doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.13.007

# 基于碰撞裕度与 A－Informed RRT* 的采摘机械臂路径规划方法

谭嘉磊[1]　王亚薇[1]　宁　晨[1]　梅相贞[2]　马锃宏[1]　贺磊盈[1]
陈洪立[1]　杜小强[1,3]　张建军[4]　武传宇[1,5]

（1. 浙江理工大学机械工程学院，杭州 310018；2. 建德市峰鼎茶业有限公司，杭州 311614；
3. 全省农业智能感知与机器人重点实验室，杭州 310018；4. 河北工业大学机械工程学院，天津 300401；
5. 浙江海洋大学，舟山 316022）

**摘要**：针对蜜梨采摘机器人机械臂在非结构化果园环境中的运动路径规划与避障问题，提出了一种融合碰撞裕度约束的路径规划方法，旨在提升机械臂运动效率与作业安全性。通过建立枝条弹性偏转模型，采用三点弯曲试验测定不同直径枝条的破坏临界力，确定力碰撞阈值，并结合悬臂梁模型完成碰撞裕度的量化，将枝条最大偏转角度与垂直于轴线的最大线位移量化成碰撞裕度，构建基于八叉树与包络法的混合碰撞检测模型，并提出引入具有目标引力机制的 A－Informed RRT* 算法，实现允许非破坏性弹性碰撞的机械臂运动路径规划。路径规划试验表明，完全避障的 A－Informed RRT* 算法在三维环境中平均规划时间为 1.175 s，路径长度为 88.463 mm；结合碰撞裕度后，基于碰撞裕度的 A－Informed RRT* 算法平均规划时间进一步降至 0.089 s，路径长度缩短至 85.036 mm。果园采摘试验中，无遮挡场景机械臂采摘成功率达 96%，细枝遮蔽场景成功率为 76%，显著优于全避障场景的 52%，验证了所提方法在提升机械臂运动效率与成功率方面的有效性。该方法能够在保障机械臂与植株安全的前提下，显著提高机械臂运动效率与采摘成功率，为非结构化果园下的机械臂采摘作业提供了新路径。

**关键词**：蜜梨；采摘机械臂；碰撞裕度；路径规划；碰撞检测；A－informed RRT*

**中图分类号**：S24　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)13-0103-13　　**OSID**：

# Path Planning for Picking Robotic Arm Based on Collision Margin and A－Informed RRT*

Tan Jialei[1]　Wang Yawei[1]　Ning Chen[1]　Mei Xiangzhen[2]　Ma Zenghong[1]　He Leiying[1]
Chen Hongli[1]　Du Xiaoqiang[1,3]　Zhang Jianjun[4]　Wu Chuanyu[1,5]

(1. *School of Mechanical Engineering*, *Zhejiang Sci-Tech University*, *Hangzhou* 310018, *China*
2. *Fengding Tea Industry Co.*, *Ltd.*, *Hangzhou* 311614, *China*
3. *Zhejiang Key Laboratory of Intelligent Sensing and Robotics for Agriculture*, *Hangzhou* 310018, *China*
4. *School of Mechanical Engineering*, *Hebei University of Technology*, *Tianjin* 300401, *China*
5. *Zhejiang Ocean University*, *Zhoushan* 316022, *China*)

**Abstract**: Aiming to address the motion path planning and obstacle avoidance issues of honey pear harvesting robot arms in unstructured orchard environments, a path planning method integrating collision margin constraints was proposed, aiming to improve the motion efficiency and operational safety of the robot arm. By establishing a branch elastic deflection model and using a three-point bending test to determine the critical force for destroying branches of different diameters, the force collision threshold was determined. Combined with the cantilever beam model, the collision margin was quantified by translating the maximum deflection angle of the branch and the maximum linear displacement perpendicular to the axis into a collision margin. A hybrid collision detection model based on octree and envelope methods was constructed, and an A－Informed RRT* algorithm with a target attraction mechanism was proposed, achieving robot arm motion path planning that allowed non-destructive elastic collisions. Path planning

收稿日期：2026－01－14　修回日期：2026－01－29

**基金项目**：浙江省自然科学基金重大项目(LD24E050006)、国家重点研发计划项目(2025YFE0209300)和中央引导地方科技发展资金项目(254Z1801G)

**作者简介**：谭嘉磊(2003—)，男，硕士生，主要从事农业机器人研究，E-mail：18779594219@163.com

**通信作者**：杜小强(1978—)，男，教授，博士生导师，主要从事农业机器人研究，E-mail：xqiangdu@zstu.edu.cn

experiments showed that the fully obstacle-avoidance A - Informed RRT* algorithm had an average planning time of 1.175 s and a path length of 88.463 mm in a three-dimensional environment. After incorporating the collision margin, the collision-margin-based A - Informed RRT* algorithm reduced the average planning time to 0.089 s and shortened the path length to 85.036 mm. In orchard harvesting tests, the success rate of the robot arm in an unobstructed scenario reached 96%, while in scenarios with thin branch obstructions it was 76%, which was significantly higher than the 52% success rate in the full obstacle-avoidance scenario, validating the effectiveness of the proposed method in improving the motion efficiency and success rate of the robot arm. This method can significantly enhance the robot arm's motion efficiency and harvesting success rate while ensuring the safety of both the robot arm and the plants, providing an approach for robot arm harvesting operations in unstructured orchards.

**Key words**: honcy pear picking robotic arm; collision margin; path planning; collision detection; A - Informed RRT*

## 0 引言

作为梨果产业链的关键环节,采摘作业具有显著的季节性和劳动密集特征,其人力成本在果农的经营总成本中占半数以上。梨果采摘的季节性强,成熟期集中且采摘窗口期短,是一个劳动密集型工作,因此增加了果农的短期采摘工作量,采摘劳动强度大。在此背景下,研发一款蜜梨采摘机器人对实现果实的机械化和智能化采摘具有重要的意义[1-3]。

近年来,国内外已开展大量关于果蔬采摘机器人的研究,并在果蔬采摘机器人的研究上获得了显著进展,研制出了苹果[4]、葡萄[5]、番茄[6]、甜椒[7]、草莓[8]、柑橘[9]等适用于农业采摘的多种采摘机器人。但在实际应用过程中,果蔬采摘机器人的研究仍面临着机械臂精准高效的运动规划与控制、机械臂运动环境的碰撞检测等诸多难题。

现有采摘机械臂路径规划研究重点聚焦于植株与果实障碍物的无碰撞轨迹生成,以规避机械臂运动过程中的碰撞损伤风险。Cao 等[10]提出了在动态非结构化环境下基于改进的快速探索树(RRT)算法,该算法采用目标重力的思想来加快路径搜索速度,并通过遗传算法(GA)和平滑处理方法对路径进行优化,优化后的路径长度缩短了 20%。为了保证采摘过程中机械臂的无碰撞运动,Ye 等[11]将目标引力概念和自适应系数调整方法引入到 Bi - RRT 算法中,提出了一种 AtBi - RRT 算法,并结合改进的自适应权重粒子群优化(APSO)算法来获取无碰撞的采摘姿态,实现了在实验室采摘环境下的无碰撞路径规划运动。Liu 等[12]考虑到采摘效率提出了一种时间最优的快速探索随机树(TO - RRT)算法,该算法结合人工势场法和 RRT 算法,以有吸引力的步长、步长二分法及回归叠加算法来提高随机树的搜索能力,并解决极端情况下步长过大的问题。在真实环境和仿真环境下的试验结果表明,该路径规划算法可以大大提高规划速度,路径长度减少了 17.88%,同时有效减少了碰撞检测次数。Li 等[13]实现了一种用于茶叶采摘的自适应步骤 RRT*(AS-RRT*)路径规划算法,不仅能够以更低的计算成本实现更短的规划时间,而且集成的动态步长调整机制使得机械臂能够进行实时避障。针对果园环境下芒果采摘机器人运动路径规划时间长、采摘效率低等问题,Zhang 等[14]开展了基于 RRT - Connect 算法的自适应目标引力策略和启发式动态步长策略研究,提出了启发式动态快速探索随机树连接动态规划算法(HDRRT - Connect)。试验测试结果表明,该算法的平均路径成本为 95.773 9,平均规划时间为 0.448 s,成功率达到了 90%,在规划时间、搜索成本及规划成功率上都具有明显的优势。

在高度非结构化的果蔬采摘环境中,传统运动规划算法受限于其对复杂动态场景的适应能力以及处理大规模状态空间的效率,难以在保障采收成功率的同时兼顾作业效率。当前农业采摘机器人领域面临的核心挑战,正是源于此类非结构化种植环境与现有路径规划方法之间的适应性瓶颈,导致实际采摘效果很不理想[15]。此外,现有研究普遍将植株简化为刚性障碍物,并基于“零碰撞”假设开展路径规划,忽视了植株本身所具有的弹性形变特性,以及机械臂在有限载荷下可容忍非破坏性接触。针对上述问题,本文在 Informed RRT* 算法框架基础上引入引力势场,提出一种改进的 A - Informed RRT* 路径规划算法;同时,定义“碰撞裕度”作为衡量机械臂与植株间安全交互的指标。通过将引力势场引导机制与碰撞裕度约束相融合,构建一种兼顾效率与安全性的新型路径规划方法,实现机械臂在不造成植株损伤的前提下,高效完成采摘任务。

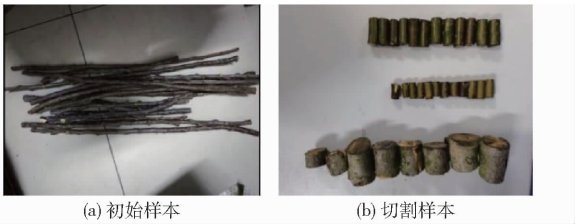
## 1 梨树枝干力学特性分析

### 1.1 梨树枝干的弹性模量测量

弹性模量作为表征材料力学性能的核心参数,

反映了材料在弹性阶段抵抗变形的能力，用来衡量材料在弹性范围内应力与应变之间的比例关系。现有木材弹性模量测量主要采用静载荷法、振动试验法、应力波法及超声波法[16]。由于木材属于典型各向异性材料，其力学性能具有显著方向依赖性，枝条在不同受力方向下呈现差异化的弹性模量特征。针对果树枝条的这一特性，本研究通过轴向压缩试验方法测定其弹性模量参数。

本研究枝干样本采自人工种植的梨树，共获取 30 个枝干样本并按枝干层级划分为 3 组：一级枝干 6 个、二级枝干 12 个、三级以上的细小分枝 12 个。样本有效直径介于 10 ~ 50 mm，初始长度范围为 300 ~ 500 mm（如图 1 所示）。每个枝干顶端截取标准木材试件用以测定密度参数。所有样本采摘后立即用保鲜膜包裹切口及整枝表面，放置在保鲜袋内防止水分蒸发，维持枝干含水率稳定，并且从果园运输至在实验室进行试验再到完成试验的时间都控制在 5 h 内，确保弹性模量测量数据的可靠性。



(a) 初始样本　　(b) 切割样本

图 1　梨树枝干样本

Fig. 1　Pear tree branch sample

本文通过卷尺与游标卡尺分别测量枝干样本长度及直径参数。针对枝干直径的非均匀特性，采用两端与中段 3 处测量值的均值作为有效直径。试验测得梨树枝干弹性模量 $E_d$ 为：一级枝干1 259.1 ~ 1 374.6 MPa、二级枝干 212.5 ~ 864.9 MPa、细小枝干 5.1 ~ 57.3 MPa。

不同分枝之间直径差异较大，枝干弹性模量随直径增大呈显著递增趋势，验证了振动试验中弹性模量与直径的正相关性。图 2 描述了弹性模量与不同分枝的枝条直径之间关系，分别获得二级枝干、细小分枝的弹性模量与直径 $d$ 间的线性关系式

$$E_d=\begin{cases}\infty & [d\in(30,\infty)\,\text{mm}]\\ 37.771\,3d-329.976\,2 & [d\in(15,30]\,\text{mm}]\\ 8.511\,5d-58.858\,1 & [d\in(7,15]\,\text{mm}]\\ 0 & [d\in(0,7]\,\text{mm}]\end{cases}\tag{1}$$

基于实测数据特性，建立分级处理规则：将弹性模量达 1 259.1 ~ 1 374.6 MPa 的一级枝干（直径大于 30 mm）视为不可变形的刚性障碍物（弹性模量取无穷大）；直径在 7 mm 以下的细小分枝弹性模量归零处理，定义为可自由穿越的非障碍物。该分级处理策略为后续碰撞裕度计算提供了约束边界条件，并且本研究重点在于 7 ~ 30 mm 直径枝条，并且需要测量该直径段的碰撞阈值。

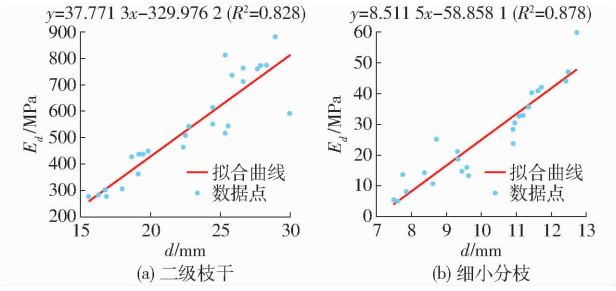



图 2　弹性模量与枝条直径之间的拟合曲线

Fig. 2　Fitting curves between elastic modulus and branch diameter

## 1.2　碰撞阈值确定

力碰撞阈值是碰撞裕度路径规划的核心指标，其表征柔性碰撞过程中碰撞力的绝对上限。梨树枝条作为各向异性材料，在不同方向载荷作用下展现出差异化的力学特性；同时，枝条受外力作用时中性层发生偏移，其力学性能满足弯曲弹性模量 > 轴向拉伸弹性模量 > 轴向压缩弹性模量的规律，这使得枝条受弯曲力矩时，受压侧会先于受拉侧达到强度极限并发生破坏[17]。本文采用三点弯曲试验，将各直径枝条发生最大线位移时的屈服力确定为对应直径段的碰撞阈值。

### 1.2.1　试验样本的选取

试验样本取自浙江省杭州市郊果园内的成年梨树植株，选取标准为长势均匀、无病虫害且木质化程度一致，样本包含二级枝干及三级以上细小分枝。样本直径覆盖 7 ~ 30 mm（与实际采摘场景中主要障碍枝条直径匹配），按 5 mm 梯度划分成 6 个直径组（7、12、17、22、25、30 mm），每组选取 5 根枝条，去除叶片、侧芽等附属结构后仅保留主干，采用保鲜膜包裹密封以防止失水，确保样本力学特性的稳定性。采用量程 0 ~ 100 000 N 的电子万能试验机完成力学数据采集，利用卷尺与游标卡尺分别测量枝条样本的长度及直径参数。

### 1.2.2　试验方法

试验样本预处理阶段，首先测量每根枝条中间截面 3 个不同方向的直径并取平均值以消除枝干非均匀性影响，同时测定枝条原始长度，随后统一将所有样本截取至长度 500 mm，确保试验过程中跨距与

枝条直径的长径比 $L/d$ 始终保持 15;装夹固定环节,将预处理后的枝条两端置于专用夹具;加载与数据采集过程采用位移控制模式,匀速 1 mm/min 向枝条中点施加垂直于其轴线的压力,借助电子万能试验机实时同步采集施力值与枝条偏转位移数据,持续加载直至监测到枝条出现屈服现象(或力值发生骤降,此时判定枝条已发生破坏),万能试验机立即自动停止加载。

### 1.2.3 试验结果与分析背题

通过三点弯曲试验,测得各直径枝条的力-位移曲线如图 3 所示。为实现直径 7 ~ 30 mm 枝条的安全碰撞,即在保证直径 7 ~ 30 mm 的枝条不发生破坏性碰撞前提下,防止对机械臂发生损坏。因此,为进行保守设计,选取直径 7 mm 枝条发生最大线位移时的破坏力作为上限力,确定 $F$ = 104.28 N 为初始碰撞力阈值。

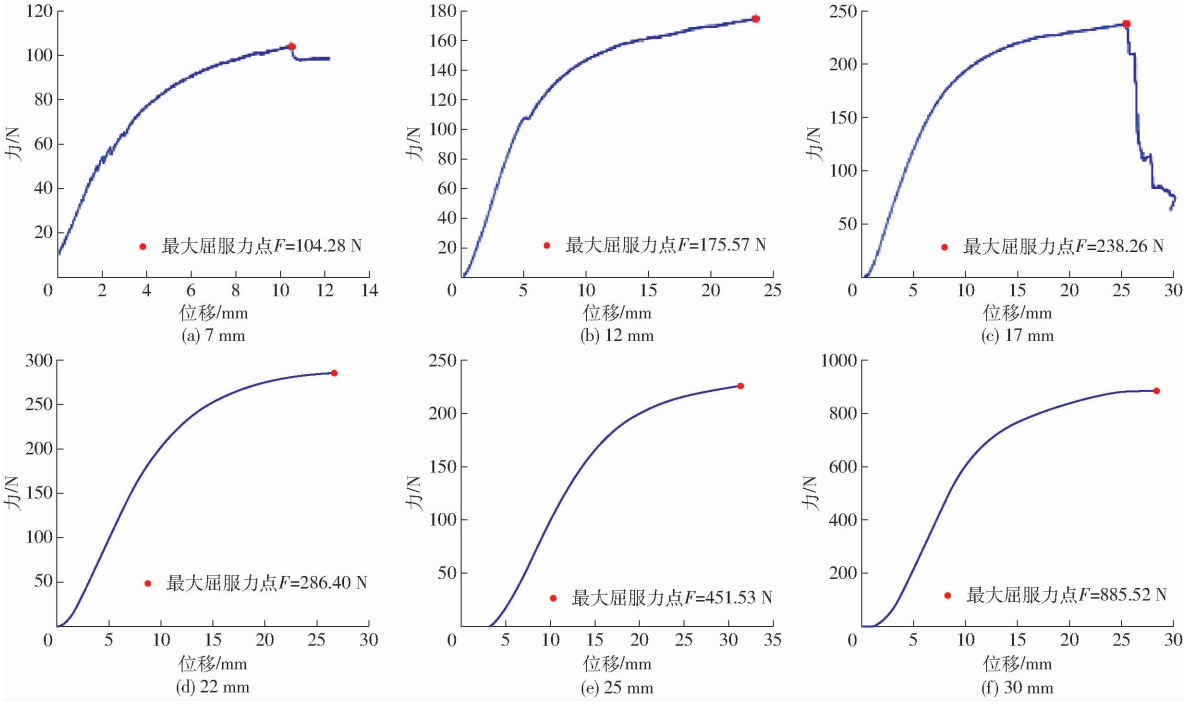



图 3 不同直径枝条受力-位移曲线

Fig. 3 Force-displacement curve of branches with different diameters

### 1.2.4 试验数据处理与结论

三点弯曲试验中枝条可等效为简支梁模型,而实际采摘场景中枝条呈悬臂梁状态,因此需将简支梁受力数据转换为悬臂梁受力数据,以获取真实的碰撞阈值。

三点弯曲试验最大弯矩点出现在中点,最大弯矩 $M_{3pt,\max}$ 为

$$M_{3pt,\max}=\frac{F_{3pt}L}{4} \tag{2}$$

刚好屈服时最大弯矩 $M_{y1}$ 为

$$M_{y1}=M_{3pt,\max}=\frac{F_{3pt}L}{4} \tag{3}$$

式中 $F_{3pt}$——三点弯曲试验发生破坏时的最大屈服力

$L$——简支梁跨距

悬臂梁最大弯矩点出现在 $x=L$ 处,刚好屈服时最大弯矩 $M_{y2}$ 为

$$M_{y2}=M_{cant,\max}=F_{cant}L \tag{4}$$

式中 $M_{cant,\max}$——最大弯矩

$F_{cant}$——悬臂梁模型下发生破坏时的最大屈服力

由于同一枝条截面发生破坏时的最大弯矩恒定,即

$$M_{y1}=M_{y2} \tag{5}$$

联立可得

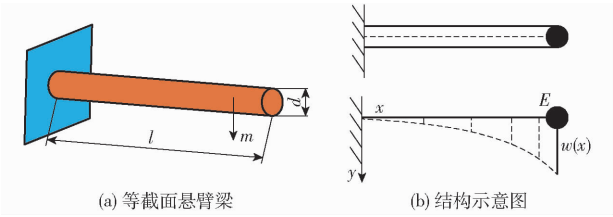
$$F_{cant}=\frac{F_{3pt}}{4} \tag{6}$$

结合试验测得 7 mm 枝条屈服力 $F$ = 104.28 N,经换算确定本文采用的碰撞阈值为 $F\approx$26 N。

## 1.3 枝干偏转角度计算

采摘环境中的障碍枝条主要为直径 7 ~ 30 mm 的二级枝干及三级以上细小分枝。根据弹性模量测试结果,设定直径 30 mm 以上的枝干为刚性障碍物,而直径不超过 30 mm 的枝条在碰撞时可通过弹性偏转实现非破坏性接触。针对二级枝干与三级以上细小分枝建立等截面悬臂梁动力学模型(结构简化如图 4 所示),忽略树叶的力学影响,重点分析枝条受碰撞后的偏转行为。通过结合机械臂与枝条的

几何模型，计算碰撞引发的枝条偏转角度，为路径规划提供碰撞裕度评估依据。图中的枝条被等效为一段固定的悬臂梁，其长度为 $l$，直径为 $d$。将固定端视为坐标零点，枝干的轴线方向为 $x$，梁的右端假设受到固定力矩 $M_0$ 的作用，其弯曲弹性模量为 $E$，梁的挠度即垂直于中心轴线的位移为 $w(x)$，截面惯性矩为 $I$。



(a) 等截面悬臂梁　　(b) 结构示意图

图 4　枝条的等截面梁模型结构图

Fig. 4　Schematics of uniform cross-section beam model of branch

假设碰撞时枝条自由端受到集中力 $F$ 方向为 $y$ 轴正方向，取梁的固定端为坐标原点 $x=0$，自由端为 $x=l$。根据截面法，梁上任意位置 $x$ 处受到的弯矩 $M(x)$ 为

$$M(x)=F(l-x) \tag{7}$$

根据胡克定律和欧拉－伯努利梁方程，曲率 $k(x)$ 可以表示为

$$k(x)=\frac{M(x)}{EI}=\frac{F(l-x)}{EI} \tag{8}$$

枝条碰撞后的转角 $\theta(x)$ 是曲率的积分，则枝条碰撞后的转角公式为

$$\theta(x)=\int k(x)\,\mathrm{d}x=\int\frac{F(l-x)}{EI}\mathrm{d}x=\frac{F}{EI}\left(lx-\frac{x^2}{2}\right)+C \tag{9}$$

式中 $C$ 为常数，需要根据边界条件代入计算。对于枝条来说，本文假设固定端的转角为 0，即 $\theta(0)=0$，将 $x=0$ 代入公式(9)得

$$0=\frac{F}{EI}(0-0)+C\Rightarrow C=0 \tag{10}$$

悬臂梁在自由端 $x=l$ 处受集中力 $F$ 的转角为

$$\theta=\frac{Fl^2}{2EI} \tag{11}$$

梁的挠度是指在受力情况下，杆件在垂直于轴线方向发生的线位移。根据悬臂梁的挠度定义，枝条在垂直于轴线方向发生的线位移 $\delta$ 为

$$\delta=\frac{Fl^3}{3EI} \tag{12}$$

其中

$$I=\frac{\pi d^4}{64} \tag{13}$$

根据上述的枝条转角公式和挠度公式，即可求出在发生碰撞情况下不同直径枝条发生的偏转角度 $\theta$ 和垂直于轴线方向发生的线位移 $\delta$ 为

$$\theta=\begin{cases}0 & [d\in(30,\infty)\,\mathrm{mm}]\\ \dfrac{3.2\times10^7Fl^2}{\pi(37.7713d-329.9762)d^4} & [d\in(15,30]\,\mathrm{mm}]\\ \dfrac{3.2\times10^7Fl^2}{\pi(8.5115d-58.8581)d^4} & [d\in(7,15]\,\mathrm{mm}]\\ \infty & [d\in(0,7]\,\mathrm{mm}]\end{cases} \tag{14}$$

$$\delta=\begin{cases}0 & [d\in(30,\infty)\,\mathrm{mm}]\\ \dfrac{6.4\times10^7Fl^3}{3\pi(37.7713d-329.9762)d^4} & [d\in(15,30]\,\mathrm{mm}]\\ \dfrac{6.4\times10^7Fl^3}{3\pi(8.5115d-58.8581)d^4} & [d\in(7,15]\,\mathrm{mm}]\\ \infty & [d\in(0,7]\,\mathrm{mm}]\end{cases} \tag{15}$$

## 2　基于碰撞裕度的采摘路径规划方法

### 2.1　基于偏转角度的碰撞裕度分析

碰撞裕度是本文针对非结构化果园环境中梨树枝条的弹性特性，为实现机械臂非破坏性弹性碰撞路径规划而提出的核心量化指标，其本质是枝条在安全碰撞力阈值作用下允许发生的非破坏性最大变形范围，具体通过枝条最大偏转角度与垂直于轴线的最大线位移两个关键参数定义与表征。其中，枝条最大偏转角度 $\theta$ 指碰撞力作用下枝条自由端相对于原始轴线的最大转角，反映枝条在受力方向的弯曲变形程度；垂直于轴线的最大线位移 $\delta$ 指枝条自由端在垂直于自身轴线方向的最大弹性位移量，直观体现枝条在碰撞作用下可被“推开”的空间距离。

全朋坤等[18]针对直径 3～10 mm 的苹果树枝（与本研究中易碰撞损伤的梨树枝二级及以上分枝类型一致）开展拉伸、压缩、弯曲等力学试验，结果显示枝条弯曲试验上、下屈服点受力均为 37.610 51 N，最大位移对应的受力为 48.064 09 N。结合 AUBO－i5 机械臂的碰撞保护机制（触发力阈值设置），为确保枝条受力低于下屈服点，仅产生可恢复弹性形变，同时避免机械臂触发碰撞保护停机，根据上述研究结果，设立安全碰撞力阈值为 26 N。基于该阈值，结合枝条等截面悬臂梁力学模型推导，并融入植株拓扑结构参数，即可计算得到碰撞点的最大偏转角度及横向线位移，进而完成碰撞裕度的量化建模（该量化结果即为路径规划的核心约束依据）。鉴于碰撞力 $F$ 和枝条自由端长度 $l$ 设为常数，因此将其合并为常数 $K$

$$K=3.2\times10^8Fl^2 \tag{16}$$

碰撞比例 $p$ 与 $\theta$ 成正比，当偏转角度越大，碰撞比例也越大，意味着障碍物可碰开的程度更大。为便于路径规划决策，将 $\theta$ 归一化到 0 ~ 1 的范围内。将 $\theta$ 映射到碰撞比例 $p$，结合碰撞比例与 $\theta$ 成正比的特性，碰撞比例定义为

$$p=\begin{cases}0 & [d\in(30,\infty)\text{mm}]\\ \dfrac{K}{\pi(37.7713d-329.9762)d^4}\alpha & [d\in(15,30]\text{mm}]\\ \dfrac{K}{\pi(8.5115d-58.8581)d^4}\beta & [d\in(7,15]\text{mm}]\\ 1 & [d\in(0,7]\text{mm}]\end{cases} \tag{17}$$

其中

$$\begin{cases}\alpha=\dfrac{\pi(8.5115\times7-58.8581)\times7^4}{K}\\ \beta=\dfrac{30-d}{15}\end{cases} \tag{18}$$

式中 $\alpha$——归一化系数 $\beta$——衰减系数

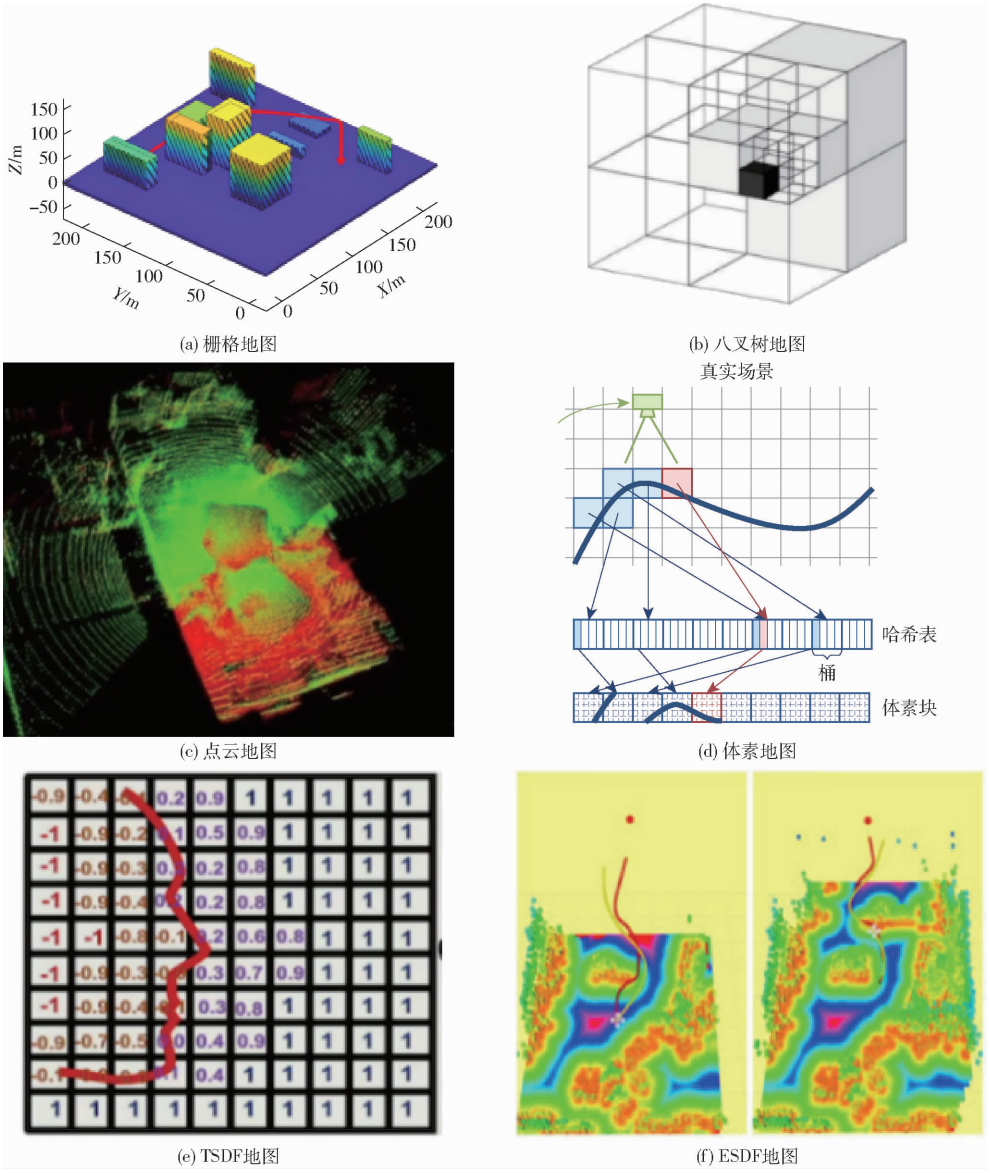
在 $d=15$ mm 时通过衰减系数 $\beta$ 来保证连续性，同时将碰撞比例 $p$ 严格限制在[0,1]区间中。碰撞比例指标直观反映障碍枝条的可穿越程度，为机械臂碰撞策略提供量化依据。

本文通过视觉系统实现目标果实识别与枝条语义分割后，构建植株轻量化拓扑模型：枝干以圆柱体表征（参数含半径、长度及两端圆心坐标），果实以球体表征（参数含球心坐标及半径）。结合建立的枝干直径-弹性模量关联模型，基于视觉感知的枝干半径数据，实时计算视场内允许非破坏性碰撞的枝条碰撞裕度，为机械臂运动规划提供约束条件。

## 2.2 采摘碰撞检测模型建立

### 2.2.1 基于八叉树的果树枝干碰撞模型

碰撞检测为机械臂采摘路径规划中的重要环节。鉴于枝干几何复杂性，本文采用地图法实现果树碰撞模型。常见的地图法构建方法如图 5 所示。




(a) 栅格地图 (b) 八叉树地图

(c) 点云地图 (d) 体素地图

(e) TSDF地图 (f) ESDF地图

图 5 常见的地图法

Fig. 5 Common mapping methods

本文综合考量计算效率与模型精度，选用八叉树地图对果实枝干建模。

采用八叉树地图实现梨树碰撞模型的轻量化，构建的优点在于模型的数据结构灵活、存储高效且支持实时更新。深度图像是储存了像素中深度值的二维图像，点云则是指三维空间的三维点集合。因此通过深度相机获取深度图与彩色图，经过坐标转换后生成点云图像从而实现对点云数据的提取，然后对点云数据进行滤波和配准及背景剔除等处理，提取有效障碍物点云，最后基于处理后的点云数据构建八叉树地图（原理如图 6 所示）。

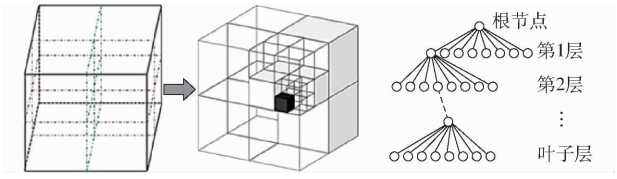



图 6　八叉树地图原理图

Fig. 6　Octree map principle diagram

八叉树通过递归分割空间实现高效表征，初始空间被划分为大立方体，逐层均分为 8 个子立方体作为八叉树的节点直至达到预设分辨率[19]。在八叉树中，由下一层节点往上走一层时地图的体积扩大 8 倍，一个大的立方体最多可以向下进行 16 次的划分。其中，经过 $N$ 次划分后得到的小立方体的边长也称为八叉树地图的分辨率，最终将大立方体划分为 $(2^N-1)(2^N-1)(2^N-1)$ 个立方体。

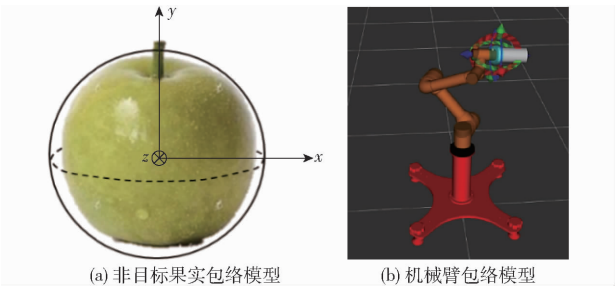
### 2.2.2　基于包络法的碰撞检测模型

在蜜梨采摘机器人运动过程中，除了枝干以外，还可能存在非目标果实造成的障碍。非目标果实的形状近似球形，因此采用包围球包络法对非目标果实进行近似建模，如图 7a 所示。该方法将障碍物用包络球包裹，简化了障碍物的结构特征[20]。根据目标物体在 $x$、$y$、$z$ 轴上投影的最大值和最小值确定球心 $O_c$ 的三维坐标 $(x_C, y_C, z_C)$ 以及球体的半径 $r_O$ 公式为

$$\begin{cases} x_C = \dfrac{1}{2}(x_{\max} + x_{\min}) \\ y_C = \dfrac{1}{2}(y_{\max} + y_{\min}) \\ z_C = \dfrac{1}{2}(z_{\max} + z_{\min}) \\ r_O = \dfrac{1}{2}\sqrt{(x_{\max} - x_{\min})^2 + (y_{\max} - y_{\min})^2 + (z_{\max} - z_{\min})^2} \end{cases} \tag{19}$$

式中　$x_{\min}$、$x_{\max}$——障碍物在 $x$ 轴方向上空间坐标最小值和最大值

$y_{\min}$、$y_{\max}$——障碍物在 $y$ 轴方向上空间坐标最小值和最大值




(a) 非目标果实包络模型　　(b) 机械臂包络模型

图 7　碰撞检测模型

Fig. 7　Collision detection models

$z_{\min}$、$z_{\max}$——障碍物在 $z$ 轴方向上空间坐标最小值和最大值

在建立机械臂碰撞检测模型时，需要对末端执行器和机械臂连杆建立碰撞检测模型。基于圆柱的碰撞检测方法是指用圆柱体来代替障碍物，通过指定圆柱体的高度和半径对障碍物进行检测。根据机械臂的自身结构分析，采用圆柱体包络法的方法建立机械臂和末端执行器的碰撞检测模型，如图 7b 所示。假设圆柱体的质心坐标为 $O_A(x_A, y_A, z_A)$，圆柱上端面的圆心坐标为 $A_1(x_{a1}, y_{a1}, z_{a1})$，圆柱下端面的圆心坐标为 $A_2(x_{a2}, y_{a2}, z_{a2})$，可得圆柱体的轴线所在直线方程为

$$\frac{x - x_{a1}}{x_{a2} - x_{a1}} = \frac{y - y_{a1}}{y_{a2} - y_{a1}} = \frac{z - z_{a1}}{z_{a2} - z_{a1}} = t \quad (t \in (0,1)) \tag{20}$$

$$\begin{cases} x = tx_{a2} + (1-t)x_{a1} \\ y = ty_{a2} + (1-t)y_{a1} \\ z = tz_{a2} + (1-t)z_{a1} \end{cases} \tag{21}$$

式中　$t$——圆柱轴线的参数变量

### 2.2.3　碰撞检测

采摘机器人在进行路径规划时，需要对采摘路径中的所有位姿点进行碰撞检测，防止机械臂发生损坏。当障碍物为梨树枝干时，本文采用八叉树地图建立障碍物枝干的碰撞检测模型，可以在 MoveIt 场景中完成障碍物的模型构建。在蜜梨采摘机器人进行采摘路径规划过程中，接触到梨树枝干这一障碍物，发生碰撞的区域会以红色高亮显示，直接导致规划路径不成功。模型先将机械臂在当前位姿下的占用空间离散化划分为 $N$ 个采样点构成的集合，在运动过程中占用空间位置集 $O_P$ 的每个采样点在八叉树地图 $B$ 中进行查询（状态值为 0 表示空闲，1 表示被枝干占据），得到机械臂的碰撞检测结果。若所有采样点的占据状态累加和为 0，则判定为无碰撞；反之，占据状态累加和大于 0（即存在至少一个采样点落入障碍物占据区域），则判定此时机械臂与环境发生碰撞，当前位姿无效[21]。

当障碍物为非目标果实时，采摘时的碰撞检测

就转换成检测圆柱体与球体之间是否发生碰撞，将包络机械臂的圆柱体底面半径 $r_A$ 叠加到球体半径 $r_O$ 上，圆柱体与球体之间的碰撞检测简化为圆柱轴线与球心之间的位置关系，如图 8 所示。

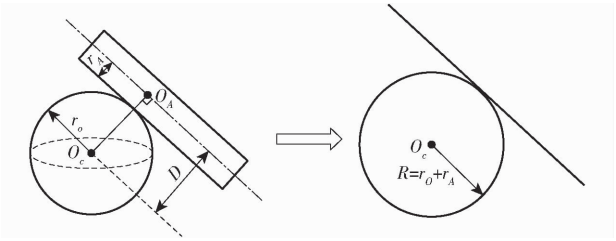



图 8 包围球与圆柱包围盒的碰撞检测

Fig. 8 Collision detection between enclosing sphere and cylindrical enclosing box

根据式(21)求出球心 $O_c(x_C, y_C, z_C)$ 相对于圆柱体轴线的垂直点坐标 $O_A(x_A, y_A, z_A)$，则可计算球体球心到圆柱体轴线之间的距离 $D$ 为

$$D = \sqrt{(x_C - x_A)^2 + (y_C - y_A)^2 + (z_C - z_A)^2} \quad (22)$$

若 $D \leqslant R$（$R$ 为球心半径与圆柱底面半径之和），则说明采摘机器人与非目标果实发生了碰撞；反之，当 $D > R$ 时，采摘机械臂及末端执行器未与非目标果实发生碰撞。

综上所述，本文在路径规划中采用混合碰撞检测策略，以兼顾检测精度与计算效率：基于八叉树地图的梨树枝干碰撞检测模型实现枝干障碍物的高效空间检索，几何包络法简化果实碰撞计算。整体流程如图 9 所示。

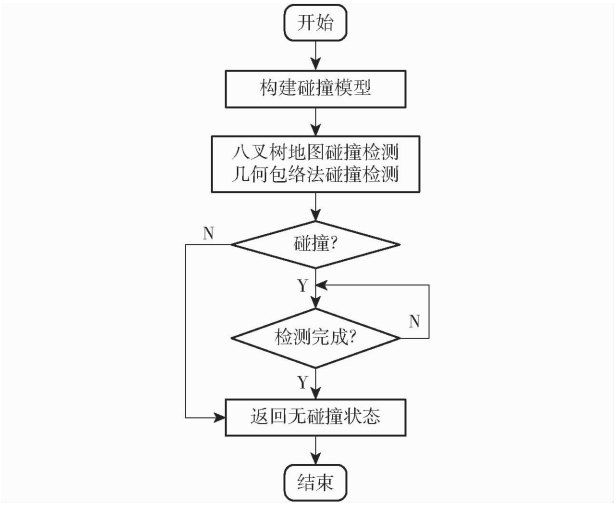



图 9 采摘机器人碰撞检测流程图

Fig. 9 Collision detection process diagram of picking robot

## 3 Informed RRT* 路径规划算法改进

### 3.1 改进的路径规划算法

Informed RRT* 算法在果园复杂环境中仍然具有局限性，初始路径仍需依赖 RRT 生成、椭圆采样早期阶段仍具盲目性[22]。因此，本文提出了一种应用于采摘环境的改进 Informed RRT* 算法，引入目标引力的思想，将搜索树的搜索方向引向目标位姿生长，增强算法在复杂非结构环境下的探索能力。

曹晓曼[23]提出了应用于机械臂空间的目标引力思想，将目标引力部分作为一个分量添加到新节点的产生过程中。因此，新节点的生成结合了随机方向的步长和目标方向的步长，使得新节点生成的随机树在探索采样的过程中朝着目标点的方向扩展。随机搜索树的新节点是在 $q_{\text{rand}}$ 和 $q_{\text{goal}}$ 的共同作用下生成的，如图 10 所示。在 $q_{\text{rand}}$ 和 $q_{\text{goal}}$ 两个方向上的步长决定了节点的扩展方向是偏向随机方向还是目标方向。因此，$\rho_2$ 的值需要比 $\rho_1$ 大，从而保证在路径规划过程中节点是向着目标方向扩展。

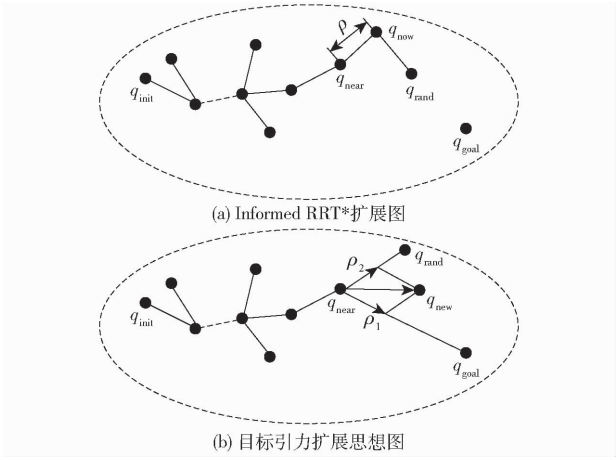



图 10 新节点引力生长示意图

Fig. 10 Schematics of new node growth by attraction

目标引力思想的核心在于增加目标点在采样或搜索过程中的权重，使得路径搜索朝目标点方向收敛。人工势场法通过在障碍物周围构建斥力场、目标点周围构建引力场，形成合力场指引随机树的探索方向。引力势场与节点和目标点之间的欧氏距离正相关，两点之间的欧氏距离越大，则节点受到的引力势能越大；反之则引力势能减小[24]。因此，引力势场的函数为

$$U_{att}(q) = \frac{1}{2}\eta \boldsymbol{\rho}^2(q, q_{\text{goal}}) \quad (23)$$

式中 $\eta$——正比例增益系数

$\boldsymbol{\rho}(q, q_{\text{goal}})$——矢量，其值表示当前节点与目标点之间的欧氏距离，方向为当前节点指向目标点位置

因此，相应的引力为

$$F_{att} = -\nabla U_{att}(q) = -\eta \boldsymbol{\rho}(q, q_{\text{goal}}) \quad (24)$$

同理，当前节点与障碍物之间的距离决定了障碍物斥力势场。斥力势场的势场函数和斥力为

$$U_{req}=\begin{cases}\dfrac{1}{2}k\left(\dfrac{1}{\rho(q,q_0)}-\dfrac{1}{\rho_0}\right)^2 & (0\leqslant\rho(q,q_0)\leqslant\rho_0)\\ 0 & (\rho(q,q_0)>\rho_0)\end{cases}\tag{25}$$

$$F_{req}=\begin{cases}k\left(\dfrac{1}{\rho(q,q_0)}-\dfrac{1}{\rho_0}\right)\dfrac{1}{\rho^2(q,q_0)} & (0\leqslant\rho(q,q_0)\leqslant\rho_0)\\ 0 & (\rho(q,q_0)>\rho_0)\end{cases}\tag{26}$$

式中　$k$——正比例增益系数

$\rho_0$——常数，表示障碍物的最大影响范围

根据上述所定义的引力场函数和斥力场函数，机器人的合力势场和所受合力为

$$\begin{cases}U(q)=U_{att}(q)+U_{req}(q)\\ F(q)=-\nabla U(q)=F_{att}(q)+F_{req}(q)\end{cases}\tag{27}$$

本文在 Informed RRT* 算法的随机采样过程中引入引力场（斥力场权重置零），提出 A－Informed RRT* 算法。通过引力势场函数引导采样点向目标方向偏移以调整搜索方向，增强复杂障碍环境下的路径搜索定向性[25]。A－Informed RRT* 的算法步骤如下：

（1）初始化。从起点开始初始化树结构，包括起点节点 $q_{start}$ 和终点节点 $q_{goal}$，并计算起点到终点的距离 $c_{min}$，初始化 $c_{best}$ 确定椭圆采样区域，初始化引力系数 $\eta$。

（2）定义引力势场，计算从当前节点指向目标节点的引力向量。

（3）在目标偏置范围内以一定概率直接采样目标点，其余情况下在椭圆采样空间内随机采样，并结合引力向量对采样点 $q_{rand}$ 进行调整。

（4）遍历以采样点 $q_{rand}$ 为节点的扩展树内的所有点，寻找距离 $q_{rand}$ 最近的点 $q_{near}$。

（5）从 $q_{near}$ 向 $q_{rand}$ 方向以步长 $s$ 进行移动，生成新节点 $q_{new}$。

（6）对新节点 $q_{new}$ 进行碰撞检测，若无碰撞则将其加入到树结构中。

（7）如果新节点 $q_{new}$ 足够接近目标点，则直接连接目标点，并采用局部优化策略优化树结构，确保路径的渐进最优性；否则返回步骤（3）重新进行搜索。

针对规划路径可能存在的尖锐拐点（高曲率突变）问题，采用 Bezier 曲线对规划路径进行平滑处理，使得机械臂能够按照规划的采摘路径更加平滑地运动。

本文采用二阶 Bezier 曲线，需要 3 个控制点 $P_0$、$P_1$、$P_2$。其中 $P_0$ 和 $P_1$ 构成一阶，$P_1$ 和 $P_2$ 构成一阶。因此生成二阶 Bezier 曲线表达式为

$$p_2(s)=(1-s)p_{1,1}+sp_{1,2}=(1-s)^2P_0+2s(1-s)P_1+s^2P_2\tag{28}$$

由此可知，Bezier 曲线经过初始点 $P_0$ 和终点 $P_2$，靠近但不会经过中间点 $P_1$。曲线如图 11 所示。在通过改进的 Informed RRT* 算法（A－Informed RRT*）规划得到无碰撞路径后，将路径上的相邻 3 个节点为一组，每次依次选取一组节点进行二阶 Bezier 曲线平滑处理[26]，使得规划的采摘路径平滑性更好。

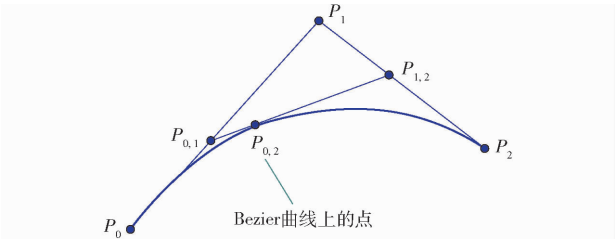



图 11　二阶 Bezier 曲线

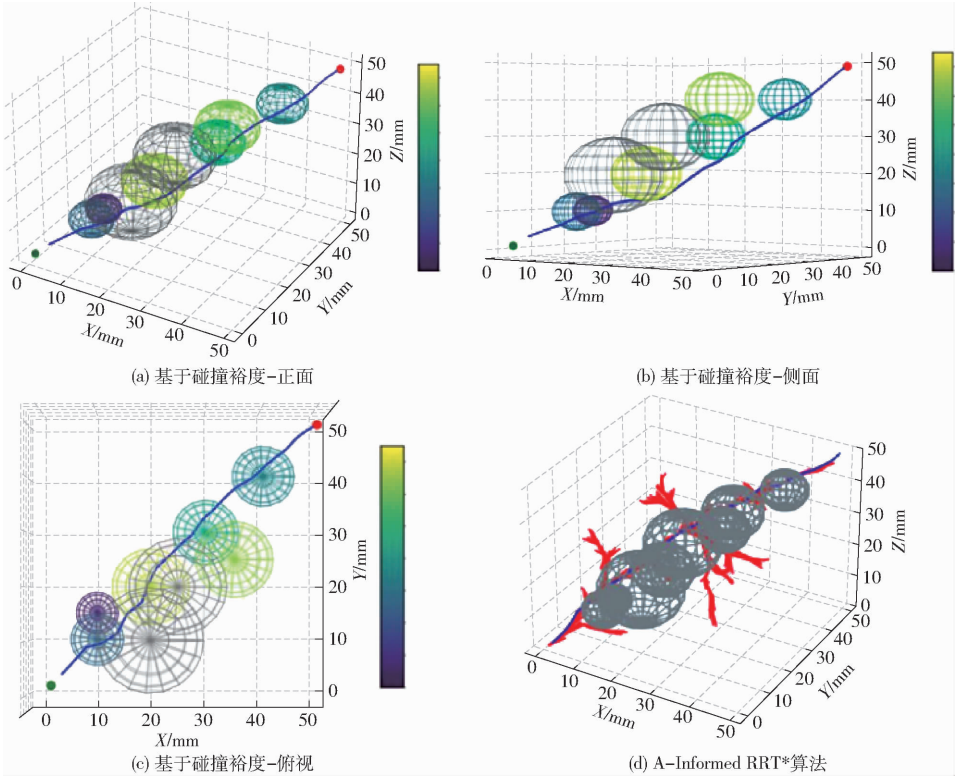
Fig. 11　Schematic of second-order Bezier curve

### 3.2　基于碰撞裕度约束的 A－Informed RRT* 路径规划算法

基于碰撞裕度约束的 A－Informed RRT* 路径规划算法是在完全避障的 A－Informed RRT* 基础上引入了碰撞裕度约束，实现机械臂在安全碰撞范围内的快速运动。因此，该算法既可以保证采摘机械臂在碰撞约束的裕度范围内在复杂果园环境中高效完成采摘任务，又可以避免机械臂与障碍物发生破坏性碰撞而导致机械臂或植株的损坏。

在实际采摘环境中，主要的障碍物分别为植株枝条以及非目标果实。枝条在受到一定碰撞力时，部分枝条可以与机械臂发生一定碰撞而不对植株造成损害。因此，根据实际的果园环境，本文采用层次化方式表示采摘环境：硬约束区、软约束区以及安全操作区。安全操作区表示机械臂在这个空间可以进行任意的自由运动，这部分区域不存在任何障碍物；软约束区表示机械臂在这个区域可以与枝条发生碰撞，但受到枝条碰撞裕度的约束，枝条的直径与约束程度具有直接的关系；硬约束区表示机械臂绝对禁止进入，即机械臂不能与硬约束区中的障碍物发生碰撞，否则会导致机械臂的损坏，在本文中主要为直径大于 30 mm 的枝干（主要为一级枝干和主干）。因此，本文将路径规划算法与碰撞裕度相结合，在三维环境下进行分段式的碰撞处理，根据障碍物的直径与设定的阈值差值对障碍物进行分段式的移动，即当障碍物直径接近于设定的阈值时，可以“碰开”障碍物，障碍物的移动距离会随着直径与阈值的差值而变化。本文在 PyCharm 软件中的三维障碍物地

图中对 A－Informed RRT* 算法和基于碰撞裕度约束的 A－Informed RRT* 算法进行 20 次的路径规划试验，扩展的步长设置为 2，最大迭代次数为10 000，引力系数保持 0.5。设置初始位置为(1,1,1)，终点位置为(49,49,49)。根据碰撞裕度约束设置不同尺寸的障碍物，在复杂的三维障碍物空间中对路径规划时间、路径规划长度和最大迭代次数进行比较，最终的算法三维仿真结果对比如图 12 和表 1 所示。根据障碍物的不同直径采用颜色渐变表示障碍物的可移动性，其中绿色表示可完全移动，蓝-紫渐变表示障碍物可以被“碰开”的程度，灰色表示固定障碍物不可以进行移动。详细障碍物参数如表 2 所示。




(a) 基于碰撞裕度-正面　(b) 基于碰撞裕度-侧面

(c) 基于碰撞裕度-俯视　(d) A-Informed RRT*算法

图 12　三维障碍物环境下仿真路径规划结果

Fig. 12　Simulation path planning results in 3D obstacle environments

**表 1　三维规划仿真试验结果**

**Tab. 1　Results of 3D planning simulation test**

| 规划算法 | 平均规划时间/s | 平均路径长度/mm | 平均最大迭代次数 |
|---|---|---|---|
| 基于碰撞裕度的 A－Informed RRT* | 0.089 | 85.036 | 119 |
| 完全避障的 A－Informed RRT* | 1.175 | 88.463 | 1 143.7 |

**表 2　障碍物环境参数**

**Tab. 2　Obstacle environment parameters**

| 障碍物类型 | 直径/mm | 可移动性 | 刚度 | 碰撞类型 | 颜色 |
|---|---|---|---|---|---|
| 主干 | >30 | 不可移动 | 高刚性 | 严格避障 | 黄色 |
| 一级枝干 | >30 | 不可移动 | 高刚性 | 严格避障 | 黄色 |
| 二级枝干 | 15～30 | 可变形 | 中等刚性 | 非破坏性弹性碰撞 | 绿-黄绿 |
| 二级枝干 | 7～15 | 可变形 | 较低刚性 | 非破坏性弹性碰撞 | 蓝-绿 |
| 细小分枝 | 0～7 | 可移动 | 低刚度 | 可穿越 | 紫-蓝紫 |
| 非目标果实 | | 不可移动 | | 规避 | 灰色 |

从表 1 中分析可知，基于碰撞裕度约束的 A－Informed RRT* 路径规划算法相比于完全避障的 A－Informed RRT* 算法在平均规划时间上从 1.175 s 降低至 0.089 s，规划时间缩短了 92.4%，平均路径长度减少了 3.427 mm，同时在更为复杂的障碍物环境中平均最大迭代次数减少了 1 024.7 次，这证明了本文提出方法在减少路径规划复杂度上的可行性。分析上述试验结果得知，基于碰撞裕度约束的 A－Informed RRT* 路径规划算法可以有效降低平均规划时间、平均路径长度和平均迭代次数。这说明该算法可以进一步地减少路径搜索时间以及进一步提高路径规划效率。三维障碍物环境下两种算法的 20 次路径规划试验的路径规划时间、路径规划长度与最大迭代次数如图 13 所示。

根据上述的数据分析，路径规划算法与碰撞裕度相结合的实现方法使得路径规划更加灵活，能够根据障碍物大小智能地决定碰撞程度。该算法通过动态碰撞裕度机制实现障碍物智能分级处理：柔性枝条可被弹性推开，刚性障碍物严格避让。试验表明，结合碰撞裕度约束的策略显著提升路径规划效

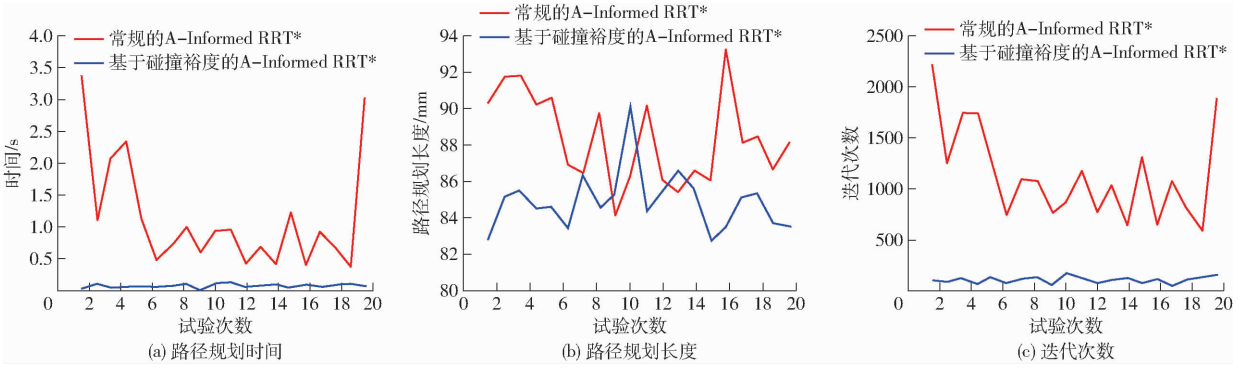



图 13　路径规划算法结果对比

Fig. 13　Comparison of path planning algorithm results

率与安全性，为复杂非结构化农业环境中的机械臂作业提供高效解决方案。

## 4　路径规划算法试验

### 4.1　果园环境下蜜梨采摘试验

为验证蜜梨采摘机器人在真实果园环境中的作业能力及碰撞裕度算法的实用性，图 14 为在室外搭建模拟采摘场景：将真实蜜梨果实（1 ~ 3 个/株）悬挂于自然枝条上，果实布设于机械臂有效作业半径（40 ~ 80 cm）范围内。其中路径规划时间是指试验过程中规划出采摘路径所需的时间；路径规划成功率是指采摘机器人成功规划出路径的概率；采摘成功率是指机械臂进行路径规划并执行采摘操作成功采摘梨果的概率；采摘时间定义为从相机视觉定位开始，机械臂从初始点到目标点采摘完成并执行放置操作且再次回到初始位置的总时间。室外环境试验采用实验室场景分类标准：场景 A 为无遮挡直接采摘；场景 B－1 为细枝遮挡（直径小于 30 mm）非破坏性碰撞采摘；场景 B－2 为全障碍避障采摘。




图 14　果园采摘场景

Fig. 14　Outdoor picking scene

在室外试验场景中相机视觉视场挂了真实梨果，并针对 3 种采摘场景各进行了 5 组试验。记录每次试验时平均路径规划时间、路径规划成功率、采摘成功率和平均采摘时间，结果如表 3 所示。

从表 3 可知，室外环境下场景 A、场景 B－1 和场景 B－2 下的平均采摘成功率分别 96%、76%、52%，分别验证了基础采摘的可靠性和枝条弹性碰撞采摘的可行性。场景 B－2 的采摘失败主要由于密集障碍导致的避障路径规划失败。相较于 B－1 场景，B－2 场景对枝干有进行避障采摘的需求，平均路径规划时间延长了 0.861 2 s，平均采摘时间增加了 16.98 s。整体采摘过程如图 15 所示。

**表 3　室外环境下蜜梨采摘试验结果**

**Tab. 3　Results of honey pear harvesting experiments in outdoor environments**

| 组号 | | 平均路径规划时间/s | 路径规划成功率/% | 采摘成功率/% | 平均采摘时间/s |
|---|---|---|---|---|---|
| 场景 A | 1 | 0.275 | 100 | 100 | 35.9 |
| | 2 | 0.254 | 100 | 100 | 35.3 |
| | 3 | 0.303 | 100 | 100 | 36.8 |
| | 4 | 0.227 | 100 | 100 | 36.4 |
| | 5 | 0.298 | 100 | 80 | 35.8 |
| 场景 B－1 | 1 | 0.329 | 80 | 80 | 41.3 |
| | 2 | 0.286 | 100 | 80 | 42.0 |
| | 3 | 0.334 | 80 | 60 | 41.7 |
| | 4 | 0.354 | 60 | 60 | 42.5 |
| | 5 | 0.361 | 100 | 100 | 43.3 |
| 场景 B－2 | 1 | 1.332 | 80 | 60 | 57.7 |
| | 2 | 1.056 | 60 | 60 | 58.4 |
| | 3 | 1.278 | 60 | 40 | 59.1 |
| | 4 | 1.219 | 60 | 60 | 63.3 |
| | 5 | 1.085 | 40 | 40 | 57.2 |



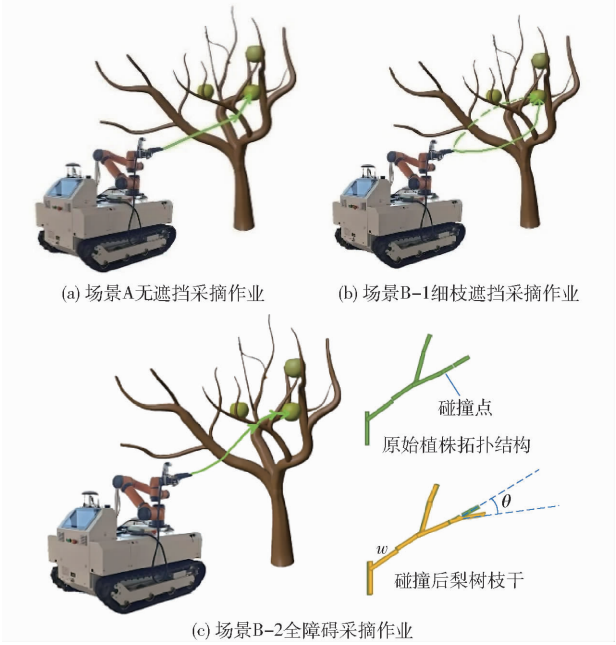

图 15　果园环境下机械臂采摘运动过程

Fig. 15　Picking process of robotic arm in outdoor environments

试验结果表明,本文提出的基于碰撞裕度约束的 A-Informed RRT* 采摘路径规划方法可以对细小枝干进行碰撞采摘,能够有效协调避障与可控碰撞,在保障设备安全的前提下提升果实采摘的成功率,验证了该算法在非结构化果园环境中的工程应用潜力。

### 4.2 结果分析

蜜梨采摘机器人系统分别在实验室内和室外环境下进行了采摘试验。当机械臂不进行避障规划直接进行采摘操作时,机械臂可能会与果树树枝发生破坏性碰撞,导致采摘过程中损伤果树和机械臂本身,如图 16a 所示;当机械臂进行避障操作时,机械臂执行路径规划,生成的可行路径如图 16b 所示,但生成的采摘路径更长,对采摘姿态也提出了更高的要求;当机械臂执行基于碰撞裕度的采摘路径规划时,可以避免上述两种情况的缺点,在不损伤果树树枝的情况下具有更快的采摘时间和更短的采摘路径,如图 16c 所示。




(a) 场景A无遮挡采摘作业 (b) 场景B-1细枝遮挡采摘作业

(c) 场景B-2全障碍采摘作业

图 16 机械臂可行避障路径与采摘场景

Fig. 16 Feasible obstacle-avoidance path and picking scenario of the robotic arm

针对不同的采摘场景,蜜梨采摘机器人的试验结果对比如表 4 所示。

试验结果表明,在蜜梨采摘机器人执行采摘操作的运动过程中,室外采摘环境比室内采摘环境更加复杂,因此在室外环境下蜜梨采摘机器人的作业性能较实验室环境下降。从表 4 中可以得知,室外采摘环境下场景 A 的采摘成功率从 100% 降为 96%,平均采摘时间增加 2.48 s,平均路径规划时间增加了 0.031 s;在场景 B-1 下室外场景的采摘成功率从室内的 80% 降低到 76%,但室外采摘环境下的平均采摘时间增加 6.46%,平均路径规划时间仅增加了 0.001 s;场景 B-2 下机械臂进行避障采摘作业,实验室和室外环境路径规划成功率和采摘成功率均有明显下降,路径规划成功率与采摘成功率较 B-1 分别下降了 20、24 个百分点,平均规划时间分别比场景 B-1 下两个试验环境增加了 0.560 4 s 和 0.8612 s,实验室环境和室外采摘环境下的平均采摘时间比场景 B-1 分别延长了 17.83% 和 40.28%。

表 4 不同环境下蜜梨采摘试验结果

Tab. 4 Experimental results of honey pear harvesting in different environments

| 组别 | | 果实个数 | 平均路径规划时间/s | 路径规划成功率/% | 采摘成功率/% | 平均采摘时间/s |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 场景 A | 室内 | 25 | 0.240 4 | 100 | 100 | 33.56 |
| | 室外 | 25 | 0.271 4 | 100 | 96 | 36.04 |
| 场景 B-1 | 室内 | 25 | 0.331 8 | 88 | 80 | 39.60 |
| | 室外 | 25 | 0.332 8 | 84 | 76 | 42.16 |
| 场景 B-2 | 室内 | 25 | 0.892 2 | 68 | 60 | 46.66 |
| | 室外 | 25 | 1.194 0 | 60 | 52 | 59.14 |

## 5 结论

(1)本文将枝条简化为等截面悬臂梁模型,并基于枝干直径-弹性模量的线性关系,分析其碰撞后的偏转角度,构建了混合碰撞检测模型。针对梨树枝干,采用八叉树地图进行表征;对于形状规则的非目标果实,则使用几何包络法进行简化,从而在保证精度的前提下,显著提升了碰撞检测的效率。

(2)本文提出基于碰撞裕度约束的 A-Informed RRT* 算法,在复杂三维障碍环境中表现出色,在三维环境下与完全避障的 A-Informed RRT* 算法相比,平均路径规划时间从 1.175 s 降低至 0.089 s,平均路径长度减少 3.427 mm,平均最大迭代次数降低 1 024.7 次,充分验证了所述方法在提升路径规划效率与应对复杂环境方面的有效性。

(3)试验结果表明,与传统全避障采摘相比,本文提出的路径规划方法在真实果园中路径规划成功率和采摘成功率显著提升约 24 个百分点,平均规划时间和平均采摘时间分别缩短 0.86 s 和 16.98 s,验证了基于碰撞裕度约束的 A-Informed RRT* 算法在提升采摘效率方面的有效性,为农业机器人在非破坏性约束下的高效作业方法验证提供了可复用的技术验证框架。

## 参 考 文 献


[1] 苗中华,朱子煜,张伟,等.具身智能农业机器人关键技术与发展趋势[J].农业机械学报,2025,56(9):212－239. Miao Zhonghua,Zhu Ziyu,Zhang Wei, et al. Key technologies and development trends of embodied intelligence agricultural robots [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(9):212－239. (in Chinese)

[2] 刘成良,贡亮,苑进,等.农业机器人关键技术研究现状与发展趋势[J].农业机械学报,2022,53(7):1－22,55. Liu Chengliang, Gong Linag, Yuan Jin, et al. Current status and development trends of agricultural robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(7):1－22,55. (in Chinese)

[3] 欧阳安,黄慧星,张安琪,等.果蔬采摘机器人研究进展与展望[J].农业机械学报,2026,57(5):19－38,49. Ouyang An, Huang Huixing, Zhang Anqi, et al. Research progress and prospects of fruit and vegetable harvesting robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026,57(5):19－38,49. (in Chinese)

[4] Zhang K,Lammers K, Chu P, et al. Automated apple harvesting robot—from system design to field evaluation[J]. Journal of Field Robotics, 2024, 41(7): 2384－2400.

[5] Wang W G,Yang L L,Noguchi N. Development of a grape-harvesting robot using a multi-step detection method based on AI and a position-estimation algorithm[J]. Smart Agricultural Technology, 2024,9: 100574.

[6] 戴扬晋,王泽浩,黄文宣.基于视觉识别的串番茄采摘机器人设计与试验[J]. 南方农机, 2025,56(增刊 1):68－72.

[7] 李善达.面向温室甜椒生长状态监测及其采摘机器人系统研究[D]. 柳州:广西科技大学,2024. Li Shanda. Research on greenhouse sweet pepper growthmonitoring and its picking robot[D]. Liuzhou: Guangxi University of Science and Technology,2024. (in Chinese)

[8] Tituaña L, Gholami A, He Z, et al. A small autonomous field robot for strawberry harvesting[J]. Smart Agricultural Technology, 2024, 8: 100454.

[9] Choi D W,Park J H,Yoo J H, et al. AI-driven adaptive grasping and precise detaching robot for efficient citrus harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025,232:110131.

[10] Cao X, Zou X, Jia C, et al. RRT-based path planning for an intelligent litchi-picking manipulator[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 156: 105－118.

[11] Ye L, Duan J, Yang Z, et al. Collision-free motion planning for the litchi-picking robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106151.

[12] Liu C, Feng Q, Tang Z, et al. Motion planning of the citrus-picking manipulator based on the TO－RRT algorithm[J]. Agriculture, 2022, 12(5): 581.

[13] Li X, Yang J, Wang X, et al. Adaptive step RRT*-based method for path planning of tea-picking robotic arm[J]. Sensors, 2024, 24(23): 7759.

[14] 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.

[15] 张博昆,祝泰鑫,刘晨秋,等.农业机器人路径规划研究综述[J].拖拉机与农用运输车,2024,51(3):11－14. Zhang Bokun, Zhu Taixin, Liu Chenqiu, et al. Review on path planning of agricultural robot[J]. Tractor & Farm Transporter, 2024,51(3):11－14. (in Chinese)

[16] 贺磊盈.面向振动采收的果树枝干三维重建方法及其动力学特性研究[D]. 杭州:浙江理工大学,2014. He Leiying. Searches on 3D reconstruction of fruit tree's trunk and its dynamic characteristics for vibratory harvesting[D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2014. (in Chinese)

[17] 李艳聪, 宋欣, 杨磊. 苹果树枝力学特性试验研究[J]. 应用力学学报, 2016, 33(4): 720－725,745. Li Yancong, Song Xin, Yang Lei. Experimental study on mechanical properties of apple tree branch[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2016, 33(4): 720－725,745. (in Chinese)

[18] 全朋坤, 赵娟, 李艳聪, 等. 苹果树枝的力学试验与其结构参数的联系[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(5): 192－195. Quan Pengkun, Zhao Juan, Li Yancong, et al. Mechanical tests of apple branches and their relationship with structural parameters[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2019, 47(5): 192－195. (in Chinese)

[19] 张连鑫, 朱祥龙, 董志刚, 等. 基于八叉树的复杂曲面测量路径规划[J]. 制造技术与机床, 2023(4): 109－114. Zhang Lianxin, Zhu Xianglong, Dong Zhigang, et al. Measurement and processing integration technology based on population algorithm[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2023(4): 109－114. (in Chinese)

[20] Zhang J. An improved envelope method for time-dependent mechanism reliability[J]. Journal of Mechanical Design, 2025, 147(5): 051706.

[21] Zheng T, Fan Y, Yu S, et al. Hierarchical path planning method for UAVs based on multi-submap exploration strategy and octree-topological hybrid map[C]//2024 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), New York: IEEE, 2024:310－315.

[22] 郑泽斌.番茄采摘机械臂作业路径规划与控制研究[D].福州:福建农林大学,2025. Zheng Zebin. Research on path planning and control of tomato picking robot arm operation[D]. Fuzhou: Fujian Agriculture and Forestry University,2025. (in Chinese)

[23] 曹晓曼.水果采摘机器人运动规划研究[D].广州:华南农业大学,2019. Cao Xiaoman. Research on motion planning of fruit picking robot[D]. Guangzhou: South China Agricultural University, 2019. (in Chinese)

[24] 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.

[25] 陈治润,袁杰,加尔肯别克,等.融合 RRT* 和人工势场的机械臂自适应路径规划[J/OL].系统仿真学报.(2025－09－26)[2026－06－07]. https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.25-0617.

[26] Bulut V. Path planning of mobile robots in dynamic environment based on analytic geometry and cubic Bézier curve with three shape parameters[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 233: 120942.