

基于形色筛选的苹果园羽化害虫粘连图像分割方法

刘双喜^{1,2} 王云飞¹ 张宏建^{1,3} 孙林林^{1,3} 马博¹ 慕君林¹ 任卓¹ 王金星^{1,3}

(1. 山东农业大学机械与电子工程学院, 泰安 271018; 2. 山东省农业装备智能化工程实验室, 泰安 271018;

3. 山东省园艺机械与装备重点实验室, 泰安 271018)

摘要: 针对苹果园害虫识别过程中的粘连问题, 提出了一种基于形色筛选的害虫粘连图像分割方法。首先, 采集苹果园害虫图像, 聚焦于羽化害虫。害虫在羽化过程中已完成大部分生长发育, 其外部形态、颜色、纹理更为稳定显著。因此, 基于不同种类害虫的形色特征信息分析, 来获取害虫 HSV 分割阈值和模板轮廓。其次, 利用形状因子判定分割粘连区域, 通过颜色分割法和轮廓定位分割法来实现非种间与种间粘连害虫的分割。最后, 对采集的苹果园害虫图像进行了试验分析, 采用基于形色筛选的分割法对单个害虫进行分割, 结果表明, 本文方法的平均分割率、平均分割错误率和平均分割有效率分别为 101%、3.14% 和 96.86%, 分割效果优于传统图像分割方法。此外, 通过预定义的颜色阈值, 本文方法实现了棉铃虫、桃蛀螟与玉米螟的精准分类, 平均分类准确率分别为 97.77%、96.75% 与 96.83%。同时, 以 Mask R-CNN 模型作为识别模型, 平均识别精度作为评价指标, 分别对已用本文方法和未用本文方法分割的害虫图像进行识别试验。结果表明, 已用本文方法分割的棉铃虫、桃蛀螟和玉米螟害虫图像平均识别精度分别为 96.55%、94.80% 与 95.51%, 平均识别精度分别提高 16.42%、16.59%、16.46 个百分点。这表明该方法可为果园害虫精准识别提供理论和方法基础。

关键词: 苹果园; 羽化害虫; 粘连图像; 精准分割; 形色特征; 轮廓定位

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)03-0263-12

OSID:



Image Segmentation of Apple Orchard Feathering Pest Adhesion Based on Shape – Color Screening

LIU Shuangxi^{1,2} WANG Yunfei¹ ZHANG Hongjian^{1,3} SUN Linlin^{1,3} MA Bo¹

MU Junlin¹ REN Zhuo¹ WANG Jinxing^{1,3}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China

2. Shandong Agricultural Equipment Intelligent Engineering Laboratory, Taian 271018, China

3. Shandong Provincial Key Laboratory of Horticultural Machinery and Equipment, Taian 271018, China)

Abstract: Aiming at the adhesion problem in the process of apple orchard pest identification, a pest adhesion image segmentation method was proposed based on shape and color screening. Firstly, the apple orchard pest images were collected, focusing on the feathered pests. Pests have completed most of their growth and development during the feathering process, and their external morphology, color, and texture are more stable and significant. Therefore, based on the analysis of the shape and color feature information of different kinds of pests, the pest HSV segmentation threshold and template outline were obtained. Secondly, the shape factor was used to determine the segmentation of adherent regions, and the segmentation of non-inter-species and inter-species adherent pests was achieved by the color segmentation method and the contour localization segmentation method. Finally, the collected pest images of apple orchard were experimentally analyzed, and the segmentation method based on shape – color screening was used to segment individual pests, and the results showed that the average segmentation rate, average segmentation error rate, and average segmentation efficiency of the proposed method were 101%, 3.14% and 96.86%, respectively, and the segmentation effect was superior to that of traditional image segmentation methods. In addition, with predefined color thresholds, the method achieved accurate

收稿日期: 2023-07-04 修回日期: 2023-11-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(32071908)、财政部和农业农村部:国家现代农业产业技术体系项目(CARS-27)和鲁渝科技协作项目

作者简介: 刘双喜(1978—),男,副教授,博士,主要从事图像处理与智能装备研究,E-mail: shuangxiliu168@163.com

通信作者: 王金星(1970—),男,教授,博士生导师,主要从事智能农业装备与技术研究,E-mail: jinxingw@163.com

classification of cotton bollworm, peach borer and corn borer, with average classification accuracies of 97.77%, 96.75% and 96.83%, respectively. At the same time, the Mask R-CNN model was used as the recognition model, and the average recognition accuracy was used as the evaluation index, and the recognition test was carried out on the pest images that were segmented by the proposed method and those that were not segmented by the proposed method, respectively. The results showed that the average recognition accuracies of cotton bollworm, peach borer and corn borer pest images that were segmented with the proposed method were 96.55%, 94.80% and 95.51%, respectively, and the average recognition accuracies were improved by 16.42, 16.59 and 16.46 percentage points, respectively, which indicated that the proposed method can provide a theoretical and methodological basis for accurate identification of orchard pests.

Key words: apple orchard; feathering pests; adhesive images; precise segmentation; form and color characteristics; contour positioning

0 引言

苹果产量和品质对苹果产业的发展速度和质量具有重要影响,而虫害是影响苹果产量和品质的一个重要因素。因此,害虫智能识别成为苹果害虫精确防治和精准管理的重要基础。随着机器视觉技术的发展和应用,利用机器视觉技术实现害虫的自动识别受到了广泛关注^[1]。然而,在害虫分类识别过程中,常常存在多个目标害虫粘连在一起的现象,严重影响了害虫自动识别的精度。因此,如何在粘连图像中提取出单个目标害虫,成为害虫精准分类识别的重要前提。

在农业图像粘连分割方面,国内外研究主要集中在粘连谷物、粘连果实以及粘连病斑的分割,但对粘连害虫方面的研究较少。徐聪等^[2]研究了一种可形变特征金字塔(FCN)方法在复杂背景中进行农作物害虫的识别和分割,其分割精确度和平均交并比分别为 90.43%、78.16%,但该方法并没有考虑害虫之间的粘连问题。彭辉等^[3]利用重叠果实不同的深度信息来实现重叠果实区域性分割,其边缘检测误差为 5.74%,但并不适用于边缘复杂的粘连害虫。张建华等^[4]结合最小二乘圆法误差理论改进了 H-minima 分水岭分割方法,以实现棉花叶部粘连病斑的分水岭分割,其分割正确率达到 93.5%,但在处理粘连紧密甚至重叠的害虫时,分割效果不理想。田冉等^[5]将红外传感器与机器视觉识别技术进行融合,提出了果树害虫识别与计数方法,其平均识别准确率和平均计数精度分别为 90.5%、95%,但对于多个害虫粘连情况常常出现漏检。ITAKURA 等^[6]通过叶片完整且密集的深度信息重建叶片三维点云,并基于分水岭方法来分割单个叶片,其分割正确率为 86.9%。然而,由于粘连害虫的深度信息表现出较高一致性,因此在处理粘连害虫时,分割准确性不高。LI 等^[7]研究了一种基于多重分形分析的叶面白粉虱检测方法,通过白粉

虱的形态特征、局部奇异性和全局图像特征,实现了对单个白粉虱的分割,其分割准确率为 88.6%。然而,该方法在处理多个白粉虱重叠情况时,分割准确性有待提高。YAO 等^[8]基于流光方向的 NCut 分割算法实现了相互接触飞蛾的分割,其平均分割正确率为 86.95%,但该方法易受光照影响,且对飞蛾大小一致性要求高。XU 等^[9]通过 Mask R-CNN 模型对叶片进行实例分割,其平均分割正确率为 89.9%,但未进行数据增强和模型优化,易受到邻近目标干扰且产生预测重合。

综上所述发现,传统的分水岭法和阈值分割等方法受到噪声和局部不规则性的影响,在图像处理中,往往导致了复杂的边缘和虚假轮廓信息,从而产生了过分割与欠分割现象。特别在针对多个粘连目标时,分割效果欠佳。与传统分割方法相比,将深度学习方法应用于害虫的识别与分割已成为主要的研究热点。然而,该方法所采用的神经网络具有高昂的训练成本。由于害虫之间的类间差异较小、类内差异较大,因此在处理粘连害虫时,分割结果中仍然容易出现漏分割与误分割。此外,即使采用高精度的神经网络先进行分割再进行识别,对害虫识别准确性的提升也有限。

因此,针对害虫粘连问题,本研究提出一种基于形色筛选的羽化害虫粘连图像分割方法。该方法依据害虫形色特征的内相似性与种间独特性,对害虫进行形色分析,并利用形色分析获得的 HSV 分割阈值对非同种粘连害虫进行颜色分割。同时,筛选害虫形态点并定位目标,通过形色分析所获得的模板轮廓对种间粘连害虫进行定位分割。

1 材料与方法

1.1 图像采集与处理

1.1.1 图像采集

XC-CP006 型虫情监测装备整机结构如图 1 所示,主要由工业相机、杀虫单元与接虫板等组成。

装置工作时,性诱芯吸引害虫,害虫由接虫漏斗进入箱体,在杀虫单元作用下,落于接虫板中静置,利用工业相机进行图像采集。其中,工业相机为 MV-CE120-10GC 型面阵相机,最高分辨率为 4 024 像素×3 036 像素,有效像素为 1 200 万,传感器型号为 Sony IMX226。工作时采用固定镜头在装置的密闭环境中进行图像采集,采集环境配备人工光源,确保光照强度和采集图像质量的相对稳定。

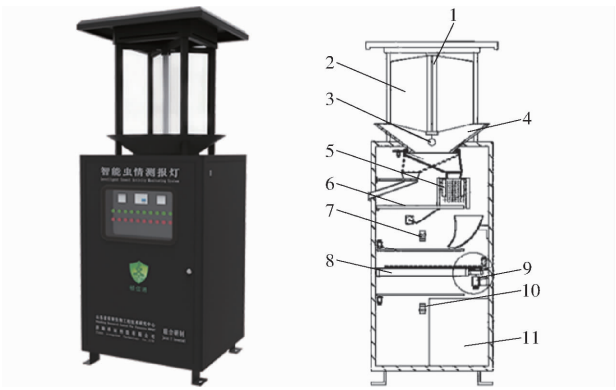


图 1 XC-CP006 型虫情监测装备

Fig.1 XC-CP006 insect monitoring equipment

1. 诱虫灯 2. 撞击板 3. 性诱芯 4. 接虫漏斗 5. 杀虫单元
6. 接虫板 7. 第 1 摄像头 8. 电控翻转底板 9. 驱动机构
10. 第 2 摄像头 11. 收集单元

田间环境中,本研究聚焦于捕捉羽化害虫,害虫在羽化过程中已完成大部分生长发育,害虫通常具备更加稳定和显著的外部特征。因此,在采集装置的诱芯安装处同时放置棉铃虫、玉米螟和桃蛀螟性诱芯,间隔 5 d 利用装置自带工业相机对害虫图像进行采集,共采集图像 200 幅,样本图像中呈现羽化害虫,其外貌和特征如图 2 所示。

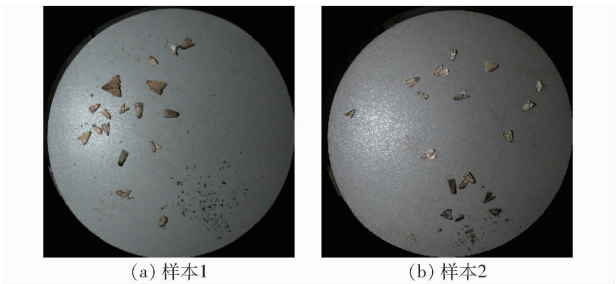


图 2 田间害虫样本图像

Fig.2 Images of orchard pest samples

1.1.2 图像处理

田间采集的害虫图像中存在大量杂质,包括虫体脱落磷粉、外界灰尘和图像采集与传输过程中的高斯噪声等,这些杂质是影响分割效率与准确率的重要因素^[10-12]。为进行后续的害虫图像分析与处理,需分离图像背景以剔除杂质。因此,本研究在 HSV 颜色空间中采用色相(H)调整与反相处理法对图像进行处理,来淡化阈值交叉点,从而差异化前景

与背景,如图 3 所示。

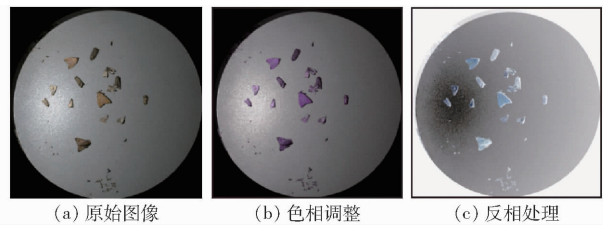


图 3 图像色相调整与反相处理

Fig.3 Image hue and inversion processing

在图 3c 中,设定 H 通道阈值为 50~360, S 通道阈值为 12~360, V 通道阈值为 110~360,来消除背景并生成目标掩膜,如图 4a 所示。然后,采用轮廓面积筛选法保留所有目标轮廓,结果如图 4b 所示。最后,利用 bitwise_or 算法对轮廓标记区域进行按位分离,处理结果如图 4c 所示。

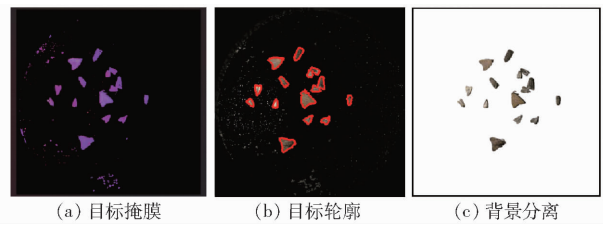


图 4 图像背景分离

Fig.4 Image background separation

1.2 害虫形色特征分析

害虫表面覆盖着细密的鳞片,通常具有内相似性和种间独特性,是害虫图像识别的重要依据。本研究在 HSV 空间中对害虫颜色特征与形态特征^[13-15]进行分析和比较,生成了相应的颜色分割阈值和模板轮廓,以作为非种间与种间粘连害虫分割的基础。

1.2.1 害虫 HSV 标准与粘连颜色分割阈值

为获得害虫标准分割阈值,分别统计了 50 只棉铃虫、桃蛀螟和玉米螟的 HSV 颜色分割变量值,对比不同子组在颜色分割变量上的差异,结果如图 5 所示。图 5 中, $H_{high-u} \sim V_{low-l}$ 为分量取值范围, high 表示分量的最大取值, low 表示分量的最小取值; u 表示取值上限, l 表示取值下限。

由图 5 可以发现,3 种不同害虫的 HSV 分割变量曲线的趋势相对平稳,这表明种间害虫的 HSV 分割阈值差异区间较小。因此,分别计算 50 只棉铃虫、桃蛀螟和玉米螟的 HSV 分割阈值,取其平均值作为标准分割阈值,用于实现对应害虫的颜色分割。具体数据如表 1 所示。

同时,基于非种间害虫对 HSV 分割变量的敏感度及其取值区间的差异性,来获取其 HSV 粘连分割阈值。引入面积比 A_r 作为评价指标,来评估害虫对分割变量的敏感度,其定义为

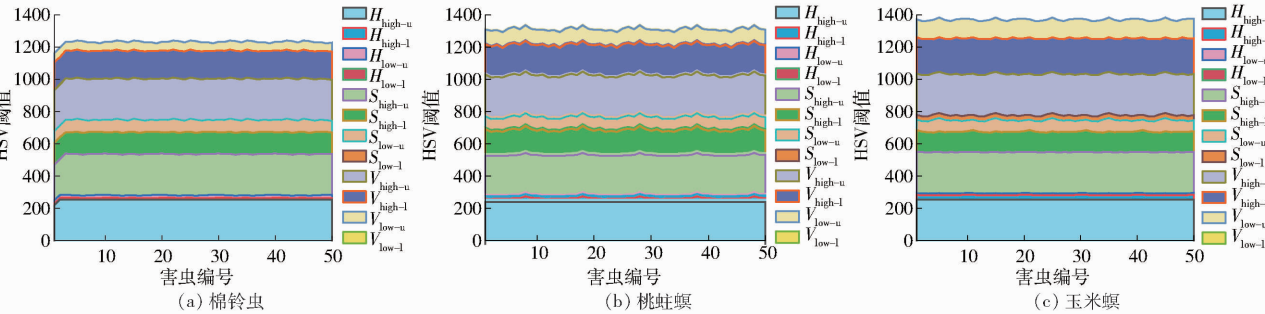


图 5 害虫 HSV 颜色分割变量变化曲线

Fig. 5 Trend of pest HSV color segmentation variables

表 1 HSV 平均分割阈值

Tab. 1 HSV average segmentation threshold

害虫种类	区间界限	HSV 分量					
		H_{low}	H_{high}	S_{low}	S_{high}	V_{low}	V_{high}
棉铃虫	上限	9. 1	255. 0	74. 7	235. 8	55. 2	255. 0
	下限	0	23. 5	0	135. 4	0	173. 3
桃蛀螟	上限	9	255. 0	79	255. 0	94. 8	255. 0
	下限	0	23. 5	0	155. 7	0	187. 9
玉米螟	上限	11. 5	255. 0	70. 8	255. 0	115. 8	255. 0
	下限	0	26. 4	31. 2	127. 2	0	221. 1

式中 S_c ——变化后害虫像素面积
 S_r ——实际害虫像素面积

面积比取值范围为 $(0, 1]$, 其数值反映了分割面积随变量值的变动而发生波动的强度, 即害虫图像对变量敏感度的强弱。

由表 1 数据可知, 棉铃虫、桃蛀螟和玉米螟的 HSV 平均分割阈值在 V_{low} 、 V_{high} 和 S_{low} 上存在显著差异。因此, 在相同的阈值变化区间内, 利用式 (1) 分别评价害虫图像对 3 个分量的敏感度, 结果如图 6 所示。

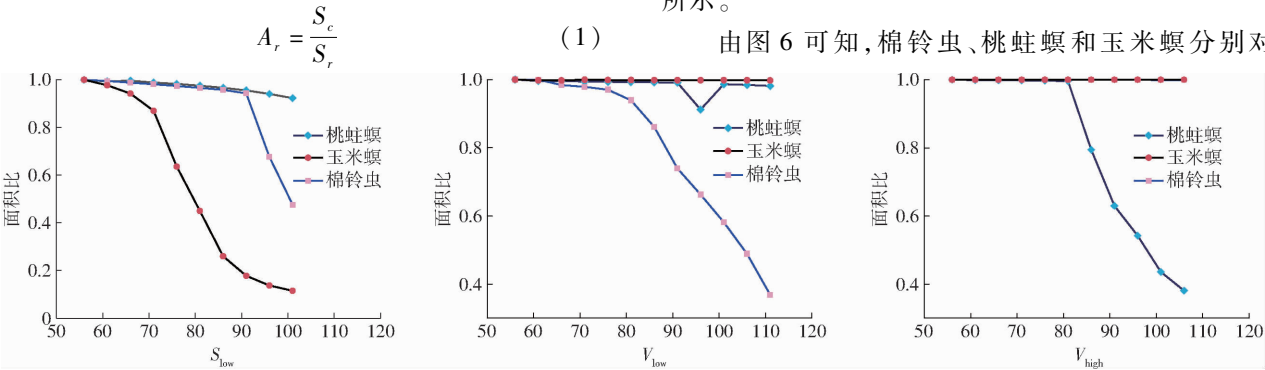


图 6 害虫敏感度

Fig. 6 Pest sensitivity

V_{low} 、 V_{high} 和 S_{low} 变量表现出敏感响应。因此, 本研究采用相应的 HSV 分割阈值调整策略, 以获取非种间害虫的 HSV 粘连分割阈值, 具体结果如表 2 所示。

表 2 非种间害虫的 HSV 粘连分割阈值

Tab. 2 HSV segmentation thresholds for non-interspecific adherent pests

害虫种类	区间界限	HSV 分量					
		H_{low}	H_{high}	S_{low}	S_{high}	V_{low}	V_{high}
棉铃虫	上限	10	255	88	141	61	152
	下限	0	18	45	128	0	136
桃蛀螟	上限	8	255	96	255	106	255
	下限	0	21	90	156	96	186
玉米螟	上限	8	255	36	118	108	255
	下限	0	28	25	106	102	138

1. 2. 2 轮廓的分析与选择

本研究中采集图像所含害虫处于成虫阶段, 在

羽化过程中已完成大部分生长和发育, 害虫形态大小不会发生显著变化。因此, 为确保对害虫进行精准的分割, 选择一个与害虫形态大小相匹配的虫体轮廓作为模板用于分割操作。

首先挑选 100 只形态完整的棉铃虫、桃蛀螟和亚洲玉米螟, 分别计算其轮廓面积, 取其平均值作为害虫轮廓面积标准值, 如图 7a 所示。然后, 选取 10 个轮廓面积最接近标准值的轮, 作为预选模板轮廓, 并进行定位分割。

为定量评估模板轮廓分割的准确性, 引入平均损失率 A_c 对分割结果进行评价, 其定义为

$$A_c = \frac{\sum_{i=1}^{100} \frac{S_{ha}}{S_{re}}}{100} \times 100\%$$

(2)

式中 S_{re} ——实际害虫轮廓像素面积
 S_{ha} ——缺失害虫轮廓像素面积

平均损失率 A_c 取值范围为 0 ~ 100%。 A_c 值越小,表示模板轮廓与害虫轮廓契合度越高,定位分割时对害虫损伤越小。

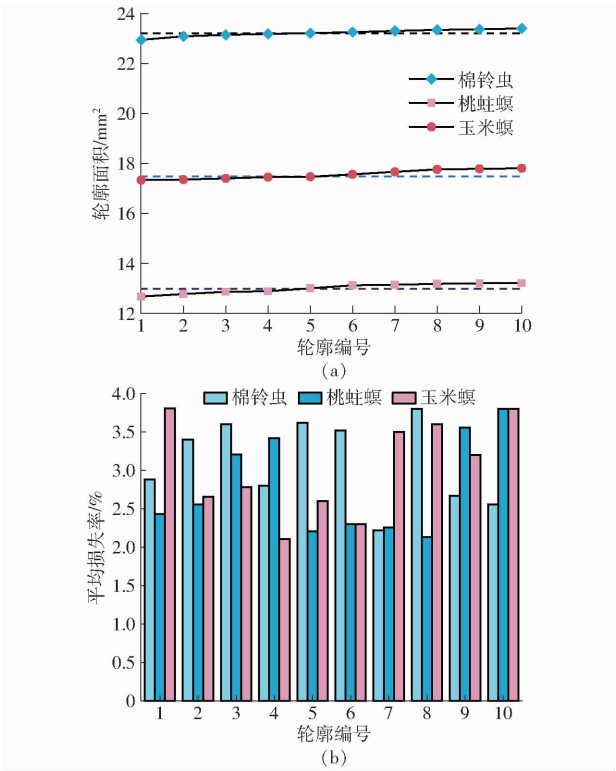


图 7 模板轮廓筛选
Fig. 7 Template profile filtering

结果如图 7b 所示,棉铃虫、桃蛀螟和亚洲玉米螟的 10 个预选模板轮廓的平均损失率在 0 ~ 4% 之间,对害虫轮廓具备较高的契合度。其中,棉铃虫 7 号模板轮廓、桃蛀螟 8 号模板轮廓和亚洲玉米螟 4 号模板轮廓平均损失率最小,契合度最高,分割时对害虫损伤最小,可作为种间粘连害虫定位分割的模板轮廓。

1.3 分割算法

算法的整个流程包括:首先进行图像预处理,获取二值化图像。然后利用形状因子判定每一个目标区域,并将粘连区域与非粘连区域分别标记为待分割区域与待识别区域。若存在粘连则依据害虫形色分析所取得的 HSV 分割阈值,对非种间粘连害虫进

行颜色分割,同时根据害虫形态特点筛选形态点,定位害虫位置,并通过害虫形色分析所取得的模版轮廓实现种间粘连害虫的定位分割,算法的关键在于粘连的判定、颜色阈值的应用和害虫的定位。

1.3.1 粘连区域判定

基于粘连害虫的边界轮廓比单只害虫的边界轮廓复杂的原理,选择可描述目标边界复杂程度的形态因子作为粘连判定的依据,形态因子 P_d 定义为

$$P_d = \frac{36S}{\sqrt{3}C^2} \tag{3}$$

式中 S ——连通区域像素面积
 C ——连通区域边界像素周长

由于粘连害虫存在区域凹陷,轮廓线较长,其形态因子与单个害虫相比存在较大差异。随机选取 16 组粘连与单个害虫进行形态因子计算,结果如图 8 所示。

由图 8 可知,害虫粘连区域与非粘连区域形态因子分别为 0.711 5、0.710 8、0.740 7、0.454 1、0.710 8、0.622 3、0.461 3、0.664 3 与 1.036 0、1.029 8、1.030 6、1.014 5、0.996 3、1.003 2、0.976 8、1.014 5,可以看出,粘连区域和非粘连区域的形态因子是有一定区分度的,经过多组比较试验,确定粘连区域与非粘连区域形态因子的阈值界限为 0.9,当某区域满足 $P_d \leq 0.9$,判定区域内存在粘连,标记为待分割区域,否则区域不存在粘连,标记为待识别区域。

1.3.2 HSV 颜色分割

基于非种间害虫颜色特征的差异性,采用形色特征分析取得的 HSV 粘连分割阈值对害虫图像进行颜色分割,效果如图 9 所示。

由图 9 可知,当应用害虫预定义的 HSV 分割阈值时,玉米螟、棉铃虫和桃蛀螟的分割结果表现出较高的精确性。然而,在未匹配的 HSV 分割阈值下,害虫的分割结果受到非种间害虫颜色信息干扰,导致害虫被错误地分割为呈点状或长条状的杂质^[16-19]。为解决这一问题,采用阈值分割法来提取害虫轮廓,并通过轮廓面积筛选法分离无效图像,设

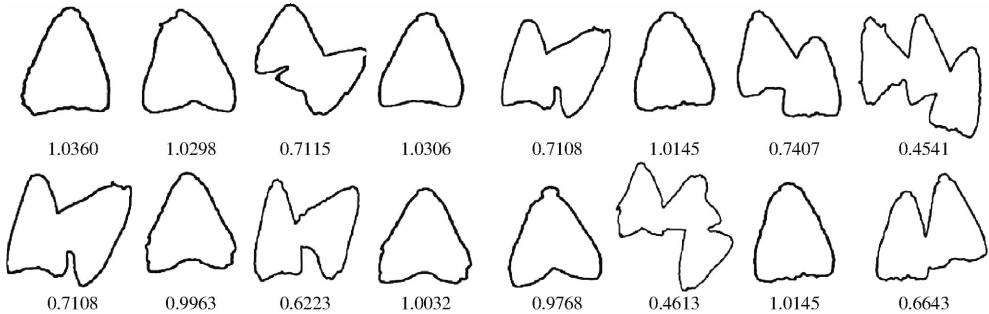


图 8 目标区域形态因子
Fig. 8 Shape factor of target area

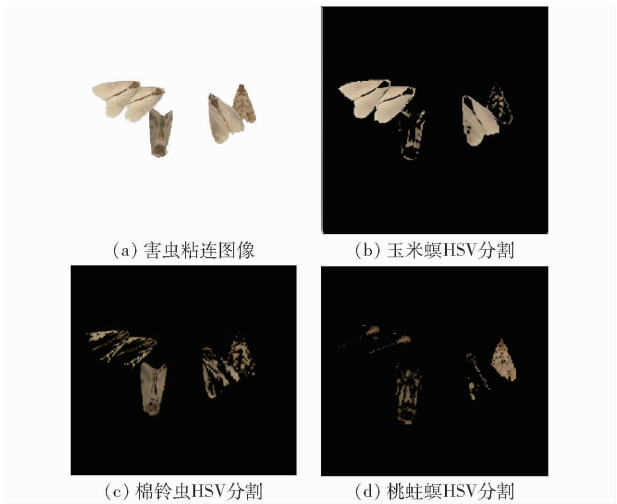


图 9 颜色分割初始效果图

Fig. 9 Color segmentation initial effect

定面积阈值 S_{ec} ,取值范围为 $[\frac{1}{4}A_{conts}, A_{conts}]$, A_{conts} 为粘连图像平均轮廓面积。保留满足 $S_i \in S_{ec}$ 的所有害虫轮廓,随后利用 bitwise_or 算法,将害虫轮廓区域与原图像进行逐位运算,以生成害虫的 HSV 颜色分割图像,如图 10 所示。

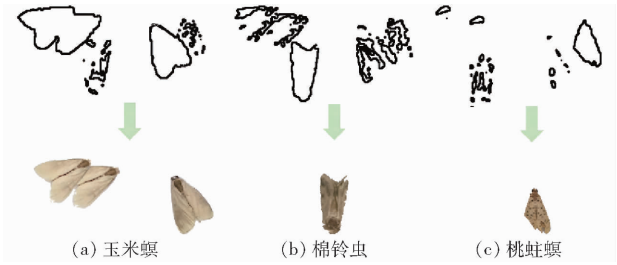


图 10 颜色分割优化效果图

Fig. 10 Color segmentation optimization effect

最后采用本文所提形状因子对分割图像进行判定标记,若 $P_d > 0.9$,判定分割图像中不存在粘连,将其标记为待识别图像;若 $P_d \leq 0.9$,判定分割图像中仍存在粘连,且害虫为种间粘连,将其标记为待几何分割图像。分割流程如图 11 所示。

1.3.3 形态点筛选

果园中几种主要害虫,如棉铃虫、桃蛀螟、玉米螟等,害虫轮廓的头部和翅根部之间的连线形成一个内接于害虫轮廓的等腰三角形 $\triangle ABC$,如图 12 所示。采用 2 个重要的几何参数^[20-24]来描述这个三角形,即等腰三角形的两个腰长 L 和顶角 α 。将 L 和 α 用作筛选条件,可以精确定位害虫的 3 个形态点 A 、 B 、 C ,分别表示害虫头部和 2 个翅膀根部,从而实现害虫的精确定位。

采用凸点算法来搜索目标区域的凸点,同时在该算法中引入非极大值抑制函数,以减少无效凸点。这一过程生成了凸点集 P_1 ,其中储存了一组顺序排

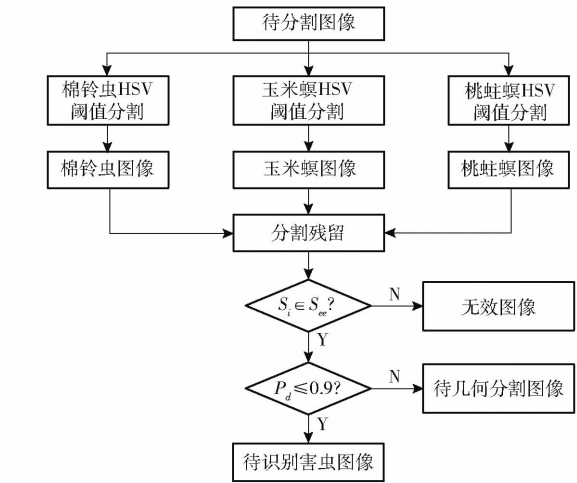


图 11 颜色分割流程图

Fig. 11 Color segmentation flowchart

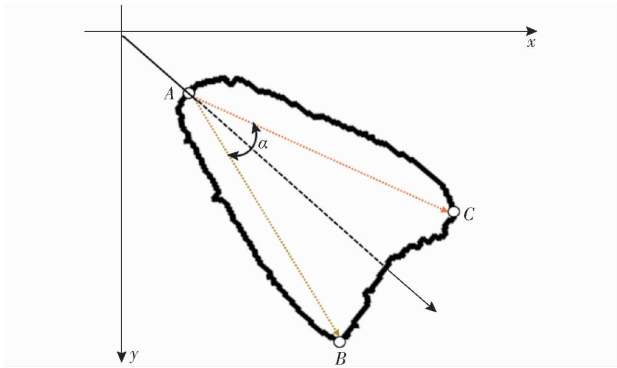


图 12 几何参数

Fig. 12 Geometric parameters

列在轮廓边缘的凸点,为后续形态点的筛选提供了基础。如图 13a 所示,这些凸点分布密集且有序,主要集中在害虫头部和两翅根部,少量分布于翅部边缘。基于这一特性,通过筛选保留了满足 $l < 5$ 像素且 $n > 3$ 像素(l 为凸点之间长度, n 为凸点数)的凸点集,并将其标记为凸点集 P_2 。如图 13b 所示,凸点集 P_2 主要分布于头部与翅根部。

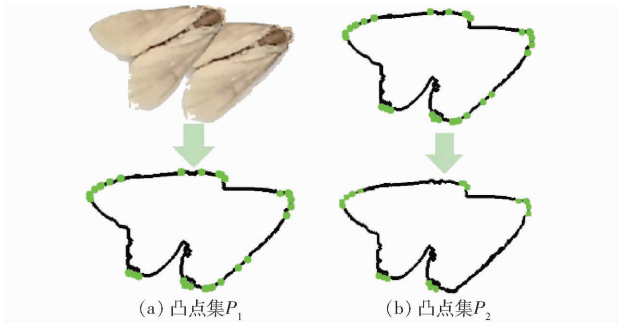


图 13 凸点提取与筛选

Fig. 13 Bump extraction and screening

其次,基于种间害虫形态特征的差异性,设定阈值 L_{cdr} 与 α_{cdr} ,作为形态点 A 、 B 、 C 的筛选条件,取值范围为 (l_0, l_1) 和 (α_0, α_1) ,其中 l_0 和 l_1 分别表示头翅长度 L 阈值区间下限和上限, α_0 和 α_1 分别表示头部

夹角 α 阈值区间下限和上限。

保留满足 $l_i \in L_{\text{cdr}}$ 的凸点, 并将其标记为凸点集 P_3 , 筛选过程中减少了无效凸点 (不参与计算) 的数量, 从而缩小了筛选范围。然后, 利用凸点使用率 f 来区分头部凸点和翅根部凸点, 为后续害虫头翅夹角 α_i 的计算提供基础, 其公式定义为

$$f = \frac{n_{\text{count}}}{N_{\text{count}}} \times 100\% \quad (4)$$

式中 N_{count} ——凸点集 P_3 满足 $l_i \in L_{\text{cdr}}$ 的所有凸点的使用次数

n_{count} ——凸点集 P_3 满足 $l_i \in L_{\text{cdr}}$ 的某个凸点的使用次数

凸点集 P_3 的有效 l 值计算中, 头部凸点的使用频次远高于翅根部凸点, 因此头部与翅根部凸点的凸点使用率是有一定区分度的, 经过多组比较试验, 确定头部与翅根部凸点的凸点使用率阈值界限为 30%, 因此将满足 $f > 30\%$ 的凸点标记为头部凸点, 反之标记为翅根部凸点, 结果如图 14b 所示。红色凸点为头部凸点集 P_{Head} , 蓝色凸点为翅根部凸点集 P_{Wing} 。

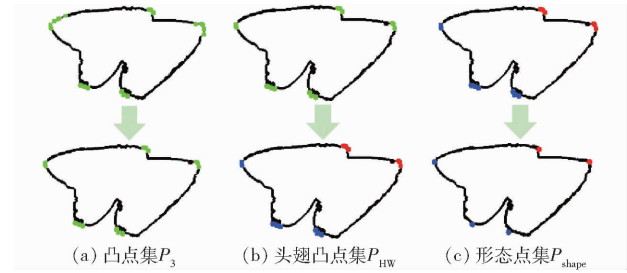


图 14 形态点筛选

Fig. 14 Morphological point screening

最后, 采用几何特征参数 α 对头部凸点集 P_{Head} 和翅根部凸点集 P_{Wing} 进行筛选, 保留满足 $\alpha_i \in \alpha_{\text{cdr}}$ 的凸点, 作为害虫形态点集 P_{shape} 。筛选结果如图 14c 所示, 形态点筛选流程如图 15 所示。

1.3.4 害虫定位与分割

使用形态点 A 、 B 、 C 来定位害虫, 然后采用相应模板轮廓对害虫图像进行分割^[22-25]。如图 16 所示, 图像坐标系中绿色轮廓为本研究获取的玉米螟模板轮廓^[25-26], 该轮廓中心与坐标系原点重合, 并且其中心轴 l_0 与图像坐标系的 X 轴垂直, 与 Y 轴重合。

通过形态点计算得到角 α 的平分线, 即害虫中轴线, 中轴线偏转角度即害虫在坐标系中的倾斜度 β , 从而得到模板轮廓的旋转角 $\gamma (\pi/2 - \beta)$, 模板轮廓绕坐标中心旋转 γ 后, 得到与害虫倾斜度一致的浅蓝色模板轮廓。

最后基于害虫形态点 A 与模板轮廓头部点 T 的空

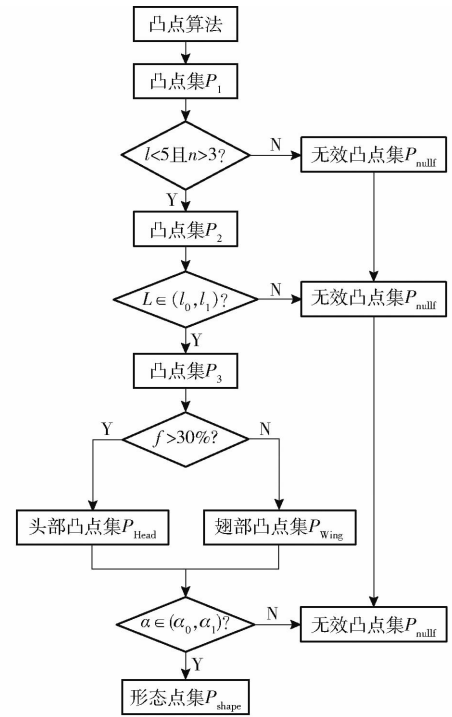


图 15 筛选流程图

Fig. 15 Screening process

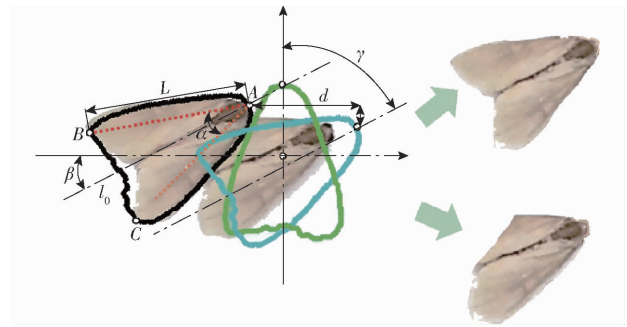


图 16 定位分割结果

Fig. 16 Positioning segmentation results

间关系, 得到模板轮廓 X 轴和 Y 轴的定位偏移量为

$$\begin{cases} d_x = d_{Ax} - d_{Tx} \\ d_y = d_{Ay} - d_{Ty} \end{cases} \quad (5)$$

式中 (d_{Tx}, d_{Ty}) ——旋转模板轮廓头部点 T 的 X 轴和 Y 轴坐标

(d_{Ax}, d_{Ay}) ——害虫形态点 A 的 X 轴和 Y 轴坐标

d_x, d_y ——模板轮廓 X 轴和 Y 轴定位偏移量

旋转后的模板轮廓分别向 X 轴与 Y 轴方向平移 d_x 和 d_y , 得到如图 16 所示黑色模板轮廓, 该轮廓成功定位害虫, 从而实现种间粘连害虫的精确分割, 分割结果如图 16 所示。

2 结果与分析

2.1 害虫图像分割

基于本文方法分别对田间采集的 200 幅害虫图像进行分割实验, 同时开展改进自适应分水岭算

法^[27-28]、距离变换的分水岭算法和凹点检测分割算法等传统图像分割方法对害虫图像的分割实验,以

对比验证本文方法在分割害虫粘连图像中的优势。分割结果如图 17 所示。

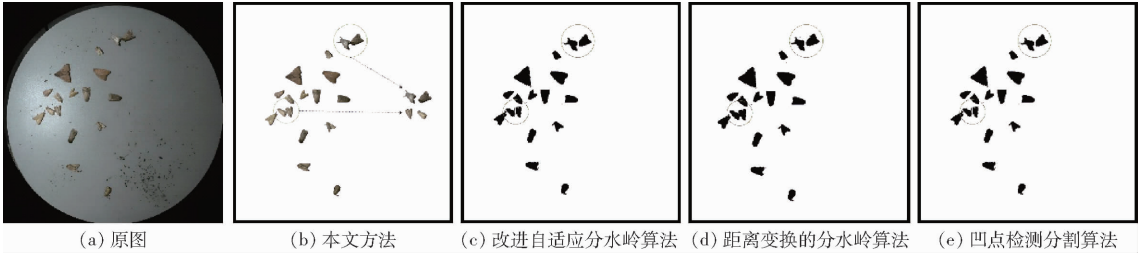


图 17 样本图像分割效果图
Fig. 17 Sample image segmentation effects

根据图 17 可知,本文方法表现出对害虫粘连图像的精确分割能力,然而,仍然存在一定程度的过分割现象,导致害虫的分割边界出现特征重叠的情况。与此不同,改进自适应分水岭算法和距离变换的分水岭算法能够较为精准地分割接触粘连的害虫,但在处理重叠害虫时的分割精度较低,分割结果中出现了大量欠分割和漏分割现象。凹点检测分割算法通过搜索并连接分割凹点来分割粘连害虫,但该算法生成的错误分割凹点,导致同一只害虫被多次分割,进一步加剧了过分割现象。

为定量评价害虫粘连图像的分割效果,引入分割率 S_1 、分割错误率 S_2 和分割有效率 S_3 对分割结果进行评价。计算式为

$$S_1 = \frac{N_1}{N_0} \times 100\% \tag{6}$$

$$S_2 = \frac{N_u + N_e}{N_0} \times 100\% \tag{7}$$

$$S_3 = \frac{N_c}{N_0} \times 100\% \tag{8}$$

式中 N_0 ——图像中实际害虫数量
 N_1 ——算法分割的害虫数量
 N_u ——图像中欠分割害虫数量
 N_e ——图像中过分割害虫和分割对象错误的害虫数量
 N_c ——分割正确的害虫数量

分别统计基于不同方法的害虫图像分割率、分割错误率和分割有效率,其平均值如表 3 所示。

表 3 实验室采集害虫图像分割评价性能			
Tab.3 Performance for evaluation of segmentation of pest images collected in laboratory			
分割方法	分割率	分割错误率	分割有效率
本文方法	101	3.14	96.86
改进自适应分水岭算法	95	15.13	84.87
距离变换的分水岭算法	91	19.74	80.26
凹点检测分割算法	118	17.99	82.01

由表 3 可得,本文方法的分割率误差为 1%,相

较其他方法分别降低 4、8、17 个百分点,这表明本文方法相对于其他方法来说,分割率误差较小,表现出较低的过分割现象。在分割错误率和分割有效率方面,平均分割错误率为 3.14%,比另外 3 种方法分别降低 11.99、16.60、14.85 个百分点;此外,本文方法的平均分割有效率超过 96%,而其他 3 种方法的平均分割有效率均不足 85%,本文方法的分割性能明显优于传统分割方法。

2.2 害虫图像分类

在害虫图像分割实验中,本文方法使用预定义的颜色阈值完成了非种间粘连害虫的颜色分割,同时确定了害虫种类。预定义颜色阈值分类如图 18 所示。

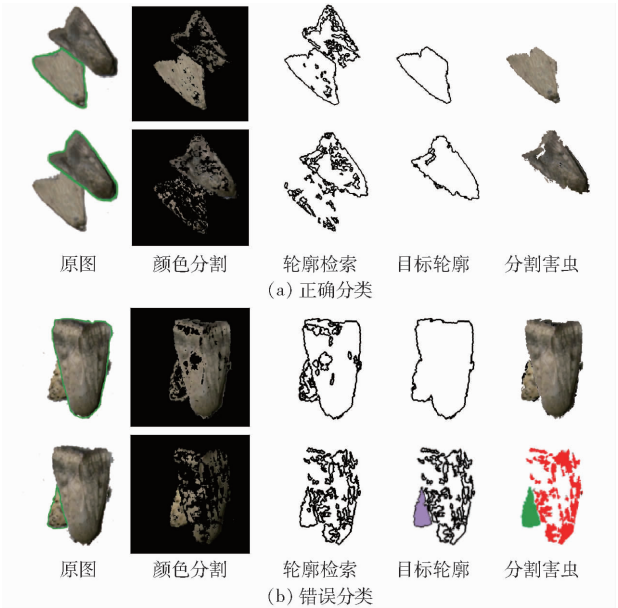


图 18 预定义颜色阈值分类
Fig. 18 Predefined color threshold classification

由图 18 可知本文方法的害虫分类过程如下:首先,使用预定义的颜色阈值对害虫图像进行分割,从而生成颜色分割图。在这个过程中,预定义的阈值使得目标害虫完整保留在图像中,而其他害虫则以杂质的形式存在。接着,通过轮廓筛选来消除杂质轮廓,然后将目标轮廓与原始图像进行交互,以获取

害虫的单体图像。害虫的种类已经通过害虫预定义的颜色分割阈值确定。

为定量评价本文方法在害虫图像分类方面的性能,引入分类准确率、漏检率和分类错误率对分类结果进行评价。分别统计图像中棉铃虫、玉米螟和桃蛀螟的分类准确率、漏检率和分类错误率,其平均值如表4所示。

表4 害虫图像分类评价性能

Tab.4 Performance for evaluation of pest image classification %

害虫种类	分类准确率	漏检率	分类错误率
棉铃虫	97.77	1.22	1.01
桃蛀螟	96.75	2.13	1.12
玉米螟	96.83	2.12	1.05

由表4可知,棉铃虫、桃蛀螟和玉米螟分类准确率分别为97.77%、96.75%与96.83%,且其分类准确率都在相似的范围,没有明显的性能差异。3种害虫的分类错误率分别为1.01%、1.12%与1.05%,如图18所示,由于棉铃虫和桃蛀螟受到严重的遮挡,一些被分类为棉铃虫的图像实际上包含了桃蛀螟,这是因为两者轮廓相连,在筛选过程中被保留。3种害虫的漏检率分别为1.22%、2.13%和2.12%,被分类为桃蛀螟的图像由于害虫被严重遮挡的原因,其轮廓面积(紫色掩膜区域)太小,因此被漏检。为了表示这些漏检区域,生成了一个空白图像,在其中使用绿色和红色掩膜来代替被剔除的害虫信息。数据结果表明,该方法在3种害虫分类识别中性能显著,完全适用于3种害虫的分类识别。

2.3 Mask R-CNN 分类识别

2.3.1 Mask R-CNN 构建与测试

本文模型的训练与测试在配备 Intel(R) Xeon(R) Silver4210R CPU、2.39 GHz 运行频率、64 GB RAM、GeForce RTX 2080Ti GPU 和 Windows 10 (64 位) 操作系统的计算机上执行,并配备 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti GPU 进行加速。本研究害虫识别模型基于开源框架 TensorFlow (1.13.2) 和 Keras 进行部署,配置安装 Python 3.7 环境、CUDA 10 计算架构和 cuDNN 7.4.1.5 加速库。

模型数据集由山东省内18个试验站点收集的害虫图像组成,涵盖了山东省内不同地区的多样化害虫种类和数量。采用 Labelme 中的多边形标注工具对图像中的苹果园害虫进行标注,生成相应的 Json 标签文字,并将其转化为 mask 文件、label_viz 文件和 label_names 文件。害虫数据集按照 7:3 划分为训练集与测试集,训练集图像数量为 756 幅,测试集图像数量为 324 幅,以充分进行模型训练和参

数优化。

本研究选取 Mask R-CNN 深度学习模型^[29-30]进行分割图像的分类识别研究,该模型与济南祥辰虫情测报灯(图19)的识别模块所应用模型一致,通过在模型中测试由本文方法分割得到的单体害虫输入集,来评估其分类识别性能,以验证本文方法在虫情测报灯应用中的性能。

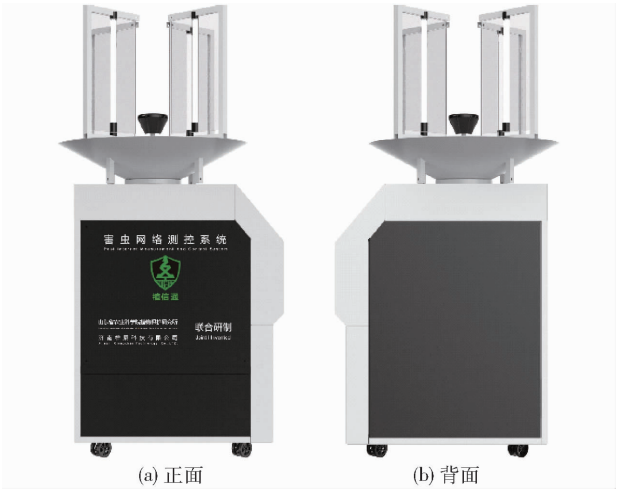


图19 济南祥辰虫情测报灯
Fig.19 Jinan Xiangchen pest detection lamp

该模型在 Faster R-CNN 的架构基础上进行了扩展,采用更精准的感兴趣区域对齐层 (Region of interest align layer, RoI Align) 进行区域特征提取,并引入基于全卷积神经网络 (Fully convolutional networks, FCN) 的掩膜分支,用于像素级分割。模型架构如图20所示,主要由特征提取网络 (Backbone)、区域建议网络 (Region proposal network, RPN)、感兴趣区域对齐层 (RoI Align) 以及目标检测和分割模块组成。

在相同试验环境下,通过对比不同参数配置的模型在测试集上的性能,设置最佳模型训练参数。Mask R-CNN 的超参数设置如表5所示。

为验证构建的 Mask R-CNN 针对分类识别任务的模型性能,在本文测试集中进行分类识别试验,并引入平均精度均值 (mAP) 对识别结果进行评价,从而定量评估模型的识别性能。本文所构建的 Mask R-CNN 的平均精度均值达到 92.31%,该模型设计与构建合理,且在苹果园害虫识别任务中展现出较高精度。

2.3.2 图像分类识别试验

为评估本文分割方法在目标分类识别性能上的优势,采用原始 Mask R-CNN 作为基准模型进行比较验证。选取棉铃虫、玉米螟和桃蛀螟粘连图像作为此次试验样本集,将本文方法分割的粘连图像输入 Mask R-CNN 目标检测算法进行识别,作为试验

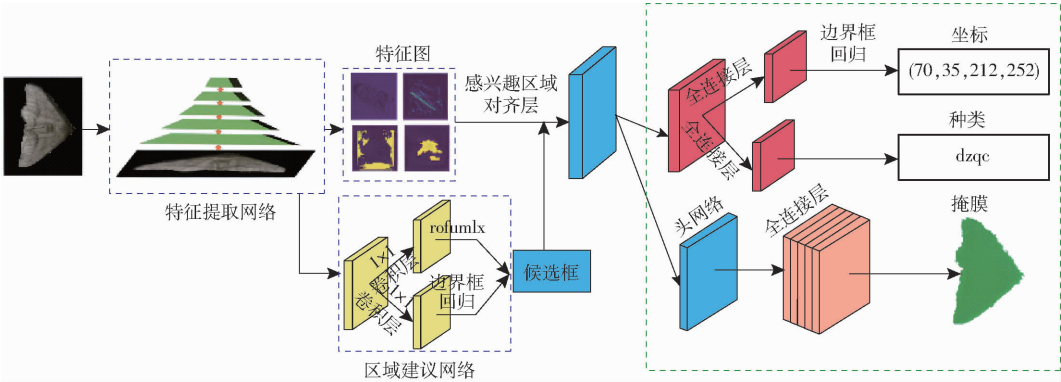


图 20 Mask R - CNN 模型架构

Fig. 20 Mask R - CNN model architecture

表 5 模型超参数

Tab.5 Model hyperparameter setting

参数	数值
初始学习率	0.000 01
批量大小	4
迭代次数	200
RPN 锚框	(16,32,64,128,256)
Mask 分辨率/(像素×像素)	56×56
动量因子	0.9

组。未分割的害虫粘连图像输入 Mask R - CNN 目标检测算法进行识别,作为对照组。采用平均精度均值(mAP)作为评价指标对模型识别效果进行定量评价,分别统计试验组和对照组的平均精度均值,其识别效果如图 21 所示。

由图 21 可知,Mask R - CNN 对棉铃虫、桃蛀螟和玉米螟平均精度均值分别为 80.13%、78.21%、79.05%。本文方法在害虫分类识别方面表现出色,

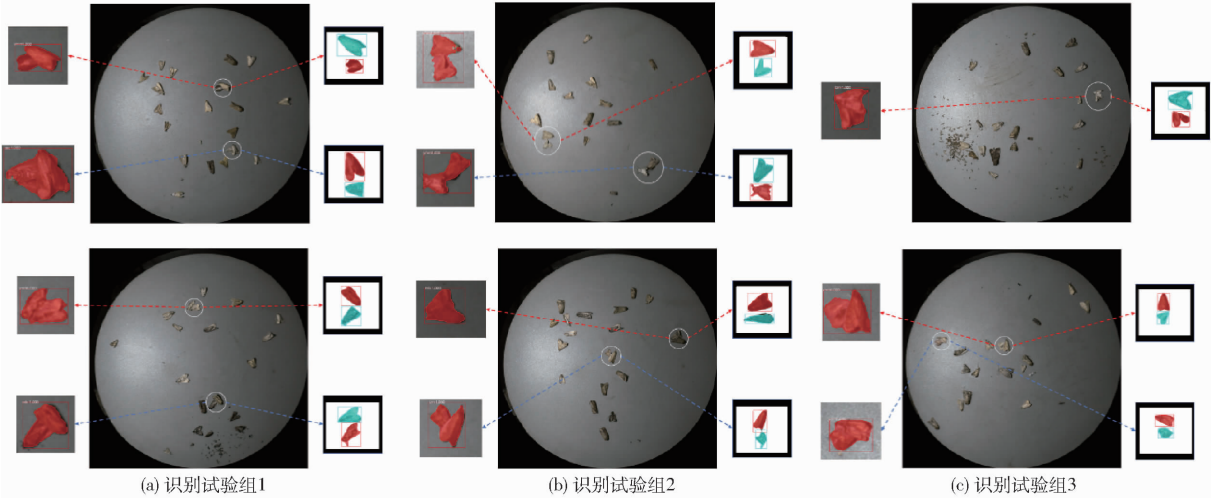


图 21 粘连害虫分类识别效果

Fig. 21 Effectiveness of classification and identification of adhesive pests

其对棉铃虫、桃蛀螟和玉米螟平均识别精度分别达到 96.55%、94.80%与 95.51%。与 Mask R - CNN 相比,本文方法识别性能显著,分别提高 16.42%、16.59%、16.46 个百分点,识别性能优势明显。如图 21 所示,图像左侧显示了 Mask R - CNN 的粘连识别结果,而图像右侧则是本文方法的粘连识别结果。本文方法表现出较优的粘连识别效果,可精准地分类识别粘连害虫,而 Mask R - CNN 的识别结果中存在误识别和漏识别现象。

害虫粘连导致形状与纹理颜色信息产生融合,融合程度随害虫粘连程度加深而提高,模型识别精度也随之降低。因此 Mask R - CNN 无法精准检测

粘连图像中被遮挡的害虫,将多只害虫漏识别为一只,甚至出现误识别现象;而试验组 Mask R - CNN 先对害虫图像进行粘连分割,将粘连害虫转换为单体害虫,模型由粘连识别转换为单目标识别,降低了目标识别的复杂性,从而提高了识别精度。

3 结论

(1)为实现羽化害虫粘连图像的精准分割,提出了一种基于形色筛选的羽化害虫粘连图像分割方法。该方法先利用形态因子分割害虫图像的粘连区域,再分别利用颜色特征和形态特征实现非种间害虫和种间害虫的粘连分割。

(2)采用本文方法和传统分割方法对害虫粘连图像的分割效果进行比较,结果表明:本文方法平均分割错误率为 3.14%,而其他传统分割方法平均分割错误率均在 15% 以上,本文方法错误分割最少;本文方法平均分割有效率达到 96.86%,而其他传统分割方法平均分割有效率皆小于 85%,本文方法分割效果最优。另外,通过预定义的颜色阈值,本文方法成功实现了棉铃虫、桃蛀螟与玉米螟的精准分

类,平均分类准确率分别为 97.77%、96.75% 与 96.83%。

(3)本文方法能够精确分割接触粘连甚至堆叠粘连的害虫,实现害虫图像的单体精确分割,已分割图像中棉铃虫、桃蛀螟和玉米螟的平均精度均值分别达到 96.55%、94.80% 与 95.51%,与 Mask R-CNN 相比,分别提高 16.42、16.59、16.46 个百分点,有效提高了粘连害虫识别精度。

参 考 文 献

[1] 李文勇,李明,钱建平,等. 基于形状因子和分割点定位的粘连害虫图像分割方法[J]. 农业工程学报,2015,31(5): 175-180.
LI Wenyong, LI Ming, QIAN Jianping, et al. Segmentation method for touching pest images based on shape factor and separation points location[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(5): 175-180. (in Chinese)

[2] 徐聪,王旭启,刘裕. 一种改进可形变 FCN 的农作物害虫检测方法[J]. 江苏农业科学,2022,50(9): 211-219.

[3] 彭辉,吴鹏飞,翟瑞芳,等. 基于视差图像的重叠果实图像分割算法[J]. 农业机械学报,2012,43(6): 167-173.
PENG Hui, WU Pengfei, ZHAI Ruifang, et al. Image segmentation algorithm for overlapping fruits based on disparity map[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(6): 167-173. (in Chinese)

[4] 张建华,韩书庆,翟治芬,等. 改进自适应分水岭方法分割棉花叶部粘连病斑[J]. 农业工程学报,2018,34(24): 165-174.
ZHANG Jianhua, HAN Shuqing, ZHAI Zhifen, et al. Improved adaptive watershed method for segmentation of cotton leaf adhesion lesions[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(24): 165-174. (in Chinese)

[5] 田冉,陈梅香,董大明,等. 红外传感器与机器视觉融合的果树害虫识别及计数方法[J]. 农业工程学报,2016,32(20): 195-201.
TIAN Ran, CHEN Meixiang, DONG Daming, et al. Identification and counting method of orchard pests based on fusion method of infrared sensor and machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(20): 195-201. (in Chinese)

[6] ITAKURA K, HOSOI F. Automatic leaf segmentation for estimating leaf area and leaf inclination angle in 3D plant images[J]. Sensors, 2018, 18(10): 3576.

[7] LI Y, XIA C, LEE J. Detection of small-sized insect pest in greenhouses based on multifractal analysis[J]. Optik International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(19): 2138-2143.

[8] YAO Q, LIU Q, DIETTERICH T G, et al. Segmentation of touching insects based on optical flow and NCuts[J]. Biosystem Engineering, 2013, 114(2): 67-77.

[9] XU L, LI Y, SUN Y, et al. Leaf instance segmentation and counting based on deep object detection and segmentation networks [C]//2018 Joint 10th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 19th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS). IEEE, 2018: 180-185.

[10] 燕红文,崔清亮. 基于分水岭分割算法对燕麦籽粒识别中粘连区域的分割[J]. 计算机时代,2020(1): 23-25.
YAN Hongwen, CUI Qingliang. Segmentation of adhesive area in oat grain recognition by watershed algorithm[J]. Computer Era, 2020(1): 23-25. (in Chinese)

[11] 李艳肖,胡雪桃,张芳,等. 基于高光谱技术的菌落图像分割与计数[J]. 农业工程学报,2020,36(20): 326-332.
LI Yanxiao, HU Xuetao, ZHANG Fang, et al. Colony image segmentation and counting based on hyperspectral technology [J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(20): 326-332. (in Chinese)

[12] 丁永军,张晶晶,LEE Won Suk,等. 小波变换与分水岭算法融合的番茄冠层叶片图像分割[J]. 农业机械学报,2017, 48(9): 32-37.
DING Yongjun, ZHANG Jingjing, LEE Won Suk, et al. Segmentation of tomato leaves from canopy images by combination of wavelet transform and watershed algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9): 32-37. (in Chinese)

[13] 廖娟,陈民慧,张锴,等. 基于区域语义和边缘信息融合的作物苗期植株分割模型[J]. 农业机械学报,2021,52(12): 171-181.
LIAO Juan, CHEN Minhui, ZHANG Kai, et al. Segmentation of crop plant seedlings based on regional semantic and edge information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(12): 171-181. (in Chinese)

[14] REZA S, MADJID T, ALI E, et al. An improved method for edge detection and image segmentation using fuzzy cellular automata[J]. Cybernetics and Systems, 2016, 47(3): 161-179.

[15] 刘虹良,孔令胜,郭俊达,等. 基于相似系数的颜色纹理特征在图像分割中的应用[J]. 机电工程技术,2022,51(5): 133-137.
LIU Hongliang, KONG Lingsheng, GUO Junda, et al. Application of color texture feature based on similarity coefficient in image segmentation[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2022, 51(5): 133-137. (in Chinese)

- [16] 孙滨峰,叶春,李艳大,等. 基于颜色指数与阈值法的稻田图像分割[J]. 中国农业大学学报,2022,27(5): 86–95.
SUN Binfeng, YE Chun, LI Yanda, et al. Paddy field image segmentation based on color indices and thresholding method[J]. Journal of China Agricultural University, 2022, 27(5): 86–95. (in Chinese)
- [17] 刘媛媛,王跃勇,于海业,等. 基于多阈值图像分割算法的秸秆覆盖率检测[J]. 农业机械学报,2018,49(12): 27–35,55.
LIU Yuanyuan, WANG Yueyong, YU Haiye, et al. Detection of straw coverage rate based on multi-threshold image segmentation algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(12): 27–35,55. (in Chinese)
- [18] 袁媛,李淼,陈晟,等. 复杂背景黄瓜叶部病害图像分割方法[J]. 农业机械学报,2013,44(10): 233–237.
YUAN Yuan, LI Miao, CHEN Sheng, et al. Segmentation of cucumber leaf disease images with complex background[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(10): 233–237. (in Chinese)
- [19] BHAI RANNAWAR S S. Efficient medical image enhancement technique using transform HSV space and adaptive histogram equalization[M]//Soft computing based medical image analysis. Cambridge: Academic Press, 2018: 51–60.
- [20] 陈红. 基于变分水平集活动轮廓模型的医学图像分割方法研究[D]. 沈阳:东北大学,2018.
CHEN Hong. Research on medical image segmentation method based on variational level set active contour model[D]. Shenyang: Northeastern University, 2018. (in Chinese)
- [21] 董金勇,王建伦,李道亮,等. 田间枣树叶片复杂目标图像综合分割方法[J]. 农业机械学报,2011,42(1): 165–170.
DONG Jinyong, WANG Jianlun, LI Daoliang, et al. Complex image of field jujube leaf segmentation based on intergrated technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(1): 165–170. (in Chinese)
- [22] 龙浩,李庆党,张明月. 基于 HSV 颜色空间和局部纹理的阴影消除算法研究[J]. 电子测量技术,2020,43(18): 81–87.
LONG Hao, LI Qingdang, ZHANG Mingyue. Research on shadow elimination algorithm based on HSV color space and local texture[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(18): 81–87. (in Chinese)
- [23] FENG L, LI H, GAO Y, et al. A color image segmentation method based on region salient color and fuzzy C–Means algorithm[J]. Circuits Syst Signal Process, 2020, 39(12): 586–610.
- [24] 项荣,张杰兰. 基于改进 PCNN 的番茄植株夜间图像分割算法[J]. 农业机械学报,2020,51(3): 130–137.
XIANG Rong, ZHANG Jielan. Image segmentation for tomato plants at night based on improved PCNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(3): 130–137. (in Chinese)
- [25] 谭永前,曾凡菊. 融合纹理特征与螺旋状搜索聚类的超像素分割算法及应用[J]. 光电子·激光,2021,32(10): 1065–1073.
TAN Yongqian, ZENG Fanju. Application of combing texture features and spiral search clusteing superpixel segmentation algorithm[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2021, 32(10): 1065–1073. (in Chinese)
- [26] 陈静瑜,林丽媛,刘冠军,等. 一种基于几何形状特征的实时瞳孔定位追踪技术[J]. 天津科技大学学报,2021,36(3): 65–71.
CHEN Jingyu, LIN Liyuan, LIU Guanjun, et al. A real-time pupil positioning and tracking technology based on geometric shape features[J]. Journal of Tianjin University of Science & Technolog, 2021, 36(3): 65–71. (in Chinese)
- [27] 吴亚垒,祁力钧,张亚,等. 雾滴图像粘连特征改进判断及分离计数方法优化[J]. 农业机械学报,2017,48(增刊): 220–227.
WU Yalei, QI Lijun, ZHANG Ya, et al. Optimized method of improved characteristics judgment and separation counting for adhesive droplets[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 220–227. (in Chinese)
- [28] 朱代武,刘豪,朱瑀然. 基于改进分水岭算法的空域实时流量监测[J]. 计算机与数字工程,2022,50(7): 1444–1448.
ZHU Daiwu, LIU Hao, ZHU Yuran. Airspace real-time flow monitoring based on improved watershed algorithm[J]. Computer & Digital Engineering, 2022, 50(7): 1444–1448. (in Chinese)
- [29] 王金星,马博,王震,等. 基于改进 Mask R–CNN 的苹果园害虫识别方法[J]. 农业机械学报,2023,54(6): 253–263,360.
WANG Jinxing, MA Bo, WANG Zhen, et al. Research on pest identification method in apple orchard based on improved Mask R–CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 253–263,360. (in Chinese)
- [30] 杨长辉,王卓,熊龙烨,等. 基于 Mask R–CNN 的复杂背景下柑橘树枝干识别与重建[J]. 农业机械学报,2019,50(8): 22–30,69.
YANG Changhui, WANG Zhuo, XIONG Longye, et al. Identification and reconstruction of citrus branches under complex background based on Mask R–CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 22–30,69. (in Chinese)