

## 矮化密植果园多臂采摘机器人任务规划

李 涛<sup>1</sup>, 邱 权<sup>1\*</sup>, 赵春江<sup>2</sup>, 谢 丰<sup>1,3</sup>

(1. 北京市农林科学院北京农业智能装备技术研究中心, 北京 100097; 2. 北京市农林科学院北京农业信息技术研究中心, 北京 100097; 3. 江苏大学农业工程学院, 镇江 212000)

**摘 要:** 为提高矮化密植果园多机械臂采摘机器人的协同作业效率, 该研究对存在重叠访问域的多臂协同采摘机器人任务规划进行分析, 将多臂协同任务规划问题归纳为异步重叠访问域的多旅行商问题, 给出了基于遗传算法的优化求解方法。试验结果表明: 该研究所提任务规划算法在求解 4 个机械臂采摘 43 和 90 颗果实的任务规划问题时, 分别在 500 和 2 000 次迭代后收敛, 相比于随机遍历算法, 作业遍历时长可缩短 40.97%和 54.98%; 采摘 90 颗果实, 单机械臂的遍历时长约为该方法的 4.28 倍; 采摘 3 种不同分布条件下的 28 颗果实, 相比于顺序规划法和随机遍历法, 该方法的作业遍历时长分别缩短 10.69%和 27.18%、20.45%和 23.33%以及 12.94%和 21.69%。综上, 基于遗传算法的任务规划方法能够协调规划多臂采摘机器人系统的作业任务, 确保各个机械臂避免发生冲突, 以较短时间遍历所有目标果实, 提升作业效率。研究结果可为其他多机械臂采摘机器人任务规划提供参考。

**关键词:** 机器人; 控制; 收获; 任务规划; 协同作业; 旅行商问题; 遗传算法

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.2.001

中图分类号: S24; TP249

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2021)-2-0001-10

李涛, 邱权, 赵春江, 等. 矮化密植果园多臂采摘机器人任务规划[J]. 农业工程学报, 2021, 37(2): 1-10. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.2.001 <http://www.tcsae.org>  
Li Tao, Qiu Quan, Zhao Chunjiang, et al. Task planning of multi-arm harvesting robots for high-density dwarf orchards[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(2): 1-10. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.2.001 <http://www.tcsae.org>

### 0 引 言

中国是世界最大水果生产国和消费国, 预计 2025 年水果行业市场规模将达到 27 460.1 亿元左右<sup>[1]</sup>。然而国内水果生产综合机械化率与发达国家相比仍较低, 仅为 28.6%, 特别是采摘阶段, 采摘机械化率不足 3%<sup>[2]</sup>。随着劳动力成本的上升和人口老龄化问题的加剧, 鲜果产业发展面临瓶颈<sup>[3]</sup>。

近年来, 矮化密植栽培标准果园规模不断扩大, 为果园智能化、机械化作业提供了有利条件, 采摘机器人与新型农艺相结合成为水果产业发展新趋势<sup>[4]</sup>。目前, 果园采摘机器人研究在果实识别定位<sup>[5]</sup>、路径规划<sup>[6]</sup>、位姿调节<sup>[7]</sup>、柔性抓取<sup>[8]</sup>等方面取得了积极进展。但总体而言, 仍普遍存在效率低的问题, 难以满足鲜果采摘的实际需求<sup>[9]</sup>。特别是在矮化密植标准果园规模采摘的需求背景下, 提升采摘机器人作业效率迫在眉睫。

针对作业效率问题, Williams 等<sup>[10]</sup>研究了具有 4 个 3 自由度 (Degree of Freedom, DoF) 串联关节型机械臂的

猕猴桃采摘机器人, 协同开展采摘作业, 并能有效避免各机械臂间碰撞; Fu 等<sup>[11]</sup>研制了具有 4 个 3DoF 直角坐标机械臂的猕猴桃协同采摘机器人; 西班牙 AGROBOT 公司的草莓采摘机器人<sup>[12]</sup>配备了 24 个机械臂, 同时开展作业; 以色列苹果收获机器人 FFRobotics<sup>[13]</sup>具有 4 个采摘机械臂, 可实现 1 s/个的采摘速度。使用多机械臂来提高作业效率, 已成为领域内研究者的共识<sup>[14]</sup>。

不同于单臂采摘机器人, 多臂协同采摘的突出挑战是如何根据果实分布情况对各臂任务进行合理规划和调度以有效提升工作效率<sup>[15]</sup>。为此, 一些研究者根据目标分布划分相互独立的作业区域, 并分配不同机械臂进行作业<sup>[16-18]</sup>。例如: 针对簇状生长特征明显的作物, 研究者通过果实分布聚类情况来划分不同臂的作业范围。Williams 等<sup>[16]</sup>提出的奇异果多臂协同采摘机器人, 以二维水平欧式距离为判断标准, 对果实进行聚类, 并据此为各个机械臂的任务分区; Fu 等<sup>[11]</sup>采用改进 K-means 的方法对奇异果果簇分布进行聚类。上述研究均假定多臂机器人可到达视野范围的各个区域, 对于其他簇状生长特征并不明显的果实, 上述方法存在初始聚类中心难以选取的问题<sup>[17]</sup>。另一类多臂协作方式为直接对多臂作业空间进行分离, 使各臂能够各司其职, 工作区域互不交叉<sup>[12-13, 18]</sup>, 这种方式有效避免了不同机械臂的冲突问题, 可实现多臂并行工作。然而, 这类机器人各臂的实际工作范围受几何结构或运动学的限制, 存在各臂均不可达的作业区域, 导致漏采。

随着采摘规模、机械臂数量和作业范围的增加, 死

收稿日期: 2020-11-30 修订日期: 2021-01-02

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61973040); 中国博士后科学基金资助项目 (2020M680445); 北京市农林科学院博士后科研基金资助项目 (2020-ZZ-001)

作者简介: 李涛, 博士, 助理研究员, 主要从事果园采摘机器人、机器人视觉伺服、机器人非线性控制相关研究。Email: lit@nrcita.org.cn

\*通信作者: 邱权, 博士, 副研究员, 主要从事农业机器人和温室环境控制相关研究。Email: qiuq@nrcita.org.cn

区、漏采和各臂冲突等问题愈加突出<sup>[19]</sup>, 多臂作业空间解耦与采摘死区间存在着矛盾关系。为解决死区问题, 需将各臂的作业区域进行适度重叠, 即每个机械臂既有专属的采摘作业范围, 也有共同的采摘区域, 从而实现作业范围完全覆盖。

多机械臂采摘不同区域的果实可视为一类旅行商调度问题, 但由于重叠区域的存在以及避免多机械臂冲突的需求, 传统旅行商问题<sup>[20-21]</sup> (Travelling Salesman Problem, TSP) 和多旅行商问题<sup>[22-23]</sup> (Multiple TSP, MTSP) 难以适用。为此, 本文提出异步重叠访问域的多旅行商问题 (Asynchronous Overlapped MTSP, AOMTSP), 解决重叠访问域和多个旅行商同时进入重叠域的冲突。遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 是求解 TSP 及 MTSP 问题的重要方法, 已得到诸多成功应用。

鉴于此, 本文基于 AOMTSP 研究矮化密植果园多臂采摘机器人的协同作业任务规划问题, 参考 MTSP 建立 0-1 规划数学模型, 基于 GA 提出 AOMTSP 的求解方法。通过面向矮化密植果园的多臂直角坐标机器人系统, 研究基于 AOMTSP-GA 的多臂协作机器人作业任务规划策略, 以避免重叠域内多臂冲突, 确保机器人以最短时间遍历作业范围内的所有目标果实, 提高作业效率。

## 1 多臂协同采摘机器人作业任务规划

本文研究对象为基于直角坐标系的多臂采摘机器人, 如图 1 所示, 主要应用于矮化密植果园。该机器人在机械结构上由 4 个直角坐标机械臂构成, 各单元包含 X、Y、Z 方向共 3 个直线模组和旋转关节。末端装配果梗果实分离机构和果实传输波纹管。机器人总体结构参数如图 1 所示。

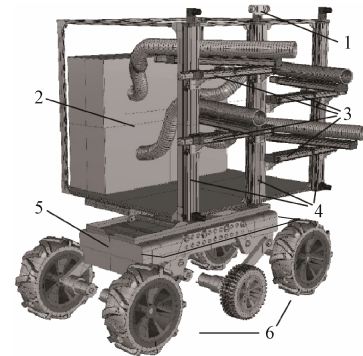
当直角坐标机械臂单元的各直线模组 XYZ 主轴夹角为  $90^\circ$  时, 各采摘单元的作业范围在空间上互相分离, 可开展并行作业。但在各机械臂相邻作业区域的衔接处, 受几何结构的限制存在不可达作业区, 如图 2 所示, 形成采摘死区, 导致漏采。

为解决采摘死区问题, 需扩展各执行器可达范围, 使各臂作业区域均能覆盖采摘死区。针对本文的多臂协同采摘机器人, 对机器人结构进行如下改进: 1) 将 X 轴改为上下贯通的共享导轨, 使上下 2 个机构可共享中间区域, 形成重叠采摘区; 2) 将 Z 轴和 Y 轴导轨增加旋转机构, 使其可左右调节, 形成一定的夹角, 当左右两侧对准中间区域时, 可形成重叠采摘。采摘作业时, 为减少总行程、提高作业效率, 避免各机械臂在同时访问重叠域时发生冲突, 须合理规划各机械臂采摘任务, 并遵从如下规则:

- 1) 果实仅能被 1 个机械臂采摘, 摘取后其他机械臂不必访问该果实位置;
- 2) 不限制机械臂对专属采摘区和重叠采摘区内果实的摘取顺序, 允许各臂竞争重叠区域内的所有可达目标;
- 3) 限制 2 个及以上机械臂同时进入重叠采摘区;
- 4) 不限制各臂的初始采摘果实目标, 各机械臂在果实间行进速度相同, 总遍历时间不包含机械臂摘取果实

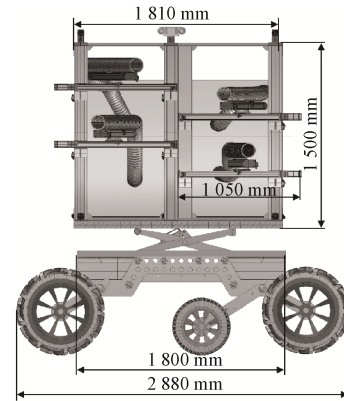
(即停留在果实目标处) 的时间;

- 5) 所有果实目标摘取结束后, 遍历总时长最短。

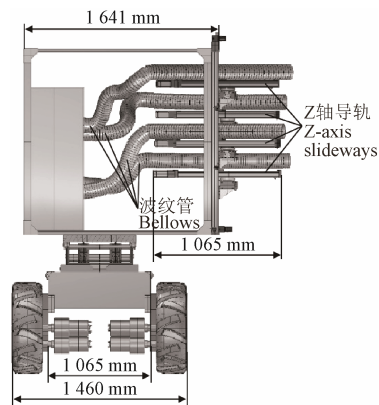


1.深度相机 2.果实收纳仓 3.Y 轴导轨 4.X 轴导轨 5.机器人移动平台  
6.车轮  
1.Depth camera 2.Fruits gathering bin 3.Y-axis slideways 4.X-axis slideways 5.Robot moving platform 6.Wheels

a. 轴测图  
a. Axonometric view



b. 正视图  
b. Front view



c. 侧视图  
c. Side view

图 1 多臂协同采摘机器人

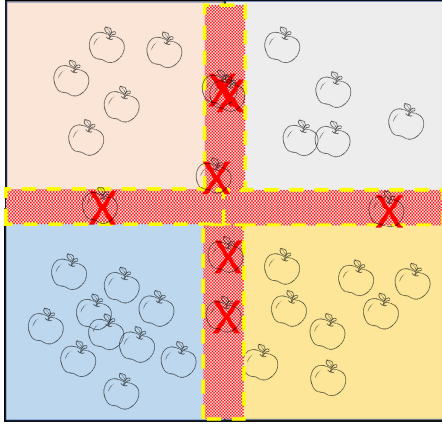
Fig.1 A cooperatively harvest robot with multiple-arm

为保证本文任务规划方案的合理性, 提出如下前提和假设:

- 1) 假设视觉感知系统能够准确检测并定位果实的三维空间位置;
- 2) 不考虑被叶片完全遮挡的果实;
- 3) 多机械臂协同作业任务规划阶段不考虑机械臂在不同果实间切换时的路径差异, 认为果实间的切换时长

与其欧式空间距离为线性关系，且速度因子不变。

由于深度卷积神经网络具有出色的表征提取能力和学习能力，结合深度传感器、多线激光雷达等先进传感器，目标果实的检测定位并不困难，但完全或近似被完全遮挡的果实感知问题仍未有有效的解决方案。而矮化密植标准果园的冠层充分窄化，果实分布近似于“果墙”，果实拓扑结构简单，避障动作易实现。



注：阴影部分表示采摘死区；“X”表示采摘臂不可达果实。  
Note: The shadow areas denote the dead harvesting zones; “X” means the fruits that cannot be reached by the harvesting arm.

图 2 直角坐标多臂机器人采摘死区示意图

Fig.2 Diagram of harvesting dead zones of Cartesian multi-arm robot

## 2 异步重叠访问域多旅行商问题描述与求解

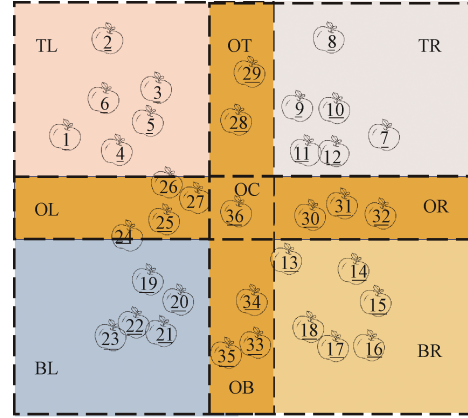
### 2.1 问题描述

根据本文任务规划规则可知：专属作业区访问规则约束与传统旅行商问题（Travelling Salesman Problem, TSP）类似（规则 5）；多个机械臂的重叠采摘域分配问题与多旅行商问题（Multiple TSP, MTSP）类似（规则 1）、2）和 5）），但简单混合 TSP 和 MTSP 难以满足规则 3）、4）约束。鉴于此，本文提出异步重叠访问域多旅行商问题（Asynchronously Overlapped Multiple Traveling Salesman Problem, AOMTSP），具体描述如下：

设存在  $N$  个分布于不同位置的城市， $C=\{1,...,N\}$  表示所有城市的集合，并包含  $M+S$  个互不相交的子集，即有  $\bigcup_{i=1}^{m+s} C_i = C, \bigcap_{i=1}^{m+s} C_i = \emptyset$ ，其中  $\{C_m, m=1,...,M\}$  表示  $M$  个专属城市集的集合， $\{C_s, s=M+1,..., M+S\}$  表示  $S$  个共享城市集的集合。考虑  $M$  个旅行商依次访问所有城市，要求第  $m$  个专属城市集仅能被第  $m$  个旅行商访问，第  $s$  个城市集可被某 2 个及以上旅行商访问，并假设各旅行商由某一城市到下一城市时以恒定速度沿直线行走，各旅行商在城市停留时长为  $T_{hold}$ ，确定  $M$  个旅行商完全遍历  $N$  个城市的访问序列，使所有旅行商遍历所有城市的总时长最短，且共享城市仅可被遍历 1 次；相邻 2 个旅行商同时访问其对应的共享城市集中城市时，排队等候时间为  $T_w$ 。

为统一术语，将果实记作城市，机械臂记作旅行商。假设作业区域内有 36 颗果实，按图 3 分布，4 个采摘臂

协同作业，则各集合元素示例如表 1 所示。



注：TL、TR、BL、BR 代表 4 个旅行商（即采摘臂）；OT、OL、OB、OR、OC 为相邻旅行商的共享区域（即重叠采摘域）。1~36 为城市编号（即果实编号）。下同。

Note: TL, TR, BL, BR represent 4 traveling agents(i.e. harvesting arms); OT, OL, OB, OR, OC are shared regions of adjacent traveling agents(i.e., overlapping harvesting regions). 1-36 are the No. of cities(i.e. the fruit No.). The same below.

图 3 36 城市（果实）4 旅行商（采摘臂）的异步重叠分区规划

Fig.3 Asynchronous overlapping zoning planning of 36 cities (fruits) 4 traveling merchants (harvesting arms)

表 1 异步重叠访问域多旅行商问题示例

Table 1 Examples of Asynchronously Overlapped Multiple Traveling Salesman Problem (AOMTSP)

集合名称 Sets name	符号 Sets symbols	集合内元素 Elements in the sets
全集 Universal set	$C$	$\{C_{exclusive}, C_{shared}\}$
专属城市全集 Universal set of exclusive cities	$C_{exclusive}$	$\{C_{TL}, C_{TR}, C_{BR}, C_{BL}\}$
专属城市集合 Exclusive city sets	$C_{TL}$	$\{1,2,3,4,5,6\}$
	$C_{TR}$	$\{7,8,9,10,11,12\}$
	$C_{BR}$	$\{13,14,15,16,17,18\}$
	$C_{BL}$	$\{19,20,21,22,23\}$
共享城市全集 Universal set of the shared cities	$C_{shared}$	$\{C_{OL}, C_{OT}, C_{OR}, C_{OB}, C_{OC}\}$
共享城市集合 Shared city sets	$C_{OL}$	$\{24,25,26,27\}$
	$C_{OT}$	$\{28,29\}$
	$C_{OR}$	$\{30,31,32\}$
	$C_{OB}$	$\{33,34,35\}$
	$C_{OC}$	$\{36\}$

注：专属城市集合和共享城市集合中各子集的下角标分别对应专属城市区域和共享区域，如  $C_{TL}$  表示旅行商 TL 的专属城市集合， $C_{OL}$  表示共享城市区域 OL 中的城市集合。

Note: The subscripts of each subset in exclusive city sets and shared city sets correspond to exclusive city set and shared city set respectively. For example,  $C_{TL}$  represents exclusive city set of travel agent TL,  $C_{OL}$  represents city set of shared-city-set OL.

### 2.2 求解方法

本文提出基于遗传算法的 AOMTSP 求解方法，以下记作 AOMTSP-GA。首先确立符合约束条件的编解码方案；然后遵循经典 GA 的选择、交叉和编译算子对编解码方案进行种群迭代，最终形成符合预期的访问序列。

#### 2.2.1 AOMTSP-GA 染色体编码

AOMTSP-GA 的染色体是 AOMTSP 解的表达形式，不同的染色体唯一确定各臂对多目标的采摘访问序列<sup>[24]</sup>。选取恰当的染色体编码方案是 AOMTSP-GA 的关键。

传统 MTSP 方案常选用间隔点方法区分不同旅行商的序列段,但由于 AOMTSP 存在重叠访问域,传统 MTSP 方案无法正确描述。为此,本文提出双染色体编码方案:先将一组城市编号的有序数组构造为城市染色体,再将一组旅行商编号的有序数组构造为与城市染色体等长的旅行商染色体,旅行商序号指示城市染色体中对应位置的城市所属关系集合。在不颠倒各旅行商访问序列顺序的前提下,4 个旅行商所访问城市编号任意穿插,形成城市染色体;根据城市与旅行商的对应关系,依次列出旅行商染色体数组;根据旅行商染色体中的序号,依次读取城市染色体相应位置上的城市编号,顺序存入该旅行商访问序列数组中,解码各旅行商访问次序。

### 2.2.2 选择算子

选择算子将优化的个体直接传到下一代或将配对交叉产生的新个体遗传到下一代。常用的选择策略包括基于适应度比例(轮赌盘策略)、基于排名、基于局部竞争机制(锦标赛策略)、最佳个体保存等策略<sup>[25]</sup>。其中最佳个体保存策略收敛性较好,轮赌盘策略可避免局部最优<sup>[26]</sup>。

为提高算法收敛速度,同时提高全局搜索能力,本文采用最佳个体保存与轮盘赌选择相结合的策略。首先对每代种群所有个体计算适应度并按照适应度排序,保留适应度最佳的个体,直接传入下一代;剩余个体采用轮盘赌选择策略产生,并传入下一代。

### 2.2.3 交叉算子

交叉算子将 2 个父代个体的部分结构重组生成新个体<sup>[27]</sup>,以提高 GA 的搜索能力。首先采用部分匹配交叉(Partially Matched Crossover, PMX),交叉 2 个父代城市染色体,然后利用旅行商染色体检测交叉后的专属城市分配,查看是否符合专属访问区约束。首先随机生成 2 个位串交叉点,定义这 2 个点之间的区域为 1 个匹配区域,随后交换 2 个父代城市染色体的匹配区域,最后检测交换后的 2 个父代染色体匹配区域外元素是否与匹配区域内重复,若重复则逐一替换为匹配区域内对应的元素。

### 2.2.4 变异算子

变异算子负责对城市染色体和旅行商染色体内的编码进行变异<sup>[28]</sup>。变异算子包含若干种不同的变异操作以维持种群的多样性,防止过早收敛。首先随机生成 2 个基因位置分别作为变异段的起止位置,随后分别采用翻转、交换、滑动来重排城市基因段;旅行商染色体变异的实质是对共享城市集内城市的旅行商映射进行再分配。

### 2.2.5 异步规则

为满足任务规划规则 3),避免不同旅行商同时访问 1 个共享城市集,需加入异步规则,增加排队时长,以还原多机械臂任务规划过程中 2 个或 2 个以上旅行商访问 1 个共享区域的等候过程。

异步规则的关键在于建立旅行商时间表。首先定义专属城市集内各城市间距离如下:

$$\begin{cases} \mathbf{d}^{\text{TL}} = [d_{2,1}, d_{1,6}, \dots, d_{26,27}] \\ \mathbf{d}^{\text{TR}} = [d_{29,28}, d_{28,9}, \dots, d_{7,31}] \\ \mathbf{d}^{\text{BR}} = [d_{32,30}, d_{30,13}, \dots, d_{15,14}] \\ \mathbf{d}^{\text{BL}} = [d_{23,22}, d_{22,21}, \dots, d_{36,35}] \end{cases} \quad (1)$$

式中  $\mathbf{d}^{\text{TL}}$ ,  $\mathbf{d}^{\text{TR}}$ ,  $\mathbf{d}^{\text{BR}}$  和  $\mathbf{d}^{\text{BL}}$  为旅行商 TL、TR、BR 和 BL 的专属城市区域距离向量;  $d_{2,1}$  为城市 1 至城市 2 的距离,同理,共享城市区域距离向量  $\mathbf{d}^{\text{OC}}, \dots, \mathbf{d}^{\text{OR}}$  也可得到。

然后根据城市间距离计算旅行商访问时间。假设旅行商 TL 已依次访问专属城市 1~6,正在访问共享城市 26,从起点开始计时,则当前时刻  $T_{26}^{\text{TL}}$  为

$$T_{26}^{\text{TL}} = \sum_{i=1}^6 d_i^{\text{TL}} + 6T_{\text{hold}} \quad (2)$$

式中  $T_{26}^{\text{TL}}$  为旅行商 TL 访问城市 26 的时刻;  $d_i^{\text{TL}}$  为向量  $\mathbf{d}^{\text{TL}}$  中第  $i$  个元素;  $T_{\text{hold}}$  为旅行商 TL 在城市的停留时长,  $s$ 。同理,根据各旅行商的访问顺序,依次求取旅行商对各城市的访问时间,得到初始的旅行时间表。

接下来检查各旅行商访问相同共享城市集内城市的时刻,查看是否有交叉,若存在交叉则需为旅行商增加排队等候时间  $T_w$ 。按照时间先后,规定后访问共享城市集的旅行商需等待  $T_w$ ,并更新该旅行商的时间表。重复上述步骤,反复检查并更新各旅行商时间表,直至各旅行商时间表中均不存在共享城市集内的交叉访问。

由于排队时间的增加将直接导致总耗时的增加,因此异步规则中所设定的排队约束条件是一个惩罚性约束,以引导算法向排队时间和总耗时更短的方向进化。

### 2.2.6 适应度计算

AOMTSP 优化目标为各旅行商遍历各城市的时间总和最小。在考虑规则 4)、规则 3)和优化目标的前提下,设计适应度函数  $F(x)$  为

$$F(x) = \frac{c}{f(x) + cnT_w} \quad (3)$$

式中  $c$  为旅行商行进速度,  $\text{m/s}$ ;  $f(x)$  为当前访问序列下的总路径长度,  $\text{m}$ ;  $n$  为旅行商同时访问相同共享城市集合的次数。由式 (3) 可知,适应度越大表明个体的性能越好, AOMTSP 的优化目标为适应度函数  $F(x)$  的函数值最大<sup>[29]</sup>。

## 3 基于 AOMTSP-GA 的多臂采摘协同任务规划试验

### 3.1 双臂协同采摘机器人软硬件系统集成

本试验基于图 4 所示的多臂采摘机器人硬件平台进行,包括:1) 2 组直角坐标机械臂。每组机械臂具有 3 个平移自由度和 1 个旋转自由度,重复定位精度为  $\pm 0.02 \sim 0.05 \text{ mm}$ ,有效行程为  $X$  轴  $650 \text{ mm}$ 、 $Y$  轴  $650 \text{ mm}$ 、 $Z$  轴  $450 \text{ mm}$ ,  $R$  轴  $\pm 30^\circ$ ,有效载荷  $10 \text{ kg}$ ,运行速度  $50 \text{ mm/s}$ ,其中各关节电机采用直流伺服电机驱动,基于 CANOpen 总线协议控制,  $X$  轴、 $Y$  轴电机功率为  $750 \text{ W}$ ,  $Z$  轴电机功率为  $400 \text{ W}$ ,  $R$  轴电机功率为  $100 \text{ W}$ ; 2) 支撑框架为  $80 \text{ mm} \times 80 \text{ mm}$  铝制型材,长  $\times$  宽  $\times$  高为  $2 \text{ m} \times 0.6 \text{ m} \times 0.46 \text{ m}$ ; 3) 深度相机为英特尔 Realsense D455,采



用红外双目立体感知技术,最高分辨率为 1 280 像素×720 像素,深度测量范围为 0.4~6 m,全局快门,数据接口为 USB3.0 Type-C; 4) 嵌入式计算机为 NVIDIA Jetson TX2, NVIDIA Pascal™ 架构,图形处理器单元为 NVIDIA Maxwell™, 有 256 个 CUDA 内核,中央处理器单元为 Quad ARM® Cortex-A 系列 A57。

嵌入式计算机 TX2 操作系统为 Ubuntu 18.04。本试验中机器人采用 ROS-Melodic 进行控制系统开发,机械臂运动规划使用 ROS-Moveit! 功能包。图 5 为 ROS-Moveit! 的双臂协同采摘机器人控制系统示意图。

为验证本文 AOMTSP-GA 任务规划算法在实际机器人系统中的有效性,基于上述机器人软硬件平台,开展协同任务规划试验。具体试验内容包括: 1) 果实检测与定位试验,以验证视觉检测与定位系统的有效性; 2) 根据前期矮化密植果园调研结果,本文机器人平台作业范围内果实数量为 20~90 颗,平均约为 43 颗,因此试验分别选取 43 (平均数) 和 90 颗果实 2 种情况,开展任务规划仿真试验,检验本文 AOMTSP-GA 的收敛情况及任

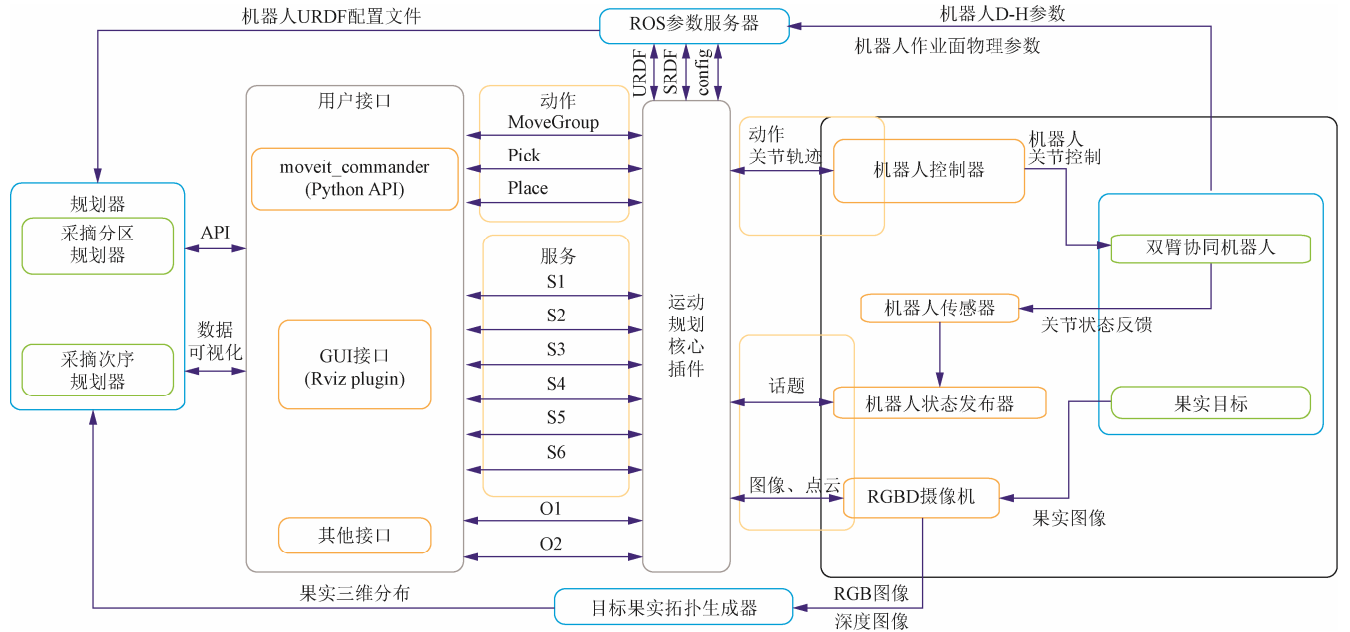
务规划性能; 3) 基于多臂机器人平台开展实际试验,验证本文所提方法在 3 种不同果实分布情况下的 AOMTSP-GA 任务规划效果。



a. 机械臂 b. 深度相机 c. 嵌入式计算机 L. 左机械臂专属作业区域 R. 右机械臂专属作业区域 O. 重叠作业区域  
a. Mechanical arm b. Depth camera c. Embedded computer L. Exclusive operating zone of left mechanical arm R. Exclusive operating zone of right mechanical arm O. Overlapped operating zone

图 4 双臂协同采摘机器人平台及任务分区

Fig.4 Platform of dual arm cooperative picking robot and task partition



S1: 笛卡尔路径 S2: 正向运动学 S3: 逆向运动学 S4: 路径规划 S5: 路径执行 S6: 规划场景 O1: 碰撞物体 O2: 规划场景差异 URDF: 统一的机器人描述格式 SRDF: 语义机器人描述格式  
S1: Cartesian path S2: Forward kinematics S3: Inverse kinematics S4: Path planning S5: Path execution S6: Planning scene O1: Attached object O2: Difference of planning scenes URDF: Unified Robot Description Format SRDF: Semantic Robot Description Format

图 5 基于 ROS-Moveit! 的双臂协同采摘机器人控制系统

Fig.5 Control system of dual arm cooperative picking robot based on ROS-Moveit!

### 3.2 果实目标检测与定位试验

试验在实验室和实际果园 2 种环境中开展,实验室环境中采摘面长 1.8 m、高 2.2 m、冠层深 0.1 m,如图 6a 所示。实际果园位于北京市昌平区天汇园,果树品种为 SH6 矮化中间砧型富士苹果,采摘面高约 2.8 m、冠层深 0.4 m,如图 7a 所示。

多臂协同采摘感知系统硬件平台采用 Realsense D455 深度相机进行图像采集, NVIDIA Jetson TX2 作为图像边缘计算单元。首先基于 YOLOV5 深度卷积神经网络模型开展,通过深度相机 RGB 图像对果实进行多目标在线检测;得到 RGB 图像检测结果后,在对齐的深度图

中提取果实区域的深度信息,并结合相机内参矩阵求取果实目标的三维空间位置,进而得到所有目标果实的三维空间分布情况,识别结果如图 6b 和图 7b 所示。

为便于采摘的任务规划,对目标果实识别与定位结果根据本文任务分区方法(图 3)作进一步划分,得到如图 6c 和图 7c 所示的作业区域。

### 3.3 多臂协同采摘机器人任务规划仿真试验

采用 AOMTSP-GA 和随机遍历 2 种算法分别进行 2 组仿真试验,具体参数设置如表 2 所示,目标果实的分布方案如图 8a、图 9a、图 10a 所示,试验结果如表 3 所示。

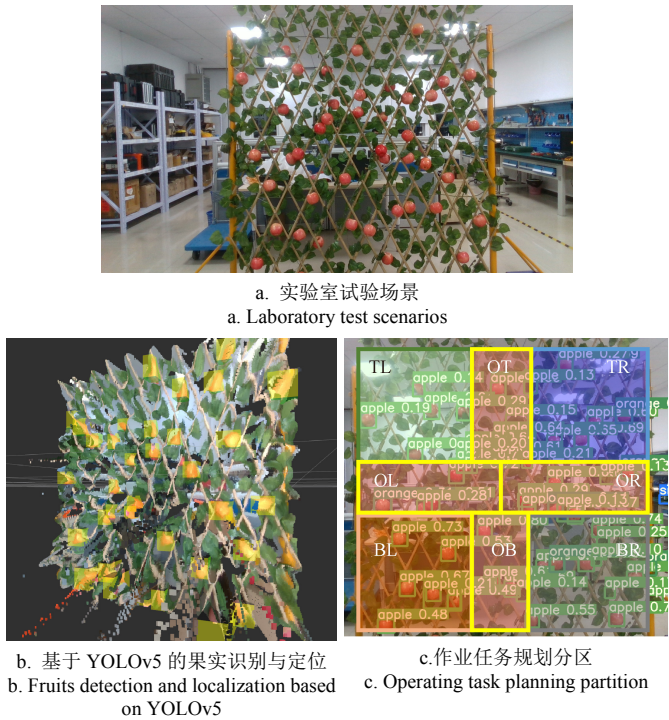


图 6 实验室环境下目标果实识别定位与任务分区

Fig.6 Target fruits detection and localization and tasks partition in laboratory environment

43 颗目标果实的规划试验结果表明,相较于随机遍历算法, AOMTSP-GA 算法的采摘任务规划作业遍历时长缩短 40.97%, 遍历路径如图 8b 所示; 算法迭代 500 次收敛, 如图 8c 所示。90 颗目标果实的试验中, 相较于随机遍历算法, 2 种参数条件下的 AOMTSP-GA 算法作业遍历时长分别减少 44.53%和 54.98%, 遍历路径分别如图 9b 和图 10b 所示。如图 9c 和图 10c 所示, 适当增大种群数量和交叉变异比参数, 可使优化解更接近于全局最优解, 但算法收敛的迭代次数和求解时间也相应增加。

为说明多臂协同采摘相比于单臂的优越性, 采用顺序遍历的采摘方案, 以单机械臂采摘 90 颗目标果实作为对比。试验中设单臂单果采摘单次耗时 3 s, 末端执行器行进速度 1 m/s。结果表明: 单臂作业的采摘总耗时约为 270 s, 遍历路径规划总耗时约为 140 s, 合计总时长约为 410 s; 单臂采摘方案总耗时约为多臂 AOMTSP-GA 算法的 4.28 倍。

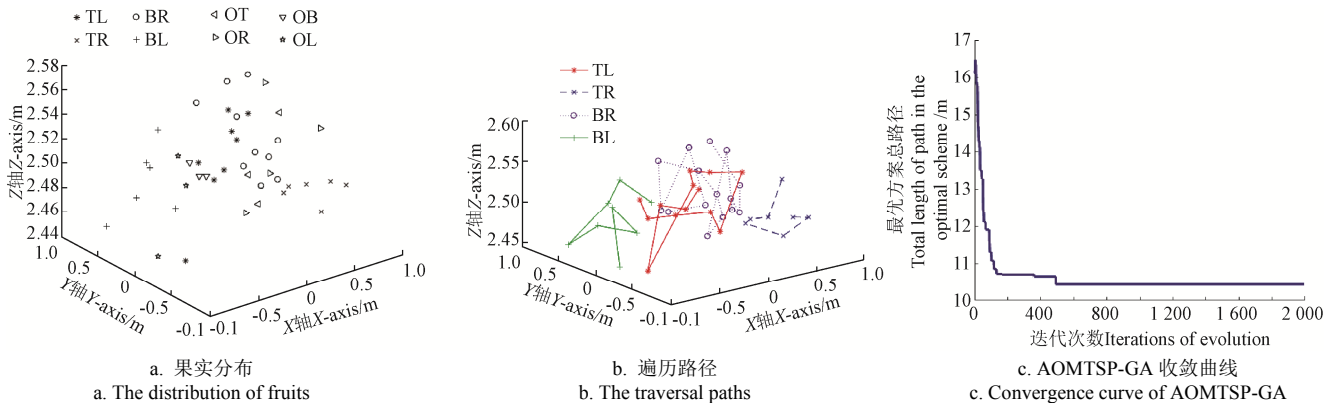


图 8 基于 AOMTSP-GA 算法的 43 颗目标果实采摘任务规划仿真试验结果

Fig.8 Simulation test results of 43 target fruits picking task planning based on AOMTSP-GA

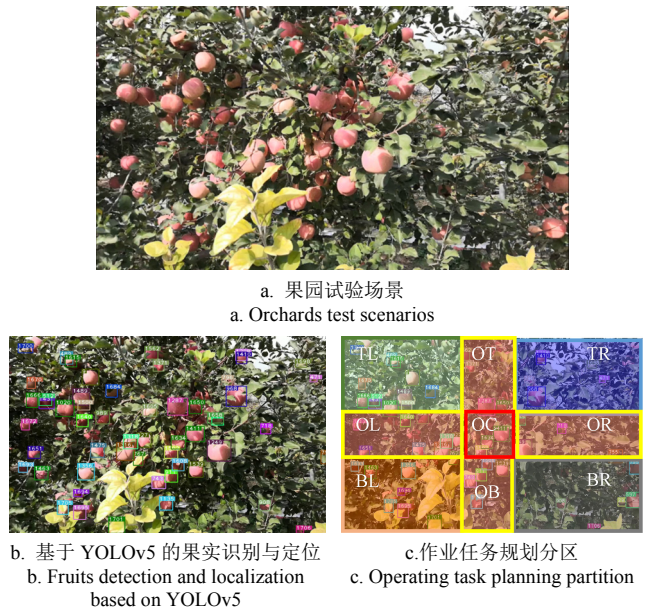


图 7 果园环境下果实识别与定位试验

Fig.7 Target fruits detection and localization and tasks partition in orchard environment

表 2 多臂协同规划算法参数取值设置

Table 2 Configuration of parameters in the multiple manipulator cooperatively planning algorithm

参数 Parameters	试验 1 Test 1	试验 2 Test 2	
		组 1 Group 1	组 2 Group 2
种群数量 Quantity of opulations	80	80	100
果实数量 Quantity of fruits	43	90	90
交叉比例 Crossover-ratio	0.7	0.8	0.9
变异比例 Mutation-ratio	0.3	0.2	0.3
迭代次数 Iteration times	2 000	5 000	5 000
单果采摘时长 Time of single fruit picking $T_{hold}/s$	3	3	3
单次排队等候时间 Single queuing time $T_w/s$	3	3	3
执行器行进速度 Actuator travel speed/(m·s <sup>-1</sup> )	3	3	3
重叠区 Overlapped zone	OT、OR、OB、OL	OC	OC

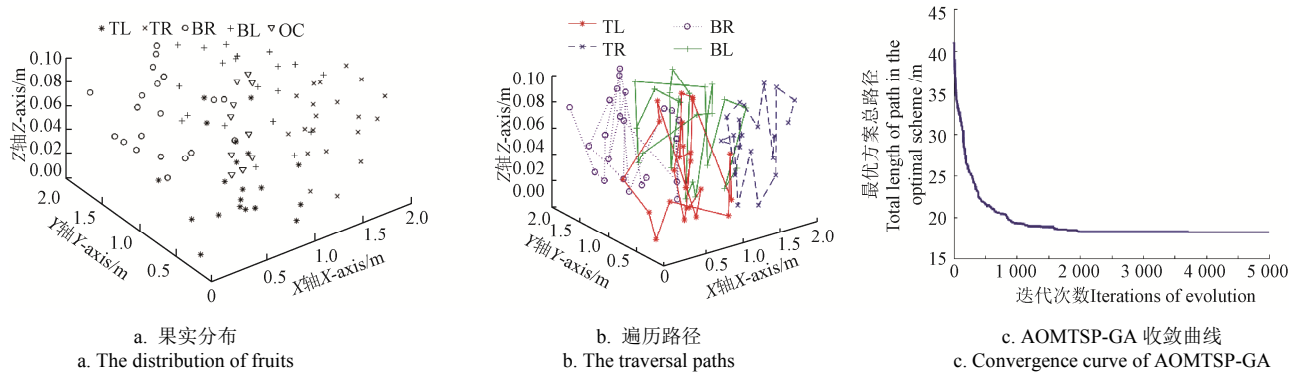


图 9 基于 AOMTSP-GA 算法的 90 颗目标果实采摘任务规划仿真试验结果 (组 1)

Fig.9 Simulation test results of 90 target fruits picking task planning based on AOMTSP-GA (group 1)

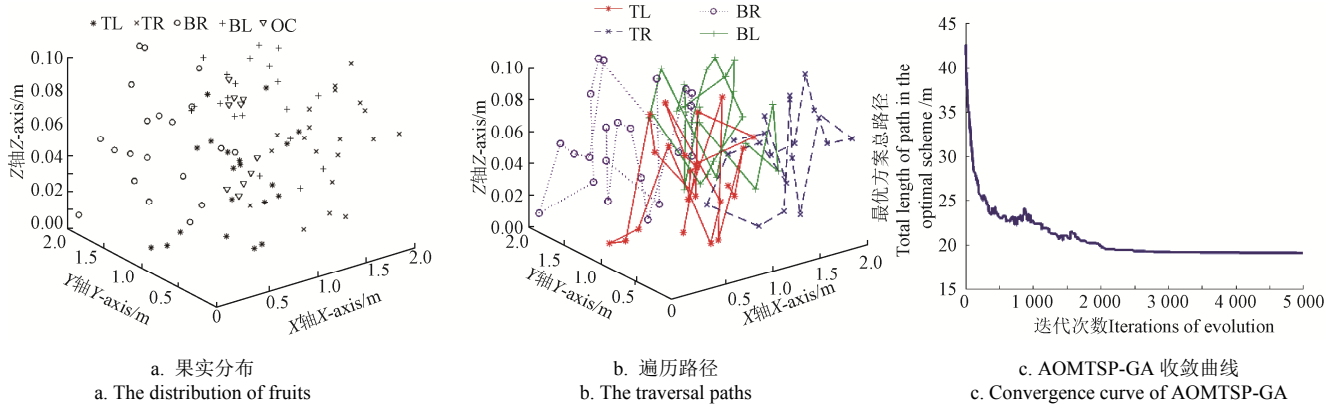


图 10 基于 AOMTSP-GA 算法的 90 颗目标果实采摘任务规划仿真试验结果 (组 2)

Fig.10 Simulation test results of 90 target fruits picking task planning based on AOMTSP-GA (group 2)

表 3 不同果实分布方案下 4 臂协同采摘机器人任务规划仿真试验结果

Tabel 3 Simulation results of task planning of 4-arm cooperative picking robot under different fruit distribution schemes

试验组 Test groups	算法 Algorithms	果实分布 Distribution of fruits	迭代次数 Iterations	遍历路径总长度 Total length of traversal path/m	冲突次数 Numbers of collisions	运算时间 Calculating time/s	遍历总时长 Total traversal time/s	平均单果访问时长 Average visiting time of single fruit/s
1	本文方法	图 8a	500	10.04	0	3.36	35.71	0.83
	随机遍历法	图 8a	n/a	15.9	3	0.02	60.49	1.40
2	本文方法	图 9a	2 000	19.51	2	5.25	118.12	1.31
	本文方法	图 10a	2 500	17.13	1	6.45	95.87	1.07
	随机遍历法	图 9a	n/a	39.78	4	0.02	212.94	2.37

注: n/a 表示不适用, 这是由于随机遍历法不存在收敛迭代指标。

Note: n/a denotes not available because the random traversal method does not have iterative convergence index.

### 3.4 双臂协同采摘机器人多目标采摘试验

为验证本文 AOMTSP-GA 任务规划算法在实际机器人系统中的有效性, 基于图 4 所示双臂协同采摘机器人硬件平台开展实际采摘任务规划试验。

首先按照统一机器人描述格式 (Unified Robot Description Format, URDF) 编写机器人模型描述文件, 并基于 ROS-Moveit! 系统<sup>[30]</sup>配置运动学规划器, 并建立双臂协同采摘机器人控制系统; 然后将 AOMTSP-GA 算法部署于 ROS 分布式通讯系统内, 初始化规划器节点, 该节点以话题形式订阅果实多目标三维位置信息, 并通过回调函数实时计算左右 2 个臂的果实采摘遍历顺序, 然后以话题形式将目标果实的序列信息发布; 配置左右 2

个机械臂控制节点分别订阅规划器节点发布的采摘序列话题, 调用 Moveit! 运动规划组求解运动学逆解, 生成各关节位置、速度、加速度轨迹点, 形成左右臂 2 个运动学组的动态轨迹, 驱动双臂各自抵达当前笛卡尔目标位置; 当左右 2 个机械臂抵达当前果实目标位置后, 反馈执行结果至规划节点, 规划节点更新采摘序列话题, 以话题形式发布下一目标果实位置信息, 并重复上述步骤, 直至完成所有果实的遍历。

基于 ROS-Moveit! 开发双机械臂运动规划器, 使用开源 OMPL (Open Motion Planning Library) 机器人运动规划库。OMPL 涵盖当前最新的机器人运动规划算法, 适用于高维空间和复杂约束下的机器人路径求解, 可避免



高维度机械臂规划中的维度爆炸问题。几何约束及运动学约束配置如下：1) 根据规划分区和  $X$  轴滑轨尺寸，设置 2 个机械臂沿  $X$  轴最大活动范围为  $0\sim1\text{ m}$ ；2) 由于结构限制，将第三连杆所装配的旋转滑台活动范围限制为  $60^\circ$ 。完成 OMPL 规划器配置后，添加规划请求适配器组，为轨迹点配置速度和加速度参数，形成动态运动轨迹。运动学逆解器采用 IKFast，该求解器得到的运动学逆解为封闭解，求解速度更快并支持零空间解，是目前求运动学逆解的先进算法。此外，考虑到矮化密植果园园艺特征<sup>[31]</sup>，试验中不在工作空间添加障碍物，将柔性枝叶视为可碰撞物体。

按照 2 个机械臂左右分布，划分左侧专属采摘区域  $L$ 、右侧专属采摘区域  $R$  和重叠采摘区  $O$ ，按照由均匀到集中的 3 种果实分布分 3 组进行试验：试验 1 果实分布相对稀疏、均匀， $L$  区分布 11 颗果实， $R$  区分布 5 颗果实，重叠区域  $O$  分布 12 颗果实；试验 2 果实分布较为集中，

$L$ 、 $R$ 、 $O$  各区果实数量分别为 6、6 和 16；试验 3 果实分布最为集中， $L$ 、 $R$ 、 $O$  各区数量分别为 5、3 和 20。以顺序规划和随机遍历 2 种方法作为对比。

试验结果如表 4 所示，对于试验 1，本文方法相比于顺序规划法和随机遍历法，路径总长度分别减少 47.5%和 51.16%，遍历总时长分别减少 10.69%和 27.18%。当果实为布局 2 时，果实分布相对集中于重叠采摘区，3 种方案的路径总长度均有所下降，本文方法未发生访问冲突，而另外的 2 种方法和均出现不同程度的访问冲突，增加了遍历时长，本算法较顺序规划法和随机遍历法时长减少了 20.45%和 23.33%。随着果实进一步集中，当果实为布局 3 时，三者遍历总长度均显著减少，但访问冲突情况增加，排队等候时间对遍历总时长的影响最为显著，本文方法的异步访问优化机制效果明显，有效降低了冲突次数，缩短了遍历总时长，相较于顺序规划法和随机遍历法，遍历时长分别减少 12.94%和 21.69%。

表 4 不同果实分布下双臂协同采摘机器人采摘试验结果

Table 4 The experimental results of dual-manipulator robotic harvester under different distribution of fruits							
试验组 Test group	果实分布数量 Amount of fruit distribution	算法 Algorithms	冲突次数 Numbers of collisions	排队等候时长 Time of waiting in queue/s	平均单果访问时长 Average visiting time of single fruit/s	遍历总时长 Total traversal time/s	遍历路径总长度 Total length of traversal path/m
1	左: 11	本文算法	0	0	2.30	64.3	8.4
	右: 5	顺序规划法	0	0	2.57	72.0	16.0
	重叠: 12	随机规划法	5	23.1	3.15	88.3	17.2
2	左: 6	本文算法	0	0	2.50	70.0	8.0
	右: 6	顺序规划法	3	12.5	3.14	88.0	14.8
	重叠: 16	随机规划法	6	28.5	3.26	91.3	16.6
3	左: 5	本文算法	5	21.4	3.15	88.1	5.0
	右: 3	顺序规划法	12	50.5	3.61	101.2	6.3
	重叠: 20	随机规划法	14	59.1	4.02	112.5	7.7

综上，果实分布均匀稀疏情况下，遍历路径总长度对总作业时间影响较为明显，优化多机械臂的采摘遍历路径长度可有效提升效率；果实分布较为密集情况下，仅优化遍历路径长度对效率的提升不大，访问冲突引起的排队等候占主导地位，异步访问协调机制作用明显。本文任务规划方案以遍历总时间为优化目标，考虑访问冲突和遍历路径长度对总时长的影响，不同的果实分布条件下，均可提升采摘效率。

4 结 论

1) 本文将矮化密植果园多机械臂机器人采摘任务规划归纳为异步重叠访问域多旅行商问题，基于遗传算法给出了问题的求解方法。仿真试验结果表明：所提方法求解不同重叠访问域多旅行商问题时，可分别在 500、2 000 和 2 500 次迭代后收敛至满意解，具有良好的收敛性。

2) 针对多个机械臂访问重叠区内果实发生冲突的问题，本文方法引入异步规则，对不满足异步规则的任务规划方案施加惩罚，以总遍历时长为优化目标，确保重叠访问域内多臂异步协同；仿真算例表明，本文方法相比于随机遍历方法，在 43 颗果实条件下遍历时长可缩短 40.97%，在 90 颗果实条件下分别最多可缩短 54.98%；单臂采摘 90 颗果实的遍历时长约为本文算法 4.28 倍。

3) 在实验室环境下，设置了 3 种不同情况的果实分布，开展 2 个机械臂的协同采摘试验，结果表明，本文在 3 种果实分布情况下，相较于顺序规划法和随机遍历法，本文方法的作业遍历时长分别缩短 10.69%和 27.18%、20.45%和 23.33%以及 12.94%和 21.69%。

[参 考 文 献]

[1] 秦喜田, 刘学峰, 任冬梅, 等. 我国果园生产机械化现状及其发展趋势[J]. 农业装备与车辆工程, 2019, 57(S1): 35-38.  
Qin Xitian, Liu Xuefeng, Ren Dongmei, et al. Current situation and development prospect of orchard mechanization in China[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2019, 57(S1): 35-38. (in Chinese with English abstract)

[2] 邹宝玲, 刘佛良, 张震邦, 等. 山地果园机械化: 发展瓶颈与国外经验借鉴[J]. 农机化研究, 2019, 41(9): 254-260.  
Zou Baoling, Liu Foliang, Zhang Zhenbang, et al. Mechanization of mountain orchards: Development bottleneck and foreign experiences[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2019, 41(9): 254-260. (in Chinese with English abstract)

[3] Fu L, Majeed Y, Zhang X, et al. Faster R-CNN-based apple detection in dense-foliage fruiting-wall trees using RGB and depth features for robotic harvesting[J]. Biosystems Engineering, 2020, 197: 245-256.



- [4] 郑永军, 陈炳太, 吕昊曦, 等. 中国果园植保机械化技术与装备研究进展[J]. 农业工程学报, 2020, 36(20): 110-124.  
Zheng Yongjun, Chen Bingtai, Lyu Haotun, et al. Research progress of orchard plant protection mechanization technology and equipment in China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(20): 110-124. (in Chinese with English abstract)
- [5] Kim W S, Lee D H, Kim Y J, et al. Path detection for autonomous traveling in orchards using patch-based CNN[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 175: 105620.
- [6] Kurtser P, Edan Y. Planning the sequence of tasks for harvesting robots[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2020, 131: 103591.
- [7] Yeshmukhametov A, Al Khaleel L, Koganezawa K, et al. Designing of CNC based agricultural robot with a novel tomato harvesting continuum manipulator tool[J]. International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research, 2020, 9(6): 876-881.
- [8] Arad B, Balendonck J, Barth R, et al. Development of a sweet pepper harvesting robot[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(6): 1027-1039.
- [9] Davidson J, Bhusal S, Mo C, et al. Robotic manipulation for specialty crop harvesting: A review of manipulator and end-effector technologies[J]. Global Journal of Agricultural and Allied Sciences, 2020, 2(1): 25-41.
- [10] Williams H A M, Jones M H, Nejati M, et al. Robotic kiwifruit harvesting using machine vision, convolutional neural networks, and robotic arms[J]. Biosystems Engineering, 2019, 181: 140-156.
- [11] Fu L, Tola E, Al-Mallahi A, et al. A novel image processing algorithm to separate linearly clustered kiwifruits[J]. Biosystems Engineering, 2019, 183: 184-195.
- [12] CNBC. As labor shortages start to bite, robots could soon be picking your strawberries[EB/OL]. (2018-08-23) [2021-01-15]. <https://www.agritechtomorrow.com/article/2017/08/how-do-drones-help-farmers/10153>.
- [13] Israeli robotics firm FFRobotics aims to release robotic apple picker by next year[EB/OL]. (2017-10-18) [2021-01-15]. <https://www.therobotreport.com/israeli-robotics-firm-FFRobotics-aims-release-robotic-apple-picker-next-year>.
- [14] 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)
- [15] Bac C W, van Henten E J, Hemming J, et al. Harvesting robots for high-value crops: State-of-the-art review and challenges ahead[J]. Journal of Field Robotics, 2014, 31(6): 888-911.
- [16] Williams H, Ting C, Nejati M, et al. Improvements to and large-scale evaluation of a robotic kiwifruit harvester[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(2): 187-201.
- [17] Xiong Y, Ge 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.
- [18] Good-Fruit-Grower, Robotic apple picker trials continue in Washington[EB/OL]. (2020-01-08) [2020-01-15]. <https://www.youtube.com/watch?v=m-S0coCmXiYU>.
- [19] Olivares A, Bebler D, Khamis A, et al. A review and comparison of ontology-based approaches to robot autonomy[J]. The Knowledge Engineering Review, 2019, 34(29): 1-34.
- [20] 孙启瑞, 李俊, 丁健, 等. 新型访问域部分重叠的多旅行商问题的 GA 求解[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(S1): 69-74.  
Sun Qirui, Li Jun, Ding Jian, et al. Genetic algorithm for solving a new multiple traveling salesman problem with partially overlapped domains[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(S1): 69-74. (in Chinese with English abstract)
- [21] Lin S. Computer solutions of the traveling salesman problem[J]. Bell Labs Technical Journal, 1965, 44(10): 2245-2269.
- [22] Lin S, Kernighan B W. An effective heuristic algorithm for the traveling-salesman problem[J]. Operations Research, 1973, 21(2): 498-516.
- [23] Desrosiers J, Sauvé M, Soumis F. Lagrangian relaxation methods for solving the minimum fleet size multiple traveling salesman problem with time windows[J]. Management Science, 1988, 34(8): 1005-1022.
- [24] Gilbert K C, Hofstra R B. A new multiperiod multiple traveling salesman problem with heuristic and application to a scheduling problem[J]. Decision Sciences, 1992, 23(1): 250-259.
- [25] 陈戡, 韩超. 一种求解旅行商问题的进化多目标优化方法[J]. 控制与决策, 2019, 34(4): 775-780.  
Chen Yu, Han Chao. An evolutionary multiobjective optimization method for traveling salesman problems[J]. Control and Decision, 2019, 34(4): 775-780. (in Chinese with English abstract)
- [26] 王小平, 曹立明. 遗传算法: 理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002: 15-17.
- [27] Ahmed Z H. Adaptive sequential constructive crossover operator in a genetic algorithm for solving the traveling salesman problem[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2020, 11(2): 593-605.
- [28] Mirjalili S, Dong J S, Sadiq A S, et al. Genetic Algorithm: Theory, Literature Review, and Application in Image Reconstruction[M]. Nature-Inspired Optimizers. Springer, Cham, 2020: 69-85.
- [29] Shah S A B, Rashid M, Arif M. Estimating WCET using prediction models to compute fitness function of a genetic algorithm[J]. Real-Time Systems, 2020(56): 28-63.
- [30] 胡春旭. ROS 机器人开发实践[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018: 18-21.
- [31] Bloch V, Degani A, Bechar A. A methodology of orchard architecture design for an optimal harvesting robot[J]. Biosystems Engineering, 2018, 166: 126-137.

# Task planning of multi-arm harvesting robots for high-density dwarf orchards

Li Tao<sup>1</sup>, Qiu Quan<sup>1\*</sup>, Zhao Chunjiang<sup>2</sup>, Xie Feng<sup>1,3</sup>

(1. Beijing Research Center of Intelligent Equipment for Agriculture, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China; 2. Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China; 3. College of Agricultural Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212000, China)

**Abstract:** High-density dwarf culture has the characters of high yield and easy mechanization, thereby to be expected as a new development direction of the fresh fruit industry. In harvesting, the mechanism of multi-arm cooperation can remarkably improve the operation efficiency of agricultural robots in the orchards of high-density dwarf culture. Generally, multiple picking zone is are established for the collaboration of multi-arm harvesting robots, in order to assign proper picking objects to every manipulator. However, these different zones can be partially overlapped, leading to potential conflicts of manipulators in a robot. Path planning can be utilized to generate a trajectory leading the tip of the manipulator to the goal without collisions. In this study, a global optimization using a Genetic Algorithm(GA) was proposed to solve the planning problem of harvesting tasks with overlapped picking domains in the multi-arm robots toward high-density dwarf orchards. 1) A multi-arm structure without a dead zone in the fruit harvest was specially formulated as a sort of asynchronously multiple traveling salesman problem with overlapped zones. The following mild assumptions were made: a) The visual sensing system can precisely locate the fruits to be harvested; b) The fruits covered by leaves were not considered; c) The exceptional cases during the switching phases from one fruit to another were not considered in the planning stage, meaning that the traveling time linearly depended on the Euclidean distance. Five rules were established for the manipulators to work with better cooperative behaviors in a safe region of the workspace, where no collision occurred. 2)A modified GA was applied to optimize the collision-free trajectory planning of a flexible manipulator, further to ensure operational safety without conflicts in the shortest traveling time. Gene codes were used to formulate various domain-manipulator pairs, thereby determining picking sequences in a manipulator. The total traveling time of travelers was the objective to be optimized, where the population of gene codes was optimized iteratively in the proposed GA. In this case, the critical phases were coding and decoding. The double chromosomes were selected to formulate various picking sequences. After that, three operators were introduced, including selection, crossover, and mutation. The rule of synchronization was designed to avoid different travelers visiting the same cities simultaneously, to cope with the asynchronism in a queuing situation.3) For the three fruit distribution scheme, once the optimized solution was obtained, the planner can easily achieve the proper sequences for each manipulator to pick fruits via decoding the double chromosomes. As such, each manipulator performed the corresponding task, and the overall picking time was therefore reduced. The test results showedthat: 1) The proposed planning converged at 500 and 2 000 iterations, when solving 43 fruits and 90 fruits planning problems with 4 manipulators.2) Compared with the sequential traverse, the modified GA increased the efficiency by 40.9% and 54.98%, when harvesting 43 fruits and 90 fruits, whereas, increased the efficiency by 4.25 times, compared with a single manipulator robot when harvesting 90 fruits. 3) Compared with the sequential traverse and random traverse, the modified GA increased the efficiency by 10.69% and 27.18%, 20.45% and 23.33%, 12.94%, and 21.69% under three different distributions, respectively. The contributions can be: a) A new planning strategy was proposed for the multi-arm harvester to avoid collisions, where each manipulator behaved cooperatively. b) A novel genetic algorithm was presented, where coding and decoding were first proposed in this field. c) The rule of synchronization was first proposed to deal with the simultaneous visits in the queuing phenomenon during planning. d) A four-arm cooperative harvester was used to verify the effectiveness of the system, where the ergodic picking of each arm can be achieved without conflicts within a minimum duration. The framework can be generalized to many configurations of harvesters, suitable for robots with different numbers of arms, different varieties of fruit, and different ranges of overlapped domains.

**Keywords:** robots; control; harvesting; task planning; cooperative work; traveling salesman problem; genetic algorithm