

基于 VS - IRRT 算法的采摘机械臂路径规划

荀 一¹ 李道政¹ 王 勇² 黄旭婷¹ 王志恒¹ 杨庆华¹

(1. 浙江工业大学特种装备制造与先进加工技术教育部/浙江省重点实验室, 杭州 310023;
2. 浙江艾佳食品有限公司, 衢州 324000)

摘要: 针对多自由度机械臂在采摘过程中出现的路径规划速度慢、路径成本高以及因视觉定位误差和机械臂关节位置误差引起的采摘失败问题,提出了结合视觉伺服的改进随机快速搜索树算法(Improved rapidly-exploring random trees with visual servoing, VS - IRRT),具体包括改进 RRT 算法和基于平移控制器的视觉伺服方法。改进的 RRT 算法通过使用基于超椭圆引力偏置的采样方法和密度减小策略,增加树拓展的目的性,减小了树的采样密度,提高路径规划效率;引入贪心思想和 B 样条曲线,剔除多余节点,对剩下折线进行平滑处理,优化路径在机械臂上的实施效果;结合基于平移控制器的视觉伺服控制,减小了定位误差对采摘过程的影响。使用 Matlab 分别对改进 RRT 算法和基于平移控制器的视觉伺服在二维和三维空间中进行仿真模拟试验,结果表明,改进的 RRT 算法的采样点数较 RRT* - connect 算法减少 92.9%,规划时间较 RRT* - connect 算法减少 86.1%,路径成本较 RRT 算法也减少 35.2%。使用六自由度机械臂进行采摘试验,VS - IRRT 算法的采摘速度比 RRT* - connect 算法提升 48.36%,路径成本相较 RRT 减少 17.14%,采摘成功率提升 2.1 个百分点,所以在特定的采摘应用场景,尤其在农业采摘场景中,VS - IRRT 算法能够提升机械臂采摘的综合性能。

关键词: 采摘机械臂; 路径规划; VS - IRRT 算法; 视觉伺服

中图分类号: TP2; S23 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)02-0129-10 OSID: 

Motion Planning of Harvesting Manipulator Based on VS - IRRT Algorithm

XUN Yi¹ LI Daozheng¹ WANG Yong² HUANG Xuting¹ WANG Zhiheng¹ YANG Qinghua¹

(1. Key Laboratory of Special Purpose Equipment and Advanced Processing Technology,
Ministry of Education and Zhejiang Province, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China
2. Zhejiang Aijia Food Co., Ltd., Quzhou 324000, China)

Abstract: Aiming at the problems of slow harvesting, an improved rapidly-exploring random trees with visual servoing (VS - IRRT) algorithm was proposed to solve the problems of slow path planning, high path cost and picking failure caused by visual positioning error and joint position error of manipulator in harvesting process. By using the sampling method based on super ellipsoid gravity bias and density reduction strategy, the purpose of tree expansion was increased, the sampling density of tree was reduced and the efficiency of path planning was improved. The greedy idea and B-spline curve were introduced to eliminate unnecessary nodes, and the remaining polyline were smoothed to optimize the implementation effect of the path on the manipulator. Combined with visual servoing control based on translation controller, the influence of positioning error on harvesting process was reduced. Matlab was used to simulate the improved RRT algorithm and the visual servo based on translation controller in two-dimensional and three-dimensional space. The results showed that the number of sampling points of the improved RRT algorithm was reduced by 92.9% compared with that of RRT* - connect algorithm, the planning time was reduced by 86.1% compared with that of RRT* - connect algorithm, and the path cost was reduced by 35.2% compared with that of RRT algorithm. Using six degrees of freedom manipulator for harvesting test, the harvesting speed of VS - IRRT algorithm was increased by 48.36% compared with that of RRT* - connect algorithm, the path cost was reduced by 17.14% compared with that of RRT

收稿日期: 2022 - 04 - 04 修回日期: 2022 - 05 - 16
基金项目: 浙江省“领雁”研发计划子项目(2022C02021)和浙江省基础公益研究计划项目(LGN20E050007)
作者简介: 荀一(1980—),男,讲师,博士,主要从事机器人应用研究,E-mail: xunyi@zjut.edu.cn
通信作者: 杨庆华(1964—),男,教授,主要从事智能装备和机器人应用研究,E-mail: zjutme@163.com

algorithm, and the harvesting success rate was increased by 2.1 percentage points, therefore, in specific application scenarios, especially in agricultural harvesting scenarios, VS-IRRT algorithm can better improve the comprehensive performance of manipulator harvesting.

Key words: harvesting manipulator; path planning; VS-IRRT algorithm; visual servoing

0 引言

采摘机器人大多依赖于多自由度机械臂与视觉结合的方式实现定位和抓取过程^[1-6]。其关键技术之一就是机械臂的路径规划,即机械臂从起始位置运动到目标位置,且中间不与非目标障碍物发生碰撞的一项技术。目前,国内外学者针对路径规划技术进行了大量的研究,并取得了相应成果^[7-10]。但将面向低维度空间使用的路径规划算法运用在多自由度机械臂上时,随着维度的增加,这些算法的复杂度就会呈“指数”增长,影响了规划的实时性^[11]。为解决这个问题,基于采样的路径规划方法和一些降维的规划算法被提出。邹宇星等^[12]提出一种改进的概率地图(Probabilistic roadmap, PRM)路径规划算法应用在采摘机械臂上,算法将机械臂发生碰撞的位姿遍历,映射到构型空间中,再使用 PRM 算法搜索路径。姚立健等^[13]针对茄子采摘机器人,将三维空间的路径规划降低为二维空间后再应用 A* 算法规划,降低了计算复杂度。张勤等^[14]等研究出基于空间分割的实时运动规划算法最优采摘空间(Optimal picking space, OPS),引入评价函数选取最优采摘空间,最后在采摘任务的基础上加入实时避障子任务,引导机械臂躲避障碍完成任务。面对非结构环境的复杂情况,马冀桐等^[15]利用在构形空间中增加先验知识引导点的方式,在路轨规划中避开封闭多边形障碍物,再使用 RRT-connect 规划引导点前后两段路径并将它们进行合并。而阳涵疆等^[7]则是将混联采摘机械臂中串联和并联的部分分开,对串联机械臂部分使用 RRT 算法规划,降低了规划的维度,加快了规划速度,且混联方式可以更好地应对复杂非结构环境。张勤等^[16]为解决 RRT 算法采样效率低下的问题,提出了柯西分布的采样方式增加采样的目的性,并引入目标引力和动态调整步长的方式,在增加目的性同时减小碰撞概率,其中用到的节点拒绝策略减少长路径节点的增加。但是其生成的路径为断续的折线,直接运用在机械臂上会致其发生碰撞,且在较远处开始规划时,没有考虑相机精度,可能导致采摘点产生误差。GAMMELL 等^[17]根据第 1 次 RRT* 得出的路径长度来设置一个对应长轴长度的超椭球采样空间,将后续采样都限制在该采样空间中,每次有更优路径产生时,就更

新长轴长度,逐步缩小采样空间,直至找到最优路径。这种方式加快了规划速度,具有更高的效率。除了基于采样的算法外,近几年还出现了利用深度学习和强化学习规划的算法^[18-19]。

但上述算法均依靠视觉提供的目标点空间信息,属于“看后动”的开环控制形式,若视觉信息或者机械臂位置信息有误差,将导致机械臂末端执行器的最终位姿和目标位姿有偏差。针对这种情况,有学者提出将视觉信息用于闭环控制的方式,即视觉伺服控制^[20]。最常用于农业采摘的视觉伺服控制方式就是用于“眼在手上”(eye-in-hand)的基于图像的视觉伺服方式(Image based visual servoing, IBVS)。金玉成等^[21]建立手眼协调的坐标关系,据此提出了由远及近手眼协调策略,提高了采摘效率和精度。MEHTA 等^[22]根据球形果实的形心和距离等少量特征,设计了旋转控制器和平移控制器用于 IBVS 控制,并用李雅普诺夫证明了其稳定性。基于视觉伺服的运动规划精度高,稳定性好,利于应用于采摘工作。但是其无法考虑环境碰撞因素而导致应用范围受限,只能用于无障碍的空旷场景。

为解决传统采样方法目的性弱、采样效率低,采样终点定位存在误差,普通视觉伺服控制无法避障的问题,本文提出结合视觉伺服的改进随机快速搜索树算法(VS-IRRT)。针对传统 RRT 算法所存在的采样无目的性和路径杂乱的情况,通过使用超椭球引力偏置和密度减小措施改变采样方式,同时用贪婪思想和 B 样条曲线优化所得路径。在接近目标点时使用基于平移控制器的图像视觉伺服方式消除位置误差,最后到达目标点完成采摘过程。

1 空间环境建模

目标果实周围会存在如枝干和非目标果实等障碍,启动采摘过程之前,采摘机器人需要先对其周围环境进行感知和建模。本文使用的是 eye-in-hand 的相机安装模式,如图 1 所示,RGB-D 相机安装在末端执行器上,跟随末端执行器运动。采摘机器人通过使用由远及近手眼协调策略^[21],在初始位姿处获取全局图像信息,根据针孔相机模型,将像素平面上的点结合相机内参和对应的深度信息,计算出目标果实周围的点云信息。对点云信息滤波后再转换为八叉树图信息(Octomap)来提高避障效率。除了

障碍物信息,还需要对图像中的目标果实识别提取,通过将果园拍摄的 500 幅果实图像使用 Labelme 软件打上标签训练,用 YOLO v5 模型以高准确率和快速度得到目标果实在像素平面上的位置,最后再结合 RGB-D 相机的深度信息,获取果实中心在空间中的坐标,整个空间环境信息处理如图 2 所示。图 2a 所示的是原图像经过 YOLO v5 识别后的效果,数字部分为预测准确率;图 2b 为对应的点云图像;图 2c 为点云转换的八叉树图,用像素块来近似表示障碍物,减小了避障的计算复杂度。

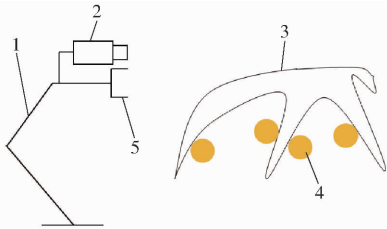


图 1 空间环境示意图
Fig. 1 Diagram of spatial environment

1. 机械臂 2. 相机 3. 枝干 4. 果实 5. 末端执行器

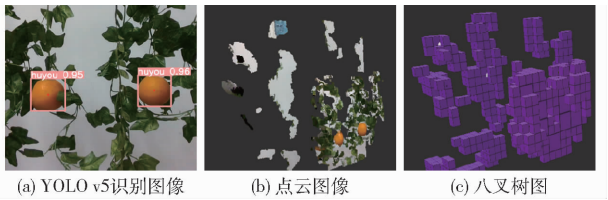


图 2 空间环境信息处理

Fig. 2 Space environment information processing

2 VS-IRRT 算法

2.1 VS-IRRT 算法组成

本文提出的 VS-IRRT 算法主要由改进 RRT 算法和基于平移控制器的视觉伺服方法两部分组成,如图 3 所示。图中 VS-IRRT 分为两部分,其中改进 RRT 算法中包含了采样方式的改进和路径优化;而采样方式的改进体现在超椭球引力偏置采样方法和密度减小策略上。图中箭头表示同一层次部分算法的运行顺序。

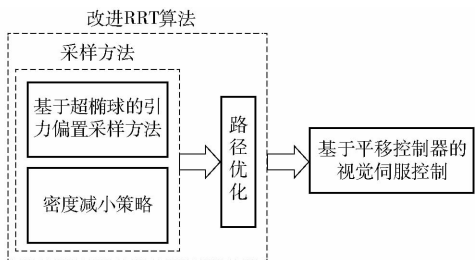


图 3 VS-IRRT 算法组成示意图

Fig. 3 Diagram of VS-IRRT algorithm composition

2.2 基于超椭球的引力偏置采样方法

在传统的 RRT 算法中,采样点搜寻使用的是随

机均匀采样的方法,这种方式的路径搜索没有目的性,收敛速度慢,整个算法效率不高。针对这一点,引入了基于超椭球的引力偏置采样方法来代替随机均匀采样,如图 4 所示。引力偏置是指采样点被超椭球吸引,出现在超椭球内部的概率变大。搜索树通过随机采样节点从采样开始节点搜索出一条无障碍路径到达采样终点。

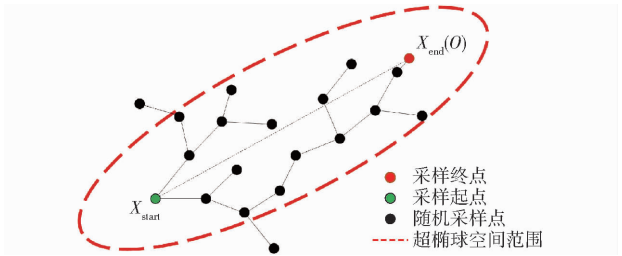


图 4 超椭球引力偏置节点扩展过程

Fig. 4 Gravity bias of super-ellipsoid node expansion process

采样开始时分别设置采样概率阈值 P_{out} 和 P_{goal} ,其中 P_{goal} 为偏向目标的采样概率,一般取值为 $0.9 \sim 0.95$,本文取 0.9 。采样概率 P 在 $(0,1)$ 中随机均匀采样。当 $P > P_{goal}$ 时,采样点 $X_{rand} = X_{end}$,即直接选择目标点作为采样点进行生长;当 $P_{out} < P < P_{goal}$ 时,将选择在超椭球内部随机均匀采样,数学表达形式为

$$\|X_{rand} - X_{start}\| + \|X_{rand} - X_{end}\| \leq 2a \quad (1)$$

$$a^2 = (1 + \gamma^2)c^2 \quad (2)$$

式中 X_{rand} ——随机采样点

X_{start} ——采样起始点

X_{end} ——采样终点

a ——超椭球长轴长度

c ——超椭球焦点间距,也是 X_{start} 和 X_{end} 间的距离

γ ——比例系数,取 $0 \sim 1$

γ 决定超椭球的短轴长度, γ 越小,超椭球越扁平,采样目的偏向性更强,当障碍物较少时,该值可增大,本文取 $\gamma = 0.5$ 。

使用上述采样方式虽然在特定的环境下 P_{out} 有不错的效果,但如果每次更换采样环境时,都需要寻找最合适的采样阈值,这使得算法的环境适应性下降。针对这种问题,本文提出了自适应阈值的方式,即在采样过程中采样阈值动态变化适应环境。采样阈值自适应的思想是:当采样到的碰撞点增多时,说明采样目标偏向的方向有大量障碍物,此时需要提高采样的随机性,即超椭球外的采样概率。据此,可以得到自适应阈值的公式为

$$P_{out} = P_{min} + (P_{max} - P_{min}) \frac{1}{\ln(1 + \beta)} \quad (3)$$

其中
$$\beta = \frac{\|X_{\text{start}} - X_{\text{end}}\|}{\alpha \lambda^\theta} \quad (4)$$

式中 $P_{\min}$ ——自适应阈值的限定最小值
 $P_{\max}$ ——自适应阈值的限定最大值
 β ——影响因子
 α ——此次采样之前的采样点碰撞次数
 λ ——环境复杂系数,环境越复杂, λ 取值越大,使得 P_{out} 变大,采样偏向于随机均匀采样, λ 一般取值大于 1,本文取 1.25
 θ ——机械臂自由度,取 6

这种采样方式增加了采样的目标偏向性,加快了收敛速度,同时还保留了一定的随机性,避免因障碍物过多导致采样困在局部区域的现象。

2.3 密度减小策略

在传统 RRT 算法中,确定完采样点后,将选择树中距离采样点最近的节点 X_{near} 向采样点方向扩展一个固定步长得到新节点 X_{new} 。但固定步长使扩展的新节点可能出现在树的内部,如图 5a 所示,使得树内存在其它节点与新节点的距离更近,最后导致树的节点密度激增,算法效率降低。

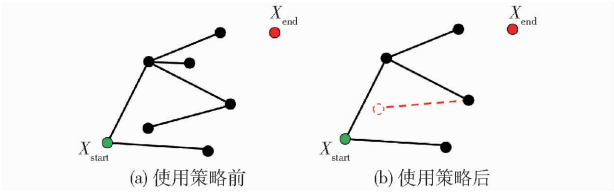


图 5 密度减小策略

为解决固定步长导致密度激增的问题,本文提出了一种密度减小措施,如图 5b 所示,通过找到距离新节点 X_{new} 最近的树内节点 X_{nearest} ,若该节点就是新节点的父节点,即 $X_{\text{nearest}} = X_{\text{parent}}$,则保存新节点到树中,否则抛弃新节点。密度减小措施可以减小整个生成树的密度,通过筛选减少采样点的个数来提高路径搜索算法的速度。

2.4 路径优化方法

在算法执行完成后,生成的路径不一定是整个已连接节点组成路径中最短的,且路径为折线。这样的路径直接应用在机械臂路径规划中可能会引起机械臂的振荡,影响采摘效果。针对这些问题,本文使用贪心思想和 B 样条曲线来优化生成的路径。贪心思想的整个过程如图 6a 所示,在已生成的路径中,从 X_{start} 开始依次向后面的节点连接,若两点连接路线上没有障碍物,则继续向后面的节点发起连接,直至连接 (X_{start}, X_n) 经过了障碍物。此时,将连接 $(X_{\text{start}}, X_{n-1})$ 代替节点 X_{n-1} 前的所有连接,然后将

X_n 作为新的起点重复上述步骤,在连接到 X_{end} 时结束。

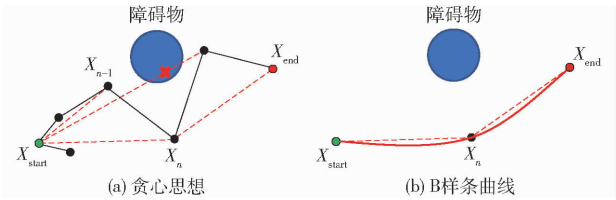


图 6 路径优化示意图

贪心思想可以缩短原始路径,但是并不能解决路径曲折的问题。针对这个问题,考虑到 B 样条曲线的局部性和连续性^[23],本文使用 B 样条曲线对优化后的路径平滑拟合,公式为

$$P(t) = \sum_{i=0}^n P_i F_{i,k}(t) \quad (5)$$

式中 P_i ——曲线的控制点,本文选择相连的路径点作为控制点来形成局部的三次 B 样条曲线

$F_{i,k}(t)$ —— k 阶 B 样条基函数

平滑后的图像如图 6b 所示。

2.5 基于平移控制器的图像视觉伺服方法

仅依靠改进 RRT 算法仍然不能解决因视觉定位信息和机械臂位置产生误差导致采摘失败的情况,还需要引入连续视觉图像作为反馈信息,从而形成闭环的视觉伺服控制方法。为将两种路径规划方法结合起来,本文提出了分段控制的思想:在开始规划路径之前,先选择采样终点 X_{end} 作为两段控制的分界点,即在机械臂到达 X_{end} 前采用改进 RRT 的规划方法,到达 X_{end} 之后采用视觉伺服的规划方法。本文以目标果实为中心处建立半径为 R 的随机空间作为 X_{end} 的选择空间,当 R 选择适当值时,机械臂在视觉伺服过程中和果实的距离较小,可看作在无障碍环境下规划路径。

如图 7 所示, X_{end} 包括在随机空间中,其中随机空间为两虚线代表的球中间夹着的空间,表示为

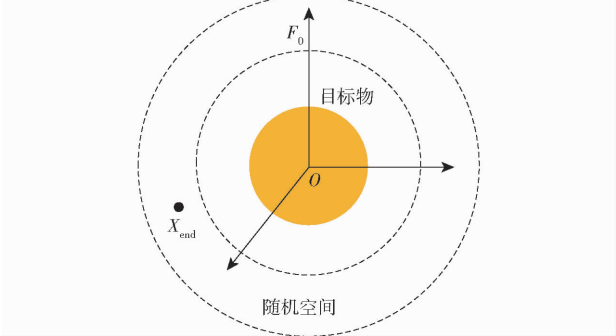


图 7 采样终点选取

Fig. 7 Sampling endpoint selection

$$\mathbf{T}_{\text{rand}} = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (X_0 - R_{\max}) + R_{\max} \sigma_x \\ (Y_0 - R_{\max}) + R_{\max} \sigma_y \\ (Z_0 - R_{\max}) + R_{\max} \sigma_z \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$R_{\min} \leq (X - X_0)^2 + (Y - Y_0)^2 + (Z - Z_0)^2 \leq R_{\max} \quad (7)$$

$$\mathbf{R}_{\text{rand}} = \begin{bmatrix} \cos(2\pi\sigma_y) \sqrt{\sigma_z} \\ \sin(2\pi\sigma_x) \sqrt{1 - \sigma_z} \\ \cos(2\pi\sigma_x) \sqrt{1 - \sigma_z} \\ \sin(2\pi\sigma_y) \sqrt{\sigma_z} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$R_{\min} = d_{\min} + r \quad (9)$$

式中 $\mathbf{T}_{\text{rand}}$ ——采样空间中随机位置

$\mathbf{R}_{\text{rand}}$ ——采样空间中随机位姿

X, Y, Z —— X_{end} 坐标

X_0, Y_0, Z_0 ——果实中心坐标

$\sigma_x, \sigma_y, \sigma_z$ —— $(0, 1)$ 间互相独立的随机数, 随机空间是半径为 $R_{\min}$ 和 $R_{\max}$ 的两个球之间的空间

$d_{\min}$ ——深度相机能够测量深度的最小距离

r ——果实半径

考虑机械臂不与附近实体发生干涉, 根据实地情况测量估计 $R_{\max} = 1.5R_{\min}$ 比较合适。

确定完 X_{end} 的平移量 $\mathbf{T}_{\text{rand}}$ 后, 还需要对其旋转量 $\mathbf{R}_{\text{rand}}$ 进行筛选。式(8)中的旋转量使用单位四元数形式表示。 $\mathbf{R}_{\text{rand}}$ 的值会反映到机械臂末端的姿态上, 进而影响到相机对目标果实的信息获取情况, 如图8所示, 本文使用的视觉伺服方式是基于图像的视觉伺服, 故在整个伺服过程中目标果实要保持出现在相机的视野范围内 (Field of view, FOV), 相机在图中 X_{end} 处需完整观测到果实部分。

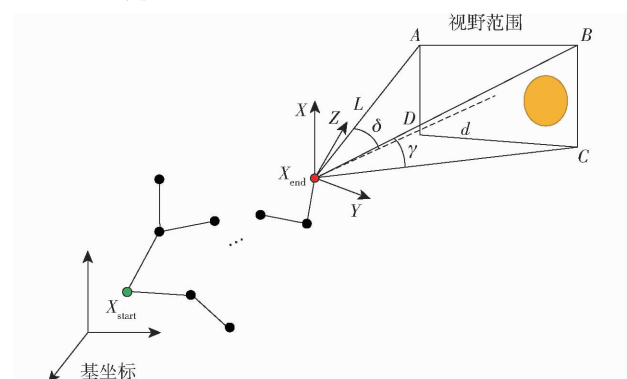


图8 采样终点处相机视野示意图

Fig. 8 Visual field diagram of camera at sampling endpoint

为判断目标果实是否位于相机视野内, 就需要获取目标果实与相机的相对位姿关系。根据各坐标系间的转换关系, 可以得到

$${}^B\mathbf{O} = {}^B\mathbf{T}_{\text{init}} {}^e\mathbf{T}_c {}^c\mathbf{O}_{\text{init}} \quad (10)$$

$${}^c\mathbf{O} = {}^c\mathbf{T}_B {}^B\mathbf{O} \quad (11)$$

式中 $\mathbf{O}$ 为目标果实的坐标, 其左上标 B, e, c 分别表示参考坐标系为机械臂基坐标系、机械臂末端参考坐标系、相机坐标系, $\mathbf{T}$ 为坐标系转换矩阵, 转换对象分别标注在左上方和左下方, 下标 init 表示在机械臂初始位姿的条件下。坐标系 e, c 的相对关系可以通过手眼标定^[24]的方法确定下来, 坐标系 B, e 也可以通过机械臂 D-H 建模后^[25], 使用正运动学得出。

在随机生成 X_{end} 后, 由式(10)、(11)可以推导出目标果实和相机的位置关系, ${}^c\mathbf{O} = (X_c, Y_c, d)$, 其中 d 为 RGB-D 相机测出的深度信息, 与相机坐标系下目标果实在 Z_c 方向的值相等。如图8所示, 相机的视场角为 $\delta \times \gamma$, 相机视野范围为一矩形平面, 矩形的尺寸与深度 d 有关。综合上述信息可以得出目标果实在相机视野范围内的判定条件

$$\begin{cases} |Y_c| + r \leq 0.5l_{AB} \\ |X_c| + r \leq 0.5l_{BC} \end{cases} \quad (12)$$

$$l_{AB} = \frac{2d \sin \frac{\delta}{2}}{\sqrt{\cos^2 \frac{\delta}{2} - \sin^2 \frac{\gamma}{2}}} \quad (13)$$

$$l_{BC} = \frac{2d \sin \frac{\gamma}{2}}{\sqrt{\cos^2 \frac{\delta}{2} - \sin^2 \frac{\gamma}{2}}} \quad (14)$$

若满足式(12)的条件, 则判定 X_{end} 为有效采样终点, 否则重新随机生成新的采样终点。在得到采样终点后, 从该点开始对目标果实实行图像视觉伺服规划。视觉伺服中最重要的就是图像雅可比矩阵 $\mathbf{J}_v$, 它的逆可以将图像当前特征点和目标特征点的误差转换映射为相机的笛卡尔坐标下的速度。 $\mathbf{J}_v$ 是维度 2×6 的矩阵, 对其求逆时可能会在奇异点附近而使得到的速度产生突变, 这不利于机械臂的控制, 故特征点的数量一般要求大于3个。在使用 YOLO v5 识别果实时, 会发现除了果实中心坐标外, 没有稳定的特征点供选择, 传统的视觉伺服无法直接应用在采摘过程中。参考文献[22], 将特征设计成果实在图像像素中的坐标 (u, v) 以及果实深度距离 d , 应用其平移 PD 控制器, 得到相机的速度为

$$v_z = -\frac{k_{pv2}}{1 + k_{dv2}} e_{v2} \quad (15)$$

$$v_p = \left(\mathbf{I}_2 + \frac{k_{dv1}}{d} \mathbf{J}'_v \right)^{-1} \left(-k_{pv1} e_{v1} + \frac{k_{dv1}}{d} \mathbf{J}''_v v_z \right) \quad (16)$$

$$\text{其中 } e_{v1} = (\bar{u}, \bar{v}) - (u, v) \quad (17)$$

$$e_{v2} = \bar{d} - d \quad (18)$$

式中 k_{pv1} 、 k_{dv1} 、 k_{pv2} 、 k_{dv2} ——平面误差控制和深度误差控制 PD 控制器系数
 e_{v1} ——果实在图像像素平面中与原点的偏差
 e_{v2} ——果实深度距离和采摘距离的偏差
 J'_v ——图像雅可比矩阵 J_v 的前 2 列
 J''_v ——图像雅可比矩阵 J_v 的第 3 列
 v_z ——相机在 z 方向的速度
 v_p ——相机 $x-y$ 平面上的速度
 I_2 —— 2×2 单位矩阵

本文只参考文献[22]中平移控制器,没有使用旋转控制器,原因在于旋转控制器的计算过于复杂,且作用是将果实保持在相机视野范围内,在本文上述内容中已经解决这个问题。但只使用平移控制器来完成视觉伺服会产生新的问题:当相机距离目标果实很近时,相机和果实间即使发生很小的错位,也会导致果实在像素平面内产生巨大误差,从而使得 $x-y$ 平面速度突变。可表示为 $d \rightarrow 0, e_{v1} \rightarrow \infty, v_p \rightarrow \infty$ 。为解决该问题,本文修改相机速度 v_p 的表达式为

$$v_p = \left(I_2 + \frac{k_{dv1}}{d} J'_v\right)^{-1} (-k_{pv1} e_{v1} + k_{dv1} J''_v v_z e^{-d}) K$$

(19)

式中 e 为当前特征点位置和目标特征点位置的距离。 K 为比例因子,取 0.01,用于减小速度 v_p ,使得 e_{v1} 能够在 e_{v2} 接近 0 之前收敛为 0,防止速度突变发生。

基于 VS-IRRT 算法的采摘机械臂路径规划流程图如图 9 所示。

3 算法仿真

本文使用 Matlab 2020a 分别对 VS-IRRT 中的改进 RRT 算法和仅基于平移控制器的视觉伺服算法进行仿真,验证算法的有效性和可行性。

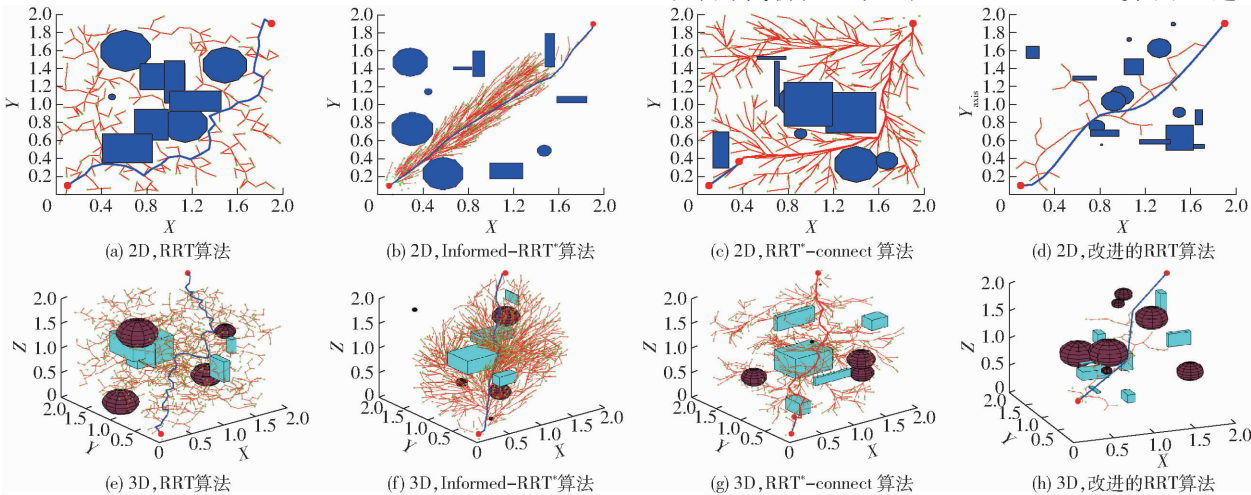


图 10 改进的 RRT 算法路径规划
Fig. 10 Improved-RRT path planning

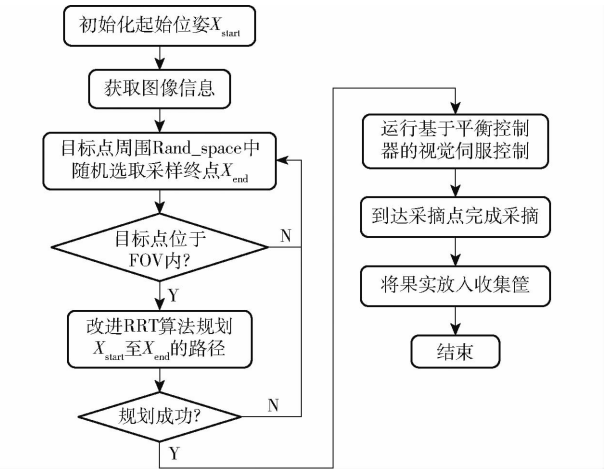


图 9 基于 VS-IRRT 算法的采摘机械臂路径规划流程图
Fig. 9 Flow chart of harvesting robot VS-IRRT path planning

3.1 改进的 RRT 算法仿真

本文将改进的 RRT 算法与 RRT、RRT*-connect、Informed-RRT* 算法分别在二维空间与三维空间中进行比较,各算法的路径规划仿真过程如图 10 所示。图 10 中,2 个红色圆点分别为起始点位置和终点位置,蓝色路径为树的拓展路径,红色路径为找到的目标路径,其它几何体为被视为障碍物的非目标果实。对比后发现改进的 RRT 算法目的性更强,无效的采样点数量较少,执行效率就高,同时其路径振荡程度小,路径平滑,利于在机械臂上直接应用。

考虑到 RRT 是基于采样的算法,其随机性较大,每次计算的过程都有差异。为了更客观比较各算法的性能,本文使各算法在相同的仿真环境下各运行 200 次,性能数据取 200 次运行得出的平均值,数据如表 1 所示。

由表 1 可以发现,RRT* 算法因为使用重选父节点和重布线的方式,使得其路径成本最小,但其带来的时间代价是巨大的。RRT*-connect 算法通过结

表 1 算法性能比较

Tab. 1 Algorithms performance comparison

算法	路径成本/mm	规划时间/s	采样点数
RRT	45.10	0.48	2 408
RRT* - connect	24.21	0.79	2 266
Informed - RRT*	25.20	0.53	935
改进的 RRT	37.35	0.11	162

合 RRT - connect 算法的速度优势和 RRT* 算法的渐近最优的优势,能以更快的方式获取最优路径,图 10c、10g 中蓝色和红色路径分布代表 2 颗树的路径。而 Informed - RRT* 算法在 RRT* 算法的基础上添加了超椭圆范围限制,在第 1 次使用 RRT* 算法得到最优路径后,根据路径代价更新 Informed - RRT* 算法的超椭圆长轴长度来缩小采样范围,以获取更快的规划速度。本文提出的改进 RRT 算法通过超椭圆引力偏置采样的方式提高了采样的目的性,用密度减小策略减少采样次数,提高效率,最后用贪婪思想和 B 样条曲线优化生成路径。不同的是改进 RRT 算法的超椭圆不会随着上一轮迭代找到的更优的路径而缩小超椭圆的空间,而且改进 RRT 算法的超椭圆依然保持在超椭圆外部的采样概率,这使得路径规划具有完备性,虽然改进 RRT 算法不会渐近最优,但根据实际应用场景,在采摘过程中,其拥有更高的采摘效率。从结果上来看,改进 RRT 算法采样点数较 RRT* - connect 算法减少 92.9%,规划时间较 RRT* - connect 算法减少 86.1%,路径成本虽然没有 RRT* - connect 算法小,但较 RRT 算法也减少 17.2%。

3.2 基于平移控制器的视觉伺服方法仿真

本文用数值模拟的方式在 Matlab 上对平移控制器的视觉伺服方法仿真。设置相机的初始坐标 t_{init} 、初始旋转矩阵 R_{init} 以及目标点坐标 O 为

$$t_{init} = (50, 100, 1\ 500)\text{ mm}$$

$$R_{init} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$O = (250, 350, 2\ 000)\text{ mm}$$

使用相机提供的 SDK 对其自身标定,得到内参矩阵为

$$A = \begin{bmatrix} 609 & 0 & 320 \\ 0 & 609 & 240 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

根据文献[21]中的 PD 控制器的参数选择方式,选择 PD 控制器的比例系数和微分系数为 $k_{d1} = 0.1, k_{p1} = 10, k_{d2} = 0.4, k_{p2} = 1$ 。

将上面的模拟参数代入式(16)和式(19),在仿

真环境中得到结果如图 11 所示。图 11a 表示相机在笛卡尔空间的路径,由于仅有平移控制器的作用,路径过程中没有产生大幅度曲率变化。图 11b 显示的是目标果实在相机像素空间下的路径,图中目标果实从初始像素点 O_{init} 平稳过渡到相机中心 O_{end} ,其中 $O_{end} = \bar{p} = [320\ 240]$ 。相机在运动过程中的速度和误差变化曲线如图 12 所示,相机在开始运动 6 s 后 e_{v1} 趋向于 0,此时,果实在像素空间中已经移动到相机中心点。在 6 ~ 10 s 过程中,相机只在相机坐标系下的 z 方向运动,缩减相机与目标之间的深度距离至采摘距离,最后完成路径的规划。整个过程路径平滑无振荡,且相机速度和误差渐近收敛于 0,证明了当果实位于相机的视野范围内时,基于平移控制器的视觉伺服控制是有效稳定的。

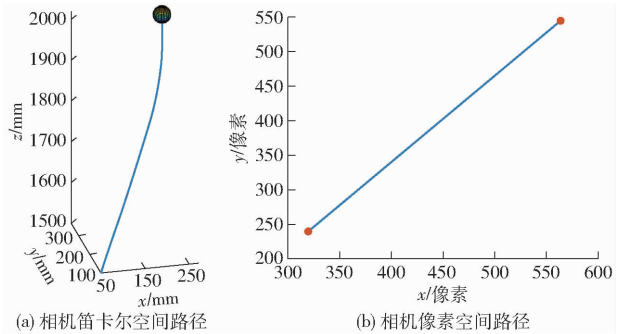


图 11 平移控制器的笛卡尔空间和像素空间路径
Fig. 11 Cartesian and pixel space trajectory of translation controller

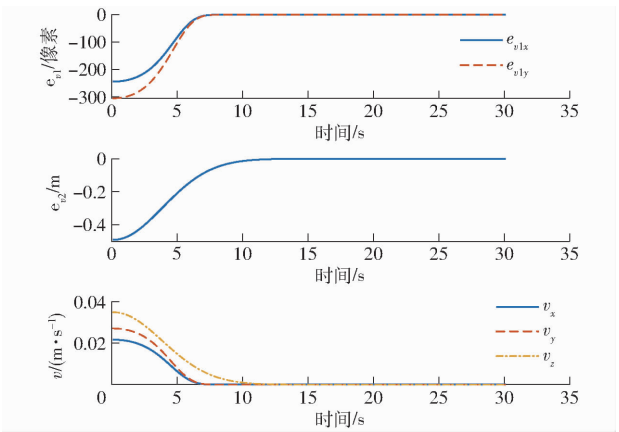


图 12 平移控制器速度与目标误差曲线
Fig. 12 Changing progress of speed and feature errors

4 模拟环境采摘试验与分析

以胡柚采摘为例,为验证 VS-IRRT 应用在采摘中的效果,保证其在实际环境中的可行性,将 VS-IRRT 算法移植入机器人操作系统 (Robot operating system, ROS),结合采摘机械臂在搭建的模拟试验环境中试验验证算法,如图 13 所示。

图 13 中采摘机械臂使用 UR3 六自由度机械



图 13 采摘试验平台

Fig. 13 Harvesting test platform

1、5. 树枝形障碍 2. RGB-D 相机 3. 机械臂 4. 目标果实

臂,工作空间是以基座为球心的半径 500 mm 的近似球形空间,最大负载 3 kg;用于控制的上位机搭载 Intel Core i5 处理器、16 GB 内存、GTX960m 显卡,操作系统为 Windows 10 以及虚拟机上的 Ubuntu

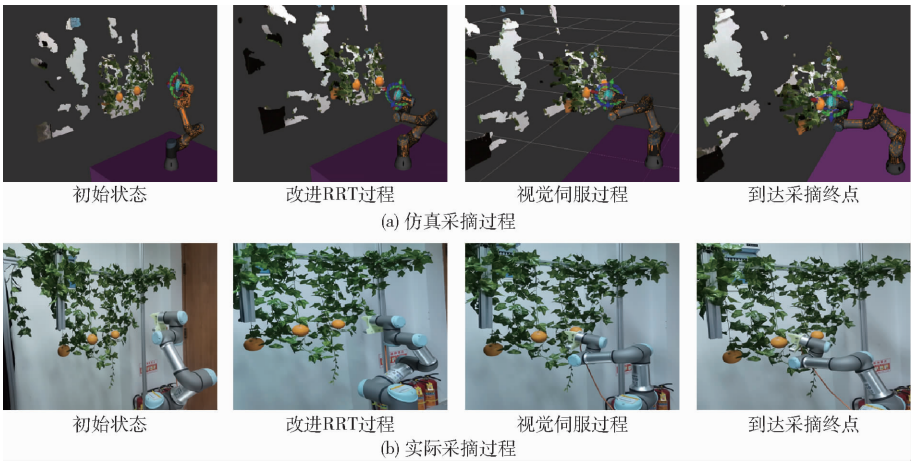


图 14 机械臂 VS-IRRT 采摘过程

Fig. 14 Harvesting process of VS-IRRT inmanipulator

息,绘制出 VS-IRRT 算法运动规划时的关节角度变化图,如图 15 所示。观察图 15 发现试验过程中关节变化分为 2 部分,在 1.5~5 s 内,VS-IRRT 中的改进 RRT 算法发挥作用,各关节角度变化较大。在 5~6 s 内,机械臂切换为视觉伺服算法,获取图像和深度误差信息,这个过程中机械臂没有运动。在 6 s 之后,机械臂使用基于平移控制器的视觉伺服算法,这个过程主要是缩小误差,各个关节角变化较小。

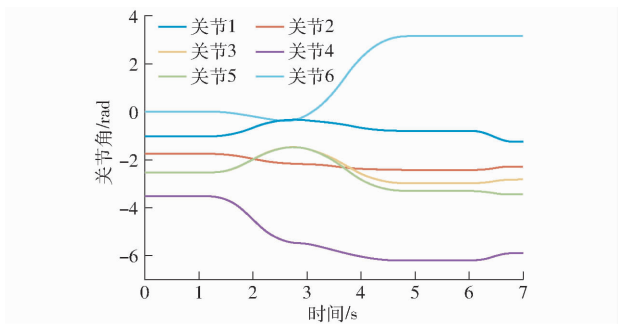


图 15 机械臂各关节角变化曲线

Fig. 15 Change of each joint angle of manipulator

通过对 3.1 节中每个算法各试验 100 次,试验

kinetic;使用 Intel RealSense D435i 型相机,调整使其分辨率为 640 像素 $\times$ 480 像素,深度测量范围为 0.16~2.00 m,FOV 为 $69^{\circ} \times 42^{\circ}$,安装在 UR3 机械臂的末端,便于实现视觉伺服。

在采摘过程中,本文使用 ROS 中自带的 MoveIt 插件导入相关路径规划算法进行仿真试验,并在 Rviz 中显示采摘相应过程与 RGB-D 相机感知周围环境所产生的点云信息,便于更清晰观察机械臂在运动过程中的表现,如图 14a 所示。机械臂从初始状态开始,经过改进 RRT 规划到达采样终点,之后改用基于平移控制器的视觉伺服,最终到达采摘点完成采摘,实际流程如图 14b 所示。

通过订阅运动过程中各个关节的角度变化信

结果取平均值,见表 2。其中的路径成本是机械臂在运动过程中各关节角变化的弧度总和。由表 2 可知,VS-IRRT 算法的采摘速度比 RRT*-connect 算法只提升 48.36%,与改进的 RRT 算法在仿真中的表现不同,这是因为 VS-IRRT 算法在算法转换以及视觉伺服的过程中,程序运行速度较慢,导致总的采摘时间变长。在路径成本方面,VS-IRRT 算法路径成本为 6.53 rad,相较 RRT 算法减少了 17.14%。VS-IRRT 算法采摘成功率最高,与 RRT*-connect 算法相比,提升了 2.1 个百分点。

表 2 采摘试验结果

Tab. 2 Harvesting test results

算法	路径成本/rad	采摘 1 次时间/s	采摘成功率/%
RRT	7.88	20.93	90.6
RRT*-connect	4.23	34.45	96.5
Informed-RRT*	4.40	23.11	95.1
VS-IRRT	6.53	17.79	98.6

5 结论

(1)针对自动化采摘过程中出现的定位误差以

及视觉伺服无法考虑障碍物的问题,提出了结合视觉伺服的改进随机快速搜索树算法。该算法通过使用超椭圆引力偏置和密度减小措施改变采样方式,同时用贪婪思想和 B 样条曲线优化所得路径,引导机械臂以快速平滑的避障方式到达采样终点。在接近目标点时使用基于平移控制器的图像视觉伺服方式缩小机械臂末端执行器与目标果实间的误差,完

成采摘过程。

(2) 采摘试验结果表明,VS-IRRT 采摘 1 次的时间为 17.79 s,与 RRT*-connect 算法相比降低 48.36%,在路径成本上较 RRT 算法降低 17.14%,采摘成功率较 RRT*-connect 算法提升 2.1 个百分点,是上述算法中最高的。证明了 VS-IRRT 算法极大提高了机械臂采摘规划的综合性能。

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]. 农业机械学报, 2020, 51(9): 1-17.
YUAN Jin. Research progress analysis of robotics selective harvesting technologies[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(9): 1-17. (in Chinese)
- [2] 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)
- [3] ZHANG L, YANG Q, BAO G, et al. Overview of research on agricultural robots in China [J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2008, 1(1): 10.
- [4] ZHAO D A, LV J, WEI J, et al. Design and control of an apple harvesting robot[J]. Biosystems Engineering, 2011, 110(2): 112-122.
- [5] HAYASHI S, SHIGEMATSU K, YAMAMOTO S, et al. Evaluation of a strawberry-harvesting robot in a field test [J]. Biosystems Engineering, 2010, 105(2): 160-171.
- [6] BARTH R, HEMMING J, HENTEN E 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.
- [7] 阳涵疆, 李立君, 高自成. 基于关节构形空间的混联采摘机械臂避障路径规划[J]. 农业工程学报, 2017, 33(4): 55-62.
YANG Hanjiang, LI Lijun, GAO Zicheng. Obstacle avoidance path planning of hybrid harvesting manipulator based on joint configuration space[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(4): 55-62. (in Chinese)
- [8] ZHANG Z, WAN Y, WANG Y, et al. Improved hybrid A* path planning method for spherical mobile robot based on pendulum [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2021, 18(1): 3-9.
- [9] LIU S, ZHANG Q, ZHOU D. Obstacle avoidance path planning of space manipulator based on improved artificial potential field method[J]. Journal of the Institution of Engineers (India): Series C, 2014, 95(1): 31-39.
- [10] SANGEETHA V, KRISHANKUMAR R, RAVICHANDRAN K S, et al. A fuzzy gain-based dynamic ant colony optimization for path planning in dynamic environments[J]. Symmetry, 2021, 13(2): 280.
- [11] 唐华斌, 王磊, 孙增圻. 基于随机采样的运动规划综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(7): 721-726.
TANG Huabin, WANG Lei, SUN Zengqi. A survey on randomized sampling-based motion planning[J]. Control and Decision, 2005, 20(7): 721-726. (in Chinese)
- [12] 邹宇星, 李立君, 高自成. 基于改进 PRM 的采摘机器人机械臂避障路径规划[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(1): 52-56.
ZOU Yuxing, LI Lijun, GAO Zicheng. Obstacle avoidance path planning for harvesting robot arm based on improved PRM[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(1): 52-56. (in Chinese)
- [13] 姚立健, 丁为民, 陈玉仑, 等. 茄子收获机器人机械臂避障路径规划[J]. 农业机械学报, 2008, 39(11): 94-98.
YAO Lijian, DING Weimin, CHEN Yulun, et al. Obstacle avoidance path planning of eggplant harvesting robot manipulator [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(11): 94-98. (in Chinese)
- [14] 张勤, 刘丰溥, 蒋先平, 等. 番茄串收机械臂运动规划方法与试验[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 149-156.
ZHANG Qin, LIU Fengpu, JIANG Xianping, et al. Motion planning method and experiments of tomato bunch harvesting manipulator[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 149-156. (in Chinese)
- [15] 马冀桐, 王毅, 何宇, 等. 基于构型空间先验知识引导点的柑橘采摘机械臂运动规划[J]. 农业工程学报, 2019, 35(8): 100-108.
MA Jitong, WANG Yi, HE Yu, et al. Motion planning of citrus harvesting manipulator based on informed guidance point of configuration space[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(8): 100-108. (in Chinese)
- [16] 张勤, 乐晓亮, 李彬, 等. 基于 CTB-RRT* 的果蔬采摘机械臂运动路径规划[J]. 农业机械学报, 2021, 52(10): 129-136.
ZHANG Qin, YUE Xiaoliang, LI Bin, et al. Motion planning of picking manipulator based on CTB-RRT* algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 129-136. (in Chinese)
- [17] GAMMELL J D, SRINIVASA S S, BARFOOT T D. Informed RRT*: optimal sampling-based path planning focused via direct sampling of an admissible ellipsoidal heuristic[C] // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (2997-3004). IEEE, 2014.

- [18] WANG W, ZUO L, XU X. A learning-based multi-RRT approach for robot path planning in narrow passages[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2018,90:81 – 100.
- [19] SADHU A K, KONAR A, BHATTACHARJEE T, et al. Synergism of firefly algorithm and Q-Learning for robot arm path planning[J]. Swarm & Evolutionary Computation, 2018,43:50 – 68.
- [20] CHAUMETTE F, HUTCHINSON S. Visual servo control. I. Basic approaches[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13: 82 – 90.
- [21] 金玉成, 高杨, 刘继展, 等. 采摘机器人深度视觉伺服手-眼协调规划研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(6): 18 – 25,42. JIN Yucheng, GAO Yang, LIU Jizhan, et al. Hand – eye coordination planning with deep visual servo for harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(6):18 – 25,42. (in Chinese)
- [22] MEHTA S, BURKS T. Vision-based control of robotic manipulator for citrus harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 102: 146 – 158.
- [23] 张建冬, 王东, 马立东, 等. 基于改进 RRT 算法的移动机械臂路径规划[J]. 电子测量技术, 2021, 44(23): 48 – 53. ZHANG Jiandong, WANG Dong, MA Lidong, et al. Obstacle avoidance planning of mobile manipulator based on improved RRT algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2021,44(23):48 – 53. (in Chinese)
- [24] WU L, REN H. Finding the kinematic base frame of a robot by hand – eye calibration using 3D position data[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2017,14: 314 – 324.
- [25] LI Jiaqi, CHEN H B, ZHONG H, et al. Accuracy of end positioning for industrial six axis manipulator based on D – H matrix calculation[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2018,9:75 – 77,99.

(上接第 128 页)

- [16] 刘小艳, 师帅兵, 李彩峰, 等. 图像处理在割台高度控制系统中的应用[J]. 农机化研究, 2009, 31(4): 178 – 180. LIU Xiaoyan, SHI Shuaibing, LI Caifeng, et al. Application of image processing on the platform altitudinal control system[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2009, 31(4): 178 – 180. (in Chinese)
- [17] AYMEN R, SAMI H, FAOUZI B. Global optimization in robust fractional control of uncertain fractional order systems: a thermal application using the STM32 microcontroller[J]. Electronics, 2022, 11(2): 268.
- [18] 于畅畅, 李洪文, 何进, 等. 基于 PID 算法的高频间歇供肥系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(11): 45 – 53, 63. YU Changchang, LI Hongwen, HE Jin, et al. Design and experiment of high-frequency intermittent fertilizer supply system based on PID algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11): 45 – 53, 63. (in Chinese)
- [19] 程修沛, 李洪文, 王庆杰, 等. 小麦小区播种机排种控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 30 – 38. CHENG Xiupei, LI Hongwen, WANG Qingjie, et al. Design and experiment of wheat seeding control system in plot seeder[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 30 – 38. (in Chinese)
- [20] 王申莹, 胡志超, 彭宝良, 等. 基于 ADAMS 的甜菜收获机自动对行探测机构仿真[J]. 农业机械学报, 2013, 44(12): 62 – 67. WANG Shenying, HU Zhichao, PENG Baoliang, et al. Simulation of auto-follow row detection mechanism in beet harvester based on ADAMS[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(12): 62 – 67. (in Chinese)
- [21] 邢洁洁, 徐丽明, 袁全春, 等. 马齿型玉米种子定向播种推送装置设计与试验[J]. 农业工程学报, 2018, 34(17): 9 – 15. XING Jiejie, XU Liming, YUAN Quanchun, et al. Design and test of pushing device for dent corn seeds directional sowing[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(17): 9 – 15. (in Chinese)
- [22] 徐丽明, 陈俊威, 吴刚, 等. 梳刷振动式枸杞收获装置设计与运行参数优化[J]. 农业工程学报, 2018, 34(9): 75 – 82. XU Liming, CHEN Junwei, WU Gang, et al. Design and operating parameter optimization of comb brush vibratory harvesting device for wolfberry[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(9): 75 – 82. (in Chinese)
- [23] 耿爱军, 张猛, 张姬, 等. 玉米收获机割台高度自动调控系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊 2): 118 – 125. GENG Aijun, ZHANG Meng, ZHANG Ji, et al. Design and experiment of automatic control system for corn header height[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 2): 118 – 125. (in Chinese)
- [24] 邬备, 王德成, 王光辉, 等. 小型自走式割草机仿形装置仿真分析与试验[J]. 农业机械学报, 2015, 46(7): 123 – 129, 108. WU Bei, WANG Decheng, WANG Guanghui, et al. Simulation analysis and experiment of profiling device of small self-propelled mower[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(7): 123 – 129, 108. (in Chinese)
- [25] GETACHEW A A, HIRPA G L. Dynamic analysis of spur gear with backlash using ADAMS[J]. Materials Today: Proceedings, 2021, 38(5): 2959 – 2967.
- [26] 程念, 胡焉为, 苗玉彬. 收割机割台高度的模糊控制策略研究[J]. 机电一体化, 2018, 24(4): 17 – 22. CHENG Nian, HU Yanwei, MIAO Yubin. Research on fuzzy control of harvester header height[J]. Mechatronics, 2018, 24(4): 17 – 22. (in Chinese)