中国科学: 生命科学 2026 年 第 56 卷 第 5 期: 1285 ~ 1296
SCIENTIA SINICA Vitae lifecn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS
论 文 中国知名大学及研究院所专栏 华中农业大学作物遗传改良全国重点实验室专辑

基于移动机器人的玉米点云获取及表型提取

李帅豪[1,3†], 崔晨曦[1,2†], 刘进宝[1,2], 邓雪寒[1,2], 杨蒙[1,3], 李正达[1,3], 杨万能[1,3], 宋鹏[1,3*], 翟瑞芳[1,2,4*]

1. 华中农业大学作物遗传改良全国重点实验室, 武汉 430070
2. 华中农业大学信息学院, 武汉 430070
3. 华中农业大学植物科学技术学院, 武汉 430070
4. 华中农业大学农业智能技术教育部工程研究中心, 武汉 430070
† 同等贡献
* 联系人, E-mail: songp@mail.hzau.edu.cn; rfzhai@mail.hzau.edu.cn

收稿日期: 2025-08-12; 接受日期: 2025-12-01; 网络版发表日期: 2026-03-10
国家重点研发计划(批准号: 2023YFF1000100)资助

摘要 作物表型是基因与环境互作的外在表现, 是解析基因型与环境相互作用关系的核心基础. 玉米作为全球重要粮食作物, 其高通量表型数据获取对育种与抗逆研究至关重要. 针对当前室外群体玉米表型获取方法存在成本高、适应性差、通量低等问题, 本研究以苗期盆栽玉米为研究对象, 提出了一套基于移动机器人的玉米点云获取与表型提取流程. 利用搭载八台RGB相机的移动机器人采集多视角序列图像, 通过三维重建生成群体点云, 结合深度学习点云实例分割方法分离单株点云, 并实现器官分割. 在此基础上提取苗高、茎粗、叶长、叶宽等关键表型参数. 结果表明, 苗高、茎粗、叶长、叶宽与人工测量值的决定系数(R^2)分别为0.9119, 0.9205, 0.9046, 0.7715. 结果表明, 该方法满足室外苗期盆栽玉米三维表型高通量提取的精度需求, 在玉米精准表型高通量鉴定中展现出良好应用潜力.

关键词 玉米, 作物表型, 三维重建, 点云分割

玉米作为全球最重要的粮食作物之一, 在粮食安全、生物能源和工业原料供给方面具有不可替代的作用[1]. 其产量和品质的提升高度依赖于遗传育种改良和农业精准管理, 而表型性状的精确测量是实现这两者的核心环节[2]. 表型组学通过系统研究作物在不同环境条件下的表型特征, 为揭示基因-环境-表型相互作用提供了关键数据支持[3,4]. 然而, 传统表型测量手段主要依赖人工观察和手动测量, 存在成本高、效率低、精度差等问题, 难以满足现代农业对高通量、精准表型数据的需求[5,6]. 因此, 开发自动化、高效、精准的表型测量技术, 特别是在室外群体种植环境下的应用, 成为作物科学研究和智慧农业发展的迫切需求[7].

在室外复杂环境下, 作物群体表现出独特的表型特征, 例如株型结构、叶片分布和器官交互, 这些特征在单株室内条件下往往难以显现. 自动化表型测量

引用格式: 李帅豪, 崔晨曦, 刘进宝, 等. 基于移动机器人的玉米点云获取及表型提取. 中国科学: 生命科学, 2026, 56: 1285–1296
Li S H, Cui C X, Liu J B, et al. Maize point cloud acquisition and phenotypic trait extraction using a mobile robotic platform (in Chinese). Sci Sin Vitae, 2026, 56: 1285–1296, doi: 10.1360/SSV-2025-0263

© 2026《中国科学》杂志社 www.scichina.com
https://www.sciengine.com/doi/10.1360/SSV-2025-0263

技术的兴起为解决这一问题提供了可能, 目前, 国内外对室外作物表型数据的获取主要依托多种成像与传感平台完成, 包括固定式龙门架平台、室内导轨式暗室平台, 以及无人机和卫星等遥感式平台等多种形式[8,9]. 固定式龙门架平台和室内导轨式暗室平台虽然能够提供较高的成像稳定性和数据精度, 但其平台搭建成本较高, 设备维护与场地要求也较为严格. 此外, 导轨式暗室平台在数据采集过程中仍需人工参与盆栽样本的移动与摆放, 导致人工成本较高, 难以满足大规模、高通量表型获取的需求. 而移动机器人平台因其高灵活性、广适应性和低成本优势而备受关注[10]. 移动机器人通过轮式或履带式移动系统, 能够在室外地形中实现自主移动和多视角图像数据采集, 结合多传感器协同工作, 既具备固定式龙门架平台的广域监测能力, 又兼顾固定轨道式平台的高精度和多视角优势, 为室外表型测量提供了理想解决方案[11].

在表型性状的测量中, 作物三维结构形态的精确表征尤为重要[12]. 基于二维图像的作物表型数据获取方式操作简便、设备成本低, 但存在视角缺失和叶片遮挡等问题[13,14]. 三维信息有助于获取到更为准确且全面的特征, 实现作物表型性状更加精细和全面的监测[15~17]. 在作物表型领域, 通常使用激光雷达、深度相机和多视角图像重建等方式重建作物的三维点云来进行表型数据获取[18,19]. 激光雷达重建精度高且不易受外界光源干扰, 但设备昂贵且扫描作业时间长, 原始数据量较大; 深度相机虽然成本相较于激光雷达较低, 但得到的深度图分辨率普遍偏低且含有较多噪声, 对作物重建时效果较差. 而多视角图像三维重建技术, 通用性和实用性较强, 具有真彩色纹理, 且所需设备成本更低; 不仅具有计算量和重建时间适中等特点, 又大幅增加室外场景下密集植株重建的完整性[20~22].

针对上述问题, 本研究以苗期盆栽玉米为对象, 提出了一种基于移动机器人平台的玉米三维数据获取与表型提取流程框架. 首次将多视角图像三维重建技术和移动机器人数据采集平台相结合. 移动机器人平台具备较高的灵活性与环境适应性, 可实现对户外环境的高效作业, 而多视角图像采集结合三维重建技术在有效降低设备成本的同时, 保证了点云数据的完整性与精度. 首次将基于深度学习的ISBNet网络和Point-Transformer V3网络应用于农业作物点云的处理. 深度学习驱动的点云处理方法进一步提升了表型解析的自动化与准确性. 该框架显著增强苗期群体盆栽玉米表型分析的自动化水平, 为玉米遗传育种与精准农业管理提供了一种高效、低成本的新型技术路径. 具体如图1所示.

1 材料和方法

1.1 实验材料

实验玉米材料种植于湖北省武汉市华中农业大学作物表型平台盆栽场(30°N, 114°E), 盆栽高度30 cm, 宽度34 cm(图2). 对盆栽玉米进行图像数据采集, 选取20盆植株进行苗高、茎粗、叶长和叶宽的人工测量值采集.

1.2 移动机器人数据采集平台

华中农业大学作物表型团队开发的高通量移动机器人系统采用创新的四轮独立驱动与转向架构, 每轮配有独立驱动和转向模块, 通过精确协同控制实现全向运动. 该系统具备出色的地形适应性, 可在多样化的室外种植环境中灵活选择最优运动模式(图2A).

该平台配备多功能相机架, 可集成多台高精度成像设备. 本研究选用奥比中光Femto Mega系列RGB相机系统, 包含8台分辨率为3840×2160的相机(帧率5帧/秒), 通过立体布局实现植株顶部及侧面的全方位图像采集. 这种模块化设计既保证了表型数据的完整性, 又满足了高通量采集的需求[22].

为获取高质量的玉米多视角图像, 本研究利用移动机器人搭载的多角度相机系统进行数据采集. 相机架安装于机器人前端, 高度和宽度可调, 以适应玉米不同生长阶段的变化. 根据植株平均高度、形态特征及遮挡情况, 调整两侧和顶部相机的倾斜角度, 环绕植株布置, 采集多视角的侧视与俯视图像序列, 以全面捕捉玉米植株的形态数据, 并支持多视角三维重建[23]. 相机布置如图2B所示: 左侧C1和C2相机以45°倾斜角上下对称, 右侧C7和C8相机与左侧镜像对称, 均与玉米主茎保持约70 cm距离, 用于获取侧面图像; 顶部C3和C6相机以15°倾斜角对称布置, 与冠层距离约60 cm, 用于拍摄顶部图像; C4和C5相机沿前后方向以30°夹角布置, 与冠层距离约70 cm, 用于捕捉前后视角图像.

https://www.sciengine.com/doi/10.1360/SSV-2025-0263

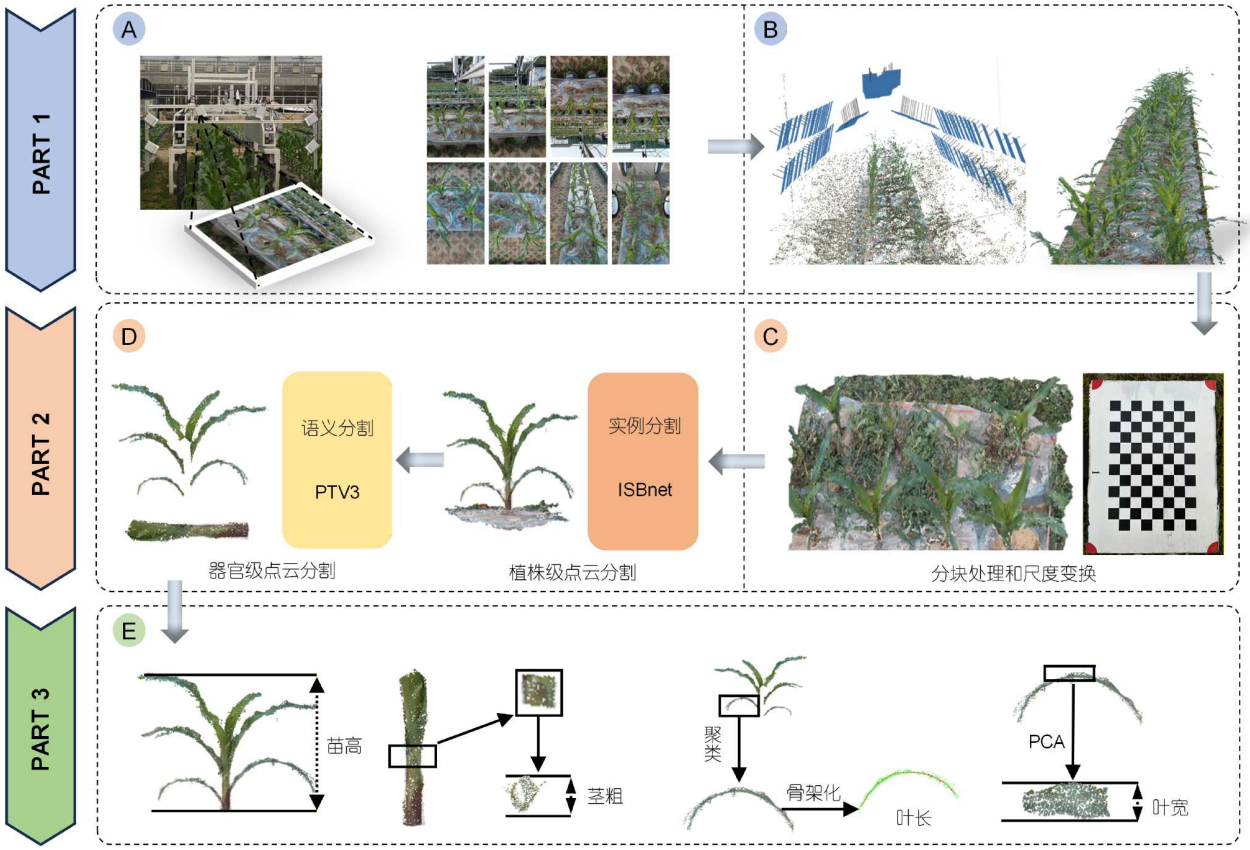


图 1　基于移动机器人的玉米点云获取及表型提取流程图. A: 数据采集; B: 三维重建; C: 数据预处理; D: 点云分割; E: 表型解析

Figure 1　Overview of maize point cloud acquisition and phenotypic trait extraction using a mobile robotic platform. A: Data acquisition; B: 3D reconstruction; C: data preprocessing; D: point cloud segmentation; E: phenotype analysis

1.3　数据采集

在本研究中, 移动机器人平台以0.1 m/s的恒定速度行驶, 在此速度下既能保证采集效率, 也能减小行进过程中相机架的抖动. 通过相机同步采集软件控制图像采集, 采集频率设为每秒1张. 网络版附录 I 展示了移动机器人在田间工作的现场图片. 采集完成后, 图像数据传输至计算机进行处理. 同时, 采用人工测量方法获取玉米表型信息的真实数据, 其中苗高指从玉米基部至顶部的垂直距离; 茎粗指茎秆地上中部(不含叶鞘)的直径; 叶长指完全展开叶片从基部到末端的长度; 叶宽指完全展开叶片中部的宽度.

1.4　点云数据准备

本研究采用多视角图像三维重建技术构建玉米群体的三维点云数据. 该技术基于多视角成像原理, 通过搭载在机器人平台上8台RGB相机从不同方位同步采集的玉米植株图像, 提取关键特征点并进行立体匹配, 最终计算出植株的三维空间坐标. 本文选用Agisoft Metashape Professional(版本2.1.0)商业软件完成点云数据的自动化重建[24], 在重建参数设置方面, 照片对齐阶段选择高精度模式并启用通用预选(generic preselection), 以确保特征匹配的稳定性与准确性; 稠密点云生成阶段同样选择高精度模式, 以获得更精细的空间几何细节与表面结构信息.

重建过程中使用基于种植行的分组处理方法, 将每个玉米种植行的多视角序列图像作为独立输入单元, 分别进行三维点云重建. 为提高数据质量, 在点云生成后采用统计离群点去除算法(statistical outlier removal, SOR)对噪声点进行滤除, 邻域点数为25, 标准差倍数阈值选择为6. 重建后的玉米群体点云数据规模庞大(单组数据量可达数千万点), 为优化计算效率, 本研究使用了固定步长的点云切割策略, 将单组点云划

https://www.sciengine.com/doi/10.1360/SSV-2025-0263

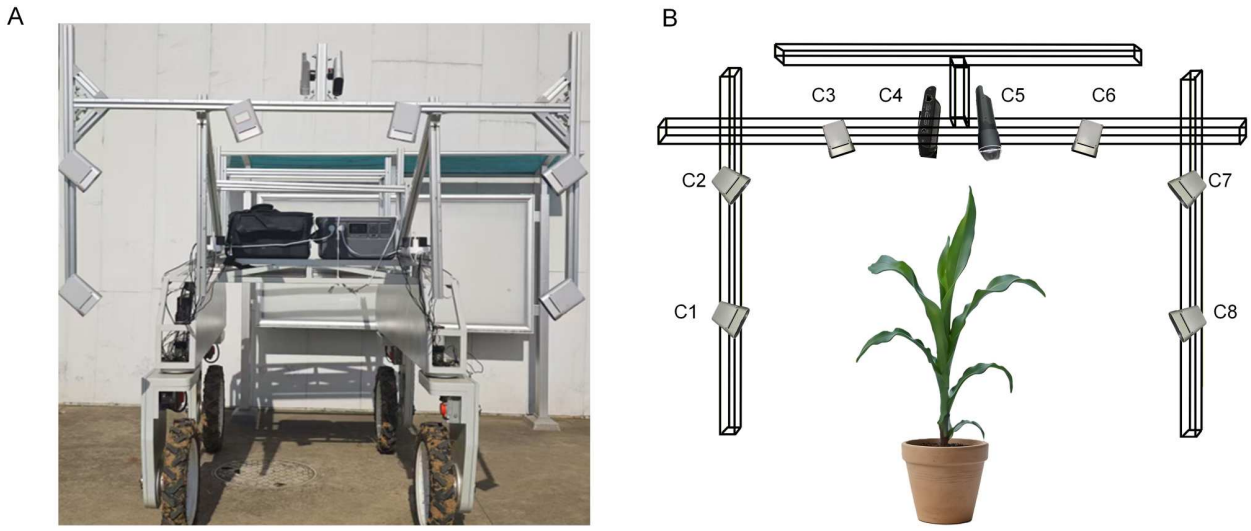


图 2 移动机器人平台及数据采集示意图. A: 移动机器人平台; B: 数据采集示意图
Figure 2 Schematic diagram of mobile robot platform and data collection. A: Phenotyping robot; B: schematic diagram of data collection

分为尺寸约为2×5种植盆的规则区块，并使用种植行旁边的棋盘格将点云尺度还原到真实尺度，如图1C所示.

获取作物表型参数的关键在于实现玉米点云的精确分割，本研究首先将群体玉米点云分割为单株玉米点云，再从单株点云中分割出叶片等器官结构. 近年来，基于深度学习的点云分割算法展现出强大的数据处理能力，为本研究提供了理想的技术路径. 但深度学习模型的性能依赖于高质量标注数据集的构建，为提升模型的鲁棒性与泛化性，本文采用如下方式设置数据集: 一方面使用公开的Crops3D数据集[25]，该数据集整合了激光雷达、结构光等多种点云采集方式获取的8种作物类型1230个样本数据, 具有丰富的作物表型多样性；另一方面结合自主采集的移动机器人重建数据进一步补充数据集，为模型训练提供了可靠的数据基础.

在实例分割任务中，选取了Crops3D数据集的70组玉米群体点云数据，并补充标注了10组移动机器人平台重建的群体玉米点云数据(使用CloudCompare Version 2.13.1完成标注)，共计80组数据. 这些数据按照7:2:1的比例划分为训练集、验证集和测试集.

针对语义分割任务，移动机器人采集的玉米数据包括叶片、茎和盆3个分割部分. 本研究从Crops3D数据集中选取140株包含上述3个分割标签玉米样本，并新增标注20株移动机器人平台重建的玉米点云数据，共计160组数据. 训练集、验证集和测试集同样采用7:2:1的比例划分.

1.5 植株级点云分割

植株级点云分割旨在从复杂的玉米群体点云中精确提取单株玉米的三维点云数据. 基于深度学习的点云分割算法凭借其强大的特征学习能力，在大规模复杂场景中展现出显著优势. 本研究选用ISBNet[26]深度学习模型作为植株级点云实例分割算法.

(1) 基于ISBNet的单株玉米实例分割方法. 针对玉米群体点云中大量紧邻实例的复杂场景特点，本研究引入了ISBNet网络架构. 相较于传统的粗到细3D实例分割方法容易将相同语义类的邻近实例错误打包的问题，ISBNet通过创新的实例感知最远点采样和框感知动态卷积机制有效克服了这一问题.

ISBNet的网络主要包含4个组件: 3D主干网络、逐点预测器、基于采样的实例级编码器和框感知动态卷积(图3). 该网络的3D主干部分使用了U-Net[27]的编码器-解码器结构，并引入稀疏卷积技术，在高效处理大规模点云数据的同时保留细粒度几何特征. 逐点预测器通过分析每个点的特征向量，同步输出语义类别标签、边界框参数及掩码特征. 基于采样的实例级编码器采用创新的实例感知最远点采样策略，从点级特征中提取具有代表性的实例特征，进而生成实例卷积核、优化后的类别标签及边界框参数. 框感知动态卷

https://www.sciengine.com/doi/10.1360/SSV-2025-0263

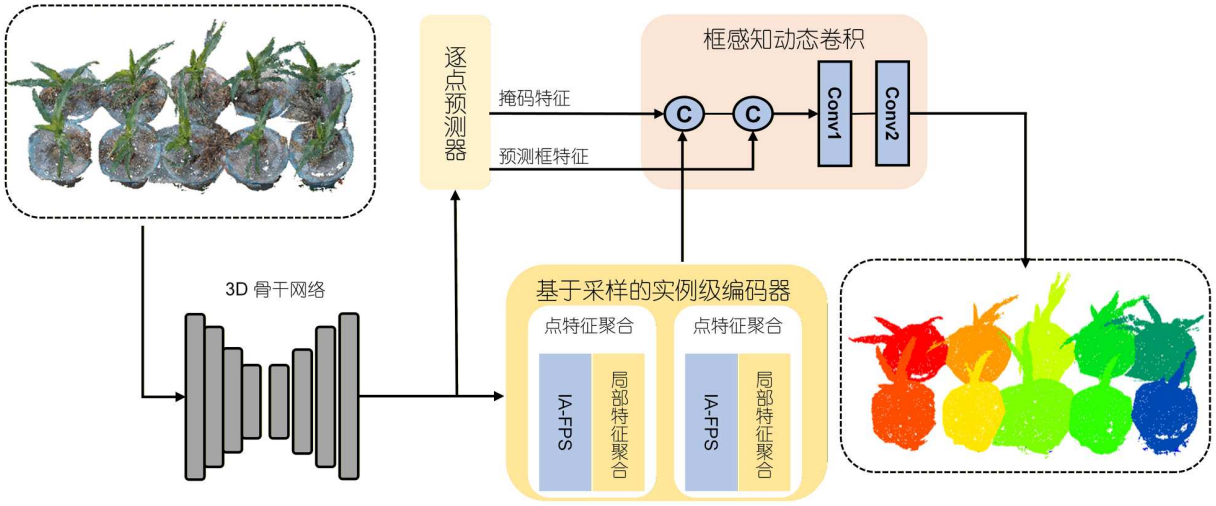


图 3　ISBNet模型架构图
Figure 3　Architecture of ISBNet model

积模块通过融合实例卷积核与边界框几何信息从而输出高质量的二进制实例掩码.

(2) 点云实例分割评价指标. 在点云实例分割任务中, 常用的实例分割评价指标包括: 精确率(Precision)、召回率(Recall)、平均精度(AP)等[28].

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}(\tau)}{\text{TP}(\tau)+\text{FP}(\tau)}, \tag{1}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}(\tau)}{\text{TP}(\tau)+\text{FN}(\tau)}, \tag{2}$$

$$\text{AP}(\tau) = \sum_{k}(r_{k+1}-r_k)\max_{r\geq r_{k+1}}\text{Precision}(r,\tau), \tag{3}$$

其中, τ为交并比(intersection over union, IoU)阈值, IoU大于阈值认为预测准确, 小于阈值认为预测错误. TP (true positives)和TN(true negatives)分别表示点云中正类点和负类点的正确预测数量, FP(false positives)和FN(false negatives)则分别表示负类被错误预测为正类和正类被错误预测为负类的点数量. AP是评估实例分割模型的综合指标, 由精度-召回率曲线计算得出, 其离散形式下的计算公式如式(3)所示. 在点云实例分割任务中, 采用AP系列指标进行细化评估, AP_{25}和AP_{50}表示IoU阈值取0.25和0.50时的值; AP则表示IoU阈值0.50~0.95, 以0.05为步长取多个阈值所对应AP值的平均值; 以及综合多类别性能的平均精度均值(mean average precision, mAP), 这些指标共同构成了对点云实例分割模型多层次、多角度的有效评价体系.

1.6　器官级点云分割

本研究以苗期玉米为研究对象, 其植株结构主要由叶片和主茎构成. 为实现对单株玉米点云中叶片与主茎的精确区分, 本研究采用在三维点云语义分割任务中性能卓越的PointTransformer V3(PTV3)[29]算法对单株玉米点云进行器官级语义分割.

(1) PointTransformer V3模型架构. PTV3采用高效的点云序列化邻域映射方法, 通过对无序点云数据进行序列化排列, 显著降低了模型的计算复杂度. 得益于其简洁的架构设计和高效的运算机制, PTV3能够有效扩大感受野范围, 同时减少内存占用并提升处理速度. 这一特性使其特别适用于本研究中的大规模单株玉米点云器官分割任务, 能够满足高通量、高精度的植物表型解析需求. PTV3的模型架构如图4所示.

PTV3的网络架构采用编码器-解码器结构, 主要由Transformer特征编码器和上采样特征解码器两部分组成. 点云数据首先通过序列化映射模块进行预处理并输入预编码器. 随后经过多层Transformer特征编码器进行特征提取, 其中每层编码器前均采用体素下采样操作, 以渐进式获取点云的多尺度特征表示. 最终, 经过编码器提取的深层特征通过特征解码器进行上采样和特征融合, 输出点云语义分割掩码. 这种分层特征提取与融合的设计, 有效实现了从局部到全局的多尺度特征学习.

(2) 点云语义分割评价指标. 在点云器官语义分割

https://www.sciengine.com/doi/10.1360/SSV-2025-0263

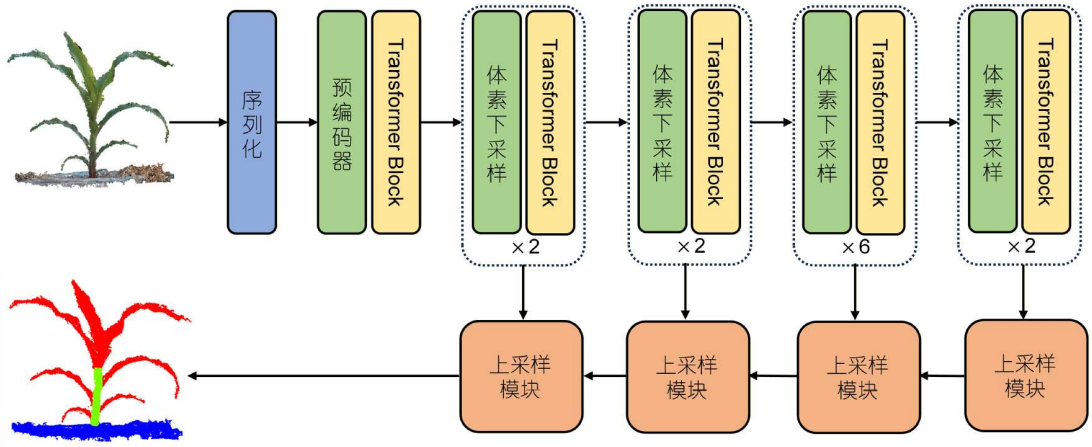


图 4 PTV3模型架构图
Figure 4 Architecture of PTV3 model

任务中, 常用的评估指标包括准确率(accuracy, Acc)和IoU.

$$\mathrm{Acc}=\frac{\mathrm{TP}+\mathrm{TN}}{\mathrm{TP}+\mathrm{TN}+\mathrm{FP}+\mathrm{FN}}. \tag{4}$$

平均准确率(mean accuracy, mAcc)用于计算每个类别的准确率, 并对所有类别的准确率进行平均, 以反映模型在各类别上的整体识别能力.

$$\mathrm{mAcc}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{\mathrm{TP}_i}{\mathrm{TP}_i+FN_i}. \tag{5}$$

IoU是分割任务中广泛使用的评估指标, 主要衡量预测分割区域与真实分割区域的重叠程度, 具体表示为预测区域与真实区域交集与并集的比例. 单一类别的IoU计算公式如下:

$$\mathrm{IoU}_i=\frac{\mathrm{TP}_i}{\mathrm{TP}_i+\mathrm{FN}_i+\mathrm{FP}_i}, \tag{6}$$

其中, 下标表示特定语义类别. 通过计算各类别的IoU并对其进行平均, 得到平均交并比(mIoU), 这一指标全面反映了模型在整个分割任务中的表现. mIoU的计算公式为:

$$\mathrm{mIoU}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\mathrm{IoU}_i, \tag{7}$$

其中, N为类别总数. 此方法能够有效地评估模型对每个类别的分割精度, 并为整体性能提供准确的度量.

1.7 表型参数解析

(1) 玉米表型提取. 针对玉米苗期生长特征, 重点选取了4个关键表型参数进行量化分析, 包括: 苗高、茎粗、叶长、叶宽(图1E). 各个表型提取的伪代码在网络版附录Ⅱ中.

苗高: 表征玉米植株垂直生长状态的关键表型参数, 定义为植株基部至顶端的垂直高度. 在本研究中, 通过计算点云在Z轴方向的最大值与最小值之差来确定苗高值.

茎粗: 表征玉米主茎发育状况的重要参数, 定义为特定高度处的茎秆直径. 在本研究中, 首先在预定的茎高位置(底部沿Z轴10~15 cm处)截取茎部点云, 将截取的点云数据投影至XOY平面, 采用最小二乘法进行圆形拟合, 圆形直径即为茎粗值.

叶长: 评估叶片发育程度的关键指标. 语义分割后的叶片器官点云通过DBSCAN聚类算法[30]得到展开叶的单叶点云, 通过对单叶片点云进行骨架化并采样关键点, 计算关键点累计长度即为单叶片长度. 该方法可以准确反映叶片的实际伸展长度

叶宽: 表征叶片的横向发育特征. 将单叶片点云在特定位置(玉米叶片中间并向两端延伸3~5 cm)截取后进行主成分分析(principal component analysis, PCA), 得到降维点云并计算二维点云外接矩形的宽度即为玉米叶宽值[31].

(2) 精度评估. 为了评估玉米三维表型解析的准确性, 本研究对点云数据分析获取的计算值与人工实测值进行对比分析, 选取绝对误差(E_a)、相对误差(E_r)和决定系数(R^2)作为表型精度的量化评价指标. 其中, 决定系数(R^2)作为衡量模型拟合优度的关键统计量, 能够有效表征模型对数据变异性的解释能力. 具体公式

https://www.sciengine.com/doi/10.1360/SSV-2025-0263

如下所示:

$$E_a = \left|H_{\text{pred}} - H_{\text{gt}}\right|, \tag{8}$$

$$E_r = \frac{E_a}{H_{\text{gt}}} \times 100\%, \tag{9}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(H_{\text{pred},i} - H_{\text{gt},i}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(H_{\text{gt},i} - \overline{H}_{\text{gt}}\right)^2}, \tag{10}$$

其中H_{pred}为点云中的计算值, H_{gt}为人工测量的人工值, $\overline{H}_{\text{gt}}$为所有人工值的平均值.

2 结果

本研究的实验基于安装Ubuntu 24.04操作系统的高性能计算服务器. 该服务器配备双路Intel Xeon 4310 CPU、256GB系统内存以及四张NVIDIA Tesla V100 32GB GPU. 基于该硬件平台, 本研究系统评估了多种植株级点云实例分割算法和器官级点云语义分割算法在本研究数据集上的性能表现.

2.1 植株级点云分割结果

对于群体点云的实例分割, 本研究评估了Spherical Mask[32]和ISBNet在玉米群体数据集上的分割效果, 并与传统的聚类算法K-means和Mean-Shift进行比较. Spherical Mask和ISBNet的学习率均设置为0.001, 训练轮次为120. 结果如表1所示. 在平均精度方面, ISBNet模型优于Spherical Mask, 植株部分AP值达到0.782, 整体mAP值为0.813. 植株级点云分割的可视化效果如图5A所示, 其中不同的颜色代表不同的玉米实例.

2.2 器官级点云分割结果

本研究将玉米植株点云划分为3部分: 叶片、茎秆和盆. 针对单株点云的器官级分割任务, 评估了PointNet++, Stratified Transformer(ST)[33]和PTV3在本研究数据集上的性能. PointNet++的学习率设置为0.001, 训练轮次为520; ST和PTV3的学习率设置为0.006, 训练轮次为300. PTV3在叶片分割上取得了较高的准确率(Acc为0.9656)和交并比(IoU为0.9353); 在茎秆分割上, 其Acc和IoU分别达到0.8063和0.6606. 如表2所示, 与其他方法相比, PTV3在mIoU及各器官的IoU指标上均显著优于ST和PointNet++. 仅在叶片器官的Acc指标上, PTV3略低于ST. 图5B展示了两种算法的玉米器官点云分割可视化效果(GT为真实标签).

2.3 表型解析结果

本研究对50株玉米的苗高、茎粗以及叶长和叶宽进行了人工测量. 各表型参数的精度评估结果详见表3. 在4个评估的表型参数中, 苗高的测量精度最高, 其E_r仅为6%, E_a为2.78 cm, R^2达到0.9119. 茎粗和叶长的R^2也均在0.9以上. 相比之下, 叶宽的R^2为0.7715, 预测精度相对较低. 这一结果可能源于玉米叶片不同部位宽度差异较大, 人工测量过程中测量位置依靠主观判定带来的误差, 从而导致模型拟合效果受限. 图6展示了4个表型参数的计算值与人工测量值之间的线性回归拟合结果及其对应的R^2.

3 讨论

本研究以苗期盆栽玉米为对象, 构建了一套基于移动机器人的玉米点云获取和表型解析的完整方法流程. 其中, 点云数据处理是该流程的核心环节. 本研究采用的深度学习点云分割方法赋予了流程强大的处理能力, 能有效应对复杂的室外农业场景.

在植株级点云分割阶段, 深度学习方法相比传统聚类算法展现出显著优势. 无论是K-Means聚类还是Mean-Shift聚类, 都难以有效完成对复杂植株结构的精确分割. Spherical Mask与ISBNet的分割结果也呈现

表 1 点云实例分割网络性能评估[a)]

Table 1 Performance evaluation of point cloud instance segmentation network[a)]

模型	地面			植株			平均mAP
	AP	AP_{50}	AP_{25}	AP	AP_{50}	AP_{25}	
Spherical Mask	0.916	0.986	0.986	0.562	0.792	0.813	0.739
ISBNet	0.845	0.908	0.908	**0.782**	**0.932**	**0.952**	**0.813**

a) 加粗数值表示模型该场景下分割效果优于对照

https://www.sciengine.com/doi/10.1360/SSV-2025-0263

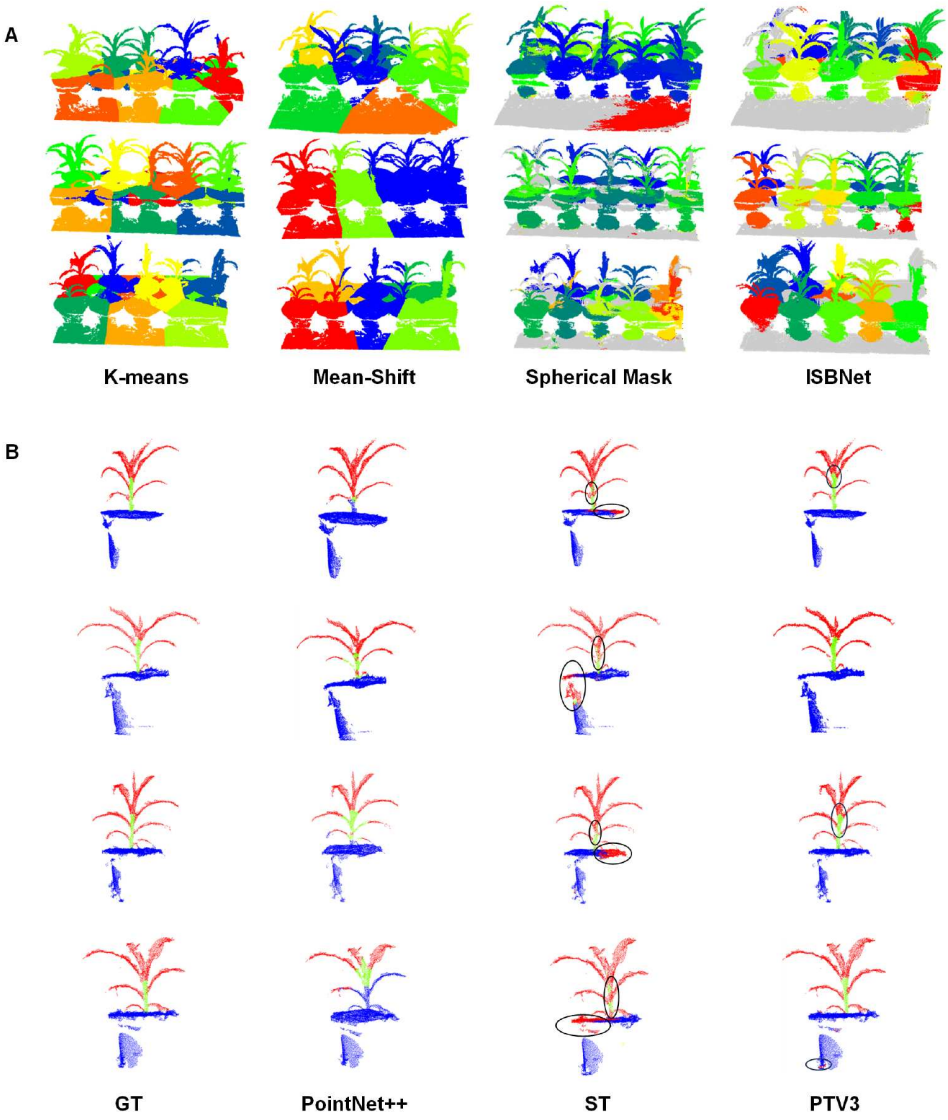


图 5 点云分割结果可视化. A: 群体点云实例分割可视化; B: 单株点云语义分割可视化

Figure 5 Visualization of point cloud segmentation results. A: Instance segmentation for population point cloud; B: semantic segmentation for individual plant point cloud

显著差异. 两种算法的玉米群体点云分割可视化对比图清晰显示: ISBNet能较为完整地保留单株玉米的形态结构; 而Spherical Mask倾向于将相邻植株实例错误合并. 这种邻近实例误合并的现象, 是传统“由粗到精”三维实例分割方法的常见问题. ISBNet具备高效的实例特征分离能力, 能够在保持局部结构信息的同时实现多尺度特征聚合, 适用于植株级复杂结构的实例分割任务.

在器官级点云分割阶段, 3种方法在叶片和盆的分割上均表现出较好的效果, 但在茎的分割精度上较低. 这是因为玉米茎与顶部未展开叶片间缺乏明显边界, 模糊的特征易导致模型学习错误信息. 对可视化分割效果分析可知: ST模型存在将非叶片区域(如部分茎和盆)误分类为叶片的问题, 导致叶片分割准确率虚高, 同时降低其他器官的Acc指标. PointNet++和ST在语义交界处存在明显问题, 仅学习到了粗略的位置信息. 相比之下, PTV3在茎与顶部未展开叶片的交界处仅存在细微误差, 最大程度保留了茎和叶片的形态完整性. PTV3在捕获全局语义与局部几何关系方面表现优异, 特别适合叶片、茎秆等细粒度器官级语义分割,

https://www.sciengine.com/doi/10.1360/SSV-2025-0263

表 2　点云语义分割网络性能评估[a)]

Table 2　Performance evaluation of point cloud semantic segmentation network[a)]

模型	OA	mAcc	mIoU	叶IoU	叶Acc	茎IoU	茎Acc	盆IoU	盆Acc
PointNet++	0.8742	0.7555	0.6477	0.8260	–	0.3170	–	0.8010	–
ST	0.8869	0.7555	0.6569	0.7388	**0.9788**	0.3630	0.4124	0.7388	0.8752
PTV3	**0.9777**	**0.9226**	**0.8628**	**0.9353**	0.9656	**0.6606**	**0.8063**	**0.9226**	**0.9959**

a) 加粗数值表示模型该场景下分割效果优于对照

表 3　表型参数精度评估

Table 3　Phenotypic accuracy evaluation

参数	最大E_a	平均E_a	最大E_r(%)	平均E_r(%)	R^2
苗高	5.49	2.78	12	6	0.9119
茎粗	0.29	0.11	43	8	0.9205
叶长	7.54	3.53	22	11	0.9046
叶宽	1.60	0.61	62	18	0.7715

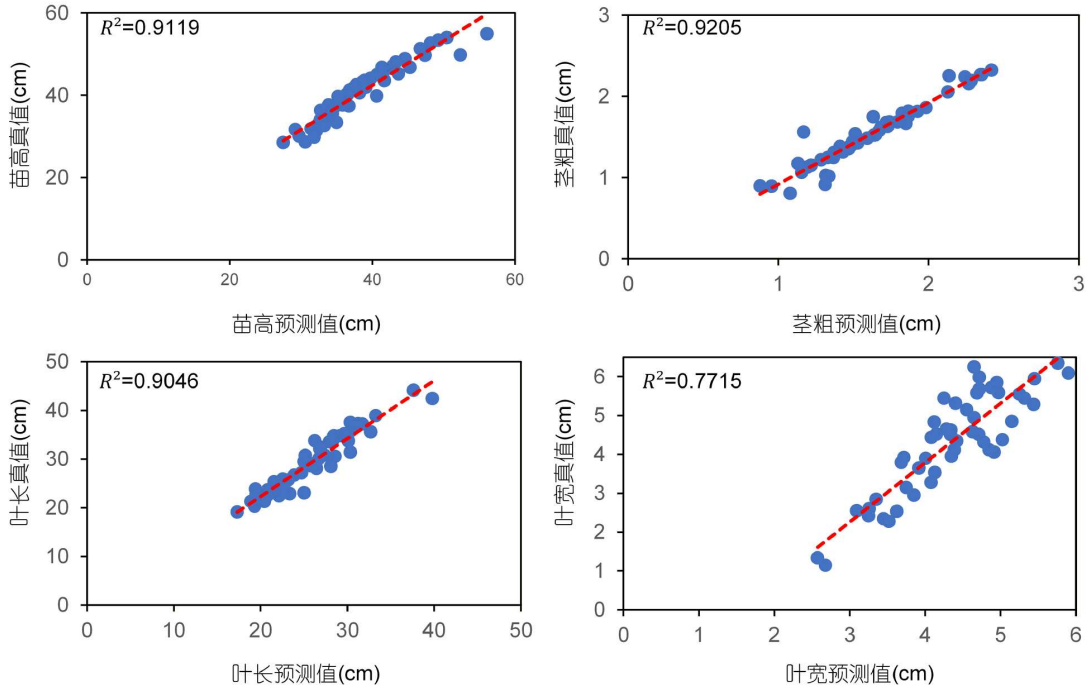


图 6　各表型性状提取结果

Figure 6　Results of phenotypic trait extraction

这是因为PTV3有更大的感受野, 能更有效地建模非均匀点云中的长距离依赖关系, 在复杂植物结构中具有更高的分割精度和鲁棒性. 在苗高、叶长、叶宽和茎粗4项玉米三维表型解析中, 苗高的精度最高. 这是因为苗高仅受植株级点云分割影响, 且测量方式较为直观, 减少了人为主观因素的干扰. 叶宽特征的精度相对较低, 主要原因在于玉米叶片不同部位的宽度存在显著差异. 当人工测量位置与算法计算位置不完全一致时, 易导致较大的测量偏差, 从而影响整体精度. 针对该问题, 若将表型提取方法由单点测量改进为多点取样并计算平均值, 可在一定程度上减弱局部差异带来的误差, 进一步提升叶宽估计的稳定性与准确性.

https://www.sciengine.com/doi/10.1360/SSV-2025-0263

自动化三维表型获取技术能有效克服人工测量中的主观偏差, 确保每步分析均有客观数据支撑, 从而提升表型数据的可靠性和精度.

实验结果表明, 在室外环境下, 本研究所提出的方法能够满足玉米三维表型参数提取的精度要求, 展现了该方法在高通量、精准化作物表型解析中的巨大应用潜力. 但当前的流程方案仍存在进一步优化的空间. 现有方法在室外苗期盆栽玉米种植条件下表现出较好的稳健性与准确性, 在植株密度更高、植株体积更大的大田环境中, 其适用性和鲁棒性仍受一定限制. 在数据采集与三维重建阶段, 现有相机架构设计在应对玉米之后生育期的影像采集时存在高度不足的问题. 此外, 相机数量配置及安装角度对三维重建结果的精度与完整性具有显著影响, 这一环节仍有优化潜力. 进一步地, 在植株级点云分割阶段, 现有算法在处理玉米植株间的相互接触与遮挡区域时, 仍可能出现误分割或漏分割现象. 未来, 若能通过提升点云数据处理模型的表达能力与三维重建精度, 可望显著增强该方法在复杂田间环境下的适应性, 并拓展其在不同作物类型中的应用范围.

致谢 感谢华中农业大学植物科学技术学院陈国兴老师在实验设计和数据分析方面提出的宝贵意见与建议

参考文献

1 Niu T T, Tian L C, Li J C, et al. Sustainable development of maize industry in Shanxi (in Chinese). J Shanxi Agric Sci, 2010, 38: 5 [牛天堂, 田良才, 李晋川, 等. 关于山西玉米产业的可持续发展. 山西农业科学, 2010, 38: 5]

2 Qin T C, Deng D X, Bian Y L, et al. Improvement of special maize by using genetic mutant genes Ⅷ. Study on breeding and application techniques of popcorn (in Chinese). J Maize Sci, 2006, 14: 4 [秦泰辰, 邓德祥, 卞云龙, 等. 利用遗传突变基因改良特用玉米Ⅷ. 爆裂玉米育种与应用技术探讨. 玉米科学, 2006, 14: 4]

3 Pan Y H. On concepts and categories of plant phenome and phenomics (in Chinese). Acta Agron Sin, 2015, 41: 175–185 [潘映红. 论植物表型组和植物表型组学的概念与范畴. 作物学报, 2015, 41: 175–185]

4 Cen H Y, Zhu Y M, Sun D W, et al. Current status and prospect of deep learning in plant phenotyping research (in Chinese). Transact Chin Soc Agric Eng, 2020, 36: 1–16 [岑海燕, 朱月明, 孙大伟, 等. 深度学习在植物表型研究中的应用现状与展望. 农业工程学报, 2020, 36: 1–16]

5 Furbank R T, Tester M. Phenomics—technologies to relieve the phenotyping bottleneck. Trends Plant Sci, 2011, 16: 635–644

6 Yuan P S, Li R L, Ren S G, et al. Research progress of representation learning and its application analysis in plant phenotyping (in Chinese). Transact Chin Soc Agric Mach, 2020, 51: 285–298 [袁培森, 李润隆, 任守纲, 等. 表示学习技术研究进展及其在植物表型中应用分析. 农业机械学报, 2020, 51: 285–298]

7 Li D, Shi G, Li J, et al. PlantNet: a dual-function point cloud segmentation network for multiple plant species. ISPRS J Photogramm Remote Sens, 2022, 184: 243–263

8 Andrade-Sanchez P, Gore M A, Heun J T, et al. Development and evaluation of a field-based high-throughput phenotyping platform. Funct Plant Biol, 2013, 41: 68–79

9 Cobb J N, DeClerck G, Greenberg A, et al. Next-generation phenotyping: requirements and strategies for enhancing our understanding of genotype-phenotype relationships and its relevance to crop improvement. Theor Appl Genet, 2013, 126: 867–887

10 Song P, Li Z D, Yang M, et al. Current status and prospects of crop phenotyping robots (in Chinese). Transact Chin Soc Agric Mach, 2025, 56: 1–17 [宋鹏, 李正达, 杨蒙, 等. 作物表型机器人研究现状与展望. 农业机械学报, 2025, 56: 1–17]

11 Liu Y. Design and experiment of chassis for self-propelled soybean phenotype acquisition platform (in Chinese). Dissertation for Master's Degree. Harbin: Northeast Agricultural University, 2023 [刘宇. 自走式大豆表型采集平台底盘设计与试验. 硕士学位论文. 哈尔滨: 东北农业大学, 2023]

12 Guo X Y, Deng X Y, Zheng W G, et al. 3D visualization research on maize leaf morphogenesis (in Chinese). J Maize Sci, 2004: 108–110 [郭新宇, 邓旭阳, 郑文刚, 等. 玉米叶片形态建成的三维可视化研究. 玉米科学, 2004: 108–110]

13 Gehan M A, Fahlgren N, Abbasi A, et al. PlantCV v2: image analysis software for high-throughput plant phenotyping. PeerJ, 2017, 5: e4088

14 Yang D, Yang H, Liu D, et al. Research on automatic 3D reconstruction of plant phenotype based on Multi-View images. Comput Electron Agr, 2024, 220: 108866

https://www.sciengine.com/doi/10.1360/SSV-2025-0263

15 Chen G Z, Gong S R. Application of computer vision and pattern recognition technology in agricultural production (in Chinese). Jiangsu Agric Sci, 2015, 43: 409–413 [陈桂珍, 龚声蓉. 计算机视觉及模式识别技术在农业生产领域的应用. 江苏农业科学, 2015, 43: 409–413]
16 Wang R P, Liu D F, Wang X L, et al. Segmentation and key phenotypic measurement of Chinese flowering cabbage based on multi-view geometry (in Chinese). Transact Chin Soc Agric Eng, 2022, 38: 243–251 [王瑞萍, 刘东风, 王先琳, 等. 基于多视图几何的白菜薹分割与关键表型测量. 农业工程学报, 2022, 38: 243–251]
17 Wu D, Yu L, Ye J, et al. Panicle-3D: a low-cost 3D-modeling method for rice panicles based on deep learning, shape from silhouette, and supervoxel clustering. Crop J, 2022, 10: 1386–1398
18 Zhu R S, Li S, Sun Y Z, et al. Research advances and prospects of crop 3D reconstruction technology (in Chinese). Smart Agric, 2021, 3: 94–115 [朱荣胜, 李帅, 孙永哲, 等. 作物三维重构技术研究现状及前景展望, 智慧农业, 2021, 3: 94–115]
19 Sun T. Experiment and analysis of plant 3D reconstruction based on sequence images (in Chinese). Comput Eng Software, 2017, 38: 6–11 [孙婷. 基于序列图像的植株三维重建试验与分析. 软件, 2017, 38: 6–11]
20 Peng C, Li S, Miao Y L, et al. Stem-leaf segmentation and phenotypic trait extraction of tomato plants based on 3D point cloud (in Chinese). Transact Chin Soc Agric Eng, 2022, 38: 195–202 [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. 农业工程学报, 2022, 38: 195–202]
21 Zhu L, Jiang W, Sun B Y, et al. 3D reconstruction and phenotypic parameter acquisition of seedling crops based on neural radiance fields (in Chinese). Transact Chin Soc Agric Mach, 2024, 55: 184–192 [朱磊, 江伟, 孙伯颜, 等. 基于神经辐射场的苗期作物三维建模和表型参数获取. 农业机械学报, 2024, 55: 184–192]
22 Song P, Li Z, Yang M, et al. Dynamic detection of three-dimensional crop phenotypes based on a consumer-grade RGB-D camera. Front Plant Sci, 2023, 14: 1097725
23 Schonberger J L, Frahm J M. Structure-from-Motion revisited. In: IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. New York: IEEE, 2016. 4104–4113
24 Rahman A D M, Cahyono A B. Analysis of 3-D building modeling using photogrammetric software: agisoft metashape and micmac. IOP Conf Ser Earth Environ Sci, 2023, 1276: 012044
25 Zhu J, Zhai R, Ren H, et al. Crops3D: a diverse 3D crop dataset for realistic perception and segmentation toward agricultural applications. Sci Data, 2024, 11: 1438
26 Ngo T D, Hua B S, Nguyen K D M. ISBNet: a 3D point cloud instance segmentation network with instance-aware sampling and box-aware dynamic convolution. arXiv, 2023, abs/2303.00246
27 Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation. In: Navab N, Hornegger J, Wells W, et al., eds. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015. MICCAI 2015. Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer, 2015. 234–241
28 Guo Y, Wang H, Hu Q, et al. Deep learning for 3D point clouds: a survey. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2021, 43: 4338–4364
29 Wu X, Jiang L, Wang P S, et al. Point transformer v3: simpler, faster, stronger. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2024. 4840–4851
30 Ji Q, Sun Y F, Hu Y L, et al. Review of deep clustering algorithms (in Chinese). J Beijing Univ Technol, 2021, 47: 874–886 [姬强, 孙艳丰, 胡永利, 等. 深度聚类算法研究综述. 北京工业大学学报, 2021, 47: 874–886]
31 Zhao Q. Summary of principal component analysis method (in Chinese). Software Eng, 2016, 19: 1–3 [赵蔷. 主成分分析方法综述. 软件工程, 2016, 19: 1–3]
32 Shin S, Zhou K, Vankadari M, et al. Spherical mask: coarse-to-fine 3D point cloud instance segmentation with spherical representation. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2024. 4060–4069
33 Lai X, Liu J, Jiang L, et al. Stratified transformer for 3D point cloud segmentation. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2022. 8490–8499

https://www.sciengine.com/doi/10.1360/SSV-2025-0263

Maize point cloud acquisition and phenotypic trait extraction using a mobile robotic platform

LI ShuaiHao[1,3†], CUI ChenXi[1,2†], LIU JinBao[1,2], DENG XueHan[1,2], YANG Meng[1,3], LI ZhengDa[1,3], YANG WanNeng[1,3], SONG Peng[1,3*] & ZHAI RuiFang[1,2,4*]

[1] *National Key Laboratory of Crop Genetic Improvement, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China*
[2] *College of Informatics, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China*
[3] *College of Plant Science and Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China*
[4] *Engineering Research Center of Intelligent Technology for Agriculture, Ministry of Education, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China*
† *Contributed equally to this work*
* *Corresponding authors, E-mail: songp@mail.hzau.edu.cn; rfzhai@mail.hzau.edu.cn*

Crop phenotypes are the external manifestations of interactions between genetic factors and environmental conditions, and form the fundamental basis for analyzing genotype-environment relationships. Maize is a globally important food crop, and high-throughput acquisition of phenotypic data for maize is crucial for breeding and stress resistance research. To address the limitations of existing outdoor maize population phenotyping methods, including high cost, poor adaptability, and low throughput, we focuse on potted maize at the seedling stage and propose a mobile robot–based pipeline for maize point cloud acquisition and phenotypic trait extraction. A mobile robot equipped with eight RGB cameras was employed to collect multi-view sequential images, from which a population-level point cloud was generated via three-dimensional reconstruction. Individual plant point clouds were then separated using a deep learning-based point cloud instance segmentation method, enabling further organ-level segmentation. On this basis, key phenotypic traits, including seedling height, stem diameter, leaf length, and leaf width, were extracted. The results demonstrate that the coefficients of determination (R^2) between the automatically extracted traits and manual measurements reached 0.9119, 0.9205, 0.9046, and 0.7715 for seedling height, stem diameter, leaf length, and leaf width, respectively. These results indicate that the proposed method meets the accuracy requirements for high-throughput three-dimensional phenotyping of outdoor potted maize at the seedling stage and shows strong potential for precise and high-throughput maize phenotypic identification.

maize, crop phenotyping, 3D reconstruction, point cloud segmentation

doi: 10.1360/SSV-2025-0263

https://www.sciengine.com/doi/10.1360/SSV-2025-0263