

改进的图像纹理检索方法在矿石识别中的应用

陈玲¹⁾ 沈红标²⁾ 李咸伟²⁾ 刘其真¹⁾

¹⁾(复旦大学计算机科学与工程系,上海 200433) ²⁾(宝山钢铁股份有限公司研究院环境与资源研究所,上海 201900)

摘要 为了将图像纹理检索应用到某种矿石成分的识别中,在使用灰度共现矩阵和灰度行程统计矩阵进行特征提取的基础上,考虑到将纹理识别时的计算时间限制在一定范围内,提出了仅使用一个综合特征进行目标纹理检索的有效方法。实验结果表明,只要对按照欧氏距离定义的相似度进行匹配时,选取适当的相似度阈值,则该方法便能够获得满意的纹理识别结果。

关键词 纹理识别 特征向量 相似度

中图法分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2006)11-1700-04

Application of Image Texture Retrieval in Mineral Discrimination

CHEN Ling¹⁾, SHEN Hong-biao²⁾, LI Xian-wei²⁾, LIU Qi-zhen¹⁾

¹⁾(Department of Computer Science, Fudan University, Shanghai 200433)

²⁾(Institute of Environment and Resource, Baosteel Co., Ltd., Shanghai 201900)

Abstract The paper depicts mineral discrimination through image texture retrieval. The whole procedure goes like this: firstly dividing a large image into small window images, whose feature values are then extracted according to cooccurrence matrices and gray level run length matrices, with the limit of practical computation capability, only one single feature vector is applied in the classification. As we can see in the paper, a satisfying consequence can be reached when an appropriate threshold value can be provided.

Keywords texture recognition, feature vector, similarity

1 引言

要对从显微镜中获得的某种矿石图像进行成分识别,并标记出特定的一类,除了利用灰度的阈值法,色彩阈值法等简单的方法之外,图像纹理检索^[1-4]也可经过改进应用到其识别中。图像纹理检索的一般方法是将大的图像进行分割,先得到一个小子图像(又称小窗口),然后对子图像进行特征提取,并归一化,再对这些向量进行分类。图像纹理的特征提取一般有以下几种方法:灰度共现矩阵^[5], laws 纹理特征^[6], $N \times M$ gram 向量^[7], 灰度行程统计矩阵^[8]以及常量矩(invariant moment)^[9]。本文中在使用灰度共现矩阵、灰度行程统计矩阵进行特征提取的基

础上,考虑到快速纹理识别的实际要求,提出了仅使用一个综合特征进行目标纹理检索的有效方法。

2 算法介绍

图1是一个从显微镜中得到的某种矿石的数字图像,对矿石成分进行鉴定就是将图2所示的纹理图像从图1中识别出来。对图1稍加分析,就发现图2所显示的图像和图1的其他部分灰度颜色都差不多,无法利用阈值进行分割。如何分割,一种有效的设想就是对图像分割后的小窗口进行纹理分析。

本项研究中原图的大小为 800×800 pixels, 图像的灰度级为 256 级, 为便于分析, 实验中先将其分割成 50×50 pixels 的子图像进行分析。

收稿日期:2006-06-15; 改回日期:2006-08-02

第一作者简介:陈玲(1982~),女,2004年获同济大学工学学士学位,现在复旦大学计算机系攻读硕士学位。主要研究方向为计算机视觉。E-mail: chenling000@sohu.com

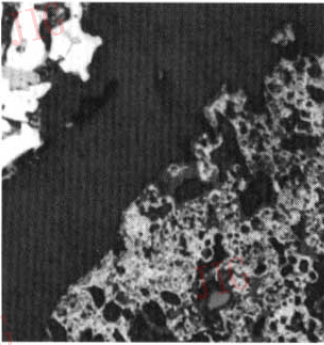


图 1 某种矿石纹理图像

Fig. 1 Texture image in some rock

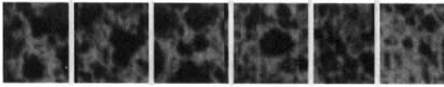


图 2 若干纹理模板

Fig. 2 Texture model

分析时,先从训练集样本图像中提取特征值,以组成特征向量;然后对所有待识别的测试集图像用同样的方法进行特征提取;接着分别对这些子图像的特征向量进行运算,以便形成一个综合特征,并将其和训练样本的综合特征按照欧氏距离定义的相似度进行匹配,最后即可得到识别结果。

2.1 特征提取

本方法中对图像进行识别的特征向量是 9×1 的行向量,各分量分别是:第 1 个分量是规范后在范围 $[0,1]$ 的灰度期望值,第 2 个分量是灰度值的标准差,第 3 个分量是从灰度共现矩阵 (gray level cooccurrence matrices)^[5] 中得到的叫做统一度量值,其定义如下:

$$u = \sum_i \sum_j c_{i,j}^2 \quad (1)$$

式中, $c_{i,j}$ 代表灰度共现矩阵的元素。共现矩阵的形成可参考文献[1]。由于计算 256 级灰度的共现矩阵对个人计算机来说是个很大的计算量,为此本文将 256 级灰度转化为 8 级灰度,即首先对图像进行直方图均衡 (histogram equalization),然后再进行简单的映射,即将原图中 $[0 \ 31]$ 的灰度映射为新图的 0,将 $[32 \ 63]$ 的灰度映射为 1,将 $[32 \times n \ 32 \times (n+1) - 1]$ 的灰度映射为 $n(0 \leq n \leq 7)$ 。这样就能很大程度上减少计算量。特征向量的最后 6 个量是

关于行程长度统计矩阵 (gray level run length matrices, GLRLM)^[5] 的,其分别定义如下:

$$f_1 = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{gray}}} \sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} (F_{\text{norm}} \cdot j)^2 P(i, j)}{\sum_{i=1}^{N_{\text{gray}}} \sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} P(i, j)} \quad (2)$$

$$f_2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{gray}}} \sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} i \cdot P(i, j)}{\sum_{i=1}^{N_{\text{gray}}} \sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} P(i, j)} \quad (3)$$

$$f_3 = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{gray}}} \sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} i^2 \cdot P(i, j)}{\sum_{i=1}^{N_{\text{gray}}} \sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} P(i, j)} \quad (4)$$

$$f_4 = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{gray}}} \left(\sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} P(i, j) \right)^2}{\left(\sum_{i=1}^{N_{\text{gray}}} \sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} P(i, j) \right)^2} \quad (5)$$

$$f_5 = \frac{\sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} \left(\sum_{i=1}^{N_{\text{gray}}} P(i, j) \right)^2}{\left(\sum_{i=1}^{N_{\text{gray}}} \sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} P(i, j) \right)^2} \quad (6)$$

$$f_6 = \sum_{i=1}^{N_{\text{gray}}} \sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} (F_{\text{norm}} \cdot j - U_i)^2 \cdot P(i, j)$$

$$u_i = \frac{\sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} (F_{\text{norm}} \cdot j) P(i, j)}{\sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} P(i, j)} \quad (7)$$

其中, F_{norm} 代表规范化系数,由以下公式定义:

$$F_{\text{norm}} = \frac{K}{\bar{l}} \quad (8)$$

其中, K 为给定系数, \bar{l} 表示平均行程长度:

$$\bar{l} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{gray}}} \sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} j \cdot P(i, j)}{\sum_{i=1}^{N_{\text{gray}}} \sum_{j=1}^{L_{\text{gray}}} P(i, j)} \quad (9)$$

N_{gray} 表示灰度级数, L_{gray} 表示灰度的最大行程; \cdot 表示点乘, $P(i, j)$ 代表该矩阵中位置在 (i, j) 的元素。

规一化后的灰度行程矩阵由以下公式定义:

$$L = F_{\text{norm}} \times L_{\text{org}} \quad (10)$$

为了简化计算,采用 64 级灰度值 0° 方向计算灰度行程矩阵 (gray level run length matrices)。

2.2 计算综合特征

为确保所有的特征向量值都是在 $[0 \ 1]$ 内,需

要将其进行标准化,即将所有特征向量除以其对应特征向量中的最大向量即可。

$$\mathbf{u}_{\text{norm}} = \frac{\mathbf{u}_{\text{org}}}{\mathbf{u}_{\text{max}}} \quad (11)$$

其中, \mathbf{u}_{norm} 表示标准化后的向量; \mathbf{u}_{org} 表示原始向量; \mathbf{u}_{max} 表示所有该特征向量的最大值; 然后将样本集的所有特征向量进行综合运算, 即可得到唯一一个用于判断是否为目标的综合向量 \mathbf{V}_{ref} 。

$$\mathbf{V}_{\text{ref}} = \mathbf{W} \times \sum_{i=0}^M \mathbf{V}_i \quad (12)$$

上式中 \mathbf{V}_i 表示从各图片中获得的向量, M 是样本空间容量, \mathbf{W} 是给定的权值向量。

2.3 分类识别

分类时, 可利用欧氏距离来衡量相似度, 即先对测试集里每张图的特征向量与样本集的标准特征向量进行比较, 然后采用经验值作为阈值来进行分类。

$$S = |\mathbf{V} - \mathbf{V}_{\text{ref}}| \quad (12)$$

其中, \mathbf{V} 表示待分类的向量, \mathbf{V}_{ref} 表示作为样本的参考向量, 即所有的向量与其进行距离计算得出相似度。如果相似度在某一阈值范围内, 那么就说明该向量代表的纹理图像与参考纹理相似; 否则不相似。

相似度阈值的选择由统计经验确定; 阈值选择的不同, 会出现不同的纹理识别结果。

在本项研究的实验中发现, 相似度阈值为 0.4 可产生最理想的纹理识别结果, 其中虽然也有少量的区域被错误识别, 但可以对识别结果进行进一步的分析, 还可以再用灰度均方差的简单信息来进行过滤, 以进一步提高正确识别率。

3 分类实验结果

在本项研究中, 首先从某种矿石的大量显微图像中选出了 31 幅 (800×800 Pixels) 含有本文图 2 所示特定纹理的图像, 然后将这些图像分割成 50×50 Pixels 的子图像, 共 $16 \times 16 \times 31 = 7936$ 幅, 最后将这 7936 幅子图像作为测试集, 并从中识别出纹理符合要求的所有子图像。

实验中, 先从上述测试集中挑选出 470 幅典型的纹理子图像作为训练样本集, 并提取特征值, 然后分别求出综合特征后, 再求其平均值以作为标准的综合特征; 最后对所有的 7936 幅测试集子图像用同样的方法进行特征提取, 在分别形成综合特征后, 再将其和样本标准特征按照欧氏距离定义的相似度进行匹配, 即可得到各个子图像的识别结果, 然后用黄色 (黑白图像上为白色) 小方块标记出识别出的特定的纹理子图像。

图 3 是取不同相似度阈值时的识别结果。

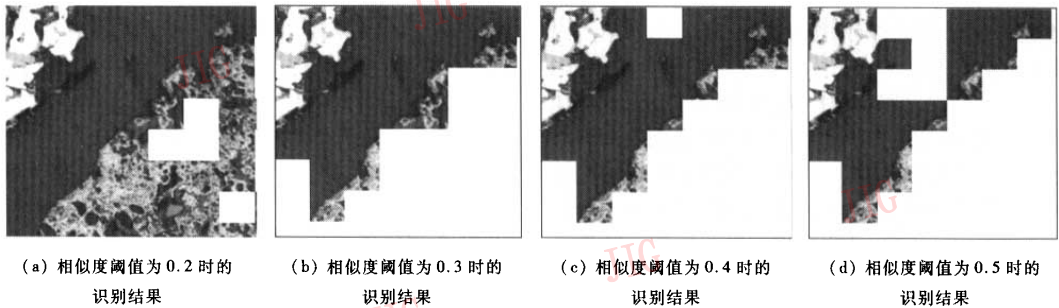


图 3 取不同相似度阈值时的对图 1 的识别结果

Fig. 3 Classification results by various threshold values

在实验中发现, 当相似度阈值为 0.2 时, 大部分的目标图像都没有被识别出来, 这一点可由图 3(a) 看出; 当阈值为 0.3 时, 有 50% 的目标区域被标记出来, 另有少量的非目标区域 (少于 5%) 亦被错划为目标区域 (见图 3(b)); 当阈值为 0.4 时, 几乎 90% 的目标区域可被正确识别, 但另有 10% 的非目标区域被错划为目标区域 (见图 3(c)); 当阈值为

0.5 时, 亦有 90% 的目标区域被正确识别, 但问题是过多的非目标区域被认为是目标区 (见图 3(d))

通过以上实验可看到相似度阈值为 0.4 的图像纹理识别可达到最好效果。图 1 是图像库中的原图一张, 其识别结果在图 3 中标出 (图中的颜色方块就是识别出来的小窗口图像), 从图上可能看到大约 80% 的矿物标出来了, 除了边缘上的因小窗口局

限产生少量目标漏选外,用其他的阈值得到的识别结果均不太理想,比如选 0.2,则有些目标内容会漏选;而选用阈值 0.5,则会把很多不属于该类的区域识别为目标区域。

通过对图 3 相似度阈值为 0.4 时的分类结果的进一步观察发现,部分背景区域出现误识,但该背景区域的误识可用灰度阈值辅助识别来很容易地加以纠正,这就大大减少了误识率。

4 结 论

本文探讨了图像纹理检索在矿石识别中的应用,并在使用灰度共现矩阵、灰度行程统计矩阵进行特征提取的基础上,提出了仅使用一个综合特征进行目标纹理检索的有效方法。由于该方法是针对计算量大的问题进行处理,从而使得在个人计算机上的计算时间被控制在能够接受的范围内,该方法对给定纹理的图像识别有效果,一般可达到主观上满意的分类结果;进一步精确的分类可考虑从以下几方面着手:特征向量的提取精度、特征向量的维数控制以及相似度定义上。另外,如果能结合其他方法对识别结果进行进一步判定,则还可以使识别结果

得到进一步的提高。

参考文献 (References)

- 1 Haralick R M, Shapiro L G. Computer and robot vision [M]. Reading, Mass, USA: Addison-Wesley, 1992.
- 2 Wechsler H. Texture analysis——A survey[J]. Signal Processing, 1980, 7(2): 271 ~ 280.
- 3 Murino V, Ottonello C, Pagnan S. Noisy texture classification: A higher-order statistical approach [J]. Pattern Recognition, 1998, 31(4): 383 ~ 393.
- 4 Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Texture features for image classification [J]. IEEE Transactions on System Management and Cybernetics, 1973, SMC-3(6): 610 ~ 621.
- 5 Gotlieb C C, Kreyszig H E. Texture descriptors based on co-occurrence matrices [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1990, 51(1): 70 ~ 86.
- 6 Laws K I. Rapid texture identification [J]. Proceedings of the SPIE, 1980, 238: 376 ~ 380.
- 7 Sreeram V, Agathoklis P. On the computation of gram matrix in time domain and its applications [J]. IEEE Transactions on Automat Cont, 1993, 38(10): 1516 ~ 1520.
- 8 Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. IEEE Transactions on Information, Theory, 1962, 8(1): 179 ~ 187.
- 9 Galloway M M. Texture analysis using gray level run lengths [J]. Computer Graphics Image Processing, 1975, 4(2): 171 ~ 179.