

基于 CPO-LSSVM 的煤层底板突水量等级预测模型

王璜瑞¹, 汪伟^{2,3}, 祁云^{2,3}, 李绪萍^{2,3}, 崔欣超¹, 白晨浩¹

(1. 山西大同大学 煤炭工程学院, 山西 大同 037000; 2. 内蒙古科技大学 矿业与煤炭学院, 内蒙古 包头 014010;
3. 内蒙古自治区煤炭安全开采与利用工程技术研究中心, 内蒙古 包头 014010)

摘要: 为了更精准、高效地预测煤层底板突水量等级, 提出了基于 CPO-LSSVM 的煤层底板突水量等级预测模型。首先利用冠豪猪优化(CPO)算法对最小二乘支持向量机(LSSVM)的参数进行优化, 再通过 LSSVM 的最小二乘损失函数优化预测模型, 运用 LSSVM 在特征空间中划分最优超平面的方式对煤层底板突水量等级进行预测。根据收集的突水事故数据及查阅的文献, 选取影响煤层底板突水的关键因素作为模型的输入指标, 对突水量等级进行划分。选取 27 组样本数据, 通过数据增强的方式扩充至 152 组, 划分对应的训练集及测试集, 并将 CPO-LSSVM 与 CPO-BPNN、OOA-LSTM 及 PSO-BPNN 模型的预测结果进行对比分析。结果表明: 相较于其他三种模型, CPO-LSSVM 模型的预测准确率分别提高了 15.00%、2.22%、24.33%, 宏精确率分别提高了 9.26%、1.01%、31.80%, 宏召回率分别提高了 12.06%、2.86%、20.50%, 宏 F1 分数分别提高了 10.66%、1.94%、26.15%。将 CPO-LSSVM 模型实际应用于杨庄煤矿 4 个巷道, 其预测结果与工程实际情况相符合, 验证了模型的稳定性与适用性。

关键词: 煤层底板; 突水量等级; 预测模型; 冠豪猪优化算法; 最小二乘支持向量机

中图分类号: X936 文献标志码: A DOI:10.3969/j.issn.1003-1251.2025.05.012

Prediction Model of Inrush Water Level of Coal Seam Floor Based on CPO-LSSVM

WANG Huangrui¹, WANG Wei^{2,3}, QI Yun^{2,3}, LI Xuping^{2,3}, CUI Xinchao¹, BAI Chenhao¹

(1. Shanxi Datong University, Datong 037000, China; 2. Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China;
3. Inner Mongolia Research Center for Coal Safety Mining and Utilization Engineering and Technology, Baotou 014010, China)

Abstract: In order to predict the inrush water level of coal floor more accurately and efficiently, a prediction model of inrush water level of coal floor based on CPO-LSSVM was proposed. Firstly, the crested porcupine optimizer (CPO) algorithm was used to optimize the parameters of the least squares support vector machine (LSSVM), and then the LSSVM was used to optimize the prediction model through the least squares loss function of LSSVM. The LSSVM was used to divide the optimal hyperplane in the feature space to predict the water burst level of coal seam floor. According to the collected data of water inrush and the literature reviewed, the key factors affecting water inrush from coal seam floor were selected as the input indexes of the model, and the water inrush levels were divided. Twenty-seven groups of sample data were selected and expanded to 152 groups by data enhancement, and the corresponding training set and test set were divided. The prediction results of CPO-LSSVM, CPO-BPNN, OOA-LSTM and PSO-BPNN models were compared and an-

收稿日期: 2025-01-19

基金项目: 山西省基础研究计划项目(202203021222300); 国家自然科学基金地区基金项目(52464020); 内蒙古自然科学基金项目(2024LHMS05012); 山西大同大学基础研究项目(2022Q38)

作者简介: 王璜瑞(2001—), 男, 硕士研究生; 汪伟(1991—), 通信作者, 男, 副教授, 博士。

alyzed. The results show that compared with the other three models, the prediction accuracy of the CPO-LSSVM model is increased by 15.00%, 2.22%, 24.33%, the macro precision is increased by 9.26%, 1.01%, 31.80%, the macro recall rate is increased by 12.06%, 2.86%, 20.50%, and the macro F1-score is increased by 10.66%, 1.94%, 26.15%. The CPO-LSSVM model is applied to four laneways in Yangzhuang coal mine, and the prediction results are consistent with the actual engineering situation, which verifies the stability and applicability of the model.

Key words: coal seam floor; inrush water level; prediction model; crested porcupine optimizer algorithm; least squares support vector machine

矿井突水事故严重威胁矿井的安全生产^[1], 根据 2000 年至 2023 年的统计数据, 我国共发生 1 211 起煤矿水灾事故, 导致 5 000 余人死亡^[2-3]。其中, 较大及以上水害事故共 779 起, 造成 3 840 人死亡^[4-5]。因此, 精准高效地预测煤层底板突水风险, 强化矿井突水的预防和控制措施, 对于保障煤矿安全生产具有重要意义。

国内外学者针对煤层底板的突水预测进行了大量研究^[6-7]。刘梦杰等^[8]利用果蝇优化算法 (FOA) 对支持向量机回归 (SVR) 模型参数进行了优化, 建立了一种基于 FOA-SVR 的矿井底板突水量预测模型。刘艳冬等^[9]采用遗传算法 (GA) 对 BP 神经网络中的参数进行了优化, 构建了基于 GA-BP 神经网络的煤层底板突水量等级预测模型。秋兴国等^[10]针对传统煤矿突水预测算法易陷入局部最优、预测结果准确率低及速度慢等问题, 提出了一种基于改进鲸鱼优化算法 (IWOA) - 支持向量机 (SVM) 的煤矿突水预测模型。王鹏等^[11]改变了粒子群算法的惯性权重因子定义并引入混沌映射思想, 以改进的粒子群优化 (IPSO) 算法优化 SVR 模型参数, 提出了一种基于 IPSO-SVR 的煤层底板突水量预测模型。师煜等^[12]利用遗传粒子群优化 (GAPSO) 算法对随机森林回归模型 (RFR) 进行优化, 提出了基于 GAPSO-RFR 的矿井突水预测模型。江泽华等^[13]利用主成分分析 (PCA) 对影响煤层底板突水的因素进行了降维处理, 并利用最优路径森林 (OPF) 算法对降维后的样本数据进行训练和测试, 构建了基于 PCA-OPF 的底板突水预测模型。施龙青等^[14]基于实用矿山压力控制理论, 推导出采场顶板初始最大突水量与工作面跨度、老顶岩梁断裂步距之间的非线性关系, 并据此建立了采场顶板初始最大突水量计算的理想化管道突水模型。刘艳冬等^[15]针对传统循环神经网络预测精度低、模型参数过多等问题, 引入斑马优化算法 (ZOA) 对卷积神经网络 (CNN) 和门控循环单元 (GRU) 神经网络

的组合模型进行优化, 建立了 ZOA-CNN-GRU 神经网络煤层底板突水等级预测模型。上述几种预测模型在煤矿突水预测方面均发挥了一定的作用, 但仍存在着一些局限和不足, 包括算法参数调节困难、收敛速度慢以及处理非线性参数的能力不足等问题。

本文将冠豪猪优化 (crested porcupine optimizer, CPO) 算法与最小二乘支持向量机 (least squares support vector machine, LSSVM) 相结合, 首先通过模拟冠豪猪的 4 种不同保护机制来获取 LSSVM 的最优参数, 解决 LSSVM 在参数选择上的困难, 避免过拟合现象的出现, 然后采用 LSSVM 模型将优化问题中的拉格朗日乘子通过最小化误差平方和的形式消除, 并利用划分超平面的方式对突水量等级进行预测。将本文提出的 CPO-LSSVM 模型实际应用于杨庄煤矿, 并与对比模型预测结果进行比较, 考察本文模型的实用效果, 以期提高煤层底板突水量等级预测效率和精准度。

1 模型原理

1.1 CPO 算法

CPO 算法是由 Abdel-Basset 等^[16]提出的一种元启发式优化算法, 该算法模拟了冠豪猪的 4 种保护机制, 包括视觉、听觉、气味和物理攻击, 利用这些机制对 LSSVM 模型的参数进行优化。

当捕食者距离较远时, 冠豪猪会采取视觉策略和声音策略进行防御。视觉策略的计算式为

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + \tau_1 \times |2 \times \tau_2 \times \mathbf{x}_{CP}^t - \mathbf{y}_i^t| \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_i^t = \frac{\mathbf{x}_i^t + \mathbf{x}_r^t}{2} \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_i^t 为第 t 次迭代中第 i 个冠豪猪的个体位置; τ_1 为基于正态分布的随机数; τ_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; \mathbf{x}_{CP}^t 为当前最优位置; \mathbf{x}_r^t 为迭代到第 t 次时第 r 个冠豪猪的个体位置, r 为 $[1, N]$ 之间的随

机整数, N 是冠豪猪的数量。

声音策略的计算式为

$$\mathbf{x}'_{i+1} = (1 - \mathbf{U}_1) \times \mathbf{x}'_i + \mathbf{U}_1 \times [\mathbf{y} + \tau_3 \times (\mathbf{x}'_{r_1} - \mathbf{x}'_{r_2})] \quad (3)$$

式中: \mathbf{U}_1 为二进制随机向量; \mathbf{y} 为捕食者当前位置; τ_3 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; r_1 与 r_2 是 $[1, N]$ 之间的随机整数。

当捕食者靠近时, 冠豪猪会采取气味攻击策略和物理攻击策略进行防御。气味攻击策略的计算式为

$$\mathbf{x}'_{i+1} = (1 - \mathbf{U}_1) \times \mathbf{x}'_i + \mathbf{U}_1 \times [\mathbf{x}'_{r_1} + S'_i \times (\mathbf{x}'_{r_2} - \mathbf{x}'_{r_3}) - \tau_3 \times \delta \times \gamma \times S'_i] \quad (4)$$

式中: S'_i 为第 t 次迭代中第 i 个冠豪猪个体的气味扩散因子; δ 为控制搜索方向的参数; γ 为防御因子; r_3 是 $[1, N]$ 之间的随机整数。

物理攻击策略的计算式为

$$\mathbf{x}'_{i+1} = \mathbf{x}'_{CP} + [\alpha(1 - \tau_4) + \tau_4] \times (\omega \times \mathbf{x}'_{CP} - \mathbf{x}'_i) - \tau_5 \times \omega \times \gamma \times \mathbf{F}'_i \quad (5)$$

式中: α 为收敛速度因子; τ_4 和 τ_5 均为 $[0, 1]$ 之间的随机数; ω 为控制搜索方向的参数; \mathbf{F}'_i 为第 t 次迭代中第 i 个冠豪猪个体所对应的捕食者受到的平均力。

1.2 LSSVM 模型

LSSVM 模型是一种基于统计学习理论的机器学习算法, 其在传统支持向量机 (SVM) 的基础上发展而来。SVM 是一种有效的分类和回归方法, 但其训练过程涉及到复杂的二次规划问题, 在处理大规模数据集时较为耗时^[17-18]。LSSVM 将 SVM 模型中的不等式约束转化为等式约束, 并采用最小二乘法求解, 简化了模型的训练过程, 提高了模型的计算效率^[19]。

2 煤层底板突水量等级预测模型

2.1 CPO-LSSVM 模型构建

LSSVM 模型通过最小化平方损失函数进行数据预测, 能够有效处理非线性分类和回归问题, 且无需显式地将数据映射到高维特征空间, 但该模型包含多个超参数, 这些超参数的选择对模型的性能影响较大, 若参数选择不当, 则会导致模型出现过拟合现象, 进而影响到模型的预测精度。因此, 本研究采用 CPO 算法优化 LSSVM 的超参数, 建立基于 CPO-LSSVM 的煤层底板突水量等级预测模型, 构建流程如图 1 所示, 具体说明如下。

1) 设置 CPO-LSSVM 模型的初始参数, 包括种群数量、最大迭代次数等。

2) 随机初始化冠豪猪种群的位置, 并在优化过程中动态调整冠豪猪群体的数量, 通过冠豪猪的视觉、听觉、气味和物理攻击 4 种保护机制来更新模型的最优解, 并在迭代过程结束后输出模型的最优解。

3) 使用优化得到的最优参数来构建 LSSVM 模型, 并采用该模型对训练集进行训练。

4) 应用训练好的 LSSVM 模型对测试集的数据进行预测。

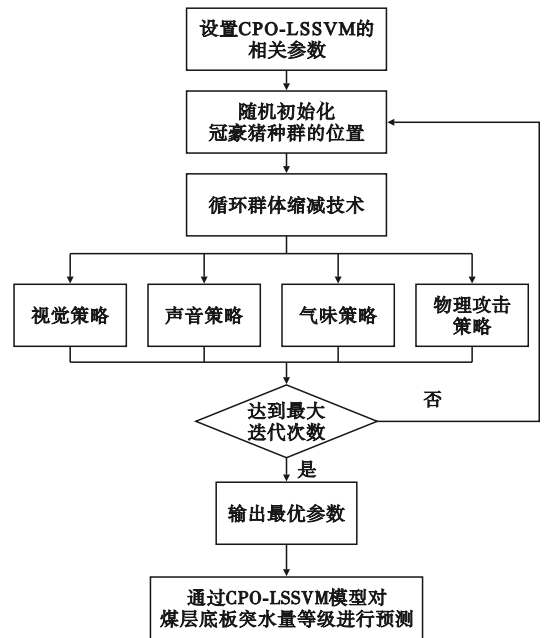


图 1 CPO-LSSVM 模型构建流程

Fig. 1 Construction process of CPO-LSSVM model

2.2 模型性能评估指标

本研究将煤层底板突水量等级视为一个多分类问题, 并选取准确率 (A)、宏精确率 (P)、宏召回率 (R) 以及宏 F1 分数 (F_1) 等 4 个指标验证模型的可靠性、有效性, 各指标计算式如下。

$$A = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n} \quad (6)$$

$$P = \sum_{j=1}^M \frac{T_{p_j}}{T_{p_j} + F_{p_j}} \quad (7)$$

$$R = \sum_{j=1}^M \frac{T_{p_j}}{T_{p_j} + F_{n_j}} \quad (8)$$

$$F_1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (9)$$

式中: T_p 表示真正例; T_n 表示真负例; F_p 表示假正例; F_n 表示假负例; T_{p_j} 是类别 j 的真正例; F_{p_j} 是

类别 j 的假正例; F_{N_j} 是类别 j 的假负例; M 是类别的总数。

2.3 突水影响因素及等级划分

影响煤层底板突水的因素较多,研究发现^[20-21],煤层底板含水层水压过高会扩大隔水层裂隙,从而导致发生底板突水的可能性增大,此外隔水层的阻水能力、地应力的作用等都与煤层底板突水有密切关系。因此,从煤层的含水层、隔水层、地质条件等几个方面进行分析,从中选取相应的评价指标。综合收集的突水事故数据及查阅的文献,选取水压(X_1)、含水层岩溶发育程度(X_2)、含水层厚度(X_3)、隔水层厚度(X_4)、底板裂隙发育程度(X_5)、断层落差(X_6)等 6 个煤层底板突水影响因素作为模型的输入指标,其中对于定性指标需要按照其特性进行定量化评分,如含水层岩溶发育程度与底板裂隙发育程度按照中等、较发育、发育,分别取值为 3、4、5。

将突水量(Q)按照 2018 年国家煤矿安全监察局出台的《煤矿防治水细则》划分为 4 个等级,划分标准如表 1 所示,以突水量等级(Y)作为模型的输出指标。从文献[22]中选取 27 组煤层底板突水数据进行预测分析,由于数据量不足会导致模型的预测精度下降,因此通过合成少数类过采样技术(synthetic minority oversampling technique, SMOTE)将原始数据扩充至 152 组,部分测试集数据如表 2 所示。

表 1 突水量等级划分

Table 1 Classification of inrush water

突水量	突水风险	风险等级
$Q < 60 \text{ m}^3/\text{h}$	小型突水	1
$60 \text{ m}^3/\text{h} \leq Q < 600 \text{ m}^3/\text{h}$	中型突水	2
$600 \text{ m}^3/\text{h} \leq Q < 1\,800 \text{ m}^3/\text{h}$	大型突水	3
$Q \geq 1\,800 \text{ m}^3/\text{h}$	特大型突水	4

表 2 测试集数据

Table 2 Test set datas

序号	X_1/MPa	X_2	X_3/m	X_4/m	X_5	X_6/m	最大涌水量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1})$	Y
1	2.38	5.00	11.69	17.74	5.00	9.36	1 848.46	3
2	1.89	3.00	12.54	32.58	4.00	1.45	61.11	2
3	0.85	4.00	8.50	24.00	4.00	0.40	310.00	2
4	0.80	3.00	11.75	21.66	4.00	0.87	174.25	2
5	2.83	4.00	10.09	57.60	5.00	3.73	680.26	3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
149	1.19	3.00	11.16	21.55	4.00	0.19	34.63	1
150	0.57	4.00	12.79	21.52	3.00	7.65	41.02	1
151	2.60	3.00	9.00	32.00	4.00	2.00	320.00	2
152	0.56	3.00	13.00	20.00	4.00	1.20	80.00	2

2.4 CPO-LSSVM 模型分析

为了验证 CPO-LSSVM 模型预测的可靠性,构建以下对比模型:结合 CPO 算法与 BP 神经网络的 CPO-BPNN 模型、结合鱼鹰优化算法(OOA)与长短期记忆(LSTM)网络的 OOA-LSTM 模型,以及结合 PSO 与 BP 神经网络的 PSO-BPNN 模型。将这些模型分别应用于煤层底板的突水量等级预测中,并将其预测结果与 CPO-LSSVM 模型的预测结果进行对比分析,各模型的参数设置如表 3 所示,各模型预测结果的混淆矩阵如图 2 所示。

由图 2 可知,CPO-LSSVM 模型对于煤层底板突水量等级的预测均与实际情况相符,而其他 3 种模型对于突水量等级的预测均存在预测结果与真实值不相符的情况。由图 2 可得到各模型的

精确率、召回率以及 F1 分数,汇总各评价指标如表 4 所示。由表 4 可知,CPO-LSSVM 模型预测结果的 4 项性能指标均高于其他模型,相较于 CPO-BPNN 模型、OOA-LSTM 模型与 PSO-BPNN 模型,CPO-LSSVM 模型的预测准确率分别提高了 15.00%、2.22%、24.33%,宏精确率分别提高了 9.26%、1.01%、31.80%,宏召回率分别提高了 12.06%、2.86%、20.50%,宏 F1 分数分别提高了 10.66%、1.94%、26.15%。由上述评价指标可以看出,相较于 OOA 算法与 PSO 算法,CPO 算法对于预测煤层底板的突水量等级这类具有离散性、多模态性的复杂问题,具有更高的适应性,且 CPO 算法具有良好的鲁棒性,其对初始参数的选择不敏感,因此具有更强的模型稳定性。从全局搜索

能力看,CPO算法可以有效避免预测模型陷入局部最优及预测结果出现振荡现象的缺点,且CPO算法能够在搜索空间中进行更广泛的搜索,因此具有更强的全局最优搜索能力。与LSTM模型和BPNN模型相比,LSSVM模型对于小规模数据的表现更好且泛化能力强,而其余几种模型不仅需要大量的时间进行训练,且预测精度明显低于LSSVM模型。因此,在处理样本数量较少且为非线性分类问题时,LSSVM模型的预测精度更高。综上所述,本文提出的CPO-LSSVM模型能够更

好地预测煤层底板的突水量等级。

表3 模型参数设置

参数名称	数值	参数名称	数值
各模型种群规模	10	各模型最大迭代次数	50
粒子最大速度	1	粒子最小速度	-1
种群的上边界值	5	种群的下边界值	-5
目标误差	1×10^{-6}	PSO学习因子	4.494
隐含层节点数	5	模型训练次数	1000
LSSVM核函数类型	RBF	学习率	0.01

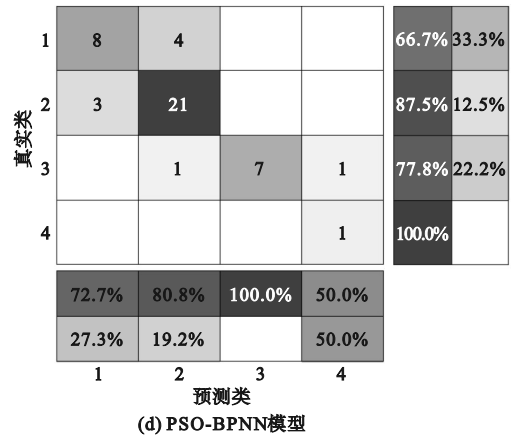
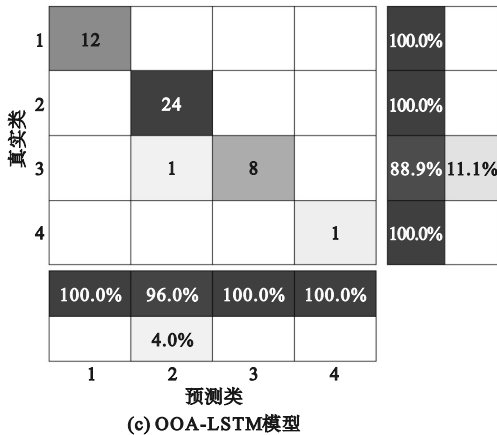
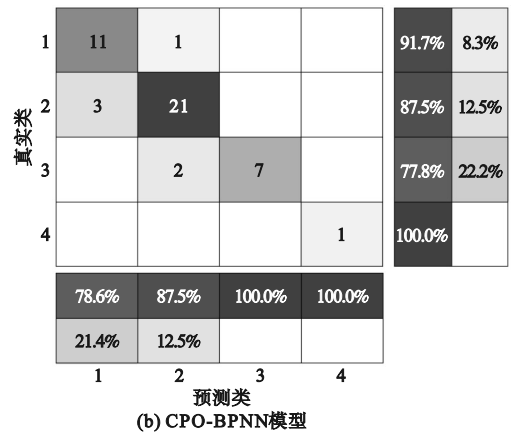
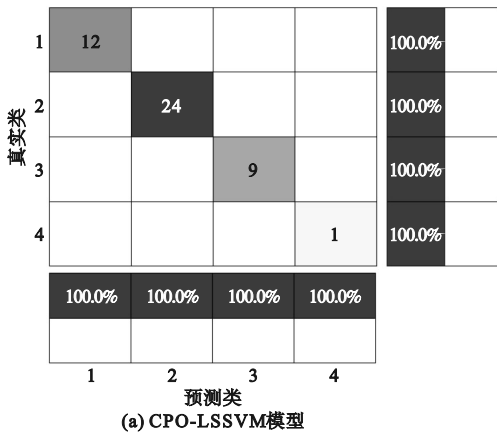


图2 模型预测结果混淆矩阵

Fig. 2 Confusion matrix of model prediction results

表4 模型评价指标

Table 4 Evaluation indicators of different models %

模型	准确率	宏精确率	宏召回率	宏F1分数
CPO-LSSVM	100.00	100.00	100.00	100.00
CPO-BPNN	86.96	91.52	89.24	90.37
OOA-LSTM	97.83	99.00	97.22	98.10
PSO-BPNN	80.43	75.87	82.99	79.27

3 实例应用分析

为验证CPO-LSSVM模型的普适性和稳定

性,选取杨庄煤矿103051贯眼、9309回风巷、9101运输巷、9101回风巷的煤层底板突水数据进行预测,该区域含水层厚度为10.3~13.5m,水压为0.6~1.9MPa,隔水层厚度为27.5~37.9m,断层落差为0~5m,该区域地质构造复杂,含水层厚度较大,存在突水事故隐患。

将样本数据输入至CPO-LSSVM模型中进行预测,并与CPO-BPNN模型、OOA-LSTM模型、PSO-BPNN模型的预测结果作对比。为保证预测的严谨性,避免偶然预测结果的出现,应用每个模

型对煤层底板的突水量等级进行 3 次预测,预测结果如图 3 所示,对 3 次预测结果的评价指标取

平均值,其雷达图如图 4 所示。

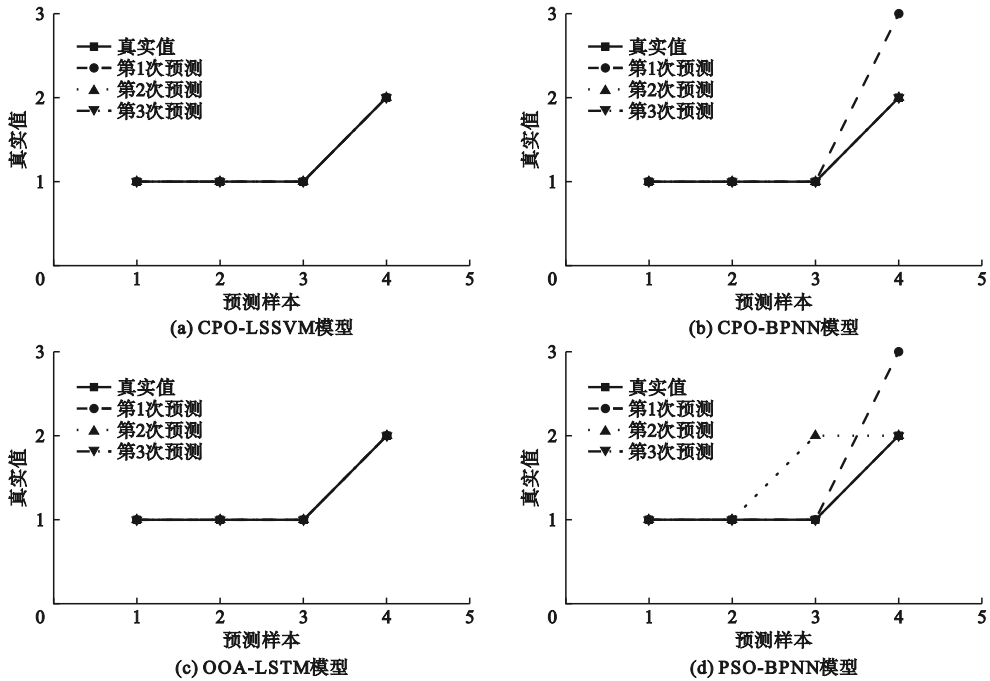


图 3 预测结果

Fig.3 Prediction results

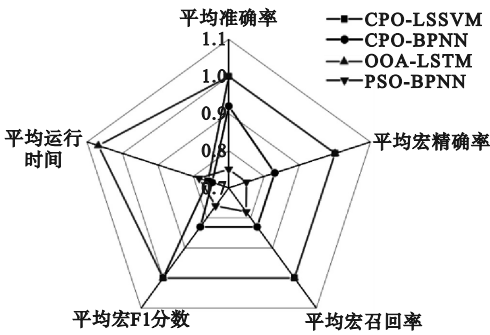


图 4 预测评价指标雷达图

Fig.4 Radar chart of prediction evaluation indices

由图 3 可知: CPO-LSSVM 模型与 OOA-LSTM 模型对于 4 个巷道实例的 3 次突水量等级预测结果均与巷道实际的突水量等级一致; CPO-BPNN 模型与 PSO-BPNN 模型对于煤层底板突水量等级的预测结果都存在与巷道实际突水量等级不一致的情况。从图 4 可以看出, CPO-LSSVM 模型和 OOA-LSTM 模型在预测煤层底板突水量等级的精度指标上, 均优于其他模型, 但 CPO-LSSVM 模型在优化模型参数时需要的训练时间较短, 可以在不影响预测准确率的情况下提升预测效率。

对于杨庄煤矿 103051 贯眼、9309 回风巷及 9101 运输巷工作面, 本文模型预测的突水量等级较低, 但仍需采取适当的措施来确保安全。例如: 进行基本的地质和水文调查, 确定潜在的含水层和隔水层, 评估可能的突水路径; 记录施工过程中的所有相关信息, 包括地下水情况、支护效果等。对于杨庄煤矿 9101 回风巷工作面, 本文模型预测的突水量等级较高, 需要采取更为严格和全面的措施来预防和应对突水事故。例如: 进行深入的地质和水文地质调查, 包括钻探、地球物理勘探和地下水监测, 以准确评估含水层的分布、水量和流动特性; 采用高强度、高可靠性的支护系统, 如钢支架、锚喷支护、预应力锚杆、注浆等, 在关键部位或预计水压较大的区域, 采用特殊支护措施, 如可压缩性支架或注浆加固; 实施地下水预排放或降低水位措施, 以减少地下水压力; 安装先进的监测系统, 包括地下水位、水压、支护结构应力和位移等参数的实时监测; 制定详细的应急预案, 包括突水预测、预警、疏散和救援等环节。综上所述, CPO-LSSVM 模型可以更加高效、稳定地预测煤层底板突水量等级, 对于保障人员安全、减少经济损失、提高工程效率和维护环境稳定都具有至关重要的意义。

4 结论

1) 构建了 CPO-LSSVM 煤层底板突水量等级预测模型, 首先利用 CPO 算法对 LSSVM 模型的参数进行优化, 然后采用 LSSVM 模型通过划分超平面的方式对突水量等级进行预测。

2) 将所构建的模型与 CPO-BPNN、OOA-LSTM、PSO-BPNN 模型进行对比, 预测结果表明, 本文提出的 CPO-LSSVM 模型在预测准确率上分别提高了 15.00%、2.22%、24.33%, 在宏精确率上分别提高了 9.26%、1.01%、31.80%, 在宏召回率上分别提高了 12.06%、2.86%、20.50%, 在宏 F1 分数上分别提高了 10.66%、1.94%、26.15%, 表明 CPO-LSSVM 模型具有更强的全局搜索能力和更高的模型稳定性。

3) 将各模型分别在杨庄煤矿的 4 个巷道进行工程实例应用, 并综合比较各模型的预测精度与预测效率, 结果表明 CPO-LSSVM 模型能够更精准、更高效地预测煤层底板的突水量等级。

4) CPO-LSSVM 模型在预测煤层底板的突水量等级方面具有较高的预测精度和泛化能力, 但其对数据的质量和数量有一定要求。数据量不足或质量不达标可能会影响模型的性能。此外, 该模型的内部机制复杂, 导致其可解释性较差, 使得用户难以理解预测结果背后的原因。未来的研究将侧重于硬件升级和并行计算技术的应用, 有望减轻计算限制并提升模型的整体性能。

参考文献 (References):

[1] WANG W, CUI X C, QI Y, et al. Mine water inrush source discrimination model based on KPCA-ISSA-KELM[J]. PLoS One, 2024, 19(6): e0299476.

[2] 胡洋, 董兵, 郜卫煌, 等. 基于流固耦合效应的岩层渗透系数演化规律与断层活化突水数值模拟研究[J]. 能源与环保, 2023, 45(1): 162-167, 174.

HU Y, DONG B, GAO W H, et al. Study on evolution law of rock permeability coefficient under influence of fluid structure coupling effect and numerical simulation of fault activated water inrush[J]. China Energy and Environmental Protection, 2023, 45(1): 162-167, 174. (in Chinese)

[3] 张鑫, 陈优阔, 孟海伦, 等. 巨厚煤层分层开采覆岩“两带”发育探测及破断特征[J]. 煤田地质与勘探, 2024, 52(12): 106-117.

ZHANG X, CHEN Y K, MENG H L, et al. Fracture structure of the overburden in the layered mining of extremely thick coal seams: developmental patterns of caving zones and hydraulically conductive fracture zones and fracture characteristics[J]. Coal Geology & Exploration, 2024, 52(12): 106-117. (in Chinese)

[4] 李远. 微震监测技术在煤矿顶底板裂隙发育探测规律的研究与应用[J]. 煤炭科技, 2024, 45(4): 225-230.

LI Y. Research and application of microseismic monitoring technology in detecting the development of cracks in the roof and floor of coal mines[J]. Coal Science & Technology Magazine, 2024, 45(4): 225-230. (in Chinese)

[5] 徐斌, 祁荣荣, 尹尚先, 等. 我国煤矿水害重特大事故相关因素特征分析及防治对策[J]. 煤矿安全, 2023, 54(5): 13-19.

XU B, QI R R, YIN S X, et al. Characteristics analysis of correlation factors of coal mine water hazard accidents and prevention and control measures[J]. Safety in Coal Mines, 2023, 54(5): 13-19. (in Chinese)

[6] 秦庆举, 刘梦楠, 孔英权, 等. 高位离层水害突水危险性区域预测方法[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(11): 368-381.

QIN Q J, LIU M N, KONG Y Q, et al. A new risk prediction method for water inrush from high-position separated layers in mine areas of Jurassic coal field[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(11): 368-381. (in Chinese)

[7] 乔伟, 刘梦楠, 孟祥胜, 等. 煤矿采动覆岩离层水害致灾因素勘查与预测评价[J]. 煤炭学报, 2024, 49(4): 2031-2044.

QIAO W, LIU M N, MENG X S, et al. Exploration and prediction evaluation on causative factors of water inrush from separation layers of mining overburden in coal mines[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(4): 2031-2044. (in Chinese)

[8] 刘梦杰, 朱希安, 王占刚. 基于 FOA-SVR 模型的矿井底板突水量预测应用研究[J]. 中国矿业, 2019, 28(5): 87-91, 130.

LIU M J, ZHU X A, WANG Z G. Application of the prediction for mine floor water inrush quantity based on FOA-SVR model[J]. China Mining Magazine, 2019, 28(5): 87-91, 130. (in Chinese)

[9] 刘艳冬, 卢兰萍, 刘林林, 等. 基于 GA-BP 神经网络的煤层底板突水量等级预测[J]. 中国煤炭地质, 2023, 35(8): 32-37.

LIU Y D, LU L P, LIU L L, et al. Prediction of water inrush grade of coal seam floor based on GA-BP neural network[J]. Coal Geology of China, 2023, 35(8): 32-37. (in Chinese)

[10] 秋兴国, 李靖. 基于 IWOA-SVM 的煤矿突水预测模型[J]. 工矿自动化, 2022, 48(1): 71-77.

QIU X G, LI J. Prediction model of water inrush in coal mine based on IWOA-SVM[J]. Industry and Mine Automation, 2022, 48(1): 71-77. (in Chinese)

[11] 王鹏, 朱希安, 王占刚, 等. 基于 IPSO-SVR 模型的煤层底板突水量预测[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2021, 36(1): 40-44.

WANG P, ZHU X A, WANG Z G, et al. Prediction of water inrush quantity from coal floor based on IPSO-SVR model[J]. Journal of Beijing Information Science & Technology University, 2021, 36(1): 40-44. (in Chinese)

[12] 师煜, 朱希安, 王占刚, 等. 基于 GAPS0-RFR 的矿井底板突水预测模型与应用[J]. 中国矿业, 2020, 29(8): 152-157.

SHI Y, ZHU X A, WANG Z G, et al. Forecast model of mine floor water inrush based on genetic particle swarm optimization and random forest regression and its application[J]. China Mining Magazine, 2020, 29(8): 152-157. (in Chinese)