doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.10.013

基于 CTB - RRT* 的果蔬采摘机械臂运动路径规划

张　勤[1]　乐晓亮[1]　李　彬[2]　蒋先平[3]　熊　征[3]　徐　灿[4]

(1. 华南理工大学机械与汽车工程学院, 广州 510641; 2. 华南理工大学自动化科学与工程学院, 广州 510641;
3. 广东省现代农业装备研究所, 广州 510641; 4. 广东弘科农业机械研究开发有限公司, 广州 510530)

摘要: 针对多自由度果蔬采摘机械臂运动路径规划速度慢、效率低、路径成本高的问题,提出了柯西目标引力双向 RRT* (Cauchy target gravitational bidirectional RRT*,CTB - RRT*)算法,通过柯西分布的方法进行启发式采样,降低采样的盲目性;引入目标引力,并动态调节随机生长方向和目标方向的步长,提高局部搜索速度;引入节点拒绝策略,剔除不必要的采样节点,提高计算效率。通过二维和三维算法模拟实验,6 自由度机械臂的避障采摘模拟实验验证了提出算法的有效性。仿真实验结果表明:相比于 RRT* - connect 算法,改进算法的路径成本缩短了 5.5%,运行时间降低了 71.8%,采样节点数下降了 64.2%。在机器人操作系统(Robot operating system, ROS)中控制 6 自由度机械臂执行避障采摘运动,运动成功率达到 99%,运行时间为 0.33 s,相比于 RRT* - connect 算法,路径成本降低了 12.6%,运行时间减少了 69.2%,扩展节点数减少了 76.3%。

关键词: 采摘机械臂; 运动路径规划; CTB - RRT* 算法; 机器人操作系统

中图分类号: TP241　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2021)10-0129-08　　**OSID**:

Motion Planning of Picking Manipulator Based on CTB - RRT* Algorithm

ZHANG Qin[1]　YUE Xiaoliang[1]　LI Bin[2]　JIANG Xianping[3]　XIONG Zheng[3]　XU Can[4]

(1. *School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou* 510641, *China*
2. *School of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou* 510641, *China*
3. *Guangdong Institute of Mordern Agriculture Equipment, Guangzhou* 510641, *China*
4. *Guangdong Hongke Agricultural Machinery R&D Co., Ltd., Guangzhou* 510530, *China*)

Abstract: Aiming at the problems of slow motion planning, low efficiency, and high path cost of multi-degree-of-freedom picking manipulators. The Cauchy target gravitational bidirectional RRT* (CTB - RRT*) algorithm was proposed. Heuristic sampling was carried out by Cauchy distribution method to reduce the blindness of sampling. Through introducing target gravity, the step length of the random growth direction and the target direction were dynamically adjusted to improve the local search speed. What's more, a node rejection strategy was introduced to eliminate unnecessary sampling nodes and improve calculation efficiency. Through two-dimensional and three-dimensional algorithm simulation experiments, the 6-DOF manipulator's obstacle avoidance picking simulation experiment verified the effectiveness of the proposed algorithm. The results of research and simulation experiments showed that the path cost of the improved algorithm was reduced by 5.5%, the search time was reduced by 71.8%, and the number of sampling nodes was reduced by 64.2%, comparing with the RRT* - connect algorithm. To verify the feasibility of the algorithm, the 6-DOF manipulator was controlled to perform obstacle avoidance picking movement in the robot operating system (ROS). The success rate of motion was 99%, and the running time was 0.33 s. Comparing with the RRT* - connect algorithm, the path cost was reduced by 12.6%, and the running time was reduced by 69.2%. The number of expansion nodes was reduced by 76.3%.

Key words: picking manipulator; motion planning; CTB - RRT* algorithm; robot operating system

收稿日期: 2020-11-07　修回日期: 2021-01-02

基金项目: 广东省重点领域研发计划项目(2019B020222002)、广东省乡村振兴战略专项(粤财农[2019]73 号)、广东省农产品保鲜物流共性关键技术研发创新团队项目(2021KJ145)和广州市院士专家工作站项目(穗科协[2019]48 号)

作者简介: 张勤(1964—),女,教授,主要从事机器人及其应用研究,E-mail: zhangqin@scut.edu.cn

通信作者: 李彬(1979—),男,副教授,主要从事图像处理与模式识别研究,E-mail: binlee@scut.edu.cn

0 引言

机器人运动规划是果蔬智能采摘的关键技术，也是实现高效、适时、无损采摘的重要保证。果实的收获周期长，保鲜时间短，外皮脆弱，生长位置随机，造成智能采摘空间运动规划的难度很大。针对高维空间多自由度机械臂的采摘运动规划问题，国内外学者进行了大量研究[1-8]。为解决高维规划问题，提出基于采样的运动规划算法[9]，其中基于快速搜索随机树(Rapid-exploration random tree，RRT)的采样算法，由于具有不需要对障碍物建模以及对高维空间探索的优良特性，应用最为广泛，但 RRT 算法在整个构型空间中，存在搜索效率低、速度慢、消耗内存大，生成的路径曲折、不平滑等不足。针对这些问题，研究人员在 RRT 算法的基础上进行了改进。

在降低采样的盲目性[10-14]、提高算法的整体搜索速度[15-18]、优化 RRT 算法得到的路径[19-22]等基于 RRT 的改进算法中，虽然提高了搜索速度和效率，但未考虑路径成本。为解决此问题，文献[23]提出 RRT* 算法，引入路径代价的概念，通过重选父节点和重布线过程迭代找到最优路径。但是当环境比较复杂，需要的节点较多时，算法的内存消耗与计算时间会以指数倍增，不适用于实时性强的环境。因此有研究提出了智能采样的 RRT* - smart 算法[24]、直接采样的 Informed - RRT* 方法[25]、快速学习随机树算法[26]、完全卷积神经网络算法[27]、自学习的非均匀节点采样分布算法[28]等，以提高路径规划速度。

在采摘机械臂的应用方面，文献[29]提出一种混联采摘机械臂运动规划的方法，避免建立整个机械臂的高维构型空间，降低了构型空间内障碍物映射的难度。文献[30]在 RRT 的基础上，利用障碍点扩展体积信息，提出了构型空间中机械臂搜寻无碰撞路径的方法，提高了机械臂高维空间的探索能力。文献[31]针对苹果采摘机器人，将 RRT - connect 作为实时策略的路径搜寻方法，能在 3 s 左右完成路径规划任务并指导机械臂运动至目标位姿。

本文针对 RRT 算法采样随机、扩展缓慢以及内存消耗大的问题，结合 RRT* 算法的渐进最优性和 RRT - connect 算法的双向贪婪搜索，提出 CTB - RRT* 算法，并进行改进，以柯西分布采样策略取代随机均匀采样，降低采样的盲目性；引入目标引力，并动态调节随机生长方向和目标方向的步长，提高局部搜索速度；在采样过程及扩展过程之间引入节点拒绝策略，减少不必要的采样节点，以提高路径搜索效率。

1 CTB - RRT* 算法

1.1 基于柯西函数的采样方法

基本 RRT 算法中，采用随机均匀采样获取采样节点，搜索方向完全随机，这使路径搜索时产生大量无用的节点，造成效率低下。针对这一问题，引入柯西采样函数取代随机均匀采样，其概率密度函数 $p(x)$ 为

$$p(x,x_0,\gamma)=\frac{1}{\pi\gamma\left[1+\left(\frac{x-x_0}{\gamma}\right)^2\right]}=\frac{1}{\pi}\frac{\gamma}{(x-x_0)^2+\gamma^2} \tag{1}$$

式中 x_0——位置参数 γ——尺度参数

该函数具有集中性与对称性的特点，在 x_0 处达到峰值，左右两边对称，如图 1 所示，利用这一特性可以使采样点更大概率落在障碍物附近，降低采样的盲目性。

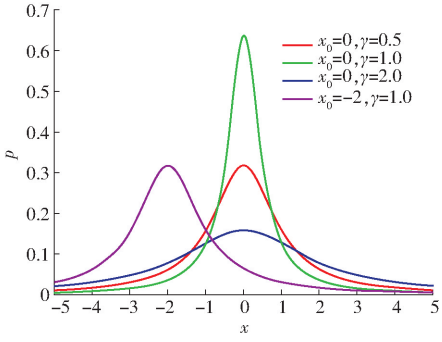


图 1 概率密度函数图

Fig. 1 Probability density function graph

令 $l=|x-x_0|$，则 l 表示采样点与障碍物的距离，从图 1 中可以看出，l 越小，函数值越大，l 越大，函数值越小，即越靠近障碍物，采样密度函数越大，分布的采样点越多，越远离障碍物，采样密度越小，分布的采样点就越小。式(1)可表示为

$$p(l,\gamma)=\frac{1}{\pi}\frac{\gamma}{l^2+\gamma^2} \tag{2}$$

为了避免与障碍物碰撞，设置碰撞函数

$$\text{collison}(l)=\begin{cases}0 & (l<\varepsilon)\\ 1 & (l>\varepsilon)\end{cases} \tag{3}$$

式中 ε——采样点与障碍物的最小距离

当 $l<\varepsilon$ 时，机器人与障碍物发生碰撞，$\text{collison}(l)=0$；当 $l>\varepsilon$ 时，机器人与障碍物未发生碰撞，$\text{collison}(l)=1$。则采样概率分布函数为 $P(l,\gamma)=\text{collison}(l)\left(1-2\int_0^{+\infty}p(l,\gamma)\,\mathrm{d}l\right)$，柯西采样的伪代码算法为：

CaucySample(i)

1：$\boldsymbol{q}_1$←RandSample(i)

2：$(\gamma,\varepsilon)\leftarrow$SelectInput( )

3：$l\leftarrow$Distance($\boldsymbol{q}_1$,Q_{obs})

4：$p(l,\gamma)=\dfrac{1}{\pi}\dfrac{\gamma}{l^2+\gamma^2}$

5：if $l<\varepsilon$ then

6：　collison(l)=0

7：else

8：　collison(l)=1

9：$P(l,\gamma)=\text{collison}(l)\left(1-2\int_0^{+\infty}p(l,\gamma)\,\mathrm{d}l\right)$

10：$\boldsymbol{q}_2\leftarrow P(l,\gamma)$

11：if $\boldsymbol{q}_1\in Q_{\text{free}}$ and $\boldsymbol{q}_2\notin Q_{\text{free}}$ then

12：　$\boldsymbol{q}_{\text{rand}}=\boldsymbol{q}_1$

13：else if $\boldsymbol{q}_1\notin Q_{\text{free}}$ and $\boldsymbol{q}_2\in Q_{\text{free}}$ then

14：　$\boldsymbol{q}_{\text{rand}}=\boldsymbol{q}_2$

15：return $\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$

1.2　目标引力与动态步长法

为了解决快速搜索随机树算法收敛速度慢的问题，引入了目标引力的思想，目标引力引导随机树向目标点扩展，改善了搜索的导向性，提高了搜索效率。本文所采用的目标引力算法针对机械臂的关节空间，根据各节点角度的范数进行节点扩展，目标引力不直接将目标点作为采样点，而是在获得柯西函数产生的随机采样点后，将目标引力分量添加到新节点中，以提高搜索效率。目标引力的思想是在目标方向上增加一个步长，作为一个新产生的点。

原始 RRT 扩展后新节点 $\boldsymbol{q}_{\text{new}}$的位置为

$$\boldsymbol{q}_{\text{new}}=\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}+\rho\frac{\boldsymbol{q}_{\text{rand}}-\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}}{\|\boldsymbol{q}_{\text{rand}}-\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}\|}\tag{4}$$

式中　$\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$——随机采样点位置

$\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}$——随机树中与 $\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$最近的节点位置

ρ——步长

改进后的算法引入目标引力，其引力势能 U 为

$$U=\frac{1}{2}k\|\boldsymbol{q}_{\text{goal}}-\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}\|^2\tag{5}$$

式中　k——引力系数

$\boldsymbol{q}_{\text{goal}}$——目标点位置

可得 $\boldsymbol{q}_{\text{goal}}$对 $\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}$的目标引力 F 为

$$F=k\|\boldsymbol{q}_{\text{goal}}-\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}\|\tag{6}$$

扩展后新节点位置为

$$\boldsymbol{q}_{\text{new}}=\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}+\rho_1\frac{\boldsymbol{q}_{\text{rand}}-\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}}{\|\boldsymbol{q}_{\text{rand}}-\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}\|}+k\rho_2\frac{\boldsymbol{q}_{\text{goal}}-\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}}{\|\boldsymbol{q}_{\text{goal}}-\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}\|}\tag{7}$$

式中　ρ_1——随机扩展方向的步长，(°)

ρ_2——目标扩展方向的步长，(°)

目标引力和动态步长法的伪代码算法为：

AttractiveForce($\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}$,$\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$,$\boldsymbol{q}_{\text{goal}}$,$k$,$\rho_1$,$\rho_2$)

1：k=GetK($\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}$,$\boldsymbol{q}_{\text{goal}}$)

2：$(\rho_1,\rho_2)\leftarrow$SelectInput($\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$,$Q_{\text{obs}}$)

3：$\boldsymbol{q}_{\text{new}}=\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}+\rho_1\dfrac{\boldsymbol{q}_{\text{rand}}-\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}}{\|\boldsymbol{q}_{\text{rand}}-\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}\|}+k\rho_2\dfrac{\boldsymbol{q}_{\text{goal}}-\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}}{\|\boldsymbol{q}_{\text{goal}}-\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}\|}$

4：return $\boldsymbol{q}_{\text{new}}$

在 $\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$和 $\boldsymbol{q}_{\text{goal}}$的联合影响下，随机树扩展得到新节点 $\boldsymbol{q}_{\text{new}}$。通过引力系数 k 控制生长方向，k 减小，随机树向随机点方向扩展，k 增大，随机树向目标方向生长，可根据 $\|\boldsymbol{q}_{\text{goal}}-\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}\|$ 来调整系数 k；通过步长 ρ_1 和 ρ_2 控制扩展速度，步长越大，扩展速度越快，但局部路径的长度也会随之变长，当机械臂陷入局部路径时，其与障碍物碰撞的可能也随之增加，综合考虑上述因素，为了提高扩展速度，当没有遇到障碍物时取 $\rho_1<\rho_2$，当遇到障碍物时取 $\rho_1>\rho_2$。

1.3　节点拒绝策略

在随机树中拥有较少数量的节点并执行较少数量的扩展步骤有助于提高效率。若节点无法降低路径成本，则可以剔除这些节点。在采样过程选择一个节点之后，在节点扩展前使用节点剔除策略，如果

$$\|\boldsymbol{q}-\boldsymbol{q}_{\text{start}}\|+\|\boldsymbol{q}_{\text{goal}}-\boldsymbol{q}\|>\sigma_{\text{best}}\tag{8}$$

式中　$\boldsymbol{q}_{\text{start}}$——起点位置

$\boldsymbol{q}$——候选节点位置

σ_{best}——当前最低路径成本

成立，即如果当前的最低成本低于直接从初始节点到该节点以及从该节点到目标节点的总成本，则剔除此节点。节点拒绝策略的伪代码为：

NodeReject($\boldsymbol{q}_{\text{start}}$,$\boldsymbol{q}$,$\boldsymbol{q}_{\text{goal}}$)

1：flag = false

2：　if $c(\boldsymbol{q}_{\text{start}},\boldsymbol{q})+c(\boldsymbol{q},\boldsymbol{q}_{\text{goal}})<c(\sigma_{\text{best}})$ then

3：flag = true

4：return flag

1.4　CTB－RRT* 算法建立

以柯西采样取代随机采样，改善采样的盲目性；通过目标引力和动态步长法生成新的随机节点，提高局部搜索速度；并引入节点拒绝策略剔除不必要的节点，提高计算效率，缩短计算时间。最终的 CTB－RRT* 算法实现过程伪代码为

1：$V_a\leftarrow\boldsymbol{q}_{\text{start}}$,$E_a\leftarrow\varnothing$,$T_a\leftarrow(V_a,E_a)$

2：$V_b\leftarrow\boldsymbol{q}_{\text{start}}$,$E_b\leftarrow\varnothing$,$T_b\leftarrow(V_b,E_b)$

3：$\sigma_{\text{best}}\leftarrow\infty$

4：while $i<N$ do

5: $\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$←CaucySample($i$)
6: $\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}$←Nearest($\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$, T_a)
7: $\boldsymbol{q}_{\text{new}}$←AttracticeForce($\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}$, $\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$, $\boldsymbol{q}_{\text{goal}}$, k, ρ_1, ρ_2)
8: if NodeReject($\boldsymbol{q}_{\text{start}}$, $\boldsymbol{q}$, $\boldsymbol{q}_{\text{goal}}$) then
9: $\boldsymbol{Q}_{\text{near}}$←Near($\boldsymbol{q}_{\text{new}}$, T_a)
10: L_s←GetSortedList($\boldsymbol{q}_{\text{new}}$, $\boldsymbol{Q}_{\text{near}}$)
11: $\boldsymbol{q}_{\min}$←ChooseBestParent(L_s)
12: if $\boldsymbol{q}_{\min} \neq \varnothing$ then
13: T←InserVertex($\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$, $\boldsymbol{q}_{\min}$, T)
14: T←RewireVertices($\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$, $\boldsymbol{L}_s$, T)
15: end if
16: $\boldsymbol{q}_{\text{connect}}$←Nearest($\boldsymbol{q}_{\text{new}}$, T_b)
17: σ_{new}←Connect($\boldsymbol{q}_{\text{new}}$, $\boldsymbol{q}_{\text{connect}}$, T_b)
18: if $\sigma_{\text{new}} \neq \varnothing$ && $c(\sigma_{\text{new}}) < c(\sigma_{\text{best}})$ then
19: $\sigma_{\text{best}} \leftarrow \sigma_{\text{new}}$
20: end if
21: SwapTress(T_a, T_b)
22: end if
23: return T_a, $T_b = (T, E)$

首先以起始点和目标点构建 2 棵随机搜索树(第 1、2 行),然后在无障碍空间 $\boldsymbol{Q}_{\text{free}}$ 中,通过柯西采样函数(CaucySample)进行采样得到随机节点 $\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$(第 5 行),搜索随机树中所有生成的节点,得到最接近 $\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$ 的节点 $\boldsymbol{q}_{\text{nearest}}$(第 6 行),通过目标引力与动态步长函数(AttractiveForce)产生新节点 $\boldsymbol{q}_{\text{new}}$(第 7 行),当机械臂处于新节点时,使用节点拒绝策略(NodeReject),判断从初始节点到该节点以及从该节点到目标节点的总成本是否高于最低成本,如果是,则剔除该节点,重新采样(第 8 行)。如果不是,则在随机树中找到以 $\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$ 为中心的球形区域的邻近节点 $\boldsymbol{Q}_{\text{near}}$(第 9 行),然后通过 GetSortedList 过程对填充的集合 $\boldsymbol{Q}_{\text{near}}$ 进行排序,返回按成本函数升序排列的列表 $\boldsymbol{L}_s$(第 10 行)。其次通过最优父节点(ChooseBestParent)过程遍历排序后的列表,返回无障碍空间中连接 $\boldsymbol{q}_{\text{start}}$ 和 $\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$ 的最优父节点 $\boldsymbol{q}_{\min} \in \boldsymbol{Q}_{\text{near}}$(第 11 行),如果存在,将 $\boldsymbol{q}_{\text{rand}}$ 的最优父节点 $\boldsymbol{q}_{\min}$ 插入随机树中,然后执行重布线过程(RewireVertices)(第 12 ~ 15 行)。找到随机树 T_b 中距离 $\boldsymbol{q}_{\text{new}}$ 最近的节点 $\boldsymbol{q}_{\text{connect}}$,执行连接过程以连接 2 棵随机树(第 16 ~ 17 行)。如果尝试建立连接成功,则 Connect 函数将返回 σ_{new} 的成本与先前计算的路径成本 σ_{best} 进行比较,如果 σ_{new} 的成本小于 σ_{best} 的成本,则 σ_{best} 将被 σ_{new} 覆盖(第 18 ~ 20 行)。最后交换随机树(第 21 行),在下一个迭代中对另一棵随机树执行相同的过程。CTB - RRT* 算法节点扩展过程如图 2 所示。

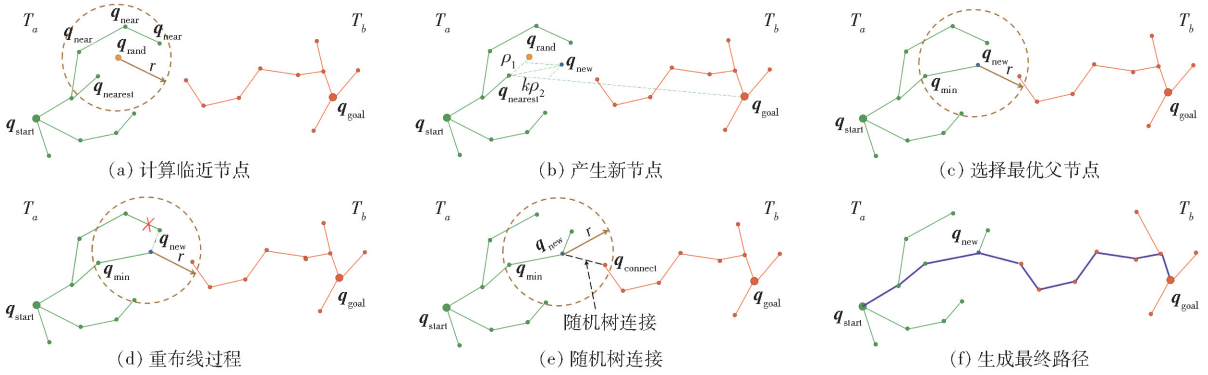


图 2 CTB - RRT* 算法节点扩展过程

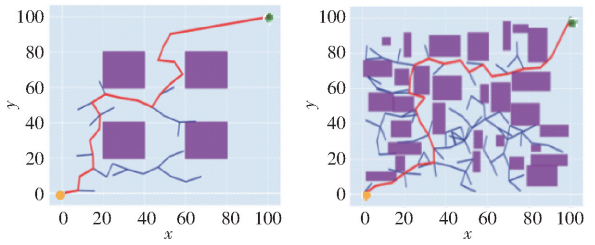
Fig. 2 CTB - RRT* algorithm node expansion process

2 仿真实验分析

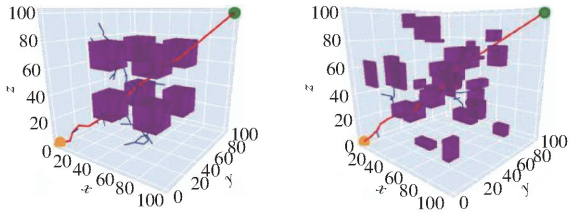
在 Plotly 绘图软件中使用 Python 语言进行二维和三维算法模拟实验,设置简单和复杂障碍物环境。二维简单环境设为均匀分布 4 个固定障碍物;复杂环境设为随机分布 30 个障碍物,二维环境的起始点为(0,0),目标点为(100,100)。三维简单环境设为均匀分布 8 个障碍物;复杂环境设为随机分布 30 个障碍物,三维环境的起始点为(0,0,0),目标点为(100,100,100)。仿真中,设置尺度参数 γ 为 1,最小距离 ε 为 0.5,步长 ρ_1 为 1.6°,步长 ρ_2 为 1.8°,引力系数 k 为 1.1,搜索半径为 3,最大迭代次数为1 000,仿真环境的硬件信息为:i7 4720hg CPU,2.6 GHz 主频,GTX970m 显卡,3 GB 显存,16 GB 内存,1 TB 硬盘,操作系统为 Windows 10 专业版。

在上述 4 种环境下进行模拟实验,比较 RRT、RRT*、RRT - connect、RRT* - connect 以及本文提出的 CTB - RRT* 等 5 种算法的运动路径规划,验证本文改进算法的有效性。避障仿真过程如图 3 ~ 7 所示,黄色点为起始点,蓝色点为目标点,紫色物体为障碍物,蓝色曲线为规划算法从起始点随机扩展的路径,黄色曲线为从目标点随机扩展的路径,红色曲

线为最终生成的路径。



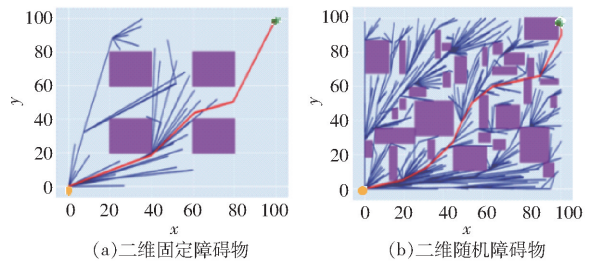
(a) 二维固定障碍物　(b) 二维随机障碍物



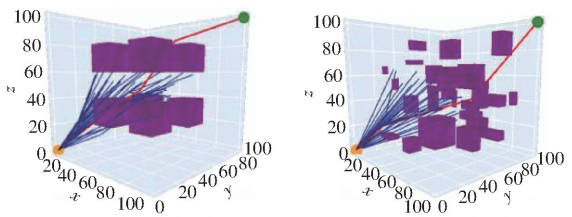
(c) 三维固定障碍物　(d) 三维随机障碍物

图 3　RRT 算法路径规划

Fig. 3　RRT algorithm path planning



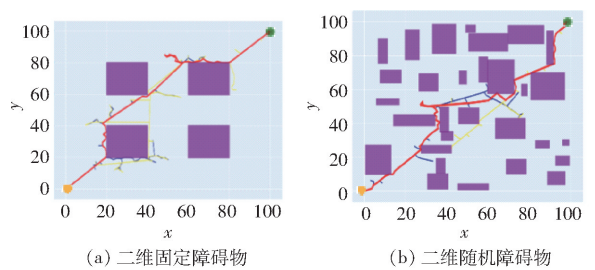
(a)二维固定障碍物　(b)二维随机障碍物



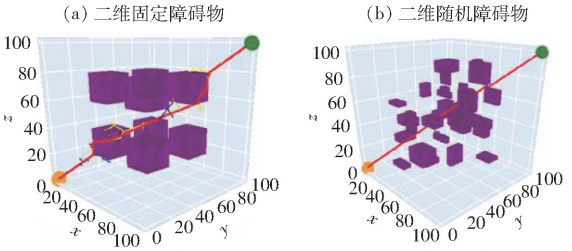
(c) 三维固定障碍物　(d) 三维随机障碍物

图 4　RRT* 算法路径规划

Fig. 4　RRT* algorithm path planning



(a) 二维固定障碍物　(b) 二维随机障碍物

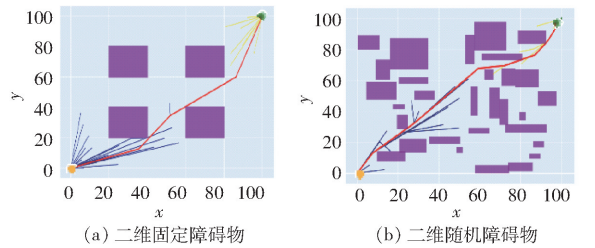


(c) 三维固定障碍物　(d) 三维随机障碍物

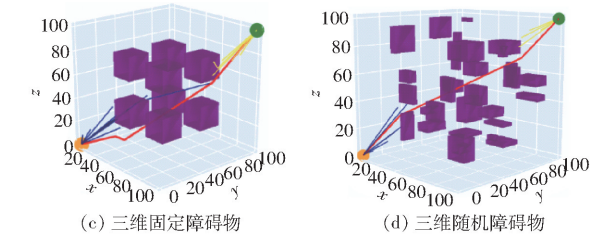
图 5　RRT－connect 算法路径规划

Fig. 5　RRT－connect algorithm path planning

比较图 3～7 中 5 种算法路径规划图，可以看出 CTB－RRT* 算法在进行空间搜索时，随机扩展的蓝



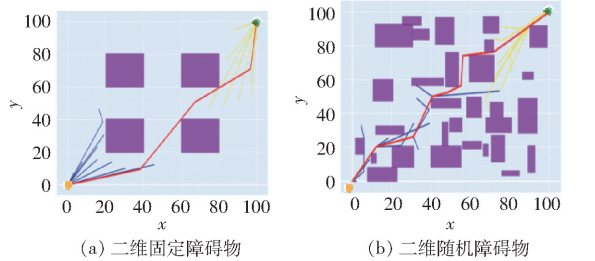
(a) 二维固定障碍物　(b) 二维随机障碍物



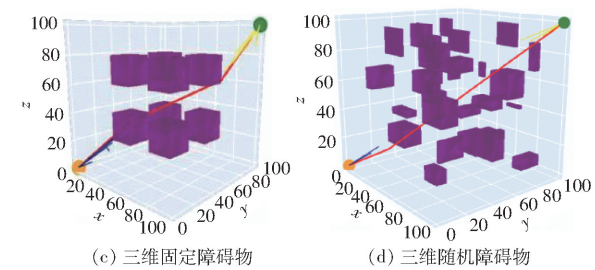
(c) 三维固定障碍物　(d) 三维随机障碍物

图 6　RRT* － connect 算法路径规划

Fig. 6　RRT* － connect algorithm path planning



(a) 二维固定障碍物　(b) 二维随机障碍物



(c) 三维固定障碍物　(d) 三维随机障碍物

图 7　CTB－RRT* 算法路径规划

Fig. 7　CTB－RRT* algorithm path planning

色曲线数量大大减少，最终生成的红色曲线也更平滑，表明改进算法减少了无用节点的采样数量，降低了路径成本，提高了路径搜索的效率。考虑到 RRT 算法具有随机性，为了更好地证明改进算法性能的优越性，在三维固定障碍物的环境场景下进行 1 000 次重复实验，并记录每次实验的相关数据，经过均值处理后的数据如表 1 所示。

表 1　算法性能比较

Tab. 1　Algorithms performance comparison

路径规划参数	算法				
	RRT	RRT*	RRT－connect	RRT*－connect	CTB－RRT*
路径成本/mm	224. 3	182. 5	220. 9	184. 7	174. 5
运行时间/s	0. 25	0. 50	0. 15	0. 39	0. 11
节点数	147. 1	168. 2	229. 5	187. 6	67. 2

通过表 1 可看出，相比于基本的 RRT 算法，RRT* 具有渐进最优性，可以缩短路径，但却牺牲了

搜索时间;RRT - connect 可以减少算法运行时间,但采样节点数量却大幅增加。本文提出的 CTB - RRT* 结合了 RRT* 和 RRT - connect 的优点并通过柯西函数采集样本,降低采样的盲目性;然后引入目标引力,并动态调节随机生长方向和目标方向的步长,提高局部搜索速度;最后通过节点拒绝策略剔除不必要的节点,提高计算效率,减小计算时间。相比于 RRT* - connect 算法,改进后的 CTB - RRT* 算法路径成本缩短了 5.5%,运行时间降低了 71.8%,采样节点数下降了 64.2%。

3 采摘机械臂避障实验

3.1 实验环境

以番茄采摘为例,进行机械臂避障采摘实验。由于季节限制,为了保证实验普适性,在实验室中使用塑料番茄藤搭建采摘环境,如图 8 所示,其中机械臂为 6 自由度协作机器人 AUBO - i3,负载为 3 kg,重复定位精度为 ±0.02 mm,最大臂展为 832 mm。摄像头采用 Intel RealSense Depth Camera D435i 型,安装在机械臂的水平侧边,基座关节以下位置正对塑料串番茄架,用于获取目标番茄串的位置信息。根据采摘环境建立如图 9 所示的仿真环境模型,番茄串、藤蔓及枝干分别以长方体外包络线表示,由于番茄串果梗和主干大都呈 40°角,设定机械臂的初始姿态:(-170°,-40°,90°,90°,90°,0°),如图 10 所示。这样的初始状态可以使机械手末端快速到达采摘点位置并以斜向下姿态进行采摘,最大限度保证移动的灵活性[32]。机械臂避障实验的计算机配置与仿真实验一致。

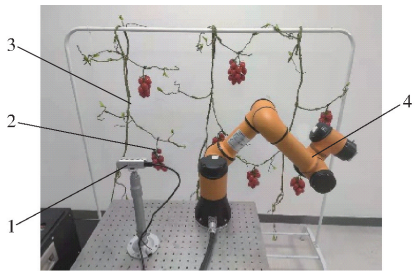


图 8 采摘环境

Fig. 8 Picking environment

1. 摄像头 2. 目标果实 3. 番茄藤蔓 4. 机械臂

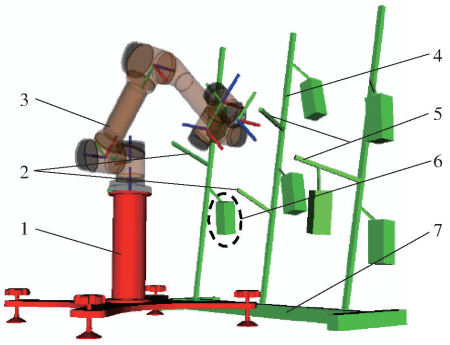


图 9 仿真环境

Fig. 9 Simulation environment

1. 底座 2、5. 枝干 3. 机械臂 4. 番茄藤蔓 6. 目标果实 7. 支架

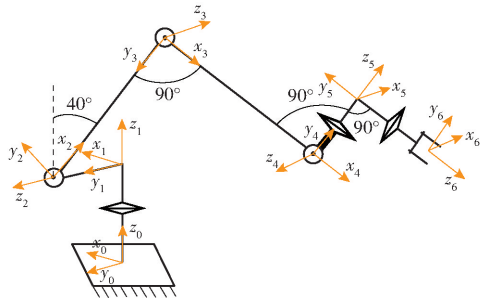


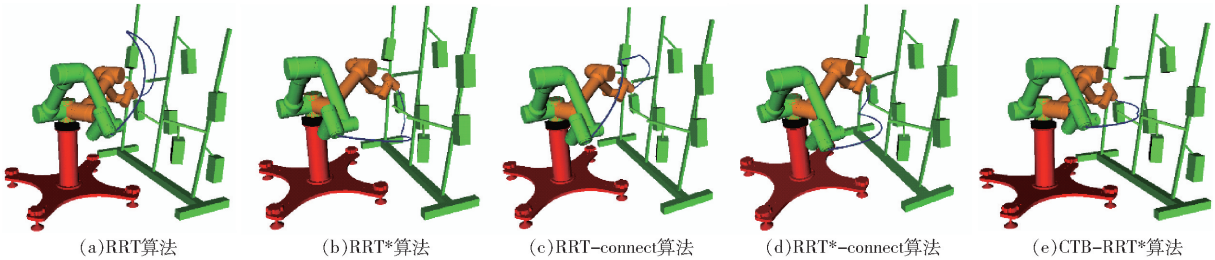
图 10 机械臂初始位姿

Fig. 10 Manipulator initial pose

3.2 实验过程与分析

首先利用 URDF 文件完成机械臂 3D 建模,通过 Movelt 功能包,创建机械臂轨迹规划需要的配置和启动文件,在 RVIZ 中显示三维模型,将设计的 CTB - RRT* 算法添加到开源运动规划库 OMPL 中,通过 Movelt 控制机械臂以进行避障规划。图 11 为采摘机械臂避障实验 5 种算法的运动路径规划过程,其中绿色机械臂表示机械臂的初始姿态,黄色机械臂表示目标姿态,蓝色曲线表示规划的机械臂末端关节轨迹。

图 12 为 CTB - RRT* 算法运动规划过程中各关节的转动。根据规划路径求得的输入机械臂各个时刻各关节角,机械臂避障实验运动过程如图 13 所示。采摘过程中通过碰撞检测得到机械臂与障碍物之间最小距离 d 随时间的变化曲线如图 14 所示,实



(a)RRT算法 (b)RRT*算法 (c)RRT-connect算法 (d)RRT*-connect算法 (e)CTB-RRT*算法

图 11 各算法运动规划

Fig. 11 Various algorithmic motion planning

验结果表明：机械臂可以避开障碍，完成目标采摘任务。

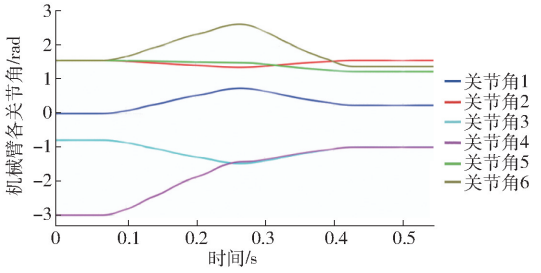
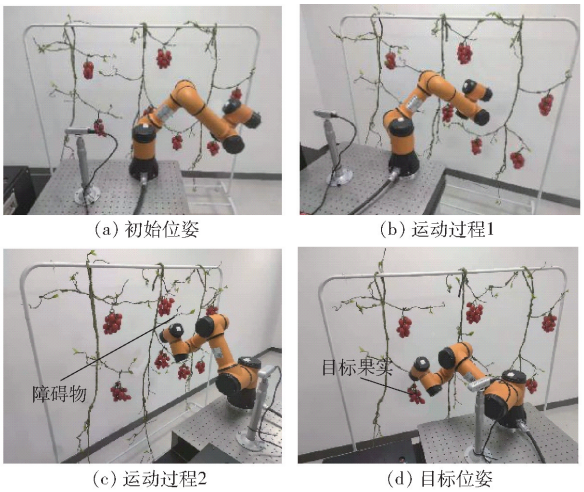


图 12　机械臂各关节角变化曲线

Fig. 12　Change curves of each joint angle of manipulator



(a) 初始位姿　(b) 运动过程1　(c) 运动过程2　(d) 目标位姿

图 13　机械臂避障规划

Fig. 13　Manipulator obstacle avoidance planning

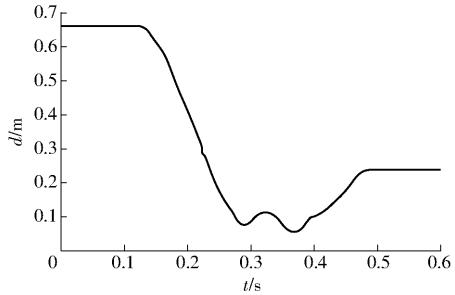


图 14　d 随时间的变化曲线

Fig. 14　Change curves of d over time

由图 14 可知，机械臂避障过程中，与障碍物的最小距离始终大于 0，而且最接近处为 0.06 m，表明改进算法能够有效地进行运动路径规划并避开障碍物。为了进一步验证该算法的性能，初始姿态位置不变，目标姿态通过 Movelt 随机设置为番茄串附近的有效姿态，每种算法进行 100 次重复实验，得到结果如表 2 所示，从表 2 可以看出，相比于 RRT* － connect 算法，提出的 CTB－RRT* 算法运行时间为 0.33 s，减少了 69.2%，路径成本为 837 mm，降低了 12.6%，扩展节点数为 456，减少了 76.3%，机械手运动成功率达到 99%，提高了 5 个百分点。

表 2　机械臂避障算法性能比较

Tab. 2　Comparison of obstacle avoidance algorithms for manipulator

算法	运行时间/s	路径成本/mm	扩展节点数	机械手运动成功率/%
RRT	1.32	1 745	1 583	84
RRT*	1.93	997	1 894	88
RRT－connect	0.84	1 593	2 083	95
RRT*－connect	1.07	958	1 925	94
CTB－RRT*	0.33	837	456	99

4　结论

(1) 针对高维空间多自由度机械臂的采摘运动路径规划，提出了 CTB－RRT* 算法。二维和三维算法模拟实验结果表明：相比于 RRT*－connect 算法，本文算法路径成本缩短了 5.5%，运行时间降低了 71.8%，采样节点数下降了 64.2%。

(2) 以 6 自由度机械臂番茄采收为例，基于 CTB－RRT* 算法规划出无碰撞路径，成功率达到 99%，运行时间为 0.33 s。相比于 RRT*－connect 算法，路径成本降低了 12.6%，运行时间减少了 69.2%，扩展节点数减少了 76.3%。大大提高了机械臂采摘规划的实时性。

参　考　文　献

[1] 李洋，徐达，周诚. 基于自适应步长 RRT 的双机器人协同路径规划[J/OL]. 农业机械学报，2019，50(3)：358－367.
LI Yang，XU Da，ZHOU Cheng. Cooperation path planning of dual-robot based on self-adaptive stepsize RRT[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2019，50(3)：358－367. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20190341&journal_id=jcsam. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2019.03.041. (in Chinese)

[2] BERENSON D，KUFFNER J，CHOSET H. An optimization approach to planning for mobile manipulation[C]//2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE，2008：1187－1192.

[3] 尹建军，武传宇，YANG Simon X，等. 番茄采摘机器人机械臂避障路径规划[J/OL]. 农业机械学报，2012，43(12)：171－175，157.
YIN Jianjun，WU Chuanyu，YANG Simon X，et al. Obstacle-avoidance path planning of robot arm for tomato-picking robot[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2012，43(12)：171－175，157. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20121231&journal_id=jcsam. DOI：10.6041/j.issn.1000-1298.2012.12.031. (in Chinese)

[4] ZHAO D A，JIDONG L，WEI J，et al. Design and control of an apple harvesting robot[J]. Biosystems Engineering，2011，110(2)：112－122.

[5] YIN J J, XIE C, WU C Y, et al. Quick motion path plan for joint-robot to pick tomato under free-obstacle[J]. Applied Mechanics & Materials, 2012, 229 - 231: 2225 - 2228.
[6] 姬伟,程风仪,赵德安,等. 基于改进人工势场的苹果采摘机器人机械手避障方法[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(11): 253 - 259.
JI Wei, CHENG Fengyi, ZHAO Dean, et al. Obstacle avoidance method of apple harvesting robot manipulator[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(11): 253 - 259. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20131143&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2013.11.043. (in Chinese)
[7] BAUR J, SCHÜTZ C, PFAFF J, et al. Path planning for a fruit picking manipulator[C]// International Conference of Agricultural Engineering, 2014.
[8] 熊俊涛,李中行,陈淑绵,等. 基于深度强化学习的虚拟机器人采摘路径避障规划[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊2): 1 - 10.
XIONG Juntao, LI Zhongxing, CHEN Shumian, et al. Obstacle avoidance planning of virtual robot picking path based on deep reinforcement learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp.2): 1 - 10. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 2020s201&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.S2.001. (in Chinese)
[9] KAVRAKI L E, LATOMBE J C. Randomized preprocessing of configuration space for fast path planning[C]// Proceedings 1994 IEEE International Conferenceon Robotics & Automation, 1994: 2138 - 2145.
[10] URMSON C, SIMMONS R. Approaches for heuristically biasing RRT growth[C]// Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003) (Cat. No. 03CH37453). IEEE, 2003: 1178 - 1183.
[11] KALISIAK M, PANNE M VD. RRT-blossom: RRT with a local flood-fill behavior[C]// Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2006: 1237 - 1242.
[12] DENNY J, GRECO E, THOMAS S, et al. MARRT: medial axis biased rapidly-exploring random trees[C]// 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2014: 90 - 97.
[13] LI Yuncheng, SHAO Jie. A revised Gaussian distribution sampling scheme based on RRT* algorithms in robot motion planning[C]// 2017 3rd International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR). IEEE, 2017: 22 - 26.
[14] LIU D, WANG W, LI Y, et al. A human-computer interaction based path planning method for mobile robots in a complex environment[C]// IEEE Conference Anthology. IEEE, 2013: 1 - 6.
[15] LAVALLE S M, KUFFNER J J. Randomized kinodynamic planning[J]. The International Journal of Robotics Research, 2001, 20(5): 378 - 400.
[16] KUFFNER J J, LAVALLE S M. RRT - connect: an efficient approach to single-query path planning[C]// Proceedings 2000 ICRA. Millennium Conference. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings (Cat. No. 00CH37065). IEEE, 2000: 995 - 1001.
[17] BLIN N, TAÏIX M, FILLATREAU P, et al. I - RRT - C: interactive motion planning with contact[C]// 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2016: 4244 - 4249.
[18] 周芳,朱齐丹,赵国良,等. 基于改进快速搜索随机树法的机械手路径优化[J]. 机械工程学报, 2011,47(11): 30 - 35.
ZHOU Fang, ZHU Qidan, ZHAO Guoliang, et al. Path optimization of manipulator based on the improved rapidly-exploring random tree algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(11): 30 - 35. (in Chinese)
[19] SUN Y, ZHANG C, SUN P, et al. Safe and smooth motion planning for mecanumwheeled robot using improved RRT and cubic spline[J]. Arabian Journal for ence and Engineering. Section A, Ences, 2020, 45(4): 3075 - 3090.
[20] JANJOŠ F, REICHART R, NIERMEYER P. Smooth path-generation around obstacles using quartic splines and RRTs[J]. IFAC-PapersOnLine, 2017, 50(1): 9108 - 9113.
[21] WEI C H, LIU J S. Hybridizing RRT and variable-length genetic algorithm for smooth path generation[C]// 2011 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. IEEE, 2011: 626 - 632.
[22] 杜明博,梅涛,陈佳佳,等. 复杂环境下基于 RRT 的智能车辆运动规划算法[J]. 机器人, 2015,37(4): 443 - 450.
DU Mingbo, MEI Tao, CHEN Jiajia, et al. RRT-based motion planning algorithm for intelligent vehicle in complex environments[J]. Robot, 2015, 37(4): 443 - 450. (in Chinese)
[23] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846 - 894.
[24] NASIR J, ISLAM F, MALIK U, et al. RRT* - SMART: a rapid convergence implementation of RRT[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2013, 10(7): 299 - 311.
[25] 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]// 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2014: 2997 - 3004.
[26] SHIARLIS K, MESSIAS J, WHITESON S. Rapidly exploring learning trees[C]// 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2017: 1541 - 1548.
[27] PÉREZ-HIGUERAS N, CABALLERO F, MERINO L. Learning human-aware path planning with fully convolutional networks[C]// 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2018: 1 - 5.
[28] ICHTER B, HARRISON J, PAVONE M. Learning sampling distributions for robot motion planning[C]// 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2018: 7087 - 7094.
[29] YANG H, LI L, GAO Z. Obstacle avoidance path planning of hybrid harvesting manipulator based on joint configuration space[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(4): 55 - 62.
[30] ADEMOVIC A, LACEVIC B. Path planning for robotic manipulators using expanded bubbles of free c-space[C]// 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2016: 77 - 82.
[31] NGUYEN T T, KAYACAN E, DE BAEDEMAEKER J, et al. Task and motion planning for apple harvesting robot[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2013, 46(18): 247 - 252.
[32] 张勤,黎业钲. 一种番茄串收的机械手末端装置及其采摘方法:201911309182.X[P]. 2020 - 04 - 17.