doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.06.002

采摘机器人深度视觉伺服手-眼协调规划研究

金玉成[1]　高　杨[1]　刘继展[1]　胡春华[2]　周　尧[2]　李萍萍[3]

(1.江苏大学现代农业装备与技术教育部重点实验室,镇江 212013;
2.南京林业大学信息科学技术学院,南京 210037;3.南京林业大学生物与环境学院,南京 210037)

摘要:针对现有采摘机器人的识别-采摘精度与效率偏低等问题,开展了采摘机器人深度视觉伺服手-眼协调规划研究。开发了在手 RealSense 深度伺服的小型升降式采摘机器人,进行了采放果的工作空间与姿态分析,针对"眼在手上"模式建立了手-眼协调的坐标变换模型。对采摘机器人提出了基于在手 RealSense 深度伺服的由远及近手眼协调策略,并根据 RealSense 与机械臂参数完成了基于深度视觉的远近景协调关键点间分段动作规划。手眼协调采摘试验表明,末端在 X、Y、Z 方向的平均定位精度为 3.51、2.79、3.35 mm,平均耗时为 19.24 s,其中机械臂从初始位开始采果的平均耗时为 12.04 s,中间识别与运算的平均耗时为 3.82 s,放果动作平均耗时为 7.2 s,机械臂动作耗时占整个环节的 80.2%。该机器人结构和在手 RealSense 深度伺服的手眼协调策略可满足采摘作业需求。

关键词:采摘机器人;深度视觉;手-眼协调;运动规划

中图分类号:TP391　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2021)06-0018-08　　**OSID**:

Hand - Eye Coordination Planning with Deep Visual Servo for Harvesting Robot

JIN Yucheng[1]　GAO Yang[1]　LIU Jizhan[1]　HU Chunhua[2]　ZHOU Yao[2]　LI Pingping[3]

(1. *Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology*, *Ministry of Education*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*
2. *Collge of Information Science and Technology*, *Nanjing Forestry University*, *Nanjing* 210037, *China*
3. *College of Biology and the Environment*, *Nanjing Forestry University*, *Nanjing* 210037, *China*)

Abstract: Aiming at the low precision and efficiency of the fruit identification and harvesting motion of existing harvesting robots, the hand - eye coordination planning with deep visual servo for harvesting robot was carried out. A small lifting harvesting robot with deep visual servo of RealSense-in-hand was developed, which was composed of the autonomous vehicle, lifting bin, electric fork lifter, grip-cut integrated end-effector, and 3-freedom manipulator. The workspace and posture analysis of fruit picking and placing was performed, and the coordinate transformation model of hand - eye coordination was established for the eye-in-hand mode. Based on the depth visual servo of RealSense-in-hand, the far-to-close hand - eye coordination strategy was proposed for the harvesting robot. The canopy detection from a distance, sub-region division and location, close-range fruit accurate identification and positioning were effectively combined, so that the step-by-step visual guidance of the manipulator was realized. According to the parameters of RealSense and the manipulator, the segmented motion planning between far-to-close key points based on depth vision was completed. It was shown in the hand - eye coordinated harvesting test that, the average positioning accuracy of the end-effector in the X, Y and Z directions was 3.51 mm, 2.79 mm and 3.35 mm, respectively. The average time consuming was 19.24 s, which included the motion time of the manipulator from the initial position to picking position (12.04 s), the fruit recognition and computing time (3.82 s), and the fruit placing time (7.2 s). The time of manipulator motion accounted for 80.2% of the whole cycle. Both the robot structure and the hand - eye coordination strategy based on depth visual servo of RealSense-in-hand can meet the needs of fruit harvesting operation.

Key words: harvesting robot; depth vision; hand - eye coordination; motion plan

收稿日期:2021-04-09　修回日期:2021-05-20

基金项目:国家自然科学基金项目(31971795)、江苏大学农业装备学部项目(4111680002)、江苏省优势学科项目(PAPD-2018-87)和江苏省研究生创新基金项目(CXZZ12_0693)

作者简介:金玉成(1981—),男,副研究员,主要从事农业机器人技术研究,E-mail:Mike2004@126.com

通信作者:刘继展(1976—),男,研究员,博士生导师,主要从事农业机器人技术研究,E-mail:liujizhan@163.com

0　引言

“手–眼”协调是果蔬采摘机器人的主体和完成自主采摘作业的关键[1-4]，而植株冠层环境的高度复杂性、果实目标的随机性与差异性，对机器人手–眼系统“感知–动作”的智慧性提出了极大挑战[5]。“Eye-to-Hand”结构首先在采摘机器人领域得到了广泛研究并有力推动了采摘机器人技术的进步，但是外置相机远景探测造成图像内冗余信息过多、目标果实搜寻过程复杂，手眼及果叶相互遮挡问题突出，识别可靠性与视觉定位误差较大[6-7]；“先看后动”的静态割裂方式缺乏对农业非结构化复杂环境和动态变化的适应能力[8-13]；同时其依赖精确手–眼坐标系转换、机器人运动学建模和逆像问题求解，造成机械手误差累积而影响定位精度[2-3,14]。与之相比，“Eye-in-Hand”的“看并动”手眼协调模式中末端对目标的定位可实现持续的视觉反馈和修正，达到实时视觉伺服控制[4,10,14-16]，因而在采摘机器人领域逐渐得到重视。日本、美国、比利时等国面向柑橘[17]、茄子[18-19]、番茄[20]、苹果[21]等开发的采摘机器人系统，都采用了掌心或腕部安装相机的“Eye-in-Hand”配置方案。针对“Eye-in-Hand”的手眼协调控制问题，VAN HENTEN 等[7,22]提出通过掌上相机的位置变换获得两幅图像，进而 3 维重构获得果实的空间位置信息；BARTH 等[14]通过掌上相机以 20 Hz 持续检测果实并计算机械手位姿，驱动末端以速度 0.03 m/s 逼近目标果实，但试验仅实现了二维图像像素位置逼近，而无法实现深度（距离）定位，一个视觉伺服控制周期达到了 45 s。瓦根宁大学的甜椒收获机器采用 CCD 相机在手模式，实验室检测与采摘成功率达 97% 和 79%，但机械采放果路径过长，在运动规划和动作执行上耗费过多时间，单次作业时间高达 106 s[23-24]。MEHTA 等[25]研究发现末端的视觉伺服定位精度约为 15 mm，仅能满足大中型果实的采摘定位需要，同时路径中枝干的存在会影响伺服控制性能甚至会造成末端执行器损坏，而测量噪声对基于高增益的反馈控制效果影响较大。

为实现复杂实际条件下的采摘机器人高效作业，基于 RGB－D 传感器进行“Eye-in-Hand”的手眼协调控制已成为客观需要和研究共识[26-29]。CHEN 等[30]开发了仿人型双臂式番茄采摘机器人，在头部和腕部分别安装 Xtion 和 PrimeSense 传感器，首先由外置 Xtion 获取并引导手臂到达果枝的近位，再由手上 Carmine 完成更细的果实识别定位，但仅通过室内的简化试验证实了其可行性，试验精度不足且未完全实现完全自主的手眼协调控制。澳大利亚昆士兰科技大学 LEHNERT 等[16,31]研究的甜椒采摘机器人，需通过手上 RealSense 与作物行垂直进行水平和竖直移动扫描进而重构建立 3 维点云模型，然后由 RGB－HSV 转换的颜色特征识别出红色甜椒，用深度信息给出植株的位姿估计并引导机械臂抓取和分离果实，试验发现手眼协调完成采摘的耗时达到 35～40 s，效率偏低[31-33]；SORIA 等[34]构建了基于 RealSense SR300 传感器的手–眼系统，首先定位在果枝前拍照确定机械手与苹果植株的相对角度，进而控制机械手沿球面移动进行多视角的点云获取，将多视角点云图像合成获得真实的相对姿态，但尚未进行手眼协调的控制研究。

为此，本文在 RealSense 深度传感器的景深 160～1 200 mm 范围和 160 mm 近景的果实可靠识别[35-36]基础上，结合升降式采摘机器人结构设计与新型手眼配置模式和“远近景”组合的手眼协调控制，进行 RealSense 深度伺服的采摘机器人设计与远近景运动规划，并通过试验进行验证。

1　采摘机器人结构

RealSense 深度伺服小型升降式采摘机器人结构示意图如图 1 所示，由自主移动底盘、剪叉升降机构、抽拉式果箱、3 回转机械臂、夹剪式末端执行器和腕部 RealSense SR300 深度传感器构成。

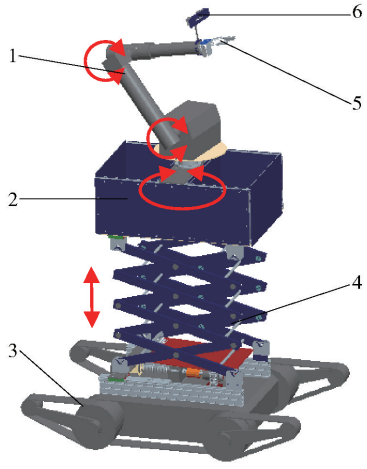


图 1　小型升降式采摘机器人结构示意图

Fig. 1　Structure diagram of small lifting harvesting robot

1. 3 回转机械臂　2. 抽拉式果箱　3. 自主移动底盘　4. 剪叉升降机构　5. 夹剪式末端执行器　6. RealSense SR300 深度传感器

（1）设计了由平置直流电机驱动的多级剪叉升降机构，并设计了弹性辅助启停装置以改善启动性能并实现下降的缓冲，从而有效解决狭小空间通行的底盘小型化与竖直作业的较大升降需要之间的矛盾。

（2）在 2 关节机械臂基础上，设计了剪叉升降

平台上的基座水平伺服回转机构,由大小臂、水平回转与竖直升降组合成为 PRRR 4 自由度机械臂,并将抽拉式果箱安装于升降平台上,在特定高度区域仅由机械臂的 3 回转动作规划即可完成采摘和空中就近放果,大大缩短了周期作业的路径长度、运动规划复杂性和耗时;满足规范化种植下的采摘要求。

(3)针对该少自由度、短路径的“采-放”周期作业,通过机械臂腕部安装 RealSense 深度传感器构成“眼在手上”系统,利用其景深 160 ~ 1 200 mm 和较大视场范围(竖直 55° × 水平 71°)的 1 280 × 720 深度探测特点和在手 RealSense 深度伺服控制,从而保障远近景组合的手-眼协调精准定位。

2 手-眼协调的姿态与坐标

2.1 采放果工作空间与姿态分析

该采摘机器人通过竖直升降与机械臂的 3 自由度回转实现大范围采摘作业,而仅需机械臂的 3 自由度回转实现对空中果箱的放果。升降与回转的末端工作空间与姿态应满足矮化密植或吊蔓栽培的果实采摘需要,同时通过机械臂的关节回转满足将果实安全送入空中果箱的需要。

2.1.1 工作空间分析

根据蒙特卡罗法对机械臂的工作空间进行求解,调用 Matlab 机器人工具箱的 Rand 函数与 Plot 函数,画出机械臂的工作空间点云图。

回转机械臂在升降机构的基础上,可对竖直范围 374 ~ 2 613 mm 分布的果实进行采摘,底盘距植株 400 mm 时的水平方向最大采摘深度为 753 mm,从而满足矮化密植果园冠幅在 1.5 m 内的双侧采摘。

2.1.2 姿态分析

结合机器人的工作空间与果树的尺寸,对采摘机器人采放果姿态进行分析,如图 2 所示。

由图 2 可知,根据果实位置和末端可达性,机器人采果呈现俯摘、平摘、仰摘 3 种不同姿态,同时根据空中抽拉式果箱与机械臂的相对安装关系,放果时机械臂末端放果能到达的姿态为小臂与水平角度范围 70° ~ 110°。

2.2 手-眼协调的坐标变换

对“眼在手上”模式,果实定位需获得果实相对于 RealSense 的位置,进而根据 RealSense 与机械臂的相对安装位置及其运动学方程,获得果实相对于机器人坐标系的位置坐标。

假设由 RealSense SR300 获得的果实位置坐标为 $\boldsymbol{S}_0=(x_0,y_0,z_0)$,则目标果实相对于机器人坐标系的位置 $\boldsymbol{S}_1$ 为

$$\boldsymbol{S}_1=\boldsymbol{S}_0\boldsymbol{M} \tag{1}$$

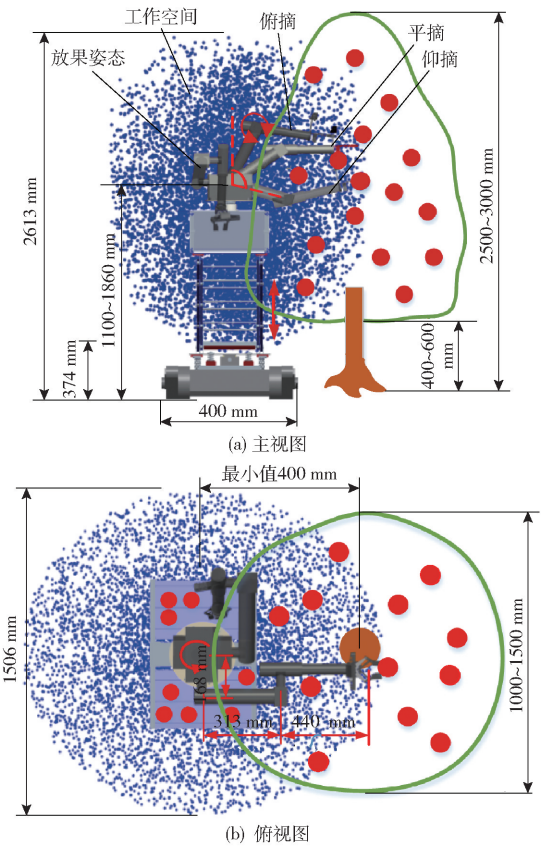


图 2 采摘机器人与果树冠层的关系图

Fig. 2 Diagrams of relationship between harvesting robot and fruit tree canopy

其中

$$\boldsymbol{M}=\begin{bmatrix}1&0&0&0\\0&1&0&0\\0&0&1&0\\0&0&z_0&1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}1&0&0&0\\0&\cos\theta_1&-\sin\theta_1&0\\0&\sin\theta_1&\cos\theta_1&0\\0&0&0&1\end{bmatrix}\cdot\begin{bmatrix}1&0&0&0\\0&1&0&L_1\\0&0&1&L_2\\0&0&0&1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\cos\theta_2&0&\sin\theta_2&0\\0&1&0&0\\-\sin\theta_2&0&\cos\theta_2&0\\0&0&0&1\end{bmatrix}\cdot\begin{bmatrix}1&0&0&0\\0&1&0&L_3\\0&0&1&L_4\\0&0&0&1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}1&0&0&0\\0&1&0&L_4\\0&0&1&0\\0&0&0&1\end{bmatrix}\cdot\begin{bmatrix}\cos\theta_3&0&\sin\theta_3&0\\0&1&0&0\\-\sin\theta_3&0&\cos\theta_3&0\\0&0&0&1\end{bmatrix}\cdot\begin{bmatrix}1&0&0&0\\0&1&0&0\\0&0&1&L_5\\0&0&0&1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}1&0&0&L_6\\0&1&0&0\\0&0&1&0\\0&0&0&1\end{bmatrix} \tag{2}$$

式中 $\boldsymbol{M}$——果实相机坐标与机器人坐标变换矩阵

z_0——多级剪叉升降机构竖直直线位移,mm

θ_1——水平旋转关节角位移，rad

θ_2——机械臂大臂转动角位移，rad

θ_3——小臂转动角位移，rad

$L_1 \sim L_6$——机械臂各杆长及 RealSense 与机械臂的相对安装尺寸

$L_1 \sim L_6$依次为 168、8、313、－100、285、125 mm。

3　基于 RealSense 远近景组合的机械臂运动规划

3.1　基于 RealSense 伺服的远近景手眼协调策略

与 CCD 被动视觉相比，主动深度视觉干扰信息少、受光线影响较小，但是消费级 RGB－D 相机受分辨率和精度影响，只进行一次远景识别定位不能获得果实个体清晰的深度图像且出现较大定位误差。使用 RealSense SR300 作为视觉传感器，可在景深 160～1 200 mm 范围内获得远景的冠层深度与坐标信息，同时可实现 160 mm 超近景和较小视场内有限数量果叶的“大而清”图像获取和可靠识别定位[35－36]。基于 RealSense 将远景的冠层粗探测、子区域划分定位和近景的果实精确识别定位有效结合，实现对机械臂的由粗及细引导和精确定位，并通过路径关键点的分段路径规划和组合以提高“眼在手上”的图像伺服控制实时性和稳定性。

基于 RealSense 伺服的远近景手眼协调动作流程如图 3 所示。*OABCD* 为初始采摘路径；*DBCD* 为周期作业路径。

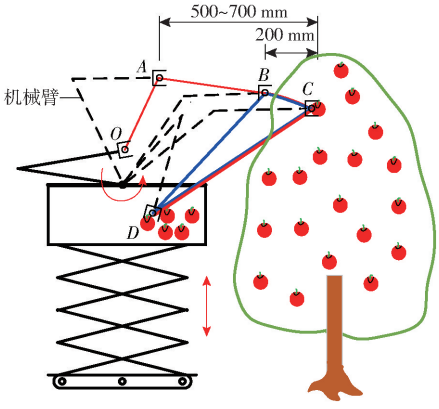


图 3　由远及近手眼动作流程示意图

Fig. 3　Action flow of far-to-close hand－eye motion

（1）机械臂腕部由初始位置 *O* 运动到远景位 *A*，由 RealSense SR300 自远景位 *A* 获得较大树冠区域的深度图和对应坐标信息；根据 RealSense 的竖直和水平视角范围（55°×71°）和目标距离，可获得不同距离的视场范围，进而根据 RealSense SR300 的最佳近景视场范围将远景深度区域划分为若干近景子区域并完成子区域的定位（图 4）。

（2）机械臂依次根据某一近景子区域的坐标，由远景位 *A* 向该子区域近景位 *B* 快速逼近，并在近景位完成对该子区域内果实的近景精确识别定位。

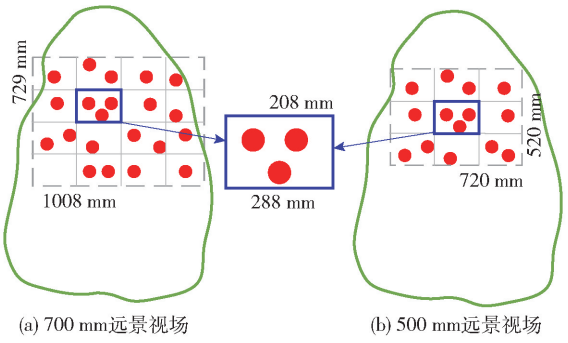


图 4　远景探测的子区域划分

Fig. 4　Subregions segmentation by remote detection

（3）根据近景位的果实识别定位结果，由机械臂将末端执行器向果实 *C* 送进并完成对果实的摘取。

（4）末端由果实位置 *C* 运动到果箱内的放果位 *D*，完成放果作业后返回该子区域的近景位 *B*，对这一子区域的剩余果实进行依次采摘，在采摘点 *C* 完成采摘后送至果箱放果位 *D*。

（5）将该子区域内的果实采摘结束后，依上述流程对下一子区域继续进行采摘放果作业，直至果实采摘完成后，采摘机器人移动至下一远景位进行下一轮循环采摘作业。

在该策略中，RealSense 分别在远景点和近景点两次反馈“粗、细”不同深度信息，引导机械臂由远及近迫近目标并完成采摘。该方法基于有限关键点的深度视觉伺服实现高精度的机械臂引导和连续作业，运算量少，可靠性和稳定性得到有效保证，从而为实现快速高成功率的机器人采摘作业提供保证。

3.2　手眼协调的关键路径点

如图 5 所示，RealSense 视觉传感器安装在机械臂的腕部，在远近景协调策略下分别在远景点与近景点反馈目标深度信息，引导机械臂运动至目标果实采摘。根据机械臂的作业范围，进行 RealSense 远近景最佳探测范围试验，可知 RealSense SR300 的最佳远景探测范围为 500～700 mm，最佳近景识别距离为 200 mm。关键位的设定对机械臂的精确定位非常关键，在每个关键位的手–眼任务如下：

（1）远景位：机械臂距离冠层 500～700 mm 处以水平姿态扫描冠层，顺利获得一定高度远景的完整冠层深度数据，以进行子区域划分。700 mm 处探测区域为 1 008 mm×729 mm，500 mm 处探测区域为 720 mm×520 mm。

（2）近景位：机械臂在确定子区域后，运动至目标子区域的中心点，即为距离子区域 200 mm 处的最佳近景位，仍然以水平姿态作为理想姿态，视觉传感器探测区域为 288 mm×208 mm。

(3)采摘位:机械臂根据目标果实的坐标,经过姿态规划到达采摘位,以水平或俯或仰的姿态进行采摘。

(4)放果位:在双侧果箱的中心点,采摘完成后,机械臂移送果实至放果位。

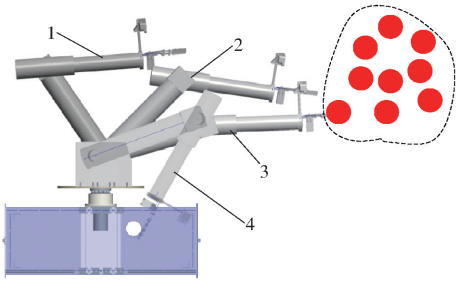


图 5 手眼协调采摘的各关键点姿态

Fig. 5 Posture of key points of hand - eye coordination harvesting

1. 远景位姿 2. 近景位姿 3. 采果位姿 4. 放果位姿

3.3 采放果机械臂作业轨迹分段规划

3.3.1 轨迹规划方法

为实现对机械臂的控制,需要在规划之前给定初始与目标点的机械臂末端的位姿。将机器人在笛卡尔空间的位姿换算为关节角,用函数对关节角拟合进行轨迹描述。关节空间下常用的轨迹插值方法有三次多项式和五次多项式,三次多项式函数只对轨迹上的位置与速度进行约束,为保证机械臂运动的平滑性,还需对关节起停处的加速度进行约束,即使用五次多项式进行轨迹插值。五次多项式插值函数式为

$$\theta(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3 + a_4 t^4 + a_5 t^5 \quad (3)$$

对式(3)进行一阶与二阶求导,可得到机械臂关节角速度时间函数以及加速度时间函数。通过起终点直接选取的各路径点的约束条件可确定线性方程组,从而求解方程各系数。

在设定各关键点并确定直线轨迹后,需在各段轨迹上添加一定的插值点,并对这些插值点进行五次多项式的插值计算,得出插值点的位姿坐标随时间的变化率,即通过插值点描述起点到终点过程末端位姿随时间的变化关系。

3.3.2 分段轨迹规划

机械臂作业轨迹可分为采果与放果两段轨迹,考虑到作业效率与控制难度,从初始位到远景位,以及采果完成后移送至果箱的这两段路径都采用直线轨迹作为本文最短路径规划方案。

从远景位到近景范围、再到果实采摘位的过程,可以理解为机械臂从远景位逼近果实的作业路径。在完成果实采摘后,机械臂再从采摘位将果实移送至果箱,进而回复至远景位。由采摘位再结合远景位的位姿进行逆解,在关节空间内进行轨迹规划后生成关节角、角速度和加速度,使机械臂到达给定位姿(图 6)。

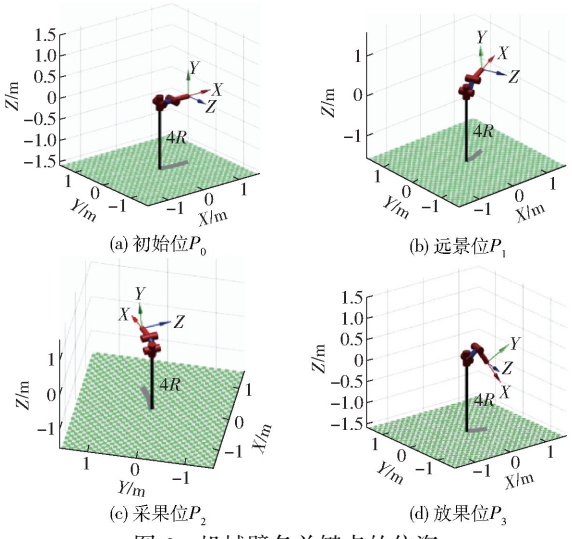


图 6 机械臂各关键点的位姿

Fig. 6 Position/posture of manipulator at each key point

3.3.3 轨迹衔接

从初始位置到远景位,机械臂末端速度在路径两端都为 0,从远景点到近景点过程为快速逼近过程,速度不为 0,而采果位到放果位这段轨迹的两端速度都为 0。根据采摘作业流程与各关键点可知,需对初始位到远景位、远景位到采果位以及采果位到放果位进行三段直线轨迹规划。首先需要将笛卡尔空间内的各关键点坐标转换成关节空间下各转动关节的角度和直动关节(升降)的位置,如表 1 所示。

表 1 关键点坐标与关节参数示例

Tab. 1 Coordinates of key points and joint parameters

关键点	坐标值/mm	关节参数
初始位 P_0	(753, -58,0)	(0 mm,0°,0°,0°)
远景位 P_1	(620.168,341.546, 463.517)	(167 mm,21.6°, 50.4°, -43.2°)
采果位 P_2	(656.038,183.161, 463.517)	(167 mm,32°, 14.4°, -28.8°)
放果位 P_3	(449.559, -341.546, 135.616)	(167 mm, -12°, 43.2°, -101°)

为保证各拟合点直线轨迹的准确性,每 15 mm 选取一个插值点,通过逆解得到各插补点对应的机械臂各关节参数。对各段直线轨迹进行 Matlab 编程仿真,得到 P_0 到 P_1、P_1 到 P_2 以及 P_2 到 P_3 的各段空间直线插补轨迹。

4 样机与试验验证

4.1 样机设计

小型升降式采摘机器人样机如图 7 所示,该样

机主要技术参数与性能指标如表 2 所示。

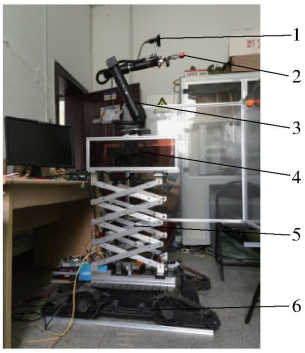


图 7　采摘机器人样机

Fig. 7　Prototype of harvesting robot

1. RealSense SR300 深度传感器　2. 夹剪式末端执行器　3. 3 回转机械臂　4. 抽拉式果箱　5. 剪叉升降机　6. 移动底盘

表 2　样机参数

Tab. 2　Prototype parameters

参数	数值/型式
整机尺寸/(mm × mm × mm)	400 × 550 × 1 100
整机质量/kg	≤50
额定作业功率/W	800
作业高度/m	0. 374 ~ 2. 613
RealSense 探测距离/m	0. 2 ~ 0. 7
导航方式	GPS + SINS 组合导航
控制方式	CAN 总线控制
驱动方式	伺服直流电机驱动

4.2　验证试验

4.2.1　试验材料

如图 8 所示，为方便采摘机器人精度试验的检测，将定制的两块 1 m × 1 m、间隔尺寸为 2 mm 的透明刻度板通过铝型材搭建成直角坐标系的坐标检测装置，并在机械臂腕部安装激光笔。

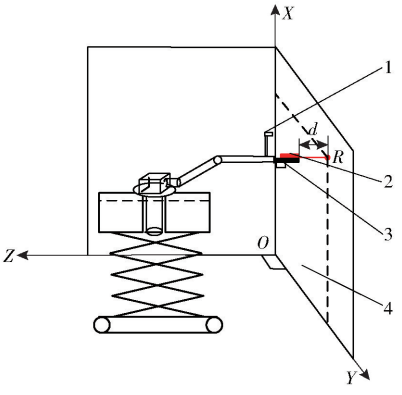
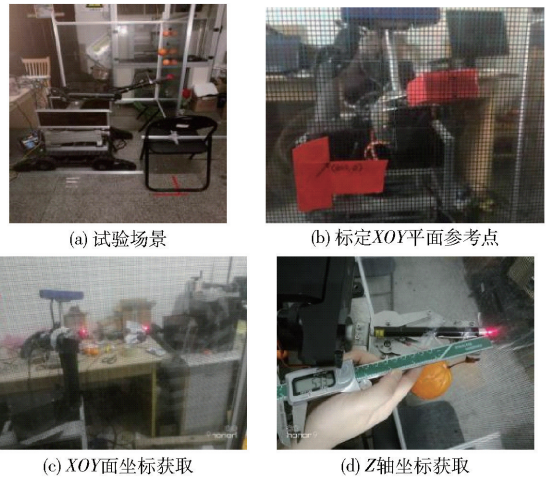


图 8　测量系统示意图

Fig. 8　Schematic of measurement system

1. RealSense SR300 深度传感器　2. 激光笔　3. 夹剪式末端执行器　4. 坐标检测装置

调整并确定机械臂的初始位置，RealSense 相机深度方向作为 Z 轴，测量机械臂初始位置在高度方向即 X 方向为 800 mm，腰部旋转关节中心线为 Y 方向，在网格刻度板上记录下相对于 XOY 平面为(800 mm,0,0)的参考点(图 9b)。之后每次测量末端坐标的 X、Y 坐标都通过坐标点相对于该参考点的读数，而 Z 方向可通过游标卡尺测量，从而得出采摘机器人末端的实际坐标。



(a) 试验场景　(b) 标定XOY平面参考点

(c) XOY面坐标获取　(d) Z轴坐标获取

图 9　室内试验

Fig. 9　Testing in laboratory

4.2.2　试验方法

(1)采摘机器人底盘固定不动，调整机械臂至初始位置，在 Z 方向的透明刻度板上固定若干塑料柑橘果实，将果实中心点作为目标点，并根据刻度记录果实的实际坐标。

(2)应用基于 RealSense 伺服的远近景手眼协调策略和采放果机械臂作业轨迹分段规划，执行不同关键位的和各关键位之间的手–眼任务，完成单周期的果实采–放。

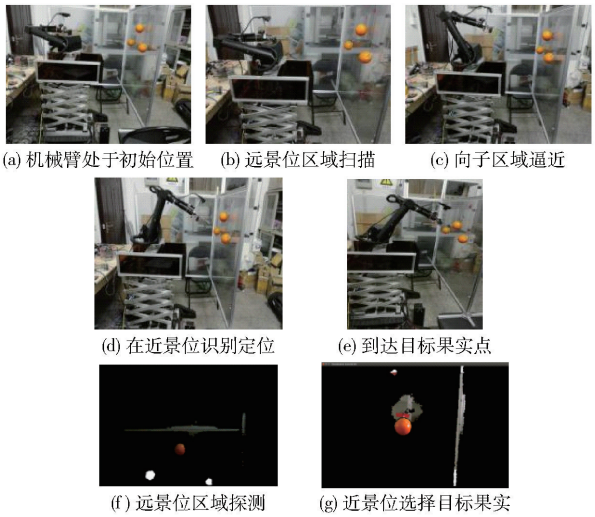
(3)调整铝型材框架与机器人基坐标系在 Z 方向的距离，并在不同的 Z_1、Z_2、…、Z_n 平面改变果实的位置，对不同位置果实自主执行手眼协调的果实采–放动作。

(4)根据激光笔在刻度板上的 Mark 点读取每次末端在 XOY 面的投影坐标(图 9c)，由游标卡尺测量末端与刻度板的距离(图 9d)，结合刻度板在机器人基坐标系中 Z 方向的距离，得到末端在 Z 轴的坐标值。同时运行过程中用 DV 摄像机摄像，用视频编辑软件截取机械臂运动的视频片段，得到其运行时间。

4.2.3　试验结果分析

采摘机器人由远及近手眼协调动作的过程如图 10 所示。末端实际到达的坐标点测量值与相应耗时如表 3 所示。

由表 3 可知，在 RealSense 信息反馈的远近景协调策略下，机器人在 X、Y、Z 方向的平均误差分别为 3. 51、2. 79、3. 35 mm。采摘作业耗时随果实距离的



(a) 机械臂处于初始位置 (b) 远景位区域扫描 (c) 向子区域逼近

(d) 在近景位识别定位 (e) 到达目标果实点

(f) 远景位区域探测 (g) 近景位选择目标果实

图 10 不同深度的视觉伺服精度试验

Fig. 10 Test of visual servo accuracy at different depths

增加而增加,平均耗时为 19.24 s,其中机械臂从初始位到采果动作的平均耗时为 12.04 s,中间识别与运算的平均耗时为 3.82 s,而放果动作平均耗时为 7.2 s,机械臂动作耗时占整个环节的 80.2%。该手眼协调动作精度基本满足采摘要求,达到了较好的采摘精度及效率的综合效果。但是,其精度、效率仍然有较大的提升可能。本自主开发的机器人各关节存在一定误差,特别是 3 回转机械臂各关节之间存在一定间隙,经测试静止状态下机械臂的最大间隙为(2.8,2.2,2.5) mm,大约占实际定位误差的 80%,通过优化可以显著提高机器人手眼协调动作精度。试验采取间隔 15 mm 插值计算机械臂路径,机械臂实际到达精度会随着插值点间隔的减小而提高,同时机器人计算能力的提升将使识别定位、插值计算时间进一步减小。

表 3 末端位置坐标测量结果

Tab. 3 Measurement results of end-effector position

试验号	目标点实际坐标/mm	远近景引导末端坐标/mm	远近景坐标误差/mm	耗时/s
1	(860,60,700)	(856,58.45,697.9)	(-3.42,-1.55,-2.1)	21.02
2	(860,-60,700)	(862.5,-66.82,704)	(2.5,-4.32,-4)	20.89
3	(900,200,650)	(904,202.76,646.17)	(4,2.76,-3.83)	20.64
4	(900,-200,650)	(902,-192,659.02)	(2,-8,9.2)	20.19
5	(1 100,200,600)	(1 098.4,203,598)	(-1.6,3,-2)	20.48
6	(1 100,-200,600)	(1 096.73,-203.9,602.23)	(-3.27,-3.9,2.23)	19.56
7	(1 100,200,550)	(1 104,201.89,546.5)	(4,1.89,-3.5)	19.16
8	(1 100,-200,550)	(1 104.5,-196.67,552.76)	(4.5,3.33,2.76)	18.91
9	(1 200,-150,500)	(1 196,-152,504.8)	(-4,-2,4.8)	18.52
10	(1 200,150,500)	(1 203,147,496)	(3,-3,-4)	18.17
11	(1 200,200,200)	(1 204.83,201,197.6)	(4.83,1,-2.4)	16.86
12	(1 200,-200,200)	(1 195,-199.24,188.67)	(-5,0.76,-1.38)	16.43

5 结论

(1)设计了在手 RealSense 深度伺服的小型升降式采摘机器人,建立了手–眼协调的姿态与坐标关系。

(2)采用眼在手上的手眼协调方式,对采摘机器人提出了基于在手 RealSense 深度伺服的由远及近手眼协调策略,并完成了基于深度视觉和远近景协调策略的作业流程及运动规划。

(3)进行了手眼协调采摘试验,结果表明末端在 X、Y、Z 方向平均定位精度为 3.51、2.79、3.35 mm,平均耗时为 19.24 s,其中机械臂从初始位开始采果的平均耗时为 12.04 s,中间识别与运算的平均耗时为 3.82 s,放果动作平均耗时为 7.2 s,机械臂动作耗时占整个环节的 80.2%。

(4)该机器人结构和在手 RealSense 深度伺服的手眼协调策略可满足采摘作业需求,同时关节精度的提高和路径插值计算的优化可进一步提升手眼协调的精度和效率。

参 考 文 献

[1] 苑进. 选择性收获机器人技术研究进展与分析[J/OL]. 农业机械学报, 2020,51(9):1-17.
YUAN Jin. Research progress analysis of robotics selective harvesting technologies[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(9):1-17. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20200901&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.09.001. (in Chinese)

[2] HAYASHI S, GANNO K, ISHII Y. Visual feedback guidance of manipulator for eggplant harvesting using fuzzy logic [J]. Shokubutsu Kojo Gakkaishi, 2000, 12(2): 83-92.

[3] CORKE P I. Visual control of robots: high-performance visual servoing[M]. Taunton, UK:Research Studies Press, 1996.

[4] ZHAO Y, GONG L, HUANG Y, et al. A review of key techniques of vision-based control for harvesting robot [J]. Computers

& Electronics in Agriculture, 2016, 127: 311 – 323.
[5] 刘继展. 温室采摘机器人技术研究进展分析[J/OL]. 农业机械学报, 2017,48(12):1 – 18.
LIU Jizhan. Research progress analysis of robotic harvesting technologies in greenhouse[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(12):1 – 18. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag =1&file_no =20171201&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.12.001. (in Chinese)
[6] LIPPIELLO V, SICILIANO B, VILLANI L. Eye-in-hand/eye-to-hand multi-camera visual servoing [C]// Proceedings of European Control Conference Cdc-Ecc, IEEE Conference on Decision and Control, 2005: 5354 – 5359.
[7] VAN HENTEN E J, HEMMING J, VAN TUIJL B, et al. An autonomous robot for harvesting cucumbers in greenhouses [J]. Autonomous Robots, 2002, 13(3): 241 – 258.
[8] 宁志刚,程辉,杨恒,等. 采摘机器人扰动状态下柑橘动态识别[J]. 江苏大学学报(自然科学版),2015,36(1):53 – 58.
NING Zhigang, CHENG Hui, YANG Heng, et al. Dynamic recognition of osalloting orange for havesting robot[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2015,36(1):53 – 58. (in Chinese)
[9] MISIMI E, EILERTSEN A, MATHIASSEN J R, et al. GRIBBOT-Robotic 3D vision-guided harvesting of chicken fillets [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2016, 121: 84 – 100.
[10] MEHTA S S, MACKUNIS W, BURKS T F. Robust visual servo control in the presence of fruit motion for robotic citrus harvesting [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2016, 123: 362 – 375.
[11] 熊俊涛, 邹湘军, 彭红星, 等. 扰动柑橘采摘的实时识别与采摘点确定技术[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(8): 38 – 43.
XIONG Juntao, ZOU Xiangjun, PENG Hongxing, et al. Real-time identification and picking point localization of disturbance citrus picking[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(8): 38 – 43. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20140807&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.08.007. (in Chinese)
[12] 李国利, 姬长英, 顾宝兴. 基于单目视觉与超声检测的振荡果实采摘识别与定位[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(11): 1 – 8.
LI Guoli, JI Changying, GU Baoxing. Recognition and location of oscillating fruit based on monocular vision and ultrasonic testing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11): 1 – 8. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20151101&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.11.001 (in Chinese)
[13] 吕继东, 赵德安, 姬伟, 等. 采摘机器人振荡果实动态识别[J/OL]. 农业机械学报, 2012, 43(5): 173 – 178.
LÜ Jizong, ZHAO Dean, JI Wei, et al. Dynamic recognition of oscillating fruit for harvesting robot[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(5): 173 – 178. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20120530&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.05.030. (in Chinese)
[14] BARTH R, HEMMING J, HENTEN E J V. Design of an eye-in-hand sensing and servo control framework for harvesting robotics in dense vegetation [J]. Biosystems Engineering, 2016, 146: 71 – 84.
[15] ZHAO D A , LV J D, JI W, et al. Design and control of an apple harvesting robot [J]. Biosystems Engineering, 2011, 110(2): 112 – 122.
[16] LEHNERT C, SA I, MCCOOL C, et al. Sweet pepper pose detection and grasping for automated crop harvesting[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2016: 2428 – 2434.
[17] 近藤直. 门田充司, 野口伸. 农业机器人(2)机构与实例[M]. 孙明, 李民赞,译. 北京:中国农业大学出版社, 2009.
[18] HAYASHI S, GANNO K, ISHII Y, et al. Robotic harvesting system for eggplants [J]. Japan Agricultural Research Quarterly: JARQ, 2002, 36(3): 163 – 168.
[19] 林茂彦, 雁野勝宣, 石井征亜, 等. Development of a harvesting end-effector for eggplants [J]. 植物工場学会誌, 2001, 13(2): 97 – 103.
[20] LING P, EHSANI R, TING K, et al. Sensing and end-effector for a robotic tomato harvester[C]//Proceedings of the ASAE Annual Meeting Paper, 2004: 1 – 12.
[21] BAETEN J, DONN K, BOEDRIJ S, et al. Autonomous fruit picking machine: a robotic apple harvester[M]//LAUGIER C, SIEGWART R. Springer tracts in advanced robotics: field and service robotics. Springer, Berlin, Heidelberg, 2008: 531 – 539.
[22] VAN HENTEN E, VAN TUIJL B V, HEMMING J, et al. Field test of an autonomous cucumber picking robot [J]. Biosystems Engineering, 2003, 86(3): 305 – 313.
[23] SCHÜTZ C, PFAFF J, BAUR J, et al. A modular robot system for agricultural applications[C]//Proceedings International Conference of Agricultural Engineering, 2014:1 – 8.
[24] HEMMING J, BAC C W, TUIJL J V, et al. A robot for harvesting sweet-pepper in greenhouses[C]//International Conference of Agricultural Engineering, 2014:6 – 10.
[25] MEHTA S S, BURKS T F. Vision-based control of robotic manipulator for citrus harvesting [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2014, 102: 146 – 158.
[26] ALENY G, FOIX S, TORRAS C. Using ToF and RGBD cameras for 3D robot perception and manipulation in human environments[J]. Intelligent Service Robotics, 2014, 7(4): 211 – 220.
[27] NGUYEN T T, VANDEVOORDE K, WOUTERS N, et al. Detection of red and bicoloured apples on tree with an RGB – D camera[J]. Biosystems Engineering, 2016, 146: 33 – 44.

(下转第 42 页)

networks[J]. Information Technology and Network Security, 2018, 37(1): 70 - 75. (in Chinese)
[16] ISLAM R U, HOSSAIN M S, ANDERSSON K. A novel anomaly detection algorithm for sensor data under uncertainty[J]. Soft Computing, 2018, 22(5): 1623 - 1639.
[17] YUAN H, ZHAO X, YU L. A distributed Bayesian algorithm for data fault detection in wireless sensor networks[C]//2015 International Conference on Information Networking (ICOIN). IEEE, 2015: 63 - 68.
[18] DING X, WANG H, SU J, et al. Cleanits: a data cleaning system for industrial time series[J]. Proceedings of the VLDB Endowment, 2019, 12(12):1786 - 1789.
[19] ZHANG A, SONG S, WANG J, et al. Time series data cleaning: from anomaly detection to anomaly repairing[J]. Proceedings of the VLDB Endowment, 2017, 10(10): 1046 - 1057.
[20] SONG S, ZHANG A, WANG J, et al. Screen: stream data cleaning under speed constraints[C]//Proceedings of the 2015 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, 2015: 827 - 841.
[21] 金翰伟. 基于 Spark 的大数据清洗框架设计与实现[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.
JIN Hanwei. Bigdata cleaning framework design and implementation based on Spark[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016. (in Chinese)
[22] 李志鹏. 基于 Spark 的可定义规则数据清洗系统的设计与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
LI Zhipeng. Design and implementation of a data cleaning system with definable rules based on Spark[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019. (in Chinese)
[23] QU Z Y, WANG Y W, WANG C, et al. A data cleaning model for electric power big data based on Spark framework[J]. International Journal of Database Theory and Application, 2016, 9(3): 137 - 150.
[24] KEOGH E, CHU S, HART D, et al. An online algorithm for segmenting time series[C]//Proceedings 2001 IEEE International Conference on Data Mining. IEEE, 2001: 289 - 296.
[25] CHU X, ILYAS I F, PAPOTTI P. Holistic data cleaning: putting violations into context[C]//2013 IEEE 29th International Conference on Data Engineering (ICDE). IEEE, 2013: 458 - 469.

(上接第 25 页)

[28] MIŠEIKIS J, GLETTE K, ELLE O J, et al. Multi 3D camera mapping for predictive and reflexive robot manipulator trajectory estimation[C]//IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, 2016: 1 - 8.
[29] ALENY G, FOIX S, TORRAS C. ToF cameras for active vision in robotics[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2014, 218: 10 - 22.
[30] CHEN X, CHAUDHARY K, TANAKA Y, et al. Reasoning-based vision recognition for agricultural humanoid robot toward tomato harvesting[C]//Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2015: 6487 - 6494.
[31] LEHNERT C, ENGLISH A, MCCOOL C, et al. Autonomous sweet pepper harvesting for protected cropping systems[J]. IEEE Robotics & Automation Letters, 2017, 2(2): 872 - 879.
[32] SA I, LEHNERT C, ENGLISH A, et al. Peduncle detection of sweet pepper for autonomous crop harvesting-combined colour and 3D information[J]. IEEE Robotics & Automation Letters, 2017, 2(2): 765 - 772.
[33] LEHNERT C, MCCOOL C, PEREZ T. Lessons learnt from field trials of a robotic sweet pepper harvester[J]. arXiv preprint arXiv:1706.06203, 2017.
[34] SORIA P R, SUKKAR F, MARTENS W, et al. Multi-view probabilistic segmentation of pome fruit with a low-cost RGB - D camera[C]//Proceedings of the Iberian Robotics Conference, 2017:320 - 331.
[35] 刘继展, 朱新新, 袁妍. 枝上柑橘果实深度球截线识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2017,48(10): 32 - 39.
LIU Jizhan, ZHU Xinxin, YUAN Yan. Depth-sphere transversal method for on-branch citrus fruit recognition[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(10): 32 - 39. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20171004&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.10.004. (in Chinese)
[36] LIU J Z, YUAN Y. Experiments and analysis of close-shot identification of on-branch citrus fruit with RealSense[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1510.