

# 基于 BiLSTM 及权重组合策略的膜污染预测

陈坤杰<sup>1</sup> 张士航<sup>1,2</sup> 劳裕婷<sup>1,2</sup> 孙 啸<sup>2</sup> 贲宗友<sup>2</sup> 柏 钰<sup>2</sup>

(1. 南京农业大学工学院, 南京 210031; 2. 滁州学院生物与食品工程学院, 滁州 239000)

**摘要:** 针对膜分离法回收谷朊粉加工废水中的蛋白质时极易出现的膜污染问题, 提出了一种基于双向长短时记忆网络(Bi-directional long short-term memory, BiLSTM)的权重组合模型用于对膜污染状况的预测。以谷朊粉加工废水提取回收中试生产线采集的14个相关变量作为输入, 以膜通量变化量作为输出, 建立支持向量机模型(Support vector machine, SVM)、反向传播神经网络模型(Back propagation, BP)、随机森林模型(Random forest, RF)、广义回归神经网络模型(Generalized regression neural network, GRNN)4种基准模型和BiLSTM模型1种给定模型, 通过误差倒数法计算基准模型与给定模型的权重, 构建权重组合预测模型; 最后以决定系数 $R^2$ 和均方误差(MSE)为评价指标, 分析单项模型与权重组合模型的预测性能。结果表明, 权重组合模型能够综合单项模型优点, 在性能上显著优于单项模型; 其中BP+BiLSTM+RF模型 $R^2$ 高达0.9906, 具有较高的拟合精度; MSE为 $1.004 \text{ L}^2/(\text{h}^2 \cdot \text{m}^4)$ , 在所有模型中最低, 相较BP、BiLSTM和RF单项模型, 分别降低46.05%、67.24%、50.81%。所开发的权重组合模型可用于谷朊粉加工废水蛋白回收处理时膜污染程度精确预测。

**关键词:** 谷朊粉; 膜污染预测模型; 权重组合策略; 双向长短时记忆网络

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2025)06-0684-07

OSID:



## Membrane Contamination Prediction Based on BiLSTM and Weight Combination Strategy

CHEN Kunjie<sup>1</sup> ZHANG Shihang<sup>1,2</sup> LAO Yuting<sup>1,2</sup> SUN Xiao<sup>2</sup> BEN Zongyou<sup>2</sup> BAI Yu<sup>2</sup>

(1. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China

2. School of Biological Science and Food Engineering, Chuzhou University, Chuzhou 239000, China)

**Abstract:** Aiming at the membrane contamination problem that is very likely to occur when recovering proteins from gluten processing wastewater by membrane separation method, a weight combination model based on bi-directional long short-term memory (BiLSTM) was proposed for the prediction of membrane contamination status. Taking the 14 relevant variables collected from the pilot production line of gluten processing wastewater extraction and recycling as inputs, and the changes in membrane flux as outputs, four baseline models were established: support vector machine model (SVM), back propagation neural network model (BP), random forest model (RF), generalized regression neural network (GRNN), together with one given model: BiLSTM model. The weights of the baseline model and the given model were calculated by the inverse error method to construct the weight combination prediction model. Finally, the prediction performance of the single model and the weight combination model was analyzed by using the coefficient of determination  $R^2$  and the mean square error (MSE) as the evaluation indexes. The results showed that the weight combination model was able to synthesize the advantages of the single-item model and significantly outperformed the single-item model in terms of performance. Among them, the BP + BiLSTM + RF model had a high  $R^2$  of 0.9906 with high fitting accuracy and MSE of  $1.004 \text{ L}^2/(\text{h}^2 \cdot \text{m}^4)$ , which was the lowest among all models. Compared with BP, BiLSTM and RF single-item models, the reduction was 46.05%, 67.24% and 50.81%, respectively. The developed weight combination model can be used for accurate prediction of membrane contamination during protein recovery treatment of gluten processing wastewater.

**Key words:** gluten; membrane contamination prediction model; weight combination strategy; bi-directional long short-term memory network

收稿日期: 2025-01-21 修回日期: 2025-02-11

基金项目: 滁州市八大产业链强链补链攻坚项目(2022GJ011)和滁州市“双创之星”产业创新团队项目

作者简介: 陈坤杰(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事农产品加工、无损检测及其智能化装备研究, E-mail: kunjiechen@njau.edu.cn

## 0 引言

谷朊粉,是一种从小麦粉中提取的天然谷物蛋白,在食品和饲料加工中有广泛的应用<sup>[1-2]</sup>。目前,谷朊粉主要采取水洗法生产,耗水量很大。如采用三相卧螺工艺,生产1 t谷朊粉,需消耗2~3 t清水并产生2~3 t废水;若采用马丁法,每吨谷朊粉耗水量达到10~12 t并产生相当的废水<sup>[3-4]</sup>。受工艺方法的限制,谷朊粉生产的废水中,还残留一定的小麦清蛋白、球蛋白和小麦戊聚糖等<sup>[5]</sup>,质量浓度达到3.79 mg/mL。尽管多数谷朊粉生产企业会采用沉降和离心分离方法对谷朊粉生产废水中的蛋白质进行回收处理,但回收率较低,经过处理的废水中仍有一定的蛋白随废水被排放,不仅造成资源浪费,而且还对环境造成严重污染。

膜分离法因其高效、环保、节能等优势,在水处理和食品加工等领域得到广泛应用<sup>[6]</sup>。将膜分离法用于谷朊粉生产废水处理,就可以利用半透膜的选择透过性,进行蛋白的分离回收。但是,膜分离应用的最大问题,是随着生产的进行,废水中的微生物、絮凝物以及有机和无机物质会在膜表面逐渐积累,造成膜污染,致使膜通量大幅降低<sup>[7-8]</sup>,严重影响生产。因此,对膜污染情况进行实时监测或预测,为反冲洗等操作提供信号反馈,对保证膜分离过程的正常进行至关重要。由于膜污染受复杂因素影响,采用传统的物理模型进行膜污染情况预测,难以准确捕捉污染过程中的复杂非线性关系<sup>[9-11]</sup>,因此,近年来利用人工神经网络(ANN)<sup>[12-15]</sup>对膜污染进行预测获得了广泛关注。文献[16-20]所建模型均是采用固定的网络结构与参数对膜污染相关变量进行分析,而膜污染是一个随时间累积的动态过程。利用时间序列模型来捕捉污染过程中时间依赖性和动态变化特性,更有利于对膜污染趋势做出精确的预测。文献[21]使用长短期记忆网络(LSTM)对膜渗透通量和污染层厚度进行预测,验证集 $R^2 > 0.97$ ,显著优于传统的神经网络模型,证明时间序列模型更适合膜污染这种与时间密切相关的动态预测。

目前虽然已有少量利用絮凝、等电点法及膜分离法进行马铃薯和红薯淀粉废水处理的研究<sup>[22-23]</sup>,但是利用时间序列模型对废水处理中膜污染情况进行预测的研究极少,而利用时间序列模型对谷朊粉废水蛋白回收膜污染情况的预测完全处于空白。

为此,在所开发的絮凝沉降+离心分离+膜分离的谷朊粉生产废水蛋白多级复合提取回收工艺基础上,本文构建一种基于BiLSTM网络的权重组合

预测模型,以实现谷朊粉废水蛋白回收过程中膜污染情况的精确动态预测。

## 1 材料与方法

### 1.1 谷朊粉加工废水中蛋白多级复合提取工艺

絮凝、离心和超滤三级复合谷朊粉加工废水蛋白提取回收工艺流程如图1所示。

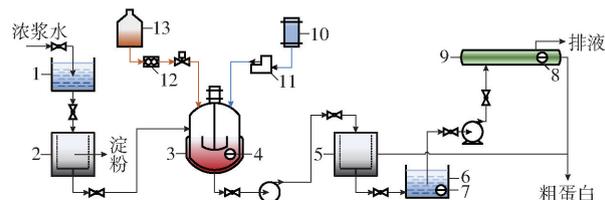


图1 谷朊粉加工废水蛋白提取回收工艺流程图

Fig. 1 Gluten processing wastewater protein extraction and recycling process flowchart

1、6. 储液罐 2、5. 离心机 3. 恒温搅拌反应锅 4、7、8. 传感器  
9. 超滤设备 10. 碱液罐 11. 蠕动泵 12. 流量计 13. 絮凝剂  
储罐

废水经过1 700 r/min、6 min离心预处理,分离出浓浆废水中的淀粉;然后将上清液打入恒温搅拌反应锅中,调节pH值至9.6,按照液料比10 L/g加入自主研发的微生物絮凝剂并且40℃保温30 min,形成蛋白絮状物;再通过化工泵送入离心机,经过1 700 r/min、5 min离心处理后获得粗蛋白,取上清液静置0.5 h后泵入超滤设备中进行超滤处理,得到浓缩蛋白。

### 1.2 试验材料、设备与仪器

研究所用谷朊粉加工废水均取自安徽省滁州市来安县某公司。

谷朊粉加工废水蛋白提取回收中试生产线(自制);FA2204B型电子分析天平(上海精科仪器有限公司);L5S型紫外可见分光光度计(上海仪电分析仪器有限公司);PTU-8010型浊度电极(杭州美仪自动化有限公司);MIK-PH型pH电极(杭州美仪自动化有限公司);2KD型特种分离超滤膜(合肥久业流体工程科技有限公司)。

### 1.3 主要指标测定

#### 1.3.1 蛋白质浓度测定

参考文献[24],采用考马斯亮蓝法,进行谷朊粉加工废水中蛋白质浓度测定。

#### 1.3.2 跨膜压差测定

跨膜压差是指在膜过滤过程中,膜两侧压力差,是驱动水透过膜所需的压力,相当于进水与透过水之间的压力差,计算公式为

$$p = \frac{p_a - p_b}{2} \quad (1)$$

式中  $p$ ——跨膜压差,MPa

$p_a$ ——进水压力,MPa

$p_b$ ——出水压力,MPa

### 1.3.3 膜通量测定

膜通量是指单位时间内通过单位膜面积上的流体量。计算公式为

$$J = \frac{V}{TA} \quad (2)$$

式中  $J$ ——膜通量,  $L/(m^2 \cdot h)$

$V$ ——取样体积,即在特定时间内通过膜的流体量,  $L$

$T$ ——取样时间,即测量膜通量时所取的时间段,  $h$

$A$ ——膜有效面积,即实际参与流体分离的膜面积,取  $2.5 m^2$

## 1.4 数据集建立

### 1.4.1 数据采集

膜污染受多种因素影响,本文选取原始浊度  $X_1$ 、原始 pH 值  $X_2$ 、原始蛋白质质量浓度  $X_3$ 、絮凝浊度  $X_4$ 、絮凝 pH 值  $X_5$ 、絮凝蛋白质质量浓度  $X_6$ 、离心浊度  $X_7$ 、离心 pH 值  $X_8$ 、离心蛋白质质量浓度  $X_9$ 、超滤浊度  $X_{10}$ 、超滤 pH 值  $X_{11}$ 、超滤蛋白质质量浓度  $X_{12}$ 、超滤温度  $X_{13}$ 、跨膜压差  $X_{14}$  作为膜污染相关变量,使用膜通量变化量表征膜污染程度,膜通量变化量越大,表明膜污染程度越高。计算公式为

$$\Delta J = J_0 - J_t \quad (3)$$

式中  $\Delta J$ ——膜通量变化量,  $L/(h \cdot m^2)$

$J_0$ ——初始时刻膜通量,  $L/(h \cdot m^2)$

$J_t$ —— $t$  时刻膜通量,  $L/(h \cdot m^2)$

除了蛋白质浓度采用现场取样后送至实验室测定外,废水的 pH 值、浊度、跨膜压差及温度等指标均采用一套自行开发的数据采集系统实时在线采集。数据采集自 2023 年 9 月 20 日至 2024 年 7 月 31 日工厂谷朊粉生产加工废水,除去膜清洗时间段,共采集 2 000 组数据,统计结果如表 1 所示。

### 1.4.2 异常数据剔除及数据标准化处理

采用 Z-score 异常值检测法对采集数据进行筛选和清洗,并进一步用 Z-score 标准化方法对采集的数据进行转换和标准化处理,以消除不同数据维度之间的量纲差异。Z-score 标准化公式为

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (4)$$

式中  $Z$ ——标准化值  $X$ ——样本值

$\mu$ ——均值  $\sigma$ ——标准差

用式(4)计算出 2 000 组原始数据  $Z$  值,将  $Z > 3$  的数据作为异常数据进行剔除,共得到 1 870 个标准化数据。按照比例 8:1:1 将数据集划分为训练集

表 1 相关变量的统计

Tab. 1 Statistics on relevant variables

相关变量	最小值	最大值	均值	标准差
$X_1/NTU$	2 811	3 020	3 007	12.94
$X_2$	4.500	5.500	4.847	0.244 4
$X_3/(mg \cdot mL^{-1})$	2.600	3.790	2.964	0.158
$X_4/NTU$	309.9	647.6	427.9	73.19
$X_5$	8.630	10.00	9.412	0.271 8
$X_6/(mg \cdot mL^{-1})$	1.803	2.551	2.272	0.093
$X_7/NTU$	660.0	1 492	869.2	138.5
$X_8$	8.010	8.900	8.578	0.202 0
$X_9/(mg \cdot mL^{-1})$	1.426	2.232	1.838	0.133
$X_{10}/NTU$	1.999	7.990	3.499	1.051
$X_{11}$	7.350	8.600	8.072	0.313 1
$X_{12}/(mg \cdot mL^{-1})$	0.059	0.338	0.141	0.043
$X_{13}/^{\circ}C$	26.0	45.0	36.4	5.1
$X_{14}/MPa$	0	0.80	0.37	0.22

(1 486 个样本)用于模型训练,验证集(187 个样本)用于权值计算,测试集(187 个样本)用于模型验证。

## 1.5 预测模型建立

### 1.5.1 双向长短时记忆网络

长短期记忆网络(Long short-term memory, LSTM)是一种特殊的递归神经网络(Recursive neural network, RNN),可以解决 RNN 处理长序列数据时容易出现的梯度消失或梯度爆炸问题<sup>[25]</sup>,能够有效捕捉上文长时间依赖关系。

双向长短时记忆网络(BiLSTM)在 LSTM 网络的基础上发展而来<sup>[26]</sup>,它通过引入两个 LSTM 网络,分别处理正向和反向的序列信息,从而能够更全面地捕捉序列数据的上下文信息。这种特性使得 BiLSTM 在特征提取时,既能够关注到序列的前向依赖关系,也能够关注到序列的后向依赖关系,能更好地把握膜污染过程中时间依赖性和污染情况的动态变化,其网络结构如图 2 所示,主要由输入层、前向层、逆向层及输出层构成。计算公式为

$$\begin{cases} \vec{h}_t = f(w_1 x_t + w_2 \vec{h}_{t-1}) \\ \overleftarrow{h}_t = f(w_3 x_t + w_4 \overleftarrow{h}_{t+1}) \\ y_t = g(w_5 \vec{h}_t + w_6 \overleftarrow{h}_t) \end{cases} \quad (5)$$

式中  $x_t$ —— $t$  时刻输入特征

$y_t$ ——输出向量

$\vec{h}_t$ —— $t$  时刻前向层 LSTM 隐藏状态输出

$\overleftarrow{h}_t$ —— $t$  时刻逆向层 LSTM 隐藏状态输出

$w_1 \sim w_6$ ——每层权重

### 1.5.2 基于权重组合策略的膜污染预测模型

权重组合策略(Weight combination strategy, WCS)是采用不同的单项模型对同一预测对象进行预测,以适当的权重分配标准,构建高性能组合模型

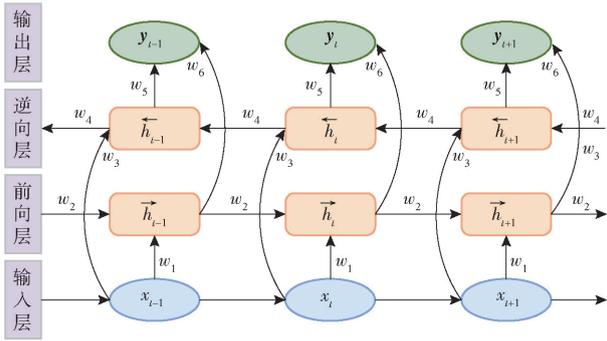


图 2 BiLSTM 网络结构

Fig. 2 BiLSTM network structure

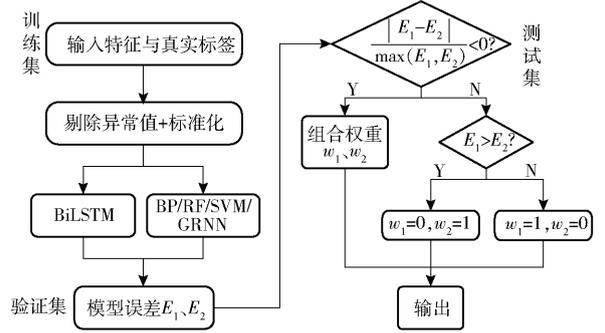


图 3 权重组合预测流程图

Fig. 3 Weight combination forecast flowchart

的方法<sup>[27]</sup>。该策略的核心思想是通过综合不同模型的优势,弥补单一模型在特定场景中的局限性,从而构建一个更为稳健和高效的预测系统。相比单一模型,权重组合策略能够显著提升模型的泛化能力和预测性能。

在 WCS 的基础上,提出一种以 BiLSTM 为给定模型,SVM、BP、RF 和 GRNN 典型机器学习模型为基准模型的权重组合预测模型。SVM 在处理高维数据和小样本问题时表现优异,但在大规模数据集上训练速度较慢。BP 神经网络具有较强的非线性拟合能力,但容易陷入局部最优,且对超参数敏感。RF 能够处理高维数据且对异常值不敏感,但在处理时间序列数据时表现相对较弱。GRNN 在小样本数据上表现优异,但对大规模数据的计算效率较低。通过将这 4 种模型与 BiLSTM 结合,可以充分发挥各模型优势,弥补单一模型不足,从而提高组合模型整体性能。

在模型构建过程中,首先,通过独立的训练过程分别获得 BiLSTM 模型与 4 种基准模型的初始预测结果,确保每个模型都能充分学习数据的特征;然后,采用验证集误差倒数法对 BiLSTM 与 SVM、BP、RF、GRNN 4 种模型中的任 1 种或 2 种进行加权组合,误差越小,权重越大,同时引入约束条件,确保各模型权重之和为 1;最终获得一个误差最小的权重组合模型,其过程如图 3 所示。计算步骤如下:

(1) 计算单模型在验证集上的误差,公式为

$$E_j = \sum_{i=1}^n |y_{vi} - \tilde{y}_{vi}| \quad (6)$$

式中  $E_j$ ——单模型在验证集上的误差  
 $y_{vi}$ ——单模型在验证集上的预测值  
 $\tilde{y}_{vi}$ ——单模型在验证集上的真实值  
 $n$ ——样本数量

(2) 计算单个模型在组合模型中权重,公式为

$$w_j = \frac{E_j^{-1}}{\sum_{j=1}^m E_j^{-1}} \quad (7)$$

式中  $w_j$ ——组合模型中某个模型权重

$m$ ——组合模型数量

(3) 计算权重组合预测模型的预测值,公式为

$$y = \sum_j^n w_j y_{ij} \quad (8)$$

式中  $y$ ——权重组合预测模型的预测值

$y_{ij}$ ——单模型在测试集上的预测值

### 1.5.3 模型参数设置

通过训练集数据对模型进行训练以确定各模型的最优结构及参数,结果如下:BiLSTM 模型两个隐藏层神经元数量分别设为 80 和 70,模型最大训练轮数为 70,Batchsize 为整体训练集样本数的 1/10,采用均方误差作为损失函数,优化器采用 Adam 算法,初始学习率为 0.001,每 20 步进行一次验证,以确保模型训练的稳定性和性能的实时监控;采用线性核作为 SVM 模型的核函数,惩罚系数取 1.0;BP 模型最大迭代次数设置 500,收敛误差目标值为 0.001,学习率为 0.001,网络结构包含两层隐藏层,隐藏层神经元数量分别为 11 和 10,各层激活函数分别选用 sigmoid 函数(第 1 隐藏层)、tanh 函数(第 2 隐藏层)和 purelin 函数(输出层);RF 模型最佳决策树取 50,最小叶子节点设为 20;GRNN 模型最佳核宽度设为 1.423 1,以适用于目标变量的非线性回归。

### 1.6 模型评价

采用决定系数  $R^2$  和均方误差 (Mean square error, MSE) 对预测模型拟合效果和预测精度进行评价。

## 2 结果与分析

### 2.1 单模型性能对比

采用 BiLSTM 等 5 个模型对膜通量变化量进行预测,结果如表 2 所示。由表 2 可知,BiLSTM、BP、RF 和 GRNN 模型对测试集数据的拟合均较好,4 个模型  $R^2$  均在 0.9 以上,只有 SVM 模型的拟和效果稍差。在预测精度方面,BiLSTM、BP 和 RF 模型预测

表2 单模型性能指标

Tab.2 Single-model performance metrics

模型	MSE/(L <sup>2</sup> ·h <sup>-2</sup> ·m <sup>-4</sup> )	R <sup>2</sup>
SVM	13.42	0.873 9
BP	1.861	0.982 5
RF	2.041	0.980 8
GRNN	6.899	0.935 2
BiLSTM	3.065	0.971 2

误差较小,表明这3个模型均对时序数据有较好的处理效果,GRNN模型和SVM模型预测误差明显偏大,说明这2种模型不适合对时序数据进行处理。

进一步对5种单模型预测误差进行分析,发现5种模型对膜通量变化较平稳的数据预测表现较好,真实值与预测值之间的误差均在合理范围内;而对膜通量变化较剧烈的数据,各个模型的预测结果均出现了不同程度偏差,模型预测值明显滞后于真实值,这表明现有单一模型在处理膜通量变化较大、较快的情况时存在一定不足,无法充分捕捉到膜通量的瞬时变化,从而导致了较大的预测误差。

## 2.2 多模型性能对比

采用误差倒数法计算不同预测模型权重,构建组合权重模型并对膜通量变化量进行预测,结果见表3。可以看出,经过加权组合后,5种单一模型的性能均得到不同程度的提高。其中,表现最差的SVM与BiLSTM权重组合模型R<sup>2</sup>由原来的0.873 9大幅提升到0.949 7,提升0.075 8,MSE则由13.42 L<sup>2</sup>/(h<sup>2</sup>·m<sup>4</sup>)降到5.355 L<sup>2</sup>/(h<sup>2</sup>·m<sup>4</sup>),降低60.10%。原来单个模型中表现最好的BP与BiLSTM加权组合后,虽然R<sup>2</sup>提升得不明显,但预测误差则由1.861 L<sup>2</sup>/(h<sup>2</sup>·m<sup>4</sup>)降到1.032 L<sup>2</sup>/(h<sup>2</sup>·m<sup>4</sup>),降低约44.55%,下降得也非常显著。

在所有组合模型中,BP+BiLSTM+RF模型R<sup>2</sup>最高,达0.990 6,MSE最低,为1.004 L<sup>2</sup>/(h<sup>2</sup>·m<sup>4</sup>),预

表3 权重组合模型性能

Tab.3 Performance of weight combination models

模型	MSE/(L <sup>2</sup> ·h <sup>-2</sup> ·m <sup>-4</sup> )	R <sup>2</sup>
SVM+BiLSTM	5.355	0.949 7
BP+BiLSTM	1.032	0.990 3
RF+BiLSTM	2.060	0.980 6
GRNN+BiLSTM	3.251	0.969 4
GRNN+BiLSTM+SVM	4.518	0.957 5
GRNN+BiLSTM+RF	2.391	0.977 5
BP+BiLSTM+SVM	1.657	0.984 4
RF+BiLSTM+SVM	3.287	0.969 1
BP+BiLSTM+GRNN	1.350	0.987 3
BP+BiLSTM+RF	1.004	0.990 6

测误差相比单一的BP、BiLSTM和RF模型分别降低46.05%、67.24%、50.81%。分析组合模型权重发现,BP模型权重最大,为0.398 7;RF模型权重其次,为0.343 1;BiLSTM模型权重,最小为0.258 2,基本遵循着预测精度高则权重大的原则。这个权重组合模型在所有模型中有最优的表现,可能是因为BP模型擅长拟合简单非线性关系,提供基础的预测能力;BiLSTM模型在捕捉时间序列的动态关系上表现优秀,补充了BP模型的不足;而RF模型的集成式学习,具有较强的鲁棒性和泛化能力。

另外,总体而言,相较单模型的表现(R<sup>2</sup>平均为0.948 7,MSE平均为5.457 L<sup>2</sup>/(h<sup>2</sup>·m<sup>4</sup>)),两个模型加权组合后的表现(R<sup>2</sup>平均为0.972 5,MSE平均为2.925 L<sup>2</sup>/(h<sup>2</sup>·m<sup>4</sup>))有显著提升,而3个模型加权组合后,其R<sup>2</sup>平均为0.977 7,MSE平均为2.368 L<sup>2</sup>/(h<sup>2</sup>·m<sup>4</sup>),也有进一步的提升,这表明权重组合模型在处理变化较大、较快的时序数据方面较单一模型具有优势。

## 2.3 误差分析

为了进一步验证BP+BiLSTM+RF权重组合模型预测能力,做出4种模型预测误差图(图4)。从

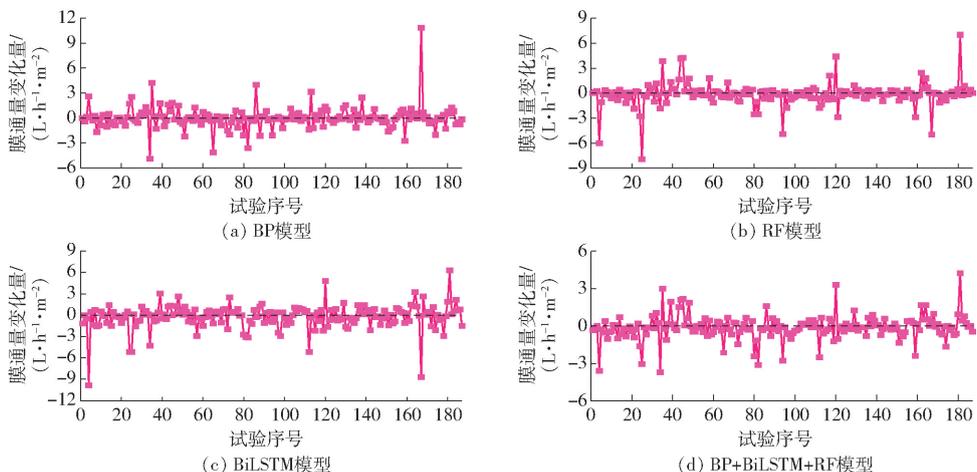


图4 预测结果误差

Fig.4 Error map of prediction results

图4可以看出,与3种单模型相比,BP+BiLSTM+RF权重组合模型误差波动幅度显著小于其他模型,表明本文模型预测值与实际值误差更小,预测效果更稳定。

### 3 结论

(1)与单模型相比,权重组合模型在拟合精度、误差方面均具有显著优势。其中,三模型加权组合

后,模型性能较单模型有显著提升,较两模型加权组合也有一定的提高。

(2)在所有预测模型中,BP+BiLSTM+RF加权组合模型 $R^2$ 最高,MSE最低,能够准确预测谷朊粉加工废水处理膜通量变化情况。

(3)双向长短时记忆网络能够捕捉膜污染的时间依赖性和动态变化特性,适合与时间相关数据的处理。

### 参 考 文 献

- [1] 贲宗友,张季伟,韩动梁,等.谷朊粉颗粒热风干燥动力学模型及水分迁移规律[J].农业工程,2022,12(8):62-67.  
BEN Zongyou, ZHANG Jiwei, HAN Dongliang, et al. Dynamic model and moisture migration law of gluten pellets in hot air drying[J]. Agricultural Engineering, 2022,12(8):62-67. (in Chinese)
- [2] 姜绍通,钟昔阳,潘丽军,等.超高压改性谷朊粉对面条加工品质的影响[J].农业机械学报,2010,41(3):153-157,168.  
JIANG Shaotong, ZHONG Xiyang, PAN Lijun, et al. Effect of addition of ultra-high pressure treated wheat gluten on the quality of noodle[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010,41(3):153-157,168. (in Chinese)
- [3] ZHAO G T, LIU C, LI L M, et al. Structural characteristics and paste properties of wheat starch in natural fermentation during traditional Chinese Mianpi processing[J]. International Journal of Biological Macromolecules, 2024,262:129993.
- [4] 钟昔阳,杨积东,郑志,等.响应面法优化谷朊粉 $\alpha$ -淀粉酶单独酶解分离制备工序参数[J].食品科学,2011,32(24):167-171.  
ZHONG Xiyang, YANG Jidong, ZHENG Zhi, et al. Application of response surface methodology to optimize process parameters for single enzymatic extraction of wheat gluten with  $\alpha$ -amylase[J]. Food Science, 2011,32(24):167-171. (in Chinese)
- [5] 刘永亮,高书波.谷朊粉行业废水处理中的资源回收利用[J].黑龙江科学,2017,8(2):52-53.  
LIU Yongliang, GAO Shubo. Resource recovery in wastewater treatment of vital wheat gluten industry[J]. Heilongjiang Science, 2017,8(2):52-53. (in Chinese)
- [6] 笪晓薇,齐婷,柯威,等.膜分离技术在乳品加工行业中的应用[J].膜科学与技术,2022,42(4):157-162.  
DA Xiaowei, QI Ting, KE Wei, et al. Applications of membrane separation technology in the dairy industry[J]. Membrane Science and Technology, 2022,42(4):157-162. (in Chinese)
- [7] 戴捷,冯志江,陈丽雯,等.膜生物反应器中膜污染控制技术的研究进展[J].水处理技术,2013,39(8):10-13.  
DAI Jie, FENG Zhijiang, CHEN Liwen, et al. Research progress in control technologies of membrane fouling in membrane bioreactor[J]. Technology of Water Treatment, 2013,39(8):10-13. (in Chinese)
- [8] 朱洪光,王旦一.混凝预处理厌氧发酵液对超滤膜通量的影响[J].农业机械学报,2012,43(4):93-99,118.  
ZHU Hongguang, WANG Danyi. Influence of coagulation pretreatment on UF membrane flux of anaerobic fermentation slurry[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012,43(4):93-99,118. (in Chinese)
- [9] CHARFI A, ASLAM M, LESAGE G, et al. Macroscopic approach to develop fouling model under GAC fluidization in anaerobic fluidized bed membrane bioreactor[J]. Journal of Industrial and Engineering Chemistry, 2017,49:219-229.
- [10] BOYLE-GOTLA A, JENSEN P D, YAP S D, et al. Dynamic multidimensional modelling of submerged membrane bioreactor fouling[J]. Journal of Membrane Science, 2014,467:153-161.
- [11] ZHANG W J, RUAN X H, MA Y L, et al. Modeling and simulation of mitigating membrane fouling under a baffle-filled turbulent flow with permeate boundary[J]. Separation and Purification Technology, 2017,179:13-24.
- [12] MEENA P K, SHARMA J G, JAIN M. Recovery of whey protein by using microfiltration: artificial neural network-based modeling and effects of different operating parameters[J]. Journal of Food Process Engineering, 2024,47(10):e14756.
- [13] 樊吉霖,刘洪波,薛祝缘,等.基于人工神经网络的MBR膜污染研究现状[J].膜科学与技术,2021,41(4):154-159.  
FAN Jilin, LIU Hongbo, XUE Zhuyuan, et al. The research status of artificial neural networks in membranefouling prediction in MBRs[J]. Membrane Science and Technology, 2021,41(4):154-159. (in Chinese)
- [14] LIM S J, KIM Y M, PARK H, et al. Enhancing accuracy of membrane fouling prediction using hybrid machine learning models[J]. Desalination and Water Treatment, 2018,146:22-28.
- [15] 谢伯逊,赵海岑,陈杰,等.注意力机制驱动的AnMBR膜污染预测机器学习模型构建[J/OL].工业水处理, <http://doi.org/10.19965/j.cnki.iwt.2024-0719>.
- [16] SCHMITT F, BANU R, YEOM I T, et al. Development of artificial neural networks to predict membrane fouling in an anoxic-aerobic membrane bioreactor treating domestic wastewater[J]. Biochemical Engineering Journal, 2018,133:47-58.
- [17] 陈艳,牛亚林,彭兴,等.基于深度学习模型的中试纳滤系统膜污染预测研究[J].兰州交通大学学报,2024,43(5):103-112.  
CHEN Yan, NIU Yalin, PENG Xing, et al. Prediction of membrane fouling in pilot nanofiltration system based on deep

- learning model[J]. *Journal of Lanzhou Jiaotong University*, 2024,43(5): 103 – 112. (in Chinese)
- [18] NIU C, LI B, WANG Z. Using artificial intelligence-based algorithms to identify critical fouling factors and predict fouling behavior in anaerobic membrane bioreactors[J]. *Journal of Membrane Science*, 2023,687:122076.
- [19] YAO J Q, WU Z Y, LIU Y, et al. Predicting membrane fouling in a high solid AnMBR treating OFMSW leachate through a genetic algorithm and the optimization of a BP neural network model[J]. *Journal of Environmental Management*, 2022,307: 114585.
- [20] MIRBAGHERI S A, BAGHERI M, BAGHERI Z, et al. Evaluation and prediction of membrane fouling in a submerged membrane bioreactor with simultaneous upward and downward aeration using artificial neural network-genetic algorithm[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2015,96:111 – 124.
- [21] SHIM J, PARK S, CHO K H. Deep learning model for simulating influence of natural organic matter in nanofiltration[J]. *Water Research*, 2021,197(2):117070.
- [22] 李树君, 谢安, 林亚玲, 等. 马铃薯淀粉废水处理技术[J]. *农业机械学报*, 2010,41(增刊):191 – 194.  
LI Shujun, XIE An, YANG Yaling, et al. Treatment of potato starch wastewater[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2010,41(Supp. 1):191 – 194. (in Chinese)
- [23] 檀胜, 苏仪, 杭晓风, 等. 离心-絮凝沉淀-膜分离处理红薯淀粉废水的研究[J]. *水处理技术*, 2021,47(10):80 – 84,89.  
TAN Sheng, SU Yi, HANG Xiaofeng, et al. Study on treatment of sweet potato starchy wastewater by centrifugation – flocculation – membrane separation[J]. *Technology of Water Treatment*, 2021,47(10):80 – 84,89. (in Chinese)
- [24] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局. 出口乳、蛋、豆类食品中蛋白质含量的测定——考马斯亮蓝法:SN/T 3926—2014[S]. 北京:中国标准出版社,2007.
- [25] 孙龙清, 吴雨寒, 孙希蓓, 等. 基于 IBAS 和 LSTM 网络的池塘水溶解氧含量预测[J]. *农业机械学报*, 2021,52(增刊): 252 – 260.  
SUN Longqing, WU Yuhan, SUN Xibei, et al. Dissolved oxygen prediction model in ponds based on improved beetle antennae search and LSTM network[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021,52(Supp.):252 – 260. (in Chinese)
- [26] 石庆兰, 束金阳, 李道亮, 等. 基于 BiLSTM – GRU 融合网络的稻虾养殖溶解氧含量预测[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(10):364 – 370.  
SHI Qinglan, SHU Jinyang, LI Daoliang, et al. Dissolved oxygen prediction in rice and shrimp culture based on BiLSTM – GRU fusion neural networks[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023,54(10):364 – 370. (in Chinese)
- [27] 王鹏新, 乔琛, 李俐, 等. 基于 Shapley 值组合预测的玉米单产估测[J]. *农业机械学报*, 2021,52(9):221 – 229.  
WANG Pengxin, QIAO Chen, LI Li, et al. Estimation of maize yield based on Shapley value combination forecasting[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021,52(9):221 – 229. (in Chinese)