

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902643

# 基于区域重构的树状骨架快速去毛刺方法\*

郭斯羽 胡萍萍 唐璐 温和 刘敏

(湖南大学 电气与信息工程学院 长沙 410082)

**摘要:**区域骨架去毛刺是骨架提取与应用中的重要问题。常见的去毛刺途径之一,是用基于区域重构的骨架显著性指标对骨架进行阈值化处理,但存在算法参数难以直观设置、去毛刺效果不易控制、运行速度较慢等问题。针对上述问题,提出了一种逐次剪除骨架分枝的去毛刺方法,以突出部分骨架长度为显著性指标,每次剪除显著性最低的一个分枝,直至剩余分枝达到给定数量;为提高算法速度,采用了游程森林结构加速区域重构操作,提出了重构触发策略来减少重构次数。在实际图像集上的实验结果表明,提出的方法的正确骨架分枝的召回率较对比算法高13%,准确率高近3%;采用重构触发策略的算法运行时间平均为未采用该策略算法的约56%。实验结果表明了所提方法的有效性。

**关键词:**区域骨架;骨架化;骨架去毛刺;重构触发策略;游程森林

**中图分类号:** TP391.4; TH79      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Fast pruning method for tree-structured skeletons based on region reconstruction

Guo Siyu Hu Pingping Tang Lu Wen He Liu Min

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** Skeleton pruning is an important issue in skeleton extraction and application. A common pruning approach utilizes the thresholding of skeletal components by saliency indices based on region reconstruction. However, this approach suffers difficulties in algorithmic parameter setting, pruning outcome control, and the execution time. To deal with these difficulties, a pruning method is proposed that iteratively removes the skeletal components. The punctuating skeleton length saliency index is used, and in each iteration, the least salient skeleton branch is pruned out, until the number of the remaining branches reaches a user defined level. In order to accelerate the algorithm, the RunForest data structure is adopted for region reconstruction operations, and the reconstruction triggering strategy (RTS) is proposed to reduce the number of reconstructions needed. Experimental results on a real-world image base show that the recall of the skeletal branches of the proposed method is higher than the existing algorithm by 13 percentage points, and the precision, by about 3 points. The execution time of the algorithm with RTS is about 56% that of without. The results show that the proposed method is effective.

**Keywords:** region skeleton; skeletonization; skeleton pruning; reconstruction triggering strategy; runforest

## 0 引言

区域骨架是区域形状的一种压缩表达与重要特征,被广泛用于包括对象与动作识别<sup>[1-6]</sup>以及与区域几何形状有关的检测与测量<sup>[7-9]</sup>任务之中。

现有骨架化方法大致可分为基于Voronoi图或点云

的连续几何方法,基于对象边界的连续曲线演化,以及基于数字图像的数学形态学细化或距离变换的方法等3种主要类型<sup>[10]</sup>。骨架的“毛刺”或冗余分枝是骨架化方法所面临的一个共同问题,在实际使用时,几乎总是需要对所得的骨架进行去毛刺处理,或者在骨架提取方法中集成去毛刺步骤。

尽管数字图像区域可被视为一个多边形,并以此作

为基础来应用连续曲线演化或 Voronoi 划分,但是该多边形的顶点数量通常过多,可导致为数众多的毛刺。此类方法的一种有效的去毛刺途径,就是对原多边形进行近似,减少顶点或轮廓分段的数量,进而减少所得骨架的分枝数。近似程度常通过某种形状显著性度量来控制,计忠平等<sup>[11]</sup>采用的轮廓局部突起高度和 Liu 等<sup>[12]</sup>采用的基于轮廓曲率极大点或曲率奇点的骨架显著性度量;韩丽等<sup>[13]</sup>用曲面的双曲极值点约束三维对象的骨架生成,并分析主干与分支的连接区域来增加特征点以得到更为准确的三维骨架;Shen 等<sup>[14]</sup>则使用了弯曲势能比(BPR)作为显著性度量。

基于形态学细化的骨架大致有两种去毛刺途径:一种是针对特定的形状对象,采用特殊设计的结构元素来进行细化,或者对所得骨架进行后处理。文献[15-17]便采用这一方式分别对字符、手指和裂缝等对象的骨架去毛刺;另一种途径则同样是用某种骨架分枝的显著性度量来控制骨架的修剪。文献[18]用骨架点与区域轮廓相切两点间的轮廓距离来衡量骨架点的显著性,并取骨架分枝中各骨架点的最大显著性值为分枝显著性值;文献[19]通过距离变换求取各骨架点至区域轮廓的距离,并以骨架分枝各骨架点的距离变换累加值作为分枝的显著性度量;文献[20]则采用了面积损失度量和分枝长度相结合的显著性指标。

多数基于显著性的骨架去毛刺方法,都通过设置一个显著性阈值来滤除不重要的骨架分枝。但这种方式的一个明显不足在于,阈值的设定通常并不直观,难以事先预计去毛刺的质量与效果;且某些显著性指标与区域绝对大小有关,因而无法通过实验确定对不同大小的图像均能适用的普适性阈值。

为克服以上不足,在此给出了一种骨架去毛刺的方法,使用一个基于区域重构的指标来衡量骨架分枝的显著性,按各分枝显著性由低到高逐一修剪骨架,直至骨架分枝数量达到要求为止。由于区域重构操作较为费时,因此所提方法采用了游程森林结构和重构触发策略来对其进行加速,并加速整个去毛刺过程。

## 1 基于突出骨架长度的去毛刺方法

基于显著性的去毛刺方法,其步骤一般如下:通过某种骨架化方法提取区域骨架,将骨架点分解为若干骨架连通成分(connected skeletal component, CSC);在计算得到各 CSC 的某种显著性指标后,按预设的显著性阈值剪除不够显著的 CSC,至此就完成了去毛刺操作。

上述过程的一个主要问题,在于该显著性阈值并不易确定。尽管如分枝长度、分枝重构区域面积等指标看来都具有直观的含义,但不同阈值带来的去毛刺效果却

并不直观。而且以上指标与区域的绝对大小有关,若对区域进行线性缩放,那么要获得同样的去毛刺效果,所需的阈值也要相应缩放。尽管可以考虑采用归一化的指标,但是所得的相对指标也不一定具有线性伸缩不变性,且阈值设置不直观的问题仍然存在。

为此,所提方法不再采用这种阈值化方式进行去毛刺,而是以逐步剪除的方式,每次从骨架的特定类型的分枝中去除掉显著性最低者,最终达到去毛刺的效果。实际上,这些分枝从骨架中被去除的先后顺序,就形成了对骨架分枝的一个排序,由此实际上可构建出一个由精到粗、由小尺度到大尺度的多尺度骨架体系。这样的多尺度骨架体系在许多应用中显然都是有用的。如希望提取形状已基本确定、可事先确定最终分枝数量的区域的骨架,那么只需将剪除过程进行至剩余分枝数量满足要求为止;如希望检测或匹配骨架数量在一个相对较小的范围内波动的若干形状,也可以由该多尺度骨架体系直接读取不同层次的骨架,来进行骨架匹配并获得识别结果。

在上述去毛刺过程中,关键的是各骨架分枝显著性指标的相对大小,而非绝对大小,从而避免了阈值难以设置、去毛刺效果不可控的情况,也消除了图像大小对去毛刺效果的影响。

### 1.1 骨架连通成分

本文沿用文献[20]的方式,采用  $m$ -邻接性来确定骨架的 CSC。

若某骨架点在  $m$ -邻接性下分别具有 0、1、2 和 3 个及以上数量的相邻骨架点,则分别称该骨架点为“孤立点”、“端点”、“枝点”和“连接点”。孤立点表明整个骨架仅由单个点构成,此种情况我们简单地加以忽略。

相互连通的连接点构成的 CSC 称为“分岔节”,而由端点和枝点构成的 CSC 称为“分枝”。当分枝里至少包含 1 个端点时,称该分枝为“终止分枝”,而全部由枝点构成的分枝称为“桥接分枝”。剪除操作将作用于终止分枝上。

此外,所提的算法适用于简单区域,即内部不存在空洞的区域。此时同伦骨架化算法给出的骨架中不存在环路,因此任意两个 CSC 最多只会与彼此中的一个骨架点相邻。

确定了 CSC 之后,一个区域骨架可用这些 CSC 的集合来描述,即:

$$S = \{s_i \mid 1 \leq i \leq N\} \quad (1)$$

式中: $S$  表示骨架或说 CSC 的集合; $s_i$  表示第  $i$  个 CSC; $N$  表示骨架中 CSC 的数量。

用四元组  $(t, A, P, R)$  来表示每个 CSC,其中  $t$  表示该 CSC 的类型;JUNC 表示分岔节,TERM 表示终止分枝,BRDG 表示桥接分枝; $A$  表示与该 CSC 相邻的其他 CSC 的集合; $P$  表示该 CSC 中骨架点构成的集合; $R$  表示该

CSC 的重构区域点集,即由该 CSC 中所有骨架点重构得到的区域点集。

设  $s$  为一个 CSC,则  $s$  的重构区域点集  $s.R$ ,是对  $s$  中每个骨架点,以该点为圆心,以该点处的骨架熄火函数为半径作圆盘,并取这些圆盘的并集:

$$s.R = \bigcup_{p \in s.P} B(p, q(p)) = \bigcup_{p \in s.P} \{b \mid q(p) \geq \|b - p\|\} \quad (2)$$

式中:  $\|v\|$  表示矢量  $v$  的欧氏范数。

类似文献[20],算法求取区域轮廓的距离变换,然后以骨架点  $p$  处的距离变换值来近似熄火函数  $q(p)$ 。即假设  $D$  表示上述距离变换矩阵,则  $q(p) \approx D(p)$ 。

### 1.2 突出骨架长度指标

本文方法的目的是将终止分枝数量减少到给定值,而不考虑修剪骨架带来的重构区域面积的损失,因此文献[20]的面积显著性指标失去了意义,而突出部分骨架长度被保留作为显著性指标,并在以下称为突出骨架长度(punctuating skeleton length, PSL)。

令  $S$  为骨架所有 CSC 的集合,而式(3)为骨架中所有终止分枝的集合。

$$S_T = \{s \mid s \in S, S_T = TERM\} \quad (3)$$

给定终止分枝  $s_T \in S_T$ ,定义该分枝的核心重建区域  $ERR(s_T, S)$  为:

$$ERR(s_T, S) = s_T.R - \bigcup_{s \in S - |s_T|} s.R \quad (4)$$

式中:  $-$  表示集合的差集运算。可见  $ERR(s_T, S)$  表示整个骨架的重构区域中仅能由  $s_T$  重构的部分;而  $s_T$  的 PSL 定义为:

$$PSL(s_T, S) = \|s_T.P \cap ERR(s_T, S)\|_s \quad (5)$$

式中:  $\|X\|_s$  表示集合  $X$  中元素的个数。

### 1.3 DORA 去毛刺算法

上述去毛刺过程可总结为如下的 DORA(delete one, reconstruct all)算法。

输入:区域骨架二值图像  $I_s$ ;区域轮廓的距离变换图像  $D$ ;要保留的骨架终止分枝最大数量  $N_k$ 。

输出:去毛刺后的骨架图像  $I_p$ 。

步骤如下:

1) 提取  $I_s$  的 CSC,并结合  $D$  求取每个 CSC 的重构区域,获得 CSC 集合  $S$ 。

2) 若  $S$  中终止分枝的数量  $\leq N_k$ ,则至步骤 7);否则至步骤 3)。

3) 计算  $S$  中所有非终止分枝元素的重构区域  $R_C$ ,即:

$$R_C = \bigcup_{\substack{s \in S \\ s.T \neq TERM}} s.R \quad (6)$$

4) 根据式(3)获取  $S$  中所有终止分枝的集合  $S_T$ ,对每个  $s_T \in S_T$ ,根据式(4)和(5)计算其 PSL 值  $PSL(s_T,$

$S)$ 。

5) 确定 PSL 最小的终止分枝  $s_T^*$ :

$$s_T^* = \operatorname{argmin}_{s_T \in S_T} L_{SERR}(s_T, S) \quad (7)$$

6) 将  $s_T^*$  从  $S$  中移除。若移除后与  $s_T^*$  相邻的分岔节正好只有 2 个相邻的 CSC,则需要将该分岔节与这 2 个邻居合并成为 1 个新 CSC,包括这些 CSC 的邻居集合、骨架点集合与重构区域的合并。如果参与合并的至少有 1 个终止分枝,则合并后也是终止分枝,否则为桥接分枝。至步骤 2)。

7) 根据  $S$  中各连通成分的骨架点集,重构得到去毛刺后的骨架图像  $I_p$  并返回。

算法中最为耗时的是计算 PSL 和 CSC 合并时进行的重构区域合并操作。故而算法采用了文献[21]的游程森林(runforest, RF)结构,以之来表达每个 CSC 的重构区域字段  $s.R$ ,并快速完成重构区域之间的交、并、差集等运算。

## 2 重构触发策略

尽管 DORA 算法使用了 RF 来加速,但运行速度仍然较慢。究其原因可以发现,在 DORA 算法中,每剪除掉一个终止分枝,就需要对所有剩余的终止分枝重新计算 PSL 值。称此种策略为 DORA。

进一步分析可见,骨架分枝的重构区域具有局限性的特点,即某个骨架分枝的重构区域只会跟与其相邻或通过一个分岔节联系在一起的其他骨架分枝的重构区域存在交集。如果将这一骨架分枝剪除,则只会有一些局域邻近的骨架分枝的 PSL 受到影响。

此外,剪除分枝对于剩余终止分枝的 PSL 的影响是单调的。令剪除分枝前的 CSC 集合为  $S$ ,而剪除后为  $S'$ ,显然有  $S' \subset S$ 。考虑  $S'$  中任一终止分枝  $s_T$ ,有:

$$\left[ \bigcup_{s \in S - |s_T|} s.R \right] \supset \left[ \bigcup_{s \in S' - |s_T|} s.R \right] \quad (8)$$

因此对于剪除前后  $s_T$  的核心重建区域,根据式(4)和(8)可得:

$$ERR(s_T, S) = [s_T.R - \bigcup_{s \in S - |s_T|} s.R] \subseteq [s_T.R - \bigcup_{s \in S' - |s_T|} s.R] = ERR(s_T, S') \quad (9)$$

进而有:

$$[s_T.P \cap ERR(s_T, S)] \subseteq [s_T.P \cap ERR(s_T, S')] \quad (10)$$

结合式(10)与(5)可得:

$$L_{SERR}(s_T, S) = \|s_T.P \cap ERR(s_T, S)\|_s \leq \|s_T.P \cap ERR(s_T, S')\|_s = L_{SERR}(s_T, S') \quad (11)$$

式(11)表明,在剪除了一个终止分枝后,剩余的终止分枝的 PSL 值是非减的。

现考虑 CSC 集合  $S$  中的两个终止分枝  $s_N$  和  $s_F$ , 设有:

$$L_{\text{SERR}}(s_F, S) < L_{\text{SERR}}(s_N, S) \quad (12)$$

假设本轮剪枝去除了与  $s_N$  在某个分岔节相连但远离  $s_F$  的终止分枝, 剪枝后的 CSC 集合为  $S'$ 。由于  $s_F$  不受被剪除分枝的影响, 因此:

$$L_{\text{SERR}}(s_F, S') = L_{\text{SERR}}(s_F, S) \quad (13)$$

而  $s_N$  的 PSL 值尽管会因为剪枝而改变, 但根据 PSL 在剪枝过程中的非减性, 可得:

$$L_{\text{SERR}}(s_N, S') \geq L_{\text{SERR}}(s_N, S) \quad (14)$$

于是结合式(12)~(14)得:

$$L_{\text{SERR}}(s_N, S') > L_{\text{SERR}}(s_F, S') \quad (15)$$

式(15)表明, 在进行了一次剪除后, 不一定需要马上计算受影响的终止分枝的 PSL, 除非这个已经失效的值就是所有终止分枝中的最小值, 此时才需要触发区域重构与 PSL 的更新。这就是重构触发策略 (reconstruction triggering strategy, RTS)。

为了实现 RTS, 在 CSC 原有的 4 个字段基础上再增加 2 个字段, 形成六元组  $(t, A, P, R, L, u)$ 。其中  $L$  对终止分枝有效, 记录了其 PSL 值;  $u$  为布尔量, 若  $u = \text{TRUE}$ , 则  $L$  的值为准确值, 否则即表示该分枝受到了某次剪枝的影响, 因而  $L$  仅表示下界值而非准确值。

利用 RTS 加速的去毛刺算法称为 RON (reconstruct on need), 其步骤如下。

输入: 区域骨架二值图像  $I_s$ ; 区域轮廓的距离变换图像  $D$ ; 要保留的骨架终止分枝最大数量  $N_k$ 。

输出: 去毛刺后的骨架图像  $I_p$ 。

步骤如下:

1) 提取  $I_s$  的骨架连通成分, 并结合  $D$  求取每个连通成分的重构区域, 获得骨架连通成分集合  $S$ ; 对所有终止分枝  $s_T$ , 按 DORA 算法中步骤 3)、4) 的方法计算  $s_T$ .  $L = \text{PSL}(s_T, S)$ , 并置  $s_T$ .  $u = \text{TRUE}$ 。

2) 若  $S$  中终止分枝的数量  $\leq N_k$ , 则至步骤 7); 否则至步骤 3)。

3) 按式(7)确定突出部分骨架长度最短的终止分枝  $s_T^*$ 。

4) 若  $s_T^*$ .  $u = \text{TRUE}$ , 至步骤 5); 否则至步骤 6)。

5) 将  $s_T^*$  从  $S$  中移除。按 DORA 算法第 6 步判断是否需要合并 CSC, 并在需要时合并相关 CSC 的邻居集合、骨架点集合与重构区域; 若合并后的新分枝为终止分枝, 则置其  $L$  值为参与合并的各终止分枝  $L$  值的最小值, 并置其  $u$  值为 FALSE。至步骤 2)。

6) 重构被触发。按 DORA 算法中步骤 3)、4) 的方法计算  $S$  中所有终止分枝的  $L$  值, 并置  $u$  值为 TRUE。至步骤 2)。

7) 根据  $S$  中各 CSC 的骨架点集, 重构得到去毛刺后

的骨架图像  $I_p$  并返回。

### 3 应用实例上的实验结果与讨论

本文方法在一类植物叶片的长度自动测量上进行了应用。所针对的植物叶片具有相对尖锐或细长的叶尖, 同时还保留了足够长的叶柄部分。例如梧桐叶、枫叶、香樟叶等多种类型的叶片均可适用。它们的叶面长度的自动测量步骤如下:

1) 所采集的叶片利用扫描仪扫描得到叶片图像;

2) 对叶片图像进行阈值分割后, 利用数学形态学的开运算去除一定大小的区域细节, 之后进行区域孔洞填充, 然后保留面积最大的连通区域作为叶片区域;

3) 利用形态学细化算法获取叶片区域骨架;

4) 进行骨架去毛刺操作直至仅保留一条骨架分枝为止;

5) 对剩余骨架再进行一次形态学细化, 消除部分“成块”的分岔节;

6) 利用文献[9]的方法提取叶柄区域, 将步骤 5) 所得骨架对叶柄区域进行集合差的运算, 获得叶面骨架;

7) 利用文献[9]的方法对叶面骨架进行折现拟合, 进而计算得到叶面长度。

在上述应用中, 骨架去毛刺操作是最为耗时的一步, 常常可以占到整个运行时间的 50% 甚至更多。因此提高骨架去毛刺的速度, 将可以有效地提升整个处理过程的速度, 进而提高处理的吞吐量。

实验主要考察所提去毛刺算法准确提取所需骨架的能力及运行速度。考虑到上述叶片长度的自动测量方法还拟扩展到叶片上其他叶裂的长度测量, 在实验中我们并未对所有叶片都仅保留一条骨架分枝, 而是根据叶片类型预先确定了待保留的骨架分枝数量。

利用 MATLAB 与 C++ 混合编程实现了 DORA 和 RON 去毛刺算法, 其中 C++ 代码主要用于实现与 RF 结果和图像重构有关的部分, 并编译为 MATLAB MEX 模块。作为比较, 还实现了文献[20]的去毛刺算法, 并同样利用 RF 的 C++ 实现加速了其中与图像重构有关的部分, 该算法在此称为 PAL。

实验在一个 78 幅植物叶片图像构成的图像集上进行, 实验硬件环境为 Intel Core i5-6300HQ 2.3 GHz CPU, 8 GB RAM; 软件环境为 Windows 10 家庭中文版, MATLAB R2012a。

#### 3.1 去毛刺效果

实验首先比较上述三个算法的去毛刺效果, 该效果通过最终的终止分枝与真实的叶片上类叶裂部分的分枝吻合程度来描述, 该吻合程度采用专家主观评价判定为准确或不准确。以图 1 所示图像为例, 图 1(a) 中, 尽管

剩余骨架顶端的端点与真实的叶尖位置稍有出入,但仍然判定该骨架分枝为准确的;但是对于图 1(b) 顶端端点,它与真实位置之间存在较为明显的差异,因此判定为不准确。

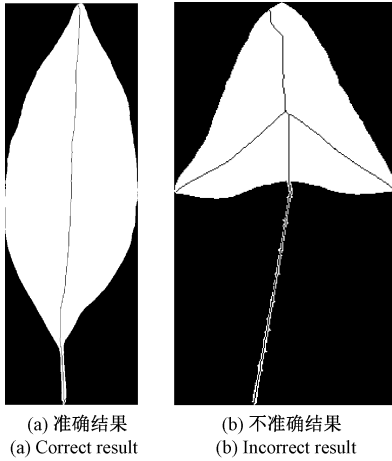


图 1 两幅示例图像上的检测结果

Fig. 1 Detection results on two exemplar images

算法检测效果的总效果用  $F_1$  指标来衡量:

$$F_1 = \frac{2 \times \text{召回率} \times \text{准确率}}{\text{召回率} + \text{准确率}} \quad (16)$$

其中,召回率和准确率均按最终的骨架分枝而非图像来计算。

PAL 算法需要面积显著性阈值  $T_A$  和突出部分骨架长度阈值  $T_L$  等两个参数。通过实验确定了使得算法  $F_1$  值最大的参数值为  $T_A=0.1$  和  $T_L=0.1$ 。对于 DORA 和 RON,则利用叶片形状的先验知识确定了待保留的终止分枝数量  $N_k$ ,该参数因图像而异。DORA 和 RON 的去毛刺效果相同,故而在此仅比较 RON 和 PAL 的去毛刺效果,结果如表 1 所示。

表 1 PAL 与 RON 算法的去毛刺效果

Table 1 Pruning performances of algorithms PAL and RON

算法	RON	PAL
准确率	0.973	0.839
召回率	0.947	0.920
$F_1$	0.960	0.878

由表 1 可见,RON 在各项指标上均优于 PAL:在准确率上 RON 比 PAL 高出了 13%,而召回率也领先了近 3 个百分点。当然,这一结果一方面说明了方法所采用的 PSL 指标的有效性,另一方面也是得益于能够针对不同图片设置不同的  $N_k$  值,从而显著提高了准确率。同时可见,在这类待保留分枝数量可事先确定的应用场景下,

RON 的  $N_k$  参数的设置远较 PAL 的算法参数设置更为直观与方便,对去毛刺效果的控制力度更强。

### 3.2 运行时间

本实验主要考察 3 个算法的运行速度。各算法的运行时间统计数据如表 2 所示。

表 2 各算法的运行时间统计

Table 2 Execution time statistics of the algorithms

算法	RON	DORA	PAL	
平均值	3.56	11.05	10.86	
运行时间/s	最大值	37.06	174.00	174.68
	最小值	0.22	0.17	0.20

由表 2 可见,RON 的平均运行时间和最大运行时间均明显快于 DORA 和 PAL,最小运行时间无显著差异。整体而言,尽管在 3 个算法中都采用了 RF 结构来加速区域重构的过程,但由于 RON 进一步通过 RTS 大幅减少了重构的次数,因此其运行速度更快。

表 2 给出的是绝对运行时间,因此除了算法本身的性能之外,还受图片大小以及骨架的 CSC 数量的影响。为了更直观地观察算法的相对快慢,对每幅图片,以 RON 的运行时间为单位时间,求得另外两种算法与之的比值,结果如表 3 所示。

表 3 DORA 和 PAL 算法的相对运行时间

Table 3 Relative execution time of DORA and PAL

算法	DORA	PAL	
平均值	1.83	1.81	
相对运行时间	最大值	4.69	4.71
	最小值	0.73	0.83

由表 3 可见,DORA 和 PAL 算法的耗时平均为 RON 的 1.8 倍,而在最极端的情况下可达 4.7 倍。当然也存在 RON 更耗时的情况。进一步找到了 RON 的运行时间不短于 DORA 或 PAL 的图像,发现这样的图像均为 9 幅。时间不短于 PAL 的 9 幅图像上 RON 的平均运行时间为 0.39 s(PAL 为 0.37 s),而不短于 DORA 的则为 0.44 s(DORA 为 0.40 s)。这表明 RON 主要在图像较小、骨架分枝较少的情况下,性能可能略差于另外两者,而且这种差异也并非显著。

## 4 结论

提出了一种骨架去毛刺的方法。该方法使用了 PSL 作为骨架显著性指标,但不同于常见的设定显著性阈值来控制去毛刺效果的做法,本方法逐一剪除显著性最低的终止分枝,直至达到用户给定的保留终止分枝数量为

止。所提算法的参数设置更为直观方便,也更容易控制最终的去毛刺效果。对于所需的终止分枝数量事先已知的应用,或者通过逐步修剪骨架来构成骨架层次结构的应用,算法尤为适用。

本文所提算法的PSL指标通过区域重构求得。区域重构操作十分费时,因此本文采用了RF结构来加速重构运算,并提出了RTS策略减少冗余的重构操作,进一步减少计算量。

不过尽管采取了上述加速措施,对于尺寸较大、骨架连通成分较多的图像,去毛刺操作的速度仍然较慢,有待对骨架重构区域的性质进行更加深入的分析,以求获得更为快速的方法。

## 参考文献

- [1] 陈珺,王波,周瑜,等. 基于骨架接合节点特征的形状识别与分类[J]. 计算机科学, 2011, 38(1): 279-281.  
CHEN J, WANG B, ZHOU Y, et al. Shape recognition and classification based on skeleton junction nodes features [J]. Computer Science, 2011, 38(1): 279-281.
- [2] 乔小燕. 硅藻细胞显微图像骨架树匹配方法研究[J]. 系统仿真学报, 2015, 27(10):2416-2421.  
QIAO X Y. Research for skeleton tree matching of microscopic image of diatom cells [J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(10):2416-2421.
- [3] 喻露,胡剑锋,姚磊岳. 基于人体骨架的非标准深蹲姿势检测方法[J]. 计算机应用, 2019, 39(5): 1448-1452.  
YU L, HU J F, YAO L Y. Detection method of non-standard deep squat posture based on human skeleton [J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(5): 1448-1452.
- [4] BAG S, HARIT G, BHOWMICK P. Recognition of Bangla compound characters using structural decomposition [J]. Pattern Recognition, 2014, 47: 1187-1201.
- [5] DU Y, FU Y, WANG L. Representation learning of temporal dynamics for skeleton based action recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(7): 3010-3022.
- [6] WANG H, WANG L. Beyond joints: Learning representations from primitive geometries for skeleton-based action recognition and detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(9): 4382-4394.
- [7] 苑玮琦,李德健,李绍丽. 基于骨架的柔性变形FPC断路检测[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(4): 996-1004.  
YUAN W Q, LI D J, LI SH L. The circuit break detection of flexible deformation FPC based on skeleton [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(4): 996-1004.
- [8] 韩悦婷,行鸿彦,金红伟. 基于openCV的玉米出苗期和三叶期自动检测系统的设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(10):1574-1581.  
HAN Y T, XING H Y, JIN H W. Automatic detection system design of maize emergence and three-leaf stage based on openCV [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(10): 1574-1581.
- [9] 郭斯羽,周乐前,温和. 长叶柄轴对称植物叶片长度的图像测量方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(6):866-873.  
GUO S Y, ZHOU L Q, WEN H. Image-based length measurement method of axially symmetric plant leaves with elongated petiole [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(6): 866-873.
- [10] SAHA P K, BORGEFORS G, DI BAJA G S. A survey on skeletonization algorithms and their applications [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 76:3-12.
- [11] 计忠平,刘利刚,王毅刚,等. 保持特征的平面形状近似骨架的抽取算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(7):1110-1115.  
JI ZH P, LIU L G, WANG Y G, et al. Approximated skeleton extraction of planar shape with feature preservation [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2010, 22(7):1110-1115.
- [12] LIU H, WU Z, HSU D F, et al. On the generation and pruning of skeletons using generalized Voronoi diagrams [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33:2113-2119.
- [13] 韩丽,楚秉智,高小山. 高斯曲率约束的MRG骨架提取优化算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(9):1227-1231.  
HAN L, CHU B ZH, GAO X SH. Gaussian curvature constrained skeleton extraction method based on MRG [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2009, 21(9):1227-1231.
- [14] SHEN W, BAI X, HU R, et al. Skeleton growing and pruning with bending potential ratio [J]. Pattern Recognition, 2011, 44:196-209.
- [15] GHOSH S, BAG S. An improvement on thinning to handle characters with noisy contour [C]. 2013 Fourth National Conference on Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphics

- (NCVPRIPG), 2013.
- [16] 李温温, 刘富, 高雷. 基于手指骨架提取的手形识别方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2016, 47(3):777-783.  
LI W W, LIU F, GAO L. A method of hand-shape recognition based on extraction of finger skeleton [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2016, 47(3):777-783.
- [17] 瞿中, 蒋玉萍, 文倩云. 一种方向链码扫描与跟踪的图像细化后期处理算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(2):292-295.  
QU ZH, JIANG Y P, WEN Q Y. Algorithm of image thinning post-processing based on direction chain code scanning and tracking [J]. Computer Science, 2015, 42(2):292-295.
- [18] DUAN H, WANG J, LIU X, et al. A skeleton pruning approach using contour length as the significance measure [C]. 2008 Third International Conference on Pervasive Computing and Applications, 2008.
- [19] 李小燕, 程显毅. 基于权值的骨架修剪算法[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(14):3374-3376.  
LI X Y, CHENG X Y. Skeleton pruning algorithm based on weight [J]. Computer Engineering and Design, 2009, 30(14):3374-3376.
- [20] 郭斯羽, 董红霞, 张翌. 一种用于植物叶片图像骨架提取的去毛刺方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(1):52-56.  
GUO S, Y DONG H X, ZHANG Y. Pruning method for skeletonization of plant leaf images [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2013, 27(1):52-56.
- [21] GUO S, ZHOU W, WEN H, et al. Fast binary image set

operations on a run-based representation [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 80:216-223.

## 作者简介



**郭斯羽**, 分别在 1997 年和 2002 年于浙江大学获学士学位和博士学位, 现为湖南大学副教授, 主要研究方向为图像处理与视觉检测。  
E-mail: syguo75@163.com

**Guo Siyu** received B. Sc. and Ph. D. from Zhejiang University in 1997 and 2002, respectively. Now he is an associate professor at Hunan University. His main research interests include image processing and vision-based detection and measurement.



**胡萍萍**, 2018 年于南昌大学获学士学位, 现为硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与视觉检测。  
E-mail: hupingpinghnu@163.com

**Hu Pingping** received her B. Sc. degree from Nanchang University in 2018. Now she is a M. Sc. candidate at Hunan University. Her main research interests include image processing and vision-based detection and measurement.



**唐璐**, 1999 年于华中理工大学获学士学位, 2006 年于中科院数学与系统科学研究院获博士学位, 现为湖南大学讲师, 主要研究方向为复杂系统与人工智能。  
E-mail: tangl@126.com

**Tang Lu** received B. Sc. from Huazhong University of Science and Technology in 1999, and Ph. D. from AMSS CAS in 2006. Now he is a lecturer at Hunan University. His main research interests include complex systems and artificial intelligence.