

基于人机协同的烟叶收获转运调度策略研究

王玲^{1,2} 刘骋¹ 苏锐¹ 王一博¹ 陈度^{1,2} 倪昕东¹

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 智能农业动力装备全国重点实验室, 北京 100083)

摘要: 我国烟叶收获主要依赖人工采收及采收者自行转运的方式, 烟叶收获机械化水平低、劳动强度大且成本高, 严重影响烟叶收获效率。因此, 面向烟田小面积、非结构化收获场景, 提出一种基于离散时间混合系统人机协同烟叶收获转运预测式调度模型, 将采收者的作业行为建模为离散事件, 进而预测其未来转运需求, 以此驱动自主研发的烟叶转运机器人进行主动、前瞻性的路径规划, 取代传统被动响应模式。采用多目标遗传算法(Non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II)对模型求解, 生成相应的人机协同优化调度方案。仿真试验通过分析采收者和转运机器人比例以及采收者请求转运阈值 FR_{tr} 对收获效率的影响, 验证了NSGA-II算法在多目标优化调度中的求解性能以及收获转运预测式调度模型的有效性。结果表明, 当转运机器人与采收者数量比为1:2, 且当 FR_{tr} 为0.7时, 人机协同收获转运的非生产性作业时间相较于人工采收转运减少88.6%, 收获效率为95.7%。模拟烟田试验结果表明, 当转运机器人与采收者数量比为1:1, 基于预测式调度策略烟叶收获转运的非生产性作业时间为48.58 s, 收获效率为83.1%, 收获效率相较于人工采收和基于反应式调度策略烟叶收获转运提升16.8、8.5个百分点。当转运机器人与采收者数量比为1:2, 基于预测式调度策略烟叶收获转运的非生产性作业时间为53.14 s, 收获效率为82.5%, 收获效率相较于人工采收和基于反应式调度策略提升14.6、9.9个百分点。研究结果可为烟叶人机协同作业提供合理有效的调度方案。

关键词: 烟叶收获; 转运机器人; 人机协同; 预测式调度; NSGA-II

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)06-0163-13

OSID:



Scheduling Strategy of Tobacco Harvesting and Transportation Based on Human-machine Cooperation

WANG Ling^{1,2} LIU Cheng¹ SU Rui¹ WANG Yibo¹ CHEN Du^{1,2} NI Xindong¹

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. State Key Laboratory of Intelligent Agricultural Power Equipment, Beijing 100083, China)

Abstract: The harvesting of tobacco leaves in China mainly depends on manual harvesting and self-transport of the harvester. The low level of mechanization, high labor intensity and high cost of tobacco leaf harvesting seriously affect the efficiency of tobacco leaf harvesting. Therefore, for the small-area and unstructured harvesting scenarios of tobacco fields, a predictive scheduling model for human-machine collaborative tobacco harvesting and transshipment was proposed based on a discrete-time hybrid system, which modeled the harvester's operation behavior as a discrete event, and then predicted its future transshipment demand, so as to drive the self-developed tobacco leaf transshipment robot to carry out active and forward-looking path planning, replacing the traditional passive response mode. Non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II) was used to solve the model and generate the corresponding human-machine collaborative optimization scheduling scheme. The simulation experiment verified the performance of the NSGA-II algorithm in multi-objective optimization scheduling and the effectiveness of the predictive scheduling model of harvesting and transshipment by analyzing the influence of the ratio of the harvester and the transshipment robot and the threshold FR_{tr} of the harvester request on the harvesting efficiency. The results showed that when the number ratio of the transfer robot to the

收稿日期: 2025-09-24 修回日期: 2025-10-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(32372592)和中国烟草总公司重点研发项目(110202301017)

作者简介: 王玲(1987—), 女, 高级工程师, 博士, 主要从事智能农业装备研究, E-mail: wangling.0928@163.com

通信作者: 倪昕东(1993—), 男, 博士后, 主要从事智能农业装备测控技术研究, E-mail: nxd@cau.edu.cn

harvester was 1:2 and the FR_{tr} was set to 0.7, the non-productive operation time of the human-machine collaborative harvesting and transfer was reduced by 88.6% compared with that of the manual harvesting and transfer, and the harvesting efficiency was 95.7%. The results of simulated tobacco field experiments showed that when the number ratio of transfer robot to harvester was 1:1, the non-productive operation time of tobacco leaf harvest and transfer based on predictive scheduling strategy was 48.58 s, and the harvest efficiency was 83.1%. Compared with manual harvesting and reactive scheduling strategy, the harvest efficiency of tobacco leaf harvest and transfer was increased by 16.8 and 8.5 percentage points. When the number ratio of transfer robot to harvester was 1:2, the non-productive operation time of tobacco harvest and transfer based on predictive scheduling strategy was 53.14 s, and the harvest efficiency was 82.5%. The harvest efficiency was 14.6 and 9.9 percentage points higher than that of manual harvesting and reactive scheduling. The results can provide a reasonable and effective scheduling scheme for human-machine collaborative operation of tobacco leaves.

Key words: harvesting tobacco leaves; transfer robot; human-machine cooperation; predictive scheduling; NSGA-II

0 引言

我国是世界上最主要的烟草生产国家,烟草生产量占全球总生产量的30%。目前,我国烟叶收获主要依赖人工采收及采收者自行转运的方式,收获过程中,当采收者携带烟叶达到负重上限后,需前往烟叶收集站卸载,随后重新返回原位置继续执行采收活动,直至烟田收获完毕。烟叶收获存在机械化水平低、劳动强度大且成本高,作业效率低等问题^[1]。其效率低的根本原因在于采收与转运环节衔接不畅,且现有调度模式缺乏前瞻性调度规划,难以避免采收人员与转运设备的等待闲置,制约着作业效率进一步提升。近年来,随着农业机器人技术不断发展,在农业生产中的应用范围逐渐拓展,尤其是在收获、采摘、管理、运输等场景中展现出显著的应用潜力^[2-5]。其中,运输机器人作为一种重要的辅助工具,可在一定程度上降低人工转运成本并减少对整体作业效率的负面影响^[6-7]。然而,目前运输机器人的调度策略,反应式机制仍是较为常见的方案,即仅在满载时才触发转运任务,这种策略难以实现收获与转运环节的高效协同,无法满足生产实际应用需求^[8]。

随着农业生产对作业效率和资源利用优化需求的不断增长,国内外学者对农机协同调度策略和方法开展了大量研究工作^[9-11]。启发式算法因简单、易实现、求解速度快等优点^[12-13],近年来广泛用于农机作业调度研究。张帆等^[14]针对多任务多农机的协同作业场景,建立了时间窗约束下的调度模型,并提出改进多父辈遗传算法(Improved multi-population genetic algorithm, IMPGA)进行求解,通过模拟与仿真验证了该算法在优化作业时间方面的优越性。马军岩等^[15]研究多区域协同调度架构下农机服务资源优化配置,提出了一种基于改进模拟退

火和粒子群优化的混合智能算法(MSA-PSO),有效提升了区域总效益和资源利用效率。WANG等^[16]开发的同步收获和秸秆还田调度框架模型,通过改进粒子群算法求解,显著降低了总工作时间。曹光乔等^[17]针对小麦收获机跨区作业构建了多库、多机型的调度模型,设计了遗传变邻域搜索算法(Genetic algorithm variable neighborhood search, GAVNS),通过实证分析验证了其在降低调度成本和提高效率方面的优势。启发式方法通常依赖设计者提供的专家和领域知识,为减少启发式优化求解中先验知识的局限性,李子康等^[18]通过构建马尔可夫决策过程和深度神经网络模型,实现了收割机协同调度优化,有效降低了调度成本。PAN等^[19]针对农机调度中农田之间的非对称路径和给定的时间窗口问题,提出基于深度强化学习多农业机器的合作调度方法。通过在策略网络编码器中设计转移成本和非对称路径,有效地为每台农业机械分配农田。试验结果表明,该方法计算比率和总跨度分别提高26.7%和21.9%,并且在更大规模问题上具有更好的泛化能力。

针对带时间窗的农机协同调度问题,将调度成本最低、调度农机数量最少、作业准时性最高作为优化目标,吕云杰等^[20]采用极差值法将多个目标函数进行优化组合,得到综合目标函数进行研究,设计符合农田作业时间窗的染色体编码方式,改进自适应遗传算子求解问题,降低了农田维数变化问题的调度成本。曹光乔等^[21]采用动态规划思想,将任务单元划分为连续时间窗,建立了收获机与运粮车的协同调度响应模型。仿真试验表明,该模型可显著减少收获机等待时间和运粮车转移距离,降低非生产性作业成本,且当收、运数量比为3:2时,收割效率可达0.4 hm²/h。郭亚倩等^[22]研究了带时间窗的农机跨区协同作业调度问题,提出了基于优先

级策略的多目标自适应优化调度算法,显著降低了农机作业转移距离和调度总成本,提升了调度效率。

国内外相关研究主要集中于大田环境下不同类型农机的协同调度,人机协同调度技术的研究近年来逐步展开。SEYYEDHASANI等^[23]基于有限状态机和差分方程构建了人工采收与运输机器人辅助转运模型框架,研究分析了不同机器人比例和反应式调度策略对作业效率的影响。结果表明,当使用5个机器人时,收获效率可提高8%~10%。该方法为特色作物采摘过程机械化提供了一种可行解决方法,但无法提前预测采摘任务的动态变化,导致在机器人数量有限的情况下,采摘者的非生产时间难以进一步降低。为解决这一问题,PENG等^[24]研究了随机预测运输请求下的作物运输机器人调度问题,采用广义多场景分析模型处理运输请求的不确定性,考虑机器人移动速度限制和可能拒绝某些采收者的运输请求,通过多场景方法(MSA)求解最优调度方案。草莓采收田间试验表明,使用2个辅助转运机器人可显著减少6位采收人员约60%的非生产时间,并将收获效率提高10%。预测式调度通过提供预见性决策,为系统提供调整和优化空间,缩短因指令响应和行进移动造成的非生产时间^[25]。因此,复杂作业环境下预测式调度策略可显著提升人机协作以及多智能体协作的工作效率以及资源优化分配。

本文面向烟田小面积、多变的非结构化收获场景,设计烟叶转运机器人,采用有限状态机(Finite state machine, FSM)和差分方程,建立采收者和烟叶转运机器人协同收获转运离散时间混合系统模型和采收者和烟叶转运机器人离散活动状态及状态转换模型,实时更新每个活动状态内行为。在此基础上,建立预测式烟叶收获转运调度模型,并采用NSGA-II算法对模型进行求解,以获得人机协同优化调度方案。

1 烟叶收获转运调度模型构建

1.1 烟田人机协同工艺设计

烟草按行种植,采收区域一般有30个种植行,种植行长约20 m,间距约1.20 m,行间留有垄沟,如图1a所示。种植行和垄沟外侧的地头区域设置有收集站,用于采收者和转运机器人移动与存放烟叶。本文定义采收原点为采收区域示意图(图1b)左上角, x 轴正方向向右, y 轴正方向向下。

预测式调度过程中,多个采收者在采收区域左侧或右侧依次进入一个垄沟开始采摘烟叶。随着采

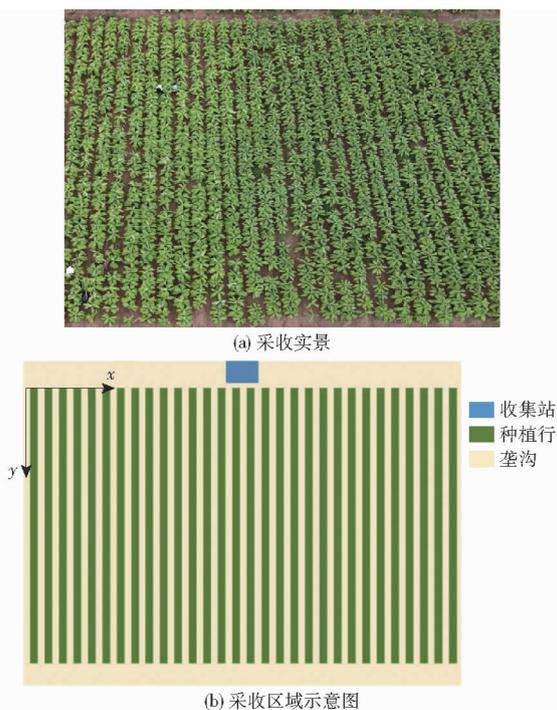


图1 烟叶采收场景

Fig.1 Tobacco leaf harvest scene

收活动的进行,采收者的负重将实时传输给转运任务计算模块。采收者当前负重与负重上限的比值达到转运请求阈值时,转运任务计算模块会对采收者达到负重上限时的转运位置和时间进行预测,并将转运任务发送给机器人调度服务器。调度服务器派遣距离最近的空闲或即将完成上个转运任务的转运机器人前往转运位置。采收者将烟叶放置在机器人的收集筐内后继续进行采摘任务,转运机器人根据调度服务器的命令继续前往下一个转运位置或者返回收集站卸载烟叶。采收者在当前种植行完成采收任务后,如果还有采摘任务则继续进行,否则将返回收集站,等待全部收获任务结束。

1.2 烟叶转运机器人设计

烟叶转运机器人由感知定位模块、决策模块、运动控制模块和通信模块组成,如图2a所示。感知定位模块基于LiDAR扫描烟田环境获取二维栅格地图并实时感知局部障碍物信息,通过融合编码器与惯性测量单元(Inertial measurement unit, IMU)数据获取转运机器人的精确里程计信息。RTK-GNSS用于实现高精度田间全局定位,而在狭窄且存在遮挡的垄沟区域,采用自适应蒙特卡罗定位(Adaptive Monte Carlo localization, AMCL)算法获取车体位姿。决策模块由主控单元接收操作服务器的调度信息,并根据转运目标位置进行全局路径规划,在行驶过程结合局部环境信息持续进行路径优化以躲避动/静态障碍物。运动控制模块执行主控单元下达的运动指令,由双驱控制器控制2个直流无刷电机的转

速和转向驱使车轮运动。通信模块采用 WiFi 通信方式,基于 ROS 系统实现与操作服务器分布式通信。主控单元为 Allspark2_Orin 车载计算机,内置 NVIDIA Jetson Orin NX 开发板,开发板上安装有 Intel 8265AC WiFi 模组,能够实现与操作服务器通信。主控单元通过以太网接口与 LiDAR 连接,通过

USB 串口与 RTK - GNSS 和 IMU 连接,通过 RS - 485 接口与放置在底盘内部的双驱控制器进行通信。双驱控制器同时驱动 2 个直流无刷电机实现转速控制,直流无刷电机上安装有霍尔转速编码器,测量电机旋转角度并计算驱动轮转动距离。转运机器人如图 2b 所示。

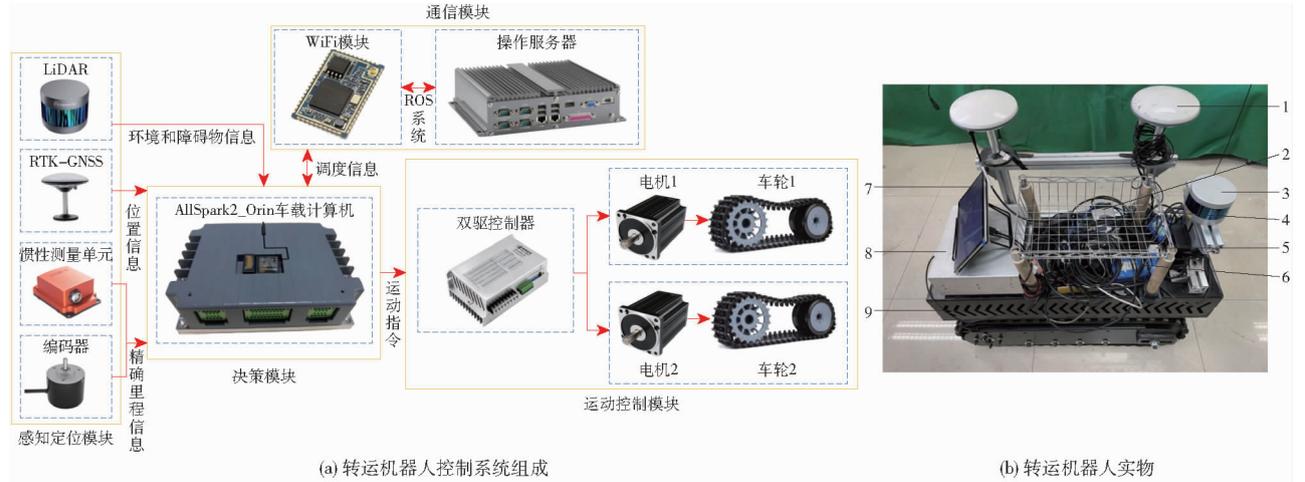


图 2 转运机器人控制系统组成与实物

Fig. 2 Components and physical unit of transfer robot control system

1. RTK - GNSS 2. Allspark2_Orin 车载计算机 3. 激光雷达 4. 收集筐 5. 惯性测量单元 6. 24 V 电源 7. 显示屏 8. 供电箱 9. 底盘

1.3 烟叶人机协同收获转运模型建立

1.3.1 离散时间混合系统模型设计

离散时间混合系统模型通过现场测量得到随机参数和变量(如行走速度、烟叶负重上限)对采收者行为建模,进而校准和验证模拟器。此外,离散时间混合系统模型还可应用于离线模拟及在线机器人控制,为实际操作提供更精准的模拟和控制策略^[26-27]。基于相关研究对人机作业状态的描述,结合预测式调度特点,采用离散时间混合系统模型描述参与收获主体(包括人类采收和转运机器人)的运动、状态和交互。

(1) 有限状态机

离散时间混合系统模型中,有限状态机被用来对各个主体离散操作状态以及状态之间的转换进行建模。在预测式调度整个收获过程中,采收者操作状态分为 9 种,转运机器人操作状态分为 8 种,如表 1 和表 2 所示。采收者和转运机器人之间的状态转换如图 3(I 为采收者与转运目标点的实时距离; D 为触发自行转运的临界距离; c 为当前负重; β 为目标负重)所示。

(2) 差分方程

差分方程用于描述每个操作状态内的运动和质量传递。分别定义采收者集合为 P ,采收者 $p \in P$;转运机器人集合 R ,转运机器人 $r \in R$;转运任务集合 T ,转运任务 $t \in T$ 。在任意离散时刻 k ,采收者 p 的

表 1 采收者状态定义

Tab. 1 Definition of harvester states

状态名称	动作
开始	采收者离开收集站,收获过程开始
进入行	采收者在地头向一条未进入过的垄沟移动
采收	采收者进入垄沟开始采摘烟叶
等待转运	采收者所采烟叶重量达到负重上限,原地等待转运机器人到达
转移烟叶	采收者将自身携带的烟叶放置到转运机器人的收集筐内
转移行	采收者采收完 1 个种植行烟叶后前往下 1 条垄沟
自行转运	采收者距离收集站较近,自行前往收集站转移烟叶
卸载烟叶	采收者到达收集站卸载自身携带的烟叶
结束	采收者采摘完所有种植行烟叶后到达收集站,收获任务结束

表 2 转运机器人状态定义

Tab. 2 Definition of transfer robot states

状态名称	动作
开始	转运机器人等待采收者离开收集站,收获过程开始
等待调度	转运机器人在收集站等待服务器进行调度
追踪目标点	转运机器人接受转运任务前往转运位置
等待采收	转运机器人提前到达转运位置,等待采收者采摘烟叶
转移烟叶	转运机器人等待采收者在收集筐内放置烟叶
返回收集站	转运机器人完成转运任务后返回收集站
卸载烟叶	转运机器人到达收集者,等待工作人员卸载收集筐内的烟叶
结束	等待采收者完成采摘任务后返回收集站,收获任务结束

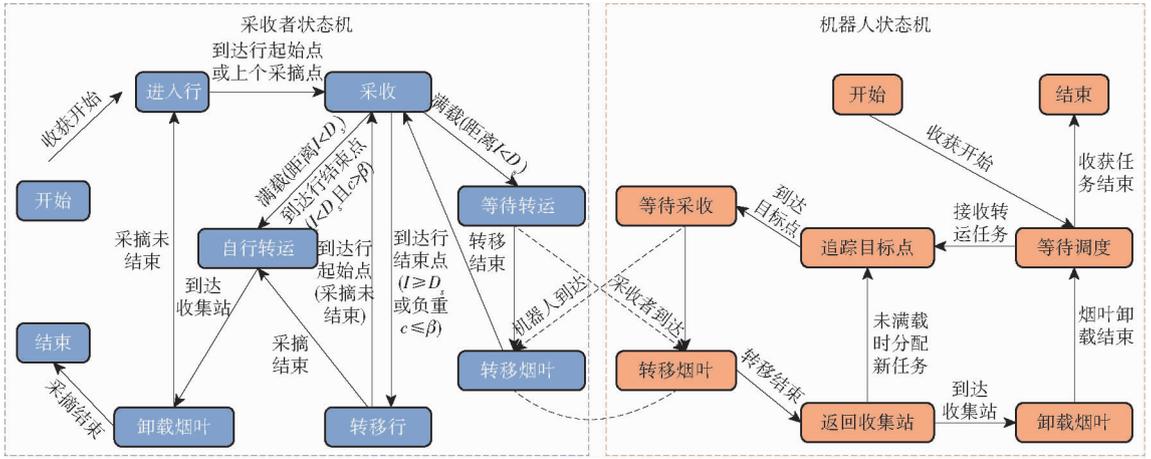


图 3 采收者和转运机器人状态转移图

Fig. 3 State transfer diagram for harvesters and transit robots

状态 $X_{p,k}$ 可表示为

$$X_{p,k} = (x_{p,k}, y_{p,k}, W_{p,k}, T_{p,k}) \quad (1)$$

式中 $x_{p,k}, y_{p,k}$ ——采收者横、纵坐标

$W_{p,k}$ ——采收者携带烟叶重量

$T_{p,k}$ ——采收者当前状态持续时间

状态向量采用差分方程的形式更新, 分别对采收者的运动学、烟叶收获和持续时间进行建模, 计算式为

$$x_{p,k+1} = x_{p,k} + \Delta t V_{s_p} \cos \theta_{s_p} \quad (2)$$

$$y_{p,k+1} = y_{p,k} + \Delta t V_{s_p} \sin \theta_{s_p} \quad (3)$$

$$W_{p,k+1} = W_{p,k} + \Delta t \hat{p}_{s_p} \quad (4)$$

$$T_{p,k+1} = T_{p,k} + \Delta t \quad (5)$$

式中 Δt ——变化时间

V_{s_p} ——采收者移动速度

θ_{s_p} ——采收者航向角

\hat{p}_{s_p} ——烟叶采摘率, 在状态时间内保持不变

采收者处于“进入行”状态时, 移动速度 V_{s_p} 取采收者无负重时移动速度 V_w 。处于“采收”状态时, 移动速度取采收者采摘速度 V_p 。处于“转移行”和“人工转运”状态时, 由于采收者身上携带有烟叶, 所以移动速度取有负载时移动速度 V_l 。在“等待转运”、“转移烟叶”和“卸载烟叶”状态中, 采收者无需移动。 V_w, V_p, V_l 均由采收者真实数据的高斯分布图随机取样得到, 如图 4 所示, 由云南和贵州等烟田取得的真实采收数据处理后绘制得出。 \hat{p}_{s_p} 与采收者采摘速度 V_p 与种植行平均产量 C_p (kg/m) 有关, 种植行平均产量 C_p 由烟田真实采收历史产量记录数据获得, \hat{p}_{s_p} 计算式为

$$\hat{p}_{s_p} = V_p C_p \quad (6)$$

同理可得, 在任意离散时刻 k , 转运机器人 r 在 S_r 状态下向量可表示为

$$X_{r,k} = (x_{r,k}, y_{r,k}, T_{r,k}) \quad (7)$$

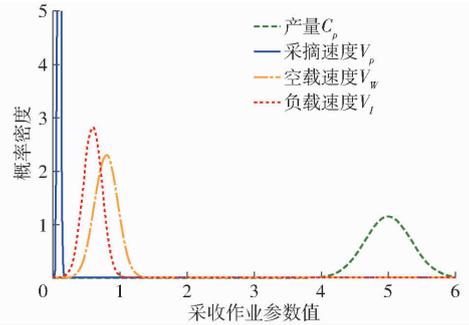


图 4 烟田真实采收数据高斯分布

Fig. 4 Gaussian distribution map of harvester data from tobacco field

式中 $x_{r,k}, y_{r,k}$ ——转运机器人横、纵坐标

$T_{r,k}$ ——转运机器人当前状态持续时间

1.3.2 烟叶收获转运模型建立

(1) 模型假设

①每个种植行只有 1 名采收者, 且所有种植行都需要完成采收作业。②每位采收者的作业参数受自身条件(年龄、性别、身体健康程度等)影响, 具有不确定性因素, 这些因素由随机取值高斯分布图的数据体现。③所有转运机器人性能一致。④转运机器人在垄沟内无法调头。⑤采收者每次转运任务只能由 1 个转运机器人负责。⑥如果采收者预测转运位置在下一条垄沟时, 提前在该垄沟末尾进行转运。

(2) 时间窗定义

采收者集合 P 从起始点出发, 当负载达到上限或需提前转运时, 转运机器人集合 R 中机器人会前往转运位置。转运任务由计算模块预测, 并发送给调度服务器, 服务器将任务分配给距离最近的机器人。采收者 p 和转运机器人 r 时间窗划分示意图如图 5 所示。其中, 采收者 p 整个收获过程中时间窗个数为 W_p 。

在采收者 p 第 k 个时间窗内会产生一个转运任务 t , 包含信息为达到负重上限时间间隔 Δt_{pk}^f 和达到

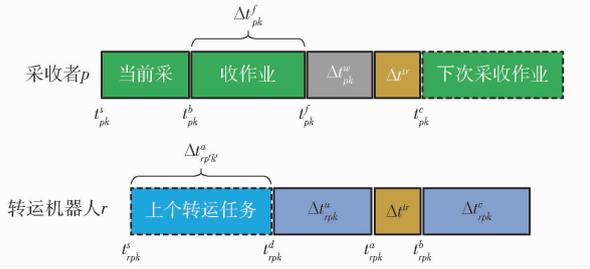


图5 时间窗划分示意图

Fig. 5 Time window division diagram

负重上限时刻($t_{pk}^f = t_{pk}^b + \Delta t_{pk}^f$)的转运位置 L_{pk} 。

转运机器人 r 从调度起始位置到预测转运位置 L_{pk} 的曼哈顿距离为 D_{rp} ,相应时间 $\Delta t_{rp}^u = D_{rp}/V_r$,其中 V_r 为转运机器人移动速度。转运机器人到达预测转运位置 L_{pk} 的时刻为 t_{rp}^a ,采收者 p 在第 k 个时间窗内的等待时间为 Δt_{pk}^w ,计算式分别为

$$t_{rp}^a = t_{rp}^d + \Delta t_{rp}^u \quad (8)$$

$$\Delta t_{pk}^w = \max(t_{rp}^a - t_{pk}^f, 0) \quad (9)$$

若机器人 r 在采收者 p 达到负重上限时刻 t_{pk}^f 之前到达预测转运位置,则 $\Delta t_{pk}^w = 0$ 。采收者将采摘后的烟叶放置到转运机器人 r 的收集筐内,过程用时 Δt^{tr} 为常数,机器人随后返回收集站或前往下一个任务位置。返回收集站时间为 Δt_{rp}^{ret} ,如果机器人执行新任务,则到达下一个任务位置时间为 Δt_{rp}^{mov} ,如果转运机器人 r 正在进行上一个转运任务,则其执行新任务时间间隔为 $\Delta t_{rp'k'}^a$,计算式分别为

$$\Delta t_{rp}^{ret} = t_{rp}^e - t_{rp}^b \quad (10)$$

$$\Delta t_{rp}^{mov} = t_{rp'k'}^d - t_{rp}^b \quad (11)$$

$$\Delta t_{rp'k'}^a = \max(t_{rp'k'}^b - t_{rp}^b, 0) \quad (12)$$

此外,如果采收者预测转运位置 L_{pk} 与收集站位置 L_s 之间的曼哈顿距离小于采收需要自行转运距离阈值 D_s ,采收者可以选择自行转移烟叶,这不仅减少非生产性时间,还能使转运机器人及时完成其他任务,优化模型目标函数。

在某时间窗内,若采收者由转运机器人转移烟叶,转运结束时间为 t_{pk}^{c1} ,若采收者自行转移烟叶,转运结束时间为 t_{pk}^{c2} ,非生产性作业时间为 Δt_{pk}^N ,计算式分别为

$$t_{pk}^{c1} = t_{pk}^f + \Delta t_{pk}^w + \Delta t^{tr} \quad (13)$$

$$t_{pk}^{c2} = t_{pk}^f + 2\Delta t_{pk}^{sf} + \Delta t^{up} \quad (14)$$

$$\Delta t_{pk}^N = t_{pk}^{c1/c2} - t_{pk}^f \quad (15)$$

式中 Δt_{pk}^{sf} ——采收者返回收集站时间

(3) 调度目标函数与约束条件

在预测式烟叶转运模型中,采收者等待时间与非生产性作业时间呈正相关,而与生产性作业时间占比及收获效率呈负相关。即采收者等待时间越

少,非生产性作业时间越短,生产性作业时间占比越高,收获效率也越高。同时,转运机器人电量限制其移动距离,移动距离越短,参与收获过程时间越长,从而进一步提高收获效率。

因此,优化目标聚焦于最小化采收者非生产性作业时间(即等待时间)以及转运机器人转运距离,进而构建对应的目标函数 f_1 和 f_2 ,计算式为

$$f_1 = \min \left\{ \sum_{p=1}^Q \sum_{k=1}^{W_p} \Delta t_{pk}^N \right\} \quad (16)$$

$$f_2 = \min \left\{ \sum_{p=1}^Q \sum_{k=1}^{W_p} \sum_{r=1}^M X_{rp} (\Delta t_{rp}^u + \Delta t_{rp}^c) V_r \right\} \quad (17)$$

式中 W_p ——全部时间窗集合, $W_p = \{1, 2, \dots, k\}$

Q ——采收者数量

M ——转运机器人数量

X_{rp} ——决策变量,即是否已指派任务

如果转运机器人 r 在采收者 p 的第 k 个时间窗内参与转运任务,则 $X_{rp} = 1$,否则 $X_{rp} = 0$ 。

根据模型建立条件和实际转运情况,为目标函数设置以下约束条件。

①每个采收者的每个时间窗内有且只有1个转运机器人服务,约束条件为

$$\sum_{r=1}^M X_{rp} = 1 \quad (\forall p \in P, k \in [1, W_p]) \quad (18)$$

②转运机器人完成当前转运任务后才被允许派遣到下一个转运位置,约束条件为

$$t_{rp}^d \geq t_{rp'k'}^b \quad (19)$$

式中 t_{rp}^d ——当前转运机器人 r 被派遣前往转运位置时间

$t_{rp'k'}^b$ ——转运机器人 r 被派遣至下一转运位置时间

③转运机器人完成转运任务后烟叶的负载不大于最大容量,约束条件为

$$C_{rp} \leq C_r \quad (20)$$

式中 C_{rp} ——机器人 r 在采收者 p 的第 k 个时间窗的负载

C_r ——转运机器人最大容量

2 基于NSGA-II的调度模型解算

预测式收获转运调度模型属于多目标优化问题,本文基于NSGA-II遗传算法的快速性、全局收敛性和随机性求解预测式烟叶转运调度模型全局优化结果^[28-29],算法流程如图6所示。

模拟器会模拟整个收获过程,每个采收者分别进行烟叶采摘活动,每预测一个转运任务就相应地进行一次调度决策,直到所有转运任务均已完成,收

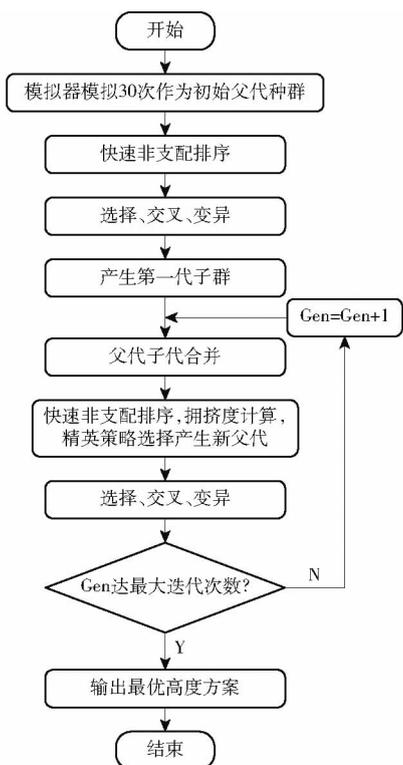


图 6 NSGA-II 算法流程

Fig. 6 Flowchart of NSGA-II

获结束后模拟器会给出完整的转运机器人调度方案,每个调度方案都作为 NSGA-II 算法种群中的一个个体,生成整个种群,然后不断地进行迭代,达到最大迭代次数之后,产生 Pareto 最优前沿和最优解集。

模拟器模拟一次收获过程,并完成相应调度决策后产生一个转运机器人的完整调度方案,将这个调度方案作为一个染色体,并加入到初始种群中,重复种群规模 N 次,产生初始父代种群。其中,染色体采用 $Q \times R$ 的矩阵表示, R 为最大采收者时间窗个数,矩阵值为各个转运机器人编号,表示由该转运机器人完成采收者 p (行数) 第 k 个 (列数) 时间窗内的烟叶转运任务^[30]。以 4 位采收者和 3 个转运机器人为例,染色体编码方式如图 7 所示。当矩阵列数超过采收者实际时间窗数量时,多余列随机分配转运机器人编号,不影响收获及调度过程。

	时间窗1	时间窗2	时间窗3	时间窗4	时间窗5	时间窗6	时间窗7	时间窗8	时间窗9	时间窗10
采收者1	6	6	6	5	7	6	5	5	7	6
采收者2	7	5	6	6	6	5	6	5	6	5
采收者3	5	6	5	5	5	7	5	7	6	5
采收者4	6	7	7	7	7	6	6	5	7	6

图 7 染色体编码方式

Fig. 7 Chromosome encoding method

快速非支配排序为种群中每条染色体 i 设置 2 个参数,种群中支配染色体 i 染色体数量 n_i 和被染色体 i 所支配的染色体解集合 S_i 。

初始化 n_i 和 S_i ($i = 1, 2, \dots, N$), 通过双重遍历种群中的染色体, 比较其支配关系, 求解种群中每条染色体 n_i 以及 S_i 。将 n_i 为 0 染色体记为一级并存储。遍历一级集合中每条染色体 S_i , 将其中染色体 n_i 减 1。若某染色体 n_i 为 0, 则将其记为二级并存储, 直至所有染色体 n_i 都为 0, 完成非支配排序。拥挤度距离用于估计染色体附近的密度, 作为同级别非支配前沿中染色体评价标准, 计算式为

$$i_{\text{distance}} = \sum_{m=1}^n \frac{f_m(i+1) - f_m(i-1)}{f_m^{\max} - f_m^{\min}} \quad (21)$$

式中 i_{distance} —— 染色体 i 拥挤度距离
 $f_m(i)$ —— 染色体 i 在子目标函数 f_m 上的函数值
 n —— 子目标函数总数

在遗传算法迭代中, 父代染色体的选择对种群进化方向和优化效率至关重要。本文采用二元锦标赛选择机制结合精英保留策略, 随机选取 2 条染色体, 优先选择非支配等级较小的个体作为父代; 若非支配等级相同, 则选择拥挤度距离较大的个体。此外, 采用两点交叉算子, 从父代染色体中随机选取 2 位决策主体 (对应两行) 的基因序列, 随后在每条基因序列上随机生成 2 个交叉点, 截取这 2 个交叉点之间的基因片段。通过交换这 2 个基因片段, 生成新的子代染色体。最后, 引入基本位变异进行编译操作, 通过随机选取矩阵中的 2 行与 2 列, 精准定位其交点, 随后在该交点位置随机生成新的基因值, 如图 8 所示。

3 试验结果与分析

3.1 仿真试验

3.1.1 NSGA-II 算法求解性能

为验证烟叶收获转运预测式调度模型的可行性及 NSGA-II 多目标优化算法的求解效率和优化效果, 需对算法关键参数进行科学配置。基于烟叶收获调度的双目标特性与解空间结构, 对算法参数配置为种群规模 30, 以适配中等解空间规模并在保证种群多样性的同时控制计算成本, 迭代次数 40, 依据帕累托前沿超体积指标在 40 迭代后变化率 $< 1\%$ 收敛准则确定, 交叉概率取 0.85, 处于农业调度优化研究中推荐的高交叉率区间 (0.8 ~ 0.9) 以增强全局搜索能力, 变异概率 0.3, 以应对采收过程中负重波动等动态约束, 有效抑制早熟收敛。采用 NSGA-II 算法得到 13 组模型优化结果如表 3 所示, 通过求取每个解各目标函数值, 综合选取最符合实际采收需求的 1 个解作为最优调度方案。

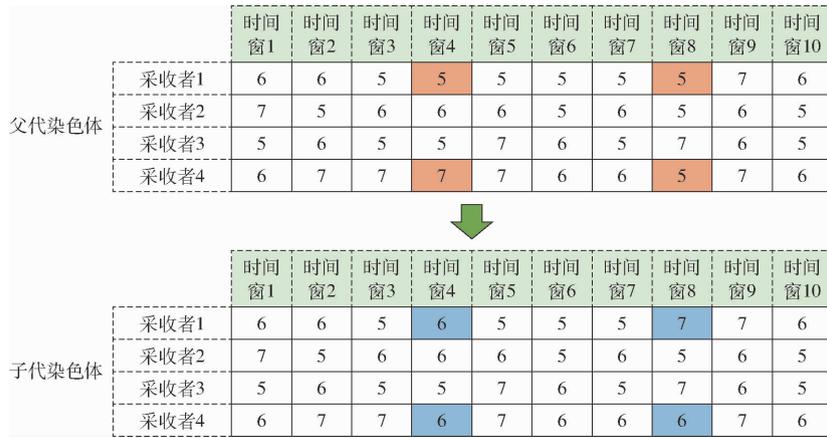


图8 染色体变异示意图

Fig. 8 Chromosome variation schematic

表3 Pareto解集目标函数

Tab. 3 Pareto solution set objective function

序号	采收者非生产性作业时间/s	转运机器人移动距离/m
1	320.30	1 074.80
2	326.60	1 060.04
3	326.65	1 052.20
4	329.20	1 044.76
5	335.40	1 040.38
6	340.70	1 036.45
7	343.20	1 026.28
8	348.90	1 020.57
9	350.50	1 019.00
10	354.25	1 012.76
11	360.46	1 011.93
12	371.00	1 011.56
13	373.40	1 010.44

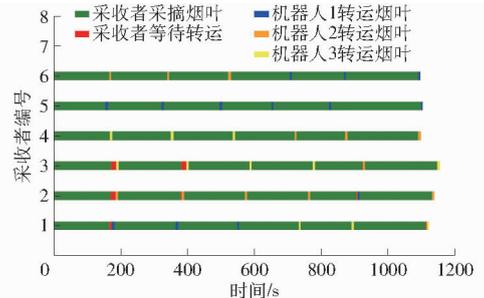


图9 烟叶收获转运时序

Fig. 9 Tobacco harvesting and transit timing

ΔT^N 包括等待时间 ΔT^w 、放置烟叶时间 ΔT^r 和采收者自行转移烟叶时间 ΔT^{self} 。由于收获效率 E_{ff} 是生产性作业时间占总时间比值,非生产性作业时间越少,生产性作业时间占比就会越高,因此,其与非生产性作业时间 ΔT^N 呈负相关。

为使转运请求阈值 FR_{tr} 既能满足转运机器人最优调度需求,又能使转运机器人及时赶到采收者烟叶转运位置, FR_{tr} 计算式为

$$FR_{tr} \leq 1 - \frac{\hat{p}_{s_p} (\Delta t_{tpk}^u)_{\max}}{C_p} \quad (22)$$

式中 $(\Delta t_{tpk}^u)_{\max}$ ——转运机器人前往最远烟叶转运位置耗时

根据建立的烟田场景计算可得 $FR_{tr} = 0.698 \approx 0.7$ 。

试验中模拟器固定采收者数量为6名,转运机器人数量为1~6个,对比不同采收者请求转运阈值 FR_{tr} (0.7、0.8、0.9和1.0)模型解算结果,如图10所示。其中,人工采收(转运机器人数量为0)时非生产作业时间为2 812.8 s,收获效率为71.9%, $FR_{tr} = 1$ 表示反应式调度模型。

由图10a可知,在仅使用1个转运机器人时,无论是反应式调度还是预测式调度,相较于人工采收,非生产性作业时间并无改善,采收者存在大量的等待时间。然而,随着转运机器人数量增加,采收者等

鉴于收获转运预测式调度模型以提升烟叶采收转运全流程效率为核心目标,模型构建时对目标函数的优化侧重聚焦于降低采收者非生产性作业时间。因此,设计的烟叶采收转运时序如图9所示,转运机器人能够精准契合采收者的作业节奏,及时抵达基于预测模型推导的烟叶转运位置,同时在多机协同过程各机器人任务轨迹无冲突且调度紧凑,为采收者提供高效转运服务。NSGA-II算法在多目标优化调度中展现出良好的求解性能,时序图进一步证实了本文构建的预测式收获转运调度模型的可行性,通过对采收者作业时间窗与转运机器人路径规划的协同优化,采收者非生产性作业时间占比显著降低,烟叶收获效率有效提高。

3.1.2 预测式收获转运模型性能

为分析转运机器人数量 M 与采收者数量 Q 之比,以及采收者请求转运阈值 FR_{tr} 对预测式烟叶转运调度模型性能的影响,使用非生产性作业时间 ΔT^N 、收获效率 E_{ff} 和等待时间 ΔT^w 作为收获转运预测式调度模型性能评价指标。非生产性作业时间

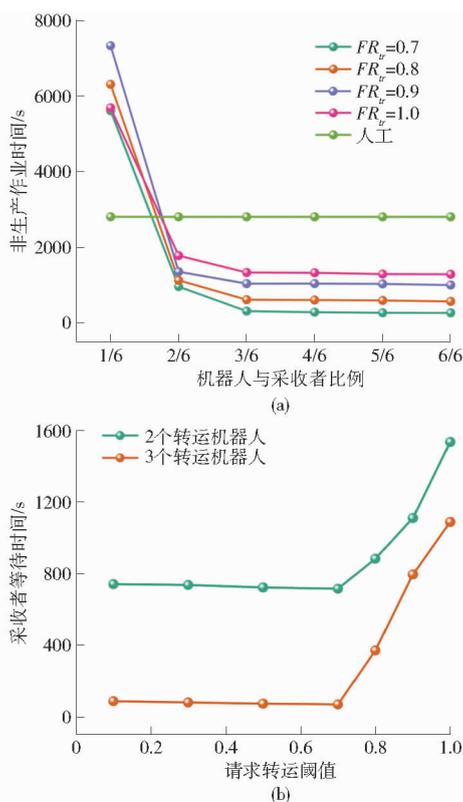


图10 不同转运机器人数量与请求阈值对调度性能的影响

Fig. 10 Effect of different transfer robot quantity and request threshold on scheduling performance

待时间逐渐减少,非生产性作业时间也相应减少,收获效率逐步提高。当转运机器人数量为3个时,反应式调度策略的非生产性作业时间为1341.1 s,相较于人工采收减少52.3%,收获效率为84.4%;基于预测式调度策略(FR_{tr} 为0.7)的非生产性作业时间为320.3 s,相较于人工采收减少88.6%,收获效率为95.7%。此外,随着转运机器人数量的继续增加,非生产性作业时间减少幅度变缓,趋于稳定。然而,对预测式调度策略而言(FR_{tr} 为0.7~1),相较于人工和反应式调度非生产性作业时间均能有效减少。

为验证请求转运阈值 FR_{tr} 在实际应用中有效性,开展不同请求转运阈值 FR_{tr} 对采收者等待时间的影响试验。由图10a可知,当仅使用1个转运机器人时,采收者的等待时间过长,无法满足实际需求;而当使用3个及以上转运机器人时,采收者的等待时间并无显著差异,即增加机器人数量对降低等待时间的边际效益逐渐降低。因此,试验中设置转运机器人数量为2、3个。由图10b可知,当 $FR_{tr} < 0.7$ 时,采收者的等待时间不仅没有减少,反而出现小幅增加。原因可能是当转运机器人过早被派遣到烟叶转运位置时,转运机器人更优分配调度策略受到干扰,从而导致整体效率降低。而当

$FR_{tr} > 0.7$ 时,转运机器人因无法及时赶到烟叶转运位置,导致采收者等待时间显著增加。因此, FR_{tr} 为0.7时转运效率和采收者等待时间达到优化平衡。

3.2 烟叶收获转运调度策略对比

3.2.1 模拟试验设计

为验证烟叶收获转运预测式调度策略的适用性和有效性,基于中国农业大学上庄试验站(116°19'27"E,39°30'42"N)的烟叶标准化种植条件,建立模拟烟田作业场景如图11所示,株距为60 cm,行距为120 cm。收集站中心位置作为整个地图坐标系原点(0,0),机器人中心向前为x轴正方向,向左为y轴正方向。试验场地由3条平行的田垄组成,每条垄长均为4 m。3条垄起点中心坐标分别为(1.1, -0.5) m、(1.1, 0.5) m、(1.1, 1.5) m。试验参数设置如表4所示。



图11 模拟烟田场景

Fig. 11 Tobacco field scene

表4 试验参数设置

Tab. 4 Simulation test parameters setting

参数	数值
种植行平均产量 $C_p / (\text{kg} \cdot \text{m}^{-1})$	0.3
采收者数量 $Q / \text{名}$	6
采收者自行转运距离阈值 D_s / m	10
采收者向机器人转移烟叶平均时间 $\Delta t^{tr} / \text{s}$	7
采收者向收集站放置烟叶平均时间 $\Delta t^{mp} / \text{s}$	3
转运机器人数量 $M / \text{个}$	3
转运机器人移动速度 $V_r / (\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	0.8
转运机器人最大容量 C_r / kg	12
转运机器人卸载烟叶平均时间 $\Delta t^{ur} / \text{s}$	7
采收者请求转运时阈值 FR_{tr}	0.7

以采收者生产时间 ΔT^E 、非生产性作业时间 ΔT^N 和烟叶收获效率 E_{ff} 为评价指标,计算式分别为

$$\Delta T^E = \sum_{i=1}^Z t_i^{\text{end}} - t_i^{\text{start}} \quad (23)$$

$$\Delta T^N = \sum_{i=1}^Z t_{i+1}^{\text{start}} - t_i^{\text{end}} \quad (24)$$

$$E_{ff} = \frac{\Delta T^E}{\Delta T^E + \Delta T^N} \times 100\% \quad (25)$$

式中 t_i^{start} —— 开始时间

t_i^{end} —— 结束时间

Z——收获任务总数

3.2.2 人工采收试验

在人工采收试验中,采收者数量设为1、2名。采收者通过状态发布节点采集相关参数后开始执行采收任务,其状态依次转换为“进入行”、“采收”以及“人工转运”,最终返回原位继续进行采摘作业。整个采收过程中,采收者状态由有限状态机进行更新,并将状态信息实时发送至操作服务器以实现可视化显示。在模拟烟田场景下进行5次模拟采收试验,试验结果如表5所示。

表5 采收者人工采收试验结果

Tab.5 Results of manual harvesting trials by harvesters

试验 编号	1名采收者			2名采收者		
	生产作 业时间	非生产作 业时间	收获 效率	生产作 业时间	非生产作 业时间	收获 效率
	$\Delta T^E/s$	$\Delta T^N/s$	$E_{ff}/\%$	$\Delta T^E/s$	$\Delta T^N/s$	$E_{ff}/\%$
1	241.90	127.71	65.4	239.25	121.04	66.4
2	249.83	122.89	67.0	252.92	127.10	66.6
3	246.35	124.88	66.4	267.01	141.12	65.4
4	258.07	131.33	66.3	252.11	110.97	69.3
5	242.83	123.73	66.2	249.98	119.23	67.7
平均值	247.80	126.11	66.3	252.25	119.46	67.9

由表5可知,1名采收者进行烟叶采收时,非生产作业时间 ΔT^N 和收获效率 E_{ff} 平均值分别为126.11 s和66.3%,2名采收者采收烟叶时平均值分别为119.46 s和67.9%。结果表明,增加采收者数量对非生产性作业时间和收获效率影响较小。

3.2.3 基于反应式调度策略烟叶收获转运试验

在反应式调度策略试验中,转运机器人运行速度为0.8 m/s,分别设置转运机器人服务1名采收者和服务2名采收者2种工况。操作服务器订阅采收者状态信息,当采收者处于“等待转运”状态时,说明其负重已达上限(FR_{lr} 为1),此时操作服务器获取转运位置坐标并调度转运机器人。机器人移动至转运位置,采收者和机器人状态转换为“转移烟叶”。在烟叶转移后,采收者继续采摘,机器人则返回收集站或前往下一个转运位置。试验结束后,根据采收者负载数据计算生产性作业时间 ΔT^E 、非生产性作业时间 ΔT^N 和收获效率 E_{ff} 。5次模拟采收试验结果如表6所示。

由表6可知,在1名采收者和1个转运机器人协同作业工况下,非生产性作业时间为80.99 s,收获效率平均值为74.6%;在2名采收者和1个转运机器人协同作业工况下,非生产性作业时间平均值为92.82 s,收获效率平均值为72.6%。相较于人工采收,收获效率分别提高8.3、4.7个百分点。

表6 基于反应式调度的烟叶转运系统采收试验结果

Tab.6 Results of harvest test of tobacco transfer system based on reactive scheduling

试验 编号	1名采收者+1个转运机器人			2名采收者+1个转运机器人		
	生产作 业时间	非生产作 业时间	收获 效率	生产作 业时间	非生产作 业时间	收获 效率
	$\Delta T^E/s$	$\Delta T^N/s$	$E_{ff}/\%$	$\Delta T^E/s$	$\Delta T^N/s$	$E_{ff}/\%$
1	231.59	78.87	74.6	250.29	91.26	73.3
2	237.66	81.21	74.5	239.75	98.60	70.9
3	228.40	73.73	75.6	247.86	95.49	72.2
4	245.21	91.80	72.8	240.15	78.47	75.4
5	246.54	79.35	75.7	251.05	100.27	71.5
平均值	237.88	80.99	74.6	245.82	92.82	72.6

3.2.4 基于预测式调度策略烟叶收获转运试验

在预测式调度策略试验中,转运机器人运行速度为0.8 m/s,分别设置转运机器人服务1名采收者和服务2名采收者2种工况。操作服务器订阅采收者状态信息,并实时预测烟叶转运位置与时间。采收者负重比 FR_{lr} 达到阈值0.7时,系统将转运任务发送给机器人调度服务器,机器人自主导航至预测位置进行烟叶转运。5次模拟采收试验结果如表7所示。

表7 基于预测式调度的烟叶转运系统采收试验结果

Tab.7 Results of harvest test of tobacco transfer system based on predictive scheduling

试验 编号	1名采收者+1个转运机器人			2名采收者+1个转运机器人		
	生产作 业时间	非生产作 业时间	收获 效率	生产作 业时间	非生产作 业时间	收获 效率
	$\Delta T^E/s$	$\Delta T^N/s$	$E_{ff}/\%$	$\Delta T^E/s$	$\Delta T^N/s$	$E_{ff}/\%$
1	232.98	45.86	83.6	247.47	49.53	83.3
2	239.03	49.84	82.7	253.26	51.43	83.1
3	227.88	46.91	82.9	250.68	60.21	81.7
4	243.05	50.54	82.8	243.68	47.82	82.4
5	246.43	49.73	83.2	256.43	56.66	81.9
平均值	237.87	48.58	83.1	250.30	53.14	82.5

由表7可知,在1名采收者与1个转运机器人协同作业工况下,非生产性作业时间与收获效率平均值分别为48.58 s和83.1%。在此工况下,采收者等待转移烟叶的时间近乎为零,转运机器人每次均能提前抵达预测转运位置。因此,非生产性时间主要由转移烟叶的时间以及采收者完成采摘后返回收集站时间组成。在2名采收者与1个转运机器人协同作业的工况下,非生产性作业时间与收获效率平均值分别为53.14 s和82.5%。此时,转运机器人在为1名采收者完成服务后,前往下1名采收者的移动时间构成少量的转运时间。

不同调度策略烟叶收获转运试验中,非生产性作业时间和收获效率如图12所示,对于1、2名采收

者,预测式调度策略烟叶收获转运相较于人工采收,收获效率提升16.8、14.6个百分点;相较于反应式调度策略,收获效率提升8.5、9.9个百分点,预测式烟叶收获转运策略能有效减少烟叶收获转运过程中的非生产性作业时间,提高收获效率。

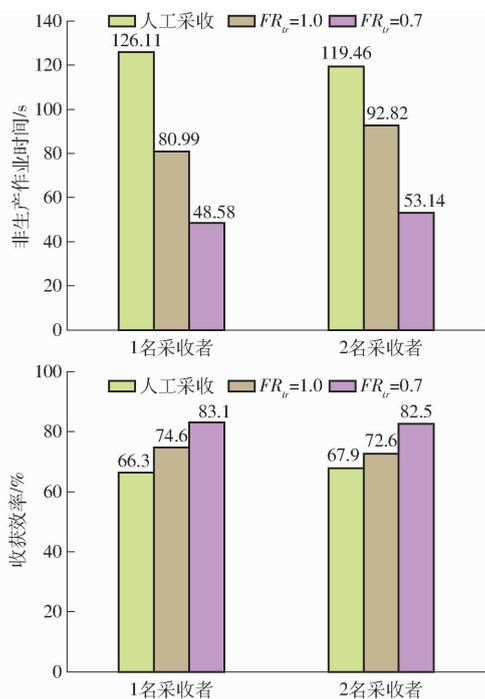


图12 非生产性作业时间与收获效率对比

Fig. 12 Unproductive operation time improvement and harvest efficiency improvement effect diagrams

4 结论

(1)为实现烟叶采收转运高效协同调度,基于自主研发的烟叶转运机器人,提出了一种采收者和转运机器人的人机协同调度策略。采用预测式调度方法,将采收者行为建模为离散事件并预测其未来转运需求,结合NSGA-II多目标优化算法与离散时间混合系统模型,在设定转运请求阈值下实现主动、

前瞻性任务分配与路径规划。

(2)仿真试验分析采收者和转运机器人比例以及采收者请求转运阈值对收获效率的影响,结果表明,当转运机器人与采收者比为1:2、采收者请求转运阈值 FR_v 为0.7时,可直接指导采收者在烟叶采收负载达到单次承载能力的70%时发起转运请求,在此条件下,人机协同收获过程的非生产性作业时间为320.3s,相较于人工采收减少88.6%,收获效率为95.7%。验证了NSGA-II算法在多目标优化调度中的求解性能以及预测式收获转运调度模型的有效性,既填补了NSGA-II算法在烟叶采收“设备-人员”动态配比优化中的应用空白,也为烟田智能装备的精准配置提供了关键量化参数参考,契合数字农业对作业流程精细化管控的需求。

(3)模拟烟田作业场景,以非生产性作业时间和烟叶收获效率为评价指标,分别设计了人工采收试验、基于反应式调度策略的烟叶转运试验和基于预测式调度策略烟叶转运试验。结果表明:当1个转运机器人辅助1名采收者收获烟叶时,基于预测式调度策略烟叶采收转运非生产性作业时间为48.58s,收获效率为83.1%,收获效率相较于人工采收和基于反应式调度烟叶采收转运提升16.8、8.5个百分点。当1个转运机器人辅助2名采收者收获烟叶时,基于预测式调度策略烟叶采收转运的非生产性作业时间为53.14s,收获效率为82.5%,收获效率相较于人工采收和基于反应式调度烟叶采收转运提升14.6、9.9个百分点。预测式烟叶收获转运策略能有效减少烟叶收获转运过程中的非生产性作业时间,提高烟叶收获效率。其“需求预判-主动调度”的机制突破了传统反应式调度“被动响应”的局限,完善了农业采收转运动态调度体系;同时,该策略在不同人机配置下的稳定表现,可直接适配规模化烟田生产,为推动烟田采收智能化提供了可行方案。

参 考 文 献

- [1] 钟维, 叶茗, 李红霞, 等. 南方丘陵山区烟草农机农艺融合建设发展研究——以江西省烟叶产区为例[J]. 南方农机, 2025, 56(8): 14-17.
ZHONG Wei, YE Ming, LI Hongxia, et al. Research on the integration of tobacco agricultural machinery and agronomy in southern hilly areas: a case study of tobacco-producing areas in Jiangxi Province[J]. China Southern Agricultural Machinery, 2025, 56(8): 14-17. (in Chinese)
- [2] BECHAR A, VIGNEAULT C. Agricultural robots for field operations: concepts and components[J]. Biosystems Engineering, 2016, 149: 94-111.
- [3] ZHANG Baohua, XIE Yuanxin, ZHOU Jun, et al. State-of-the-art robotic grippers, grasping and control strategies, as well as their applications in agricultural robots: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 177: 105694.
- [4] 赵翠萍, 秦冠宇, 张颖, 等. 基于扎根理论方法的烟叶生产全程机械化实现路径分析[J]. 烟草科技, 2023, 56(5): 33-41.
ZHAO Cuiping, QIN Guanyu, ZHANG Ying, et al. Realization path analysis to achieve complete tobacco production mechanization based on grounded theory[J]. Tobacco Science & Technology, 2023, 56(5): 33-41. (in Chinese)
- [5] 余泳昌, 魏富德, 秦伟桦, 等. 烟草收获机技术发展概述[J]. 农机化研究, 2016, 38(2): 255-262.
YU Yongchang, WEI Fude, QIN Weihua, et al. Technology development of tobacco harveste[J]. Journal of Agricultural

- Mechanization Research, 2016,38(2):255-262. (in Chinese)
- [6] 毛文菊,刘恒,王小乐,等. 双导航模式果园运输机器人设计与试验[J]. 农业机械学报,2022,53(3):27-39,49.
MAO Wenju, LIU Heng, WANG Xiaole, et al. Design and experiment of dual navigation model orchard transport robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(3):27-39,49. (in Chinese)
- [7] 马力,江东晓,辛明翰,等. 基于农机智能管理平台的田间燃油配给策略[J]. 农业工程学报,2024,40(15):22-33.
MA Li, JIANG Dongxiao, XIN Minghan, et al. Fuel rationing strategy in farmland based on intelligent management platform for agricultural machinery[J]. Transactions of the CSAE, 2024,40(15):22-33. (in Chinese)
- [8] TAO S, LIU C, FENG J, et al. A two-phase scheduling framework for construction program with forbidden time windows[J]. IEEE Transactions on Engineering Management, 2025,72:842-854.
- [9] 罗承铭,熊陈文,黄小毛,等. 四边形田块下油菜联合收获机全覆盖作业路径规划算法[J]. 农业工程学报,2021,37(9):140-148.
LUO Chengming, XIONG Chenwen, HUANG Xiaomao, et al. Coverage operation path planning algorithms for the rape combine harvester in quadrilateral fields[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(9):140-148. (in Chinese)
- [10] 满忠贤,何杰,刘善琪,等. 智能农机多机协同收获作业控制方法与试验[J]. 农业工程学报,2024,40(1):17-26.
MAN Zhongxian, HE Jie, LIU Shanqi, et al. Method and test for operating multi-machine cooperative harvesting in intelligent agricultural machinery[J]. Transactions of the CSAE, 2024,40(1):17-26. (in Chinese)
- [11] ARJONA E, BUENO G, SALAZAR L. An activity simulation model for the analysis of the harvesting and transportation systems of a sugarcane plantation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2001,32(3):247-264.
- [12] 黄凰,陈燕燕,朱明,等. 基于模糊隶属度的多站点多机协同即时响应调度系统[J]. 农业工程学报,2021,37(21):71-79.
HUANG Huang, CHEN Yanyan, ZHU Ming, et al. Multi-site and multi-machine cooperative instant response scheduling system based on fuzzy membership[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(21):71-79. (in Chinese)
- [13] GRACIA C, VELAZQUEZ M, ESTORNELL J. An application of the vehicle routing problem to biomass transportation[J]. Biosystems Engineering, 2014,124:40-52.
- [14] 张帆,罗锡文,张智刚,等. 基于改进多父辈遗传算法的农机调度优化方法[J]. 农业工程学报,2021,37(9):192-198.
ZHANG Fan, LUO Xiwen, ZHANG Zhigang, et al. Agricultural machinery scheduling optimization method based on improved multi-parents genetic algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(9):192-198. (in Chinese)
- [15] 马军岩,袁逸萍,任年鲁,等. 多区域协调调度架构下的农机服务资源优化配置方法[J]. 中国农业大学学报,2020,25(4):113-122.
MA Junyan, YUAN Yiping, REN Nianlu, et al. Optimal allocation of agricultural machinery service resources under multi-regional coordinated scheduling architecture [J]. Journal of China Agricultural University, 2020,25(4):113-122. (in Chinese)
- [16] WANG Yijia, WEI Ruixin, TANG Han, et al. An integrated scheduling framework for synchronizing harvesting and straw returning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021,189:106360.
- [17] 曹光乔,马斌,陈聪,等. 基于遗传变邻域搜索算法的农机跨区调度优化研究[J]. 农业机械学报,2023,54(10):114-123.
CAO Guangqiao, MA Bin, CHEN Cong, et al. Agricultural machinery cross-region scheduling optimization based on genetic algorithm variable neighborhood search [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(10):114-123. (in Chinese)
- [18] 李子康,张璠,滕桂法,等. 基于深度强化学习的收割机省内协同调度优化策略[J]. 农业工程学报,2024,40(14):23-32.
LI Zikang, ZHANG Fan, TENG Guifa, et al. Deep reinforcement learning-based optimization strategy for the cooperative scheduling of harvesters[J]. Transactions of the CSAE, 2024,40(14):23-32. (in Chinese)
- [19] PAN Weicheng, WANG Jia, YANG Wenzhong. A cooperative scheduling based on deep reinforcement learning for multi-agricultural machines in emergencies[J]. Agriculture, 2024,14(5):772.
- [20] 吕云杰,郭辉,鲁东. 带时间窗农机调度问题的改进遗传算法[J]. 新疆农机化,2021(2):38-41.
LÜ Yunjie, GUO Hui, LU Dong. Improved genetic algorithm for agricultural machinery scheduling problem with time window [J]. Xinjiang Agricultural Mechanization, 2021(2):38-41. (in Chinese)
- [21] 曹光乔,南风,陈聪,等. 基于任务单元的运粮车响应调度优化[J]. 中国农业大学学报,2020,25(11):126-137.
CAO Guangqiao, NAN Feng, CHEN Cong, et al. Research on response scheduling optimization of harvesters and grain trucks based on work units[J]. Journal of China Agriculture University, 2020,25(11):126-137. (in Chinese)
- [22] 郭亚倩,张璠,姚竟发,等. 带时间窗的多目标农机跨区协同作业调度方法研究[J]. 中国农机化学报,2024,45(10):184-192.
GUO Yaqian, ZHANG Fan, YAO Jingfa, et al. Research on multi-objective cross-area collaborative operation scheduling method of agricultural machinery with time window [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024,45(10):184-192. (in Chinese)
- [23] SEYYEDHASANI H, PENG Chen, JANG W J, et al. Collaboration of human pickers and crop-transporting robots during harvesting-part II: simulator evaluation and robot-scheduling case-study[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020,172:105323.
- [24] PENG Chen, 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.

- [25] 张铭, 卫波, 王晋东. 基于启发式算法的卫星反应式调度[J]. 计算机科学, 2019, 46(10):90-96.
ZHANG Ming, WEI Bo, WANG Jindong. Satellite reactive scheduling based on heuristic algorithm[J]. Computer Science, 2019, 46(10):90-96. (in Chinese)
- [26] HUBER M, GRUPEN R A. A hybrid discrete event dynamic systems approach to robot control[R]. Amherst, MA: University of Massachusetts, Department of Computer Science, 1996: 96-43.
- [27] 唐亮, 靖可, 何杰. 网络化制造模式下基于改进蚁群算法的供应链调度优化研究[J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(5):1267-1275.
TANG Liang, JING Ke, HE Jie. Supply chain scheduling optimization under networked manufacturing based on improved ant colony optimization algorithm[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2014, 34(5):1267-1275. (in Chinese)
- [28] 李丽, 侯兴华, 陈行政, 等. 深松作业下多机协同任务分配优化方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(21):1-9.
LI Li, HOU Xinghua, CHEN Xingzheng, et al. Optimizing multi-machine task allocation for deep loosening operations[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(21):1-9. (in Chinese)
- [29] 陈鸿海, 蒋增强, 左乐, 等. 基于近亲变异 NSGA-II 算法的多目标柔性作业车间调度[J]. 农业机械学报, 2015, 46(4):344-350.
CHEN Honghai, JIANG Zengqiang, ZUO Le, et al. Multi-objective flexible job-shop scheduling problem based on NSGA-II with close relative variation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(4):344-350. (in Chinese)
- [30] 张浩为, 谢军伟, 张昭建, 等. 基于混合自适应遗传算法的相控阵雷达任务调度[J]. 兵工学报, 2017, 38(9):1761-1770.
ZHANG Haowei, XIE Junwei, ZHANG Zhaojian, et al. Task scheduling of phased array radar based on hybrid adaptive genetic algorithm[J]. Acta Armamentarii, 2017, 38(9):1761-1770. (in Chinese)

(上接第 54 页)

- [18] HAN Ya, YAO Shuihong, JIANG Heng, et al. Effects of mixing maize straw with soil and placement depths on decomposition rates and products at two cold sites in the mollisol region of China[J]. Soil and Tillage Research, 2020, 197: 104519.
- [19] WANG Xiao, WANG Xuexin, GENG Peng, et al. Effects of different returning method combined with decomposer on decomposition of organic components of straw and soil fertility[J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 15495.
- [20] 刘熙明, 王滢渺, 田洪涛, 等. 秸秆还田方式与施氮量对秸秆腐解及玉米氮素利用的影响[J]. 中国农业大学学报, 2023, 28(10): 15-26.
LIU Ximing, WANG Yingmiao, TIAN Hongtao, et al. Decomposition characteristics of maize straw and its effect on nitrogen utilization of maize in black soil region[J]. Journal of China Agricultural University, 2023, 28(10): 15-26. (in Chinese)
- [21] AL-KAISI M M, GUZMAN J G. Effects of tillage and nitrogen rate on decomposition of transgenic Bt and near-isogenic non-Bt maize residue[J]. Soil and Tillage Research, 2013, 129: 32-39.
- [22] ZHOU Zhenghu, WANG Chuankuan, ZHENG Mianhai, et al. Patterns and mechanisms of responses by soil microbial communities to nitrogen addition[J]. Soil Biology and Biochemistry, 2017, 115: 433-441.
- [23] WU Zhengyang, LI Hongwen, HE Jin, et al. Discrete element simulation and experimental verification: effect of spray position in rotary tillage on the spatial redistribution of liquid soil amendments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 239: 111021.
- [24] WU Zhengyang, LI Hongwen, HE Jin, et al. Analysis of mixing liquid amendments by rotary tillage using discrete element modelling and digital image processing[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110699.
- [25] WU Zhengyang, LI Hongwen, HE Jin, et al. Calibration of the Kneading contact model by a simplified infiltration test for modeling rotary-tillage mixes of liquid amendments and soils[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 222: 109079.
- [26] De PUE J, Di EMIDIO G, FLORES R D V, et al. Calibration of DEM material parameters to simulate stress-strain behaviour of unsaturated soils during uniaxial compression[J]. Soil and Tillage Research, 2019, 194: 104303.
- [27] AIKINS K A, UCGUL M, BARR J B, et al. Determination of discrete element model parameters for a cohesive soil and validation through narrow point opener performance analysis[J]. Soil and Tillage Research, 2021, 213: 105123.
- [28] KIM Y S, SIDDIQUE M A A, KIM W S, et al. DEM simulation for draft force prediction of moldboard plow according to the tillage depth in cohesive soil[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 189: 106368.
- [29] MUDARISOV S, FARKHUTDINOV I, KHAMALETDINOV R, et al. Evaluation of the significance of the contact model particle parameters in the modelling of wet soils by the discrete element method[J]. Soil and Tillage Research, 2022, 215: 105228.
- [30] ROESSLER T, KATTERFELD A. DEM parameter calibration of cohesive bulk materials using a simple angle of repose test [J]. Particuology, 2019, 45: 105-115.
- [31] FORRER I, PAPRITZ A, KASTEEL R, et al. Quantifying dye tracers in soil profiles by image processing[J]. European Journal of Soil Science, 2000, 51(2): 313-322.
- [32] KASTEEL R, GARNIER P, VACHIER P, et al. Dye tracer infiltration in the plough layer after straw incorporation[J]. Geoderma, 2007, 137(3-4): 360-369.