

基于轮廓分割的形状匹配新方法

王爱平,余江,江丽,张芹芳

(安徽大学 计算机科学与技术学院,安徽 合肥 230601)

摘要: 提出了基于轮廓分割的形状描述方法,用来进行形状匹配。首先,使用离散曲线演化将形状轮廓简化成具有 N 个顶点的多边形,并通过去除其中的凹点得到多边形凸点的集合;然后,对由凸点形成的轮廓片段提取角度和曲率特征,得到形状描述子;最后通过匈牙利算法进行轮廓片段之间的距离矩阵的最小代价和计算,从而得到两个形状之间的相似度。基于 MPEG-7 图像库上的实验证明了本文方法能很好地反映形状的特征,具有较好的匹配效果。

关键词: 形状匹配;轮廓分割;离散曲线演化;形状的相似性度量

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2013)08-0088-03

A new method of shape matching by contour segmentation

Wang Aiping, Yu Jiang, Jiang Li, Zhang Qinfang

(School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: A shape description method based on contour segmentation, used for shape matching, is proposed in this paper. Firstly, simplify the contour of the image based on discrete curve evolution into a polygon with N vertices, and remove pits of the vertices to obtain a collection of polygonal bumps, and then, extraction angle and curvature characteristics of the contour fragments between the bump to get shape descriptors, finally, by the Hungarian algorithm for calculation of the minimum cost of distance matrix between the contour fragments, and obtain the similarity of the two shapes. Experiments on MPEG-7 image library prove that this method can express shape feature and gain desirable matching results.

Key words: shape matching; contour segmentation; discrete curve evolution; shape similarity measure

最近几年中,图像在诸多领域的广泛应用使得计算机视觉已成为一个主要的研究领域。计算机视觉图像感性特征包括颜色、形状、纹理和空间关系等。其中,形状作为其最基本的特性之一,已成为人们的研究热点。形状匹配就是按照一定的准则来衡量形状间的相似度,它一般由两部分工作组成,首先是形状描述和表示,其次是形状匹配^[1]。形状描述是通过一些方法生成数值的描述子来表示形状,这一表示要求在尽可能区别不同目标的基础上对目标的平移、旋转和缩小放大具有不变性。形状匹配是在一定形状描述方法基础上计算两目标相似性或相异性的算法。无论是传统的属性串匹配,还是傅里叶描述子以及小波描述子,都建立在形状描述的基础上,所以正确的形状描述才能保证形状匹配的正确性。

目前很多对于形状描述的研究都指出,在弯曲很尖锐的地方对轮廓进行分割于形状描述至关重要^[2]。基于这种思想,本文基于轮廓离散曲线演化(DCE(Discrete

Curve Evolution)^[3]提出了一种新的形状描述子。

1 基于轮廓分割的形状描述子

形状的轮廓由若干连续的点构成,这些点通过 DCE 得到轮廓上的一些明显的凸点后,选取每两个凸点之间曲率最小值点或者是删除的凹点进行轮廓分割,整个形状被分成若干片段,这些片段被用来作为形状轮廓的标识。

1.1 形状描述

由于边界上可能存在的小突起或者噪音,可能影响到凸点的选取。DCE 是一个递归删除对物体形状信息贡献最小的多边形顶点(最有可能是物体边界的噪声点)的过程,因此,本文首先采取 DCE 的方法取得轮廓上的一些顶点。在这个由 N 个顶点形成的多边形中存在着凸点和凹点,如果保留凹点,那么轮廓分段可能形成一些无效的片段,所以,最终通过去除凹点,得到形状轮廓的凸点集合。如图 1 所示,(a)中线段部分表示牛的形状轮廓,(b)中线段表示通过 DCE 得到的具有 10 个顶点的多



图1 形状轮廓凸点的获取

边形,(c)中线段表示去除凹点之后得到的具有7个顶点的多边形。

点集 $P=\{p_i\}_{i=1}^N$ 中的每一个点表示通过 DCE 得到的凸点,如果假设曲率 $y(t)$ 在凸点 p_k, p_{k+1} 之间是连续的,那么如果在 p_k, p_{k+1} 之间存在经过 DCE 被删除的凹点时,选取凹点;如果没有被删除的凹点则选取它们之间曲率最小的点,标记为 m_k ,这样就得到一组新的点集 $M=\{m_i\}_{i=1}^N$ 。连续的两点将轮廓分成若干片段,而对于这些片段的一个重要的特性就是它们的宽度(宽的片段区别于窄的片段),而在每个片段中都有一个凸点 p_k ,所以可以用 p_k 的曲率来表示所在片段的宽度。

关于这些片段,除了用 p_k 的曲率来表示其宽度外,还提取它们的空间取向特征。对于一个块 τ_k 的取向 θ_k 通常表示为:在极坐标中,凸点 p_k 相对于中间点 m_k, m_{k+1} 的连线计算出的矢量。

最终提取特征向量来表示一段轮廓片段的形状特征,一个完整的形状描述子由若干个轮廓片段的描述子组成,如式(1)所示:

$$T(C)=\{(p_k, \theta_k)_{k=1}^N\} \quad (1)$$

图2所示为一幅关于牛的形状,通过 DCE 以及去除凹点后,分割成7块,其中(a)为原图,(b)~(i)为分割后的7个片段。

1.2 形状匹配

利用上述方法得到形状描述之后,接下来需要计算形状描述子之间的相似度,相似度的计算方法如下:

(1)计算所有轮廓片段之间的距离矩阵 $D=\{d_{ij}\}$, d_{ij} 表示 A 中第 i 个块与 B 中第 j 个块的距离,其中,任意两

个片段 τ_i 和 τ_j 之间的距离公式为:

$$d_{ij}=\alpha|\text{curvature}(\tau_i)-\text{curvature}(\tau_j)|+(1-\alpha)|\text{orientation}(\tau_i)-\text{orientation}(\tau_j)| \quad (2)$$

该公式采用曲率和方向的距离相结合的方法,参数 $\alpha \in [0, 1]$ 在曲率和方向的距离的计算中起到权重作用。由于片段的距离满足三角不等式,所以片段空间是一个度量空间。

(2)在得到的轮廓片段的距离矩阵的基础上,可以进一步计算两个形状 A 和 B 的相似度。它们的距离矩阵 $D=\{d_{ij}\}$,需要找出轮廓片段的最优匹配关系,于是,形状匹配问题转化为典型的双向图的匹配问题。利用匈牙利算法^[5]可以得到距离矩阵中的最小代价和,该代价和对应着形状轮廓片段之间的最优匹配关系,计算出每对具有最优关系的片段之间的距离进而计算出两个形状之间的相似度。

1.3 时间复杂度分析

本文方法分为形状描述和形状匹配两个阶段,在形状描述阶段,基于 DCE 的轮廓分段的时间复杂度等价于 DCE 简化一个顶点数为 N 的多边形,其时间复杂度为 $O(M \lg N)$ 。计算出每个片段及其曲率和方向需要遍历整个轮廓,该操作需要线性的时间 $O(N)$,因此形状描述阶段时间复杂度为 $O(M \lg N)$ 。在形状匹配阶段,本文采取的是匈牙利算法,其时间复杂度最坏情况下为 $O(N^3)$ 。综上所述,本文方法的总时间复杂度为 $O(N^3)$ 。

2 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,本文在 MPEG-7 图像库中进行了形状的聚类实验。

在实验中,选取两类形状,每类形状选取 10 幅,共计 20 个形状。采用本文方法计算这两类形状之间的距离矩阵,进而判断形状之间的相似性。其中,第一类形状用数字 1~10 标记,第二类形状用数字 11~20 标记。在实验中,参数 α 在曲率和方向距离计算中设置为 0.4, DCE 简化的多边形顶点数为 10。

多维尺度 MDS(Multi-Dimensional Scaling)分析是一

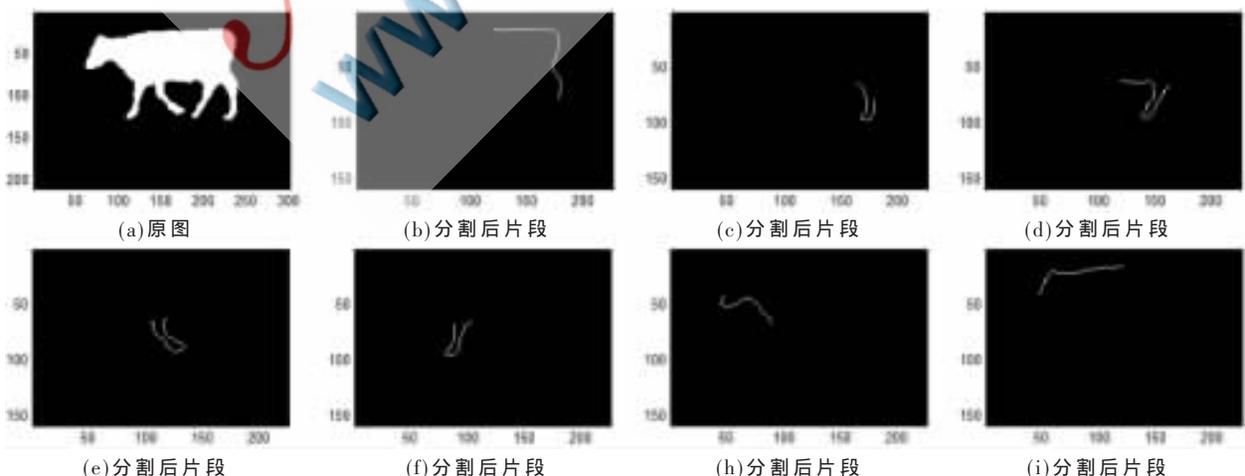
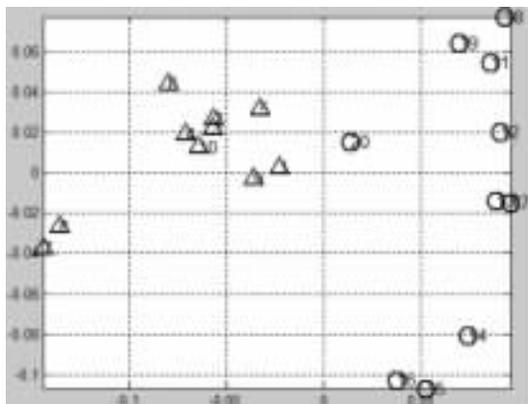
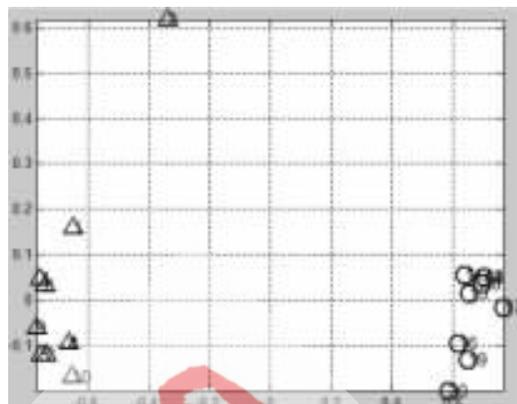


图2 轮廓分割



(a)传统的轮廓分割方法



(b)本文方法

图3 不同方法下实验形状的MDS结果对比

种有效的数据低维嵌入方法,该方法利用数据之间的距离矩阵关系进行低维嵌入。如图3所示,利用MDS对实验形状距离矩阵进行低维嵌入。在对比图中可以看到,传统的轮廓分割方法可以将两类形状大致区分出来,但是分布比较分散。如图,第1个形状与第20个形状距离就比较接近。本文的方法效果较好,不仅可以区分出两类形状,而且同类形状分布比较紧凑,不同类形状之间的距离较大。

用轮廓分割方法以及本文方法计算出形状之间的距离矩阵,然后进行数据聚类实验。

最小生成树MST(Minimum Spanning Tree)聚类算法是一种稳定的聚类算法。表1是对两类形状的MST聚类结果。在该结果中可以看出传统的轮廓分割方法形状1被错误地聚类,而本文方法全部正确。这表明,本文的方法能更好地描述形状的特征。

表1 不同方法下形状MST聚类结果对比

方法	类1	类2
传统的轮廓分割方法	1, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10
本文方法	11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10

本文提出了一种基于轮廓分割的形状描述方法。与传统的轮廓分割方法相比,本文方法采用了DCE对轮廓上的凸点进行选取,原理简单,易于实现,具有平移、缩放等不变性。实验证明文中的方法能很好地反映形状之

间的差别,具有较好的匹配效果。下一阶段的工作主要是作进一步研究,使之具有仿射不变性。

参考文献

- [1] 丁险峰,吴洪,张洪江,等.形状匹配综述[J].自动化学报,2001,27(5):678-693.
- [2] BERRETTI S, BIMBO A D, PALA P. Retrieval by shape similarity with perceptual distance and effective indexing[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2000, 2(4): 225-239.
- [3] Xiang Bai, LATECKI L J, Yu Liuwen. Skeleton pruning by contour partitioning with discrete curve evolution[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(3): 449-462.
- [4] MOKHTARIAN F, ABBASI S, KITTLER J. Efficient and robust retrieval by shape content through curvature scale space[C]. Amalfi: Workshop on Image Databases and Multimedia Search, 1996.
- [5] PAPANIMITRIOU C, STIEGLITZ K. Combinational optimization: algorithm and complexity[M]. New Jersey: Prentice Hall Inc., 1982.

(收稿日期:2012-12-23)

作者简介:

王爱平,女,1956年生,硕士,教授,主要研究方向:容错控制、数据库与软件技术。

余江,男,1987年生,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理。