文章编号 1004-924X(2017)01-0224-12

用于快速形状匹配的精确型高度函数特征描述

孙国栋,张 杨*,李 萍,梅术正,赵大兴 (湖北工业大学 机械工程学院,湖北 武汉 430068)

摘要:在形状匹配过程中为了提升高度函数描述子的检索精度和对边界噪声与局部变形的鲁棒性,本文提出了一种精确型高度函数特征描述算法。首先提取目标形状外轮廓,构造轮廓采样点的精确型高度函数描述子并进行特征降维,接着利用优化后的并行动态规划进行形状匹配,最后引入形状复杂度分析提升匹配效果。基于点的几何特征显著性,提出形状精度理论,进一步分析局部形变与边缘噪声对形状特征描述的影响。在 MPEG-7 数据库、Swedish Leaf 数据库、Tools数据库和 ETH-80 大型 3D 数据库上进行匹配实验以及在 Kimia99 数据库上进行抗噪实验,实验结果表明:本文提出的算法效率高,匹配时间仅为高度函数描述子的 12.5%,在 MPEG-7 和 ETH-80 上的检索率最高分别为 90.38%和 90.07%;在 Swedish Leaf 和 Tools 上,检索精度最高分别为 95.07%和 94.86%,检索性能和鲁棒性均优于高度函数和其他重要算法;在添加噪声的 Kimia 99 上,该算法的抗噪性能优于高度函数描述子,即使在噪声水平为 2.0 的情况下,依旧能保持 91.92%的检索率。本文提出的算法检索精度高,效率高,鲁棒性好,抗噪性强,具有较好的可扩展性,能有效地应用于形状检索领域。

关键词:形状匹配;精确型高度函数;形状精度;并行动态规划

中图分类号:TP391 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20172501.0224

Feature description of exact height function used in fast shape retrieval

SUN Guo-dong, ZHANG Yang*, LI Ping, MEI Shu-zheng, ZHAO Da-xing

(School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

* Corresponding author, E-mail: zhangyhgd@163. com

Abstract: In order to improve the discrimination ability and robustness of contour noise and deformation of Height Functions (HF) descriptor in the process of shape retrieval, a feature description algorithm of exact height functions is proposed in shape retrieval. Firstly, contour outside the target shape is extracted, and then exact height functions type descriptors of sampling points are constructed for dimensionality reduction. And then, the optimized parallel dynamic programming algorithm is employed in matching stage. Finally, shape complexity analysis is used to improve matching effect. Based on point geometric feature saliency, the shape precision theory is proposed to further analyze the influence of the local deformation and the edge noise on shape feature description. The matching experiment has been conducted on the database of MPEG-7, Swedish Leaf, Tools, ETH-80 and noise experiment has been conducted on Kimia99 database. Experimental results indicate that the proposed algorithm in this paper is highly efficient and the matching time of it is only 12.5%

of the original HF descriptor. The highest retrieval ratio can reach 90.38% on MPEG-7, 90.07% on ETH-80, 95.07% on Swedish Leaf and 94.86% on Tools respectively and retrieval performance and robustness are better than HF and other important algorithms; on Kimia99 with adding noise, the anti-noise performance of the proposed algorithm is superior to the original HF descriptor, and even in the case of noise level of 2.0, the algorithm can still keep a retrieval rate of 91.92%. The proposed algorithm, with high accuracy, high efficiency, great robustness and noise immunity and good scalability, can be effectively applied to shape retrieval field.

Key words: shape retrieval; exact Height Functions (HF); shape precision; parallel dynamic programming

1 引言

随着光学图像设备和多媒体数据库的大量使用,形状匹配算法在计算机视觉中的研究越来越广泛,已应用在目标识别、医学影像、机器人导航和深度学习等领域[1-5]。形状通常有3种表示方法:区域,骨架和轮廓。基于区域的表示法如Zernike矩和Legendre矩,都是代表目标总体形状的全局特征量,它们不能区分细小的类别或者存在遮挡的图像。骨架法是利用形状的中轴树作为骨架来表示形状的,适用于遮挡和肢体变化的图像检索。基于轮廓法则是利用从形状的外边界曲线上提取的点集来描述形状特征的,其能更好地用于形状检索[6]。

目前,考虑形状轮廓的特点,国内外学者们相 继提出了不同的特征描述方法。例如: Belongie 等[7]提出了形状上下文(Shape Contexts, SC)描 述子,SC 对形状轮廓的描述能力较强,但算法较 为复杂,抗噪性能差且不包括轮廓点顺序这一重 要的形状全局特征。Ling 等[8] 对 SC 进行了改 进,提出了内距离形状上下文(Inner Distance Shape Context, IDSC)。IDSC 对类内信息复杂的 形状识别精度不高,且算法复杂度高,抗噪性能较 差。吴晓雨等[9]通过计算包含采样点数最多的角 度区间来改变图像角度,为 SC 算法加入了旋转 不变性并通过引入剪枝方法来提高运算速度,有 利于解决实际过程中的形状匹配问题,但该方法 检索率不高,抗噪性能较差。杨亚飞等[10]利用多 尺度下采样点间的对应角度信息来表征形状特 征,提出了一种多尺度轮廓点空间关系(Spatial features of Multi-scaled Contours, SFMC) 的描 述方法。SFMC算法较为复杂,且检索精度并不 理想。黄伟国等[11]提出了一种包含弦角特征表

示(Chord Angle Representation, CAR)的描述方法。该方法对部分遮挡目标能实现精确匹配,但对完整形状图像的检索率不高。Wang 等[12]将视觉曲率理论中的高度函数思想应用到形状匹配中,提出了一种高度函数(Height Functions, HF)描述方法,该方法将某个采样点作为参考点,计算参考点到其他采样点的切线的距离作为该点的高度值,并采用传统的动态规划[8,12](Dynamic Programming, DP)算法来寻找两个形状之间的对应关系。虽然该描述子含有丰富的形状特征,但未能精确表达形状轮廓的特性,抗噪性不强,而且算法匹配时间较长。

近几年,学者们在 HF 的基础上提出了不同 的形状匹配算法。王斌等[13-14]提出了一种多尺 度的拱高函数(Multiscale Arch-height, MARCH)描述子,该方法借鉴高度函数的思想, 利用多尺度拱高来表征轮廓上采样点的弯曲度, 并计算每个尺度上拱高函数的傅里叶变换系数, 将该系数作为形状的特征向量进行匹配。 MARCH 方法对于树叶图像有较高的检索精度, 但对于其他图像的检索精度较低,适用性较差。 Nanni 等[15]提出了一种基于局部相位量化(Local Phase Quantization, LPQ)矩阵描述的方法,它综 合利用 SC、IDSC 和 HF 3 种形状特征描述方法, 试图提升 HF 的检索性能,但该算法复杂度较高 且对HF算法检索精度的提升程度并不理想。 Shekar 等[16-17] 相继提出基于 HF 和二维离散余 弦变换(Discrete Cosine Transformation, DCT) 以及基于 HF 和形态谱(Pattern Spectrum, PS) 的混合分类模型以提高形状检索率。然而,由于 这些方法均是将 HF 与其他算法相结合,都不是 针对 HF 算法自身进行改进,从而限制了 HF 在 形状匹配领域中的应用。

由于图像的轮廓形变和边缘噪声会显著影响

算法的检索精度、抗噪性和鲁棒性^[12,18],而局部形变与边缘噪声对形状外轮廓的影响亟待用某个"指标"来衡量。Tsang等^[19]通过曲率引导的多边形近似原理提出了三点匹配技术,其能够提取待检测物边界的优势点集并将相关散点连接起来,与参考物进行匹配。Jiang等^[20]利用三点匹配原理提出基于点的几何特征显著性的多源图像快速配准算法。特征点的显著性主要包括点坐标、边缘上点的线段数目和过点的线段之间的夹角序列,该定义还具有描述封闭轮廓的局部变形能力。结合点的几何特征显著性,本文提出了一种新的指标——形状精度(Shape Precision, SP),用于进一步分析轮廓的局部形变与边缘噪声对形状特征描述的影响。

为提高 HF 的检索性能和形状分类的鲁棒性,针对形状轮廓表述的精确性和抗噪性,本文提出了 两种精确型高度函数(Exact Height Functions, EHFs)形状表述方法: EHF₁和 EHF₂,其中 EHF₁用精确的高度值修正原 HF 中的高度值,EHF₂将 HF 中舍弃的参考点本身到基准轴的高度值加入 EHF₁中。该算法首先对目标形状提取外轮廓,接着构造精确的高度数据特征集并进行降维,最后利用优化后的并行 DP 算法进行形状匹配,以降低算法的运行时间,同时引入形状复杂度分析用以提升形状匹配效果。匹配精度、匹配效率、抗噪声干扰和可拓展性等通过实验验证了本文算法的性能。

2 高度函数特征描述

如图 1 所示为高度函数特征描述子的原理图。令 $X=\{x_i\}(i=1,2,3,\cdots,N)$ 表示目标形状轮廓上等距采样点的点集,其中 N 为采样点数量。将某采样点 x_i 作为参考点,并将此处的"切线" l_i 作为基准轴,同时规定形状外轮廓采样点沿逆时针方向为正方向。那么,参考点以外的采样点 x_i 与基准轴 l_i 的垂直距离就可以定义为高度值。高度值取正、负与 0 分别对应点 x_i 在 l_i 的上部、下部还是轴上。高度值有正有负使得上述定义的高度函数能够更好地表征轮廓采样点与基准轴间的相对位置关系。

此时,统计形状轮廓 X上除参考点 x_i 外的其他 N-1 个采样点到基准轴的高度值,并根据采

样点的点序,将上述高度值按顺序排列,则点 x_i 对应的 HF 可表示为:

$$\mathbf{H}_{i} = (H_{i}^{1}, H_{i}^{2}, \cdots, H_{i}^{N-1})^{T} =$$

 $(H_{i,i+1}, \cdots, H_{i,N}, H_{i,1}, \cdots, H_{i,i-1})^{\mathrm{T}},$ (1) 式中: $H_{i,j}$ 表示第 j 个采样点对于参考点 x_i 的高度函数值,即为点 x_j 到 l_i 的垂直距离。需要注意的是:由式(1)可知,在 HF 中并不包括参考点 x_i 本身到 l_i 的高度值 $H_{i,i}$,这是因为任何参考点在 HF 的定义中对于基准轴的高度值恒为零。

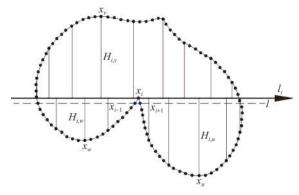


图 1 高度函数特征描述子

Fig. 1 Height function feature descriptor

但是,由图 1 可知,HF 中的基准轴 l_i 并非是 采样点 x_i 真正的切线,而是平行于由点 x_i 左右相 邻的两个采样点 x_{i+1} 与 x_{i-1} 所连接的直线 l_i 。所以任意参考点到基准轴的距离均不为零。对于具有较大轮廓形变和较强边缘噪声的图像,形状特征描述的微小误差会很大程度地影响算法的检索精度、抗噪性和鲁棒性。因此,在形状检索中,迫切需要修正 HF 的高度函数特征描述,以提升其检索性能。

3 精确型高度函数特征描述

3.1 采样点的精确高度值

为更加直观地描述采样点的高度函数,将图 1 参考点 x_i 处进行局部放大,如图 2 所示。形状轮廓的采样点 x_j 相对于轴 l 的距离均可由点 x_{i+1} 、 x_{i-1} 与 x_j 按以下关系求出,设 x_{i-1} (px_{i-1} , py_{i-1})、 x_j (px_j , py_j)和 x_{i+1} (px_{i+1} , py_{i+1}),则这 3 点组成的三角形面积为:

$$S_{i,j} = \frac{1}{2} \begin{vmatrix} p x_{i-1} & p y_{i-1} & 1 \\ p x_{j} & p y_{j} & 1 \\ p x_{i+1} & p y_{i+1} & 1 \end{vmatrix} = \frac{1}{2} |x_{i-1} x_{i+1}| \cdot H_{i,j},$$

(2)

那么:

$$H_{i,j} = \frac{\det(x_{i-1}, x_j, x_{i+1})}{|x_{i-1} x_{i+1}|},$$
(3)

其中: det 表示采样点 x_{i-1} 、 x_j 与 x_{i+1} 组成的行列式。

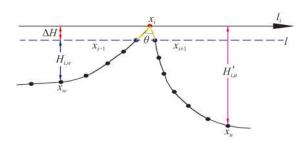


图 2 采样点的精确高度值

Fig. 2 Accurate height values for sample points

结合图 1 与图 2 可知,在 HF 中高度函数的定义并不精确, $H_{i,j}$ 实际为第 j 个采样点到轴 l 的垂直距离,此时的高度值应精确表示为:

$$h_{i,j} = H'_{i,j} = H_{i,j} - \Delta H,$$
 (4)

式中: ΔH 为参考点 x_i 到轴 l 的距离,此时 ΔH 可以根据式(3)求出。 ΔH 的正负由参考点 x_i 到轴 l 的相对位置确定。

由图 2 可知,设用 HF 中的高度函数表述形 状轮廓特征的误差为 τ,其满足:

$$\tau = \frac{H'_{i,j} - H_{i,j}}{H'_{i,j}} = -\frac{\Delta H}{H_{i,j} - \Delta H}.$$
 (5)

若 $H_{i,j} = \Delta H$,则 τ 无穷大。由此可见,若某 采样点到轴 l 的距离与参考点到轴 l 的距离相近 甚至相等时,HF 对于形状特征的表述具有一定的误差。

3.2 形状精度分析

结合点的几何特征显著性^[20],现提出形状精度(Shape Precision, SP),进一步分析轮廓的局部形变与边缘噪声对 HF 中轮廓特征描述的影响。如图 3(a)所示,将轮廓上参考点 x_i 的几何特征定义为 $S_i = (\theta_i, \kappa_i)$,其中 θ_i 与 κ_i 分别为线段 $L_{i,i-1}$ 与 $L_{i,i+1}$ 的夹角和比例,满足:

$$\theta_i = \pi - \frac{\Delta H}{L_i^{i-1}} - \frac{\Delta H}{L_i^{i+1}}, \kappa_i = \frac{L_i^{i-1}}{L_i^{i+1}}.$$
 (6)

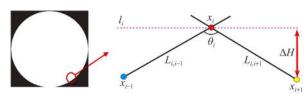
对于形状轮廓 X,其 SP 可以表示为 $S = S(X) = (S_1, \dots, S_i, \dots, S_N)$ 。图 3(b)所示的为含有边缘噪声的形状,该噪声对轮廓特征的影响主要表现为线段长度和夹角的变化,其可以定义为:

$$\mathbf{\varepsilon} = \mathbf{\varepsilon}_{\theta_i} + \mathbf{\varepsilon}_{\kappa_i} = \left(\frac{\mathbf{\varepsilon}_{\theta} + \theta_i}{\theta_i} - 1\right) + \left(\frac{\mathbf{\varepsilon}_{l_1} + L_i^{i-1}}{\mathbf{\varepsilon}_{l_2} + L_i^{i+1}} - \frac{L_i^{i-1}}{L_i^{i+1}}\right),$$

其中: ε_{l_1} 与 ε_{l_2} 为线段上的扰动误差, ε_{θ} 为夹角的扰动误差,因为 ε_{l_1} 与 ε_{l_2} 远小于 $L_{i,i-1}$ 与 $L_{i,i+1}$,故视为 $\varepsilon_{l_1} \approx \varepsilon_{l_2} = \varepsilon_{k}$,那么:

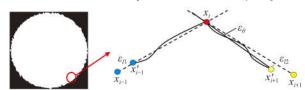
$$\varepsilon = \frac{\varepsilon_{\theta}}{\theta} + \frac{\varepsilon_{k}}{L_{i}^{i+1}} (1 - \kappa_{i}). \tag{8}$$

由于对形状轮廓 X是采用等距采样, $L_{i,i-1}$ 与 $L_{i,i+1}$ 在多数情况下几乎相等, $|L_{i}^{i-1}-L_{i}^{i+1}| \rightarrow 0$,那么 κ_{i} 接近于 1,则 $\epsilon \propto \epsilon_{\theta}$ 。因此,结合公式(6)和公式(8)知, ϵ 的大小主要体现为夹角扰动误差的变化,如图 4 所示。而 θ_{i} 即 Δ H 的大小能一定程度地抑制噪声对描述子的影响。再结合公式(4)知,EHFs 算法将 Δ H 引入到原 HF 中用以修正轮廓点的高度值特征,故相对于 HF,该算法的鲁棒性和抗噪性能应该更强。



(a)形状"圆"和特征显著度

(a) The "circle" shape and feature saliency map



(b)含有噪声的形状"圆"和特征显著度

(b) Shape "circle" with noise-containing errors and feature saliency map

图 3 "圆形"采样点含/不含噪声的特征显著度

Fig. 3 Feature saliency maps of shape "circle" with/without noise

为了消除 HF 表征形状轮廓特征的误差,采用精确的轮廓点高度值修正 HF,并提出两种修正方案来构造精确型的高度函数描述子,具体如下:

 $(1)EHF_1$ 采用精确的高度值 $h_{i,j}$ 修正高度值 $H_{i,j}$,则改进后的描述子可以表示为:

$$\mathbf{h}_{i} = (h_{i}^{1}, \cdots, h_{i}^{N-1})^{T} = (h_{i,i+1}, \cdots, h_{i,N}, h_{i,1}, \cdots, h_{i,i-1})^{T}.$$
(9)

(2)EHF₂ 采用精确的高度值 $h_{i,j}$ 修正原高度值 $H_{i,j}$,并加入了 HF 中舍弃的参考点 x_i 本身到 l 的高度值 $H_{i,i}$,而 $H_{i,i}$ 即为图 2 中 Δ H,则改

进后的描述子可以表示为:

$$\boldsymbol{h}_{i} = (h_{i}^{1}, \cdots, h_{i}^{N})^{T} =$$

 $(h_{i,i+1}, \dots, h_{i,N}, h_{i,1}, \dots, h_{i,i-1}, h_{i,i})^{\mathrm{T}}.$ (10)

3.3 优化并行动态规划算法

形状匹配时,需要依据描述子来计算形状间的特征点匹配代价,并利用 DP 算法寻找形状间的最优对应关系,使得总体匹配代价最小化,从而实现形状匹配。

首先利用式(3)、(9)与(10)构造 EHFs 描述 子表征轮廓特征,并采用平滑化 $^{[12]}$ 处理技术将特 征维度降至 D,则平滑后的特征集为:

$$F_i^j = \frac{1}{lv} \sum_{t=(i-1)}^{jlv} h_i^t,$$
 (11)

其中: $j=1,2,\cdots,D$,而 D的值可由 N 和平滑等级 lv确定,D=L(N-1)/lv」,即 D是以 N-1 为被除数、以 lv为除数的下整数。

其次,计算形状 SPX 上的点 p 与形状 SPY 上的点 q 间匹配代价;

$$ct(p,q) = \sum_{t=1}^{D} \lambda_{t} |F_{p}^{t} - F_{q}^{t}|, \qquad (12)$$

其中:

$$\lambda_t = \frac{1}{\min\{t, D-t+1\}}, t=1, 2, \dots, D.$$
 (13)

最后,利用 DP 算法寻找形状 SPX 与 SPY 间的最优对应关系 g^* ,使得总体匹配代价最小化。

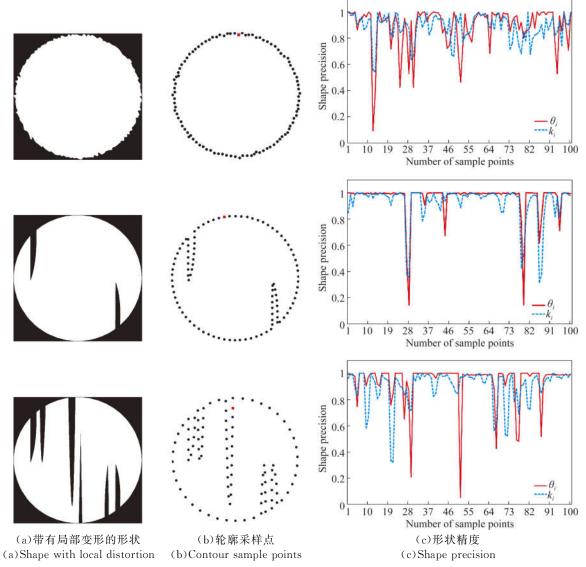


图 4 形状精度分析示意图

Fig. 4 Schematic of shape feature precision

$$DP_{\min}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^{N} ct(h_i, g^*(h_i)).$$
 (14)

上述过程中,任意形状间的最优对应关系的求解都具有一定的并行性,有利于进行并行运算及后续的形状匹配。为了提升算法的匹配效率,在动态规划算法中添加了并行模块,实现并行动态规划(Parallel Dynamic Programming, PDP),其具体步骤如下:首先,在并行域前,用主线程计算数据库中每个形状平滑后的精确高度值并将其存储至主内存;其次,用并行化嵌套语句设置多个子线程,每个子线程从主内存中独立且不重复获取单一的形状特征数据;接着,计算每一个子线程当前形状与主内存中每一个形状的最优对应关系,使得匹配代价最小化,并将结果返回至主内存实现汇合;当所有子线程执行完成后,结束并行计算,回到主线程。

由于相似形状与不同形状间的匹配代价存在明显差异,相似形状间的最小匹配代价接近零,而不同形状间的最小匹配代价远大于零。因此,可以设定最小匹配代价阈值 T,用以优化 PDP 算法,即当满足 $\min[ct(\mathbf{X},\mathbf{Y})] > T$ 时,则将 SPX 与 SPY 视为不同类别的形状,不再利用 PDP 进行匹配。通过大量实验发现,当 $T \in (0.5,0.7)$ 时,优化 PDP 对匹配效率的提升效果较好。这是因为若阈值较小,则对算法的检索精度有较大影响;若阈值较大,则对匹配效率的提升程度并不明显。

3.4 基于精确型高度函数特征描述的形状匹配

综合此前的分析,已知形状 SPX 与 SPY,基于 EHFs 特征描述的形状匹配流程如下:

步骤一:预处理后,提取目标形状的外轮廓, 并对轮廓进行均匀采样,令采样总数为 N=100;

步骤二:构造 EHFs 描述子表征轮廓特征, 并采用平滑化处理技术对高度数据集进行特征降 维,本文设置 lv=5:

步骤三:计算形状特征点间的匹配代价,并设定阈值 T,利用优化 PDP 算法寻找形状间的最优对应关系,使得总体匹配代价最小化,本文设置 T=0.6:

步骤四:通过引入形状复杂度^[10]来提升匹配效果,定义的形状复杂度为:

$$C(\mathbf{X}) = \frac{1}{D} \sum_{t=1}^{D} std(F_1^t, F_2^t, \dots, F_N^t), \quad (15)$$
式中: std 表示标准差。

最终的形状间距离为:

$$SC(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{DP_{\min}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})}{\theta + C(\mathbf{X}) + C(\mathbf{Y})}, \quad (16)$$

其中: C(X)与 C(Y)分别表示 SPX 与 SPY 的复杂度, 参数 θ 是防除 0 因子即防止式(16)的分母过小。

此外,实际匹配过程中,往往会出现待检索目标存在翻转的情况^[10],这会对形状匹配结果造成一定程度的影响。因此,在实验中令形状 SPX 与翻转形状 SPXF,分别与形状 SPY 进行匹配,取两者匹配代价最小值作为 SPX 与 SPY 的最终匹配代价。

4 实验结果与分析

实验环境如下: Windows $7(\times 64)$ 操作系统, Intel Xeon E5-2630 V2 的 CPU 和 64GB 的 RAM,Matlab 2012b 软件。实验选取 5 个形状匹配领域常用的数据库: MPEG-7 CE-Shape-1 Part B 形状数据库[21] (以下简称 MPEG-7 数据库)、 Swedish Leaf 形状数据库[22]、Tools 形状数据库[23]、ETH-80 大型 3D数据库[24]和 Kimia 99 数据库[25]进行算法匹配性能测试。

4.1 算法检索精度测试

4.1.1 MPEG-7 数据库匹配测试

MPEG-7 数据库主要用于测试基于形状相似 度算法的检索精度。该数据库拥有 70 个不同的 类别,且每类中包含 20 个样本,共计 1 400 幅图 像。常采用 Bull-eye Score 获取 MPEG-7 数据库的检索率:首先将数据库中的任意图像作为待检索形状,与所有形状进行比较并排序,找出前 40 个最为相似的形状,统计这些形状和待检索形状属于相同类别的数目。表 1 列出了 EHFs 算法和其他部分形状匹配方法在该数据集下的检索和识别测试结果。

从表 1 中数据可以看出,本文提出的算法在检索和识别过程中都可以达到较好的效果,检索率分别达到了 90.38%和 90.36%,检索精度均优于 HF、LPQ 和其他重要算法,这得益于 EHFs 算法对高度数据特征的精确表达。而 PS,DCT 和

N-DCE 算法均能提高形状描述子的检索率,也使得 EHFs 与这些算法能更好的融合,从而进一步提升检索性能。

表 1 MPEG-7 数据库中的检索性能比较

Tab. 1 Comparison of retrieval rates tested on MPEG-7 data set

| 算法 | 检索率/% | | | | |
|----------------|--------|--|--|--|--|
| EHF_2 | 90. 38 | | | | |
| EHF_1 | 90.36 | | | | |
| HF+DP+DCT[16] | 91.00 | | | | |
| LPQ[15] | 90.24 | | | | |
| HF+DP+PS[17] | 89.88 | | | | |
| HF+DP[12] | 89.66 | | | | |
| SFMC [10] | 89.36 | | | | |
| CAR [11] | 87.45 | | | | |
| N-DCE+SC+DP[1] | 86.95 | | | | |
| SC + DP[12] | 86.80 | | | | |
| SR[26] | 85.92 | | | | |
| IDSC + DP[8] | 85.40 | | | | |
| ECDS [27] | 84.31 | | | | |
| SC [7] | 76.51 | | | | |

4.1.2 Swedish Leaf 数据库匹配测试

Swedish Leaf 数据库主要用以评价特征描述算法对轮廓细小的局部形变的鲁棒性。如图 5 所示,该数据库拥有 15 种不同的类别,且每类中包含 75 个样本,共计 1 125 幅的瑞典树叶图像。常采用 1-NN 分类算法[1.8] 获取该数据库的检索率,任选 25 个形状作为训练样本,对剩余的形状进行分类与匹配。

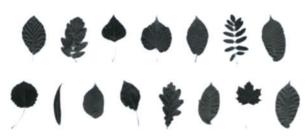


图 5 Swedish Leaf 数据库中部分样本

Fig. 5 Partial samples in Swedish Leaf database

表 2 中列出了 EHFs 算法和其他部分形状匹配方法在该数据集下的检索和识别测试结果,其中文献[8]中 IDSC 算法的采样总数为 N=128。

表 2 Swedish Leaf 数据库中的检索结果

Tab. 2 Results tested on Swedish Leaf data set

| rub. 2 Results tested on swedish Bear data set | | | | | |
|--|--------|--|--|--|--|
| 算法 | 检索率/% | | | | |
| EHF ₁ ($N=128$, $lv=6$) | 95. 07 | | | | |
| EHF_2 | 94.53 | | | | |
| EHF_1 | 94.00 | | | | |
| MARCH [13] | 96.21 | | | | |
| N-DCE+SC+DP[1] | 94.93 | | | | |
| IDSC+DP[8] | 94.13 | | | | |
| $_{ m HF+DP}$ | 93.87 | | | | |
| IDSC + LP[28] | 93.80 | | | | |
| SC + DP[8] | 88. 12 | | | | |
| Fourier [13] | 87.54 | | | | |
| Söderkvist [22] | 82.40 | | | | |
| | | | | | |

从表 2 中可以看出,本文提出的方法,在不考虑叶片纹理的情况下,即使仅仅依靠图像轮廓,仍然获得了相当优秀的检索精度。虽然算法结果略低于针对树叶图像提出的 MARCH 方法,但是明显优于 HF 和其他重要算法。在采样点数目为128,平滑等级为 6 的条件下,EHFs 能取得95.07%的检索率。这说明 EHFs 算法对轮廓的局部形变具有良好的鲁棒性。

4.1.3 Tools 数据库匹配测试

Tools 数据库用于测试非刚性变换的形状相似度匹配算法的检索精度。Tools 数据库包含 10 幅剪刀、15 幅老虎钳、5 幅胡桃钳和 5 幅小刀,共 35 幅图像,如图 6 所示。

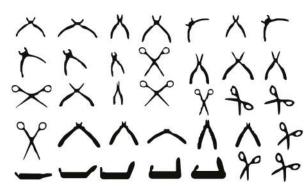


图 6 Tools 形状数据库

Fig. 6 Tools shape database

Tools 数据库检索率的统计方法与 MPEG-7 数据库相似,任取一幅图像作为待检索形状,与所有形状进行比较并排序,找出前 5 个最为相似的形状,最后统计这些形状和待检索形状属于相同类别的数目。EHFs 算法和其他部分形状匹配方法在该数据集下的测试结果见表 3。

EHFs 算法在局部变形与非刚性变换的条件下获得了较高的检索精度,检索率分别为94.29%和94.86%,明显优于IDSC、HF和其他重要的HF扩展方法,这表明EHFs 算法对轮廓的非刚性变换拥有更好的鲁棒性。

表 3 Tools 数据库中的检索结果

Tab. 3 Results tested on Tools data set

| 算法 | 检索率/% | | | | |
|----------------|--------|--|--|--|--|
| EHF_2 | 94. 86 | | | | |
| EHF_1 | 94.29 | | | | |
| HF+DP+PS[17] | 93.71 | | | | |
| HF+DP+DCT[16] | 91.43 | | | | |
| HF+DP[16,17] | 89.71 | | | | |
| LPQ[15] | 85.71 | | | | |
| IDSC+DP[16,17] | 56.57 | | | | |

4.1.4 ETH-80 3D 数据库匹配测试

ETH-80 数据库是更贴近实际工程检索要求的大型 3D 数据库,共含有 3 280 幅图像,包括 8 个类别,每类含 10 个子类,如图 7 所示,而子类中又有 41 个取自不同视角的彩色图像。



图 7 ETH-80 大型 3D 数据库 Fig. 7 ETH-80 3D database

ETH-80 常使用"将一个排除在外的交叉验证"方式来计算检索率:假设80个子类中有79个已知,对剩余一个子类进行分类,最后对所有的80个子类的识别结果求均值。EHFs算法和其他重要方法在该数据库上的检索结果如表4所示。

表 4 ETH-80 数据库中的检索性能比较

Tab. 4 Performance comparison of retrieval rates tested on ETH-80 data set

| | 检索率/% |
|----------------|--------|
| EHF_2 | 89.90 |
| EHF_1 | 90. 07 |
| ECDS [27] | 89. 27 |
| SR [26] | 89.03 |
| HF+DP[12] | 88.72 |
| IDSC + DP[8] | 88.11 |
| MDS+SC+DP[8] | 86.80 |
| SC + DP[12] | 86.40 |
| SC greedy [12] | 86.40 |

从表 4 中可以看出,本文提出的方法在 3D 图像数据库上再次获得了相当优秀的检索精度,检索率分别为 90.07%和 89.90%,明显优于HF、ECDS、SR 和其他重要方法,这依然得益于EHFs 算法对高度数据特征的精确表达。

4.2 算法抗噪性能测试

为测试算法的抗噪性能,选用衡量形状描述 子可靠性的另一个重要基准数据库——Kimia 99 数据库作为测试目标。对数据库添加噪声的具体 方式如下:对数据库中所有形状轮廓上采样点的 横纵坐标均加入均值 μ =0、标准差由 σ =0.4 增 至 σ =2.0 的不同水平的高斯噪声,如图 8 所示。

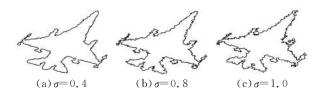




图 8 对形状轮廓添加不同程度的噪声

Fig. 8 Shape contours by adding different Gaussian noises

Kimia 99 数据库共包含 9 类 99 个形状。该数据库中的形状含有丰富的局部形变、遮挡等非线性变化,特别是添加噪声后,想在该数据库上取得良好的检索结果十分困难。在 Kimia 99 上将所有形状分别作为待匹配形状,依次统计其他剩余形状到该形状的相似度;最后统计所有与待匹配形状同类的相似度占前 10 的形状数量作为该数据库上的检索精度。其检索结果如表 5 所示。

表 5 抗噪性能测试结果

Tab. 5 Retrieval results of contours with Gaussian noise

| σ 算法 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 总计 |
|----------------------|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|-----|
| 0 EHF ₂ | 99 | 99 | 99 | 99 | 98 | 99 | 99 | 96 | 93 | 91 | 974 |
| EHF_1 | 99 | 99 | 99 | 99 | 99 | 99 | 99 | 95 | 95 | 91 | 974 |
| HF | 99 | 99 | 99 | 98 | 99 | 99 | 99 | 97 | 93 | 88 | 970 |
| 0.4 EHF ₂ | 99 | 99 | 99 | 99 | 99 | 99 | 98 | 96 | 94 | 89 | 971 |
| EHF_1 | 99 | 99 | 98 | 99 | 99 | 97 | 99 | 96 | 95 | 90 | 971 |
| HF | 99 | 99 | 99 | 98 | 99 | 99 | 97 | 95 | 94 | 84 | 963 |
| 0.8 EHF ₂ | 99 | 99 | 99 | 99 | 98 | 98 | 95 | 96 | 94 | 80 | 957 |
| EHF_1 | 99 | 99 | 99 | 99 | 98 | 98 | 98 | 97 | 93 | 83 | 963 |
| HF | 99 | 99 | 98 | 98 | 98 | 98 | 95 | 92 | 92 | 78 | 947 |
| 1.0 EHF ₂ | 99 | 99 | 99 | 98 | 99 | 99 | 96 | 94 | 85 | 80 | 948 |
| EHF_1 | 99 | 99 | 98 | 99 | 99 | 98 | 98 | 98 | 93 | 79 | 960 |
| HF | 99 | 99 | 99 | 99 | 98 | 98 | 95 | 92 | 89 | 70 | 938 |
| 1.4 EHF ₂ | 99 | 99 | 99 | 98 | 98 | 99 | 97 | 87 | 89 | 70 | 935 |
| EHF_1 | 99 | 99 | 99 | 97 | 98 | 96 | 96 | 93 | 86 | 79 | 942 |
| HF | 99 | 99 | 99 | 99 | 98 | 95 | 93 | 89 | 81 | 68 | 920 |
| 1.8 EHF ₂ | 99 | 99 | 99 | 99 | 96 | 93 | 92 | 85 | 83 | 70 | 915 |
| EHF_1 | 99 | 99 | 99 | 99 | 98 | 99 | 95 | 84 | 84 | 64 | 920 |
| HF | 99 | 99 | 97 | 97 | 95 | 90 | 94 | 92 | 73 | 60 | 896 |
| 2.0 EHF ₂ | 98 | 98 | 97 | 95 | 96 | 97 | 93 | 84 | 82 | 65 | 905 |
| EHF_1 | 98 | 99 | 98 | 96 | 97 | 95 | 95 | 88 | 80 | 64 | 910 |
| HF | 98 | 97 | 96 | 96 | 95 | 96 | 91 | 86 | 75 | 54 | 884 |

由表 5 可知,在 σ =0 的情况下,本文提出的算法在 Kimia 99 上的检索率略高于 HF 描述子 (EHFs 为 974,HF 为 970)。为了更清楚地显示两者检索性能和抗噪性能的差异,将表 5 中"总计"数目随噪声水平的变化情况绘制成曲线,结果如图 9 所示。

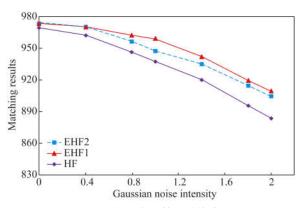


图 9 不同噪声强度对算法检索率的影响

Fig. 9 Influence of Gaussian noise in retrieval rate

结合表 5 和图 9 进行分析,在噪声水平为 $0.4\sim1.0$ 时,EHFs 算法的检索精度几乎不受噪声影响。在边界变形较大即噪声水平达到 $1.4\sim2.0$ 情况下,EHFs 算法的检索精度下降幅度较 HF 小。在 $\sigma=2.0$ 时,EHF₁ 算法的检索精度保持在 91.92%(910/990),EHF₂ 算法为 91.11%,仍略高于 HF。随着噪声强度的增强,EHF₂ 的检索精度比 EHF₁ 下降的快。其原因在于:EHF₂中包含参考点本身到基准轴的高度值,在噪声水平较强的条件下,过于精确的轮廓特征描述会对形状的微小形变和局部变形太过于敏感,从而对形状相似性度量和形状匹配结果造成负面影响。综上所述,EHF₁ 和 EHF₂ 算法的抗噪性能都优于 HF,另外,EHF₁ 的检索性能更优,更适合应用于实际工程中。

4.3 算法匹配效率测试

为测试算法的匹配效率,采用自行设计的优化 PDP、PDP 与传统的 DP 进行比较,统计 EHFs 算法在上述 5 个数据库上进行形状匹配的执行时间。该算法通过 Matlab 编程在多核 CPU 环境下实现,CPU 类型为 Intel Xeon 6 核。为了进一步验证并行计算的效率,在 PDP 中设置了不同的线程,结果见表 6,其中优化 PDP 算法采用 12 线程。

表 6 算法匹配效率测试结果

Tab. 6 Matching times tested on several databases

| ** 提定 | 优化 | PDP(| 不同线 | DD 答社 / | |
|--------------|---------------------------|--------|-------|---------|-----------|
| 数据库 | PDP/s | 4 | 8 | 12 | - DP 算法/s |
| MPEG-7 | 4. 23 | 10.47 | 7.58 | 5.09 | 37.35 |
| Swedish Leaf | 4.01 | 9.03 | 6.35 | 4.17 | 32.43 |
| Tools | 0.14 | 0.31 | 0.23 | 0.16 | 0.94 |
| ETH-80 | 9.84 | 24. 15 | 17.47 | 11.36 | 88.07 |
| Kimia99 | 0.37 | 0.81 | 0.55 | 0.45 | 2.81 |

由表 6 可知,采用优化 PDP 算法进行形状匹配的计算时间较 PDP 少,且明显低于 DP 算法,PDP 中不同线程的计算时间也不同,计算时间随着线程的增加不断减少。通过比较优化 PDP 和 DP 在每个数据库的运行时间可得,采用优化 PDP 算法的匹配时间仅为传统 DP 算法的 12.5%。由此可知,本文提出的算法在匹配效率上要远远高于HF,更能满足实际形状检索领域的需求。

5 结 论

为有效提升 HF 在形状匹配中的检索精度和

参考文献:

- [1] 胡大盟,黄伟国,杨剑宇,等. 改进离散曲线演化的 形状匹配算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015,27(10):1865-1873.
 - HU D M, HUANG W G, YANG J Y, et al.. Improved shape matching algorithm based on discrete curve evolution [J]. Journal of Computer Aided Design and Computer Graphics, 2015, 27 (10): 1865-1873. (in Chinese)
- [2] 李平,魏仲慧,何昕,等. 采用多形状特征融合的多 视点目标识别[J]. 光学 精密工程,2014,22(12): 3368-3376.
 - LIP, WEIZHH, HEX, et al.. Object recognition based on shape feature fusion under multi-views [J]. Opt. Precision Eng., 2014, 22 (12): 3368-3376. (in Chinese)
- [3] 崔雄文,吴钦章,蒋平,等. 子空间模型下的仿射不 变目标跟踪[J]. 红外与激光工程,2015,44(2): 769-774.

鲁棒性,从采样点的精确高度值出发,提出两个精 确型高度函数描述子。同时采用优化并行动态规 划算法进行匹配,以大幅度提升匹配效率,并引入 形状复杂度分析有效提升匹配效果。该算法有效 降低了 HF 对于形状轮廓特征的表述误差,有效提 高了算法的检索性能和鲁棒性。MPEG-7、 Swedish Leaf、Tools 数据库和 ETH-80 大型 3D 数据库的匹配实验以及 Kimia 99 数据库的抗噪 实验结果表明,该算法在 MPEG-7 和 ETH-80 上 的检索精度最高能分别达到90.38%和90.07%。 对于形状轮廓的局部变形与非刚性变换,即在 Swedish Leaf 和 Tools 数据库上,EHFs 算法具 有较强的鲁棒性,检索精度最高分别为95.07% 和 94.86%,且明显优于 HF 与部分重要算法。 在 Kimia 99 数据库上,该算法的抗噪性略高于 HF,即使在噪声水平为 2.0 的情况下,能保持 91.92%的检索率。通过上述5个数据库的测试, EHFs 算法的匹配时间仅为 HF 的 12.5%。本文 提出的算法检索精度高,检索效率高,鲁棒性好, 抗噪性强,能更好地与 PS、DCT 和 DCE 等算法 进行融合,具有较好的可扩展性。

后续研究将探索如何有效地将 EHFs 算法 应用到基于轮廓的自然图像和三维图像检索中。

- CUI X W, WU Q ZH, JIANG P, et al.. Affine-invariant target tracking based on subspace representation [J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(2):769-774. (in Chinese)
- [4] 杜杰,吴谨,朱磊. 基于区域特征融合的 RGBD 显著目标检测[J]. 液晶与显示,2016,31(1):117-123. DU J, WU J, ZHU L. RGBD salient object detection based on regional feature integration [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2016, 31(1):117-123. (in Chinese)
- [5] 李志军,刘松林,牛照东,等. 基于梯度相位和显著性约束的 Hausdorff 距离模板匹配方法[J]. 红外与激光工程,2015,44(2):775-780.
 LI ZH J, LIU S L, NIU ZH D, et al.. Hausdorff distance template matching method based on gradient phase and significance constraints [J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(2):775-780. (in Chinese)
- [6] 周瑜,刘俊涛,白翔. 形状匹配方法研究与展望[J]. 自动化学报,2012,38(6):889-910. ZHOU Y, LIU J T, BAI X. Research and perspec-

- tive on shape matching [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(6):889-910. (in Chinese)
- [7] BELONGIE S, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4):509-522.
- [8] LING H, JACOBS D W. Shape classification using the inner-distance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29 (2):286-299.
- [9] 吴晓雨,何彦,杨磊,等. 基于改进形状上下文特征的二值图像检索[J]. 光学 精密工程,2015,23(1): 302-309.
 - WU X Y, HE Y, YANG L, et al.. Binary image retrieval based on improved shape context algorithm [J]. Opt. Precision Eng., 2015, 23(1):302-309. (in Chinese)
- [10] 杨亚飞,郑丹晨,韩敏. 一种基于多尺度轮廓点空间关系特征的形状匹配方法[J]. 自动化学报,2015,41(8):1405-1411.
 - YANG Y F, ZHENG D CH, HANG M. A shape matching method using spatial features of multiscaled contours [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(8):1405-1411. (in Chinese)
- [11] 黄伟国,胡大盟,杨剑宇,等. 用于遮挡形状匹配的 弦角特征描述[J]. 光学 精密工程,2015,23(6): 1758-1767.
 - HUANG W G, HU D M, YANG J Y, et al.. Chord angle representation for shape matching under occlusion [J]. Opt. Precision Eng., 2015, 23 (6):1758-1767. (in Chinese)
- [12] WANG J W, BAI X, YOU X, et al.. Shape matching and classification using height functions [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(2): 134-143.
- [13] WANG B, BROWN D, GAO Y, et al., MARCH: Multiscale arch-height description for mobile retrieval of leaf images [J]. Information Sciences, 2015, 302: 132-148.
- [14] 王斌. 一种基于多尺度拱高形状描述的图像检索方法[J]. 电子学报,2013,41(9):1821-1825.

 WANG B. Image retrieval using multi-scale arch height shape description [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(9):1821-1825. (in Chinese)
- [15] NANNI L, BRAHNAM S, LUMINI A. Local phase quantization descriptor for improving shape retrieval /classification [J]. Pattern Recognition

- Letters, 2012, 33(16):2254-2260.
- [16] SHEKAR B H, PILAR B. Discrete cosine transformation and height functions based shape representation and classification [J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 58:714-722.
- [17] SHEKAR B H, PILAR B. An ensemble of morphology based pattern spectrum and height functions for shape representation and classification [C]. Proceedings of International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics, 2014:2264-2272.
- [18] 王林波,王延杰, 郑男,等. 基于几何特征的圆形标志点亚像素中心定位[J]. 液晶与显示, 2014, 29 (6):1003-1009.
 - WANG L B, WANG Y J, DI N, et al.. Subpixel location of circle target center based on geometric features [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2014, 29(6):1003-1009. (in Chinese)
- [19] TSANG P W M, YUEN P C, LAM F K. Classification of partially occluded objects using 3-point matching and distance transformation [J]. *Pattern Recognition*, 1994, 27(1):27-40.
- [20] JIANG S, WANG C, XU X. Fast algorithm for multi-source image registration based on geometric feature of corners [C]. Proceedings of International Conference on Advanced Intelligent Computing Theories and Applications: Intelligent Computing, 2010:438-446.
- [21] LATECKI L J, LAKÄMPER R, ECKHARDT U. Shape descriptors for non-rigid shapes with a single closed contour [C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000:424-429.
- [22] SÖDERKVIST O. Computer vision classification of leaves from Swedish trees [D]. Sweden: Linköping University, 2001.
- [23] BRONSTEIN A M, BRONSTEIN M M, BRUCK-STEIN A M, et al.. Analysis of two dimensional non-rigid shapes [J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 78(1):67-88.
- [24] LEIBE B, SCHIELE B. Analyzing appearance and contour based methods for object categorization [C].

 Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003;409-415.
- [25] SEBASTIAN T B, KLEIN P N, KIMIA B B. Recognition of shapes by editing their shock

- graphs [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2004, 26(5):550-571.
- [26] DALIRI M R, TORRE V. Robust symbolic representation for shape recognition and retrieval [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5):1782-1798.
- [27] ZHI Y L, WEN Y Q, JUN J C, et al.. ECDS: An effective shape signature using electrical charge

distribution on the shape [J]. Pattern Recognition, 2015, 48(2):402-410.

[28] BAIX, YANG X, LATECKI L J, et al.. Learning context-sensitive shape similarity by graph transduction [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 861-874.

作者简介:



张 杨(1992一),男,湖北黄石人,硕士研究生,2014年于湖北工业大学获得学士学位,主要从事图像处理和模式识别等方面的研究。E-mail: zhangyhgd @163, com

导师简介:



孙国栋(1981一),男,湖北天门人,博士,副教授,2002年、2008年于华中科技大学分别获得学士、博士学位,主要从事图像处理和机器学习等方面的研究。E-mail:sgdeagle@163.com