

基于模糊-MPC控制的集约化养殖精准投饲方法

王 朕^{1,2} 吴新文² 刘浩鲁¹ 陈 聪¹ 曹光乔^{1,3} 朱 虹⁴

(1. 农业农村部南京农业机械化研究所, 南京 210014; 2. 咸宁市农业科学院, 咸宁 437000;

3. 中国农业科学院研究生院, 北京 100081; 4. 江苏省农机具开发应用中心, 南京 210014)

摘要: 为提高集约化鱼类养殖中投饲的精准性与智能化水平, 解决因投饲不精准导致的生长缓慢、鱼病频发和饲料浪费问题, 本研究提出一种融合模糊控制与模型预测控制 (Model predictive control, MPC) 的双层智能投饲策略。系统通过水下摄像头与多参数水质传感器实时采集鱼类行为图像及水质数据, 输入基于多任务学习与注意力机制的多任务学习-长短时序预测-软注意力机制 (Multi-task learning - short and long-term sequence prediction - soft attention mechanism, MTL-LSTM-SAT) 模型, 预测未来 7 d 鱼体生长速度与患病比例。下层模糊控制器根据当前状态快速响应, 输出初步投饲建议; 上层 MPC 控制器以饲料利用最大化和疾病风险最小化为目标, 进行多目标滚动优化, 输出最终投饲指令。仿真结果表明, 该策略在生长速度、患病控制与饲料转化效率 3 方面均衡能力优于比例-积分-微分控制 (Proportional-integral-derivative, PID)、模糊控制、MPC 及线性二次型调节器 (Linear quadratic regulator, LQR) 方法。实际养殖试验中, 该策略使饲料系数 (Feed conversion rate, FCR) 降至 1.23, 特定生长率 (Specific growth rate, SGR) 达 1.11% /d, 存活率提升至 94.21%, 显著优于人工经验组与定时自动投饲组, 验证了其在实际生产中的有效性与优越性。

关键词: 鱼类; 集约化养殖; 投饲策略; 模糊-MPC 控制

中图分类号: S951.2; TP18.2 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)15-0137-11

OSID:



Precision Feeding Method for Intensive Aquaculture Based on Fuzzy-MPC Control

Wang Zhen^{1,2} Wu Xinwen² Liu Haolu¹ Chen Cong¹ Cao Guangqiao^{1,3} Zhu Hong⁴

(1. Nanjing Institute of Agricultural Mechanization, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Nanjing 210014, China

2. Xianning Academy of Agricultural Sciences, Xianning 437000, China

3. Graduate School of Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China

4. Jiangsu Provincial Agricultural of Machinery Development and Application Center, Nanjing 210014, China)

Abstract: Aiming to enhance the precision and intelligence of feeding in intensive fish farming systems while addressing feed waste and frequent fish diseases caused by improper feeding practices, a dual-layer intelligent feeding strategy integrating fuzzy control and model predictive control (MPC) was proposed. The system collected real-time fish behavior data and water quality parameters through underwater cameras and multi-parameter sensors, inputting this information into a multi-task learning and attention mechanism-based MTL-LSTM-SAT model to predict fish growth rates and disease incidence over the next seven days. The lower-level fuzzy controller provided initial feeding recommendations based on real-time conditions, while the upper-level MPC controller performs multi-objective rolling optimization to maximize feed conversion efficiency and minimize disease risks, ultimately issuing final feeding instructions. Simulation results demonstrated that this strategy outperformed PID control, fuzzy control, MPC, and linear quadratic regulator (LQR) methods in balancing growth rate, disease control, and feed conversion efficiency. Field trials showed the strategy reduced feed conversion rate (FCR) to 1.23, achieved a specific growth rate (SGR) of 1.11% per day, and increased survival rates to 94.21%,

收稿日期: 2026-03-15 修回日期: 2026-05-20

基金项目: 江苏省现代农机装备与技术示范推广项目 (NJ2023-56)

作者简介: 王朕 (1989—), 男, 博士生, 咸宁市农业科学院工程师, 主要从事智能化农业装备理论及设计研究, E-mail: wangzhen@xnaas.cn

通信作者: 曹光乔 (1978—), 男, 研究员, 博士生导师, 主要从事农机化管理工程研究, E-mail: caoguangqiao@126.com

significantly outperforming manual experience-based groups and scheduled feeding groups, validating its effectiveness and superiority in practical applications.

Key words: fish; intensive aquaculture; feeding strategy; fuzzy – MPC control

0 引言

随着人们生活水平提高,对鱼类产品需求旺盛,传统河湖塘口养殖模式无法满足日常需求,集约化高密度养殖成主流生产模式。该模式污染少、效率高、技术密集,但饲料投饲高度依赖养殖者经验和劳动力,虽采用很多自动投饲设备,仍存在鱼病响应滞后、饲料浪费等问题,约 30% 的鱼类疾病暴发和 18% 的饲料浪费因投饲量和投饲时机把握不准所致。所以,精细智能的投饲设备及方法是智能化鱼类养殖研究重点^[1-4]。

在现代集约化鱼类养殖中,物联网(Internet of things, IoT)、人工智能(Artificial intelligence, AI)、计算机视觉与传感器技术的深度融合,正推动投饲作业向精细化、实时化与远程控制方向发展^[5-7]。综观现有研究,其技术路径可归纳为 3 个层次:

(1)第 1 层次:基于单因子感知的反馈控制。部分研究通过摄像头感知鱼群摄食行为,结合残饵识别与行为强度分析,自动判别投饲时机与饵料剩余程度,如挪威 AkvaSmart CCS 系统基于“视觉+残饵阈值”实现投饲反馈控制^[8-9]。另一些研究则部署高精度水质传感器(pH 值、溶解氧含量、氨氮含量、水温等),根据环境变化智能联动,当溶氧含量下降时自动减少投饲量,并将摄食行为、水质参数与生长模型上传云端,依托机器学习与预测控制动态优化投饲策略,使饲料利用率提升 15% ~ 30%^[10-12]。这类方法的共同特点是以单一环境或行为指标作为控制依据,虽能实现一定程度的自动化,但观测维度较为单一,缺乏对鱼体健康与生长状态的深度理解。

(2)第 2 层次:多模态融合与智能平台集成。此类研究^[13-15]初步实现了多源数据的融合感知与平台集成,但其决策逻辑仍多依赖经验规则或单一指标阈值,尚未形成对“环境-鱼体-投饲”耦合关系的系统性建模。

(3)第 3 层次:饲料力学与装备结构的精细化设计。部分研究者从投饲装备本体入手研究^[16-18],这类研究侧重于执行机构的机械性能与定位精度,为精准投饲提供了硬件基础,但其控制策略仍以定时定量为主,未能与鱼群的实时状态动态适配。

综上所述,现有研究在感知、平台、装备层面有进展,但控制逻辑多为反应式,即根据当前指标即时

响应,缺乏对鱼体未来生长趋势与健康风险的前瞻性优化能力。鱼体状态预测与投饲量决策仍独立处理,前者用于人工参考,后者依赖经验规则或简单阈值,未形成“预测-控制一体化”闭环,缺乏对“水质环境-鱼类状态-投饲选择”因果链的认知,虽有一定精准和智能特征,但缺乏全面养殖协调能力。因此,研发能结合多源数据、动态调整投饲策略的投饲系统是必由之路。国内外智能化水产养殖多源感知决策投饲研究较少,Wang 等^[19]针对循环水养殖系统鱼苗投喂进行研究,开发了 FFD – YOLO 检测网络与模糊 PID 控制结合的智能系统。此系统通过计算机视觉感知鱼苗摄食状态,由模糊 PID 控制器决策,实现精准下料。该团队还进一步使用粒子群算法(PSO)优化 PID 参数,体现了“上层优化、下层控制”的分层思想,有一定启示作用。

模糊控制(Fuzzy control)是一种模拟人类“经验决策”的智能控制技术,它利用模糊逻辑来处理不确定性和非线性问题。这种控制方法的优势在于无需复杂的数学模型,特别适合于那些依赖丰富经验的领域(例如水产养殖专家的知识),并且在部署后能够快速响应。模型预测控制(Model predictive control, MPC)则基于动态模型进行滚动优化,通过预测未来状态来求得最优控制。该控制方法的要素包括:预测模型、滚动优化和反馈校正。其显著特点是能够自然地处理时滞效应(例如饲料投饲后 24 h 才影响生长),并且可以嵌入物理约束(如最大投饲量)。因此,本文采用模糊控制与 MPC 优化相结合的双层架构,旨在结合这 2 种控制策略的互补优势,将 MTL – LSTM – SAT 多任务预测模型与模糊 – MPC 级联控制器相结合,实现从“感知”到“预测”再到“优化控制”的完整闭环,以期在促进生长的同时主动规避疾病风险,最终达成饲料利用率与养殖效益的双重提升,以解决集约化鱼类养殖中复杂的投饲控制问题。

1 系统总体设计与硬件平台

1.1 系统总体架构

基于课题组前期研究成果^[20],利用水下双目摄像头采集鱼类的水下活动图像,并通过改进的视觉识别算法对鱼类的健康状况与生长状态(图 1,图 1a 为红罗非鱼葡萄链球菌感染的头部检测效果,该病症典型特征是眼部红肿、突出及溃烂。因目标鱼种

体型肥大且病灶集中在头部,为减少复杂背景干扰、提升检测效率与精度,本模型特化识别头部区域。为避免鱼只远离摄像头时误检,系统暂不启动病害识别。图 1b 为基于鱼体表关键点(如体长、体宽)进行生物量估算的过程。通过追踪这些形态学关键点的每日变化,系统可计算平均体质量,进而评估鱼群的特定生长率(SGR)与生长状态)进行识别与分析^[20-22]。

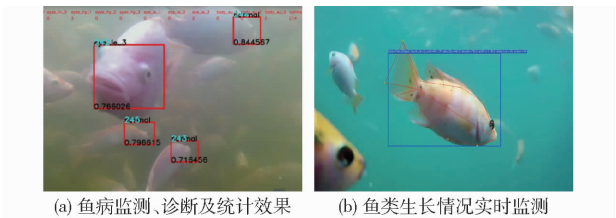


图 1 养殖鱼类情况监测效果

Fig. 1 Monitoring effect of farmed fish conditions

将视觉算法输出的鱼群患病比例与生长数据,同水质传感器采集的环境参数(水温、pH 值、溶解氧含量、氨氮含量)及历史投饲记录进行多源融合,构建了融合软注意力机制(SAT)的长短期记忆网络(LSTM)多任务学习(MTL)模型(简称 MTL-LSTM-SAT),用于未来 7 d 鱼类生长速度与患病比例的精准预测。

本研究的核心在于基于上述预测结果,构建预测与控制深度融合的投饲决策框架。如图 2 所示,系统首先通过水下相机与水质传感器实时采集多模态数据,经视觉算法识别鱼群状态后,输入 MTL-LSTM-SAT 模型获得短期预测结果。随后,将预测数据作为模糊控制器的输入,利用内嵌专家知识的模糊规则库进行毫秒级快速推理,输出初步投饲建议。该下层模糊控制器的主要作用在于应对突发扰动(如溶解氧含量骤降时快速降饲),保证控制的实时性与鲁棒性。模糊控制器的输出被送入 MPC 优化器作为参考轨迹。MPC 的核心是利用 MTL-LSTM-SAT 模型作为其内部预测模型,以未来一段时间内的饲料利用率最优和鱼群健康风险最低为目标函数,同时考虑投饲量约束、设备能力等物理限制,进行滚动时域优化。它通过求解一个优化问题,计算出一系列未来时间步的最优投饲策略序列,但仅将当前时刻的最优解(即最终精准投饲量)输出。最终,MPC 优化器输出的最优投饲量指令,通过 I/O 接口或通信协议下发至投饲机执行机构(伺服电机、螺旋给料器),控制其实现定时、定量、定点的精准投饲。投饲动作完成后,新一轮的感知数据再次被采集,系统进入下一个闭环控制周期,从而实现基于反馈的持续优化。该系统相较于人工投饲更加精

细,降低劳动强度,响应更加及时。

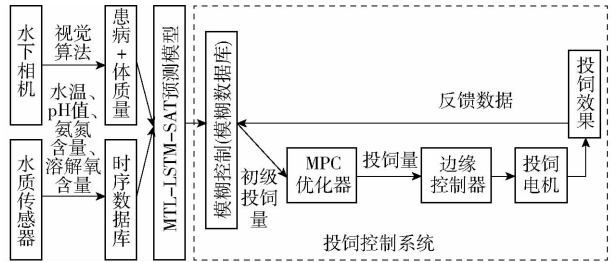


图 2 系统控制流程图

Fig. 2 System control flowchart

1.2 硬件与数据采集平台

数据采集于湖北省咸宁市咸安区农业高新区现代水产养殖基地,养殖模式为圈养桶式集约化养殖,圈养桶直径 4 m,水深 2 m,养殖密度为 2 500 尾/桶,养殖品种为红罗非鱼(彩虹鲷),从鱼苗平均长度 10 cm 开始养殖,养殖期为每年 3 月 31 日至 12 月 31 日。如图 3 所示,传感器沿桶壁侧面插入水中 1 m 深,双目摄像头也沿桶壁进行侧面拍摄,分别在 0.6、1.2、1.8 m 深度收集鱼类活动图像,位置如图 3 所示。其中水质传感器采用定制式雷蒙德(REMOND)水质参数在线监测仪,水下摄像设备为 OAK-D-Pro 广角智能深度相机,分辨率 1 920 像素×1 080 像素,采集时间为每日 6:00—18:00,频率为 0.1 f/s。系统技术参数详见表 1。

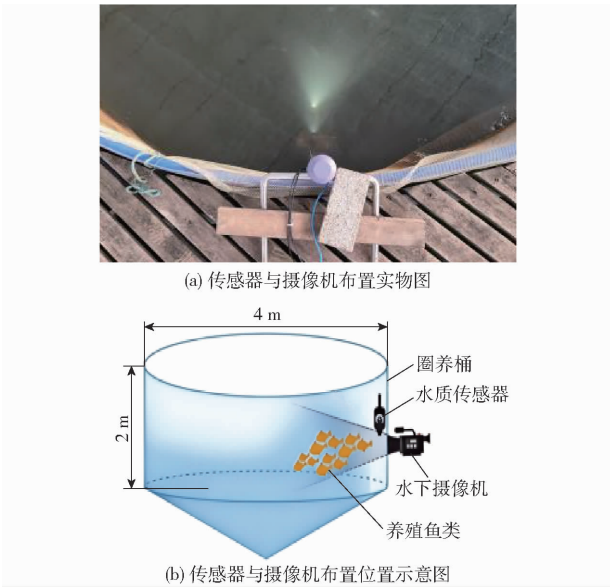


图 3 传感器和摄像头布局图

Fig. 3 Picture of sensor and camera layout

2 鱼类状态预测模型(MTL-LSTM-SAT)工作原理

为了研究集约化养殖鱼类生长、健康与水质环境因子、投饲数据之间的关系,本研究提出了以多任务学习作为框架,并嵌入软注意力机制与 LSTM 模

表 1 数据技术参数
Tab.1 Data technical parameters

性能指标	参数				
	pH 值	水温/ ℃	氨氮质量 浓度/ ($\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$)	溶解氧 质量浓度/ ($\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$)	投饲量/ ($\text{g}\cdot\text{尾}^{-1}$)
精度	0.01	0.01	0.01	0.01	1
测量范围	5.00 ~	-50 ~	0.02 ~	0 ~ 15	0 ~ 1 000
	9.00	100	150		
频率	6 次/h	6 次/h	6 次/h	6 次/h	1/24 次/h

型,自动提取时间序列的长期趋势和短期波动,利用水质与投饲数据与鱼类生长、患病情况之间的关系,预测提供鱼类生长、患病情况用于指导养殖者调控养殖策略^[20]。LSTM 与软注意力机制作为底层特征提取模块,捕捉水质指标的动态变化与长期依赖,有效应对梯度消失问题,持续跟踪水质对鱼类健康的影响。注意力机制增强模型对关键时间步的感知能力,使其关注显著影响鱼类生长和疾病的水质波动。模型最终通过共享特征层,同时进行鱼类患病与生长速度概率分类,指导养殖策略优化。该模型的工作流程如图 4 所示。图中每层的工作原理如下:

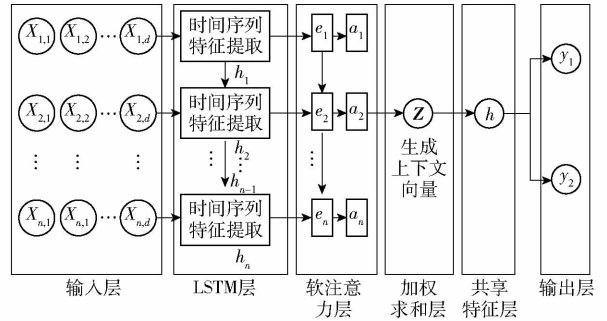


图 4 结合 LSTM 和软注意力机制的多任务学习模型
(MTL-LSTM-SAT)

Fig.4 Multi-task learning model combining LSTM and soft attention mechanism (MTL-LSTM-SAT)

- (1)输入层:将预处理后的数据转换为适应时间序列特征提取的三维矩阵,即类型维度 S 、时间维度 T 、特征输入维度 X 。
- (2)LSTM 层:逐时间步输入数据,LSTM 单元处理时间依赖关系,输出隐藏状态 h_i 。
- (3)软注意力层:依据 LSTM 层输出的隐藏状态 h_i 计算注意力权重 a_i ,对长时间序列中的关键时间步进行聚焦,避免重要信息遗忘。
- (4)加权求和层:进行加权求和运算生成上下文向量 Z 。
- (5)共享特征层:共享特征被分别传递到不同任务的输出层或解码器分支,完成不同目标。
- (6)输出层:输出预测后的结果,在本研究中输

出的结果主要是生长速度和患病比例。

该模型的详细构建过程、训练方法、参数优化及性能评估已在文献[20]中进行了全面阐述。并进行了相关对比试验,试验结果表明,本文模型在鱼类生长速度预测中的平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 为 0.423 g/d,均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 为 0.598 g/d;在患病比例预测任务中,MAE 为 0.042, RMSE 为 0.061,相较于传统 RNN、GRU、BiLSTM、LSTM 与单任务模型均有显著提升。本文研究即以此已验证的模型为基础,聚焦于其下游的投饲控制策略应用。

3 投饲控制策略

精准投饲面对的难点是时滞、非线性及多变量关系,单一控制方法很难一次性地解决上述问题,所以本研究在投饲控制策略上采用的是分层控制。“下层”为模糊控制器,负责高频实时的响应,其根据模型输入的短期状态,输出一个初级的投饲建议量,“上层”为 MPC 控制器,负责低频、前瞻性的响应,接收 MTL-LSTM-SAT 模型的长期预测值(未来 7 d 的健康趋势、生长速度)及模糊控制器的投饲建议量,以天为单位进行滚动优化,并将优化后的结果进行反馈,计算出最终的优化投饲量。其中,模糊控制算法保证控制的速度性和鲁棒性,MPC 优化则着眼于长期的经济效益和饲养目标。模糊控制器的输出作为 MPC 优化器的参考轨迹,将专家知识转换为优化问题的引导。

3.1 改进后的模糊控制算法

精准投饲的关键在于输入变量的选取,传统自动投饲设备往往根据水质因子数值进行控制,但不同的养殖水体、不同的放苗时期都会影响投饲效果。伴随图像识别技术的进步,有些研究者通过识别鱼类摄食强度作为输入变量来判断养殖鱼类的饥饿度进行投饲,但是由于鱼类的贪婪性,达到进食要求后仍保持旺盛的进食欲望,往往会欺骗算法,引起过度投饲,不仅浪费饲料,且会引起疾病。因此,投饲策略的合理性直接影响着鱼类的个体生长速度和群体健康状况,这些因素有着显著的模糊性及不确定性,对此现象本研究在控制“下层”采用模糊控制理论,模糊算法(Fuzzy algorithm)是以模糊集合理论与模糊逻辑为基础的一类计算方法,主要用于处理具有不确定性、模糊性或难以用精确数学模型描述的问题。与传统的二值逻辑不同,模糊算法允许变量取介于“完全属于”与“完全不属于”之间的连续值,从而能够更贴近实际问题中的模糊性与复杂性。其核心思想是通过模糊规则库和推理机制,将人类的经

验知识转换为可计算的形式,从而实现对复杂系统的有效建模与决策支持。本研究的模糊控制模块选取患病率(取值范围 0% ~ 100%)和生长速度(取值范围为 0 ~ 25 g/d)作为系统的输入变量,投饲水平(单尾平均体质量的 5%)作为输出变量,取值范围是 0% ~ 5%。根据文献[23]和养殖经验,本研究制定了模糊控制(IF-THEN)规则库(表 2),进行模糊决策输出,输入、输出变量的隶属度如图 5 所示,为描述变量的模糊性,系统分别采用三角形(患病

率)、梯形(生长速度)和高斯型(投饲水平)隶属函数。患病率划分为低(Low)、中(Medium)、高(High);生长速度划分为慢(Slow)、正常(Normal)、快(Fast);投饲水平划分为超低(Very low)、低(Low)、中(Medium)、高(High)、超高(Very high)。规则库的设计深度融合了 MTL-LSTM-SAT 模型的预测信息,使之成为一种“前瞻性”的模糊推理,这与传统仅基于当前状态的模糊控制相比是一个很大的改进。

表 2 模糊控制规则表
Tab.2 Fuzzy control rule base

规则编号	输入变量(IF)	输出变量(THEN)	注释
1	患病率低,生长速度慢	投饲水平中	健康但生长缓慢,给予中等投饲以促进生长
2	患病率低,生长速度正常	投饲水平高	健康且生长正常,给予高投饲以最大化生长效率
3	患病率低,生长速度快	投饲水平超高	健康且生长迅猛,给予极高投饲以满足其高代谢需求
4	患病率中,生长速度慢	投饲水平低	有一定疾病且生长缓慢,减少投饲以减轻负荷
5	患病率中,生长速度正常	投饲水平中	有一定疾病但生长正常,维持中等投饲以保持平衡
6	患病率中,生长速度快	投饲水平高	有一定疾病但生长快,谨慎给予较高投饲
7	患病率高,生长速度慢	投饲水平超低	疾病严重且生长停滞,大幅减少甚至停止投饲
8	患病率高,生长速度正常	投饲水平低	疾病严重但生长尚可,维持低投饲量
9	患病率高,生长速度快	投饲水平中	特殊情形:可能为误诊或强抗病品种,给予中等投饲观察

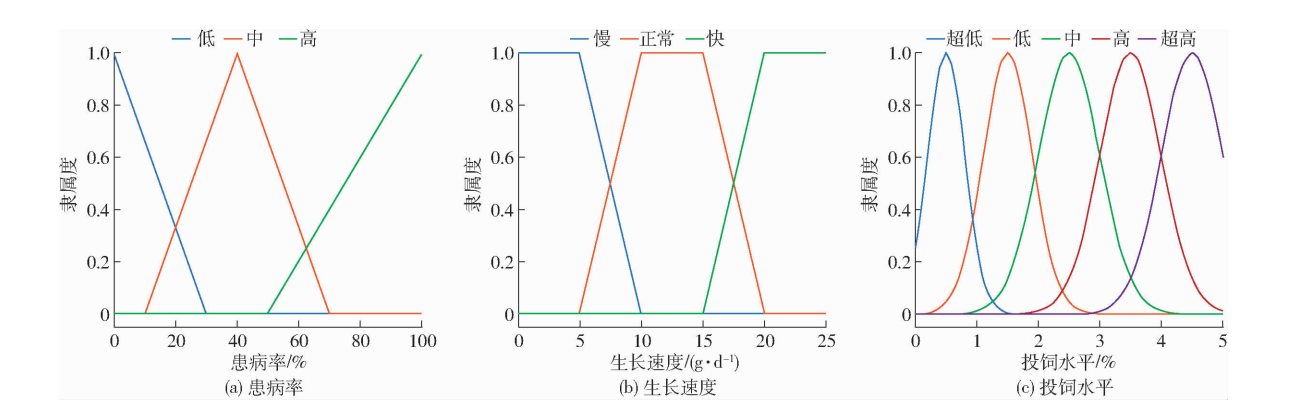


图 5 输入变量和输出变量隶属度函数

Fig.5 Membership functions of input variables and output variables

如图 5 所示,输入变量患病率采用三角形隶属度函数划分为“低、中、高”3 个模糊集,其中“低”患病率覆盖了 0% ~ 30% 的区间,与“中”患病率在 20% 相交,“中”患病率中心位于 40%,“中”患病率与“高”患病率在 65% 处相交,“高”患病率则覆盖了 50% ~ 100% 的区间。输入变量生长速度采用梯形隶属度函数划分为“慢、正常、快”3 个模糊集,其中“慢”生长覆盖 0 ~ 10.0 g/d 的范围,“正常”生长覆盖 5.0 ~ 20.0 g/d 的范围,而“快”生长则覆盖 15.0 ~ 25.0 g/d 的范围。此设计确保了控制器能够有效响应不同增长率下的投饲需求,各集合间的重叠保证了控制输出的平滑性。投饲水平代表日投饲量占单尾鱼体平均质量的百分比。为获得更平滑、精确的控制输出,本研究为输出变量设计了“超低”

“低”“中”“高”“超高”5 个模糊集,采用了高斯型隶属度函数。其中心点分别位于 0.5%、1.5%、2.5%、3.5% 和 4.5% 处。高斯函数能够产生连续且可微的控制面,有利于优化控制性能,实现投饲量的精细调节。

根据模糊控制的计算得到一个初级推荐投饲水平 u_{fuzzy} ,其计算式为

$$u_{fuzzy} = F(D, g) = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_i(D, g) f_i}{\sum_{i=1}^N \mu_i(D, g)}$$

(1)

式中 $F(\cdot)$ ——模糊控制器的非线性映射函数
 $D、g$ ——鱼群的患病率和平均生长速度
 N ——规则总数,本研究为 9 条规则

$\mu_i(D, g)$ ——第 i 条模糊规则在输入 (D, g) 下的激活强度

f_i ——第 i 条规则对应的输出投饲水平(例如“低”“中”“高”等的解模糊值)

3.2 改进 MPC 控制器的设计

本研究采用模型预测控制 (Model predictive control, MPC) 作为上层优化器,其核心在于利用系统的动态数学模型来预测未来一段时间内的系统行为,并通过反复求解一个有限时域(7 d)内的开环最优控制问题来确定当前时刻的最优操纵变量。与其他控制方法相比,MPC 不仅能够显式处理系统的输入、输出和状态约束,还能充分利用过程的模型信息,通过滚动优化、反馈校正和约束机制实现良好的控制性能。

3.2.1 MPC 与模糊控制衔接

MPC 控制器在每个决策时刻接收下层模糊控制器的输出推荐投饲水平 u_{fuzzy} ,并在此基础上,求解一个带约束的有限时域优化问题,从而计算出兼具即时效益与长期最优性的投饲策略。推荐投饲水平 u_{fuzzy} 作为参考目标,MPC 的优化目标之一即是使最终的控制序列尽可能贴近此参考值,若模糊建议从长远看是合理的,MPC 会采纳它;若该建议基于短期状态可能产生长期负面效应(如过量投饲诱发疾病),MPC 则会基于模型预测对其做出前瞻性的修正与精细化调整,其在目标函数中引入了一项控制量偏差惩罚 J ,偏差惩罚量化当前决策与理想目标差距,其值越大代表预测控制效果越差,计算过程为

$$J = \Sigma + \sum_{i=0}^{N_p-1} R_u(u(k+i|k) - u_{fuzzy}(k))^2 \quad (2)$$

式中 Σ ——生长偏差惩罚、患病偏差惩罚及平滑性控制的和

R_u ——模糊输出参考值的权重系数

k ——当前时刻

i ——预测步长,d

N_p ——未来总步数,取 7

$u(k+i|k)$ ——基于当天投饲水平计划的未来投饲水平,为滚动优化机制所求的解

滚动优化机制的流程如图 6 所示。

3.2.2 多目标权衡与约束处理

在实际的集约化鱼类养殖生产中,期望的性能指标都不止一个。这些目标往往是相互冲突的,无法同时达到最优。MPC 的优化问题提供了一个完美的框架来量化这些冲突并找到最优方案。本研究的目标函数精确量化了养殖过程中 2 个核心且往往冲突的目标,促进生长与抑制疾病之间的权衡。

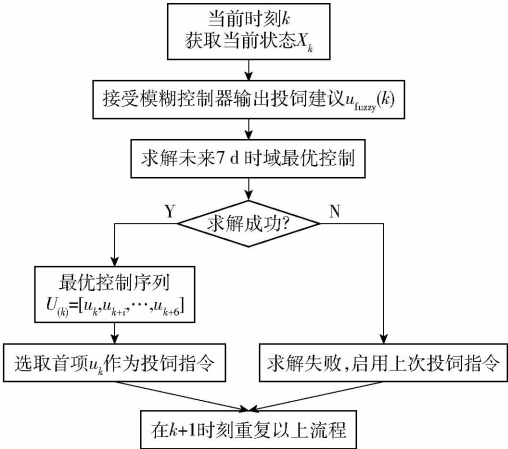


图 6 滚动优化机制流程图

Fig. 6 Flowchart of rolling optimization mechanism

生长偏差目标函数 J_g 为预测质量目标与理想质量之间的差距,该参数的介入要求预测质量 W 尽可能接近目标质量 W_{ref} ,其计算式为

$$J_g = \sum_{i=0}^{N_p-1} Q_w(W(k+i|k) - W_{ref})^2 \quad (3)$$

式中 Q_w ——生长偏差权重系数

患病偏差目标函数 J_d 要求患病率趋于 0,患病率 D 越高,产生的偏差越大,其计算式为

$$J_d = \sum_{i=0}^{N_p-1} Q_d(D(k+i|k))^2 \quad (4)$$

式中 Q_d ——患病偏差权重系数

为避免投饲机电机频繁地大幅启动和停止,延长设备使用寿命,减少因投饲量大幅波动引发水质(如 pH 值、氨氮含量)剧烈振荡而造成的鱼群应激,因此在控制算法中引入平滑控制项 J_{Δ} ,其表达式为

$$J_{\Delta} = \sum_{i=0}^{N_p-1} R_{u\Delta}(u(k+i|k) - u(k+i-1|k))^2 \quad (5)$$

式中 $R_{u\Delta}$ ——平滑控制项权重系数

MPC 控制性能取决于权重系数 R_u 、 Q_w 、 Q_d 、 $R_{u\Delta}$ 的数值设定,初次设定都为 1,当输入数据出现不稳定时相应权重系数就会增大,例如当生长速度变慢时 Q_w 会增大,整个系统以鱼类生长为重点,加大投饲量;当患病率增大时, Q_d 数值增大,整个系统以减少患病率为重点,适当减少投饲量;当投饲设备相邻时间工作时长相差过大时, $R_{u\Delta}$ 增大,控制器输出非常平滑、温和的控制指令,但可能会牺牲一些动态响应速度; R_u 则为手动调节,当 R_u 增大,则尊重模糊控制器的决策,最终输出结果与专家规则库非常接近。MPC 主要起到一个“微调”和“平滑”的作用,得出与模糊建议差异较大的投饲量,MPC 更主导决策,追求长期的最优性。

确保了优化求解出的任何控制量都是物理上可执行的(投饲量非负且不超过平均鱼只体质量的

5%)，从算法层面根本性地杜绝无效控制指令的产生，保证了系统的安全性与可靠性，控制方法引入了约束处理，计算式为

$$0 \leq u(k+i|k) \leq 5 \quad (i=0,1,\cdots,N_p-1) \quad (6)$$

4 仿真对比

为从理论层面验证所提出算法的优越性，以及相关改进措施对性能提升的作用，构建了一个基于非线性动力学方程的鱼类生长-疾病仿真系统，用于模拟真实养殖环境中的关键流程。此仿真模型全面考量了饲料投入的收益递减效应、疾病与生长的耦合关系，以及环境随机扰动因素，让所有常见控制算法在各项指标完全相同的虚拟“鱼池”里运行^[24-25]。

4.1 仿真环境设定

以红色罗非鱼为模板，养殖密度为 100 尾/m³，数量 1 000 尾，起始单尾质量 500 g，使用基础型悬浮饲料(豆粕 32%、麦麸 33%、玉米 16%、鱼粉 4.7%、骨粉 1%、食盐 0.3%)，时间选取 9 月 1 日—10 月 30 日共 60 d 作为仿真时长(期间的水质数据取该时间段的平均每日变化值)，投饲效果遵循红罗非鱼的生长及患病特点进行，即初期增加投饲水平效果显著，但超过一定水平后，过多投饲对鱼群的生长促进效果也越小，投饲不足或过多都会导致鱼类体质下降，加剧疾病，合理的投饲可以抑制疾病的过快增长，生长速度被约束在 0~20 g/d，患病率被约束在 0.5%~80%，这一设定符合生物学经典模型。对比模型选取为比例-积分-微分控制(Proportional-integral-derivative control, PID)、线性二次型调节器(Linear quadratic regulator, LQR)、模糊控制(Fuzzy)、MPC 和本研究提出的模糊-MPC 精准控制 5 种投饲策略，其中模糊控制算法的控制规则、隶属度与本研究的模糊-MPC 精准控制算法相同，MPC 算法的各项权重系数与本研究的模糊-MPC 精准控制算法相同。评估指标为平均生长速度(g/d)、患病率、投饲水平(平均单尾体质量百分比，%)，最终评定指标为饲料转化效率(平均生长速度与投饲水平百分比，g/%)，该指标不同于实际养殖情况的饲料利用率(Feed conversion rate, FCR)，这一概念为仿真中横向比较算法性能而定义的一个相对指标，即每日每投入体质量 1% 的饲料能带来的生长量，该值越高，效率越高^[24]。

4.2 仿真结果与分析

5 种投饲策略下的投饲水平曲线如图 7 所示。由图 7 可知，PID 控制的投饲策略在鱼类处于正常的生长速度和较低的患病率情况下比较粗犷激

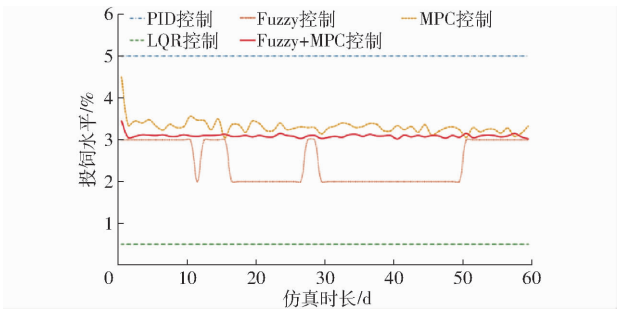


图 7 5 种投饲策略下的投饲水平曲线
Fig. 7 Feed level curves under five feeding strategies

进，仿真的 60 d 都采取最高的投饲水平(平均单尾体质量的 5%)，因为该投饲水平可以让鱼群保持较好的生长速度、较低的患病率；与之相反，LQR 控制的投饲策略比较保守，因为仿真初始鱼群患病率为 15%，该投饲策略为了控制患病率而采取低投饲水平(平均单尾体质量的 0.5%)，但低投饲水平导致鱼类因食物不足患病率增高，从而持续 60 d 维持低投饲水平；模糊控制的投饲策略则会根据鱼类生长及患病情况选取不同的投饲水平(平均单尾体质量的 2%、3%)；MPC 控制的投饲策略则会根据每日不同的水质、鱼类生长和患病情况进行微调，始终保持一个合理区间；而模糊-MPC 精准控制的投饲策略则更加平稳，且投饲水平总体略低于单一 MPC 控制的投饲策略，证明这一投饲策略可以减少一定量的饲料浪费。

由图 8 可知，PID 控制的投饲策略因其激进的投饲水平使鱼类的生长速度最快；模糊-MPC 精准控制的投饲策略生长速度仅次于 PID 控制的投饲策略，略高于 MPC 控制的投饲策略，其明显高于模糊控制的投饲策略；LQR 控制的投饲策略因其保守的投饲水平，鱼类生长速度明显慢于其他的投饲策略。

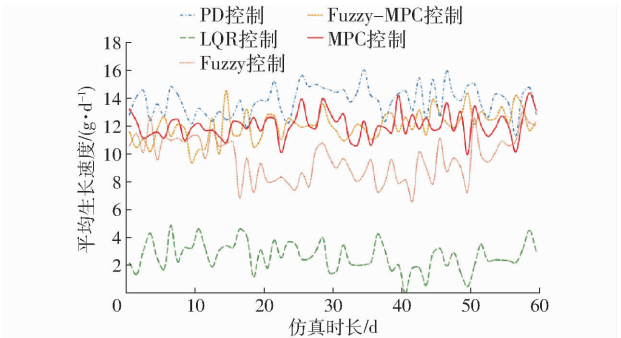


图 8 5 种投饲策略下的生长速度曲线
Fig. 8 Growth rate curves under five feeding strategies

由图 9 可知，LQR 控制的投饲策略因其投饲量不足以满足鱼类的正常生长需求，其患病情况愈发严重，以致于在仿真 60 d 后患病率已经达到高位，实际生产过程中已经进入鱼病集体爆发期；模糊控制的投饲策略下患病率次之，从曲线看出，模糊控制

的投饲策略无法遏制患病率,但患病情况没有爆发的趋势;PID 控制的投饲策略在第 18 天有显著的降低,并持续到第 50 天,患病率又有小幅上扬,显示其投饲策略无法持续地控制患病率;MPC 控制的投饲策略患病率在 5 种策略中属于中等水平,且在第 35 天后能够遏制住患病情况,显示其基本能够在较低的投饲水平情况下控制住患病率;模糊-MPC 精准控制的投饲策略在仿真的前期患病率遏制能力没有 PID 控制的投饲策略强,但是曲线整体呈现出下降的趋势,特别是在第 35 天后,其患病率在 5 种投饲策略中最低,最终患病率低至 5.16%,低于 PID 的 6.25%。

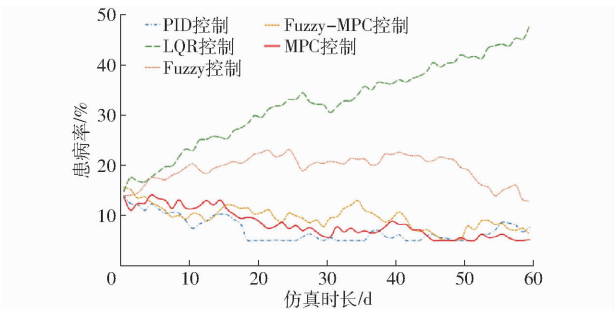


图 9 5 种投饲策略下的患病率曲线

Fig. 9 Prevalence curves under five feeding strategies

综合图 7~9,LQR 控制的投饲策略的投饲水平选取毫无可行性,该控制方法不适宜智能化集约鱼类养殖,像一个“毫无养殖概念的幼童”;PID 控制的投饲策略用在合理范围内最多的投饲量来保证养殖鱼群正常生长,像一个“不求有功,但求无过的养殖新手”;模糊控制的投饲策略则更加合理地选择不同的投饲水平,但是无法精准地控制每次的投饲量,像一个“经验丰富的养殖户”,节省了部分饲料,但是对于生长和健康的情况不能达到最优化的控制;MPC 控制的投饲策略则更像一个“养殖专家”,能够统筹兼顾饲料用量、鱼群的生长情况和健康情况;而模糊-MPC 精准控制的投饲策略属于“经验丰富的养殖专家”,既能够合理地选择投饲水平,又能够将投饲水平与鱼群的生长健康情况结合,且具有长周期的规划,能够用较低的饲料使用量维持鱼群最佳的生长和健康情况。

为全面评估本研究提出的模糊-MPC 控制精准投饲系统的性能,将其与 PID 控制、模糊控制、MPC 控制及 LQR 控制 4 种典型控制方法进行为期 60 d 的仿真对比试验,各项性能指标(每天平均值)如表 3 所示。模糊-MPC 精准控制投饲策略表现出良好的生长促进效果,平均生长速率达到 12.05 g/d,仅次于 PID 控制(13.77 g/d)。然而,PID 控制的高生长速率是以极高的投饲水平(平均单尾体质量的

表 3 5 种控制方法平均性能结果

Tab. 3 Average performance results of five control

控制方法	methods			
	生长速度/ (g·d ⁻¹)	患病 率/%	投饲 水平/%	饲料转化效 率/(d·% ⁻¹)
PID	13.77	6.61	5.00	2.75
模糊	9.70	19.12	2.50	3.88
MPC	12.02	9.60	3.33	3.61
LQR	2.75	31.52	0.50	5.50
模糊-MPC	12.05	8.29	3.08	3.91

5%)为代价实现的,而智能控制系统仅使用 3.08% 的投饲水平就实现了相近的生长效果。在疾病控制方面,模糊-MPC 精准控制的投饲策略表现最佳,平均患病率仅为 8.29%,显著低于其他控制方法。模糊控制和 LQR 控制的疾病控制效果较差,平均患病率分别达到 19.12% 和 31.52%,综上可知,模糊-MPC 控制的精准投饲策略在生长速率、患病控制和饲料转化效率之间取得了最佳平衡,是 5 种控制方法中的最优选择。

5 试验与结果分析

性能试验是为验证模糊-MPC 精准控制的投饲策略部署至鱼类生产端的效果,综合分析其在增加产量、节省饲料、减少病患和稳定水质方面的优势程度。

5.1 试验方案

试验于 2025 年 8 月 1 日—9 月 29 日在湖北省咸宁市咸安区农业高新区现代水产养殖基地进行,养殖模式为圈养桶式集约化养殖,圈养桶直径 4 m,水深 2 m,对应有效水体约为 25 m³,养殖密度为 2 500 尾/桶,养殖品种为红罗非鱼(彩虹鲷),选取基础型悬浮饲料(豆粕 32%、麦麸 33%、玉米 16%、鱼粉 4.7%、骨粉 1%、食盐 0.3%),鱼类平均体质量(421±50)g,平均体长 25~30 cm(从吻端到尾鳍末端),随机分为 3 组。每个桶均配备独立的增氧(底部曝气盘)、水体循环和过滤系统。整个试验期间,初始养殖水体为经沉淀、过滤处理的淡水,自然光照周期,水质数据采集频次为 6 次/h,即每 10 min 1 次。试验现场及总体控制箱如图 10 所示^[26-28]。

试验对照组分为 3 组,3 组设定如下:

(1)人工投饲组(A 组):由具有 20 年养殖经验的养殖技师负责投饲决策。每日根据天气状况、水温变化及观察鱼群摄食行为,凭经验决定投饲时间和投饲量,并详细记录每日实际投饲量。

(2)自动投饲组(B 组):采用常规自动投饲机,



图 10 试验现场图
Fig. 10 Diagrams of test site

设置固定投饲时间(06:00、10:00、14:00、18:00)和固定投饲量(根据计算机图像评估单尾鱼体质量,按体质量的 3.5% 计算)。

(3)智能投饲组(C 组):部署开发的智能投饲系统。系统通过水下摄像头实时采集鱼类图像,评估其生长及患病情况,结合多参数水质传感器采集的数据(溶解氧含量、温度、pH 值和氨氮含量),输入 MTL-LSTM-SAT 模型预测未来 7 d 鱼体生长和健康状态,最终由模糊+MPC 控制器决策每日最优投饲策略。除投饲策略不同外,3 组试验桶在增氧设备启停、水质控制、病害防治、饲料种类使用上完全一致,以确保试验结果的可靠性。

5.2 评价指标

饲料系数(FCR):FCR 为总投饲量与鱼体总增加质量的比值。该指标是评价饲料利用效率的核心指标,FCR 越低表明饲料转化效率越高,说明相同质量的饲料转化的鱼体质量更多。

特定生长率(Specific growth rate,SGR)计算式为

$$R_{SGR} = (\ln W_2 - \ln W_1) / t \times 100\%$$

式中 R_{SGR} ——特定生长率,%/d

W_1 、 W_2 ——试验开始和结束时的单尾平均体质量,g

t ——试验时长,d

该指标反映鱼体的生长速度。

存活率(Surviving rate,SR):SR 为最终尾数与初始尾数的百分比,病死鱼会被捞起以计算存活数,直接反映投饲策略对鱼群健康的影响。

水质稳定性:检测溶解氧(Dissolved oxygen,DO)含量、氨氮(Total ammonia nitrogen,TAN)含量、pH 值,计算试验期间溶解氧质量浓度低于 4 mg/L 的时长占比(%),氨氮质量浓度高于 0.5 mg/L 的时长占比(%),pH 值低于 6.5、高于 8.5 时长占比(%)。计算这 3 种占比的原因是:水质的异常变化会对鱼体生长、健康产生负面影响^[23]。饲料残渣和排泄物在水中分解消耗氧气,导致养殖水体溶解氧含量降低;蛋白质饲料过量,鱼类排泄物、剩余饲料分解产物增加,引起水体氨氮上升;过量有机质饲料分解产生酸性物质,或浮游植物大量繁殖,白天光合作用消耗二氧化碳使 pH 值上升,夜间呼吸作用导致 pH 值下降,使养殖水体酸碱度波动加剧。

5.3 试验结果分析

如表 4 所示,3 种投饲策略下,饲料系数(FCR)、特定生长率(SGR)和存活率(SR)均达到最优。水质稳定性方面:溶解氧低于 4 mg/L 的时长占比(%),氨氮质量浓度高于 0.5 mg/L 的时长占比(%),pH 值低于 6.5 或高于 8.5 时长占比(%)均最低。显示出模糊-MPC 控制器决策下的投饲策略相比于传统的人工经验、定时自动投饲具有较强的稳定养殖水体能力,这一能力也体现在其具有较高存活率上。C 组的 FCR 低至 1.23,较 A 组和 B 组分别降低了 18.5% 和 30.1%,表明本文方法能显著减少饲料浪费。C 组的 SGR 最高(1.11%/d),鱼体的特定生长率比 A 组和 B 组分别提高 7.77% 和 15.63%。C 组存活率达到 94.21%,也显著高于其他 2 组。在养殖试验期结束后,C 组的鱼类平均体

表 4 不同投饲策略下养殖效果对比

Tab. 4 Comparison of breeding effects under different feeding strategies

组别	初始均 质量/g	结束均 质量/g	FCR	SGR/ (%·d ⁻¹)	SR/ %	溶解氧质量浓度小于 4 mg/L 时长占比/%	氨氮质量浓度大于 0.5 mg/L 时长占比/%	pH 值低于 6.5 或高于 8.5 时长占比/%
A 组	420 ± 50	780 ± 50	1.51	1.03	92.56	2.98	1.89	0.23
B 组	424 ± 50	755 ± 50	1.76	0.96	91.62	2.45	1.78	0.26
C 组	419 ± 50	815 ± 50	1.23	1.11	94.21	2.21	1.71	0.23

质量达到了(815 ± 50) g,为 3 组最高,这表明模糊-MPC 控制器决策下的投饲策略可以让养殖鱼类(红罗非鱼)更快达到上市规格,有效缩短整个养殖周期。

为进一步揭示模糊-MPC 控制投饲策略的决策机理,如图 11 所示,显示了系统在 9 月 11 日

07:00 至 12 日 19:00(初秋昼夜温差大,伴短时阵雨)的具体决策案例。11 日 08:00—09:00,伴随水温升高及阵雨,系统监测到溶解氧质量浓度有下降趋势(从 5.2 mg/L 降至 4.6 mg/L),MTL-LSTM-SAT 模型预测未来溶解氧质量浓度进一步降低会对鱼类的生长、健康产生负面影响。模糊



图 11 两组投饲试验溶解氧对比(9 月 11 日 07:00—9 月 12 日 19:00)

Fig. 11 Comparison of dissolved oxygen in two feeding groups (07:00 on September 11th to 19:00 on September 12th)

控制器首先根据当前生长速度“正常”，患病率“中”，因此输出“中等”投饲调整因子；MPC 优化器在此基础上，为规避未来低溶氧风险，决策延迟投饲时间，并且投饲量减少 20%，其后溶解氧水平显著提高。该决策有效避免了饲料在低溶解氧质量浓度条件下的浪费，同时减少饲料残渣消耗氧气，避免低溶氧情况。反观人工经验组（A 组），技师仍按经验投饲，未意识到低溶氧情况鱼类摄食欲望降低，导致当日饲料剩余较多，11 日下午，水温急剧升高，饲料残渣消耗氧气增大，出现溶解氧质量浓度过低（3.4 mg/L）的情况。

5.4 经济效益分析

集约化养殖成本主要由苗种、饲料、药品、人工、水电及设备折旧构成，其中饲料成本占比最高，通常可达 60%~70%。本研究在 60 d 试验期内，对 3 种投饲策略下的养殖效益进行了单桶 2 500 尾鱼苗投入统计，各项成本与收益如表 5 所示。数据显示，采用模糊-MPC 精准投饲策略的 C 组，在饲料、药品、人工 3 项成本上显著低于 A 组（人工经验组）与 B 组（定时投饲组），虽然在水电设备成本上支出较高，但总体展现出明显的经济效益优势。C 组的净利润显著提高，最终单位净利润高达 7 866 元，比 A 组（4 932 元）和 B 组（3 769 元）分别高出 59.5% 和 108.8%，充分证明了本系统在实际生产中降本增效的显著优势^[26-28]。

表 5 3 种投饲模式下单位养殖效益对比
Tab. 5 Economic benefit comparison of three feeding modes per unit area 元

项目	A 组 (人工)	B 组 (自动)	C 组(模糊-MPC)
苗种成本	600	600	600
饲料成本	7 562	8 825	6 178
药品	251	400	156
人工成本	1 400	600	300
水电及设备折旧成本	855	906	1 200
总成本	10 668	11 331	8 434
总收入	15 600	15 100	16 300
净利润	4 932	3 769	7 866

6 结论

(1)本研究在以往研究(鱼病、生长检测及 MTL-LSTM-SAT 预测模型)的基础上,运用 MTL-LSTM-SAT 模型对鱼类生长及患病情况进行预测,并结合模糊控制与 MPC,制定了模糊-MPC 控制的精准投饲策略。其中,模糊控制作为下层控制,MPC 控制作为上层控制。研究制定了模糊控制规则库,并设定了初始隶属度。模糊控制输出初始建议值,该值经过 MPC 算法的多目标权衡及约束计算后,得到精准的投饲量输出。

(2)60 d 的仿真数据显示,本研究构建的投饲策略在仿真结束后的最终患病率为 5.16%,不仅低于 PID、模糊控制、MPC、LQR 等常见控制方法,且是 5 种投饲策略中最低的,同时患病率呈现持续降低趋势。综合来看,此投饲策略在提高生长速度、控制患病风险与节约饲料成本 3 方面实现了最优平衡。

(3)60 d 的分组养殖试验结果表明,采用模糊-MPC 精准投饲策略的 C 组,在各项性能显著优于人工投饲组(A 组)和自动投饲组(B 组),其中,C 组的饲料系数(FCR)低至 1.23,相较于 A 组和 B 组,分别降低了 18.5% 和 30.1%,这表明本方法能够显著减少饲料浪费。C 组的特定生长率(SGR)最高,达到 1.11%/d,鱼体的特定生长率较 A 组和 B 组分别提高了 7.77% 和 15.63%。C 组的存活率达到 94.21%,亦显著高于另外 2 组。

参 考 文 献

[1] Food and Agriculture Organization of the United Nations. The state of world fisheries and aquaculture: towards blue transformation[R]. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2022.

[2] 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)

[3] Abdullah A F, Che Man H, Mohammed A, et al. Charting the aquaculture internet of things impact: key applications, challenges, and future trend[J]. Aquaculture Reports, 2024, 39: 102358.

[4] 何绪刚,侯杰. 池塘圈养模式研究进展[J]. 华中农业大学学报, 2021, 40(3): 21-29.

He Xugang, Hou Jie. Research progress on pond in-pond raceway system mode[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2021, 40(3): 21–29. (in Chinese)

[5] Nakamura T, Katano O, Yamamoto S. Effects of water flow and water temperature on the growth of small-mouth bass *micropterus dolomieu* and largemouth bass *M. salmoides*[J]. Nippon Suisan Gakkaishi, 2004, 70(5): 745–749.

[6] 苗淑彦, 王际英, 张利民, 等. 水产动物残饵及粪便对养殖水环境的影响[J]. 饲料研究, 2009(2): 64–67.

[7] 黄世明, 陈献稿, 石建高, 等. 水产养殖尾水处理技术现状及其开发与应用[J]. 渔业信息与战略, 2016, 31(4): 278–285.

Huang Shiming, Chen Xiangao, Shi Jiangao, et al. Review on status of wastewater treatment technologies and their development and application in aquaculture[J]. Fishery Information & Strategy, 2016, 31(4): 278–285. (in Chinese)

[8] Akva group. Akvasmart CCS Feed System. User manual & product sheet[Z]. AKVA Group ASA, 2021.

[9] Akva group. Akvasmart CCS Feed System. Maintenance manual[Z]. AKVA Group ASA, 2013.

[10] Meng C, Liu X, Liu H, et al. Fish tracking, counting, and behaviour analysis in digital aquaculture: a comprehensive review [PP/OL]. V3. arXiv (2025–03–01) [2026–03–15]. <https://arxiv.org/abs/2406.17800>.

[11] Hilmlil P, Horio K. Automatic controlling fish feeding machine using feature extraction of nutriment and ripple behavior[PP/OL]. V1. arXiv (2022–08–15) [2026–03–15]. <https://arxiv.org/abs/2208.07011>.

[12] Gokulnath S R, Vasanthakumaran K, Thanga Anusya A, et al. Precision aquaculture: empowering fish farming with AI and IoT[R]. ICAR-Central Institute of Fisheries Education, 2024.

[13] 江苏叁叁叁信息技术有限公司. 江苏叁叁叁智慧农业技术及产品公示[Z]. 麒麟科技创新园发布, 2021.

[14] Yang X, Zhang S, Liu J, et al. Deep learning for smart fish farming: applications, opportunities and challenges[PP/OL]. V2. arXiv (2020–06–30) [2026–03–15]. <https://arxiv.org/abs/2004.11848>.

[15] 李脉, 李东升, 郑吉澍, 等. 基于机器视觉的工厂化循环水养殖智能投喂策略[J]. 渔业现代化, 2024, 51(4): 1–13.

Li Mai, Li Dongsheng, Zheng Jishu, et al. Intelligent feeding strategy for industrialized recirculating aquaculture based on machine vision[J]. Fishery Modernization, 2024, 51(4): 1–13. (in Chinese)

[16] 孙雪萍. 浅谈水产养殖投饲设备[J]. 水产养殖, 2024, 45(2): 49–51.

Sun Xueping. Brief discussion on feeding equipment in aquaculture[J]. Journal of Aquaculture, 2024, 45(2): 49–51. (in Chinese)

[17] 蔡圣杰. 工厂化轨道式水产养殖精准投饲机器人研究[D]. 杭州: 浙江科技大学, 2024.

Cai Shengjie. Research on precision feeding robot for industrialized rail-based aquaculture[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Science and Technology, 2024. (in Chinese)

[18] 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 experiment of pneumatic feeding system for freshwater fish in Juanyang mode[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(8): 152–160. (in Chinese)

[19] Wang Z, Liu H, Zhang G, et al. Diseased fish detection in the underwater environment using an improved YOLO v5 network for intensive aquaculture[J]. Fishes, 2023, 8(3): 169.

[20] 王朕, 陈聪, 曹光乔, 等. 基于 MTL-LSTM-SAT 的养殖鱼类患病及生长预测模型构建与试验[J]. 农业机械学报, 2025, 56(11): 580–598.

Wang Zhen, Chen Cong, Cao Guangqiao, et al. Construction and evaluation of prediction model for disease and growth of farmed fish based on MTL-LSTM-SAT[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(11): 580–598. (in Chinese)

[21] 汪小岳, 武尧, 肖茂华, 等. 水产养殖中智能识别技术的研究进展[J]. 华南农业大学学报, 2023, 44(1): 24–33.

Wang Xiaochan, Wu Yao, Xiao Maohua, et al. Research progress of intelligent identification technology in aquaculture[J]. Journal of South China Agricultural University, 2023, 44(1): 24–33. (in Chinese)

[22] 杨霄, 王朕, 赵伟, 等. 鱼病实时检测系统的研制与试验[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(11): 130–137.

Yang Xiao, Wang Zhen, Zhao Wei, et al. Development and testing of real-time detection system for fish diseases[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(11): 130–137. (in Chinese)

[23] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 渔业水质标准: GB 11607—2022[S]. 北京: 中国标准出版社, 2022.

[24] 胡永光, 靳筱天, 张志, 等. 基于 AW-CPSO-Fuzzy-PID 的茶鲜叶分级输送速度控制器研究[J]. 农业机械学报, 2025, 56(4): 275–283.

Hu Yongguang, Jin Xiaotian, Zhang Zhi, et al. Research on controller of fresh tea leaves grading transport speed based on AW-CPSO-Fuzzy-PID[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(4): 275–283. (in Chinese)

Liu Gang, Zeng Xueting, Liu Xiaowen, et al. An automatic measurement method for the body dimensions of group-reared pigs based on the improved YOLO v5 - pose[J]. Transactions of the Chinese Society for Agriculture Machinery, 2025, 56(5): 455 - 465. (in Chinese)

[18] Qu H, Leng A, Deng Y, et al. A keypoint detection-based approach for real-time aggressive behavior identification in goats [J]. Applied Animal Behaviour Science, 2025, 292: 106745.

[19] 黄小平, 侯现坤, 郭阳阳, 等. 基于改进 YOLO v7 - Pose 的牛脸关键点检测与姿态识别方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 84 - 92, 102.

Huang Xiaoping, HOU Xiankun, Guo Yangyang, et al. A method for cattle face key point detection and pose recognition based on improved YOLO v7 - Pose[J]. Transactions of the Chinese Society for Agriculture Machinery, 2024, 55(11): 84 - 92, 102. (in Chinese)

[20] 刘莫尘, 褚镇源, 崔明诗, 等. 基于改进 YOLO v8 - Pose 的红熟期草莓识别和果柄检测[J]. 农业机械学报, 2023, 54 (增刊 2): 244 - 251.

Liu Mochen, Chu Zhenyuan, Cui Mingshi, et al. Red-ripe strawberry recognition and pedicel detection based on improved YOLO v8 - Pose[J]. Transactions of the Chinese Society for Agriculture Machinery, 2023, 54(S2): 244 - 251. (in Chinese)

[21] Ding X, Zhang X, Han J, et al. Diverse branch block: building a convolution as an inception-like unit[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 10886 - 10895.

[22] Hou Q, Zhou D, Feng J. Coordinate attention for efficient mobile network design [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 13713 - 13722.

[23] Hu M, Feng J, Hua J, et al. Online convolutional re-parameterization [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 568 - 577.

[24] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009 (6): 679 - 698.

[25] Hotelling H. Analysis of a complex of statistical variables into principal components[J]. Journal of Educational Psychology, 1933, 24(6): 417.

[26] Parzen E. On estimation of a probability density function and mode[J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1962, 33(3): 1065 - 1076.

[27] Zhang X, Song Y, Song T, et al. LDConv: linear deformable convolution for improving convolutional neural networks[J]. Image and Vision Computing, 2024, 149: 105190.

[28] Dai J, Qi H, Xiong Y, et al. Deformable convolutional networks [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 764 - 773.

[29] Li C, Zhou A, Yao A. Omni-dimensional dynamic convolution [PP/OL]. V1. arXiv(2022 - 11 - 16) [2026 - 04 - 01]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.07947>.

[30] Ouyang D, He S, Zhang G, et al. Efficient multi-scale attention module with cross-spatial learning [C] // ICASSP 2023—2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Rhodes: IEEE, 2023: 1 - 5.

(上接第 147 页)

[25] 魏天娇, 胡祝华, 范习禹. 水产养殖中水质与鱼类行为双向映射模型研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(3): 290 - 299.

Wei Tianjiao, Hu Zhuhua, Fan Xiyu. Construction of a bidirectional mapping model between water quality and fish behavior in aquaculture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 290 - 299. (in Chinese)

[26] 赵思琪. 池塘水产养殖精准投喂系统研究与试验[D]. 南京: 南京农业大学, 2019.

Zhao Siqi. Design and experiment of precise feeding system for pond aquaculture [D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2019. (in Chinese)

[27] 赵思琪, 赵三琴, 顾家冰, 等. 池塘水产养殖投饲区溶解氧稳定性分析研究[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(6): 75 - 82.

Zhao Siqi, Zhao Sanqin, Gu Jiabing, et al. Analysis and research on dissolved oxygen stability in the feeding area of pond aquaculture[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(6): 75 - 82. (in Chinese)

[28] 赵思琪, 丁为民, 赵三琴, 等. 基于 EDEM - Fluent 的气动式鱼塘投饲机性能优化[J]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 130 - 138.

Zhao Siqi, Ding Weimin, Zhao Sanqin, et al. Performance analysis and optimization of pneumatic fishpond feeder based on EDEM - Fluent coupling[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9): 130 - 138. (in Chinese)