

水产养殖智能投喂装置及关键技术研究进展

漆海霞¹, 徐伟¹, 罗锡文^{1,2}, 王朝海¹, 利晓浩¹, 梁广升¹, 刘英建¹

(1. 华南农业大学工程学院, 广州 510642; 2. 华南农业大学南方农业机械与装备关键技术教育部重点实验室, 广州 510642)

摘要: 智能投喂装置是推动水产养殖向智能化和集约化转型的重要技术装备, 其核心在于通过多模态感知获取环境与养殖对象信息, 结合数据建模与决策算法对投喂需求、养殖对象生理信息及环境变化等进行综合分析, 并依托执行层的优化设计实现高效投喂。该文梳理了智能投喂装置的发展脉络, 构建了由感知层、决策层和执行层组成的系统框架。感知层关注水质、气象及养殖对象的多源监测与信息融合。决策层基于生长模型与优化算法生成科学、个性化的投喂方案。执行层则通过改进装置适应性、设计饲料输送机制与布撒模式, 提高系统的稳定性与适用性。当前技术仍面临多源数据融合精度不足、模型泛化能力有限及装置适应性低等问题。未来应加强多源感知与跨模态融合的协同发展, 加强模型泛化与实时性的平衡优化, 提升装置的环境适应性与功能多样化, 并结合中国养殖特点开展规模化应用验证, 以推动智能投喂技术的可持续发展和水产养殖行业的智能化升级。研究为智能投喂装备的发展提供了系统化的理论框架, 也为提升饲料利用率、降低养殖成本和推动绿色可持续养殖提供了实践参考。

关键词: 水产养殖; 智能投喂系统; 精准投喂; 投喂装置优化; 智慧渔业

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202504165

中图分类号: S96

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2025)-20-0001-16

漆海霞, 徐伟, 罗锡文, 等. 水产养殖智能投喂装置及关键技术研究进展[J]. 农业工程学报, 2025, 41(20): 1-16. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202504165 <http://www.tcsae.org>

QI Haixia, XU Wei, LUO Xiwen, et al. Research progress on intelligent feeding technology in aquaculture[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(20): 1-16. (in Chinese with English abstract)

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202504165 <http://www.tcsae.org>

0 引言

水产养殖作为全球食物供给的重要支柱, 为人类提供丰富的蛋白质资源, 其战略地位随着人口增长与膳食结构升级而日益凸显。自 20 世纪 90 年代规模化发展以来, 全球水产养殖年均增速达 5.3%^[1]。2023 年前三季度, 中国水产品产量稳步增长, 海水和淡水养殖业的增速均超过 4.5%^[2], 表明水产养殖在稳定市场供给和推动渔业经济方面发挥重要作用。2024 年联合国粮食及农业组织 (Food and Agriculture Organization of the United Nations, FAO) 报告显示^[3], 水生动物养殖产量首次超过捕捞渔业, 预计到 2030 年全球 2/3 的水产品将来源于养殖。

然而, 水产养殖业的快速发展也伴随着诸多挑战, 其中投喂环节尤为突出。作为养殖成本的主要支出, 投喂相关支出 (饲料、人工及设备) 占总成本的 40%~80%^[4], 长期以来, 投喂环节效率低下、资源浪费严重, 直接影响到养殖效率、生产成本及水产品质量。近年来, 投喂装置凭借硬件创新与算法优化, 显著提高了投喂的精度和效率。虽然中国在 2020 年水产养殖投喂设备保有量达 106.76 万台, 占养殖器械总量的 23.4%^[5], 但整体智能化水平较低, 仍有待通过技术迭代推动从机械化向智慧化转型^[6]。

为系统梳理智能投喂装置的技术发展脉络, 本文拟构建由感知层、决策层和执行层组成的完整技术框架,

深入分析各层级的关键技术特征与发展现状, 指出当前技术面临的关键挑战, 并探讨未来发展方向。通过系统性研究与分析, 期望为智能养殖装备的创新研发、产业化应用及水产养殖业的智能化转型提供理论指导。

1 投喂装置的定义与发展路线

1.1 投喂装置的定义及作用

投喂装置是通过机械化和智能化手段, 部分或完全替代人工抛洒饲料作业的装置, 其核心功能是按照预设的程序, 以特定的时间、数量和方式向养殖水域投放饲料, 满足养殖对象的摄食需求^[7]。合理设计与规范使用投喂装置可有效提升饲料利用率并减少损耗, 同时通过优化养殖环境参数、降低人力投入, 有助于实现生产效益的规模化提升。Nicovita 在拉丁美洲的养虾场和西班牙 FFF 公司 (Fish Farm Feeder, FFF) 实践表明^[8], 智能投喂较人工提高了 10%~20% 的投喂效率, 长期经营可降低 30% 的总成本。在功能实现层面, 装置设计需重点解决饲料扩散均匀性与水体覆盖效率问题, 并适配不同物种的摄食行为特征^[9]。现有设备体系在投送精度、控制逻辑及智能化水平方面呈现显著技术差异, 并表现出对养殖模式及环境条件的差异性适应。

1.2 投喂装置的发展路径

投喂装置的发展经历了从简单的人工投喂到智能化、数据驱动投喂的演变过程。早期的投喂装置主要采用机械化控制模式, 该类装置的优化主要围绕物理结构改进, 如增加投喂器的容量、优化撒布范围、降低饲料破碎率及提升投喂均匀性等, 以提高投喂效率和减少饲料损耗^[10]。尽管这些装置在机械结构上不断优化, 但其投喂策略较为固定, 通常基于定时或计量进行投喂, 难以适应环境

收稿日期: 2025-04-18 修订日期: 2025-09-10

基金项目: 特定高校学科建设项目 (2023B10564002)

作者简介: 漆海霞, 博士, 副教授, 研究方向为智能机器人、智慧农业等。

Email: qihaxia_scau@126.com

变化, 仍需人工干预调整^[1]。随着传感技术、物联网和人工智能的发展, 投喂装置逐渐向智能化方向演进。基于智能决策算法的投喂装置在传统硬件基础上集成了传感器系统、数据分析模块、物联网设备及自动控制系统, 能够实时采集养殖环境和鱼群状态数据, 并基于“感知-决策-执行”的闭环控制机制进行精准调控^[2]。该类系统能够根据水质参数、水文气象、鱼群行为特征及摄食情况动态调整投喂策略, 减少人工干预, 提高投喂精度和响应效率^[3], 发展历程表明, 智能投喂的演进正逐步集中于感知、决策和执行3个维度。硬件优化型投喂装置与智能决策型投喂系统对比见表1。

表1 基于硬件优化设计的投喂装置与基于智能决策算法的投喂系统对比

Table 1 Comparison between feeding device based on hardware optimization design and feeding systems based on intelligent decision-making algorithms

对比维度 Comparison dimension	基于硬件优化设计的投喂装置 Hardware-optimized feeding device	基于智能决策算法的投喂系统 Intelligent algorithm-driven feeding system
关键组成 Key components	储料仓、撒料器、定时/定量控制器、动力系统	传感器系统、物联网设备、自动控制系统、数据分析系统
控制方式 Control method	机械化控制, 定时或定量投喂	数据驱动, 基于传感器反馈与决策算法动态调控
优化方向 Optimization focus	由机械化到自动化	由自动化到智能化
实现路径 Implementation pathway	设备结构优化、传感器配置、机械改进	数据分析、机器视觉、大数据处理、反馈控制
投入成本 Investment cost	较低, 主要集中在硬件投入	较高, 涉及算法开发和高端传感器
自动化程度 Level of automation	自动化程度较低, 仍需人工干预	高度自动化, 几乎无需人工干预
灵活性 Flexibility	固定策略, 无法实时调整	可根据数据变化实时调整投喂策略
复杂度 Complexity	结构较简单、易于维护	需要更复杂的硬件和软件支持
效率和精度 Efficiency and accuracy	提高精度和投喂效率, 但不够灵活	更高的精度和投喂效率, 能根据实时数据调整
适用场景 Application scenarios	稳定环境、固定养殖模式	动态环境、复杂养殖需求
典型案例 Representative cases	池塘养殖、网箱养殖	工业集约化养殖、深海养殖船

两者在优化方向与实现路径上呈现显著差异: 前者主要通过改进设备的物理结构、传感器配置及动力系统以提高投喂效率与精度; 后者依托数据采集、环境感知与实时反馈控制, 动态调控投喂策略以适应养殖环境的实时变化。这种发展路径差异不仅导致装置在结构构成和应用场景上的分化, 也构建智能投喂系统“感知-决策-执行”分层发展的逻辑基础。下文将以智能投喂系统为框架, 依次探讨3个层面的关键技术与发展现状。

2 感知层: 基于监测任务的智能投喂系统

在传统养殖实践中, 投喂量多依赖经验判断, 难以精准匹配养殖对象的实际需求, 常出现过量或不足的问题。这不仅降低饲料利用率和养殖效率, 还可能引发水体富营养化等环境风险。针对这一问题, 基于感知信息的供需式投喂被认为是主要发展路径。

当前水产养殖智能投喂技术体系主要围绕感知层的监测任务展开, 通过实时采集养殖环境参数与生物生理

特征等多维数据, 为智能投喂决策提供数据支撑^[4]。LAN等^[15]提出基于数字孪生架构, 融合水质预测、种群评估与饲料需求计算等组件, 结合强化学习算法优化投喂策略, 显著降低饲料成本(节省15%~20%)和人工需求(减少30%)。印尼eFishery公司^[16]通过传感器监测鱼虾的饥饿程度, 以此调控饲料分配, 实践表明该系统误检率低于4%, 可节省21%的饲料用量, 为水产养殖数字化转型提供应用案例。

2.1 基于养殖环境的监测

2.1.1 基于水质与气象监测

养殖过程中, 排泄物和残余饲料的积累会导致水体中颗粒悬浮物、氨态氮和总磷等水质指标升高, 并伴随亚硝酸盐产生和病原微生物增殖, 破坏水体生态平衡, 对养殖对象健康构成潜在威胁^[17]。因此, 探明养殖对象的生长和环境因子间的相互作用机制, 对于优化水质调控策略、提高资源利用率, 协同经济效益和可持续发展具有重要指导意义^[18]。KASIH MUDDIN等^[19]研究指出环境与摄食行为间的生理调控机制: 溶解氧浓度和水温是影响鱼类食欲强度的关键调控因子, 在最适温度范围内摄食效率和饲料利用率较高, 而极端温度会抑制摄食欲望并降低消化酶活性, 影响生长速度与养殖效益。DU等^[20]进一步建立多因子影响模型, 定量分析水温、溶解氧、鱼类平均体质量和养殖密度等参数对摄食量的影响, 深化对环境因素与鱼类摄食行为之间的关系。KIM等^[21]结合时间序列分解模型与预训练长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM), 开发溶解氧浓度实时预测系统, 动态预测未来3h的溶解氧变化, 并据此调控投喂系统的启停与投饵料量, 降低因投喂引发的缺氧风险。此外, 环境因子的波动可能产生叠加效应, 加剧摄食行为紊乱, 因而深入研究相关机制对优化投喂策略、提高养殖产量及应对未来气候变化具有重要意义。

温度、气压和降雨等气象因素存在滞后效应, 可间接改变水质影响养殖效益, 把未来气象数据纳入预测体系有助于指导养殖户提前采取应对措施, 减少损失, 进而提升养殖效益^[22]。在半开放式海洋网箱养殖环境中, 气象水文数据的实时监测尤为关键, 海洋气候变化、洋流运动和极端天气均可直接影响养殖效益, 其监测指标见表2。

表2 海洋气象监测的主要内容

Table 2 Main content of marine meteorological monitoring

监测参数 Monitoring parameters	作用 Function
风速和风向监测 Wind speed and direction monitoring	测量深海上空的风速和风向, 这对于深海养殖结构的稳定性和船只操作的安全性至关重要
海浪监测 Wave monitoring	深海中的海浪情况直接影响到养殖结构的稳定性, 监测潮位、波向、波高、浪高、周期等参数是必要的
海温监测 Sea surface temperature (SST) monitoring	海温对于深海养殖中的生物生长和健康有重要影响, 因此需要监测海水的温度分布
海洋流监测 Ocean current monitoring	海洋流的方向和速度对养殖结构和养殖物种的运动具有重要影响, 需要进行实时监测
盐度监测 Salinity monitoring	海水盐度是深海养殖中的重要参数之一, 对于某些养殖物种的适应性和生长环境的评估至关重要
降水与雷暴监测 Precipitation and thunderstorm monitoring	深海上空有降水或雷暴的发生, 可能对船只和养殖结构造成影响, 及时提供预警以保障深海养殖设施和船只的安全
大气压力监测 Atmospheric pressure monitoring	深海养殖地点的大气压力变化可能影响到深海养殖结构的设计和运行

随着低轨道卫星的广泛应用，海洋监测能力显著提升。联合国外层空间事务厅 2024 年数据显示^[23]，自 2017 年起，卫星发射量持续增长，全球渔业观察项目通过卫星图像与 GPS 数据追踪渔船活动，提供数据支持。ARORA 项目^[24]采用高空浮空器收集大气边界层参数，提升短期气候预测精度，增强渔业管理的应变能力。监测技术的发展推动养殖智能化管理升级，BAO 等^[25]整合养殖海域的水文气象数据与养殖对象的生物信息，精准优化投喂策略，在试验中表现良好，但由于成本高昂可能限制其规模应用空间。此外卫星与浮空器的数据延迟是否会削弱智能投喂的即时性和可靠性，仍有待验证。

2.1.2 基于残饵监测

基于残饵监测的智能投喂系统通过估算水域内饲料残余量间接分析养殖对象的摄食行为^[26]，因其操作相对简便且具备高识别度，被认为是评估摄食强度的有效手段。

早期技术主要通过水下摄像技术观察进食情况，或采用气泵将即将沉底的残饵提升至监测区域，判断是否需要调整投喂量^[27]。为提升监测精度，WANG 等^[28]利用机器视觉分析饲料在水中的分布特征，快速量化残饵量并指导投喂。然后，水下环境存在视野有限、遮挡（养殖对象、设备和水藻等）、以及饲料的自身原因（尺寸较小、易溶解和粘连），直接影响投喂决策的准确性^[29]。张丽珍等^[30]提出基于 HAMNet 的残饵估算方法，提升残饵估算的鲁棒性。在深度学习框架下，LI 等^[31]基于 YOLO 架构改进模型在复杂环境下实现高精度监测，且兼顾运算速度与参数优化。在浑浊和低光照条件下，FOLKEDAL 等^[32]通过声学传感器检测水域中的饲料残留量以指导精细化投喂，为鲶鱼等暗光养殖鱼类的智能投喂管理提供技术支持。

然而，残饵监测通常需要投喂过量饲料，对水体造成负面影响，与可持续养殖相矛盾。基于此，PETTERSEN 等^[33]提出鱼泥-昆虫-饲料的循环链，可提升氮磷利用率与饲料的转化效率。但此类研究仍处于试验验证阶段，尚未推广应用于实际养殖中。

2.2 基于养殖对象的监测

养殖对象的表型特征与行为是智能化养殖管理的核心指标，通过目标识别、计数、生理表征监测及行为分析等多维数据融合，为精准投喂、健康评估及环境调控提供科学依据，显著提升养殖效益与管理水平^[34]。

2.2.1 目标识别与动态计数

目标识别与计数技术通过实时监测养殖对象的空间分布密度与动态变化，为智能投喂系统提供量化决策依据，是实现精准化养殖管理的关键技术^[35]。在精准识别领域，李辉等^[36]提出的改进型两阶段目标检测网络，通过多尺度特征提取与融合注意力机制，提升水下目标检测精度和鲁棒性。针对高密度、小尺寸目标识别的应用场景，申阳等^[37]在 YOLOv8 网络引入 P2 小目标检测层和 GAM 全局注意力机制，HUANG 等^[38]通过外观相似度和运动变形量化方法构建的多鱼跟踪基准 (UD-MFT)，实现复杂养殖环境下多目标的精准跟踪，解决高密度鱼苗场景下的目标重叠和小尺寸检测难题。在实时计数领域，YANG 等^[39]提出 TransVidCount 模型结合密度估计与回归分支，在 YoutubeFish-35 数据集上实现高精度鱼类计数。为改善系统性能，孙月莹等^[40]基于 YOLOv7-MO

算法引入 MobileOne 轻量化网络优化计算性能，在保持 97.3% 检测精度的同时降低计算量，为智能投喂和密度调控等养殖环节提供数据支撑。

然而，机器视觉在遮挡、光照差和物体变形等复杂养殖场景中仍存在局限性。声学技术凭借其对于浑浊度和光照的低敏感性，在深水养殖连续监测方面展现优势^[41]。声呐技术克服光学传感技术在弱光 (<1 lx) 水域中的信号衰减问题，以其亚米级空间分辨率获取鱼类的三维空间坐标，精准分析鱼群运动轨迹和集群动力学特征。RITTER 等^[42]采用双频识别声呐技术在浑浊河口环境中成功获取鱼类体长分布及觅食行为特征。Cage Eye 公司的回声饲喂系统^[43]结合水声传感技术与深度学习模型，精准分析鱼群摄食声纹特征（识别精度达 95%），为投喂时机和投喂量的智能决策提供支持，显示声学监测在弱光与浑浊环境下的应用潜力。

2.2.2 生理状态表征分析

准确识别与计数养殖对象的生理特征信息，包括体尺、体色变化和摄食音频等，是实现智能投喂精准化管理的关键环节。

鱼类的体质量与其胴体形状（体长、体宽、厚度等体态参数）高度相关，体型参数的动态变化可反映个体生长发育状态^[44]。体尺与体质量估算直接影响饲料投喂量与种群生长均匀性。李振波等^[45]基于机器视觉的鱼类轮廓提取算法与体尺计算方法，为鱼类养殖的饲料量配给提供可靠的技术支撑。CONG 等^[46]基于深度视觉的鱼类体尺体质量估测系统，借助改进 Deeplabv3+网络进行像素级分割，结合关键点检测提取全长、体高等 7 项体尺参数，实现无应激生长监测，为精准分级和智能投喂提供可靠方案。

鱼类体色变化可作为其健康状况、饥饿程度及环境适应性的评估指标^[47]。但在高密度养殖环境以及光学特性较差的水域，体色这类表征信息难以识别，且存在部分养殖对象的体色会向环境色演变的趋势。研究者通过分析鱼类的趋光性及环境色影响，间接改善养殖策略。马斌等^[48]研究发现蓝光条件下花鲈的适应性较强（正趋向），有效降低应激水平。赵浩翔等^[49]研究发现慈鲷在白色或黑色背景环境中表现出更强的群体协调性和凝聚力。通过了解鱼类的色彩偏好可有效提高鱼类的活动性和摄食效率，可有效提升养殖效率和减少应激相关的健康问题。

部分养殖鱼类表现出显著的雌雄二态性，主要体现在体型和体色等方面，准确识别这些性别特异性对于优化投喂策略具有重要指导意义^[50]。李家弟等^[51]基于 PSO-Stacking 的河蟹投喂量预测模型，将性别比例作为关键参数以制定差异化投喂方案，进而提升养殖经济效益。尽管性别特异性对投喂策略有重要影响，但如何保证该技术在大规模养殖中具有普遍性和可行性，仍有待验证。

水生动物摄食音频解析已成为评估其摄食强度的新兴方法，涵盖捕食、咀嚼、吞咽和争食声等声学特征。PUEBLA-APARICIO 等^[52]通过声学监测鱼类的发声特征，揭示其与摄食行为的相关性。王晓萌等^[53]和 HELBERG 等^[54]分析大黄鱼和大西洋鲑的摄食音频，发现摄食声信号在吞食和咀嚼阶段存在显著差异，为行为监测提供声学依据。ZENG 等^[55]基于声学特征和注意力机制的 ASST 模型，采用 Swin Transformer 架构处理音频频谱图，

精准区分强、中、弱和无4种摄食等级。

声学技术应用广泛,但也需关注对生物的潜在反应。研究指出,多数经济鱼种对50~1500 Hz的声波具有趋性响应特性,这为声学诱导投喂提供理论依据^[56]。浙江省洞头区已投入使用的无网养殖技术^[57],通过声波围栏替代传统物理围网,有效改善养殖环境。但DUAN等^[58]研究警示,在使用声学监测技术时应综合评估对养殖对象的潜在影响,并采取相应补偿措施,避免引起听觉损失或摄食抑制,如何平衡高效养殖与生物福利,成为当前研究中的重要议题。

2.2.3 摄食行为模式识别

鱼类行为活动反映食欲强度与摄食需求,在时间和空间维度上存在关联性^[59]。通过监测摄食行为特征(运动轨迹、姿态变化、加速度、游速、角速度及水面扰动特征等),可为智能投喂系统提供实时的量化决策依据^[60],如图1。LIN等^[61]基于DVE-YOLO行为检测框架,通过双帧深度特征融合与时空上下文分析,量化鱼群洄游面积、游速变化和持续时长等参数,对摄食行为实现精准识别。

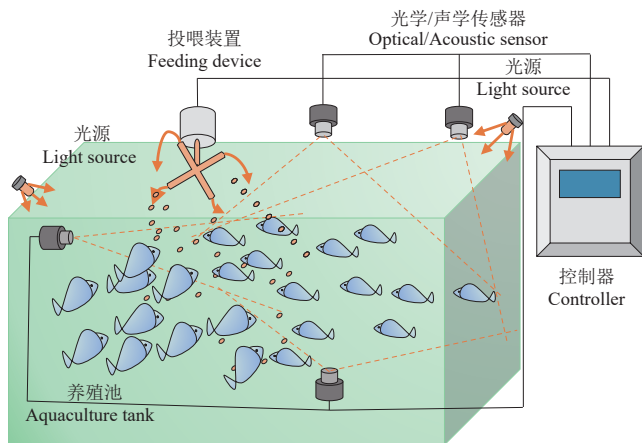


图1 基于摄食行为分析的精准投喂系统

Fig.1 Precision feeding system based on feeding behavior analysis

摄食行为根据其发生主体可分为个体和群体行为,个体摄食行为侧重于单个鱼类的摄食特性,而群体摄食行为则着重于鱼群内部的相互作用及其对环境变化的适应性^[62]。鱼类在摄食阶段通常表现为游速提升、角速度增大、活动更为剧烈,在无外界干扰的情况下这些参数可准确反映其真实食欲水平^[63]。群体摄食行为表现为鱼群内部个体之间的协调性及对环境变化的整体适应能力,可反映整体的摄食需求变化^[64]。在密集养殖条件下,鱼群摄食时通常表现为聚集规模扩大、密度增加、水面扰动增强等现象^[65]。

由于群体活动受到集群状态及个体互动行为影响,不便于直接监测,陈明等^[66]基于鱼群质心轨迹提取颜色、形状和纹理特征,采用XGBoost算法构建摄食评估模型。有学者通过量化分析群体行为引发的水面变化进而分析群体行为。HU等^[67]通过监测鱼群摄食导致的水面波动幅度判断是否继续进行投喂。此外,也有学者在密度较高的养殖环境中引入生物遥测技术^[68],如图2。通过在少量个体中植入标签作为“哨兵鱼”,实时获取位置、速度、尾拍频率等数据,从而推断整个养殖群体的摄食状态^[69]。尽管该技术存在成本高和侵入性强等局限,但

在精细化行为分析和食欲评估方面具有明显优势^[70]。

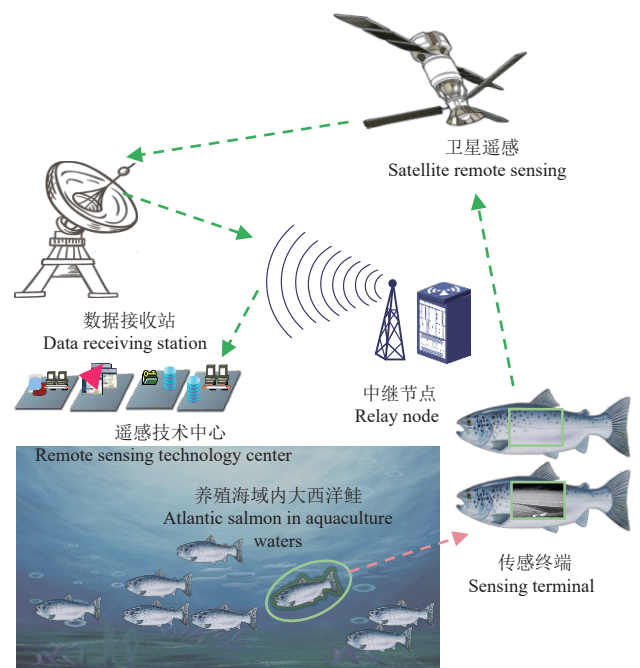


图2 水产养殖中生物遥测技术的应用

Fig.2 Application of biological technology in aquaculture

总体来看,无论是个体行为还是群体行为的摄食特征,均可作为量化食欲强度的重要生理指标。尽管现有的行为监测技术在精度和稳定性方面仍面临挑战,例如鱼类活动的随机性、个体间的重叠遮挡等^[71],但相关技术的持续进步为精准投喂奠定了基础,为水产养殖提供了新的思路与策略。

2.3 基于多模态(环境-对象)信息融合的优化

多模态数据融合技术通过整合环境与养殖对象的监测信息构建协调感知框架,以此提升数据采集的全面性和精准性,为投喂决策提供可靠的数据支持^[72]。针对鱼类行为识别受环境噪声和光照不足影响而精度下降的问题,YANG等^[73]提出了基于视听信息融合的多模态识别模型,通过多模态交互融合与特征增强结构实现声学信息与视觉信息的深度互补,进而提升模型在复杂养殖环境下的鲁棒性与监测精度。胡学龙等^[74]融合水质、声学信息与视觉数据的多模态算法,通过跨模态结构优化实现多源信息的深度交互,能够克服单一模态的局限,显著提升鱼类摄食强度的识别能力,并为智能投喂系统的建立提供了技术支撑,表3直观展示了多模态方法在应对复杂养殖环境、提升识别精度方面明显优于单一模态。

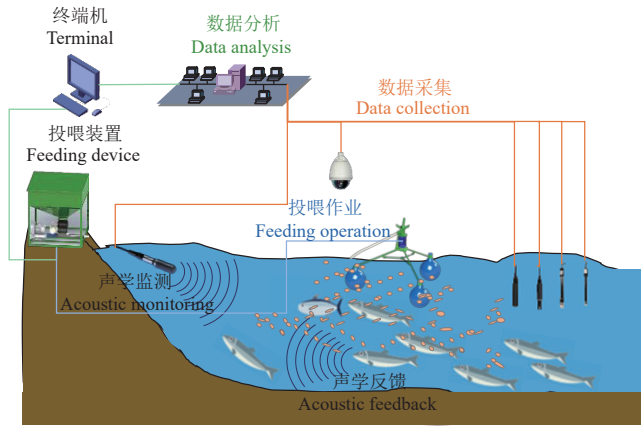
表3 模态配置与性能对比

Table 3 Modality configuration and model performance comparison

参考文献 Reference	采用模态 Modalities used	模型 Models	准确性 Accuracy/%
文献1 ^[73] Ref 1	音频	SEResNet50	87.18
	视觉	MFCC+ResNet50	82.09
	水质+视觉	Fish-MulT	94.21
文献2 ^[74] Ref 2	视觉+音频	Fish-MulT	73.68
	水质+音频	Fish-MulT	93.68
	水质+音频+视觉	Fish-MulT	95.36

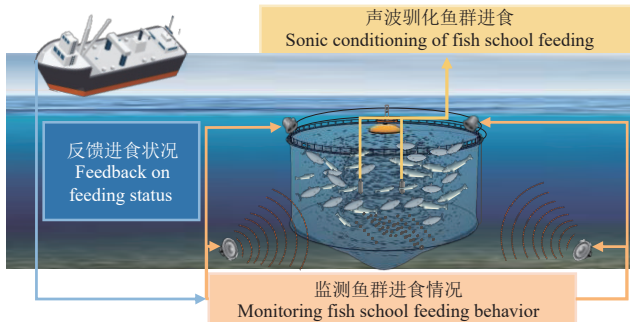
在集约化养殖中,通过机器视觉监测鱼群种类与摄食行为,结合声学技术获取空间分布,并利用声波引导实现精准投喂,从而提升投喂效率与养殖效益(如图3),

已成为新型养殖模式。日本富士通智能投喂系统^[75]采用多模态数据融合与跨模态分析算法,实现水质、视觉与活动监测数据的深度交互,在保证投喂精准度的同时降低能耗,为高价值鱼类养殖提供可靠的智能化解决方案。



a. 多模态数据融合技术在池塘养殖中的应用

a. Application of multi-modal data fusion technology in pond aquaculture



b. 多模态数据融合技术在网箱养殖中的应用

b. Application of multi-modal data fusion technology in cage culture

图 3 基于多模态数据融合的智能投喂

Fig.3 Intelligent feeding based on multi-modal data fusion

3 决策层：基于数据处理与建模的智能投喂系统

多模态感知在提高投喂精度和养殖效益方面已展现出显著成效,并为智能化应用奠定了数据基础。然而,仅依赖感知技术难以实现投喂全流程的自动化与闭环控制^[76]。要将感知信息转化为可执行的优化方案,必须依托决策层对多源异构数据进行建模和算法处理。由此,决策层成为系统效能提升的核心环节。

3.1 数据处理

数据清洗作为基础环节,旨在剔除因设备故障或环境异常产生的噪声数据,确保数据质量^[77]。NIU 等^[78]基于傅里叶变化的频域增强方法预处理图像,以提高图像质量和模型检测精度。特征提取则从原始数据中提取与养殖对象行为、环境变化等相关的关键特征。异常值剔除步骤通过去除不符合常规模式的离群点,避免对模型训练的干扰。HU 等^[79]通过增强特征提取能力开发的鱼类摄食行为识别模型 DCA-MVIT,较原始模型显著提升检测精度。背景过滤通过去除图像或视频中的冗余背景信息,专注于目标物体的行为与状态。数据增强通过旋转、缩放、裁剪等手段扩充数据集,以提高模型的泛化能力。李道亮等^[80]基于音视频信息融合与 Self-Attention-DSC-CNN6 网络研发的鲈鱼摄食强度分类方法通过随机

裁剪和颜色增强等方式,有效提升系统在复杂环境中的鲁棒性与适应性。

机器学习和深度学习已成为智能投喂系统中的核心分析手段,基于学习历史数据捕捉潜在规律并依据实时数据动态调整。常见算法包括支持向量机、神经网络、决策树、随机森林等。BANAN 等^[81]和 WANG 等^[82]基于 CNN 和 LSTM 模型分别预测鲤鱼和对虾的摄食行为,准确率较传统算法有明显提升。轻量化网络与迁移学习进一步提升模型在算力资源受限环境中的适用性, METTILDHA 等^[83]提出基于 MobileNetV2 的迁移学习方法提升物种识别准确性并降低计算需求。除摄食行为外,机器学习算法也被用于品种选择与养殖方案优化, ISLAM 等^[84]将随机森林算法应用于水产养殖品种选择,通过分析 pH 值、温度及浊度等参数,构建的智能决策模型预测准确率达 88.48%,为养殖户提供科学化品种选育方案,与精准投喂系统联动,可根据鱼种特性优化饲料配比和投喂策略,为精准投喂与养殖管理提供技术支持。

模糊逻辑控制在处理不确定性信息方面表现出色,能有效应对动态环境中无法精确量化的数据,如水质指标和鱼类饥饿程度等,从而增强系统的鲁棒性。WEI 等^[85]基于模糊逻辑的专家系统,利用模糊逻辑和成员函数对饲养方法进行评价,优化饲料管理。此外,蚁群算法 (ant colony optimization, ACO)、遗传算法 (genetic algorithm, GA) 等自然启发式优化算法也被用于投喂策略优化。赵思琪等^[86]结合蚁群优化算法与模糊 PID 控制技术提出适用于池塘养殖的精准投喂系统,减少饲料的无效投喂。孙月平等^[87]借助 GA 算法对投饵均匀度目标函数中的相关变量进行优化求解,为均匀投喂研究奠定理论基础。

数据处理与算法优化作为智能投喂系统的核心环节。高质量数据通过清洗、特征提取和异常值剔除得以保障;而机器学习、深度学习、模糊逻辑及自然启发式算法的结合,显著提升投喂精度与效率。然而,深度学习在精度上的优势可能伴随着计算资源的高消耗,这对资源有限的中小养殖场提出要求,高精度算法所节省的饲料和人力成本能否抵消设备和算力投入成为不可忽视的现实问题。

3.2 数据建模

研究者通过整合养殖对象生理特征、环境参数、实践经验及专家知识,建立精确的投喂数据预测模型。这些模型主要基于生长模型和能量学模型^[88],核心在于对输入数据进行高精度建模,以此制定在当前条件下的最优投喂策略,见表 4。JOÃO 等^[90]通过对比研究揭示投喂策略在对虾养殖中的关键作用:在 13 周的池塘试验中,AQ1 声学投喂系统展现出明显的产量优势,而不同定时投喂方式(日间、夜间或 115% 投喂量)的养殖效果无显著差异。进一步的 11 周水箱试验证实,增加投喂频次能有效促进对虾生长,在投喂量相同的情况下,高频投喂促使增重率提升 18%,饲料转化率改善 12%,验证科学投喂策略在提升养殖精准化和资源利用效率方面具有重要实践价值。

3.2.1 基于生长模型的智能决策

生长模型主要通过建立养殖对象的体型、体质量等生理参数与饲料需求量之间的关系,实现投喂量的精准

预测。已有研究证实鱼类体质量与单日饲料需求量高度相关,为构建特定鱼类的生长模型提供科学依据^[91]。

表4 投喂策略影响因素^[89]

Table 4 Factors influencing feeding decisions^[89]

指标 Index	影响因素 Influencing factors
投喂量 Feeding quantity	养殖对象的品种特性、生长阶段及体质量变化、水体质量、水温和溶解氧水平等
投喂频率 Feeding frequency	养殖对象的生长天数、体型、生长阶段和健康状况,水体的温度、溶解氧水平、pH值以及饲料的营养成分、形态和质量等
投喂时间 Feeding time	投喂时间的安排需根据养殖模式的不同而有所调整
投喂位置 Feeding location	根据养殖对象的品种、生长周期、活动能力、生活习性和汇聚范围等因素判断投喂的区域

作为基于历史生长数据的预测工具,生长模型主要用于初步估算投喂量,但其精度易受水温、溶解氧和pH值等环境因子波动影响,进而造成预测误差。因此,模型需通过定期校准并结合实时环境监测实现动态优化。近年来,有研究通过引入经验知识库与自适应算法,提升了模型在不同环境和鱼种条件下的预测能力。LI等^[92]基于历史数据构建经验知识库,提出自适应鱼类生长预测模型,能够准确预测特定环境下不同鱼种的生长状况。在模型比较方面,不同非线性函数在鱼类不同生长阶段表现出差异性。WONG等^[93]基于20年选育计划的四代亚洲鲈鱼生长数据,建立体长-体质量回归模型和年龄-体质量生长模型,研究发现Von Bertalanffy生长函数(VBGF)较Gompertz模型具有更好的拟合优度,且各世代体长与体质量呈高度正相关。类似地,SUN等^[94]通过比较Logistic、Gompertz、Von Bertalanffy、广义Weibull、Janoschek、Schnute等10个非线性模型对珍珠葛藤石斑鱼(PG)和海带石斑鱼(KG)幼体的适用性,发现Schnute模型最适合幼体阶段(75%最佳拟合率),Janoschek模型最适合幼鱼阶段(50%最佳拟合率),且PG的生长性能显著优于KG,为育种和生产管理提供量化依据。然而,生长模型往往依赖特定试验条件,跨物种或跨环境的有效仍需验证。

3.2.2 基于生物能量模型的智能决策

生物能量模型基于热力学第一定律,定量描述生物体能量代谢过程中的摄入、转化和消耗,阐明摄食能量在基础代谢、排泄和生长等生理过程中的分配机制,并逐步建立起能量需求与投喂策略的内在联系,广泛用于精确估算养殖对象能量需求并推算饲料需求量^[95]。STAVRAKIDIS-ZACHOU等^[96]基于鱼类生物能量模型研究虹鳟鱼在不同水温和摄食密度下的活动情况,揭示能量消耗和生长效率之间的关系。叶章颖等^[97]运用机器视觉和深度学习技术对循环水养殖鱼群的游泳能耗进行实时分析和评估,构建的“饱食程度-游泳能耗”模型预测鱼群摄食需求。也有学者将生物能量学与营养代谢结合,揭示蛋白质与能量利用效率的差异,并在预测精度上优于传统方法,为营养调控和高效养殖提供了理论依据。RAPOSO等^[98]通过建立能量-蛋白质通量模型发现尼罗罗非鱼蛋白质增重效率显著高于能量增重且不受摄入量影响,而能量保留效率随体质量增加而降低,较传统生物能模型显著提高生长预测精度(平均绝对百分比误差从13%降至9%),为罗非鱼精准营养调控和高效养殖提供了重要理论依据。随着草鱼^[99]、鲤鱼^[100]和大

黄鱼^[101]等多经济鱼类的生物能量模型相继被建立,不仅为理解鱼类生长和代谢提供依据,也为饲料配方优化和养殖环境管理等提供科学指导^[102]。生物能量模型虽能揭示代谢机理,但其对参数依赖度高,计算过程复杂繁琐直接影响其推广使用,目前该模型多处于试验验证阶段,或珍稀物种的养殖研究。

生长模型和生物能量模型在水产养殖中的应用各有侧重:前者基于历史数据和生长规律预测饲料需求,后者则从能量收支角度量化代谢与摄食行为。未来研究可尝试将二者结合能够在提供基准投喂量的基础上,引入环境动态校正,从而实现更精准、可靠的投喂策略,保证预测精度的同时提升模型的适应性与推广性。

4 执行层:基于硬件优化设计的投喂装置

决策层的优化使投喂策略更具科学性和可靠性,但落地效果仍依赖于执行装置的实现能力。只有将模型预测与算法输出转化为具体的物理动作,才能在实际养殖场景中发挥作用。因此,投喂装置的设计应与决策层高度协同,兼顾养殖需求与环境约束,以保证系统运行的稳定性与适用性。以下将围绕装置适应性、饲料输送机制及撒布模式展开讨论。

4.1 基于装置的适应性优化

投喂装置的设计不应仅限于理论研究和实验室验证阶段,更应促进其在生产实践中的规模化应用。实际养殖环境较试验条件更为复杂严苛,不同养殖对象在饲料需求上存在显著差异,饲料种类繁多、理化性质各异,这要求投喂装置具备更强的适应能力。

4.1.1 基于养殖环境

养殖环境适应性是投喂装置设计的关键因素,在复杂多变的自然环境中,装置需具备较强的环境适应能力与运行稳定性。环境适应性涉及气候条件、水体类型、水流特性、养殖规模及地域差异等方面。

在气候条件方面,投喂装置需适应高温或低温等极端气候条件,应配备隔热或防冻设计,以确保其稳定运行。在热带地区养殖金枪鱼等高经济价值鱼类,投喂的冰鲜饲料在高温环境下易腐败变质,料仓应增加隔热保鲜功能,确保已化冻的饲料处于相对低温的“保鲜”环境中,避免饲料变质影响鱼体健康及养殖效益^[103]。在水体类型上,水体透明度、酸碱度和盐度等参数直接影响投喂装置的材料要求。在海水养殖中,装置需具备强防腐能力,而在淡水养殖中则要求相对较低。养殖规模也是影响装置设计的重要因素,小型养殖场偏向于紧凑型设计以降低成本,确保在有限空间内高效运行,保证投入产出比的合理性;而大规模养殖场则更关注投喂效率和分布式管理能力,以适应广阔的养殖区域。不同水流条件下对投喂装置的工作机制提出不同要求,以确保能够在不同流速和水深条件下精准投放饲料。在地域适应性方面,针对深远海养殖场景,装置需具备独立能源供应系统(太阳能、风能或潮汐能)和远程控制功能,保障远岸环境下的长期运行能力。

环境适应性的影响通过以下案例加以说明。在小规模陆基塘养殖中,固定式投喂装置(图4a)^[104]因结构简单、操作方便、成本低廉而广泛使用。但随着养殖规模的增加,尤其是湖泊和水库等大型水域的养殖,其局

限性逐渐显现。为此,研究者提出浮架式投喂装置(图 4b)^[105]的设计方案。通过在浮架上安装投喂装置,通过管道输送结合旋转撒料器,有效扩大投喂范围。在深海养殖中,考虑到养殖对象的生理习性,部分鱼类更适合水下摄食,上浮摄食过程可能造成不必要的负面影响,水下投喂装置(图 4c)^[106]成为一种适宜的解决方案。该设计将出料口设置在水下 10 m 处,结合散布器将饲料均匀分布水下空间内,有效提升投喂精度并减少鱼类能量消耗。

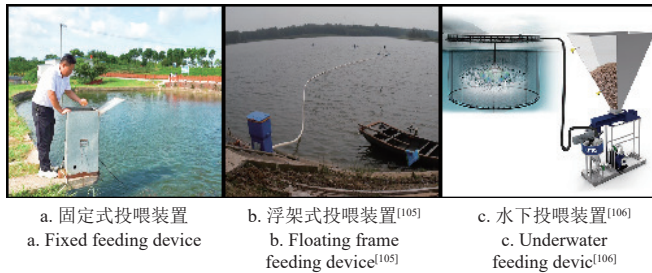


图 4 环境引起投喂装置的分化

Fig.4 The environment causes the differentiation of feeding devices

综上,投喂装置应结合具体养殖环境进行适应性设计。此外,不同装置类型在成本、维护与推广方面仍存在权衡,未来研究可从模块化设计、低能耗材料及智能感知与调控机制入手,进一步提升装置在多样化养殖环境下的长期稳定性与普适性。

4.1.2 基于饲料类型

从作业机制看,投喂装置的作业对象是饲料。由于养殖生物种类繁多且生长阶段不同对饲料的要求不同,难以系统性分类讨论,故以饲料类型为划分依据展开论述。水产饲料种类繁多,适用于不同养殖对象,包括杂食性鱼类(如罗非鱼、鲶鱼、鲤鱼等)、肉食性鱼类(如鲑鱼、鳟鱼、海鲈鱼等)以及甲壳类(如对虾、龙虾、螃蟹等)。根据饲料特性,一般将其分为生鲜饲料和人工调制饲料^[107]。

生鲜饲料广泛用于杂食性和肉食性水生物的喂养,具有营养丰富、质量高、体积大及黏附性强等特点,通常采用离心式投喂^[108],某些养殖场景下,也可采用重力下沉式或水力输送式。CHEN 等^[109]研发的环形射流泵水下液压投喂系统,通过建立关键参数与工作水深(0~30 m)的定量关系,指出较佳效率控制策略可使系统效率提升 25%,较佳流量控制策略使投喂量波动小于 5%,为深海投喂系统工程化设计提供重要试验依据。

人工调制饲料可分为粉状、软颗粒、硬颗粒和膨化颗粒饲料。粉状饲料常用于幼苗阶段的饲养,投喂前通常需与药物或添加剂等混合。为确保混合均匀,投喂装置需配备搅拌结构,常见于料仓内或运输通道内。软颗粒饲料常用于甲壳类动物(如虾蟹)的投喂,由于这些动物的行动能力较弱,且喜好“沿边寻食”,需投喂装置具备较大覆盖范围以确保高效投喂,通常与移动设施端配合使用。硬颗粒和膨化颗粒饲料形态相似,但在制作工艺和水稳定性方面不同。硬颗粒饲料在制作过程中加入高筋面粉或粘结剂,而膨化颗粒经高温高压加工,遇水后呈海绵状。两者适用于多数投喂装置,但在水力输送式中,需注意饲料在接触水时溶解或膨胀,避免对

设备造成不良影响。

4.2 基于饲料输送机制

投喂装置的应用有效降低人力劳动强度,但饲料搅拌混合、计量称重及料仓填充等环节仍需人工干预^[110]。为提升自动化水平,研究者开发出气力^[111]、转轮^[112]、螺旋^[113]和皮带输送式^[114]等多种输料结构,以满足不同养殖需求。近年来,投喂装置与载具的结合进一步提升整体效率。

气力输送式具有运输距离远、投喂效率高及饲料破碎率低等优势,配备管道分配器与旋转撒料器可完成多区域的饲料输送及投喂作业,有效提升投喂作业的效率。但其缺点在于需预先铺设管道,前期投资成本高,通常用于大型养殖基地的中央投喂系统。挪威 AKVA Group 研制的 CCS-110 自动投喂系统^[115],最远输送距离达 1 400 m,单位投喂量达 5 520 kg,其管道内部采用拖链式设计(flexible feeding)在保证投喂效率的同时降低饲料的破碎率(图 5a~5b)。

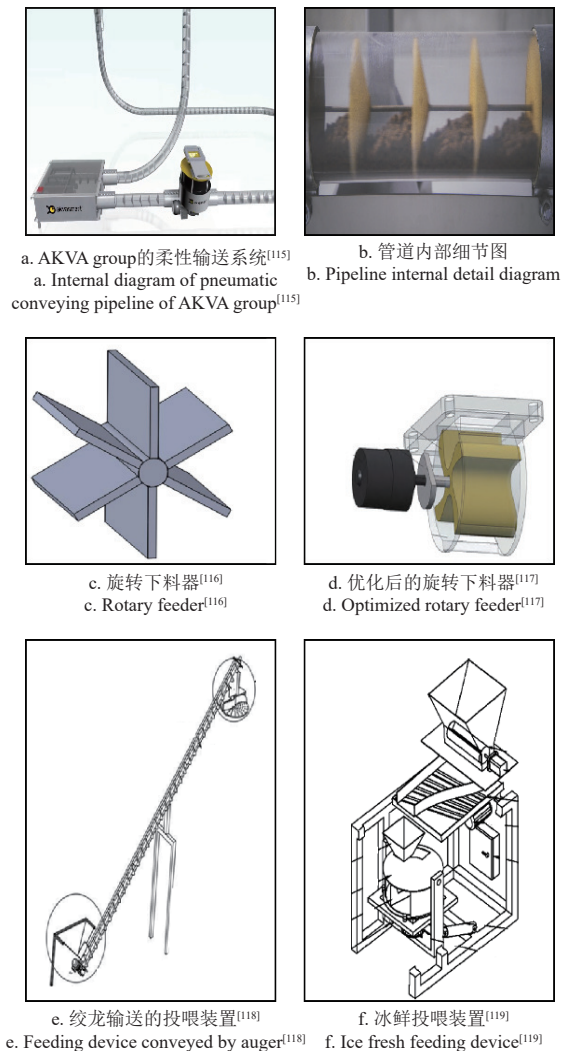


图 5 投喂装置的不同输送机制

Fig.5 Different conveying mechanisms for feeding devices

转轮定量式侧重于精确控制投喂量,支持精细化养殖。传统直泄式卸料存在下料量不可控的问题,王俊会等^[116]设计的旋转卸料器(图 5c),通过调整转速与转动圈数以实现下料量与速度的调控。但在使用中可能出现饲料被过度挤压导致饲料破碎率高及设备堵塞等情

况, 姜忠爱等^[117]提出优化下料轮叶片设计以降低破碎率(图5d)。然而, 饲料的密度、规格及卸料仓的满载程度等可能影响计量的准确性, 可通过优化容器设计或采取补偿机制予以矫正。

螺旋输送式通过绞龙叶片的旋转推动作用实现多角度输料, 适用于高坡度或黏稠饲料的运输。张勤峰等^[118]设计的螺旋输送装置, 将饲料近乎垂直的提升至一定高度后进行分散投喂, 有助减少投喂中的生物应激反应(图5e), 但装置运行中叶片对饲料的磨损及能耗问题限制了其应用范围。

皮带输送式适用于短距离输送袋装或生鲜饲料, 减轻人工搬运负担。但可能出现生鲜饲料粘连与颗粒饲料结块卡料等问题, 胡海刚等^[119]对传统皮带输送式进行了改进(图5f), 采用多组滚轮代替皮带, 并加装振动结构, 有效分散黏结的冰鲜杂鱼以实现逐条投喂。而金湖小青青机电设备有限公司则是通过优化料仓内部结构为解决该问题提供新思路。需要注意的是, 皮带输送式的机械振动可能干扰重力传感器, 进而影响投喂量监测精度^[105]。

投喂装置与载具结合进一步拓展装置的载荷能力与作业范围^[120]。车载式凭借其大载荷、灵活性高的优势广泛应用于工业化养殖场, 结合自动驾驶与SLAM技术可实现养殖区域内自动运输饲料并投喂, 作业结束后自动返回补给点进行饲料补充和充电, 为无人化养殖提供技术支撑。

船载式装置依托饲料驳船定期补给, 缓解养殖区的储料压力并减少霉变风险。无人船进一步整合投喂与施药功能, 显著降低劳动需求^[121]。XIE等^[122]基于多传感器融合(卫星定位+水下视觉)研发的智能无人船平台(UBP), 并在中国连云港养殖区域验证试验, 结果表明该平台可在20 min内完成10 000 m²区域的有效投喂, 较人工投喂节省47 min; 两个月试验期内养殖对象(海参)增产67.7%, 节省饲料23.33%, 养殖成本降幅

达46.7%, 实现养殖区域内精准投喂的全流程自动化管理, 但其在陆基塘养殖中仍有转塘等应用局限^[123]。

植保无人机的播种与施肥技术为水产投喂提供可借鉴方案, 无人机投喂成本低、范围广且不受地形限制^[124]。苏州港航集团^[125]发挥其空中机动优势, 验证在大规模蟹塘养殖中的应用潜力, 实现单机高效精准投放。然而, 通过无人机搭载投喂装置存在负载能力有限, 续航短等局限, 面对大规模养殖场景需多次补充饲料并更换电池, 影响作业效率。此外, 投喂过程受飞行高度和速度影响, 易出现落点偏移, 造成饲料浪费^[126], 未来可借鉴精准农业的播撒技术或借助下洗风场辅助投喂以提升投喂精度^[127]。

综上, 饲料输送机制已由传统的点位式向区域化、载具化和智能化演进, 其未来发展方向在于实现高效与精准的协同优化, 促进水产养殖向无人化与精细化转型。

4.3 基于装置撒布模式

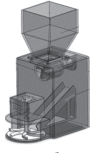




根据撒布模式的不同, 投喂装置可分为5种类型, 区别及特点见表5。

离心抛撒式投喂装置结构简单、撒料均匀, 目前应用较为广泛。但其投喂范围有限常与移动设备(如移动车、无人船、无人机等)配合使用, 以扩大投喂区域。PREM等^[131]开发了一种形似水上自行车的投喂船, 降低人工投喂的劳动强度, 但船体运动仍依赖人工操作, 自动化水平较低。然而, 作业过程中饲料与离心盘及盖板发生的刚性碰撞, 易导致脆性颗粒饲料破碎和生鲜饲料挤压粘结, 影响设备的正常运行和投喂效果。

重力下沉式投喂借助重力实现自动下料, 通常安装在养殖区域上方, 可搭配滑轨、悬架或无人机等辅助设备^[132], 以增加作业覆盖范围, 可有效降低劳动强度, 提高养殖效率。但仅依赖重力易导致饲料集中倾泻, 影响投喂均匀性, 需搭配旋转卸料阀等结构使用。该方法对预设的辅助设备依赖性高, 目前多用于工业集成养殖^[133]。

表5 不同撒布模式的投喂效果对比

Table 5 Comparison of feeding effects of different throwing pattern

撒布模式 Dispersion pattern	装置示意图 Schematic of the device	技术原理 Technical principle	均匀度 Uniformity	抛撒范围 Dispersion range	破碎率 Breakage rate	效率 Efficiency
离心抛洒式 ^[117] Centrifugal type ^[117]		借助抛料盘的离心力作用将饲料抛洒出去	较高	较小	较高	较低
重力下沉式 ^[128] Gravity type ^[128]		饲料在重力作用下落入投喂口或直接落到投喂地点	较低	较大	较低	较高
风送式 ^[129] Air-assisted type ^[129]		以气流为载体, 将饲料运输至喷嘴后借助气流作用转动喷嘴撒料	较低	较大	较低	较高
水力输送式 ^[130] Hydraulic type ^[130]		以水流为载体, 将混合有饲料的水输送至投喂区域水面或水底	较低	较大	较低	较高
自需式投喂 Self-access type		触发式喂食, 养殖对象根据需求自行摄食	较低	较小	较低	较低

风送式和水力输送式依托预设的通道实现远距离投喂, 且投喂量和投喂范围可控^[134]。风送式结构简单、操作便捷, 适用于多种养殖环境。水力输送式投喂过程更为轻柔, 主要在水下进行, 受天气影响小, 适用于深远

海养殖和水下投喂场景, 目前主要应用于水资源充足的工船与网箱养殖。由于部分饲料在水中长时间浸泡后易发生膨胀、软化或溶解等, 故该方法更多用于冰鲜饲料的投喂。挪威 Flow Feeder 系统^[135]采用水下投喂技术,

以 2 m/s 速度将饲料精准且温和输送至鱼群聚集处，大幅减少饲料的浪费。相较于风送式，该系统显著提高饲料利用率，同时降低饲料颗粒的破损与管道残留，减少运营和维护成本，更适用于恶劣环境中的养殖作业。中广核“伏羲一号”进一步采用水气混合投喂技术^[136]，通过智能调节气流与水流比例，实现饲料在深水网箱中的三维均匀扩散，显著减少饲料漂散，同时提升水体溶解氧，兼顾气力输送的广域覆盖与水力投喂的柔性精准沉降的优势，为深远海多品种、多生长阶段的规模化养殖提供首个可适配的智能投喂方案。

按需式投喂装置是精细化养殖发展的中间产物，其原理是通过奖励机制驯化养殖对象，根据需求进行自主摄食，主要包括触发式和主动摄取式^[137]。触发式通过分析养殖对象对特定传感器的触发强度、频率、时间等确

定投喂量。主动摄取式偏向于鼓励养殖对象自主摄食，通过“奶嘴状”的喂料诱导鱼群在饥饿时主动叮咬摄食，实现按需投喂。但在实际应用中存在传感器误触、个别鱼类“占据”喂料口等现象，导致饲料浪费、鱼群生长不均及个体体型差异。此外，由于适用范围有限，仅适用于特定可被驯化的养殖品种，因此逐渐被更为智能的供需式投喂装置所替代^[138]。

随着养殖需求日益多样化，投喂装置的撒布模式持续发展。有研究通过流体力学优化实现低扰动游动，并借助仿生运动诱导鱼群聚集，形成一种“自适应-低扰动”的新型仿生投喂模式^[139]，实现从静态投喂到动态跟随投喂、从机械撒秒到生态诱导，为现代生态养殖提供创新思路。

投喂装置的分化与迭代，正是为了满足不同养殖需求所进行技术调整和创新，如图 6。

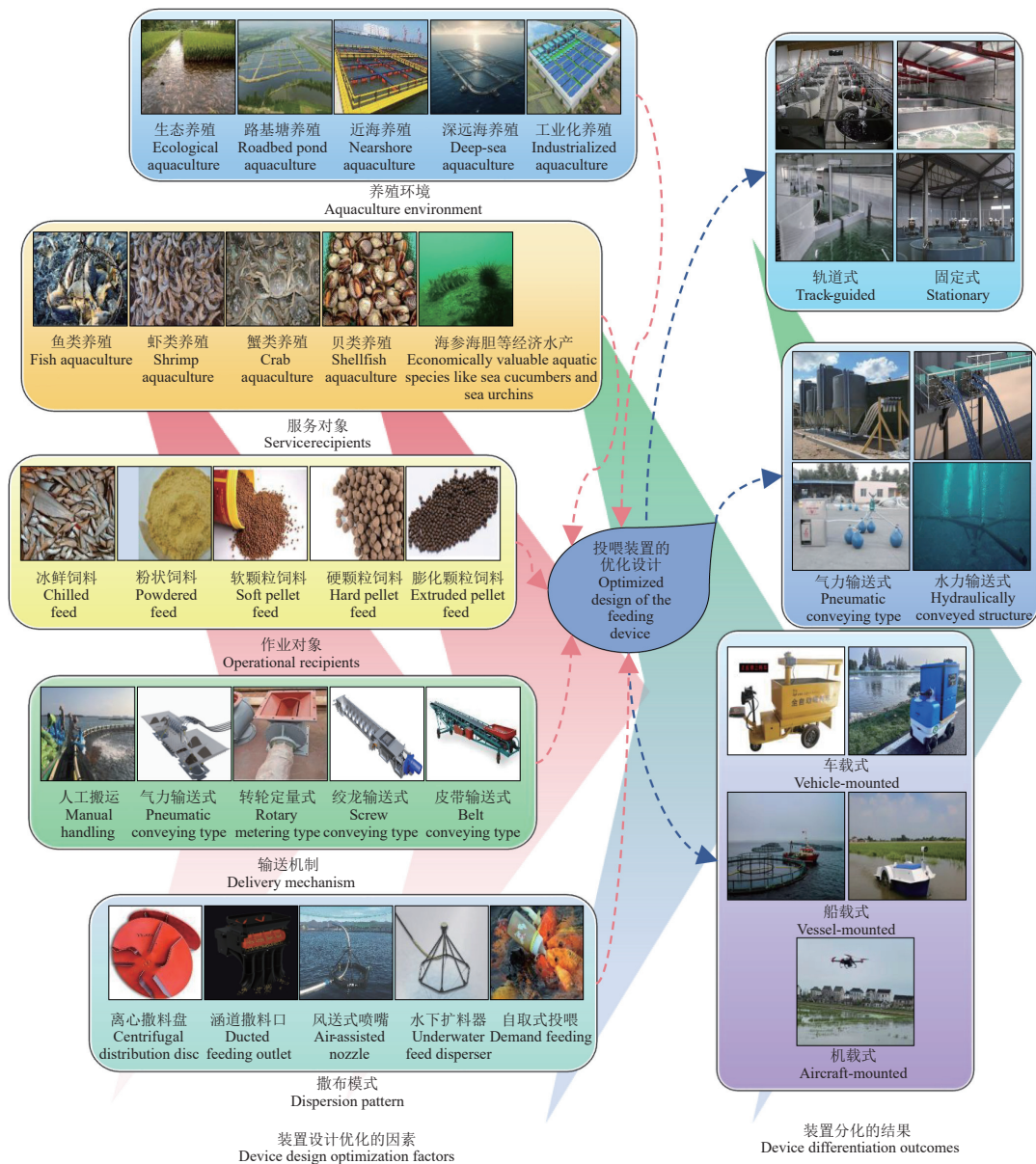


图 6 投喂装置的应用与分化
Fig.6 Application and differentiation of feeding device

现有技术在提升养殖效益与减少人工干预方面成效显著，但多数研究仍依赖计算机仿真或理想环境假设，在实际应用中面临诸多制约^[140]。例如，复杂养殖环境中

的温湿度变化，潮湿工况容易导致设备锈蚀或饲料霉变结块及设备的操作细节等方面都可能影响装置性能。因此，装置需要具备良好的耐腐蚀性、密封性及操作系统

的易读性。此外,户外环境中风雨侵蚀与作业人员湿手操作等因素,进一步提高了装置的安全防护要求。提升装置的适应性和稳定性,仍是当前技术发展的重要方向。

5 总结

5.1 挑战与机遇

智能投喂技术正处于关键发展期,其核心难题不仅包括技术本身,还涉及层级之间的匹配与协同。基于感知层,在复杂水环境中稳定可靠获取的信息仍是主要难点问题。水下视野受限、目标遮挡、饲料溶解等因素,使残饵监测至今仍依赖过量投喂以“换取”数据,这显然与绿色养殖理念有所相悖。高密度养殖中个体识别困难、水体浑浊与光照变化也增加生物行为获取的难度。多源传感器标准尚未统一,跨模态数据融合缺乏通用办法,例如,横向对比水质因子和气象变化影响养殖投喂的优先级、养殖对象的生理状态与环境相耦合等问题仍缺乏系统性验证。未来突破需注重声学-视觉融合感知,发展低成本的异构传感网络,以在复杂环境下实现更稳健的监测。

基于决策层,模型的泛化能力与实时性存在明显矛盾。多数机器学习算法在特定场景中表现优异,但放到不同品种或水域中往往“水土不服”。生物模型参数繁多、调试复杂,如何确保实时制定投喂策略并指导投喂仍未得到有效解决。更现实的是,高精度算法带来的算力成本,是否覆盖所节省的饲料与人力,尚未形成共识。未来应加强模型与数据驱动的融合,引入专家经验知识库和在线学习机制,构建可解释、适应性强的智能决策系统。同时,需开展系统经济性评估,研发轻量化算法与边缘计算设备,开发资源共享服务模式,将环境与管理效益纳入成本分析,促进智能投喂技术兼顾技术可行性和经济适用性。

基于执行层,环境适应性与功能多样化直接影响装置的实际应用效果。投喂装置长期处于高温高湿、强紫外线与盐雾腐蚀条件下,其机械可靠性与耐久性亟待加强。不同物种摄食特性差异大,例如,虾蟹偏好沿岸摄食,部分鱼类常需水下投喂,饲料物理性状多样,深远海养殖还对自主供能与远程控制提出了更高要求,需要执行机构具备相应调整能力。未来研发应朝向模块化与自适应设计,例如开发可更换喷嘴、可变投放轨迹的投喂机构,以覆盖多场景应用。

5.2 基于中国养殖特点的发展路径

中国拥有 1.8 万 km 海岸线,海域纵跨温带、亚热带与热带,囊括黄渤海贝藻与鲆鲽类、东海经济鱼类及南海高附加值物种等多元养殖类型。长江口、舟山等海域营养盐丰富,是建设海洋牧场的天然场所;而内陆成熟的淡水养殖体系,也为技术迁移运用提供良好基础。但也应清醒认识到,当前仍有部分养殖依赖传统粗放模式,在深远海装备研发、抗风浪技术方面与国际先进水平仍有差距,智能投喂系统在环境适应性和规模化应用上亟需突破。未来需重点推动以下几方面的工作:1) 研发适应浑浊水体的低光照成像与声学融合信息采集技术,避免单纯追求高分辨率,应在“可用性”和“成本”间寻求平衡;2) 构建基于国内主养品种生长代谢规律的专用模型,避免盲目套用国外模型参数;3) 研发耐腐蚀、能

源自持的投喂装备,尤其应加强适合南海高温高湿环境的材料与结构设计;4) 推动智能投喂系统与海洋牧场、生态养殖理念融合,探索具备中国特色的水产养殖新模式。

5.3 总结与展望

本文系统梳理了水产养殖智能投喂装置的发展脉络,提出由感知层、决策层与执行层组成的系统框架。感知层负责监测水质、气象及养殖对象生理状态,为投喂决策提供数据支持;决策层基于数据分析与建模生成科学合理的投喂策略;执行层则通过改进装置适应性、饲料输送机制与布撒模式,确保投喂方案的准确实施。该框架不仅揭示智能投喂系统的关键环节,也为养殖实践提供了系统化的参考。未来研究应加强三层之间的闭环协同与动态调控,推进系统整体优化,避免局限于单一技术验证;可优先选择东海、南海典型海域开展规模化示范,积累真实数据并反馈系统优化;还应加强农业工程、水产养殖、信息科学等多学科交叉融合;此外,需关注系统的经济可行性与产业接受度,为智能投喂技术的推广与应用奠定坚实基础。

[参 考 文 献]

- [1] 中华人民共和国农业农村部. 农业农村部渔业渔政管理局 网页/渔情信息[EB/OL]. (2023-11-01)[2025-04-06]. <http://www.yyj.moa.gov.cn/yqxx/>.
- [2] 中华人民共和国农村农业部. 2023 年前三季度我国渔业经济平稳发展[EB/OL]. (2023-11-01)[2025-02-13]. http://www.yyj.moa.gov.cn/yqxx/202311/t20231120_6440936.htm.
- [3] Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO). FAO Yearbook of Fishery and Aquaculture Statistics [M]. Rome: FAO, 2024.
- [4] EIZENBERGA A, PROSKINA L. A new approach to sustainable aquaculture management – impact of fish feed on aquaculture farm costs[C]//Environment Technology Resources. Proceedings of the International Scientific and Practical Conference. Rezekne: Rezekne Academy of Technologies, 2025, 1: 179-183.
- [5] LONG L, LIU H, CUI M, et al. Offshore aquaculture in China[J]. *Reviews in Aquaculture*, 2024, 16(1): 254-270.
- [6] 李明, 谈名名, 蒋朝伟, 等. 无人船在渔业智慧监管领域的研究与应用综述[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(23): 15-25. LI Ming, TAN Mingming, JIANG Chaowei, et al. Unmanned vessels for smart monitoring and supervision of the fishing industry: Studies, application[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2024, 40(23): 15-25. (in Chinese with English abstract)
- [7] 李道亮, 刘畅. 人工智能在水产养殖中研究应用分析与未来展望[J]. *智慧农业(中英文)*, 2020, 2(3): 1-20. LI Daoliang, LIU Chang. Recent advances and future outlook for artificial intelligence in aquaculture[J]. *Smart Agriculture*, 2020, 2(3): 1-20. (in Chinese with English abstract)
- [8] Fish farm feeder. Automated feeding systems for aquaculture[EB/OL]. (2025-01-11)[2025-09-07]. <https://www.fishfarmfeeder.com/en/>.
- [9] 李道亮, 王恩培, 王柄雄, 等. 陆地巡检机器人关键技术及其在水产养殖中的应用前景[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(21): 1-13. LI Daoliang, WANG Enpei, WANG Bingxiong, et al. Key technologies of land inspection robots and potential in aquaculture[J]. *Transactions of the Chinese Society of*

- [Agricultural Engineering \(Transactions of the CSAE\)](#), 2024, 40(21): 1-13. (in Chinese with English abstract)
- [10] 朱明, 张镇府, 黄凰, 等. 鱼类养殖智能投喂方法研究进展[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(7): 38-47.
ZHU Ming, ZHANG Zhenfu, HUANG Huang, et al. Research progress on intelligent feeding methods in fish farming[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2022, 38(7): 38-47. (in Chinese with English abstract)
- [11] 高仪灵, 沙宗尧, 张楚一, 等. 基于图像纹理特征和决策树的水产养殖饲料投喂智能控制[J]. *农业工程学报*, 2025, 41(8): 183-193.
GAO Yiling, SHA Zongyao, ZHANG Chuyi, et al. Intelligent feeding control of fish shoal using image texture features and decision tree[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2025, 41(8): 183-193. (in Chinese with English abstract)
- [12] 张佳林, 徐立鸿, 刘世晶. 基于水下机器视觉的大西洋鲑摄食行为分类[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(13): 158-164.
ZHANG Jialin, XU Lihong, LIU Shijing. Classification of Atlantic salmon feeding behavior based on underwater machine vision[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2020, 36(13): 158-164. (in Chinese with English abstract)
- [13] BAENA-NAVARRO R, CARRIAZO-REGINO Y, TORRES-HOYOS F, et al. Intelligent prediction and continuous monitoring of water quality in aquaculture: Integration of machine learning and internet of things for sustainable management[J]. *Water*, 2025, 17(1): 82.
- [14] BUJANG A, SOENKAWATI W P, FIRMAN S W, et al. *Akuakultur Modern Dan Berkelanjutan*[M]. Penerbit Kamiya Jaya Aquatic, 2025.
- [15] LAN H Y, CHENG S C, LU H Y, et al. A novel process-based digital twin for intelligent fish feeding management using multi-mode sensors and smart feeding machine [EB/OL]. [2025-09-22]. <https://www.preprints.org/manuscript/202401.0927/v1>.
- [16] eFishery. *Beli Ikan di eFishery Fish*[EB/OL]. [2024-10-22]. <https://efishery.com/id/solutions/efishery-fish-shrimp/fish>.
- [17] LU Zhi, LIN W C, LI Q, et al. Recirculating aquaculture system as microbial community and water quality management strategy in the larviculture of *Scylla paramamosain*[J]. *Water Research*, 2024, 252: 121218.
- [18] BOYD C E, DAVIS R P, MCNEVIN A A, et al. *Water quality and its impacts on feeding practices*[M]// *Feed and Feeding for Fish and Shellfish*, Academic Press, 2025: 383-401.
- [19] KASIHMUDDIN S M, COB Z C, NOOR N M, et al. Effect of different temperature variations on the physiological state of catfish species: A systematic review[J]. *Fish Physiology and Biochemistry*, 2024, 50(2): 413-434.
- [20] DU Z, CUI M, WANG Q, et al. Feeding intensity assessment of aquaculture fish using Mel Spectrogram and deep learning algorithms[J]. *Aquacultural Engineering*, 2023, 102: 102345.
- [21] KIM W, JUN M, CHO Y J, et al. Time-series-decomposition model combined with pre-trained LSTM: Real-time prediction of dissolved oxygen concentration suitable for automated aquaculture feeding system[J]. *International Journal of Data Science and Analytics*, 2025: 1-15.
- [22] SONG L, SONG Y, TIAN Y, et al. DECSF-net: a multi-variable prediction method for pond aquaculture water quality based on cross-source feedback fusion[J]. *Aquaculture International*, 2025, 33(4): 315.
- [23] UN Office for Outer Space Affairs. *Online Index of Objects Launched Into Outer Space* [M/OL]. Vienna: United Nations Office for Outer Space Affairs[2025-09-22]. <https://www.unoosa.org/oosa/osoindex/search-ng.jsp>.
- [24] AMERSON A, DEXHEIMER D. Enhancing marine wildlife observations: the application of tethered balloon systems and advanced imaging sensors for sustainable marine energy development[J]. *Marine Biology*, 2025, 172(5): 68.
- [25] BAO Q, HOU X, XIE Y. Design of UAV mariculture monitoring system based on LoRa communication technology[C]//*Proceedings of the 5th International Conference on Computer Information and Big Data Applications*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2024: 295-299.
- [26] 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.
- [27] ZHAO H, WU J, LIU L, et al. A real-time feeding decision method based on density estimation of farmed fish[J]. *Frontiers in Marine Science*, 2024, 11: 1358209.
- [28] WANG G, YU J, LIU S, et al. Automatic fish weight estimation and 3D surface reconstruction with a lightweight instance segmentation model[J]. *Expert Systems With Applications*, 2025, 288:128275.
- [29] FENG M, JIANG P, WANG Y, et al. YOLO-feed: An advanced lightweight network enabling real-time, high-precision detection of feed pellets on CPU devices and its applications in quantifying individual fish feed intake[J]. *Aquaculture*, 2025, 608: 742700.
- [30] 张丽珍, 李延天, 李志坚, 等. 基于混合空洞卷积和注意力多尺度网络的残饵密度估计[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(14): 137-145.
ZHANG Lizhen, LI Yantian, LI Zhijian, et al. Estimating residual bait density using hybrid dilated convolution and attention multi-scale network[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2024, 40(14): 137-145. (in Chinese with English abstract)
- [31] LI J, ZHANG Z, WEI Y, et al. YOLOv8-BaitScan: A lightweight and robust framework for accurate bait detection and counting in aquaculture[J]. *Fishes*, 2025, 10(6): 294.
- [32] FOLKEDAL O, MACAULAY G, FOSSEIDENGEN J E, et al. Deployment of hydroacoustic feeding control in salmon sea-cages; biological and technical considerations[J]. *Aquaculture*, 2022, 561: 738700.
- [33] PETERSEN K S, SELE V, ARAUJO P, et al. Fish sludge as feed in circular bioproduction: Overview of biological and chemical hazards in fish sludge and their potential fate via ingestion by invertebrates[J]. *Reviews in Aquaculture*, 2025, 17(1): e1299.
- [34] LIU Y, LI B, ZHOU X, et al. FishTrack: Multi-object tracking method for fish using spatiotemporal information fusion[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 238: 122194.
- [35] CUI M, LIU X, LIU H, et al. Fish tracking, counting, and behaviour analysis in digital aquaculture: A comprehensive survey[J]. *Reviews in Aquaculture*, 2025, 17(1): e13001.
- [36] 李辉, 王晓宇, 刘云, 等. 融合多尺度特征和多重注意力的水下目标检测[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(20): 129-139.
LI Hui, WANG Xiaoyu, LIU Yun, et al. Detecting underwater

- objects using multi-scale features fusion and multiple attention[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2022, 38(20): 129-139. (in Chinese with English abstract)
- [37] 申阳, 王冲宇, 赵佳怡, 等. 基于改进 YOLOv8 和多目标跟踪的鱼苗计数方法[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(16): 163-170.
SHEN Yang, WANG Chongyu, ZHAO Jiayi, et al. Fry counting method using improved YOLOv8 and multi-target tracking[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2024, 40(16): 163-170. (in Chinese with English abstract)
- [38] HUANG J, YU X, AN D, et al. Uniformity and deformation: A benchmark for multi-fish real-time tracking in the farming[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 264: 125653.
- [39] YANG C Y, HUANG H W, JIANG Z, et al. A density-guided temporal attention transformer for indiscernible object counting in underwater videos[C]//ICASSP 2024 – 2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Seoul, Korea, 2024: 5075-5079.
- [40] 孙月莹, 陈俊霖, 张胜茂, 等. 基于改进 YOLOv7 的毛虾捕捞渔船作业目标检测与计数方法[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(10): 151-162.
SUN Yueying, CHEN Junlin, ZHANG Shengmao, et al. Target detection and counting method for Acetes chinensis fishing vessels operation based on improved YOLOv7[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2023, 39(10): 151-162. (in Chinese with English abstract)
- [41] 曹晓慧, 刘晃, 戚仁宇, 等. 循环水养殖大口黑鲈摄食颗粒饲料的声学特征[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(20): 219-225.
CAO Xiaohui, LIU Huang, QI Renyu, et al. Acoustic characteristics of the feeding pellets for *Micropterus salmoides* in circulating aquaculture[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2021, 37(20): 219-225. (in Chinese with English abstract)
- [42] RITTER C J, OLSON J C, COCHLAN W, et al. Assessing fish distribution in richardson bay, california: A preliminary dual-frequency identification sonar and environmental data approach[J]. *San Francisco Estuary and Watershed Science*, 2025, 23(1): 1-20.
- [43] MUNKEBY. MARTIN. Echofeeding: CageEye [EB/OL]. (2023-05-11)[2024-11-22]. <https://cageeye.com/echofeeding/>.
- [44] GAO H, FU S, XING M, et al. A high-throughput phenome-based analysis of morphological variation and environmental adaptation in extremely high-altitude schizothoracine fishes[J]. *Water Biology and Security*, 2025, 4(4): 100381.
- [45] 李振波, 赵远洋, 杨普, 等. 基于机器视觉的鱼体长度测量研究综述[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(S1): 207-218.
LI Zhenbo, ZHAO Yuanyang, YANG Pu, et al. Review of research on fish body length measurement based on machine vision[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(S1): 207-218. (in Chinese with English abstract)
- [46] CONG X, TIAN Y, QUAN J, et al. Machine vision-based estimation of body size and weight of pearl gentian grouper[J]. *Aquaculture International*, 2024, 32(4): 5325-5351.
- [47] ALRASHADA Y N, RAHMAN M M, PINKEY I A, et al. Effects of different rearing temperatures on the expression of some phenotypic traits in a freshwater catfish(*Mystus vittatus*) [J]. *International Journal of Agriculture and Biology*, 2022, 27: 405-412.
- [48] 马斌, 徐永江, 姜燕, 等. 花鲈对不同光色的趋向行为与生理适应特性[J]. *中国水产科学*, 2024, 31(10): 1204-1217.
MA Bin, XU Yongjiang, JIANG Yan, et al. Behavioral and physiological adaptation characteristics of *lateolabrax maculatus* to different light color[J]. *Journal of Fishery Science of China*, 2024, 31(10): 1204-1217. (in Chinese with English abstract)
- [49] 赵浩翔, 龚文奥, 黄悌基, 等. 群体规模对慈鲷背景颜色偏好和集群行为的影响[J]. *水生生物学报*, 2025, 49(3): 136-144.
ZHAO Haoxiang, GONG Wena, HUANG Tiji, et al. Influence of group size on background color preference and shoaling behavior of cichlids[J]. *Acta Hydrobiological Sinica*, 2025, 49(3): 136-144. (in Chinese with English abstract)
- [50] MONDAL R C, GUPPY J L, VILLACIS-ESCOBAR M A, et al. Beyond the binary: Controlling natural sex-change in hermaphroditic fishes[J]. *Reviews in Aquaculture*, 2025, 17(4): e70066.
- [51] 李家弟, 陈子瑜, 高晨, 等. 基于 PSO-Stacking 的河蟹投饵量预测模型[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(S2): 303-309, 379.
LI Jiadi, CHEN Ziyu, GAO Chen, et al. Prediction model for feeding amount of river crab based on PSO-Stacking[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(S2): 303-309, 379. (in Chinese with English abstract)
- [52] PUEBLA-APARICIO M, ASCENCIO-ELIZONDO C, VIEIRA M, et al. Characterization of the fish acoustic communities in a Mozambican tropical coral reef[J]. *Marine Ecology Progress Series*, 2024, 727: 143-158.
- [53] 王晓萌, 刘晃, 张成林, 等. 养殖大黄鱼摄食颗粒饲料的声学行为特征[J]. *南方水产科学*, 2025, 21(3): 64-71.
WANG Xiaomeng, LIU Huang, ZHANG Chenglin, et al. Study on large yellow croaker's pellet feed behavior using acoustic signals[J]. *South China Fisheries Sciences*, 2025, 21(3): 64-71. (in Chinese with English abstract)
- [54] HELBERG A G, 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.
- [55] ZENG Y H, YANG X T, 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.
- [56] ONISHCHENKO A N, GORBACH V V, SHUSTOV A Y. Effect of an aquaculture freshwater body on the behavior and growth of european perch[J]. *Russian Journal of Ecology*, 2020, 51(3): 260-265.
- [57] 温州市洞头区人民政府. 首创!全国首个大黄鱼智能声波无网海洋牧场正式投苗试养[EB/OL](2022-12-22)[2025-03-05]. https://www.dongtou.gov.cn/art/2022/12/22/art_1229473412_59056091.html.
- [58] DUAN S, VASCONCELOS R O, WU L, et al. Managing aquaculture noise: Impacts on fish hearing, welfare, and mitigation strategies[J]. *Reviews in Aquaculture*, 2025, 17(3): e70013.
- [59] 彭秋珺, 李蔚然, 李振波. 基于人工智能的鱼类行为识别研究综述[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(S1): 283-295.
PENG Qiuju, LI Weiran, LI Zhenbo. Review of fish

- behavior recognition based on artificial intelligence[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2023, 54(S1): 283-295. (in Chinese with English abstract)
- [60] LI D, DU Z, Wang Q, et al. Recent Advances in acoustic technology for aquaculture: A Review[J]. *Reviews in Aquaculture*, 2023, 16(1): 357-381.
- [61] LIN F, ZHU J, YOU A, et al. Machine vision approach for monitoring and quantifying fish school migration[J]. *Ecological Indicators*, 2024, 169: 112769.
- [62] GEORGOPOULOU G D, VOUIDASKIS C, PAPANDROULAKIS N. Swimming behavior as a potential metric to detect satiation levels of European seabass in marine cages[J]. *Frontiers in Marine Science*, 2024, 11:1350385.
- [63] MATLEYK J, KLINARDV N, JAINEA R F, et al. Long-term effects of tagging fishes with electronic tracking devices[J]. *Fish and Fisheries*, 2024, 25(6): 1009-1025.
- [64] 于佳禾, 刘丽伟, 徐玲, 等. 基于改进 YOLOv8 和 ByteTrack 的鲈鱼个体运动特征提取方法[J]. *农业工程学报*, 2025, 41(5): 182-190.
YU Jiahe, LIU Liwei, XU Ling, et al. Individual motion feature extraction method for sea bass based on improved YOLOv8 and ByteTrack[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2025, 41(5): 182-190. (in Chinese with English abstract)
- [65] WEI Y, JI L, AN D. Review on quantitative methods of fish school behaviors[J]. *Reviews in Aquaculture*, 2025, 17(3): e70023.
- [66] 陈明, 张重阳, 冯国富, 等. 基于特征加权融合的鱼类摄食活动强度评估方法[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(2): 245-253.
CHEN Ming, ZHANG Chongyang, FENG Guofu, et al. Intensity assessment method of fish feeding activities based on feature weighted fusion[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(2): 245-253. (in Chinese with English abstract)
- [67] HU W C, CHEN L B, HUANG B K, et al. A computer vision-based intelligent fish feeding system using deep learning techniques for aquaculture[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(7): 7185-7194.
- [68] CHEN H I, GEORGOPOULOU G D, EBBESSON E O L, et al. Acoustic tags versus camera: A case study on feeding behaviour of European seabass in sea cages[J]. *Frontiers in Marine Science*, 2025, 11:1497336.
- [69] 黄月群, 李文菁, 黄寿琨, 等. 鱼类行为监测技术应用研究[J]. *水产学杂志*, 2022, 35(2): 102-107.
HUANG Yuequn, LI Wenjing, HUANG Shoukun, et al. A review of research on application of fish behavior monitoring technology[J]. *Chinese Journal of Fisheries Sciences*, 2022, 35(2): 102-107. (in Chinese with English abstract)
- [70] MACAULAY G, WARREN-MYERS F, BARRETT L T, et al. Tag use to monitor fish behaviour in aquaculture: A review of benefits, problems and solutions[J]. *Reviews in Aquaculture*, 2021, 13(3): 1565-1582.
- [71] SALEH A, SHEAVES M, RAHIMI A M. Computer vision and deep learning for fish classification in underwater habitats: A survey[J]. *Fish and Fisheries*, 2022, 23(4): 977-999.
- [72] 朱静祎, 夏劼, 应义斌, 等. 智能农业传感器: 基于应用场景的技术发展与挑战[J]. *农业工程学报*, 2025, 41(16): 1-12.
ZHU Jingyi, XIA Jie, YING Yibin, et al. Smart agricultural sensors: Technology development and challenges based on application scenarios[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2025, 41(16): 1-12. (in Chinese with English abstract)
- [73] YANG Y, YU H, ZHANG X, et al. Fish behavior recognition based on an audio-visual multimodal interactive fusion network[J]. *Aquacultural Engineering*, 2024, 107: 102471.
- [74] 胡学龙, 朱文韬, 杨信廷, 等. 基于水质-声音-视觉融合的循环水养殖鱼类摄食强度识别[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(10): 141-150.
HU Xuelong, ZHU Wentao, YANG Xinting, et al. Identification of feeding intensity in recirculating aquaculture fish using water quality-sound-vision fusion[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2023, 39(10): 141-150. (in Chinese with English abstract)
- [75] The Japanese Ministry of Foreign Affairs. Japan's Smart Agriculture and Fisheries [EB/OL]. [2025-03-22]. https://web-japan.org/trends/cn/tech-life/tec202303_smart-agriculture_cn.html.
- [76] 陈雨琦, 冯德军, 桂福坤, 等. 采用机器视觉和傅里叶频谱特征的循环水养殖鱼类摄食状态判别[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(14): 155-162.
CHEN Yuqi, FENG Dejun, GUI Fukun, et al. Discrimination of the feeding status of recirculating aquaculture fish via machine vision and reflective corrugated Fourier spectrum[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2021, 37(14): 155-162. (in Chinese with English abstract)
- [77] OLIVIER P C, AMIN N, NAFISA A, et al. Data cleaning and machine learning: A systematic literature review[J]. *Automated Software Engineering*, 2024, 31(2): 54.
- [78] NIU F, SHENG Y, WANG J, et al. Domain generalization for sea cucumber detection: Tackling background color variability in aquaculture settings[J]. *Aquaculture International*, 2025, 33(5): 339.
- [79] HU W, YANG X, MA P, et al. DCA-MVIT: fused DSGated convolution and CA attention for fish feeding behavior recognition in recirculating aquaculture systems[J]. *Aquaculture*, 2025, 598: 742008.
- [80] 李道亮, 李万超, 杜壮壮. 基于音视频信息融合与 Self-Attention-DSC-CNN6 网络的鲈鱼摄食强度分类方法[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(1): 16-24.
LI Daoliang, LI Wanchao, DU Zhuangzhuang. Classification method of feeding intensity of sea bass based on self-attention-DSC-CNN6 and multi-modal fusion[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(1): 16-24. (in Chinese with English abstract)
- [81] BANAN A, NASIRI A, TAHERI-GARAVAND A. Deep learning-based appearance features extraction for automated carp species identification[J]. *Aquacultural Engineering*, 2020, 89: 102053.
- [82] WANG H, ZHANG Q, ZHOU H, et al. FO-DEMST: optimized multi-scale transformer with dual-encoder architecture for feeding amount prediction in sea bass aquaculture[J]. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 2025, 14(4): 77.
- [83] METTILDHA MARY I, RAGUNTHAR T, PRIYADHARSINI M, et al. Automatic fish species identification using convolutional neural networks (CNN)[C]// 2024 4th International Conference on Sustainable Expert

- Systems (ICES).Kaski, Nepal. 2024: 1558-1561.
- [84] ISLAM M M, KASHEM M A, UDDIN J. Fish survival prediction in an aquatic environment using random forest model[J]. *International Journal of Artificial Intelligence*. 2021, 10(3): 614-622.
- [85] WEI D, BAO E, WEN Y, et al. Behavioral spatial-temporal characteristics-based appetite assessment for fish school in recirculating aquaculture systems[J]. *Aquaculture*, 2021, 545: 737215.
- [86] 赵思琪, 赵三琴, 国振淇, 等. 池塘水产养殖精准投喂系统研制与试验[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(22): 27-34. ZHAO Siqi, ZHAO Sanqin, GUO Zhenqi, et al. Development of the precise feeding system for pond culture[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2023, 39(22): 27-34. (in Chinese with English abstract)
- [87] 孙月平, 陈祖旭, 赵德安, 等. 池塘河蟹养殖精准投饵系统设计及试验[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(5): 291-301. SUN Yueping, CHEN Zuxu, ZHAO De'an, et al. Design and experiment of precise feeding system for pond crab culture[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(5): 291-301. (in Chinese with English abstract)
- [88] FØRE M, ALVER M O, FRANK K, et al. Advanced technology in aquaculture: Smart feeding in marine fish farms[M]//KYRIAZAKIS I. *Smart Livestock Nutrition*. Cham: Springer International Publishing, 2023: 227-268.
- [89] SOENGAS L J, COMESAÑA S, BLANCO M A, et al. Feed intake regulation in fish: Implications for aquaculture[J]. *Reviews in Fisheries Science & Aquaculture*, 2025, 33(1): 8-60.
- [90] JOÃO R, ALEXIS W, PAULO I, et al. Automated feeding systems for shrimp: Effects of feeding schedules and passive feedback feeding systems[J]. *Aquaculture*, 2021, 541: 736800.
- [91] 周佳龙, 季柏民, 倪伟强, 等. 基于三维姿态拟合的非接触式红鳍东方鲀全长精准估算方法[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(4): 154-161. ZHOU Jialong, JI Baimin, NI Weiqiang, et al. Non-contact method for the accurate estimation of the full-length of Takifugu rubripes based on 3D pose fitting[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2023, 39(4): 154-161. (in Chinese with English abstract)
- [92] 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.
- [93] WONG J, TAY X Y, YUE G. Developing predictive growth models for Asian seabass using four generations of data[J]. *Aquaculture and Fisheries*, 2025, 10(2): 253-259.
- [94] SUN X Q, WANG Y. Growth models in aquaculture for hybrid and natural groupers based on early development stage[J]. *Aquaculture*, 2024, 578: 740026.
- [95] ALJEHANI F, N'DOYE I, LALEG-KIRATI T M. Feeding control and water quality monitoring on bioenergetic fish growth modeling: opportunities and challenges[J]. *Aquacultural Engineering*, 2025, 109: 102511.
- [96] STAVRAKIDIS-ZACHOU O, EDING E H, PAPANDROULAKIS N, et al. A nutritional bioenergetic model for farmed fish: Effects of food composition on growth, oxygen consumption and waste production[J]. *Aquaculture Nutrition*, 2025, 2025(1): 9010939.
- [97] 浙江大学, 安庆市长三角未来产业研究院. 基于能量学模型和行为反馈的鱼类智能投饲方法及系统: 202310859473.6[P]. 2023-10-31.
- [98] RAPOSO A I, SOARES F, NOBRE A, et al. Development of dynamic growth and body composition models for Nile tilapia (*Oreochromis niloticus*): An exploratory approach to protein and energy metabolism[J]. *Aquaculture*, 2024, 578: 740032.
- [99] XIAO S, LIU X, ZHOU R, et al. Energy flow analysis of grass carp pond system based on Ecopath model[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2024, 31(7): 10184-10197.
- [100] WANG S, TIAN J, JIANG X, et al. Effects of different dietary protein levels on the growth performance, physicochemical indexes, quality, and molecular expression of Yellow River carp (*Cyprinus carpio haematopterus*) [J]. *Animals*, 2023, 13(7): 1237.
- [101] LI S, LIN T, LIU X, et al. Identifying the physiological and behavioral responsiveness to characterize the stress coping style in the large yellow croaker (*Larimichthys crocea*) [J]. *Aquaculture*, 2024, 589: 740941.
- [102] 张先炳, 秦依雯, 杨威, 等. 鱼类生物能量学模型研究及应用进展[J]. *南方水产科学*, 2024, 20(6): 53-61. ZHANG Xianbing, QIN Yiwen, YANG Wei, et al. Progress in study and application of fish bioenergetics models[J]. *South China Fisheries Science*, 2024, 20(6): 53-61. (in Chinese with English abstract)
- [103] NEGI A, YADAV B G, AAKANKSHA, et al. A deep-sea probiotic platform: Dual-function biopreservation for aquaculture immunomodulation and meat shelf-life extension[J]. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 2025, 104: 104107.
- [104] 孝昌融媒. 科技引领孝昌水产养殖步入“智慧时代”-荆楚网-湖北日报网[N/OL]. [2025-03-07]. http://news.cnhubei.com/content/2024-08/12/content_18278642.html.
- [105] 金湖小青青机电设备有限公司. STLZS 型投饲机-2-金湖小青青机电设备有限公司[EB/OL]. (2024-07-08)[2025-03-04]. <http://www.jhxqq.com/content/?55.html>.
- [106] 烟台优泰环保科技有限公司. 自动投喂系统-水力投喂系统[EB/OL][2025-03-07]. <https://www.ytutex.com/erliaotouwei/>.
- [107] ALSAFY M A M, ABD-ELHAFEEZ H H, RASHWAN A M, et al. Anatomy, histology, and morphology of fish gills in relation to feeding habits: A comparative review of marine and freshwater species[J]. *BMC Zoology*, 2025, 10(1): 3.
- [108] XIONG Z, HUANG Z, SHI Y, et al. Factors influencing feed distribution uniformity in aquaculture vessels based on DEM[J]. *Aquacultural Engineering*, 2025, 110: 102523.
- [109] CHEN X, WANG S, WANG X, et al. Experimental investigation on the convey performance and control strategy of a special annular jet pump for deep sea feeding[J]. *Aquacultural Engineering*, 2024, 107: 102454.
- [110] 朱明, 孙勇健, 雷翔, 等. 水产养殖轨道式精准饲料投喂系统设计与试验[J]. *渔业现代化*, 2025, 52(2): 78-89. ZHU Ming, SUN Yongjian, LEI Xiang, et al. Design and experiment of rail-type precision bait feeding system for aquaculture[J]. *Fishery Modernization*, 2025, 52(2): 78-89. (in Chinese with English abstract)
- [111] 孔宪锐, 张卿, 李洪波, 等. 淡水鱼圈养模式气送式投饲系统设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(8): 152-160. KONG Xianrui, ZHANG Qing, LI Hongbo, et al. Design and experiments of pneumatic feeding system for freshwater fish

- in juanyang mode[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2024, 55(8): 152-160 (in Chinese with English abstract)
- [112] JIN G, WANG S, ZHANG F. A review of motion compensation technology and application status of marine crane payload system[J]. *Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering*, 2025, 147: 51403.
- [113] GE Y, YU J, LIN J, et al. DEM simulation of granular flow and heat transfer in an industrial-scale screw conveyor[J]. *Powder Technology*, 2025, 452: 120537.
- [114] 陈雷雷, 沈凯琪, 胡庆松, 等. 蟹塘自动投饵船研究现状与展望[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(22): 1-12.
CHEN Leilei, SHEN Kaiqi, HU Qingsong, et al. Research status and prospects of automatic feeding boats for shrimp and crab ponds[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2024, 40(22): 1-12. (in Chinese with English abstract)
- [115] AKVA GROUP. Airborne Feeding – AKVA group[EB/OL]. (2022-09-02)[2025-03-03]. <https://www.akvagroup.com/sea-based/precision-feeding/feed-systems/airborne-feeding>.
- [116] 王俊会, 俞国燕, 刘峰春, 等. 船载式深水网箱投饵系统设计与试验[J]. *广东海洋大学学报*, 2019, 39(6): 124-129.
WANG Junhui, YU Guoyan, LIU Haochun, et al. Design and experiment on shipborne bait delivery system for deep water cage[J]. *Journal of Guangdong Ocean University*, 2019, 39(6): 124-129. (in Chinese with English abstract)
- [117] 姜忠爱, 于红, 吴俊峰, 等. 投饵机下料及抛洒结构优化设计[J]. *广东海洋大学学报*, 2023, 43 (3): 10-16.
JIANG Zhong'ai, YU Hong, WU Junfeng, et al. Optimization of feeding and throwing structure of feeding machine [J]. *Journal of Guangdong Ocean University*, 2023, 43(3): 10-16. (in Chinese with English abstract)
- [118] 平罗县万达水产有限公司. 一种水产养殖自动喂养养殖装置: 202122235156.6[P]. 2022-05-24.
- [119] 胡海刚, 危鹏搏, 段争, 等. 生鲜饵料离散式投饵机设计与试验[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(15): 87-94.
HU Haigang, WEI Pengbo, DUAN Zheng, et al. Design and experiment of discrete feeding machine for fresh food[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2020, 36(15): 87-94. (in Chinese with English abstract)
- [120] 张文才, 赵晶, 陈文广, 等. “五性”协同的“天-空-地-网”一体化耕地质量监测体系构建[J]. *农业工程学报*, 2025, 41(13): 12-21.
ZHANG Wencai, ZHAO Jing, CHEN Wenguang, et al. Construction of an integrated "space-air-ground-network" cultivated land quality monitoring system based on five key characteristics[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2025, 41(13): 12-21. (in Chinese with English abstract)
- [121] FAHIM A A, CHOWDHURY A T, KADER A M, et al. Solar-powered automated fish-feeding boat: A cost-effective and sustainable solution for aquaculture[J]. *Aquacultural Engineering*, 2025, 111:102592.
- [122] XIE X, HUA J, DING J, et al. Development of a multifunctional unmanned boat platform for aquaculture automation[J]. *Applied Sciences*, 2025, 15(6): 3148.
- [123] 孙月平, 方正, 袁必康, 等. 基于 FIA*-APF 算法的蟹塘投饵船动态路径规划[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(9): 137-145.
- SUN Yueping, FANG Zheng, YUAN Bikang, et al. Dynamic path planning for feeding boat in crab pond using FIA*-APF algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2024, 40(9): 137-145. (in Chinese with English abstract)
- [124] GANIE A P, KHATEI A, POSTI R, et al. Unmanned aerial vehicles in fisheries and aquaculture: A comprehensive overview[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2025, 197(5): 503.
- [125] 苏州港航集团. 无人机饲料投喂应用场景在阳澄湖成功首飞_无人机世界-低空经济_低空科教产业服务平台 [EB/OL]. [2025-07-22]. <https://www.aamev.com/news/show-3330.html>.
- [126] THOMAS A D. Using Agricultural Drones for Spreading Granular Materials[D]. Columbus, USA: The Ohio State University, 2025.
- [127] 王法安, 李东昊, 余小兰, 等. 不同海拔高度下植保无人机旋翼气动性能[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(9): 25-33.
WANG Fa'an, LI Donghao, YU Xiaolan, et al. Aerodynamic performance of plant protection UAV rotor at different altitudes[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2023, 39(9): 25-33. (in Chinese with English abstract)
- [128] 福建农林大学. 一种壁行式水产养殖投喂系统: 201811327915.8[P]. 2019-02-01.
- [129] 四川五一机械制造有限公司. 风送式投料机: 201910721125.6[P]. 2021-08-31.
- [130] 中国水产科学研究院南海水产研究所, 三亚热带水产研究院. 一种船载水力输送冰鲜杂鱼的投喂装置和方法: 202310463020.1[P]. 2023-06-23.
- [131] PREM R, TEWARI V K. Development of human-powered fish feeding machine for freshwater aquaculture farms of developing countries[J]. *Aquacultural Engineering*, 2020, 88: 102028.
- [132] PADMAVATHY N, VENU M, VALARMATHI B, et al. Smart peripatetic food feeding system for aquafarm[C] //2024 IEEE International Conference on Interdisciplinary Approaches in Technology and Management for Social Innovation (IATMSI): Gwalior, India. 2024: 1-2.
- [133] ALZURQAN, M. Automatic Feeder for On-land Aquaculture: Feed delivery, monitoring, and spreading for Aquaculture[D]. Reykjavik, Iceland: University of Iceland. 2024.
- [134] LOCHAN K, KHAN A, ELSAYED I, et al. Advancements in precision spraying of agricultural robots: A comprehensive review[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 129447-129483.
- [135] Innovasea. FlowFeeder™ Waterborne Feeding System-Innovasea[EB/OL]. (2023-04-05)[2024-12-01]. <https://www.innovasea.com/open-ocean-aquaculture/flowfeeder-aquaculture-feeding-system/>.
- [136] 中国广核集团有限公司. 全球单体最大抗台型风渔融合网箱平台中广核汕尾“伏羲一号”项目正式投运[EB/OL]. (2024-09-09)[2024-11-22]. <http://www.sasac.gov.cn/n2588025/n2588124/c31596117/content.html>.
- [137] LE BOUCHER R, CHUNG W, NG KAI LIN J, et al. Optimizing automated feeder algorithms for feed intake prediction in barramundi(*lates calcarifer*) [J]. *Aquaculture*, 2023, 577: 739909.
- [138] YAO H, GAO Z X, O'BRYANT P, et al. Duoculture diminishes social interaction costs and improves growth rates of two fish species at different temperatures[J]. *PLOS One*,

2024, 19(5): e0291886.

9(1): 100-111.

[139] CHEN Y, QIAO J, LIU J, et al. Three-dimensional path following control system for net cage inspection using bionic robotic fish[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2022,

[140] THORNBURG J. Feed the fish: A review of aquaculture feeders and their strategic implementation[J]. *Journal of the World Aquaculture Society*, 2025, 56(2): e70016.

Research progress on intelligent feeding technology in aquaculture

QI Haixia¹, XU Wei¹, LUO Xiwen^{1,2}, WANG Chaohai¹, LI Xiaohao¹, LIANG Guangsheng¹, LIU Yingjian¹

(1. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 2. Key Laboratory of Key Technology on Agricultural Machine and Equipment, Ministry of Education, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: Intelligent feeding devices constitute pivotal technological equipment driving the transformation of aquaculture toward intelligent and intensive operational paradigms. The fundamental mechanism centers on acquiring comprehensive environmental and aquaculture organism information through sophisticated multimodal perception systems, integrating advanced data modeling and decision-making algorithms for analytical processing, and implementing precision execution protocols to achieve highly efficient feeding operations. This study systematically reviews the development trajectory of intelligent feeding devices and establishes a robust system framework consisting of three interconnected architectural layers: the perception layer, decision-making layer, and execution layer. The perception layer focuses primarily on comprehensive monitoring of water quality parameters, meteorological conditions, and aquaculture organisms, while facilitating sophisticated multi-source information fusion processes. This layer incorporates advanced sensor networks including dissolved oxygen monitors, temperature sensors, pH meters, turbidity analyzers, underwater imaging systems, acoustic monitoring devices, and biometric measurement instruments. These integrated sensing technologies enable continuous real-time data acquisition regarding environmental fluctuations, fish behavioral patterns, growth performance indicators, and feeding response characteristics, providing essential foundational data for higher-level analytical processes. The decision-making layer operates as the cognitive nucleus of the system, utilizing sophisticated growth models and optimization algorithms to generate scientifically-based and individually-customized feeding strategies. It adopts advanced computational methodologies including machine learning algorithms, artificial neural networks, fuzzy logic controllers, genetic algorithms, and predictive modeling frameworks to analyze complex multi-dimensional datasets. The system processes information regarding species-specific nutritional requirements, growth kinetics, environmental conditions, feeding histories, and market demands to determine optimal feeding schedules, appropriate feed quantities, nutritional compositions, and distribution timing patterns. The execution layer implements physical operational capabilities through systematic improvements in device adaptability, sophisticated feed transportation mechanisms, and optimized distribution pattern designs, thereby enhancing overall system stability and broad applicability across diverse aquaculture environments. This layer encompasses precision mechanical engineering components, automated conveyor systems, programmable dispensing units, variable-speed distribution mechanisms, and intelligent control interfaces that ensure accurate feed delivery while maintaining consistent performance under varying operational conditions and environmental challenges. Current research reveals that existing technological implementations continue to confront significant challenges that constrain optimal performance and widespread adoption. These limitations include insufficient precision in multi-source data fusion processes, resulting in potential information loss and reduced analytical accuracy; limited generalization capabilities of existing computational models, restricting their adaptability across diverse aquaculture species, environmental conditions, and operational scales; and inadequate device reliability under harsh marine operational environments, leading to maintenance challenges, operational disruptions, and increased lifecycle costs. This study not only provides a comprehensive systematic framework for the design and optimization of intelligent feeding systems but also demonstrates substantial practical value in improving feed utilization efficiency, reducing operational costs, and promoting environmentally sustainable aquaculture practices. The proposed framework offers theoretical guidance for system integration, performance evaluation, and technological advancement, while addressing critical industry needs for enhanced productivity, cost-effectiveness, and environmental stewardship. Future research should prioritize strengthening interdisciplinary collaboration across marine biology, computer science, mechanical engineering, materials science, and environmental science. It should also emphasize rigorous validation of practical applications through extensive field testing and performance evaluation under real-world operational conditions. Research efforts must focus on: advancing algorithm robustness through sophisticated machine learning techniques; improving device performance through innovative engineering solutions; and developing standardized testing protocols for comprehensive system evaluation. These strategic initiatives will facilitate the large-scale commercial application of intelligent feeding technologies in aquaculture, accelerate the global aquaculture industry's comprehensive intelligent transformation, and ultimately contribute to enhanced food security, environmental sustainability, and economic viability of modern aquaculture systems.

Keywords: aquaculture; intelligent feeding system; precision feeding; feeding device optimization; smart fisheries