

# 一种新的二值图像细化算法

朱志良<sup>1</sup> 赵新兵<sup>2</sup>

(1 CAD&CG 国家重点实验室 2 浙江大学材料科学与工程学系, 杭州 310027)

**【摘要】** 本文介绍了二值图像的一种新的细化算法, 并给出了对晶界扫描图进行细化处理后的结果。这种算法不同于以往的小窗口模板匹配法, 而是根据象素的连接度的性质来对称地消去边界点, 从而最终得到对象的中心轴, 达到细化的目的。这种算法尤其适用于对晶界图进行细化。

**关键词** 连接度; 骨架; 细化

## A thinning algorithm for binary images

Zhu Zhiliang<sup>1</sup> Zhao Xinbing<sup>2</sup>

(1 CAD & CG State Key Lab;

2 Dept. of Material Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

**Abstract** A new parallel thinning algorithm for binary images was proposed and experimental results were shown in this paper. Being different from the previous template matching algorithm using the predefined small windows, the new algorithm gets the medial axis by analyzing the pixel - connection to thin down the shape of the object. It holds good for the thinning to the images of grain boundary microstructures.

**Key words** connection; skeleton; thinning

## 1 引言

细化是消去一幅图像中物体骨架外的所有点的一种操作, 也称为“骨骼化”。它能从图像中抽出模式的特征信息, 在模式识别的前期处理中起着十分重要的作用。它操作的对象一般为二值图像, 处理后的结果一般为宽一个象素的对象的骨架。细化处理能够大量消除冗余数据, 它的处理的好坏对于提高后继图像分析的效率具有很大的意义。

到目前为止, 已经出现了许多的细化算法<sup>[1~5]</sup>。这些算法中的大多数是通过一层一层地移去物体的边界而最终来得到物体的骨骼。在实现中, 用得最多的是通过与预先定义的窗口比较, 来判断相应点是否可以删除, 从而最终得到物体的骨架。这些算法一般是根据作者自己的特殊要求而设计的, 故不同的算法适用于不同的环境、不同的条件。这些

算法可以分为序贯细化算法和并行细化算法两大类。

一个比较好的细化算法公认必须满足以下几个条件<sup>[1]</sup>:

(1) 它不应该改变对象形状的连通性, 这里的连通性可以是 4 邻域连通或 8 连域连通;

(2) 它不应该删除某些重要的点, 如线段的端点等;

(3) 对噪声应该不敏感, 即当对象边界上出现噪声时, 应不影响细化的结果;

(4) 细化结果应能最有效地描述原来的对象, 如保留原来的拓扑关系、细化结果为对象形状的中轴等。

本文提出的细化方法是通过对“连接度”的分析, 来判断哪些点可以被删除, 而哪些得保留, 从而最终达到上面提出的几个要求的细化结果。

## 2 概念定义

在进一步讨论细化算法前,先对一些概念进行说明。

### 2.1 研究对象

细化算法的描述对象是二值图像  $f$ , 它是一个元素为 1 或 0 的矩阵。其中, “1” 代表一个黑

点, 即边界点; “0” 代表一个白点, 也即背景点。为了避免产生连续性的悖论, 在被处理的二值图像中, 我们定义所有值为 1 的像素形成 8 连接子集, 所有值为 0 的像素形成 4 连接子集, 这样形成的图像区域就叫做 8-4 连接区域。我们定义像素  $P$  的 8 个邻域点分别为:  $P_1, P_2, \dots, P_8$ 。它们与点  $P(i, j)$  的关系排列如下:

$$\begin{cases} P_4(i-1, j-1) & P_3(i-1, j) & P_2(i-1, j+1) \\ P_5(i, j-1) & P(i, j) & P_1(i, j+1) \\ P_6(i+1, j-1) & P_7(i+1, j) & P_8(i+1, j+1) \end{cases} \quad (1)$$

同时, 我们采用如下定义<sup>[3]</sup>:

(1) 边界点: 一个 4 邻域点中至少有一个白点的黑点;

(2) 端点: 一个 8 邻域点中至多有一个黑点的黑点;

(3) 断点: 一个黑点, 它的删除将改变原来图像的连通性。

### 2.2 连接度定义<sup>[6]</sup>

某个 “1” 像素  $P$  的连接度可以用这个像素的 8 个邻域值:  $P_1, P_2, \dots, P_8$  按下式计算:

$$C_1(P) = \sum_k (1 - P_k)(P_{k+1} + P_{k+2} - P_{k+1} \cdot P_{k+2}) \quad (2)$$

$$C_2(P) = \sum_k (1 - P_{k+1})(P_{k+2} + P_{k+3} - P_{k+2} \cdot P_{k+3}) \quad (3)$$

$$C(P) = \max\{C_1(P), C_2(P)\} \quad (4)$$

其中:  $k=1, 3, 5, 7$ ; 如果  $P_k = P_9$ , 则令  $P_9 = P_1$ , 若  $P_k = P_{10}$ , 则令  $P_{10} = P_2$ 。

通过对象素  $P$  的 8 个邻域值的所有取值的分析, 我们可以发现  $C(P)$  的取值范围为 0, ..., 4, 并且其含义分别为:

$C(P) = 0$ : 则  $P$  点必是孤立点或内部点;

$C(P) = 1$ : 则  $P$  点必是边界点;

$C(P) = 2$ : 则  $P$  点必是二分叉的连接点;

$C(P) = 3$ : 则  $P$  点必是三分叉的连接点;

$C(P) = 4$ : 则  $P$  点必是四分叉的连接点。

从上面列出的几种情况, 我们基本可以看出, 当  $P$  点是内部点或  $n$  分叉点 ( $n > 1$ ) 的连接点时, 它的删除将会改变原先图像的连通特性。也就是说, 在细化时可通过计算像素的连接度, 将  $C(P) = 0, 2, 3, 4$  的点排除在删除对象之外。

当  $C(P) = 1$ , 且  $P$  点不是端点, 同时满足下面讨论的几个条件, 则可以将之删除。

## 3 算法描述

对于一幅给定的二值图像, 从左到右、从上到下依次扫描, 对于满足同时以下条件的黑点  $P$

将被删除; 否则保留:

i)  $P$  是一个边界点, 即满足  $C(P) = 1$ ;

ii)  $P$  不是端点, 即满足  $\sum_{k=1}^8 P_k \neq 1$ ;

iii)  $P$  至少有一个 8 邻域黑点是不能被删除的;

iv)  $P$  不是断点;

v)  $P$  的删除不会改变拓扑性质。

记给定的二值图像为  $G$ , 当前处理点为  $P$ ,  $C(P)$  代表当前像素  $P$  的连接数, 进行  $m$  次重复细化处理时的图像  $G$  记为  $G^m$ 。  $P_1, \dots, P_8$  分别表示点  $P$  的 8 个 8 邻域点。  $(i, j)$  表示图像  $G$  的第  $i$  行第  $j$  列像素。则算法流程可描述如下:

(1) 输入二值图像  $G^0$ ;

(2) 赋初值  $m=0, i=0, j=0$ ;

(3)  $m = m + 1$ ;

(4)  $i = i + 1, j = j + 1$ ; flag = false;

(5) 扫描图像  $G^m$ , 取出  $G^m$  的第  $i$  行第  $j$  列像素  $P$ ;

(6) 计算点  $P$  的连接度  $C(P)$ , 如果点  $P$  是端点或者  $C(P) \neq 1$ , 则置点  $P$  为不可删除点, 转步骤 (4);

(7) 判点  $P$  的上邻点  $P_3$  是否可删除? 如果不

可以, 转步骤(9);

(8)置点  $P$  的上邻点为 0, 重新计算点  $P$  的  $C(P)$ ? 如果  $C(P) \neq 1$ , 则  $P$  点不能删除, 转步骤(4);

(9)判点  $P$  的左邻点  $P_5$  是否可删除? 如果不可以, 转步骤(4)。

(10)置点  $P$  的上邻点为 0, 重新计算点  $P$  的  $C(P)$ ? 如果  $C(P) \neq 1$ , 则  $P$  点不能删除, 转步骤(4);

(11)删除  $P$  点; flag = true;

(12)如果 flag = true, 转步骤(4)。

(13)输出: 细化处理后的二值图像  $G^m$ 。

#### 4 实验结果

下面给出了  $150 \times 150$  幅面的点阵图的细化结果, 从这些效果图中可以发现:

i) 本算法的细化结果不但没有改变原始对象的形状, 而且也没有改变原始图像的连通特性。

ii) 对于图中有多个连通子图的条件下, 细化效果与单连通图的细化效果一致; 并且对多连通子图中的端点等重要特征点, 细化后依旧保持, 这大大有利于后面的图像分析。

iii) 细化结果基本为对象形状的中心轴, 细化前后的失真度很小。

iv) 细化操作可大大地降低图像存储空间。对如图 1 这样一幅约需 24K 磁盘空间的  $150 \times 150$  点阵二值图像而言, 经过细化并抽取特征点进行矢量化之后(图 4、图 5), 以类似元文件的格式贮存, 则只需要 8K 左右的磁盘贮存空间, 压缩率达 70% 左右。对于更复杂、颜色更丰富的图像, 压缩率还要高。

v) 该细化操作有利于后继的金相图分析。对于一幅细化后的金相图(图 2), 可以通过计算像素的连接度来判断, 若  $C(P) = 3$  (公式(4)), 则它就是晶界的交点。由此获得金相图的特征点, 即晶界交点(图 4 中的黑点), 并进而将晶界图像矢量化(图 5)。

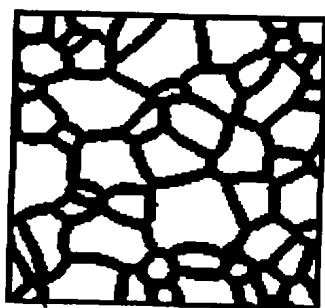


图 1 原始金相图

Fig 1 Original metallograph

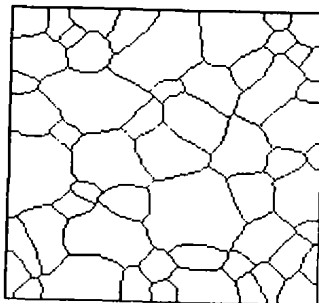


图 2 细化后的金相图

Fig 2 Thinned metallograph

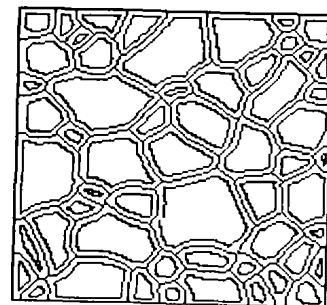


图 3 细化图与原始图的比较

Fig 3 Comparison of figs 1 and 2

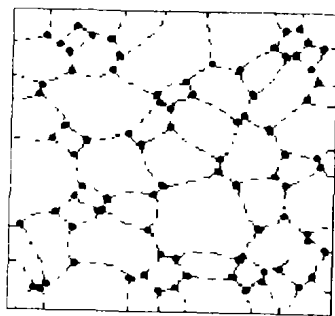


图 4 特征点

Fig 4 Cross points of the boundaries

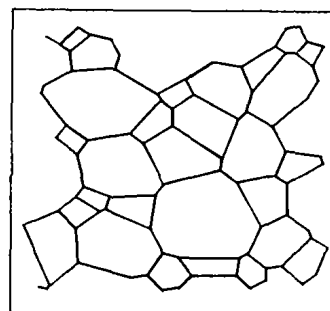


图 5 矢量化

Fig 5 Metallograph after vectorization

(下转第 67 页)