

基于主成分聚类分析的采矿方法优选

陈建宏, 蒋 权, 郑海力, 杨 珊

中南大学资源与安全工程学院, 长沙 410083

摘要 采矿方法优选涉及到多指标体系的分类及综合评价问题, 利用主成分分析简化了指标结构, 将主成分分析与聚类分析相结合, 提出了主成分聚类分析法, 并基于该方法对来自某矿山的 15 个试样的采矿方法进行了优选。在此过程中, 针对传统主成分分析方法的缺点和应用中可能出现的误区, 通过均值化改进了主成分分析的特征提取, 通过以主成分得分为新的数据基础做聚类分析改善了综合评价效果; 对主成分含义给出了较为明确的解释; 对主成分聚类、第一主成分得分、主成分综合得分的排序结果进行了对比分析。研究表明, 主成分聚类分析法则既可以对多变量数据进行合理地分类, 又能对各类优劣程度做出综合评价, 能充分反映矿山的实际情况, 终选出的采矿方法在工业试验后成效显著, 验证了该决策方法是切实可行的。

关键词 采矿方法优选; 主成分分析法; 聚类分析法

中图分类号 TD853

文献标识码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2011.27.004

Optimization of Mining Methods Based on Principal Component Cluster Analysis

CHEN Jianhong, JIANG Quan, ZHENG Haili, YANG Shan

School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China

Abstract In view of the fact that the optimization of the mining methods involves the classification and comprehensive evaluation of a multi-indicator system, in this paper, the target structure is simplified with the principal component analysis, combined with clustering analysis, and the principal component cluster analysis method is proposed, and then the mining methods for 15 samples from a mine are optimized based on this method. In the process, to avoid the shortcomings of the traditional principal component analysis and the errors which may occur in applications, the feature extraction of the principal component analysis is improved by means of the equalization and the comprehensive evaluation is improved by making clustering analysis based on the principal component scores. The meaning of the principal component is interpreted clearly. Moreover, the results of the principal component clustering analysis, the first principal component scores and the principal component composite scores are ranked and analyzed. It is shown that the principal component cluster analysis not only can classify the multivariable data reasonably, but also can make a comprehensive assessment of the performance of various types to fully reflect the actual situation of the mine. The final selected mining method sees a remarkable improvement according to industrial tests, which verifies this decision-making method.

Keywords optimization of mining methods; principal component analysis; clustering analysis

0 引言

在矿山开采设计中, 采矿方法的选择具有决定性的作用, 它对设计中的其他环节有很大的影响。然而, 要选择正确的采矿方法, 需全盘考虑矿产地质条件、回采工艺特点等多种影响因素, 在生产实践中多以传统的经验类比法为主, 但该方法主观随意性较大, 且在多方案优选时难以实现定量判断^[1]。

随着优化理论的发展, 近年来出现了许多可用于采矿方法优选的数学方法, 如模糊数学法、层次分析法、神经网络法、灰色理论等。然而, 模糊数学法无法确定复杂指标体系的权重, 且权重仅通过专家的主观评审选取, 不够科学^[2]; 层次分析法在因素分析时容易将“重要性”与“优越性”混淆, 不能很好地反映各因素的实际贡献程度, 通常需对比较矩阵进行一致性检验, 计算过程较为复杂^[3]; 神经网络法为改善网络的

收稿日期: 2011-05-23; 修回日期: 2011-08-31

基金项目: 国家自然科学基金项目(50774092); 高等学校全国优秀博士学位论文作者专项(200449); 湖南省研究生科研创新项目(CX2010B046)

作者简介: 陈建宏, 教授, 研究方向为金属矿山开采与灾害控制, 电子信箱: cjh@263.net

预测精度需要大量的学习样本进行训练,实现较为困难^[4];灰色关联分析法则要求承载特征信息的历史数据具有一定的规律性,即适用条件有限制^[5];灰色决策法会使决策值趋于均化,容易导致方案优选困难^[6]。因此,需继续寻找一种更为有效实用的方法。

考虑到采矿方法选择是一个涉及多因素、多层次、多指标的复杂决策系统工程,并且影响采矿方法选择的各项指标间存在一定的相关性,这势必增加分析问题的难度。主成分分析方法具有浓缩信息、简化指标结构等特点,能使分析问题的过程简单、直观、有效^[7];聚类分析则能兼顾对象多因素的联系和主导作用,可按它们的亲疏差异程度逐步分组归类,更能客观地反映变量或区域之间的内在组合关系^[8-9]。基于这种思想,本文将主成分分析和聚类分析相结合,并用于实际矿山的采矿方法选择中,以期取得更好的效果。

1 主成分聚类分析思想和原理

主成分分析法^[10]是将高维变量空间进行降维处理的一种方法。在保证原始数据信息丢失最少的前提下,经过线性变换和舍弃部分次要信息,以少数综合变量取代原有多维变量,使较少的综合指标既能尽量多地反映原始变量(指标)的主要信息,又能保证这些新产生的综合指标彼此间互不相关。遵循这一原则,该方法可避免信息重叠。传统主成分分析法的计算流程如图1所示。

传统主成分分析法通常采用 Z-score 法无量纲化,得到

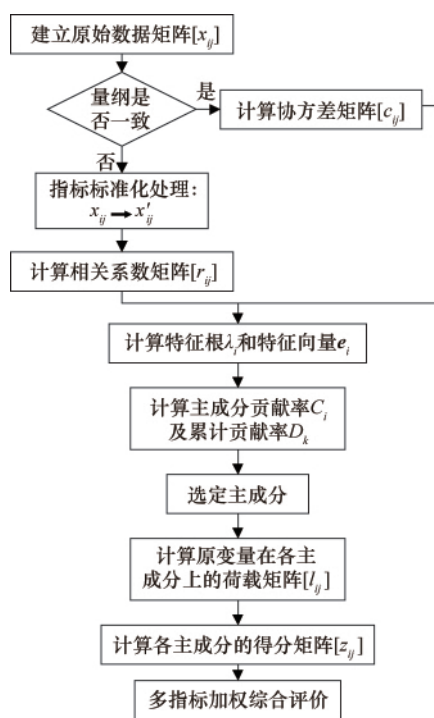


图1 传统主成分分析法的计算流程
Fig. 1 Flow chart of the traditional principal component analysis

X' 的计算公式为

$$X' = (x_{ij} - \bar{x}_j) / s_j \quad (1)$$

其中, $\bar{x}_j, s_j$ 分别为第 j 个变量的平均值和标准差, $s_j =$

$$\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2}。$$

但是,标准化在消除量纲或数量级影响的同时,也抹杀了各指标变异程度的差异信息。因此,笔者采用均值化处理方法^[11-12]加以改进,即 $x_{ij} \bar{x}_j$ 包含了原始数据矩阵的全部信息。

在对提取的 m 个主成分 F 进行综合计算时,流行的方法是将每个主成分的贡献率作为各自的权重,然后构造出综合评价函数进行计算并将其排序。该方法看似合理,其实是一种误解,由此计算出的综合得分所含信息量并不会超过第一主成分所含信息量。但如果单凭第一主成分得分对样品评价,当其方差贡献率不大时,会有一定的片面性。针对以上情况,笔者将主成分分析与聚类分析相结合,即采用“主成分-聚类分析法”。

主成分-聚类分析法,即先做主成分分析,再取若干主成分对样品进行聚类分析,结合第一主成分排序对样品进行分类排名,由此得到一种新的综合评价方法。具体步骤^[13]如下。

(1) 按照累计贡献率(一般为 85% 以上)选出前 r 个主成分,并计算主成分得分:

$$Y_k = e_1^{(k)} X_1 + e_2^{(k)} X_2 + \dots + e_n^{(k)} X_n \quad k=1, 2, \dots, r$$

(2) 对所选定的新数据阵 $(Y_1, Y_2, \dots, Y_r)$ 进行系统聚类分析;

(3) 计算各类中样品第一主成分的平均值确定类间的排序;

(4) 根据类中样品第一主成分得分,确定各类中样品的排序,得到综合评价。

2 应用实例

2.1 原始数据的均值化处理

引用陈建宏、刘浪等^[14]的指标体系及数据,并在此基础上,通过均值化改进了主成分分析的特征提取,经处理后的某矿开采条件及技术经济指标、采矿方法统计数据见表1。表中各试样的采矿方法目前在某矿山中均处在试行阶段,但在此阶段,一些试样的采矿方法的实施效果并不佳,相继给矿山带来了不少安全隐患和经济财产损失等不良效应,因此有待通过本文的研究对各试样的采矿方法进行优选。

2.2 相关性分析

借助专业统计软件 SPSS 16.0 对上述数据矩阵进行相关性分析^[15],由于变量 $X_i (i=1, 2, \dots, 11)$ 服从正态分布,故采用 Pearson 相关模型,相关系数的计算公式为

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2 \sum_{k=1}^n (x_{kj} - \bar{x}_j)^2}} \quad (2)$$

表 1 某矿开采条件及技术经济指标、采矿方法统计

Table 1 Statistical data of mining condition, technical and economic index and mining method of a certain mine

试样编号	开采技术条件						技术经济指标					采矿
	X_1/m	X_2/m	$X_3/(^{\circ})$	X_4	X_5	X_6	$X_7/(\text{t}\cdot\text{d}^{-1})$	$X_8/(\text{t}\cdot\text{工班}^{-1})$	$X_9/\%$	$X_{10}/\%$	$X_{11}/(\text{元}\cdot\text{t}^{-1})$	方法编号
Z_1	0.46	0.27	1.47	0.94	0.89	1.01	1.20	1.72	0.69	2.54	0.46	1
Z_2	0.46	1.06	1.28	0.94	0.89	1.01	1.72	2.04	1.85	0.53	0.61	3
Z_3	0.48	3.54	0.85	1.46	1.48	1.69	1.50	1.75	1.89	0.32	1.09	2
Z_4	0.49	1.06	1.46	1.25	1.19	1.35	1.07	0.33	0.08	0.52	0.82	2
Z_5	0.53	0.43	1.61	0.63	0.79	0.90	0.43	0.54	0.29	1.13	1.07	4
Z_6	1.75	1.08	0.57	1.04	0.79	0.79	0.75	0.49	0.35	0.23	0.65	5
Z_7	0.47	2.69	0.81	0.94	0.89	0.51	2.62	2.47	1.59	0.32	0.48	3
Z_8	1.06	0.33	1.37	1.67	0.99	1.12	0.71	1.11	0.46	2.77	0.53	1
Z_9	1.97	0.67	0.42	0.52	1.58	0.34	0.31	0.41	0.48	0.80	0.69	5
Z_{10}	1.21	0.18	1.33	0.83	0.79	0.45	0.39	0.38	2.13	0.78	1.25	4
Z_{11}	1.12	1.11	0.90	1.04	0.99	1.12	1.07	0.36	0.58	0.57	1.17	2
Z_{12}	0.76	1.35	0.77	0.94	0.89	1.01	1.27	1.38	1.57	0.56	0.61	1
Z_{13}	1.06	0.13	0.80	1.04	0.97	1.12	0.46	0.55	0.58	1.83	0.86	3
Z_{14}	1.37	0.87	0.82	0.94	1.09	1.24	1.07	1.02	1.75	1.11	4.10	1
Z_{15}	1.82	0.21	0.55	0.83	0.79	1.35	0.41	0.45	0.70	1.00	0.62	5

注:采矿方法编号 1,2,3,4,5 分别代表留矿采矿法、分层充填法、分段空场法、削壁充填法、全面采矿法; X_1 — X_{11} 分别代表走向长度、厚度、倾角、上盘稳固性、下盘稳固性、采场生产能力、采矿功效、损失率、贫化率、采矿成本等指标。

Notes: Mining methods of number 1, 2, 3, 4, 5, respectively, represent the shrinkage stoping method, the sublevel filling method, the sublevel open stoping method, the cutting walls and filling method, the overall mining method. X_1 — X_{11} , respectively, represent the strike length, the thickness and the dip angle of the ore body, the hanging wall stability, the footwall stability, the stope production capacity, the mining efficacy, the loss rate, the dilution rate and the mining cost.

$[r_{ij}]$ 为实对称矩阵,只需计算上三角元素或下三角元素即可。

显著性检验采用 two-tailed,即双尾 T 检验。经计算得出的相关系数矩阵见表 2。由表 2 可知,有几个因素彼此间有较明显的相关性,因此需要对这些数据进行主成分分析。

2.3 主成分聚类分析

根据主成分分析的原理,各主成分所提供的信息量多少,

常用其方差的大小(即特征根 λ_i)来衡量。通过对数据进行主成分分析,可得到主成分分析碎石图、特征值及主成分方差贡献率和累计贡献率、主成分因子荷载矩阵等输出结果^[5],分别见图 2、表 3、表 4。

图 2 给出了各主成分的特征根分布情况,可以看出,第 5 个 λ 值是一个明显的折点,这暗示着选取的主成分数目应有

表 2 各指标的 Pearson 相关系数矩阵

Table 2 Pearson correlation coefficient matrix of each index

指标	X_1/m	X_2/m	$X_3/(^{\circ})$	X_4	X_5	X_6	$X_7/(\text{t}\cdot\text{d}^{-1})$	$X_8/(\text{t}\cdot\text{工班}^{-1})$	$X_9/\%$	$X_{10}/\%$	$X_{11}/(\text{元}\cdot\text{t}^{-1})$
X_1/m	1										
X_2/m	-0.403	1									
$X_3/(^{\circ})$	-0.676	-0.241	1								
X_4	-0.301	0.326	0.211	1							
X_5	0.096	0.412	-0.294	0.143	1						
X_6	-0.277	0.236	0.103	0.603	0.147	1					
$X_7/(\text{t}\cdot\text{d}^{-1})$	-0.623	0.733	0.028	0.233	-0.002	0.064	1				
$X_8/(\text{t}\cdot\text{工班}^{-1})$	-0.614	0.591	0.094	0.211	-0.015	0.044	0.865	1			
$X_9/\%$	-0.233	0.432	-0.067	-0.009	-0.014	-0.045	0.463	0.555	1		
$X_{10}/\%$	-0.040	-0.573	0.398	0.256	-0.139	0.102	-0.323	-0.009	-0.319	1	
$X_{11}/(\text{元}\cdot\text{t}^{-1})$	0.176	-0.019	-0.074	-0.073	0.131	0.202	-0.066	-0.132	0.324	-0.050	1

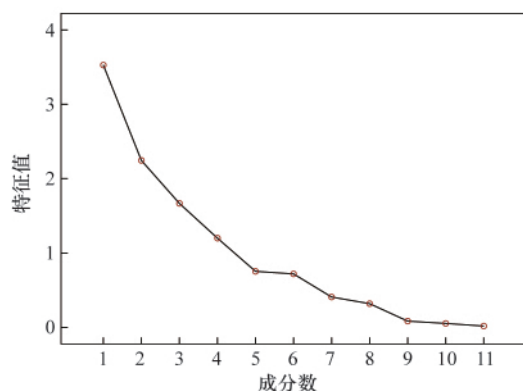


图 2 主成分分析碎石图

Fig. 2 Scree plot of principal component analysis

表 3 特征值、主成分方差贡献率和累计贡献率

Table 3 Eigenvalues, contribution rate and accumulative contribution rate of principal component variance

主成分	提取平方和载入		
	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%
Y_1	3.624	32.945	32.945
Y_2	2.025	18.410	51.356
Y_3	1.675	15.231	66.587
Y_4	1.376	12.507	79.094
Y_5	0.862	7.838	86.933

表 4 主成分因子荷载矩阵

Table 4 Factor load matrix of principal component

指标	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5
X_1/m	-0.725	-0.540	0.166	0.001	0.236
X_2/m	0.842	-0.370	0.223	-0.201	-0.101
$X_3/(^{\circ})$	0.121	0.822	-0.211	0.193	-0.254
X_4	0.403	0.452	0.614	-0.112	0.120
X_5	0.141	-0.372	0.601	-0.205	0.216
X_6	0.280	0.323	0.743	0.155	-0.235
$X_7/(\text{t} \cdot \text{d}^{-1})$	0.911	-0.066	-0.205	-0.073	0.049
$X_8/(\text{t} \cdot \text{工班}^{-1})$	0.860	0.077	-0.266	-0.011	0.370
$X_9/\%$	0.592	-0.322	-0.224	0.525	0.157
$X_{10}/\%$	-0.309	0.720	0.083	0.102	0.586
$X_{11}/(\text{元} \cdot \text{t}^{-1})$	-0.029	-0.250	0.293	0.867	-0.014

$r \leq 5$ 较为合适。再由表 3 可知, 第一主成分的贡献率仅 32.945%, 综合性不强, 但前 5 个主成分方差累计贡献率达到了 85% 以上, 可以概括原始变量, 也起到了降维的效果, 故确定保留因子的数量为 5 个。表 4 中原始变量在各主成分上的载荷矩阵, 揭示了主成分与原始变量间的线性组合关系, 这种关系可以用具体的函数表达式加以描述。由于篇幅所限, 本文从略。

由表 4 可知, Y_1 主要由原始变量 X_1, X_2, X_7, X_8, X_9 表征,

它反映了最多的原始变量的信息,可解释为综合了生产规模、资源区域密集度、劳动强度等方面的指标; Y_2 主要由原始变量 X_1, X_3, X_{10} 表征,可解释为矿岩的自然崩落能力指标; Y_3 主要由原始变量 X_4, X_5, X_6 表征,可解释为作业地点安全性指标; Y_4 主要由原始变量 X_9, X_{11} 表征,可解释为开采经济亏损指标; Y_5 主要由原始变量 X_{10} 表征,可解释为矿石贫化指标。上述解释是非常粗放的,仅凭个人主观的判断,实际当主成分的因子负荷的符号存在正负时,各综合指标的意义不是很明确,指标命名难以准确、清晰地把握。

至此,已经基本完成了对数据的主成分分析工作。为了方便后续进行各方法所得分值排序结果的比较与分析,根据前期研究得到的各主成分的表达式,计算出样本在前5个成分上的得分(见表5),并通过贡献率加权求出综合得分。

表 5 前 5 个主成分得分及综合得分

Table 5 The first five principal component scores and comprehensive scores

试样 编号	Y_1 指 标值	Y_2 指 标值	Y_3 指 标值	Y_4 指 标值	Y_5 指 标值	综合 指标值
Z_1	0.226	2.324	-0.95	-0.08	1.076	1.191
Z_2	2.133	0.332	-1.37	0.339	-0.14	0.488
Z_3	3.77	-0.77	2.557	-0.3	-0.13	1.35
Z_4	0.176	1.172	1.33	-0.8	-1.72	-0.97
Z_5	-1.31	1.313	-1.17	0.327	-1.45	-1.46
Z_6	-1.35	-1.17	-0.07	-1.03	-0.52	-1.21
Z_7	3.524	-1.04	-2.01	-0.89	0.535	0.971
Z_8	-0.52	2.668	1.21	-0.46	1.571	1.678
Z_9	-2.53	-2.64	0.071	-1.4	1.194	-0.55
Z_{10}	-1.24	-0.26	-1.68	1.454	-0.28	-0.75
Z_{11}	-0.43	-0.33	0.614	-0.22	-0.87	-0.82
Z_{12}	1.047	-0.55	-0.65	-0.11	-0.12	0.037
Z_{13}	-1.5	0.673	0.552	-0.13	0.505	0.093
Z_{14}	0.053	-1.16	1.163	3.475	0.502	0.809
Z_{15}	-2.05	-0.56	0.413	-0.19	-0.16	-0.86

最后采用系统聚类法,在 Matlab 中对上述前 5 个主成分得分数据矩阵做聚类分析,得到聚类谱系图(见图 3)。15 个样本被分为 5 类: $\{Z_9\}$; $\{Z_1, Z_2, Z_4, Z_6, Z_7, Z_8, Z_{11}, Z_{12}, Z_{13}, Z_{15}\}$; $\{Z_5, Z_{10}\}$; $\{Z_{14}\}$; $\{Z_3\}$ 。

2.4 结果讨论

由上述结果可知,通过聚类分析得出的采矿方法分类与表 1 提供的各试样所对应的采矿方法有较大差别,这也说明目前矿山针对各试样而试行的采矿方法的确存在某些弊端,但仅凭聚类分析的结果还不能充分证明这一点,还需进一步的验证。

为了增强说服力,另外选取了 5 个典型采场(采矿方法已确定并且试行良好的采场)中分别代表留矿采矿法、分层充填法、分段空场法、削壁充填法、全面采矿法特点的试样,并计算出这些新试样的第一主成分的得分值,将原先试样的

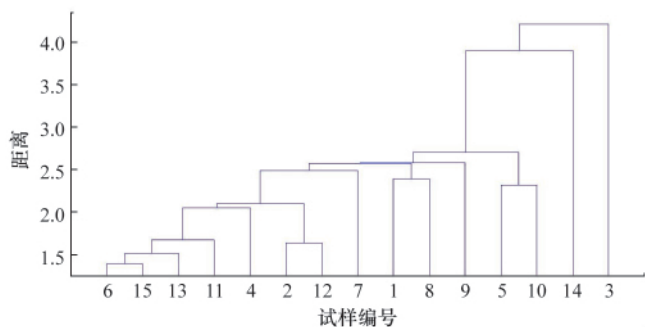


图3 前5个主成分的聚类谱系图

Fig. 3 Cluster dendritic diagrams of the first five principal components

第一主成分的分值与之比较,依据模糊识别的“择近原则”判定原先试样所属类别。经研究发现:第一类 $\{Z_9\}$ 属于全面采

矿法;第二类 $\{Z_1,Z_2,Z_4,Z_6,Z_7,Z_8,Z_{11},Z_{12},Z_{13},Z_{15}\}$ 属于分段空场法;第三类 $\{Z_5,Z_{10}\}$ 属于削壁充填法;第四类 $\{Z_{14}\}$ 属于留矿采矿法;第五类 $\{Z_3\}$ 属于分层充填法。因此,在某种程度上,可以认为上节中基于聚类分析法的分类较为清晰,其分类结果还算合理。

聚类分析不能提供各类别间优劣程度的评价结果,要达到这一目的,需结合其他方法,本文借助主成分分析法。将由聚类分析得到的5个大类,按各类中第一主成分的平均得分排序: $\{Z_3\}$; $\{Z_1,Z_2,Z_4,Z_6,Z_7,Z_8,Z_{11},Z_{12},Z_{13},Z_{15}\}$; $\{Z_{14}\}$; $\{Z_5,Z_{10}\}$; $\{Z_9\}$ 。最后按各类中样品的第一主成分得分排序: $Z_3;Z_7;Z_2;Z_{12};Z_1;Z_4;Z_{11};Z_8;Z_6;Z_{13};Z_{15};Z_{14};Z_{10};Z_5;Z_9$ 。同时,为了更为形象、直观地体现主成分聚类、第一主成分得分和主成分综合得分评价方法的优劣性,本文列出了基于这3种方法而产生的排序结果(见表6)。

表6 3种方法的排序结果

Table 6 Ranking results of three methods

试样编号	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6	Z_7	Z_8	Z_9	Z_{10}	Z_{11}	Z_{12}	Z_{13}	Z_{14}	Z_{15}
主成分聚类排名	5	3	1	6	14	9	2	8	15	13	7	4	10	12	11
第一主成分得分排名	6	3	1	7	12	10	2	9	15	11	8	4	13	5	14
主成分综合得分排名	3	6	2	13	15	14	4	1	9	10	11	8	7	5	12

由表6可知,主成分聚类与第一主成分得分的排序结果基本一致;主成分综合得分的排序结果与其他方法差别很大,仅试样 Z_{14} 的排序位置与第一主成分得分相同。在主成分综合得分排名结果中,试样 Z_9 仅在“走向长度”因子上有明显的数量上的优势(由表4可知,第一主成分与“走向长度”因子是负相关的,因此该优势不仅不能发挥正向作用,反而带来了不利影响),其他因子相对较差,排名却跃居到了第9位;试样 Z_8 在各因子上均无突出优势,却排在了首位,这充分体现了主成分综合得分排名不太合理。

再者,还可观察到试样 Z_3 在前6个因子上的数值均较试样 Z_7 大,仅在“采矿生产能力”、“采矿功效”和“采矿成本”这3个因子上的数值较试样 Z_7 小,理应排在 Z_7 的前面,主成分聚类考虑了这一点,相比主成分综合得分,更能真实地反映事物的本来面目,并且,这一结果也与矿山“以人为本”的经营理念 and 提倡安全开采、轻视产量和资源耗损的生产实际是相符合的。

根据主成分聚类得到的采矿方法与目前试用的采矿方法的对比情况如图4所示。由图可知,除试样 $Z_2,Z_5,Z_7,Z_9,Z_{10},Z_{13}$ 和 Z_{14} 的采矿方法在主成分聚类分析前后与目前试用的采矿方法无任何变动之外,其他试样的采矿方法的主成分聚类优选结果均与目前试用的采矿方法有较大的差异。采用现场试验的方法,以所选采矿方案的实际运作效果的好坏比较它们的优劣。通过对目标矿山开采现状的调查发现,这些试样取自的采场在采矿方法试行阶段都或多或少存在着问题,其中包括技术上难实施、安全上不可靠、经济上不合理等。将经

过主成分聚类法优选的采矿方案应用到现场,却取得了预期的效果。因此,可以认为应用于采矿方法优选的主成分聚类分析方法具有一定的科学性,它能够较好地综合具体矿山复杂的开采技术条件,并可兼顾经济效益和社会效益,实现资源的合理优化开采。

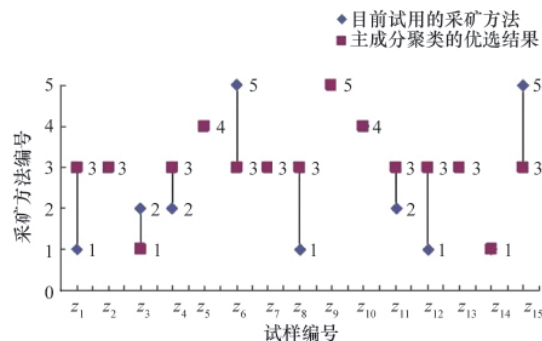


图4 主成分聚类优选结果与目前试用采矿方法的对比图

Fig. 4 Contrast of the optimum results of the principal composition cluster analysis with the current test mining methods

3 结论

以某矿山开采条件及技术经济指标的统计数据为基础,运用主成分聚类分析方法对该矿山15个试样的采矿方法进行了优选,得出以下结论。

(1) 主成分聚类不仅能将影响采矿选择的多个因素或指标简化为少数几个含义可解释的综合指标,起到抓住问题实

质的作用,并可通过主成分得分的高低来量化各因素的优劣性;它以主成分得分为新的数据基础进行归群分类,可较好地实现采矿方法的优选。

(2) 通过分析主成分与原始变量间的相关关系,将主成分 Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_5 分别解释为综合了生产规模、资源区域密集度、劳动强度等方面的指标、矿岩的自然崩落能力指标、作业地点安全性指标、开采经济亏损指标和矿石贫化指标,以便矿山管理人员更好地理解这些指标的具体含义,进而指导矿山生产。

(3) 利用主成分聚类、第一主成分和主成分综合这 3 种方法对各试样的得分进行了排序比较,得出主成分聚类相比其他两种方法更能真实地反映数据的本质特征,其结果也与实际情况最吻合,表明主成分聚类在开采条件和技术经济指标的评价方面具有一定的科学性和实用性。

参考文献 (References)

- [1] 叶海旺, 常剑. 基于模糊决策和层次分析法的采矿方法选择 [J]. 武汉理工大学学报, 2009, 31(8): 145-148, 153.
Ye Haiwang, Chang Jian. *Journal of Wuhan University of Technology*, 2009, 31(8): 145-148, 153.
- [2] 王新民, 赵彬, 张钦礼. 基于层次分析和模糊数学的采矿方法选择[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2008, 39(5): 875-880.
Wang Xinmin, Zhao Bin, Zhang Qinli. *Journal of Central South University: Science and Technology Edition*, 2008, 39(5): 875-880.
- [3] 池秀文, 田金华. 改进层次分析法在采矿方法选择中的应用[J]. 武汉理工大学学报, 2003, 25(5): 50-52.
Chi Xiuwen, Tian Jinhua. *Journal of Wuhan University of Technology*, 2003, 25(5): 50-52.
- [4] 吴爱祥, 郭立, 余健, 等. 采矿方法模糊优选的神经网络模型构造及其应用[J]. 矿冶工程, 2003, 23(3): 6-11.
Wu Aixiang, Guo li, Yu Jian, et al. *Mining and Metallurgical Engineering*, 2003, 23(3): 6-11.
- [5] 王新民, 谢盛青, 赵彬, 等. 基于灰关联分析法的采矿方法优选 [J]. 金属矿山, 2009(7): 10-12, 32.
Wang Xinmin, Xie Shengqing, Zhao Bin, et al. *Metal Mine*, 2009 (7): 10-12, 32.

- [6] 许开立, 陈宝智. 采矿方法的多目标模糊优选 [J]. 中国矿业, 1999(6): 40-42.
Xu Kaili, Chen Baozhi. *China Mining Magazine*, 1999(6): 40-42.
- [7] 李云, 刘霁. 神经网络与主元分析在采矿工程中的应用 [J]. 中南林业科技大学学报, 2010, 30(6): 140-146.
Li Yun, Liu Ji. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, 2010, 30(6): 140-146.
- [8] 肖宏. 聚类分析在采矿方法选择中的应用[J]. 湖南有色金属, 2008, 24(4): 1-3.
Xiao Hong. *Hunan Nonferrous Metals*, 2008, 24(4): 1-3.
- [9] 璩世杰, 毛市龙, 吕文生, 等. 一种基于加权聚类分析的岩体可爆性分级方法[J]. 北京科技大学学报, 2006, 28(4): 324-329.
Qu Shijie, Mao Shilong, Lu Wensheng, et al. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2006, 28(4): 324-329.
- [10] 刘春龙. 改进的主成分分析法及其在水质评价中的应用 [J]. 安徽农业科学, 2009, 37(22): 10642-10643, 10735.
Liu Chunlong. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2009, 37(22): 10642-10643, 10735.
- [11] 叶双峰. 关于主成分分析做综合评价的改进 [J]. 数理统计与管理, 2001, 20(2): 52-56.
Ye Shuangfeng. *Application of Statistics and Management*, 2001, 20(2): 52-56.
- [12] 王晓鹏, 曾永年, 丁生喜, 等. 基于改进主成分分析方法的复杂环境系统质量评价模型[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(11): 112-118.
Wang Xiaopeng, Zeng Yongnian, Ding Shengxi, et al. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2005, 25(11): 112-118.
- [13] 徐雅静, 汪远征. 主成分分析应用方法的改进[J]. 数学的实践与认识, 2006, 36(6): 68-75.
Xu Yajing, Wang Yuanzheng. *Mathematics in Practice and Theory*, 2006, 36(6): 68-75.
- [14] 陈建宏, 刘浪, 周智勇, 等. 基于主成分分析与神经网络的采矿方法优选[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2010, 41(5): 1967-1972.
Chen Jianhong, Liu Lang, Zhou Zhiyong, et al. *Journal of Central South University: Science and Technology*, 2010, 41(5): 1967-1972.
- [15] 李英龙, 严碧. SPSS 统计软件包在矿山统计分析中的应用 [J]. 黄金, 2000, 21(5): 17-20.
Lin Yinglong, Yan Bi. *Gold*, 2000, 21(5): 17-20.

(责任编辑 代丽)



《科技导报》“综述文章”栏目征稿

“综述文章”栏目发表对当前自然科学有关学科领域的研究热点、前沿分支发展现状及动向的评述性文章。要求在所属学科领域从事比较深入研究的一线科研人员在研读相当数量文献资料的基础上,全面、深入、系统地论述该领域的问题,并对所综述的内容进行归纳、分析、评价,以反映作者的观点和见解。在线投稿:www.kjdb.org。