

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.11.022

基于物联网的浮标水质监测系统与溶解氧浓度预测模型

曹守启 葛照瑞 张 铮

(上海海洋大学工程学院, 上海 201306)

摘要:为促进近海养殖业信息化发展,更好地实现对近海养殖环境的监控,设计了基于浮标平台的环境监测系统。利用STM32L475微控制器定时采集光照、温度、pH值、溶解氧浓度等信息,通过物联网技术将数据传输至云监测平台,实现了多区域环境信息远程监测和多终端访问。提出了改进遗传算法BP神经网络的溶解氧浓度预测模型,实现对近海养殖环境的预测;根据所采集的数据,利用改进遗传算法对初始权重和阈值进行优化得到最优参数,在此基础上构建BP神经网络溶解氧浓度预测模型。通过试验验证了该系统海洋环境信息采集的准确性与可靠性,以及溶解氧浓度预测模型的有效性;与传统遗传算法BP神经网络预测模型相比,平均误差由0.0778 mg/L降至0.0178 mg/L,能够满足近海养殖的实际需求。

关键词: 物联网; 溶解氧; 水质监测; 神经网络; 预测

中图分类号: TN98 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)11-0210-09

OSID:



Buoy Water Quality Monitoring System and Prediction Model Based on Internet of Things

CAO Shouqi GE Zhaorui ZHANG Zheng

(School of Engineering, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China)

Abstract: In order to promote the informatization development of offshore aquaculture, realize the monitoring of offshore aquaculture environment more accurately and conveniently, and solve the problems of poor prediction accuracy and robustness of traditional offshore aquaculture water quality prediction methods, an environmental monitoring system was designed based on buoy platform, which realized the remote collection and data storage functions of multi-regional environmental information monitoring data. On this basis, an improved genetic algorithm was proposed to optimize the offshore dissolved oxygen prediction model of BP neural network to realize the prediction of offshore aquaculture environment. The STM32L475 microcontroller was used to collect information such as illumination, temperature, pH value, dissolved oxygen and so on with the help of sensor network, and transmitted the data to the cloud monitoring platform through the Internet of things technology, thus realizing remote monitoring of multi-regional environmental information and multi-terminal access. Through the analysis and research of classical prediction algorithms, a dissolved oxygen prediction model based on traditional algorithm optimization was proposed to realize the accurate prediction of offshore aquaculture water quality environment. According to the collected data of aquaculture environment, the initial weights and thresholds were optimized by improved genetic algorithm to obtain the optimal parameters, and then the BP neural network dissolved oxygen prediction model was constructed. Through experiments, the accuracy and reliability of marine environmental information collection and the effectiveness of dissolved oxygen prediction model were verified. Compared with the traditional neural network prediction model, the average error was reduced from 0.0778 mg/L to 0.0178 mg/L, which can meet the actual needs of offshore aquaculture.

Key words: Internet of things; dissolved oxygen; water quality monitoring; neural network; prediction

收稿日期: 2020-11-25 修回日期: 2021-01-04

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFD0900800)

作者简介: 曹守启(1973—),男,教授,博士生导师,主要从事渔业物联网和智能化仪表研究,E-mail: sqcao@shou.edu.cn

通信作者: 张铮(1981—),男,副教授,博士,主要从事物联网工程和智能仪器研究,E-mail: z-zhang@shou.edu.cn

0 引言

近年来我国水产养殖业高速发展,水产养殖经济产值不断增加,其中海水养殖产业占据很大比重,对我国经济发展具有重要影响^[1-2]。在近海养殖中,水体环境质量对水产养殖具有较大的影响,水质环境是养殖产物赖以生存的根本,其中溶解氧浓度直接影响着渔业产品的品质^[3],它不仅反映了水质的标准,同时也反映了水产品的生长状况,溶解氧浓度作为近海养殖环境中重要的一个因子已经引起人们重视^[4],不过,海水中的溶解氧浓度极不稳定,很容易受外界环境的影响,如温度、风速以及人类活动等都会造成溶解氧浓度的变化,所以实现近海水体的水质监测并做出相关判断对水产养殖业高效高产具有非常重要的现实意义^[5]。

物联网的高速发展在很大程度上为我国近海养殖业的发展提供了便利,同时也对我国近海水产养殖提出了更高的要求。国内外众多学者针对水产养殖环境监测系统^[6-7]及环境参数预测模型进行了大量研究^[8-10],金光等^[11]设计的基于低功耗广域物联网的海岛养殖环境监测系统,使用多节点提高监测范围但增加了成本和网络复杂度,不易管理。孟

宪法等^[12]在基于单片机 MSP430 的海洋浮标低功耗设计中,利用北斗卫星实现通信,但通信天线的瞬时功率较大。袁红春等^[13]基于 XGBoost 的溶解氧预测模型研究利用长短时记忆(LSTM)神经网络实现了溶解氧的预测,但忽略了对环境因素的考量。刘晶晶等^[14]提出的基于 K-Similarity 降噪的 LSTM 神经网络水质多因子预测模型在一定程度上减小了误差,但依然没有考虑气象环境的影响。

本文设计一种基于物联网的浮标水质远程监测系统,并根据监测数据利用改进的算法建立溶解氧浓度预测模型。利用浮标平台实现传感器的搭载,借助物联网实现远程数据监控,并针对传统遗传算法 BP 神经网络模型存在的误差浮动问题进行研究,提出改进方案,利用远程监控数据实现溶解氧浓度预测。

1 监测系统设计

1.1 监测架构

本文设计的基于物联网的近海养殖水质监测系统,终端节点基于自主设计的海洋浮标实现,集数据采集、远程传输、存储管理和远程监测等功能为一体,整体架构如图 1 所示。

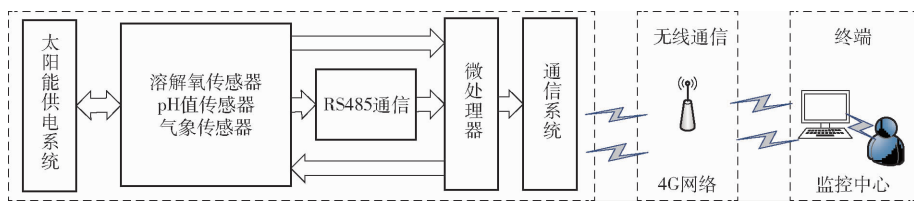


图 1 水质监测整体架构图

Fig. 1 Overall framework diagram of water quality monitoring

系统中浮标^[15-17]作为承载装置,利用太阳能系统实现自供电,采集系统利用水质和气象传感器进行数据采集,采集的数据经过 RS485 通信传输到微控制器,并通过无线网络传输到用户终端,实现数据监控和数据分析。

1.2 硬件设计

监控系统电源电路选用 TPS54302 同步降压转换器,可最大限度提高轻负载效率并降低功率损耗;主控制器选用 STM32L475 芯片^[18-19];无线通信模块选用 EC20 4G 网络通信模块,其内置高精度定位芯片在实现数据传输的同时又能精确地定位到浮标监测系统的实时位置,为后期系统维护提供了便捷。监控系统采用 RS485 通信模式,有效提高了数据的传输速率,并增加了系统抗噪声干扰的性能,为系统远距离的数据传输提供了保障,同时保证了多数据参数采集的准确性,电路结构图如图 2 所示。

电浮标监控系统的供电主要来源于太阳能,储

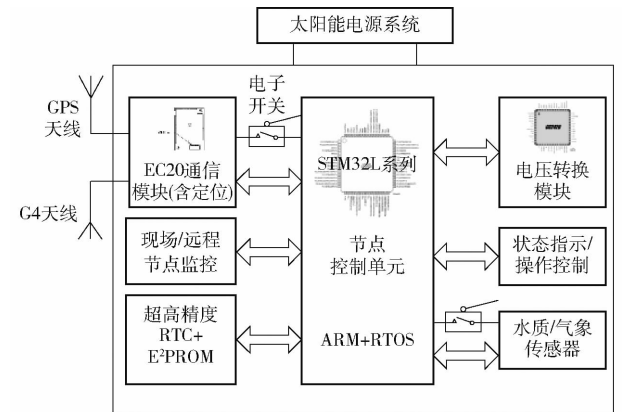


图 2 硬件结构图

Fig. 2 Hardware structure diagram

能设备是由铅酸蓄电池组成的电池组,监控系统的负载作为整个系统消耗电能的主要部分,主要包括传感器模块、数据处理模块、通信定位模块等。本监测系统传感器主要包括溶解氧浓度、pH 值、氨氮浓度、盐度、叶绿素、大气压、光照、温湿度、风速、风向、

雨量等,由于近海气象环境不稳定,养殖用户需要随时了解近海环境信息,所以选择溶解氧浓度、pH值、大气压、光照、温湿度、风速、风向、雨量等参数进行监测。

在设计外围传感器和通信电路时,为降低传感器和通信模块的功耗采用继电器控制,采取间隔关断,当需要采集数据或者发送数据时,利用继电器可控关断接通电路,当数据采集发送结束,便不再对外部电路进行供电以达到降低消耗的目的。同时为传感器留有持续供电端口方便测试。考虑到海水腐蚀性较强,在连接时采用防水接头以延长系统的使用时间,系统测试实物图如图3所示。



图3 系统测试实物图

Fig. 3 Physical diagram of system test

在选择传感器时,要求传感器两端工作电压小于12V,以RDO-206型溶解氧浓度传感器为例,其供电电压12V,精度为0.01mg/L,额定电流40mA,正常情况下功耗为480mW,其余传感器参数如表1所示。则正常情况下所有传感器每天的功率消耗为34560mW·h,当采用继电器控制电路时,可根据实际情况设置每小时进行4次数据采集,每次采集功率消耗为192mW·h,则所有传感器正常情况下每天功率能耗为4608mW·h。故本文所采取的继电器开关电路能够起到节约能源的作用。

表1 负载额定参数

Tab. 1 Load rating parameters

负载类型	额定电压/V	额定电流/mA	正常功耗/mW
溶解氧浓度	12	40	480
pH值	12	20	240
大气压	12	8	96
光照	12	20	240
风速	12	4	48
风向	12	4	48
雨量	12	4	48
温湿度	12	20	240

1.3 云监测平台设计

云监测平台是浮标环境监测系统的核心组成部分,利用Linux系统下的开发工具CentOS进行服务器搭建与配置^[20],网络服务平台整体架构如图4。

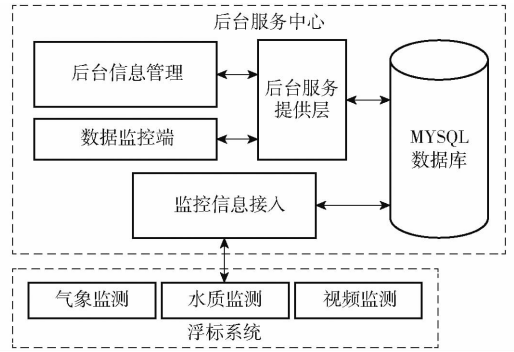


图4 网络服务平台整体架构图

Fig. 4 Overall architecture diagram of network service platform

服务器搭建主要包括远程监控数据接收、数据库、后台信息管理等部分。监控信息接收主要用于获取浮标监测系统各传感器采集的数据以及视频监控画面并将数据存入数据库,本文利用IntelliJ IDEA软件进行开发,采用Java语言Netty高并发框架,使用maven进行jar包构建,在CentOS服务器上进行部署^[21]。后台信息管理主要为计算机端访问提供接口,开发时采用SpringMVC框架,并使用Mybatis框架实现对数据库表的操作^[22]。数据端监控部分利用HTML、CSS、JS进行开发,以访问页面的形式实现用户对环境的实时监控,页面访问如图5所示。只需要点击对应的养殖标识就可以显示此地的水质情况和气象信息。



图5 页面访问界面

Fig. 5 Page access diagram

用户可通过监控终端实现多区域养殖环境的监控,并实时反映监控信息,开发时考虑到环境参数众多,首页内各窗口间采用星状链接结构,避免浏览信息时的繁琐操作,而首页与后台的切换采用树状链接结构^[23],条理清晰,系统还添加了养殖日志窗口,可实时查看近海养殖过程中的投喂信息,并集成有视频监控窗口实现远程监控。监控人员可以通过后台服务随时有选择地下载监测数据,实现数据的分析。浮标系统采集的气象数据、水质数据使用json格式协议与远程服务器进行通信,并在CentOS服务器上开启TCP通信端口进行监听。平台使用MySQL作为数据库,具有高性能、低成本、高可靠性的特点。本系统GIS地图引擎选用OpenLayers作

为地图引擎。Open Layers 是一个开源的轻量级可支持离线的地图引擎,提供强大的展示和交互功能。它是一个高性能、功能丰富的库,用于在 Web 上创建交互式地图。它可以显示任何网页上任何来源加载的地图块、矢量数据和标记。同时,开发有手机 APP 终端,水质监测、气象监测等部分详情如图 6 所示。



图 6 手机终端界面

Fig. 6 Details of mobile phone terminal

手机端可以随时监测水质气象环境的数据,APP 程序将水质数据绘制成曲线,方便观察环境变化趋势,同时设置有数据报警门限,当监测的水质因子超出正常范围时会自动报警,与页面访问一样,手机端也可同时监控多个养殖基地的数据,并开发有在线视频监测功能,可随时随地观察养殖基地的实际情况。

2 预测算法

针对传统遗传算法(GA)BP神经网络优化存在的误差浮动性问题进行优化处理,通过对遗传算法的改进和误差判断进行反复的网络训练,找到最优的训练结果,然后实施数据预测,使预测结果不断接近真实值,从而达到误差不断寻优的目的,减少了由于遗传算法优化神经网络模型预测产生的数据训练不准确性造成的误差波动。

2.1 模型分析

传统遗传算法优化的神经网络模型虽然具有高鲁棒性和广泛适用性的特点^[24-25],能够有效处理枚举法等传统优化算法难以解决的复杂系统优化问题,但由于网络训练的不确定性和不稳定性,会造成预测数据不准确,这样即使利用遗传算法计算了最优适应度,选择最优权值阈值^[26],但最终预测结果也会有所偏差,计算的误差也并非最优误差,结果仍存在一定的不确定性。

2.2 模型改进

本试验在传统遗传算法优化神经网络模型的基础上进行改进,改进后优化过程可以分为 4 部分,分别为 BP 神经网络结构确定、遗传算法优化、BP 神经网络预测、寻找最优误差输出。主要区别是增加了寻优过程,在完成数据训练实现预测功能的基础上,对得到的预测误差进行判断,并反复进行此过程,寻找误差最小的一组预测结果进行输出,提高预测的精度。改进后的遗传算法优化神经网络流程图如图 7 所示。

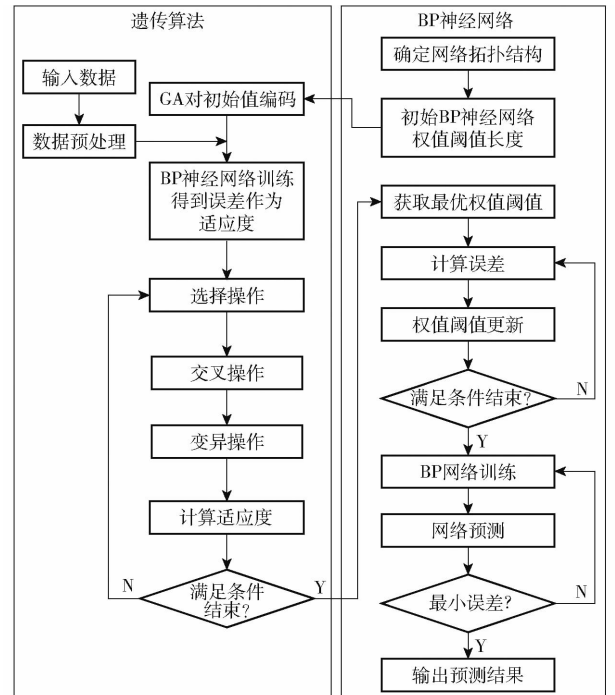


图 7 改进遗传算法 BP 神经网络算法流程图

Fig. 7 Flow chart of optimizing BP neural network algorithm with improved genetic algorithm

统计结果表明,算法大部分情况下在训练 200 次左右后将会出现相对较小的误差。因此可将训练的步骤最大值设为 250 次,对于少数情况,可以通过判定训练结束时的误差,若大于可以承受的误差,则重新开始训练。

2.3 模型改进实现

2.3.1 BP 神经网络模型构建

BP 神经网络是单向多层前馈网络,利用误差反向传播算法,根据梯度下降原理实现参数调节。该网络由输入层、输出层以及一个或多个隐含层节点连接而成,其输入信号从输入节点通过隐含层传递到输出节点。在进行溶解氧预测试验中,本文主要考虑时间、pH 值、大气压、光照、温度、风速等监测参数作为预测模型的输入层节点,水中溶解氧浓度作为预测模型的输出层节点。考虑到在任何闭区域内的一个连续型函数用一个隐含层的

BP神经网络就可以达到较好的拟合效果,而多隐含层网络虽然有较好的泛化能力和较高的预测精度,但是训练时间较长,故对于模型中存在的映射关系,在网络精度达到要求的情况下,选择单隐含层,以加快速度训练速度。

隐含层节点数计算式为

$$l = \sqrt{n + m} + \alpha \quad (1)$$

式中 l ——隐含层节点数

n ——输入层节点数

m ——输出层节点数

α ——1~10之间的常数

通过对比不同隐含层节点数下的输出误差最终确定隐含层节点数为13。因此,溶解氧浓度BP神经网络预测模型结构为6-13-1,模型结构如图8所示。

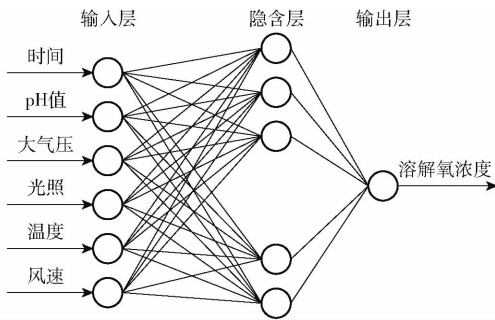


图8 BP神经网络拓扑结构示意图

Fig.8 Schematic of BP neural network topology

在BP神经网络中,输入层的节点决定了隐含层的神经元数量,设第*i*个样本的输入向量为

$$\mathbf{x}_i = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (2)$$

期望输出为

$$\mathbf{y}_i = (y_1, y_2, \dots, y_n) \quad (3)$$

则隐含层输出为

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij}x_i - a_j\right) \quad (j=1, 2, \dots, l) \quad (4)$$

预测输出为

$$g_k = \sum_{j=1}^l g_j \omega_{jk} - b_k \quad (k=1, 2, \dots, m) \quad (5)$$

预测误差

$$e_i = y_k - g_k \quad (k=1, 2, \dots, m) \quad (6)$$

输入层、隐含层和输出层神经元之间的连接权重为 ω_{ij} 、 ω_{jk} ,隐含层阈值 a_j ,输出层阈值 b_k , f 为隐含层激励函数。

激励函数又称激活函数,用于给神经元引入非线性的因素,使得神经网络可以逼近任意非线性函数应用于非线性模型中,常用的激活函数有Sigmoid函数、tanh函数、ReLU函数和softmax函数。故经过综合考虑与试验对比采用tanh函数作为激活函数。

2.3.2 遗传算法优化

(1)初始化种群利用实数编码的方式实现个体编码,将所有个体均用实数串表示,包括输入层和隐含层连接权值、隐含层阈值、隐含层与输出层连接权值以及输出层阈值4部分,神经网络的左右权值和阈值都包含在个体内,在已知网络结构的情况下,便可以组成一个结构、权值、阈值都确定的神经网络。

(2)根据个体获得的BP神经网络初始权值和阈值,利用80%的训练数据进行BP神经网络的训练预测输出,将期望输出和预测输出的平方差绝对值的和定义为个体适应度 F ,计算公式为

$$F = k \sum_{i=1}^n |y_i^2 - o_i^2| \quad (7)$$

式中 y_i ——BP神经网络的第*i*个节点的期望输出

o_i ——第*i*个节点的实际输出

k ——系数

(3)选择操作:选用轮盘赌的方式进行选择操作,每个个体*i*的选择概率 p_i 为

$$p_i = \frac{f_i}{N} \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^N f_j$$

其中

$$f_i = \frac{k}{F_i} \quad (9)$$

式中 f_i ——个体*i*的适应度

N ——种群个体数目

由于适应度越小越好,所以在个体选择前对适应度求倒数。

(4)交叉操作:对多重个体采用实数交叉的方式,染色体 k, l, i 在第*j*位的交叉操作方法为

$$\begin{cases} a_{kj} = a_{kj}(1-b) + a_{lj}b \\ a_{lj} = a_{lj}(1-b) + a_{kj}b \\ a_{ij} = a_{ij}(1-b) + a_{ij}b \end{cases} \quad (10)$$

式中 b —— $[0, 1]$ 之间的随机数

(5)变异操作:选取第*i*个个体的第*j*个基因 a_{ij} 进行变异,操作方法为

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max})f(r) & (r > 0.5) \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij})f(r) & (r \leq 0.5) \end{cases} \quad (11)$$

其中

$$f(r) = r_2 \left(1 - \frac{r}{G_{\max}}\right)^2$$

式中 r_2 ——随机数

a_{\max} ——基因 a_{ij} 上界

a_{\min} ——基因 a_{ij} 下界

G_{\max} ——最大进化次数

r —— $[0, 1]$ 间的随机数

2.3.3 神经网络预测

BP神经网络利用遗传算法优化的权值和阈值

实现数据训练,经过训练的神经网络便能对类似样本的输入信息进行处理,从而输出误差最小的经过非线性转换的信息。

2.3.4 训练寻优

寻找最优误差环节主要是依托于 BP 神经网络预测部分进行,当计算出预测误差后,判断误差是否达到最优或满足数据预测所需的精度,如果不能达到要求就重新对 BP 神经网络进行训练,再次实现数据预测并计算预测误差进行判断,通过不断地优化误差操作以实现误差的寻优过程,最后输出最优的数据预测结果。

3 试验

3.1 数据采集

选取上海海洋大学近海试验基地作为浮标投放点,设置监控系统每 15 min 进行一次数据采集,既保证对环境信息的准确把握,又在一定程度上节

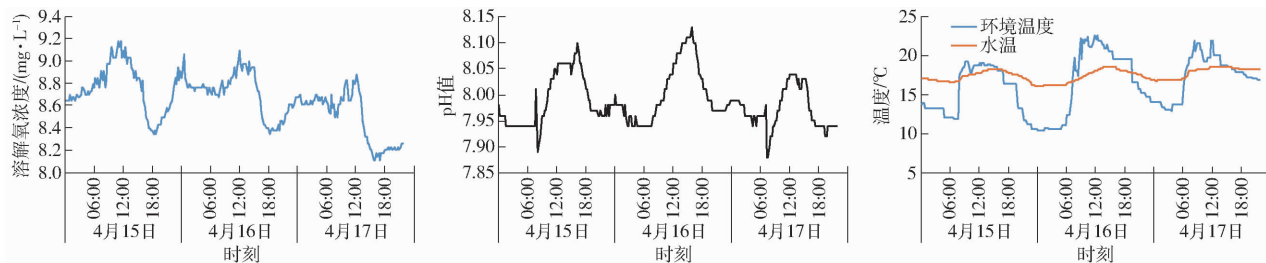


图 10 监测数据变化曲线

Fig. 10 Changing curves of monitoring data

由图 10 可知,近海区域的溶解氧浓度、pH 值等参数呈周期性变化趋势,由于气候等因素会产生部分波动,随着每天时间的变化可以看出环境温度等也呈周期性变化,因此本文针对溶解氧浓度预测在传统 BP 神经网络遗传算法模型的基础上提出改进方案,利用环境参数和少量水质参数实现对海水中溶解氧浓度的预测。

3.2 预测结果

3.2.1 模型参数选择

为了保证模型不提前收敛,同时提高模型的精确度,尽可能得到全局解,故种群模型应尽可能的大一些,为保证最终结果的精确度,在参数选择过程中采用对比试验的方法,对种群规模、进化代数等进行多次参数设置并运行程序,经试验对比最终种群规模设置为 50,物种进化代数设置为 20 次。

由于交叉和变异概率太高或者太低都不利于种群发展,所以为了尽可能地提高模型精确度,提高预测准确度,并根据交叉和变异概率的一些性质,交叉概率一般选取 0.6~0.9,变异概率一般选取 0.01~0.3,经过多次试验结果对比,最终选用交叉概率为

约了能源。将本浮标环境监控系统放置在近海岸区域,通过网络传输在监控平台实现数据监控和采集,如图 9 所示。

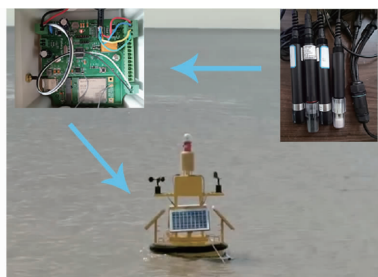


图 9 监测系统实物图

Fig. 9 Physical drawing of monitoring system

利用本文设计的监测系统,选取 2020 年 4 月 15—17 日 3 d 的监测数据,包括时间、溶解氧浓度、pH 值、大气压、光照、温湿度、风速、风向等,从监控页面选择下载所需要的数据并选择部分参数绘制曲线如图 10 所示。

0.6,变异概率为 0.1。

3.2.2 预测试验结果分析

利用 Matlab 编程,根据所采集的数据,随机选择 224 组数据用作网络训练,剩下的 56 组作为测试数据,运行程序得到改进后遗传算法神经网络模型预测值与实际值的变化曲线如图 11 所示,同时为验证改进后算法的准确性,利用文献[27-28]在试验中所采用的方法形成对比试验,将所得到的预测数据进行分析得到实际值与预测值如表 2 所示,3 种方法预测误差如表 3 所示,并绘制不同算法下相对误差如图 12 所示。

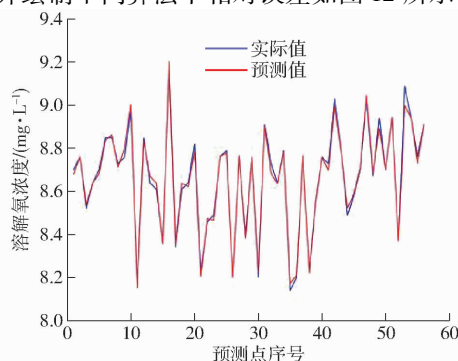


图 11 溶解氧浓度实际值与预测值变化曲线

Fig. 11 Change curves of actual and predicted values

表2 测量数据与预测数据对比

Tab.2 Comparison between measured and predicted data

mg/L

实际采集值	BP神经网络		遗传算法BP神经网络		改进遗传算法BP神经网络	
	预测值	误差	预测值	误差	预测值	误差
9.70	9.666	-0.034	9.661	-0.038	9.678	-0.022
9.76	9.675	-0.085	9.758	-0.002	9.760	-6.300
9.52	9.389	-0.131	9.547	0.027	9.537	0.017
9.64	9.567	-0.073	9.977	0.337	9.640	-7.100
9.70	9.587	-0.113	9.670	-0.030	9.681	-0.019
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
9.76	9.602	-0.158	9.671	-0.089	9.730	-0.030
9.91	9.726	-0.184	9.967	0.057	9.910	0.001
9.64	9.567	-0.073	9.977	0.337	9.640	-7.100
9.70	9.587	-0.113	9.670	-0.030	9.681	-0.019

表3 预测误差对比

Tab.3 Comparison of prediction errors

算法	预测时间/s	平均误差/(mg·L ⁻¹)	均方误差/(mg·L ⁻¹)	标准差/(mg·L ⁻¹)	决定系数
BP神经网络	2.315	0.114 2	0.020 793	0.124 160	0.664 1
遗传算法BP神经网络	313.328	0.077 8	0.011 832	0.109 510	0.808 9
改进遗传算法BP神经网络	318.336	0.017 8	0.000 570	0.023 909	0.990 8

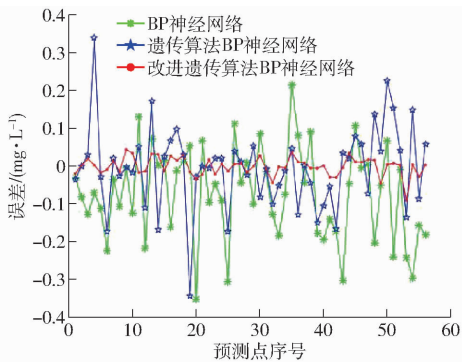


图12 误差对比

Fig.12 Relative error comparison

由表2、3可以看出, BP神经网络的运算时间虽短但结果的精度不高, 传统的遗传算法BP神经网络模型预测时间较长, 预测精度有所提高, 而改进遗传算法BP神经网络模型虽然所用时间较长, 但预测精度有明显提高, 其预测平均误差为0.0178 mg/L, 均方差为0.000570 mg/L, 标准差为0.023909 mg/L, 改进算法决定系数为0.9908, 故改进后算法具有更好的拟合度。通过图12也可以明显看出, 改进遗传算法BP神经网络模型的预测结果更加接近真实值, 其预测误差更加稳定。结果表明, 经上述改进的算法训

练后得到的神经网络模型不仅对训练样本具有很好的拟合能力, 而且对测试样本也具有很高的拟合能力, 由此可见利用改进遗传算法BP神经网络模型预测溶解氧浓度的方法可行。

4 结论

(1) 针对近海养殖环境设计了浮标水质监测系统, 利用浮标平台实现近海区域的环境监测, 试验结果表明, 本系统能够稳定可靠地在近海环境中工作, 且各项监测指标都能够满足近海环境监测的需求。

(2) 针对近海养殖中具有非线性变化特点的溶解氧参数, 在传统遗传算法BP神经网络优化模型的基础上提出改进方案, 弥补网络自身的不足, 减少了由于初始权值和阈值的随机选取而造成的网络训练时间较长等问题, 同时提高了原有优化算法的计算精度。试验结果表明, 改进遗传算法BP神经网络优化模型虽然训练时间有所增加, 但预测精度明显提高, 平均误差由0.0778 mg/L降至0.0178 mg/L, 建模研究结果表明, 改进遗传算法BP神经网络优化模型能对溶解氧浓度进行可靠的预测。

参 考 文 献

- [1] 段青玲, 刘怡然, 张璐, 等. 水产养殖大数据技术研究进展与发展趋势分析[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(6): 1-16. DUAN Qingling, LIU Yiran, ZHANG Lu, et al. Research progress and development trend analysis of big data technology in aquaculture [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(6): 1-16. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180601&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.06.001. (in Chinese)
- [2] 尹宝全, 曹闪闪, 傅泽田, 等. 水产养殖水质检测与控制技术研究进展分析[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(2): 1-13.

- YIN Baoquan, CAO Shanshan, FU Zetian, et al. Review and trend analysis of water quality monitoring and control technology in aquaculture[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(2): 1-13. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190201&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.02.001. (in Chinese)
- [3] 蒋建明, 乔增伟, 朱正伟, 等. 水产养殖复合式自动增氧系统设计与试验[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(10): 278-283. JIANG Jianming, QIAO Zengwei, ZHU Zhengwei, et al. Design and test of compound mechanical automatic aeration in aquaculture[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(10): 278-283. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20201031&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.10.031. (in Chinese)
- [4] 朱成云, 刘星桥, 李慧, 等. 工厂化水产养殖溶解氧预测模型优化[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(1): 273-278. ZHU Chengyun, LIU Xingqiao, LI Hui, et al. Optimization of dissolved oxygen prediction model for industrial aquaculture[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 273-278. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160137&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.037. (in Chinese)
- [5] 杜治国, 肖德琴, 周运华, 等. 基于无线传感器网络的水质监测系统设计与应用[J]. 计算机工程与设计, 2008(17): 4568-4570, 4592. DU Zhiguo, XIAO Deqin, ZHOU Yunhua, et al. Design of water quality monitoring system based on wireless sensor network[J]. Computer Engineering and Design, 2008(17): 4568-4570, 4592. (in Chinese)
- [6] 刘雨青, 李佳佳, 曹守启, 等. 基于物联网的螃蟹养殖基地监控系统设计及应用[J]. 农业工程学报, 2018, 34(16): 205-213. LIU Yuqing, LI Jiajia, CAO Shouqi, et al. Design and application of monitoring system for crab breeding based on Internet of Things[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(16): 205-213. (in Chinese)
- [7] 赵景波, 薛秉鑫. 基于粒子群的模糊神经网络养殖池塘溶氧预测研究[J]. 渔业现代化, 2018, 45(4): 8-14, 20. ZHAO Jingbo, XUE Bingxin. Prediction of dissolved oxygen in aquaculture ponds based on fuzzy neural network based on particle swarm optimization[J]. Fisheries Modernization, 2018, 45(4): 8-14, 20. (in Chinese)
- [8] 郭连喜, 邓长辉. 基于模糊神经网络的池塘溶解氧预测模型[J]. 水产学报, 2006, 30(2): 225-229. GUO Lianxi, DENG Changhui. Prediction model of dissolved oxygen in ponds based on fuzzy neural network[J]. Journal of Fisheries of China, 2006, 30(2): 225-229. (in Chinese)
- [9] 李明河, 周磊, 王健. 基于 LM 算法的溶解氧神经网络预测控制[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(6): 297-302. LI Minghe, ZHOU Lei, WANG Jian. Neural network predictive control of dissolved oxygen based on LM algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(6): 297-302. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160639&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.06.039. (in Chinese)
- [10] 魏小敏, 张宝峰, 朱均超, 等. 基于 PSO 优化 RBF 神经网络的溶解氧预测算法研究[J]. 自动化与仪表, 2018, 33(5): 57-60. WEI Xiaomin, ZHANG Baofeng, ZHU Junchao, et al. Research on dissolved oxygen prediction algorithm based on PSO optimized RBF neural network[J]. Automation and Instrumentation, 2018, 33(5): 57-60. (in Chinese)
- [11] 金光, 高子航, 江先亮, 等. 基于低功耗广域网的海岛水产养殖环境监测系统研制[J]. 农业工程学报, 2018, 34(24): 184-191. JIN Guang, GAO Zihang, JIANG Xianliang, et al. Development of environmental monitoring system for island aquaculture based on low-power WAN[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(24): 184-191. (in Chinese)
- [12] 孟宪法, 原明亭, 丁军航, 等. 基于单片机 MSP430 的海洋浮标低功耗设计[J]. 制造业自动化, 2020, 42(6): 133-136. MENG Xianfa, YUAN Mingting, DING Junhang, et al. Low-power design of ocean buoy based on MSP430[J]. Manufacturing Automation, 2020, 42(6): 133-136. (in Chinese)
- [13] 袁红春, 毛瑞, 杨蒙召, 等. 基于 XGBoost 的溶解氧预测模型研究[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(10): 51-53, 57. YUAN Hongchun, MAO Rui, YANG Mengzhao, et al. Study on dissolved oxygen prediction model based on XGBoost[J]. Sensors and Microsystems, 2020, 39(10): 51-53, 57. (in Chinese)
- [14] 刘晶晶, 庄红, 铁治欣, 等. K-Similarity 降噪的 LSTM 神经网络水质多因子预测模型[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(2): 226-232. LIU Jingjing, ZHUANG Hong, TIE Zhixin, et al. LSTM neural network multi-factor water quality prediction model with K-Similarity noise reduction[J]. Computer System Application, 2019, 28(2): 226-232. (in Chinese)
- [15] 赵海峰, 石俊, 王斌斌. 海上浮油定位浮标的力学分析与尺寸优化[J]. 力学学报, 2016, 48(1): 235-242. ZHAO Haifeng, SHI Jun, WANG Binbin. Mechanical analysis and size optimization of offshore oil slick positioning buoy[J]. Journal of Mechanics, 2016, 48(1): 235-242. (in Chinese)
- [16] 曹宏宇. 海洋柱形浮标阻力和运动特性研究[D]. 天津: 天津大学, 2012. CAO Hongyu. Study on the resistance and motion characteristics of ocean cylindrical buoys[D]. Tianjin: Tianjin University, 2012. (in Chinese)
- [17] CARPENTER E B, LEONARD J W, YIM S. Experimental and numerical investigations of tethered spar and sphere buoys in irregular waves[J]. Ocean Engineering, 2002, 22(8): 765-784.
- [18] 江先亮, 尚子宁, 金光. 基于无人船的水产养殖水质动态监测系统设计与实验[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(9): 175-185, 174. JIANG Xianliang, SHANG Zining, JIN Guang. Design and test of dynamic water quality monitoring system for aquaculture based

- on unmanned surface vehicle[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(9):175-185, 174. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200920&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.09.020. (in Chinese)
- [19] 曹守启,葛照瑞,张铮.基于改进粒子群优化算法的溶解氧调控系统设计[J].传感器与微系统,2020,39(6):113-115. CAO Shouqi, GE Zhaorui, ZHANG Zheng. Design of dissolved oxygen control system based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Sensors and Microsystems, 2020, 39(6):113-115. (in Chinese)
- [20] 袁森,贺松.基于CentOS 6.5的服务器搭建与配置[J].微型机与应用,2014,33(16):40-41,44. YUAN Sen, HE Song. Server construction and configuration based on CentOS 6.5[J]. Microcomputer and Application, 2014, 33(16):40-41,44. (in Chinese)
- [21] 代超,邓中亮.基于Netty的面向移动终端的推送服务设计[J].软件,2015,36(12):1-4,21. DAI Chao, DENG Zhongliang. Design of push service for mobile terminal based on Netty[J]. Software, 2015, 36(12):1-4, 21. (in Chinese)
- [22] 欧勤坪,余建桥.基于SpringMVC+iBATIS框架的生物信息数据库的设计与实现[J].西南大学学报(自然科学版),2008,30(11):142-145. OU Qinpeng, YU Jianqiao. Design and implementation of biological information database based on SpringMVC+iBATIS framework[J]. Journal of Southwest University (Natural Science Edition), 2008, 30(11):142-145. (in Chinese)
- [23] 吴鸿雁.网站页面设计中的人机界面设计分析[J].计算机工程与设计,2008(21):5633-5634,5637. WU Hongyan. Analysis of man-machine interface design in website page design[J]. Computer Engineering and Design, 2008 (21):5633-5634,5637. (in Chinese)
- [24] BORYCZKO J, BLACHNIK M, GOLAK S. Optimization of warehouse operations with genetic algorithms[J]. Applied Sciences, 2020, 10(14):4817.
- [25] ZHANG Juanzhi, XIONG Fuli, DUAN Zhongxing. Research on resource scheduling of cloud computing based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Electronic Research and Application, 2020, 4(2):4-9.
- [26] 王锦,赵德群.基于遗传算法的神经网络权值优化方法[J].电子元件与信息技术,2018(9):33-36. WANG Jin, ZHAO Dequn. Neural network weight optimization method based on genetic algorithm[J]. Electronic Components and Information Technology, 2018(9):33-36. (in Chinese)
- [27] 缪新颖,葛廷友,高辉,等.基于神经网络和遗传算法的池塘溶解氧预测模型[J].大连海洋大学学报,2011,26(3):264-267. MIAO Xinying, GE Tingyou, GAO Hui, et al. Prediction model of dissolved oxygen in ponds based on neural network and genetic algorithm[J]. Journal of Dalian Ocean University, 2011, 26(3):264-267. (in Chinese)
- [28] 张青,王学雷,张婷,等.基于BP神经网络的洪湖水水质指标预测研究[J].湿地科学,2016,14(2):212-218. ZHANG Qing, WANG Xuelei, ZHANG Ting, et al. Study on water quality index prediction of Honghu Lake based on BP neural network[J]. Wetland Science, 2016, 14(2):212-218. (in Chinese)

(上接第189页)

- [23] 崔成,任红艳,赵璐,等.基于街景影像多特征融合的广州市越秀区街道空间品质评估[J].地球信息科学学报,2020,22(6):1330-1338. CUI Cheng, REN Hongyan, ZHAO Lu, et al. Street space quality evaluation in Yuexiu District of Guangzhou City based on multi-feature fusion of street view imagery[J]. Journal of Geo-Information Science, 2020, 22(6):1330-1338. (in Chinese)
- [24] CAO Y, XU J, STEPHEN L, et al. Gcnet: non-local networks meet squeeze-excitation networks and beyond[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW), 2019:1971-1980.
- [25] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:770-778.
- [26] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[J]. arXiv preprint arXiv:1502.03167, 2015.
- [27] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[J]. arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2014.
- [28] PRECHELT L. Early stopping—but when? [M]//MONTAVON G, ORR G B, MÜLLER K. Neural networks: tricks of the trade: second edition. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012:53-67.
- [29] COX R T. Probability, frequency and reasonable expectation[J]. American Journal of Physics, 1946, 14(1):1-13.
- [30] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- [31] HUANG G, LIU Z, VAN DERT MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:4700-4708.