

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.06.027

基于 SegNet 与三维点云聚类的大田杨树苗叶片分割方法

胡春华¹ 刘 炫¹ 计铭杰¹ 李羽江¹ 李萍萍²

(1. 南京林业大学信息科学技术学院, 南京 210037; 2. 南京林业大学生物与环境学院, 南京 210037)

摘要: 准确分割单个杨树叶是无接触提取杨树苗叶表型参数的前提, 针对大田杨树苗的复杂种植环境, 本文提出一种基于 SegNet 与三维点云聚类的大田杨树苗叶片分割方法。首先对 Kinect V2 相机进行标定, 对齐 RGB 与深度数据, 滤除背景, 获得 RGB 与深度数据融合数据; 然后针对 RGB 与深度融合数据采用语义分割算法 SegNet 对杨树苗叶与杨树干进行分割; 为了更好地分割出单个杨树叶, 对分割的杨树叶区域重构出三维点云, 采用基于几何距离的 kd-tree 对单个树叶进行分类。对采集的单株树苗与多株树苗数据进行了实验分析, 采用 SegNet 与 FCN 分别对杨树苗叶区域与茎区域进行分割, 结果表明, SegNet 对叶、茎检测准确率分别为 94.4%、97.5%, 交并比分别为 75.9%、67.9%, 优于 FCN; 对叶区域采用不同距离阈值的 kd-tree 算法进行单叶分割分析, 确定了适合杨树叶的分割阈值。实验结果表明, 本文提出的分割算法不仅能分割出单株杨树苗的叶片, 也能分割出多株杨树苗的单个叶片。

关键词: 杨树叶片; SegNet; 三维点云; 分割

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)06-0259-06 OSID: 

Single Poplar Leaf Segmentation Method Based on SegNet and 3D Point Cloud Clustering in Field

HU Chunhua¹ LIU Xuan¹ JI Mingjie¹ LI Yujiang¹ LI Pingping²

(1. College of Information Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

2. College of Biology and Environment, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: Automatic and accurate segmenting a single poplar leaf is very necessary for non-contact extraction of plant leaf phenotype. However, a single leaf segmentation is a challenging task, especially for the complexity of field poplar seedling planting environment. An automatic leaf segmentation method combined SegNet with 3D point cloud clustering was proposed. In the proposed approach, to obtain accurate sample images, the Kinect V2 camera was firstly calibrated. Subsequently, the RGB and depth data were aligned, the background was filtered, and the RGB and deep fusion data of poplar seedling were collected. Then, for RGB and deep fusion data, a large number of samples were labelled and SegNet was utilized to segment poplar seedling leaf and trunk candidate regions. Finally, in order to better segment single poplar leaves, 3D point cloud of leaf regions were reconstructed by using the RGB-D fusion data of poplar leaf regions separated by SegNet, and kd-tree based on geometric distance was introduced to classify single leaves. The performance of the proposed method was verified by various comparative experiments for poplar seedlings in different growth environments. SegNet and FCN were used to segment the leaf region and stem region of poplar seedlings respectively. The results showed that the precision of SegNet for leaf and stem detection were 94.4% and 97.5% respectively, and the intersection over union (IoU) were 75.9% and 67.9% respectively, which was better than that of FCN. In order to find the suitable segmentation threshold for a single poplar leaf segmentation, the comparison experiments of different threshold segmentation using kd-tree for single and multiple poplar seedling leaf areas were performed. The experiment results validated that the proposed method can segment poplar leaves not only for a single poplar seedling, but also for multiple poplar seedlings.

Key words: poplar leaf; SegNet; 3D point cloud; segmentation

0 引言

为了更好地培育出优质的杨树苗,对于杨树苗的生长状态监测具有较大的研究意义,杨树苗叶能反映杨树苗的生长状态,远程无接触测量其表型特征对杨树苗的生长监控具有重要意义。对于大田杨树苗,为准确测量杨树叶表型特征参数,杨树叶的准确分割是前提。目前远程测量植物几何表型参数的手段中,大多基于二维彩色图像、基于 RGB-D、基于飞行时间法(Time of flight,ToF)以及基于点云数据等。

虽然目前基于二维彩色图像的植物叶分割方法较成熟^[1],但大多数基于颜色的检测方法只有在图像颜色特征明显、图像背景简单的情况下才能取得更好的效果。当植物叶与背景的颜色相近以及叶重叠较多时,仅使用 RGB 图像很难检测单个植物叶。基于地面激光雷达在大田场景中采集植物^[2-3]数据,该方法一般应用于范围较大的数据采集,价格昂贵。一些研究者采用基于 SfM^[4](Structure from motion)与 MVS(Multi-view stereo)的三维重建方式用来获取植物整体的三维数据^[5-6]。ROSE 等^[6]使用 SfM 与 MVS 算法对番茄图像进行三维重建,计算番茄的叶面积。ITAKURA 等^[7]对重建的植物三维点云基于分水岭算法来分割植物单个叶片,进而测量每个叶片的面积与倾斜角。该方法一般需要从目标周围不同的角度拍摄图像,生成的点云包含更完整、更密集的信息,但是三维重建的运算过程需要消耗较长的时间。BAO 等^[8]使用双视图立体三维重建,用于测量高粱的叶长、叶角度等,并且分析了不同的立体重建算法之间的相关性。但是,这种传感方式的立体重建算法较复杂。近些年,RGB-D 相机价格便宜、体积小、使用方便、数据采集速度快,引入了三维空间信息能较好地解决重叠分割等难题,越来越多的研究者使用其获取数据进行植物表型研究。

经典的植物叶片分割算法主要有基于颜色空间信息^[9-10],基于叶片点云空间信息来分割出单个叶片^[11-14]。基于颜色空间信息叶片分割方法一般需要较为复杂的图像处理过程。研究者通常利用叶片的颜色特征分割植物与背景。然后采用如基于边缘检测的方法、分水岭算法或 K-means 等方法来分割叶片。经典聚类算法 K-means 聚类算法^[11]、Mean shift^[12]以及密度聚类算法(Density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)^[13]被用于植物单叶点云分割,这些算法针对复杂环境不容易识别出目标,HU 等^[14]提出基于 LCCP(Locally convex connected patches)与 K-meas++点云枝叶分离算法分割树的枝干与叶片,该算法基于点云区域

分割算法与聚类算法混合能较好地分割枝叶,但是也不能识别出叶与枝。尽管研究者提出了许多的叶片分割方法,在处理具有复杂背景的图像时,特别是背景与叶片颜色相同时,经典的颜色特征不适用,点云聚类分割算法难以识别种类。

随着大数据技术发展,以及计算机运算能力的提高,利用深层次的卷积神经网络来识别物体的想法被验证。KRIZHEVSKY 等^[15]设计的深层次卷积神经网络 AlexNet 夺得 ILSVRC 的冠军,性能大大超过传统识别方法。由此,深度学习计算机视觉领域产生了图像分类、图像分割、目标检测等任务。LONG 等^[16]提出了全卷积网络(Fully convolutional networks, FCN)的思想,利用卷积神经网络对图像中每一个像素进行类别判断,引出了卷积神经网络的语义分割研究领域。随后,研究人员在医学图像分割、视觉导航等场景中利用深度学习技术开展大量研究^[17]。GIRSHICK 等^[18]提出了 R-CNN,实现了利用深度学习进行目标检测。之后,又对网络的结构进行优化,提出了 Fast R-CNN^[19],提升了 R-CNN 的检测速度与精度。REN 等^[20]在 Fast R-CNN 的基础上提出了 Faster R-CNN,进一步优化网络性能。实例分割将以上任务集成化,具有速度快、提取特征深和鲁棒性强的优势,因此该技术已经在农业研究中广泛应用^[21-22]。其中应用较多的方法为 Mask R-CNN^[23],实现了以较高准确度对图像中每个物体进行像素级分割,但是该算法在分割密集目标时容易受到邻近目标的干扰,产生预测区域的重合,这会增大表型参数预测误差。语义分割的目标是对图像中每一个像素进行分类,与实例分割不同的是,该算法并没有分离同一个类的实例,而是只考虑图像中每个像素的类别。FCN 去除了网络任务中的全连接层,改为全卷积层,采用上采样的方式将图像还原到原始尺寸,分割图像中容易丢失细节且边缘模糊。BADRINARAYANAN 等^[24]提出了 SegNet 网络模型,SegNet 基于 FCN,是对 VGG16 网络结构进行修改而得到的语义分割网络,增强了图像分割的效果,通过端到端、像素到像素的训练实现目标分割。

本文采用 RGB-D 相机采集大田杨树苗的彩色 RGB 图像、深度数据以及 RGB-D 融合数据,针对融合数据采用语义分割算法 SegNet 对目标区域进行提取,并提出结合三维点云数据空间的几何距离 kd-tree 法分割出单片杨树叶。

1 数据采集

采集样本为江苏省泗洪县陈圩林场大田种植的南林 3804 杨树苗,生长时间约 80 d,数据采集时间

为 2020 年 7 月 21—25 日。采集设备为 Kinect V2 相机,离地 1.3 m 左右,固定于相机三脚架上。因为深度相机工作距离为 0.5 ~ 4.5 m,深度相机无法采集到距离小于 0.5 m 的点,过近的点在深度数据中的值为 0,颜色则会显示为黑色,经多次实验分析,工作距离为 1.5 ~ 2.5 m 效果较好,为更清晰地提取出重叠杨树叶,尽可能使目标在采集图像中像素多,因此,本次采集样本时相机距离杨树苗 1.5 m 左右。采集的样本图像既包括高度密集种植的杨树苗,也

包括稀疏种植的杨树苗。为获得大量的样本图像,使用 VC++ 编写采集图像程序,编程环境为 Visual Studio 2015。同时采集 RGB、深度图像以及 RGB-D 图像,均为 1 068 组。由于彩色与深度相机的位置不同,拍摄的图像不对齐。为了准确提取杨树叶与其几何表型特征,首先将彩色图与深度图进行匹配。图 1a 为 RGB 原图,分辨率为 1 920 像素 × 1 080 像素,图 1b 为深度图像,图 1c 为配准后彩色图像,分辨率均为 512 像素 × 424 像素。

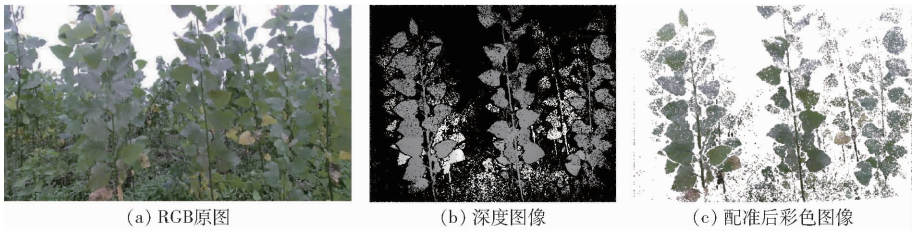


图 1 配准前后的彩色图像与深度图像

Fig. 1 Color image and depth image before and after registration

2 基于 SegNet 与 kd-tree 杨树苗叶片分割

本文使用语义分割先从配准后的彩色图像中检测所有的叶片像素区域,然后将茎与叶从图像中分离。为分割出单片杨树叶,对分割出的叶区域进行三维点云重构,在三维点云空间,使用 kd-tree 聚类法来分割出单片树叶。

2.1 SegNet 算法原理

SegNet 是一种深度卷积神经网络,能够提取深

层和抽象的特征,具有较好的图像分割性能。SegNet 的组成包括编码器和解码器,最后是一个像素级的分类层,结构如图 2 所示。编码器网络由 13 个卷积层组成,对应于 VGG16 网络中的前 13 个卷积层。该算法抛弃传统卷积网络中常使用的全连接层,以便在编码器输出的最深处保留更高分辨率的特征映射,大大减少了 SegNet 编码器网络中的参数数量。每一个编码器层都有一个相应的解码器层,因此解码器网络有 13 层。

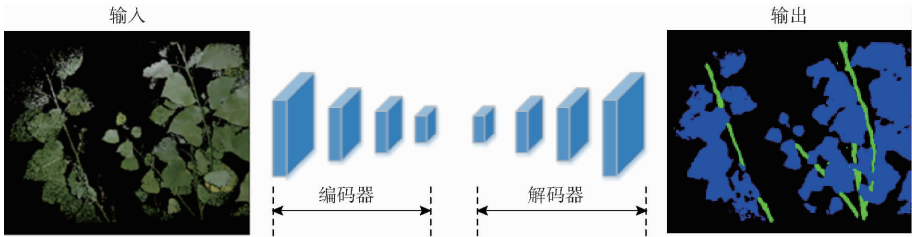


图 2 SegNet 网络结构

Fig. 2 Structure of SegNet

编码器网络中的每个编码器都与滤波器组进行卷积,以生成特征图。接着将特征图批量标准化。然后,对特征图上的每个元素使用线性整流函数(ReLU)。最后为宽度 2 × 2 的滤波器、步长 2 的最大池化层。

编码器处理结束后,解码器将特征信息映射到原图像,对每一个点进行分割。在解码器中,首先进行上采样,将最大池化缩小的图像尺寸增大。然后用反卷积层增强特征映射。最终,解码器的输出被送入多分类的 softmax 分类器,独立地产生每个像素的类别概率。

从图 3 可以发现,对于包含多株杨树苗的图像,

图 3a 为配准后的彩色图像,通过 SegNet 算法能够识别出大多数的叶片与茎。如图 3b 所示,可以较好地将杨树叶与茎区分开。如图 3c 所示,像素较为稠密的叶片大部分被保存了下来,少部分像素较为稀疏的叶片被识别成了背景。

2.2 杨树叶区域点云重构算法

为了分割出单片杨树叶,特别是重叠杨树叶,本文将 SegNet 分割出的杨树叶彩色图像与深度图像融合转换为三维点云,再使用三维点云聚类方法进行单叶分割。

利用深度相机的内参将深度图像转换为三维点云的公式为

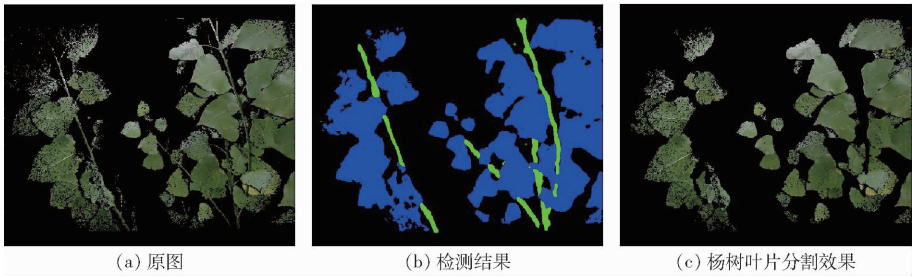


图 3 SegNet 对多株杨树苗图像的识别效果

Fig. 3 Leaf segmentation results for multiple poplar seedlings using SegNet

$$\begin{cases} x_i = z_i(u_i - U_x)/f_x \\ y_i = z_i(v_i - U_y)/f_y \\ z_i = D(u_i, v_i) \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (1)$$

式中 i ——点云序号

N ——点云数量

(x_i, y_i, z_i) ——像素 i 的三维坐标

(u_i, v_i) ——像素 i 在深度图像坐标系下的坐标

D ——深度图像

(U_x, U_y) ——红外相机主点的像素坐标

f_x ——红外相机的 X 方向焦距

f_y ——红外相机的 Y 方向焦距

2.3 基于 kd-tree 的杨树叶单叶分割算法

基于 SegNet 检测的杨树叶像素区域并没有对单叶进行分割,所以本文采用点云聚类来分割单叶。为了进行单叶聚类,首先用式(1)将图像转换为三维点云,然后使用欧几里得 kd-tree 聚类算法来聚类。欧几里得 kd-tree 聚类算法原理如下:

(1)为输入点云数据集 P 创建一个 kd-tree 表示。

(2)建立一个空的集群 C 列表,需要检查点队列 Q 。

(3)对每个点 $p_i \in P$,执行如下步骤:①将 p_i 添加到当前队列 Q 。②对于每个 $p_i \in Q$ 的点执行在半径 $r < d_{th}$ 的球面上搜索 p_i 的邻域点集合 P_i^k ,对于每个邻域 $p_i^k \in P_i^k$,检查该点是否已经被处理,如果没有,将其添加到 Q 。③当处理完 Q 中所有点的列表后,将 Q 添加到集群 C 的列表中,并将 Q 重置为一个空列表。

(4)当所有 $p_i \in P$ 的点都处理完后,所有点都是点集群 C 列表的一部分,算法终止。

3 实验

将数据分为训练集、验证集、测试集,作为深度学习的数据集。训练集共 641 组图像,验证集共 214 组图像,测试集共 213 组图像。采用标注软件 VIA(VGG image annotator),该软件基于网页进行标注,对环境没有较大的依赖,使用方便。程序运行环

境为 Nvidia GTX 1080Ti GPU 处理器,内存为 32GB RAM,操作系统为 Ubuntu 18.04 系统。

大田种植杨树苗有的种植比较稀疏,有的种植比较密集。因此,为了验证分割方法对不同情况的有效性,本次实验进行包含单株、多株杨树苗的图像的叶片分割效果测试,比较不同深度学习算法的分割效果。然后对语义分割检测出的杨树叶片像素点转换到三维空间,采用三维点云 kd-tree 聚类算法进行单叶分割。针对单叶分割的阈值设定问题,进行了多次实验,以选取合适的阈值参数。

3.1 性能分析

训练网络选择 VGG16,训练使用 sgdm 随机梯度下降法,动量为 0.9,学习率为 0.001,最小批大小为 2,训练次数设置为 2 000。为了验证模型的性能,本文使用准确率来评估分割性能,考虑分割结果中的正确点和错误点,突出反映了重叠叶片的分割效果。利用交并比表示目标的测量结果和目标实际位置的重合度。SegNet 模型检测结果的准确率与交并比如表 1 所示。由表 1 可知,SegNet 模型分割的杨树叶区域与茎区域效果均优于经典 FCN 模型。

表 1 SegNet 与 FCN 模型的检测性能分析

Tab. 1 Detection performance of SegNet and FCN model

模型	%			
	树叶		茎	
	准确率	交并比	准确率	交并比
SegNet	94.4	75.9	97.5	67.9
FCN	86.9	61.7	92.3	59.2

3.2 单叶聚类阈值选取

经过 SegNet 获得的叶片区域需要采用 kd-tree 聚类算法分割出单个杨树叶,由于点过于稀疏的叶片难以清晰地观测到,为了保留能够实际观测到的叶片,去掉较小的叶片与噪点,设置过滤阈值为 100,用于去除点数小于 100 的簇,保留点数大于 100 的簇。图 4、5 为杨树苗图像进行单叶分割的结果,可以发现,随着阈值的增大,将距离相近的重叠叶片聚为同类的情况越来越多。除此以外,还出现了不同株杨树苗叶片之间的重叠问题。

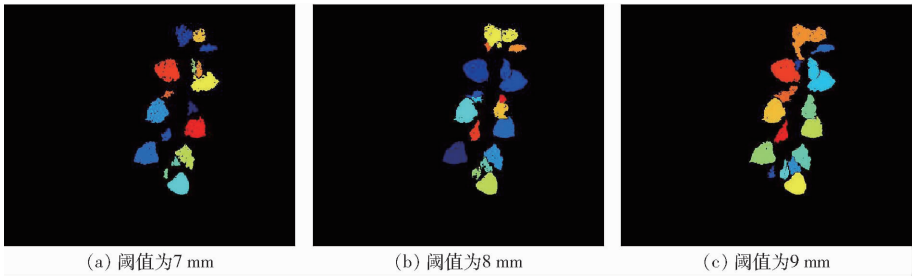


图 4 不同阈值欧几里得聚类算法对单株杨树苗叶片的分割结果

Fig. 4 Leaf segmentation results of single poplar seedling using Euclidean clustering at different thresholds

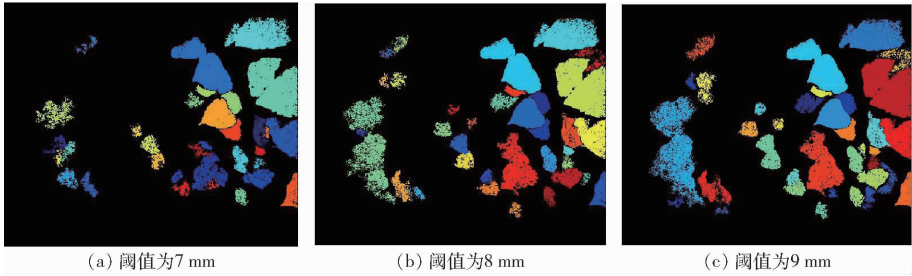


图 5 不同阈值欧几里得聚类算法对多杨树苗叶片的分割结果

Fig. 5 Leaf segmentation results of multiple poplar seedlings using Euclidean clustering at different thresholds

由图 4、5 可知,经 $kd-tree$ 聚类算法的处理,大部分的叶片都能利用距离分离,少部分的叶片由于本身的点云较稀疏,只识别了小块区域,这种情况在阈值较小时更为明显。阈值选择过小时会造成过分割。阈值为 7 mm 时,如图 4a、5a 能较好地分开单片叶,但是部分稀疏点云叶片未被保留。随着阈值的增大,算法会将空间距离较近的叶片聚到一起,如图 4b 所示,阈值为 8 mm 时,上侧的 2 个叶片被聚为一类。阈值为 9 mm 时,算法将上侧的 3 个叶片聚为一类,如图 4c 所示。由图 5 可以发现,随着阈值的增大,将距离相近的重叠叶片聚为同类的情况越来越多。除此以外,还出现了不同株杨树苗叶片之间的重叠问题。然而阈值为 8、9 mm 时,能将左侧点较稀疏的叶片整体保存下来,虽然导致了相邻的叶片识别为同一叶片。阈值为 8 mm 时,如图 5b 所示,该阈值下叶片没有较多的过分割,也没有将过多的相连叶片聚为同类,该阈值的聚类效果取得了综合平衡。如果阈值选择过大,则会造成聚类到大量的相连叶片,如图 5c 所示,左侧右侧叶片均聚类为同一叶片。

为更好地选择合适的阈值,对叶片分割准确率与召回率进行了进一步分析。不同阈值对应叶片分割效果如表 2 所示,阈值为 7 mm 时,获得叶片准确率与召回率较低,阈值为 8 mm 时,获得的准确率虽然比阈值 9 mm 时低,但召回率较高。综合叶片分割显示结果与叶片分割率分析,阈值 8 mm 对于单株与多株杨树苗分割效果较好。

表 2 不同阈值对应的叶片分割效果		
Tab.2 Leaf segmentation performance at different thresholds		
thresholds		%
阈值/mm	准确率	召回率
7	62.2	67.3
8	78.4	86.9
9	78.8	84.7

4 结论

- (1)为获得叶片的三维点云数据,对相机进行了标定,并对采集的彩色图像数据 RGB 与深度数据进行了对齐处理,获得 RGB-D 融合的数据。
- (2)设计了适合叶片区域与树干区域分割的 SegNet 网络结构,对样本区域进行大量的训练,并与 FCN 进行了对比分析,本文的 SegNet 模型对叶、茎检测的准确率分别为 94.4%、97.5%,交并比分别为 75.9%、67.9%,而 FCN 对叶、茎检测的准确率分别为 86.9%、92.3%,交并比分别为 61.7%、59.2%,结果表明本文设计的 SegNet 模型优于 FCN 模型,适合杨树枝叶区域分割。
- (3)为获得单个杨树叶,对叶片区域进行了三维点云重建,采用基于 $kd-tree$ 的欧几里得聚类算法分割出单个杨树叶。为获得准确的距离分割阈值,分析了阈值为 7、8、9 mm 时的点云欧几里得聚类算法对分割叶片效果的影响,表明阈值为 8 mm 时综合效果最优,能够较多地分割出单个叶片,并且较少的出现过分割现象。

参 考 文 献

- [1] TIAN K, LI J, ZENG J, et al. Segmentation of tomato leaf images based on adaptive clustering number of K-means algorithm [J]. Comput. Electron. Agric., 2019, 165:104962.
- [2] SUN S, LI C, PATERSON A H, et al. In-field high throughput phenotyping and cotton plant growth analysis using LiDAR[J]. Frontiers in Plant Science, 2018(9): 16.
- [3] SUN S, LI C, PATERSON A H. In-field high-throughput phenotyping of cotton plant height using LiDAR[J]. Remote Sensing, 2017, 9(4): 377.
- [4] 朱超,苗腾,许童羽,等. 基于骨架的玉米植株三维点云果穗分割与表型参数提取[J]. 农业工程学报,2021,37(6):295–301.
- ZHU Chao, MIAO Teng, XU Tongyu, et al. Ear segmentation and phenotypic trait extraction of maize based on three-dimensional point cloud skeleton[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(6):295–301. (in Chinese)
- [5] 苏宝峰,刘易雪,王琮,等. 基于三维点云的叶面积估算方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(12):240–246,254.
- SU Baofeng, LIU Yixue, WANG Cong, et al. Leaf area estimation method based on three-dimensional point cloud [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12):240–246,254. (in Chinese)
- [6] ROSE J C, PAULUS S, KUHLMANN H. Accuracy analysis of a multi-view stereo approach for phenotyping of tomato plants at the organ level[J]. Sensors, 2015, 15(5): 9651–9665.
- [7] ITAKURA K, HOSOI F. Automatic leaf segmentation for estimating leaf area and leaf inclination angle in 3D plant images[J]. Sensors, 2018, 18(10): 3576.
- [8] BAO Y, TANG L, BREITZMAN M W, et al. Field-based robotic phenotyping of sorghum plant architecture using stereo vision [J]. Journal of Field Robotics, 2019, 36(2): 397–415.
- [9] WANG Z, WANG K, YANG F, et al. Image segmentation of overlapping leaves based on Chan-Vese model and Sobel operator [J]. Information Processing in Agriculture, 2018, 5(1): 1–10.
- [10] BAI X, LI X, FU Z, et al. A fuzzy clustering segmentation method based on neighborhood grayscale information for defining cucumber leaf spot disease images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 136: 157–165.
- [11] KUO K, ITAKURA K, HOSOI F. Leaf segmentation based on K-means algorithm to obtain leaf angle distribution using terrestrial LiDAR[J]. Remote Sensing, 2019, 11(21): 2536.
- [12] XIA C, WANG L, CHUNG B K, et al. In situ 3D segmentation of individual plant leaves using a RGB–D camera for agricultural automation[J]. Sensors, 2015, 15(8): 20463–20479.
- [13] FERRARA R, VIRDIS S G P, VENTURA A, et al. An automated approach for wood-leaf separation from terrestrial LiDAR point clouds using the density based clustering algorithm DBSCAN[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 262:434–444.
- [14] HU C, PAN Z, ZHONG T. Leaf and wood separation of poplar seedlings combining locally convex connected patches and K-means++ clustering from terrestrial laser scanning data[J]. J. Appl. Remote Sens., 2020, 14(1): 018502.
- [15] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25: 1097–1105.
- [16] 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: 3431–3440.
- [17] 韩振浩,李佳,苑严伟,等. 基于 U–Net 网络的果园视觉导航路径识别方法 [J]. 农业机械学报, 2021, 52(1):30–39.
- HAN Zhenhao, LI Jia, YUAN Yanwei, et al. Path recognition of orchard visual navigation based on U–Net[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1):30–39. (in Chinese)
- [18] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580–587.
- [19] GIRSHICK R. Fast R–CNN [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440–1448.
- [20] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R–CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1137–1149.
- [21] XU L, LI Y, SUN Y, et al. Leaf instance segmentation and counting based on deep object detection and segmentation networks [C] // 2018 Joint 10th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 19th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS). IEEE, 2018: 180–185.
- [22] KOIRALA A, WALSH K B, WANG Z, et al. Deep learning-method overview and review of use for fruit detection and yield estimation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 162(1): 219–234.
- [23] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R–CNN [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2961–2969.
- [24] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(12): 2481–2495.