

连续两段式果蔬采摘机械臂视觉伺服控制方法研究

贺磊盈^{1,2} 李洁¹ 蒋林祥¹ 杜小强^{1,3} 李亚涛^{1,2}

(1. 浙江理工大学机械工程学院, 杭州 310018; 2. 浙江省农业智能感知与机器人全省重点实验室, 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: 为了提高机械臂采摘果蔬的速度和稳定性, 本文结合单目相机与激光测距传感器提出一种连续两段式的基于图像的视觉伺服控制方法。检测环节采用 YOLO (You only look once) v5s 网络实现目标果实的检测, 进而对检测目标做阈值化分割获得目标区域。视觉伺服过程中以目标果实的中心点为图像特征, 结合 PD (Proportional-derivative) 控制建立机械臂关节的速度控制率。视觉伺服过程分为对准阶段和接近阶段, 两阶段的目标深度信息分别源自目标在图像中的半径估计和激光测距传感器的测量。为保证两阶段切换时纵向速度的连续, 使用动态权重方法在过渡区域进行速度平滑。采用基于动态阻尼最小二乘法进行关节速度求解, 避免了机械臂在接近奇异位形区域时的失控。开展机械臂采摘苹果试验, 试验结果表明, 提出的连续两段式控制方法, 使机械臂的运动时间从 4.52 s 降低至 2.56 s, 无扰动最大绝对定位误差 4.00 mm, 且能够稳定经过机械臂奇异位形区域, 验证了该方法较高的速度和较强的鲁棒性。

关键词: 果蔬采摘机械臂; 视觉伺服; 深度估计; 速度平滑; 奇异位形

中图分类号: S126; TP242.6 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)09-0246-08

OSID:



Research on Continuous Two-stage Visual Servo Control for Robotic Arm in Fruit and Vegetable Harvesting

HE Leiyong^{1,2} LI Jie¹ JIANG Linxiang¹ DU Xiaoqiang^{1,3} LI Yatao^{1,2}

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

2. Zhejiang Provincial Key Laboratory of Agricultural Intelligent Sensing and Robotics, 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 the apple production process, the labor cost incurred during picking typically represents approximately 30% to 50% of the overall fruit harvest expenditure for the entire orchard. According to statistics, the mechanization rate of apple picking operations in China is less than 3%, most of them are still picked manually, the picking operation space is small, the danger is high in the working process, and the picking efficiency is low. It can be seen that the low mechanization of orchards restricts the development of orchard industry in China. However, the current manipulator picking mode of "observing before picking" has difficulty in adapting to the unstructured environment of orchards and external disturbances. In order to improve the picking speed and positioning accuracy of picking manipulator in unstructured environments, visual servo technology has been widely applied in picking operations. However, the current monocular visual servo control methods have problems such as low positioning accuracy and poor robustness. A continuous two-stage visual servo control method based on images and combined a monocular camera and a laser distance sensor was adopted to achieve efficient picking of red apples. The research gathered a dataset comprising 1 800 apple images captured at diverse times throughout the day and under assorted weather circumstances. Each image encompassed multiple apples and exhibited features such as uneven natural lighting, overlapping, and occlusion by branches and leaves. Data augmentation techniques were applied to employ the dataset to four times its initial volume, enhancing the generalization ability and recognition accuracy of the training model. The detection phase

收稿日期: 2024-12-07 修回日期: 2025-01-09

基金项目: 浙江省自然科学基金重大项目(LD24E050006)和浙江省“领雁”研发攻关计划项目(2022C02057)

作者简介: 贺磊盈(1983—),男,副教授,博士,主要从事农业机器人技术及应用研究, E-mail: hlying@zstu.edu.cn

employed the YOLO v5s network to detect the target fruit, and then application of threshold segmentation to extract the target area. In the visual servo process, the center point of the target fruit served as the image feature, and the speed control rate of the robotic arm joint was formulated by combining PD control. The visual servo process was segmented into alignment stage and approach stage, and the target depth information in the two stages was obtained from the radius estimation of the target in the image and the measurement data of the laser ranging sensor, respectively. In order to ensure the continuity of the longitudinal velocity during the phase switching, the dynamic weight method was adopted to smooth the velocity in the transition zone. In order to ensure the stability of the manipulator when approaching the singular position region during the picking process, the joint velocity was calculated by the dynamic damping least squares method. In the picking experiment conducted along the non-singular trajectory, the maximum absolute positioning error in the absence of disturbances was 4.00 mm, and under the condition of external disturbances, the maximum absolute positioning error reached 5.27 mm. This continuous two-stage control approach, in contrast to the traditional segmented visual servo, the proposed continuous two-stage control method managed to reduce the visual servo control time of the robotic arm by 43.36%, in the singular trajectory picking experiment, the maximum absolute positioning error was merely 1.53 mm, and the roll-pitch-yaw (RPY) value was altered by (0.085 9, -0.034 5, -0.105 2) rad, this was due to the fact that the dynamic damping least square method sacrificed the end pose accuracy to ensure the stability of the joint speed of the manipulator in the singular configuration region. The experimental outcomes indicated that the proposed visual servo control method substantially enhanced the control speed and robustness of visual servo.

Key words: robotic fruit and vegetable harvesting; visual servo; dynamic weighting; velocity smoothing; singularity

0 引言

果蔬采摘机器人通常采用“先看后摘”的采摘模式,即先利用相机进行目标果实的检测和定位,随后控制机械臂末端接近目标进行采摘工作^[1-2]。这种采摘方式虽然能够实现自动化采摘,但存在问题:一方面在非结构化环境中单帧图像获得深度信息可能不准确,从而造成最终的定位偏差过大^[3-5];另一方面田间果蔬的生长环境复杂,大风、机械手碰撞树枝等外部扰动也容易导致目标果实移位,这些问题都容易造成采摘失败^[6]。因此,这种“先看后摘”的定位采摘方式缺乏对农业非结构化环境和动态变化的适应能力。

为了解决采摘机器人作业环境不确定性问题,视觉伺服成为了采摘机械臂的重要控制方式。机器人采摘中的视觉伺服包括基于位置的视觉伺服PBVS(Position based visual servo)^[7-11]和基于图像的视觉伺服IBVS(Imagebased visual servo)^[12-15]。PBVS可以直接在笛卡尔空间中控制机械臂的运动,使机械臂在运动过程中具有更好的平移和旋转特性,但是该方法对系统误差及相机的标定误差比较敏感^[16-17],并且对非结构化环境下的采摘机械臂适应性不强。而IBVS由于其误差定义在图像平面,不仅对相机模型误差具有较好的鲁棒性,实时计算量小于PBVS^[17],且无需对三维姿态进行估计,因此有利于采摘作业的进行^[18-21]。但是IBVS中目

标深度通常是未知的,因此只能保证局部的稳定性。深度信息可以通过深度相机获取,基于结构光和时间飞行法的深度相机对于室外果园环境的光照变化适应性差;而双目立体视觉对弱纹理区域匹配效果不佳。因此,为了解决IBVS的深度估计问题,学者提出了融合其它传感器的两阶段视觉伺服控制策略^[22-25]进行深度估计,虽然保证了深度估计的精度,但是视觉伺服过程中的对准和接近两阶段会使中间过程不连续,降低视觉伺服的速度。

基于图像视觉伺服控制过程中的机械臂轨迹具有不确定性,可能导致机械臂接近奇异位形,造成关节速度失控的问题。对此,HADI等^[26]针对六自由度机械臂视觉抓取过程中的机械臂奇异性问题提出了改进的阻尼最小二乘法(Improved damped least squares, I-DLS),该方法能够稳定地经过机械臂的奇异位形,并且末端执行器的最大误差位置为1 mm。LEI等^[27]提出了一种自适应阻尼最小二乘法来避免机械臂运动过程中的奇异问题,试验验证了使用所提出的奇异位形规避方法的视觉伺服系统能取得良好的跟踪效果。QUAN等^[28]针对机械臂存在的奇异位形问题,提出了一种基于奇异值分解(Singular value decomposition, SVD)的变式阻尼最小二乘法。LIU等^[29]针对机器人逆运动学方法中雅可比矩阵的奇异性问题,通过雅可比矩阵奇异值分解动态调整最小二乘法中的阻尼值,保证了各关节的速度平滑。

针对上述问题,本文以球形果蔬(如苹果、番茄、柑橘)作为采摘对象,结合单目相机与激光测距传感器提出一种连续两段式(对准和接近两阶段)的视觉伺服控制方法,解决传统分段式视觉伺服控制速度慢、稳定性差的问题。另外,针对采摘过程中出现的机械臂奇异问题,在视觉伺服过程中引入动态阻尼最小二乘法来保证控制的稳定性和定位精度。

1 视觉伺服方法

以红苹果为采摘对象,开展“眼在手上”基于图像的视觉伺服控制研究。首先利用 YOLO v5s 进行果蔬检测,然后提取目标的图像特征信息,最后使用连续两段式视觉伺服控制机械臂接近目标完成采摘。对准阶段的深度信息采用目标拟合圆的半径进行估计,而接近阶段的深度值从激光测距传感器读取。当目标中心在图像中的坐标接近期望值时,即对准阶段和接近阶段的过渡区域,使用动态权重的方法调整 2 个阶段估计的深度值权重。此外,为了避免采摘过程中的机械臂奇异位形对视觉伺服的影响,采用动态阻尼最小二乘法求解进入奇异区域后的关节速度,确保整个伺服过程中关节速度的稳定性。

1.1 目标检测与分割

YOLO v5s 是一种单阶段目标检测算法,具有检测精度高、推理速度快等优点。通过特征金字塔网络(Feature pyramid networks, FPN)与路径聚合网络(Path aggregation network, PAN)结构,能够融合不同尺度的特征图,提高了对于大目标的检测精度。本文的检测对象是红苹果,目标较大,而且检测结果需要为视觉伺服控制提供信息,对检测速度要求较高,因此选择 YOLO v5s 作为目标检测模型。

基于图像视觉伺服控制的目标是使目标图像特征点位置同其期望位置对齐。图像的特征点为目标的中心,期望位置为图像中心。为提高目标检测和特征提取的速度,首先采用 YOLO v5s 模型快速实现图像中的目标检测,然后结合目标的颜色特征,对检测框内目标进行阈值分割。考虑到红苹果的颜色特征,HSV 颜色空间能更好地描述其颜色特征,并且对光照变化具有一定的鲁棒性,因此首先将颜色通道转换到 HSV 色彩空间,并对 H 通道进行阈值分割;接着通过形态学中的腐蚀和膨胀运算去除背景噪声并填充苹果内部的孔洞;最后用圆拟合分割区域外轮廓得到目标的中心点坐标 $p(u, v)$ 和半径 r ,过程如图 1 所示。

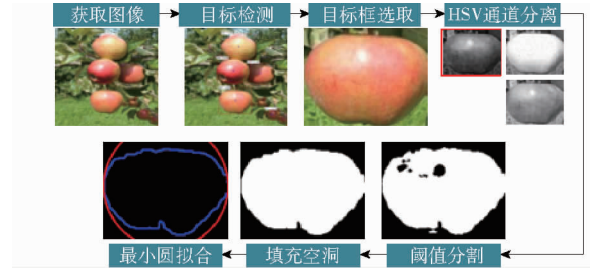


图 1 图像处理流程图

Fig. 1 Image processing flowchart

1.2 视觉伺服框架

对于类球状的水果,其采摘动作对姿态的影响比较小,且由于单目相机难以准确获取目标的姿态信息,因此本文假设相机在机械臂运动过程中的姿态保持不变,仅控制位置的变化,整体的视觉伺服框架如图 2 所示。

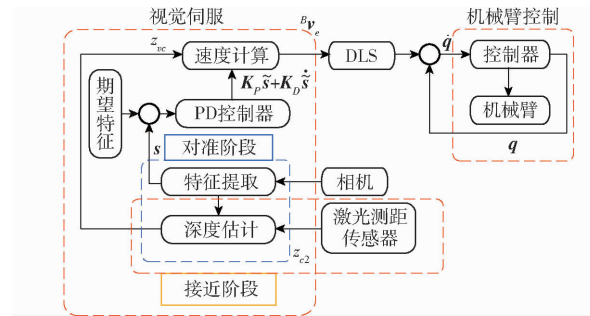


图 2 基于图像的视觉伺服框架

Fig. 2 Image-based visual servo framework

以目标中心作为图像特征点,其坐标为 $p = (u, v)$,对应的相机坐标系下的坐标为 $P_c = (x_c, y_c, z_c)$,选取特征矢量 $s = [\Delta u \ \Delta v \ z_c]^T$,其中 $\Delta u = u - u_0$, $\Delta v = v - v_0$, u_0 和 v_0 表示图像主点。那么可以得到相机运动速度与图像特征矢量变化之间的关系

$$\dot{s} = L^c v_c \quad (1)$$

其中

$$L = \begin{bmatrix} -f/z_c & 0 & \Delta u/z_c \\ 0 & -f/z_c & \Delta v/z_c \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 L ——交互矩阵 f ——相机焦距

${}^c v_c$ ——相机坐标系下的相机速度

假设图像特征矢量期望值 $s^* = [u^* \ v^* \ z_c^*]^T$, u^* 、 v^* 同相机的安装位置有关,一般情况下都为 0, z_c^* 取决于采摘手的结构尺寸和采摘农艺。那么特征矢量的偏差

$$\tilde{s} = s^* - s = [u^* - \Delta u \ v^* - \Delta v \ z_c^* - z_c] \quad (3)$$

根据特征矢量偏差,用 PD 控制器建立相机速度的控制率,这样当交互矩阵不奇异时,就能得到相机运动速度在相机坐标系中的表达 ${}^c v_c$ 为

$${}^c v_c = L^{-1} (K_p \tilde{s} + K_d \dot{\tilde{s}}) \quad (4)$$

式中 K_p ——比例系数对角矩阵

K_d ——微分系数对角矩阵

由于不考虑机械臂运动中末端姿态的变化,因此末端的速度同相机速度一致,得到末端速度在机械臂基座坐标系下的表达式为

$${}^B \mathbf{v}_e = {}^B \mathbf{v}_c = {}^B \mathbf{R}_E {}^E \mathbf{R}_C {}^C \mathbf{v}_c \quad (5)$$

式中 ${}^B \mathbf{R}_E$ ——机械臂基座坐标系到末端坐标系旋转变换矩阵

${}^E \mathbf{R}_C$ ——末端坐标系到相机坐标之间的旋转变换矩阵

${}^B \mathbf{v}_e$ ——机械臂基座坐标系下的末端速度

${}^B \mathbf{v}_c$ ——机械臂基座坐标系下的相机速度

前者可以利用机械臂的正运动学获得,后者通过手眼标定得到。由此得到机械臂不奇异时的关节速度

$$\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{J}(\mathbf{q})^{-1} \begin{bmatrix} {}^B \mathbf{v}_e \\ \mathbf{O}_{3 \times 1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中 $\mathbf{O}_{3 \times 1}$ ——零矩阵

\mathbf{J} ——机械臂雅可比矩阵

1.3 深度估计

由于单目相机难以准确获取目标的深度信息,而在抓取的过程中需要深度信息引导机械臂接近目标完成抓取。考虑到对准阶段和接近阶段对深度精度的要求不一样,采用2种不同的方法估计深度。

对准阶段的图像中心未与目标对准,机械臂主要是做横向移动,因此可以采用小孔成像的原理,利用图像中的果实半径 r 来估计。假设实际采摘果实的半径为 r_a ,该数值可以用采摘果实的平均半径代替,这样可根据相机透视投影模型估计出果实在相机坐标系下的深度 z_c 。

$$z_c = \frac{f r_a}{r} \quad (7)$$

这种方法比起常规的单目深度估计方法计算复杂度小且实时性好,其估计的深度精度取决于水果真实半径与样本平均值间的偏差。

接近阶段由于相机基本对准目标,此时紧挨相机的激光测距传感器就能得到目标果实的准确距离,因此把它作为目标的深度测量值。为了提高数据的平滑性和准确性,结合机械臂末端的运动速度采用卡尔曼滤波对从激光传感器获取的深度数据进行滤波处理。

1.4 z 轴速度平滑

为提高两段式视觉伺服运行的速度,在对准目标水果的同时也接近水果,即对准阶段也存在沿 z_c 轴的运动 v_{zc} ,从而减小接近阶段的运动时间,提高视觉伺服的平均运动速度。考虑到对准阶段的主要

目标是相机对齐目标水果,因此此时的速度变化不宜过大;当采摘末端快接近目标时需要快速降低运动速度,因此 v_{zc} 的计算不直接采用式(4),而是采用计算公式

$${}^c v_{zc} = a \ln(z_c - z_c^* + 1) \quad (8)$$

式中 a ——速度增益常数

然而由于两阶段计算 z_c 的方法不一样,其得到的数值也不可能相同,因此在阶段切换时会造成速度的不连续,易对机械臂关节造成冲击。针对该问题在两阶段切换过程中增加过渡区域,在该区域对两种方式获取的深度值进行平滑过渡,从而使对准和接近两阶段的目标果实深度值连续,继而实现两阶段的速度平滑,过程如图3所示。图中对准阶段主要是沿 x 、 y 轴的移动,即图中从 P_1 到 P_2 的运动,目的是相机对准目标;从 P_2 到 P_3 的运动则对应接近阶段。

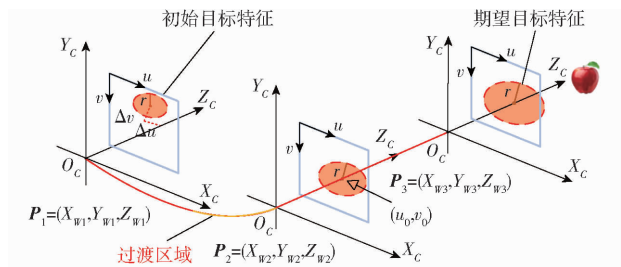


图3 连续的两阶段视觉伺服过程

Fig. 3 Continuous two-stage visual servo process

假设相机进入接近阶段时的图像误差满足

$$\sqrt{|\Delta u|^2 + |\Delta v|^2} \leq \delta_m \quad (9)$$

式中, δ_m 描述相机对准果实的许可最大偏差;那么过渡区域的条件则是

$$\delta_m \leq \sqrt{|\Delta u|^2 + |\Delta v|^2} \leq \delta_n \quad (10)$$

其中 δ_n 取决于目标在图像中的位置,保证在该条件下激光传感器能够测量到目标果实的深度。在过渡区域用2种方法同时估计目标的深度信息,进而得到2个沿 z_c 轴的速度 v_{zc1} 、 v_{zc2} ,分别对应对准阶段和接近阶段的速度。最后采用动态权值方法得到最终 z 轴速度 v_{zc} 。

$$v_{zc} = \omega v_{zc1} + (1 - \omega) v_{zc2} \quad (11)$$

$$\omega = \frac{\sqrt{|\Delta u|^2 + |\Delta v|^2} - \delta_m}{\delta_n - \delta_m} \quad (12)$$

式中 ω ——权重,由特征点的位置误差决定

1.5 奇异位形避免

基于图像的视觉伺服,虽然能够保证局部收敛,但是该过程中机械臂的运动轨迹是未知的。当机械臂运动过程接近奇异位形时,微小末端速度也会引起关节的高速运动,造成机械臂失控而损坏,因此在视觉伺服过程中避免机械臂的奇异是非常必要的。

本文采用动态阻尼最小二乘法来解决这个问题。其通过引入动态阻尼因子使雅可比矩阵接近满秩时的求解是稳定的,而在接近奇异位形时关节的速度用伪逆法求解。最小奇异值是判断机械臂是否处于奇异位形的一个重要参考指标,将雅可比矩阵 J 进行奇异值分解,即

$$J = U\Sigma V \quad (13)$$

其中 $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$ (14)

式中 σ_i ——奇异值,从大到小排序

n ——机械臂关节个数

U 、 V ——正交矩阵

机械臂接近奇异位形时,其最小奇异值 $\sigma_n \rightarrow 0$,机械臂的灵活性降低,而阻尼最小二乘法计算简单,且用牺牲一定的位姿精度来确保在奇异位形处关节速度求解的稳定性,同时也能够满足视觉伺服实时性的需求,其表示为

$$\dot{q} = (J^T J + \lambda^2 I)^{-1} J^T \begin{bmatrix} B v_c \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中 $\lambda = \begin{cases} \lambda_0(1 - \sigma_n/\omega_0) & (\sigma_n < \omega_0) \\ 0 & (\sigma_n \geq \omega_0) \end{cases}$ (16)

式中 I ——单位矩阵 λ ——阻尼因子

ω_0 ——奇异区域阈值

λ_0 ——初始阻尼因子,由用户定义的值,以获得奇异位形周围的解

2 采摘试验结果与分析

2.1 果实模拟采摘试验平台

为验证本文设计的连续两段式视觉伺服控制方法的有效性,在实验室环境下搭建了机器人模拟采摘苹果的试验平台,硬件部分由六自由度 JAKA_Zu3 型机械臂和自制的欠驱动柔性机械手组成,机械手中心布置单目相机和激光测距传感器,如图 4 所示。

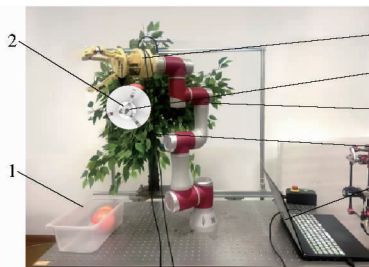


图 4 苹果采摘试验平台

Fig. 4 Apple harvesting experimental platform

1. 收集箱 2. 相机 3. 欠驱动机械手 4. 激光测距传感器
5. 协作机械臂 6. 仿真苹果树 7. 上位机

视觉伺服系统以计算机作为上位机,处理器为 Intel i7-8750H,显卡为 1050ti,使用 VS 2017 和

OpenCV 4.4.0 编程环境。相机为 CMOS 彩色相机,型号为 LRCP3205,像素物理尺寸为 $2.2 \mu\text{m} \times 2.2 \mu\text{m}$,通过 USB 通讯将采集的图像传输给上位机,其图像分辨率为 640 像素 \times 480 像素。机械手同上位机的通信采用 RS485,实现激光测距传感器的数据读取和机械手的控制,如图 5 所示。

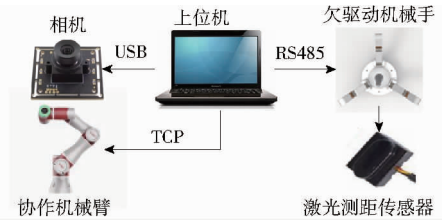


图 5 试验平台通讯方式

Fig. 5 Communication of experimental platform

2.2 试验设计

为验证本文提出的两段式视觉伺服控制方法的快速性及鲁棒性,分别开展非奇异轨迹和奇异轨迹的采摘试验。试验所涉及的参数设置如下:视觉伺服控制周期为 40 ms,终止条件为 $z_c \leq 60 \text{ mm}$,PD 控制器的参数 $K_p = \text{diag}(0.85, 0.82, 0)$, $K_d = \text{diag}(0.05, 0.05, 0)$,相机焦距 $f = 437.8666$ 像素,样本水果的平均半径 $r_a = 47 \text{ mm}$, $\delta_n = 40$ 像素, $\delta_m = 15$ 像素, $a = 25$, $z_c^* = 60 \text{ mm}$, $\lambda_0 = 0.25$, $\omega_0 = 0.30$ 。试验时先使机械臂末端执行器,即欠驱动机械手朝向果树,并把苹果悬挂在树上的不同位置,同时保证苹果在相机视野中。

2.2.1 非奇异轨迹采摘

连续两段式视觉伺服控制方法定位的完整采摘过程包括目标对准、接近目标、采摘和放果。机械臂开始位形和采摘时的其中一个位形如图 6 所示,整个采摘轨迹不会经过或接近奇异位形。

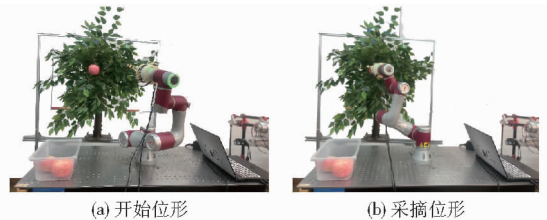


图 6 机械臂采摘位形示意图

Fig. 6 Picking configuration of robotic arm

视觉伺服控制过程中机械臂末端在机械臂基座坐标系中的运动轨迹如图 7 所示。由图 7 可以看出,在对准阶段,机械臂末端主要为 X 和 Y 轴的对准运动,而在后半段主要为接近运动。

图 8 中为伺服控制过程图像误差变化图,先是目标中心与图像中心的对准,图像误差 Δu 和 Δv 快速收敛;随后接近目标,到达目标采摘点,此时目标在相机坐标系下的 XYZ 坐标为 $(-0.08, -0.77,$

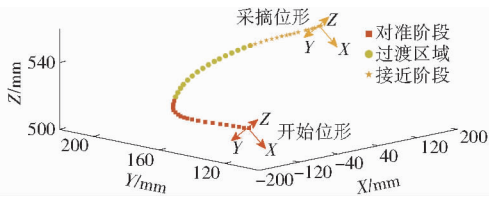


图 7 末端轨迹

Fig. 7 Trajectory of end-effector

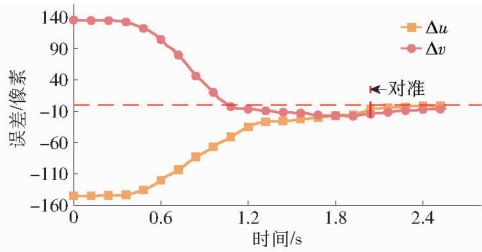


图 8 图像特征误差变化曲线

Fig. 8 Image feature errors over time

59.84) mm, 对应的定位误差为 0.79 mm。图 9 描述伺服控制过程中的深度估计值变化过程, 可以看出在对准阶段利用半径 r 估计的深度值波动较大, 主要原因是果实检测分割效果不稳定。尽管如此, 考虑到此时 Z 轴运动量不大, 对实际速度影响不会太明显。在过渡区域采用动态权值方法平滑了两段深度值。进入接近阶段后, 激光测距传感器滤波后的数值更加平滑, 有利于后续控制的平稳运行。

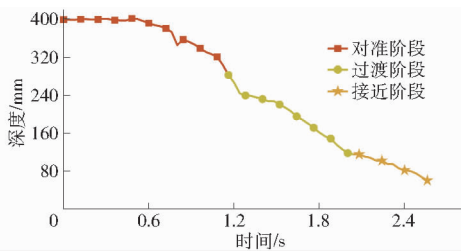


图 9 目标深度变化曲线

Fig. 9 Object depth varies with time

本文比较了传统两段式、两段式速度不连续和两段式速度连续这 3 种视觉伺服方式, 对应的相机运动速度 v_{cz} 变化曲线如图 10 所示。从图 10 可以看出传统两段式在对准阶段相机没有沿 z_c 轴的运动, 机械臂的运动时间最长, 需要 4.52 s; 在对准阶段增加沿 z_c 轴的运动后, 相机的运动速度有显著提升, 但

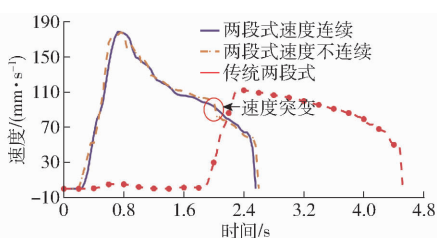


图 10 不同视觉伺服方法下的相机运动速度

Fig. 10 Velocity of camera with different visual servo methods

在两阶段切换过程中出现速度不连续; 应用本文提出的速度连续方法后, 机械臂全程的运动速度连续性都较好, 减小了不连续的速度对机械臂关节的冲击, 且机械臂的运动时间最短, 为 2.56 s, 其中对准阶段耗时 2 s, 接近阶段耗时 0.56 s。

为评估视觉伺服的定位精度, 分别开展有无扰动时的苹果定位试验, 测试扰动对视觉伺服定位精度的影响。其中外部扰动为人为缓慢拨动树枝或果实, 每组开展 20 次试验。结果显示有、无扰动时的机械臂平均运动时间分别为 3.82、2.74 s, 最终的定位精度统计如表 1 所示。

表 1 采摘试验定位误差

Tab. 1 Positioning error of picking experiments

误差类型	无扰动定位误差			有扰动定位误差		
	平均误差	最大绝对误差	误差方差	平均误差	最大绝对误差	误差方差
X	0.21	1.41	0.49	-0.08	2.29	1.14
Y	0.11	1.54	1.12	0.24	2.71	1.17
Z	2.05	3.41	0.71	2.31	3.89	0.97
组合误差	2.06	4.00	1.41	2.33	5.27	1.92

由表 1 可知, 无扰动采摘时绝对定位误差的平均值和最大值分别为 2.06 mm 和 4.00 mm; 有扰动采摘时的平均和最大绝对定位误差分别为 2.33 mm 和 5.27 mm。这表明无扰动时的机械臂末端定位精度比较高, 能满足机器人采摘需求。尽管扰动会降低定位精度, 个别大扰动甚至会导致目标超出视野而采摘失败, 但有扰动的试验中 80% 的采摘定位误差都小于 4 mm, 能满足采摘要求。

2.2.2 奇异轨迹采摘

将果实悬挂于会经过机械臂奇异位形区域的位置, 采用动态阻尼最小二乘法求解进入奇异位形区域的机械臂关节速度, 结果如图 11 所示。

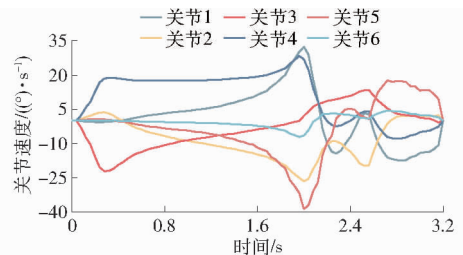


图 11 机械臂关节速度

Fig. 11 Manipulator joint velocity

机械臂最小奇异值变化如图 12 所示, 在机械臂运动到 1.7 s 左右时, 最小奇异值开始急剧减小, 在 2 s 左右接近机械臂奇异位形区域, 此时机械臂的关节速度采用动态阻尼最小二乘法进行计算。由于动态阻尼最小二乘法输出的期望关节速度与视觉伺服

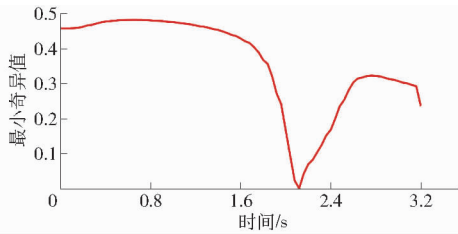


图12 最小奇异值变化曲线

Fig. 12 Variation of minimum singular value

期望的关节速度有偏差,导致在奇异位形区域的关节速度呈现先快速增加后减小的趋势,并在 2.7 s 左右离开机械臂奇异位形区域。

由图 13 图像误差变化可以看出,当进入机械臂奇异位形区域后图像误差因为末端姿态的变化而发生变化,离开奇异区域后又在视觉伺服的控制作用下逐渐缩小,直至接近采摘目标。到达采摘点时目标在相机坐标系下的坐标为 $(-1.44, -0.38, 59.61)$ mm,定位误差为 1.53 mm,满足采摘要求。

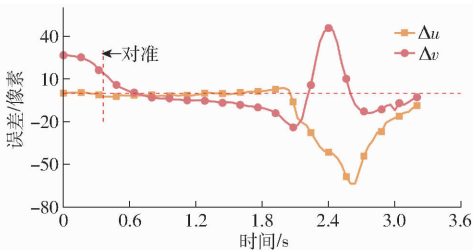


图13 接近奇异位形的图像误差图

Fig. 13 Image errors when approaching singular configuration

在避开奇异的试验中,经过奇异位形区域后的机械臂末端姿态发生变化,其 RPY 角的变化分别为

$(0.0859, -0.0345, -0.1052)$ rad,这是由于动态阻尼最小二乘法牺牲了末端位姿精度来保证机械臂在奇异位形区域的关节速度的稳定性。尽管姿态发生了一定的变化,但是结果显示机械手仍然能够稳定抓取目标,因为苹果采摘对机械手的姿态要求有一定的容差性,这表明动态阻尼最小二乘法能够在避免机械臂奇异过程中成功抓取目标。

3 结论

(1)通过对当前采摘机械臂分段式视觉伺服控制方式的分析,结合基于图像的视觉伺服在采摘过程中存在的问题,提出了一种应用激光测距传感器的连续两段式视觉伺服控制方法。

(2)采用轻量化网络 YOLO v5s 实现目标的检测,并结合图像处理方法快速得到目标的尺寸和位置。

(3)对准阶段和接近阶段的目标深度信息分别源自目标在图像中的半径估计和激光测距传感器的测量,并采用动态权重的方法在过渡区进行速度的平滑。结果表明采用连续两段式视觉伺服方法可以使机械臂的运动时间从 4.52 s 降低至 2.56 s,且速度无明显波动,无外部扰动时的最大绝对定位误差小于 4.00 mm。

(4)为提高机械臂接近奇异位形时的稳定性,采用基于动态阻尼最小二乘法进行关节速度求解。测试结果显示,机械臂能够有效避开奇异位形,定位误差为 1.53 mm,同时会产生姿态偏差,对应的 RPY 角为 $(0.0859, -0.0345, -0.1052)$ rad。

参 考 文 献

- [1] YANG Y, HAN Y, LI S, et al. Vision based fruit recognition and positioning technology for harvesting robots[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213:108-258.
- [2] 刘继展. 温室采摘机器人技术研究进展分析[J]. 农业机械学报, 2017, 48(12): 1-18.
LIU Jizhan. Research progress analysis of robotic harvesting technologies in greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12): 1-18. (in Chinese)
- [3] WILLIAMS H A M, JONES M H, NEJATI M, et al. Robotic kiwifruit harvesting using machine vision, convolutional neural networks, and robotic arms[J]. Biosystems Engineering, 2019, 181: 140-156.
- [4] BROWN J, SUKKARIEH S. Design and evaluation of a modular robotic plum harvesting system utilizing soft components[J]. Journal of Field Robotics, 2021, 38(2): 289-306.
- [5] MU L, CUI G, LIU Y, et al. Design and simulation of an integrated end-effector for picking kiwifruit by robot[J]. Information Processing in Agriculture, 2020, 7(1): 58-71.
- [6] 叶敏, 邹湘军, 罗陆锋, 等. 荔枝采摘机器人双目视觉的动态定位误差分析[J]. 农业工程学报, 2016, 32(5): 50-56.
YE M, ZOU X, LUO L, et al. Error analysis of dynamic localization tests based on binocular stereo vision on litchi harvesting manipulator[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(5): 50-56. (in Chinese)
- [7] 雷孟宇, 张旭辉, 杨文娟, 等. 基于分步视觉伺服的钻锚机器人控制方法[J]. 煤炭学报, 2025, 50(3): 1827-1837.
LEI Mengyu, ZHANG Xuhui, YANG Wenjuan, et al. Research on step-by-step visual servo control system of anchor drilling robot[J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(3): 1827-1837. (in Chinese)
- [8] 张晓磊, 刘相权, 陈兆芄, 等. 基于模糊自适应 PID 的机器人视觉伺服控制算法研究[J]. 制造业自动化, 2024, 46(6): 146-151.

- ZHANG Xiaolei, LIU Xiangquan, CHEN Zhaopeng, et al. Research on robot visual servo control algorithm based on fuzzy adaptive PID[J]. *Manufacturing Automation*, 2024, 46(6): 146–151. (in Chinese)
- [9] PARK Y, SEOL J, PAK J, et al. Human-centered approach for an efficient cucumber harvesting robot system: harvest ordering, visual servoing, and end-effector[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 212: 108–116.
- [10] 肖黎明. 基于单目视觉的柚子采摘抓取控制与实现[D]. 武汉: 华中农业大学, 2023.
XIAO Liming. Control and implementation of the grabbing of pomelo picking harvester based on monocular vision[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2023. (in Chinese)
- [11] GAMBA J D, FROM P A L J, LEITE A C. A visual servoing approach for robotic fruit harvesting in the presence of parametric uncertainties[C]//*Congresso Brasileiro de Automática-CBA*, 2019, 1(1): 4–7.
- [12] XIONG Y, GE Y, FROM P J. An improved obstacle separation method using deep learning for object detection and tracking in a hybrid visual control loop for fruit picking in clusters[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 191: 106508.
- [13] 梁喜凤, 彭明, 路杰, 等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的采摘机械手视觉伺服控制方法[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(19): 230–237.
LIANG Xifeng, PENG Ming, LU Jie, et al. Servo control method of picking manipulator based on adaptive trace less Kalman filter[J]. *Transactions of the CSAE*, 2019, 35(19): 230–237. (in Chinese)
- [14] 赵丽丽. 基于视觉识别的农业采摘机器人系统研究[D]. 镇江: 江苏科技大学, 2020.
ZHAO Lili. Research on agricultural picking robot system based on visual recognition[D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2020. (in Chinese)
- [15] 赖颖杰, 张世昂, 朱立学. 面向采摘机器人的视觉伺服控制技术研究进展[J]. *农业工程*, 2022, 12(6): 49–54.
LAI Yingjie, ZHANG Shiang, ZHU Lixue. Research progress of visual servo control technology for picking robot[J]. *Agricultural Engineering*, 2022, 12(6): 49–54. (in Chinese)
- [16] JANABI-SHARIFI F, DENG L, WILSON W J. Comparison of basic visual servoing methods[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2010, 16(5): 967–983.
- [17] CONG V D, HANH L D. A review and performance comparison of visual servoing controls[J]. *International Journal of Intelligent Robotics and Applications*, 2023, 7(1): 65–90.
- [18] DE-AN Z, JIDONG L, WEI J, et al. Design and control of an apple harvesting robot[J]. *Biosystems Engineering*, 2011, 110(2): 112–122.
- [19] DE LUCA A, ORIOLO G, GIORDANO P R. On-line estimation of feature depth for image-based visual servoing schemes[C]//*Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, 2007: 2823–2828.
- [20] 宋健. 基于图像的采摘机器人模糊视觉伺服系统研究[J]. *机床与液压*, 2010, 38(10): 65–67.
SONG Jian. Research on image-based fuzzy visual servo for picking robot[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2010, 38(10): 65–67. (in Chinese)
- [21] HANI N, ISLER V. Visual servoing in orchard settings[C]//*2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2016: 2946–2953.
- [22] 赵德安, 吴任迪, 刘晓洋, 等. 气电混合驱动全天候苹果收获机器人设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(2): 21–28, 36.
ZHAO Dean, WU Rendi, LIU Xiaoyang, et al. Design and experiment of apple harvesting robot based on gas-electric hybrid drive[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(2): 21–28, 36. (in Chinese)
- [23] 冯青春, 赵春江, 王晓楠, 等. 基于视觉伺服的樱桃番茄果串对靶测量方法[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(16): 206–212.
FENG Qingchun, ZHAO Chunjiang, WANG Xiaonan, et al. Fruit bunch measurement method for cherry tomato based on visual servo[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(16): 206–212. (in Chinese)
- [24] BULANON D M, BURR C, DEVLIEG M, et al. Development of a visual servo system for robotic fruit harvesting[J]. *AgriEngineering*, 2021, 3(4): 840–852.
- [25] MA Y, LIU X, ZHANG J, et al. Robotic grasping and alignment for small size components assembly based on visual servoing[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 106: 4827–4843.
- [26] HADI SETYAWAN M R, DEWANTO R S, MARTA B S, et al. Kinematics modeling of six degrees of freedom humanoid robot arm using improved damped least squares for visual grasping[J]. *International Journal of Electrical & Computer Engineering*, 2023, 13(1): 288–298.
- [27] LEI W, ZHOU D, LI P, et al. Singularity avoidance strategies for target tracking visual servo systems[C]//*2021 40th Chinese Control Conference (CCC)*. IEEE, 2021: 2855–2859.
- [28] QUAN F, CHEN H, LI Y, et al. Singularity-robust hybrid visual servoing control for aerial manipulator[C]//*2018 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*. IEEE, 2018: 562–568.
- [29] LIU P, YU D, LI R. Research on singular robustness algorithm of robot inverse kinematics based on dynamic damping coefficient[C]//*2017 IEEE 3rd Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC)*. IEEE, 2017: 204–209.