

自动监测装置用温室粉虱和蓟马成虫图像分割识别算法

杨信廷^{1,2}, 刘蒙蒙^{1,2}, 许建平³, 赵丽², 魏书军⁴, 李文勇²,
陈梅香², 陈明¹, 李明²

(1. 上海海洋大学信息学院, 上海 201306; 2. 北京农业信息技术研究中心/国家农业信息化工程技术研究中心/农产品质量安全追溯技术及应用国家工程实验室/农业部农业信息技术重点实验室, 北京 100097; 3. 北京市丰台区植保植检站, 北京 100097; 4. 北京市农林科学院植物保护环境保护研究所, 北京 100097)

摘要: 为了监测温室黄瓜作物虫害种类、数量变化情况以预测虫害发展趋势, 该文以粉虱和蓟马为例, 提出了一种基于 Prewitt、Canny 边缘检测算子分割和 SVM (support vector machine) 的温室粉虱和蓟马诱虫板的图像识别算法。该方法利用 HSI (Hue-Saturation-Intensity) 颜色空间的 I 分量与 $L^*a^*b^*$ 颜色空间的 b 分量二值图像中害虫目标与背景的高对比性, 再分别相应地利用 Prewitt 算子和 Canny 算子进行单头害虫边缘分割, 再经过形态学处理, 最后融合这两幅二值图像完成单头害虫区域的提取。然后提取害虫的 5 个形态特征 (面积、相对面积、周长、复杂度、占空比) 及 9 个颜色特征 (Hue-Saturation-Value 颜色空间、HSI 颜色空间、 $L^*a^*b^*$ 颜色空间各分量的一阶矩), 并对这 14 个特征参数进行归一化处理, 将特征值作为 SVM 的输入向量, 进行温室粉虱和蓟马的诱虫板图像识别。通过分析比较不同向量组合的 BP (back propagation) 与 SVM 的害虫识别率、4 种不同 SVM 核函数的害虫识别率, 发现颜色特征向量是粉虱和蓟马识别的主成分, 且 SVM 的识别效果优于 BP 神经网络、线性核函数的 SVM 分类性能最好且稳定。结果表明: 平均识别准确率达到 93.5%, 粉虱和蓟马成虫的识别率分别是 96.0% 和 91.0%, 能够实现温室害虫的诱虫板图像识别。该研究可以为虫害的监测与预警提供支持, 为及时采取正确的防治措施提供重要的理论依据。

关键词: 图像处理; 图像分割; 算法; 边缘检测; 支持向量机; 颜色空间; 虫害监测

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2018.01.022

中图分类号: TP391.4; S126

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2018)-01-0164-07

杨信廷, 刘蒙蒙, 许建平, 赵丽, 魏书军, 李文勇, 陈梅香, 陈明, 李明. 自动监测装置用温室粉虱和蓟马成虫图像分割识别算法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(1): 164 - 170. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2018.01.022
<http://www.tcsae.org>

Yang Xinting, Liu Mengmeng, Xu Jianping, Zhao Li, Wei Shujun, Li Wenyong, Chen Meixiang, Chen Ming, Li Ming. Image segmentation and recognition algorithm of greenhouse whitefly and thrip adults for automatic monitoring device [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(1): 164 - 170. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2018.01.022 <http://www.tcsae.org>

0 引言

温室内适温、高湿的小气候和周年生产为害虫越冬和繁殖提供了适宜的场所, 导致粉虱和蓟马等害虫发生多、蔓延快、危害重, 严重影响黄瓜作物的产量和质量安全。通常采用田间调查和虫情预测相结合的方法进行施药决策和害虫综合治理 (integrated pest management, IPM)^[1]。由于温室内害虫具有虫体小、迁移性、掩蔽性 (比如枝叶遮挡、习惯依附于叶片背面) 等特点, 目前常用的人工感官在现场检查害虫, 借助放大镜、显微镜

等工具或直接肉眼判别害虫的种类, 并统计数量的监测方法, 工作量大, 效率低且准确性受主观影响大。因此, 害虫自动识别计数对于提升害虫的监测效率至关重要^[2-6]。

近年来, 由于计算机硬件和成像设备的提升, 基于图像处理技术的害虫自动识别被广泛研究。农业害虫也受到特别关注, 特别是温室害虫, 例如粉虱、蓟马、蚜虫的图像识别已有相关报道。Martin and Thonnat^[7]为了从叶片背景上分割粉虱, 提出一种基于自适应学习技术的调整最优参数的图像认知视觉方法。Solissánchez 等^[8]利用目标的几何形态特征 (偏心率、面积等) 从诱虫板上分割识别粉虱。Xia 等^[9]建立了一种检测复杂背景下的粉虱多重分形维数, 对于田间叶片的光照变化和光反射是稳健的。邱白晶等^[10]采用 G (green) 分量阈值将蚜虫区域和非蚜虫区域分离开, 对图像进行距离变换和分水岭分割解决蚜虫的粘连重叠问题, 实现了黄瓜蚜虫的识别与计数。Ebrahimi 等^[11]利用目标大直径与小直径的比值作为区域特征参数, 以色相、饱和度和亮度作为颜色特

收稿日期: 2017-08-23 修订日期: 2017-11-06

基金项目: 北京市自然科学基金青年项目 (6164034); 国家自然科学基金青年科学基金项目 (31401683); 欧盟 FP7 项目 (PIRSES-GA-2013-612659); 农业物联网区域试验工程天津试验区项目“设施蔬菜病虫害智能化监测预警系统建设”; 山东省重点研发计划项目 (2017CXGC0216)

作者简介: 杨信廷, 博士, 研究员, 主要从事农产品质量安全关键技术研究。中国农业工程学会会员 (E041200352S)

通信作者: 李明, 博士, 副研究员, 主要从事植保信息化研究。

Email: lim@nrcita.org.cn

征参数,设计了识别草莓蓟马的支持向量机(support vector machine, SVM)结构,平均识别错误率少于 2.25%。王志彬等^[12]利用 K-means 聚类对粉虱图像进行分割,使粉虱从背景图像中分离,然后利用基于最小二乘法的椭圆拟合方法对粉虱实现计数。Sun 等^[13]提出了一个新颖的粉虱和蓟马计数算法,将诱捕的害虫作为噪声而二维傅里叶变换作为噪声收集器实现计数。

上述方法中,首先对害虫目标从背景图像中分割出来,然后再进行害虫的计数与识别^[14-16]。但是还存在以下问题亟待解决:1)田间实际拍照如何提取小目标害虫区域,目前图像分割时较早多采用确定阈值,近年来的研究在图像简单预处理的基础上与其他方法(比如 K-means)相结合进行分割,这使得害虫图像分割算法对拍照环境要求较敏感或者对算法的初始参数设置有一定的要求;2)大多数算法主要是针对一种害虫,生产上诱虫板通常会诱集 2 种以上的害虫,例如在本试验中主要有蓟马和粉虱 2 种害虫,分类识别和计数是精准防治的必然要求。因此,如何提高识别的鲁棒性和准确性,是基于机器视觉的图像识别的一个重要研究方向。

本文面向温室害虫自动监测装置研发需求,针对粉虱与蓟马害虫特点,基于边缘分割对目标图像分割,在提取这两者形态特征的基础上,继续提取目标的颜色特征空间参数作为 SVM 的输入向量,设计基于边缘分割和 SVM 的温室黄瓜害虫粉虱和蓟马的图像识别算法,并采用实际田间调查数据进行验证。

1 材料与方法

1.1 温室粉虱和蓟马

温室粉虱和蓟马成虫主要识别特征^[17-18]如表 1 所示,整体上温室中粉虱和蓟马虫体较小、体长差异不显著,主要在颜色上存在差异,对黄色有趋性。

表 1 温室粉虱和蓟马成虫主要识别特征

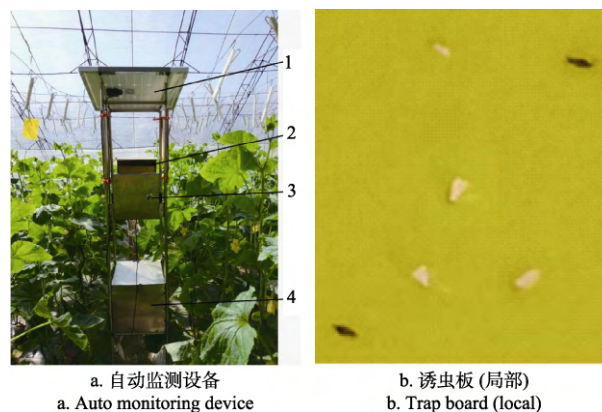
Table 1 Main feature of adult whitefly and thrip in greenhouse

主要特征 Main Feature	粉虱 Whitefly	蓟马 Thrip
颜色	体淡黄色,翅面有白色蜡粉,外观呈白色	体黄色,复眼稍突出,外观褐色
形态	停息时双翅合成屋脊状,长 0.85~0.91 mm,翅端半圆形	头近方形,长 1.0~1.1 mm,腹扁长,体狭长

1.2 自动监测装置与图像采集

在温室环境下,采集了北京市小汤山国家精准农业研究示范基地中日光温室中诱虫板图像,上面主要为蓟马和粉虱,也存在较少的其它害虫(如体型较大的苍蝇,可通过图像阈值处理去除干扰)。本文采用本课题组自主设计的田间害虫自动监测设备来获取害虫图像,设备自上而下分别是太阳能板、诱虫板与安卓手机拍照盒、20 000 mAh 的蓄电池箱,并开发了基于手机的害虫监测

软件实现定时(单位为分钟)拍照、通过移动网络上传照片到后台服务器的功能,本试验设定 2 h 拍照一次,设备及获取的高效信息素诱虫板(局部)图像如图 1 所示。



1. 太阳能板 2. 诱虫板 3. 拍照盒 4. 蓄电池箱
1. Solar panel 2. Trap board 3. Camera box 4. Battery box

图 1 自动监测设备及诱虫板(局部)图像

Fig.1 Auto monitoring device and trap board (local) image

田间自动拍照设备置于 2 垄黄瓜作物中间,与黄瓜茎秆距离为 30 cm。设备利用高效信息素诱虫板(30 cm×15 cm)诱捕害虫,用安卓手机拍照(分辨率为 3 008×2 000),摄像头与诱虫板间距为 27 cm,摄像头与诱虫板垂直。拍摄图像时,相机设置为自动调节焦距和光圈,自动白平衡。温室为不加热型温室,覆盖材料为聚乙烯塑料薄膜,温室为南北走向,北部是砖墙,东西部各有一个小窗,温室面积为 50 m×7 m。黄瓜生长的前期每隔 7 d 更换一次诱虫板,中后期由于虫子数量的快速增加,每隔 3 d 更换一次诱虫板。

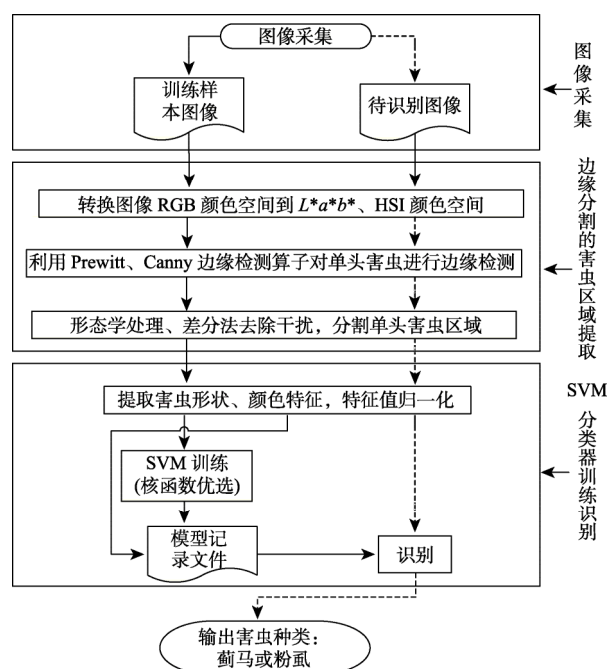


图 2 害虫特征提取与识别流程图

Fig.2 Schematic flow of insect feature extraction and species identification

选取中午 12 点的不同天数的 30 张诱虫板图像, 从中随机选取 20 张作为训练样本, 剩下的 10 张作为测试样本。本文方法基于 Matlab 2012 b (The Mathworks, Inc., US) 编程实现, PC 处理器为 Intel Core i5-4 210 H (主频 2.9 GHz), 运行内存为 4 GB, 算法流程如图 2 所示。

1.3 研究方法

1.3.1 基于边缘的图像分割方法

图像的边缘存在于目标与背景、目标与目标、区域与区域、基元与基元之间^[19]。诱虫板原始图像为 RGB (red-green-blue) 图像, 由害虫区域和背景区域组成, 需要首先将害虫区域从图像中分割出来, 以便进行有效特征参数的提取。为了增强边缘检测的效果, 需要加强目标与背景的对比性。通过对比分析发现, 由于 HSI (Hue-Saturation-Intensity) 颜色空间的亮度 (I) 分量与颜色无关和 $L^*a^*b^*$ 颜色空间的 b 分量在黄色到蓝色范围内变动的特性, 会与诱虫板图像的黄色背景形成较强的对比性, 这有助于进行害虫边缘检测。从 RGB 空间到 HSI 空间的转换公式为 (1)~(4)。

$$H = \begin{cases} \theta, & B \leq G \\ 360 - \theta, & B > G \end{cases} \quad (1)$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)] \quad (2)$$

$$I = \frac{1}{3}(R+G+B) \quad (3)$$

$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{0.5[(R-G) + (R-B)]}{[(R-G)^2 + (R-G)(G-B)]^{1/2}} \right\} \quad (4)$$

式中 θ 是用于表示色调; H 所处光谱颜色位置的角度量。

RGB 颜色空间到 $L^*a^*b^*$ 颜色空间不能直接转换, 需要先转换到 XYZ 颜色空间, 再由 XYZ 颜色空间转换至 $L^*a^*b^*$ 颜色空间, 转换公式^[20]如下

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.7689 & 1.7518 & 1.1302 \\ 1.0000 & 4.5907 & 0.0601 \\ 0.0000 & 0.565 & 5.5943 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$L^* = \begin{cases} 116f(Y/Y_0)^{1/3} - 16, & Y/Y_0 > 0.008856 \\ 903.3f(Y/Y_0)^{1/3}, & Y/Y_0 \leq 0.008856 \end{cases} \quad (6)$$

$$a^* = 500[f(X/X_0) - f(Y/Y_0)] \quad (7)$$

$$b^* = 200[f(Y/Y_0) - f(Z/Z_0)] \quad (8)$$

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3}, & t > 0.008856 \\ 7.787t + 16/116, & t \leq 0.008856 \end{cases} \quad (9)$$

其中 X_0 、 Y_0 、 Z_0 分别表示 X 、 Y 、 Z 对应的参考白点, t 表示 X 、 Y 、 Z 和各自对应的参考白点的比值。

本文对害虫目标二值图像通过 Prewitt 在 HSI 的 I 分量以及 Canny 在 $L^*a^*b^*$ 的 b 分量二值图像进行基于边缘的图像分割。

1.3.2 支持向量机

支持向量机 (SVM) 是由 Vapnik^[21]提出的一种具有极大应用性的分类技术, 在解决小样本、非线性和高维模式识别问题中表现出许多特有的优势^[22-26]。常见的 SVM 核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基 (radial

basis function, RBF) 核函数、Sigmoid 核函数。

根据粉虱和蓟马的特点, 从形态到颜色、纹理等特征提取出发^[27-28], 本文选取害虫 9 个颜色特征、5 个形态特征共 14 项特征作为表征黄瓜虫害的特征参数, 作为 SVM 的输入向量。其中 5 个形态特征分别为: 面积、相对面积、周长、复杂度、占空比。另外的颜色特征为基于 HSV 颜色空间、HSI 颜色空间、 $L^*a^*b^*$ 颜色空间各分量的一阶矩 (共 9 个参数) 作为颜色特征参数, 其计算公式如下:

$$\mu = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p f_i \rho(f_i) \quad (10)$$

式中 p 表示害虫区域总像素, f_i 表示害虫区域内的任意坐标, $\rho(f_i)$ 表示 f_i 点的颜色值。

本文将通过不同向量组合、核函数的 SVM 对害虫分类识别测试, 以确定适合黄瓜粉虱、蓟马诱虫板图像识别的 SVM 向量组合与核函数。

1.3.3 粉虱和蓟马图像识别方法

本文将边缘分割与 SVM 进行结合, 提出了一种黄瓜粉虱和蓟马识别方法。该方法首先利用边缘检测算子对单头害虫进行边缘分割, 提取害虫区域, 然后利用 SVM 对黄瓜粉虱和蓟马进行分类。该算法具体如下: 1) 将图像由 RGB 颜色空间转换到 HSI、 $L^*a^*b^*$ 颜色空间, 利用 HSI 颜色空间的 I 分量与 $L^*a^*b^*$ 颜色空间的 b 分量二值图像中目标与背景的高对比性进行边缘检测; 2) 形态学处理 (膨胀与腐蚀) 差分法去除干扰, 融合 2 种颜色空间下的害虫区域提取, 得到最终的单头害虫区域; 3) 提取害虫的形态、纹理、颜色特征, 将特征值归一化; 4) 利用 SVM 进行训练、识别粉虱与蓟马。

2 结果与分析

2.1 图像处理

2.1.1 利用边缘分割的害虫区域提取

根据设计的算法, 对诱虫板图像由 RGB 颜色空间转换到 HSI、 $L^*a^*b^*$ 颜色空间, 增强目标与背景的对比度, 如图 3b 和图 3c 所示。实际中的图像由于物体和背景组合在一起且存在噪声的干扰、难以准确识别, 所以对边缘的检测是数字图像处理技术中一个非常关键又难以处理的步骤^[29]。本文通过 4 种经典边缘检测算子 Prewitt、Sobel、Roberts、Canny 对害虫目标的 I 分量和 b 分类二值图像进行边缘检测, 发现: 1) 由于 Prewitt 算子检测出的边缘具有平滑作用, 能滤除噪声, 去掉部分伪边缘, 害虫目标图像利用 Prewitt 算子在 HSI 的 I 分量二值图像进行单头害虫边缘检测具有较好的效果, 如图 3d 所示; 2) Canny 算子提取的边缘最为完整, 而且边缘的连续性很好, 主要是因为它进行了“非极大值抑制”和形态学连接操作的结果^[30], 发现利用 Canny 算子在 $L^*a^*b^*$ 的 b 分量二值图像进行单头害虫边缘检测效果较好, 如图 3e 所示。

综上所述, 本文害虫目标图像利用 Prewitt 算子在 HSI 的 I 分量二值图像进行单头害虫边缘检测、Canny 算子在 $L^*a^*b^*$ 的 b 分量二值图像进行单头害虫边缘检测。边缘

检测之后图像存在一些干扰, 先进行图像膨胀处理, 利用差分法去除由于为了方便人工计数而设计的网格线、文字等, 然后对图像进行空洞填充, 最后对图像腐蚀处理得到单头害虫目标区域图像。将 $L^*a^*b^*$ 的 b 分量与 HSI 的 I 分量的单头害虫目标区域的二值图像进行融合(为了最小化因图像处理而造成的害虫漏取) 得到最终单头害虫区域提取二值图像, 如图 3f。

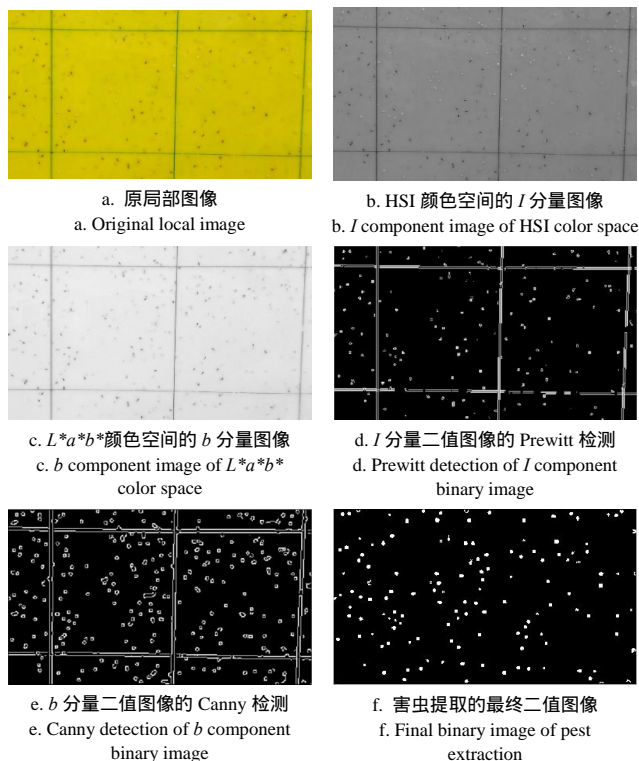


图 3 害虫目标区域提取
Fig.3 Target region extraction of pests

2.1.2 分割算法分析

为了说明本文算法的有效性, 采用灰度图像的自动阈值分割 (OTSU) 算法、基于 K 均值的图像算法与本文基于 Prewitt、Canny 算子的边缘分割的效果进行对比。其中, K 均值算法利用图像的颜色特征信息、纹理等特征信息, 较好的体现了图像局部与整体的信息, 是目前研究较多的方法之一^[31-34]。

从图 4 分割提取结果看 (所有分割方法均经过一致的处理), 基于 OTSU 分割和 K 均值聚类分割都只能分割出有背景板有明显颜色差异的蓟马黑色区域, 而对于粉虱的白色区域则提取效果极差。OTSU 分割算法需要待分割图像具有良好的峰谷性质而诱虫板害虫图像不具备这一条件, K 均值聚类算法可以将图像聚集到 3 类 (粉虱、蓟马、背景区域), 但是由于粉虱的颜色与背景颜色相近致使分割效果不佳。本文方法利用害虫图像边缘强度变化 (如纹理结构突变、颜色突变、灰度突变等) 的特性, 更易提取害虫区域。

在试验中, 提取害虫目标区域会出现错取、漏取, 采用错误提取率 (error extraction rate, EER)、漏取率 (missing rate, MR) 和提取准确率 (extraction accuracy,

EA) 等 3 个指标对试验结果进行评价。指标计算式如 (11) ~ (13) 所示:

$$EER = N_{error} / N_1 \quad (11)$$

$$EA = N_{correct} / N_2 \quad (12)$$

$$MR = N_{missing} / N_2 \quad (13)$$

式中 N_{error} 表示错误提取的害虫数量, $N_{missing}$ 表示漏取的害虫数量, $N_{correct}$ 表示正确提取的害虫数量, $N_1 = N_{error} + N_{correct}$ 表示算法提取的害虫总数, $N_2 = N_{missing} + N_{correct}$ 表示图像中实际害虫数量。

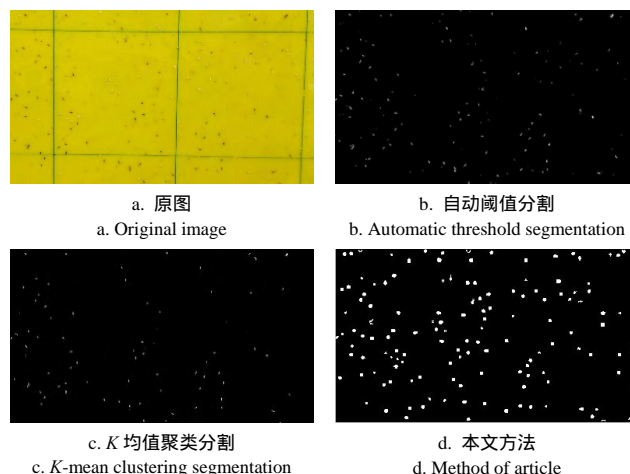


图 4 不同方法对诱虫板害虫图像的分割效果

Fig.4 Segmentation effect of insect trap board image with different methods

通过对这 30 副图像统计得出, 平均错误提取率为 5.7%, 平均漏取率为 6.7%, 提取准确率为 93.3%。提取害虫区域出现错误主要有 2 种情况, 反光造成的亮点和干扰物 (如灰尘颗粒) 造成的类似害虫情况。害虫提取遗漏, 主要出现在当虫子粘着在网格线、文字处时, 会被当做网格线一起被处理掉, 说明害虫区域提取算法在处理网格线、文字处还待优化。

2.2 BP 与 SVM 的害虫识别结果对比分析

基于误差反向传播 (back propagation, BP) 算法的多层前馈网络是目前应用较多的网络之一, 主要通过学习来实现输入目标与输出目标之间的非线性映射^[35]。根据 SVM 对小样本的分类问题具有很好的学习能力和分类能力、样本太多时易产生“过拟合”的情况使识别率下降的特点, 从训练图片中随机选取 1200 头害虫作为训练样本 (各 600 头), 从测试图片中随机选取 400 头害虫作为测试样本 (各 200 头)。

本文在构建害虫识别模型时, 选取害虫的 9 个颜色特征、5 个形态特征共 14 项特征作为表征黄瓜虫害的特征参数, 根据颜色特征与形态特征建立 3 种向量组合方式: $F1 = \{\text{形态特征向量}\}$, $F2 = \{\text{颜色特征向量}\}$, $F3 = \{\text{形态特征向量、颜色特征向量}\} = F1 + F2$ 。不同特征向量组合方式的 BP、SVM 识别结果如表 2 所示, BP、SVM 的向量 $F1$ 组合平均识别率分别为 16.5%、18.5%, BP、SVM 的向量 $F2$ 组合的平均识别率分别为 79.5%、83.0%, BP、SVM 的向量 $F3$ 组合的平均识别率分别为 89.5%、93.5%。

可以看出:SVM 识别效果稍微优于 BP,颜色特征向量是害虫识别的主成分,这也符合人类的视觉感受,即这 2 种害虫存在较明显的颜色差异。

利用 4 种不同核函数的 SVM 对建立的训练样本与测试样本的分类性能进行了比较,结果如表 3 所示。从表 3 可以看出,线性核函数分类性能最好且稳定,对粉虱和蓟马成虫的识别率分别是 96.0%和 91.0%,平均识别准确率达到 93.5%。对于支持向量数,线性核函数的 SVM 的支持向量数比其他核函数的支持向量数要少,故线性核函数的 SVM 比其他的核函数推广性要好。所以,线性核函数的 SVM 分类方法最适合黄瓜虫害的图像识别。

表 2 不同特征向量的 SVM 和 BP 识别结果
Table 2 Recognition results of SVM and BP with different feature vectors

输入组 Input group	模型 Model	蓟马识别率 Thrips recognition rate/%	粉虱识别率 Whitefly recognition rate/%	整体识别率 Overall recognition rate/%
形态特征 向量 F1	SVM	11.0	26.0	18.5
	BP	10.0	23.0	16.5
颜色特征 向量 F2	SVM	80.0	86.0	83.0
	BP	76.0	83.0	79.5
特征向量 组合 F3	SVM	91.0	96.0	93.5
	BP	87.0	92.0	89.5

表 3 不同核函数的 SVM 性能比较
Table 3 Performance comparison of support vector machines with different kernel functions

核函数 Kernel function	支持向量数 Support vector number	蓟马识别率 Thrips recognition rate/%	粉虱识别率 Whitefly recognition rate/%	整体识别率 Overall recognition rate/%
线性	147	91.0	96.0	93.5
多项式	384	59.5	96.7	78.3
径向基	264	91.7	90.0	90.8
Sigmoid	314	86.9	83.3	85.1

3 结 论

本文提出了面向自动监测装置的温室粉虱和蓟马成虫图像分割识别算法,在温室黄瓜作物上进行了试验,试验结果表明:

1) 设计的基于边缘检测的害虫区域提取算法,通过对 30 副图像统计得出,平均错误提取率为 5.7%,平均漏取率为 6.7%,提取准确率为 93.3%。错误提取害虫区域主要出现在反光造成的亮点和干扰物(如灰尘颗粒)造成的类似害虫情况,漏取害虫区域出现在虫子黏着在网格线、文字处上,这是设备改进以及图像处理算法优化的方向。

2) 对比不同特征向量组合的 BP 神经网络与 SVM 进行害虫识别,发现颜色特征向量是害虫识别的主成分, SVM 分类效果优于 BP 算法。分析 4 种不同核函数的 SVM 识别结果,发现线性核函数的 SVM 分类性能最好且稳定,平均识别准确率达到 93.5%,对粉虱和蓟马成虫的识别

率分别是 96.0%和 91.0%。

本文图像分割识别算法能够自动、有效地对害虫进行计数与识别,可以为综合害虫管理系统提供数据支持。

[参 考 文 献]

- [1] 周志艳, 罗锡文, 张扬, 等. 农作物虫害的机器检测与监测技术研究进展[J]. 昆虫学报, 2010, 53(1): 98 - 109.
Zhou Zhiyan, Luo Xiwen, Zhang Yang, et al. Machine-based technologies for detecting and monitoring insect pests of crops a review[J]. Acta Entomologica Sinica, 2010, 53(1): 98 - 109. (in Chinese with English abstract)
- [2] Wen C, Guyer D. Image-based orchard insect automated identification and classification method[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2012, 89(3): 110 - 115.
- [3] Shen W Z, Zhang C L, Chen Z L. Research on Automatic counting soybean leaf aphids system based on computer vision technology[C]// 2007 International conference on machine learning and cybernetics. 2007: 1635 - 1638.
- [4] Chandrab S, Digvirs J, Jitendra P, et al. Identification of insect-damaged wheat kernels using short-wave near-infrared hyper spectral and digital color imaging[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2010, 73(2): 118 - 125.
- [5] Zou X, Ding W. Design of processing system for agricultural pests with digital signal processor [J]. Journal of Information & Computational Science, 2012, 9(15): 4575 - 4582.
- [6] Solissánchez L O, Garcíaescalante J J, Castañedamiranda R, et al. Machine vision algorithm for whiteflies (Bemisia tabaci Genn.) scouting under greenhouse environment[J]. Journal of Applied Entomology, 2009, 133(7): 546 - 552.
- [7] Martin V, Thonnat M. A Cognitive Vision Approach to Image Segmentation[M]. InTech, 2008.
- [8] Solissánchez L O, García-Escalante J J, Castañeda -Miranda R, et al. Machine vision algorithm for whiteflies (Bemisia tabaci Genn) scouting under greenhouse environment[J]. Journal of Applied Entomology, 2009, 133(7): 546 - 552.
- [9] Xia C, Lee J M, Li Y, et al. In situ detection of small-size insect pests sampled on traps using multifractal analysis [J]. Optical Engineering, 2012, 52(2): 27001.
- [10] 邱白晶, 王天波, 李娟娟, 等. 黄瓜蚜虫的图像识别与计数方法[J]. 农业机械学报, 2010, 41(8): 151 - 155.
Qiu Baijing, Wang Tianbo, Li Juanjuan, et al. Image recognition and counting for glasshouse aphids gossypii[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(8): 151 - 155. (in Chinese with English abstract)
- [11] Ebrahimi M A, Khoshtaghaza M H, Minaei S, et al. Vision-based pest detection based on SVM classification method[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 137: 52 - 58.
- [12] 王志彬, 王开义, 张水发, 等. 基于 K-means 聚类和椭圆拟合方法的粉虱计数算法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(1):

- 105 - 112.
- Wang Zhibin, Wang Kaiyi, Zhang Shuifa, et al. Whiteflies counting with K -means clustering and ellipse fitting[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30 (1): 105 - 112. (in Chinese with English abstract)
- [13] Sun Y, Cheng H, Cheng Q, et al. A smart-vision algorithm for counting whiteflies and thrips on sticky traps using two-dimensional Fourier transform spectrum[J]. Biosystems Engineering, 2017, 153(2): 82 - 88.
- [14] 刘艳, 赵英良. Otsu 多阈值快速求解算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(12): 3363 - 3365.
- Liu Yan, Zhao Yingliang. Quick approach of multi-threshold Otsu method for image segmentation[J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(12): 3363 - 3365. (in Chinese with English abstract)
- [15] Ning J, Zhang L, Zhang D, et al. Interactive image segmentation by maximal similarity based region merging[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(2): 445 - 456.
- [16] 陈月华, 胡晓光, 张长利. 基于机器视觉的小麦害虫分割算法研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23(12): 187 - 191.
- Chen Yuehua, Hu Xiaoguang, Zhang Changli. Algorithm for segmentation of insect pest images from wheat leaves based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23 (12): 187 - 191. (in Chinese with English abstract)
- [17] 王泽华, 石宝才, 宫亚军, 等. 棕榈蓟马的识别与防治[J]. 中国蔬菜, 2013, 1(13): 28 - 29.
- [18] 王泽华, 石宝才, 魏书军, 等. 烟粉虱的识别与防治[J]. 中国蔬菜, 2012, 1(15): 27 - 28.
- [19] 郭显久. 一种新的基于小波变换的边缘检测算法[J]. 大连海洋大学学报, 2005, 20(2): 158 - 162.
- Guo Xianjiu. A new wavelet transform - based edge detection algorithm[J]. Journal of Dalian Ocean University, 2005, 20(2): 158 - 162. (in Chinese with English abstract)
- [20] Wang X, Hänsch R, Ma L, et al. Comparison of different color spaces for image segmentation using graph-cut[C]// International Conference on Computer Vision Theory and Applications, 2014: 301 - 308.
- [21] Vapnik V. The nature of statistical learning theory[C]// Springer-Verlag New York, Inc. 1995: 988 - 999.
- [22] 张学工. 关于统计学习理论与向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32 - 42.
- Zhang Xuegong. Introduction to dtatistical learning theory and support vector machines[J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32 - 42. (in Chinese with English abstract)
- [23] Cristianini N, Shawe-Taylor J. An Introduction to Support Vector Machines[M]. China Machine Press, 2005.
- [24] Burges C J C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition[M]. Kluwer Academic Publishers, 1998.
- [25] 边肇祺, 张学工. 模式识别. 第 2 版[M]. 清华大学出版社, 2000.
- [26] Chapelle O, Haffner P, Vapnik V N. Support vector machines for histogram-based image classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(5): 1055.
- [27] 李文勇, 李明, 陈梅香, 等. 基于机器视觉的作物多姿态害虫特征提取与分类方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(14): 154 - 162.
- Li Wenyong, Li Ming, Chen Meixiang, et al. Feature extraction and classification method of multi-pose pests using machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(14): 154 - 162. (in Chinese with English abstract)
- [28] 胡雅辉, 高灵旺. 烟粉虱成虫密度自动计数系统[J]. 应用昆虫学报, 2011, 48(1): 84 - 87.
- Hu Yahui, Gao Lingwang. An automatic counting system for surveying density of Bemisia tabaci adults[J]. Chinese Journal of Applied Entomology, 2011, 48 (1): 84 - 87. (in Chinese with English abstract)
- [29] 魏伟波, 芮筱亭. 图像边缘检测方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(30): 88 - 91.
- Wei Weibo, Rui Xiaoting. Study on edge detection method[J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(30): 88 - 91. (in Chinese with English abstract)
- [30] 邹福辉, 李忠科. 图像边缘检测算法的对比分析[J]. 计算机应用, 2008, 28(b06): 215 - 216.
- Zou Fuhui, Li Zhongke. Performance and comparison of image edge detection algorithms[J]. Journal of Computer Application, 2008, 28(b06): 182 - 183. (in Chinese with English abstract)
- [31] 王丹丹, 徐越, 宋怀波, 等. 融合 K -means 与 Ncut 算法的无遮挡双重叠苹果目标分割与重建[J]. 农业工程学报, 2015, 31(10): 227 - 234.
- Wang Dandan, Xu Yue, Song Huaibo, et al. Fusion of K -means and Ncut algorithm to realize segmentation and reconstruction of two overlapped apples without blocking by branches and leaves[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(10): 227 - 234. (in Chinese with English abstract)
- [32] Tolliver D A, Miller G L. Graph Partitioning by Spectral Rounding: Applications in Image Segmentation and Clustering[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2006: 1053 - 1060.
- [33] Yan Z Z. Improved FCM algorithm based on K -Means and granular computing: Journal of Intelligent Systems[J]. Journal of Intelligent Systems, 2015, 24(2): 215 - 222.
- [34] 杨信廷, 孙文娟, 李明, 等. 基于 K 均值聚类 and 开闭交替滤波的黄瓜叶片水滴荧光图像分割[J]. 农业工程学报, 2016, 32(17): 136 - 143.
- Yang Xinting, Sun Wenjuan, Li Ming, et al. Water droplets fluorescence image segmentation of cucumber leaves based on K -means clustering with opening and closing alternately filtering[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32 (17):

- 136 - 143. (in Chinese with English abstract)
- [35] 张海波, 董槐林, 龙飞, 等. 基于 BP 神经网络的图像识别研究[J]. 计算机与现代化, 2008, 2008(5): 17 - 19.
- Zhang Haibo, Dong Huailin, Long Fei, et al. Research on

image recognition based on BP neural network[J]. Computer & Modern, 2008, 2008 (5): 17 - 19. (in Chinese with English abstract)

Image segmentation and recognition algorithm of greenhouse whitefly and thrip adults for automatic monitoring device

Yang Xinting^{1,2}, Liu Mengmeng^{1,2}, Xu Jianping³, Zhao Li², Wei Shujun⁴, Li Wenyong²,
Chen Meixiang², Chen Ming¹, Li Ming²

(1. College of Information Science, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; 2. Beijing Agricultural Information Technology Research Center/ National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture/ National Engineering Laboratory for Quality and Safety Traceability Technology and Application of Agricultural Products/ Key Laboratory of Agricultural Information Technology, Ministry of Agriculture, Beijing 100097, China; 3. Fengtai District Plant Protection and Phytosanitary Station, Beijing 100070, China; 4. Institute of Plant Protection and Environmental Protection, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China)

Abstract: Pests were one of the important factors for crop loss, so accurate counting and identification of insect were important for pest detection and preventive measures. To monitor the variety and quantity of cucumber pests in greenhouse and predict the development trend of pest, an image recognition algorithm based on Prewitt, Canny edge detection operator segmentation and support vector machine (SVM) was proposed for greenhouse whitefly and thrip on the trap board. In recent years, due to the improvement of computer hardware and imaging equipment, automatic recognition of pests based on image processing technology has been widely studied. The common counting and recognition methods were mainly based on computer vision, the pest target was segmented from the background image firstly, and then the pests were counted and identified. Classification and counting inevitably required precision control. Firstly, pest images were captured by field automatic pest monitoring camera equipment. It was necessary to divide the pest area from the image in order to extract the valid feature parameters. For the sake of raising the effect of edge detection, it was significant to strengthen the contrast between the target and the background. The method used the high contrast of the pest target and the background in the b component binary image of the $L^*a^*b^*$ color space and the I component binary image of the HSI (hue-saturation-intensity) color space, and used the Prewitt operator and the Canny operator to perform the single-headed pests edge segmentation respectively. After morphological processing, differential method was used to remove the interference and tiny hole filled, and the 2 binary images were merged to complete the extraction of single-headed pests. The method extracted 5 morphological features (area, relative area, perimeter, complexity, and duty ratio) of pests, and because of the great diversity of color in pests, 9 color features (the first moment of each component of HSV (hue-saturation-value) color space, HSI color space and $L^*a^*b^*$ color space) were extracted. And the 14 characteristic parameters were normalized, and used as the input vector of the SVM to identify the image of cucumber pests. The pest identification rates of BP (back propagation) and SVM were compared, and the pest identification rates of 4 SVM kernel functions were also compared. The results show that the color eigenvector is the principal component of pest identification and SVM is better than BP neural network. SVM classification of linear kernel function has the best classification performance and stability, the average recognition accuracy is 93.5%, and the pest identification rates of whitefly and thrip are 96.0% and 91.0% respectively. The proposed method can realize the image recognition of greenhouse sticky traps. The study can support the pest detection and early warning, and provide important basis for timely and correct control measures.

Keywords: image processing; image segmentation; algorithms; edge detection; support vector machines; color space; pest monitoring