

# 基于纹理的图像检索算法

王 琨, 齐会来, 杨 波, 张子华

(空军驻无锡地区军事代表室, 江苏 无锡 214063)

**摘 要:**基于图像内容的检索 CBIR(content-based image retrieval)是近年来一个研究热点。它能够帮助人们在庞大的数字图像库中准确、快速地找出需要的资料。从图像的纹理特征入手,以彩色纹理图像作为研究对象,提出了一种新的基于纹理的图像检索算法。算法以小波分析作为预处理,合理分析、设计了特征向量的构成,并根据这些特征进行相似度计算,从而得出分类结果。在实验中对100幅图像进行检索,检索结果的正确率为75%。为了进一步验证算法的鲁棒性,对35种纹理及其旋转180°的图像共70幅图像进行检索,正确识别率为64%。实验说明本算法具有较高的识别率,并具有一定的鲁棒性。与其它算法相比,本算法在具有较高识别率的同时,能反映近似纹理的聚类性,且本算法不要求图像的尺寸完全相同。

**关键词:**纹理分析;小波变换;特征提取;模式识别

**中图分类号:** TN911.73    **文献标识码:** A    **文章编号:** 1009-3516(2008)03-0054-04

随着电脑与网络的快速发展,数字图像的使用和存储量也与日俱增。数字图像数据库得到了大力发展和广泛应用。如何在庞大的数字图像库中快速、准确地找出需要的资料成为了一个研究方向。而基于图像内容的检索 CBIR(content-based image retrieval)成为一个快速发展的热点<sup>[1-2]</sup>。基于内容的图像检索算法主要有基于色彩统计的方法<sup>[3]</sup>、基于形状特征的方法<sup>[4]</sup>、基于语义的方法等。这些年来在基于图像内容的分类、识别方面已有不少研究成果<sup>[5-6]</sup>,但基于纹理的分类仍是一个有意义而又比较困难的问题。纹理提供了图像的重要特征。在航拍图像、卫星遥感图像及生物化学图像的分析中广泛应用了纹理分析的方法。本算法以小波分析作为预处理,合理划分各子频带通道,设计了特征向量的构成,并根据这些特征进行相似度计算,从而最终得出分类结果。

## 1 基于图像内容的纹理分类方法

早期的研究方法主要有马尔可夫随机场理论 GMRF(Gaussian Markov random field)和吉布斯分布(Gibbs distribution)理论。这些方法主要考虑了一定范围内图像点的关系。随着小波的出现及其在图像处理中的应用,基于多尺度多分辨率的算法逐渐成为主流。

Michael Unser<sup>[7]</sup>采用如下算法:①对纹理图像进行小波变换;②计算各子频带内小波系数的平方和的均值作为特征向量;③通过计算 Bayes 距离,得出样本与各已知纹理的相似度,从而进行分类。

Tianhorng chang 等采用 Garbor 滤波器对纹理进行小波包分析<sup>[8]</sup>。在学习阶段,首先进行小波包变换,计算每一尺度下的主能量频带,得出主能量通道,将能量的均值和方差作为特征向量。而在识别阶段,同样计算出主能量通道,及能量的均值和方差。判别时首先比较主能量通道是否相同,如相同则计算简化的 Mahalanobis 距离(Simplified Mahalanobis Distance)式(1),并进行相似度比较,得出分类结果。但经实验发现每一尺度下的主能量大都在最低频带下,出现主能量通道不同的情况很少。

收稿日期:2007-10-22

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60021302)

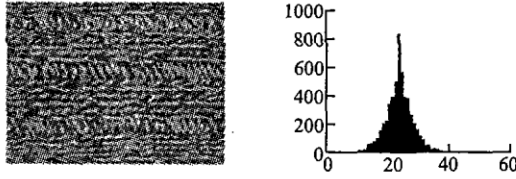
作者简介:王 琨(1973-),男,重庆人,工程师,博士,主要从事图像处理及雷达信号研究。

E-mail:wkques@sina.com

$$D_i = \sum_{j=1}^J (x_j - m_{i,j})^2 / c_{i,j} \quad (1)$$

Minh N. Do 等<sup>[9]</sup>采用如下算法:①对纹理图像进行3级小波变换,得到9个频带内的小波系数(除去最低频带);②计算小波系数的归一化高斯密度 GGD (generalized Gaussian density),模型参数  $\alpha$  和  $\beta$  作为特征向量,共  $2 \times 9 = 18$  个特征向量。③将这 18 个特征向量带入式(2)计算相似度,并得出分类结果,如图 1 所示。但在实验中发现一些纹理图像的系数不适于用 GGD 模型表示。如图 2 纹理的小波系数。从图 2(b)可以直观的看出该纹理图像的小波系数不适于用 GGD 模型表示。

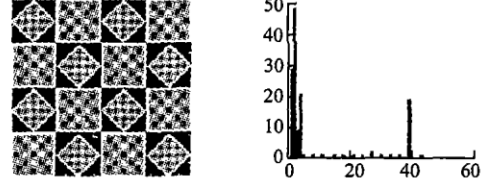
$$D(p(\cdot, \alpha_1, \beta_1) \| p(\cdot, \alpha_2, \beta_2)) = \log(\beta_1 \alpha_2 \Gamma(1/\beta_2) / \beta_2 \alpha_1 \Gamma(1/\beta_1)) + (\alpha_1 / \alpha_2)^{\beta_2} \Gamma((\beta_2 + 1) / \beta_1) / \Gamma(1/\beta_1) - 1/\beta_1 \quad (2)$$



(a) 原纹理图 (b) 小波系数直方图

图 1 适用于 GGD 模型的图像

Fig. 1 Image suitable for GGD model



(a) 原纹理图 (b) 小波系数直方图

图 2 不适用于 GGD 模型的图像

Fig. 2 Image unsuitable for GGD model

### 1.1 分类算法

为了接近于数字图像数据库的搜索要求,本文对彩色纹理图像进行处理。彩色图像中每一像素对应 R、G、B 三个值,即 1 幅图像对应于 R、G、B 构成的三个矩阵。本算法中对 R、G、B 分量分别处理,提取特征向量。本文采用 Daubechies 小波变换对图像进行预处理<sup>[10]</sup>。将小波变换后得到的各子频带进行通道划分,计算出各通道能量占该频带能量的比例及各频带能量占总能量的比例作为特征,并根据这些特征进行相似度计算,从而得出分类结果。纹理分类包括了两个阶段:学习阶段和识别阶段。主要任务是特征提取 FE (feature extraction) 和相似度计算 SM (similarity measurement)。

#### 1) 小波变换

小波变换就是将信号用小波基  $\psi_{m,n}(x)$  表示,小波系数  $c_{m,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \psi_{m,n}(x)$ , 图像  $f(x, y) \in L^2(R \times R)$ , 式(3)为卷积形式的分解公式。本算法中采用具有双正交、紧支撑性质的 Daubechies 小波。

$$\begin{aligned} f_{2^j+1}^0(m, n) &= [f_{2^j}^0(x, y) \phi(-x, -y)](2m, 2n) & f_{2^j+1}^1(m, n) &= [f_{2^j}^0(x, y) \psi(-x, -y)](2m, 2n) \\ f_{2^j+1}^2(m, n) &= [f_{2^j}^0(x, y) \psi^2(-x, -y)](2m, 2n) & f_{2^j+1}^3(m, n) &= [f_{2^j}^0(x, y) \psi^3(-x, -y)](2m, 2n) \end{aligned} \quad (3)$$

#### 2) 特征提取

经过小波变换得到的系数可能会超出  $[0, 255]$  的范围。因此首先将各子频带的系数都归一化到  $[0, 255]$  范围内。这样可以将各子频带内的图像显示出来。其次将  $[0, 255]$  划分为 17 个通道,即  $[0, 15], [15, 30], \dots, [225, 240], [240, 255]$ 。计算各通道内的能量。由于小波变换的降样性质,在不同尺度下的子频带内的像素点数不同。如果将能量直接作为特征向量,像素点多的频带能量大,该频带对相似度的影响也就大,那么相似度就主要由这几个频带决定。而且这样的算法要求图像的尺寸完全相同。基于以上两点考虑,本算法中没有将能量直接作为特征向量。而是将各通道能量除以该频带内总的能量作为特征向量。这样不同尺度下的频带对相似度的影响是相同的,而且回避了算法对图像原始尺寸的要求。

在此基础上进行实验,通过实验结果分析,又对算法进行了改进,即将各频带的平均能量占总能量的比例也作为特征向量。通过对计算量和分类准确率的权衡,本文采用 2 级 Daubechies 小波变换。

#### 3) 相似度计算

文中采用欧式距离 (Euclidean Distance):

$$D_i = \sum_{j=1}^J (x_j - m_{i,j})^2 \quad (4)$$

式中:  $D_i$  为距离;  $x_j$  为待分类纹理图像的第  $j$  个特征值;  $m_{i,j}$  为第  $i$  个已知样本的第  $j$  个特征值;  $J$  为总的纹理样本个数。在得到距离后,根据系统要求输出最相似的前几种纹理图像。

## 2 实验结果

许多论文在实验中都采用相同尺寸的纹理图像进行处理。考虑到实际应用中图像尺寸的不同,因此本论文中的算法不要求图像尺寸相同。但图像最小尺寸不应小于  $64 \times 64$ , 即两次小波分解后尺寸为  $16 \times 16$ , 这样可以保证算法的鲁棒性。

### 2.1 识别率

在实验中采用 25 种纹理, 每种纹理生成 4 幅不同的图像, 共 100 幅图像。通过本算法计算出待识别纹理与已知纹理的距离, 然后进行排序, 若只计算与待识别图像距离最小的已知纹理, 则正确识别率为 47%, 若计算排在前两位的已知纹理, 则正确识别率为 61%, 若计算排在前 3 位的纹理则正确识别率为 75%。也就是说, 通过本算法列出的与待识别纹理最接近的 3 幅图像中, 存在正确纹理图像的概率为 75%。

但仅这一点还不能说明算法的有效性。因为纹理的数目和种类还较少。而且在实际应用中普遍的情况是搜寻与用户提供的纹理相近的图像。因此算法不仅要准确识别相同纹理, 更重要的是识别与其相近的纹理, 即应能体现纹理的聚类特点。本文又进行了以下实验。

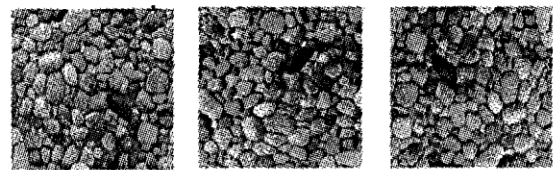
实验中, 选取 4 幅不同的细石头纹理图像记为 T1, T2, T3, T4, 选取 4 幅不同细砖块纹理记为图像记为 T5, T6, T7, T8, 选取 4 幅不同的砖块纹理图像记为 T9, T10, T11, T12。通过实验发现本算法可以在一定程度上表现出这种聚类关系及类间距。从表 1 中可以看到 T1 和 T2, T3, T4 的距离比与其它类纹理的距离小, T5 和 T6, T7, T8 的距离较小。可知 T1 和 T2, T3, T4 的纹理特征相近似, T5 和 T6, T7, T8 的纹理特征相近似。而砖块纹理之间的差异较大, 根据本算法中提取的特征不能反映出它们是一类, 但可以将其与其它类别区分开。在表 1 中 T1 和 T6, T5 和 T4 的距离也比较小, 但从视觉效果上却相差较远。因此算法还有待于进一步改进。

表 1 部分纹理间的相似度  
Tab. 1 The similarity of portion of texture image

	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10	T11	T12
T1	/	1.378 6	1.244 8	1.080 7	2.761 2	1.351 1	2.241 0	1.704 5	3.068 1	2.963 3	1.818 8	1.939 6
T5	2.761 3	3.055 6	3.792 8	2.109 6	/	2.278 8	2.252 7	2.178 5	5.764 9	3.838 1	2.566 4	3.106 3
T9	3.068 2	4.335 6	2.885 4	4.215 6	5.764 9	4.512 1	3.839 6	4.566 0	/	6.089 1	2.827 2	4.844 4

### 2.2 纹理图像的旋转

为了进一步检验本算法的鲁棒性。将图 3(a) 的原始纹理图像旋转  $90^\circ$  得到图 3(b), 旋转  $180^\circ$  得到图 3(c)。由于图 3(a)、(b)、(c) 的视觉效果相近似, 在本文中认为是相同的纹理。利用这 3 幅图像来检验本算法是否能将其与其它纹理区别开来。表 2 中列出了图 3(a) 纹理与图 3(b)、(c) 纹理及图 3 中部分纹理的距离。从表 2 可以看出本算法能够将旋转后的纹理与其它纹理区分开来。而旋转  $180^\circ$  的图像



(a) 原始纹理 (b) 旋转  $90^\circ$  (c) 旋转  $180^\circ$

图 3 纹理图像旋转

Fig. 3 Rotated texture image

纹理与原始纹理最接近, 是因为图 3(b) 与图 3(a)、(c) 相比水平方向的纹理更多一些。

为了进一步验证这一结果, 在实验中采用 35 种纹理及它们的  $180^\circ$  旋转图像共 70 幅纹理图像进行运算, 若仅列出与待识别图像距离最近的纹理则正确识别率为 47.1%, 若列出与待识别图像距离最近的前两幅纹理图像则正确识别率为 58.6%, 若列出与待识别图像距离最近的前 3 幅纹理图像则正确识别率为 64%。

表 2 纹理旋转后的相似度结果

Tab. 2 The similarity results of the rotated texture image

	旋转 $90^\circ$	旋转 $180^\circ$	T1	T5	T9	T13	T17
原纹理	1.019 9	0.675 7	1.254 6	2.375 3	3.436 8	1.206 7	3.471 5

### 3 结论

从实验结果中可知,本算法不仅具有较高的识别率,可以完成根据纹理进行分类的任务,而且对旋转后的图像仍有较高的识别率,具有较好的鲁棒性。同时本算法没有要求纹理图像的尺寸必须完全一致,具有较强的适用性。但其缺点是特征向量较多,限制了利用小波进一步分解图像的方案。增加小波分解级数可以有效提高识别准确率,但同时会增加特征向量的个数,影响计算速度。

#### 参考文献:

- [1] Smeulders A W M, Worring M, Santini S, et al. Content - based Image Retrieval at the End of the Early Years[J]. IEEE PAMI, 2000, 22(12): 1310 - 1314.
- [2] Michael Unser. Texture Classification and Segmentation Using Wavelet Frames[J]. IEEE Image Processing, 1995, 4(11): 981 - 984.
- [3] Chang Tianhorng, Kuo C Jay. Texture Analysis and Classification with Tree - structured Wavelet Transform[J]. IEEE Image Processing, 1993, 2(4): 70 - 73.
- [4] Minh N. Do and Martin Vetterli. Wavelet - based Texture Retrieval Using Generalized Gaussian Density and Kullback - Leiber distance[J]. IEEE Image Processing, 2002, 11(12): 1135 - 1138.
- [5] Andrew Latine, Fan J. Texture Classification by Wavelet Packet Signatures[J]. IEEE PAMI, 1993, 15(11): 993 - 995.
- [6] Kenneth R Caastleman. Digital Image Processing[M]. New Jersey: Prentice Hall Inc, 1998.
- [7] Manjunath B S, Ohm J R, Vasudevan V V, et al. Color and Texture Descriptors[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 2001, 11(6): 703 - 715.
- [8] Borber M. MPEG - 7 Visual Shape Descriptors[J]. IEEE Trans On Circuits and Systems for Video Technology, 2001, 11(6): 716 - 719.
- [9] Valle E, Philipp Foliguet S, Cord M. Image Identification Using Local Descriptors: In Image Val 2006 Workshop[C]. Amsterdam, Netherlands: [s. n.]. 2007: 317 - 320.
- [10] Amores J, Sebe N, Radeva P. Boosting the Distance Estimation: Application to the K - nearest Neighbor Classifier[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(3): 201 - 209.

(编辑:田新华,徐楠楠)

## A New Image Retrieval Algorithm Based On Texture

WANG Kun, QI Hui - lai, YANG Bo, ZHANG Zi - hua

(Military Deputy Agency in Wuxi of Air Force, Wuxi 214063, Jiangsu, China)

**Abstract:** The content - based image retrieval is an important research point in recent years. It can help finding images from the database exactly and quickly. Based on the image texture, this paper presents a new classification algorithm in which the wavelet analysis is performed, after the careful analysis, designs the features reasonably. Then, according to these features, the similarities of the textures are computed and the classification result is obtained. In the experiment, 100 images are searched and 75% of the results are correct. In order to further prove the robustness of the algorithm, 35 kinds of texture images are rotated to get 35 new images, then these 70 images are searched, the correct rate is 64%. The experiments show that the algorithm is effective and most of the textures can be correctly recognized by using it. Compared with other algorithms, it not only has high correct rate, but also is robust with respect to the results of the rotated images. According to the analysis of the distance between different textures, the algorithm could reflect the similarity of similar textures and meanwhile, does not necessarily require that the images are completely the same in size.

**Keywords:** texture analysis; wavelet transform; feature extraction; pattern recognition