

# 基于多维数据的 WTD-GA-BP 海参养殖水温预测

李晓梅,杨健浩,李俐,盖荣丽,汪祖民

(大连大学 信息工程学院,辽宁 大连 116000)

**摘要:**在海参健康生长过程中海水温度是最为关键的因素,针对海参养殖环境复杂,预测水温难度大,精确度较低等问题,提出一种基于多维数据的 WTD-GA-BP 海参养殖水温预测模型.首先利用相关性分析方法,系统地获取海参养殖气象及水体环境因子与水温的相关关系;其次使用 WTD 方法对影响海参养殖水温变化的关键影响因子降噪,增强其数据的平滑性;最后,构建 GA-BP 水温预测模型,以多维数据作为模型输入,以水温作为输出完成水温序列的预测.结果表明,WTD 方法有效去除了数据信号噪声,增强了数据平滑性.同时,以多维数据作为输入,充分挖掘了水温数据的变化特征.基于多维数据的 WTD-GA-BP 水温预测模型具有良好的预测性能,其评价指标 MAE、MAPE 和 MSE 分别为 0.146 8、0.006 0 和 0.050 3,能为海参养殖环境的水温预测提供数据参考依据.

**关键词:**海参养殖;水温预测;多维度数据;遗传算法;BP 神经网络;小波阈值降噪

**中图分类号:**TP18

**文献标志码:**A

我国是水产养殖大国,随着经济的快速增长,海水养殖业得到不断提升和快速发展<sup>[1]</sup>.近十年来,我国海参养殖规模不断扩大,已经成为我国重要的水产养殖品种.但是海参对海水水温极其敏感<sup>[2]</sup>,这给海参养殖工作带来了很大不便.因此研究海参养殖水温预测的方法,及时预测海参养殖水温变化,对提高海水养殖产品的产量和质量具有重要的实际意义.

真实可靠的数据是水温预测的首要 and 关键性因素,各种环境因素均会影响到采集数据的准确性,易造成采集的数据存在一定偏差和少量噪声<sup>[3]</sup>,尤其是时间序列数据更易受到各种因素的影响.不少学者对此进行了探索,WANG 等<sup>[4]</sup>提出了一种校正 EMD 方法的近似预测模型,并将其定义为一种新的信号降噪方法.但是该方法需要对每一个预测过程进行往返分解和重构,会花费大量时间.LI 等<sup>[5]</sup>通过小波变换对载荷序列进行分解,以捕获其在不同频率下的复杂特征,但是小波分析方法虽然能够提取不同尺度上的细节信息,但无法进行自适应的多分辨率分析.因此,为进一步提高数据的可靠性,解决传统水温预测模型易引入含噪数据等问题.本文利用小波阈值降噪(Wavelet Threshold Denoising, WTD)方法对影响海参养殖水温变化的关键影响因子进行去噪,在保留有效信息的前提下,减少关键影响因子数据的噪声,增强其数据的平滑性,以进一步提高水温预测精度.

近年来,随着智能化、数字化水平不断提高,运用科技技术实现养殖智能化成为水产养殖发展的新方向,并获得了一些成效<sup>[6-9]</sup>.施佩等<sup>[10]</sup>提出了 Empirical Mode Decomposition-Improved Genetic Algorithm-Improved Extreme Learning Machine(EMD-IGA-SELM)算法,用于预测工厂水产养殖环境下的水温变化,并监测了气象环境因子和部分水体因子.YANG 等<sup>[11]</sup>提出了一种基于注意机制的 Convolutional Neural Network-Long-Short-Term Memory(CNN-LSTM)混合水质预测模型,对北仑河口水质进行预测.徐大明等<sup>[12]</sup>利用粒子群算法优化 Back Propagation(BP)神经网络对水产养殖的水温及 pH 值进行预测.陈英义等<sup>[13]</sup>提出

收稿日期:2022-06-17;修回日期:2022-07-25.

基金项目:大连市科技创新基金项目(2020JJ27SN106).

作者简介:李晓梅(1970-),女,吉林梅河口人,大连大学副教授,研究方向为物联网通信、信息感知与智能控制,E-mail:1781066949@qq.com.

通信作者:汪祖民(1975-),男,河南信阳人,大连大学教授,博士,研究方向为物联网、智慧农业建设及效果评估研究,E-mail:wangzumin@dlu.edu.cn.

基于 Genetic Algorithm-Back Propagation(GA-BP)的池塘养殖水温短期预测方法,但仅考虑了气象环境因素对水温变化的影响,同时当样本数超过 30 时,预测值和实际值存在一些波动,尽管上述方法均取得了较好的结果,但大多聚焦于淡水领域,且未综合考虑气象和水体环境因子对水温变化的影响,不能充分挖掘出海参养殖水温的变化特征,降低了预测精度.因此,本研究系统地获取影响海参养殖水温变化的气象与水体环境因子,充分考虑气象和水体环境因子对水温变化的综合影响,以多维数据作为模型的输入,进一步提高模型的预测性能.

综上所述,本文提出了一种基于多维数据的混合 Wavelet Threshold Denoising-Genetic Algorithm-Back Propagation(WTD-GA-BP)海参养殖水温预测模型,利用 WTD 对影响海参养殖水温变化的关键影响因子进行降噪,在保留有效信息的前提下,减少数据噪声,增强数据的平滑性.同时,综合考虑气象和水体环境因子对水温变化的影响,以降噪后的多维数据作为预测模型的输入,充分挖掘水温的变化特征,实现海参养殖水温的精准预测.

## 1 相关工作

### 1.1 实验环境

实验于 2021 年 3 月至 9 月在辽宁省大连市金州区海参养殖海域进行,该区域海水平均温度  $12.1\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,盐度平均为  $30\% \sim 32\%$ ,分布较为均匀,且具有水质好、水温低、营养物质丰富等特点,海洋资源丰富,有利于海参的生长繁育.

### 1.2 数据采集

海参养殖环境水质参数的采集采用自主研发的海参养殖环境监测物联网平台系统,该系统由数据感知层、数据传输层和应用云平台组成.数据感知层负责采集气象和水质参数等信息包含温度、盐度、溶解氧、pH 值等多种智能传感器,并在海参养殖环境周边安装自动气象站获取气象数据.数据传输模块实现数据感知层与应用云平台的无线通信,将所采集数据传输给应用云平台.整体结构如图 1 所示.系统的采样周期为 30 min.样本总数为 565 组.收集到的数据被分为两部分,前 80% 组数据用作学习样本,后 20% 组数据作为测试样本,检验水温预测模型的预测效果.

### 1.3 研究方法

#### 1.3.1 小波阈值降噪

小波变换能够通过不同分辨率对时间序列进行分解,将原始信号分解成不同频率子信号,使得原始信号的时序概况和细节部分尽可能多地被发现,因此成为当前分析时间序列的有效工具<sup>[14]</sup>,其中 WTD 方法近年来得到了广泛应用.因此,本文利用小波阈值降噪(WTD)对关键环境参数进行降噪,在保留有效信息的同时减少噪声并增强数据的平滑性,其主要包括 3 个步骤:

(1)首先根据不同变量的数据特征选用最佳小波函数对含噪信号进行分解.

(2)选择阈值函数去除原始数据信号的噪声分量,因为硬阈值函数在  $\omega = \lambda$  处存在不连续点,降噪后的数据信号易在奇异点附近出现较为显著的假吉布斯效应,所以在本文中选择的软阈值函数对数据信号进行

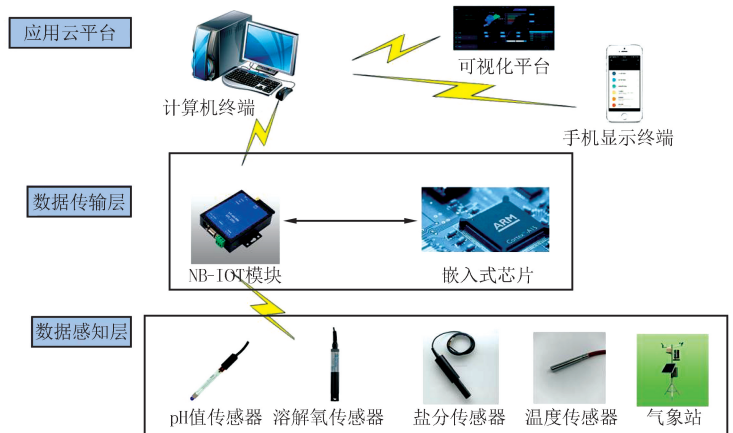


图1 数据采集系统拓扑结构图

Fig.1 Topology diagram of data acquisition system

去噪.

(3)根据前面  $1-N$  层的高频系数和最后第  $N$  层的低频系数进行小波重构,最终生成去噪数据信号.

### 1.3.2 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm,GA)是一种模拟自然界遗传机制和生物进化论而形成的并行随机搜索最优化方法,于 1962 年由 Holland 教授首次提出<sup>[15-17]</sup>.GA 将生物染色体编码的机制运用到对优化目标参数组的编码中,根据参数组表现的适应度进行模拟遗传操作,筛选出新的种群,不断迭代保留优质个体并保留至下一代,直至满足终止条件.

### 1.3.3 BP 神经网络

神经网络(Back Propagation,BP)是一种具有信号正向传播和误差反向传播的多层前馈性神经网络,其经过多年研究和发展,已具备较为成熟的理论基础,具有良好的非线性映射和自组织学习能力<sup>[18]</sup>.一个 BP 神经网络一般包含一个输入层、一个输出层以及一个或者多个隐含层.每层存在多个神经元,每个神经元的输出值由输入值、权重、阈值和激活函数决定.其学习过程由信号的正向传播和反向传播两个过程构成:在正向过程中,输入信号经过输入层、隐含层,经过网络的权值、阈值的作用后通过输出层输出,若输出值大于期望误差,则进行反向传播,如此反复.在反复的过程中,网络的权值和阈值都在进行自适应调整,直到所有的输出值都达到预定误差.BP 神经网络的输入和输出关系如式(1)、(2)所示.

$$N_i = \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - a_j, \quad (1)$$

$$y_i = f(N_i), \quad (2)$$

式中, $N_i$  为净激活; $w_{ij}$  为上层神经元  $j$  到下层神经元  $i$  的权值; $x_j$  为上层神经元的输入信号; $a_j$  为阈值; $y_i$  为神经元  $i$  的输出; $f_x$  为激活函数.

## 2 基于多维数据 WTD-GA-BP 的海参养殖水温预测模型

### 2.1 海参养殖环境因子与水温相关性分析

#### 2.1.1 数据预处理

由于海水养殖环境大多为露天养殖,海水环境复杂,污染和腐蚀性较强,传感器放置于海水环境中,受腐蚀及其他环境因素作用,传感器在数据采集过程中易发生偏差,网络的传输也会产生数据的延迟及丢失,导致物联网数据收集系统收集的数据出现缺失值和异常值.因此,选择线性内插法来内插缺失的数据,并对异常值进行剔除.同时为了消除不同类别分子描述符在数量上的差距对建模的影响,本文利用数据归一化处理方法将不同的分子描述符数据统一表示为 $[0,1]$ 之间的数字.将不同维度的表达式转换成同一维度表达式,解决数据间的可比性问题.

#### 2.1.2 影响水温变化的相关因子分析

由于水体环境因子和气象环境因子对水温的变化均具有一定的影响,本文从海参养殖环境监测物联网平台监测获取空气温度、空气湿度、相对气压、风速、风向、阵风、降雨量、盐分、溶解氧、pH 值、水温等 11 项数据指标,并将其进行关联分析.在实验的 565 组数据中,利用 Pearson 相关性分析得出各环境因素与海参养殖水温间的相关关系.结果如表 1 所示,在各环境因素中与水温呈显著相关的有气温、相对空气湿度、相对气压、风速、阵风、降雨量、溶解氧、盐分、pH 值等.

### 2.2 数据降噪

#### 2.2.1 指标选取

根据相关性分析结果可知,其中气温、空气湿度、相对气压、风速、阵风、降雨量、溶解氧、盐分、pH 值等均与水温呈显著相关性,而风向与水温间无显著相关性.故选取气温、空气湿度、相对气压、风速、阵风、降雨量、溶解氧、盐分、pH 值、水温 10 项环境指标构建水温预测模型.

#### 2.2.2 小波阈值降噪

利用 WTD 方法对与水温显著相关的关键影响因子数据进行降噪,增强数据的平滑性.其部分降噪前后的数据效果对比如图 2 所示.

由图 2 可知,WTD 具有良好的降噪性能,有效去除了数据噪声,极大增强了数据的平滑性。

表 1 各环境因子与水温相关关系

Tab. 1 Correlation between each environmental factor and water temperature

维度	气温	空气湿度	相对气压	风向	风速	阵风	降雨量	溶解氧	盐分	pH	水温
大气温度	1.000**										
空气湿度	-0.794**	1.000**									
相对气压	0.05	-0.485**	1.000**								
风向	0.048	-0.064	0.126**	1.000**							
风速	-0.027	-0.052	-0.120*	0.085	1.000**						
阵风	-0.024	-0.048	-0.124**	0.104*	0.985**	1.000**					
降雨量	-0.094*	0.322**	-0.411**	0.041	0.139**	0.146**	1.000**				
溶解氧	0.712**	-0.720**	0.352**	0.152**	0.052	0.067	-0.127**	1.000**			
盐分	-0.004	0.509**	-0.829**	-0.190**	-0.113*	-0.112*	0.448**	-0.271**	1.000**		
pH	-0.006	0.185**	-0.173**	-0.024	-0.211**	-0.216**	0.086	-0.146**	0.306**	1.000**	
水温	0.506**	-0.463**	0.254**	0.005	-0.193**	-0.218**	-0.222**	0.198**	-0.134**	0.316**	1.000**

注:\* 为 0.05 显著性水平差异,\*\* 为 0.01 显著性水平差异。

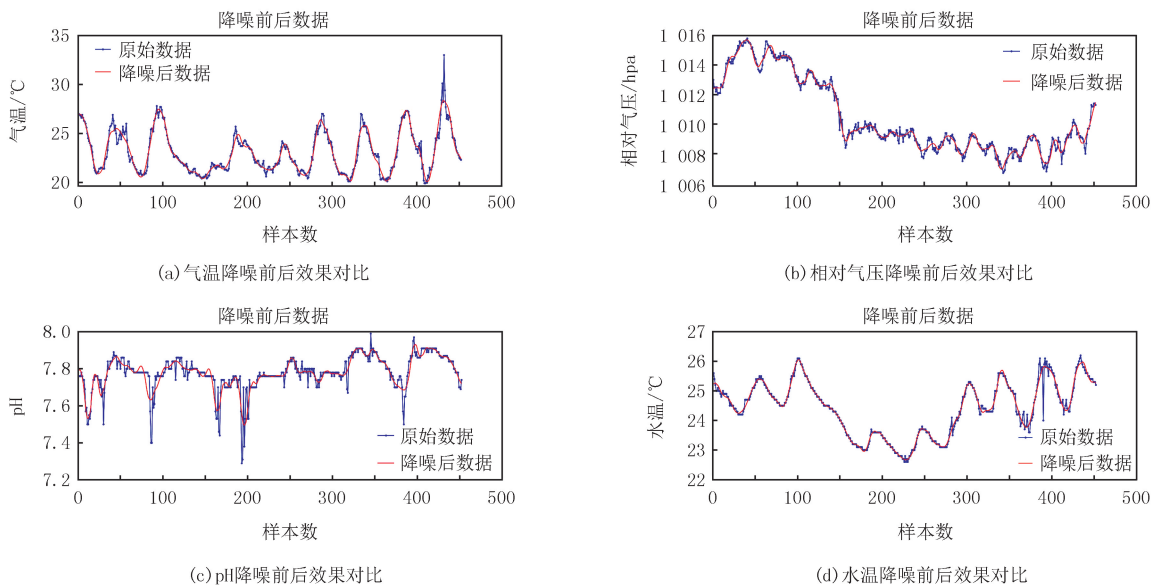


图2 部分水温影响因子数据降噪前后对比

Fig.2 Comparison before and after noise reduction for each water temperature influence factor data

### 2.3 海参养殖水温预测模型

传统的 BP 神经网络存在易陷入局部极值、收敛速度慢等缺点,而遗传算法可以较好地克服陷入局部极值陷阱问题,且易于与其他算法结合<sup>[19-20]</sup>.因此本研究提出基于多维数据的 WTD-GA-BP 海参养殖水温预测模型.模型构建过程如图 3 所示。

在整个模型当中,主要利用遗传算法不断优化 BP 神经网络的权值和阈值.通过模拟遗传的选择、交叉和变异等操作获得最佳权重和阈值;将获取的参数传送给 BP 神经网络;最后由 BP 神经网络进行训练并输出预测值.该预测模型具体步骤如下:

(1)根据海参养殖环境参数确定 BP 神经网络的拓扑结构,并初始化 BP 神经网络的权值和阈值。

(2)通过遗传算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行编码,得到初始种群,进行模拟遗传操作,以获取新的个体。

(3)将获取的最佳参数赋予新建的 BP 神经网络,根据经验公式确定 BP 神经网络的隐含层节点数<sup>[21]</sup>并



对权值和阈值进行更新,其公式为:

$$p = \sqrt{m + n} + a, \quad (3)$$

式(3)中隐含层节点数由  $p$  表示,输出层节点数为  $m$ ,输入层节点数由  $n$  表示, $a$  为 0 到 10 之间的常数.

(4)不断更新水温预测模型的权值和阈值并计算预测值和真实值的误差,判断误差是否超出规定范围或达到计算次数.若误差未超出规定范围或达到了计算次数,则输出水温预测结果.

(5)利用平均绝对百分比误差  $MAPE$ 、均方误差  $MSE$  和平均绝对误差  $MAE$  对基于多维数据的 WTD-GA-BP 海参养殖水温预测组合模型进行性能评价.各指标表达式为:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|, \quad (4)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (5)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|, \quad (6)$$

式(4)、(5)、(6)中,实际值由  $y_i$  表示,预测值由  $\hat{y}_i$  表示,测试样本集数量为  $N$ .

模型参数设置.经过不断实验比较,将 WTD-GA-BP 水温预测模型初始种群规模设定为 50,迭代次数设定为 20.依据多次运行均方误差最小的原则,确定遗传算法的交叉概率 0.3,变异概率为 0.1<sup>[22]</sup>.

### 3 实验结果与分析

为综合验证基于多维数据的 WTD-GA-BP 水温预测模型的预测性能,本研究采用两步进行.首先,以多维数据作为输入,分别比较 WTD-GA-BP 模型、GA-BP 模型、BP 神经网络和最小二乘支持向量回归(Least Square Support Vector Regression, LSSVR)模型的预测性能,以验证 WTD-GA-BP 预测模型具有更强的稳定性和更高的预测精度.进一步,分别以不同维度数据作为 WTD-GA-BP 模型的输入,验证在相同的 WTD-GA-BP 模型中,以多维数据作为模型输入比单维数据作为模型输入具有更好的预测性能.

#### 3.1 不同模型的预测结果对比分析

为全面分析和比较 WTD-GA-BP 海参养殖水温预测模型的性能,均以多维数据作为输入,分别采用 WTD-GA-BP 水温预测模型、GA-BP 模型、BP 神经网络和 LSSVR 模型对海参养殖水温进行预测.其中设置 WTD-GA-BP 与 GA-BP 模型的隐含层节点数均为 13, BP 隐含层节点数为 11.上述 4 种模型的预测结果对比如图 4 所示.

由图 4 可知,同时以多维数据作为模型输入, LSSVR 和 BP 神经网络模型的预测误差较大, GA-BP 相较于 LSSVR 和 BP 神经网络预测误差较小,但是在低拐点处偏离较大,存在一定的波动.而本研究提出的 WTD-GA-BP 组合模型的预测最为精准,在低拐点处无较大偏离值,预测效果最好.

同时,为综合评价这 4 个模型的预测性能,依据式(4)、(5)、(6)中的  $MAE$ 、 $MAPE$  和  $MSE$  值,分别比

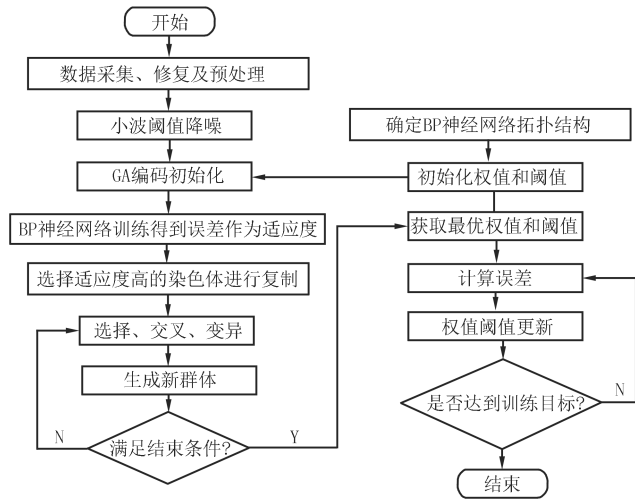


图3 WTD-GA-BP海参养殖水温预测流程图

Fig.3 Flow chart of WTD-GA-BP water temperature prediction for sea cucumber culture

较 4 个模型的性能,对比结果如表 2 所示。

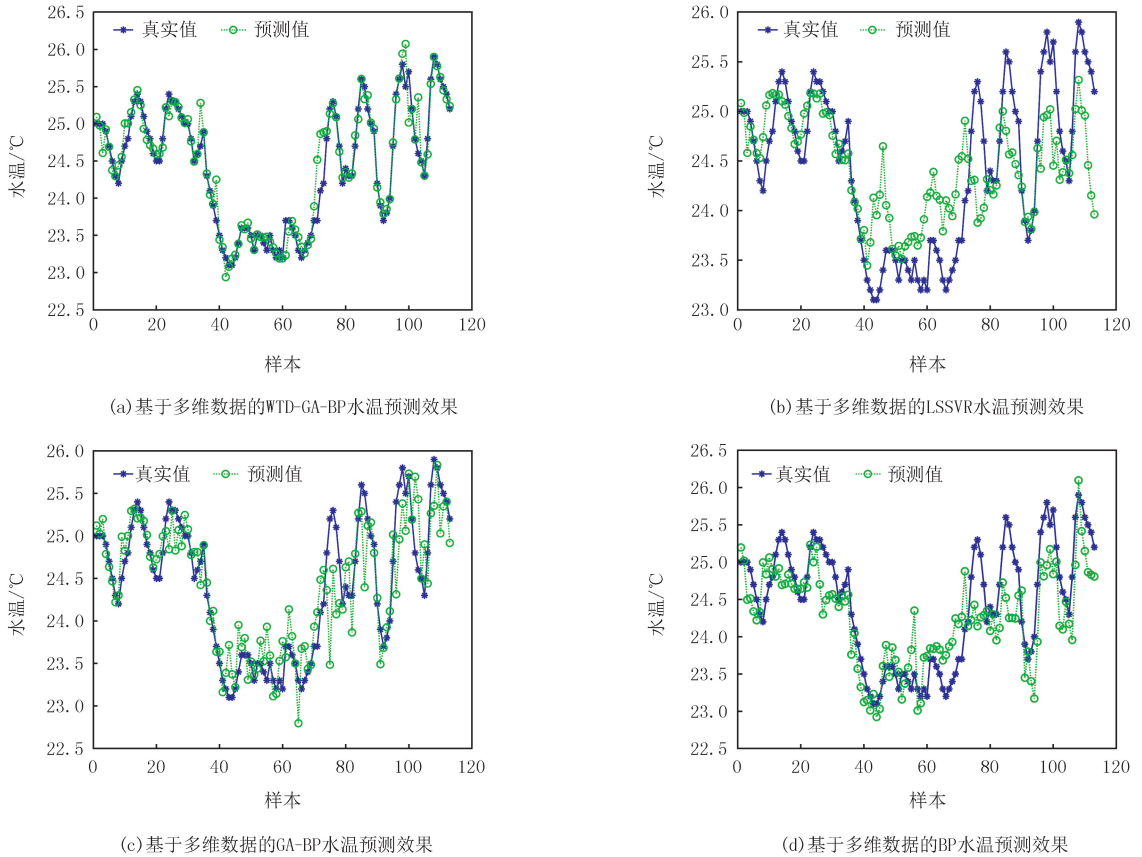


图4 基于多维数据的各模型预测结果对比

Fig. 4 Comparison of prediction results of each model based on multidimensional data

表 2 基于多维数据的各模型性能对比

Tab. 2 Performance comparison of each model based on multidimensional data

模型	MAE	MAPE	MSE	模型	MAE	MAPE	MSE
WTD-GA-BP	0.146 8	0.006 0	0.050 3	BP	0.417 6	0.017 2	0.257 9
GA-BP	0.314 6	0.012 9	0.174 1	LSSVR	0.413 6	0.016 9	0.327 9

根据表 2 的结果可知,本文提出的 WTD-GA-BP 组合模型相比于 GA-BP、BP 神经网络、LSSVR 具有更好的预测性能,其预测精确度更高。将本文所提出的 WTD-GA-BP 模型与 GA-BP 相比,其评价指标 MAE、MAPE、MSE 分别降低了 53.34%、53.49% 和 71.11%。同时,WTD-GA-BP 相较于标准 BP,其评价指标 MAE、MAPE、MSE 分别降低了 64.84%、65.12%、80.49%。WTD-GA-BP 相比于 LSSVR 的预测性能,其评价指标 MAE、MAPE、MSE 分别降低了 64.50%、64.49%、84.66%。

上述分析表明,本研究提出的 WTD-GA-BP 水温预测模型能够准确预测海参养殖水温的变化趋势,WTD 方法有效去除了数据信号噪声,增强了数据平滑性,进一步提高了模型的预测精度。

### 3.2 基于不同维度数据的 WTD-GA-BP 预测结果分析

为比较以不同维度数据作为输入时对 WTD-GA-BP 预测性能的影响,分别以不同维度数据作为 WTD-GA-BP 模型的输入,比较其预测效果。其中设置基于多维数据的 WTD-GA-BP 预测模型的隐含节点数为 13,基于气象环境参数的 WTD-GA-BP 预测模型的隐藏节点数为 11,基于水体环境参数的 WTD-GA-BP 预测模型的隐藏节点数为 6。各模型预测结果对比如图 5 所示。

由图 5 可知,相较于以单维气象或水体环境参数作为模型输入,基于多维数据的 WTD-GA-BP 水温预测模型预测结果更加精准,预测精确度更高且异常值较少。

分别比较基于不同维度数据的 WTD-GA-BP 水温预测模型的  $MAE$ 、 $MAPE$  和  $MSE$ , 对比结果见表 3.

表 3 基于不同维度数据 WTD-GA-BP 预测性能对比

Tab. 3 Comparison of WTD-GA-BP prediction performance based on different dimensional data

参数	$MAE$	$MAPE$	$MSE$
基于多维数据的 WTD-GA-BP	0.146 8	0.006 0	0.050 3
基于气象参数的 WTD-GA-BP	0.290 2	0.012 0	0.164 0
基于水体参数的 WTD-GA-BP	0.324 5	0.013 2	0.174 4

由表 3 可知, 基于多维数据的 WTD-GA-BP 预测模型相较于基于气象参数的 WTD-GA-BP 预测模型、基于水体参数的 WTD-GA-BP 预测模型, 预测精度得到了较大提升. 基于多维数据的 WTD-GA-BP 预测精度达到了 99.4%, 而基于气象参数的 WTD-GA-BP 预测精度为 98.8%, 基于水体参数的 WTD-GA-BP 预测精度为 98.68%. 基于多维数据的 WTD-GA-BP 水温预测模型的  $MAE$ 、 $MAPE$ 、 $MSE$  分别为 0.146 8、0.006 0、0.050 3, 相比于气象参数的 WTD-GA-BP 水温预测模型,  $MAE$ 、 $MAPE$ 、 $MSE$  分别降低了 49.41%、50.00% 和 69.33%. 相比于基于水体参数的 WTD-GA-BP 的预测模型,  $MAE$ 、 $MAPE$ 、 $MSE$  分别降低了 54.76%、54.55% 和 71.16%. 结果表明, 基于多维数据的 WTD-GA-BP 水温预测模型预测精度优于单独以气象环境参数为输入或单独以水体环境参数为输入的预测精度.

由 3.1 节、3.2 节的实验结果可得, 本研究提出的基于多维数据的 WTD-GA-BP 水温预测模型能够有效去除噪声影响, 充分挖掘出水温数据的变化特性, 极大增强了模型的泛化能力, 进一步提升了海参养殖水温预测模型的预测性能.

## 4 结 论

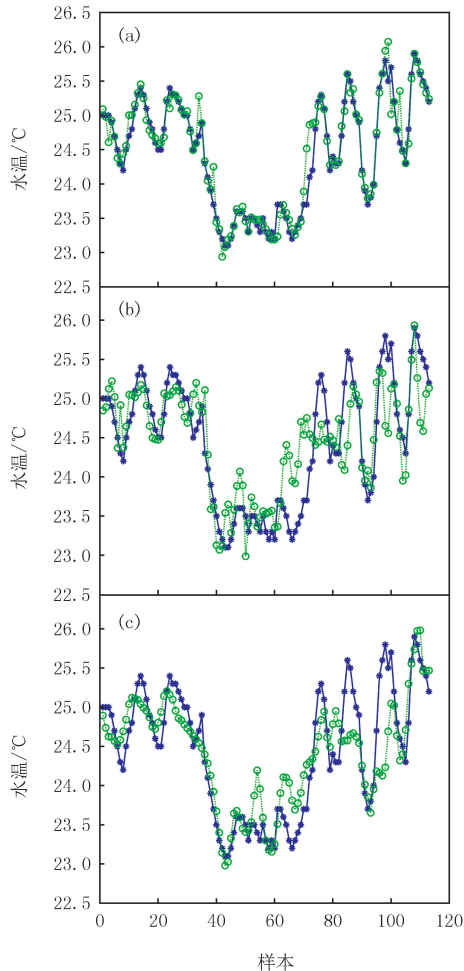
针对海参养殖的水温预测难度大, 精确度较低等问题, 本文提出了基于多维数据的

WTD-GA-BP 海参养殖水温预测模型, 对海参养殖环境水温进行预测, 通过研究得到如下结论:

(1) WTD 算法具有较好的降噪能力, 增强了数据的平滑性, 有效提升了模型的预测性能.

(2) 以多维数据作为 WTD-GA-BP 模型的输入, 解决了以往水温预测模型仅以单维气象环境参数或水体环境参数作为模型输入, 无法充分挖掘出水温数据的变化特性, 导致模型的泛化能力不足等问题, 有效提高了模型的预测精度.

上述研究系统分析了影响海参养殖水温变化的气象及水体环境因子, 构建基于多维数据的 WTD-GA-



(a) 基于多维数据的 WTD-GA-BP 水温预测结果;  
(b) 基于气象参数的 WTD-GA-BP 水温预测结果;  
(c) 基于水体参数的 WTD-GA-BP 水温预测结果.

图 5 基于不同维度数据的 WTD-GA-BP 预测结果

Fig. 5 WTD-GA-BP prediction results based on different dimensional data

BP 海参养殖水温预测模型,具有良好的预测结果,且实时性强,可以为海参养殖水温预测提供科学指导。

本文基于多维数据构建了 WTD-GA-BP 模型,对海参养殖短时间内的水温变化进行预测,取得了较好的预测效果。但由于样本数较少,并未涉及长时间间隔的预测,因此在后续的研究工作中需要更加关注长时间间隔的水温预测,以促进海参养殖信息化发展。

## 参 考 文 献

- [1] 王炫凯,曲宝成.我国海参养殖资源现状及面临问题研究综述[J].水产养殖,2021,42(4):74-75.  
WANG X K, QU B C. Review on the current situation and problems of sea cucumber breeding resources in China[J]. Journal of Aquaculture, 2021, 42(4): 74-75.
- [2] RU X S, ZHANG L B, LI X N, et al. Development strategies for the sea cucumber industry in China[J]. Journal of Oceanology and Limnology, 2019, 37(1): 300-312.
- [3] 陈英义,方晓敏,梅思远,等.基于 WT-CNN-LSTM 的溶解氧含量预测模型[J].农业机械学报,2020,51(10):284-291.  
CHEN Y Y, FANG X M, MEI S Y, et al. Dissolved oxygen prediction model based on WT-CNN-LSTM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(10): 284-291.
- [4] WANG Y M, WU L. On practical challenges of decomposition-based hybrid forecasting algorithms for wind speed and solar irradiation[J]. Energy, 2016, 112: 208-220.
- [5] LI S, WANG P, GOEL L. Short-term load forecasting by wavelet transform and evolutionary extreme learning machine[J]. Electric Power Systems Research, 2015, 122: 96-103.
- [6] JAFARI H, RAJAEI T, KISI O. Improved water quality prediction with hybrid wavelet-genetic programming model and Shannon entropy [J]. Natural Resources Research, 2020, 29(6): 3819-3840.
- [7] DING J T, ZANG Z L. Research on the improved back propagation neural network for the aquaculture water quality prediction[J]. Journal of Advanced Agricultural Technologies, 2016, 3(4): 270-275.
- [8] 姚启,缪新颖.基于主成分分析及 GA-LM 的水产养殖环境溶解氧和氨氮含量预测[J].大连海洋大学学报,2021,36(5):851-858.  
YAO Q, MIAO X Y. Prediction of dissolved oxygen and ammonia nitrogen concentrations in aquaculture environment based on PCA and GA-LM[J]. Journal of Dalian Ocean University, 2021, 36(5): 851-858.
- [9] 曹守启,周礼馨,张铮.采用改进长短时记忆神经网络的水产养殖溶解氧预测模型[J].农业工程学报,2021,37(14):235-242.  
CAO S Q, ZHOU L X, ZHANG Z. Prediction model of dissolved oxygen in aquaculture based on improved long short-term memory neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(14): 235-242.
- [10] 施珮,袁永明,匡亮,等.基于 EMD-IGA-SELM 的池塘养殖水温预测方法[J].农业机械学报,2018,49(11):312-319.  
SHI P, YUAN Y M, KUANG L, et al. Water temperature prediction in pond aquaculture based on EMD-IGA-SELM neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(11): 312-319.
- [11] YANG Y R, XIONG Q Y, WU C, et al. A study on water quality prediction by a hybrid CNN-LSTM model with attention mechanism[J]. Environmental Science and Pollution Research International, 2021, 28(39): 55129-55139.
- [12] 徐大明,周超,孙传恒,等.基于粒子群优化 BP 神经网络的水产养殖水温及 pH 预测模型[J].渔业现代化,2016,43(1):24-29.  
XU D M, ZHOU C, SUN C H, et al. Prediction model of aquaculture water temperature and pH based on BP neural network optimized by particle swarm algorithm[J]. Fishery Modernization, 2016, 43(1): 24-29.
- [13] 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 Y Y, CHENG Q Q, CHENG Y J, 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.
- [14] 蔡富,孙付平,戴海亮,等.小波和傅里叶变换在坐标时间序列分析中的应用[J].全球定位系统,2019,44(4):40-46.  
CAI F, SUN F P, DAI H L, et al. Application of wavelet and Fourier transform in time series analysis[J]. GNSS World of China, 2019, 44(4): 40-46.
- [15] 王凯,唐诗华,王江波,等.基于 GA-BP-AdaBoost 强预测模型的大坝变形应用[J].桂林理工大学学报,2019,39(2):415-419.  
WANG K, TANG S H, WANG J B, et al. Application of dam deformation based on GA-BP-AdaBoost strong prediction model[J]. Journal of Guilin University of Technology, 2019, 39(2): 415-419.
- [16] KIM C, BATRA R, CHEN L H, et al. Polymer design using genetic algorithm and machine learning[J]. Computational Materials Science, 2021, 186: 110067.
- [17] MULIA I E, TAY H, ROOPSEKHAR K, et al. Hybrid ANN-GA model for predicting turbidity and chlorophyll-a concentrations[J]. Journal of Hydro-environment Research, 2013, 7(4): 279-299.
- [18] 张梦迪,徐庆,刘振鸿,等.基于动态滑动窗口 BP 神经网络的水质时间序列预测[J].环境工程技术学报,2022,12(3):809-815.  
ZHANG M D, XU Q, LIU Z H, et al. Prediction of water quality time series based on the dynamic sliding window BP neural network mod-



- el[J].Journal of Environmental Engineering Technology,2022,12(3):809-815.
- [19] 何丹,林来鹏,李小勇,等.基于改进粒子群算法优化 BP 神经网络的废水处理软测量模型[J].华南师范大学学报(自然科学版),2021,53(2):114-120.  
HE D,LIN L P,LI X Y,et al.A soft measurement model of wastewater treatment process based on BP neural network with improved particle swarm optimization algorithms[J].Journal of South China Normal University(Natural Science Edition),2021,53(2):114-120.
- [20] YAN X,SHI X F,MA J.Fast quantification of the mixture of polycyclic aromatic hydrocarbons using surface-enhanced Raman spectroscopy combined with PLS-GA-BP network[J].Journal of Ocean University of China,2021,20(6):1451-1458.
- [21] 韦凌翔,董建军,陈志龙,等.基于 BP 神经网络的城市货运生成预测模型[J].上海海事大学学报,2020,41(4):50-54.  
WEI L X,DONG J J,CHEN Z L,et al.Prediction model of urban freight generation based on BP neural network[J].Journal of Shanghai Maritime University,2020,41(4):50-54.
- [22] 陈免良,李常锁,高帅,等.基于遗传算法优化 BP 神经网络的岩溶泉水位预测研究[J].水资源与水工程学报,2022,33(4):50-57.  
CHEN H L,LI C S,GAO S,et al.Prediction of Karst spring water level based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J].Journal of Water Resources and Water Engineering,2022,33(4):50-57.

## Water temperature prediction of sea cucumber culture by WTD-GA-BP based on multidimensional data

Li Xiaomei, Yang Jianhao, Li Li, Gai Rongli, Wang Zuming

(School of Information Engineering, Dalian University, Dalian 116000, China)

**Abstract:** The seawater temperature is the most critical factor in the healthy growth of sea cucumbers. To address the problems of complex sea cucumber culture environment, difficulty in predicting water temperature and low accuracy, a WTD-GA-BP sea cucumber culture water temperature prediction model based on multidimensional data is proposed. Firstly, the correlation analysis method was used to systematically obtain the correlation between the meteorological and water environment factors and water temperature of sea cucumber culture. Secondly, the WTD method was used to reduce the noise of the key influencing factors affecting the change of sea cucumber culture water temperature and enhance the smoothness of its data. Finally, the GA-BP water temperature prediction model was constructed, and the prediction of water temperature series was completed with multidimensional data as model input and water temperature as output. The results show that the WTD method effectively removes the data signal noise and enhances the data smoothing. At the same time, the variation characteristics of water temperature data are fully explored by using multidimensional data as the input. The WTD-GA-BP water temperature prediction model based on multidimensional data has good prediction performance, and its evaluation indexes *MAE*, *MAPE* and *MSE* are 0.146 8, 0.006 0 and 0.050 3, respectively, which can provide data reference basis for water temperature prediction of sea cucumber culture environment.

**Keywords:** sea cucumber farming; water temperature prediction; multidimensional data; genetic algorithm; BP neural network; wavelet threshold noise reduction

[责任编辑 陈留院 赵晓华]