

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.05.030

池塘河蟹养殖精准投饵系统设计与试验

孙月平^{1,2} 陈祖旭¹ 赵德安¹ 詹婷婷¹ 周文全³ 阮承治⁴

(1. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013; 2. 常州东风农机集团有限公司, 常州 213200;
3. 常州市金坛区水产技术指导站, 常州 213299; 4. 武夷学院机电工程学院, 武夷山 354300)

摘要: 传统池塘河蟹养殖主要依靠渔民根据经验来估算投饵量,通过人工撑船投喂饵料,饵料利用率低且劳动强度大。由于河蟹具有领地意识且移动范围较小,池塘各处河蟹分布不均匀,因此河蟹养殖需要科学精准投饵。现有河蟹养殖投饵作业方式粗放,无法满足河蟹高效生态养殖需求。为了掌握河蟹生长规律,更加科学高效地投饵喂料,本文设计基于河蟹生长模型的精准投饵系统。利用灰色关联度分析法确定对河蟹生长发育影响最大的环境因子。在传统水产生物生长模型基础上,加入环境因子进行改进,从线性和指数两个角度对河蟹生长模型进行优化拟合。利用遗传算法(GA)-反向反馈神经网络(BP神经网络)(GA-BP神经网络)对精准投饵预测模型进行训练,通过输入水温、溶解氧含量、pH值等环境参数,推算出最佳环境影响因子数值。根据河蟹生长模型、养殖密度、养殖面积得出河蟹总质量,结合河蟹长期存活率与投喂率便可得出总投饵量。根据池塘河蟹实际分布密度和水质参数,确定池塘各区域的饵料分配系数,将总投饵量科学地分配到池塘各个区域。通过仿真得出预测投饵量决定系数 R^2 为0.990,预测模型具有较好的拟合效果。池塘投饵试验结果表明,基于河蟹生长模型确定投饵量,通过智能投饵船自动作业能够精准投饵的池塘面积约为5.33 hm²,能节约3个养殖户的劳动力成本。对池塘各区域,投饵船实际投饵密度与预设投饵密度相比,平均绝对误差为0.32 g/m²,平均相对误差为3.90%,且系统可根据环境参数的变化及食台反馈及时调整投饵量,有利于节省饵料,培育大规模河蟹,增加河蟹产量,提高养殖效益,促进河蟹养殖节本增效发展。

关键词: 河蟹; 生长模型; 精准投饵; 环境因子; 灰色关联度分析; GA-BP神经网络

中图分类号: S24; S96 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)05-0291-11 OSID: 

Design and Experiment of Precise Feeding System for Pond Crab Culture

SUN Yueping^{1,2} CHEN Zuxu¹ ZHAO Dean¹ ZHAN Tingting¹ ZHOU Wenquan³ RUAN Chengzhi⁴

(1. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China
2. Changzhou Dongfeng Agricultural Machinery Group Co., Ltd., Changzhou 213200, China
3. Changzhou Jintan District Aquatic Products Technical Guidance Station, Changzhou 213299, China
4. School of Mechanical and Electrical Engineering, Wuyi University, Wuyishan 354300, China)

Abstract: Traditional pond crab culture mainly relies on fishermen to estimate the total bait based on experience, and feed bait by manual punting, which has low bait utilization rate and high labor intensity. Because river crabs have territorial awareness and small moving range, the distribution of river crabs in the pond is uneven, thus the scientific and accurate feeding is required for the crab culture. The existing feeding operation mode of river crab culture is extensive, which can not meet the needs of efficient ecological culture of river crab. In order to grasp the growth law of river crabs and feed more scientifically and effectively, a precise feeding system based on river crab growth model was designed. The grey correlation analysis method was adopted in the growth model of the river crab to determine the environmental factors that have the greatest impact on the growth and development of the river crab. Based on the traditional aquatic biological growth model, environmental factors were added to improve the river crab growth model, which was optimized and fitted from the linear and exponential perspectives. The GA-BP neural network was used to train the accurate feeding prediction model, and the optimal

收稿日期: 2021-12-18 修回日期: 2022-03-12
基金项目: 国家自然科学基金项目(62173162、61903288)、广东省重点领域研发计划项目(2020B0202010009)、福建省自然科学基金项目(2021J011132)和江苏省高校优势学科建设项目(PAPD)
作者简介: 孙月平(1982—),男,副教授,常州东风农机集团有限公司博士后,主要从事农业电气化研究,E-mail: sunyupjs@ujs.edu.cn

environmental impact factor value was calculated by inputting environmental parameters such as water temperature, dissolved oxygen content, and pH value. Then the total weight of the crabs was obtained according to the growth model, breeding density and breeding area of the river crab. Combined with the survival rate and feeding rate of river crab during the growth period, the total bait weight can be determined. Finally, according to the actual distribution density of crabs and water quality parameters, the bait distribution coefficient of each area in the pond was determined, and the total bait was allocated to each area of the pond scientifically. The simulation results showed that the determination coefficient R^2 of predicted total bait weight was 0.990, and the fitting effect of the prediction model was good. Through pond feeding experiments, the results showed that based on the total bait determination by using the growth model of river crab, the pond area that could be accurately fed by the automatic feeding boat was 5.33 hm², saving the labor cost of three farmers. Compared with the preset feeding density for each area of the pond, the average absolute error of the actual feeding density performed by the feeding boat was 0.32 g/m² and the average relative error was 3.90%. In addition, the feeding weight can be adjusted timely by the system according to the changes of the environmental parameters and the feedback from feeding table, which was conducive to saving bait, cultivating large crabs, increasing crab production, improving breeding efficiency, and promoting cost-effective development of crab culture.

Key words: crab; growth model; precise feeding; environmental factors; grey correlation analysis; GA – BP neural network

0 引言

2020 年全国河蟹养殖面积达 6.67 × 10⁵ hm², 年产量约 8 × 10⁵ t, 产值超过 800 亿元, 已成为淡水渔业单品种产值最大的产业^[1-2]。由于饵料成本占总成本的 40% ~ 50%, 投喂是否科学合理将直接影响河蟹养殖效益, 因此投饵喂料是河蟹池塘养殖过程中最为关键的一个生产环节^[3]。

传统投喂主要是依靠养殖经验, 根据蟹苗的投放量, 估算河蟹成活率, 在河蟹各个生长阶段, 确定相应的饵料总投喂量。但蟹苗品质、气象因素、水体环境等均会影响河蟹生长, 池塘各处水下生态环境的差异也会导致河蟹呈现不均匀分布, 需要的饵料密度也有差异。由于河蟹不能大范围运动, 只能在自身附近区域觅食, 同时, 河蟹具有较强的领地意识, 争食与好斗是河蟹的天性。饵料投放少时轻则影响河蟹生长, 严重时会导致河蟹争斗甚至自相残杀; 投放过多的饵料不仅会增加成本, 还会因饵料残渣导致水质的污染^[4]。因此在实施投饵作业时, 必须要根据河蟹的实际生长阶段、分布情况及环境的变化进行精准投饵。然而现阶段河蟹养殖的管理模式还是原始的养殖方式, 劳动力成本持续上涨, 不仅机械化、自动化程度不高, 同时还由于作业粗放、饵料利用率低, 严重影响养殖效益^[5]。因此, 迫切需要开展河蟹养殖高效精准投喂技术研究, 揭示河蟹生长及投喂规律, 开发自动投饵船代替人工作业, 提高饵料利用率, 降低养殖成本, 提高养殖效益, 满足水产养殖业“机器换人”战略发展需求。

目前, 关于河蟹生长模型^[6]与自动投饵船方面

已有相关研究。顾景龄等^[7]利用常见的鱼类生长模型探究河蟹生长数学模型, 能够在一定程度上反映河蟹的生长规律。张永强等^[8]根据气候区域不同给出河蟹养殖趋利避害对策。虽然河蟹寿命不长, 人工养殖周期不超过一年半^[9], 但河蟹养殖地点以户外池塘为主, 各种环境因素都会影响河蟹生长趋势^[10]。朱海涛等^[11]以气候条件为标准, 定性地划分出江苏省内适宜养殖河蟹的地域, 但没有定量地分析河蟹生长与环境因素的关系。贾二腾等^[12]研究了不同时间点饱食投喂对河蟹消化酶活性的影响, 但实验室环境下, 恒定的环境参数无法反映河蟹整个生长周期的摄食规律。

在自动投饵设备研究方面, 已经出现了一些可以自主移动的投饵设备^[13-18]。如明轮驱动虾塘自主导航投饵船^[19]、水面自主巡航式太阳能投饵船^[20]、自动巡航式无人驾驶投饵船^[21]等, 能够一定程度上提高机械化、自动化水平, 也考虑到了路径规划, 实现自动投食。但在实际应用中, 对于饵料投喂量确定方面没有深入研究, 或者只是简单的定时定量抛撒, 没有考虑到河蟹生长期的实际需求。另外, 现有投饵船下料流量不可控, 投饵抛幅不可调, 这导致了饵料实际分布密度不可控, 进而无法进行精准投饵。而国内外对于精准投饵的研究较少, 在水产领域, 大多还是利用固定式的投饵机^[22]或者水下网箱^[23]进行精准投饵。

为了解决上述问题, 本文提出一种构建河蟹生长模型方法, 并且根据池塘的具体环境信息, 以精准投饵为目的, 结合水下机器视觉技术, 通过 GA – BP 神经网络, 解算总投饵量, 根据河蟹分布密度和水质

参数生成投饵处方图,并通过 4G 无线通信模块,发送给自动投饵船完成池塘河蟹养殖精准投饵。

1 河蟹生长模型构建

1.1 数据来源

数据采集自农业农村部水产健康养殖示范场——江苏省常州市金坛区渔业科技示范基地,分为 A、B、C 3 个池塘分别采样。该地水质状况较好,浮游动植物种类多,有利于河蟹生长。每个池塘水深 0.5 ~ 1.5 m,面积约 1.33 hm²,每 0.07 hm²投放约 1 000 只蟹苗。根据河蟹主要在早晚觅食的习性,采样时间为早晨和傍晚,2020 年 4—10 月,按月记录河蟹生长情况,每次在 3 个池塘中采样雌蟹和雄蟹各 20 只,分别测量其体质量、壳长、壳宽等生长数据。计算 3 个池塘河蟹生长数据均值并保存,以便后续开展研究。水质参数采用上海清森光电科技有限公司的 KM-MU-800 型在线多参数水质监测仪获取,记录 3 个池塘 08:00 与 20:00 水质参数并计算均值保存。该水质监测仪可实时采集记录多项水环境参数,包括溶解氧含量、水温、pH 值等,而且具有采集响应快、使用寿命长、测试精度高等优点,满足实际养殖的需求。

1.2 研究方法

为了获得更加科学合理、贴近实际的河蟹生长模型,进一步掌握河蟹的生长发育规律,河蟹生长模型构建的流程如图 1 所示,首先通过定期池塘河蟹捕捞称量与水质测量,获取河蟹的质量与养殖环境参数,进而对相关数据进行处理,通过灰色关联度分析,建立模型,最后对河蟹生长模型进行评估。

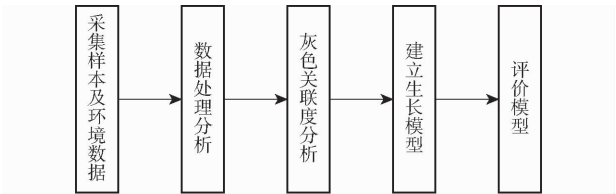


图 1 河蟹生长模型构建流程图

Fig. 1 Construction process of river crab growth model

灰色关联度分析 (Grey relation analysis) 是根据采集的数据,充分从各类信息中发现并表示出显式和隐式关系^[24]。本文中即河蟹体质量受各类环境因素影响的强弱关系,具体过程如图 2 所示。

(1) 选取参考序列与比较序列^[25]。选取河蟹增重变化为参考序列,选取温度、溶解氧含量、pH 值等环境因素为比较序列。

(2) 对数据进行归一化处理,统一到近似范围内,重点关注其变化趋势。选取 min-max 方法进行归一化,计算式为

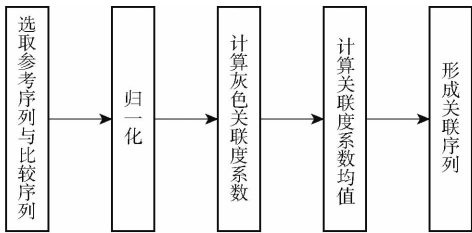


图 2 灰色关联度分析流程图

Fig. 2 Flowchart of grey correlation analysis

$$x_a^* = \frac{x_a - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{1}$$

式中 x_a ——数据归一化前的值
 x_a^* ——数据归一化后的值
 $x_{\max}$ ——数据最大值
 $x_{\min}$ ——数据最小值

(3) 计算灰色关联度系数,计算式为

$$\zeta_i(k) = \frac{\min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_k |x_0(k) - x_i(k)|} \tag{2}$$

式中 ζ_i ——灰色关联度系数
 x_0 ——参考序列 x_i ——比较序列
 ρ ——可调分辨系数,取 0.5

(4) 计算关联度系数均值,计算式为

$$\theta_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \zeta_i(k) \tag{3}$$

式中 θ_i ——关联度系数均值
 N ——采样个数

(5) 形成关联序列。按照关联度系数均值进行降序排列,得出环境因子对参考序列的影响程度,为下一步优化生长模型做准备。

在河蟹养殖的过程中,温度、溶解氧含量、pH 值都会对河蟹的生长态势产生影响,而传统的生长模型没有考虑到这一点,故本文通过灰色关联度分析法^[26]得出与河蟹生长关联度最大的环境因子后,将该因子引入传统模型。在优化模型的过程中,分别以线性 (linear) 和指数 (exp) 的方式进行引入。各个生长模型表达式如表 1 所示。表中, m 为河蟹体质量极限参数, k 为瞬时生长率, t 为当前河蟹放养时间, p 为校准参数, c 为常系数, v_{ar} 为环境因子参数,选取 Curve Expert Professional 对以上生长模型进行非线性拟合,迭代得出 m 、 p 、 c 、 k 最优解。综合决定系数 R^2 判断模型性能 (越趋于 1 表明模型更优)。

2 灰色关联度分析与模型选择

2.1 环境因子选取

池塘养殖中,环境的变化直接影响着河蟹摄食,

表 1 生长模型表达式
Tab.1 Growth model expressions

模型	类别	数学表达式
传统模型	Logistic	$m/(1+p\exp(-kt))$
	Ratkowsky	$m/(1+\exp(p-kt))$
	Gompertz	$m\exp(-\exp(p-kt))$
线性优化	Logistic(linear)	$cv_{ar}+m/(1+p\exp(-kt))$
	Ratkowsky (linear)	$cv_{ar}+m/(1+\exp(p-kt))$
	Gompertz(linear)	$cv_{ar}+m\exp(-\exp(p-kt))$
指数优化	Logistic(exp)	$\exp(cv_{ar})+m/(1+p\exp(-kt))$
	Ratkowsky (exp)	$\exp(cv_{ar})+m/(1+\exp(p-kt))$
	Gompertz(exp)	$\exp(cv_{ar})+m\exp(-\exp(p-kt))$

进而影响其生长发育^[27]。为了找出影响河蟹体质量变化最关键的因素,本文利用灰色关联度分析方法,将水温、溶解氧含量、pH 值作为比较序列,把河蟹月增质量情况作为参考序列,结果如表 2 所示。

表 2 环境因子关联度分析
Tab.2 Environmental factor correlation analysis

环境 因子	关联系数							关联 度
	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	
温度	0. 675	0. 789	0. 766	0. 835	0. 935	0. 832	0. 658	0. 784
溶解氧 含量	0. 585	0. 598	0. 624	0. 688	0. 704	0. 638	0. 572	0. 629
pH 值	0. 583	0. 635	0. 623	0. 693	0. 572	0. 565	0. 559	0. 604

由表 2 可以看出,不同的环境因子对河蟹月增

质量的影响由大到小为水温、溶解氧含量和 pH 值,关联度占比最高的环境因子是温度,为 0. 784,溶解氧含量和 pH 值的关联度分别为 0. 629、0. 604。

2.2 河蟹生长模型改进与比较

将温度这一变量以线性、指数的形式引入表 1 所列传统生长模型中。综合分析对比其拟合结果,尤其是线性与指数改进后的生长模型的精度,对比结果如表 3 所示。由表 3 可知,传统模型与线性改进模型相比,传统模型有着更好的表现,拟合结果的 R^2 不小于 0. 995。其中 Gompertz 模型无论是传统模型还是线性改进模型中的 R^2 均为 0. 997,表现最佳。而其余模型线性改进后不如传统模型效果好,Logistic (linear) 的 R^2 更是低至 0. 532,其原因是 Logistic 变换过程本身是非线性的,在两端变化率微乎其微,而中间的变化很大,较为敏感。线性优化导致很多区间的变量变化对目标概率的影响没有区分度。另外,当样本被提取的特征比较少时,也会导致欠拟合。与传统模型相比,指数改进模型有着更好的表现,拟合结果的 R^2 均在 0. 986 以上,具有较好的拟合结果。Logistic(exp) 的表现最为突出, R^2 达到 0. 999,在表中所述的模型中拟合度最高。故在引入环境因子温度后,Logistic (exp) 的拟合准确性更高,更加符合河蟹的生长增质量规律。

表 3 生长模型性能比较
Tab.3 Growth model performance comparison

模型	类别	m	p	k	c	R^2
传统模型	Logistic	224. 990	3. 601	0. 137		0. 996
	Ratkowsky	216. 581	1. 856	0. 043		0. 995
	Gompertz	224. 662	0. 801	0. 362		0. 997
线性优化	Logistic(linear)	235. 496	12. 753	6. 035	-7. 565	0. 532
	Ratkowsky (linear)	229. 362	1. 402	0. 126	-0. 253	0. 979
	Gompertz(linear)	240. 356	0. 168	0. 085	-0. 232	0. 997
指数优化	Logistic(exp)	212. 195	5. 301	0. 018	0. 301	0. 999
	Ratkowsky (exp)	214. 662	1. 667	0. 032	-0. 469	0. 986
	Gompertz(exp)	238. 849	0. 750	0. 011	-0. 075	0. 997

3 精准投饵预测模型设计

3.1 模型构建

为了给智能投饵船提供饵料抛幅和流量控制的依据,提高作业效率,本文基于 GA-BP 神经网络算法,提出一种结合河蟹生长模型和河蟹投喂率、存活率确定投饵量的方法。河蟹精准投饵决策流程如图 3 所示,蟹塘水温、pH 值、溶解氧含量作为 GA-BP 神经网络的输入,经过训练,得出环境影响因子。由上文构建的河蟹生长模型,结合实际河蟹养

殖密度与养殖面积得出河蟹总质量,根据河蟹不同生长阶段的投喂率得到经验投饵量,综合环境影响因子和存活率因素,得出总投饵量。精准投饵预测模型决策过程如下:

(1)选取 Logistic (exp) 模型作为河蟹生长模型,模拟河蟹生长规律,使用 Curve Expert Professional 2. 6 数据分析工具,将河蟹生长和池塘水质参数历史数据导入软件,以残差平方和最小为目标函数进行非线性拟合,根据决定系数 R^2 判断模型(越趋于 1 表明模型更优),迭代出模型参数 m 、 k 、 p 、 c 的最优

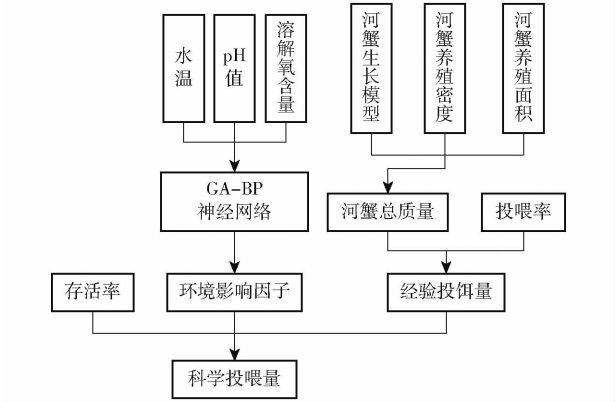


图 3 精准投饵决策流程图

Fig. 3 Precision feeding decision flowchart

值。其中河蟹体质量极限参数 m 取 212.195, 瞬时增长率 k 取 0.018, 校准参数 p 取 5.301, 常数 c 取 0.301。

根据实际养殖中河蟹养殖密度与养殖面积, 得出河蟹总质量, 通过计算得出经验投饵量。河蟹生长模型为

$$G = e^{0.301t_{ar}} + \frac{212.195}{1 + 5.301e^{-0.018t}}$$

(4)

式中 G ——河蟹现阶段体质量, g

t ——当前河蟹放养时间

河蟹总质量计算式为

$$Z = 10^{-3}GDS$$

(5)

式中 Z ——河蟹总质量, kg

D ——养殖密度, 只/hm²

S ——河蟹养殖面积, hm²

(2) 投喂率是指现阶段投饵饵料的总质量占河蟹体质量的百分比, 河蟹投喂率与河蟹各个生长期阶段有密切关系。据历史数据与相关资料, 江苏省河蟹投喂率如表 4 所示。

表 4 江苏省河蟹投喂率

Tab. 4 Feeding rates for river crabs in Jiangsu Province

生长阶段	幼蟹	扣蟹	黄蟹	绿蟹	商品蟹
投喂率/%	2~3	5~7	8~10	6~8	5

经验投饵量计算式为

$$F = ZL_f$$

(6)

式中 F ——经验投饵量, kg

L_f ——投喂率

(3) 获取不同的水温、溶解氧含量、pH 值等环境参数, 不断训练 GA-BP 神经网络, 并通过 GA-BP 神经网络计算出环境影响因子 R 。

总投饵量计算式为

$$H = FRL_s$$

(7)

式中 H ——河蟹总投饵量, kg

L_s ——河蟹存活率

3.2 GA-BP 神经网络

BP 神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络^[28]。BP 神经网络依靠池塘采集的大量环境数据进行训练, 不需要确定具体的输入输出变量间的映射函数, 就可以确定河蟹投饵量与环境参数的规律规则。其结果随着训练愈发趋于期望输出值。其核心原理包括两部分, 一是信号前向传递, 二是误差反向传递。结构包括输入层、隐含层和输出层^[29]。温度、溶解氧含量、pH 值从输入层进入, 经隐含层作用于输出层, 观察输出层的环境因子和期望输出环境因子的偏差, 当偏差过大时进入反向传播阶段, 通过调整输入节点与隐含层的连接权值和阈值, 使误差沿梯度方向减小, 反复调整, 将误差减小到理想范围。其结构如图 4 所示。图中, BP 神经网络由输入层、隐含层与输出层构成。输入参数在目标水域由温度传感器、pH 值传感器、溶解氧含量传感器采集并分类保存。根据历史数据、养殖户经验与蟹塘食台反馈综合得到输出。

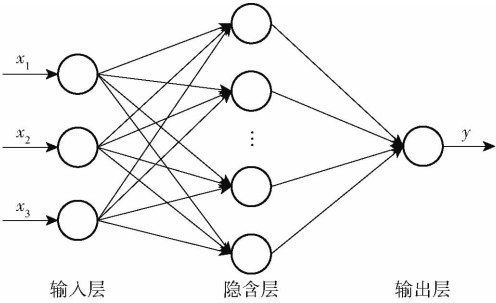


图 4 神经网络结构

Fig. 4 Neural network architecture

单一的 BP 神经网络在学习过程中存在收敛速度慢, 误差平方和函数存在局部最优等缺点^[30]。而遗传算法适用于从群体出发, 多个个体比较的问题, 另外, 遗传算法鲁棒性强, 适宜解决非线性、多维寻优问题^[31], 在多变量、非线性的河蟹精准投饵模型中容易与 BP 神经网络结合^[32], 故本文提出基于 GA-BP 神经网络的河蟹养殖精准投饵模型, GA-BP 神经网络算法流程如图 5 所示。

根据实际需要, 本文神经网络输入变量为水温、溶解氧含量与 pH 值, 输出为环境影响因子, 取得一定的样本数量, 划分训练集与测试集对 GA-BP 神经网络进行训练, 步骤为:

(1) 在 3 路输入中, 由于物理单位不一, 其取值范围也区别较大, 为了使每个神经元可以准确评估每个参数的影响程度, 能够较快收敛, 数据需要进行无量纲化处理。将水温、pH 值与溶解氧含量的取值归一化, 无量纲化公式同式(1)。

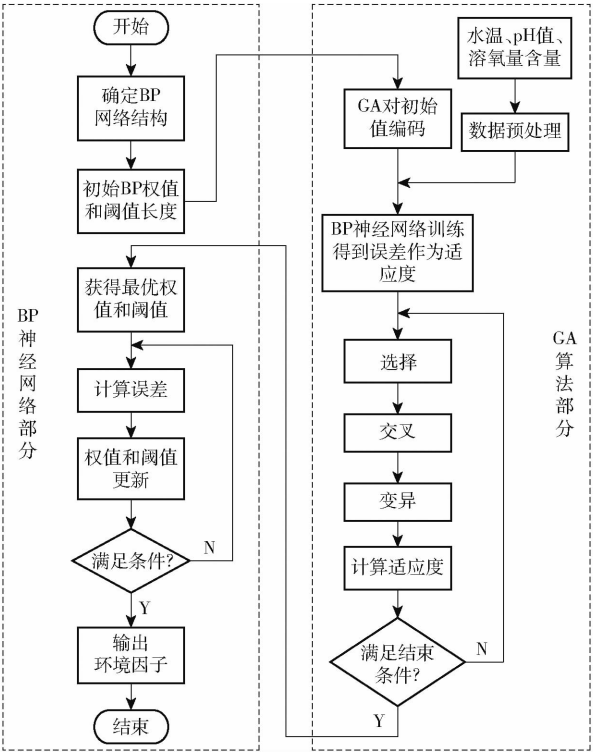


图 5 GA-BP 算法流程图

Fig. 5 GA-BP algorithm flowchart

- (2) 使用 GA 算法对输入的数据进行选择、交叉、变异操作,计算适应度,选取最优个体。
- (3) 判断 GA 算法优化结果是否符合条件,若不满足,则再次返回上一步,选取新个体。
- (4) 根据最优参数对 BP 神经网络进行赋值,确定 BP 神经网络的隐含层节点个数为

$$d = \sqrt{n_i + n_o} + \alpha \tag{8}$$

式中 d ——隐含层神经元个数
 n_o ——输出层节点个数
 n_i ——输入层节点个数
 α ——1~10 之间的常数

通过式(8)得到隐含层神经元个数 $d = 5$ 。

- (5) 权值和阈值更新。神经网络经过正向传递后,得到实际输出,与期望输出必然有一定误差,为了进一步缩小误差,采用梯度下降法来更新参数。同时,权重函数需要确定学习速率,学习速率太快会导致超出最优解,太慢则降低算法效率。代价函数和权重调整公式为

$$E_s = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (y_i^{s*} - y_i^s)^2 \tag{9}$$

$$\Delta w_h = -\rho_s \frac{\partial E_s}{\partial w_h} \tag{10}$$

式中 E_s ——输出误差 l ——样本数量
 y_i^s ——实际输出 y_i^{s*} ——期望输出
 ρ_s ——学习率 w_h ——权重

- (6) 对神经网络模型进行训练、仿真及更新,直

到满足结束条件,GA-BP 算法终止。

3.3 评价模型

通过 Matlab 神经网络工具箱对模型进行训练,误差衰减折线图直观地反映误差衰减速度,如图 6 所示。

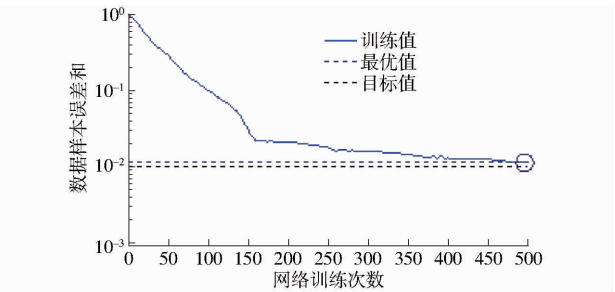


图 6 衰减速度折线

Fig. 6 Decay rate line chart

由于样本数量有限,为了进一步提高预测准确性,采取留一法对模型进行训练。在测试集,选取 10 组数据样本输入神经网络测试。测试值与真实值相比较如图 7 所示。由图 7 可以看出,BP 神经网络预测投饵量决定系数为 0.974,GA-BP 神经网络预测投饵量决定系数为 0.990,性能良好,与真实值更为接近。

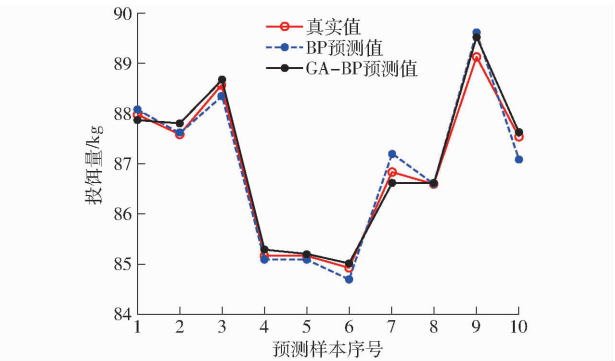


图 7 训练结果

Fig. 7 Training results

在机器学习中,均方误差 (Mean squared error) 和均方根误差 (Root mean squared error) 也是评价预测模型性能优良的指标。均方误差与均方根误差越小,预测模型的精度越好。

得到样本均方误差为 0.040 75 kg²,均方根误差为 0.201 96 kg。结果表明该神经网络模型可以较好地 完成河蟹投饵量的预测,对河蟹养殖精准投饵的可行性提供了理论支撑。

4 系统设计

4.1 河蟹养殖精准投饵系统设计方案

为了解决人工撑船和固定投饵机投喂的缺点,提高投饵效率及精准性,本文设计了河蟹养殖精准投饵系统,养殖户可以利用手机、计算机,通过云平

台连接,远程监测、控制自动投饵船进行投喂工作。具体方案如下:

(1)利用水下摄像机以及图像识别技术,对河蟹进行识别、定位和分割,获取河蟹的数量和活动情况,通过投饵船的定位系统,确定河蟹的位置信息。如图 8 所示,将池塘网格化,建立坐标系,各个网格面积相同,边长通常取 7~10 m,计算网格内平均河蟹数量与池塘河蟹总数量之比作为密度点。



图 8 池塘网格划分示意图
Fig. 8 Schematic of pond meshing

(2)将河蟹密度信息上传至云服务器,根据池塘河蟹实际分布密度和水质参数,确定池塘各区域的饵料分配系数,将总投饵量科学分配到池塘各个区域。

各个子区域分配到的投饵密度计算式为

$$\rho(x,y)=10^3k(x,y)H/S(x,y) \tag{11}$$

其中
$$k(x,y)=\frac{\rho_h(x,y)S(x,y)c_d(x,y)}{\sum \rho_h(x,y)S(x,y)c_d(x,y)} \tag{12}$$

式中 $\rho(x,y)$ ——子区域投饵密度,g/m²
 $k(x,y)$ ——子区域饵料分配系数
 $S(x,y)$ ——子区域面积,m²
 $\rho_h(x,y)$ ——河蟹分布密度,只/m²
 $c_d(x,y)$ ——子区域水质参数系数

根据测定池塘特定点位的水质参数与历史水质数据,可得到相同时段内的水质参数对应关系,再结合池塘网格分布情况,可得到子区域水质参数系数。

专家系统通过上述河蟹精准投饵模型决策出每个子区域的投饵量,由于风向、昼夜、池塘深度的因素,导致池塘水质参数不一致,故投饵量需结合分配系数,从而得出池塘各子区域的饵料分配密度,融合位置信息得到投饵处方图。

(3)饵料密度分布信息传输到投饵船和移动终端实施投饵。投喂饵料后,在池塘多个代表性水域(离岸不同距离、不同位置、不同水深、不同水温、不同溶解氧含量区域)设置监测食台,通过食台观测本食台分配到的总饵料量和河蟹摄食后的剩余饵料

量,确定该区域剩余饵料反馈系数 c_f ,根据各区域的剩余饵料反馈系数及阈值 c_{f0} 调整池塘区域饵料分配系数,修正各区域饵料分配密度,实现饵料精准投喂。剩余饵料反馈系数 c_f 计算式为

$$c_f=\frac{m_r}{m_t}\times 100\% \tag{13}$$

式中 m_r ——食台剩余饵料量,g
 m_t ——食台分配到的总饵料量,g

修正分配系数计算式为

$$k'(x,y)=[1-(c_f-c_{f0})]k(x,y) \tag{14}$$

式中 $k'(x,y)$ ——修正分配系数

在理想情况下,剩余饵料反馈系数为零则说明食台饵料清空,全部被河蟹摄食。但在实际投饵作业中,食台饵料清空则意味着饵料有可能投喂偏少,河蟹没有充分摄食,不利于河蟹育肥增重。故在修正分配系数时,需要设置剩余饵料反馈系数阈值,一般取 c_{f0} 为 5%~10%,保证食台剩余饵料在一个适当的范围内。

4.2 自动投饵装置设计

自动投饵装置装载在明轮船上,是精准投饵实现的重要组成部分,其主要结构示意图如图 9 所示。

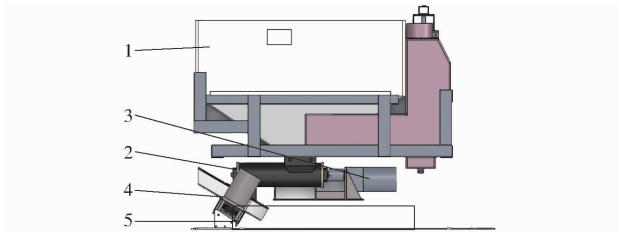


图 9 自动投饵装置结构图
Fig. 9 Automatic feeding device construction

1.料仓 2.螺旋输送器 3.螺旋输送器电机 4.抛盘 5.抛盘电机

料仓位于自动投饵装置主体上部,料仓下部连接饵料引流槽,饵料通过螺旋输送器输送到抛料盘,确保颗粒饲料下料顺畅。料仓设计可装载 120 kg 的饵料,可供 5.33 hm²蟹塘撒料使用。为了实现精准投饵,该自动投饵装置有以下功能:

(1)投饵装置料仓下料流量可控。料仓底部装有螺旋输送器,螺旋输送器电机工作时,将饵料推送到抛盘上方。通过控制螺旋输送器电机转速,即可调整下料速度。通过称量装置称量饵料质量作为反馈,调节螺旋输送器电机转速,闭环控制下料流量。

(2)投饵装置抛料器抛幅可调。饵料落到高速旋转的抛盘上,通过拨料板和离心作用抛撒出去且抛料角可调。通过控制抛盘电机转速,即可调整抛幅,抛幅最大可达 12 m。

(3)投饵装置剩余饵料质量可测。料仓下方安装有称量压力传感器,可实时获取料仓内剩余饵料的质量,方便渔民及时补充饵料。

投饵装置使用蓄电池直流供电。其控制器与主控模块通过通信模块相连,实时反馈抛盘电机转速、螺旋输送机电机转速、剩余饵料质量等信息,并可通过手机 App 实时控制。

4.3 池塘试验与分析

为了进一步验证本文所提精准投饵的实际效果,选取江苏省常州市金坛区渔业科技示范基地一池塘进行投饵试验。采用 JDTEC-3 型智能投饵水产养殖作业船,船体长 2 m,宽 1.6 m,高 1.1 m,质量 200 kg。采用美国 Trimble 公司生产的 Trimble Zephyr-2 GNSS 型多系统高精度定位天线。池塘水温、溶解氧含量、pH 值参数检测采用上海清森光电科技有限公司的 KM-MU-800 型在线多参数水质监测仪。试验当天多云,风力 3~4 级,气温 18~27℃。上位机界面如图 10 所示。填写河蟹基本信息,如养殖面积、放养规格、放养密度、放养时间以及当前生长阶段。填写环境参数,如水温、pH 值、溶解氧含量等。点击开始决策按钮,运行程序,计算出总投饵量以及当前的投饵建议。

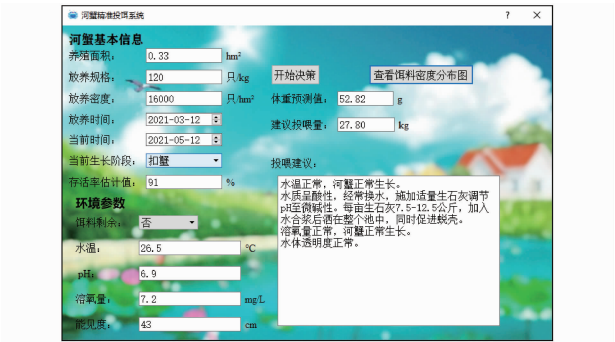


图 10 上位机界面

Fig. 10 Upper computer interface

手机 App 监控界面如图 11 所示,界面显示该船的实时状态信息,剩余电量、饵料量、卫星信号、当前位置信息、抛盘电机 PWM、螺旋输送机电机 PWM、泵流量、药液阀流量及操控主界面,包括手动、半自动、全自动控制操控、轨迹显示等子功能界面。

试验现场的河蟹养殖自动投饵船如图 12 所示,先按池塘形状以 10 m 为边长划分单元网格并编号,利用 KM-MU-800 型在线多参数水质监测仪测得池塘各区域水温、pH 值、溶解氧含量等环境参数,根据河蟹分布密度及各区域水质参数系数得到各区域预设投饵密度。然后规划投饵船作业轨迹,包括投饵船作业路线、航速、投饵装置抛幅、下料流量等作业参数,作业船按预设轨迹进行变量投饵作业,池塘网格划分与投饵作业轨迹如图 13 所示。

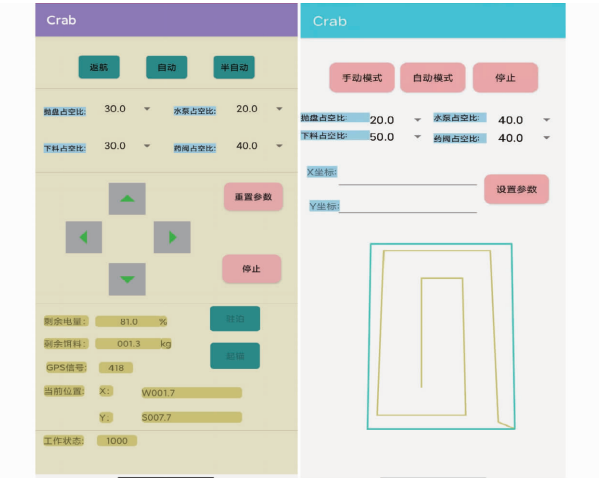


图 11 手机 App 监控界面

Fig. 11 Mobile App monitoring interface



图 12 投饵船试验

Fig. 12 Feeding boat test

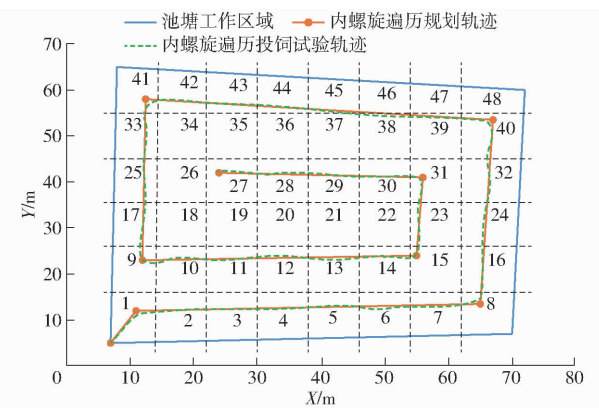


图 13 池塘网格划分与投饵作业轨迹

Fig. 13 Pond meshing and feeding trajectory

通过作业船投饵作业后,统计测算作业船投饵路径长度、平均船速、投饵时间参数,表 5 为投饵船试验参数。

表 5 投饵船试验参数

Tab. 5 Test parameters of feeding boat

投饵航线	投饵路径长度/m	平均船速/(m·s ⁻¹)	投饵时间/s
第 1 条	62.4	0.75	83.20
第 2 条	45.5	0.73	62.33
第 3 条	60.8	0.74	82.16
第 4 条	41.6	0.70	59.43
第 5 条	49.2	0.74	66.48
第 6 条	21.8	0.72	30.28
第 7 条	36.6	0.75	48.80

投饵时,作业船根据预设轨迹,通过变量投饵装置,实时调整下料流量及投饵抛幅,在预设航线上按设定投饵密度抛撒饵料到每个网格,统计测算各网格区域的实际投饵密度等参数,池塘网格投饵试验数据如表 6 所示。由表 6 可知,各网格区域中,实际投饵密度绝对误差最大为 0.65 g/m²,最小为 0.02 g/m²,平均绝对误差为 0.32 g/m²。实际投饵密度相对误差最大为 8.61%,最小为 0.26%,平均相对误差为 3.90%。系统可根据各网格区域的河蟹分布密度和水质参数系数,确定预设投饵密度,通过作业船变量投饵实现了池塘各目标网格上的按需投喂,取得了较好的精准投饵效果。

根据实际测算,养殖户一般 2 人搭配,可以完成精细投饵的河蟹养殖池塘面积约为 2.66 hm²,而基于河蟹生长模型确定投饵量,通过 1 个人工加料充电等辅助管理,由 1 条智能投饵船自动作业能够精准投饵的池塘面积约为 5.33 hm²,节省了 3 个劳动力。同时,由于综合考虑了环境因子与河蟹生长期参数的影响,在总投饵量确定和各区域饵料分配量给定方面提供了量化计算方法,提高了饵料利用率,促进河蟹养殖节本增效。

5 结论

(1)利用灰色关联度分析法,确定了对河蟹生长影响最大的环境因子为水温。在传统水产作物模型基础上,加入环境因子进行改进。从线性和指数两个角度对河蟹生长模型进行优化拟合,得出 Logistic(exp)模型最贴近实际河蟹生长规律。

(2)设计了基于 GA - BP 神经网络的精准投饵预测模型。利用 GA - BP 神经网络对精准投饵预测模型进行训练,通过输入水温、溶解氧含量、pH 值等环境参数,推算出最佳环境影响因子。根据河蟹生长模型、养殖密度、养殖面积得出河蟹总质量,结合河蟹生长期存活率与投喂率可得出总投饵量。根据池塘河蟹实际分布密度和水质参数,确定池塘各区域的饵料分配系数,将总投饵量科学分配到池塘各个区域。通过仿真得出预测投饵量决定系数 R²为 0.990,预测模型性能良好。

(3)通过实际池塘试验,投饵装置所抛撒出的饵料总量与饵料密度均值与预设值趋于一致,对池塘各网格区域,投饵船实际投饵密度与预设投饵密度相比,平均绝对误差为 0.32 g/m²,平均相对误差为 3.90%,实现了池塘各区域的非均匀按需投喂。应用该模型确定投饵量,通过智能投饵船能够精准投饵的池塘面积为 5.33 hm²,节约了 3 个劳动力成

表 6 池塘网格投饵试验数据				
Tab.6 Experimental data of pond grid feeding				
网格 编号	预设投饵密度/ (g·m ⁻²)	实际投饵密度/ (g·m ⁻²)	绝对误差/ (g·m ⁻²)	相对误 差/%
1	9.21	9.45	0.24	2.61
2	9.25	9.30	0.05	0.54
3	9.20	9.45	0.25	2.72
4	9.50	9.55	0.05	0.53
5	9.36	9.89	0.53	5.66
6	9.45	9.98	0.53	5.61
7	9.25	9.56	0.31	3.35
8	9.98	10.35	0.37	3.71
9	9.30	9.86	0.56	6.02
10	8.40	8.87	0.47	5.60
11	7.55	8.20	0.65	8.61
12	7.95	8.36	0.41	5.16
13	7.66	7.95	0.29	3.79
14	7.84	7.95	0.11	1.40
15	8.20	8.42	0.22	2.68
16	9.34	9.51	0.17	1.82
17	7.85	8.26	0.41	5.22
18	7.89	8.25	0.36	4.56
19	7.24	7.68	0.44	6.08
20	7.53	7.61	0.08	1.06
21	7.82	7.95	0.13	1.66
22	7.84	7.86	0.02	0.26
23	8.02	8.45	0.43	5.36
24	8.48	8.86	0.38	4.48
25	7.20	7.52	0.32	4.44
26	7.85	8.12	0.27	3.44
27	7.98	8.20	0.22	2.76
28	7.21	7.75	0.54	7.49
29	7.85	7.91	0.06	0.76
30	7.74	7.98	0.24	3.10
31	7.52	7.82	0.30	3.99
32	7.28	7.64	0.36	4.95
33	8.13	8.56	0.43	5.29
34	8.54	8.90	0.36	4.22
35	8.56	8.93	0.37	4.32
36	8.43	8.83	0.40	4.74
37	8.23	8.65	0.42	5.10
38	8.36	8.74	0.38	4.55
39	8.72	8.95	0.23	2.64
40	8.86	9.21	0.35	3.95
41	8.15	8.56	0.41	5.03
42	8.56	8.90	0.34	3.97
43	8.56	8.93	0.37	4.32
44	8.45	8.83	0.38	4.50
45	8.24	8.65	0.41	4.98
46	8.38	8.74	0.36	4.30
47	8.78	8.95	0.17	1.94
48	8.84	9.21	0.37	4.19

本。而且该系统可根据环境参数的变化和食台反馈及时调整投饵量,使得投喂更加精准,有利于节省饵料,培育大规格河蟹,增加河蟹产量,提高养殖效益。

参考文献

- [1] 张旭晖, 张家宏, 时冬头, 等. 江苏省河蟹养殖综合气候区划方法研究[J]. 中国农业资源与区划, 2021, 42(9): 130–135.
ZHANG Xuhui, ZHANG Jiahong, SHI Dongtou, et al. Study on methods of comprehensive climatic regionalization of the crab in Jiangsu Province[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2021, 42(9): 130–135. (in Chinese)
- [2] 冯唐茂, 刘家寿, 张堂林, 等. 洪湖低湖田改造池塘河蟹养殖技术研究[J]. 淡水渔业, 2010, 40(4): 66–71.
FENG Tangmao, LIU Jiashou, ZHANG Tanglin, et al. Study on pond-culture technology of chinese mitten crab (*Eriocheir sinensis*) in lake-reclaimed paddy of Honghu Lake[J]. Freshwater Fisheries, 2010, 40(4): 66–71. (in Chinese)
- [3] 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 feeder for fresh feed[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(15): 87–94. (in Chinese)
- [4] 孙月平, 赵德安, 洪剑青, 等. 河蟹养殖船载自动均匀投饵系统设计及效果试验[J]. 农业工程学报, 2015, 31(11): 31–39.
SUN Yueping, ZHAO Dean, HONG Jianqing, et al. Design of automatic and uniform feeding system carried by workboat and effect test for raising river crab[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(11): 31–39. (in Chinese)
- [5] 赵德安, 刘晓洋, 孙月平, 等. 基于机器视觉的水下河蟹识别方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(3): 151–158.
ZHAO Dean, LIU Xiaoyang, SUN Yueping, et al. Detection of underwater crabs based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(3): 151–158. (in Chinese)
- [6] HONSEY A E, VENTURELLI P A, LESTER N P. Bioenergetic and limnological foundations for using degree-days derived from air temperatures to describe fish growth[J]. Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences, 2019, 76(4): 657–669.
- [7] 顾景龄, 张云贵, 刘祥云, 等. 中华绒螯蟹幼蟹生长数学模型的初探[J]. 天津农学院学报, 1997(4): 23–30.
GU Jingling, ZHANG Yungui, LIU Xiangyun, et al. A preliminary investigation of a mathematical model for the growth of juvenile Chinese mitten crabs[J]. Journal of Tianjin Agricultural University, 1997(4): 23–30. (in Chinese)
- [8] 张永强, 卢获, 罗虹, 等. 河蟹养殖中气象条件的影响及趋利避害对策研究[J]. 中国农业气象, 2003, 24(2): 52–54.
ZHANG Yongqiang, LU Di, LUO Hong, et al. Effects of meteorological conditions on river crab raising and strategies for trending advantages and avoiding disadvantages[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2003, 24(2): 52–54. (in Chinese)
- [9] 孔志平, 刘建华, 孔雪咏, 等. 2020年丹阳市河蟹养殖气象条件分析[J]. 水产养殖, 2021, 42(3): 60–62.
KONG Zhiping, LIU Jianhua, KONG Xueyong, et al. Analysis of meteorological conditions for river crab farming in Danyang in 2020[J]. Journal of Aquaculture, 2021, 42(3): 60–62. (in Chinese)
- [10] 刘瑞娜, 杨天明, 陈金龙, 等. 安徽河蟹养殖高温热害天气指数模型设计与实践[J]. 中国农业气象, 2020, 41(5): 320–327.
LIU Ruina, YANG Taiming, CHEN Jinlong, et al. Design and application on weather indices model for high temperature disaster of Chinese hairy crab in Anhui[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2020, 41(5): 320–327. (in Chinese)
- [11] 朱海涛, 张旭晖, 王欣欣, 等. 河蟹养殖闷热天气指数[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(7): 159–164.
ZHU Haitao, ZHANG Xuhui, WANG Xinxin, et al. Sultry weather index for river crab farming[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2017, 45(7): 159–164. (in Chinese)
- [12] 贾二腾, 闫明军, 赖起斌, 等. 中华绒螯蟹的摄食节律[J]. 中国水产科学, 2018, 25(3): 546–554.
JIA Erteng, YAN Mingjun, LAI Qicheng, et al. Feeding rhythm of the Chinese mitten crab (*Eriocheir sinensis*) [J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2018, 25(3): 546–554. (in Chinese)
- [13] 曹佳瑞. 移动式虾蟹塘自主投饵装置控制系统研究[D]. 上海: 上海海洋大学, 2020.
CAO Jiarui. Mobile shrimp and crab pond autonomous feeding device control system research[D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2020. (in Chinese)
- [14] 曹阳. 基于 Android 智能手机的全自动水产养殖作业船监控系统研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2018.
CAO Yang. The research on monitoring system of automatic aquaculture operation boat based on Android smart phone[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2018. (in Chinese)
- [15] 管凯. 基于 GPS/INS 的河蟹养殖无人作业船系统研究与设计[D]. 镇江: 江苏大学, 2019.
GUAN Kai. Research and design of an unmanned ship system for crab farming based on GPS/INS[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2019. (in Chinese)
- [16] 刘勇. 基于云平台的无人投饵船远程监控系统设计[D]. 镇江: 江苏大学, 2020.
LIU Yong. Design of remote monitoring system for unmanned bait ship based on cloud platform[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2020. (in Chinese)
- [17] 罗吉. 多功能全自动水产养殖作业船控制系统[D]. 镇江: 江苏大学, 2017.
LUO Ji. The control system of multifunctional automatic aquaculture operation boat[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2017. (in Chinese)
- [18] 郭子淳, 黄家怿, 王水传, 等. 智能投饵船研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊1): 385–396, 404.
GUO Zichun, HUANG Jiayi, WANG Shuichuan, et al. Research and prospect of intelligent bait-dropping boat [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp.1): 385–396, 404. (in Chinese)
- [19] 胡庆松, 曹佳瑞, 郑波, 等. 明轮驱动虾塘自主导航投饵船设计与可靠性试验[J]. 农业机械学报, 2019, 50(11): 121–128.
HU Qingsong, CAO Jiarui, ZHENG Bo, et al. Design and reliability test of paddle wheel driven shrimp pond autonomous navigation feeding boat[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(11): 121–128. (in Chinese)
- [20] 王真亮. 水面自主巡航式太阳能投饵船的设计与研究[D]. 马鞍山: 安徽工业大学, 2017.
WANG Zhenliang. The design and study on solar energy feeding ship based on autonomous cruise method[D]. Maanshan: Anhui University of Technology, 2017. (in Chinese)
- [21] 李明, 郑文钟, 洪一前. 自动巡航式无人驾驶投饵船的研制[J]. 现代农机, 2018, 4(2): 48–51.
LI Ming, ZHENG Wenzhong, HONG Yiqian. Development of an automatic cruising type unmanned baiting vessel[J]. Modern

Agricultural Machinery,2018,4(2):48–51. (in Chinese)

[22] 陈英才. 水产养殖用精准投饵系统关键技术研究[D]. 上海:上海海洋大学, 2018.
CHEN Yingcai. Research on the key technology of accurate feeding system for aquaculture[D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2018. (in Chinese)

[23] 汪昌固. 网箱智能投喂系统开发及关键技术研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2014.
WANG Changgu. Development of intelligent feeding system and key technologies for nets[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2014. (in Chinese)

[24] ZENG G, JIANG R, HUANG G, et al. Optimization of wastewater treatment alternative selection by hierarchy grey relational analysis[J]. Journal of Environmental Management, 2007, 82(2): 250–259.

[25] 刘春景,唐敦兵,何华,等. 基于灰色关联和主成分分析的车削加工多目标优化[J]. 农业机械学报,2013,44(4):293–298,292.
LIU Chunjing, TANG Dunbing, HE Hua,et al. Multi-objective optimization of turning based on grey relational and principal component analysis[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2013,44(4):293–298,292. (in Chinese)

[26] MALEKPOOR H, CHALVATZIS K, MISHRA N, et al. Integrated grey relational analysis and multi objective grey linear programming for sustainable electricity generation planning[J]. Annals of Operations Research, 2018, 269(1): 475–503.

[27] VIADERO R C. Factors affecting fish growth and production[J]. Water Encyclopedia, 2005(3): 129–133.

[28] 李光,章晓峰,杨加超,等. 基于残差 BP 神经网络的 6 自由度机器人视觉标定[J]. 农业机械学报,2021,52(4):366–374.
LI Guang, ZHANG Xiaofeng, YANG Jiachao, et al. Vision calibration of six degree of freedom robot based on residual BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(4):366–374. (in Chinese)

[29] 刘天舒. BP 神经网络的改进研究及应用[D]. 哈尔滨:东北农业大学, 2011.
LIU Tianshu. Improvement of BP neural network and its application[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2011. (in Chinese)

[30] XU B, DAN HC, LI L. Temperature prediction model of asphalt pavement in cold regions based on an improved BP neural network[J]. Applied Thermal Engineering, 2017, 120: 568–580.

[31] 陈英义,程倩倩,成艳君,等. 基于 GA–BP 神经网络的池塘养殖水温短期预测系统[J]. 农业机械学报, 2017, 48(8): 172–178.
CHEN Yingyi, CHENG Qianqian, CHENG Yanjun, et al. Short-term prediction system of water temperature in pond aquaculture based on GA–BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(8): 172–178. (in Chinese)

[32] YANG J, HU Y, ZHANG K, et al. An improved evolution algorithm using population competition genetic algorithm and self-correction BP neural network based on fitness landscape[J]. Soft Computing, 2021, 25(3): 1751–1776.

(上接第 85 页)

[23] 杨佳敏,杨望,杨坚. 木薯种茎参数测量及 EDEM 仿真参数标定[J]. 农机化研究, 2022,44(1):197–202,207.
YANG Jiamin, YANG Wang, YANG Jian. Experimental research of millet grain at the impacting load[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2022, 44(1): 197–202,207. (in Chinese)

[24] 李衍军,刘瑞,刘春晓,等. 气送式排种器输种管内种子速度耦合仿真测定与试验[J]. 农业机械学报,2021,52(4):54–61,133.
LI Yanjun,LIU Rui,LIU Chunxiao,et al. Simulation and test of seed velocity coupling in seed tube of pneumatic seed metering device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(4):54–61,133. (in Chinese)

[25] 冯天翔. 温室穴盘苗移栽手爪改进设计及试验研究[D]. 北京:北京工业大学,2016.
FENG Tianxiang. Optimization design and test research of plug seedlings end-effector in greenhouse[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2016. (in Chinese)

[26] 杨娜. 基于 DEM–MBD 耦合技术的马铃薯大垄双行垄体构建仿真研究[D]. 兰州:兰州理工大学,2018.
YANG Na. Simulation research on potato ridge and double row ridge construction based on DEM–MBD coupling technology [D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2018. (in Chinese)

[27] 杨发展,牟家宏,李维华,等. 基于 Fluent/EDEM 的水稻精量排种盘参数化设计与仿真分析[J]. 中国农机化学报, 2020,41(9):1–7.
YANG Fazhan, MOU Jiahong, LI Weihua, et al. Parametric simulation design of rice precision metering tray based on Fluent/EDEM[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(9): 1–7. (in Chinese)

[28] 张思伟. 穴盘苗自动移栽机顶夹拔组合取苗机构设计[D]. 镇江:江苏大学,2018.
ZHANG Siwei. Design of push-clip-pull picking seedling mechanism on automatic transplanting machine[D]. Zhenjiang: Jiangsu University,2018. (in Chinese)

[29] 廖庆喜,王洋,胡乔磊,等. 油菜基质块苗移栽机取苗装置设计与试验[J]. 农业机械学报,2020,51(11):93–102.
LIAO Qingxi, WANG Yang, HU Qiaolei, et al. Design and experiment on pick-up device for rapeseed substrate seedling transplanter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(11):93–102. (in Chinese)

[30] 王超,刘彩玲,李永磊,等. 蔬菜移栽机气动下压式高速取苗装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(5):35–43,51.
WANG Chao, LIU Cailing, LI Yonglei, et al. Design and experiment of pneumatic punching high-speed seedling picking device for vegetable transplanter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 35–43, 51. (in Chinese)