

基于距离场细化的骨架提取算法

李川, 彭甫榕, 陆建峰

(南京理工大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210094)

摘要: 骨架保存了要处理对象的拓扑信息, 是图像分析的重要研究内容之一. 传统的骨架细化算法不能保证结果的准确性, 而距离场的方法无法保证结果的连续性. 为此提出一种快速有效的骨架提取算法, 将经典的距离变换法和细化方法结合, 克服二者之间存在的缺陷, 实现算法的互补. 经过大量实验验证, 此方法能够得到连续、准确的骨架, 可以很好地满足实际应用的需求.

关键词: 距离场; 骨架提取; 细化

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)10-0114-04

Skeleton Extraction Algorithm Based on Distance Field Thinning

LI Chuan, PENG Fu-rong, LU Jian-feng

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Skeleton contains the topological information of object, which is an important search aspect in image analysis. Traditional thinning algorithm for skeleton extraction can't guarantee the accuracy, while distance field algorithm can't guarantee continuity. A new method for skeleton extraction is proposed, which combines the distance transformation and thinning algorithm so as to overcome the disadvantage of the two algorithms. Experimental results shows that proposed method can extract accurate and continuous skeletons, which can satisfy the demand for practical application.

Key words: distance field; skeleton extraction; thinning

1 引言

骨架 (Skeleton) 又叫中轴变换 (Medial Axis Transformation) 是描述物体拓扑结构的主要手段之一, 首先由 Blum 提出^[1-2]. 它是一种线条状的几何体, 线条位于物体的几何中心, 有着与原物体相同的拓扑结构, 在保持原物体的形状信息的同时, 尽量减少了原物体的冗余信息. 骨架有着广泛的应用如形状描述、文字识别、工程图处理、图像重建、压缩编码和红外图像识别等^[3-8]. 骨架的提取方法主要分为两类: 一类是基于细化 (Thinning) 的算法, 另一类是基于距离场 (Distance Transformation Field) 的方法^[3]. 细化算法是采用迭代的手段不断剥除目标的边界点, 保留边界上满足骨架特性的点, 直到没有

多余边界可剥除, 剩下的就是骨架. 此方法在连续域是正确的, 但由于图像是离散的点, 在向内推进的过程中无法按照图像收缩的方向进行. 如图 1、图 2 所示, 提取的骨架是连续的, 但是骨架定位不准确, 这两种细化算法在距离场中都对距离场中的脊线有所偏离, 而且图 2 的 ThiningDIBSkeleton 算法细化得到的骨架出现了很多冗余的分支. 距离场算法是在原图上做距离变换得到距离场, 距离场的脊就是骨架线. 由于脊的判断方法不标准, 有时候很难鉴定一个点是否为距离场的脊, 所有得到的点往往是一些离散的点. 一般做法是找出距离场中所有极大值点, 按照一定的拓扑结构连接起来就构成了原图的骨架. 如图 3 所示, 此方法的结果是准确的, 但不连续的.

收稿日期: 2011-04-30; **修回日期:** 2011-06-29

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60775015); 江苏省青蓝工程

在这两种方法之上也出现不少改进算法.文献[4]中首先计算物体距离变换的梯度,从而得到一个矢量场,据此获得物体内部的关键点.再用搜索梯度最短路径的方法连接关键点,从而得到物体的线形骨架.此种方法的生成的骨架是折线,而且实现较复杂.文献[5]结合 Thinning 技术和 Snake 模型,提出了一个平面二值图的动态骨架算法.首先利用 Thinning 技术生成连续且拓扑保持的初始骨架,然后根据 Snake 模型的思想,将初始骨架引导到正确的位置上.本文从另外一个角度整合这两类算法的优点,既保证骨架的连续性又保证骨架的准确性,同时实现简单、复杂度低.

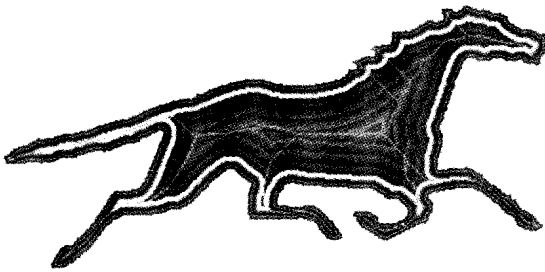


图1 ThinnerRosenfeld 细化算法提取的骨架

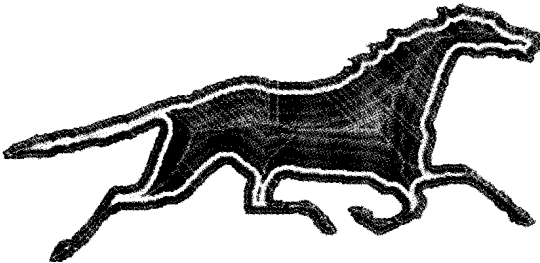


图2 ThiningDIB Skeleton 细化算法提取的骨架

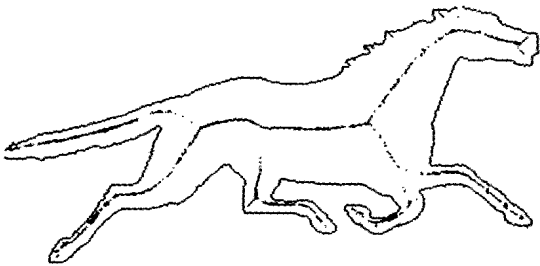


图3 在距离场上以局部极值点提取出的不连续的脊线

2 基于细化的骨架提取算法

图像细化是指对一个二值图像进行收缩的操作,按照原来的轮廓一圈一圈的等比例变小.在连续域上即使收缩到很小的程度还是保持着原来的形状.根据细化过程的特点,便有人提出“烧草”算法进行骨架提取.它的核心思想是,将目标内的所有点看做一个草原,从边界一起点火,在向目标内部蔓

延.在蔓延的过程中,燃烧点重合的地方即为骨架点^[2].这样的骨架提取算法通常能保证骨架的拓扑结构,且结果是连续的,但对噪声比较敏感.具体的算法如下,对只有目标点和背景点的二值图像进行细化,每一次轮廓线向内收缩的时候都要进行四次循环.每次循环都要遍历图像上的所有目标点,并且还要判断该目标点八邻域的一个方向相邻点是否是目标点,四次循环每次都访问八邻域不同的方向.在访问目标点的时候,如果目标点八邻域的被访问方向的相邻点不是目标点,则继续访问下一个目标点;否则判断目标点及其八邻域的点是否满足图4中的六种状况,如果满足条件则标记为骨架点,继续访问下一个目标点,否则这个目标点就不在骨架上,将这个目标点抹去换成背景点,然后继续访问下一个目标点.在一次轮廓收缩的四次循环均完成以后,如果没有把目标点换成背景点,则图像上剩余的目标点都是骨架上的点,否则继续把轮廓线进一步收缩,直到无法继续收缩为止.

0 0 0	× 1 ×	× 1 ×	× 1 ×	× × ×	0 1 0
0 a 0	0 a 0	0 a 0	0 a 0	0 a ×	0 a 0
0 0 0	× × 1	1 × ×	× 1 ×	1 0 ×	0 0 0

图4 细化算法中遍历到的目标点需要保留不变的情况

(说明:a表示当前点,0表示背景点,1表示目标点,×表示该点可以是背景点,也可以是目标点.由物体形状的旋转不变性可以知道,该6种情况旋转90度、180度、270度时形成的情况也符合要求.)

如图1、图2所示,直接应用细化算法得到的骨架线部分偏离了脊.经过分析我们发现直接采用细化算法,在连续域上是完备的,可以得到准确的,连续的结果.细化的推进方向完全是垂直于目标的边界线.由于我们处理的二值图像是离散的点,只有8个方向,所以推进的方向难以保证垂直于边界,每一次推进都会产生一点误差.最后发现,越是离边界远的骨架线误差越大.

3 基于距离场的骨架提取算法

距离变换的核心思想是在离散空间中对每一个目标点定义一个距离值,该值是这个目标点到所有边界点的最小距离值.而所有目标点及其对应的距离值就形成了一个距离场.一般的距离变换见图5.

在连续空间中常常用欧氏距离来衡量距离,但是在离散空间中,欧氏距离往往会加大计算量却难以达到更好的实现效果,所以往往用一些非欧氏距离代替欧氏距离.常用的距离定义有街市距离、棋盘

2	2	2	2	2
2	1	1	1	2
2	1	0	1	2
2	1	1	1	2
2	2	2	2	2

棋盘距离

4	3	2	3	4
3	2	1	2	3
2	1	0	1	2
3	2	1	2	3
4	3	2	3	4

街市距离

图5 一般的距离变换

距离、Minkowsky 距离、八边形距离、加权绝对值距离、Hausdorff 距离等等。这些距离变换都用一个固定模板连续地作用于离散图像上的点而获得距离值。用这些距离定义来模拟欧氏距离,往往随着距离值的增大而带来越来越大的误差。不少文献以传统的距离变换为基础而提供较为快速的欧氏距离变换,但是思想上还是每次寻找到某一目标像素等距离的其他像素的时候,都要从该目标像素附近由近及远的遍历附近的像素,直到搜索半径达到所需距离为止。文献[6]中提出一种较好的距离变换方法,只要一次性计算一个链码模板,如果寻找某个目标点附近某一距离上的所有目标点,只需按链码的方式遍历这个链码模板上符合条件的所有位置即可,而且获得的距离值就是欧氏距离。

目标的距离场上每一点的数值表示这点距离目标轮廓的最小距离,这些数值描述了该点所在区域离轮廓线的远近,在一定程度上反应了轮廓的信息。距离场有些奇妙的规律:相邻目标点的距离值之间的差值不超过 1;轮廓点对应的距离值为 0。

如果某个目标点附近八邻域的目标点的距离值均比它的距离值小,则这个目标点到轮廓上点的最短距离为这个距离值,且最短距离对应的轮廓上点有两个或两个以上。也就是说,该目标点在轮廓内的最大内切圆与轮廓相交于两点或两点以上。

距离场中目标点对应的距离值的视觉意义为这个目标点到轮廓上点的最短距离,也可以理解为内切于轮廓、以这个目标点为圆心的圆的半径值。目标最外层的轮廓形成了目标的最外围封闭曲线,而距离值为 1 的目标点形成目标内部与轮廓邻近的封闭曲线,近似于轮廓线往目标内部缩小一层,而轮廓线在往内部收缩,渐渐地形成距离值为 2、3、4 等的封闭曲线。由此可以把距离场想象成地形图,而距离值相等的目标点则形成一条条等高线。

距离场中相当于地形图,而这个地形图上的脊线就相当于目标的骨架。以脊线上的点为圆心、内切于轮廓线的最大内切圆交轮廓于两点或者两点以

上,提取出这些脊线点就可以生成骨架。

一般情况下,距离场中脊线上的点比邻域内绝大多数点的距离值大,这些脊线上的点往往是不严格的局部极大值点。记录目标点邻域内的比这个目标点距离值大的其他目标点的个数,当这个个数大于某一阈值的时候,这个目标点被标记为骨架点。

由于数字图像的离散性,目标点以离散的形式存在,而距离场中的距离值是欧氏距离四舍五入后的整数值,所以这种方法得到的骨架不是连续的,存在一定的局限性,但是已经很好地反映了骨架的结构如图 6 所示。

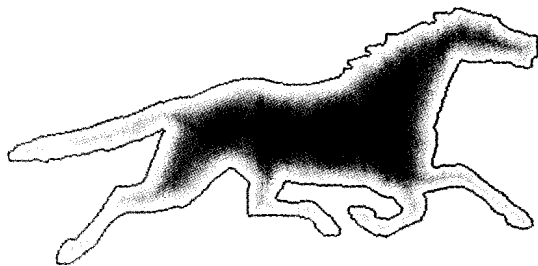


图6 距离场

(注:灰度深的地方是离边界线远的目标点,灰度浅的地方是离边界近的目标点。)

4 基于距离场细化的骨架提取算法

根据距离场的性质,我们可以发现,距离场实际上是一个地形图,越靠近边界的值越小,越远离边界的值越大。对于一个单连通的图像来说,每一个等高线实际都是原始图形边界的一个缩小图。而细化算法之所以不能准确地获得骨架图正是因为无法沿着边界成比例缩小的方向进行缩小。由此我们提出将细化算法的缩小方向沿着距离场等高线进行操作。目标的距离场中的每一条等高线其实就相当于细化算法中渐渐收缩的轮廓线,细化过程中轮廓线的收缩相当于距离场中的等高线由轮廓开始一层层往内部的等高线变化,所以在细化的同时用距离场的等高线来模拟收缩的轮廓线,可以保证细化的骨架定位上的准确,如图 7 所示。

基于距离场细化的骨架提取算法如下:

第一步,采用文献[6]中的算法生成距离场。

第二步,在距离场最外层轮廓线上进行细化操作,判断距离场上在该轮廓线上的目标点是否满足图 4 中给出的目标点与相邻目标点的条件,把不满足这些条件的目标点去掉,满足条件的则是骨架点。

第三步,判断距离场是否为空,如果不为空继续第二步。



图7 在距离场上做细化得到的骨架图
算法流程如图8和图9所示。

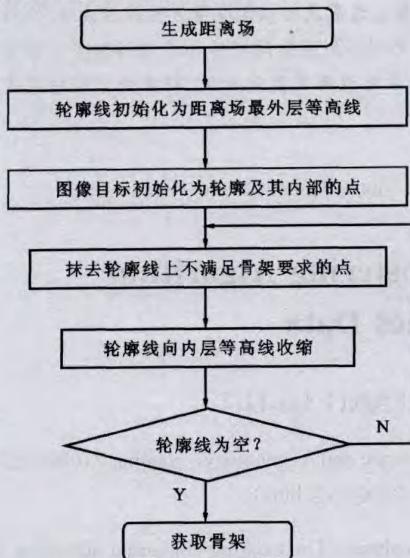


图8 基于距离场细化的骨架提取算法流程

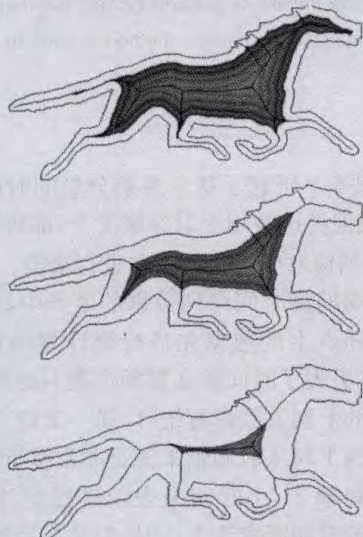


图9 基于距离场和细化的骨架提取过程

5 实验结果与分析

提取骨架的最基本方法有两种:基于距离场提取脊线算法和细化算法。因为图像是离散的,提取距

离场脊线的一般算法提取的骨架线往往不连续,而且距离变换的复杂性导致效率低下,如果用简单的街道距离、棋盘距离来模拟欧氏距离就可以提高算法的效率,但是提取的骨架定位的准确性则大幅度下降。细化算法在轮廓收缩过程中保留住目标的骨架线,虽然保证提取的骨架连续不间断,效率也很高,但是往往定位的精确性很差。

本文先提出将距离场和细化算法结合起来,在轮廓收缩的过程中对骨架线的提取严格控制在距离场的等高线上,在满足骨架线连续性的同时,利用距离场的精确性来保证骨架定位的准确。

如图3是根据距离场的脊线是局部极值点这个规律来提取的骨架线,呈现出不连续性。如图1和图2是用两种普通的细化算法提取出的骨架线,虽然线条是连续的,但骨架线与距离场的脊线误差较大。

细化算法提取的骨架,距离轮廓线越远,骨架线偏离距离场脊线的程度越大,而且骨架内部的分支状况越复杂,骨架线在内部脱离距离场脊线的程度也越大。图10(a)所示为本文的算法提取的骨架,因为每一步都是基于距离场的骨架线,所以没有一般细化算法定位不准的缺点,每一条骨架线都恰到好处地落入距离场的脊线上。图10(b)所示为一般细化算法提取的骨架线明显偏离距离场的脊线。

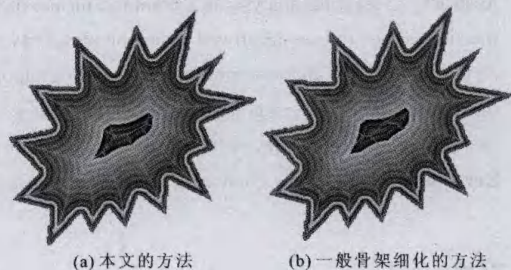


图10 基于距离场和细化的骨架提取算法
和普通的细化算法结果比较

图11所示为本文算法提取出的骨架效果,可以看出骨架线同时满足了准确性和连续性。虽然基于距离场和细化的骨架提取算法提取的骨架效果比较理想,但是还有一点瑕疵,比如在图11中的马和斑

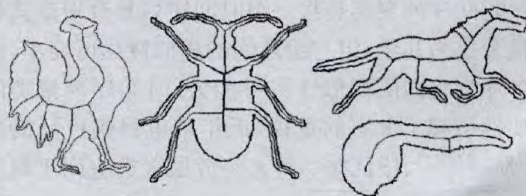


图11 基于距离场细化的骨架提取算法的效果

(下转第121页)

方法,在聚类过程中利用数据的连续性和周期性的作用。

关于时间的耗费和衡量聚类的准则函数值,如表1所示,表中的数据分别为未采用延拓方法和采用延拓方法各运行100次的时间耗费,分别为100 641 ms和199 000 ms,则运行一次的平均时间分别是1.006 s和1.99s,改进的算法在时间代价上有一定的增加。而聚类准则函数如式(3)的值在延拓后比延拓前有了明显的提高,基于这个改进步骤得到了比较好的聚类效果,所以相对而言,增加的运算量是值得的。

表1 算法运行比较

算法	延拓前	延拓后
运行100次时间	100 641 ms	199 000 ms
方差	3.3×10^9	1.53×10^9

6 结束语

实验应用延拓的方法来对聚类中心进行延拓,以充分利用时间序列数据的连续性和周期性,从而达到改善聚类效果的目的。实验结果表明,该方法可以较好地改善现有算法的不足。今后的工作,主要在初始聚类中心的选择上再进行改进,来更好地确保

该延拓方法的实用性及普遍性。

参考文献:

- [1] Jiawei Han, Micheline Kamber. 数据挖掘概念与技术[M]. 范明,孟小峰,译. 北京:机械工业出版社,2007.
- [2] 翁颖钧,朱仲英. 基于动态时间弯曲的时序数据聚类算法的研究[J]. 计算机仿真灰色理论,2004,21(3):37-40.
- [3] 段江娇,薛永生,林子雨,等. 一种新的基于隐 Markov 模型的分层时间序列聚类算法[J]. 计算机研究与发展,2006,43(1):61-67.
- [4] 黄超,吴清烈,武忠,等. 基于方差波动多重分形特征的金融时间序列聚类[J]. 系统工程,2006,24(6):100-103.
- [5] 秦亮曦,刘新峰,史忠植. 基于片段模式的多时间序列关联分析[J]. 计算机科学,2006,33(1):232-235.
- [6] 邵丹,陈平雁. 模糊 C 均值聚类在时间序列分析中的应用[J]. 中国卫生统计,2009,26(2):166-170.

作者简介:

郭秀珍 女,(1987—),硕士研究生. 研究方向为数据挖掘.
 陆建峰 男,(1969—),博士生导师. 研究方向为人工智能,数据挖掘.
 汤九斌 男,(1969—),高工. 研究方向为数据挖掘、企业信息化.

(上接第117页)

马鱼胚胎图像上提取的骨架线可能存在一些多余的分支,对分支是否冗余进行度量并去除掉也是骨架算法后期处理的关键,具体实现可以参考文献[7].

6 结束语

本文将一般的细化算法的轮廓收缩过程与距离场结合,用距离场保证了细化算方法收缩方向的正确性. 细化算法的连续性弥补了距离场无法提取连续骨架的缺点. 大量实验证明我们的方法提取出来的骨架准确,连续。

参考文献:

- [1] Harry Blum. Models for the perception of speech and visualForm [M]. Cambridge: Weiant Wathen - Dunn, 1967.
- [2] Blum H. Biological shape and visual science: part I[J]. Journal of Theoretical Biology,1973,38(2):205-287.
- [3] 韩国强,田绪红,李志垣,等. 三维图像骨架化方法综述[J]. 小型微型计算机系统,2007,28(9):1695-1699.

- [4] 刘俊涛,刘文予,吴彩华,等. 一种提取物体线形骨架的新方法[J]. 自动化学报,2008,34(6):615-622.
- [5] 车武军,杨勋年,汪国昭. 动态骨架算法[J]. 软件学报,2003,14(4):818-821.
- [6] 李川. 斑马鱼胚胎图像的检索技术研究[D]. 南京:南京理工大学,2011.
- [7] Bai Xiang, Liu WenYu. Skeleton pruning by contour partitioning with discrete curve evolution [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligenc,2007,29(3):449-486.
- [8] 吴作凌,陈雄,郑英杰. 一种近红外手背静脉图像识别算法[J]. 微电子学与计算机,2010,27(10):114-119.

作者简介:

李川 男,(1986—),硕士研究生. 研究方向为模式识别和智能机器人.
 彭甫镨 男,(1987—),博士研究生. 研究方向为模式识别和图像分析.
 陆建峰 男,(1969—),博士生导师,教授. 研究方向为模式识别、数据挖掘、智能机器人.