

基于非脊点下降算子的多尺度骨架化算法*

陈晓飞, 王润生⁺

(国防科学技术大学 ATR 国家重点实验室,湖南 长沙 410073)

A Multi-Scale Skeletonization Algorithm Based on Non-Ridge Points Lowering Operation

CHEN Xiao-Fei, WANG Run-Sheng⁺

(ATR National Laboratory, National University of Defence Technology, Changsha 410073, China)

+ Corresponding author: Phn: 86-731-4573468, Fax: 86-731-4575791, E-mail: rswang@nudt.edu.cn

<http://www.nudt.edu.cn>

Received 2002-07-01; Accepted 2002-11-04

Chen XF, Wang RS. A multi-scale skeletonization algorithm based on non-ridge points lowering operation. *Journal of Software*, 2003,14(5):925~929.

<http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/925.htm>

Abstract: Skeleton is an important representation of objects. In this paper, an approach of extracting the skeleton based on the regions labeled from a gray image is developed. It specifies the complementary definitions of the ridge points, utilizes both contour and region information of an object, and uses hierarchical processing strategy. The multi-scale skeleton of an object can be robustly extracted, which is suitable for both regular and irregular objects. It is connected and single-pixel wide, and keeps the topological properties of the original object image. This approach is applied to real images, and the skeletons detected are consistent with visual apperception.

Key words: skeleton; ridge point; image topology; multi-scale filtering; non-ridge lowering operation; robust

摘要: 骨架是目标表示的一种重要方式,提出了一种基于区域标记直接从灰度图像中提取的骨架的新算法。算法对脊点概念作了补充撰述,组合利用了目标的轮廓与区域信息,采用了层次化的处理策略,适用于稳健地提取规则和不规则目标完整的多尺度骨架。所提取的骨架彼此连通、单像素宽并与原始图像拓扑一致。将算法应用于实际图像,检测到了与人视觉感知相一致的目标骨架。

关键词: 骨架;脊点;图像拓扑;多尺度滤波;非脊点下降算子;稳健性

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

图像中目标的骨架(或中轴)是指包含在目标内部的最大内切圆的圆心轨迹或“烧草”变换过程中的灭火线。骨架是一种简洁、直观的目标表示方法,它综合利用了目标的外部轮廓和内部区域的信息,全面刻画了目标形状的二维本质,具有传统表示方法所不具备的优势。尤其是对在运动姿态变化范围内的三维目标而言,目标成像的形态会有显著的变化,而主要骨架的连接关系保持拓扑结构不变,这对于三维目标的识别具有非常重要的意义。

* 第一作者简介: 陈晓飞(1976—),男,陕西大荔人,博士生,主要研究领域为图像分析与理解,目标识别。

目标的骨架可以在二值图像和灰度图像上提取.基于二值图像的骨架化算法,首先要将目标从图像中分割出来,如果获得了良好分割则可以提取出需要的骨架.然而,由于照度不均匀、成像设备聚焦不良以及各种噪声的影响,难以设计性能良好的、普适的目标分割算法,以致基于二值图像的骨架化方法的应用范围受到限制.因此,直接从灰度图像中提取目标骨架的算法正受到人们越来越多的重视.

基于灰度图像的骨架化算法大致可分为 3 类:(1) 从距离变换中提取骨架^[1,2],即通过计算灰度图像的距离变换,从距离变换图中检测并连接骨架点得到目标的骨架,其缺点是难以设计恰当的邻域条件,需要较多的后处理.(2) 采用边界模型提取骨架^[3,4],即采用离散边界模型在逼近真实形状的同时提取骨架,可得到在噪声环境下稳健的骨架.但是,构造离散边界模型比较困难,提取出的骨架有时可能是不连通的.(3) 基于区域标记的方法,其典型代表是 Liu 等人^[5]提出的基于 Arcelli^[6]的“非脊点下降”算子的骨架提取算法.算法通过并行地对图像中的所有非脊点进行下降,将图像分别标记为骨架点和背景点,可以获得单像素宽的、与原始图像同伦的骨架.但该算法有时不能提取一些规则目标的完整骨架,而且算法对边界噪声比较敏感.

我们认为,性能良好的骨架化算法应能满足下面的基本条件:保持原始形状的拓扑属性不变,对目标边界噪声不敏感;能够提取出发生在多尺度上的骨架,骨架具有单像素宽度.基于以上考虑,相对来说,区域标记方法是一类比较好的骨架提取方法.在研究新的区域标记骨架提取算法中,我们强调:(1) 脊点概念定义的完备性;(2) 组合利用目标的多种信息减少边界噪声的影响;(3) 采用层次处理策略,提取多尺度的骨架.为此,在 Liu 等人提出的算法基础上发展了一个新的骨架提取算法.其特点是:对 Arcelli 的脊点概念进行补充撰述,可以提取所有规则目标和不规则目标完整的骨架;组合利用目标的轮廓和区域信息,克服了边界噪声对提取过程的影响;采用了逐层扩展背景的方法,最终能够稳健地提取出目标的多尺度骨架.算法包括 3 个处理阶段:目标的多尺度滤波、非脊点下降和局部底标记等.将算法用于二值图像和灰度图像,可以满意地检测到与人视觉感知相一致的目标骨架.

本文第 1 节介绍基本概念.第 2 节详细描述基于非脊点下降算子的多尺度骨架化算法.第 3 节是针对二值图像和灰度图像给出的实验结果.第 4 节是结论.

1 基本概念

设 $I = \{I(p), p \in G\}$ 为定义在 8 连通的正方形有限网格 G 上的灰度图像, G 中的任意像素 p 取值于递增整数序列 $\{I_k\}_{k=0}^N$ (其中 $I_k < I_{k+1}$), 分别以 I_k ($k=1, \dots, N$) 为门限二值化灰度图像 I , 可得到一个二值图像列 $\{O_k\}_{k=1}^N$.

定义 1(区域、下边界、底和顶). G 中具有相同灰度的最大连通像素子集称为 G 的区域,也称为具有该灰度的区域.将称区域与比其灰度小的邻接区域的边界称为该区域的下边界.若区域的灰度值比所有与它邻接的区域的灰度值要低(高),则称这个区域为 G 的底(顶),灰度值为 $I_0(I_N)$ 的底称为全局底(顶),其他底称为局部底(顶).

定义 2(必要点). G 中任意像素 p 的 8 邻域 $N(p)$ 见表 1, 称其中的 p_i (i 为偶数) 为 p 的直接邻居, p_i (i 为奇数) 为 p 的间接邻居.当 p 的直接邻居的灰度值均不小于 p 的灰度值时,称 p 为必要点.

Table 1 8-Neighborhood of p

表 1 p 的 8-邻域

p_5	p_6	p_7
p_4	p	p_0
p_3	p_2	p_1

定义 3(端点). 当 $N(p)$ 中仅有一个邻居的灰度不小于 p 时,称 p 为端点.端点是区域边界的突出部分,它是边界上正的曲率极值点.

对于任意的两个数列 $P = \{p_1, \dots, p_K\}$ 和 $Q = \{q_1, \dots, q_L\}$, 关系 $P > Q$ 等价于 $\forall p \in P, q \in Q$, 有 $p > q$.

定义 4(脊点). 当 p 满足 $\{I(p_i), I(p)\} > \{I(p_{(i-1+8)\bmod 8}), I(p_{(i+1)\bmod 8})\}$ ($i=1, 3, 5, 7$) 中 4 个关系之一时,称 p 为对角脊点;当 p 满足 $\{I(p_i), I(p), I(p_{(i+4)\bmod 8})\} > \{I(p_{(i-2+8)\bmod 8}), I(p_{(i+2)\bmod 8})\}$ ($i=0, 2$) 中两个关系之一时,称 p 为直脊点;当 p 满足 $\{I(p), I(p_i), I(p_{i+1}), I(p_{(i+2)\bmod 8})\} > \{I(p_{(i+3)\bmod 8}), I(p_{(i+4)\bmod 8}), I(p_{(i+5)\bmod 8}), I(p_{(i+6)\bmod 8}), I(p_{(i+7)\bmod 8})\}$ ($i=0, 2, 4, 6$) 中 4 个关系之一时,称 p 为直角脊点.若 p 为对角脊点、直脊点或直角脊点,则称 p 为脊点.脊点为邻域中在某个方向上灰度占优的点,它处于局部灰度较大的像素上.

改变二值图像中某个像素的状态(如将背景点变为前景点或反之),若前景区域和背景区域的个数没有改变,则称这个改变保持了二值图像的拓扑性质;若改变灰度图像 I 中任何像素的灰度值保持了二值图像列 $\{O_k\}_{k=1}^N$ 的拓扑性质,则称这个改变保持了灰度图像 I 的拓扑性质。

定理 1(非脊点下降算子). 设 p 不是脊点, M 为它的灰度小的直接邻居中的最小灰度值,将 p 的灰度下降到 M 将会保持 G 的拓扑性质不变,即非脊点下降算子不改变图像的拓扑性质.定理的证明见文献[6],这个结论为后面的底扩展过程提供了重要的依据。

2 基于非脊点下降算子的多尺度骨架化算法

本文提出一种新的灰度模式骨架化算法.它的主要思想是:当逐层地将图像中的非脊点 p 的灰度下降到 M 时,这些非脊点最终将变为某个底的像素,从而使该底的范围逐渐扩大,直到图像中所有像素都处理完毕为止,此时仅有表征图像骨架信息的脊点被保存下来.算法处理流程如图 1 所示,下面分别予以详细介绍。

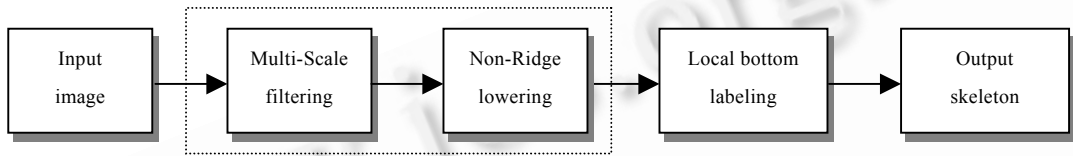


Fig.1 Skeletonization algorithm graph

图 1 骨架化算法的流程

2.1 多尺度滤波

多数骨架化方法都具有共同的缺点,即对下边界上局部的噪声敏感,而对其上的全局凸结构则不敏感.可以通过研究边界曲线的多尺度表示技术来解决以上问题.一种有效途径是用低通滤波器对曲线进行平滑,通过改变滤波器的带宽,获得曲线在不同尺度下的表示.一般而言,滤波器应满足以下条件^[7]:

- 滤波器为可变带宽的低通滤波器;
- 滤波器具有对称结构;
- 滤波器具有单位面积.

由于高斯函数良好的时频特性,本文采用了高斯滤波器

$$G_{\sigma}(i) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-i^2/2\sigma^2}.$$

为了获得对目标噪声的度量和凸结构的显著性度量,定义曲线的 n -码 c_i^n ($n \geq 1$), i 为目标轮廓上的点.1-码 c_i^1 的值由 i 在轮廓上的前一个邻居($i-1$), i 和后一个邻居($i+1$)的夹角决定,见表 2. c_i^n ($n \geq 2$) 定义为 $c_i^n = G_{\sigma}(i) \otimes c_i^1$ (\otimes 表示卷积), $n = 2\sigma + 1$.在取高斯函数截止点 $i = 2\sigma + 1$ 的情况下,可以保证不低于 99% 的能量落入通带中,对 c_i^n 进行归一化得到

$$\bar{c}_i^n = \frac{G_{\sigma}(i)}{k_{\sigma}} \otimes c_i^1 \quad (n \geq 2),$$

其中 $k_{\sigma} = \sum_{i=-2\sigma-1}^{2\sigma+1} G_{\sigma}(i)$. 在 $\begin{cases} c_i^1 = 3 \\ c_{i-1}^1 + c_{i+1}^1 < 0 \end{cases}$ 的情况下,认为点 i 为噪声.在 $c_i^n \geq \theta$ ($n \geq 2, \theta$ 为预先设置的门限)的情况下,认为点 i 为显著性高的凸结构,为目标骨架的可能构成部分。

2.2 非脊点下降过程

设 C 为图像的轮廓,函数 $\text{Contour}()$ 得到图像 G 的轮廓,($G-C$) 表示将 G 中与 C 上所有点对应的像素置为背景,函数 $\text{GetLength}()$ 返回 C 的长度,函数 $\text{IsNoise}()$, $\text{IsConvexity}()$ 分别判断 C 上的点 i 是否为噪声和显著性高的凸结构.函数 $\text{IsEndPoint}()$, $\text{IsRidgePoint}()$ 分别判断 G 中与 i 对应的像素 p 是否为端点和脊点。

Table 2 1-Code definition

表 2 1-码的定义	
Angle	c_i^1
-135	-3
-90	-2
-45	-1
0	0
45	1
90	2
135	3
180	4

非脊点下降过程算法综合考虑轮廓和区域的特性,首先用多尺度的高斯函数逐层对目标的轮廓进行滤波,并对其上的点作出判断,针对不同性质的点采取不同的处理策略,迭代直至所有像素处理完毕.当下降过程结束时,结果图像 R 由图像的全骨架和以这些全骨架为边界的底构成.下面的伪代码描述了非脊点的下降过程.

算法 1. 非脊点下降过程算法.

```

C:=Contour(G); R:=G;
WHILE (C.GetLength(>)>0) {
  FOR (轮廓 C 中的每个点  $i$ ) {
    IF (IsConvexity( $i$ )),继续;
    IF (IsRidgePoint( $p$ )),继续;
    IF (IsEndPoint( $p$ ) AND (NOT IsNoise( $i$ ))) THEN 继续;
    ELSE  $p:=M$ ;
  }
  G:=(G-C);
  C:=Contour(G);
}

```

2.3 局部底标记过程

为了消除上述结果图像 R 中的局部底,从而仅获得目标的全骨架(线表示),需要通过下面的标记过程将图像中的所有局部底标记为全局底.

标记算法采用的主要数据结构是先入先出(FIFO)的循环队列.设 S 为这样的 FIFO 队列,函数 $Add(p)$ 将像素 p 添加到队列的尾部,函数 $GetFirst()$ 返回队列中的第 1 个元素,函数 $IsEmpty()$ 判断队列中是否有像素.函数 $IsNecessity()$ 判断像素 p 是否为必要点.

首先将图像 R 减去其最小灰度值,对于 R 中的每个非 0 的像素,将其添加到队列中;当队列不空时,对于其中的每个像素,依据灰度相同的规则将其 4 邻居添加到队列中,若某个 4 邻居不是必要点,则整个队列中的元素不能构成一个底;若队列中所有像素均为必要点,则该队列代表一个局部底,需要将其标记为全局底.下面给出局部底标记过程的伪代码.

算法 2. 局部底标记算法.

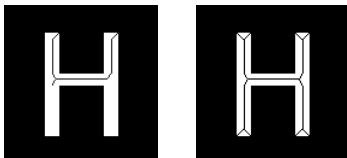
设 S 为 FIFO 队列, F 为 S 的类型,值为 1 时表明 S 是局部底,值为 0 时表明 S 不是局部底.

```

FOR (R 中的每个像素  $p$ ) {
  IF ( $p=0$ ),为全局底的元素,继续;
  F:=1;
  IF (NOT IsNecessity( $p$ )),F:=0;S.Add( $p$ );
  WHILE (NOT S.IsEmpty()) {
     $q=S.GetFirst()$ ;
    FOR ( $q$  的 4 邻域中每个像素  $r$ ) {
      IF ( $q<=r$ ),继续;
      IF (NOT IsNecessity( $p$ )),F:=0;S.Add( $r$ );
    }
  }
  IF (F=1),S 所代表的分量是一个局部底.将其标记为 0,使它成为一个全局底;
}

```

3 实验结果



(a) (b)
Fig.2 Skeleton of H
图 2 字母 H 的骨架

我们分别在二值和灰度图像上对上述方法进行了实验.图 2(a)给出一幅英文字母“H”的二值图像,它是用 Liu 等人的算法提取的骨架(骨架显示在原始图像上),图 2(b)给出了本文的算法在 $n=7$ 情况下得到的骨架.由于 Arcelli 的脊点定义不完善,导致丢失了部分主要骨架.

图 3(a)给出一幅枫叶的灰度图像,图 3(b)是用 Liu 等人的算法提取的骨架,图 3(c)给出了本文的算法在 $n=15$ 情况下得到的骨架.由图可见,通过本文的算法得到的骨架更能刻画出目标形状的 2D 本质.本文的算法与 Liu 等人提出的算法在运算时间上相当.

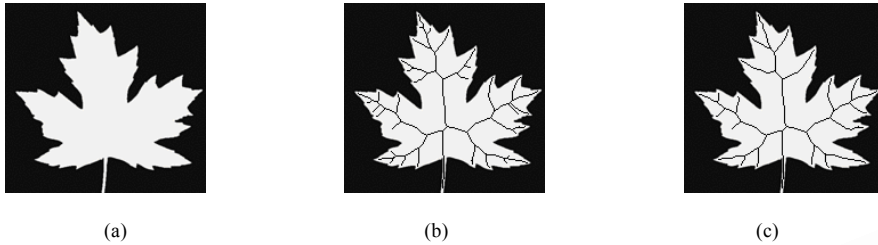


Fig.3 Skeleton of maple

图3 枫叶的骨架

图 4(a)给出了山羊的二值图像,它是用本文的算法在没有进行尺度滤波情况下提取的骨架(骨架有许多多余的分支),图 4(b)和图 4(c)分别给出了在 $n=9, n=15$ 情况下得到的骨架.实验中取 $\theta=0.16$.结果显示,对于二值图像和灰度图像,本文的算法得到的骨架与人类视觉的感知是一致的.

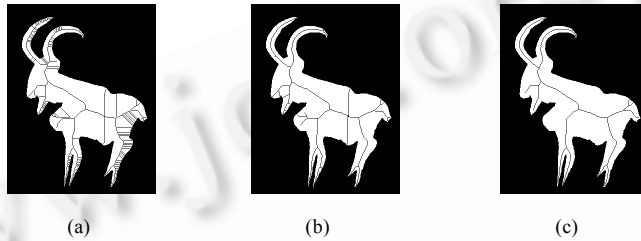


Fig.4 Skeleton of goat

图4 山羊的骨架

4 结 论

骨架提取算法是基于骨架的目标表示和识别系统的核心内容,在光学字符识别、医学图像识别等领域有着广泛的应用.人们已经提出了许多针对二值图像的骨架化算法,但是关于直接从灰度图像中提取目标骨架的研究还很有限.本文提出一种高效的骨架化算法,综合考虑目标轮廓和区域的特性,通过对目标的非脊点进行逐层下降得到骨架.研究表明,本算法可得到目标连通的、单像素宽度的、与原始图像拓扑一致的骨架.骨架对噪声稳健性高,而且能够充分体现边界上的全局凸结构.同时,算法的结果对于图像灰度的严格单调变换具有不变性质.

通过骨架化过程得到的结果是灰度图像中所有模式的骨架集合,这个骨架可以称为基本骨架.在实际应用中可以加入关于特定目标的先验知识,通过构造若干规则来修剪这个基本骨架,从而获得感兴趣目标的骨架.

References:

- [1] Arcelli C, Ramella G. Sketching a grey-tone pattern from its distance transform. *Pattern Recognition*, 1996,29(12):2033~2045.
- [2] Ge YR, Fitzpatrick JM. On the generation of skeletons from discrete euclidean distance maps. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996,18(11):1055~1066.
- [3] Tari ZSG, Shah J, Pien H. Extraction of shape skeletons from grayscale images. *Computer Vision and Image Understanding*, 1997,66(2):133~146.
- [4] Brandt JW. Convergence and continuity criteria for discrete approximation of the continuous planar skeleton. *CVGIP: Image Understanding*, 1994,59(1):116~124.
- [5] Liu JY, Wang RS. Sketching a gray scale pattern based on non-ridge points lowering operation. *Journal of Image and Graphics*, 2000,5(supp.):544~547.
- [6] Arcelli C. Topological changes in grey-tone digital picture. *Pattern Recognition*, 1999,32(6):1019~1023.
- [7] Dill AR, Levine MD, Noble PB. Multiple resolution skeletons. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987,9(4):495~503.