

中文引用格式:汪伟,崔欣超,祁云,等.改进SSA优化BPNN的煤体瓦斯渗透率预测模型[J].中国安全科学学报,2025,35(2):137-143.

英文引用格式:WANG Wei, CUI Xinchao, QI Yun, et al. Improving SSA and optimizing BPNN for coal gas permeability prediction model[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(2): 137-143.

改进SSA优化BPNN的煤体瓦斯渗透率预测模型*

汪伟^{1,2,3}副教授,崔欣超^{**4},祁云^{1,2,5}副教授,
李绪萍^{1,2,5}教授,王璜瑞⁴,齐庆杰⁶教授

(1 内蒙古科技大学 矿业与煤炭学院,内蒙古 包头 014010;2 内蒙古自治区矿业工程重点实验室,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;4 山西大同大学 煤炭工程学院,山西 大同 037000;5 内蒙古煤炭绿色开采与绿色利用协同创新中心,内蒙古 包头 014010;6 辽宁理工学院,辽宁 锦州 121000)

中图分类号:X936

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.02.0552

资助项目:国家自然科学基金面上项目资助(51974149);国家自然科学基金地区基金资助(52464020);山西省基础研究计划资助项目(202203021222300);内蒙古自然科学基金资助(2024LHMS05012)。

【摘要】为更加精确地预测煤体瓦斯渗透率,进而保障煤矿安全生产,构建基于改进麻雀搜索算法(ISSA)优化反向传播神经网络(BPNN)的煤体瓦斯渗透率预测模型。首先,通过引入Sine混沌映射和高斯变异改进麻雀搜索算法(SSA),以增强其全局搜索能力和局部寻优精度,从而优化BPNN的权值和阈值配置;然后,通过皮尔逊相关系数矩阵和核主成分分析(KPCA)处理瓦斯渗透率影响因素的数据,以提高模型的计算效率和准确性,并以累积方差达88.59%的3个主成分提取为模型输入,渗透率作为输出进行试验;最后,将该模型应用于山西某煤矿进行实例验证。结果表明:ISSA-BPNN在平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)、均方根误差(RMSE)和决定系数 R^2 等4个指标上优于粒子群算法(PSO)优化BPNN、PSO优化支持向量机(PSO-SVM)、PSO优化最小二乘支持向量机(LSSVM)及SSA优化BPNN(SSA-BPNN)模型,且相较于其他模型在测试样本中的平均绝对误差(MAE)分别降低0.0327、0.022、0.0179、0.0182;MAPE分别降低5.15%、3.14%、2.76%、2.36%;RMSE分别降低0.0316、0.0279、0.0188、0.0222; R^2 分别提高0.0775、0.0658、0.0401、0.0493;实例验证表明模型可靠性和稳定性较高。

【关键词】改进麻雀搜索算法(ISSA);反向传播神经网络(BPNN);煤体瓦斯;渗透率;预测模型

Improving SSA and optimizing BPNN for coal gas permeability prediction model

WANG Wei^{1,2,3}, CUI Xinchao⁴, QI Yun^{1,2,5}, LI Xuping^{1,2,5},
WANG Huangrui⁴, QI Qingjie⁶

(1 School of Mining and Coal, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou Inner Mongolia 014010, China; 2 Inner Mongolia Key Laboratory of Mining Engineering, Baotou Inner Mongolia 014010, China;

* 文章编号:1003-3033(2025)02-0137-07; 收稿日期:2024-09-25; 修稿日期:2024-11-26

** 通信作者:崔欣超(1999—),男,山西晋城人,硕士研究生,主要研究方向为矿井灾害防治。E-mail:exc1022@163.com。

3 Inner Mongolia Research Center for Coal Safety Mining and Utilization Engineering and Technology, Baotou Inner Mongolia 014010, China; 4 School of Coal Engineering, Shanxi Datong University, Datong Shanxi 037000, China; 5 Inner Mongolia Cooperative Innovation Center for Coal Green Mining and Green Utilization, Baotou Inner Mongolia 014010, China; 6 Liaoning Institute of Science and Engineering, Jinzhou Liaoning 121000, China)

Abstract: In order to predict coal gas permeability more accurately and ensure coal mine safety production, a prediction model of coal gas permeability based on ISSA-optimized BPNN was constructed. Firstly, the sparrow search algorithm (SSA) was improved by introducing Sine chaotic mapping and Gaussian mutation to enhance its global search capability and local optimization accuracy, thereby optimizing the weight and threshold configuration of BPNN. Secondly, the data on the factors affecting gas permeability were processed using Pearson correlation coefficient matrix and kernel principal component analysis (KPCA) to improve the computational efficiency and accuracy of the model. Three principal components with a cumulative variance of 88.59% were extracted as model inputs, and permeability was used as the output for the experiment. Finally, the model was applied to a coal mine in Shanxi for case verification. The experimental results show that ISSA-BPNN outperforms PSO-BPNN, PSO-SVM, PSO-LSSVM, and SSA-BPNN models in four indicators: mean absolute error (MAE), mean absolute percentage error (MAPE), root mean square error (RMSE), and coefficient of determination (R^2). Compared with other models, ISSA-BPNN has reduced MAE by 0.032 7, 0.022, 0.017 9, and 0.018 2 in the test samples, respectively. MAPE decreases by 5.15%, 3.14%, 2.76%, and 2.36% respectively. RMSE decreases by 0.031 6, 0.027 9, 0.018 8, and 0.022 2 respectively. R^2 increases by 0.077 5, 0.065 8, 0.040 1, and 0.049 3, respectively. Finally, the case verification shows that its reliability and stability are high in practical applications.

Keywords: improved sparrow search algorithm (ISSA); back propagation neural network (BPNN); coal gas; permeability; prediction model

0 引言

煤体瓦斯渗透率是煤矿瓦斯灾害防治工作中的关键性物理参数,直接影响瓦斯抽采效率和安全生产,其不仅与煤岩结构复杂性、应力状态等因素密切相关,还具有非线性和时变性等特点^[1-2]。因此,精准预测煤体瓦斯渗透率对瓦斯灾害防控及矿井安全生产至关重要。

近年来,随着人工智能和优化算法的发展,智能预测模型在煤矿领域的应用逐渐增加,一些学者开始将其与煤体瓦斯渗透率预测相结合,如汤国水等^[3]采用改进的人工蜂群算法(Modified Artificial Bee Colony, MABC)优化了支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的核函数参数,构建了基于MABC-SVM的含瓦斯煤体渗透率预测模型,结果表明所建模型的泛化能力强,可为含煤瓦斯的渗透率研究提供新思路。邵良杉等^[4]运用粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)对最小二乘支持

向量机(Least Squares Support Vector Machine, LSSVM)进行超参数寻优,构建了瓦斯渗透率 PSO-LSSVM 预测模型,并与反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)、SVM 的预测结果对比,得到了较为精确的预测结果。王攀等^[5]采用平均影响值法(Mean Impact Value, MIV)来筛选影响煤层瓦斯渗透率的各种因素,并通过 BPNN 构建更为准确的煤层瓦斯渗透率预测模型,为煤矿安全生产和相关领域的研究提供参考。宋曦等^[6]利用随机森林算法(Random Forest, RF)构建了煤体瓦斯渗透率预测模型,经过实际工程检验,证明其可应用于实际生产,对矿井的安全生产有重大指导作用。综上所述,对煤体瓦斯渗透率的预测已取得一定成果,但仍存在不足:大多数传统优化算法在复杂非线性问题上容易陷入局部最优,影响预测精度,同时也导致模型在实际应用中鲁棒性欠佳。由此可知:目前有关煤体瓦斯渗透率预测的方法还存在局限性,无法很好地满足对其精确预测的要求。

鉴于此,笔者拟通过改进麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA),以克服其固有缺陷,并使用改进的 SSA (Improved SSA, ISSA) 优化 BPNN 的权值和阈值,进而构建基于 ISSA-BPNN 的煤体瓦斯渗透率预测模型;为检验该模型的预测精度,将其与 PSO-BPNN、PSO-SVM、PSO-LSSVM 及 SSA-BPNN 等模型的结果作对比分析,并将 ISSA-BPNN 模型应用于山西某煤矿,进一步评估其在实际应用中的稳定性和有效性,旨在为煤矿的安全高效生产提供理论依据。

1 算法原理与预测模型构建

1.1 BPNN

BPNN 是一种常用的人工神经网络算法,通常由输入层、隐含层和输出层 3 个神经元层构成。其中,隐含层节点数量是网络结构设计的关键,通常依据经验公式 $N = \sqrt{N_1 + N_0} + L$ 确定。其中, N 为隐含层节点数, N_1 为输入层节点数, N_0 为输出层节点数, L 为 1~10 之间的整数,通常设为 10^[7]。

1.2 改进 SSA

1.2.1 SSA 及其改进

SSA 中麻雀种类被划分为 3 种:发现者、加入者和侦察者,其具体内容见文献[8]。为避免出现过拟合现象,采用 SSA 对 BPNN 进行超参数寻优。由于 SSA 在优化过程中可能遇到早熟收敛和全局搜索能力不足等问题,导致收敛精度较低。因此,参考文献[9]使用 Sine 混沌映射和高斯变异策略改进 SSA,以提升其全局搜索能力和局部搜索精度。具体内容如下:

1) Sine 混沌映射初始化种群。Sine 混沌映射是一种通过正弦函数生成的混沌序列,用来增强 SSA 初始种群的多样性。在优化算法中,混沌映射可以帮助算法覆盖更广的解空间,有利于算法跳出局部极值,从而提升全局搜索能力。公式如下:

$$x_{k+1} = \frac{4}{a} \sin(\pi x_k), \quad a \in (0, 4] \quad (1)$$

式中: x_k 为第 k 次迭代的混沌数; a 为混沌映射的控制参数。

2) 高斯变异。高斯变异是一种在算法中引入随机扰动的策略,通过在个体位置上施加细微变异来增强局部搜索能力,以提高解的精度。公式如下:

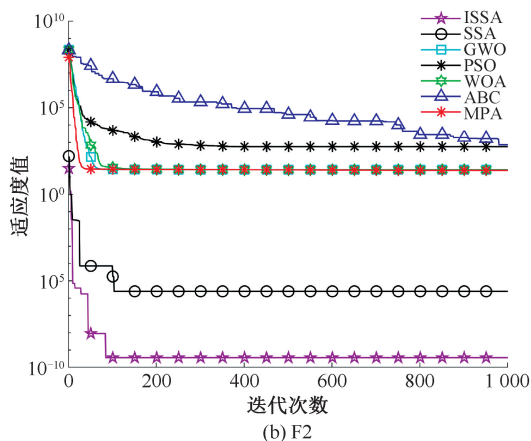
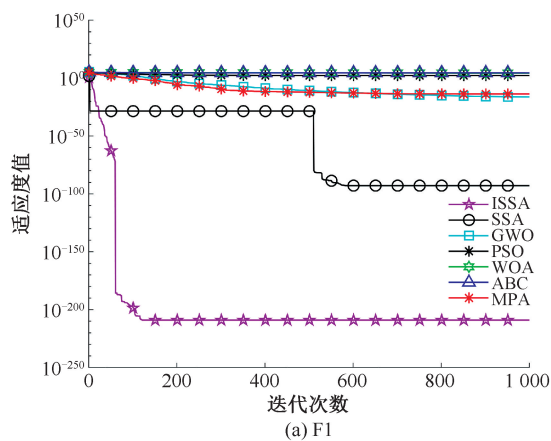
$$M(u) = u(1 + N(0, 1)) \quad (2)$$

式中: u 为原来的参数值; $N(0, 1)$ 表示期望为 0、标

准差为 1 的正态分布随机数; $M(u)$ 为高斯变异后的数值。

1.2.2 算法有效性测试

为全面评估 ISSA 的优化能力,在 Matlab 2021a 环境下对 4 种测试函数进行迭代试验,并与 SSA 及其他经典智能优化算法如:灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)、PSO、鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)、人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)、海洋捕食者算法(Marine Predators Algorithm, MPA)对比。在试验设计中,各算法的关键参数(包括种群数量、最大迭代次数以及试验重复次数)基于经验和文献的普遍设定,分别设置为 30、1 000 和 20,以确保对比的公平性和试验结果的科学性。同时,ISSA 与 SSA 中的发现者、加入者和侦察者比例保持一致,从而消除参数配置差异对结果的影响。测试函数包括单峰测试函数(F1、F2)和多峰测试函数(F3、F4),分别用于评估局部搜索能力与全局优化性能,测试结果如图 1 所示。结果表明:无论是单峰还是多峰优化任务,ISSA 在收敛速度、计算效率和优化精度方面均优于其他算法,表现出快速、高效且准确的寻优能力,为复杂优化问题的求解提供了有力支持。



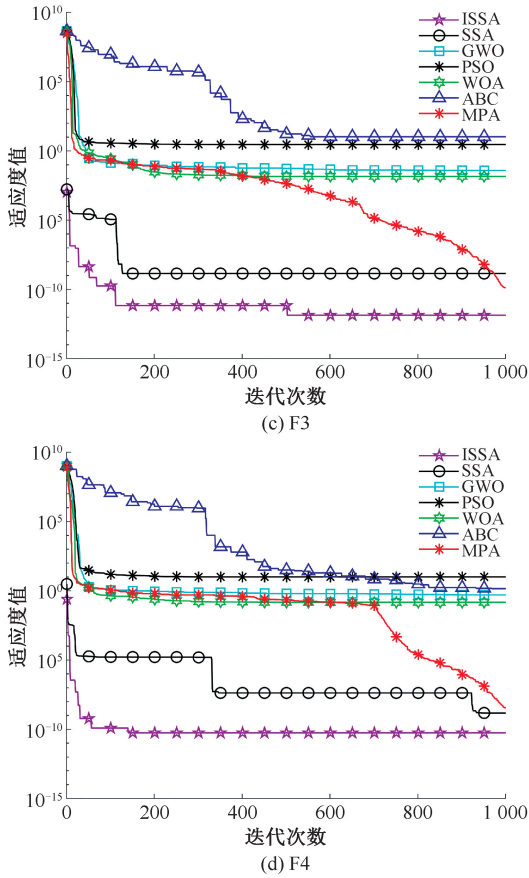


图1 函数测试结果分析

Fig.1 Analysis of function test results

1.3 ISSA-BPNN 模型构建

基于 ISSA-BPNN 建立煤体瓦斯渗透率预测模型,具体构建步骤如下:①数据预处理,划分测试样本与训练样本,并进行归一化处理;②确定 BPNN 的拓扑结构与训练参数,并初始化 BPNN 的权值和阈值;③设置 SSA 参数,并用 Sine 混沌映射初始化种群;④计算初始适应度值并确定全局最优值;⑤应用高斯变异策略计算个体适应度值,更新麻雀位置并获得最优参数;⑥判断是否达到终止条件,未满足则重复④—⑤,满足则输出最优参数;⑦BPNN 获取最优权值和阈值参数,进行训练与仿真预测。

2 瓦斯渗透率预测模型及仿真分析

2.1 数据来源与主成分提取

从文献[3]中选取了 50 组煤体瓦斯渗透率试验数据,为保证模型训练与测试的科学性,将 1—40 号样本数据用于模型的训练阶段,41—50 号样本数据用于模型的测试阶段,以验证模型的泛化能力和预测效果。部分数据见表 1。

表 1 煤体瓦斯渗透率样本数据

Table 1 Coal gas permeability sample data

编号	有效应力/MPa	瓦斯压力/MPa	温度/℃	抗压强度/MPa	渗透率/(10 ⁻¹⁵ m ²)
1	2.00	1.8	40	10.85	0.881
2	1.51	0.5	55	12.85	1.062
3	4.01	0.5	30	14.13	0.559
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
24	1.73	1.8	45	14.13	0.805
25	2.00	1.0	60	12.62	0.633
26	2.50	1.5	30	12.37	0.677
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
48	3.78	1.0	30	12.85	0.491
49	1.73	0.5	30	14.13	1.189
50	2.00	1.0	70	11.5	0.632

使用 SPSS 27 分析煤体瓦斯渗透率影响因素的原始数据相关性,生成皮尔逊相关系数矩阵,如图 2 所示。从图 2 可以看出,有效应力与瓦斯压力、温度、抗压强度之间的相关系数分别为 -0.107、-0.001、-0.103,瓦斯压力与温度之间的相关系数为 0.174,而当 2 个因素之间的相关系数较低(如 < 0.2)时,说明变量之间的信息浓缩能力较弱,若直接使用可能对后续分析结果造成干扰或影响模型精度。因此,为提高数据的准确性和可靠性,需要降维处理原始数据,提取关键特征变量,以优化分析结果并提升模型性能。

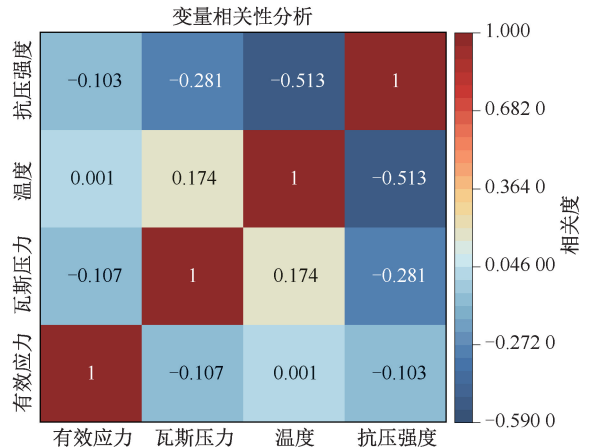


图 2 相关系数矩阵

Fig.2 Correlation coefficient matrix

核主成分分析法(Kernel Principal Component Analysis, KPCA)是一种降维方法,通过将原始数据映射到高维空间后进行主成分分析,用于处理非线性数据集的降维问题。鉴于煤体瓦斯渗透率的影响因素之间存在复杂的非线性关系,通过 KPCA 对原始数据进行降维,以累积方差解释率超过 85% 为标准,提取 3 个主成分(Y₁、Y₂、Y₃),其方差解释率分别为 41.74%、26.83%、20.02%,累积达到 88.59%。

结果表明,这些主成分能够有效代表原始数据的大部分信息,降维后的具体结果见表 2。在多个指标拟合与作图过程中,由于指标间的量级差异太大,会直接影响到最后结果,因此,采用 Matlab 中的 mapminmax 函数将原始数据进行归一化处理,归一化区间为[0,1],在模型仿真预测完成后,再次利用 mapminmax 函数反归一化处理得出的结果数据,使数据回到真实值。

表 2 KPCA 降维数据

Table 2 KPCA dimension reduction data

编号	主成分			渗透率/ (10^{-15} m^2)
	Y_1	Y_2	Y_3	
1	0.615	-0.972	1.635	0.881
2	-0.404	-0.453	-0.373	1.062
3	-0.497	2.050	-2.133	0.559
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
24	-0.906	-1.783	-0.342	0.805
25	0.173	-0.330	0.496	0.633
26	-0.190	-0.404	-0.053	0.677
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
48	0.092	1.489	-0.806	0.491
49	-1.578	-0.560	-2.232	1.189
50	0.967	-0.088	1.646	0.632

2.2 预测模型性能评估指标

为全面验证预测模型的准确性和可靠性,采用机器学习领域常用的回归指标评估模型的性能:平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)、平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和决定系数 R^2 ,以评估模型的预测精度、性能优劣及拟合能力^[10-11]。其中,MAE 和 MAPE 值越小,表示模型的预测精度越高;RMSE 值越小,表明模型的非线性拟合越好; R^2 越接近 1,表示模型的拟合能力越好。综上所述,4 个指标各有其优势和特点,综合使用能够全面了解机器学习模型的预测精度以及模型在不同方面的表现。其计算公式分别如下:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i| \quad (3)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{f_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - y_i)^2} \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - f_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

式中: n 为数据集中样本的数量,也就是实际观测值

的个数; i 为数据集中的每个样本或观测值的索引; f_i 为预测值; y_i 为真实值; \bar{y} 为真实值的平均值。

2.3 仿真预测结果对比与分析

2.3.1 多优化模型构建

为了对比分析所构建的 ISSA-BPNN 模型与常用优化模型 (PSO-BPNN、PSO-LSSVM、PSO-SVM) 的性能,各模型参数统一设置:迭代次数 100,种群数量 30,训练次数 1 000,目标误差 1×10^{-6} ,学习率 1×10^{-3} ;ISSA 中发现者比例 20%,预警值 0.8;PSO 的学习因子 $C_1 = C_2 = 1.5$,惯性权重 0.8,速度范围 $V_{\max} = 1, V_{\min} = -1$,种群范围 $Pop_{\max} = 5, Pop_{\min} = -5$;BPNN 输入层节点 3,隐含层节点 11,输出层节点 1;试验环境 Matlab 2021a。

2.3.2 仿真结果对比分析

基于上述模型参数,得出各模型测试样本渗透率真实值与预测值的对比结果,如图 3 所示。

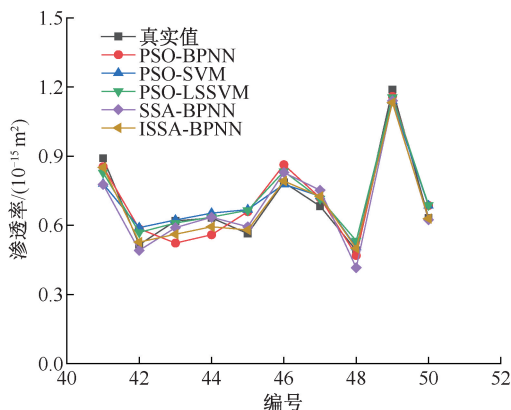


图 3 各模型预测结果

Fig. 3 Prediction results of each model

各模型性能评估指标对比见表 3。由表 3 可知:ISSA-BPNN 模型的各项指标均优于其他模型,相比之下其在测试样本中的 MAE 分别降低了 0.032 7、0.022、0.017 9、0.018 2;MAPE 分别降低了 5.15%、3.14%、2.76%、2.36%;RMSE 分别降低了 0.031 6、0.027 9、0.018 8、0.022 2; R^2 分别提高了 0.077 5、0.065 8、0.040 1、0.049 3。充分体现了 ISSA 良好的全局搜索能力和寻优精度,使 BPNN 具有更高的预测精度,提高了煤体瓦斯渗透率的预测准确率。

表 3 各模型评估指标对比

Table 3 Comparison of evaluation indexes of each model

模型	模型性能			
	MAE	MAPE/%	RMSE	R^2
PSO-BPNN	0.058 9	9.21	0.064 2	0.895 7
PSO-SVM	0.048 2	7.20	0.060 5	0.907 4
PSO-LSSVM	0.044 1	6.82	0.051 4	0.933 1

续表 3

模型	模型性能			
	MAE	MAPE/%	RMSE	R^2
SSA-BPNN	0.044 4	6.42	0.054 8	0.923 9
ISSA-BPNN	0.026 2	4.06	0.032 6	0.973 2

表 4 皮尔逊相关系数矩阵

Table 4 Pearson correlation coefficient matrix

影响因素	有效应力	瓦斯压力	温度	抗压强度
有效应力	1	-0.113	0.011	-0.081
瓦斯压力	-0.113	1	0.194	-0.297
温度	0.011	0.194	1	-0.495
抗压强度	-0.081	-0.297	-0.495	1

3 预测模型可靠性检验

为进一步说明 ISSA-BPNN 模型的可靠性,以山西某煤矿为研究对象进行验证。该矿 2 号煤层厚度为 0.75~1.93 m,平均厚度 1.07 m,煤层倾角 3~7°,瓦斯绝对涌出量 22.23 m³/min,相对涌出量 11.74 m³/t,属高瓦斯矿井,不易自燃煤层,煤尘具有爆炸性。选取该矿 98 组试验数据,其中,1—78 组作为训练样本,79—98 组作为测试样本,模型参数保持与 2.3.1 节一致。首先,通过皮尔逊相关系

数矩阵分析数据间的相关性,判断是否需要降维,见表 4。表 4 中的结果表明:数据存在较低的相关性,需进行降维处理。为此,采用 KPCA 对原始数据降维,最终提取 3 个主成分(Z_1 、 Z_2 、 Z_3),其方差解释率分别为 43.09%、28.05% 和 16.1%,累积达到 87.24%,能够有效保留数据中的主要信息。随后,将 Z_1 、 Z_2 、 Z_3 作为模型的输入变量,渗透率作为输出变量,用于各模型的性能评估。最终,各模型在测试样本上的性能对比结果如图 4 所示。

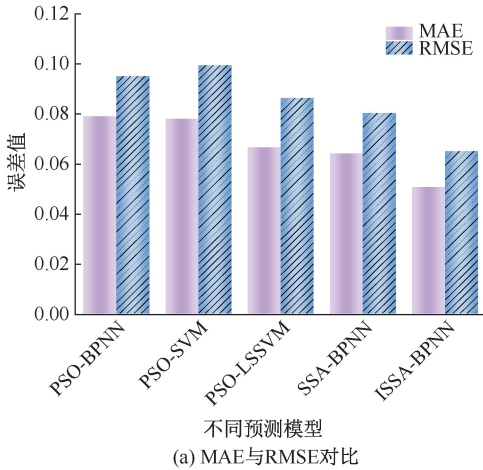
由图 4 可知:ISSA-BPNN 模型在 MAE、MAPE、RMSE 及 R^2 等 4 个指标上均表现最佳,展现出优异的预测精度和泛化能力。综上表明:ISSA-BPNN 模型不仅具备高精度,还具有良好的可靠性和稳定性,预测结果更接近实际,可更准确地预测煤体瓦斯渗透率。

4 结论

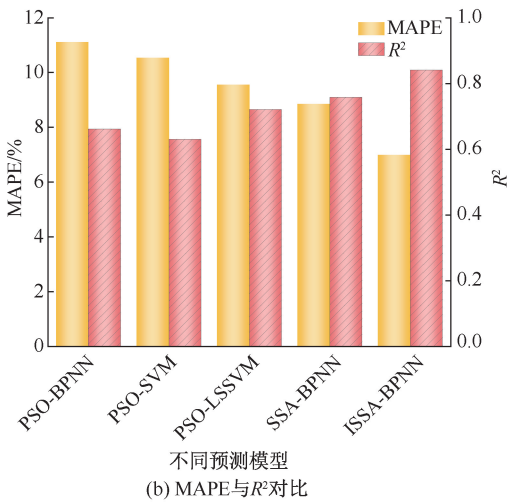
1) 通过改进 SSA,提升其全局搜索能力和稳定性,构建了 ISSA-BPNN 瓦斯渗透率预测模型。同时利用 SPSS 27 软件对原始数据进行皮尔逊相关系数矩阵分析,并采用 KPCA 降维原始数据,通过累积方差 88.59% 提取出 3 个主成分作为模型的输入,渗透率作为输出。

2) 对比分析 ISSA-BPNN、PSO-BPNN、PSO-SVM、PSO-LSSVM 和 SSA-BPNN 模型的预测结果可知:ISSA-BPNN 模型在 MAE、MAPE、RMSE 和 R^2 等 4 个指标方面均为最佳,且改进后的 SSA 相较于原始 SSA 全局搜索能力和寻优精度明显提升,使 BPNN 具有更高的预测精度,从而提高了煤体瓦斯渗透率的预测准确率。

3) 为考察 ISSA-BPNN 模型的可靠性,将其应用于山西某煤矿,并与其他预测模型对比。结果显示 ISSA-BPNN 模型具有可靠性,且预测准确度高、离散化程度低,其结果与实际情况最为接近,说明 ISSA-BPNN 模型更稳定,适合于煤体瓦斯渗透率的预测。



(a) MAE与RMSE对比



(b) MAPE与R²对比

图 4 不同模型评价指标对比

Fig. 4 Comparison of evaluation indexes of different models

参 考 文 献

- [1] KONG Lingrui, LUO Yongjiang, TANG Jianxin, et al. Permeability damage mechanism and evolution of gas-bearing coal seams induced by drilling fluid[J]. *Natural Resources Research*, 2023, 32(4): 1 639–1 655.
- [2] XUE Junhua, LI Kehan, SHI Yu. Study on permeability characteristics of gas bearing coal under cyclic load[J]. *Sustainability*, 2022, 14(18): DOI:10. 3390/su141811483.
- [3] 汤国水,张宏伟,韩军,等. 基于 MABC-SVM 的含瓦斯煤体渗透率预测模型[J]. *中国安全生产科学技术*, 2015, 11(2): 11–16.
TANG Guoshui, ZHANG Hongwei, HAN Jun, et al. Prediction model on permeability of gas-bearing coal based on MABC-SVM[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2015, 11(2): 11–16.
- [4] 邵良杉,马寒. 煤体瓦斯渗透率的 PSO-LSSVM 预测模型[J]. *煤田地质与勘探*, 2015, 43(4): 23–26.
SHAO Liangshan, MA Han. Model of coal gas permeability prediction based on PSO-LSSVM[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2015, 43(4): 23–26.
- [5] 王攀,杜文凤,冯飞胜. 基于影响因素优选的煤层瓦斯渗透率预测模型[J]. *煤矿安全*, 2017, 48(11): 21–25.
WANG Pan, DU Wenfeng, FENG Feisheng. Prediction model of coalbed gas permeability based on optimization of influencing factors[J]. *Safety in Coal Mines*, 2017, 48(11): 21–25.
- [6] 宋曦,宁云才,丁永禄. 基于随机森林的煤体瓦斯渗透率预测研究[J]. *煤炭技术*, 2019, 38(7): 130–132.
SONG Xi, NING Yuncai, DING Yonglu. Prediction of coal gas permeability based on random forest [J]. *Coal Technology*, 2019, 38(7): 130–132.
- [7] 姜鹏. 基于机器学习的煤自燃温度预测模型研究[D]. 西安:西安科技大学, 2020.
JIANG Peng. A machine learning-based model for predicting the temperature of spontaneous coal combustion[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2020.
- [8] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用[D]. 上海:东华大学, 2020.
XUE Jiankai. Research and application of a new swarm intelligent optimization technique [D]. Shanghai: Donghua University, 2020.
- [9] 毛清华,张强. 融合柯西变异和反向学习的改进麻雀算法[J]. *计算机科学与探索*, 2021, 15(6): 1 155–1 164.
MAO Qinghua, ZHANG Qiang. Improved sparrow algorithm combining Cauchy mutation and opposition-based learning[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2021, 15(6): 1 155–1 164.
- [10] 张利冬,宋泽阳,罗振敏,等. 基于机器学习的煤自然发火期预测[J]. *中国安全科学学报*, 2022, 32(12): 118–124.
ZHANG Lidong, SONG Zeyang, LUO Zhenmin, et al. Prediction of coal spontaneous combustion period based on machine learning[J]. *China Safety Science Journal*, 2022, 32(12): 118–124.
- [11] 汪伟,崔欣超,祁云,等. 基于 SSA-RF 的采空区煤自然温度回归分析模型[J]. *中国安全科学学报*, 2023, 33(9): 136–141.
WANG Wei, CUI Xinchao, QI Yun, et al. Regression analysis model of coal spontaneous combustion temperature in goaf based on SSA-RF[J]. *China Safety Science Journal*, 2023, 33(9): 136–141.

作者简介: 汪伟 (1991—),男,河北玉田人,博士,副教授,硕士生导师,主要从事矿井灾害防治、应急技术与管理等方面的研究。E-mail:wangwei19910109@126.com。