

# 一种基于标记的并行细化算法

任金昌<sup>1,2</sup>, 赵荣椿<sup>1</sup>, David D. Feng<sup>2,3</sup>

(1. 西北工业大学计算机系, 西安 710072; 2. 香港理工大学电子及资讯工程学系, 香港; 3. 悉尼大学计算机系, 澳大利亚)

**摘要:** 本文提出了一种基于图像标记的并行细化算法. 首先计算图像中像素和轮廓距离的标记信息, 并将标记图像作为细化算法的输入. 通过综合利用标记信息, 保留了几何特性, 提高了细化算法的鲁棒性, 同时为进一步图元识别/拟合奠定了基础.

**关键词:** 图像标记; 并行细化; 模板匹配; 轮廓距离

**中图分类号:** TP391. 4      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2000) 11-0009-03

## A Parallel Thinning Method Based on Image Marking

REN Jin-chang<sup>1,2</sup>, ZHAO Rong-chun<sup>1</sup>, David D. Feng<sup>2,3</sup>

(1. Dept. of Computer Science & Eng., Northwestern Polytechnic Univ., Xi'an 710072, China;

2. Dept. of Electronics & Information Eng., The Hong Kong Polytechnic Univ., Hong Kong;

3. Department of Computer Science, University of Sydney, Australia)

**Abstract:** A new parallel thinning method based on image marking is proposed in this paper. First, the distance from every pixel to its nearest contour is calculated. Then these distances will be constructed as a marking image of the original one and inputted for thinning. The experimental results have demonstrated that the proposed approach can achieve comparable satisfactory performance in terms of keeping geometrical properties and robustness to single-pixel noise by the integrative usage of the marking information. Moreover, the method presented will also benefit the basis for further graph recognition.

**Key words:** image marking; parallel thinning; template matching; contour distance

### 1 引言

早期的计算机技术, 主要用细化进行模板数据压缩. 细化可以在大大减少数据的同时, 不影响形状, 而且使得图像/图形分析变得容易. 由于细线形式的长模板更符合人们认知的概念, 因此可以通过简单的结构分析直观地设计出识别算法. 在图纸自动识别, 即矢量化算法设计中, 也借鉴了这一方法, 即要求单像素宽的线作为输入.

有两种基本的细化方法: 逐层剥离法和距离变换法. 前者的基本思想就是反复将图像边缘层的点剥去, 直至得到中心骨架, 其特点是简单、实用、容易理解, 所以较为常用, 但该方法依赖于像素的考察顺序, 容易受毛刺或凹洞噪声的干扰, 且一般需要多次迭代, 速度慢. 相比之下, 后者更符合人类提取骨架的认知过程, 受局部噪声干扰小, 但其算法设计不直观.

逐层剥离法又可细分为串行算法和并行算法两大类. 串行算法是一种早期的方法, 在这种方法中, 对像素考察的顺序是固定的, 对每一个像素的操作, 包括删除和保留都需依靠上次迭代以及对前一个像素的操作的结果来决定; 而并行细化算法对每一个像素的操作, 只需根据上次剥离的结果, 亦即当前的情况而定, 因而每一个像素的操作都是独立的.

串行算法比较容易得到连接性较好的骨架, 但是速度太慢. 随着并行机和并行处理方法研究的不断深入, 并行细化算法日益得到了广泛关注.

### 2 并行细化算法的基本框架

在一般的细化算法中, 经常会用到  $3 \times 3$  窗口内所有可删点的邻域情况的模板集合  $D = \{D^k | 1 \leq k \leq 16\}$ , 如图 1 所示:

0	0	x	x	0	x	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0
x	1	x	x	1	x	x	1	x	0	0	1
$D^1 \sim D^4$	$D^5 \sim D^8$	$D^9 \sim D^{12}$	$D^{13} \sim D^{16}$								

图 1  $D^1 \sim D^4$  为  $D^1$  旋转  $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$  的结果, 其余类推

上图中的  $D^1 \sim D^4$  用来去除斜线的边缘点或矩形直角的顶点,  $D^5 \sim D^8$  用来除去水平垂直线的边缘点,  $D^9 \sim D^{12}$  用来边缘毛刺或线端点,  $D^{13} \sim D^{16}$  用来去除斜线端点.

对于并行细化算法而言, 其基本框架是简单的<sup>[9]</sup>, 因为它是一个迭代过程, 算法最终收敛于对象点集的骨架. 在每次迭代过程中, 先找到所有与模板匹配的点, 然后在本次扫描结束后, 一次性删除所有匹配点. 以模板集  $D$  为例, 可描述为:

$$(1) S^{n+1} = S^n \circ \left( \bigcup_{1 \leq k \leq 16} D^k \right)$$

$$(2) \text{ until } S^n = S^{n-1}$$

其中  $n$  为迭代次数,  $S^0 = S$ ,  $K \in \{1, 2, \dots, 16\}$ . Ben K. Jang<sup>[2]</sup> 等还给出了目前普遍认可的高质量骨架应具有的五种特性:

- (1) 保持原图像连接性,
- (2) 单像素宽度,
- (3) 基本逼近中轴线,
- (4) 算法对边缘噪声不敏感,
- (5) 将原图旋转 90 度的整数倍后骨架保持不变.

为了使骨架最接近上面五条特性, 人们提出了许多改进方法<sup>[2-8]</sup>, 这些算法在某一或某些方面已经很接近理想的特性, 但是各有不足之外, 骨架的质量, 包括其连接性、收敛性以及鲁棒性都与模板的选取密切相关. 下面将介绍基于标记的细化方法, 并和现有的一些方法做比较.

### 3 基于标记的细化算法

#### 3.1 概述

并行细化算法基本框架的每一次迭代过程可以分两步: 首先寻找匹配点, 然后一次性删除所有配点. 由于匹配点是基于小邻域的判别得到的, 而小的邻域却不能提供必要的、全局的结构信息, 如对噪声分枝和真正端点的区分等, 从而导致这种方法鲁棒性较差.

在分析现有细化算法缺陷的基础上, 提出了一种保留线宽的细化算法—图像标记方法, 在标记图像中不仅可以求出图形在保留线宽信息下的骨架, 而且同时给出了轮廓. 由于轮廓和骨架在图形描述中是互补的, 从而使得这一算法具有十分重要的意义.

标记就是寻找匹配点的过程. 在这一步里, 将一幅黑白的二值图像从边缘向中间逐层加以数字标记, 而细化过程就是寻找区域极值的过程.  $3 \times 3$  模板是最基本的, 但效果不够理想, 还需在更大范围内作更复杂的判断(如  $4 \times 4$ ,  $5 \times 5$  窗或在某一方向上延伸搜索).

#### 3.2 图像标记

图像标记的含义是对图像中黑像素点, 记录其到轮廓的距离. 对于连通的黑像素集  $S$ , 对其轮廓点依次标记为 1, 2, 3, ...,  $N$ , 表示它为第  $N$  级的轮廓点<sup>[8]</sup>. 图 2 给出了两幅图像的标记结果, 从中可以看出, 拐角处的效果很好, 斜直线是以 8-连结进行标记的, 这样的骨架比较理想.

#### 3.3 细化

3.3.1 算法分析 标记过程的结果是一幅同原图像同样大

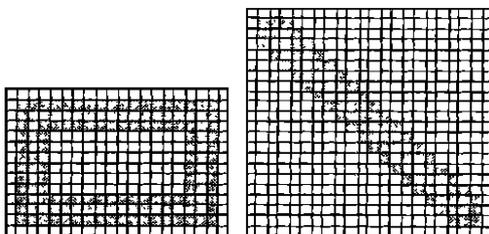


图 2 两幅图像的标记结果

小的多值图像: 原图像中的白点不变; 而黑像素集  $P_s$  中的各元素  $ps(i, j) = l$ ,  $l \in \{1, 2, \dots, \text{MaxWidth}\}$ . 将标记图像作为输入, 细化就转换为一个寻找区域极值的过程, 即对任意一点  $ps(i, j)$ , 如果在其 8-邻域内有更大的标记值, 则该点不属于骨架. 但这种简单判断有时无法保持原图像的连接性, 所以需要进一步的处理.

可以证明, 若黑像素  $ps(i, j)$  的 8-邻域中有五个以上的黑点, 那么其中必有三个或三个以上的点是 8 邻接的, 所以在决定是否删除一个黑点前, 只须考虑 8 邻域中有不多于四黑点的情况:

(a) 当只有一个黑点时, 有八种情况. 这时点  $ps$  是本次迭代图像中的一边界点, 而且是线结构的端点, 而 8-邻域中出现的黑点的标记值大于  $ps$ , 所以可以将  $ps$  删去, 另一点保留作骨架.

(b) 当有两个黑点时, 删除  $ps$  会影响连接性的情况共有八种(见图 3 中  $C_1 \sim C_8$ ), 这时须保留  $ps$  以保持骨架的连接.

0	0	0	1	0	1	1	0	0
1	1	1	0	1	0	1	1	1
0	0	0	0	0	0	0	0	0
$C_1 \sim C_4$			$C_5 \sim C_8$			$C_{11} \sim C_{14}$		

图 3 影响连接性的几种情况, 此外还包括其旋转  $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $135^\circ$  的模板

(c) 当有三个以上黑点时, 删除  $ps$  会影响连接性的情况都是在  $C_1 \sim C_8$  的基础上产生的(如对于  $C_1$  有  $C_{11} \sim C_{14}$  等), 记这些影响连通性的模板为集合  $C$ .

3.3.2 算法描述 定义循环变量  $K \leq \text{MaxWidth}$  进行循环;

```

{ 对一幅标记图像中的每一个黑点  $p(i, j)$ 
  if  $p(i, j) = k$  then
    { if 8-邻域中有标记值大于  $k$  的点
      { if 该点所在邻域和集合  $C$  中模板匹配 then 保留  $p(i, j)$ ;
        else 删除  $p(i, j)$ ;
      }
    }
  else 保留  $p(i, j)$ ;
}

```

### 4 分析和讨论

#### 4.1 实验结果

在文献<sup>[2]</sup>中提出用单位宽度  $m_s$ , 中轴逼近程度  $m_m$ , 计算量测量  $m_d$ , 迭代次数  $n$  定量衡量细化算法的性能. 下面给出一些标准图像细化后的结果, 并引用他人的一些细化结果作为比较, 这些算法包括:

- (a) the safe-point algorithm by Naccache and Shinghal<sup>[5]</sup>,
- (b) the parallel thinning by Lu and Wang<sup>[9]</sup>
- (c) the two parallel thinning algorithm by Guo and Hall<sup>[7]</sup>,
- (d) 本文提出的算法.

下面图 4~5 和表 1 给出了上面四种细化算法的对照实验结果及分析数据:

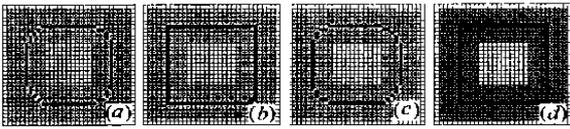


图 4 对照实验结果一

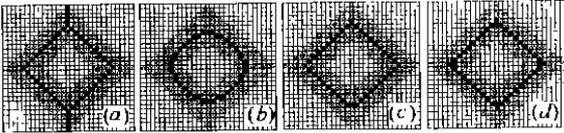


图 5 对照实验结果二

表 1 图 4~5 对照实验分析数据

方法 及参数	实验一				实验二			
	$m_t$	$m_m$	$m_d$	$n$	$m_t$	$m_m$	$m_d$	$n$
a	1.000	0.883	0.065	14	1.000	0.994	0.087	10
b	0.925	0.979	0.099	9	1.000	0.867	0.127	7
c	1.000	0.879	0.065	14	1.000	0.972	0.089	10
d	0.950	0.966	0.089	10	0.909	0.989	0.088	10

## 4.2 分析和讨论

**4.2.1 旋转不变性** 一般说来,离散骨架变换很难做到对任意角度的旋转不变性,在这里所说的旋转不变是指角度为 $90^\circ$ 整数倍的情况下旋转不变性。由于在细化过程中,选取的模板都是从四个方向上考虑的,所以满足旋转不变性。

**4.2.2 鲁棒性** 细化算法的鲁棒性指其对线结构边缘单点噪声不敏感,这也是评价细化算法的五条标准之一,线结构边缘的单点噪声是指平直边缘上存在的单位像素的毛刺或凹陷。由于标记的局部极值对单点噪声的影响不敏感,所以本算法在这种单点噪声情况下具有鲁棒性,见图 6。

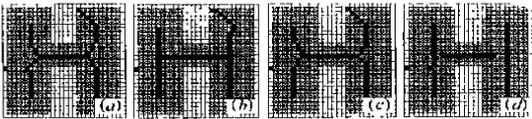


图 6 含有单点噪声的图像细化结果(a-d 意义同图 3 和图 4)

**4.2.3 几何特性** 由图 4(d)和图 5(d)看,算法在几何特性保留方面有显著提高,这对于图纸自动识别中图元的正确识别非常重要。虽然图 6(d)中本算法的连接性不很理想,但是却有利于后继处理。由于算法的骨架上每一点都有标记值,利用标记信息,在进一步图元拟合、识别中可以很容易解决连接性问题,且在拟合过程中不会因多条线交叉而增加处理的难度。

## 5 结论

图像标记和距离变换的思想是类似的,可以为细化提供相对全局的信息。本文提出的基于标记的细化算法,将图像标记和轮廓点删除的并行细化方法相结合,在时间和空间复杂度上都不逊于其他算法,而在鲁棒性和保持原图几何特性上却有明显提高。虽然算法在连接性上还有不足,但在图纸识别的后处理中,可以利用标记信息予以圆满解决<sup>[9]</sup>。

由于本算法是基于图像标记完成的,所以综合利用标记信息是整个算法的重点,也是决定细化及最终矢量化效果的关键。这部分算法具有很大的灵活性,有关的工作还需要进一步的深入研究。

## 参考文献:

- [1] Yijay nagasamy and Noshir A. Langrana. Engineering drawing processing and vectorization system [ J ] . CVGIP, 1990, 49: 379—397.
- [2] Ben K. Jang and Roland T. Chin. One-Pass Parallel Thinning: Analysis, Properties, and Quantitative Evaluation [ J ] . IEEE Trans. PAMI, 1992, 14, (11): 1129—1140.
- [3] Ben K. Jang and Roland T. Chin. Analysis of thinning algorithms using mathematical morphology [ J ] . IEEE Trans. PAMI, 1990, 12(6): 541—551.
- [4] Louisa Lam, Seong-Wan Lee and Ching Y. Suen. Thinning Methodologies—A Comprehensive Survey [ J ] . IEEE Trans. PAMI, 1992, 14(9): 869—885.
- [5] N. J. Naccache and R. Shinghal. SPTA: A propose algorithm thinning binary patterns [ J ] . IEEE Trans. Syst. Man, Cybem, 1984, SMC-14, (3): 409—418.
- [6] H. E. Lu and P. S. Wang. A comment on a fast parallel algorithm thinning digital patterns [ J ] . ACM, 1986, 29(3): 239—242.
- [7] Z. Guo and R. W. Hall. Parallel thinning with two-sub iteration algorithm [ J ] . Commun. Assoc. Comput., 1989, 32(3): 359—373.
- [8] Jinchang Ren, Weijie Shi, Rongchun Zhao and Dagan Feng. A parallel thinning method based on image marking [ A ] . Proc. of ICSP' 98, 1998 Beijing, 2: 1041—1044.
- [9] 任金昌, 赵荣椿, 刘哲. 一种基于标记的自动矢量化方法 [ A ] . 中国图像科学技术新进展, 第九届全国图像图形科技大会论文集 [ C ] , 西安, 1998, 5: 183—186.

## 作者简介:



**任金昌** 西北工业大学计算机系讲师,在职博士。1992年毕业于西北工业大学计算机软件专业,1997年获计算机应用硕士学位。从1998年底到2000年初,先后两次在香港理工大学进行合作研究。目前的主要研究兴趣为视频、图像、语音等多媒体信号处理、存储及检索,计算机视觉和模式识别等领域。共主持或主要参加项目20余项,荣获省部级科技进步一、二、三等奖共6次,发表论文16篇。



**赵荣椿** 西北工业大学计算机系教授,博士生导师。在中国图像图形学会、中国体视学会任副理事长,并是国内多个杂志的副主编或编委。1989年到1990年曾在英国Surrey大学进修访问。目前主要从事信号和图像处理,计算机视觉等方面研究,先后获国家及省部级科技进步奖10余项,主编及参与编写教材、专著5部,发表论文100余篇。