

文章编号:1671-251X(2020)07-0100-07

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2020010037

一种含煤地层岩性优化识别方法

张宁, 张幼振, 姚克

(中煤科工集团西安研究院有限公司, 陕西 西安 710077)



扫码移动阅读

摘要:针对现有煤矿井下含煤地层岩性识别方法存在地层信息参数获取难度大、岩性识别精度低的问题,提出了一种基于主成分分析(PCA)算法和核模糊C均值聚类(KFCM)算法的含煤地层岩性优化识别方法。利用钻进试验台获取机械钻速、回转扭矩、钻压、转速、回转压力和泥浆泵流量6种钻进敏感参数,构造高维钻进参数集,作为识别数据来源,包括训练样本和测试样本;结合PCA算法的特征提取优势和KFCM算法具有较好聚类效果的特点,建立基于PCA-KFCM算法的岩性识别模型;采用PCA算法对训练样本进行特征提取和降维处理,得到训练样本的特征值和特征向量;采用KFCM算法对训练样本主成分数据集进行模糊核聚类分析,将试验岩样分为若干类型;通过马氏距离判别法建立判别准则,利用最小马氏距离完成对测试样本的地层岩性识别。测试结果表明,基于PCA-KFCM算法的含煤地层岩性优化识别方法能够有效识别地层岩性,与常规KFCM算法相比,识别精度提高了23.2%。

关键词:煤炭开采;含煤地层;岩性识别;钻进参数;主成分分析;模糊聚类;马氏距离
中图分类号:TD325.4 **文献标志码:**A

An optimized identification method of coal-bearing stratum lithology

ZHANG Ning, ZHANG Youzhen, YAO Ke

(Xi'an Research Institute Co., Ltd., China Coal Technology and Engineering Group Corp.,
Xi'an 710077, China)

Abstract: In view of difficulties in obtaining stratum information parameters and low accuracy of lithology identification in existing lithology identification method of coal-bearing stratum in coal mine underground, an optimized identification method of coal-bearing stratum lithology based on principal component analysis (PCA) algorithm and kernel fuzzy C-means clustering (KFCM) algorithm was proposed. A high-dimensional drilling parameters set was constructed by using drilling test rig to obtain six kinds of drilling sensitive parameters, such as penetration rate, rotary torque, drilling pressure, rotational speed, rotary pressure and mud pump flow rate, which was taken as identification data sources, including training samples and test samples. Combining feature extraction advantage of PCA algorithm and good clustering effect of KFCM algorithm, a lithology identification model based on PCA-KFCM algorithm was established. The PCA algorithm was used to extract features of the training samples and reduce the dimension of the data to obtain eigenvalues and eigenvectors of the training samples. KFCM algorithm was used to conduct fuzzy core clustering on principal component data sets of training samples, and the test rock samples were divided into several types. The criterion was established by the Mahalanobis distance

收稿日期:2020-01-09;**修回日期:**2020-05-16;**责任编辑:**张强。

基金项目:国家自然科学基金项目(51774320)。

作者简介:张宁(1990—),男,陕西西安人,助理研究员,硕士,主要研究方向为煤矿坑道钻进技术与装备,E-mail:zhangning@cctegxian.com。
通信作者:张幼振(1976—),男,宁夏石嘴山人,研究员,博士,主要研究方向为煤矿坑道钻进技术与装备,E-mail:zhangyouzhen@cctegxian.com。

引用格式:张宁,张幼振,姚克.一种含煤地层岩性优化识别方法[J].工矿自动化,2020,46(7):100-106.

ZHANG Ning,ZHANG Youzhen,YAO Ke. An optimized identification method of coal-bearing stratum lithology[J]. Industry and Mine Automation,2020,46(7):100-106.

method, and the formation lithology of the test samples was identified by the minimum Mahalanobis distance. The test results show that the optimized identification method of coal-bearing stratum lithology based on PCA-KFCM algorithm can effectively identify formation lithology, and the identification accuracy is improved by 23.2% compared with the conventional KFCM algorithm.

Key words: coal mining; coal-bearing stratum; lithology identification; drilling parameters; principal component analysis; fuzzy clustering; Mahalanobis distance

0 引言

随着煤矿开采深度的增加,井下地质力学环境发生了显著变化,煤矿井下含煤地层特性,包括煤岩体岩性与结构特征等矿井支护工程与安全生产必需的基础参数愈显不足,施工时操作人员通常凭工作经验对岩层特性进行定性分析,工程设计的合理性与开采过程的安全保障受到很大影响。有效利用钻进参数信息实时识别钻头当前位置的地层岩性,从而得出煤矿巷道的地层信息,可以为巷道治理及后期维护提供可靠直观的地质依据,为同类矿井工程设计提供必要的基础地质参数^[1-3]。

近些年来,国内外学者基于钻进参数对岩性识别进行了大量研究。S. S. Peng 等^[4]利用锚杆钻车在煤矿巷道顶板锚固过程中获取钻进参数,并通过趋势线方法对数据进行分析,得出了顶板岩石强度的识别结果。马峥等^[5]提出了基于主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)算法与模糊识别的岩性识别方法,并通过苏里格气田碳酸盐岩测井数据对该方法进行了验证。仲鸿儒等^[6]基于自组织映射(Self-organizing Maps, SOM)和模糊识别相结合的岩性识别方法,采用自组织映射以无监督形式挖掘出 6 种测井参数的关系信息和拓扑结构。T. Singh 等^[7]分析比较了核模糊 C 均值聚类(Kernel Fuzzy C-Means Clustering, KFCM)算法的优缺点,并通过相关算例进行了测试。

上述研究在一定程度上能够实现地层岩性的识别,为地层识别基础理论的构建和工程应用提供了重要参考,但是较少考虑煤矿井下钻进施工所面临的复杂地层非结构化对象的作用,地层信息参数获取难度大;同时含煤地层的岩性特征通常与高维钻进参数有关,利用传统钻进参数进行岩性识别时存在精度低的问题,无法对复杂的含煤地层做出实时可信的描述。鉴此,本文利用高维钻进参数进行岩性识别,将 PCA 算法和 KFCM 算法结合起来,提出了一种基于 PCA-KFCM 算法的含煤地层岩性优化识别方法。以钻进试验台获得的钻进参数集作为识别数据来源,利用 PCA-KFCM 算法对钻进参数集进行降维和聚类处理,并采用马氏距离判别法对测

试样本进行识别^[8-10],为煤矿井下含煤地层岩性识别提供了一种新方法。

1 理论和算法

1.1 PCA 算法

PCA 算法的主要思想是对相关程度较强的 p 个指标进行线性变换并组合成新的综合指标,同时最大程度保持原有数据集的信息^[11-14]。算法主要步骤如下:

(1) 数据标准化。使每个数据的均值为 0,标准差为 1,即标准化变量 $\tilde{\alpha}_{ij}$ 为

$$\tilde{\alpha}_{ij} = \frac{\alpha_{ij} - \mu_j}{s_j} \tag{1}$$

式中: α_{ij} 为第 i 个数据的第 j 个指标, $i=1,2,\cdots,n$, n 为数据组的个数, $j=1,2,\cdots,N$, N 为数据的指标数量; μ_j 为样本均值, $\mu_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \alpha_{ij}$; s_j 为样本标准差, $s_j = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\alpha_{ij} - \mu_j)^2$ 。

(2) 计算各指标的相关系数,构造相关系数矩阵 $\mathbf{R}(r_{ij})_{n \times N}$ 。

$$r_{ij} = \frac{\sum_{q=1}^n \tilde{\alpha}_{iq} \tilde{\alpha}_{jq}}{n-1} \tag{2}$$

(3) 构造主成分。计算出相关系数矩阵 $\mathbf{R}$ 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_N$ ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_N \geq 0$) 及其对应的特征向量 $\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2, \cdots, \boldsymbol{\mu}_N$, 记 $\boldsymbol{\mu}_j = (\mu_{1j}, \mu_{2j}, \cdots, \mu_{Nj})^T$, 做线性组合,得

$$y_i = \mu_{1i}x_1 + \mu_{2i}x_2 + \mu_{ji}x_j + \cdots + \mu_{Ni}x_N \tag{3}$$

式中: y_i 为第 i 个主成分; x_j 为样本中第 j 个标准化变量。

(4) 选取主成分。计算特征值 λ_j 的贡献率 b_j 和累计贡献率 c_p :

$$b_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{j=1}^N \lambda_j} \tag{4}$$

$$c_p = \frac{\sum_{j=1}^p \lambda_j}{\sum_{j=1}^N \lambda_j} \tag{5}$$

式中 p 为主成分的个数, $p \leq N$ 。

选取使累计贡献率大于 85% 的前 p 个特征值作为主成分。

(5) 计算综合得分并进行评价。综合得分 Z 的计算公式为

$$Z = \sum_{j=1}^p b_j y_j = \sum_{i=1}^n [b_j (\mu_{1j} x_{i1} + \mu_{2j} x_{i2} + \cdots + \mu_{Nj} x_{iN})] \tag{6}$$

通过对所有数据集的综合得分进行计算,完成对数据集的综合评价。

1.2 KFCM 算法

KFCM 算法原理:对于给定的数据集 $X = \{x_1, x_2, \cdots, x_N\}$,通过非线性映射 φ 将其映射到高维空间 $\varphi(X) = \{\varphi(x_1), \varphi(x_2), \cdots, \varphi(x_N)\}$,利用核函数计算样本在高维空间中的内积,并应用最小化目标函数将数据集 X 分为 k 个聚类^[15-17]。算法主要步骤如下:

(1) 设置分类的聚类个数 k 、模糊系数 m 、迭代截止误差 ϵ 和核函数参数。

(2) 对隶属度矩阵进行初始化,并且符合归一化规定。

(3) 计算聚类中心。聚类中心计算公式为

$$v_{\omega} = \frac{\sum_{j=1}^N \mu_{\omega j}^m \varphi(x_j)}{\sum_{j=1}^N \mu_{\omega j}^m} \tag{7}$$

式中: v_{ω} 为高维特征空间中第 ω 类的聚类中心, $\omega = 1, 2, \cdots, k$; $\mu_{\omega j}$ 为第 j 个样本 x_j 对第 ω 类的隶属度, $\mu_{\omega j} \in [0, 1]$ 。

为了实现目标函数最小化,可通过令其隶属度矩阵 U 的偏导数为零进行计算,则其解为

$$\mu_{rs} = \left[\sum_{\omega=1}^k d(\varphi(x_r), v_{\omega}) / d(\varphi(x_r), v_s) \right]^{\frac{1}{m-1}} \tag{8}$$

式中: $d(\varphi(x_r), v_{\omega})$ 为高维空间中第 r 个样本 $\varphi(x_r)$ 与第 ω 个聚类中心的距离度量, x_r 为第 r 项数据集, $r = 1, 2, \cdots, N$; v_s 为高维特征空间中第 s 类的聚类中心, $s = 1, 2, \cdots, k$ 。

(4) 对隶属度矩阵 U 不断循环优化,依据矩阵范数进行对比,若收敛,则迭代停止,否则返回步骤(3)。

2 岩性识别方法

结合 PCA 算法的特征提取优势和 KFCM 算法具有较好聚类效果的特点,建立了基于 PCA-KFCM 算法的岩性识别模型,该模型首先利用 PCA 算法对高维数据集进行特征参数提取和数据降维处理,然后利用 KFCM 算法对主成分数据集进行聚类分析,最后通过马氏距离判断法建立判别准则,利用最小马氏距离完成对测试样本的地层岩性识别。岩性识

别流程如图 1 所示。

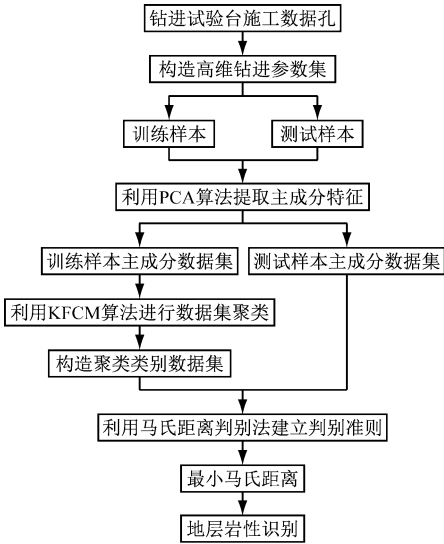


图 1 岩性识别流程

Fig. 1 Lithology identification flow

(1) 利用钻进试验台获得机械钻速、回转扭矩、钻压、转速、回转压力和泥浆泵流量 6 种钻进敏感参数,去除误差较大和重复的数据,将所有有效的钻进参数利用配套软件导出,构造高维钻进参数集,包括训练样本和测试样本。

(2) 利用 PCA 算法对训练样本进行主成分分析,计算各数据集的相关系数,通过累计贡献率提取训练样本的特征值,其维数为 p ,此时应能够反映原来多种敏感钻进参数的信息,且不会产生过多的维度,并且能够保证所有主成分贡献率不会偏低。据此计算各主成分的特征向量,根据综合得分值对训练样本主成分数据集进行初步分类,然后利用 KFCM 算法对训练样本主成分数据集进行模糊核聚类,得到各分类的聚类中心及聚类类别数据集。

(3) 同样利用 PCA 算法对测试样本进行特征提取,获得测试样本主成分数据集,并通过马氏距离判别法建立判别准则(式(9)),消除变量间相关性影响,利用最小马氏距离完成所有测试样本的预测与判别^[18-19]。

$$d(X_i, G_{\omega}) = \min_{1 \leq \omega \leq k} d(X_i, G_{\omega}), X_i \in G_{\omega} \tag{9}$$

式中: d 为马氏距离; X_i 为第 i 项测试样本; G_{ω} 为第 ω 项聚类类别数据集。

3 应用实例

3.1 数据来源

钻进试验台主要由主机、动力站及操作台、数据监测系统、泥浆泵等部分组成,如图 2 所示。主机采用门式框架结构,并集成液驱泥浆泵系统,系统最高压力为 20 MPa,最大流量为 104 L/min。系统可实时获得机械钻速、回转扭矩、钻压、转速、回转压力、

压力)的数据信息;第 3 主成分主要反映了变量 x_4 (转速)和变量 x_5 (回转压力)的数据信息,同时通过表 3 可以得到训练样本的主成分数据集。

通过式(6)进行综合计算,依据对每个评价对象计算出的综合得分 Z 值的大小进行排名,得到综合评价得分,见表 4。

表 4 综合评价得分

Table 4 Comprehensive evaluation score

排名	序号	得分	排名	序号	得分
1	9	2.225 2	16	3	−0.042 3
2	14	1.508 4	17	30	−0.073 8
3	17	1.419 7	18	10	−0.087 9
4	4	0.906 0	19	27	−0.219 2
5	6	0.898 2	20	20	−0.275 0
6	24	0.896 2	21	2	−0.379 6
7	16	0.854 0	22	18	−0.652 0
8	23	0.574 6	23	12	−0.742 0
9	1	0.482 0	24	29	−0.940 5
10	8	0.348 3	25	19	−1.051 8
11	13	0.313 3	26	15	−1.126 7
12	25	0.289 6	27	21	−1.193 9
13	7	0.098 2	28	11	−1.245 4
14	5	0.028 3	29	26	−1.320 6
15	28	0.022 5	30	22	−1.513 8

根据综合评价得分的离散度可以将训练样本主成分数据集大致分为 3 类:第 1—7 名为第 1 类,第 8—21 名为第 2 类,第 22—30 名为第 3 类。分类情况和试验岩样物理特性的分类保持一致,通过 KFCM 算法将训练样本主成分数据集进行模糊核聚类分析。在充分保留原钻进数据集信息的基础上,其维数由原来的 6 维降为 3 维,从而提高了岩性识别的准确率和运行效率。

接下来对训练样本主成分数据集进行聚类分析,目标函数为

$$\|u_{rsnew} - u_{rsold}\| < \epsilon$$

(10)

式中: u_{rsnew} 为迭代后的隶属度; u_{rsold} 为迭代前的隶属度。

核函数选择高斯核函数,设置类别数为 3,迭代截止误差 ϵ 为 10^{-5} ,模糊系数 m 为 $2^{[22]}$ 。将 30 组训练样本主成分数据集代入式(7)、式(8),可以得出其聚类中心分别为 $v_1 = (0.511\ 9, 0.103\ 1, -0.522\ 3)$, $v_2 = (2.948\ 3, -0.269\ 6, 0.859\ 8)$, $v_3 = (-1.770\ 2, -0.042\ 6, 0.399\ 6)$,对应试验岩样的软弱夹层、煤层和砂岩层 3 种岩性,并将对应数据集分为 3 组,此时该聚类中心可以作为岩性识别的基本参数。同时利用 PCA 算法对测试样本进行

特征提取,得到测试样本主成分数据集,见表 5。

表 5 测试样本主成分数据集

Table 5 Principal component data sets of test samples

序号	y_1	y_2	y_3
1	−2.285 9	−1.030 0	1.672 1
2	−1.826 3	−2.042 0	−0.787 5
3	−0.923 1	0.261 4	0.142 6
4	0.015 1	−0.894 6	−0.566 1
5	0.866 1	0.957 2	0.694 8
6	0.614 9	0.784 9	1.269 8
7	−0.699 7	−0.516 8	0.211 7
8	0.541 0	0.673 9	−1.400 7
9	2.623 6	1.727 9	−0.517 9
10	1.074 1	0.077 9	−0.718 6

采用马氏距离判别法对测试样本进行判断,计算各测试样本分别到 3 组训练样本主成分数据集的马氏距离,根据最小马氏距离可识别各测试样本所属类别,同时测量各测试样本的平均单轴抗压强度,得到测试样本的材料属性,确定测试样本的实际岩性类别,与测试识别结果进行比较,识别结果见表 6。

表 6 测试样本预测结果

Table 6 Prediction result of test samples

序号	聚类中心 v_1	聚类中心 v_2	聚类中心 v_3	平均单轴抗压强度/MPa	岩性识别	判别结果
1	15.092 9	8.658 1	28.745 9	14.9	煤层	正确
2	11.943 2	12.724 1	10.544 2	21.5	砂岩层	正确
3	26.105 6	1.605 5	5.758 0	14.5	煤层	正确
4	62.446 1	10.894 6	1.505 0	21.3	砂岩层	正确
5	213.358 6	11.458 5	2.400 8	20.9	砂岩层	正确
6	227.161 8	11.647 8	5.100 1	21.3	砂岩层	正确
7	39.208 2	5.317 6	5.150 4	20.8	砂岩层	正确
8	66.308 8	6.604 4	3.237 1	21.1	砂岩层	正确
9	379.847 9	29.467 0	6.923 7	21.2	砂岩层	正确
10	0.728 3	14.663 8	142.845 0	3.9	软弱夹层	正确

从表 6 可看出,测试样本的岩性识别正确率为 100%,验证了 PCA-KFCM 算法的有效性,实现了试验岩样岩性的正确识别。

3.3 模型比较及分析

为了说明基于 PCA-KFCM 算法的含煤地层岩性识别模型的优势,利用 KFCM 算法对表 1 中的钻进参数集进行训练和测试,各参数的取值均与 PCA-KFCM 算法的参数相同。首先对 2 种算法进行测试,选择相同的迭代截止误差,经计算可得

PCA-KFCM 算法需要迭代 14 步,训练样本与聚类中心距离和为 73.951 5,KFCM 算法需要迭代 18 步,训练样本与聚类中心距离和为 90.067 4,2 种算法的迭代误差如图 3 所示。

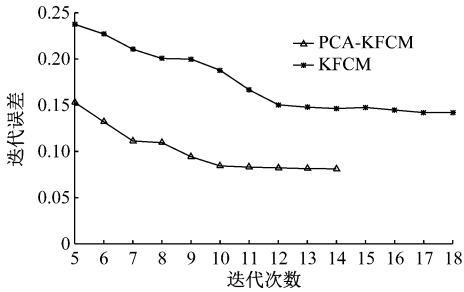


图 3 2 种算法迭代误差比较

Fig. 3 Comparison of iterative errors of the two algorithms

从图 3 可看出,PCA-KFCM 算法的聚类时间更短,当迭代次数较大时,优势更加明显,这说明 PCA-KFCM 算法的收敛速度明显快于 KFCM 算法,这是由于经过主成分特征提取后,降低了数据集的维数,数据计算量更小,复杂度更低,所以,数据处理时间更短。

同理,通过不同数量的训练样本对 2 种算法进行研究,并对测试样本进行识别,PCA-KFCM 算法的识别正确率均为 100%;当训练样本数量为 21 和 22 时,KFCM 算法的识别正确率为 90%,其余识别正确率为 100%,2 种算法的训练样本与聚类中心的距离和比较结果如图 4 所示。

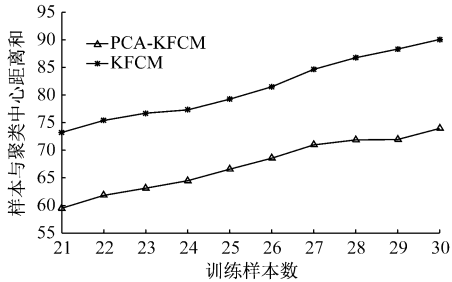


图 4 2 种算法训练样本与聚类中心距离和比较

Fig. 4 Comparison of distance sum between training samples and clustering centers of the two algorithms

从图 4 可看出,不同训练样本数量下 PCA-KFCM 算法的训练样本与聚类中心距离和更小,平均距离和比 KFCM 算法减小 23.2%,即识别精度提高了 23.2%,平均训练准确率更高,识别效果更好,当后期训练样本数据集增大时,该算法的适用性更好。

4 结论

(1) 结合 PCA 和 KFCM 两种算法的优点,提出了基于 PCA-KFCM 算法的含煤地层岩性优化识

别方法。首先利用 PCA 算法对训练样本进行特征提取并对样本进行训练,然后通过 KFCM 算法对训练样本主成分数据集进行模糊核聚类,最后采用马氏距离判别法对测试样本进行识别,通过钻进试验台获得的高维钻进参数集对算法进行了验证,实现了试验岩样岩性的正确识别。

(2) 与 KFCM 算法相比,PCA-KFCM 算法的收敛速度明显快于 KFCM 算法,识别精度提高了 23.2%,且大幅降低了计算量。

参考文献(References):

[1] 袁亮.我国深部煤与瓦斯共采战略思考[J].煤炭学报,2016,41(1):1-6.
YUAN Liang. Strategic thinking of simultaneous exploitation of coal and gas in deep mining[J]. Journal of China Coal Society,2016,41(1):1-6.

[2] 蓝航,陈东科,毛德兵.我国煤矿深部开采现状及灾害防治分析[J].煤炭科学技术,2016,44(1):39-46.
LAN Hang, CHEN Dongke, MAO Debing. Current status of deep mining and disaster prevention in China [J]. Coal Science and Technology, 2016, 44 (1): 39-46.

[3] 谭卓英,李文,岳鹏君,等.基于钻进参数的岩土地层结构识别技术与方法[J].岩土工程学报,2015,37(7):1328-1333.
TAN Zhuoying, LI Wen, YUE Pengjun, et al. Techniques and approaches for identification of geof ormation structure based on diamond drilling parameters [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering,2015,37(7):1328-1333.

[4] PENG S S,TANG D,SASAOKA T,et al. A method for quantitative void fracture detection and estimation of rock strength for underground mine roof[C]//Proceedings of 24th International Conference on Ground Control in Mining,2005:195-197.

[5] 马峥,张春雷,高世臣.主成分分析与模糊识别在岩性识别中的应用[J].岩性油气藏,2017,29(5):127-133.
MA Zheng, ZHANG Chunlei, GAO Shichen. Lithology identification based on principal component analysis and fuzzy recognition [J]. Lithologic Reservoir,2017,29(5):127-133.

[6] 仲鸿儒,成育红,林孟雄,等.基于 SOM 和模糊识别的复杂碳酸盐岩岩性识别[J].岩性油气藏,2019,31(5):84-91.
ZHONG Hongru,CHENG Yuhong,LIN Mengxiong, et al. Lithology recognition of complex carbonate rocks based on SOM and fuzzy recognition [J]. Lithologic Reservoir,2019,31(5):84-91.

- [7] SINGH T, GOSAIN A. Comparison of different fuzzy clustering algorithms: a replicated case study [J]. Advances in Intelligent Systems and Computing, 2018, 4(1): 267-275.
- [8] 莫树培, 唐璜, 汪郁, 等. 基于聚类 and K 近邻算法的井下人员定位算法 [J]. 工矿自动化, 2019, 45(4): 43-48.
MO Shupe, TANG Jin, WANG Yu, et al. Underground personnel positioning algorithm based on clustering and K-nearest neighbor algorithm [J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(4): 43-48.
- [9] 熊印国. 相对变换 KFCM 的变压器油击穿电压预测 [J]. 控制工程, 2018, 25(11): 2035-2040.
XIONG Yinguo. Prediction model of breakdown voltage for transformer oil based on relative transformation and KFCM [J]. Control Engineering of China, 2018, 25(11): 2035-2040.
- [10] 董刚, 马宏伟, 南源桐, 等. 刮板输送机飘链故障诊断技术研究 [J]. 煤炭科学技术, 2017, 45(5): 41-46.
DONG Gang, MA Hongwei, NAN Yuantong, et al. Study on diagnosis technology of flying chain fault in scraper conveyor [J]. Coal Science and Technology, 2017, 45(5): 41-46.
- [11] 宫凤强, 鲁金涛. 基于主成分分析与距离判别分析法的突水水源识别方法 [J]. 采矿与安全工程学报, 2014, 31(2): 236-242.
GONG Fengqiang, LU Jintao. Recognition method of mine water inrush sources based on the principal element analysis and distance discrimination analysis [J]. Journal of Mining and Safety Engineering, 2014, 31(2): 236-242.
- [12] 彭秀艳, 柴艳有, 满新江. 基于 PCA-KFCM 的船舶柴油机故障诊断 [J]. 控制工程, 2012, 19(1): 152-156.
PENG Xiuyan, CHAI Yanyou, MAN Xinjiang. Fault diagnosis of marine diesel engine based on PCA-KFCM [J]. Control Engineering of China, 2012, 19(1): 152-156.
- [13] 李培, 陈颖, 马小平, 等. 基于 PCA-ELM 的煤矿突水预测方法研究 [J]. 工矿自动化, 2013, 39(9): 46-50.
LI Pei, CHEN Ying, MA Xiaoping, et al. Research of coal mine water burst forecasting method based on PCA-ELM [J]. Industry and Mine Automation, 2013, 39(9): 46-50.
- [14] 王健, 冯健, 韩志艳. 基于流形学习的局部保持 PCA 算法在故障检测中的应用 [J]. 控制与决策, 2013, 28(5): 683-687.
WANG Jian, FENG Jian, HAN Zhiyan. Locally preserving PCA method based on manifold learning and its application in fault detection [J]. Control and Decision, 2013, 28(5): 683-687.
- [15] 赵宝峰. 基于 MATLAB 模糊聚类分析法治理矿井水害 [J]. 煤炭科学技术, 2013, 41(7): 89-92.
ZHAO Baofeng. Study on mine water disaster control based on MATLAB fuzzy clustering analysis method [J]. Coal Science and Technology, 2013, 41(7): 89-92.
- [16] 王骏, 刘欢, 蒋亦樟, 等. 堆叠隐空间模糊 C 均值聚类算法 [J]. 控制与决策, 2016, 31(9): 1671-1677.
WANG Jun, LIU Huan, JIANG Yizhang, et al. Cascaded hidden space fuzzy C means clustering algorithm [J]. Control and Decision, 2016, 31(9): 1671-1677.
- [17] 孔慧芳, 朱翔. 基于 KFCM-MNN 并联式混合动力汽车能量管理策略 [J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2018, 41(4): 485-489.
KONG Huifang, ZHU Xiang. Energy management strategy for parallel hybrid electric vehicle based on KFCM-MNN [J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2018, 41(4): 485-489.
- [18] 傅卫平, 秦川, 刘佳, 等. 基于 SIFT 算法的图像目标匹配与定位 [J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(1): 163-169.
FU Weiping, QIN Chuan, LIU Jia, et al. Matching and location of image object based on SIFT algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(1): 163-169.
- [19] 王先甲, 汪磊. 基于马氏距离的改进型 TOPSIS 在供应商选择中的应用 [J]. 控制与决策, 2012, 27(10): 1566-1570.
WANG Xianjia, WANG Lei. Applications of TOPSIS improved based on Mahalanobis distance in supplier selection [J]. Control and Decision, 2012, 27(10): 1566-1570.
- [20] 张幼振, 张宁, 邵俊杰, 等. 基于钻进参数聚类的含煤地层岩性模糊识别 [J]. 煤炭学报, 2019, 44(8): 2328-2335.
ZHANG Youzhen, ZHANG Ning, SHAO Junjie, et al. Fuzzy identification of coal-bearing strata lithology based on drilling parameter clustering [J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(8): 2328-2335.
- [21] 张幼振, 张宁, 张献振. PDC 锚杆钻头回转钻进的力学特性与试验 [J]. 煤田地质与勘探, 2019, 47(2): 207-211.
ZHANG Youzhen, ZHANG Ning, ZHANG Xianzhen. Mechanical characteristics and test of rotary drilling of PDC anchor bit [J]. Coal Geology & Exploration, 2019, 47(2): 207-211.
- [22] 高新波, 裴继红, 谢维信. 模糊 c -均值聚类算法中加权指数 m 的研究 [J]. 电子学报, 2000, 28(4): 80-83.
GAO Xinbo, PEI Jihong, XIE Weixin. A study of weighting exponent m in a Fuzzy c -means algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(4): 80-83.