doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.048

基于深度图像遮挡补全的南瓜幼苗叶面积无损测量技术

徐胜勇[1,2]　胡世灵[1,2]　郭正晓[1,2]　吴思霄[1,2]　别之龙[3,4]　胡甲魁[5]　黄　远[3,4]

(1.华中农业大学工学院,武汉 430070;2.农业农村部长江中下游农业装备重点实验室,武汉 430070;
3.华中农业大学园艺林学学院,武汉 430070;
4.华中农业大学果蔬园艺作物种质创新与利用全国重点实验室,武汉 430070;
5.西藏德堂农牧产业发展有限公司,山南 856000)

摘要:叶面积无损检测中,难以避免的遮挡可能导致严重的测量误差。全三维重建或单视角补全是解决遮挡问题的有效方法。提出了一种基于 D-Cycle GAN 网络的叶片遮挡补全及叶面积无损测量方法。设计了基于 Azure Kinect 相机的图像采集装置与软件,用于拍摄高分辨率的 D-RGB 对齐图像。运用 Mask R-CNN 网络对 RGB 图像进行实例分割获取子叶、真叶的掩膜,以此在 D-RGB 对齐图像中分割单个叶片的 16 位深度图。对 Cycle GAN 网络进行改进,通过添加独特的输入输出模块,使其可以补全 16 位的叶片深度图像。此外,采用 ROI 区域裁剪方法,有效避免了图像缩放时叶片尺寸过小造成的分辨率损失。补全后的叶片深度图像经点云生成、预处理及三角化后,可用于计算叶面积。实验结果显示,与人工测量、点云补全、RGB 补全等方法相比,本文方法在不同生长期种苗的叶面积检测中兼具高精度(R^2=0.968)和高速度(3.63 s/株),在精度和通量上达成了很好的平衡,具有最好的综合性能,具有良好的应用潜力。

关键词:南瓜幼苗;种苗;叶面积测量;遮挡补全;深度图补全;Cycle GAN

中图分类号:S56　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)10-0539-10　　**OSID**:

Non-destructive Measurement Technique for Pumpkin Seedling Leaf Area Based on Depth Image Occlusion Completion

XU Shengyong[1,2]　HU Shiling[1,2]　GUO Zhengxiao[1,2]　WU Sixiao[1,2]　BIE Zhilong[3,4]　HU Jiakui[5]　HUANG Yuan[3,4]

(1. *College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan* 430070, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan* 430070, *China*
3. *College of Horticulture and Forestry, Huazhong Agricultural University, Wuhan* 430070, *China*
4. *National Key Laboratory for Germplasm Innovation and Utilization of Horticultural Crops, Huazhong Agricultural University, Wuhan* 430070, *China*
5. *Xizang Detang Agriculture and Animal Husbandry Industry Development Co., Ltd., Shannan* 856000, *China*)

Abstract: In the non-destructive detection of leaf area, unavoidable occlusions can lead to significant measurement errors. Full three-dimensional reconstruction or single-view completion are effective methods to address occlusion issues. A method for leaf occlusion completion and non-destructive measurement of leaf area was proposed based on the D-Cycle GAN network. An image acquisition device and software were designed by using the Azure Kinect camera to capture high-resolution D-RGB aligned images. The Mask R-CNN network was utilized for instance segmentation of RGB images to obtain masks for cotyledons and true leaves, thereby segmenting 16-bit depth maps of individual leaves from D-RGB aligned images. The Cycle GAN network was improved by adding unique input-output modules, enabling it to complete 16-bit leaf depth images. Additionally, a region of interest (ROI) cropping method was

收稿日期:2024-07-15　修回日期:2024-09-14

基金项目:华中农业大学交叉科学研究专项项目(2662024JC004)、国家西甜瓜产业技术体系项目(CARS-25)、西藏山南市本级科技计划项目(SNSBJKJJHXM2023004)、湖北省重点研发计划项目(2023BBB033)和华中农业大学自主科技创新基金项目(2662024JC004)

作者简介:徐胜勇(1980—),男,副教授,博士,主要从事 AI 视觉检测技术研究,E-mail:xsy@mail.hzau.edu.cn

通信作者:黄远(1982—),男,副教授,博士,主要从事工厂化育苗研究,E-mail:huangyuan@mail.hzau.edu.cn

adopted to effectively avoid resolution loss due to the small size of leaves during image scaling. The completed leaf depth images were processed through point cloud generation, preprocessing, and triangulation to calculate leaf area. Experimental results showed that compared with manual measurements, point cloud completion, and RGB completion methods, the proposed method achieved high precision (R^2 = 0.968) and speed (3.63 s per plant) in leaf area detection across different growth stages of seedlings, balancing accuracy and throughput well, and demonstrating the best overall performance with good application potential.

Key words: pumpkin seedlings; seedlings; leaf area measurement; occlusion completion; depth image completion; Cycle GAN

0 引言

叶面积检测是种苗表型检测的重要部分。叶片作为植物与环境交互的主要载体,其面积直接影响到光合作用的强度和效率[1]。叶面积检测可以提供种苗生长状况的重要信息,从而有助于评估不同品种或栽培条件下的植物性能[2]。传统的叶面积测量技术包括手工测量、裁剪扫描等方法,测量较为准确但操作繁琐且破坏样本,限制了其在大规模种植或连续时间序列研究中的应用。因此,开发并应用高效、无损的叶面积检测技术,成为当前农业科研和技术革新中的迫切需求[3]。

全三维测量技术的兴起,为种苗表型分析带来了革命性的突破。该技术通过高级传感设备全方位捕捉植物形态,生成高精度的三维点云模型,实现了对植物结构的立体再现[4]。这一方法的优势在于其高度的完整性与精确度,能够细致入微地反映叶片的细微结构变化,从而为科研人员提供植物关键参数测量的支撑[5]。WU 等[6]基于多视图立体三维重建 MVS(Multi view stereo)技术,针对低矮小麦植株进行三维重建,并开发表型检测算法。许多学者对三维数据下的植物表型检测进行了研究[7-11]。全三维的表型测量技术在实际应用中依然面临着一系列挑战[12]。首先,三维扫描产生的点云数据量过大,数据处理和存储需要较高的计算资源;其次,扫描过程普遍较慢,对于大面积或多样本的测量效率较低。因此,寻找一种既高效又准确的叶面积测量方法成为植物表型研究的重要课题。

近年来,基于单视角 RGB-D 图像的表型测量技术为解决上述问题提供了新的思路。这类技术结合了彩色图像的丰富色彩信息和深度图像的空间位置信息,可以有效减少数据处理的复杂性,同时提高测量的效率和实用性[13-15]。然而,在基于单视角 RGB-D 图像转三维点云的测量方式中,随着植物的生长,叶片之间的遮挡和重叠越来越严重,导致测量误差越来越大。LOU 等[16]从俯视图中采集生菜点云,进行点云分割后利用叶片形状的几何关系进行点云补全,从而提取叶面积等参数,然而这种方法依赖于叶片的几何特性,不适用于复杂场景。文献[17]用点云分型网络技术,将白菜的完整点云与 Kinect 生成的单视角点云进行共同训练,建立点云补全框架,使得叶片因被遮挡而产生的残缺区域得以补全,但缺点在于算法前期建模时间较长,且模型训练的硬件要求较高。文献[18]提出了 MIX-Net 网络,可以同时实现种苗点云的分割和补全,使用该网络将 Kinect 相机获取的单视角种苗点云进行遮挡补全,但点云分割与补全算法运行时间较长,无法实用于批量检测。文献[19]结合不同主干网络的优点提出了 YOLO-DCL(YOLO dual-backbone & consecutive attention feature fusion & lightweight)网络,提高了遮挡条件下的油茶果目标检测的准确率。文献[20]结合强化学习与生成对抗网络,搭建了 RL-GAN-Net,能够将残缺点云补全为完整点云并在一定程度上抑制噪声。以三维角度进行点云补全,可以有效地解决叶片遮挡问题,但算法耗时一般较长。用生成对抗网络对深度相机获取的种苗 RGB 图像进行补全,然后将叶片其他区域的平均深度赋值给补全区域,从而生成完整的叶片点云,进而测量叶片表型参数,具有很好的补全速度,但精度容易受叶片颜色的干扰,且补全后的叶片点云深度信息受叶片倾角影响较大[21]。

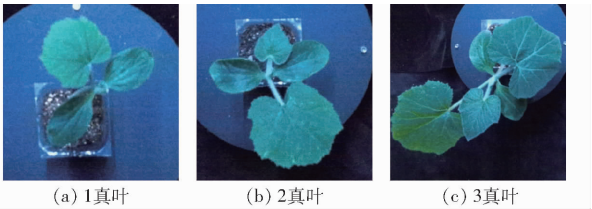
综上所述,叶面积无损测量面临的主要挑战是在有遮挡的情况下的高通量、高精度测量。基于单视角 RGB-D 图像的测量方法速度更快,当前克服遮挡的方法主要包括点云补全、RGB 图像补全,这两类方法存在各自的缺陷。因此,本文提出一种基于深度图像的遮挡补全及叶面积检测方法,利用深度学习实例分割网络对彩色图像中的植物叶片进行分割。以分割区域对经过对齐处理的深度图像进行掩膜运算,获取仅含叶片区域的深度图像。用改进后的 D-Cycle GAN 网络对叶片的单通道深度图像直接进行补全,还原叶片的深度图像,获取完整叶片外形以及深度信息,补全后的叶片转为点云并进行点云预处理,将预处理之后的点云进行三角化,然后

实现叶面积的提取。

1　材料与方法

1.1　试验材料

南瓜种苗的叶片由子叶和真叶组成，子叶是从种子的胚中发育而来的叶片，呈椭圆形；真叶是随幼苗发育长出的真正叶子，呈心形。南瓜种苗的生长期按照真叶数和顶芽数可以分为 1 真叶（生长期约 12 d）、2 真叶（生长期约 18 d）、3 真叶（生长期约 26 d）等3 个生长阶段，3 个时期的种苗形态分别如图 1 所示。



（a）1真叶　（b）2真叶　（c）3真叶

图 1　不同时期种苗形态示意图

Fig. 1　Schematic illustrations of seedling morphology at different stages

试验于 2023 年 6 月在华中农业大学国家蔬菜改良中心的智慧温室中进行。试验品种为“京欣砧 4 号”南瓜种苗，采用 50 孔穴盘，共 9 盘。将南瓜种子浸泡在温水中，然后放置于 28℃ 培养箱中催芽。种子发芽率达到 90% 以上后，播种在塑料育苗穴盘中。育苗基质中施加雅苒苗乐复合肥料（1.0 kg/m^3），种苗在温度 18 ~28℃、相对湿度 65% ~85% 的人工气候室中培养，在南瓜苗的 1 真叶时期以后喷施 1 000 倍液莱瑞育苗专用肥 1 号，之后培养至 3 真叶时期结束。

1.2　试验数据

在种苗 3 个生长期，分别从培育的种苗中随机挑选 120 株。3 个生长期各取 70 株用于制作训练叶片实例分割算法以及基于 Cycle GAN（循环生成对抗网络）的深度图像补全算法所需的数据集，另 50 株用于算法性能测试。

1.2.1　种苗图像数据采集

设计和制作了基于 Azure Kinect 相机的图像采集平台，并基于 PyQT5 图形用户界面库及 OpenCV 计算机视觉库，使用 Python 语言设计一款专用于 Kinect 深度相机的图像采集软件界面，用于拍摄彩色图像（RGB）与深度图像（D）。装置的硬件结构如图 2a 所示，包含计算机、计算机托板、高度可调且包含灯带的相机支架、内嵌式植株托盘、底部滚轮等结构，整体置于遮光布搭建的箱体中，提供光照稳定的采图环境。Azure Kinect 相机设定为 RGBA 模式，分辨率采用最高精度 3 072 像素 ×4 096 像素，深度信息采用 WFOV（宽视场）模式，分辨率设置为最高的 1 024 像素 ×1 024 像素。采集图像时，相机固定于种苗上方 0.3 m 处，视频流的帧率设为 15 f/s。装置的软件界面如图 2b 所示。在人机界面上集成了实时图像预览与存储、图像路径展示、相机参数设置、采图操作回退等功能，确保了操作的便捷性。在图像预览中，Azure Kinect 相机拍摄的深度图像是 16 位灰度图像，为了实现更佳的可视化效果，对深度图像进行了伪彩色处理。在点击按钮采图以后，会依据拍摄顺序同时保存 RGB 图像与深度图像。



（a）　（b）

图 2　图像采集平台

Fig. 2　Image acquisition platform

1. 深度相机　2. 灯带与相机支架　3. 种苗托盘　4. 计算机　5. 计算机托板

1.2.2　种苗叶面积数据人工采集

每个时期的种苗选出 50 株，人工采用 Epson Expression 12000XL 型扫描仪和配套的 WinRHIZO Pro 软件获取叶面积。具体操作方法为：将每一株种苗的叶片采摘下来，真叶与子叶分两列放置，置于透明亚克力板制作的托盘上，上方覆盖一层透明亚克力板，将叶片压平。使用 WinRHIZO Pro 软件在扫描后的图像中进行叶片区域的框选，即可获取叶片面积，并将扫描得到的叶面积作为本文算法验证的基准。

2　基于深度图像补全的叶面积无损测量方法

本文算法处理流程如图 3 所示，使用图像采集平台与图像采集软件，采集种苗的 RGB 图像与 D 图像。将 D 图像对齐到 RGB 图像以后，获得深度对齐图像（D－RGB），使用 Mask R－CNN 网络对 RGB 图进行实例分割，获取叶片区域的掩膜，将真叶掩膜、子叶掩膜分别同 D－RGB 图像进行掩膜运算，获取仅含单个叶片的 D 图像。单个叶片的 D－RGB 图像经过改进后的 Cycle GAN 网络进行修复，完整的叶片保持形态不变，被遮挡叶片深度图由残缺补为完整。最后，将修复后的叶片 D－RGB 图像转换为点云，经过一系列预处理之后获取叶面积参数。

图像采集与算法开发平台的硬件主要包括 Azure Kinect 型传感器、台式计算机（12th Gen Intel（R） Core（TM） i5 － 12400F、RAM 16GB，以及

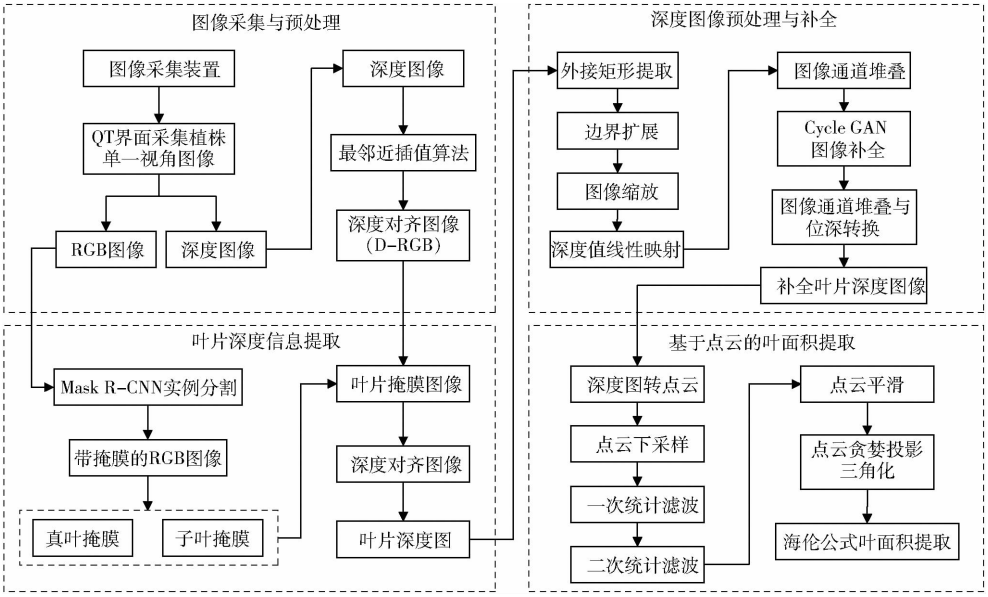


图 3 本文算法处理流程图

Fig. 3 Algorithm processing flowchart

NVIDIA GeForce RTX 3060 12g 显卡)、图像采集平台与图像采集暗室。编程环境为 Python 及 OpenCV 4.0,并使用 cuda 11.0 进行显卡运算加速。

2.1 叶片深度信息提取

2.1.1 深度图像与彩色图像对齐

Kinect 相机的 RGB 传感器支持拍摄的图像分辨率最大为 3 072 像素 ×4 096 像素,而深度传感器支持的最大图像分辨率为 1 024 像素 ×1 024 像素,无法直接进行像素的对应匹配。因此需要将两种图像对齐。采用了微软官方提供的 D-RGB 对齐方法。基于最近邻域内插法原理,通过 k4aTransformation.depth_image_to_color_camera()函数和深度帧的信息计算深度图像和彩色图像的映射关系,获取到 4 096 × 3 072 的彩色图、1 024 ×1 024 和深度图和 4 096 × 3 072 的RGB-D 图[22]。图像对齐流程如图 4 所示。这种对齐方法有效提高了深度图像的分辨率,使得深度图像单位面积下容纳更多深度值。

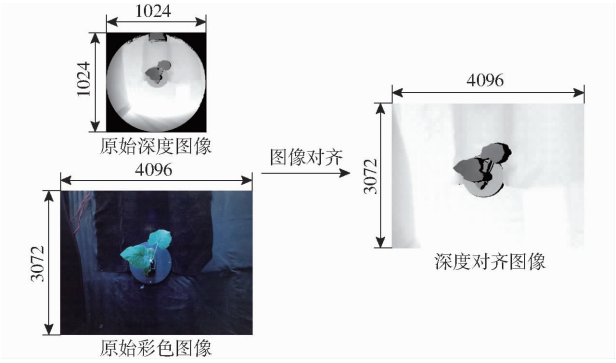


图 4 深度图像对齐示意图

Fig. 4 Schematic of depth image alignment

2.1.2 叶片彩色图像的 Mask R-CNN 分割

基于 TensorFlow 搭建了 Mask R-CNN 网络分割种苗叶片彩色图像。算法处理流程如图 5 所示。图像输入后使用骨干网络来提取叶片图像的特征,并生成不同尺度的特征图,这些特征图包含了不同层次的空间信息,有助于后续的目标检测和分割。区域候选网络从这些多尺度特征图中生成目标的候选区域,并完成特征图上的目标分类和边界框的回归任务,从而获得目标的大致位置区域。然后,通过感兴趣区域对齐层对骨干网络生成的特征图进行校

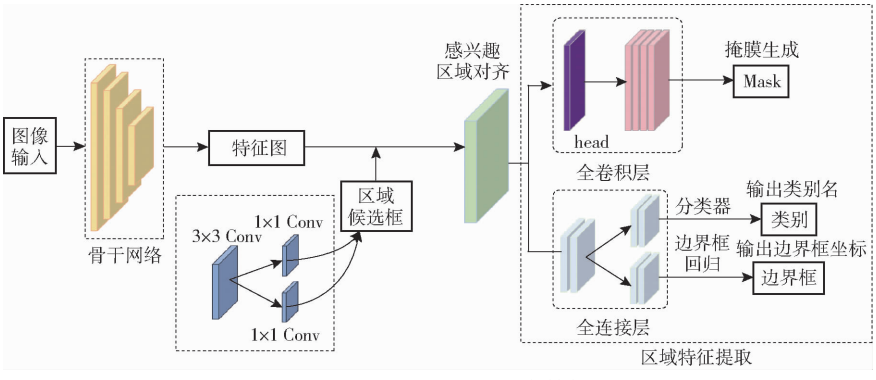


图 5 Mask R-CNN 基本结构

Fig. 5 Basic structure of Mask R-CNN

正。这一层确保每个候选区域的特征能够被准确地裁剪和缩放，以便输入到后续的全连接层（Fully connected layers，FCL）和全卷积层（Fully convolutional network layers，FCN），最终由全连接层输出叶片的类别标签及边界框的位置信息，全卷积层输出叶片的分割掩膜[23]。

采用 3 个生长期共 210 株种苗的彩色图像，用于 Mask R－CNN 图像分割数据集的制作。使用开源标注工具 LabelMe 对图像进行标注，用多边形工具创建真叶区域与子叶区域的轮廓，并进行分类注释，生成对应的 Json 文件。为了提高算法分割的准确性，对数据进行扩充。随机结合水平翻转、镜像翻转、仿射变换、横向剪切、纵向剪切等几何变换，对比度增强、亮度调整、颜色调整、高斯模糊、椒盐噪声等像素操作，将原有图像与标签同步扩充至 10 倍，将所得图像与标签的 90% 作为训练集、10% 作为测试集，训练实例分割网络，准确提取图像中叶片的颜色特征和轮廓边缘等特征，为真叶和子叶输出单独的分割掩膜，从而精确计算每个叶子的面积。

2.1.3　叶片深度信息提取

在数据采集阶段，D－RGB 对齐结果中，D－RGB 图与 RGB 图像具有相同的分辨率。通过 Mask R－CNN 网络对 RGB 图像进行实例分割，生成单个叶片区域的掩膜，并转换为二值图像；随后，将二值图像作用于 D－RGB 图像，通过掩膜运算即可获取单个叶片的深度信息。

2.2　基于 D－Cycle GAN 网络的深度图像补全

2.2.1　D－Cycle GAN 网络补全叶片深度图像原理与流程

Cycle GAN 是一种用于图像到图像转换的深度学习模型，由生成器与判别器组成，能够在没有成对训练样本的情况下进行学习。Cycle GAN 引入了两个重要的概念：循环一致性损失（Cycle consistency loss）和身份映射损失（Identity mapping loss）[24]。两种损失值的提出，使该网络具有源域不变性和图像迁移能力，可以用于两类图像的转换，流程如图 6 所示。

现有 Cycle GAN 网络主要针对 8 位的 RGB 图像设计，Kinect 相机采集的是 16 位 D 图像，无法在 Cycle GAN 网络中正常运行。为此，提出了一种能够针对 16 位 D 图像进行转换的网络 D－Cycle GAN，使得单通道 16 位的 D 图像在 Cycle GAN 网络中能够进行转换与训练，实现 D 图像的跨域转换与应用，其网络结构如图 7 所示。

D－Cycle GAN 中针对 D 图像的输入输出变换

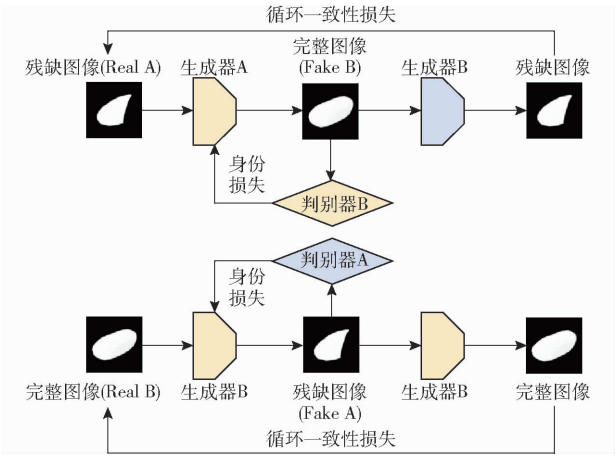


图 6　叶片转换流程

Fig. 6　Leaf conversion process

流程如下：①利用线性变换，将深度图像的像素值映射至[0，255]区间，使其转换为 8 位图像，有效降低数据处理的复杂度且不牺牲关键的深度信息。②将图像由单通道向三通道进行堆叠，在单通道深度图的基础上创建合成的全彩表示，此时的深度信息以三维矩阵形式存储。③将以矩阵形式存储的图像编码为三通道 Tensor 张量，输入生成器进行推理，对残缺的叶片图像深度信息进行补全，获得经过补全以后的深度信息，仍以三通道 Tensor 张量存储。④将网络输出的三通道的张量数据，采用加权平均法融合。设定三通道权重一致，权重总和为 1，确保三通道向单通道转换过程中深度表示的一致性，将融合后的单通道 Tensor 张量线性映射至 16 位区间。⑤将 GPU 中的单通道 16 位 Tensor 张量，转换为 CPU 上的 Numpy 数组，并最终利用 PIL 计算机视觉库以“I;16”模式转换为图像类型，进行深度信息的无损保存。

2.2.2　深度图像预处理流程

对于分辨率 4 096 像素 ×3 072 像素的叶片分割结果图像，需要转换成 256 像素 ×256 像素，才能使用 D－Cycle GAN 网络进行处理。通常采用图像缩放来进行分辨率的转换，但单个叶片尺寸较小，转换之后的像素区域极小，严重影响补全效果。本文提出了一种感兴趣区域（ROI）的预裁剪方法，有效提升了 D－Cycle GAN 网络训练与推理的效果。ROI 裁剪方法的流程如图 8 所示，具体流程如下：①ROI 区域界定：首先，利用 Numpy 库函数识别并提取出分割后的深度图中深度非零的叶片区域作为感兴趣区域。这一过程排除了非叶片背景，集中计算资源于关键信息上。②边界扩展策略：为确保在后续深度值补全过程中不会因靠近裁剪边缘而引入误差，设计了一种稳健的边界扩展方法。测量 ROI 区域的长与宽，然后将二者最大值乘以 2 作为扩展

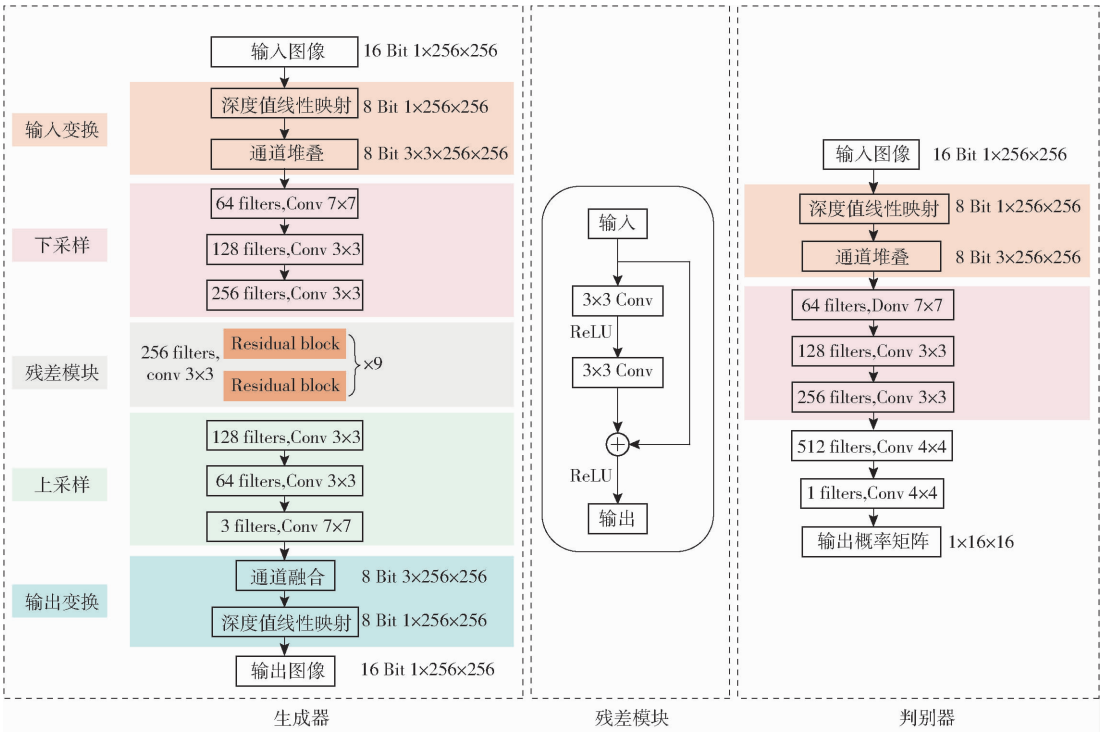


图 7 D－Cycle GAN 基本结构

Fig. 7 Basic structure of D－Cycle GAN

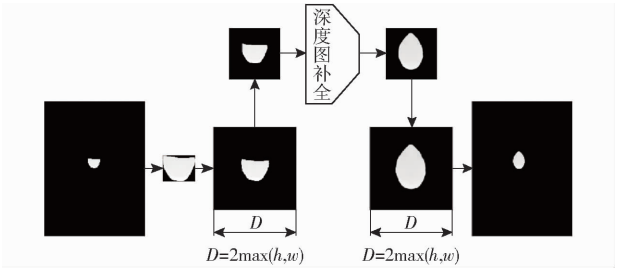


图 8 D－RGB 图像 ROI 裁剪

Fig. 8 D－RGB image ROI cropping

量,沿着 ROI 的中心点向外扩展,使得深度补全后,叶片的边缘细节也能完整保留,避免了信息的不连续。③图像尺寸调整:在完成边界扩展后,对扩展后的图像进行下采样操作,将其调整至 256×256 尺寸,且下采样时以双线性插值算法来平滑深度值,在保持图像质量的同时适配 Cycle GAN 网络的输入要求。④Cycle GAN 网络补全:将调整尺寸后的叶片深度图像输入到训练好的模型中进行推理,实现叶片深度的有效补全。⑤结果还原与尺度融合:推理完成后,使用双线性插值方法将深度补全结果由 256×256 逆向采样到原始尺度,并将其嵌入到原始图像中,确保整体图像的一致性和连续性。

2.2.3 数据集的制作与模型训练

训练深度补全的 D－Cycle GAN 模型时,需要制作出叶片的遮挡、未遮挡两种数据集类别。本研究的 D－Cycle GAN 数据集的建立方式为:人工采摘种苗的子叶与真叶,在保持相机俯视视角下,保持叶片与相机距离在适宜范围内随机波动,采集 RGB 图像与 D 图像。随后,对叶片进行人工裁剪,制造出部分区域缺失的叶片,并再次进行图像采集。采集的图像通过对 RGB 图像的分割提取只含叶片区域的图像掩膜,通过掩膜运算获得仅含叶片区域的 D－RGB 图像。对图像进行 ROI 的裁剪和形状调整(reshape),将图像分类为遮挡和未遮挡两类。为了增强数据集的多样性,对图像实施了旋转操作进行数据增强。子叶模型训练时载入完整子叶图像 480 幅、残缺子叶图像 480 幅,真叶模型训练时载入完整真叶图像 720 幅、残缺真叶图像 720 幅。数据集对应图像如图 9 所示,图中的黑白图像是 16 位的深度图像在开源软件 ImageJ 中的可视化显示。D－Cycle GAN 模型训练时超参数设置如下:输入图像尺寸为 256×256,迭代次数为 1 500,图像批次样本数为 4,

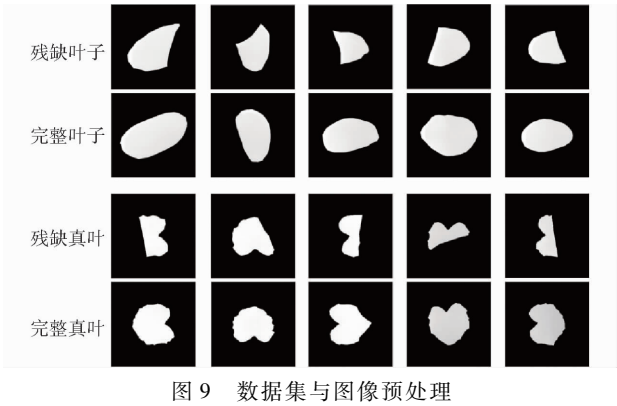


图 9 数据集与图像预处理

Fig. 9 Dataset and image preprocessing

学习率为 0.000 3，循环一致性损失权重为 10，身份映射损失权重为 5。

2.3　叶面积参数的提取

2.3.1　点云预处理

利用图像坐标系中像素点与世界坐标点之间的映射关系，将单通道 16 位的深度图像转为 3D 点云[25]。这样得到的点云质量一般，存在一定的拖影现象，需要进行针对性的点云预处理来降低由噪声点云导致的测量误差[26]。点云预处理流程如下：① 点云下采样：原始叶片点云生成以后，过于密集，对后续算法运算会产生较大的运算负担，因此需要进行点云下采样，使点云变得更为稀疏，从而加快后续处理速度。② 统计滤波：原始点云在叶片边缘处会存在较多的拖影现象，因此在下采样以后加以统计滤波，将拖影与叶片的连接处断开，并去除悬浮点云噪声。③ 统计滤波：点云拖影与点云叶片主体经过一次统计滤波后，连接被断开，部分拖影点云变为悬浮的点云团，因此通过扩大阈值的方法，再进行一次点云滤波，可将点云的拖影完全去除。④ 点云平滑：滤波去噪后的点云并不能直接进行三角化求取面积，因为深度图像生成的点云并不平滑，因此通过最小二乘法进行叶片点云的曲面平滑。

经过以上预处理步骤的叶片点云，能够完全去除边缘拖影，具有较为适宜的疏密程度，并且点云曲面足够平滑，点云质量大幅提升，其可视化效果如图 10 所示。

2.3.2　点云三角化与叶面积提取

对于预处理的叶片点云，采用贪婪三角投影算法进行三角面片化，再利用海伦公式计算每一个三角面片的面积并累加，以此完成对叶面积的计算，公式为

$$L_i = \frac{a_i + b_i + c_i}{2} \tag{1}$$

$$A_i = \sqrt{L_i(L_i - a_i)(L_i - b_i)(L_i - c_i)} \tag{2}$$

$$A = \sum_{i=1}^{n} A_i \tag{3}$$

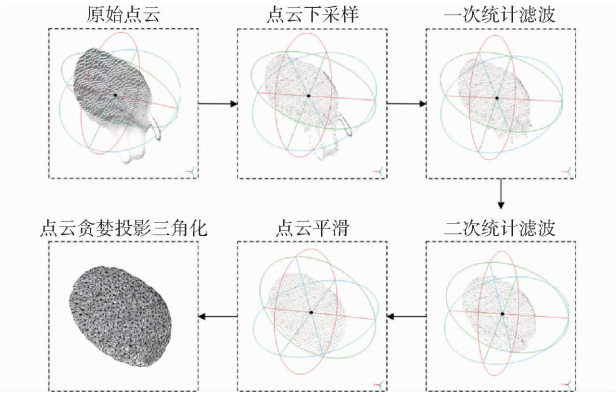


图 10　点云预处理与叶面积提取

Fig. 10　Point cloud preprocessing and leaf area extraction

式中　a_i、b_i、c_i——第 i 个三角形的三边长，mm

L_i——第 i 个三角形周长的 1/2

A_i——第 i 个三角形的面积，mm^2

n——三角形总数

3　结果与分析

3.1　叶片遮挡补全结果的可视化与分析

使用本文算法进行叶片的补全，输入图像若为完整叶片，在循环一致性损失值的约束下，叶片深度信息基本保持不变，输入图像若为被遮挡的叶片，则输出深度图像为进行补全以后的深度图像。进行深度补全后，不同的网络迭代次数下，补全效果如图 11 所示，随着迭代次数的增加，叶片由残缺迁移为完整叶片的趋势会更加明显，与数据集的对照组叶片图像对照可得，在迭代至 1 500 次时，叶片迁移效果可以达到最佳。

存在明显遮挡的子叶叶片深度信息经过补全网络以后，原有被遮挡的部分得到修复，而真叶叶片则保持完整形态，如图 12 所示，子叶与真叶被遮挡的部分经过补全以后，在点云视角下，显示出完整叶片形状。

3.2　叶片遮挡补全后叶面积检测结果分析

为了验证本文补全算法测量叶面积的效果，选取存在遮挡现象的 50 株种苗，针对整株种苗的全部子叶、真叶进行叶面积进行检测。并进行相关性分

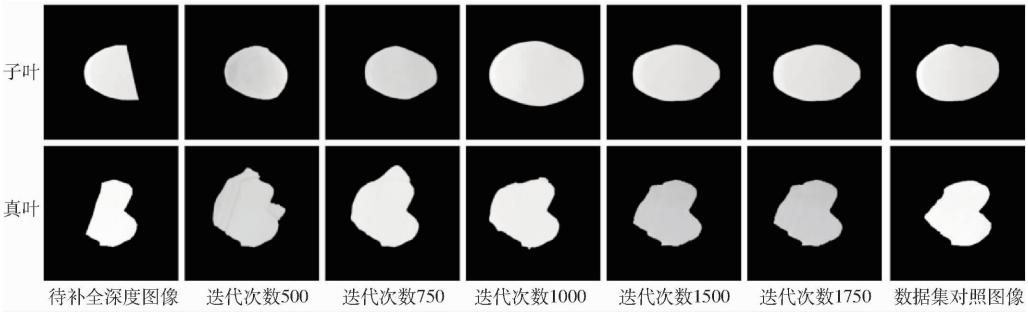


图 11　深度图补全运行效果

Fig. 11　Operational performance of depth image completion

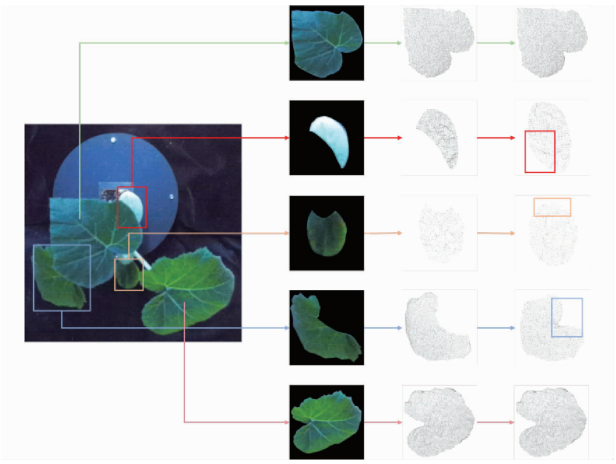


图 12 遮挡叶片补全后转点云效果

Fig. 12 Performance of occluded leaf completion

析,结果如图 13 所示。

针对真叶叶面积检测,如图 13a 所示,不使用深度图补全时,检测算法的 R^2 为 0.922,均方根误差为 10.777 cm^2,平均绝对误差为 6.733 cm^2。进行深度图补全以后,结果如图 13b 所示,R^2 为 0.964,均方根误差为 6.476 cm^2,平均绝对误差为 4.914 cm^2。针对子叶面积检测的结果如图 13c 所示,不使用深度图补全时,检测算法的 R^2 为 0.887,均方根误差为 1.908 cm^2,平均绝对误差为 1.661 cm^2。进行深度图补全以后,如图 13d 所示,R^2 为 0.940,均方根误差为 1.115 cm^2,平均绝对误差为 0.928 cm^2。结果表明,本文补全算法可显著提升各项测量指标,有效克服种苗叶片间的互相遮挡,实现高精度的叶面积

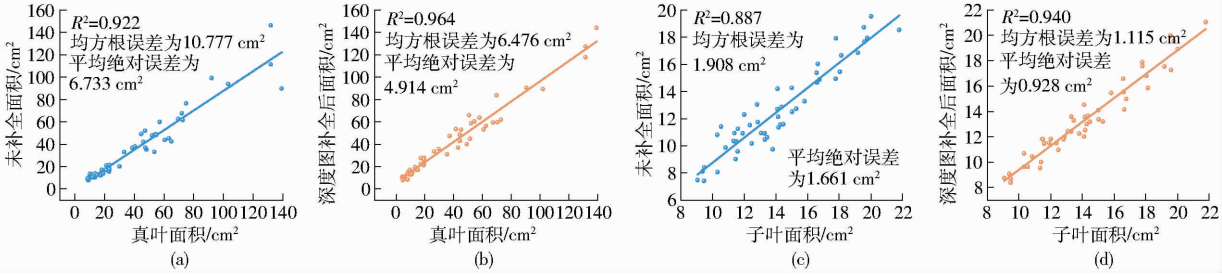


图 13 叶面积测量相关性分析

Fig. 13 Correlation analysis after leaf area measurement

测量。其中,子叶处于植株的底部,容易被高处的真叶遮挡,故遮挡补全方法对于子叶面积检测的提升效果更为明显。

3.3 3 种补全方法的结果对比与分析

为进一步验证本文算法性能,将本文算法与另外两种基于 Azure Kinect 单视角点云测叶面积的算法进行对比,分别是基于点云补全的叶面积检测[18]和基于 RGB 图像补全的叶面积检测[21]。针对 1 真叶、2 真叶、3 真叶 3 个时期的种苗进行检测,每个时期检测 50 株种苗。如图 14 ~ 16 所示。实验结果表明,在 3 个不同时期针对子叶和真叶的测量中,本文方法和点云补全方法的表现均优于 RGB 补全方法。相比于点云补全方法,本文方法在 1 真叶期的检测中,子叶和真叶都有更好的表现;在 2 真叶时期,本文算法在子叶检测时效果更好、真叶效果略差;在 3 真叶时期,本文算法效果均略差。总体

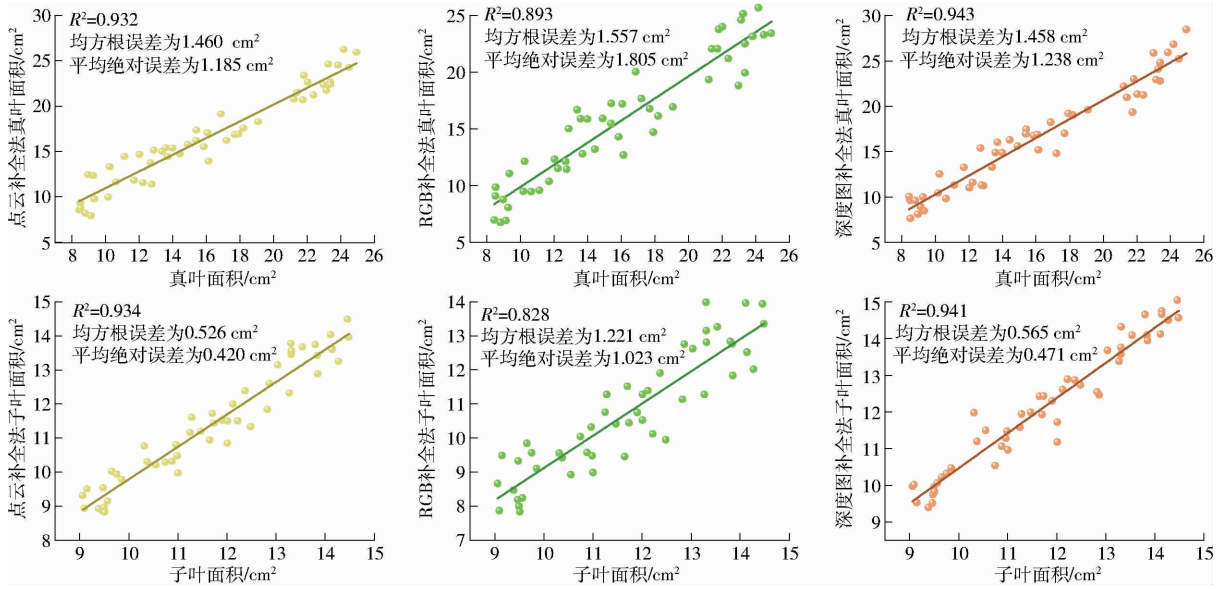


图 14 1 真叶时期不同补全方式的叶面积检测对比

Fig. 14 Comparison of leaf area detection algorithms during 1 true-leaf stage

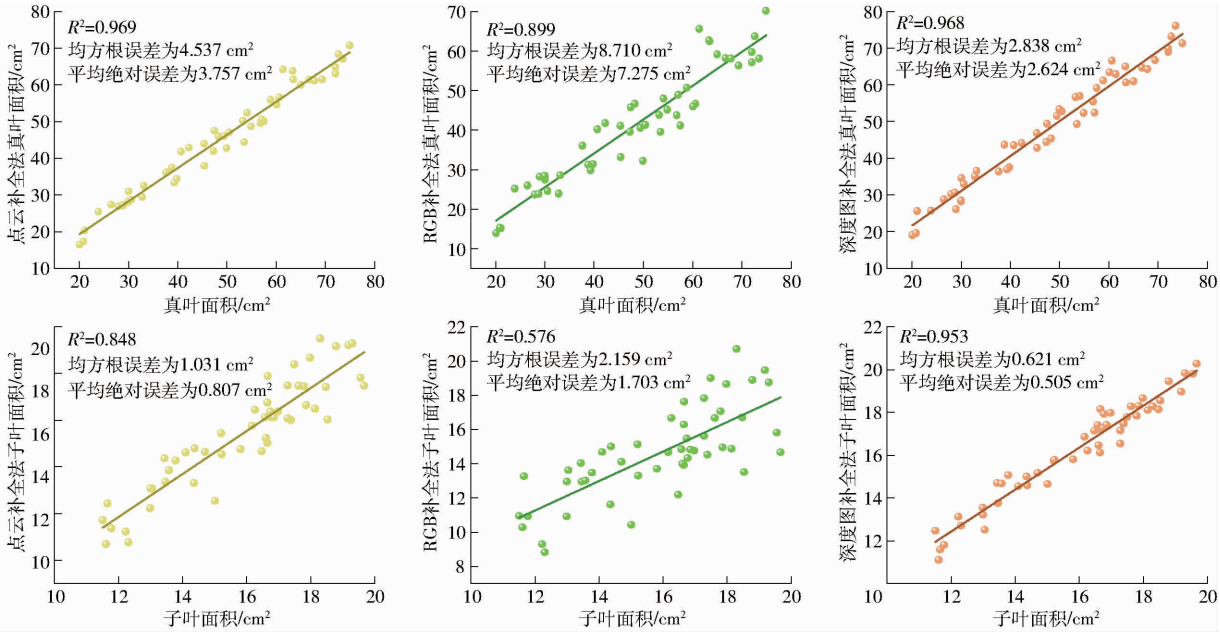


图 15　2 真叶时期不同补全方式的叶面积检测对比

Fig. 15　Comparison of leaf area detection algorithms during 2 true-leaf stage

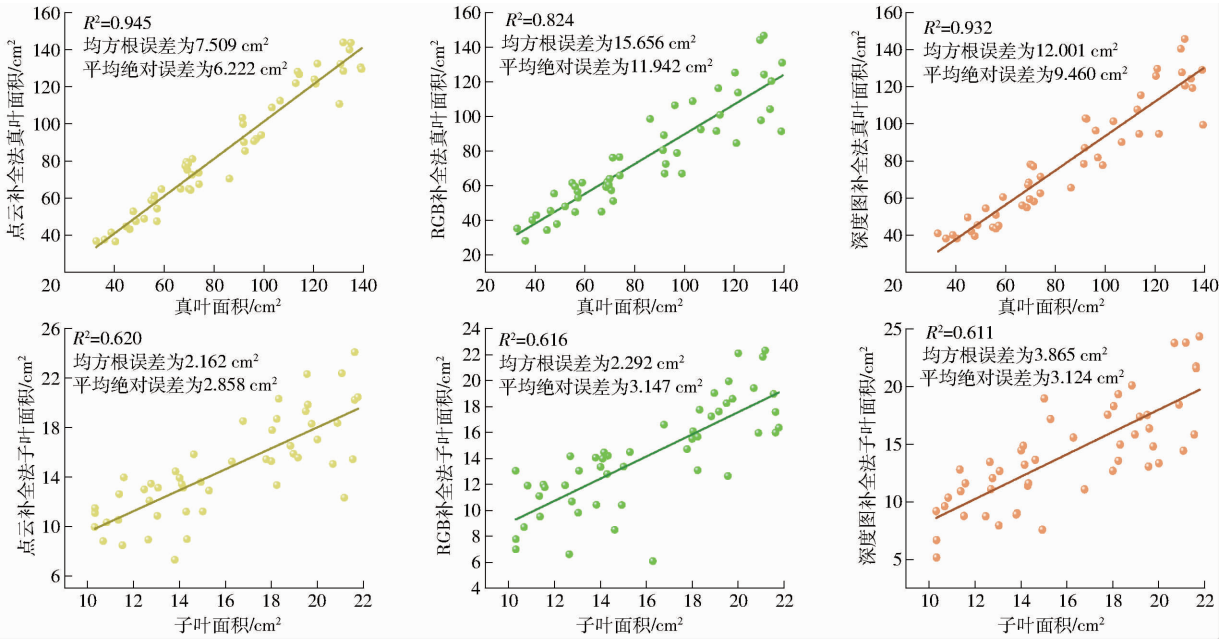


图 16　3 真叶时期不同补全方式的叶面积检测对比

Fig. 16　Comparison of leaf area detection algorithms during 3 true-leaf stage

而言，两种补全方法具有接近的补全效果和测量精度。对比本文算法在 3 个时期的表现，随着种苗的生长，子叶叶面积检测的准确率呈现不断下降趋势。子叶叶面积测量逐渐产生误差的原因分析如下：随种苗生长，子叶逐渐向下弯曲，与相机成像的视角呈现比较大的倾角，导致相机获取的深度信息不完整；种苗生长至 3 真叶时期，因真叶抢夺营养，子叶会逐渐萎蔫，叶面出现扭曲，因此逐渐加大子叶面积测量误差；种苗生长过程中，真叶不断生长，在相机俯视视角下，会出现子叶完全被真叶覆盖的现象，因此相机无法获取到子叶深度信息，导致较大的测量误差，这种情况仅在 2 真叶后期到 3 真叶时期才会出现。

在表型检测中，速度是另一个重要的性能指标。对比分析了 3 种补全方法对单株南瓜苗叶面积测量的平均耗时，与测量精度结果汇总如表 1 所示。对于不同生长期的子叶和真叶叶面积无损测量，D 图像补全方法和点云补全方法的精度大幅超过 RGB 补全方法，同时，D 图像补全方法的速度与 RGB 补全方法一致，均超过点云补全方法的 4 倍。因此，D 图像补全方法在叶面积测量的精度和通量上达成了很好的平衡，具有最好的综合性能。

表 1 算法结果对比

Tab. 1 Performance of occluded leaf completion

方法	不同时期准确率						平均单株测量时间/s
	1 叶 1 心		2 叶 1 心		3 叶 1 心		
	真叶	子叶	真叶	子叶	真叶	子叶	
点云补全	0.932	0.934	0.969	0.848	0.945	0.620	15.6
RGB 补全	0.893	0.828	0.899	0.576	0.824	0.616	3.70
本文方法	0.943	0.941	0.968	0.953	0.932	0.611	3.63

4 结论

(1)提出了一种南瓜种苗叶面积无损检测方法,通过对深度图像的补全有效解决了叶片遮挡问题,兼具高精度(R^2 =0.968)和高速度(3.63 s/株)。该方法具有广泛的应用潜力,为高通量作物表型检测技术提供了一个有益的示例。

(2)提出了一种用于深度图像补全的 D-Cycle GAN 网络。通过独特的输入输出变换流程,有效地解决了 16 位深度图像在传统 Cycle GAN 框架下的兼容性问题,不仅避免了 16 位深度图转 8 位的精度损失,还实现了遮挡叶片深度信息的有效补全,为深度学习网络处理高精度 16 位深度图像提供了一种思路。

参 考 文 献

[1] 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)

[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] VAN DIJK A D J, KOOTSTRA G, KRUIJER W, et al. Machine learning in plant science and plant breeding[J]. Iscience, 2021, 24(1): 1-12.

[4] GAO T, ZHU F, PAUL P, et al. Novel 3D imaging systems for high-throughput phenotyping of plants[J]. Remote Sensing, 2021, 13(11): 2113.

[5] LI Y, LIU J, ZHANG B, et al. Three-dimensional reconstruction and phenotype measurement of maize seedlings based on multi-view image sequences[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 974339.

[6] WU S, WEN W, GOU W, et al. A miniaturized phenotyping platform for individual plants using multi-view stereo 3D reconstruction[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 897746.

[7] 梁秀英, 周风燃, 陈欢, 等. 基于运动恢复结构的玉米植株三维重建与性状提取[J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 209-219.
LIANG Xiuying, ZHOU Fengran, CHEN Huan, et al. Three-dimensionalmaize plants reconstruction and traits extraction based on structure from motion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 209-219. (in Chinese)

[8] 郑晨曦, 温维亮, 卢宪菊, 等. 基于三维数字化的小麦植株表型参数提取方法[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(2): 150-162.
ZHENG Chenxi, WEN Weiliang, LU Xianju, et al. Phenotypic tyaits extraction of wheat plants using 3D digitization[J]. Smart Agriculture, 2022, 4(2): 150-162. (in Chinese)

[9] FORERO M G, MURCIA H F, MÉNDEZ D, et al. LiDAR platform for acquisition of 3D plant phenotyping database[J]. Plants, 2022, 11(17): 2199.

[10] 张慧春, 田啟飞, 边黎明, 等. 基于多视角图像形态颜色纹理特征融合的生物量获取[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 295-305.
ZHANG Huichun, TIAN Qifei, BIAN Liming, et al. Plants biomass acquisition based on morphological, color and texture features of multi-view visible images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 295-305. (in Chinese)

[11] SAHA K K, TSOULIAS N, WELTZIEN C, et al. Estimation of vegetative growth in strawberry plants using mobile LiDAR laser scanner[J]. Horticulturae, 2022, 8(2): 90.

[12] WANG Y, WEN W, WU S, et al. Maize plant phenotyping: comparing 3D laser scanning, multi-view stereo reconstruction, and 3D digitizing estimates[J]. Remote Sensing, 2018, 11(1): 63.

[13] MA Z, RAYHANA R, FENG K, et al. A review on sensing technologies for high-throughput plant phenotyping[J]. IEEE Open Journal of Instrumentation and Measurement, 2022, 1: 1-21.

[14] 王纪章, 顾容榕, 孙力, 等. 基于 Kinect 相机的穴盘苗生长过程无损监测方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(2): 227-235.
WANG Jizhang, GU Rongrong, SUN Li, et al. Non-destructive monitoring of plug seedling growth process based on kinect camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(2): 227-235. (in Chinese)

(下转第 574 页)

LI Yuda, WU Zhengping, SUN Shuifa, et al. Multi-species apple leaf disease detection with improved YOLO v5 algorithm [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(12): 230 - 237,353. (in Chinese)

[23] 张传栋,高鹏,亓璐,等. 基于 SAW - YOLO v8n 的葡萄幼果轻量化检测方法[J]. 农业机械学报,2024,55(10):286 - 294.
ZHANG Chuandong, GAO Peng, QI Lu, et al. Lightweight detection method for young grape cluster fruits based on SAW - YOLO v8n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(10):286 - 294. (in Chinese)

[24] OUYANG D, HE S, ZHANG G, et al. Efficient multi-scale attention module with cross-spatial learning[C]// 2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2023:4 - 10.

[25] 宋耀莲,王粲,李大焱,等. 基于改进 YOLO v5s 的无人机小目标检测算法[J]. 浙江大学学报(工学版),2024,58(12):2417 - 2426.
SONG Yaolian, WANG Can, LI Dayan, et al. UAV small target detection algorithm based on improved YOLO v5s[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science),2024,58(12): 2417 - 2426. (in Chinese)

[26] 张相胜,杨骁. 基于改进 YOLO v7-tiny 的橡胶密封圈缺陷检测方法[J]. 图学学报,2024,45(3):446 - 453.
ZHANG Xiangsheng, YANG Xiao. Defect detection method of rubber seal ring based on improved YOLO v7-tiny[J]. Journal of Graphics, 2024,45(3):446 - 453. (in Chinese)

[27] LI L, YU J, LU Y, et al. An improved YOLO v8 method for identifying empty cell and unqualified plug seedling[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2024, 21(6): 188.

[28] 杜海顺,安文昊,张春海,等. 基于渐进式学习和增强原型度量的小样本农作物病害识别方法[J]. 农业机械学报,2024,55(12):344 - 353.
DU Haishun, AN Wenhao, ZHANG Chunhai, et al. Few-shot crop disease recognition network based on progressive learning and enhanced prototype metric[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(12):344 - 353. (in Chinese)

[29] INBARAJ X A, VILLAVICENCIO C, MACROHON J J, et al. Object identification and localization using Grad - CAM + + with mask regional convolution neural network[J]. Electronics, 2021, 10(13): 1541.

(上接第 548 页)

[15] YAU W K, NG O-E, LEE S W. Portable device for contactless, non-destructive and in situ outdoor individual leaf area measurement[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 187: 106278.

[16] LOU M, LU J, WANG L, et al. Growth parameter acquisition and geometric point cloud completion of lettuce[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 947690.

[17] CHEN H, LIU S, WANG C, et al. Point cloud completion of plant leaves under qcclusion conditions based on deep learning [J]. Plant Phenomics, 2023, 5: 0117.

[18] HAN B, LI Y, BIE Z, et al. MIX-NET: deep learning-based point cloud processing method for segmentation and occlusion leaf restoration of seedlings[J]. Plants, 2022, 11(23): 3342.

[19] 肖伸平, 赵倩颖, 曾甲元, 等. 基于 YOLO - DCL 的复杂环境油茶果遮挡检测与计数研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 318 - 326.
XIAO Shenping, ZHAO Qianying, ZENG Jiayuan, et al. Camellia oleifera fruits occlusion detection and counting in complex environments based on improved YOLO - DCL[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 318 - 326. (in Chinese)

[20] SARMAD M, LEE H J, KIM Y M. Rl-GAN-Net: a reinforcement learning agent controlled gan network for real-time point cloud shape completion[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 5898 - 5907.

[21] LI L, BIE Z, ZHANG Y, 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. DOI: https://doi.org/10.1016/j.hpj.2022.09.013.

[22] MIRANDA J C, ARNÓ J, GENÉ-MOLA J, et al. Assessing automatic data processing algorithms for RGB - D cameras to predict fruit size and weight in apples[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108302.

[23] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R - CNN[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Honolulu: IEEE, 2017.

[24] CHU C, ZHMOGINOV A, SANDLER M. Cyclegan, a master of steganography[J]. arXiv Preprint arXiv:171202950, 2017.

[25] TENG X, ZHOU G, WU Y, et al. Three-dimensional reconstruction method of rapeseed plants in the whole growth period using RGB - D camera[J]. Sensors, 2021, 21(14): 4628.

[26] GU W, WEN W, WU S, et al. 3D Reconstruction of wheat plants by integrating point cloud data and virtual design optimization[J]. Agriculture, 2024, 14(3): 391.