

基于双边缘模板匹配类圆颗粒检测

孙光民, 孙 凡

(北京工业大学信息学部, 北京 100124)

摘要: 在各种不同应用场合,经常需要统计类圆颗粒数目,如工业领域的棒材计数、医学领域的细胞分割等,这些类圆颗粒通常形状并非十分规则,且有部分重叠。本文针对类圆堆叠颗粒的二值图像,提出了一种基于双边缘模板匹配的检测方法。首先利用粒度测量方法,得到类圆颗粒的估计半径,然后通过此半径构造一组边缘模板,同时使用Sobel算子将待检测的二值图像分别在两个方向上检测边缘,最后使用构造的模板对边缘进行匹配,并通过限制条件得到预期结果。实验表明,此方法可以有效检测此类颗粒,并且可以解决轻度堆叠、孔洞等影响。

关键词: 类圆颗粒;模板匹配;图像标记

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Circle-like Granules Detection Based on Double Edge Template Matching

SUN Guangmin, SUN Fan

(Faculty of information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: In a variety of applications, it is often necessary to count the number of circle-like granules, such as bar counting in the industrial field, cell segmentation in the medical field, etc. These circle-like granules usually are very irregular in shape and partially overlapped. In this paper, a double edge template matching based detection method is proposed for the binary image of the circle-like stacking granules. Firstly, the granulometry is used to obtain the estimated radius of the circle-like granules, and then a set of edge templates is constructed by using this radius. At the same time, the binary image is detected by the Sobel operators in two directions. Finally, the constructed template is used to match the edges and get the expected results by limiting the conditions. Experiments show that this method can effectively detect such kind of granules and can solve the problems of stacking and holes.

Keywords: circle-like granules; template matching; image marking

1 引言(Introduction)

类圆形颗粒图像分析是图像处理 and 计算机视觉领域的一个备受关注的研究课题,在医学细胞分析、工业工件粒度测量、农业果实品质分析等各种应用领域都有广泛的应用前景。颗粒分割是其中一个尤为关键的核心问题,分割性能的好坏直接影响颗粒分析结果的准确度。然而,当类圆形颗粒图像中的大量颗粒同时存在形状尺寸不规则、排列紧密堆叠,相互之间纹理、灰度相似等因素时,将堆叠形成的大量复杂颗粒组合结构准确分离成独立的颗粒个体,并有效提取各个颗粒的完整轮廓将变得异常困难,这也给经典的图像分割方法提出了挑战。

本文选取形状尺寸不规则,相互之间存在部分堆叠的大量类圆形颗粒的二值图像作为研究对象,围绕颗粒分割问题中的难点问题——颗粒的定位展开研究和探讨。具体的研究内容如下:

针对本文研究对象中一类相互尺寸接近的类圆形堆叠

颗粒,提出了基于双边缘模板匹配类圆颗粒检测算法。该算法首先通过粒度测量方法^[1-3],得到图像中的类圆颗粒的估计半径,利用此半径值构造一组边缘模板。然后利用此模板对Sobel算子^[4]处理后的图像进行模板匹配,得到中心估计结果。最后通过多个限制条件,提取中心估计结果图中的有用信息,从而得到所需的颗粒的中心标记。仿真实验结果证明:针对不同程度的堆叠颗粒,该算法可以有效提取中心标记,并且避免因颗粒中的孔洞带来的误差,比常用的形态学方法的准确性更高,可以利用基于标记的分水岭分割算法^[5]得到良好的分割效果。

2 算法设计(Algorithm design)

2.1 问题分析

本文以经过处理后的二值图像为研究对象,如图1所示。该图中的类圆形颗粒大小不一,形状并非理想圆形,还有部分粘连、空洞,若使用极限腐蚀、距离变换等方法,会额外产生很多非中心标记无法去除,同时也会因孔洞的影响,使

中心标记偏移，产生错误标记。

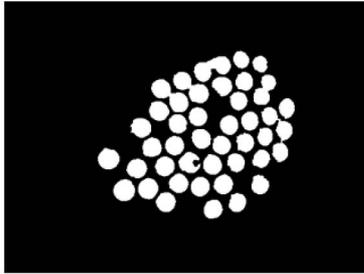


图1 类圆颗粒二值图像

Fig.1 Binary image of circle-like granules

针对以上图像构造边缘模板，首先需要知道图像中颗粒的大致半径，在没有先验信息的情况下，使用粒度测量方法进行测量。

2.2 粒度测量法

区域粒度测量技术是一种判断颗粒大小分布的重要工具。它利用一系列尺寸递增的核对图像进行开运算^[6]操作，从而得到颗粒半径的大致分布。此工具的主要优点是不需要任何关于图像的先验信息，并且对于任何形状的物体都能很好地工作。

在本文中测量粒度时，采用圆形核尺寸递增的开操作对图像进行处理，在每次开操作后计算与前次开操作的面积差 $a(k)$ ：

$$a(k) = \sum_{x,y} V_{\pi k^2}^a(I) - \sum_{x,y} V_{\pi(k-1)^2}^a(I) \quad (1)$$

其中， x 、 y 分别为每个像素的横、纵坐标， $\sum_{x,y} V_{\pi k^2}^a(I)$ 为半径为 k 的圆形结构元对图像 I 进行开操作(V^a)后图像的总面积， $k \in [1, \min(\frac{H}{2}, \frac{W}{2})]$ ， H 、 W 分别为图像的高和宽。

此时 $a(k)$ 可以看作是图像中的圆形结构尺寸的离散密度函数，以 $a(k)$ 为纵坐标，圆形核的半径 k 为横坐标，得到图2。

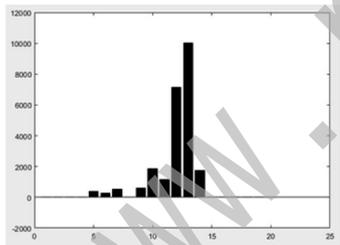


图2 半径尺寸分布图

Fig.2 Radius distribution

此时求取 $a(k)$ 的最大值，其对应的 k 值即为颗粒的估计半径 r 。

2.3 模板匹配

在模式识别中一个最基本的方法，就是模板匹配法^[7](template matching)。为了在图像中检测出已知形状的目标物，我们使用这个目标物的形状模板(或窗口)与图像匹配，在约定的某种准则下检测出目标物图像，通常称其为模板匹配法。它能检测出图像中上线条、曲线、图案等。

在本文中，使用的模板是根据Sobel边缘检测的结果样式而生成的。图像的边缘是指图像局部区域灰度变化显著的像素的集合，这些像素位于两个区域的边界上，提取图像边缘的算法就是检出符合边缘特性的像素的数学算子，常用的边缘检测方式依据梯度最大值或者二阶导数过零的特点，提取边缘点。常用的边缘检测算子有：Roberts算子、Sobel算子、

Prewitt算子、Laplacian算子、LOG算子、Canny算子等。

Sobel算子是一种离散性差分算子，用来计算图像亮度函数的梯度的近似值。Sobel算子是一种奇数大小 3×3 的模板下的全方向微分算子。

Sobel算子的掩膜形式如图3所示。

1	0	-1	1	2	1
2	0	-2	0	0	0
1	0	-1	-1	-2	-1

(a) x方向

(b) y方向

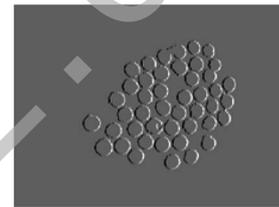
图3 Sobel算子模板

Fig.3 Sobel operator template

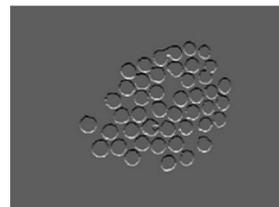
其算式形式如下：

$$\begin{cases} G_x = (Z_1 + 2Z_4 + Z_7) - (Z_3 + 2Z_6 + Z_9) \\ G_y = (Z_1 + 2Z_2 + Z_3) - (Z_7 + 2Z_8 + Z_9) \end{cases} \quad (2)$$

对图1使用 x 和 y 方向的两个Sobel算子的结果如图4所示。



(a) x方向



(b) y方向

图4 Sobel算子处理结果

Fig.4 Sobel operator processing result

针对此结果，利用粒度测量得到的估计半径 r 构造对应的圆形模板。对于一些尺寸统一、比较规则的圆形颗粒来说，用这个半径构造模板即可，但是对于类圆颗粒还说，它们的尺寸和形状都有可能偏离这个半径，所以可能产生很大误差。基于此原因，本方法在构造模板时设定半径的浮动范围为 Δr ，此参数可以增强算法鲁棒性，根据边缘的不确定性，保证一部分形状不均匀的颗粒也可以被检测出来。此参数可以根据颗粒形状的不规则程度自行设定，本文中设定 $\Delta r = 0.5 * r$ ，然后构造模板。

基于上述观点，模板有效区域设定为距离圆心 $[r - \Delta r, r + \Delta r]$ 的范围内，但是并非所有有效区域的值均为1。因为类圆颗粒半径的数值具有不确定性，每一个边缘点与中心的距离都是随机的，并不确定，但是都是以 r 作为大致半径，所以需要以距离圆心 r 的位置为中心，向两侧扩散，且数值逐步减小，以此来保证以 r 为主要半径的一种不确定性。对于半径的随机性，研究随机现象的最基本工具是随机变量，分布函数是随机变量最重要的概率特征，它可以完全描绘随机变量的统计规律。在概率论与随机过程的理论研究和实际应用中，正态分布起着特别重要的作用，在各种概率分布中

居于首要的地位。正态分布函数形式为:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

正态分布^[8]是许多重要概率分布的极限分布,许多非正态的随机变量是正态随机变量的函数,正态分布的密度函数和分布函数有各种很好的性质和比较简单的数学形式,这些都使得正态分布在理论和实际中应用非常广泛。所以本文中,对于不确定性的描述,只用正态函数来处理。由于只需要一条正态分布形式的曲线,所以不需要指数前面的限制项,从而得到公式(4):

$$f(x) = e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

此时设定 $\mu=0$, $\sigma=1$, 则得到图5中的曲线。

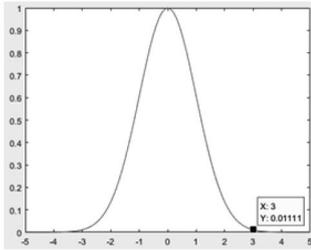


图5 公式4曲线

Fig.5 Curve of equation 4

通过观察图5发现,在曲线的 $\pm 3\sigma$ 的位置 $f(\pm 3) = 0.011$,此数值已经足够小,所以令 $\Delta r = 3\sigma$ 。

至此,设定公式4中的 μ 为估计半径 r , x 则为像素 (x, y) 到模板中心的欧氏距离 d , d 与 r 的差值 $d-r$, σ 则等于 $\Delta r/3$,此时得到公式(5):

$$f(d) = e^{-\frac{(d-r)^2}{2 \cdot (\Delta r/3)^2}} \quad (5)$$

根据此规则生成的边缘模板如图6所示。

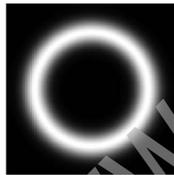


图6 由公式5生成的边缘模板

Fig.6 Edge template generated by equation5

图6中的模板可以体现出半径的浮动。对方向的限制,则通过三角函数实现。对如图6所示的模板,与以圆心为原点的 $+x$ 方向的夹角 θ 的余弦、正弦函数相乘,得到最终模板。

x 方向上的模板公式为:

$$O_x(x, y) = \begin{cases} 0 & d < r - \Delta r \\ e^{-\frac{(d-r)^2}{2 \cdot (\Delta r/3)^2}} * \frac{x - x_0}{\sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}} & r - \Delta r \leq d \leq r + \Delta r \\ 0 & d > r + \Delta r \end{cases} \quad (6)$$

y 方向上的模板公式为:

$$O_y(x, y) = \begin{cases} 0 & d < r - \Delta r \\ e^{-\frac{(d-r)^2}{2 \cdot (\Delta r/3)^2}} * \frac{y - y_0}{\sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}} & r - \Delta r \leq d \leq r + \Delta r \\ 0 & d > r + \Delta r \end{cases} \quad (7)$$

其中, (x_0, y_0) 为模板的中心坐标。

根据公式(6)和公式(7)生成的边缘模板图如图7所示。

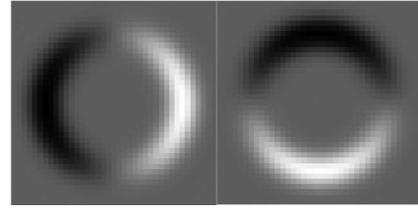


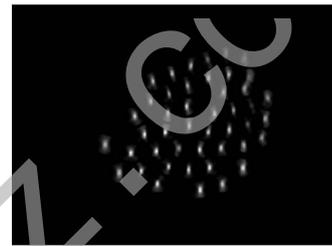
图7 x 和 y 方向上的边缘模板

Fig.7 Edge template in the x and y directions

构造边缘模板后,进行模板匹配。匹配方法选用相关匹配方法,此方法采用模板和图像间的乘法操作,得到的较大的数值表示匹配程度较高,其公式表示为:

$$R(x, y) = \sum_{x', y'} (O(x', y') \cdot I(x + x', y + y')) \quad (8)$$

通过两个模板的相关匹配,得到 x 和 y 方向上的模板匹配结果图,如图8所示。



(a) x 方向



(b) y 方向

图8 模板匹配结果

Fig.8 Template matching results

图8中只保留了大于0的部分。然后将两个结果图相叠加,并进行归一化,得到合并后的匹配结果,如图9所示。

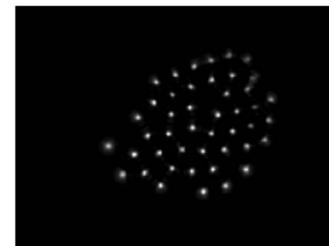


图9 合并后的匹配结果

Fig.9 Combined results

之后继续对图9进行处理。首先提取图像中的峰值点^[9],去除峰值点周围的无效区域,然后在所有留下的峰值点中,将数值小于阈值 Q 的点去除,最后对于每一个峰值点,若其半径 R 的范围内还有其他峰值点,则保留数值最大的峰值点。

这样,最终得到的结果则为所需的中心标记。

3 实验结果(Experimental result)

本文中所使用的二值图(图1),大小为 500×370 像素,经过粒度测量,得到的估计半径 r 为13,经过双边边缘模板匹配并合并后的结果为图9,最后的处理步骤中,阈值 Q 设置为0.2,半

径 R 设置为 $1.3r$ ，最终得到的标记结果如图10所示。

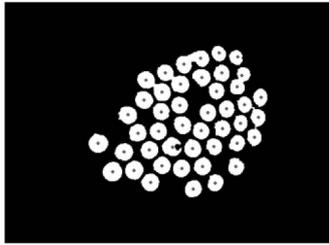
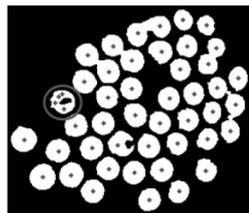


图10 对图1处理后的最终标记结果

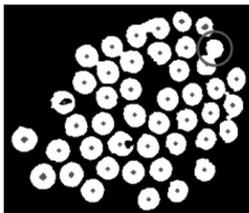
Fig.10 Final labeling result after processing in fig.1

从图10中可以看出，此方法的处理结果比较令人满意，标记基本都位于类圆颗粒的中央，并且对于部分粘连、缺口，甚至孔洞的影响也可以避免，可以达到一个较为理想的效果。

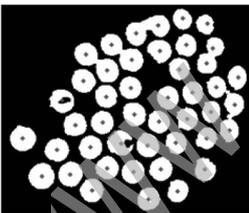
为了更直观地展示本方法的效果，本文与距离变换^[10]、正八边形模板匹配法^[11,12]的处理结果进行对比，观察其识别效果。



(a) 距离变换



(b) 正八边形模板匹配



(c) 本文方法

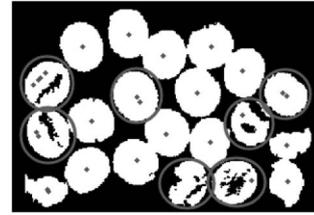
图11 含孔洞图像的算法对比结果

Fig.11 Algorithm comparison result with hole image

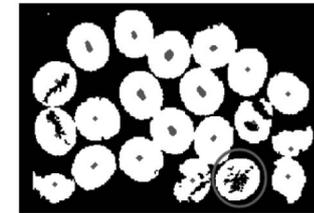
从图11中可以看到，距离变换方法由于精度较低，在图像较小的时候，会有很多像素因距离变换后数值相同而产生多个峰值，得到多个无法去除的结果，产生的多峰值问题和中心偏移问题严重。正八边形模板匹配法由其算法限制，在较大的圆形内部会有较大的中心标记，但是并不影响计数。由于孔洞的影响，距离变换的标记位置会有很大的偏差，而模板匹配法则很好地避开了这个问题。

从图12中可以看出，当图像质量较差时，类圆颗粒中心出现了孔洞、裂纹、甚至产生了断裂，此时距离变换的效果就变得非常不理想，识别率很低。此时正八边形模板匹配法虽然也可以得到大部分中心点标记，但是由于某些颗粒孔洞过大，会影响识别结果，甚至丢失中心标记。使用本文提出

的方法，所有颗粒都得到了正确标记，但是由于个别裂纹的特殊纹理，产生错误标记。



(a) 距离变换



(b) 正八边形模板匹配



(c) 本文方法

图12 含裂纹图像的算法对比结果

Fig.12 Algorithm comparison result with cracked image

本方法对于堆叠颗粒也有较好的效果。在图13中，由于个别颗粒堆叠程度过高，导致算法无法将其区分成多个颗粒，性能下降。但对于一般程度的堆叠有较好的效果。

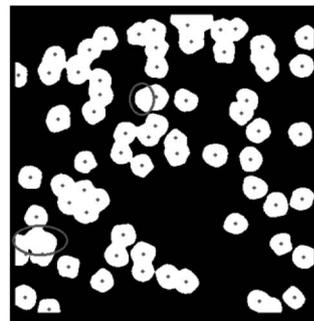


图13 本文算法对堆叠颗粒的处理效果

Fig.13 The effect of the proposed algorithm on stacked particles

为了测试对颗粒堆叠的标记性能，本实验采用了SIMCEP计算框架生成了100张不同堆叠程度的颗粒图像，利用此数据集进行实验，得到了以下结果，如表1所示。

表1 堆叠影响的测试结果
Tab.1 Stacking test results

方法	正确率	
	无堆叠	有堆叠
距离变换	96.2%	75.1%
正八边形模板匹配	93.7%	85.4%
本文方法	100%	92.6%

(下转第5页)