

现代化海洋牧场智能投喂技术与装备发展综述

杨 洲^{1,2} 杜文迪² 刘海涛¹ 刘 清² 段洁利²

(1. 广东海洋大学机械工程学院, 湛江 524003; 2. 华南农业大学工程学院, 广州 510630)

摘要: 深远海养殖对精准投喂的迫切需求与复杂海况下感知受限、作业困难之间的矛盾, 驱动投喂系统向智能化转型。本文界定了现代化海洋牧场智能投喂系统的内涵, 沿“感知—决策—执行”闭环链路梳理了各环节的研究进展和瓶颈: 感知层面, 综述了养殖环境多参数监测以及基于视觉与声学融合的生物量估算和摄食强度量化方法; 决策层面, 对比了生长曲线、生物能量等机理模型与模糊控制、深度学习驱动的动态决策模型; 控制与执行层面, 阐述了“云—边—端”控制架构及气水联合输送、精准计量与撒布装置的优化策略。分析探讨了现代化海洋牧场投喂系统的发展路径, 多模态时空对齐融合、大语言模型边缘部署及无人机集群投喂等发展趋势, 旨在为海洋牧场智能化、无人化发展提供参考。

关键词: 现代化海洋牧场; 智能投喂系统; 多模态感知; 投喂决策模型

中图分类号: S96 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2026)19-0001-17

OSID:



Recent Advances and Development Trends in Intelligent Feeding Technologies and Equipment for Modern Marine Ranches

Yang Zhou^{1,2} Du Wendi² Liu Haitao¹ Liu Qing² Duan Jieli²

(1. School of Mechanical Engineering, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524003, China

2. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510630, China)

Abstract: The escalating demand for precision feeding in offshore aquaculture, where feed typically accounts for approximately 70% of full-lifecycle production costs, stands in direct tension with the constrained sensing fidelity and operational reliability imposed by harsh sea conditions, driving feeding systems toward intelligent transformation. This review delineated the scope of intelligent feeding systems for modern marine ranching and systematically examined technological progress and remaining bottlenecks along the “perception – decision – execution” closed-loop framework. At the perception layer, five core environmental parameters (water temperature, dissolved oxygen, current velocity and direction, turbidity, and meteorological conditions) and their sensing principles were reviewed, followed by non-contact biomass estimation via stereo-vision keypoint regression and three-dimensional reconstruction, and feeding-intensity quantification that fused visual cues (residual pellets, surface splash features, and underwater behavior) with active and passive acoustic monitoring. At the decision layer, mechanistic models, including the thermal-growth-coefficient growth curve and bioenergetic balance equations were systematically compared with dynamic models driven by fuzzy control, machine learning, and deep learning architectures (CNN – GRU and Transformer variants), highlighting the trade-off between interpretability and adaptability. At the control and execution layer, the hierarchical “cloud – edge – device” architecture was examined alongside scenario-matched configurations spanning land-based recirculating systems, nearshore cages, and offshore aquaculture vessels, with detailed comparisons of volumetric versus gravimetric metering, peristaltic, hydraulic, and pneumatic conveying tailored to live, fresh-wet, and extruded pellet feeds, and centrifugal, pneumatic, and hydraulic spreading devices. Finally, the evolutionary pathway from mechanized to automated and ultimately intelligent feeding was traced, and four development trends were identified: multimodal spatiotemporal and semantic alignment

收稿日期: 2026-05-08 修回日期: 2026-06-01

基金项目: 海洋牧场智能养殖装备创新团队项目(2024KCXTD041)

作者简介: 杨洲(1972—), 男, 教授, 博士, 主要从事农业与渔业生产装备研究, E-mail: yangzhou@scau.edu.cn

通信作者: 段洁利(1973—), 女, 教授, 博士, 主要从事智能农业装备研究, E-mail: duanjieli@scau.edu.cn

of heterogeneous sensors, edge deployment of compressed large language models for explainable decision-making, UAV-swarm-based non-contact feeding supported by shipborne take-off, refueling, and battery-swap stations, and digital-twin-enabled iterative optimization of mechanistic models, providing a reference for the unmanned and intelligent development of modern marine ranching.

Key words: modern marine ranching; intelligent feeding system; multimodal perception; feeding decision-making model

0 引言

建设海洋牧场是国家“十四五”规划中破解近海资源环境承载力瓶颈、保障“蓝色粮仓”安全的关键战略举措,标志着我国水产养殖产业正经历从近岸浅水农耕模式向深远海工业化生产模式的深刻变革^[1],提升海洋装备制造优势同样是未来“十五五”建设海洋强国的重点^[2]。

当前深远海养殖以养殖工船和大型深水网箱为载体,集约化高密度养殖模式在大幅提升单位产量的同时,也对饲料投喂的精准性和时效性提出了更高要求^[3]。据统计,饲料支出通常占养殖全生命周期总成本的70%^[4],因此投喂系统的精细程度直接决定了产业的经济效益。

为应对这一成本与效率的挑战,投喂技术逐步演进。早期的机械化投喂系统通过自动化工程装备取代人工劳动,利用预设程序的机械执行机构,完成了饲料从料仓到投喂点的输送与撒布,但依旧属于“开环控制”模式^[5]。这种模式虽然节省了人力,但无法根据鱼群实际需求调整投喂量。随着传感技术和人工智能的发展,投喂系统朝着“感知—决策—执行”的闭环反馈控制方向发展(图1)。智能投喂系统能够获取环境信息和鱼群状态^[6],通过分析饲

料投喂量和鱼群摄食欲望来动态调节投喂策略。相比传统的机械化定时定量盲投,这种闭环模式提高了投喂效率、提升了饲料利用率,并降低了运营成本^[7]。

近年来,已有学者对水产养殖智能投喂技术进行了系统综述:朱明等^[8]从计算机视觉、声学、传感器及生物模型等维度梳理了鱼类智能投喂方法;漆海霞等^[9]进一步构建了感知—决策—执行3层技术框架,全面覆盖陆基至深远海的多场景投喂装置与关键技术。然而,上述工作均以水产养殖全局为视角,未对深远海场景下海洋牧场特有的技术瓶颈展开深入剖析。本文将聚焦现代化海洋牧场场景,重点围绕深远海复杂环境下作业环境与养殖对象感知的鲁棒性挑战、基础与动态投喂决策模型的适用边界,以及气水联合输送与精准计量等执行机构的核心工程问题展开综述。

1 投喂系统作业环境与养殖对象感知

1.1 养殖环境监测

海洋环境参数直接影响鱼类的摄食生理,是投喂决策模型的核心输入变量。本文依据其对投喂决策的作用路径,重点论述3类核心参数(表1):直接调控摄食生理的参数(水温、溶解氧浓度)、制约投喂执行精度的参数(流速流向、浊度),以及决定投喂作业窗口的气象环境参数。对于变幅较小且对短时决策敏感度低的环境参数(如盐度、pH值)^[20],本章节不作展开论述。

水温与溶解氧浓度是调控鱼类基础代谢率与摄食欲望的决定性变量^[21]。针对金鲳鱼^[22]、大黄鱼^[23]和虹鳟^[24]等不同适温属性鱼类,水温的波动即可引起鱼体生理代谢变化,进而改变理论投喂量。在海水温度监测技术上,由于深远海网箱水体存在显著的垂直温度梯度,单一层面的监测已难以满足需求,目前多采用垂直温深链技术以获取网箱内部的温度剖面场^[25]。对于溶解氧浓度,传统的电化学传感器因存在电解液消耗与零点漂移问题,难以适应长周期无人值守作业^[26];基于荧光猝灭原理的光学溶解氧传感器凭借其无需电解液补充、不消耗氧气及长期稳定性好的优势,是深远海监测的主流选择。

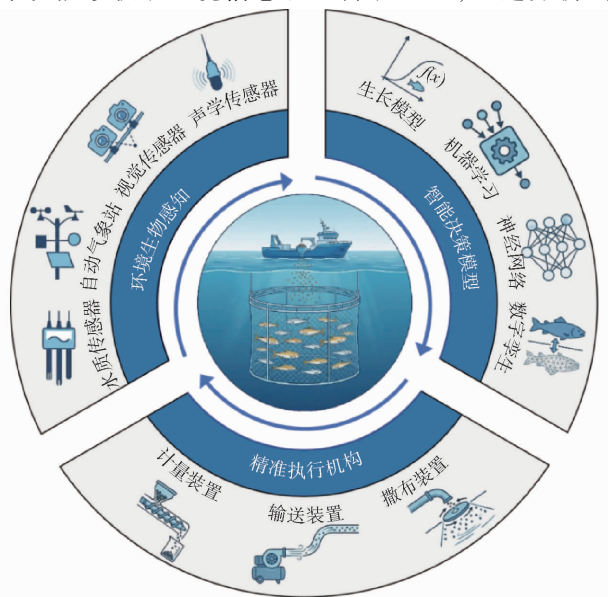


图1 基于“感知—决策—执行”闭环的智能投喂系统架构

Fig.1 Architecture of intelligent feeding system based on a “perception – decision – execution” closed loop

表 1 海洋牧场环境监测参数与感知技术原理

Tab.1 Environmental monitoring parameters and sensing principles for marine ranching

监测参数	常用感知技术	技术代际	原理
海水温度	电阻式温度传感器	★★★	利用敏感电阻阻值随温度变化的特性,将温度转换为电信号 ^[10]
	卫星遥感	★★★	测量海表热辐射,经大气校正后反演计算海表温度场 ^[11]
溶解氧浓度	电化学法	★★☆	氧在电极发生还原反应产生电信号,据此计算溶解氧浓度 ^[12]
	光学荧光猝灭法	★★★	基于氧分子对荧光的猝灭效应,通过荧光参数变化反演浓度 ^[13]
流速流向	电磁海流计	★★☆	导电海水切割磁力线产生感应电动势,由电压计算流速流向 ^[14]
	声学多普勒测速仪	★★★	利用声波散射的多普勒频移效应,计算水流速度 ^[15]
浊度	光学散射法	★★★	悬浮颗粒对光产生散射或衰减,由光信号强度推算浊度 ^[16]
	声学反演法	★☆☆	颗粒对声波散射形成回波,根据回波强度反演悬浮物浓度 ^[17]
气象环境	自动气象站	★★★	集成多种传感器采集气象要素,实现自动观测记录与传输 ^[18]
	低空轨道卫星	★★★	分析海面反射信号的散射强度,反演海表风场 ^[19]

注:应用成熟度依据技术商业化程度与文献报道量综合判定:★★★ 表示已广泛商用;★★☆ 表示技术成熟但存在已知局限;★☆☆ 表示处于研究验证阶段。

海洋流速流向和浊度从执行层面制约了投喂系统的精度。流速流向决定了饲料颗粒的运输轨迹与驻留时间,直接制约饲料可获得性、摄食反馈判读及撒布参数的动态校正^[27-28]。传统的电磁海流计虽能获取单点流速,但其探头极易受生物附着影响导致信号漂移;声学多普勒流速仪可利用声波散射的多普勒频移效应,精准解析网箱内部更精细的微观流场与湍流结构,同时投喂系统可使用声学多普勒流速剖面仪对网箱上层水体的流速剖面进行补充^[15]。除此之外,高浊度的水下环境会显著降低水下图像的信噪比,导致鱼体纹理特征模糊与边缘丢失,影响鱼类分类、生物量量化及摄食行为分析等关键视觉感知任务的准确性。光学散射法是当前浊度监测的主流技术^[16],但在长期作业中可能受透镜污损引起信号漂移的问题,因此,可采用反演法作为补充^[29],提高连续监测的鲁棒性。

气象环境监测则制约了投喂系统的作业窗口。面对深远海频发的恶劣海况,半潜式养殖平台或升降式网箱可下潜至水下 10~20 m 深度以规避表面风浪的破坏冲击^[30],同时对鱼群提前停止投喂来增强鱼类对急性胁迫的抵抗力^[31]。气象监测通常采用平台气象站和天基遥感相结合的技术路径。其中自动气象站部署在养殖平台,例如中环天仪的平台型自动气象站可提供分钟级的风速风向、气压、气温、相对湿度、降水等本地数据^[18];而低空轨道卫星可以提供大尺度的风场和降水预测,例如 NASA CYGNSS 可反演海面 10 m 风速并形成标准数据产品,用于海上风场监测与风暴条件评估^[19]。

综上所述,现有监测技术已初步覆盖水温、溶解氧浓度、流场、浊度及气象等五大核心投喂参数,但深远海环境下传感器的长期稳定性、生物附着引起的信号漂移以及多参数间的时空同步仍是亟待解决

的工程难题。未来监测体系应向多参数协同感知演进,依托集成芯片实现异构信号的片上融合与自校准,从源头抑制漂移。

1.2 鱼类生物量估算

鱼类生物量估算是深远海养殖精细化管理的核心环节,对准确评估饲料投喂量至关重要。传统方法依赖人工抽样称量,效率低且干扰正常养殖,现已逐步被基于计算机视觉的非接触式在线估算技术所替代^[32]。如图 2 所示,总生物量的计算方法为平均个体质量(通过立体视觉或三维重建技术估算)与种群数量(通过检测追踪、密度回归或基于声呐的方法获取)的乘积。

(1) 基于立体视觉的生物量估算技术

基于立体视觉的估算技术能够恢复鱼体的深度信息与三维几何尺度,消除传统单目视觉方法中的尺度歧义,有效提高了质量估算的精度与鲁棒性。目前主要形成两大技术路线:基于二维平面的关键点回归估算与基于三维重建的形态估算。

基于关键点的回归公式估算依赖生物学异速生长定律($W=aL^b$),利用关键点特征解析鱼体形态,并通过回归分析实现质量估算,具备极强的鲁棒性和可解释性^[33]。Tonachella 等^[34]采用 YOLO v4 网络对网箱内鱼进行目标检测,精确定位鱼体的吻端与尾柄特征点并计算真实距离,最后结合回归方程预测金头鲷质量,误差仅为±3.6%。为进一步提高质量估算的准确性,研究者通过几何形态修正、模型架构升级和空间姿态补偿等不同方向优化了鱼体尺寸测量的精度^[35-37]。但是鱼体肥满度存在显著的个体差异,依赖体长这一单一维度信息无法感知真实形态特征,使用回归公式计算则不可避免带来误差。

基于三维重建的鱼体质量估算技术,有效克服

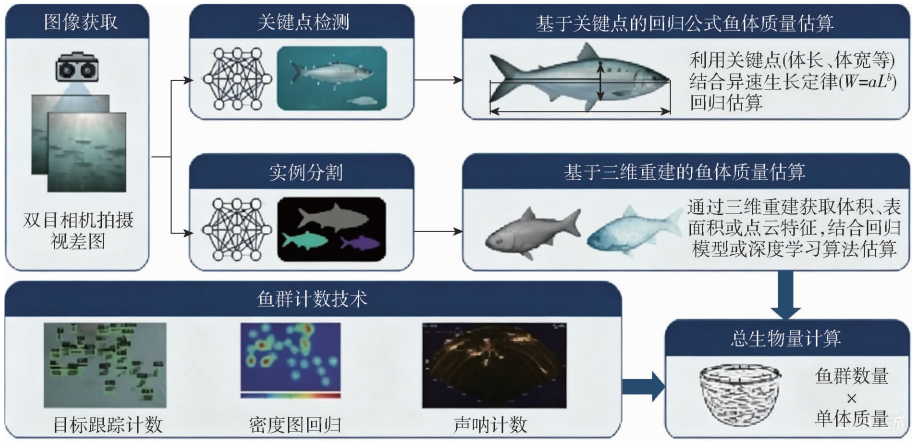


图 2 鱼类生物量估算流程图

Fig. 2 Flowchart of fish biomass estimation

了传统二维图像特征易受鱼体姿态影响的局限,可实现更精准的质量估算。Kong 等^[38]利用双目视差生成鱼体点云,通过主成分分析(PCA)校正鱼体空间角度,从而精准提取体长与体宽作为关键特征,并结合极端梯度提升算法(eXtreme gradient boosting, XGBoost)构建质量回归模型。后续研究发现相比于单一的线性维度,整体形态特征与质量的相关性更强。Wang 等^[39]发现 3D 周长与质量之间存在极强的相关性($R^2 = 0.98$),并通过神经辐射场(Neural radiance field, NeRF)辅助的立体匹配技术精确获取轮廓深度,建立了基于周长的质量估算模型。进

一步,Wang 等^[40]通过重建鱼体表面网格计算 3D 表面积,从而实现了鱼体质量更精准的预测。上述方法多在受控或近海环境中验证,深远海网箱场景海况复杂,立体匹配的可靠性低,三维重建的计算成本高,水下标定难度大,考验算法在精度和速度上能否取得平衡。

(2) 鱼群计数技术

传统的计数方法依赖人工,计数效率低、易损伤鱼体,现已被基于深度学习的计数方法所取代,分别为基于目标检测与跟踪的计数、基于密度图回归的计数和基于声呐图像的计数 3 类(表 2)。

表 2 鱼类质量估算与鱼群计数技术对比

Tab. 2 Comparison of fish biomass estimation technologies

项目	鱼体质量估算		鱼群计数		
	关键点回归	三维重建	目标检测与跟踪	密度图回归	声呐计数
输入数据	双目图像	双目图像	RGB 图像 + 视频流	RGB 图像	声呐图像
模型方法	目标检测提取特征点 + 异速生长方程	鱼体点云生成 + 机器学习回归	深度学习目标检测 + 多目标跟踪关联	端到端卷积网络 + 空间分布密度积分	声学成像目标提取 + 神经网络回归
优点	可解释性强,稳定	估算精准,可重建鱼体	跟踪稳定,计数稳定	适应高密度养殖环节	适应复杂水下工况
缺点	受鱼体姿态、形态影响	计算量大,标定维护难	遮挡影响大	数据标注成本高	成本高,噪声影响大

基于目标检测与跟踪的计数,主要通过深度学习算法来自动识别视频流中的鱼类个体。Banno 等^[41]利用 YOLO v4 对挪威鲑鱼养殖场周边的野生鱼类进行自动计数,准确率达 81%,验证了模型监测鱼群数量的可行性。仅依赖检测模型无法区分不同帧中的同一目标,容易导致重复计数。为此,Li 等^[42]通过改进的 YOLO v8 模型进行鱼类目标检测,再结合 Byte - OCSORT 跟踪算法实现跨帧身份关联,有效避免了重复计数和身份切换问题。但是深远海网箱体积大,单摄像头视场难以覆盖全部区域,多相机协同与视角融合是亟待解决的问题。

密度图回归不依赖逐尾分割或身份跟踪,而是通过端到端学习空间分布并以密度积分输出总数,

因此更适用于高密度聚集、严重遮挡的鱼类计数任务。Zhang 等^[43]提出多列卷积与空洞卷积的混合神经网络模型,利用多尺度特征解决遮挡与形变难题,保留空间结构生成高精度密度图,对网箱养殖大西洋鲑鱼的计数准确率达 95.06%。而密度图回归面对复杂多变的养殖环境时,存在场景迁移困难和数据标注成本高昂的问题,后续研究则通过引入无监督域适配框架和有限样本的学习策略来增强跨网箱任务的泛化性和降低数据标注成本^[44 - 45]。

声呐计数通过解析水体回波或声学图像统计鱼群,有效克服了视觉感知在浑水、暗光及强遮挡等复杂工况下的漏检与统计偏差。Sthapit 等^[46]提出基于单波束回声探测法的近海网箱鱼类数量实时估

算方法,在夜间对石斑鱼的计数误差低于 10%,但在高密度聚集时会出现显著的声学遮蔽效应,影响计数精度。基于此,Sun 等^[47]使用全向声呐获取网箱的分层扫描图像并提取各层的鱼体数量,结合空间密度插值与体积积分方法估算了鱼群生物量。

Zhu 等^[48]利用前视成像声呐结合 YOLO v8 与反向传播网络(Back propagation, BP),实现了基于局部声学图像的总体生物量回归预测;但受限于狭小视场角,以及高密度下的声影遮挡与网衣回波混叠,该方法的工程泛化能力仍面临挑战。

综上所述,鱼类生物量估算正由人工抽样转向深度学习驱动的在线非接触式监测,利用立体视觉与三维重建实现高精度的单体质量估算,并结合检

测跟踪、密度图回归及声呐计数以解决群体计数难题。面对复杂水下环境,未来研究应聚焦在提升模型的泛化能力与落地效率,如小样本学习、多模态数据融合和模型轻量化。

1.3 摄食行为监测与强度量化

摄食强度是投喂决策模型的核心输入变量,其本质是将鱼群集体摄食欲望离散化为可供控制系统直接调用的等级信号,通常划分为“强、中、弱、无”4 个等级^[49]:“强”对应鱼群抢食显著,应维持或加大投喂;“中、弱”对应鱼群活跃状态下降,应动态减量;“无”对应鱼群拒食,应停止投喂。人工观察受制于主观判断和劳动强度,因此构建基于视觉、声学等模态的感知体系,是实现闭环智能投喂的关键(图 3)。

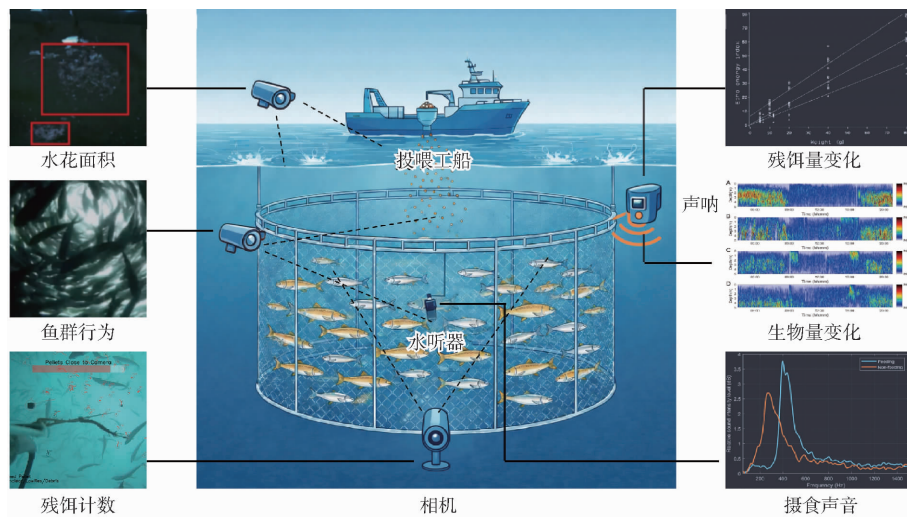


图 3 摄食行为监测与强度量化技术

Fig. 3 Feeding behavior monitoring and intensity quantification techniques

(1) 基于视觉的摄食行为监测与强度量化

视觉监测因其直观性和非侵入性被广泛应用,根据摄像机观测位置的差异可以分为:残饵检测、水面特征检测和水下行为检测。

残饵检测通过识别沉降到底部的未食饲料,判断鱼群的摄食欲望。Foster 等^[50]利用水下摄像机垂直监测饲料沉降过程,采用图像阈值分割方式对饲料颗粒进行计数,但极易受鱼群遮挡光线或视场的干扰。针对传统阈值分割方法在精度与环境适应性方面的不足,深度学习模型可以有效处理高密度目标、小目标检测等挑战,显著提升水下饲料颗粒识别的准确率^[51-53]。然而残饵检测具有滞后性,只有当鱼群食欲下降,系统才能检测到大量下沉饲料,易发生过量投喂。

捕食浮性饲料的鱼类摄食通常会冲向水面,导致水面波动并引起水花,Wu 等^[54]提出了一种基于深度学习的鱼群摄食强度评估方法,通过分析摄食

过程中产生的水花特征来间接反映鱼群摄食强度,在室内受控环境下准确率达 98.2%。俞国燕等^[55]进一步通过双目视觉实现水花物理面积的精准量化与回归建模,提升了摄食强度评估的客观性和环境适应性。受限于视觉感知的空间衰减与二维视角,基于水花特征的检测方法在大型网箱下易失效:远距离目标的面积畸变,且无法监测沉性饲料摄食行为。

水下鱼群的宏观摄食行为特征可以作为水上检测的有效补充。Måløy 等^[56]使用 3D 卷积神经网络和循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)分别捕捉空间和时间序列信息,从而实现鲑鱼觅食和非摄食行为的识别。此外,Georgopoulou 等^[57]基于 YOLO-Deep SORT 开发了海鲈鱼摄食行为实时监测系统,通过追踪海鲈鱼个体并量化群体游泳速度与摄食行为指数,实现了鱼群摄食强度量化。不过在投喂阶段,鱼群大量聚集,基于个体追踪的系统其

准确度受到显著影响。

(2) 基于声学的摄食行为监测与强度量化

提取摄食活动伴随的声学特征是实现摄食强度量化的另一重要途径。当前研究主要分为主动声学探测与被动声学监听两类,通过捕捉残饵沉降轨迹、鱼群空间分布动态以及摄食特异性声纹,建立摄食强度的评估模型。

主动声学技术可以通过捕捉残饵和鱼群分布来量化鱼群摄食强度。研究通过声呐检测饲料颗粒下沉回波能量,当信号超过预设阈值,即鱼群摄食欲望下降,系统自动终止投喂,实现摄食强度的闭环调控,显著提升了饲料利用率^[58-59]。Folkedal 等^[60]采用 200 kHz 窄波束声呐持续监测摄食区鱼类回波强度时序变化,摄食活跃期表层生物量回波显著增强,饱食后信号衰减,系统据此动态判定摄食强度。上述方法依赖人为预设阈值判定摄食强度,鲁棒性差,泛化能力弱。

被动声学技术利用水听器捕捉鱼类摄食时产生

的特定频率声学信号评估鱼群摄食状态^[61]。Rosten 等^[62]研究了大西洋鲑鱼对网箱声景的影响,发现摄食期间的声强和峰值频率与非摄食期存在显著差异,缺点是难以实现摄食强度的精准量化与精细调控。Du 等^[63]用卷积神经网络对鱼群摄食音频的频谱图进行识别,将摄食强度精准量化为强、中、无 3 个等级,在较高养殖密度下分类准确率达 85.9%。在背景噪声更为复杂的海水网箱环境中,如何有效剥离风浪、水流等低频干扰,仍是亟待解决的问题。

综上所述,视觉与声学二者协同构建了具备实时性、环境鲁棒性与多场景适用性的摄食强度量化方案(表 3)。前沿研究提出多模态数据融合,将摄食视频和传感器数据或者音频数据深度融合,提高了复杂背景下的摄食强度分类准确率^[64-65]。未来应进一步深化多元信息融合机制,构建高鲁棒性的摄食强度量化模型,并向真实开放海域场景迁移与应用。

表 3 摄食行为监测与强度量化技术对比

Tab.3 Comparison of feeding behavior monitoring and intensity quantification technologies

项目	基于视觉的监测与量化			基于声学的监测与量化	
	残饵检测	水面特征检测	水下行为检测	主动声学探测	被动声学监听
输入数据	RGB 图像 + 视频流	RGB 图像 + 双目图像	RGB 图像 + 视频流	声呐回波信号	水听器采集音频
模型方法	阈值分割 + 目标检测 料颗粒	目标检测 + 双目视觉测 量水花面积	深度学习目标检测 + 多 目标跟踪关联	残饵沉降信号 + 摄食区 鱼群信号	深度学习对摄食音频频 谱图分类识别
优点	简单、判断直观	准确度高	信息丰富	不受光照与水质影响	直接反映摄食状态
缺点	易过量投喂	大型网箱适用性低	遮挡影响大	依赖人为设定阈值	网箱声音背景复杂

2 投喂决策模型

2.1 基础决策模型

基础决策模型通过构建数学模型量化鱼类生长代谢与饲料需求的关系,为投喂决策提供理论依据。基于生长曲线的决策模型从表观层面预测鱼类增重轨迹,经饲料转化率换算为饲料需求量;能量平衡模型以能量守恒描述摄食能量分配,通过能量收支方程精细计算饲料需求。

(1) 基于生长曲线的决策模型

早期鲑科鱼类的投喂管理主要依赖于基于特定水温 and 体型大小的经验生长率表格^[66]。为构建更通用的理论预测工具,Iwama 等^[67]提出的简单生长模型确立了鱼体质量与温度、时间之间的线性关系,为热生长系数(TGC)模型奠定了基础;Jobling^[68]进一步阐释了特定生长率与鱼体规格的对数关系,这些经典工作为解决不同体型鱼类生长数据的标准化提供了理论工具。但研究指出 TGC 模型在跨度较大的温度区间或生命阶段中不加校正地外推会导致

严重偏差^[69],采用分段线性模型才能准确描述不同发育阶段的真实生长特征^[70]。

计算饲料需求量还需要确定投喂率和预测饲料转化率。投喂率是单位质量每日投喂量的百分比,Sun 等^[71]综述了水产养殖摄食量估算模型,并系统梳理了以鱼体质量和水温为核心驱动变量的投喂率定量预测方法。饲料转化率决定了从增重预测到饲料需求量的换算精度。Bureau 等^[72]验证了不同投喂水平对虹鳟生长性能的影响,实验表明适度限制投喂水平,其饲料利用效率显著优于过量投喂,为模型指导投喂的有效性提供了直接证据。

投喂表是生长曲线模型提供投喂决策的最直接形式。标准投喂表以鱼体质量与水温为双入口参数,查表即可得到日投喂率,进而计算每日投喂量^[73]。当前主要水产饲料企业如 Skretting 公司^[74]和 Biomar 公司^[75]提供了投喂规划工具,可根据鱼种、规格、水温等参数为养殖者生成投喂方案。然而,现有商业投喂表多基于北欧鲑鱼养殖条件开发,直接应用于我国南海热带海域的金鲷鱼、大黄鱼等

鱼种时,温度范围、饲料配方和养殖模式的差异可能导致显著的投喂偏差,需建立符合本土养殖条件的专用投喂表体系。

(2) 基于能量平衡的决策模型

生物能量模型基于热力学定律,利用能量平衡方程定量解析了摄食能量在基础代谢、生长及排泄间的分配规律,是实现精准投喂策略的核心工具^[76],解决了生长曲线模型难以精准响应环境变化对代谢影响的局限^[77]。

目前,业界已建立了多种经济海鱼的生物能量模型。Smith 等^[78]构建了大西洋鲑海水养殖阶段的生物能量模型,模拟了不同温度和鱼体质量条件下的能量需求。Campeas 等^[79]建立了海鲈的迭代能量模型,揭示了群体内生长异质性对摄食能量分配的影响。Glencross^[80]针对尖吻鲈构建了基于澳大利亚养殖条件的因子型生物能量模型,在实际海水养殖条件下验证了预测投喂量与实测投喂量的一致性。

基于生物能量模型的投喂决策系统可实现全生长周期饲料需求的动态计算。Cho 等^[81]开发了一个名为 Fish-PrFEQ 的软件,系统可根据输入鱼种、初始质量、水温曲线和饲料营养参数输出最佳投喂量和预期饲料转化率。刘晓娟等^[82]基于生物能量模型构建了尖吻鲈精准投喂决策系统,将水温、溶解氧浓度和鱼体生长数据作为动态输入,实现了全生长周期饲料需求的在线预测,相比投喂表有效降低了饲料浪费。模型的预测精度取决于各组分参数的准确获取,其中活动代谢消耗的能量难以在线测定,靠植入式标签^[83]和加速度传感器^[84]间接量化鱼类游泳能耗,难以在深远海养殖环境大规模部署应用。

综上所述,生长曲线模型成熟易用,通过投喂表即可得到阶段性的饲料投喂方案;生物能量模型则解析鱼类生长机理,通过能量收支方程准确计算饲料需求。然而,生长模型对参数敏感,生物能量模型的关键参数难监测,在复杂海况下的鲁棒性有待提高。未来趋势是将两类机理模型嵌入数字孪生体系,作为仿真内核在多物理场虚拟环境中迭代优化,将离线计算转变成在线计算,以应对实时波动。

2.2 动态决策模型

基础决策模型从生物学机理出发计算日投喂量,难以适应鱼群摄食状态的动态变化,动态决策模型可以在此基础上融合环境参数和鱼群摄食强度等实时感知信息,通过算法进行动态修正。

(1) 基于模糊控制的决策模型

模糊逻辑控制将多个感知信号(水温偏差、溶解氧浓度偏差、摄食强度等级)模糊化为语言变量,

通过专家知识推理出连续的投喂调节系数,基于当前的状态实现非线性投喂决策。Bórquez-Lopez 等^[85]构建了基于水温和溶解氧浓度的双输入模糊控制器,在对虾养殖中替代传统静态投喂表,节省约 35% 的饲料。为克服传统模糊规则严重依赖人工经验的局限,Zhao 等^[86]进一步开发了自适应神经模糊推理系统,通过混合学习算法自动整定并优化草鱼投喂的隶属度函数与模糊规则库。同时,Indrawati 等^[87]将模糊控制器与物联网平台结合,初步实现了远程自动化投喂调控。模糊控制优势在于控制逻辑可解释、工程部署成熟度高,缺点是在高度非线性的生物系统中调参困难,也缺乏对环境变化的主动预判能力。

(2) 基于机器学习的决策模型

机器学习方法能够从历史数据中挖掘环境-生物-投喂之间的复杂非线性关系,预测未来一段时间内的最优投喂参数。朱烨均等^[88]结合贝叶斯优化改进多层感知机模型,以水质、鱼群状态及天气为输入,实现鲢鱼养殖投饲量精准预测。此外,Chen 等^[89]针对循环水养殖虹鳟鱼,构建 MEA-BP 神经网络,直接将动态的水质与鱼群生物特征转化为单次最优投喂量的数值输出。随着养殖数据的持续积累,投喂决策模型可以不断更新迭代,但模型准确度高度依赖训练数据的质量与规模,深远海养殖场景的高质量标注数据尤其稀缺,需要在小样本条件下实现模型的高泛化性。

(3) 基于深度学习的决策模型

传统机器学习的决策模型无法完全捕捉涉及生物量、水质和气象等时间序列数据中的复杂非线性关系,而基于深度学习算法的预测模型具备更强的鲁棒性和泛化性。Son 等^[90]提出了一种基于卷积神经网络和门控循环单元(GRU)的自动投喂系统,利用 GRU 模型处理包含养殖场环境传感器数据、鱼类生长状况及历史投喂状态的时间序列特征,从而动态预测投喂量的调整率。随着模型捕捉长距离依赖能力的提升,Wang 等^[91]提出基于 Transformer 的 FO-DEMST 模型,通过双编码器架构独立解析水质、气象及历史生物等多源异构数据,实现高精度的海鲈鱼预测投喂量。

5 类投喂决策模型的技术特征与优劣势对比如表 4 所示。综上所述,动态决策模型沿“模糊控制→机器学习→深度学习”的路径逐步演进,在非线性建模能力、多源数据融合深度和时序依赖捕捉能力上持续提升。未来研究应重点探索机理模型与数据驱动模型的深度耦合,兼顾可解释性与自适应性。

表 4 投喂决策模型技术特征与优劣势对比

维度	生长曲线模型	生物能量模型	模糊控制	机器学习	深度学习
决策方法	公式查表	方程求解	实时反馈→实时修正	历史拟合→迭代修正	实时拟合→实时修正
核心算法	TGC 方程	能量平衡方程	模糊逻辑	BP 神经网络	LSTM/Transformer
输入变量	质量、水温	质量、水温、饲料营养	实时水温、溶解氧浓度	历史质量、实时数据	实时质量、水质、气象
主要优势	简单成熟	机理精准	可解释、工程可用	挖掘规律、持续迭代	可处理多模态数据
主要局限	计算偏差	关键参数难监测	调参困难	需要历史数据的积累	可解释性弱

3 投喂系统控制与执行装置

3.1 投喂系统控制架构

深远海养殖场景的网络通信环境复杂多变,纯粹依赖岸基数据中心的集中式云计算控制架构难以同时满足投喂系统对实时性与高可靠性的双重需

求。为突破深海通信受限的瓶颈,现代智能投喂系统逐渐引入“云-边-端”协同控制架构^[92]。该架构在保留云端全局决策优势的同时,将核心算力下沉至养殖平台本地:云端负责全局决策与模型训练,边缘层承担实时控制,执行端完成精准投喂作业(图 4)。

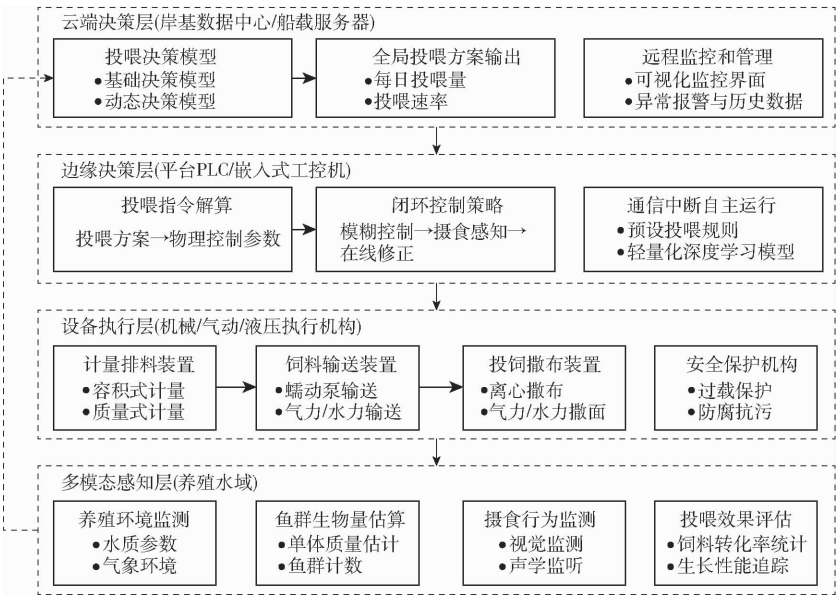


图 4 投喂系统“云-边-端”3 级控制架构

Fig. 4 Three-tier “cloud – edge – device” control architecture of feeding system

云端决策层负责运行计算密集型的投喂决策模型,汇聚多源感知数据并输出全局投喂方案。Ubina 等^[93]设计了基于云端架构的无人机远程监控系统,将视频数据实时传输至云端进行分析和决策,量化评估鱼群摄食强度以指导精准投喂,验证了云端集中决策在水产养殖中的工程可行性。针对深海网箱,胡昱等^[94]设计了基于云计算的网箱监控系统,将多源环境数据实时汇聚至云端分析,并在云端集中进行投喂任务管理与控制决策。然而,极端深海条件下,通信链路的可靠性是巨大挑战,4G/5G 信号在离岸 50 km 以后会急剧衰减^[95],完全依赖云端决策将导致投喂响应的滞后。

边缘控制层部署于养殖平台本地(如网箱本体),通常以可编程逻辑控制器(Programmable logic controller, PLC)为载体。该层承担两项关键任务:

将云端下发的投喂方案解算为各执行子系统的实时控制指令;在通信中断或异常工况下,依据本地预设的投喂规则和传感器反馈自主执行投喂作业。胡昱等^[96]基于西门子 PLC 开发了深水网箱自动投饵设备,可以远程调度风机、下料器及分配器,且能够独立且稳定地完成多网箱的定时定量投喂。Elmessery 等^[97]将轻量化强化学习算法部署于边缘设备,将计算复杂度降低 85% 的同时维持了 92% 的控制精度,为边缘控制层承载投喂决策功能提供了技术路径。

设备执行层由计量排料装置、饲料输送装置和投饲撒布装置等物理执行机构组成,通过变频器、伺服驱动器和电磁阀等功率元件响应边缘控制层的指令。各执行装置同时配备局部传感器(如称量传感器、转速编码器、压力变送器等),确保单个执行动

作的精度。王志勇等^[98-99]基于气力输送原理设计搭建了一套自动投饵系统,利用 PLC 实时采集输送管道的压力反馈,通过变频器动态调节螺旋给料机的下料速度,保障了投喂精度。

综上所述,“云-边-端”3 级协同架构通过合理的计算资源分层分配,实现了全局决策智能性与本地执行实时性的有机统一。目前的研究多集中在单一控制层级的算法实现或特定工况下的功能验证,系统整体协同效率较低、复杂环境适应性不足。未来应重点推动量化压缩与知识蒸馏等轻量化技术在边缘端的工程落地,并结合低轨宽带卫星通信提升深远海网络链路的可靠性,从而推动投喂控制架构持续向无人化发展。

3.2 投喂系统的场景化选型

投喂系统作为智能投喂系统的执行终端,需与“育种-育苗-养成”全生命周期的养殖场景及环境条件深度匹配。不同养殖阶段在空间布局、投喂频次、单次投喂量及环境暴露度上存在显著差异,驱动投喂系统向场景化、差异化方向演进。

陆基循环水养殖工厂是亲鱼选育的核心载体,针对其养殖池线性排列的布局特征,轨道式投喂机器人依托固定轨道巡回多池(图 5a),实现了对育种单元的全覆盖。随着育种过程结束,鱼苗需进入近海鱼排或浮筏式网箱完成标粗阶段。网箱分布密集且单箱投喂量较小,小型独立料仓式结合简单的定时控制器(图 5b),既能满足高频投喂需求,又能适应鱼排有限的承载力。进入近海规模化养成阶段,养殖设施升级为大型重力式网箱、插桩式平台或桁架类平台,推荐采用气动式集中投喂系统(图 5c),一套系统可同时为数十个网箱提供精准投喂。而随着养殖场景向深远海拓展,作业平台演变为大型漂浮式动力定位平台或游弋式养殖工船,水力中央输送系统成为标准配置(图 5d):将饲料与海水混合后泵送,能将饲料直接送至鱼群聚集的特定深度,减少颗粒破碎并显著提高饲料转化率。

综上所述,随着养殖向深远海拓展,投喂系统正从机械抛撒向水下精准输送演进,未来应重点突破长距离低损输送、自清洁防污损及模块化快速部署技术。

3.3 计量排料装置

精准的计量与排料控制是投喂系统落实科学投喂决策的关键,直接决定了投喂作业的精度与饲料利用效率。容积式计量是投喂装置最常见的基础方案,代表结构包括螺旋给与转轮定量排料两类装置,通过控制螺旋转速与运行时间推算投喂量,兼具结构紧凑与低维护成本优势。但受限于填充率,螺

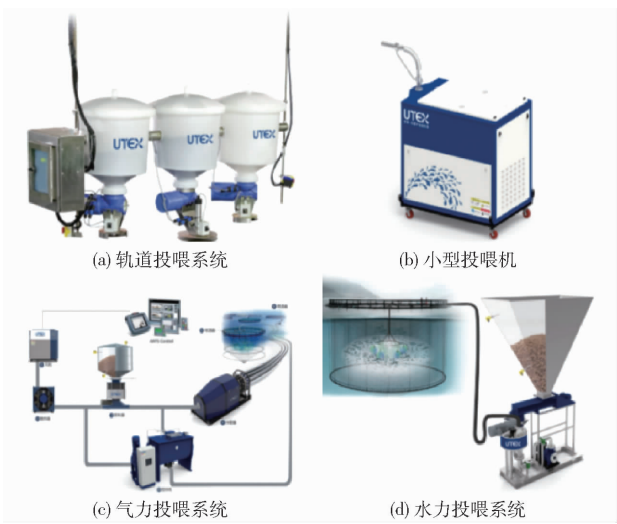


图 5 不同养殖场景下的投喂系统^[100]
Fig. 5 Feeding systems for different aquaculture scenarios

旋给料的排料效率存在转速瓶颈,且高转速下实际流量常与设定值产生非线性偏差^[101-102]。因此,螺旋给料装置实际运行建议事先构建“转速-排量”回归模型,并严格控制转速在标定区间内,从而兼顾投喂效率和精准计量。相比之下,转轮式排料器利用旋转的定容腔室实现投喂量精准控制^[103]。但转轮结构在高填充或卡料时可能产生挤压破碎、堵塞与容积填充效率下降等问题,需优化叶片结构^[104]。

质量式计量通过集成称量传感器构建闭环反馈,直接基于质量变化调节排料,从而保证投喂精度。质量式计量通常分为失重式称量喂料和科里奥利固体质量流量计,其中失重式喂料通过称量传感器实时监测料仓的质量变化,达到设定投喂量即可停机,在轨道式投喂系统中可将投喂精度控制在 0.63%^[105]。但称量信号在海况扰动场景容易出现波动和漂移,需要结构优化和滤波算法稳定信号。而科里奥利固体质量流量计属于在线直接质量流量测量技术,通过检测饲料颗粒在旋转部件内运动引起的力矩响应,实时反演通过计量节点的实际质量流量^[106]。代价是装置与传感器体系更复杂、成本更高,同时对防振、抗磨与防挂壁沉积的工程防护提出更高要求。

综上所述,容积式计量技术凭借结构简单和低维护成本占据常规养殖的主要地位,质量式称量则凭借精准性成为养殖工船的标配(表 5),但现有技术依旧受限饲料特性波动与环境扰动的双重制约。未来发展将聚焦于抗扰动算法与非接触测量:一方面利用自适应滤波算法抵消平台运动对称量信号的干扰,另一方面探索基于视觉或微波的非接触式流量监测技术。

表 5 投喂计量排料装置的工作机理与性能对比
Tab.5 Working mechanism and performance comparison of mainstream feeding metering and discharging devices

技术类型	计量原理	结构复杂度	主要问题
螺旋给料	转速×时间推量	低	高转速计量偏差
转轮排料	定容腔×转速	中	高填充挤压破碎
失重式喂料	失重速率闭环	高	海上信号波动漂移
质量流量	力矩反演质量流量	很高	成本高、易挂壁

3.4 饲料输送装置

投喂系统对饲料进行计量排料后,需要将饲料从储存筒仓精准、高效、低损耗地输送到养殖网箱。

海洋鱼类如石斑鱼、鲷科鱼类在幼体阶段消化系统未分化完全,无法消化人工饲料,只能开口摄食轮虫、卤虫等活体浮游生物^[107]。机械叶轮泵或高压气力输送活体饵料会导致饵料物理损伤和存活率降低,而基于蠕动泵的液相输送系统可以克服上述缺点^[108]。Papandroulakis 等^[109]开发了基于蠕动泵的自动化投喂系统,通过泵管的交替挤压与松弛产生负压吸取浮游生物溶液,实现了无损和精量投喂。

针对蓝鳍金枪鱼与黄条鲷等大型肉食性鱼类,受限于其对猎物鲜度的味觉特异性及高脂育肥的生理刚需,冰鲜杂鱼是不可替代的核心营养载体^[110-111]。然而,此类饲料具有高含水率、高脂蛋白的特性,离心式投饲机和风送式投饲机都将面临物料粘附、堵塞等问题^[112]。Chen 等^[113]研发了专用于深海网箱的环形射流泵水力输送系统,该系统利用高压水流形成的水力包裹机制,大幅削减了高黏度物料在输送过程中的管壁摩擦效应。

针对大西洋鲑鱼等工业化养殖对象,为获得最佳的生长性能,必须依赖高密度营养的膨化硬质饲料^[114],且饲料粒径随着鱼体生长周期从 3 mm 跨越至 12 mm。随着粒径增大,风送式投喂系统需严格控制气流速度:气流速度低于临界阈值,大颗粒极易发生沉降堵管;反之,过高的气流速度导致颗粒磨损呈指数级剧增^[115]。应通过数值仿真的方法对输送管道的管径比合理设计,以降低颗粒碰撞时的能量耗散和破碎率^[116]。

综上所述,针对活体、鲜杂鱼及干性颗粒等不同饵料特性,行业已构建起差异化的输送技术体系。而在深远海养殖场景,长距离输送存在高能耗、高饲料破损率和高维护成本等局限。未来趋势将向无人投饲船和无人机投喂演进,转向高频短距离的投喂输送方式。

3.5 投饲撒布装置

投喂系统的输送管道将饲料运输到指定投喂地

点,需要选择合适的撒布器将饲料抛撒至水面或水下位置。

离心抛撒式撒布器利用电机驱动甩盘产生离心力进行投饵(图 6a),结构简单、成本较低、覆盖面呈扇形或圆形,适用于近海网箱的浮性颗粒饲料投喂^[117]。装置绝大多数采用固定式安装(固定于岸基或网箱框架上),旨在实现定点投喂与鱼群驯化,少数情况可结合移动投饲船扩大投饲范围^[118]。然而,高速甩盘撞击会导致饲料粉碎、降低利用率并污染水体^[119];同时,其投喂效果对作业参数敏感,若转速或高度设置不当,易出现分布不均(如呈环状或局部聚集),从而引发鱼群恶性抢食竞争^[120]。

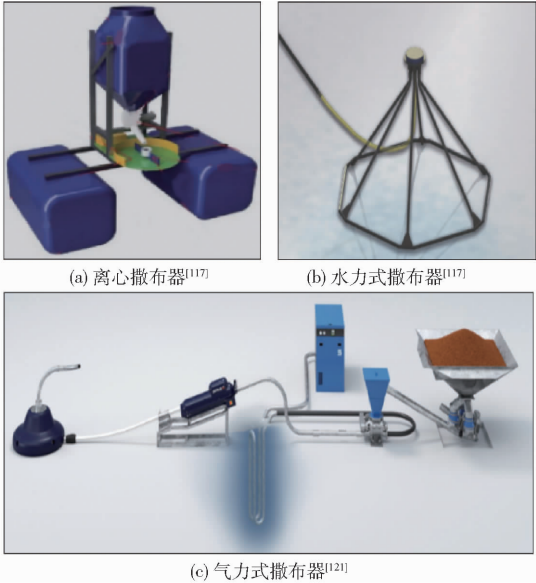


图 6 投喂系统的不同撒布装置

Fig.6 Various feed spreaders in feeding systems

气力式撒布器利用高压气流赋予饲料颗粒初速度(图 6c),通过管道末端喷嘴将饵料以射流形式投送至目标水域,具有输送距离远和瞬时通量大的优势,是目前深远海大型网箱与养殖工船的主流投喂方式^[121]。该装置在投喂距离上远大于离心抛撒式撒布器,通过喷口执行预设的摆动,同样实现扇区覆盖。然而,为增加撒布面积,通常需要提高系统风速,饲料颗粒在管道的碰撞导致饲料破碎^[122];同时,受限于管道连接,装置在复杂海况下易发生失稳,叠加海风的二次干扰,极易造成饲料的撒布不均^[123]。

水力式撒布器通过射流泵或混料装置将饲料包裹在低速水流中输送(图 6b),从根本上降低了饲料的破碎率,同时规避了表层水流和海风造成的撒布不均,是当前深远海工船和超大型网箱最先进的投喂方式。挪威 AKVA 系统可以温和地将混合饲料输送至水下 5~10 m 深^[124],鱼群在深水区摄食可以从物理上隔绝海虱感染,还保证了恶劣海况下的精准投喂。中广核“伏羲一号”超大型网箱平台采用

气水联合投喂技术^[125],兼顾了气力输送的覆盖优势和水利投喂的精准优势,并且有效提升养殖区域水体的溶解氧含量,促进鱼群生长。尽管水力式撒布器在深远海养殖中表现出极佳的抗风浪与低损耗特性,但是系统复杂程度极大提高,初始投资高昂,长时间使用有管路生物附着风险,增加了机械维护需求,若系统突发停机,饲料长时间滞留在管道中还极易引发堵塞风险。

综上所述,投喂撒布模式已演化出从近海离心抛撒到深远海气力或水力喷射的梯度化装备体系,但不同技术仍面临复杂投喂场景的不适配性。未来将趋向水下精准撒布与气水融合:重点发展深水定

点输送以物理隔离表层海虱感染,并研发“气送水撒”的混合系统(如伏羲一号),在能效、精度与抗风浪能力之间寻求最优解。

4 发展态势

4.1 发展路径

现代化海洋牧场的发展史,本质上是养殖载体从近岸走向深远海、投喂技术从“经验驱动”走向“数据驱动”的协同进化过程。伴随着养殖工船、大型桁架类网箱等高海况装备的投入使用,投喂系统经历了从机械化辅助到自动化作业,并最终迈向智能化闭环的跨越式发展(图 7)。

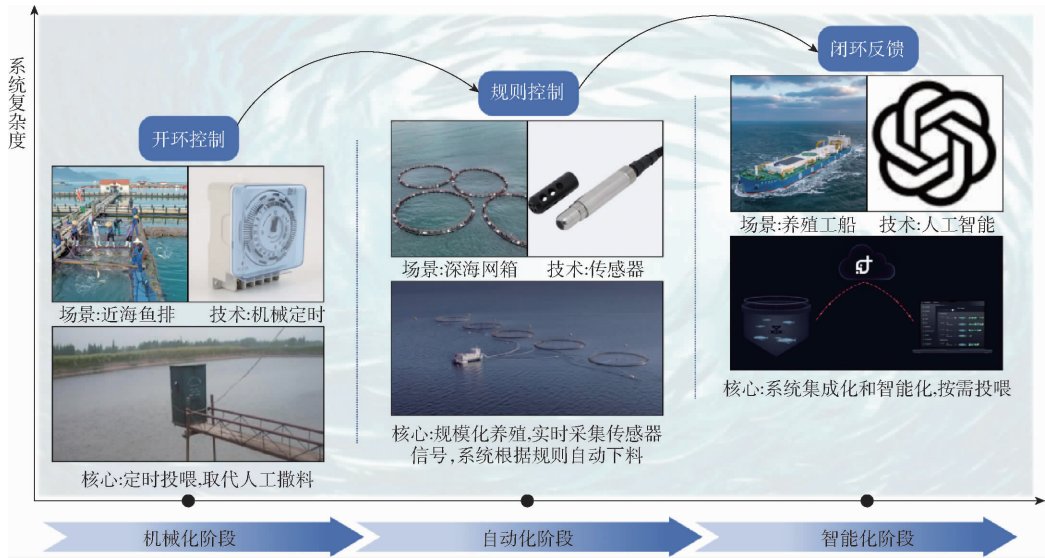


图 7 现代化海洋牧场投喂系统的发展路径

Fig. 7 Evolutionary pathway of feeding systems in modern marine ranching

(1) 机械化阶段:在海洋牧场发展初期,养殖活动主要集中在近岸浅水区。该阶段的投喂系统是具体的投饵机,目的是替代人工抛撒饵料的重体力劳动,控制逻辑仍以人工经验为主^[126]。其结构简单,由料箱、供料装置、投料装置、控制器等部分组成,依靠机械定时器执行抛撒动作。同时存在产品安全隐患、抛投均匀性差、智能化程度低等问题^[5]。

(2) 自动化阶段:随着近岸资源环境承载力趋于饱和,产业重心向深远海转移,大型深水网箱成为主流养殖载体。面对远超传统投饵机工况极限的集约化投喂需求,自动化投喂系统逐渐取代了单体作业装备。通过引入传感器与控制器,投喂系统可自动调节下料速度。但是,此类投喂系统依赖预设的投喂规则,无法根据鱼群实际需求自主调节投喂策略。

(3) 智能化阶段:当前,现代化海洋牧场依托养殖工船与大型桁架式平台,正式迈向了数字化与智能化深度融合的新阶段。为了追求高效生产,自动

化投喂系统引入机器视觉、水声探测及深度学习技术,目标是建立“感知—决策—执行”的闭环反馈投喂系统^[9]。该系统能够实时感知养殖环境与鱼群动态,用量化数据驱动模型决策。相比自动化阶段,它能够根据生物体的实时需求自主动态调节投喂策略,真正实现了精准投喂与无人化决策。

投喂系统在感知与决策层面的智能化研究已取得显著进展,但多局限于单一功能的实验性验证。未来应逐步推进规模化的产业落地,将系统投放至南海等实际海域,通过长期真实的海量数据优化迭代感知算法和决策模型,打造完备的智能投喂系统。

4.2 展望

中国海洋牧场的投喂系统主流形态,早已不再是单一投饲设备,而是围绕环境感知、养殖对象感知、投喂决策和投饲设备的一整套工程系统。并且随着深远海养殖装备一体化与智能化的发展,将投喂、监测、供能、通信等功能模块集成于同一网箱平

台,是当前深远海智能网箱的发展趋势。然而,系统的复杂程度上升,对不同层级的技术本身和协同工作提出了更高要求。

(1) 投喂系统作业环境与养殖对象感知

不同传感方法可以解决特定参数的监测问题,但未来趋势是多模态信息融合,弥补单一模态在复杂场景下鲁棒性不足与识别精度受限的缺陷。然而多模态融合面临时间对齐与语义对齐的双重挑战:在时间维度上,视觉与声学传感器的采样频率为秒级,而水质传感器多为分钟级,当鱼群发生短时摄食或应激事件时,低频传感器在事件窗口内难以同步采集到有效数据,造成事件数据在时间维度对齐困难;在语义维度上,不同模态测量的物理过程本不相同。视觉反映的是鱼群行为,水质反映的是环境状态,将二者映射到统一的决策语义远非特征拼接所能完成。例如视觉和水质传感器联合监测鱼群行为,模型可以反映水体环境变化所引起的行为异常,但无法准确分辨是哪种水质参数变化导致。未来研究应致力于构建跨模态数据的统一映射机制,将视觉、声学与环境数据在时间和语义维度上精准对齐。

(2) 投喂决策模型

智能投喂决策虽逐步向数据驱动转型,但依旧缺少基于推理和经验一体化的可解释、非黑箱和稳健的决策模型。当前的大语言模型具备强大的实时推理能力,接收多模态信息,结合领域专家和历史经验决策形成知识图谱,可提供可靠的投喂决策模型。为了使大模型可以部署在深远海养殖环境,未来需要重点发展模型压缩与蒸馏技术,将轻量化算法下沉至边缘端,同时发展小样本学习,解决海洋垂类高质量标注数据的稀缺。

(3) 投喂系统执行装置

重力式网箱仍占据深远海养殖主导地位,其柔性浮架结构难以支撑重型固定式投喂装备,同时传统船载投喂又面临高碳排与作业窗口受限。无人机投喂技术,为非接触式、高机动灵活作业提供了新型的投喂路径,但当前技术仍受限于载重续航短板与抗风稳态控制,难以满足深远海养殖大规模、高频次的投饲需求。未来应重点突破大载重长续航机型与集群协同控制,建立以养殖工船为中心的“自动起降-快速补料-换电”一体化基站,将投喂模式从管道气送转向空中撒料。

参 考 文 献

- [1] 中国政府网. 中共中央关于制定国民经济和社会发展第十四个五年规划和二〇三五年远景目标的建议[EB/OL]. (2020-11-03)[2026-02-05]. https://www.gov.cn/zhengce/2020-11/03/content_5556991.htm.
- [2] 中国政府网. 中共中央关于制定国民经济和社会发展第十五个五年规划的建议[EB/OL]. (2025-10-28)[2026-02-05]. https://www.gov.cn/zhengce/202510/content_7046050.htm.
- [3] 徐皓,刘晃,黄文超. 深远海设施养殖装备技术进展与展望[J]. 上海海洋大学学报, 2023, 32(5): 893-902. Xu Hao, Liu Huang, Huang Wenchao. Advances and outlook of offshore aquaculture equipment technology[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2023, 32(5): 893-902. (in Chinese)
- [4] Amenयोग E, Chen G, Wang Z, et al. A review of Ghana's aquaculture industry[J]. Journal of Aquaculture Research & Development, 2018, 9: 1000545.
- [5] 葛一健. 我国投饲机产品的发展与现状分析[J]. 渔业现代化, 2010, 37(4): 63-65. Ge Yijian. Development and status analysis of fish feeder in China[J]. Fishery Modernization, 2010, 37(4): 63-65. (in Chinese)
- [6] Aquabyte. Aquabyte: data-driven monitoring and insight[EB/OL]. [2026-02-05]. <https://www.aquabyte.ai/>.
- [7] Fish Farm Feeder. Automated feeding systems for aquaculture[EB/OL]. (2025-01-11)[2026-02-05]. <https://www.fishfarmfeeder.com/en/>.
- [8] 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 CSAE, 2022, 38(7): 38-47. (in Chinese)
- [9] 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. Qi Haixia, Xu Wei, Luo Xiwen, et al. Research progress on intelligent feeding devices and key technologies for aquaculture[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(20): 1-16. (in Chinese)
- [10] Gao D, Zhang M, Sun Q, et al. Investigation of the stability of thermistor based sensors for high-precision marine temperature measurement[J]. Measurement, 2025, 250: 117163.
- [11] Ahmed A, Fox-Kemper B, Watkins D M, et al. Estuarine temperature variability: integrating four decades of remote sensing observations and in-situ sea surface measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 2025, 322: 114643.
- [12] Stine J M, Beardslee L A, Sathyam R M, et al. Electrochemical dissolved oxygen sensor-integrated platform for wireless in situ bioprocess monitoring[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2020, 320: 128381.
- [13] Tengberg A, Hovdenes J, Andersson H J, et al. Evaluation of a lifetime-based optode to measure oxygen in aquatic systems

- [J]. *Limnology and Oceanography: Methods*, 2006, 4(2): 7–17.
- [14] Chen S, Wu Y, Liu S, et al. Development of electromagnetic current meter for marine environment[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(1): 206.
- [15] Jónsdóttir K E, Klebert P, Volent Z, et al. Characteristic current flow through a stocked conical sea-cage with permeable lice shielding skirt[J]. *Ocean Engineering*, 2021, 223: 108639.
- [16] Matos T, Faria C L, Martins M S, et al. Development of a cost-effective optical sensor for continuous monitoring of turbidity and suspended particulate matter in marine environment[J]. *Sensors*, 2019, 19(20): 4439.
- [17] Wilson G W, Hay A E. Acoustic backscatter inversion for suspended sediment concentration and size: a new approach using statistical inverse theory[J]. *Continental Shelf Research*, 2015, 106: 130–139.
- [18] 中环天仪(天津)气象仪器有限公司. DZH6 型海滨(海岛、石油平台)自动气象站[EB/OL]. [2026-02-05]. http://www.tjqx.com/page/10232.html?goods_id=609.
- [19] Ruf C, Al-Khaldi M, Asharaf S, et al. Characterization of CYGNSS ocean surface wind speed products[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(22): 4341.
- [20] Boyd C E, Tucker C S, Somridhivej B. Alkalinity and hardness: critical but elusive concepts in aquaculture[J]. *Journal of the World Aquaculture Society*, 2016, 47(1): 6–41.
- [21] Buentello J A, Gatlin III D M, Neill W H. Effects of water temperature and dissolved oxygen on daily feed consumption, feed utilization and growth of channel catfish (*Ictalurus punctatus*) [J]. *Aquaculture*, 2000, 182(3/4): 339–352.
- [22] Tutman P, Glavić N, Kožul V, et al. Preliminary information on feeding and growth of pompano, *Trachinotus ovatus* (Linnaeus 1758) (Pisces; Carangidae) in captivity[J]. *Aquaculture International*, 2004, 12(4): 387–393.
- [23] Lv H, Liu Y, Li H, et al. Modulation of antioxidant enzymes, heat shock protein, and intestinal microbiota of large yellow croaker (*Larimichthys crocea*) under acute cold stress[J]. *Frontiers in Marine Science*, 2021, 8: 725899.
- [24] Janhunnen M, Koskela J, Ninh N H, et al. Thermal sensitivity of growth indicates heritable variation in 1-year-old rainbow trout (*Oncorhynchus mykiss*) [J]. *Genetics Selection Evolution*, 2016, 48(1): 94.
- [25] Fan J Y, Guo S X, Shang C J, et al. Novel temperature-chain drifter for enhanced upper-ocean temperature observation[J]. *Applied Ocean Research*, 2025, 158: 104581.
- [26] Cui G Q, Wu R, Cao L D, et al. Optical fiber pH and dissolved oxygen sensors for bioreactor monitoring: a review[J]. *Sensors*, 2025, 26(1): 10.
- [27] Alver M O, Skøien K R, Føre M, et al. Modelling of surface and 3D pellet distribution in Atlantic salmon (*Salmo salar* L.) cages[J]. *Aquacultural Engineering*, 2016, 72: 20–29.
- [28] Oehme M, Aas T S, Sørensen M, et al. Feed pellet distribution in a sea cage using pneumatic feeding system with rotor spreader[J]. *Aquacultural Engineering*, 2012, 51: 44–52.
- [29] 原野, 赵亮, 魏皓, 等. 利用 ADCP 和 LISST-100 仪观测悬浮物浓度的研究[J]. *海洋学报(中文版)*, 2008, 30(3): 48–55.
- Yuan Ye, Zhao Liang, Wei Hao, et al. Research on observing suspended sediment concentration using ADCP and LISST-100 instruments[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2008, 30(3): 48–55. (in Chinese)
- [30] Pang G, Zhang S, Liu H, et al. Hydrodynamic response analysis for a new semi-submersible vessel-shaped fish farm platform based on numerical simulation[J]. *Frontiers in Marine Science*, 2023, 10: 1135757.
- [31] Waagbø R, Jørgensen S M, Timmerhaus G, et al. Short-term starvation at low temperature prior to harvest does not impact the health and acute stress response of adult Atlantic salmon[J]. *PeerJ*, 2017, 5: e3273.
- [32] 李道亮, 赵聪慧, 朱弘烨, 等. 基于深度学习的鱼类生物量估算研究进展[J]. *农业机械学报*, 2026, 57(2): 121–133.
- Li Daoliang, Zhao Conghui, Zhu Hongye, et al. Recent advances in fish biomass estimation based on deep learning[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2026, 57(2): 121–133. (in Chinese)
- [33] Froese R. Cube law, condition factor and weight-length relationships: history, meta-analysis and recommendations[J]. *Journal of Applied Ichthyology*, 2006, 22(4): 241–253.
- [34] Tonachella N, Martini A, Martinoli M, et al. An affordable and easy-to-use tool for automatic fish length and weight estimation in mariculture[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 15642.
- [35] Feng G, Pan B, Chen M. Non-contact tilapia mass estimation method based on underwater binocular vision[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(10): 4009.
- [36] Deng Y, Tan H, Zhou D, et al. An automatic body length estimating method for *Micropterus salmoides* using local water surface stereo vision[J]. *Biosystems Engineering*, 2023, 235: 166–179.
- [37] Cao D, Guo C, Shi M, et al. A method for custom measurement of fish dimensions using the improved YOLOv5-keypoint framework with multi-attention mechanisms[J]. *Water Biology and Security*, 2024, 3(4): 100293.
- [38] Kong M, Li B, Zhang Y, et al. Non-intrusive mass estimation method for crucian carp using instance segmentation and point cloud processing[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 226: 109445.
- [39] Wang G, Li X, Yu J, et al. Stereo matching and 3D reconstruction with nerf supervision for accurate weight estimation in free-swimming fish[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 225: 109255.

- [40] 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.
- [41] Banno K, Kaland H, Crescitelli A M, et al. A novel approach for wild fish monitoring at aquaculture sites; wild fish presence analysis using computer vision[J]. Aquaculture Environment Interactions, 2022, 14: 97 – 112.
- [42] Li Y, Wu Z, Yu Y, et al. An improved YOLOv8 and OC – SORT framework for fish counting[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2025, 13(6): 1016.
- [43] Zhang S, Yang X, Wang Y, et al. Automatic fish population counting by machine vision and a hybrid deep neural network model[J]. Animals, 2020, 10(2): 364.
- [44] Liu H, Ma X. Unsupervised domain adaptation framework with global-local adversarial learning and masked image consistency for fish counting in deep-sea aquaculture[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 159: 111735.
- [45] Li X, Zhuang Y, You B, et al. LDNet: high accuracy fish counting framework using limited training samples with density map generation network[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2024, 36(7): 102143.
- [46] Sthapit P, Kim M, Kim K. A method to accurately estimate fish abundance in offshore cages[J]. Applied Sciences, 2020, 10(11): 3720.
- [47] Sun P, Huang X, Sun J, et al. Estimating fish quantity and distribution in offshore cage aquaculture using YOLOv8 and fish density[J]. Smart Agricultural Technology, 2025, 12: 101514.
- [48] Zhu G, Li M, Hu J, et al. An experimental study on estimating the quantity of fish in cages based on image sonar[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(7): 1047.
- [49] 徐立鸿,黄薪,刘世晶. 基于改进 LRCN 的鱼群摄食强度分类模型[J]. 农业机械学报, 2022, 53(10): 236 – 241.
Xu Lihong, Huang Xin, Liu Shijing. Recognition of fish feeding intensity based on improved LRCN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10): 236 – 241. (in Chinese)
- [50] Foster M, Petrell R, Ito M R, et al. Detection and counting of uneaten food pellets in a sea cage using image analysis[J]. Aquacultural Engineering, 1995, 14(3): 251 – 269.
- [51] Hu X, Liu Y, Zhao Z, et al. Real-time detection of uneaten feed pellets in underwater images for aquaculture using an improved YOLO – V4 network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106135.
- [52] Li D, Xu L, Liu H. Detection of uneaten fish food pellets in underwater images for aquaculture [J]. Aquacultural Engineering, 2017, 78: 85 – 94.
- [53] Xu C, Wang Z, Du R, et al. A method for detecting uneaten feed based on improved YOLOv5[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 212: 108101.
- [54] Wu Y, Wang X C, Shi Y 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.
- [55] 俞国燕,钱利文,刘峰春,等. 基于双目相机和深度学习的鱼类摄食强度分析方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(3): 403 – 413, 424.
Yu Guoyan, Qian Liwen, Liu Haochun, et al. Design and experimentation of fish feeding intensity system based on binocular cameras and deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 403 – 413, 424. (in Chinese)
- [56] Måløy H, Aamodt A, Misimi E. A spatio-temporal recurrent network for salmon feeding action recognition from underwater videos in aquaculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 167: 105087.
- [57] Georgopoulou D G, Voudaskis 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.
- [58] Juell J E, Furevik D M, Bjordal Å. Demand feeding in salmon farming by hydroacoustic food detection[J]. Aquacultural Engineering, 1993, 12(3): 155 – 167.
- [59] 王顺杰,陈晶晶,荆成财,等. 网箱养殖智能投饲监控系统的设计[J]. 渔业现代化, 2012, 39(2): 59 – 63.
Wang Shunjie, Chen Jingjing, Jing Chengcai, et al. Design of intelligence feeding system in cage culture [J]. Fishery Modernization, 2012, 39(2): 59 – 63. (in Chinese)
- [60] 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.
- [61] Mallekh R, Lagardère J P, Eneau J P, et al. An acoustic detector of turbot feeding activity[J]. Aquaculture, 2003, 221(1 – 4): 481 – 489.
- [62] Rosten C M, Mathiassen J R, Volent Z. Acoustic environment of aquaculture net-pens varies with feeding status of Atlantic salmon (*Salmo salar*) [J]. Aquaculture, 2023, 563: 738949.
- [63] 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.
- [64] 黄凰,成佳卿,简凡皓,等. 面向圈养模式的智能精准投喂系统研究[J]. 农业机械学报, 2026, 57(2): 109 – 120.
Huang Huang, Cheng Jiaqing, Jian Fanhao, et al. Research of intelligent precision feeding system for captive breeding [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(2): 109 – 120. (in Chinese)

- [65] 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)
- [66] Austreng E, Storebakken T, Åsgård T. Growth rate estimates for cultured *Atlantic salmon* and rainbow trout[J]. Aquaculture, 1987, 60(2): 157-160.
- [67] Iwama G K, Tautz A F. A simple growth model for salmonids in hatcheries[J]. Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences, 1981, 38(6): 649-656.
- [68] Jobling M. Growth studies with fish—overcoming the problems of size variation[J]. Journal of Fish Biology, 1983, 22(2): 153-157.
- [69] Jobling M. The thermal growth coefficient (TGC) model of fish growth: a cautionary note[J]. Aquaculture Research, 2003, 34(7): 581-584.
- [70] Dumas A, France J, Bureau D P. Evidence of three growth stanzas in rainbow trout (*Oncorhynchus mykiss*) across life stages and adaptation of the thermal-unit growth coefficient[J]. Aquaculture, 2007, 267(1-4): 139-146.
- [71] Sun M, Hassan S G, Li D. Models for estimating feed intake in aquaculture: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 127: 425-438.
- [72] Bureau D P, Hua K, Cho C Y. Effect of feeding level on growth and nutrient deposition in rainbow trout (*Oncorhynchus mykiss* Walbaum) growing from 150 to 600 g[J]. Aquaculture Research, 2006, 37: 1090-1098.
- [73] Cho C Y. Feeding systems for rainbow trout and other salmonids with reference to current estimates of energy and protein requirements[J]. Aquaculture, 1992, 100: 107-123.
- [74] Skretting. Daily feeding[EB/OL]. [2026-02-05]. <https://www.skretting.com/en/Innovation/our-innovations/aquasim/aquasim-manual/daily-feeding/>.
- [75] BioMar. Calculate daily feeding amount[EB/OL]. [2026-02-05]. <https://feedingtool.biomar.com/calculator>.
- [76] 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. Research and application progress of fish bioenergetics models[J]. South China Fisheries Science, 2024, 20(6): 53-61. (in Chinese)
- [77] Zhou Z, Xie S, Lei W, et al. A bioenergetic model to estimate feed requirement of gibel carp, *Carassius auratus gibelio*[J]. Aquaculture, 2005, 248(1-4): 287-297.
- [78] Smith I P, Booker D J, Wells N C. Bioenergetic modelling of the marine phase of Atlantic salmon (*Salmo salar* L.)[J]. Marine Environmental Research, 2009, 67(4-5): 246-258.
- [79] Campeas A, Brun-Bellut J, Baras E, et al. Growth heterogeneity in rearing sea bass (*Dicentrarchus labrax*): test of hypothesis with an iterative energetic model[J]. Animal, 2009, 3(9): 1299-1307.
- [80] Glencross B D. A factorial growth and feed utilization model for barramundi, *Lates calcarifer* based on Australian production conditions[J]. Aquaculture Nutrition, 2008, 14(4): 360-373.
- [81] Cho C Y, Bureau D P. Development of bioenergetic models and the Fish-PrFEQ software to estimate production, feeding ration and waste output in aquaculture[J]. Aquatic Living Resources, 1998, 11(4): 199-210.
- [82] 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)
- [83] Wong J, Tay Y X, Yue G. Developing predictive growth models for Asian seabass using four generations of data[J]. Aquaculture and Fisheries, 2025, 10(2): 253-259.
- [84] Reeve C, Smith K A, Bzonek P A, et al. Calibrating acceleration transmitters to quantify the seasonal energetic costs of activity in lake trout[J]. Journal of Fish Biology, 2024, 105(6): 1769-1783.
- [85] Bórquez-Lopez R A, Casillas-Hernandez R, Lopez-Elias J A, et al. Improving feeding strategies for shrimp farming using fuzzy logic, based on water quality parameters[J]. Aquacultural Engineering, 2018, 81: 38-45.
- [86] Zhao S, Ding W, Zhao S, Gu J. Adaptive neural fuzzy inference system for feeding decision-making of grass carp (*Ctenopharyngodon idellus*) in outdoor intensive culturing ponds[J]. Aquaculture, 2019, 498: 28-36.
- [87] Indrawati E M, Suprianto B, Kartini U T. Development of fuzzy logic automatic fish feeding system and iot-based water quality control[J]. Journal of Engineering Research and Reports, 2025, 27(3): 56-69.
- [88] 朱烨均,徐伟雄,孙志成,等. 基于贝叶斯优化的鲢鱼投饲量多层感知机预测算法研究[J]. 农业机械学报, 2025, 56(10): 165-174.
Zhu Yejun, Xu Weixiong, Sun Zhicheng, et al. Bayesian optimization-based multilayer perceptron prediction algorithm for catfish feeding quantity[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(10): 165-174. (in Chinese)

- [89] Chen L, Yang X, Sun C, et al. Feed intake prediction model for group fish using the MEA – BP neural network in intensive aquaculture[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2020, 7: 261 – 271.
- [90] Son S, Jeong Y. An automated fish-feeding system based on CNN and GRU neural networks[J]. *Sustainability*, 2024, 16(9): 3675.
- [91] 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.
- [92] Wang J H, Wang X C, Shi Y Y, et al. A review of the application prospects of cloud-edge-end collaborative technology in freshwater aquaculture[J]. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2025, 15(2): 232 – 251.
- [93] Ubina N A, Cheng S C, Chen H Y, et al. A visual aquaculture system using a cloud-based autonomous drones[J]. *Drones*, 2021, 5(4): 109.
- [94] 胡昱,黄小华,陶启友,等. 基于云计算的深水网箱监控系统架构设计[J]. *信息技术*, 2017(6): 32 – 36.
Hu Yu,Huang Xiaohua,Tao Qiyu,et al. Framework design of deep water cage monitoring based on cloud computing[J]. *Information Technology*, 2017(6): 32 – 36. (in Chinese)
- [95] Liu Y H, Cheng T F, Zheng H F, et al. Preliminary exploration of an informatized management model for deep-sea aquaculture: from land-based farming to offshore marine ranches[J]. *Fishes*, 2026, 11(3): 134.
- [96] 胡昱,郭根喜,汤涛林,等. 基于 MCGS 的深水网箱自动投饵远程控制系统的的设计[J]. *渔业科学进展*, 2010, 31(6): 110 – 115.
Hu Yu,Guo Genxi,Tang Taolin,et al. Design of auto feeding system for deep water net cage based on MCGS[J]. *Progress in Fishery Sciences*,2010,31(6):110 – 115. (in Chinese)
- [97] Elmessery W M, Shams M Y, Abd El-Hafeez T, et al. Lightweight deep deterministic policy gradient for edge computing in recirculating aquaculture systems: real-time feeding control with reduced computational requirements[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1): 37960.
- [98] 王志勇,冯书庆,林礼群,等. 网箱养殖平台自动投饲系统设计与试验分析[J]. *渔业现代化*, 2020, 47(5): 52 – 58.
Wang Zhiyong,Feng Shuqing,Lin Liqun,et al. Design and experimental analysis of automatic feeding system for cage culture platform[J]. *Fishery Modernization*, 2020, 47(5): 52 – 58. (in Chinese)
- [99] 王志勇,湛志新,江涛,等. 标准化池塘养殖自动投饵系统设计[J]. *农业机械学报*, 2010, 41(8): 77 – 80.
Wang Zhiyong,Shen Zhixin,Jiang Tao,et al. Automatic feeding system in standardization pond culture[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2010, 41(8): 77 – 80. (in Chinese)
- [100] 烟台优泰环保科技有限公司. 自动投喂系统[EB/OL]. [2026 – 02 – 05]. <https://www.ytutex.com/erliaotouwei/>.
- [101] Khater E S, Bahnasawy A, Morsy O. Evaluation of fish feeder manufactured from local raw materials[J]. *Scientific Reports*, 2021, 11(1): 18799.
- [102] El Shal A M, El Sheikh F M, Elsbaay A M. Design and fabrication of an automatic fish feeder prototype suits tilapia tanks [J]. *Fishes*, 2021, 6(4): 74.
- [103] Wang L, Ji M D, Wu K, et al. Design and performance evaluation of a feed distribution device in the small-scale pneumatic conveying feeder for recirculating aquaculture systems[J]. *Fishes*, 2025, 10(6): 255.
- [104] 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 Zhongai,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)
- [105] 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)
- [106] 胡昱,郭根喜,黄小华,等. 深水网箱养殖自动投饵计量装置设计[J]. *南方水产科学*, 2014, 10(2): 80 – 85.
Hu Yu,Guo Genxi,Huang Xiaohua,et al. Design of metering device for deep-sea cage auto feeding system[J]. *South China Fisheries Science*, 2014, 10(2): 80 – 85. (in Chinese)
- [107] Zambonino Infante J L, Cahu C L. Ontogeny of the gastrointestinal tract of marine fish larvae[J]. *Comparative Biochemistry and Physiology Part C*, 2001, 130(4): 477 – 487.
- [108] 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.
- [109] Papandroulakis N, Dimitris P, Pascal D. An automated feeding system for intensive hatcheries [J]. *Aquacultural Engineering*, 2002, 26(1): 13 – 26.
- [110] Senzui A, Fukada H. Olfaction and gustatory senses promote feeding through different pathways in yellowtail, *Seriola quinqueradiata*[J]. *Aquaculture*, 2023, 562: 738814.
- [111] Popovic N T, Kozacinski L, Strunjak-Perovic I, et al. Fatty acid and proximate composition of bluefin tuna (*Thunnus thynnus*) muscle with regard to plasma lipids[J]. *Aquaculture Research*, 2012, 43(5): 722 – 729.
- [112] Yuan H, Cai Y, Liang S F, et al. Numerical simulation and analysis of feeding uniformity of viscous miscellaneous fish bait based on EDEM software[J]. *Agriculture*, 2023, 13(2): 356.

[113] 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.

[114] Samuelsen T A, Hillestad M, Jacobsen H J, et al. Physical feed quality and starch content causes a biological response in Atlantic salmon (*Salmo salar* L)[J]. Aquaculture Reports, 2021, 21: 100791.

[115] Aarseth K A, Perez V, Bøe J K, et al. Reliable pneumatic conveying of fish feed[J]. Aquacultural Engineering, 2006, 35(1): 14 – 25.

[116] 王昱,刘佳豪,罗毅智,等. 基于 CFD – DEM 耦合的膨化颗粒饲料气力输送机理数值分析[J]. 农业机械学报, 2025, 56(7): 180 – 189, 199.
Wang Yu, Liu Jiahao, Luo Yizhi, et al. Numerical analysis of pneumatic conveying mechanism of expanded pellet feed based on CFD – DEM coupling[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(7): 180 – 189, 199. (in Chinese)

[117] Alam A K M S, Mamun M R A, Hossain M S, et al. Floating mechanized spreader for uniform fish feed dispersion in rural aquafarms[J]. Discover Applied Sciences, 2025, 7(11): 1270.

[118] 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.

[119] 张丽珍,朱倓. 离心式投饲机抛料盘对饲料破碎率的影响[J]. 中国农业科技导报, 2023, 25(6): 107 – 116.
Zhang Lizhen, Zhu Tan. Influence of centrifugal disc of centrifugal feeder on breaking rate[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2023, 25(6): 107 – 116. (in Chinese)

[120] 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.

[121] Scale A. Feeding and monitoring: feeding system: feedstation[EB/OL]. [2026 – 02 – 05]. <https://scaleaq.com/product/feedstation/>.

[122] 牛智有,江善晨,孔宪锐,等. 膨化颗粒饲料碰撞破碎特性分析与离散元模拟仿真[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 371 – 380.
Niu Zhiyou, Jiang Shanchen, Kong Xianrui, et al. Impact breakage characteristics and discrete element simulation of extruded pellet feed[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 371 – 380. (in Chinese)

[123] 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.

[124] AKVA Group. Waterborne Feeding AKVAGroup[EB/OL]. [2026 – 02 – 05]. <https://www.akvagroup.com/sea-based/precision-feeding/feed-systems/waterborne-feeding>.

[125] 中国广核集团有限公司. 海上风电 + 海洋牧场! 中广核汕尾“伏羲一号”风渔融合项目正式投运[EB/OL]. (2024 – 09 – 04) [2026 – 02 – 05]. https://www.cgnpc.com.cn/cgn/c100944/2024-09/06/content_6c6d10bb1f4542988d1297873a2aa41a.shtml.

[126] 庄保陆,郭根喜. 水产养殖自动投饵装备研究进展与应用[J]. 南方水产, 2008, 4(4): 67 – 72.
Zhuang Baolu, Guo Genxi. The evolution and application of automatic feeding system in aquaculture[J]. South China Fisheries Science, 2008, 4(4): 67 – 72. (in Chinese)