



文章编号:1671-251X(2015)02-0050-04 DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2015.02.014
郝清玉,朱元忠,陈健.基于图像多小波变换的煤岩界面识别[J].工矿自动化,2015,41(2):50-53.

基于图像多小波变换的煤岩界面识别

郝清玉¹, 朱元忠², 陈健³

(1. 中国地质大学(北京)信息工程学院, 北京 100083; 2. 北京工业职业技术学院 电气与信息工程学院, 北京 100042; 3. 中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院, 北京 100083)

摘要:针对现有煤岩界面识别方法存在普适性差、可靠性差等问题,提出了一种基于图像多小波变换的煤岩界面识别方法。对煤岩图像进行多小波变换,提取不同频带多小波系数在固定窗口大小下的标准差作为纹理测度并生成归一化多频带特征向量,利用朴素贝叶斯分类器对纹理特征进行识别。实验结果表明,对于分辨率为 128×128 的图像,当窗口大小为9,选择频带F5—F16构造特征向量时,识别率可达96.14%。

关键词:煤岩界面识别;多小波;多频带特征;朴素贝叶斯分类器

中图分类号:TD67 文献标志码:A 网络出版时间:2015-02-03 15:19

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20150203.1519.014.html>

Coal-rock interface identification based on image multi-wavelet transformation

HAO Qingyu¹, ZHU Yuanzhong², CHEN Jian³

(1. School of Information Engineering, China University of Geosciences(Beijing), Beijing 100083, China;
2. School of Electrical and Information Engineering, Beijing Polytechnic College, Beijing 100042, China;
3. School of Mechanical Electronic and Information Engineering, China University of Mining and Technology(Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract:In view of problems of poor universality and low reliability in existing identification method of coal-rock interface, an identification method of coal-rock interface based on image multi-wavelet transformation was proposed. Firstly, coal-rock image is transformed by multi-wavelet. Then standard deviation under fixed window size with multi-wavelet coefficients of different frequency bands is extracted as texture measure and normalization multi-band feature vector is formed. Finally, texture feature is identified by naive Bayes classifier. The experimental results show that identification rate can achieve 96.14% when window size is 9 and feature vector constructed by frequency bands 5-16 for image of resolution 128×128 .

Key words:coal-rock interface identification; multi-wavelet; multi-band feature; naive Bayes classifier

0 引言

煤岩界面识别是实现采煤工作面无人开采的关键技术之一^[1],可根据识别结果及时调整采煤机滚筒截割高度,在无需人工干预条件下减少丢煤,避免

截割岩石。目前,煤岩界面识别方法主要有 γ 射线探测法^[2]、记忆截割法、传感器探测法^[3-4]等,其中 γ 射线探测法和记忆截割法较成熟。但 γ 射线探测法要求顶板岩石必须含有放射性元素,中国仅20%矿井满足该条件;记忆截割法可实现采煤工作面有

收稿日期:2014-06-16;修回日期:2014-12-10;责任编辑:盛男。

基金项目:北京市属高等学校创新团队建设提升计划资助项目(IDHT20130511);中国矿业大学(北京)博士研究生拔尖创新人才培养基金资助项目(80015E639)。

作者简介:郝清玉(1989—),女,山东菏泽人,硕士研究生,主要研究方向为通信与数字信号处理,E-mail:haoqingyu1989@163.com。

人巡视条件下的回采巷道遥控和记忆割煤,但仍无法实现无人控制;利用多种传感器采集采煤过程中摇臂的振动、声音信号,并通过主成分分析、遗传神经网络、独立成分分析等模型进行判别的方法由于过于复杂、可靠性差,在实际应用中很难得到推广。

目前利用图像进行煤岩界面识别的研究较少^[5]。参考文献[6]提出基于图像识别的多参数信息融合煤岩界面识别方法。参考文献[7]利用图像纹理特征和灰度共生矩阵识别煤岩对象,但纹理往往呈现多尺度和周期性特点,灰度共生矩阵无法从多尺度有效描述纹理。小波变换为多尺度分析提供了一个数学框架^[8]。经小波变换后,高频分量频带宽,低频分量频带窄,而纹理是一种中、高频窄带信号,其重要信息集中在中、高频带。本文提出了一种基于图像多小波变换的煤岩界面识别方法,基于Laws纹理测度提取多频带特征向量描述煤岩图像纹理,利用朴素贝叶斯分类器从多尺度对煤岩图像纹理特征进行区分。通过对实际采集的煤岩样本进行实验分析,验证了该方法的有效性。

1 图像多小波变换

多小波是指由2个或2个以上的尺度函数生成的小波^[9]。多小波不仅保持了单小波的时频域局部化特性,而且克服了单小波的缺陷,具有更多的分频段特征。本文选用GHM多小波,离散多小波分解公式为

$$\begin{cases} u_{j,k} = \sum_m G_{m-2k} u_{j-1,m} \\ r_{j,k} = \sum_m H_{m-2k} u_{j-1,m} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $u_{j,k}$, $r_{j,k}$ 分别为输入信号第 j 级的第 k 个多小波低频系数和高频系数; G_{m-2k} , H_{m-2k} 分别为多小波变换的低通滤波器和高通滤波器; $u_{j-1,m}$ 为输入信号第 $j-1$ 级的第 m 个多小波低频系数。

首先对信号采用双正交插值预滤波^[10]进行预处理,先后对输入图像每行和每列预滤波。然后利用式(1)分别对预处理后数据的每行和每列作分解。

2 煤岩图像多频带特征提取

GHM多小波有2个小波函数,1幅图像经过1级滤波后产生16幅不同频带子图,不同纹理经过变换在不同频带内的能量分布不同。在图像纹理分割领域,Laws^[11]提出使用标准差作为图像中坐标为 (i,j) 的像素点的纹理测度:

$$E(i,j) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{w=i-n}^{i+n} \sum_{k=i-n}^{i+n} |g(w,k) - m(i,j)| \quad (2)$$

式中: $g(w,k)$ 为多小波滤波后的某频带子图在点 (w,k) 处的值; $m(i,j)$ 为频带子图中以点 (i,j) 为中心、大小为 $2n+1$ 的窗口内的均值。

图像纹理分割是对图像中所有像素点进行的一种无监督的分类。而对特定种类的煤岩对象,其纹理特征是稳定的,煤岩识别是一种有监督的分类。Laws纹理测度需要滤波器组的各频带子图与原始图像大小相同,而实际变换后频带子图为原始图像的 $1/16$,任一像素点周围15个位置点都是该像素点的重复。假设经过多小波变换后16个频带子图大小均为 $N \times M$,本文通过计算多小波变换后各频带子图内各点对应标准差的平均值,得到各频带特征值:

$$E_t = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{N-1-n} \sum_{j=1}^{M-1-n} |E(i,j)| \quad (3)$$

其中 $E(i,j)$ 窗口大小为 $2n+1$ 。由于纹理特征主要体现在中、高频带,低频特征值反而影响有效识别煤岩对象,去掉 $16-l$ 个低频子图特征值,利用剩余 l 个特征值组成特征向量 $\mathbf{v}_E = (E_1, E_2, \dots, E_l)$ 。同时为消除不同量纲对分类的影响,对各特征值做归一化处理:

$$\tilde{E}_t = E_t / \max_{t=1,2,\dots,l} E_t \quad (4)$$

从而得到归一化多频带特征向量 $\mathbf{v} = (\tilde{E}_1, \tilde{E}_2, \dots, \tilde{E}_l)$ 。

3 煤岩分类器设计

3.1 分类器构建与煤岩分类识别

提取待识别样本归一化多频带特征向量 $\mathbf{v} = (\tilde{E}_1, \tilde{E}_2, \dots, \tilde{E}_l)$,假设 $y \in \{0,1\}$ 代表样本类别标签,1表示煤,0表示岩,利用朴素贝叶斯分类器对待识别样本特征向量分类,得到分类器响应:

$$H(\mathbf{v}) = \lg \frac{\prod_{t=1}^l p(\tilde{E}_t | y=1) p(y=1)}{\prod_{t=1}^l p(\tilde{E}_t | y=0) p(y=0)} = \sum_{t=1}^l \lg \frac{p(\tilde{E}_t | y=1)}{p(\tilde{E}_t | y=0)} \quad (5)$$

其中 $p(\tilde{E}_t | y=1) \sim N(\mu_t^+, \sigma_t^+)$, $p(\tilde{E}_t | y=0) \sim N(\mu_t^-, \sigma_t^-)$, μ_t^+ , σ_t^+ 和 μ_t^- , σ_t^- 分别为煤样和岩样多频带特征向量第 t 维特征值所服从高斯分布的均值和方差。在样本数目足够多的条件下可认为 $p(y=$

1)/ $p(y=0)$ 为常数,此处假设 $p(y=1)=p(y=0)$,即样本为煤、岩的概率相等。依据分类器响应,按式(6)得到分类结果。

$$y = \begin{cases} 1 & H(\mathbf{v}) > \theta_{th} \\ 0 & H(\mathbf{v}) < -\theta_{th} \\ other & -\theta_{th} < H(\mathbf{v}) < \theta_{th} \end{cases} \quad (6)$$

式中: θ_{th} 为分类器响应判决门限。

3.2 分类器参数训练

假设已采集 n 幅煤样本图像,分别提取各样本的归一化多频带特征向量 $\mathbf{v}_i = (\tilde{E}_1(i), \tilde{E}_2(i), \dots, \tilde{E}_l(i)), i=1, 2, \dots, n$,对已知煤样本训练得到分类器参数:

$$\begin{cases} \mu_i^+ = \frac{1}{n} \sum_{i=1|y=1}^n \tilde{E}_l(i) \\ \sigma_i^+ = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1|y=1}^n [\tilde{E}_l(i) - \mu_i^+]^2} \end{cases} \quad (7)$$

假设已采集 n 幅岩石样本图像,同理可得分类器参数 μ_i^*, σ_i^* 。

4 实验分析

本文主要以无烟煤和烟煤、采自煤层顶板和底板的岩石样本为研究对象进行实验和分析。图 1 为采集的部分煤岩样本图像。

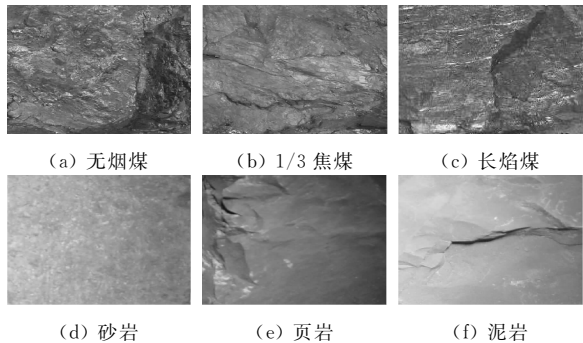


图 1 煤岩样本图像

4.1 窗口选择

假设经多小波变换后各频带子图大小为 $N \times M$,因此窗口大小需介于 1 与 $\min\{M, N\}$ 之间。对于同样大小的样本图像,随着窗口增大,窗口中心点数量减少,相应频带特征值的计算速度越高。然而过大的窗口不能精确描述纹理特征;窗口过小也会影响对纹理的描述能力。

实验中样本图像分辨率为 128×128 ,经多小波变换后频带子图大小为 32×32 ,因此窗口大小可能取值为 1~32。图 2 为不同窗口下待识别样本的分类器响应值变化曲线。

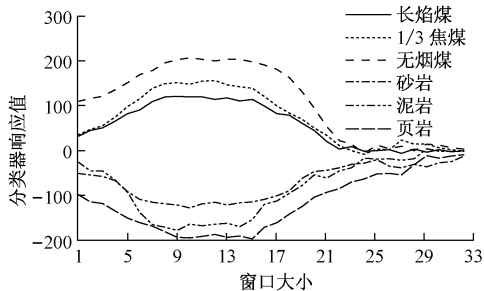


图 2 不同窗口下待识别样本的分类器响应值变化曲线

从图 2 可看出,无论窗口过小或过大都会导致分类器对样本的聚类能力降低。当窗口大小为 7~15,分类器达到最优分类效果。随着窗口继续增大,煤与岩样本的分类器响应值之间的距离减小,当窗口大小大于 24,已无法正确识别煤岩。

4.2 频带选择

经过多小波变换,初始条件下可得 16 维特征值,通过去除 $16-l$ 个低频特征值,得到优化后的特征向量。依据 4.1 节结果,窗口大小设置为 9,对 300 幅煤样本图像(其中无烟煤、1/3 焦煤、长焰煤各 100 幅)和 300 幅岩样本图像(其中砂岩、页岩和泥岩各 100 幅)训练得到分类器参数,然后分别对待识别煤、岩石样本进行分类识别。对选择不同频带特征值构成特征向量条件下的可分性进行对比,结果见表 1。

从表 1 可看出,使用全部 16 维特征值对分类器参数进行训练并对样本分类时,对不同类别样本的可分性较差,仅为 1.216 9。将特征向量中低频特征值去除,保留中、高频特征值,分类器分类效果有所提高。当 $l=4$,即保留频带 F5—F16 时,可分性最强,达到 5.607 2。继续剔除低频特征值,可分性降低,当 $l=9$ 时,可分性已降为 1.912 2。

4.3 煤岩样本分类识别结果

将所有煤、岩样本图像(煤、岩各 600 幅)分为 2 组。I:训练样本,包括 300 幅煤样本图像(I.1 无烟煤、I.2 1/3 焦煤、I.3 长焰煤各 100 幅),300 幅岩样本图像(I.4 砂岩、I.5 页岩、I.6 泥岩各 100 幅);II:待识别样本,包括 300 幅煤样本图像(II.1 无烟煤、II.2 1/3 焦煤、II.3 长焰煤各 100 幅),300 幅岩样本图像(II.4 砂岩、II.5 页岩、II.6 泥岩各 100 幅)。窗口大小设置为 9,选择频带 F5—F16 构成多频带特征向量, θ_{th} 设置为 75。利用 I 组样本训练得到的分类器参数,对训练样本、待识别样本以及由于误采样得到的 100 幅非煤岩样本图像进行分类识别,结果见表 2。

表 1 选取不同频带特征值的特征向量的可分性指标

频带选择	类间距 S_B	类内距离 (煤) S_{W1}	类内距离 (岩) S_{W2}	类内均值 (煤) m_{c1}	类内均值 (岩) m_{c2}	可分性判据 $J=S_B/(S_{W1}+S_{W2})$
F1—F16($l=0$)	126.315 7	50.131 6	53.671 9	60.16	−63.60	1.216 9
F2—F16($l=1$)	136.661 4	22.484 6	25.664 5	63.30	−69.00	2.838 3
F3—F16($l=2$)	251.078 6	43.222 9	25.616 8	120.67	−125.16	3.647 3
F4—F16($l=3$)	274.188 1	39.364 4	27.010 3	136.60	−133.00	4.130 9
F5—F16($l=4$)	294.699 3	28.248 9	24.308 2	142.00	−150.00	5.607 2
F6—F16($l=5$)	314.422 0	31.255 2	27.353 7	154.30	−157.30	5.364 8
F7—F16($l=6$)	325.573 9	33.436 5	31.329 8	158.00	−164.30	5.026 9
F8—F16($l=7$)	225.660 5	29.631 1	27.580 2	110.00	−112.00	3.944 3
F9—F16($l=8$)	156.296 4	32.355 7	31.329 8	75.60	−74.30	2.454 2
F10—F16($l=9$)	125.651 2	35.863 9	29.847 8	58.30	−51.46	1.912 2

注:对多小波变换后的 16 个不同频带从低频到高频分别编号为 F1—F16。

表 2 各类样本分类识别结果

类别	煤	岩	非煤岩	识别率/%
I. 1	100	0	0	100
I. 2	100	0	0	100
I. 3	100	0	0	100
I. 4	0	100	0	100
I. 5	0	100	0	100
I. 6	0	100	0	100
II. 1	98	0	2	98
II. 2	97	0	3	97
II. 3	95	2	3	95
II. 4	2	93	5	93
II. 5	0	100	0	100
II. 6	0	96	4	96
非煤岩样本	4	2	94	94

从表 2 可看出,训练得到的分类器参数对训练样本的可分性较强,没有出现误识别样本。对于无烟煤和 1/3 焦煤待识别样本,出现误判且均判为非煤岩,通过适当调整降低门限值 θ_{th} ,可进一步提高识别率;对于长焰煤待识别样本,有 2 幅图像被判为岩;砂岩待识别样本有 7 幅图像被误判,错误率较高,大部分图像被判定为非煤岩;对于页岩待识别样本,没有出现误判;对于泥岩待识别样本,误判样本均被判定为非煤岩。而对于非煤岩样本由于其分类器响应值幅值较小,只有少数样本被判定为煤或岩。各种煤岩样本和非煤岩样本的总体平均识别率达 96.14%。

5 结语

提出了一种基于图像多小波变换的煤岩界面识别方法。依据煤岩图像多小波变换后的各频带系数,基于 Laws 纹理测度提取多频带特征向量描述

煤岩图像纹理特征,利用朴素贝叶斯分类器对煤岩特征进行分类识别。实验结果表明,对于分辨率为 128×128 的图像,当窗口大小为 9,保留频带 F5—F16 构造特征向量时,可达最优识别效果。

参考文献:

[1] 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.

[2] 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.

[3] 赵学雷. 基于多传感器信息融合的载荷及煤岩判定与识别技术研究[D]. 北京:中国矿业大学;北京,2011.

[4] 贾新泽,杨慧贞,段晋有,等. 一种基于 2DPCA 的煤岩识别新方法[J]. 太原理工大学学报,2011,42(5):531-533.

[5] SUN Jiping, SU Bo. Coal-rock interface detection using cluster prominence based on gray level co-occurrence matrices [J]. Advances in Information Sciences and Service Sciences,2012,4(8):353-360.

[6] 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.

[7] 中国矿业大学(北京). 一种基于图像灰度共生矩阵的煤岩识别方法:中国,201110377349.3[P]. 2011-11-24.

[8] 刘丽,匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报 A,2009,14(4):622-635.

[9] STRELA V. Multiwavelets theory and applications [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology,1996.

[10] 康静,张书玲. 多小波变换中一种新预滤波方法及其应用[J]. 纺织高校基础科学学报,2003,16(4):329-334.

[11] LAWS K. Textured image segmentation [D]. Los Angeles:University of Southern California,1980.