

基于环绕式无人车表型平台和同源传感阵列的田间原位表型数据融合解析方法

李英伦^{1,2} 蔡诗辰^{1,2} 张延宇^{1,2} 朱永基^{1,2} 马锐涛^{1,2} 樊江川^{1,2} 郭新宇^{1,2}

(1.北京市农林科学院信息技术研究中心,北京 100097; 2.国家农业信息化工程技术研究中心,北京 100097)

摘要: 作物表型信息的高通量、精准采集与解析是现代农业育种与精准栽培技术体系的基础。然而,田间复杂环境下传统人工测量方式存在效率低、劳动强度大、主观误差高等局限,难以满足大规模、多性状、连续时序的表型获取需求。为此提出了一种基于环绕式无人车表型平台与多模态同源传感阵列的田间原位表型数据融合解析方法。该平台集成了 RGB 相机、深度相机、近红外和同源传感器,能够实现对作物目标的多角度、立体化原位观测。围绕田间复杂环境下的多源异构数据处理难题,设计了系统的表型信息融合流程,包括图像预处理、深度信息提取、三维重建、时序跟踪与特征解析等关键技术模块,实现了对株高、冠层结构、空间分布等核心表型特征的高精度提取与动态重构。以田间玉米为对象的实地试验表明,该平台可在不同生育时期稳定、连续地获取高质量的多模态表型数据,重建模型的株高测量结果与人工测量高度相关,平均误差控制在 5 cm 以内,验证了方法的准确性与鲁棒性。与传统单点或机械旋转式观测方式相比,该平台具备更高的田间适应性与作业灵活性,可实现快速部署和高效作业,为大规模田间表型数据的采集和解析提供了有效技术支撑。本研究提出的环绕式无人车表型观测与多模态数据融合方法,为农作物育种和精准农业提供了一种高通量、低扰动、可扩展的田间原位表型组学技术解决方案。

关键词: 玉米; 作物表型; 无人车平台; 多模态传感; 数据融合; 三维重建

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)01-0019-11

OSID:



Method for Fusion Analysis of In-situ Field Phenotyping Data Based on Surrounding Unmanned Vehicle Phenotyping Platform and Homologous Sensor Arrays

LI Yinglun^{1,2} CAI Shichen^{1,2} ZHANG Yanyu^{1,2} ZHU Yongji^{1,2} MA Ruitao^{1,2} FAN Jiangchuan^{1,2} GUO Xinyu^{1,2}

(1. Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China

2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China)

Abstract: High-throughput and precise acquisition and analysis of crop phenotypic information are fundamental components of modern agricultural breeding and precision cultivation systems. However, traditional manual measurements in complex field environments are limited by low efficiency, high labor intensity, and strong subjectivity, making it difficult to meet the growing demand for large-scale, multi-trait, and time-series phenotyping. To address these challenges, an in-field phenotypic data fusion and analysis method was proposed based on a ring-shaped unmanned vehicle phenotyping platform and a multimodal homogeneous sensor array. The platform integrated multiple homogeneous sensors, including RGB and depth cameras, enabling multi-angle and three-dimensional in situ crop observations. A systematic multi-source heterogeneous data fusion workflow was designed, consisting of image preprocessing, depth information extraction, 3D reconstruction, temporal tracking, and feature analysis, to achieve accurate extraction and dynamic reconstruction of key phenotypic traits such as plant height, canopy structure, and spatial distribution. Field experiments were conducted on maize plants at multiple growth stages. The results demonstrated that the proposed platform can stably and continuously acquire

收稿日期: 2025-10-17 修回日期: 2025-11-03

基金项目: 国家自然科学基金项目(32330075)、国家重点研发计划项目(2022YFD2002300)和北京市农林科学院协同创新中心建设项目(KJX20240406)

作者简介: 李英伦(1992—),男,博士后,助理研究员,主要从事植物表型组学研究,E-mail: leeyinglun@163.com

通信作者: 郭新宇(1973—),男,研究员,主要从事植物表型组学研究,E-mail: guoxy@nrcita.org.cn

high-quality multimodal phenotypic data. The reconstructed plant height measurements showed a high correlation with manual measurements, with an average error within 5 cm, verifying the accuracy and robustness of the method. Compared with conventional single-view or mechanically rotating observation methods, the proposed platform exhibited superior adaptability to field environments, allowing rapid deployment and efficient operation, thereby providing an effective technical foundation for large-scale in-field phenotyping. Furthermore, the platform's advantages were discussed in terms of portability, scalability, timeliness, and automation, and envisions future developments toward embodied intelligence and autonomous phenotyping. The proposed ring-type unmanned vehicle platform and multimodal data fusion method can provide a high-throughput, low-disturbance, and scalable technical solution for in-field crop phenomics, supporting modern crop breeding and precision agriculture.

Key words: maize; crop phenotyping; unmanned vehicle platform; multimodal sensing; data fusion; 3D reconstruction

0 引言

随着全球人口持续增长和气候变化带来的挑战,提高农作物产量和抗逆性的任务愈发紧迫。作物育种对高质量表型数据的依赖日益提高^[1-2],但长期以来田间表型测量技术的发展相对滞后,传统田间表型获取主要依赖人工观测和简单工具测量,不仅费时费力,而且受人为主观影响,难以客观准确地评价大规模群体的性状差异^[3-4]。这种表型获取能力的不足已成为制约作物遗传改良和精准农业发展的主要瓶颈之一^[5]。

为了解决上述问题,高通量植物表型(High-throughput-plant-phenotyping, HTPP)技术应运而生^[6-7]。近年来,研究者发展了多种田间高通量表型平台^[8-9],包括安装在拖拉机上的传感器系统、手推或自走的小车、固定轨道式系统、缆索悬挂系统,以及各种自主移动的地面机器人等^[10]。其中,田间自主移动机器人(又称表型机器人)因其灵活机动、不受轨道限制且可多传感器融合的特点^[11],成为研究热点。相较于固定式表型平台,地面表型机器人无需建设固定基础设施,可灵活行驶于不同地块;相较于无人机等空中平台^[12],地面机器人虽然单次作业覆盖面较小,但可通过部署多台协同工作提升通量,同时机器人能够搭载多种类型传感器^[13],从距离作物更近的位置获取高分辨率的数据。这使其能够在器官、单株尺度上提取精细的表型信息,有助于精准解析作物性状^[14]。例如,德国博世公司的BoniRob 机器人^[15]作为早期表型机器人代表,可以在田间围绕玉米、小麦等作物自主行走,通过可调节轮距和机械臂来实现对单株作物冠层表型的全方位采集。此后,各国研发了多款田间表型机器人平台,如澳大利亚的Ladybird 机器人^[16]配备了太阳能板供电,挪威的Thorvald II 机器人^[17]具有跨行作业能力等,每种平台在结构设计和功能侧重上各具特色,体现出田间表型平台向着多样化和智

能化方向的发展^[18]。

国内对田间表型机器人的研究也发展迅速。浙江大学唐政等^[19]设计了一款田间作物表型获取无人车平台,可搭载高光谱相机、多光谱相机和热成像仪等多种光学表型设备,并针对复杂农田路况优化了底盘通过性。南京农业大学等单位也研制了轻量化的无人车田间表型平台,提高了在松软土壤和复杂条件下作业的稳定性^[20]。现有平台大多能够在田间行进过程中同步获取多源传感数据,实现对株高、冠层几何、生长状态等性状的无损检测^[21]。然而,目前已有的田间表型平台仍存在一些不足:有的平台仅能沿作物行方向获取单侧或顶部视角的数据,难以全面表征作物全株结构^[22];部分平台传感器单一,难以同时获取作物的形态和生理多方面信息;另外,不同模态数据的校准对齐和融合解析也是一大技术挑战^[23]。如果能开发一种能够环绕作物获取全方位数据并融合多模态信息的表型平台,将有助于更全面地表征作物表型性状,提高数据获取的准确性和丰富度^[24]。

基于此,本文提出一种以环绕式无人车平台为载体、集成多模态同源传感阵列的田间原位表型数据融合解析方法。在田间环境下对作物进行360°环绕观测,同时获取可见光图像、深度数据、热红外图像和超声波距离等多源信息,经由统一的时空同步和融合算法,重建作物的三维结构并提取关键表型参数。

1 材料与方法

1.1 平台构架与传感器配置

构建的环绕式田间表型观测平台采用四轮独立驱动的无人车作为移动载体,其结构如图1所示。平台底盘经过轻量化和减振设计,以适应农田松软不平的地表环境和作业过程中可能遇到的障碍。图2展示了无人车表型平台在田间的实际作业情况。四轮驱动和较高的离地间隙保证了平台在田垄

间的越野行驶能力^[25],同时配备差速转向或全向转向机制,以实现小转弯半径,便于围绕单株或小区作物进行环绕测量。底盘上安装有可升降的传感器架,采用电动推杆调整高度,使传感器阵列能够根据作物高度进行垂直方向位置优化。为确保田间长时间作业的续航,平台配备了大容量锂电池组,并搭载辅助供电模块,能够支持平台连续工作数小时以上;各传感器和计算单元由独立的直流稳压电源供电,并设计了电源管理系统以防止电压波动对传感器数据稳定性的影响。

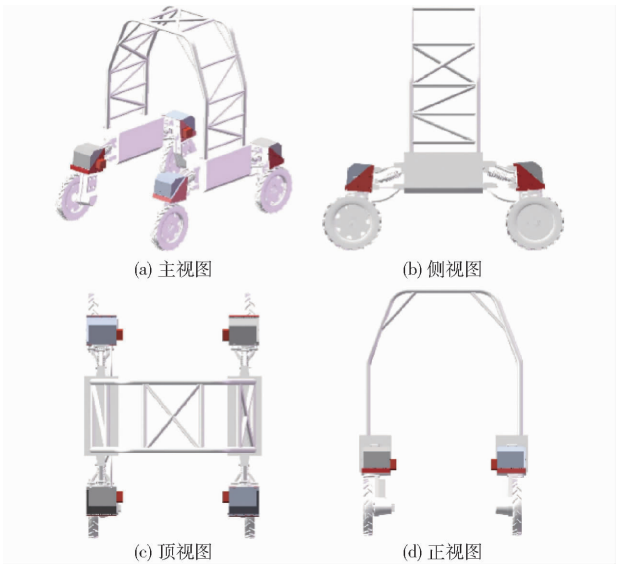


图 1 环绕式无人车表型平台结构图

Fig. 1 Circular unmanned vehicle platform structural diagrams



图 2 环绕式无人车表型平台在玉米田间试验工作场景

Fig. 2 Working scenario for omnidirectional unmanned vehicle platform during corn field trials

传感器阵列的配置遵循“同源”原则,即各传感器安装在同一刚性载体上,经过统一标定后共享坐标系原点,从而保证不同传感器采集的数据在空间上相互对应。平台搭载的多模态传感器包括:RGB 相机,用于获取可见光彩色图像,分辨率 1 280 像素 × 720 像素,水平视场角约 70°,相机安装在传感器架的前端,通过调节其俯仰角可以采集不同角度的作物图像;深度相机,采用基于飞行时间 (ToF) 的深度传感器 (例如微软 Azure Kinect),其深度分辨率为 640 像素 × 576 像素,有效测距范围 0.5 ~ 5.0 m,在

户外阴天条件下可稳定输出距离图。深度相机与 RGB 相机采用工厂标定参数进行了内外参标定,使彩色图像与深度图像像素一一对应,可在后续处理中生成带颜色信息的点云。平台还集成了惯性测量单元 (IMU),包括三轴陀螺仪和加速度计,用于记录平台运动状态 (姿态角速度、加速度) 以辅助后续的数据对齐和滤波。所有传感器由车载工控机进行统一控制采集,并通过时间戳同步机制实现数据的同步记录。

整个传感器阵列通过统一的多传感器标定过程,获得各传感器坐标系相对于平台基座坐标系的位姿变换矩阵。标定采用经典方法,例如利用棋盘格标靶同时出现在 RGB 相机和深度相机视野中,获取彩色图和深度图对应关系^[26]。在标定完成后,不同模态传感器的数据可以在同一坐标系下进行融合和比较,即实现“同源”数据采集。传感器阵列还采用遮光罩和减振安装座,以减少环境光变化和机械振动对数据质量的影响。为降低阳光直射对深度相机 IR 投射的干扰,可以在深度相机周围加装展开的遮光帘,在强光下提供一个局部阴影环境,从而显著提高深度数据在中午强光条件下的有效性。

1.2 同源传感器阵列分布式计算采集

单一固定式传感器受限于视场与基线长度,通常只能记录被测植被的局部细节,难以形成对冠层结构与空间关系的全局刻画;若通过增大传感器的目标距离以扩大覆盖范围,成像分辨率按平方反比衰减,导致纹理细节与边缘清晰度显著下降,局部信息的可用性降低。依赖机械运动的多角度成像 (如旋转台、滑轨) 在理论上能够兼顾全局与细节,但其采集时长与姿态稳定性强依赖环境稳态^[27-28]: 田间条件下的日照快速变化、风致摆动与土壤振动不仅引入光照不一致与运动模糊,还会破坏跨角度的几何一致性,进而影响配准与三维重建精度^[29]。因此,此类方法更适用于光照可控、无风扰的封闭暗箱与取样固定场景,难以满足“原位、低扰动、快速出数”的田间表型需求。另一方面,多传感器并行采集的效率受限于主机的物理接口 (USB/千兆以太网等) 与链路带宽,难以在高帧率、高清分辨率下实现大规模并发;数据分散存储于各传感器本地介质亦导致数据汇总延迟,时效性与可追溯性不足^[30],无法支撑面向生产的快速诊断与决策;海量原始影像与流数据若长期累积,存储与传输成本急剧增加,数据清理必须等到离线分析完成后方可进行,显著延迟结果交付。

针对上述瓶颈,本文提出分布式同源传感器阵列的并发采集与边缘计算一体化方案。核心思想是

以“源端一致、节点自治、结果就地化”为原则,通过在空间上多角度分布部署的同构传感器,结合硬件级外触发与统一时钟(PTP/硬触发)实现毫秒级同步采样;每个传感节点内置独立主控(含算力与高速缓存),在本地完成数据预处理、质量评估与要素级推断,仅将结构化结果(特征向量、关键点、稀疏点云、统计量)与必需的元数据上传至中心数据库。该策略显著降低主干链路的带宽占用与集中式算力压力,使“边采集、边解析、边清理”成为可能:原始数据在完成解析与质量验收后可按策略滚动清理或仅保留抽样片段,从而控制全生命周期的存储与传输成本。分布式同源传感器阵列的信号同步示意图如图3所示。

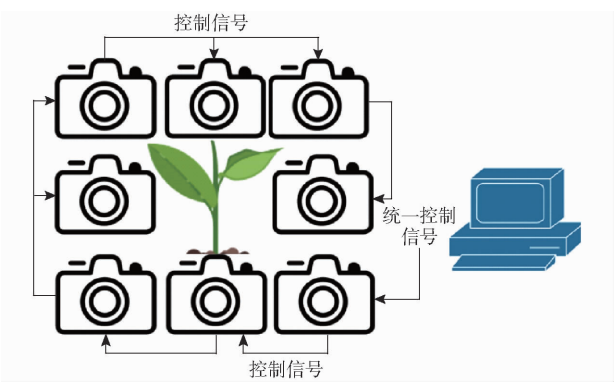


图3 分布式同源传感器阵列分布式部署及菊花链信号同步示意图

Fig.3 Schematic of distributed deployment and daisy-chain signal synchronization for distributed homogeneous sensor arrays

系统在架构上采用“主控主机-节点主控”的两级协同机制,其架构如图4所示。主控主机负责:统一发布外触发节拍与时间基准,保证跨节点帧级对齐;集中下发作业模板(采样频率、曝光/增益、分辨率、编码格式)与场景参数(作物类型、生育期、行向与扫描轨迹);接收节点回传的质量指标(清晰度、曝光直方图、运动模糊评分、GPS/IMU稳定性)与结果摘要,驱动闭环调度与异常处置。节点主控负责:外触发执行与时间戳写入,确保多模态帧间对齐;轻量级预处理(去噪、去畸变、色彩/辐射一致化初值、运动模糊判别);几何/光谱要素快算(例如稀疏匹配点、行向估计、地面/植株二值掩膜、深度或视差引导的稀疏点云);按策略打包并上传结果及元数据(传感器内参外参版本、温度漂移、触发延时、丢帧率),同时在本地执行滚动缓存与日志持久化,支撑事后审计与复算。

为提升田间鲁棒性,方案在硬件与算法两侧引入多重保障。硬件侧,通过同源设计与统一光路(同型号镜头/滤镜)、统一标定流程与刚性安装,减少跨节点系统性偏差;遮光与减振结构抑制强光与

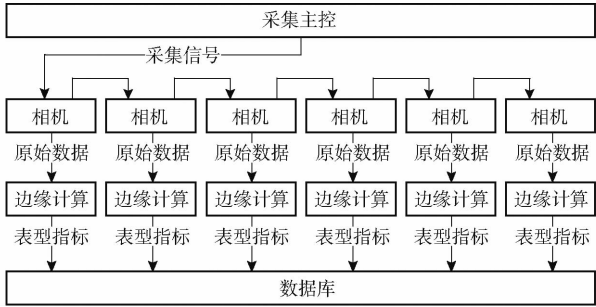


图4 分布式数据传输及信号传输架构图

Fig.4 Distributed data transmission and signal transmission architecture diagram

底盘振动带来的噪声;电源与链路冗余(双电池热插拔、双链路回传)防止长时作业中断。算法侧,建立采集-质控-解析的在线评分闭环:若实时质控分值低于阈值(如清晰度/曝光异常、风扰增大、同步偏差),主控主机可自动下调行进速度、调整曝光/增益或触发局部重采;在多节点场景下,采用任务切片与时空拼接策略,优先融合质量更高的片段,降低整体误差传播。为保证数据易整合与可追溯,所有结果与元数据遵循统一的数据契约(采集配置、时空标签、标定版本、质控指标、不确定度),并记录在链路日志中,便于批量统计与复现实验。传感器实物如图5所示。

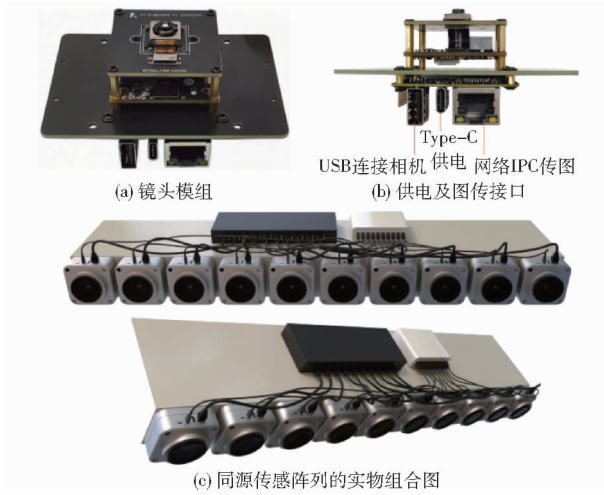


图5 分布式同源传感器阵列

Fig.5 Distributed homogeneous sensor array

在扩展性与经济性方面,方案以模块化与参数化为设计原则:同源节点可按作物与地块规模线性扩容;在不同预算与通量需求下,节点可选择不同算力与存储配置;结果侧支持“要素级摘要优先、必要影像按需回传”的分层回传策略,实现成本-时效-完备度的可调平衡。综合而言,该分布式并发采集与边缘计算方案,在保证严格时间同步与跨节点一致性的同时,显著提升了田间原位表型数据生产的时效性与可维护性,为后续的三维重建、时序解析与

指标反演提供了高质量、低成本的输入基础。

1.3 图像预处理与点云生成

首先,对 RGB 相机采集的可见光图像进行标准化预处理,以保证后续几何与光谱信息融合的稳定性和精度^[31]。预处理环节包括图像去噪、色彩校正以及畸变矫正等多个步骤。其中,图像去噪旨在消除传感器本身热噪声、环境散射光等带来的随机噪声成分,通过高斯滤波或双边滤波可有效保留边缘特征的同时抑制背景噪声;色彩校正利用预设的标准白平衡板与辐射标定参数对图像的亮度与色彩空间进行归一化,保证不同采集时刻与角度下图像的颜色一致性;畸变校正则基于相机内参标定结果,对镜头畸变(包括桶形畸变和枕形畸变)进行反算,确保图像的几何精度满足后续三维几何重建的要求。其计算公式为

$$\begin{cases} x_d = x_u (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + \\ \quad 2p_1 x_u y_u + p_2 (r^2 + 2x_u^2) \\ y_d = y_u (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + \\ \quad p_1 (r^2 + 2y_u^2) + 2p_2 x_u y_u \end{cases} \quad (1)$$

式中 k_1, k_2, k_3 ——径向畸变

p_1, p_2 ——切向畸变

r ——当前像素点到图像主点的径向距离

(x_u, y_u) ——理想的无畸变坐标

随后,将深度相机获取的深度图像与对应时间戳的 RGB 图像进行精确配准。基于传感器标定所获得的内外参,通过像素级映射关系实现两幅图像在同一坐标系下的对齐。对于 RGB 图像中每一个像素点,根据其对应的深度值,可通过针孔成像模型将其反投影到相机坐标系,计算其在三维空间中的坐标 (X, Y, Z) ,并赋予该点对应的 RGB 颜色信息,进而形成稠密的彩色点云集合。该点云数据不仅直观地反映了传感器视场范围内作物个体与周围环境的空间分布,也为后续三维几何特征提取与结构建模奠定了基础。其计算公式为

$$\begin{cases} X = \frac{u - c_x}{f_x} Z \\ Y = \frac{v - c_y}{f_y} Z \\ Z = Z \end{cases} \quad (2)$$

式中 (u, v) ——像素坐标

f_x, f_y ——相机在图像平面 x 轴和 y 轴方向的焦距

(c_x, c_y) ——主点坐标

相机内参为 $\mathbf{K} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$,深度为 Z (以相机坐标

系计,单位 m)。公式(1)为像素的反投影,其正投影计算公式为

$$\begin{cases} u = \frac{f_x X}{Z} + c_x \\ v = \frac{f_y Y}{Z} + c_y \end{cases} \quad (3)$$

考虑到深度相机在复杂田间环境中易受到反光、叶片遮挡以及测量范围限制等因素的影响,常出现深度噪声和空洞缺失^[32-33]。为此,在点云生成后引入了基于体素栅格的滤波与平滑算法。具体而言,通过体素下采样将点云划分为固定尺寸的体素单元,并在每个体素内选取代表性点,有效降低点云密度和计算量,同时去除离群点和孤立点;随后应用邻域插值和平滑算法,对局部小范围的空洞区域进行填补与重构,提升点云的整体连续性和结构完整性。邻域插值公式为

$$\hat{z}(P) = \frac{\sum_{j \in N(P)} w_j z_j}{\sum_{j \in N(P)} w_j} \quad (4)$$

其中 $w_j = \exp \left(-\frac{\|P - P_j\|_2^2}{2\sigma^2} \right)$

式中 P ——需要估值的目标位置

$\hat{z}(P)$ ——在位置 P 处的插值

$N(P)$ —— P 的邻域点集

w_j ——第 j 个点的权重

z_j ——第 j 个点的已知标量值

P_j ——第 j 个点的空间坐标

$\|P - P_j\|_2^2$ —— P 与 P_j 的欧氏距离

σ ——高斯核函数的带宽参数(标准差)

在深度信息校正方面,为进一步提高高度信息的绝对精度,将点云数据与超声波传感器的测距结果进行融合。超声波传感器具有良好的垂直方向测距精度,其输出值可作为深度传感器的外部参考。通过比较两者的测距差值,估计深度相机的系统误差与标定偏差,并对三维坐标进行相应的平移校正,使点云中地面的绝对高度与超声波测距值保持一致。这一过程有效减弱了因深度漂移或标定误差导致的模型整体偏移问题,从而保证了多时相、多角度点云在全局坐标系下的几何一致性,为后续三维重建、冠层结构参数提取及动态变化分析提供了高精度的空间基础数据。

1.4 多角度数据融合与三维重建

平台环绕作物移动的过程中,不同时刻采集的点云包含作物不同视角的局部三维信息^[34]。采用点云配准算法将多帧点云数据在同一坐标系下进行融合叠加,从而重建出作物的完整三维结构^[29]。点

云配准首先基于平台自身的定位数据进行初始对齐:通过里程计推算或视觉/激光里程计,可以得到相邻帧点云对应的相对位姿变换初值。然后采用迭代最近点(ICP)算法对点云进行精配准:选择一帧点云为参考,将另一帧点云经过平移旋转变换叠加,并迭代优化该变换以最小化两个点云的最近邻距离误差。迭代过程在设定精度阈值或迭代次数后结束,输出最佳刚体变换矩阵。将该矩阵应用于第2帧点云,即可与参考帧点云精确对齐。如此对每一帧点云逐帧配准并叠加,最终获得覆盖作物全方位的密集点云模型。为了避免累积误差,还引入回环检测和全局优化:当平台完成环绕回到起点附近时,比对起始帧和末帧点云的位置,利用闭环误差分布到整条轨迹进行全局调整,提升重建模型的一致性。如果实验中采用了显著标志物(如田间标杆)提供空间参考,也可用于锚定点云的绝对尺度和方位。在实际玉米田测试中,在作物周围均匀布置了多个高度已知的标记杆,借助这些标记在点云中的位置,可校准点云模型的尺度和倾斜,使重建的模型更准确地反映真实尺寸。

完成配准融合后的点云数据可能仍包含地面土壤点和杂草点等噪声。为提取纯粹的作物点云,采用基于高度阈值和区域生长的分割算法:首先根据已知地面高度,去除点云中低于地表一定阈值(例如5 cm)以下的点,以滤除大部分土壤点。接着,以剩余点云中的最高点为种子,进行区域生长,将与其在三维空间上相连且距离在一定范围内的点归为作物区域,剔除游离的小点簇。对玉米等直立作物而言,该方法可有效地区分作物和背景,从而获得高质量的作物冠层点云模型。且后续结果表明在进行玉米植株三维点云重建后,可以清晰辨识株高、冠幅等形态特征。

1.5 表型特征提取

在高精度三维点云数据构建完成后,株高(Plant height)作为反映作物个体结构特征和生长状态的核心农艺性状之一^[35],是表型分析中最基础也最重要的指标之一。其测量过程直接关系到后续表型参数估计与作物生长模型构建的准确性。为实现株高的稳定提取,本研究基于作物三维点云的垂直几何信息,设计了一套两阶段的测量与验证方法。

首先,对重建得到的完整作物点云数据进行空间过滤和区域分割,提取目标植株区域,并剔除杂散点和非作物目标。然后对该点云的Z轴坐标分布进行统计分析,获取其高度分布的全局极值。点云中最高点的垂直高度记为 $H_{\max}$,最低点的高度近似视为地面高度 H_{ground} 。考虑到玉米等作物植株的基

部常常并非直接位于地表,而是略高于地面数厘米,因此仅以最低点作为地面基准可能产生偏差。为减小该误差,在实际处理时引入了两种方式确定 H_{ground} :基于点云最低高度的统计近似;结合外部传感器(如深度传感器)获得更精确的地面高程值。利用相机坐标系拟合地面平面 π ,则有

$$\{n, d\} = \operatorname{argmin} \sum_{i \in A} (n^T X_i + d)^2 \quad (|n| = 1) \quad (5)$$

点X到平面的垂直距离为

$$\operatorname{dist}(X, \pi) = \frac{|n^T X + d|}{\|n\|} = |n^T X + d| \quad (6)$$

则株高 H_{plant} 为

$$H_{\text{plant}} = \max \operatorname{dist}(X, \pi) \quad (7)$$

式中 A——所有点的集合

n——平面的法向量

d——平面到坐标原点的有向偏移量

X_i ——用于拟合的地面候选点

$\operatorname{dist}(X, \pi)$ ——点X到拟合地面平面 π 的垂直距离

本研究所采用的株高提取策略具有两方面优势:该方法完全基于点云本身,不依赖复杂的几何建模或人工标注,适用于多类型作物;通过引入外部传感器进行地面基准校正,有效减弱了因植株基部悬空、地表起伏等导致的系统偏差,提高了株高测量的绝对精度。该指标能够直接反映植株在不同时期的生长状态和品种间的生长势差异,也为后续的冠层结构解析、生物量估算以及作物生长模型构建提供了可靠的基础数据支撑。

2 结果与分析

在甘肃省张掖市试验田对所开发的平台和方法进行了田间玉米试验验证。试验田块种植的是玉米杂交种,行距0.6 m,株距0.3 m。试验选择了玉米生长中期(拔节期至抽雄期)的植株作为观测对象,此时植株高度约2 m,群体郁闭度较高。

2.1 田间试验与多角度观测验证

为验证环绕式无人车表型平台在实际田间环境中的适应性和观测能力,对其在玉米密植群体中的运行与多角度观测效果进行了试验验证。图2和图6展示了平台在田间作业过程中的典型场景以及不同角度下的实际观测画面。平台整体采用“四轮独立驱动+高度可调传感器环架”设计,主车体结构紧凑,可在作物种植行间稳定穿行而不对植株造成明显扰动。顶部搭载的多模态同源传感阵列包括RGB相机、深度相机、红外热像仪以及超声波测距模块,可实现对目标作物的360°环绕观测。

图中标注的多个方向视角分别对应平台在作物



图 6 环绕式无人车表型平台在田间不同角度下的实际观测画面

Fig.6 Actual observation images captured by omnidirectional unmanned vehicle platform at different angles in field

左右两侧、前后方及顶部的观测位置。与传统固定式或单角度移动观测方式相比,该平台能够从多个方位同步采集作物冠层与茎秆信息,显著提高了观测的完整性与几何信息的连续性。例如,正向和反向视角便于获取植株整体结构的高度信息和植株间分布情况;侧向视角能够捕捉植株基部、茎秆直径及叶片展开角等精细结构特征;顶部传感器可提供冠层整体空间形态和冠幅覆盖特征。多视角的同步采集不仅提高了三维点云重建的空间精度,也降低了由单视角遮挡导致的局部信息丢失问题。

从试验结果来看,该平台在玉米株高约 2 m 的中后期密植田间仍能保持良好的通过性和机动性。其高离地间隙和轮距设计使其能够有效跨越植株,保证传感器在环绕路径中姿态稳定。即使在有杂草干扰和不平整地形的情况下,平台也能保持较高的行驶稳定性和观测质量。四轮驱动与转向系统可实现小半径调头,使平台适应不同田块和小区试验布局。

通过环绕式观测获得的多视角原始影像与深度信息,为后续的点云拼接、三维重建和表型参数提取提供了高质量的数据基础。多模态信息在空间和时间上的同步采集也为作物生长监测和动态过程分析提供了技术支撑。试验证明,该平台能够在真实田间环境下实现高通量、低扰动的数据采集,其结构设计和环绕式观测模式有效克服了固定拍摄和机械旋转平台的局限性,在田间原位表型研究中具有较强的实用潜力与推广价值。

2.2 田间原位三维重建及表型提取

在田间试验中,基于环绕式无人车平台获取的多视角 RGB 与深度图像,经配准与融合后成功重建了玉米植株的高精度三维点云模型。点云经过体素滤波与曲面拟合处理,有效剔除了环境噪声和植株外围杂草的干扰,实现了对单株结构特征的精准复原。从重建结果来看,三维点云能够完整呈现植株从基部到穗部的垂直结构及冠层空间分布特征,细节清晰、轮廓连续,为结构性表型参数的自动化提取

提供了可靠基础。图 7 为使用无人车获取数据的田间原位三维重建结果(包括不同生育期的田间玉米重建结果,以及不同条带的玉米三维重建拼接结果)。

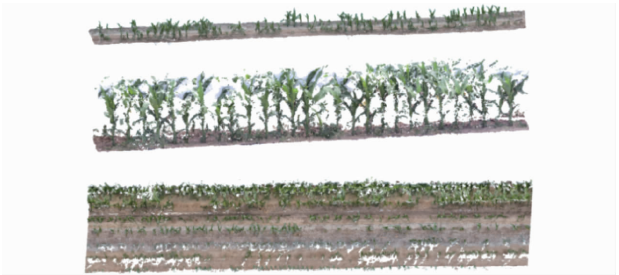


图 7 使用无人车采集数据的田间原位三维重建结果

Fig.7 Field-based 3D reconstruction results using unmanned vehicles for data collection

在株高测量过程中,通过检测三维点云中各点的高度分布,首先识别地面基准高度,再提取点云的最高点,计算单株株高。为了验证精度,研究同时采用深度投影高度图方法进行对照计算。结果表明,两种方法测量结果高度一致,平均差异小于 2 cm,说明本平台在田间复杂环境下仍能实现稳定可靠的株高测量。与人工尺量的结果相比,自动提取株高的平均绝对误差控制在 5 cm 以内,达到主流田间表型平台的精度要求(如图 8 所示)。说明利用环绕式观测的三维重建方法能够有效刻画玉米植株的真实生长高度特征。与传统单视角拍摄方式相比,多角度环绕式重建在植株顶端和基部结构识别上更加准确,有效避免了由遮挡和光照引起的测量误差。

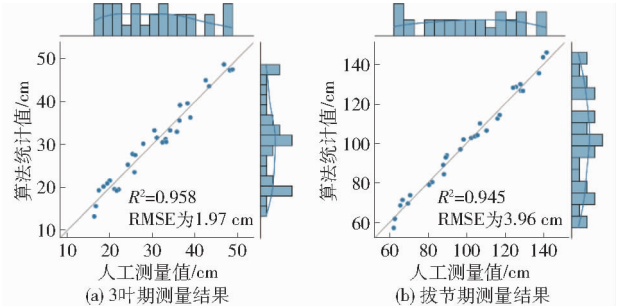


图 8 不同生育期株高测量值与预测值比较

Fig.8 Comparison of measured and predicted plant height values at different growth stages

2.3 误差来源分析

虽然平台重建的三维点云模型与人工测量结果具有较高一致性,但仍存在一定误差来源,主要来自株高提取方法本身的不确定性以及数据采集与标定过程中的系统误差。表 1、2 为各类误差的量化结果。

首先,在株高测量过程中,误差的主要来源包括植株顶端形态的不规则性和点云采样分辨率的限制。玉米穗部叶片和花序的姿态复杂,受风吹或重

表 1 株高测量误差来源及量化分析

Tab.1 Sources of error in plant height measurement and quantitative analysis

误差类型	误差范围/cm	占总误差比例/%
最高点提取误差	± 0.8	40
地面基准拟合误差	± 0.5	20
传感器分辨率	± 0.6	15
植株摆动	± 0.7	15
光照干扰	± 0.5	10

表 2 系统标定与采集误差分析

Tab.2 System calibration and acquisition error analysis

误差类型	误差范围/cm	占总误差比例/%
外参标定误差	± 0.6	25
时间同步误差	± 0.5	20
位姿偏移误差	± 0.7	20
配准累计误差	± 0.9	25
环境扰动	± 0.5	10

力作用易发生晃动或倾斜,导致点云最高点的提取存在细微偏差。此外,传感器的空间分辨率和视角遮挡也会影响点云的连续性和完整性,当上部叶片被遮挡或重叠时,最高点提取可能略低于真实值。另一方面,地面基准高度的拟合也存在一定的随机误差,尤其是在田间地表起伏较大或存在杂草覆盖时,基准面的局部拟合可能偏离实际地面,进而导致株高计算偏差。综合统计结果表明,该类误差对株高结果的平均影响在 ± 1.5 cm。

其次,在数据采集与标定环节,系统误差主要来自传感器外参标定和时间同步精度。由于平台集成了多模态传感器,环绕采集过程中需要依赖统一坐标系进行空间配准。若外参标定精度不足,会在不同角度采集的点云拼接过程中产生轻微错位,从而导致植株顶部轮廓的不连续或拉伸,间接影响株高测量精度。此外,采集过程中传感器的触发同步若存在毫秒级延迟,也可能造成植株顶部点云在不同帧之间的空间漂移,尤其是在风力作用下植株轻微摆动的情况下,这种漂移会放大最高点提取误差。

最后,田间光照条件和外部扰动也是误差的重要来源。强烈的阳光反射可能导致深度图像出现局部过曝或空洞,从而影响点云质量。而在风速较大或植株晃动明显的情况下,即使标定精度较高,也难以完全避免动态形变带来的测量不确定性。

3 讨论

3.1 传感器便携性与平台部署效率

相较于传统的固定轨道式表型平台或大型农机改装平台,设计的环境式无人车平台具有更优越的通过性。整个平台尺寸(长 × 宽 × 高约 1.8 m ×

1.5 m × 2.7 m),质量约 200 kg,一辆皮卡车即可运输,可在田间快速部署组装。平台采用模块化设计,传感器架和底盘可以分离折叠,现场展开调试时间不到 30 min。电池供电的方式免去了外接电源或发电机,使得平台可以灵活转场于不同试验田。相较于需要铺设轨道的固定系统或体型庞大的拖拉机改造系统,本文平台的部署成本和时间大大降低,适合资源有限的育种单位或需要频繁更换地点的试验。同时,本平台的软件系统也具有易用性和效率:通过预先定义的测量路线和自动导航,用户只需在平板终端上简单操作即可启动测量,无需人工驾驶和干预。一次环绕测量单株作物耗时约 1 min,小区尺度扫描一次约 5 min,每天单平台可完成数百株次的数据采集。在高通量要求下,还可以部署多台平台并行工作,以协同完成大面积测量任务,从而克服单台地面机器人速度相对较慢的限制。因此,在实际应用中,本平台能够以较高的效率完成田间表型数据的获取任务,为大规模育种表型筛选提供支持。

3.2 田间环境适应性

农田露天环境复杂多变,包括不平的地表、作物秸秆障碍、强光直射、风雨干扰等。平台在设计和试验中体现出良好的田间适应性。例如,其四轮驱动越野底盘保证了在松软泥土、浅沟等地形上的通过性。为此,特意增加了底盘防侧翻设计,使平台在遇到田垄高低不平时保持稳定,不易倾覆。传感器方面,针对强太阳光可能干扰主动式深度相机的问题,采用遮光帘及在清晨或傍晚进行测量等策略,取得了良好效果。在实际中午强光条件下测试,平台获取的深度数据点云完整率仍在 90% 以上,可见遮光和算法补偿起到了作用。当然,如果需在正午强光下长时间工作,也可考虑换用不受环境光影响的传感器(如结构光雷达等)。对于风力影响,平台在有微风(2 级风)条件下运行时,玉米高大叶片的晃动对点云配准精度略有影响,但通过多帧配准平均以及引入 IMU 辅助,仍可获得稳定的重建结果。遇到大风情况,可以提高摄像帧率并缩短单次测量时间,以减少风扰动影响。平台的电子和机械部件均做了一定的防水防尘处理,在小雨或泥泞环境下经测试能够正常工作,但不建议在大雨或极端高温时操作,以保护精密传感器。相对于无人机表型平台受制于天气(如大风、降雨无法起降)而言,地面平台在中小风和小雨条件下仍可以作业,具有一定全天候优势。总的来说,本平台通过硬件和软件的多方面措施,具备较好的田间环境适应性,能够在真实农田复杂环境中稳定地获取高质量表型数据。

3.3 数据融合算法有效性

本文提出的多源数据融合解析方法在试验中证明可行,在一定程度上解决了多传感器数据对位和信息互补的问题。不同模态传感器各有优缺点,如 RGB 图像直观但缺乏距离信息^[36],深度图提供距离信息但易受环境影响^[37],热红外反映生理信息但分辨率较低^[38]。通过“同源”平台集成采集,并在算法上实现空间配准和时间同步,得以将这些异构数据融合到统一的三维模型中。这种多源融合带来了更全面的作物信息表征。例如,利用深度 + RGB 构建的三维点云,使得该方法能够精确测量几何性状。在以往研究中,多传感器融合在田间应用相对较少,更多的是单传感器对应单性状^[39]。本研究的结果表明,多源数据的融合能够提高对结构性状的估算精度,进而提升对复杂性状(如生物量、产量)的预测能力,因为这些复杂性状往往由多个简单性状共同决定。例如,生物量与植株高度、冠幅、密度等都有关系,仅测高度难以准确估计,而融合高度和冠层面积等信息则能显著提高估计精度。当然,数据融合也对算法提出了更高要求,如不同分辨率数据的插值匹配、多模态噪声的抑制等。在算法实现过程中,一些融合步骤(例如热红外与可见光的配准)仍主要依赖标定参数,缺乏自适应调整,未来可考虑引入图像特征匹配或机器学习的方法来优化多模态对准精度。另外,对于带有更多光谱波段的数据,如何融合高光谱信息提取复杂的生理指标,也是需要研究的方向。但总体而言,本研究的融合方法框架有效,可为今后增加新传感器(如荧光成像、超光谱成像)提供基础。

3.4 平台智能化与应用前景

随着人工智能和机器人技术的发展,田间表型平台正朝着更加智能自主的方向演进。本平台目前已经实现半自主导航和数据自动处理,但仍有提升空间。例如,在导航方面,可引入无人机协同导航的方法:利用无人机航拍构建田块高精度地图,引导地面机器人自主规划路径并避障。华中农业大学等研究团队最近提出的地空协同导航方法证明了这种思路的可行性。将该方法应用于本文所设计的平台,可进一步提高其在茂密作物行间的导航鲁棒性和效率。在数据解析方面,深度学习等人工智能技术有望发挥更大作用。目前的特征提取主要基于传统图像处理 and 几何算法,未来可以训练卷积神经网络模型,从多模态原始数据直接学习提取复杂表型特征,例如自动计数叶片数目、识别病害斑点、预测产量等。一些初步研究已表明,利用深度学习模型可以从海量表型图像中准确识别作物类别、估计叶面积

和生物量等。未来计划结合田间采集的大数据,对玉米的关键性状(如茎粗、穗位、高度)的识别和测量训练专门的深度学习模型,以提高自动化程度和精度。此外,多传感器数据还可用于训练机器学习模型来关联环境因子与作物表型变化。例如,可基于多时相数据训练时序模型,预测植株未来生长趋势或预警异常。对于本平台的推广应用,一方面可以作为育种试验的高通量表型数据采集工具,辅助育种家筛选品系;另一方面也可用于精准农业生产中的实时监测,如在田间部署机器人队列,持续监控作物长势和健康状况,将异常(病虫害、缺肥缺水等)及时反馈给管理者。随着成本的下降和可靠性的提高,未来这种智能田间表型机器人有望在大田生产中大规模应用,成为数字农业的重要组成部分。

3.5 限制与改进

本研究的平台和方法也存在一些局限。首先,环绕式观测适用于单株或小区尺度,对于大面积农田,要实现全覆盖可能需要多台设备同时工作,如何协调多机避撞和数据汇融合是个问题。其次,深度相机在强光下效果下降的问题虽然部分解决,但在正午强光、作物高度超过相机量程等情况下,深度数据质量仍可能不足。未来可考虑融合激光雷达(LiDAR)传感器,提高距离测量的鲁棒性。再次,目前的数据处理在重建和特征提取上是离线进行的,尚未实现完全的实时解析。如果要用于田间实时决策(例如喷药机器人识别病株),需要进一步优化算法效率,借助 GPU 加速或边缘计算设备,以达到现场即时处理的能力。最后,在实际推广中,不同作物种类和不同生育时期的表型特征各异,本文方法对于目标作物以玉米这类直立大型作物为主进行了优化,针对匍匐或株型复杂的作物(如葡萄、番茄等)可能需要调整传感器布局和算法策略,以获得理想效果。

4 结束语

构建了一种基于环绕式无人车平台和同源多模态传感阵列的田间原位表型数据融合与解析方法,并以玉米为对象开展了实地试验验证。结果表明,该平台结构合理、部署便捷,能够在田间复杂环境下实现稳定运行和 360°环绕观测;通过集成 RGB、深度等多模态传感器并进行同源标定,实现了多源异构数据的同步采集与高效融合。基于点云的三维重建与融合分析,可准确提取株高等关键表型参数,测量精度满足主流田间表型系统的应用要求。试验证明,该平台在单株和群体尺度均具备较高的可靠性与适用性,能够显著提升田间表型数据采集效率。

通过多模态数据融合,还可实现传统人工观测难以覆盖的生理信息获取,为作物长势监测和精准管理提供了新的技术手段。综上,本研究提出的环绕式

无人车表型平台及数据融合方法为田间作物表型组学提供了一种高通量、低干扰、高精度的技术方案,并具备向智能化与自主化方向拓展的应用潜力。

参 考 文 献

[1] WANG Z, GUO Y, WANG K, et al. Effects of planting density on test weight and related indexes of maize[J]. *Crop Science*, 2023, 63(6): 3470–3481.

[2] ZHANG G, CUI C, LV Y, et al. Is it necessary to increase the maize planting density in China? [J]. *European Journal of Agronomy*, 2024, 159: 127235.

[3] TARDIEU F, CABRERA-BOSQUET L, PRIDMORE T, et al. Plant phenomics, from sensors to knowledge[J]. *Current Biology*, 2017, 27(15): 770–783.

[4] LI Y, WEN W, GUO X, et al. High-throughput phenotyping analysis of maize at the seedling stage using end-to-end segmentation network[J]. *PLOS ONE*, 2021, 16(1): e0241528.

[5] 赵春江. 植物表型组学大数据及其研究进展[J]. *农业大数据学报*, 2019, 1(2): 5–18.
ZHAO Chunjiang. Big data in plant phenomics and research advances[J]. *Journal of Agricultural Big Data*, 2019, 1(2): 5–18. (in Chinese)

[6] FURBANK R T, TESTER M. Phenomics-technologies to relieve the phenotyping bottleneck[J]. *Trends in Plant Science*, 2011, 16(12): 635–644.

[7] 温维亮, 郭新宇, 张颖, 等. 作物表型组大数据技术及装备发展研究[J]. *中国工程科学*, 2023, 25(4): 227–238.
WEN Weiliang, GUO Xingyu, ZNHANG Ying, et al. Research on big data technologies and equipment development for crop phenomics[J]. *Strategic Study of CAE*, 2023, 25(4): 227–238. (in Chinese)

[8] ANDRADE-SANCHEZ P, GORE M A, HEUN J T, et al. Development and evaluation of a field-based high-throughput phenotyping platform[J]. *Funct. Plant Biol.*, 2013, 41(1): 68–79.

[9] 宋鹏, 李正达, 杨蒙, 等. 作物表型机器人研究现状与展望[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(3): 1–17.
SONG Peng, LI Zhengda, YANG Meng, et al. Current status and future prospects of crop phenotyping robotics[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(3): 1–17. (in Chinese)

[10] BAO Y, GAI J, XIANG L, et al. Field robotic systems for high-throughput plant phenotyping: a review and a case study[C]// *High-Throughput Crop Phenotyping*. Springer, 2021: 13–38.

[11] XU R, LI C. A review of high-throughput field phenotyping systems: focusing on ground robots[J]. *Plant Phenomics*, 2022, 2022: 9760269.

[12] AHMED S, NICHOLSON C E, MUTO P, et al. The use of an unmanned aerial vehicle for tree phenotyping studies[J]. *Separations*, 2021, 8(9): 160.

[13] ANDÚJAR D, DORADO J, FERNÁNDEZ-QUINTANILLA C, et al. An approach to the use of depth cameras for weed volume estimation[J]. *Sensors*, 2016, 16(7): 972.

[14] QIAO Y, VALENTE J, SU D, et al. Editorial: AI, sensors and robotics in plant phenotyping and precision agriculture[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13: 1064219.

[15] RUCKELSHAUSEN A, BIBER P, DORNA M, et al. BoniRob: an autonomous field robot platform for individual plant phenotyping[J]. *Precision Agriculture*, 2009, 9: 841–847.

[16] BENDER A, WHELAN B, SUKKARIEH S. A high-resolution, multimodal data set for agricultural robotics: a Ladybird’s-eye view of Brassica[J]. *Journal of Field Robotics*, 2020, 37(1): 73–96.

[17] GRIMSTAD L, FROM P. The thorvald II agricultural robotic system[J]. *Robotics*, 2017, 6(4): 24.

[18] BUSEMEYER L, MENTRUP D, MÖLLER K, et al. BreedVision—a multi-sensor platform for non-destructive field-based phenotyping in plant breeding[J]. *Sensors*, 2013, 13(3): 2830–2847.

[19] 唐政, 余越, 刘羽飞, 等. 田间作物表型获取无人车平台主体结构设计与优化[J]. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 2023, 49(2): 280–292.
TANG Zheng, YU Yue, LIU Yufei, et al. Design and optimization of the main structure for an unmanned vehicle platform for field crop phenotyping[J]. *Journal of Zhejiang University(Agriculture and Life Sciences)*, 2023, 49(2): 280–292. (in Chinese)

[20] ZHU Y, SUN G, DING G, et al. Large-scale field phenotyping using backpack LiDAR and CropQuant–3D to measure structural variation in wheat[J]. *Plant Physiology*, 2021, 187(2): 716–738.

[21] BAI G, GE Y, HUSSAIN W, et al. A multi-sensor system for high throughput field phenotyping in soybean and wheat breeding [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 128: 181–192.

[22] COLAÇO A F, MOLIN J P, ROSELL-POLO J R, et al. Application of light detection and ranging and ultrasonic sensors to high-throughput phenotyping and precision horticulture: current status and challenges [J]. *Horticulture Research*, 2018, 5(1): 35.

[23] VIRLET N, SABERMANESH K, SADEGHI-TEHRAN P, et al. Field Scanalyzer: an automated robotic field phenotyping platform for detailed crop monitoring[J]. Functional Plant Biology, 2017, 44(1): 143.

[24] LI P, ZHANG X, WANG W, et al. Estimating aboveground and organ biomass of plant canopies across the entire season of rice growth with terrestrial laser scanning[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2020, 91: 102132.

[25] 徐圣林, 朱立成, 韩振浩, 等. 作物表型信息获取机器人底盘设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊2): 388 – 399.

XU Shenglin, ZHU Licheng, HAN Zhenghao, et al. Design and experimentation of a robot chassis for acquiring crop phenotype information[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54 (Supp. 2): 388 – 399. (in Chinese)

[26] YIN Y, ZHU H, YANG P, et al. High-precision and rapid binocular camera calibration method using a single image per camera[J]. Optics Express, 2022, 30(11): 18781.

[27] WU S, WEN W, WANG Y, et al. MVS-Pheno: a portable and low-cost phenotyping platform for maize shoots using multiview stereo 3D reconstruction[J]. Plant Phenomics, 2020, 2020: 1848437.

[28] LI J, TANG L. Developing a low-cost 3D plant morphological traits characterization system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 143: 1 – 13.

[29] WU Y, WEN W, GU S, et al. Three-dimensional modeling of maize canopies based on computational intelligence[J]. Plant Phenomics, 2024, 6: 0160.

[30] ZHUANG Y, SUN X, LI Y, et al. Multi-sensor integrated navigation/positioning systems using data fusion: from analytics-based to learning-based approaches[J]. Information Fusion, 2023, 95: 62 – 90.

[31] PÉREZ-RODRÍGUEZ F, GÓMEZ-GARCÍA E. Codeplant: regression-based processing of RGB images for colour models in plant image segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 163: 104880.

[32] LI Z, GUO R, LI M, et al. A review of computer vision technologies for plant phenotyping[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 176: 105672.

[33] LI Y, WEN W, FAN J, et al. Multi-source data fusion improves time-series phenotype accuracy in maize under a field high-throughput phenotyping platform[J]. Plant Phenomics, 2023, 5: 0043.

[34] XU D, XING M, XIA X G, et al. A multi-perspective 3D reconstruction method with single perspective instantaneous target attitude estimation[J]. Remote Sensing, 2019, 11(11): 1277.

[35] GREVENIOTIS V, ZOTIS S, SIOKI E, et al. Field population density effects on field yield and morphological characteristics of maize[J]. Agriculture, 2019, 9(7): 160.

[36] LI X, FANG M, ZHANG J J, et al. Domain adaptation from RGB – D to RGB images[J]. Signal Processing, 2017, 131: 27 – 35.

[37] ARCHER J, LEACH G, VAN SCHYNDEL R. GPU based techniques for deep image merging[J]. Computational Visual Media, 2018, 4(3): 277 – 285.

[38] ROCK G, GERHARDS M, SCHLERF M, et al. Plant species discrimination using emissive thermal infrared imaging spectroscopy[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 53: 16 – 26.

[39] LI Y, WEN W, FAN J, et al. Multi-source data fusion improves time-series phenotype accuracy in maize under a field high-throughput phenotyping platform[J]. Plant Phenomics, 2023, 5: 0043.