



文章编号:1671-251X(2017)05-0001-05

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2017.05.001

孙继平,杨坤.一种煤岩图像特征提取与识别方法[J].工矿自动化,2017,43(5):1-5.

一种煤岩图像特征提取与识别方法

孙继平¹, 杨坤²

(1. 中国矿业大学(北京), 北京 100083; 2. 中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院, 北京 100083)

摘要:提出了一种基于二进制十字对角纹理矩阵的煤岩图像特征提取与识别方法。该方法首先提取煤岩图像的二进制十字对角纹理矩阵,然后利用二进制十字对角纹理矩阵的角二阶矩能量、相关性、方差、逆差矩、熵、和熵、差熵、和均值、对比度、惯性矩及相关信息测度构造煤岩图像的特征向量,最后结合稀疏表示进行煤岩图像分类识别。实验结果表明,与基于十字对角纹理矩阵的图像特征提取与识别方法相比,该方法具有更好的煤岩识别效果,平均识别率达94.38%,且单幅图像特征提取时间大幅降低,提高了煤岩识别的实时性。

关键词:煤岩识别;煤岩图像;特征提取;二进制十字对角纹理矩阵;稀疏表示

中图分类号:TD67

文献标志码:A

网络出版时间:2017-04-25 17:29

网络出版地址:<http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20170425.1729.001.html>

A coal-rock image feature extraction and recognition method

SUN Jiping¹, YANG Kun²

(1. China University of Mining and Technology(Beijing), Beijing 100083, China; 2. School of Mechanical Electronic and Information Engineering, China University of Mining and Technology(Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: A coal-rock image feature extraction and recognition method based on binary cross-diagonal texture matrix was proposed. Binary cross-diagonal texture matrix of coal-rock image is extracted firstly. Then feature vector of coal-rock image is constructed by angular second moment energy, relevance, variance, inverse difference moment, entropy, sum entropy, difference entropy, sum average, contrast, inertia moment and information measurement of correlation, which are extracted from the binary cross-diagonal texture matrix. Finally, sparse representation is adopted to recognize coal-rock images. The experimental results show that the method can achieve better performance than image feature extraction and recognition method based on cross-diagonal texture matrix, whose average recognition rate can reach 94.38%, and improve real-time performance of coal-rock recognition with shorter feature extraction time of single image.

Key words: coal-rock recognition; coal-rock image; feature extraction; binary cross-diagonal texture matrix; sparse representation

收稿日期:2017-04-12;修回日期:2017-04-20;责任编辑:盛男。

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2016YFC0801800)。

作者简介:孙继平(1958—),男,山西翼城人,教授,博士,博士研究生导师;获国家科技进步二等奖3项(其中作为第1完成人2项、第2完成人1项);作为第1完成人获省部级科技进步一等奖7项;作为第1完成人主持制定中华人民共和国煤炭行业 and 安全生产行业标准26项;主持制定《煤矿安全规程》第十一章“监控与通信”;作为第1作者或独立完成著作12部;被SCI和EI检索的第1作者或独立完成论文80余篇;作为第1发明人获国家授权发明专利37项;作为国务院煤矿事故调查专家组组长参加了10起煤矿特别重大事故调查工作;E-mail: sjp@cumt.edu.cn。

0 引言

煤炭行业是高危行业,瓦斯、水灾、火灾、顶板等事故影响煤矿安全生产。事故调查表明,顶板、水灾、瓦斯等事故主要发生在采掘工作面^[1]。因此,减少采掘工作面工作人员、实现采掘工作面无人化是煤矿安全生产的必然选择^[2]。煤岩界面自动识别是减少采掘工作面工作人员、实现采掘工作面无人化的关键技术之一^[3-4]。传统的煤岩界面识别方法有红外检测法、振动检测法等,但这些方法都受到煤岩物理特性等条件的限制^[5]。

随着基于图像识别的煤岩界面识别方法^[4]的提出,产生了大量煤岩图像自动识别方法:基于离散余弦变换低频分量特征及学习向量化的煤岩识别方法^[6]、基于图像多小波变换的煤岩界面识别方法^[7]、基于小波域非对称广义高斯模型的煤岩识别算法^[8]、基于可控塔式分解系数统计建模的煤岩识别方法^[9]等。

在实际煤矿采掘工作面,需要通过实时摄取煤岩图像,并提取图像特征来识别煤岩界面,从而及时调整采煤机滚筒截割高度^[4]。因此,如何提高煤岩图像的处理速度具有一定的研究意义。图像并行处理是提高煤岩图像处理速度的主要途径^[10-11]。文献^[12]提出的并行处理框架和文献^[13]提出的煤岩识别系统框架均需将提取的原始图像进行分块,然后并行处理,最后融合识别结果。文献^[14]提出了一种实时、有效的纹理识别方法,但该方法在识别煤岩图像的分块小图像时有一定的冗余。因此,笔者提出了一种基于二进制十字对角纹理矩阵(Binary Cross-Diagonal Texture Matrix,BCDTM)的煤岩图像特征提取与识别方法。首先提取煤岩图像的BCDTM,然后基于BCDTM提取角二阶矩(Angular Second Moment,ASM)能量、相关性、方差、逆差矩、熵、和熵、差熵、相关信息测度、和均值、对比度、惯性矩等特征并组成特征向量,最后利用稀疏表示分类器^[14]进行煤岩分类。

1 煤岩图像 BCDTM

与十字对角纹理矩阵(Cross-Diagonal Texture Matrix,CDTM)是由灰度共生矩阵(Gray-Level Co-occurrence Matrix, GLCM)与纹理谱(Texture Spectrum, TS)组成类似,BCDTM是由GLCM^[15]与局部二进制模式(Local Binary Pattern, LBP)^[16]组成。与CDTM相比,在进行煤岩图像的分块小图像识别时,BCDTM在实时性方面具有优势。

BCDTM生成流程如图1所示,其基本步骤:
① 将图像中每个像素点的 3×3 邻域内的8个像素点分为2组,正十字线上的四相邻像素点 $\{E_{C1}, E_{C2}, E_{C3}, E_{C4}\}$ 定义为C组,对角线上的四相邻像素点 $\{E_{D1}, E_{D2}, E_{D3}, E_{D4}\}$ 定义为D组。
② 每组中的元素值根据元素对应位置的像素值与中心像素值的关系分别取为0或1。当每组元素对应位置的像素值大于或等于中心像素值时取为1,当每组元素对应位置的像素值小于中心像素值时取为0。
③ 根据式(1)、式(2)计算每个像素点的十字纹理单元值 N_{B-CTU} 与对角纹理单元值 N_{B-DTU} 。
④ 定义BCDTM为 $W \in \mathbf{R}^{16 \times 16}$,并用零矩阵初始化。
⑤ 将 W 中 (N_{B-CTU}, N_{B-DTU}) 位置处的元素值加1。
⑥ 平滑图像中除边界的每个元素,重复步骤①—⑤,生成完整的煤岩图像BCDTM。

$$N_{B-CTU} = \sum_{i=1}^4 2^{i-1} E_{Ci} \quad (1)$$

$$N_{B-DTU} = \sum_{i=1}^4 2^{i-1} E_{Di} \quad (2)$$

如图1所示,将C组中黑色点标记位置的元素作为起始元素 E_{C1} ,其余元素按顺时针顺序依次作为 E_{C2}, E_{C3}, E_{C4} 。因此,将黑色点顺时针依次移动时,可分别得到4种起始元素,从而可得到4种编码: $\{0, 1, 1, 0\}, \{1, 1, 0, 0\}, \{1, 0, 0, 1\}, \{0, 0, 1, 1\}$,分别表示为编码模式E-C1, E-C2, E-C3, E-C4。同理可得编码模式E-D1, E-D2, E-D3, E-D4。

在上述BCDTM生成步骤中,根据 E_{C1}, E_{D1} 的

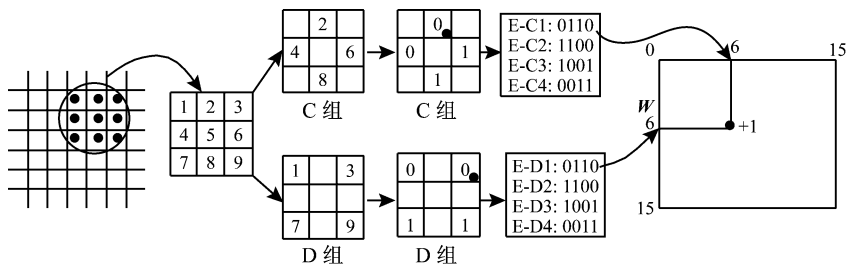


图1 BCDTM生成流程

起始位置可生成相应的 E-Ct 与 E-Dt, 根据式(1)、式(2)生成不同的 N_{B-CTU}, N_{B-DTU} 。

2 煤岩图像特征提取

在煤岩图像的 BCDTM 基础上, 进一步提取 ASM 能量(F_1)、相关性(F_2)、方差(F_3)、逆差矩(F_4)、熵(F_5)、和熵(F_6)、差熵(F_7)、相关信息测度(F_8, F_9)、和均值(F_{10})、对比度(F_{11})、惯性矩(F_{12})等特征, 并组成特征向量 $\mathbf{F} = [F_1 \ F_2 \ F_3 \ F_4 \ F_5 \ F_6 \ F_7 \ F_8 \ F_9 \ F_{10} \ F_{11} \ F_{12}]$ 。各特征计算公式为^[10]

$$F_1 = \sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} p^2(i, j) \quad (3)$$

式中 $p(i, j) = \frac{P(i, j)}{\sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} P(i, j)}$, $P(i, j)$ 为 BCDTM 在 (i, j) 处的元素值。

$$F_2 = \frac{\sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} ij p(i, j) - G_1 G_2}{G_3 G_4} \quad (4)$$

式中: $G_1 = \sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} p(i, j)$; $G_2 = \sum_{j=0}^{15} j \sum_{i=0}^{15} p(i, j)$;
 $G_3 = \left[\sum_{i=0}^{15} (i - G_1)^2 \sum_{j=0}^{15} p(i, j) \right]^{\frac{1}{2}}$; $G_4 = \left[\sum_{j=0}^{15} (j - G_2)^2 \sum_{i=0}^{15} p(i, j) \right]^{\frac{1}{2}}$ 。

$$F_3 = \sum_{i=0}^{15} (i - G_1)^2 p_x(i) \quad (5)$$

式中 $p_x(i) = \sum_{j=0}^{15} p(i, j)$ 。

$$F_4 = \sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (6)$$

$$F_5 = - \sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} p(i, j) \log_2 p(i, j) \quad (7)$$

$$F_6 = - \sum_{k=0}^{2(n-1)} p_{(x+y)}(k) \log_2 p_{(x+y)}(k) \quad (8)$$

式中: $p_{(x+y)}(k) = \sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} p(i, j)$, s. t. $i + j = k, 0 \leq k \leq 2(n - 1)$; n 为 BCDTM 的高度。

$$F_7 = - \sum_{h=0}^{m-1} p_{(x-y)}(h) \log_2 p_{(x-y)}(h) \quad (9)$$

式中: $p_{(x-y)}(h) = \sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} p(i, j)$, s. t. $|i - j| = h, 0 \leq h \leq m - 1$; m 为 BCDTM 的宽度。

$$F_8 = \frac{F_6 - H_{XY1}}{\max(H_X, H_Y)} \quad (10)$$

$$F_9 = [1 - \exp(-2(H_{XY2} - F_5))]^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

式中: $H_X = \sum_{i=0}^{15} p_x(i) \log_2 p_x(i)$; $H_Y = \sum_{j=0}^{15} p_y(j) \times \log_2 p_y(j)$; $p_y(j) = \sum_{i=0}^{15} p(i, j)$; $H_{XY1} = - \sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} p(i, j) \log_2 (p_x(i) p_y(j))$; $H_{XY2} = - \sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} p_x(i) p_y(j) \times \log_2 (p_x(i) p_y(j))$ 。

$$F_{10} = \sum_{k=0}^{2(n-1)} k p_{(x+y)}(k) \quad (12)$$

$$F_{11} = \sum_{h=0}^{m-1} h^2 \sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} p(i, j) \quad (13)$$

$$F_{12} = \sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} (i - j)^2 p(i, j) \quad (14)$$

3 基于稀疏表示的煤岩识别分类器

对于一个向量, 如果其元素大多数为 0, 只有很少一部分为非零量, 那么该向量是稀疏的^[17]。文献[17]提出了基于稀疏表示的图像分类方法。

本文在利用基于稀疏表示的图像分类方法进行煤岩样本分类的过程中, 对于 l 类煤岩图像组成的过完备基 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{a \times b}$ (a 为煤岩图像特征向量的维数, b 为 l 类煤岩图像特征向量的个数), 利用式(15)计算测试样本特征向量 $\mathbf{w}$ 的稀疏表示系数 $\hat{\mathbf{a}}$ 。

$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \min \|\mathbf{a}\|_1 \quad (15)$$

式中 $\mathbf{a}$ 为满足条件 $\mathbf{A}\mathbf{a} = \mathbf{w}$ 的 a 维向量。

根据式(16)计算重构的测试样本 $\hat{\mathbf{w}}_s$, 其中 $\delta_s(\hat{\mathbf{a}})$ 表示对于稀疏表示系数 $\hat{\mathbf{a}}$ 中除第 s ($s = 1, 2, \dots, l$) 类样本的稀疏表示系数都设置为 0。根据式(17)计算测试样本的重构误差 $r_s(\mathbf{w})$ 并确定重构误差最小的类别, 从而确定测试样本所属类别。

$$\hat{\mathbf{w}}_s = \mathbf{A} \delta_s(\hat{\mathbf{a}}) \quad (16)$$

$$r_s(\mathbf{w}) = \|\mathbf{w} - \hat{\mathbf{w}}_s\|_2 \quad (17)$$

4 实验结果分析

4.1 样本设置

为验证基于 BCDTM 的图像特征提取与识别方法的有效性与实时性, 根据煤矿井下煤岩识别的实际需要, 笔者所在课题组从河南平顶山天安煤业股份有限公司十矿采集了砂岩、页岩、烟煤、无烟煤等煤岩样本, 如图 2 所示。实验样本集由砂岩、页岩、烟煤和无烟煤这 4 类煤岩样本各 80 幅图像组成 (共 320 幅), 其中选取每类的 40 幅图像 (共 160 幅) 作为训练样本, 得到稀疏表示的过完备基, 剩余的

160 幅图像作为测试样本进行测试。实验样本集中的图像尺寸均为 64×64 ，灰度级数均为 256 级，以 png 格式保存。

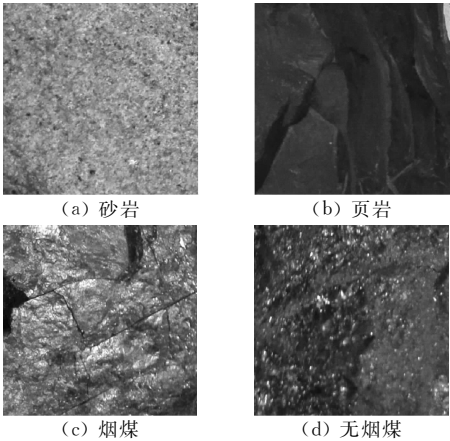
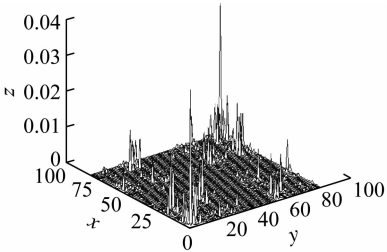


图 2 煤岩样本实物图像

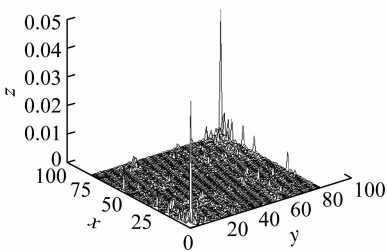
实验涉及的所有算法均在 Matlab7. 11. 0. 584 (R2010b)64 bit 开发环境下实现，并在 Intel Core i7-4710MQ 2.5 GHz CPU、4 GB 内存的 PC 机上运行。

4.2 结果分析

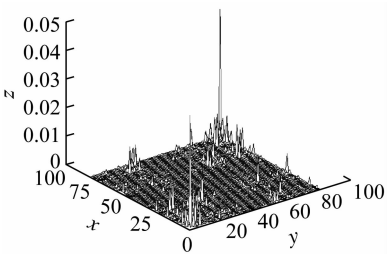
将本文提出的基于 BCDTM 的图像特征提取与识别方法和文献[14]提出的基于 CDTM 的图像特征提取与识别方法进行对比实验。为保证对比实验的有效性，利用基于 BCDTM 的图像特征提取与识别方法、基于 CDTM 的图像特征提取与识别方法分别求得相应的特征矩阵后，均提取特征矩阵的 ASM 能量、相关性、方差、逆差矩、熵、和熵、差熵、相关信息测度、和均值、对比度、惯性矩组成 12 维特征向量。



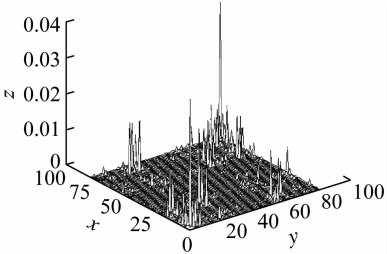
(a) 砂岩



(b) 页岩



(c) 烟煤



(d) 无烟煤

图 3 64×64 煤岩图像的 CDTM

实验结果见表 1。其中，BCDTM-F1 表示 BCDTM 采用 E-C1,E-D1 编码模式,BCDTM-F2 表示 BCDTM 采用 E-C2,E-D2 编码模式,BCDTM-F3 表示 BCDTM 采用 E-C3,E-D3 编码模式,BCDTM-F4 表示 BCDTM 采用 E-C4, E-D4 编码模式, CDTM-C1—CDTM-C4 的编码模式设置参考文献[14]。

表 1 不同煤岩识别方法的实验结果

煤岩识别方法	平均识别率/%	单幅图像特征提取时间/s
BCDTM-F1	90.00	0.009 1
BCDTM-F2	91.25	0.009 1
BCDTM-F3	88.75	0.009 1
BCDTM-F4	94.38	0.009 1
CDTM-C1	86.88	0.022 5
CDTM-C2	88.75	0.022 5
CDTM-C3	90.00	0.022 5
CDTM-C4	88.13	0.022 5

从表 1 可看出，与基于 CDTM 的图像特征提取与识别方法相比，基于 BCDTM 的图像特征提取与识别方法具有更好的识别效果，且在 BCDTM-F4 的编码模式下表现最佳，其平均识别率达 94.38%；在实时性方面，基于 BCDTM 的图像特征提取与识别方法的单幅图像特征提取时间比基于 CDTM 的图像特征提取与识别方法减小了 1 个数量级。

对 64×64 大小的煤岩图像的 CDTM^[14] 进行分析，结果如图 3 所示，其中 x 为 CDTM 的宽度坐标，

y 为 CDTM 的高度坐标, z 为 CDTM 归一化后的元素值。

$$z = \frac{P(x,y)}{(M-2)(N-2)} \tag{18}$$

式中: $P(x,y)$ 为 CDTM 在 (x,y) 处的元素值; M 为原始图像的行数; N 为原始图像的列数。

由图 3 可知,当煤岩图像划分成 64×64 的区域块进行识别时,产生了大量的冗余空间,因此煤岩图像生成的 CDTM 虽然在纹理细节提取方面有优势,但降低了煤岩图像特征的有效性,延长了煤岩图像特征的提取时间。

5 结语

提出了一种基于 BCDTM 的煤岩图像特征提取与识别方法。与基于 CDTM 的煤岩图像特征提取与识别方法相比,该方法具有更高的识别率,平均识别率达 94.38%,且单幅图像特征提取时间大幅降低。

参考文献:

[1] 孙继平. 煤矿监控新技术与新装备[J]. 工矿自动化, 2015,41(1):1-5.

[2] 孙继平,田子建. 矿井图像监视系统与关键技术[J]. 煤炭科学技术,2014,42(1):65-68.

[3] 田子建,彭霞,苏波. 基于机器视觉的煤岩界面识别研究[J]. 工矿自动化,2013,39(5):49-52.

[4] 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.

[5] 任芳,杨兆建,熊诗波. 国内外煤岩界面识别技术研究动态综述[J]. 煤,2001,10(4):54-55.

[6] 孙继平,刘剑桥. 基于离散余弦变换低频分量特征及学习向量量化的煤岩识别方法[J]. 工矿自动化, 2015,41(11):1-6.

[7] 郝清玉,朱元忠,陈健. 基于图像多小波变化的煤岩界面识别[J]. 工矿自动化,2015,41(2):50-53.

[8] 孙继平,陈浜. 基于小波域非对称广义高斯模型的煤岩识别算法[J]. 煤炭学报,2015,40(增刊2):568-575.

[9] 孙继平,陈浜. 基于可控塔式分解系数统计建模的煤岩识别方法[J]. 工矿自动化,2016,42(12):1-5.

[10] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory,1995,41(3):613-627.

[11] NOWAK R D. Wavelet-based Rician noise removal for magnetic resonance imaging [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999,8(10):1408-1419.

[12] 刘晓沐,岳丽华,陈博,等. 遥感图像目标识别的并行处理方法[J]. 计算机应用,2007,27(9):2123-2125.

[13] 孙继平,杨坤. 一种基于图像 LBP 变换的煤岩识别系统:201520668419.4[P]. 2016-04-27.

[14] AI-JANOBI A. Performance evaluation of cross-diagonal texture matrix method of texture analysis [J]. Pattern Recognition,2001,34(1):171-180.

[15] HARALICK R M,SHANMUGAM K,DINSTEIN I. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics,1973(6):610-621.

[16] OJALA T, PIETIKINEN M, HARWOOD D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions [J]. Pattern Recognition,1996,29(1):51-59.

[17] WRIGHT J,YANG A Y,GANESH A,et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2009,31(2):210-227.