



移动扫码阅读

栾元重,纪赵磊,崔 诏,等.基于组合权重的地表下沉系数预测分析[J].煤炭科学技术,2022,50(4):223-228.

LUAN Yuanzhong,JI Zhaolei,CUI Zhao,et al.Prediction and analysis of surface subsidence coefficient based on combined weight[J].Coal Science and Technology,2022,50(4):223-228.

## 基于组合权重的地表下沉系数预测分析

栾元重<sup>1</sup>,纪赵磊<sup>1</sup>,崔 诏<sup>1,2</sup>,梁耀东<sup>1</sup>

(1.山东科技大学 测绘科学与工程学院,山东 青岛 266590;2.黑龙江第三测绘工程院,黑龙江 哈尔滨 150025)

**摘 要:**地表下沉系数是地表沉陷预计中的重要参数,其取值的精度会对沉陷预计结果产生直接的影响,由于煤矿开采地表下沉系数影响因素众多且因素间存在着不确定性和非线性等复杂关系,从而导致地表下沉系数预测工作极为困难。为解决地表下沉系数难以准确预测的问题并提高预测精度,根据国内 35 个矿区的实测地表移动观测站数据,构建地表下沉系数预测模型。选取开采厚度、煤层倾角、平均采深、走向宽深比、倾向宽深比、推进速度、松散层厚度和覆岩平均坚固系数等 8 个影响因素,采用灰色关联度分析和主成分分析相结合的方法求取地表下沉系数影响因素的组合权重,根据组合权重对地表移动观测站数据中的地表下沉系数影响因素进行排序,获得影响地表下沉系数的主要影响因素,并将主要影响因素作为输入,地表下沉系数作为输入参数,进而提出一种地表下沉系数预测分析的 BP 神经网络模型。结果表明:松散层厚度、推进速度、平均采深和倾向宽深比的组合权重更大,是地表下沉系数的主要影响因素;由地表下沉系数主要影响因素建立的地表下沉系数 BP 神经网络预测模型的预测精度高,其绝对误差最小值为 3.954%,最大值仅为-6.918%,平均相对误差可以达到 7.179%,与实测值极其接近。模型预测精度能够满足基本的工程需要,是地表下沉系数准确预测的一种可行方法。

**关键词:**下沉系数;灰色关联度分析;主成分分析;组合权重;BP 神经网络

中图分类号:TD327 文献标志码:A 文章编号:0253-2336(2022)04-0223-06

## Prediction and analysis of surface subsidence coefficient based on combined weight

LUAN Yuanzhong<sup>1</sup>,JI Zhaolei<sup>1</sup>,CUI Zhao<sup>1,2</sup>,LIANG Yaodong<sup>1</sup>

(1.College of Geomatics,Shandong University of Science and Technology,Qingdao 266590,China;

2.The Third Heilongjiang Surveying and Mapping Engineering Institute,Harbin 150025,China)

**Abstract:**The surface subsidence coefficient is an important parameter in the prediction of surface subsidence. The accuracy of its value will have a direct impact on the prediction results of subsidence. Because there are many factors affecting the surface subsidence coefficient of coal mining, and there are complex relationships such as uncertainty and nonlinearity among the factors, the prediction of surface subsidence coefficient is very difficult. In order to solve the problem that it is difficult to accurately predict the surface subsidence coefficient and improve the prediction accuracy, a prediction model of surface subsidence coefficient is established based on the measured surface movement observation data of 35 mining areas in China. The combination weight of influencing factors of surface subsidence coefficient is obtained by combining grey correlation analysis and principal component analysis. Eight influencing factors such as mining thickness, coal seam dip angle, average mining depth, strike width depth ratio, dip width depth ratio, advancing speed, loose layer thickness and average firmness coefficient of overburden are selected. According to the combination weight, the influencing factors of surface subsidence coefficient in the data of surface movement observation station are sorted, and the main influencing factors of surface subsidence coefficient are obtained, and the main influencing factors are taken as the input and the surface subsidence coefficient is taken as the input parameter. Then a BP neural network model for the prediction and analysis of surface subsidence coefficient is proposed. The results show that: the combination weight of loose layer thickness, advancing speed, average mining depth and dip width depth ratio is larger, which is the main

收稿日期:2021-10-02 责任编辑:常 琛 DOI:10.13199/j.cnki.est.KSCL20-014

基金项目:山东省 2017 年重点研发计划资助项目(2017GSF220010)

作者简介:栾元重(1963—),男,山东烟台人,教授,博士生导师,博士。E-mail:lyz6615@163.com



表1 矿区实测数据

Table 1 Measured data of mining area

矿区	下沉系数	开采厚度/ m	煤层倾角/ (°)	平均采深/m	走向宽深比	倾向宽深比	推进速度/ (m·月 <sup>-1</sup> )	松散层厚度/m	覆岩平均坚固系数
矿区 1	0.66	1.0	9	67.5	3.63	1.42	27.5	8.1	3.50
矿区 2	0.62	1.6	7	47	6.38	3.40	30	8.1	3.50
矿区 3	0.67	1.6	10	318.5	0.88	0.79	30	2.7	3.10
矿区 4	0.64	2.1	30	60.5	6.58	1.98	45	10	3.20
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
矿区 31	0.76	1.5	8	81	2.59	1.01	30	3.2	3.10
矿区 32	0.91	1.4	12	201	0.72	0.88	45	4	4.56
矿区 33	0.84	8.2	4.3	325	4.86	0.49	97	197	1.30
矿区 34	0.83	8.5	4	427	0.36	2.97	110	194	2.20
矿区 35	0.60	2.4	2	79.3	1.13	0.81	45	7	0.80

表2 数据统计

Table 2 Data statistics

影响因素	开采厚度/ m	煤层倾角/ (°)	平均采深/ m	走向宽深比	倾向宽深比	推进速度/ (m·月 <sup>-1</sup> )	松散层厚度/m	覆岩平均坚固系数	下沉系数
极小值	0.920	2.000	30.500	0.360	0.460	13.000	0	0.520	0.600
极大值	8.500	43.000	427.000	6.580	6.070	150.000	197.000	9.840	0.960
均值	2.975	14.351	155.811	2.648	1.547	52.603	38.019	3.619	0.767
标准差	2.205	11.321	96.984	1.895	1.283	30.303	50.244	1.658	0.105

表3 方差解释

Table 3 Variance interpretation

主成分	特征值	方差占比/%	累积占比/%
1	2.920	36.503	36.503
2	1.628	20.350	56.853
3	0.887	11.091	67.944
4	0.845	10.565	78.508
5	0.781	9.768	88.276
6	0.417	5.214	93.491
7	0.324	4.045	97.536
8	0.197	2.464	100

联度分析的基本方法是根据比较数列集所构成的曲线与参考数列集所构成的曲线的相似程度来判断其关系是否密切,曲线形状越是相近,越说明相应数据系列关系越紧密<sup>[16-17]</sup>。该方法对样本数量的多少和样本规律性要求不够,且计算量小,不会出现反常情况。目前,灰色关联度分析法已成功应用到工程控制和农业经济等方面,都取得了不错的效果。

灰色关联度分析法确定权重的主要步骤如下<sup>[18-19]</sup>:

1)进行灰色关联分析时,首先要确定参考数列

和比较数列,参考数列反映系统的行为特征,而比较数列是由影响系统行为特征的因素组成。

表4 主成分系数与因素权值

Table 4 Principal component coefficient and factor weight

影响因素	主成分 1	主成分 2	主成分 3	主成分 4	主成分 5	PCA 权重
开采厚度	0.695	-0.346	0.231	-0.357	0.305	0.130
煤层倾角	-0.622	-0.082	0.334	0.542	0.309	0.075
平均采深	0.805	-0.216	0.019	0.383	-0.107	0.156
走向宽深比	-0.436	0.608	0.381	-0.344	0.291	0.098
倾向宽深比	0.187	0.722	-0.420	0.300	0.310	0.157
推进速度	0.730	0.337	-0.242	-0.142	0.207	0.163
松散层厚度	0.760	0.099	0.485	0.219	0.175	0.205
覆岩平均坚固系数	-0.259	-0.664	-0.326	-0.034	0.572	0.016

$$\begin{cases} x'_0 = (x'_0(1), x'_0(2), \dots, x'_0(N)) \\ X'_1 = (x'_1(1), x'_1(2), \dots, x'_1(N)) \\ X'_2 = (x'_2(1), x'_2(2), \dots, x'_2(N)) \\ \vdots \\ X'_M = (x'_M(1), x'_M(2), \dots, x'_M(N)) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $x'_0$  为参考数列;  $X'_i$  为比较数列,其中  $i=1, 2, \dots, M$ 。

2) 系统中各因素代表不同的物理意义,有着不同的量纲,而量纲的不同会导致最终的结论出错。因此,需要对数据进行无量纲化处理,将其归一到一个近似区域内,常用的处理方法有均值法和初值法。采用均值法进行数据处理的方式如下:

$$\begin{cases} X_0 = x'_0 / \bar{x}'_0 = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(N)) \\ X_1 = X'_1 / \bar{X}'_1 = (x_1(1), x_1(2), \dots, x_1(N)) \\ X_2 = X'_2 / \bar{X}'_2 = (x_2(1), x_2(2), \dots, x_2(N)) \\ \vdots \\ X_M = X'_M / \bar{X}'_M = (x_M(1), x_M(2), \dots, x_M(N)) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $X_i$ 为无量纲化处理后的数列; $\bar{X}'_i$ 为各个数列的均值,其中 $i=0,1,2,\dots,M$ 。

3) 计算比较数列与参考数列对应因素的关联系数。

$$\xi(x_0(k), x_i(k)) = \frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|} \quad (4)$$

式中: $i$ 取值为 $1, \dots, M$ ;  $k$ 取值为 $1, \dots, N$ ;  $\rho$ 为分辨系数,反映关联系数间的差异性,通常取值为0.5。

4) 计算关联度 $r(X_0, X_i)$ 。

$$r(X_0, X_i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \xi(x_0(k), x_i(k)), i = 1, 2, \dots, M \quad (5)$$

5) 根据关联度可得影响因素权重 $W_i$ 。

$$W_i = r(X_0, X_i) / \sum_{i=1}^M r(X_0, X_i), i = 1, 2, \dots, M \quad (6)$$

以地表下沉系数为参考数列,以影响因素为比较数列,按照灰色关联度分析确定因素权重的步骤,对国内35个矿区的8个影响因素进行定权。由Matlab编程计算得到:开采厚度、煤层倾角、平均采深、走向宽深比、倾向宽深比、推进速度、松散层厚度和覆岩平均坚固系数的灰色关联度分别为0.815, 0.776, 0.824, 0.788, 0.788, 0.847, 0.746和0.874;则各因素对应的权重为0.126, 0.120, 0.128, 0.122, 0.122, 0.131, 0.116和0.135。

### 3 地表下沉系数预测分析

#### 3.1 组合权重确定主要影响因素

经主成分分析法定权和灰色关联度分析法定权后,各个影响因素的PCA权重和GRA权重见表5。根据参考文献[20]可知,由主成分分析法和灰色关

联度分析法确定权重的公式如下所示:

$$W = 0.5 W_p + 0.5 W_G \quad (7)$$

式中, $W_p$ 和 $W_G$ 分别为影响因素的PCA权重和GRA权重。

各影响因素的组合权重见表5。由组合权重可知,各影响因素对地表下沉系数的影响程度为:松散层厚度>推进速度>平均采深>倾向宽深比>开采厚度>走向宽深比>煤层倾角>覆岩平均坚固系数。以权重大于0.13为主要影响因素的选取原则,选取松散层厚度、推进速度、平均采深和倾向宽深比为主要影响因素。

表5 影响因素组合权重

Table 5 Combination weight of influencing factors

影响因素	PCA 权重	GRA 权重	组合权重
开采厚度	0.130	0.126	0.128
煤层倾角	0.075	0.120	0.097
平均采深	0.156	0.128	0.142
走向宽深比	0.098	0.122	0.110
倾向宽深比	0.157	0.122	0.140
推进速度	0.163	0.131	0.147
松散层厚度	0.205	0.116	0.160
覆岩平均坚固系数	0.016	0.135	0.076

#### 3.2 BP神经网络

BP神经网络是神经网络模型中应用最为广泛的模型之一,是一种信息前向传递、误差反向传播的多层前馈网络。它能够在数据间建立输入与输出的非线性映射关系,进而完成数据预测。研究证明,一个简单的3层BP神经网络就可以以任意精度与任意连续函数相拟合<sup>[21]</sup>,3层BP神经网络包括输入层、隐含层和输出层。

1) 参数选取与数据预处理。以表1中的前32组数据作为训练样本进行网络训练,以后3组数据作为预测样本进行精度评价。以影响地表下沉系数的主要影响因素松散层厚度、推进速度、平均采深和倾向宽深比为输入参数,以地表下沉系数为输出参数,建立4—N—1结构的BP神经网络模型,简称为W-BP模型。对于隐层节点N的选取,通过参考各种文献确定节点N的大致范围,然后经过“试凑法”进行多次训练<sup>[22-23]</sup>,分析实际模拟效果,最终确定N值为6。为使预测结果更为精确,在进行网络训练前,需要对数据进行归一化处理,消除数据间的数量级差别,并能够有效减小激活函数的函数误差,这里采用Matlab里的premnmx函数进行归一化处理。

2) 网络参数与函数的设置。BP神经网络的激活函数(传递函数)能够引入非线性因素,进而解决

线性模型无法解决的问题。因此,不同的激活函数会对预测效果产生不同的影响,借鉴以往研究成果,隐含层的激活函数选择S型正切函数 *tansig*,输出层的激活函数选择线性函数 *purelin*。学习训练函数和权重学习函数分别设为 *traingdx* 和 *learnqdm*,学习率设为 0.01,训练目标误差为  $10^{-5}$ 。

### 3.3 预测结果分析

为更好地分析 W-BP 神经网络的预测效果,将其与传统 BP 神经网络(输入参数为 8 个参数)作对比。在完成网络训练与仿真模拟后,通过分析预测值与实测值间的误差大小来检验模型的预测效果。误差对比见表 6。

表 6 误差对比

Table 6 Error comparison

模型	误差类型	样本 1	样本 2	样本 3	均值
BP	绝对误差/%	4.224	2.512	4.554	—
	相对误差/%	5.028	3.026	7.590	5.215
W-BP	绝对误差/%	-5.555	-6.918	3.954	—
	相对误差/%	6.613	8.334	6.590	7.179

由表 6 可知,2 种模型的绝对误差都小于 7%,与实测值有着较好的拟合效果,但传统 BP 神经网络模型的整体拟合效果要优于 W-BP 模型。传统 BP 神经模型的平均相对误差为 5.215%,W-BP 模型的平均相对误差为 7.179%,从相对误差对比可以发现,2 种模型依然能够产生较好的预测效果,但传统 BP 神经网络模型的预测效果仍然优于 W-BP 模型。经分析可知,基于组合权重得到的主要影响因素虽然简化了 BP 神经网络模型,但缺失了部分信息,导致最终的预测精度低于传统 BP 神经网络模型。W-BP 模型的绝对误差最大值为 -6.918%,相对误差最大值为 8.334%,能够满足基本工程需要,是地表下沉系数预计的一种可行方法。

## 4 结 论

1) 利用主成分分析与灰色关联度分析相结合的方法求取地表下沉系数影响因素的组合权重,由组合权重分析各因素对地表下沉系数的影响程度,得到主要影响因素为松散层厚度、推进速度、平均采深和倾向宽深比。

2) 选取的主要影响因素实现了 BP 神经网络模型的简化,由绝对误差和相对误差对比分析可知,由主要影响因素建立的地表下沉系数 BP 预测模型有着较好的预测效果,其绝对误差最小值为 3.954%,最大值仅为 -6.918%,平均相对误差为 7.179%。分析表明,该模型能够应用到地表下沉系数预测,是一

种可行的方法。

3) 地表下沉系数的实测数据比较缺乏,导致样本数量较少,预测模型的精度在一定程度上会受样本数量的影响。随着智慧型数字化矿山的发展,更多的实测资料会得到收集利用,该模型的精度会有进一步的提升空间。

### 参考文献 (References):

- [1] 钱鸣高,许家林,王家臣.再论煤炭的科学开采[J].煤炭学报,2018,43(1):1-13.  
QIAN Minggao, XU Jialin, WANG Jiachen. Further on the sustainable mining of coal [J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(1):1-13.
- [2] 赵开功,李彦平.我国煤炭资源安全现状分析及发展研究[J].煤炭工程,2018,50(10):185-189.  
ZHAO kaigong, LI Yanping. Analysis and development suggestion for coal resources safety in China [J]. Coal Engineering, 2018, 50(10):185-189.
- [3] 郭文兵,邓喀中,邹友峰.地表下沉系数计算的人工神经网络方法研究[J].岩土工程学报,2003,25(2):212-215.  
GUO Wenbing, DENG Kazhong, ZOU Youfeng. Study on artificial neural network method for calculation of subsidence coefficient [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2003, 25(2):212-215.
- [4] 李青海,张存智,李开鑫,等.巨厚松散层下开采地表下沉的影响因素分析[J].煤炭科学技术,2021,49(11):191-199.  
LI Qinghai, ZHANG Cunzhi, LI Kaixin, et al. Analysis of influence of different parameters of mining under super-thick loose layer on surface subsidence [J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(11):191-199.
- [5] 胡炳南,郭文砚.我国采煤沉陷区建筑利用关键技术及其发展方向[J].煤炭科学技术,2021,49(4):67-74.  
HU Bingnan, GUO Wenyan. Key technologies and development directions of building utilization in coal mining subsidence areas in China [J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(4):67-74.
- [6] 张 飞,刘文生,霍志国,等.地表下沉系数选取的 LWPSO-BP 方法研究[J].测绘科学,2011,36(6):128-130.  
ZHANG Fei, LIU Wensheng, HUO Zhiguo, et al. Study on LWPSO-BP method for selection of surface subsidence coefficient [J]. Science of Surveying and Mapping, 2011, 36(6):128-130.
- [7] 彭杰帅,宋文杰,邓仁贵.基于随机森林算法的地表下沉系数预测研究[J].湖南有色金属,2018,34(4):1-3.  
PENG Jieshuai, SONG Wenjie, DENG Rengui. Study on surface subsidence coefficient prediction based on random forest algorithm [J]. Hunan Nonferrous Metals, 2018, 34(4):1-3.
- [8] 王拂晓,谭志祥,邓喀中.基于 GA-GRNN 的地表下沉系数预测方法研究[J].煤炭工程,2014,46(7):94-96.  
WANG Fuxiao, TAN Zhixiang, DENG Kazhong. Study on prediction method of surface subsidence coefficient based on GA-GRNN [J]. Coal Engineering, 2014, 46(7):94-96.
- [9] 于宁锋,杨化超,邓喀中,等.基于 PSO 和 SVM 的矿区地表下沉系数预测[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2008,

- 27(3):365-367.
- YU Ningfeng, YANG Huachao, DENG Kazhong, *et al.* Calculation of surface subsidence coefficient in mining areas using support vector machine regression [J]. *Journal of Liaoning Technical University (Natural Science)*, 2008, 27(3):365-367.
- [10] 施龙青, 张荣遨, 韩进, 等. 基于GWO改进的PCA-BP神经网络煤层底板破坏深度预测模型[J]. *矿业研究与开发*, 2020, 40(2):88-93.
- SHI Longqing, ZHANG Rongao, HAN Jin, *et al.* Prediction model of failure depth of coal seam floor based on PCA-BP neural network improved by GWO [J]. *Mining Research and Development*, 2020, 40(2):88-93.
- [11] 钱兆明, 任高峰, 褚夫蛟, 等. 基于PCA法和Fisher判别分析法的岩体质量等级分类[J]. *岩土力学*, 2016, 37(S2):427-432, 441.
- QIAN Zhaoming, REN Gaofeng, CHU Fujiao, *et al.* Rock mass quality classification based on PCA and Fisher discrimination analysis [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2016, 37(S2):427-432, 441.
- [12] 胡炳南, 袁亮. 条带开采沉陷主控因素分析及设计对策[J]. *煤矿开采*, 2000, 5(4):24-27, 4.
- HU Bingnan, YUAN Liang. Analysis of the main influence factors of subsidence due to strip mining and the optimization design [J]. *Coal Mining Technology*, 2000, 5(4):24-27, 4.
- [13] 国家煤炭局. 建筑物、水体、铁路及主要井巷煤柱留设与压煤开采规程[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 2000:121-200.
- State Coal Administration. Rules for coal pillar reservation and coal pressure mining in buildings, water bodies, railways and main shafts [M]. Beijing: Coal Industry Press, 2000:121-200.
- [14] 吕伟才, 黄晖, 池深深, 等. 概率积分预计参数的神经网络优化算法[J]. *测绘科学*, 2019, 44(9):35-41.
- LYU Weicai, HUANG Hui, CHI Shenshen, *et al.* Neural network optimization algorithm for the prediction parameters of probability integral method [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2019, 44(9):35-41.
- [15] 周洋, 侯淑婧, 宗科. 基于主成分分析方法的生态经济效益评价[J]. *统计与决策*, 2018, 34(1):66-69.
- ZHOU Yang, HOU Shujing, ZONG Ke. Evaluation of ecological and economic benefits based on principal component analysis [J]. *Statistics & Decision*, 2018, 34(1):66-69.
- [16] 郭文砚, 胡炳南, 范明宇, 等. 淮南矿区地表下沉系数主控因素分析与回归计算[J]. *中国煤炭*, 2018, 44(6):46-50, 69.
- GUO Wenyan, HU Bingnan, FAN Mingyu, *et al.* Analysis and regression calculation of main controlling factors of surface subsidence coefficient in Huainan mining area [J]. *China Coal*, 2018, 44(6):46-50, 69.
- [17] 赵志明, 施天威, 董伟, 等. 灰色关联分析与BP神经网络的概率积分法参数预测[J]. *测绘科学*, 2017, 42(7):36-40, 51.
- ZHAO Zhongming, SHI Tianwei, DONG Wei, *et al.* The prediction of probability-integral method parameters based on grey relational analysis and BP neural network [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2017, 42(7):36-40, 51.
- [18] 黄曦涛, 张瑜, 赵绍兵, 等. 西安市城市内涝模拟与损失灰色关联度研究[J]. *测绘通报*, 2019, 65(9):62-67.
- HUANG Xitao, ZHANG Yu, ZHAO Shaobing, *et al.* Study on urban interior simulation and grey correlation degree of simulation and loss in Xi'an City [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2019, 65(9):62-67.
- [19] 钱吴永, 党耀国, 熊萍萍, 等. 基于灰色关联定权的TOPSIS法及其应用[J]. *系统工程*, 2009, 27(8):124-126.
- QIAN Wuyong, DANG Yaoguo, XIONG Pingping, *et al.* Topsis based on grey correlation method and its application [J]. *Systems Engineering*, 2009, 27(8):124-126.
- [20] 鲍学英, 李海连, 王起才. 基于灰色关联分析和主成分分析组合权重的确定方法研究[J]. *数学的实践与认识*, 2016, 46(9):129-134.
- BAO Xueying, LI Hailian, WANG Qicai. Study on the determination method of combined weight based on grey correlation analysis and principal component analysis [J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2016, 46(9):129-134.
- [21] 李辉东, 关德新, 袁凤辉, 等. BP人工神经网络模拟杨树林冠蒸腾[J]. *生态学报*, 2015, 35(12):4137-4145.
- LI Huidong, GUAN Dexin, YUAN Fenghui, *et al.* Modeling canopy transpiration of young poplar trees (*Populus × euramericana* cv. N3016) based on back propagation artificial neural network [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2015, 35(12):4137-4145.
- [22] 李地红, 高群, 夏娴, 等. 基于BP神经网络的混凝土综合性能预测[J]. *材料导报*, 2019, 33(S2):317-320.
- LI Dihong, GAO Qun, XIA Xian, *et al.* Prediction of comprehensive performance of concrete based on BP neural network [J]. *Materials Reports*, 2019, 33(S2):317-320.
- [23] 张兵, 赵玉玲, 崔希民, 等. 基于优化时间函数的采动地表任意点沉陷动态预计[J]. *煤炭科学技术*, 2020, 48(10):143-149.
- ZHANG Bing, ZHAO Yuling, CUI Ximin, *et al.* Dynamic prediction of mining-induced subsidence for any surface point based on optimized time function [J]. *Coal Science and Technology*, 2020, 48(10):143-149.