

文章编号: 1671-251X(2024)01-0131-07

DOI: [10.13272/j.issn.1671-251x.2023090062](https://doi.org/10.13272/j.issn.1671-251x.2023090062)

基于 PSO-Elman 神经网络的井底风温预测模型

程磊^{1,2}, 李正健¹, 史浩容¹, 王鑫¹

(1. 河南理工大学 安全科学与工程学院, 河南 焦作 454003;
2. 河南理工大学 煤炭安全生产与清洁高效利用省部共建协同创新中心, 河南 焦作 454003)

摘要: 目前井下风温预测大多采用 BP 神经网络, 但其预测精度受学习样本数量的影响, 且容易陷入局部最优, Elman 神经网络具备局部记忆能力, 提高了网络的稳定性和动态适应能力, 但仍然存在收敛速度过慢、易陷入局部最优的问题。针对上述问题, 采用粒子群优化(PSO)算法对 Elman 神经网络的权值和阈值进行优化, 建立了基于 PSO-Elman 神经网络的井底风温预测模型。分析得出入风相对湿度、入风温度、地面大气压力和井筒深度是井底风温的主要影响因素, 因此将其作为模型的输入数据, 模型的输出数据为井底风温。在相同样本数据集下的实验结果表明: Elman 模型迭代 90 次后收敛, PSO-Elman 模型迭代 41 次后收敛, 说明 PSO-Elman 模型收敛速度更快; 与 BP 神经网络模型、支持向量回归模型和 Elman 模型相比, PSO-Elman 模型的预测误差较低, 平均绝对误差、均方误差(MSE)、平均绝对百分比误差分别为 0.376 0 ℃, 0.278 3, 1.95%, 决定系数 R^2 为 0.992 4, 非常接近 1, 表明预测模型具有良好的预测效果。实例验证结果表明, PSO-Elman 模型的相对误差范围为 -4.69%~1.27%, 绝对误差范围为 -1.06~0.29 ℃, MSE 为 0.26, 整体预测精度可满足井下实际需要。

关键词: 井下热害防治; 井底风温预测; 粒子群优化算法; Elman 神经网络; PSO-Elman

中图分类号: TD727.2 文献标志码: A

A bottom air temperature prediction model based on PSO-Elman neural network

CHENG Lei^{1,2}, LI Zhengjian¹, SHI Haorong¹, WANG Xin¹

(1. School of Safety Science and Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China;
2. Henan Collaborative Innovation Center of Coal Work Safety and Clean-efficiency Utilization,
Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

Abstract: Currently, most underground wind temperature predictions use BP neural networks. But their prediction precision is affected by the number of learning samples and they are prone to falling into local optima. Elman neural networks have local memory capability, which improves the stability and dynamic adaptability of the network. However, there are still problems such as slow convergence speed and easy falling into local optima. In order to solve the above problems, the particle swarm optimization (PSO) algorithm is used to optimize the weights and thresholds of the Elman neural network. A bottom air temperature prediction model based on the PSO Elman neural network is established. The analysis shows that the relative humidity of the inlet and outlet wind, the surface inlet wind temperature, the surface atmospheric pressure, and the depth of the shaft are the main influencing factors of the bottom air temperature. Therefore, they are used as input data for the model, and the output data of the model is the bottom air temperature. The experimental results on the same sample dataset show that the Elman model converges at 90 iterations and the PSO Elman model converges at 41 iterations. It indicates that the PSO-Elman model converges faster. Compared with the BP neural network model, support vector

收稿日期: 2023-09-20; 修回日期: 2024-01-21; 责任编辑: 胡娟。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(U1904210)。

作者简介: 程磊(1970—), 男, 安徽砀山人, 教授, 博士, 主要从事矿山通风与安全方面的研究工作, E-mail: cheng@hpu.edu.cn。

引用格式: 程磊, 李正健, 史浩容, 等. 基于 PSO-Elman 神经网络的井底风温预测模型[J]. 工矿自动化, 2024, 50(1): 131-137.

CHENG Lei, LI Zhengjian, SHI Haorong, et al. A bottom air temperature prediction model based on PSO-Elman neural network[J].

Journal of Mine Automation, 2024, 50(1): 131-137.



扫码移动阅读

regression (SVR) model, and Elman model, the prediction error of the PSO-Elman model is significantly reduced. The mean absolute error, mean square error (MSE), and mean absolute percentage error are 0.376 0 °C, 0.278 3, and 1.95%, respectively. The determination coefficient R^2 is 0.992 4, which is very close to 1, indicating that the prediction model has good predictive performance. The verification results of the example show that the relative error range of the PSO-Elman model is -4.69%-1.27%, the absolute error range is -1.06-0.29 °C, and the MSE is 0.26. The overall prediction precision can meet the actual needs of the underground.

Key words: underground heat hazard prevention and control; bottom air temperature prediction; particle swarm optimization algorithm; Elman neural network; PSO-Elman

0 引言

随着我国煤炭开采量的持续增长,矿井开采深度逐渐增大,井下风温升高,许多矿井的开采条件恶化,热害问题日益突出,严重制约着深部煤炭资源的安全高效开采。为准确评估矿井热害程度,制定科学合理的降温措施,改善井下高温作业环境,矿井风温预测至关重要。

近年来机器学习在岩爆指标预测^[1-2]、瓦斯涌出量预测^[3-4]、瓦斯渗透率预测^[5-6]等方面广泛应用,取得了较好的成果,在矿井风温预测方面也有学者进行了研究。高佳南等^[7]通过粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法对支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)参数进行优化,建立了矿井淋水井筒风温预测模型,提高了风温预测精度。纪俊红等^[8]使用网格搜索算法和K折交叉验证优化XGBoost模型,建立了井底风温预测模型,解决了XGBoost模型参数多、复杂性大的问题。吕品等^[9]首次建立了基于BP神经网络的矿井淋水井筒风温预测模型,为矿井风温预测提供了新思路。张翔等^[10]建立了基于PSO-BP的淋水井筒风温预测模型,通过PSO算法优化BP神经网络,解决了BP神经网络易陷入局部最优的问题。马恒等^[11]结合模糊方法和人工神经网络,建立了淋水井筒的T-S模糊神经网络风温预测模型,提高了预测模型的精度。段艳艳^[12]利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)强大的非线性能力,建立了基于SVM的矿井风温预测模型。张群^[13]建立了基于改进BP神经网络的井底风温预测模型,通过trainlm函数对BP神经网络进行优化,解决了BP神经网络收敛速度慢的问题。

上述研究为井下热害防治提供了理论依据。在井下风温预测过程中,大多数学者采用具有强大非线性处理能力的BP神经网络,但其预测精度受学习样本数量的影响,且容易陷入局部最优。Elman神经网络是一种动态的前馈性神经网络,其隐含层中增加了一个承接层,可认为是延时算子,主要用于隐含

层前一时刻输出值的记忆和存储。与BP神经网络相比,延时算子使Elman神经网络具备局部记忆能力,提高了神经网络的稳定性和动态适应能力。但Elman神经网络仍然存在收敛速度过慢、易陷入局部最优的问题。本文采用PSO算法对Elman神经网络的权重和阈值进行优化调整,建立了基于PSO-Elman神经网络的井底风温预测模型,并通过19个矿井的实测数据^[8,10-11,14]进行验证。

1 基于PSO-Elman的井底风温预测模型

1.1 Elman神经网络

Elman神经网络主要由输入层、隐含层、承接层和输出层构成,如图1所示。承接层属于内部反馈连接,其神经元与隐含层神经元一一对应。

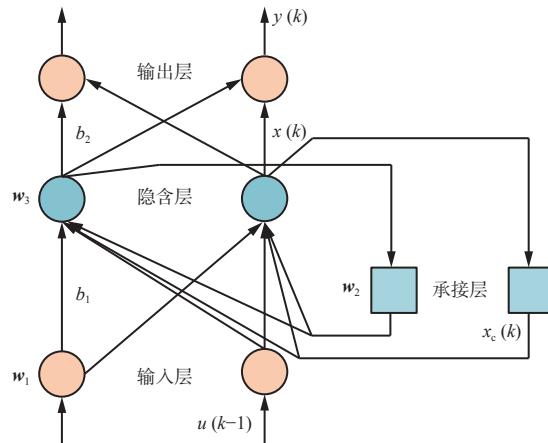


图1 Elman神经网络结构

Fig. 1 Elman neural network structure

Elman神经网络的非线性空间函数为^[15-18]

$$x(k) = f(\mathbf{w}_1 x_c(k) + \mathbf{w}_2 u(k-1) + b_1) \quad (1)$$

$$y(k) = h(\mathbf{w}_3 x(k) + b_2) \quad (2)$$

$$x_c(k) = x(k-1) \quad (3)$$

式中: $x(k)$ 为第 k 次循环隐含层输出; $f(\cdot)$ 为隐含层的激励函数; $\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2$ 分别为输入层到隐含层、承接层到隐含层的连接权重矩阵; $x_c(k)$ 为第 k 次循环承接层输出,对应第 $k-1$ 次循环隐含层输出; $u(k-1)$ 为网络

输入; b_1, b_2 分别为输入层到隐含层、隐含层到输出层的阈值; w_3 为输出层的权重矩阵; $y(k)$ 为输出层输出, 即预测的风温; $h(\cdot)$ 为输出层的激励函数。

1.2 PSO 算法

PSO 算法是一种全局优化算法, 通过个体间相互作用对可行解空间进行迭代搜索, 最终获得最优解^[19-21]。PSO 算法流程如图 2 所示。首先对参数和粒子进行初始化, 计算适应度, 更新粒子速度和位置, 更新种群; 然后引入变异算子, 重新初始化粒子, 计算新粒子适应度; 最后确定个体最优解和全局最优解, 当达到设定的迭代次数时结束迭代。

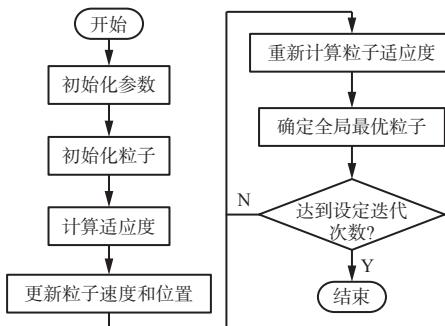


图 2 PSO 算法流程

Fig. 2 Flow of particle swarm optimization algorithm

粒子速度和位置更新公式为

$$v_i^t = \omega v_i^{t-1} + c_1 r_1 (l_{\text{pbest}_i^t} - X_i^t) + c_2 r_2 (l_{\text{gbest}}^t - X_i^t) \quad (4)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + X_i^t \quad (5)$$

式中: v_i^t 为第 i 个粒子在第 t 次迭代时的速度; ω 为惯性权重, $\omega \in [0, 1.4]$; c_1, c_2 为学习因子; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数, 用于增加搜索的随机性; $l_{\text{pbest}_i^t}$ 为第 i 个粒子在第 t 次迭代时经过的最好位置, 即局部最优解; X_i^t 为第 i 个粒子在第 t 次迭代时的位置; l_{gbest}^t 为所有粒子在第 t 次迭代时经过的最好位置, 即全局最优解。

1.3 PSO-Elman 模型流程

利用 PSO 算法优化 Elman 神经网络, 建立井底风温预测模型, 其流程如图 3 所示。

1) 确定 Elman 网络各层结构。影响井底风温的主要因素有 4 个, 分别为入风相对湿度、入风温度、地面大气压力和井筒深度, 因此输入数据为 4 维。输出为井底风温, 因此输出数据为 1 维。设计 Elman 网络结构为 4-9-1, 即输入层节点个数为 4, 隐含层节点个数为 9, 输出层节点个数为 1。

2) 归一化处理。对样本数据进行归一化处理, 生成模型训练样本集。

3) 新建 Elman 网络。训练函数选用 traingdm, 输入层和输出层的传递函数分别选用 tansig, purelin。算法参数设置: PSO 算法最大迭代次数为 100, 种群

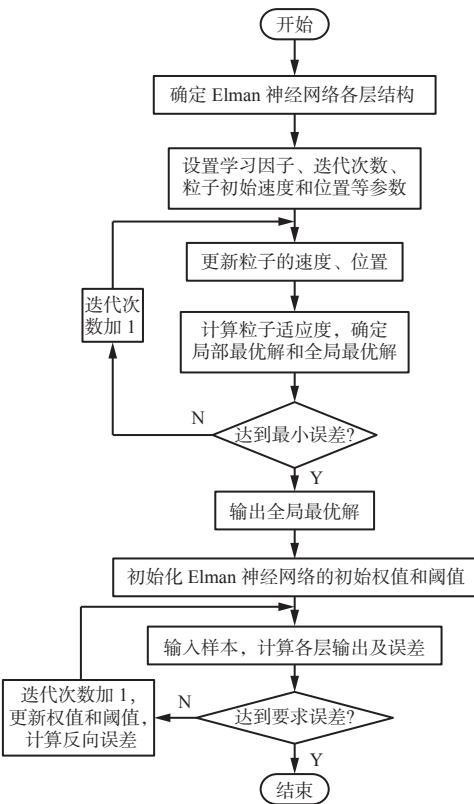


图 3 PSO-Elman 模型流程

Fig. 3 Flow of PSO-Elman model

数目为 20, 惯性权重 $\omega = 1.2$, 学习因子 $c_1=c_2=2$, 最大更新速度为 1, 最小更新速度为 -1。

4) 产生初始粒子。产生一个初始种群, 初始化粒子的速度, 计算适应度, 并初始化粒子全局最优解和局部最优解。

5) 迭代寻优。更新粒子速度和位置, 更新种群; 引入变异算子, 重新初始化粒子, 计算新粒子适应度, 确定局部最优解和全局最优解, 将每代最优解记录到数组中。

6) 训练 Elman 神经网络。设置最大迭代次数为 100, 训练目标最小误差为 10^{-5} , 学习速率为 0.1。

7) 预测井底风温。用训练好的模型进行井底风温预测。

1.4 预测结果评估

采用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)、平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)、均方误差(Mean-Square Error, MSE) 和决定系数 R^2 对井底风温的预测结果进行评价。

MAE 是预测值误差实际情况的反映, 其计算公式为

$$E_{\text{MA}} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |P_j - A_j| \quad (6)$$

式中: n 为数据个数; P_j 为预测值; A_j 为测量值。

MAPE 是相对误差度量值, 其计算公式为

$$E_{\text{MAP}} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left| \frac{P_j - A_j}{A_j} \right| \times 100\% \quad (7)$$

MSE 是预测值与测量值之差的平方的期望值, 其值越小, 表示预测模型的精度越高。MSE 计算公式为

$$E_{\text{MS}} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (P_j - A_j)^2 \quad (8)$$

决定系数反映测量值与预测值的分布趋势, 其值越接近 1, 表示相关性越强。决定系数计算公式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^n (A_j - P_j)^2}{\sum_{j=1}^n (A_j - \bar{A})^2} \quad (9)$$

式中 \bar{A} 为测量值的平均值。

2 实验及结果分析

2.1 样本数据来源

将入风相对湿度、入风温度、地面大气压力和井筒深度作为模型的输入数据。风流自井口流入井下, 地面风流温度和地面大气压力影响井筒风温。自压缩热是井底最主要的热源, 空气的自压缩热对井筒风温影响较大, 井筒深度与风流压缩密切相关, 因此, 井筒深度也影响井筒风温。井筒一般有淋水现象, 风流和井筒淋水间存在热湿交换。地面入风的相对湿度影响风流与淋水巷道的湿交换程度。

选用 19 个矿井的 65 组数据作为样本数据。其中前 55 组数据作为训练集, 用于构建预测模型; 后 10 组数据作为测试集, 用于检验模型预测效果。部分样本数据见表 1。

2.2 预测结果分析

在相同的训练集下, 比较 Elman 模型与 PSO-Elman 模型的收敛速度, 二者的进化曲线如图 4 所示。可看出 Elman 模型迭代 90 次后收敛, 而 PSO-Elman 模型迭代 41 次后收敛, 说明 PSO-Elman 模型收敛速度更快。

为验证基于 PSO-Elman 的井底风温预测模型的预测效果, 将 BP 神经网络模型、SVR 模型、Elman 模型与 PSO-Elman 模型进行比较。BP 神经网络模型利用 Matlab 软件自带的 BP 神经网络工具箱进行预测, BP 神经网络结构为 4-7-1; SVR 模型的惩罚因子 $C=22.627$, 核函数参数 $g=0.031$; Elman 模型的神经网络结构为 4-8-1; PSO-Elman 模型的神经网络结构为 4-9-1。利用相同的训练数据集和测试数据

表 1 样本数据

Table 1 Sample data

序号	地面大气 压力/Pa	入风 温度/℃	入风相对 湿度/%	井筒 深度/m	井底 风温/℃
1	99 862.8	26.8	80.23	558.90	25.6
2	99 936.2	27.7	76.78	558.90	27.8
3	99 868.9	26.5	80.05	552.50	26.5
4	99 982.3	27.6	74.26	552.50	27.6
5	99 965.1	26.8	78.88	673.20	25.3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
63	92 240.0	14.0	51.70	417.54	16.2
64	91 860.0	13.8	58.40	417.54	16.0
65	91 420.0	12.2	67.60	417.54	15.2

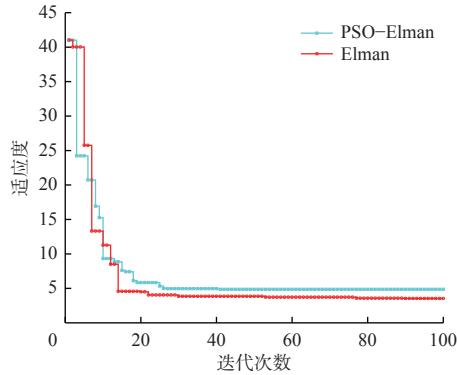


图 4 预测模型的进化曲线

Fig. 4 Evolution curves of prediction models

集, 比较 4 种模型的预测精度, 结果见表 2。分析可知, BP 神经网络模型、SVR 模型、Elman 模型与 PSO-Elman 模型的相对误差范围分别为 $-6.01\% \sim 17.02\%$, $-9.52\% \sim 1.41\%$, $-7.91\% \sim 0.70\%$, $-6.55\% \sim 1.12\%$, PSO-Elman 模型的相对误差最小, 预测效果最好。

4 种井底风温预测模型在测试集上的预测结果和误差分别如图 5、图 6 所示。从图 5 可看出, 相比于其他模型, PSO-Elman 模型的预测值与真实值曲线更为接近, 说明其预测效果更好。从图 6 可看出, PSO-Elman 模型的预测误差最小, 说明该预测模型的准确性和可靠性最高。

4 种预测模型的评估指标见表 3。可看出, 与 BP 神经网络模型、SVR 模型和 Elman 模型相比, PSO-Elman 模型预测误差更低, MAE, MSE, MAPE 分别为 $0.376\ 0\ ^\circ\text{C}$, $0.278\ 3$, 1.95% 。4 种模型的决定系数 R^2 非常接近 1, 表明预测模型具有良好的预测效果。实验结果表明, PSO-Elman 模型具有较高的稳定性和准确性。

表2 4种模型的井底风温预测结果及误差
Table 2 Prediction results and errors of bottom air temperature of four models

样本 编号	真实 值/℃	BP神经网络模型			SVR模型			Elman模型			PSO-Elman模型		
		预测 值/℃	绝对误 差/℃	相对误 差/%	预测 值/℃	绝对误 差/℃	相对误 差/%	预测 值/℃	绝对误 差/℃	相对误 差/%	预测 值/℃	绝对误 差/℃	相对误 差/%
1	27.9	27.2131	-0.6869	-2.46	27.8983	-0.0017	-0.01	27.7709	-0.1291	-0.46	27.8026	-0.0974	-0.35
2	27.6	26.9595	-0.6405	-2.32	27.7180	0.1180	0.43	27.0653	0.0053	0.02	27.6048	0.0048	-0.02
3	28.9	27.2982	-1.6018	-5.54	27.9765	-0.9235	-3.20	27.8461	-1.0539	-3.65	27.8981	-1.0019	-3.47
4	27.4	27.1367	-0.2633	-0.96	27.6248	0.2248	0.82	27.5246	0.1246	0.45	27.6149	0.2149	0.78
5	28.0	27.4548	-0.5452	-1.95	28.3935	0.3935	1.41	28.1950	0.1950	0.70	28.1494	0.1494	0.53
6	16.2	16.4894	0.2894	1.79	15.2606	-0.9394	-5.80	15.1536	-1.0464	-6.46	16.3820	0.1820	1.12
7	15.8	14.8908	-0.9092	-5.75	14.6212	-1.1788	-7.46	14.6948	-1.1052	-6.99	14.7649	-1.0351	-6.55
8	16.2	15.2269	-0.9731	-6.01	15.0037	-1.1963	-7.38	14.9791	-1.2209	-7.54	15.4598	-0.7402	-4.57
9	16.0	16.4385	0.4385	2.74	14.8663	-1.1337	-7.09	14.8427	-1.1573	-7.23	15.7786	-0.2214	-1.38
10	15.2	17.7870	2.5870	17.02	13.7536	-1.4464	-9.52	13.9971	-1.2029	-7.91	15.3130	0.1130	-0.74

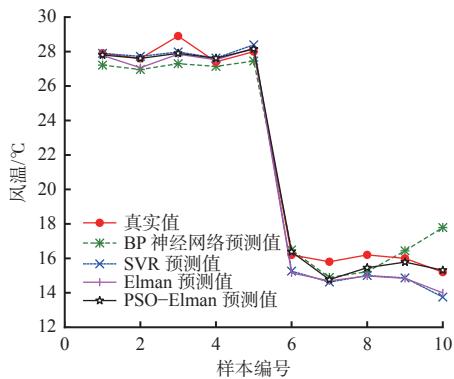


图5 4种预测模型在测试集上的预测结果

Fig. 5 Prediction results of four prediction models on test set

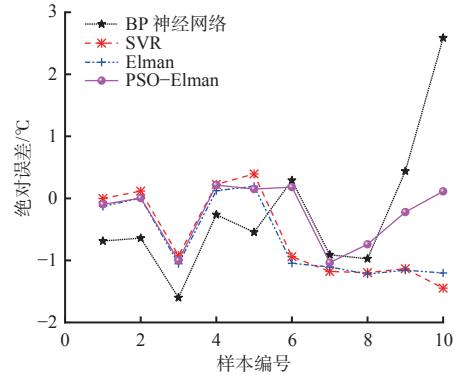


图6 4种预测模型在测试集上的预测误差

Fig. 6 Prediction errors of four prediction models on test set

表3 4种预测模型的评估指标

Table 3 Evaluation indicators of four prediction models

模型	MAE/℃	MSE	MAPE/%	R ²
BP神经网络	0.8935	1.2557	4.65	0.9658
SVR	0.7556	0.8153	4.31	0.9985
Elman	0.7241	0.7774	4.14	0.9788
PSO-Elman	0.3760	0.2783	1.95	0.9924

3 实例验证

为了进一步验证PSO-Elman模型的预测精度及通用性,于2022年10月3日实测了河南省安阳市某矿井的5组数据,利用训练好的模型进行井底风温预测。井下实测数据见表4,预测数据评估结果见表5,井底风温预测值与真实值对比如图7所示。

表4 井下实测数据

Table 4 Underground measured data

测点位置	入风温度/℃	入风相对湿度/%	地面大气压力/Pa	井筒深度/m	井底风温/℃
副井	20.8	71.40	104 610	521.5	24.3
	21.2	82.00	104 660	521.5	23.0
回风联络巷	21.6	88.00	102 668	521.5	22.6
一车场	21.8	86.90	104 633	521.5	22.8
运输大巷	22.4	78.80	106 604	521.5	24.6

表5 井底风温预测数据评估结果

Table 5 Evaluation results of prediction data of bottom air temperature

真实值/℃	预测值/℃	绝对误差/℃	相对误差/%	MSE
24.3	24.46	0.14	0.66	
23.0	22.82	-0.18	-0.78	
22.6	21.54	-1.06	-4.69	0.26
22.8	23.09	0.29	1.27	
24.6	24.38	-0.22	-0.89	

分析表5与图7可知,PSO-Elman模型的相对误差范围为-4.69%~1.27%,绝对误差范围为-1.06~0.29℃,MSE为0.26,整体预测精度可满足井下实际需要,验证了PSO-Elman模型在井底风温预测中应用具有可行性。

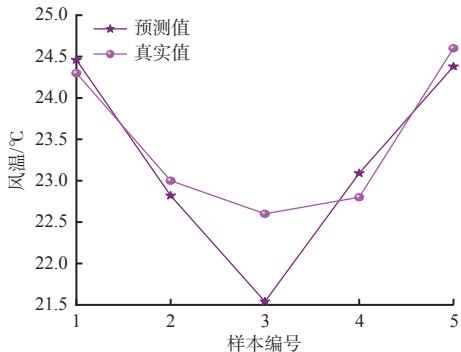


图 7 井底风温预测值与真实值对比

Fig. 7 Comparison between predicted and actual values of bottom air temperature

4 结论

- 1) 在相同的训练样本数据下, Elman 模型迭代 90 次后收敛, PSO–Elman 模型迭代 41 次后收敛, 说明 PSO–Elman 模型收敛速度更快。
- 2) BP 神经网络模型、SVR 模型、Elman 模型与 PSO–Elman 模型的相对误差范围分别为 $-6.01\% \sim 17.02\%$, $-9.52\% \sim 1.41\%$, $-7.91\% \sim 0.70\%$, $-6.55\% \sim 1.12\%$, PSO–Elman 模型的相对误差最小, 预测效果最好。
- 3) 与 BP 神经网络模型、SVR 模型和 Elman 模型相比, PSO–Elman 模型的预测误差更低, MAE, MSE, MAPE 分别为 $0.376\ 0\ ^\circ\text{C}$, $0.278\ 3$, 1.95% , 决定系数 R^2 为 $0.992\ 4$, 非常接近 1, 表明预测模型具有良好的预测效果。
- 4) 实例验证结果表明, PSO–Elman 模型的相对误差范围为 $-4.69\% \sim 1.27\%$, 绝对误差范围为 $-1.06 \sim 0.29\ ^\circ\text{C}$, MSE 为 0.26, 整体预测精度可满足井下实际需要。

参考文献(References):

- [1] 王超, 李岳峰, 张成良. 基于不同指标无量纲化方法的岩爆预测模型优选[J]. 中国安全生产科学技术, 2020, 16(2): 24-29.
WANG Chao, LI Yuefeng, ZHANG Chengliang. Optimization of rockburst prediction model based on different index dimensionless methods[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2020, 16(2): 24-29.
- [2] 杨小彬, 裴艳宇, 程虹铭, 等. 基于 SOFM 神经网络模型的岩爆烈度等级预测方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2021, 40(增刊 1): 2708-2715.
YANG Xiaobin, PEI Yanyu, CHENG Hongming, et al. Prediction method of rockburst intensity grade based on SOFM neural network model[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2021, 40(S1): 2708-2715.
- [3] 付华, 付昱, 赵俊程, 等. 基于 KPCA–ARIMA 算法的瓦斯涌出量预测[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2022, 41(5): 406-412.
FU Hua, FU Yu, ZHAO Juncheng, et al. Prediction of gas emission based on KPCA-ARIMA algorithm[J]. Journal of Liaoning Technical University(Natural Science), 2022, 41(5): 406-412.
- [4] 马恒, 任美学, 高科. 基于随机搜索优化 XGBoost 的瓦斯涌出量预测模型[J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18(5): 129-134.
MA Heng, REN Meixue, GAO Ke. Prediction model of gas emission amount based on XGBoost optimized with random search algorithm[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2022, 18(5): 129-134.
- [5] 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.
- [6] 谢丽蓉, 路朋, 范文慧, 等. 基于 LVQ–CPSO–BP 算法的煤体瓦斯渗透率预测方法研究[J]. 采矿与安全工程学报, 2017, 34(2): 398-404.
XIE Lirong, LU Peng, FAN Wenhui, et al. LVQ-CPSO-BP-based prediction technique of coal gas permeability rate[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2017, 34(2): 398-404.
- [7] 高佳南, 吴奉亮, 马砾, 等. 矿井淋水井筒风温 PSO–SVR 预测方法[J]. 西安科技大学学报, 2022, 42(3): 476-483.
GAO Jianan, WU Fengliang, MA Li, et al. PSO–SVR prediction method of airflow temperature of shaft with water dropping in mine[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2022, 42(3): 476-483.
- [8] 纪俊红, 马铭阳, 崔铁军, 等. GSK–XGBoost 模型在井底风温预测中的应用[J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18(3): 131-136.
JI Junhong, MA Mingyang, CUI Tiejun, et al. Application of GSK-XGBoost model in prediction of wind temperature at well bottom[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2022, 18(3): 131-136.
- [9] 吕品, 左金宝, 倪小军. 基于 BP 神经网络的矿井淋水井筒风温预测[J]. 煤矿安全, 2008, 39(12): 11-13.
LYU Pin, ZUO Jinbao, NI Xiaojun. BP neural network for predicting air temperature of watering well in mine[J]. Safety in Coal Mines, 2008, 39(12): 11-13.
- [10] 张翔, 王佰顺, 徐硕, 等. 基于 PSO–BP 的矿井淋水井筒风温预测[J]. 煤矿安全, 2012, 43(11): 178-181.
ZHANG Xiang, WANG Baishun, XU Shuo, et al. Prediction of airflow temperature of shafts with water dropping based on PSO–BP neural network[J]. Safety in Coal Mines, 2012, 43(11): 178-181.

- [11] 马恒, 刘亮亮. 基于 T-S 模糊神经网络的淋水井筒温度预测分析 [J]. 世界科技研究与发展, 2015, 37(3): 226-229.
MA Heng, LIU Liangliang. Prediction analysis of temperature of wellbore with spray water based on T-S fuzzy neural network[J]. World Sci-tech R & D, 2015, 37(3): 226-229.
- [12] 段艳艳. 基于支持向量机的矿井风温预测 [D]. 西安: 西安科技大学, 2013.
DUAN Yanyan. Prediction of the mine air temperature based on support vector machine[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2013.
- [13] 张群. 潘三矿热害调查及风温预测研究 [D]. 淮南: 安徽理工大学, 2015.
ZHANG Qun. The thermal damage investigation and wind temperature prediction research of Panji No. 3 Colliery[D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2015.
- [14] 何启林, 任克斌. 深井建井期入风井筒风温的预测 [J]. 煤炭工程, 2002, 34(8): 47-48.
HE Qilin, REN Kebin. Prediction of air temperature in the inlet well during deep well construction period[J]. Coal Engineering, 2002, 34(8): 47-48.
- [15] 顾伟红, 赵雪. 基于 GRA-SSA-Elman 的隧道施工瓦斯安全性预测评价 [J]. 自然灾害学报, 2023, 32(6): 230-239.
GU Weihong, ZHAO Xue. Gas safety prediction and evaluation of tunnel construction based on GRA-SSA-Elman[J]. Journal of Natural Disasters, 2023, 32(6): 230-239.
- [16] 乔寅威, 贾新春, 关燕鹏, 等. 基于 DE-WOA 的 Elman 神经网络的空气质量预测方法及应用 [J/OL]. 控制工程, 1-8[2023-08-17]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20220929>.
QIAO Yinwei, JIA Xinchun, GUAN Yanpeng, et al. Air quality prediction method and its application of Elman neural network based on DE-WOA[J/OL]. Control Engineering of China, 1-8[2023-08-17]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20220929>.
- [17] 吴定会, 朱勇, 范俊岩, 等. 基于双重注意力 IJAYA-Elman 的高炉煤气柜位预测 [J/OL]. 控制工程, 1-9[2023-08-17]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20220463>.
WU Dinghui, ZHU Yong, FAN Junyan, et al. Prediction of blast furnace gas holder lever based on double attention IJAYA-Elman[J/OL]. Control Engineering of China, 1-9[2023-08-17]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20220463>.
- [18] 李练兵, 朱乐, 李思佳, 等. 基于差分电压和 ICS-Elman 神经网络的锂离子电池剩余使用寿命预测方法 [J]. 太阳能学报, 2023, 44(12): 433-443.
LI Lianbing, ZHU Le, LI Sijia, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on differential voltage and ICS-Elman neural networks[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(12): 433-443.
- [19] 韩会宾. 基于目标 PSO 算法的工程项目优化研究 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2023, 45(12): 167-177.
HAN Huibin. Research on engineering project optimization based on target PSO algorithm[J]. Journal of Southwest University(Natural Science Edition) , 2023, 45(12): 167-177.
- [20] 焦龄霄, 周凯, 张子熙, 等. 基于 mRMR-IPSO 的短期负荷预测双阶段特征选择 [J/OL]. 重庆大学学报, 1-13[2023-08-17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1044.N.20231206.1636.002.html>.
JIAO Lingxiao, ZHOU Kai, ZHANG Zixi, et al. Dual-stage feature selection for short-term load forecasting based on mRMR-IPSO[J/OL]. Journal of Chongqing University, 1-13[2023-08-17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1044.N.20231206.1636.002.html>.
- [21] 吴以童, 李斌, 刘春, 等. 融合 GMM 和 PSO 的储罐超声检测机器人避障研究 [J]. 计算机仿真, 2023, 40(11): 408-414.
WU Yitong, LI Bin, LIU Chun, et al. Research on obstacle avoidance of storage tank ultrasonic inspection robot integrating GMM and PSO[J]. Computer Simulation, 2023, 40(11): 408-414.

(上接第 71 页)

- [19] 张志强, 王萍, 于旭东, 等. 高精度红外热成像测温技术研究 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 10-18.
ZHANG Zhiqiang, WANG Ping, YU Xudong, et al. Study on high accuracy temperature measurement technology of infrared thermal imager[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 10-18.
- [20] 孙继平, 李迎春. 矿井大气中红外辐射传输特性 [J].

- 煤炭学报, 2005, 30(6): 788-791.
SUN Jiping, LI Yingchun. Transmission characteristic of infrared radiation through mine atmosphere[J]. Journal of China Coal Society, 2005, 30(6): 788-791.
- [21] 国家安全生产监督管理总局. 煤矿安全规程 [M]. 北京: 煤炭工业出版社, 2022.
State Administration of Work Safety. Coal mine safety regulations[M]. Beijing: Coal Industry Press, 2022.