

文章编号:1671-251X(2017)05-0026-05 DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2017.05.007
米强,徐岩,刘斌,等.煤与矸石图像纹理特征提取方法[J].工矿自动化,2017,43(5):26-30.

煤与矸石图像纹理特征提取方法

米强, 徐岩, 刘斌, 徐运杰

(山东科技大学 电子通信与物理学院, 山东 青岛 266590)

摘要:针对现有煤与矸石图像处理方法存在提取特征参数少、识别精度低等问题,提出了一种融合局部二值模式和灰度共生矩阵的煤与矸石图像纹理特征提取方法。首先将煤与矸石预处理后的图像转换为局部二值模式图像,再利用该图像生成灰度共生矩阵,以角二阶距、相关性、对比度和熵作为纹理特征进行均值和归一化处理,最后用支持向量机进行训练,得出识别结果。实验结果表明,该方法能够有效地提取到煤与矸石图像的纹理特征,煤和矸石的识别率分别为94%和96%。

关键词:煤与矸石; 图像处理; 纹理特征; 局部二值模式; 灰度共生矩阵; 支持向量机

中图分类号:TD67 文献标志码:A 网络出版时间:2017-04-25 17:50

网络出版地址:<http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20170425.1750.007.html>

Extraction method of texture feature of images of coal and gangue

MI Qiang, XU Yan, LIU Bin, XU Yunjie

(College of Electronic, Communication and Physics, Shandong University of
Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: In view of problems of less extraction feature parameters and low recognition precision existed in image processing methods of coal and gangue, an extraction method of texture feature of images of coal and gangue fused with local binary pattern and gray level co-occurrence matrix was proposed. Firstly, the preprocessed images of coal and gangue were transformed into local binary pattern images, then the local binary pattern images were used to generate gray level co-occurrence matrix, the mean value and normalization of those texture features including angular second moment, correlation, contrast and entropy were processed. Finally, support vector machine was used for samples training and recognition results were obtained. The experimental results show that the method can effectively extract the texture feature of images of coal and gangue, and the recognition rates of coal and gangue are respectively 94% and 96%.

Key words: coal and gangue; image processing; texture feature; local binary pattern; gray level co-occurrence matrix; support vector machine

0 引言

煤炭是我国最重要的战略资源,也是生产、生活的能量来源之一。在煤炭开采的过程中,由于掺杂

了大量的矸石,严重影响了用煤效率,如果处理不当还会增加对环境的污染。现阶段我国采用的选煤方法主要有干法选煤、湿法选煤和人工拣选等。干法选煤方法虽然发展较早,应用广泛,但是设备庞大、

收稿日期:2016-11-25;修回日期:2017-01-23;责任编辑:张强。

基金项目:山东省研究生教育创新计划项目(01040105305);山东科技大学教学研究项目(JG201506);山东科技大学研究生教育创新项目(KDYC13026,KDYC15019)。

作者简介:米强(1993—),男,山西忻州人,硕士研究生,研究方向为机器视觉和图像处理,E-mail:719207122@qq.com。通信作者:徐岩(1970—),男,山东汶上人,教授,博士,现主要从事凝聚态物理、图像处理和机器视觉等领域的研究工作,E-mail:xuyan@sdust.edu.cn。

复杂且价格昂贵,不利于维护;湿法选煤方法在选煤过程中会浪费大量水资源,还可能污染环境;人工拣选方法在浪费人力的同时,大量煤尘的吸入容易导致工人产生疾病。随着机器视觉理论体系的不断完善,图像处理与模式识别技术得到了较快的发展,用图像处理的方法进行检测可以大大提高生产效率及自动化程度,并且可以实现非接触式检测分选,有利于环境保护。

国内外学者对煤与矸石图像处理方法进行了大量的研究。文献[3]和文献[4]利用灰度值分析方法对煤和矸石图像进行处理,但文献[3]的方法需要一定辅助条件,并且过程比较复杂,文献[4]的方法较为简单,但不能满足实际的需要;文献[5]和文献[6]采用了基于灰度共生矩阵的纹理特征提取方法,但该方法提取到的特征参数比较少,容易影响识别结果的精度;文献[7]采用了基于BP网络的识别方法,由于受到实验样本差异的影响,其识别效率还有待提高。针对以上方法的缺陷与不足,本文提出了融合局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)和灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)的煤与矸石图像纹理特征提取方法,采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行训练和识别,煤和矸石的识别率分别达到了94%和96%,能够满足现场应用的要求。

1 图像预处理

由于相机拍摄的环境处在煤炭开采附近,周围容易受到大量粉尘和其他因素的干扰,为了获得更加清晰的图像,需要对拍摄到的图像进行预处理。首先将相机拍摄到的含有彩色图像信息的原始图像转换为灰度图像,利用同态滤波增强灰度图像的亮度和对比度,然后采用中值滤波方法消除图像中孤立且不连续的噪声点,让周围的像素值更接近真实值,使煤与矸石图像的纹理信息清晰地显示出来,计算公式如式(1)所示。最后利用图像分割方法将煤和矸石与背景分开,只保留图像中的煤和矸石,方便纹理特征的提取。

$$g(x, y) = \text{Med}\{f(x - k), (y - l), (k, l \in W)\} \quad (1)$$

式中: $f(x, y)$, $g(x, y)$ 分别为原始图像和处理后的图像; W 为所选窗口的大小,窗口内所选的像素 k 和 l 一般取奇数值,以便存在中值像素。

实验选用的样本来自山西大同煤矿,采用CCD相机拍摄,如图1所示。



(a) 煤的灰度图像



(b) 预处理后的煤的图像



(c) 矸石的灰度图像



(d) 预处理后的矸石的灰度图像

图1 图像预处理

2 纹理特征提取

图像中相当多的信息都分布在图像的纹理结构中,通过纹理分析可以得到更多的宏观和微观信息,所以,在机器视觉的图像处理中,纹理的特征分析越来越受到人们青睐。本文通过融合LBP和GLCM的纹理特征提取方法,分析煤与矸石表面的纹理差异,提高识别效率。

2.1 LBP

LBP是一种用来描述图像局部纹理特征的不相关算子,它主要通过对图像任意一点与其周围点的灰度值的大小关系来表示图像的局部纹理特征。由于LBP原理相对简单,计算复杂度低,又具有旋转不变性和灰度不变性等优点,所以,被广泛应用于图像处理的各个领域。

原始的LBP算子定义在一个 3×3 像素的矩形窗口内,其计算示意如图2所示。定义该区域的阈值为窗口正中间的灰度值,并与紧邻这个灰度值的8个周围灰度值进行对比,若周围灰度值大于中心阈值则被记为1,小于中心阈值则被记为0。然后通过顺时针方向从区域的左上角开始读取到8位的二进制数,将二进制数转换为十进制数,作为范围内的LBP值,通过此值反映该区域的纹理信息。

原始的LBP算子只能固定在 3×3 的范围内,如果区域中的图像进行旋转,二进制数的顺序也会

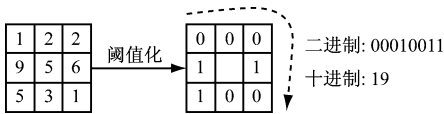


图2 原始 LBP 算子的计算示意

随之发生改变,很明显不能对各种形式的纹理特征进行提取。因此,需要对原始 LBP 算子进行改进,将 3×3 的矩形区域扩展成一个以中心点为圆心、 R 为半径的区域,并且允许在此区域内有任意多个像素点,记为 $LBP_{P,R}$,表示在半径为 R 的圆形邻域内有 P 个像素点,并结合旋转不变性质,通过对图像顺时针旋转得到一系列 LBP 值,选择其中的最小值作为该区域的 LBP 值。LBP 旋转不变算子 $LBP_{P,R}^i$ 计算公式为

$$LBP_{P,R}^i = \min(\text{ROR}(LBP_{P,R}^i, i)), i = 0, 1, \dots, P-1 \quad (2)$$

式中 $\text{ROR}(x, i)$ 函数为旋转函数,表示将 x 循环右移 i ($i < P$) 位,常用的有 $LBP_{8,1}$ 、 $LBP_{16,2}$ 和 $LBP_{32,3}$ 算子。

2.2 GLCM

GLCM 是一种通过研究图像灰度在距离、方向 and 变化上综合信息的纹理特征提取方法,主要用于二阶纹理特征的统计。GLCM 表示在 θ 方向上,图像中间隔距离为 d 的一对像素点,它们的灰度值分别为 i 和 j 所出现的概率,记为 $P(i, j, d, \theta)$ 。其中, d 表示 2 个像素点之间的相对距离,而 θ 只考虑在 $0, 45, 90, 135^\circ$ 这 4 个方向的取值。假设在 $M \times N$ 的图像区域内,有 $f(x_1, y_1) = i$ 和 $f(x_2, y_2) = j$ 的一对像素点,则计算公式为

$$P(i, j, d, \theta) = \text{card}\{(x_1, y_1) \in (M, N), (x_2, y_2) \in (M, N) \mid d, \theta, f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j\} \quad (3)$$

式中 $\text{card}\{\}$ 为该集合中的元素数目。

由于纹理特征值容易受到方向的干扰,所以,要对 4 个方向的特征值求平均,取它们的平均值作为最终的纹理特征,然后将不同的纹理特征值进行归一化处理,让特征值具有更高的分辨率。为了提高识别效率,同时根据煤与矸石的纹理特征,笔者选用 GLCM 的角二阶距、相关性、对比度和熵这 4 种不相关的纹理参数作为煤与矸石识别的特征值。

角二阶距的表达式为

$$f_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P^2(i, j, d, \theta) \quad (4)$$

相关性的表达式为

$$f_2 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ijP(i, j, d, \theta) - u_1 u_2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2} \quad (5)$$

对比度的表达式为

$$f_3 = \sum_{n=0}^{L-1} n^2 \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P^2(i, j, d, \theta) \right\} \quad (6)$$

熵的表达式为

$$f_4 = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta) \log_2 P(i, j, d, \theta) \quad (7)$$

式中: L 为灰度级数; u_1 为变量 i 的均值, $u_1 =$

$$\sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta); u_2 \text{ 为变量 } j \text{ 的均值, } u_2 = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta); \sigma_1^2 \text{ 为变量 } i \text{ 的方差, } \sigma_1^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - u_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta); \sigma_2^2 \text{ 为变量 } j \text{ 的方差, } \sigma_2^2 = \sum_{j=0}^{L-1} (j - u_2)^2 \sum_{i=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta)。$$

2.3 纹理特征提取方法

基于 LBP 和 GLCM 的纹理特征提取方法步骤如下:

(1) 首先选取具有旋转不变性的 $LBP_{8,1}$ 算子,对预处理后的图像通过 LBP 运算转换为 LBP 图像。

(2) 生成 LBP 图像的 GLCM,其中距离 d 的值为 1, θ 的值分别为 $0, 45, 90, 135^\circ$,得到 4 个方向的 GLCM,并取它们的平均值进行归一化处理。

(3) 计算各个 GLCM 的角二阶距、相关性、对比度和熵,把这 4 个特征值作为图像的纹理特征来进行训练和识别。

3 SVM 分类器

在分类器中, SVM 以结构化风险最小化为原则,即兼顾训练误差与测试误差的最小化,主要是以分析数据和模式识别为主,用于分类和回归分析, SVM 已成为解决小样本、非线性和高维模式识别的有效工具。由于 SVM 具有良好的适应性和泛化能力,实验选用 SVM 作为煤与矸石图像的识别与分类方法。

在上述纹理特征分析中,因每个特征值的范围不同,可能导致一系列复杂的运算,为了解决这些运算问题, SVM 作为典型的二分类器,需要在训练之前将特征值数据映射到 $0 \sim 1$ 的范围之内。在训练 SVM 时,还需要注意核函数的选择,核函数将直接影响 SVM 的分类效果。在 SVM 分类器中,主要有以下 4 种核函数应用比较广泛:线性核函数、多项式

核函数、径向基核函数、Sigmoid 核函数。因径向基核函数有着训练速度快、所需参数少、复杂度低等优点,可极大地减少计算量并有利于结果的分析,所以,实验采用径向基核函数。

径向基核函数为

$$k(x,x_i)=\exp\left(-\frac{\|x-x_i\|^2}{2\sigma^2}\right),\sigma>0\quad(8)$$

式中: x_i 为核函数中心; σ 为函数的宽度参数,用于控制函数的径向范围。

4 识别结果与分析

4.1 识别系统描述

为了符合实际,结合煤与矸石识别系统对纹理特征提取方法进行分析,煤和矸石识别系统结构如图 3 所示。识别系统主要由图像获取、图像处理和 控制执行机构 3 个部分构成,图像获取部分主要由 传送带、光源、镜头、CCD 相机和图像采集卡等组成,为防止环境光落到煤和矸石上会降低图像质量,需要在传送带上方的采集图像周围加遮光板,遮光板内采用的光源为 LED 灯。摄像机标定是图像获取的关键步骤,识别系统中采用基于针孔模型的张正友标定法,该方法鲁棒性强,只需要拍摄不同方向的 2 张图像,根据图像上的每个像素点之间的对应关系便可标定出摄像机的内外参数。

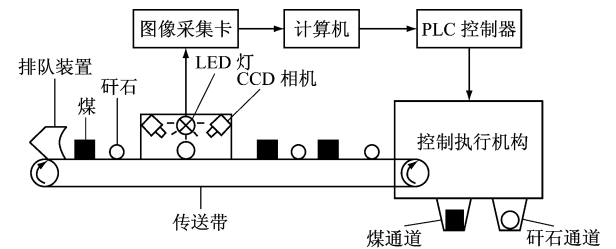


图 3 煤与矸石识别系统结构

煤与矸石分选识别的整个过程:开采出来的原煤通过排队装置传送到传送带上,当进入检测区域时,经过 LED 灯的照射,高速摄像头将对原煤的表面进行扫描,将获得的煤与矸石的光学图像通过 CCD 相机转换为数字图像,再利用图像采集卡将采集到的数据输入计算机中,通过计算机的相关处理和识别后将信号传送给 PLC 控制器,最后由控制执行机构将煤与矸石分别送入不同的通道。

4.2 结果与分析

根据纹理特征的提取方法,实验选取经过预处

理后的部分煤与矸石图像(6 幅图像),分别求出其 GLCM 的角二阶距、相关性、对比度和熵这 4 个纹理特征值。通过相关运算得出煤与矸石的纹理特征值数据,分别见表 1 和表 2。

表 1 煤的纹理特征值

图像 编号	角二阶距	相关性	对比度	熵
1	0.005 5	$-2.756\ 7\times10^7$	418.654 2	2.462 5
2	0.004 8	$-2.154\ 4\times10^7$	365.095 1	2.358 6
3	0.007 2	$-3.536\ 1\times10^7$	304.654 2	2.210 6
4	0.006 8	$-3.762\ 4\times10^7$	354.958 1	2.380 9
5	0.004 2	$-1.968\ 7\times10^7$	401.239 4	2.652 4
6	0.003 9	$-1.455\ 3\times10^7$	397.548 9	2.365 4

表 2 矸石的纹理特征值

图像 编号	角二阶距	相关性	对比度	熵
1	0.003 6	$-5.361\ 2\times10^9$	72.964 4	2.525 7
2	0.003 8	$-5.189\ 5\times10^9$	85.348 6	2.361 5
3	0.004 6	$-5.256\ 9\times10^9$	106.034 8	2.422 8
4	0.006 3	$-3.577\ 6\times10^9$	79.326 5	2.758 8
5	0.005 7	$-4.647\ 5\times10^9$	96.581 9	2.539 6
6	0.004 1	$-4.024\ 5\times10^9$	103.323 5	2.459 3

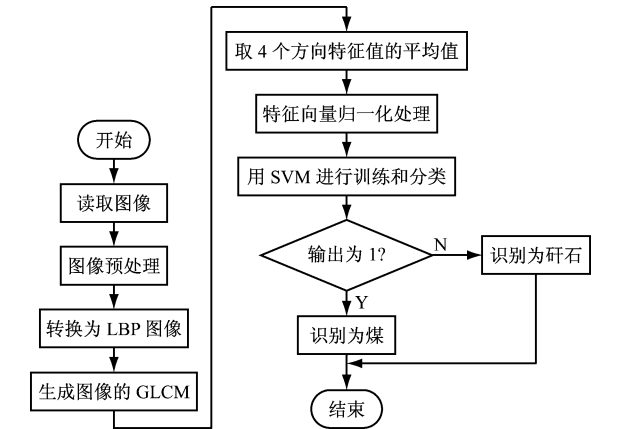


图 4 煤与矸石的图像识别流程

煤与矸石的图像识别流程如图 4 所示。实验中选取了来自山西大同煤矿的大小形状各异的煤与矸石样本,用 CCD 相机拍摄了在 LED 灯下的煤与矸石的图像各 200 幅,每幅图像的大小为 320×240 ,经过预处理和纹理特征提取,随机抽取 150 幅图像作为样本训练 SVM,剩下的 50 幅图像作为测试样本,最终的识别结果见表 3。

表 3 煤与矸石的识别结果

测试样本	样本数/幅	正确识别数/幅	识别率/%
煤	50	47	94.0
矸石	50	48	96.0

5 结语

在煤矿开采过程中,煤与矸石的分选识别是不可或缺的环节。根据煤与矸石表面纹理信息的差异,融合 LBP 和 GLCM 的纹理特征提取方法可有效提取出煤与矸石图像的角二阶距、相关性、对比度和熵这 4 个纹理特征值,并通过 SVM 分类器进行分类,最终得出识别结果。实验结果表明,该方法能够有效地提取到煤和矸石之间的纹理特征,且识别率分别高达 94%,96%。

参考文献:

[1] 张友军. 国内外选煤技术与装备的现状与发展趋势[J]. 选煤技术, 2011(1):70-72.

[2] 刘金桥, 吴金强. 机器视觉系统发展及其应用[J]. 机械工程与自动化, 2010(1):215-216.

[3] 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.

[4] 王祥瑞. 煤矿矸石自动分选中图像处理与识别技术的应用[J]. 煤炭技术, 2012, 31(8):112-113.

[5] 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.

[6] 宋剑. 基于图像特征的煤与矸石识别算法研究[D]. 邯郸: 河北工程大学, 2016.

[7] 廖阳阳. 基于 BP 网络和图像处理的煤矸石的动态识别[J]. 工业控制计算机, 2015, 28(7):119-122.

[8] 赵高长, 张磊, 武风波. 改进的中值滤波算法在图像去噪中的应用[J]. 应用光学, 2011, 32(4):678-682.

[9] 宋克臣, 严云辉, 陈文辉, 等. 局部二值模式方法研究与展望[J]. 自动化学报, 2013, 39(6):730-744.

[10] 王峰, 殷珍珍, 李彬. 基于分块局部二值模式的图像检索研究[J]. 微电子学与计算机, 2014, 31(5):21-27.

[11] 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.

[12] 焦蓬蓬, 郭依正, 刘丽娟, 等. 灰度共生矩阵纹理特征提取的 Matlab 实现[J]. 计算机技术与发展, 2012, 22(11):169-175.

[13] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1):2-10.

[14] 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(2):508-512.

[15] 张倩, 杨耀权. 基于支持向量机核函数的研究[J]. 电力科学与工程, 2012, 28(5):42-45.