

基于计算机视觉的粒度检测方法研究

蔡健荣, 赵杰文, 方如明

(江苏大学)

摘要: 利用计算机视觉技术进行超微粉碎物料粒度检测方法的研究。采用非线性变换对图像进行对比度增强处理, 利用自动取阈值算法分割目标和背景, 设计了识别算法用于去除凝聚颗粒, 以得到样本真实粒度和分布。实验证明用显微图像进行粒度检测, 测定分布状态直观明了, 检测结果稳定, 可测量 0.1~150 μm 颗粒粒径。

关键词: 粒度; 图像处理; 测量; 计算机视觉

中图分类号: TP391.41; TP242.62

文献标识码: A

文章编号: 100226819(2002)0320161204

随着现代食品工业的发展, 功能性食品日益普及, 食品中常常添加某些微量活性物质(如硒), 以实现保健功能。为避免添加物带来毒副作用, 一般严格控制添加量, 因此需对添加物进行微粉碎(10~100 μm)或超微粉碎(1~10 μm)。原料加工成超微粉后, 特别容易被人体吸收。

粉碎的物料只有通过检验方可知道是否达到粉碎效果, 但微米级物料度量困难。颗粒在各种引力的作用下会发生凝聚。凝聚与粒径有关, 一般颗粒大于 50 μm 时, 凝聚现象较轻; 小于 30 μm 时, 极易产生凝聚。凝聚使颗粒表面积增大, 无法得到真实的检测结果。为降低颗粒凝聚程度, 一般用分散剂稀释。现有的检测方法有: 激光粒度测定法、沉降式粒度测定法、显微镜法^[1,2]。检查分散效果常用的方法有两种: 一是取少许经分散过的样品, 放到显微镜上观测, 看有无凝聚现象; 二是在粒度仪上测试, 检查前后两次经不同分散处理的样品的测试结果是否一致。

本文依据显微观察原理, 直接将显微镜与 CCD 相连, 利用计算机图像处理装置, 采集数字图像, 并对图像进行处理, 去除凝聚体, 得到样本真实粒度和分布, 可测量颗粒范围为 0.1~150 μm。

1 试验方法和数据采集

1.1 采集装置

采集系统由: 联想 P32800 主机、Nikon 2E400 三目显微镜(4x, 10x, 20x, 40x, 100x 物镜)、C 接口、CCD 传感器、图像采集卡组成。

1.2 分散介质

不同的样品选用不同的分散介质, 常用的分散介质有水、水+甘油、乙醇、乙醇+甘油等。分散介质

要求纯净无杂质, 且不能与样品发生物理变化和化学变化。本文选用乙醇作为分散剂。

1.3 样品配制

选取经过超微粉碎的珍珠粉作为试验样品, 按 0.3% 浓度配制, 搅拌均匀, 取少许置于载玻片备用。

1.4 尺度标定

将玻片标尺(每格 10 μm)置于显微镜物镜下, 调整焦距和光强, 使标尺图像清晰。计算各种物镜下图像的标定系数, 得到标定系数 k 。

2 图像区域生成

2.1 图像预处理

采集的图像为透射图像。采集后图像灰度分布相对集中, 对比度较差, 需对原始图像进行增强处理。考虑图像背景为高灰度区域, 且和小颗粒样本灰度值比较接近, 而低灰度的大颗粒样本和背景区分较为明显, 因此运用非线性对比度拉伸处理增加小颗粒和背景的对比度, 处理函数如图 1 所示。

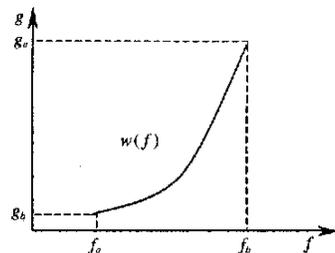


图 1 非线性变换函数

Fig 1 The transform function of nonlinearity

设原图像为 $f(x, y)$, 灰度值 f 的取值范围为 $[f_a, f_b]$, 变换函数为 $w(f)$, 期望输出的图像为 $g(x, y)$, 灰度值 g 的取值范围为 $[g_a, g_b]$, 则变换公式为

$$g(x, y) = w(f) \times [f(x, y) - f_a] + g_a$$

图 2 为拍摄的原始图像, 图 3 为经非线性变换

收稿日期: 2001208221

作者简介: 蔡健荣, 副教授, 镇江市 江苏大学生物与环境工程学院, 212013 E-mail: caijianrong@263.net

后的图像。经变换后的图像目标和背景对比更为清晰。

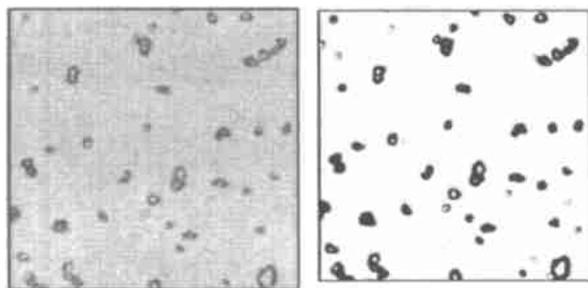


图 2 原始图像

图 3 非线性变换后图像

Fig 2 Original image

Fig 3 Nonlinearity transformed image

2.2 区域分割

由于图像分割阈值是随样本、放大倍数、光照强度、预处理的不同而发生变化,无法确定一个阈值常数,为此采用阈值自动分割技术。

样本图像有目标(颗粒)和背景两大区域,且目标像素灰度值小于背景像素灰度值。设 t 为两区域的分割阈值。则目标 S_o 和背景 S_b 的面积比为

$$S_o = \sum_{i=0}^t p(i), S_b = \sum_{i=t+1}^{G-1} p(i)$$

式中 $p(i)$ —— 灰度值为 i 的像素的概率,且 $S_o + S_b = 1$; G —— 图像的灰度级。

整幅图像平均灰度 (L), 目标 (L_o) 和背景 (L_b) 的平均灰度分别为

$$L = \sum_{i=0}^{G-1} i \times p(i)$$

$$L_o = \frac{1}{S_o} \sum_{i=0}^t i \times p(i)$$

$$L_b = \frac{1}{S_b} \sum_{i=t+1}^{G-1} i \times p(i)$$

根据统计规律, 阈值选取越合理, 则区域间的方差越大, 公式为

$$R^2 = S_o(L_o - L)^2 + S_b(L_b - L)^2$$

由上式可知区域间方差 R^2 只与阈值 t 有关, 由此确定 t 使 R^2 最大, 即可获得最佳分割阈值。

$$R_{\max}^2 = \max_{0 < t < L-1} \{R^2\}$$

经阈值自动分割后生成的二值图像如图 4 所示。

3 图像形态滤波

3.1 形态运算

图像经区域生成, 生成二值图像。由于分割阈值是根据像素统计规律确定, 难免将目标区域中一部分颗粒像素误识别为背景(孔噪声)或背景误识别为



图 4 二值化图像

Fig 4 Binary image

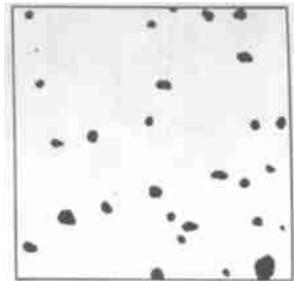


图 5 凝聚体去除后的二值图像

Fig 5 Binary image after agglomeration eliminated

目标(点噪声), 形态滤波可以去除这些噪声。形态的开启和闭合运算可去除特定图像的细节, 不产生全局几何失真。形态学中运算对象是集合, 如 A 表示图像集合, B 为结构元素(本文选用四邻域), 则运算就是 B 对 A 进行操作。形态的基本运算是膨胀和腐蚀。' —— 膨胀运算符, β —— 腐蚀运算符。公式表示为^[3]

$$A \cup B = \{x \in B \mid [A] \subseteq [A \cup B]\}$$

$$A \cap B = \{x \in B \mid [A] \subseteq [A \cap B]\}$$

膨胀和腐蚀并不互为逆运算, 将其结合使用形成图像的开启和闭合运算。

$$\text{开启运算: } A \cup B = (A \cap B) \cup B$$

$$\text{闭合运算: } A \cap B = (A \cup B) \cap B$$

开启运算可去除分割后区域内形成的孔噪声, 闭合运算可去除图像背景上的点噪声。由此将二值化过程中产生的噪声去除, 并一定程度上平滑了边界。

3.2 边界提取

首先在图像上寻找颗粒区域, 得到第一个颗粒区域后采用轮廓线跟踪算法^[4]搜索颗粒边界, 获取边界链码, 并填充链码的闭合区域, 以消除颗粒内部的高光点在二值化时引起的空洞(参见图 5)。轮廓线跟踪算法特点是无须对整幅图像进行扫描, 沿着确认的边界跟踪搜索, 以实现快速高效。

由于二值化处理会产生锯齿形边界(采集图像时, 采集卡隔行扫描引起的), 导致各边界点间的关系复杂, 影响后续的分析处理速度, 为此将边界数据用递归算法进行多边形拟合, 以平滑边界。由此得到的轮廓线边界链码, 既反映了颗粒基本形态又减少了计算量。其算法步骤如下(图 6 示意):

- 1) 在轮廓线上任选两点 A, B ;
- 2) 求轮廓线上离 AB 直线的最远点 C ;
- 3) 将轮廓线 AB 分为 AC, CB 两条轮廓线;
- 4) 迭代求解, 直到拟合多边形与轮廓线的差值

小于设定的阈值 $T (T = 2)$, 则认为该线段拟合成功。

依次将整个封闭曲线的链码进行拟合后得到封闭的拟合多边形。如果颗粒形态复杂, 为能完整地拟合形态所需要的拟合点就多, 因此颗粒凝聚体的拟合点多于离散颗粒的拟合点数。

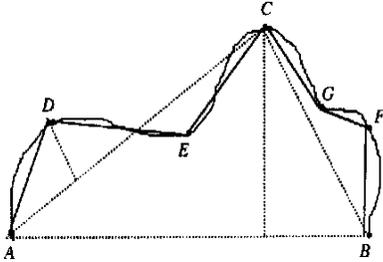


图 6 多边形拟合算法示意图

Fig 6 The algorithm sketch map of polygon simulation

3.3 去除凝聚颗粒

凝聚颗粒并不代表物料粉碎的粒度, 需剔除。颗粒大多数是非球形的(如片状、针状、多棱状等), 但与凝聚颗粒有较大的差异。凝聚颗粒表面积较大, 轮廓线复杂, 且存在许多凹面。利用这一特点提取必要的特征参数可以去除凝聚颗粒。首先提取颗粒基本的特征参数: 周长、面积, 在此基础上提取复杂度、当量粒径等特征参数。

周长: 即轮廓线展开长度, 公式为:

$$L = k_1 \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2}$$

式中 (x_i, y_i) —— 轮廓线坐标; k —— 比例系数。

$$\text{面积: } A = k_2 \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_{i+1}y_i - x_iy_{i+1})$$

$$\text{复杂度: } C = k_1 L^2 \bar{\Delta}$$

根据计算颗粒的复杂度和拟合多边形的点数就可以反映出颗粒形态的复杂程度。经实验, 一般凝聚体的复杂度 $C > 20.94$, 多边形拟合点数 $N > 12$ 。根据这一阈值去除凝聚体有较好的分离效果。图 5 是经去除凝聚体后的二值图像。由图 5 可见采用复杂度和拟合多边形点数作为特征参数, 不仅去除了绝大部分颗粒的凝聚体, 同时二值化过程中形成的残缺颗粒也一并去除。为准确统计粒径打下了基础。

4 结果与分析

颗粒粒度算法多样, 本文采用如下求取当量粒径公式

$$D = \sqrt{A \bar{\Delta}}$$

根据粒度计算公式, 对一样本分别在 $100\times$, $40\times$ 的放大倍数下进行了实验。放大系数和测得的

粒度如表 1 所示。由表可知, 不同放大倍数下测得的粒径基本相同。图 7 为 $40\times$ 放大倍数下的粒度分布图。从图中可以得出整个粒度分布状态, 从而了解粒度的均匀程度。

表 1 实验测定的参数和粒度

物镜放大倍数	标定系数 k $L_m \bar{\Delta}$ 像素	最小粒径 $\bar{\Delta}L_m$	最大粒径 $\bar{\Delta}L_m$	平均粒度 $\bar{\Delta}L_m$
$100\times$	0.063	0.134	11.562	3.298
$40\times$	0.155	0.385	9.210	3.348

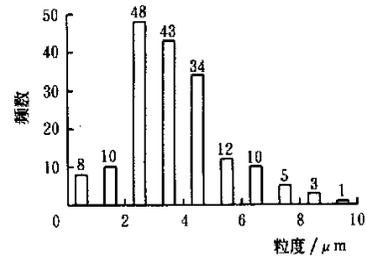


图 7 $40\times$ 放大倍数下的粒度分布图(共 174 颗)

Fig 7 Distributing map of grain size in $40\times$ microscope (total 174)

从同一个样本中 5 次取样进行拍摄, 测得的平均粒度如图 8 所示。从图 8 的分布可以看出, 在 $40\times$ 放大倍数下采集的数据比 $100\times$ 下更稳定, 这是由于 $40\times$ 下采集图像的可视面积大, 测得的颗粒数多。平均粒度在 $3 L_m$ 以上的颗粒, 一般在 $100\times$ 下, 可采集颗数 < 30 , 而在 $40\times$ 下可采集颗数为 $150\sim 200$ 。从统计学角度看, $40\times$ 下测量值更稳定。但当所测粒径过小时, 由于受分辨率的限制, $40\times$ 的结果不如 $100\times$ 下稳定。

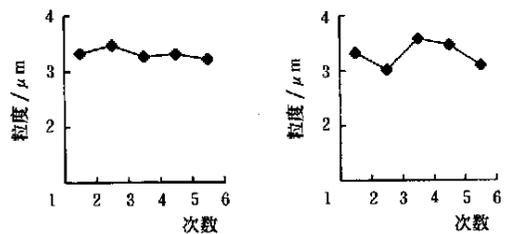


图 8 平均粒度的测量值

Fig 8 Measured data of mean grain size

5 结论

1) 物料粒度的测量, 其分析下限由透镜的分辨能力所决定。在 $100\times$ 物镜下, 每个像素代表 $0.063 L_m$, 说明显微图像检测粒度最小可低于 $0.1 L_m$ 。而在 $40\times$ 物镜下, 每个像素代表 $1.56 L_m$ 。考虑到统计信息时需要一定的信息量, 因此显微镜测量颗粒大小的范围应在 $0.1\sim 150 L_m$ 。

2) 使用显微图像技术检测时,对显微镜操作人员有较高的要求,焦距、光圈和光线亮度对检测结果影响较大。

3) 不同的物料用显微图像检测时,由于物料性状不同其凝聚体数量也不同,凝聚体较多的物料经分析处理后离散度较大,因此在对凝聚体的处理方法上有待进一步研究。

4) 在低放大倍数下,光线的均匀性对背景和对象的分离影响较大,应采用平行光照射,并对区域分割算法有待进一步研究,采用局部阈值分割算法将

有助于消除因光线影响造成的分割误差。

[参 考 文 献]

- [1] 周欣莹,牟同升. 激光散射法测量非球形粒子尺寸的方法[J]. 光学仪器, 1999, 21(3): 4~ 6
- [2] 陈文怡. 滑石超细粉末颗粒群特性的定量体视学分析与测量[J]. 现代仪器, 2000, (4): 39~ 41.
- [3] 章毓晋. 图像分割[M]. 第1版. 北京: 科学出版社, 2001. 190~ 191.
- [4] 方如明,蔡健荣,许 俐. 计算机图像处理技术及其在农业工程中的应用[M]. 第1版. 北京: 清华大学出版社, 1999. 85~ 88.

Research on the Mensuration of Grain Size Using Computer Vision

Cai Jianrong, Zhao Jiewen, Fang Ruming

(College of Biological & Environmental Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: This paper deals with the mensuration of supermicronized granule using computer vision. Image contrast was strengthened by nonlinearity transformation, and target was segmented from background using autothreshold algorithm. A recognition algorithm was designed to remove agglomerate granule in order to get real granule sizes and layout of samples. Experiments prove that this method of microscopic inspection of granule sizes can determine layout status directly perceived through the senses. The device can detect granule size from 0.1 μm to 150 μm and the result of inspection is stable.

Key words: grain size; image processing; measurement; computer vision