



煤炭科学技术  
Coal Science and Technology  
ISSN 0253-2336, CN 11-2402/TD

## 《煤炭科学技术》网络首发论文

题目：基于组合权重的地表下沉系数预测研究  
作者：栾元重，纪赵磊，崔诏，梁耀东  
网络首发日期：2020-10-26  
引用格式：栾元重，纪赵磊，崔诏，梁耀东. 基于组合权重的地表下沉系数预测研究. 煤炭科学技术. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.20201026.1125.002.html>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于组合权重的地表下沉系数预测研究

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)

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, ,博士生导师,博士.Tel: 13805489492 E-mail: lyz6615@163.com

**摘要：**基于煤矿开采地表下沉系数影响因素众多且各类影响因素间存在着不确定性和非线性等复杂关系，导致地表下沉系数预测工作极为困难。为了解决地表下沉系数难以准确预测的问题和提高预测精度，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。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，并以此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，其绝对误差范围为-0.069~0.040，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

## Study on prediction of surface subsidence coefficient based on combined weight

LUAN Yuanzhong<sup>1</sup>, JI Zhao<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. Heilongjiang the Third Surveying and Mapping Engineering Institute, Harbin 150025, China)

**Abstract:** Based on the fact that there are many factors influencing the surface subsidence coefficient of coal mining, and there are many uncertain and nonlinear relationships among the factors, it is very difficult to predict the surface subsidence coefficient. 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. 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. Based on this, a BP neural network model for 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 influencing factor of surface subsidence coefficient; the BP neural network prediction model of surface subsidence coefficient established by the main influencing factors of surface subsidence coefficient has high prediction accuracy, the minimum absolute error is 0.040, the maximum value is only -0.069, and the average relative error can reach 7.179%, which is very close to the measured value. The prediction accuracy of the model can meet the basic engineering needs, and it is a feasible method to accurately predict the surface subsidence coefficient.

**Key words:** subsidence coefficient; grey correlation analysis; principal component analysis; combination weights; BP neural network

## 0 引言

我国是煤炭产量大国和煤炭消耗大国，煤炭资源是我国的基础能源和重要原料，其在能源消耗结构中占据重要地位<sup>[1]</sup>。煤炭资源的开发与利用可以给人类社会带来巨大的经济效益和社会效益，但也会带来一

定的负面影响。例如，煤炭资源的大规模开采不仅会对地表建（构）筑物造成破坏，也会对周边的生态环境产生严重影响<sup>[2]</sup>。因此，煤矿开采过程中的地表沉陷预计极其重要，具有一定的研究价值。

地表下沉系数是表征开采沉陷和地表移动规律的重要参数，也是进行地表移动和变形预计时的关键参数，其取值的准确性将直接影响沉陷预计结果的精

度<sup>[3,4]</sup>。影响地表下沉系数的因素很多,各种因素间的不确定性 & 非线性关系使得地表下沉系数的预测工作极其困难,依靠地表观测站数据的实测下沉值或水平移动值反演地表下沉系数的方法耗时费力,不适合长期的发展和利用<sup>[5,6]</sup>。近些年来,随着计算机配置的提高和人工智能算法的发展,越来越多的学者利用随机森林算法、遗传算法和支持向量机等模型进行地表下沉系数预测分析。彭杰帅等<sup>[7]</sup>利用随机森林算法不易出现过拟合的优势进行了地表下沉系数预测,其模型预测精度能够很好地满足工程需要;王拂晓等<sup>[8]</sup>将遗传算法与广义回归神经网络相融合,建立了 GA-GRNN 的地表下沉系数预测模型,其模型能够达到较高的预测精度;于宁峰等<sup>[9]</sup>利用粒子群算法优化 SVM 回归参数,建立了基于 PSO 优化参数的 SVM 预测模型。这些方法都是利用一种或几种算法的优势对地表下沉系数预测进行有益探索,具有一定的适用性。

BP 神经网络的研究起步早,理论模型较为完善、应用较为广泛,是一种常用的预测模型。本文借助 BP 神经网络较强的非线性映射能力进行地表下沉系数预测,考虑到地表下沉系数的影响因素较多且各种因素间存在相关性,提出通过组合权重来确定主要影响因素,进而实现 BP 神经网络输入参数的预处理与模型简化。利用地表实测数据对由主要影响因素建立的 BP 神经网络预测模型进行了验证,得到了较高的预测效果,是地表下沉系数预测的又一种有效方法。

1 主成分分析法确定权重

主成分分析(简称 PCA)是常用的基础数学分析方法,其在数学建模、动力学模拟和数理统计等领域应用广泛。在众多领域的研究中,大量变量之间的相关性增加了问题研究的复杂性,因此考虑利用较少的不相关变量代替各个变量中的各种信息,主成分分析就是这样一种数据降维方法。PCA 在能够保留原始数据大部分信息的情况下,将  $N$  维特征映射到  $K$  维上( $N>K$ ),从而起到降低数据维数的作用<sup>[10]</sup>。

有  $N$  维数据集  $X_i$ ,构造线性组合  $Y=AX$ ,则主成分分析的数学模型如下<sup>[11]</sup>:

$$\begin{cases} Y_1 = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + a_{13}X_3 + \cdots + a_{1N}X_N \\ Y_2 = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + a_{23}X_3 + \cdots + a_{2N}X_N \\ \vdots \\ Y_K = a_{K1}X_1 + a_{K2}X_2 + a_{K3}X_3 + \cdots + a_{KN}X_N \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $Y$  为主成分,  $X$  为原始变量,  $a$  为主成分系数。

$Y_i$  和  $Y_j$  线性无关且  $a_{i1}+a_{i2}+\cdots+a_{iN}=1$ 。

地表下沉系数影响因素众多,例如采深、采厚、采宽、留宽、煤层倾角、覆岩岩性等<sup>[12]</sup>。受限于各个矿区资料收集的差异性,这里仅仅对国内 35 个矿区的开采厚度  $X_1$ 、煤层倾角  $X_2$ 、平均采深  $X_3$ 、走向宽深比  $X_4$ 、倾向宽深比  $X_5$ 、推进速度  $X_6$ 、松散层厚度  $X_7$  和覆岩平均坚固系数  $X_8$  进行研究<sup>[13,14]</sup>,部分样本数据见表 1,其信息描述见表 2。

表 1 矿区实测数据

Table 1 Measured data of mining area

矿区编号	1	2	..	33	34	35
下沉系数	0.66	0.62	...	0.84	0.83	0.6
$X_1/\text{m}$	1	1.6	...	8.2	8.5	2.4
$X_2/^\circ$	9	7	...	4.3	4	2
$X_3/\text{m}$	67.5	47	...	325	427	79.3
$X_4$	3.63	6.38	...	4.86	0.36	1.13
$X_5$	1.42	3.4	...	0.49	2.97	0.81
$X_6/(\text{m}/\text{月})$	27.5	30	...	97	110	45
$X_7/\text{m}$	8.1	8.1	...	197	194	7
$X_8$	3.5	3.5	...	1.3	2.2	0.8

表 2 数据统计

Table 2 Data statistics

影响因素	极小值	极大值	均值	标准差
$X_1/\text{m}$	0.920	8.500	2.975	2.205
$X_2/^\circ$	2.000	43.000	14.351	11.321
$X_3/\text{m}$	30.500	427.000	155.811	96.984
$X_4$	0.360	6.580	2.648	1.895
$X_5$	0.460	6.070	1.547	1.283
$X_6/(\text{m}/\text{月})$	13.000	150.000	52.603	30.303
$X_7/\text{m}$	0.000	197.000	38.019	50.244
$X_8$	0.520	9.840	3.619	1.658
下沉系数	0.600	0.960	0.767	0.105

利用 SPSS20 软件,对影响地表下沉系数的 8 个因素进行主成分分析。由软件计算得到的  $KMO>0.5$  和  $\text{Sig}<0.05$  可知,可以对选取的 8 个因素进行主成分分析。根据累计方差贡献率大于 80%的原则选取主成分,由表 3 可得,提取 5 个主成分,其方差贡献率分别为 36.503%、20.350%、11.091%、10.565%和 9.768%,累计方差贡献率达到 88.276%。根据主成分系数与方差贡献率可确定各因素的综合系数,再将各因素的综合系数进行归一化处理,最后可以得到各个因素的权重<sup>[15]</sup>,见表 4。

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	2.92	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

表4 主成分系数与因素权重

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
$X_1$	0.695	-0.35	0.231	-0.36	0.305	0.130
$X_2$	-0.62	-0.08	0.334	0.542	0.309	0.075
$X_3$	0.805	-0.22	0.019	0.383	-0.11	0.156
$X_4$	-0.44	0.608	0.381	-0.34	0.291	0.098
$X_5$	0.187	0.722	-0.42	0.300	0.310	0.157
$X_6$	0.730	0.337	-0.24	-0.14	0.207	0.163
$X_7$	0.760	0.099	0.485	0.219	0.175	0.205
$X_8$	-0.26	-0.66	-0.33	-0.03	0.572	0.016

## 2 灰色关联度分析法确定权重

灰色关联度分析（简称 GRA）是灰色系统理论（我国著名学者邓聚龙教授于 1982 年提出）的一个重要分支，也是数据分析中常用的方法。灰色关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。

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

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：

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

式中： $X_i$ 为无量纲化处理后的数列， $\overline{X'_i}$ 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。得

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

式中： $i$ 取值为 1 到  $M$ ； $k$ 取值为 1 到  $N$ ； $\rho$ 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。即

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

5) 根据关联度可得影响因素权重。即

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

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、0.120、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:

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

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
$X_1$	0.130	0.126	0.128
$X_2$	0.075	0.120	0.097
$X_3$	0.156	0.128	0.142
$X_4$	0.098	0.122	0.110
$X_5$	0.157	0.122	0.140
$X_6$	0.163	0.131	0.147
$X_7$	0.205	0.116	0.160
$X_8$	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,本文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。

为了预测结果更为精确,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,借鉴于众多参考文献,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

为了更好的分析 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 Errors comparison					
模型	误差类型	样本 1	样本 2	样本 3	均值
BP	绝对误差	0.042	0.025	0.046	——
	相对误差/%	5.028	3.026	7.590	5.215
W-BP	绝对误差	-0.056	-0.069	0.040	——
	相对误差/%	6.613	8.334	6.590	7.179

从表 6 可知,两种模型的绝对误差都小于 0.07,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,两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 模型的绝对误差为-0.069,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,其绝对误差范围为-0.069~0.040,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:

- [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.
- ZHAOkaigong, 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 Kezhong, 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]何 晖,赵 敏,林开升.基于神经网络的地表下沉系数计算[J].有色金属,2004,56(3):90-93.
- HE Hui, ZHAO Min, LIN Kaisheng. Subsidence coefficient calculation based on ANN [J]. Nonferrous Metals, 2004,56(3): 90-93.
- [5]赵保成,谭志祥,邓喀中.基于随机森林的地表下沉系数求取方法[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2016,39(8):1123-1126.
- ZHAO Baocheng, TAN Zhixiang, DENG Kezhong. Calculation of surface subsidence factor based on random forest [J]. Journal of Hefei University of Technology(Natural Science), 2016,39 (8): 1123-1126.
- [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 Kezhong. 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.
- YUNingfeng, YANGHuachao, DENGKezhong, 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]国家煤炭工业局.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.

- [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.
- LVWeicai, 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]赵忠明,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, DAN Gyaoguo, 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]潘红宇,赵云红,张卫东,等.基于 Adaboost 的改进 BP 神经网络地表沉陷预测[J].煤炭科学技术,2019,47(2):161-167.
- PAN Hongyu, ZHAO Yunhong, ZHANG Weidong, et al. Prediction of surface subsidence with improved BP neural network based on Adaboost [J]. Coal Science and Technology, 2019,47 (2): 161-167.