

文章编号:1671-251X(2020)09-0094-04

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.17678

基于灰度共生矩阵与回归分析的矿井水灾感知

曹玉超

(中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院,北京 100083)



扫码移动阅读

摘要:针对图像识别用于矿井水灾感知时存在识别率低、稳定性和时效性差等问题,提出了一种基于灰度共生矩阵与回归分析的矿井水灾感知方法。计算样本图像的灰度共生矩阵,提取灰度共生矩阵的对比度、差异性、齐次性、熵、相关性、能量作为特征值并组成特征向量;以样本图像的特征向量到非线性回归方程的最小距离之和最大为依据确定分类器,通过分类器识别水灾。实验结果表明,对于分辨率为 256×256 的图像,该方法在无烟煤、砂岩、突涌水组成的数据集上的识别率为96.33%,单张图像平均耗时16.288 5 ms。

关键词:矿井水灾;水灾感知;图像识别;灰度共生矩阵;非线性回归

中图分类号:TD745 文献标志码:A

Mine flood perception based on gray level co-occurrence matrix and regression analysis

CAO Yuchao

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

Abstract: Aiming at problems of low recognition rate and poor stability and timeliness when image recognition was used in mine flood perception, a mine flood perception method based on gray level co-occurrence matrix and regression analysis was proposed. Gray co-occurrence matrix of sample image is calculated, and contrast, dissimilarity, homogeneity, entropy, correlation and energy of the gray co-occurrence matrix are extracted as eigenvalues to form eigenvectors. The classifier is determined based on the sum of the minimum distance from the eigenvector of the sample image to nonlinear regression equation, and flood is identified by the classifier. The experimental results show that recognition rate of the method on data set composed of anthracite, sandstone and surging water is 96.33% for image with resolution of 256×256 , and average time-consuming of single image is 16.288 5 ms.

Key words: mine flood; flood perception; image recognition; gray level co-occurrence matrix; nonlinear regression

0 引言

水灾为煤矿重特大灾害之一^[1]。水灾感知可采用水文钻孔^[2-4]、微震监测^[5]、水位监测^[6]、应力监测、电阻率监测、图像识别^[7-10]等方法。水文钻孔施工周期较长,且极易发生孔内事故。微震监测、水位监测、应力监测、电阻率监测等传感器感知方法属于接触式测量,在突变情况下容易受到破坏,影响稳定

性。通过图像识别感知水灾具有非接触、蕴含信息丰富等特点,越来越受到人们关注。文献[7]通过水位标尺图像监测矿井水位,但只能在涌水量达到一定程度后才能感知水灾,时效性较差。文献[8]提出基于图像像素灰度统计值的水灾识别方法,对突涌水直接进行监测,能及时发现水灾,但容易受到井下灯光设备干扰,灯光变化时图像的灰度特征稳定性较差。文献[9]提出基于图像纹理特征的矿井水灾

收稿日期:2020-08-17;修回日期:2020-08-31;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:曹玉超(1985—),男,河北正定人,博士研究生,主要研究方向为机器视觉、煤矿安全监控。E-mail:yuchaocao@163.com。

引用格式:曹玉超.基于灰度共生矩阵与回归分析的矿井水灾感知[J].工矿自动化,2020,46(9):94-97.

CAO Yuchao. Mine flood perception based on gray level co-occurrence matrix and regression analysis[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(9): 94-97.

感知方法,虽然解决了光照影响带来的不稳定性,但该方法耗时较长,识别率较低。鉴于此,本文提出了一种基于灰度共生矩阵与回归分析的矿井水灾感知方法,基于灰度共生矩阵提取突涌水、煤、岩石图像纹理特征,通过回归分析对突涌水、煤、岩石图像进行分类,从而识别水灾。

1 方法原理

1.1 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵用于图像纹理信息有效提取^[11-14]。假设图像分辨率为 $N \times N$,则灰度共生矩阵的元素为

$$p(i,j,\delta,\theta) = \{(x,y),(x+dx,y+dy) \in N \times N \mid f(x,y) = i, f(x+dx,y+dy) = j\} \quad (1)$$

式中: (x,y) 为参考点; $(x+dx,y+dy)$ 为偏移点; $f(x,y)=i$ 表示参考点的灰度值为 i ; $f(x+dx,y+dy)=j$ 表示偏移点的灰度值为 j ; δ 为偏移点的偏移量; θ 为偏移点的偏移角度。

笔者选用灰度共生矩阵的对比度、差异性、齐次性、熵、相关性和能量作为特征值。

(1) 对比度:反映图像纹理沟纹深浅程度和清晰度。对比度越大,表明图像纹理沟纹越深,视觉效果越清晰;对比度越小,表明图像纹理沟纹越浅,视觉效果越模糊。对比度表达式为

$$x_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^2 p^2(i,j,\delta,\theta) \quad (2)$$

式中 L 为图像灰度级数。

(2) 差异性:反映图像的局部对比度变换情况。局部对比度增大时,差异性增大;局部对比度减小时,差异性减小。差异性表达式为

$$x_2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j) p(i,j,\delta,\theta) \quad (3)$$

(3) 齐次性:反映图像局部纹理的均匀变化程度。图像局部纹理均匀变化时,灰度共生矩阵的相邻元素变化较慢,齐次性较大;图像局部纹理不均匀变化时,灰度共生矩阵的相邻元素变化较快,齐次性较小。齐次性表达式为

$$x_3 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p(i,j,\delta,\theta)}{1 + (i-j)^2} \quad (4)$$

(4) 熵:反映图像包含的信息量。熵越大,表明图像包含的信息量越大;熵越小,表明图像包含的信息量越小。熵表达式为

$$x_4 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p(i,j,\delta,\theta) \log_2 p(i,j,\delta,\theta) \quad (5)$$

(5) 相关性:反映图像中局部灰度相关性,度量灰度共生矩阵的元素在行或列方向上的相似性。灰度共生矩阵的元素值相差越小,相关性越大;灰度共生矩阵的元素值相差越大,相关性越小。相关性表达式为

$$x_5 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij p(i,j,\delta,\theta) - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2} \quad (6)$$

式中: $\mu_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i p(i,j,\delta,\theta); \mu_2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} j \times p(i,j,\delta,\theta); \sigma_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - \mu_1)^2 p(i,j,\delta,\theta); \sigma_2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_2)^2 p(i,j,\delta,\theta)。$

(6) 能量:反映图像灰度分布均匀程度。图像灰度分布越集中,能量越大;图像灰度分布越分散,能量越小。能量表达式为

$$x_6 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p^2(i,j,\delta,\theta) \quad (7)$$

1.2 回归分析

将对比度 x_1 、差异性 x_2 、齐次性 x_3 、熵 x_4 、相关性 x_5 、能量 x_6 组成特征向量,纹理图像在由特征向量构成的空间 $\mathbf{X}$ 中有唯一表示,存在非线性回归方程(式(8))使突涌水和煤岩背景分离。

$$\sum_{m=1}^6 k_m \phi(x_m) + b = 0 \quad (8)$$

式中: k_m 为斜率; $\phi(x_m)$ 为低维空间 $\mathbf{X}$ 映射到高维空间 $\mathbf{Z}$ 的核函数; b 为截距。

高维空间中存在如下映射关系:

$$z_m = \phi(x_m) \quad (9)$$

式中 z_m 为高维空间的向量分量。

则低维空间的非线性回归方程(式(8))可转换为

$$\sum_{m=1}^6 k_m z_m + b = 0 \quad (10)$$

假设煤、岩石与突涌水样本集中各样本的特征向量到非线性回归方程的距离为 $d_{uv}(v=1,2,3;u=1,2,\cdots,M_v,M_v$ 为每种样本集中样本数量),各样本集中样本的特征向量到非线性回归方程的最小距离为

$$d_v = \min(d_{v1}, d_{v2}, \cdots, d_{vM_v}) \quad (11)$$

只需找到合适的 k_m 和 b ,使得各样本集中样本的特征向量到非线性回归方程的最小距离之和

$D = \sum_{v=1}^3 d_v$ 达到最大值,此时得到分类器,将待测样本图像的特征向量输入分类器,即可识别突涌水。

$$\sum_{m=1}^6 k_m z_m + b \begin{cases} > 0 & \text{煤岩背景图像} \\ = 0 & \text{分类器本身} \\ < 0 & \text{突涌水} \end{cases} \quad (12)$$

2 实验分析

为验证本文方法的有效性,使用 Intel Core i5、双核 CPU 主频 1.8 GHz、内存 8 GB、64 位操作系统的计算机进行实验。实验选取井下常见的无烟煤、砂岩各 250 张图像作为负样本,并与 250 张突涌水图像组成数据集,图像分辨率为 256×256。

2.1 特征值

不同样本图像特征值如图 1 所示。可看出突涌水的对比度、差异性、齐次性特征值与无烟煤特征值较相似,但熵、相关性、能量特征值与砂岩较相似,仅利用部分特征值很难将突涌水从复杂的煤岩背景中提取,而综合采用对比度、差异性、齐次性、熵、相关

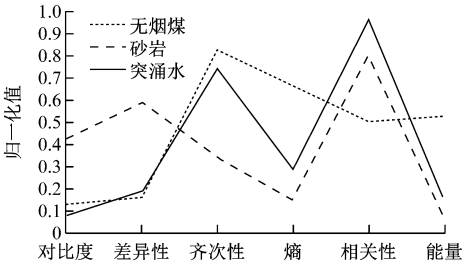


图 1 不同样本图像特征值
Fig. 1 Image eigenvalues of different samples

表 1 基于灰度共生矩阵与回归分析的矿井水灾感知方法耗时

Table 1 Time-consuming of mine flood perception method based on gray level co-occurrence matrix and regression analysis

	ms									
实验编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
灰度共生矩阵计算时间	13.772 9	14.227 1	18.637 1	14.152 9	14.784 3	26.170 0	14.125 7	13.998 6	13.917 1	17.674 3
识别时间	0.234 3	0.150 0	0.127 1	0.132 9	0.144 3	0.124 0	0.132 9	0.120 0	0.140 0	0.122 9
总计	14.007 2	14.377 1	18.764 2	14.285 8	14.928 6	26.294 0	14.258 6	14.118 6	14.057 1	17.797 2

3 结语

提出了一种基于灰度共生矩阵与回归分析的矿井水灾识别方法。计算样本图像的灰度共生矩阵,提取灰度共生矩阵的对比度、差异性、齐次性、熵、相关性、能量作为特征值并组成特征向量;以样本图像的特征向量到非线性回归方程的最小距离之和最大为依据确定分类器,通过分类器识别水灾。实验结果表明,对于分辨率为 256×256 的图像,该方法识别率为 96.33%,单张图像平均耗时 16.288 5 ms,基本满足井下实时监控需求。

性、能量特征值可有效表示突涌水的纹理特征。

2.2 识别率

在相同实验硬件条件下,文献[9]方法的识别率为 81.97%,本文方法识别率明显提高,为 96.33%。这是由于相对于文献[9]方法中双树复小波频域变换,灰度共生矩阵对于纹理特征的提取能力较强,能从多个维度对纹理图像的特征进行抽取,且在识别分类时采用回归分析将复杂的多维度向量在特征空间中进行有效表示,相对于单一的统计量建模具有良好的可区分性。

2.3 耗时

本文方法耗时由灰度共生矩阵计算时间与识别时间组成,结果见表 1。可看出单张图像灰度共生矩阵计算平均耗时为 16.145 6 ms,识别平均耗时为 0.142 9 ms,本文方法平均耗时为 16.288 5 ms。

文献[9]方法平均耗时为 81.933 4 ms,本文方法比文献[9]方法耗时缩短了 65.644 9 ms。这是由于文献[9]方法对图像进行双树复小波多级分解时,每个尺度下都需单独计算各方向的滤波系数,双树复小波多级分解的后一级系数需要在前一级分解的基础上计算,属于典型的串行操作,耗时较长;本文方法利用灰度共生矩阵进行纹理特征提取时,对不同的矩阵块可进行并行计算,各并行计算内容之间并无依赖关系,所以耗时大大减少。

参考文献(References):

[1] 孙继平,钱晓红. 2004—2015 年全国煤矿事故分析[J]. 工矿自动化,2016,42(11):1-5.
SUN Jiping, QIAN Xiaohong. Analysis of coal mine accidents in China during 2004-2015[J]. Industry and Mine Automation, 2016, 42(11): 1-5.

[2] 秦成. 基于钻孔水文监测信息的顶板水害分析[J]. 矿业安全与环保, 2017, 44(4): 80-84.
QIN Cheng. Analysis of roof water intrush hazard based on borehole hydrological monitoring information [J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2017, 44(4): 80-84.

[3] 许延春,黄磊,俞洪庆,等. 基于注浆钻孔数据集的注

浆工作面底板突水危险性评价体系[J]. 煤炭学报, 2020,45(3):1150-1159.

XU Yanchun, HUANG Lei, YU Hongqing, et al. Evaluation system for floor water intrush risk in grout-reinforced working faces based on grouting boreholes dataset[J]. Journal of China Coal Society, 2020,45(3):1150-1159.

[4] 李涛,高颖,艾德春,等. 基于承压水单孔放水实验的底板水害精准注浆防治[J]. 煤炭学报,2019,44(8): 2494-2501.

LI Tao, GAO Ying, AI Dechun, et al. Floor precise grouting for prevention and control of water based on confined water single-hole drainage experiment[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44 (8): 2494-2501.

[5] 谢兴楠,叶根喜. 测井“静态”探测与微震“动态”监测技术在矿井突水综合预警中的应用[J]. 中国矿业, 2012,21(1):110-114.

XIE Xingnan, YE Genxi. Application of integrated predication of water intrushing based on static geophysical logging probe and dynamic microseismic monitoring[J]. China Mining Magazine,2012,21(1): 110-114.

[6] 杨增强,曹明,甘建东,等. 矿井水仓水位监测传感器设计[J]. 煤矿机械,2011,32(1):33-35.

YANG Zengqiang, CAO Ming, GAN Jiandong, et al. Mine water storage level monitoring sensor[J]. Coal Mine Machinery,2011,32(1):33-35.

[7] 曹玉超,范伟强. 基于不同深度识别算法的矿井水位标尺刻度识别性能分析与研究[J]. 煤炭学报,2019, 44(11):3529-3538.

CAO Yuchao, FAN Weiqiang. Performance analysis and research of mine water level scale recognition based on different depth recognition algorithms[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44 (11): 3529-3538.

[8] 孙继平,靳春海,曹玉超. 基于视频图像的矿井水灾识别及趋势预测方法研究[J]. 工矿自动化,2019,45 (7):1-4.

SUN Jiping, JIN Chunhai, CAO Yuchao. Research on mine flood identification and trend prediction method based on video image [J]. Industry and Mine Automation,2019,45(7):1-4.

[9] 孙继平,曹玉超. 基于图像纹理特征的矿井水灾感知方法[J]. 煤炭学报,2019,44(9):2936-2944.

SUN Jiping, CAO Yuchao. Coal-mine flood perception method based on image texture features[J]. Journal of China Coal Society,2019,44(9):2936-2944.

[10] 孙继平,靳春海. 矿井水灾感知与水源判定方法研究 [J]. 工矿自动化,2019,45(4):1-5.

SUN Jiping, JIN Chunhai. Research on methods of mine flood perception and water source determination [J]. Industry and Mine Automation,2019,45(4):1-5.

[11] 孙继平,余杰. 基于支持向量机的煤岩图像特征抽取与分类识别 [J]. 煤炭学报,2013,38(增刊2): 508-512.

SUN Jiping, SHE Jie. Coal-rock image feature extraction and recognition based on support vector machine[J]. Journal of China Coal Society,2013,38 (S2):508-512.

[12] 孙继平,苏波. 一种基于图像灰度共生矩阵的煤岩识别方法;CN201110377349.3[P]. 2012-06-20.

SUN Jiping, SU Bo. A coal and rock recognition method based on image gray level co-occurrence matrix;CN201110377349.3[P]. 2012-06-20.

[13] 杜秀丽,张薇,顾斌斌,等. 基于灰度共生矩阵的图像自适应分块压缩感知方法[J]. 计算机科学,2018,45 (8):277-282.

DU Xiuli, ZHANG Wei, GU Binbin, et al. GLCM-based adaptive block compressed sensing method for image[J]. Computer Science,2018,45(8):277-282.

[14] 刘舒,姜琦刚,邵永社,等. 应用灰度共生矩阵的纹理特征描述的研究[J]. 科学技术与工程,2012,12(33): 8909-8914.

LIU Shu, JIANG Qigang, SHAO Yongshe, et al. Investigation of the textual description based on gray level co-occurrence matrix [J]. Science Technology and Engineering,2012,12(33):8909-8914.