

李祥铜, 曹亮, 李湘丽, 刘双印, 徐龙琴, 呼增, 黄运茂, 尹航. 基于 WTD-LSTM 的对虾养殖水温组合预测模型 [J]. 广东农业科学, 2021, 48(2): 153-160.

## 基于 WTD-LSTM 的对虾养殖水温组合预测模型

李祥铜<sup>1,2</sup>, 曹亮<sup>1,2</sup>, 李湘丽<sup>2,3</sup>, 刘双印<sup>1,2,4</sup>, 徐龙琴<sup>1,2</sup>, 呼增<sup>1,2</sup>, 黄运茂<sup>2</sup>, 尹航<sup>1,2</sup>

(1. 仲恺农业工程学院信息科学与技术学院, 广东 广州 510225;

2. 广东省高校智慧农业工程技术研究中心 / 广州市农产品质量安全溯源信息技术重点实验室,

广东 广州 510225; 3. 仲恺农业工程学院图书馆, 广东 广州 510225;

4. 石河子大学机械电气工程学院, 新疆 石河子 832000)

**摘要:**【目的】提高对虾养殖水温预测精度, 及时掌握水产养殖水温变化规律。【方法】提出基于小波阈值降噪 (Wavelet threshold denoising, WTD) 和长短时记忆神经网络 (Long short-term memory, LSTM) 的水产养殖水温预测模型, 利用 WTD 方法消除原变量间的相关性, 减少数据噪声干扰并增强信号数据平滑性, 进一步利用预测能力极强的 LSTM 进行预测。【结果】WTD-LSTM 模型评价指标平均绝对误差 ( $M_{APE}$ )、均方根误差 ( $R_{MSE}$ ) 及平均绝对误差 ( $M_{AE}$ ) 分别为 0.0104、0.0382 和 0.0288, 与标准 BP 神经网络、标准 ELM、标准 LSTM 等 3 种模型进行对比, 评价指标  $M_{APE}$ 、 $R_{MSE}$ 、 $M_{AE}$  分别降低了 64.85%、59.62%、64.62%, 63.64%、61.18%、60.12%, 47.48%、37.07%、46.27%; 从可视化分析来看, WTD-LSTM 预测模型预测结果贴近真实值曲线, 相比其他 3 种模型, 能很好地拟合养殖水温非线性时间序列变化趋势。【结论】WTD-LSTM 模型具有良好的预测性能和泛化能力, 可以满足对虾养殖水温精确预测的实际需求, 能为对虾养殖水质预测预警提供决策。

**关键词:** 对虾; 水温; 预测; 小波阈值降噪; 长短时记忆神经网络

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1004-874X (2021) 02-0153-08

## Prediction Model of Water Temperature Combination for Prawn Cluture Based on WTD-LSTM

LI Xiangtong<sup>1,2</sup>, CAO Liang<sup>1,2</sup>, LI Xiangli<sup>2,3</sup>, LIU Shuangyin<sup>1,2,4</sup>,

XU Longqin<sup>1,2</sup>, HU Zeng<sup>1,2</sup>, HUANG Yunmao<sup>2</sup>, YIN Hang<sup>1,2</sup>

(1. College of Information Science and Technology, Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou 510225, China; 2. Intelligent Agriculture Engineering Research Center of Guangdong Higher Education Institutes/ Guangzhou Key Laboratory of Agricultural Products Quality & Safety Traceability Information Technology, Guangzhou 510225, China; 3. Library, Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou 510225, China; 4. College of Mechanical and Electric Engineering, Shihezi University, Shihezi 832000, China)

**Abstract:** 【Objective】The study was conducted to improve the prediction accuracy of water temperature in prawn culture and grasp the change rules of aquaculture timely 【Method】An prediction model of aquaculture water temperature based on Wavelet Threshold Denoising (WTD) and Long Short-term Memory (LSTM) neural network was proposed.

收稿日期: 2020-11-02

基金项目: 国家自然科学基金 (61871475); 广东省科技计划项目 (2017B0101260016); 广州市创新平台建设项目 (201905010006); 广东省农业技术研发项目 (2018LM2168)

作者简介: 李祥铜 (1993—), 男, 在读硕士生, 研究方向为农业物联网及农业信息化, E-mail: 494637127@qq.com

通信作者: 曹亮 (1978—), 男, 硕士, 实验师, 研究方向为农业物联网与大数据技术与应用、农业信息化, E-mail: ttsgood@163.com

The WTD method was used to eliminate the correlation between the original variables, reduce noise interference and enhance the smoothness of signal data. Furtherly, the LSTM with strong predictive power was used to predict the signals. 【Result】 The mean absolute error ( $M_{APE}$ ), root mean square error ( $R_{MSE}$ ), and absolute error ( $M_{AE}$ ) of WTD-LSTM were 0.0104, 0.0382 and 0.0288, respectively. Compared with standard BP neural network, standard ELM and standard LSTM, the evaluation indicators of  $M_{APE}$ ,  $R_{MSE}$  and  $M_{AE}$  decreased by 64.85%, 59.62%, 64.62%; 63.64%, 61.18%, 60.12%; and 47.48%, 37.07%, 46.27%, respectively. According to the visual analysis, compared with the other three models, the prediction result of WTD-LSTM was close to the true curve value, which could well fit for the nonlinear time series trend of aquaculture water temperature. 【Conclusion】 The model has good prediction performance and generalization ability, which can meet the actual demand for accurate prediction of water temperature in prawn culture and provide decision-making for water quality prediction and early warning of prawn culture.

**Key words:** prawn; water temperature; prediction; wavelet threshold denoising (WTD); long short-term memory (LSTM) neural network

【研究意义】我国是对虾养殖大国, 养殖面积和产量均位居世界第一<sup>[1]</sup>。养殖水体温度是影响对虾健康生长的关键因素之一, 易受溶解氧、空气温度和湿度、风速、风向、降雨量、太阳辐射等主要因素影响, 其非线性、非稳定和大时滞特点显著。水温突变会引起养殖水体其他物理化学反应, 如果预防措施采取不及时很容易造成水质恶化与疾病暴发<sup>[2]</sup>, 因此研究对虾养殖水温预测方法, 获得水体温度的变化规律, 对预测预防水质灾害、提高水产品质量和促进渔业现代化具有重要意义<sup>[3]</sup>。

【前人研究进展】国内外对水质预测模型已进行了大量研究, 并取得了一些研究成果<sup>[4-7]</sup>。施珮等<sup>[8]</sup>提出基于 EMD-IGA-SELM 的池塘养殖水温预测模型用于水产养殖过程中的水温预测; 柳海涛等<sup>[9]</sup>建立了人工神经网络预测模型对水电站下游鱼类产卵场水温进行预测分析; 徐龙琴等<sup>[10]</sup>基于 EMD 和 ELM 组合模型对对虾工厂化育苗水温进行预测; 刘双印等<sup>[11-12]</sup>通过改进粒子群算法优化 LSSVM 的水产养殖溶解氧预测模型, 并提出了基于粗糙集融合 SVM 的水产养殖水质预警方法。上述模型对于小样本水温预测均取得了较好的预测精度, 但由于长时间序列数据缺少鲁棒性和平稳性, 影响了预测性能。

近年来, 伴随计算机硬件的发展, 深度学习性能不断提升<sup>[13]</sup>, 基于深度学习的预测方法在各个领域取得了不断的创造性发展<sup>[14]</sup>。其中循环神经网络 (Recurrent neural network, RNN) 在神经网络中引入了时序的概念, 以序列数据为输入, 对于时序数据的挖掘表现出强大的性能<sup>[15]</sup>。长短时记忆神经网络 (Long short-term memory,

LSTM) 能解决长序列训练过程中的梯度消失和梯度爆炸等问题, 能提高 RNN 网络的准确性。彭文等<sup>[16]</sup>提出了基于 Attention-LSTM 的电力市场中短期负荷预测方法, 得到了很好的预测精度和算法鲁棒性; 陈英义等<sup>[17]</sup>提出了基于主成分分析和 LSTM 的水产养殖水体溶解氧预测模型, 实现了对水体溶解氧的精准预测; Li 等<sup>[18]</sup>提出了一种基于稀疏自编码器和 LSTM 的混合模型, 提高了水产养殖中溶解氧的预测精度; 王鑫等<sup>[19]</sup>利用 LSTM 神经网络对故障时间序列数据进行预测, 模型具有良好的预测性能和泛化能力。目前, 运用 LSTM 研究对虾水体水温预测的有关文献并不多见。

【本研究切入点】长期以来, 信号分析方法与人工智能算法组合预测模型一直是预测领域的重点, 常用的有经验模态分解 (Empirical mode decomposition, EMD)<sup>[8,10,20]</sup>、变分模态分解 (Variational mode decomposition, VMD)<sup>[21]</sup>和小波变换 (Wavelet transform, WT)<sup>[22]</sup>等。其中, 小波理论由于其良好的时频特性备受专家学者的青睐, 在去噪领域也备受瞩目, 且小波阈值降噪 (Wavelet threshold denoising, WTD) 从提出至今, 对其优化和改进一直都有相关研究<sup>[23]</sup>, 但将其应用于水质领域预测的研究还较少。在前人研究基础上, 利用 WTD 和 LSTM 的组合优势, 提出基于 WTD-LSTM 的对虾养殖水体温度组合预测模型。【拟解决的关键问题】首先通过 WTD 对采集的对虾养殖水温关键影响因子进行降噪并做归一化处理, 然后在 Keras 框架下搭建 LSTM 对虾养殖水温预测模型, 通过 Adam 算法找到最优模型参数, 最后得到测试数据样本的预测结果。将

该模型应用于广东省广州市海鸥岛对虾养殖综合试验基地的水温预测中,并展开试验及验证,一定程度上提高了对虾养殖水温预测精度,并取得了较理想的预测效果,可以为水产养殖水质精准调控提供技术支持。

## 1 数据与方法

### 1.1 研究区域概况

研究试验地点为广东省广州市海鸥岛(113° 5' E、22° 97' N),位于广州市番禺区东郊,属于东亚季风区气候,降水量充沛,年平均气温22.3℃。该岛水源为河道水,对虾养殖规模大,产量丰富。本研究选取的1.3 hm<sup>2</sup>对虾培育池塘,水深1.5 m,配备有抽水泵、增氧机、水温控制器、灯光调控设施、pH检测仪等多种水质参数传感器以及对虾养殖物联网平台。

### 1.2 数据采集系统架构

采用中国农业大学研制的水产养殖物联网平台采集对虾养殖池塘水质参数数据,养殖基地系统拓扑结构如图1所示。该系统主要由数据采集模块、网络传输模块、监控模块和智能控制模块4个部分组成,依靠现代物联网技术开发的一套集水质环境参数在线采集、智能组网、决策支持等功能于一体的物联网平台。数据采集模块是整个系统的基础,该模块负责采集气象和水质参数等信息,其中所使用的设备为水下监控、溶解氧、pH和温度传感器。网络传输模块是整个系统数据的传输通道,通过网关接收数据并传送到现场监控中心,最后通过GPRS传入监控中心。监控模块用户可以通过各种终端实时了解养殖场的信息,包括服务器和应用平台及数据库。智能控制

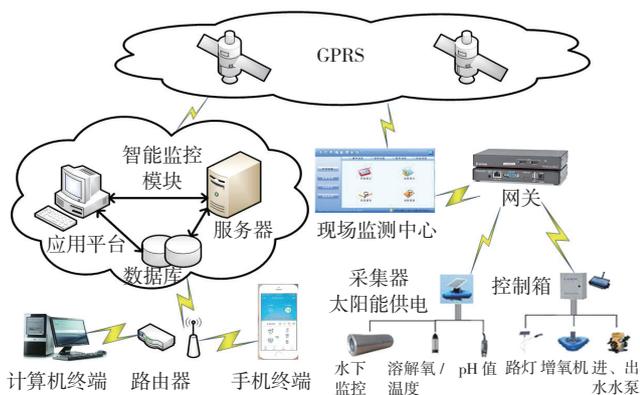


图1 养殖基地系统拓扑结构

Fig. 1 Topology structure of breeding base system

模块主要包括温度控制、增氧泵控制、给排水控制等智能处理手段和设备。试验数据为采集系统所采集的对虾养殖水温数据,每10 min对对虾养殖水质参数和当地气象参数时序数据采集1次。采样周期为2018年7月20至8月19日,共采集了4 464个样本,分别将前30 d共4 320条数据和最后1天的144个数据作为训练集和测试集。

### 1.3 研究方法

**1.3.1 小波阈值降噪** 小波理论日益完善,其以自身良好的时频特性在长时间序列去噪领域取得一定效果,并开辟了用非线性方法去噪的先河<sup>[24]</sup>。其中WTD方法近年来得到了广泛应用,本研究应用小波变换阈值去噪对水温时间序列数据进行降噪处理,主要分为以下3个过程:

(1)小波分解:根据不同的变量数据特征选用不同的小波函数进行噪声信号的分解,得到小波分解后的尺度系数和小波系数。

(2)阈值函数选择:阈值处理函数分为硬阈值和软阈值。当小波系数的绝对值小于给定阈值时令其为0,而大于阈值时则保持其不变,此时表示为硬阈值,该阈值采用应用最广泛的Sqrtwolog阈值<sup>[25]</sup>;当小波系数的绝对值小于给定阈值时令其为0,大于阈值时令其减去阈值,这样的阈值即为软阈值。阈值的选择是离散小波去噪中最关键的一步,小波阈值 $\lambda$ 起决定性作用:如果阈值太小,则施加阈值后的小波系数将包含过多的噪声分量,达不到去噪效果;反之,阈值太大,则去除了有用的成分,造成失真。硬阈值函数在 $\omega = \lambda$ 处是不连续的,容易造成去噪后数据在奇异点附近出现明显的伪吉布斯现象。因此本研究采用软阈值去噪。

(3)小波重构:通过软阈值处理后,根据前面层的高频系数和最后一层的低频系数进行小波重构,最终获得小波阈值降噪后信号。

**1.3.2 长短时记忆神经网络** LSTM是一种特殊的RNN,能够有效解决信息的长期依赖,避免梯度消失或爆炸,其出现就是专门解决信息长期依赖问题的。与传统RNN相比,LSTM巧妙地设计了循环体结构<sup>[26]</sup>,其内部单元结构如图2所示。

LSTM使用两个门来控制单元状态 $C_t$ 的内容,一个是遗忘门(forget gate),它决定了上一时刻单元状态 $C_{t-1}$ 有多少数据保存在当前时刻 $C_t$ ;另一个是输入门(input gate),它决定此时网络的

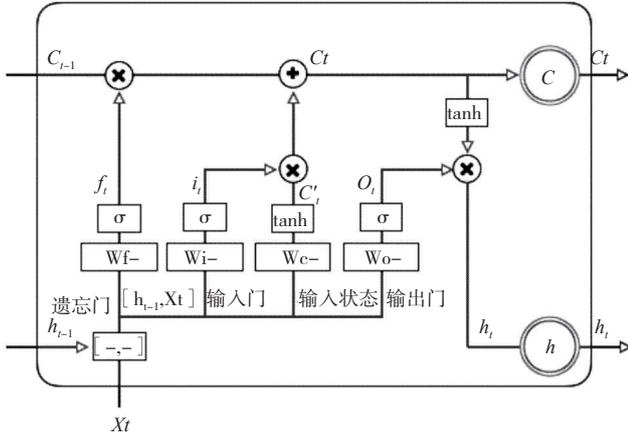


图 2 LSTM 模型结构  
Fig. 2 Structure of LSTM model

输入  $x_t$  有多少保存到单元状态  $C_t$ 。LSTM 使用输出门 (out put) 来控制单元状态  $C_t$  有多少输出到 LSTM 的当前输出值  $h_t$ 。相关计算公式如下：

$$f_t = \sigma(W_f [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_i [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$C'_t = \tanh(W_c [h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

$$C_t = f_t C_{t-1} + i_t C'_t$$

$$o_t = \sigma(W_o [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t \tanh(C_t)$$

式中,  $f_t$ 、 $i_t$ 、 $C'_t$ 、 $C_t$ 、 $o_t$  分别代表遗忘门、输入门、更新细胞的输入状态、更新后的细胞状态和输出门;  $W$  和  $b$  分别为对应的权重系数矩阵和偏置项;  $\sigma$  和  $\tanh$  分别表示 *sigmoid* 激活函数和双曲正切激活函数

**1.3.3 预测模型构建** 基于 WTD-LSTM 的对虾养殖水体温度组合预测模型构建过程如图 3 所示。

(1) 通过水质检测传感器系统和小型气象站获取水产养殖水环境数据和当地气象数据, 并对数据进行修复和预处理;

(2) 对修复和预处理后的数据进行特征相对重要性计算, 最后筛选出相对重要的水体水温预测关键因子, 利用 WTD 对筛选后的对虾养殖水温关键影响因子进行处理, 降低噪声数据对于模型预测的干扰, 降低参数相互的关联性以及冗余成分, 提取更有利于对虾养殖水温预测的时间序列数据, 将数据分为对应训练集和测试集样本并进行归一化处理;

(3) 对预测模型参数和权重进行初始化, 并且将训练集作为输入对模型进行训练, 使用 Adam 算法连续对模型权重和参数进行优化处理,

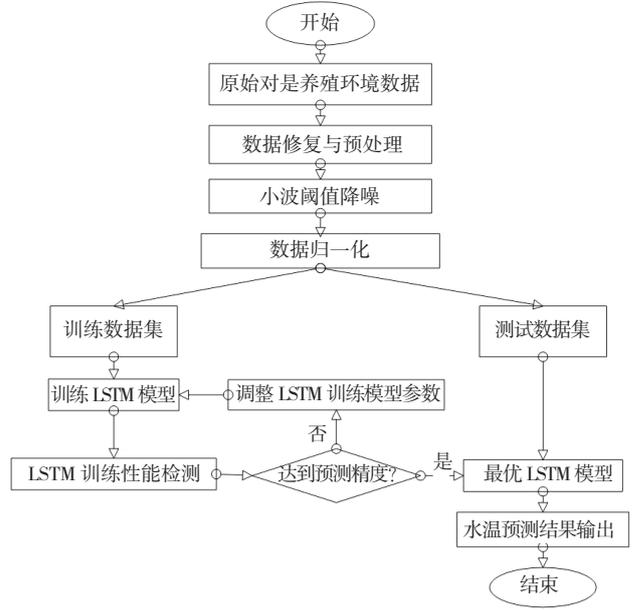


图 3 基于 WTD-LSTM 的对虾养殖水体温度预测流程  
Fig. 3 Flowchart of water temperature prediction of prawn culture based on WTD-LSTM

以得到所需要的精度, 并对基于和 LSTM 的对虾养殖水温预测模型进行构建;

(4) 将已构建出的预测模型在测试集上进行性能测试, 将预测向量输出进行反归一化得到水温预测结果, 同时使用标准的传统预测模型进行对比, 准确高效地实现对今后某一段时间的对虾养殖水体水温预测;

(5) 选择平均绝对百分比误差  $M_{APE}$ 、均方根误差  $R_{MSE}$  和平均绝对误差  $M_{AE}$  等评价指标对基于 WTD-LSTM 的对虾养殖水温预测组合模型预测性能进行性能评价, 相关计算公式如下:

$$M_{APE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$$

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

$$M_{AE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$

式中,  $M_{APE}$ 、 $R_{MSE}$ 、 $M_{AE}$  分别为平均绝对百分比误差、均方根误差和平均绝对误差;  $y_i$ 、 $\hat{y}_i$  分别为实际值和预测值,  $N$  为测试样本集数量。

## 2 结果与分析

### 2.1 对虾养殖水温数据源和数据预处理

本研究以广州市海鸥岛对虾养殖基地水温为

研究对象,采用水产养植物联网平台和小型气象站采集了 31 d 共 4 464 个水温样本。由图 4 可以看出,对虾养殖水温时序数据周期性和非线性特征明显。

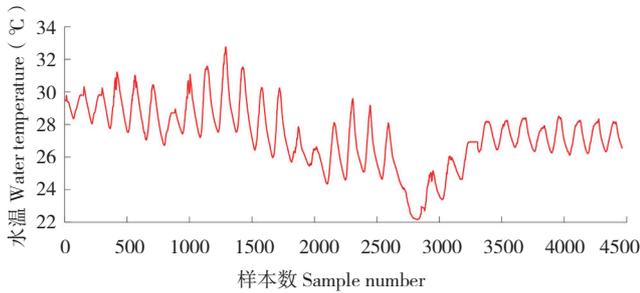


图 4 水温原始数据变化曲线

Fig. 4 Variation curve of the original water temperature data

由于设备故障等因素气象站和水质传感器采集的数据存在部分异常值,利用拉依达法则进行处理,如果存在参数与其平均值之差的绝对值大于其标准差的 3 倍,会被断定为异常值并用其两侧数据的平均值替换,计算公式如下:

$$\begin{cases} |P_t - \bar{P}| > 3\sigma_{P_t} \\ P_t = \frac{P_{t-1} + P_{t+1}}{2} \end{cases}$$

式中,  $P_t$  为水质或气象参数采集值,  $P_t'$  为异常数据处理后的值,  $\bar{P}$  为水质或气象参数数据序列均值。

为了提高预测准确率减少误差,本研究将异常数据处理和 WTD 后的数据进行归一化处理,计算公式如下:

$$N'' = \frac{N - N_{\min}}{N_{\max} - N_{\min}}$$

式中,  $N_{\max}$  为最大值,  $N_{\min}$  为最小值,  $N''$  为归一化值。

## 2.2 基于 WTD 的水温数据源

WTD 和 LSTM 组合预测方法中的步骤,对对虾养殖水体原始水温时序数据进行小波分解降噪与重构,其过程如图 5 所示。由图 5 可知,原始养殖水温时序数据表现出不平稳性和大时滞性,经过 WTD 后,水温数据被扩展到一定阈值范围,降低了噪声的干扰,不仅更能反映原始数据变化信息,数据整体趋势变得更加明显,并且在波峰波谷表现更为平滑。对对虾养殖水体原始水温及

风速、风向、太阳辐射、空气温度、空气湿度、大气压力和溶解氧等水温影响因子原始数据进行 WTD,降噪后的数据更能反映水质参数和气象参数按一定趋势有规律变化的特点。

## 2.3 预测结果分析

利用 WTD 和 LSTM 模型对未来一天对虾养殖水温进行预测,将 WTD 后的 6 个气象影响因子和水质溶解氧、水温共 8 个参数作为输入,全部选取 31 d 的采集数据,同时将水温时间序列数据作为输出对 LSTM 模型进行训练,使用 Adam 算法对预测模型参数不断进行优化和调整,为进一步验证本研究提出的组合模型的预测性能,分别采用 BP 神经网络<sup>[27]</sup>、标准 ELM<sup>[10]</sup>、标准 LSTM 和小波降噪的 LSTM 等 4 种模型对同样的对虾养殖水温时序数据进行预测。其中 BP 神经网络结构采用 7-15-1 结构,学习因子  $\varphi=0.75$ ,最大误差  $=0.0001$ ,激励函数采用 sigmoid 函数;标准 ELM 模型隐含层神经元节点数为 10,激活函数采用 sigmoid 函数;标准 LSTM 隐含层节点数、批尺度和时间步分别为 30、60、30。上述 4 种模型预测曲线对比如图 6 所示,相应预测精度结果统计如表 1 所示。

从图 6 可以看出,BP 神经网络、标准 ELM 预测模型的单项预测误差较大,两者在拐点附近偏离实测值最大;LSTM 则相比前两者有很大提升,虽然与真实值曲线形似,但是在波谷处存在较大偏差。本研究提出的基于 WTD-LSTM 的组合模型预测曲线贴近真实值曲线,能较好地拟合养殖水温非线性时间序列变化曲线,取得很好的预测效果。

由表 1 可知,本研究所采用的基于 WTD-LSTM 的组合模型预测结果及其性能相比其他方法有相当大的提升,很大程度上强于传统的标准 ELM 和 BP 神经网络;并且比没有经过 WTD 的 LSTM 模型预测精度更高。针对同样的水质和气象参数,将 WTD 的 LSTM 预测模型和标准 BP 神经网络两种模型进行对比分析,评价指标  $M_{APE}$ 、 $R_{MSE}$ 、 $M_{AE}$  分别降低了 64.85%、59.62%、64.62%;WTD-LSTM 预测模型和标准 ELM 相比,评价指标  $M_{APE}$ 、 $R_{MSE}$ 、 $M_{AE}$  分别降低了 63.64%、61.18%、60.12%;WTD-LSTM 预测模型和标准 LSTM 相比,评价指标  $M_{APE}$ 、 $R_{MSE}$ 、 $M_{AE}$  分别降低

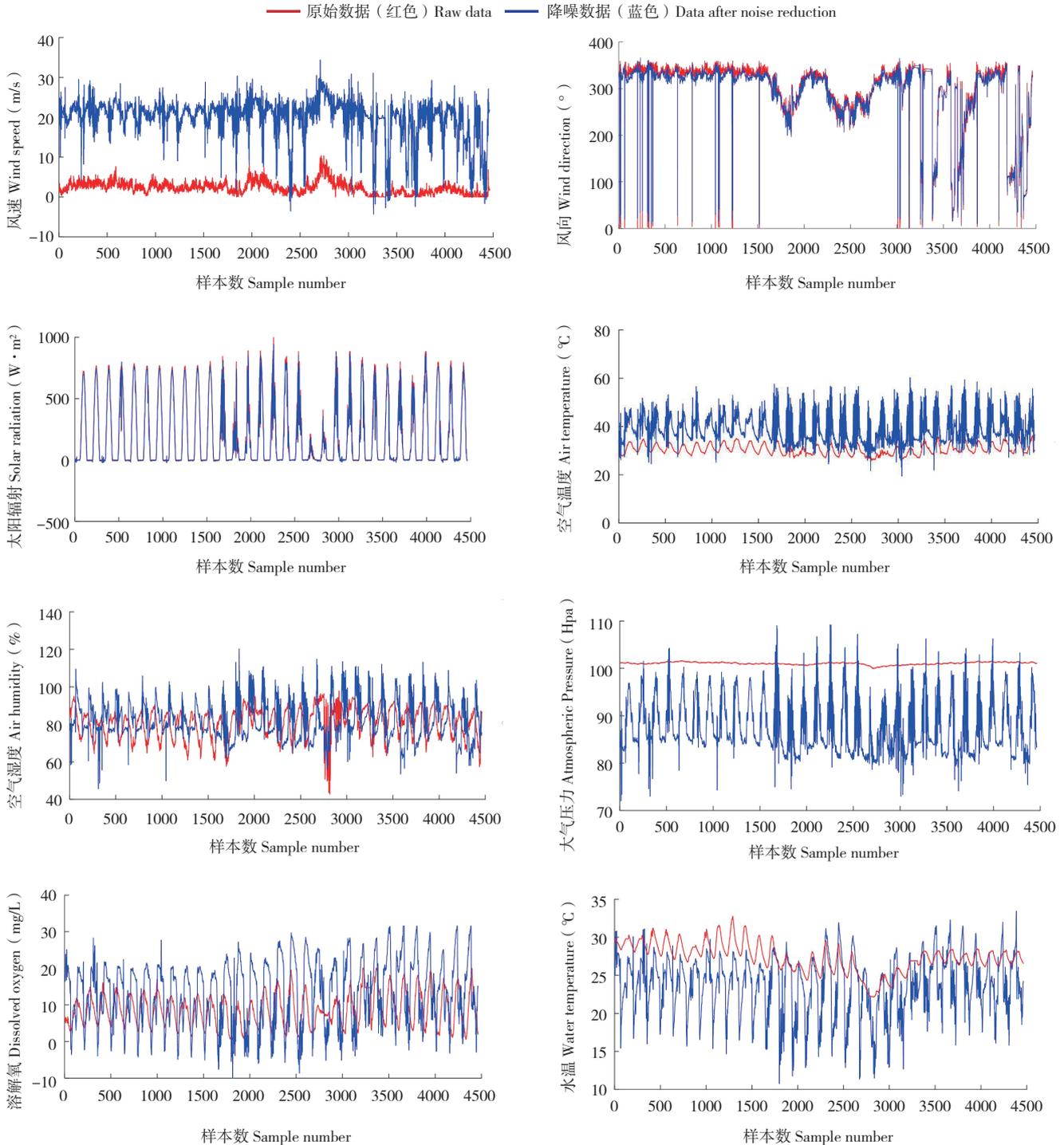


图5 降噪后的养殖水体水温影响因子数据

Fig. 5 Impact factor data of aquaculture water temperature after noise reduction

了47.48%、37.07%、46.27%。WTD具备了多分辨率的特性，对时间序列信号分解后会有更多的小波基系数趋于0，时间序列数据信号主要集中于某些小波基，WTD便可更好地保留原始信号；而且WTD拥有去相关性，可以对信号进行去相关，噪声在变换后有白化趋势，因此小波阈比时域更

利于去噪。可见，WTD对于对虾养殖中的水温影响因子时间序列去噪具有很好的性能。LSTM模型对于历史时间序列数据信息能够高效利用，在时间序列预测中具有很理想的效果。基于WTD-LSTM的组合预测模型进一步提升了对虾养殖水温的预测精度。

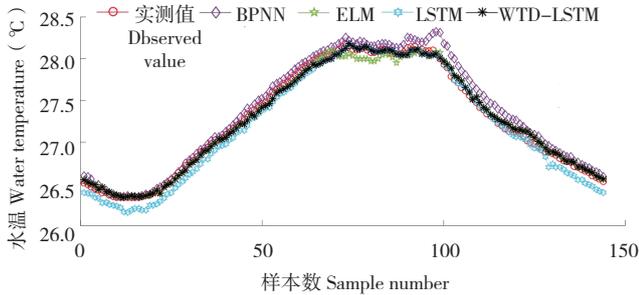


图 6 4 种模型的水温预测结果

Fig. 6 Water temperature prediction results of four models

表 1 4 种模型的预测结果精度

Table 1 Accuracy of prediction results of four models

模型 Model	MAPE	RMSE	MAE
BPNN	0.0296	0.0946	0.0814
ELM	0.0263	0.0984	0.0722
LSTM	0.0198	0.0607	0.0536
WTD-LSTM	0.0104	0.0382	0.0288

### 3 结语

WTD 是一种基于时间和多尺度的分析方法，其本身具备多分辨率的优点，WTD 擅长处理如水温数据这种时序性和频域性强的数据，相比其他传统的降噪方法，具有去相关性，因此 WTD 可以将非连续的高斯白噪声从连续的信号在时间阈上分离，同时由于 WTD 有低熵性的特点，采取阈值去噪后的信号具有较高的信噪比<sup>[28]</sup>，可以很好地保留原始信号。由于水温数据变化呈连续性，本研究选择使用软阈值降噪，可以保证降噪后的水质和气象参数的连续性和准确性。

长短时记忆神经网络能够处理数据长期依赖的问题，并且解决了 RNN 存在梯度消失和爆炸的问题，针对传统预测模型对拥有时间间隔的长时序非线性和非平稳的多尺度特征对虾养殖水温预测，所产生的预测精度低、泛化性差等问题，提出了基于 WTD-LSTM 的水温组合预测模型，并应用于对虾养殖水温预测中，最后总结得到该模型对于对虾养殖水体水温具有良好的预测效果，提高水温预测精度和鲁棒性，为对虾养殖水质自动化、数字化监测提供了一种新的思路和解决办法。

#### 参考文献 (References) :

[1] 杨帆, 李冠红. 对虾业要发生两件大事! 中国将成为第一进口大国, 国内养殖产量不会增加太快! 崔和、何建国解读新趋势[J]. 当代水产, 2019, 44 (6) : 62-65. DOI:10.3969/j.issn.1674-9049.2019.06.015.

YANG F, LI G H. Shrimp industry will have two major events! China will become the first import country, domestic production will not increase too fast! Cui He and He Jianguo interpret the new trend [J]. *Contemporary Aquaculture*, 2019, 44 (6) : 62-65. DOI:10.3969/j.issn.1674-9049.2019.06.015.

[2] 徐龙琴, 李乾川, 刘双印, 李道亮. 基于集合经验模态分解和人工蜂群算法的工厂化养殖 pH 值预测[J]. 农业工程学报, 2016, 32(3): 202-209. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2016.03.029.

XU L Q, LI Q C, LIU S Y, LI D L. Prediction of pH value in industrialized aquaculture based on ensemble empirical mode decomposition and improved artificial bee colony algorithm [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32 (3) : 202-209. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2016.03.029.

[3] 陈明, 潘赟, 王文娟. 基于 Activiti 和 Drools 的水产养殖自动决策流程管理系统[J]. 农业工程学报, 2018, 34 (24) : 192-200. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2018.24.023.

CHEN M, PAN Y, WANG W J. Process management system of automatic decision making for aquaculture based on Activiti and Drools [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34 (24) : 192-200. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2018.24.023.

[4] FENG M Q, XING X P, XUE P S. Water quality prediction using BP network and Markov model: based on grey incidence analysis [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2011, 20 (5) : 169-175. DOI:10.1016/S1001-0742(10)60410-X.

[5] LI Z B, JIANG Y, YUN J, ZHANG L F, LI D L. An improved Gray Model for aquaculture water quality prediction [J]. *Intelligent Automation & Soft Computing*, 2012, 18 (5) : 557-567. DOI:10.1080/10798587.2012.10643265

[6] XUE H, WANG L, LI D. Design and development of dissolved oxygen real-time prediction and early warning system for brocaded carp aquaculture // *Computer and Computing Technologies in Agriculture VI* [M]. Springer Berlin Heidelberg, 2013: 35-42.

[7] LIU S Y, XU L Q, JIANG Y, LI D L, CHEN Y Y, LI Z B. A hybrid WA-CPSO-LSSVR model for dissolved oxygen content prediction in crab culture [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2014, 29 (3) : 114-124. DOI:10.1016/j.engappai.2013.09.019.

[8] 施珮, 袁永明, 匡亮, 李光辉, 张红燕. 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. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.11.037.

SHI P, YUAN Y M, KUANG L, LI G H, ZHANG H Y. 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. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.11.037.

[9] 柳海涛, 孙双科, 郑铁刚, 李广宁. 水电站下游鱼类产卵场水温的人工神经网络预报模型[J]. 农业工程学报, 2018, 34 (4) : 185-191. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2018.04.022.

LIU H T, SUN S K, ZHENG T G, LI G N. Prediction of water temperature regulation for spawning sites at downstream of hydropower station by artificial neural network method [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34 (4) : 185-191. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2018.04.022.

- [10] 徐龙琴, 张军, 李乾川, 刘双印, 李道亮. 基于 EMD 和 ELM 的工厂化育苗水温组合预测模型 [J]. 农业机械学报, 2016, 47 (4): 265–271. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.04.035.
- XU L Q, ZHANG J, LI Q C, LIU S Y, LI D L. Combined prediction model of water temperature in industrialized cultivation based on empirical mode decomposition and extreme learning machine [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47 (4): 265–271. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.04.035.
- [11] 刘双印, 徐龙琴, 李道亮. 基于粗糙集融合支持向量机的水质预警模型 [J]. 系统工程理论与实践, 2015 (6): 259–266. DOI:10.12011/1000-6788 (2015) 6-1617.
- LIU S Y, XU L Q, LI D L. Water quality early-warning model based on support vector machine optimized by rough set algorithm [J]. *Systems Engineering-Theory&hpractice*, 2015 (6): 259–266. DOI:10.12011/1000-6788 (2015) 6-1617.
- [12] LIU S Y, XU L Q, LI D L, LI Q C, JIANG Y, TAI H J, ZENG L H. Prediction of dissolved oxygen content in river crab culture based on least squares support vector regression optimized by improved particle swarm optimization [J]. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2013, 95 (4): 82–91. DOI:10.1016/j.compag.2013.03.009.
- [13] ZHAO Z, CHEN W H, WU X M, PETER C Y, LIU J M. LSTM network: a deep learning approach for short-term traffic forecast [J]. *IET Intelligent Transport Systems*, 2017, 11 (2): 68–75. DOI:10.1049/iet-its.2016.0208.
- [14] MARKOFF J. Scientists see promise in deep-learning programs [N]. *The New York Times*, 2012–11–23.
- [15] ZHOU S Y, ZHOU L, MAO M X, TAI H M, WAN Y H. An Optimized Heterogeneous Structure LSTM Network for electricity price forecasting [J]. *IEEE Access*, 2019. DOI:10.1109/ACCESS.2019.2932999.
- [16] 彭文, 王金睿, 尹山青. 电力市场中基于 Attention-LSTM 的短期负荷预测模型 [J]. 电网技术, 2019, 43 (5): 1745–1751. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2018.1554.
- PENG W, WANG J R, YIN S Q. Short-term load forecasting model based on attention-LSTM in electricity market [J]. *Power System Technology*, 2019, 43 (5): 1745–1751. DOI:10.13335/j.1000-3673.pst.2018.1554.
- [17] 陈英义, 程倩倩, 方晓敏, 于辉辉, 李道亮. 主成分分析和长短时记忆神经网络预测水产养殖水体溶解氧 [J]. 农业工程学报, 2018, 34 (17): 183–191. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2018.17.024.
- CHEN Y Y, CHENG Q Q, FANG X M, YU H H, LI D L. Principal component analysis and long short-term memory neural network for predicting dissolved oxygen in water for aquaculture [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34 (17): 183–191. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2018.17.024.
- [18] LI Z B, PENG F, NIU B S, LI G Y, WU J, MIAO Z. Water quality prediction model combining sparse auto-encoder and LSTM Network [J]. *IFAC-Papers Online*, 2018, 51 (17): 831–836. DOI:10.1016/j.ifacol.2018.08.091.
- [19] 王鑫, 吴际, 刘超, 杨海燕, 杜艳丽, 牛文生. 基于 LSTM 循环神经网络的故障时间序列预测 [J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44 (4): 772–784. DOI:10.13700/j.bh.1001-5965.2017.0285.
- WANG X, WU J, LIU C, YANG H Y, DU Y L, NIU W S. Exploring LSTM based recurrent neural network for failure time series prediction [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2018, 44 (4): 772–784. DOI:10.13700/j.bh.1001-5965.2017.0285.
- [20] 杨亮, 刘春红, 郭昱辰, 邓河, 李道亮, 段青玲. 基于 EMD-LSTM 的猪舍氨气浓度预测研究 [J]. 农业机械学报, 2019, 50 (S1): 353–360. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.054.
- YANG L, LIU C H, GUO Y C, DENG H, LI D L, DUAN Q L. Prediction of ammonia concentration in fattening piggery based on EMD-LSTM [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50 (S1): 353–360. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.054.
- [21] LIU H, MI X W, LI Y F. Smart multi-step deep learning model for wind speed forecasting based on variational mode decomposition, singular spectrum analysis, LSTM network and ELM [J]. *Energy Conversion & Management*, 2018, 159 (1): 54–64. DOI:10.1016/j.enconman.2018.01.010.
- [22] 徐龙琴, 陈跃霞, 张军, 刘双印, 李道亮. 基于 WA-ABC-WLSSVR 的南美白对虾工厂化育苗溶解氧预测模型 [J]. 武汉大学学报 (工学版), 2017, 50 (4): 608–617. DOI:10.14188/j.1671-8844.2017-04-020.
- XU L Q, CHEN Y X, ZHANG J, LIU S Y, LI D L. Prediction model of dissolved oxygen in industrialized vannamei breeding based on wavelet analysis and weighted least squares support vector regression optimized by artificial bee colony algorithm [J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2017, 50 (4): 608–617. DOI:10.14188/j.1671-8844.2017-04-020.
- [23] 崔哲, 张朝霞, 杨玲珍, 王娟芬. 一种改进的小波阈值去噪算法 [J]. 现代电子技术, 2019, 42 (19): 50–53. DOI:10.16652/j.issn.1004-373x.2019.19.012.
- CUI G Z, ZHANG Z X, YANG L Z, WANG J F. An improved wavelet threshold denoising algorithm [J]. *Modern Electronics Technique*, 2019, 42 (19): 50–53. DOI:10.16652/j.issn.1004-373x.2019.19.012.
- [24] BOGGESS A, NARCOWICH F J. A first course in wavelets with fourier analysis [M]. Boston, Addison Wesley Professional, 2001: 183–221.
- [25] DONOHO, D L. De-noising by soft-thresholding [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, 41 (3): 613–627. DOI:10.1109/18.382009.
- [26] ZHENG J, XU C C, ZHANG Z, LI X H. Electric load forecasting in smart grids using long-short-term-memory based recurrent neural network // Information Sciences and Systems. IEEE [C]. 2017. DOI: 10.1109/CISS.2017.7926112.
- [27] YAN J X, YU L J, MAO W W, CAO S Q. Study on prediction model of dissolved oxygen about water quality monitoring system based on BP Neural Network [J]. *Advanced Materials Research*, 2014, 912–914: 1407–1411. DOI:10.4028/www.scientific.net/amr.912-914.1407.
- [28] 关山, 王龙山. 小波阈值去噪技术研究及其在信号处理中的应用 [J]. 计算机工程与设计, 2008, 29 (22): 5857–5859. DOI:10.16208/j.issn1000-7024.2008.22.002.
- GUAN S, WANG L S. Research on wavelet threshold denoising and its application in signals processing [J]. *Computer Engineering and Design*, 2008, 29 (22): 5857–5859. DOI:10.16208/j.issn1000-7024.2008.22.002.