doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.04.012

丘陵果园自然环境下柑橘采摘机器人设计与试验

鲍秀兰[1,2]　马志涛[1]　马萧杰[1]　黎亦书[1]　任梦涛[1]　李善军[1,2]

(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)

摘要: 智慧果园是未来果园行业发展的趋势,智能化果实采摘是发展智慧果园的关键问题。为实现智能化果实采摘,本文搭建了一种适用于丘陵果园矮化栽培模式下的柑橘采摘机器人系统。针对丘陵果园垄间地面凹凸不平,存在地形倾斜角 0°~20°,设计了一种自适应调平平台保持机械臂基座水平;通过视觉系统获取多幅点云图像建立果树的三维点云模型,获取果实位置信息;为避免采摘时造成果实损伤,结合柑橘类水果的采摘特点,设计了一种剪切夹持一体化的末端执行器完成柑橘采摘。针对果园自然环境的主要扰动因素(风和光照)进行分级,设置 10 组对比试验,结果表明:在低光照或正常光照条件下,平均果实定位准确率为 82.5%,末端执行器夹取成功率为 87.5%,平均采摘时间最短为 12.3 s/个;高光照条件下平均果实定位准确率为 72%,末端执行器夹取成功率为 80%,平均采摘时间最短为 12.5 s/个。

关键词: 柑橘; 采摘机器人; 三维点云模型; 自适应平台; 末端执行器

中图分类号: S225.93　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2024)04-0124-12　　**OSID**:

Design and Experiment of Citrus Picking Robot in Hilly Orchard Natural Environment

BAO Xiulan[1,2]　MA Zhitao[1]　MA Xiaojie[1]　LI Yishu[1]　REN Mengtao[1]　LI Shanjun[1,2]

(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*)

Abstract: In the future development of orchard industry, intelligent orchard is an important development trend. In order to realize the intelligent orchard, intelligent fruit picking is one of the key bottlenecks. In order to achieve the goal of intelligent fruit picking, a citrus picking robot system suitable for hilly dwarf cultivation of fruit trees was built. Aiming at the uneven ground between ridges in hilly orchards and the terrain inclination angle of 0°~20°, an adaptive leveling platform was designed to keep the base level of the manipulator. The visual system used the depth camera to obtain the point cloud image to establish the three-dimensional model of the fruit tree, and realize the acquisition of the position information of the fruit to be picked. In order to avoid damage to the fruit during the picking process, an integrated end-effector for shearing and clamping was designed, which protected the fruit from damage while picking the fruit by shearing and clamping. The main interference factors in the orchard in the natural environment were light and wind. The light and wind were graded, and 10 foot control experiments were set up. The results showed that under low light or normal light conditions, the average fruit positioning accuracy was 82.5%, the end-effector clamping success rate was 87.5%, and the average fruit picking time was 12.3 s/piece. The average fruit positioning accuracy under high light conditions was 72%, the success rate of end-effector clamping was 80%, and the average time of fruit picking was 12.5 s/piece. The research result can provide a reference for the study of fruit picking in hilly terrain.

Key words: citrus; picking robot; 3D point cloud model; adaptive platform; end-effector

收稿日期: 2023-08-20　修回日期: 2023-10-12

基金项目: 湖北省农机装备补短板核心技术应用攻关项目(HBSNYT202219)和国家重点研发计划项目(2020YFD1000101)

作者简介: 鲍秀兰(1984—),女,副教授,博士,主要从事果园机器人结构设计与控制研究,E-mail: orchidbaoxl@mail.hzau.edu.cn

通信作者: 李善军(1977—),男,教授,博士,主要从事水果生产机械化技术与智能装备研究,E-mail: shanjunlee@mail.huaz.edu.cn

0　引言

传统果园中采摘环节是一种密集型劳动过程，需要大量的人力、物力，然而果农老龄化严重、人力资源短缺、生产成本日益增高等问题[1]严重限制了现代化果园的发展。结合智慧果园的发展趋势，实现果园数字化采摘具有重要意义。

数字化采摘主要包括目标果树的数字化建模和果实的精准快速采摘。为实现果树三维数字化建模，文献[2－3]采用基于图像处理的技术建立果树三维模型。但该方法难以对复杂冠层结构的果树建模。文献[4－5]采用基于三维数字化的方法建立果树三维模型。但该方法对于复杂结构精确建模的时间成本、人力成本高，难以推广应用。此外，文献[6－7]采用基于三维点云的方法建立果树三维模型。吴升等[8]通过扫描获取精确点云信息，利用算法实现高精度果树点云模型；唐丽玉等[9]在改进现有 PC2Tree 软件基础上，基于点云数据进行树木三维重建。快速、简易地获取表面点云信息，使得基于点云的建模方式成为目前果树三维建模最为有效的方式[10]。

果实识别与定位是实现果实精准快速采摘的前提。为准确识别果实，文献[11－13]采用基于传统图像的目标识别技术识别目标果实，但该方法易受环境因素如光照等的影响。文献[14－15]采用基于机器学习的图像分割和分类器技术识别目标果实，但该方法依赖于前期的数据分类训练，且不同的分类器算法设定的参数对于最终的分类效果有较大的影响。文献[16－20]采用基于深度学习的卷积神经网络算法识别目标果实。但该方法需要大量的实际果园果实进行模型训练。采用多种方法可以有效提高目标果实的识别精度，李寒等[21]提出一种基于 RGB－D 图像和 K-means 优化的自组织映射(Self-organizing map，SOM)神经网络相结合的番茄果实识别与定位方法解决多个番茄重叠时难以识别与定位的问题。为实现果实的定位，文献[22－23]使用单目彩色相机获取二维图像，但该方法无法获取深度信息，且存在较大的误差。文献[24－26]采用多相机立体匹配的方式获取图像，但该方法对于光照、果实纹理变化敏感。研究者通常使用二维图像识别目标果实，通过二维图像映射三维点云模型，获取果实位置信息。GONGAL 等[27]通过二维图像识别苹果并通过点云图像获取深度信息用于评估苹果作物的负载。TIAN 等[28]提出一种基于图像深度信息的优化图识别算法，确定目标水果位置的目标水果中心。

为解决在光照、风速等环境因素的干扰下，较快实现柑橘果实识别与定位问题，本文采用基于三维点云的方法进行目标果树的数字化建模，采用基于颜色和点云信息结合的方法进行柑橘果实的识别与定位，设计一种适用于丘陵矮化栽培果园的柑橘采摘机器人。

1　柑橘采摘平台设计方案

1.1　果园环境描述

在丘陵果园矮化栽培模式下的柑橘果园中进行试验，果园建设采用农业机械与农艺学深度结合的方法，按照种植标准[29]种植和栽培果树。柑橘树栽培生长环境如图 1 所示，柑橘果树之间距离为 1.2～1.8 m，整棵果树高度为 1.7～2.5 m，整棵果树宽度为 1.4～2.0 m。

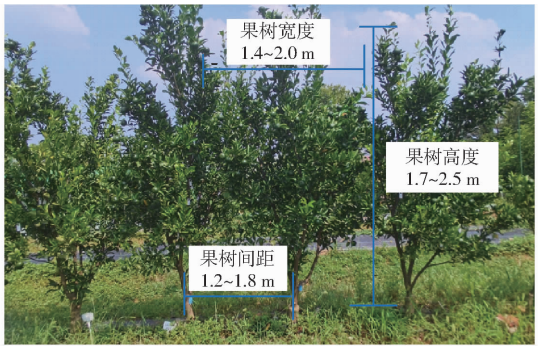
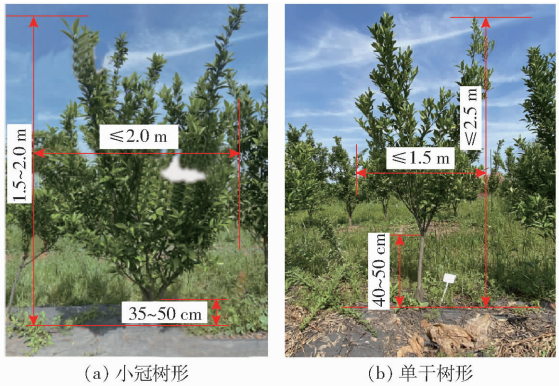


图 1　栽培柑橘果树

Fig. 1　Cultivate citrus fruit trees

通过园艺工作者对果树的栽培、修剪和管理[30－31]，可以有效减少果树树枝数量，使得果树只有少量主要枝干，如图 2 所示，单干树形更适合进行机械化采摘作业，同时对花、果量过多的果树，还会进行疏花、疏果，最终得到的栽培果树果实主要分布在果树外围表面，同时有效减少过密成簇果实的出现。在单干树形果实分布情况下进行水果全程机械化采摘作业，通过农机农艺相结合的方式，可以有效保障柑橘采摘机器人的采摘准确性与稳定性。

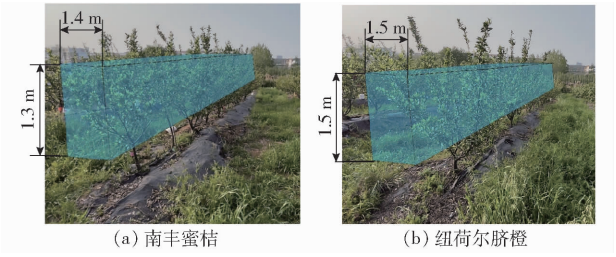


(a) 小冠树形　　(b) 单干树形

图 2　栽培果树树形

Fig. 2　Cultivate fruit tree shapes

机械臂采摘作业时需要确认工作空间。果园栽培有多行果树,果树中果实生长在果树冠层间,果树果实生长空间如图 3 所示。



(a) 南丰蜜桔 (b) 纽荷尔脐橙

图 3 果实生长空间

Fig. 3 Fruit growth space

将末端执行器和机械臂第 6 个关节视作一个整体,获取带有末端执行器的机械臂工作空间。由于 2 自由度平台的上顶板的阻碍,底部区域为机械臂碰撞而无法到达的区域。通过机械臂 D-H 参数表及末端执行器标定获取的参数,通过 Matlab 随机生成 10 000 组末端执行器可到达点,限制条件为机械臂关节角为 -180° ~ 180°,计算可得机械臂工作空间简化为半径 0.6 ~ 1.3 m 的球形区域,目标果树采摘目标区域与机械臂工作空间如图 4 所示,机械臂基坐标系原点到达果树冠层表面距离约为 0.6 m,采摘机器人工作空间可完成对半棵果树果实的生长范围进行覆盖,完成果树冠层的果实采摘任务。

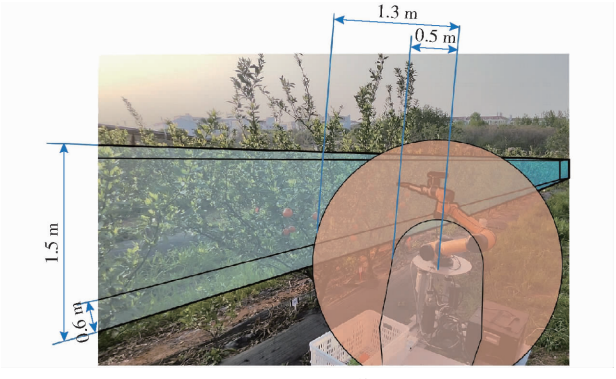


图 4 机械臂工作空间

Fig. 4 Manipulator workspace

在丘陵果园自然环境下工作时,地面凹凸不平,果园会有 5° ~ 15°的坡度,如图 5 所示。

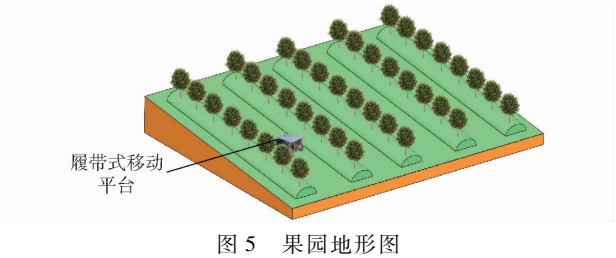


图 5 果园地形图

Fig. 5 Orchard topographic map

果园垄间距离较长,垄间距可达 2.2 m,采摘机器人处于两垄中间位置时,因为机械臂工作空间达不到果树,所以采摘机器人并不能同时对两侧的果树进行采摘作业,每次只能对一侧果树进行采摘。为了最大化保障柑橘树处于机械臂工作空间内,履带式移动平台可能会有一侧处于垄上,因为垄高度为 0.2 m,如图 6 所示,此时移动平台会有 10° ~ 20° 的倾斜。

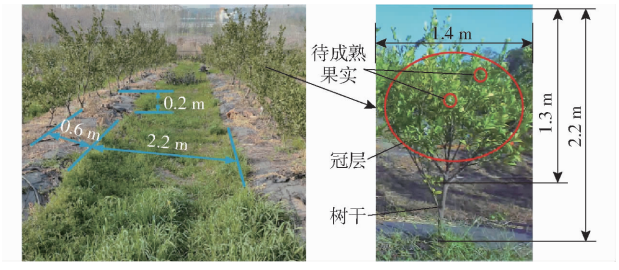


图 6 果园环境

Fig. 6 Orchard environment

结合实际果园环境的条件,为平衡地面倾角带来的影响,本文设计有 2 自由度自适应调平平台,在实际果园环境中采摘机器人工作效果如图 7 所示。



图 7 真实果园工作过程

Fig. 7 Real orchard working process

1.2 采摘系统总体设计方案

采摘机器人系统由移动底盘、自适应调平平台、采摘系统和视觉系统组成。针对自然环境下丘陵果园地面凹凸不平、非结构化严重的情况,移动平台需要减震功能和动力系统,选用直流电动履带车作为采摘机器人移动底盘。为适应丘陵果园凹凸不平的地面环境,设计了平衡地面倾角的 2 自由度自适应调平平台。采摘系统由末端执行器和机械臂组成。为满足柑橘类果实的采摘要求,减少采摘损伤,设计了适应农艺需求的柑橘类果实采摘末端执行器。机械臂选用 AUBO-i5 型 6 自由度机械臂。为获取柑橘果树模型,搭建视觉系统。视觉设备选用 ZED 2 型深度相机,因为眼在手上系统标定方便、机台震动干扰较小[32],且相机离果实较近,适合于非结构化的复杂环境,采用眼在手上系统的安装方式。

针对矮化密植栽培方式的柑橘果树,结合实际果园采摘环境,搭建了一种适用于多棵果树的采摘机器人系统,如图 8 所示。

1.3 自适应调平平台设计

果园按照地面坡度分为平耕地(0° ~ 2°)、缓坡

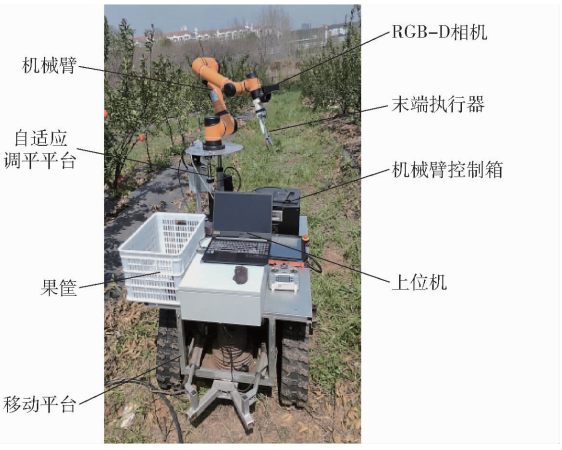


图 8　柑橘采摘平台

Fig. 8　Citrus picking platform

地(2° ~ 6°)、丘陵地(6° ~ 15°)、坡耕地(15° ~ 25°)、陡坡地(>25°)。试验果园坡度为 5° ~ 15°,属于丘陵地。

为保证机械臂在扫描采摘过程中处于平衡状态,减少工作状态产生的颠簸,设计一种 -20° ~20° 自适应调平平台。自适应调平平台是为了适应丘陵果园起伏变化的地貌,使得整个采摘作业过程中,当机械臂移动到下一棵果树前方时,机械臂基坐标系不会发生改变,机械臂基座依旧与水平地面保持水平,有利于提高采摘作业的控制精度。同时正常机械臂的采摘空间可完成对半棵果树果实的生长范围进行覆盖,但当机械臂基座处于倾斜状态时,无法正常覆盖到部分果实的生长范围。最后当机械臂处于倾斜状态时,果实出现在机械臂工作空间边界的概率会增大,在该状态下可能会发生机械臂边界奇异位型,自适应平台可使机械臂不用以倾斜的状态进行采摘位姿调整,增大机械臂工作的自由度,保障机械臂工作空间,同时在工作空间边缘位置,减少机械臂出现边界奇异位型,能够正常采摘边缘位置的果实,更好地实现全程采摘任务,平台适用情形如图 9 所示。图 9c、9d、9g、9h 的自适应平台对应图 9a、9b、9e、9f 的地形。

平台由电缸、万向轴、三轴传感器等组成,如图 10 所示。将 2 个电缸的移动端与万向轴承的固定端布置在等腰直角三角形的 3 个顶点上,保证顶板稳定性。三轴传感器放置在等腰直角三角形的直角上,通过控制 2 个电缸的伸缩控制平衡上平面倾斜角。

STM32F103 型控制器直接从三轴传感器获取到的原始角度有大幅度波动情况,直接将其传输给电缸进行调平动作会造成动作的不连续,通过滤波算法可以有效地平滑电缸的运动曲线并去除无效数据。采用去极值平均滤波的算法进行滤波,使用

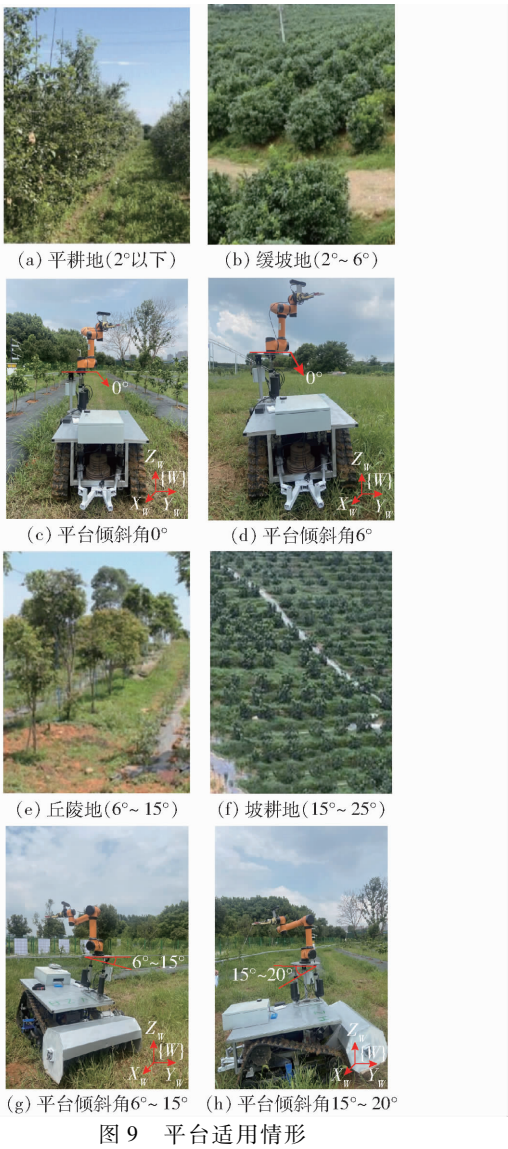


图 9　平台适用情形

Fig. 9　Platform application situations

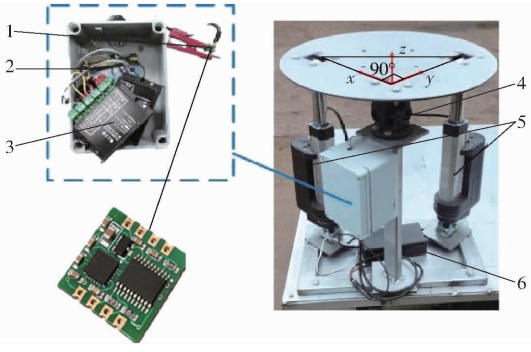


图 10　自适应调平平台

Fig. 10　Self-adaptive leveling flatform

1. 三轴传感器　2. STM32F103 型控制器　3. 驱动器　4. 万向轴承　5. 电缸　6. 电池

STM32F103 通过三轴传感器获取调平平台上平面的角度,在 STM32F103 中断中三轴传感器以速度 50 Hz 不断输出,STM32F103 主程序从中断提取数据进行处理,保证自适应调平平台上平面相对地面保持在 -5° ~5°,在滤波处理过程中,如图 10 所示,

不需要 z 方向的数据，只需使用 x 方向和 y 方向的数据分别控制 2 个电缸，读取一次原始角(x_0，y_0)，原始角范围为 0°～360°，无法直接应用，将原始角进行变换获得角(x_1，y_1)，变换公式为

$$x_1=\begin{cases}x_0 & (0°\leqslant x_0<180°)\\ x_0-360° & (180°\leqslant x_0<360°)\end{cases} \tag{1}$$

$$y_1=\begin{cases}y_0 & (0°\leqslant y_0<180°)\\ y_0-360° & (180°\leqslant y_0<360°)\end{cases} \tag{2}$$

将每次读取的角(x_1，y_1)依次填入空矩阵 $\boldsymbol{Q}_{2\times8}$ 中，对连续采样的 8 个数据，分别去掉 2 个最大值和 2 个最小值，然后计算剩下 4 个数据平均值，根据得到的 x 的平均值控制一个电缸，根据得到的 y 的平均值控制另外一个电缸。自适应调平平台平衡过程如图 11 所示。

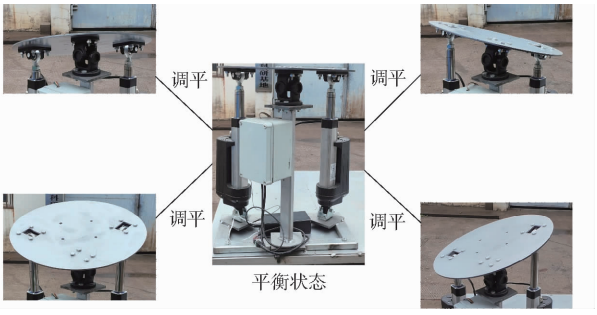


图 11 平衡过程

Fig. 11 Balancing process

该自适应调平平台最大工作区间为 -30°～30°，为确保平台工作稳定性设置其工作区间为 -20°～20°，在平台上平面相对水平地面倾斜 -5°～5°时默认上平面处于水平状态，不进行调平动作，在最大工作区间内平台上平面倾斜角随时间变化曲线如图 12 所示。

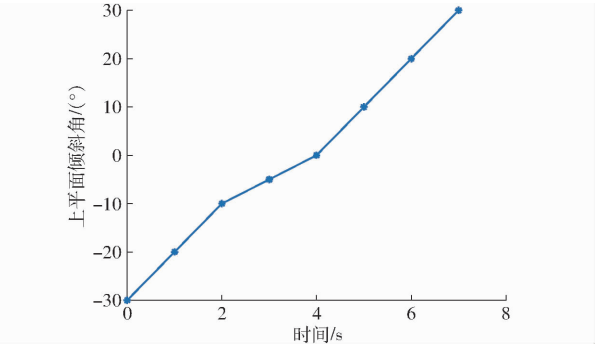
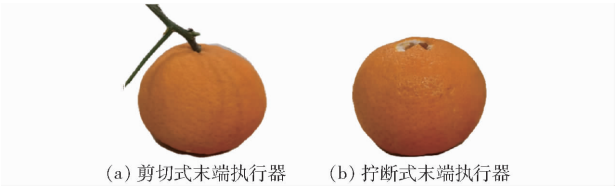


图 12 自适应平台响应曲线

Fig. 12 Response curve of adaptive platform

1.4 采摘系统

采摘系统由末端执行器和机械臂组成。机械臂作为采摘系统中的重要部分，搭载末端执行器和视觉设备并放置于自适应调平平台上。作业过程中末端执行器需要将果实与果梗分离，现有分离方式主要为剪切和拧断，图 13 为两种采摘方式，剪切式分离会有一些果梗残留，拧断式分离有可能造成果实表面损伤。为减少果实损伤，采用剪切式分离方式，避免拧断过程中给果实表面造成损伤，导致病菌污染果实。



(a) 剪切式末端执行器 (b) 拧断式末端执行器

图 13 两种采摘方式

Fig. 13 Two picking methods

根据果实生长特点，设计了一种剪切夹持一体化末端执行器，由刀头、电磁铁、树脂外壳等组成，通过机械臂的自定义 I/O 口供电和控制，如图 14 所示。

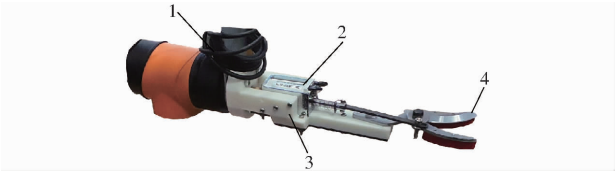


图 14 末端执行器结构图

Fig. 14 Structure diagram of end effector

1. I/O 接口 2. 电磁铁 3. 树脂外壳 4. 刀头

电磁铁通过连杆与刀头连接从而实现刀具的开合，刀具刀片长 120 mm，完成对果梗的剪切。前期通过结合园艺工作者对果树栽培，最终得到的栽培果树果实主要分布在果树外围表面，同时有效减少过密成簇果实的出现，但是柑橘果实生长方向不确定，结合这个问题本文设计的末端夹具口宽度为 47 mm，如图 15 所示，在该范围内小角度倾斜生长柑橘果梗均能被剪切夹持。

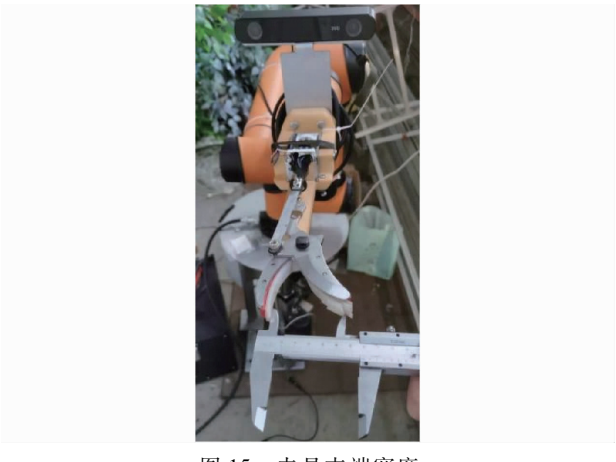


图 15 夹具末端宽度

Fig. 15 Fixture end width

如图 16 所示，部分小角度倾斜生长的果实可以通过末端执行器进行剪切夹持。

在剪切果梗后刀具下方有塑料夹具可以夹持剩



图 16　采摘小角度倾斜果实

Fig. 16　Picking small angle inclined fruit

余果梗，防止果实掉落。两塑料夹具上有波纹形条纹，同时贴有硅胶防滑层，有效增加摩擦力，剪切夹持一体化末端执行器剪切并夹持木制果梗的效果如图 17 所示。

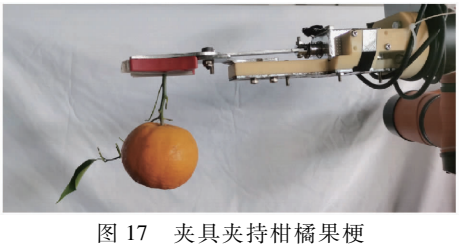


图 17　夹具夹持柑橘果梗

Fig. 17　Clamping citrus stem with clamps

正常柑橘质量为 100 ~ 200 g，如图 18 所示，通过使用拉力测试器拉拽被夹持的柑橘果实测得夹具夹持果梗的最大摩擦力。



图 18　最大摩擦力测试

Fig. 18　Maximum friction test

多次试验结果如表 1 所示，夹具满足重力条件，可以夹持住正常的柑橘。

2　果树模型建立与柑橘识别定位

2.1　柑橘三维模型建立

2.1.1　柑橘树扫描

为实现柑橘果树数字化建模，通过深度相机对柑橘果树连续扫描，采集原始信息，ZED 2 型深度相机基于 TOF 获取深度信息，深度范围为 0.3 ~ 25 m，测量精度为 ±0.01 mm，深度视场最大为 110°（水平方向视角）×90°（垂直方向视角）×120°（对角线视角），内置陀螺仪、加速度计等传感器，姿态漂移为平移 0.35%、旋转 0.005 (°)/m，相机分辨率为 4 416 像素 ×1 242 像素，帧数 15 f/s、3 840 像素 × 1 080 像素，帧数 30 f/s、2 560 像素 ×720 像素，帧数 60 f/s、1 344 像素 ×376 像素，帧数 100 f/s，通过果实定位精度可以达到实际果梗位置与点云模型果梗位置误差在 -20 ~ 20 mm 范围内。扫描过程如图 19 所示。

表 1　果梗摩擦力测试结果

Tab. 1　Fruit stem friction test

柑橘质量/kg	测试拉力/N	最大摩擦力/N	平均最大摩擦力/N
0.157	2.74	4.31	4.335
	2.79	4.36	
0.141	2.71	4.12	4.155
	2.78	4.19	
0.149	2.63	4.12	4.145
	2.68	4.17	
0.165	2.98	4.63	4.65
	3.02	4.67	
0.136	2.53	3.89	3.92
	2.59	3.95	
0.154	2.81	4.35	4.32
	2.75	4.29	

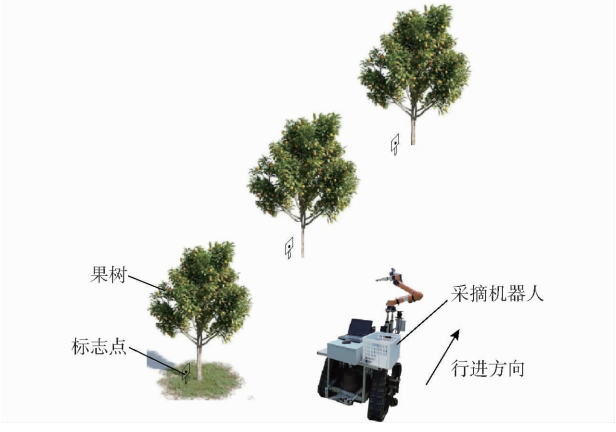


图 19　柑橘果树扫描过程

Fig. 19　Scanning process of citrus fruit tree

采用橙色仿真柑橘果实进行试验，试验前需在每棵树间放置 1 个标志点，间隔 1 ~ 2 m，标志点可进行定位，减少误差。在扫描过程中相机开启数据收集模块和位置跟踪模块，输出相机最近一次开启位置的位姿信息。采用多幅点云图像配准的方法建立果树三维模型，以相机视点中心为基准，相机可以获取视点中心 ±1.5 m 的果树点云图像，截取视点中心部分为配准需求数据，扫描试验中履带车速度 0.2 m/s，相机每 2 s 获取一次点云信息并输出扫描时相机的位置信息。实际扫描过程如图 20 所示。扫描试验时相机距离地面高度为 1.4 m，拍摄角度

向下倾斜 15°。



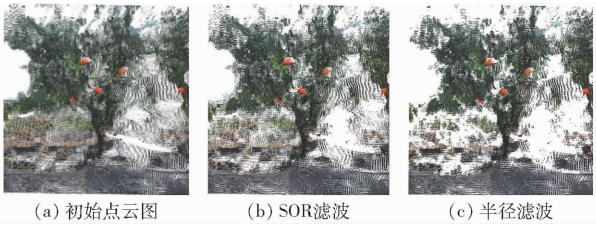
图 20 实际果园扫描试验

Fig. 20 Actual orchard scanning experiment

2.1.2 点云预处理

单幅原始点云图像的点云数量庞大且存在较多的噪声,需要单独对每一幅点云图像进行预处理。以其中一幅点云图像为例,原始点云图像有 2 311 107 组数据,距离阈值分割后点云图像有 1 005 952 组数据。

自然环境下点云扫描后图像中会存在大量的噪声,影响建模精度。通过基于空间分布的去噪算法(Statistical outlier removal,SOR)和半径滤波算法对点云图像进行点云去噪和降低点云密度处理。SOR 滤波器先对点云进行 K 邻域统计分析,计算获取 k 个邻近点的总距离,通过总距离计算噪声离群距离阈值,将阈值之外的点去除。研究设置考虑查询点临近点数为 10,判断离群点的阈值为 1.0。半径滤波以点为中心画球,计算该球内点的平均值,若该平均值大于阈值则保留该点,反之则删除该点,算法主要去除离群点并筛选边缘点,设置半径为 1 mm,临近点集阈值为 3.0。综合上述算法获取滤波点云如图 21 所示,点云滤波处理后点云图像有 737 575 组数据点云,对比距离阈值分割后的初始图像,点云滤波处理减少大量的离群点并有效地降低了点云密度。



(a) 初始点云图 (b) SOR滤波 (c) 半径滤波

图 21 点云预处理

Fig. 21 Point cloud preprocessing

2.1.3 点云配准

采用粗配准和精配准对点云图像进行处理,获取果树模型。粗配准对果树大致位置进行拼接,为精配准提供初始变换矩阵,通过相机的姿态完成粗配准。如图 22 所示,坐标系{C}、{B}、{W}分别表示相机坐标系{C}、机械臂基座标系{B}和世界坐标系{W}。



图 22 坐标系建立

Fig. 22 Establishment of coordinate system

通过相机标定获取参数,可以将相机坐标系{C}下点云坐标转换为世界坐标系{W}下点云坐标。以第 1 幅图为基准,建立全局点云模型坐标系{P},将后续点云图像配准拼接在第 1 幅图像上。以初始相机坐标系{C_1}为基准,假设第 i 次获取点云信息时相机坐标系{C_i}相对于坐标系{C_1}旋转矩阵为 $\boldsymbol{R}_i$,平移矩阵为 $\boldsymbol{T}_i$,则相机坐标系{C_i}获取点 P_i在坐标系{C_1}下转换为 P_{i1}的表达式为

$$\boldsymbol{P}_{i1} = \boldsymbol{R}_i^{-1}(\boldsymbol{P}_i - \boldsymbol{T}_i) \tag{3}$$

果树点云数量较多,几何结构较为复杂,因此通过颜色信息辅助配准的改进 ICP 算法完成精配准[33],利用颜色对迭代矩阵进行加权可以有效地提高点云模型精度和鲁棒性。若点 m、n 分别为基准点云数据集合与待配准点云数据集合中的一点,算法通过找到点 n 对应的最优变换矩阵 $\boldsymbol{T}$ 使其转换为点 m,点 m 位置信息及颜色信息为

$$\boldsymbol{m} = (x_m, y_m, z_m, r_m, g_m, b_m) \tag{4}$$

基于颜色辅助的改进 ICP 算法主要通过 HSV 色彩空间中的色调参数值进行加权辅助,将 RGB 转换为 HSV 色彩空间需将 RGB 归一化为

$$\begin{cases} R' = R/255 \\ G' = G/255 \\ B' = B/255 \end{cases} \tag{5}$$

定义参数

$$\begin{cases} C_{\max} = \max(R', G', B') \\ C_{\min} = \min(R', G', B') \\ \Delta = C_{\max} - C_{\min} \end{cases} \tag{6}$$

计算 HSV 空间参数

$$H=\begin{cases}0^\circ & (\Delta=0)\\ 60^\circ\dfrac{G'-B'}{\Delta} & (C_{\max}=R')\\ 60^\circ\dfrac{B'-R'}{\Delta} & (C_{\max}=G')\\ 60^\circ\dfrac{R'-G'}{\Delta} & (C_{\max}=B')\end{cases} \tag{7}$$

$$V=C_{\max} \tag{8}$$

$$S=\begin{cases}0 & (C_{\max}=0)\\ \dfrac{\Delta}{C_{\max}} & (C_{\max}\neq 0)\end{cases}$$

点 m 转换为 Ca

$$\boldsymbol{m}=(x_m,y_m,z_m,h_m,v_m,s_m) \tag{9}$$

式中　h_m——HSV 颜色空间色调

v_m——HSV 颜色空间明度

s_m——HSV 颜色空间饱和度

为将式(4)中函数建立统一数量级，需要将位置坐标及颜色信息进行归一化，即

$$\begin{cases}x'=\dfrac{x}{\Delta x_a}+0.5\\ y'=\dfrac{y}{\Delta y_a}+0.5\\ z'=\dfrac{z}{\Delta z_a}+0.5\\ h'_m=h_m/h\end{cases} \tag{10}$$

式中　Δx_a——点云分割保留在 x 方向的范围

Δy_a——点云分割保留在 y 方向的范围

Δz_a——点云分割保留在 z 方向的范围

h——最大色调取值

平衡配准中几何参数和颜色参数的权重，并将 $E(T)$ 作为基于颜色辅助的改进 ICP 算法的目标，计算式为

$$E(T)=(1-\sigma)E_C(T)+\sigma E_G(T) \tag{11}$$

式中　$E_C(T)$——颜色项

$E_G(T)$——几何项

σ——平衡加权参数，取 0～1

基于颜色辅助的改进 ICP 算法是基于点对点的 ICP 算法(Point-to-point ICP)进行改进的，几何项与基于点对点的 ICP 算法的目标函数相同。几何项为

$$E_G(T)=\sum_{(m,n)\in K}\left[(m-Tn)n_m\right]^2 \tag{12}$$

式中　K——两点云数据集迭代关系的对应关系

n_m——点 m 的法线

基准点云数据集合中点 m 均为离散函数 $C(m)$，可以从 m 切平面 n_m 方向对图像进行观测，其可表示为一个连续的函数 $C_m(\boldsymbol{u})$，即

$$C_m(\boldsymbol{u})\approx C(\boldsymbol{m})+\boldsymbol{d}_m^{\mathrm{T}}\boldsymbol{u} \tag{13}$$

式中　$\boldsymbol{u}$——从点 m 沿着切平面方向的向量，即 $\boldsymbol{u}\boldsymbol{n}_m=0$

$\boldsymbol{d}_m$——$C_m(\boldsymbol{u})$ 的梯度

定义一个将点 s 投影到点 m 的切平面函数 $f(\boldsymbol{s})$，即

$$f(\boldsymbol{s})=\boldsymbol{s}-\boldsymbol{n}_m(\boldsymbol{s}-\boldsymbol{m})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{n}_m \tag{14}$$

则颜色项是测量点 n 与点 m 在切平面方向投影的色调差值，表达式为

$$E_C(T)=\sum_{(m,n)\in K}(C_m(f(Tn))-C(n))^2 \tag{15}$$

基于相机位姿提供的矩阵作为初始迭代矩阵，设置邻点对的阈值为 1，设置均方误差和小于阈值 10^{-6} 则停止迭代，设置最小转换差距为 10^{-6}，设置 $\sigma=0.5$，点云可视化如图 23 所示。



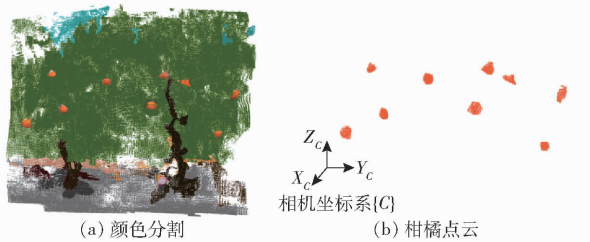
(a) 三维点云模型　　(b) 实际果树

图 23　柑橘果树

Fig. 23　Citrus fruit trees

2.2　柑橘识别与定位

基于颜色信息对柑橘果树生长区域加以分割可以识别柑橘果实，如图 24 所示。



(a) 颜色分割　　(b) 柑橘点云

图 24　柑橘点云获取

Fig. 24　Citrus point cloud acquisition

在获取柑橘点云后需要提取柑橘坐标，而柑橘点云表现的仅为柑橘外表面的一部分，直接对这部分点云求解质心坐标作为柑橘坐标会造成偏差。使用 RANSAC 算法对分割后的柑橘进行空间球体拟合。球面的标准方程为

$$(x-a)^2+(y-b)^2+(z-c)^2=r^2\quad(r>0) \tag{16}$$

该球的球心坐标为 (a,b,c)，半径为 r。通过 RANSAC 算法对柑橘进行球拟合，从点云数据中随机选取能够组成球面模型的最小数目元素并使用该元素计算球面模型的未知参数 a、b、c、r，检验所有柑橘点云中符合该条件的元素所得到的模型，根据柑橘半径设置合适的阈值，超过阈值则为离群点，小于阈值的元素则为内部点。重复这 2 个步骤，包含点云数量最多的球模型则为最后结果。

通过 RANSAC 算法对颜色分割后的柑橘点云完成拟合后,可以得到柑橘球心坐标及其半径,则可以将球心坐标向 z 轴方向偏移 r,得到采摘坐标。

2.3 点云坐标转换

定位获取的基于相机坐标系$\{C\}$下的柑橘点云坐标,需要进行点云坐标转换获取基于采摘机械臂基坐标系$\{B\}$的点云坐标。根据手眼标定获得相机坐标系$\{C\}$相对于机械臂基座标系$\{B\}$的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 和平移矩阵 $\boldsymbol{T}$ 分别为

$$\boldsymbol{R}=\begin{bmatrix}-0.922\,570 & -0.013\,481 & 0.015\,030\\ -0.011\,782 & 0.917\,326 & 0.099\,585\\ -0.016\,395 & 0.099\,370\,0 & -0.917\,279\end{bmatrix} \tag{17}$$

$$\boldsymbol{T}=\begin{bmatrix}-31.282\,459 & 427.215\,595 & 359.882\,425\end{bmatrix} \tag{18}$$

假设相机坐标系获取柑橘位置坐标点 P_1 表示为(x_1,y_1,z_1),半径为 R_1,则基于采摘机械臂基坐标系$\{B\}$的点云坐标 P_3的转换矩阵表达式为

$$(\boldsymbol{P}_3)^{-1}=\boldsymbol{R}(\boldsymbol{P}_1)^{-1}+\boldsymbol{T}^{-1} \tag{19}$$

扫描获取的 10 组柑橘果树坐标合成为一个矩阵 $\boldsymbol{P}$ 为

$$\boldsymbol{P}=\begin{bmatrix}P'_{3,1} & R_1\\ P'_{3,2} & R_2\\ \vdots & \vdots\\ P'_{3,10} & R_{10}\end{bmatrix} \tag{20}$$

矩阵 $\boldsymbol{P}$ 中包含 10 组柑橘果树坐标位姿及果实半径,为采摘试验提供数据基础。

3 柑橘采摘试验

3.1 方案设计

柑橘采摘共设计 10 组试验,每组试验在果树上放置 5 个柑橘,先对 2 棵果树进行扫描然后进行柑橘果实采摘试验。移动平台振动,地面凸凹不平导致的整机抖动等因素都会使得相机的位置传感器产生累计误差,因此柑橘果树建模时相机坐标系与采摘时相机坐标系之间存在偏移,需要获取 2 次试验相机坐标系的偏移量进行偏移补偿。通过对标志点进行识别定位,获取采摘时标志点位置信息,对比扫描时标志点的位置信息,可以获取采摘偏移量。采摘果实时,通过机械臂姿态变换,将果实放入果筐,采摘流程如图 25 所示。

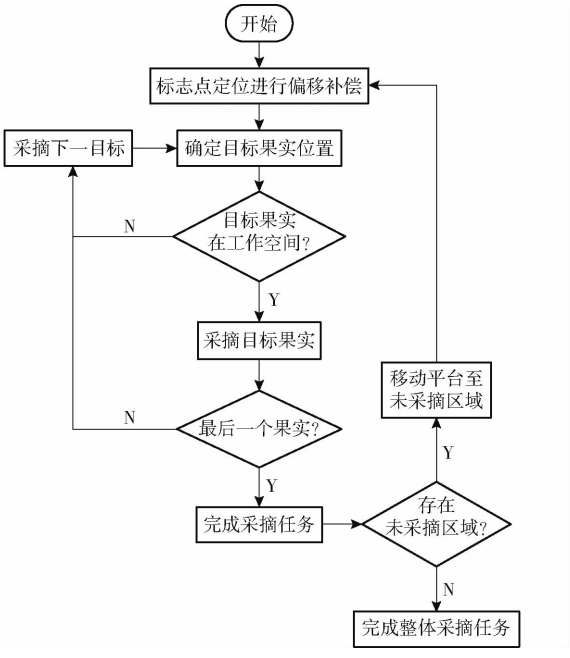


图 25 采摘流程图

Fig. 25 Picking process diagram

3.2 果园自然环境因素分级

与在室内环境进行采摘不同,在自然环境下实际果园中进行采摘作业,需要考虑自然因素的影响,其中光照、风速对采摘精度的影响较大。

ZED 2 型深度相机调节曝光可以适应一定范围内不同强度的光线,但是逆光和侧光也会对成像精度产生影响,因此,本文对光照强度进行分级,可分为低光照(光照强度为 20 ~ 2 000 lx)、正常光照(光照强度为 2 000 ~ 20 000 lx)、高光照(光照强度为 20 000 ~ 40 000 lx)和强光照(光照强度为 40 000 lx 以上)。根据光照强度并结合实际果园采摘情况,光照强度分级如表 2 所示。光照对视觉系统的影响较大,在强光照时视觉系统无法工作。本文在低光照、正常光照和高光照条件下进行采摘试验。

表 2 光照强度分级

Tab. 2 Light intensity classification

光照强度	时段	采摘试验
低光照(光照强度 20 ~ 2 000 lx)	05:30—07:30 18:00—19:30	适宜
正常光照(光照强度 2 000 ~ 20 000 lx)	07:30—09:30 17:00—18:00	适宜
高光照(光照强度 20 000 ~ 40 000 lx)	09:30—11:30 16:00—17:00	不适宜
强光照(光照强度 40 000 lx 以上)	11:30—15:00	无法试验

根据风速并结合实际果园采摘情况,风速分级如表 3 所示。风速对果树的采摘精度影响较大,风速的变化导致的树枝与果实的晃动会影响定位精度,本文在无风、轻风情况下进行采摘试验。

3.3 柑橘采摘规划

通过机械臂姿态变换进行采摘,每次完成采摘后机械臂会将果实放入果筐内,按照柑橘果实 y 轴坐标从小到大的顺序进行采摘。实际单次工作空间

表 3　风速分级

Tab. 3　Wind speed classification

风强度	风速/(m·s^{-1})	树枝晃动情况
无风	0～1.0	基本保持不动
轻风	1.0～2.0	轻微晃动(晃动幅度小于 5 mm)
微风	2.0～5.0	有较大晃动(晃动幅度大于 5 mm,小于 20 mm)

内采摘过程如图 26 所示。

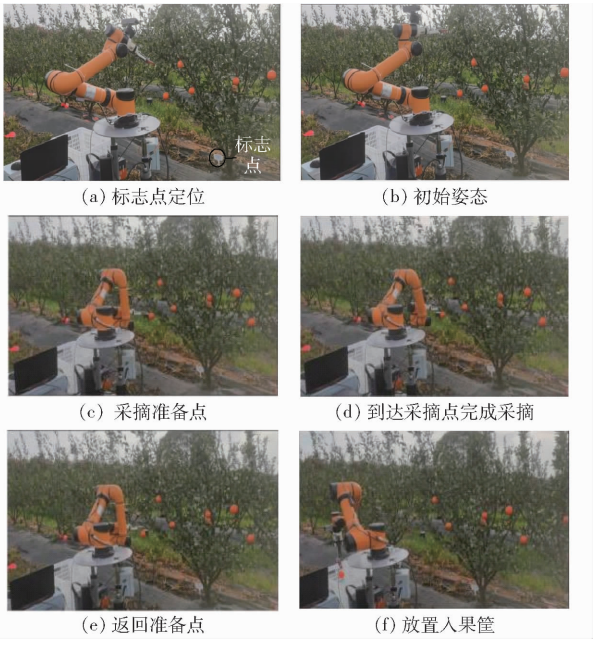


图 26　实际采摘过程

Fig. 26　Actual picking process

首先对标志点进行定位,获取偏差值,然后机械臂还原至初始位姿,接着机械臂运动至采摘准备点,然后机械臂直线运动至采摘点,完成采摘动作,接着机械臂退回至采摘准备点,然后将果实放入果筐,最后重复图 26b～26f,直至采完工作空间内所有果实。

完成采摘后,将移动平台移至未采摘区域,重复工作空间内采摘过程。

3.4　采摘试验

目前采摘机器人可以实现采摘果树外围、无遮挡的果实,果树表面的果实,果实遮挡小于 50% 的果实,果实倾斜生长果梗在剪切夹持一体化末端执行器工作范围内的果实,如图 27 所示。



图 27　采摘机器人可作业柑橘

Fig. 27　Picking robot can work citrus

在实际果园自然环境下进行 10 组采摘试验,其中 5 组在 05:30—09:00 与 17:00—19:00 时间段进行,该时间段为低光照与正常光照条件,另外 5 组在 09:30—11:00 与 16:00—17:00 时间段进行,该时间段为高光照条件,试验共进行 4 d。因为在春天进行试验柑橘树无挂果,针对不同的果树冠层,每组试验在每棵果树上挂 10 个左右的仿真柑橘并进行采摘。记录每次试验每棵果树的果实定位准确率、采摘时间、末端执行器抓取成功率等,果实定位准确率定义为实际果梗位置与点云模型果梗位置误差在 -20～20 mm 范围内即为准确;采摘时间定义为完成 1 棵果树的所有采摘任务后平均采摘每颗果实的时间;末端执行器抓取成功率定义为夹取柑橘果实的成功率。图 28 为某组试验待采摘柑橘果树,其存在遮挡果实与工作空间外果实的情况。果实遮挡超过 50% 则无法通过模型对果实进行识别定位,且采摘机器人不会对工作空间外果实进行采摘。



图 28　柑橘位置示意图

Fig. 28　Citrus location map

采摘前标志点定位时间为 3 s,移动平台从第 1 棵树移动至第 2 棵树时间为 5 s。试验分别记录 2 棵果树的采摘结果,结果表明:低光照与正常光照条件下,平均果实定位准确率为 82.5%,末端执行器抓取成功率为 87.5%,果实采摘最短平均时间为 12.3 s/个;高光照条件下平均果实定位准确率为 72%,末端执行器抓取成功率为 80%,果实采摘最快平均时间为 12.5 s/个。试验第 1 棵果树平均果实定位准确率为 78%,末端执行器抓取成功率为 87%;第 2 棵果树平均果实定位准确率为 76.5%,末端执行器抓取成功率为 80.5%。

4　结论

(1)搭建了一种适用于丘陵矮化栽培果园的柑橘采摘机器人系统,该系统由移动平台、自适应调平平台、采摘系统和视觉系统组成,主要实现丘陵果园中柑橘果树三维建模、果实识别与定位以及剪切夹持一体化采摘等功能。

(2)针对试验果园坡度 0°～20°,设计了一种平衡地形倾角的自适应调平平台,该平台可完成地面倾角 -20°～20°的平衡,响应时间为 0.5 s。

(3)结合果实生长方式和柑橘采摘农艺特点,设计了一种剪切夹持一体化末端执行器,减少了果实在采摘过程中的损伤。

(4)通过视觉系统获取多幅果树点云信息,建立了三维果树模型,对柑橘果实进行了识别和定位,最后进行了柑橘点云坐标的转换。

(5)设计柑橘扫描和采摘试验。在低光照或者无光照条件下平均果实定位准确率为 82.5%,末端执行器抓取成功率为 87.5%,果实采摘最短平均时间为 12.3 s/个。

参 考 文 献

[1] 邓秀新. 中国水果产业供给侧改革与发展趋势[J]. 现代农业装备,2018(4):13 - 16.
DENG Xiuxin. Supply-side reform and development trend of China's fruit industry[J]. Modern Agricultural Equipment, 2018(4): 13 - 16. (in Chinese)

[2] MALEKABADI A J, KHOJASTEHPOUR M, EMADI B. Disparity map computation of tree using stereo vision system and effects of canopy shapes and foliage density[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 156: 627 - 644.

[3] ARGUDO O, CHICA A, ANDUJAR C. Single-picture reconstruction and rendering of trees for plausible vegetation synthesis [J]. Computers & Graphics, 2016, 57: 55 - 67.

[4] LESCOURRET F, MOITRIER N, VALSESIA P, et al. QualiTree, a virtual fruit tree to study the management of fruit quality. I. Model development[J]. Structure and Function,2011,25(3):519 - 530.

[5] DALLABETTA N, COSTA F, GIORDAN M, et al. A 3D digitizing tool to determine fruit quality distribution within the canopy [J]. Acta Horticulturae, 2015(1160): 19 - 25.

[6] 郭彩玲,宗泽,张雪,等. 基于三维点云数据的苹果树冠层几何参数获取[J]. 农业工程学报,2017,33(3):175 - 181.
GUO Cailing, ZONG Ze, ZHANG Xue, et al. Apple tree canopy geometric parameters acquirement based on 3D point clouds [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(3): 175 - 181. (in Chinese)

[7] TANG L Y, HOU C, HUANG H Y, et al. Light interception efficiency analysis based on three-dimensional peach canopy models[J]. Ecological Informatics,2015, 30: 60 - 67.

[8] 吴升,赵春江,郭新宇,等. 基于点云的果树冠层叶片重建方法[J]. 农业工程学报,2017,33(增刊 1):212 - 218.
WU Sheng, ZHAO Chunjiang, GUO Xinyu, et al. Method of fruit tree canopy leaf reconstruction based on point cloud[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(Supp. 1): 212 - 218. (in Chinese)

[9] 唐丽玉,张浩,黄洪宇,等. 基于点云数据的树木三维重建方法改进[J]. 农业机械学报,2017,48(2):186 - 194.
TANG Liyu, ZHANG Hao, HUANG Hongyu, et al. Improved method for 3D reconstruction of tree model based on point cloud data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(2):186 - 194. (in Chinese)

[10] 吴升,温维亮,王传宇,等. 数字果树及其技术体系研究进展[J]. 农业工程学报,2021,37(9):350 - 360.
WU Sheng, WEN Weiliang, WANG Chuanyu, et al. Research progress of digital fruit trees and its technology system[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 350 - 360. (in Chinese)

[11] 吕继东,赵德安,姬伟. 苹果采摘机器人目标果实快速跟踪识别方法[J]. 农业机械学报,2014,45(1):65 - 72.
LÜ Jidong, ZHAO Dean, JI Wei. Fast tracing recognition method of target fruit for apple harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(1):65 - 72. (in Chinese)

[12] SILWAL A, GONGAL A, KARKEE M. Apple identification in field environment with over the row machine vision system[J]. Agricultural Engineering International: CIGR Journal, 2014, 16(4): 66 - 75

[13] 李龙,彭彦昆,李永玉,等. 基于纹理和梯度特征的苹果伤痕与果梗/花萼在线识别[J]. 农业机械学报,2018,49(11):328 - 335.
LI Long, PENG Yankun, LI Yongyu, et al. Online identification of apple scarring and stems/calyxes based on texture and edge gradient features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(11):328 - 335. (in Chinese)

[14] WANG C, ZOU X, TANG Y, et al. Localisation of litchi in an unstructured environment using binocular stereo vision[J]. Biosystems Engineering, 2016, 145: 39 - 51.

[15] JI W, ZHAO D, CHENG F, et al. Automatic recognition vision system guided for apple harvesting robot[J]. Computers & Electrical Engineering, 2012, 38(5): 1186 - 1195.

[16] ALTAHERI H, ALSULAIMAN M, MUHAMMAD G. Date fruit classification for robotic harvesting in a natural environment using deep learning[J]. IEEE Access, 2019, 7: 117115 - 117133.

[17] LIU W. The alexnet-resnet-inception network for classifying fruit images[J]. BioRxiv, 2020,2(9): 941039.

[18] 刘小刚,范诚,李加念,等. 基于卷积神经网络的草莓识别方法[J]. 农业机械学报,2020,51(2):237 - 244.
LIU Xiaogang, FAN Cheng, LI Jianian, et al. Identification method of strawberry based on convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(2):237 - 244. (in Chinese)

[19] 闫彬,樊攀,王美茸,等. 基于改进 YOLO v5m 的采摘机器人苹果采摘方式实时识别[J]. 农业机械学报,2022,53(9):28 - 38,59.
YAN Bin, FAN Pan, WANG Meirong, et al. Real-time apple picking pattern recognition for picking robot based on improved YOLO v5m[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(9):28 - 38,59. (in Chinese)

[20] 于丰华,周传琦,杨鑫,等. 日光温室番茄采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报,2022,53(1):41 - 49.
YU Fenghua, ZHOU Chuanqi, YANG Xin, et al. Design and experiment of tomato picking robot in solar greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(1):41 - 49. (in Chinese)
[21] 李寒,陶涵虓,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.
LI Han, TAO Hanxiao, CUI Lihao, et al. Recognition and localization method of tomato based on SOM - K - means algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(1):23 - 29. (in Chinese)
[22] 张治国. 基于单目视觉的定位系统研究[D]. 武汉:华中科技大学,2009.
ZHANG Zhiguo. Research on monocular vision based positioning system[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2009. (in Chinese)
[23] 张晴晖,孔德肖,李俊萩,等. 基于逆运动学降维求解与 YOLO v4 的果实采摘系统研究[J]. 农业机械学报,2021,52(9):15 - 23.
ZHANG Qinghui, KONG Dexiao, LI Junqiu, et al. Design of fruit picking system based on inverse kinematics dimension reduction and YOLO v4[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(9):15 - 23. (in Chinese)
[24] BARTH R, HEMMING J, HENTEN E. Design of an eye-in-hand sensing and servo control framework for harvesting robotics in dense vegetation[J]. Biosystems Engineering, 2016, 146: 71 - 84.
[25] CHEN M, TANG Y, ZOU X, et al. Three-dimensional perception of orchard banana central stock enhanced by adaptive multi-vision technology[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 174:1 - 13.
[26] CHEN M, TANG Y, ZOU X, et al. High-accuracy multi-camera reconstruction enhanced by adaptive point cloud correction algorithm[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2019, 122: 170 - 183.
[27] GONGAL A, SILWAL A, AMATYA S, et al. Apple crop-load estimation with over-the-row machine vision system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 120: 26 - 35.
[28] TIAN Y, DUAN H, LUO R, et al. Fast recognition and location of target fruit based on depth information[J]. IEEE Access, 2019, 7: 170553 - 170563.
[29] 湖北省农业农村厅. 柑橘轻简化管理树形培育和改造技术规程: DB42/T 1836—2022[S]. 2022.
[30] 华中农业大学. 一种用于南丰蜜橘的露骨更新改造方法: 201910340112.4[P]. 2019 - 07 - 05.
[31] 胡青青,佃袁勇,龚赞,等. 不同栽培模式的纽荷尔脐橙果实品质分析[J]. 华中农业大学学报,2022,41(5):108 - 115.
HU Qingqing, TIAN Yuanyong, GONG Zan, et al. Fruit quality analysis of Newhall navel orange under different cultivation patterns[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2022,41(5):108 - 115. (in Chinese)
[32] ZHOU H, TANG J, ZHOU X, et al. Research on human visual awareness key technology of agricultural picker[J]. Agricultural Mechanization Research, 2023, 6:68 - 75.
[33] PARK J, ZHOU Q Y, KOLTUN V. Colored point cloud registration revisited[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 143 - 152.

(上接第 90 页)

[20] YANG W, XU D, JIN L, et al. Robust model predictive control for linear systems via self-triggered pseudo terminal ingredients[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I. Regular Papers, 2021, 69(3): 1312 - 1322.
[21] ZHANG Z, HE J, ZHENG H, et al. Alternating minimization-based sparse least-squares classifier for accuracy and interpretability improvement of credit risk assessment[J]. International Journal of Information Technology & Decision Making, 2023, 22(1): 537 - 567.
[22] AVERWEG S, SCHWARZ A, SCHWARZ C, et al. 3D modeling of generalized newtonian fluid flow with data assimilation using the least-squares finite element method[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2022, 392: 114668.
[23] ZHUANG Z, TAO H, CHEN Y, et al. Iterative learning control for repetitive tasks with randomly varying trial lengths using successive projection[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2022, 36(5): 1196 - 1215.
[24] SHAHRIARI Z, BERNHARDSSON B, TROENG O. Convergence analysis of iterative learning control using pseudo spectra[J]. International Journal of Control, 2022, 95(1): 269 - 281.
[25] ZHAO X, GENG Y, YUAN C, et al. An unscented Kalman filter-based iterative learning controller for multibody rotating scan optical spacecraft[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2022, 44(12): 2418 - 2433.
[26] 马乐乐. 非线性迭代学习模型预测控制研究[D]. 北京:华北电力大学,2021.
MA Lele. Research on nonlinear iterative learning model predictive control[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2021. (in Chinese)
[27] 王玉刚. 非严格重复系统的迭代学习控制方法研究[D]. 济南:山东大学,2022.
WANG Yugang. Study on iterative learning control methods for non-strictly repetitive systems[D]. Ji'nan: Shandong University, 2022. (in Chinese)