doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.S2.027

基于激光SLAM的小麦点云采集系统与冠层高度提取方法

伟利国[1,2]　李广瑞[1,2]　董　鑫[1,2]　崔永志[1,2]　安麒麟[1,2]　袁玉龙[1,2]
（1. 中国农业机械化科学研究院集团有限公司，北京 100083；2. 农业装备技术全国重点实验室，北京 100083）

摘要： 为了能够提高田间作物三维信息获取的准确性与效率，以小麦为研究对象，开发了一套田间多传感器数据采集装置，以自走式车辆为移动载体，利用三轴云台作为增稳载体，构建了一套激光雷达和IMU紧耦合点云采集系统。通过研究传感器的成像特性和采集方式，提出了一种基于激光SLAM的采集方法来构建田间高精度点云地图，从而准确获取田间作物点云信息，能够以1.5 m/s的速度完成地图构建，不需要额外增加田间标靶，节约了后期点云匹配的资源。在点云地图的基础上，使用直通滤波、基于Octree的下采样和统计滤波完成了前处理。提出一种基于垂直度和高度模型的地面区域精准提取方法，针对小麦生长期间根部点云难以获取，使用点云PCA分析计算点云法向量进行垂直度提取，经过二次结合高度模型成功分割出不规则的地面点，再次利用地面稳定拟合平面计算新的冠层高度模型。通过统计分析，与人工测量真值相比，基于SLAM的田间小麦三维地图，其建图精度均方根误差可以达到0.04 m；同时本文的冠层高度提取算法与人工测量真值相关系数达到了0.979。研究可以为小麦田间三维性状采集系统设计和性状分析提供有力工具。

关键词： 小麦；激光SLAM；三维点云；信息采集；冠层高度
中国分类号：S24;TN95　　**文献标识码：**A　　**文章编号：** 1000-1298(2024)S2-0263-14

Point Cloud Acquisition and Canopy Geometric Features in Wheat Based on Laser SLAM

WEI Liguo[1,2]　LI Guangrui[1,2]　DONG Xin[1,2]　CUI Yongzhi[1,2]　AN Qilin[1,2]　YUAN Yulong[1,2]
（1. *Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences Group Co., Ltd., Beijing* 100083, *China*
2. *State Key Laboratory of Agricultural Equipment Technology, Beijing* 100083, *China*）

Abstract: In order to be able to improve the accuracy and efficiency of the acquisition of three-dimensional information of field crops, taking wheat as the research object, this paper develops a set of field multi-sensor data acquisition device, using a self-propelled vehicle as the mobile carrier and a three-axis gimbal as the stabilisation carrier, and a tightly coupled point cloud acquisition system of LiDAR and IMU was constructed. By studying the imaging characteristics of the sensors and the acquisition method, a laser SLAM-based acquisition method was proposed to construct a high-precision point cloud map in the field, so as to accurately acquire the point cloud information of crops in the field, and be able to complete the construction of the map at a speed of 1.5 m/s, without the need to add additional field targets, which saved the resources for matching the point cloud at a later stage. On the basis of the point cloud map, pre-processing was completed by using straight through filtering, Octree-based downsampling and statistical filtering. An accurate extraction method of ground area based on verticality and height model was proposed. For the difficulty of obtaining the root point cloud during the growth period of wheat, the point cloud PCA analysis was used to calculate the normal vector of the point cloud for the calculation of verticality, and the secondary combination of the height model successfully segmented out the irregular ground points, and the new canopy height model was calculated by using the ground stabilisation fitting plane. Through statistical analysis, compared with the true value of manual measurement, the accuracy of SLAM-based three-dimensional map of wheat in the field, the root mean square error can reach 0.04 m; at the same time, the correlation coefficient between the canopy height extraction algorithm and the true value of manual measurement reached 0.979. The research can provide a powerful tool for the design of the three-dimensional trait collection system and trait analysis of wheat in the field.

收稿日期：2024－08－05　修回日期：2024－09－25
基金项目： 中国机械工业集团有限公司青年科技基金项目（QNJJ-PY-2022-31）和国家重点研发计划项目（2021YFD2000105）
作者简介： 伟利国(1978—)，男，研究员，博士生导师，主要从事农业智能装备与信息化技术研究，E-mail: weilg78@126.com

Key words: wheat; laser SLAM; 3D point cloud; information acquisition; canopy height

0 引言

小麦作为全球主要的粮食作物之一,其种植面积和产量在世界范围内均占据重要地位。小麦的生长状况直接影响到农民经济收益和国家粮食安全[1]。因此,如何快速、准确地获取小麦生长性状,尤其是冠层高度等重要生长参数,成为了现代农业研究的热点之一。冠层高度是反映作物生长状态的关键指标,能够为小麦生长状况评估、施肥策略优化及病虫害监测提供重要依据[2]。

传统的作物生长监测方法通常依赖于人工测量,存在效率低、劳动强度大等不足。随着传感器技术的快速发展,新型的采集平台和高精度的传感器不断涌现[3]。其中,在现有的田间作物信息采集平台中,自走式采集平台[4]因其灵活的行走方式,近地端高质量数据获取的优势,多传感器高通量信息采集的多承载性,使其成为地面田间信息采集的关注点,其上往往都搭载了高性能作物成像传感器。而在三维信息获取上,激光雷达(LiDAR)作为一种高精度的三维数据采集工具[5-6],目前正在逐渐被广泛应用于农业领域。激光雷达能够在短时间内获取大范围的三维点云数据,为作物生长的监测提供了新的解决方案。目前国内外在田间信息感知系统和作物性状提取算法方面已开展诸多研究与探索[7-9]。

然而,目前的研究[10-14]往往都是依靠单一的激光传感器,要想实现稳定采集就需要静止在地面定点采集或者需要对移动平台稳定控制。对于兼顾采集质量和采集效率,在田间大面积的信息采集中很难协调[15]。因为复杂的田间环境中,如地面砂石、车辆自身振动,很容易影响到传感器的稳定运行,难以实现高效、稳定的数据采集。

在该领域研究的过程中,出现了一种背包采集系统(BLS)[16-17]。采集系统集成到一个背包之上,由采集人员背负在田间行走,该系统搭载了SLAM(Simultaneous localization and mapping)技术[18],可以在行进中构建环境地图,由于惯性系统的存在,能够很好地抑制采集过程中的干扰,效率高,稳定性好。ZANG等[19]通过对比地面采集系统、龙门架采集系统、背包SLAM采集系统和无人机三维重建技术,发现3D传感方法比人工测量有更高的精确性,并且背包SLAM采集系统相较于其他系统效率最高,精度也排在前列。

基于以上启发,本文基于激光SLAM技术,研究一种挂载于自走式采集平台上的小麦点云采集装置,构建田间高精度三维作物地图,并提出相应的冠层高度提取方法,以期实现冠层高度性状准确提取。

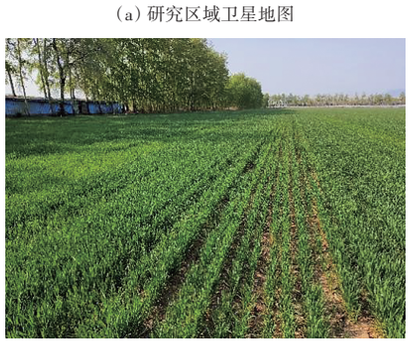
1 材料与方法

1.1 研究区域与传感器系统构建

试验地点位于北京市昌平区中国农业机械化科学研究院北京农机实验站冬小麦试验田(40°9′46"N,116°16′51"E)。所选的试验田块如图1所示,种植时间为2023年10月6—15日,采用条播的方式进行播种,该地块的冬小麦种植行距为15 cm,地块每隔2.8 m留有农业机械行走的通道,宽为40 cm,小麦的品种为京麦11,播种密度为每公顷6.0×10^6株基本苗,土质为沙土地和黄土地间隔分布。



(a) 研究区域卫星地图



(b) 试验田块

图1 研究区域

Fig. 1 Study area

1.1.1 冠层高度真值

冬小麦的冠层高度为地面至小麦冠层最高点的距离。本研究采集了冬小麦2个重要生长阶段的数据:4月2—9日(拔节期)、5月20—28日(灌浆期)。如图2所示,以冬小麦的机械播种方向为长边,将10 m×2.8 m的地块分割成20个小地块(4行、5列),每个小地块利用五点取样法对田间小区的小麦植株进行随机取样,每个小区域选择5个点位,每个点位选择3株。使用直尺测量其植株顶部最高点到根底部之间的垂直距离,对小区域内的15株小麦求取平均值作为区域冠层高度,如图3所示,图3a中H_{P1}代表生长前期的生长高度,H_{P2}代表生长后期植株出穗后,该植株的高度(不包含芒的长度)。

1.1.2 数据采集装置

首先开发了一套田间多传感器数据采集装置,该系

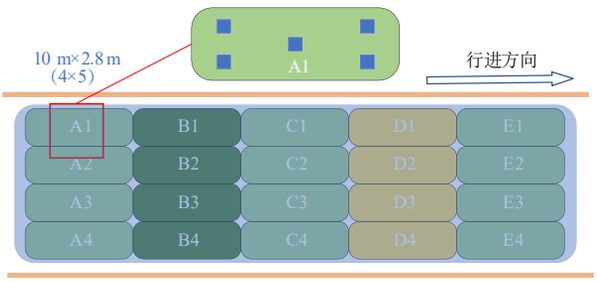
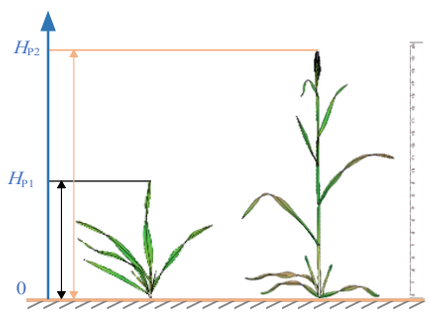


图2　地块划分和采样示意图

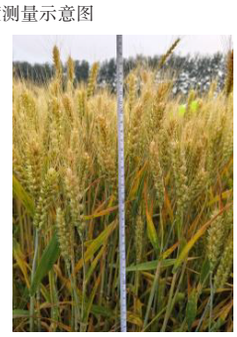
Fig. 2　Plot demarcation and sampling schematic



(a) 植株高度测量示意图



(b) 拔节期小麦高度测量



(c) 灌浆期小麦冠层测量

图3　小麦植株冠层人工测量

Fig. 3　Manual measurements of wheat plant canopy

统由稳像采集装置、三维激光雷达、双目相机、惯性测量单元(Inertial measurement unit, IMU)等传感器组成，如图4所示。其中稳像采集装置由三轴成像云台和减震固定装置组成，通过螺栓固定在采集车的正面顶部居中位置，考虑到车身的挂载位置和传感器的成像特点，设定高度为2.2 m。激光雷达、IMU和相机都通过云台的挂载板固定在采集装置之上，雷达为倒置安装，IMU紧贴在雷达底部共同构成雷达-惯性测量系统。相机则是挂载在云台挂载板的正下方，该云台挂载装置高30 cm，承载质量1.5 kg。

1.1.3　采集平台

本研究搭载的平台是一款轮式四轮四转向电动行走平台，该平台长3 m，宽1.5 m，高度为2.5 m，可实现固定方向行驶、横向行驶，原地转向等动作，适合如小麦、玉米等多种作物的信息采集。该田间采集系统可配合不同类型的田间行走平台完成田间作物信息获取，根据行走平台的高度、行走方式和待测作物的高度等参数确定系统的最佳安装高度和方位。

该平台可通过设定行驶速度来定速行驶，本研究设置的行驶速度为1.5 m/s，该参数的选取是由传感器成像

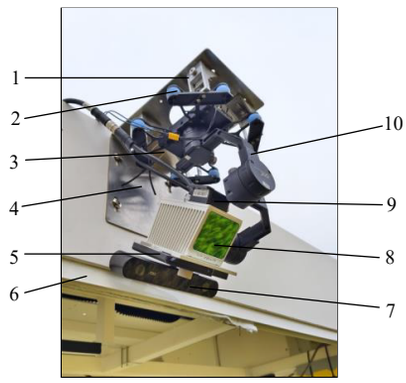


图4　田间数据采集装置示意图

Fig. 4　Schematic of field data collection device

1. T型挂载部件　2. 减震球　3. 远程通信天线　4. L型转接固定板　5. 传感器承载底座　6. 采集平台　7. 双目相机　8. 激光雷达　9. IMU　10. 云台主体

特点和平台的行驶稳定性决定的[20]。平台搭载了北斗定位系统，可实时记录行驶路径，同时获取待测区域的作物坐标点，方便后续数据与作物实体对应。本研究规定装载传感器采集系统的一侧为平台正面且以该方向为行驶方向进行采集，如图5所示。

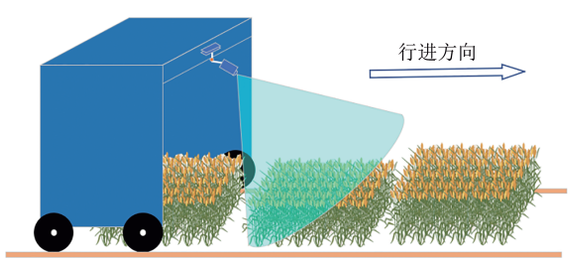


图5　采集平台扫描示意图

Fig. 5　Manual measurements of wheat plant canopy

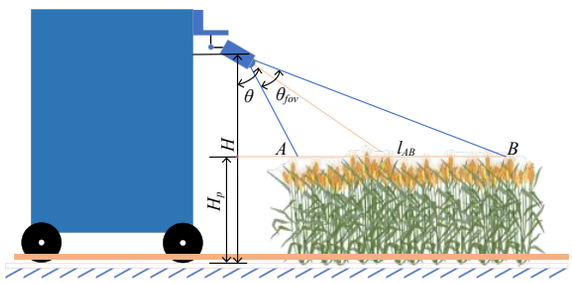
1.1.4　传感器挂载特点与扫描方式

为了获取前方待测小麦区域，激光雷达通过云台斜向下挂载，同时该装置上配备了可自由切换采集角度的功能，通过设定采集角度初值，利用云台的角度锁定模式，可在后续采集过程中实现锁定角度稳定采集，其安装扫描示意图如图6a所示。其采集角如图6b所示，其中蓝色区域为正对视野前方作物地块的扫描区域，该区域为椭圆形，随着俯仰角度的变化成像区域也随之变化。俯仰角θ的定义为以竖直方向向下和雷达视线中心所成的夹角，竖直向下为角度初始点。

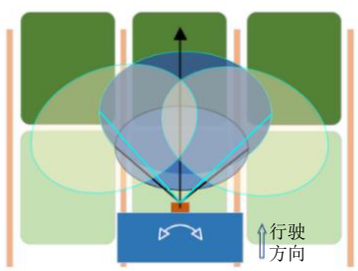
设l_{AB}为雷达扫描边界在植株顶部的水平距离，该值会因为安装角度的变化而变化，但激光雷达的视野一直位于地面。θ_{fov}为雷达视场角，取70.4°，H为安装高度，取2.2 m，且在采集过程中要尽量使雷达视野保持在小麦作物区域，采集角度输入值需要确定。

图6a中H_p为小麦生长高度，已知成熟期小麦生长高度动态范围为70~90 cm，则有

$$l_{AB}=\left(H-H_p\right)\tan\left(\theta+\frac{\theta_{fov}}{2}\right)-\left(H-H_p\right)\tan\left(\theta-\frac{\theta_{fov}}{2}\right)\quad(1)$$



(a) 雷达安装扫描示意图



(b) 雷达视野覆盖鸟瞰图

图6 激光雷达采集方案示意图

Fig. 6 Schematic of LiDAR acquisition scheme

将安装角设定为因变量,对该函数关系使用Matlab推导运算并进行绘图,分析不同l_{AB}、不同植株高度对传感器安装角的要求,如图7所示。

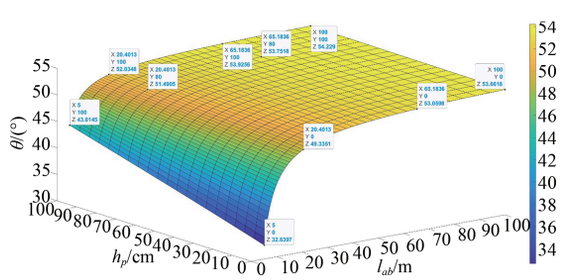


图7 传感器安装角度与植株高度的对应关系

Fig. 7 Correspondence between sensor mounting angle and plant height

由图7可知,设定当植株从0~100 cm变化时,传感器的安装角度也随之变化,呈现线性关系,同时不同的l_{AB}也对应了不同的传感器角度区间,总体呈指数增长关系。从总体变化来看,采集时间处于小麦幼苗期,且采集范围小时,传感器的安装角度小;采集时间处于小麦成长后期,且采集范围大时,传感器的安装角度变大。结合本研究传感器采集性能和点云生成质量要求,在l_{AB}处于15~20 m时采集效果较好。结合图7对应关系,在小麦生命周期数据采集过程中,选择合适的系列采集角度,采用车辆行进中扫描的方式获取数据。

1.2 田间作物三维地图构建

1.2.1 采集系统组成

上位机操作系统为Ubuntu 20.04,配置机器人操作系统(Robot operating system, ROS)、点云库(Point cloud library, PCL)以及点云处理软件CloudCompare,在此基础上进行点云采集、处理,场景感知模块主要包括激光雷达、IMU模块。

激光雷达用于采集田间小麦生长区域的地图点云,选用的激光雷达为览沃科技有限公司生产的Livox Mid-70型三维激光雷达,具体参数如表1所示。Mid-70型LiDAR在20 m范围内的随机误差为0.02 m,圆形视场为70.4°,并且采用非重复扫描方式,随积分时间增长能够获得接近100%的视场覆盖率。通过以太网通信,可实时反馈测量物体的三维坐标、反射率等信息,使用C++代码编写的SDK与采集主机进行通信,可实现激光点激光时间的设定和其他运行参数的调整。对于田间作物开放式大环境,该三维激光雷达可以对视野前方几十米内的作物达到较高的测量精度,非重复式扫描可以大幅增加点云密度,获取更多的信息,增加数据通量。

表1 Livox Mid-70型三维激光雷达传感器主要参数

Tab. 1 Sensor parameters of Livox Mid-70

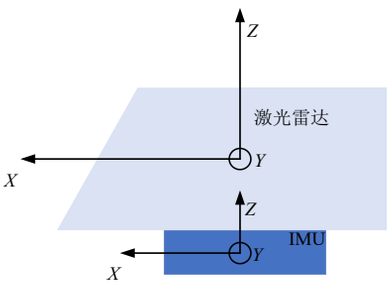
参数	数值
激光波长/nm	905
量程/m	90(10%反射率) 130(20%反射率) 260(80%反射率)
近处盲区/m	0.05
FOV/(°)	70.4(圆形)
光束发射角/(°)	0.28×0.03(竖直×水平)
供电电压范围/V	9~30
角度随机误差/(°)	<0.1
点云输出速度/(点·s^{-1})	100 000
质量/g	580
尺寸/(mm×mm×mm)	97×64×62.7

惯性测量单元(IMU)选用SINDT-232型惯性传感器,该产品基于MEMS技术高性能三维运动姿态测量系统,它包含三轴陀螺仪、三轴加速度计等运动传感器。可以实时提供更新率高达200 Hz的数据,满足在田间设备的自我状态估计需要。该传感器是用于实时反馈采集装置的姿态变化情况,同时反映装置和地面的夹角变化情况。由于该设备使用RS-232串口通信协议,故使用RS-232转TTL电路,实现通过串口与采集主机进行通信。

1.2.2 激光雷达与姿态传感器标定

由于雷达和IMU不属于同一坐标系,且二者的数据存在传输和处理延迟,不能有效结合,所以在采集点云之前雷达要和IMU进行标定,主要估计二者的旋转外参和平移外参。Livox激光雷达使用了香港大学的LiDAR-IMU Initialization方法[21],该方法无需标定板,是对空间特征的线面进行提取,使得雷达数据能够与自身姿态相结合。首先在雷达与IMU标定前,为了方便后续处理,将二者的坐标系进行了方向对齐,使用3M胶将IMU贴合到了雷达底部,如图8a所示为二者坐标系的方向。其次通过ROS系统订阅相应传感器消息话题,接入标定系统。最后布置到具有显著线面场景下进行标定,依次经过3个

轴的旋转标定即可。通过多次标定后得到稳定标定参数，如图8b所示。



（a）激光雷达与IMU坐标方向

extrinsic_T: [-0.004175, 0.005733, -0.112948]

extrinsic_R: [0.999681, 0.022837, -0.010772,

-0.022897, 0.999722, -0.005561,

0.010642, 0.005806, 0.999927]

（b）标定后平移、旋转矩阵

图8　激光雷达与IMU标定过程

Fig. 8　Lidar and IMU calibration process

1.2.3　SLAM采集系统构建

点云采集使用了一种基于SLAM的环境地图三维重建的方法，利用移动的采集平台挂载采集装置，在车辆行进中进行动态扫描构建环境地图。基于Fast-lio算法框架[22]进行田间地图构建，其算法流程如图9所示，主要包括传感器输入及特征提取、状态估计和点云地图配准3部分。

首先Mid-70型激光雷达的输入被送入特征提取模块，田间整齐的小麦地块，其生长过程中紧密的冠层平面和一致的生长边界，以及行走行道，组成了田间小麦线面特征。然后将提取的特征和惯性测量反馈到状态估计模块中，进行10~50 Hz的状态估计，这离不开前期紧密耦合的雷达-惯性系统。接着使用估计姿态将特征点匹配到全局框架，并将其与特征点地图融合，最后使用更新后的地图来进一步配准新点，完成整个地图的构建。

平台采集路径如图10a所示，采集现场图如图10b所示。前期选择合适的采集角度并锁定，启动采集平台按照预定采集路径进行行进间动态扫描，使用以上的方法进行点云地图的构建。该过程不但实现了小麦点云数据的原始获取，也实现了多幅点云画面的拼接配准，省去了后期单独配准的步骤。从起始点出发到采集结束点停止，最终形成了整个田间点云地图，其中包含了待测作物区域的点云信息和环境信息。

2　作物冠层高度信息提取

2.1　点云数据预处理

前期采集了小麦幼苗期、灌浆期的点云数据，都是田间地块的点云文件（.pcd）格式。这些数据往往包含大量不属于地块的噪声点云，需要将其去除才能进行后续的性状提取，该步骤为点云预处理，一般包含：坐标变换、感兴趣区域提取、点云下采样、降噪和滤波。

2.1.1　坐标变换

激光雷达点云坐标是在雷达坐标系下表示，在采集平台行走的过程中，由于采集装置倾斜安装，所以生成的点云地图相对于真实世界也有一定的倾斜，倾斜的作物就失去了原本的生长特点，对于后续处理也有不便。由于点云地图为SLAM生成的三维地图，其最后的地图姿态取决于初始采集姿态。所以在开始采集前，完成角度锁定后自走平台原地静止采集10 s，记录当前时刻的IMU姿态信息。使用坐标变换公式将点云地图转换为世界坐标系，使得变换后的农田整体垂直于地面竖直生长。

设雷达坐标系为E_l，世界坐标系为E_w，则有

$$\begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\psi & 0 & \sin\psi \\ \sin\theta\sin\psi & \cos\theta & -\sin\theta\cos\psi \\ -\sin\psi\cos\theta & \sin\theta & \cos\theta\cos\psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_l \\ y_l \\ z_l \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中　θ——采集装置初始俯仰角

ψ——采集装置初始横滚角

(x_w, y_w, z_w)——矫正后世界坐标系点云坐标

(x_l, y_l, z_l)——雷达坐标系点云坐标

2.1.2　感兴趣区域划分

由于激光雷达视场角度大，照射范围远，会照射到其

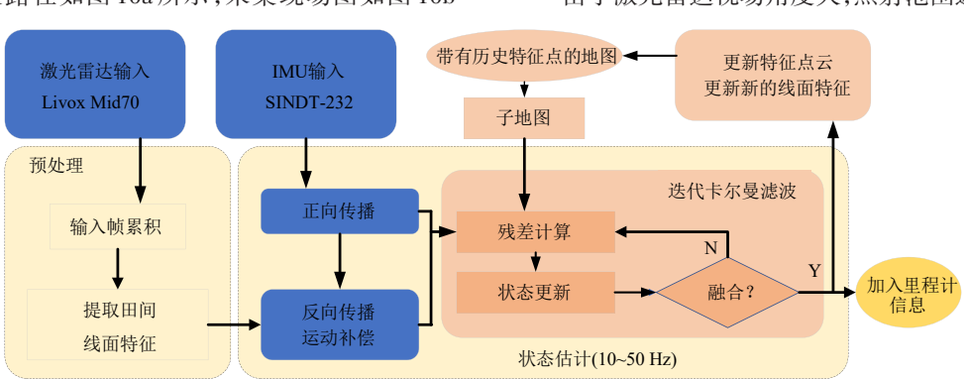
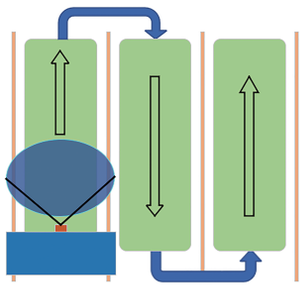


图9　Fast-lio算法框图

Fig. 9　Fast-lio algorithm framework diagram



(a) 采集路径示意图



(b) 现场采集图

图 10 SLAM 采集示意图

Fig. 10 Schematics of SLAM acquisition

他非作物的物体上。直接处理全部数据会导致数据处理难度大,资源运算消耗高,耗时长。在生成的地块地图中包含大量不属于地块的点云,需要将这些无关背景点去除。

将点云地图矫正后,使用鸟瞰图按照农田边界和待测区域的边界,使用直通滤波进行裁剪,将不符合 xoy 平面边界的点过滤,其次作物高度有限,该品种成熟的小麦生长平均高度为 85.5 cm。遍历区域的每一点,将 z 高于 1.2 m 的无效点云和负值点云全部去除,过滤掉空中和地面的错误点,即滤波条件式为

$$0 < Z_w < 1.2 \tag{3}$$

式中 Z_w——矫正后的世界坐标系的点云 Z 轴坐标

2.1.3 点云下采样及去噪

在去除了大范围的背景点后,主体点云附近还存在许多噪声点,是由大量灰尘、粉末、飞虫、传感器错误扫描点等造成,这影响后期性状提取结果。考虑到其分布特点都是离主点云区域较远,密度低,研究采用统计滤波对点云进行噪声点和离群点去除。

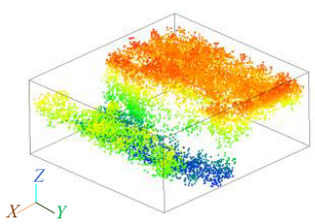
在实际处理过程中,一块 3.6 m×6.6 m 的点云有 50 万个点,要对整体进行滤波就需要搜索全局点云,会导致运行速度变慢,且由于点云密度分布不同,导致不同密度的点云其自身的概率分布也有所不同,这会对基于密度聚类的滤波算法形成干扰。

现使用一种基于 Octree(八叉树模型)的下采样方法,将点云精简至合理密度,同时又不破坏原始点云形态分布。有研究表明,点云的密度与性状估计的准确性不成正比,因此精简至合理密度对后续处理有帮助,该算法可以在减少点云数据量的同时,还可以减轻点云数据分布不均匀(或是密度不同)的影响。

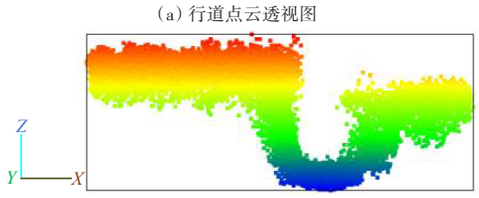
经过下采样后,使用统计滤波(Statistical outlier removal)算法进行点云的噪点滤波。小麦点云的主体都是以冠层为中心的分布较密集的群体,而其他噪点都是离主体较远或者分散的点,就可以通过统计点云区域内点的分布来判别是否为离群点。

2.2 地面提取与冠层高度模型构建

作物生长区域与地面区域存在着较高的高度差异,尤其是作物种植行道之间更为明显,如图 11 所示。图中,左右两侧存在作物,中间蓝色点云为行道。



(a) 行道点云透视图



(b) 行道点云侧视图

图 11 作物与行道地面点云图

Fig. 11 Crop and ground point cloud maps

2.2.1 地面提取流程

作物冠层高度计算依赖于地面点的准确选取。在小麦生长过程中,顶部的生长渐渐形成了质密的冠层平面,但闭合的冠层也阻挡了穿过的激光束,就会导致冠层下方的点无法探测。小麦的冠层高度估计依赖于该区域近地平面的高度值,只有通过拟合出裸漏地面的高度,从而间接生成准确的冠层高度。

由图 11 可见,作物点云与地面点云存在着显著高度差异,目前地面点的提取有模型拟合法和点云法向量法等。

模型拟合法是通过平面拟合方法,估计出场景中的平面点云,常见的有随机抽样一致性(RANSAC)算法[23],在设置的迭代次数内,每次随机选取 3 个点确定一个平面($Ax + By + Cz + D = 0$),将所有点依次代入该平面方程中,根据设定的距离阈值做判定,若在阈值范围内,则认为属于该平面的内点,否则为外点,遍历所有点后统计内点个数,在迭代次数内内点数量最多的平面方程即为地面方程。该方法虽然可以从未知的模型中估计出最优的模型,但每次只能估计出一类模型,且都为平面,无法对高低起伏的的地面点进行很好的分割。

点云的法向量法是通过估计点云法线,将周围法向量方向一致的点归为一类,用法向量进行地面分割是考虑到地面点的法向量一般为竖直方向,其单位向量近似

为(0,0,1)，通过设置角度阈值，求每个点的法向量与地面法向量的夹角，与阈值对比进行分类。地面点附近都有着相似的竖直向上的结构，所以可以通过法向量法将地面点提取出来，且通过设置角度阈值可以估计出地面起伏的场景。但是成熟的小麦冠层也有着相似的平面结构，所以需要进一步处理。

综上，结合不同地面提取方法的特点，在点云法向量法的基础上，提出一种基于垂直度和高度模型的地面区域精准提取算法，可以在冠层封闭后期，难以获取冠层底部地面点的情况下，使用临近的行道进行地平面拟合来估计覆盖下地面点云，使冠层高度模型更加精准。该算法的主要原理为，在提取点云法向量进行一次分割之后，再次使用点云本身的高度特征来区分地面点，进而拟合局部地平面，计算作物点云到地平面的距离记为冠层高度。

该算法的主要步骤为：通过邻域计算点云的法线，估计每一点的法向量，提取出法向与Z轴的夹角，进而设置角度阈值，提取出竖直程度高的点云区域后，再通过高度阈值对点云进行二次划分，选择地面点进行平面拟合后与作物冠层点云进行距离计算，记为新的冠层高度模型，其算法流程如图12所示。

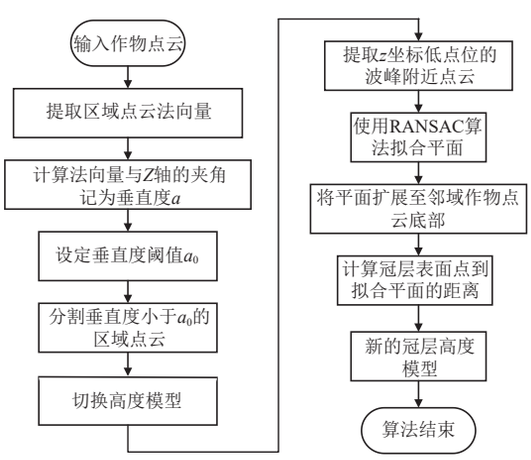


图12　算法流程图

Fig. 12　Algorithm flowchart

2.2.2　点云法向量计算

首先是基于主成分分析(Principal components analysis，PCA)的点云法向量[24]计算，法向量计算依靠邻域的选取，其中点云邻域选取如图13所示，邻域选取有基于半径也有基于K邻域，图13为半径为r，K为3的最近点邻域划分。

本研究选用了半径法来进行邻域估计，点云PCA的步骤如下：

(1) 找到中心点周围半径r范围内的所有点，计算均值，计算式为

$$\bar{\boldsymbol{x}} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{x}_i \tag{4}$$

式中　$\bar{\boldsymbol{x}}$——中心点在半径r范围内全部点的距离均值

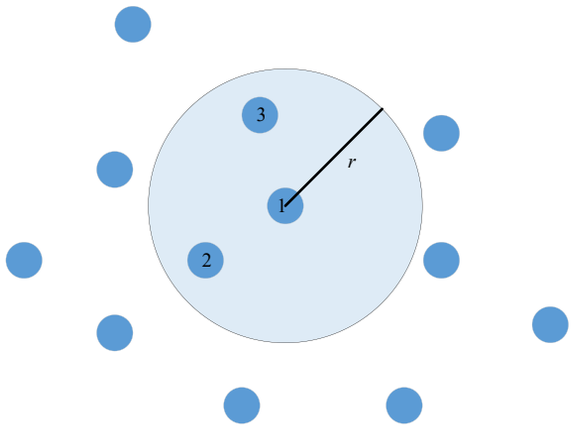


图13　点云邻域示意图

Fig. 13　Schematic of point cloud field

$\boldsymbol{x}_i$——中心点在半径r范围内的每一个点

n——中心点在半径r范围内的点的总个数

(2) 计算样本方差，计算式为

$$\boldsymbol{S}^2 = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(\boldsymbol{x}_i - \bar{\boldsymbol{x}})^2 \tag{5}$$

(3) 计算样本协方差，计算式为

$$\boldsymbol{C} = \frac{1}{n}(\boldsymbol{X} - \bar{\boldsymbol{x}})^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{X} - \bar{\boldsymbol{x}}) \tag{6}$$

式中　$\boldsymbol{C}$——点云样本中心点协方差矩阵

$\boldsymbol{X}$——点云样本点集合

(4) 特征分解

$$\begin{pmatrix} \boldsymbol{\lambda}_1 & & \\ & \boldsymbol{\lambda}_2 & \\ & & \boldsymbol{\lambda}_3 \end{pmatrix}$$

其中$\boldsymbol{\lambda}_1 > \boldsymbol{\lambda}_2 > \boldsymbol{\lambda}_3 \geqslant 0$，记为特征值，$\boldsymbol{e}_i = \boldsymbol{\lambda}_i / \sum \boldsymbol{\lambda}_i$，$i \in \{1,2,3\}$，记为特征向量，其中点云的法向量就是最小特征值所对应的特征向量，因为法向是垂直平面点的，也就是相关性最小的。其中$\boldsymbol{e}_3$就为点云的法向量，记为$\boldsymbol{e}_x$，竖直向上的向量即Z轴记为$\boldsymbol{e}_z$，其法向量为(0,0,1)。

计算两法向量夹角，由于二者夹角存在对应关系

$$\cos\alpha = \frac{\boldsymbol{e}_x \cdot \boldsymbol{e}_z}{|\boldsymbol{e}_x||\boldsymbol{e}_z|} \tag{7}$$

所以夹角α为

$$\alpha = \arccos\frac{\boldsymbol{e}_x \cdot \boldsymbol{e}_z}{|\boldsymbol{e}_x||\boldsymbol{e}_z|} \tag{8}$$

将角度α的转动角度映射到标量(0~1)的范围中，记为垂直度γ_{ver}，在此过程角度统一换算为正值，夹角越小对应着垂直度越大，所以点云垂直度γ_{ver}计算公式为

$$\gamma_{\mathrm{ver}} = 1 - |\boldsymbol{N}_z| \tag{9}$$

其中$\boldsymbol{N}_z$为点云法向量在Z轴上的分量，通过式(10)可以区分平行于或者垂直于水平面的点云，不同朝向的点云具有不同的垂直度，如图14所示为不同垂直度的点云，使用了颜色区分，蓝色为接近水平面的点，红色为竖直面上的点。

图15为算法全流程。

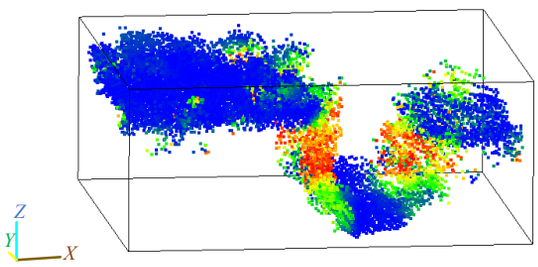


图 14 点云垂直度示意图

Fig. 14 Schematic of point cloud verticality

2.2.3 地平面拟合与新高度模型

在计算了点云垂直度后，通过保留点云垂直度 0.10 以内的点云，得到图 15b 所示的平面区域，再将该点云切换到高度模型后，通过分析其点云高程直方图，得知其有 2 个尖峰，正好对应地面点和冠层点，通过阈值法分割不同高度的点云后得到图 15e，单独分离出地面点云。最后通过 RANSAC 算法拟合地面，并扩展到作物平面下方，本研究采用 H_{98} 百分位数作为冠层高度，计算二者差值得到新的高程模型。

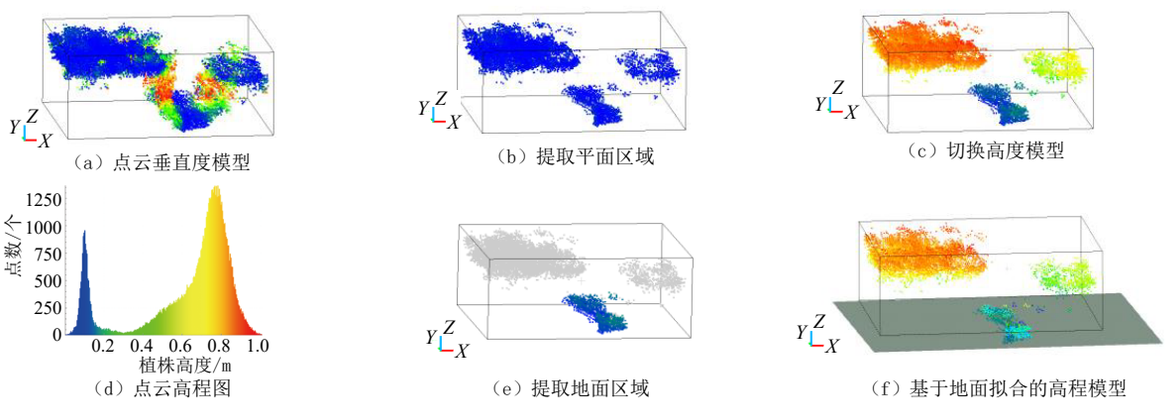


图 15 算法流程示意图

Fig. 15 Algorithm flow diagram

其中 RANSAC 拟合后平面为

$$Ax + By + Cz + D = 0 \tag{10}$$

式中 A、B、C、D——平面方程系数

点 $P(x_1, y_1, z_1)$ 到平面距离 V 为

$$V = \frac{|Ax_1 + By_1 + Cz_1 + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \tag{11}$$

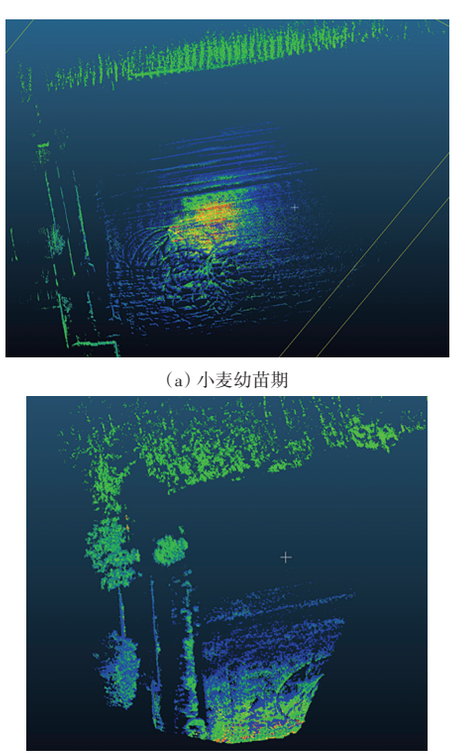
通过田间小麦采集系统和冠层高度模型的构建，最后的任务就是要计算出小麦冠层准确信息[25]，所以采用地图的构建精度和冠层高度的差异这 2 个指标来进行精度评定。

地图的构建精度采用田间放置标靶盘间距人工测量值 D_{real} 和点云地图手动测量值 D_{map} 对比评价。评价指标为决定系数 R^2 和均方根误差 R_{MSE}。

3 结果与分析

3.1 小麦田点云地图构建

前期采集得到的小麦幼苗期、灌浆期的点云图像，后期无需拼接。田间地块的点云文件格式为 .pcd，车辆行走速度为 1.5 m/s。小麦幼苗期采集了 30 m×40 m 的有效点云数据，采集时间为 8 min；小麦灌浆期，采集了 20 m×15 m 的有效数据，采集时间为 5 min，结果如图 16 所示。



（a）小麦幼苗期

（b）小麦灌浆期

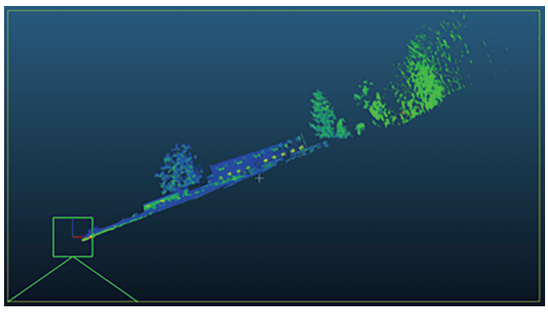
图 16 地块点云地图整体图

Fig. 16 Overall plot point cloud maps

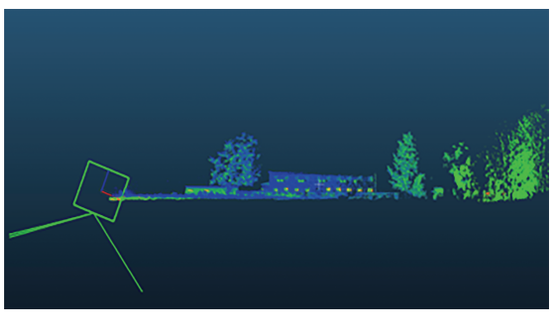
3.2 点云预处理

以小麦幼苗期点云图为例，图 17 为坐标变换前后的点云，可知坐标变换消除了先前由于倾斜安装时的角度偏差，实现了地图与作物生长方向的对齐。

对矫正后的点云进行感兴趣区域裁剪，将外界的树木等其他因素去除，图 18 为裁剪后的点云，其颜色为点云强度的值，强度越大颜色越偏红。其范围为 6.6 m×3.6 m，点云数量为 505 528，相较于直接使用激光雷达的每秒 10 万个点，其点云密度更大。



（a）坐标变换前



（b）坐标变换后

图17　点云坐标变换

Fig. 17　Point cloud coordinate transformation

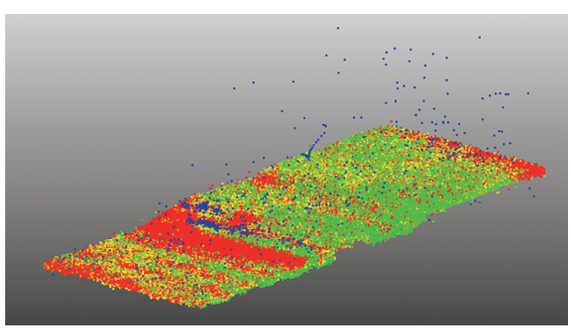


图18　裁剪后的点云（505 528个点）

Fig. 18　Cropped point cloud

通过基于Octree的均匀下采样之后，首先是点云的点数量显著降低，由50万个点降低到12万个点，其次在降低点数量的前提下，点云的形状特征也保留了下来。如图19所示，经过测试，选择了等级为7的Octree采样等级（等级越低采样后的点云数量越少，分辨率越小）。

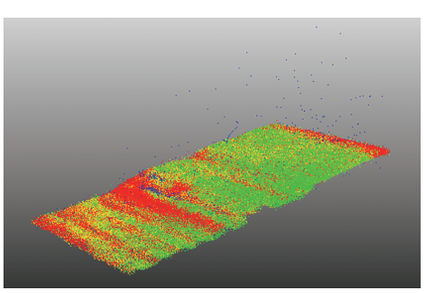


图19　Octree下采样后的点云（125 807个点）

Fig. 19　Point cloud after sampling under Octree

可见其空中还是有许多噪点和离群点，再经过SOR滤波后，如图20所示，干扰点云都被滤除，小麦点云主体变得更加“干净”，露出了主要的小麦特征。

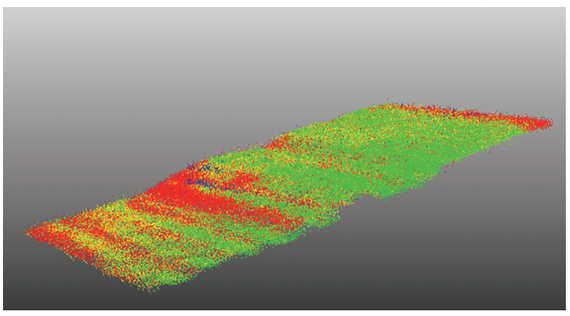
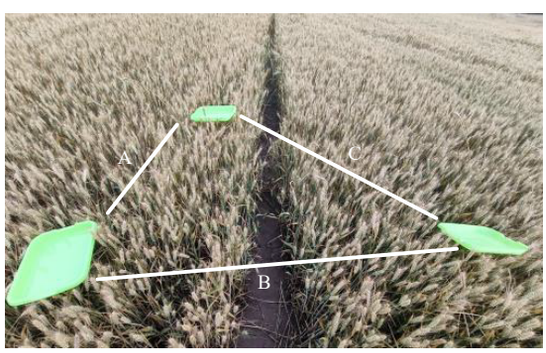


图20　SOR统计滤波后的点云

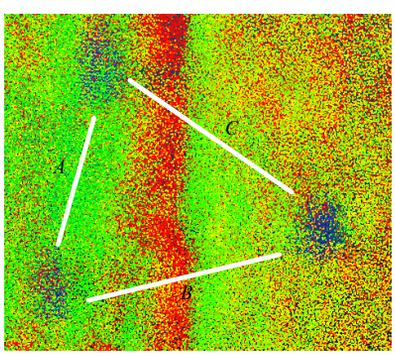
Fig. 20　Point cloud after SOR statistical filtering

3.3　点云地图构建效果

在前期采集过程中加入了标靶盘，在麦田中放入20 cm×2 cm的长方形低反射率靶盘，使用卷尺测量如图21的3个盘子的相对位置距离，记为D_{real-i}，在Cloudcompare中人工选取对应点位点，计算位置距离记为D_{map-i}，每个点位测3次取平均值记录分析。



（a）小麦实地地图



（b）小麦点云地图

图21　地块点云地图整体图

Fig. 21　Overall plot point cloud maps

由表2可知，该种采集模式，在当前数据对照情况下，最大误差达为0.08 m，均方根误差为0.04 m，R^2为0.916。利用相关分析研究田间实测距离分别和地图测量距离之间的相关关系，使用Pearson相关系数表示相关关系的强弱情况。具体分析可知：田间实测距离和地图测量距离之间的相关系数为0.957，并且呈现出0.01水平的显著性，因而说明田间实测距离和地图测量距离之间有显著的正相关关系。该结果表明使用激光SLAM的方法可以构建精准的田间地图，地图与现实环境的拟

表 2 点云地图构建效果对比

Tab. 2 Comparison of point cloud map building effect m

测量次数	待测点位	田间实测距离	地图测量距离	误差
第 1 次	*A*	1.33	1.41	0.08
	B	1.56	1.59	0.03
	C	1.64	1.62	0.02
第 2 次	*A*	1.35	1.28	0.07
	B	1.58	1.63	0.05
	C	1.66	1.71	0.05
第 3 次	*A*	1.30	1.22	0.08
	B	1.56	1.58	0.02
	C	1.66	1.66	0.00

合程度较好。不需要后配准的操作，采集速度快，是田间高精度三维地图构建的一种有力方法。

3.4 冠层高度构建效果

3.4.1 法向量的稳定构建

在冠层高度构建的过程中，首先是法向量的构建和垂直度计算。在此过程中，第 1 步就是确定搜索范围，搜索范围会直接影响到最终估计值，搜索范围太小用于估计的点集就会少，造成局部特征显著，影响整体法向量的一致性。但如果搜索范围太大，又会造成过拟合，破坏全局特征，同时点云地图的密度不均匀性也会对法向量提取产生影响，所以选取合适的搜索范围对于获得理想的法向量估计是至关重要的。

为了探究点云半径选取的有效性，本研究对比不同密度、不同扫描半径下的法向量提取表现情况。首先从构建的点云地图中选取了 1 块范围为 6.6 m×3.6 m 的研究区域，初始点云数量为 505 528 个（生长前期的小麦），其中包含了地面点云区域和植物生长点云区域。其通过前处理后的高度设色点云如图 22 所示，该视角为俯视图。

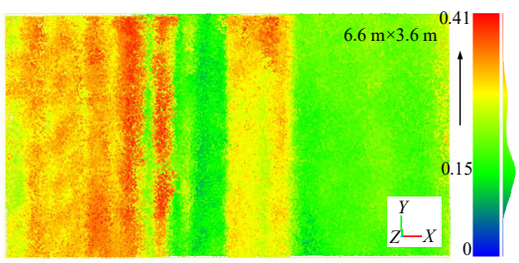
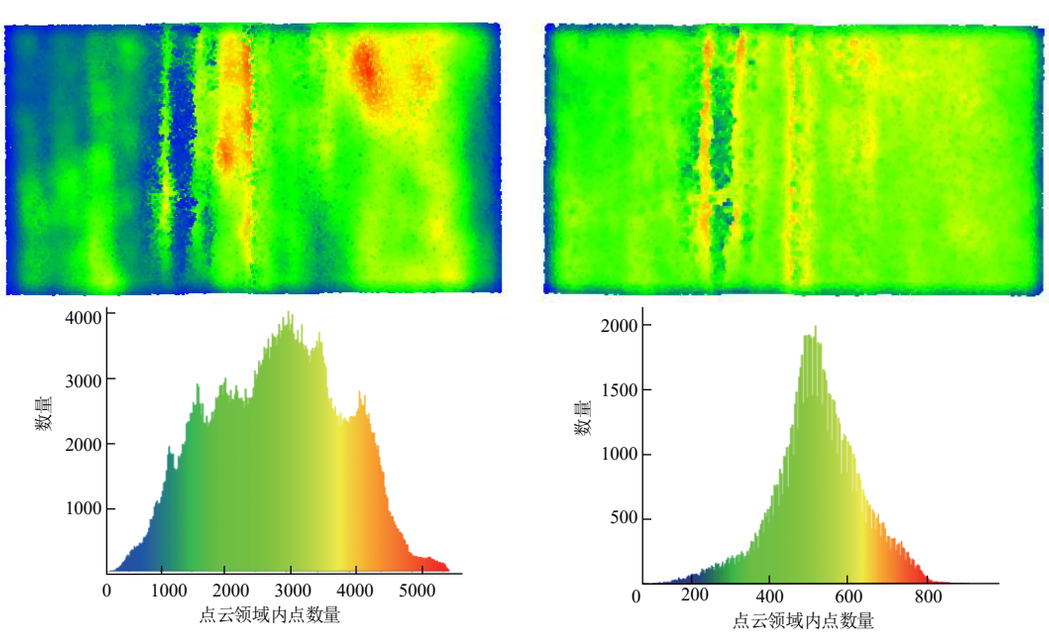


图 22 研究区域点云

Fig. 22 Point cloud of study area

点云地图由于地形差异、扫描时间和距离差异，不同区域的点云密度不相同，对法向量的计算造成了干扰。现统计了点云领域内点的数量来反映点云密度 P，图 23 为点云密度分布图。



（a）原始 （b）下采样后

图 23 点云密度分布图

Fig. 23 Point cloud density distributions

由图 23 可以看出，在原始地图的情况下，点云密度分布范围不均匀，如图 23a 所示，即使在相同点云形态结构下，右上角的红色点云区域部分仍然存在着区域性的密度差异，该地块整体密度为 151~5 599 个，高斯分布密度均值为 2 849.76 个、标准差为 1 047.46 个。从分布直方图来看，其形状虽然接近高斯分布，但尖峰边缘过渡不连续，存在阶段性的落差。为了优化该情况，使用了前文中的 Octree 下采样进行处理，在等级为 7 的下采样操作后，从密度分布图直观来看，尤其从原始点云中的右上角红色点云区域对比来看，其比原始点云分布更均匀，颜色深度对比差别更小。从直方图来看，图 23b 密度为 93~982 个，高斯分布的密度均值为 572.93 个、标准差为 118.21 个。该操作减少了点云密度，又能使点云密度的分布更加贴合高斯分布，所以本研究的后续算法流程都在此基础上进行。

为了同时探究点云搜索半径 R、点云密度 P 对算法构

建的精准性，依据特征提取情况指标和计算时间指标来合理选择点云搜索半径，首先计算区域点云的垂直度分布图，以半径R和点云密度P为变量进行对比，如图24所示。

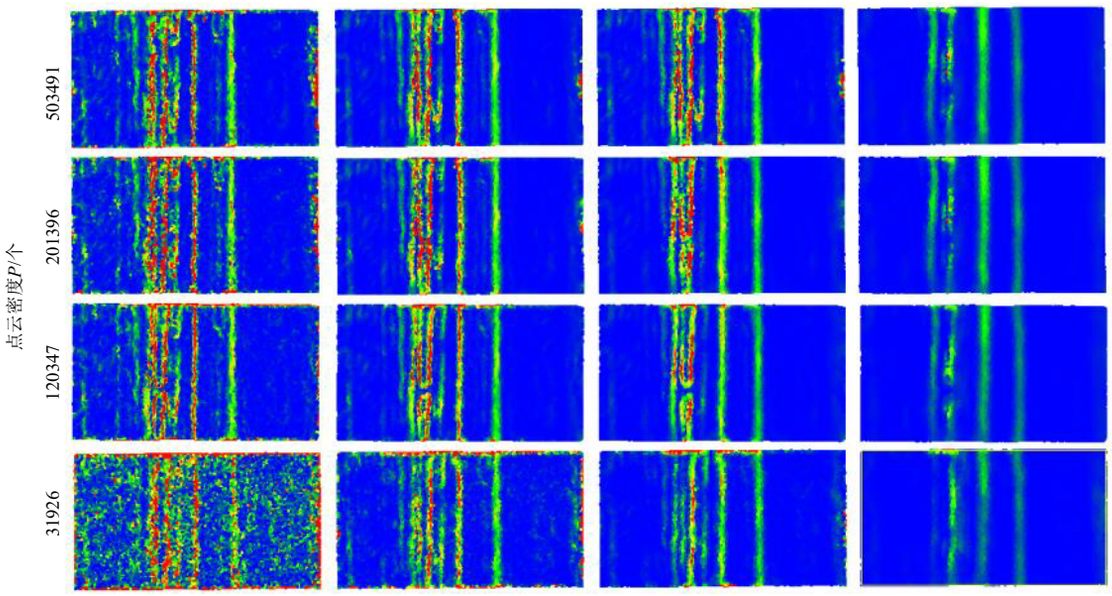
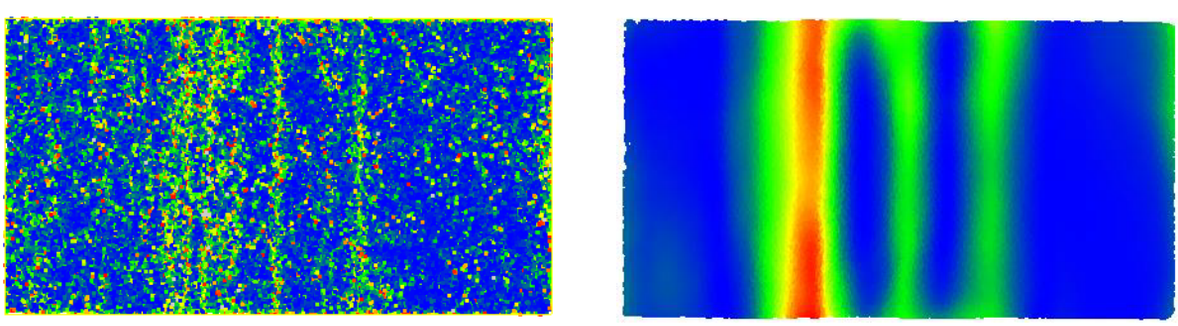


图24　点云垂直度分布对比

Fig. 24　Comparison of point cloud verticality distribution

本研究选择了多种点云搜索半径和点云密度组合，从点云垂直度分布图的角度进行展开，如图24中横坐标选取从0.1~0.3 m的半径情况，点云密度从高到底依次是：原始点云、随机采样的点云、Octree下采样7级点云、Octree下采样6级点云。图24的图像都是经过经验值和多轮测试后筛选的合理范围，密度太小就会丢失信息，点云搜索半径不在合理区间也会出现特征提取失败和过度拟合的特点，如图25所示。



(a) R=0.05 m　　(b) R=1.00 m

图25　2种极端搜索半径示意图

Fig. 25　Schematics of the two extreme search radius

因此半径的选取应该有上下阈值，控制在一个合理的范围。针对本文中水平面与垂直面的垂直面信息不同，探究法向量半径的选取效果。如图24所示，首先直观地比较密度对法向量的影响，按列的方式总体来看，在搜索半径相同时，点云密度越小，图中作物边界信息特征提取越杂乱，这是因为不合理的低密度点云会丢失部分信息。从每行的角度出发，对于不同的半径，其提取的特征展示了局部到全局的变化，在0.1 m半径下，垂直分布图的左侧就会显现出小麦种植行的信息，精确到了植株行间的特征体现。当半径增加时，这些局部特征就会不断掩盖，在半径不断增加的过程中，如图24中的半径为0.05 m和0.2 m时，位于中间作物地块的边缘也越来越清晰，不会受到局部小特征的干扰 。但是在增加到0.3 m的时候，中间作物地块的边缘虽然不受局部小特征的干扰，此时其边缘出现了增粗模糊的现象，这就表明正向全局特征进行转变。边缘的模糊就会导致作物点与地面点的错误区分，进而影响区域法向量的准确表达，所以为了准确提取合适的特征区域，就要明确点云搜索半径与局部特征与全局特征的关系。

如图26所示，通过2个地块，研究目标区域点云的搜索半径R和垂直度量程的关系，图中展示了对于地块1，当点云搜索半径为0~0.3 m时，垂直度量程都接近于1；而在0.3 m附近，垂直度阶梯式下降，一直下降到垂直度0.2以下，不断收敛于0。对于地块2，垂直度阶下降则

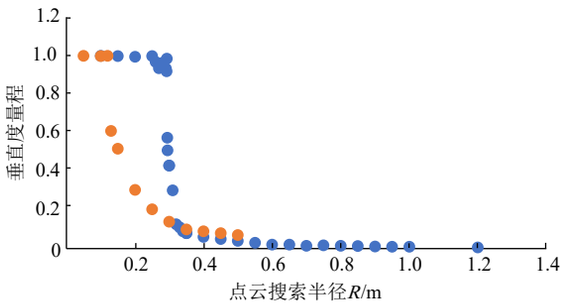


图 26 点云搜索半径与垂直度量程的关系

Fig. 26 Point cloud search radius versus perpendicularity range

是发生在0.10~0.3 m。在研究中发现垂直度量程可以很好地反映特征提取的范围性效果，当以低搜索半径进行搜索时，在结构复杂的田间作物点云中，局部高垂直度点云就会偏多；增加半径时，全局性就会不断占据主要作用，会出现平均化的效果，整体垂直度会下降，当在0.3 m附近出现了局部特征到全局特征的转变。表明了在选取田间地块法向量的过程中，需要在垂直度特征转变到全局特征之前进行，并尽量靠近变化区域。

同时法向量的运行时间与点云搜索半径R也有很大关系，如图27所示，运行时间T随着点云搜索半径R的增加而增加，其本身的数据形式符合直线拟合模型和指数拟合模型，在0~1 m区间，指数分布更加具有相关性。

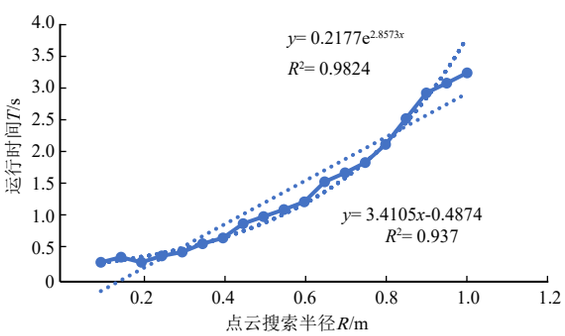


图 27 法向量运算时间与搜索半径的关系曲线

Fig. 27 Relationship between normal vector operation time and search radius

综合来看，在法向量计算的过程中，需要考虑点云搜索半径和点云密度的选择情况。在本研究中待测区域点云通过下采样手段，使得点云密度锁定在了一定区域，更加符合高斯分布，减少因为密度分布差异太大导致的法向量计算不精确问题；在半径R的选择中，需要结合局部特征提取效果和运算时间的因素，根据上述内容，本研究法向量半径应处于0.1~0.3 m效果较好，既能够很好地稳定计算法向量，又能够考虑时间成本。可以根据不同地块情况，选取范围内的相关半径值，在本研究中使用的地块，选取0.15 m表现较好。

3.4.2 新高度模型的稳定构建

首先是地面提取效果的验证，选取了前述算法介绍时的点云地图进行算法准确性验证，选取了模型拟合法和直接高度法进行对比分析，图28为通过相关算法提取的地面点云。

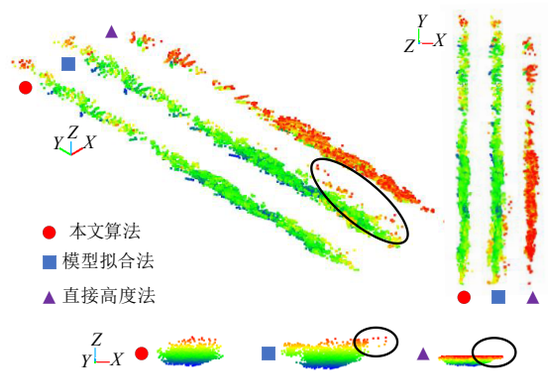


图 28 地面提取的算法效果对比

Fig. 28 Comparison of algorithmic effects for ground extraction

从图28可以看出，3种算法都可以对地面点云进行提取，但是提取细节上存在差异。本文算法是从模型拟合法演化而来，二者整体地面形状类似；直接高度法会对Z轴方向点云进行裁剪，此过程依赖于人工对地面点的精准把握，会出现一刀切的效果。从地面点提取的效果来看，本文算法相较于模型拟合法，在飘浮噪点的控制上效果更好，如图29框选中的部分点云为地面错分点，这些点来自于地面附近的作物点、杂物点。模型拟合法采用的是RANSAC算法，可以估计出点云中大概率位于一个平面的平面点，其针对地面出现坡度等问题，难以对地面进行准确估计。本文算法的处理效果显得更加干净，错分点较少。

选取小麦2个重要生长周期的点云地图进行算法准确性验证，验证其在不同时期的提取精度。时期主要包括幼苗期、灌浆期，幼苗期虽然可以露出作物行间的土地，但作物平均较矮，与地面高度贴近；灌浆期主要是闭合的冠层遮挡了根部，需要估计地面坐标。选择对比人工测量值、直接高度模型、本文算法对冠层高度的估计，作物高度都以H_{98}百分位数进行估计。如图29所示，以同一区域的不同时间生长情况的点云地图展开验证。

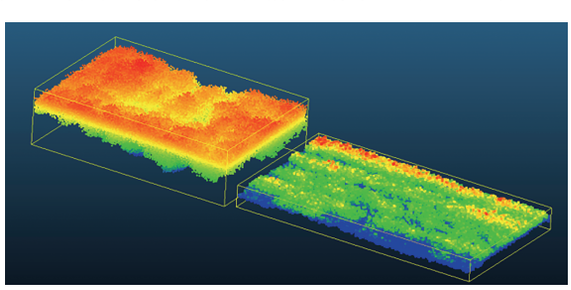


图 29 不同时期作物点云图

Fig. 29 Crop point cloud maps at different times

如表3所示，在幼苗期测得该地块平均高度为29.4 cm，灌浆期为80.4 cm；直接高度模型为23.4 cm和74.8 cm；本文方法为26.4 cm和77.4 cm。综合来看，二者都与人工测量线性相关，但本文方法所得到的平均值比直接高度模型更接近人工测量真值。值得注意的是

二者的植株高度均低估了实际高度，该现象与前人的研究[19]相似，是由于道路地面杂物太多造成点云估计上移，对地面点进行了高估，导致整体冠层高度下降。

表3　冠层高度提取值对比

Tab. 3　Comparison of canopy height extraction effects　m

生长时期	人工测量值	直接高度模型计算值	本文算法计算值
幼苗期	0.27	0.20	0.23
	0.30	0.23	0.27
	0.33	0.27	0.29
	0.28	0.23	0.24
	0.29	0.24	0.29
灌浆期	0.81	0.71	0.77
	0.75	0.73	0.72
	0.78	0.72	0.75
	0.85	0.83	0.83
	0.83	0.75	0.80

同时对二者进行Spearman相关性分析，人工测量作物冠层高度和直接高度模型计算值之间的相关系数为0.930，并且呈0.01水平的显著性，因而说明人工测量作物冠层高度和直接高度模型计算值之间有着显著正相关关系。人工测量和本文算法之间的相关系数为0.979，并且呈现出0.01水平的显著性，因而说明人工测量和本文算法之间有着更加显著的正相关关系。

方差分析结果如图30所示，本文算法组间差为0.661，直接高度模型的组间差为0.672，同时本文算法总离差为0.661，直接高度模型总离差为0.672，本文算法的差异幅度情况较低，估计精度较高。

4　结论

（1）开发了一套田间多传感器数据采集装置，以自走式车辆为移动载体，利用三轴云台为增稳机构，构建了一套激光雷达和IMU紧耦合点云采集系统，通过ROS系统接入通信和控制信号。可以实现田间点云的稳定采集，其运行速度可达1.5 m/s，每分钟可采集405 m^2。

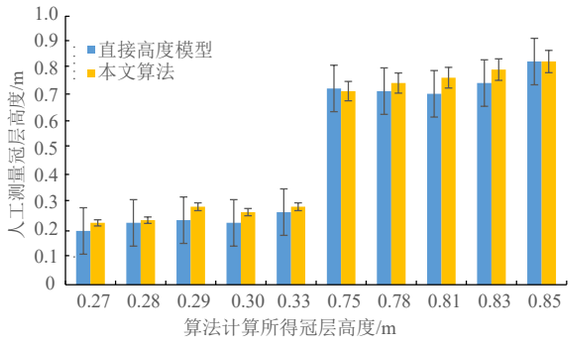


图30　不同算法与人工测量方差对比

Fig. 30　Comparison of different algorithms and manual measurements

（2）提出的基于SLAM技术的田间三维点云地图采集方法，展现了高效率的数据采集能力、广泛的覆盖范围，且避免了额外的配准操作和标靶部署，成功实现了均方根误差控制在4 cm以内的高精度三维地图重建。为后续田间作物性状采集平台的开发提供了有效的思路。

（3）提出了一种基于垂直度和高度模型的地面区域精准提取方法，针对小麦生长期间根部点云难以获取，使用点云PCA分析计算点云法向量进行垂直度计算，成功分割出不规则的地面点，利用地面稳定拟合平面计算新的冠层高度模型，所提取的冠层高度与人工测量值的相关系数达到0.979，能够稳定精准地提取小麦冠层高度。

参　考　文　献

[1]　刘伟，李胜男，阮双，等. 我国小麦育种主要进展与展望[J]. 大麦与谷类科学，2023，40(2)：1－6.
LIU Wei，LI Shengnan，RUAN Shuang，et al. Progress and prospect of wheat breeding in China[J]. Barley and Cereal Sciences，2023，40(2)：1－6.（in Chinese）

[2]　程曼，袁洪波，蔡振江，等. 田间作物高通量表型信息获取与分析技术研究进展[J]. 农业机械学报，2020，51(增刊1)：314－324.
CHENG Man，YUAN Hongbo，CAI Zhenjiang，et al. Review of field-based information acquisition and analysis of high-throughput phenotyping[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2020，51(Supp.1)：314－324.（in Chinese）

[3]　张慧春，周宏平，郑加强，等. 植物表型平台与图像分析技术研究进展与展望[J]. 农业机械学报，2020，51(3)：1－17.
ZHANG Huichun，ZHOU Hongping，ZHENG Jiaqiang，et al. Research progress and prospect in plant phenotyping platform and image analysis technology[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery，2020，51(3)：1－17.（in Chinese）

[4]　康凯. 自走式田间作物表型信息获取平台设计[D]. 保定：河北农业大学，2021.
KANG Kai. Design of self-propelled field crop phenotyping information acquisition platform[D]. Baoding：Hebei Agricultural University，2021.（in Chinese）

[5]　GU Y，WANG Y，GUO T，et al. Assessment of the influence of UAV-borne LiDAR scan angle and flight altitude on the estimation of wheat structural metrics with different leaf angle distributions[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2024，220：108858.

[6]　季宇寒，徐弘祯，张漫，等. 基于激光雷达的农田环境点云采集系统设计[J]. 农业机械学报，2019，50(增刊)：1－7.
JI Yuhan，XU Hongzhen，ZHANG Man，et al. Design of point cloud acquisition system for farmland environment based on LiDAR[J].

Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2019. 50(Supp.1): 1 - 7. (in Chinese)

[7] 赵润茂,范国帅,陈建能,等. 田间茶树冠层三维信息获取及其高度和轮廓表达方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 234 - 241,358.
ZHAO Runmao, FAN Guoshuai, CHEN Jianneng, et al. Describing height and outline of tea canopy in natural field with 3D sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 234 - 241,358. (in Chinese)

[8] 苗艳龙, 彭程, 高阳, 等. 基于地基激光雷达的玉米株高与茎粗自动测量研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊): 43 - 50.
MIAO Yanlong, PENG Cheng, GAO Yang, et al. Automatic measurement of plant height and stem thickness of maize based on terrestrial laser scanning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 43 - 50. (in Chinese)

[9] 刘开辉. 基于激光雷达的植株高度测量方法研究[D]. 南京:南京信息工程大学, 2021.

[10] PÉREZ-RUIZ M, PRIOR A, MARTINEZ-GUANTER J, et al. Development and evaluation of a self-propelled electric platform for high-throughput field phenotyping in wheat breeding trials[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 169: 105237.

[11] 程曼, 蔡振江, NING WANG, 等. 基于地面激光雷达的田间花生冠层高度测量系统研制[J]. 农业工程学报, 2019, 35(1): 180 - 187.
Cheng Man, CAI Zhenjiang, Ning WANG, et al. System design for peanut canopy height information acquisition based on LiDAR[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(1): 180 - 187. (in Chinese)

[12] 邱小雷, 方圆, 郭泰, 等. 基于地基LiDAR高度指标的小麦生物量监测研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(10): 159 - 166.
QIU Xiaolei, FANG Yuan, GUO Tai, et al. Monitoring of wheat biomass based on terrestrial LiDAR height metric[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(10): 159 - 166. (in Chinese)

[13] BLANQUART J E, SIRIGNANO E, LENAERTS B, et al. Online crop height and density estimation in grain fields using LiDAR[J]. Biosystems Engineering, 2020, 198: 1 - 14.

[14] WALTER J D C, EDWARDS J, MCDONALD G, et al. Estimating biomass and canopy height with LiDAR for field crop breeding[J]. Frontiers in Plant Science, 2019, 10.

[15] DEERY D, JIMENEZ-BERNI J, JONES H, et al. Proximal remote sensing buggies and protential applications for field-based phenotyping[J]. Agronomy, 2014,4(3):349 - 379.

[16] 施凌天, 丁国辉, 夏云鹏, 等. 结合激光雷达和三维性状分析的田间小麦产量分级研究[J]. 南京农业大学学报, 2023, 46(6): 1011 - 1021.
SHI Lingtian, DING Guohui, XIA Yunpeng, et al. Combining backpack LiDAR and 3D trait analysis to enable in-field yield classification in wheat[J].Journal of Nanjing Agricultural University, 2023, 46(6): 1011 - 1021. (in Chinese)

[17] 刘东明. 基于背包激光雷达点云在城市公园单木参数提取中的应用研究[D]. 连云港: 江苏海洋大学, 2022.
LIU Dongming. Application research of single-tree parameters extraction in urban parks based on backpack LiDAR point cloud[D]. Lianyungang:Jiangsu Ocean University, 2022. (in Chinese)

[18] 薛光辉, 李瑞雪, 张钲昊, 等. 基于3D激光雷达的SLAM算法研究现状与发展趋势[J]. 信息与控制, 2023, 52(1): 18 - 36.
XUE Guanghui, LI Ruixue, ZHANG Zhenghao, et al. State-of-the-art and tendency of SLAM algorithms based on 3D LiDAR[J]. Information and Control, 2023, 52(1): 18 - 36. (in Chinese)

[19] ZANG J, JIN S, ZHANG S, et al. Field-measured canopy height may not be as accurate and heritable as believed: evidence from advanced 3D sensing[J]. Plant Methods, 2023, 19(1): 39.

[20] KHORSANDI A, TANINO K, NOBLE S D. The effects of sampling and instrument orientation on LiDAR data from crop plots[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14:1087239.

[21] ZHU F, REN Y, ZHANG F. robust Real-time LiDAR-inertial initialization[C]//2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2022: 3948 - 3955.

[22] Wei X ,Fu Z .FAST-LIO: A Fast, Robust LiDAR-inertial odometry package by tightly-coupled iterated Kalman filter[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 3317 - 3324.

[23] 杨军建, 吴良才. 基于 RANSAC 算法的稳健点云平面拟合方法[J]. 北京测绘, 2016(2): 73 - 75,79.
YANG Junjian, WU Liangcai, Robust plane fitting of point clouds based on RANSAC[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2016(2): 73—75,79. (in Chinese)

[24] WEINMANN M, JUTZI B, MALLET C. Semantic 3D scene interpretation: a framework combining optimal neighborhood size selection with relevant features[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2014, II-3: 181 - 188.

[25] RAUS J L, KEFAUVER S C, VERGARA-DÍAZ O, et al. Crop phenotyping in a context of global change: what to measure and how to do it[J]. Journal of Integrative Plant Biology, 2022, 64(2): 592 - 618.