



基于语义分割和融合算法的草坪杂草定位

郭朋 李文彬 徐道春 白效鹏 王梓耘

Lawn weed localization based on semantic segmentation and fusion algorithms

Guo Peng, Li Wenbin, Xu Daochun, Bai Xiaopeng, Wang Ziyun

引用本文:

郭朋,李文彬,徐道春,白效鹏,王梓耘. 基于语义分割和融合算法的草坪杂草定位[J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(7):133–138. doi: 10.12171/j.1000-1522.20240057

Guo Peng, Li Wenbin, Xu Daochun, Bai Xiaopeng, Wang Ziyun. Lawn weed localization based on semantic segmentation and fusion algorithms[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2024, 46(7):133–138. doi: 10.12171/j.1000-1522.20240057

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20240057>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于实例分割模型的原木检尺径方法](#)

A method of log diameter measurement based on instance segmentation model

北京林业大学学报, 2023, 45(3): 153–159. <https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20220345>

[基于D8与NSGA-II耦合算法的浅山区绿地低影响开发设施布局优化方法研究](#)

Research on optimization method for low impact development (LID) controls distribution of greenspace in shallow mountain based on D8 and NSGA-II algorithm

北京林业大学学报, 2022, 44(9): 116–126. <https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20210313>

[倾斜摄影测量技术提取油松单木信息](#)

Extraction of individual tree parameters of Chinese pine by oblique photogrammetry

北京林业大学学报, 2021, 43(4): 77–86. <https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20200198>

[融合多光谱频域特征的坡垒相对叶绿素含量预测](#)

Prediction of relative chlorophyll content in *Hopea hainanensis* based on multispectral frequency domain features

北京林业大学学报, 2023, 45(11): 42–52. <https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20230113>

[基于多特征融合和CNN模型的树种图像识别研究](#)

Image recognition of tree species based on multi feature fusion and CNN model

北京林业大学学报, 2019, 41(11): 76–86. <https://doi.org/10.13332/j.1000-1522.20180366>

[基于深度学习的城市滨河绿道景观视觉感知评价研究](#)

Research on visual perception evaluation of urban riverside greenway landscape based on deep learning

北京林业大学学报, 2021, 43(12): 93–104. <https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20210175>

DOI:10.12171/j.1000-1522.20240057

基于语义分割和融合算法的草坪杂草定位

郭朋 李文彬 徐道春 白效鹏 王梓耘

(林业装备与自动化国家林业和草原局重点实验室, 北京林业大学工学院, 北京 100083)

摘要:【目的】探究基于多算法融合的草坪杂草精准定位算法,为草坪杂草的自动识别和清除机器人的除草作业提供技术支持与理论依据。【方法】提出了一种基于语义分割的多算法融合的草坪定位算法。首先,通过 PSPNet 网络分割草坪和非草坪轮廓。其次,针对分割出来的非草坪轮廓提取感兴趣的区域,去除非杂草轮廓,保留杂草轮廓。然后,利用 Zhang-Suen 细化算法提取杂草轮廓骨架线,并获取骨架交叉点数量和坐标位置。最后,利用融合算法依据交叉点数量选择不同的定位策略,实现杂草根部的精准定位。【结果】融合算法定位的杂草坐标与真实杂草根部中心坐标的均方根误差为 83.17 像素,相比平均质心法减少了 14%,相比最小外接圆减少了 22%。换算到实际场景之下,融合算法定位的杂草坐标与真实杂草根部中心坐标的均方根误差为 12.48 mm,误差在可接受的误差范围内。融合算法提高了杂草根部中心的定位精度,降低了杂草定位的误差。【结论】基于语义分割和融合算法的草坪杂草定位方法提高了杂草根部中心的定位精度,降低了单一方法的定位误差,可以为草坪杂草自动识别和除草作业提供技术支持。

关键词: 图像处理; 语义分割; 算法; 草坪杂草定位; 融合算法; Zhang-Suen 细化提取; 平均质心法; 最小外接圆

中图分类号: S776.28; TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1522(2024)07-0133-06

引文格式: 郭朋, 李文彬, 徐道春, 等. 基于语义分割和融合算法的草坪杂草定位 [J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(7): 133-138. Guo Peng, Li Wenbin, Xu Daochun, et al. Lawn weed localization based on semantic segmentation and fusion algorithms [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(7): 133-138.

Lawn weed localization based on semantic segmentation and fusion algorithms

Guo Peng Li Wenbin Xu Daochun Bai Xiaopeng Wang Ziyun

(Key Laboratory of National Forestry Administration on Forestry Equipment and Automation, School of Technology,
Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: [Objective] The precise location algorithm of lawn weeds based on a fusion algorithm was explored to provide theoretical basis and technical support for lawn weed automatic identification and removal robots to carry out weeding operations. [Method] A multi-method fusion algorithm based on semantic segmentation for lawn location was proposed. First, the PSPNet network segmented the lawn and non-lawn contours. Secondly, for the segmented non-lawn contours, the interest area was extracted, excluding the non-weed contours and retaining the weed contours. Then, Zhang-Suen thinning algorithm extracted weed contour skeleton lines and obtained the number and coordinates of skeleton intersections. Finally, The fusion algorithm selected different positioning strategies according to the number of intersecting points to achieve accurate positioning of weed roots. [Result] The root-mean-square error between the location coordinates of weeds by fusion algorithm and the actual root center coordinates of weeds was 83.17 Px, and reduced by 14% compared with the method of mean centroid, reduced by 22% compared with the method of a minimum circumscribed circle. Converted to the actual scenario, the root-mean-square error between the location coordinates of weeds by fusion algorithm and the actual root center coordinates of

收稿日期: 2024-03-10 修回日期: 2024-06-19

基金项目: 国家重点研发计划课题(2018YFD0700601)。

第一作者: 郭朋。主要研究方向: 林业机器人、图像处理。Email: BJFUGUOPENG@bjfu.edu.cn 地址: 100083 北京市海淀区清华东路 35 号。

责任作者: 李文彬, 教授, 博士生导师。主要研究方向: 林业工程装备自动化及人机环境工程。Email: LEEWB@bjfu.edu.cn 地址: 同上。

本刊网址: <http://j.bjfu.edu.cn>; <http://journal.bjfu.edu.cn>

weeds was 12.48 mm, which was within the acceptable error range. The fusion algorithm can improve the accuracy of weed root center location, and reduce the error of weed location. [Conclusion] The location method of lawn weeds based on semantic segmentation and fusion algorithm can improve the localization accuracy of weed root centers, reduce the positioning error by a single method, and provide technical support for automatic identification and removal of lawn weeds.

Key words: image analysis; semantic segmentation; algorithms; lawn weed localization; fusion algorithm; Zhang-Suen refinement extraction; method of mean centroid; a minimum circumscribed circle

草坪杂草会影响草坪的美观和正常生态功能的发挥。因此,在日常的草坪维护中,杂草清除是一个重要的环节。目前,草坪杂草清除采用的方式基本是化学除草和人工除草,人工除草效率低,化学除草不符合城市生态建设的主题^[1]。随着计算机和深度学习技术的迅速发展,机械除草被认为是一种更为可行的方式^[2]。要实现精准机械除草,需要精准识别杂草^[3]。因此,杂草的识别和精准定位是机械化及智能化清除草坪杂草的前提条件。

目前,对于特定地点的杂草和作物管理,特别是杂草和作物部分的识别、定位,学者们提出了很多不同的方法。不同于传统的图像处理方式,深度学习在林草场景下的应用越来越多。在杂草识别方面,于嘉林等^[4]使用3种目标识别网络,结合了指数衰减和多项式衰减两种策略识别草坪上的阔叶类杂草。唐晶磊等^[5]针对大豆田中的大豆(*Glycine max*)幼苗和杂草的特性,提出了K-means和卷积神经网络相结合的杂草识别模型。陈亚军等^[6]根据作物叶片的Hu不变矩和形状特征确定每一株作物,作物之外的绿色部分即为定位的杂草。金小俊等^[7]提出了CenterNet模型和传统的颜色索引相结合的间接识别、定位杂草的方法。逯杉婷等^[8]使用GAN网络提高faster RCNN网络识别杂草的鲁棒性,获取较高的准确率。在作物和杂草的定位方面,Babiker等^[9]对于蒲公英草(*Taraxacum mongolicum*)这种特别的杂草种类,提出了纵向相交法和平均质心法两种获取蒲公英中心的方法。Knoll等^[10]综合了传统的颜色阈值和卷积神经网络的方法,通过此方法去识别、定位农田中的杂草。毛文华等^[11]根据玉米(*Zea mays*)植株叶片和株心的色彩饱和度不同,进行玉米植株的识别和定位,间接识别和定位杂草。

相较于目标识别方法,语义分割可以在细节方面提高目标定位的准确性^[12-13]。权龙哲等^[14]研究了一种横向分割图像区域,确定多个轮廓中心,结合烟花算法对于多个中心数据进行优化,定位杂草和作物。魏帅均等^[15]通过引入高程图,结合多种数据的匹配,确定玉米植株的中心区域,实现玉米植株的定位。蒋郁等^[16]提出了一种分区边缘拟合的定位方

法,通过分区处理,关注每个分区的边缘细节,确定水稻(*Oryza sativa*)茎基部的中心。宗泽等^[17]改进了质心检测算法,综合了差分内积线性特性,获取相对于质心的位移,最终得到实际的质心坐标。陈民慧^[18]对低对比度的作物杂草分割定位方法进行了研究,通过骨架线提取可能的定位点,使用局部离群因子进行离群点的检测,最终确立定位点。文朝武等^[19]针对授粉质心坐标的计算提出一种基于三维坐标系的双向均值法,定位番茄(*Solanum lycopersicum*)花朵的授粉区域。

上述研究利用不同的方法,进行作物和杂草的识别和定位,均取得了不错的效果,但大部分研究面向的场景是农田,农田背景简单,作物单一,杂草种类少,通过单一的方法就可以实现目标的识别和定位。引入高程图、深度信息等数据的识别定位方法提高了目标定位准确率,但额外信息的数据辅助定位并不适用于草坪场景;通过分区边缘拟合、骨架线提取方法融合局部离群检测方法准确定位到作物的目标位置,都是针对研究对象进行分析,通用性不足,鲁棒性不强。对比农田场景,草坪背景复杂,杂草种类繁杂较多,杂草与背景形态差距小,使用单一方法无法满足定位需求。针对上述问题,本研究提出了基于语义分割和多方法融合的草坪杂草定位方法。首先通过语义分割算法分割出非草坪区域;然后通过颜色特征去除非杂草目标;进而使用平均质心、最小外接圆法以及骨架线提取的方式对杂草轮廓进行综合评估,确定杂草轮廓的根部区域,实现对草坪场景分割后杂草的精准识别和定位,以期为草坪杂草自动识别和清除机器人进行除草作业提供技术支持。

1 数据集

草坪和杂草图像数据集涵盖地点为北京市海淀区海淀公园(116°17'42"E, 39°59'13"N)湖边草坪,草坪草主要为结缕草(*Zoysia pacifica*)以及部分杂草(旋覆花 *Inula japonica*、车前草 *Plantago asiatica*)。用iPhone 13 拍摄草坪图像(0.15 mm/像素)。该数据集包含整体的草坪以及草坪上的杂草,共314张原

始图片。训练分割网络时, 将数据集图片大小处理成 512×512 像素; 验证定位算法的图像大小处理为 3024×3024 像素。

2 研究方法

2.1 草坪和杂草草坪分割

要对草坪杂草进行精准定位, 首先进行杂草的精准分割。根据草坪的特性, 草坪杂草分割是个二分类任务。本研究选择 PSPNet(金字塔场景解析网络, pyramid scene parsing network)^[20]对草坪和杂草草坪进行分割, 使用草坪与杂草图像数据集进行训练, 训练集和验证集比例为 8:2, 损失函数优化方法为自适应动量估计(Adam), 动量(Momentum)参数为 0.9, 学习率衰减策略为余弦退火衰减(cos)。PSPNet 通过上述参数进行 300 次的训练。训练好的 PSPNet 网络模型将草坪和杂草草坪部分分割出来(图 1)。

2.2 非草坪轮廓的优化

经过 PSPNet 的分割, 非草坪区域的部分被分割出来, 为了更好地定位杂草中心位置、优化轮廓, 将之前分割出来的图像中的草坪区域设置为 0, 非草坪区域设置为 1。使用超绿分割^[21]的方法, 保留绿色分量多的轮廓区域, 即杂草部分(图 2), 并使其二值化。计算公式见式(1)。

$$\begin{cases} f_{\text{ExG}} = 2G - R - B \\ f_{\text{ExGbi}} = \text{OTSU}(f_{\text{ExG}}) \\ B_i = \text{SUM}(f_{\text{before},i}) \\ f_{\text{after},i} = f_{\text{ExGbi}} \cap f_{\text{before},i} \\ A_i = \text{SUM}(f_{\text{after},i}) \\ R_i = A_i / B_i \\ \mathbf{I} = \{f_{\text{before},i} | R_i \geq 0.7\} \end{cases} \quad (1)$$

式中: f_{ExG} 为使用超绿分割得到的灰度图; R, G, B 分别为图像 $f(x, y)$ 的 RGB 三通道分量; f_{ExGbi} 为超绿分割二值化图; OTSU(x) 表示采用最大类间方差法对图像进行二值化; $f_{\text{before},i}$ 为图像中第 i 个轮廓的二

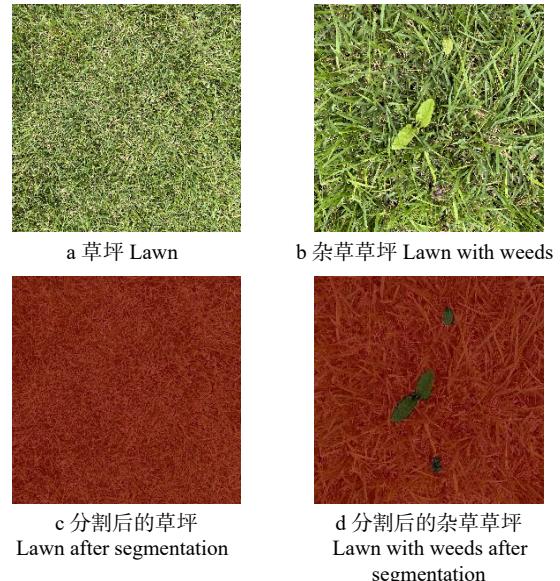


图 1 分割前后的草坪和杂草草坪

Fig. 1 Lawn and lawn with weeds before and after segmentation

值化图; $\text{SUM}(x)$ 表示统计图像中 1 的个数; B_i 为第 i 个轮廓的二值化图中 1 的个数; $f_{\text{after},i}$ 为图像中第 i 个轮廓的二值化图与超绿分割二值化图相交的图像; A_i 为第 i 个轮廓的二值化图与超绿分割二值化图相交的图像中 1 的个数; R_i 为第 i 个轮廓有效绿色像素的比例; \mathbf{I} 表示所有轮廓中绿色像素比例大于等于 0.7 的轮廓集合。

2.3 草坪杂草的定位

杂草轮廓分割出来之后, 需要进一步确定杂草的根部区域, 为后续除草机构的动作提供坐标。根据杂草的特性以及分割出来的轮廓的形状, 可以使用平均质心、最小外接圆和骨架线提取 3 种方法进行杂草的根部区域定位。

2.3.1 平均质心法

平面二维图形, 其密度可以看作为 1, 对于密度均匀的实物体, 其质心和形心重合。因此, 可以使用质心表示其形心, 采用平均质心公式进行计算, 平均质心是所有点的坐标的平均值。平均质心公式通常用于计算二维或三维轮廓的几何中心, 具体见式(2)。



图 2 非草坪轮廓的优化

Fig. 2 Optimization of non-lawn contours

$$\begin{cases} x_c = \frac{\sum_{i=1}^N x_i A_i}{\sum_{i=1}^N A_i} \\ y_c = \frac{\sum_{i=1}^N y_i A_i}{\sum_{i=1}^N A_i} \end{cases} \quad (2)$$

式中: x_c 和 y_c 分别是二维图形的平均质心的 x 和 y 坐标; x_i 和 y_i 是轮廓中每个像素点的坐标; A_i 是每个点的密度或者面积, 这里默认为 1; N 是像素点总数。

2.3.2 最小外接圆

最小外接圆是一个与几何图形相关的概念, 指的是能包含给定轮廓的最小圆。对于多边形轮廓, 这个圆是唯一的, 其圆心可以看作是轮廓的中心。草坪杂草的轮廓是多叶形态的, 这种多叶形态类似于多边形。由于有的杂草轮廓叶片的面积并不均衡, 平均质心法确定中心会有误差, 这种轮廓可以使用最小外接圆定位根部中心。

2.3.3 骨架线提取

常见的骨架线提取的方法主要有两种: 一种是基于细化算法的方法, 通过不断迭代去除目标轮廓的边缘像素, 获取骨架线; 另一种是基于距离变换的方法, 计算每个像素到边缘的距离, 根据距离信息提取骨架线。杂草轮廓主要是多叶形态的, 所有叶片是由根部生长出来, 叶片聚焦点即为根部中心点。因此依据杂草的图像特点以及分割后的轮廓性质, 本研究选择细化提取骨架的方法。细化提取骨架线的方法一般采用 K3M 顺序迭代算法^[22]或 Zhang-Suen 并行迭代算法^[23]。相较于 K3M 算法, Zhang-Suen 细化算法具有结构清晰、处理轮廓效率高、鲁棒性好的优势, 因此本研究选择 Zhang-Suen 细化算法作为分割后的杂草轮廓的骨架线提取算法。通过骨架线算法提取之后, 骨架线会有相应的交叉点, 杂草的根部中心即在这些交叉点之中。

2.3.4 融合算法

根据平均质心法、最小外接圆和 Zhang-Suen 细化提取算法, 以 Zhang-Suen 算法为基础, 提出了杂草定位的融合算法。利用像素密度进行骨架线交叉点的优化确定, 筛选出最合适的杂草定位点, 首先确定是否有交叉点。杂草根部的定位通常考虑以下 3 种情况。

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \begin{cases} 0.5 \times (x_c, y_c) + 0.5 \times (x_{cl}, y_{cl}), & n_{cross} = 0 \\ (x_{cr}, y_{cr}), & n_{cross} = 1 \\ 0.7 \times (x_{cr}, y_{cr}) + 0.2 \times (x_{cl}, y_{cl}) + 0.1 \times (x_c, y_c), & n_{cross} > 1 \end{cases} \quad (3)$$

式中: (\hat{x}, \hat{y}) 为预测的杂草轮廓根部的坐标位置, n_{cross} 为细化提取的轮廓骨架的交叉点的数量, (x_{cr}, y_{cr}) 为

优化后剩余的轮廓骨架线交点, (x_c, y_c) 为杂草轮廓的平均质心, (x_{cl}, y_{cl}) 杂草轮廓最小外接圆的圆心。

2.4 评估指标

融合算法旨在实现杂草轮廓的中心定位。为验证算法的精确度和有效性, 选取图像中的 20 株杂草, 并标定根部区域作为真实坐标, 同时计算 3 种算法(融合算法、平均质心法和最小外接圆)定位的坐标与真实坐标的误差值, 使用均方根误差(R_{MSE})对算法进行精度评价, 均方根误差的计算见式(4)。

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(\hat{x}_i - x_i)^2 + (\hat{y}_i - y_i)^2]} \quad (4)$$

式中: \hat{x}_i 、 \hat{y}_i 是第 i 个轮廓的根部中心点的算法标定坐标; x_i 和 y_i 是第 i 个轮廓的根部中心点的真实坐标; n 是轮廓总数。

3 结果与分析

通过草坪和杂草数据集中包含杂草的图像评估基于语义分割和融合算法的草坪杂草定位方法, 并将其与融合之前的定位方法进行比较, 从而验证本融合算法的先进性。

表 1 为根部中心真实坐标和 3 种算法(平均质心、最小外接圆和融合算法与)定位的坐标数据结果。表 1 显示融合算法更接近真实坐标, 证明了基于本研究融合算法的杂草定位方法的有效性。表 1 中序号为 9 的杂草轮廓为单叶杂草, 从定位坐标结果上来看, 其平均质心、最小外接圆和融合算法得出的坐标与真实坐标的值相差较大, 3 种方法的 R_{MSE} 都大于 200 像素。此误差值较大的原因是单叶杂草轮廓叶片细节的缺失导致分割出来的轮廓无骨架线交叉点。

表 2 为 3 种算法整体的误差对比。融合算法的 R_{MSE} 为 83.17 像素, 与平均质心法的 96.78 像素相比, 降低了 14%; 相比于最小外接圆的 106.61 像素, 降低了 22%。

图 3 为融合算法、平均质心和最小外接圆的直观杂草定位, 其中带颜色的圆圈为定位标记点, 圆圈以杂草定位点为圆心, 外半径为 15 像素, 环宽为 5 像素, 像素与实际距离的转换为 0.15 mm/像素, 即平均质心的均方根误差为 14.52 mm, 最小外接圆的均方根误差为 15.99 mm, 融合算法的均方根误差为 12.48 mm。图 3 显示: 对于多叶杂草, 3 种定位算法在可接受的误差范围内; 对于根部位置在整体轮廓的边界处的杂草(由叶片不对称以及没有骨架线的交叉点导致), 3 种算法的定位结果与真实根部位置误差较大, 影响后续的除草作业。

表 1 杂草的真实和算法定位坐标结果

Tab. 1 Real and algorithmic positioning coordinates of weeds

杂草序号 Weed No.	真实坐标 Real coordinate	平均质心法 Method of mean centroid	最小外接圆 A minimum circumscribed circle	融合算法 Fusion algorithm
1	(1 316, 1 618)	(1 317, 1 612)	(1 282, 1 585)	(1 299, 1 598)
2	(1 758, 408)	(1 766, 536)	(1 750, 538)	(1 758, 537)
3	(1 170, 1 574)	(1 151, 1 585)	(1 123, 1 562)	(1 199, 1 624)
4	(1 375, 944)	(1 379, 947)	(1 382, 949)	(1 378, 946)
5	(1 536, 103)	(1 547, 92)	(1 538, 94)	(1 542, 93)
6	(1 545, 1 519)	(1 717, 1 427)	(1 736, 1 417)	(1 555, 1 408)
7	(1 326, 1 861)	(1 348, 1 895)	(1 300, 1 935)	(1 340, 1 884)
8	(743, 2 776)	(700, 2 720)	(703, 2 720)	(701, 2 720)
9	(1 156, 1 948)	(910, 1 940)	(875, 1 914)	(1 145, 2 148)
10	(2 024, 1 225)	(1 936, 1 403)	(1 909, 1 403)	(1 939, 1 384)
11	(1 031, 1 350)	(925, 1 356)	(935, 1 392)	(930, 1 374)
12	(1 624, 1 709)	(1 547, 1 763)	(1 584, 1 838)	(1 603, 1 663)
13	(1 722, 1 793)	(1 684, 1 753)	(1 720, 1 796)	(1 780, 1 768)
14	(1 491, 1 663)	(1 354, 1 506)	(1 377, 1 510)	(1 432, 1 573)
15	(1 424, 1 779)	(1 628, 1 829)	(1 643, 1 844)	(1 594, 1 745)
16	(1 341, 1 724)	(1 350, 1 828)	(1 315, 1 843)	(1 332, 1 835)
17	(1 794, 2 468)	(1 695, 2 452)	(1 688, 2 438)	(1 691, 2 445)
18	(1 885, 2 593)	(1 916, 2 634)	(1 916, 2 636)	(1 916, 2 635)
19	(2 802, 490)	(2 816, 489)	(2 819, 486)	(2 817, 487)
20	(1 534, 1 607)	(1 512, 1 547)	(1 490, 1 560)	(1 501, 1 553)

表 2 不同算法定位坐标的均方根误差 (R_{MSE})Tab. 2 Root mean square error (R_{MSE}) of positioning coordinates by different algorithms

评估指标 Evaluation index	平均质心法 Method of mean centroid	最小外接圆 A minimum circumscribed circle	融合算法 Fusion algorithm
$R_{\text{MSE}}/\text{像素}$	96.78	106.61	83.17
R_{MSE}/px			

注: 此像素和实际距离换算标准为0.15 mm/像素。Note: this pixel and the actual distance are converted by 0.15 mm/px.



图 3 杂草定位结果

Fig. 3 Weed location results

4 结论与讨论

本研究从草坪杂草清除的实际情况出发, 针对杂草的特性和机械除草作业方式的实际情况, 提出了一种基于语义分割和融合算法的草坪杂草定位方法。首先, 使用语义分割网络分割出草坪和非草坪区域, 并进行二值化。其次, 使用改进的超绿分割方法提取杂草区域, 去除掉非杂草区域。采用 Zhang-Suen 细化算法提取杂草骨架和交叉点, 再基于杂草

根部特性以及密度指数, 选择最接近杂草轮廓根部中心的端点, 然后综合 3 种算法对杂草进行定位。研究结果表明: 基于语义分割和融合算法的草坪杂草定位方法的均方根误差为 83.17 像素, 相比于平均质心法减少了 14%, 相比于最小外接圆减少了 22%, 提高了杂草定位的准确率, 降低了定位误差, 草坪上大部分杂草的定位效果均在可接受范围内。

本定位方法还存在一定的局限性: 因为提取不出骨架线, 单叶杂草的定位效果较差; 草坪的杂草分

割影响后续杂草定位的结果,细节的缺失引发较大的杂草定位误差。所以,草坪杂草分割细节的提升以及单叶杂草的根部中心定位误差的减小是后续草坪杂草定位和清除作业研究的重点。

参 考 文 献

- [1] 黄玉梅,王若然,罗智丹,等.模拟酸雨和除草剂单一及复合胁迫对城市草坪土壤动物的影响[J].*浙江农业学报*,2019,31(12):2095–2108.
Huang Y M, Wang R R, Luo Z D, et al. Effects of simulated acid rain and herbicide single and compound stress on soil fauna in urban lawn[J]. *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 2019, 31(12): 2095–2108.
- [2] 伍同,曾山,赵润茂,等.智能化作物株间机械除草技术分析与研究[J].*农机化研究*,2019,41(6):1–6,12.
Wu T, Zeng S, Zhao R M, et al. Analysis and study on intelligentized technologies of intra-row weeding mechanical control[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2019, 41(6): 1–6, 12.
- [3] Li Y, Guo Z, Shuang F, et al. Key technologies of machine vision for weeding robots: a review and benchmark[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 196: 106880.
- [4] Yu J, Sharpe S M, Schumann A W, et al. Detection of broadleaf weeds growing in turfgrass with convolutional neural networks[J]. *Pest Management Science*, 2019, 75(8): 2211–2218.
- [5] Tang J L, Wang D, Zhang Z G, et al. Weed identification based on K-means feature learning combined with convolutional neural network[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 135: 63–70.
- [6] 陈亚军,赵博,李树君,等.基于多特征的杂草逆向定位方法与试验[J].*农业机械学报*,2015,46(6):257–262.
Chen Y J, Zhao B, Li S J, et al. Weed reverse positioning method and experiment based on multi-feature[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(6): 257–262.
- [7] Jin X, Che J, Chen Y. Weed identification using deep learning and image processing in vegetable plantation[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 10940–10950.
- [8] 李春明,逯杉婷,远松灵,等.基于 Faster R-CNN 的除草机器人杂草识别算法[J].中国农机化学报,2019,40(12):171–176.
Li C M, Lu S T, Yuan S L, et al. Weed identification algorithm of weeding robot based on faster R-CNN[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2019, 40(12): 171–176.
- [9] Babiker I, Xie W F, Chen G. Recognition of dandelion weed via computer vision for a weed removal robot[C]//2019 1st International Conference on Industrial Artificial Intelligence (IAI). Shenyang: IEEE, 2019: 1–6.
- [10] Knoll F J, Czymmek V, Poczihoski S, et al. Improving efficiency of organic farming by using a deep learning classification approach[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 153: 347–356.
- [11] 毛文华,王辉,赵博,等.基于株心颜色的玉米田间杂草识别方法[J].*农业工程学报*,2009,25(增刊2):161–164.
Mao W H, Wang H, Zhao B, et al. Weed detection method based on the centre color of corn seedling[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2009, 25(Suppl. 2): 161–164.
- [12] 戚澍,仉子赫,张博洋.基于改进 USE-Net 网络的林木图像语义分割研究[J].*森林工程*,2022,38(6):82–87.
Qi S, Zhang Z H, Zhang B Y. Research on tree image semantic segmentation based on improved USE-Net network[J]. *Forest Engineering*, 2022, 38(6): 82–87.
- [13] 张博洋,倪海明,胡馨月,等.基于 U-Net 网络的林木图像分割研究[J].*森林工程*,2021,37(2):67–73.
Zhang B Y, Ni H M, Hu X Y, et al. Research on tree image segmentation based on U-Net network[J]. *Forest Engineering*, 2021, 37(2): 67–73.
- [14] 权龙哲,肖云瀚,王建宇,等.智能除草装备苗草模式识别方法研究[J].东北农业大学学报,2018,49(9):79–87.
Quan L Z, Xiao Y H, Wang J Y, et al. Study on pattern recognition method of intelligent weeding equipment[J]. *Journal of Northeast Agricultural University*, 2018, 49(9): 79–87.
- [15] 魏帅均,张彦娥,梅树立.基于俯视图像的玉米株心快速识别方法研究[J].*农业机械学报*,2017,48(增刊1):136–141.
Wei S J, Zhang Y E, Mei S L. Fast recognition method of maize core based on top view image[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(Suppl. 1): 136–141.
- [16] 蒋郁,崔宏伟,区颖刚,等.基于茎基部分区边缘拟合的稻株定位方法[J].*农业机械学报*,2017,48(6):23–31,49.
Jiang Y, Cui H W, Ou Y G, et al. Positioning method of rice seedlings based on edge fitting in separated region of stem base[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(6): 23–31, 49.
- [17] 宗泽,赵硕,刘刚.苗期玉米冠层识别与质心定位方法研究[J].*农业机械学报*,2019,50(增刊1):27–33.
Zong Z, Zhao S, Liu G. Coronal identification and centroid location of maize seedling stage[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(Suppl. 1): 27–33.
- [18] 陈民慧.面向低对比度的作物杂草分割定位研究[D].合肥:安徽农业大学,2023.
Chen M H. Research on segmentation and localization of crop and weed under low contrast[D]. Hefei: Anhui Agricultural University, 2023.
- [19] 文朝武,龙洁花,张宇,等.基于 3D 视觉的番茄授粉花朵定位方法[J].*农业机械学报*,2022,53(8):320–328.
Wen C W, Long J H, Zhang Y, et al. Positioning method of tomato pollination flowers based on 3D vision[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(8): 320–328.
- [20] Zhao H, Shi J, Qi X, et al. Pyramid scene parsing network[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 2881–2890.
- [21] Woebbecke D M, Meyer G E, von Bargen K, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. *Transactions of the ASAE*, 1995, 38(1): 259–269.
- [22] Saeed K, Tabędzki M, Rybnik M, et al. K3M: a universal algorithm for image skeletonization and a review of thinning techniques[J]. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2010, 20(2): 317–335.
- [23] Zhang T Y, Suen C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns[J]. *Communications of the ACM*, 1984, 27(3): 236–239.

(责任编辑 吴娟 李雅文
责任编辑 赵广杰)