

基于改进 Sobel 算子的文物图像检索

王冠¹, 丁友东², 魏小成¹

(1. 上海大学 计算机工程与科学学院, 上海 200072;

2. 上海大学 影视艺术技术学院, 上海 200072)

摘要:基于内容的图像检索克服了基于文本的图像检索方法无法利用图像中所包含的丰富的视觉特征的问题,更符合人类认识事物的习惯,成为了近些年来图像检索的热点。其中,纹理特征是图像中一个重要的视觉特性。实验结合文物图像特点,首先将彩色文物图像转化为灰度图像,然后用 Canny 算子检测出图像边缘,再用改进的 Sobel 算子模拟共生矩阵检测的4个方向的纹理矩阵,最终将其转换为直方图,从而提取到文物图像的纹理特征。实验表明,使用这种纹理特征进行文物图像检索可以取得很好的检索效果。

关键词:图像检索;文物图像;纹理特征;Sobel 算子

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2011)10-0051-04

Cultural Relic Image Retrieval Based on Improved Sobel Operator

WANG Guan¹, DING You-dong², WEI Xiao-cheng¹

(1. School of Computer Engineering and Science, Shanghai University, Shanghai 200072, China;

2. School of Film & TV Arts and Technology, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: Content-based image retrieval (CBIR) overcomes the problem that the text-based image retrieval is unable to use rich visual features in image. CBIR more fits the habit of human's cognition. The CBIR has become a hot spot in recent years. Among them, the texture feature is an important visual image features. The experiments, combining the characteristics of cultural relics, turns the colorful cultural relics into grayscale image first. Then detect the edge by Canny factor. And use improved Sobel operator simulate co-occurrence matrix which tests 4 directions texture matrix. Ultimately convert the image to a histogram to extract the texture features of image artifacts. Experiments showed that texture features are artifacts can get a good image retrieval to retrieve results.

Key words: image retrieval; cultural relic image; texture features; Sobel operator

0 引言

近年来,全世界数字图像的数量正以惊人的速度增长。然而,由于这些图像是无序地分布在世界各地,图像中包含的信息无法被有效地访问和利用。这就要求有一种能够快速而且准确地查找访问图像的技术,也就是所谓的图像检索技术^[1]。区别于目前检索系统中对图像进行人工标注的做法,基于内容的检索技术自动提取每幅图像的视觉内容特征作为其索引,如颜色、纹理、形状等。目前,基于内容的图像检索算法研究已经取得许多重要的成果,出现了许多研究性的或实验性的图像检索系统^[2]。

目前,关于文物图像检索方面的研究还不多。文中针对文物图像的检索展开研究,通过各种途径(博

物馆实地、互联网等)得到一定数量的历史文物图像,建立图像数据库。研究发现,文物图像有很强的纹理细节特征,所以,把文物图像的纹理视觉特征做为研究重点,首先将彩色文物图像转化为灰度图像,然后用 Canny 算子检测出图像边缘,再用改进的 Sobel 算子模拟共生矩阵检测的4个方向的纹理矩阵,最终将其转换为直方图,从而提取到文物图像的纹理特征。实验表明,使用这种纹理特征进行文物图像检索可以取得很好的检索效果。

1 共生矩阵

纹理特征是一种不依赖于颜色或亮度的反映图像中同质现象的视觉特征^[3]。它是所有物体表面共有的内在特性,例如铜钱、古画、鼎等的图像都有各自的纹理特征。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。关于纹理的定义和纹理的量化方法有许多,其中主要有两种:结构方法

收稿日期:2011-02-18;修回日期:2011-07-04

基金信息:上海市科委国际合作项目(0951070090)

作者简介:王冠(1986-),男,上海人,硕士,研究方向为图像内容检索、模式识别。

和统计方法。前者是将图像中具有结构规律的特征加以分析,后者则是对图像中的色彩强度的空间分布信息进行统计分析。

由于纹理特征对模式识别和计算机视觉等领域的重要意义,对纹理的分析研究在过去的三十年中取得了重大的成果。基于内容的图像检索中常用的纹理特征主要有 Tamura 纹理特征、自回归纹理模型、方向性特征、小波变换和共生矩阵等。

其中,共生矩阵(co-occurrence matrix)是 Haralick 等人提出的。该方法从数学角度研究了图像纹理中灰度级的空间依赖关系。它首先建立一个基于像素之间方向性和距离的共生矩阵,然后从矩阵中提取有意义的统计量作为纹理特征。许多学者沿着这个方向提出了不同的扩展方案。共生矩阵是建立在估计图像的二阶组合条件概率密度函数基础上的,共生矩阵的提取过程分为灰度图像转换、灰度级量化、共生矩阵的计算三部分^[4]。

(1)灰度图像转换:计算纹理特征的第一步就是将多波段的图像(RGB 图像)利用公式(1)转换为灰度图像,求出分别代表 RGB 的单波段。选择其中的一个波段计算纹理特征。因为纹理特征是一种结构特征,即使使用不同波段的图像得到的纹理特征都是一样的。

$$\text{gray} = 0.30 \times R + 0.59 \times G + 0.11 \times B \quad (1)$$

其中,gray 为灰度值(灰度量化为 256 级);R、G、B 分别为红色、绿色和蓝色的分量。

(2)灰度级量化:因为图像共生矩阵的计算量由图像的灰度等级和图像的大小来确定。灰度级高会直接导致繁重的计算量,在应用上是不切合实际的,解决的办法是:在尽量保持影像原形的情况下大量削减影像灰度级的取值个数和影像分辨率。因此,在计算空间灰度共生矩阵时,在不影响纹理特征的前提下往往先将原影像的灰度级压缩到较小的范围,一般取 8 级或 16 级,以便减小共生矩阵的尺寸。

(3)共生矩阵的计算。

1)步距的选择。一般选步距 $d = 1$,即中心像元与之直接相邻的像元做运算和比较,这样既可以较好地提取纹理特征,也不会使计算量太大而影响提取效率。

2)方向的选择。通常计算灰度共生矩阵的方向取 0° 、 45° 、 90° 、 135° 四个方向。若是不对这四个方向综合则在每一方向上都可以得到多类特征,这样得到纹理特征过于繁多,不利于使用,因而又可以对这四个方向的特征值取平均值。

3)计算共生矩阵。设灰度图像 X 轴方向的像素总数为 N_x ,Y 轴方向的像素总数为 N_y 。将图像灰度量

化后,令其最高灰度级为 N_g ,并记 $L_x = \{1, 2, \dots, N_x\}$, $L_y = \{1, 2, \dots, N_y\}$, $G = \{1, 2, \dots, N_g\}$ 。

可以把待纹理分析的图像 f 理解为从 $L_x \times L_y$ 到 G 的一个映射,即 $L_x \times L_y$ 中的每点,对应属于 G 中的一个灰度。定义方向为 θ ,间隔为 d 的灰度共生矩阵为: $[p(i, j, \theta, d)]$, $p(i, j, \theta, d)$ 为共生矩阵的第 i 行第 j 列元素,其意义表示所有 θ 方向、相邻间隔为 d 的像素中有一个取 i 值、另一个取 j 值的相邻对点数。角度为正向的 0° 、 45° 、 90° 、 135° ,对不同的 θ ,共生矩阵的元素是不同的,分别定义如下(记 $B = L_y \times L_x$, $|X|$ 表示集合 X 元素数):

$$p(i, j, 0^\circ, d) = \{(k, l), (m, n) \in B \times B \mid k - m = 0, |1 - n| = d; f(k, l) = i, f(m, n) = j\}$$

$$p(i, j, 45^\circ, d) = \{(k, l), (m, n) \in B \times B \mid k - m = 0, 1 - n = d \text{ 或 } k - m = -d, 1 - n = -d; f(k, l) = i, f(m, n) = j\}$$

$$p(i, j, 90^\circ, d) = \{(k, l), (m, n) \in B \times B \mid k - m = d, 1 - n = 0; f(k, l) = i, f(m, n) = j\}$$

$$p(i, j, 135^\circ, d) = \{(k, l), (m, n) \in B \times B \mid k - m = d, 1 - n = -d \text{ 或 } k - m = -d, 1 - n = d; f(k, l) = i, f(m, n) = j\} \quad (2)$$

例如,对于一个灰度矩阵,取间距 $d = 1$,则四个方向的共生矩阵计算如下:

$$p_0 = \begin{bmatrix} 3 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 2 & 0 \\ 2 & 2 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix} \quad p_{45} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

$$p_{90} = \begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad p_{135} = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

如前所述,纹理特征是一种不依赖于颜色或亮度的反映图像中同质现象的视觉特征。但由于共生矩阵的保存和计算都需要大量的空间,对于大型数据库来说,对检索时间和性能都是很大的挑战。因此,我们引入 Canny 算子和 Sobel 算子,同时借鉴了共生矩阵检测 4 个方向的纹理矩阵的做法,提出了一种新的文物图像纹理特征的提取方法。

2 基于改进的 Sobel 算子的纹理特征提取

文中将文物图像转化为灰度图后首先用 Canny 算子检测出边缘,然后用改进的 Sobel 算子模拟共生矩阵检测的 4 个方向的纹理矩阵,最终将其转换为直方图,以此作为匹配特征进行文物图像检索。

2.1 Canny 算子

Canny 算子具有很好的边缘检测性能,它是通过

寻找图像梯度的局部极大值,用高斯一阶微分来计算梯度。算法中通过双阈值法来检测强边缘和弱边缘,当弱边缘与强边缘连接成轮廓边缘才输出^[5]。所以 Canny 算法不容易受噪声影响,能够在噪声和边缘检测间取得较好的平衡。

2.2 Sobel 算子

人眼对物体的辨识首先要得到它的轮廓,而计算机视觉系统模仿人的视觉识别目标图像,首先要得到表征目标图像轮廓的要素图。图像中线类型特征特别引人注目,它是视觉感知的重要线索,因此抽取这些线类型特征,对于目标的描述、目标的识别或者目标的解释都是很重要的。这些线类型特征常常对应目标的轮廓线或者边缘线,而边缘检测就是寻求目标图像要素图的过程。Sobel 算子是边缘检测器中最常用的算子之一,它首先是进行邻域平均或加权平均,然后进行一阶微分处理,检测出边缘点。通常是用下式中的 2 个卷积核 h_1 和 h_2 分别对图像进行水平和垂直边缘的检测:

$$h_1 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}, \quad h_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

如果 h_1 的响应是 x , h_2 的响应是 y , 则可得出幅值: $\sqrt{x^2 + y^2}$ 或 $|x| + |y|$, 其方向是 $\arctan(y/x)$, 运算结果是一幅边缘幅度图像。算法的基本原理: 由于图像边缘附近的亮度变化比较大, 所以可以把那些在邻域内灰度超过某个值的像素点当作边缘点^[6]。算法的主要步骤如下:

- (1) 分别将 2 个方向模板沿着图像从一个像素移动到另一个像素, 并将像素的中心与图像中的某个像素位置重合。
- (2) 将模板内的系数与其图像上相对应的像素值相乘。
- (3) 将所有相乘的值相加。
- (4) 将 2 个卷积的最大值, 赋给图像中对应模板中心位置的像素, 作为该像素新的灰度值。
- (5) 选取合适的阈值 TH , 若新像素灰度值 $\geq TH$, 则判读该像素点为图像边缘点。

由此可知, Sobel 算子算法的优点是计算简单、速度快。但是由于只采用了 2 个方向的模板, 只能检测水平和垂直方向, 因此这种算法对于纹理较为复杂的图像, 其检测效果就不是很理想, 抗噪能力也比较低, 这也给它的使用带来局限性^[7]。为此, 文中提出一种改进方法, 使得检测的方向和精度都得到了较好的提高。

2.3 改进的 Sobel 算子

- (1) 方向模板的改进。

因为图像目标的边缘是灰度不连续性的反映, 边缘的种类可以粗略地区分为以下 2 类:

- 1) 阶跃性边缘。它两边的像素点灰度值显著不同。
- 2) 屋顶状边缘。它位于灰度值从增加到减少的变化转折点。

为了能够更准确地描述出图像边缘点, 减少噪声对检测结果的影响, 提高算子的抗噪能力, 重新构造了 4 个 5×5 大小的模板, 模板中各个位置的权重是由该位置到中心点的距离以及该位置在模板中所在的方位决定的, 等距离的点, 具有相同的权重, 如图 1 所示。

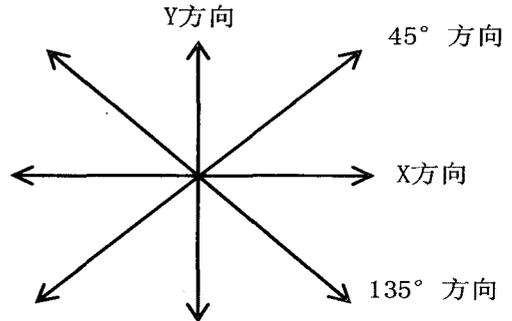


图 1 边缘检测的 4 个方向

$\begin{bmatrix} 2 & 3 & 0 & -3 & -2 \\ 3 & 4 & 0 & -4 & -3 \\ 6 & 6 & 0 & -6 & -6 \\ 3 & 4 & 0 & -4 & -3 \\ 2 & 3 & 0 & -3 & 2 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2 & 3 & 6 & 3 & 2 \\ 3 & 4 & 6 & 4 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -3 & -4 & -6 & -4 & -3 \\ -2 & -3 & -6 & -3 & -2 \end{bmatrix}$
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

(a) X 水平方向

(b) Y 垂直方向

$\begin{bmatrix} 0 & -2 & -3 & -2 & -6 \\ 2 & 0 & -4 & -6 & -2 \\ 3 & 4 & 0 & -4 & -3 \\ 2 & 6 & 4 & 0 & -2 \\ 6 & 2 & 3 & 2 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -6 & -2 & -3 & -2 & 0 \\ -2 & -5 & -4 & 0 & 2 \\ -3 & -4 & 0 & 4 & 2 \\ -2 & 0 & 4 & 6 & 2 \\ 0 & 2 & 3 & 2 & 6 \end{bmatrix}$
-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

(c) 45° 方向

(d) 135° 方向

图 2 4 个方向的模板

在改进的算法中, 选用有最高输出模板所对应边缘梯度值来作为像元的边缘梯度强度。

- (2) 边缘的细化处理。

图像的边缘中包含了图像的大量信息, 但是由上述模板计算出来的值仅仅是图像对应的梯度图像, 边缘出现在梯度值较大的地方, 若想提取图像的边缘必须设定阈值将其二值化。由一阶梯度算子得到图像的梯度图像, 一般来说, 其边缘较粗, 若直接对梯度图像设定阈值进行二值化, 很难找到合适的阈值, 使得检测出来的边缘达到要求, 这不利于边缘连接与边缘特征提取等后期处理。因此在对图像梯度图进行二值化前, 有必要对所检测出来的梯度边缘进行细化处理。

在图像梯度图中, 对于前景与背景区域内部, 由

于灰度值接近,因此这些区域对应梯度值很小。图像的边缘处梯度值较大,但是边缘的梯度值并非是图像中目标的真正边缘。梯度一般呈现屋顶状,如下图所示。为了说明方便,将其分为 3 个区域:“亮”区域、“灰色”区域和“暗”区域。图像中目标的真正边缘应该位于“屋顶”像素“亮”区域处,即边缘处梯度灰度值最大,并具有一定的纹理方向;分布两边的“暗”区域分别对应着前景与背景;“灰色”区域带有一定的模糊性。因此,边缘细化的难点就成为如何保留梯度图中灰度值较大的“亮”区域,而滤除那些过渡的“灰色”区域。

图 3 (c) 中的曲线为图像边缘处的梯度分布曲线,该曲线在边缘处呈屋顶形状,所提取的边缘宽度 k 和阈值 T 有关,每个阈值 T 都对应一个边缘宽度 k 。当选取合适的 T 时就可以减小 k ,从而达到细化边缘的目的。



图 3 梯度图及边缘细化示意图

基于上述讨论,可以找出像素点 (m, n) 某个邻域中的最大值 $\text{Max}(m, n)$, 根据 $\text{Max}(m, n)$ 来局部设定阈值,如图 3(c) 所示。按照该点梯度值与阈值的关系对该点进行取舍,这样就能达到将梯度图细化的目的。计算式如下:

$$\text{edge}(m, n) = \begin{cases} \text{Max}(m, n) \text{ grade}(m, n) > a \times \text{Max}_{(i, j) \in \zeta} (i, j) & (4) \\ 0 & \text{others} \end{cases}$$

式中: $\text{grade}(m, n)$ 为像素点 (m, n) 对应的梯度值, $\text{Max}(m, n)$ 为 (m, n) 点 8 邻域最大梯度值, a 为控制因子 $(0 < a < 1)$, 通过选取不同的 a 值,可以控制边缘的宽度 k 。实验表明 a 取 $0.7 \sim 0.9$ 时,二值化的边缘图像宽度可达到 $1 \sim 2$ 个像素。这不但突出了图像的边缘,达到边缘细化的目的,而且有增强边缘的效果,便于二值化阈值的选取。

梯度图中,阈值的选取一直是图像处理中比较困难的问题,有文献提到一种利用模糊熵来确定阈值的方法。鉴于模糊熵计算的运算复杂,这里使用固定阈值来对图像二值化。在灰度图像中,背景与前景所占的统计权重一般来说比较大,因此在梯度图的直方图中,大部分的梯度值集中在低梯度区域,而真正的边缘位于梯度值较大的地方,在直方图中表现为一个衰减曲线。因此,可以通过设定合适的阈值滤除非边缘区域来保留图像的边缘。

图 4 给出了改进算法的一个特征提取效果图。



图 4 改进算法的特征提取效果

3 特征匹配

基于文本的检索方法采用的是文本的精确匹配,而基于内容的图像检索则通过计算查询(例子图像)和候选图像之间在视觉特征上的相似度匹配进行。因此,定义一个合适的视觉特征相似度度量方法对检索的效果有很大的影响。常用的相似度方法都是向量空间模型(Vector Space Model)^[8,9],即将视觉特征看作是向量空间中的点,通过计算两个点之间的接近程度来衡量图像特征间的相似度。这里,我们采用欧几里得距离作为特征匹配相似度的度量。对于图像的 N 个特征值分量,生成 N 维欧几里得空间,匹配时对两张图片的纹理特征分别计算欧几里得距离,然后根据用户需求或图像特点进行加权^[10],最后计算出平均欧几里得距离,作为相似度的度量,并存入数据库,供排序并生成搜索结果(见图 5)。



图 5 基于改进 Sobel 算子的文物图像检索结果

4 结束语

文中结合文物图像特点,引入 Canny 算子和 Sobel 算子,同时借鉴了共生矩阵检测 4 个方向的纹理矩阵的做法,对 Sobel 算子进行了改进,提出了一种新的文物图像纹理特征的提取方法。实验表明,使用这种特征进行文物图像检索可以取得很好的检索效果。目前大多数的基于内容的图像检索系统尚处于研究实验中,往往只强调基于内容特征的某一方面,不能给出令人满意的检索结果,也不具备真正实用性。在未来的工作中,我们将致力于加入多种特征融合搜索方法,进一步提高检索的质量。同时,需要考虑引入机器学习和相关反馈机制,并将高层语义信息反映在检索特征中,提高检索的效果和准确率^[11,12]。

参考文献:

[1] 刘鹏宇. 基于内容的图像特征提取算法的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2004.

法随着查询的进行,成功率在逐渐上升,转发的查询包总数在逐渐降低,这与信息素的导向作用有关,随着查询的进行信息素逐渐建立起来,查询包转发的随机性降低,减少了不必要的查询包转发,效率相比洪泛有了较明显的提高;引入合成信息素后,随着查询的进行,查询成功率得到进一步的提高,查询包转发的总次数则进一步降低,这与查询进行一段时间后,合成信息素对一些文件的初次查询的导向作用有关,利用合成信息素,一些新文件在初次查找时可在一定程度上降低消息包转发的盲目性,提高查找的成功率,降低网络中消息包的总数量。

表 7 查询成功数随请求次数变化情况

重复次数	1	3	5	7	9
算法 1	52	58	44	50	56
算法 2	40	94	122	149	160
算法 3	39	128	174	209	222

表 8 查询包转发次数随请求次数变化情况

重复次数	1	3	5	7	9
算法 1	3472	3441	3554	3497	3485
算法 2	3557	3144	2989	2768	2692
算法 3	3516	2448	2145	2060	2168

注:算法 1:洪泛;算法 2:基本蚁群算法;
算法 3:引入合成信息素后的蚁群算法。

综合分析可以看出,引入合成信息素的蚁群算法可有效提高 P2P 网络查找成功的次数,降低网络中消息包的数量,对 P2P 网络搜索性能的提升效果明显。

4 结束语

分析 P2P 网络和蚁群的不同特点,根据 P2P 网络查找很多不同的文件与蚂蚁寻找的单一食物的不同,在蚁群算法的基础上引入合成信息素的概念,将蚁群

算法应用的 P2P 网络的搜索过程中。理论分析和模拟实验结果表明,提高了搜索的成功率,降低了网络中消息包的数量,提高了搜索的效率,有利于提高 P2P 网络的整体性能。

参考文献:

- [1] 吴国庆. 对等网络技术研究[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(7):100-103.
- [2] 陈贵海,李振华. 对等网络:结构、应用与设计[M]. 北京:清华大学出版社,2007.
- [3] 李运娣,冯 勇. 基于 DHT 的 P2P 搜索定位技术研究[J]. 计算机应用研究, 2006(10):226-228.
- [4] 钱 宁,吴国新. 无结构化 P2P 网络资源搜索机制研究综述[J]. 计算机科学, 2010, 37(4):7-10.
- [5] 黄道颖,陈 新,张安琳,等. P2P 网络 Guntella 模型中搜索消息的路由机制及改进研究[J]. 计算机工程与应用, 2003(25):13-15.
- [6] 吴 宇,虞淑瑶,宋 成. 自适应 P2P 网络搜索算法[J]. 计算机工程, 2006, 32(19):117-119.
- [7] 夏启志,谢高岗. 无结构 P2P 网络搜索方法及其改进[J]. 计算机应用研究, 2005(9):256-260.
- [8] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京:科学出版社, 2006.
- [9] 苏 玉,毛 力. 基于蚁群算法的非结构化 P2P 搜索机制的研究[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(5):939-941.
- [10] Marco D, Vittorio M, Alberto C. Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents [J]. IEEE transactions on systems, man and cybernetics—part B: cybernetics, 1996, 26(1): 29-41.
- [11] 王艳玲,李龙澍,胡 哲. 群体智能优化算法[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(8):114-117.
- [12] Elke M, Arno P, Gerti K. Using taxonomies for content-based routing with ants[J]. Computer Networks, 2007, 51(16):4514-4528.

(上接第 54 页)

- [2] 韦 娜,耿国华,周明全. 一种新的文物图像检索方法[J]. 计算机应用, 2005, 25(8):1789-1791.
- [3] 王 松,蒋苏蓉,冯 刚. 基于纹理特征的一种图像检索方法的实现[J]. 安阳师范学院学报, 2002(2):6-8.
- [4] 冯建辉,杨玉静. 基于灰度共生矩阵提取纹理特征图像的研究[J]. 北京测绘, 2007(3):19-22.
- [5] Anne H, Solberg S, Jain A K. Texture Fusion and Feature Selection Applied to SAR Imagery[J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(2):475-478.
- [6] 黄 晶,杨 杰. 图像纹理特征的分析方法研究[D]. 武汉:武汉理工大学信息工程学院, 2003.
- [7] 沈庭芝,方子文. 数字图像处理及模式识别[M]. 北京:北京理工大学出版社, 1998.
- [8] Haralick R M, Shangmugam K. Texture feature for image classification[J]. IEEE Transaction on Systems, 1973, 3(6): 768-780.
- [9] Manjunathi B S, Ma W Y. Texture Features for Browsing and Retrieval of Image Data[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996:837-842.
- [10] 贾淑华,李星野. 基于相关关系的图像分类和图像检索[J]. 微计算机信息, 2009(5-3):294-296.
- [11] 孙惠萍,龚声蓉,王朝晖,等. 基于强化学习的相关反馈图像检索算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(34):175-178.
- [12] 钱秋银,张正兰. 一种基于多分类 SVM 的相关反馈图像检索方法[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(8):65-68.