

基于智能算法的煤矿瓦斯浓度 随钻预测模型对比研究

刘江斌^{1,2,3}, 任建超³, 刘茂福³, 赵 懿³, 白荣财³, 高卫卫³, 肖 琪³

(1. 煤炭科学研究总院有限公司, 北京 100013; 2. 中煤科工开采研究院有限公司,
北京 100013; 3. 陕西陕煤曹家滩矿业有限公司, 陕西 榆林 719100)

摘要: 瓦斯超前预测对于煤矿的安全生产至关重要, 然而何种模型更加适宜井下随钻瓦斯预测目前仍无相关研究。该文在研究常用智能预测模型建模的基础上, 通过曹家滩矿区某掘进工作面的实测数据, 对比研究了灰色预测模型、LSTM 模型和 BP 神经网络模型的随钻瓦斯预测性能, 实验结果表明, 3 种模型在理想的煤矿井下实验条件下均具有良好的预测准确性, 但 LSTM 的预测效果最佳且理想条件下的预测误差小于 0.15%。该研究结果可用于高精度的随钻瓦斯浓度预测, 并可作为煤矿井下瓦斯抽采孔轨迹的动态调控提供必要的支撑。

关键词: 瓦斯预测; 浓度预测; 智能算法; 煤矿安全

中图分类号: TD41

文章编号: 1000-0682(2024)06-0109-05

文献标识码: A

DOI: 10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2024.06.021

Comparative study on methane concentration prediction models in coal mines based on intelligent algorithms

LIU Jiangbin^{1,2,3}, REN Jianchao³, LIU Maofu³, ZHAO Yi³, BAI Rongcai³, GAO Weiwei³, XIAO Qi³

(1. Coal Scientific Research Institute Co., Ltd., Beijing 100013, China; 2. Coal Science and technology Mining Research Institute Co., LTD., Beijing 100013, China; 3. Shaanxi coal Caojiatan mining Co., LTD., Shaanxi Yulin 719100, China)

Abstract: Gas advanced prediction is crucial for the safety production of coal mines. However, there is still no consensus on which model is more suitable for underground drilling gas prediction. Based on this, this paper introduces the common prediction models, and through the comparison of the prediction performance of the grey prediction model, the LSTM model, and the BP neural network model using the actual measured data from a driving face in the Caojiatan mining area. The experimental results show that all three models have good prediction accuracy under the actual underground mining conditions, but the LSTM model has the best prediction performance, with an ideal prediction error of less than 0.15%. The research results of this paper can realize high-precision detection of gas concentration during drilling, and provide necessary data support for the dynamic control of gas drainage hole trajectories in underground coal mines.

Keywords: gas concentration prediction; concentration prediction; intelligent algorithm; coal mine safety

0 引言

煤矿安全生产一直都是矿业领域研究的重要课

题之一, 其中瓦斯灾害对于矿工的人身安全和煤矿安全方面均占据着举足轻重的地位^[1-2]。煤矿开采前应在巷道内钻孔抽放瓦斯, 以降低开采过程中的瓦斯浓度, 从而保障煤矿安全, 而瓦斯浓度预测则可精确指导瓦斯抽采钻孔坐标布置, 从而提高瓦斯的抽采效率。基于此, 相关学者对瓦斯浓度预测模型展开了研究, 产生了诸如 PCA-GRU-SVM 模

收稿日期: 2024-05-09

第一作者: 刘江斌(1987—), 男, 陕西渭南人, 高级工程师, 硕士, 现主要从事煤矿采掘研究工作。

E-mail: LiuJiangB2024@163.com

型^[3]、梯度提升决策树模型^[4]、GCN - GRU 模型^[5]、LSTM 模型^[6]、GA - LSTM 模型^[7]、GRA - SSA - Elman 模型^[8]、量子遗传模糊推理模型^[9]、LSSA - BP 神经网络模型^[10]、SSA - KELM 模型^[11]及 WOA - LSTM 模型^[12]等系列模型,极大地推进了煤矿安全行业的进步。

然而由于煤层和地质条件的复杂性,瓦斯的分布和涌出规律呈现出不确定性和时变性的特征^[13-15],传统的瓦斯预测方法往往受限于时间延迟和空间精度,无法有效适应煤矿现场的实时动态变化。近年来,随钻测量技术在煤矿安全生产中逐渐得到重视。随钻测量是指在钻井过程中使用传感器实时采集轨迹参数^[16]、工况参数^[17-18]及地层参数^[19-20]等的技术,因此,若基于现场钻孔施工时的随钻测量数据构建瓦斯预测模型,便可实现实时及动态的瓦斯浓度超前预测,从而据此指导现场司钻人员动态调控钻孔轨迹,以确保钻孔穿越高浓度瓦斯地层,提高瓦斯抽采率。常见的用于随钻测量预测的模型包括灰色预测模型、长短时记忆模型(LSTM)和 BP 神经网络模型,但何种模型更加适宜于煤矿井下随钻瓦斯预测仍无相关研究。该中基于随钻瓦斯浓度及温度探测数据,分别对灰色预测模型、长短时记忆模型(LSTM)和 BP 神经网络模型对钻孔轨迹前进方向的瓦斯浓度进行实时预测,并优选出适合随钻测量数据的最优预测模型,从而为动态指导钻孔穿越高瓦斯浓度煤层提供决策支撑,提高瓦斯抽采效率,降低施工安全风险。该研究不仅对于理论探索具有创新意义,对实际应用也具有指导价值,有望为煤矿瓦斯抽采孔的制定提供一种新的有效手段。

1 理论模型

1.1 灰色预测模型

灰色预测模型是一种基于不确定、不完备信息进行预测的数学模型,通过对少量样本数据进行分析,实现对未来发展趋势的预测。该模型适用于缺乏充分历史数据或信息不完整的情况下进行短期预测,在处理具有不确定性和不完备数据时表现出色,可为决策提供参考和指导。GM(1,1)模型是目前应用最广泛的灰色预测模型之一,它适用于关于数列组预测的变化问题。该模型基于随机时间序列,利用一阶线性微分方程逼近拟合时间序列的逻辑关系,得到的解呈现指数变化规律。

假设原始瓦斯浓度为:

$$X^{(0)} = (x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, x_3^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}) \quad (1)$$

则灰色预测模型建立过程为:

$$X^{(1)} = (x_1^{(0)}, x_1^{(0)} + x_2^{(0)}, \dots, \sum_{i=1}^n x_i^{(0)}) \quad (2)$$

$$Z^{(1)} = (z_1^{(1)}, z_2^{(1)}, z_3^{(1)}, \dots, z_n^{(1)}) \quad (3)$$

$$\frac{dx_k^{(1)}}{dk} + az_k^{(1)} = b \quad (4)$$

$$x_k^{(0)} + az_k^{(1)} = b \quad (5)$$

$$x_k^{(0)} = -az_k^{(1)} + b \quad (6)$$

构建数据矩阵 A 及数据向量 Y , 分别为公式(7)及公式(8)。

$$A = \begin{bmatrix} -z(2) & 1 \\ -z(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z(n) & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (8)$$

则灰色微分方程的最小二乘估计参数列满足公式(9)所示参数向量,并可根据参数向量(9)求得阻尼系数 a 和灰作用量 b 的最佳估计值。

$$u = [a, b]^T = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (9)$$

$$x_k^{(1)} = (x_1^{(0)} - b/a) e^{-a(k-1)} + b/a, k = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

式(1)中 $X^{(1)}$ 为一次累加后生成的瓦斯浓度累加序列;式(3)中 $Z^{(1)}$ 为修正序列;式(4)(5)(6)为 GM(1,1) 灰色预测模型;式(9)为数据的最佳函数匹配;式(10)为瓦斯浓度响应序列,将式(9)所得到的 a, b 值代入式(10),并通过该式的后一项减去前一项便可得到瓦斯浓度预测模型。

1.2 LSTM 模型

LSTM(长短时记忆)模型是一种递归神经网络,其设计旨在解决传统 RNN 模型中遇到的长期依赖问题。LSTM 模型通过引入门控机制,可更好地捕捉和记忆时间序列数据中的长期依赖关系,适用于处理具有时间相关性的数据,已成为深度学习领域中重要的模型之一。LSTM 模型的完整工作过程可表示为:

$$f_t = \sigma(w_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (11)$$

$$i_t = \sigma(w_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (12)$$

$$C'_t = \tanh(w_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (13)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{(t-1)} + i_t \cdot C'_t \quad (14)$$

$$O_t = \sigma(w_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (15)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (16)$$

式中: f_t 为当前时间步的遗忘门; σ 为 sigmoid 函数; w 为训练参数; h 为时间步的隐藏状态; b 为偏置; C 为时间步的记忆细胞。

LSTM 模型的单元结构如图 1 所示。其中 f_t, i_t, C_t 和 O_t 分别为遗忘门、输入门、输出门和输出时刻。输入门控制当前网络输入存储到状态单元的数量, 能够避免次要信息进入记忆, 输出门控制状态单元的部分信息则作为 LSTM 的输出, 而遗忘门选择性的遗忘网络中的信息。

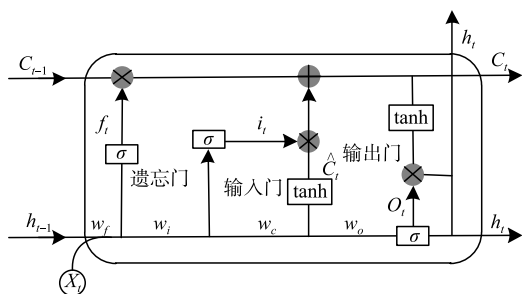


图1 LSTM单元结构图

1.3 BP神经网络模型

BP(Back Propagation)神经网络模型是一种基于误差反向传播算法训练的人工神经网络, 通过多层神经元间的连接和加权, 实现对复杂非线性函数的逼近和拟合。该模型适用于分类、回归及、模式识别等领域的问题, 是一种功能强大且灵活的机器学习方法, 模型会根据训练结果与理想结果(现实值)的误差分析, 将得出的误差进行反向传播用于调整其中的权重和阈值, 通过正向传播与反向修正, 逐步使输出值与理想值逼近, 从而得到较为理想的输出结果。图2所示为BP神经网络构造。

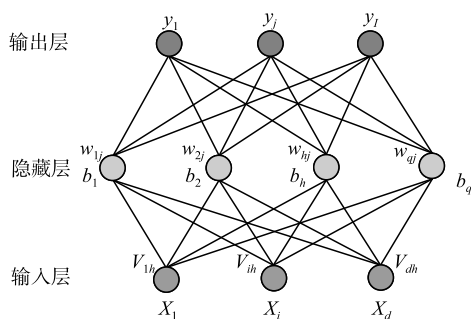


图2 BP神经网络构造图

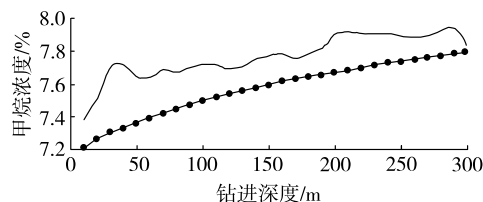
2 实验

借助于曹家滩矿区某掘进工作面的实验数据进行试验。曹家滩矿区某工作面进行瓦斯抽采定向孔

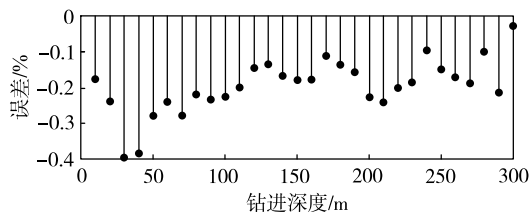
施工, 钻孔设计深度均为 300 m, 因此从中抽取了多组实测数据对 3 种模型进行实验。

2.1 灰色模型实验结果

通过软件读取瓦斯浓度均值数据组, 生成累加序列, 随后处理相邻的累加序列, 获取新修正的均值生成序列。用最小二乘法求出未知参数, 获得响应序列, 再进行相邻项的减法运算, 得到预测序列, 最终绘制出瓦斯浓度预测拟合曲线。由图3所示的实测值与理论值的预测结果可知, 灰色模型的预测误差小于 0.4%。表明在比较理想的情况下, 使用灰色预测模型可进行误差较小的拟合, 但由于钻进过程中工况复杂, 因此实际应用时的工况将大于实验的理想工况, 所产生的预测误差将增大。



(a) 灰色模型实验结果曲线图

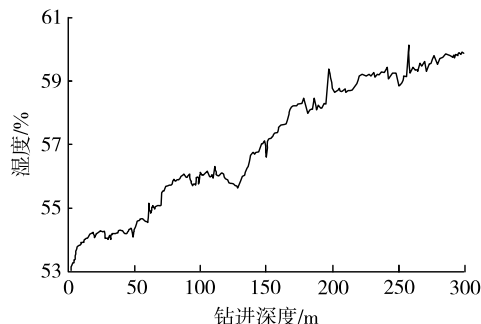


(b) 灰色模型实验结果误差

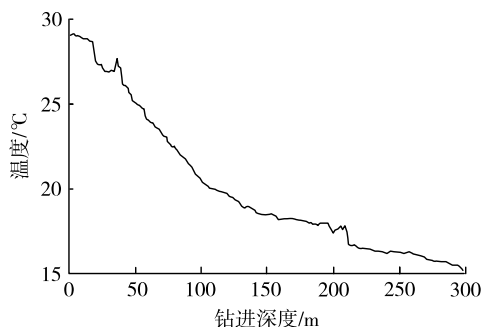
图3 灰色预测模型实验结果

2.2 LSTM模型实验结果

将随钻测得的瓦斯浓度数据组前 90% 用于模型训练, 后 10% 用于模型测试。由于数据值范围偏大, 不利于模型的训练和收敛, 因此将数据进行归一化处理。在实际瓦斯开采过程中情况复杂, 影响瓦斯浓度的因素较多, 为找出相关性较大的影响因素, 因此将瓦斯浓度与温度及湿度进行皮尔森相关性分析, 图4所示为实测的温度值及湿度值。



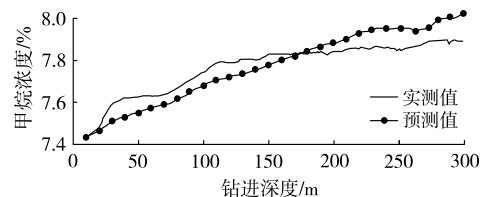
(a) 实测不同钻深湿度曲线



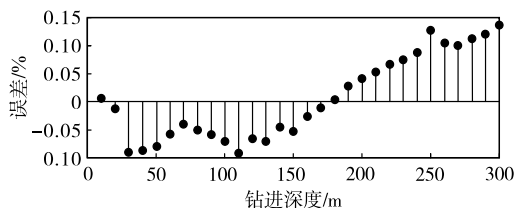
(b) 实测不同钻深温度曲线

图 4 实测温度及湿度

通过皮尔森相关性分析,得到的皮尔森相关系数绝对值均在 0.9 以上,其绝对值越大说明相关性越强,由此表明温度、湿度与瓦斯气体浓度的相关性较高,因此可进行多输入 LSTM 神经网络的构建。通过构建 LSTM 神经网络,将测试集的温度、湿度和瓦斯气体浓度用于更新网络,并得到下一个预测的瓦斯浓度值,循环预测得到多输入的预测模型。某次实验结果如图 5 所示,其均方误差较小且较为平滑。然而由于 LSTM 神经网络的时间延迟特性,瓦斯浓度与其他参数的训练集一同进行预测,导致预测曲线最后一段极其依赖其他参数的训练曲线,也容易给其预测带来一定的误差,但该误差值较小,实验结果显示误差小于 0.15%。



(a) LSTM模型实验结果曲线图



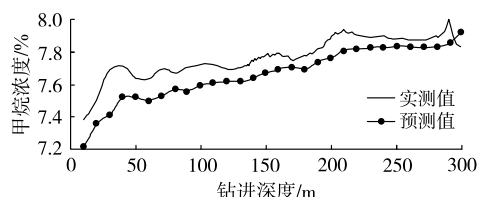
(b) LSTM模型实验结果误差

图 5 LSTM 模型实验结果

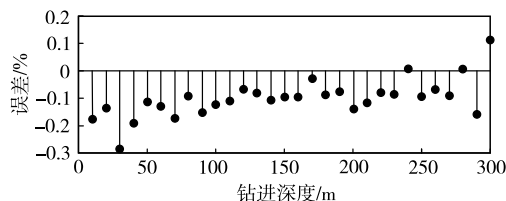
2.3 BP 神经网络模型实验结果

模型应用时将输入数据映射到隐含层,隐含层通过前向传播并经过权值矩阵运算后,将数据映射到输出层,得到预测值。随后利用预测值和输入所对应的真实输出值计算误差,若误差没有达到 BP 神经网络设定的训练误差线,则会反向传递继续循环,重复计算误差,直至误差达到误差线或者训练次数达到上限后终止训练,形成训练完毕的模型。

实际应用时将前 90% 的数据用于训练,后 10% 的数据用于测试。随后对数据进行归一化处理,特征值落在 $[-1, 1]$ 之间,用来消除量纲的差异,防止因原始数据过大或干扰过大所形成的误差难以消除。构建 BP 神经网络,将归一化处理后的输入、输出和隐含层的节点个数设置为 5,随后设定好训练的最大次数、训练最小误差线及学习率等神经网络参数,并调用设计好的网络对训练集进行网络训练,完成训练后进行测试,得到如图 6 所示实验结果,由图可知该模型的预测误差小于 0.3%。



(a) BP神经网络实验结果曲线图



(b) BP神经网络实验结果误差

图 6 BP 神经网络模型实验结果

3 结论

该文基于曹家滩矿区某掘进工作面的随钻实测数据,对灰色预测模型、LSTM 模型和 BP 神经网络模型的瓦斯浓度随钻预测方法进行了研究,并比较了三者的预测性能。实验结果表明灰色模型在理想情况下的预测误差为 0.4%,但在复杂地质条件下可靠性下降;LSTM 模型能有效捕捉长期依赖关系,且其理想情况下的预测误差小于 0.15%;BP 神经网络通过反向传播算法优化,也实现了理想情况下误差为 0.3%。上述模型的预测情况均为理想情况,在实际情况下误差会有所扩大。但在相同的理想实验情况下,LSTM 模型的预测性能略优于其他模型,显示出更好的适用性和稳定性。

参考文献:

- [1] 张超林,王培仲,王恩元,等.我国煤与瓦斯突出机理 70 年发展历程与展望[J].煤田地质与勘探,2023,51(02):59-94.
- [2] 程磊,孙洁.2016—2022 年我国煤矿事故统计与规律分析[J].煤炭工程,2023,55(11):125-129.
- [3] 秦岩,盛武.基于 PCA-GRU-SVM 模型的多参量煤矿瓦斯浓度预测及预警研究[J].安全与环境工程,

- 2023,30(06):81-88.
- [4] 郭风景,王斌,贾澎涛,等.基于梯度提升决策树的瓦斯浓度在线预测[J].中国煤炭,2023,49(10):61-67.
- [5] 秦嘉欣,葛淑伟,龙凤琪,等.基于 GCN-GRU 的瓦斯浓度时空分布预测[J].工矿自动化,2023,49(05):82-89+111.
- [6] 兰海平,张志刚,徐再刚,等.基于 LSTM 的瓦斯浓度预测与防灾预警系统设计[J].矿业安全与环保,2023,50(02):64-70.
- [7] 王德忠,朱国宏,王禹,等.基于 GA-LSTM 的综采面瓦斯浓度预测模型[J].煤炭技术,2023,42(01):219-221.
- [8] 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(06):230-239.
- [9] 郭金栋.基于量子遗传模糊推理系统的煤与瓦斯突出预测模型[J].华北科技学院学报,2023,20(06):30-37.
- [10] 侯恩科,荣统瑞,卫勇锋,等.基于 LSSA-BP 神经网络的煤层瓦斯含量预测方法研究[J].煤矿安全,2023,54(11):55-61.
- [11] 周勇,赵常辛,张德森,等.基于 SSA-KELM 的煤与瓦斯突出预测[J].工矿自动化,2023,49(S2):81-86.
- [12] 张玉财,王毅,郭凯岩.基于 WOA-LSTM 的工作面瓦斯涌出量预测研究[J].矿业安全与环保,2023,50(05):50-55.
- [13] 文建东.特厚煤层综采面瓦斯涌出规律及优化治理技术研究[J].中国煤炭,2023,49(11):49-55.
- [14] 丁厚成,秦浩,邓权龙,等.Y型通风协同抽采下综采工作面采空区瓦斯渗流分布规律研究[J].安全与环境工程,2023,30(06):146-153.
- [15] 严敏,霍世豪,林海飞,等.瓦斯缓释剂作用下多因素对解吸瓦斯峰值浓度分布影响研究[J].煤炭科学技术,2023,51(12):282-297.
- [16] 郝世俊,褚志伟,李泉新,等.煤矿井下近钻头随钻测量技术研究现状和发展趋势[J].煤田地质与勘探,2023,51(09):10-19.
- [17] 王超,吴川,王虎.井下工程参数随钻测量系统研制[J].煤矿机械,2024,45(02):30-32.
- [18] 常杨,郭修成,李永钊,等.基于随钻工程参数测量数据的钻井风险识别试验[J].钻采工艺,2022,45(05):150-153.
- [19] 童思友,石辉,徐秀刚,等.PDC 钻头随钻地震技术在胜利油田某井区的应用探索[J].中国海洋大学学报(自然科学版),2023,53(11):152-161.
- [20] 李星翰,张文秀,陈鹏,等.随钻方位电磁波电阻率测井数据精度分析及实时反演成像[J].地球物理学报,2023,66(09):3990-3998.

2025 年主题征文活动通知

各位作者朋友们:

《工业仪表与自动化装置》期刊开展“2025 年主题征文活动”,积极宣传并报道国内外工业流程自动化、工业互联网、人工智能、工业物联网、智能制造、智慧能源、分布式能源、仪器仪表等行业的发展方向、新技术和新工艺、应用科研设计、信息与动态,探讨新的工业革命的突破点,搭建企业、高校、行业开展论坛交流平台。

一、征文主题

智能传感器/工业自动化系统/智能测控技术/仪器仪表与系统设计应用/人工智能

二、征文要求

1. 稿件选题应符合上述 5 项主题,力求新颖、有创新或独特视角,应具学术性、前瞻性、实用性和指导性。
2. 稿件请用 Word 排版。论文模板参考本刊官网提供的投稿模板。
3. 投稿方式:请登陆本刊刊官网 <http://yb-zdh.shaangu-group.com>,在“作者在线投稿”中进行注册并投稿。

三、征文展示

1. 稿件经审核,符合要求的论文将发表在本刊。
2. 征文活动结束后,将评选优质论文,获奖论文的作者将被邀请参加本刊相关活动,并进行表彰宣传。

四、联系方式

联系地址:陕西省西安市高新区沣惠南路 8 号

邮政编码:710075

联系电话:029-81871277

E-mail:gyybbjb@126.com

《工业仪表与自动化装置》编辑部