浙江理工大学学报,第 55 卷,第 6 期,2026 年 11 月
Journal of Zhejiang Sci-Tech University
DOI:10.3969/j.issn.1673-3851(n).2026.06.012

基于 RRT-Connect-DS-GB 算法的柑橘采摘机械臂路径规划

傅桂丰[a],赖海军[a],陈浩龙[a],何高宇[a],张　雷[a,b]
(浙江理工大学,a.机械工程学院;b.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:路径规划是柑橘采摘机器人的核心技术环节,直接决定采摘机械臂作业安全与效率,但采摘环境枝条密集、通道狭窄且障碍物分布不规则,导致常见路径规划算法存在规划效率低、规划路径长等问题。针对上述问题,提出了一种面向柑橘采摘的机械臂路径规划算法 RRT-Connect-DS-GB(RRT-connect algorithm with dynamic step and goal bias)。该算法在 RRT-Connect 算法框架下引入双向目标偏置策略,以增强随机树的目标趋近性,减少无效采样;引入基于障碍距离与目标距离的动态步长策略,使随机树能根据局部情况以不同步长扩展;引入权重自适应更新策略,根据每次扩展效果计算反馈信号,然后在 Softmax 约束下进行在线更新,以提高算法的环境适应度。基于 MATLAB 开展二维环境与三维环境仿真,并通过柑橘采摘机械臂路径规划试验验证算法的有效性。结果表明:与 RRT-Connect 算法相比,该算法在二维简单环境、复杂环境、狭窄通道环境中的路径长度分别缩短 8.11%、9.48%、6.96%,在三维场景中缩短 15.91%,在真机试验中缩短 8.43%。该文提出的算法对不同复杂程度的环境均具有良好的适配性,可稳定缩短路径长度、提升路径质量,能够在非结构化果园环境中高质量生成无碰撞路径,为柑橘采摘机器人的智能化作业提供了更优的路径规划方案。

关键词:柑橘采摘;路径规划;RRT-Connect;目标偏置;动态步长;权重自适应
中图分类号:TP242　　**文献标志码**:A　　**文章编号**:1673-3851 (2026) 11-0857-11
引文格式:傅桂丰,赖海军,陈浩龙,等. 基于 RRT-Connect-DS-GB 算法的柑橘采摘机械臂路径规划[J]. 浙江理工大学学报(自然科学),2026,55(6):857-867.
Reference Format: FU Guifeng,LAI Haijun,CHEN Haolong,et al. Path planning for citrus-picking manipulators based on RRT-Connect-DS-GB[J]. Journal of Zhejiang Sci-Tech University,2026,55(6):857-867.

Path planning for citrus-picking manipulators based on RRT-Connect-DS-GB

FU Guifeng[a],*LAI Haijun*[a],*CHEN Haolong*[a],*HE Gaoyu*[a],*ZHANG Lei*[a,b]
(a. School of Mechanical Engineering; b. Zhejiang Key Laboratory of Intelligent Sensing and Robotics for Agriculture, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Path planning is a core technical component of citrus-picking robots and directly determines the operational safety and efficiency of the picking manipulators. However, the citrus-picking environment is characterized by dense branches, narrow passages, and irregularly distributed obstacles, which cause common path-planning algorithms to suffer from low planning efficiency and long planned paths. To address these problems, RRT-Connect-DS-GB (RRT-connect algorithm with dynamic step and goal bias), a manipulator path planning algorithm for citrus picking, was proposed. Within the framework of the RRT-Connect algorithm, a bidirectional goal-bias strategy was introduced for the proposed algorithm to enhance the goal-directed tendency of the random trees and reduce invalid sampling; a dynamic step-size

收稿日期:2026－02－02　　网络出版日期:2026－05－08
基金项目:国家自然科学基金项目(32372005)
作者简介:傅桂丰(1999—　),男,浙江衢州人,硕士研究生,主要从事机器人路径规划方面的研究。
通信作者:张　雷,E-mail:lzhang@zstu.edu.cn

strategy based on obstacle distance and goal distance was introduced, enabling the random trees to expand with different step sizes according to local conditions; and an adaptive weight update strategy was introduced, which calculated feedback signals according to the effect of each expansion and then performed online updates under Softmax constraints to improve the algorithm′s adaptability to the environment. Two-dimensional and three-dimensional simulations were carried out based on MATLAB, and the effectiveness of the algorithm was verified through path-planning tests of citrus-picking manipulators. The results show that, compared with the RRT-Connect algorithm, the proposed algorithm achieved path length reductions of 8.11%, 9.48%, and 6.96% in two-dimensional simple, complex, and narrow-passage environments, 15.91% in a three-dimensional scene, and 8.43% in real-machine tests. The proposed algorithm exhibits good adaptability to environments with different levels of complexity, can stably shorten path length and improve path quality, and is able to generate high-quality collision-free paths for manipulators in unstructured orchard environments, thus providing a better path-planning solution for the intelligent operation of citrus-picking robots.

Key words: citrus picking; path planning; RRT-Connect; goal bias; dynamic step size; weight adaptation

0 引 言

中国是全球重要的柑橘生产国之一,产业规模大、覆盖范围广[1-2]。《中国统计年鉴 2025》显示,截至 2024 年中国柑橘产量达 6791.49 万 t;同时中国也是重要的柑橘出口国,在国际贸易中占据一定份额[3-4]。采收是柑橘生产过程中的重要环节,但目前国内柑橘采收仍以人工采收为主,存在劳动强度大、作业效率低和用工困难等问题[5-6]。中国参与柑橘生产的农村人口众多,人工成本接近柑橘生产总成本的一半[7]。随着农村劳动力持续外流与人口老龄化程度加深,传统人工采收模式面临劳动力短缺和人工成本上升的双重压力,因此加快柑橘采收智能化发展已经成为必然趋势[8-9]。在此背景下,利用柑橘采摘机器人替代或辅助人工采收,可以减少用工成本、提升采摘效率,对柑橘产业发展有着重要意义[10-11]。

柑橘采摘作业的核心执行机构是机械臂,但果园自然环境具有枝条密集、通道狭窄和障碍物分布不规则等特点,机械臂在采摘过程中极易与枝干等障碍物发生干涉碰撞,不仅大幅降低采摘效率,严重时还会造成机械臂损坏[12]。在采摘作业中,快速生成安全可执行的路径尤为重要[13],合理的路径规划不仅能够降低碰撞风险,保证机械臂不受损坏,还能缩短采摘路径长度,提升柑橘采摘效率[14]。

在机械臂的路径规划方法中,基于快速扩展随机树(Rapidly-exploring random tree,RRT)的采样规划方法能够适应高维空间,并具有较高的计算效率,因此成为当前广泛应用的技术方案之一[15-16]。李晓娟等[17]针对不确定采摘环境的实时避障需求,在 RRT 基础上引入目标导向采样策略,增强随机树的目标导向性,并加入动态检测机制,对已规划路径进行实时检测与调整,提升了算法的动态环境适应性;鲍秀兰等[18]针对自然果园柑橘采摘场景的机械臂避障需求,在 RRT-Connect 算法框架上进行改进,引入目标偏置向量,对采样点进行筛选与引导,使随机树扩展更具目标导向性,提高了路径搜索效率;谭仲万等[19]针对 RRT-Connect 算法在复杂环境中规划效率低、避障能力弱、路径质量差等问题,提出一种改进 RRT-Connect 算法,通过双向目标偏置和避障优化策略,提升了随机树在复杂环境下的扩展能力,并结合路径重组和路径平滑化改善路径质量;罗元鹏等[20]提出一种多策略融合的改进 APF-RRT 算法,引入动态目标偏置策略,使用改进 APF 引导随机树扩展,减少算法扩展随机性,并且使用步长自适应策略提高规划效率;Cao 等[21]提出一种改进的 RRT*-Connect 机械臂避障规划算法,将目标偏置与椭圆空间采样结合,提升有效采样率,并结合人工势场与梯度下降实现自适应步长,采用分段贝塞尔曲线平滑路径,缩短了规划时间和路径长度;Zhang 等[22]面向非结构化果园采摘,提出 HDRRT-Connect 算法,基于 RRT-Connect 算法,引入自适应目标引力与启发式动态步长策略,根据环境信息调整扩展步长,提升了狭窄区域的规划效率;Wang 等[23]在 RRT-Connect 算法框架下,加入目标偏置策略,使用人工势场引导采样,并对初始路径剪枝后用三次 B 样条平滑化,提高路径质量。现有研究通过目标导向采样、目标偏置、动态步长和势

场引导等策略,在一定程度上提升了 RRT/RRT-Connect 算法在采摘场景下的路径规划效率与可行性,但在非结构化的柑橘采摘场景中仍存在不足。大部分算法虽然引入了动态步长策略,但是在枝条密集的采摘环境中,无法及时自适应改变步长,容易产生大量无效扩展节点,规划效率低;部分算法引入复杂的重连、剪枝等操作,提升了路径质量,但是大大增加了规划时间,不适合柑橘采摘机器人的实时作业。

本文提出一种面向柑橘采摘的 RRT-Connect-DS-GB(RRT-connect algorithm with dynamic step and goal bias)算法,在 RRT-Connect 算法框架下引入双向目标偏置策略,以解决传统 RRT-Connect 算法采样随机、无效采样点过多的问题;引入基于障碍距离与目标距离的动态步长策略,在空旷区域大步长扩展,在障碍密集区域或接近目标时小步长探索;在动态步长策略基础上,引入权重自适应更新策略,根据局部扩展反馈信号更新权重参数,提升随机树在不同局部环境下的稳定性;最后开展二维环境与三维环境仿真及真机路径规划对比试验,以平均路径长度与平均规划时间为主要评价指标验证算法有效性。本文提出的柑橘采摘机械臂路径规划算法可以为柑橘采摘环境下快速生成无碰撞路径提供技术参考。

1　算法设计

1.1　RRT-Connect-DS-GB 算法框架

本文提出的 RRT-Connect-DS-GB 算法在 RRT-Connect 算法基础上改进,算法流程图如图 1 所示,算法伪代码见算法 1。总体流程为:初始化起点树与终点树,并在根节点处绑定初始无约束权重参数。在每次扩展中,通过双向目标偏置策略生成待扩展采样点。从当前随机树中选取最近父节点,读取其携带的无约束权重参数,计算得到权重参数后,根据动态步长公式计算步长。然后生成候选新节点并进行碰撞检测,若扩展发生碰撞,则依据失败反馈信号更新父节点无约束权重参数,随后交换两棵树的扩展角色进入下一轮;若扩展成功,则依据成功反馈信号更新无约束权重参数,然后存入新节点,实现权重参数随节点传递。最后由另一棵树对该新节点执行连接操作,在连接扩展过程中,采取相同的动态步长和权重自适应更新策略,若连接成功则回溯两棵树得到完整路径;若连接失败,则继续迭代直至两树连通或达到最大迭代次数。

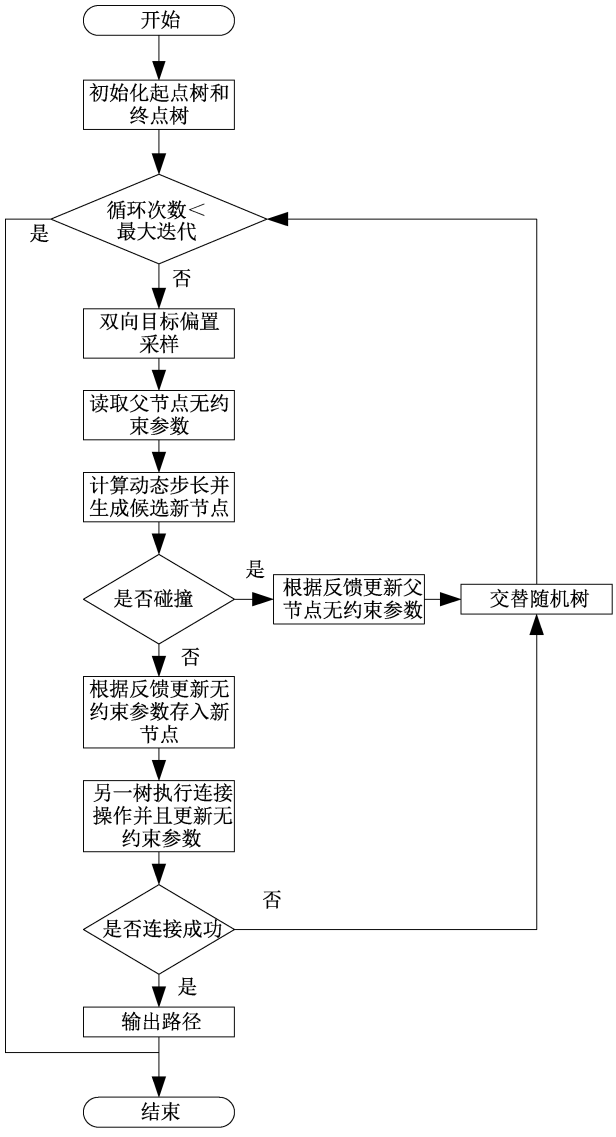


图 1　RRT-Connect-DS-GB 算法流程图

算法 1　RRT-Connect-DS-GB 算法

输入:起点 q_{init},终点 q_{goal},障碍物集合 O,最大迭代次数 K,双向目标偏置概率 p,最小步长 $S_{\min}$,最大步长 $S_{\max}$,根节点初始无约束参数(u_α,u_β),参数更新系数 μ

输出:规划路径 Path

$T_{\text{a}}\leftarrow\{q_{\text{init}}\}$;$T_{\text{b}}\leftarrow\{q_{\text{goal}}\}$
初始化根节点无约束参数(u_α,u_β)
Path←null
for $k\leftarrow$1 to K do
　$q_{\text{rand}}\leftarrow$GoalBiasedSample($T_{\text{a}}$,$T_{\text{b}}$,$p$)
　$q_{\text{near}}\leftarrow$Nearest($T_{\text{a}}$,$q_{\text{rand}}$)
　(α,β)←ComputeWeight(q_{near})
　step←DynamicStep(q_{near},q_{rand},α,β,$S_{\min}$,$S_{\max}$)

```
    q_new ← Steer(q_near, q_rand, step)
    if not CollisionFree(q_near, q_new) then
        UpdateFailure(q_near, μ)
        Swap(T_a, T_b)
        continue
    end if
    UpdateSuccess(q_near, q_new, μ)
    AddNode(T_a, q_new)
    q_conn ← q_new
    repeat
        q_near2 ← Nearest(T_b, q_conn)
        (α, β) ← ComputeWeight(q_near2)
        step ← DynamicStep(q_near2, q_conn, α, β,
            S_min, S_max)
        q_new2 ← Steer(q_near2, q_conn, step)
        if not CollisionFree(q_near2, q_new2) then
            UpdateFailure(q_near2, μ)
            break
        end if
        UpdateSuccess(q_near2, q_new2, μ)
        AddNode(T_b, q_new2)
        q_conn ← q_new2
    until Reached(q_conn, q_new)
    if Reached(q_conn, q_new) then
        Path ← TracePath(T_a, T_b, q_new, q_conn)
        break
    end if
    Swap(T_a, T_b)
end for
return Path
```

1.2 双向目标偏置策略

传统 RRT-Connect 算法采样方式是在自由空间中均匀随机采样,该方式虽然具有良好的空间探索性,但在障碍密集或离目标较远的场景中,往往会产生大量无效采样点,规划路径效率低下。为降低采样的盲目性,本文算法在 RRT-Connect 算法的采样阶段引入双向目标偏置策略。当某一棵树作为主动扩展树时,有一定概率将对侧根节点直接设置为采样点,促进两棵树相向生长,提高会合概率。

该策略具体原理如下:设双向目标偏置概率为 $p\in(0,1)$,每次迭代生成均匀随机数 $r\in(0,1)$。当以起点 q_{init} 为根节点的起点树 T_{a} 执行扩展时,采样点按以下规则生成:

$$q_{\text{rand}}^{1}=\begin{cases}q_{\text{goal}}, & r\leqslant p\\ q_{\text{rand}}, & r>p\end{cases} \tag{1}$$

其中:q_{rand}^{1} 为起点树最终采样点,q_{rand} 为 T_{a} 在自由空间中的随机采样得到的采样点。由式(1)可以看出,起点树采样以概率 p 直接选择终点作为采样点,可以引导起点树 T_{a} 更频繁地朝终点方向扩展;仍有 1-p 的概率保持随机采样,来维持必要的空间探索能力。

同理,当以终点 q_{goal} 为根的终点树 T_{b} 成为主动扩展树时,此时的偏置方向是起点 q_{init},终点树最终采样点为:

$$q_{\text{rand}}^{2}=\begin{cases}q_{\text{init}}, & r\leqslant p\\ Q_{\text{rand}}, & r>p\end{cases} \tag{2}$$

其中:q_{rand}^{2} 为终点树最终采样点,Q_{rand} 为 T_{b} 在自由空间中的随机采样得到的采样点。

该双向目标偏置策略结合 RRT-Connect 算法的交替扩展机制,在 2 棵树轮流生长的过程中,以概率 p 选择对侧根节点进行扩展,降低了会合的迭代次数。双向目标偏置概率 p 用于控制偏置强度,p 越大偏置越强,目标趋近性越强,但探索性相对降低;p 越小则更接近均匀采样,探索性更强。

1.3 动态步长策略

传统 RRT-Connect 算法通常采用固定步长进行扩展,在开阔区域或远离目标区域,固定步长会产生过多扩展节点,使迭代次数上升,降低搜索效率;在障碍密集或邻近目标区域,固定步长又容易使新增路径与障碍物发生碰撞,且难与目标连接,造成扩展失败率升高。为了使步长更符合局部环境,本文引入动态步长策略,使扩展步长随当前局部环境自适应调整。靠近障碍或接近目标时减小步长,以提高通过率与精细度;远离障碍或距离目标较远时增大步长,以加快推进。设当前扩展节点为 q,$d_{\text{obs}}(q)$ 表示点 q 到最近障碍物的最小欧氏距离,$d_{\text{goal}}(q)$ 表示点 q 到目标点的欧氏距离。为消除量纲影响,对两者进行归一化处理,得到归一化障碍距离 $\bar{d}_{\text{obs}}(q)$ 和归一化目标距离 $\bar{d}_{\text{goal}}(q)$:

$$\bar{d}_{\text{obs}}(q)=\frac{\min(d_{\text{obs}}(q),d_{\text{obs}}^{\max})}{d_{\text{obs}}^{\max}} \tag{3}$$

$$\bar{d}_{\text{goal}}(q)=\frac{\min(d_{\text{goal}}(q),d_{\text{goal}}^{\max})}{d_{\text{goal}}^{\max}} \tag{4}$$

其中:$d_{\text{obs}}^{\max}$ 为用于归一化的障碍物距离参考上界,取起点到环境中最远障碍物的欧氏距离;$d_{\text{goal}}^{\max}$ 为用于归一化的目标距离参考上界,取起点到终点的欧

氏距离。在此基础上,将固定步长替换为动态步长 $S(q)$,并将其限制在最小步长 $S_{\min}$ 和最大步长 $S_{\max}$ 内。动态步长计算公式如下:

$$S(q)=S_{\max}-(S_{\max}-S_{\min})(\alpha(1-\bar{d}_{\text{obs}}(q))+\beta(1-\bar{d}_{\text{goal}}(q))) \tag{5}$$

其中:α、β 分别为障碍权重参数和目标权重参数,$\alpha+\beta=1$。由式(5)可知:当扩展节点靠近障碍物时,$d_{\text{obs}}(q)$变小,使 $\bar{d}_{\text{obs}}(q)$ 降低,步长自动变小,提高通过障碍区域的概率;当接近目标点时,$d_{\text{goal}}(q)$ 变小,步长同样减小,有利于在目标邻域进行更精细的连接;反之,在开阔区域或距离目标较远时,步长趋近 $S_{\max}$,加快树的扩展速度。

在本文算法的采样扩展和连接操作中均采用动态步长策略,即在主动树朝采样点生成新节点或被动树朝新节点进行连接操作时,均以动态步长 $S(q)$ 作为每次前进的步长。动态步长策略提高了步长对环境的适应度,也使总体路径更平滑。动态步长受到目标距离和障碍物距离的影响,为了生成更适合局部环境的步长,选择合适的权重参数极为重要。

1.4　权重自适应更新策略

在动态步长策略中,权重参数 α、β 分别用于平衡避障稳健性与目标推进性。在 RRT-Connect 算法的扩展过程中,存在碰撞检测、采样扩展等不可导环节,难以对扩展结果进行显式求导分析,且每次扩展的方向随机性强,易出现更新不稳定的情况。为此,本文基于一次扩展前后的实际效果构造反馈信号,在约束 $\alpha\geqslant 0,\beta\geqslant 0,\alpha+\beta=1$ 下采用指数梯度进行在线更新,实现权重参数自适应更新。

1.4.1　扩展反馈信号

设本次扩展的父节点为 q_{p},通过扩展得到候选新节点为 q_{c},定义与目标相关的距离函数 $d_{\text{goal}}(\ )$以及与障碍相关的距离函数 $d_{\text{obs}}(\ )$,设

$$d_{\text{p}}=d_{\text{goal}}(q_{\text{p}}) \tag{6}$$

$$d_{\text{c}}=d_{\text{goal}}(q_{\text{c}}) \tag{7}$$

其中:d_{p} 为父节点离目标点的欧氏距离,d_{c} 为候选新节点离目标点的欧氏距离。则本次扩展带来的目标进展差 Δd 为:

$$\Delta d=d_{\text{p}}-d_{\text{c}} \tag{8}$$

其中:$\Delta d>0$ 表示扩展结果更接近目标,$\Delta d<0$ 表示扩展结果远离目标,$\Delta d=0$ 表示扩展结果与目标距离不变。定义本次扩展段长 l:

$$l=\|q_{\text{c}}-q_{\text{p}}\| \tag{9}$$

为避免仅以步长衡量推进效果而产生偏差,本文将单位代价推进效率作为目标反馈信号:

$$r_{\text{goal}}=\text{clip}\left(\frac{\Delta d}{l+\delta},-1,1\right) \tag{10}$$

其中:r_{goal} 为目标反馈信号;$\delta>0$ 为极小常数;clip()为截断算子,用于限制反馈幅度,增强数值稳定性。

为量化当前环境的障碍物影响,引入局部环境的障碍反馈信号:

$$r_{\text{obs}}=1-\bar{d}_{\text{obs}}(q_{\text{c}}) \tag{11}$$

其中:r_{obs} 为障碍反馈信号。若边 q_{p} 与 q_{c} 碰撞,则本次扩展失败。此时取 $r_{\text{obs}}=1$,$r_{\text{goal}}=0$,目的是提高当前环境的避障稳健性。

1.4.2　权重参数更新

权重需满足约束 $\alpha\geqslant 0,\beta\geqslant 0,\alpha+\beta=1$。若直接对 α、β 进行更新,容易出现负值,且权重参数大小无法限制。因此引入无约束参数 u_{α} 和 u_{β},并通过 Softmax 映射得到权重:

$$\begin{cases}\alpha=\dfrac{\text{e}^{u_{\alpha}}}{\text{e}^{u_{\alpha}}+\text{e}^{u_{\beta}}}\\ \beta=\dfrac{\text{e}^{u_{\beta}}}{\text{e}^{u_{\alpha}}+\text{e}^{u_{\beta}}}\end{cases} \tag{12}$$

其中:u_{α} 为无约束障碍权重参数,u_{β} 为无约束目标权重参数。

随后基于扩展反馈信号进行在线一阶更新:

$$u_{\alpha}\leftarrow u_{\alpha}+\mu r_{\text{obs}} \tag{13}$$

$$u_{\beta}\leftarrow u_{\beta}+\mu r_{\text{goal}} \tag{14}$$

其中:$\mu>0$ 为学习率,用来控制无约束权重参数变化速度。

为防止指数溢出,算法实现过程中采用稳定 Softmax 函数,即:

$$\alpha=\frac{\text{e}^{u_{\alpha}-m}}{\text{e}^{u_{\alpha}-m}+\text{e}^{u_{\beta}-m}} \tag{15}$$

$$\beta=1-\alpha \tag{16}$$

其中:m 为中间项,用于防止指数项数值过大,且不改变输出结果,计算公式为:

$$m=\max(u_{\alpha},u_{\beta}) \tag{17}$$

为避免权重参数 α 或 β 过度趋近于 0,削弱权重更新过程的稳定性,加入权重边界:

$$\alpha=\text{clip}(\alpha,\varepsilon,1-\varepsilon) \tag{18}$$

$$\beta=1-\alpha \tag{19}$$

其中:ε 为权重参数下界,本文取 0.1。

1.4.3　权重参数在线更新流程

为实现权重参数自适应更新,将(u_{α},u_{β})作为节

点属性进行存储与传递。候选新节点 q_c 继承父节点 q_p 的参数,并在本次扩展结束后依据扩展反馈信号更新,将更新后的结果写入 q_c 或 q_p。这样不同区域的节点会形成不同的权重偏好,在障碍物密集区域增大障碍权重参数,远离目标区域增大目标权重参数。

权重参数自适应更新的步骤为:

Step1:从父节点读取(u_α,u_β),通过式(15)—(16)计算(α,β);

Step2:按动态步长公式计算步长,得到候选新节点 q_c,并进行碰撞检测;

Step3:若存在碰撞,则取 $r_{obs}=1$,$r_{goal}=0$,通过式(13)—(14)更新(u_α,u_β)存入父节点;

Step4:若无碰撞,按式(6)—(11)计算 Δd 、l、r_{goal}、r_{obs},用式(13)—(14)更新(u_α,u_β)存入新节点;

Step5:继续执行 RRT-Connect 的交替 Extend/Connect 操作直至两树会合。

本文提出的 RRT-Connect-DS-GB 算法基于 RRT-Connect 算法框架,通过引入双向目标偏置、动态步长和权重自适应更新策略改进原算法。该算法在扩展过程中仍保留了 RRT-Connect 算法的随机采样机制,当存在可达路径时,仍然具有概率完备性。但该算法未引入重连优化的机制,因此不具备渐进最优性。从理论上看,双向目标偏置、动态步长和权重自适应更新策略可以减少无效扩展,并且缩短路径长度,同时也会增加每次扩展的计算量,规划时间会有所增加。综上所述,本文算法更适用于需要快速生成无碰撞路径的场景,而不适用于以全局最优为目标的场景。

2 算法仿真试验

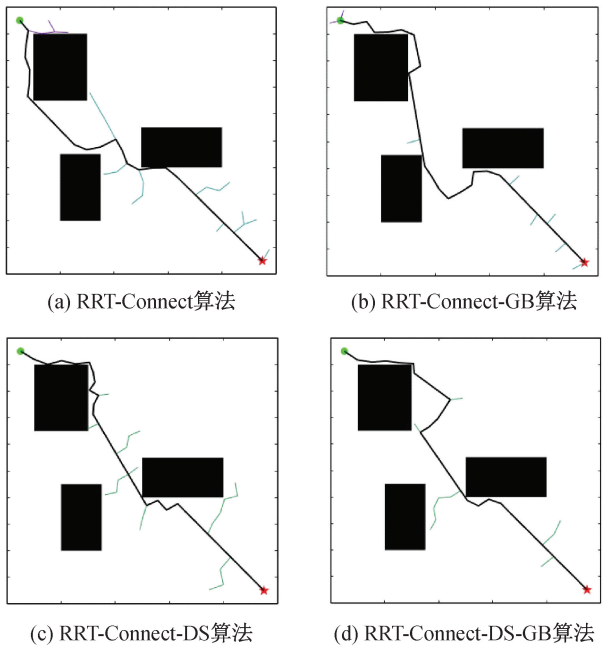
为了验证本文所提出改进算法的性能,在计算机上对不同算法在复杂场景下的路径规划能力进行仿真试验。试验的硬件配置为 Intel Core i5-9400F CPU @ 2.90 GHz 处理器,搭配 NVIDIA GeForce GTX 1060 3 GiB 独立显卡;软件环境为 Windows 10 操作系统下由 MATLAB 搭建的仿真平台。分别构建简单环境、复杂环境、狭窄通道环境以及三维环境等多种规划场景开展对比分析。

2.1 二维空间仿真

二维空间仿真试验构建了简单环境、复杂环境与狭窄通道环境 3 种典型场景,并将本文算法与传统 RRT-Connect 算法、仅引入双向目标偏置策略的 RRT-Connect-GB 算法以及引入目标偏置策略和动态步长策略的 RRT-Connect-DS 算法进行性能对比。为确保结果的客观性,每种算法在各环境下独立运行 50 次,取规划时间和路径长度的平均值作为最终评价指标。

2.1.1 简单环境仿真

简单环境仿真结果如图 2 所示,在二维简单障碍环境下,4 种算法均能够生成从起点到终点的无碰撞可行路径,但路径形态与搜索过程存在差异。由图 2(a)可知,RRT-Connect 算法采样随机性较强,在开阔区域和障碍物密集区域都存在较多无效扩展节点,路径形态总体比较曲折。由图 2(b)可知,引入双向目标偏置策略后,随机树扩展方向更趋向目标区域,可以看到图中的分支变少,目的性变强,绕行程度降低。由图 2(c)可知,采用了动态步长后,扩展在开阔区域的步长更大,而在贴近障碍物时步长变小,减少了整体路径长度。由图 2(d)可知,在双向目标偏置与动态步长基础上进一步引入权重自适应更新,使扩展策略能够依据局部扩展反馈信号调整权重参数,总体路径长度最短,无效扩展节点最少,路径更加平滑。



(a) RRT-Connect算法 (b) RRT-Connect-GB算法

(c) RRT-Connect-DS算法 (d) RRT-Connect-DS-GB算法

图 2 简单环境二维仿真结果

简单环境仿真数据如表 1 所示,从表中可以看出:在二维简单环境中,4 种算法的规划时间均处于毫秒量级,绝对时间较小,说明该场景下获取可行路径相对容易,但在路径长度指标上差异较为明显;RRT-Connect 算法生成路径长度为 162.06 mm,加入双向目标偏置策略后(RRT-Connect-GB 算法)降至 160.64 mm;采用动态步长的 RRT-Connect-DS 算法进一步降至 155.58 mm;综合双向目标偏置、

动态步长与权重自适应更新的 RRT-Connect-DS-GB 算法最短,为 148.91 mm,相较 RRT-Connect 缩短 13.15 mm(8.11%)。

为确保组间差异的统计显著性,对数据进行 ANOVA 分析,得到平均规划时间的 F 值为 53.32,P 值小于 0.001,平均路径长度的 F 值为 10.16,P 值小于 0.001,说明 4 种算法在平均规划时间和平均路径长度 2 个指标上都存在显著差异。综上,RRT-Connect-DS-GB 算法在简单场景下能够减少绕行,缩短路径长度。

表 1　简单环境仿真试验结果

算法	平均规划时间/s	平均路径长度/mm
RRT-Connect	0.0068±0.0032	162.06±14.52
RRT-Connect-GB	0.0070±0.0027	160.64±13.91
RRT-Connect-DS	0.0120±0.0038	155.58±14.95
RRT-Connect-DS-GB(本文)	0.0135±0.0035	148.91±8.27

2.1.2　复杂环境仿真

复杂环境模拟了枝干密布的场景,障碍物数量多且分布不规则,更考验算法的避障能力。仿真结果如图 3 所示,在复杂障碍环境中,可通行区域被多处障碍切割,路径需要多次转折并穿越局部窄缝,这使得不同算法的差异更为显著。由图 3(a)可知,RRT-Connect 算法在障碍密集区域更依赖大量随机采样来寻找可行方向,在中间部分产生了较多无效扩展节点,扩展分支更分散,且由于步长固定,出现了较多较大波折,导致路径曲折,总体路径长度偏长。由图 3(b)可知,RRT-Connect-GB 算法在双向目标偏置策略作用下更快朝目标方向推进,因此总体路径的目标性更强,路径更短,无效扩展分支较少,路径长度短于 RRT-Connect 算法,但路径仍存在局部曲折情况。由图 3(c)可知,RRT-Connect-DS 算法总体路径更短,而且路径曲折程度更小,这是因为动态步长在障碍物密集区域能以合适的小步长扩展,路径更贴合可行通道,绕行有所减少。由图 3(d)可知,RRT-Connect-DS-GB 算法在穿越障碍密集区时路径更平滑,且生成的无效扩展节点最少,这是因为权重自适应更新策略可以根据局部环境反馈采用更优的权重参数,步长更适合局部环境,整体路径最短,路径也最平滑。

仿真数据如表 2 所示,从表中可以看出:RRT-Connect 算法规划的平均路径长度为 174.62 mm;RRT-Connect-GB 算法规划的平均路径长度降至 168.46 mm;采用动态步长的 RRT-Connect-DS 算法进一步降至 165.73 mm;RRT-Connect-DS-GB 算法的平均路径长度最短,为 158.06 mm,相较 RRT-Connect 算法缩短 16.56 mm(9.48%);RRT-Connect-DS-GB 算法的平均规划时间为 0.0496 s,高于 RRT-Connect 算法的 0.0133 s,但平均规划时间均处于毫秒级。综合来看,本文算法在复杂环境中以一定计算开销换取更短的路径长度。

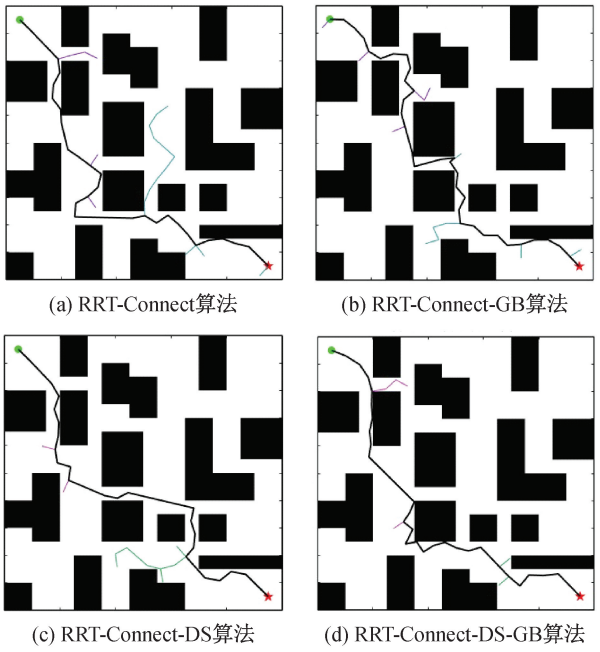


图 3　复杂环境二维仿真结果

为确保组间差异的统计显著性,对数据进行 ANOVA 分析,得到平均规划时间的 F 值为 669.92,P 值小于 0.001,平均路径长度的 F 值为 30.09,P 值小于 0.001,说明 4 种算法在平均规划时间和平均路径长度 2 个指标上都存在显著差异。

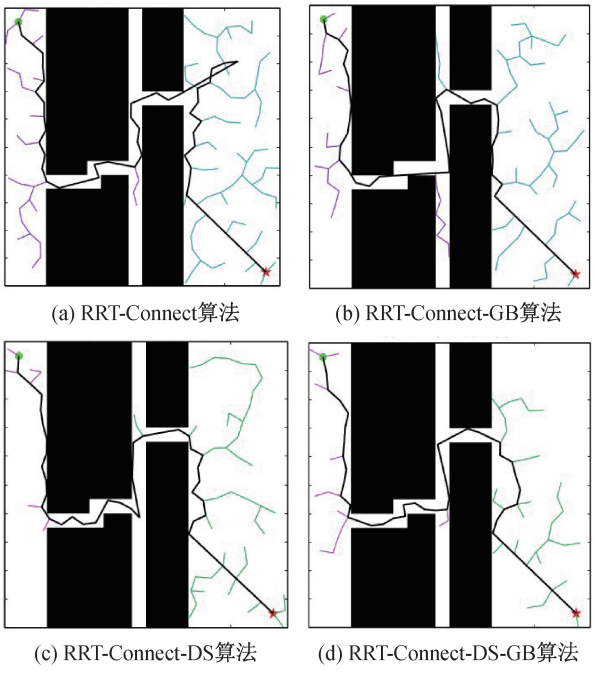
2.1.3　狭窄通道环境仿真

狭窄通道环境设置了长条形墙体障碍,可通行区域狭窄且入口较小,随机树扩展易在入口附近反复试探,是检验路径规划算法鲁棒性与受限空间通过能力的典型场景。由图 4(a)可知,RRT-Connect 算法的起点树和终点树均在进入狭窄通道前出现大量无效扩展节点,最终路径出现了严重的迂回现象,且在狭窄通道内的波折严重,总体产生的路径较长,这主要源于该算法固有的随机采样特性。由图 4(b)可知,引入了双向目标偏置策略后,RRT-

Connect-GB 算法在进入通道前,起点树和终点树的无效扩展节点略有减少,在狭窄通道中依然有较多的波动,总体路径长度短于 RRT-Connect 算法。由图 4(c)可知,RRT-Connect-DS 算法在进入通道前的无效扩展进一步减少,而且能更顺利通过狭窄通道,这是因为动态步长策略可以使步长根据环境变化。由图 4(d)可知,RRT-Connect-DS-GB 算法可以动态调整权重参数,步长更适合局部环境,因此在进入通道前的无效扩展节点最少,进一步减少了入口处的无效试探,而且在狭窄通道中的无效扩展节点较少,能够更稳定地穿过狭窄通道,降低绕路行为,生成更平滑的路径。

表 2 复杂环境仿真试验结果

算法	平均规划时间/s	平均路径长度/mm
RRT-Connect	0.0133±0.0035	174.62±9.40
RRT-Connect-GB	0.0271±0.0040	168.46±9.03
RRT-Connect-DS	0.0411±0.0043	165.73±9.01
RRT-Connect-DS-GB(本文)	0.0496±0.0054	158.06±7.89



(a) RRT-Connect算法 (b) RRT-Connect-GB算法

(c) RRT-Connect-DS算法 (d) RRT-Connect-DS-GB算法

图 4 狭窄通道环境二维仿真结果

仿真数据如表 3 所示,从表中可以看出:狭窄通道环境对算法在受限空间内的稳定推进能力提出更高要求,各算法的平均规划时间明显上升,同时平均路径长度差异较为明显。RRT-Connect 算法生成平均路径长度为 260.07 mm;RRT-Connect-GB 算法降至 255.45 mm;RRT-Connect-DS 算法的平均路径长度进一步降至 250.31 mm;RRT-Connect-DS-GB 算法平均路径长度最短,为 241.98 mm,相较 RRT-Connect 算法缩短 18.09 mm(6.96%)。在平均规划时间方面,RRT-Connect-DS-GB 算法的平均规划时间为 0.2043 s,略高于 RRT-Connect 算法的 0.1424 s。上述结果表明,在狭窄通道场景中,本文算法能够有效降低入口段绕行,改善通道内路径质量,但计算开销有所增加。

为确保组间差异的统计显著性,进行 ANOVA 分析,得到平均规划时间的 F 值为 3.02,P 值小于 0.05,平均路径长度的 F 值为 9.30,P 值小于 0.001,说明 4 种算法在平均规划时间和平均路径长度 2 个指标上都存在显著差异。

表 3 狭窄通道环境二维仿真试验结果

算法	平均规划时间/s	平均路径长度/mm
RRT-Connect	0.1424±0.1283	260.07±20.11
RRT-Connect-GB	0.1808±0.0799	255.45±14.50
RRT-Connect-DS	0.1760±0.0724	250.31±19.49
RRT-Connect-DS-GB(本文)	0.2043±0.1228	241.98±17.26

二维仿真结果表明,本文算法在简单、复杂与狭窄通道 3 类环境中均能稳定缩短规划路径长度,相较 RRT-Connect 算法分别缩短 8.11%、9.48%与 6.96%。其中,在复杂障碍与狭窄通道环境中,路径长度改善更为显著,说明所提策略对障碍密集与通道狭窄场景具有更好的适配性。

为了分析权重自适应更新过程中权重参数的稳定性,本文选取狭窄通道环境下典型的一组数据进行分析,统计了起点树与终点树权重参数随节点扩展的变化过程,结果如图 5 所示。从图 5 中可以看出,在节点持续扩展过程中,起点树的 α 值整体呈上升并逐渐稳定的趋势,β 值则相应下降并趋于平稳;终点树中的权重参数也表现出类似的特征。整体来看,参数变化过程连续且平缓,未出现大幅振荡,也未表现出明显的退化现象,说明权重自适应更新策略能够较稳定地更新权重参数。

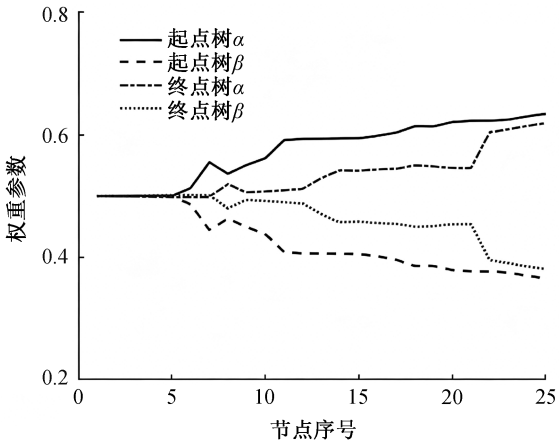


图 5　权重参数变化曲线

2.2　三维空间仿真

三维仿真试验设置的地图空间为 100 mm×100 mm×60 mm,初始起点设置为(10,10,5),目标点设置为(85,75,40),场景中共设置 7 个障碍物,包括 4 个长方体障碍物和 3 个球形障碍物。其中 4 个长方体的空间范围分别为:([50,45,0],[60,55,60]),([25,65,20],[85,71,26]),([30,45,30],[80,51,36]),([40,25,38],[78,31,44])。3 个球体的半径均为 6,球心分别为:[20,68,10],[30,48,16],[40,28,24]。为平衡路径搜索效率与精度,将测试算法的基础扩展步长设置为 5.00 mm,自适应步长范围设为 2.00 mm(最小步长)至 8.00 mm(最大步长)。将各算法独立运行 50 次,结果取平均值,仿真结果如图 6 所示,仿真数据如表 4 所示。

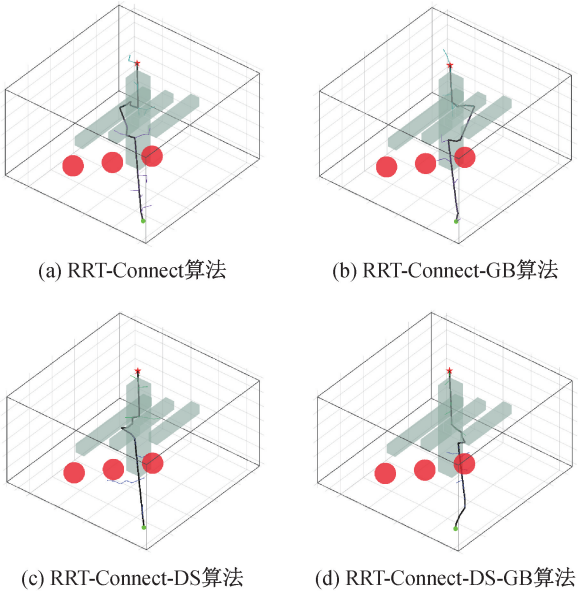


图 6　三维环境仿真结果

表 4　三维环境仿真试验结果

算法	平均规划时间/s	平均路径长度/mm
RRT-Connect	0.0072±0.0052	138.88±8.98
RRT-Connect-GB	0.0089±0.0043	132.34±6.73
RRT-Connect-DS	0.0097±0.0048	127.86±6.41
RRT-Connect-DS-GB(本文)	0.0127±0.0039	116.79±7.12

由图 6(a)可知,RRT-Connect 算法的起点树在初期较为开阔的环境中,有较多无效扩展节点,而且在进入障碍物密集的环境中后,依然有较多无效扩展节点,这是因为以固定步长通过障碍物密集区域较为困难;由图 6(b)可知,在双向目标偏置策略的作用下,无效扩展减少,在开阔环境中的扩展更顺利;由图 6(c)可知,引入动态步长策略后,算法在障碍物密集区域以小步长扩展,使路径更短更平滑;由图 6(d)可知,本文算法更容易通过障碍物密集区域,这是因为步长根据局部环境反馈自适应调整权重参数,使得总路径最短最平滑。

从表 4 中可以看出:在三维复杂场景的仿真试验中,传统 RRT-Connect 算法在三维空间中易产生冗余路径,其平均路径长度为 138.88 mm,平均规划时间为 0.0072 s。引入双向目标偏置策略后的 RRT-Connect-GB 算法,因为目标趋近性更强,将平均路径长度缩短至 132.34 mm,优化幅度约为 4.71%,但目标偏置的计算也使得平均规划时间略有增加,达到 0.0089 s。RRT-Connect-DS 算法平均路径长度为 127.86 mm,优于 RRT-Connect-GB 算法,比 RRT-Connect 算法缩短了 7.93%。最终的 RRT-Connect-DS-GB 算法表现最佳,该算法通过自适应调整权重,在保证三维场景避障安全的同时,提高向目标扩展的效率,其平均路径长度仅为 116.79 mm,较传统 RRT-Connect 算法缩短了 15.91%。本文算法虽然引入复杂的自适应计算使得平均规划时间增加至 0.0127 s,但大幅缩短了平均路径长度,更适合对路径长度要求较高的三维场景。

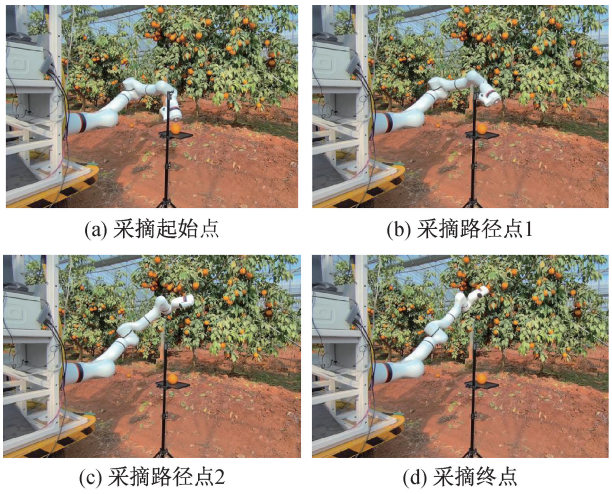
为确保组间差异的统计显著性,进行 ANOVA 分析,得到平均规划时间的 F 值为 12.63,P 值小于 0.001,平均路径长度的 F 值为 79.35,P 值小于 0.001。说明 4 种算法在平均规划时间和平均路径长度 2 个指标上都存在显著差异。

在本文设置的二维简单环境、复杂环境、狭窄通道环境以及三维环境中,本文提出的 RRT-Connect-DS-GB 算法未出现规划失败情况,而且在对比算法中路径长度均为最短,表明本文算法具有较好的稳定性与鲁棒性,对环境有较强的适应能力。

3 机械臂路径规划试验

为进一步验证本文提出的 RRT-Connect-DS-GB 算法在柑橘采摘机械臂路径规划中的可行性与实用性,在仿真试验的基础上搭建了真实的柑橘采摘路径规划试验环境,进行机械臂路径规划试验。试验平台采用珞石 xMate ER7 Pro 七轴机械臂,试验中利用深度相机获取目标果实及周围障碍环境的空间信息,根据深度相机采集的数据完成环境建模。分别采用 4 种算法生成机械臂末端执行器的采摘路径,并发送至机械臂控制系统执行,以验证算法在真实平台上的可行性与有效性。

试验分别采用 RRT-Connect 算法、RRT-Connect-GB 算法、RRT-Connect-DS 算法与本文算法,对机械臂柑橘采摘的路径进行规划,本文算法在采摘环境中的表现如图 7 所示;每次试验重复 20 次,同步记录每次采摘过程中的路径规划时间与生成路径的长度,对原始试验数据进行统计处理后,得到不同算法下的平均规划时间与平均路径长度结果,如表 5 所示。



(a) 采摘起始点 (b) 采摘路径点1

(c) 采摘路径点2 (d) 采摘终点

图 7 机械臂采摘试验照片

表 5 机械臂采摘试验结果

算法	平均规划时间/s	平均路径长度/mm
RRT-Connect	0.0784±0.0055	1492.56±89.55
RRT-Connect-GB	0.0925±0.0067	1475.98±96.73
RRT-Connect-DS	0.1010±0.0058	1458.74±94.98
RRT-Connect-DS-GB(本文)	0.1320±0.0084	1366.79±82.00

由图 7 可知,本文算法在真机采摘试验中能够规划出无碰撞、连续且可执行的采摘路径,路径点从起始位置逐步过渡至目标位置,运动轨迹满足采摘作业的安全性要求。由表 5 可知:RRT-Connect-DS-GB 算法规划的平均路径长度为 1366.79 mm,相较于 RRT-Connect 算法、RRT-Connect-GB 算法、RRT-Connect-DS 算法分别缩短了 8.43%、7.40%、6.30%,且平均规划时间相差较小。为确保组间差异的统计显著性,进行 ANOVA 分析,得到平均规划时间的 F 值为 229.58,P 值小于 0.001,平均路径长度的 F 值为 7.63,P 值小于 0.001,说明 4 种算法在平均规划时间和平均路径长度 2 个指标上都存在显著差异。

综上可知,本文算法可在柑橘采摘环境下规划出较优的可行路径,缩短机械臂采摘的路径长度,提高采摘效率。

4 结 论

本文针对非结构化柑橘采摘环境中机械臂路径规划易出现无效扩展多、路径较长等问题,提出了 RRT-Connect-DS-GB 算法。该算法在 RRT-Connect 算法框架下融合双向目标偏置策略、动态步长策略和权重自适应更新策略,以增强随机树的目标导向性,提高其对局部环境的适应能力。仿真与真机试验结果表明,该算法在二维简单、复杂与狭窄通道环境以及三维场景中均能够稳定生成可行路径,且平均路径长度在对比算法中均最短。在二维简单、复杂及狭窄通道仿真环境中,该算法的平均路径长度较传统 RRT-Connect 算法分别缩短 8.11%、9.48%、6.96%,在三维场景仿真中平均路径长度优化幅度达 15.91%。在真机试验中,本文算法规划的柑橘采摘平均路径长度为 1366.79 mm,较 RRT-Connect、RRT-Connect-GB、RRT-Connect-DS 算法分别缩短 8.43%、7.40%、6.30%。同时,ANOVA 分析结果表明,不同算法在平均规划时间和平均路径长度指标上均存在显著差异,说明该算法能够有效缩短路径长度。

综合来看,本文算法可以有效缩短路径长度,适

用于静态或准静态果园场景下的机械臂路径规划,可为柑橘采摘机器人路径规划提供一定的理论依据,有助于促进柑橘采摘机器人的研发工作,推动柑橘采收的智能化发展。

参考文献:

[1] 张浩然,赵田雨菁,曹蔷丹,等. 中国柑橘出口贸易影响因素及潜力分析[J]. 中国果树,2025(4):65-72,96.

[2] 朱燕君,张天赐,程金,等. 我国柑橘园土壤肥力现状的整合分析[J]. 中国土壤与肥料,2024(7):19-27.

[3] 周春丽,祁春节,尤有利,等. 劳动力生产成本对中国柑橘生产效益的影响[J]. 中国南方果树,2025,54(4):214-218.

[4] 叶思佳,洪林. 柑橘果园间作栽培研究进展[J]. 果树资源学报,2026,7(1):104-109.

[5] 王焱清,汤旸,杨光友. 面向机器人柑橘采摘的控制系统设计与试验[J]. 中国农机化学报,2023,44(9):146-153.

[6] 毛顺,朱立学,张世昂,等. 基于机器视觉的串果和类球果识别技术研究进展[J]. 现代农业装备,2025,46(5):64-70.

[7] 阎应红. 柑桔机械化和机器人采收研发现状与展望[J]. 中国南方果树,2023,52(2):203-209.

[8] 黄有成,邹少锋,曾宪忠,等. 宜昌市柑橘产业农机推广及应用分析[J]. 农机科技推广,2025(10):31-34.

[9] 胡宏宇,汪丽霞,吴群,等. 柑橘园割草机械技术研究进展[J]. 浙江柑橘,2025,42(4):2-6.

[10] 赵邑新,李政远,邱权,等. 国内柑橘采摘机器人研究进展[J]. 中国农机化学报,2026,47(2):138-147.

[11] 马飞,周黎明,刘元龙. 基于 SELNet 的柑橘采摘机器人感知算法[J]. 农机化研究,2026,48(6):229-236,252.

[12] Rong J C, Xiong Z M, Liu Y, et al. Parallel multi-waypoint inverse kinematics optimization for redundant manipulators in harvesting tasks under constraints[J]. Measurement, 2026, 261: 120002.

[13] Zhang Y F, Li L, Chun C P, et al. Multi-scale feature adaptive fusion model for real-time detection in complex citrus orchard environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108836.

[14] Tang Y, Xiao W, Tan Z P, et al. An adaptive environment informed rapidly-exploring random tree for citrus picking manipulator path planning[J]. International Journal of Bio-Inspired Computation, 2025, 25(2): 113-123.

[15] Zhao X X, Wang K, Zhang P Y, et al. An improved RRT * path planning algorithm combining Gaussian distributed sampling and depth strategy for robotic arm of fruit-picking robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2026, 240: 111244.

[16] Zhang Y, Miao X Y, Sun Y F, et al. Multi-strategy fusion RRT-based algorithm for optimizing path planning in continuous cherry picking[J]. Agriculture, 2025, 15(15): 1699.

[17] 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):193-198,337.

[18] 鲍秀兰,包有刚,马萧杰,等. 自然环境下柑橘采摘机器人避障规划研究[J]. 农业机械学报,2025,56(2):420-428.

[19] 谭仲万,袁宇浩. 基于复杂环境的 RRT-Connect 路径规划算法改进[J]. 科学技术与工程,2025,25(19):8127-8134.

[20] 罗元鹏,辛颖,李龙超,等. 基于改进 APF-RRT 算法的林果采摘机械臂避障路径规划[J/OL]. 森林工程,2025-12-25. https://link.cnki.net/urlid/23.1388.s.20251224.1134.004.

[21] Cao M L, Mao H W, Tang X H, et al. A novel RRT * -Connect algorithm for path planning on robotic arm collision avoidance[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 2836.

[22] Zhang B, Yin C H, Fu Y X, et al. Harvest motion planning for mango picking robot based on improved RRT-Connect[J]. Biosystems Engineering, 2024, 248: 177-189.

[23] Wang Z G, Tang J Y, Yi F X, et al. Research on path planning of robotic arms based on DAPF-RRT algorithm[J]. PLoS One, 2025, 20(5): e0323734.

(责任编辑:康　锋)