doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.003

基于纹理差异度引导的 DRLSE 病虫害图像精准分割方法*

赵瑶池[1]　胡祝华[1]　白　勇[1]　曹凤勤[2]

(1.海南大学信息科学技术学院, 海口 570228; 2.海南大学环境与植物保护学院, 海口 570228)

摘要: 为精准分割纹理背景下的病虫害目标,提出一种基于混合高斯模型的纹理差异度表示方法和基于纹理差异度引导的 DRLSE 农作物病虫害精准分割方法。采用基于混合高斯模型的纹理差异度表示方法得到纹理差异度图像,利用 Otsu 自动阈值分割和形态学后处理得到农作物病虫害 DRLSE 演化的初始区域,将基于改进纹理差异度的边缘停止函数应用到 DRLSE 演化中。实验结果表明该方法可以获得精准的害虫和病变区域轮廓。

关键词: 病虫害　图像分割　混合高斯模型　活动轮廓模型　距离规则水平集演化　纹理差异度

中图分类号: S37; TP391.41　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2015)02-0014-06

An Accurate Segmentation Approach for Disease and Pest Based on Texture Difference Guided DRLSE

Zhao Yaochi[1]　Hu Zhuhua[1]　Bai Yong[1]　Cao Fengqin[2]

(1. *College of Information Science & Technology*, *Hainan University*, *Haikou* 570228, *China*

2. *College of Environment and Plant Protection*, *Hainan University*, *Haikou* 570228, *China*)

Abstract: In order to accurately segment diseases and insect pests on crop leaves, a Gaussian mixture model (GMM) based texture difference expression method and an accurate segmentation approach based on improved distance regularized level set evolution (DRLSE) were proposed. Considering that crop leaf generally has a certain texture feature, GMM was used to characterize the leaves texture feature, and improved DRLSE which took full advantage of texture difference information between objects and background, was employed to get the accurate contour of diseases and insect pests. Firstly, the texture feature of leaf sampling area was modeled by using GMM. Secondly, the texture difference between the pixels in the diseases and insect pests' area and the sampling area was calculated, and the texture difference image was obtained at the same time. Thirdly, the initial contour for DRLSE was obtained by Otsu and morphologic post processing. Finally, the contour of diseases and insect pests was evolved accurately with texture difference guided DRLSE. The experimental results show that the diseases and pest contour can be obtained accurately with the introduced method and also can provide the basis for the subsequent identification and prevention of crop diseases and pests.

Key words: Diseases and insect pests　Image segmentation　Gaussian mixture model　Active contour model　Distance regularization level set evolution　Texture difference

引言

国内外学者基于计算机视觉技术针对农作物病虫害分割的研究有很多[1],常规方法可以分为基于阈值[2]、数学形态学[2-3]、边缘检测[4]、区域生长[5]、聚类[6]的分割。这些研究方法多是在特定的

收稿日期: 2014-10-06　修回日期: 2014-12-05

*国家自然科学基金资助项目(61261024、61363071)、海南省自然科学基金资助项目(614221)、海南省教育厅基金资助项目(Hjkj2013-14、HNKY2014-18)和海南大学青年基金资助项目(qnjj1245、qnjj1186)

作者简介: 赵瑶池,讲师,主要从事计算机视觉与模式识别研究, E-mail: yaochizi@163.com

通讯作者: 胡祝华,讲师,博士生,主要从事图像处理、模式识别和智能嵌入式系统研究,E-mail: eagler_hu@163.com

场合下对特定的病害或者害虫取得了一定的分割效果，但是没有对农作物病虫害分割提供一个常规、通用的方法，而且存在目标轮廓可能断裂、不连续，目标轮廓与实际轮廓在位置上可能存在偏差的情况，在分割精度上无法达到对病虫害精准分割的要求，从而会影响到后续病虫害的识别和防治。

活动轮廓模型（Active contour model，ACM）是一种自上而下的图像处理方法，能得到连续的目标轮廓，并且提供了融入先验知识的开放框架，常常被用于精准的目标分割、跟踪。由于水平集方法具有拓扑自适应性，ACM 能量泛函中的曲线往往采用水平集函数（Level set function，LSF）来表示，即水平集活动轮廓模型（Level set active contour，LSAC）。近年来，有研究者将 LSAC 应用到农作物图像中的目标分割中[7-12]。LSAC 在病虫害的精准分割上取得了一定的效果，但是还存在一些问题：① 水平集函数在演化过程中需要经常重新初始化，将会加大运算开销，导致演化的畸变。② LSAC 是一种求局部极值的方法，对目标轮廓初始位置敏感。③ LSAC 中的边缘停止函数是基于梯度的，在具有较强纹理特征的背景中，LSAC 将收敛于纹理边缘处，从而导致分割失败。

考虑到水平集函数重新初始化带来的运算开销和数值解稳定性的问题，本文将 LSAC 的优化模型——距离规则水平集演化模型（Distance regularized level set evolution，DRLSE）引入到农作物病虫害分割中。考虑到农作物叶片、土壤以及树干等病虫害背景普遍具有较强的纹理特征，提出一种基于 GMM（Gaussian mixture model）的纹理差异度表示方法，在该纹理差异度的基础上，对 DRLSE 的初始轮廓和演化分别进行改进：针对 LSAC 对初始轮廓位置敏感的问题，提出基于 GMM 的改进纹理差异度和形态学变换的初始轮廓获取方法；采用纹理差异度引导 DRLSE 的演化。

1　DRLSE 模型

1988 年 Kass 等[13] 提出的活动轮廓模型（ACM），将图像的上层知识和底层特征这一矛盾很好地统一起来，一经提出就成为计算机视觉领域研究的热点。ACM 中最具代表性的是 Caselles 等提出的测地线活动轮廓模型（Geodesic active contour，GAC）[14-16]，可以表示为

$$\min\{E(C)=\int_0^{L(C)} g(|\nabla I[C(s)]|)\,\mathrm{d}s\} \quad (1)$$

其中　　$g=\dfrac{1}{1+|\nabla G*I|^2}$

式中　g——图像的演化停止函数，取关于曲线梯度大小 $|\nabla I|$ 的反函数

I——待分割的图像

G——标准方差的高斯核

C——曲线　　$L(C)$——曲线弧长

E 取极小值时曲线由局部最强边缘组成。

为了解决轮廓拓扑结构自适应的问题，式（1）中曲线函数 C 常常嵌入到高维的水平集函数 ϕ 中，通过 ϕ 的演化来获得曲线 C 的演化，即 LSAC，可以表示为

$$\min\{E(\phi)=\iint_\Omega g(x,y)\delta(\phi)|\nabla\phi|\,\mathrm{d}x\mathrm{d}y\} \quad (2)$$

式（2）中的 ϕ 在演化过程中会逐渐偏离距离函数 $|\nabla\phi|=1$ 的属性，传统的解决方案是定期给 ϕ 重新初始化为距离函数。Li 等提出了在能量泛函中加入距离约束项，即 DRLSE 模型[17-18]，在该模型中，LSF 在演化过程中保持 $|\nabla\phi|=1$ 的属性，可以完全避免 LSF 在演化过程中的重新初始化问题。DRLSE 模型可表示为

$$\min\{\varepsilon(\phi)=\mu R_p(\phi)+\lambda\int_\Omega g\delta(\phi)|\nabla\phi|\,\mathrm{d}X+\alpha\int_\Omega gH(-\phi)\,\mathrm{d}X\} \quad (3)$$

式中第 1 项 $R_p(\phi)$ 为距离规则约束项，第 2 项为长度项，第 3 项为面积项，在曲线演化中表现为膨胀力或收缩力，μ、λ、α 分别为各能量项的系数。

2　本文算法

2.1　算法简介

对于纹理背景下的图像分割可以采用基于模型的方法来实现，思路为：用某一个统计模型来表示样本区域的纹理模型，然后利用待分割区域像素点或像素块与样本区域的纹理差异度来分割图像。另外，在农作物病虫害分割应用中，由于背景的复杂性、易变性，很难真正达到自动分割的目的，交互式的图像分割现已成为农作物图像分割研究的一个热点。本文采用 GMM 来表征病虫害背景纹理的统计特征，并提出了一种基于 GMM 纹理差异度引导的 DRLSE 图像分割方法，只需要辅以简单的用户交互，即可实现对农作物病虫害的精准分割。

算法的思路为：用户在农作物纹理背景中设定一块区域作为样本区域，计算出样本区域 R、B、G 各个分量的 GMM 参数和该样本区域所有点服从 GMM 的概率密度均值。然后用户在病虫害区域初步确定一块矩形区域作为感兴趣区域（Region of interesting，ROI），计算 ROI 区域内每一个像素的概率密度和与样本概率密度均值的差值，从而可得到

与样本区域的纹理差异度图像,对纹理差异度图像分割可以得到粗略的病虫害二值图像,再对病虫害二值图像进行形态学后处理,得到 DRLSE 演化的初始轮廓。利用得到的纹理差异度作为 DRLSE 演化的外力函数,指导轮廓的演化。算法具体流程图如图 1 所示。

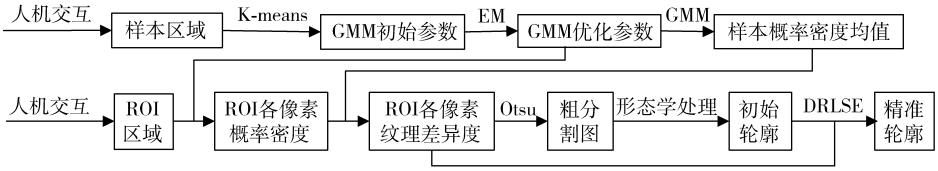

图 1 算法流程

Fig. 1 Algorithm flow

2.2 基于 GMM 的改进纹理差异度

针对纹理差异度的表示问题,肖春霞等[11]提出了一种像素点与样本区域纹理差异度的表示方法:令样本区域 GMM 为 G,p_{sample}为样本区域像素点服从 G 的概率密度均值,ROI 区域某像素点 i 服从 G 的概率密度为 p_i,则该点与样本的纹理差异度为

$$p_dif_i = |p_i - p_{\text{sample}}| \tag{4}$$

式(4)中纹理差异度存在局限性:病虫害区域像素点的 p_i 往往很小,纹理差异度往往集中在 p_{sample}附近很小的一个范围内,而农作物叶片等背景区域的纹理差异度则在整个的纹理差异度范围中占有很大的区间,该种类型表示的纹理差异度,视觉效果差,而且不利于后续的进一步处理。本文将概率密度变换到对数空间进行计算,改进的纹理差异度为

$$p_\lg_dif_i = |\lg p_i - \lg p_{\text{sample}}| \tag{5}$$

式(5)的变换效果见图 2,对于背景区域的像素点,p_i 值较大,式(5)则将 p_i 变换成一个相对较小值,而对于病虫害区域的像素点,p_i 值较小,式(5)则将 p_i 变换成一个相对较大值,总之,式(5)变换的效果是抑制纹理相似值,放大纹理差异值。

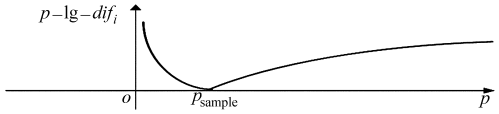

图 2 概率密度的对数变换

Fig. 2 Logarithmic transformation of probability density

图 3 为大斑病、稻绿蝽、亚洲玉米螟分别与背景作物的纹理差异度对比效果图。由图 3 可知,改进后的纹理差异度图中病虫害目标更加突出。

2.3 基于纹理差异度和形态学运算的 DRLSE 初始轮廓

DRLSE 作为 LSAC 的一种优化方法,仍然是一种求局部极值的方法,对目标轮廓初始位置敏感,所以初始轮廓的位置对 DRLSE 演化效果具有重要影响。传统的初始位置获取方法为:利用其他图像分割方法得到粗略目标,然后统计得到一个包含目标的矩形区域或者椭圆区域作为 DRLSE 的初始轮廓[19],但此时的初始轮廓部分位置离目标较远,影响到分割的精度和速度。文献[20]提出融入先验知识的初始轮廓,并应用到视频对象的 DRLSE 分割中,取得了较好的效果。本文考虑将纹理差异度作为先验知识,具体思路为:通过简单用户交互获得 ROI,利用前面所述的纹理差异度表示方法得到纹理差异度图,再采用 Otsu 自动阈值分割和形态学膨

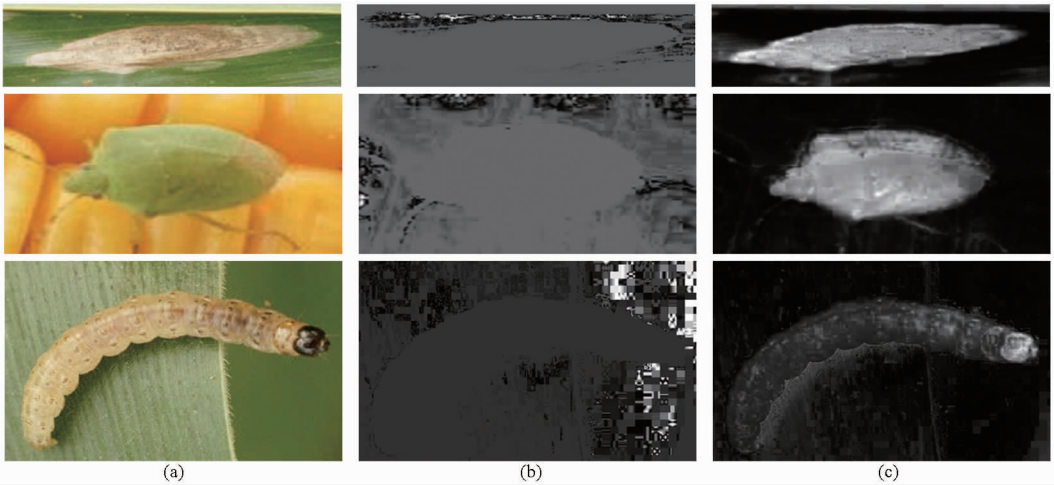

图 3 ROI 纹理差异度图对比

Fig. 3 Comparison effects of ROI texture difference image

(a) 农作物病虫害图 ROI (b) 文献[11]的纹理差异度图 (c) 本文改进的纹理差异度图

胀运算自动得到封闭的初始轮廓。初始轮廓获取效果如图 4 所示。

图 4a 为待分割的农作物病虫害图像，分别为灯蛾幼虫、菜青虫和弯孢菌叶斑病，图 4b 中笔刷覆盖处为样本区域，图 4c 为用户确定的 ROI 区域，图 4d 为本文基于纹理差异度先验知识的初始轮廓，图中存在少量的干扰轮廓，将会在后续的 DRLSE 演化中自动消除。

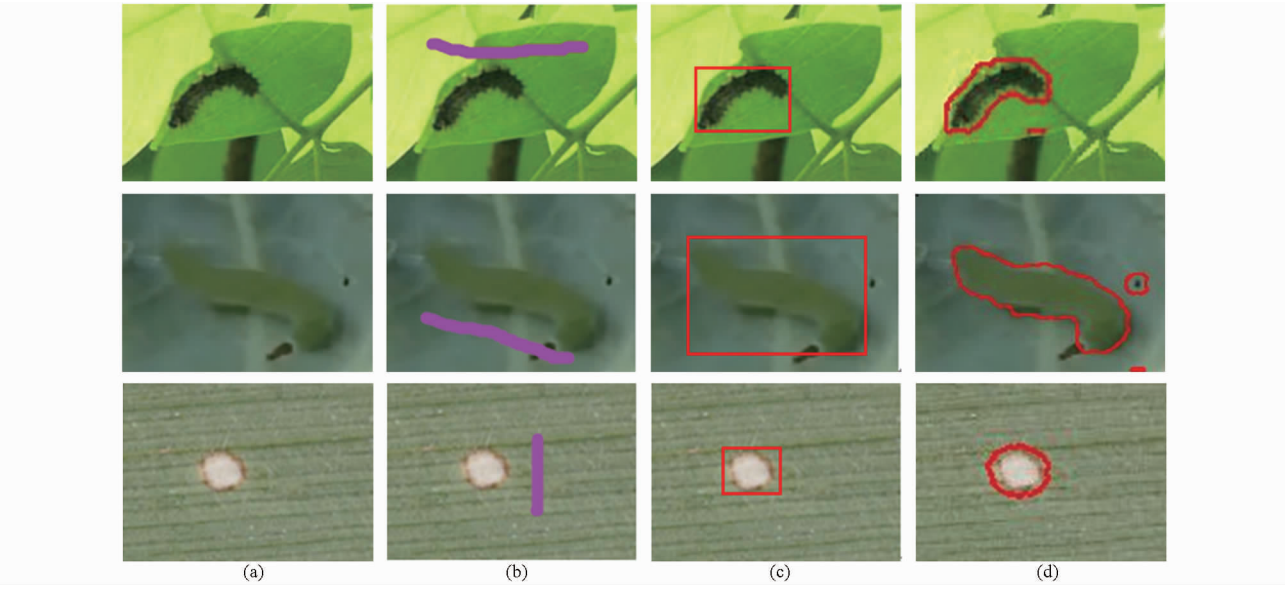

图 4　初始轮廓获取

Fig. 4　Initial contour obtaining

（a）原始图像　（b）样本区域　（c）ROI 区域　（d）初始轮廓

2.4　纹理差异度引导的 DRLSE 模型

由式(5)可知，在传统的 DRLSE 中，g 为图像梯度的反函数，而对于病虫害图像来说，背景往往具有纹理特征，以图像梯度引导的 DRLSE 将会收敛于背景的强边缘处，造成分割失败。本文提出基于 GMM 的改进纹理差异度引导的 DRLSE 模型，其中演化停止函数 g 为

$$g = \frac{1}{1 + p_\lg_dif^2} \tag{6}$$

由式(6)所示的改进纹理差异度引导的 DRLSE 能量泛函为

$$\begin{aligned} E(\phi) = &\mu \int_{\Omega} p(|\nabla \phi|)\,\mathrm{d}X + \\ &\lambda \int_{\Omega} \frac{1}{1 + p_\lg_dif^2} H(-\phi)\,\mathrm{d}X + \\ &\alpha \int_{\Omega} \frac{1}{1 + p_\lg_dif^2} \delta(\phi)\,|\nabla \phi|\,\mathrm{d}X \end{aligned} \tag{7}$$

从动力学的角度分析，在与叶片、树干和土壤等背景具有相同纹理特征的像素点处 DRLSE 具有较大的演化力，而在病虫害区域演化力较小，从而促使演化尽快收敛到目标边缘。

3　实验结果

算法的硬件环境为：Inter(R), Core(TM) i5 - 2500 CPU @3.30 GHz, 3.24 GB 内存；软件实验环境为：Window 7 操作系统，Matlab 8.1。

图 5 是以图 4d 作为初始轮廓的不同外力引导的 DRLSE 演化效果对比，图 5a 为文献[18]中梯度引导的 DRLSE 演化效果，由图可知，轮廓部分受叶片边缘、叶片上杂质边缘、叶片纹理边缘的影响。图 5b 为文献[11]中纹理差异度引导的 DRLSE 演化效果，图 5c 为本文提出的改进纹理差异度引导的 DRLSE 演化效果，跟图 5b 相比，图 5c 中的曲线较为光滑，并且轮廓位置相对精准。

表 1 为不同图像函数引导的 DRLSE 演化时间对比(其演化效果如图 5 所示)，由表可知，初始轮廓获取的时间相对于演化时间来说很小，而且本文提出的改进纹理差异度引导的 DRLSE 演化时间与文献[18]提出的梯度引导 DRLSE 演化时间、文献[11]提出的纹理差异度引导 DRLSE 演化时间基本持平，所以本文改进算法在提高病虫害分割精度的情况下基本不会加大算法的时间开销。

图 6 为本文算法针对多病虫害目标的分割效果图，其中的病虫害分别为灯蛾幼虫、稻绿蝽、弯孢菌叶病。

4　结束语

利用基于 GMM 纹理差异度的改进 DRLSE 模型对农作物病虫害图像进行精准分割。首先，提出

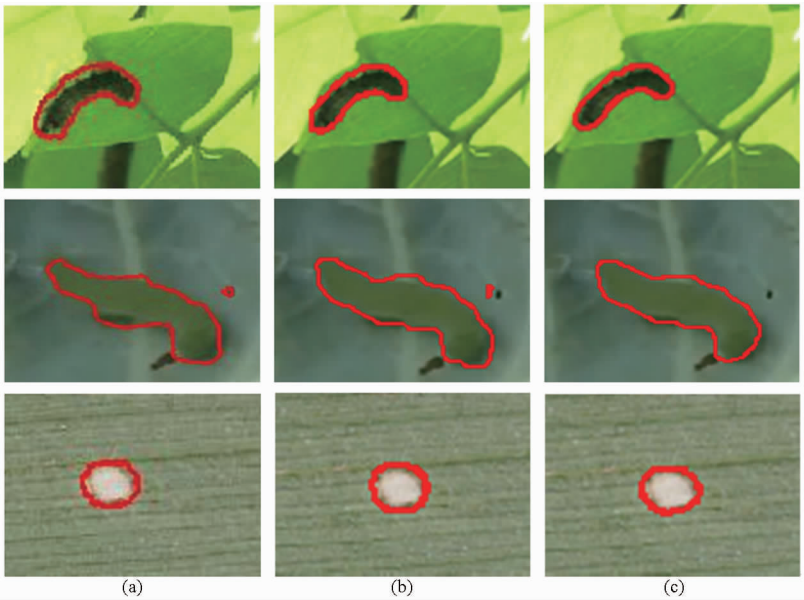

图 5 不同 DRLSE 模型演化效果对比

Fig. 5 Comparison of evolution effects between different DRLSE models

(a) 梯度引导 DRLSE 演化 (b) 纹理差异度引导 DRLSE 演化 (c) 改进纹理差异度引导 DRLSE 演化

表 1 不同 DRLSE 模型演化时间对比

Tab. 1 Comparison of evolution time between different DRLSE models

病虫害	ROI 高和宽/像素数	初始轮廓获取时间/s	DRLSE 演化次数	梯度引导 DRLSE 演化时间/s	纹理差异度引导 DRLSE 演化时间/s	改进纹理差异度引导 DRLSE 演化时间/s
灯蛾幼虫	74×97	0.155	50	2.038	2.141	2.219
菜青虫	173×190	0.339	30	3.842	3.509	3.672
弯孢菌叶病	64×61	0.176	20	1.125	1.102	1.135

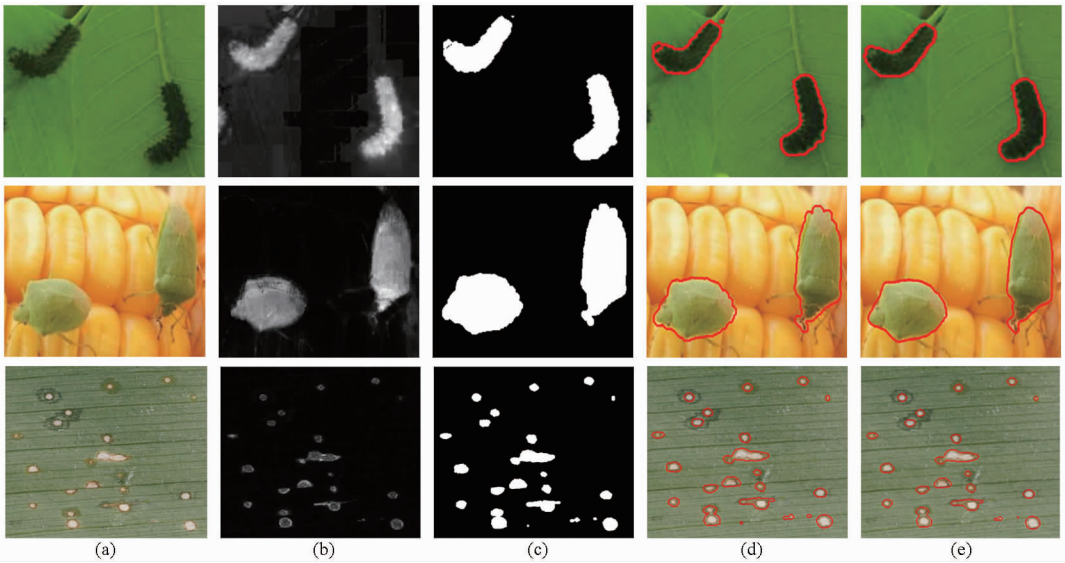

图 6 本文算法针对多病虫害的分割效果

Fig. 6 Segmentation effects for multiple diseases and insect pests with the proposed algorithm

(a) 实验原图 (b) 纹理差异度图 (c) Otsu 分割及形态学后处理 (d) DRLSE 初始轮廓 (e) DRLSE 演化轮廓

了一种基于 GMM 的改进纹理差异度表示方法,利用该纹理差异度,结合 Otsu 阈值分割、形态学运算得到 DRLSE 方法的相对精确的初始轮廓;然后利用纹理差异度信息指导 DRLSE 农作物病虫害轮廓的精准演化。提出的基于 GMM 的纹理差异度能较好地将具有不同纹理的对象区分开来,而纹理差异度引导的改进 DRLSE 方法可以得到害虫、病变区域的精准轮廓,具有较高的分割效率。

参 考 文 献

1 汪京京,张武, 刘连忠, 等. 农作物病虫害图像识别技术的研究综述[J]. 计算机工程与科学,2014, 36(7): 1363 – 1370.
Wang Jingjing, Zhang Wu, Liu Lianzhong, et al. Summary of crop diseases and pests image recognition technology [J]. Computer Engineering & Science, 2014, 36(7): 1363 – 1370. (in Chinese)

2 郝中华, 倪远平. 昆虫图像分割方法的研究及应用[J]. 云南大学学报:自然科学版,2009, 31(增刊 2): 67 – 72.
Hao Zhonghua, Ni Yuanping. The study and application for insect image segmentation[J]. Journal of Yunnan University: Natural Sciences, 2009, 31(Supp. 2): 67 – 72. (in Chinese)

3 温芝元, 曹乐平. 基于为害状色相多重分形的柑橘病虫害图像识别[J]. 农业机械学报,2014,45(3):262 – 267.
Wen Zhiyuan, Cao Leping. Damage pattern recognition of citrus reticulate blanco based on multi-fractal analysis of image hue[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(3):262 – 267. (in Chinese)

4 Baum T, Navarro-Quezada A, Knogge W, et al. Hyph area-automated analysis of spatiotemporal fungal patterns[J]. Journal of Plant Physiology, 2011,168(1):72 – 78.

5 张水发, 王开义, 刘忠强, 等. 基于离散余弦变换和区域生长的白粉虱图像分割算法[J]. 农业工程学报,2013, 29(17): 121 – 128.
Zhang Shuifa, Wang Kaiyi, Liu Zhongqiang, et al. Algorithm for segmentation of whitefly images based on DCT and region growing [J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(17): 121 – 128. (in Chinese)

6 周龙, 牟怿, 尤新革. 模拟退火算法在粮虫图像分割中的应用[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版,2010, 38(5): 72 – 74.
Zhou Long, Mou Yi, You Xinge. Application of simulated annealing algorithm in image segmentation of pests in stored grain[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2010, 38(5): 72 – 74. (in Chinese)

7 耿楠,于伟,宁纪锋. 基于水平集和先验信息的农业图像分割方法[J]. 农业机械学报,2011,42(9):167 – 172.
Geng Nan, Yu Wei, Ning Jifeng. Segmentation of agricultural images using level set and prior information[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2011,42(9):167 – 172. (in Chinese)

8 袁媛,李淼,梁青,等. 基于水平集的作物病叶图像分割方法[J]. 农业工程学报,2011,27(2):208 – 212.
Yuan Yuan, Li Miao, Liang Qing, et al. Segmentation method for crop disease leaf images with complex background [J]. Transactions of the CSAE, 2011,27(2):208 – 212. (in Chinese)

9 胡秋霞,田杰,何东健,等. 基于改进型 C – V 模型的植物病斑图像分割[J]. 农业机械学报,2012,43(5):157 – 161.
Hu Qiuxia,Tian Jie,He Dongjian, et al. Segmentation of plant lesion image using improved C – V model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012,43(5):157 – 161. (in Chinese)

10 许文宁,梅树立,王鹏新,等. 改进 CV 模型在高分辨率遥感影像分割中的应用[J]. 农业机械学报,2011,42(3):180 – 183.
Xu Wenning, Mei Shuli, Wang Pengxin, et al. Improved Chan-Vese model and its application on high resolution remote sensing image segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011,42(3):180 – 183. (in Chinese)

11 肖春霞,初雨,张青. 高斯混合函数区域匹配引导的 Level-Set 纹理图像分割[J]. 计算机学报, 2010,33(7): 1295 – 1304.
Xiao Chunxia, Chu Yu, Zhang Qing. Texture image segmentation using level set function evolved by Gaussian mixture model[J]. Chinese Journal of Computers, 2010,33(7): 1295 – 1304. (in Chinese)

12 田杰,胡秋霞,马孝义. 基于高斯分布改进 C-V 模型的植物病斑彩色图像分割[J]. 农业工程学报,2013,29(16):166 – 173.
Tian Jie, Hu Qiuxia, Ma Xiaoyi. Color image segmentation of plant lesion using improved C-V model based on Gaussian distribution[J]. Transactions of the CSAE, 2013,29(16):166 – 173. (in Chinese)

13 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models [C]// Proceedings First International Conference on Computer Vision. London: IEEE, 1987: 259 – 268.

14 陈波, 赖剑煌. 用于图像分割的活动轮廓模型综述[J]. 中国图象图形学报,2007, 12(1):11 – 20.
Chen Bo, Lai Jianhuang. Active contour models on image segmentation: a survey [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(1):11 – 20. (in Chinese)

15 Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61 – 79.

16 Paragios N, Deriche R. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(3): 266 – 280.

17 Li Chunming, Xu Chenyang, Gui Changfeng, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation[C]// 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2005, 2005: 430 – 436.

18 Li Chunming, Xu Chenyang, Gui Changfeng, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(12):3243 – 3254.

19 李静,王军政,梁少敏,等. 基于改进水平集的多运动目标检测方法[J]. 北京理工大学学报,2011, 31(5): 557 – 561.
Li Jing, Wang Junzheng, Liang Shaomin, et al. Method of detecting multiple moving object based on improved level set [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2011, 31(5): 557 – 561. (in Chinese)

20 胡祝华,赵瑶池,程杰仁,等. 基于改进 DRLSE 的运动目标分割方法[J]. 浙江大学学报:工学版,2014,48(8):1488 – 1495.
Hu Zhuhua,Zhao Yaochi,Cheng Jieren, et al. Moving object segmentation method based on improved DRLSE[J]. Journal of Zhejiang University:Engineering Science,2014,48(8):1488 – 1495. (in Chinese)