

## 基于特征模糊推理的形态学颗粒分割算法

韩明<sup>1</sup>, 李磊民<sup>2</sup>, 黄玉清<sup>1</sup>

(1. 西南科技大学 信息工程学院, 四川 绵阳 621010; 2. 西南科技大学 国防科技学院, 四川 绵阳 621010)

(han-ming@163.com)

**摘要:**针对粘连或重叠颗粒图像的分割问题,提出了一种基于特征模糊推理的局部形态学重构参数计算方法,对传统的距离变换结合分水岭的算法进行了改进。在传统距离变换结合分水岭方法的基础上,将颗粒图像划分成若干连通区域,每个连通区域单独处理,使用形态学局部重构的方法抑制分水岭的过分割现象。通过对距离图像连通区域极大值进行统计分析,提取该连通区域的颗粒形态特征。将颗粒形态特征作为模糊输入,重构参数特征作为模糊输出,使用模糊推理方法自适应地计算重构参数,解决了重构参数选取的不确定性问题。最后对重构图像进行分水岭变换得到颗粒分割图像。实验结果表明,该方法对各种粘连状态的颗粒分割效果良好,克服了传统方法的过分割与参数自适应选择的问题。

**关键词:**距离变换;分水岭算法;形态学重构;模糊推理;特征提取

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Morphology granule segmentation algorithm based on fuzzy reasoning of image features

HAN Ming<sup>1</sup>, LI Lei-min<sup>2</sup>, HUANG Yu-qing<sup>1</sup>

(1. School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang Sichuan 621010, China;

2. School of National Defence Science and Technology, Southwest University of Science and Technology, Mianyang Sichuan 621010, China)

**Abstract:** For the segmentation problem of connective or overlapping granule image, a kind of local morphology reconstruction parameter calculation method was proposed based on fuzzy reasoning of image features which improved the traditional algorithm of watershed combining distance transformation. Granule image was divided into several connected regions based on the traditional algorithm of watershed combining distance transformation, and every connected region was processed separately. Then morphology local reconstruction was used to solve the over segmentation problem. Granule shape features of connected region were extracted through statistically analyzing maximum points of connected region in distance image. Granule shape features were regarded as fuzzy inputs and reconstruction parameter feature as fuzzy output. Morphology reconstruction parameter was adaptively calculated by using fuzzy reasoning which resolved the uncertain problem of reconstruction parameter selection. Finally, watershed transform was carried out on reconstruction image to obtain granule segmentation image. The experimental results show that the improved method can accurately segment various overlapping granules; moreover, conquer the over segmentation problem of traditional method and self-adaptive parameter choice problem.

**Key words:** distance transformation; watershed algorithm; morphology reconstruction; fuzzy reasoning; extraction feature

### 0 引言

图像处理技术因其非接触性与准确性,在工业和医学的颗粒物自动化检测与分析中获得了广泛的应用。实际应用中,颗粒粘连或重叠是一种常见问题,易使自动测量出现较大误差甚至毫无意义,因此要求图像分割算法能够准确、合理地分离粘连或重叠的颗粒。

现有的颗粒图像分割算法主要是距离变换结合分水岭算法<sup>[1]</sup>,该算法由于粘连或重叠颗粒边缘的不规则性,容易产生过分割现象。许多学者提出了各种基于标记的改进分水岭分割方法<sup>[2-6]</sup>。这些改进算法,均引入一定的全局参数通过标记控制<sup>[2-4]</sup>或标记合并的方法<sup>[5-6]</sup>来克服过分割问题,取得了较好的效果。但当一幅图像上有多种粘连或重叠状态时,使用全局参数无法得到满意的结果;且针对不同的颗粒图

像时,全局参数依靠人工选取判定,自适应能力较差。

针对上述情况,本文提出了一种基于特征模糊推理的局部形态学重构参数计算方法,对传统的距离变换结合分水岭算法进行了改进。使用区域的方法<sup>[7]</sup>先将颗粒图像划分成若干连通区域,采用形态学局部重构的方法防止分水岭的过分割现象。对于局部重构参数选取的不确定性问题,通过对连通区域极大值分布的统计分析提取该连通区域的颗粒形态特征,将颗粒形态特征作为输入模糊推理出的重构参数特征,进而得到自适应局部重构参数。实验结果表明,本文方法对不同粘连或重叠状态的颗粒分割效果良好,具有较好自适应性。

### 1 基于形态学重构的分水岭分割原理

分水岭算法是一种基于数学形态学和区域增长的分割方法。文献[1]作者提出了应用距离变换与分水岭算法相结合

收稿日期:2010-07-05;修回日期:2010-08-06。

基金项目:国防基础科研资助项目(A3120060264);西南科技大学创新基金资助项目(SWUST-CX09053)

作者简介:韩明(1985-),男,江苏徐州人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、检测技术;李磊民(1960-),男,辽宁辽阳人,教授,主要研究方向:图像处理、机器视觉;黄玉清(1962-),女,四川绵阳人,教授,主要研究方向:图像处理、智能控制。

的方法对粘连重叠颗粒图像进行分割。

距离变换<sup>[8]</sup>是针对二值图像的一种变换。在二维空间中,一幅二值图像可以认为仅包含目标和背景两种像素,距离变换可用式(1)表示:

$$\forall a \in A, \text{dist}(a) = \min \|a - \bar{A}\| \quad (1)$$

其中: $A$ 表示目标像素集合, $\bar{A}$ 表示背景像素集合。距离变换的结果是一幅灰度级图像(距离图像),图像中目标集合每个像素的灰度值表示该像素到背景像素集合的最短欧氏距离。

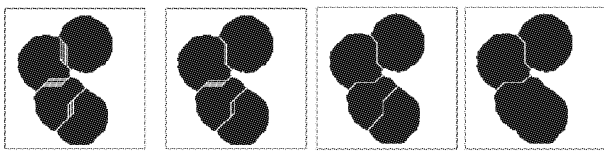
距离变换后,距离图像的距离极大值称为距离图像的区域极大值<sup>[9]</sup>。距离图像的分水岭分割过程是先对距离变换的区域极大值进行区域增长得到其影响区域,不同影响区域的边界则为粘连或重叠颗粒的分割线。该方法对颗粒简单重叠或粘连有较好的分割效果,但由于颗粒形状(尤其是接触部分)的不规则性,易导致距离变换产生伪区域极大值,存在过分割现象。

形态学重构是基于测地膨胀的形态学运算。该方法具有峰值滤波的作用。使用此方法对距离图像进行重构,噪声和颗粒局部不规则形状引起的伪区域极大值被剔除,而距离图像的真实区域极大值则在重构过程中得以恢复,可以有效地避免下一步分水岭变换的过分割现象。形态学 $h$ 重构<sup>[9]</sup>定义如下:

$$\begin{cases} D_b^i(f_h, f) = \min(f_h \oplus b, f), & i = 1, 2, \dots \\ D_b^{i+1}(f_h, f) = \min(D_b^i \oplus b, f) \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\oplus$ 表示形态学膨胀运算, $b$ 为圆盘状结构元素, $f$ 表示原始灰度图像, $f_h$ 表示原图像所有非零像素点的灰度值减去一个幅度 $h$ , $D_b^i(f_h, f)$ 表示 $f_h$ 作标记图像而 $f$ 作参考图像的测地膨胀。测地膨胀为迭代运算,当 $D_b^{i+1}(f_h, f) = D_b^i(f_h, f)$ 时迭代终止,此时 $D_b^{i+1}(f_h, f)$ 即为重构图像 $R_h(f)$ 。

重构参数 $h$ 选择简单灵活,计算速度快,但 $h$ 主要取决于伪区域极大值的分布特征,不同粘连或重叠状态的颗粒此特征各异。图1显示了一幅粘连二值图像经不同重构参数 $h$ 分割的结果。可以看出重构参数 $h$ 值应合理选择,在去除伪区域极大值的同时尽量保留真实区域极大值。



(a) 未重构直接分割 (b)  $h=0.2$  重构分割 (c)  $h=1$  重构分割 (d)  $h=2$  重构分割  
图1 不同重构参数 $h$ 分割图像

## 2 颗粒形态特征提取

一幅颗粒图像中可能存在多个聚堆的粘连或重叠颗粒,在二值图像中表现为多个连通的目标区域,采用全局重构参数很难得到满意的分割结果,通过提取单个连通区域进行局部重构可有效处理颗粒多个聚堆粘连或重叠情况。本文中分析的颗粒图像为圆形、类圆形颗粒,不规则颗粒的形状及接触情况复杂,这里不做讨论。

形态学重构参数 $h$ 主要取决于伪区域极大值的分布特征,但伪区域极大值难以直接判断。由距离变换定义的分析可知,区域极大值可看做一段凸边缘的中心,真实区域极大值对应颗粒边缘,而伪区域极大值点对应局部凸边缘,且主要存在于相邻两颗粒的接触区域。因此,可以通过连通区域极大值分布统计提取该连通区域的颗粒形态特征。而由于颗粒尺寸、图像分辨率等环境因素影响局部重构参数取值,引入局部重构参数特征表征局部重构参数 $h$ 。

假设单个连通区域的区域极大值点的集合为 $M$ ,数目为 $n$ 。

1) 连通区域形状规则特征。记区域极大值集合 $M' = \{m | m \in M, m < \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n M_i\}$ ,记 $M'$ 元素数目为 $n'$ 。定义连通区域形状规则特征参数 $\rho$ :

$$\rho = n'/n \quad (3)$$

$\rho$ 越大,则表示连通区域形状越不规则。

2) 颗粒接触特征。任意两个区域极大值 $a, b$ ,假设其对应两颗粒 $A, B$ 的中心,区域极大值的距离值 $D_a, D_b$ 表示对应的粒径,那么 $A$ 和 $B$ 的接触关系可分为如下4种。

① 不接触:  $\|a - b\| > D_a + D_b$ 。

② 弱接触:  $\max(D_a, D_b) \leq \|a - b\| \leq D_a + D_b$ 。

③ 中等接触:  $\frac{1}{2} \max(D_a, D_b) \leq \|a - b\| < \max(D_a, D_b)$ 。

④ 强接触:  $\|a - b\| < \frac{1}{2} \max(D_a, D_b)$ 。

对未重构距离图像进行分水岭变换,定义分水线两侧的集水盆地所对应的局部区域极大值构成相邻区域极大值集合。由于待分析颗粒处于同一个连通区域,故相邻区域极大值所对应的接触关系仅为弱接触、中等接触和强接触,不接触情形并入弱接触中。

统计连通区域中相邻区域极大值对应不同接触关系的个数,定义整体接触特征参数 $\delta$ :

$$\delta = \sum_{i=w, m, s} \frac{C_i}{C_w + C_m + C_s} I_i^{\sup} \quad (4)$$

其中: $C_w, C_m, C_s$ 分别表示接触关系为弱中强的相邻极大值点对的个数, $I_i^{\sup}$ 表示区分接触关系为弱中强区间的上确界值。 $\delta$ 越大,则整体接触程度越强。

3) 重构参数特征。定义重构参数特征系数 $\Delta h$ :

$$\Delta h = \frac{h}{M_{\max} - E(M)} \quad (5)$$

其中: $M_{\max}$ 表示整个连通区域极大值点的最大值, $E(M)$ 表示整个连通区域极大值的期望均值, $h$ 与 $\Delta h$ 成正比。

根据以上颗粒分布状态分析,颗粒连通区域形状不规则特征越强,形态滤波的尺度应越小,则 $h$ 取值应越小;连通区域接触特征越强,区域伪极大值点与真实区域极大值点的差别越小,则 $h$ 取值应越小。

## 3 模糊推理局部重构参数

模糊推理是一种处理不确定问题的方法<sup>[10]</sup>。依据以上分析与描述,确定形态学重构参数 $h$ 值的模糊推理系统可分为如下几个步骤。

1) 模糊化。模糊推理的输入为连通区域形状规则特征参数 $\rho$ 和颗粒接触特征参数 $\delta$ ,且 $\rho, \delta \in [0, 1]$ ;模糊输出为重构参数特征的系数 $\Delta h \in [0, 1]$ 。

根据颗粒特征分析,将参数 $\rho$ 模糊化为: {规则, 较规则, 不规则}; 参数 $\delta$ 模糊化为: {强, 较强, 弱}; 比例系数 $\Delta h$ 模糊化为: {小, 较小, 较大, 大}。模糊推理系统的隶属度函数曲线如图2所示。

统计区域极大值的分布,代入式(3)、(4)得到 $\rho$ 和 $\delta$ 的取值,使用图2对应的隶属度函数模糊化 $\rho$ 和 $\delta$ 。

2) 模糊推理。模糊推理系统由两个输入(各含有3各语义值)和一个输出(含有4各语义值)组成,具有 $3 \times 3 = 9$ 条

模糊推理规则,如表1所示。

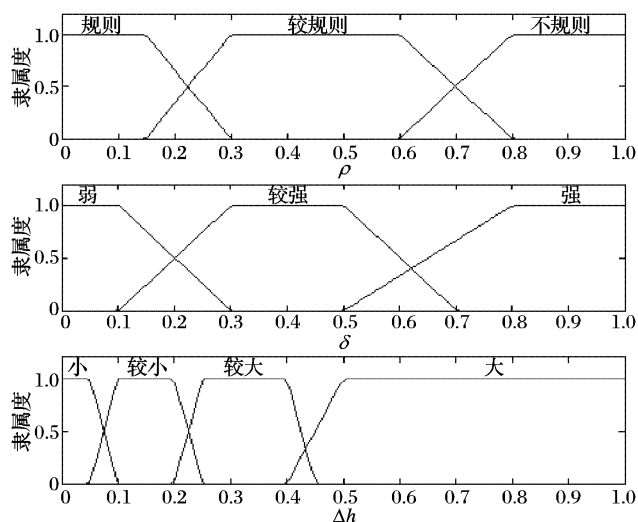


图2  $\rho$ 、 $\delta$ 、 $\Delta h$ 的隶属度函数曲线

表1 模糊推理规则( $\Delta h$ 值)

$\rho$	$\delta$		
	强	较强	弱
不规则	小	较小	较小
较规则	较小	较大	较大
规则	较大	较大	大

例如,模糊规则可描述为:

if  $\rho$  is ‘较规则’ and  $\delta$  is ‘较强’, then  $\Delta h$  is ‘较大’

模糊化 $\rho$ 和 $\delta$ 值通过表1的模糊推理规则进行模糊推理,使用max-min模糊运算得到 $\Delta h$ 的模糊输出集合。模糊推理系统的输入输出关系曲面如图3所示。

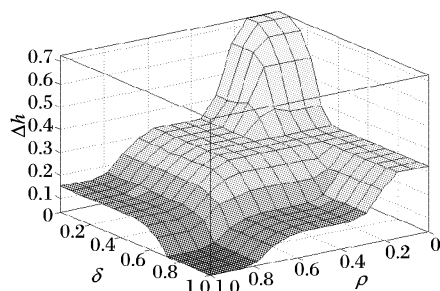


图3 模糊推理系统的输入输出关系

3) 去模糊化。去模糊化的过程是把推理系统输出的模糊集合映射成精确输出。本文使用重心去模糊化得到 $\Delta h$ 的精确值。将 $\Delta h$ 代入式(5)即可得到连通区域的形态学重构参数 $h$ 。

## 4 实验结果与分析

图4(a)显示了一幅菌落细胞显微图像,细胞具有多种粘连或重叠状态。图4(b)~(e)是传统距离变换结合分水岭的分割中间过程与结果,可以看出过分割明显。本文方法的分割结果如图4(f)所示,有效减少了过分割现象。图4(g)、(h)分别给出了文献[5]、文献[6]方法的分割对比,两篇文献均使用全局参数进行分割,图中显示的是使用人工选取阈值得到的较好结果。从表2可以看出全局参数分割易造成漏分割,而本文方法分割结果与目测结果基本一致。

## 5 结语

针对粘连重叠颗粒图像的分割问题,提出了一种基于特

征模糊推理的局部形态学重构参数计算方法,对传统的距离变换结合分水岭的算法进行了改进,克服了传统方法的过分割与自适应不足问题。实验结果表明,该方法具有如下特点。

1) 准确性高。对于大多数重叠粘连颗粒的分割结果与目测鉴别结果基本一致,颗粒主要特征保持较好。

2) 具有一定的自适应性。使用基于特征模糊推理的 $h$ 重构方法,对同一幅图像或不同图像上存在多种粘连或重叠形式的颗粒均取得了较好的分割效果。

在实际应用过程中,对于颗粒图像粘连重叠过分严重,以及颗粒背景复杂等情况,二值化得到图像不准确,会对后续算法分割的准确度造成负面影响,因此算法还需进一步改进。

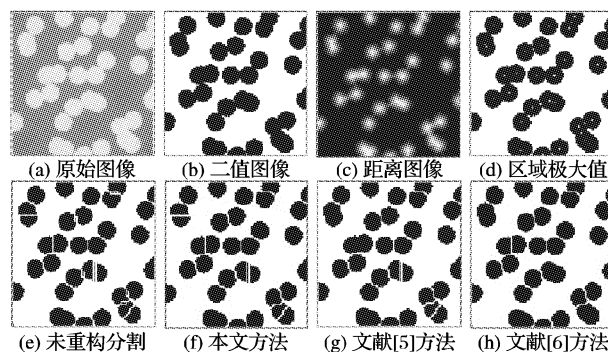


图4 菌落细胞图像分割

表2 三种方法分割比较

方法	自动计数	人工计数	相对误差/%
文献[5]方法	27	30	10.0
文献[6]方法	26	30	13.3
本文方法	29	30	3.0

## 参考文献:

- [1] VINCENT L, SOILLE P. Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583-598.
- [2] 丛培盛 孙建忠. 分水岭算法分割显微图像中重叠细胞[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(12): 1781-1784.
- [3] 王树梅,赵卫东,李吉超. 基于H-顶面积重构的颗粒分割研究与实现[J]. 计算机应用, 2007, 27(6): 1458-1462.
- [4] 房国志,徐建东,王全,等. 基于形态学分水岭的茭白米粒检测方法[J]. 光电子·激光, 2010, 21(4): 569-571.
- [5] 沈清波,吴炜,杨晓敏,等. 分水岭变换在岩屑图像分割中的应用[J]. 计算机应用, 2009, 29(10): 1458-1462.
- [6] SU NA, XUE HERU. The segmentation of overlapping milk somatic cells based on improved watershed algorithm[C]// 2009 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence. Shanghai: IEEE, 2009: 563-566.
- [7] YUQING HUANG, JIA YANG. Study of robot landmark recognition with complex background [C]// Proceedings of the SPIE—The International Society for Optical Engineering, ICMIT 2007. Gifu, Japan: [s. n.], 2007: 1-6.
- [8] BORGEFORS G. Distance transformations in digital images [J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1986, 34(3): 344-371.
- [9] SOILLE P. Morphological image analysis: Principles and applications[M]. 2nd ed. Berlin: Springer-Verlag, 2002: 203-204.
- [10] 李人厚. 智能控制理论和方法[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1999: 59-67.