

胡炼, 刘于轩, 臧英, 等. 基于3D LiDAR感知的大田花生生长势信息获取[J]. 华中农业大学学报, 2025, 44(4): 102-112.
DOI: 10.13300/j.cnki.hnlkxb.2025.04.010

基于3D LiDAR感知的大田花生生长势信息获取

胡炼, 刘于轩, 臧英, 何杰, 汪沛, 黄俊威, 黄培奎, 赵润茂

华南农业大学工程学院, 广州 510642

摘要 为实现大田环境下快速准确获取作物株高、冠幅等长势信息, 以花生为研究对象, 采用3D LiDAR感知技术获取大田花生点云数据, 经配准、去噪等处理, 构建三维点云模型; 基于KD-TREE的点云植株分割算法对大田花生植株点云数据进行单株分割, 采用体素网格法估计植株体积、旋转卡壳法提取株高和最大冠幅, 获取花生生长势信息; 在花生种植试验区域分别采集3个不同时期花生植株得到点云数据, 采用3D LiDAR感知技术开展花生单株分割和提取株高与最大冠幅的验证试验, 考察长势信息获取精度, 采用召回率与精确率对结果进行精度评价。结果显示, 大田花生单株分割的召回率与精确率均可达84%以上, 表明该方法应用于大田花生点云数据分割具有较好的准确性与完整性; 将提取的花生株高与最大冠幅等参数与人工测量值进行对比, 3个时期植株高度的平均绝对百分比误差分别为6.271%、4.368%和4.986%, 最大冠幅的平均绝对百分比误差分别为7.114%、5.606%和4.541%, 株高均方根误差分别为0.010、0.015和0.027 m, 最大冠幅均方根误差分别为0.011、0.020和0.021 m; 株高数据线性回归决定系数分别为0.888、0.951和0.842, 最大冠幅数据线性回归决定系数分别为0.934、0.932和0.927, 表明使用点云测量可实现花生表型参数高精度、非破坏性提取。

关键词 大田花生; 3DLiDAR; 长势信息; 点云分割

中图分类号 S565.2; S24 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2025)04-0102-11

田间植物的各种生长数据能够较好地反映植物的生长发育状况和过程, 是决定农作物产量、品质和抗逆性等性状的重要因素。大田花生株高、冠幅等长势信息是评估花生生长势和预测产量的关键指标, 直接反映花生生长状况, 对研究人员具有重要的参考价值。通过对长势信息的测量, 可以了解不同品种或种植条件下花生的生长表现, 有助于农户或研究人员优化种植策略, 选育适应性更强、产量更高的品种, 从而提高花生的产量和品质。

在早期的作物长势研究中, 常用的长势信息采集方法包括人工观察、测量和统计等^[1]。早期方法相对简单, 只能提取一些基本的特征, 往往效率低下且易受人为干预和环境变化等因素影响。随着高通量测量技术、遥感和图像分析等技术的应用, 现代作物长势信息的研究已经能够获得更全面、准确和高通量的数据^[2]。

使用可见光及图像处理的方法提取植株相关长势信息应用较为广泛。周猛祥^[3]使用Kinect v2深度

相机获取盆栽花生图像, 搭建了一套花生冠层无损自动化三维重建系统, 提取了花生冠层的表型信息, 通过试验验证点云模型获取的表型参数与人工测量的表型参数具有较高的拟合度。利用视觉图像的方法获取植物长势信息并进行分析比较简单, 但是仍然存在一些问题。首先, 图像处理技术对算法要求较高, 不同的算法可能导致信息提取的准确性和效率有所不同; 其次, 光照条件对图像采集质量有很大的影响, 在光线不足或过强的环境下, 图像质量会下降, 从而影响信息的准确提取; 对于某些复杂的植物性状, 单纯的视觉图像方法可能也无法提供足够精确的信息。

40多年前超声波传感器技术就应用到了农业研究领域^[4], 主要被应用于作物的结构和外观检测^[5]。Zaman等^[6]用超声波传感器检测果园树冠的体积, 并使用树冠体积对柑橘产量进行估计。李霞等^[7]将超声波传感器安装于棉花打顶机上, 实现了利用超声波测距原理对棉花株高的测量。超声波传感器测量

收稿日期: 2024-05-01

基金项目: 国家现代农业产业技术体系建设专项(CARS-14); 特定高校学科建设专项(2023B10564002)

胡炼, E-mail: lianhu@scau.edu.cn

通信作者: 何杰, E-mail: hooget@scau.edu.cn

精度较低,容易受到距离和外界干扰的严重影响,且信号容易发散和衰减,其测量精度易受测量物体的方位和表面平滑度的影响,造成数据丢失。激光雷达对外界光照具有良好的适应性,且能提供大量的数据^[8]。激光雷达技术可以快速获取大范围内的作物信息,能提高测量的效率。无人机激光雷达系统为植物表型研究提供了高效、精确的数据获取手段。Ten Harkel等^[9]利用无人机-激光雷达系统采集了3种作物的种植数据,并评估了该方法在估算作物生物量和株高方面的性能,结果表明,利用该方法可以准确估计甜菜和冬小麦的生物量和株高。张亚倩^[10]研究探索了联合无人机激光雷达和高光谱数据反演玉米叶片面积指数的潜力,并分析了LiDAR数据不同采样尺寸、高度阈值、点密度对LAI反演精度的影响,同时确定三者的最优值。机载激光雷达获取的三维数据由于无人机在飞行过程中难以保持严格的直线匀速飞行,可能会导致三维数据分布不规则、坐标不连续,这种数据的不规则性增加了后期处理的复杂性。机载激光雷达通常采用空中扫描方式,飞行过程中的震动、风速、飞行速度等因素都可能影响激光雷达的稳定性和精度,机载激光雷达的姿态和位置受到飞机自身运动状态如俯仰、偏航、侧滚等的影响,这些因素都会引入额外的测量误差^[11]。相对于机载激光雷达,地面激光雷达在获取数据时处于静止或相对稳定的状态,可以提供更为精确的测量数据。

地面激光雷达具有抗干扰性强、高精度、高效率等特点。本研究选用地面基站式激光雷达进行花生生长势信息获取,利用激光雷达获取花生植株点云数据,实现对大田花生株高与最大冠幅等长势信息的快速准确测量,旨在为花生种植管理、长势监测和产量预测提供新的技术手段,为提升花生产业的智能化管理水平提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 试验材料

选取大田花生植株作为试验材料,采用Z+F IMAGER5010C型地面激光雷达采集大田花生点云数据,激光雷达波长为 $1.5\text{ }\mu\text{m}$,测量量程可达187 m,水平扫描视野 360° ,扫描速率100万点/s,IMAGER5010C三维激光扫描仪如图1所示。测量时,采用PVC材质、直径145 mm的球形标靶,均匀布置于大田花生种植区域,Z+F IMAGER5010C地面激光

雷达固定于三脚架上进行点云扫描。点云采集处理采用配有操作系统为Windows 11、内存为32 GB、处理器为AMD R7 5800H的计算机,点云处理软件为CloudCompare。如图2所示,L1、L2、L3、L4、L5、L6分别为设置的6个扫描基站位置,Q1、Q2、Q3、Q4、Q5分别为田间5个非线性标靶球布置位置。



图1 Z+F IMAGER5010C 激光扫描仪

Fig.1 Z+F IMAGER5010C laser scanner

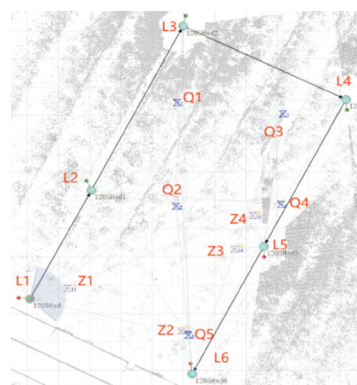


图2 球靶布置图

Fig.2 Ball target layout diagram

基于上述设备得到的大田花生点云数据使用点云处理软件CloudCompare对试验数据进行预处理,并对单株花生进行分割,提取单株花生的长势信息,试验数据处理流程如图3所示。

1.2 点云数据预处理

点云数据配准是将多个点云数据集进行空间对齐和融合的过程,以实现点云之间的关系和一致性,是主要的数据预处理步骤之一。由于从不同站点扫描得到的点云处于不同坐标系下,需要进行点云配准,以实现多站点云坐标系的统一^[12]。本研究采用迭代最近点算法(iterative closest point, ICP)对点云数据进行配准,ICP算法的核心在于不断地迭代,通过点与点之间的配准来进行旋转和平移,衡量标准基于最小二乘法,且点与点的距离在一定的阈值范围内^[13]。在源点云 Q 与目标点云 P 中找到最近邻

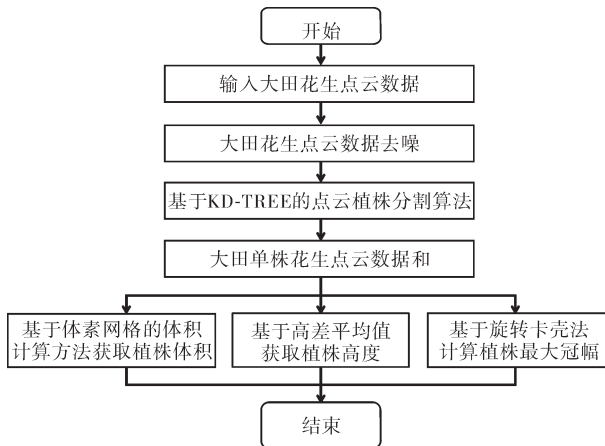


图3 试验数据处理流程图

Fig.3 Flowchart of test data processing

点,根据搜索到的最近点,建立起源点云和目标点云之间的点对对应关系,利用建立的点对对应关系,采用最小二乘法计算出1个刚体变换矩阵,将刚体变换矩阵应用到源点云上,得到变换后的新点云,使目标函数经过迭代达到最小,得到最优变换矩阵,如式(1)所示:

$$f(R, T) = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \|q_i - (Rp_i + T)\|^2 \quad (1)$$

式(1)中, R 为旋转矩阵, T 为平移向量, c 为邻近点对的数量, p_i 为目标点云 P 中的点, q_i 为源点云 Q 中与 p_i 对应的邻近点。

点云噪声是指在点云数据中存在的错误或不准数据,可能由多种因素引起,如环境中的光照条件、物体背景、反射表面等因素^[14];扫描时激光雷达或者深度相机的测量误差和噪声会导致点云数据中存在距离偏差或位置偏差。在点云数据采集过程中,由于采样密度或采样分辨率不足,可能会导致点云数据中存在缺失或不完整的区域,这种采样噪声会导致点云数据的精细程度不足或局部信息缺失。大田花生的点云结构较为复杂,存在大量杂乱分布的噪声点,不易于人工进行去噪处理,因此,基于噪声特点使用条件滤波、统计滤波对大田花生点云数据进行处理。激光扫描通常会产生密度不均匀的点云数据集,测量中的误差也会使点云数据产生稀疏离群点,局部点云的特征运算较为复杂,容易导致点云数据提取等后期处理失败^[15]。通常对每个点的领域进行统计分析,并修剪掉一些不符合一定标准的点。假设得到的结果是1个高斯分布,其形状是由均值和标准差决定,则平均距离在标准范围之外的点,可以被定义为离群点,并可以从数据中去除。统计滤波移除离群点步骤如下:(1)查找每一个点的所有

邻域点;(2)计算每个点到其邻域点的距离 d_{ij} ,其中 $i=[1, 2, \dots, m]$ 表示共有 m 个点, $j=[1, 2, \dots, k]$ 表示共有 k 个邻域点;(3)根据高斯分布 $dN(\mu, \sigma)$ 模型化距离参数,计算所有点与邻域点的距离的均值 μ 和距离的标准差 σ ,公式如(2)、(3)所示:

$$\mu = \frac{1}{nk} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k d_{ij} \quad (2)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{nk} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k (d_{ij} - \mu)^2} \quad (3)$$

求出每个点与其邻域点的距离均值 $\sum_{j=1}^k d_{ij}$;(4)遍

历所有点,若其距离的均值大于高斯分布的指定置信度,则移除。

1.3 花生点云单植株分割算法

KD-TREE是一种特殊的二叉树,在点云处理算法中是一种非常重要的数据结构,其每个节点都对应于 K 维空间中的1个点,并且根据这些点在某一特定维度上的值将空间进行分割^[16]。

对全田点云数据使用基于KD-TREE的点云植株分割方法^[17],可以得到多个单株花生点云数据。使用聚类算法需要设置点云近邻搜索半径^[18],在进行聚类分割时,近邻搜索半径是1个重要参数。这个参数决定了每个聚类的大小和形状。如果搜索半径设置得较小,可能会导致聚类过于细化,反之,则会导致聚类过于粗大^[19-21]。因此,首先需要确定合适的近邻搜索半径。聚类分割过程如下:(1)首先选取种子点,利用KD-TREE对种子点半径 r 邻域搜索,若邻域内存在点,则与种子点归为同一聚类簇 Q ;(2)在聚类簇 Q 中选取新的种子点,继续执行步骤1,若 Q 中点数不再增加,则 Q 聚类结束;(3)设置聚类点数阈值区间 $[N_{\min}, N_{\max}]$,即聚类中最小聚类点数和最大聚类点数。若聚类簇 Q 中点数在阈值区间内,则保存聚类结果;(4)在剩余点云中选取新的种子点,继续执行以上步骤,直到遍历完成点云中所有点;(5)对未被分割相距较近的花生植株,选择 K 个初始簇中心;(6)对于数据集中的每个点,计算它与 K 个簇中心的距离,将其随机分配到距离最近的簇中心所在簇;(7)对于每个簇,计算簇内所有数据的平均值,平均值为新的簇中心;(8)重复进行步骤(6)与(7),直到簇中心点不再变化,或达到预定的迭代次数为止。

1.4 花生长势信息提取

花生点云株高提取算法是一个涉及点云数据处

理和植物表型分析的流程^[22]。要提取花生点云数据中植株的株高,首先对单株花生点云数据的高程值进行排序,遍布所有点云高程 Z 值,再提取10个最大点集 $\max(Z)$ 和10个最低点作为最小点集 $\min(Z)$,并求出最高点集的平均值 $h_{\max}(Z)$ 与最低点集平均值 $h_{\min}(Z)$,将最高平均值与最低平均值互减,即可求出植株高度 h ^[23]。如式(4)~(6)所示:

$$h_{\max}(Z) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \max(Z_i) \quad (4)$$

$$h_{\min}(Z) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \min(Z_i) \quad (5)$$

$$h = h_{\max}(Z) - h_{\min}(Z) \quad (6)$$

式(4)~(6)中, k 为点云数据集合内的总点数; $\max(Z_i)$ 为最高点云数据集合内 k 个点中的某一点的高程; $\min(Z_i)$ 为最低点云数据集合内 k 个点中某一点的高程。

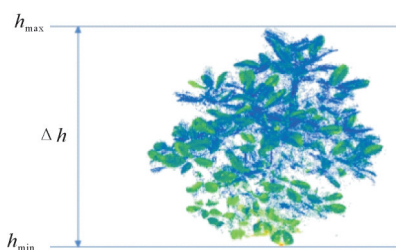


图4 花生株高测量示意图

Fig.4 Schematic diagram for measuring the height of peanut plant

单株作物最大冠幅的提取本质上是寻找叶片平面点云中的最远点对。首先要计算单株作物点云在XY面的投影,即让单株作物的所有点的 Z 坐标值为0,这样就使单株作物点云从三维点云变为XY面上的二维点云,再对这个二维点云的凸多边形轮廓进行提取,得到凸包后采用1种计算 n 点凸包对踵点对的算法,即旋转卡壳法来计算平面点云凸包的最远点对^[24],算法流程如下:(1)计算凸多边形 y 方向上的端点 y_{\min} 和 y_{\max} ;(2)通过 y_{\min} 和 y_{\max} 构造2条水平切线。由于它们已经是1对对踵点,计算它们之间的距离并维护为1个当前最大值;(3)同时旋转2条线直到其中1条线与多边形的1条边重合;(4)1个新的对踵点对产生。计算新的距离,并和当前最大值比较,大于当前最大值则更新;(5)重复步骤3和步骤4的过程直到再次产生对踵点对 (y_{\min}, y_{\max}) ;(6)输出确定最大直径的对踵点对。

采用上述算法计算得到的最大直径的对踵点对即为该单株作物的最大冠幅。如图5所示, L 为花生

植株最大冠幅。

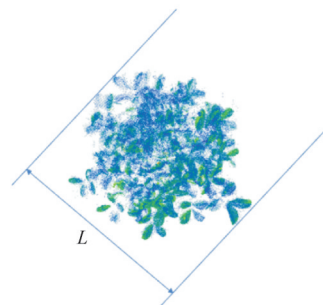


图5 花生冠幅测量示意图

Fig.5 Schematic diagram for measuring the canopy width of peanut plant

1.5 试验方法

选用田间相同环境下种植的40株花生植株进行田间花生点云的采集试验。花生于2023年7月种植于华南农业大学增城试验基地,品种为汕油诱1号,全生育期为128~130 d。图6是试验区花生生长情况。



图6 田间花生试验区

Fig.6 Field peanut experimental area

由于田间区域数据范围较大,为了获取更高质量的数据,减少因遮挡等造成的数据缺失,根据扫描仪量程和田间试验区长度设置了6个扫描基站位置,LiDAR安装于三脚架上,安装高度为1.8 m。将标靶球置于所需采集区域内,为防止标靶球被花生植株遮挡,用碳纤维杆将标靶球立于离地面高1.2 m处,在各基站位置进行花生点云数据的采集。为采集花生不同生长时期的长势信息,分别于2023年9月15日、10月20日和12月15日进行数据采集。由于田间环境复杂,采集范围较大,为了减少环境等因素对数据的影响,选择环境风速小于2级的晴天午后进行采集。系统布置示意图如图7所示。

1.6 精度评价方法

1)单植株分割结果精度评价。对点云数据进行统计滤波后,采用CloudCompare软件对点云进行人工标注分割,人工标注分割的数据通常被视为“真

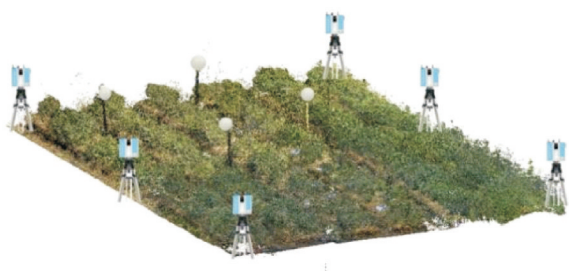


图7 田间采集系统布置图

Fig.7 Deployment of field acquisition system

实”或“地面实况”,为算法分割结果提供了一个可靠的参考标准。因此,将人工分割后的点云数据与使用算法分割后的点云数据进行对比,同时,采用精确度 (precision, P) 和召回率 (recall, R) 对结果进行评价^[25]。在点云分割中,精确度为正确分割的点数与所有被分割为该类别的点数之比;召回率为正确分割的点数与实际属于该类别的点数之比,如式(7)~(8)所示:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (7)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (8)$$

其中, T_p 表示算法正确地将属于某个类别的点云区域分割出来的数量,即正确分割的点云; F_p 表示算法错误地将某个不属于某个类别的点云区域分割为该类别的数量,即错误分割的点云; F_N 表示算法未能正确分割出属于某个类别的点云区域的数量,即未被分割的点云。

2) 植株株高与最大冠幅数据精度评价。将通过点云计算的作物株高与最大冠幅参数与人工使用卷尺测量的株高与最大冠幅参数进行对比,评估通过作物点云数据计算的株高、最大冠幅参数值与人工测量参数值的差值。精度评估通过平均绝对百分比误差 E_{MPA} 、均方根误差 E_{RMS} 及线性回归决定系数 R^2 来表示。其中平均绝对百分比误差 E_{MPA} 与均方根误差 E_{RMS} 可描述为作物点云数据计算的参数值与人工测量参数值的差值,反映测量值偏离真值的大小。线性回归决定系数 R^2 用来评估线性回归模型拟合程度,大小在 0~1,越接近 1 表示模型的拟合效果越好,计算公式如下:

$$E_{\text{MAP}} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{H_i - h_i}{h_i} \right| \quad (9)$$

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (H_i - h_i)^2} \quad (10)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (H_i - \bar{H})^2 - \sum_{i=1}^n (H_i - h_i)^2}{\sum_{i=1}^n (H_i - \bar{H})^2} \quad (11)$$

其中, n 为试验植株数; H_i 为人工测量的参数值; \bar{H} 为人工测量参数值的平均值; h_i 为点云计算参数值。

2 结果与分析

2.1 点云去噪结果

对各站点点云数据进行粗配准、精配准,得到点云(图8)。所研究目标区域位于 A、B、C、D 4 个点所包围区域内,经过配准的点云仍然有大量噪点,这些噪点分布零散,噪点的存在可能会导致提取的植株长势信息参数值与真实值之间产生较大误差,为此对点云进行滤波统计^[26]。

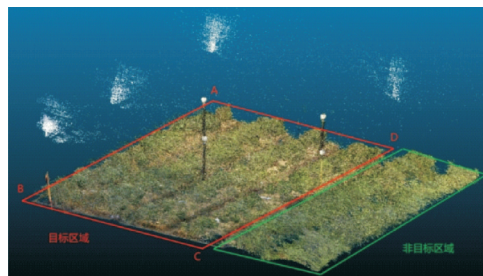


图8 原始点云数据

Fig.8 Original point cloud data

基于统计的滤波需要选择合理的阈值,不合理的阈值将会使得噪声点过滤不全或者目标物体的正常点云被过滤^[27]。在统计滤波中邻近点个数 k 与标准差倍数 α 对于滤波效果影响较大,因此,选用多组不同参数进行对比,原始点云数为 132 274 098,对比滤波后点云将试验图与去除噪点数可视化。随着 k 值的增大,点云去除数也会增多,会影响研究目标处点云数量,导致数据精度下降。随着 α 值的变化,目标物的边界附近散乱点会受到影响, α 值过小,则将研究物点云删除。通过多组不同参数值测试,最终选用 $k=12$ 、 $\alpha=0.05$ 作为统计滤波参数,去噪后点云数剩余 95 028 677。部分区域去噪效果对比如图 9 所示。

2.2 点云分割结果

对全田点云数据使用基于 KD-TREE 的点云分割方法,可以得到多个单株花生点云数据,研究区域中 40 株花生如图 10A 所示。聚类点数阈值中,最大聚类点数与最小聚类点数用于排除噪声以及避免输出近邻搜索半径设置不佳时的错误结果,一般最大

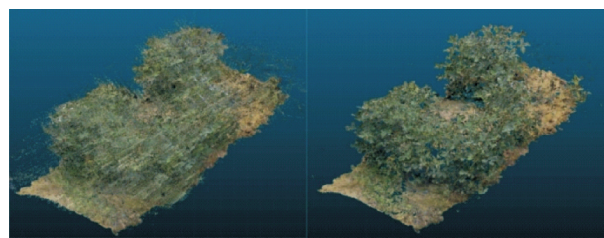
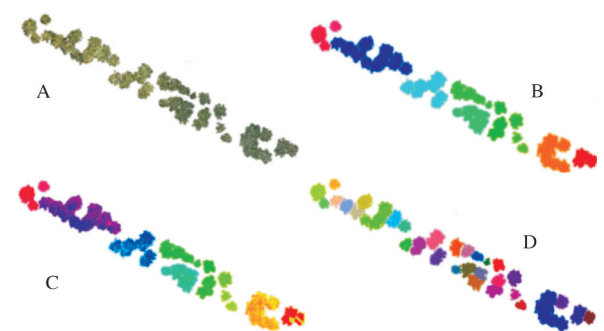


图 9 区域去噪效果图
Fig.9 Denoising effect diagram

聚类点数设置为大于点云数量的一半,最小聚类点设置不超过点云数量的 10%^[28]。

对于花生植株区域,使用基于 KD-TREE 的点云植株分割算法进行分割,将分割出来的不同聚类用不同颜色表示。当设置的点云搜索半径过大时,属于邻近目标的点云可能会错误地被划分到当前聚类目标中,导致 2 个或者 2 个以上的目标被聚类成一个目标。过大的搜索半径同时也会导致目标边界的模糊,使得分割结果不准确,影响后续的数据处理,搜索半径过大时分割结果如图 10B 所示。当搜索半径过小时,会将本属于同一目标的部分点云错误地划分为多个目标所属的点云,导致将单株植株分割成多个部分,搜索半径过小时分割结果如图 10C 所示。



A. 滤波后花生点云数据; B. 搜索半径过大时的结果; C. 搜索半径过小时的结果; D. 分割结果。A.Filtered peanut point cloud data; B.The results when the search radius is too large; C.The results when the search radius is too small; D.Segmentation results.

图 10 花生大田点云分割结果
Fig.10 Segmentation results of point cloud for peanut fields

对田间花生点云数据进行分割时发现,相距较远的花生点云分割效果较好,对于花生植株点云重合或相邻较近的区域,分割方法无法将部分花生点云数据完全分割出单株(图 10D)。因此,对未完全分割区域确定聚类数和初始聚类中心,其中每个簇的中心都用簇中所有对象的均值来表示^[23],根据点云中实际的花生数确定 k 的值,由于生长密集、叶片重合等情况导致的欧式聚类分割不出的植株有 9 株,因

此令 k 值为 9。花生点云植株分割算法效果如图 11A 所示,最终分割出一垄上所有花生植株点云如图 11B 所示。



A: 生长密集区域近邻搜索效果图; B: 区域分割效果图。
A: Visualization of nearest neighbor search in densely populated areas; B: Visualization of regional segmentation.

图 11 点云分割结果
Fig.11 Point cloud segmentation results

使用点云处理软件对算法分割后田间花生植株点云数据与人工分割的点云数据进行对比,采用精确率与召回率对分割结果进行评价,计算出所有点云数据的精确率与召回率,如表 1 所示。

表 1 点云数据分割结果					
Table 1 Point cloud data segmentation results					
编号 Serial number	正确分割点 云数 Number of correctly segmented point clouds	错误分割点 云数 Number of incorrectly segmented point clouds	未被分割点 云数 Number of unsegment- ed point clouds	精确 率/% Precision	召回 率/% Recall
01	122 359	4 495	13 637	96.5	89.9
02	94 171	6 566	7 322	93.5	92.8
03	596 347	31 972	36 272	94.9	94.3
04	258 895	8 155	15 245	96.9	89.4
05	134 928	7 790	15 988	94.5	91.2
06	118 633	19 982	21 446	85.6	84.7
07	593 379	40 088	36 782	93.7	94.2
08	138 938	21 911	24 446	86.4	85.0
09	358 327	41 591	20 569	89.6	94.6
10	168 776	18 544	15 114	90.1	91.8

对于间距相隔比较远的单植株,其精确率和召回率均可以达到 95% 以上。对于部分相距较近,叶片有相互重叠、遮挡的植株,其精确率与召回率相对低一些,可能是由于去噪不够完整,导致存在部分噪声点(图 12)。综合所有植株评价指标来看,精确率与召回率都在 84% 以上,表明该分割算法在点云分割任务中具有一定的准确性与完整性,分割结果具有较高的可信度。

将分割算法获得的单株花生植株点云数据设定体素网格的大小,根据点云数据的范围创建三维网格空间,其中包含单株花生所有的点云数据,将三维



图12 植株点云间叶片重合情况

Fig.12 Overlapping condition of leaves in plant point cloud

网格空间划分成多个等大小的立方体网格单元,遍历单株花生点云数据中每个点,根据每个点的坐标将其分配到对应的体素网格中,统计每个体素网格中点的数量,将每个体素中的点数乘以单个体素的体积,即可得到预测的单株花生的体积。单株花生三维模型如图13所示。

2.3 植株点云数据分析

对分割后的单株花生点云数据进行株高与最大冠幅的提取,获得区域内所有花生株高与最大冠幅信息。随机选择20株花生,将通过点云获取的株

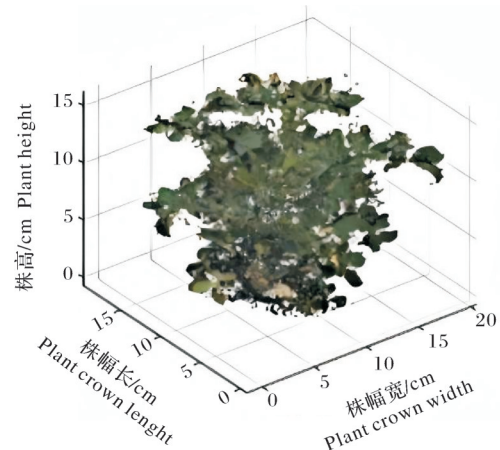
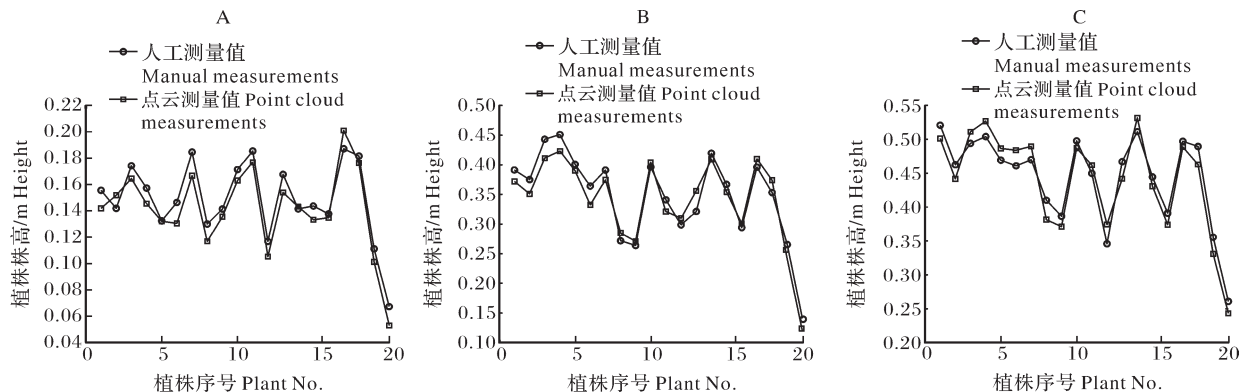


图13 单株花生三维点云模型

Fig.13 3D point cloud model of peanut plant

高与最大冠幅参数与人工使用卷尺测量结果进行对比,从而评价通过作物点云数据提取作物参数的准确性。于2023年9月15日(图14A)、10月20日(图14B)和12月15日(图14C)使用激光雷达测量和人工测量的方式采集数据,3次采集株高与最大冠幅数据对比如图14和图15所示。



A: 9月15日采集 Data collection on Sept. 15th; B: 10月20日采集 Data collection on Oct. 20th; C: 12月15日采集 Data collection on Dec.15th.

图14 株高点云计算值与人工测量值对比

Fig.14 Comparison between plant height values calculated from point cloud data and manual measurements

如图16和图17所示,3个不同时期花生植株高度和最大冠幅的平均绝对百分比误差分别为6.271%、4.368%、4.986%和7.114%、5.606%、4.541%,其株高均方根误差分别为0.010、0.015和0.027 m,最大冠幅均方根误差分别为0.011、0.020和0.021 m,结果表明,对花生植株的株高与最大冠幅点云测量数据的准确性较高,与人工测量数据非常接近。株高数据线性回归决定系数分别为0.888、0.951和0.842,最大冠幅数据线性回归决定系数分别为0.934、0.932和0.927,表明点云测量数据与人工测

量数据之间存在高度线性相关关系,进一步证实了点云测量数据的准确性和可靠性。

3 讨论

本研究采用三维激光扫描仪对田间花生植株进行扫描,获取了田间花生三维点云数据,建立了1种田间花生长势信息的高通量获取方法;基于KD-TREE的点云单株分割算法构建了田间花生点云数据分割方法,点云数据经配准和统计滤波去噪处理后实现单株花生分割;与人工标注分割对比,本研究

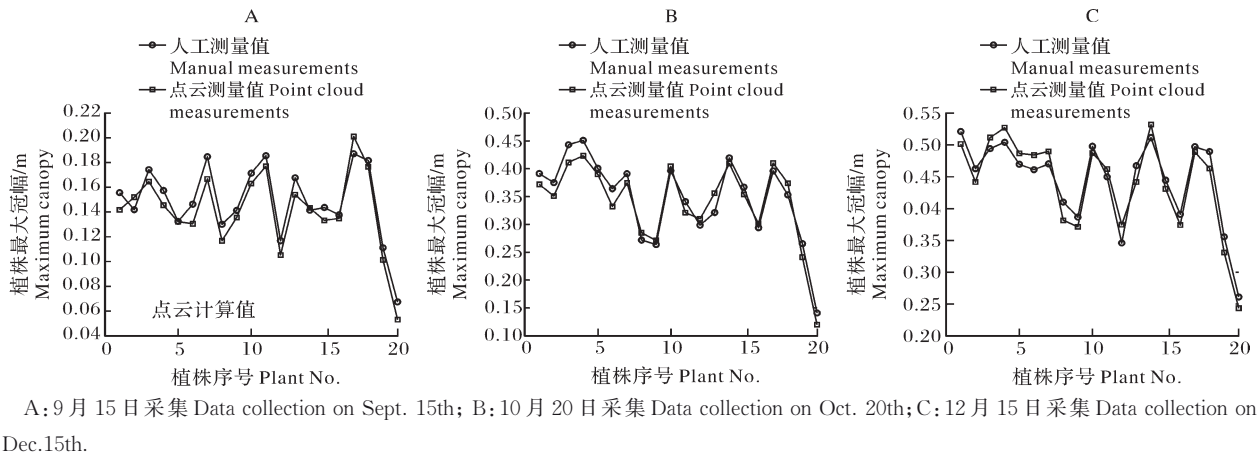


图 15 最大冠幅点云计算值与人工测量值对比

Fig.15 Comparison between the calculated values of maximum canopy width from point cloud data and manual measurements

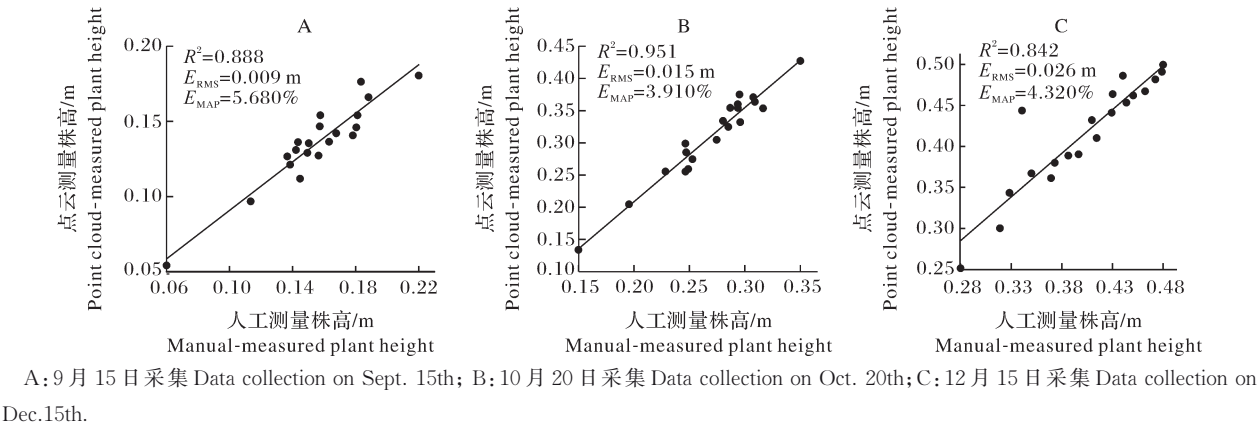


图 16 株高点云测量值与人工测量值精度评定结果

Fig.16 Precision evaluation results between point cloud-measured plant height and manual measurements

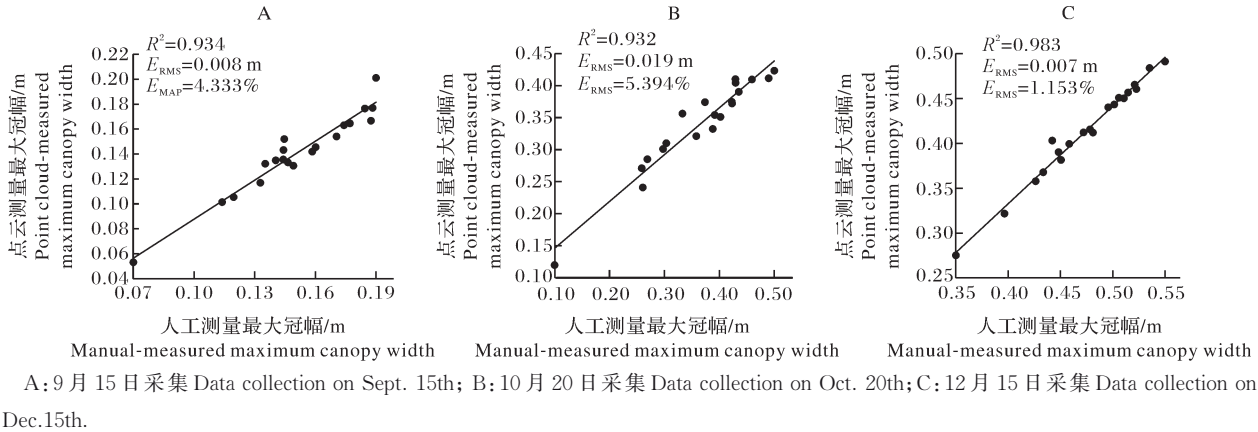


图 17 最大冠幅点云测量值与人工测量值精度评定结果

Fig.17 Precision evaluation results between point cloud-measured maximum canopy widths and manual measurements

算法中点云分割的召回率与精确率均达 84% 以上，体素网格算法与旋转卡壳法提取分割后单株花生植株长势信息，实现了花生植株体积、最大冠幅、株高

参数的提取。与人工测量花生生长势信息对比,本研究算法提取的3个不同时期花生植株高度和最大冠幅的平均绝对百分比误差分别为6.271%、4.368%、4.986%和7.114%、5.606%、4.541%,其株高均方根误差分别为0.010、0.015、0.027 m,最大冠幅均方根误差分别为0.011、0.020和0.021 m;株高数据线性回归决定系数分别为0.888、0.951、0.842,最大冠幅数据线性回归决定系数分别为0.934、0.932、0.927,表明本研究应用于大田花生点云数据分割具有较好的准确性与完整性。

本研究建立的高通量获取花生生长势信息的方法与传统的测量方法相比,在效率和精度上都有显著提升,在复杂田间环境下点云分割和长势信息算法的召回率和精确率较好,表现出良好的鲁棒性,展示了3D LiDAR技术在农业领域的应用潜力。应用于精准施肥与精准灌溉,可通过对不同区域花生生长势的细致分析,确定土壤肥力与水分需求的差异,从而有针对性地调整肥料与水资源的投入量,避免资源浪费,提高农业生产的经济效益与环境效益;应用于病虫害监测领域,3D LiDAR技术可实时监测花生生长势的动态变化,及时预警病虫害的发生,有效降低病虫害对花生产量与质量的负面影响。

3D LiDAR技术的研究还有广阔的拓展空间。未来应聚焦于算法的深度优化,如尝试将3D LiDAR技术与其他传感器数据进行深度融合、通过引入前沿的机器学习算法,进一步提升点云分割算法在复杂环境下对花生植株点云的识别与分割精度。此外,还可将3D LiDAR技术推广应用至其他作物,如小麦、玉米、水稻、大豆等主要粮食作物,以及蔬菜、水果等经济作物,为农业生产决策提供更为丰富、准确的依据,推动智慧农业向更高水平发展。

参考文献 References

- [1] 张越,翟福琪,蔡孙宝,等.基于点云数据的植物叶片特征提取及三维重建[J].中国测试,2021,47(8):6-12.ZHANG Y, ZHAI F Q, CAI S B, et al.Feature extraction and 3D reconstruction of plant leaf based on point cloud data[J].China measurement & test, 2021, 47(8): 6-12 (in Chinese with English abstract).
- [2] 钟旭升.基于深度学习的植株点云分割方法研究[D].广州:广东工业大学,2022.ZHONG X S.Research on plant point cloud segmentation methods based on deep learning [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2022 (in Chinese with English abstract).
- [3] 周猛祥.基于Kinect v2的花生冠层结构三维重建方法及表型信息获取系统研究[D].保定:河北农业大学,2022.ZHOU M X.Research on 3D reconstruction method and phenotype information acquisition system of peanut canopy structure based on Kinect v2 [D]. Baoding: Hebei Agricultural University, 2022 (in Chinese with English abstract).
- [4] 胡松涛.基于多源数据的马铃薯植株表型参数提取方法研究[D].武汉:华中农业大学,2023.HU S T.Research on the extraction method of potato plant phenotype parameters based on multi-source data[D].Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2023 (in Chinese with English abstract).
- [5] 彭程,李帅,苗艳龙,等.基于三维点云的番茄植株茎叶分割与表型特征提取[J].农业工程学报,2022,38(9):187-194. PENG C, LI S, MIAO Y L, et al.Stem-leaf segmentation and phenotypic trait extraction of tomatoes using three-dimensional point cloud [J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(9): 187-194 (in Chinese with English abstract).
- [6] ZAMAN Q U, SCHUMANN A W, HOSTLER H K.Quantifying sources of error in ultrasonic measurements of citrus orchards [J]. Applied engineering in agriculture, 2007, 23(4): 449-453.
- [7] 李霞,王维新,宋海堂.基于超声波技术棉株高度自动测量的研究[J].农机化研究,2008,30(6):187-189.LI X, WANG W X, SONG H T.Research of cotton altitude automation measurement based on ultrasonic technology [J]. Journal of agricultural mechanization research, 2008, 30(6): 187-189 (in Chinese with English abstract).
- [8] 徐文兵,程效军.植物表面特征对三维激光点云的影响[J].激光与光电子学进展,2020,57(24):382-388.XU W B, CHENG X J.Impact of plant surface features on 3D laser point cloud [J]. Laser & optoelectronics progress, 2020, 57(24): 382-388 (in Chinese with English abstract).
- [9] TEN HARKEL J, BARTHOLOMEUS H, KOOISTRA L. Biomass and crop height estimation of different crops using UAV-based LIDAR[J/OL].Remote sensing, 2020, 12(1):17 [2024-05-01].<https://doi.org/10.3390/rs12010017>.
- [10] 张亚倩.无人机激光雷达反演玉米与大豆高度及叶面积指数[D].福州:福建农林大学,2022.ZHANG Y Q.Inversion of corn and soybean heights and leaf area index using UAV LiDAR[D].Fuzhou: Fujian Agriculture and Forestry University, 2022(in Chinese with English abstract).
- [11] 杨楠,周萌,陈欢,等.基于无人机RGB影像的小麦叶面积指数与产量估算研究[J].麦类作物学报,2023,43(7):920-932. YANG N, ZHOU M, CHEN H, et al.Estimation of wheat leaf area index and yield based on UAV RGB images [J]. Journal of triticeae crops, 2023, 43(7): 920-932 (in Chinese with English abstract).
- [12] 周志宇.基于地基激光雷达点云的加拿大一枝黄花避荫反应

- 研究[D]. 南京: 南京大学, 2019. ZHOU Z Y. Study on the shade avoidance response of *solidago canadensis* based on terrestrial LiDAR point clouds[D]. Nanjing: Nanjing University, 2019 (in Chinese with English abstract).
- [13] 徐卫红, 彭家真, 高红旗. 改进迭代最近点算法支持下的 LiDAR 点云与正射影像粗-精配准方法[J]. 江西科学, 2022, 40(3): 539-544. A method for coarse-to-fine registration of LiDAR point clouds and orthophotos supported by an improved iTERATIVE cLOSEST pOInt (ICP) algorithm[J]. Jiangxi science, 2022, 40(3): 539-544 (in Chinese with English abstract).
- [14] SCHRADER J, PILLAR G, KREFT H. Leaf-IT: an Android application for measuring leaf area[J]. Ecology and evolution, 2017, 7(22): 9731-9738.
- [15] 蔡双泽. 基于无人车的温室生菜三维点云获取方法及表型解析技术研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2023. CAI S Z. Research on 3D point cloud acquisition method and phenotype analysis technology of greenhouse lettuce based on unmanned vehicles[J]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2023 (in Chinese with English abstract).
- [16] 陈昆. 基于激光点云的油菜数据处理方法研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2019. CHEN K. Research on rapeseed data processing method based on laser point cloud[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2019 (in Chinese with English abstract).
- [17] 樊正强. 基于机器人移动平台的大田玉米高通量表型参数获取研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2022. FAN Z Q. Research on high-throughput phenotyping parameter acquisition of maize in large fields based on robot mobile platform[D]. Yangling: Northwest A & F University, 2022 (in Chinese with English abstract).
- [18] 关海鸥, 许少华, 马晓丹. 植物叶面积无损测量预处理技术研究[J]. 农机化研究, 2010, 32(3): 171-173. GUAN H O, XU S H, MA X D. Study on the non-loss measurement pre-processing technology of plant leaf area[J]. Journal of agricultural mechanization research, 2010, 32(3): 171-173 (in Chinese with English abstract).
- [19] 黄金其, 黄晶晶, 谢景鑫, 等. 基于移动式三维激光雷达的柑橘冠层结构信息的获取[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2022, 48(1): 109-113. HUANG J Q, HUANG J J, XIE J X, et al. Research on obtaining information of orange tree structure based on mobile 3D lidar[J]. Journal of Hunan Agricultural University (natural sciences), 2022, 48(1): 109-113 (in Chinese with English abstract).
- [20] 姜友谊, 张成健, 韩少宇, 等. 基于无人机三维点云的玉米植株自动计数研究[J]. 浙江农业学报, 2022, 34(9): 2032-2042. JIANG Y Y, ZHANG C J, HAN S Y, et al. Automatic counting of maize plants based on unmanned aerial vehicle (UAV) 3D point cloud[J]. Acta agriculturae Zhejiangensis, 2022, 34(9): 2032-2042 (in Chinese with English abstract).
- [21] LANGE S, SÜNDERHAUF N, PROTZEL P. Autonomous landing for a multirotor UAV using vision[M]. Venice: SIMPAR, 2008: 482-491.
- [22] LIU Z H, JIN S C, LIU X Q, et al. Extraction of wheat spike phenotypes from field-collected lidar data and exploration of their relationships with wheat yield[J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2023, 61: 1-13.
- [23] KUMAR A, YOON S, SANAL KUMAR V R. Mixed reality simulation of high-endurance unmanned aerial vehicle with dual-head electromagnetic propulsion devices for earth and other planetary explorations [J/OL]. Applied sciences, 2020, 10(11): 3736 [2024-05-01]. <https://doi.org/10.3390/app10113736>.
- [24] 李涛, 翟秀丽, 贾红宾. 大田玉米图像植株分割方法研究[J]. 河南工程学院学报(自然科学版), 2024, 36(1): 60-64. LI T, ZHAI X L, JIA H B. Group plants segmentation algorithm research based on field maize images[J]. Journal of Hennan Institute of Engineering (natural science edition), 2024, 36(1): 60-64 (in Chinese with English abstract).
- [25] 孙亚军. 基于无人机多光谱的花生长势监测及估产[D]. 泰安: 山东农业大学, 2023. SUN Y J. Peanut growth monitoring and yield estimation based on drone multispectral technology[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2023 (in Chinese with English abstract).
- [26] DALPONTE M, BRUZZONE L, GIANELLE D. Tree species classification in the Southern Alps based on the fusion of very high geometrical resolution multispectral/hyperspectral images and LiDAR data[J]. Remote sensing of environment, 2012, 123: 258-270.
- [27] 史双月. 基于三维点云的油菜植株形态结构性状提取研究[D]. 扬州: 扬州大学, 2023. SHI S Y. Research on extracting morphological and structural characteristics of rapeseed plants based on 3D point cloud[D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2023 (in Chinese with English abstract).
- [28] 宋晨旭, 于翀宇, 邢永超, 等. 基于 OpenCV 的大豆籽粒多表型参数获取算法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(20): 156-163. SONG C X, YU C Y, XING Y C, et al. Algorithm for acquiring multi-phenotype parameters of soybean seed based on OpenCV[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(20): 156-163 (in Chinese with English abstract).

Obtaining growth information of peanut in fields based on 3D LiDAR perception

HU Lian, LIU Yuxuan, ZANG Ying, HE Jie, WANG Pei,
HUANG Junwei, HUANG Peikui, ZHAO Runmao

College of Agriculture, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

Abstract Peanut was used to rapidly and accurately obtain crop growth information including plant height and canopy width in the field. 3D LiDAR perception technology was used to obtain the point cloud data of peanut in the field. A 3D point cloud model was constructed through registration, denoising, and other processing of the point cloud data. The point cloud plant segmentation method based on KD-TREE was used to segment the point cloud data of individual peanut plants. The convex hull algorithm was used to estimate plant volume and the rotating caliper method was used to extract plant height and maximum canopy width to obtain the growth information of peanut. Point cloud data of peanut plants at three different stages of growth were collected in a peanut planting area. The method proposed was used to carry out verification tests for the segmentation of individual peanut plant and the extraction of plant height and maximum canopy width. The accuracy of obtaining growth information was investigated. The accuracy of the results was evaluated with recall rate and precision rate. The results showed that the recall rate and precision rate of the segmentation of individual peanut plant in the field was over 85%, indicating that the method proposed has good accuracy and completeness for segmenting point cloud data of peanut in the field. The extracted parameters including plant height and maximum canopy width of peanut were compared with those of manual measurements. The average absolute percentage error of plant height and maximum canopy width at three different stages of growth was 6.271%, 4.368%, 4.986%, and 7.114%, 5.606%, 4.541%, with the root mean square error of 0.010, 0.015, 0.027 m, and 0.011, 0.020, 0.021 m, respectively. The linear regression determination coefficient of plant height and maximum canopy width was 0.888, 0.951, 0.842, and 0.934, 0.932, 0.927, respectively. It is indicated that the use of point cloud measurement can achieve high-precision and non-destructive extraction of phenotypic parameters for peanut in the field. It will provide important technical support for the cultivation and breeding of peanut.

Keywords peanut in fields; 3D LiDAR; growth information; point cloud segmentation

(责任编辑:张志钰)