

基于视触觉感知的番茄尺寸和姿态解析方法

马锒宏^{1,2} 谭 励¹ 曾 伟¹ 贺磊盈^{1,2} 杜小强^{1,3}

(1. 浙江理工大学机械工程学院, 杭州 310018; 2. 浙江省种植装备技术重点实验室, 杭州 310018;

3. 农业农村部东南丘陵山地农业装备重点实验室(部省共建), 杭州 310018)

摘要: 针对传统农业机器人抓取过程中视觉识别番茄果实尺寸和姿态存在枝叶遮挡的问题,提出了一种基于视触觉感知的番茄尺寸和姿态解析方法。在果实抓取过程中通过视触觉传感器得到果实外轮廓接触局部点云信息,然后通过相机参数标定以及各手指关节变换矩阵,将不同传感器坐标系下的点云信息变换到同一基坐标系下,进而通过点云改进 PCA 算法和 ICP 算法解析抓取果实的尺寸和姿态信息。为了评估所提出解析方法的性能,在实验室环境下进行了番茄尺寸和姿态检测试验。通过游标卡尺测量和深度相机扫描分别获得番茄果实尺寸和姿态的真实值,并与本文方法解析结果进行对比。检测试验结果表明,本文方法获得的番茄横向尺寸和纵向尺寸平均相对误差分别为 8.66% 和 11.08%,番茄果轴与视场投影面的水平夹角和垂直偏转角平均相对误差分别为 10.03% 和 14.02%。本文方法解析的番茄果实尺寸与姿态信息,可应用于番茄果实抓取过程中的姿态调控,从而提高番茄果实抓取采摘的可靠性。

关键词: 番茄采摘; 视触觉传感器; 尺寸与姿态解析; PCL 点云库; 改进 PCA 算法; ICP 算法

中图分类号: TP391.4; S24

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)01-0223-10

OSID:



Analytical Method and Evaluation of Tomato Size and Posture Based on Visual and Tactile Perception

MA Zenghong^{1,2} TAN Li¹ ZENG Wei¹ HE Leiying^{1,2} DU Xiaoqiang^{1,3}

(1. School of Mechanical Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China

2. Zhejiang Key Laboratory of Transplanting Equipment and Technology, Hangzhou 310018, China

3. Key Laboratory of Agricultural Equipment for Hilly and Mountainous Areas in Southeastern China

(Co-construction by Ministry and Province), Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In order to solve the problem that the branches and leaves were obscured in the visual recognition of tomato fruit size and posture during the grasping process of traditional agricultural robots, a method of tomato size and posture analysis based on visual and tactile perception was proposed. In the process of fruit grasping, the local point cloud information of fruit contour contact was obtained by visual and tactile sensors, and then the point cloud information under different sensor coordinate systems was transformed to the same base coordinate system by camera parameter calibration and finger joint transformation matrix, and then the size and posture information of fruit was analyzed by point cloud improved PCA algorithm and ICP algorithm. In order to evaluate the performance of the proposed analytical method, tomato size and posture tests were performed in the laboratory environment. The real values of tomato fruit size and posture were obtained by vernier caliper measurement and depth camera scanning, and compared with the presented analytical results. The test results showed that the average errors of transverse and longitudinal dimensions of tomato obtained by this method were 8.66% and 11.08%, and the average errors of horizontal angle and vertical deflection angle of tomato fruit axis and projection plane were 10.03% and 14.02%. The size and posture information of tomato fruit analyzed by the proposed method can be applied to the posture regulation of tomato fruit grasping process, so as to

收稿日期: 2023-06-18 修回日期: 2023-09-05

基金项目: 浙江省基础公益研究项目(LGN22C130006)、国家自然科学基金项目(31971798)、国家重点研发计划项目(2022YFD2202103)、

浙江省“领雁”研发攻关计划项目(2023C02049、2022C02057)和浙江省“三农九方”科技协作计划项目(2022SNJF017)

作者简介: 马锒宏(1986—),男,副教授,博士,主要从事农业机器人研究,E-mail: mzhsss@126.com

通信作者: 杜小强(1978—),男,教授,博士,主要从事智能农业设备和机械系统设计研究,E-mail: xqiangdu@zstu.edu.cn

improve the reliability of tomato fruit grasping and picking.
Key words: tomato picking; visual and tactile sensor; evaluation of size and posture; PCL point cloud library; improved PCA algorithm; ICP algorithm

0 引言

番茄作为一种高营养价值的作物^[1],在世界各地广泛种植,目前番茄采摘作业需要人工完成。然而随着城乡人口转型和老龄化问题加剧,使得农业劳动人口进一步减少,劳动力成本进一步上升。因此,实现机器人代替人工的智能采摘是未来发展方向^[2-6]。

国内外采摘机器人研究的主要思路是检测目标果实位姿,引导末端抓手运动到目标果实位置^[7-10],并进行抓取-断柄-装箱作业。因此获取目标果实的尺寸、姿态等信息是实现智能采摘的关键技术,也是实现可靠稳定采摘的重要保证。

近年来,视觉识别、图像处理等方法被广泛应用于果蔬尺寸和姿态信息获取中^[11-16]。WANG 等^[17]提出了一种基于 Kinect 深度相机的 2.5 维点云信息的水果自动测量方案。先通过深度相机获得了表面点云,再将表面点云旋转到同一坐标系,并通过迭代最近点算法获得整个水果模型。KANG 等^[18]提出了一种基于深度学习的苹果自主采摘视觉方法。先通过 RGB-D 相机获取果实原始图像,再对图像进行果实检测和实例分割,最后用 PointNet 抓取网络处理深度信息和果实识别结果,得出每个果实的姿态。LING 等^[19]研发了一种使用双目视觉传感器的双臂番茄采摘机器人。通过提出一种结合 AdaBoost 分类器和颜色分析的算法对番茄进行检测,然后利用从立体相机获取的点云在仿真环境中快速重建三维场景,最后通过双臂运动实时控制实现对番茄的采摘。尽管在智能采摘方面已经有了很多尝试,但是到目前为止,还没有建立完全可行的大规模商业应用方案。

综合分析,果实精准识别与定位是采摘成功的关键基础,目前果实识别与定位主要采用视觉检测系统,然而在复杂非结构农业作业环境中,受自然光照条件变化和枝叶遮挡等因素影响,仅通过视觉系统检测果实尺寸和姿态,其精确性和可靠性都有待进一步提高。在这种情况下,触觉感知能够有效补充提供目标果实尺寸、姿态、外表属性等信息^[20-28],可以有效地提高农业机器人在非结构化作业环境中的感知和识别能力,从而实现准确无损抓取。

针对采摘机器人在采摘作业过程中难以获取果实尺寸、姿态等信息,从而出现抓取损伤、抓取滑落

等问题,本文提出一种基于视触觉感知的番茄尺寸和姿态解析方法。采用设计的采摘末端手搭载视触觉传感器进行点云获取,然后通过相机参数标定和多传感器坐标转换,将各视触觉传感器上的点云变换到同一基坐标系下。再使用改进 PCA 算法^[29]和 ICP 算法将变换后的点云与番茄模板点云进行匹配解析,进而得到被抓取番茄的姿态信息和尺寸信息,以期调控末端执行器的抓取姿态提供数据来源。

1 材料与方法

1.1 视触觉传感器

视触觉传感器总体结构示意图如图 1 所示。当传感器的弹性体与番茄果实接触时,弹性体会产生变形,此时微型相机可以采集到弹性体变形图像,并以图像或视频流的方式传输到计算机端。通过对图像进行处理,进而获得弹性体内嵌标记点的三维位移。

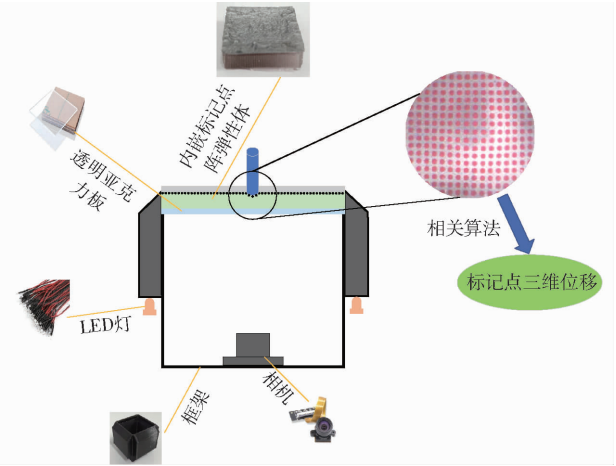


图 1 视触觉传感器总体结构

Fig. 1 Overall structure of visual and tactile sensor

弹性体是本试验采用的视触觉传感器的关键组成部分,由 2 层组成,其结构示意图如图 2 所示。第 1 层为透明的弹性体,其上表面为红色的标记点阵列;第 2 层为非透明的弹性体,与第 1 层弹性体紧密粘合,其作用在于避免视触觉传感器受外界环境因素干扰。

由此所制备出的视触觉传感器样机如图 3 所示。视触觉传感器主要由具有内嵌红色标记点阵列的弹性体、透明亚克力板、框架、微型相机、LED 灯组成。

亚克力板主要用于支撑弹性体,同时为了可以清晰地采集到弹性体变形图像。视触觉传感器的框

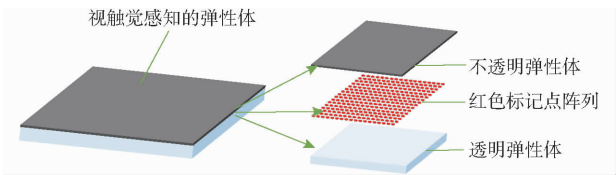


图 2 视触觉感知的弹性体结构示意图
Fig. 2 Schematic of elastomer structure for visual and tactile perception

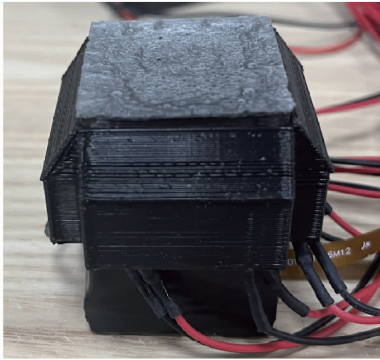


图 3 视触觉传感器样机

Fig. 3 Prototype of visual and tactile sensor

架通过 3D 打印制作而成,微型相机主要用于采集弹性体的变形图像。由于视触觉传感器整体为一个密闭结构,其内部为一个黑暗环境,所以需要 LED 灯提供照明,从而使微型相机能够清晰采集到弹性体变形图像。

1.2 搭载视触觉感知的末端抓手

为获取番茄点云数据,使用设计的采摘末端手搭载视触觉传感器进行抓取,设计的采摘末端手结构示意图如图 4 所示。采摘末端手的每根手指通过钢丝绳进行驱动,向下拉动钢丝绳可以使手指发生转动,进而实现抓取操作。采摘末端手的每根手指由 2 个指节(指节 1、指节 2)组成并通过弹性硅胶连接,每个指节上均装有一个视触觉传感器,当向下拉动钢丝绳时,由于弹性硅胶的约束,指节 2 很难向内弯曲,从而指节 1 和指节 2 将作为一个整体进行转动。当指节 1 与番茄接触时,由于番茄的阻碍,指节 1 将不能继续转动。继续向下拉动钢丝绳将克服弹性硅胶的约束从而使得指节 2 向内进行弯曲,最终完成对番茄的包络抓取操作。当松开钢丝绳时,手指的 2 个指节分别在扭簧和弹性硅胶的弹力作用下恢复到初始抓取状态。由此所设计出的番茄采摘末端手的样机如图 5 所示。采摘末端手利用放置于抓手中心的电推杆同时驱动 3 根手指进行抓取操作,并基于模块化的设计思想对采摘末端手的 3 根手指进行设计,因此手指的整体结构和抓取运动基本一致。

1.3 番茄尺寸与姿态解析方案

采摘末端手抓取番茄过程中,视触觉传感器的

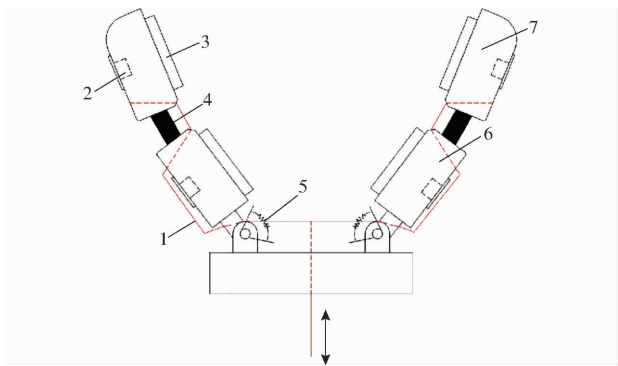


图 4 采摘末端手结构示意图

Fig. 4 Schematic of picking end-effector

1. 钢丝绳 2. 微型相机 3. 视触觉传感器弹性体 4. 弹性硅胶
5. 扭簧 6. 指节 1 7. 指节 2



图 5 搭载视触觉传感器的采摘末端手样机

Fig. 5 Prototype of picking end-effector with visual and tactile sensors

弹性体与番茄发生相互作用而产生变形。将弹性体的变形进行相应处理,可得到弹性体内嵌标记点的三维位移,由于标记点与摄像头的初始法向距离是已知的,因此可以进一步得到标记点在视触觉传感器坐标系中的三维坐标 ${}^S P_n$,其中 n 表示标记点的编号。根据番茄采摘末端手视触觉传感器的空间包络式分布,先通过刚性变换矩阵 ${}^R T_S$,将标记点坐标 ${}^S P_n$ 从视触觉传感器坐标系 S 变换到参考坐标系 R ;再通过刚性变换矩阵 ${}^B T_R$,将标记点坐标 ${}^S P_n$ 从参考坐标系 R 变换到基坐标系 B ,从而实现将不同视触觉传感器坐标系下的弹性体内嵌标记点坐标转换到同一基坐标系,记为 ${}^B P_n$ 。

将不同视触觉坐标系下的标记点坐标转换到同一基坐标系后,可以获得标记点点云(相当于被抓取番茄的外表局部轮廓点云)。然后基于点云配准算法将被抓取番茄局部轮廓点云与三维扫描获得的番茄模板点云进行匹配,可以解析得到目标番茄的尺寸与姿态信息。总体研究思路如图 6 所示。

1.4 多传感器坐标转换

本文所需要获得的视触觉传感器坐标系 S 和参考坐标系 R 之间的刚性变换矩阵 ${}^R T_S$ 通过相机内参

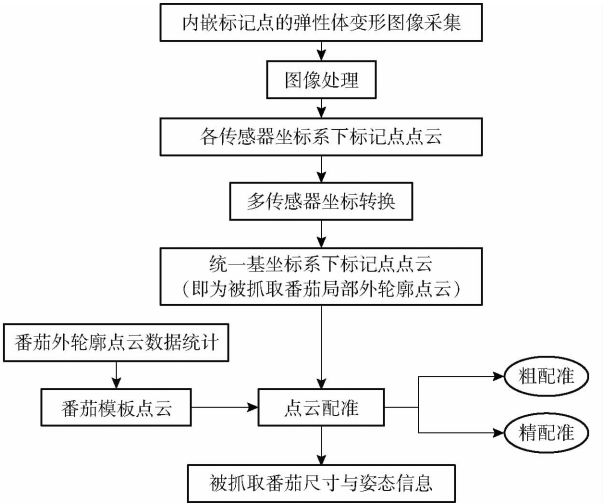


图 6 视触觉感知的番茄尺寸与姿态分析流程图

Fig.6 Flowchart of tomato size and posture analytical model using multi-visual and tactile perception

标定可以获得。通过对网格尺寸为 2.5 mm×2.5 mm 的标定板采集图像,再利用 Matlab 标定工具箱对图像进行处理,可以得到各个视触觉传感器坐标系 S 和参考坐标系 R 之间的刚性变换矩阵¹ T_S 。

单指关节是本文采用的视触觉传感的番茄采摘末端手的基本组成单元。由于采用的番茄采摘末端手的 3 根手指结构基本一样且在末端手底座上均匀间隔 120°分布,因此通过对采摘末端手的单根手指采用 D-H 矩阵法,可以求解得出参考坐标系 R 和基坐标系 B 之间的刚性变换矩阵^B T_R 。

首先对采摘末端手的单根手指建立标准的 D-H 坐标系,用来描述手指各关节和手指末端之间的相对运动。根据 D-H 关节坐标系的建立原则,对单根手指建立 D-H 坐标系如图 7 所示,其中坐标系 B 为基坐标系。

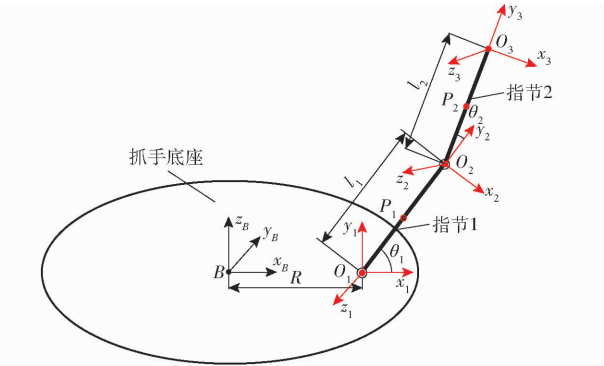


图 7 单根手指建立 D-H 坐标系

Fig.7 D-H coordinate system with a single finger

在图 7 中, P_1 和 P_2 分别为安装在指节 1 和指节 2 上的摄像头位置。采摘末端手单根手指各指节 D-H 参数如表 1 所示。

根据上述指节连杆的相关参数以及 D-H 法则,相邻 2 个坐标系之间通用的齐次变换矩阵为

表 1 单指 D-H 参数

Tab.1 D-H coordinate parameters of one finger

坐标系	θ	α	γ	d	l
O_1	/	/	/	/	/
O_2	θ_1	0	0	0	l_1
O_3	θ_2	0	0	0	l_2

注:“/”表示在初始坐标系不存在角度和长度。

$${}^{i-1}T_i = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i\cos\alpha_i & \sin\alpha_i\sin\theta_i & l_i\cos\theta_i \\ \sin\theta_i & \cos\theta_i\cos\alpha_i & -\sin\alpha_i\cos\theta_i & l_i\sin\theta_i \\ 0 & \sin\alpha_i & \cos\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

通过式(1)计算即可获得坐标系 $O_1x_1y_1z_1$ 和坐标系 $O_2x_2y_2z_2$ 之间的齐次变换矩阵以及坐标系 $O_2x_2y_2z_2$ 和坐标系 $O_3x_3y_3z_3$ 之间的齐次变换矩阵¹ T_2 和² T_3 。坐标系 $O_1x_1y_1z_1$ 与坐标系 $O_3x_3y_3z_3$ 之间的齐次变换矩阵¹ T_3 也可通过¹ T_2 和² T_3 求出。求出上述变换矩阵后,指节 1 上微型相机安装位置点 P_1 以及指节 2 上微型相机安装位置点 P_2 相对于坐标系 1 的齐次变换矩阵¹ T_{R1} 和¹ T_{R2} 也能通过¹ T_2 和¹ T_3 求出。

虽然此时得到了采摘末端手单根手指各指节上微型相机安装位置相对于坐标系 $O_1x_1y_1z_1$ 的映射矩阵,但是还需要将采摘末端手的坐标系 $O_1x_1y_1z_1$ 映射到同一基坐标系中。为了便于计算,增加坐标系 $O'_1x'_1y'_1z'_1$ 。其中坐标系 $O'_1x'_1y'_1z'_1$ 为坐标系 $O_1x_1y_1z_1$ 绕 x 轴旋转 -90° ,它们之间的变换关系通过坐标变换求出为¹ $T_{1'}$ 。

如图 8 所示,对于手指 1 的坐标系 $O'_1x'_1y'_1z'_1$,其坐标系原点在基坐标系 B 中的坐标为 $C_1 = (R, 0, 0)^T$,则通过坐标变换就能获得坐标系 $O'_1x'_1y'_1z'_1$ 和基坐标系 B 之间的映射矩阵^B $T_{1'}$ 。

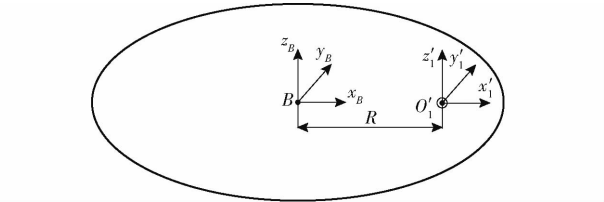


图 8 手掌坐标系

Fig.8 Palmar coordinate system

最后利用上述获得的映射矩阵可以得到采摘末端手指节上微型相机安装位置相对于基坐标系的映射矩阵,也就是求得参考坐标系 R 和基坐标系 B 之间的刚性变换矩阵为

$${}^B T_{R1} = {}^B T_{1'} {}^{1'} T_1 {}^1 T_{R1} \quad (2)$$

$${}^B T_{R2} = {}^B T_{1'} {}^{1'} T_1 {}^1 T_{R2} \quad (3)$$

其余手指参考坐标系 R 和基坐标系 B 之间的

刚性变换矩阵也可同理推出。

由于该番茄采摘末端手为欠驱动型,抓取番茄后其手指各关节夹角的变化角度无法自动获取,因此需要对其夹角参数进行标定试验。

由采摘末端手工作原理可知,电推杆的位移和手指各关节夹角之间存在一定关系。因此通过对电推杆位移与手指各关节夹角进行标定,可以获得电推杆不同位移下手指各关节夹角。在该试验中,电推杆位移通过单片机进行控制。本文选择的电推杆行程为 25 mm,速度为 10 mm/s,通过单片机使电推杆每 0.16 s 通一次电,因此其每次运动的位移为 1.6 mm。为了避免手指关节夹角受果实负载影响,选用不同尺寸的番茄放置于抓手中间进行模拟抓取,从而得出较广泛的电推杆位移范围。电推杆位移从采摘末端手接触到番茄果实后开始计算。在手指各指节上用水彩笔绘制 3 个标记点,并用深度相机获取这 3 个标记点的坐标,通过计算可以获得手指各关节的夹角,从而获得电推杆位移和手指各关节夹角数据集。最终通过最小二乘法对该数据集进行拟合,获得的电推杆位移 D 和手指 1、2 关节夹角 θ_1 、 θ_2 的方程分别为

$$D = 0.001\ 1\theta_1^3 - 0.022\ 1\theta_1^2 + 1.083\ 7\theta_1 + 56.603\ 3 \quad (4)$$

$$D = 0.001\ 4\theta_2^3 - 0.033\ 5\theta_2^2 + 1.436\ 8\theta_2 + 14.619\ 6 \quad (5)$$

1.5 果实尺寸和姿态解析方法

根据视触觉感知方案,通过前述研究可以获得 2 个刚性变换矩阵,将弹性体内嵌标记点的坐标转换到同一基坐标系下。获得同一基坐标系下标记点云后,将标记点点云与通过激光扫描仪获得的番茄模板点云进行匹配,从而获得番茄果实的尺寸和姿态信息。

1.5.1 番茄果实外轮廓模板构建

在进行标记点点云与番茄模板点云配准之前,需要获得一个番茄模板来作为匹配对象。采用三维激光扫描仪对浙粉 208 品种番茄不同尺寸和形状的番茄果实进行扫描采集果实外轮廓点云集,通过点云叠加可以得到一个番茄果实外轮廓点云带,如图 9a 所示。其中, $C_{\max}$ 表示点云带最外侧轮廓点云, $C_{\min}$ 表示点云带最内侧轮廓点云(设定为番茄果实基准外轮廓点云)。以点云带中心为原点建立坐标系,通过将番茄轮廓点云的 X 、 Y 、 Z 坐标进行缩放,就可以得到不同形状的番茄外轮廓模型,如图 9b~9f 所示。

番茄轮廓点云带的缩放可以独立应用于 3 个坐标轴,将番茄轮廓点云带上任意一点 (x, y, z) 转换为

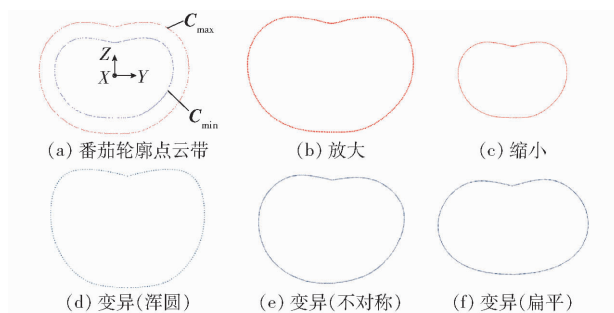


图 9 番茄外轮廓点云带及其变换模型

Fig.9 Tomato outer contour point cloud band and its transformation model

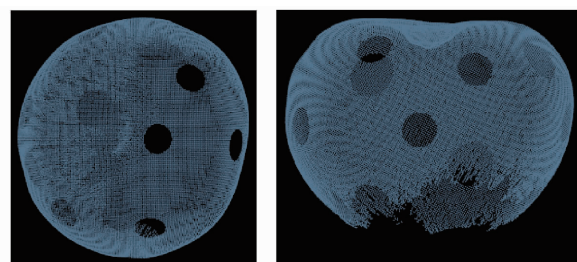
新的点

$$\begin{cases} x' = \beta_x x \\ y' = \beta_y y \\ z' = \beta_z z \end{cases} \quad (6)$$

由此得出相应的缩放矩阵为

$$s = \begin{bmatrix} \beta_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \beta_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \beta_z & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

通过番茄轮廓点云带最外侧轮廓点云与最内侧轮廓点云对比进行逆向求解可获得缩放因子的最大值 $\beta_{\max}$,从而确定缩放因子的取值范围 $\beta \in [1, \beta_{\max}]$ 。如果缩放因子 β_x 、 β_y 、 β_z 相等,那么缩放变化是等尺度的,番茄轮廓点云带保持形状不变但是会改变尺寸;如果缩放因子不同,则番茄轮廓点云带形状与尺寸均发生改变。通过缩放因子 β_x 、 β_y 、 β_z 在其值域范围 $[1, \beta_{\max}]$ 内均匀离散取值,通过取值排列组合获得动态番茄果实外轮廓模型,从而建立番茄果实外轮廓参数化模型作为模板点云库。为了便于计算点云配准后得到的被抓取番茄的尺寸和姿态信息,将番茄模板点云预先进行摆正,如图 10 所示。



(a) 番茄果实外轮廓模板点云 (b) 摆正后的番茄果实外轮廓模板点云

图 10 番茄果实模板点云

Fig.10 Tomato fruit template point cloud

1.5.2 点云粗匹配

当采摘末端手抓取番茄时,通过视触觉感知可以获得采摘末端手与番茄接触部分点云,并通过前述点云转换方法将其转换到同一基坐标系下,如图 11 所示。

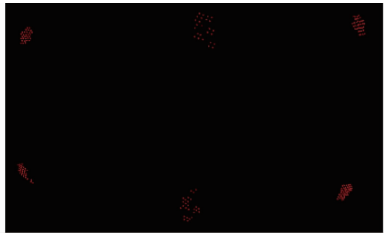


图 11 同一坐标系下接触部分的标记点点云
Fig. 11 Marked dot cloud of contact part in the same base coordinate system

对标记点点云与番茄模板点云进行点云匹配时,首先需要进行粗匹配,得到初始相似变换参数;然后利用粗匹配获得的初始相似变换参数进行精匹配,从而能够得到更加准确的匹配结果。本文基于改进主成分分析(PCA)方法进行标记点点云与番茄模板点云的粗匹配。基于改进 PCA 的点云粗匹配方法,主要是利用标记点点云以及番茄模板点云的主轴方向进行匹配,具体过程如下:

首先计算出标记点点云 A 以及番茄模板点云 B 的协方差矩阵 C_A 和 C_B ,再对协方差矩阵 C_A 和 C_B 进行奇异值分解获得其特征向量 U_A 和 U_B ,特征向量 U_A 和 U_B 即为标记点点云 A 以及番茄模板点云 B 的主轴方向。计算出两组点云之间的初始相似变换参数 (R_0, T_0) ,即

$$\begin{cases} R_0 = U_A U_B^{-1} \\ T_0 = \bar{B} - R_0 \times \bar{A} \end{cases} \quad (8)$$

其中 $\bar{A} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i$ $\bar{B} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M b_i$

式中 a_i ——点云 A 中任意一点
 N —— A 中点总数
 $\bar{A}$ ——点云 A 中点
 b_i ——点云 B 中任意一点
 M —— B 中点总数
 $\bar{B}$ ——点云 B 中点
 R_0 ——初始旋转变换矩阵
 T_0 ——初始平移向量

由于标记点点云和番茄模板点云的主轴方向可能是反向的,导致上述获得的初始相似变换参数 (R_0, T_0) 不一定可以用于后续点云精匹配。如果通过粗匹配后获得的误差较大,则后续进行点云精匹配时不会向着正确的方向进行收敛,从而使得匹配后的结果不准确。所以需要对初始相似变换参数 (R_0, T_0) 进行校正,校正过程如下:

利用未校正的初始相似变换参数 (R_0, T_0) 对标记点点云 A 进行旋转平移后可以获得新的标记点点云 A_1

$$A_1 = A \times R_0 + T_0 \quad (9)$$

通过搜索最近点,可以获得新的标记点点云 A_1 在原标记点点云 A 中的对应点集 W (数量为 N),粗匹配的误差计算式为

$$\begin{cases} E_i = (A_1 - W_i)(A_1 - W_i)^T \\ E_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i \end{cases} \quad (10)$$

式中 E_i ——第 i 个对应点之间的误差

E_m ——点云 A_1 与点云 A 之间的平均均方误差

将标记点点云 A 的主轴方向 U_A 的 3 个列向量提取出来,分别对应了 X 、 Y 、 Z 3 个轴的方向,找出和番茄模板点云 B 主轴相反的方向,并将该方向对应的 U_A 的列向量取反,即

$$U_A(i) = -U_A(i) \quad (11)$$

因为 X 、 Y 、 Z 3 个轴的方向都有正向和反向,所以相应的点云变换一共有 8 种,分别求解出这 8 种点云变换后的误差,误差最小所对应的 R_0 、 T_0 就是准确的初始相似变换参数。将 U_A 的列向量进行取反,从而能够获得标记点点云 A 新的主轴方向 U_{Anew} ,并通过式(8)可以得到校正完成后的初始旋转变换矩阵 R'_0 和初始平移向量 T'_0 ,最后通过式(9)把标记点点云旋转至与番茄模板点云大致重合的位置,便于接下来的点云精匹配。

1.5.3 点云精匹配

经粗匹配后,获得坐标变换后的点云,采用 ICP 算法进行点云精匹配,得到点云精匹配后的相似变换矩阵 S_{ICP} 。

ICP 算法进行点云精匹配基本思路为:①首先随机选取标记点点云(初始匹配后的点云)中的点集,接着从番茄模板点云中选择和点集之间欧氏距离最近的匹配点集。②求解番茄模板点云和标记点点云点集之间的旋转变换矩阵 R 和平移向量 T ,计算出匹配误差。③重复步骤①和步骤②,直到匹配误差小于设定阈值 ε ,此时可以得到点云精匹配后的相似变换矩阵 S_{ICP} 。

通过初始匹配和精匹配后,可以获得标记点点云与番茄模板点云的相似度变换矩阵 S 为

$$S = S' S_{ICP} = \begin{bmatrix} kR & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中 S' ——初始匹配后获得的相似度变换矩阵

k ——番茄模板点云的缩放系数

旋转变换矩阵 R 中的第 2 列表示番茄的主轴方向(反映了番茄姿态信息),番茄尺寸可以通过将番茄模板尺寸乘以缩放系数 k 获得。

将标记点点云与番茄模板点云进行粗匹配和精匹配后,得到的结果如图 12 所示。匹配后得到的被

抓取番茄的姿态信息和尺寸信息可以通过相似度变换矩阵 S 求解获得。

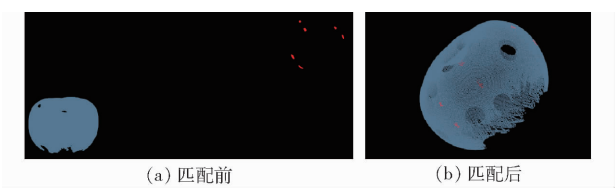


图 12 标记点点云与番茄模板点云匹配图
Fig. 12 Matching maps of marked dot cloud and tomato template dot cloud

2 试验与结果分析

为验证提出方法的可靠性,采用上述的番茄采摘末端手对番茄进行抓取试验。试验用番茄品种为浙江省农业科学院选育的浙粉 208,具有长势旺、耐低温弱光、连续坐果性好等优良特性,在全国推广应用达 1 000 hm²,选用该品种进行测试具有广泛的应用价值。进行试验验证了番茄尺寸和番茄姿态信息测量准确度。结果表明,本文提出的基于视触觉感知的番茄尺寸和姿态解析方法能够较好地还原出番茄的尺寸和姿态信息。在获得番茄的尺寸和姿态信息后,经由相应处理就可以用来更好地调整采摘末端手的姿态,从而提高番茄采摘的成功率。

2.1 番茄尺寸信息获取试验

利用具有视触觉传感的番茄采摘末端手进行番茄尺寸信息获取试验,试验场景如图 13a 所示。具有视触觉传感的番茄采摘末端手上的 6 个微型摄像头与便携式计算机连接,从而可以在每次抓取番茄试验过程中一次性采集到 6 个弹性体变形图像,进而通过前述研究解析得到当前被抓取番茄的形状、尺寸信息。本文进行了 30 组番茄尺寸信息获取试验,如图 13b ~ 13d 所示。在每次抓取试验结束后利用游标卡尺多次测量当前被抓取番茄的横向尺寸和纵向尺寸并取其平均值作为参考值,如图 13e、13f 所示。

最终通过基于视触觉感知的番茄尺寸与姿态解析方法获得番茄果实局部外轮廓点云如图 14a 所示,将被抓取番茄的外表局部轮廓点云与番茄模板点云进行匹配,如图 14b 所示。将被抓取番茄的外表局部轮廓点云与番茄模板点云进行匹配,由于番茄模板点云的尺寸是已知的,将点云匹配后获得的缩放系数 k 乘以模板点云的尺寸即可获得被抓取番茄的尺寸。

将解析得到的被抓取番茄的尺寸与测量获得的番茄尺寸进行对比,结果如图 15 所示。从图 15 可以看出,通过解析得到的番茄尺寸与真实的番茄尺

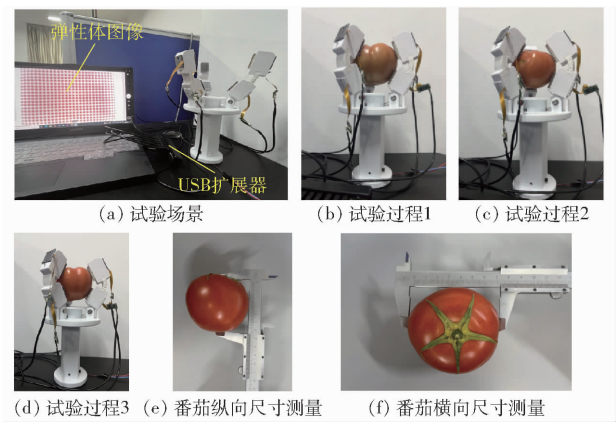


图 13 番茄形状尺寸信息获取试验
Fig. 13 Tomato shape size information acquisition experiment

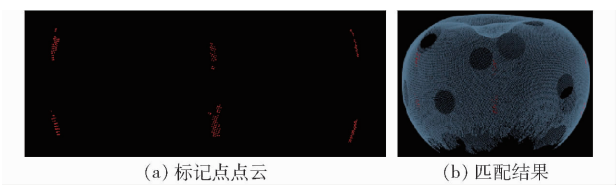


图 14 标记点点云与匹配结果
Fig. 14 Marked dot cloud and matching results

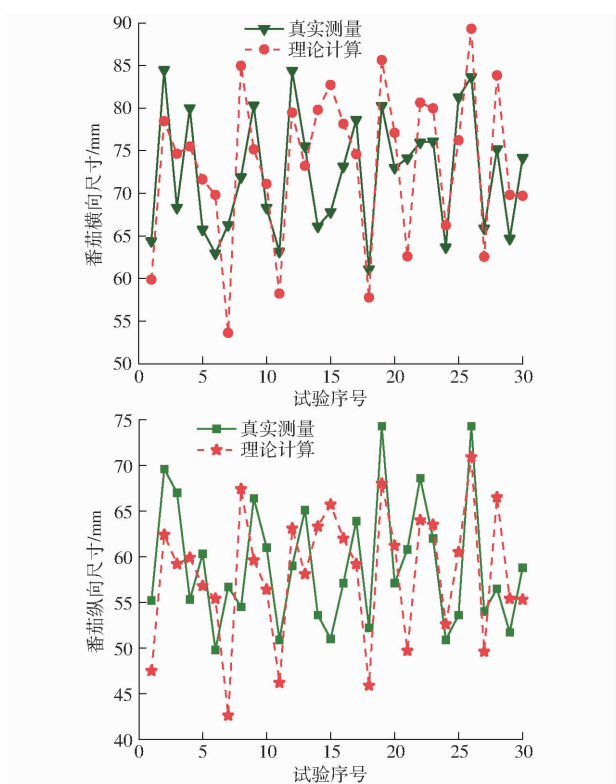


图 15 番茄尺寸信息获取试验结果
Fig. 15 Experimental results of tomato size information acquisition

寸相差并不大。解析得到的番茄横向尺寸与纵向尺寸的平均相对误差分别为 8.66%、11.08%,在可接受范围之内。之所以出现例如试验序号为 7、8、14、15、21 这种较大的偏差,一方面是由于在使用游标卡尺测量番茄真实尺寸时出现的估算误差;另一方

面是由于视触觉感知的番茄采摘末端手在抓取具有不规则形状的番茄时,采摘末端手的部分指节会出现与番茄没有接触或接触较少的情况,这样将会导致在进行标记点点云与番茄模板点云匹配的时候缺少部分标记点点云,进而解析获得的番茄尺寸会出现较大偏差。

2.2 番茄姿态信息获取试验

利用具有视触觉传感的番茄采摘末端手进行番茄姿态信息获取试验,试验场景如图 16a 所示。采用深度相机获取被抓取番茄的真实姿态信息进行对比试验,并且预先完成了深度相机标定。本文利用不同形状尺寸的番茄进行了番茄姿态信息获取试验,获得了 30 组数据。每次抓取完一个番茄后,对当前番茄旋转 2 个任意角度并再次进行抓取,从而可以比较同一个番茄不同姿态信息获取的准确性,如图 16b 所示。

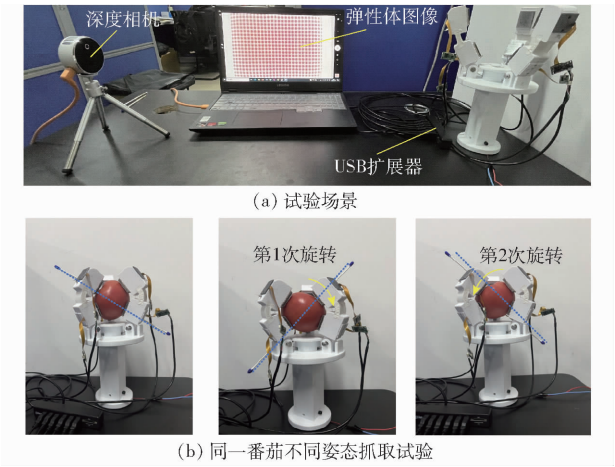


图 16 番茄尺寸和姿态信息测量试验
Fig. 16 Measurement tests of tomato size and posture information

对于被抓取番茄的真实姿态信息的获取,可以在抓取稳定之后,在被抓取番茄的果轴方向上插入具有蓝色标记的棉签,如图 16b 所示。然后利用标定好的深度相机获取棉签蓝色标记的三维坐标,从而可以获得被抓取番茄的真实姿态信息,如图 17 所示。

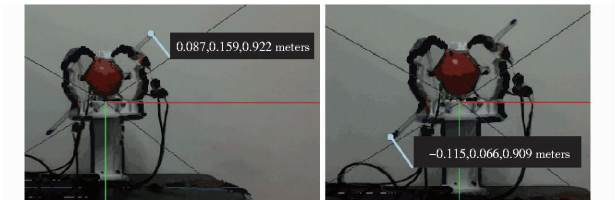


图 17 棉签蓝色标记点三维坐标
Fig. 17 Three-dimensional coordinates of blue marks on cotton swab

通过前述研究可以获得弹性体内嵌标记点的点云,将标记点点云与番茄模板点云进行匹配,如

图 18 所示。通过解析匹配后获得的旋转矩阵 R 即可获得被抓取番茄的姿态信息(本文以番茄果轴方向来表征番茄姿态信息),图中绿线为真实的番茄果轴方向,红线为解析获得的番茄果轴方向。

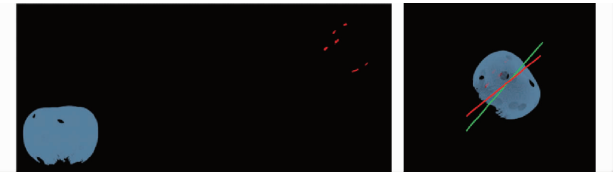


图 18 标记点点云与番茄模板点云匹配过程
Fig. 18 Marking matching process between point cloud and tomato template point cloud

将解析获得的番茄姿态信息与真实的番茄姿态信息进行对比,如图 19 所示。番茄的姿态信息通过 2 个角度来表征,分别是番茄果轴方向与视场投影面的水平夹角和垂直偏转角。本文规定番茄果轴与视场投影面垂直向内的偏转角为负,垂直向外的偏转角为正。需要说明的是,由于深度相机视场范围有限,如果番茄与视场投影面的垂直偏转角过大,则番茄和采摘末端手将会挡住棉签标记点,使得深度相机无法获取番茄的真实果轴信息。因此本文在试验过程中对番茄与视场投影面的垂直偏转角限制在一定范围内。解析得到的番茄果轴与视场投影面的水平夹角和垂直偏转角的平均相对误差分别为 10.03%、14.02%,在可接受范围之内,满足采摘任

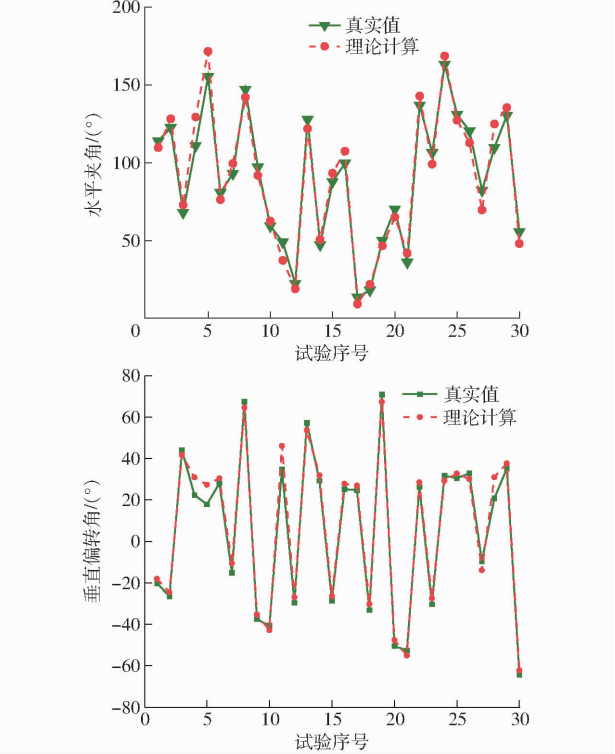


图 19 番茄尺寸与姿态信息测量试验结果
Fig. 19 Measurement results of tomato size and posture information

务要求。之所以出现例如试验序号为 4、5、11、28 这种较大的偏差,主要是由于视触觉感知的番茄采摘末端手在抓取具有不规则形状番茄时,采摘末端手的部分指节会出现与番茄没有接触或接触较少的情况,这样将会导致在进行标记点点云与番茄模板点云匹配时缺少部分标记点点云,从而通过点云匹配获得的番茄姿态信息出现较大偏差。尽管上述情况在番茄采摘机器人实际采摘作业过程中是存在的,然而对于那些具有标准尺寸的番茄,通过本文研究的视触觉感知的番茄采摘末端手可以获得被番茄的尺寸和姿态信息,从而为将来番茄采摘机器人的柔性智能化采摘技术提供技术支撑。

将番茄尺寸与姿态测量平均相对误差进行对比,如图 20 所示。当视触觉感知的番茄采摘末端手在抓取时发生部分指节与番茄接触较少导致点云缺

失的误差,会使得解析得出的番茄姿态误差波动更为剧烈,而解析得出的番茄尺寸误差波动相对平缓,解析得到的试验数据更为准确。因此未来在番茄姿态感知方面仍有较大优化空间,可以通过在采摘末端手掌心增加深度相机进行补充点云,减少因抓取不规则番茄时获得点云数据过少导致的误差。

3 结论

(1)利用设计的番茄采摘末端手进行了番茄尺寸和姿态测量试验。试验结果表明,番茄横向尺寸和纵向尺寸平均相对误差分别为 8.66%、11.08%,番茄果轴与视场投影面的水平夹角和垂直偏转角平均相对误差分别为 10.03%、14.02%,能够比较真实地反映番茄的尺寸和姿态。

(2)改进 PCA-ICP 算法在两片点云的粗匹配和精匹配中,能够避免常规点云配准的主轴反向问题。

(3)提出的果实尺寸和姿态解析方法,误差主要来源为抓取不规则形状番茄时采摘末端手的部分指节未与番茄接触,这将会导致被抓取番茄局部轮廓点云与番茄模板点云匹配时缺少部分点云,进而造成解析获得的番茄尺寸和姿态与真实值出现较大偏差。经试验表明,番茄果实外轮廓不规则性对尺寸解析精度的影响小于对姿态解析精度的影响。

(4)视触觉传感器在较大量程内使用存在一定的局限性。当视触觉传感器弹性体所受应力较小时,应力和应变遵从胡克定律,表现为近似线性比例关系。当弹性体应力和应变进一步增大,弹性体受到四周固定边界的约束力也进一步增大,使得弹性体应力和应变呈现非线性关系,导致弹性体内嵌标记点的法向位移信息获取精度和可靠性大大降低,因此弹性体这一物理特性使得视触觉传感器无法实现较大量程的精准感知。

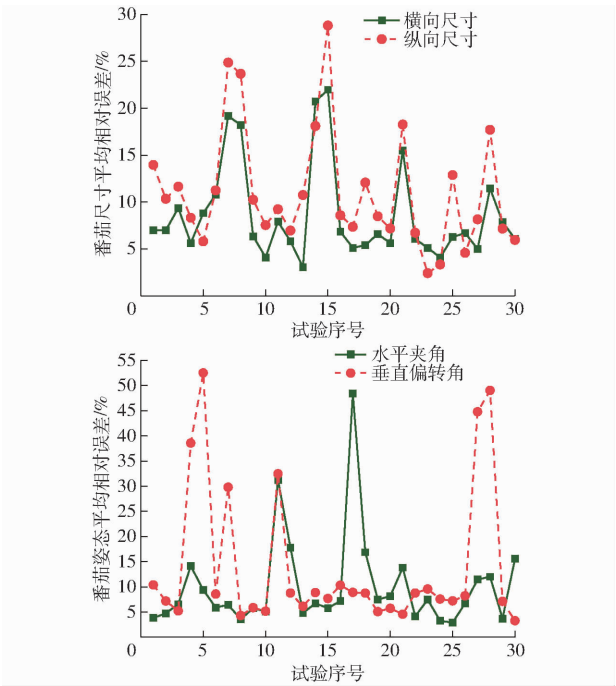


图 20 番茄尺寸与姿态误差
Fig. 20 Tomato size and posture error

参 考 文 献

[1] LI Zhiguo, COLIN T. Quantitative evaluation of mechanical damage to fresh fruits[J]. Trends in Food Science & Technology, 2014, 35(2):138-150.

[2] 方建军. 移动式采摘机器人研究现状与进展[J]. 农业工程学报, 2004, 20(2):273-278.

FANG Jianjun. Research status and progress of mobile harvesting robots[J]. Transactions of the CSAE, 2004, 20(2):273-278. (in Chinese)

[3] 宋健, 张铁中, 徐丽明, 等. 果蔬采摘机器人研究进展与展望[J]. 农业机械学报, 2006, 37(5):158-162.

SONG Jian, ZHANG Tiezhong, XU Liming, et al. Research actuality and prospect of picking robot for fruits and vegetables[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(5):158-162. (in Chinese)

[4] 孙成宇, 闫建伟, 张富贵, 等. 蔬菜采摘机器人及其关键技术研究进展[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(11):63-72.

SUN Chengyu, YAN Jianwei, ZHANG Fugui, et al. Research progress of vegetable picking robot and its key technologies[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(11):63-72. (in Chinese)

[5] BOGUE R. Fruit picking robots: has their time one? [J]. Industrial Robot: the International Journal of Robotics Research and

- Application, 2022, 47(2): 141–145.
- [6] MUSCATO G, PRESTIFILIPPO M, ABBATE N, et al. A prototype of an orange picking robot: past history, the new robot and experimental results[J]. *Industrial Robot: an International Journal*, 2005, 32(2): 128–138.
- [7] WANG Z, XUN Y, WANG Y, et al. Review of smart robots for fruit and vegetable picking in agriculture[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2022, 15(1): 33–54.
- [8] ZHAO Y, GONG L, HUANG Y, et al. A review of key techniques of vision-based control for harvesting robot[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 127: 311–323.
- [9] LI Z, YUAN X, WANG C. A review on structural development and recognition-localization methods for end-effector of fruit-vegetable picking robots[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2022, 19(3): 17298806221104906.
- [10] TANG Y, CHEN M, WANG C, et al. Recognition and localization methods for vision-based fruit picking robots: a review[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11: 510.
- [11] VÁZQUEZ-ARELLANO M, GRIEPENTROG H W, REISER D, et al. 3-D imaging systems for agricultural applications—a review[J]. *Sensors*, 2016, 16(5): 618.
- [12] ROSELL-POLO J R, GREGORIO E, GENE J, et al. Kinect V2 sensor-based mobile terrestrial laser scanner for agricultural outdoor applications[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2017, 22(6): 2420–2427.
- [13] BULANON D M, KATAOKA T. Fruit detection system and an end effector for robotic harvesting of Fuji apples[J]. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*, 2010, 12(1): 203–210.
- [14] 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.
- [15] 吕强, 蔡健荣, 赵杰文, 等. 自然场景下树上柑橘实时识别技术[J]. *农业机械学报*, 2010, 41(2): 185–188, 170.
LÜ Qiang, CAI Jianrong, ZHAO Jiewen, et al. Real-time recognition of citrus on trees in natural scene[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2010, 41(2): 185–188, 170. (in Chinese)
- [16] 易诗, 李俊杰, 张鹏, 等. 基于特征递归融合 YOLOv4 网络模型的春见柑橘检测与计数[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(18): 161–169.
YI Shi, LI Junjie, ZHANG Peng, et al. Detecting and counting of spring-see citrus using YOLOv4 network model and recursive fusion of features[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(18): 161–169. (in Chinese)
- [17] WANG Y, CHEN Y. Fruit morphological measurement based on three-dimensional reconstruction[J]. *Agronomy*, 2020, 10(4): 455.
- [18] KANG H, ZHOU H, WANG X, et al. Real-time fruit recognition and grasping estimation for robotic apple harvesting[J]. *Sensors*, 2020, 20(19): 5670.
- [19] LING Xiao, ZHAO Yuanshen, GONG Liang, et al. Dual-arm cooperation and implementing for robotic harvesting tomato using binocular vision[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2019, 114: 134–143.
- [20] ZUJEVS A, OSADCUKS V, AHRENDT P. Trends in robotic sensor technologies for fruit harvesting: 2010–2015[J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 77: 227–233.
- [21] BEKIROGLU Y, KRAGIC D, KYRKI V. Learning grasp stability based on tactile data and HMMs[C]//19th International Symposium in Robot and Human Interactive Communication. IEEE, 2010: 132–137.
- [22] DISCHINGER L M, CRAVETZ M, DAWES J, et al. Towards intelligent fruit picking with in-hand sensing[C]//2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2021: 3285–3291.
- [23] DONLON E, DONG S, LIU M, et al. Gelslim: a high-resolution, compact, robust, and calibrated tactile-sensing finger[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 1927–1934.
- [24] GUO D, SUN F, FANG B, et al. Robotic grasping using visual and tactile sensing[J]. *Information Sciences*, 2017, 417: 274–286.
- [25] ZHANG Z, ZHOU J, YAN Z, et al. Hardness recognition of fruits and vegetables based on tactile array information of manipulator[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 181: 105959.
- [26] ZHOU H, KANG H, WANG X, et al. Branch interference sensing and handling by tactile enabled robotic apple harvesting[J]. *Agronomy*, 2023, 13(2): 503.
- [27] BANDYOPADHYAYA I, BABU D, KUMAR A, et al. Tactile sensing based softness classification using machine learning[C]//2014 IEEE International Advance Computing Conference (IACC). IEEE, 2014: 1231–1236.
- [28] CALANDRA R, OWENS A, JAYARAMAN D, et al. More than a feeling: learning to grasp and regrasp using vision and touch[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(4): 3300–3307.
- [29] 陈义, 王勇, 李金龙, 等. 基于主成分分析的高效点云配准算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(14): 376–383.
CHEN Yi, WANG Yong, LI Jinlong, et al. An efficient point cloud registration algorithm based on principal component analysis[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(14): 376–383. (in Chinese)