

基于YOLOv4和双重回归的复杂环境檀香树缺苗定位方法

张宇¹ 徐浩然¹ 牛家俊¹ 涂淑琴² 赵文锋¹

(1. 华南农业大学电子工程学院(人工智能学院), 广州 510642; 2. 华南农业大学数学与信息学院, 广州 510642)

摘要: 在檀香树大面积种植过程中,存在人工排查缺苗效率低、成本高和难以监管等问题,而且檀香树必备的伴生植物和树间穿插的其它作物,更加大了查补难度。针对这些问题,本文提出一种基于YOLOv4和双重回归的复杂环境檀香树缺苗检测和精准定位方法。首先,采用YOLOv4目标检测算法,处理无人机采集的遥感图像,实现檀香树植株的智能检测。然后,以双重线性回归结合延长列线补漏策略为核心,构建缺苗定位算法(Missing seedling localization algorithm,MSL):选任意檀香树作基准,根据像素坐标划分列区域,对各列区域中檀香树用线性回归拟合列线;对拟合后仍未归入列的遗漏檀香树,用延长回归线策略重新判断归属,并再次线性回归优化列线。最后,根据种植间距规划,实现缺苗检测和定位。试验结果表明,檀香树缺苗检测精确率86.82%、召回率82.25%、F1值84.47%、运行时间8.19 s。该方法融合了大疆无人机遥感图像采集系统的快速性、YOLOv4算法和双重回归策略的精准性,可实现对复杂生长状况下檀香树的实时智能缺苗检测和精准定位。

关键词: 檀香树; 缺苗定位; 目标检测; YOLOv4; 双重线性回归

中图分类号: TP753 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)11-0299-07

OSID:



Missing Seedling Localization Method for Sandalwood Trees in Complex Environment Based on YOLOv4 and Double Regression Strategy

ZHANG Yu¹ XU Haoran¹ NIU Jiajun¹ TU Shuqin² ZHAO Wenfeng¹

(1. College of Electronic Engineering (College of Artificial Intelligence), South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China
2. College of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: In the process of planting sandalwood trees on a large scale, there are problems such as low efficiency, high cost, and difficulty in the supervision of manual ranking of missing seedlings, and the necessary companion plants for each sandalwood tree and other crops interspersed between the trees, further deepening the difficulty of checking and replenishing. For these problems, a seedling deficiency detection and precise localization method in complex environment was proposed based on YOLOv4 algorithm and double regression strategy. Firstly, the YOLOv4 target detection model was used to achieve sandalwood plant detection from remote sensing images collected by UAV. Then the missing seedling localization algorithm (MSL) was constructed based on the double linear regression and extended column line fixing strategy: arbitrary sandalwood trees were selected as the benchmark, column regions were divided according to the pixel coordinates, and column lines were fitted to the sandalwood trees in each column region by using linear regression; for the omitted sandalwood trees that were not classified into columns after fitting, the attribution was judged again with the extended regression line strategy, and the column lines were optimized by linear regression again. Finally, the missing seedlings were calculated and localized according to the spacing at the time of planting. The results showed that the precision was 86.82%, the recall was 82.25%, the F1-score was 84.47%, and the running time was 8.19 s, respectively. In summary, this method combined the rapidity of DJI UAV remote sensing image acquisition system, the accuracy of YOLOv4 algorithm and double regression strategy, which can be used to achieve real-time intelligent seedling deficiency detection and accurate localization of sandalwood trees under complex growth conditions.

Key words: sandalwood trees; missing seedling localization; object detection; YOLOv4; double linear regression

收稿日期: 2022-08-06 修回日期: 2022-09-25

基金项目: 广东省企业科技特派员项目(GDKTP20210557700)

作者简介: 张宇(1976—),女,讲师,主要从事计算机视觉研究,E-mail: zhangyu@scau.edu.cn

通信作者: 涂淑琴(1978—),女,讲师,主要从事计算机视觉研究,E-mail: tushuqin@163.com

0 引言

檀香树是一种在亚热带地区种植的农作物,其生长缓慢,经济价值极高^[1]。如果在其生长过程中,缺苗补种不及时,会造成檀香树生长时差长、植株差异大,导致更为严重的遮挡死亡,因此及时检补缺苗,才能保证檀香园产量。目前,主要依赖人工进行缺苗排查,该方法成本高、效率低且效果难以监管,这些问题也同样发生在其它大规模作物种植园。因此,亟需一种智能缺苗检测技术取代人工,进行智能实时缺苗检测和定位,该技术对智慧种植、作物生长过程智能化监控和提高作物产量具有重要意义。

近年来,智能缺苗检测逐步成为智慧农业的一个研究热点,国内外研究团队从穴盘到自然环境种植场景均取得了研究成果。在标准穴盘种植中,王永维等^[2]采用灰度化和 Otsu 阈值分割等数字图像处理技术,依次获取幼苗和穴盘二值图、穴孔位置、穴孔内苗的生长情况,实现缺苗判断;张国栋等^[3]采用类似方法识别好苗、坏苗和空穴,并开发了穴盘苗检测系统;文永双等^[4]利用光纤传感器信号进行缺苗判断,同时设计了穴盘种植移栽缺苗补偿系统。

在自然环境下,对作物检测^[5-8]、行识别^[9-15]是实现缺苗检测的关键。尽管这些方法对相对规则、种植单一的自然场景缺苗检测效果良好,然而却很难适应檀香树种植,原因在于,檀香树人工种植行列不齐或受台风、暴雨等影响,行列有时会偏离直线排列很大;必备的伴生植物和插种的木薯等作物,使檀香树植株处于非常杂乱的环境;另外,檀香园通常位于不规则的湿热地带,地块边缘的植株容易出现被漏检或错检等,这种情况需要算法进一步优化。

基于处于复杂生长环境且需要及时补苗的檀香树种植需求,本文拟充分运用无人机遥感技术的快速采集、YOLOv4 的精准目标检测,并构建以列线双重回归及延长补漏策略为核心的缺苗定位算法,以期为其提供快速、精确、有效的技术支持。

1 数据获取与处理

1.1 数据采集

于2020年9月29日在广东省台山市白沙镇研究区(22.14°N,112.83°E,如图1所示),使用大疆 Phantom4 型无人机进行了檀香树遥感图像样本采集。设置云台拍摄角度为垂直地面,航向重

叠率80%,拍摄高度分别为10、20、30 m,每幅图像尺寸为4 000 像素×3 000 像素,航拍区域覆盖略大于试验区域。共采集1 051 幅遥感图像,其中拍摄高度10、20、30 m 的图像分别有696、155、200 幅。所有拍摄高度的遥感图像中,随机取出557 幅用于檀香树目标检测模型训练、验证和测试;从拍摄高度为30 m 的遥感图像中取40 幅用于檀香树缺苗定位任务。

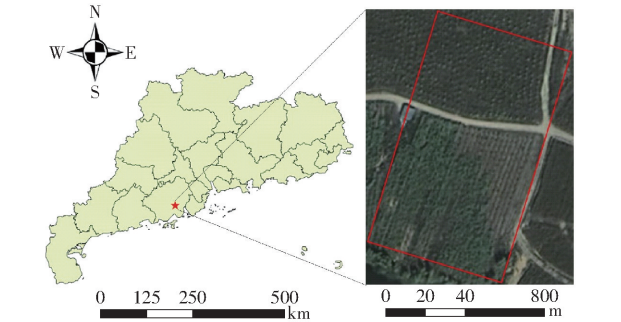


图1 研究区示意图

Fig. 1 Schematic of study area

1.2 数据集构建

将采集的遥感图像用 Labellmg 工具进行标注,根据检测和缺苗定位任务,进行2种不同的标注。

首先,按照 Pascal VOC^[16]数据集格式,对检测任务的557 幅遥感图像中的檀香树植株标注,标签为“sandalwood”,标注文件包含每幅图像目标檀香树的像素坐标及标签,并划分成训练集、验证集和测试集,分别占比80%、10%和10%,用于YOLOv4 模型的训练、验证和测试任务。

其次,按照 YOLO 数据集格式,对进行缺苗定位任务的40 幅遥感图像,用150 像素×150 像素的框标注1 746 个真实缺苗区域,标签为“empty”,同时对其中的檀香树植株标注与检测任务集一致。评测檀香树缺苗定位算法(missing seeding localization algorithm,MSL)前,需要根据种植列方向对图像进行旋转。两部分数据集的标注示意如图2所示。

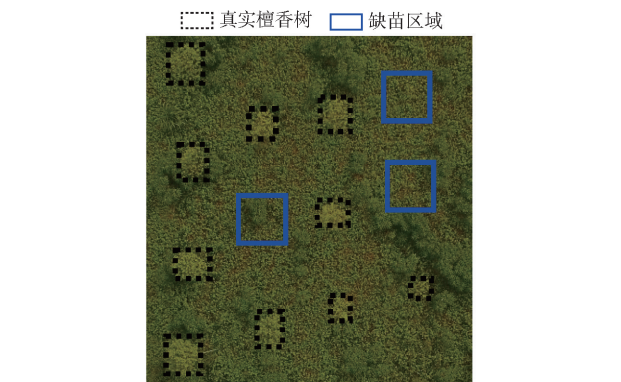


图2 檀香树及缺苗位置

Fig. 2 Sandalwood trees and location of missing seedlings

2 研究方法

首先用YOLOv4目标检测模型检测檀香树目标。然后构建缺苗定位算法：基于檀香树目标的像素坐标关系划分列区域；利用双重列线性回归和延

长回归线策略拟合生成、优化檀香树的列回归线排列；在各条列回归线上，根据檀香树植株间距和规划距离 30 cm 的关系,实现缺苗定位。算法缺苗定位方法流程如图 3 所示。图中,[,]表示缺苗位置信息,如[2,3]表示在第 2 列、第 3 个位置缺苗。

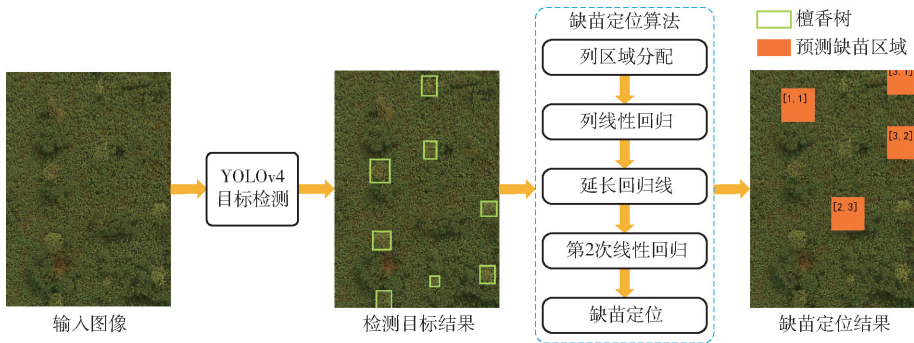


图 3 缺苗定位方法流程图

Fig. 3 Flow chart for missing seedling localization method

2.1 YOLOv4 算法

檀香树植株检测是实现缺苗定位的前提,需要充分利用深层语义特征的深度学习方法进行。基于深度学习的目标检测算法分为两类算法:基于候选区的两阶段算法,主要代表为 R - CNN、Faster R - CNN、Mask R - CNN^[17-20] 算法;基于回归的单阶段算法,主要代表为 SSD^[21]、CenterNet^[22]、YOLO^[23-27] 系列算法。其中单阶段算法相比两阶段算法,更具速度优势,因此适用于无人机遥感影像的快速检测应用。考虑到运行效率与精度的需要,选择 YOLOv4 作为檀香树检测器。

YOLOv4 网络结构分为输入端、Backbone、Neck 和 Head。在输入端,YOLOv4 算法创新了 Mosaic 数据增强和 Self-adversarial-training (SAT),提高了模型的泛化能力;在 Backbone 阶段采取了 CSPNet^[28] 的方法,将基础层的特征映射为两部分,并使用跨阶段层次结构将两部分合并,减少了计算量,进而从图像中提取丰富的特征信息;在 Neck 阶段采取 PANet^[29] 的方法,PANet 采用了一种自下向上路径的特征金字塔网络 (Feature pyramid networks,FPN) 结构,避免信息丢失问题,提高了检测不同尺寸和尺度物体的能力。YOLOv4 网络结构如图 4 所示。

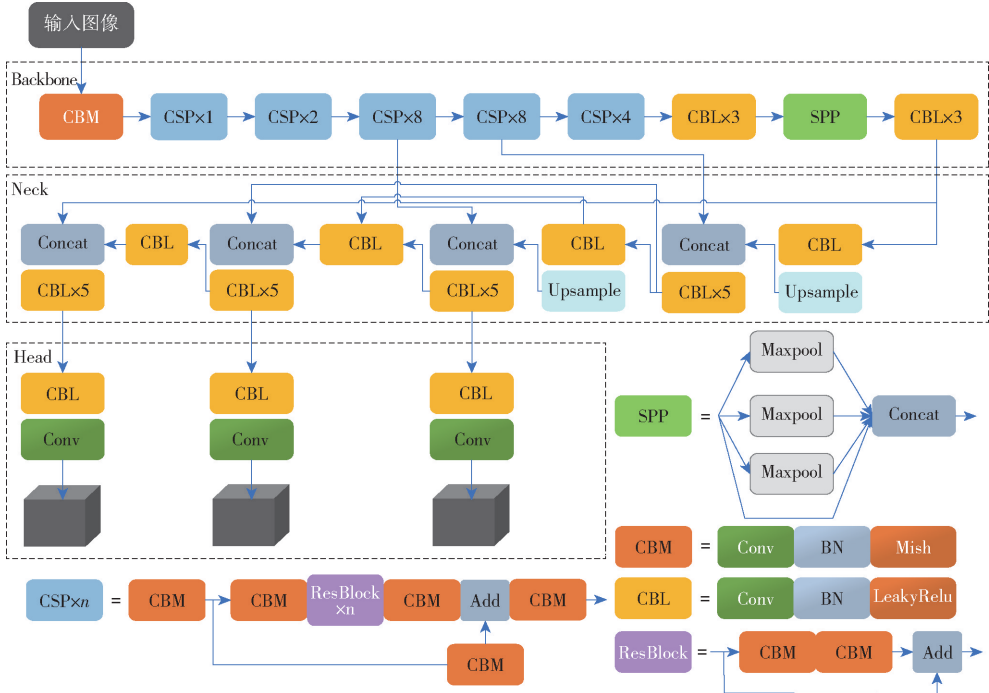


图 4 YOLOv4 网络结构示意图

Fig. 4 YOLOv4 network structure diagram

2.2 缺苗定位算法

遥感图像上可观察到檀香园中植株间距大、种植列线偏离理想直线、行线混乱问题。为应对这些问

题,本文充分利用双重线性回归结合延长列回归线补漏的策略,并在此基础上构建缺苗定位算法(MSL)。完整算法如图5所示,主要分为以下5个步骤:

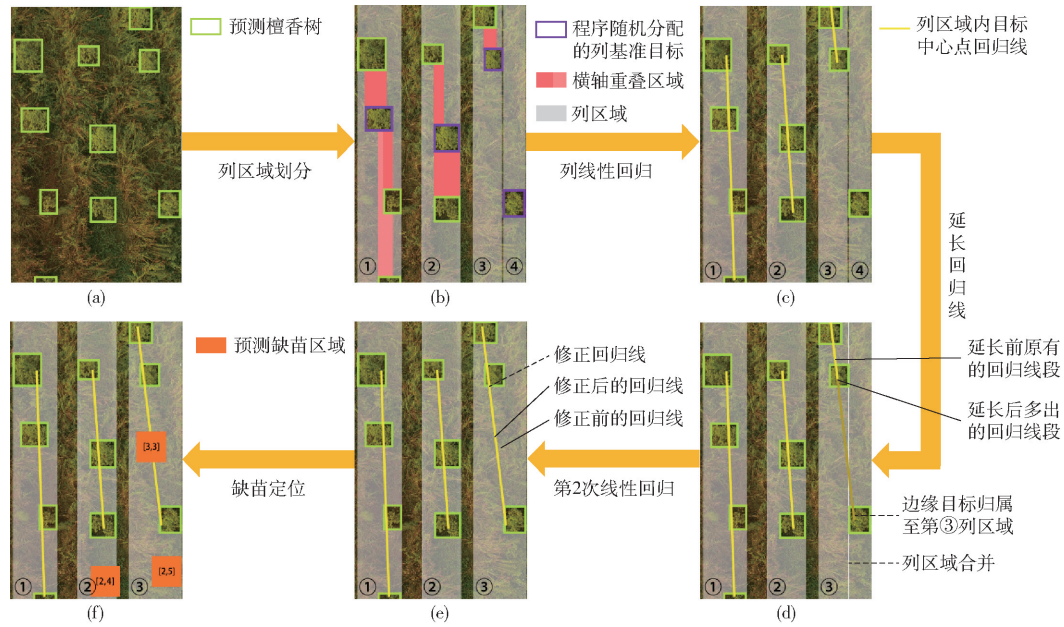


图5 缺苗定位算法流程图

Fig.5 Flow chart of missing seedling localization algorithm

(1)基于YOLOv4预测的檀香树像素坐标确定列基准位置,并进行列区域分配。

用 $p^i(x_{li}^i, y_{li}^i, x_{ri}^i, y_{ri}^i)$ 表示YOLOv4预测的檀香树目标 $i(i=1,2,\cdots,n)$ 的定位信息,其中 x_{li}^i, y_{li}^i 表示目标 p^i 左上角点的横、纵坐标; x_{ri}^i, y_{ri}^i 表示目标 p^i 右下角点的横、纵坐标;所有檀香树目标定位信息记为 $P=\{p^1, p^2, \cdots, p^n\}$, n 为预测的檀香树目标的个数,檀香树目标 p^i 的横坐标范围记为 $X^i=(x_{li}^i, x_{ri}^i)$ 。

在 P 中随机取出一个檀香树目标 p^i ,将 p^i 作为一个列区域的基准,并从 P 中移除 p^i 。在 P 中进行遍历:若存在一个檀香树目标 $p^j(p^j \in P)$,且 p^j 的横坐标范围 X^j 与 p^i 的横坐标范围 X^i 有交集,表示为 $X^i \cap X^j \neq \varnothing$,则将该檀香树目标 p^j 归属到 p^i 作为基准的第 k 个列区域 R^k ,并从 P 中移除 p^j ;将所有横坐标范围与 X^i 有交集的檀香树目标分配至同一个列区域 R^k ,则该列区域 R^k 由 m 个檀香树目标共同组成,将该列区域记为 $R^k=\{p^{k1}, p^{k2}, \cdots, p^{ki}, \cdots, p^{kj}, \cdots, p^{km}\}$;当 P 中除 p^i 以外的所有檀香树目标均遍历完成,则随机选取下一个檀香树目标并作为一个新的列区域的基准,重复上述遍历操作,直至 P 中所有的檀香树目标分配至列区域。

(2)对所有列区域进行线性回归,得到相应的列回归线。

给定任一列区域 $R^i=\{p^{i1}, p^{i2}, \cdots, p^{im}\}$, R^i 中任

一檀香树目标 $p^{ik}(x_{li}^{ik}, y_{li}^{ik}, x_{ri}^{ik}, y_{ri}^{ik})$ 的目标中心点记为 $c^{ik}(x_c^{ik}, y_c^{ik})$,其中 $x_c^{ik}=\frac{x_{li}^{ik}+x_{ri}^{ik}}{2}, y_c^{ik}=\frac{y_{li}^{ik}+y_{ri}^{ik}}{2}$ 。区域 R^i 的檀香树目标列向分布线性回归表达式为

$$\hat{x}_c^{ik}=f^i(y_c^{ik})=w^i y_c^{ik}+b^i$$

式中 $\hat{x}_c^{ik}$ ——对目标中心 c^{ik} 利用 y_c^{ik} 预测的横坐标
 $f^i(y_c^{ik})$ ——列区域 R^i 的线性回归表达式
 w^i ——线性回归表达式权重
 b^i ——线性回归表达式偏置

该线性表达式通过最小二乘法训练得出。

将 w^i 初始值设为0, b^i 初始值设为该列区域 R^i 的 x 坐标平均值。若列区域目标数大于1,则进行线性回归;否则,将该列区域线性回归表达式 f^i 的 w^i, b^i 固定为初始值。

(3)延长列回归线,将位于延长段上的边缘目标归属至该直线所属的列区域中。

如图5c所示,列区域④仅有一个檀香树目标,无法与相同列区域中的其他目标共同组成种植列,而该目标本应属于列区域③,却被列区域③漏拟合。则将该目标称为边缘目标 $a^k(k$ 表示边缘目标序号),坐标定位信息记为 $(x_{li}^{a(k)}, y_{li}^{a(k)}, x_{ri}^{a(k)}, y_{ri}^{a(k)})$,且该边缘目标中心点为 $c^{a(k)}(x_c^{a(k)}, y_c^{a(k)})$ 。

此时,若存在一个其他列区域 R^i 相对应的线性回归表达式 f^i ,其代表的列回归线触碰到边缘目标 a^k ,表示为 $x_{li}^{a(k)} < f^i(y_c^{a(k)}) < x_{ri}^{a(k)}$,则将该边缘目标

a^k 重新归属至列区域 R^i 。

实际种植中的檀香树分布存在偏离理想直线的问题。在此情况下,步骤(1)中列区域分配并未很好地找到偏离种植直线的目标,而步骤(2)线性回归拟合出大致的列向分布规律,在此基础上步骤(3)进行延长回归直线,将其他边缘目标重新归属至正确的列区域,一定程度上可以补回偏离种植直线的目标。

(4)对扩充后列区域中的目标进行第 2 次线性回归,修正线性回归直线,使之更准确表达每列植株排列分布规律。同时,未扩充的列区域不参与第 2 次线性回归,该设定减小了性能浪费,同时保持拟合精度。

(5)将真实规定种植距离 30 cm 转换为遥感图像中像素距离(本场景为 300 像素),并在每个列区域的线性回归直线上进行缺苗定位。

在每一个线性回归函数 $f^i(q)$ 中, q 表示像素数且 $q \in [0, H]$, H 表示遥感图像像素高度。若存在一个 q ,使得位置 $(f^i(q), q)$ 与其同一回归线上相邻的檀香树目标或缺苗目标中心像素欧氏距离大于设定距离,将其设定为缺苗位置,并在遥感图像中标识。重复上述操作,直至所有列回归线遍历完成,最终输出带有缺苗位置标识的图像。

3 试验

3.1 试验环境

训练 YOLOv4 模型的 Ubuntu 服务器环境配置有 Xeon E5-2678 v3 CPU,NVIDIA Tesla K80 显卡。

缺苗定位试验所用的计算机硬件环境配置 CPU 为 AMD 5800H,系统环境配置操作系统为 Windows 10、科学计算的 Python 发行版 anaconda (Python 3.8)、Pytorch 1.8.2 深度学习框架和 Cuda 10.2 加速程序。

3.2 评测指标

采用精确率(Precision)、召回率(Recall)、F1 值(F1-score)、运行时间作为评测指标,对本文缺苗定位方法进行性能评测。

3.3 结果与分析

3.3.1 完整算法与残缺算法结果对比与分析

对 1.2 节中缺苗定位任务 40 幅遥感图像进行评测,MSL 完整算法共判断 1 654 个缺苗位置,准确判断 1 436 个,错误判断 218 个,漏判断 310 个。测试平均运行时间 8.19 s、精确率 86.82%、召回率 82.25%、F1 值 84.47%。从图 6 不同图像色调、场景的缺苗定位结果和表 1 评测结果可以看出,本文方法可以针对不同条件的复杂自然环境,精确识别檀香树真实缺苗位置,同时向种植园工作人员提供清晰位置(即行、列)信息。

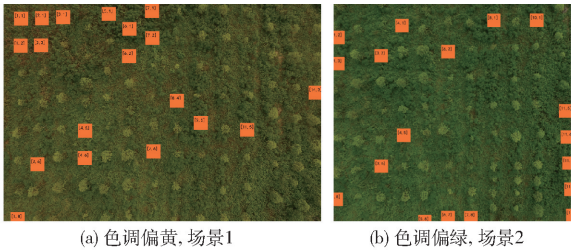


图 6 缺苗定位结果

Fig. 6 Localization results of missing seedlings

表 1 算法评测结果对比
Tab. 1 Comparison of evaluation results

算法步骤	列区域分配	列线性回归	延长回归直线	第 2 次列线性回归	缺苗定位	精确率/%	召回率/%	F1 值/%	运行时间/s
MSL-PL	√				√	80.87	81.10	80.98	7.48
MSL-PRL	√	√			√	85.96	82.42	84.15	7.84
MSL-Full	√	√	√	√	√	86.82	82.25	84.47	8.19

注:“√”表示算法包含的步骤。

为了验证 MSL 完整算法的必要性,对完整步骤算法和残缺步骤算法进行比较。完整步骤算法中,经过了列区域分配(Partition)、列线性回归(Regression)、延长回归线(Extension)、第 2 次列线性回归(Regression)和缺苗定位(Localization),称为 MSL-Full 算法;残缺步骤算法为经过列区域分配、列线性回归、缺苗定位的算法,称为 MSL-PRL 算法;仅经过列区域分配和缺苗定位的残缺步骤算法称为 MSL-PL 算法。

算法评测结果对比如表 1 所示。其中经过完整

步骤的 MSL-Full 算法评测性能最好,精确率较 MSL-PRL 提高 0.86 个百分点,F1 值提高 0.32 个百分点;精确率较 MSL-PL 提高 5.95 个百分点,F1 值提高 3.49 个百分点。

图 7 直观地对比了 3 种算法的表现。在图 7a 对比中,如红色框所示,MSL-PL 所预测的植株回归直线并未拟合种植列线,且斜率为 0,因而预测的缺苗区域偏离真实缺苗区域;MSL-PRL 与 MSL-Full 均拟合了真实种植列线,且延长回归直线时并未检测到边缘目标,所以两者预测的回归直线以及

缺苗位置相同。在图 7b 对比中,如红色框所示,MSL-PL、MSL-PRL 在同一真实种植列区域中均预测出双列回归线,该误差由列区域分配中随机选取基准点步骤产生;而 MSL-Full 将 MSL-PRL 产生的回归直线延长,将该列区域附近的边缘目标纳入,删除多余列区域及对应的回归直线,再通过第 2 次线性回归操作,使回归直线更贴合真实种植直线,最后预测的缺苗位置也较 MSL-PL、MSL-PRL 算法更为精确。

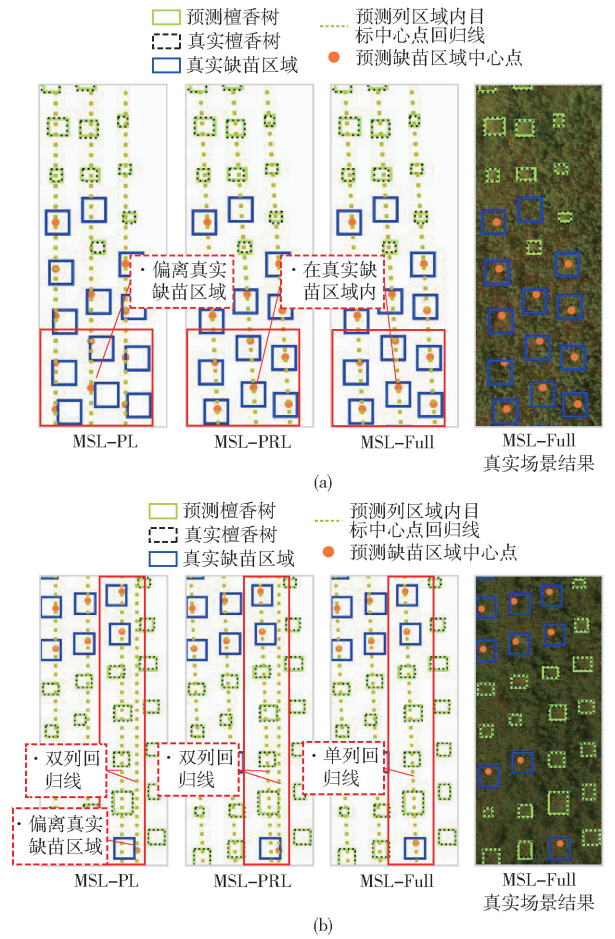


图 7 完整步骤算法与残缺步骤算法比较示例
Fig. 7 Comparison between complete algorithm and incomplete algorithm

综上,完整步骤算法比残缺步骤算法在缺苗定位的过程中更好地拟合了植株分布规律,因此具有更好的缺苗定位性能。

3.3.2 缺苗定位中檀香树检测训练结果与分析

YOLOv4 训练设置如下:
(1) 参数设置:设置网络输入图像尺寸为 640 像素×640 像素;每次迭代训练的样本数为 2;开启冻结训练 150 轮,学习率为 0.001;关闭冻结训练后训练 100 轮,学习率为 0.000 1;两阶段训练均设置余弦退火学习率调整策略。
(2) 训练策略:训练前,载入预训练权重;在训

练过程中,通过采用 Mosaic 增强、旋转、翻转、调整色调等方式在线生成更多训练样本,提高网络鲁棒性和准确性。

如图 8 评测结果所示,在檀香树目标检测任务测试集中,YOLOv4 模型平均精度 (Average precision,重叠率 0.5) 为 96.66%;在缺苗定位任务数据集中平均精度为 98.52%。表明该目标检测模型能够应对复杂的自然环境,精确检测出檀香树目标,为进一步缺苗定位做好准备。

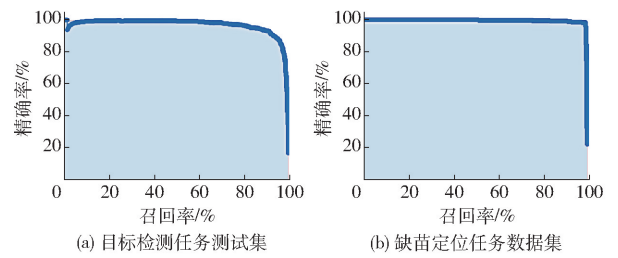


图 8 YOLOv4 评测结果
Fig. 8 YOLOv4 evaluation results

3.3.3 缺苗定位误差分析

本文缺苗定位方法还存在一定误差,误差主要来源于目标检测算法对檀香树多检和漏检。

如图 9a 红框内容所示,目标检测算法无法识别该位置的檀香树,根据植株距离设定,缺苗定位算法将该位置判断为缺苗位置,从而造成目标检测漏检误差。如图 9b 红框内容所示,对非檀香树误判定为檀香树,并将该目标所在列判断为种植列,最终对此列错误地缺苗预测,造成目标检测多检误差。这两类误差是因为目标检测模型对小目标识别精度低,无法区分部分檀香树小苗与周围杂草植株而导致的。

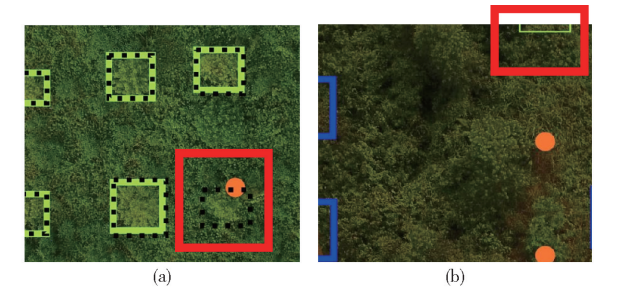


图 9 目标检测漏检、多检误差
Fig. 9 Error results of target detection

4 结束语

针对复杂的生长环境,基于 YOLOv4 算法和双重回归策略,提出了一种檀香树实时智能缺苗定位方法。通过将遥感技术、YOLOv4 目标检测算法与 MSL 算法相结合,先定位檀香树目标,再依次使用列区域分配、列线性回归、延长回归直线、第 2

次线性回归方法,最后实现了在回归直线上定位缺苗位置。同时,提出了一种根据真实缺苗区域与预测目标点位置关系验证的评测方法,评测结果表明,该缺苗定位方法的精确率 86.82%、召回率 82.25%、F1 值 84.47%、运行时间 8.19 s。相比人工巡查的传统方案,该缺苗定位方法结合了遥感技术,利用了快速飞行的无人机与高效的缺苗定位算法,更体现高效实时优势;与蔬菜穴盘苗缺苗定位方法对比,无需过多结构化要求,便能解决复杂的自然环境下檀香树植株缺苗定位问题。

参 考 文 献

[1] 武丽琼. 檀香种植栽培技术综述[J]. 中国园艺文摘, 2018, 34(3): 164 – 166.

[2] 王永维, 肖玺泽, 梁喜凤, 等. 蔬菜穴盘苗自动补苗试验台穴孔定位与缺苗检测系统[J]. 农业工程学报, 2018, 34(12): 35 – 41.
WANG Yongwei, XIAO Xize, LIANG Xifeng, et al. Plug hole positioning and seedling shortage detecting system on automatic seedling supplementing test-bed for vegetable plug seedlings[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(12): 35 – 41. (in Chinese)

[3] 张国栋, 范开钧, 王海, 等. 基于机器视觉的穴盘苗检测试验研究[J]. 农机化研究, 2020, 42(4): 175 – 179.
ZHANG Guodong, FAN Kaijun, WANG Hai, et al. Experimental study on detection of plug tray seedlings based on machine vision[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2020, 42(4): 175 – 179. (in Chinese)

[4] 文永双, 张宇, 田金元, 等. 蔬菜移栽钵苗检测与缺苗补偿系统设计 with 试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊 1): 123 – 129.
WEN Yongshuang, ZHANG Yu, TIAN Jinyuan, et al. Design and experiment of detection and supply system of vegetable plug seedlings for transplanting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 1): 123 – 129. (in Chinese)

[5] 梁胤豪, 陈全, 董彩霞, 等. 基于深度学习和无人机遥感技术的玉米雄穗检测研究[J]. 福建农业学报, 2020, 35(4): 456 – 464.
LIANG Yinhao, CHEN Quan, DONG Caixia, et al. Application of deep-learning and UAV for field surveying corn tassel [J]. Fujian Journal of Agricultural Sciences, 2020, 35(4): 456 – 464. (in Chinese)

[6] LIU Y, CEN C, CHE Y, et al. Detection of maize tassels from UAV RGB imagery with Faster R – CNN[J]. Remote Sensing, 2020, 12(2): 338.

[7] 杨蜀秦, 刘江川, 徐可可, 等. 基于改进 CenterNet 的玉米雄蕊无人机遥感图像识别[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 206 – 212.
YANG Shuqin, LIU Jiangchuan, XU Keke, et al. Improved CenterNet based maize tassel recognition for UAV remote sensing image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 206 – 212. (in Chinese)

[8] 朱学岩, 张新伟, 顾梦梦, 等. 基于无人机可见光图像的云杉计数方法[J]. 林业工程学报, 2021, 6(4): 140 – 146.
ZHU Xueyan, ZHANG Xinwei, GU Mengmeng, et al. Spruce counting method based on UAV visible images[J]. Journal of Forestry Engineering, 2021, 6(4): 140 – 146. (in Chinese)

[9] 赵瑞娇, 李民赞, 张漫, 等. 基于改进 Hough 变换的农田作物行快速检测算法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(7): 163 – 165.
ZHAO Ruijiao, LI Minzan, ZHANG Man, et al. Rapid crop-row detection based on improved Hough transformation [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(7): 163 – 165. (in Chinese)

[10] 吴刚, 谭戔, 郑永军, 等. 基于改进 Hough 变换的收获机器人行走目标直线检测[J]. 农业机械学报, 2010, 41(2): 176 – 179.
WU Gang, TAN Yu, ZHENG Yongjun, et al. Walking goal line detection based on improved Hough transform on harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(2): 176 – 179. (in Chinese)

[11] JI R, QI L. Crop-row detection algorithm based on random Hough transformation[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2011, 54(3 – 4): 1016 – 1020.

[12] BAH M, HAFIANE A, CANALS R. CRowNet: deep network for crop row detection in UAV images[J]. IEEE Access, 2019, 8: 5189 – 5200.

[13] 姜国权, 杨小亚, 王志衡, 等. 基于图像特征点粒子群聚类算法的麦田作物行检测[J]. 农业工程学报, 2017, 33(11): 165 – 170.
JIANG Guoquan, YANG Xiaoya, WANG Zhiheng, et al. Crop rows detection based on image characteristic point and particle swarm optimization-clustering algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(11): 165 – 170. (in Chinese)

[14] 王侨, 孟志军, 付卫强, 等. 基于机器视觉的玉米苗期多条作物行线检测算法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(4): 208 – 220.
WANG Qiao, MENG Zhijun, FU Weiqiang, et al. Detection algorithm of multiple crop row lines based on machine vision in maize seedling stage [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 208 – 220. (in Chinese)

[15] 王爱臣, 张敏, 刘青山, 等. 基于区域生长和均值漂移聚类的苗期作物行提取方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(19): 202 – 210.
WANG Aichen, ZHANG Min, LIU Qingshan, et al. Seedling crop row extraction method based on regional growth and mean shift clustering[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(19): 202 – 210. (in Chinese)

[16] EVERINGHAM M, ESLAMI A, VAN L, et al. The pascal visual object classes challenge: a retrospective[J]. International Journal of Computer Vision, 2015, 111(1): 98 – 136.

13(10):715–723.

- [25] JAYME A. Angiografia digital[J]. Arquivos Brasileiros De Oftalmologia,2018,58(5):381–383.
- [26] ZHANG T Y, SUEN C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns[J]. Communications of the ACM,1984,27(3):236–239.
- [27] 常庆贺,吴敏华,骆力明. 基于改进 ZS 细化算法的手写体汉字骨架提取[J]. 计算机应用与软件,2020,37(7):107–113,164.
CHANG Qinghe, WU Minhua, LUO Liming. Framework extraction of hand written Chinese characters based on improved ZS thinning algorithm[J]. Computer Applications and Software,2020,37(7):107–113,164. (in Chinese)
- [28] 樊仲黎,张力,王庆栋,等. SAR 影像和光学影像梯度方向加权的快速匹配方法[J]. 测绘学报,2021,50(10):1390–1403.
FAN Zhongli, ZHANG Li, WANG Qingdong, et al. Fast matching method based on gradient direction weighting for SAR image and optical image[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2021,50(10):1390–1403. (in Chinese)
- [29] 周小成,王锋克,黄洪宇,等. 基于无人机遥感的伐区造林坑穴数量与参数提取[J]. 农业机械学报,2021,52(12):201–206.
ZHOU Xiaocheng, WANG Fengke, HUANG Hongyu, et al. Number and parameter extraction of afforestation pits in logging area based on UAV remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(12):201–206. (in Chinese)
- [30] 周润,张新,王仁浩. 大口径光子筛的小孔环带衍射模型设计[J]. 光学学报,2019,39(10):75–81.
ZHOU Run, ZHANG Xin, WANG Renhao. Design of small-hole loop diffraction model for large-aperture photonic screen[J]. Acta Photonica Sinica,2019,39(10):75–81. (in Chinese)
- [31] 曾升,耿国华,邹林波,等. 第一人称视角地形轮廓草图的真实空间重建[J]. 光学精密工程,2020,28(8):1861–1871.
ZENG Sheng, GENG Guohua, ZOU Linbo, et al. Real spatial reconstruction of terrain contour sketches from first person perspective[J]. Optics and Precision Engineering,2020,28(8):1861–1871. (in Chinese)
- [32] 马志艳,朱熠,张徐康,等. 基于视觉的玉米苗期作物识别与定位方法研究[J]. 中国农机化学报,2020,41(9):131–137.
MA Zhiyan, ZHU Yi, ZHANG Xukang, et al. Research on recognition and location method of maize seedling based on vision[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2020,41(9):131–137. (in Chinese)

(上接第 305 页)

- [17] GIRSHICK R, DONAHUA J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580–587.
- [18] GIRSHICK R. Fast R – CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440–1448.
- [19] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R – CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, 28: 91–99.
- [20] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R – CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2961–2969.
- [21] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 21–37.
- [22] ZHOU X, WANG D, KRÄHENBÜHL P. Objects as points[J]. arXiv preprint arXiv: 1904.07850, 2019.
- [23] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779–788.
- [24] REDMON J, FARHADIS A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 7263–7271.
- [25] REDMON J, FARHADI A. YOLO v3: an incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018.
- [26] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLO v4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv: 2004.10934, 2020.
- [27] GE Z, LIU S, WANG F, et al. YOLOX: exceeding yolo series in 2021[J]. arXiv preprint arXiv: 2107.08430, 2021.
- [28] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 390–391.
- [29] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8759–8768.