

张先洁, 汪小昆, 孙国祥, 等. 基于彩色点云图像的不同成熟阶段番茄果实数量的测定方法 [J]. 华南农业大学学报, 2022, 43(2): 105-112.
ZHANG Xianjie, WANG Xiaochan, SUN Guoxiang, et al. Measurement of tomato fruits quantity at different ripening stages based on color point cloud images[J]. Journal of South China Agricultural University, 2022, 43(2): 105-112.

基于彩色点云图像的不同成熟阶段 番茄果实数量的测定方法

张先洁¹, 汪小昆^{1,2}, 孙国祥¹, 施印炎¹, 魏天翔¹, 陈昊¹

(1 南京农业大学 工学院, 江苏 南京 210031; 2 江苏省现代设施农业技术与装备工程实验室, 江苏 南京 210031)

摘要:【目的】为测定温室中番茄不同成熟阶段的果实数量, 提出一种基于彩色点云图像的测定方法。【方法】在移动平台上搭载 KinectV2.0 采集温室中行栽番茄的图像信息合成番茄植株点云, 再将二视角的番茄植株点云合成 1 个点云, 并通过深度信息截取得到近处番茄植株点云, 将标注的点云数据输入到 PointRCNN 目标检测网络训练预测模型, 并识别番茄植株点云中的番茄果实, 最后利用基于特征矩阵训练的支持向量机 (Support vector machine, SVM) 分类器对已经识别出来的果实进行成熟阶段分类, 获得不同成熟阶段番茄果实的数量。【结果】基于 PointRCNN 目标检测网络的方法识别番茄果实数量的精确率为 86.19%, 召回率为 83.39%; 基于特征矩阵训练的 SVM 分类器, 针对番茄果实成熟阶段的预测结果在训练集上准确率为 94.27%, 测试集上准确率为 96.09%。【结论】基于彩色点云图像的测定方法能够较为准确地识别不同成熟阶段的番茄果实, 可以为评估温室番茄产量提供数据支撑。

关键词: 番茄果实; 彩色点云; PointRCNN; 支持向量机; 成熟阶段

中图分类号: S126

文献标志码: A

文章编号: 1001-411X(2022)02-0105-08

Measurement of tomato fruits quantity at different ripening stages based on color point cloud images

ZHANG Xianjie¹, WANG Xiaochan^{1,2}, SUN Guoxiang¹, SHI Yinyan¹, WEI Tianxiang¹, CHEN Hao¹

(1 College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China; 2 Engineering Laboratory of Modern Facility Agriculture Technology and Equipment in Jiangsu Province, Nanjing 210031, China)

Abstract: 【Objective】In order to measure the number of tomato fruits at different ripening stages in greenhouse, a method based on color point cloud images was proposed. 【Method】The image information of tomato in greenhouse was collected by KinectV2.0 on the mobile platform to synthesize the tomato plant point cloud, then the tomato plant point clouds from two perspectives were synthesized into a point cloud, and the point cloud of nearby tomato plant was obtained by depth information interception. The labeled point cloud data were input into the PointRCNN object detection network to train the prediction model and recognize tomato fruit in the tomato plant point cloud. Finally, support vector machine(SVM) classifier based on feature matrix training was used to classify ripeness of the identified fruits, and the number of tomato fruits at different ripening stages

收稿日期: 2021-05-11 网络首发时间: 2022-01-04 16:00:24

网络首发地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1110.S.20220104.1222.002.html>

作者简介: 张先洁, 硕士研究生, 主要从事图像处理研究; E-mail: 873941071@qq.com; 通信作者: 汪小昆, 教授, 博士, 主要从事作物信息化检测研究; E-mail: wangxiaochan@njau.edu.cn

基金项目: 国家十三五重点研发计划 (2019YFD1001900)

was obtained. 【Result】 The precision rate of the method based on PointRCNN object detection network for identifying the number of tomato fruits was 86.19% and the recall rate was 83.39%. The accuracy of SVM classifier based on feature matrix training for predicting the ripeness of tomato fruits was 94.27% in the training set and 96.09% in the test set. 【Conclusion】 The measurement method based on color point cloud images can accurately identify the number of tomato fruits at different ripening stages, and provide data supports for evaluating the yield of tomato fruits in greenhouse.

Key words: Tomato fruit; Color point cloud; PointRCNN; Support vector machine; Ripening stage

对番茄植株不同成熟阶段的番茄果实数量准确测定不仅有助于精细化调整番茄种植过程中的施肥量,而且有助于提前制定番茄果实收获、仓储以及销售等计划^[1-3]。番茄植株的生长形态不同,尚未完全成熟的番茄果实的颜色与叶片颜色相近,番茄果实容易出现重叠、被遮挡现象,复杂的环境背景导致番茄果实识别困难^[4-5]。在复杂的环境背景下准确识别番茄果实是测定不同成熟阶段番茄果实数量的关键。

针对农作物的果实识别,国内外学者进行了广泛的研究^[6-9]。目前大多数农作物的果实识别是通过深度学习和图像处理等方法处理二维 RGB 图像数据实现的^[10-13]。这些方法识别果实的成功率较高,但是通过二维 RGB 图像数据识别果实无法获得果实的距离信息,因而无法分辨被识别果实是否属于当前被统计植株,被识别果实的归属不明确导致果实数量评估的不准确^[14-15]。也有部分学者采用其他数据进行农作物果实识别^[16-18]。Mehta 等^[19]通过多个视角的二维 RGB 图像数据合成伪立体视觉,在立体视觉的基础上识别果实,但该方法多个视角的相机布置降低了方法的可操作性。李寒等^[20]在二维 RGB 图像中确定番茄果实轮廓,结合深度信息获取番茄果实点云数据,利用改进的 SOM-K-means 聚类算法实现番茄果实的识别,但该方法仅适用于识别成熟的红色番茄果实。目前针对农作物的果实识别已经有了较多的研究,但针对指定距离内不同成熟阶段的番茄果实数量识别的方法研究较少。

为准确测定近距离内不同成熟阶段的番茄果实数量,本文提出一种基于彩色点云图像的番茄数量测定方法。首先通过点云深度信息筛选出近距离内的番茄植株点云,去除远距离番茄果实对果实数量准确评估的干扰,然后合成 2 个视角的点云增加番茄果实的特征信息,提高番茄果实识别的准确率,再使用深度学习方法 PointRCNN 目标检测网络识别合成点云中的番茄果实,最后利用支持向量机 (Support vector machine, SVM) 分类器对已识别出来

的果实进行分类,得到不同成熟阶段番茄果实的数量。

1 材料与方法

1.1 试验材料

番茄植株图像数据采集于江苏省农业科学院信息所番茄种植温室,番茄品种为‘奇美’与‘桃太粉’,番茄植株采用吊蔓式种植,高度为 145~165 cm,株距为 40 cm,行间距为 120 cm,试验现场如图 1 所示。



图 1 番茄种植温室试验现场
Fig. 1 Test site in the greenhouse for tomato plant

图像采集时间为 2020 年 12 月 17 日 14 时至 17 时和 2020 年 12 月 23 日 14 时 30 分至 17 时,在不同光照条件下共采集 252 组番茄植株图像数据。将微软公司的 RGB-D 相机 KinectV2.0 搭载在深圳玩智商科技有限公司研发的 ROS 机器人移动平台 DashGo B1 上,设定移动平台定点停靠并采集番茄植株的彩色图像和深度图像。KinectV2.0 的彩色相机的分辨率为 1 920 像素×1 080 像素,深度相机的分辨率为 512 像素×424 像素,采集图像如图 2 所示,深度图像中由绿到黄表示目标距离相机由近到远。

1.2 番茄果实数量识别与成熟阶段分类流程

首先将番茄植株 RGB 图像和深度图像合成番茄植株点云,然后将番茄植株不同视角下的 2 个点

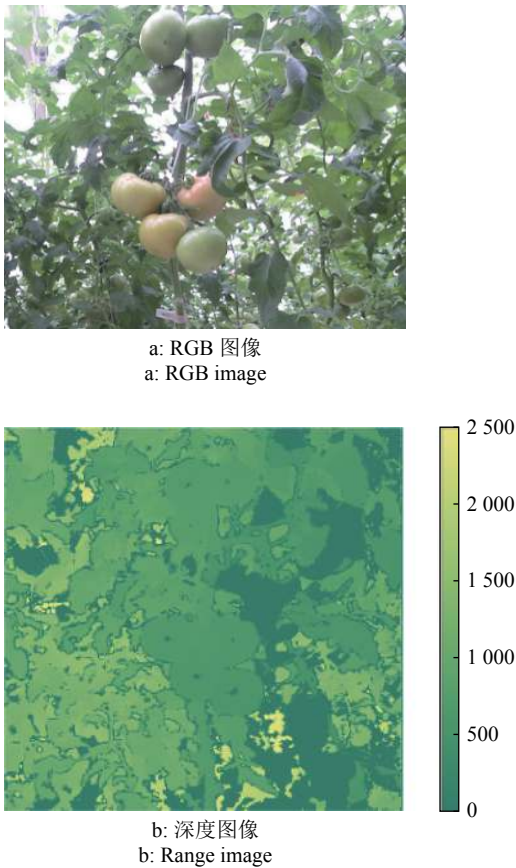


图 2 番茄植株图像
Fig. 2 Image of tomato plant

云配准合成 1 个番茄植株点云, 再采用 PointRCNN 目标检测网络对番茄植株点云进行番茄果实目标检测, 输出番茄果实识别框, 最后利用训练好的 SVM 分类器对 PointRCNN 目标检测网络的检测结果进行成熟阶段分类。

1.3 番茄植株点云获取与预处理

1.3.1 番茄植株点云获取 KinectV2.0 通过不同的

相机采集得到 RGB 图像与深度图像, 相机精度不同与位置不同导致同一目标点在 RGB 图像与深度图像坐标不同, 因此需要通过标定获取相机内置参数, 进而得到 RGB 图像与深度图像的坐标映射关系, 根据映射关系生成同时包含 RGB 信息和深度信息的 RGB-D 图像。

根据 RGB-D 图像的坐标与坐标对应的深度值可以转换生成三维空间坐标。本文使用 Python 语言调用 Open3D 库中的库函数, 根据标定获得的相机参数, 将 RGB-D 图像转换生成具备 RGB 信息的三维点云。

1.3.2 点云预处理 点云坐标中的 Z 轴坐标反映点到相机的距离, 根据实际距离情况选取合适的阈值 z 分割点云得到距离相机近排的番茄植株点云, 以便准确检测近排番茄植株上的番茄果实。

受到温室环境以及深度相机本身精度等因素影响, KinectV2.0 获取的点云数据中存在部分离群点噪声, 离群点会影响后期点云配准的精度, 需要通过滤波移除离群点。离群点的特点是相同距离内点的数量较小, 因此, 采用统计滤波法将指定半径内临近点的数量小于指定数量的点记为离群点并移除。

1.4 番茄植株点云配准

从单视角采集到的番茄植株点云数据中, 存在多处不同程度的番茄果实遮挡、重叠现象。本文提出将具有一定距离的 2 个视角采集到的点云数据配准融合, 获取更全面的番茄植株三维信息, 减少因重叠、被遮挡等现象导致的番茄果实检测错误。

点云配准是指将 2 个具有一定数量对应点的点云转换到同一个坐标系下, 融合成 1 个点云, 如图 3 所示。点云配准分为粗配准与精配准 2 个部分。

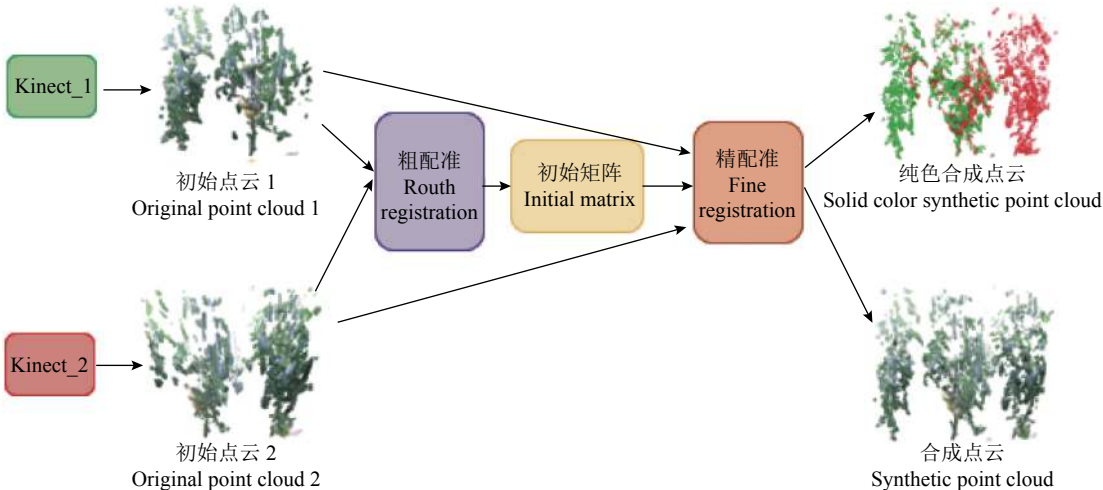


图 3 番茄植株点云配准
Fig. 3 Point cloud registration of tomato plant

点云粗配准是在未指定 2 个点云的初始相对位姿情况下, 将 2 个点云进行配准, 为精配准提供一个较优的平移矩阵和旋转矩阵初始值。粗配准的主要方法包括基于特征匹配的配准方法和基于随机采样一致性的配准方法。本文选用基于随机采样一致性的配准方法对番茄植株点云粗配准。

点云精配准是在粗配准提供的平移矩阵和旋转矩阵初始值的基础上, 通过不断迭代改进平移矩阵和旋转矩阵的参数来完成配准。精配准的主要方法是迭代最近点 (Iterative closest point, ICP) 算法以及各种改进的 ICP 配准方法。本文选用基于 point-to-plane 的改进 ICP 配准方法^[21]对粗配准后的番茄植株点云精配准。

调用 Open3D 库中的全局配准函数选择随机采样一致性参数, 设定体素采样为 0.02, 距离阈值为 0.03, 进行点云的粗配准; 调用 ICP 精配准函数选

择 point-to-plane 方法参数, 设定距离阈值为 0.001, 进行点云的精配准。

1.5 PointRCNN 目标检测网络识别番茄果实

基于点云的目标检测网络主要分为 2 类, 一类是一阶段的目标检测网络, 另一类是二阶段的目标检测网络。二阶段的目标检测网络是在一阶段目标检测结果的基础上进行修正检测, 因此一般二阶段目标检测网络的准确率要高于一阶段目标检测网络。本文选用二阶段检测网络 PointRCNN^[22]在番茄植株点云中检测识别番茄果实。

PointRCNN 目标检测网络的第一阶段通过 PointNet++网络提取点云特征, 对点云进行自底向上的搜索, 选出 3D 候选区域。第二阶段检测网络在第一阶段提取的点云特征和 3D 候选区域的基础上, 对 3D 候选区域的评分进行修正, 得到检测结果。PointRCNN 目标检测网络的框架如图 4 所示。

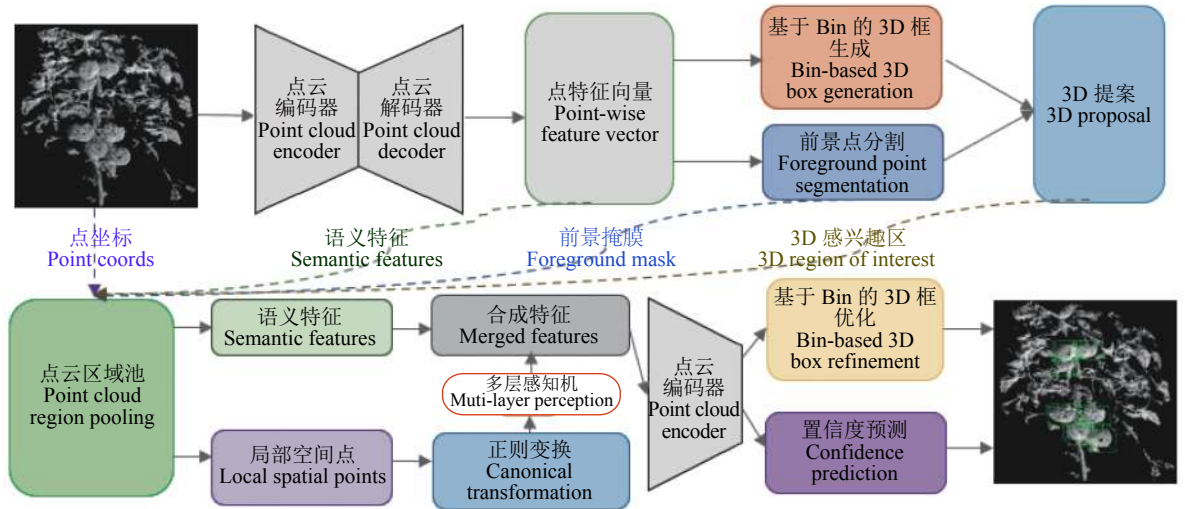


图 4 PointRCNN 网络结构

Fig. 4 PointRCNN network structure

PointRCNN 采用 PointNet++网络提取点云特征输入到前景点分割网络, 前景点分割网络在前景点分割中采用 Focal Loss 函数解决类别不平衡问题, 同时通过加入边框回归头对前景点进行 3D 边框回归产生 3D 候选区域。在获得 3D 候选区域后, PointRCNN 在点云区域池化的基础上结合之前产生的前景点特征获得新的局部区域特征和全局特征。PointRCNN 二阶段网络融合局部区域特征和全局特征后对 3D 候选区域和置信度进行修正, 得到最终的预测结果框。

算法基于 Pytorch(v1.3.1) + OpenPCDet (v0.3.0) 框架实现, 硬件配置为处理器 Intel(R) Gold 6226, 内存 256 GB, 显卡 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti, 操作系统 Ubuntu 18.04。使用标注工具

CloudCompare 对点云进行人工标注得到番茄果实标签, 通过脚本转换标注文件为 Kitti 数据集格式。在本试验中点云标签类别为番茄和其他 2 类, 按照 4:1 的比例随机划分为训练集和验证集。

采用迁移学习的方法对本试验的点云数据进行处理, 主要设定参数包括: epochs 为 20 000, batch_size_per_gpu 为 3, GPU 为 2, Learn_rate 为 0.01, div_factor 为 10, optimizer 为 adam_onecycle。其中, 参数 epochs 是指训练的回合数, 1 回合是指把所有的训练样本全部处理 1 次; 参数 batch_size_per_gpu 是指每个 GPU 每次处理样本的个数; 参数 GPU 是指 GPU 的个数; 参数 Learn_rate 为最高学习率; 参数 Learn_rate 除以参数 div_factor 得到初始学习率; 参数 optimizer 为优化器的选择。

PointRCNN 目标检测网络的损失函数如下:

$$L_{\text{bin}}^{(p)} = \sum_{u \in \{x, z, \theta\}} \left[F_{\text{cls}} \left(\widehat{\text{bin}}_u^{(p)}, \text{bin}_u^{(p)} \right) + F_{\text{reg}} \left(\widehat{\text{res}}_u^{(p)}, \text{res}_u^{(p)} \right) \right], \tag{1}$$

$$L_{\text{res}}^{(p)} = \sum_{v \in \{y, h, w, l\}} F_{\text{reg}} \left(\widehat{\text{res}}_v^{(p)}, \text{res}_v^{(p)} \right), \tag{2}$$

$$L_{\text{reg}} = \frac{1}{N_{\text{pos}}} \sum_{p \in \text{pos}} \left(L_{\text{bin}}^{(p)} + L_{\text{res}}^{(p)} \right), \tag{3}$$

其中, N_{pos} 为前景点的数量, $\text{bin}_u^{(p)}$ 与 $\text{res}_u^{(p)}$ 为正确标注的 bin 分配和残差, $\widehat{\text{bin}}_u^{(p)}$ 与 $\widehat{\text{res}}_u^{(p)}$ 为前景点 p 的被预测的 bin 分配和残差, F_{reg} 为回归损失函数, F_{cls} 为分类损失函数。

将数据集投入 PointRCNN 目标检测网络中训练, 损失函数随迭代次数的变化趋势如图 5 所示, 纵坐标为损失函数值, 横坐标为训练回合数。损失值在迭代前期快速下降至 0.5 附近, 在迭代中期略有上升后重新下降, 在迭代后期降至 0.3 附近。

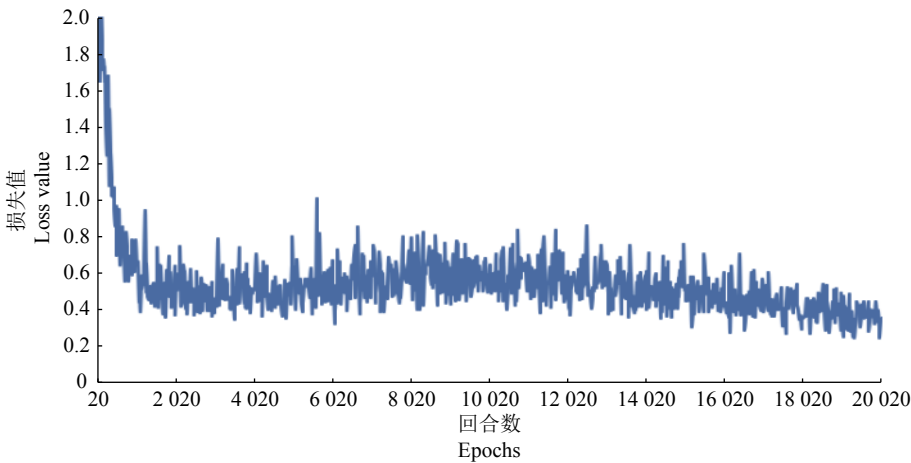


图 5 网络损失值的变化曲线

Fig. 5 Change curve of the loss value of the network

1.6 番茄果实成熟阶段分类

对番茄果实成熟阶段分类, 首先, 按照番茄果实内部的成熟情况对番茄果实的成熟阶段分类, 然后分析番茄果实不同成熟阶段颜色特征的差异, 选取合适的颜色特征组成特征矩阵训练 SVM 分类器, 最后利用训练好的 SVM 分类器^[23]对 PointRCNN 目标检测网络识别出的番茄果实进行成熟阶段判定。

将番茄果实切开后, 通过肉眼观察番茄果实内部果肉颜色情况将番茄果实分为 4 种成熟阶段。如图 6 所示, 果肉部分呈绿色 (约 90% 以上) 为绿熟; 果肉部分出现微红 (约占 10%~40%) 为微熟; 果肉部分呈红色 (约占 40%~90%) 为成熟; 果肉部分完全为红色 (约占 90% 以上) 为完熟。

选取番茄果实 4 个成熟阶段的 RGB 图像各 80 张, 总计 320 张 RGB 图像作为样本数据。使用阈值法去除样本图像中背景像素, 仅保留番茄果实像素, 并分别获取番茄果实 R、G、B 3 个通道的像素值; 将 RGB 图像数据转换为 HSV 图像数据, 分别获取番茄果实 S、V 2 个通道的像素值, 其中, HSV 颜色模型中 V 分量为亮度分量, 不做分析考虑。选取平均值 (μ)、方差 (σ) 2 个数字特征表征数据的分布情况, 分别计算番茄果实 5 个通道 (R、G、B、S、V)

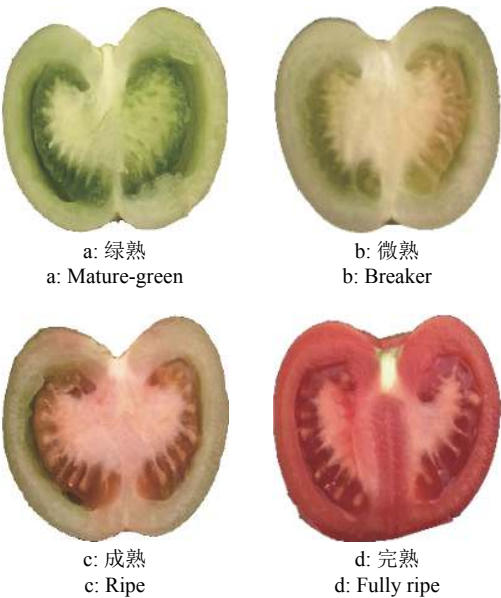


图 6 番茄果实的成熟阶段

Fig. 6 Ripening stage of tomato fruit

像素值的 3 个数字特征作为番茄果实的 10 个颜色特征 ($\mu_R, \mu_G, \mu_B, \mu_S, \mu_V, \sigma_R, \sigma_G, \sigma_B, \sigma_S, \sigma_V$)。统计计算得到番茄果实 4 个成熟阶段的 10 个颜色特征, 并将 4 个成熟阶段的同一颜色特征数据归为一组计算变异系数, 如表 1 所示。

表 1 不同成熟阶段的番茄果实颜色特征

Table 1 Color characteristics of tomato fruits at different ripening stages

颜色特征 Color feature	绿熟 Mature-green	微熟 Breaker	成熟 Ripe	完熟 Fully ripe	变异系数/% Coefficient of variation
μ_R	141.88	181.70	184.16	204.71	12.17
μ_G	120.48	181.78	141.47	72.35	31.14
μ_B	72.56	104.14	87.92	66.99	21.77
μ_S	127.12	114.28	127.06	176.60	17.56
μ_V	120.63	184.04	184.21	204.72	12.62
σ_R	1 265.75	1 777.64	1 930.25	1 876.25	27.45
σ_G	1 636.00	1 853.18	1 288.50	1 209.70	34.39
σ_B	882.39	1 186.65	1 083.63	1 029.84	35.69
σ_S	426.20	334.06	488.73	742.12	57.12
σ_V	1 637.36	1 835.46	1 927.17	1 876.10	26.59

分析表 1 可知, 在 5 个颜色分量 (R、G、B、S、V) 的平均值颜色特征中, 颜色特征 μ_G 在各成熟阶段的均值相差较为明显, 变异系数最大, 表明颜色特征 μ_G 分布较为离散, 适宜作为区分各成熟阶段的特征之一; 同理, 选取方差颜色特征中 σ_S 作为选定特征之一。将剩余 8 个颜色特征依次与 μ_G 、 σ_S 2 个颜色特征组合成特征矩阵进行 SVM 分类训练, 选取预测结果最优的特征矩阵 [μ_G , σ_S , μ_V] 作为最终选定的特征矩阵。

从 320 个样本数据中随机选择 60% 的数据作为训练集, 40% 的数据作为测试集。将训练集数据的特征矩阵投入 SVM 分类器训练, 使用训练好的 SVM 分类器进行预测, 训练集的预测准确率为 94.27%, 测试集的预测准确率为 96.09%。

1.7 PointRCNN 目标检测网络识别番茄果实性能

通过 2 个方面对 PointRCNN 目标检测网络识别方法的性能进行评价。一方面是识别结果的数量比较, 即比较 PointRCNN 目标检测网络识别出的番茄果实的数量与点云中番茄果实数量; 另一方面是识别结果的位置比较, 即比较 PointRCNN 目标检测

网络识别出的番茄果实中心位置与点云中番茄果实中心位置。

针对识别结果的数量比较, 将识别结果分为正检、错检和漏检 3 类, 如图 7 所示。PointRCNN 目标检测网络识别出的番茄果实总数量记为检出数 (N_D), 识别正确的番茄果实数量记为正检数 (N_C), 识别错误的番茄果实数量记为错检数 (N_F), 未被识别出的番茄果实数量记为漏检数 (N_M), 点云中番茄果实总数量记为参考数 (N_R)。通过计算精确率 (A_D), 召回率 (A_R) 对识别结果的数量方面进行性能评价。

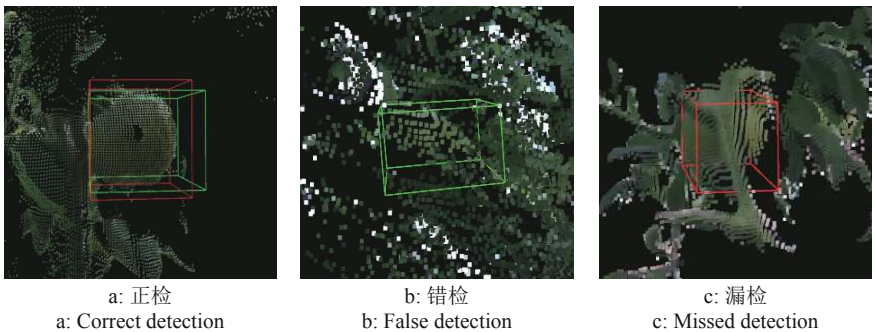
番茄果实数量识别的 A_D 计算公式为:

$$A_D = \frac{N_C}{N_D} \times 100\%, \tag{4}$$

番茄果实数量识别的 A_R 计算公式为:

$$A_R = \frac{N_C}{N_R} \times 100\%. \tag{5}$$

针对识别结果的位置比较, 将 PointRCNN 目标检测网络识别结果 3D 框与人工标注 3D 框做对比统计, 引入平均中心相对误差 (CR) 作为 PointRCNN 目标检测网络识别结果位置方面的评价指标。



红框为人工标注框, 绿框为识别结果框

The red box is the manual marking box, and the green box is the recognition result box

图 7 番茄果实识别结果分类示意图

Fig. 7 Classification diagram of tomato fruit recognition results

CR 的计算公式为:

$$CR = \sum_{i=1}^n \frac{D_i}{R_i},$$

(6)

式中, D_i 为中心距离, 即第 i 个番茄果实的人工标注 3D 框中心与识别结果 3D 框中心的距离; R_i 为标注框边长均值, 即第 i 个番茄果实的人工标注 3D 框的长、宽、高均值。

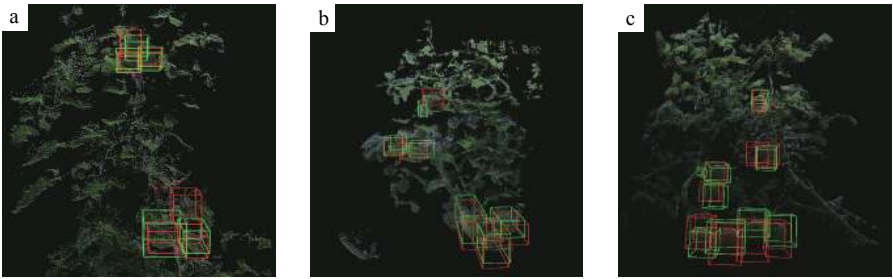
2 结果与分析

2.1 番茄果实数量与位置识别结果

根据标定得到的相机参数将采集到的 252 组番茄植株图像数据转化生成 252 个番茄植株点云, 通过点云配准技术合成获得 246 个合成的番茄植

株点云。使用标注工具 CloudCompare 对合成的番茄植株点云中番茄果实进行标注, 随机选取 196 个的番茄植株点云标注结果投入到 PointRCNN 目标检测网络中训练。利用训练好的模型对剩余的 50 个合成的番茄植株点云进行预测识别, 并将预测结果与人工标注结果做统计对比。

将 PointRCNN 目标检测网络对 50 个番茄植株点云的预测识别结果可视化, 并统计 PointRCNN 目标检测网络识别出的番茄果实总数、识别正确的番茄果实数、识别错误的番茄果实数、未被识别出的番茄果实数、点云中番茄果实总数。如图 8 所示, 图 8a 中番茄果实数为 6, PointRCNN 目标检测网络识别出的番茄果实数为 5, 识别错误的番茄果实数为 0, 未被识别出的番茄果实数为 1。



红框为人工标注框, 绿框为识别结果框
The red box is the manual marking box, and the green box is the recognition result box

图 8 番茄果实识别结果
Fig. 8 Recognition results of tomato fruit

根据“1.7”针对番茄果实数量识别的评价指标, 对 50 个番茄植株点云的预测结果进行统计, 计算精确率和召回率, PointRCNN 目标检测网络识别番茄果实数量的参考数、检出数、正检数、错检数、漏检数分别为 277、268、231、37、46, 精确率为 86.19%, 召回率为 83.39%。

根据“1.7”针对番茄果实位置识别的评价指标, 从 50 个番茄植株点云的预测结果中随机选择 50 个番茄果实预测框与人工标注框做对比统计, 计算平均中心相对误差, 如表 2 所示, 平均中心相对误差为 36.83%。

2.2 番茄果实成熟阶段分类结果

遍历获取 PointRCNN 目标检测网络对 50 个番茄植株点云的预测结果框中的点云, 获取对应的 RGB 信息, 计算得到结果框内点云的特征矩阵, 使用训练好的 SVM 分类器对点云的特征矩阵进行成熟阶段分类预测。分类结果显示, 绿熟果实 112 个, 微熟果实 72 个, 成熟果实 55 个, 完熟果实 29 个。

2.3 番茄果实成熟数量测定结果

设定移动平台 DashGo B1 采取定点停靠的行

表 2 PointRCNN 目标检测网络识别番茄果实位置的精度评价

Table 2 Accuracy evaluation of tomato fruit position recognition based on PointRCNN object detection network

点云序号 Point cloud sequence number	中心距离 Center distance (D_i)	标注框边长均值 Mean side length of dimension box (R_i)	中心相对误差/% Center relative error (CR)
1	0.943	1.579	59.72
2	0.595	1.564	38.04
3	0.606	1.487	40.75
4	0.140	1.410	9.93
5	0.562	1.572	35.75
⋮	⋮	⋮	⋮
47	0.415	1.496	27.74
48	0.741	1.528	48.49
49	0.236	1.546	15.27
50	0.547	1.389	39.38
平均值 Mean			36.83

走策略, 利用 DashGo B1 搭载的 KinectV2.0 采集温室内 4 行番茄植株的图像数据, 使用基于彩色点云

图像的番茄成熟数量测定方法进行数量测定,结果显示,绿熟果实 448 个,微熟果实 393 个,成熟果实 294 个,完熟果实 281 个,共计 1416 个。

3 结论

1) 本文提出了一种基于彩色点云图像的番茄果实数量测定方法。为消除远距离番茄果实的干扰,减轻番茄果实遮挡、重叠等的影响,准确评估不同成熟阶段的番茄果实数量,以二视角合成后的彩色点云作为数据处理对象,通过深度信息截取近距离点云,利用 PointRCNN 目标检测网络获取番茄果实识别框,使用 SVM 分类器对番茄果实识别框进行成熟阶段预测。

2) 针对番茄果实成熟阶段分类识别,选取番茄果实颜色特征组成特征矩阵训练 SVM 分类器, SVM 分类器对训练集预测准确率为 94.27%,对测试集的预测准确率为 96.09%。

3) 选取精确率和召回率 2 个指标评价番茄果实数量识别的精度;选取平均中心相对误差指标评价番茄果实位置识别的精度。PointRCNN 目标检测网络的番茄果实识别方法的精确率为 86.19%,召回率为 83.39%,平均中心相对误差为 36.83%。

参考文献:

[1] 罗华,李敏,胡大刚,等.不同有机肥对肥城桃果实产量及品质的影响[J].植物营养与肥料学报,2012,18(4):955-964.

[2] 武阳,王伟,雷廷武,等.调亏灌溉对滴灌成龄香梨果树生长及果实产量的影响[J].农业工程学报,2012,28(11):118-124.

[3] GONG A, YU J, HE Y, et al. Citrus yield estimation based on images processed by an android mobile phone[J]. Biosystems Engineering, 2013, 115(2): 162-170.

[4] 刘芳,刘玉坤,林森,等.基于改进型 YOLO 的复杂环境下番茄果实快速识别方法[J].农业机械学报,2020,51(6):229-237.

[5] 王晓楠,伍萍辉,冯青春,等.番茄采摘机器人系统设计与试验[J].农机化研究,2016,38(4):94-98.

[6] SAEDI S I, KHOSRAVI H. A deep neural network approach towards real-time on-branch fruit recognition for precision horticulture[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 159: 113594.

[7] 司永胜,乔军,刘刚,等.苹果采摘机器人果实识别与定位方法[J].农业机械学报,2010,41(9):148-153.

[8] 傅隆生,宋珍珍,ZHANG X,等.深度学习方法在农业信息中的研究进展与应用现状[J].中国农业大学学报,

2020, 25(2): 105-120.

[9] PRZYBYLO J, JABLONSKI M. Using deep convolutional neural network for oak acorn viability recognition based on color images of their sections[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 156: 490-499.

[10] 车金庆,王帆,吕继东,等.重叠苹果果实的分离识别方法[J].江苏农业学报,2019,35(2):469-475.

[11] 崔永杰,苏帅,王霞霞,等.基于机器视觉的自然环境中猕猴桃识别与特征提取[J].农业机械学报,2013,44(5):247-252.

[12] ZHANG Y D, DONG Z C, CHEN X Q, et al. Image based fruit category classification by 13-layer deep convolutional neural network and data augmentation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(3): 3613-3632.

[13] 熊俊涛,郑镇辉,梁嘉恩,等.基于改进 YOLO v3 网络的夜间环境柑橘识别方法[J].农业机械学报,2020,51(4):199-206.

[14] PAYNE A B, WALSH K B, SUBEDI P P, et al. Estimation of mango crop yield using image analysis- Segmentation method[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 91: 57-64.

[15] 贾伟宽,赵德安,刘晓洋,等.机器人采摘苹果果实的 K-means 和 GA-RBF-LMS 神经网络识别[J].农业工程学报,2015,31(18):175-183.

[16] 金保华,殷长魁,张卫正,等.基于机器视觉的苹果园果实识别研究综述[J].轻工学报,2019,34(2):71-81.

[17] SI Y S, LIU G, FENG J. Location of apples in trees using stereoscopic vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 112: 68-74.

[18] 熊龙焯,王卓,何宇,等.果树重建与果实识别方法在采摘场景中的应用[J].传感器与微系统,2019,38(8):153-156.

[19] MEHTA S S, BURKS T F. Multi-camera fruit localization in robotic harvesting[J]. IFAC-PapersOnLine, 2016, 49(16):90-95.

[20] 李寒,陶涵斌,崔立昊,等.基于 SOM-K-means 算法的番茄果实识别与定位方法[J].农业机械学报,2021,52(1):23-29.

[21] 张星,张双星.基于 point-to-plane ICP 的点云与影像数据自动配准[J].计算机与数字工程,2017,45(12):2510-2514.

[22] SHI S, WANG X, LI H. PointRCNN: 3D object proposal generation and detection from point cloud[C]//IEEE. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Salt Lake City: IEEE, 2019.

[23] SAUNDERS C, STITSON M O, WESTON J, et al. Support vector machine: Reference manual[J]. Department Computer Science, 2000, 1(4): 1-28.

【责任编辑 庄 延】