

文章编号:1007-2780(2015)05-0844-07

基于向量内积的新型骨架提取方法

胡斯淼¹,任洪娥^{1,2*},于 鸣^{1,2},姜士辉¹,齐 红^{1,2}

(1. 东北林业大学 信息与计算机工程学院,黑龙江 哈尔滨 150040;

2. 黑龙江省林业智能装备工程研究中心,黑龙江 哈尔滨 150040)

摘要:为了提高骨架提取的准确性和连通性,提出了一种基于向量内积的新型骨架提取方法。对二值图像进行欧氏距离变换,获得了由内部像素点指向边界点的边界向量,通过比较内部像素点 8-邻域范围内对应边界向量内积值符号在 4 个方向上的变化情况确定了边界向量方向发生重大变化的次数,并据此选取候选骨架点;采用基于回归分析的方法确定延伸方向,并完成连接操作生成完整的骨架线。实验结果表明,该算法能够保证骨架的连通性和完整性,且骨架定位准确,平均正确率达到 92.27%,同时可以克服边界扰动,是一种有效的骨架提取算法。

关 键 词:骨架;距离变换;向量内积

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/JYXS20153005.0844

A new skeleton extraction method based on vector inner production

HU Si-miao¹, REN Hong-e^{1,2*}, YU Ming^{1,2}, JIANG Shi-hui¹, QI Hong^{1,2}

(1. *Information and Computer Engineering College, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China;*

2. *Forestry Intelligent Equipment Engineering Research Center, Harbin 150040, China*)

Abstract: A new method for skeleton extraction based on vector inner product was presented in order to improve the accuracy and connectivity. Euclidean distance transform is used to determine the nearest edge element for each pixel in a binary image. A vector from each pixel that stops at the nearest edge element is defined as edge vector. By comparing the inner product of edge vector within 8-neighborhood of the pixel, the number of significant changes in direction can be determined, and the candidate skeleton points can be selected according to it. Finally, a complete skeleton was generated by extending process based on regression analysis. Experimental results show that the algorithm can guarantee connectivity and integrity of the skeleton, and the average accuracy rate of location reached 92.27%. It also has advantages in reflecting the topological structures of objects and overcoming boundary disturbance. So, it is an effective skeleton extraction algorithm.

Key words: skeleton extraction; distance transform; vector inner product

收稿日期:2015-09-24;修订日期:2015-10-05.

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 31370566);黑龙江省自然科学基金重点项目(No. ZD201203)

* 通信联系人,E-mail:nefu-rhe@163.com

1 引 言

骨架作为一种降维的物体形态描述方式,不仅可以较为真实地表示物体的轮廓信息,还能够反映出物体的拓扑结构特性,是一种表示物体形状的重要工具,目前已经广泛应用于计算机图形学、传感器网络、图像处理、动作识别、人数统计等领域^[1-5]。

自 Blum 在 1967 年首次以烧草模型给出骨架定义,做出开创性研究以来,几十年来研究者分别从不同角度对骨架提取相关领域进行了广泛且深入的研究。Andrés Solís Montero 等人^[6]采用基于轮廓逼近和中轴变换的思想对骨架进行剪枝操作,能够克服边界噪声对骨架提取结果的影响,并验证了用中轴变换方法所提取出的骨架的重构效果较好。Shen Wei 等人^[7]引入了弯曲潜能比率,通过与弦长、最短轮廓段长相结合的方式,共同判断骨架分支的状态。杨晨辉等人^[8]利用基于距离变换的思想寻找局部极大值,并从中获取关键点,再根据梯度方向将这些关键点连接起来,最终生成骨架。为进一步提高算法效率,庄彩云等人^[9]通过对像素与边界的相对距离进行整数编码,构建了近似最小距离场并生成聚类,再将这些聚类细化并连接后即得到完整骨架。康文雄等人^[10]通过定义匹配模板、统计邻域信息将骨架提取技术应用于静脉图像。崔雪森等人^[11]是应用 EPM 判定边界点受力情况确定骨架单元,通过迭代得到较为平滑的骨架结构。尽管上述方法在一定程度上改善了骨架提取的效果,但仍然存在着易受边界噪声影响以及在连通性和骨架位置准确性之间难以平衡等问题。

本文针对以上问题,提出一种基于向量内积的新型骨架提取算法。算法的基本思想是通过欧氏距离变换得到内部像素点和其对应最近边界点的位置,进而可以构造出从内部像素点指向最近边界点的边界向量;并利用向量内积判断该内部像素点 8-邻域内各个边界向量方向的变化情况,从而确定候选骨架点的位置;再通过基于回归分析的方式完成骨架延伸,最终得到连通的骨架。

2 边界向量分布及其方向变化的判定

边界向量是指由内部像素点指向对应最近边界点的有向向量,在图像的中心线两侧边界向量的分布呈现一定规律,方向的变化情况也可以通过数值来间接表示。

2.1 边界向量的分布规律

图 1 是边界向量分布示意图。在图中,虚线部分所代表的两条边界线相互平行,两条边界线之间的点均为内部像素点。 Q_1 、 Q_2 为两个边界点,线段 Q_1Q_2 与中心线相交于 M 点,由图中可以看出 Q_1 至 M 之间的各个内部像素点的边界向量方向一致,均指向 Q_1 所在边界; Q_2 至 M 之间的各个内部像素点的边界向量方向一致,且指向 Q_2 所在边界。不难看出,在中心线的同一侧,各像素点的边界向量的方向趋于相同,不同侧的边界向量的方向是相反的,所以在中心线附近的点所对应的边界向量的方向会经历重大的方向变化,即由指向 Q_1 所在边界变化为指向 Q_2 所在边界,如图 1 中 $\overrightarrow{e_1e_2}$ 和 $\overrightarrow{f_1f_2}$ 所示。由骨架定义可知,中心线附近的点成为骨架点的可能性比较高。因此,在进行骨架提取的过程中应该着重关注边界向量方向发生重大改变的像素点。

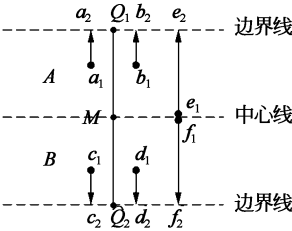


图 1 边界向量分布
Fig. 1 Boundary vector distribution

2.2 边界向量方向变化的判定

由 2.1 小节中论述可知,寻找边界向量方向发生重大变化的像素点对于骨架点的选取是至关重要的,本文采用基于向量内积的方式来判定边界向量方向的变化情况。

在数学中,向量是具有大小和方向的几何对象;向量内积是以两个矢量作为输入,并输出一个

实数值标量的二元运算。设二维向量 $\mathbf{a} = (x_1, y_1)$, $\mathbf{b} = (x_2, y_2)$, 二者之间夹角大小可由公式 $\theta = \arccos \frac{[\mathbf{a}, \mathbf{b}]}{|\mathbf{a}| \times |\mathbf{b}|}$ 确定。其中, $[\mathbf{a}, \mathbf{b}] = x_1x_2 + y_1y_2$ 为向量 $\mathbf{a}$ 和向量 $\mathbf{b}$ 的内积; $|\mathbf{a}| = \sqrt{x_1^2 + y_1^2}$, $|\mathbf{b}| = \sqrt{x_2^2 + y_2^2}$ 分别是向量 $\mathbf{a}$ 和向量 $\mathbf{b}$ 的模值。为简便计算过程, 对向量进行归一化处理, 模值均变为 1, 此时向量之间夹角的余弦值就等于两个向量的内积值。根据余弦函数单调性可知: 当夹角在 $[0^\circ, 180^\circ]$ 区间内单调递增时, 内积值在 $[-1, +1]$ 区间内单调递减, 二者之间是一一对应关系, 所以可根据内积值的符号变化情况判断某像素点 8-邻域内边界向量方向是否发生了重大变化。

综上所述, 若某像素点 8-邻域内边界向量方向发生重大变化, 则该像素点成为骨架点的可能性很高, 而向量方向的变化情况可以依据对应的内积值变化情况来判定。

3 骨架提取

3.1 候选骨架点的选取

我们定义候选骨架点的基本条件是: 该像素点的边界向量与 8-邻域内各点的边界向量的内积值, 其符号在至少 3 个方向上发生变化。

假设 P_0 是数字图像中当前像素点, 其 8-邻域中像素点为 $P_i (i=1, 2 \cdots 8)$, 如图 2 所示。根据前文中所论述的候选骨架点的性质, 若 P_0 为骨架点, 则 P_0 的 8-邻域范围内各像素点的边界向量的方向应该发生重大变化, 即边界向量的内积值由正变为非正(或由负变为非负)。

首先对整幅图像做欧氏距离变换, 得到各像素点所对应的最近边界点, 二者共同构成边界向量, 即 P_0 对应的边界向量为 a_0 , P_i 对应的边界向量为 $a_i (i=1, 2 \cdots 8)$; 然后 a_0 分别与 a_i 做内积操作, 所得内积值记录在矩阵中, 如图 3; 再对比不同方向上的内积值符号的变化情况, 即水平方向(a_8 与 a_4)、垂直方向(a_2 与 a_6)、主对角线方向(a_1 与 a_5)、副对角线方向(a_3 与 a_7), 向量方向发生重大变化的次数记为 Flag; 若在至少 3 个方向上内积值的符号出现变化, 即 Flag 值大于等于 3, 则将 P_0 点视作候选骨架点。

P_1	P_2	P_3
P_8	P_0	P_4
P_7	P_6	P_5

图 2 8-邻域各点
Fig. 2 8-neighborhood of pixel

a_1	a_2	a_3
a_8	a_0	a_4
a_7	a_6	a_5

图 3 8-邻域内积值
Fig. 3 8-neighborhood of inner product value

另外, 由于在数字图像中, 像素点的坐标是离散的, 图像的斜向边界呈锯齿状, 并非直线型, 这就造成在图像边界上存在许多小的凸起, 可能会出现候选骨架点的冗余现象。针对这一情况, 在选取候选骨架点时添加了约束条件: 候选骨架点必须距离边界点 1 个像素以上。

按照上述整体判定规则, 将满足条件的像素点赋值为 1, 其余赋值为 0, 完成候选骨架点的选取。

3.2 骨架延伸处理

物体的骨架线由两部分组成, 即主骨架线和分支骨架线。通过 3.1 中的方法, 可以获得物体的主骨架线以及各分支骨架线, 但主骨架线和各分支骨架线之间可能处于分离状态, 所以为了保证骨架连通、完整, 就必须对骨架做延伸处理。

为保证以最少的像素点完成骨架连接, 骨架延伸处理遵循邻近原则, 即在一定条件下, 对距离最近的两个连通区域做连接。

假设初步操作后, 所获得图像的主骨架线所在连通区域记为 LT-main, 各分支骨架线所在连通区域记为 LT-i ($i=1, 2 \cdots N$), 分别计算 LT-i 与 LT-main 之间的最短直线距离, 记作 Dis-i; 再计算邻近分支骨架区域 LT-i 与 LT-(i+1) 之间的最短直线距离, 记作 Dis-near-i; 若 Dis-i 小于等于 Dis-near-i, 在邻近原则的要求下, 该分支骨架线应该延伸到主骨架线上。

在 Dis-near-i 小于 Dis-i 的情况下, 将不同分支骨架中的离散点分别按照式(1):

$$\hat{b}=\frac{\sum_{i=1}^m(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sum_{i=1}^m(x_i-\bar{x})^2}, \hat{a}=\bar{y}-\hat{b}\bar{x}, \quad (1)$$

其中: x_i, y_i 分别对应各分支区域离散点的横、纵坐标, 离散点的数量为 m 。

$$\bar{y}=\frac{1}{m}(y_1+y_2+\cdots+y_m),$$

$$\bar{x}=\frac{1}{m}(x_1+x_2+\cdots+x_m).$$

构建回归方程 $\hat{y}=\hat{a}+\hat{b}x$, 再依据斜率关系, 判定分支骨架的连接方式。若两个邻近分支骨架所对应的回归方程斜率符号一致, 则说明这两个分支骨架的延伸方向大致相同, 可以将彼此连接; 否则分支骨架与主骨架相连接。

在确定分支骨架线的连接对象后, 沿着拓补方向进行延伸。首先, 根据两个不同区域之间的最短直线距离, 能够确定待连接部分的起点和终点坐标, 将分支骨架区域所确定的点视为起点, 记作 Start, 主骨架区域(或邻近分支骨架区域)所确定的点视为终点, 记作 End; 以 End 为参照物, Start 相对于 End 的相对位置有 8 种情况, 可以归为 3 类: 第一类为水平关系(正左方和正右方), 第二类为垂直关系(正上方和正下方), 第三类为斜向关系(其余 4 种情况)。按照斜向优先原则, 进行起止点的连接操作, 直至在 Start 和 End 之间形成一条 8-连通的路径。

基于以上骨架延伸思想所构造出的从起点到终点的 8-连通路经, 其长度接近两点之间的最短直线距离, 从而保证了利用较少的像素点将二者连通, 在一定程度上能够避免冗余现象发生。当完成所有分支骨架线与主骨架线之间(或是邻近分支骨架线之间)的延伸操作后, 就得到了一个完整、连通的骨架线。

3.3 算法流程

基于向量内积的新型骨架提取算法由以下几个步骤组成:

- (1) 输入一幅二值图像, 通过欧氏距离变换, 得到每个像素点到边界点的最短距离以及最近边界点的位置信息;
- (2) 构造每个内部像素点的边界向量;
- (3) 计算每个内部像素点的边界向量与其 8-邻域各点的边界向量的内积值;
- (4) 分别在 4 个方向对比内积值的符号变化

- 情况, 并以此为依据, 选取候选骨架点;
- (5) 依据分支骨架中离散各点, 进行回归分析;
- (6) 基于回归分析结果, 做延伸处理操作;
- (7) 输出完整骨架线。

4 实验结果与分析

为对本文算法进行较为全面的验证, 以 MPEG7_CE-Shape 图形数据库中的图片为实验对象, 设计了 3 组实验。实验 1 检验骨架位置的准确性; 实验 2 验证基于回归分析确定骨架延伸方法的有效性; 实验 3 是本文方法与其他方法的对比结果。

4.1 检验骨架位置的准确性

实验 1 是检验骨架位置的准确性。基于距离场提取骨架的特点是定位准确, 通常认为距离场中的极大值点可作为骨架点^[12]。因此将本文方法所选取的骨架点与距离场中的极大值点进行匹配, 以验证骨架位置准确性。选取 30 组图片, 统计极大值点数量以及与之相匹配的骨架点数量。表 1 为部分匹配情况的统计结果。由表 1 可以看出, 平均匹配率达到 92.27%, 说明本文基于 Flag 值所选取的候选骨架点定位准确, 能够保证骨架位置的准确性。

表 1 匹配情况的统计结果
Tab. 1 Statistical results of matching

	极大值点 数量 / 个	匹配点 数量 / 个	匹配率 / %
蝙蝠	21	21	100
公鸡	33	28	84.85
骨头	53	50	94.34
海蛇	74	73	98.65
不规则图形	36	34	94.44
骆驼	10	9	90.00
花	61	51	83.61
平均	—	—	92.27

4.2 验证基于回归分析确定骨架延伸方法的有效性

实验 2 是验证基于回归分析确定骨架延伸方

法的有效性。如 3.2 小节所述,分支骨架是否能够正确延伸,影响到骨架最终提取结果的连通性和合理性。

实验中,将基于回归分析的方法与基于距离阈值的方法进行了比较。图 4 是部分结果,其中图 4(a)是未进行延伸操作之前的图像;图 4(b)为基于回归分析进行骨架延伸处理后的图像;图 4(c)和(d)分别是当距离阈值 T 为 3 和 5 的延伸效果。由“蝙蝠”图像可知,头部两分支应分别与主骨架线相连接。基于距离阈值的方法延伸效果不稳定,当 $T=3$ 时,延伸方向判断正确; $T=5$ 时,蝙蝠头部分支错误相连,骨架提取结果有失合理性,出现错误的原因在于 T 值偏大。

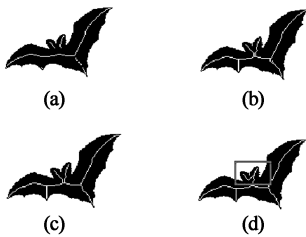


图 4 不同延伸方法对应的结果

Fig. 4 Corresponding results of different extension method

基于距离阈值方法旨在将距离足够小的分支进行连接,只有在满足最短距离小于等于 T 值的情况下,才能够连接两分支区域,否则分别与主骨架线相连。由实验数据可知,蝙蝠头部两分支之间的最短距离为 4.47,在 $T=5$ 时,阈值不能起到过滤作用,出现了连接错误。所以说基于距离阈值方法的弊端是需要依赖人工设定阈值 T 来判断骨架分支的连接对象,不能自动完成,其有效性受人为因素以及原始图像的影响较大,不具有普遍适用性。基于回归分析的方法通过对两分支区域各像素点的位置加以分析,确定回归方程,由于斜率符号相异,所以两分支区域分别与主骨架线相连。结果表明基于回归分析的方法可以自动完成骨架延伸方向的判定,具有有效性。

4.3 本文算法与其他算法相比较

运用本文算法提取图像骨架,部分实验结果如图 5 所示。

由实验结果可看出,骨架位置准确,连通性较好,能够克服边界扰动带来的影响。而且该算法对曲线形物体提取效果良好,在细节部分也能产



图 5 实验结果图

Fig. 5 Experimental results

生骨架线,保证了骨架信息的完整性。

另外,为验证本文算法的有效性及其优越性,分别与改进的 Zhang-Suen 算法、Matlab 自带函数、文献[13]中的算法进行了对比实验,图 6 是对比实验结果。

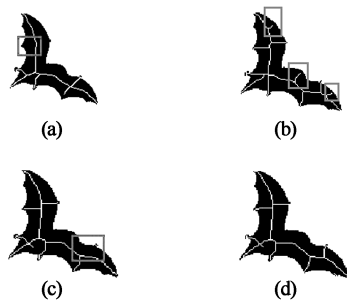


图 6 对比结果

Fig. 6 Comparative results

图 6(a)是根据改进的 Zhang-Suen 算法所提取的骨架,蝙蝠左侧翅膀分支未能成功提取,原因是在按照一定条件删除轮廓像素点的迭代过程中,只关注邻域信息,没有考虑图像的拓扑结构及走势,导致部分骨架点被遗漏。图 6(b)是利用 Matlab 自带的 bwmorph 函数进行骨架提取的结果,由于该函数以形态学中的腐蚀和膨胀作为基本操作,对噪声特别敏感,所以其无法有效抑制边界噪声带来的不良影响。当蝙蝠翅膀处出现偶然凸点时,在对应位置产生了多余的骨架分支,所以应用局限性较大。图 6(c)是运用文献[13]中的算法所提取的骨架,该算法认为邻域内极小内积值小于 0(即最大夹角为钝角)是选取骨架点的唯一条件,忽略了极小内积值等于 0 的像素点,而其邻域内边界向量的方向可能会出现变化,对应的内积值可能出现由正变 0(或由 0 变正)的情况,此时就造成了部分候选骨架点丢失的问题。图 6(d)是运用本文算

法所提取的图像骨架,能够得到完整的骨架,而且在分支骨架等细节部分也有很好的效果,一定程度上克服了边界噪声对骨架提取结果的影响。

5 结 论

本文提出的骨架提取方法借助对向量内积值符号的判断,确定了邻域内边界向量方向发生重大

变化的次数,通过合理设置 Flag 值完成了骨架点的初步筛选;在延伸处理阶段,通过引入回归分析,在一定程度上避免了连接环节误判现象的发生,提高了骨架延伸的合理性。以 MPEG7_CE-Shape 图形数据库中的图片作为实验对象,统计了骨架位置的平均准确率达到 92.27%;验证了基于回归分析的延伸方法有效;同时通过对比实验,表明本文方法在保证提取结果完整性和连通性的前提下,也能较好地克服边界噪声带来的影响。

参 考 文 献:

- [1] Yoon S M, Kuijper A. Human action recognition based on skeleton splitting[J]. *Expert Systems With Applications*, 2013, 40(17): 6848-6855.
- [2] Liu W P, Jiang H B, Bai X, *et al.* Distance transform-based skeleton extraction and its applications in sensor networks[J]. *IEEE Transactions On Parallel And Distributed Systems*, 2013, 24(9): 1763-1772.
- [3] 夏菁菁,高琳,范勇,等. 基于骨架特征的人数统计[J]. *计算机应用*, 2014, 34(2): 585-588.
Xia J J, G L, F X, *et al.* People counting based on skeleton feature[J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, 34(2): 585-588. (in Chinese)
- [4] 王卫星,田利平,王悦. 基于改进的图论最小生成树及骨架距离直方图分割细胞图像[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(9): 2464-2472.
Wang W X, Tian L P, Wang Y. Segmentation of cell images based on improved graph MST and skeleton distance mapping [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(9): 2464-2472. (in Chinese)
- [5] 王平,张力,周长其. 基于种子点的粘连巨噬细胞图像的分割方法[J]. *液晶与显示*, 2012, 27(6): 808-813.
Wang P, Zhang L, Zhou C Q. Segmentation method to adhesion macrophage image based on seeding point [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(6): 808-813. (in Chinese)
- [6] Montero A S, Lang J. Skeleton pruning by contour approximation and the integer medial axis transform[J]. *Computers & Graphics*, 2012, 36(5): 477-487.
- [7] Shen W, Bai X, Hu R, *et al.* Skeleton growing and pruning with bending potential ratio[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(2): 196-209.
- [8] 杨晨晖,刘聪. 优化的梯度最短路径骨架提取算法[J]. *厦门大学学报(自然科学版)*, 2014, 53(2): 201-205.
Yang C H, Liu C. Skeleton extraction algorithm of optimized gradient path[J]. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 2014, 53(2): 201-205. (in Chinese)
- [9] 庄彩云,熊平. 基于近似最小距离场的二维图像骨架提取方法[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(21): 164-167.
Zhuang C Y, Xiong P. 2D image skeleton generation based on approximate minimum distance field[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(21): 164-167. (in Chinese)
- [10] 康文雄,邓飞其. 利用模板和邻域信息的静脉骨架提取新算法[J]. *中国图象图形学报*, 2010, 15(3): 378-384.
Kang W X, Deng F Q. A skeletonization method for vein patterns using template and neighbor information[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2010, 15(3): 378-384. (in Chinese)
- [11] 崔雪森,伍玉梅,戴阳,等. 外部压力法(EPM)的二值图像骨架提取[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(13): 138-141, 227.
Cui X S, Wu Y M, Dai Y, *et al.* Binary image skeleton extraction by External Pressure Method(EPM)[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(13): 138-141, 227. (in Chinese)
- [12] 颜廷泰,周昌雄,刘淑芬. 一种距离场约束下的普适细化算法[J]. *南京大学学报(自然科学版)*, 2013, 49(2): 189-195.
Yan T Q, Zhou C X, Liu S F. A universal thinning algorithm restricted by distance[J]. *Journal of Nanjing Uni-*

versity(Natural Science),2013,49(2):189-195. (in Chinese)

[13] 刘怡静,唐莉萍,曾培峰. 基于向量内积的骨架提取算法[J]. 东华大学学报(自然科学版),2010,36(2):158-164.
Liu Y J, Tang L P, Zeng P F. Skeleton extraction algorithm based on vector inner-product[J]. *Journal of Dong-hua University(Natural Science)*,2010,36(2):158-164. (in Chinese)

作者简介:胡斯淼(1990—),女,辽宁沈阳人,硕士研究生,研究方向:模式识别与智能控制。E-mail:491627422@qq.com
任洪娥(1962—),女,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别与智能控制、现代信息技术与信息安全。