

曹洪武,王振磊,姚娜,等. 基于 SLIC 和多尺度显著性的红枣图像分割算法[J]. 江苏农业科学,2016,44(3):455-457.  
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2016.03.127

# 基于 SLIC 和多尺度显著性的红枣图像分割算法

曹洪武<sup>1</sup>,王振磊<sup>2</sup>,姚娜<sup>1</sup>,姚江河<sup>1</sup>

(1. 塔里木大学信息工程学院,新疆阿拉尔 843300;2. 塔里木大学植物科学学院,新疆阿拉尔 843300)

**摘要:**针对自然光条件下具有复杂背景的红枣图像,提出了 1 种新的图像分割方法。首先,该方法用简单线性迭代聚类(simple linear iterative clustering,SLIC)算法对图像进行超像素分割,并进行迭代合并处理,从而得到不同尺度的图层;其次,利用图像局部对比度估计和区域位置估计来获取相应的显著性图;最后,用 K-means 算法得到红枣图像聚类分割结果。结果表明,该方法能有效去除图像的复杂背景,消除红枣上光斑的影响,准确地将红枣图像从背景中分割出来。

**关键词:**图像分割;简单线性迭代聚类;多尺度;红枣图像;显著性;K-means

**中图分类号:** TP391.4;S126 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2016)03-0455-03

新疆地区有着丰富的红枣资源,红枣的种植和加工已成为新疆特色支柱产业之一,目前,新疆红枣产量已居全国首位。因此,进行红枣采摘机器人研究,对提高采摘效率、节约劳动力成本有特别的现实意义,而其中红枣图像的分割是研发采摘机器人的关键步骤。近年来,已有较多国内外学者从不同角度开展了图像分割研究,典型的方法有直方图阈值法<sup>[1]</sup>、特征空间聚类法<sup>[2]</sup>、区域分级方法<sup>[3]</sup>、边缘检测方法<sup>[4]</sup>、显著性图像分割方法<sup>[5]</sup>等。虽然上述方法在各自领域均有较好的应用,但仍未有一种通用方法能适合于所有类型的图像,各种新思路和新算法还在不断地出现。本研究针对复杂环境背景中的红枣图像提出了 1 种基于简单线性迭代聚类<sup>[6]</sup>(simple linear iterative clustering,SLIC)和多尺度显著性图的分割算法进行红枣图像分割的算法,先利用 SLIC 算法构建超像素,迭代后获得不同尺度图层,然后利用显著性检测方法获得不同尺度下的红枣显著度图像,最后利用 K-means 算法对显著性图像进行聚类处理,得到最终分割结果。

## 1 不同尺度的图层生成

通过 SLIC 算法可将图像分割为包含若干均质区域的超像素图像,将超像素区域按从小到大的多个尺度顺序进行合并处理可得到不同尺度的图层,可以避免因一次性选择过大的区域尺度而产生边界分割错误。通过从较小尺度开始处理超像素,再逐步增大尺度的方式,可以保留图像主体结构,舍弃部分非关键性细节,消除这些细节对关键目标的影响。主要步骤为:首先利用 SLIC 算法对图像进行超像素分割预处理,得到新图像  $I$ ;其次,判定  $I$  中各区域尺度,迭代合并生成不同

尺度图层,先得到图层  $L_1$ ,并在  $L_1$  基础上,同理获得图层  $L_2$ 。

### 1.1 SLIC 算法原理

SLIC 是 1 种基于像素色彩和色彩空间来进行超像素分割的方法<sup>[6]</sup>,其算法流程如下。

(1)初始化过程。在 CIELAB 色彩空间(CIE 1976  $L^*, a^*, b^*$  Color Space)中,依据超像素区域数目控制因子  $k$ ,将图像划分为  $k$  个正方形网格,每个网格边长  $S = \sqrt{N/K}$ ,并将每个网格中心点  $3 \times 3$  领域内的最小梯度位置初始化为聚类中心,如第  $j$  个聚类中心为:  $C_j[l_j, a_j, b_j, x_j, y_j]^T$  ( $l_j$  为像素点光亮度,  $a_j, b_j$  为像素点色度坐标,  $x_j, y_j$  为像素空间坐标);并初始化每个像素的分类标记  $l(i) = -1$ ,像素点距离  $d(i) = \infty$ 。

(2)对每个聚类中心  $C_j$  进行迭代处理。计算  $C_j$  与每个像素的距离  $D$ ,计算范围为  $C_j$  的  $2S \times 2S$  邻接区域,当  $D < d(i)$  时,令  $l(i) = j, d(i) = D$ 。直到找到最佳匹配的像素点,更新聚类中心点,并计算残留率  $E$ ,若  $E$  小于给定阈值,算法收敛,计算公式如下<sup>[6]</sup>:

$$d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2}; \quad (1)$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2}; \quad (2)$$

$$D = \sqrt{d_c^2 + \sqrt{\frac{d_s^2}{S}} m^2}。 \quad (3)$$

式中:  $d_c$  为像素点  $i$  与聚类中心点  $j$  之间的色彩距离;  $d_s$  为像素点  $i$  与聚类中心点  $j$  之间的空间距离;  $m$  用来确定分割结果与图像实际边界贴合度,  $m$  值越小,贴合程度越高。

### 1.2 区域的迭代合并处理

为减少区域的数量,必须对超像素分割所得图像的各个区域进行合并处理,主要步骤如下。

(1)定义超像素分割所得任意区域  $R_i$  的尺度。如果存在 1 个  $t \times t$  大小的正方形区域  $R_{t \times t}$ ,在满足  $R_{t \times t} \subseteq R_i$  的条件下,使得  $R_{t \times t}$  面积最大的  $t$  值作为区域  $R_{t \times t}$  的尺度值。

(2)为了选择与  $R_i$  区域相邻的区域,使用以下公式计算在 CIELUV 色彩空间[CIE 1976 ( $L^*, u^*, v^*$ ) color space]中区域  $R_i, R_j$  的色彩均值距离:

$$D_{luv}(R_i, R_j) = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (u_j - u_i)^2 + (v_j - v_i)^2}。 \quad (4)$$

收稿日期:2015-08-21

基金项目:国家自然科学基金(编号:31560541);新疆南疆农业信息化研究中心项目(编号:TSAl201403);塔里木大学校长基金平台建设项目(编号:TDZKPT201201)。

作者简介:曹洪武(1980—),男,云南开远人,硕士,讲师,主要从事图像处理、计算机视觉方面的研究。E-mail:chw0920@163.com。

通信作者:姚江河,硕士,副教授,主要从事农业信息化方面的研究。

E-mail:yao9698@163.com。

式中:  $l_i, l_j, u_i, u_j, v_i, v_j$  分别为 2 个区域的  $L, U, V$  分量均值。

(3) 进行区域迭代合并处理。通过计算与  $R_i$  距离最小且阈值大于  $t$  的相邻区域, 使用 1 个内核为  $t \times t$  的方框滤波器对图像进行滤波处理, 如果该区域能够完全包含该滤波核, 则颜色不作改变; 否则, 用滤波核范围内该区域的色彩均值来更新其中心点对应位置的色彩值, 通过迭代, 可实现图像中各区域的合并。

## 2 显著性图像的生成

生成红枣图像与背景反差尽可能大的显著性图, 有利于后续进行聚类处理, 本研究利用上述生成的不同尺度图像来获取对应的多个尺度的显著性图。显著性图像的生成受到图像中所包含像素的数量、色彩、关键区域所处位置及其大小等因素影响, 通过综合考虑区域局部对比度估计值和图像位置估计值来计算图像显著度<sup>[7]</sup>。

(1) 区域局部对比度估计。图像区域局部对比度可以通过计算待测区域  $R_i$  与其周边  $n$  个区域的颜色加权和  $C_i$  来估计,  $R_i$  与其周边区域对比度越大, 视觉上越显著, 公式如下:

$$C_i = \sum_{j=1}^n \rho(R_j) \varphi(i, j) \|c_i - c_j\|_2. \quad (5)$$

式中:  $c_i, c_j$  分别是  $R_i, R_j$  的颜色;  $\rho(R_j)$  为  $R_j$  中像素数量, 区域中拥有的像素数量越多, 对局部对比度权值的贡献将越大;  $\varphi(i, j) = e^{-D(R_i, R_j)/\sigma^2}$  表示  $R_i, R_j$  间的空间距离影响权值, 与  $R_i$  区域距离越近, 则受影响越大, 其中  $\sigma^2$  为检测区域的范围,  $D(R_i, R_j)$  为  $R_i, R_j$  中心点的欧氏距离平方。

(2) 区域位置估计。图像中心点在人类视觉中较容易引起关注, 则距离图像中心越近的区域, 视觉上越具有显著性。因此, 使用  $H_i$  来计算这类区域, 计算区域  $R_i$  中的任意像素坐标  $x_i$  与图像中心的坐标  $x_c$  间的距离影响权值,  $\lambda$  为权重调节参数,  $\rho(R_i)$  为  $R_i$  中的像素数量, 计算公式如下:

$$H_i = \frac{1}{\rho(R_i)} \sum_{x_i \in R_i} e^{-\lambda \|x_i - x_c\|^2}. \quad (6)$$

(3) 结合局部对比度和图像位置的计算结果, 可得显著度  $S_i$  的计算公式为:

$$S_i = C_i \cdot H_i. \quad (7)$$

## 3 基于 K-means 算法的显著性图像聚类处理

为了减少上述显著性图中的区域数量, 实现红枣和背景的分割, 本研究使用 K-means 算法对图像进行聚类处理。K-means 算法是一种无监督自适应的基于样本间相似性度量的间接聚类方法, 其算法主要步骤<sup>[8]</sup>如下。

(1) 在  $n$  个像素的数据集上随机选定  $k$  个初始聚类中心, 设置迭代次数为  $R$  次。

(2) 计算每个像素到各聚类中心的欧氏距离  $D(x_i, \mu_j)$ 。按最近邻原则将其划分到以  $\mu_j$  为聚类中心的子类  $C_j$  中, 得到  $k$  个子类:  $C_1, C_2, \dots, C_k$ 。

(3) 设  $d_i$  为第  $i$  个子类中所有像素到其聚类中心  $\mu_i$  的欧氏距离和, 则每个像素到其聚类中心的欧氏距离和为:

$$S = \sum_{i=1}^k d_i = \sum_{i=1}^k \sum_{x_i \in C_i} D(x_i, \mu_i).$$

其中:  $i = 1, 2, \dots, k$ 。检查迭代次数或前后 2 次迭代产生的  $S$  值, 若小于给定阈值  $\varepsilon$ , 则算法结束。否则就产生新的聚类

中心:

$$\mu'_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in C_i} x(1, 2, \dots, k).$$

其中:  $n_i$  为子类  $C_i$  中像素数, 转至步骤(2)。

## 4 算法主要步骤

综上, 本研究提出的算法主要步骤归纳如下。

(1) 不同尺度图层的生成。利用 SLIC 算法对红枣图像进行超像素分割预处理, 得到图像 I, 判定图像 I 中各区域所属尺度, 迭代合并以生成不同尺度图层。初始化区域尺度阈值为  $t$ , 逐一判断 I 中每个区域  $R_i$  的尺度, 若小于  $t$ , 则计算该区域与其相邻区域间的 CIELUV 色彩空间均值距离, 找出其中距离最小且阈值大于  $t$  的区域, 将其与  $R_i$  合并, 并更新合并后区域的尺度和颜色。对图中满足条件的所有区域进行迭代合并处理, 得到新图层  $L_1$ , 继续增大  $t$  值, 在  $L_1$  基础上重复上述操作得到图层  $L_2$ 。

(2) 显著性图像的生成。通过综合考虑区域局部对比度估计值和图像位置估计值的方法计算图像显著度, 分别得到图层  $L_1, L_2$  所对应的显著性图像  $S_1, S_2$ 。

(3) 利用 K-means 算法对多层显著性图层进行聚类处理。分别得到  $S_1, S_2$  的聚类分割图像, 实现红枣图像与背景的分割。

## 5 结果与分析

采用  $3\,000 \times 2\,250$  分辨率的红枣图像, CPU 为 Intel i5-3470 3.2 GHz, 内存 4.0 GB, 操作系统为 Windows 7, 用 Matlab 2013b 编程实现红枣图像的分割。

图 1 为原始图像, 设置 SLIC 超像素分割数量  $k = 3\,500$ 。为了突出细节, 图 2 为 SLIC 分割的局部放大结果, 截取了从左至右方向上第 3 个红枣放大图, 可见图中各超像素区域内部色彩均匀, 分割边缘与红枣图像实际边缘紧密贴合。

选取尺度  $t$  的值为 55、70, 对图 2 结果进行迭代合并处理, 分别得到 2 个不同尺度图像  $L_1, L_2$ , 如图 3、图 4 所示。分别检测其显著性, 得到对应的显著性图像  $S_1, S_2$ , 如图 5、图 6 所示。 $S_2$  中红枣图像与  $S_1$  相比, 对比度得到进一步提高, 红枣边缘与其周边区域有清晰边界, 所包含的区域数量大幅减少, 有利于后续进行区域聚类处理。



图1 原始图像

为了分割出红枣和背景, 设置 K-means 算法聚类数量  $k = 2$ , 迭代次数  $R = -1$ , 即重复迭代直至收敛, 分别得到图像  $S_1, S_2$  的聚类结果, 如图 7、图 8 所示。在图 7 中, 红枣图像分割结果边缘部分仍有少量缺失, 原因在于所缺失的区域在迭

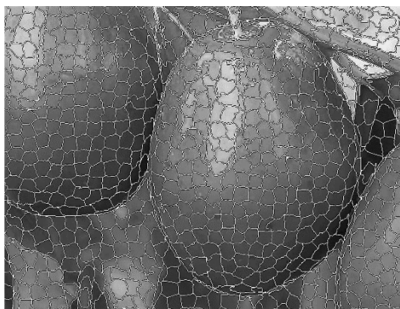


图2 SLIC 分割局部结果

图3 图层 $L_1$ 图4 图层 $L_2$ 图5 显著性图像 $S_1$ 图6 显著性图像 $S_2$ 

代过程中仍然没有被合并到红枣目标区域中;图 8 分割结果中,红枣目标已经被完整分割出来,并且边缘部分保持完整。为了验证分割效果,使用 Photoshop 14.0 软件对红枣图像进行手工分割,取得基准分割图像,如图 9 所示。对比图 8 中聚

类结果和图 9 手工分割结果,可见本研究算法比手工分割结果实际外形总体略微偏小,除红枣果实被遮挡区域、相连区域、果蒂和部分边缘细节与手工分割结果相比有误差外,红枣图像整体分割效果良好。

图7 图 $S_1$ 的聚类结果图8 图 $S_2$ 的聚类结果

图9 手工分割结果

## 6 结论

通过利用 SLIC 算法进行超像素分割,设定不同区域阈值来获得多个不同尺度的图层,能够确保分割边缘与实际边缘紧密贴合,避免分割错误,确保边缘完整性。另外,依据不同尺度的显著性图进行 K - means 聚类,能有效去除图中干扰因素,将红枣与背景有效分割,确保分割效果。试验结果表明,在选择合适的区域尺度及分层数量基础上,该方法能够很好地消除红枣上光斑影响,准确地将边缘光滑的红枣图像与背景分割开,取得较好的分割效果。在今后的工作中,如何进一步提高图像的分割精度和提高处理效率将是研究重点。

## 参考文献:

- [1] Lan J H, Zeng Y L. Multi - threshold image segmentation using maximum fuzzy entropy based on a new 2D histogram[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124 ( 18 ) : 3756 - 3760.
- [2] Jin R, Kou C, Liu R, et al. A color image segmentation method based

- on improved k - means clustering algorithm [ C ]. Chongqing, China: Proceedings of the International Conference on Information Engineering and Applications, 2013: 499 - 505.
- [3] 张长青, 葛文英与刘国英. 一种基于区域分级合并的彩色图像分割方法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48 ( 17 ) : 203 - 206.
- [4] 王江涛, 练煜, 石红岩. 结合模糊 C 均值聚类和边缘检测算法的彩色图像分割[J]. 兰州文理学院学报: 自然科学版, 2015, 29 ( 2 ) : 61 - 65.
- [5] 张辰, 杨文柱, 刘召海. 基于 HSV 综合显著性的彩色图像分割方法[J]. 计算机工程与设计, 2013, 34 ( 11 ) : 3944 - 3947.
- [6] Achanta R, Shaji A, Smith K, et al. SLIC superpixels compared to state - of - the - art superpixel methods [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34 ( 11 ) : 2274 - 2282.
- [7] Yan Q, Xu L, Shi J, et al. Hierarchical saliency detection [ C ]. Portland, Oregon: 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 1155 - 1162.
- [8] 霍迎秋, 秦仁波, 邢彩燕, 等. 基于 CUDA 的并行 K - means 聚类图像分割算法优化 [ J ]. 农业机械学报, 2014, 45 ( 11 ) : 47 - 53, 74.