

基于冲刷模拟的灰度模式骨架化算法

刘俊义, 王润生

(国防科学技术大学 ATR 国家重点实验室, 湖南长沙 410073)

摘要: 通过模拟水流冲刷图像表面的过程, 本文提出了一种直接针对灰度图像的高效的骨架化算法. 研究表明: 该算法可以得到连通的、单像素宽的、与原始图像拓扑一致的、处于模式中线上的、对于图像灰度的严格单调变换不变的骨架. 对于二值图像和灰度图像的实验显示了算法的高效性和可靠性.

关键词: 分水线变换; 骨架化; 脊点

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2001) 09-1259-04

Skeletonization Algorithm for Gray-Scale Patterns Based on Erosion Simulation

LIU Jun-yi, WANG Run-sheng

(ATR State Key Lab, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: A fast skeletonization algorithm directly for gray-scale patterns is presented in this paper by simulating the procedure of water scouring the image surfaces. It is shown that this algorithm can produce connected and one-pixel-wide skeletons which are invariant to the strictly monotonic transformations of the original images and also keep the topological properties of the original image unchanged and lie in the middle lines of the patterns. The experiments on the binary images and the gray-scale images show the efficiency of the algorithm.

Key words: watershed transformation; skeletonization; ridge point

1 引言

骨架化是指将图像中的二维目标变换为其一维中线表示的过程. 当前的多数骨架化算法都是针对二值图像的^[1]. 但是由于成像条件的限制, 难于设计性能良好的普适的图像分割算法^[2], 从而必须研究直接针对灰度图像的骨架化算法. 通常, 灰度图像的骨架定义为图像中局部范围内灰度较高的像素所构成的全局线集^[3]. 其提取算法大致包括基于边界模型(如主动轮廓模型等)的^[4]和基于距离变换的^[3]两类. 它们往往存在着算法复杂、需要启发式选取参数、结果骨架不连通等缺陷.

当将灰度图像看作是地形表面的数字高程模型(DEM)时, 图像的分水线变换可以通过模拟水流淹没地形表面的过程来定义^[6]. 分水线处于局部灰度较高的区域, 从而成为图像骨架的自然近似. 但是, 它们之间仍然有显著的差异: (1) 由于在淹没过程中没有考虑同源水流相遇的情形, 从而使本来存在骨架的地方却没有分水线出现; (2) 由于数字空间的影响, 淹没过程得到的分水线是不连通的和非单位像素宽的, 而骨架应当是连通的和单位像素宽的. 为了克服上述困难, 本文提出一种通过模拟水流冲刷地形表面的过程来提取灰度模式的骨架的新方法. 本文通过在分水线变换的框架中采用“非脊点下降”算子^[5]来实现冲刷操作. 本算法在保持原始图像的拓扑性

质不变的前提下, 可以获得连通的、单位像素宽的、处于局部灰度较高区域的中线上的、对于图像的严格单调变换具有不变性的骨架. 同时, 它的时间复杂性和空间复杂性都很低.

2 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 $\{I_k\}_{k=0}^N$ 中(其中 $I_k < I_{k+1}, k = 0, 1, \dots, N-1$); 分别以 $I_k (k = 1, 2, \dots, N)$ 为门限二值化 I 可得到一个二值图像列 $\{O_k\}_{k=1}^N$. G 中任意像素 p 的 8 邻域 $N(p)$ 显示在左边. 对于任意的两个数列 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_K\}$ 和 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_L\}$, 关系 $P > Q$ 等价于: $\forall p \in P, q \in Q$, 有 $p > q$.

p_5	p_6	p_7
p_4	p	p_0
p_3	p_2	p_1

定义 1 (区域、下边界、底) 称 G 中灰度相同的像素的最大连通子集为 G 的具有该灰度的区域. 对于任意区域, 称灰度比它小的邻接区域与它的共同边界为其下边界. 若该区域的灰度值比所有与它邻接的区域的灰度值低, 则称它为底, 底的面积定义为其中像素的个数, 高度定义为它与其邻接区域的绝对灰度差的最小值.

定义 2 (端点、脊点) 当 $N(p)$ 中仅有一个邻居的灰度不小于 p 时, 称 p 为端点. 当 p 满足 $\{I(p_i), I(p), I(p_{(i+4) \bmod 8})\} > \{I(p_{(i-2+8) \bmod 8}), I(p_{(i+2) \bmod 8})\} (i = 0, 2)$ 或

者满足

$\{I(p_i), I(p)\} > \{I(p_{(i-1+8) \bmod 8}), I(p_{(i+1) \bmod 8})\}$
($i=1,3,5,7$)这六个关系之一时,称它为脊点.端点和脊点为统称特征点.

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 为非脊点, I_m 为比它的灰度小的 4 邻居中的最小灰度值,则将 p 的灰度下降到 I_m 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^[5].

3 基于冲刷模拟的灰度模式骨架化算法

3.1 冲刷过程

冲刷过程可描述为:刺破图像中的所有底,从最低灰度开始使水位逐渐上涨,水流从底中涌入并快速旋转.注意到,同底水流的不同部分一经涌入就会在端点处相交,而脊点保持了局部灰度较高点的信息.若使水流只冲刷非特征点,使它们降低灰度以成为底的组成部分,则底将逐渐扩大,并在所有特征点处筑坝以保证水流不会合并,则当到达最高灰度时所有坝就构成了灰度图像的骨架.下面给出该过程的数学描述.

定义 3(路径) G 中从 p 到 q 的路径 $P(p, q)$ 是 $l+1$ 元素组 $(p_0, p_1, \Delta, p_{l-1}, p_l)$, 其中 $p_0 = p, p_l = q, p_i \in G (i=0, \Delta, l)$, 其长度记为 $l(P)$.

定义 4(点到点的测地距离) 设 A 为 G 的子集, $\forall p, q \in A$, 则 p 和 q 在 A 中的测地距离定义为: $d_A(p, q) = \inf\{l(P(p, q)) | P(p, q) \subset A\}$.

定义 5(点到集的测地距离) 设 A 为 G 的子集, 任意子集 $B \subset A$, 任意元素 $p \in A$, 则 p 到 B 的测地距离定义为 $d_A(p, B) = \inf\{d_A(p, q) | q \in B\}$.

定义 6(可冲刷性) G 中的任意元素 p 若既不是端点又不是脊点, 则称 p 是可用“非脊点下降”算子来冲刷的, 记作 $\text{Flush}(p)$.

定义 7(测地冲刷域和子集的骨架) 设 B 为 A 的子集, 且 B 包含 k 个独立的连通分量 $\{B_i\}_{i=1}^k$, 则 B 中任何连通分量 B_i 在 A 中的测地冲刷域 $iz_A(B_i)$ 定义为:

$$iz_A(B_i) = \{p \in A | d_A(p, B_i) < d_A(p, B_j), j \in [1, k] / \{i\}, \text{Flush}(p)\}$$

其中, 符号“/”表示集合差. 子集 B 在 A 中的骨架 $SK_A(B)$ 是由不属于任何测地冲刷域的点组成的集合, 即 $SK_A(B) = A / \bigcup_{i=1}^k iz_A(B_i)$, 其中 $iz_A(B) = \bigcup_{i=1}^k iz_A(B_i)$. 图 1 显示了一个由三个连通分量组成的子集 B 在集 A 中的测地冲刷域和子集骨架.

令 $T_h(I) = \{p \in G | I(p) \leq h\}$, $\min_h(I)$ 表示由灰度为 h 的底所构成的像素集, $X_h(I)$ 为灰度不大于 h 的非骨架像素的集合. 显然, 在图像的最小灰度 I_0 处有 $X_{I_0}(I) = \min_{I_0}(I) = T_{I_0}(I)$. 考虑灰度为 I_1 时的情况, 显然集合 $X_{I_1}(I)$ 是集合 T_{I_1}

(I) 的子集, 设 Y 为集合 $T_{I_1}(I)$ 中的某个连通分量, $\{Z_m\}_{m=1}^M$ 为 $X_{I_0}(I)$ 的连通分量集, 则 Y 与 $\{Z_m\}_{m=1}^M$ 的关系只有两种(如图 2 所示): (1) Y 与任何 $Z_m (m=1, \Delta, M)$ 都不相交: 此时, Y 是灰度为 I_1 的底, 即 $Y \subseteq \min_{I_1}(I)$, 它是 $X_{I_1}(I)$ 的组成部分; (2) Y 包含由若干个连通分量组成的集合 $B_Y = \{Z_{Y_k}\}_{k=1}^K (K \leq M)$, 其中 $Z_{Y_k} (k=1, \Delta, K)$ 为包含在 Y 中的各连通分量: 此时, 子集 B_Y 在 Y 中的测地冲刷域是 $X_{I_1}(I)$ 的组成部分, 子集的骨架就成为灰度图像骨架的组成部分; 综合上面的情况有: $X_{I_1}(I) = \min_{I_1}(I) \cup \bigcup_{Y \in T_{I_1}(I)} Y \setminus \bigcup_{Z \in T_{I_1}(I)} Z$. 显然这个关系式对于每个灰度级均成立, 根据它可以迭代地定义灰度图像的骨架.

定义 8(灰度图像的骨架, 简称为骨架) 对于任意灰度图像 I , 称 $SK(I) = G / X_N(I)$ 为图像的骨架像素集, 其中 $X_N(I)$ 以如下迭代方式定义:

$$(1) X_{I_0}(I) = T_{I_0}(I); \\ \forall h \in [0, \Delta, N-1], \\ (2) X_{I_{h+1}}(I) = \min_{I_{h+1}}(I) \cup IZ_{T_{I_{h+1}}(I)}(X_{I_h});$$

称由骨架像素及其原始灰度组成的二元组为图像的骨架 $GSK(I)$, 即 $GSK(I) = \{(p, I(p)) | p \in SK(I)\}$.

3.2 骨架的性质

$SK(I)$ 是图像在各个灰度下的子集骨架的并集, 下面通过分析子集骨架的性质来说明骨架 $GSK(I)$ 的特点:

(1) 骨架与原始图像的拓扑性质相同. 由于图像中像素灰度的改变都是由“非脊点下降”算子来完成的.

(2) 骨架处于局部灰度较高的区域的中线上. 由子集骨架定义可知.

(3) 骨架是单位像素宽的.“非脊点下降”算子及层次细化的机制可保证在大多数情况下骨架是单像素宽的, 但是也可能存在一些特殊的情况会出现两个像素宽的骨架分支, 可以采用标准的串行方法^[7]将其化为单位宽度.

(4) 骨架是连通的. 由冲刷过程可知, 在任何水流的相遇处均筑坝以保证不同底的水流或同底水流的不同部分不会合并, 故它们一定是连通的.

(5) 骨架对于图像灰度的严格单调变换具有不变性. 当图像进行严格单调变换时, 图像中灰度的个数不变, 对应灰度的区域及其邻接配置也不变, 故其骨架也不变.

3.3 骨架提取的实现技术

算法实现包括像素排序和冲刷模拟两个步骤. 像素排序的目的是将像素放入到其灰度对应的桶中, 以便快速访问某个灰度的全部像素. 该步骤仅需在两次扫过图像的过程中做简单的检查工作, 故其运算效率很高. 冲刷模拟的目标是通过迭代地确定当前灰度级下的测地冲刷域, 从而最终确定灰度图像的骨架. 该步骤从图像的最低灰度开始到最高灰度结束. 在每个灰度下, 算法完成两个任务: (1) 标记当前灰度下的底: 它可由 4 邻域种子填充算法来实现. (2) 扩展上一个灰度下的测地冲刷域: 首先将当前灰度区域的所有下边界放入到先入先出队列中, 在街区距离测度意义下将这些区域中与队列中

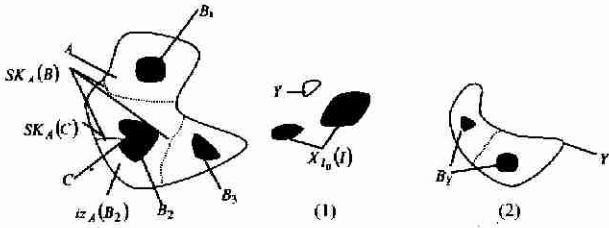


图 1 测地冲刷域和子集骨架的示例. A 的子集 B 由 B_1 、 B_2 和 B_3 三个连通分量组成, B 在 A 中的骨架如虚线所示, 骨架将 A 划分成三个部分, 分别对应于各分量的测地冲刷域. 点 C 是端点, 它不可冲刷, 由它导致的骨架分支 $SK_A(C)$ 是从 B_2 发源的水流的不同部分的相遇处.

图 2 Y 与 X 的相互关系示例. (1) Y 与 $X_{I_0}(I)$ 不相交, Y 为新底; (2) Y 包含 $X_{I_0}(I)$ 的部分连通分量 B_Y , 虚线表示子集骨架的位置

的最前点最近的像素加入到队列中, 同时降低非特征点的灰度, 直到队列为空. 附录中给出了算法的伪代码.

4 实验结果

为了防止出现混乱且无意义的骨架, 必须进行图像预处理. 对于二值图像, 需要消除面积小于预定门限 T_{area} 的底. 对于灰度图像^[3], 首先利用收缩和扩展算子序列来消除图像中的“椒盐”噪声, 然后再消除面积小于预定门限 T_{area} 以及高度小于 T_{height} 的底. 实验中取定的门限值为: $T_{height} = 20$, $T_{area} = 20$.

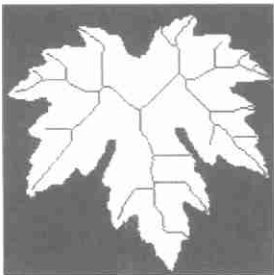


图 3 二值图像及其骨架

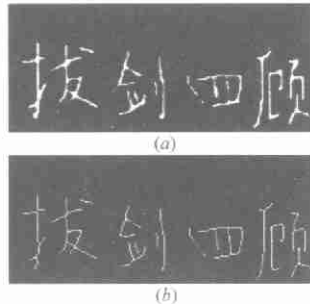


图 4 灰度图像及其骨架

图 3 显示了一个二值图像(图像来自于文[8])和它的骨架. 图 4(a)显示一幅由四个汉字模式组成的灰度图像, 采用本文算法获得的骨架显示在图(b)中. 结果显示骨架与人类对这些形状的视觉感知非常一致.

5 结论

通过对水流冲刷图像表面的过程的模拟, 本文以迭代的方式定义了灰度图像的骨架, 并提出一种高效的提取算法. 研究表明: 本算法可得到目标的连通的、单像素宽度的、与原图像拓扑一致的、处于目标中线上的骨架. 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.

本算法的结果是图像中所有灰度模式的骨架集合, 可称

之为基本骨架. 实际应用中可以利用目标的先验知识来修剪基本骨架, 从而得到感兴趣目标的骨架.

该方法具有许多骨架化方法的共同缺点, 即对于下边界上的局部噪声敏感, 而对于其上的全局凸结构不敏感^[9], 这个缺陷可以通过边界曲线的多尺度表示技术或者曲线进化技术在一定程度上予以克服. 另外, 由于算法对于局部像素配置的改变比较敏感, 在光照不均匀的情况下, 可能得不到与人类视觉感知一致的骨架.

附录 骨架化算法的伪代码

输入 I : 灰度图像矩阵

输出 I : 灰度图像矩阵, O : 标号矩阵

参数和辅助矩阵 D : 局部距离矩阵, $B[g]$: 像素桶, $g = 0, A, 255$, F : 先入先出(FIFO)队列, 其中 $F.Add(p)$ 表示将像素 p 加入到队列的尾部, $q := F.First()$ 为取出队列的第一个元素 q , $F.IsEmpty()$ 判断队列是否为空, 若是则返回 TRUE, 否则返回 FALSE.

初始化

— $\forall p \in G, O[p] := -1, D[p] := 0$,

— $current_label := 0, current_dist := 0$,

— $MASK := -2, SKE := 0$;

像素排序

将灰度值为 g 的像素放入到桶 $B[g]$ 中;

冲刷模拟

设 h_{min} 和 h_{max} 分别为图像的最大和最小灰度值;

for($h := h_{min}$ TO h_{max})

for(桶 $B[h]$ 中的任意像素 p)

$O[p] := MASK$;

if(存在 $q \in N(p)$ 满足 $O[q] > 0$ 或

$O[q] = SKE$) $\{ D[p] = 1; F.Add(p); \}$

$current_dist := 1$;

设 $w = (-1, -1)$ 为假想像素, $F.Add(w)$;

while(TRUE)

$p := F.First()$;

if($p = w$)

if($F.IsEmpty()$) break;

else $\{ F.Add(w); p := F.First();$

$current_dist := current_dist + 1; \}$

for($\forall q \in N(p)$)

if($D[q] < current_dist$ 与 $(O[q] > 0$

或 $O[q] = SKE)$)

if($O[q] > 0$)

if($O[p] = MASK$ 或 $O[p] = SKE$)

if($Flush(I, p)$) $O[p] := O[q]$;

else $O[p] := SKE$;

else if($O[p] \neq O[q]$) $O[p] := SKE$;

else if($O[p] = MASK$) $O[p] := SKE$;

```

|
else if ( $O[q] = MASK$  且  $D[q] = 0$ ) {
     $D[q] := current\_dist + 1$ ;  $F.Add(q)$ ;
}
}
for(桶  $B[h]$  中的任意象素  $p$ ) {
     $D[p] := 0$ ;
    if ( $O[p] = MASK$ ) {
         $current\_label := current\_label + 1$ ;
         $F.Add(p)$ ;  $O[p] := current\_label$ ;
        while ( $F.IsEmpty() = FALSE$ ) {
             $q = F.First()$ ;
            for ( $\forall s \in N(q)$ ) {
                if ( $O[s] = MASK$ ) {  $F.Add(s)$ ;
                     $O[s] := current\_label$ ;
                }
            }
        }
    }
}
}
}
}

```

结束

若 $O[p] = SKE$, 则 p 为骨架象素, $I[p]$ 为其原始的灰度值.

函数 $Flush(I, p)$:

```

if ( $p$  为端点) return FALSE;
if ( $p$  为脊点) return FALSE;
 $I[p] := I_m$ ; return TRUE;

```

参考文献:

- [1] Lam L, et al. Thinning methodologies—A comprehensive survey [J]. IEEE Trans., 1992, PAMI-14(9):869–885.
- [2] Kiryati N, et al. Detecting symmetry in grey level images: The global optimization approach [J]. Int. J. Computer Vision, 1998, 29(1):29–45.
- [3] Arcelli C, et al. Sketching a grey-tone pattern from its distance transform [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(12):2033–2045.

- [4] Tari Z S G, et al. Extraction of shape skeletons from grayscale images [J]. Computer Vision and Image Understanding, May, 1997, 66(2):133–146.
- [5] Arcelli C. Topological changes in grey-tone digital picture [J]. Pattern Recognition, 1999, 32:1019–1023.
- [6] Vincent L, et al. Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations [J]. IEEE Trans. PAMI, 1991, 13(6):583–598.
- [7] Hilditch C J. Linear Skeletons From Square Cupboard [M]. in Machine Intell. (B Meltzer and D Michie, Eds.). New York: Amer Elsevier, 1969, 4:403–420.
- [8] Deseilligny M P, et al. Veinization: A new shape description for flexible skeletonization [J]. IEEE Trans. PAMI-20(5), May, 1998:505–521.
- [9] Leymaric F, et al. Simulating the grassfire transform using an active contour model [J]. IEEE Trans., 1992, PAMI-14(1):56–75.

作者简介:



刘俊义 男, 1973 年 10 月出生于内蒙和林. 1995 年于国防科学技术大学电子技术系获工学学士学位, 1995 年至今于国防科学技术大学电子科学与工程学院攻读博士学位. 近年主要从事图像理解和视频处理方面的研究.

王润生 男, 1941 年 8 月出生于江苏扬州. 1964 年毕业于哈尔滨军事工程学院电子系, 现为国防科技大学电子科学与工程学院教授, 信号与信息处理博士生导师, 主要从事图像分析与理解、模式识别和信息融合等方向的科研与教学工作.