

基于滚动时域优化的果园多机协同动态调度方法

张道德^{1,2} 陈治宇¹ 夏淳¹ 吕畅²

(1. 湖北工业大学农机工程研究设计院, 武汉 430068; 2. 湖北工业大学机械工程学院, 武汉 430068)

摘要: 针对无存储式采摘-运输果园机器人协同作业中时效与转运成本冲突问题, 本文提出一种基于阈值-运力状态解析耦合理论的事件驱动滚动时域优化(RHO)协同调度方法。建立以接替触发阈值为动态决策变量的多目标混合整数非线性规划模型, 推导给定候选运输机器人状态下单次接替事件阈值的闭式解析解; 通过将传统的阈值网格枚举求解替换为解析计算, 显著降低在线决策的评估规模; 构建滚动预测-解析计算-反馈校正的事件驱动在线调度框架, 结合综合代价评估与贪心指派实现快速决策。基于真实果园参数的仿真结果表明, 固定阈值策略对参数取值高度敏感, 81 组配置中非支配解仅占 24.7%; 所提方法与网格搜索 RHO 相比, 停机时间偏差不大于 1.60%, 行驶距离偏差不大于 0.24%; 与遗传算法基线相比, 解质量偏差小于 1.3%, 单次决策耗时由秒级降至毫秒级, 计算效率提升约 3 个数量级。多机协同实物试验验证表明, 单采摘机器人场景下, 动态阈值策略较固定阈值策略将累计采摘停机时间降低 82.4%; 完整多机协同场景的 20 次接替决策中, 实物与仿真指派一致率达 85%, 解析阈值实测均值与仿真值偏差不超过 0.02, 表明本文方法在物理平台上具有较好的工程实现可行性。通过调节单一权重系数, 可实现时效优先与成本优先策略之间的灵活切换; 结合在线装载速率估计与闭环反馈机制, 在本文试验条件下本文方法表现出对作业扰动的适应能力, 为结构化果园采摘运输协同调度提供了一种可行思路。

关键词: 果园机器人; 协同调度; 滚动时域优化; 动态阈值; 在线决策

中图分类号: S225.93

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)20-0201-13

OSID:



Dynamic Scheduling Method for Orchard Multi-robot Coordination Based on Receding Horizon Optimization

Zhang Daode^{1,2} Chen Zhiyu¹ Xia Chun¹ Lü Chang²

(1. Research and Design Institute of Agricultural Machinery and Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China

2. School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

Abstract: Aiming to address the timeliness-cost conflict in non-storage collaborative harvesting-transport operations in orchards, an event-driven receding horizon optimization (RHO) scheduling method based on analytical threshold-fleet-state coupling was proposed. A multi-objective mixed-integer nonlinear programming model was established by using the replacement trigger threshold as a dynamic decision variable. A closed-form analytical expression for the threshold of single replacement events under given candidate transport robot states was derived. The online evaluation scale was significantly reduced by transforming the original threshold grid enumeration into analytical calculations. Thus, an event-driven framework integrating rolling prediction, analytical calculation, and feedback correction was constructed, achieving rapid decision-making via comprehensive cost evaluation and greedy assignment. Simulations using real orchard parameters showed that the fixed-threshold strategy was highly sensitive, with non-dominated solutions yielded in only 24.7% of 81 configurations. Compared with grid-search RHO, deviations in idle time and travel distance were no more than 1.60% and 0.24%, respectively. Against a genetic algorithm baseline, solution-quality deviation remained within 1.3%, while single-decision computation time was compressed from seconds to milliseconds, improving efficiency by approximately three orders of magnitude. Physical multi-robot experiments verified that cumulative harvesting idle time was reduced by 82.4% by using the dynamic-threshold strategy. Across 20 decisions, a physical-simulation assignment consistency of 85% was reached, and measured analytical threshold deviations

收稿日期: 2026-03-02 修回日期: 2026-05-12

基金项目: 湖北省自然科学基金创新群体项目(2023AFA037)

作者简介: 张道德(1973—), 男, 教授, 博士, 主要从事机电装备智能控制研究, E-mail: hgzzdd@126.com

were under 0.02, demonstrating excellent engineering feasibility. Flexible switching between timeliness- and cost-priority strategies was enabled by adjusting a single weight. Integrated with online loading-rate estimation and closed-loop feedback, the proposed method exhibited good adaptability to operational disturbances, providing a feasible cooperative scheduling approach for structured orchards.

Key words: orchard robot; collaborative scheduling; receding horizon optimization; dynamic threshold; online decision-making

0 引言

随着果园机械化与智能化的发展,多机器人协同作业成为提高采摘效率的重要方向^[1-3]。在采摘-运输协同系统中,采摘机器人负责采摘作业,并将果实实时放置到随行运输机器人;运输机器人在采摘点与卸载点之间往返转运果实^[4-7]。由于采摘机器人不具备存储能力,作业连续性高度依赖运输机器人的及时接替。当随行运输机器人接近满载时需触发接替请求^[8-10],接替时机过早会降低容量利用率、增加往返距离,过晚则可能导致采摘机器人因等待运输机器人而停机^[11-12]。

国内外学者对采摘-运输果园机器人协同调度开展了大量研究。Bochtis 等^[13]将车辆路由问题引入田间物流调度;Orfanou 等^[14]提出了多田块机械舰队调度算法;Peng 等^[4]提出作物运输协同机器人预测动态调度方法;王猛等^[15]采用多变异分組遗传算法实现多机静态任务分配;李荣轩等^[10]研究异类型多机自主智能协同收获任务规划;朱烨均等^[16]构建基于动态卸粮阈值的马尔可夫决策模型。针对无存储式采摘作业的连续性保障,Han 等^[17]构建了蔬菜采摘与运输车辆的协同调度模型;Ding 等^[18]则针对番茄采摘与转运提出了改进的多目标群智能调度方法。同时,在复杂环境下运输调度与资源分配也得到广泛关注^[19-20]。现有方法主要采用固定装载阈值或运输请求时间预测策略^[21]和离线智能优化方法^[22-24],但性能依赖于准确的场景先验,当环境偏离训练条件时往往性能下降^[25-26]。滚动时域优化(Receding horizon optimization, RHO)虽在多机器人调度中展现实时性与鲁棒性^[27-28],但直接应用于阈值-指派联合优化时仍面临计算复杂度高、难以满足实时性要求的问题。针对果园无存储式、强耦合的采摘-运输协同调度场景 RHO 在线调度研究仍较少。

因此,面向结构化果园无存储式采摘-运输协同作业场景,针对接替触发阈值与运输机器人指派强耦合、在线求解成本高等问题,本文构建一种基于阈值-运力状态解析耦合的事件驱动滚动时域优化动态协同调度方法。建立接替触发阈值与运输机器人指派的联合优化模型,推导给定候选运输机器人条

件下单次接替事件阈值的闭式解析表达;构建融合滚动预测、解析计算与闭环反馈的事件驱动在线调度框架,并结合综合代价评估与贪心指派实现快速决策;通过仿真与多机协同物理试验,对所提方法的解质量、实时性和工程部署可行性进行验证。

1 问题描述与模型构建

针对结构化果园无存储式采摘-运输协同调度问题,建立完整的数学模型与优化框架。对问题的物理约束进行量化定义,建立连续时间动态模型与离散时间仿真模型;提出阈值-运力状态解析耦合模型,并推导单次接替事件中近似最优阈值的闭式解析解。构建事件驱动的滚动时域优化(RHO)框架,实现接替触发阈值与运输机器人指派的在线联合优化。

1.1 问题描述

系统包含 N_h 台采摘机器人,记为集合 $H = \{1, 2, \dots, N_h\}$; N_r 台运输机器人,记为集合 $R = \{1, 2, \dots, N_r\}$ 。采摘机器人沿预设路径连续行进,将采摘果实放置到随行运输机器人上装载;运输机器人则在采摘机器人与卸载点之间往返转运。采摘机器人未设置果实存储,因此每台采摘机器人必须有且仅有 1 台运输机器人随行服务。无存储约束的量化含义为:随行运输机器人装载量 $q_h(t)$ 以速率 κ_h 持续增长,当达到装载量上限 C 而新接替运输机器人尚未到位时,采摘机器人被迫停机等待,造成直接产能损失。

表 1 为系统关键参数的典型取值范围,其中容量-速率比 $\rho = C/\kappa_h$,物理含义为随行运输机器人完成 1 次任务从空载到满载所需时间,即单次服务时长。

表 1 系统关键参数

Tab. 1 Typical value ranges of key system parameters	
参数	数值
采摘速率 $\kappa_h/(\text{kg}\cdot\text{s}^{-1})$	0.05 ~ 0.20
运输机器人容量 C/kg	30 ~ 80
容量-速率比(服务时长) ρ/s	150 ~ 1 600
运输机器人平均行驶速度 $v/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	0.8 ~ 2.0
对接交接耗时 T_m/s	5 ~ 20
卸载耗时 T_u/s	30 ~ 90

基于系统作业特性,本文模型基于以下假设:
①现场地理位置、作业区域、卸载点位置以及机器人的数量、类型和相关参数已知。②采摘机器人沿着结构化的果园行列通道连续行进路径已知,不考虑外部随机障碍物干扰。③任意时刻单台机器人仅执行 1 项调度指令。④果园路网拓扑已知且静态,各点位间的最短路径可预先离线计算。⑤卸载点服务时间固定,采摘速率可在线估计。

上述假设主要适用于规则行列布局、通道条件相对稳定的结构化果园,如柑橘、苹果、梨等乔木果园及部分篱架式栽培场景。对于地形起伏较大、随机障碍频繁或人工干扰较强的非结构化果园,需进一步结合局部避障与动态重规划机制。假设③~④依赖于路网拓扑的离线建模与最短路径预计算;当实际作业中出现局部路网失效或临时管制时,可通过决策时刻的增量式最短路径更新进行修正,而无需改变整体调度框架。假设⑤中,固定卸载服务时间与实测离散特征基本一致,采摘速率的时变性则通过指数加权移动平均(Exponentially weighted moving average, EWMA)在线估计进行补偿。

1.2 作业流程

采摘-运输作业分为 4 个阶段。
阶段 1(随行装载):运输机器人 r 跟随采摘机器人 h ,实时接收果实,装载量以速率 κ_h 持续增长。
阶段 2(接替触发):当装载量达到阈值 $\beta_h C$ 时(β_h 为阈值比例),触发接替请求,指派运输机器人 r' 前往对接点。
阶段 3(接替等待): r' 前往途中,原运输机器人 r 继续装载,装载量继续增长。
阶段 4(交接完成): r' 到达后耗时 T_m 完成交接, r 携带装载果实前往卸载点, r' 接替服务。
停机条件:若 r' 未能在 r 满载前完成对接,采摘机器人 h 停机等待。
运输机器人 r 的状态标签 $s_r(t)$ 取值于状态集合{空闲,前往,随行,返航,卸载},状态转移由离散事件驱动,见表 2。

表 2 运输机器人状态转移规则

Tab. 2 State transition rules of transport robots		
当前状态	触发事件	转移目标状态
空闲	接收指派	前往对接点
前往对接点	到达对接点	随行装载
随行装载	交接完成	返航
返航	到达卸载点	卸载
卸载	卸载完成	空闲

1.3 连续时间模型

设 t_0 时刻装载量为 q_0 ,则 t 时刻装载量为

$$q_h(t) = q_0 + \kappa_h(t - t_0) \tag{1}$$

其中 $t \geq t_0$ $q_h(t) \leq C$

当装载量达到阈值 $\beta_h C$ 时触发接替请求,则触发时刻为

$$t'_h = \begin{cases} t & (q_h(t) \geq \beta_h C) \\ t + \frac{\beta_h C - q_h(t)}{\kappa_h} & (q_h(t) < \beta_h C) \end{cases} \tag{2}$$

式中 t'_h ——接替请求触发时刻,s

在触发时刻 t'_h 指派运输机器人 r' 接替,接替完成时刻由 3 个环节决定,任务交按时序如图 1 所示。

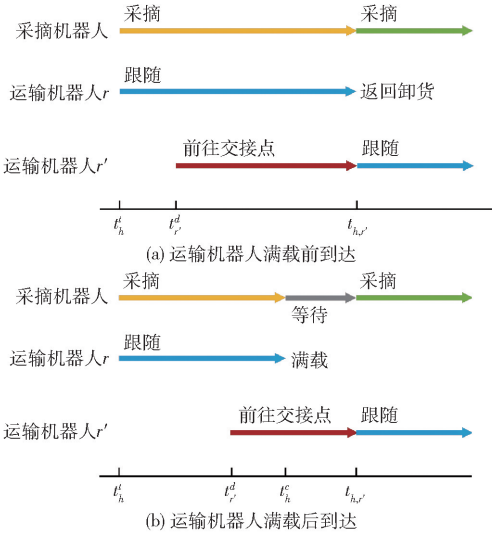


图 1 多机器人协同作业任务交按时序
Fig. 1 Timing diagrams of task handover in multi-robot collaborative operation

(1)实际出发时刻: r' 可能尚未空闲,需等待至可用时刻后方可出发,计算式为

$$t_{r'}^d = \max \{ t'_h, \tau_{r'}^a \} \tag{3}$$

式中 $t_{r'}^d$ ——接替运输机器人 r' 实际出发时刻,s

$\tau_{r'}^a$ ——运输机器人 r' 实际可用时刻,s

(2)行驶时间:从出发位置至预定对接点的行驶时间为

$$T_{r'}^l = \frac{d(x_{r'}, p_h)}{v} \tag{4}$$

式中 $T_{r'}^l$ ——运输机器人 r' 从出发时刻所在位置前往预定对接点行驶耗时,s

$d(\cdot, \cdot)$ ——路网中两点间最短路径距离,m

$x_{r'}$ ——运输机器人 r' 出发时位置坐标

p_h ——采摘机器人 h 预估对接点位置坐标

(3)接替完成时刻:计算式为

$$t_{h,r'} = t_{r'}^s + T_m = t_{r'}^d + T_{r'}^l + T_m \tag{5}$$

式中 $t_{h,r'}$ ——运输机器人接替完成时刻,s

$t_{r'}^s$ ——运输机器人 r' 到达对接点时刻,s

触发接替请求后,运输机器人继续装载直至被接替或满载,达到容量耗尽时刻 t_h^c 为

$$t_h^c = t_h^t + \frac{(1 - \beta_h)C}{\kappa_h} = t_h^t + (1 - \beta_h)\rho \quad (6)$$

若接替完成时刻晚于容量耗尽时刻,则采摘机器人须停机等待,等待时间为

$$\Delta T_{h,r}^w = \max \{ 0, t_{h,r'} - t_h^c \} \quad (7)$$

式中 $\Delta T_{h,r}^w$ ——采摘机器人 h 停机等待时间, s

将式(5)、(6)代入式(7)得

$$\Delta T_{h,r'}^w = \max \left\{ 0, (\tau_r^a - t_h^t)^+ + \frac{d(x_{r'}, p_h)}{v} + T_m - (1 - \beta_h)\rho \right\} \quad (8)$$

式(8)表明停机时间由运输机器人尚未空闲导致的等待延迟,以及行驶与对接耗时超过剩余容量可支撑时间组成。

接替完成时,随行运输机器人 r 装载量为

$$L_r^h = \min \{ C, \beta_h C + \kappa_h (t_{h,r'} - t_h^t) \} \quad (9)$$

式中 L_r^h ——交接时运输机器人 r 最终装载量, kg

接替完成后, 2 个运输机器人可用时刻需同步更新。

(1) 运输机器人 r 返航卸载, 完成卸载并再次空闲的时刻 τ_r^a 为

$$\tau_r^a = t_{h,r'} + \frac{d(p_h, x_d)}{v} + T_u \quad (10)$$

式中 x_d ——卸载点位置坐标

(2) 运输机器人 r' 跟随采摘机器人服务直至满载, 然后返航完成卸载后, 重新变为可用状态的预期可用时刻 $\tau_{r'}^a$ 为

$$\tau_{r'}^a = t_{h,r'} + \frac{\beta_h C}{\kappa_h} + \frac{d(p_h, x_d)}{v} + T_u \quad (11)$$

1.4 阈值-运力状态解析耦合模型

为简化理论推导的符号表达, 以 r 泛指运力池中任意候选运输机器人。对触发事件 (h, t_h^t) , 给定候选运输机器人 r 可用时刻 τ_r^a 与当前位置 x_r , 停机时间为零的充要条件为

$$(\tau_r^a - t_h^t)^+ + \frac{d(x_r, p_h)}{v} + T_m \leq (1 - \beta_h)\rho \quad (12)$$

整理式(12), 令等号成立, 可直接解出给定候选运输机器人 r 条件下单事件解析最优阈值 $\beta^*(r)$ 为

$$\beta^*(r) = 1 - \frac{(\tau_r^a - t_h^t)^+ + d(x_r, p_h)/v + T_m}{\rho} \quad (13)$$

对于给定的运输机器人 r , 在局部状态近似不变的条件下, 存在对应的阈值 $\beta^*(r)$ 使得指派 r 时停机时间恰好为零。该阈值由 r 当前状态(可用时刻 τ_r^a 、位置 x_r)与系统参数 (κ_h, C, v, T_m) 决定。

定义运输机器人 r 的解析最优阈值为

$$\beta^*(r) = \text{clip} \left[1 - \frac{(\tau_r^a - t_h^t)^+ + d(x_r, p_h)/v + T_m}{\rho}, \beta_{\min}, \beta_{\max} \right] \quad (14)$$

式中 $\beta_{\min}$ ——系统允许的最安全接替阈值下限

$\beta_{\max}$ ——运输机器人最大载荷容量对应阈值上限

(1) 若 $\beta^*(r) \geq \beta_{\min}$, 以阈值 $\beta^*(r)$ 触发接替、指派运输机器人 r , 在局部常数近似下可实现近似零停机;

(2) 在单次接替事件的子问题中, 设该事件的全局最优触发阈值为 β_h^* 。系统通过评估, 选取综合代价最小的候选运输机器人 r^* 进行指派, 此时该事件的最优阈值满足 $\beta_h^* = \beta^*(r^*)$ 。

此外, 式(14)还赋予了阈值决策直观的表述, 即 $\beta^*(r)$ 越低, 对应运输机器人 r 越难以及时到达, 系统需要更早触发接替以留出足够的缓冲时间; 反之, 当运力充裕 $(\tau_r^a \approx t_h^t, d(x_r, p_h) \approx 0)$ 时, $\beta^*(r) \rightarrow 1 - T_m/\rho$, 即阈值仅需为对接耗时留出缓冲, 可尽量延迟触发以提升运力利用率。

当运力池中所有运输机器人均无法在不停机条件下完成接替时, 系统无法避免停机。此时模型退化为

$$\beta_h^* = \beta_{\min}(r^*) = \arg \min_{r \in \mathcal{R}} \Delta T_{h,r}^w(\beta_{\min}) \quad (15)$$

即在最早触发约束下选择使停机时间最小的运输机器人。停机时间 $\Delta T_{h,r^*}^w$ 为

$$\Delta T_{h,r^*}^w = \min_{r \in \mathcal{R}} \left\{ (\tau_r^a - t_h^t)^+ + \frac{d(x_r, p_h)}{v} + T_m - (1 - \beta_{\min})\rho \right\} \quad (16)$$

对于该模型, 阈值可行域上下界具有明确的物理含义, 可由系统参数解析推导。下界 $\beta_{\min}$ 由最小有效装载率 η 确定, 防止阈值过低导致接替时运输机器人装载量低、运力利用率差, 计算式为

$$\beta_{\min} = \eta - \frac{(T_{\max} + T_m)\kappa_h}{C} \quad (17)$$

式中 $T_{\max}$ ——果园内最大行驶时间, s

上界 $\beta_{\max}$ 在最远运输机器人、最晚可用的最差情况下保证系统具有可行解, 计算式为

$$\beta_{\max} = 1 - \frac{T_{\max} + T_m}{\rho_{\min}} \quad (18)$$

$$\rho_{\min} = \frac{C}{\kappa_{h_{\max}}} \quad (19)$$

式中 $\rho_{\min}$ ——最快采摘速率下最小服务时长, s

$\kappa_{h_{\max}}$ ——采摘机器人最大采摘速率, kg/s

1.5 离散时间优化模型

RHO 框架依赖对未来系统状态的预测评估目

标函数^[29]。将连续时间 t 离散为步长 Δt 的时间步 $k=0,1,2,\dots$, 通过逐事件推演系统状态计算各触发事件的停机时间与运输代价。

装载速率 κ_h 受果实密度分布、机械工况与行进速度等随机因素影响, 具有时变性, 需在线估计。本文采用指数加权移动平均 (EWMA) 方法实现实时估计, 计算式为

$$\tilde{\kappa}_h(k) = \frac{q_h(k) - q_h(k - n_s)}{\Delta t_s} \quad (20)$$

$$\text{其中 } n_s = \frac{\Delta t_s}{\Delta t} \quad (21)$$

式中 $\tilde{\kappa}_h(k)$ ——时间步 k 瞬时装载速率, kg/s
 $q_h(k)$ ——时间步 k 随行机器人装载量, kg
 Δt_s ——瞬时速率测算滑动时间窗口长度, s
 n_s ——离散采样步数

时间步 k 经 EWMA 滤波后, 装载速率平滑估计值 $\hat{\kappa}_h(k)$ 为

$$\hat{\kappa}_h(k) = \alpha \tilde{\kappa}_h(k) + (1 - \alpha) \hat{\kappa}_h(k - 1) \quad (22)$$

式中 α ——平滑因子

给定采摘机器人 h 在时间步 k 的状态 $\{q_h(k), \hat{\kappa}_h(k)\}$ 及当前阈值 β_h , 下次触发时间步预测 $k_h^i(k, \beta_h)$ 为

$$k_h^i(k, \beta_h) = \begin{cases} k & (q_h(k) \geq \beta_h C) \\ k + \left\lceil \frac{\beta_h C - q_h(k)}{\hat{\kappa}_h(k) \Delta t} \right\rceil & (q_h(k) < \beta_h C) \end{cases} \quad (23)$$

以未来 M 个接替事件为预测窗口, 递推得第 m 次触发时间步为

$$\begin{cases} k_h^{(1)} = k_h^i(k, \beta_h) \\ k_h^{(m+1)} = k_h^{(m)} + \left\lceil \frac{\beta_h C - q_h(k_h^{(m)})}{\hat{\kappa}_h(k) \Delta t} \right\rceil \end{cases} \quad (m=1,2,\dots,M-1) \quad (24)$$

式中 $k_h^{(m)}$ ——序列中第 m 个事件发生的时间步

预测窗口内所有触发事件构成的集合为

$$\mathcal{E}(k, \beta_h) = \{(h, m) : h \in \mathcal{H}, m=1,2,\dots,M\} \quad (25)$$

对触发事件 (h, m) 指派运输机器人 r 时, 实际出发时间步 k_r^d 为

$$k_r^d = \max\{k_h^{(m)}, k_r^a\} \quad (26)$$

式中 k_r^a ——运输机器人 r 最早可执行新接替任务的时间步

容量耗尽时间步 k_h^c 为

$$k_h^c = k_h^{(m)} + \left\lceil \frac{(1 - \beta_h) C}{\kappa_h \Delta t} \right\rceil \quad (27)$$

对接有效时间步 $k_{h,r}^d$ 为

$$k_{h,r}^d = \min\{k_r^d, k_h^c\} \quad (28)$$

当 $k_r^d \leq k_h^c$ 时, 对接点为采摘机器人在时间步 k_r^d 的预测位置; 当 $k_r^d > k_h^c$ 时, 采摘机器人已停机, 对接点为停机位置。

接替完成时间步 $k_{h,r}$ 为

$$k_{h,r} = k_r^s + \left\lceil \frac{T_m}{\Delta t} \right\rceil = k_r^d + \left\lceil \frac{d(x_r[k_r^d], p_h[k_{h,r}^d])}{v \Delta t} \right\rceil + \left\lceil \frac{T_m}{\Delta t} \right\rceil \quad (29)$$

式中 k_r^s ——运输机器人 r 预计到达时间步

则停机时间步 $\Delta k_{h,r}^{wait}$ 为

$$\Delta k_{h,r}^{wait} = \max(0, k_{h,r} - k_h^c) \quad (30)$$

1.6 决策变量与约束条件

在决策时间步 k 时, 阈值决策变量 β_k 为

$$\beta_k = \{\beta_h^{(m)} : h \in \mathcal{H}, m=1,2,\dots,M\} \quad (31)$$

式中 $\beta_h^{(m)}$ ——采摘机器人 h 第 m 次接替事件的触发阈值决策变量

对预测时域内的触发事件 $(h, k_h^{(m)})$, 指派变量 U_k 为

$$U_k = \{u_{h,r}^{(m)} \in \{0,1\} \mid (\forall (h, k_h^{(m)}) \in \mathcal{E}, \forall r \in \mathcal{R})\} \quad (32)$$

式中 $u_{h,r}^{(m)}$ ——指派决策变量

若 $u_{h,r}^{(m)}$ 为 1 表示将运输机器人 r 指派给采摘机器人 h 执行第 m 次接替, 否则为 0。上述决策变量需满足约束条件为

$$\beta_h(k) \in [\beta_{\min}, \beta_{\max}] \quad (\forall h \in \mathcal{H}) \quad (33)$$

$$\sum_{r \in \mathcal{R}} u_{h,r}^{(m)} = 1 \quad (\forall (h, k_h^{(m)}) \in \mathcal{E}) \quad (34)$$

式(33)表示阈值可行域取值在限定区间, 式(34)表示每个触发事件必须且仅指派 1 台运输机器人。

1.7 目标函数

考虑到系统性能的多维性, 采用线性加权和方法构建综合目标函数, 将停机时间代价与运输成本代价统一为单一标量目标。

时间代价为最小化总停机时间步数, 即

$$J_1(U) = \sum_{(h,m) \in \mathcal{E}} \sum_{r \in \mathcal{R}} u_{h,r}^{(m)} \Delta k_{h,r}^{wait} \Delta t \quad (35)$$

式中 $J_1(U)$ ——预测时域内的总采摘停机时间代价, s

成本代价为最小化资源消耗与容量冗余, 即

$$J_2(\beta_k, U) = \sum_{(h,m) \in \mathcal{E}} \left\{ \omega_d \sum_r u_{h,r}^{(m)} d(x_r(k_{h,r}^d), p_h(k_{h,r}^d)) + \omega_c [C(1 - \beta_h^{(m)})]^2 \right\} \quad (36)$$

式中 $J_2(\beta_k, U)$ ——预测时域内总运输成本与容量冗余代价, s

ω_d ——距离等效惩罚系数, 取 0.05 s/m

$x_r(k_{h,r}^d)$ ——决策时刻 $k_{h,r}^d$ 候选运输机器人 r 的位置坐标
 ω_c ——容量冗余等效惩罚系数,取 0.1 s/kg^2
 $p_h(k_{h,r}^d)$ ——决策时刻 $k_{h,r}^d$ 采摘机器人 h 的预期交接位置坐标

在完成量纲统一后,引入偏好权重系数对时间代价与成本代价进行线性加权,构建综合目标函数 $J(\beta_k, U)$ 为

$$J(\beta_k, U) = J_1(U) + \lambda J_2(\beta_k, U) \quad (37)$$

式中 λ ——偏好权重,用于调节时效优先或成本优先策略

在决策时间步 k ,基于当前系统状态,动态阈值 β_k 调度问题,即求解最优指派序列 Q 表述为

$$Q = \arg \min_{\beta_k, U} J(\beta_k, U) \quad (38)$$

2 材料与方法

2.1 系统整体架构

为验证本文所提调度算法的有效性,建立了果园多机协同采摘-运输仿真系统。采用集中式调度与分布式执行相结合的架构,调度中心统一管理全局资源分配与优化决策,各机器人独立执行路径跟踪与状态更新。

系统集成了路径规划与跟踪、动态阈值调度、装载量监测、自动对接等功能模块。在主调度循环中,采摘机器人沿预设 Z 形路径执行采摘作业,果实实时交给随行运输机器人装载;运输机器人通过调度中心的优化决策选取当前最优接替目标并规划行驶路径。

调度中心的核心决策逻辑为:当任意采摘机器人装载量达到当前接替阈值时,触发接替请求;调度中心即时读取运力池状态(各运输机器人的可用时刻 τ_r^a 与当前位置 x_r),生成接替调度指令并下发至运输机器人执行。系统协同逻辑流程如图 2 所示。

2.2 调度优化方法

通过将原联合优化问题转化为解析阈值计算与指派选择的耦合问题,消去阈值变量 β_k ,只对指派变量 U 采用贪心策略进行求解,从而在保持较高解质量的同时显著降低在线求解开销。

2.2.1 滚动时域优化框架

实际作业中,装载速率 κ_h 、运输机器人位置与可用时刻等状态持续变化,若在作业开始前一次性给出全局静态方案,难以及时反映后续扰动。为此,采用事件驱动的滚动时域优化框架,即在接替触发事件发生时基于最新观测状态构建有限预测窗口,调用解析耦合算法生成窗口内近似最优指派及阈值序列;执行时仅执行最近一次触发事件对应的首个

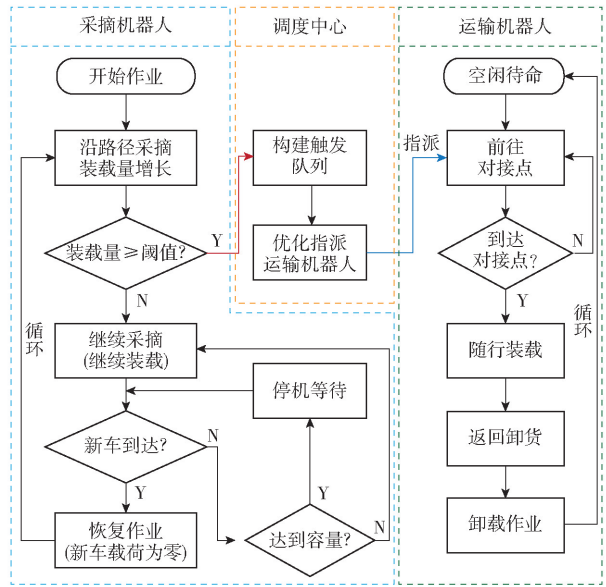


图 2 采摘运输协同逻辑流程

Fig. 2 Logic flow of cooperative harvesting and transportation

决策,窗口内其余决策作为前瞻信息,并在下一触发事件时重新计算。与图 2 所示系统执行闭环区分,该机制将优化作用限定在调度中心的在线决策环节,具体流程如下。

(1)系统初始化:设定仿真步长 Δt 、预测窗口事件数 M 以及偏好权重 λ 等参数;初始化各运输机器人状态为空闲,并将各采摘机器人与初始随行运输机器人进行配对,装载量置零。同时,调用指数加权移动平均(EWMA)估计器对装载速率进行预热采样,为触发事件预测和在线调度提供速率估计。

(2)装载量更新与事件检测:每个仿真步长 Δt ,更新各采摘机器人随行机器人装载量,检测是否存在装载量达到当前阈值 $\beta_h C$ 的采摘机器人。若无触发事件,则仅推进系统状态而不调用优化求解;若存在触发事件,进入步骤(3)。

(3)状态观测:触发事件发生时,采集当前全局状态 $X = \{(q_h, p_h, \hat{\kappa}_h)\} \cup \{(x_r, s_r, \tau_r^a)\}$,作为滚动优化的输入。

(4)解析近似最优决策求解:基于当前观测状态 X 构建未来接替事件集合,调用解析耦合算法,对候选运输机器人逐一计算解析阈值 β_h^* 与综合代价 J ,得到预测窗口内近似最优指派序列及阈值序列。

(5)滚动决策执行:仅执行序列中当前触发事件对应的首个决策,设定接替阈值并向选定运输机器人 r^* 下达前往对接点的指令;其余预测决策不冻结,待后续事件触发后由最新状态重新求解。

(6)对接交接:当接替机器人 r^* 到达对接点后,

执行对接交接逻辑,计算原运输机器人的最终装载量,切换运输机器人归属权,并更新 2 台运输机器人的可用时间,随后让原运输机器人返航卸货。

(7) 系统演化与循环:完成上述动作后,系统状态向前演化一步,装载速率估计器同步更新,并返回步骤(2)继续检测新的触发事件,直到所有采摘任务结束。

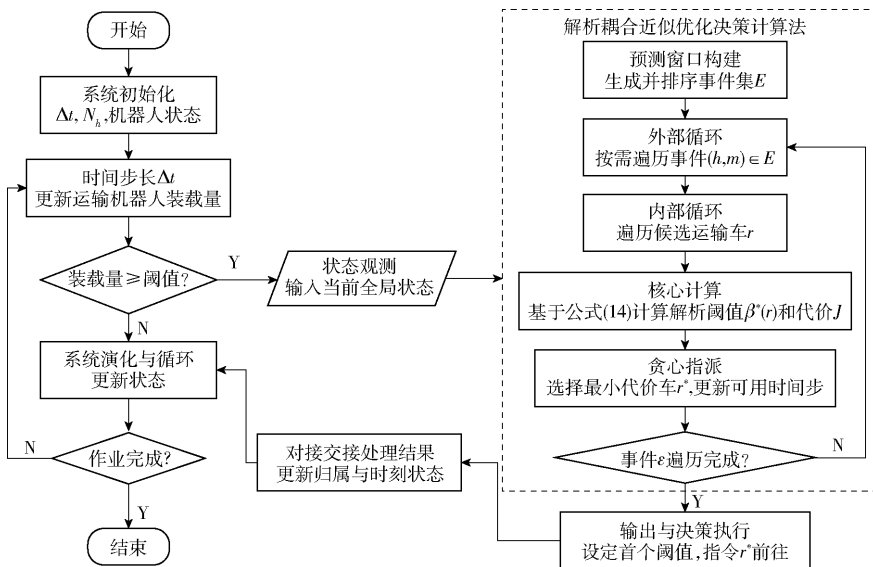


图 3 基于滚动时域优化的动态调度算法流程

Fig. 3 Flowchart of dynamic scheduling algorithm based on receding horizon optimization

算法输入:当前系统状态 X , 参数 $M, \lambda, \omega_d, \omega_c, \beta_{\min}, \beta_{\max}$ 。

算法输出:近似优化指派序列 U^* , 及对应阈值序列 β_k^* 。

(1) 构建预测窗口:对每台采摘机器人 $h \in \mathcal{H}$, 推算未来 M 个触发事件的时间步 $k_h^{(m)}$ 与对接点位置 $p_h^{(m)}$, 以此构建触发事件集合 $\mathcal{E}$, 并将 $\mathcal{E}$ 中所有事件按触发时间步先后顺序排列。

(2) 同步可用时间:将各运输机器人的预测可用时间步转换为系统能够识别的离散时间步, $k_r^a \leftarrow \lceil \tau_r^a / \Delta t \rceil$ 。

(3) 逐一计算与指派:按时间步顺序处理 $\mathcal{E}$ 中每个触发事件 (h, m) , 并执行以下子步骤:

(3a) 可行性筛选:计算运输机器人 r 实际出发时间步 k_r^d , 根据动态对接点确定机制得到对接点有效时间步 $k_{h,r}^d$, 并计算对接点位置 $p_h(k_{h,r}^d)$ 。

(3b) 解析阈值计算:对每个候选运输机器人 r , 计算解析最优阈值。

(3c) 停机时间计算:计算接替完成时间步 $k_{h,r}$ 与停机时间步 $\Delta k_{h,r}^{wait}$ 。当 $\beta^*(r) = \beta_{\min}$ 时, 停机时间取最小值; 当 $\beta^*(r) > \beta_{\min}$ 时, 停机时间为零。

(3d) 综合代价评估:计算对候选运输机器人 r 的综合代价 $J_{h,r}$ 。

2.2.2 解析耦合近似优化决策算法

解析耦合近似优化决策算法承担单次触发时刻的窗口内求解任务。针对预测窗口中每个触发事件, 算法遍历候选运输机器人, 利用解析公式直接计算候选机器人对应的阈值, 并将停机时间、行驶距离及容量冗余等因素统一为综合代价, 随后采用贪心策略完成指派, 算法流程图如图 3 所示。

(3e) 贪心指派:选择综合代价最小的运输机器人: $r^*(h, m) = \arg \min_{r \in \mathcal{R}} J_{h,r}$ 。若存在平局, 选择与对接点距离最近者。

(3f) 可用时刻更新:指派完成后, 按离散化形式更新 $r^*(h, m)$ 的预测可用时间步 k_r^a , 将服务周期计入占用时间, 确保触发事件可用性判断正确。

(4) 输出近似最优决策:返回所有触发事件的近似最优指派序列 U^* 与对应阈值序列 β_k^* , 在所述滚动执行机制中, 仅执行序列 $\mathcal{E}$ 中首个触发事件的决策, 其余结果作为前瞻参考, 待触发时重新计算。

2.3 仿真试验

2.3.1 仿真场景与参数

以湖北工业大学智慧农场实验站柑橘果园为原型, 构建采摘运输协同作业仿真场景。该地块边界呈不规则多边形, 包含 6 个关键顶点, 总作业面积约 4 037.83 m²。在 WGS-84 坐标系下获取地块边界原始 GNSS 数据, 随后采用高斯-克吕格投影算法将球面大地坐标映射为二维平面直角坐标。地块顶点坐标如表 3 所示, 地块形状及顶点分布如图 4 所示。果园种植模式为标准行列式布局, 行距 4 m, 株距 3.5 m。仿真模型基于实验室自主研发的履带式采摘机器人与运输机器人实体样机进行运动学建模与参数标定^[30]。如图 4a 所示, 采摘机器人采用 Z 形

全覆盖路径规划,相邻行作业方向相反,以减少转弯次数和空行移动距离。

表 3 试验果园坐标
Tab. 3 Coordinates of experimental orchard

顶点	经度	纬度	平面直角坐标/ (m,m)
P1	114°08'29.00"	30°43'56.00"	(3 402 551. 50, 38 513 591. 10)
P2	114°08'27. 99"	30°43'53. 00"	(3 402 458. 80, 38 513 564. 30)
P3	114°08'28. 96"	30°43'52. 75"	(3 402 451. 35, 38 513 590. 04)
P4	114°08'29. 28"	30°43'53. 71"	(3 402 481. 04, 38 513 598. 63)
P5	114°08'30. 26"	30°43'53. 47"	(3 402 473. 59, 38 513 624. 37)
P6	114°08'30. 94"	30°43'55. 52"	(3 402 536. 61, 38 513 642. 59)



图 4 试验果园作业环境

Fig. 4 Working environment of experimental orchard

试验场景设定包含采摘机器人 N_h 为 2 台与运输机器人 N_r 为 3 台的结构化果园,运输机器人容量 C 为 50 kg,平均行驶速度 v 为 1.2 m/s,单次对接耗时 T_m 为 20 s,采摘机器人平均作业速率 κ_h 为 0.08 kg/s。

仿真试验在 Windows 11 操作系统下进行,硬件搭载 AMD Ryzen 9-7945HX 处理器与 32 GB RAM,核心算法与仿真平台基于 Python 3.11 环境开发。

2.3.2 试验方法

为系统评估所提解析耦合 RHO 方法 (RHO - Ana) 的性能,设置 3 类试验方法,以采摘机器人总停机时间和总行驶距离为评价指标。

(1) 固定阈值策略 (Fixed - β): 设定采摘机器人与运输机器人接替触发阈值 $\beta_1, \beta_2 \in [0.55, 0.95]$,并在参数空间内进行网格搜索,步长为 0.05,共获得 81 组仿真结果,作为传统离线静态策略的基准。

(2) 传统 RHO 网格搜索 (RHO - Grid): 保留事件驱动滚动时域优化的整体框架,但在每次决策时刻对预测窗口内 M 次接替事件的阈值组合进行离散网格搜索,每事件阈值离散步长为 0.05,并结合枚举指派评估完成最优决策,作为同框架下未引入解析解的对照组。

(3) 遗传算法 (Genetic algorithm, GA): 作为元启发式优化基线方法,GA 在每次决策时刻基于当前观测状态重新求解,用于构造重规划式在线优化对照。染色体编码为预测窗口内 M 次接替事件的运输机器人指派序列与对应阈值离散化结果的联合表示,种群规模 100,最大迭代次数 200,交叉率 0.8,变异率 0.1,适应度函数与本文综合代价函数保持一致。

2.4 试验平台与方案

2.4.1 试验平台搭建

为验证本文所提调度方法在真实物理环境下工程可行性,设计并搭建了面向果园场景的多机器人协同作业试验平台。通过在室内场地铺设等比例缩尺试验地图,采用移动机器人模拟采摘机器人与运输机器人,在保留场景关键物理约束的前提下,降低试验部署难度。

平台由基础硬件系统、自主作业系统与智能监控系统 3 个子系统构成,总体架构如图 5 所示。基础硬件系统包含 5 台 ROS 移动机器人平台,分别模拟采摘机器人与运输机器人;机器人端采用 i7 板卡与 STM32 控制板的双层架构,运行 ROS Melodic 系统,并通过 EKF 算法融合里程计与 IMU 信息。地面工作站通过 rosbridge WebSocket 与各机器人节点通信,实现调度指令下发、状态监测与试验过程记录。

试验场地按比例 1:4 缩放数值仿真中柑橘果园原型。果园拓扑采用 4×4 共 16 棵果树栅格布局,4 条树行通道每条设 4 个停靠点,缩放后通道间距 1.0 m,株距 0.875 m。卸载站设置于场地一端的主干道入口处。

2.4.2 试验方案

实物试验核心目标在于验证所提算法能够在真

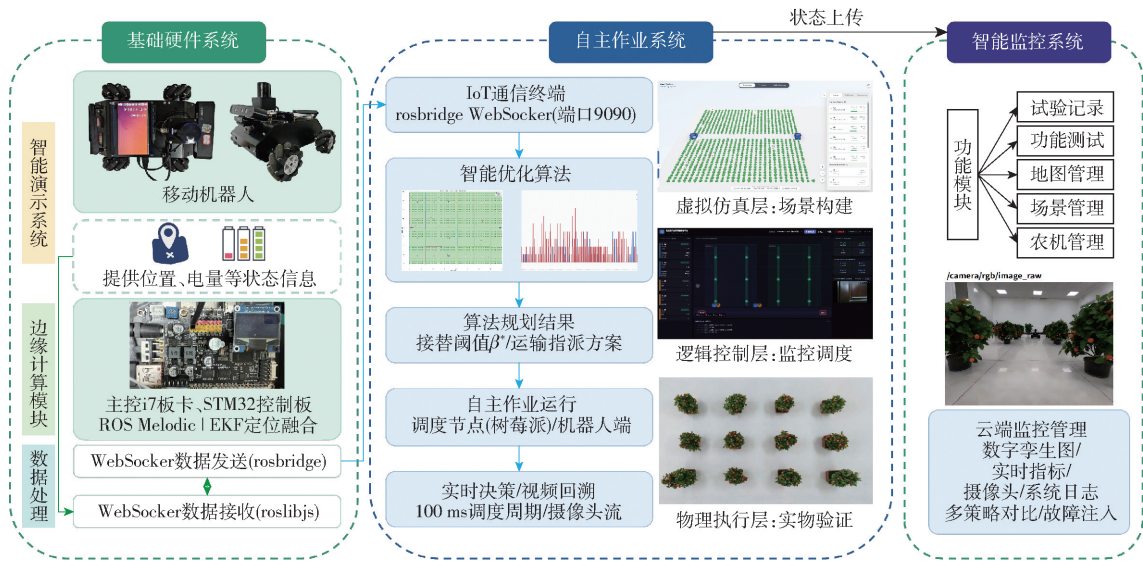


图 5 多机器人协同采摘调度智能试验平台

Fig. 5 Intelligent experimental platform for multi-robot collaborative harvesting scheduling

实机器人硬件平台上正确部署与运行。实物试验方案主要聚焦于以下 2 个方面的评估。

E-1 试验方案验证动态阈值 β_k^* 算法能否有效匹配接替运输机器人的到达时刻与满载时刻,以最大限度地减少采摘机器人的停机时间;E-1 采用 1 台采摘机器人与 2 台运输机器人的最小化配置,重复试验 5 次,记录每次接替触发时刻的解析阈值。

E-2 试验方案在 2 台采摘机器人与 3 台运输机器人构成的完整协同场景下,运行包含动态阈值计算、综合代价评估与运输机器人最优指派在内的完整调度流程,在 λ 为 0.05 配置下重复试验 5 次,与数值仿真基准场景进行配对统计分析。

3 试验结果与分析

3.1 固定阈值方法参数敏感性

为了给动态调度提供基准参照,对固定阈值策略进行了全参数空间评估。设定采摘机器人与运输机器人的接替触发阈值 $\beta_1, \beta_2 \in [0.55, 0.95]$,并以 0.05 为步长进行网格搜索,共得到 81 组仿真结果。图 6 为

各参数配置目标空间分布及其非支配解集。

由图 6 可知,固定阈值的双参数组合对系统的多目标性能具有显著的交互效应和非线性敏感性。①高效配置在参数空间中分布稀疏。81 组结果中,仅 12 组可将采摘停机时间控制 500 s 以内,而 56.8% 配置会导致超过 2 000 s 的严重停机;非支配解仅 20 组,占比 24.7%,说明固定阈值策略对参数选择高度敏感。②低停机区面临高资源边际成本。在追求停机时间与行驶距离极小化时,呈现显著的权衡特征。中极端情况参数试验结果如表 4 所示,以停机时间最短的配置 $\beta = (0.55, 0.55)$ 为例,停机时间降至 85 s,行驶距离增至 23.94 km;在行驶距离最低的配置 $\beta = (0.90, 0.95)$ 下,行驶距离压缩至 19.41 km,停机时间恶化至 8 750 s,表明低停机率通常需要以高昂的无效运输距离为代偿,静态阈值策略难以在时间效益与资源成本之间找到有效平衡。③参数敏感性具有非对称性。由表 5 可知,当 β_2 为 0.7 时,随着 β_1 从 0.55 增至 0.95,停机时间呈先降后升的非单调变化,且最优区域极为狭窄。2 个方

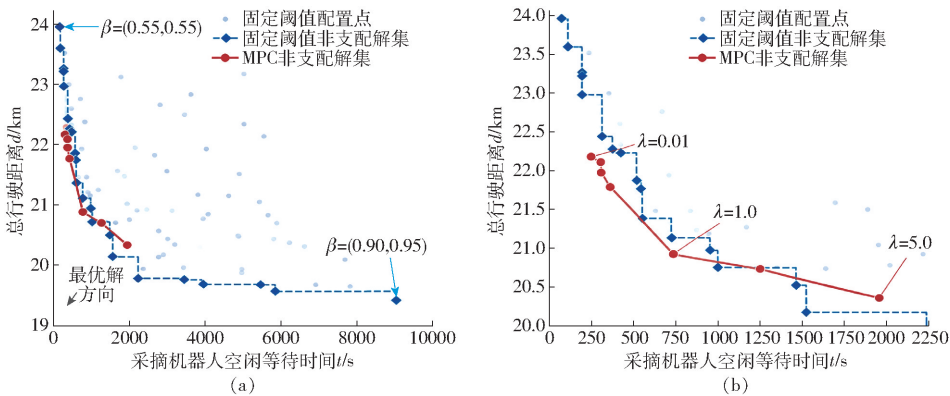


图 6 各参数配置目标空间分布及其非支配解集

Fig. 6 Target spatial distribution and non-dominated solution sets of each parameter configuration

向均表现出显著敏感性,面对实际装载速率波动时,阈值配置易失效。因此,若仅依据经验选取均值参数 $\beta=(0.70,0.70)$,系统停机时间仍高达845 s,总行驶距离为21.19 km,与理论最优折中点存在明显差距。图7为固定阈值策略($\beta_1=0.70,\beta_2=0.70$)调度甘特图,在动态作业场景下,操作者难以凭经验稳定确定非支配解中优选参数组合。

表5 固定阈值策略下不同阈值性能

Tab.5 Performance of different threshold parameters under fixed threshold strategy											
参数	固定参数条件		0.55	0.60	0.65	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95
β_1	$\beta_2=0.7$	采摘停机时间/s	690	615	550	845	715	1 295	1 865	3 030	4 505
		总行驶距离/km	21.92	21.44	21.34	21.19	21.09	20.71	21.01	20.89	21.14
β_2	$\beta_1=0.7$	采摘停机时间/s	210	415	520	845	965	2 280	3 100	3 845	5 745
		总行驶距离/km	22.96	22.60	21.84	21.19	20.70	19.92	20.33	20.76	20.68

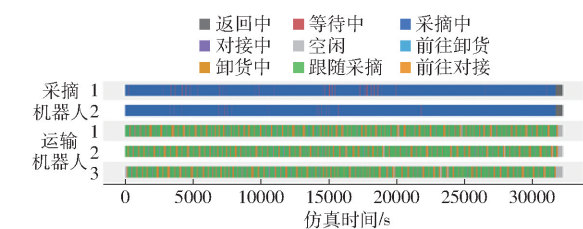


图7 固定阈值策略调度甘特图

Fig.7 Scheduling Gantt chart of fixed-threshold strategy

3.2 解析耦合方法的近似最优性与计算效率验证

通过对RHO-Ana与RHO-Grid的仿真,验证2个核心命题:①解析耦合方法与网格搜索方法在停机时间和行驶距离上高度一致。②解析耦合方法的单次决策耗时较网格搜索大幅降低。

3.2.1 近似最优性验证

对偏好权重 $\lambda\in\{0.001,0.01,0.05,0.1,0.5,1.0,2.0,5.0\}$ 共8个取值,分别运行RHO-Grid与RHO-Ana2种方法,记录各配置下停机时间与行驶距离,结果如表6所示。

表6 在不同λ下RHO-Grid与RHO-Ana性能
Tab.6 Performance of RHO-Grid and RHO-Ana under various λ values

λ	采摘停机时间/s		停机 时间偏 差/%	行驶距离/km		行驶 距离偏 差/%
	RHO-Grid	RHO-Ana		RHO-Grid	RHO-Ana	
0.001	245	245	0	22.15	22.15	0
0.01	245	245	0	22.14	22.15	0.05
0.05	380	385	1.32	21.78	21.80	0.09
0.1	315	320	1.59	21.55	21.55	0.00
0.5	680	685	0.74	21.25	21.30	0.24
1.0	940	955	1.60	21.05	21.07	0.10
2.0	1 210	1 220	0.83	20.88	20.89	0.05
5.0	1 875	1 895	1.07	20.30	20.34	0.20

表4 中极端情况参数试验结果
Tab.4 Experiment results of middle and extreme configurations

参数	低停机配置 (0.55,0.55)	低耗配置 (0.90,0.95)
配置		
采摘停机时间/s	85	8 750
行驶距离/km	23.94	19.41

由表6可知,RHO-Ana与RHO-Grid在所有λ配置下停机时间偏差均不大于1.60%,行驶距离偏差均不大于0.24%。并且,在 $\lambda\leq0.01$ 和运力充足场景下,2种方法结果完全一致。这是因为在运力充裕时,触发时刻变化引起的位置偏移更小,局部常数近似误差进一步减小,因此2种方法在该类场景下得到几乎一致的结果。

3.2.2 计算效率验证

为评估RHO-Ana相对网格搜索方法RHO-Grid与遗传算法GA的实时性优势,在3种配置下对单次决策耗时进行试验。

在预测窗口离散化求解框架下,RHO-Grid需要对预测窗口内阈值组合进行枚举评估,候选组合数呈指数级增长;RHO-Ana将阈值搜索替换为解析计算后,单次决策的主要计算量可近似表示为 $O(MN_hN_r)$;对GA,在固定种群规模与迭代次数的设置下,单次决策耗时变化相对较小,但总计算量仍受个体评估规模影响。仿真结果如表7所示,(3/5/3)配置下RHO-Grid单次决策耗时达328 ms;GA在各配置下耗时为1.2~1.35 s,难以满足实时需求。相比之下,RHO-Ana单次决策耗时始终不大于1.35 ms,较RHO-Grid快2个数量级、较GA快3个数量级,能够较好满足需求。

表7 RHO-Grid、GA与RHO-Ana计算效率
Tab.7 Computational efficiency among RHO-Grid, GA and RHO-Ana

配置 ($N_h/\mathbf{N_r}/M$)	RHO-Grid		GA		RHO-Ana	
	候选组 合数	平均耗 时/ms	评估 次数	平均耗 时/s	运算 次数	平均耗 时/ms
2/3/2	486	14.6	20 000	1.20	12	0.360
2/3/3	4 374	131	20 000	1.25	18	0.540
3/5/3	10 935	328	20 000	1.35	45	1.35

3.3 解析耦合 RHO 方法的权重系数敏感性分析

为探究目标函数中偏好权重 λ 对系统调度行为的控制机制,对 $\lambda \in \{0.001, 0.005, 0.01, 0.02, 0.05, 0.1, 0.2, 0.5, 1.0, 2.0, 5.0\}$ 共 11 个取值进行系统扫描。各参数配置下目标空间分布见图 6b。

由图 6b 可知,当 $\lambda \leq 0.01$ 时,系统处于明显的时效优先区间。此时距离代价对调度决策的影响较弱,算法倾向于优先保障采摘机器人连续作业,因此采摘停机时间保持在较低水平,总行驶距离变化较小。说明在低权重条件下,运输机器人指派与接替触发时机主要由避免停机目标主导,系统表现出较强的作业连续性保障能力。

当 $0.02 \leq \lambda \leq 0.5$ 时,系统开始进入多目标协调区间。随着 λ 增大,距离代价开始影响接替时机和运输机器人选择,算法不再单纯追求最早接替,而是在采摘停机时间和运输距离之间折中, $\lambda = 0.05$ 的动态阈值策略调度时序如图 8 所示。停机时间虽有波动,但总体仍保持在可接受范围内,同时总行驶距离逐步下降,表明所提方法能通过单一偏好权重参数实现时效性与运输成本之间的平衡调节。

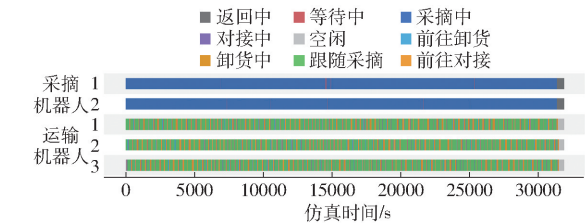


图 8 动态阈值策略 ($\lambda = 0.05$) 调度甘特图

Fig. 8 Scheduling Gantt chart of dynamic-threshold strategy ($\lambda = 0.05$)

当 $\lambda \geq 1.0$ 时,系统逐渐转向成本优先区间。此时算法更倾向于选择距离代价较低的运输机器人或延后接替触发,从而进一步压缩总行驶距离;但由于接替缓冲时间被压缩,采摘机器人停机时间明显增加, $\lambda = 0.5$ 时阈值变换曲线如图 9 所示。

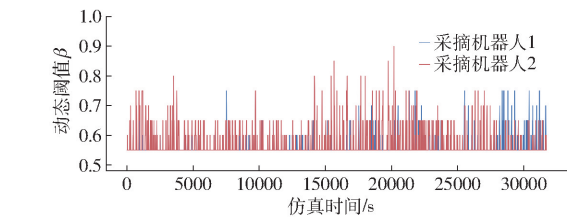


图 9 动态阈值策略 ($\lambda = 0.5$) 阈值变换

Fig. 9 Threshold variation curves of dynamic-threshold strategy ($\lambda = 0.5$)

综上,偏好权重 λ 具有明确的调节作用,较小的 λ 适用于对停机时间敏感、强调采摘连续性的作业场景;较大的 λ 则适用于对能耗、路径长度或运

输成本更敏感的场景,但需防止因过度压缩行驶距离而造成采摘停机时间显著增加。

3.4 不同调度方法调度性能

在 $\lambda = 0.05$ 配置下,对固定阈值策略 Fixed- β 、动态优化方法 GA、RHO-Grid 与 RHO-Ana 共 4 种方法的综合调度性能进行试验,结果如表 8 所示。

表 8 不同调度方法调度性能试验结果 ($\lambda = 0.05$)

Tab. 8 Experimental results of scheduling performance among different methods ($\lambda = 0.05$)

方法	采摘停机时间/s	总行驶距离/km
Fixed- β (0.70, 0.70)	845	21.19
GA	382	21.79
RHO-Grid	380	21.78
RHO-Ana	385	21.80

由表 8 可知,在解质量上,遗传算法 (GA)、RHO-Grid 与 RHO-Ana 3 种方法,停机时间与行驶距离结果基本一致。其中,GA 与 RHO-Grid 结果偏差均在 0.5% 以内,RHO-Ana 相对两者的偏差也仅约 1.3% 和 0.3%。结果表明,在本文测试配置下,所提解析耦合方法与 GA、RHO-Grid 得到的结果总体接近,具有较高的解质量。

相较于固定阈值策略的停机时间 845 s,3 种动态优化方法将停机时间压缩至 380 s 左右,降幅约 55%,而行驶距离仅增加约 2.9%。相较于静态参数设置,动态阈值策略能够以较小的运输距离增量换取明显更低的采摘停机时间。

3.5 多机器人协同作业试验

3.5.1 动态阈值接替决策试验 (E-1)

E-1 采用 1 台采摘机器人和 2 台运输机器人协同完成作业,主要验证动态阈值接替决策在实物平台上的可执行性及停机时间改善趋势,试验开始阶段如图 10 所示。单次 Z 字形行程累计采摘停机时间实测结果如表 9 所示。其中,累计停机时长通过上位机调度日志中 H1 停机时刻 (/harvest_pause)



(a) E-1 试验初始场景



(b) 运输机器人接替作业

图 10 E-1 动态阈值接替决策试验场景

Fig. 10 E-1 dynamic-threshold relay decision experiment

表 9 不同阈值策略实测采摘停机时间

Tab.9 Measured harvesting stop time under different threshold strategies

序号	采摘停机时间/s		β^* 波动范围
	固定阈值	动态阈值	
1	19.7	2.4	[0.73, 0.92]
2	13.0	0.5	[0.74, 0.92]
3	18.4	3.5	[0.74, 0.93]
4	15.5	3.0	[0.76, 0.92]
5	15.7	5.0	[0.75, 0.92]
均值 $\pm \sigma$	16.5 $\pm$ 2.6	2.9 $\pm$ 1.6	—

与接替运输机器人完成对接时刻 (/relay_arrived) 的时间戳差分累加计算得到。



图 11 E-2 运输机器人指派策略试验场景

Fig.11 E-2 transport robot assignment experiment

表 10 接替决策一致性分析

Tab.10 Analysis of handover decision consistency

事件	采摘机器人	仿真		实物		一致率
		指派	β^*	指派	β^*	
1	H1	C3	0.88	C3/C3/C3/C3/C3	0.88 $\pm$ 0.02	5/5
2	H2	C1	0.67	C1/C1/C1/C3/C1	0.68 $\pm$ 0.02	4/5
3	H1	C2	0.85	C2/C2/C2/C1/C2	0.85 $\pm$ 0.01	4/5
4	H2	C3	0.64	C3/C3/C3/C2/C3	0.66 $\pm$ 0.06	4/5

由表 10 可知,E-2 共发生 20 次接替决策,其中实物试验与仿真结果一致 17 次,一致率达到 85%,各事件解析阈值 β_k^* 的实测均值与仿真值偏差均不超过 0.02,表明该模型在物理环境中仍保持较好的决策一致性。仅第 4 轮因路径冲突引发一次扰动,但该轮系统累计停机时间为 7.0 s,仍与其余轮次处于同一量级,因此更可能反映路径冲突等工程因素引起的局部波动。总体来看,E-2 在关键决策结果与系统性能指标上与仿真预测较为一致,说明解析耦合 RHO 方法在物理平台上具有较好的工程部署可行性。

3.6 调度方法工程适用性分析

从工程应用角度看,固定阈值策略虽然实现简单,但性能高度依赖作业前的参数设定。当果实装载速率、运输机器人位置或可用时刻发生变化时,静态阈值难以及时调整,易导致接替过早或过晚,从而增加运输距离或采摘停机时间。遗传算法与网格搜索 RHO 能够获得较优调度结果,但在线求解过程涉及大量候选组合评估,对机器人端计算资源和实时

由表 9 可知,动态阈值策略在 5 次重复试验中的累计采摘停机时间均低于固定阈值策略。固定阈值策略的平均累计停机时间为 (16.5 $\pm$ 2.6) s,动态阈值为 (2.9 $\pm$ 1.6) s,平均降幅为 82.4%。从单次行程结果看,动态阈值策略能够根据接替过程中状态变化调整触发阈值,使接替运输机器人更早进入有效对接过程,从而减少采摘机器人等待时间。

3.5.2 运输机器人指派策略试验(E-2)

E-2 将试验范围扩展至 2 台采摘机器人(H1、H2)与 3 台运输机器人(C1、C2、C3)的完整协同场景,如图 11 所示,结果如表 10 所示。

响应能力提出较高要求。

相比之下,所提解析耦合 RHO 方法将阈值搜索转化为基于运力状态的解析计算,并通过偏好权重 λ 调节时效优先与成本优先策略。该方法仅需设定 1 个具有明确物理含义的权重参数,并可结合在线状态更新同步调整接替触发时机与运输机器人指派关系。因此,在本文试验条件下,该方法能够降低对人工经验调参的依赖,对计算资源受限、状态持续变化的果园机器人协同作业场景具有较好的适用性。

4 结论

- (1)针对果园无存储式采摘-运输协同调度中时效与成本之间的多目标冲突问题,提出了一种基于阈值-运力状态解析耦合的事件驱动滚动时域优化方法。建立接替触发阈值与运输机器人指派的联合优化模型,结合综合代价评估与贪心指派实现快速决策。
- (2)在计算效率方面,本文方法避免了预测窗口内阈值组合的网格枚举,并将阈值搜索转化为解析计算。仿真结果表明,在本文测试配置下,单次决策时间不大于 1.35 ms,较网格搜索方法和遗传算法均有明显改善,显示出较好的在线应用潜力。
- (3)在调度性能方面,所提方法与遗传算法、网格搜索 RHO 在停机时间和行驶距离上的偏差分别控制 1.3% 和 0.3% 以内,说明所提方法在解质量上

与 2 类方法总体接近。与固定阈值策略相比,在低停机容忍度区间内,显著降低采摘停机时间的同时,仍保持了较为合理的运输距离水平,并可通过调节偏好权重 λ 在时效优先与成本优先之间进行灵活权衡。

(4)在智能平台试验中,与固定阈值策略相比,所提方法可将累计采摘停机时间降低 82.4%;在 5 轮试验共 20 次接替决策中,实物与仿真指派一致率达到 85%,解析阈值实测均值与仿真值偏差不超过 0.02。

参 考 文 献

[1] Ju C, Kim J, Seol J, et al. A review on multirobot systems in agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107336.

[2] Chen P, Liang J, Song H, et al. Multi-objective task allocation for electric harvesting robots: a hierarchical route reconstruction approach[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2026, 56(3): 1583–1596.

[3] 窦汉杰, 陈震宇, 翟长远, 等. 果园智能化作业装备自主导航技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 1–22. Dou Hanjie, Chen Zhenyu, Zhai Changyuan, et al. Research progress on autonomous navigation technology for orchard intelligent equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 1–22. (in Chinese)

[4] Peng C, Vougioukas S, Slaughter D, et al. A strawberry harvest-aiding system with crop-transport collaborative robots: design, development, and field evaluation[J]. Journal of Field Robotics, 2022, 39(8): 1231–1257.

[5] Mao W, Liu H, Hao W, et al. Development of a combined orchard harvesting robot navigation system[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 675.

[6] 赵铨钊, 马伟, 苏道毕力格, 等. 激光雷达与视觉融合的跟随运输机器人设计[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(6): 176–181. Zhao Chengyue, Ma Wei, Su Daobilige, et al. Design of a following transport robot based on LiDAR and vision fusion[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(6): 176–181. (in Chinese)

[7] 刘昊. 基于多元协同的智慧果园运输车设计研究[D]. 武汉: 武汉工程大学, 2025. Liu Hao. Research on the design of intelligent orchard transporter based on multivariate synergy[D]. Wuhan: Wuhan Institute of Technology, 2025. (in Chinese)

[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] Seyyedhasani H, Peng C, Jang W, et al. Collaboration of human pickers and crop-transporting robots during harvesting-part I: model and simulator development[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 172: 105324.

[10] 李荣轩, 龚立娇, 李玉洁, 等. 异类型多机自主智能协同收获作业任务规划方法与试验[J]. 农业工程学报, 2025, 41(24): 33–42. Li Rongxuan, Gong Lijiao, Li Yujie, et al. Task planning method and experiment for autonomous intelligent collaborative harvesting of multi-machine systems with different types[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(24): 33–42. (in Chinese)

[11] Pal A, Das G, Hanheide M, et al. An agricultural event prediction framework towards anticipatory scheduling of robot fleets: general concepts and case studies[J]. Agronomy, 2022, 12(6): 1299.

[12] Fei Z, Vougioukas S. Co-robotic harvest-aid platforms: real-time control of picker lift heights to maximize harvesting efficiency [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 180: 105894.

[13] Bochtis D D, Sørensen C G. The vehicle routing problem in field logistics part I[J]. Biosystems Engineering, 2009, 104(4): 447–457.

[14] Orfanou A, Busato P, Bochtis D D, et al. Scheduling for machinery fleets in biomass multiple-field operations[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 94: 12–19.

[15] 王猛, 赵博, 刘阳春, 等. 基于多变异分组遗传算法的多机协同作业静态任务分配[J]. 农业机械学报, 2021, 52(7): 19–28. Wang Meng, Zhao Bo, Liu Yangchun, et al. Static task allocation for multi-machine cooperation based on multi-variation group genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 19–28. (in Chinese)

[16] 朱烨均, 张闯, 魏文波, 等. 基于动态卸粮阈值优化马尔可夫决策模型的多机协同作业策略[J]. 农业机械学报, 2025, 56(6): 187–195. Zhu Yejun, Zhang Chuang, Wei Wenbo, et al. Multi-machine cooperative operation strategy based on dynamic unloading threshold optimized Markov decision model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 187–195. (in Chinese)

[17] Han X, Wu H, Zhu H, et al. Scheduling of collaborative vegetable harvesters and harvest-aid vehicles on farms[J]. Agriculture, 2024, 14(9): 1600.

[18] Ding T, Wang S, Gao G, et al. Research on collaborative scheduling method for multi-robot tomato picking based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. International Journal of Industrial Engineering Computations, 2025, 16(4): 1089–1100.

- Transactions of the CSAE, 2017, 33(17): 34–41. (in Chinese)
- [17] 中国农业机械化科学研究院. 农业机械设计手册[M]. 北京: 中国农业科学技术出版社, 2007.
- [18] 王锦江, 陈志, 杨学军, 等. 3QXZ-6型制种玉米去雄机设计与试验[J]. 农业机械学报, 2016, 47(7): 112–118.
Wang Jinjiang, Chen Zhi, Yang Xuejun, et al. Design and experiment of 3QXZ-6 seed corn detasseling machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(7): 112–118. (in Chinese)
- [19] 赵淑红, 蒋恩臣, 闫以勋, 等. 小麦播种机开沟器双向平行四杆仿形机构的设计及运动仿真[J]. 农业工程学报, 2013, 29(14): 26–32.
Zhao Shuhong, Jiang Enchen, Yan Yixun, et al. Design and motion simulation of opener with bidirectional parallelogram linkage profiling mechanism on wheat seeder[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(14): 26–32. (in Chinese)
- [20] 王名声, 龚中良, 解福祥, 等. 大白菜机械化收获技术研究现状与发展趋势[J]. 农机化研究, 2024, 46(3): 252–258.
Wang Mingsheng, Gong Zhongliang, Xie Fuxiang, et al. Research status and development trend of Chinese cabbage mechanized harvesting technology[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2024, 46(3): 252–258. (in Chinese)
- [21] 张静, 王俊, 杜冬冬, 等. 履带自走式单行大白菜收获机设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(12): 134–146.
Zhang Jing, Wang Jun, Du Dongdong, et al. Design and experiment of crawler self-propelled single-row harvester for Chinese cabbage[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(12): 134–146. (in Chinese)
- [22] 马若飞, 伟利国, 赵博, 等. 基于多传感器数据融合的旋耕耕深检测系统研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(9): 52–64.
Ma Ruofei, Wei Liguang, Zhao Bo, et al. Rotary tillage depth detection based on multi-sensor data fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(9): 52–64. (in Chinese)
- [23] 吕金庆, 刘金妮, 赵治明, 等. 马铃薯碎土整地联合作业机设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 19–29.
Lü Jinqing, Liu Jinni, Zhao Zhiming, et al. Design and test of key components of potato soil-crushing site preparation machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 19–29. (in Chinese)
- [24] 佟文玉, 苑严伟, 白圣贺, 等. 可调式大白菜收获机根部切割装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2026, 57(5): 282–293.
Tong Wenyu, Yuan Yanwei, Bai Shenghe, et al. Design and experiment of adjustable root cutting device for Chinese cabbage[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(5): 282–293. (in Chinese)
- [25] Du D D, Wang J, Qiu S S. Analysis and test of splitting failure in the cutting process of cabbage root[J]. International Journal of Agricultural & Biological Engineering, 2015, 8(4): 27–34.

(上接第 213 页)

- [19] Liang Z, Yu S, Yu B. Transport robots in protected horticulture: a review of key technologies, representative systems, and future directions[J]. Agriculture, 2026, 16(11): 1145.
- [20] Li Y. A multi-objective hierarchical approach for agricultural multi-robot routing and scheduling[D]. Singapore: Nanyang Technological University, 2025.
- [21] Peng C, Vougioukas S G. Deterministic predictive dynamic scheduling for crop-transport co-robots acting as harvesting aids[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178: 105702.
- [22] Hizate T, Noguchi N. Work schedule optimization for electric agricultural robots in orchards[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 210: 107889.
- [23] Li T, Xie F, Xiong Y, et al. Multi-arm robot task planning for fruit harvesting using multi-agent reinforcement learning[C]// 2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2023: 4176–4183.
- [24] Yu Y, Lai H, Gao G, et al. Optimization method for multi agricultural machinery collaborative operation based on genetic algorithm and A* algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2025, 37(9): 2397–2408.
- [25] 苗中华, 郭恒伟, 徐梓毓, 等. 农业机器人群体智能关键技术及前沿展望[J]. 农业工程学报, 2025, 41(24): 1–17.
Miao Zhonghua, Guo Hengwei, Xu Ziyu, et al. Swarm intelligence in agricultural robotics: key technologies and future prospects[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(24): 1–17. (in Chinese)
- [26] Zacharia P T, Aspragathos N A. Optimal robot task scheduling based on genetic algorithms[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2005, 21(1): 67–79.
- [27] Rajendran V, Debnath B, Mghames S, et al. Towards autonomous selective harvesting: a review of robot perception, robot design, motion planning and control[J]. Journal of Field Robotics, 2024, 41(7): 2247–2279.
- [28] Alaaudeen K M, Selvarajan S, Manoharan H, et al. Intelligent robotics harvesting system process for fruits grasping prediction[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 2820.
- [29] Zhou W, Zhou L, Yuan T, et al. Robust performance optimization of UAV dynamic systems using MPC–PID hybrid control[J]. Scientific Reports, 2026, 16(1): 2585.
- [30] 魏琼, 金鹏, 张道德, 等. 双侧电驱履带车辆模糊自适应滑模转向控制[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2022, 43(1): 38–45, 6.
Wei Qiong, Jin Peng, Zhang Daode, et al. Fuzzy adaptive sliding mode steering control for bilateral electric drive tracked vehicle[J]. Journal of Henan University of Science and Technology (Natural Science), 2022, 43(1): 38–45, 6. (in Chinese)