

基于四像素共生矩阵的图像检索

刘广海 杨静宇

(南京理工大学计算机系, 南京 210094)

摘要 传统的灰度共生矩阵是一种有效的纹理图像分析方法,它在图像理解和计算机视觉研究领域已得到了广泛的应用。为了更有效地进行图像检索,提出了一种新型的共生矩阵描述子,它是通过描述4个像素的空间相关性来进行图像检索。利用该共生矩阵描述子进行图像检索时,首先在RGB颜色空间中计算彩色梯度,然后利用四像素共生矩阵来描述图像特征,并用于基于内容的图像检索。实验结果表明,四像素共生矩阵描述子能够结合颜色、纹理和形状特征,因此检索性能优于灰度共生矩阵和颜色相关图。

关键词 图像检索 灰度共生矩阵 彩色梯度 四像素共生矩阵

中图分类号:TP391.3 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)09-1783-06

Image Retrieval Based on Four Pixels Co-occurrence Matrix

LIU Guang-hai, YANG Jing-yu

(The Department of Computer, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract The traditional co-occurrence matrix is an effective approach in texture image analysis. It is widely used in the research sense of image comprehension and computer vision. In order to improve the performance of image retrieval, a new kind of co-occurrence matrix descriptor are introduced as novel features for image retrieval. It can describes the spatial correlation of four pixels. During the course of image retrieval using the co-occurrence matrix descriptor, color gradient is computed from the RGB color space, then describe the image characteristic by four pixels co-occurrence matrix and use to image retrieval is described. Experimental results have shown that four pixels co-occurrence matrix descriptor can combine color, texture and shape characteristic, the performances are better than that of gray level co-occurrence matrices and color correlograms.

Keywords image retrieval, gray level co-occurrence matrix, color gradient, four pixels co-occurrence matrix(FPCM)

1 引言

基于内容的图像检索是图像理解和计算机视觉研究领域的重点之一。自20世纪90年代以来,基于内容的图像检索(CBIR)得到了广泛的研究。研究者设计了很多图像检索系统,比较著名的有QIBC, MARS, Virage, Photobook, FIDS等。这些图像检索系统不同于传统的检索技术,它们是通过提取图像的底层特征,例如颜色、纹理、形状以及空间关系等,进而

建立图像的特征向量来进行图像检索。目前,图像检索技术的研究工作主要包括特征提取、图像相似性匹配以及图像检索方法等。由于颜色、纹理和形状等底层特征并不能够完全体现出图像的本质内容,而图像检索的关键则在于对图像内容的理解和描述,因此,很多研究者正在采用其他方式进行图像特征提取,例如图像语义特征以及综合不同的图像视觉特征等。在基于内容的图像检索研究中,图像颜色、纹理和形状是一个被广泛关注的研究问题。

传统的灰度共生矩阵是一种经典而有效的纹理

图像分析方法,其已在计算机视觉和图像处理领域得到了广泛的应用。过去纹理分析主要集中于研究灰度纹理图像。近来,彩色纹理图像又成为研究的热点。彩色纹理图像分析主要有以下 3 种方式:第 1 种是先进行彩色空间转换,把灰度信息和彩色信息分开来,再分别提取图像的纹理特征和颜色特征,然后对它们进行综合考虑;第 2 种是在多个颜色通道上提取图像的纹理特征,这种方式直接把灰度图像特征分析算法扩展到彩色图像,主要应用于彩色纹理分割和分类;第 3 种是在 RGB 彩色向量空间上直接进行图像特征分析^[1]。颜色特征是图像的一种很重要的内在属性,因为它能够提供丰富的信息用来表达图像内容。彩色纹理表达了纹理图像的颜色信息和结构分布之间的相互关系。彩色纹理可以认为是由物体表面颜色构成的信息和分布信息的差异而形成的结构组织排列和颜色变化程度的相关性。彩色纹理图像分析具有许多优越性,因为它是颜色和灰度纹理特征的升华,但如何较较好地颜色和纹理特征整合成为一个有机模型还是一个挑战。

众所周知,纹理是所有物体表面共有的内在属性,因为纹理特征包含了物体表面结构组织排列的重要信息以及它们与周围环境的联系。如今纹理特征分析已在计算机视觉和图像处理研究领域得到了广泛的应用。Haralick 等人从纯数学的角度研究了图像纹理中灰度级的空间依赖关系,提出了纹理特征的共生矩阵表示^[2],即首先根据像素间的方向和距离构造一个共生矩阵,然后从共生矩阵中抽取适当的统计量来描述纹理特征。尽管灰度共生矩阵无法描述彩色信息,但它在许多基于内容的图像检索系统中得到了广泛的研究和应用。Huang 等人提出了类似于灰度共生矩阵的颜色相关图(color correlograms)^[3],用来提取图像特征,虽然能够较好地表达颜色的空间分布信息,但对颜色进行量化时会造成颜色信息损失。Vassili 等人提出了彩色共生矩阵描述子(color co-occurrence descriptors)^[4],用来进行基于例子图像的查询,同时利用量化后的 RGB 颜色值来代替相应点的灰度值,进而计算出图像的纹理特征。尽管彩色共生矩阵描述子从全局上考虑了图像的颜色信息,但缺乏对图像中颜色构成及其空间分布信息的描述。Shim 等人提出了修正的彩色共生矩阵(MCCM)^[5],用来进行图像索引,并用于基于内容的图像检索,该方法首先对图像进行颜色空间变换,然后只利用 HSV 颜色空间的 H 分量来提

取共生矩阵。虽然该方法利用了图像的颜色信息,但由于没有利用 S 和 V 分量的图像信息,从而造成图像信息丢失。Sanjoy 等人提出了利用共生矩阵和模糊颜色索引的图像检索方式^[6]。该检索方法先在 HSV 颜色空间中利用高斯核函数来平滑色度(Hue)直方图,并对其进行标准化;然后再对主颜色信息进行模糊索引,并结合共生矩阵进行图像检索。该方法虽然能表达主要颜色的构成信息,并能够提高检索性能,但是它无法描述颜色的空间分布信息。Christoph 提出了多通道共生矩阵的方法,用来进行彩色纹理图像分类^[7]。由于该方法把颜色直方图整合到共生矩阵中,并考虑了颜色通道的相关性,因此能够较好地描述彩色纹理的全局信息。Jhanwar 等人提出了一种基于空间填充曲线的共生矩阵(motif co-occurrence matrix)^[8],用来进行基于内容的图像检索,该方法首先把图像分为一系列 2×2 大小的图像基元,然后利用填充曲线来对这些图像基元进行变换,最后通过共生矩阵来描述图像特征。虽然它能够表达图像的三阶统计信息,检索性能也显著地比彩色共生矩阵高,但是利用填充曲线来对图像基元进行变换,不仅会造成图像信息损失,而且不能够充分表达图像纹理信息与颜色分布之间的联系。

针对上述情况,本文提出了一个新型的共生矩阵描述子,它能够利用 4 个像素的空间相关性来描述图像特征,本文称之为四像素共生矩阵(four pixels co-occurrence matrix)。用该共生矩阵描述子进行图像检索时,首先在 RGB 颜色空间中计算彩色梯度,然后利用四像素共生矩阵来描述图像特征,并用于基于内容的图像检索。实验结果表明,本文方法的检索性能优于灰度共生矩阵和颜色相关图。由于它充分利用了图像的彩色梯度信息,并分析了图像彩色边缘的空间相关性,因此能够整合颜色信息、纹理信息和形状信息。本文方法适合于检索具有粗糙表面属性和丰富边缘信息的彩色图像。

2 灰度共生矩阵

基于纹理描述的共生矩阵方法是根据在纹理中某一个灰度级重复出现的情况而提出的。该结构在精细纹理中随着距离变化而快速地变化,而在粗糙纹理中则缓慢地变化。灰度共生矩阵表示了图像中距离为 d 的两个灰度像素同时出现的联合概率分

布。假设灰度级为 L 的图像 f , 它的像素值为 $f(\mathbf{p}) = l, l \in \{0, \dots, L-1\}$, 像素位置 $\mathbf{p} = (x, y)$, 假设 $\mathbf{p}_1 = (x_1, y_1), \mathbf{p}_2 = (x_2, y_2), f(\mathbf{p}_1) = l, f(\mathbf{p}_2) = \hat{l}$, 如果像素对 (l, \hat{l}) 在距离为 d 的位置同时出现的概率为 P , 则共生矩阵 $C_{d,\theta}^{[7]}$ 可以表示为

$$C_{d,\theta}(l, \hat{l}) = P(f(\mathbf{p}_1) = l \wedge f(\mathbf{p}_2) = \hat{l} \mid |\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_2| = d) \quad (1)$$

θ 一般取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 等 4 个方向。由于共生矩阵可以反映不同像素之间关于方向、相邻间隔和变化幅度的综合信息, 因此能用于分析图像基元和排列结构的信息。Haralick 等人在共生矩阵的基础上, 通过提取 14 个统计量来描述纹理特征^[2], 最常用的统计量特征为能量、对比度、熵、均匀度等。

3 彩色梯度和四像素共生矩阵

图像的颜色或者灰度的强烈变化形成了物体的边缘, 例如图像中类似于花纹的东西以及图像中物体边界就属于图像的边缘。彩色图像边缘包含了丰富的颜色信息、纹理信息和形状信息。在灰度图像处理中, 计算梯度是图像边缘检测最常用方法之一。2 维图像函数 $f(x, y)$ 的梯度可定义为如下向量^[1]:

$$\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right] \quad (2)$$

该向量的幅值为

$$|\nabla f| = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

通常情况下, 该向量可用绝对值来表示, 即

$$|\nabla f| \approx \left| \frac{\partial f}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial f}{\partial y} \right| \quad (4)$$

灰度图像的梯度计算方法可应用于 2 维空间, 但并不能够扩展到彩色空间。常见的彩色空间主要有 RGB、NTSC、Lab、HIS、HSV、CMY、CMYK、YIQ 和 YCbCr 等^[1]。目前, 大多数彩色图像采用 RGB 彩色空间。由于 RGB 3 个颜色分量是线性相关的, 因此为了有效地整合颜色、纹理和形状特征, 本文将在 RGB 彩色空间中直接提取彩色图像的梯度信息。假设 $\mathbf{r}, \mathbf{g}, \mathbf{b}$ 是 RGB 彩色空间沿 R, G, B 轴的单位向量, 则可定义下面向量^[1]:

$$\mathbf{u} = \frac{\partial R}{\partial x} \mathbf{r} + \frac{\partial G}{\partial x} \mathbf{g} + \frac{\partial B}{\partial x} \mathbf{b} \quad (5)$$

$$\mathbf{v} = \frac{\partial R}{\partial y} \mathbf{r} + \frac{\partial G}{\partial y} \mathbf{g} + \frac{\partial B}{\partial y} \mathbf{b} \quad (6)$$

假设上述向量的点积分别为 E, F 和 H , 即

$$E = \mathbf{u}^T \mathbf{u} = \left| \frac{\partial R}{\partial x} \right|^2 + \left| \frac{\partial G}{\partial x} \right|^2 + \left| \frac{\partial B}{\partial x} \right|^2 \quad (7)$$

$$F = \mathbf{v}^T \mathbf{v} = \left| \frac{\partial R}{\partial y} \right|^2 + \left| \frac{\partial G}{\partial y} \right|^2 + \left| \frac{\partial B}{\partial y} \right|^2 \quad (8)$$

$$H = \mathbf{u}^T \mathbf{v} = \frac{\partial R}{\partial x} \frac{\partial R}{\partial y} + \frac{\partial G}{\partial x} \frac{\partial G}{\partial y} + \frac{\partial B}{\partial x} \frac{\partial B}{\partial y} \quad (9)$$

则可以得到图像函数 $f(x, y)$ 在点 (x, y) 处具有最大变化率的方向角度为

$$\theta(x, y) = \frac{1}{2} \arctan \left[\frac{2H}{E-F} \right] \quad (10)$$

图像函数 $f(x, y)$ 在点 (x, y) 处的梯度为

$$g(x, y) = \left\{ \frac{1}{2} \times [(E+F) + (E-F) \times \cos 2\theta + 2H \sin 2\theta] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

在对整幅图像的梯度值进行标准化时, 先使它们的梯度值均落在 $[0, 1]$ 范围内, 然后把它们投影到灰度级上 (例如图 1 所示)。这种彩色图像的梯度信息可以检测出彩色图像中色彩跃变的部分, 如彩色图像的边缘、条纹和其他尖锐的部分^[1]。

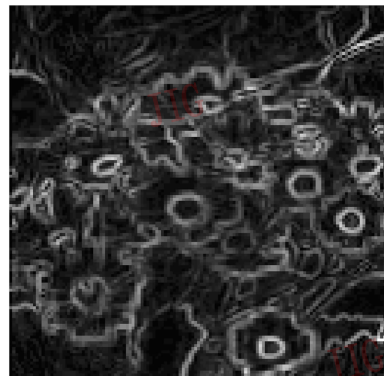


图 1 原图和彩色梯度图像

Fig. 1 Original image and color gradient image

本文在计算出彩色图像的梯度信息后,再通过统计 4 个像素的空间相关性来描述图像特征。本文称之为四像素共生矩阵 (four pixels co-occurrence matrix, FPCM)。

四像素共生矩阵表达了图像中距离为 D 的两个像素对 (即 4 个像素) 同时出现的联合概率分布。假设灰度级为 L 的图像 f , $f(\mathbf{p}) = l, l \in \{0, \dots, L-1\}$, 假设 $\mathbf{p}_1 = (x_1, y_1), \mathbf{p}_2 = (x_2, y_2), \mathbf{p}_3 = (x_3, y_3), \mathbf{p}_4 = (x_4, y_4)$, 它的两个像素对为 \mathbf{a}_1 和 \mathbf{a}_2 , 其中 $\mathbf{a}_1 = \{f(\mathbf{p}_1), f(\mathbf{p}_2)\}, \mathbf{a}_2 = \{f(\mathbf{p}_3), f(\mathbf{p}_4)\}, f(\mathbf{p}_1) = f(\mathbf{p}_2), f(\mathbf{p}_3) = f(\mathbf{p}_4)$ 。如果像素对 $(\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2)$ 在距离为 D 的位置同时出现的概率为 P, θ 为 4 个像素点与坐标轴的夹角, 则共生矩阵 $C_{d,D,\theta}$ 可以表示为

$$C_{d,D,\theta}(l, \hat{l}) = P\{f(\mathbf{a}_1) = l \wedge f(\mathbf{a}_2) = \hat{l} \mid (|\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_2| = |\mathbf{p}_3 - \mathbf{p}_4| = d, |\mathbf{a}_1 - \mathbf{a}_2| = D)\} \quad (12)$$

$$l = f(\mathbf{a}_1) = f(\mathbf{p}_1) = f(\mathbf{p}_2) \quad (13)$$

$$\hat{l} = f(\mathbf{a}_2) = f(\mathbf{p}_3) = f(\mathbf{p}_4) \quad (14)$$

四像素共生矩阵与传统的灰度共生矩阵相似, θ 一般取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 等 4 个方向。当 $d \geq 1, D = 0$ 或者 $d = 0, D \geq 1$ 时, $\mathbf{p}_1 = \mathbf{p}_3, \mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_4$, 此时共生矩阵 $C_{d,D,\theta}$ 为传统的灰度共生矩阵, 在四像素共生矩阵对角线上的数值即为灰度共生矩阵的数值; 当 $d = D$ 时, $\mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_3$, 此时共生矩阵 $C_{d,D,\theta}$ 为三像素共生矩阵。

假设 L 为颜色量化的级别或者灰度级, 在计算复杂度方面, 灰度共生矩阵的计算复杂度为 $O(L^2)$, 颜色相关图的计算复杂度为 $O(L^2d)$, 四像素共生矩阵的计算复杂度为 $O(L^2dD)$ 。由此可见, 四像素共生矩阵的计算量略大于灰度共生矩阵和颜色相关图方法。由于四像素共生矩阵可以反映 4 个像素之间关于方向、相邻间隔和变化幅度的综合信息, 因此能用于分析图像基元和排列结构的信息。

假设一个大小为 $N \times N$ 的梯度图像 $g(x, y)$, $x, y \in \{0, 1, 2, \dots, N-1\}$, 如果它的四像素共生矩阵为 $\{F(i, j), i, j \in \{0, 1, 2, \dots, L-1\}\}$, L 为它的灰度级, 那么在图像检索中即可采用能量、对比度、熵和均匀度 4 个特征值组成的特征向量 $\mathbf{T} = \{T_1, T_2, T_3, T_4\}$ 来描述图像特征^[2], 如下所示:

$$\text{能量: } T_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} F^2(i, j) \quad (15)$$

$$\text{对比度: } T_2 = \sum_{i-j=0}^{L-1} (i-j)^2 \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} F(i, j) \right\} \quad (16)$$

$$\text{熵: } T_3 = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} F(i, j) \log F(i, j) \quad (17)$$

$$\text{均匀度: } T_4 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} F(i, j)}{1 + (i-j)^2} \quad (18)$$

在 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 方向上分别有 4 个特征向量, 在实验中采用它们的平均值来进行图像检索。

4 图像检索实验

本文的图像检索实验系统是在 Windows XP 下用 delphi7 开发的, 图像的特征存放在 SQL Server 2000 数据库中。图像库中有布料、大理石、花卉、树木、地图、建筑物和轿车 7 类图像, 每类图像数目为 100 幅, 每幅图像大小均为 128×128 pixels。样本图像入库前, 没有进行过任何预处理。除了布料, 大理石和地图外, 其他类别的图像均具有比较复杂的图像背景。为了验证本文算法的检索效果, 分别采用本文提出的四像素共生矩阵、灰度共生矩阵 (GLCM) 和颜色相关图 (CCG) 方法进行了对比实验, 并将统计的平均查准率作为实验结果。本文在提取四像素共生矩阵的时候, 像素对中的像素距离 $d = 1$, 像素对之间的距离 $D = 3$ 。

本文从每类图像中随机选定 10 幅图像作为固定的测试样本。在图像检索过程中, 本文采用欧几里德距离来进行图像相似性度量。本文的图像检索系统界面可返回 12 幅图像。如果返回图像和测试样本图像属于同一语义类, 则认为是正确的, 反之就是错误的。图像检索准确度不仅与特征描述子、检索方法有密切关系, 还与图像库中的样本选择、样本数量以及返回图像数量等有直接关系。3 种方法的检索精确度及性能曲线图分别如表 1 和图 2 所示。

从图 2 的检索性能曲线图可以看出, FPCM 方法的检索性能优于颜色相关图 (CCG) 和灰度共生矩阵 (GLCM) 方法。

表1 检索精确度

Tab.1 The precision of retrieval

图像类别	不同方法的检索精确度(%)		
	GLCM方法	CCG方法	FPCM方法
布料	31.94	33.56	26.39
大理石	23.61	29.50	36.11
花卉	27.78	51.33	62.50
地图	50.00	48.61	59.72
建筑物	29.17	30.67	48.61
树木	38.89	36.28	37.50
轿车	15.28	34.87	47.22
平均值	30.95	37.83	45.43

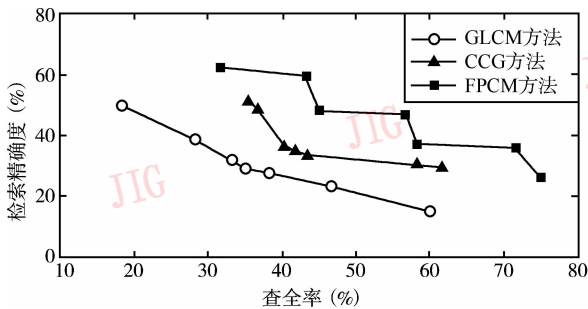


图2 检索性能曲线图

Fig.2 The performance curve figure

根据表1的图像检索精确度,从总体上看,FPCM方法的图像检索精确度较灰度共生矩阵和颜色相关图方法有了明显提高,分别提高了15.03%和7.60%。在7种图像类型中,花卉、建筑物和轿车3类图像的检索精确度有了较大幅度的提高,花卉图像分别提高了约34.72%和11.17%,建筑物图像分别提高了19.44%和17.94%,轿车图像分别提高了31.94%和12.35%。对于布料等同质纹理图像,它的检索精确度不是很理想,略逊于灰度共生矩阵。在本文实验采用的7类图像中,布料、大理石和地图属于纯纹理特征的图像,树木图像特征介于纹理和形状特征之间,花卉和建筑物图像的纹理和形状特征都较明显,轿车图像体现出明显的形状特征。根据表1的图像检索精确度来看,本文提出的FPCM方法不仅具备图像形状特征的描述能力,同时能够整合颜色和纹理信息。

例如图3~图5为对地图、花卉、轿车图像进行检索的示例。

由表1和图3可以看出,由于FPCM方法包含

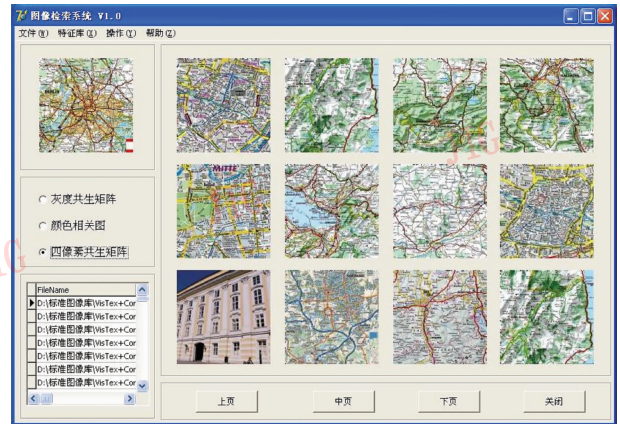


图3 FPCM方法对地图图像的检索结果

Fig.3 Map image retrieval based on FPCM

了图像颜色的构成信息和分布信息,因此用FPCM方法检索出来的地图图像基本上具有相似的纹理属性,即基本上具有类似的纹理粗糙度以及具有类似的结构组织排列,同时相关图像也具有一定的颜色相似性。

从表1和图4可以看出,FPCM方法检索出来的相关花卉图像基本上具有相似的纹理属性,如在花朵的形状、花朵的分布以及花朵的颜色构成方面,都基本上具有相似性。



图4 FPCM方法对花卉图像的检索结果

Fig.4 Flower image retrieval based on FPCM

从表1和图5可以看出,由于FPCM方法充分利用了图像的彩色梯度信息,并且根据图像边缘的构成信息和分布信息分析了彩色边缘的空间相关性,因此能够较好地体现图像的形状特征。



图 5 FPCM 方法对轿车图像的检索结果

Fig. 5 Car image retrieval based on FPCM

5 结 论

本文提出了一个新型的共生矩阵描述子,它能够利用 4 个像素的空间相关性来描述图像特征。利用该共生矩阵描述子进行图像检索时,首先在 RGB 颜色空间中计算彩色梯度,然后利用四像素共生矩阵来描述图像特征,最后将其用于基于内容的图像检索。实验结果表明,本文提出的四像素共生矩阵方法的检索性能优于灰度共生矩阵方法和颜色相关图。因为 FPCM 方法充分利用了图像的彩色梯度信息,并分析了图像彩色边缘的空间相关性,所以能够整合颜色、纹理和形状特征。本文方法适合于检索具有粗糙表面属性和丰富边缘信息的彩色图像。本文方法也存在不足之处,例如它对布料等同质精细纹理的检索精确度并

不是很理想。本文下一步将继续研究在不同距离条件下的图像检索性能等问题。

参考文献 (References)

- 1 Gonzalez Rafael C, Woods Richard E, Eddins Steven L (Ruan Qiu-qi *et al* Translate). Digital Image Processing Using MATLAB [M]. Beijing: China Publishing House of Electronics Industry, 2005: 144 ~ 175. [冈萨雷斯等著(阮秋琦等译). 数字图像处理 (MATLAB 版) [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 144 ~ 175.]
- 2 Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural feature for image Classification [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1973, 3 (6): 610 ~ 621.
- 3 Huang J, Kumar S R, Mitra M. Image indexing using color correlograms [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], San Juan, Puerto, 1997: 762 ~ 768.
- 4 Vassili K, Stephan V. Color co-occurrence descriptors for querying-by-example [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia Modeling [C], Lausanne, Switzerland, 1998: 32 ~ 37.
- 5 Shim S, Choi T. Image indexing by modified color co-occurrence matrix [A]. In: Proceedings of the 2003 International Conference on Image Processing [C], Barcelona, Catalonia, Spain, 2003: 493 ~ 496.
- 6 Kumar Saha Sanjoy, Kumar Das Amit, Chanda Bhabatosh. CBIR using perception based texture and colour measures [A]. In: Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition [C], Cambridge, UK, 2004: 985 ~ 988.
- 7 Palm Christoph. Color texture classification by integrative co-occurrence matrices [J]. Pattern Recognition, 2004, 37 (5): 965 ~ 976.
- 8 Jhanwar N, Chaudhuri S, Seetharaman G, *et al*. Content based image retrieval using motif cooccurrence matrix [J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(14): 1211 ~ 1220.