

引文格式:王记昌,田静,朱清智.基于PSO-BP模型的化纤污泥中锌浸出工艺智能优化研究[J].中国有色冶金,2026,55(3):144-151.

WANG Jichang, TIAN Jing, ZHU Qingzhi. Intelligent optimization of zinc leaching from chemical fiber sludge via PSO-BP neural network[J]. China Nonferrous Metallurgy, 2026, 55(3): 144-151.

基于PSO-BP模型的化纤污泥中锌浸出工艺智能优化研究

王记昌¹, 田 静², 朱清智¹

(1.河南工业职业技术大学,河南 南阳 473000;

2.河南中原黄金冶炼厂有限责任公司,河南 三门峡 472000)

[摘 要] 某化纤污泥中锌含量达5.98%,具备良好的综合回收价值。本文采用硫酸浸出法回收该污泥中的锌,系统考察了浸出硫酸浓度、时间、温度、液固比等因素对锌浸出率的影响;并基于单因素试验数据,构建PSO-BP模型对工艺参数进行了全局寻优,最后对寻优结果进行了验证,得到以下主要结论。单因素试验确定的最优工艺参数为浸出硫酸浓度 $2\text{ mol}\cdot\text{L}^{-1}$ 、搅拌浸出时间60 min、温度 30°C 、液固比 $4:1\text{ mL}\cdot\text{g}^{-1}$,锌平均浸出率97.91%;PSO-BP模型优化后的最佳工艺参数为浸出硫酸浓度 $2.16\text{ mol}\cdot\text{L}^{-1}$ 、搅拌浸出时间64.1 min、温度 33.58°C 、液固比 $4.18:1\text{ mL}\cdot\text{g}^{-1}$,该条件下,模型预测锌浸出率为98.96%,验证试验锌平均浸出率为98.91%,相对误差为0.05%,充分验证了优化模型的准确性与所获工艺参数的可靠性。模型优化后确定的最佳工艺锌浸出率比单因素试验确定的最佳浸出率高出1个百分点,产生了明确的经济价值和环保效益,不但为化纤污泥的锌资源回收提供了工艺参数和决策支持,而且为固废资源化工艺向智能化、精准化发展提供了新的思路。

[关键词] 化纤污泥; 锌回收; 硫酸浸出; 粒子群算法; 神经网络; PSO-BP模型; 智能优化

[中图分类号] TF813; TP183 [文献标识码] A [文章编号] 1672-6103(2026)03-0144-08

DOI: 10.19612/j.cnki.cn11-5066/tf.2026.03.015

0 引言

化纤污泥是化纤工厂污水处理的产物,成分复杂且含有部分难降解的有机物,任意堆放会对周边环境造成严重的污染^[1]。目前,关于化纤污泥的资源化利用多用于制备水泥,对其中价组分综合回收鲜有报道。某化纤企业年生产化纤污泥约3万t,化纤污泥(烘干后)锌含量为5.98%,具有较高的回收价值。部分学者采用不同的含锌尘泥物料开展了锌回收研究,并进行了优化分析。彭庆康等^[2]采用氨-铵浸出法从电镀污泥中进行锌的浸出工艺研

究,通过单因素试验确定最佳工艺条件,在固液比 $1:4$ 、氨-铵体积比 $1:5$ 、加总氨量与电镀污泥比 $12\text{ mL}\cdot\text{g}^{-1}$ 、 30°C 恒温搅拌浸120 min的条件下,锌的浸出率达到91.5%;但该寻优方式无法考量因素间的交互作用,获得的仅是局部最优。信晓飞等^[3]利用稀硫酸作为浸出剂,开展了从含锌尘泥中选择性浸出试验研究,采用响应曲面法对锌的浸出率进行优化,最终获得的浸出率达到95.58%;由于该优化方式拟合能力有限,预测精度很难保证。

针对工艺优化,传统方法主要有单因素试验、经典的试验设计与优化法(如响应曲面法),这两种传统优化方法通常需开展大量的试验,投入的人力、物料及时间成本较高,对于多因素优化,因素个数增多使得试验次数呈指数级增加,优化效率较低。为了突破上述瓶颈,人工智能方法给出了全新的路径。人工神经网络具有强大的非线性映射能

[收稿日期] 2026-01-28 [修订日期] 2026-03-14

[录用日期] 2026-03-18 [出版日期] 2026-06-01

[第一作者] 王记昌(1983—),男,河南周口人,硕士研究生,讲师,主要从事工业过程的智能建模、优化与控制研究。

[基金项目] 2022年国家重点研发计划资金资助(2022YFC2904205)。

力,能够从有限数据中学习工艺参数与性能指标之间的对应关系,建立高精度的预测模型。通过模型采用数值模拟的方式寻找最佳工艺参数,优化效率高、成本低。诸多学者在该领域开展了广泛的研究,取得一定的应用效果。吉庆锋等^[4]将 BP 神经网络应用在湿法炼锌浸出工艺中,构建了神经网络模型,并验证了模型的有效性。郭锐^[5]将 X 射线荧光光谱应用在锌冶炼固废金属分析中,构建 X 射线荧光光谱与径向基函数神经网络的融合模型(X-ray fluorescence-radial basis function neural network model, XRF-RBF)实现锌冶炼渣的自动分类,采用差异化工艺回收固废金属,金属回收率均超 92%。Zhou C 等^[6]提出了质量浓度守恒与神经网络混合模型(Mass-Concentration Conservation and Neural Network, MCCNN),为锌浸出过程建模提供了可行且有效的解决方案。

在人工神经网络中,BP 神经网络应用广泛。BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,由 Rumelhart 等于 1986 年首次提出^[7],因其结构简单、非线性拟合能力强,被广泛应用于工艺参数优化与预测领域。针对 BP 神经网络易陷入局部最优、对初始权重敏感等问题^[8],引入 PSO 算法进行参数优化。该算法是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年首次提出的^[9],其核心思想模拟鸟群觅食的群体协作行为,通过粒子在解空间中的位置与速度迭代更新实现全局寻优,解决传统 BP 神经网络初始权重与偏置随机化导致的局部最优问题。何丹等^[10]将 PSO-BP 模型应用在废水处理软测量中,预测性能得到显著提高。张聪聪等^[11]将 PSO-BP 模型应用在保护渣性能预测中,结果显示,样本误差波动降低,整体预测精度提高。陈新辉等^[12]将 PSO-BP 模型应用在混输管道持液率预测中,得出其误差最小、拟合程度最高。文献表明,PSO-BP 模型针对不同的应用领域已展现出良好预测性能,但对化纤污泥中锌浸出工艺优化研究仍较为缺乏,无法为锌在该场景下的高效回收提供有效的技术支撑。

本研究将 PSO-BP 模型引入化纤污泥中锌的浸出工艺优化,首先进行单因素试验,采用试验结果作为 PSO-BP 模型的输入特征,并进行模型训练、测试,最后根据寻优结果进行验证。该研究不仅为化纤污泥中锌的高效浸出提供了最佳的工艺参数与

决策支持,而且为固废资源化工艺向智能化、精准化发展提供了新的思路。

1 试验原料及方法

1.1 化纤污泥

化纤污泥取自某化纤厂,烘干后作为试验样品,化学元素分析结果见表 1。数据表明,样品中锌是主要有价元素,含量为 5.98%,碳、硫、镁、钙含量分别为 8.94%、8.76%、4.30%、10.84%,其余主要元素为钠、铝、铁、硅等。对化纤污泥样品进行了 X 衍射分析(图 1),结果显示,该样品主要矿物组分为石膏、方解石和纤锌矿,净含量分别为 59.0%、27.5% 和 12.5%。

表 1 化纤污泥主要元素组成表(质量分数)

元素	C	Mg	Zn	S	Ca	Al	Fe	Na	Si
含量	8.94	4.30	5.98	8.76	10.84	2.66	0.62	1.52	2.74

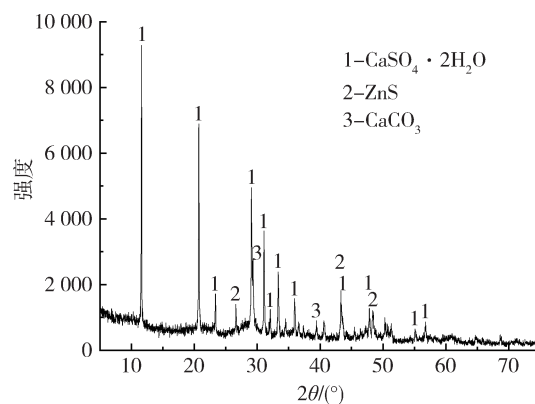


图 1 化纤污泥 XRD 谱图

Fig. 1 XRD pattern of chemical fiber sludge

1.2 研究思路及试验方法

1.2.1 研究思路

本研究先采用单因素试验法,考察浸出硫酸浓度、时间、温度及液固比对锌浸出率的影响。在考察某一因素时,仅改变该因素水平,其余因素均保持恒定。依据试验结果,以因素水平为横坐标、锌浸出率为纵坐标绘制变化趋势曲线。图中每个数据点均为 6 次平行试验的均值,并以误差棒($\pm$ 标准差)表示数据的离散程度,用以评估试验的可重复性。然后构建 PSO-BP 模型,并将单因素试验结果

作为输入特征进行模型训练、测试。最后根据寻优结果进行验证。

1) 单因素试验。固定试验条件恒温搅拌浸出时间 60 min、温度 25℃、液固比 4:1 mL·g⁻¹, 考察硫酸浓度 (0.5、1.0、1.5、2.0、3.0、4.0、5.0 mol·L⁻¹) 对锌浸出率的影响; 固定试验条件浸出硫酸浓度 2 mol·L⁻¹、温度 25℃、液固比 4:1 mL·g⁻¹, 考察恒温搅拌浸出时间 (20、40、60、90、120 min) 对 Zn 浸出率的影响; 固定试验条件浸出硫酸浓度 2 mol·L⁻¹、恒温搅拌浸出时间 60 min、液固比 4:1 mL·g⁻¹, 考察温度 (25、30、40、50、60、70℃) 对 Zn 浸出率的影响; 固定试验条件浸出硫酸浓度 2 mol·L⁻¹、室温搅拌浸出时间 60 min, 考察液固比 (2:1、3:1、4:1、5:1、6:1 mL·g⁻¹) 对 Zn 浸出率的影响。

2) 构建 PSO-BP 模型。基于试验数据, 选取浸出硫酸浓度、时间、温度及液固比作为输入特征, 锌浸出率为目标, 构建包含输入层、隐藏层与输出层的 BP 神经网络模型。针对传统 BP 神经网络存在的缺陷, 引入 PSO 算法对 BP 网络的初始权重和阈值进行全局寻优, 构建 PSO-BP 模型。利用该模型对浸出工艺参数进行优化, 确定最佳工艺参数。

3) 验证试验。采用优化后的最佳工艺参数, 进行 3 次平行试验, 以验证 PSO-BP 模型的有效性。

1.2.2 试验方法

按照一定浸出液固比将一定浓度的硫酸溶液加入到烧杯中, 称取 50.00 g 烘干后化纤污泥, 恒温搅拌下化纤污泥加入到硫酸溶液中, 按照设定时间恒温搅拌浸出并过滤洗涤, 水洗至中性后烘干, 浸出渣送样进行化学元素分析。根据式(1)计算锌浸出率。

$$E\% = \left(1 - \frac{W_{\text{渣}} \times A_{\text{渣}}}{W_{\text{矿}} \times A_{\text{矿}}}\right) \times 100\% \quad (1)$$

式中: $E\%$ 为锌的浸出率; $W_{\text{矿}}$ 为浸出试验原料加入质量; $A_{\text{矿}}$ 为原料中锌的百分含量; $W_{\text{渣}}$ 为浸出试验浸出渣的质量; $A_{\text{渣}}$ 为浸出渣中锌的百分含量。

2 试验结果与讨论

2.1 浸出硫酸浓度的影响

不同硫酸浓度对 Zn 浸出率的影响结果如图 2 所示。由结果可知, 浸出渣中 Zn 含量随浸出硫酸浓度增加呈现整体降低的趋势, 在浸出硫酸浓度小

于 2 mol·L⁻¹ 时, 浸出渣中 Zn 含量下降明显, 当浸出硫酸浓度大于 2 mol·L⁻¹ 时, 浸出渣中 Zn 含量变化不大。Zn 浸出率随浸出硫酸浓度增加呈现整体升高趋势, 当浸出硫酸浓度达到 2 mol·L⁻¹ 后, Zn 浸出率接近 98%。分析原因, 化学污泥中含有 27.5% 的碳酸钙, 浸出过程中碳酸钙会消耗一定量的硫酸, 所以在浸出硫酸浓度小于 2 mol·L⁻¹ 时, 锌浸出率增加比较明显, 在浸出硫酸浓度小于 1 mol·L⁻¹ 时, 锌浸出率较低。选择较优硫酸浓度为 2 mol·L⁻¹。

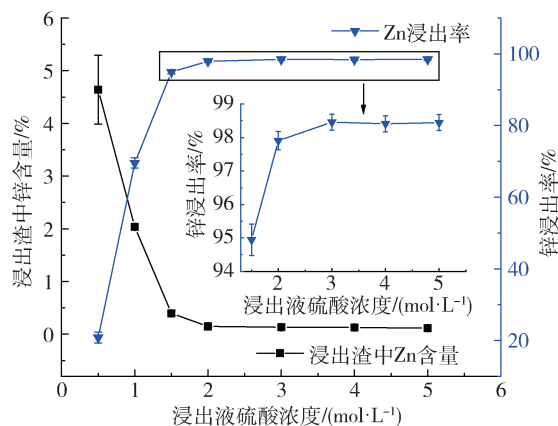


图2 浸出液硫酸浓度对锌浸出率的影响

Fig. 2 Effect of leaching sulfuric acid concentration on zinc leaching rate

2.2 浸出时间的影响

浸出时间对 Zn 浸出率的影响结果如图 3 所示。由结果可知, 浸出渣中 Zn 含量随浸出时间延长呈现整体降低的趋势, 在浸出时间小于 60 min 时, 浸出渣中 Zn 含量下降较明显; 当浸出时间大于 60 min 后, 浸出渣中 Zn 含量几乎不再变化。较优浸出时间为 60 min。

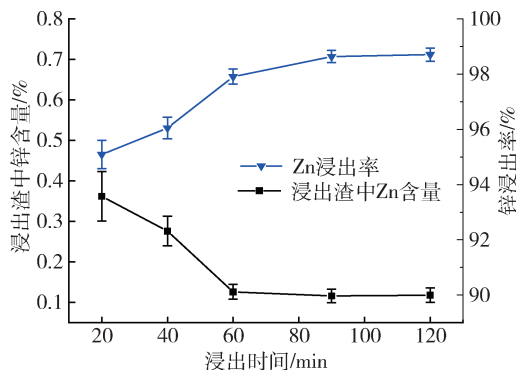


图3 浸出时间对锌浸出率的影响

Fig. 3 Effect of leaching time on zinc leaching rate

2.3 浸出温度的影响

浸出温度对 Zn 浸出率的影响结果如图 4 所示。由结果可知,浸出渣中 Zn 含量随浸出温度升高呈现整体降低的趋势,但变化不大。Zn 浸出率随浸出温度升高呈现整体升高趋势,当浸出温度超过 30℃ 后,Zn 浸出率增幅较小。需要注意的是,浸出温度升高会造成浸出过程碳酸钙与硫酸反应较剧烈,浸出初始便产生大量泡沫,给浸出操作带来不便。综合考虑,选择 30℃ 为最优浸出温度。

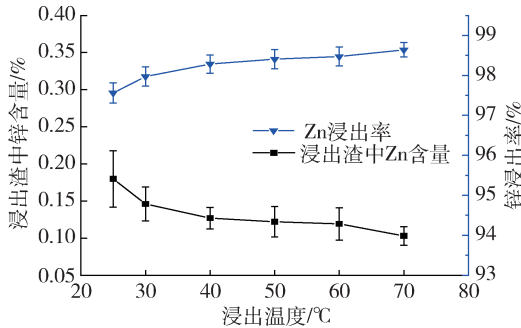


图 4 浸出温度对锌浸出率的影响

Fig. 4 Effect of leaching temperature on zinc leaching rate

2.4 浸出液固比的影响

浸出液固比对 Zn 浸出率的影响结果如图 5 所示。由结果可知,浸出渣中 Zn 含量随浸出液固比增加呈现整体降低的趋势,在浸出液固比小于 4:1 mL·g⁻¹ 时,浸出渣中 Zn 含量下降明显;当浸出液固比大于 4 时,浸出渣中 Zn 含量几乎不再减少。Zn 浸出率随浸出液固比增加呈现整体升高趋势,当浸出液固比达到 4 后,Zn 浸出率接近 98%,增加明显放缓。选择较优液固比参数值为 4:1 mL·g⁻¹。

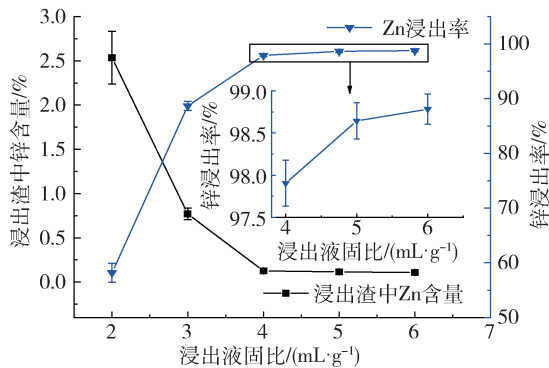


图 5 浸出液固比对锌浸出率的影响

Fig. 5 Effect of leaching liquid-to-solid ratio on zinc leaching rate

3 工艺优化

3.1 PSO-BP 模型的构建

3.1.1 BP 神经网络原理

BP 神经网络由输入层、隐藏层和输出层组成,其核心是通过正向传播计算预测值,反向传播修正权重与偏置以最小化误差。正向传播过程为输入特征经输入层传递至隐藏层,通过激活函数处理后传递至输出层,计算公式见式(2)(3)。

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i + b_j\right) \quad (2)$$

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^m \omega_{jk} h_j + b_k\right) \quad (3)$$

式中: x_i 为输入层节点值; h_j 为隐藏层节点值; y_k 为输出层节点值; ω_{ij} 、 ω_{jk} 分别为输入层到隐藏层、隐藏层到输出层的权重; b_j 、 b_k 分别为隐藏层、输出层的偏置; $f(\cdot)$ 为激活函数。

反向传播过程:通过梯度下降法修正权重与偏置,使预测值与真实值的误差最小化。权重与偏置的更新公式见式(4)(5)。

$$\omega_{t+1} = \omega_t - \eta \frac{\partial E}{\partial \omega_t} \quad (4)$$

$$b_{t+1} = b_t - \eta \frac{\partial E}{\partial b_t} \quad (5)$$

式中: η 为学习率,控制更新步长; E 为误差函数,针对回归问题或分类问题,需选取对应的误差函数。

3.1.2 PSO 算法原理

PSO 算法是一种基于群体智能的优化算法,通过群体中个体粒子之间的信息共享与协作,在复杂解空间中搜索最优解。每个粒子的位置对应一组待优化参数,速度则决定粒子的移动趋势。粒子通过跟踪个体最优与全局最优更新自身速度与位置,对应的更新公式见式(6)(7)。

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 r_1 (pbest_i - x_i(t)) + c_2 r_2 (gbest - x_i(t)) \quad (6)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (7)$$

式中: $v_i(t)$ 、 $x_i(t)$ 分别为第 i 粒子在 t 时刻的速度与位置; ω 为惯性权重,控制粒子继承先前速度的能力; c_1 、 c_2 为学习因子,分别控制粒子向个体最优和全局最优靠近的能力; r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 随机数,增加搜索的随机性; $pbest_i$ 为第 i 个粒子的个体最优位置; $gbest$ 为群体全局最优位置。

3.1.3 模型的构建

考虑到获取的试验数据量属于小样本,为避免模型过拟合或欠拟合,对隐藏层结构进行了设计。

1)隐藏层数。设置为1~3层。层数过少可能导致模型拟合能力不足,而层数过多在小样本下极易引发过拟合。

2)隐藏层神经元数量。各隐藏层神经元数量设定在10~50个之间。神经元数量过少会限制模型表达能力,导致欠拟合,而数目过多则会显著增加模型参数量,在小样本下易出现过拟合,同时也会降低PSO算法搜索效率。

在PSO-BP模型中,对4个超参数进行优化:隐藏层数、各隐藏层神经元数量、学习率以及L2范数正则化(L2-norm regularization, L2正则化)系数。为保证每个粒子的位置能够编码为一组完整的超参数组合,将粒子搜索空间的维度设定为4,与超参数数量保持一致。在设置PSO种群规模时,考虑到搜索空间为4维,通常将种群数量设置在20~50之间。若粒子数量过少,容易导致搜索覆盖不充分,陷入局部最优;而粒子数量过多,则会显著增加每轮迭代中模型训练的总时间。基于上述权衡,本研究将粒子数设定为25个。

3.1.4 模型的运行流程

首先,通过PSO算法迭代搜索寻得全局最优位置;随后,解析该位置以构建BP神经网络,完成超参数配置与网络权重的初始化;接着,使用训练集对模型进行训练,以拟合输入特征与目标输出间的非线性映射关系;最终,在测试集及独立验证集上验证模型的泛化能力。具体流程如图6所示。

在图6中,初始化操作包括数据预处理与参数初始化。其一,对全部数据进行了异常值处理与归一化,并将138组数据划分为110组训练集和28组测试集。其二,对关键参数进行初始化,包括PSO的学习因子 c_1 、 c_2 ,以及BP神经网络的拓扑结构参数,如神经元数量。

3.2 模型预测结果分析

为评估PSO-BP模型对化纤污泥锌浸出率的预测性能,选取 R^2 、 MSE 和 MAE 作为评价指标。其中, R^2 用于衡量模型的拟合优度; MSE 与 MAE 则用于评估预测误差, MSE 对异常值更为敏感,而 MAE 能提供更稳健的偏差估计。各项指标的计算公式见式(8)~(10)。

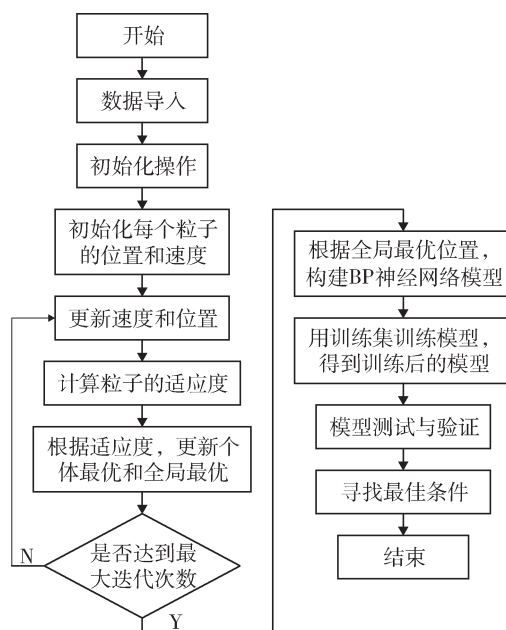


图6 PSO-BP模型的运行流程图

Fig. 6 Flowchart of the PSO-BP model operation

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (8)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (9)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (10)$$

式中: y_i 为第*i*个样本的真实值; $\hat{y}_i$ 为所有样本真实值的平均值; $\bar{y}$ 为第*i*个样本的模型预测值; n 为样本数。

PSO算法的寻优过程如图7所示。经过50次迭代,种群(由25个粒子构成)的适应度(以 R^2 度量)最终收敛于0.9984。

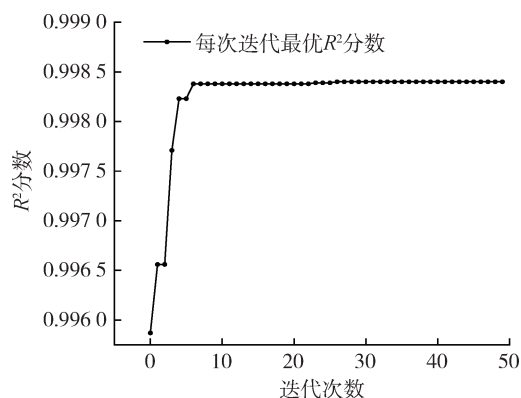


图7 PSO算法寻优过程

Fig. 7 Convergence process of the PSO algorithm

经由 PSO 算法对 BP 神经网络的结构与超参数进行优化,得到的最优配置为:2 个隐藏层,每层 25 个神经元,学习率 0.024 78, L2 正则化系数 0.007 077。该超参数组合在保证模型拟合能力的同时,有效规避了过拟合与收敛缓慢的问题。基于此配置训练最终模型,并在测试集与独立验证集上评估其泛化性能,其中,独立验证集数据来源于现有试验数据 10 组和前期数据 20 组,共计 30 组数据。预测结果如图 8 所示。

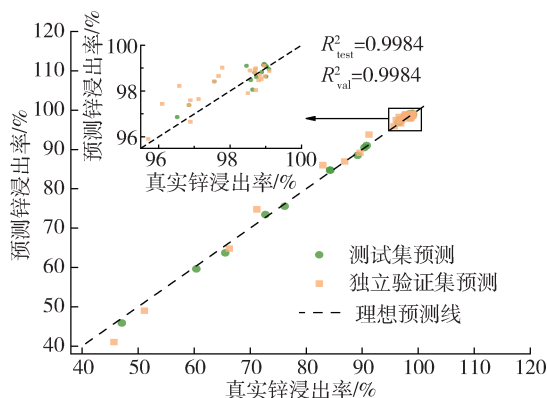


图8 预测结果

Fig. 8 Prediction results

从图 8 的预测结果可以知,通过测试集与独立验证集获得的模型预测指标 R^2 值分别为 0.998 4 和 0.988 4,均接近于 1,说明模型的拟合优度较高,超过 98.8% 的数据变异性能被模型所解释。此外,所有预测散点均围绕在理想预测线附近,在整个区间内未出现明显偏离,证实了模型具有良好的泛化能力和稳定的预测精度。相对独立验证集来说,使用测试集预测的结果更好,其散点分布更贴近理想预测线,绝对误差更小, R^2 更贴近于 1。

针对独立验证集的模型预测误差进行了统计,其误差分布如图 9 所示。

从图 9 独立验证集模型预测误差分布结果可知,平均预测误差为 0.23%,其 95% 置信区间为 $[-0.32\%, 0.78\%]$,区间包含零点,表明平均误差在统计上不显著。预测误差的标准差为 1.48%,反映了预测值围绕均值的离散程度较小。综合来看,该模型体现较高的预测准确性,且偏差范围可控。

针对独立验证集的模型预测,获得的评价指标显示:均方误差(MSE)为 2.2418×10^{-4} ,反映出预测误差整体很小且分布稳定;平均绝对误差(MAE)

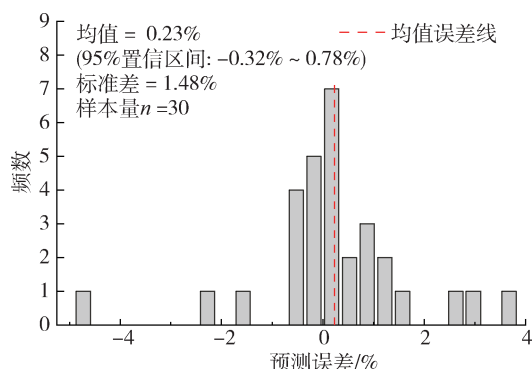


图9 预测误差分布

Fig. 9 Distribution of prediction errors

为 9.981×10^{-3} ,进一步表明平均预测偏差极小。由于该误差水平低于工程容许误差(通常为 1% ~ 2%),说明模型在保持高精度的同时,具备良好的工程适用性。

3.3 模型优化结果与验证

基于 PSO-BP 模型进行全局工艺优化,确定最佳工艺参数为浸出硫酸浓度 $2.16 \text{ mol} \cdot \text{L}^{-1}$ 、搅拌浸出时间 64.1 min、温度 33.58°C 、液固比 $4.18:1 \text{ mL} \cdot \text{g}^{-1}$,在该参数下模型获得的浸出率可达 98.96%。在最佳工艺参数下,做 3 次平行试验进行验证;单因素试验下确定的锌浸出率最佳工艺参数为浸出硫酸浓度 $2 \text{ mol} \cdot \text{L}^{-1}$ 、搅拌浸出时间 60 min、温度 30°C 、液固比 $4:1 \text{ mL} \cdot \text{g}^{-1}$,做 3 次平行试验进行验证。将本试验结果与单因素最优工艺参数的验证结果进行对比,见表 2。

表2 模型优化与单因素最优验证试验结果对比

Table 2 Comparison of verification test results by model optimization and single factor optimal

试验类型	试验编号	Zn 浸出率/%	浸出渣中 Zn 含量/%
模型优化验证 试验	No.1	98.89	0.10
	No.2	98.97	0.09
	No.3	98.87	0.10
	平均	98.91	0.10
单因素最优 验证试验	No.4	97.86	0.16
	No.5	97.98	0.15
	No.6	97.88	0.16
	平均	97.91	0.16

由表 2 可知,模型优化验证试验实际锌平均浸出率达 98.91%,相对误差 0.05%,与预测值高度吻合;该结果高出单因素最优验证试验锌平均浸出率

(97.91%)1个百分点。

4 结论

针对化纤污泥中锌具有可回收价值,本研究采用硫酸对其进行了浸出试验,考察了各因素对锌浸出率的影响,并创新性采用 PSO-BP 模型对工艺参数进行了全局寻优,最后对寻优结果进行了验证,得到以下主要结论。

1) 化纤污泥中锌含量高达 5.98%,具备良好的回收价值;物相分析表明,污泥主要矿物组分为石膏、方解石和纤锌矿。

2) 单因素试验确定的最优工艺参数为浸出硫酸浓度 $2 \text{ mol} \cdot \text{L}^{-1}$ 、搅拌浸出时间 60 min、温度 30°C 、液固比 $4:1 \text{ mL} \cdot \text{g}^{-1}$, 锌平均浸出率 97.91%。

3) 基于单因素试验数据构建了 PSO-BP 模型,该模型在独立验证集上的评价指标 R^2 为 0.988 4、 MSE 为 2.2418×10^{-4} 、 MAE 为 9.981×10^{-3} , 具有高精度与可靠性;模型优化后的最佳工艺参数为浸出硫酸浓度 $2.16 \text{ mol} \cdot \text{L}^{-1}$ 、搅拌浸出时间 64.1 min、温度 33.58°C 、液固比 $4.18:1 \text{ mL} \cdot \text{g}^{-1}$, 该条件下,模型预测锌浸出率为 98.96%,验证试验锌平均浸出率为 98.91%,相对误差为 0.05%,充分验证了优化模型的准确性与所获工艺参数的可靠性。

4) 模型优化后确定的最佳工艺锌浸出率比单因素试验确定的最佳浸出率高出 1 个百分点,产生了明确的经济价值和环保效益,不但为化纤污泥的锌资源回收提供了工艺参数和决策支持,而且为固废资源化工艺向智能化、精准化发展提供了新的思路。

[参考文献]

- [1] 董辰光,朱跃华,吴昊泽. 应用化纤污泥制备硅酸盐水泥力学性能研究[J]. 水泥工程, 2022(3): 17-19.
DONG Chenguang, ZHU Yuehua, WU Haoze. Mechanical properties of Portland cement made using chemical fiber sludge [J]. Cement Engineering, 2022(3): 17-19.
- [2] 彭庆康,刘定富,郑智,等. 电镀污泥中锌的浸出工艺研究[J]. 山东化工, 2015(17): 177-179.
PENG Qingkang, LIU Dingfu, ZHENG Zhi, et al. A study of optimal conditions for leaching zinc from electroplating sludge [J]. Shandong Chemical Industry, 2015, 44(17): 177-179.
- [3] 信晓飞,张晋霞,冯洪均. 响应曲面法优化含锌尘泥选择性浸出工艺[J]. 矿产综合利用, 2021(2): 146-151.
XIN Xiaofei, ZHANG Jinxia, FENG Hongjun. Optimization of selective leaching technology from zinc-bearing dust using response surface methodology [J]. Multipurpose Utilization of Mineral Resources, 2021(2): 146-151.
- [4] 吉庆锋,李先柏,杨小中,等. BP 神经网络在湿法炼锌浸出工艺中的应用[J]. 矿冶工程, 2006, 26(6): 62-64.
JI Qingfeng, LIU Xianbai, YANG Xiaozhong, et al. Application of BP neural network in leaching technology of zinc hydrometallurgy [J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2006, 26(6): 62-64.
- [5] 郭锐. 基于 X 射线荧光光谱分析的锌冶炼固废金属分析[J]. 山西冶金, 2025(6): 139-141.
GUO Rui. Metal analysis of zinc smelting solid waste based on X-ray fluorescence spectroscopy analysis [J]. Shanxi Metallurgy, 2025, 48(6): 139-141.
- [6] ZHOU C, CHENG C H, HUANG K K. Hybrid model of mass-concentration conservation and neural network for zinc leaching[J]. JOM, 2023, 75(12): 1684-1694.
- [7] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors [J]. Nature, 1986, 323(6088): 533-536.
- [8] 陈荣春,木合塔尔·克力木,杨波,等. 基于 SCNGO 优化 BP 神经网络的液压系统故障诊断[J]. 机床与液压, 2025, 53(14): 186-192.
CHEN Rongchun, MUHETAER Kelimu, YANG Bo, et al. Fault diagnosis of hydraulic system based on SCNGO optimized BP neural network [J]. Machinetool & Hydraulics, 2025, 53(14): 186-192.
- [9] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of the 1995 International Conference on Neural Networks (ICNN'95). Piscataway: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [10] 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 Dan, LIN Laipeng, LI Xiaoyong, 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.
- [11] 张聪聪,邓小旋,刘洋,等. 基于 PSO-BP 神经网络的保护渣性能预测[J]. 连铸, 2024(6): 83-90.
ZHANG Congcong, DENG Xiaoxuan, LIU Yang, et al. Performance prediction of mold flux based on PSO-BP neural network [J]. Continuous Casting, 2024(6): 83-90.
- [12] 陈新辉,黄思,官天日,等. 基于 PSO-BP 算法的混输管道持液率预测模型[J]. 化学工程, 2025, 53(6): 89-94.
CHEN Xinhui, HUANG Si, GUAN Tianri, et al. Prediction model of liquid holdup of multiphase pipelines based on PSO-BP algorithm [J]. Chemical Engineering (China), 2025, 53(6): 89-94.

Intelligent optimization of zinc leaching from chemical fiber sludge via PSO-BP neural network

WANG Jichang¹, TIAN Jing², ZHU Qingzhi¹

(1. Henan Vocational University of Industrial Technology, Nanyang 473000, China;

2. Henan Zhongyuan Gold Smelter Co., Ltd., Sanmenxia 472000, China)

Abstract: The zinc content in a certain type of chemical fiber sludge reaches 5.98%, indicating a high potential for comprehensive recovery. In this paper, a sulfuric acid leaching method was employed to recover zinc from the sludge. The effects of key factors, including sulfuric acid concentration, leaching time, temperature, and liquid-to-solid ratio, on the zinc leaching efficiency were systematically investigated. Based on the single-factor experimental data, a PSO-BP model was constructed to globally optimize the process parameters, and the optimization results were subsequently validated. The main conclusions are as follows. The optimal process parameters determined by single-factor experiments were: sulfuric acid concentration of $2 \text{ mol} \cdot \text{L}^{-1}$, leaching time of 60 min, temperature of 30°C , and liquid-to-solid ratio of $4:1 \text{ mL} \cdot \text{g}^{-1}$, under which the average zinc leaching efficiency was 97.91%. The optimal parameters obtained from the PSO-BP model were: sulfuric acid concentration of $2.16 \text{ mol} \cdot \text{L}^{-1}$, leaching time of 64.1 min, temperature of 33.58°C , and liquid-to-solid ratio of $4.18:1 \text{ mL} \cdot \text{g}^{-1}$. Under these conditions, the model-predicted zinc leaching efficiency was 98.96%, and the average experimental zinc leaching efficiency was 98.91%, with a relative error of 0.05%, fully validating the accuracy of the optimization model and the reliability of the obtained process parameters. Compared with the single-factor results, the optimal zinc leaching efficiency after model optimization was improved by one percentage point, yielding significant economic and environmental benefits. This study not only provides process parameters and decision support for the recovery of zinc from chemical fiber sludge but also offers a new approach for the intelligent and precise development of solid waste resource utilization processes.

Key words: chemical fiber sludge; zinc recovery; sulfuric acid leaching; particle swarm optimization; neural network; PSO-BP model; intelligent optimization

国务院国资委举办中央企业“AI+工业制造”人才特训班

5月12日,由国务院国资委主办的中央企业“AI+工业制造”特训班开班。国务院国资委党委委员、副主任谭作钧出席开班式并讲话。

谭作钧强调,要深入学习贯彻习近平总书记关于推进人工智能发展的重要指示批示精神,贯彻落实党中央、国务院决策部署,切实增强责任感紧迫感,加快推动适应AI的组织进步,加快培养“AI+”复合型人才。要深入实施中央企业“AI+”专项行动,加快发展人工智能产业,重估竞争逻辑,准确把握推进“AI+”场景落地的规律特点,推动AI技术赋能新质生产力发展,推动中央企业互信协作、集智攻关,统筹整合中央企业“AI+工业制造”人才力量。

此次特训班是国务院国资委继2024年举办人工智能主要领导班、分管领导班、科技领军人才班、人力资源负责人班,2025年举办首席架构师班后,着眼加强AI赋能实体产业人才队伍建设的具体举措,由中国电信承办,工业制造领域的24家中央企业的87名学员参训。

国务院国资委有关厅局负责同志、有关中央企业分管负责同志参加开班式。

(资料来源:中国有色金属报)