

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

尹 令^{1,2} 陈招达¹ 蓝善贵¹ 杨 杰^{2,3} 张素敏^{1,4} 黄 琼¹

(1. 华南农业大学数学与信息学院, 广州 510642; 2. 华南农业大学国家生猪种业工程技术研究中心, 广州 510642;
3. 华南农业大学动物科学学院, 广州 510642; 4. 华南农业大学猪禽种业全国重点实验室, 广州 510640)

摘要: 以多肉植物盆栽为研究对象, 使用手持式 RGB 相机采集 11 个多肉植物盆栽的视频数据, 通过将视频转换为图像帧、选取优质清晰图像帧、计算相机位姿得到含丰富信息的 RGB 图像数据。提出一种改进神经辐射场的多肉植物三维重建方法, 根据实际场景提出新的射线采样策略, 同时引入改进的图像修复模块与隐式模型重建点云方法, 并根据点云重建结果提取多肉植株的叶片数、株高、冠围、凸包体积、叶长、叶宽和叶色共 7 个表型参数。最后选取具有代表性、易测量的叶片数、株高、冠围、叶长和叶宽 5 个表型参数进行精度评估与误差原因分析, 平均绝对百分比误差 (MAPE) 分别为 2.32%、3.95%、4.95%、5.59% 和 9.55%, 均方根误差 (RMSE) 分别为 0.86 片和 1.95、17.54、1.87、1.27 mm, 决定系数 (R^2) 分别为 0.99、0.99、0.86、0.91 和 0.89。精度评估结果表明, 所提取的表型参数能够准确、高效地反映多肉植株生长状态, 充分发挥 RGB 图像新视角合成技术、图像处理技术与三维点云重建技术的优势, 实现多肉植株盆栽的表型参数高精度、非破坏性提取, 能够为多肉植物的种植和养育以及为非固定、多视角的 RGB 数据获取研究提供重要的技术支持。

关键词: 神经辐射场; 三维重建; 多肉植物; 尺寸测量; 植物表型; RGB 图像

中图分类号: TP391.4; S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2024)09-0316-11

OSID:



Point Cloud Reconstruction of Succulent Plants Based on Neural Radiance Fields RGB Image and Dimensional Measurement

YIN Ling^{1,2} CHEN Zhaoda¹ LAN Shangui¹ YANG Jie^{2,3} ZHANG Sumin^{1,4} HUANG Qiong¹

(1. College of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

2. National Engineering Research Center for Swine Breeding Industry, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

3. College of Animal Science, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

4. State Key Laboratory of Swine and Poultry Breeding Industry, South China Agricultural University, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Focusing on potted succulent plants, handheld RGB cameras were utilized to collect video data of 11 potted succulent plants. By converting videos into image frames, high-quality clear frames were selected, and camera poses were calculated, and containing rich information RGB image data was obtained. An improved method for three-dimensional reconstruction of succulent plants based on NeRF was proposed. A new ray sampling strategy tailored to actual scenes was introduced, along with an enhanced image restoration module and an implicit model for point cloud reconstruction. Seven phenotypic parameters of succulent plants were extracted from the point cloud reconstruction results, including leaf count, plant height, crown circumference, convex hull volume, leaf length, leaf width, and leaf color. Finally, a precision assessment and error analysis were conducted on five representative and easily measurable phenotypic parameters: leaf count, plant height, crown circumference, leaf length, and leaf width. The mean absolute percentage error (MAPE) for these parameters was respectively 2.32%, 3.95%, 4.95%, 5.59%, and 9.55%, and the root mean square error (RMSE) was respectively 0.86 leaves and 1.95 mm, 17.54 mm, 1.87 mm, 1.27 mm, with respective R^2 values of 0.99, 0.99, 0.86, 0.91, and 0.89. The results of precision assessment indicated that the extracted

收稿日期: 2023-12-25 修回日期: 2024-02-18

基金项目: 国家自然科学基金项目 (32172780)

作者简介: 尹令 (1977—), 女, 副教授, 博士, 主要从事三维点云重建研究, E-mail: yin_ling@scau.edu.cn

通信作者: 黄琼 (1982—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事密码学与信息安全研究, E-mail: qhuang@scau.edu.cn

phenotypic parameters can accurately and efficiently reflect the growth status of succulent plants. By leveraging advantages in RGB image synthesis technology, image processing, and 3D point cloud reconstruction, non-destructive extraction of phenotypic parameters for potted succulent plants was achieved with high precision. The research result can provide important technical support for succulent plant cultivation and nurturing, as well as for studies involving non-fixed, multi-perspective RGB data acquisition.

Key words: NeRF; three-dimensional reconstruction; succulent plants; size measurement; plant phenotypic; RGB image

0 引言

多肉植物通常是指在叶、根或茎内有很大的活细胞来储存水的植物^[1],其尺寸测量可以帮助了解多肉植物的生长规律、发育过程和结构特征,深入发掘这些植物的生物学特性。植物尺寸测量是分类和鉴定的重要依据之一^[2],植物尺寸测量研究在种质资源的选择、保护和利用中具有重要意义^[3]。目前植物表型测量以手动测量为主,劳动量密集且容易出现人为错误。而已有的现代植物表型测量方式需要专有仪器设备,投入成本大,且需要配合应用环境^[4]。因此开发一款通过手机拍视频即能完成多肉植物的三维点云重建系统并精确计算多肉植物的叶片尺寸信息的简易快速计算系统,可为园艺和植物学者育种提供一种廉价高效参考方案。

传统植物表型信息主要通过人工测量完成,如叶片表型特征测量方法有直接叶片参数测量方法(包括钻孔称重、示踪称重和网格法^[5])和间接测量方法(如建立经验回归模型^[6]),叶片数通过计数得到,叶片的厚度计算为叶片质量与叶面积的比值,用颜色比较卡确定叶片的颜色。人工测量方法劳动强度大、效率低、主观性高、准确性低和破坏性强。近年来,成像技术已成为研究植物表型的有效工具,如采用成像技术获取植物颜色、光谱和纹理信息,由于空间、光谱和分辨率差异^[7-8],不同的表型研究对成像传感器分辨率有不同要求,在多尺度上研究植物的表型选择相应分辨率^[9-10]的成像传感器。其中包含深度信息的消费级RGB-D相机是农业领域中物体三维信息采集的重要工具之一^[11-13]。RGB-D深度相机虽然能获取植株的三维点云信息但需要设置拍摄场景,且相机设备容易受到光照等影响点云采集效果。同时需要多角度同时采集局部点云配准融合成完整点云,如果单视角或者少量视角获取植物局部点云进行三维重建,配准难度大还容易出现点云缺失等问题。

本文提出植株点云重建仅需普通摄像头采集RGB图像,不仅大大降低采集成本,减少采集工序,亦更适应实际野外重建应用。采用RGB图像实现点云重建的方法主要有运动恢复结构算法SFM和

多视图立体视觉算法MVS^[14-16]。部分文献讨论了各种MVS重建方案的重建效果、算法鲁棒性以及推理速度等^[17-19]。然而MVS点云重建方案在遇到大范围无纹理或弱纹理区域时会出现点云缺失等问题,这种方式也更适用于大型物体点云重建,如通过无人机航拍对文化遗产建筑进行重建^[20-21]。而在小型物体点云重建方面,如盆栽植株叶片颜色通常相近,叶片之间的层层遮挡等加大了MVS的重建难度,而新视角合成技术不仅可以针对视角缺失的问题,还可以处理层级遮挡的问题。

关于新视角合成的研究,MILDENGALL等^[22]于2021年提出使用多层感知机存储三维模型,通过构建一个神经辐射场(Neural radiance field, NeRF)非显式地将复杂的静态场景用神经网络来建模,不仅解决了小型物体的精细重建问题,还存储了额外的光照信息。神经辐射场的出现吸引了众多科研工作者对其进行各方面的改进研究,在训练速度上LI等^[23]跳过空区域并提前终止遮挡区域来减少每条光线的采样点数量,英伟达科研团队MÜLLER等^[24]使用哈希映射改进了原始神经网络中的采样点位置编码方法,很好地实现了网络训练的加速,推进了神经辐射场的实时应用方向研究^[25]。在重建模型精度方面,BARRON等^[26]使用锥形圆台代替射线采样渲染以解决不同距离混叠问题,WANG等^[27]使用SDF代替MLP作为几何表示实现了高精度的几何重建。

神经辐射场通过已有的多视角图像合成新视角图像,并使用神经网络来存储三维模型,这种隐式三维模型可继续用于点云重建,目前已知的应用是在文化遗产、雕像的三维重建^[28]。本文拟将神经辐射场技术应用于植物表型特征测量,具体采用手机对多肉植物盆栽进行环绕2周视频获取,从视频中截取多视角RGB图像重建多肉植物表面点云,然后根据几何特征定位表型特征测量关键点实现多肉植物表型特征自动测量。本文提出的基于神经辐射场多肉植物三维重建方法无需依赖精确的拍摄轨迹和高分辨率的图像,仅用手机随意环绕拍摄即可获得高质量彩色三维点云,最后根据文献[29-31]中对于点云重建结果提取植株表型参数的研究选取5个表

型参数进行精度评估与误差原因分析。

1 材料与方法

本文提出基于神经辐射场的多肉植物三维点云重建网络,分为多肉植物盆栽数据获取、点云重建、表型测量 3 个步骤,如图 1 所示。数据获取阶段使用手机或者分辨率高于 100 万像素的任意相机环绕

多肉盆栽 2 周获取视频,对获取的视频数据进行关键视频帧提取、图像特征提取、图像特征匹配后得到多视角输入图像集。在点云重建阶段将多视角图像集输入到改进的神经辐射场训练并合成三维点云模型。在多肉植物表型测量部分,先将重构盆栽点云切分出多个叶片点云,并根据各叶片点云拟合平面来定位测量点,最后计算植株和叶片表型参数。

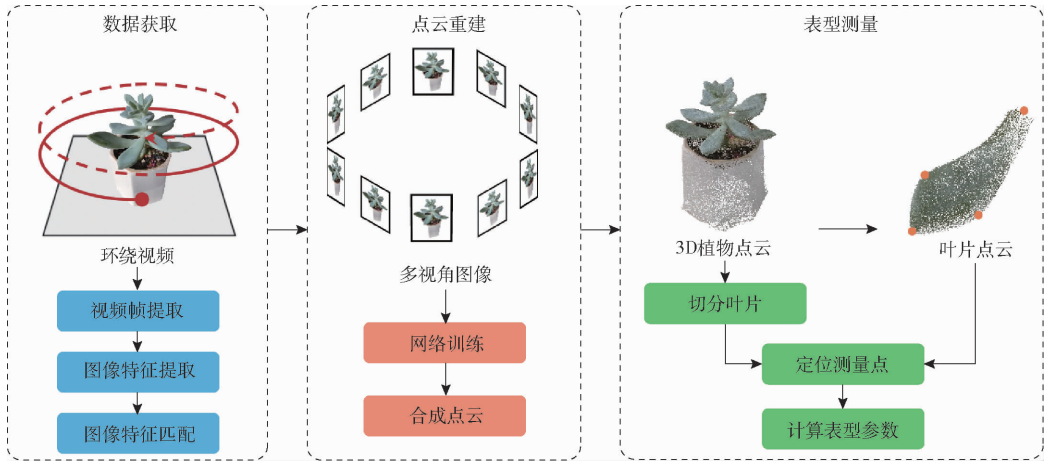


图 1 多肉植物表型参数测量基本流程

Fig. 1 Basic process for measuring phenotypic parameters of succulent plants

1.1 数据获取

本文采取以视频转换图像的方法,既能满足位姿匹配中对图像连续性的要求,又能满足重建网络对图像数量的要求。实验数据从真实多肉植物盆栽中获取,将待拍摄植物放置于半径 50 cm 的圆桌顶面中部,手持手机相机或者分辨率大于 100 万像素的相机沿圆桌环绕多肉植物 2 周拍摄视频,拍摄路径近似同心圆,以 720P、30 f/s 拍摄时长为 1 min 的视频作为原始数据。手持相机采集时尽量匀速环绕并将物体至于画面中间。使用 FFmpeg 将视频转换为图像帧,帧率 30 f/s,时长约为 1 min 的视频可以转换大约 1 800 帧图像,采用每 6 帧选取 1 帧得到约 300 幅多视角图像,这样采集多视角图像的方法不仅能快速获取大量可用数据,且由于图像帧的连续性,能加快后续图像匹配的计算速度。但因环境过度曝光和运动模糊会产生少量低质量图像影响重建点云质量,故需要进行图像筛选。低质量图像散布于视频序列各个部分,本文采用计算各图像的 CPBD 值选取优质清晰图像帧。CPBD 值是符合人类视觉特性的图像质量指标,值越大反映图像细节越清晰。

三维重建数据集包含 11 株多肉植物,图像背景为室内非纯净场景,拍摄条件为非固定式人手持拍摄,通过去除低 CPBD 值的图像,每株盆栽筛选出 200 幅清晰图像作为点云重建模型输入数据集。筛选出的图像集还需使用 COLMAP 算法对其进行相

机位姿匹配。如图 2 所示,使用 SIFT 算法提取各图像特征点,根据特征点进行特征匹配,再应用 SFM 估计相机间的相对位姿。

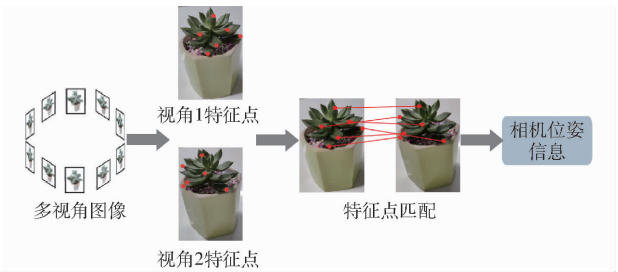


图 2 相机位姿估计流程

Fig. 2 Camera pose estimation process

1.2 改进神经辐射场多肉植物三维点云重建系统

神经辐射场主要解决了三维空间中物体的神经网络存储和新视角渲染问题,根据相机位姿发射射线采样多视角图像,使用采样点训练多层感知机作为三维物体的表达介质。以此为基础,本文提出改进神经辐射场多肉植物三维点云重建系统,以适应采用手机或便携式相机快速简易完成多视角 RGB 图像重建生成多肉植物盆栽点云,如图 3 所示,其中神经辐射场由多层感知机实现。

多层感知机网络结构如表 1 所示,主要包括 8 个全连接层、2 个残差层和 2 个线性层。相机位姿经过位置编码得到高维信息作为输入数据,三维空间点的密度与颜色作为输出数据,该多层感知机即为三维物体表达介质。

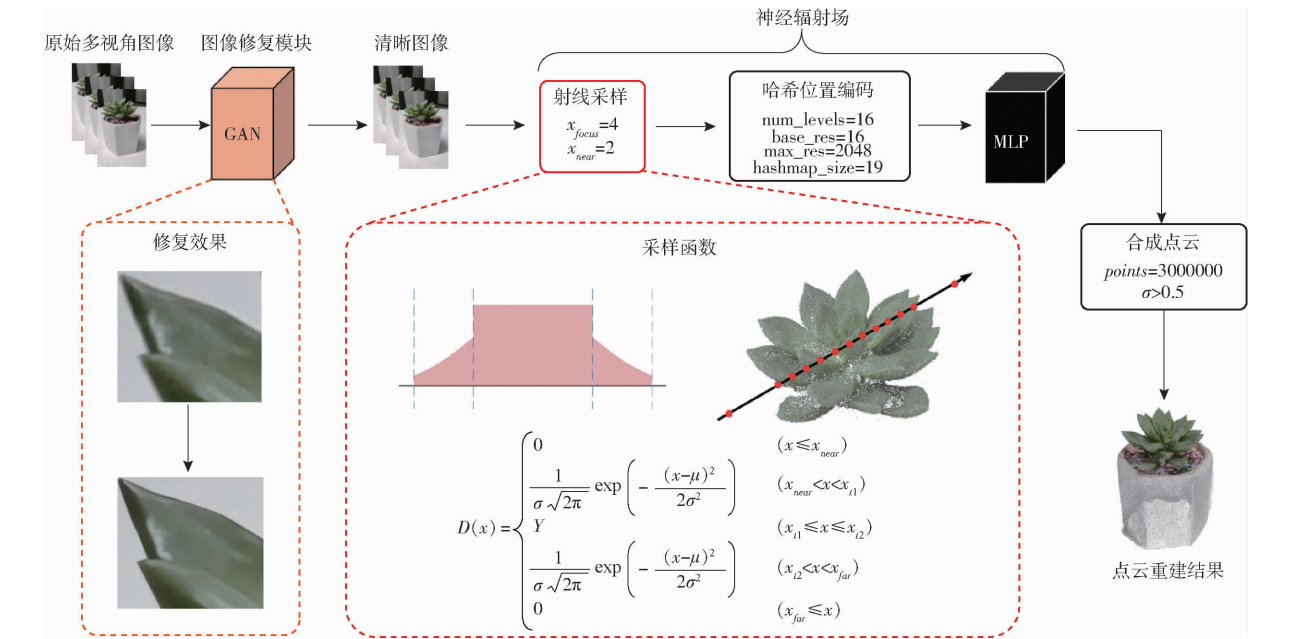


图 3 改进神经辐射场多肉植物三维点云重建系统

Fig. 3 Improved neural radiance fields succulent plant 3D point cloud reconstruction system

表 1 多层感知机网络结构

Tab.1 Network structure of multilayer perceptron		
名称	输入维度、数据	输出维度、数据
全连接层 1	63、位置	256
全连接层 2	256	256
全连接层 3	256	256
全连接层 4	256	256
残差层 5	256 + 63、位置	319
全连接层 6	319	256
全连接层 7	256	256
全连接层 8	256	256
线性层 9	256	1、密度
残差层 10	256 + 27、角度	283
全连接层 11	283	128
线性层 12	128	3、颜色

考虑到数据采集时不需要相机预先进行聚焦、运动时可能带来图像模糊且环境光照情况不同可能带来部分区域过度曝光等问题,经过 CPBD 值筛选的采样原始图像仍存在有部分模糊、偏差、噪点等不良因素干扰使得重建点云效果较差,本文设计在神经辐射场建模前增加一个图像修复模块。

1.2.1 图像修复模块

SRResNet^[32]是一种用于图像超分辨率的生成对抗网络模型,图像超分辨率可以一定程度上减轻图像中的噪声,进而减少重建系统生成的点云噪点,本文将图像超分辨率网络 SRResNet 修改为适合嵌入点云重建系统的图像修复模块,如图 4 所示。结合 ESRGAN^[33]的感知改进策略,同时为了使修复模块能输出原分辨率结果,本文将基本残差单元改为密集残差单元并去除上采样单元和批归一化单元。改

进后将提供更尖锐的边缘和更符合视觉的图像使得神经辐射场能够更好地提取三维物体的结构特征,更精确地完成三维点云重建任务。

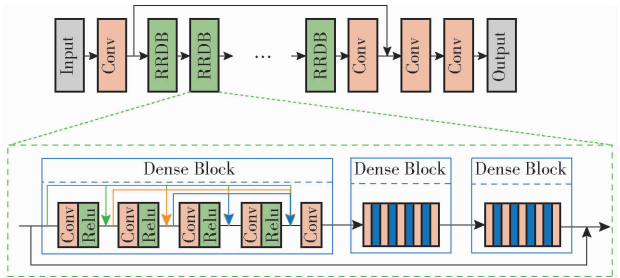


图 4 图像修复模块

Fig. 4 Image inpainting module

1.2.2 多向截断正态分布函数射线采样器

经过图像修复模块生成多视角高清图像,根据高清图像及其相机位姿,以相机中心为起始点向空间发射一条射线,获取射线采样到的三维空间点的坐标与颜色信息。三维点云重建系统时射线采样最理想的情况下是沿着各射线做密集采样,然而这会大量增加系统的计算成本。基于多层感知机的隐式场景存储中,通常设置每条射线采集约 200 个样本,为使有限的采样点获取到关键重建主体特征,需要优化射线采样策略。

优化射线采样点的位置从而使神经网络更关注实体表面的特征,常用方法是采用分级射线采样策略,如图 5 所示。一级射线采样时使用均匀采样器生成第一批采样点并训练粗网络。粗网络依据点到物体表面的距离为每个采样点生成权重,二级射线采样使用概率分布函数采样器,采样高权值区域并训练细网络,其中概率分布函数由粗网络生成的权重定义。

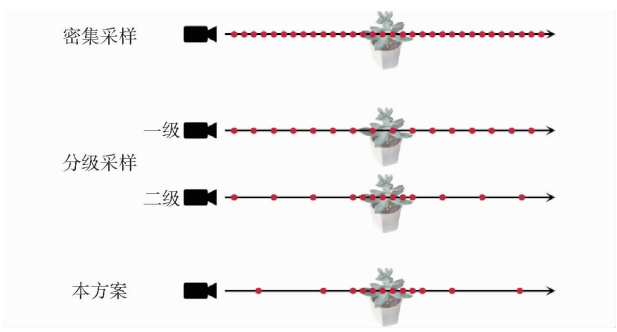


图 5 射线采样策略
Fig. 5 Ray sampling strategy

分级射线采样策略是为适应全场景重建任务,而两次采样影响了实时重建性能。本文数据采集时明确重建对象处于环绕拍摄的中心点。正态分布函数的集中性、对称性和均匀变动性等特征适用于多肉植物盆栽采样场景,正态分布函数为

$$f(x)=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)\tag{1}$$

式中 $f(x)$ ——原始正态分布函数
 μ ——正态分布的期望值
 σ ——正态分布的尺度参数

以正态分布的期望值 μ 作为采样关注点 x_{focus} ,定义尺度参数为

$$\sigma=\frac{1}{2}(x_{focus}-x_{near})\tag{2}$$

式中 x_{focus} ——由拍摄对象与相机距离确定的采样中心

x_{near} ——相机近平面确定的最近截断距离

正态分布函数定义的射线采样器为

$$D_f(x)=\frac{2}{x_{focus}-x_{near}\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\frac{2(x-x_{focus})^2}{(x_{focus}-x_{near})^2}\right)\tag{3}$$

式中 $D_f(x)$ ——正态分布射线采样函数

在改进神经辐射场多肉植物三维点云重建系统中,射线采样点分布并不处于无穷空间,也无法精确定位重建主体。为此本文提出多向截断正态分布函数射线采样器,对原函数进行近平面与远平面的截断,将峰值点扩展为峰值区间,即纵轴截断并扩展,总体概率密度函数为

$$D(x)=\begin{cases}0 & (x\leq x_{near}) \\ \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) & (x_{near}<x<x_{t1}) \\ Y & (x_{t1}\leq x\leq x_{t2}) \\ \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) & (x_{t2}<x<x_{far}) \\ 0 & (x_{far}\leq x)\end{cases}\tag{4}$$

式中 $D(x)$ ——多向截断正态分布射线采样函数
 Y ——采样概率峰值
 x_{far} ——最远截断距离
 x_{t1} ——采样概率峰值区间近端
 x_{t2} ——采样概率峰值区间远端

该射线采样器对于低于近平面 x_{near} 和超出远平面 x_{far} 的空间均不采样,在峰值区间进行最高概率采样。在合适的参数设置下,该方案训练单个多层感知机就能提取植株盆栽结构特征。其中最远截断距离为

$$x_{far}=2x_{focus}-x_{near}\tag{5}$$

概率峰值区间两端为

$$x_{t1}=\frac{1}{2}(x_{focus}+x_{near})\tag{6}$$

$$x_{t2}=\frac{1}{2}(3x_{focus}-x_{near})\tag{7}$$

可计算各向累积截断概率为

$$T_y=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\int_{x_{t1}}^{x_{t2}}\exp\left(-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)dt+\frac{x_{t1}-x_{t2}}{\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\frac{(x_{t1}-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)\tag{8}$$

$$T_{xn}=\sigma\sqrt{2\pi}\int_{-\infty}^{x_{t1}}\exp\left(-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)dt\tag{9}$$

$$T_{xf}=\sigma\sqrt{2\pi}\int_{x_{t2}}^{+\infty}\exp\left(-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)dt\tag{10}$$

式中 T_y —— y 轴累积截断概率

T_{xn} —— x 轴近平面累积截断概率

T_{xf} —— x 轴远平面累积截断概率

可计算概率峰值为

$$Y=\frac{T_y+T_{xn}+T_{xf}}{x_{t2}-x_{t1}}\tag{11}$$

1.2.3 点云重建

采样点信息经过哈希编码后输入到神经辐射场中进行训练,训练完成后的神经辐射场即为该模型的隐式表达。随机选取光线起点与方向,从隐式模型中获取 RGB 颜色和深度信息,将密度值大于设定阈值的点合成为可见空间点,最后得到该隐式模型的三维点云模型,可设置三维点数。

1.3 基于点云模型的多肉植物表型测定

三维点云尺寸测量方案通常使用整体点云来定位尺寸测量的关键点。然而,在多肉植物中不同的叶片会互相干扰,从而影响叶片尺寸测量中关键点的位置准确性。例如,不同叶片间的覆盖和遮挡会使叶根点难以定位。为解决这些问题,本文将整体植株点云切分成不同的叶片点云,以叶片点云拟合一个平面,然后以该平面为基准根据单片叶片点云来定位并计算测量关键点,以排除其他叶片对其造

成的干扰。

如图 6 所示,使用最小二乘法为每个叶片拟合平面,在叶片尺寸测量中将多肉植物盆栽点云的计算转换为对每个叶片的计算,其中每个叶片都有各自的参考平面。图 6a 为三维重建所得的初始植株点云,图 6b 为将不同叶片分割并拟合平面后的示意图。



图 6 植株点云叶片分割示意图

Fig. 6 Schematics of plant point cloud leaf segmentation

1.3.1 植株表型参数

株高:植株高度由多肉盆栽植株最高点到植株根部土壤的垂直距离来测量。本文将盆栽土壤表面点云使用 RANSAC 算法拟合一个平面 $PL = [A, B, C, D]$,如图 7 所示。以土壤平面作为参考平面,将植株点云设为 $H = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$ ($h_i = (x_{h_i}, y_{h_i}, z_{h_i})$, $i = 1, 2, \dots, n_{height}$),株高 T_{height} 可以根据 H 计算得出,其中最高点为 P_0 。株高计算式为

$$T_{height} = \max_{1 \leq i \leq n_{height}} \frac{|Ax_{h_i} + By_{h_i} + Cz_{h_i} + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (12)$$

式中 n_{height} ——株高计算点云总数
 $A、B、C、D$ ——株高计算拟合平面参数
 $x_{h_i}、y_{h_i}、z_{h_i}$ ——株高计算第 i 个点云坐标

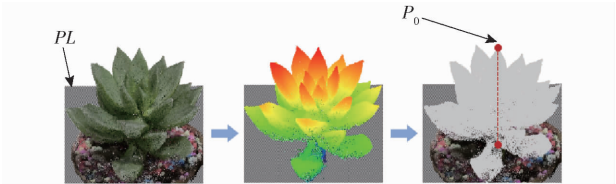


图 7 植株点云株高测量

Fig. 7 Plant point cloud height measurement

冠围:植株冠围由冠部俯视角下的最大宽度来测量并计算,本文将植株点云投影到土壤平面中,如图 8 所示,根据平面点云拟合一个最小外接圆,半径为 c_r ,冠围 T_{circum} 可以根据最小外接圆计算得出,公式为

$$T_{circum} = 2\pi c_r \quad (13)$$

体积:植株体积由植株点云的凸包体积来计算,凸包是三维空间中能够包含一组点的最小凸多面

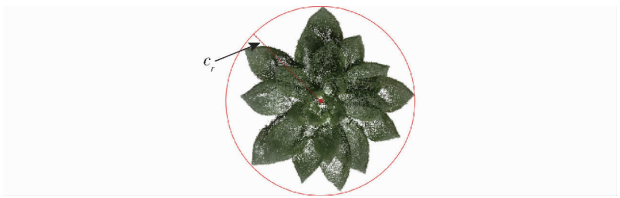


图 8 植株点云冠围计算

Fig. 8 Plant point cloud crown circumference calculation

体,如图 9 所示。本文根据多肉植物植株点云计算最小凸多面体,使用 Scipy 库计算点云凸包体积作为植株体积。

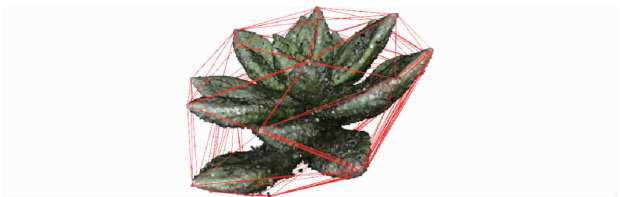


图 9 植株点云凸包体积计算

Fig. 9 Plant point cloud convex hull volume calculation

1.3.2 叶片表型参数

叶长:叶片长度由叶片底边中点到叶片顶端的距离来测量。本文根据多肉植物叶片点云拟合一个平面作为该叶片的测量基准平面,然后将叶片点云投影到该平面中,如图 10 所示,使用 Cloud Compare 软件中的点云拟合多边形的方法,从平面点云中拟合出一个凸包多边形。在凸包内角最小的 3 个角中距离相近的 2 个角即是底边两角 $p_{b1} = (x_{p_{b1}}, y_{p_{b1}})$ 和 $p_{b2} = (x_{p_{b2}}, y_{p_{b2}})$,距离最远的角为顶点 $p_1 = (x_{p_1}, y_{p_1})$,由 p_{b1} 和 p_{b2} 可得底边中点为

$$p_2 = \left(\frac{1}{2}(x_{p_{b1}} + x_{p_{b2}}), \frac{1}{2}(y_{p_{b1}} + y_{p_{b2}}) \right) \quad (14)$$

式中 p_2 ——叶长计算底边中点
 $x_{p_{b1}}、y_{p_{b1}}、x_{p_{b2}}、y_{p_{b2}}$ ——叶长计算底边两角点云坐标

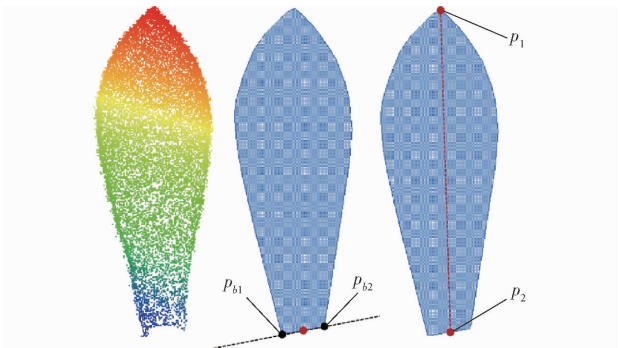


图 10 叶片点云叶长计算

Fig. 10 Leaf point cloud calculation of leaf length

叶长的测量定位点为顶点 p_1 和底边中点 p_2 ,叶长 F_{length} 可以由 p_1 与 p_2 之间的距离计算得出,公式为

$$F_{length} = \sqrt{(x_{p_2} - x_{p_1})^2 + (y_{p_2} - y_{p_1})^2} \quad (15)$$

叶宽:叶片宽度由叶片左右最宽处的距离来测量,本文根据叶片投影平面,以叶长线为 X 轴,过底点 p_2 作叶长线的垂直线为 Y 轴建立二维坐标系,如图 11 所示,叶宽的测量定位点为 $p_3 = (x_{p_3}, y_{p_3})$ 和 $p_4 = (x_{p_4}, y_{p_4})$,其中 x_{p_3} 与 x_{p_4} 相等,叶宽 F_{width} 可以由 p_3 与 p_4 之间的距离计算得出,公式为

$$F_{width} = \max_{0 \leq x \leq F_{length}} |y_{p_3} - y_{p_4}| \quad (16)$$

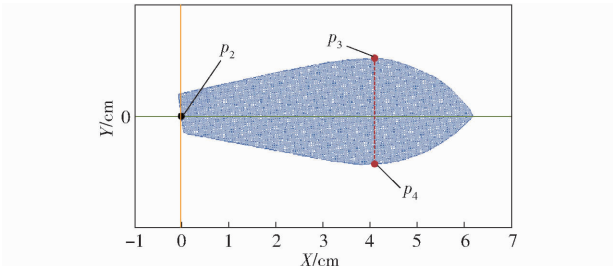


图 11 叶片点云叶宽计算

Fig. 11 Leaf point cloud calculation of leaf width

叶色:在叶色测量中,本文根据分割出的叶片点云,提取三维彩色点云的颜色数据,分别绘制 RGB 与 HSV 直方图。如图 12 所示,在点云 RGB 颜色直方图中 3 个通道交叠部分为叶片点云主要颜色,在点云 HSV 颜色直方图中展示了叶片整体色相、饱和度与明度。

1.3.3 精度评估指标

为验证本文提出方法的有效性,在数据采集阶段收集植物叶片数的人工计数数据与株高、冠围、叶长、叶宽的人工测量数据。通过计算从三维点云中提取的表型参数与人工计数、测量结果之间的相对误差,评估从植株点云数据中提取表型参数的准确性。

采用平均绝对百分比误差 (MAPE)、均方根误差 (RMSE) 和决定系数 (R^2) 进行精度评估。

2 实验结果及分析

2.1 点云重建结果

本文所用的环绕植株视频数据采集于实验室多

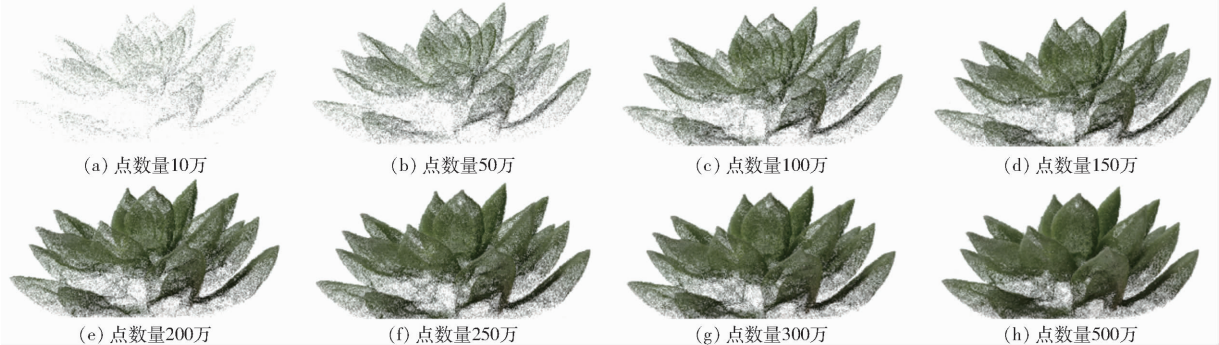


图 13 不同点点云重建结果

Fig. 13 Point cloud reconstruction results with different numbers of points

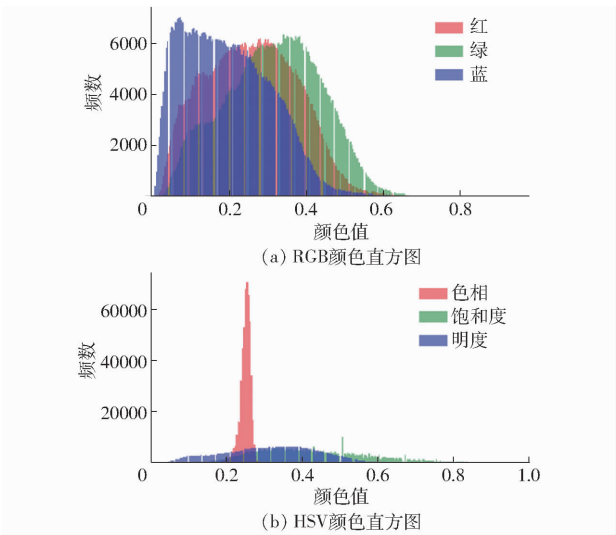


图 12 叶片点云颜色直方图
Fig. 12 Leaf point cloud color histogram

肉植株盆栽,多肉植株盆栽采购于广东省广州市岭南花卉市场。多肉植株品种为青丽,共计 11 株盆栽,将 11 组视频提取图像帧并进行清晰度筛选后共 2 200 幅清晰图像数据,图像数据用于输入到神经网络进行训练,对重建完成后的植株点云模型进行结果分析。执行神经辐射场三维重建的系统配置: Intel(R) Xeon(R) CPU 2.00 GHz × 2, NVIDIA Tesla T4 GPU, 深度学习框架 Pytorch 2.0, CUDA 11.8。 x_{focus} 设为 4, x_{near} 设为 2, 学习率为 0.000 5, 一个批次 4 096 次光线采样, 迭代次数 5 000 次, 其余参数沿用原算法。

如图 13 所示,展示了不同合成点云数量的重建结果,在合成点云时为了兼顾性能与效果,后续点云结果与植株表型测量中使用合成点的次数设置为 300 万。所有植株的三维点云重建结果如图 14 所示,本文提供数据集包含 11 盆多肉植物数据对象,其中每一个数据对象含:2 min 视频、200 幅提取修复图像、1 个点云重建结果 (https://drive.google.com/drive/folders/18p6Qlfl1-T0g4o86DqwHOU7wYMde42h?usp=drive_link)。

在图像修复模块的消融实验中,分别使用修复



图 14 三维点云重建结果

Fig. 14 3D point cloud reconstruction results

前后的多视角图像进行点云重建,部分重建结果如图 15 所示。图 15a 为原始图像帧,由于运动模糊、镜头失焦、环境曝光等因素存在大量图像噪点,导致图 15b 中的点云重建结果中存在大量离群噪点,同时存在叶片边缘崎岖、叶片轮廓模糊等不良情况。本文改进的图像修复模块可以修复二维多视角图像,修复后图像如图 15c 所示。这种图像修复效果使得神经辐射场能够更好地提取三维物体的结构特征,最终点云重建结果为图 15d,该结果提供更尖锐的边缘和更符合视觉的结果,可以合成更精细的植株点云。

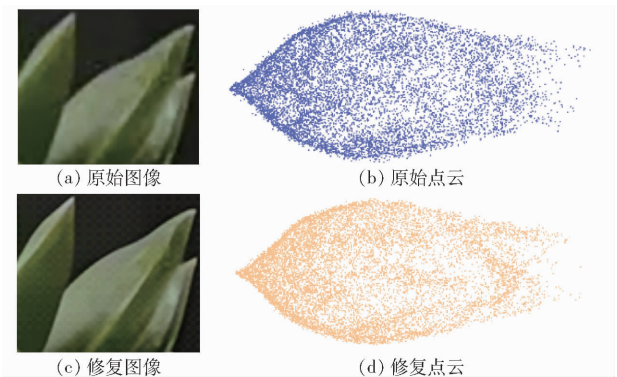


图 15 图像修复前后的点云重建结果

Fig. 15 Point cloud reconstruction results before and after image inpainting

在射线采样方案的消融实验中,分别使用原始网络的分级射线采样方法与本文方案中的固定函数射线采样方法进行三维隐式模型重建,两种射线采样方法重建时间如图 16 所示。在原始网络的分级射线采样方法中,根据输入图像的画面像素复杂程度与清晰度的不同,重建时间平均值为 934 s,而本文方案的固定函数射线采样方法重建时间平均值为 783 s。本文方案的射线采样方法根据实际应用场景进行改进,缩短了重建时间,提高了实时性能。

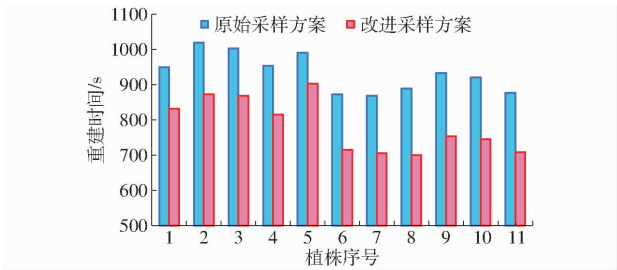


图 16 两种射线采样方法重建时间

Fig. 16 Reconstruction time for two ray sampling methods

2.2 表型测量结果

为进一步验证本文所使用的方法具有使用价值,对提取的参数进行精度评估。然而,人工测量叶片参数会导致植株受损,且受到主观因素的影响。此外,植株体积和叶色还没有可靠的人工测量方法。因此,本文选取叶片数、株高和冠围 3 个代表性参数进行植株表型参数精度评估,并在每盆植株中随机选取一片叶片的叶长和叶宽进行叶片表型参数精度评估。其中,对叶片数进行的精度评估结果说明了重建点云的稠密度与精细度;株高、冠围、叶长和叶宽的精度评估则证明了使用重建点云从多肉植物中提取表型参数的方法的可行性。人工测量使用游标卡尺完成,如图 17 所示,采用人工测量参数作为评价点云重建测量方法精度的标准,基于点云的测量值与人工测量值如表 2 所示。

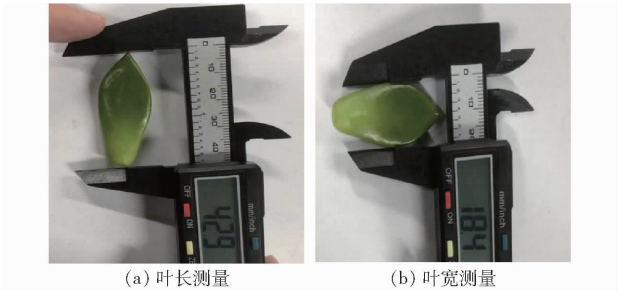


图 17 人工测量叶片尺寸参数

Fig. 17 Manual measurement of blade size parameters

表 2 本方案测量结果与手工测量结果

Tab.2 Measurement results of this plan and manual measurement

编号	叶片数/片		株高/mm		冠围/mm		叶长/mm		叶宽/mm	
	点云计数	人工计数	点云测量	人工测量	点云测量	人工测量	点云测量	人工测量	点云测量	人工测量
SCL-S-101	25	25	45.4	47.6	231.8	265.6	28.6	28.9	12.6	11.2
SCL-S-102	10	11	51.4	53.5	194.4	196.8	35.6	32.4	16.6	15.5
SCL-S-103	19	19	29.5	33.6	191.9	194.9	25.2	23.9	11.7	11.8
SCL-S-104	42	44	60.7	62.7	260.2	293.8	26.8	25.5	11.3	9.9
SCL-S-105	23	24	49.5	50.2	253.1	268.1	34.2	34.2	15.6	14.9
SCL-S-106	26	27	37.7	39.1	227.4	229.2	23.9	20.8	11.8	9.4
SCL-S-107	26	26	52.5	53.3	238.5	252.4	33.5	33.3	14.9	14.4
SCL-S-108	25	25	30.7	32.0	237.2	247.4	22.2	22.0	10.9	8.5
SCL-S-109	24	25	59.5	61.5	242.8	240.1	30.9	27.5	15.7	16.1
SCL-S-110	23	23	39.9	41.2	246.7	270.1	23.3	22.0	9.9	9.6
SCL-S-111	15	15	42.3	43.4	245.2	249.4	21.5	22.7	10.9	10.6

精度评定结果如图 18~22 所示,叶片数、株高、冠围、叶长和叶宽的 MAPE 分别为 2.32%、3.95%、4.95%、5.59% 和 9.55%,RMSE 分别为 0.86 片和 1.95、17.54、1.87、1.27 mm, R^2 分别为 0.99、0.99、0.86、0.91 和 0.89。这表明,本方法成功提取了多肉植株的表型参数,且精度较高,显示出 RGB 图像重建点云技术的优势得到了充分发挥。

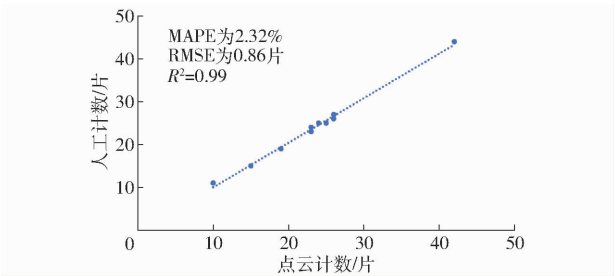


图 18 叶片数精度评定结果

Fig. 18 Accuracy evaluation results of number of blades

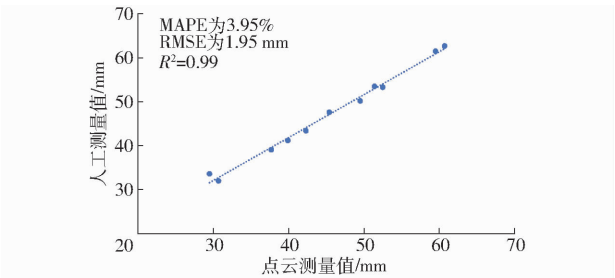


图 19 株高精度评定结果

Fig. 19 Accuracy evaluation results of plant height

图 23a 为多肉植株顶部原始图像,图 23b 为重建后的多肉植株顶部三维点云,在误差原因分析中,点云重建精度不足导致植株顶部的幼小叶片无法清晰分辨,从而产生叶片数计数误差,最小可重建并计数的叶片宽度约为 2 mm。株高测量误差主要受点云土壤定位平面影响,而冠围、叶长和叶宽误差受测量定位点误差影响,尤其是冠围测量过程中人工测量无法准确找到直径测量定位点。综合 MAPE、

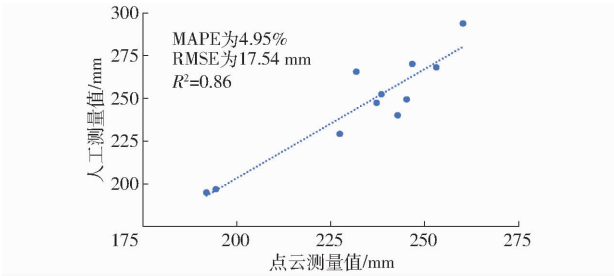


图 20 冠围精度评定结果

Fig. 20 Accuracy evaluation results of crown girth

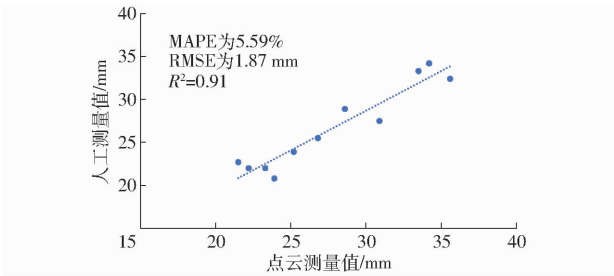


图 21 叶长精度评定结果

Fig. 21 Accuracy evaluation results of leaf length

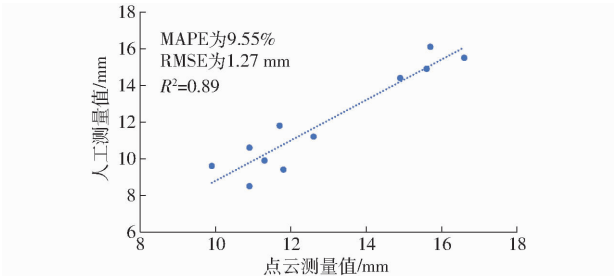


图 22 叶宽精度评定结果

Fig. 22 Accuracy evaluation results of leaf width

RMSE、 R^2 指标的评价结果,可以充分验证本文提出的方法在小型植株盆栽重建与表型参数提取方面的可行性和准确性。

3 结论

(1)提出一种基于神经辐射场的 RGB 图像点

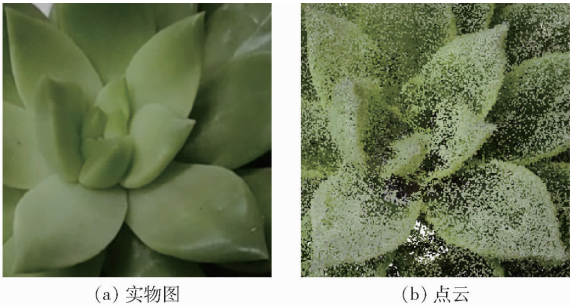


图 23 植株顶部重建结果

Fig. 23 Reconstruction results of top of plant

云重建多肉植物及尺寸测量方法,该方法无需依赖精确的拍摄轨迹和高分辨率图像,实现从二维 RGB 图像重建高稠密度、高色彩还原度三维点云数据并提取盆栽植株表型参数。

(2)在数据采集方面使用低成本相机环绕拍摄,并提取视频帧进行高效 RGB 图像采集,通过 CPBD 筛选与 COLMAP 算法得到清晰 RGB 图像数据与相机位姿数据。使用图像修复模块与改进的神经辐射场进行隐式模型训练,根据密度值进行三维点云重建并根据点云重建结果提取多肉植株的叶片数、株高、冠围、凸包体积、叶长、叶宽和叶色共 7 个表型参数,充分发挥 RGB 图像与三维点云的优势。

(3)选择具有代表性、易测量的叶片数、株高、冠围、叶长和叶宽共 5 个表型参数进行精度评估,MAPE 分别为 2.32%、3.95%、4.95%、5.59% 和 9.55%,RMSE 分别为 0.86 片和 1.95、17.54、1.87、1.27 mm, R^2 分别为 0.99、0.99、0.86、0.91 和 0.89,证明本文提出的方法具有可行性和准确性。

参 考 文 献

[1] GRIFFITHS H, MALES J. Succulent plants[J]. Current Biology, 2017, 27(17): 890–896.

[2] ZHANG H, WANG L, JIN X, et al. High-throughput phenotyping of plant leaf morphological, physiological, and biochemical traits on multiple scales using optical sensing[J]. The Crop Journal, 2023, 11(5): 1303–1318.

[3] 穆怀志,王清玉,张玥,等. 基于叶片和果实性状的糠稷天然居群表型变异及多样性分析[J]. 植物研究, 2023, 43(6): 826–834.

MU Huaizhi, WANG Qingyu, ZHANG Yue, et al. Phenotypic variation and diversity analysis of *Tilia mandshurica* natural populations based on leaf and fruit traits[J]. Bulletin of Botanical Research, 2023, 43(6): 826–834. (in Chinese)

[4] 陈海波,刘圣搏,王乐乐,等. 基于 Kinect V3 的单株作物自动化三维重建与验证[J]. 农业工程学报, 2022, 38(16): 215–223.

CHEN Haibo, LIU Shengbo, WANG Lele, et al. Automatic 3D reconstruction and verification of an individual crop using Kinect V3[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(16): 215–223. (in Chinese)

[5] QIUJIE L I, YUANMING Y, PENGCHENG Y. Image measurement method of leaf area based on saturation segmentation[J]. Journal of Forestry Engineering, 2021, 6(4): 147–152.

[6] RENAGULI R, LIU S Z, LIU T Q, et al. Survey of plant leaf area measurement methods[J]. Anhui Agricultural Science Bulletin, 2020, 26: 22–23.

[7] QIU R, WEI S, ZHANG M, et al. Sensors for measuring plant phenotyping: a review[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(2): 1–17.

[8] 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 for Agricultural Machinery, 2020, 51(3): 1–17. (in Chinese)

[9] ZHANG D R, FANG H, HE Y. Research of crop disease based on visible/near infrared spectral image technology: a review[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(6): 1748–1756.

[10] 田佳玉,王彬,张志明,等. 光谱多样性在植物多样性监测与评估中的应用[J]. 植物生态学报, 2022, 46(10): 1129–1150.

TIAN Jiayu, WANG Bin, ZHANG Zhiming, et al. Application of spectral diversity in plant diversity monitoring and assessment[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2022, 46(10): 1129–1150. (in Chinese)

[11] 彭孝东,时磊,何静,等. 消费级 RGB-D 相机在农业领域应用现状与发展趋势[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(4): 206–215.

PENG Xiaodong, SHI Lei, HE Jing, et al. Application status and development trend of consumer RGB-D camera in the agricultural field[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(4): 206–215. (in Chinese)

[12] 徐胜勇,李磊,童辉,等. 基于 RGB-D 相机的黄瓜苗 3D 表型高通量测量系统研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 204–213, 281.

XU Shengyong, LI Lei, TONG Hui, et al. High-throughput measurement system for 3D phenotype of cucumber seedlings using RGB-D camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 204–213, 281. (in Chinese)

[13] 仇瑞承,苗艳龙,季宇寒,等. 基于 RGB-D 相机的单株玉米株高测量方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 211–219.

QIU Ruicheng, MIAO Yanlong, JI Yuhang, et al. Measurement of individual maize height based on RGB-D camera[J].

- Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 211–219. (in Chinese)
- [14] YAO Y, LUO Z, LI S, et al. Mvsnet: depth inference for unstructured multi-view stereo[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 767–783.
- [15] YAO Y, LUO Z, LI S, et al. Recurrent MVSNet for high-resolution multi-view stereo depth inference[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 5525–5534.
- [16] SCHONBERGER J L, FRAHM J M. Structure-from-motion revisited[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 4104–4113.
- [17] FURUKAWA Y, HERNANDEZ C. Multi-view stereo: a tutorial[J]. Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision, 2013, 9(1–2): 1–148.
- [18] ZHU Q, MIN C, WEI Z, et al. Deep learning for multi-view stereo via plane sweep: a survey[J]. arXiv preprint arXiv:2106.15328, 2021.
- [19] SEITZ S M, CURLESS B, DIEBEL J, et al. A comparison and evaluation of multi-view stereo reconstruction algorithms[C]//2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06). IEEE, 2006: 519–528.
- [20] CAPOLUPO A. Accuracy assessment of cultural heritage models extracting 3D point cloud geometric features with RPAS SfM–MVS and TLS techniques[J]. Drones, 2021, 5(4): 145.
- [21] PEPE M, ALFIO V S, COSTANTINO D. UAV platforms and the SfM–MVS approach in the 3D surveys and modelling: a review in the cultural heritage field[J]. Applied Sciences, 2022, 12(24): 12886.
- [22] MILDENGALL B, SRINIVASAN P P, TANCİK M, et al. Nerf: representing scenes as neural radiance fields for view synthesis[J]. Communications of the ACM, 2021, 65(1): 99–106.
- [23] LI R, TANCİK M, KANAZAWA A. Nerfacc: a general nerf acceleration toolbox[J]. arXiv preprint arXiv:2210.04847, 2022.
- [24] MÜLLER T, EVANS A, SCHIED C, et al. Instant neural graphics primitives with a multiresolution hash encoding[J]. ACM Transactions on Graphics (ToG), 2022, 41(4): 1–15.
- [25] TANCİK M, WEBER E, NG E, et al. Nerfstudio: a modular framework for neural radiance field development[C]//ACM SIGGRAPH 2023 Conference Proceedings, 2023: 1–12.
- [26] BARRON J T, MILDENHALL B, TANCİK M, et al. Mip-nerf: a multiscale representation for anti-aliasing neural radiance fields[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 5855–5864.
- [27] WANG Y, HAN Q, HABERMANN M, et al. Neus2: fast learning of neural implicit surfaces for multi-view reconstruction[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023: 3295–3306.
- [28] MAZZACCA G, KARAMI A, RIGON S, et al. NeRF for heritage 3D reconstruction[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2023, 48: 1051–1058.
- [29] 胡松涛, 翟瑞芳, 王应华, 等. 基于多源数据的马铃薯植株表型参数提取[J]. 智慧农业(中英文), 2023, 5(1): 132–145.
HU Songtao, ZHAI Ruifang, WANG Yinghua, et al. Extraction of potato plant phenotypic parameters based on multi-source data[J]. Smart Agriculture, 2023, 5(1): 132–145. (in Chinese)
- [30] 苏伟, 蒋坤萍, 郭浩, 等. 地基激光雷达提取大田玉米植株表型信息[J]. 农业工程学报, 2019, 35(10): 125–130.
SU Wei, JIANG Kunping, GUO Hao, et al. Extraction of phenotypic information of maize plants in field by terrestrial laser scanning[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(10): 125–130. (in Chinese)
- [31] 阳旭, 胡松涛, 王应华, 等. 利用多时序激光点云数据提取棉花表型参数方法[J]. 智慧农业(中英文), 2021, 3(1): 51–62.
YANG Xu, HU Songtao, WANG Yinghua, et al. Cotton phenotypic trait extraction using multi-temporal laser point clouds[J]. Smart Agriculture, 2021, 3(1): 51–62. (in Chinese)
- [32] LEDIG C, THEIS L, HUSZÁR F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4681–4690.
- [33] WANG X, YU K, WU S, et al. Esrgan: enhanced super-resolution generative adversarial networks[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV) Workshops, 2018.