

郭三华. 基于显著性检测与模糊 C 均值聚类算法的叶片病斑区域提取方法[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(22): 236–239.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2017.22.064

# 基于显著性检测与模糊 C 均值聚类算法的叶片病斑区域提取方法

郭三华

(烟台汽车工程职业学院电子工程系, 山东烟台 265500)

**摘要:**针对自然场景下获取的叶片病斑图像, 提出利用图像显著性检测与模糊 C 均值聚类方法相结合的叶片病斑区域提取方法。首先, 利用 SLIC (simple linear iterative clustering) 方法结合马尔科夫吸收链进行图像显著性检测, 获取显著图, 实现符合视觉特征的显著区域检测; 其次, 利用模糊 C 均值聚类算法对显著图进行分割, 进而获取二值化后的叶斑图像; 最后, 结合原始图像获取最终叶片病斑区域。试验结果表明, 叶片病斑区域提取比较准确, 满足病斑进一步处理和分析的要求。

**关键词:**自然场景; 叶片病斑; 显著性检测; 模糊 C 均值聚类算法; 区域提取

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2017)22-0236-03

植物叶片病斑的形状及其特征直接反映其所受病害的种类及程度, 因此叶片病斑的提取成为当前研究植物病害的热点和难点问题。随着人工智能技术、数字图像处理技术的发展, 越来越多的研究人员将数字图像处理技术、模式识别技术应用到植物叶片病斑的提取过程中。祁广云等将改进的遗传算法应用到大豆叶斑图像的提取过程中<sup>[1]</sup>。吴露露等提出利用色度学模型、边缘提取、形态学相结合的水稻叶瘟病斑的检测<sup>[2]</sup>。王建玺等提出利用中值滤波技术结合快速 C 模糊聚类进行烟叶病害识别<sup>[3]</sup>。但上述各类研究只是针对特定场景下的图像分析, 而且运算较复杂, 对于噪声敏感性比较强<sup>[4]</sup>。针对于此, 提出利用图像显著性检测与模糊 C 均值聚类算法相结合的叶片病斑提取方法。

叶片病斑可确定为整个获取图像中的显著性区域, 对于显著性区域的检测可分为 2 类计算模型<sup>[5]</sup>。一类是基于低级视觉特性的自下向上计算; 一类是基于高级视觉特性的自上而下计算。前者模型是由数据驱动, 整体处理速度较快, 后者由任务和知识驱动, 需要对大量图像数据库进行学习, 检测结果受观察目的性限制, 通用性差, 计算速度比较慢<sup>[6]</sup>。所以当前很多显著性检测多采用自下向上的计算模型。在自下向上的计算模型中, Harel 等将概率统计应用到显著性检测过程中, 提出 GBVS (Graph-Based Visual Saliency) 算法, 对图像中不同像素建立马尔科夫链, 通过其平稳分布计算图像中的显著性, 显著性检测效果显著, 但计算复杂度比较大<sup>[7]</sup>。本研究采用 SLIC (simple linear iterative clustering) 方法结合马尔科夫吸收链的图像显著性检测方法<sup>[8]</sup>, 对叶片病斑的显著性区域进行检测。对获取的显著性区域通过模糊 C 均值聚类方

法获得最终的病斑分割区域, 进而实现病斑的提取, 该方法可充分利用自然场景下获取的叶片病斑图像, 实现良好的病斑区域提取。

## 1 显著性检测

SLIC 方法结合马尔科夫吸收链的显著性检测方法主要分为 2 个步骤: (1) 提取图像的超像素及其特征; (2) 以图像中的超像素点作为节点, 连接各个节点对图像分割, 利用马尔科夫链方法检测显著区域。

Achanta 等提出的 SLIC 算法在较短时间内获得区域一致性强、边缘结合度高的超像素区域<sup>[9]</sup>。假设图像的边界作为背景, 并设置边界节点为吸收节点, 利用 SLIC 对图像进行分割, 将各超像素点作为节点, 根据马尔科夫链状态转移概率的概念, 节点间的状态从一个状态转移到另一个状态, 一般都向转移概率大的状态转移, 最后都会转移到概率为 1 的状态 (即边界节点处), 达到吸收状态不再转移<sup>[10]</sup>。利用空间距离和节点间的转移概率 2 个主要方面计算各个节点到吸收节点的转移概率。显著性特征比较明显的区域, 节点间的转移次数多、转移时间长, 在显著图中区域颜色较亮, 其他区域在显著图中的颜色较暗。

具体实现步骤如下:

(1) 首先使用 SLIC 算法对图像进行分割, 将图中各超像素点作为节点, 定义边界上的节点为吸收节点, 其余节点为临时状态节点, 并使得边界上的吸收状态节点保持不相连, 临时状态节点为相连。

(2) 计算相邻节点  $i$  和  $j$  的边  $E_{ij}$  的权重值  $\omega_{ij}$

$$\omega_{ij} = e^{-\frac{\|s_i - s_j\|}{\sigma}} \quad (1)$$

式中:  $\sigma$  是控制权重强度的常量。

(3) 定义关于权重值的相似矩阵  $A$ , 元素分别为:

$$a_{ij} = \begin{cases} \omega_{ij} & j \in N(i), 1 \leq i \leq t \\ 1 & i = j \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

收稿日期: 2016-05-24

基金项目: 山东省高校科技计划项目 (编号: J15LN64)。

作者简介: 郭三华 (1982—), 男, 山东临沂人, 硕士, 讲师, 高级工程师, 主要研究方向为图像处理、智能系统设计。E-mail: guosanhua0713@163.com。

(4) 定义 1 个转换矩阵  $P$ , 矩阵  $P$  中各个元素  $p_{ij}$  是从给定的一系列状态  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$  中, 从状态  $s_i$  到状态  $s_j$  的概率。其表达式如下:

$$M = \text{diag}(\sum a_{ij}); \quad (2)$$

$$P = M^{-1} \times A_0. \quad (3)$$

(5) 假定  $t$  个节点为临时状态, 后  $r$  个状态为吸收状态, 定义矩阵  $Q \in [0, 1]^{t \times t}$  为任意临时状态节点间的转移概率,  $R$  为从任一临时状态转移到任一吸收状态的概率, 则矩阵  $P$  的规范形式为:

$$P \rightarrow \begin{pmatrix} Q & R \\ 0 & I \end{pmatrix}. \quad (4)$$

其中  $R$  是  $r \times r$  的标准矩阵。

(6) 结合步骤 (4)、(5) 推导出矩阵  $Q$ , 在吸收链中推导出 1 个基础矩阵  $N = (I - Q)^{-1}$ , 对每个临时状态, 计算出转移到吸收状态的吸收时间:

$$y = N \times C_0. \quad (5)$$

其中  $C$  是 1 个所有元素为 1 的  $t$  维列向量。

(7) 通过标准化吸收时间向量  $y$ , 得到显著性映射  $S$ :

$$S(i) = \bar{y}(i), i = 1, 2, \dots, t_0. \quad (6)$$

通过上述步骤 (1) ~ (7), 获得  $S(i)$  值比较大的地方, 节点转移到吸收状态时转移次数多, 耗时长, 区域亮度大, 生成的显著图中区域亮度明显。

## 2 模糊 C 均值聚类算法

对获取的显著图采用模糊 C 均值聚类算法进行分割, 它具备良好的局部收敛特性, 同时也适合高维特征空间进行像素分类<sup>[11]</sup>。该算法是通过对目标函数的优化实现集合划分, 可以表示出图像中各像素属于不同类别的程度。

模糊 C 均值聚类算法用于图像分割, 是将图像中属性相一致的像素进行模糊聚类后对聚类像素进行标定, 把图像的像素点看成数据集的样本点, 像素点的灰度特征看成样本的特征, 具体实现步骤如下:

(1) 确定目标函数及初始化聚类中心。

将数据集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in R^{CN}$  分为  $C$  类,  $X$  中任一样本  $x_k$  对  $i$  类的隶属度为  $u_{ik}$ ,

分类结果用模糊隶属度矩阵  $U = \{u_{ik}\} \in R^{CN}$  表示, 模糊 C 均值聚类是通过最小化隶属度矩阵  $U$  和聚类中心矩阵  $V$  的目标函数  $J_m(U, V)$  来实现。

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m d_{ik}^2(x_k, v_i). \quad (7)$$

式中:  $u_{ik}$  是第  $k$  个像素对应第  $i$  类隶属度,  $U = \{u_{ik}\}$  为隶属度矩阵,  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$  为  $c$  个聚类中心集合,  $2 \leq c \leq n, m \in [1, \infty)$  为模糊加权指数, 控制数据划分过程的模糊程度, 通常  $m=2$  是比较理想的取值<sup>[11]</sup>。  $d_{ik}^2(x_k, v_i)$  为第  $k$  个像素到第  $i$  个聚类中心距离, 定义为:

$$d_{ik}^2(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|_A^2 = (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i). \quad (8)$$

其中  $A$  是 1 个  $P \times P$  的正定矩阵, 若其为单位矩阵, 则式 (8) 表示为欧式距离。

初始化聚类中心表示为:

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}. \quad (9)$$

(2) 计算隶属矩阵。

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left\| \frac{d_{ik}(x_k, v_i)}{d_{jk}(x_k, v_j)} \right\|^{\frac{2}{m-1}}}, k = 1, 2, \dots, n. \quad (10)$$

(3) 更新聚类中心。

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m}, i = 1, 2, \dots, c. \quad (11)$$

(4) 重复步骤 (2)、(3) 直至式 (11) 收敛。

(5) 去模糊化。

图形分割主要目标是从背景中将目标分离出来, 为便于目标识别, 采用最大隶属函数度法去模糊<sup>[12]</sup>。用  $C_k$  表示第  $k$  个样本点所属的类别, 则有:

$$C_k = \arg \{ \max (u_{ik}) \}. \quad (12)$$

经过上述步骤进行显著图分割, 适用于图像中存在不确定点和模糊点的特点, 同时模糊 C 均值聚类算法属于无监督分类, 适于自动分割领域, 对于叶片病斑的显著图区域分割特别适用。

## 3 试验分析

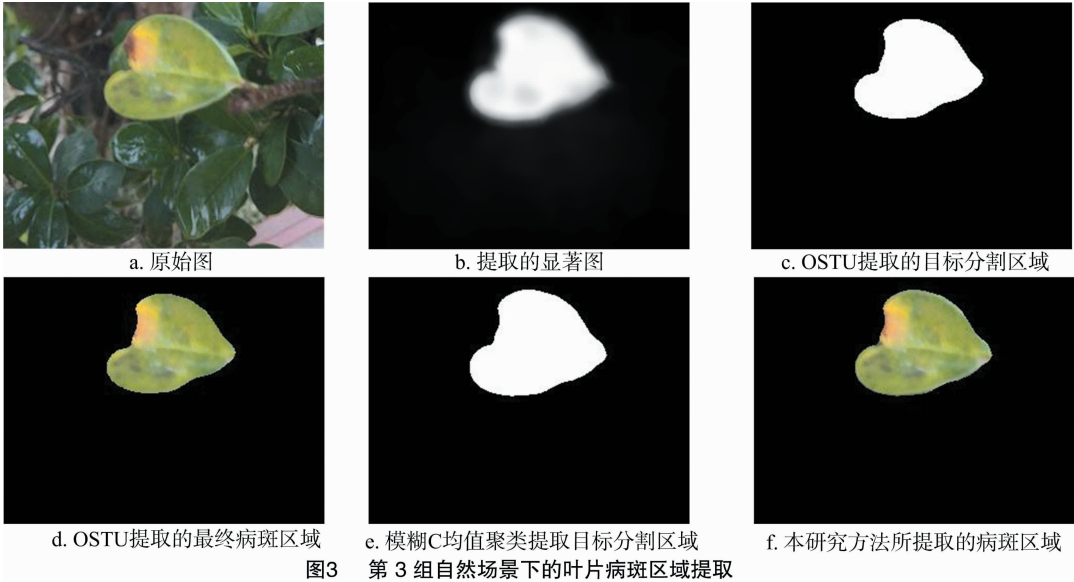
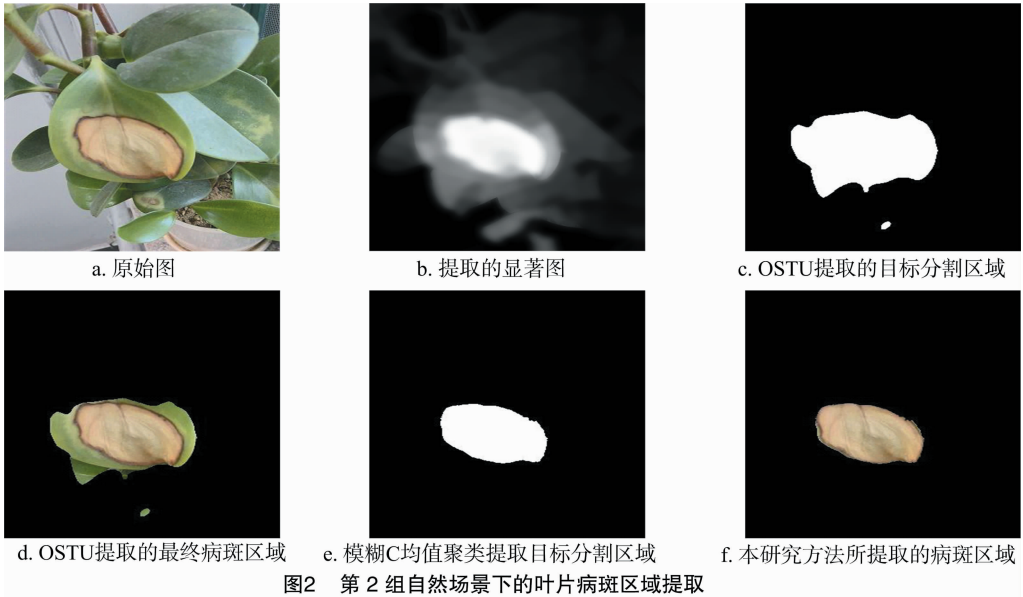
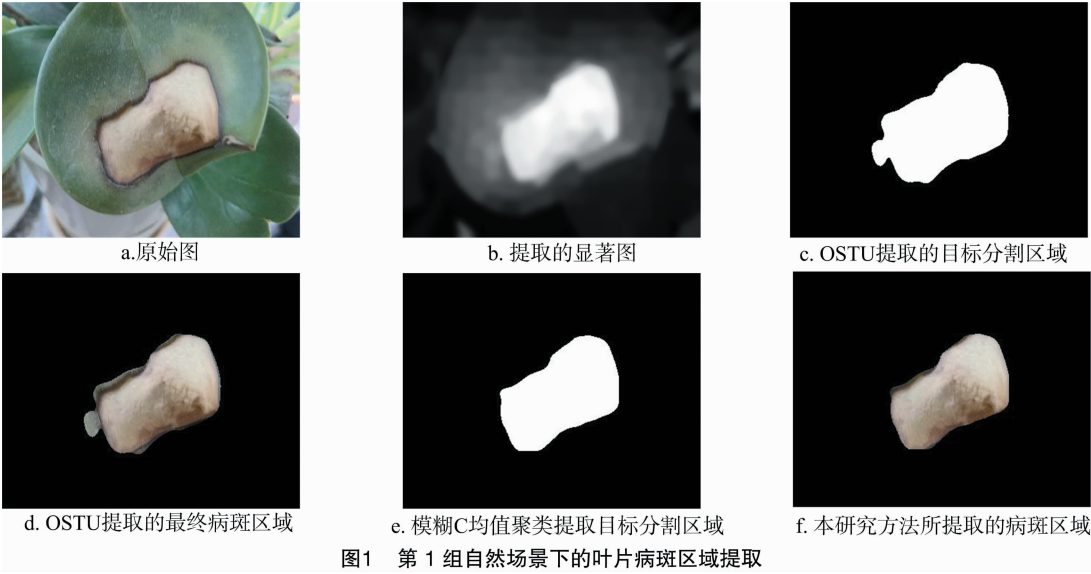
试验采用数码相机所拍摄的 3 组自然场景下的叶片病斑图像进行分析。将本研究所提取的显著图, 利用模糊 C 均值聚类算法进行分割, 并与文献 [13] 所采用的 OSTU 算法分割结果进行了比较, 其整体结果图分别如图 1、图 2、图 3 所示。试验结果表明, 该方法能够有效地实现叶片病斑区域的提取。

## 4 结论

针对自然场景下的叶片病斑图像, 结合图像显著性区域检测与模糊 C 均值聚类方法, 对叶片病斑区域进行了提取。在 SLIC 方法结合马尔科夫吸收链的图像显著性检测结果基础上, 将模糊 C 均值聚类方法应用到显著图的分割过程中, 并与传统的 OSTU 分割方法比较, 结果表明整个提取方法合理有效, 但也存在在一些边界处理不是很理想的情况, 需要进一步优化模糊 C 均值聚类算法, 使整体的运行效果和速度得到进一步优化。

## 参考文献:

- [1] 祁广云, 马晓丹, 关海鹰, 等. 采用改进遗传算法提取大豆叶片病斑图像[J]. 农业工程学报, 2009, 25(5): 142-145.
- [2] 吴露露, 郑志雄, 齐 龙, 等. 基于图像处理的田间水稻叶瘟病斑检测方法[J]. 农机化研究, 2014(9): 32-35.
- [3] 王建玺, 徐向艺. 基于图像处理和模糊识别技术的烟叶病害识别研究[J]. 现代电子技术, 2015, 38(8): 4-7.
- [4] 田 凯, 张连宽, 熊美东, 等. 基于叶片病斑特征的茄子褐纹病识别方法[J]. 农业工程学报, 2016(增刊 1): 184-189.
- [5] 张 辉. 图像显著性计算模型的研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2013: 47-48.
- [6] 陈 曦, 范 敏, 熊庆宇. 基于马尔科夫链的显著性区域检测算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(7): 171-175.
- [7] Harel J, Koch C, Perona P. Graph-based visual saliency[J]. Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems, 2007, 19: 545-552.



陈丹阳,马跃进,郝建军,等. 玉米茎秆粉碎机悬挂装置设计[J]. 江苏农业科学,2017,45(22):239-243.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2017.22.065

# 玉米茎秆粉碎机悬挂装置设计

陈丹阳,马跃进,郝建军,赵建国,李建昌,杨欣,闫 棠

(河北农业大学机电工程学院,河北保定 071000)

**摘要:**为研制茎秆粉碎机前置穗茎兼收型自走式玉米联合收获机,保证割台和茎秆粉碎机可以互不干扰的进行工作,且能在一定范围内运动以达到合适的离地高度;利用三维设计软件的建模以及分析功能,设计茎秆粉碎机的悬挂装置;通过运动仿真和应力分析,获得悬挂架受力最大位置的等效应力、位移、安全系数分布云图。结果表明,悬挂架设计合理,可以达到作业要求;最后通过样机试制验证了该设计的可行性。

**关键词:**茎秆粉碎机;运动仿真;悬挂架;应力分析;悬挂装置;有限元分析

**中图分类号:** S225.5<sup>+</sup>1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2017)22-0239-05

我国是农业大国,玉米是主要的粮食作物之一。2014 年我国玉米年产量高达 215 646 300 kg<sup>[1]</sup>。按产粮和茎秆比 1:1.2 计算,每年约产生 258 775 600 kg 玉米茎秆<sup>[2]</sup>。茎秆处理方式大多以焚烧为主,安全隐患严重,然而玉米茎秆具有多功能性,可用作燃料、饲料、肥料、生物基料、工业原料、新型能源等,与人民的生活息息相关<sup>[3-4]</sup>。

目前,大部分自走式玉米联合收获机只收获果穗,将茎秆还田,少量的玉米收获机配置有茎秆回收装置,但是大部分只完成茎秆切碎作业,后续的运输和打捆仍需要占用许多劳力和时间。因此,在现有玉米收获机的基础上研制了可以集摘穗与茎秆粉碎与打捆功能于一身的多功能玉米联合收获机。茎秆粉碎机粉碎摘穗后的秸秆同时被其输送到打捆机的入料口处,但是它如何与机架连接,如何保证它在运动范围内有合理的运动轨迹,满足收获要求,成了必须要研究的课题。使用三维设计软件对悬挂架进行设计,通过运动仿真将悬挂架在运动过程中受力最大的位置直接输出到有限元分析(简称 FEA),得到悬挂架的应力应变云图,通过修改设计参数,得到最佳结构尺寸,为进一步的优化设计提供基础。

## 1 整机

整机布置方案如图 1 所示。

茎秆粉碎机前置,避免了玉米茎秆受驱动前轮碾压而清除不净、碎茎秆含土量高等问题,实现穗、茎兼收且能做到果穗与碎茎秆分别通过输送装置进入各自收集仓,将果穗收集仓的果穗装入果穗运输车,将碎茎秆直接输送到打捆机的入料处。

悬挂装置是茎秆粉碎机的关键部件之一,它连接着茎秆粉碎机与玉米收获机的机架,是茎秆粉碎机的固定基础,并承载着输送筒、风扇、减速箱、皮带轮等附件的质量。该设计主要针对茎秆粉碎机与玉米收获机架的连接。

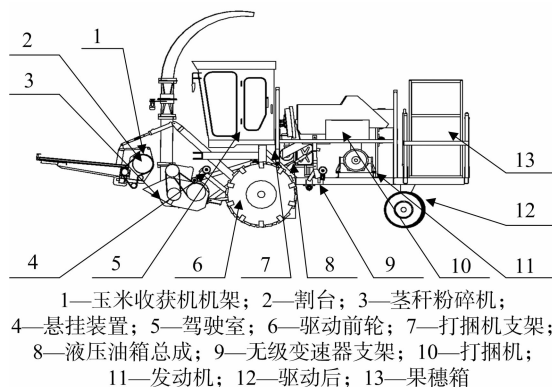


图1 整机布置情况

## 2 茎秆粉碎机及悬挂架结构和工作原理

茎秆粉碎机包括碎茎秆输送筒、粉碎机悬挂臂、粉碎机悬挂支臂等,具体见图 2。

茎秆粉碎机以前置悬挂安装连接方式安装在玉米联合收获机驱动前轮与果穗收割台之间,茎秆粉碎机下方设有顶出油缸,油缸通过悬挂架传递动力,使茎秆粉碎机能够在一定范

收稿日期:2016-06-07

基金项目:河北省现代农业装备研发中心建设项目(编号:XDZN201501);河北农业大学理工基金(编号:ZD201616)。

作者简介:陈丹阳(1990—),女,河北沧州人,硕士研究生,主要从事农业机械设计研究。E-mail:872463758@qq.com。

[8] Sun J, Lu H, Liu X. Saliency Region Detection Based on Markov Absorption Probabilities [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(5):1639-1649.

[9] 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.

[10] 李毅辉,蔡 勋,王怀晖. 基于视觉机制的图像显著性检测与提

取[J]. 系统仿真学报,2014,26(9):2180-2184.

[11] 姜 丽. 模糊 C 均值聚类的理论与应用研究[D]. 杭州:浙江工商大学,2010:32-33.

[12] 李志梅. 基于模糊聚类的图像分割算法研究[D]. 长沙:湖南大学,2008:15-17.

[13] 李晓明,沈学举,刘 恂,等. 基于 OSTU 算法的激光光板图像提取研究[J]. 激光杂志,2015,36(7):72-73.