

手持式结构光扫描系统设计与玉米叶面积提取

彭星硕 杨悦 张永亮 郭荣赓 耿楠

(西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 基于三维点云的叶面积提取方法具有非接触、高效率和高精度优势,能够更好地满足现代农业对叶面积快速获取和精准评估的需求。以大田全生育期夏玉米为研究对象,通过自主设计的手持式结构光作物三维扫描仪,采集夏玉米全生育期点云数据,并提出了点云配准、去噪和下采样等预处理流程。随后,应用点云分割网络对玉米作物器官点云进行了精确分割,成功提取了玉米叶片点云数据,并提取了叶面积。结果表明,分割网络在点云分割精度方面表现优异,叶片点云精确率、召回率、F1分数和交并比指标均超过95%,其他器官分割指标也均高于75%。不同生育期叶面积提取结果存在显著差异。在苗期、拔节期、全生育期模型表现较好, R^2 分别为0.906 2、0.983 8、0.994 9,均方根误差分别为221.34、172.77、206.64 cm^2 ;但在成熟期,模型表现显著下降, R^2 降至0.517 8, RMSE上升至209.32 cm^2 。不同施肥量下,叶面积提取结果整体良好, R^2 均高于0.98。随着施肥量变化,均方根误差呈先下降后上升趋势,分别为176.38、106.36、110.18、270.34 cm^2 。基于本文设计的设备和方法,能够准确有效地提取大田单株玉米叶面积,为智慧农业和表型机器人提供技术支持。

关键词: 夏玉米; 生育期; 叶面积; 三维点云; 点云分割; 手持式结构光扫描系统

中图分类号: S24

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2025)03-0111-08

OSID:



Handheld Structured Light Scanning System Design and Maize Leaf Area Extraction

PENG Xingshuo YANG Yue ZHANG Yongliang GUO Ronggeng GENG Nan

(College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: The method of leaf area extraction based on 3D point clouds offers advantages such as non-contact, high efficiency, and high precision, making it well-suited to meet the demands of modern agriculture for rapid acquisition and accurate assessment of leaf area. Focusing on summer maize during its full growth period in field conditions, with four different fertilization treatments, each containing two sample plots, a self-developed handheld structured light crop 3D scanner was used, point cloud data were collected throughout the entire growth period of summer maize, and a series of point cloud preprocessing processes, including point cloud registration, denoising, and downsampling, were proposed. Subsequently, the PCT deep learning point cloud segmentation network was applied to accurately segment the crop organ point clouds, extracting the maize leaf point cloud data and successfully calculating the leaf area. The segmentation results showed that the PCT network performed excellently in the point cloud segmentation accuracy for maize organs, with the precision, recall, F1-score, and IoU metrics for the leaf point cloud all exceeding 95%, and the segmentation metrics for other organs also being above 75%. Significant differences were observed in the leaf area extraction results across different growth stages. During the seedling, jointing, and full growth stages, the extraction results were excellent, with R^2 values of 0.906 2, 0.983 8, and 0.994 9, and RMSE values of 221.34 cm^2 , 172.77 cm^2 , and 206.64 cm^2 , respectively. However, in the mature stage, the model's performance significantly was decreased, with an R^2 of 0.517 8 and an RMSE of 209.32 cm^2 . Under different fertilization levels, the leaf area extraction results were consistently good, with R^2 values above 0.98. As the fertilization amount changed, the

收稿日期: 2024-12-30 修回日期: 2025-01-20

基金项目: 陕西省重点研发计划项目(2019ZDLNY07-06-01)

作者简介: 彭星硕(1996—),男,博士生,主要从事计算机视觉和作物表型研究,E-mail: pxs@nwafu.edu.cn

通信作者: 耿楠(1970—),男,教授,博士生导师,主要从事机器视觉和计算机虚拟技术研究,E-mail: nangeng@nwafu.edu.cn

RMSE showed a trend of first decreasing and then increasing, with specific values of 176.38 cm², 106.36 cm², 110.18 cm², and 270.34 cm². In conclusion, the method proposed can accurately and effectively extract the leaf area of individual maize plants in field conditions, providing reliable data support for precision agriculture.

Key words: summer maize; growth period; leaf area; 3D point cloud; point cloud segmentation; handheld structured light scanning system

0 引言

玉米是全球主要粮食作物之一,在农业生产中具有重要地位。对玉米植株生长状况的监测和评估是实现高产、高效农业生产的重要手段之一^[1]。叶面积作为评估植株生长和作物产量的关键指标,与光能利用效率、光合作用强度以及水分蒸散等生理过程密切相关^[2]。因此,准确获取叶面积信息对精准农业管理和作物产量提升至关重要。传统叶面积测定方法多依赖人工测量或二维图像分析,但存在测量精度低、效率低和成本高等局限^[3]。近年来,三维激光扫描技术的兴起使得基于三维点云数据的叶面积提取方法成为研究热点。与传统方法相比,该方法具有非接触、高效率和高精度的优势,不仅提高了测量精度,降低了人力成本,还更好地满足了现代农业对快速获取和精确评估叶面积的需求^[4-6]。

点云获取是叶面积提取的首要环节,根据采集点云的原理,可分为多视角立体视觉^[7]、结构光法^[8]和飞行时间法^[9]。多视角立体视觉具有设备简单的优势,仅需通过多角度拍摄获取作物的完整二维图像即可实现重建。该方法在室内作物点云采集中应用广泛,但在成熟期玉米大田中,由于种植密度高、叶片间遮挡严重,其应用受到较大限制。飞行时间法主要包括深度相机和激光雷达两种实现方式,其中深度相机虽然成本较低,但测量精度有限且易受自然光干扰;地面中远距离激光雷达虽然测量距离远,但难以针对单一植株进行精确点云采集,同时设备成本较高,且获取的点云数据较为稀疏。相比之下,结构光法在近距离测量中能够提供高精度的三维重建,同时具有成本优势,但该方法可能受到自然光和物体表面反射特性的影响。

点云分割是叶面积提取的关键步骤,其目标是从点云中精准分离作物叶片,便于后续面积计算^[10]。常见分割方法包括基于几何特征的方法(如区域生长、阈值分割)和基于深度学习的方法(如 PointNet 和 PointNet + +)^[11-15]。几何特征方法依赖曲率、法线等信息,已成功应用于玉米植株的茎叶分割^[16];而深度学习方法(如 PointMLP 和 DGCNN)通过端到端神经网络,显著提升分割精度并解决局

部特征丢失问题^[17-18]。近年来,Transformer 网络和多头自注意力机制的引入进一步优化了分割性能,适应不同规模和分布的点云^[19]。基于作物器官的点云分割网络在叶片、茎、果实等器官识别上取得了显著进展,为精准农业提供了可靠的数据支持^[20-23]。此外,结合点云处理技术,研究者在叶片形态特征分析和表面积估算方面也取得重要成果,显著提高了叶面积提取的准确性^[24]。

综上所述,相较于室内环境,大田条件下玉米点云的精确采集面临诸多挑战。大田环境中光照变化大、背景复杂,容易干扰点云采集设备,降低数据质量。此外,因玉米种植密度高,生育后期叶片遮挡现象严重,点云完整采集困难,对这一阶段的现有研究仍显不足。针对上述问题,本文设计一款具有强抗自然光干扰能力的点云采集系统,并提出一套完整的点云处理流程,以实现大田环境下玉米植株点云的高精度获取。

1 系统设计与数据采集处理

1.1 实验地概况

本研究的室外大田采集区域位于西北农林科技大学旱区农业节水研究院内,该研究院位于陕西省杨凌示范区,属于典型的暖温带半湿润半干旱气候。

本研究玉米实验地共分为 8 个样区,每个样区尺寸为 6 m × 6 m。研究在每个样区内设置 4 个施肥梯度。针对各样区的施肥方案,苗期底肥、钾肥和磷肥均按照统一的施肥标准进行施用。本实验所选玉米品种为陕单 650,种植日期为 2024 年 6 月 8 日,最终收获日期为 2024 年 10 月 8 日,全生育期历时 122 d。在玉米两个关键生长阶段(喇叭口期和抽雄期),追加施用氮肥。施肥量分别为 0、100、150、250 kg/hm²,以模拟不同氮肥供给条件对玉米生长的影响。具体的施肥样区分布及研究区域布置如图 1 所示,图中编号 N0 ~ N250 表示施肥量为 0 ~ 250 kg/hm²。并利用 Yaxin-1242 型叶面积仪(北京雅欣理仪科技公司)测量玉米叶面积。

1.2 玉米三维点云数据采集

1.2.1 基于结构光的点云采集设备整体设计

线结构光是一种基于光投影与图像捕捉的三维

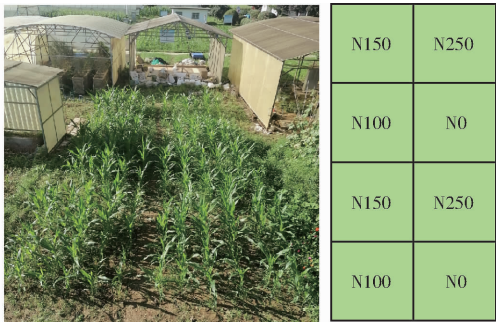


图 1 研究区域与氮肥比例

Fig. 1 Research area and nitrogen fertilizer ratio

重建技术,其原理是将已知形状的光条(本研究为 48 线光条纹)投射到物体表面,通过摄像机捕捉光条变形,并利用计算机视觉技术重建物体的三维形状^[25]。设备由摄像头、投影系统、计算单元和触发模块组成:投影系统将光条投射到目标表面,摄像头捕捉变形条纹,计算单元处理图像生成点云数据,触发模块确保组件同步工作。为减小自然光干扰,系统增加了滤光片模块,各组件协同实现高效的三维信息获取。设备内部结构及外观如图 2 所示。

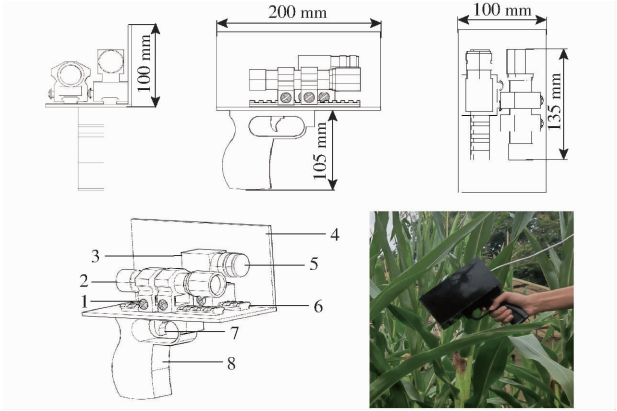


图 2 采集设备结构和外观图

Fig. 2 Structure and appearance diagram of collection device

1. 夹持装置 2. 投影设备 3. 摄像机 4. 围板 5. 滤光片 6. 导轨 7. 触发器 8. 把手

1.2.2 基于结构光的点云采集设备投影设计

为避免光线干扰并优化玉米点云采集,本研究选择中心波长 940 nm 的波段作为投影光源。如图 3 所示^[26],该波段辐射强度低,玉米反射率约 40%,且为工业常用光源,无需特别定制,显著提升设备经济性。设备在摄像机前配备 940 nm 窄带滤光片,可选择性透过 940 nm 光波,过滤其他光谱干扰。所用近红外 LED 光源功率为 5 W,波段误差 ± 10 nm,投射尺寸 40 cm $\times$ 40 cm,经计算辐射强度约 30 W/m²,是太阳在该波段辐射强度的 9 倍,有效抵御太阳辐射干扰,确保复杂光照下点云采集的精度。并对设备进行相机标定、光平面标定、误差分析等操作。

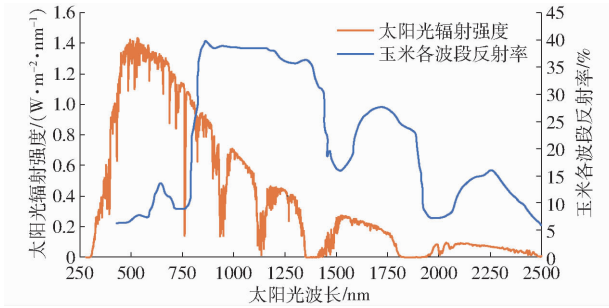


图 3 太阳光谱各波段辐射分布和玉米反射率

Fig. 3 Radiation distribution in various bands of solar spectrum and corn reflectance

1.2.3 基于结构光的点云数据采集

采集数据覆盖了玉米整个生育期,充分反映了其不同生长阶段的特征。在数据采集过程中,以 8 个样区作为研究对象。每个样区内挑选 2 株具有代表性的玉米植株进行测量。数据采集周期为每 7 d 一次,但若遇到降雨等不利天气条件,则顺延至雨后进行。在整个研究期间,共进行 17 次采集,最终获取 272 组完整的玉米点云数据。

1.3 玉米点云数据预处理

1.3.1 点云配准

由于扫描视角限制及物体自身或环境遮挡,设备每次仅能获取玉米植株的局部点云。为生成完整的植株点云模型,需要进行点云配准和组合处理。本研究采用高重叠率采集策略,确保每块点云覆盖范围至少有 50% 的重叠,以提高配准的精度和稳定性。

点云配准包括粗配准和精配准。粗配准通过特征点匹配完成:对含茎秆的点云提取特征点,建立初步对应关系,并利用匹配点计算刚体变换。特征点提取基于点云的曲率特征。具体方法是计算每个点的法向量及其局部曲率变化,分析法向量突变与曲率分布,精准提取边缘点。曲率用于描述点云局部形状变化,其定义为某点邻域中法向量变化的均方根,公式为

$$C(p) = \frac{\delta_{\min}}{k} \sum_{i=1}^k \delta_i \quad (1)$$

式中 $C(p)$ ——点 p 曲率

$\delta_{\min}$ ——点 p 邻域协方差矩阵中最小特征值

δ_i ——协方差矩阵第 i 个特征值

k ——邻域点数量

然后,利用分层聚类方法对点云进行逐层分割,依次计算各层中心点。茎秆点云配准完成后,结合茎秆上叶片点云生长位置,逐步检索并依次配准每片叶片点云,直至叶尖为止。

完成基于特征匹配的粗配准后,进一步采用改

进的加权 ICP (Iterative closest point) 算法进行精配准。由于采集的局部点云具有较强的自相似性,传统 ICP 算法易产生误配准。加权 ICP 通过引入权重调整各点在配准中的贡献,在最小化点云配准误差时,赋予关键点更高权重,从而提升配准精度。最终,将配准后茎叶点云与果穗、雄穗等器官点云整合,生成完整的植株点云模型。整体配准流程如图 4 所示。

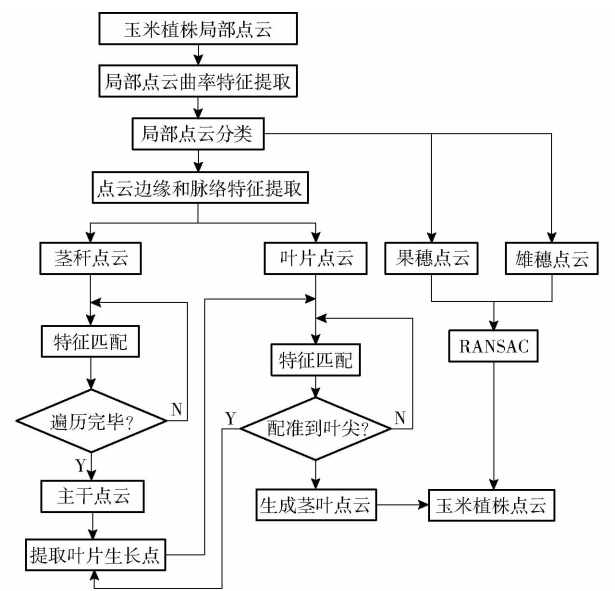


图 4 点云配准流程
Fig. 4 Point cloud registration process

1.3.2 点云标签

为了便于对玉米植株点云进行进一步分析,尤其是针对各个器官的表型性状进行分析,本研究还

需要对各个器官进行精细化标注。基于生物学结构特征,将点云划分为 4 个主要部分:茎秆、叶片、果穗和雄穗。

1.3.3 点云下采样

采用改进的体素化采样进行点云下采样,传统的体素化采样通过计算每个体素内的重心点来代表该体素中的所有点,从而实现降采样。该方法能够有效保留点云的整体结构,但会对点云的局部密度和尺寸进行均匀化处理,导致局部密度趋于恒定。为了克服传统体素采样局限性,并提升点云在深度学习中的适用性,提出了一种改进的自适应体素化采样方法。该方法首先在每个体素内计算点云的质心,并保留距离质心最近的一个或多个原始点,从而确保采样点仍属于原始点云,避免因重心替代导致的偏差。

1.4 玉米点云分割与叶面积提取

1.4.1 基于 Transformer 的点云语义分割网络

由于点云的无序性和不规则性,深度神经网络在点云分割中面临诸多挑战。Transformer 模型在自然语言处理和图像处理领域取得了显著成功^[19], PCT 网络在点云学习中展现了独特优势,网络结构如图 5 所示。该网络分为编码器模块和分割模块,其中编码器将输入的点云映射到高维特征空间,捕捉点之间的语义关系,为后续任务提供特征支持。分割模块的核心任务是将点云划分为不同语义类别(如叶片、茎、果穗、雄穗等)。通过引入全局特征与局部特征融合,该网络有效提升了每个点的语义信息,增强了分割精度。

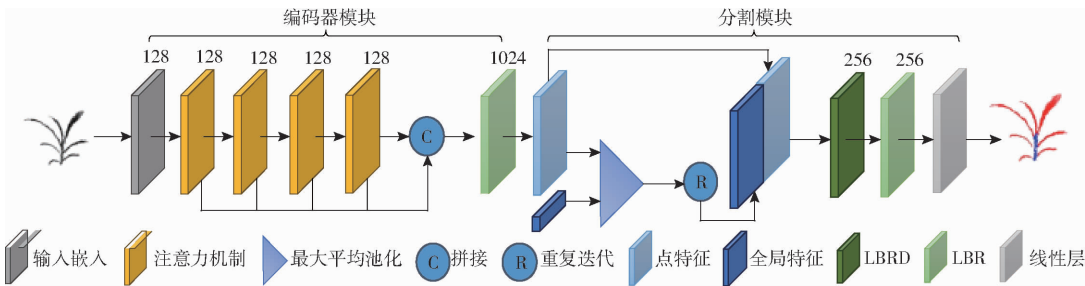


图 5 基于 Transformer 的点云语义分割网络结构图
Fig. 5 Transformer based point cloud semantic segmentation network

损失函数是用于衡量模型预测值与真实值之间差异的函数,它在训练过程中被最小化,以使模型能够学习到更准确的预测。采用交叉熵损失 (Cross-entropy loss) 函数,用于衡量模型输出的概率分布与真实标签之间的差异。通过计算预测类别和真实类别之间的交叉熵,并将预测的类别转化为概率分布,将其与真实标签进行比较。损失函数表示为

$$L_{loss} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{c=1}^C y_{i,c} \lg p_{i,c} \quad (2)$$

式中 N ——点云中点总数
 C ——语义类别数量
 $y_{i,c}$ ——第 i 个点真实类别标签
 $p_{i,c}$ ——第 i 个点预测类别概率分布

1.4.2 叶面积提取

为精确提取叶面积,需将点云转化为网格形式。为计算单株玉米叶面积,首先基于点云密度对玉米叶片进行聚类,然后对每一片叶片进行单独的 Delaunay 剖分,分别计算每个叶片面积,并将所有叶片面积相加,得到单株玉米总叶面积。

1.5 精度评价

1.5.1 点云分割精度评价

使用精确率、召回率、F1 分数和交并比 (Intersection over union, IoU) 对植株器官分割精度进行评估。

1.5.2 玉米叶面积提取精度

采用线性回归分析评估叶面积人工实测值与提取值之间的关系,并使用决定系数 R^2 和均方根误差 (RMSE) 进行定量化评估。

2 结果和分析

2.1 设备精度测试

为了进一步测试设计的手持式点云扫描设备的采集精度和抗自然光干扰能力,采用半径为 200 mm、圆度误差小于 0.05 mm 的标准球体进行精度评估。通过最小二乘法对采集的球体点云进行拟合,以确定球体的圆心位置,并分析各点半径与标准半径之间的误差,从而评估设备精度。

鉴于本设备的最终应用场景为室外环境,分别在光辐射强度为 214 W/m^2 的室内环境和日照辐射强度为 $1\,289\text{ W/m}^2$ 的室外环境下进行了测试。其中室内环境下,采集精度平均误差为 0.725 mm,在室外环境下,采集精度平均误差为 1.463 mm。

通过对比分析图 6a 和图 6b,可以发现,室外环境下误差略有增加,而且呈现一定的规律性,这是由于阳光和阴影之间明暗对比影响了条纹提取,进而影响了精度。尽管阳光仍然对测量产生了一定干扰,但设备依然具有较高的测试精度,能够满足植株表型测量的要求。

2.2 玉米点云语义分割结果评价

选择几种主流的点云分割网络与本文的网络进行比较,包括 PointNet、PointNet++、PointMLP 和 DGCNN。本研究的硬件平台包含 Intel Core i7-13700K 的 CPU 和 NVIDIA RTX 3060 的 GPU。深度学习框架采用 Pytorch。在训练过程中,批量大小固定为 64,初始学习率设置为 0.005;之后,每 10 轮迭代训练后,学习率降低 50%。最大训练轮数设置为 120 轮。本研究点云数据集由 272 组完整的玉米植株点云组成,点总数量为 2 693 254,训练样本和测试样本比例为 3:1。如图 7 所示,损失函数表现出明显下降和迅速收敛。

玉米点云语义分割结果如表 1 所示,PCT 在所有指标上表现突出,尤其在叶和茎的分割中,精确率分别达到 98.89% 和 92.87%,召回率为 97.31% 和 96.43%,F1 分数为 98.09% 和 94.62%,IoU 为 96.26% 和 89.79%。果穗和雄穗分割也相对较好,

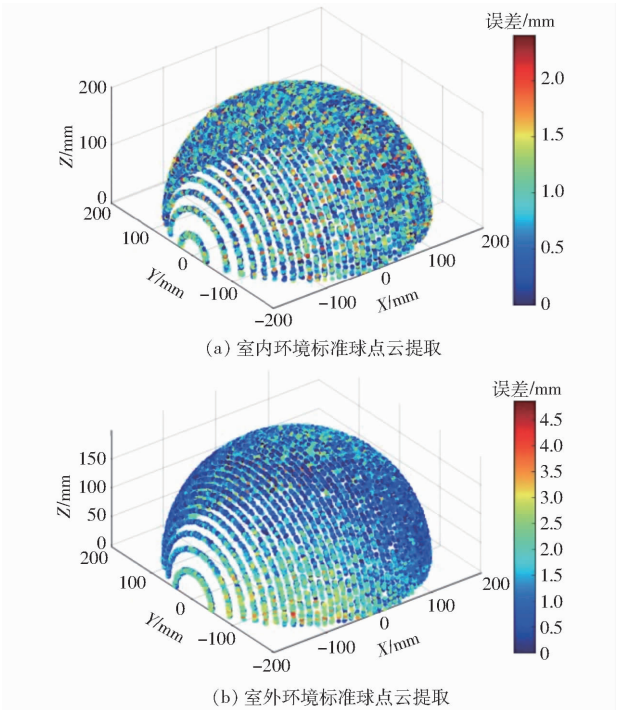


图 6 采集设备精度测试结果
Fig.6 Accuracy test result of acquisition equipment

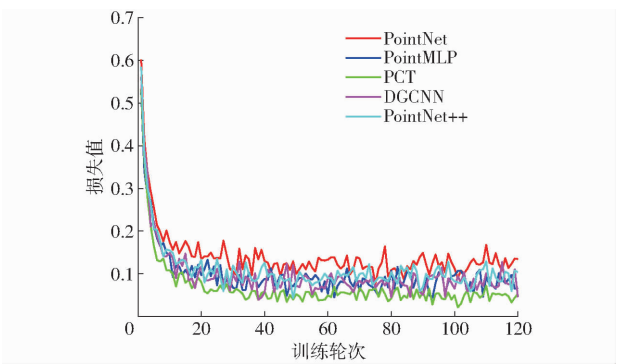


图 7 损失值变化曲线
Fig.7 Loss function during network training

精确率分别为 80.08% 和 86.50%,召回率为 94.03% 和 92.16%,F1 分数为 86.50% 和 89.24%,IoU 为 76.21% 和 80.57%,这表明 PCT 能够精确地分割玉米各个器官。

相比之下,DGCNN 和 PointNet++ 在叶和茎分割上表现较好,但在果穗和雄穗分割上略逊色,DGCNN 的精确率分别为 87.72% 和 75.28%,召回率为 94.77% 和 87.58%,F1 分数为 91.11% 和 80.97%,IoU 为 83.67% 和 68.02%;而 PointNet++ 的精确率为 98.49% 和 77.65%,召回率为 95.15% 和 86.45%,F1 分数为 96.70% 和 82.46%,IoU 为 93.61% 和 70.16%。PointNet 和 PointMLP 在所有器官分割上表现较为逊色,尤其在果穗和雄穗分割上,精确率、召回率、F1 分数和 IoU 均较低。

2.3 不同生育期夏玉米叶面积提取结果

通过 R^2 和 RMSE 指标对不同生育期叶面积提

表 1 不同分割网络分割效果比较

Tab.1 Comparison of segmentation effect of different segmentation algorithms %

指标	网络	叶	茎	果穗	雄穗
精确率	PointNet	97.64	84.88	59.52	70.97
	PointNet + +	98.49	86.17	65.02	77.65
	PointMLP	98.51	86.18	65.12	77.59
	DGCNN	98.50	87.72	68.99	75.28
	PCT	98.89	92.87	80.08	86.50
召回率	PointNet	93.91	92.27	85.57	86.27
	PointNet + +	95.15	94.13	91.04	86.45
	PointMLP	94.59	94.70	91.54	86.27
	DGCNN	95.32	94.77	88.56	87.58
	PCT	97.31	96.43	94.03	92.16
F1 分数	PointNet	95.74	88.42	70.20	77.88
	PointNet + +	96.70	90.48	78.71	82.46
	PointMLP	96.50	90.23	76.03	81.73
	DGCNN	96.88	91.11	77.56	80.97
	PCT	98.09	94.62	86.50	89.24
IoU	PointNet	91.83	79.24	54.09	63.77
	PointNet + +	93.61	82.62	64.89	70.16
	PointMLP	93.24	82.20	61.33	69.11
	DGCNN	93.96	83.67	63.35	68.02
	PCT	96.26	89.79	76.21	80.57

取结果进行了评估,如图 8 所示。在苗期和拔节期,模型表现较为优异, R^2 分别达到 0.906 2 和 0.983 8,

表明这两个阶段预测效果较好。在苗期,尽管 R^2 较高,预测误差较大, RMSE 为 221.34 cm^2 ;而拔节期预测误差较小, RMSE 为 172.77 cm^2 。随着生长周期推进,模型在成熟期表现显著下降, R^2 降至 0.517 8, RMSE 上升至 209.32 cm^2 ,表明模型在成熟期阶段预测准确性较低。而全生育期内模型整体表现较好, R^2 达到 0.994 9,但预测误差依然较大, RMSE 为 206.64 cm^2 。

2.4 不同施肥量夏玉米叶面积提取结果

通过 R^2 和 RMSE 指标对不同施肥量下的玉米叶面积提取结果进行了评估。如图 9 所示,各施肥量下叶面积提取结果表现良好,整体趋势一致, R^2 均高于 0.98。然而, RMSE 存在一定差异,随着施肥量变化, RMSE 呈先下降后上升趋势,分别为 176.38、106.36、110.18、270.34 cm^2 。这表明在施肥量较低和较高的情况下,预测误差较大,而中等施肥量下预测精度较高。

3 讨论

3.1 自然环境对大田玉米点云提取的影响

大田环境对玉米点云采集的影响显著,与室内环境条件差异较大。强烈阳光会干扰传感器反射信号,降低数据质量,进而影响叶面积提取精度;强风

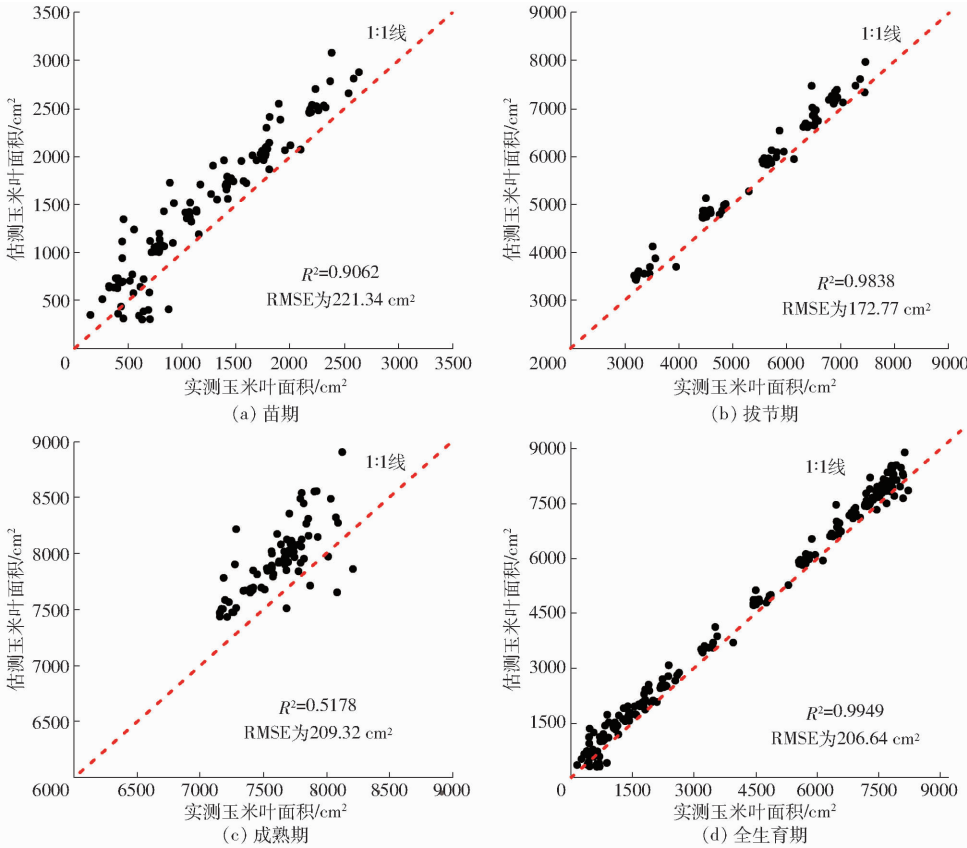


图 8 不同生育期夏玉米叶面积提取结果

Fig. 8 Extraction results of leaf area of summer maize at different growth stages

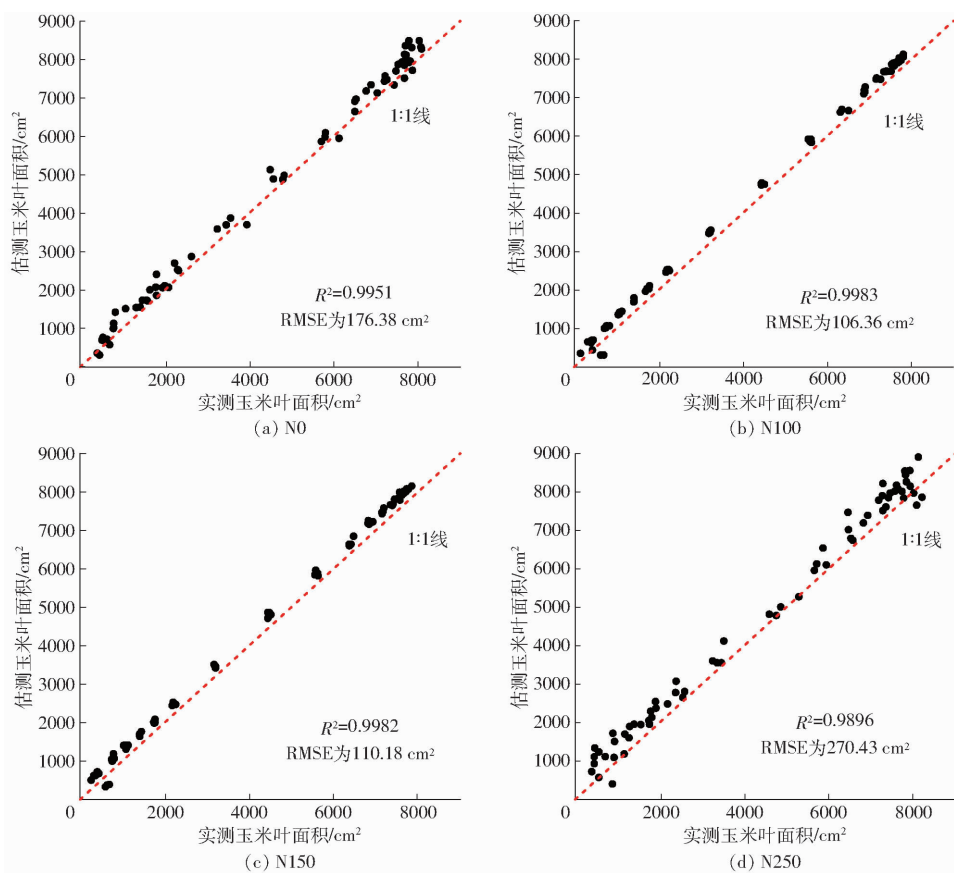


图 9 不同施肥量玉米叶面积提取结果

Fig. 9 Extraction results of leaf area of maize at different fertilization rates

则可能导致植株摆动,产生动态误差,使点云数据出现噪声或分布异常,影响叶片提取准确性。此外,生长后期因种植密度增加,植株间相互遮挡问题突出,完整点云获取难度加大。

针对这些问题,采取多项优化措施提升点云采集质量。通过选择合适波段,减少自然光干扰;采用条纹结构光技术进行瞬时采集,降低风速引起的动态误差;实施分段采集和高重叠率采集策略,有效缓解植株遮挡问题。这些方法显著提升了点云数据的完整性与精度,为后续叶面积提取提供了可靠保障。

3.2 器官点云样本数量对分割精度的影响

玉米不同器官点云分割精度各不相同,主要受到各器官点云差异的影响。叶片分割性能最为优秀,因为其点云最为稠密,点的数量达到 2.7125×10^6 ,提供了更多的特征信息。茎形状简单,通常为规则柱状结构,其点云也较为密集,因此分割精度较高。果穗作为一种密集且形状规则的器官,分割网络能够准确捕捉果穗几何形态。然而,由于果穗紧贴玉米茎秆,且与叶片点云相互接触,常会出现误分割情况。雄穗形态细长,生长在茎秆顶端,结构独特,往往难以完整准确地获取点云,且点云最少,仅为 4.15×10^4 ,容易与茎秆产生误分割。

3.3 不同生育期对玉米叶面积提取精度影响

不同生育期下,玉米叶面积提取精度显著差异主要受叶片特性影响。RMSE 在 $100 \sim 270 \text{ cm}^2$ 之间,由于其尺度依赖性,与数据量纲和范围直接相关。研究对象为整株玉米叶面积提取,尤其是成熟期植株,叶面积可达几千平方厘米,因此对应的 RMSE 较大。

在苗期,玉米植株稚嫩且分布稀疏,叶片小且形态简单,点云数据较为稀疏,尽管提取精度较高,但叶片间隙大,可能导致部分叶片未被捕捉或误判为背景。营养生长期(拔节期),叶片生长迅速且排列规则,点云数据丰富,叶面积梯度明显,此时采集设备能更准确捕捉叶片特征,提取精度较高。抽穗至成熟期,叶片老化、弯曲及遮挡等现象影响数据质量,尤其在高密度种植条件下,叶片遮挡问题加剧,导致提取精度下降。生育期变化显著影响叶面积提取精度。营养生长期叶片稠密且规则,提取精度较高,而成熟期叶片老化及遮挡导致精度下降。未来研究可针对不同生育期优化点云采集方法和分割算法,以提高精度和鲁棒性。

3.4 不同施肥量对玉米叶面积提取精度影响

不同施肥对于夏玉米叶面积提取精度的影响整体较小,仅有细微的差别,叶面积提取精度随着玉米

的施肥量先增大,后下降。这可能是因为施肥不足和过度施肥都会导致玉米叶片产生皱缩和卷曲,这种情况会使得点云复杂,采集设备难以准确识别各个叶片的边界,从而降低提取精度。在今后的工作中,可以进一步的优化算法,提升夏玉米叶面积提取的精度。

4 结束语

提出了一种基于三维点云的夏玉米叶面积提取方法,利用自主研发的手持式结构光作物三维扫描

仪采集大田玉米在不同生育期和施肥条件下点云数据。通过点云预处理、PCT 深度学习点云分割网络的应用,提取了玉米叶片点云数据,并计算了叶面积。结果表明,PCT 网络在点云分割精度方面表现优异,叶片点云精确率、召回率、F1 分数和 IoU 指标均超过 95%。不同生育期叶面积提取精度差异较大,在苗期和拔节期表现较好,而在成熟期精度显著下降。此外,不同施肥量对叶面积提取精度的影响较小,整体表现较为稳定, R^2 均高于 0.98。

参 考 文 献

[1] 翟肇裕,张梓涵,徐焕良,等. YOLO 算法在动植物表型研究中应用综述[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 1–20.
ZHAI Zhaoyu, ZHANG Zihan, XU Huanliang, et al. Review of applying YOLO family algorithms to analyze animal and plant phenotype[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 1–20. (in Chinese)

[2] FANG H, BARET F, PLUMMER S, et al. An overview of global leaf area index (LAI): methods, products, validation, and applications[J]. Reviews of Geophysics, 2019, 57(3): 739–799.

[3] BREDA N J J. Ground-based measurements of leaf area index: a review of methods, instruments and current controversies[J]. Journal of Experimental Botany, 2003, 54(392): 2403–2417.

[4] PAULUS S. Measuring crops in 3D: using geometry for plant phenotyping[J]. Plant Methods, 2019, 15(1):684–696.

[5] XIANG L, WANG D. A review of three-dimensional vision techniques in food and agriculture applications[J]. Smart Agricultural Technology, 2023, 24(2): 100259.

[6] ARELLANO M, GRIEPENTROG H W, REISER D, et al. 3-D imaging systems for agricultural applications—a review[J]. Sensors, 2016, 16(5): 618.

[7] YANG D, YANG H, LIU D, et al. Research on automatic 3D reconstruction of plant phenotype based on multi-view images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108866.

[8] ZHANG S. High-speed 3D shape measurement with structured light methods: a review[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2018, 106: 119–131.

[9] HE Y, CHEN S. Recent advances in 3D data acquisition and processing by time-of-flight camera[J]. IEEE Access, 2019, 7: 12495–12510.

[10] 陈慧娴,吴一全,张耀. 基于深度学习的三维点云分析方法研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(11): 130–158.
CHEN Huixian, WU Yiquan, ZHANG Yao. Research progress of 3D point cloud analysis methods based on deep learning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(11): 130–158. (in Chinese)

[11] ZHANG Z, WU J. Building facade point clouds segmentation based on optimal dual-scale feature descriptors[J]. Journal of Computer and Communications, 2024, 12(6): 226–245.

[12] QI C R, SU H, MO K, et al. Pointnet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.

[13] QI C R, YI L, SU H, et al. Pointnet++: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30(1):1706.

[14] WANG Y, LIU Q, YANG J, et al. A method for tomato plant stem and leaf segmentation and phenotypic extraction based on skeleton extraction and supervoxel clustering[J]. Agronomy, 2024, 14(1): 198.

[15] LI D, WEI Y, ZHU R. A comparative study on point cloud down-sampling strategies for deep learning-based crop organ segmentation[J]. Plant Methods, 2023, 19(1):124.

[16] 朱超,苗腾,许童羽,等. 基于骨架和最优传输距离的玉米点云茎叶分割和表型提取[J]. 农业工程学报, 2021, 37(4): 188–198.
ZHU Chao, MIAO Teng, XU Tongyu, et al. Segmentation and phenotypic trait extraction of maize point cloud stem-leaf based on skeleton and optimal transportation distances[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(4): 188–198. (in Chinese)

[17] MA X, QIN C, YOU H, et al. Rethinking network design and local geometry in point cloud: a simple residual MLP framework[J]. International Conference on Learning Representations, 2022, 11(1):1258.

[18] WANG Yue, SUN Yongbin, LIU Ziwei, et al. Dynamic graph CNN for learning on point clouds[J]. ACM Transactions on Graphics, 2019, 38(5): 1–12.

[19] GUO M, CAI J, LIU Z, et al. PCT: point cloud transformer[J]. Computational Visual Media, 2021, 7(2): 187–199.

[20] MA L, KONG L, PENG X, et al. PSTNet: transformer for aggregating neighborhood features in 3D point cloud semantic segmentation of eggplant plants[J]. Scientia Horticulturae, 2024, 331: 113158.

[21] GAO R, CUI S, XU H, et al. A method for obtaining maize phenotypic parameters based on improved QuickShift algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108341.

- plants using deep learning and clustering algorithms[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 211: 108014.
- [10] 王秀红,王庆杰,李洪文,等. 基于 YOLO v5 - Jetson TX2 的秸秆覆盖农田杂草检测方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(11): 39 - 48.
WANG Xiuhong, WANG Qingjie, LI Hongwen, et al. Weed detection method of straw-covered farmland based on YOLO v5 - Jetson TX2[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(11): 39 - 48. (in Chinese)
- [11] 倪纪鹏,朱立成,董力中,等. 基于 SwinS - YOLACT 的番茄采摘机器人实时实例分割算法研究[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(10): 18 - 30.
NI Jipeng, ZHU Licheng, DONG Lizhong, et al. Real-time instance segmentation algorithm for tomato picking robot based on SwinS - YOLACT[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(10): 18 - 30. (in Chinese)
- [12] 马铁民,曲浩,高雅,等. 基于超分辨率生成对抗网络的玉米病害分类识别方法[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(11): 49 - 56, 67.
MA Tiemin, QU Hao, GAO Ya, et al. Maize disease classification and recognition method based on super-resolution generative adversarial networks[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(11): 49 - 56, 67. (in Chinese)
- [13] JANGRA S, CHAUDHARY V, YADAV R, et al. High-throughput phenotyping: a platform to accelerate crop improvement[J]. *Phenomics*, 2021(1): 31 - 53.
- [14] ABBASZADEH R, MOOSAVIAN A, RAJABIPOUR A, et al. An intelligent procedure for watermelon ripeness detection based on vibration signals[J]. *Journal of Food Science and Technology*, 2013, 52: 1075 - 1081.
- [15] LI Lei, BIE Zhilong, ZHANG Yi, et al. Nondestructive detection of key phenotypes for the canopy of the watermelon plug seedlings based on deep learning[J/OL]. *Horticultural Plant Journal*, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.hpj.2022.09.013>.
- [16] 张毅. 基于表型检测与机器学习的西瓜幼苗弱苗早期识别研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2023.
ZHANG Yi. Early identification of weak watermelon seedlings based on phenotype detection and machine learning[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2023. (in Chinese)
- [17] 刘明琦. 基于多源信息融合的西瓜苗缺水诊断研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2022.
LIU Mingqi. Research on watermelon seedling water deficiency diagnosis based on multi source information fusion[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2022. (in Chinese)
- [18] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, et al. Segment anything[J]. *arXiv:2304.02643*, 2023.
- [19] WILLIAMS D, MACFARLANE F, BRITTEN A. Leaf only SAM: a segment anything pipeline for zero-shot automated leaf segmentation[J]. *arXiv:2305.09418*, 2023.
- [20] CHOLLET F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017.
- [21] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016.
- [22] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Inception - v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning[C]// *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2017.
- [23] ZOPH B, VASUDEVAN V, SHLENS J, et al. Learning transferable architectures for scalable image recognition[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018.
- [24] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U - net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015: 18th International Conference*, 2015.
- [25] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015.

(上接第 118 页)

- [22] 韩宏琪,江自真,周俊,等. 基于法向量夹角的果树点云配准与枝叶分割方法研究[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(9): 327 - 336.
HAN Hongqi, JIANG Zizhen, ZHOU Jun, et al. Fruit tree point cloud registration based on normal vector angles and branch-leaf segmentation method[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(9): 327 - 336. (in Chinese)
- [23] 尹令,陈招达,蓝善贵,等. 基于神经辐射场的 RGB 图像点云重建多肉植物及尺寸测量研究[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(9): 316 - 326.
YIN Ling, CHEN Zhaoda, LAN Shangui, et al. Point cloud reconstruction of succulent plants based on neural radiance fields RGB image and dimensional measurement[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(9): 316 - 326. (in Chinese)
- [24] BOUKHANA M, RAVAGLIA J, WHEELER F, et al. Geometric models for plant leaf area estimation from 3D point clouds: a comparative study[J]. *Graphics and Visual Computing*, 2022, 7: 200057.
- [25] YANG D, QIAO D, XIA C. Curved light surface model for calibration of a structured light 3D modeling system based on striped patterns[J]. *Optics Express*, 2020, 28(22): 33240 - 33253.
- [26] NASA. SSI reference spectra[Z/OL]. 2024. <https://sunclimate.gsfc.nasa.gov/ssi-reference-spectra>.