

基于相机与激光雷达融合的温室机器人行间导航方法

王杰¹ 陈正伟¹ 徐照胜¹ 黄滋栋² 经俊森³ 牛润新¹

(1. 中国科学院合肥物质科学研究院, 合肥 230031; 2. 中国科学技术大学自动化系, 合肥 230026;

3. 安徽大学物质科学与信息技术研究院, 合肥 230601)

摘要: 针对温室颠簸不平、枝叶遮挡道路的复杂环境,开展基于相机与激光雷达数据融合的机器人行间导航方法研究。首先,利用改进的 U-Net 模型实现图像道路区域的准确快速分割;其次,通过融合图像分割结果进行地面点云预分割,减少地面起伏造成的点云倾斜;然后,采用改进的 KMeans 算法实现作物行点云快速聚类,并将聚类中心作为作物行主干区域点,降低枝叶遮挡对作物行中线提取的影响;最后,采用 RANSAC 算法拟合两侧作物行方程并计算出导航线。通过实验评估导航线精度,在测试集中 94% 以上数据帧可以准确实现提取导航线,平均角度误差 not higher than 1.45°,满足温室机器人沿作物行自主导航行驶要求。

关键词: 温室; 机器人; 行间导航; 相机; 激光雷达; U-Net 模型

中图分类号: S24; TP242

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)03-0032-09

OSID:



Inter-rows Navigation Method of Greenhouse Robot Based on Fusion of Camera and LiDAR

WANG Jie¹ CHEN Zhengwei¹ XU Zhaosheng¹ HUANG Zidong² JING Junsen³ NIU Runxin¹

(1. Hefei Institutes of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China

2. Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China

3. Institutes of Physical Science and Information Technology, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: Aiming at the complex greenhouse environment where the ground is bumpy and the branches and leaves block the road, the research on the inter-rows navigation method of greenhouse robot based on the fusion of camera and LiDAR data was carried out. Firstly, the improved U-Net model was used to realize the accurate and fast segmentation of image road area. Secondly, the ground point cloud was pre-segmented by fusing the image segmentation result to reduce the incline of the point cloud data caused by the ground bumpiness. Then, the improved KMeans algorithm was used to realize the rapid clustering of the crop row point cloud, and the cluster centers were used as the main area points of crop rows to reduce the influence of branches and leaves blocking the road on extraction of crop row centerline. Finally, the RANSAC algorithm was used to fit the crop row equations on both sides and calculate the navigation lines. The navigation line accuracy was evaluated by experiment, the validation work was conducted in two greenhouse scenarios at three typical greenhouse robot operation speeds. The experimental results showed that the performance and timing of the segmented images met the requirements of subsequent point cloud pre-segmentation; the experiment of point cloud data frames by bumpy environment can effectively calibrate the ground point cloud; compared with the raster height difference segmentation of ground point cloud, the segmentation effect was better and the time consumption of single frame processing was increased very little; on the test set, more than 94% of the data frames can accurately extract the navigation line and the average angle error was not higher than 1.45°. The research result can meet the greenhouse robot along the crop row autonomous navigation driving requirements.

Key words: greenhouse; robot; inter-rows navigation; camera; LiDAR; U-Net model

收稿日期: 2022-04-20 修回日期: 2022-06-02

基金项目: 国家重点研发计划项目(2020AAA0108103)、中国科学院机器人与智能制造创新研究院自主项目(C2021002)和中国科学院合肥物质科学研究院院长基金项目(YZJJZX202013)

作者简介: 王杰(1986—),男,助理研究员,主要从事智能装备技术研究,E-mail: jwang@hfcas.ac.cn

通信作者: 牛润新(1971—),男,研究员,主要从事智能农业装备研究,E-mail: rxniu@iamt.ac.cn

0 引言

随着设施农业发展,智能化温室装备逐渐成为研究热点。自主作业机器人能够有效减少人工需求^[1]、提高生产效率^[2],在温室生产中承担越来越多工作。室内环境感知是温室机器人自主导航作业重要研究内容^[3]。由于温室环境作物种植密度高、空间有限,通行道路狭窄^[4]且容易被不断生长的作物枝叶覆盖以及温室非硬化地面通常坑洼不平,对机器人提取导航路径要求较高,直接影响机器人自主作业效率。因此,研究温室复杂环境下自主导航能力具有重要意义。

机器人高精度导航定位基本可分为 2 类:基于全局路径规划的自主导航和基于局部环境实时感知的自主导航^[5]。前者主要通过卫星、惯导、雷达等多传感器融合实现^[6-7],定位高度依赖卫星,但其信号受顶棚遮蔽、天气状况等干扰,室内环境的定位精度有限^[8]或者需要事先进行地图构建,要求构图后自主导航时环境布局变化较小。后者根据其信息来源可大致分为图像数据^[9-10]、激光点云数据^[11-12]和多源数据融合^[13-14]3 类,是室内首选方案。近年来,基于局部环境实时感知的自主导航研究颇多,例如 LIN 等^[15]应用 Enet 模型进行语义分割,准确获得茶行轮廓、识别茶行间的障碍物,并采用预测点 Hough 变换拟合导航路径;刘路等^[16]针对玉米生长中后期作物行间叶片纵横交错造成的导航线提取困难问题,采用 16 线激光雷达作为感知单元,通过 KMeans 聚类检测玉米行主干区域点并提取导航线;EMMI 等^[17]融合二维激光雷达与图像信息进行导航,利用作物区域点云投影实现道路边界检测,当道路存在枝叶覆盖遮挡时,会导致检测的可通行区域变小,不适应此类复杂场景。此外还有通过标签^[18]、磁导航^[19]、二维码^[20]等预标置定位的传统导航方式,但需要提前安装及必要的后期养护作业,同样,当环境布局改变时需要重新进行预标定。

总结现有研究成果,多数导航定位方法对理想通行环境具有较好适应性,但应用激光雷达点云处理时对颠簸路面导致点云倾斜考虑不足,以及对作物枝叶覆盖导航路径的情形研究较少。本文针对温室地面起伏、枝叶遮挡道路的复杂环境,提出一种基于相机和激光雷达数据融合的温室机器人行间导航方法。通过改进 U-Net 模型分割图像道路区域,结合图像分割结果校准激光点云,降低机器人在颠簸环境行驶造成点云倾斜对雷达处理精度影响;通过 KMeans 算法改进,加速作物行点云聚类,由聚类结果提取作物行主干区域点再拟合导航线,解决作物

枝叶对导航路径覆盖干扰问题。

1 研究方法

1.1 改进 U-Net 分割图像地面区域

本文通过图像分割获得行走道路区域,为保证点云预分割精度及导航实时性,要求图像分割处理准确、高效。图像分割通常有传统方法及采用神经网络方法 2 类。传统图像分割如:基于阈值^[9]、基于颜色指数^[21]以及基于区域^[22]等方法,用于分割道路与农作物时,对阈值参数的依赖较高,光照强度变化会显著影响分割效果。随着卷积神经网络和处理器硬件技术发展,深度学习在农业中的应用日益广泛^[23-24],此类方法适应光照变化,分割效果普遍较好。U-Net 模型^[25]起初被用于医学图像分割,由于模型的结构和分割逻辑简单,可由少量样本训练获得理想的分割模型,因此其他领域也得到了广泛应用。温室环境的图像道路语义信息简单,位置、结构相对固定,与医学图像有相似特点,因此 U-Net 模型同样适合温室道路图像分割的主干网络应用。

在作物种植早期,温室道路通常裸露于株间,随着作物生长,开始逐渐被茂密的枝叶覆盖,道路特征因作物生长覆盖变化,增加了图像分割难度和长期适应性。因此,本文为增强 U-Net 模型学习作物不同生长阶段中道路呈现的区域特征,在模型编码器和解码器后都加入协调注意力(Coordinate attention, CA)模块^[26],重新调整特征图权重,提高道路分割准确率。同时,为考虑图像分割效率和硬件计算资源,采用深度可分离卷积替换 U-Net 模型中的标准卷积,降低模型参数量,提高模型预测速度。深度可分离卷积^[27]通过拆分标准卷积来降低参数量,加速卷积的计算过程。由于 U-Net 网络每次下采样特征图通道数翻倍,引入大量参数影响模型效率,可通过实验方法,综合分割效果和处理速度选择最优通道数量。

改进后的 U-Net 模型结构如图 1 所示,该模型输入 640 像素×360 像素 RGB 图像,经处理可输出 640 像素×360 像素分割二值图像。

1.2 融合图像数据校准激光点云

本文通过点云在图像道路区域投影获得地面点云预分割结果,校准机器人因路面颠簸产生的点云倾斜,具体点云校准方法为:

- (1)点云预处理。划分点云感兴趣区域,过滤掉对导航信息提取无用的点;应用体素滤波,保证点云形态特征并减少点云数量,降低后续计算量。
- (2)点云投影至图像。通过空间匹配和时间同步,将激光雷达点云投影至图像像素平面,投影结果

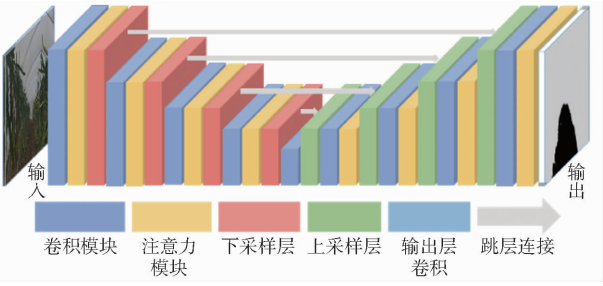


图 1 改进的 U-Net 模型

Fig. 1 Improved U-Net model

如图 2a 所示。建立图 2b 所示坐标系,采用空间匹配将点云由雷达坐标系转换至图像坐标系,并通过软件方法实现时间同步,以激光雷达采集点云数据为基准,读取其时间戳,找到与之相匹配的图像数据。

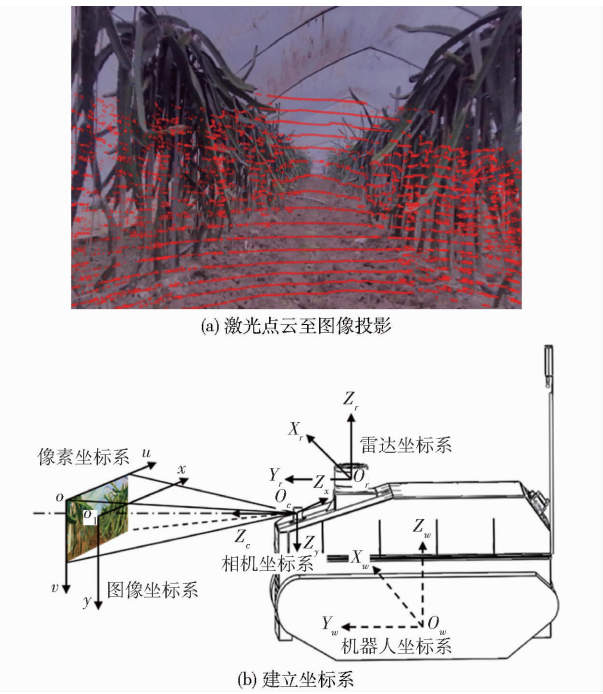


图 2 坐标系的建立与数据融合

Fig. 2 Coordinate system establishment and data fusion

(3) 拟合地面区域点云的平面方程 A 。利用点云库 (Point cloud library, PCL) 中 SACSegmentation 类,拟合地面点云的平面方程 A ,实验设置采样方法为 SAC_RANSAC。

(4) 求取地面方程的单位法向量 $\mathbf{n} = (n_x, n_y, n_z)$ 。计算 $\mathbf{n}$ 到竖直向量 $\mathbf{n}_0 = (0, 0, 1)$ 的旋转矩阵 $\mathbf{M}$,由罗德里格旋转公式可知,将地面法向量 $\mathbf{n}$ 旋转 β 变为 $\mathbf{n}_0$,其旋转矩阵 $\mathbf{M}$ 为

$$\mathbf{M} = \mathbf{I} + \hat{\mathbf{n}} \sin \beta + (1 - \cos \beta) \hat{\mathbf{n}}^2 = \begin{bmatrix} \cos \beta + n_x^2 (1 - \cos \beta) & n_x n_y (1 - \cos \beta) - n_z \sin \beta & n_y \sin \beta + n_x n_z (1 - \cos \beta) \\ n_z \sin \beta + n_x n_y (1 - \cos \beta) & \cos \beta + n_y^2 (1 - \cos \beta) & -n_x \sin \beta + n_y n_z (1 - \cos \beta) \\ -n_y \sin \beta + n_x n_z (1 - \cos \beta) & n_x \sin \beta + n_y n_z (1 - \cos \beta) & \cos \beta + n_z^2 (1 - \cos \beta) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中

$$\hat{\mathbf{n}} = \begin{bmatrix} 0 & -n_z & n_y \\ n_z & 0 & -n_x \\ -n_y & n_z & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 $\mathbf{I}$ —— 3×3 单位矩阵

$\hat{\mathbf{n}}$ —— $\mathbf{n}$ 的反对称矩阵

(5) 对所有点云 C 应用旋转矩阵 $\mathbf{M}$,得到校准后的点云 C' 。

1.3 栅格法分割地面点云

为准确滤除地面点云,更好地实现作物行点云聚类,采用栅格法分割地面点云。栅格法具有计算简单、运行速度快的特点,但是分割效果依赖阈值参数选取。本文综合栅格单元高度差、高度方差和高度梯度 3 个指标分割地面点云,具体实现流程如下:

(1) 将点云雷达坐标系转换至机器人坐标系。

(2) 划分栅格单元,并计算每个激光点所属的栅格单元。

建立如图 3 所示的平面栅格地图,以雷达中心为原点在机器人底部平面投影。栅格单元尺寸直接影响地图划分精度和计算难度,过大则分割精度低,过小则浪费计算资源。

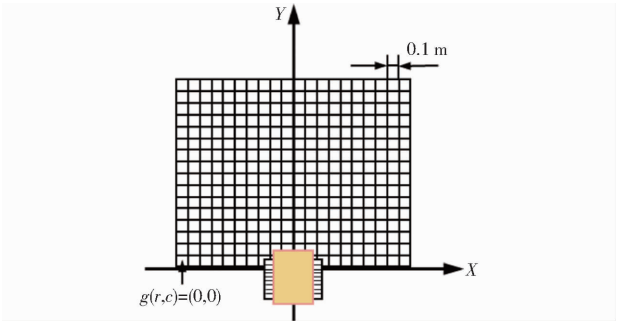


图 3 平面栅格地图

Fig. 3 Flat raster map

通过实验选取合适的栅格单元边长为 0.1 m。激光点 $P_w(x_w, y_w, z_w)$ 所属栅格单元 $g(r, c)$ 计算方法为

$$g(r, c) = \left(\text{floor} \left(\frac{x_w}{0.1} \right) + 15, \text{floor} \left(\frac{y_w - 0.22}{0.1} \right) \right) \quad (3)$$

式中 $\text{floor}()$ ——向下取整函数

(3) 计算每个栅格单元的高度差、高度方差和高度梯度。高度梯度由计算栅格单元与相邻 4 个栅格单元高度平均值的差值得出。

(4) 设定阈值评价栅格的单元高度差、高度方差和高度梯度,将满足条件的栅格单元划分为地面区域。

1.4 改进 KMeans 聚类作物行点云

激光雷达点云聚类是根据点云不同特征将其划分为非空的、互斥的簇,并使同一簇中的点云具有相

近特征^[28]。本文基于改进的 KMeans 算法聚类作物行点云,并将聚类中心作为作物行的主干区域点,进而拟合导航线方程。设一组待聚类点云 C ,其聚类簇数为 K ,则 KMeans 算法实现点云聚类的步骤如下:

(1) 给定 K 个初始聚类中心、最大迭代次数 T 和算法提前结束的距离阈值 D 。

(2) 计算点云 C 中每个点 c_i 到 K 个聚类中心的欧氏距离,并将点 c_i 聚类到具有最小欧氏距离的点云簇中。

(3) 更新 K 个点云簇的聚类中心,得到新聚类中心。

(4) 当前迭代次数达到阈值 T 或该轮迭代任一聚类中心的距离变化小于阈值 D ,则停止迭代,否则跳转至步骤(2)。

在步骤(2)中,对每个点 c_i 计算 K 次欧氏距离,点云 C 中点的数量用 N 表示,则该步骤所需的计算量为 NK 。为了减少计算量,本文引入“三角不等式原理”^[29]优化 KMeans 算法。

由三角形三边关系可知,对三角形 ABC ,记其三条边长分别为 $d(A,B)$ 、 $d(B,C)$ 、 $d(A,C)$,则

$$\begin{cases} d(A,B) + d(B,C) \geq d(A,C) \\ d(A,B) - d(B,C) \leq d(A,C) \end{cases} \quad (4)$$

记点云 C 的 2 个聚类中心为 μ_k^t 、 μ_l^t , c_i 为点云 C 中的某一点,如图 4 所示,由式(4)可知

$$d(c_i, \mu_k^t) + d(c_i, \mu_l^t) \geq d(\mu_k^t, \mu_l^t) \quad (5)$$

假设

$$2d(c_i, \mu_k^t) \leq d(\mu_k^t, \mu_l^t) \quad (6)$$

则由式(5)、(6)可得

$$d(c_i, \mu_k^t) + d(c_i, \mu_l^t) \geq 2d(c_i, \mu_k^t) \quad (7)$$

$$\text{即} \quad d(c_i, \mu_k^t) \leq d(c_i, \mu_l^t) \quad (8)$$

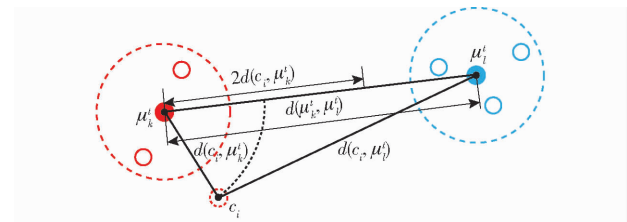


图4 三角不等式原理示意图

Fig. 4 Schematic of principle of triangle inequality

因此对点 c_i ,如果它到聚类中心 μ_k^t 欧氏距离的 2 倍 $2d(c_i, \mu_k^t)$ 小于等于聚类中心 μ_k^t 到 μ_l^t 的欧氏距离 $d(\mu_k^t, \mu_l^t)$,则可以将点 c_i 聚类到以 μ_k^t 为聚类中心的点云簇。如果 $2d(c_i, \mu_k^t)$ 小于等于 μ_k^t 到其它所有聚类中心的欧氏距离,则可判定重新聚类后 c_i 的聚类中心为 μ_k^t 。

本文在步骤(2)中加入滤波以减少距离的计

算:计算每个聚类中心 μ_k^t 到其他聚类中心的最短距离 $D_{\mincorek}$,对原属聚类中心 μ_k^t 的点 c_i ,如果满足

$$2d(c_i, \mu_k^t) \leq D_{\mincorek} \quad (9)$$

则将其直接划分到以 μ_k^t 为聚类中心的点云簇。

1.5 作物行方程拟合与导航线生成

通过作物行点云聚类结果得作物行主干区域点,并由作物行主干区域点提取导航线,具体方法如下:

(1) 作物行直线拟合:由两侧作物行主干区域点分别拟合左右两侧作物行的直线方程 l_l 和 l_r 。

(2) 导航线方程计算:验证直线方程 l_l 和 l_r 的准确性并筛选,由经过筛选的方程计算机器人行驶的导航线 L 。

温室中作物通常以直线方式种植,因此适用直线方程进行作物行拟合。常用的直线拟合方法有最小二乘法^[30]、Hough 变换^[31]、随机抽样一致(Random sample consensus, RANSAC)算法^[32]等。最小二乘法通过最小化误差平方和拟合函数,函数拟合速度快,但数据中存在误差较大的点时,会严重降低拟合准确率;Hough 变换拟合是通过参数变换,将函数拟合问题转换为对参数空间中点的检测问题,对数据中误差点的抗干扰性强,但时间复杂度较高。

RANSAC 算法通过迭代拟合函数,具有较强的抗干扰能力,对一组待拟合数据,称其中噪声点为“局外点”,其余数据为“局内点”,该算法最多可以处理“局外点”占比 50% 的数据,且时间复杂度尚好。因此,本文采用 RANSAC 算法拟合两侧作物行直线方程,具体实现过程如下:

(1) 从点集 P 中随机选择 2 个不同的点 p_1 、 p_2 并计算直线方程 P 。

(2) 将点集 P 中到直线 l 距离小于阈值 D 的点记为“局内点”,统计“局内点”个数 m 。

(3) 比较“局内点”数 m 与之前最好直线模型 l_{best} 的“局内点”数 m_{max} ,若 $m > m_{\text{max}}$ 则认为本轮迭代得到的直线 l 更好,更新 l_{best} 和 m_{max} 。

(4) 若达到最大迭代次数或最大“局内点”数 m_{max} 大于所设定的阈值,则结束循环;否则继续从步骤(1)开始迭代过程。

为减少点云聚类、作物行方程拟合等过程引入的误差,提高获取导航线精度,需要验证作物行方程拟合结果。如图 5 所示,针对行点云分布特征,可通过作物行间距和作物行夹角 2 个指标验证作物行方程。作物行方程 l_l 、 l_r 需满足以下条件才可进行导航线的计算:

(1) l_l 和 l_r 在作物行点云两端的距离 d_{up} 和 d_{down}

都大于阈值 d_T 。

(2) l_1 和 l_r 之间的夹角 γ 小于阈值 γ_T 。

其中,距离阈值 d_T 和夹角阈值 γ_T 由实验确定,本文场景合适的数值分别为 0.8 m 和 2.3° 。

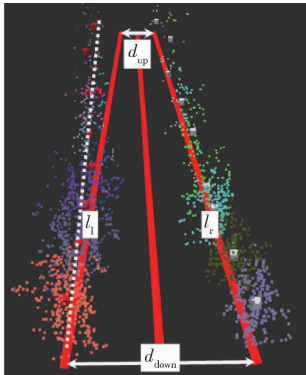


图5 作物行直线验证

Fig. 5 Straight line verification of crop lines

理想情况中, l_1 会平行于 l_r , 因此 $k_1 = k_r$; 实际多数情况中 $k_1 \neq k_r$, 记提取的导航线方程 L 为

$$x_w = ky_w + b$$

(10)

则有^[33]

$$\begin{cases} k = \frac{k_1 + k_r}{2} \\ b = \frac{b_1 + b_r}{2} \end{cases}$$

(11)

其中 k_1 、 k_r 、 b_1 、 b_r 分别表示作物行方程 l_1 、 l_r 的斜率和截距。

2 实验与结果分析

2.1 实验设计

实验采用中国科学院合肥物质科学研究院智能机械研究所自主研发的履带式农业机器人平台,如图 6 所示。平台相机传感器选用深圳森云智能科技有限公司 SG2-IMX390C 卷帘快门型工业相机,激光雷达为北京北科天绘科技有限公司 R-Fans-16 型多线雷达,相机和雷达的采样频率分别为 30 Hz 和 10 Hz。算法处理单元为深圳图灵技术有限公司 TW-T609 型产品,其处理器采用英伟达 Jetson AGX Xavier 内核、搭载 Ubuntu 18.04 LTS 操作系统,并基于 ROS melodic 完成具体功能设计。机器人平台作业速度为 1.8~5.4 km/h。

实验过程有 3 部分:首先,通过采集温室道路图像数据制作数据集,并训练图像分割模型;然后,应用本文方法提取作物行主干区域点;最后,拟合导航线方程并验证导航线精度。实验地点为安徽省合肥市长丰县岗集镇皖信家庭农场普通非硬化路面温室,如图 7 所示。实验机器人运动速度约 0.8 m/s。

2.2 图像道路区域分割

首先,利用 Labelme 软件标注用于模型分割的



图6 实验平台

Fig. 6 Test platform

1. 相机 2. 激光雷达



(a) 场景1

(b) 场景2

图7 实验环境

Fig. 7 Test environments

温室道路图像,采用随机角度旋转、随机裁剪、亮度调整等方式扩充数据集;之后,使用 Pytorch 框架搭建神经网络模型并完成模型训练;最后,在测试集上随机选择两帧图像,针对不同模型开展分割测试,分割结果如图 8 所示。通过结果对比可知:原始 U-Net 模型在场景 1 和场景 2 分别存在部分漏分割和误分割;SegNet 模型将部分非地面区域误分割为地

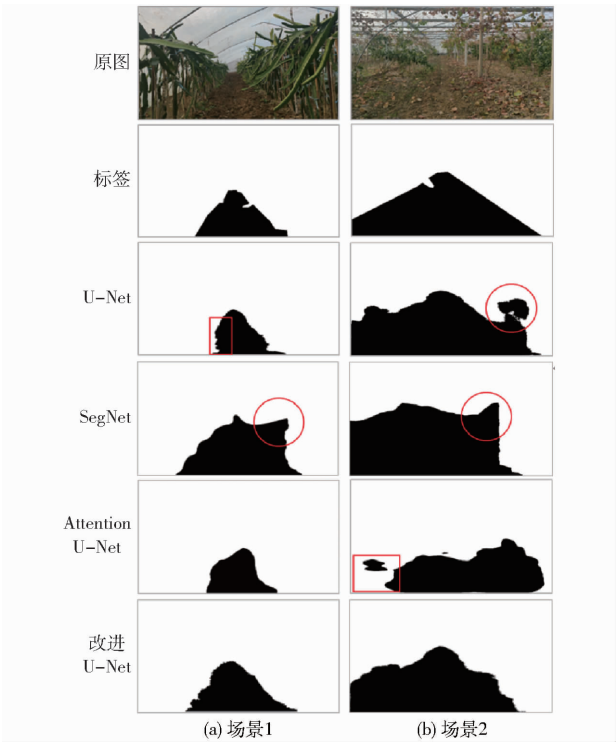


图8 不同模型图像分割结果

Fig. 8 Image segmentation results of different models

面区域;Attention U-Net 模型在场景 2 存在部分漏分割,本文改进的 U-Net 模型,能够较为精确分割图像道路区域。

实验通过像素准确率 (Pixel accuracy, PA)、类平均像素准确率 (Mean pixel accuracy, MPA)、平均交并比 (Mean intersection over union, MIoU) 和频权交并比 (Frequency weighted intersection over union, FWIoU)^[34] 等指标,定量评估本文模型分割性能,指标数值越大,表示分割效果越好。此外,通过记录模型在车载计算平台上的平均处理时间 t ,评估模型分割效率,实验结果见表 1。

表 1 不同模型分割结果

Tab. 1 Segmentation results of different models

模型	PA/%	MPA/ %	MIoU/ %	FWIoU/ %	t/s
U-Net	92.75	62.26	58.24	86.31	0.406
SegNet	92.68	63.75	56.62	85.35	0.264
Attention U-Net	91.07	62.47	58.91	80.93	0.454
改进 U-Net	93.61	71.76	59.03	82.08	0.089

由表 1 可知,本文改进的 U-Net 模型分割效果更好并且耗时较短,能够准确、快速地实现图像道路区域分割,表明了本文方法添加 CA 注意力模块提升模型分割性能,应用深度可分离卷积、压缩模型通道数加快模型分割速度的可行性和有效性。改进 U-Net 模型可良好支撑融合图像分割结果进行点云校准。

2.3 地面校准结果

图 9 为机器人颠簸运动时,融合地面区域分割结果,预分割地面区域点云过程。图 9c 中红色矩形和蓝色星号为区分预分割的地面点云和非地面点云。

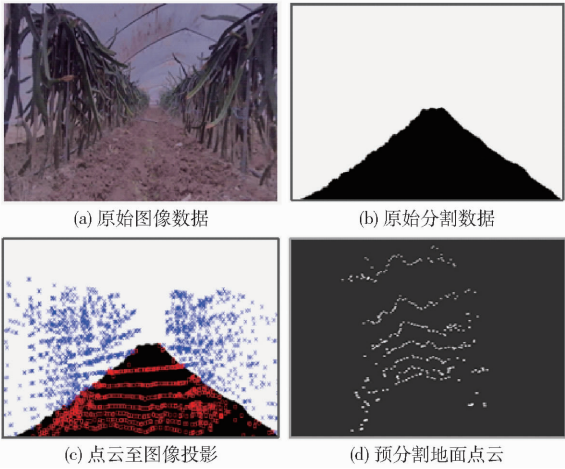


图 9 地面点云预分割

Fig. 9 Ground point cloud pre-segmentation

图 10a 为机器人颠簸运动时倾斜的点云数据,

校准后点云数据如图 10b 所示。通过点云校准前后对比,该方法为后续准确分割地面点云并聚类作物行点云提供了保障。

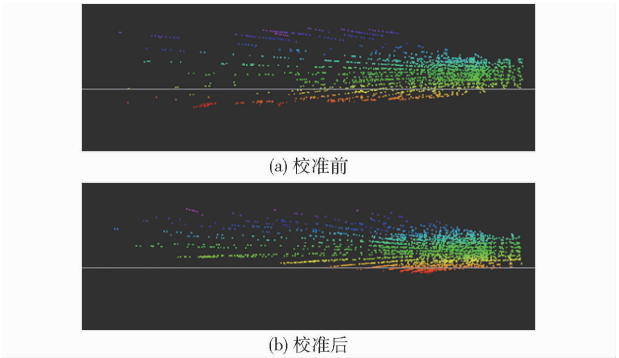


图 10 点云校准结果

Fig. 10 Point cloud calibration result

2.4 地面分割结果

应用本文方法分割图 7 中 2 个场景地面点云,随机截取 2 个数据帧,点云分割结果如图 11 所示。栅格高度差法中,高度阈值设置为 0.1 m。算法中设置高度差、高度方差和高度梯度阈值分别为 0.2 m、0.4 m²、0.3 m。

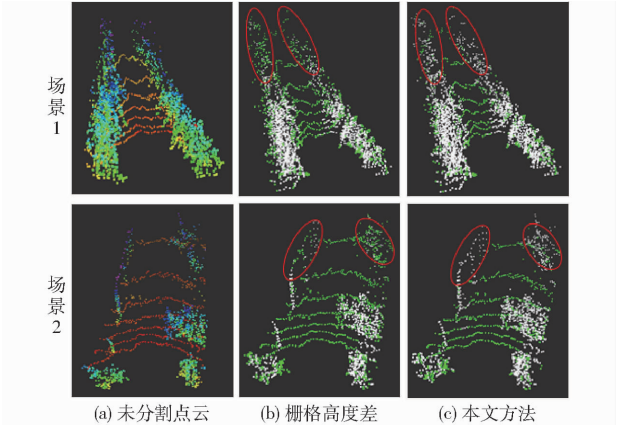


图 11 地面点云分割结果

Fig. 11 Ground point cloud segmentation results

由图 11 可知,栅格高度差法对近处点云的分割效果良好,但远处有大量非地面点云被误分割为地面点云,原因:离激光雷达远的区域,相邻线束间隔大、点云稀疏,依靠栅格中点云的高度差分割点云时,同一激光束在作物枝叶上形成的点云具有相近高度,容易被误分割。本文方法综合高度差、高度方差和高度梯度 3 个指标,从多个维度判别栅格单元所属类别,分割效果更好。

为测试地面分割效率,记录场景 1 中连续 1 000 帧数据的处理时间,如图 12 所示。可以看出,单帧数据平均时间较栅格高度差法仅增加 0.54 ms。

由实验结果可知,本文方法在取得更好分割效果的同时,单帧数据平均处理时间增加不到 1 ms。

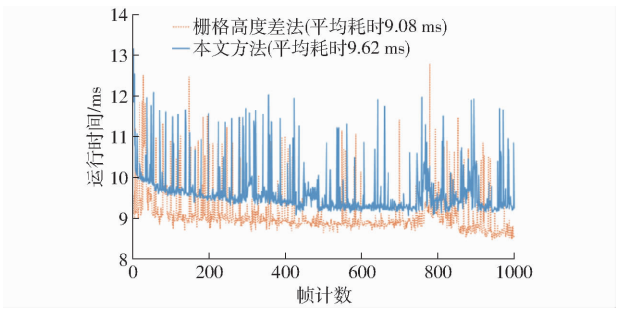


图 12 点云分割运行时间对比

Fig. 12 Point cloud segmentation running time comparison

2.5 作物行聚类结果

对图 11 点云分割结果,应用本文方法聚类。设置聚类簇数为 20,初始聚类中心点设置如下:离地 0.6 m,距机器人左右两侧 1 m 各 10 个。设置最大迭代次数为 15 次,迭代提前结束的条件为所有聚类中心较上轮迭代对应聚类中心距离不超过 0.1 m。

作物行点云聚类结果如图 13 所示,由实验结果可知,点云聚类效果理想,左右两侧点云被均匀划分为单个点云簇。观察局部放大效果:每簇点云的聚类中心都能很好地表示作物行的主干区域。实验结果表明本文方法通过聚类提取两侧作物行主干区域方法的有效性。

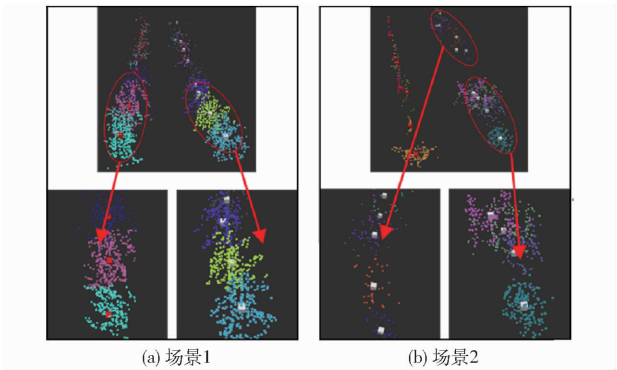


图 13 作物行点云聚类结果

Fig. 13 Crop row point cloud clustering results

在场景 1 本文改进 KMeans 算法与原始算法中运行时间对比如图 14 所示。可以看出,原始算法处理 1 帧数据耗时比较稳定,平均耗时为 53.13 ms。改进算法处理 1 帧数据时间波动范围较大,为 20 ~ 60 ms。处理时间波动主要因每轮迭代计算量不确定造成,但最长耗时基本不超过 60 ms,平均耗时 34.81 ms,效率更高。

2.6 导航线提取结果

实验时分别以速度 0.5、0.8、1.0 m/s 在场景 1 和场景 2 中行驶测试、记录 ROS 数据包。由数据帧提取导航线见图 15,可以看出 3 种不同行驶速度,本文方法都能较好地提取导航线,对比文献[17]对枝叶遮挡路面的复杂场景具有更好适应性。

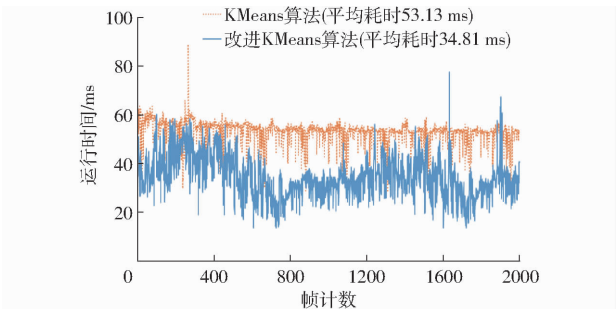


图 14 点云聚类运行时间对比

Fig. 14 Comparison of running time of point cloud clustering

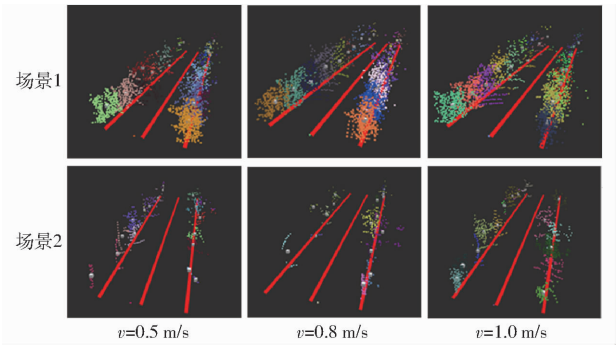


图 15 导航线提取结果

Fig. 15 Navigation line extraction results

通过实验定量评估拟合的导航线精度。所设计温室机器人正常行驶速度为 0.8 m/s,实验从此速度的 ROS 数据包中随机选择 50 帧,计算并验证作物行直线方程,统计能够有效计算导航线的帧数,对得到的导航线与人工标注的理想作物行中心线进行平均角度偏差对比。为进一步验证方法有效性,同时增加无点云校准的对照组实验。

导航线提取实验结果如表 2 所示,在场景 1 中,未进行点云校准仅有 84% 的数据帧可以得到有效导航线,且平均角度误差大;融合图像分割结果进行点云校准后,94% 的数据帧可以得到有效导航线,且平均角度误差仅有 1.45°;场景 2 中的实验也取得了与场景 1 实验近似的结果。实验结果表明本文方法在地面起伏、枝叶遮挡道路的复杂温室环境中仍能准确提取机器人导航线。

表 2 导航线提取实验结果

Tab. 2 Experimental results of navigation line extraction

场景	实验设置	有效帧数	平均角度误差/(°)
场景 1	无点云校准	42	5.36
	有点云校准	47	1.45
场景 2	无点云校准	44	4.79
	有点云校准	48	1.32

为测试本文温室机器人导航线提取方法的实时性,对机器人在场景 2 中以速度 0.8 m/s 行驶的数据包应用本文方法提取导航线,记录程序连续处理

2 000 帧融合数据的时间,如图 16 所示。由实验结果可知,本文方法处理 1 帧融合数据的时间在 140 ~ 165 ms 之间,平均处理时间为 151.49 ms。考虑机器人正常作业速度约 0.8 m/s,且导航线以机器人前方 10 m 距离的道路信息计算,本文方法 151.49 ms 的平均处理时间能够满足机器人作业期间自主导航需求。

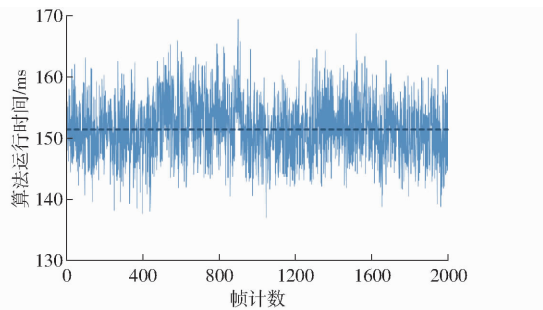


图 16 温室机器人导航线提取程序运行时间
Fig. 16 Greenhouse robot navigation line extraction program running time

3 结论

(1)提出了一种基于相机和激光雷达数据融合

的温室机器人行间导航方法。首先,通过改进 U-Net 模型实现图像道路区域的准确、快速分割;其次,融合图像分割结果与点云数据,预分割地面点云,并校准点云,减少了颠簸造成的点云倾斜对后续点云处理影响;再次,综合栅格单元高度差、高度方差和高度梯度准确分割地面点云;之后,通过改进 KMeans 算法快速聚类作物行点云,以聚类中心作为作物行主干区域,提高枝叶遮挡道路场景的导航线提取精度;最终,采用 RANSAC 算法拟合作物行方程并设置条件剔除无效作物行方程,完成导航线提取。

(2)通过实验验证本文方法。在测试集上,分割图像 PA、MPA、MIoU、FWIoU 分别为 93.61%、71.76%、59.03%、82.08%,单帧处理时间 0.089 s,满足后续点云预分割时效要求;通过颠簸环境点云数据帧实验,能够有效校准地面点云;对比栅格高度差分割地面点云,分割效果更好且单帧处理耗时增加小于 1 ms;此外,本文 KMeans 改进算法作物行点云聚类平均耗时减少 18.32 ms;最后,经过 2 个不同场景导航线精度测试,测试集 94% 以上数据帧可以输出有效导航线,且导航线平均角度误差为 1.45°,满足温室机器人行走需求。

参 考 文 献

- [1] 高国琴,李明. 基于 K-means 算法的温室移动机器人导航路径识别[J]. 农业工程学报,2014,30(7): 25-33.
GAO Guoqin, LI Ming. Navigating path recognition for greenhouse mobile robot based on K-means algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(7): 25-33. (in Chinese)
- [2] 杨启志,孙梦涛,蔡静,等. 温室穴盘苗并联高速移栽机器人运动误差分析与试验[J]. 农业机械学报,2018,49(3): 18-27.
YANG Qizhi, SUN Mengtao, CAI Jing, et al. Kinematic error analysis and test of high-speed plug seeding transplanting machine for greenhouse based on parallel mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3): 18-27. (in Chinese)
- [3] TIWARI S, ZHENG Y, PATTINSON M, et al. Approach for autonomous robot navigation in greenhouse environment for integrated pest management[C]//IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS). IEEE, 2020: 1286-1294.
- [4] CHOUDHARY A, KOBAYASHI Y, ARJONILLA F J, et al. Evaluation of mapping and path planning for non-holonomic mobile robot navigation in narrow pathway for agricultural application[C]//IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII). IEEE, 2021: 17-22.
- [5] XIE Binbin, LIU Jizhan, HE Meng, et al. Research progress on autonomous navigation technology of agricultural robot[C]//IEEE 11th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). IEEE, 2021: 891-898.
- [6] TAKAI R, BARAWID J O, NOGUCHI N. Autonomous navigation system of crawler-type robot tractor[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2011, 44(1): 14165-14169.
- [7] 刘兆朋,张智刚,罗锡文,等. 雷沃 ZP9500 高地隙喷雾机的 GNSS 自动导航作业系统设计[J]. 农业工程学报,2018, 34(1): 15-21.
LIU Zhaopeng, ZHANG Zhigang, LUO Xiwen, et al. Design of automatic navigation operation system for Lovol ZP9500 high clearance boom sprayer based on GNSS[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(1): 15-21. (in Chinese)
- [8] 王新,许苗,张京开,等. 温室作业机具室内定位方法研究[J]. 农业机械学报,2017, 48(1): 21-28.
WANG Xin, XU Miao, ZHANG Jingkai, et al. Greenhouse agricultural machinery indoor positioning method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(1): 21-28. (in Chinese)
- [9] JIANG G, WANG X, WANG Z, et al. Wheat rows detection at the early growth stage based on Hough transform and vanishing point[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2016, 123: 211-223.
- [10] 李秀智,彭小彬,方会敏,等. 基于 RANSAC 算法的植保机器人导航路径检测[J]. 农业机械学报,2020, 51(9): 40-46.
LI Xiuzhi, PENG Xiaobin, FANG Huimin, et al. Navigation path detection of plant protection robot based on RANSAC algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(9): 40-46. (in Chinese)
- [11] FLAVIO B P M, REMY G, JEAN-BAPTISTE F, et al. LiDAR-only based navigation algorithm for an autonomous agricultural

- robot[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 154:71–79.
- [12] 牛润新,张向阳,王杰,等. 基于激光雷达的农业机器人果园树干检测算法[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(11):21–27. NIU Runxin, ZHANG Xiangyang, WANG Jie, et al. Orchard trunk detection algorithm for agricultural robot based on laser radar[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(11):21–27. (in Chinese)
- [13] CHERUBINI A, SPINDLER F, CHAUMETTE F. Autonomous visual navigation and laser-based moving obstacle avoidance[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, 15(5):2101–2110.
- [14] 张岩,潘胜权,解印山,等. 相机与毫米波雷达融合检测农机前方田埂[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(15):169–178. ZHANG Yan, PAN Shengquan, XIE Yinshan, et al. Detection of ridge in front of agricultural machinery by fusion of camera and millimeter wave radar[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(15):169–178. (in Chinese)
- [15] LIN Y K, CHEN S F. Development of navigation system for tea field machine using semantic segmentation[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2019, 52(30):108–113.
- [16] 刘路,潘艳娟,陈志健,等. 高遮挡环境下玉米植保机器人作物行间导航研究[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(10):11–17. LIU Lu, PAN Yanjuan, CHEN Zhijian, et al. Inter-rows navigation method for corn crop protection vehicles under high occlusion environment[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(10):11–17. (in Chinese)
- [17] EMMI L, FLÉCHER E L, CADENAT V, et al. A hybrid representation of the environment to improve autonomous navigation of mobile robots in agriculture[J]. *Precision Agriculture*, 2021, 22(2):524–549.
- [18] MAHMUD M, ABIDIN M, MOHAMED Z. Development of an autonomous crop inspection mobile robot system[C]//*IEEE Student Conference on Research and Development (SCoReD)*. IEEE, 2015:105–110.
- [19] 朱从民,黄玉美,马斌良,等. 惯性导航自动引导车磁钉校正路径迭代学习方法[J]. *农业机械学报*, 2009, 40(7):40–44. ZHU Congmin, HUANG Yumei, MA Binliang, et al. Path iterative learning of inertial guided AGV with magnets correction[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009, 40(7):40–44. (in Chinese)
- [20] 张艳,朱振伟. 二维码导航 AGV 控制系统研究[J]. *山东农业大学学报(自然科学版)*, 2019, 50(3):441–444. ZHANG Yan, ZHU Zhenwei. Study on AGV control system with two-dimensional code navigation[J]. *Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition)*, 2019, 50(3):441–444. (in Chinese)
- [21] ZHANG Xiya, LI Xiaona, ZHANG Baohua, et al. Automated robust crop-row detection in maize fields based on position clustering algorithm and shortest path method[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 154:165–175.
- [22] 曾宏伟,雷军波,陶建峰,等. 低对比度条件下联合收割机导航线提取方法[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(4):18–25. ZENG Hongwei, LEI Junbo, TAO Jianfeng, et al. Navigation line extraction method for combine harvester under low contrast conditions[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(4):18–25. (in Chinese)
- [23] LIU Yuanyuan, ZHANG Shuo, YU Haiye, et al. Straw segmentation algorithm based on modified unet in complex farmland environment[J]. *Computers, Materials & Continua*, 2021, 66(1):247–262.
- [24] 陈进,韩梦娜,练毅,等. 基于 U-Net 模型的含杂水稻籽粒图像分割[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(10):174–180. CHEN Jin, HAN Mengna, LIAN Yi, et al. Segmentation of impurity rice grain images based on U-Net model[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(10):174–180. (in Chinese)
- [25] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//*International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention*. Springer, Cham, 2015:234–241.
- [26] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]//*Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2021:13713–13722.
- [27] SIFRE L, MALLAT S. Rigid-motion scattering for texture classification[J]. *arXiv preprint arXiv:1403.1687*, 2014.
- [28] WONG K. A short survey on data clustering algorithms[C]//*2nd International Conference on Soft Computing and Machine Intelligence (ISCM)*, 2015:64–68.
- [29] ZHAO H. Research on improvement and parallelization of canopy-KMeans clustering algorithm[C]//*International Conference on Electronic Information Engineering and Computer Science (EIECS)*. IEEE, 2021:455–458.
- [30] 杨洋,张博立,查家翼,等. 玉米行间导航线实时提取[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(12):162–171. YANG Yang, ZHANG Boli, ZHA Jiayi, et al. Real-time extraction of navigation line between corn rows[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(12):162–171. (in Chinese)
- [31] IVÁN G S, PELUFFO-ORDOEZ D, VÍCTOR C, et al. Computer vision-based method for automatic detection of crop rows in potato fields[C]//*Proceedings of the International Conference on Information Technology & Systems (ICITS 2018)*, 2018.
- [32] XIE Y, CHEN K, LI W, et al. An improved adaptive threshold RANSAC method for medium tillage crop rows detection[C]//*6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP)*. IEEE, 2021:1282–1286.
- [33] 张书玮. 基于机器视觉和雷达数据融合的变电站巡检机器人自主导航方法研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2019. ZHANG Shuwei. Research on autonomous navigation method of substation patrol robot based on fusion of machine vision and radar data[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019. (in Chinese)
- [34] 任守纲,贾馥玮,顾兴健,等. 反卷积引导的番茄叶部病害识别及病斑分割模型[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(12):186–195. REN Shougang, JIA Fuwei, GU Xingjian, et al. Recognition and segmentation model of tomato leaf diseases based on deconvolution-guiding[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(12):186–195. (in Chinese)