

基于轮廓的图像检索^{*}

张志勇^{1,2+}, 施智平¹, 石志伟^{1,2}, 史忠植¹

¹(中国科学院 计算技术研究所 智能信息处理重点实验室,北京 100190)

²(中国科学院 研究生院,北京 100049)

Image Retrieval Based on Contour

ZHANG Zhi-Yong^{1,2+}, SHI Zhi-Ping¹, SHI Zhi-Wei^{1,2}, SHI Zhong-Zhi¹

¹(Key Laboratory of Intelligent Information Processing, Institute of Computing and Technology, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

²(Graduate University, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

+ Corresponding author: E-mail: zhangzy@ics.ict.ac.cn

Zhang ZY, Shi ZP, Shi ZW, Shi ZZ. Image retrieval based on contour. *Journal of Software*, 2008,19(9): 2461-2470. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/19/2461.htm>

Abstract: This paper proposes a strategy for retrieving multi-texture images based on contour and texture segmentation. Firstly, the contour of each texture primitive is extracted from an image and its Fourier descriptor is calculated. Thus, the contours of the texture primitives in the original image are clustered according to these shape descriptors. Then Gabor wavelet transform is applied to extract the features of texture primitives for each group, so the image can be represented by a set of feature vectors in feature space. Finally, an improved and noise insensitive Hausdorff distance is used to calculate the distance between two feature vector sets. Furthermore, the retrieval of multi-texture images can be implemented. A large amount of experiments show that this method has higher retrieval precision, compared with the state-of-arts methods.

Key words: contour; multiple texture; Fourier transform; Gabor wavelet; Hausdorff distance

摘要: 提出了一种针对多纹理图像的基于轮廓和纹理分割的检索策略.首先提取一幅图像中各个纹理基元的轮廓,计算轮廓的 Fourier 形状描绘子,根据形状描绘子对轮廓聚类分组.此时,原图像被分割成几组不同形状的纹理基元轮廓,采用 Gabor 小波变换分别提取各组纹理基元轮廓的特征,从而将原图像表示为 Gabor 小波特征空间中的特征点集.最后,采用对噪音不敏感的改进 Hausdorff 距离计算各特征点集之间的距离,便可实现多纹理图像的检索.与已有方法相比,实验结果表明,该方法具有更好的检索精度.

关键词: 轮廓;多纹理;Fourier 变换;Gabor 小波;Hausdorff 距离

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos.60435010, 90604017, 60675010 (国家自然科学基金); the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2006AA01Z128 (国家高技术研究发展计划(863)); the National Basic Research Program of China under Grant No.2003CB317004 (国家重点基础研究发展计划(973)); the Natural Science Foundation of Beijing of China under Grant No.4052025 (北京市自然科学基金)

Received 2006-12-12; Accepted 2007-06-14

纹理是基于内容的图像检索中经常采用的一类特征.实际生活中的图像往往包含两种以上的纹理,例如,草原上不同动物的图像,背景草原图像的纹理基本相同,而前景动物图像的纹理则有很大区别.为了获得更好的检索精度,科研人员提出了纹理分割的策略,对不同的纹理基元分组处理.本文提出了一种基于图像轮廓和聚类分组的图像特征提取和图像检索方法.图 1 描述了本文方法的总体流程:① 首先对图像作必要的预处理,然后提取图像中各个纹理基元的轮廓;② 由于纹理的连通性,提取的轮廓可能发生粘连,使本应属于多个纹理的轮廓联合成单一轮廓,此时需要对粘连的轮廓进行分割;③ 根据分割后轮廓的 Fourier 形状描绘子对轮廓聚类,从而将图像中的纹理基元按照轮廓形状分组;④ 采用 Gabor 小波变换提取纹理特征,将一幅图像映射为特征空间中的一个特征点集;⑤ 最后,采用改进的 Hausdorff 距离计算各特征点集之间的距离,实现多纹理图像的检索.

本文主要有 4 个贡献:① 提出了一种基于轮廓聚类实现纹理分割的思路;② 基于 Fourier 低频描绘子,实现了通过角点判别的粘连轮廓分割方法;③ 证明了二值图像与其轮廓具有相同的 Gabor 小波归一化纹理特征;④ 提出了计算特征簇集相似度的改进 Hausdorff 距离,证明了该距离满足度量公理的 3 个条件,并符合相似性要求.

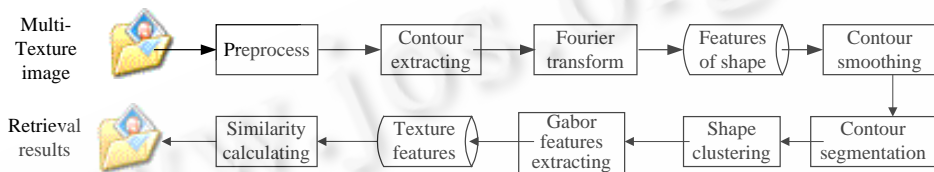


Fig.1 The flow chart of contour-based image retrieval

图 1 基于轮廓的图像检索流程图

1 基于离散 Fourier 变换的轮廓处理

本文提出的特征提取方法是围绕着图像轮廓进行的,第 2 节将证明提取轮廓特征的合理性,这里先说明采用轮廓的必要性:① 对于质量较差的图像,提取轮廓后的图像往往可以过滤掉很多噪声;② 对纹理基元进行聚类分组是根据基元形状实现的,因此需要提取基元的轮廓;③ 参见第 1.3 节,根据纹理基元的轮廓计算基元中心具有很少的计算量.

1.1 轮廓平滑

角(corner)是本文中轮廓分割的依据,是轮廓曲线中曲率变化较大的位置.非平滑曲线有大量的抖动角,为了减少抖动角的影响,首先需要对轮廓曲线进行平滑.轮廓平滑的方法很多,文献[1]介绍了一种高斯卷积的方法,但该方法平滑曲线时会造成轮廓的收缩,如图 2(a)所示.考虑到这种收缩与平滑程度和局部曲率有关,文献[2]通过比较平滑前后的曲率变化补偿了曲线的收缩,如图 2(b)所示.考虑到轮廓平滑就是要过滤掉轮廓中的细小变化,且 Fourier 高频描绘子对应轮廓细节,低频描绘子对应轮廓总体形状,可以通过重构 Fourier 低频描绘子来实现轮廓平滑.

设某一纹理基元的轮廓包含 k 个像素点,沿逆时针方向的点坐标序列为 $(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_{K-1}, y_{K-1})$, 标记 $x(k)=x_k, y(k)=y_k$, 轮廓可以表示为坐标序列 $s(k)=[x(k), y(k)], k=0, 1, \dots, K-1$. 将各点表示为复数,有 $s(k)=x(k)+jy(k)$, 公式(1)为 $s(k)$ 的离散 Fourier 变换,复系数 $a(u)$ 即为轮廓的 Fourier 形状描绘子.

$$a(u) = \sum_{k=0}^{K-1} s(k)e^{-j2\pi uk/K}, u \in [0, K-1] \quad (1)$$

公式(2)根据所有复系数进行 Fourier 逆变换重构 $s(k)$, 公式(3)仅使用前 P 个复系数重构平滑轮廓,即令 $a(u)=0, u \in [0, P], P < K$. 需要注意的是, k 的范围仍旧是 $[0, K-1]$, 即平滑边界中仍旧包含 k 个点,但在各点重构时只用 P 个复系数.随着 P 的减少,边界细节损失增大,如图 2(c)~图 2(e)所示.

$$s(k) = \frac{1}{K} \sum_{u=0}^{K-1} a(u)e^{j2\pi uk/K}, k \in [0, K-1] \quad (2)$$

$$\hat{s}(k) = \frac{1}{P} \sum_{u=0}^{P-1} a(u) e^{j2\pi uk / K}, k \in [0, K-1] \tag{3}$$

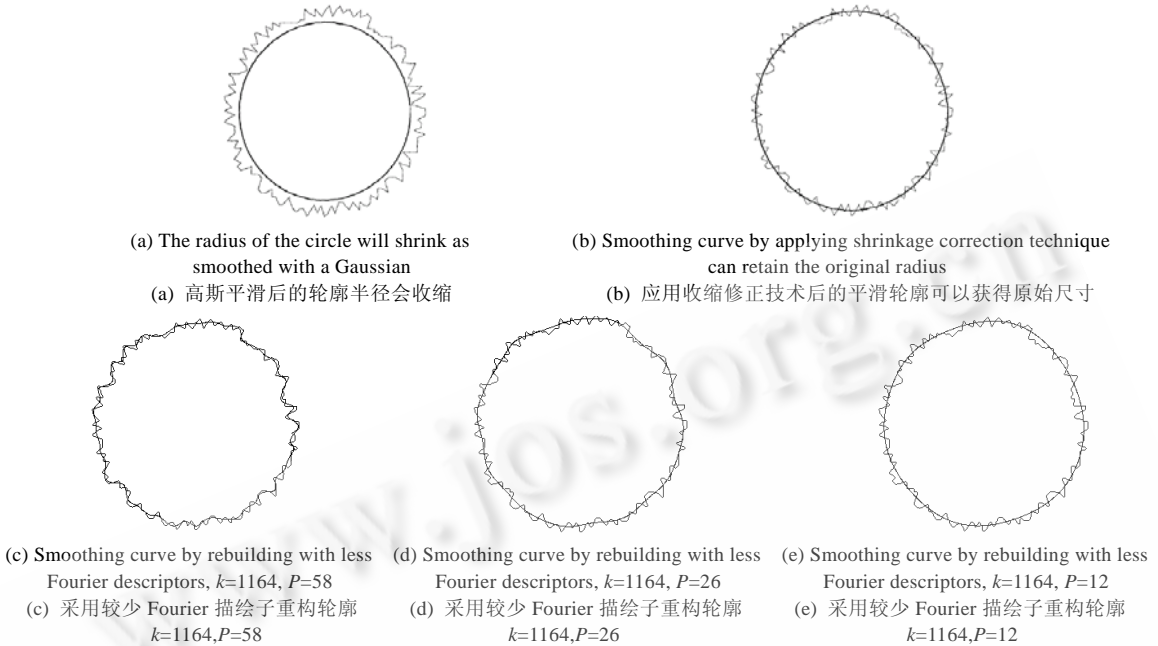


Fig.2 Methods of smooth image curves

图 2 平滑轮廓曲线的几种方法

1.2 角检测和轮廓分割

过滤掉抖动角后,平滑轮廓中剩余的角便反映了轮廓曲率的实际变化.图 3(a)中的基元大致分为 3 组形状,且某些基元的轮廓发生了粘连,如图 3(b)中的 A 和 B 位置.仔细观察可以发现,粘连位置一般会出现两个相对的角,而且两个角隔开的两条曲线都较长.因此,可以依据这一规则通过分析角间的曲线长度和距离来分割轮廓.曲率测量空间(curvature scale space,简称 CSS)是一种有效的角检测算法^[3,4],图 3(c)给出了平滑后的轮廓以及 CSS 算法检测出的所有角点.分割轮廓时,首先找出轮廓中各角间距离小于阈值 δ_1 的角点对;然后计算角点对间两段轮廓的长度,分割长度大于阈值 δ_2 的轮廓;连接两段轮廓的端点(即两个角点)使两段轮廓分别闭合,从而实现轮廓分割.为了更清晰地显示分割结果,图 3(d)将分割后各个基元的轮廓作了很小的平移,实际上,在轮廓分割处,角点对之间的连线应该是重合的.

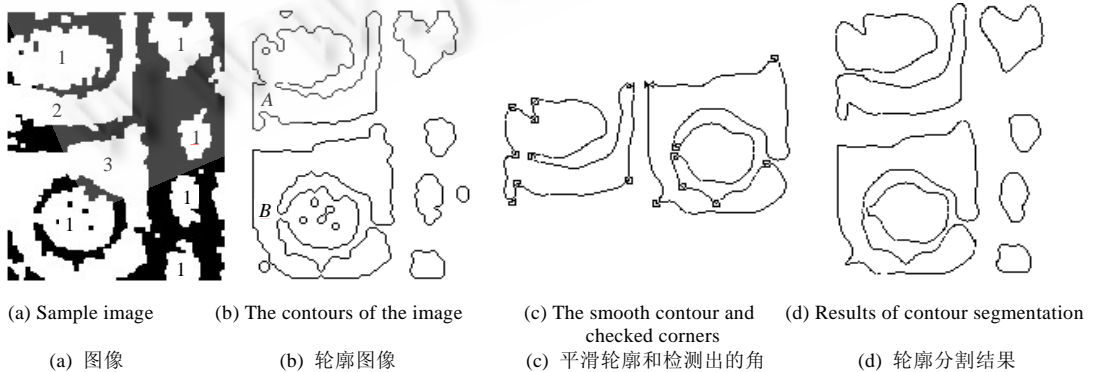


Fig.3 Corner checking and contour segmentation

图 3 角检测和轮廓分割

1.3 轮廓特征归一化

第 1.1 节中的 Fourier 形状描绘子只满足平移不变性,不满足旋转和缩放特征不变性.实际上,由于相机位置和焦距远近的不同,获取的图像在角度和尺寸上会有很大不同.此外,轮廓聚类算法要求轮廓特征具有相同的特征维数 fd ,当轮廓的边缘点数小于 fd 时,需要先对其放大.因此,Fourier 形状描绘子要同时满足平移、旋转、缩放的特征不变性.本文采用文献[5]中的方法对轮廓的半径序列进行 Fourier 变换,提取归一化轮廓特征.设图 4(a) 图像中心点 o 的坐标为 (x_0, y_0) ,令整个图形区域为 $object$,则 (x_0, y_0) 可由公式(4)求得:

$$x_0 = \frac{\iint_{x,y \in object} x dx dy}{\iint_{x,y \in object} dx dy}, y_0 = \frac{\iint_{x,y \in object} y dx dy}{\iint_{x,y \in object} dx dy} \tag{4}$$

根据格林定理,公式(4)可以转化为沿着轮廓闭合曲线的积分:

$$x_0 = \frac{\frac{1}{2} \oint_{x,y \in boundary} \left(xy dx - \frac{1}{2} x^2 dy \right)}{\frac{1}{2} \oint_{x,y \in boundary} (y dx - x dy)}, y_0 = \frac{\frac{1}{2} \oint_{x,y \in boundary} \left(\frac{1}{2} y^2 dx - xy dx \right)}{\frac{1}{2} \oint_{x,y \in boundary} (y dx - x dy)} \tag{5}$$

对于离散的轮廓点序列,公式(5)可由公式(6)近似表示.这不仅减少了计算量、加快了计算速度,也避免了轮廓内部图像缺损和噪声对计算结果的影响,提高了算法的鲁棒性.

$$x_0 \approx \frac{\sum_{k=0}^{K-1} [y_k(x_k^2 - x_{k-1}^2) - x_k^2(y_k - y_{k-1})]}{2 \sum_{k=0}^{K-1} [y_k(x_k - x_{k-1}) - x_k(y_k - y_{k-1})]}, y_0 \approx \frac{\sum_{k=0}^{K-1} [y_k^2(x_k - x_{k-1}) - x_k(y_k^2 - y_{k-1}^2)]}{2 \sum_{k=0}^{K-1} [y_k(x_k - x_{k-1}) - x_k(y_k - y_{k-1})]} \tag{6}$$

过 o 点沿水平方向建立坐标轴 x ,以 x 轴与轮廓的交点 b 为起始点,沿逆时针方向获取半径序列 $r(k) = ((x_k - x_0)^2 + (y_k - y_0)^2)^{1/2}, k \in [0, K-1]$.为了满足缩放特征不变性,按照公式(7)将其归一化后得到标准轮廓 r_g ,Fourier 变换后便得到满足平移、旋转、缩放特征不变性的 Fourier 形状描绘子:

$$r_p = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{K-1} r(k), r_g = \frac{r(k)}{r(p)}, a(u) = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} r_g(k) e^{-j2\pi uk/K}, u \in [0, K-1] \tag{7}$$

命题 1. 公式(7)中的 Fourier 形状描绘子 $a(u)$ 满足平移、旋转、缩放特征不变性.

证明:平移和旋转不改变半径序列的值,显然, $a(u)$ 满足平移、旋转特征不变性; r_g 为归一化的定义,显然,缩放特征不变性成立.图 4(b) 为轮廓的 Fourier 形状描绘子,图 4(c) 为仿射变换(轮廓放大一倍、旋转、平移)后的 Fourier 形状描绘子,显然,命题 1 成立,同时验证了图像能量集中在低频部分. □

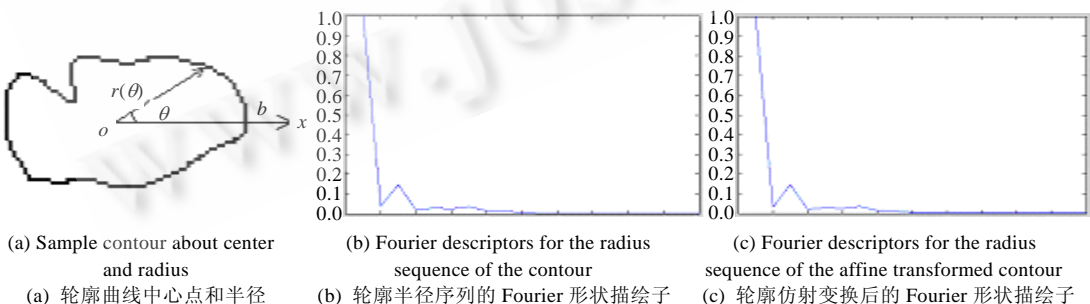


Fig.4 Normalized feature extraction

图 4 轮廓归一化特征提取

1.4 纹理基元轮廓聚类

正如前文所述,本文采用纹理分割的策略以更好地提取多纹理特征.先将纹理基元按照轮廓形状进行分组,

再以组为单位分别对纹理基元进行特征提取,分组通过对基元形状特征的聚类实现.设图像集合 $S=\{s_1, \dots, s_i, \dots, s_n\}$ 中共有 n 幅图像,第 i 幅图像 $s_i=\{b_{i1}, \dots, b_{ip}, \dots, b_{im}\}$ 包含 m 个轮廓,聚类算法按照纹理基元 b_{ip} 的形状描绘子实现纹理分割.此时存在两种聚类方式:① 指定 s_i 包含的纹理类别数目 t ,对 s_i 进行轮廓聚类,即 s_i 将对应包含 t 个特征点集,判断特征点集间的相似性;② 指定 S 中包含所有纹理类别数目,对 S 中所有轮廓聚类,统计 s_i 包含的类别数目,采用海明距离判断图像间的相似性.方式①需要进行 n 次聚类,时间复杂度较高,但每个图像的纹理类别数目很容易确定;方式②只需要聚类 1 次,速度较快,但当 n 较大以及添加、删除图像而引起样本集合发生变化时,很难统计 S 中的纹理类别数目.考虑到 K -means 算法具有简单、快速的优点,本文采用基于方式①的 K -means 算法实现多纹理轮廓聚类.

为了说明聚类分组的必要性,在后续实验中,将从 3 个方面测试图像特征提取的检索精度:① 直接对整幅图像提取特征,则图像被表示为特征空间中的 1 个特征点;② 对图像中的每个纹理基元分别提取特征,则图像被表示为特征空间中的 N 个特征点(N 为基元数);③ 采用 K -means 方法对基元进行聚类,则图像被表示为特征空间中的 M 个特征点(M 为聚类数,一般 $M < N$).当 $M=1$ 时为第 1 种方法;当 $M=N$ 时为第 2 种方法.

2 Gabor 小波特征提取

Gabor 滤波器能够最大程度地减少空间和频率的不确定性,并可以检测出图像中不同方向和角度上的边缘和线条^[6].考虑到轮廓图像是二值化的,采用 Gabor 滤波器对聚类后各类纹理基元的轮廓提取特征.Gabor 纹理特征利用一组 Gabor 滤波器来提取不同尺度和方向上的纹理信息^[7].二维 Gabor 函数 $g(x,y)$ 可表示为

$$g(x, y) = \left(\frac{1}{2\pi\delta_x\delta_y} \right) \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{\delta_x^2} + \frac{y^2}{\delta_y^2} \right) + 2\pi Wxj \right] \tag{8}$$

$g(x,y)$ 是母 Gabor 小波,一系列自相似的 Gabor 滤波器可由 $g(x,y)$ 通过合适的伸缩和旋转变换得到:

$$\begin{cases} g_{mn}(x, y) = \alpha^{-m} g(x', y'), \alpha > 1, m, n \in \text{int} \\ x' = \alpha^{-m}(x \cos \theta + y \sin \theta), y' = \alpha^{-m}(-x \sin \theta + y \cos \theta) \end{cases} \tag{9}$$

其中, $\alpha = (U_h/U_l)^{\frac{1}{S-1}}$, U_h, U_l 分别表示最高空间频率和最低空间频率, $\theta = n\pi/K, n=0, 1, \dots, K-1, m=0, 1, \dots, S-1, K$ 和 S 分别是多分辨率分解的方向个数和尺度大小,图 5 表示一个方向为 6、尺度为 4 的 Gabor 小波滤波器族.

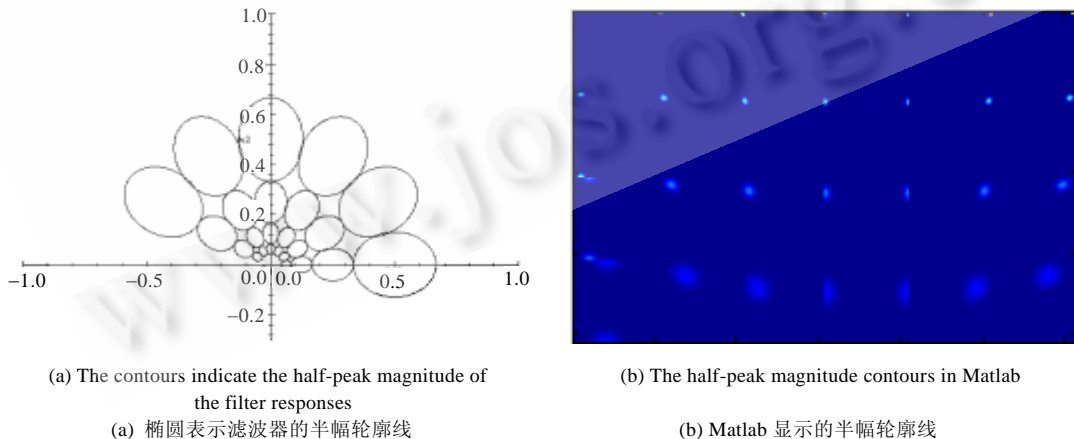


Fig.5 Gabor filter dictionary
图 5 Gabor 小波滤波器族

给定图像 $I(x,y)$,其 Gabor 小波变换定义为

$$W_{mn}(x, y) = \iint I(x_1, y_1) g_{mn}^*(x - x_1, y - y_1) dx_1 dy_1 \tag{10}$$

其中,*表示复数共轭.纹理特征可由计算变换后图像幅值的均值和标准差得到:

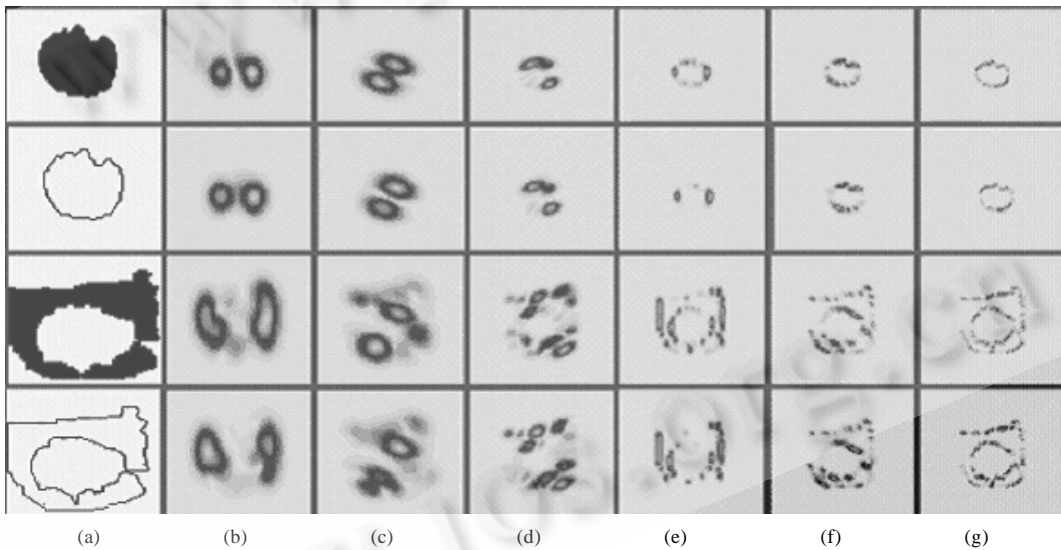
$$\begin{cases} \mu_{mn} = \iint |W_{mn}(x,y)| dx dy \\ \delta_{mn} = \sqrt{\iint (|W_{mn}(x,y) - \mu_{mn}|)^2 dx dy} \end{cases} \quad (11)$$

其中, μ_{mn} 和 δ_{mn} 组成最终纹理特征向量的分量:

$$\begin{cases} f = [\mu_{00}, \delta_{00}, \dots, \mu_{(S-1)(K-1)}, \delta_{(S-1)(K-1)}] \\ f_g = \left[\frac{\mu_{00}}{\alpha(\mu_{00})}, \frac{\delta_{00}}{\alpha(\delta_{00})}, \dots, \frac{\mu_{(S-1)(K-1)}}{\alpha(\mu_{(S-1)(K-1)})}, \frac{\delta_{(S-1)(K-1)}}{\alpha(\delta_{(S-1)(K-1)})} \right], \alpha: \text{标准差} \end{cases} \quad (12)$$

命题 2. 设有二值化图像 $I(x,y)$ 及其轮廓图像 $C(x,y)$, 则 $I(x,y)$ 的归一化 Gabor 小波变换特征可由 $C(x,y)$ 的归一化 Gabor 小波变换特征代替, 即 $f_g^I \approx f_g^C$.

证明: 因为二值化图像内部和外部的灰度值相同, 所以在这些区域 $W_{mn}(x,y) \approx 0$, 能量集中在图像的边界. 图 6(a) 为两幅不同的二值图像及轮廓, 图 6(b)~图 6(g) 为尺度 m 、方向 n 对应的 W_{mn} (其中, $S=4, K=6, U_l=0.05, U_h=0.4$), 图中根据 W_{mn} 值的大小分别表示为灰度值由深到浅, 显然, 二值化图像和轮廓图像的 W_{mn} 能量分布基本相同, 即 $W_{mn}^I \approx \rho \cdot W_{mn}^C$, 进一步得到 $\mu_{mn}^I \approx \rho \cdot \mu_{mn}^C$ 和 $\delta_{mn}^I \approx \rho \cdot \delta_{mn}^C$, α 为所有图像的标准差, 因此, 有 $\alpha(\mu_{mn}^I) \approx \rho \cdot \alpha(\mu_{mn}^C)$ 和 $\alpha(\delta_{mn}^I) \approx \rho \cdot \alpha(\delta_{mn}^C)$ 成立, 显然, $f_g^I \approx f_g^C$. □



(a) The footprint image, (b~g) Gabor wavelet transform in different sizes and directions, (b) $m=1, n=1$, (c) $m=1, n=5$, (d) $m=2, n=3$, (e) $m=3, n=1$, (f) $m=3, n=5$, (g) $m=4, n=3$

Fig.6 Gabor wavelet transform of footprint image and contour

图 6 二值图像及轮廓图像的 Gabor 小波变换

3 特征点集的相似度匹配

纹理基元聚类后, 每类基元对应特征空间中的一个特征点, 图像对应一个特征点集, 特征点数等于聚类数目. 定义特征点集间的相似度计算方法 H , 合理的 H 必须满足两个条件: ① 满足度量公理的非负、对称和三角不等式; ② 如图 7(a) 所示, 图像 s_1, s_2, s_3 分别包含 3, 2, 1 类纹理基元, 若有 $d_1 - d_2 < d_4 - d_3$, 则有 $H(s_1, s_2) < H(s_1, s_3)$ 成立. Hausdorff 距离是度量点集间距离的有效方法, 对于两幅图像 $A = \{a_1, \dots, a_p\}$ 和 $B = \{b_1, \dots, b_q\}$, 可见公式(13)并如图 7(b) 所示.

$$H(A,B)=\max(h(A,B),h(B,A)), h(A,B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (13)$$

结合 Gabor 小波纹理特征 μ_{mn} 和 $\sigma_{mn}(m,n)$ 分别代表 Gabor 滤波器的尺度和方向,见公式(14),本文从两个方面改进了 Hausdorff 距离:① 采用街区距离(cityblock distance)代替欧式距离,在高维特征空间中具有更好的计算效率^[7,8];② 采用均值代替最大值,使 $h(A,B)$ 对孤立点噪声具有更好的鲁棒性^[9].

$$\begin{cases} H(A,B) = \max(h(A,B),h(B,A)), h(A,B) = \frac{1}{|A|} \sum_{a \in A} \min_{b \in B} cd(a,b) \\ cd(a,b) = \sum_m \sum_n d_{mn}(a,b), d_{mn}(a,b) = \left| \frac{\mu_{mn}^a - \mu_{mn}^b}{\alpha(\mu_{mn})} \right| + \left| \frac{\sigma_{mn}^a - \sigma_{mn}^b}{\alpha(\sigma_{mn})} \right|, \alpha: \text{标准差} \end{cases} \quad (14)$$

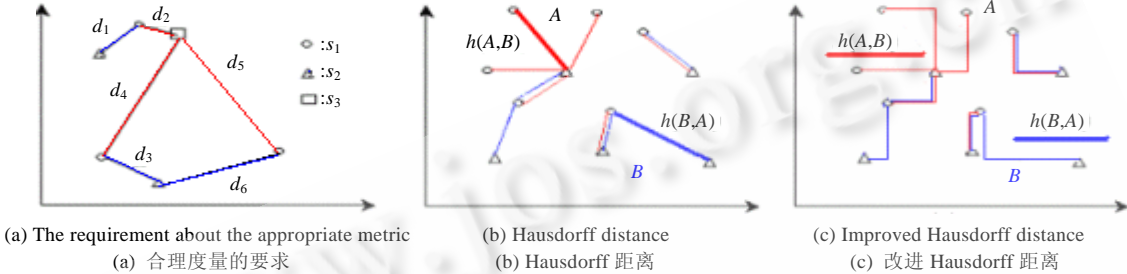


Fig.7 Similar matching for feature cluster
图 7 特征簇集相似度匹配

命题 3. 相似性度量 H 满足度量公理非负、对称和三角不等式的 3 个条件.

证明:显然, H 满足非负和对称性,下面证明 H 满足三角不等式,该命题的直观含义是:两个形状相似的轮廓不能同时与其他形状的轮廓相似.

$$H(A,C)=\max(h(A,C),h(C,A)) \leq \max(h(A,B)+h(B,C),h(C,B)+h(B,A)).$$

因为

$$\begin{cases} h(A,B) \leq \max(h(A,B),h(B,A)) = H(A,B), h(B,A) \leq H(A,B) \\ h(B,C) \leq \max(h(B,C),h(C,B)) = H(B,C), h(C,B) \leq H(B,C) \end{cases}$$

有

$$H(A,C) \leq \max(H(A,B)+H(B,C),H(B,C)+H(A,B)) = H(A,B)+H(B,C). \quad \square$$

命题 4. 如图 7(a)所示,若有 $d_1-d_2 \ll d_4-d_3$,则 $H(s_1,s_2) < H(s_1,s_3)$ 成立.

证明:不考虑其他影响,依题意有 $d_1, d_2 \ll d_3, d_4, d_5, d_6, d_3 \ll d_4, d_5, \approx d_6$

$$\begin{aligned} H(s_1, s_3) &= \max(h(s_1, s_3), h(s_3, s_1)) = \max\left(\frac{d_2 + d_4 + d_5}{3}, d_2\right) = \frac{d_2 + d_4 + d_5}{3} \approx \frac{d_4 + d_5}{3} \\ H(s_1, s_2) &= \max(h(s_1, s_2), h(s_2, s_1)) = \max\left(\frac{d_1 + d_3 + d_6}{3}, \frac{d_1 + d_3}{2}\right) \approx \max\left(\frac{d_3 + d_6}{3}, \frac{d_3}{2}\right) \\ &= \frac{d_3 + d_6}{3} < \frac{d_4 + d_5}{3} \approx H(s_1, s_3). \quad \square \end{aligned}$$

4 图像检索实验

在“人工足迹识别系统”中,考虑到足迹图像一般包含多种形状的纹理单元,采用了基于纹理单元轮廓的聚类分组方法.实验结果表明,该方法较常规方法具有更好的检索精度.系统中考虑到现场提取的足迹图像往往比较模糊,甚至残缺不全,本系统提供人工足迹预处理功能,包括图像块复制、粘贴、镜像和图像刷.用户可以根据对称性和一致性推断残缺部分的形状,对足迹进行修补.由于足迹图像的背景和颜色没有实际意义,将其转为二值图像,特征提取只在二值图像上完成.如图 8 所示,一般足迹可分为脚掌、脚弓和脚跟 3 个纹理区域,系统可分

别对各个区域提取特征.此外,系统提供两种区域选择方式:① 通过活动模板(3×3,5×5 等)自动确定脚掌、脚弓和脚跟的有效区域,采用标出边界点、边界线等人工方法纠正;② 由用户手工圈定质量较好的特征提取区域.

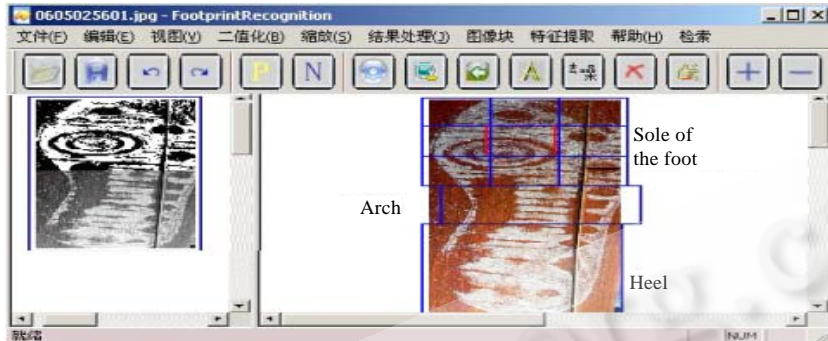


Fig.8 The feature region of shoeprint

图 8 足迹的特征区域

实验中有 4 点需要说明:① 由于保密性要求,用户提供的测试图像比较少,选取其中 100 幅质量较好的足迹图像.分别提取前脚掌区域的偏上、偏下、偏左、偏右 4 个图像块,生成共 400 幅足迹块的测试样本图像集;② 由于 Fourier 变换后图像的能量集中在低频部分,取前 15 个低频信息的实部和虚部组成 Fourier 形状描绘子;③ 考虑到 Gabor 滤波器要求图像的宽度和高度相等,且为 2 的整数次幂,分别按行、列对图像补 0,生成 $N \times N$ 正方形图像($N=2^n$),取 $N=512, S=4, K=6, U_r=0.05, U_i=0.4$;④ 分别以每个足迹块作为范例在样本图像集中检索,返回相似度最大的前 M 个足迹块,若至少有一个足迹块与范例足迹块属于同一个足迹图像,则认为检索成功.

本文从 5 个方面对轮廓检索方法加以验证:① 特征归一化的作用;② 二值图像特征提取 vs. 轮廓图像特征提取;③ 标准 Hausdorff 距离 vs. 改进 Hausdorff 距离;④ 聚类特征点集 vs. 整幅图像特征点;⑤ 聚类特征点集 vs. 纹理基元特征点集.如图 9 所示的实验结果,横轴表示返回的足迹块数量 $M(M=1,2,3)$,纵轴表示图像检索的成功率.具体表述为:(a) 图 9(a)证实了无论对于二值图像还是轮廓图像,均值和标准差归一化特征效果基本相同,本文选用标准差作为特征归一化方法;(b) 图 9(b)显示了轮廓特征明显优于二值图像特征,这是因为轮廓对噪声更加鲁棒.此外,还可以清晰地看到,二值图像的归一化特征将提升检索精度,而轮廓图像则相反.这是因为二值图像中 255 灰度值的像素较多,归一化会产生效果;而轮廓图像中只有边缘点的灰度值为 255,影响了归一化效果;(c) 由于噪声的影响,标准 Hausdorff 距离检索精度较差,图 9(c)证明了在 $H(A,B)$ 中取均值大幅提升检索精度;(d) 图 9(d)显示了相对于对整幅二值图像或所有纹理基元提取特征,轮廓图像聚类分组提取特征具有更高的检索精度.

5 结束语

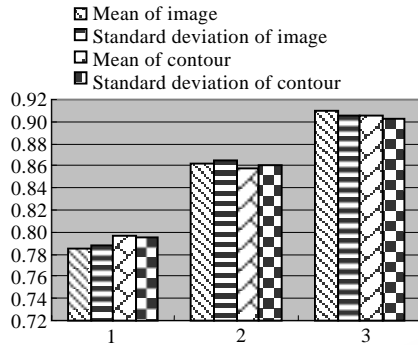
本文提出了一种基于轮廓和纹理分割的图像检索策略,证明了二值图像与其轮廓图像具有等价的归一化 Gabor 小波特征.尽管 Gabor 变换经常被用于提取图像边缘,但我们尚未发现基于轮廓的 Gabor 特征提取的类似工作.由于实际图像中往往包含更多的噪声,轮廓图像提取的特征具有更高的检索精度.从本文的理论分析和实验结果可以看出,基于纹理基元轮廓的纹理分割和特征提取为多纹理图像检索提供了有效的思路.此外,本文还说明了改进 Hausdorff 距离具有更好的噪声鲁棒性.这些方法在“人工足迹识别系统”中均得到了有效验证.

在今后的工作中需要进一步对以下几个问题进行验证和改进:

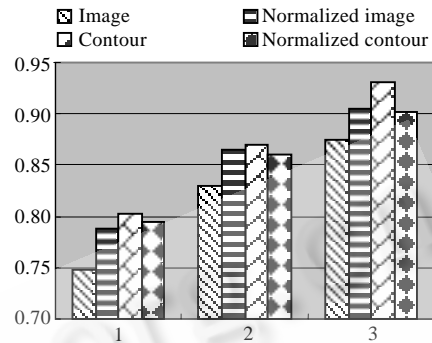
(1) 为每一幅足迹定义纹理聚类数目毕竟是一项繁重的工作,参考动态聚类算法开发出能够自动判别合理聚类数目的聚类算法.

(2) 轮廓提取的准确程度对本文方法至关重要.实验中发现,绝大多数误识别都是由于轮廓提取错误造成的,需要进一步改进轮廓分割方法.

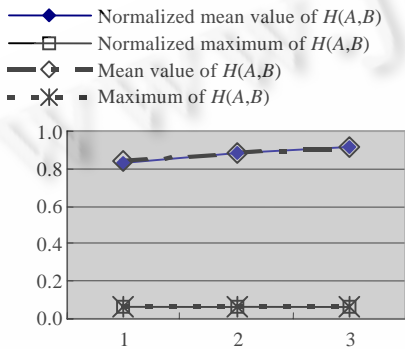
(3) 本文采用了文献[7]中描述的 Gabor 变换算法,但该算法是基于整个图像的,所以,二值图像和轮廓图像具有相同的时间复杂度.考虑针对图像前景像素的 Gabor 小波特征提取算法,以大幅度提高轮廓特征提取速度.



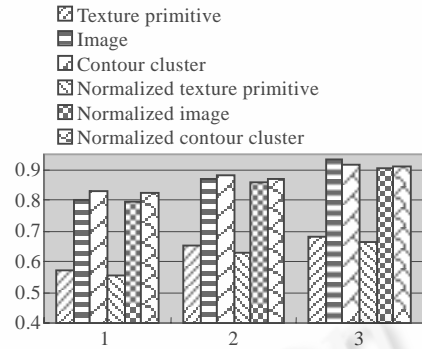
(a) Normalized mean is equal to normalized standard deviation
(a) 均值归一化等同标准差归一化



(b) The features of contour are better than the features of image and normalized features are more available
(b) 轮廓特征优于图像特征,且归一化对图像特征更有效



(c) Retrieval precision is enhanced by applying mean to Hausdorff distance
(c) 取均值的 Hausdorff 距离大幅提升检索精度



(d) Multi-Texture features enhance the retrieval precision
(d) 多纹理特征提高了检索精度

Fig.9 Experiment results

图 9 实验结果

References:

[1] Mackworth SK, Mokhtarian F. The renormalized curvature scale space and the evolution properties of planar curves. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver: University of British Columbia, 1988. 318-326. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=196255

[2] Lowe DG. Organization of smooth image curves at multiple scales. Int'l Journal of Computer Vision, 1989,3(2):119-130.

[3] He XC, Yung NHC. Curvature scale space corner detector with adaptive threshold and dynamic region of support. In: Proc. of the 17th Int'l Conf. on Pattern Recognition. Washington: IEEE Computer Society, 2004. 791-794. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1334377

[4] Qi HF, Han MH, Jie B, Yang XG. Corner-Based shape match. Computer Technology and Development, 2006,16(8):189-191 (in Chinese with English abstract).

[5] Yin YB. Fourier descriptor of fruit shape. Journal of Biomathematics, 2001,16(2):234-240 (in Chinese with English abstract).

[6] Daugman JG. Complete discrete 2D Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression. IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1998,36(7):1169-1179.

[7] Manjunath BS, Ma WY. Texture features for browsing and retrieval of image data. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence archive, 1996,18(8):837-842.

- [8] Wang ZX, Li HJ, Zhou CG. On computing for replacing Euclidean distance by linear combination of cityblock and chessboard distances in high dimensional space. *Mini-Micro Systems*, 2004,25(12):2120–2125 (in Chinese with English abstract).
- [9] Sim DG, Kwon OK, Park RH. Object matching algorithm using robust Hausdorff distance measures. *IEEE Trans. on Image Process*, 1999,8(2):425–429.

附中文参考文献:

- [4] 齐怀峰,韩味华,接标,杨秀国.基于角的形状匹配.计算机技术与发展,2006,16(8):189–191.
- [5] 应义斌.水果形状的傅里叶描述子研究.生物数学学报,2001,16(2):234–240.
- [8] 王征旋,李海军,周春光.高维空间中用计算街区和棋盘距离的线性组合代替计算欧氏距离.小型微型计算机系统,2004,25(12):2120–2125.



张志勇(1972—),男,天津人,博士生,CCF会员,主要研究领域为数据仓库,数据挖掘,基于内容的视觉信息检索.



石志伟(1973—),男,博士生,主要研究领域为基于内容的视觉信息检索,图像理解,机器学习.



施智平(1974—),男,博士,讲师,主要研究领域为基于内容的视觉信息检索,图像理解,机器学习.



史忠植(1941—),男,研究员,博士生导师,CCF高级会员,主要研究领域为人工智能,机器学习,神经计算.