

基于改进粒子群小波神经网络的瓦斯浓度预测研究

杨世金

(广西安全工程职业技术学院, 广西 岑溪 530100)

摘 要:结合小波神经网络基本原理,提出一种粒子群优化小波神经网络的瓦斯浓度预测模型。对小波神经网络基本原理进行分析,然后,利用粒子群对小波神经网络参数进行优化,并构建预测模型;最后,以 $P_1 \sim P_5$ 监测点的煤矿瓦斯浓度数据为基础,将其输入预测模型中进行训练。结果表明:粒子群优化后的小波神经网络在瓦斯浓度预测方面,数值更接近真实值,同时迭代次数在 110 次左右即达到稳定。

关键词:小波神经网络;瓦斯浓度;粒子群;浓度预测

中图分类号:TQ541

文献标识码:A

文章编号:1001-5922(2022)06-0108-03

Study on gas concentration prediction based on improved particle swarm wavelet neural network

YANG Shijin

(Guangxi Vocational College of Safety Engineering, Cenxi 530100, Guangxi China)

Abstract: Combined with the basic principle of wavelet neural network, a gas concentration prediction model based on particle swarm optimization wavelet neural network is proposed. The basic principle of wavelet neural network is analyzed, then the parameters of wavelet neural network are optimized by particle swarm optimization, and the prediction model is constructed. Finally, based on the coal mine gas concentration data of $P_1 \sim P_5$ monitoring points, they are put into the prediction model for training. The results show that the value of wavelet neural network optimized by particle swarm optimization is closer to the real value in gas concentration prediction, and the stability is reached when number of iterations reaches about 110.

Key words: wavelet neural network; gas concentration; particle swarm optimization; concentration prediction

煤矿开采已经成为我国经济建设的重要产业,随之而来的是煤矿开采过程中产生的瓦斯气体所导致的危险事件。为了保障煤矿开采的安全以解决瓦斯气体的爆炸,建立高效准确的瓦斯预测系统成为我国学术领域研究的重点。如对煤与瓦斯突出相关的 5 个特征进行分析,采用拉依达准则处理数据异常值并采用随机森林、支持向量机和 K 近邻模型进

行煤与瓦斯突出预测,实验表明:采用随机森林数据插补方法并利用随机森林模型完成的预测,在所有数据插补方法和预测模型组合中性能最优^[1];针对现有煤与突出预测方法存在可视化程度低、突出预测准确性和实时性不高等问题,以新元煤矿为试验矿井,构建了煤与瓦斯突出预测多元数据可视化系统,应用结果表明:该系统改变了新元煤矿突出预测

收稿日期:2021-09-07;修回日期:2022-06-01

作者简介:杨世金(1965-),男,高级工程师,研究方向:矿山、建筑安全技术与管理。

指标单一、不连续的现状,显著提高了矿井煤与瓦斯突出预测准确性与实时性^[2];针对煤矿瓦斯浓度的预测的问题,以亭南煤矿正常生产期间 302 工作面的监测数据为研究背景,采用深度学习技术 LSTM 建立瓦斯预测模型,研究与设计了基于 LSTM 的煤矿瓦斯预测预警系统,该系统实现了煤矿瓦斯预警系统,增强了煤矿瓦斯监控系统的预警能力,提高了煤炭企业安全生产管理水平^[3]。本研究认为,其不仅需要构建预测系统,还需要保证其瓦斯预测的准确性。因此,基于小波神经网络原理,提出一种粒子群优化小波神经网络的瓦斯预测模型,以此提高瓦斯预测的精准率。

1 小波神经网络简介

传统的 BP 神经网络是采用 Sigmoid 作为隐含层,这就导致传统算法具有陷入局部最优和收敛速度慢的问题。为改善这种问题,使用小波算法代替神经网络隐含层,从而最大程度地优化神经网络结构。设小波函数 $f(t)$ 为一维信号,则小波基:

$$\varphi(a_k, b_k, t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \varphi_{\text{basic}}\left(\frac{t - b_k}{a_k}\right)$$

式中: a_k 表示缩放因子; b_k 表示平移因子; $\frac{1}{\sqrt{|a|}}$ 表示小波函数的归一化系数; φ_{basic} 表示基小波函数。

信号可通过小波函数进行拟合:

$$f(t) = \sum_{i=1}^K \omega_i \varphi\left(\frac{t - b_k}{a_k}\right)$$

式中: K 表示小波基的个数。

神经网络与小波函数相拟合的表达式:

$$\text{net}_k = \sum_{i=1}^K \omega_{ij} y_j = \sum_{i=1}^K \omega_{ij} \varphi(a_k, b_k, t)$$

小波神经网络结构如图 1 所示。

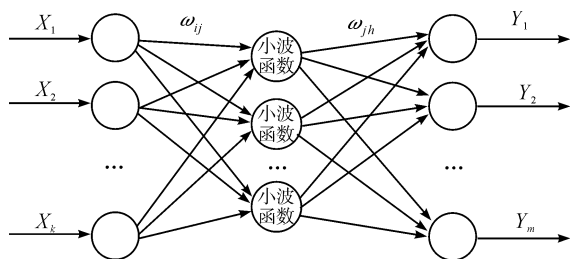


图 1 小波神经网络结构

Fig.1 Structure of wavelet neural network

小波函数作为隐含层,具有很强的适应性。但以上方法还存在缺陷,如网络初始值很难确定,同时当样本过多时,收敛速度会变慢。因此,基于以上问题,需要对小波神经网络进行改进。

2 基于改进小波神经网络的瓦斯浓度预测模型

基于传统小波神经网络存在的问题,提出采用粒子群对小波神经网络进行改进,具体改进步骤:

(1)将 N 设置为输入层, M 设置为隐藏层, L 设置为输出层, M 维向量设置为缩放和平移因子;

(2)将初始化速率,并找到最佳起始位置和总体最佳值;

(3)将训练样本数据传输至输入层学习;

(4)根据

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + \gamma_i [c_1 r_1 (p_{id} - z_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{id} - z_{id}^k)] \\ z_{id}^{k+1} = z_{id}^k + v_{id}^{k+1} \end{cases}$$

对小波神经网络参数进行优化;

(5)确定参数是否满足条件,若满足则选择优化参数;若不满足则转回步骤(3);

(6)输出预测结果。

3 算法验证

3.1 数据选择

本文以 2020 年 8 月 1 日至 8 月 21 日这 21 d 在 $P_1 \sim P_5$ 监测点收集到的煤矿瓦斯浓度数据作为基础,利用以上的预测模型对瓦斯浓度进行预测。原始瓦斯浓度数据部分参数如图 1 所示。

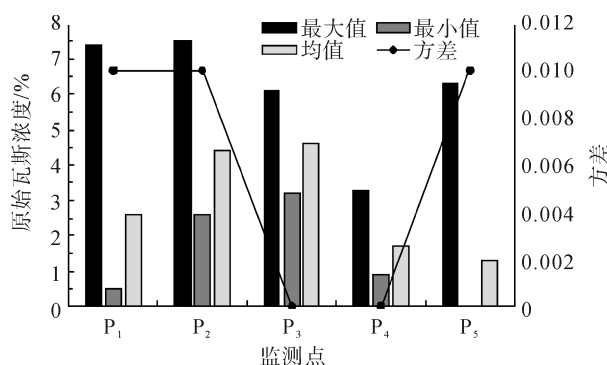


图 2 原始瓦斯浓度数据统计参数

Fig.2 Statistical parameters of original gas concentration data

3.2 算法验证

从 $P_1 \sim P_5$ 监测点数据中筛选出 1 ~ 45 组原始数据作为训练数据, 46 ~ 50 组数据用作测试样本。将 45 组训练数据输入至预测模型进行训练,然后用训练模型对剩余 5 组进行试验,并与实际瓦斯浓度排放的气体值进行对比。

3.2.1 改进后的神经网络迭代次数

粒子群改进的小波神经网络迭代次数如图3所示。

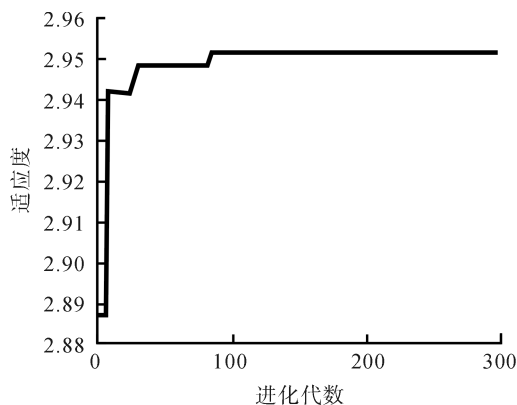


图3 迭代次数

Fig.3 Number of iterations

由图3可以看出,改进的神经网络在110次左右的适应度值达稳定,说明经过110次左右的迭代后,算法开始逐步趋于稳定。此时的参数也为最优。

3.2.2 算法预测结果

通过训练,得到BP神经网络和改进神经网络对瓦斯浓度的预测结果,并将其与原始数据对比。具体如图4和图5所示。

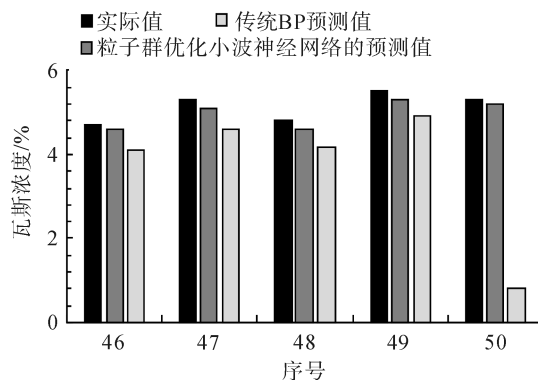


图4 归一化数据处理后的预测结果

Fig.4 Prediction results after normalized data processing

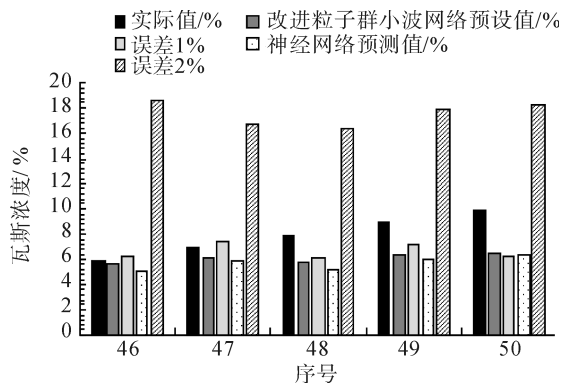


图5 真实数据的预测结果及比较

Fig.5 Prediction results and comparison of real data

由图4可知,根据归一化数据处理后的数据对

比可以得到改进粒子群小波网络的预测值和BP神经网络的预测值均小于实际的数据值;同时改进粒子群小波网络的预测值大于BP神经网络的预测值,并且改进粒子群小波网络的预测值更接近于实际的数据值。该对比数据说明改进粒子群小波网络算法更加适宜瓦斯数据的监测。

由图5可知,根据改进粒子群小波网络和BP神经网络预测值的误差,BP神经网络预测值与实际值的误差率分别为18.74%、16.68%、16.35%、17.87%、18.23%;而改进粒子群小波网络的值与实际值的误差率分别为6.22%、7.42%、6.17%、7.19%、6.27%,结果表明:改进粒子群小波网络算法的精度高于传统的BP神经网络算法。

4 结语

本文提出对粒子群小波神经网络算法的改进;然后与传统BP神经网络的预测值和实际的数据值进行对比分析,结果表明:改进粒子群小波网络算法的精度高于传统的BP神经网络算法,具体在数值上则是改进的小波神经网络的误差基本在6%~7%,远小于传统BP神经网络的16%~18%。

【参考文献】

- [1] 汝彦冬,吕兴凤,郭继坤,等.基于残缺数据的煤与瓦斯突出预测系统[J].哈尔滨商业大学学报(自然科学版),2021,37(2):172-176.
- [2] 蒲阳,宋志强,宁小亮.煤与瓦斯突出预测多元数据可视化系统构建与应用[J].工矿自动化,2020,46(7):64-69.
- [3] 李伟山,王琳,卫晨.LSTM在煤矿瓦斯预测预警系统中的应用与设计[J].西安科技大学学报,2018,38(6):1027-1035.
- [4] 齐黎明,卢云婷,关联合,等.煤与瓦斯突出预测敏感指标确定方法探索及应用[J].矿业安全与环保,2021,48(3):85-89.
- [5] 苏培东,张睿,杜宇本,等.基于Kriging估值法的非煤隧道瓦斯预测[J].地下空间与工程学报,2021,17(3):953-960.
- [6] 李晓燕,李弢,马尽文.高斯过程混合模型在含噪输入预测策略下的煤矿瓦斯浓度柔性预测[J].信号处理,2021,37(11):10.
- [7] 万宇,齐金平,张儒等.基于信息增益优化支持向量机模型的煤矿瓦斯爆炸风险预测[J].科学技术与工程,2021,21(9):3544-3549.
- [8] 段梦楠,刘泽功.基于神经网络的煤与瓦斯突出规模预测研究[J].淮阴工学院学报,2021,30(1):33-39.
- [9] 韦恩光,邓成海,潘福东等.贵州某煤矿煤与瓦斯突出预测敏感指标的确定[J].中国科学探险,2021(1):97-99.
- [10] 张震,朱权洁,李青松等.基于Keras长短时记忆网络的矿井瓦斯浓度预测研究[J].安全与环境工程,2021,28(1):61-67.