



# 基于概率采样的 EIT\* 算法与人工势场法的 柚类采摘双臂机器人运动规划研究

王海洋<sup>a</sup>,曹勇敢<sup>a</sup>,汪小巍<sup>a</sup>,陈浩龙<sup>a</sup>,张雷<sup>a,b</sup>

(浙江理工大学,<sup>a</sup>机械工程学院;<sup>b</sup>浙江省农业智能感知与机器人全省重点实验室,杭州 310018)

**摘要:**针对双臂机器人在非结构环境下进行采摘时存在路径规划效率低、路径质量差等问题,提出了一种基于概率采样的 EIT\* 算法与人工势场法的柚类采摘双臂机器人运动规划算法。首先,将环境分割为多个区域,通过构建环境信息评价函数来计算每个区域的采样概率并进行采样,在此基础上通过非对称双向路径规划进行主臂路径规划;然后,利用四元数确定从臂姿态,建立考虑环境信息与抓取要求的人工势场进行从臂路径规划;最后,通过二维与三维仿真环境试验进行仿真分析,以验证该算法的可行性和有效性。结果表明:在二维仿真试验中,概率采样的 EIT\* 算法在 3 种环境中的路径成本均为最优,其中最高比 RRT 算法低 23.60%,最低比 EIT\* 算法低 0.24%;时间成本最高比 RRT 和 RRT\* 算法分别低 0.6915 s、1.4337 s。在 CoppeliaSim 仿真平台上建立的仿真环境中规划出双臂运动路径,表明该算法在采摘作业中具有可行性。该研究可为柚类采摘机器人的研发提供一定的试验依据,也可为双臂采摘机器人路径规划研究提供一定的理论参考。

**关键词:** 采摘机械臂;柚类采摘;路径规划;EIT\* 算法;人工势场法

**中图分类号:** S238

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1673-3851(2025)09-0720-11

**引文格式:**王海洋,曹勇敢,汪小巍,等. 基于概率采样的 EIT\* 算法与人工势场法的柚类采摘双臂机器人运动规划研究[J]. 浙江理工大学学报(自然科学),2025,53(5):720-730.

**Reference Format:** WANG Haiyang, CAO Yonggan, WANG Xiaowei, et al. Research on motion planning of two-arm pomelo-picking robots based on probabilistic sampling EIT\* algorithm and artificial potential field method[J]. Journal of Zhejiang Sci-Tech University, 2025, 53(5): 720-730.

## Research on motion planning of two-arm pomelo-picking robots based on probabilistic sampling EIT\* algorithm and artificial potential field method

WANG Haiyang<sup>a</sup>, CAO Yonggan<sup>a</sup>, WANG Xiaowei<sup>a</sup>, CHEN Haolong<sup>a</sup>, ZHANG Lei<sup>a,b</sup>

(a, School of Mechanical Engineering; b, Zhejiang Key Laboratory of Intelligent Sensing and Robotics for Agriculture, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** To solve the problems of low path planning efficiency and poor path quality when dual-arm robots perform picking tasks in unstructured environment, a motion planning algorithm for two-arm pomelo-picking robots based on probabilistic sampling EIT\* algorithm and the artificial potential field method was proposed. Firstly, the environment was divided into multiple regions, and the sampling probability of each region was calculated and sampled by constructing the environment information evaluation function. On this basis, the main arm path planning was carried out by asymmetric bidirectional path planning. Secondly, quaternion was used to determine the attitude of the slave arm, and artificial

收稿日期: 2025-01-07 网络出版日期: 2025-04-03

基金项目: 国家自然科学基金项目(32372005)

作者简介: 王海洋(2000—),男,山东泰安人,硕士研究生,主要从事农业机器人路径规划方面的研究。

通信作者: 张雷, E-mail: lzhang@zstu.edu.cn

potential field considering environmental information and grasping requirements was established to plan the path of the slave arm. Finally, simulation analysis was carried out through two-dimensional and three-dimensional simulation environment tests to verify the feasibility and effectiveness of the algorithm. The results show that the path cost of the proposed algorithm was optimal in all the three environments, with the highest being 23.60% lower than the RRT algorithm, and the lowest being 0.24% lower than the EIT\* algorithm. The highest time cost was 0.6915 s and 1.4337 s lower than the RRT and RRT\* algorithms, respectively. In the simulation environment established on the CoppeliaSim simulation platform, the two-arm motion path was planned, indicating that the method is feasible in the picking operation. This study can provide some experimental basis for the research and development of pomelo-picking robots, and also provide some theoretical reference for the path planning research of two-arm picking robots.

**Key words:** picking arm; pomelo picking; path planning; EIT\* algorithm; artificial potential field

## 0 引言

中国柑橘产业规模居世界第一,作为柑橘类三大水果之一的柚类因具有较高的经济价值备受关注<sup>[1]</sup>。近年来,柚类水果出口量逐年提升,采摘作业需求随之增长。然而,柚类采摘主要依赖人工进行,劳动强度大,人力成本在总成本中占比超过 50%。因此,亟需开展机器人采摘研究<sup>[2]</sup>。采摘机械臂作为智慧农业机械化与智能化转型的关键技术之一,具有高效、精准、自适应及智能化等优点,应用前景广泛<sup>[3-5]</sup>。由于自然环境下植物生长导致的非结构化场景<sup>[6]</sup>,机械臂采摘作业的路径规划存在很大挑战,因此进行柚类采摘机器人路径规划研究具有重要的现实意义<sup>[7]</sup>。

在果类采摘路径规划研究中,基于快速搜索随机树(Rapid-exploration random tree, RRT)算法及其变种的研究较为广泛<sup>[8-11]</sup>。李晓娟等<sup>[12]</sup>在不确定采摘环境下的机械臂路径规划研究中,提出了一种结合目标导向策略改进算法的动态 RRT 路径规划算法,该算法能够使机械臂适应不确定的动态采摘环境。熊俊涛等<sup>[13]</sup>在荔枝采摘机械臂运动规划研究中,提出了一种结合人工势场法(Artificial potential field, APF)的四向搜索 RRT\* 算法,该算法相较于 RRT\* 算法路径成本缩短 2.01%,迭代次数减少 92.49%,时间代价降低 98.81%。李娜等<sup>[14]</sup>在苹果采摘机械臂路径规划研究中,提出了一种融合切换路径动态规划算法,该算法由改进 RRT 算法与改进人工势场法的融合算法以及基于失败导向的变采样区域 RRT 算法(FGA RRT)两部分组成,提高了对不同环境的适应性。郭自良等<sup>[15]</sup>提出了一种基于 Informed-RRT\* 的苹果采摘机械臂路径规划算法,该算法采用  $P$  概率采样,通过动态步长生成子节点,可以快速获得更短的初始路径。

Zhang 等<sup>[16]</sup>在芒果采摘路径规划研究中,提出了一种启发式动态快速探索随机树规划算法(HDRRT-Connect),该算法可以根据果园环境信息和路径搜索情况调整步长,能有效缩短规划时间、降低路径成本并提高规划成功率。当前采摘机器人路径规划研究主要集中于小型果蔬采摘领域,大型树生果类的采摘路径规划需要综合考虑作业空间复杂性、设备运动约束、果实抓取安全性以及多设备协同优化等问题。同时,关于大型树生果类的采摘机器人研究往往集中于感知系统、执行机构及控制系统领域<sup>[17-20]</sup>,而关于树生大型果类采摘机器人路径规划方法的研究文献报道较少。

在路径规划研究中,针对 RRT 算法存在的采样盲目性、随机性大以及路径曲折等问题,近年来研究人员通过将基于采样的算法与基于搜索的算法相结合,来优化路径规划算法。Zhang 等<sup>[21]</sup>提出了一种路径规划算法,将基于搜索的 A\* 算法与基于采样的 RRT 算法相结合,通过 A\* 算法对 RRT 算法进行引导,使算法的规划速度与质量比传统算法均有较大提升。Gammell 等<sup>[22]</sup>提出的基于知情采样的双向增量搜索树规划(Bidirectional Incremental search Tree, BIT\*)算法,将 A\* 的高效搜索与 RRT\* 的增量采样相结合,使用渐进最优的方式提高了算法的规划性能。Strub 等<sup>[23]</sup>提出的努力知情树(Effort Informed Trees, EIT\*)算法,利用非对称双向规划方法改进 BIT\* 算法,进一步提升了算法性能。但该类研究主要集中于自动驾驶、工业机器人领域,较少应用于农业机器人研究。

针对柚类采摘双臂机器人路径规划效率低、路径质量差等问题,本文提出了一种基于概率采样的 EIT\* 算法与人工势场法的柚类采摘双臂机器人运动规划算法。首先,利用环境信息建立评价函数并进行概率偏置引导采样,通过优化 EIT\* 算

法来获取主臂路径;然后,通过考虑辅助夹持的人工势场法获取从臂路径。在不同二维环境中对算法进行仿真,得到了规划时间、路径及成本,对不同算法进行对比以验证主臂规划算法的有效性;同时,在三维仿真环境进行模拟采摘试验,以验证算法的有效性。本文提出的柚类采摘双臂机器人运动规划算法,可以为柚类采摘机器人的研发与应用提供一定的参考。

## 1 算法设计

基于概率采样的 EIT\* 算法与人工势场法的柚

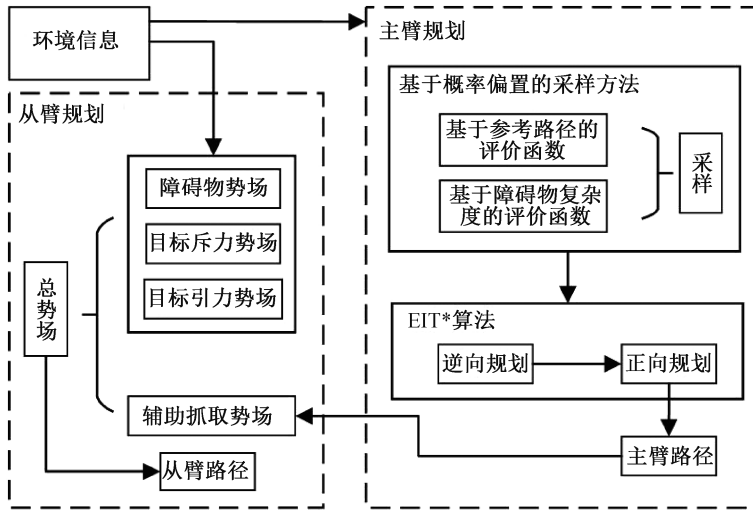


图1 本文算法总体框架

### 1.1 主臂规划算法设计

#### 1.1.1 基于概率偏置的采样方法

将地图分割为  $n$  个等大小方形区域,并编号为  $R_i$  ( $i=1,2,\dots,n$ );设计评价函数对各个区域进行评价,根据评价结果为区域设定采样概率,以此引导算法采样。采样区域示意图如图 2 所示,其中:  $P_{start}$  表示起点;  $P_{goal}$  表示目标点。

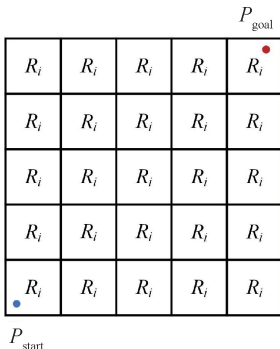


图2 采样区域示意图

为使采样集中于高价值区域,通过参考路径与障碍物复杂度建立评价函数,计算采样于区域内的概率。

类采摘双臂机器人规划算法总体框架如图 1 所示。算法由基于概率采样的主臂规划算法和基于人工势场法的从臂规划算法两部分组成。首先,进行概率偏置采样,建立参考路径与障碍物复杂度评价函数计算采样概率来引导采样,利用 EIT\* 算法进行规划,在逆向规划中计算启发式信息,利用启发式信息在正向规划中获取主臂路径;其次,通过插值获取主臂运动姿态,从臂姿态根据主臂姿态获取;最后,利用环境信息建立障碍物势场、目标斥力势场和引力势场,利用主臂路径建立辅助抓取势场,并组合构建总势场进行从臂路径规划。

以起点与目标点连线作为参考路径,以区域  $R_i$  中心与最优路径间的距离  $x_R$ , 设定采样概率,基于参考路径的评价函数  $A_1$  可用式(1)表示:

$$A_1 = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_R \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x_R^2}{2\sigma_R^2}}, & x_R > 0; \\ 1, & x_R = 0 \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $\sigma_R$  为调整  $x_R$  影响的系数。

利用区域内障碍物数量、障碍物面积占比、障碍物间距构建基于障碍物复杂度的评价函数  $A_2$ , 如式(2)所示:

$$A_2 = \begin{cases} (1 - e^{-\lambda_1 \frac{d}{l}}) e^{-\lambda_2 \frac{n_o}{n_{\max}}} e^{-\lambda_3 c_R}, & c_R \geq c_0; \\ 1, & c_R \leq c_0 \end{cases} \quad (2)$$

其中:  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  和  $\lambda_3$  为权重系数,  $d$  为区域中平均障碍物间隙宽度,  $l$  为区域边长,  $n_o$  和  $n_{\max}$  为区域中障碍物数量与各区域中障碍物数量最大值,  $c_R$  和  $c_0$  为区域中障碍物面积占比与障碍物面积占比阈值。

建立采样区域总评价函数  $A_t$ , 计算各区域采样概率  $P_i$ , 分别用式(3)和式(4)表示:

$$A_t = \omega_1 A_1 + \omega_2 A_2 \quad (3)$$

$$P_i = \frac{A_i}{\sum_{i=0}^{m_R} A_i} \quad (4)$$

其中:  $A_i$  为区域的总评价函数,  $\omega_1$  和  $\omega_2$  为权重系数,  $m_R$  为区域  $R_i$  数量。

### 1.1.2 基于概率采样的 EIT\* 算法的主臂运动规划算法

利用 EIT\* 算法进行规划, 具体方法参考文献[23], 规划过程如图 3 所示, 算法变量含义见表 1, 步骤为:

step1: 给定环境信息, 包括起点  $x_{start}$  与目标点  $x_{goal}$ , 初始化启发式信息  $\bar{h}[\ ]$ 、 $\bar{e}[\ ]$ 、 $\hat{h}[\ ]$ , 以及初始化扩展树  $Q_R$ 、 $Q_F$ 、 $V_R$ 、 $V_F$ 、 $E_F$ 、 $E_R$ ; 并在起点扩展  $Q_F$ , 在目标点扩展  $Q_R$ 。

step2: 进行概率偏置采样, 获取采样点集  $X_{sampled}$ , 采样点如图 3 中  $x$  所示。

step3: 进行逆向规划判断, 如逆向树  $Q_R$  最优边的启发式信息优于正向树  $Q_F$  最优边或正逆路径未相连时, 则算法进入如图 3(a)所示逆向规划。首先, 通过启发式信息寻找  $Q_R$  最优边  $(x_s, x_t)$ , 在  $Q_R$  中将其删除。然后, 对最优边  $(x_s, x_t)$  进行延迟

碰撞检测。

无碰撞则计算启发式信息  $\bar{h}[x_t]$ 、 $\bar{e}[x_t]$ , 当启发式信息  $\hat{h}[x_t]$  能为  $x_t$  提供更优启发式信息  $\hat{h}[\ ]$  时, 记录  $\hat{h}[x_t]$ , 将  $x_t$  记录在  $V_F$  中, 将  $(x_s, x_t)$  记录在  $E_F$  中, 并将  $x_t$  点半径  $r$  范围内采样点扩展至  $Q_R$  中。

若碰撞则将  $(x_s, x_t)$  加入无用边集  $E_{invalid}$ , 完成后转 step6。如无法进入逆向规划, 则转入 step4。

step4: 判断当前正向树  $Q_F$  能否优化当前解, 若能则进入如图 3(b)所示正向规划。首先, 通过启发式信息寻找最优边  $(x_s, x_t)$ , 在  $Q_F$  中将其删除。然后, 判断最优边能否为  $x_t$  更优启发式信息, 若能则进行精确碰撞检测。

无碰撞则判断边  $(x_s, x_t)$  能否优化当前解并为  $x_t$  提供更优路径, 若能则将  $x_t$  记录在  $V_F$  中, 将  $(x_s, x_t)$  记录在  $E_F$  中, 扩展  $Q_F$ 。

若碰撞则将其加入无用边集  $E_{invalid}$ , 完成后转 step6。无法进入正向规划否则转入 step5。

step5: 当无法进入正逆向规划时, 修剪采样点集  $X_{sampled}$  并对其进行采样扩展, 初始化  $V_R$ 、 $E_R$  并在起点  $x_{start}$  扩展  $Q_F$ , 完成后转入 step6。

step6: 重复 step3 至 step5, 直至正向规划扩展至目标点  $x_{goal}$ 。

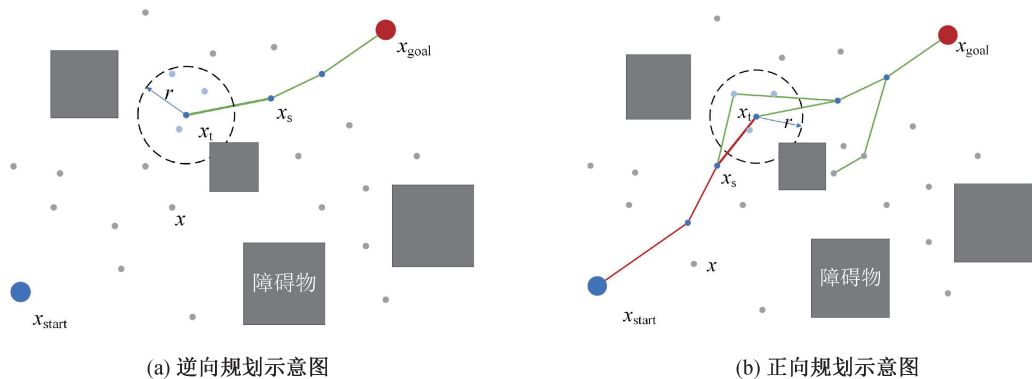


图 3 基于概率采样的 EIT\* 算法过程示意图

## 1.2 从臂协作运动规划算法设计

### 1.2.1 从臂姿态获取方法

为实现协同采摘, 本文设计了如图 4 所示的夹持线以辅助夹持过程。主臂的抓取姿态如图 4 左侧所示, 而主臂的运动姿态则是通过机械臂的初始姿态与抓取姿态之间的插值计算得出。

主臂姿态可用四元数描述为:

$$Q_1 = [q_{1,0}, q_{1,1}, q_{1,2}, q_{1,3}]^T \quad (5)$$

从臂抓取姿态如图 4 右侧所示, 从臂姿态通过

直接赋值获得, 从臂姿态可用四元数描述为:

$$Q_2 = [q_{2,0}, q_{2,1}, q_{2,2}, q_{2,3}]^T = [-q_{1,1}, q_{1,0}, q_{1,3}, -q_{1,2}]^T \quad (6)$$

### 1.2.2 基于人工势场法的从臂协作运动规划算法

引入辅助夹持的引力势场与防止与目标碰撞的斥力势场<sup>[24]</sup>, 建立了从臂运动人工势场。人工势场示意图如图 5 所示, 其中:  $R_1$  与  $R_2$  分别为主臂与从臂位置,  $P_1$ 、 $P_2$ 、 $P_3$ 、 $P_4$  为各势场位置,  $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$ 、 $F_4$  为各势场所产生的力。

表1 变量与函数含义

变量与函数	含义
$x_{\text{start}}$	路径规划起点
$x_{\text{goal}}$	路径规划目标点
$x_s$	择优所得边的起点,为节点树集中的采样点
$x_t$	择优所得边的目标点,逆向规划中为采样点集中的采样点,正向规划中为节点树集中的采样点
$X_{\text{sampled}}$	采样点集
$Q_R$	逆向树集, $Q_R = \{V_R, E_R\}$ , 存储逆向边与逆向节点
$Q_F$	正向树集, $Q_F = \{V_F, E_F\}$ , 存储正向边与正向节点
$V_R$	逆向节点树集, 存储逆向树节点 $x_t$
$V_F$	正向节点树集, 存储正向树节点 $x_t$
$E_R$	逆向边树集, 存储逆向边 $(x_s, x_t)$
$E_F$	正向边树集, 存储正向边 $(x_s, x_t)$
$\bar{h}[\square]$	不可容许成本启发式信息
$\bar{e}[\square]$	不可容许努力启发式信息
$\hat{h}[\square]$	可容许成本启发式信息
$E_{\text{invalid}}$	无用边集, 存储无用边

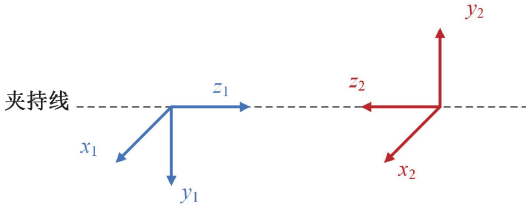


图4 双臂末端姿态示意图

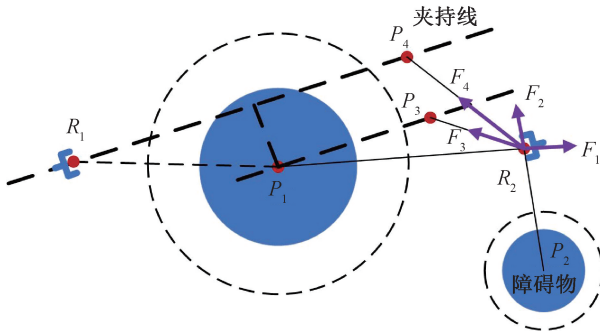


图5 用以引导从臂运动的人工势场示意图

$P_3$  与  $P_4$  为:

$$P_3 = P_1 + R_1[0, 0, d_3]^T \quad (7)$$

$$P_4 = R_1 + R_1[0, 0, d_4]^T \quad (8)$$

其中:  $R_1[0, 0, d]^T$  表示主臂夹持线方向上距离为  $d_3, d_4$  的点,  $d_3$  为设定的常量,  $d_4$  是一动态变量可用公式表示为:

$$d_4 = \begin{cases} \bar{\rho}, & \rho(R_2, P_1) > \bar{\rho}; \\ \bar{\omega}\rho(R_1, P_1), & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中:  $\rho(x, y)$  表示  $x$  与  $y$  间的距离;  $\bar{\rho}$  为计算  $d_4$  的上界限, 用以限制  $P_4$  位置;  $\bar{\omega}$  为常数权重。

子势场  $U_1$  为目标斥力势场, 用于避免从臂与

目标碰撞;  $U_2$  为障碍物斥力势场, 用于防止从臂与障碍物碰撞;  $U_3$  产生目标引力势场, 将从臂吸引至目标附近;  $U_4$  为辅助夹持势场, 使从臂运动能随主臂运动至夹持位置。各势场可用公式表示为:

$$U_1 = \begin{cases} \frac{1}{2}\eta_1 \left( \frac{1}{\rho(R_2, P_1)} - \frac{1}{\rho_1} \right)^2, & 0 \leq \rho(R_2, P_1) \leq \rho_1; \\ 0, & \rho(R_2, P_1) \geq \rho_1 \end{cases} \quad (10)$$

$$U_2 = \begin{cases} \frac{1}{2}\eta_2 \left( \frac{1}{\rho(R_2, P_2)} - \frac{1}{\rho_2} \right)^2, & 0 \leq \rho(R_2, P_2) \leq \rho_2; \\ 0, & \rho(R_2, P_2) \geq \rho_{2,0} \end{cases} \quad (11)$$

$$U_3 = \frac{1}{2}\eta_3 \rho(R_2, P_3)^2 \quad (12)$$

$$U_4 = \frac{1}{2}\eta_4 \rho(R_2, P_4)^2 \quad (13)$$

其中:  $\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4$  为常数增益,  $\rho_1, \rho_2$  为势场边界。

各势场生成的作用力可用公式表示:

$$F_1 = \left( \frac{1}{\rho(R_2, P_1)} - \frac{1}{\rho_1} \right) \frac{1}{\rho(R_2, P_1)^2} \frac{\partial \rho(R_2, P_1)}{\partial X} \quad (14)$$

$$F_2 = \left( \frac{1}{\rho(R_2, P_2)} - \frac{1}{\rho_2} \right) \frac{1}{\rho(R_2, P_2)^2} \frac{\partial \rho(R_2, P_2)}{\partial X} \quad (15)$$

$$F_3 = \rho(R_2, P_3) \frac{\partial \rho(R_2, P_3)}{\partial X} \quad (16)$$

$$F_4 = \rho(R_2, P_4) \frac{\partial \rho(R_2, P_4)}{\partial X} \quad (17)$$

合力可用公式表示:

$$F = -\nabla U = \omega_1 F_1 + \omega_2 F_2 - \omega_3 F_3 - \omega_4 F_4 \quad (18)$$

其中: $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$  为各力权重, $\omega_2$  为常数。为使主臂靠近目标前降低其余势场对从臂的影响,其余权值可用公式表示为:

$$\omega_1 = \max\left\{0, \min\left\{1, \frac{Pro_{P_1} - \underline{\rho}}{\bar{\rho} - \underline{\rho}}\right\}\right\} \quad (19)$$

$$\omega_3 = \omega_1 \quad (20)$$

$$\omega_4 = 1 - \omega_1 \quad (21)$$

其中: $Pro_{P_1}$  为 $(R_1, P_1)$  在夹持线上的投影, $\underline{\rho}$  为计算权值的下界。

## 2 仿真试验

本文采用 Python 语言进行二维环境下的算法

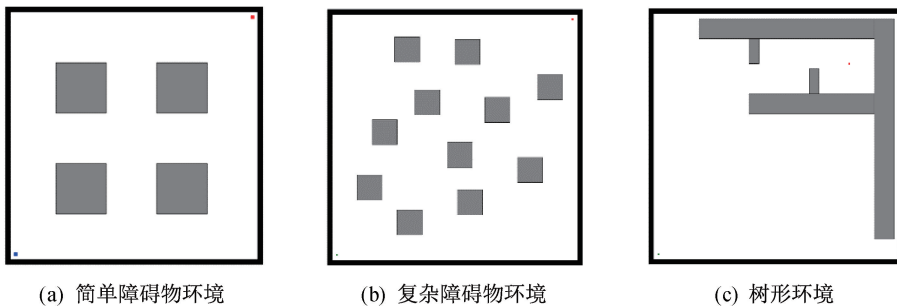


图 6 二维仿真地图

概率偏置采样方法以边长为 5 分割环境,权重系数  $\omega_1$  和  $\omega_2$  分别为 1、0.1,  $\sigma_R$  为 15,  $\lambda_1, \lambda_2$  和  $\lambda_3$  均为 0.1。RRT、RRT\*、RRT-Connect 步长均设置为 0.05, BIT\*、EIT\* 与本文算法采样点数量均设置为 50。各模拟试验都进行 100 次, RRT、RRT\*、RRT-Connect、BIT\*、EIT\* 及本文算法 6 种路径规划算法的结果如图 7—图 10 和表 2 所示。

图 7—图 9 为 3 种障碍物环境下 6 种算法的仿真结果,图中较粗线条为最终规划路径,其余线条为无用路径。

由图 7—图 9 中最终规划路径结果能够看出: RRT 算法路径形态较为曲折且较为随机,原因是算法进行无引导的盲目采样; RRT-Connect 算法的路径前期阶段形态与 RRT 算法类似,由于采用了双向规划策略,在路径中段中会出现较大的角度突变,路径质量较差; RRT\* 算法的路径形态明显优于 RRT 算法与 RRT-Connect 算法,这主要是因为其在搜索过程中通过引入 Chooseparent 和 Rewire 模块来重构搜索树,生成了质量更高的路径; BIT\* 算法与 EIT\* 算法路径形态相似,均优于 RRT、RRT\* 与 RRT-Connect 算

模拟,利用 CoppeliaSim 搭建仿真环境进行三维环境仿真。试验用计算机配置为: CPU 型号为 13th generation Intel(R) Core(TM) i5-13600KF, 主频为 3.50 GHz; 内存容量为 32 GiB。

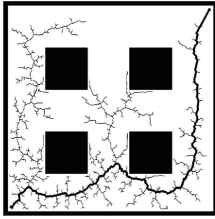
### 2.1 主臂规划算法二维仿真试验

为验证不同环境下的规划算法性能,二维仿真试验设计 3 种不同模拟环境,即简单障碍物环境、复杂障碍物环境及树形环境(见图 6)。所有环境范围均为  $[0, 50]$ 。简单与复杂障碍物环境用以测试算法稳定性,简单环境中障碍物均匀分布,复杂环境在简单环境基础上增加障碍物数量并散乱分布,起点与目标点均分别  $(2, 2)$ 、 $(49, 49)$ 。树形环境模拟树枝分布情况,将目标点置于树形障碍物间,起点与目标点分别为  $(2, 2)$ 、 $(35, 35)$ 。以上单位均为 mm。

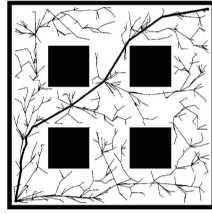
法,规划结果更接近最优路径,这主要是因为其采用启发式信息指导策略来指导路径规划;相较于 EIT\* 算法,本文算法规划的路径更为平滑,最接近最优路径,主要原因是本文算法通过概率偏置方法将采样点集中于高价值区域,提高了采样质量。

由图 7—图 9 中无用路径分布能够看出: RRT\* 算法生成了最多的扩展节点,主要原因是 RRT\* 算法在扩展过程中利用 Chooseparent 和 Rewire 模块重构搜索树的过程,生成了较多的无用节点; RRT 算法生成较多的扩展节点的原因,同样归因于其采样盲目问题; RRT-Connect 算法生成了显著少于 RRT\* 与 RRT 算法的扩展节点,主要原因是双向规划策略使其能够迅速生成路径,避免了无效搜索;由于引入了启发式信息引导策略, BIT\*、EIT\* 与本文算法均生成了较少的扩展节点。

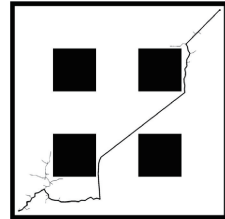
综上,6 种算法在 3 种环境中均成功规划出了由起点至目标点的无碰撞路径,其中本文算法生成的路径更接近最优路径,并在规划中生成了较少的无用节点,表明了本文算法能够很好地完成主臂规划任务,并且提升了路径质量和规划效率。



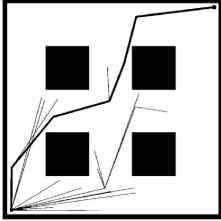
(a) RRT



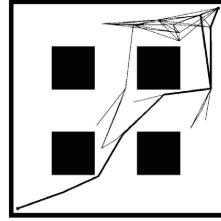
(b) RRT\*



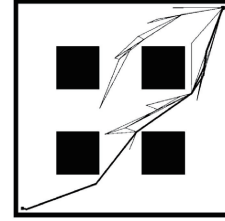
(c) RRT-Connect



(d) BIT\*

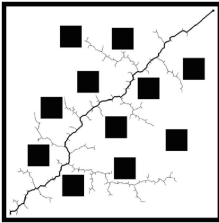


(e) EIT\*

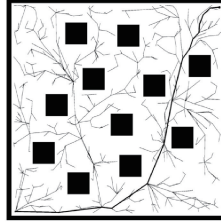


(f) 本文算法

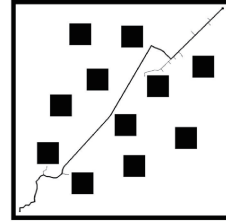
图7 环境1二维仿真结果



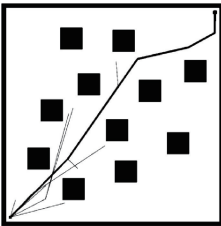
(a) RRT



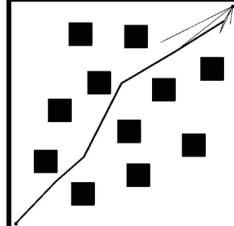
(b) RRT\*



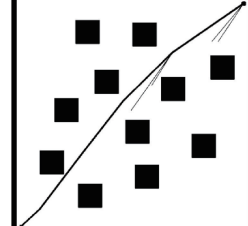
(c) RRT-Connect



(d) BIT\*

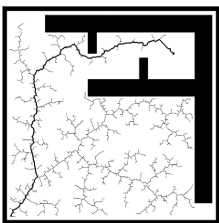


(e) EIT\*

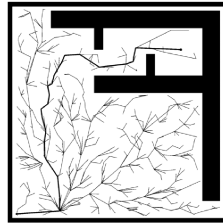


(f) 本文算法

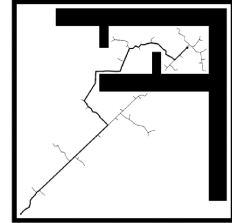
图8 环境2二维仿真结果



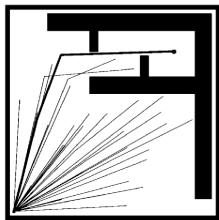
(a) RRT



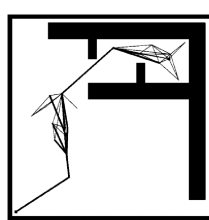
(b) RRT\*



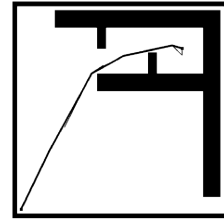
(c) RRT-Connect



(d) BIT\*



(e) EIT\*



(f) 本文算法

图9 环境3二维仿真结果

多次仿真试验结果如表 2 与图 10 所示。

由表 2 和图 10(b)、图 10(d) 和图 10(f) 可知:本文算法在 3 种环境中路径成本均为最优,相较于 RRT 算法最为显著,最高降低了 23.60%,相较于 EIT\* 算法优化较少,最低降低了 0.24%;同时,本文算法在 3 种环境中稳定性均为最优,相较于 RRT、RRT-Connect、RRT\*、BIT\* 与 EIT\* 算法,箱线图的 IQR 分别降低了 69.90%、64.16%、54.33%、38.16%、11.16%。由表 2 和图 10(a)、图 10(c) 和图 10(e) 可知,在时间成本上,本文算法相较于 RRT\* 算法优化最为显著,最高降低了 95.94%,而相较于 EIT\* 算法由于增加偏置采样,时间成本有所提升,最高增加了 0.0767 s。

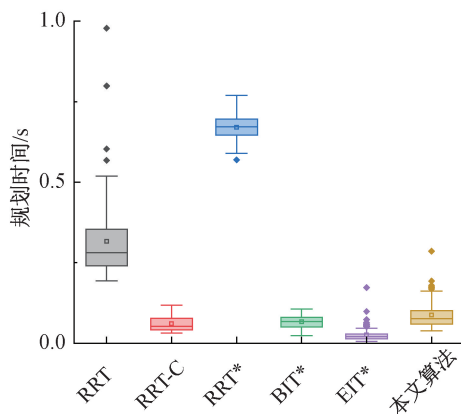
由表 2 和图 10(e)、图 10(f) 可知,在考虑采摘情况的树形环境中,相较于 RRT、RRT-Connect、RRT\*、BIT\* 算法,本文算法在平均规划时间上分别减少了 95.26%、56.96%、95.88%、46.83%,而相较于 EIT\* 算法,平均规划时间增加了 0.0235 s,相较于 RRT、RRT-Connect、RRT\*、BIT\*、EIT\* 算法在路径成本上分别降低了 23.60%、17.07%、

4.48%、1.47%、0.24%。

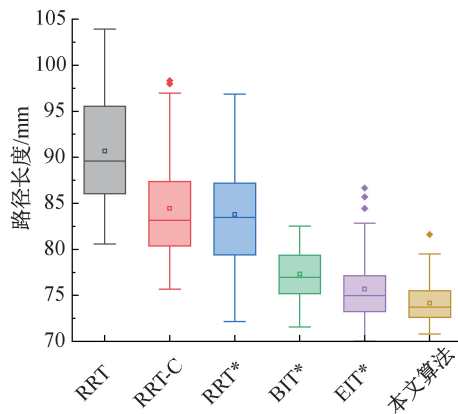
综上,试验进一步证明,本文算法能够提高规划效率和路径质量,并且提升算法稳定性。

表 2 各算法在 3 种环境中的仿真试验结果

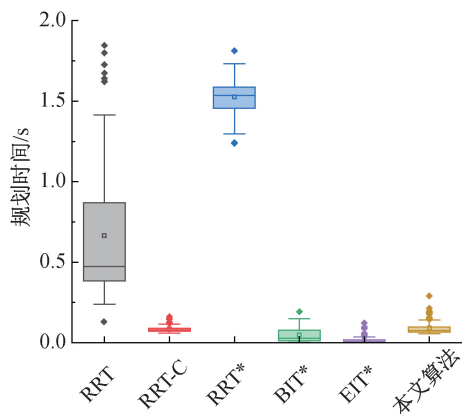
环境类型	算法	平均规划时间/s	平均路径长度/mm
环境 1	RRT	0.3160	90.68
	RRT-C	0.0608	84.44
	RRT*	0.6702	83.79
	BIT*	0.0668	77.31
	EIT*	0.0258	75.69
	本文算法	0.0877	74.15
环境 2	RRT	0.6652	84.42
	RRT-C	0.0853	74.18
	RRT*	1.5264	81.83
	BIT*	0.0484	72.03
	EIT*	0.0160	71.14
	本文算法	0.0927	68.00
环境 3	RRT	0.7259	81.19
	RRT-C	0.0800	74.79
	RRT*	0.8463	66.91
	BIT*	0.0647	62.95
	EIT*	0.0109	62.17
	本文算法	0.0344	62.02



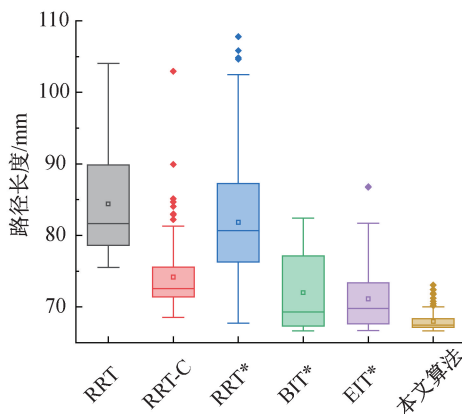
(a) 环境1规划时间



(b) 环境1规划路径长度



(c) 环境2规划时间



(d) 环境2规划路径长度

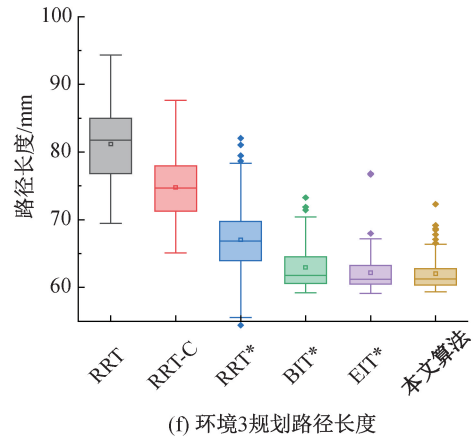
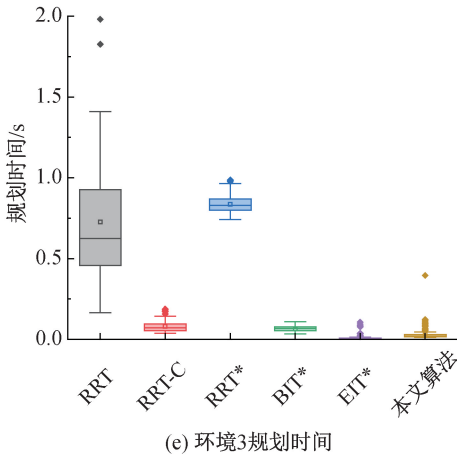


图 10 各算法在 3 种环境中的仿真结果箱线图

### 2.2 从臂规划算法二维仿真试验

设环境范围为  $([0, 100], [0, 60])$ , 单位为 mm。从臂与主臂路线上均有障碍物布置, 采摘目标位置为  $(50, 40)$ , 采摘目标半径为 10, 主臂起点为  $(2, 2)$ 、与目标点为  $(39, 24)$ , 从臂路径起点为  $(2, 2)$ , 各势场权重为:  $\omega_1 = 1000, \omega_2 = 0.03, \omega_3 = 0.03, \omega_4 = 50$ , 仿真路径结果如图 11 所示, 规划过程中各势场力的变化如图 12 所示。由图 11 与图 12 可以看出: 从臂规划路径在运动初期受目标引力影响较大; 随距目标距离的减少, 受势场  $U_4$  影响增加, 运动随主臂运动至夹持位置。

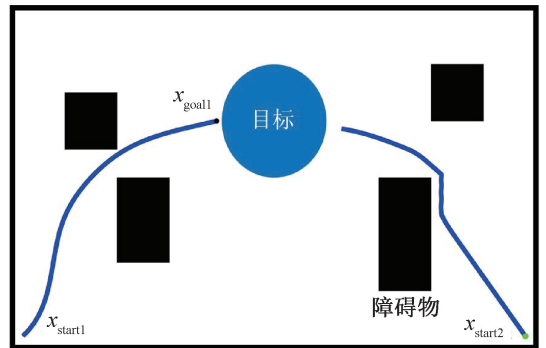


图 11 从臂规划算法二维仿真轨迹结果

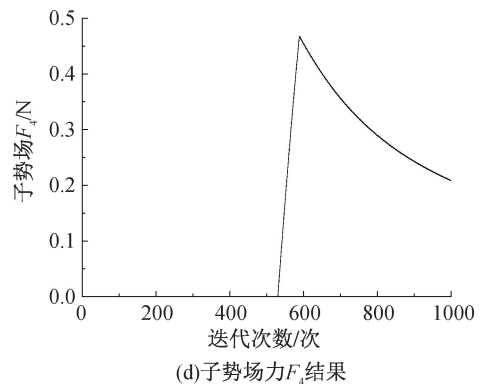
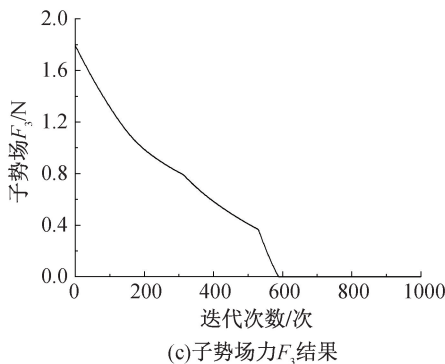
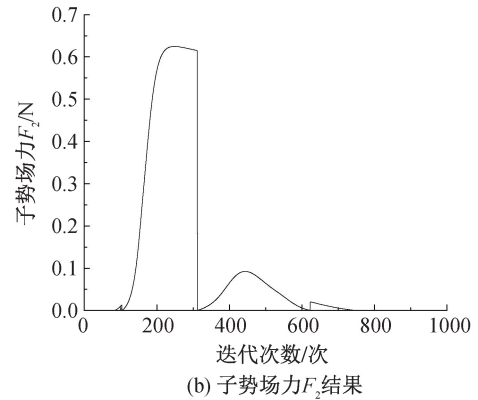
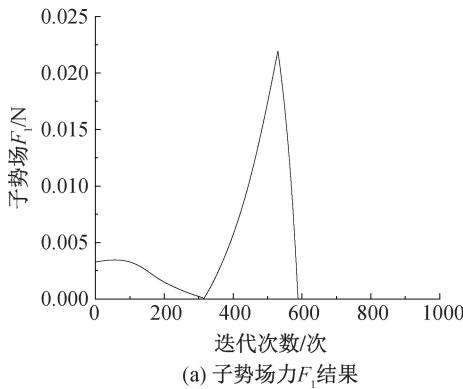


图 12 从臂规划算法人工势场力

## 2.3 采摘仿真试验

通过 CoppeliaSim 进行三维空间仿真试验,如图 13 所示。搭建柚类树模型,将两 Franka Emika Panda 机械臂对称布置于树干两侧平台之上,主臂起点与目标位置为 $(-0.03, -0.55, 0.85)$ 、 $(-0.24, -0.55, 1.31)$ ,从臂起点位置为 $(-1.12, -0.55, 0.75)$ ,环境设置采摘目标位置为 $(-0.48, -0.55, 1.31)$ 。以上单位均为 mm。

采摘仿真试验机器人运动过程如图 14 中所示,双臂机器人运动轨迹如图中所示。其中:准备阶段机器人均位于如图 14(a)所示默认位姿;随后,双臂运动至如图 14(b)所示位姿并张开夹爪;最后,双臂

机器人夹持目标,如图 14(c)所示。主臂规划时间为 0.0042 s,最终路径长度为 700.9 mm,从臂路径长度为 604.7 mm。综上可知,本文算法能够根据环境有效规划获得双臂路径。

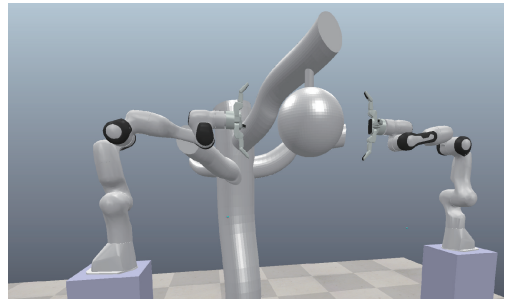


图 13 在 CoppeliaSim 中建立的采摘的仿真环境

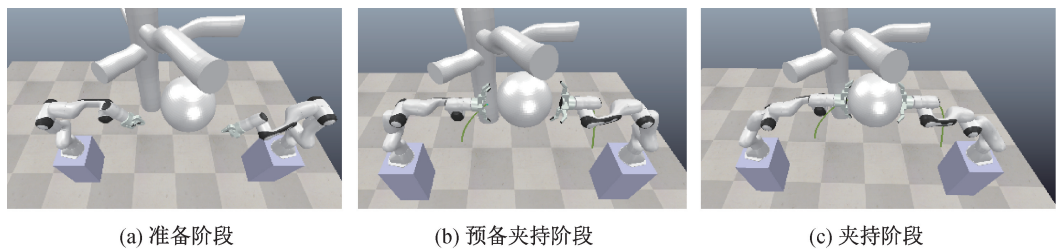
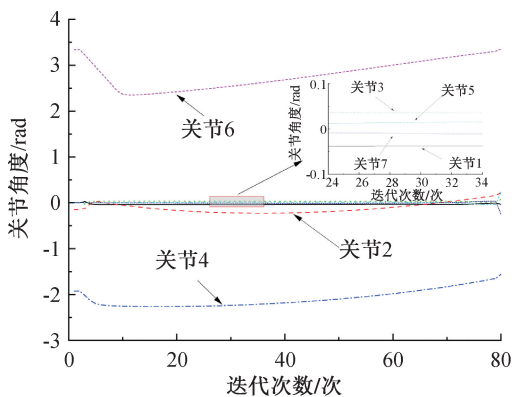


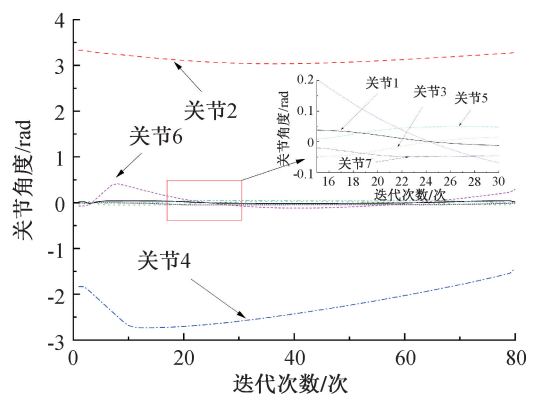
图 14 采摘仿真试验机器人运动过程

仿真试验中机器人关节角度变化如图 15 所示,其中图 15(a)为主臂关节角度,图 15(b)为从臂关节角度,可以看出:主臂关节 2、4、6 关节角度在运动过程中变化较大,其余关节角度变化较小,且各关节在

运动起始与结束段变化较大,在中段变化较为平滑;从臂关节 2、4 关节角度变化较大,其余关节角度变化较小,各关节在运动中的角度变化与主臂相同,在运动起始与结束段变化较大、中段变化较为平滑。



(a) 主机械臂关节角度变化



(b) 从机械臂关节角度变化

图 15 采摘仿真试验机器人运动轨迹

试验表明,本文提出的柚类采摘双臂机器人路径规划方法能够高效率地为机器人规划出高质量路径,满足柚类采摘要求,具有应用于柚类采摘机器人的可行性。

## 3 结论

针对非结构环境下采摘双臂机器人路径规划存

在效率低、路径质量差等问题,本文提出了一种基于概率采样的 EIT\* 算法与人工势场法的柚类采摘双臂机器人运动规划算法。基于 EIT\* 算法构建主臂规划算法,并通过构建评价函数改进采样方法;基于人工势场法构建从臂规划算法,通过考虑目标与主臂信息辅助主臂进行采摘。仿真试验结果表明,本文主臂规划算法有效,在 3 种环境中本文算法均获

得了最低的路径成本,在树形环境中相较于 RRT、RRT-Connect、RRT\*、BIT\*、EIT\* 算法在路径成本上分别降低了 23.60%、17.07%、4.48%、1.47%、0.24%,IQR 分别降低了 69.90%、64.16%、54.33%、38.16%、11.16%。三维空间下的柚类采摘仿真试验表明本文提出的双臂规划算法有效。

本文可为树生大型果类采摘路径规划方法研究提供一定的理论和试验依据,有助于促进柚类采摘机器人的研发工作,推动树生大型果类采摘工作的智能化发展。

## 参考文献:

- [1] Food and Agriculture Organization of the United Station. FAOSTAT/Data/ Crops and livestock products [EB/OL]. (2025-02-27)[2025-03-31]. <https://www.fao.org/faostat/en/#data/QCL>.
- [2] 王丹丹,宋怀波,何东健. 苹果采摘机器人视觉系统研究进展[J]. 农业工程学报,2017,33(10):59-69.
- [3] 陈明猷,罗陆锋,刘威,等. 采摘机器人全果园视觉感知及自主作业综述[J]. 智慧农业(中英文),2024,6(5):20-39.
- [4] Lei X, Yuan Q, Xyu T, et al. Technologies and equipment of mechanized blossom thinning in orchards: A review [J]. *Agronomy*, 2023, 13(11): 2753.
- [5] 刘继展,江应星. 农业采摘机器人产业化进程分析与多臂高速化技术走向[J]. 农业机械学报,2024,55(10):1-17.
- [6] 任栋宇,李晓娟,林涛,等. 基于 Kinect v2 传感器的果树枝干三维重建方法[J]. 农业机械学报,2022,53(S2):197-203.
- [7] 杜岳峰,傅生辉,毛恩荣,等. 农业机械智能化设计技术发展现状与展望[J]. 农业机械学报,2019,50(9):1-17.
- [8] 赵辉,郑缙奕,岳有军,等. 改进 RRT 算法的采摘机械臂路径规划[J]. 重庆理工大学学报(自然科学),2024,38(1):338-345.
- [9] 荀一,李道政,王勇,等. 基于 VS-IRRT 算法的采摘机械臂路径规划[J]. 农业机械学报,2023,54(2):129-138.
- [10] 周康乾,姜树海,李存. 农林业机器人轨迹规划研究进展[J]. 江苏农业学报,2024,40(9):1758-1767.
- [11] 霍韩淋,邹湘军,陈燕,等. 基于视觉机器人障碍点云映射避障规划及仿真[J]. 系统仿真学报,2024,36(9):2149-2158.
- [12] 李晓娟,陈涛,韩睿春,等. 不确定采摘环境下改进 RRT 算法的机械臂路径规划研究[J]. 中国农机化学报,2024,45(4):193-198.
- [13] 熊俊涛,陈浩然,姚兆桑,等. 基于 PIB-RRTstar 的荔枝采摘机械臂运动规划方法[J]. 农业机械学报,2024,55(10):82-92.
- [14] 李娜,高笑,杨磊,等. 基于改进算法融合与切换的采摘机械臂路径动态规划[J]. 农业机械学报,2024,55(11):221-230.
- [15] 郭自良,吴玄博,殷程凯,等. 基于 Informed-RRT\* 的苹果采摘机械臂路径规划研究[J]. 林业机械与木工设备,2024,52(4):59-65.
- [16] Zhang B, Yin C, Fu Y, et al. Harvest motion planning for mango picking robot based on improved RRT-Connect [J]. *Biosystems Engineering*, 2024, 248: 177-189.
- [17] Xie H, Dai N, Yang X, et al. Research on recognition methods of pomelo fruit hanging on trees base on machine vision[C]// 2019 ASABE Annual International Meeting. St. Joseph, Michigan: American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2019: 1900411.
- [18] 李定科. 基于单目视觉伺服的采摘执行机构与控制系统设计[D]. 武汉:华中农业大学,2022:13-17.
- [19] 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,2023:48-52.
- [20] Cheng S S, Yu Z W, Li Z, et al. Pomelo fruit-picking robot for unstructured environments[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2024, 2926(1): 012001.
- [21] Zhang R, Guo H, Andriukaitis D, et al. Intelligent path planning by an improved RRT algorithm with dual grid map [J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2024, 88: 91-104.
- [22] Gammell J D, Srinivasa S S, Barfoot T D. Batch informed trees (BIT\*): sampling-based optimal planning via the heuristically guided search of implicit random geometric graphs [C]// 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). May 26-30, 2015, Seattle, WA, USA. IEEE, 2015: 3067-3074.
- [23] Strub M P, Gammell J D. Adaptively informed trees (AIT\*) and effort informed trees (EIT\*): Asymmetric bidirectional sampling-based path planning[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2022, 41(4): 390-417.
- [24] Huang D R, Yang C G, Li M, et al. Motion regulation solutions to holding and moving an object for single-leader-dual-follower teleoperation [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(10): 10170-10181.

(责任编辑:康 锋)