

廖娟, 汪鹄, 尹俊楠等. 基于双目视觉的作物点云获取与分割定位方法[J]. 江苏农业学报, 2019, 35(4): 847-852.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2019.04.014

基于双目视觉的作物点云获取与分割定位方法

廖娟, 汪鹄, 尹俊楠, 刘路, 张顺, 朱德泉
(安徽农业大学工学院, 安徽 合肥 230036)

摘要: 为了提高农业视觉导航系统对作物定位的精确性, 提出了一种基于双目视觉的作物点云获取与分割定位方法。该方法采用 ZED 双目相机采集作物左右视图, 通过视差原理获取作物的 3D 点云数据, 利用点云离散程度和体素化网格方法对初始点云数据的离散点和冗余数据进行去除, 然后在预处理后的点云图中利用基于点云法线角度差的区域生长分割出每株作物的点云簇, 用每个点云簇中所有点的平均坐标值作为该株作物的三维坐标, 结合视觉系统坐标系, 计算出作物与相机的水平距离以及水平偏角, 从而实现作物定位。试验结果表明, 该方法测得的作物平均距离误差为 1.89%, 平均角度误差为 2.17%, 该算法可以对作物进行准确定位, 为基于双目视觉导航的路径规划提供可靠的定位信息。

关键词: 双目视觉; ZED 相机; 作物定位; 3D 点云; 点云分割

中图分类号: S126 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2019)04-0847-06

Point cloud acquisition, segmentation and location method of crops based on binocular vision

LIAO Juan, WANG Yao, YIN Jun-nan, LIU Lu, ZHANG Shun, ZHU De-quan
(School of Engineering, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of crop positioning in agricultural visual navigation systems, a point cloud acquisition and segmentation and location method of crops based on binocular vision was proposed in this study. The left and right view images were taken by a ZED binocular camera, and 3D point cloud data of crops was obtained based on the parallax principle. Then, the outliers and redundant data of the initial point cloud data were removed by the point cloud dispersion degree and voxelization grid method, respectively. After that, region growth segmentation based on point cloud normal angle difference was used to segment crop point cloud clusters, and the average coordinate value of all points in each point cloud cluster was taken as the three-dimensional coordinate of this plant. Combined with coordinate system of visual system, the horizontal distance between the crop and the camera and horizontal angle were calculated, which could provide location information on the distance and direction of the crop relative to the machinery. Experimental results showed that the average distance error of crops measured by this method was 1.89%, and the average angle error was 2.17%. This algorithm can locate crops accurately and provide reliable location information for the subsequent path planning based on binocular visual navigation.

Key words: binocular vision; ZED camera; crop location; 3D point cloud; point cloud segmentation

收稿日期: 2018-12-12

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD0700304); 安徽省自然科学基金项目(1708085QF148); 安徽农业大学青年基金项目(2016ZR008)

作者简介: 廖娟(1986-), 女, 安徽安庆人, 讲师, 博士, 研究方向为机器视觉、农业视觉导航。(E-mail) liaojuan308@163.com

通讯作者: 朱德泉, (E-mail) zhudequan@ahau.edu.cn

随着传感器技术、自动控制技术以及智能农机装备技术的发展, 自动导航技术已成为农机智能化领域的研究热点^[1-2], 其中, 视觉系统是视觉导航农机装备的重要组成部分^[3]。视觉系统主要是识别作物行、垄沟或障碍物信息, 农机的视觉导航系统根据农田环境中作物通常按照近似直线的行种植特

点,结合视觉系统获取的信息提取导航路径,为后续的导航决策与控制提供数据基础^[4]。

农机导航中常用的视觉系统有单目视觉和双目视觉^[5]。单目视觉结构简单,但仅能根据二维图像特征获取作物行、垄沟或障碍物的二维信息,而双目视觉可以根据几何原理计算 2 个不同视角图像中同一像素点的位置偏差,从而确定该像素点在三维空间的位置信息。沈晓晨等^[6]采用双目立体视觉系统采集图像,基于改进的脉冲耦合神经网络分割棉花植株,最后利用立体匹配和相机标定确定棉花植株的三维空间信息。韩永华等^[7]利用作物和非作物频率信息的差异性以及作物行分布规律,检测非作物区域,对非作物区域进行快速的立体特征匹配,获取其空间信息。Yun 等^[8]采用双目视觉系统获取深度图像,在深度图像中利用图像分割方法识别出垄沟区域,并检测垄沟区域的边界点,基于线性回归拟合边界点得到导航路径。Zhai 等^[9]运用超绿特征子进行图像灰度化,在灰度图像中利用 Harris 检测作物特征点,采用绝对误差和的秩转换方法进行特征点立体匹配并获取作物的三维坐标信息。上述方法基于二维图像信息(如作物像素的颜色、亮度、频率等特征)分割作物,通过立体匹配获取作物或非作物的三维坐标或尺寸信息,虽能获得较好的检测效果,但环境中阴影、光照等因素都会影响作物分割效果和三维信息的获取,使得应用范围受限。

近年来,很多学者投入到基于三维点云的作物或障碍物识别和定位应用研究。姬长英等^[10]采用 BumbleBee2 相机获取 2 个不同视角的图像,利用立体匹配获取点云图,分析不同区域处点云密度的差异性来检测农业机器人导航中遇到的障碍物尺寸和距离,但未对点云进行预处理以滤除噪声点云和点云的精简。麦春艳等^[11]采用 Kinect 相机获取果树的彩色图像和深度图像,融合 2 种图像提取果树的三维点云,利用阈值分割和随机样本一致算法分割出果实点云,最后得到果实质心的空间坐标和果实大小。但 Kinect 相机的红外摄像头和彩色相机的可视范围一般在 0.5~4.0 m^[5],有限的可视范围会导致较远处的检测准确度下降。Ball 等^[12]对相机采集到的图像进行立体匹配生成三维点云,经过过滤找出农田障碍物并确定其位置,该算法需要事先构建典型的种植场图像模型,而实际应用中,田间背景信息复杂,种植场图像模型并非固定不变。

为此,本研究采用在室外有较好深度精度的 ZED 双目相机采集图像,利用点云离散程度和体素化网格方法对初始点云数据的离群点和冗余数据进行去除,基于点云法线角度差的区域生长分割出作物点云簇,根据坐标关系计算出作物的三维信息,以实现作物的分割与定位。

1 材料与方法

1.1 双目视觉采集系统

本研究中双目视觉采集系统由 Stereolabs 生产的 ZED 双目立体相机、个人计算机(PC)和一个小车移动平台组成,ZED 双目相机是通过模拟人类双眼的方式获取环境信息,同步获取双目图像,ZED 彩色图像最大分辨率为 4 416×1 242,每秒传输帧数为 15,深度图像分辨率和帧数与彩色图像模式一致,并且检测距离较一般双目相机远。图 1 所示为双目视觉采集系统及采集的左右视图。



图 1 双目视觉采集系统以及作物场景左右视图

Fig.1 Binocular vision acquisition system and left-right view of crop scene

1.2 三维点云数据的获取

双目视觉获取三维点云的基本原理是从 2 个视觉相机观测同一目标,获取左右不同视角的两幅图像,通过视差原理^[13]计算两视角图像像素间的视差,最终获得目标的三维点云图。用空间中散点形式表示目标,点云图中每一点的信息代表图像中对应的像素点在相机坐标系下的三维坐标,包含目标与相机的距离信息。本研究使用 ZED 相机配套的 ZED for Windows SDK,结合 OpenCV 库和点云库(Point cloud library, PLC)提取图 1 对应的原始点云图(图 2),点云数为 50 760。

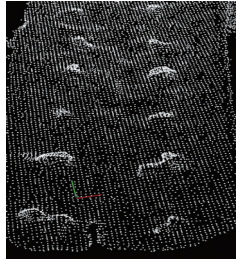


图2 作物场景的原始点云图

Fig.2 Original point cloud image of crop scene

1.3 三维点云数据的预处理

在点云数据采集过程中,由于成像几何、环境等因素的影响,获取的点云数据中会存在一些无效的离散点云,从而影响后续的点云分割。为了降低离散点云对分割的影响,基于统计滤波的原理^[14],根据点云离散程度剔除离散的噪声点云。对于点云图中任一点 $p(x, y, z)$, 定义一个以 $p(x, y, z)$ 为中心, R 为半径的球体 $V_R[p(x, y, z)]$, 如图3所示, 图中黑色实心圆点表示点云。如果 $p_i(x_i, y_i, z_i)$ 落在球体 $V_R[p(x, y, z)]$ 内, 则认为点云 $p_i(x_i, y_i, z_i)$ 与当前的点云 $p(x, y, z)$ 属于一个点云簇, $p_i(x_i, y_i, z_i)$ 落在球体 $V_R[p(x, y, z)]$ 内的点数记为 $D_r(p)$, 用 $D_r(p)$ 来衡量点云离散程度, 定义为:

$$\begin{cases} d_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2}, \\ i = 1, 2, \dots, n \\ D_r(p) = \text{num}\{d_i < R\} \end{cases} \quad (1)$$

式中, d_i 表示 $p(x, y, z)$ 与 $p_i(x, y, z)$ 的距离, $\text{num}\{\cdot\}$ 表示距离小于 R 的个数。如果 $D_r(p)$ 小于阈值 D_{\min} , 则该点 $p(x, y, z)$ 被检测为离散点, 否则为有效点。

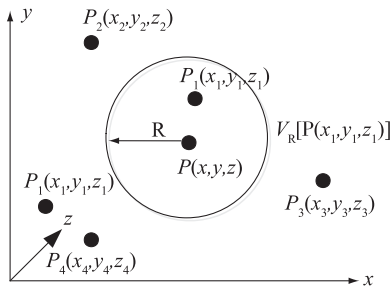


图3 点云滤波示意图

Fig.3 Schematic diagram of point cloud filtering

由于点云图中点到邻近点的平均距离近似符合

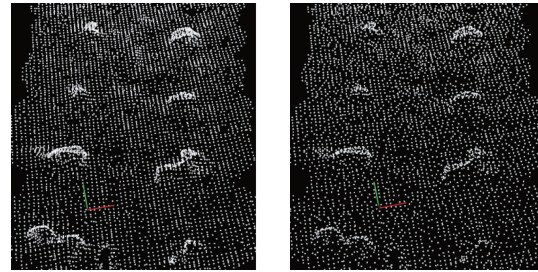
高斯分布^[15], 计算 $p(x, y, z)$ 与 R 邻域所有点云 $p_i(x_i, y_i, z_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 距离的均值 μ_d 和标准差 σ_d :

$$\begin{cases} \mu_d = \sum_{i=1}^n \frac{d_i}{n} \\ \sigma_d = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - \mu_d)^2} \end{cases} \quad (2)$$

根据 Chebyshev 不等式 $P\{|X - \mu| \geq \varepsilon\} \leq \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$ ^[16],

当 $\varepsilon = 5\sigma$ 时, 误判率最小, 所以, 式(1)中的 R 取 $5\sigma_d$, 且取 $D_{\min} = 50$ 。

图4a所示为滤波后的点云图, 点云数为44 355。可以看出滤波后的离散点已被剔除, 但是密集的有效点云数据会影响计算速度。为在保持点云形状特征不变的前提下减少点云的数量, 以提高后续算法处理速度, 使用体素化网格方法^[17]实现下采样, 通过输入的点云数据创建一个三维体素网格, 在每个体素内依据点云数据的法向量和距离确定该体素内所有点的重心, 并用来近似表示体素中其他点, 以实现点云的精简。所有体素处理后得到精简后的点云图见图4b, 精简后的点云数为33 336, 在保持点云特征的前提下精简了冗余数据。



a 滤波后的点云

b 精简后的点云

图4 经过预处理操作后的作物场景点云图

Fig.4 Point clouds of crop scene after pretreatment

1.4 基于区域生长的作物点云分割

基于区域生长的目标分割最初应用于二维图像分割, 该方法的原理是选取种子区域, 根据种子区域和邻域像素颜色或纹理相似度实现目标区域的分割^[18]。但在三维点云中除三维坐标信息和法线信息外无法获取目标的颜色和纹理信息。为此, 本研究基于点云法线角度差的区域生长分割点云, 计算点云的曲率, 选取初始种子点, 获取当前种子点云的预设半径圆邻域内的所有邻近点云, 计算当前种子

点云与每一个邻近点云的法线夹角,若夹角小于设定的阈值则属于同一曲面,否则视为不同曲面加以分割。具体步骤如下:

1) 采用 Kd-tree^[19] 建立点云空间拓扑关系。

2) 计算点云曲率。点云数据集中任一点记为 $p_i(x_i, y_i, z_i)$, 获取该点 k 邻域点云集 $N(p_i)$, 根据方法 1.3 获取 R 的思路确定邻域 k 的大小, 用 \bar{p} 表示 $N(p_i)$ 的三维质心, 计算如下:

$$\bar{p} = \frac{1}{k} \sum_{p_i \in N(p_i)} p_i(x_i, y_i, z_i) \quad (3)$$

根据式(3), $p_i(x_i, y_i, z_i)$ 与邻域点云集 $N(p_i)$ 的协方差矩阵 $C_{3 \times 3}$ 为:

$$C_{3 \times 3} = \begin{pmatrix} p_1 - \bar{p} \\ \vdots \\ p_k - \bar{p} \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} p_1 - \bar{p} \\ \vdots \\ p_k - \bar{p} \end{pmatrix} \quad (4)$$

对协方差矩阵 $C_{3 \times 3}$ 进行特征分解, 求得的特征值记为 $\lambda_i (i=0, 1, 2)$, 且 $\lambda_0 < \lambda_1 < \lambda_2$, 则 $p_i(x_i, y_i, z_i)$ 点曲率 k_p^i 可由特征值估算得到:

$$k_p^i = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2} \quad (5)$$

3) 选取种子点。种子点的选取对分割效果具有直接影响, 好的种子点选取是获得预期分割效果的重要前提条件。由于作物高度高于田间地面, 且田间地面相对于作物比较平坦, 占用区域面积大, 因此, 计算并比较各点曲率 k_p^i , 选取曲率最小值点 $p_{\min}(x, y, z)$ 作为初始种子点, 即从最平坦的区域开始增长, 以减少区域的总数。

4) 估计法向量。视点云 $p_i(x_i, y_i, z_i)$ 与邻域点云集 $N(p_i)$ 近似属于同一局部平面, 采用最小二乘法拟合平面方程 $z = Ax + By + C$ ^[20], 求出该平面方程的偏差平方和(d):

$$d = \sum_{i=1}^k [(Ax_i + By_i + C) - z_i]^2 \quad (6)$$

则 d 取最小值时所对应的 $\vec{n}(A, B, C)$ 即近似为该点 $p_i(x_i, y_i, z_i)$ 的法向量。

5) 判断法线角度差。计算 $p_i(x_i, y_i, z_i)$ 与邻域点云集 $N(p_i)$ 的法向量夹角(θ_{pi}), 若两法线之间的夹角小于设定的阈值 θ_{th} , 则将该邻近点添加到种子点所在的区域。

6) 更新种子点。比较种子点 $p_{\min}(x, y, z)$ 的邻域点云集 $N(p_{\min})$ 的曲率与曲率阈值 k_{th} , 若小于曲

率阈值, 则将该点加入至种子点序列中, 并删除当前的种子点 $p_{\min}(x, y, z)$ 。循环执行以上操作, 直到种子点序列为空。

7) 迭代上述过程, 直到所有点已经划归为某个区域, 即实现了三维点云的作物分割。

1.5 作物定位

区域生长分割算法是将法向量夹角小于一定阈值的点聚类在一起, 输出一组点云簇, 每一簇点云视为一株作物点云, 该簇点云数据只有每一个点云的三维坐标信息, 在作物定位的实际应用中, 需要确定该株作物与数据采集点的距离和角度信息, 即该株作物所在的具体位置。

建立视觉系统坐标系(图 5), $O_w \cdot X_w Y_w Z_w$ 为世界坐标系, $O_v \cdot X_v Y_v Z_v$ 为相机坐标系, 相机光轴与地面所呈角度为 α 。以区域生长分割出的某株作物 a 为例, 其对应点云簇的三维坐标为 $p_i(x_i, y_i, z_i), i=1, 2, \dots, n, n$ 为点簇中总点云数, 利用式(7)求出作物 a 的点云簇中心点坐标 $p_a(x_a, y_a, z_a)$:

$$x_a = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}, y_a = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n}, z_a = \frac{\sum_{i=1}^n z_i}{n} \quad (7)$$

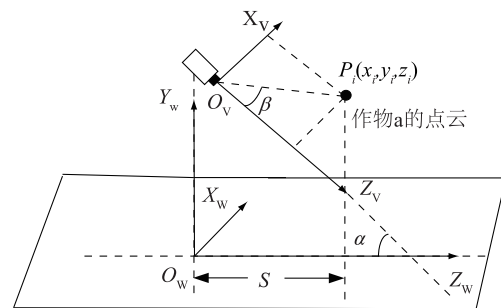


图 5 双目视觉采集系统坐标系示意图

Fig.5 Drawing of coordinate system of binocular vision acquisition system

根据图 5 中的几何关系, 计算作物 a 与相机的水平距离 S 以及作物与 Z_w 轴水平夹角 β :

$$S = \sqrt{(x_a)^2 + (z_a \cos \alpha)^2} \quad (8)$$

$$\beta = \arctan \frac{x_a}{z_a \cos \alpha} \quad (9)$$

若 $\beta > 0$, 该作物位于相机的右侧; 若 $\beta < 0$, 该作物位于相机的左侧; 若 $\beta = 0$, 该作物位于相机正前方。结合式(8)、(9), 最终可输出各作物离相机的水平距离和方向, 实现作物定位。

2 结果与分析

2.1 作物点云分割与定位

试验硬件处理平台: CPU 为 Intel Core i7-7700HQ, 主频为 2.80 GHz, 内存为 8GB, 显卡为 NVIDIA GTX1050, 并结合 OpenCV3.0 和点云库 PCL 1.8.1 (Point cloud library) 在 Visual Studio 2017 软件平台上编程实现作物点云分割与定位。

以安徽农业大学农翠园内的作物(油菜植株)作为试验分析对象, ZED 相机与地面呈 $\alpha = 45^\circ$ 架设, 点云精简算法中体素边长取 1 cm; 区域生长算法中法线夹角阈值 $\theta_{th} = (3.0/180) \times \pi$; 曲率阈值取邻域点云集 $N(p_i)$ 曲率的平均值。对图 4 的点云进行区域生长分割, 分割效果如图 6 所示, 图 6c 中红色点云为作物点云, 白色点云为非作物地面区域。可见, 点云图中的作物较好地从背景中分离出来。

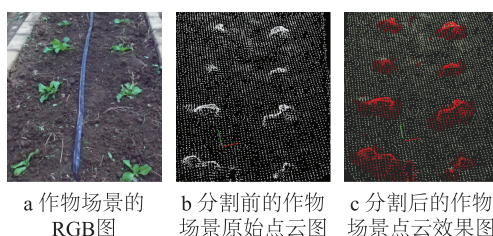


图 6 作物场景的点云分割前后对比图

Fig.6 Contrast images of crop scene before and after point cloud segmentation

根据作物的三维坐标值(表 1)和图 5 中的几何关系, 计算作物与相机的水平距离以及作物与 Z_w 轴水平夹角, 采用人工方法进行作物与相机的水平距离以及 Z_w 轴水平夹角测量, 将 3 次测量的均值作为实测数据(表 2、表 3)。以该数据作为参考, 计算试验数据的误差, 平均距离误差为 1.89%, 最大距离误差为 3.34%, 平均角度误差为 2.17%, 最大角度误差为 3.57%。结果表明, 本算法可有效地进行作物定位, 满足农机视觉导航系统中作物定位的要求。

2.2 基于双目视觉的作物点云定位方法的定位精度

为了测试该方法的定位精度与测量距离之间的关系, 以小盆栽植物为模拟作物等间隔 1 m 放置在相机正前方, 其与相机坐标 Z_w 轴水平夹角为 0, 每隔 1 m 测试 1 次该作物与相机水平方向的距离。由

于农机视觉导航系统获取前方 10 m 的导航信息足够满足农机自主行走的要求, 故不测试大于 10 m 的水平距离。试验结果(表 4)显示, 在 10 m 以内, 本方法具有较好的定位能力, 平均误差仅为 2.03%, 最大误差为 2.75%。

表 1 作物场景中各作物三维坐标值

Table 1 Three-dimensional coordinate values of each crop in crop scene

| 作物编号 | x_a (m) | y_a (m) | z_a (m) | $z_a \cos \alpha$ (m) |
|------|-----------|-----------|-----------|-----------------------|
| 1 | -0.179 1 | 0.090 5 | 0.460 2 | 0.325 4 |
| 2 | 0.180 3 | 0.089 7 | 0.452 7 | 0.320 1 |
| 3 | -0.183 0 | 0.079 0 | 1.259 7 | 0.890 7 |
| 4 | 0.185 9 | 0.086 7 | 1.256 8 | 0.889 0 |
| 5 | -0.173 1 | 0.083 5 | 2.093 1 | 1.480 0 |
| 6 | 0.170 9 | 0.083 7 | 2.104 3 | 1.488 0 |
| 7 | -0.179 9 | 0.076 8 | 2.986 1 | 2.111 5 |
| 8 | 0.173 2 | 0.083 7 | 2.990 1 | 2.114 3 |

表 2 试验距离值与实测距离值对比

Table 2 Comparison between experimental distance and measured distance

| 作物编号 | 试验距离(m) | 实际距离(m) | 误差(%) |
|------|---------|---------|-------|
| 1 | 0.371 | 0.359 | 3.34 |
| 2 | 0.367 | 0.356 | 3.08 |
| 3 | 0.909 | 0.899 | 1.11 |
| 4 | 0.908 | 0.897 | 1.23 |
| 5 | 1.490 | 1.470 | 1.36 |
| 6 | 1.498 | 1.480 | 1.22 |
| 7 | 2.119 | 2.077 | 2.02 |
| 8 | 2.121 | 2.084 | 1.78 |

表 3 试验角度值与实测角度值对比

Table 3 Comparison between experimental angle and measured angle

| 作物编号 | 试验角度($^\circ$) | 实际角度($^\circ$) | 误差(%) |
|------|------------------|------------------|-------|
| 1 | -28.8 | -29.3 | 1.71 |
| 2 | 29.4 | 29.1 | 1.03 |
| 3 | -11.6 | -11.2 | 3.57 |
| 4 | 11.8 | 11.5 | 2.61 |
| 5 | -6.7 | -6.9 | 2.89 |
| 6 | 6.6 | 6.7 | 1.49 |
| 7 | -4.9 | -5.0 | 2.00 |
| 8 | 4.7 | 4.8 | 2.08 |

表 4 距离精度测试结果

Table 4 Results of distance accuracy

| 试验距离 (m) | 检测距离 (m) | 误差 (%) |
|----------|----------|--------|
| 2 | 1.96 | 2.00 |
| 3 | 3.07 | 2.33 |
| 4 | 4.11 | 2.75 |
| 5 | 5.12 | 2.40 |
| 6 | 6.15 | 2.50 |
| 7 | 7.11 | 1.57 |
| 8 | 8.17 | 2.13 |
| 9 | 9.20 | 2.22 |
| 10 | 10.24 | 2.40 |

3 讨论

作物定位是农机视觉导航中关键步骤。本研究针对传统的基于二维图像信息的作物定位方法的不足,提出一种基于双目视觉的作物点云分割与作物定位方法。采用 ZED 双目相机采集作物的左右不同视角图像,基于视差原理获取作物的三维点云,采用统计分析方法计算点云离散程度,利用点云离散程度和体素化网格方法对初始点云数据的离散点和冗余数据进行滤除,保证了后续分割的质量和效率。对预处理后的点云数据利用基于点云法线角度差的区域生长算法进行作物点云分割,用分割出的每一个作物点云簇中所有点的平均坐标值作为该株作物的三维坐标,以此计算出作物与相机的水平距离以及水平偏角。试验结果表明,本方法测得的作物平均距离误差为 1.89%,平均角度误差为 2.17%,且在 10 m 以内,本方法测量水平距离的平均误差仅为 2.03%,最大误差为 2.75%。本研究结果说明该算法可以对作物进行准确定位,为农机双目视觉导航系统提供可靠定位信息。但在基于法线角度差的区域生长分割时,需要人为设置法线夹角阈值,且本研究通过多次试验调整设置该阈值,故后期将进一步研究算法提速以及自适应阈值的获取方法,以提高算法对环境的适应性和实时性。

参考文献:

[1] TARANNUM N, RHAMAN MK, KHAN SA, et al. A brief overview and systematic approach for using agricultural robot in developing countries [J]. Journal of Modern Science and Technology,

2015, 3(1): 88-101.

- [2] 姬长英, 周俊. 农业机械导航技术发展分析[J]. 农业机械学报, 2014, 45(9): 44-54.
- [3] HAMUDAE, GLAVINM, JONESE. A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 125: 184-199.
- [4] 宋宇, 刘永博, 刘路, 等. 基于机器视觉的玉米根茎导航基准线提取方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(2): 38-44.
- [5] 何勇, 蒋浩, 方慧, 等. 车辆智能障碍物检测方法及其农业应用研究进展[J]. 农业工程学报, 2018, 34(9): 21-32.
- [6] 沈晓晨, 李霞, 王维新, 等. 基于双目立体视觉的成熟棉花识别定位[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(16): 185-188.
- [7] 韩永华, 汪亚明, 康锋, 等. 基于小波多分辨率分解的农田障碍物检测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(6): 215-221.
- [8] YUN C, KIM H J, JEON C W, et al. Stereovision-based guidance line detection method for auto-guidance system on furrow irrigated Fields[J]. IFAC Papers, 2018, 51(17): 157-161.
- [9] ZHAI Z, ZHU Z, DU Y, et al. Multi-crop-row detection algorithm based on binocular vision [J]. Biosystems Engineering, 2016, 150: 89-103.
- [10] 姬长英, 沈子尧, 顾宝兴, 等. 基于点云图的农业导航中障碍物检测方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(7): 173-179.
- [11] 麦春艳, 郑立华, 孙红, 等. 基于 RGB-D 相机的果树三维重构与果实识别定位[J]. 农业机械学报, 2015, 46(S1): 35-40.
- [12] BALL D, UPCROFT B, WYETH G, et al. Vision-based obstacle detection and navigation for an agricultural robot [J]. Journal of Field Robotics, 2016, 33(8): 1107-1130.
- [13] 翟志强, 杜岳峰, 朱忠祥, 等. 基于 Rank 变换的农田场景三维重建方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(20): 157-164.
- [14] 夏春华, 施滢, 尹文庆. 基于 TOF 深度传感的植物三维点云数据获取与去噪方法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(6): 168-174.
- [15] 郭保青, 余祖俊, 张楠, 等. 铁路场景三维点云分割与分类识别算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(9): 2103-2111.
- [16] GAVREA B. A mean value theorem for the Chebyshev functional [J]. Mathematical Inequalities and Applications, 2015, 18(2): 751-757.
- [17] 李仁忠, 杨曼, 刘阳阳, 等. 一种散乱点云的均匀精简算法[J]. 光学学报, 2017, 37(7): 89-97.
- [18] ROUHI R, JAFARI M, KASAEI S, et al. Benign and malignant breast tumors classification based on region growing and CNN segmentation[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(3): 990-1002.
- [19] 李佳, 段平, 盛业华, 等. KD 树索引策略下紧支撑径向基函数的点云建模[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(9): 2154-2158.
- [20] GARCÍA-SANTILLÁN D, GONZALO P. On-line crop/weed discrimination through the Mahalanobis distance from images in maize fields[J]. Biosystems Engineering, 2018, 166: 28-43.

(责任编辑:张震林)