

# 利用模板和邻域信息的静脉骨架提取新算法

康文雄 邓飞其

(华南理工大学自动化科学与工程学院, 广州 510640)

**摘要** 为提高骨架提取的准确性和连通性, 提出了一种利用模板和邻域信息的静脉骨架提取新算法, 该算法首先对二值图像进行平滑, 并通过自适应方法计算静脉纹路上所有像素点邻域之和, 以快速区分出边缘点和中轴点, 然后遍历图像找出所有符合中轴点模板的像素点, 并删除其中的孤立中轴点之后, 得到一些间断的中轴线段, 最后从这些中轴线段的端点开始采用最大邻域点跟踪方法提取出静脉骨架。实验结果表明, 该算法提取的静脉骨架与中轴线重合且平滑稳定, 且具有尺度不变性, 角度不变性和良好的抗噪性能, 是一种有效的骨架提取算法。

**关键词** 静脉识别 骨架提取 最大邻域点 模板匹配 中轴点

中图法分类号: TP751.1 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)03-378-07

## A Skeletonization Method for Vein Patterns Using Template and Neighborhood Information

KANG Wenxiong DENG Feiqi

(College of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640)

**Abstract** In order to improve connectivity and accuracy in skeletonization, a new skeletonization method using template and neighborhood information is proposed. Firstly, we smooth the bilevel image and calculate the neighborhood sum of every point in vein line to differentiate fringe points and medial axis points, then find some medial axis points through the template matching and obtain some discontinuous axlewires by deleting all isolated points. Finally, we obtain the vein skeleton by using algorithm of maximal neighborhood point tracking from the ending points of the axlewires. Experimental results show that vein skeleton extracted by the algorithm is smooth and stable and superposes on actual axlewires. At the same time, the algorithm is provided with scale and rotation invariance and strong antinoise ability, so it is effective to extract vein skeleton.

**Keywords** vein recognition, skeleton extraction, the maximal neighborhood point, template matching, medial axis point

## 0 引言

人体特征识别<sup>[1]</sup>是一种基于人体生理特征(如面像、指纹、掌纹、人耳和静脉等)或是行为模式(如语音、签字、步态和击键力度等)进行身份识别和认

证的技术,近年来,在安全和金融领域得到了广泛的应用。其中,静脉识别<sup>[2]</sup>作为一种新兴的人体特征识别技术,因其同时具有良好的亲和性、抗干扰性和高度的防伪性而得到越来越多的研究人员的关注,成为人体特征识别领域的一个研究热点。在整个静脉识别过程中,静脉骨架提取是特征提取和匹配的

基金项目:国家自然科学基金项目(60874114, 60674034);广东省科技计划基金项目(2009B030803032);佛山市科技发展专项资金(200601006);佛山市禅城区产学研专项资金(2007B1041)

收稿日期:2008-09-02 改回日期:2009-02-02

第一作者简介:康文雄(1976—),男,讲师。华南理工大学自动化科学与工程专业博士研究生。研究领域为人体特征识别、图像处理与模式识别、计算机视觉。E-mail: auwxkang@scut.edu.cn

基础, 因而对提高静脉识别的准确率起着至关重要的作用。

所谓骨架, 是指用与原形状连通性和拓扑结构相一致的细曲线作为理想表达的一种对象表示。在离散空间下, 骨架的基本算法主要有两类。一类是所谓的细化过程<sup>[3]</sup>, 在满足拓扑不变和几何约束条件下, 通过重复删除边界点直至得到一个单像素宽的连通点集作为“骨架”<sup>[4]</sup>, 删除的方法是首先定义一些模板, 然后通过迭代, 不断删除符合模板条件的边缘像素, 最终得到单像素宽骨架。其最大优点是能够保证得到的骨架连续, 且保持原对象的主要拓扑结构, 但位置一般不准确, 只是欧氏空间中真正骨架的一个近似。此类方法依据其检查像素的方法来看又分为串行细化算法、并行细化算法以及混合细化算法。在串行算法中, 是否删除像素在每次迭代的执行中顺序是固定的, 它不仅取决于前次迭代的结果, 也取决于本次迭代中已处理过像素的分布情况, OPTA 算法<sup>[3]</sup>和 Hilditch 算法<sup>[5]</sup>属于串行细化算法, 其原理是构造一定的消除模板和保留模板, 将二值化后的指纹图像和模板比较来决定是否删除某像素点, 这种算法能够基本保证单像素宽, 但细化后会生成很多毛刺, 且细化图像不够平滑。文献 [6-8] 针对 OPTA 算法进行了改进, 其中文献 [6] 对 OPTA 算法中的消除模板和保留模板都进行了较大改动, 从而在细化过程中保持了原图的拓扑性, 而且在很大程度上解决了由 OPTA 算法带来的细化后图像扭曲大、毛刺多、不光滑的缺点, 获得了较好的细化结果, 但是由于保留模板的条件过于宽松, 引入了多余迭代, 使得迭代次数大量增加, 从而减慢了细化速度。文献 [7-8] 通过在 OPTA 算法基础上改进和优化组合模板, 使得迭代次数较文献 [6] 有所减少, 提高了细化速度, 但是细化过程中产生的新断点破坏了原图的连通性, 从而影响到图像的细化质量。在并行算法中, 像素的删除与否与像素在图像中的顺序无关, 仅取决于前次迭代的结果。Rosenfeld 算法<sup>[9]</sup>是一种 8 连通并行细化算法, 该算法细化速度较快, 基本没有毛刺, 但得到的细化图像不够平滑, 对后续处理影响较大。另一类算法基于距离变换在高一维空间中生成的距离曲面形成的脊线来建立骨架<sup>[10-12]</sup>。此类算法的主要优点是提取的骨架平滑, 位置准确, 缺点是易受边缘噪声的干扰, 且难以保证骨架的连续性。此外, 从距离变换的概念引申出了

基于场变换的算法<sup>[13-14]</sup>, 它们对骨架的提取不再局限于只考虑最短距离的边界点, 而是考虑到其邻近甚至更大范围的一系列边界点集, 因而在一定程度上抑制了边界噪声的影响。由于距离变换方法与细化方法的优缺点正好互补, 文献 [15] 结合细化过程与距离变换, 提出了动态骨架法, 该方法首先用细化方法得到对象的一个初始骨架, 然后通过主动轮廓模型思想令初始骨架在距离变换场中跟踪脊线, 而在跟踪过程中骨架的连续性和拓扑结构都不受影响, 解决了细化过程中骨架位置不准确, 以及距离变化方法中骨架中存在的不连续性, 但该方法在处理含有噪声扰动的对象边界时, 会产生多余的分枝。文献 [16] 利用分水岭算法直接对静脉灰度图像进行了骨架提取, 跳过了阈值分割步骤, 在一定程度上减少了因阈值分割不当对骨架提取的影响, 但是实验也表明该方法在某些场合存在提取失败的情况, 文献 [17-18] 利用一种新构建的小波函数<sup>[19]</sup>和基于最大 Wavelet 变换模值的对称分析法对带状物体进行处理得到主小波骨架, 然后再对主小波骨架进行平滑和增补得到最终的骨架, 该方法也是直接对灰度图像进行处理, 无需阈值分割, 因而速度较快, 且具有较强的抗噪能力, 对不同宽度和不同仿射变换的带状图像都能够取得较好的效果, 但如何根据带状物体的宽度值选择小波变换尺度以及确定去噪阈值仍有待解决。针对以上算法所出现的这些问题, 提出了一种基于模板和邻域信息的骨架提取算法。

## 1 算法介绍

本文算法流程图如图 1 所示, 首先采用 Niblack 方法<sup>[20]</sup>对原静脉图像进行二值化, 并对二值化图像中的静脉纹路进行平滑, 然后采取自适应方法计算静脉纹路上所有像素点的  $n \times n$  邻域和; 其次, 根据邻域和的特点确定中轴点模板, 并遍历图像找出静脉纹路中符合模板的像素点组成中轴点集合, 删除集合中孤立的中轴点, 仅留下已经连接成线段的中轴点, 这些中轴点组成了一些离散的中轴线段; 再次遍历图像, 找出这些离散的中轴线段的端点, 从这些端点开始, 分别利用最大邻域点跟踪算法找到其余的中轴点, 并加入中轴点集合, 最终, 中轴点集合中的所有点构成了所需提取的静脉骨架。

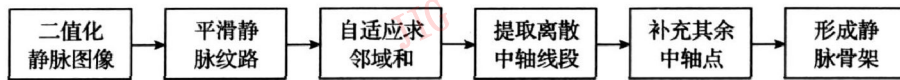


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 A lgorithm flow chart

### 1 1 二值化图像

采用 N black 方法对原静脉图像进行二值化,并用多连通域面积滤波去除噪声得到二值化图像,在二值化图像中,背景像素点的灰度值为 0 而静脉纹路上像素点的灰度值为 255。此外,为了减少后续步骤中自适应求邻域和的计算量,将二值化图像进一步变换为 0-1 二值图像  $T^0$ : 将原图中灰度值为 0 的像素点保持不变,而灰度值为 255 的像素点全部置 1。因此,在 0-1 二值图像  $T^0$  中,背景像素点的灰度值为 0 静脉纹路上像素点的灰度值为 1。

### 1 2 平滑静脉纹路

在图像二值化的过程中会引入噪声点,而这些噪声点依附在静脉纹路边缘即形成了冗余像素,进而影响到细化的准确性。因此,为了提高细化后中轴线的精确性,首先采用一种迭代法来平滑 0-1 二值图像中的静脉纹路。该方法根据图像  $T^{k-1}$  中每一像素点的  $n \times n$  邻域和来决定图像  $T^k$  中每一像素点的灰度值,直到  $T^k$  与  $T^{k-1}$  之间的区别小于某个阈值  $\epsilon$  为止,具体步骤如下:

- 1) 初始化参数  $k=1$ , 根据图像大小确定模板尺寸  $n$ , 并计算  $S_{n \times n} = (n \times n - 1) / 2$
- 2) 创建一个与  $T^{k-1}$  大小一样的全 0 值图像  $T^k$ ;
- 3) 遍历图像, 计算  $T^{k-1}$  中第  $i$  行第  $j$  列开始像素点的  $n \times n$  邻域和  $S_{ij}^k = \sum (T_{ij}^{k-1})_{n \times n}$ ;
- 4) 比较  $S_{ij}^k$  和  $S_{n \times n}$ , 如果  $S_{ij}^k > S_{n \times n}$ , 则  $T_{ij}^k = 1$ , 否则  $T_{ij}^k = 0$  同时  $i = i + 1, j = j + 1$ ;
- 5) 跳回步骤 3 计算下一个像素点, 直到遍历结束, 得到 0-1 二值图像  $T^k$ ;
- 6) 比较  $T^k$  和  $T^{k-1}$ , 如果  $\sum (T^k \oplus T^{k-1})_{ij} > \epsilon$  则  $k = k + 1$  并跳回步骤 2 否则平滑过程结束, 得到平滑后的 0-1 二值图像  $T^k$ 。

### 1 3 自适应求邻域和

创建一个与  $T^k$  尺度一致名为邻域和图像的 0 值图像  $I$ , 遍历 0-1 二值图像  $T^k$ , 对  $T^k$  中的所有灰度值为 1 的像素点执行以下操作: 检测该点 (记为  $T_{ij}^k$ ) 的  $3 \times 3$  邻域中是否有 0 值, 如果有则停止检测,

并将  $T_{ij}^k$  的  $3 \times 3$  邻域和 ( $T_{ij}^k$  自身的灰度值也计算入内) 赋值给图像  $I$  的对应点  $I_{ij}$ , 即  $I_{ij} = \sum (T_{ij}^k)_{3 \times 3}$ ; 如果没有 0 值, 则继续检测  $T_{ij}^k$  的  $5 \times 5$  邻域, 直到  $T_{ij}^k$  的  $(n \times n)_{ij} (n = 2m + 1, m \in \mathbf{N})$  邻域中存在 0 值为止, 此时将该点  $(n \times n)_{ij}$  邻域和赋值给  $I$  的对应点  $I_{ij}$ , 即  $I_{ij} = \sum (T_{ij}^k)_{(2m+1) \times (2m+1)}$ 。通过以上计算, 图像  $I$  中每条静脉纹路上中轴线附近像素点的灰度值会大于纹路边缘像素点的灰度值, 与此同时, 背景像素点的灰度值仍然保持为 0。

本文假设图像外部像素点的灰度值为 1, 因此, 对于图像  $T^k$  边缘附近的像素点  $T_{ij}^k$ , 在计算其邻域和时也将外部像素点的灰度值计入, 图 2 是静脉图像  $T^k$  的一部分,  $q_1, q_2$  是静脉图像  $T^k$  边缘附近的像素点,  $q_1$  的  $5 \times 5$  邻域中包含 0 因此,  $q_1$  的自适应邻域和为 24 同理,  $q_2$  的  $5 \times 5$  邻域中包含 0 因此,  $q_2$  的自适应邻域和为 23。

...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
0	0	0	0	0	0	...	1	1	1	1	0	0
1	1	1	1	1	1	...	1	1	1	1	1	0
1	1	1	1	1	1	...	1	1	1	1	1	1
1	1	$q_1$	1	1	1	...	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	...	1	0	0	1	1	1
1	1	1	0	0	0	...	0	0	0	0	1	$q_2$
1	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	1	1

图 2 边缘附近像素点  $q_1, q_2$  的邻域

Fig. 2 Neighborhood of edge point  $q_1, q_2$

### 1 4 提取离散中轴线段

对邻域和图像  $I$  深入分析后发现: 静脉纹路上的绝大部分中轴点具有以下两个特征之一: 1) 该像素点的灰度值至少大于其  $3 \times 3$  邻域中 7 个邻域点的灰度值; 2) 该像素点的灰度值同时大于其  $3 \times 3$  邻域中其中一对对角邻域像素点和一对水平 (或垂直) 4 邻域点的灰度值。其中特征 1 是特征 2 的特例, 但是为了减少模板匹配次数, 这里将特征 1 单独列出。

### 1.4.1 匹配部分中轴点

首先, 遍历静脉纹路 (静脉图像  $T^k$  中灰度值为 1 的点), 从第一个像素点开始, 将该像素点  $p_1$  的灰度值分别与其  $3 \times 3$  邻域中的 8 个邻域点  $p_i$  的灰度值进行比较, 并根据比较结果给  $p'_i$  赋值, 若  $p_1 - p_i > Q$  则  $p'_i = 1$ , 若  $p_1 - p_i < Q$  则  $p'_i = 0$  如果  $p_1 - p_i = 0$  则比较  $p_1$  的  $3 \times 3$  邻域和  $\Sigma(p_1)_{3 \times 3}$  与  $p_i$  的  $3 \times 3$  邻域和  $\Sigma(p_i)_{3 \times 3}$ , 如果  $\Sigma(p_1)_{3 \times 3}$  与  $\Sigma(p_i)_{3 \times 3}$  仍然相等, 则比较  $\Sigma(p_1)_{5 \times 5}$  与  $\Sigma(p_i)_{5 \times 5}$ , 直到  $n \times n$  邻域中包含 0 为止, 如果  $\Sigma(p_1)_{n \times n}$  大于  $\Sigma(p_i)_{n \times n}$ , 则认为  $p_1 > p_i$ ,  $p'_i = 1$ , 否则认为  $p_1 < p_i$ ,  $p'_i = 0$ . 并将比较结果放入一个  $3 \times 3$  矩阵  $M_0$ ,  $M_0$  的中点赋值为 0 如图 3 所示。

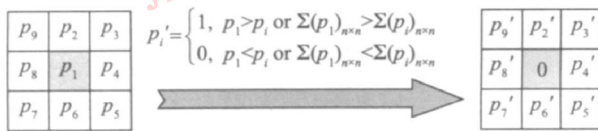


图 3  $p_1$  与其 8 个邻域点  $p_i$  相减得到矩阵  $M_0$

Fig 3 Matrix  $M_0$  obtained by difference of  $p_1$  and 8 neighboring points  $p_i$

其次, 计算  $M_0$  中 1 的个数  $count(M_0)$ , 如果  $count(M_0) \geq 7$ , 则表示该像素点符合中轴点特征 1, 因此标记该点为中轴点; 如果  $count(M_0) \leq 3$  则表示该点不符合中轴点的任何一个特征, 因此认为该点不是中轴点; 如果  $3 < count(M_0) < 7$ , 表示该点不符合特征 1, 但是是否符合特征 2 还需要进一步确定, 此时再将  $M_0$  与图 4 所示的 4 个模板  $M_1, M_2, M_3, M_4$  分别进行对应点之间的逻辑与运算,  $M'_i = M_0 \cap M_i$ , 如果  $\bigcup_{i=1}^4 (M_i = M'_i) = 1$ , 表示该点符合特征 2 标记该点为中轴点。



图 4 4 个模板  $M_1, M_2, M_3, M_4$

Fig 4 Four templates  $M_1, M_2, M_3, M_4$

### 1.4.2 删除孤立的中轴点

通过上述步骤得到部分中轴点构成的集合  $U$ , 如图 5 所示, 集合  $U$  中的中轴点是静脉骨架的主体

部分, 但是中间有间断, 包括一些离散中轴线段和多个孤立的中轴点。后续步骤是将集合  $U$  中离散的中轴线 (由多个连续的中轴点组成) 连接起来。但为了防止孤立中轴点对后续步骤产生干扰, 在连接之前需删除集合  $U$  中的孤立中轴点, 得到仅包含离散中轴线段的中轴点集合  $U'$ , 如图 6 所示。

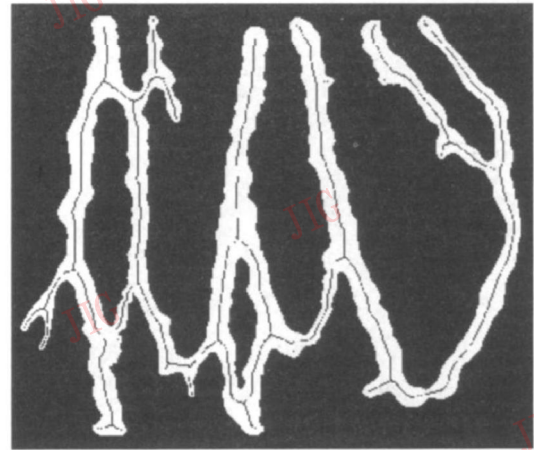


图 5 中轴点集合  $U$

Fig. 5 Set of axis points  $U$

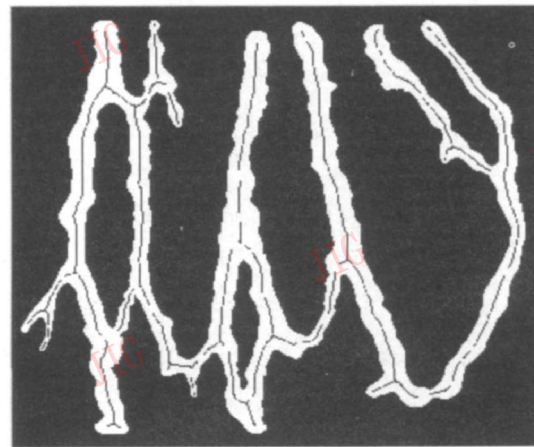


图 6 中轴点集合  $U'$

Fig. 6 Set of axis points  $U'$

### 1.5 补充其余中轴点

**定义 1** 将中轴点集合  $U'$  中满足以下两个条件之一的像素点定义为中轴线段端点: 1) 该像素点  $3 \times 3$  邻域中只有 1 个中轴点; 2) 该像素点  $3 \times 3$  邻域中有 2 个中轴点, 且满足图 7 的其中 1 个模板。

此外, 为了防止冗余点的干扰, 对满足第 2 个条件的像素点进行以下的预处理: 剔除该像素点 4 邻域  $N_4(p)$  中的中轴点, 仅留下对角邻域  $N_D(p)$  中的中轴点, 此时该像素点  $3 \times 3$  邻域中只含有 1 个中轴点。

X	0	0	X	X	0	0	X	X	0	0	X
X	$p_1$	0	0	$p_1$	0	0	$p_1$	0	0	$p_1$	X
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
X	$p_1$	0	0	$p_1$	0	0	$p_1$	0	0	$p_1$	X
X	0	0	X	X	0	0	X	X	0	0	X

图 7 端点判断模板

Fig 7 Templates for ending point discrimination

**定义 2** 将像素点  $p_1$  的  $3 \times 3$  邻域内, 不属于集合  $U'$  的最大邻域点称为  $p_1$  的延伸连接点  $p_2$ , 即  $p_2 = \max(Neighbor_{3 \times 3}(p_1) \cap \overline{U'})$ , 其中,  $Neighbor_{3 \times 3}(p_1)$  表示  $p_1$   $3 \times 3$  邻域中的 8 个邻域像素点。

经过上述步骤提取到的中轴点集合  $U'$  构成了一些离散中轴线段, 接下来需要采用最大邻域点跟踪法从这些离散中轴线段的两端开始补充其余的中轴点, 以获得完整的静脉骨架。具体步骤如下:

1) 遍历中轴点集合  $U'$ , 顺序确定一个中轴点  $p_1$ , 判断该点是否为任一中轴线段  $l_i$  的端点, 是则执行下一步, 否则重复执行步骤 1 直到遍历结束, 则最终的中轴点集合  $U'$  所有点就构成了静脉骨架。

2) 在端点  $p_1$  的邻域中搜索延伸连接点  $p_2$ , 并将  $p_2$  作为中轴线段  $l_i$  的一部分加入中轴点集合  $U'$ 。

3) 判断  $p_2$  是否为中轴线段  $l_i$  的新端点, 如果不是, 则跳回步骤 1), 如果是, 则  $p_1 = p_2$ , 跳回步骤 2)。

在搜索延伸连接点的过程中, 为了防止回溯, 确保连接的唯一性, 对搜索范围进行适当的约束, 将搜索范围由原来  $Neighbor_{3 \times 3}(p_1) \cap \overline{U'}$  中的 7 个邻域点缩小为与端点  $p_1$  前一连接点  $p_0$  ( $p_0 = Neighbor_{3 \times 3}(p_1) \cap U'$ ) 相反方向的 3 个邻域点, 见图 8。  $p_1$  是端点,  $p_0$  是端点  $p_1$  的前一连接点, 则在搜索端点  $p_1$  的延伸连接点  $p_2$  时, 其搜索范围限定在  $p_2^{(1)}$ ,  $p_2^{(2)}$  和  $p_2^{(3)}$  这 3 个邻域点中, 其中灰度值最大的点最为  $p_1$  的延伸连接点  $p_2$ 。如果邻域点  $p_2^{(1)}$ ,  $p_2^{(2)}$  和  $p_2^{(3)}$  中有两个点的灰度值最大且相等或是 3 个点的灰度值都相等时, 则比较  $p_2^{(1)}$ ,  $p_2^{(2)}$  和  $p_2^{(3)}$  的  $3 \times 3$  邻域和, 如果它们的  $3 \times 3$  邻域和仍然相等, 则比较  $n \times n$  邻域和, 直到能够确定出最大点

$p_2^{(1)}$	$p_2^{(2)}$	$p_2^{(3)}$	X	$p_0$	X	$p_2^{(1)}$	X	X	X	X	$p_2^{(1)}$
X	$p_1$	X	X	$p_1$	X	$p_2^{(2)}$	$p_1$	$p_0$	$p_0$	$p_1$	$p_2^{(2)}$
X	$p_0$	X	$p_2^{(1)}$	$p_2^{(2)}$	$p_2^{(3)}$	$p_2^{(3)}$	X	X	X	X	$p_2^{(3)}$
$p_2^{(2)}$	$p_2^{(3)}$	X	$p_0$	X	X	X	X	$p_0$	X	$p_2^{(1)}$	$p_2^{(2)}$
$p_2^{(1)}$	$p_1$	X	X	$p_1$	$p_2^{(3)}$	$p_2^{(1)}$	$p_1$	X	X	$p_1$	$p_2^{(3)}$
X	X	$p_0$	X	$p_2^{(1)}$	$p_2^{(2)}$	$p_2^{(2)}$	$p_2^{(3)}$	X	$p_0$	X	X

图 8  $p_1$  的  $3 \times 3$  邻域中与  $p_0$  点欧氏距离最远的 3 个点  $p_2^{(1)}$ ,  $p_2^{(2)}$  和  $p_2^{(3)}$

Fig 8 Three farrest points  $p_2^{(1)}$ ,  $p_2^{(2)}$ ,  $p_2^{(3)}$  away from  $p_0$  in  $3 \times 3$  neighborhood of  $p_1$

为止。

## 2 实验结果与分析

对所提出的方法进行全面的验证, 设计了 3 组实验, 这 3 组实验分别测试平滑参数对最终骨架的影响, 验证本文方法的尺度不变性和旋转不变性, 以及比较本文方法与其他方法的实验结果。

### 2.1 实验 1

实验 1 测试平滑参数对最终骨架的影响, 在 1.2 节的平滑静脉纹路图像的过程中, 有两个参数对最终提取的骨架影响较大; 即步骤 1) 中模板的尺寸  $n$  和步骤 6) 中的阈值  $\epsilon$ 。如果两条静脉纹路之间交叉处构成的角度较小, 设置较大的模板和较小的阈值, 平滑过程将会腐蚀静脉纹路交叉处, 因而导致这些静脉纹路交叉处的中轴线位置发生偏移, 而如果两条静脉纹路之间交叉处构成的角度较大时, 设置较大的模板和较小的阈值, 会有利于平滑静脉纹路以及消除毛刺。因此, 参数如果设置恰当, 会得到平滑准确的中轴线。在实际的算法中为了提高计算速度也可以通过预先确定迭代次数来代替步骤 6) 中的循环条件。经过实验发现, 对于  $256 \times 256$  像素的静脉图像, 一般取  $n = 5$ ,  $l = 5$  能够取得较好的效果。图 9 比较了模板尺寸  $n$  和迭代次数  $l$  对最终骨架提取效果的影响, 其中, (a) 为  $256 \times 256$  像素的二值化静脉图像, 从 (b)、(c)、(d) 可以看出经过平滑后提取的骨架比未经过平滑图像效果要好, 且当平滑参数  $n = 5$ ,  $l = 5$  时能够很好地去除多余毛刺, 且保持细节特征完整, 效果最好。多次实验还发现当平滑参数  $n$  和  $l$  的大小与图像大小成正比时平滑效果最好。

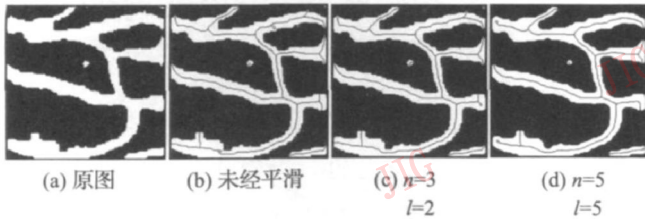


图 9 不同平滑参数比较

Fig 9 Comparison of different smooth parameters

## 2.2 实验 2

实验 2 验证本文方法的尺度不变性和旋转不变性, 由于本文采用求邻域和的方法区分中轴点和边缘点, 因而提取的骨架具有尺度不变性和旋转不变性, 如图 10 所示, 其中, (a) 是原图缩小一倍后的图像, (b) 是采用本文方法对图 (a) 进行处理得到的静脉骨架, (c) 是将原图顺时针旋转  $135^\circ$  后得到的图像, (d) 是采用本文方法对图 (c) 进行处理得到的静脉骨架, 随着原始图像缩放和旋转, 骨架也随之缩放和旋转, 可以看出, 图 10 中 (a) 和 (c) 具有不同尺寸和不同角度, 但经过本文方法处理后得到的静脉骨架在拓扑结构上保持一致, 并未受到尺寸大小和旋转角度的影响。

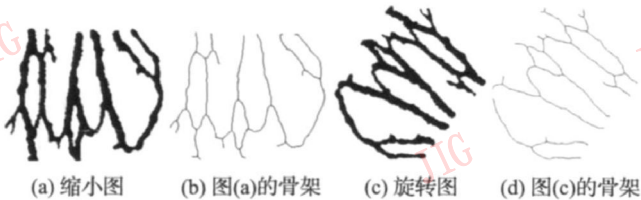


图 10 尺寸不变性和旋转不变性

Fig 10 Scale and rotation invariance

## 2.3 实验 3

实验 3 比较本文方法与其他方法的实验结果, 本文选取了 3 类图像: 第 1 类是  $256 \times 256$  像素的小尺寸静脉图像 (第 1 行), 第 2 类是  $512 \times 512$  像素的大尺寸静脉图像 (第 2、3 行), 第 3 类是纹路中含有噪声点的静脉图像 (第 4 行), 然后分别使用经典的 Hilditch 算法<sup>[6]</sup>和 Rosenfeld 算法<sup>[10]</sup>与本文算法对这些静脉图像进行了骨架提取操作, 操作后的骨架图像如图 11 所示, 从图中可以看出对第 1 类图像而言, 3 种算法提取的静脉骨架位置都比较准确, 位于静脉纹路的中心线, 能够很好地体现静脉的结构, 但本文方法提取的静脉骨架更为平滑; 对第 2 类图像而言, Hilditch 算法和 Rosenfeld 算法提取的静脉骨架存在较多的毛刺, 见图 11 中的椭圆形框标注的区

域, 且在末端处收缩较大, 因而容易造成纹路断开, 见图 11 中的矩形框标注的区域, 而本文采用最大邻域点跟踪法使得纹路末端处的收缩较小, 从而克服了此类问题; 对第 3 类图像而言, Hilditch 算法和 Rosenfeld 算法对此类噪声比较敏感从而使得噪声周围出现伪纹路, 见图 11 中的圆形框标注的区域, 进而影响后续的特征提取, 而本文算法由于采用了模板匹配的方法提取中轴点从而克服了此类噪声的影响, 提高了算法的鲁棒性。

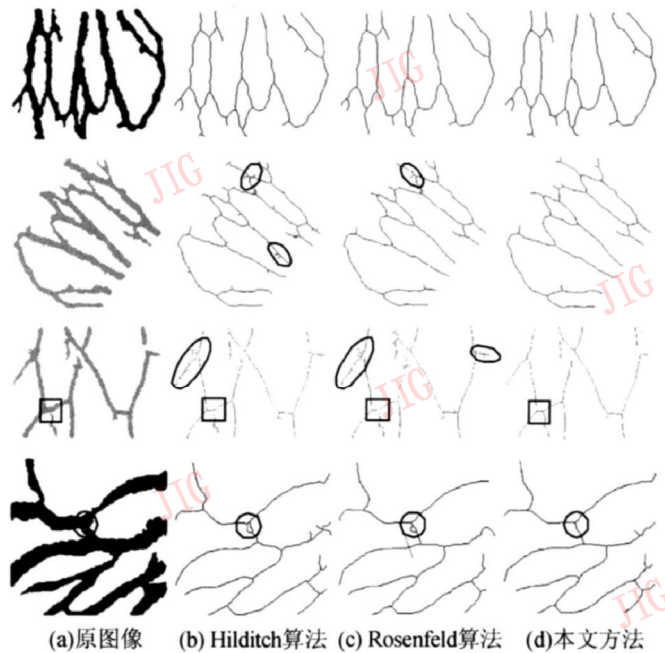


图 11 骨架提取算法比较

Fig 11 Comparison of different algorithms

## 3 结论

本文提出的骨架提取方法充分利用了图像中静脉纹路像素点的邻域信息, 通过计算邻域和以及模板匹配的方式快速找到大部分中轴点, 使得算法无需多次迭代, 只需几次遍历图像即可实现骨架提取, 通过平滑静脉纹路, 使得所提取静脉骨架平滑连通, 而且毛刺较少; 通过计算二值图像的邻域和, 提高了区分中轴点和边缘点的稳定性, 并使得本文算法具有尺度不变性, 旋转不变性, 以及良好的抗噪能力; 通过采用自适应方法检测邻域中是否有 0 值, 消除了多余的计算, 加快了区分中轴点和边缘点的速度; 在提取离散中轴线段的过程中, 根据邻域和图像的特点确定中轴点模板, 提高了所提取中轴点的准确性;

在补充其余中轴点时,采用了从离散的中轴线段端点开始进行最大邻域点跟踪,使得中轴点之间不会间断。最后,3组实验表明了本文方法的有效性。

### 参考文献 (References)

- [1] Anil K Jain, Anun Ross, Salil Prabhakar. An introduction to biometric recognition [J]. IEEE Transactions on Circuits and System for Video Technology, 2004, 14(1): 4-20.
- [2] Chris Roberts. Biometric technologies—palm and hand [EB/OL]. [2009-09-06]. <http://www.ccip.govt.nz/newroom/information-notes/2006/biometrics-technologies-palm-hand.pdf>.
- [3] Chin R T, Wan H K, Stover D L, et al. A one-pass thinning algorithm and its parallel implementation [J]. Computer Vision Graphics Image Processing, 1987, 40(1): 30-40.
- [4] Lam L, Lee S W, Suen C Y. Thinning methodologies—A comprehensive survey [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 869-885.
- [5] Naccache N J, Shinghal R. An investigation into the skeletonization approach of Hilditch [J]. Pattern Recognition, 1984, 17(3): 279-284.
- [6] Feng Xingkuo, Li Linyan, Yan Zuquan. A new thinning algorithm for fingerprint image [J]. Journal of Image and Graphics, 1999, 4(10): 835-838. [冯星奎, 李林艳, 颜祖泉. 一种新的指纹图像细化算法 [J]. 中国图象图形学报, 1999, 4(10): 835-838.]
- [7] Wang Jialong, Guo Cheng'an. An improved image template thinning algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(3): 297-301. [王家隆, 郭成安. 一种改进的图像模板细化算法 [J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(3): 297-301.]
- [8] Mei Yuan, Sun Huaijiang, Xia Deshen. An improved template-based rapid thinning algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(9): 1306-1311. [梅园, 孙怀江, 夏德深. 一种基于改进后模板的图像快速细化算法 [J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(9): 1306-1311.]
- [9] Azriel Rosenfeld, Avinash C Kak. Digital Picture Processing [M]. 2nd ed. Orlando, USA: Academic Press, 1982, 2.
- [10] Kimmel R, Shaked D, Kiryati N, et al. Skeleton via distance maps and level sets [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 62(3): 382-391.
- [11] Leymarie F, Levine M D. Simulating the grassfire transform using an active contour model [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(1): 56-75.
- [12] Ivanov D, Kuzmin E, Burtsev S. An efficient integer-based skeletonization algorithm [J]. Computers and Graphics, 2000, 24(1): 41-51.
- [13] Ahuja N, Chuang J H. Shape representation using a generalized potential field model [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(2): 169-176.
- [14] Shroff H, Ben-Arie J. Finding shape axes using magnetic fields [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(10): 1388-1394.
- [15] Che Wujun, Yang Xunnian, Wang Guozhao. A dynamic approach to skeletonization [J]. Journal of Software, 2003, 14(4): 818-823. [车武军, 杨勋年, 汪国昭. 动态骨架算法 [J]. 软件学报, 2003, 14(4): 818-823.]
- [16] Wang Lingyu, Leedham G. Gray-scale skeletonization of thermal vein patterns using the watershed algorithm in vein pattern biometrics [C] // Proceedings of 2006 International Conference on Computational Intelligence and Security. Los Alamitos: IEEE Press, 2006, 1597-1602.
- [17] Tang Yuanyan, You Xinge. Skeletonization of ribbon-like shapes based on a new wavelet function [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1118-1133.
- [18] You X G, Tang Y Y. Wavelet-based approach to character skeleton [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(5): 1220-1231.
- [19] Yang L H, You X G, Robert M Haralick, et al. Characterization of Dirac edge with new wavelet transform [C] // Proceedings of the 2nd International Conference of Wavelet Analysis and its Applications. Berlin: Springer, 2001(1): 872-878.
- [20] N Black W. An Introduction to Digital Image Processing [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1986.