

# 番茄串收机械臂运动规划方法与试验

张 勤<sup>1</sup>, 刘丰溥<sup>1</sup>, 蒋先平<sup>2\*</sup>, 熊 征<sup>2</sup>, 徐 灿<sup>2</sup>

(1. 华南理工大学机械与汽车工程学院, 广州 510641; 2. 广东省现代农业装备研究所, 广州 510630)

**摘 要:** 番茄串的采收环境复杂, 果实体积相对较大, 机械臂采收运动路径规划不仅要考虑如何采摘, 还需要考虑采摘后如何避开障碍, 并从复杂环境中提取出番茄串。为此, 该研究以温室栽培的番茄串采摘为对象, 提出了基于空间分割的实时运动路径规划算法。首先通过聚类拟合环境中的枝条, 简化空间障碍物; 然后分割采摘空间, 筛选可行采摘空间, 并引入评价函数选取最优采摘空间, 指导机械臂以合理有效的姿态完成采摘; 最后在采摘任务的基础上加入实时避障子任务, 引导机械臂躲避障碍完成任务, 保证采摘番茄串任务安全无损。在以上研究的基础上, 通过大量采收试验验证算法的有效性。试验结果表明: 通过基于空间分割的实时运动路径规划算法, 采收机器人的单串番茄采摘时间为 12.51 s, 且采摘成功率接近 100%。与目前主流的采样算法 RRT\*-connect 相比, 单串番茄的采摘时间降低了 31.23%, 大幅提高了采摘效率。

**关键词:** 机器人; 收获; 机械臂; 路径规划; 空间分割; 最优采摘空间; 串番茄

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.09.017

中图分类号: TP241

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2021)-09-0149-08

张勤, 刘丰溥, 蒋先平, 等. 番茄串收机械臂运动规划方法与试验[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 149-156.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.09.017 <http://www.tcsae.org>

Zhang Qin, Liu Fengpu, Jiang Xianping, et al. Motion planning method and experiments of tomato bunch harvesting manipulator[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(9): 149-156. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.09.017 <http://www.tcsae.org>

## 0 引 言

采摘作业是番茄产业链中最耗时、费力的环节, 随着番茄种植面积的扩大, 劳动成本的逐年提高, 机械臂代替人类的智能采收作业是未来的发展方向<sup>[1]</sup>。机械臂的运动规划是智能采收的基础, 也是实现高效、适时、无损采摘的重要保证。番茄串外皮脆弱, 形状复杂, 个体差异大; 由于采摘目标周围果实、枝条、叶子等障碍物的存在, 采摘运动规划的难度大大增加。为此国内外学者做了大量的研究工作。

在规划算法方面, 应用于车辆导航的路径规划方法如人工势场法<sup>[2]</sup>、A\*算法<sup>[3]</sup>等都被用于低自由度机械臂规划问题。Zhao 等<sup>[4]</sup>在传统蚁群算法的基础上, 加入滑动窗口与遗忘因子, 为机械臂规划了无碰撞的最优路径; Beom 等<sup>[5]</sup>以能量最小为优化目标, 通过 Dijkstra 算法为机械臂规划渐进最优的运动路径。但上述算法在规划空间和关节空间自由度增加时, 算法的计算时间会呈“指数级”增长, 难以满足实时规划的需要。

针对高维空间多自由度机械臂的运动规划问题, 基于采样的方法<sup>[6-8]</sup>被广泛地使用。为了使规划树在高维空

间下更好地拓展, 维持采样方法概率完备的特性, 增强采样方法渐进最优的优势, 多种基于采样的优化方法被开发。Li 等<sup>[9]</sup>在 Lazy-PRM 算法的基础上, 从给定环境点云的自由构型空间中构建机械臂的可行运动路径; Wei 等<sup>[10]</sup>提出了一种基于梯度下降的 RRT\*-connect 算法, 大幅降低无效采样点的数量, 并且通过剪枝操作优化路径, 降低路线成本; McMahon 等<sup>[11]</sup>通过连接机械臂连杆和末端执行器的可达空间体积, 产生更加合理的连接路线图, 作为机械臂的可行构型解。深度学习与采样方法的结合可以使采样更多地发生在更为理想和有效的状态区域中, 因此多种基于深度学习的采样方法被开发<sup>[12-13]</sup>。Knips 等<sup>[14]</sup>设计了一种神经运动学的方法, 经过视觉探索、形状分类和姿态估计等一系列处理, 为机械臂实时规划系列动作, 实现了杂乱桌面上目标的抓取; Jia 等<sup>[15]</sup>提出了一种改进的 Q-Learning 自主学习算法, 根据 Q 表进行自主学习, 减少运动过程的盲目性, 提高运动效率, 在许多特定的场合下, 强化学习在机械臂的路径规划方面有着不错的效果<sup>[16-17]</sup>。

除了在已知全部环境信息、初始构型和最终构型基础上的全局规划方法, 为了应对更加复杂且可能未知的工作环境, 多种局部规划方法被开发。Vahrenkamp 等<sup>[18]</sup>不预先计算最终的抓取姿态, 而是在规划过程中确定合理的抓取姿态, 利用雅可比矩阵的伪逆方法将工作空间中的拓展映射至关节空间, 作为机械臂关节空间规划树的拓展方向; Kimmel 等<sup>[19]</sup>提出一种 JIST (Jacobian Informed Search Tree) 的方法, 通过优化机械臂末端执行器的位移函数, 在忽略连杆的前提下为执行器规划一个合理有效

收稿日期: 2021-01-26 修订日期: 2021-03-30

基金项目: 广东省重点领域研发计划资助 (2019B020222002); 2019 年广东省乡村振兴战略专项 (粤财农[2019]73 号)

作者简介: 张勤, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为机器人技术及应用。Email: zhangqin@scut.edu.cn

\*通信作者: 蒋先平, 高级工程师, 研究方向为现代设施农业装备的研究、开发以及推广。Email: 39045644@qq.com

的姿态构型,为基于采样的雅可比规划采样器提供了指导性的任务空间,从而提高规划效率,给出更高质量的规划结果。

在番茄采摘机械臂的运动规划方面,尹建军等<sup>[20]</sup>将关节型采摘机械臂的三维避障问题转化为平面 R-R 的二维避障问题,利用 A\*算法计算平面 R-R 的无碰路径,最后进行其他关节角的路径规划;邹宇星等<sup>[21]</sup>将采摘环境与空间障碍物离散为单元集合,通过单元信息与关节空间的映射关系建立机械臂的构型空间,再通过 PRM 算法在构型空间中规划无碰路径;阳涵疆等<sup>[22]</sup>根据机械臂与障碍物的几何特征进行模型简化,并在构型空间中通过 RRT 算法搜寻无碰路径,引导末端执行器到达采摘位置点进行采摘任务;马冀桐等<sup>[23]</sup>将障碍物映射至构型空间,并基于此产生 RRT-connect 算法的引导点,大幅提高随机树的拓展速度;郑嫦娥等<sup>[24]</sup>针对机械臂采摘规划训练效率低的问题,分步进行无障碍、单一障碍、混杂障碍的迁移训练,提升算法性能,提高采摘效率。对于现有的工作环境中无解的情况,Xiong 等<sup>[25]</sup>根据视觉信息,聚焦采摘目标附近的环境区域,生成推送路径,有序采摘多个目标果实,并在过程中用机械臂推开障碍物,生成可行空间。

综合国内外的研究现状可以看出,在运动规划的各种算法中,基于采样的 PRM、RRT 及其改进算法可以避免其他算法带来的“指数爆炸”的高维计算问题,通过对采样点的碰撞检测大幅减少计算复杂度,提高规划效率,特别适用于多自由度的机械臂规划问题。但番茄的采摘环境属于非结构化空间,枝条、藤蔓等障碍物难以用规则体包络的方式精确表达;番茄串体积相对较大,实际采收过程中,机械臂采收运动不仅要考虑如何采摘,还需要考虑剪切后番茄串如何避障、如何从复杂环境中提取出来的问题。现有的番茄采摘运动规划主要考虑如何避开障碍到达采摘果梗的位置,很少考虑机械臂末端夹持番茄串后因体积变大导致的果实提取困难的问题。为此,本文提出了基于空间分割的实时运动规划算法最优采摘空间 (Optimal Picking Space, OPS),首先通过聚类分离环境中存在的枝条,并根据其空间位置将采摘空间分为多个子空间;然后通过探索子空间的体积是否容纳串番茄通过以及子空间是否存在采摘的可行构型解,判断并排除无效子空间,在剩余的有效子空间中通过评价函数获取最优采摘子空间;将最优采摘子空间作为机械臂路径规划的指导空间,并为机械臂的运动加入实时避障因子,指导机械臂实时避开障碍,保证番茄串的无损采收,完成采摘任务。

## 1 最优采摘空间

### 1.1 环境建模

以温室栽培番茄串采摘为研究对象进行环境建模。由于在番茄生长的前中后期要进行定期“疏叶”操作,在番茄成熟期,采摘果实区域附近基本上没有叶子遮挡,因此影响采摘作业的障碍物主要为番茄植株的枝条。根据番茄的生长特点,遮挡串番茄的枝条基本以自上而下

的方向垂落至地面。以藤蔓枝条为界,可以将采摘工作空间分割为多个子空间,有些子空间比较狭窄,虽然机械手末端剪刀可以进入,但采摘后,机械手末端携带较大体积的番茄串难以通过,这些子空间定义为无效子空间,在这些子空间的探索难以获得可行解,属于无效探索。通过几百张被枝条遮挡的串番茄打标图片的训练,YOLO-v3 模型<sup>[26]</sup>能以较高的成功率获取番茄果梗采摘点在 RGB 图像中的像素位置,再配合深度图与相机内部、外部的参数,可以获得番茄果梗采摘点在机械臂基坐标系下的位置  $P_d$ <sup>[27]</sup>。以此位置为中心,将获取的点云图通过直通、半径与体素滤波后,可获得番茄果梗采摘点附近的障碍物点云信息,环境建模流程如图 1 所示。

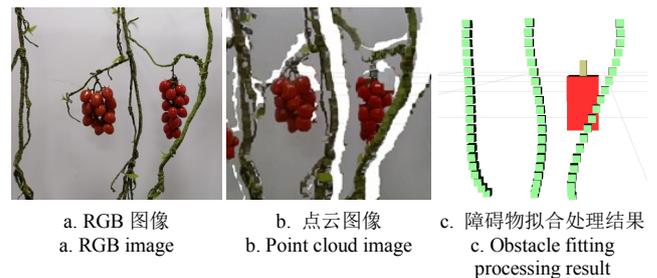


图 1 环境建模过程

Fig.1 Environment modeling process

针对番茄采摘环境中存在的枝条障碍物,利用密度聚类算法 (Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise, DBSCAN)<sup>[28]</sup>,将获取的大量点云信息集合  $D$  分为  $k$  个点云集合  $N_c(c=1,2,\dots,k)$ ,分别表示第  $c$  个枝条障碍物的点云信息。为了适应枝条“近似垂直向下”的生长特点,修改距离计算函数  $\text{dis}()$ ,将获取点云中各点之间在机械臂基坐标系  $x$ 、 $y$  轴上的距离放大,使其更利于枝条的分类,坐标值单位均为  $\text{m}$  (下文同):

$$N_c(p^{(i)}) = \{p^{(j)} \in D \mid \text{dis}(p^{(i)}, p^{(j)}) \leq \varepsilon\} (i, j \in D) \quad (1)$$

$$\text{dis}(p^{(i)}, p^{(j)}) = \|p^{(i)} - p^{(j)}\|_2 + \beta \left( \|p_x^{(i)} - p_x^{(j)}\|_2 + \|p_y^{(i)} - p_y^{(j)}\|_2 \right) \quad (2)$$

式中  $p^{(i)}$  为点云集合  $D$  中的第  $i$  个点的位置,  $p^{(j)}$  为点云集合  $D$  中的第  $j$  个点的位置,  $\varepsilon$  表示判断点是否同类的阈值,  $\beta$  表示在坐标轴  $x$ 、 $y$  轴的放大系数。

将多组枝条包含的点云数据聚类为  $k$  组后,分别提取各组枝条点的  $p_x$ 、 $p_z$  坐标和  $p_y$ 、 $p_z$  坐标,在机械臂基坐标系的  $z$ - $y$  平面和  $z$ - $x$  平面进行基于最小二乘法的四次多项式函数拟合,2 个拟合曲面的交线可近似表达各组枝条障碍物的三维空间曲线,如式 (3):

$$\begin{cases} p_x^{(i)} = a_{i0} + a_{i1}p_z^{(i)} + a_{i2}p_z^{(i)2} + a_{i3}p_z^{(i)3} + a_{i4}p_z^{(i)4} \\ p_y^{(i)} = b_{i0} + b_{i1}p_z^{(i)} + b_{i2}p_z^{(i)2} + b_{i3}p_z^{(i)3} + b_{i4}p_z^{(i)4} \end{cases} \quad (3)$$

式中  $a_{ij}$ ,  $b_{ij}$  表示第  $i$  组枝条的第  $j$  个系数。

### 1.2 筛除无效子空间

如图 2 所示,在获取障碍物空间曲线的基础上,取采摘点  $P_d$  的高度坐标为输入,获取此时各枝条同高度障碍点  $P_h$  的三维位置。 $k$  组枝条将机械臂的采摘空间划分为  $k+1$  个子空间,子空间的并集构成整体空间集  $W$ 。

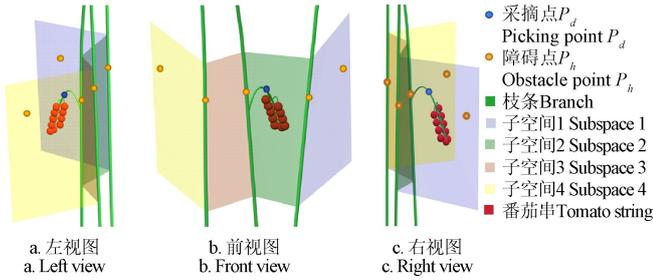


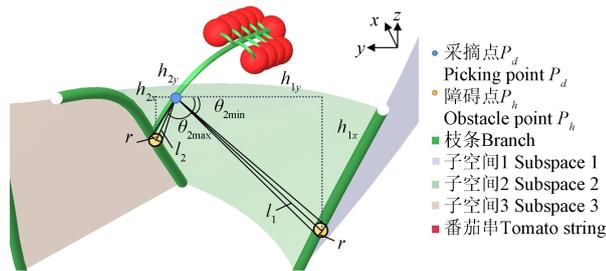
图 2 子空间分割示意图

Fig.2 Schematic diagram of subspace division

番茄串采摘采用 6 自由度机械臂，由于番茄串自身重力的影响，据实测统计，剪切点果梗方向基本垂直于地面的番茄串占 85% 以上，为了提高机器人剪切效率，减少不必要的姿态转换，本文设定机械臂末端剪刀方向始终与地面平行，因此有效采摘动作需要 5 个自由度。机械臂末端剪刀到达采摘点  $P_d$  并平行于地面时，每个子空间的采摘姿态角度范围是末端剪刀在 2 个相邻枝条之间可以转动的角度。每个子空间包含的采摘姿态角度范围为

$$\begin{aligned} \arctan\left(\frac{h_{iy}}{h_{ix}}\right) + \arcsin\left(\frac{r}{l_i}\right) &\leq \theta_{i+1} \\ &\leq \arctan\left(\frac{h_{(i+1)y}}{h_{(i+1)x}}\right) - \arcsin\left(\frac{r}{l_{(i+1)}}\right) \end{aligned} \quad (4)$$

式中  $(i=1,2,\dots,k)$ ,  $h_{iy}$  表示第  $i$  个与采摘点同高度障碍物点的  $y$  轴坐标,  $h_{ix}$  表示第  $i$  个与采摘点同高度障碍物点的  $x$  轴坐标,  $r$  表示枝条的近似半径,  $l_i$  表示第  $i$  个采摘点同高度障碍物与采摘点的距离,  $\theta_{i+1}$  表示第  $i$  个子空间的采摘姿态集合。如图 3 所示，以各枝条同高度障碍点  $P_h$  为采摘姿态角度（以  $y$  轴负方向为参考方向）的划分依据，图中所示为第二个子空间的采摘姿态角度范围  $[\theta_{2min}, \theta_{2max}]$ 。



注： $h_{iy}$  表示第  $i$  个  $(i=1, 2)$  与采摘点同高度障碍物点的  $y$  轴坐标,  $m$ ;  $h_{ix}$  表示第  $i$  个  $(i=1, 2)$  与采摘点同高度障碍物点的  $x$  轴坐标,  $m$ ;  $r$  表示枝条的近似半径,  $m$ ;  $l_i$  表示第  $i$  个采摘点同高度障碍物与摘点的距离,  $i=1, 2, m$ ;  $\theta_2$  表示第 2 个子空间的采摘姿态角, 下标 min 和 max 表示最小值和最大值, rad. Note:  $h_{iy}$  represents the  $y$ -axis coordinate of the  $i$ -th obstacle point at the same height as picking point,  $m$ ;  $h_{ix}$  represents the  $x$ -axis coordinate of the  $i$ -th obstacle point at the same height as the picking point,  $m$ ;  $r$  represents the approximate radius of the branch,  $m$ ;  $l_i$  represents the distance between the  $i$ -th obstacle point at the same height and the picking point,  $m$ ;  $\theta_2$  represents the picking attitude angle of the second subspace, subscript min and max represents the minimum and maximum values, rad.

图 3 采摘姿态角范围示意图

Fig.3 Schematic diagram of picking angle range

机械臂末端执行器伸入子空间后，剪切果梗，将番茄串夹取收回时，因为串番茄的体积较大，所以存在机

械臂末端回程体积变大的问题。在选择最优采摘空间时，应充分考虑番茄串在回程时的避障问题，避免番茄串因为与枝条接触与碰撞造成果实损伤。通过计算相邻枝条障碍物之间是否存在足够夹爪携带串番茄返回的空间体积，筛选出不存在番茄串无碰撞通路的子空间集  $W_C$ ；由于机械臂的工作范围有限，有些子空间在机械臂的工作空间之外，甚至有些子空间要求的采摘姿态机械臂无法到达，考虑这些因素，筛选出机械臂无法进入的子空间集  $W_U$ ；剔除  $W_C$  和  $W_U$  后的空间集即为机械臂可到达并能完成采摘动作、且番茄串可无碰撞取回的可行子空间集  $W_D$ 。

### 1.3 选择最优采摘空间

在可行子空间集  $W_D$  中以  $5^\circ$  为间隔遍历采摘姿态角度范围，可以在保证姿态角度样本数量足够的同时减少计算量，提高运算效率。通过 Pieper 解法求解并获取机械臂采摘番茄构型集  $Q$ 。设定评价函数  $s$ ，选择最优的一组构型。一方面，尽量缩短机械臂在关节空间的运动距离，提高采摘效率；另一方面，考虑机械臂在摘取番茄时的可操作性，使得机械臂尽量远离奇异构型，则有：

$$s_i = \mu_1 \left( \frac{1}{\|q_{init} - q_i\|} \right) + \mu_2 \sqrt{\det(J(q_i)J^T(q_i))} \quad (5)$$

式中  $s_i$  为第  $i$  个构型的评分,  $q_{init}$  为初始构型的关节向量,  $q_i$  为第  $i$  个构型的关节向量,  $\sqrt{\det(J(q_i)J^T(q_i))}$  为此关节向量的可操作度,  $\mu_1$ 、 $\mu_2$  为采摘效率与可操作度的权重参数，因为可操作度的数值比关节空间距离的倒数值小一个数量级，在考虑尽量减小关节距离的同时兼顾可操作性，本文取  $\mu_1=1$ ,  $\mu_2=5$ 。

选取评分最高的采摘构型，并求取此时的机械臂采摘位姿为

$$T_d = fk(q_{\arg \text{Max}(s_i)}) \quad (6)$$

式中  $T_d$  表示机械臂的采摘位姿矩阵,  $fk()$  表示机械臂末端执行器的正运动学公式,  $q_{\arg \text{Max}(s_i)}$  表示评分最高的机械臂构型。除此之外，还为机械臂设定了初始和放置番茄位姿矩阵  $T_p$ ，使其以合理的构型将番茄串放置于果篮中，番茄果梗的放置位置为  $P_p$ 。

## 2 运动路径规划

确定机械臂工作的采摘位姿和初始位姿后，需要为机械臂在运动的过程中规划一条无碰的较优路径，防止机械臂的连杆、关节与枝条和果实发生碰撞，对植株造成损伤或妨碍机械臂的正常运动。在最优采摘空间中加入合理的进出空间路标点，引导机械臂的末端执行器前端快速进入最优采摘空间。首先考虑末端执行器前端的避障问题，设定末端执行器前端与障碍物的安全距离阈值  $d_1$  (m)，路标点保证机械手运动过程中其前端与障碍物的距离  $d > d_1$ ；退出空间路标点需要进一步考虑番茄串的避障问题，保证番茄串在最优采摘子空间内移动时与最近障碍物之间的距离大于安全阈值  $d_2$  (m)。

在实际的采摘环境中，串番茄植株呈瀑布式生长，枝条与果梗剪切点的距离在 120 mm 以内，本文所使用的

采摘末端机械爪长度 240 mm, 故仅有末端执行器进入最优采摘空间。为了保证采摘空间内末端执行器运动过程中避开障碍, 在末端执行器上设置“感应点”, 使机械臂可以实时根据障碍物与感应点的相对位置判断此时的危险程度。考虑干涉的临界情况, 根据几何关系确定末端执行器上感应点与其前端的距离  $d_3$  (m)。为机械臂设置合理的“执行点”, 使机械臂在获得障碍物情况后及时做出有效避障动作, “执行点”设置在机械臂的第六关节处, 如图 4 所示。



图 4 机械臂的感应点与执行点

Fig.4 Induction point and execution point of manipulator

通过机械臂的运动学公式获得感应点的空间位置  $p_r$  和执行点的雅可比矩阵  $J_{ob}$ 。

选定最优采摘空间后, 机械臂仅需考虑构成子空间的至多 2 个枝条障碍物, 通过拟合后的空间曲线获得曲线中距离机械臂“感应点”最近的空间位置  $p_{ob}$  和此处的空间曲率  $\partial_{ob}$ , 并以此求得机械臂“执行点”的避障速度向量  $v_{ob}$ :

$$v_{ob} = \frac{\alpha_1}{1 + e^{\frac{(2\frac{d_{min}}{\sigma_1} - 1)\gamma_1}{\sigma_1}}} \cdot A \cdot \frac{(p_d - p_p) \times \partial_{ob}}{\|(p_d - p_p) \times \partial_{ob}\|} \quad (7)$$

$$A = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{((p_d - p_p) \times \partial_{ob}) \cdot (p_r - p_{ob})}{\|(p_d - p_p) \times \partial_{ob}\| \cdot \|p_r - p_{ob}\|} \geq 0 \\ -1, & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

式中  $A$  为避障速度的方向参数, 用于保证机械臂产生的避障速度方向总是与最近的障碍物相向,  $A=1$  表示机械臂产生的避障速度方向与远离最近障碍物的方向相同,  $A=-1$  表示机械臂产生的避障速度方向与远离最近障碍物的方向相反;  $d_{min}$  表示感应点与  $p_{ob}$  的距离, m;  $\gamma_1$  控制避障速度随  $d_{min}$  变化的快慢;  $\sigma_1$  为避障速度开始产生作用的控制阈值;  $\alpha_1$  为避障速度的峰值, m/s。将避障速度映射至机械臂的关节空间:

$$\dot{q}_{ob} = J_{ob}^+ v_{ob} \quad (9)$$

式中  $J_{ob}^+$  表示  $J_{ob}$  的广义逆矩阵,  $\dot{q}_{ob}$  表示机械臂完成避障运动的关节速度, m/s。

对于冗余机械臂, 假设其自由度为  $n$ , 其第  $i$  个关节角度为  $q_i (i=1, 2, \dots, n)$ , 对应关节向量为  $q$ , 完成目标轨迹  $\dot{y}_d$  所需关节速度的通解<sup>[29]</sup>为

$$\dot{q} = J_d^+ \dot{y}_d + (I_n - J_d^+ J_d) \dot{q}_h \quad (10)$$

式中  $J_d$  为  $\dot{y}_d$  目标轨迹对应的雅可比矩阵,  $J_d^+$  为  $J_d$  的广义逆矩阵,  $I_n$  为单位矩阵,  $\dot{q}_h$  为不影响机械臂末端沿  $\dot{y}_d$  目标轨迹运动时其他任务轨迹。因为机械臂末端剪刀方向

始终与地面平行, 此时采摘番茄串的目标任务需要限制机械臂 5 个自由度的运动:

$$\dot{y}_d = [d_x, d_y, d_z, \delta_x, \delta_y]^T \quad (11)$$

其中位置任务  $e_p$  与姿态任务  $e_o$  为

$$\begin{cases} e_p = [d_x, d_y, d_z]^T = p_c - p_d \\ e_o = [\delta_x, \delta_y, \delta_z]^T = \frac{n_c \times n_d + o_c \times o_d + a_c \times a_d}{2} \end{cases} \quad (12)$$

式中  $p_c$  为机械臂末端的实时位置,  $n_c$ 、 $o_c$ 、 $a_c$  为机械臂末端的实时姿态,  $n_d$ 、 $o_d$ 、 $a_d$  为机械臂末端摘番茄串的姿态。将机械臂末端运动至最优姿态作为子任务的第一个分任务:

$$\dot{y}_{1d} = J_Y^+ \delta_z \quad (13)$$

机械臂执行点根据感应点与障碍物的实时状态产生自避障运动作为子任务的第二个分任务:

$$\dot{y}_{2d} = J_{ob}^+ v_{ob} \quad (14)$$

2 个子任务共同组成机械臂完成目标轨迹  $\dot{y}_d$  的子任务:

$$\begin{cases} \dot{q}_h = \lambda \cdot \dot{y}_{1d} + (1 - \lambda) \cdot \dot{y}_{2d} \\ \lambda = \frac{\alpha_2}{1 + e^{\frac{(\frac{\|e_p\|}{\sigma_2} - 1)\alpha_2}{\sigma_2}}} + h \end{cases} \quad (15)$$

式中  $\lambda$  为子任务的权重系数,  $\gamma_2$  控制权重系数随  $e_p$  变化的快慢,  $\sigma_2$  为权重系数开始变化的控制阈值,  $\alpha_2$  表示权重系数未偏置前的峰值,  $h$  表示权重系数的偏置参数。为使采摘机器人在距离障碍物较远时提高运动效率, 靠近障碍物时增加避障运动的权重, 靠近目标果实时增加姿态变化的权重, 机械臂根据感应点与障碍物的距离自主实时切换运动策略:

1) 当  $e_p$  较大时,  $\lambda \rightarrow h$ , 机械臂末端距离目标较远, 此时机械臂采取“避障优先”的运动策略, 防止运动过程中机械臂本体与枝条的碰撞损坏植株;

2) 当  $e_p$  逐渐缩小时,  $\lambda$  增大, 机械臂末端靠近目标, 此时机械臂逐渐从“避障优先”的运动策略转换为“姿态优先”的运动策略, 兼顾机械臂的避障运动和末端最优姿态的调整;

3) 当  $e_p \rightarrow 0$  时,  $\lambda \rightarrow 1 + h$ , 机械臂末端已接近目标区域, 此时机械臂完全切换为“姿态优先”的运动策略, 调整末端的姿态, 完成采摘任务。

## 3 采摘路径规划试验

### 3.1 采收试验平台的搭建

番茄机器人采收系统如图 5 所示。



1.末端执行器 2.机械臂 3.储存箱 4.RGB-D 相机 5.试验台  
1. End effector 2. Manipulator 3. Storage tank 4. RGB-D camera 5. Test platform

图 5 采收试验平台

Fig.5 Harvesting test platform

番茄串的采摘需要5个自由度，为了完成采摘任务的同时完成避障子任务，系统使用AUBO13六自由度协作机械臂，最大负载3 kg，安装串番茄采摘执行器后工作半径800 mm，重复定位精度 $\pm 0.02$  mm；摄像机为Intel® RealSense™ Depth Camera D415摄像机，RGB分辨率1920×1080，最小深度距离0.16 m，深度视场角 $65^\circ \times 40^\circ \times 72^\circ$ ，安装在机械臂基座的侧面，保证采收过程中不被遮挡；系统上位机搭载COREI7处理器、8G内存、GTX1050显卡，操作系统为Ubuntu16.04 LTS。

为了多视角观测，验证算法的有效性，随时复现和分析试验数据，根据真实试验平台在ROS-kinetic上搭建采收仿真系统<sup>[30]</sup>，用于同步显示机械臂的运动情况，并收集反馈数据信息。

### 3.2 运动过程分析

采摘过程中，机械臂经历从初始状态、进入采摘空间、采摘果实、夹取果实离开采摘空间、回收果实几个阶段。为了更清楚地描述采收过程，以其中一组为例进行说明。通过RGB-D相机获取环境信息后，将获取的点云数据聚类拟合处理，作为采收系统的障碍物环境。在环境建模完成后，OPS算法为采收机械臂选定最优采摘空间，规划一条合理的运动路径，整个运动过程如图6a所示。为了更好地体现算法在整个采收过程的有效性，在ROS建立的仿真系统中可多视角记录机械臂的运动状态，为了更清晰表示机械臂的运动，选择从侧俯视角观测，如图6b所示。

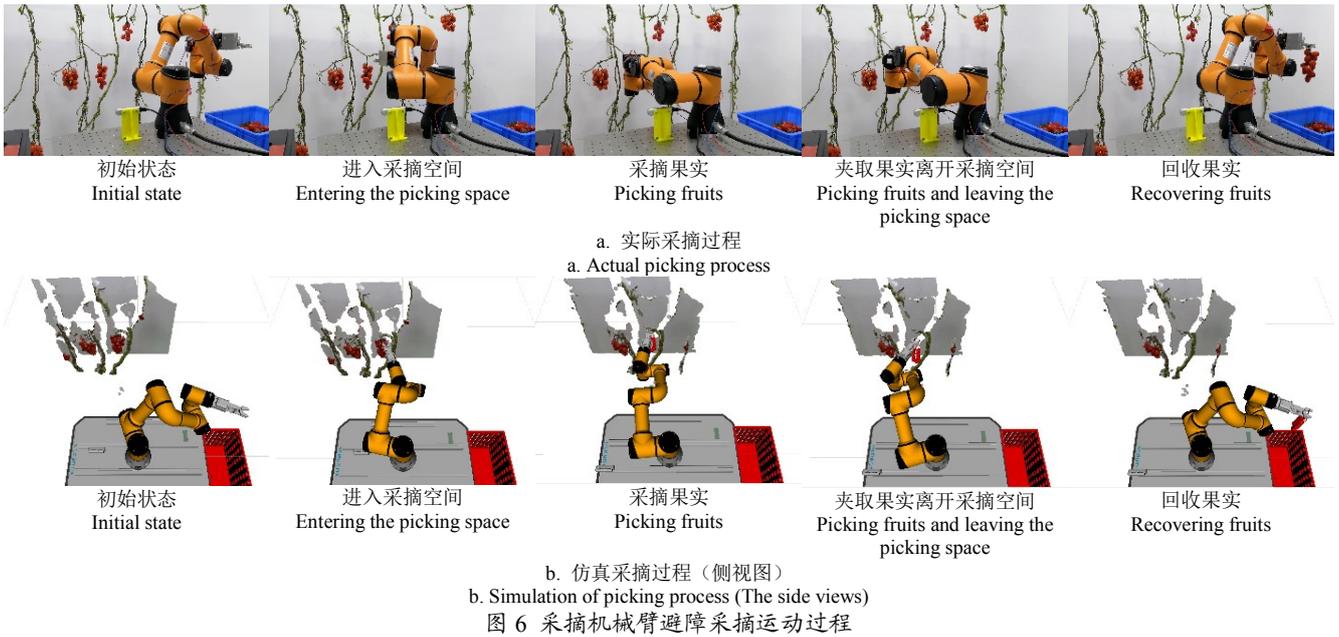


图6 采摘机械臂避障采摘运动过程

Fig.6 Motion process of obstacle avoidance and picking of harvesting manipulator

OPS算法为机械臂在选定的最优采摘空间内设定合理的采摘姿态，然后根据番茄串与构成最优采摘空间的枝条障碍物的位置关系，规划渐进最优的运行路径，机械臂末端执行器在进入采摘空间后，不断调整末端姿态，在完成采摘的任务同时进行避障子任务，防止与枝条障碍物发生碰撞。图7表示机械臂躲避障碍采摘番茄的过程，其中图7a、图7b、图7c是相对机械臂的正面视角观测图，图7d、图7e、图7f为同一采摘动作侧俯视角观测图。为了便于说明，采摘空间的2个障碍枝条表示为①②，如图7a、图7d所示。机械手末端为了达到剪切目标点，又不与枝条①②发生碰撞，根据1.3节式(5)选择最优姿态，进行剪切果梗的任务，此时的采摘姿态兼顾了采摘效率与可操作度，姿态调整过程如图7b、图7c、图7e和图7f所示，为了不与枝条①碰撞，机械手末端逐渐改变姿态到达采摘目标点。在剪切并夹取番茄串后，机械臂将携带果实从采摘空间中出来，并放置储存箱。在回程中的避障规划如图8所示，因为枝条障碍物①②之间的下端距离过于狭窄，OPS算法为串番茄返回时设定了出口点，在此次试验中体现为“向上抬起”的动作，从而使机械臂夹取串番茄无碰返回。由此可见，算法生

成的路径与人工采摘路径非常相似，人的采摘技能可以通过该算法得到实现。

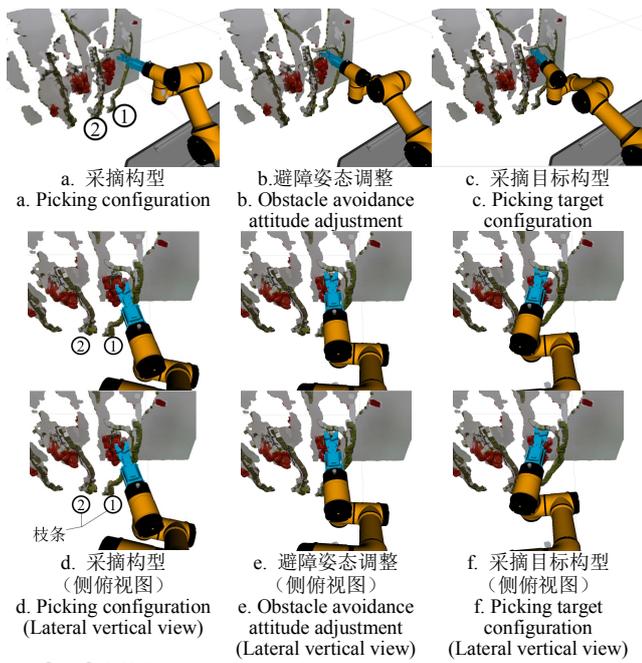
采摘运动过程中，机械臂各关节角度随时间变化如图9所示，机械臂的各关节角度变化连续，没有发生突变，运行平稳。

由于番茄串的生长特点，在采摘过程中，枝条①、②与采摘机器人的最近距离点主要分布在末端执行器上，可在末端执行器上设置多个“位置点”，根据公式(3)确定，每一时刻末端执行器与2个障碍物①、②之间的最短距离。如图10所示，末端执行器与构成最优采摘空间的2个枝条障碍物之间的最小距离大于0.1 m，达到了避障动作要求，符合安全采摘。

### 3.3 试验验证

为验证OPS算法的性能，针对温室栽培番茄串的特点，在串番茄培育基地进行了大量的采摘试验，如图11所示。

为验证OPS算法的效率，进行了与Lazy-PRM\*和RRT\*-connect算法的对比试验，同时为机械臂设置采收方案，并与人工采摘番茄工作相比，试验结果如表1所示。



注：①、②为枝条。下同。

Note: ①, ② means branch. Same as below.

图 7 采摘过程

Fig.7 Picking process

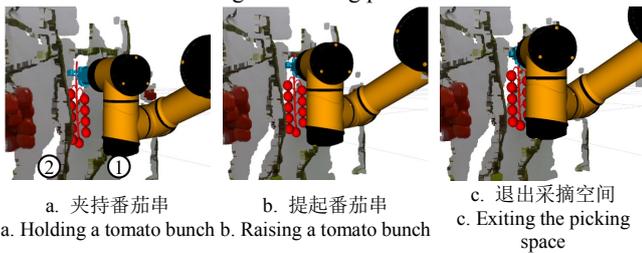
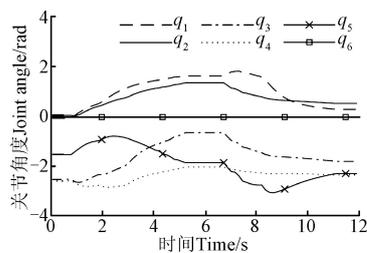


图 8 机器人夹持番茄串离开过程

Fig.8 Process of robot holding tomato string leaving

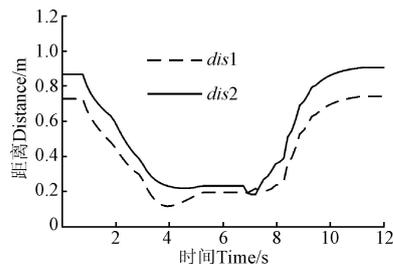


注： $q_1 \sim q_6$  为机械臂关节的角度，rad。

Note:  $q_1 \sim q_6$  is the angle of joint of the robotic arm, rad.

图 9 机械臂各关节角度的变化

Fig.9 Change of each joint angle of manipulator



注： $dis1 \sim dis2$  为末端执行器与枝条障碍物之间的最短距离，m。

Note:  $dis1 \sim dis2$  is the shortest distance between the end effector and the branch obstacle, m.

图 10 末端执行器与障碍物的最短距离

Fig.10 Shortest distance between the end effector and the obstacle



图 11 番茄采摘试验

Fig.11 Tomato picking test

表 1 采摘试验结果

Table 1 Picking test results

算法 Algorithms	计算时间 Calculating time/s	单串番茄 平均采摘时间 Average picking time for single tomato bunch/s	平均扩展 结点数 Number of path nodes	采摘成功率 Picking success rate/%
RRT*-connect	1.15	18.19	1 578	99.52
Lazy-PRM*	2.39	26.75	2 412	98.75
OPS	0.85	12.51	5	99.81
人工采摘	-	15.50	-	100.00

由表 1 可知，RRT\*-connect 与 Lazy-PRM\*算法的单串番茄平均采摘时间分别为 18.19 和 26.75 s，人工采摘时间约为 15.50 s，而 OPS 算法的单串番茄平均采摘时间为 12.51 s，采摘效率与 RRT\*-connect 相比提升了 31.23%，与 Lazy-PRM\*相比提升了 53.23%，与人工采摘相比提升了 19.29%。RRT\*-connect 与 Lazy-PRM\*算法在工作空间内随机采样结点，其结点数在 2 000 个左右，而 OPS 算法提前为机械臂规划合理的采摘空间，拓展结点数目大幅降低，采摘成功率为 99.81%。

## 4 结论

本文针对温室栽培串番茄的特点，基于采摘空间分割，考虑番茄串采摘和果实提取的采收全过程，提出最优空间运动规划算法。该算法可引导机械臂以渐进最优的采收动作完成任务。与现有的算法相比，由于 OPS 算法根据环境与番茄串的位置信息提前为机械臂规划采摘子空间，避免在其他无效子空间内探索有效路径；OPS 算法同时具有实时性，通过聚类拟合的环境建模，OPS 算法可实时根据障碍物与机械臂之间的相对位置调整机械臂末端姿态，实现避障。

试验结果表明：在串番茄的采摘环境下，利用 6 自由度机械臂，基于 OPS 算法的单串番茄从番茄串识别到收纳到存储篮内的平均采收时间为 12.51 s，与 RRT\*-connect 算法相比降低了 31.23%，与 Lazy-PRM\*算法相比降低了 53.23%，与人工采摘相比降低了 19.29%，工作效率大幅提高；OPS 算法在最优采摘空间设置有效的路标点，与随机性拓展结点的 RRT\*-connect 算法和 Lazy-PRM\*算法相比，大幅减少了路径的结点数，采摘成功率为 99.81%，满足智能采摘的实时性要求。

## [参考文献]

[1] 刘继展. 温室采摘机器人技术研究进展分析[J]. 农业机械学报, 2017, 48(12): 1-18.

- Liu Jizhan. Research progress analysis of robotic harvesting technologies in greenhouse[J]. Transactions of The Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12): 1-18. (in Chinese with English abstract)
- [2] Luo L F, Wen H J, Lu Q H, et al. Collision-free path-planning for six-dof serial harvesting robot based on energy optimal and artificial potential field[J]. Complexity, 2018(2018): 1-12.
- [3] Li F L, Huang Z X, Xu L. Path Planning of 6-DOF Venipuncture Robot Arm Based on Improved A-star and Collision Detection Algorithms[C]// IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2019: 2971-2976.
- [4] Zhao H D, Lei C F, Jiang N. A path planning method of robot arm obstacle avoidance based on dynamic recursive ant colony algorithm[C]// IEEE International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems, 2019: 549-552.
- [5] Beom Woo S, Bodrov A, Apsley J. Quasi-optimal energy path planning for anthropomorphic manipulator using gravity torque mapping[C]// IEEE International Workshop on Electric Drives: Optimization in Control of Electric Drives, 2018: 1-6.
- [6] Yao L, Jia Q X. The sampling task planning of on-board manipulator based on planning knowledge base[C]// IEEE International Conference on Automation, Electronics and Electrical Engineering, 2019: 366-369.
- [7] Liang Y, Mu H Y, Chen D S, et al. PR-RRT: Motion Planning of 6-DOF Robotic Arm Based on Improved RRT Algorithm[C]//IEEE International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems, 2020: 417-422.
- [8] Yuan C R, Zhang W Q, Liu G F, et al. A heuristic rapidly-exploring random trees method for manipulator motion planning[J]. IEEE Access, 2020, 8: 900-910.
- [9] Li X, Cao Q X, Sun M J, et al. Fast motion planning via free c-space estimation based on deep neural network[C]//IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2019: 3542-3548.
- [10] Wei Y, Jiang W, Rahmani A, et al. Motion planning for a humanoid mobile manipulator system[J]. International Journal of HR: Humanoid Robotics, 2018, 16(2): 31-57.
- [11] McMahan T, Thomas S, Amato N M. Sampling based motion planning with reachable volumes: Application to manipulators and closed chain systems[C]//IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2014: 3705-3712.
- [12] Ichter B, Harrison J, Pavone M. Learning sampling distributions for robot motion planning[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2017: 7087-7094.
- [13] Wang W, Zuo L, Xu X. A learning-based multi-RRT approach for robot path planning in narrow passages[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2018, 90(1/2): 81-100.
- [14] Knips G, Zibner S K U, Reimann H, et al. A Neural dynamic architecture for reaching and grasping integrates perception and movement generation and enables on-line updating[J]. Frontiers in Neurorobotics, 2017, 11:1-14.
- [15] Jia Y S, Li Y C, Xin B, et al. Path planning with autonomous obstacle avoidance using reinforcement learning for six-axis arms[C]// IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control, 2020: 1-6.
- [16] Sangiovanni B, Incremona G P, Piastra M, et al. Self-configuring robot path planning with obstacle avoidance via deep reinforcement learning[J]. IEEE Control Systems Letters, 2021, 5(2): 397-402.
- [17] Li T G, Li Q H, Li W X, et al. A path planning algorithm for space manipulator based on Q-Learning[C]// IEEE International Information Technology and Artificial Intelligence Conference, 2019: 1566-1571.
- [18] Vahrenkamp N, Asfour T, Dillmann R. Simultaneous grasp and motion planning: Humanoid robot ARMAR-III[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2012, 19(2): 43-57.
- [19] Kimmel A, Shome R, Bekris K. Anytime motion planning for prehensile manipulation in dense clutter[J]. Advanced robotics, 2019, 33(22): 1175-1193.
- [20] 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]. 农业机械学报, 2012, 43(12): 171-175.
- Yin Jianjun, Wu Chuanyu, Yang Simon X, et al. Obstacle-avoidance path planning of robot arm for tomato-picking robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(12): 171-175. (in Chinese with English abstract)
- [21] 邹宇星, 李立君, 高自成. 基于改进 PRM 的采摘机器人机械臂避障路径规划[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(1): 52-56.
- Zou Yuxing, Li Lijun, Gao Zicheng. Obstacle avoidance path planning for harvesting robot arm based on improved PRM[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(1): 52-56. (in Chinese with English abstract)
- [22] 阳涵疆, 李立君, 高自成. 基于关节构形空间的混联采摘机械臂避障路径规划[J]. 农业工程学报, 2017, 33(4): 55-62.
- Yang Hanjiang, Li Lijun, Gao Zicheng. Obstacle avoidance path planning of hybrid harvesting manipulator based on joint configuration space[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(4): 55-62. (in Chinese with English abstract)
- [23] 马冀桐, 王毅, 何宇, 等. 基于构型空间先验知识引导点的柑橘采摘机械臂运动规划[J]. 农业工程学报, 2019, 35(8): 100-108.
- Ma Jitong, Wang Yi, He Yu, et al. Motion planning of citrus harvesting manipulator based on informed guidance point of configuration space[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(8): 100-108. (in Chinese with English abstract)
- [24] 郑嫦娥, 高坡, Gan Hao, 等. 基于分步迁移策略的苹果采摘机械臂轨迹规划方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(12): 15-23.
- Zheng Chang'e, Gao Po, Gan Hao. Trajectory planning method for apple picking manipulator based on stepwise migration strategy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(12): 15-23. (in Chinese with English abstract)
- [25] Xiong Y, Ge Y Y, Grimstad L, et al. An autonomous strawberry-harvesting robot: Design, development, integration, and field evaluation[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(2): 202-224.
- [26] Liu G X, Nouaze J C, Touko Mbouembe P L, et al. YOLO-Tomato: A robust algorithm for tomato detection based on YOLOv3[J]. Sensors, 2020, 20(7): 2145-2164.
- [27] Song K T, Wu C H, Jiang S Y. CAD-based pose estimation design for random bin picking using a RGB-D Camera[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2017, 87(3/4): 455-470.

- [28] Scitovski R, Sabo K. DBSCAN-like clustering method for various data densities[J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2020, 23(2): 541-554.
- [29] 张勤, 范长湘. 基于任务分解和速度分配的机器人运动规划[J]. *华南理工大学学报: 自然科学版*, 2016, 44(3): 44-50. Zhang Qin, Fan Changxiang. Motion planning of robot on the basis of task decomposition and speed distribution[J]. *Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition*, 2016, 44(3): 44-50. (in Chinese with English abstract)
- [30] Hernandez-mendez S, Maldonado-mendez C, Marin-hernandez A, et al. Design and implementation of a robotic arm using ROS and MoveIt[C]// *IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing*, 2017: 1-6.

## Motion planning method and experiments of tomato bunch harvesting manipulator

Zhang Qin<sup>1</sup>, Liu Fengpu<sup>1</sup>, Jiang Xianping<sup>2\*</sup>, Xiong Zheng<sup>2</sup>, Xu Can<sup>2</sup>

(1. *School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China;*

2. *Guangdong Institute of Modern Agriculture Equipment, Guangzhou 510630, China*)

**Abstract:** Tomato picking environment is characterized by an unstructured space covering most obstacles, such as branches and vines. It is difficult to accurately express in a regular way, particularly for the relatively large volume of tomato bunches. Therefore, the motion planning of the robotic arm in a harvesting manipulator needs to consider how to pick tomato bunches, while avoiding obstacles after cutting the tomato bunches, and finally extracting them from a complex actual environment. Most previous motion planning of tomato picking focused mainly on the obstacle-free moving to the position of picking stalk. But only a few studies reported the specific fruit extraction with an increase in volume after the end-effector of robotic arm gripping the tomato bunch. Taking the tomato bunch picking cultivated in the greenhouse as the research object, real-time motion planning with collision-free Optimal Picking Space (OPS) was proposed here using space segmentation. A reasonable and effective space was also selected for the robotic arm to implement the picking task, in advance to avoid the failure caused by fruit collision or beyond the working range of the manipulator. The specific procedure was as follows. 1) Thousands of color pictures with tomato bunches were first collected. The YOLO-V3 model was used for training to obtain a better recognition network. An RGB-D camera was then used to capture the color and depth information of the environment. The trained YOLO-V3 model was to identify and locate the pixel position of the picking point for the tomato strings in the color map. Next, the internal and external parameters of the camera were cooperated to determine the three-dimensional position of the picking point for a tomato string. An improved density clustering was utilized to focus on the picking area near the picking point of the tomato bunch, while separate the multiple obstacles in the environment. A polynomial function was selected to fit the space curve of branch obstacles falling from top to bottom during the tomato cluster picking in an actual situation. The picking space was divided into multiple sub-spaces, according to the relative positions of branch obstacles and picking points. These sub-spaces, therefore, served as the basis to select the optimal picking space. 2) The volume of each sub-space was calculated to accommodate tomato bunches, while filter out the invalid narrow subspace. Correspondingly, a feasible configuration of the robot arm was achieved in a set of effective subspace, including the unfiltered subspaces, where the invalid subspace outside the working range was filtered out. An evaluation function was also formulated to comprehensively consider the path length and operational space of the robot arm in the joint space. Therefore, an optimal picking subspace was selected from the remaining effective subspaces via the evaluation function. 3) The optimal picking subspace was used as the guidance space of the path plan for the robot arm. Sensing and execution points were then set for the robot arm. Real-time obstacle-free factors were added into the motion planning of the robot arm. As such, the robot arm rapidly switched the modes between obstacle avoidance and attitude adjustment. Therefore, OPS was selected to guide the robotic arm for the real-time, obstacle-free, and non-destructive harvesting of tomato bunches. The optimal picking space greatly contributed to the highly efficient action of a manipulator. The average picking time of single bunch tomatoes using OPS simulation was 12.51s, reduced by 31.23% compared with the current mainstream RRT\*-connect, while reduced by 53.23% compared with the Lazy-PRM\*, and 19.29% reduction compared with the manual picking. The number of nodes in the OPS path was also reduced, compared with the random expansion node RRT\*-connect and Lazy-PRM\*. The success rate of motion planning was close to 100%, indicating a high-precision, real-time and rapid intelligent picking.

**Keywords:** robots; harvest; manipulator; path planning; space division; optimal picking space; truss tomato