

基于 RGB 向量空间的彩色纹理图像检索

刘广海 郭克华 杨静宇

(南京理工大学计算机系 南京 210094)

摘要 彩色纹理图像分析是图像理解和计算机视觉研究领域的重点之一,彩色纹理图像分析具有很大的优越性。本文提出了一种新的彩色纹理图像描述子,首先计算 RGB 向量空间的梯度,经过标准化后把它映射到灰度级上,利用共生矩阵来描述纹理图像特征,并用于图像检索。实验结果表明,该纹理图像描述子能够有效结合颜色和纹理特征,具有良好的检索效果。

关键词 图像检索,灰度共生矩阵,RGB 向量空间,向量空间梯度共生矩阵

Colour Texture Image Retrieval Based on RGB Vector Space

LIU Guang-Hai GUO Ke-Hua YANG Jing-Yu

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

Abstract Colour texture image analysis is one of the key points of the image comprehensdion and the research sense of computer vision, the colour texture image analysis has very great superiority. This paper puts forward a new kind of colour texture descriptor, computing the degree of the RGB vector space gradient first, then is standardized and projected to gray level, making use of the Co-occurrence Matrix to describe the image characteristic, and is used to image retrieval. Experimental results have shown that the proposed method has a good retrieval result, can combine the color and the texture characteristic effectively.

Keywords Image retrieval, GLCM, RGB vector space, Vector space gradient co-occurrence matrix

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。不同于传统的检索技术,它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,建立图像的特征向量来进行图像检索。目前,图像检索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。仅仅使用颜色、纹理和形状等底层特征进行图像检索,其效果并不是令人满意。因此,很多研究者正在采用其它方式进行图像特征提取,例如语义特征和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,颜色和纹理特征分析是一个被广泛关注的研究问题。

过去,纹理分析主要集中于研究灰度纹理图像。近来,彩色纹理图像分析成为研究的热点。颜色特征是图像的一种很重要的内在属性,能够提供丰富的信息来表达图像内容。彩色纹理图像可以认为是纹理图像的色彩和结构分布之间的关系。尽管彩色纹理图像分析具有优越性,但如何很好地把颜色和纹理特征整合成为一个有机模型还是一个挑战。彩色纹理图像分析主要有三种方式,第一种是先进行彩色空间转换,把灰度信息和彩色信息分开来,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;第二种是在多个颜色通道上提取图像纹理特征,它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;第三种是在 RGB 向量空间上直接进行图像特征分析^[1]。

Haralick 等人^[2]从数学角度研究了纹理图像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,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。虽然灰度共生矩阵具有计

算量大的缺点,但是它在许多基于内容的图像检索系统中得到了广泛的应用和研究。传统的基于颜色直方图的彩色图像检索方法具有算法简单,容易实现的优点,但是它的缺陷也非常明显,不同的图像可能具有相同的颜色直方图,同时采用单一的颜色特征,图像检索效果并不理想。Huang 等人^[5]提出了类似于纹理共生矩阵的颜色相关图来提取图像特征,虽然能够较好地表达图像的颜色信息和空间信息,但是它的计算量非常大。Vassili 等人^[6]提出了彩色共生矩阵描述子(Color co-occurrence descriptors)来进行基于例子图像的查询,利用量化后的 RGB 颜色值来代替相应点的灰度值,从而计算出图像的纹理特征。该方法从整体图像纹理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,无法很好地表达图像子区间的纹理分布情况。Sanjoy 等人^[7]提出了利用共生矩阵和模糊颜色索引的图像检索方式,它在 HSV 颜色空间中利用高斯核函数来平滑 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。该方法虽然能从整体上表达主要颜色构成,并能够提高检索性能,但是它无法描述图像颜色的空间分布信息。Christoph 提出了多通道共生矩阵的方法来进行彩色纹理图像分类^[3]。它把颜色直方图整合到共生矩阵中,考虑了颜色通道的相关性,能够较好地描述彩色纹理的全局信息,但它忽视了局部纹理信息和颜色空间分布情况。

针对上述情况,本文提出了一个基于 RGB 向量空间的纹理图像特征描述子,它能够直接在 RGB 向量空间中进行纹理特征提取,本文称之为向量空间梯度共生矩阵(Vector Space Gradient Co-occurrence Matrix),它首先在 RGB 向量空间中提取彩色纹理图像的梯度,并且把梯度进行归一化,然后将其它映射到灰度级上去,利用共生矩阵来描述纹理图像的特征,

刘广海 博士研究生,主要研究方向为基于内容的图像检索等;郭克华 博士研究生,主要研究方向为人工智能与模式识别,机器人,计算机视觉与图像处理等。

杨静宇 教授,博导,主要研究方向为图像模式识别等;

并用于基于内容的图像检索。实验结果表明,本文方法的检索效果比较好。

2 灰度共生矩阵(GLCM)

纹理描述的共生矩阵方法是基于在纹理中某一个灰度级重复出现的情况。该结构在精细纹理中随着距离而快速的变化,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相距 $(\Delta x, \Delta y)$ 的两个灰度像素同时出现的联合概率分布,其中 Δx 和 Δy 的范围大小由像素间距 σ 和方向 θ 两个参数决定,并且 $\Delta x = \sigma \cos \theta, \Delta y = \sigma \sin \theta$ 。假设图像的灰度级为 N 级,则共生矩阵为 $N \times N$ 矩阵,它可表示为 $CM_{(\Delta x, \Delta y)}(i, j)$ 或者 $CM_{(\sigma, \theta)}(i, j)$ 。其中位于 (i, j) 的共生矩阵元素 m_{ij} 的值可以表示为像素 i 和像素 j 在距离为 $(\Delta x, \Delta y)$ 的位置同时出现的次数^[2,4]。

共生矩阵可以反映不同像素之间相对位置的空间信息和纹理信息。假设灰度图像 $f(x, y)$,其灰度级数为 L ,则有 $f(x, y) \in [0, L-1]$ 。对于图像中的任何一个区域 R ,定义 S 为区域中具有某种空间关系的像素对集合,其归一化共生矩阵可以表示为^[2]:

$$CM_{(\sigma, \theta)}(i, j) = \frac{\text{card}\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in S | f(x_1, y_1) = i \& f(x_2, y_2) = j\}}{\text{card}(S)} \quad (1)$$

其中, $i, j \in [0, L-1], x_2 = x_1 + d \cos \theta, y_2 = y_1 + d \sin \theta, \text{card}(S)$ 表示集合 S 中对 $CM_{(\Delta x, \Delta y)}(i, j)$ 有贡献的元素个数。

3 向量空间梯度共生矩阵

常见的颜色空间主要有 RGB、NTSC、Lab、HSI、YIQ 和 YcbCr 等^[1]。在基于内容的图像处理过程中,常常用到的颜色空间为 HSI 和 RGB。在 HSI 颜色空间中, I 分量与图像的彩色信息无关, H 和 S 分量与人感受颜色的方式紧密相关,它与人类视觉系统具有一致性。目前,大多数彩色图像采用 RGB 色彩空间, RGB 颜色空间转换为 HSI 颜色空间的表达式如下所示^[1]:

$$I = (R + G + B) / 3 \quad (2)$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R + G + B)} [\min(R, G, B)] \quad (3)$$

$$H = \arccos \left\{ \frac{[(R - G) + (R - B)] / 2}{[(R - G)^2 + (R - B)(G - B)]^{1/2}} \right\} \quad (4)$$

从实际效果上看,综合多个颜色分量要比单一颜色分量更加符合人类的视觉感知。在基于内容的图像检索中,通常分别从 I 分量和 H、S 分量上提取灰度共生矩阵和颜色直方图特征,构成彩色图像特征。由于 RGB 三个颜色分量是线性相关的,为了更有效地整合颜色和纹理特性,本文引入 RGB 向量空间 (RGB Vector Space)。假设 r, g, b 是彩色空间沿 R, G, B 轴的单位向量,定义下面向量^[1]:

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

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

令 g_{xx}, g_{yy} 和 g_{xy} 是这些向量的点积,如下所示:

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

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

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

则可以得到图像函数 $f(x, y)$ 在 (x, y) 处的最大变化率的方向角度为:

$$\theta(x, y) = \frac{1}{2} \arctan \left[\frac{2g_{xy}}{(g_{xx} - g_{yy})} \right] \quad (10)$$

图像函数 $f(x, y)$ 在 (x, y) 处的梯度为:

$$F_{\theta}(x, y) = (0.5 \times [(g_{xx} + g_{yy}) + (g_{xx} - g_{yy}) \cos 2\theta + 2g_{xy} \sin 2\theta])^{1/2} \quad (11)$$

对整幅图像的梯度值进行标准化,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,如图 1 所示。彩色图像的梯度信息可以检测出彩色纹理图像中色彩跃变的部分,如彩色纹理图像的边缘、条纹和其它尖锐的部分^[1]。

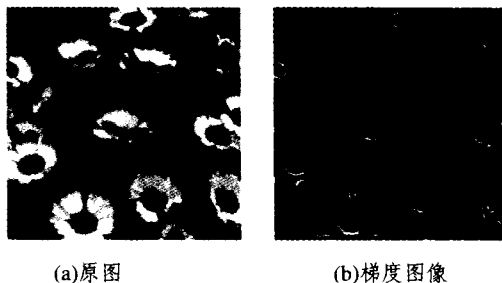


图 1 RGB 量空间梯度灰度化

在计算出彩色图像的梯度信息后,本文利用共生矩阵来描述纹理图像特征。在图像检索实验中主要采用能量、对比度、熵和均匀度 4 个特征向量来描述图像特征,如下所示^[2,4]:

$$\text{能量: } T_1 = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} F^2(x, y) \quad (12)$$

$$\text{对比度: } T_2 = \sum_{x=0}^{N-1} (x - y)^2 \left\{ \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} F(x, y) \right\} \quad (13)$$

$$\text{熵: } T_3 = - \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} F(x, y) \log F(x, y) \quad (14)$$

$$\text{均匀度: } T_4 = \frac{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} F(x, y)}{1 + (i - j)^2} \quad (15)$$

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

本文的纹理图像检索实验系统是在 Windows XP 下用 delphi7 开发的,图像纹理特征存放在 SQL Server 2000 数据库中。图像库为来自互联网的各种图像,一共 1100 多幅样本图像。从中挑选出包括布料、大理石、大厦、花卉和树木 5 类图像,每类图像数目不少于 120 幅,每幅图像大小均为 $128 * 128$ mm,在特征入库前没有进行任何预处理;除了布料、大理石外,其它类别的图像均具有比较复杂的图像背景。分别采用本文提出的方法、传统的灰度共生矩阵方法以及 Vassili 等人提出的彩色共生矩阵描述子(本文简称之为 CCD)进行对比实验。三种方法中的共生矩阵特征均采用能量、对比度、熵和均匀度等 4 个特征向量来描述,统计平均查准率作为实验结果。

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,本文采用欧几里得距离来进行图像相似性度量。如果返回图像和测试样本图像属于同一语义类,则认为正确的,反之是错误的。图像检索准确度不仅与特征描述子、检索方法有密切关系,还与图像库中样本选择、样本数量以及返回图像数量等有直接关系。三种方法的检索精确度如表 1 所示。

表 1 三种方法的检索精确度

图像类别	检索方法		
	GLCM	CCD	本文方法
布料	55.56%	59.72%	27.78%
大理石	46.75%	50.31%	60.64%
大厦	21.75%	27.78%	54.64%
花卉	24.17%	36.61%	70.36%
树木	25.03%	32.42%	35.64%
总平均值	34.65%	41.37%	49.78%

它的性能曲线图如图 2 所示。

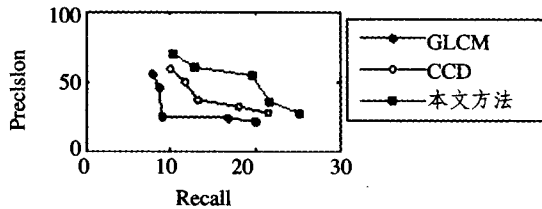


图 2 三种方法的检索性能曲线图

从实验结果中可以知道,灰度共生矩阵结合颜色信息后,平均检索精确度均有不同程度的提高。本文方法的图像检索精确度较其它两种方法有明显提高,特别是对花卉图像的检索,精确度的提高尤其明显。对于布料等同质纹理,它的检索精确度并没有其它两种方法高,所以本文方法更适合于检索非同质纹理图像。例如图 3~6 所示为对大理石、花卉、大厦和树木图像的检索示例。

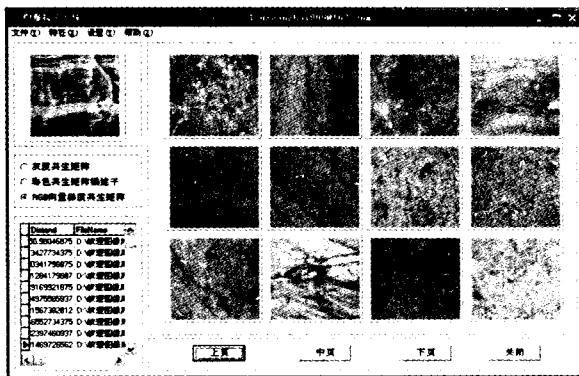


图 3 大理石图像检索示例

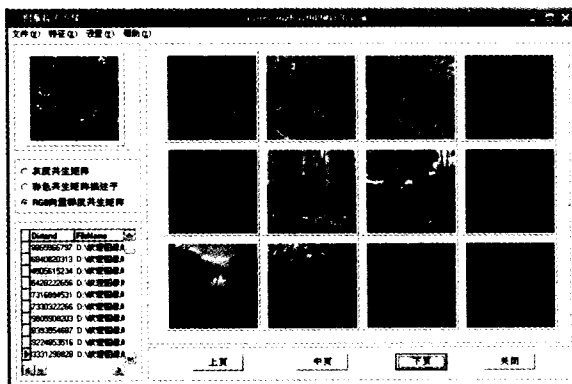


图 4 树木图像检索示例

从图 3 看出,本文方法检索出来的大理石图像基本上具有相似的纹理性质。从图 6 看出,在花卉图像的检索中,本文方法根据花朵和叶子的纹理分布特征,检索出类似的花卉图像,同时这些花朵也具有颜色相似性,说明本文方法能够较好

地整合颜色信息。从图 2 的检索性能曲线图可以看出,本文方法的检索性能优于传统的灰度共生矩阵(GLCM)和彩色共生矩阵描述子(CCD)方法。从总体上看,本文方法的总平均检索精确度比灰度共生矩阵(GLCM)和彩色共生矩阵描述子方法(CCD)的分别提高了 15.13%和 8.41%。

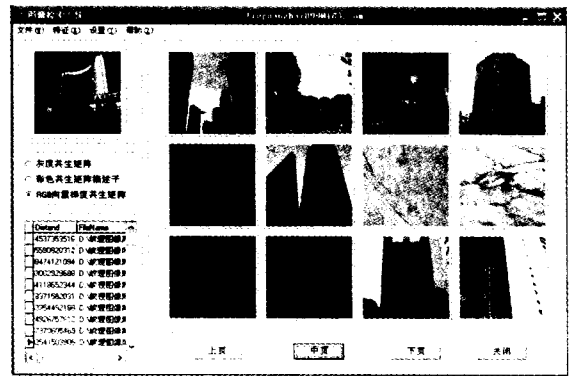


图 5 大厦图像检索示例

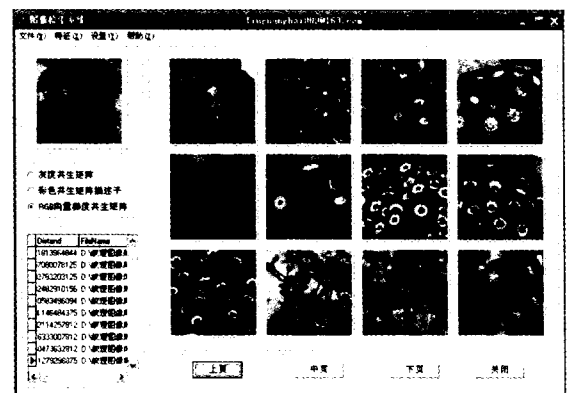


图 6 花卉图像的检索示例

总结 本文提出了一个基于向量空间的纹理图像特征描述子,它有机地结合了颜色和纹理特征。它首先在 RGB 向量空间中提取彩色纹理的梯度,把梯度进行归一化,然后把它映射到灰度级上去,利用共生矩阵来描述纹理图像的特征,并用于基于内容的图像检索。实验结果表明,基于向量空间的纹理图像特征描述子的检索性能优于传统的灰度共生矩阵(GLCM)及彩色共生矩阵描述子方法(CCD),能够较好地整合图像颜色信息。本文方法也存在不足之处,它对布料等同质纹理的检索精确度并不是很理想。本文将在下一步继续研究图像相似性匹配及提高检索精度等问题。

参考文献

- 冈萨雷斯,等著. 阮秋琦,等译. 数字图像处理(MATLAB 版). 北京: 电子工业出版社, 2005
- Haralick R M, Shangmugam, Dinstein. Textural Feature for Image Classification. IEEE Trans. on System, Man, Gybernetics, 1973, SMC-3 (6):610~621
- Palm C. Color texture classification by integrative Co-occurrence matrices. Pattern Recognition, 2004, 5(37):965~976
- Howarth P, Ruger S. Robust texture features for still-image retrieval. IEE Proc. -Vis. Image Signal Process., 2005. 868~874
- Huang J, Kumar S R, Mitra M, et al. Image indexing using color correlograms[A]. In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. 1997. 762~768
- Vassili K, Stephan V. Color co-occurrence descriptors for querying-by-example[A]. In: Proc. of International Conference on Multimedia Modeling[C]. Lausanne, Switzerland; IEEE Computer Society, 1998. 32~37
- Saha S K, Das A K, Chanda B. CBIR using Perception based Texture and Colour Measures. Pattern Recognition. In: Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. 985~988