基于 YOLO v8 和 CycleGAN 的红掌植株表型参数自动提取方法

卢 鹏　孙天文　陈 明　王振华　郑宗生

（上海海洋大学信息学院，上海 201306）

摘要： 植株表型参数是描述植物形态、结构和生理特征的定量化指标，可揭示植物生长规律，以及与环境因素之间的关系。现有的人工测量和激光雷达点云植株表型参数提取方法存在数据误差大、易损伤植株、成本高和数据量大等问题。为此，本文提出了一种基于 YOLO v8 和 CycleGAN 的红掌植株表型参数自动提取方法，利用双重注意力机制 CBAM 改进 YOLO v8，提高模型特征提取能力，对红掌植株叶片进行检测与分割；通过 Grabcut 算法去除分割后图像背景区域特征，并利用 VGG 模型对其进行分类，分出完整型红掌植株叶片和缺失型红掌植株叶片；在 CycleGAN 的生成器中引入双重注意力机制和特征金字塔，提高模型多尺度特征的提取能力，引入 SmoohL1 损失函数，提升模型稳定性，对缺失型红掌植株叶片进行修复；提出一种表型参数提取算法（Phenotypic parameters extraction algorithms，PPEA），实现对红掌植株叶长、叶宽和叶面积的自动提取。以 650 幅自建数据集为例，对上述方法进行了比较与分析，实验结果证明，本文方法在红掌植株表型参数自动提取方面具有良好的效果。

关键词： 表型参数提取；红掌；目标检测；图像修复；YOLO v8；CycleGAN

中图分类号： S23　**文献标识码：** A　**文章编号：** 1000-1298(2024)11-0154-06　**OSID：**

Automatic Extraction of Phenotypic Parameters from *Anthurium andraeanum* Linden Based on YOLO v8 and CycleGAN

LU Peng　SUN Tianwen　CHEN Ming　WANG Zhenhua　ZHENG Zongsheng

(*College of Information*, *Shanghai Ocean University*, *Shanghai* 201306, *China*)

Abstract: Phenotypic parameters of plants are quantitatively indicated, describing the morphology, structure, and physiological characteristics of plants, unveiling the growth patterns and relationships with environmental factors. Issues such as significant data errors, plant damage, high costs, and extensive data volume were exhibited by existing manual measurement and laser scanning-based methods for extracting plant phenotypic parameters. Therefore, an automatic extraction method for phenotypic parameters of *Anthurium andraeanum* Linden plants based on YOLO v8 and CycleGAN was proposed. The method included the follows: YOLO v8 was enhanced with the convolutional block attention module to improve the model's feature extraction capabilities for detecting and segmenting *Anthurium andraeanum* Linden leaves; the Grabcut algorithm was utilized to eliminate background features from segmented images, and the VGG model was employed for classification to distinguish intact and missing *Anthurium andraeanum* Linden leaves; the convolutional block attention module and feature pyramid network were introduced into the CycleGAN generator to enhance multi-scale feature extraction capabilities, incorporating the SmoothL1 loss function to enhance model stability and repair missing *Anthurium andraeanum* Linden leaves; a phenotypic parameters extraction algorithm (PPEA) was proposed to automatically extract leaf length, leaf width, and leaf area of *Anthurium andraeanum* Linden plants. The proposed methods were compared and analyzed by using a dataset of 650 self-collected images. Experimental results demonstrated the effectiveness of the proposed approach in automatically extracting phenotypic parameters of *Anthurium andraeanum* Linden plants.

Key words: phenotypic parameter extraction; *Anthurium andraeanum* Linden; target detection; image restoration; YOLO v8; CycleGAN

收稿日期：2023－12－30　修回日期：2024－02－05

基金项目： 上海市科技创新计划项目(20dz1203800)

作者简介： 卢鹏(1981—)，男，副教授，博士，主要从事人工智能和智能信息处理研究，E-mail：plu@shou.edu.cn

0　引言

植株表型参数是描述植物形态、结构和生理特征的定量化指标，准确提取植株表型参数对于改善植株品质、促进品种选育和推广等具有重要意义。传统的植株表型参数提取依靠于人工测量，利用卷尺测量法和排水法获取株高、株宽和体积等参数。人工测量植株表型参数提取方法耗时长、效率低，容易对植株造成损伤，且难以进行持续性的监测[1]。激光雷达点云数据因其具有几何特征丰富、受外界环境影响较小和测量精度高等优势，被广泛运用于植物表型参数提取[2-4]，但其高昂的数据获取成本和海量的数据处理要求给植株表型参数提取带来了新的挑战。

随着光学成像系统的不断发展，以光学图像为源数据进行植物表型参数的研究逐渐赢得各领域学者认可[5]。而与深度学习相关的图像处理技术亦为植物表型参数的提取提供了技术支撑[6]。如 YOLO（You only look once）系列模型因其检测速度快和检测精度高等优势，被广泛应用于植株实时检测[7-14]。YOLO v8 在 YOLO v5 的基础上引入新的功能和改进，拥有更好的性能和灵活性，可用于目标检测、图像分割和图像分类等多个任务[15]。

VGG（Visual geometry group）模型因准确率较高、分类速度较快，被广泛应用于图像分类[16-18]。VGG16[19]因其网络结构的简捷性和易实现性使其成为深度学习领域的经典模型之一。

循环一致性生成对抗网络（Cycle-consistent generative adversarial network，CycleGAN）因其循环一致性损失的约束，在图像特征提取与风格迁移上有较优秀的表现[20-25]。

本文以红掌植株为研究对象，通过检测、去除背景、图像修复和表型提取最终得到红掌植株的表型参数，但在此过程中目标检测算法对红掌植株花叶进行识别，会存在漏检问题。红掌植株叶片之间相互遮挡导致分割后的叶片形态不完整，会影响红掌植株表型参数提取的准确性。

针对上述问题，本文提出一种基于 YOLO v8 和 CycleGAN 的红掌植株表型参数自动提取方法。首先，在 YOLO v8 模型中引入双重注意力机制（Convolutional block attention module，CBAM），进一步提高对红掌植株叶片的检测精度；其次，定义分割后形态完整的叶片为完整型红掌植株叶片，因叶片之间相互遮挡得到的形态不完整的叶片为缺失型红掌植株叶片，利用 VGG16 模型对分割后的红掌植株叶片进行分类。之后，在 CycleGAN 模型的生成器中引入双重注意力机制（CBAM）与特征金字塔（Feature pyramid networks，FPN），提高模型对图像特征的提取能力和获得多尺度图像特征的能力，用 SmoothL1 损失函数替换模型原有损失函数，以提高模型稳定性，对缺失型红掌植株叶片进行修复。最后，通过本文提出一种表型参数提取算法（Pheotypic parameters extraction algorithms，PPEA），以实现对完整型红掌植株叶片和修复后红掌植株叶片叶长、叶宽和叶面积等表型参数的提取。

1　红掌植株表型参数提取方法

针对红掌植株表型参数的自动化提取，本文提出基于 YOLO v8 和 CycleGAN 的红掌植株表型参数自动提取方法，引入双重注意力机制改进 YOLO v8 的网络结构（CBAM_YOLO v8），实现红掌植株叶片检测与分割；通过 Grabcut 算法去除分割后的图像背景区域特征，并利用 VGG 模型对其进行分类，分出完整型红掌植株叶片和缺失型红掌植株叶片；添加注意力机制（CBAM）和特征金字塔（FPN）改进 CycleGAN（CF_CycleGAN），修复缺失型红掌植株叶片；利用 PPEA 算法对完整型红掌植株叶片和修复后的红掌植株叶片进行表型参数提取。图 1 为红掌植株表型参数提取方法流程。

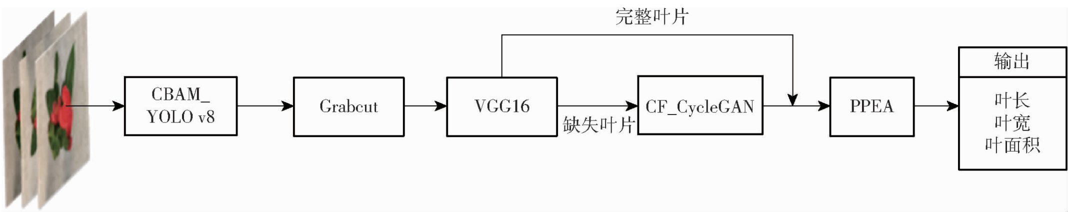


图 1　表型参数提取方法流程图

Fig. 1　Flowchart of extraction method of phenotypic parameters

1.1　原始数据

实验数据为 650 幅图像。其中红掌植株图像 300 幅，通过摄像头对 50 盆红掌植株进行拍摄得到视频数据，并采用抽帧保存的方法获得；红掌植株叶片图像 350 幅，通过摄像头对不同的单个叶片拍摄获得，如图2所示。拍摄地点为上海市崇明区某花

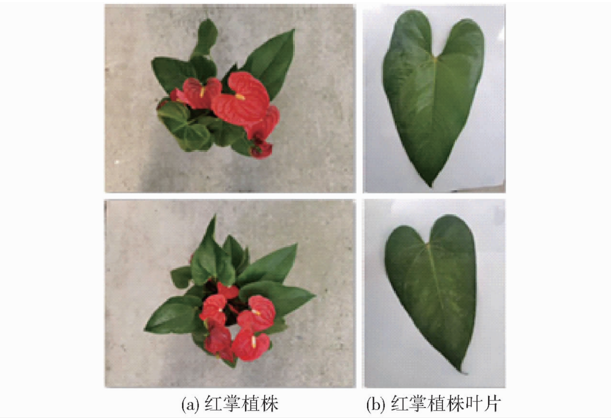


图2　原始数据

Fig. 2　Raw data

卉园，摄像头型号为萤石智能双摄 CS－C5X－6B51FER，图像分辨率为2 160像素×1 440像素。

1.2　红掌植株叶片检测与分割

使用 CBAM_YOLO v8 对红掌植株叶片进行检测与分割。为了提高模型检测精度，在模型的 Backbone 网络与 Head 网络之间引入双重注意力机制（CBAM），加强网络特征提取能力，如图3中虚线框部分所示。

通过平移、旋转、裁剪等数据扩增方法将300幅红掌植株原始图像扩增到1 300幅，并将图像分辨率调整为640像素×640像素。使用图像标注工具 Labelimg 对图像数据进行标注，并将1 300幅红掌植株图像按8∶2分为训练集与测试集，对 CBAM_YOLO v8 模型进行训练和测试。

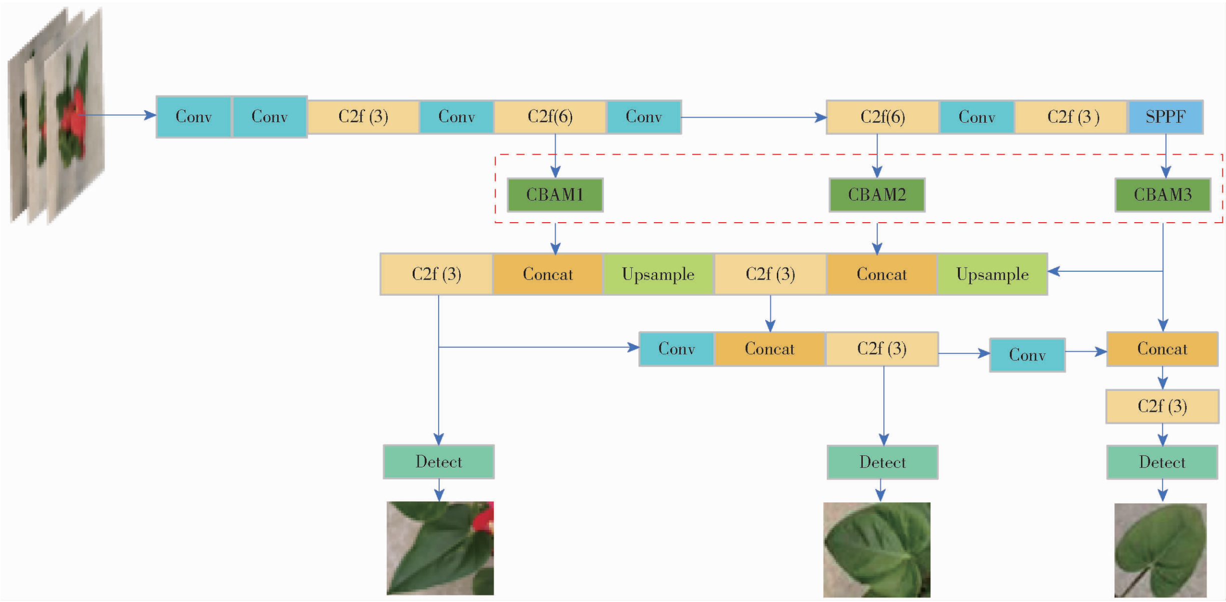


图3　CBAM_YOLO v8 网络结构图

Fig. 3　CBAM_YOLO v8 network structure diagram

1.3　红掌植株叶片分类

利用 VGG16 模型将分割后红掌植株叶片分为完整型红掌植株叶片和缺失型红掌植株叶片。为降低图像背景干扰，提高分类精度，本文通过前后景分割算法 Grabcut 去除图像背景区域特征，保留图像前景区域特征。将处理后图像输入 VGG16 模型进行红掌植株叶片分类。

实验数据共计1 000幅叶片图像，其中，500幅完整型红掌植株叶片图像，由原始的350幅叶片图像通过平移、旋转、裁剪等方法扩增得到；500幅缺失型红掌植株叶片图像，由 CBAM_YOLO v8 模型分割得到。将图像分辨率调整为256像素×256像素，1 000幅红掌植株叶片图像按8∶2分为训练集与测试集，对 VGG16 模型进行训练和测试。图4为完整型和缺失型红掌植株叶片示例。

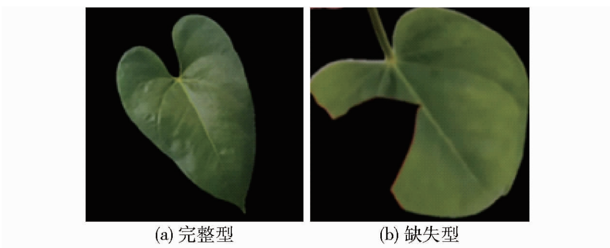


图4　红掌植株叶片

Fig. 4　Leaves of *Anthurium andraeanum* Linden plants

1.4　缺失型红掌植株叶片修复

使用 CF_CycleGAN 模型对缺失型红掌植株叶片进行修复，以获得完整型红掌植株叶片图像。为增强模型对图像形状的敏感性，在生成器中引入双重注意力机制（CBAM），并在 Residual_block 之前添加3层结构的特征金字塔网络（FPN），如图5中实线框部分所示。FPN 网络通过对最底层的特征进行向上采样，与该底层特征进行融合，得到高分辨率、强语义的特征。本文使用对离群点和异常值不敏

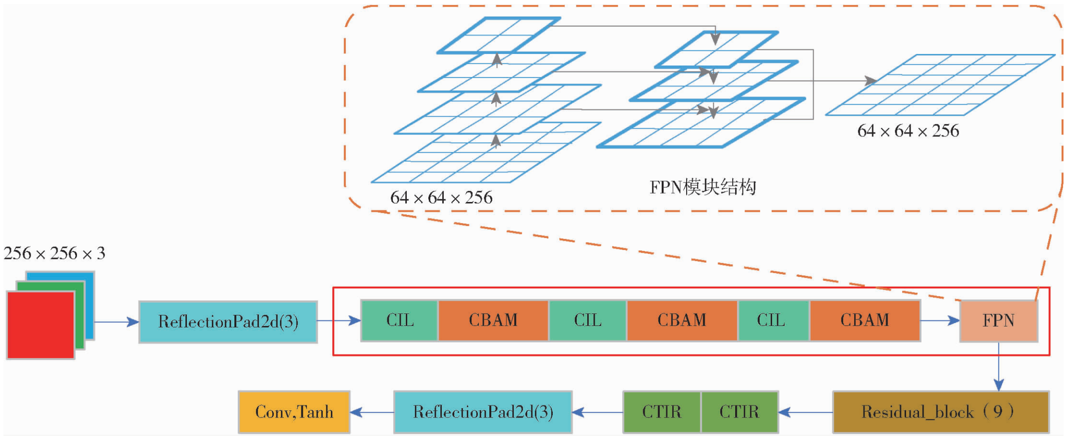


图 5　生成器网络结构图

Fig. 5　Generator network structure diagram

感，梯度变化较小的 SmoothL1 损失函数替代原有损失函数，提高训练稳定性，损失函数计算式为

$$SmoothL1=\begin{cases}|x|-0.5 & (|x|>1)\\ 0.5x^2 & (|x|\leqslant 1)\end{cases}\tag{1}$$

实验数据共计 2 000 幅叶片图像，其中，1 000 幅完整型红掌植株叶片图像，由原始的 350 幅叶片图像通过平移、旋转、裁剪等方法扩增得到；1 000 幅缺失型叶片图像，由 CBAM_YOLO v8 模型分割得到。将图像分辨率调整为 256 像素×256 像素，2 000 幅红掌植株叶片图像按比例 8∶2分为训练集与测试集，对 CF_CycleGAN 模型进行训练和测试。

1.5　红掌植株表型参数提取

本文提出了一种表型参数提取算法（Pheotypic parameters extraction algorithms，PPEA），对红掌植株叶长、叶宽以及叶面积进行自动提取。如图 6 所示，PPEA 方法定义输入的叶片图像左上顶点为坐标原点，上边界为 X 轴，左边界为 Y 轴，向右和向下分别为 X 轴和 Y 轴的正方向。

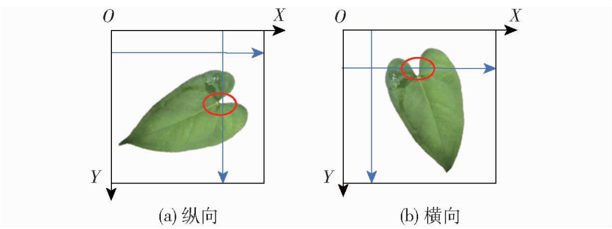


图 6　点 A 获取方法示意图

Fig. 6　Method diagram for obtaining point A

通过从横向和纵向对图像的每一个像素点进行遍历，找到同一行（图 6a）或者同一列（图 6b）中出现短序列的连续像素值为背景像素值，且下一行或下一列未出现小于此序列的同类情况，则定义此序列中间点的坐标为 $A(x_1, y_1)$，并找到叶片距离整幅输入图像各边界最近的像素点坐标，找到距离点 A 最远的点 $B(x_2, y_2)$，且 B 一定为叶子角点，则由点 A、B 可以得到直线 AB 与 X 轴的夹角 θ，若 $x_1=x_2$，$\theta=90°$，图像不旋转；否则 θ 计算公式为

$$\theta=\arctan\left|\frac{y_1-y_2}{x_1-x_2}\right|\tag{2}$$

若 $x_1>x_2$，则将图像逆时针旋转 $90°-\theta$；若 $x_1<x_2$，则将图像顺时针旋转 $90°-\theta$。此时，叶片与图像左右边界距离最近的两点 $C(x_3, y_3)$、$D(x_4, y_4)$ 间距离 W 为叶宽，W 计算公式为

$$W=\sqrt{(x_3-x_4)^2+(y_3-y_4)^2}\tag{3}$$

叶片与上下两边界距离最近的两点 $E(x_5, y_5)$、$F(x_6, y_6)$ 间距离在 Y 轴上的投影 L 为叶长，L 计算公式为

$$L=|y_5-y_6|\tag{4}$$

通过 L、W 所确定矩形面积和三角形面积为 S_1 和 S_2，S_1 和 S_2 计算公式为

$$S_1=LW\tag{5}$$

$$S_2=\frac{LW}{2}\tag{6}$$

将 S_1 和 S_2 的平均值作为叶片近似面积 S_0，即

$$S_0=\frac{S_1+S_2}{2}\tag{7}$$

2　实验与结果分析

2.1　实验环境

实验硬件配置为 Intel Core i7－11700 CPU，GeForce RTX 3060 显卡的服务器。操作系统为 64 位 Windows 11，深度学习框架为 Pytorch。

2.2　模型评价指标

2.2.1　红掌植株检测评价指标

红掌植株检测部分，选用精确率（Precision，P）、召回率（Recall，R）、平均精度（Average precision，AP）、F1 值对模型的性能进行评价。并选用浮点运算次数（Floating point operations，FLOPs）和参数量

对模型的运算效率和复杂度进行评价。IOU 表示真实标注框与检测框的交并比，本文算法模型的 IOU 为 0.5。

2.2.2 叶片分类评价指标

叶片分类部分，选用精确率（P）、召回率（R）、平均精度均值（Mean average precision，mAP）、平均召回率（Mean recall，mR）、平均 F1 值（Mean F1，mF1）作为评价指标。

2.2.3 缺失型红掌植株叶片修复评价指标

缺失型红掌植株叶片修复部分，选用峰值信噪比（Peak signal-to-noise ratio，PSNR）和结构相似性指标（Structure similarity index measure，SSIM）对模型性能进行评价。

2.2.4 表型参数提取评价指标

实验提取的红掌植株叶片表型参数的准确率通过计算叶长、叶宽、叶面积平均绝对误差（MAE）和叶面积均方根误差（RMSE）进行评价。叶长、叶宽和叶面积绝对误差采用当前叶片长、宽和面积与其对应的完整叶片长、宽和面积作差的绝对值进行计算，再根据测试集叶片数 n 计算平均绝对误差，叶面积均方根误差同样根据叶面积绝对误差进行计算。

2.3 实验结果分析

2.3.1 红掌植株检测

分别在 YOLO v8 中引入 3 处注意力机制，并通过消融实验对比不同位置引入注意力机制后的模型性能，如表 1 所示，其中 CBAM1、CBAM2 和 CBAM3 表示在 YOLO v8 的不同位置增加 CBAM 注意力机制，如图 3 所示。由表 1 可知，注意力机制引入提升了模型性能，且同时引入 3 处注意力机制时，模型性能最好，模型预测精确率与召回率分别提高 1.03、1.60 个百分点，AP 和 F1 值分别提高 0.46、1.35 个百分点。同时，随着注意力模块数增加，浮点运算次数和参数量变化不大，即改进后模型在复杂度不变的情况下提升了模型性能。

表 1 消融实验测试结果

Tab.1 Ablation test results %

CBAM1	CBAM2	CBAM3	P	R	AP	F1 值
×	×	×	92.92	84.75	89.26	88.64
√	×	×	93.00	84.75	89.89	88.68
×	√	×	93.22	85.28	89.77	89.07
×	×	√	93.23	84.40	90.17	88.60
√	√	×	93.75	85.11	89.54	89.22
√	×	√	93.44	85.82	89.88	89.46
×	√	√	93.26	85.82	89.77	89.39
√	√	√	93.95	86.35	90.20	89.99

注：“√”表示使用该模块，“×”表示不使用该模块，下同。

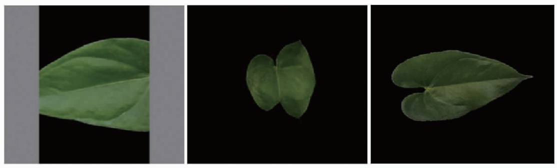
2.3.2 红掌植株叶片分类

VGG16 在分类数据集上的测试分类结果中，对完整型叶片和缺失型叶片分类精确率为 100%，完整型叶片召回率为 98.00%，缺失型叶片召回率为 96.00%，平均精度均值为 97.00%，平均召回率为 97.00%，平均 F1 值为 98.47%，分类结果较好，满足实验需求。

2.3.3 缺失型红掌植株叶片修复

本文对比所有修复后图像与其对应的叶片完整图像峰值信噪比和结构相似性，计算得到其 PSNR 和 SSIM，发现 PSNR 大于 17 dB 和 SSIM 大于 0.6 对应的修复图像修复效果较好。图 7a 为 PSNR 为 17.28 dB、SSIM 为 0.61 的样本，图 7b 为 PSNR 为 6.34 dB、SSIM 为 0.31 的样本。左、中、右依次为缺失型红掌植株叶片、修复后红掌植株叶片、完整红掌植株叶片。从图 7 可以看出，图 7a 样本中修复后图像拥有了叶片完整的形态且与其对应的完整叶片相似度较高，而图 7b 样本中由于叶片缺失图像丢失了叶片主要的形态特征，导致修复图像出现叶子的非正常形态，但修复比例小于 5%，因此，本文提出的图像修复方法是可行的。

(a)



(b)

图 7 叶片修复效果

Fig.7 Effect of leaf repair

MAE_PSNR 和 MAE_SSIM 分别为平均 PSNR 和平均 SSIM。缺失叶片与其对应的完整叶片MAE_PSNR 和 MAE_SSIM 分别为 11.49 dB 和 0.28，缺失叶片与其对应的完整叶片相似度较低，且 PSNR 大于 17 dB 和 SSIM 大于 0.6 的叶片图像数量占比为 0。可以看出未修复前缺失型红掌植株叶片与其对应的完整叶片相似度非常低，由此提取到的表型参数误差也会较大。

表 2 为引入注意力机制和特征金字塔对模型性能的影响对比。由表 2 可知，单独引入注意力机制和特征金字塔都可以提高模型的修复能力。使用本文方法，MAE_PSNR 和 MAE_SSIM 分别提高 3.64% 和 7.81%，针对 PSNR 和 SSIM 两个不同指标，修复效果较好的图像数量比例分别提高 13.56、29.38 个百分点。

用本文方法修复后叶片与修复前缺失叶片比

表 2　不同改进方法修复缺失型叶片效果对比

Tab. 2　Comparison of effectiveness of different improvement methods in repairing missing leaves

FPN	CBAM	MAE_PSNR/dB	MAE_SSIM	PSNR 大于 17 dB 比例/%	SSIM 大于 0.6 比例/%
×	×	18.42	0.64	68.93	61.58
√	×	19.00	0.68	84.75	86.44
×	√	18.73	0.67	80.23	81.36
√	√	19.09	0.69	82.49	90.96

较，修复后 MAE_PSNR 和 MAE_SSIM 比修复前分别提高 66.14% 和 146.43%。

2.3.4　红掌植株表型参数提取

通过 1.5 节的计算方法对完整的红掌植株叶片进行了表型参数提取，其中包括红掌植株每个叶片叶长、叶宽和叶面积，表 3 为提取到的部分数据。

对修复得到的红掌植株叶片与原始叶片图像表型参数数据进行计算，得到叶长、叶宽、叶面积平均绝对误差和叶面积均方根误差，实验对测试集所有红掌植株叶片进行评估，得到叶长 MAE 为 1.39 cm，叶宽 MAE 为 0.47 cm，叶面积 MAE 为 9.45 cm^2，叶面积 RMSE 为 10.95 cm^2，提取到的各指标结果误差均小于 10%。

表 3　提取到的部分红掌植株叶片表型参数数据

Tab. 3　Extract partial phenotypic parameter data of *Anthurium andraeanum* Linden plant leaves

Label_ID	叶宽/cm	叶长/cm	叶面积/cm^2
0012_fake_B.png	9.392 007 24	14.915 914 32	140.090 375 3
0013_fake_B.png	9.480 801 654	14.933 643 23	141.582 909 4
0017_fake_B.png	6.446 844 189	16.557 922 58	106.746 346 9
0019_fake_B.png	8.596 045 602	15.423 527 48	132.581 345 6

3　结束语

针对红掌植株表型参数自动化、低成本提取的现实需求，提出了一种基于 YOLO v8 和 CycleGAN 的红掌植株表型参数自动提取方法。在自制数据集上进行的消融实验结果证明，本文方法在 YOLO v8 中引入注意力机制，提高了模型对红掌植株叶片的检测能力，在 CycleGAN 中引入注意力机制和特征金字塔，提高了模型对缺失型叶片的修复能力，且通过本文提出的表型参数提取算法得到的红掌植株表型参数也更接近真实值，证明本文方法能够自动地准确提取红掌植株的表型参数。

参　考　文　献

[1]　汤芷歆. 基于图像的水稻全生育期表型组数据获取及解析方法研究[D]. 武汉：华中农业大学，2023.
TANG Zhixin. Acquisition and analysis image-based phenotypic traits of rice during the whole growth period[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2023. (in Chinese)

[2]　ZHU C, MIAO T, XU T, et al. Stem-leaf segmentation and phenotypic trait extraction of maize shoots from three-dimensional point cloud[J]. arXiv Preprint, arXiv:2009.03108, 2020.

[3]　YANG X, HU S T, WANG Y H, et al. Cotton phenotypic trait extraction using multi-temporal laser point clouds[J]. Smart Agriculture, 2021, 3(1): 51－62.

[4]　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)

[5]　TANG Z X, CHEN Z, GAO Y, et al. A strategy for the acquisition and analysis of image-based phenome in rice during the whole growth period[J]. Plant Phenomics, 2023, 5: 0058.

[6]　JIANG Y, LI C Y. Convolutional neural networks for image-based high-throughput plant phenotyping: a review[J]. Plant Phenomics, 2020, 2020: 4152816.

[7]　LI H P, LI C Y, LI G B, et al. A real-time table grape detection method based on improved YOLO v4-tiny network in complex background[J]. Biosystems Engineering, 2021, 212: 347－359.

[8]　张伏，陈自均，鲍若飞，等. 基于改进型 YOLO v4－LITE 轻量级神经网络的密集圣女果识别[J]. 农业工程学报, 2021, 37(16): 270－278.
ZHANG Fu, CHEN Zijun, BAO Ruofei, et al. Recognition of dense cherry tomatoes based on improved YOLO v4－LITE lightweight neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(16): 270－278. (in Chinese)

[9]　WANG D D, HE D J. Channel pruned YOLO v5s-based deep learning approach for rapid and accurate apple fruitlet detection before fruit thinning[J]. Biosystems Engineering, 2021, 210: 271－281.

[10]　张楠楠，张晓，白铁成，等. 基于 CBAM－YOLO v7 的自然环境下棉叶病虫害识别方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊1): 239－244.
ZHANG Nannan, ZHANG Xiao, BAI Tiecheng, et al. Identification method of cotton leaf pests and diseases in natural environment based on CBAM－YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp.1): 239－244. (in Chinese)

[11]　XIA Y, NGUYEN M, YAN W Q. A real-time kiwifruit detection based on improved YOLO v7[C]//International Conference on Image and Vision Computing, 2022: 48－61.

(下转第 319 页)

Agricultural University, 2023. (in Chinese)

[24] 张兆国，薛浩田，王一驰，等. 基于离散元法的三七仿生挖掘铲设计与试验[J]. 农业机械学报，2022，53(5)：100 – 111.
ZHANG Zhaoguo, XUE Haotian, WANG Yichi, et al. Design and experiment of *Panax notoginseng* bionic excavating shovel based on EDEM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 100 – 111. (in Chinese)

[25] 刘凤顺. 履带自走式马铃薯收获机的底盘优化[D]. 武汉：华中农业大学，2022.
LIU Fengshun. Chassis optimization of crawler self-propelled potato harvester[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2022. (in Chinese)

[26] 芦浩. 基于 Recurdyn 的倒梯形履带式车辆稳定性研究[D]. 太原：中北大学，2023.
LU Hao. Recurdyn-based study on the stability of inverted trapezoidal tracked vehicles[D]. Taiyuan: North University of China, 2023. (in Chinese)

[27] NICOLINI A, MOCERA F, SOMA A. Multibody simulation of a tracked vehicle with deformable ground contact model[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part K: Journal of Multi-body Dynamics, 2019, 233(1): 152 – 162.

[28] KIM H W, LEE C H, HONG S, et al. Dynamic analysis of a tracked vehicle based on a subsystem synthesis method[C]// ISOPE Ocean Mining and Gas Hydrates Symposium. ISOPE, 2013.

[29] 韩明辉. 油莎豆收获机履带行走装置及其液压驱动系统的设计与试验[D]. 郑州：河南农业大学，2023.
HAN Minghui. Design and experiment of traveling device and hydraulic drive system for tiger-nut harvester[D]. Zhengzhou: Henan Agricultural University, 2023. (in Chinese)

[30] 解开婷，张兆国，王法安，等. 基于全质心 WLS – HDS – TWR 算法的无人驾驶农业机械协同定位算法研究[J]. 农业机械学报，2024，55(7)：27 – 36，110.
XIE Kaiting, ZHANG Zhaoguo, WANG Faan, et al. Cooperative localization algorithm for full center mass of WLS – HDS – TWR driverless agricultural machines[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(7): 27 – 36, 110. (in Chinese)

(上接第 159 页)

[12] 苗荣慧，李志伟，武锦龙. 基于改进 YOLO v7 的轻量化樱桃番茄成熟度检测方法[J]. 农业机械学报，2023，54(10)：225 – 233.
MIAO Ronghui, LI Zhiwei, WU Jinlong. Lightweight maturity detection of cherry tomato based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 225 – 233. (in Chinese)

[13] CHEN J Y, LIU H, ZHANG Y T, et al. A multiscale lightweight and efficient model based on YOLO v7: applied to citrus orchard[J]. Plants, 2022, 11(23): 3260.

[14] ZHOU J, ZHANG Y, WANG J. RDE – YOLO v7: an improved model based on YOLO v7 for better performance in detecting dragon fruits[J]. Agronomy, 2023, 13(4): 1042.

[15] XIAO B J, NGUYEN M, YAN W Q. Fruit ripeness identification using YOLO v8 model[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(9): 28039 – 28056.

[16] QUE Y, DAI Y, JI X, et al. Automatic classification of asphalt pavement cracks using a novel integrated generative adversarial networks and improved VGG model[J]. Engineering Structures, 2023, 277: 115406.

[17] HAPSARI R A, PURWINARKO A. Implementation of convolutional neural network algorithm using VGG – 16 architecture for image classification in facial images[J]. Recursive Journal of Informatics, 2023, 1(2): 83 – 92.

[18] SHARMA S, GULERIA K. A deep learning based model for the detection of pneumonia from chest x-ray images using VGG – 16 and neural networks[J]. Procedia Computer Science, 2023, 218: 357 – 366.

[19] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv Preprint, arXiv:1409.1556, 2014.

[20] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]// 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2017: 2242 – 2251.

[21] LIU K, LI B C, LI J L. Deep face-swap model combining attention mechanism and CycleGAN[C]// 2022 6th International Conference on Machine Vision and Information Technology (CMVIT 2022), 2022.

[22] ENGIN D, GENC A, KEMAL EKENEL H. Cycle-dehaze: enhanced CycleGAN for single image dehazing[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2018: 825 – 833.

[23] XU Y, ZHANG H, HE F, et al. Enhanced CycleGAN network with adaptive dark channel prior for unpaired single-image dehazing[J]. Entropy, 2023, 25(6): 856.

[24] YAN B, YANG Z, SUN H, et al. ADE – CycleGAN: a detail enhanced image dehazing CycleGAN network[J]. Sensors, 2023, 23(6): 3294.

[25] ZHONG M, WANG X, WANG J, et al. A remote sensing image defogging method based on improved CycleGAN network[C]//2023 4th International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning (CVIDL). IEEE, 2023: 113 – 116.