

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.201610012



采用部分灰度压缩扩阶共生矩阵的 煤和煤矸石图像识别

余乐^{1,2}, 郑力新^{1,2}, 杜永兆^{1,2}, 黄璇^{1,2}

(1. 华侨大学 工学院, 福建 泉州 362021;

2. 华侨大学 工业智能化技术与系统福建省高校工程研究中心, 福建 泉州 362021)

摘要: 提出一种基于部分灰度压缩扩阶共生矩阵的煤和煤矸石图像识别方法. 首先, 对煤和煤矸石 0~255 级灰度图像的前部分灰度信息作灰度级压缩和灰度矩阵扩阶处理, 对剩余灰度级部分保持原灰度级不变; 然后, 根据灰度共生矩阵纹理特征分析理论, 分别计算压缩扩阶后的煤和煤矸石灰度图像的能量、熵、惯性矩及相关性. 最后, 对煤和煤矸石各 100 张样本采集图像进行处理, 并依据特征参数分类识别. 结果表明: 基于部分灰度压缩扩阶共生矩阵的特征参数能够很好地对煤和煤矸石图像进行有效识别, 总的正确率达到 93.5%.

关键词: 煤; 煤矸石; 图像识别; 特征提取; 灰度压缩; 扩阶共生矩阵

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5013(2018)06-0906-07

Image Recognition Method of Coal and Coal Gangue Based on Partial Grayscale Compression Extended Coexistence Matrix

YU Le^{1,2}, ZHENG Lixin^{1,2}, DU Yongzhao^{1,2}, HUANG Xuan^{1,2}

(1. College of Engineering, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China;

2. Engineering Research Center of Fujian Province Industrial Intelligent Technology and System,
Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: A coal and coal gangue image recognition method based on partial grayscale compression extended coexistence matrix is presented. Firstly, the 0-255 grayscale images of coal and coal gangue are compressed partly with the front part grayscale, while the other parts of grayscale are remained the same with the original grayscale. Then, according to texture analysis theory of gray-level co-occurrence matrix (GLCM), the energy, entropy, moment of inertia and the correlation coefficient of the coal and coal gangue after compression and extension-order are calculated, respectively. The experiments are carried out with the test samples of 100 coal images and 100 coal gangue images, and the performances of the proposed recognition method are demonstrated with the calculated characteristic parameters. The experimental results indicated that the coal and coal gangue images can be recognized effectively, and an overall accuracy up to 93.5% is achievable with the proposed expanded-order GLCM method.

收稿日期: 2016-10-09

通信作者: 郑力新(1967-), 男, 教授, 博士, 主要从事运动控制、机器视觉、图像处理与模式识别的研究. E-mail: 1275373176@qq.com.

基金项目: 福建省科技厅科研计划资助项目(2013H2002); 华侨大学研究生科研创新能力培育计划资助项目(1511422005)

Keywords: coal; coal gangue; image recognition; feature extraction; grayscale compression; extended coexistence matrix

我国是煤炭消费大国, 经过分选的煤炭可以大大提高煤炭的燃烧效率. 煤和煤矸石的识别是实现自动选矿技术的关键, 是煤炭工业的重要环节. 传统煤和煤矸石的识别主要有人工手选法、机选法、 γ 射线透射法. 人工手选法效率低下, 且工人劳动强度较大; 机选法需要将原矿石破碎, 会造成严重的污染和浓缩煤的损失^[1]; 双能 γ 射线对混合物中矸石的混合度进行判定^[2], 射线对人体有害^[3]. 随着图像处理与模式识别的快速发展, 采用该技术的煤矸识别研究逐渐深入, 主要是针对煤和煤矸石灰度和纹理等^[4-6]表面特征的不同对二者进行识别, 已取得相关成果^[7-12]. 本文基于煤和煤矸石纹理特征差异, 提出一种用于煤矸识别的部分灰度压缩扩阶共生矩阵的方法, 建立相应的图像特征参数提取的理论模型.

1 部分灰度压缩扩阶共生矩阵理论分析

1.1 灰度共生矩阵

图像灰度共生矩阵(GLCM)理论由 Haralick 于 1973 首先提出^[13], 描述的是某方向上间隔一定距离的一对像素点灰度出现的统计规律, 其数学定义为: 灰度共生矩阵是从图像灰度为 i 的像元(位置为 (x, y))出发, 统计与其距离为 d , 灰度为 j 的像元 $(x + Dx, y + Dy)$ 的频度 $P(i, j, d, \theta)$, θ 为共生矩阵的生成方向, 通常取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 方向.

Haralick 提出了用于分析灰度共生矩阵的 14 个特征值, 其中, 有 4 个(能量、熵、惯性矩及相关性)是不相关的^[14], 这 4 个特征既便于计算, 又能给出较高的分类精度^[15].

能量表征图像灰度分布与纹理粗细, 其定义公式为

$$E = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} [P(i, j, d, \theta)]^2. \tag{1}$$

2) 熵表征图像纹理复杂程度, 它是图像信息量的一种表现形式, 其定义公式为

$$H = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta) \log P(i, j, d, \theta). \tag{2}$$

3) 惯性矩表征图像清晰程度与纹理沟纹深浅, 其定义公式为

$$I = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - j)^2 P(i, j, d, \theta). \tag{3}$$

4) 相关性表征图像纹理的主方向. 度量灰度共生矩阵在行或列方向上的相似度, 其计算式为

$$C = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij P(i, j, d, \theta) - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2}. \tag{4}$$

式(1)~(4)中: $\mu_1 = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta); \mu_2 = \sum_{i=0}^{L-1} j \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta); \sigma_1^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta);$
 $\sigma_2^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_2)^2 \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta).$

1.2 部分灰度压缩处理

通常地, 在进行共生矩阵相关特征值计算时, 为减小计算量, 需对图像灰度级进行压缩. 常规灰度压缩是对全局灰度级(比如 $0 \sim 255$)进行灰度压缩, 把灰度范围等分成若干段, 把同段灰度映射为同一灰度值, 而此种压缩方法没有考虑灰度值下的像素数, 会造成图像中较大的结构差异被丢失^[16]. 部分灰度压缩方法考虑了绝大部分灰度分布, 仅对有价值灰度信息进行灰度压缩, 其他灰度级则不作处理, 对图像感兴趣灰度信息保留较完整, 其实现流程如下.

- 1) 求出煤与煤矸石图像中灰度均值的最大值 L_{\max} 和最小值 L_{\min} , 大部分灰度信息分布于其间;
- 2) 扩展灰度分布区间为 $[L'_{\min}, L'_{\max}]$, 使得更多有价值信息分布于该区间, 其中, $0 < L'_{\min} < L_{\min}$, $L_{\max} < L'_{\max} < L, L = 2^n, n$ 为图像位数, 取 $L_m \in [L'_{\min}, L'_{\max}]$ 为灰度压缩最大灰度级;

3) G 为该图像中像素点 (x,y) 的灰度值, L_m 级灰度压缩为 L_p ($L_p < L_m$) 级公式, 即

$$G = \begin{cases} n-1, & (n-1)L_m/L_p \leq G \leq nL_m/L_p - u, \\ G, & \text{其他.} \end{cases} \tag{5}$$

式(5)中: u 的取值范围为 $\text{Int}([1, L_m/L_p])$; n 的取值范围为 $(1, L_p)$.

经过上面灰度压缩处理之后图像的灰度级变为 L_p 级, 按照灰度共生矩阵计算式(1)~(4), 相应的 L 均应更换为 L_p . 扩阶, 即在已压缩灰度级 L_p 的基础上进行级数扩展, 扩展后的灰度级为 L_q . 目的就是为融合进行灰度级压缩时部分未进行压缩的那部分高灰度级信息^[12]. 那么, 此时的灰度级上限 L_q 所处范围为 (L_p, L_m) .

2 实验结果与分析

2.1 样本采集及图像预处理

实验煤和煤矸石样本采集环境为: 室内, Stingray F504C 型工业相机, Computar M3514-MP 型镜头, 沃德普环形高亮型无影光源 HBD-150 W, 光源高度、光照强度保持一致. 图 1 为煤和煤矸石的图像. 由于煤和煤矸石样本有限, 实验采集煤图片 207 张, 煤矸石图片 181 张. 为了避免实验结果的偶然性, 从这 207 张煤图片和 181 张煤矸石图片随机各抽取 100 张作为数据分析的样本来源, 样本图片分辨率大小为 $1\,280\text{ px} \times 960\text{ px}$.

图像预处理首先对采样图片进行灰度化. 然后, 采用最大类间方差法(OTSU)自动阈值算法^[11], 通过自适应阈值将图像分为背景和目标两部分, 再对图像进行二值化、开闭运算等. 最后, 将二值化图像与原灰度图进行匹配, 以此作为灰度和纹理分析的图片样本, 如图 2 所示.

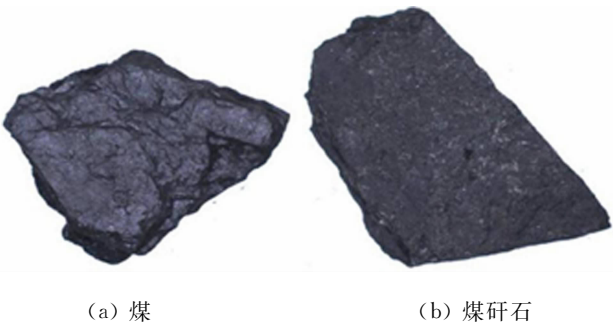


图 1 煤和煤矸石采样图片
Fig. 1 Sampling pictures of coal and coal gangue

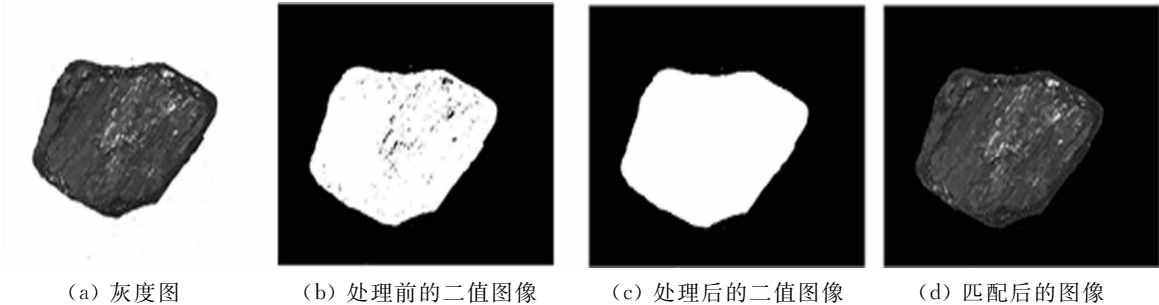


图 2 样本预处理
Fig. 2 Sample pretreatment

2.2 灰度分析

由于煤和煤矸石的灰度方差关系不易确定^[12], 而灰度均值较方差更具比较性, 灰度分析针对的是对灰度均值进行灰度数据分析. 100 张煤和 100 张煤矸石灰度均值分布, 如图 3 所示. 图 3 中: 平行于水平轴的实线为煤和煤矸石灰度均值分割阈.

由图 3 可知: 将灰度信息作为煤和煤矸石图像识别特征值的效果很一般; 灰度均值作为特征值的煤矸识别率只有 68.5% (其中, 煤为 68.0%, 煤矸石为 69.0%). 经计算可得煤样本的灰度均值分布范围为 (43.844 1, 85.367 7), 煤矸石样本的灰度均值分布范围为 (45.984 9, 120.027 6), 其中, 煤样本灰度均值的平均值为 60.931 5, 煤矸石为 70.218 5.

2.3 灰度共生矩阵特征参数分析

灰度共生矩阵分析针对能量均值、熵均值、惯性矩均值及相关性均值 4 个特征参数, 进而用数据分

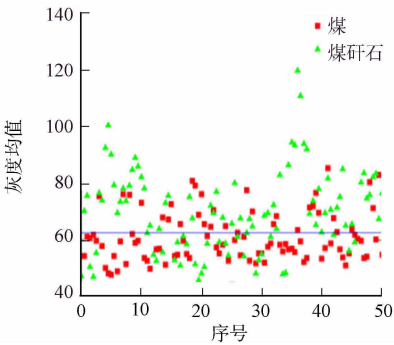
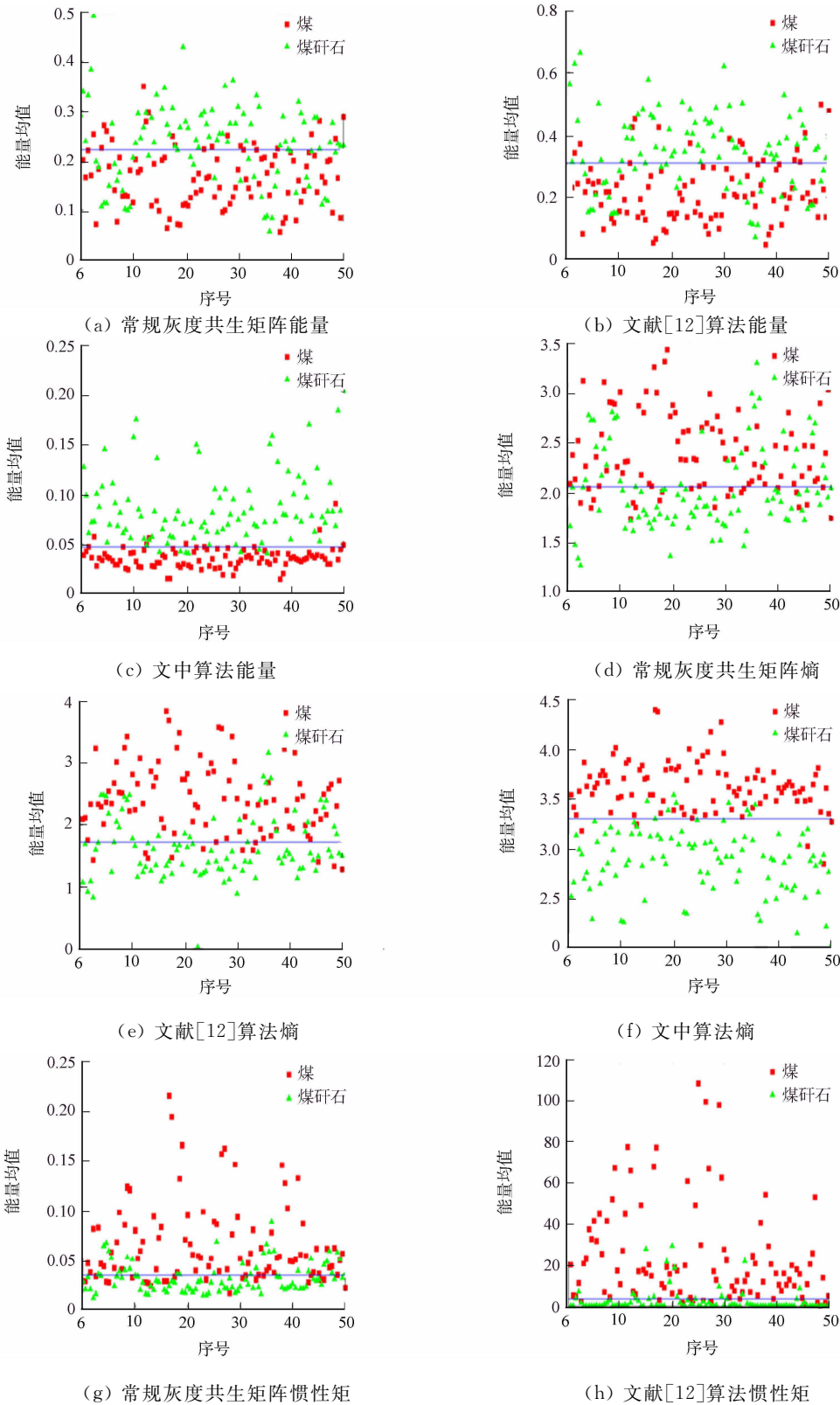


图 3 煤与煤矸石灰度均值分布图
Fig. 3 Mean distribution graph of coal and coal gangue

布情况来正确识别煤和煤矸石。对于 100 张煤和 100 张煤矸石样本分别计算各自的常规共生矩阵、间隔灰度压缩扩阶共生矩阵^[12], 以及提出的部分灰度压缩扩阶共生矩阵。

3 种方法的上述 4 个特征参数的分布, 如图 4 所示。由图 4 可知: 煤与煤矸石的常规灰度共生矩阵 4 个特征分布显得十分凌乱, 识别率很低; 文献[12]所使用的方法对煤与煤矸石的正确分布有了很大程度上提升, 利用常规灰度共生矩阵不能识别的利用文献[12]的方法也能正确识别(图 4(k)), 此算法用相关性作为特征值识别率最高, 而利用其他 3 个作为特征值的识别率则相对而言低一些; 文中方法中煤和



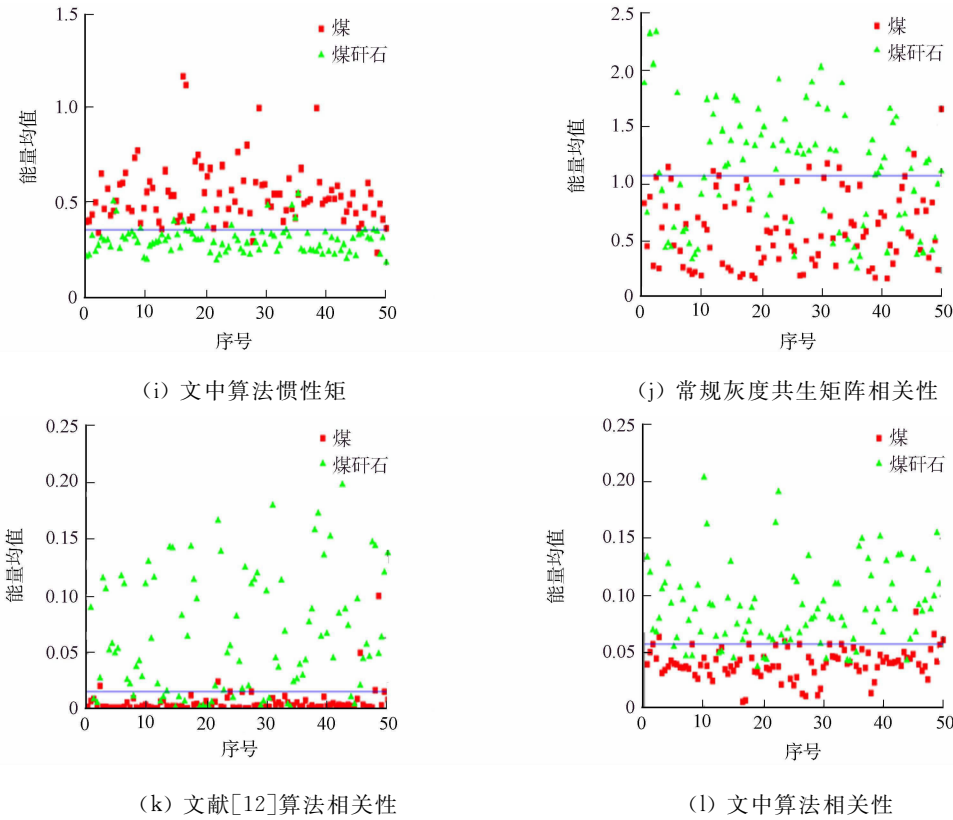


图 4 4 特征参数结果对比

Fig. 4 Comparison of 4 characteristic parameter results

煤矸石的上述 4 个参数的分布范围相对较小(图 4(a)~(l)),出现煤和煤矸石共生矩阵特征参数交叉错乱的情况相对较少,因而文中方法利用 4 个灰度共生矩阵参数作为特征值的识别率均很高。

由图 4 还可知:常规灰度共生矩的煤矸识别率最高为 75.0%(其中,煤 93.0%,煤矸石 57.0%),此时,灰度共生矩阵处理从 256 级压缩到 16 级, $u=8$,未扩阶,以相关性均值作为识别的特征参数(图 4(j));间隔灰度压缩扩阶共生矩阵^[12]的煤矸识别率最高为 87.0%(其中,煤 95.0%,煤矸石 79.0%),间隔灰度压缩扩阶共生矩阵处理从 256 级压缩到 16 级, $u=8$,扩阶为 32 级,以相关性均值作为识别的特征参数(图 4(k));部分灰度压缩扩阶共生矩阵的煤矸识别率最高为 93.5%(其中,煤 95.0%,煤矸石 92.0%),部分灰度压缩扩阶共生矩阵处理从 0~63 级压缩到 16 级, $u=1$,扩阶为 32 级,以熵作为识别的特征参数(图 4(f))。

2.4 部分灰度压缩扩阶共生矩阵分析

在灰度分析中,煤和煤矸石图像的灰度均值最大值为 120.027 6、最小值为 43.844 1,说明大部分灰度信息介于[43.844 1,120.027 6]之间。为了提取更多有用灰度信息,在进行部分灰度压缩之前先将灰度区间扩展 $[L_a, L_b]$,选择灰度压缩最大灰度级 L_m 在此区间内,其中 $0 < L_a < 43.844 1$ 且 $120.027 6 < L_b < 255$ 。为了计算方便、提高运算实时性,选择 L_m 为 128,64;压缩等级分为 8,16 级;扩阶等级分为 16,32 级; u 分为 1,4,8 三种方法共生矩阵特征参数的识别率,如表 1 所示。表 1 中: $L_m=256$ 且 $L_q=$ “—”为常规灰度共生矩阵 4 个特征参数的煤矸识别率; $L_m=256$ 且 $L_q \neq$ “/”为间隔灰度压缩扩阶共生矩阵^[12] 4 个特征参数的煤矸识别率;其余部分为文中算法 4 特征参数的煤矸识别率。

由表 1 可知:在 L_m, L_p 及 u 三者分别保持一样,而 L_q 不同时,识别率保持一致;常规灰度共生矩阵识别结果表明,相关性作为特征值的煤矸识别效果最好,惯性矩次之,能量识别率较低;文献[12]采用上述 4 个特征值的整体识别结果表明,惯性矩作为特征值得煤矸识别效果最好,相关性次之,能量识别率最低;当部分灰度压缩的最大灰度级为 63,即 $L_m=64$ 时,煤和煤矸石整体识别率高低依次是熵均值、能量均值、惯性矩均值、相关性均值。综合上表数据可以看出部分灰度压缩扩阶共生矩阵的最大灰度取 64 时的煤矸整体识别率远高于最大灰度级取 128 时。

表 1 不同方法的共生矩阵特征参数的煤矸识别率

Tab. 1 Recognition rate of coal gangue of co-occurrence matrix characteristic parameters of different method

L_m	L_p	L_q	u	能量均值/%	熵均值/%	惯性矩均值/%	相关性均值/%
256	16	—	1	71.5(80.0/63.0)	73.0(79.0/67.0)	74.0(82.0/66.0)	74.0(85.0/63.0)
256	16	—	4	71.5(80.0/63.0)	72.0(77.0/67.0)	74.5(81.0/68.0)	74.0(89.0/59.0)
256	16	—	8	69.5(83.0/56.0)	72.0(81.0/63.0)	74.0(76.0/72.0)	75.0(93.0/57.0)
256	8	16	1	53.5(59.0/48.0)	61.5(56.0/67.0)	66.0(57.0/75.0)	67.0(71.0/63.0)
256	8	16	4	56.5(64.0/49.0)	62.5(57.0/68.0)	70.0(81.0/59.0)	67.5(70.0/65.0)
256	8	16	8	60.5(64.0/57.0)	65.5(56.0/75.0)	74.5(81.0/68.0)	68.5(69.0/68.0)
256	8	32	1	53.5(59.0/48.0)	61.5(56.0/67.0)	66.0(57.0/75.0)	67.0(71.0/63.0)
256	8	32	4	60.5(72.0/49.0)	69.5(72.0/67.0)	85.0(91.0/79.0)	85.5(91.0/80.0)
256	8	32	8	67.0(77.0/57.0)	76.5(79.0/74.0)	86.0(88.0/84.0)	86.5(88.0/85.0)
256	16	32	1	71.5(80.0/63.0)	73.0(79.0/67.0)	74.0(82.0/66.0)	74.0(85.0/63.0)
256	16	32	4	74.0(83.0/65.0)	78.0(88.0/68.0)	86.0(88.0/84.0)	86.0(87.0/85.0)
256	16	32	8	74.5(83.0/66.0)	78.0(89.0/67.0)	86.0(89.0/83.0)	87.0(95.0/79.0)
128	8	16	1	73.0(80.0/66.0)	75.5(73.0/83.0)	78.0(73.0/83.0)	78.0(90.0/66.0)
128	8	16	4	72.5(79.0/66.0)	75.0(85.0/65.0)	77.5(74.0/81.0)	76.5(84.0/69.0)
128	8	16	8	69.5(78.0/61.0)	72.5(81.0/64.0)	77.0(75.0/79.0)	76.0(86.0/66.0)
128	8	32	1	73.0(80.0/66.0)	75.5(84.0/67.0)	78.0(73.0/83.0)	78.0(90.0/66.0)
128	8	32	4	76.0(84.0/68.0)	81.0(88.0/74.0)	86.0(88.0/84.0)	85.5(87.0/84.0)
128	8	32	8	75.0(80.0/70.0)	81.0(80.0/82.0)	86.0(89.0/83.0)	86.5(94.0/79.0)
128	16	32	1	71.5(74.0/69.0)	74.0(76.0/72.0)	78.0(73.0/83.0)	78.5(93.0/64.0)
128	16	32	4	74.5(78.0/71.0)	80.0(88.0/72.0)	86.0(86.0/86.0)	87.0(95.0/79.0)
128	16	32	8	82.5(69.0/96.0)	87.5(80.0/95.0)	85.5(94.0/77.0)	85.5(86.0/85.0)
64	8	16	1	92.5(96.0/89.0)	93.0(97.0/89.0)	92.5(97.0/88.0)	89.5(95.0/84.0)
64	8	16	4	93.0(94.0/92.0)	92.5(95.0/90.0)	91.0(80.0/92.0)	90.5(95.0/86.0)
64	8	32	1	92.5(96.0/89.0)	93.0(97.0/89.0)	92.5(97.0/88.0)	89.5(95.0/84.0)
64	8	32	4	92.0(93.0/92.0)	92.5(96.0/89.0)	85.0(93.0/77.0)	84.5(82.0/87.0)
64	16	32	1	93.0(93.0/93.0)	93.5(95.0/92.0)	91.0(93.0/89.0)	89.0(97.0/81.0)

2.5 结果与讨论

不同方法的煤矸整体最优识别率(ρ_1),如表 2 所示. 为了进一步验证文中方法的可行性及鲁棒性,在原 207 张煤和 181 张煤矸石照片中随机抽取各 100 张图片,以 3 种煤矸整体最优识别率情况下的共生矩阵处理方法为准则,并在这些处理方法下重新处理此 100 张煤和 100 张煤矸石图片,得到能量、熵、惯性矩、相关性 4 个参数均值的识别率.

表 2 不同方法的煤矸整体最优识别率

Tab. 2 Overall optimum recognition rate of coal gangue with different methods

形态	灰度	ρ_1 /%		
		常规 GLCM 算法	文献[12]算法	文中算法
整体	68.5	75.0	87.0	93.5
煤	68.0	93.0	95.0	95.0
煤矸石	69.0	57.0	79.0	92.0

由表 2 可知:对于随机抽取的 100 张煤和 100 张煤矸石照片,在同样的处理方法下,虽然在 4 个特征值下的识别率会有所波动,且最优识别率不一定是在原特征值下取得,但煤和煤矸石整体最优识别率高低还是会呈现: ρ_1 (常规 GLCM) $<\rho_1$ (文献[12]算法) $<\rho_1$ (文中算法). 因此,文中算法是可行的且具有很好的鲁棒性. 不同方法的共生矩阵特征参数的煤矸识别率(ρ_2),如表 3 所示.

由表 1,2,3 可知:常规灰度共生矩阵、文献[12]的煤和煤矸石整体识别率最高时,煤和煤矸石各自的识别率并不能都保证很高,但文中所提出的方法不仅整体识别率很高,而且煤和煤矸石单独的识别率也很高,说明文中算法的可行性. 但是此识别率是在最大灰度级 $L_m=63$ 时得出的,并不一定是所有满足条件的 L_m 的最优识别率,通过多次对 L_m 的取值计算,得出识别率高于常规灰度共生矩阵识别率和

文献[12]算法识别率的 L_m .

表 3 不同方法的共生矩阵特征参数的煤矸识别率

Tab. 3 Recognition rate of coal gangue of co-occurrence matrix characteristic parameters of different method

L_m	L_p	L_q	u	ρ_2 (能量均值)/%	ρ_2 (熵均值)/%	ρ_2 (惯性矩均值)/%	ρ_2 (相关性均值)/%
256	16	—	8	65.0(60.0/70.0)	66.5(67.0/66.0)	78.0(76.0/80.0)	72.5(82.0/63.0)
256	16	32	8	74.0(79.0/69.0)	80.5(84.0/77.0)	91.0(94.0/88.0)	90.5(90.0/91.0)
64	16	32	1	94.5(95.0/94.0)	95.0(95.0/95.0)	91.0(91.0/91.0)	89.5(95.0/84.0)
256 ^①	16	—	1	66.5(64.0/69.0)	68.0(58.0/78.0)	75.0(72.0/78.0)	72.0(83.0/61.0)
128 ^①	16	32	4	70.0(66.0/74.0)	78.5(85.0/72.0)	90.0(89.0/91.0)	90.5(91.0/90.0)

注：① 为随机测试。

3 结 束 语

在综合几种常用方法的基础上,提出基于部分灰度压缩扩阶共生矩阵的煤矸图像识别方法,通过大量的实验数据证明所提方法的可靠性、识别率的高效性. 但该方法还有很多不足,比如样本在强光照下采集,没有考虑在不同光照强度对实验数据的影响;没有结合支持向量机(SVM)、神经网络等进行进一步深入研究,实现煤和煤矸石的自动分选等. 在以后的研究中将会选择更多的最大灰度级 L_m ,并对 L_m 的最优化进行分析,使用更多的图片作为样本来源,完善该方法在煤和矸石识别与分类的应用研究.

参 考 文 献:

[1] ZHANG Chen,ZHANG Chenglian. Coal gangue separation system based on density measurement[C]//IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering. [S. l.]:IEEE Press,2012:216-218.

[2] 张宁波,鲁岩,刘长友,等. 综放开采煤矸自动识别基础研究[J]. 采矿与安全工程学报,2014,31(4):532-536.

[3] 曾翰林. 基于图像处理的煤矸识别技术研究[D]. 唐山:华北理工大学,2015:5.

[4] HOBSON D M,CARTER R M,YAN Yong,*et al.* Differentiation between coal and stone through image analysis of texture features[C]//IEEE International Workshop on Imaging Systems and Techniques. Krakow:IEEE Press,2007:1-4.

[5] WANG Renbao,LIANG Zhe. Automatic separation system of coal gangue based on DSP and digital image processing [C]//Photonics and Optoelectronics. Wuhan:IEEE Press,2011:1-3.

[6] LI Liu,FIEGUTH P. Texture classification from random features[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis amd Machine Intelligence,2012,34(3):574-586. DOI:10.1109/TPAMI.2011.145.

[7] 刘富强,钱建生,王新红,等. 基于图像处理与识别技术的煤矸石自动分选[J]. 煤炭学报,2000,25(5):534-537. DOI:10.3321/j.issn:0253-9993.2000.05.020.

[8] RAGHAVENDRA K G,TROPATHY D P. Separation of gangue from coal based on histogram thresholding[J]. International Journal of Technology Enhancements and Emerging Engineering Research,2013,1(4):31-34.

[9] 张万枝,王增才. 基于视觉技术的煤岩特征分析与识别 [J]. 煤炭技术,2014,33(10):272-274. DOI:10.13301/j.cnki.ct.2014.10.107.

[10] 赵小杰,种劲松,王宏琦. 合成孔径雷达图像的特征选择[J]. 遥感技术与应用,2001,16(3):190-194. 10.3969/j.issn.1004-0323.2001.03.011.

[11] 何敏,王培培,蒋慧慧. 基于 SVM 和纹理的煤和煤矸石自动识别[J]. 计算机工程与设计,2012,33(3):1117-1121.

[12] 于国防. 煤矸区分中的间隔灰度压缩扩阶共生矩阵[J]. 中国图象图形学报,2012,17(8):966-970.

[13] HARALICK R M,SHANMUGAM K. Textural features for Image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics,1973,3(6):610-621. DOI:10.1109/TSMC.1973.4309314.

[14] 于国防,邹士威,秦聪. 图像灰度信息在煤矸石自动分选中的应用研究[J]. 工矿自动化,2012,38(2):36-39.

[15] 高程程,惠晓威. 基于灰度共生矩阵的纹理特征提取[J]. 计算机系统应用,2010,19(6):195-198.

[16] 杜俊俐,郭清宇. 互信息医学图像配准的实时性研究[J]. 计算机工程与应用,2011,47(28):162-165.

(责任编辑: 陈志贤 英文审校: 吴逢铁)