

基于激光雷达与 RGB 相机融合的玉米作物行检测算法研究

江庆^{1,2} 安东¹ 韩华宇¹ 刘京辉¹ 郭延超³ 陈黎卿^{1,2} 杨洋^{1,2}

(1. 安徽农业大学工学院, 合肥 230036; 2. 智能绿色农业装备安徽省联合共建学科重点实验室, 合肥 230036;
3. 智能农业动力装备全国重点实验室, 洛阳 471039)

摘要: 针对单一传感器在面对复杂田间环境适应性差的问题, 本文提出了一种基于固态激光雷达 (LiDAR) 与 RGB 相机融合的玉米作物行检测方法。首先, 研究了固态激光雷达和 RGB 相机联合标定方法, 同步获取玉米作物行图像和点云数据并进行数据预处理。然后, 将预处理后的图像数据和点云数据融合, 实现点云“着色”, 基于点云“着色”提出聚类感兴趣密度区域算法。利用“着色”点云完成聚类, 并结合作物种植农艺标准 (行距), 分别验证点云信息和颜色信息的可用性, 能够选择最优信息完成作物行感兴趣区域聚类。最后, 通过划分点云水平条带的方式确定目标点云的特征点聚类区域, 取作物行特征点, 并利用最小二乘法拟合作物行检测线。仅需调整行距参数, 算法可实现全生命周期的作物行检测, 利用正常工况下玉米苗期、前期、中期和后期数据开展算法验证, 作物行中心线平均误差不大于 1.781° , 准确率不小于 92.69%, 平均耗时不超过 102.7 ms。此外, 为验证算法鲁棒性, 开展了复杂农田背景环境, 如高杂草背景、断行、苗期杂草高度与玉米高度相近以及玉米完全封行 4 种工况作物行检测, 算法平均误差不大于 1.935° , 准确率不小于 91.94%, 平均耗时不超过 108.3 ms。通过讨论阐述了基于点云“着色”开展作物行中心线提取的优越性, 本文算法可为作物行中心线可靠检测提供参考。

关键词: 玉米作物行识别; 激光雷达; RGB 相机; 联合标定; 点云“着色”

中图分类号: S126; S513

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)10-0263-12

OSID:



Maize Crop Row Detection Algorithm Based on Fusion of LiDAR and RGB Camera

JIANG Qing^{1,2} AN Dong¹ HAN Huayu¹ LIU Jinghui¹ GUO Yanchao³ CHEN Liqing^{1,2} YANG Yang^{1,2}

(1. School of Engineering, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, China)

2. Key Laboratory of Intelligent Green Agricultural Equipment Jointly Established by Anhui Province, Hefei 230036, China

3. National Key Laboratory of Intelligent Agricultural Power Equipment, Luoyang 471039, China)

Abstract: In response to the poor adaptability of a single sensor in facing complex field environments, a maize crop row detection method was proposed based on the fusion of solid-state LiDAR and RGB camera. Firstly, a joint calibration method for solid-state LiDAR and RGB camera was studied to simultaneously acquire maize crop row images and point cloud data for data preprocessing. Next, the preprocessed image data and point cloud data were fused to achieve point cloud “coloring”, and a clustering algorithm based on point cloud “coloring” for detecting regions of interest was proposed. The clustering was done by using the “colored” point cloud, and the availability of both point cloud and color information was separately validated based on crop planting agronomic standards (row spacing) to cluster the regions of interest effectively. Finally, by dividing the point cloud into horizontal strips, the feature points of the target point cloud were clustered to identify crop row feature points, and a crop row detection line was fitted by using the least squares method. By adjusting only the row spacing parameter, the algorithm can achieve crop row detection throughout the crop lifecycle. The algorithm’s performance was verified by using data from maize seedling, early, mid, and late stages under normal conditions, with

收稿日期: 2023-12-25 修回日期: 2024-03-10

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2022YFD2002001) 和智能农业动力装备全国重点实验室开放项目 (SKLIAPE2023012)

作者简介: 江庆 (1971—), 女, 教授, 主要从事农业机械和机电一体化研究, E-mail: jtaohau.edu.cn

通信作者: 杨洋 (1988—), 男, 教授, 博士, 主要从事智能农业机械装备研究, E-mail: yy2016@ahau.edu.cn

average centerline error not more than 1.781° , accuracy not less than 92.69%, and average processing time not more than 102.7 ms. Furthermore, to test the algorithm's robustness, crop row detections under four challenging conditions, including high weed background, missing rows, weed height similar to maize height, and completely closed rows, were conducted in complex agricultural field backgrounds. The algorithm showed an average error of not more than 1.935° , accuracy not less than 91.94%, and an average processing time not more than 108.3 ms. Discussions highlighted the superiority of using point cloud "coloring" for extracting crop row centerline, providing a reliable approach for detecting crop row centerlines.

Key words: maize crop row recognition; LiDAR; RGB camera; joint calibration; point cloud coloring

0 引言

作物行检测是农业机械自动化作业的重要环节之一。传统的作物行检测策略主要为单一的机器视觉算法,存在着对光照、遮挡等环境因素敏感,检测准确率不高的问题,为了更好地适应农业环境和作业需求,多传感器融合技术备受关注^[1]。

目前国内外主流的作物行检测算法有 2 类,分别是利用图像处理方法和激光雷达(LiDAR)方法检测作物行。图像处理方法^[2-8]主要是通过对像素点聚类进而识别作物行,当作物行之间出现相互遮挡或遭遇强光和同色杂草等干扰时,识别准确率显著降低。

激光雷达能够获取高精度三维信息,在农业领域的应用越来越受到关注。目前,激光雷达在作物行检测方面已经取得了一定的进展^[9-10]。基于LiDAR 的玉米作物行检测算法在玉米前中期时表现出良好的准确性。但在玉米中后期的作物行检测中,植株间的遮挡效应增强,点云密度增大,导致无法准确地检测到作物行的位置。

激光雷达可以提供距离信息,相机可以提供丰富的颜色信息,为了提高检测的准确性和鲁棒性,激光雷达与相机融合技术目前备受关注。GAI 等^[11]提出一种基于颜色和深度信息融合的杂草检测方法,通过对图像信息及深度信息的预处理,准确定位

杂草位置。刘洋等^[12]提出一种基于激光雷达与相机融合的树干检测方法,首先利用三维点云信息去除背景噪点,接着利用 YOLO v3 算法对相机图像进行分析,将两者结果进行融合,准确检测出树干位置。目前,激光雷达与相机融合的方法多用于目标检测,对于作物行检测缺乏研究。

综上所述,激光雷达与相机融合技术能够同时获取目标物的三维信息和颜色信息。基于此,本文采用固态激光雷达与相机融合的方法,同步获取作物行三维信息和颜色消息,使得激光雷达点云具备 RGB 颜色信息(点云“着色”),以期提高复杂环境下作物行中心线检测准确性和鲁棒性。

1 固态激光雷达与相机数据融合方法

1.1 相机-固态激光雷达联合标定

选用大疆 Livox Horizon 型固态激光雷达,水平方向和垂直方向视场角分别为 81.7° 和 25.1° ,最大探测距离为 260 m,每秒可输出最大点云数量为 240 000 个。RGB 工业相机型号为海康威视 MV-CE060-10UC,分辨率为 3 072 像素 $\times$ 2 048 像素,最大帧率为 42.7 f/s。融合算法在 Linux 操作系统中利用机器人操作系统(ROS)完成,编程语言为 C++。固态激光雷达与相机数据融合主要分为空间同步和时间同步^[13],如图 1 所示,通过棋盘格法标定相机

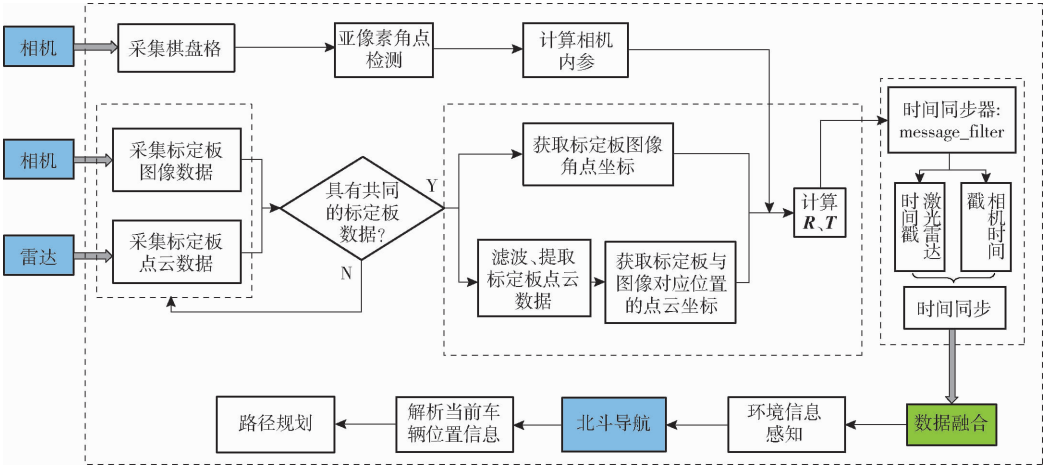


图 1 联合标定流程图
Fig. 1 Joint calibration flowchart

内部参数,根据激光雷达与相机的相对安装位置,确定初始外部参数矩阵,在联合标定的过程中,固态激光具有高分辨率的特点,采用手眼标定法提高外部参数求解准确性。利用 ROS 中提供的时间同步器 (Time synchronizer),实现相机-激光雷达数据融合在时间维度上的同步。

为了滤除联合标定过程中产生的不合理值,帮助算法更快、更准确地收敛,从而获得准确的外部参数,需要通过激光雷达与相机的相对位置关系及参数求解初始旋转矩阵 R_0 和初始平移矩阵 T_0 。相机固定在激光雷达的正上方,其中 O_{xyz} 和 W_{xyz} 分别为相机坐标系和激光雷达坐标系,如图 2 所示。

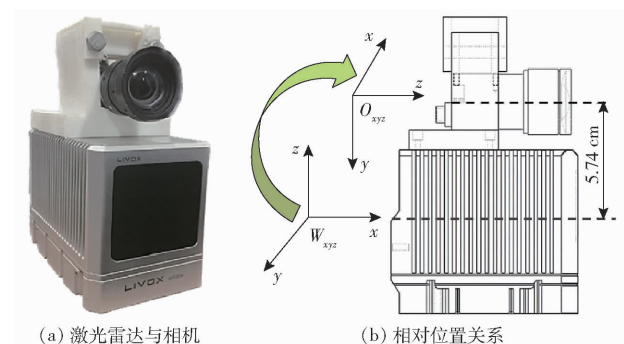


图 2 雷达与相机的相对位置关系

Fig. 2 Relative position relationship between radar and camera

激光雷达坐标系绕 y 轴顺时针旋转 90° ,接着绕 z 轴逆时针旋转 90° ,得到初始旋转矩阵 R_0

$$R_0 = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & -\sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中 θ ——旋转角

参考传感器技术手册,得知激光雷达的点云发射中心与激光雷达上平面间隔为 3.0 cm,相机光心离相机下平面的距离为 1.5 cm。在此基础上,设计了连接相机与激光雷达的支架,最终相机光心与雷达点云发射中心在竖直方向上相距 5.74 cm,建立初始平移矩阵 $T_0 = [0 \ 0 \ 5.74]$ 。

将 R_0 、 T_0 作为求解外部参数矩阵的先验矩阵,减少异常值对求解过程的干扰,在此基础上构建误差函数来描述实际测量值和模型预测值之间的差异,利用优化算法使误差函数达到最小,为求解外部参数矩阵做准备。

联合标定主要分为 2 个步骤,求解相机内部参数和计算外部参数矩阵。本文采用张氏标定法^[14]

对相机内部参数进行标定,共采集 40 幅不同角度的棋盘格图像数据,通过检测每幅图像中棋盘格的亚像素角点坐标,如图 3a 所示,据此计算得到相机内部参数矩阵 K 。

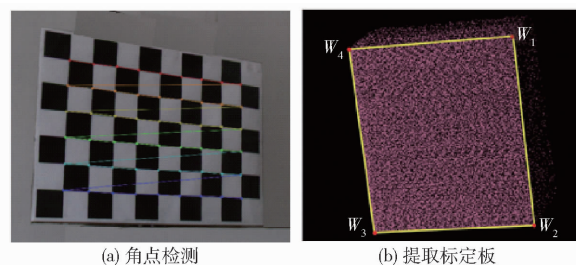


图 3 联合校准的关键步骤

Fig. 3 Key steps for joint calibration

在求解外部参数矩阵的过程中,确保激光雷达和相机保持静止不动,同时保证点云和图像数据具有共同完整的标定板视角。本研究共采集 30 组不同角度的标定板图像和点云数据,通过边缘关联点云角点提取方法^[15],确定雷达点云中标定板角点准确位置,如图 3b 所示,利用图像角点检测得到标定板 2D 角点坐标,并构建 PnP (Perspective-n-point) 问题^[16-18]求解外部参数。共标记 10 组像素坐标系与激光雷达坐标系下的点对求解旋转矩阵 R 、平移矩阵 T ,通过 R 、 T 得到外部参数,即

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & T \\ O & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 (X_c, Y_c, Z_c) ——在相机坐标系下点坐标

(X_w, Y_w, Z_w) ——在激光雷达坐标系下点坐标

O ——零矩阵

具体步骤为:

(1) 根据已知的像素坐标和相机内参 K ,确定点在相机坐标系下的坐标 (X_c, Y_c, Z_c) 。建立图 4 所示的透视投影模型,图中 O 为相机坐标系, A 、 B 、 C 为相机坐标系下的点,以点 C 为例, $c(u, v)$ 为点 C 在像素平面上的坐标, $C'(X_{1c}, Y_{1c}, 1)$ 为 C 点在归一化平面上的坐标, V_a 为 OA 方向上的单位向量, V_c 为 OC 方向上的单位向量。

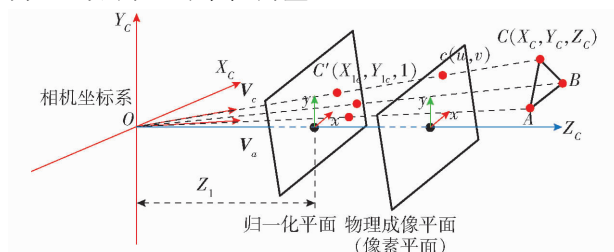


图 4 投影模型

Fig. 4 Projective model

以 AOC 平面为例,根据公式

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ Y_1 \\ Z_1 \end{bmatrix} = \mathbf{K}^{-1} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \tag{3}$$

式中 (X_1, Y_1, Z_1) ——点在归一化平面上的坐标
求解出点 C 在归一化平面的坐标 $(X_{1c}, Y_{1c}, 1)$, 点 A 在归一化平面的坐标 $(X_{1a}, Y_{1a}, 1)$, 并求得 OA 、 OC 方向上的单位向量 $\mathbf{V}_a$ 、 $\mathbf{V}_c$ 为

$$\mathbf{V}_a = \left(\frac{X_{1a}}{\sqrt{X_{1a}^2 + Y_{1a}^2 + 1}}, \frac{Y_{1a}}{\sqrt{X_{1a}^2 + Y_{1a}^2 + 1}}, \frac{1}{\sqrt{X_{1a}^2 + Y_{1a}^2 + 1}} \right)$$
$$\mathbf{V}_c = \left(\frac{X_{1c}}{\sqrt{X_{1c}^2 + Y_{1c}^2 + 1}}, \frac{Y_{1c}}{\sqrt{X_{1c}^2 + Y_{1c}^2 + 1}}, \frac{1}{\sqrt{X_{1c}^2 + Y_{1c}^2 + 1}} \right)$$

利用图 5 中三角形之间的相似关系: $\triangle OAB \sim \triangle OA'B'$, $\triangle OBC \sim \triangle OB'C'$, $\triangle OAC \sim \triangle OA'C'$, 根据余弦定理建立等式

$$\begin{cases} l_{OA}^2 + l_{OB}^2 - 2l_{OA}l_{OB}\cos\angle A'OB' = l_{AB}^2 \\ l_{OB}^2 + l_{OC}^2 - 2l_{OB}l_{OC}\cos\angle B'OC' = l_{BC}^2 \\ l_{OA}^2 + l_{OC}^2 - 2l_{OA}l_{OC}\cos\angle A'OC' = l_{AC}^2 \end{cases} \tag{4}$$

式中 l_{OA} 、 l_{OB} 、 l_{OC} ——相机坐标系下点 O 与点 A 、 B 、 C 之间的距离

$$|\mathbf{V}_a| |\mathbf{V}_c| \cos\angle A'OC' = \mathbf{V}_a \mathbf{V}_c \tag{5}$$

利用式(5)计算出式(4)中 $\cos\angle A'OC'$ 。

利用得到的 $\cos\angle A'OC'$, 根据吴消元法^[19] 求解得出式(4)中 4 组 l_{oc} 的解, 通过 4 组解得出的最小的重投影误差来确定最优解^[20], 根据最优的 l_{oc} , 利用式(6), 得到点 C 在相机坐标系下的坐标 (X_c, Y_c, Z_c) 。

$$\mathbf{C}_{oc} = \mathbf{V}_c l_{oc} \tag{6}$$

式中 $\mathbf{C}_{oc}$ ——点 C 在相机坐标系下的坐标 (X_c, Y_c, Z_c)

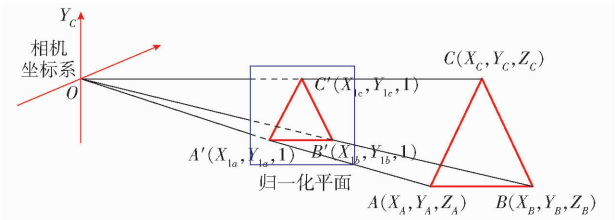


图 5 三角形相似关系
Fig. 5 Triangle similarity relationship

(2) 利用迭代最邻近点 (Iterative closest point) 算法^[21] 求解最优 $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{T}$ 。构建误差函数

$$\varepsilon = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \| \mathbf{X}_{ci} - (\mathbf{R}_0 \mathbf{X}_{wi} + \mathbf{T}_0) \|^2 \tag{7}$$

式中 ε ——误差平方和

$\mathbf{X}_{ci}$ ——相机坐标系下坐标

$\mathbf{X}_{wi}$ ——激光雷达坐标系下坐标

n ——相机坐标系与激光雷达坐标系下点对数

i ——点对序号

$\mathbf{X}_{ci} - (\mathbf{R}_0 \mathbf{X}_{wi} + \mathbf{T}_0)$ ——误差项

优化目标误差函数

$$\varepsilon_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \| \mathbf{X}_{ci} - \mathbf{P}_c - \mathbf{R}_0 (\mathbf{X}_{wi} - \mathbf{P}_w) \|^2 + \| \mathbf{P}_c - \mathbf{R}_0 \mathbf{P}_w - \mathbf{T}_0 \|^2 \tag{8}$$

其中

$$\mathbf{P}_c = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_{ci}$$

$$\mathbf{P}_w = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_{wi}$$

式中 $\mathbf{P}_c$ ——相机坐标系下点的质心坐标
 $\mathbf{P}_w$ ——激光雷达坐标系下点的质心坐标
 ε_1 ——优化后的误差平方和

当 ε_1 达到最小值时, 可求得旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 和平移矩阵 $\mathbf{T}$ 为

$$\mathbf{R} = \min(\varepsilon_1) \tag{9}$$

$$\mathbf{T}^T = \mathbf{P}_c - \mathbf{R} \mathbf{P}_w \tag{10}$$

最终, 根据求解得到旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 及平移矩阵 $\mathbf{T}$, 利用

$$s \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x & 0 \\ 0 & f_y & c_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \tag{11}$$

式中 s ——尺度因子

u_1, v_1 ——激光雷达坐标系上的点在像素坐标系上的映射

f_x, f_y ——相机焦距

(c_x, c_y) ——相机主点坐标

实现激光雷达与相机的数据融合, 数据融合效果如图 6 所示。



图 6 数据融合
Fig. 6 Data fusion

1.2 重投影误差

为了对联合标定的精度进行定量评价, 利用相机内部参数矩阵和联合标定所得到的外部参数矩阵, 对三维点再次进行投影变换, 得到新的二维像素

坐标点,并将其与原始二维像素坐标点进行比较^[22]。重投影像素误差 e 计算公式为

$$e = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|s(u,v) - K(R[X_w \ Y_w \ Z_w \ 1] + T)\|_2 \quad (12)$$

像素误差分布如图 7 所示,根据式(12)求得重投影平均像素误差为 1.17 像素。

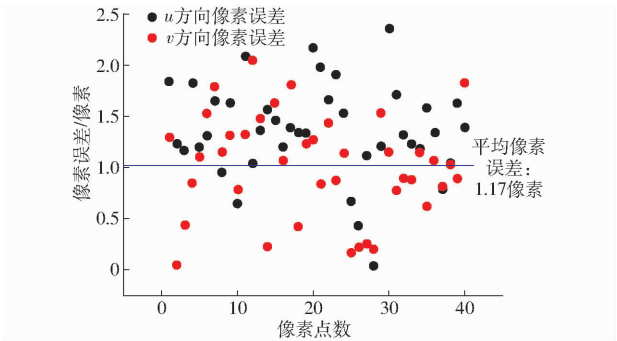


图 7 像素误差分布

Fig. 7 Pixel error

1.3 传感器时间同步

为保证采集过程中数据融合的实时性,在机器人操作系统中利用时间同步器进行传感器时间同步处理,如图 8 所示,该同步器可接收来自多个传感器的不同消息,当它们时间戳保持一致时进行数据融合。

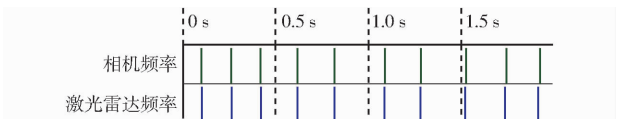


图 8 时间同步

Fig. 8 Time synchronization

2 数据采集与预处理

数据采集方案如图 9 所示,黄色部分为激光雷达与相机融合后的检测区域,通过伸缩杆和角度调节机构控制激光雷达和相机的采集高度和倾角,同步采集作物冠层的点云和图像数据。

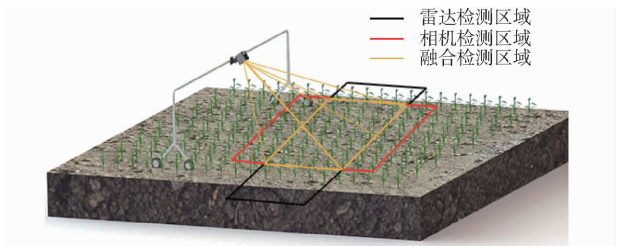


图 9 数据采集平台

Fig. 9 Data collection platform

2.1 图像数据预处理

采用 HSV 颜色分割算法,实现作物与地面背景可靠分割,通过玉米行与地面土壤颜色差异分割地

面^[23],结果如图 10a 所示。分割完地面背景后,作物行仍受到杂草等噪点的干扰,利用噪点面积与玉米叶面积存在较大差异的特点,采用轮廓检测方法滤除噪点^[24],滤除噪点后作物行如图 10b 所示。

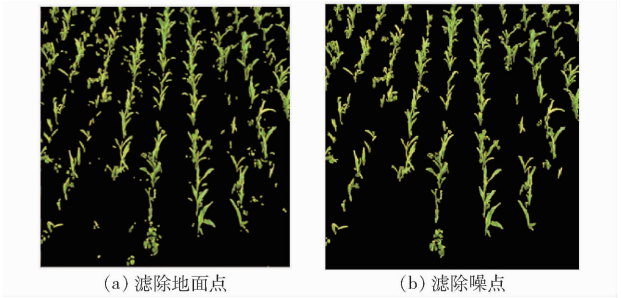


图 10 图像预处理

Fig. 10 Image preprocessing

2.2 点云数据预处理

固态激光雷达获取作物行、地面、杂草等点云数据,首先通过高度信息滤除地面噪点,如图 11 所示。

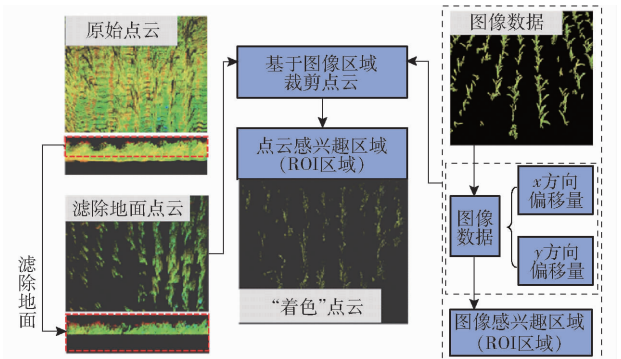


图 11 确定点云 ROI 区域

Fig. 11 Determine point cloud ROI area

此外,由于激光雷达与相机采集视角差异较大,需要对雷达点云数据进行裁剪,确定作物雷达点云感兴趣区域 (Region of interest, ROI),处理流程如图 11 所示。首先通过调整图像 x 、 y 方向偏移量,得到图像数据 ROI 区域;然后将图像 ROI 区域内的图像数据与对应位置的雷达点云数据进行融合,得到图像 ROI 区域内具有 RGB 颜色信息的点云数据,实现 ROI 区域内雷达点云“着色”。

3 作物行中心线检测算法

完成图像和点云数据预处理和融合,获得“着色”点云,充分利用“着色”点云的距离信息和颜色信息开展作物行中心检测。

3.1 聚类区域确定

为了得到融合后作物行“着色”点云数据的密度分布情况,利用垂直投影法将融合后的作物行“着色”点云向 YOZ 面投影,投影后作物行点云密度分布以及颜色密度分布情况如图 12 所示。图中

①~⑤为基于颜色信息聚类的作物行中心点, $L_{1-2} \sim L_{4-5}$ 分别为作物行中心点距离; I~V 为基于点云信息聚类的作物行中心点, $L_{I-II} \sim L_{IV-V}$ 分别为作物行中心点距离。

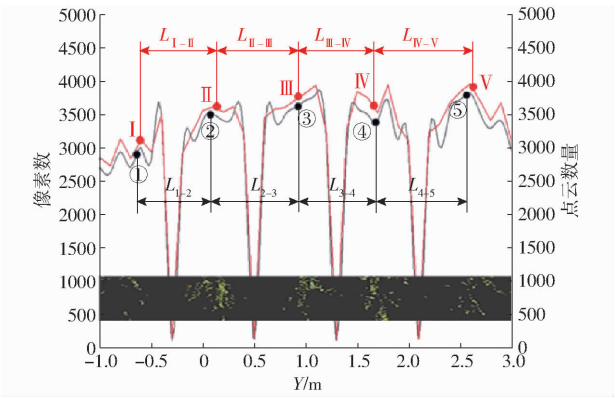


图 12 “着色”点云在 YOZ 面上的分布
Fig. 12 Density distribution of point clouds on YOZ surfaces

根据“着色”点云分布图可以清晰看出:“着色”点云包含的颜色和点云都呈现明显的波峰波谷分布规律,利用该分布特征能够高效识别作物行中心线,并利用“着色”点云冗余信息,提高作物行中心线识别的准确性和鲁棒性。基于该特性,本文提出了一种聚类感兴趣密度区域方法,如图 13 所示,具体步骤为:

(1)将点云向 YOZ 面投影,根据玉米种植标准,玉米行距为 l_0 , 本文将 l_0 作为样本均值,分别计算 $L_{1-2} \sim L_{4-5}$ 与 $L_{I-II} \sim L_{IV-V}$ 方差并将结果进行比较,将结果较小者作为聚类依据信息。

(2)对作物行数据进行非参数估计,非参数估计中最常用的是核密度估计^[25],常用的核密度函数包括 Epanechnikov 核、高斯核、Biweight 核等。由于高斯核估计得到的密度准确率高^[26],本文选用高斯核计算作物行数据密度估计 S_{ip} , 计算式为

$$S_{ip} = \frac{1}{nh^2} \sum_{i=1}^n M\left(\frac{\text{dist}((x,y),(x,y))}{h}\right) \quad (13)$$

式中 M ——高斯核函数 h ——带宽
 (x,y) ——随机选取的点云
 $\text{dist}()$ ——两个点云之间的欧氏距离

根据 S_{ip} 计算作物行数据的密度期望 E_p , 计算式为

$$E_p = \int_{x_{\min}}^{x_{\max}} \int_{y_{\min}}^{y_{\max}} (x,y) S_{ip} dx dy \quad (14)$$

(3)将 E_p 视为密度阈值,密度大于该阈值的区域被定义为感兴趣密度区域,而密度低于 E_p 的区域则被视为垄间点云并过滤,得到感兴趣密度区域。

(4)聚类感兴趣密度区域。首先根据表 1 确定搜索半径 (E_{ps}) 和搜索半径内包含的最少点数 ($P_{\min}$)。接着,标记样本中的任意一点,若该点 E_{ps} 范围内的点数大于 $P_{\min}$,则将 E_{ps} 范围内的所有点归为一类,继续标记 E_{ps} 范围内未被标记的点,当被标记的点在 E_{ps} 范围内的点数小于 $P_{\min}$ 时,则表示有新的类出现,对新的类重复上述过程直到标记完所有样本点。计算每个聚类区域在 Y 方向上的边界值,通过边界值确定玉米作物行聚类区域。

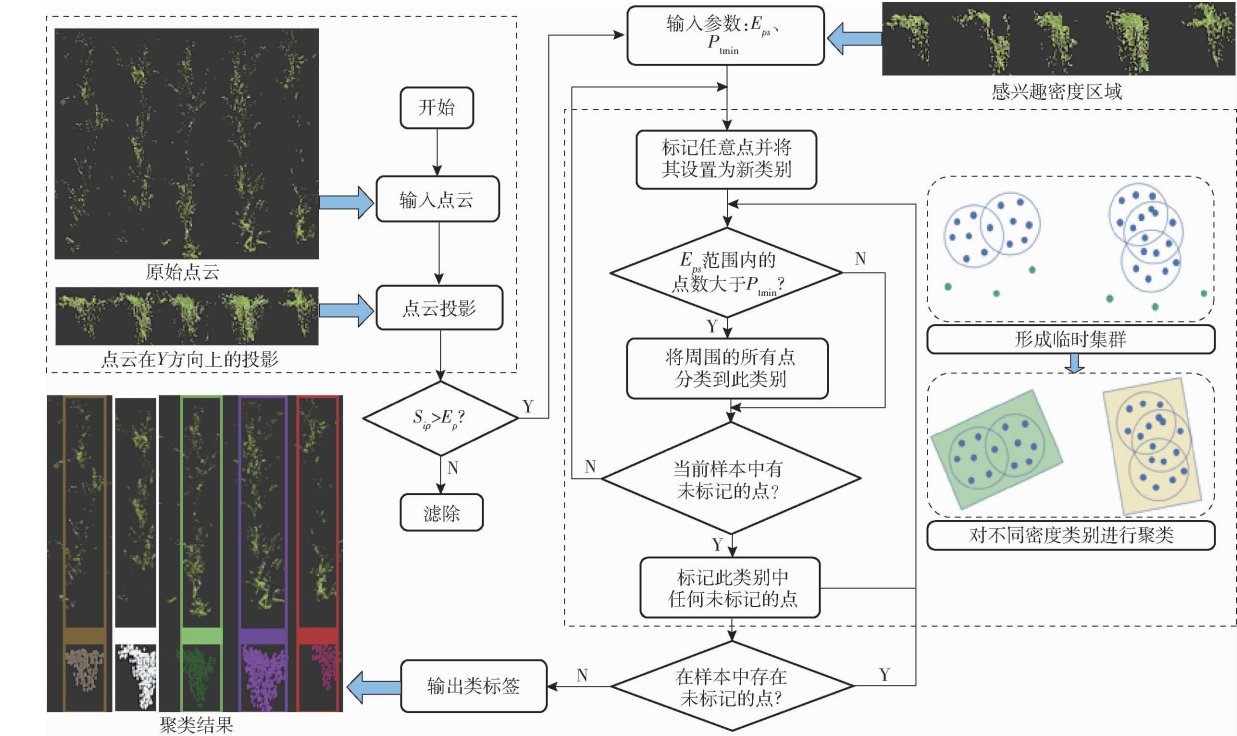


图 13 聚类感兴趣区域流程图
Fig. 13 Cluster ROI flowchart

表 1 参数确定

Tab. 1 Determination of key parameters

样本点核密度	聚类数量	搜索半径 E_{ps}	搜索半径内包含的最少点数 P_{min}	文献序号
0.1 ~ 0.2	5 ~ 10	0.05 ~ 0.10	10 ~ 20	[27]
0.1 ~ 0.2	10 ~ 20	0.2 ~ 0.5	2 ~ 5	[28]
0.2 ~ 0.5	20 ~ 50	0.5 ~ 0.1	5 ~ 10	[28]

3.2 根据置信区域聚类特征点

为了避免断行带来的干扰,提高作物行检测可靠性,在作物行聚类区域上划分 12 个点云水平条带,并在每个条带内定义置信区域。

具体的特征点提取流程如图 14a 所示, S_{ik} 表示第 i 个水平条带中第 k 个聚类区域中的点云数量, C_k 表示置信区域特征点集合,遍历每个水平条带中的第 k 个聚类区域,点云数量阈值 T_i 计算式为

$$T_i = \frac{\mu S_i}{5}$$

(15)

式中 μ ——阈值系数

S_i ——第 i 个水平条带点云数量

当聚类区域中点云数量大于阈值 T_i 时,该区域被称为置信区域,采用 K-means 算法聚类置信区域中的特征点,并将其加入到 C_k 中。作物行特征点聚类结果如图 14b 所示。

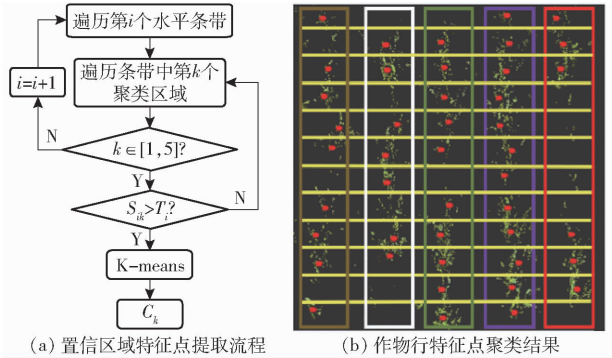


图 14 确定特征点聚类区域

Fig. 14 Determination of clustering area of feature points

3.3 作物行中心线拟合

根据作物行特征点,使用 Ceres Solver 库来求解直线模型,该求解库具有高效精准的特点^[29]。Ceres Solver 算法形式为

$$\begin{cases} \min_x \frac{1}{2} \sum_i p_i (\|f_i(x_i, x_{i+1})\|^2) \\ \text{s. t. } l_j \leq x_j \leq u_j \end{cases}$$

式中 x_i, x_{i+1} ——优化变量

f_i ——代价函数

p_i ——核函数

l_j, u_j ——第 j 个优化变量下、上限,取 $l_j = -\infty, u_j = +\infty$

本文求解直线模型为 $y = kx + b$,待求的参数为 k 和 b 。构建目标函数

$$\min \frac{1}{2} \sum_i \|y_i - (kx_i + b)\|^2$$

式中 y_i ——特征点 y 坐标

x_i ——特征点 x 坐标

将 C_k 中特征点的 x, y 坐标值作为目标函数输入,最终求解出 k 和 b ,作物行中心线检测效果如图 15 所示。图中白色线为人工标定的作物行中心线,红色线为算法检测的作物行中心线, $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$ 为人工标定作物行中心线与算法检测出的作物行中心线的夹角。

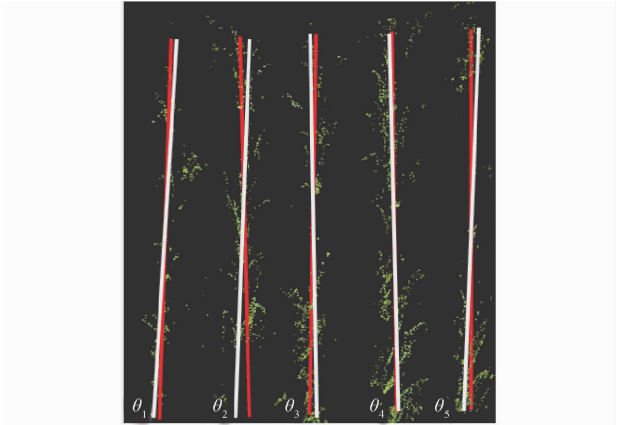


图 15 与人工标定作物行对比

Fig. 15 Comparison with manually calibrated crop rows

3.4 作物行中心线检测准确率评价

为了评估算法提取作物行中心线的准确性,采用与人工标定对比的方法^[30]。如图 15 所示,通过计算算法检测的作物行中心线与人工标定的作物行中心线之间的夹角 θ 评价算法检测准确度。定义夹角 θ 小于 5° 认为成功检测出作物行中心线。

4 试验结果与分析

分别开展正常工况下作物行识别及复杂背景下作物行识别试验,证明算法有效性和鲁棒性。数据处理平台搭载 Intel Core i7 - 4800MQ 处理器,主频 2.70 GHz,64 位操作系统。算法实现基于 ROS 机器人操作系统,利用 C++ 与 Python 语言混合开发。

4.1 正常工况下作物行识别

数据采集地点位于某综合实验田 ($117^\circ 45' 12''\text{E}$, $31^\circ 94' 66''\text{N}$),数据包括玉米未封行(苗期、前期)和封行(中期、后期)时期数据,每个时期数据采集重复 10 次,每次数据包包含不少于 1 000 帧图像和雷达点云数据。

在采集过程中,为保证最佳的数据融合效果,对于不同时期高度不同的作物行数据,需要调整传感器角度以及高度。其中,苗期玉米高度为 0.42 m,

传感器与水平面夹角设置为 61° , 传感器距离地面高度设置为 1.8 m ; 前期玉米高度为 0.93 m , 传感器与水平面夹角设置为 38° , 传感器距离地面高度设置为 2.3 m ; 中期玉米作物高度为 1.5 m , 传感器与水平面夹角设置为 44° , 传感器距离地面高度设置为 2.9 m ; 后期玉米高度为 2.1 m , 传感器与水平面夹角设置为 42° , 传感器距离地面高度设置为 3.5 m 。

图 16 展示了利用融合算法实现玉米各个时期作物行识别过程及其效果。图 16e 和图 16j 展示玉米未封行阶段(苗期、前期)作物行识别效果, 算法能够顺利检测玉米作物行中心线; 图 16o 和图 16t 展示玉米封行阶段(中期、后期)作物行识别效果, 融合算法综合利用雷达点云和相机颜色信息实现玉米封行工况下作物行识别。

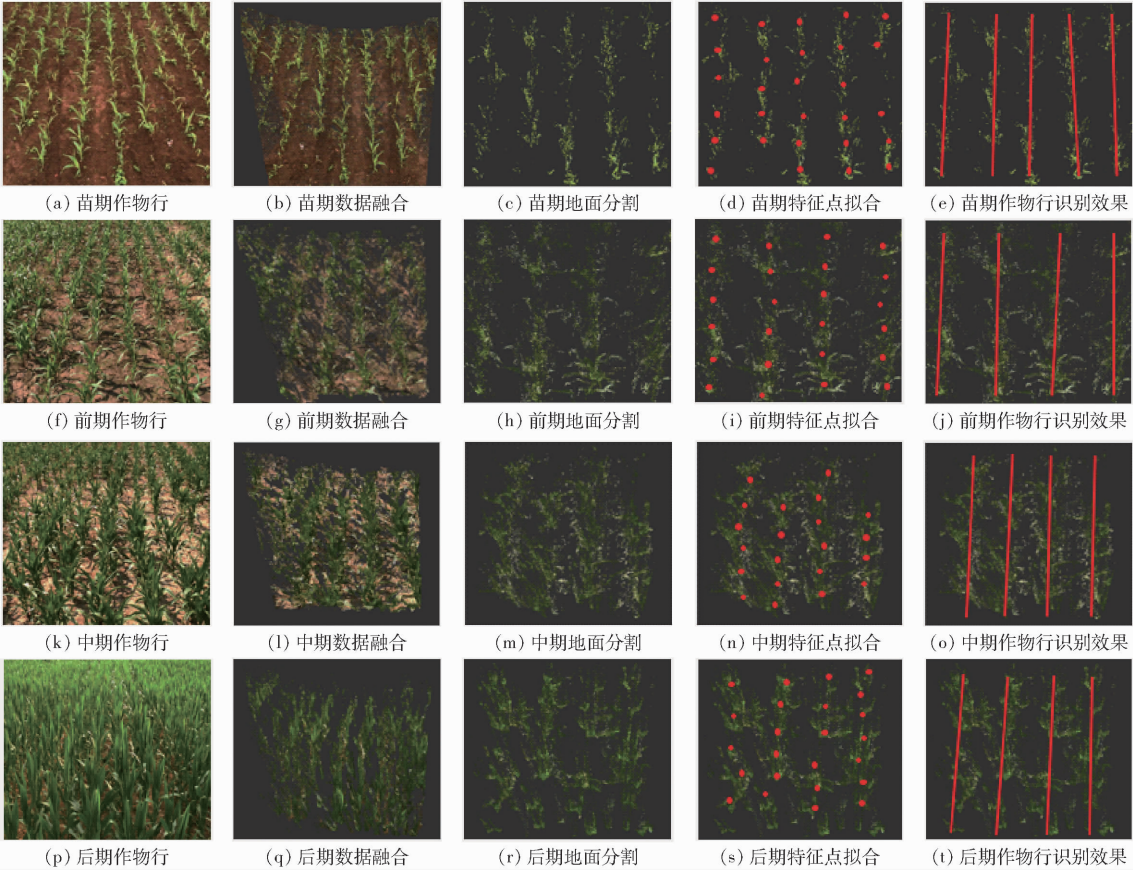


图 16 不同时期的作物行检测

Fig. 16 Crop row detection at different stages

从每个时期采集的数据包中随机选择 100 帧数据识别统计, 结果如表 2 所示。算法检测出的作物行中心线与人工标定作物行中心线平均误差不大于 1.781° , 检测准确率不小于 92.69% , 平均耗时不超过 102.7 ms 。

表 2 作物行检测效果统计

Tab.2 Statistics of crop row detection effects			
时期	平均误差/ $(^{\circ})$	平均准确率/ $\%$	平均耗时/ ms
苗期	0.848 ± 0.31	95.10 ± 0.32	96.10 ± 8.23
前期	1.126 ± 0.35	94.80 ± 0.32	100.30 ± 10.22
中期	1.386 ± 0.44	93.52 ± 0.43	97.30 ± 13.65
后期	1.781 ± 0.53	92.69 ± 0.52	102.70 ± 15.26

4.2 复杂背景下作物行识别

数据采集地点位于某实验站 ($117^{\circ}22'30''\text{E}$, $31^{\circ}48'42''\text{N}$), 针对高杂草背景(工况 1)、断行

(工况 2)、苗期杂草高度与玉米高度相近(工况 3)和玉米完全封行时期(工况 4)分别开展算法效果验证, 每个时期数据采集重复 10 次, 每次数据包包含不少于 1 000 帧图像和雷达点云数据。

图 17 展示了复杂背景下作物行中线提取结果。对于工况 1, 农田存在大量杂草且杂草颜色与玉米颜色接近时, 此时仅利用图像信息难以有效识别玉米作物行, 算法利用雷达点云三维信息进行直通滤波, 能够有效滤除杂草, 成功检测出作物行中心线, 效果如图 17d 所示; 对于工况 2, 利用算法提出的置信区域方法拟合特征点, 实现断行作物行中线提取, 效果如图 17h 所示; 对于工况 3, 苗期杂草高度与玉米高度相近时, 此时仅利用雷达点云信息难以滤除杂草的干扰, 算法通过融合雷达点云与图像颜色信息, 实现点云“着色”, 结合颜色信息识别杂草滤除, 进而成功提取作物行中心

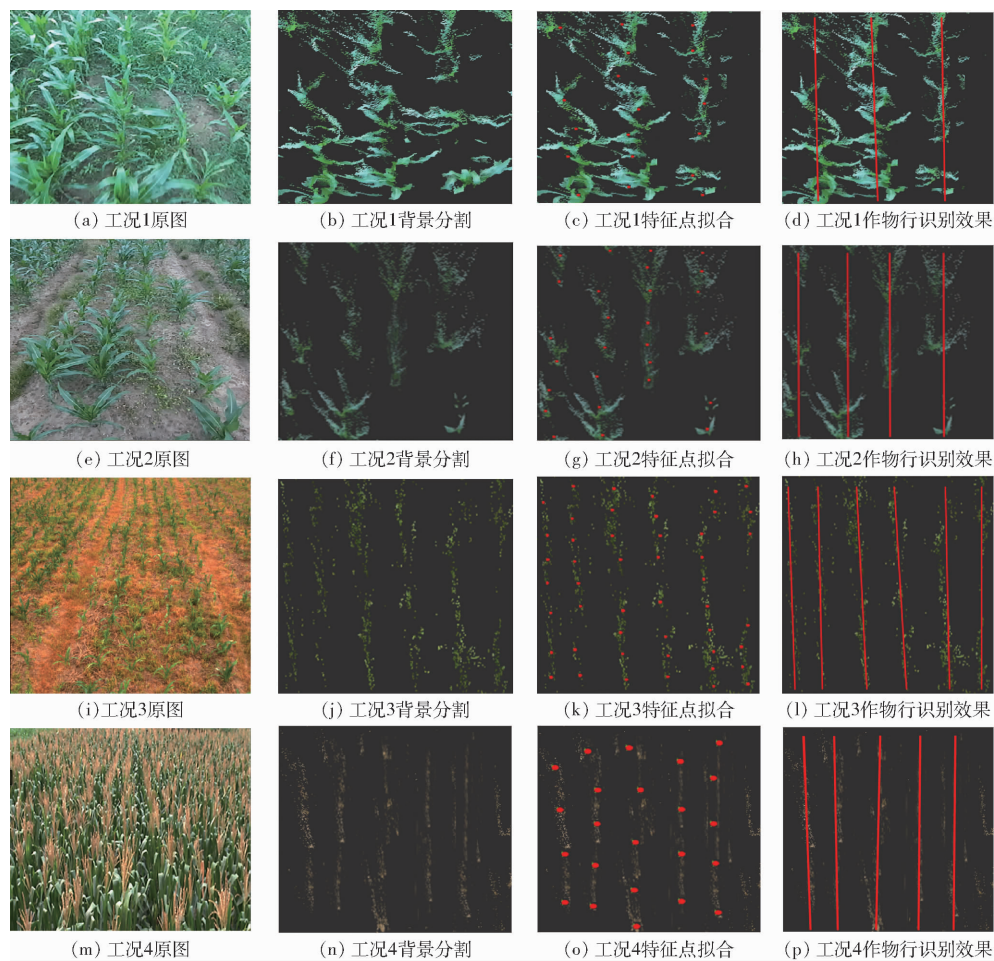


图 17 复杂环境下本文算法与图像算法对比

Fig. 17 Comparison between proposed algorithm and image algorithm in complex environments

线,效果如图 17l 所示。对于工况 4,此时玉米完全封行,遮挡严重,算法通过对“着色”点云开展处理,顺利检测玉米封行工况下的作物行中心线,效果如图 17p 所示。

从每个工况采集的数据包中随机选择 100 帧数据识别,统计结果如表 3 所示。算法检测出的作物行中心线与人工标定作物行中心线平均误差不大于 1.935°,检测准确率不低于 91.94%,平均耗时不超过 108.3 ms。

表 3 不同工况下作物行检测结果

Tab.3 Crop row detection results under different working conditions

工况	平均误差/(°)	准确率/%	平均耗时/ms
工况 1	1.935 ± 0.54	91.94 ± 0.52	108.3 ± 16.69
工况 2	1.173 ± 0.42	94.75 ± 0.43	92.5 ± 14.82
工况 3	0.824 ± 0.32	95.12 ± 0.32	106.6 ± 13.79
工况 4	0.835 ± 0.24	95.11 ± 0.24	104.5 ± 11.32

4.3 讨论

面对复杂的田间环境,单一的机器视觉算法在作物行检测领域将面临困难。如图 18 所示,当作物

行与杂草颜色接近时,图像像素分布未呈现出波峰波谷特点,传统的图像算法^[30]难以处理杂草带来的负面影响。此时,雷达点云分布呈现出明显的波峰波谷特点。利用本文算法,玉米作物行中心线检测平均误差为 1.133°,准确率为 94.79%,平均耗时为 97.5 ms。

激光雷达技术作为一种新兴技术,已被广泛用于作物行检测领域。ZHANG 等^[10]提出了一种基于 LiDAR 的算法,该算法表现出了良好的准确性。但对于中后期玉米封行时期的作物行检测,雷达点云和图像像素分布情况如图 19 所示,此时各类干扰点云信息量急剧增加,雷达点云分布未呈现出波峰波谷特点,单独利用雷达点云信息难以检测作物行中心线。利用文献[10]提出的算法识别玉米作物行,需要检测的作物行为 5 行,算法只检测出 4 行,检测出的作物行中心线与实际作物行存在较大偏差。

但是,“着色”点云对应的像素呈现出显著的波峰波谷特点,此时利用“着色”点云颜色信息完成作物行中心线检测,玉米作物行中心线平均误差 0.923°,准确率为 95.2%,平均耗时 93.5 ms。

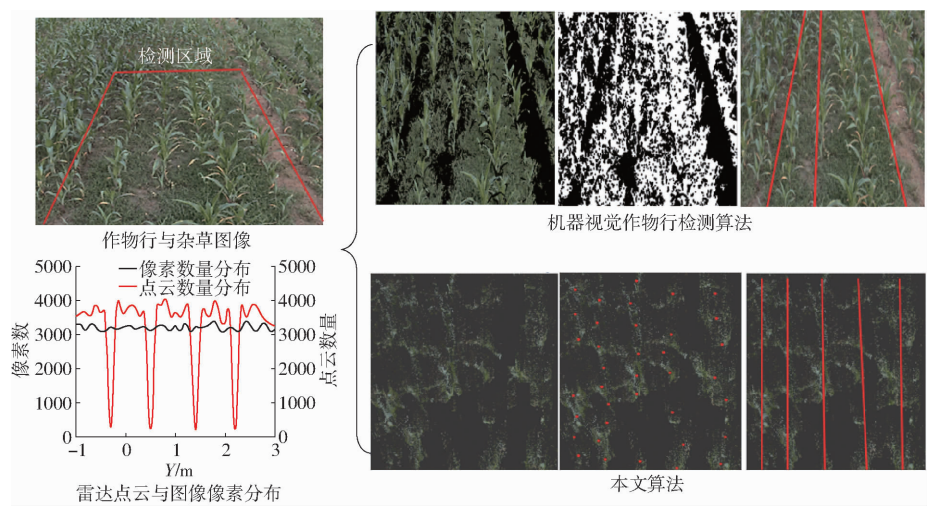


图 18 多杂草背景下本文算法与图像算法对比

Fig. 18 Comparison between proposed algorithm and image algorithm under background of mltiple weeds

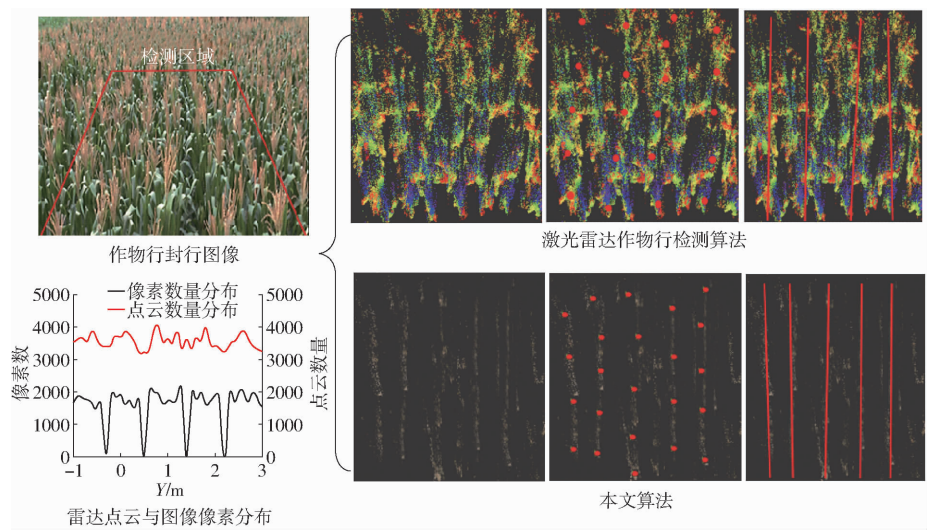


图 19 复杂环境下本文算法与激光雷达算法对比

Fig. 19 Comparison between proposed algorithm and LiDAR algorithm in complex environments

5 结论

(1)研究了固态激光雷达和 RGB 相机联合标定方法,同步获取玉米作物行图像和点云数据,进行图像和点云数据预处理。将预处理后的图像和点云数据进行融合,获得“着色”点云,相较于使用单一视觉传感器采集到的数据,拥有更高维度的信息,“着色”点云同时拥有 RGB 颜色信息和距离信息,冗余信息提高算法泛化能力。

(2)基于“着色”点云提出了聚类感兴趣密度区域算法,该算法根据融合点云多维信息制定最优信息选择机制,自动选取聚类依据信息,完成作物行中心线检测。

(3)正常工况下作物行中心线检测平均误差不大于 1.781°,准确率不小于 92.69%,耗时不超过 102.7 ms;复杂背景下作物行识别中心线检测平均误差不大于 1.935°,准确率不小于 91.94%,耗时不超过 108.3 ms。

参 考 文 献

[1] HEMMING J, RATH T. PA-precision agriculture: computer-vision-based weed identification under field conditions using controlled lighting[J]. Journal of Agricultural Engineering Research, 2001, 78(3): 233–243.

[2] 翟志强,朱忠祥,杜岳峰,等. 基于 Census 变换的双目视觉作物行识别方法[J]. 农业工程学报,2016,32(11):205–213. ZHAI Zhiqiang, ZHU Zhongxiang, DU Yuefeng, et al. Method for detecting crop rows based on binocular vision with Census transformation[J]. Transactions of the CSAE, 2016,32(11): 205–213. (in Chinese)

[3] 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)
- [4] 孟庆宽,张漫,杨耿煌,等. 自然光照下基于粒子群算法的农业机械导航路径识别[J]. 农业机械学报,2016,47(6):11–20.
MENG Qingkuan, ZHANG Man, YANG Genghuang, et al. Guidance line recognition of agricultural machinery based on particle swarm optimization under natural illumination[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(6): 11–20. (in Chinese)
- [5] ZHOU Y, YANG Y, ZHANG B, et al. Autonomous detection of crop rows based on adaptive multi-ROI in maize fields[J]. International Journal of Agriculture and Biotechnology, 2021,14(4):217–225.
- [6] ZHAI Z Q, ZHU Z X, DU Y F, et al. Multi-crop-row detection algorithm based on binocular vision[J]. Biosystems Engineering, 2016, 150(5): 89–103.
- [7] 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)
- [8] 孟庆宽,刘刚,张漫,等. 基于线性相关系数约束的作物行中心线检测方法[J]. 农业机械学报,2013,44(增刊1):216–223.
MENG Qingkuan, LIU Gang, ZHANG Man, et al. Crop rows detection based on constraint of liner correlation coefficient[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013,44(Supp.1): 216–223. (in Chinese)
- [9] 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)
- [10] ZHANG S, MA Q, CHENG S, et al. Crop row detection in the middle and late periods of maize under sheltering based on solid state LiDAR[J]. Agriculture, 2022, 12(12):12–32.
- [11] GAI Jingyao, LIE T, STEWARD B L. Automated crop plant detection based on the fusion of color and depth images for robotic weed control[J]. Journal of Field Robotics,2019,37(1): 35–52.
- [12] 刘洋,冀杰,赵立军,等. 基于激光雷达与相机融合的树干检测方法[J]. 西南大学学报(自然科学版),2024,46(2):183–196.
LIU Yang, JI Jie, ZHAO Lijun, et al. Tree trunk detection method based on the fusion of LiDAR and camera[J]. Journal of Southwest University(Natural Science), 2024,46(2):183–196. (in Chinese)
- [13] 薛培林,吴恩,殷国栋,等. 基于信息融合的城市自主车辆实时目标识别[J]. 机械工程学报,2020,56(12):165–173.
XUE Peilin, WU Yuan, YIN Guodong, et al. Real time target recognition of urban autonomous vehicles based on information fusion[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020,56(12): 165–173. (in Chinese)
- [14] 陈科尹,邹湘军,关卓怀,等. 基于混合蛙跳优化的采摘机器人相机标定方法[J]. 农业机械学报,2019,50(1):23–34.
CHEN Keyin, ZOU Xiangjun, GUAN Zhuohuai, et al. Camera calibration method of picking robot based on shuffled frog leaping optimization[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(1):23–34. (in Chinese)
- [15] 冯欣,李杰,余崇圣,等. 基于边缘关联点云的激光雷达与相机外参标定方法[J]. 计算机应用研究,2023,40(8):2537–2542.
FENG Xin, LI Jie, YU Chongsheng, et al. Extrinsic parameter calibration of LiDAR and camera based on edge correlation point cloud[J]. Application Research of Computers, 2023, 40(8): 2537–2542. (in Chinese)
- [16] 周俊,姬长英. 基于知识的视觉导航农业机器人行走路径识别[J]. 农业工程学报,2003,19(6):101–105.
ZHOU Jun, JI Changying. Road recognition for agricultural robot guided by machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2003, 19(6): 101–105. (in Chinese)
- [17] 彭湃,耿可可,殷国栋,等. 基于传感器融合里程计的相机与激光雷达自动重标定方法[J]. 机械工程学报,2021, 57(20):206–214.
PENG Pai, GENG Keke, YIN Guodong, et al. Camera and LiDAR automatic recalibration method based on sensor fusion odometer[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021,57(20): 206–214. (in Chinese)
- [18] 吴军,袁少博,祝玉恒,等. 采用自适应背景聚类的激光雷达与相机外参标定优化方法[J]. 仪器仪表学报,2023,44(2): 230–237.
WU Jun, YUAN Shaobo, ZHU Yuheng, et al. Optimization method for external calibration of LiDAR and camera using adaptive background clustering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023,44(2): 230–237. (in Chinese)
- [19] 张卿,陈陈,王维莉. 吴消元法在求解潮流方程中的应用[J]. 电工技术学报,2009,24(10):128–133.
ZHANG Qing, CHEN Chen, WANG Weili. Application of Wu elimination method in solving power flow equations[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009,24(10): 128–133. (in Chinese)
- [20] 陈天择,葛宝臻,罗其俊. 重投影优化的自由双目相机位姿估计方法[J]. 中国光学,2021,14(6):1400–1409.
CHEN Tianze, GE Baozhen, LUO Qijun. A pose estimation method for free binocular cameras optimized by re projection[J]. Chinese Optics, 2021,14(6): 1400–1409. (in Chinese)
- [21] 沈跃,潘成凯,刘慧,等. 基于改进 SIFT-ICP 算法的 Kinect 植株点云配准方法[J]. 农业机械学报,2017,48(12):183–189.
SHEN Yue, PAN Chengkai, LIU Hui, et al. Kinect plant point cloud registration method based on improved SIFT-ICP algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(12): 183–189. (in Chinese)
- [22] 谢婧婷,蔺小虎,王甫红,等. 一种点线面约束的激光雷达和相机标定方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2021, 46(12):1916–1923.
XIE Jingting, LIN Xiaohu, WANG Fuhong, et al. A point line plane constrained calibration method for LiDAR and camera[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021,46(12): 1916–1923. (in Chinese)

[23] 张凯兵,章爱群,李春生. 基于 HSV 空间颜色直方图的油菜叶片缺素诊断[J]. 农业工程学报,2016,32(19):179-187.
ZHANG Kaibing, ZHANG Aiqun, LI Chunsheng. Diagnosis of rape leaf nutrient deficiency based on HSV spatial color histogram[J]. Transactions of the CSAE, 2016,32(19): 179-187. (in Chinese)

[24] 毕威,黄伟国,张永萍,等. 基于图像显著轮廓的目标检测[J]. 电子学报,2017,45(8):1902-1910.
BI Wei, HUANG Weiguo, ZHANG Yongping, et al. Object detection based on image salient contours[J]. Acta Electronica Sinica, 2017,45(8): 1902-1910. (in Chinese)

[25] 邓飙,于传强,李天石,等. 基于估计点的双窗宽核密度估计算法[J]. 仪器仪表学报,2011,32(3):615-620.
DENG Biao, YU Chuanqiang, LI Tianshi, et al. Double window width kernel density estimation algorithm based on estimation points[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011,32(3): 615-620. (in Chinese)

[26] 张保强,陈国平,郭勤涛. 结构动力学模型确认问题的核密度估计方法[J]. 机械工程学报,2011,47(17):29-36.
ZHANG Baoqiang, CHEN Guoping, GUO Qintao. Kernel density estimation method for structural dynamics model validation [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011,47(17): 29-36. (in Chinese)

[27] HINNEBURG A, KEIM D A. An efficient approach to clustering in large multimedia databases with noise[J]. Knowledge Discovery and Data Mining, 1998,47(5):58-65.

[28] ESTER M, KRIEDEL H P, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[J]. AAAI Press, 1996,43(7):226-231.

[29] FU Q, TONG X, LIU H H Z. A GPU-accelerated PCG method for the block adjustment of large-scale high-resolution optical satellite imagery without GCPs[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing: Journal of the American Society of Photogrammetry, 2023, 89(10):211-220.

[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 corn inter row navigation lines[J]. Transactions of the CSAE, 2020,36(12): 162-171. (in Chinese)

(上接第 233 页)

[17] 张宏建,徐春保,刘双喜,等. 自动调节深度式果园双行开沟施肥机设计与试验[J]. 农业机械学报,2021,52(1):62-72.
ZHANG Hongjian, XU Chunbao, LIU Shuangxi, et al. Design and experiment of orchard double row ditching-fertilizer machine with automatic depth adjustment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(1): 62-72. (in Chinese)

[18] 方龙羽. 电驱式螺旋排肥装置的设计与试验[D]. 广州:华南农业大学, 2020.
FANG Longyu. Design and experiment of electric driven spiral fertilizer discharge device[D]. Guangzhou: South China Agricultural University, 2020. (in Chinese)

[19] 邓越云. 葡萄园厩肥与颗粒肥混合排肥装置设计与试验[D]. 石河子:石河子大学, 2022.
DENG Yueyun. Design and experiment of mixed fertilizer discharge device for vineyard manure and granular fertilizer[D]. Shihezi: Shihezi University, 2022. (in Chinese)

[20] THAKUR S C, MORRISSEY J P, SUN J, et al. Micromechanical analysis of cohesive granular materials using the discrete element method with an adhesive elasto-plastic contact model[J]. Granular Matter, 2014, 16(3): 383-400.

[21] AWUAH E, ZHOU J, LIANG Z, et al. Parametric analysis and numerical optimisation of Jerusalem artichoke vibrating digging shovel using discrete element method[J]. Soil and Tillage Research, 2022, 219: 105344.

[22] UCGUL M, FIEKE J, SAUNDERS C. Three-dimensional discrete element modelling (DEM) of tillage: accounting for soil cohesion and adhesion[J]. Biosystems Engineering, 2015, 129: 298-306.

[23] ZHANG L, ZHAI Y B, CHEN J N, et al. Optimization design and performance study of a subsoiler underlying the tea garden subsoiling mechanism based on bionics and EDEM[J]. Soil and Tillage Research, 2022, 220: 105375.

[24] DU J, HENG Y F, ZHENG K, et al. Investigation of the burial and mixing performance of a rotary tiller using discrete element method[J]. Soil and Tillage Research, 2022, 220: 105349.

[25] UCGUL M, SAUNDERS C, FIEKE J. Discrete element modelling of tillage forces and soil movement of a one-third scale mouldboard plough[J]. Biosystems Engineering, 2017, 155: 44-54.

[26] AIKINS K, UCGUL M, BARR J, et al. Determination of discrete element model parameters for a cohesive soil and validation through narrow point opener performance analysis[J]. Soil and Tillage Research, 2021, 213: 105123.

[27] 祝英豪,夏俊芳,曾荣,等. 基于离散元的稻板田旋耕功耗预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(10): 42-50.
ZHU Yinghao, XIA Junfang, ZENG Rong, et al. Prediction model of rotary tillage power consumption in paddy stubble field based on discrete element method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(10): 42-50. (in Chinese)