

黄韶杰,刘建功. 基于高斯混合聚类的煤岩识别技术研究[J]. 煤炭学报, 2015, 40(S2): 576–582. doi: 10.13225/j.cnki.jccs.2015.0154

Huang Shaojie, Liu Jianguo. Research of coal-rock recognition technology based on GMM clustering analysis[J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(S2): 576–582. doi: 10.13225/j.cnki.jccs.2015.0154

基于高斯混合聚类的煤岩识别技术研究

黄韶杰^{1,2}, 刘建功¹

(1. 中国矿业大学(北京) 机电与信息工程学院, 北京 100083; 2. 北京天地玛珂电液控制系统有限公司, 北京 100013)

摘要: 根据煤矿工作面煤与岩石的性状不同, 基于聚类分析的基本原理、应用高斯混合模型、借助数字图像处理技术, 对工作面的煤岩界面图像进行了分析和研究, 提出了一种基于高斯混合聚类算法的煤岩识别技术。应用过程为通过布置工作面采集装置、采集工作面煤岩数据, 应用不同的图像处理技术手段分析工作面煤岩数据、计算工作面煤岩分界数据。经测试验证, 高斯混合聚类算法的技术手段能够为部分煤矿工作面煤岩界面识别的研究提供参考。

关键词: 煤岩识别; 数字图像处理; 聚类分析; 高斯混合模型

中图分类号: TD421.8; TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-9993(2015)S2-0576-07

Research of coal-rock recognition technology based on GMM clustering analysis

HUANG Shao-jie^{1,2}, LIU Jian-gong¹

(1. School of Mechanical Electronic & Information Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China; 2. Beijing Tiandi-Marco Electro-Hydraulic Control System Co., Ltd., Beijing 100013, China)

Abstract: A method on coal-rock identification based on the difference between coal and rock was developed in this study. Threshold analysis, clustering analysis and Gaussian mixture model method were used on the study of coal-rock interface identification. In the study layout of the cameras at coal working face and the acquisition of coal-rock data from working face were designed, and then the coal-rock interface data with the applications of image processing technology were calculated. According to the results of the research, Gauss mixture clustering can be applied to study the coal-rock interface recognition at some coal working faces.

Key words: coal-rock interface identification; digital image processing; clustering analysis; Gaussian mixture model

综合机械化、机电一体化、安全集约化生产是煤矿开采技术的主要发展方向^[1]。而无人工作面, 是煤矿研究人员努力的终极目标。无人工作面, 即在正常生产情况下工人不出现在回采工作面内, 而是在回采工作面以外的地点操纵和控制机械设备, 完成工作面内的采煤、运煤、移架、推溜等各项工序^[2]。

煤岩界面识别作为采煤工作面无人开采的关键技术之一^[3], 一直是一项尚未解决的难题。目前已有的20余种煤岩分界传感机理和系统, 如记

忆程序控制系统、振动频谱传感系统、天然 γ 射线^[4]、测力截齿、同位素、噪声、红外线、紫外线、超声波、无线电波、雷达探测等^[5-7]都未成功地应用于实际。

煤岩识别的研究机理一般分为两种, 一种是利用滚筒切割到岩石后的煤机异常状态; 另一种是在滚筒切割岩石前, 对煤壁进行分析和探测。在滚筒切割岩石后分析的主要原理为: 在采煤机割煤过程中, 当检测到煤机的摇臂出现异常振动

或截割电流异常升高时,则初步判断认为是滚筒切割到了岩石,然后采取技术手段进一步分析处理并控制煤机。在滚筒切割前的技术手段主要种是对煤岩分界线进行预判断,在采煤机切割到工作面该位置的岩石之前,对煤岩分界线进行预分析和记录,如采煤机的记忆截割功能。

由于形成年代、地质情况、形成原因的不同,煤分为泥煤、褐煤、烟煤、无烟煤等很多种,岩石也由于地质条件而不尽相同。因此煤岩识别方案需要根据每个工作面具体情况(煤岩的性质)来确定。本文将主要从颜色和光泽两个方面利用图像处理的技术手段对某工作面的煤岩状态进行识别处理。作为研究对象的工作面为石灰岩顶板,硬度较高,颜色以灰为主,且没有光泽;煤为瘦煤,硬度较低,颜色以黑为主,有一定光泽。

本文的主要技术路线为:通过工作面区域内布置的若干个图像采集点获取的煤岩图像,利用图像处理的技术手段计算出局部煤岩数据;最后整合所有数据计算出整个工作面的煤岩分界线。

1 基于图像处理的煤岩识别

数字图像处理(Digital Image Processing)技术是通过计算机对图像进行去除噪声、增强、复原、分割、提取特征等处理的方法和技术。传统的图像分割方法分为基于阈值的方法、基于边缘的方法和基于区域的方法等^[8]。

一幅图像可以定义为一个二维函数 $f(x, y)$,而在任何一对空间坐标 (x, y) 处的幅值 f 称为图像在该点的强度或灰度。对于黑白图像的图像,空间坐标 (x, y) 的幅值 f 可用灰度值来表示;而对于彩色的图像,空间坐标 (x, y) 的幅值可用 RGB 彩色模型的 3 个颜色分量构成^[9]。

针对煤岩识别系统,其研究对象主要是煤和岩石。研究对象的颜色主要为灰色或黑色,因此选用黑白图像用灰度来表示空间坐标 (x, y) 的幅值 f 即可满足研究的需求。有许多业内的研究人员采用图像处理的技术手段对煤岩识别进行研究^[10-12]。

图 1 为随机从采场获取的煤与岩石样本,将其作为实验室研究对象。

1.1 应用灰度阈值法技术的煤岩识别

从煤与岩石的外观、性状分析,其主要的区别有颜色和光泽。利用图像处理的原理解决颜色和光泽的最直接手段是灰度阈值法。由于主要需要区分的对象是煤与岩石,因此选用最大类间方差法对煤岩进行分析研究。

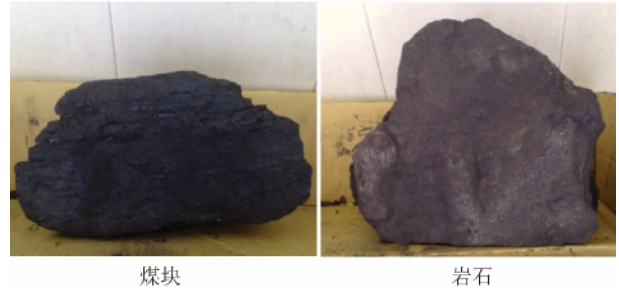


图 1 煤与岩石样本

Fig. 1 Sample images of rock and coal

在此研究中拟采用单一全局阈值的最大类间方差法^[9]直接计算。令煤岩图片的研究对象分为 3 类 C_1, C_2, C_3 , 其中 C_3 为灰度大于 170 的像素点的集合。设研究对象图像的像素总数为 N ; 所有像素点数目为 n_i ; 灰度级别分为 $1 \sim m$ 级; 灰度 i 级的概率为 p_i ; 煤岩分界的最佳阈值灰度级别为 k ; 灰度值在 $[1, k]$ 范围内的点的集合为 C_1 ; 灰度值在 $(k, m]$ 范围内的点的集合为 C_2 ; 灰度值在 $(m, 1]$ 范围内的点的集合为 C_3 。其中 $m = \left\lfloor \frac{170}{255} \times j \right\rfloor$ 。

则

$$N = \sum_{i=1}^j n_i \quad (1)$$

灰度级别为 i 的灰度所对应概率为

$$p_i = \frac{n_i}{N} \quad (2)$$

图像的整体灰度值为

$$\mu = \sum_{i=1}^j ip_i \quad (3)$$

C_1 所对应灰度值的概率和平均值分别为

$$w_1 = \sum_{i=1}^k p_i = w_1(k) \quad (4)$$

$$\mu_1 = \sum_{i=1}^k \frac{ip_i}{w_1} = \frac{\mu_1(k)}{w_1(k)} \quad (5)$$

C_2 所对应灰度值的概率和平均值分别为

$$w_2 = \sum_{i=k+1}^m p_i = 1 - w_3(C_3) - w_1(k) \quad (6)$$

$$\mu_2 = \sum_{i=k+1}^m \frac{ip_i}{w_2} = \frac{\sum_{i=k+1}^m ip_i}{w_2} = \frac{\sum_{i=k+1}^m ip_i}{1 - w_1(k) - w_3(C_3)} = \frac{\sum_{i=k+1}^m in_i}{N[1 - w_1(k) - w_3(C_3)]} = \frac{\mu - \mu_1(k) - \mu_3(C_3)}{1 - w_1(k) - w_3(C_3)} \quad (7)$$

式中 $w_3(C_3)$ 为 C_3 的概率; $\mu_3(C_3)$ 为 C_3 的平均值。

而整体图像灰度值为

$$\begin{aligned} \mu &= \mu_1 w_1 + \mu_2 w_2 + \mu_3 w_3 = \\ &w_1(k) w_1(k) + \mu_3(C_3) w_3(C_3) + \\ &[1 - w_1(k)] [w - w_1(k) - w_3(C_3)] \quad (8) \end{aligned}$$

煤岩组别间的方差为

$$\begin{aligned} \delta^2(k) &= w_0(\mu_0 - \mu)^2 + w_1(\mu_1 - \mu)^2 = \\ &\frac{[\mu w(k) - \mu(k)]^2}{w(k) [1 - w(k)]} \quad (9) \end{aligned}$$

计算最大方差时的 k 值, 此时获取的则为最佳阈值。

1.2 应用高斯混合模型算法的聚类煤岩识别

聚类就是按照一定的相似度要求对样本进行分组的过程, 是一种应用广泛的数据分析工具^[13]。其数学描述^[14]为: 令样本集合为 E , 定义类 C 为 E 的一个非空子集, 即 $C \subset E$ 且 $C \neq \emptyset$, 聚类就是满足下面两个条件的 C_1, C_2, \dots, C_k 的集合:

$$\begin{aligned} C_1 \cup C_2 \cup \dots \cup C_k &= E \\ C_i \cap C_j &= \emptyset \quad (\forall i \neq j) \end{aligned}$$

聚类的分析方法有许多, 本文选用高斯混合聚类对煤岩识别进行研究。

高斯模型就是用高斯概率密度函数(正态分布曲线)精确地量化的事物, 将一个事物分解为若干的基于高斯概率密度函数(正态分布曲线)形成的模型。高斯模型分为单高斯模型(single gaussian model, SGM)和混合高斯模型(gaussian mixture model, GMM)两种。对于单高斯模型, 主要是确定所选样本是否属于该高斯模型, 而混合高斯模型则是使用多个高斯模型根据每个样本的特质对所有样本进行分类。根据高斯模型的特点, 针对煤岩识别的研究, 混合高斯模型更加能够满足该研究的需要。

混合高斯模型由 K 个高斯模型构成, 根据工作面的实际状况, 选用 3 个高斯模型来表征工作面图片中所有样本的特点, 这 3 个高斯模型分别对应为煤、岩石、其他(主要为支架信息)。其中任何一个数据集(即任意一个高斯模型)的最终参数值均由同一算法计算得出。

假设有 K 个数据点, 每个 k 数据点所满足的概率分布为 $p(k)$, 则由 K 个高斯模型构成的混合高斯模型为

$$P(x) = \sum_{k=1}^K p(k) p(x|k) = \sum_{k=1}^K \pi_k N_k(x|\mu_k, \Sigma_k) \quad (10)$$

式中 π_k 为各混合成分的先验概率; $N_k(x|\mu_k, \Sigma_k)$ 为数值点为 k 、协方差为 Σ_k 、均值为 μ_k 的后验概率。

$$N_k(x) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\Sigma_k|^{1/2}} \times$$

$$\exp\left\{-\frac{1}{2}(x - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - \mu_k)\right\} \quad (11)$$

针对其中所有的高斯模型, 确定其参数值较有效的方法为极大似然估计的方法。对于数据集 X 、参数为 θ 的极大似然估计 P 为

$$P(X|\theta) = \prod_{i=1}^N P(x_i|\theta) \quad (12)$$

则求 $\theta^* = \operatorname{argmax}\{\prod_{i=1}^N P(x_i|\theta)\}$ 的极大值即可。

但对于高斯混合分布由于先验知识数据的缺乏需要更强有力的方法求极大值。在本研究中, 选用了 EM 算法作为选定参数值的算法。EM 算法是一种一般的从“不完全数据”中求解模型分布参数的极大似然估计的方法。EM 的算法^[15]的基本步骤为 E-step 和 M-step 的循环运行, E-step 建立未知参数的期望值; M-step 优化估计分布参数, 以使得数据的似然性最大; 迭代使用 EM 直到收敛, 即获取了最佳参数。

针对高斯混合模型, 设 θ 为 π_k, Σ_k, μ_k 的函数, 则使用 EM 算法, E-step 根据选取的 θ 优化 Q 表示为

$$Q(\theta|\theta') = E[\lg P(X, Y|\theta) | X, \theta'] \quad (13)$$

对于 M-step, 需要根据 E-step 确定的 Q 再次优化 θ , 表示为

$$\theta^{t+1} = \operatorname{argmax} Q(\theta|\theta') \quad (14)$$

根据 EM 算法求解出高斯混合模型的参数 π_k, Σ_k, μ_k 迭代公式分别为

$$\pi_k^t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p(k|x_i, \theta^t) \quad (15)$$

$$u_k^{t+1} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i p(k|x_i, \theta^t)}{\sum_{i=1}^N p(k|x_i, \theta^t)} \quad (16)$$

$$\Sigma_k^{t+1} = \frac{\sum_{i=1}^N p(k|x_i, \theta^t) (x_i - u_k^{t+1})(x_i - u_k^{t+1})^T}{\sum_{i=1}^N p(k|x_i, \theta^t)} \quad (17)$$

然后根据迭代公式计算, 直至似然函数值收敛, 即获取到合适的参数值。

1.3 煤岩识别实验室的数据对比

图 2 和图 3(b)、(c) 分别为利用最大类间方差法的灰度阈值计算相关数据后的处理结果。在针对煤岩样本研究时, 背景会有较大影响(图 2(b)为直接采用最大类间方差法计算的结果), 针对这种情况, 在使用采集样本计算平均灰度值时, 屏蔽掉了大于研究对象的灰度的点。(岩石与煤的灰度一般不高于

170, 灰度高于 170 的像素点在此研究中无指导意义, 因此在计算灰度阈值时屏蔽掉高于灰度 170 的灰度点。也可采用多全局阈值的分类方法进行处理。) 应用该技术, 最大的困难在于选取合适的阈值。在不同的光线条件下, 煤与岩石的阈值分界点会发生变化, 会影响到最终的分析结果。



(a) 煤岩样本1原图像



(b) 采用单一全局阈值最大类间方差法计算结果



(c) 最大类间方差法计算阈值后处理结果

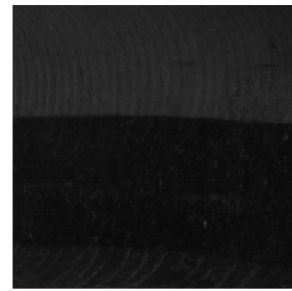


(d) 样本1图片采用聚类处理结果

图2 样本1处理结果

Fig. 2 Results of the sample one image

图2(d) 3(d) 4(b) 为采用聚类算法在 $k=3$ 时 (k 的数值越大, 分类的效果越好, 但种类越复杂, 对于做煤岩界面的研究来说, 对象主要有煤、岩石、支架, 在工作面光线均匀的条件下, 分3到4类较为合理, 因此选定 $k=3$ 做研究) 对某工作面的煤岩图像识别的分析研究处理结果。从计算的结果看起来, 基本满足对于工作面煤岩界面识别的要求。



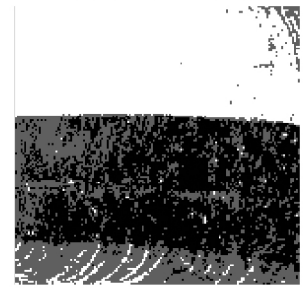
(a) 原图像



(b) 灰度阈值处理图像



(c) 更改阈值计算方式后的图像



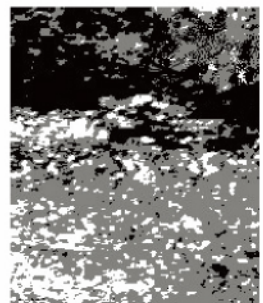
(d) 聚类处理图像

图3 灰度阈值法处理工作面煤壁图像结果

Fig. 3 Results by threshold & clustering



(a) 煤岩样本原图



(b) 聚类分析结果

图4 煤岩混合样本聚类分析

Fig. 4 Results by clustering analysis processing

2 煤岩识别的工作面应用

2.1 工作面实际布置方案

根据本文的技术路线, 其具体的实施方案为: 在工作面区域内布置若干个图像采集点; 通过数字图像处理对每个采集点获取的煤岩界面分析, 获取局部识别数据; 再整合所有采集点数据获得整个工作面的煤岩分界线。

根据总体设计方案, 布置点需要能覆盖整个工作面的煤壁, 且相邻的采集点须有重叠。选做实验点的工作面具体布置如图5所示, 该工作面支架型号为 ZYG6000/19/37 型掩护式液压支架, 其主要技术参数有: 支架高度为 1 900 ~ 3 700 mm; 支架中心距为 1 500 mm; 支架宽度为 1 420 mm。图像采集装置布置在距离煤壁 2 500 mm 左右的位置, 其采集角度为 90° 。

该系统中平均每 3 台支架布置一个图像采集点,

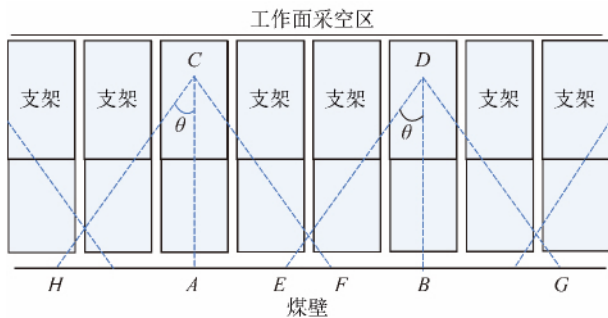


图5 图像采集装置布局设计

Fig. 5 Design of the acquisition device

采集设备需正对煤壁布置(若采集设备不正对煤壁,在计算采高时,采集设备获取图像的左右边缘会由于“近大远小”带来难度和较大误差)。数据采集点位置在图1中的C点和D点,图像采集点D可采集到的范围为EG,C可采集到的范围为FH。采集点C和D能够同时采集到的区域为EF。每两个采集点的距离CD为3台支架的中心距为 $AB=CD=4.5\text{ m}$,图像采集设备可采集到的角度约为 90° 。则 $\theta=45^\circ$,

$$AF=AC=BE=BD=2.5\text{ m}$$

$$EF=(AF+BE-AB)/2=0.25\text{ m}$$

EF这个区域即应用于工作面煤岩分界的数据的整合。因此该布置方案可行。

图6为图像采集装置在该工作面实验时的布置照片。

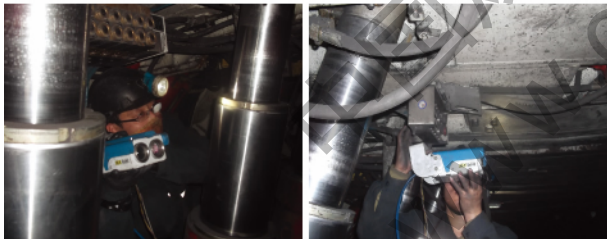


图6 工作面实际采集装置布置照片

Fig. 6 Photos of the acquisition device

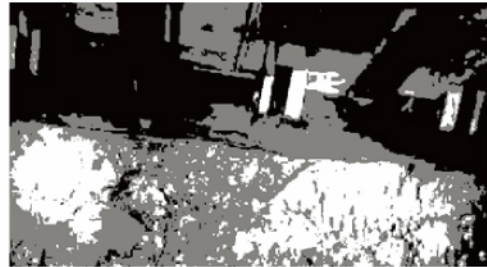
2.2 实验工作面图像识别处理结果

通过实验点布置的图像采集装置,获取了如图7(a)所示的工作面煤岩原始图像。此图像在采集时,工作面光线强度不均匀,因此采集装置获取到了一定程度的噪声,对图像分析产生了一定影响。但也同样说明,在一定强度光线下,可以根据煤和岩石的光泽不同对图像进行分析。在对工作面光线和采集系统调整后,采集到如图8(a)的数据信息。

调整工作面条件后再次利用聚类分析所获取的结果如图8(c)所示(相应的图8(b)为采用单一阈值的灰度阈值法对煤壁图的处理)。在工作面光线条件和采集器状况较好地情况下,利用聚类分析的手段可以将该工作面煤岩界面较好地识别出来(亦可在



(a) 原图像



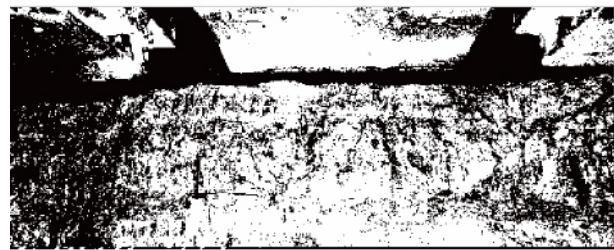
(b) 聚类分析效果

图7 光线不均匀时利用聚类分析的处理结果

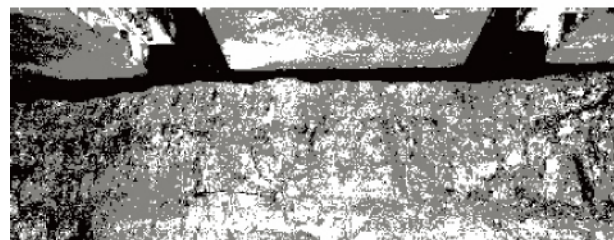
Fig. 7 Cluster analysis result of the light is not uniform



(a) 调整工作面1光线及采集装置后原始图



(b) 灰度阈值法计算结果



(c) 调整工作面1光线及采集装置后聚类分析效果

图8 调整工作面1光线及采集装置后聚类分析效果

Fig. 8 Results of clustering analysis processing after adjusted the light

图像中选取合适的位置再应用二分法获取煤岩分界线)。(图9为处理后的煤岩分界线)

在不同工作面对煤壁进行分析的结果分别如图



图9 煤岩分界线

Fig. 9 Line between rock and coal

8~10所示。可获取一定程度的煤岩分界线。再对图像进行进一步分析优化处理即可获取工作面的实际煤岩分界线。

根据处理结果对比两种不同的方法,灰度阈值法的主要优势在于,原理较直接,算法较简单,在煤岩性状差别大、环境单一的场所更容易收到良好的效果,但其劣势在于合适阈值的选取。如图11所示,应用单一全局灰度阈值的方法处理后,图11(b)能够将图11(a)上部的岩石与煤分辨,却未能直接将图中下部的岩石与煤分辨出来。且在不同的照度条件下,采集装置获取的相同煤岩灰度会有所不同(即煤岩的灰度值会受到环境光线影响,合理的灰度不易选取)。

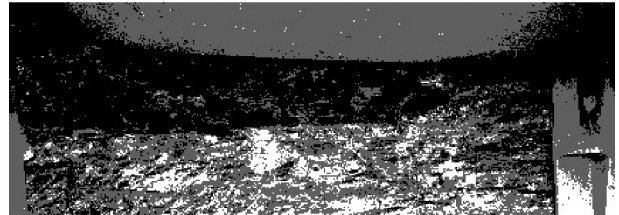
相较于灰度阈值法,聚类具有更大的通用性,在灰度阈值法适用的场合也同样适用(如图2(d)、图3(d)、图4(b)所得结果所示),该技术手段能够针对分析对象按照更优的方式分类,避免了灰度阈值法中阈值选择不合理的问题。

2.3 煤岩数据集成

按照该研究所述技术手段,就可以完成对煤壁局



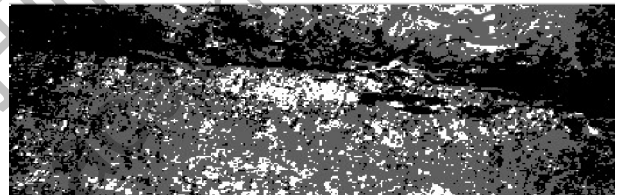
工作面2煤岩识别原图



工作面2煤岩识别聚类分析



工作面3煤岩识别原图



工作面3煤岩识别聚类分析

图10 工作面2、3煤岩识别聚类分析

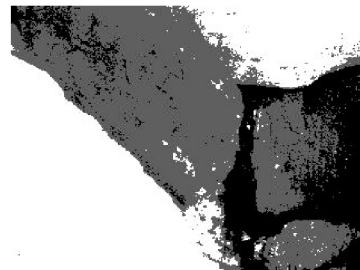
Fig. 10 Results of clustering analysis processing of working face 2 and 3



(a) 样本2原图像



(b) 灰度阈值法处理结果



(c) 聚类分析法处理结果

图11 样本2处理结果

Fig. 11 Result of the sample two image

部区域的煤岩识别。但局部的煤岩识别尚不能直接指导控制,需要将所有煤壁界面分界数据整合。

在采集的工作面煤壁图像中,主要包含以下几类信息:煤壁信息、顶板信息、支架信息、其他信息。其中,顶板信息与煤壁信息为获取煤岩分界的主要信息;煤壁信息与支架护帮板信息是应用于煤岩分界数据整合的重要信息。应用本研究所提出的基于聚类

分析的图像处理技术手段获取煤岩分界线后,再利用煤壁和护帮板信息将工作面煤岩分界信息整合,辅以工作面的煤层厚度信息和工作面实际开采信息,如此便可通过聚类分析的技术手段将工作面煤壁完整的采高曲线模拟出来。(在一般的采煤工艺中,在采煤的实际工作并不对绝对坐标进行判别。以煤壁边缘支架的采高作为坐标零点,其他的采高数值可以与边缘支架的相对高度来表示。)

2.4 煤岩识别的效率分析

在自动化工作面系统中,煤岩分界线主要应用于采煤机的控制,因此,煤岩分界线的识别是一方面,对其实时性和时间复杂度也有较高的要求。应用本技术手段的主要特点在于:在工作面的所有支架按照图 5 所述,均合理地布置图像采集装置,能够在同一时刻获取整个工作面完整的图像信息,如此就能根据采煤机的位置对不同阶段的煤岩数据进行分析。例如,假设工作面支架有 80 架,采煤机运行 10 m/min,每两个支架相距 1.5 m,则工作面长度约为 120 m。当采煤机在 15 号支架下行时,此时煤岩识别系统可对 1~5 架的煤岩数据进行分析,并获取 1~5 架的煤岩识别线。当采煤机下行完毕再次上行到 1~5 号支架时,此时时间已过去约 20 min,20 min 的时间跨度对于该图像处理系统是十分充足的(一个数据采集点的图像处理时间不到 1 min),可以进行多次的数据分析和比对获取较为准确的煤岩识别分界线。应用此种技术手段,能够避免识别煤岩分界线对实时性要求较高的要求,且完全能够满足实际应用需要。

3 结语及展望

主要针对工作面的煤岩界面由图像处理的角度进行了分析和研究。经过实验室和现场的研究测试,图像处理技术可以应用到部分工作面的煤岩识别中去,尤其是对于煤与岩石外观性状差别较大的工作面。

分别采用灰度阈值、聚类分析两种算法对实验室的煤岩样本和工作面的煤岩图片进行了研究分析,实验效果良好(且聚类算法相较于灰度阈值法有着更宽的适用性,能够替换大部分的灰度阈值)。下一步的研究和实验一方面需要针对当前的算法进行优化(如研究针对不同工作面的实际情况改进的聚类算法),使得更加适合工作面煤岩情况使用,另一方面针对工作面煤岩分界后的数据进行整合计算,建立工作面煤岩的二维模型,从而获取工作面的采高线。

参考文献:

- [1] 李建民,耿清友,周志坡.我国煤矿综采技术应用现状与发展[J].煤炭科学技术,2012,40(10):55-60.
Li Jianmin, Geng Qingyou, Zhou Zhipo. Application and development of fully mechanized coal mining technology in China[J]. Coal Science and Technology, 2012, 40(10): 55-60.
- [2] 王全生,那世平.无人工作面采煤(上)[J].当代矿工,1999(3):14-15.
- [3] 孙继平.基于图像识别的煤岩界面识别方法研究[J].煤炭科学技术,2011,39(2):77-79.
Sun Jiping. Study on identified method of coal and rock interface
- based on image identification[J]. Coal Science and Technology, 2011, 39(2): 77-79.
- [4] 秦剑秋,郑建荣,朱旬,等.自然 γ 射线煤岩界面识别传感器的理论建模及实验验证[J].煤炭学报,1996,21(5):513-516.
Qin Jianqiu, Zheng Jianrong, Zhu Xun, et al. Establishment of a theoretical model of sensor for identification of coal and rock interface by natural γ ray and underground trials[J]. Journal of China Coal Society, 1996, 21(5): 513-516.
- [5] 李春华,刘春生.采煤机滚筒自动调高技术的分析[J].工矿自动化,2005,31(4):48-51.
Li Chunhua, Liu Chunsheng. Analysis of automatic lifting technology of shearer drum[J]. Industry and Mine Automation, 2005, 31(4): 48-51.
- [6] 方新秋,何杰,郭敏江,等.煤矿无人工作面开采技术研究[J].科技导报,2008,26(9):56-59.
Fang Xinqiu, He Jie, Guo Minjiang, et al. Study on unmanned work-face mining technology[J]. Science & Technology Review, 2008, 26(9): 56-59.
- [7] 梁义维.采煤机智能调高控制理论与技术[D].太原:太原理工大学,2005:10-12.
Liang Yiwei. Theory and technology of intelligent control for shearer steering[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2005: 10-12.
- [8] 王瑶.图像分割中关键技术的研究[D].无锡:江南大学,2008:2-3.
Wang Yao. Research on key technology of the image segmentation[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2008: 2-3.
- [9] Rafael C Gonzalez. Digital image processing(Third Edition)[M]. US: Pearson Education, 2008: 423-425.
- [10] 黄韶杰.数字视频系统在自动化工作面中的应用[J].煤炭工程,2014,46(2):136-138.
Huang Shaojie. Digital video technology applied to automatic coal mining face[J]. Coal Engineering, 2014, 46(2): 136-138.
- [11] 田子建.基于机器视觉的煤岩界面识别研究[J].工矿自动化,2013,39(5):49-51.
Tian Zijian. Research of coal-rock interface identification based on machine vision[J]. Industry and Mine Automation, 2013, 39(5): 49-51.
- [12] 黄韶杰.基于灰度阈值法的煤岩识别研究[J].工矿自动化,2013,39(5):52-54.
Huang Shaojie. Coal-rock interface identification solutions based on gray threshold method[J]. Industry and Mine Automation, 2013, 39(5): 52-54.
- [13] 贾建华.谱聚类集成算法研究[M].天津:天津大学出版社,2011:1-3.
- [14] Jain A K, Dubes R C. Algorithms for clustering data[M]. NJ: Prentice-Hall, 1988.
- [15] 向日华,王润生.一种基于高斯混合模型的距离图像分割算法[J].软件学报,2003,14(7):1250-1257.
Xiang Rihua, Wang Runsheng. A range image segmentation algorithm based on Gaussian mixture model[J]. Journal of Software, 2003, 14(7): 1250-1257.