

基于不完全小波树型结构的图像纹理特征研究

徐孟春¹⁾ 王相海^{1),2)}

¹⁾(辽宁师范大学计算机与信息技术学院,大连 116029) ²⁾(浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室,杭州 310027)

摘要 图像纹理特征的研究作为一个热点和难点问题为图像检索、景物识别和目标定位等应用领域提供了一种重要途径。近年来,小波域的图像处理和分析受到关注,但基于小波域图像特征的研究相对滞后。通过分析图像纹理及其空间域特性,同时对图像不完全树型小波结构的分解过程和存在的问题进行讨论,对基于不完全小波树型结构的纹理特征进行研究,给出了小波域描述图像纹理的若干特征,提出了描述图像方向性的两个特征,同时对这些特征在图像检索中的应用过程和应用范围进行了说明。实验结果验证了所提出纹理特征的有效性。

关键词 不完全小波树型结构 图像纹理特征 方向特征 图像检索

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)07-1341-06

The Study of Texture Features Extraction Based on Incomplete Tree-structured Wavelet Transform

XU Meng-chun¹⁾, WANG Xiang-hai^{1),2)}

¹⁾(College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029)

²⁾(State Key of CAD&CG, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract The study of texture features extraction as a hot but difficult research topic is an important approach to image retrieval and scenery recognize. In recent years, image processing and analysis based on wavelet territory receives many attentions. But the study of image features based on wavelet territory is relatively slow. In this paper we firstly studied the texture features of image and discussed the process of incomplete tree-structured wavelet transform. Then we studied the texture features extraction based on incomplete tree-structured wavelet transform. Some new types of texture features extraction is proposed in this paper especially. Two methods of direction features extraction has been put forward. We also gave the process and scope of the application. The experiments show the effectiveness of these methods.

Keywords incomplete tree-structured wavelet transform, texture features, direction features, image retrieval

1 引言

纹理作为图像的一种重要特征,表现了图像表面的结构化组织及与周围环境关系的重要信息,它为图像检索、景物识别等技术提供了一种重要的手

段。常用的纹理特征提取方法通常包括3类,即统计法、结构法和频谱法。统计法的代表是由Haralick和Shanmugam等人所提出的基于灰度共生矩阵的纹理特征分析方法^[1],该方法的主要意义在于用数学的方法研究了图像纹理中灰度级的空间依赖关系,但它的计算量很大,而且缺少几何直观性。

基金项目:辽宁省自然基金项目(20072156);辽宁省高等学校优秀人才支持计划资助项目(RC-04-11);辽宁省教育厅科学技术研究项目(20060486)

收稿日期:2007-10-31; **改回日期:**2008-03-27

第一作者简介:徐孟春(1984~),女。辽宁师范大学计算机应用技术专业硕士研究生。主要研究方向为图像检索与识别技术。

E-mail: mengchun226@163.com

通讯作者:王相海. E-mail: Xhwang@lnnu.edu.cn

结构法的思想是假定图像由较小的纹理基元排列而成,然后利用句法分析方法确定存在于纹理基元之间的“重复性”结构关系。该方法一般只适用于纹理基元较大而且分布有规则的纹理,对自然纹理很难取得满意的效果。频谱法主要包括傅里叶变换方法、Gabor 变换方法和小波变换方法等。Stone 等人提出了傅里叶域的图像检索算法^[2],该方法通过两个阈值来独立地调整匹配的近似度。Manjunath 等人在文献[3]中提出了一种基于 Gabor 小波的图像检索方法,该方法具有较好的方向辨别性能,但是它的特征向量维数偏高,计算量太大。相比之下,二进小波变换方法的复杂度要低得多,但是它的方向辨别性又较差,直接影响了图像的检索效率。

本文首先对图像纹理及其空间域的相关特征和基于不完全小波树型结构的图像分解的过程进行了分析,在此基础上对基于不完全小波树型结构的图像纹理特征进行了研究,给出了小波域描述图像纹理的若干个特征,特别提出了描述纹理方向性的两个特征,这些特征为图像纹理的分析和应用提供了重要途径。

2 图像纹理及其相关特性

习惯上把图像中局部不规则而宏观上有规律的特性称之为纹理。按照 Tamura 等人在文献[4]中对图像纹理特性的分析,图像中与人的视觉相关的纹理特性通常包括 6 个方面,即粗糙度、对比度、方向性、线相似度、规整度和粗略度,其中,粗糙度、对比度和方向性对纹理的描述能力强,更有利于图像的检索,以下对这 3 个特性的计算方法进行描述^[5]。

(1) 粗糙度

粗糙度通常用来测量图像纹理的间隔尺寸或粒度,它与图像的分辨率有关,其度量过程如下:

首先,计算图像中大小为 $2^k \times 2^k$ ($k = 0, 1, \dots, 5$) 的活动窗口中像素的平均强度值 $A_k(x, y)$, 即有

$$A_k(x, y) = \sum_{i=x-2^{k-1}}^{x+2^{k-1}-1} \sum_{j=y-2^{k-1}}^{y+2^{k-1}-1} g(i, j) / 2^{2k} \quad (1)$$

式中, $g(i, j)$ 是位于 (i, j) 的像素强度值。

然后,对于每个像素,分别计算它在水平和垂直方向上互不重叠的窗口之间的平均强度差 $E_{k,h}(x, y)$ 和 $E_{k,v}(x, y)$

$$E_{k,h}(x, y) = |A_k(x + 2^{k-1}, y) - A_k(x - 2^{k-1}, y)|$$

$$E_{k,v}(x, y) = |A_k(x, y + 2^{k-1}) - A_k(x, y - 2^{k-1})|$$

确定使 $E_{k,h}(x, y)$ 或 $E_{k,v}(x, y)$ 达到最大的 k 值,进而确定最佳尺寸 $S_{\text{best}}(x, y) = 2^k$;

最后,确定整幅图像的粗糙度为

$$F_{\text{crs}} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S_{\text{best}}(i, j)$$

(2) 对比度

对比度通常用来测量表示图像纹理的像素强度的分布情况。对比度 F_{con} 被定义为: $F_{\text{con}} = \frac{\sigma^2}{\mu_4}$, 其中 μ_4 是 4 次矩, σ 是方差。

(3) 方向性

方向性是用来描述纹理是如何沿某一方向集中或散布的。一般来说,方向性与纹理基元的形状及如何将纹理基元排列的规则有关。方向性的计算过程如下:

首先计算每个像素处的梯度向量。该向量的模 $|\Delta G|$ 和方向 θ 分别定义为

$$|\Delta G| = (|\Delta_H| + |\Delta_V|) / 2$$

$$\theta = \tan^{-1}(\Delta_V / \Delta_H) + \pi / 2$$

式中, Δ_H 和 Δ_V 分别是通过图像卷积如图 1 所示的两个 3×3 操作符所得的水平和垂直方向上的变化量。

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{3 \times 3} \quad \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}_{3 \times 3}$$

图 1 两个 3×3 操作符

Fig. 1 3×3 operator pattern

其次,构造用于描述方向 θ 的直方图 H_D 。此过程首先对 θ 的值域范围进行离散化,然后统计了每个离散步长中对应的 $|\Delta G|$ 大于给定阈值的像素的数量并进行归一化处理,从而获得 H_D 。该直方图对于具有明显方向性的图像会表现出峰值,而对于无明显方向的图像则表现得比较平坦。

最后,图像总体的方向性可以通过计算直方图中峰值的尖锐程度获得,表示如下:

$$F_{\text{dir}} = \sum_p^{n_p} \sum_{\phi \in w_p} (\phi - \phi_p)^2 H_D(\phi)$$

式中, p 代表直方图中的峰值, n_p 为直方图中所有的峰值。对于某个峰值 p , w_p 代表该峰值所包含的所有离散步长,而 ϕ_p 是具有最大直方图的离散步长。

3 Chang 的不完全树型小波分解结构

近年来,基于小波多尺度分析的纹理分析方法受到人们的关注^[6]。传统的塔型小波变换不断地在低频信号通道上进行分解,而对高频部分不再进行变换分解,因而不能对高频信号的细节进行更深入的分析。针对这一弱点,Coifman 在构造了基于小波包分析的图像树结构小波分解结构^[7],该分解结构将图像分解成4个子带,然后再对每个子带进行再分解,形成树状结构,从而获得对纹理图像的更精细的描述。然后,该结构通常具有较高的计算复杂性,而实际上在通过图像小波分解子带对图像纹理进行分析的过程中,并不是所有的子带信息都同等重要,为此 Chang 等人提出了一种基于子带能量比较的有选择的对子带进行分解的不完全小波分解结构^[8]。

3.1 Chang 方法的基本思想

Chang 等人提出的 TWT (tree-structured wavelet transform) 结构在进行下一层子带分解时并没有固定的子带,而是根据各子带的能量来自动选择重要的子带进行分解。Chang 不完全树型小波分解算法的基本思想是:

首先对原图像进行小波分解,得到4个子带图像。对每个子带图像,根据下列公式计算每个子带的平均能量 $E_i (i = 1, \dots, 4)$:

$$E_i = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |f_i(x, y)| \quad (2)$$

其中, $M \times N$ 为子带图像的大小, $f_i(x, y)$ 为第 i 个子带的系数。

其次,根据同一尺度下各个子带的平均能量确定出最大能量值 E_{\max} , 进而判断 $E_i < \eta \cdot E_{\max}$ 是否成立,其中 $\eta \in [0, 1]$ 为给定的阈值。特别地,对于纹理图像来说,能量比率(能量次大值占能量最大值的比率)为 21.87%^[8]。所以实验中取 $\eta = 0.21$, 以保留较大平均能量的子带、去除较小平均能量的子带。因此如果上述不等式条件成立则该子带停止分解,否则继续对该子带进行小波分解。该过程一直进行下去,直到达到了事先规定的分解层数。

3.2 讨论

Chang 等人提出的树型小波分解结构根据子带图像的能量自动选取重要的子带进行分解,在一定程度上自适应地提高了图像纹理的表述精度,提高

了图像的检索精度。然而,该结构在对图像子带分解时缺乏对方向性的捕捉,对于具有相似空域和频域特性而不同方向性的纹理则很难进行区分。

4 不完全树型结构下纹理特征研究

在 Tamura 提出的粗糙度、对比度和方向性3个主要的纹理特性的基础上,本文建立如下基于不完全树型结构上的纹理特征。

4.1 基于不完全树型结构的平均能量特征

由 Tamura 提出的粗糙度的求取算法可以看出,粗糙度就是纹理出现的窗口尺度,而纹理出现的窗口尺度即为平均强度值发生最大变化时的尺度。因此,求取粗糙度的关键在于求任意窗口下的平均强度值。

在不完全树型小波变换结构中,每一个子带都与一个平均能量相对应,同一尺度下平均能量较大的子带所包含图像的信息量也比较丰富;反之亦然。平均能量代表着这一子带的小波系数的均值。由式(1)和式(2)可以看出各窗口的平均强度与各子带的平均能量具有相似的求取公式,区别在于公式的变量一个是像素的灰度值而另一个是小波系数。用不同尺度上各子带的平均能量值来代替求取粗糙度时的各个窗口的平均强度值作为纹理特征。

4.2 基于不完全树型结构的子带对比度特征

图像的对比度反映了图像或区域的灰度级动态范围和直方图上黑白两部分两极化的程度。

对于不完全树型小波变换,在它的每次分解时都会产生一个平均能量最大的子带。这一子带可作为上一级子带的近似。可以计算每层小波分解所产生的平均能量最大的子带的“对比度”(在计算过程中将该子带的小波系数代替原图像的灰度值),从而获得了一种基于多分辨率尺度的对比度特征。

4.3 基于不完全树型结构的子带方向性特征

由 Tamura 给出的方向性定义可以看出,一幅图像的方向性可用来描述整幅图像沿某一个方向的集中程度。但通常检索图像的方向特征比较丰富,而不仅仅具有一个特定的方向。下面针对图像不完全树型小波分解结构的特点对基于不完全树型结构的子带方向性特征进行研究。

4.3.1 基于正切值的方向特征

对图像或图像的子带进行一次小波分解后,得到 LL、LH、HL、HH 4 个子带,其中 LH 和 HL 的平均

能量反应了上一级子带的水平和垂直的边缘特性,将垂直方向子带的平均能量 E_{HL} 和水平方向子带的平均能量 E_{LH} 的比值定义为上一级子带方向特征的“正切值”,则上一级子带的方向特征 θ 定义为

$$\theta = \tan^{-1}(E_{HL}/E_{LH}) + \pi/2 \quad (3)$$

设在图像的不完全树形小波分解结构中,共有 n 个子带进行了小波分解(其中包括原图像的小波分解),对每一个子带按照式(3)可获得其方向特征 $\theta(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$,如图 2 所示,将特征向量 θ 定义为图像的基于正切值的方向特征。

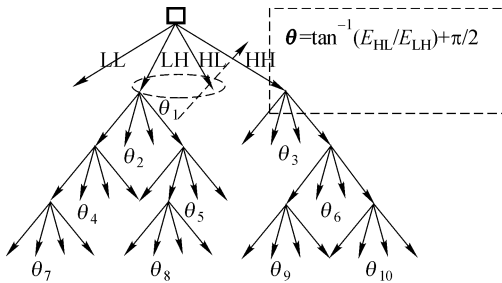


图 2 图像不完全树形小波分解及其方向特征示意图

Fig. 2 Incomplete tree-structured and the directions between the subbands LH and HL

4.3.2 基于方向直方图的方向特征

将不完全树型小波分解所得到的各级子带中平均能量最大的那个子带作为原图像的近似,在该子带上按 Tamura 求取方向直方图的方法,对每个 3×3 大小窗口上的小波系数做卷积得到水平和垂直方向上的变化量,取它们的比值的反正切作为该窗口的一个方向值,最后统计整个子带中各个方向值所占的比例来描述图像的方向特征。

4.3.3 多尺度方向特征

前面 4.3.1 节所描述的基于正切值的方向特征提取方法是通过不同尺度上垂直和水平方向子带均能量的比值而得到的该尺度上纹理分布的整体粗略的方向特征;而 4.3.2 节中提出的基于方向直方图的方向特征提取方法是针对平均能量最大的子带上的每个 3×3 大小的窗口得到的方向特征值。因而它关注的是较为精细尺度上的方向细节。对于一幅纹理图像通常既想知道它在较大尺度(比如以子带为单位)上的方向总体特征,又想得到它在精细尺度(比如 3×3 大小的窗口)上的方向细节特征。因此,可以采用将两种特征提取方法相结合得到一种多尺度的图像方向特征。

5 所提出的纹理特征在图像检索中的应用及其分析

(1) 实验图像库的选择

在实验中,使用 Brodatz 图像数据库的一个子集^[9]。它包含 64 幅 512×512 大小的纹理图像。将这些纹理图像每一幅分为 16 幅 128×128 大小的子图,并保留其中的 8 幅。这样就得到了 64 类纹理,每类 8 幅共 512 幅的纹理图像数据库。图像库所用的 64 类图例如图 3 所示。

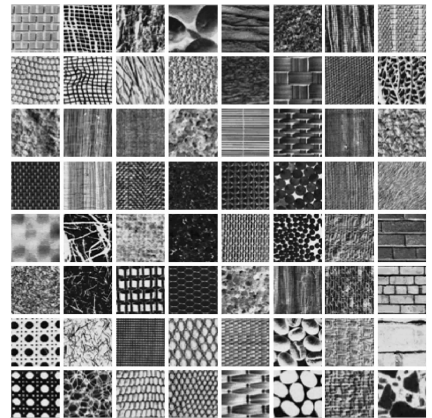


图 3 图像库中 64 类图像的图例

Fig. 3 Textures (64 images) from the Brodatz database used in our texture retrieval

(2) 特征提取过程

各纹理特征提取过程如下:

① 平均能量特征的提取 对于目标图像 X ,首先按 Chang 等人提出的方法进行不完全树型小波分解,然后将分解后各子带的平均能量 $E_{x(i)} (1 \leq i \leq 64)$ 组成长度不超过 64 的平均能量特征向量 E_x 。(分解最大级数控制为 3,即子带的数目最多为 64 个,下同):

$$E_x = (E_{x(1)}, E_{x(2)}, \dots, E_{x(m)}) \sqrt{a^2 + b^2} \quad (m \leq 64)$$

为了使匹配图像各层分解子带的选择与目标图像 X 的相一致。将图像库中各个图像得到的不完全树形结构按照相同分解级的完全树形结构进行归一化,对于没有被继续分解的各个子带,其孩子结点的能量用零来填充。并且按照二叉树中序遍历的顺序将各个子带的平均能量组成特征向量。这样不同的图像对应位置上的特征向量在顺序上也是相对应的。图像库中各幅图像都按上述方法求出平均能量

特征后,将其写入文件中,作为相似度比对时的特征值。以下对图像库中图像相应特征的提取过程与此相似,不再赘述。

② 对比度特征的提取 在对目标图像 X 的不完全树型小波变换过程中,每次对子带小波分解后确定新获得的 4 个子带里平均能量最大的子带,按照公式 $F_{x(i)con} = \sigma_{(i)}^2 / \mu_{(i)4}^{1/4} (1 \leq i \leq 64)$ 计算该子带的对比度,其中,而 $\mu_{(i)4}$ 该子带小波系数的 4 次矩, $\sigma_{(i)}$ 是该子带小波系数的方差。将 $F_{x(i)con}$ 按照一种确定的顺序组成一个长度不超过 64 的对比度特征向量 F_{xcon} :

$$F_{xcon} = (F_{x(1)con}, F_{x(2)con}, \dots, F_{x(m)con}) \quad (m \leq 64)$$

③ 基于正切值方向特征的提取 在对目标图像 X 进行不完全树型小波变换过程中,对每一个子带进行小波分解后新获得的子带 LH_i 和 $HL_i (1 \leq i \leq 64)$, 分别求出它们的平均能量 $E_{x(LH_i)}$ 和 $E_{x(HL_i)}$, 并按照公式 $\theta_{x(i)} = \tan^{-1}(E_{x(HL_i)} / E_{x(LH_i)}) + \pi/2$ 确定该子带的方向特征。将 θ_{x_i} 按照一种确定的顺序组成一个长度不超过 64 的基于正切值的方向特征向量:

$$\theta_x : \theta_x = \theta_{x(1)}, \theta_{x(2)}, \dots, \theta_{x(m)} \quad (m \leq 64)$$

④ 基于方向直方图的方向特征提取 在对目标图像 X 进行不完全树型小波变换过程后,在获得的各级子带中求出能量最大的子带,并计算该子带的方向直方图 H_x , 以此作为图像基于方向直方图的方向特征。 H_x 的具体计算过程如下:

先按公式 $\theta_{max3 \times 3} = \tan^{-1}(\Delta_{max3 \times 3V} / \Delta_{max3 \times 3H}) + \pi/2$ 计算所获得的最大能量子带各个 3×3 窗口上的方向特性值 $\theta_{max3 \times 3}$, 其中 $\Delta_{max3 \times 3V}$ 和 $\Delta_{max3 \times 3H}$ 分别是该子带小波系数在 3×3 窗口上的水平和垂直方向的变化量;然后将 $\theta_{max3 \times 3}$ 量化到 $[0 \sim 64]$ 之间。当所有窗口上的方向特性值都被计算出来后,即可获得一个基于角度的直方图 H_x 。

从图 4 的方向直方图可以看出,纹理图像的方向

向直方图具有明显的峰值,而且视觉上越是规则的纹理(如图 4(b)所示)其方向直方图的峰值越明显(如图 4(d)所示);相对视觉上比较随机分布的纹理(如图 4(a)所示)其方向直方图中的峰值个数则越多(如图 4(c)所示)。采取角度直方图的方法描述图像的方向特征不仅可以表现出纹理方向的规则程度,而且可以表现出纹理中各种方向的具体分布,尤其对于分布较为随意的纹理图像。

⑤ 多尺度方向特征 考虑基于正切值方向特征提取和基于方向直方图的方向特征提取分别能得到大尺度上粗略的方向特征和小尺度上精细的方向特征的特点,将两种方法结合得到多尺度的方向特征检索方法。在实验中首先将图像库中的图像与被检索图像按照基于正切值的方法提取特征并进行相似度排序,然后按排序结果缩小被选图像的范围,再按照方向直方图的方法提取特征并进一步检索,而得到最终的检索结果。

(3) 图像特征值相似性度量

由于匹配图像与目标图像 X 对应位置上的特征向量在顺序上也是相一致的。所以只要简单的用欧几里德距就可以对两幅图像的相似度特征向量进行度量:

$$Dist = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - Y_i)^2}$$

式中, (X_1, X_2, \dots, X_m) 为目标图像的各类特征向量, (Y_1, Y_2, \dots, Y_m) 为图像库中的图像所对应的特征向量, m 为特征向量的长度。

(4) 实验结果

分别采用平均能量特征、对比度特征、基于正切值方向特征、基于方向直方图的方向特征和多尺度方向特征 5 种特征来检索图像。将数据库中(512 幅)每幅图像作为被检索图像,并按照相似度大小排序输出与被检索图像最相近的前 7 幅图像作为匹配图像。表 1 列出了平均查准率。(查准率为 7 幅

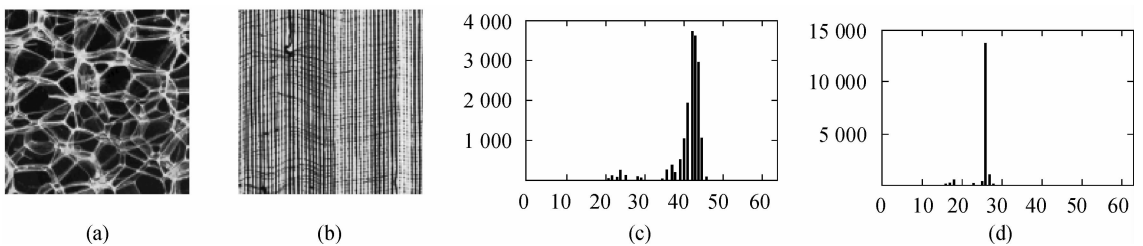


图 4 纹理图像的方向直方图
Fig. 4 Histogram of the direction

图像中正确的图像所占的百分比)从表 1 的结果可以看出,与传统的平均能量特征相比,采用方向特征的不完全树型小波变换有较好的平均检索效率。

表 1 实验中 5 种方法的平均查准率

Tab. 1 The average retrieval accuracy of proposed method

平均能量特征 (%)	对比度特征 (%)	正切值方向特征 (%)	直方图方向特性 (%)	多尺度方向特征 (%)
66.99	66.05	76.56	67.58	77.93

(5) 分析

图 5 列出各种方法检索时查准率高于 87.5% 的图像。从图 5 可以看出,采用平均能量特征进行检索,得到的查准率较高的图像一般有较为规则的能量分布,并且具有明显的疏密性。因此,平均能量特征对于纹理的稀疏程度有很好的表现。而采用对比度特征进行检索得到的查准率较高的图像在灰度值分布上则具有很明显的两极性。说明对比度特征适用于灰度直方图分布不连续的图像。但是用以上两种方法进行检索得到的查准率较高的图像都趋于线条简单、不具有复杂方向性信息的规则化纹理图像。但是利用正切值方向特征进行检索得到查准率较高的图像则表现出丰富的、不规则的方向性特征,并且更加趋于自然纹理。可见,正切值方向特征能够从宏观尺度上对纹理的方向特性进行描述。而直

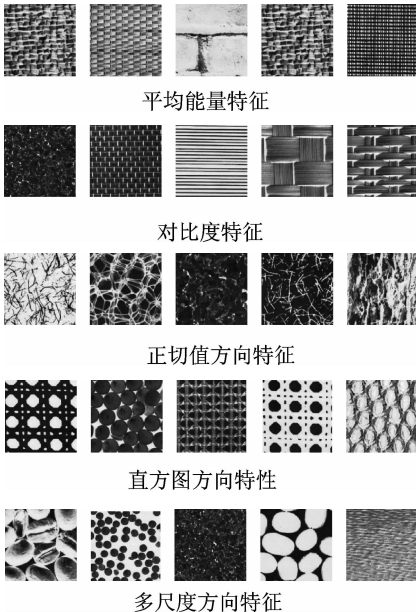


图 5 各类实验中平均查准率高于 87.5% 的图像示例

Fig. 5 Textures that accuracies are retrieved by proposed method better than 87.5%

方图方向特征则对于边缘较为光滑的纹理有很好的检索效率。说明直方图方向特征通过平均能量最大的子带上的 3×3 窗口可以较为细腻地对纹理方向特征进行描述。最后用多尺度方向特征的方法结合子带间正切值方向特征和直方图方向特征两者的优点,对于较随机的复杂方向性纹理以及方向值较多的带有光滑边缘的纹理都有很好的表现能力。因此,多尺度方向特征在提取方向信息方面具有较大的优势。

6 结 论

本文对基于不完全小波树型结构的图像纹理特征进行了研究,提出了小波域描述图像纹理的若干个特征,特别提出了描述纹理方向性的两个特征,同时对这些特征在图像检索中的应用进行了实验和分析。这些特征为图像纹理的分析和应用提供了重要途径。

参考文献 (References)

- 1 Haralick R, Shanmugam K, Dinstein I. Texture feature for image classification[J]. IEEE Transactions System, Man, and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-623.
- 2 Stone H S, Li C S. Image matching by means of intensity and texture matching in the Fourier domain [A]. In: Proceedings of SPIE: Storage and Retrieval for Image and Video Databases IV [C], San Jose, CA, USA, 1996:337-349.
- 3 Manjunath B S, Ma W Y. Texture features for browsing and retrieval of image data [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18 (8):837-841.
- 4 Tamura H, Mori S, Yamawaki T. Texture features corresponding to visual perception [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1978, 8 (6):460-473.
- 5 Li Bi-cheng, Peng Tian-qiang, Peng Bo. Intelligent Image Processing [M]. Beijing: Electronics Industry, 2004:219-220. [李弼程, 彭天强, 彭波. 智能图像处理技术 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004:219-220.]
- 6 Li Ya-chun, Xia De-shen, Xu Meng. A review of recent texture analysis techniques based on wavelet transforms [J]. Computer Engineering and Applications, 2005, 42(35):47-51. [李亚春, 夏德深, 徐萌. 小波变换在图像纹理分析中的研究进展 [J]. 计算机工程与应用, 2005, 42(35):47-51.]
- 7 Coifman R R, Wikerhuuser. Entropy-based algorithms for best basis election [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1992, 38(3): 713-718.
- 8 Chang T, Kuo C C J. Texture analysis and classification with tree structured wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1993, 2(4):429-441.
- 9 Brodatz P. Textures: A Photographic Album for Artists & Designers [M]. New York, NY, USA: Dover Publications, 1966.