

基于改进 Faster R-CNN 的农田残膜识别方法

张学军^{1,2†}, 黄爽¹, 靳伟^{1,2}, 鄢金山^{1,2}, 史增录^{1,2}, 周鑫城¹, 张朝书³

(1. 新疆农业大学 机电工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830052;

2. 新疆农业工程装备创新设计重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830052;

3. 阿拉尔市天典农机制造有限责任公司, 新疆 阿拉尔 843300)

摘要: 为了实现农田残膜的精准捡拾, 提高残膜回收机的回收率. 将改进 Faster R-CNN 卷积神经网络运用到农田残膜的识别检测中, 提出了一种农田残膜的识别方法. 以 11MS-1850 残膜回收机工作后遗留在农田表面的残膜为研究对象, 分别在晴天、阴天不同时间段采集图像共计 1 648 幅. 通过更改图像亮度、旋转等方式扩充数据集, 最终得到 4 950 幅残膜样本图像, 按照 7:2:1 划分为训练集(3 465 幅)、验证集(990 幅)、测试集(495 幅); 采用双阈值算法替代传统的单阈值算法, 降低了阈值对模型性能的影响; 通过对比试验, 选取具有残差网络结构的 ResNet50 作为主干特征提取网络, 准确率可达 88.84%, 召回率为 87.70%, 总体精度为 88.27%; 为了使检测模型对小目标更加灵敏, 根据数据集中残膜尺寸大小, 在原有锚点基础上增加 32² 和 64² 的尺度参数, 准确率、召回率、总体精度分别提升了 1.29%、0.67%、0.97%, 单幅检测时间为 284.13 ms, 基本满足了识别残膜的要求. 可为残膜回收机加装补收装置提供参考, 为研制人工智能残膜回收机提供理论基础.

关键词: 残膜识别; Faster R-CNN; 残差网络; 特征提取网络

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

Identification Method of Agricultural Film Residue Based on Improved Faster R-CNN

ZHANG Xuejun^{1,2†}, HUANG Shuang¹, JIN Wei^{1,2}, YAN Jinshan^{1,2},
SHI Zenglu^{1,2}, ZHOU Xincheng¹, ZHANG Chaoshu³

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China;

2. Key Laboratory of Innovation Design Laboratory, Xinjiang Agricultural Engineering Equipment, Urumqi 830052, China;

3. Alar City Tiandian Agricultural Machinery Manufacturing Co Ltd, Alar 843300, China)

Abstract: In order to achieve precise picking of residual film in farmland and to improve the recovery rate of residual film recovery machine, the improved Faster R-CNN convolutional neural network is applied to identification and detection of residual film in farmland, and a method of identifying residual film in farmland is proposed. Taking the residual film left on the surface of the farmland after the 11MS-1850 residual film recovery machine worked as the

* 收稿日期:2020-11-03

基金项目:“十三五”国家重点研发计划资助项目(2017YFD0701102-2),“Thirteenth Five-Year” National Key Research and Development Program of China(2017YFD0701102-2);国家自然科学基金资助项目(51665057), National Natural Science Foundation of China(51665057);新疆自治区重点研发任务专项(2016B01003-1), Xinjiang Autonomous Region Key Research and Development Task Special Project(2016B01003-1);新疆自治区高校科研计划创新团队资助项目(XJEDU2017T005), University Scientific Research Project Innovation Team of Xinjiang Autonomous Region(XJEDU2017T005)

作者简介:张学军(1966—),男,四川渠县人,新疆农业大学教授,博士

† 通信联系人, E-mail: tuec@163.com

research object, a total of 1 648 images are collected during different periods of sunny and cloudy days. The data set is expanded by changing the image brightness, rotation, etc, and finally 4 950 residual film sample images are got, which are divided into a training set (3 465), a validation set (990), and a test set (495) according to 7 : 2 : 1. The dual-threshold algorithm is used to replace the traditional single-threshold algorithm, which reduces the impact of thresholds on model performance. Through comparative experiments, ResNet50 with a residual network structure is selected as the backbone feature extraction network. The accuracy rate can reach 88.84%, the recall rate is 87.70%, and the overall accuracy is 88.27%. In order to make the detection model more sensitive to small targets, according to the size of the residual film in the data set, the scale parameters of 32^2 and 64^2 are added to the original anchor points, and the accuracy, recall, and overall accuracy are improved by 1.29%, 0.67%, 0.97%, respectively; the single detection time is 284.13 ms, which basically meets the requirements for identifying residual film. It can provide a reference for the installation of replenishment equipment for the residual film recovery machine, and provide a theoretical basis for the development of artificial intelligence residual film recovery machines.

Key words: residual film recognition; Faster R-CNN; residual network; feature extraction network

地膜覆盖技术自引入中国至今已有 40 余年的历史^[1], 废弃在农田里的地膜长年积累, 若没有及时回收则会造成种子腐烂、阻断营养运输, 直接影响农作物产量. 针对残膜回收问题, 目前国内已研发设计出百余种不同工作形式的残膜回收机. 其中部分残膜回收机械的回收率高达 90% 以上^[2-8], 但回收率似乎已经到达“瓶颈期”, 很难有进一步突破. 因此, 通过图像识别的方法快速识别出农田里遗留的残膜, 是研制人工智能残膜回收机, 提高残膜回收率的关键.

近年来, 图像识别技术已经广泛应用于农业领域, 已有研究人员对地膜进行了识别. 梁长江等^[9]通过无人机采集农田地膜图像, 利用几种传统的图像分割算法对地膜进行识别, 结果表明迭代阈值分割算法对地膜的识别率最高. 朱秀芳等^[10]利用无人机获取影像并提取纹理信息, 结合传统的分割方法得到了地膜分布面积. 吴雪梅等^[11]利用无人机采集烟地不同时期的残膜, 提出了一种基于颜色特征的识别方法. 江水泉等^[12]利用直方图阈值分割方法确定阈值, 联合边缘检测和区域填充, 分离出了残膜图像. 上述文献大多通过无人机航拍获取地膜信息, 用于评估当地的环境污染程度, 很难直接将识别方法应用于农田残膜的捡拾中. 文献[12]虽然运用传统的图像识别方法识别出了残膜, 但同时也丢失了部分残膜信息, 增加了定位误差. 传统的识别方法依赖于阈值的选择, 适应性不强, 鲁棒性较差, 况且地膜与农田背景信息相近, 边界区分不明显, 无固定轮廓特

征, 加大了检测难度. 卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)抗干扰能力强, 能将目标从复杂背景中提取出来, 依靠数据本身的特征属性进行自主学习, 在区分相近目标方面具有显著效果. 目前卷积神经网络已广泛应用于无人驾驶^[13-14]、植株病虫害识别^[15-16]、品种分类^[17-18]、航空航天^[19]、灾害预警^[20]、垃圾分类^[21]、行为监测^[22-23]、医疗诊断^[24-25]等方面.

针对地膜与背景干扰物相近, 识别难度大等问题. 引入卷积神经网络, 选择目前检测精度最佳的 Faster R-CNN 网络^[26], 通过增加 32^2 和 64^2 的锚点尺寸, 提出了一种适用于农田残膜的检测方法, 最终实现残膜的快速、自动识别.

1 数据采集与处理

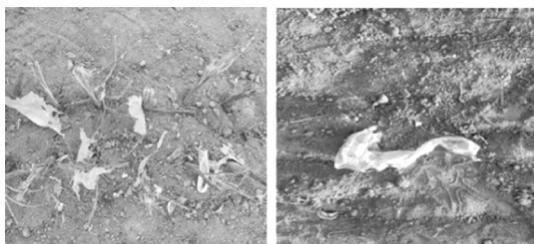
1.1 数据采集

本文以新疆农业大学与新疆阿拉尔市天典农机制造有限公司联合研制的 11MS-1850 型残膜回收机工作后遗留在农田表面的残膜为研究对象, 于 2019 年 9 月至 10 月, 使用索尼 WX500 采集残膜图像, 分辨率为 3 648 像素 \times 2 736 像素, 分别在晴天和阴天共采集 1 648 幅残膜图像, 为了确保残膜图像的多样性, 样本中含有不同土壤湿度、不同光照强度下残余不等片数的残膜图像. 采集时相机镜面与地面平行, 距地面高度为 80~110 cm. 11MS-1850 型残膜回收机如图 1 所示, 部分残膜图像样本如图 2 所示.



图 1 11MS-1850 型残膜回收机

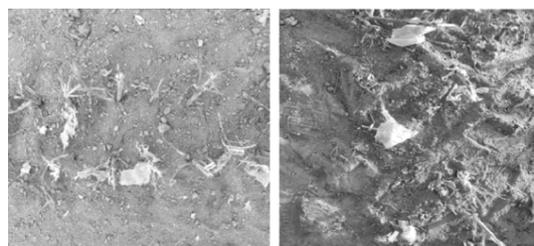
Fig.1 11MS-1850 residual film recovery machine



(a)不同残膜片数



(b)不同含水率



(c)不同光照强度

图 2 部分残膜图像样本

Fig.2 Partial residual film image samples

1.2 数据集制作

深度学习为了获得检测性能较好的神经网络模型,通常需要大量的数据样本进行训练.为了强化模型的泛化能力和适应性,避免因样本图像太少而影响模型的训练结果,通常采用裁剪、调整亮度、更改对比度、随机旋转等方式对样本图像进行数据扩充.本文通过调整残膜图像亮度,对残膜图像旋转 45° 、 90° 、 270° 进行扩充后最终得到 4 950 幅样本图像,以图像中的残膜为正样本,除残膜以外的背景均认定为负样本.将样本图像按 7 : 2 : 1 划分为训练集

(3 465 幅)、验证集(990 幅)、测试集(495 幅).最后利用 LabelImg 标注工具按照 PASCAL VOC2007 标注格式对残膜图像进行标注.

2 试验条件与方法

2.1 软件与硬件

本文的试验条件为:Window10 操作系统,计算机配置为 Intel(R)Core(TM)i7-10750H 处理器,显卡为 GeForce GTX1650,8 G 内存,512 GB 固态硬盘.编程环境为 python3.6.2,torch1.5.0,torchvision0.6.0,cuda10.0,cudnn7.4.1.5.标注工具为 LabelImg.

2.2 试验方法

2.2.1 基于 Faster R-CNN 的残膜检测框架

Faster R-CNN 网络模型是在 Fast R-CNN 模型的基础上引入了 RPN 区域建议网络(Region Proposal Networks),从而通过反向传播和随机梯度下降来实现端到端的训练.Faster R-CNN 残膜检测框架如图 3 所示.

在残膜检测过程中主要分为四部分,即残膜特征提取部分、候选区域建议网络(RPN)、ROI Pooling 感兴趣区域池化部分、残膜与背景二分类回归部分.基于 Faster R-CNN 的残膜检测环节如下:

1)由主干特征提取网络提取残膜特征,获得特征图用于 RPN 和 Fast R-CNN 共享.

2)RPN 网络利用 3×3 的滑动窗口,遍历整个特征图,其中 Softmax 分类器主要用于区分残膜和背景信息,边框回归主要用于调整建议框的 4 个参数(即建议框的中心点 x 轴和 y 轴坐标及其宽和高),Proposals 对获得的建议框进行初步的筛选,最大程度上找到含有残膜的区域.

3)ROI Pooling 同时获得特征图及建议框,随后利用建议框在特征图上进行截取,为了将获取到大小不同的特征图调整至分类器所需的尺寸,对其进行归一化处理,获得固定大小.

4)利用分类和回归网络判断截取到的特征图中是否包含残膜信息并对建议框进行调整,获得最终的检测框.

由于残膜无固定形状,因此在本文中认为残膜外接矩形的中心点坐标即近似为残膜的位置坐标,从而实现对残膜的检测和定位.

2.2.2 评价指标

本文旨在识别残膜回收机工作后遗留在田间的残膜并确定其位置信息.在执行机构捡拾过程中,允

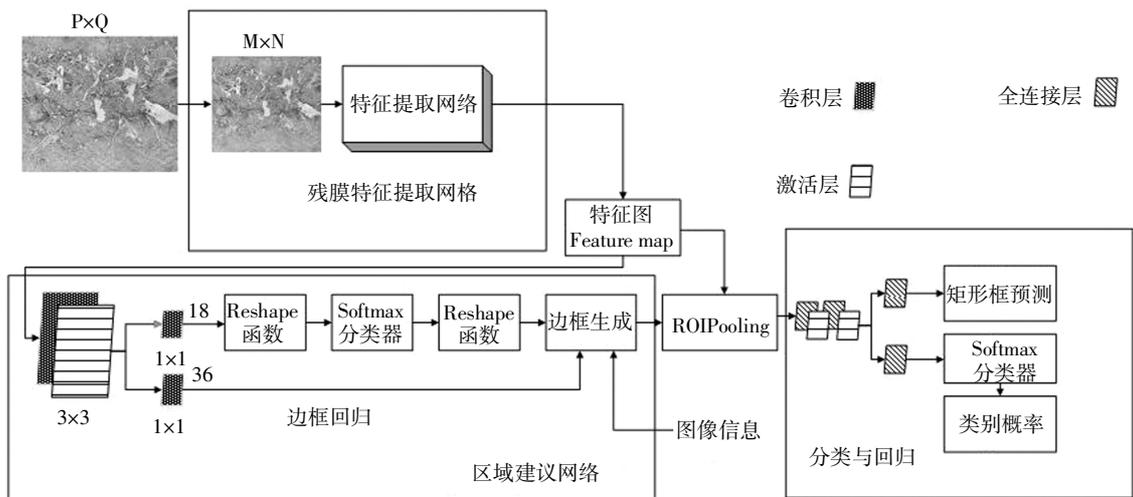


图3 基于 Faster R-CNN 的残膜检测框架图
Fig.3 Framework of remnant film inspection based on Faster R-CNN

许残膜中心位置坐标存在较小误差. 因此在本研究中认为只要检测框中含有残膜信息并且与其重叠区域大于 75%, 即视为有效检测. 为了评估残膜识别检测网络的性能, 选择准确率 P (precision)、召回率 R (recall)、总体精度 F_1 作为评价指标, 其公式为:

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \times 100\% \quad (1)$$

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (2)$$

$$F_1 = 2 \frac{PR}{P + R} \times 100\% \quad (3)$$

式中: R 为召回率; P 为准确率; F_1 为总体精度; T_p 为正确识别残膜的样本数量; F_p 为错误识别残膜的样本数量; F_n 为未检测出残膜的样本数量.

2.2.3 模型训练

采用近似联合训练方式进行训练, 为了加速网络训练, 将残膜图像统一至 600 像素 x 600 像素, 为了降低因数据样本不足对网络训练的影响, 本文选取在 ImageNet 数据集上训练好的权重进行迁移学习, 利用残膜数据集对预训练好的网络进行微调, 初始学习率 $l_r = 0.005$, 每隔 5 步衰减一次学习率, 设定衰减倍率因子 $\gamma = 0.1$, 动量 $\text{momentum} = 0.9$, $\text{weight_decay} = 0.0005$, 训练批次 $\text{epoch} = 2000$, 每训练 100 个 epoch 保存一次训练权重, 最后选择最优权重用于验证集进行验证, 训练过程采用 GPU 加速训练.

2.2.4 改进 NMS 算法

非极大值抑制 (Non-Maximum Suppression, NMS) 可以根据分数矩阵和边界框的坐标信息, 从中

找到置信度较高的矩形框. 但该方法过度依赖于阈值的选择, 若阈值选择不当则会导致目标漏检或误检, 对于检测目标出现重叠、遮挡的情况, 该方法只保留得分最高的检测窗口也会导致目标漏检^[27]. 双阈值算法可有效降低单阈值对算法整体性能的影响, 其流程图如图 4 所示. $A = \{a_1, a_2, \dots, a_c\}$ 为残膜候选框的集合, $S = \{s_1, s_2, \dots, s_c\}$ 为候选框对应的置信度得分集合, D 为最终候选框的集合, d_c 和 d_t 为设定的双阈值, 其阈值以测试集残膜图像为目标, 将精确率作为评价指标, 采用联合调参法确定, 如表 1 所示, 当取 $d_c = 0.3, d_t = 0.9$ 时算法效果最佳. M 为得分最高的检测窗口. 首先在集合 A 中找出得分最高的检测窗口将其放入 D 中并在 A 中将其删除, 随后比较对于任意的候选框及 M 的交并比与阈值 d_c 和 d_t 的

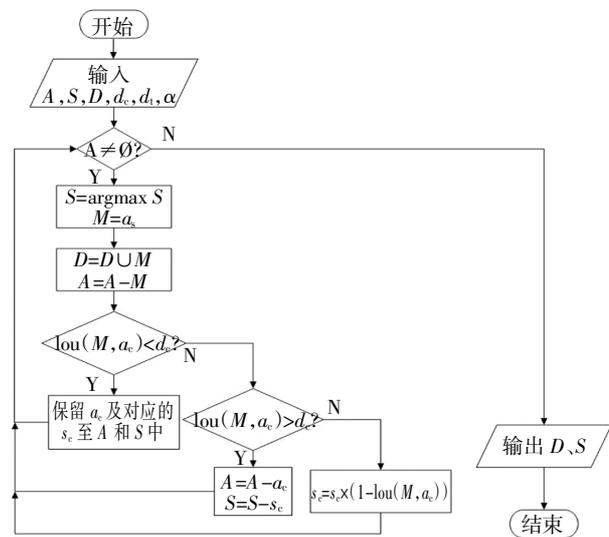


图4 双阈值算法流程图
Fig.4 Flow chart of double threshold algorithm

大小,若小于 d_c 则保留当前候选框及对应得分;若大于 d_c 则删除当前候选框及对应得分;若两者都不满足则对当前候选框得分分配相应的权重.重复执行以上操作,直至集合 A 为空集,输出最终的候选框及其得分.

表 1 不同阈值组合精确率对比结果
Tab.1 Comparison results of accuracy of different threshold combinations %

d_i	d_c				
	0.3	0.35	0.4	0.45	0.5
0.8	89.43	87.03	86.32	86.10	86.84
0.85	91.56	88.78	87.25	86.34	86.20
0.9	95.41	93.62	90.19	88.53	88.25
0.95	93.07	91.46	91.46	89.27	91.44

2.2.5 主干特征提取网络的选择

Faster R-CNN 网络在残膜特征检测过程中需要选用已经训练好的网络来增加网络的深度,提取更抽象的图像特征,以提高模型的检测能力获得理想的检测效果.但随着网络级数的增加,梯度消失和爆炸问题也随之产生. He 等^[28]在保留网络深度的基础上提出了残差网络(Residual Network),使网络中的冗余层进行恒等映射,有效解决了因网络层数增多引发的梯度消失问题,残差网络结构单元如图 5 所示.

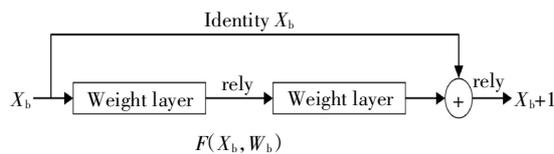


图 5 残差单元
Fig.5 Residual unit

该残差单元可以表示为:

$$X_{b+1} = X_b + F(X_b, W_b) \quad (4)$$

对任意深度的 L 则有:

$$X_L = X_b + \sum_{i=b}^{L-1} F(X_i, W_i) \quad (5)$$

式(5)具有良好的反向传播特性,假定损失为 ε ,根据链式求导法则可以得到:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial X_b} = \frac{\partial \varepsilon}{\partial X_L} \frac{\partial X_L}{\partial X_b} = \frac{\partial \varepsilon}{\partial X_L} \left(1 + \frac{\partial}{\partial X_b} \sum_{i=b}^{L-1} F(X_i, W_i)\right) \quad (6)$$

式中: $F(X_i, W_i)$ 即为残差,当 $F(X_i, W_i)$ 为 0 时即为恒等映射.其中, $\frac{\partial}{\partial X_b} \sum_{i=b}^{L-1} F(X_i, W_i)$ 在求导连加过程中不

可能为负数,因此保证了该节点参数更新不会发生梯度消失或梯度爆炸现象.

特征提取网络的选择对模型的整体性能有着重要的影响.常见的特征提取网络有 VGG16^[29]、ResNet50^[30]、ResNet101^[31]等.为了选取适用于本研究的主干特征提取网络,保证其他参数不变,分别使用 VGG16、VGG19、ResNet34、ResNet50、ResNet101、SqueezeNet、AlexNet 网络作为特征提取网络对测试集图像进行检测,结果见表 2.

表 2 特征提取网络对比试验结果

特征提取网络	T_p /个	F_p /个	F_N /个	P /%	R /%	F_1 /%	运行时间/ms
VGG16	1 964	426	457	82.18	81.12	81.65	247.26
VGG19	2 094	418	452	83.36	82.25	82.80	263.39
ResNet34	2 261	387	427	85.39	84.11	84.75	174.95
ResNet50	2 483	312	346	88.84	87.70	88.27	256.88
ResNet101	2 518	304	317	89.23	88.82	89.02	342.61
SqueezeNet	1 487	434	502	77.41	74.76	76.06	57.73
AlexNet	1 375	546	587	71.58	70.08	70.82	34.41

由表 2 可知,当 AlexNet 和 SqueezeNet 作为特征提取网络时,虽然检测速度很快但精度较低,这是由于网络结构比较简单,能够提取到的残膜特征有限.而使用 VGG 和 ResNet 系列作为特征提取网络总体精度均达到 80%以上,其中 ResNet101 总体精度最高,达到了 89.02%,检测单幅运行时间为 342.61 ms,相对于 ResNet101,ResNet50 总体精度虽然下降了 0.75%,单幅检测速度却缩短了 85.73 ms.综合考虑并结合本研究试验条件及研究对象,最终选择 ResNet50 作为主干特征提取网络.

2.2.6 更改锚点尺寸

残膜回收机工作后遗留在农田表面的残膜存在条状大膜和细小的残膜碎片,尺度变化较大.而 Faster R-CNN 模型的原有锚点尺寸为 $\{128^2, 256^2, 512^2\}$,对小目标检测不够灵敏,直接应用在残膜的识别中容易出现漏识别的情况.为了使 Faster R-CNN 检测模型更适用于残膜的检测,统计残膜数据集中的残膜像素面积,由图 6 可以看出,残膜的像素面积主要集中在 $100^2 \sim 350^2$ 之间,考虑到模型的综合检测能力,依然保留 512^2 的尺寸,并在原有锚点尺寸的基础上增加 32^2 和 64^2 的尺度参数,使得每个锚点对应 15 个候选窗口.

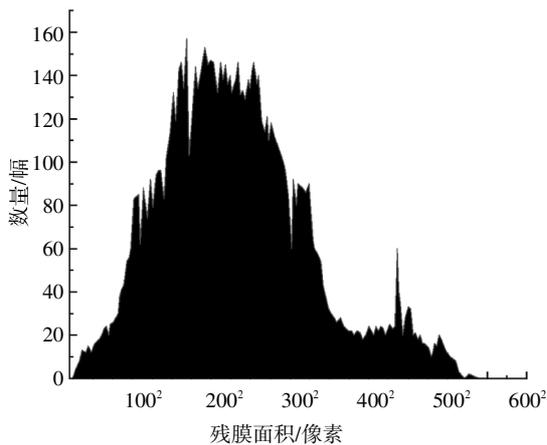


图6 残膜面积统计

Fig.6 Statistics of residual film area

为了验证本文改进算法的有效性,将改进后的Faster R-CNN模型与原模型(特征提取网络均为ResNet50)在测试集上对残膜进行检测,结果见表3.

表3 检测对比结果

Tab.3 Detection and comparison results

检测模型	算法	锚点尺寸	P/%	R/%	F ₁ /%	运行时间/ms
Faster R-CNN	NMS 算法	{128 ² ,256 ² ,512 ² }	88.84	87.70	88.27	256.88
改进 Faster R-CNN	双阈值算法	{32 ² ,64 ² ,128 ² ,256 ² ,512 ² }	90.13	88.37	89.24	284.13

3 结果分析

3.1 定量分析

由表3可知,更改锚点尺寸后,改进Faster R-CNN模型在准确率、召回率、总体精度上分别增加1.29%、0.67%和0.97%,但在单幅检测时间上增加了27.25 ms,主要原因一是由于每个锚点对应的候选框数量增加,运算量也随之增大;二是双阈值算法比非极大值抑制算法更复杂,检测时间则消耗在多余候选框的筛除中.虽然检测时间有所增加,但是依然满足实时检测的要求.部分残膜检测结果如图7所示.检测模型在自然条件下识别残膜的过程中取得了比较理想的检测结果,如图7(g)(h)所示,即使在细小的残膜碎片和残留棉花的干扰下,检测框也能够较准确的框选残膜信息.但在检测存在些许粘连的残膜时,出现了重复检测的情况,如图7(i)所示,这是由于在标注此类样本时,标注准则不一致导致的(即标注时有时认定为一整片残膜,有时认定为几片残膜),后期可增加此类样本数量并统一标注准则进行规避.

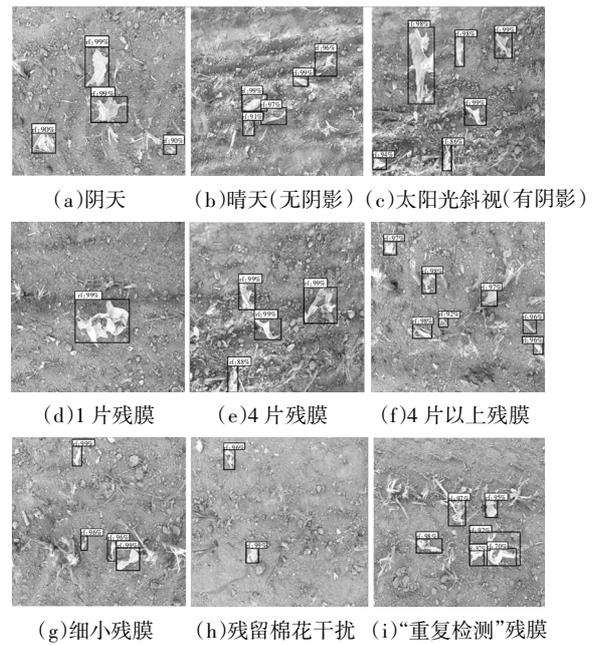


图7 残膜检测结果

Fig.7 Residual film detection results

3.2 特征图分析

为了更直观地了解ResNet50特征提取网络提取残膜特征的过程,对特征提取的部分中间过程进行可视化操作.只显示Conv1、Layer1和Layer3前36个通道的灰度图,为了便于观察将输出的特征图统一到相同大小,特征图可视化结果如图8所示.残膜图像经过Conv1卷积之后得到的特征图能够较好的展现原图的纹理和轮廓信息.随着网络深度的增加ResNet50能够提取更抽象的残膜特征,经过多层网络的共同表达,残膜特征能够被完整的提取出来.

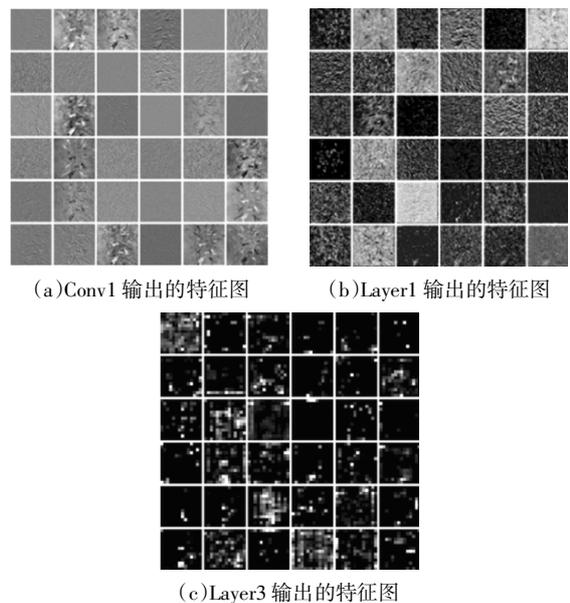


图8 特征图可视化结果

Fig.8 Visualization results of feature map

4 结论

1) 本文基于卷积神经网络 Faster R-CNN 提出了一种农田残膜识别方法. 为了选取特征提取网络, 对 VGG16、VGG19、ResNet34、ResNet50、ResNet101、SqueezeNet、AlexNet 进行对比试验. 最终选取 ResNet50 作为特征提取网络.

2) 采用双阈值算法替代传统的 NMS 算法, 弱化了单阈值对算法的影响, 降低了漏识别率.

3) 为了提高检测模型对细小残膜碎片的灵敏度, 增加了 32^2 和 64^2 的尺度参数, 降低了漏识别率, 从而提高了检测模型的召回率和总体精度. 改进后的 Faster R-CNN 准确率为 90.13%、召回率为 88.37%、总体精度为 89.24%、单幅检测时间为 284.13 ms, 使得通过机器视觉方法捡拾残膜, 提高残膜回收机的回收率成为可能.

4) 虽然改进 Faster R-CNN 模型在残膜的检测精度方面有所提升, 但提升幅度不够显著, 检测时间也有所增加. 今后将在提高残膜检测精度的基础上, 继续优化双阈值算法, 提高模型的检测速度, 同时进行嵌入式开发研究, 以期早日将残膜识别技术投入生产.

将改进 Faster R-CNN 运用到实际残膜的捡拾过程, 包含残膜的检测、空间位置信息定位与捡拾部件拾取等部分. 当检测出图像中的残膜信息后, 将矩形框的中心点位置坐标换算成残膜的空间位置坐标, 将坐标信息传送至执行机构(机械手或气吸装置)实现残膜的补收, 增加残膜回收机的回收效率. 可为残膜回收机加装补收装置提供理论基础, 最终达到提高残膜回收机回收效率的目的.

参考文献

- [1] 顾满, 胡志超, 姬广硕, 等. 残膜回收机防膜回带机构分析及发展思考[J]. 农机化研究, 2019, 41(4): 257—263.
GU M, HU Z C, JI G S, *et al.* Analysis and development of the film-return mechanism of plastic film collectors [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2019, 41 (4): 257—263. (In Chinese)
- [2] 王吉奎, 付威, 王卫兵, 等. SMS-1500 型秸秆粉碎与残膜回收机的设计[J]. 农业工程学报, 2011, 27(7): 168—172.
WANG J K, FU W, WANG W B, *et al.* Design of SMS-1500 type straw chopping and plastic film residue collecting machine [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011, 27(7): 168—172. (In Chinese)
- [3] 蒋德莉, 陈学庚, 颜利民, 等. 随动式残膜回收机清杂系统作业参数优化[J]. 农业工程学报, 2019, 35(19): 1—10.
JIANG D L, CHEN X G, YAN L M, *et al.* Operational parameters optimization of cleaning system of the follow-up film recovery machine [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(19): 1—10. (In Chinese)
- [4] 张慧明, 陈学庚, 颜利民, 等. 随动式秸秆还田与残膜回收联合作业机设计与试验[J]. 农业工程学报, 2019, 35(19): 11—19.
ZHANG H M, CHEN X G, YAN L M, *et al.* Design and test of follow-up combined machine for straw returning and film residue recovery [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(19): 11—19. (In Chinese)
- [5] 田辛亮, 赵岩, 陈学庚, 等. 4JSM-2000A 型棉秆粉碎及搂膜联合作业机的研制[J]. 农业工程学报, 2018, 34(10): 25—35.
TIAN X L, ZHAO Y, CHEN X G, *et al.* Development of 4JSM-2000A type combined operation machine for cotton stalk chopping and residual plastic film collecting [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34 (10): 25—35. (In Chinese)
- [6] 赵岩, 郑炫, 陈学庚, 等. CMJY-1500 型农田残膜捡拾打包联合作业机设计与试验[J]. 农业工程学报, 2017, 33(5): 1—9.
ZHAO Y, ZHENG X, CHEN X G, *et al.* Design and test of CMJY-1500 type plastic film residue collecting and balling machine [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(5): 1—9. (In Chinese)
- [7] 由佳翰, 张本华, 温浩军, 等. 铲齿组合式残膜捡拾装置设计与试验优化[J]. 农业机械学报, 2017, 48(11): 97—104.
YOU J H, ZHANG B H, WEN H J, *et al.* Design and test optimization on spade and tine combined residual plastic film device [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(11): 97—104. (In Chinese)
- [8] 王旭峰, 胡灿, 鲁兵, 等. 抛膜链齿输送式残膜回收机设计与试验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(3): 122—129.
WANG X F, HUCAN, LU B, *et al.* Design and test of the residual film recovery machine with cast-film sprocket conveyor [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3): 122—129. (In Chinese)
- [9] 梁长江, 吴雪梅, 王芳, 等. 基于无人机的田间地膜识别算法研究[J]. 浙江农业学报, 2019, 31(6): 1005—1011.
LIANG C J, WU X M, WANG F, *et al.* Field film identification algorithm based on UAV [J]. Zhejiang Agricultural Journal, 2019, 31(6): 1005—1011. (In Chinese)
- [10] 朱秀芳, 李石波, 肖国峰. 基于无人机遥感影像的覆膜农田面积及分布提取方法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(4): 106—113.
ZHU X F, LI S B, XIAO G F. Method on extraction of area and distribution of plastic-mulched farmland based on UAV images [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(4): 106—113. (In Chinese)
- [11] 吴雪梅, 梁长江, 张大斌, 等. 基于无人机遥感影像的收获期后残膜识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(8): 189—195.
WU X M, LIANG C J, ZHANG D B, *et al.* Identification method of plastic film residue based on UAV remote sensing images [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 189—195. (In Chinese)

- [12] 江水泉,张海东,华英杰. 基于计算机视觉的农田残膜定位研究[J]. 中国农机化学报, 2016, 37(11): 150—154.
JIANG S Q, ZHANG H D, HUA Y J. Research on location of residual plastic film based on computer vision [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2016, 37 (11): 150—154. (In Chinese)
- [13] 王科俊,赵彦东,邢向磊. 深度学习在无人驾驶汽车领域应用的研究进展[J]. 智能系统学报, 2018, 13(1): 55—69.
WANG K J, ZHAO Y D, XING X L. Deep learning in driverless vehicles [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2018, 13 (1): 55—69. (In Chinese)
- [14] 王欣盛,张桂玲. 基于卷积神经网络的单目深度估计[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(13): 143—149.
WANG X S, ZHANG G L. Monocular depth estimation based on convolutional neural network [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(13): 143—149. (In Chinese)
- [15] OPPENHEIM D, SHANI G, ERLICH O, *et al.* Using deep learning for image-based potato tuber disease detection[J]. Phytopathology, 2019, 109(6): 1083—1087.
- [16] 李就好,林乐坚,田凯,等. 改进 Faster R-CNN 的田间苦瓜叶部病害检测[J]. 农业工程学报, 2020, 36(12): 179—185.
LI J H, LIN L J, TIAN K, *et al.* Detection of leaf diseases of balsam pear in the field based on improved Faster R-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(12): 179—185. (In Chinese)
- [17] 袁培森,黎薇,任守纲,等. 基于卷积神经网络的菊花花型和品种识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(5): 152—158.
YUAN P S, LI W, REN S G, *et al.* Recognition for flower type and variety of chrysanthemum with convolutional neural network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(5): 152—158. (In Chinese)
- [18] KAYA A, KECELI A S, CATAL C, *et al.* Analysis of transfer learning for deep neural network based plant classification models [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 158: 20—29.
- [19] 李涛,张海利. 一种基于深度学习算法的量化航天产品质量控制方法[J]. 航天工业管理, 2018(11): 9—12.
LI T, ZHANG H L. A quantitative aerospace product quality control method based on deep learning algorithm [J]. Aerospace Industry Management, 2018(11): 9—12. (In Chinese)
- [20] LI P, ZHAO W D. Image fire detection algorithms based on convolutional neural networks [J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2020, 19: 100625.
- [21] 吴晓玲,黄金雪,何文海. 基于深度卷积神经网络的塑料垃圾分类研究[J]. 塑料科技, 2020, 48(4): 86—89.
WU X L, HUANG J X, HE W H. Research on plastic waste classification based on deep convolutional neural network [J]. Plastics Science and Technology, 2020, 48 (4): 86—89. (In Chinese)
- [22] 刘忠超,何东健. 基于卷积神经网络的奶牛发情行为识别方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 186—193.
LIU Z C, HE D J. Recognition method of cow estrus behavior based on convolutional neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50 (7): 186—193. (In Chinese)
- [23] 卢伟,胡海阳,王家鹏,等. 基于卷积神经网络面部图像识别的拖拉机驾驶员疲劳检测[J]. 农业工程学报, 2018, 34(7): 192—199.
LU W, HU H Y, WANG J P, *et al.* Tractor driver fatigue detection based on convolutional neural network face image recognition [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(7): 192—199. (In Chinese)
- [24] TANG S Y, YANG MIN, BAI J N. Detection of pulmonary nodules based on a multiscale feature 3D U-Net convolutional neural network of transfer learning[J]. PLOS ONE, 2020, 15(8): 1—27.
- [25] SAXENA S, SHUKLA S, GYANCHANDANI M. Pre-trained convolutional neural networks as feature extractors for diagnosis of breast cancer using histopathology [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2020, 30(3): 577—591.
- [26] 徐岩,陶慧青,虎丽丽. 基于 Faster R-CNN 网络模型的铁路异物侵限检测算法研究[J]. 铁道学报, 2020, 42(5): 91—98.
XU Y, TAO H Q, HU L L. Railway foreign body intrusion detection based on Faster R-CNN network model [J]. Journal of the China Railway Society, 2020, 42(5): 91—98. (In Chinese)
- [27] 蒋弘毅,王永娟,康锦焯. 目标检测模型及其优化方法综述[J/OL]. 自动化学报, <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190756>, 2020-03-03.
- [28] JIANG H Y, WANG Y J, KANG J Y. A survey of target detection models and their optimization methods [J/OL]. Acta Automatica, <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190756>, 2020-03-03. (In Chinese)
- [29] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, *et al.* Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016: 770—778.
- [30] 叶长文,康睿,戚超,等. 基于 Faster-RCNN 的肉鸡击晕状态检测方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(12): 255—259.
YE C W, KANG R, QI C, *et al.* Detection method of chicken stunning state based on Faster-RCNN [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50 (12): 255—259. (In Chinese)
- [31] 席芮,姜凯,张万枝,等. 基于改进 Faster R-CNN 的马铃薯芽眼识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 216—223.
XI R, JIANG K, ZHANG W Z, *et al.* Recognition method for potato buds based on improved Faster R-CNN [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 216—223. (In Chinese)
- [32] 孙哲,张春龙,葛鲁镇,等. 基于 Faster R-CNN 的田间西兰花幼苗图像检测方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 216—221.
SUN Z, ZHANG C L, GE L Z, *et al.* Image detection method for broccoli seedlings in field based on Faster R-CNN [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50 (7): 216—221. (In Chinese)