基于改进遗传算法的多机协同作业调度和规划方法

朱天文[1], 王 旭[2], 张 波[3], 杜歆桐[3], 吴春笃[2,3,4*]

(1. 江苏大学 计算机科学与通信工程学院,江苏镇江 212013,中国; 2. 江苏大学 农业工程学院,江苏镇江 212013,中国; 3. 江苏大学 环境与安全工程学院,江苏镇江 212013,中国; 4. 江苏大学智能农机装备理论与技术重点实验室,江苏镇江 212013,中国)

摘 要: [**目的/意义**] 为解决收获作业中存在的作业效率低下问题,以多台收割机在多个田块上的协同作业为研究对象,统筹考虑机群地块间调度与单机田块内路径规划的一体化需求。[**方法**] 在作业负载均衡与时间窗等约束条件上,提出了一种改进型多旅行商遗传算法(Improved Multi-Traveling Salesman Problem Genetic Algorithm, IMTSP_GA)。该算法采用双层染色体编码结构:第1部分表示任务点序列,第2部分为任务分割方案,从而形成多收割机的作业路径。种群初始化结合顺序与随机策略,在遗传操作中引入基于Q-learning的自适应变异机制,以最小化总作业时间为优化目标,逐步改进调度方案,根据调度方案,完成了收割机全流程路径规划。核心创新在于引入基于Q-learning的自适应变异机制,该机制通过学习搜索与变异算子效果之间的关系,自适应选择合适的变异策略,以克服传统遗传算法易早熟收敛、局部搜索能力不足等问题,提升全局探索与局部开发性能。[**结果和讨论**] 所提方法有效地实现了收割机作业调度和规划,其中,IMTSP_GA算法在总作业时间上,相比遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)和蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)分别减少了4.48%、5.32%、9.87%,迭代次数为85,运行时间为5.82 s,相比GA、PSO和ACO算法收敛性能更优、运行时间更快。[**结论**] 研究结果可为无人农场的多收割机作业调度和规划方法提供科学依据。

关键词: 多机协同;负载均衡;时间窗;作业调度和规划;改进型多旅行商遗传算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** SA202508010

引用格式:朱天文, 王旭, 张波, 杜歆桐, 吴春笃. 基于改进遗传算法的多机协同作业调度和规划方法[J]. 智慧农业(中英文), 2026, 8(1): 226-236. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202508010

ZHU Tianwen, WANG Xu, ZHANG Bo, DU Xintong, WU Chundu. Multi-Machine Collaborative Operation Scheduling and Planning Method Based on Improved Genetic Algorithm[J]. Smart Agriculture, 2026, 8(1): 226-236. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202508010 (in Chinese with English abstract)

0 引 言

在农业现代化转型过程中,农机作业普遍面临供需信息滞后、资源配置不合理,以及作业效率低下等问题[1-3]。随着农业生产规模的不断扩大,农机规模化、集约化作业已成为发展趋势,迫切需要更加智能高效的调度与路径规划机制。多机协同作业调度与路径规划问题旨在通过合理分配作业任务与优化路径,使多台农机在满足相关约束条件的前提下,以最小总作业时间高效完成所有农田作业点的任务。然而,随着农机作业范围的拓展、设备数量的增加及农田配置复杂度的提升,该类问题呈现出高度复杂性与计算挑战。

为应对复杂的调度与规划问题,学术界广泛采用智能优化算法,尤其是遗传算法[4]、蚁群算法[5]、粒子群算法[6]、模拟退火算法[7]与禁忌搜索算法[8]等元启发式方法,展现出良好的适应性和鲁棒性。已有研究主要集中在农业机械的任务分配与调度优化方面。例如,CAO等[9]开展了基于改进蚁群算法的任务分配研究,能有效降低路径成

收稿日期:2025-08-02

基金项目:江苏高校优势学科建设项目(PAPD2023_87);江苏大学农业工程学院项目(NZXB20200102);江苏省研究生科研实践创新项目(KYCX24_3990)

作者简介:朱天文,硕士研究生,研究方向为基于智能农机的作业调度。E-mail:703986168@qq.com

*通信作者:吴春笃,博士,教授,研究方向为智慧农业。E-mail:wucd@ujs.edu.cn

copyright©2026 by the authors (登录www.smartag.net.cn免费获取电子版全文)

本。王猛等[10]提出了基于多变异遗传算法的多机协同静态任务分配方法，在不同权重下任务分配的机群代价比实际作业降低29.48%～55.00%。ZHU等[11]提出一种混沌-柯西烟花算法解决施肥机多机协同作业问题，方差降低了48%以上。郭亚倩等[12]以农机作业转移距离最短、调度总成本最低为目标，建立多机多目标跨区协同作业调度模型，设计基于优先级策略的多目标自适应优化调度算法，作业转移距离和调度总成本分别下降23.60%和13.72%。SEYYEDHASANI和DVORAK[13,14]考虑了多辆农机协同作业的情况，使用改进的Clarke-Wright算法和禁忌搜索算法，将农机调度问题转换为车辆调度问题。TUANI等[15]基于旅行商问题，提出了局部搜索的自适应蚁群优化，实现了在优化搜索过程中使参数接近最佳值。SETHANAN和NEUNGMATCHA[16]提出改进粒子群优化算法解决甘蔗收获机路径规划问题。CERDEIRA等[17]采用禁忌搜索和模拟退火相结合的算法对青贮收获机的作业路径进行了优化，表现出稳定的性能。此外，部分学者针对田块内部路径规划问题[18]展开了相关研究。罗承铭等[19]提出了两套完整的针对任意四边形边界田块的油菜联合收获全覆盖作业路径规划算法，混合路径的运行效果优于传统路径。ZHANG等[20]使用往复法遍历工作行，为收割机实现全覆盖路径规划算法（Complete Coverage Path Planning, CCPP）。ZHOU等[21]解决了室内清洁机器人无障碍路径规划和避让的挑战。他们使用网格方法构建环境地图模型，并采用跟随边缘的内螺旋算法进行有效的路径规划。尽管已有大量研究在多机调度与路径规划方面提出了有效方法，但仍存在局限性，如任务负载均衡未得到充分考虑，导致作业单元分配不均，进而影响整体效率与资源利用率。

针对上述不足，本研究以多旅行商问题为理论框架，聚焦农田收获作业环节，构建了面向收割机协同作业调度与路径规划的方法。在综合考虑农机负载均衡和时间窗等约束条件下，旨在最小化收割机的总作业时间。本研究的主要创新点为：在种群初始化阶段，引入顺序初始化与随机初始化相结合的策略，以兼顾初始解质量和种群多样性。在遗传算法的变异环节中引入Q-learning，通过对个体适应度变化趋势的状态建模及奖励反馈，实现对变异算子的自适应选择，有效增强了搜索性能和收敛能力。为此，本研究提出一种改进型多旅行商遗传算法（Improved Multi-traveling Salesman Problem Genetic Algorithm, IMTSP_GA），旨在提升全局搜索与局部优化能力，克服传统遗传算法易早熟收敛与局部搜索不足的缺陷。在优化后调度结果的基础上，进一步完成各收割机的全流程路径规划，实现高效有序的收割作业安排。

1　收割机协同调度模型的构建

1.1　问题描述

多块田块需要进行收割，农场有多台收割机可用于收割作业，将田块分别分配给不同收割机作业并给出其作业顺序。多台收割机从车库出发，按指定作业路线对分配到的田块进行收割作业，作业完成后回到车库。示意图如图1所示。

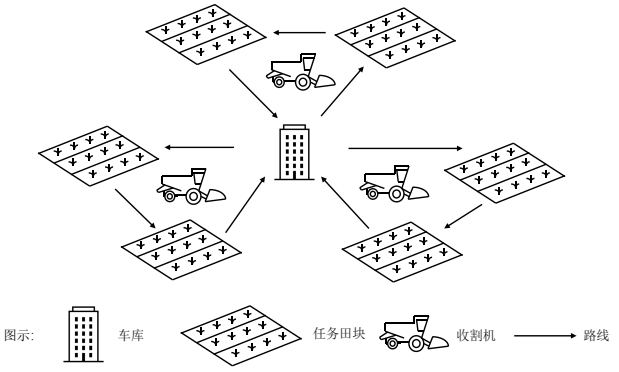


图1　收割机调度作业示意图

Fig. 1　Schematic diagram of harvester scheduling operation

考虑天气因素、作物的成熟度和质量，必须在一定时间内完成收割任务，因此，需要确定收割机数量。同时，收割机也不能长时间持续不断作业，若继续完成下一田块作业任务将超出每天的工作时间时，收割机完成当前任务后会回到车库，次日继续作业。

由多台收割机对多块田块进行收割作业，目标是使所有收割机的总作业时间最短，根据已有的收割机与田块信息，最终得到收割调度方案。

由于田间作业环境复杂多变，为便于模型计算，本研究定义了收割机调度问题的基本假设如下：

1）本研究所研究的田块形状基本为规则矩形。在部分田块内部存在不可跨越的沟渠障碍，收割机无法直接通过。对此，本研究采用划分处理：将原始田块沿沟渠位置划分为两个独立且规则的子田块，每一子田块作为一个独立的任务单元，由单台收割机独立完成作业。划分后的子田块仍保持规则

形状，并确保作业全覆盖、不出现漏割现象。

2）所有田块的位置、车库的位置及各收割机的作业性能参数（如幅宽、速度等）为已知信息。

3）收割机每天工作时间不得超过规定时间。

4）所有收割机均从同一车库出发，完成分配作业后或按规定工作返回车库。

5）所有收割机都携带充足的燃料完成作业任务，无需考虑燃料消耗。

1.2 多收割机调度模型

1.2.1 变量描述

与田块相关的变量包括任务单元 $T=\{T_1, T_2, \cdots, T_j \cdots, T_{n'}\}$，其中田块数量为 n；任务单元数量为 n'；任务单元编号为 j。

与收割机相关的变量包括收割机集合为 $A=\{A_1, A_2, \cdots, A_i, \cdots, A_m\}$，其中收割机数量为 m；收割机编号为 i；转移速度为 v_t，m/h；收割速度为 v_h；m/h；作业宽度为 w，m。

定义 $x_1(A_i, j)$，$x_2(A_i, j)$，$x_3(A_i, kl)$，$y(A_i, j)$ 为决策变量：

$$x_1(A_i,j)=\begin{cases}1 & (\text{收割机}A_i\text{从车库出发至其第一个任务单元})\\ 0 & (\text{其他})\end{cases}$$

$$x_2(A_i,j)=\begin{cases}1 & (\text{收割机}A_i\text{从最后一个任务单元返回车库})\\ 0 & (\text{其他})\end{cases}$$

$$x_3(A_i,kl)=\begin{cases}1 & (\text{收割机}A_i\text{从由任务单元}T_k\text{到达任务单元}T_l)\\ 0 & (\text{其他})\end{cases}$$

$$y(A_i,j)=\begin{cases}1 & (\text{任务单元}T_j\text{是收割机}A_i\text{执行的任务})\\ 0 & (\text{其他})\end{cases}$$

1.2.2 目标函数

该模型旨在最小化收割机的总作业时间，以提高整体作业效率。每台收割机的作业时间主要由收割机在路上的时间和在田块的时间两部分构成，如公式（1）和公式（2）所示。

$$f=\min(\max\{t_1, t_2\cdots, t_i, \cdots, t_m\}) \tag{1}$$

$$t_i=t_{1i}+t_{2i}+t_{3i}+t_{4i} \tag{2}$$

式中：t_{1i}，t_{2i}，t_{3i} 表示收割机 A_i 在路上的时间；t_{4i} 表示收割机 A_i 在田块的时间；f 表示收割机的总作业时间。

收割机在路上的时间包括从车库出发至其第1个任务单元的初始转移时间，在多个任务单元之间的连续转移时间总和，从最后一个任务单元返回车库的结束转移时间，如公式（3）～公式（5）所示。

$$t_{1i}=\frac{\sum_{j=1}^{n'} s_1(A_i, T_j)x_1(A_i, j)}{v_t} \tag{3}$$

$$t_{2i}=\frac{\sum_{j=1}^{n'} s_2(A_i, T_j)x_2(A_i, j)}{v_t} \tag{4}$$

$$t_{3i}=\frac{\sum_{k=1}^{n'}\sum_{l=1}^{n'} s(A_i, T_kT_l)x_3(A_i, kl)}{v_t} \tag{5}$$

式中：$s_1(A_i, T_j)$ 表示收割机从车库到第1个任务单元入口的距离；$s_2(A_i, T_j)$ 表示收割机从最后一个任务单元返回车库的距离；$s(A_i, T_kT_l)$ 表示两个任务单元之间的距离。

收割机在田块的时间包括田内收割的时间和从作业结束位置返回到田块入口点的时间，如公式（6）和公式（7）所示。

$$t_{4ij}=\frac{\sum_{r=1}^{N_{ij}-1}\sqrt{(x_{r+1}-x_r)^2+(y_{r+1}-y_r)^2}}{v_h}+\frac{L_{bj}}{v_t} \tag{6}$$

$$t_{4i}=\sum_{j=1}^{n'} t_{4ij}y(A_i, j) \tag{7}$$

式中：N_{ij} 表示收割机 A_i 在任务单元 T_j 的轨迹点个数；(x_r, y_r) 表示第 r 个轨迹点；L_{bj} 表示从作业结束位置返回任务单元 T_j 入口点的距离；t_{4ij} 为收割机 A_i 在任务单元 T_j 的时间。

1.2.3 约束条件

约束条件如公式（8）～公式（11）所示。

$$\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n'} x_1(A_i, j)=m \tag{8}$$

$$\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n'} x_2(A_i, j)=m \tag{9}$$

$$\sum_{i=1}^{m}\sum_{k=1}^{n'} x_3(i, kl)=1\ \forall l\in\{1, 2, \cdots, n'\} \tag{10}$$

$$\sum_{i=1}^{m}\sum_{l=1}^{n'} x_3(i, kl)=1\ \forall k\in\{1, 2, \cdots, n'\} \tag{11}$$

式中：公式（8）与公式（9）表示车库的出度和入度都必须是 m，即代表 m 台收割机从车库出发并且完成行程后回到了车库。公式（10）与公式（11）则表示除车库外的其他所有任务的出度和入度均为1，即每个任务只能被1台收割机作业。

$B_j \leqslant R_j$，$R_j + t_{4ij} \leqslant E_j$表示任务的收割时间窗口必须满足的条件，其中，$B_j$为地块$j$的最早收割时间；$E_j$为地块$j$的最晚收割时间；$R_j$为地块$j$的开始收割时间。

2　收割机的协同调度算法

为解决区域内多台收割机协同作业过程中的调度优化问题，本研究提出了一种IMTSP_GA调度方法。该方法在考虑了农机负载均衡和时间窗等约束条件的基础上，旨在最小化收割机的总作业时间，从而实现作业效率的优化。具体算法流程如图2所示。

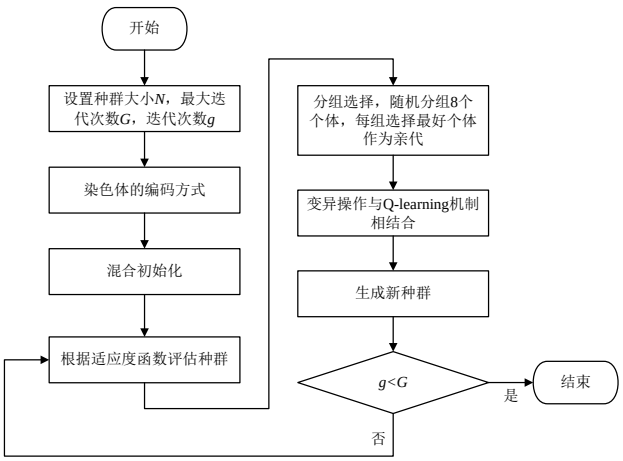


图2　IMTSP_GA算法流程图

Fig. 2　IMTSP_GA algorithm flow chart

2.1　染色体的编码方式

本研究采用的两部分染色体编码中[22]：第1部分为所有任务单元的排列序列；第2部分用于确定该序列的分割方式，从而生成多台收割机的作业路径。

具体而言，假设有3台收割机，任务单元数量为9。为便于表示，任务单元按照自然数1，2，…，9编号。在染色体编码中：第1部分为任务编号的一种排列，如图第1部分为[7，4，6，2，5，1，9，3，8]；第2部分为两个分割点的位置，如图第2部分为[3，6]；用于将第1部分划分为3段，则得到子序列[7，4，6]，[2，5，1]，[9，3，8]，分别分配给3台收割机执行，即3台收割机的作业顺序分别为：0→7→4→6→0，0→2→5→1→0，0→9→3→8→0，其中0为车库，即所有收割机的起点和终点。如图3所示。

通过将第2部分编码简化为分割点位置而非机器编号，不仅减少了染色体长度，提高了编码的紧凑性，也更有利于保持任务顺序信息，实现灵活高效的个体解，构建多机任务划分。

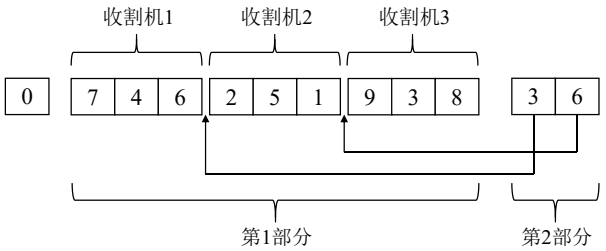


图3　IMTSP算法的染色体编码方式

Fig. 3　Chromosome encoding method of IMTSP algorithm

2.2　混合初始化

在传统遗传算法中，染色体的编码方式是通过随机初始化的方式产生的，这一方法在实际优化问题中造成初始解质量差、种群多样性低、早熟收敛等问题。顺序初始化按距离矩阵节点升序排列，构建一个完整的访问顺序。本研究采用随机初始化和顺序初始化相结合的方法，每8个个体中选择1个个体进行顺序初始化，其余进行随机初始化，可以提高算法的初期搜索效率和增加种群多样性。

2.3　适应度函数

依据公式（1）～公式（2），适应度值直接计算为收割机的总作业时间。总作业时间越小，说明任务在多机之间分配得更加均衡，个体的适应度值就越高。这样的设计不仅保证了算法优化目标与实际生产需求的统一性，而且避免了仅追求单台收割机最优而导致整体调度效率下降的问题，从而使适应度评价更符合多机协同作业的特征。

2.4　分组选择

在每次选择时，从种群中随机抽取8个个体，然后从这8个个体中选出适应度最好的作为亲代。重复这一过程，直到选出所需的亲代。

2.5　基于Q-learning的自适应变异机制

为了提高遗传算法在求解多旅行商路径规划问题中的局部搜索能力与收敛效率，本研究在标准遗传算法框架下引入了强化学习中的Q-learning方法，用于控制变异操作的选择与执行。该机制通过学习个体适应度的变化趋势，实现了基于反馈的变异算子动态选择，从而在保持种群多样性的同时提升搜索方向性。

2.5.1 变异操作设计

针对染色体中路径编码（Route）与断点编码（Break Point）两类信息，本研究设计了8种变异操作[23]，具体如下：

1）恒等操作：保持个体不变，不进行任务变异操作。

2）区间反转：在染色体上随机选取1个区间，将该区间内的基因顺序翻转。

3）基因交换：随机选择两个基因，交换它们的位置。

4）左旋操作：随机选择染色体的1个位置，将该位置及其后续的基因整体左移若干位。

5）随机断点生成：重新随机生成第2部分的分割点结构。

6）区间反转加随机断点：重新随机生成第2部分的分割点序列和在染色体上随机选取1个区间，将该区间内的基因顺序翻转。

7）基因交换加随机断点：重新随机生成第2部分的分割点序列和随机选择两个基因，交换它们的位置。

8）左旋操作加随机断点：重新随机生成第2部分的分割点序列和随机选择染色体的1个位置，将该位置及其后续的基因整体左移若干位。

上述操作确保了染色体结构的可行性，并兼顾了局部扰动与全局调整能力。

2.5.2 状态空间建模

每一代遗传迭代中，针对适应度函数值的变化趋势构造离散状态空间。状态定义如下：当前个体适应度优于上一代最优个体（改善）；当前适应度劣于上一代（恶化）；当前适应度与上一代相同（停滞）。状态由如下函数确定，见公式（13）。

$$s=\begin{cases}1 & \text{if } f_{\text{curr}}>f_{\text{prev}}\\ 2 & \text{if } f_{\text{curr}}<f_{\text{prev}}\\ 3 & \text{otherwise}\end{cases} \tag{13}$$

式中：f_{prev}为前一代最优个体的适应度值；f_{curr}为当前代最优个体的适应度值；s为当前状态。

2.5.3 动作选择策略

在每代迭代中，Q-learning控制器依据当前状态选择1个动作作为变异操作。使用贪婪策略实现探索与利用的平衡，如公式（14）所示。

$$a=\begin{cases}\arg\max_{a'}\mathrm{Q}(s,a') & \text{概率}(1-\epsilon)\\ \text{random action} & \text{概率}\epsilon\end{cases} \tag{14}$$

式中：ϵ为探索概率；a为在当前状态s下选择的动作；a'为状态s下可能采取的所有动作；$Q(s,\ a')$为在状态s下采取a'的Q值。

2.5.4 Q值更新机制

执行变异操作后，评估新个体适应度并计算奖励值，如公式（15）所示。

$$r=f_{\text{prev}}-f_{\text{curr}} \tag{15}$$

式中：r为当前行动带来的即时奖励。

Q值更新按照Q-learning计算方法进行，如式（16）所示。

$$Q(s,a)\leftarrow Q(s,a)+\alpha\Big[r+\gamma\cdot\max_{a'}Q(s',a')-Q(s,a)\Big] \tag{16}$$

式中：α为学习率；γ为折扣因子；$\max_{a'}Q(s',\ a')$为在新状态s'下所有可选动作a'中，预期累计收益最大的Q值；$Q(s,\ a)$为当前状态s和动作a的Q值。

3 收割机的全流程路径规划

收割机的全流程路径规划分为两个阶段：田间路径规划阶段和道路路径规划阶段。在本研究中，为了解决收割机的全流程路径规划问题，田间路径规划阶段主要采用了内部螺旋的路径规划方法，而道路路径规划阶段主要使用Dijkstra算法。

3.1 田间路径规划阶段

田间路径规划的目标是在给定田块内生成覆盖完整、行驶连续的作业路径。常见方法包括往返覆盖与内螺旋覆盖[24, 25]。往返覆盖在大田块中较为常见，但其掉头次数较多，不适用于收割机这类转弯半径受限、掉头代价较高的农机。相比之下，内螺旋法能够减少空驶和转弯次数，保证作业路径连续性，因此在收获作业中被广泛采用。

1）输入：田块边界坐标、作业幅宽、作业起点位置。

2）约束条件：作业幅宽固定，路径必须实现对田块区域的完整覆盖；收割机的行驶方向需与田块边界对齐，转弯半径受限；作业完成后，收割机需从作业结束位置返回田块入口。

3）输出：收割机在田间的完整作业路径序列（包含覆盖路径与返回路径），如图4所示。

3.2 道路路径规划阶段

道路路径规划旨在根据预先分配的任务序列，确定收割机在各任务单元之间的最优行驶路线。本研究采用Dijkstra算法，其优势在于能够保证全局

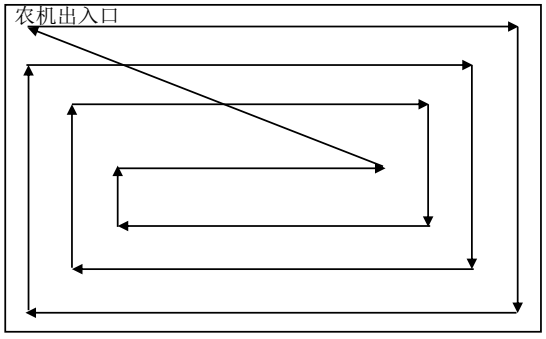


图 4　收割机作业方式示意图

Fig. 4　Schematic diagram of harvester operation mode

最优性，并且算法成熟稳定。

1）输入：道路网络拓扑（节点表示车库、田块入口与道路交叉点，边表示道路及其长度）、任务序列。

2）约束条件：道路权重为行驶距离；行驶路径必须满足道路通行性约束，不可通行道路被剔除。

3）输出：车库到第 1 个任务单元的最短路径；各任务单元之间的最短路径；最后 1 个任务单元返回车库的最短路径。

4　仿真测试

4.1　试验数据

4.1.1　实验场景构建

为验证所提方法的实用性与有效性，本研究以实际农场的地理信息数据和农业机械作业参数为基础，构建仿真测试场景。考虑到作物成熟度、收割时间窗及天气等约束，需要在限定时间内完成全部收割任务。选取江苏省某智慧农场系统中的 25 块实际农田作为研究对象。由于部分农田内部存在沟渠、水渠等自然障碍物，直接影响作业路径规划与连续性，因此对原始田块进行划分，最终形成 49 个可独立作业的任务单元。基于上述信息构建的仿真作业场景如图 5 所示，F1～F25 为任务田块，0 为车库。

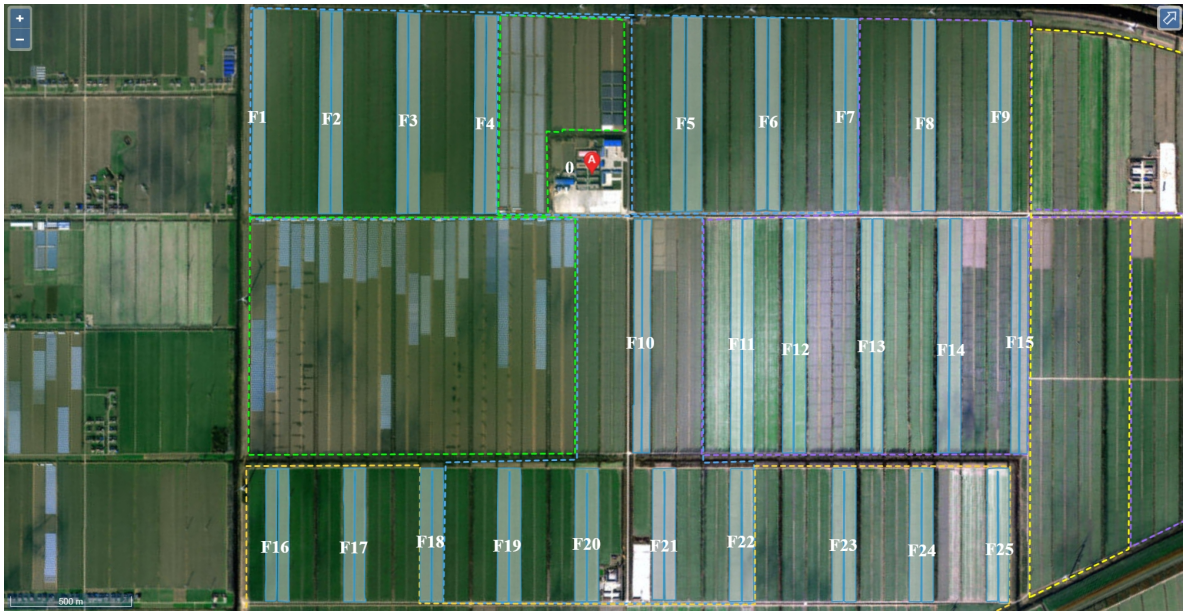


图 5　江苏省某智慧农场中需要作业的任务田块的仿真场景

Fig. 5　The simulation scenario of the task plots that need to be worked on in a smart farm in Jiangsu province

4.1.2　数据与机械参数说明

研究对象为 4 台约翰迪尔 3588 型收割机，其主要性能参数见表 1。农田划分信息及任务单元的基本属性详见表 2。

4.1.3　实验运行环境

运行环境处理器为 AMD Ryzen 77840 H w/Radeon 780 M Graphics 3.80 GHz，操作系统为 Windows11，采用 Matlab 编程软件求解。

表 1　约翰迪尔 3588 型收割机性能参数

Table 1　Performance parameters of the John Deere 3588 combine harvester

收割机编号	作业幅宽/m	转移速度/(m/h)	收割速度/(m/h)
H1	4	6 000	3 000
H2	4	6 000	3 000
H3	4	6 000	3 000
H4	4	6 000	3 000

表2 仿真场景中的任务田块信息

Table 2 Task field information in the simulation scenario

农田编号	任务单元编号	入口点经度(东经)	入口点纬度(北纬)	面积/m²
F1	1	120.677 561	33.075 832	45 333.33
F2	2	120.679 760	33.077 584	75 333.33
	3	120.680 436	33.080 126	
……	……	……	……	……
F12	22	120.704 974	33.081 253	89 333.33
	23	120.705 374	33.081 589	
……	……	……	……	……
F25	48	120.719 615	33.079 558	48 666.67
	49	120.720 271	33.080 077	

4.2 结果与分析

为评估本研究所提出的改进型IMTSP_GA的性能，设计了多种智能优化算法的对比实验。

1）对比算法选择。本研究选取标准遗传算法（Genetic Algorithm, GA）、粒子群优化算法（Particle Swarm Optimization, PSO）、蚁群算法（Ant Colony Optimization, ACO）作为对照。GA与PSO作为经典代表，广泛应用于组合优化与路径规划问题；ACO适合处理离散路径优化问题。

2）参数设置与说明。为确保公平性，各算法的参数均参考已有文献并结合预实验调优结果设定。GA与IMTSP_GA：种群规模80，交叉概率0.9，变异概率0.1。PSO：粒子数量50，惯性权重0.7，学习因子1.5。ACO：蚂蚁数量50，信息素挥发系数0.5，启发式因子2；所有算法最大迭代次数均设为500，以保证可比性。

3）实验重复与统计方法。为验证本研究中所提出的IMTSP_GA算法对收割机协同调度问题的求解能力，对算法各进行20次运算，分别对其4项指标：平均值、最优解、标准差、平均运行时间进行统计分析。

对比实验从解的质量、收敛性能，以及运行效率进行评估。算法对比结果如表3和图6所示。

表3 IMTSP_GA、GA、PSO、ACO算法对比结果

Table 3 Comparison results of IMTSP_GA, GA, PSO, and ACO algorithms

算法	平均值/h	最优解/h	标准差	平均运行时间/s
IMTSP_GA	14.06	14.01	0.025	5.82
GA	14.72	14.65	0.048	11.55
PSO	14.85	14.78	0.041	10.70
ACO	15.60	15.11	0.173	8.71

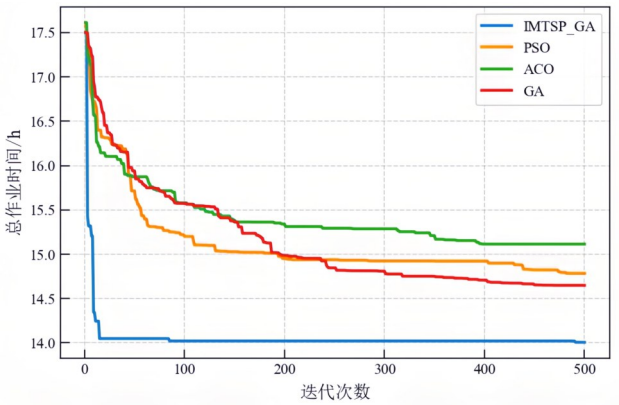


图6 IMTSP_GA、GA、PSO、ACO最优解进化过程示意图

Fig. 6 Schematic diagram of optimal solution evolution process for IMTSP_GA, GA, PSO, and ACO

从表3和图6可以看出IMTSP_GA、GA、PSO、ACO的平均值分别为14.06、14.72、14.85、15.60 h，迭代次数分别为85、403、404、351时逼近最优解，平均运行时间分别为5.82、11.55、10.70、8.71 s。1）解的质量。在总作业时间上，IMTSP_GA优于GA、PSO和ACO，能够有效缩短整体作业完成时间。其中，相比GA减少4.48%，相比PSO减少5.32%，相比ACO减少9.87%。2）收敛性能。从进化过程示意图可以看出，IMTSP_GA在前期收敛速度较快，能够在较少迭代次数内逼近最优解，避免陷入早熟收敛。整体来看，IMTSP_GA在收敛速度方面表现更优。3）运行效率。在运行时间上，IMTSP_GA的平均运行时间为5.82 s，显著短于GA和PSO，效率优势明显。ACO的运行时间为8.71 s，处于中间水平。

综合考虑解的质量、收敛性能与运行效率，IMTSP_GA在各方面均表现最优，体现了较强的综合优势。

4.3 多种数据集实验

使用5个经典的旅行商问题（Traveling Salesman Problem）数据集来验证所提出算法的泛化能力（不考虑在田块的时间），这5个数据集分别为Berlin52、Eil76、Bier127、CH150和KroB200。这些数据集代表了不同规模和复杂度的TSP实例，以此来评估算法的效果。

为了确保实验结果的可靠性，每个算法将在每个数据集上执行20次，得到每次运行的解和运行时间，如表4所示。

总体来看，IMTSP_GA算法在平均值和平均运行时间上均优于GA、PSO、ACO算法，能够在更短的时间内找到较优解，表现出了较为优异的性能。

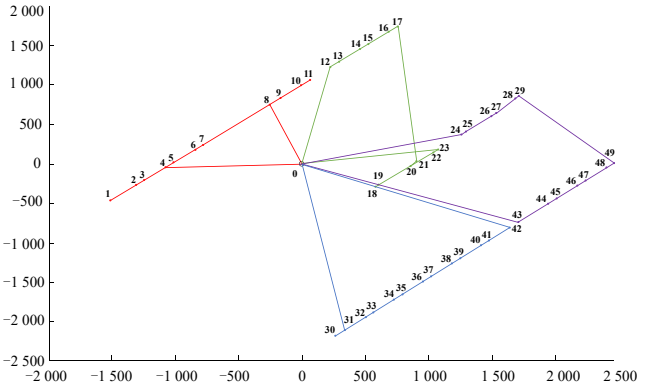
表4　多机协同调度研究的多种数据集实验对比

Table 4　Experimental comparison of multiple datasets in multi-machine collaborative scheduling research

数据集	算法	平均值/h	平均运行时间/s
Berlin52	IMTSP_GA	0.51	8.16
	GA	0.62	10.31
	PSO	0.63	10.41
	ACO	0.66	8.73
Eil76	IMTSP_GA	0.041	9.87
	GA	0.052	11.18
	PSO	0.055	10.42
	ACO	0.064	10.16
Bier127	IMTSP_GA	12.45	13.62
	GA	14.89	17.66
	PSO	14.67	18.36
	ACO	17.69	14.35
CH150	IMTSP_GA	1.07	14.13
	GA	1.16	19.47
	PSO	1.18	20.50
	ACO	1.55	15.65
KroB200	IMTSP_GA	6.64	20.67
	GA	7.54	29.00
	PSO	7.43	29.78
	ACO	8.62	22.34

4.4 收割机全流程路径规划的仿真测试

以IMTSP_GA的最优解为例，本研究算法运行的作业调度路线图如图7所示。作业路线如表5所示。



注：0表示车库，数字1～49表示农机作业点，农机数量为4，得到了4条作业路线；红色路线为收割机H1，蓝色路线为收割机H2，紫色路线为收割机H3，绿色路线为收割机H4。

图7　仿真场景中收割机协同调度的作业调度路线图

Fig. 7　Operational scheduling route map of combine harvester collaborative scheduling in the simulation scenario

根据表5所示的调度方案，本研究进一步为各收割机生成对应的全流程路径规划图，以直观展现调度方案的执行效果。以收割机H1为例，其作业路径依照调度结果中的任务顺序依次访问指定田块，并结合每块田块内部的螺旋式作业路径进行连接，最终形成完整的作业路线。图8中表示收割机H1从车库出发，经过4→1→3→2→6→7→5→9→10→11→8，最后返回车库的全过程路径规划。

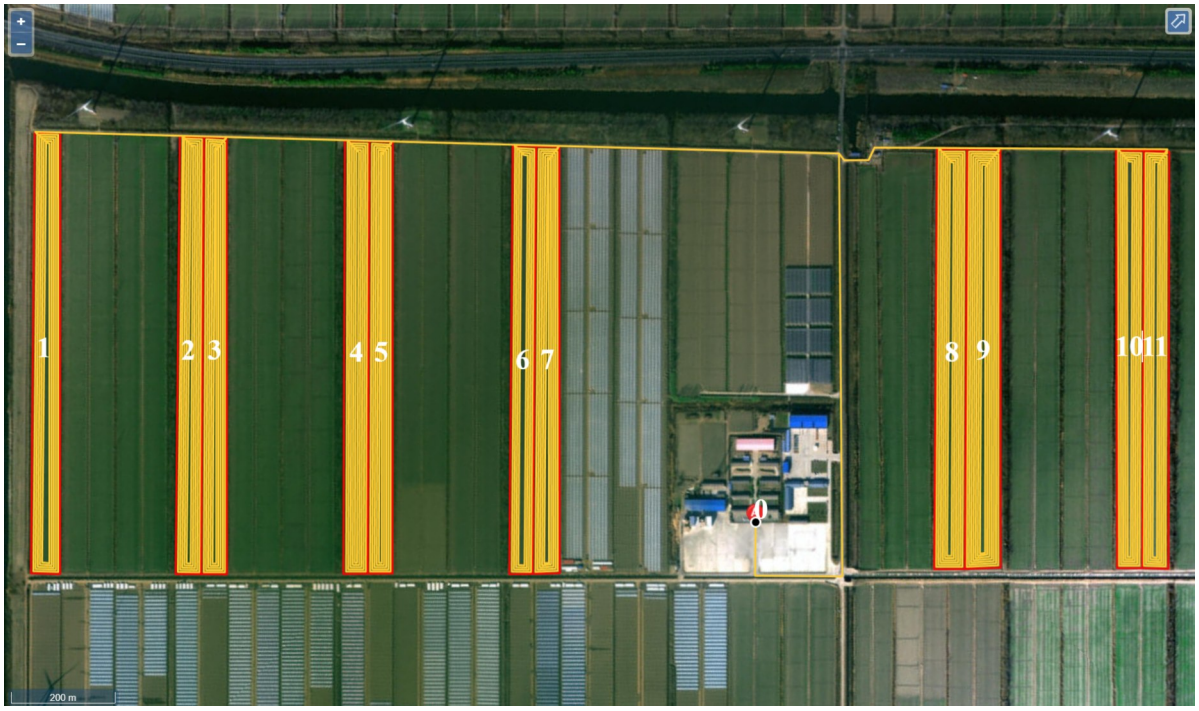
5　结　论

本研究提出了一种基于IMTSP_GA的收割机多机协同作业调度与规划方法。通过江苏省某农场的仿真验证，结果表明该算法在解的质量、收敛性能和运行效率方面均优于对比算法，在总作业时间

表5　仿真场景中收割机协同调度的作业调度路线

Table 5　Operational scheduling route of combine harvester collaborative scheduling in the simulation scenario

收割机编号	调度结果（编号为任务单元编号）
H1	0→4→1→3→2→6→7→5→9→10→11→8→0
H2	0→31→30→32→33→34→35→36→37→38→39→40→41→42→0
H3	0→24→25→26→27→28→29→49→48→47→46→45→44→43→0
H4	0→23→22→18→19→20→21→17→16→15→14→13→12→0



注：0表示车库，1～11表示任务单元编号，红色边框表示田块边界，黄色路线表示收割机H1的全流程作业路径(包括道路路径规划和田内路径规划)，黑色圆点表示农机位置。

图8 收割机H1全流程路径规划

Fig. 8 Whole-process path planning of harvester H1

上，相比GA、PSO和ACO分别减少了4.48%，5.32%，9.87%。在收敛性能上，在收敛速度方面表现更优。同时，运行时间明显低于其余算法，验证了其在调度中的适用性。

本研究尚未涉及更加复杂的作业情境，如多区域协同作业、作业任务优先级设置，以及动态环境下的调度调整。未来的研究将重点考虑以下方面，针对多区域协同问题，引入分区划分与区域负载均衡策略；在任务优先级约束下，构建多目标优化模型，探索任务排序与路径规划的协同优化；针对动态调度场景，引入强化学习或在线优化机制，实现对突发情况的实时响应与调整。通过上述扩展，所提出的方法有望进一步提升在复杂农机协同作业中的适应性与应用价值。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] 尹彦鑫, 孟志军, 赵春江, 等. 大田无人农场关键技术研究现状与展望[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(4): 1-25.
YIN Y X, MENG Z J, ZHAO C J, et al. State-of-the-art and prospect of research on key technical for unmanned farms of field corp[J]. Smart Agriculture, 2022, 4(4): 1-25.

[2] 曹如月, 李世超, 季宇寒, 等. 基于蚁群算法的多机协同作业任务规划[J]. 农业机械学报, 2019, 50(S1): 34-39.
CAO R Y, LI S C, JI Y H, et al. Multi-machine cooperation task planning based on ant colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(S1): 34-39.

[3] 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 H, CHEN Y Y, ZHU M, et al. Multi-site and multi-machine cooperative instant response scheduling system based on fuzzy membership[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(21): 71-79.

[4] LAMBORA A, GUPTA K, CHOPRA K. Genetic algorithm- a literature review[C]// 2019 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COMITCon). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2019: 380-384.

[5] CHÁVEZ J J S, ESCOBAR J W, ECHEVERRI M G. A multi-objective pareto ant colony algorithm for the multi-depot vehicle routing problem with backhauls[J]. International Journal of Industrial Engineering Computations, 2016: 35-48.

[6] SHAMI T M, EL-SALEH A A, ALSWAITTI M, et al. Particle swarm optimization: A comprehensive survey[J]. IEEE Access, 2022, 10: 10031-10061.

[7] GUILMEAU T, CHOUZENOUX E, ELVIRA V. Simulated annealing: A review and a new scheme[C]// 2021 IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2021: 101-105.

[8] SCHNEIDER M. The vehicle-routing problem with time windows and driver-specific times[J]. European Journal of Operational Research, 2016, 250(1): 101-119.

[9] CAO R Y, LI S C, JI Y H, et al. Task assignment of multiple agricultural machinery cooperation based on improved ant colony algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 182: 105993.

[10] 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 M, ZHAO B, LIU Y C, 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.
[11] ZHU S J, WANG B, PAN S Q, et al. Task allocation of multi-machine collaborative operation for agricultural machinery based on the improved fireworks algorithm[J]. Agronomy, 2024, 14 (4): 710.
[12] 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 Y Q, ZHANG F, YAO J F, 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.
[13] SEYYEDHASANI H, DVORAK J S. Reducing field work time using fleet routing optimization[J]. Biosystems Engineering, 2018, 169: 1-10.
[14] SEYYEDHASANI H, DVORAK J S. Dynamic rerouting of a fleet of vehicles in agricultural operations through a dynamic multiple depot vehicle routing problem representation[J]. Biosystems Engineering, 2018, 171: 63-77.
[15] TUANI A F, KEEDWELL E, COLLETT M. Heterogenous adaptive ant colony optimization with 3-opt local search for the travelling salesman problem[J]. Applied Soft Computing, 2020, 97: 106720.
[16] SETHANAN K, NEUNGMATCHA W. Multi-objective particle swarm optimization for mechanical harvester route planning of sugarcane field operations[J]. European Journal of Operational Research, 2016, 252(3): 969-984.
[17] CERDEIRA-PENA A, CARPENTE L, AMIAMA C. Optimised forage harvester routes as solutions to a traveling salesman problem with clusters and time windows[J]. Biosystems Engineering, 2017, 164: 110-123.
[18] WANG N, LI S D, XIAO J X, et al. A collaborative scheduling and planning method for multiple machines in harvesting and transportation operations-Part I: Harvester task allocation and sequence optimization[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 232: 110060.
[19] 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 C M, XIONG C W, HUANG X M, et al. Coverage operation path planning algorithms for the rape combine harvester in quadrilateral fields[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(9): 140-148.
[20] ZHANG Y X, WANG L H, LIU Y D. Adaptive neural network-based path tracking control for autonomous combine harvester with input saturation[J]. Industrial Robot: The International Journal of Robotics Research and Application, 2021, 48(4): 510-522.
[21] ZHOU X, ZHANG L, MA Y. The application of environment modeling based on grid map in path planning of cleaning robot [J]. Management & technology of SME, 2021, 7: 183-184.
[22] 杨帅. 求解多旅行商问题的进化多目标优化和决策算法研究[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2020.
YANG S. Research on evolutionary multi-objective optimization and decision making for solving multiple traveling salesman problem[D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2020.
[23] ZHOU H L, SONG M L, PEDRYCZ W. A comparative study of improved GA and PSO in solving multiple traveling salesmen problem[J]. Applied Soft Computing, 2018, 64: 564-580.
[24] WANG N, JIN Z W, WANG T H, et al. Hybrid path planning methods for complete coverage in harvesting operation scenarios [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 231: 109946.
[25] 张津国, 蔡建峰, 姜蓉蓉, 等. 果园作业机器人自主导航多任务联合感知方法研究[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2025, 6 (2): 35-43.
ZHANG J G, CAI J F, JIANG R R, et al. Multi-task joint perception framework for autonomous navigation in orchard robotics[J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(2): 35-43.

Multi-Machine Collaborative Operation Scheduling and Planning Method Based on Improved Genetic Algorithm

ZHU Tianwen[1], WANG Xu[2], ZHANG Bo[3], DU Xintong[3], WU Chundu[2,3,4*]

（1. *School of Computer Science and Communication Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*; 2. *School of Agricultural Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*; 3. *School of Environment and Safety Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*; 4. *Key Laboratory of Intelligent Machinery Equipment Theory and Technology*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*）

Abstract: [Objective] Traditional harvesting processes in large-scale farms still suffer from low scheduling efficiency, uneven workload distribution, and suboptimal path planning, which hinder the realization of intelligent and efficient agricultural production. Multi-machine collaborative operation scheduling and planning has become key technologies in intelligent farming management, aiming to optimize task allocation and path planning among multiple harvesters under time window and workload balance constraints. However, such problems belong to complex combinatorial optimization categories characterized by high dimensionality and nonlinearity. Conventional genetic algorithms (GA) often exhibit premature convergence and weak local search capabilities, resulting in suboptimal scheduling schemes. To address these challenges, this study focused on the collaborative harvesting operations of multiple combine harvesters across several fields and proposed an improved multi-traveling salesman problem genetic algorithm (IMTSP_GA) for integrated multi-machine scheduling and path planning. **[Methods]** A multi-machine cooperative scheduling model was constructed with the objective of minimizing the total operational time of all harvesters while considering time window and load-balancing constraints. The problem was modeled as a multi-traveling salesman problem (MTSP), in which each harvester was regarded as a traveling sales-

man responsible for a subset of field tasks. To solve the model, the proposed IMTSP_GA adopted a two-layer chromosome encoding structure: The first layer represented the visiting sequence of all task units, and the second layer defined the segmentation positions that allocated tasks to different machines, thereby forming feasible multi-harvester operation routes. To ensure both initial solution quality and population diversity, a hybrid initialization strategy combining sequential and random initialization was designed. Furthermore, a Q-learning-based adaptive mutation mechanism was introduced into the genetic operation process. By constructing a state–action–reward model based on the variation trend of fitness values, the algorithm dynamically selected mutation operators according to their historical performance, thus balancing global exploration and local exploitation. The overall process included chromosome encoding, fitness evaluation, group-based selection, crossover and mutation operations, and Q-learning-driven adaptive control. Based on the optimized scheduling scheme, the full-path planning for each harvester was divided into two stages: (1) in-field path planning, which used an internal spiral coverage method to reduce turning frequency and non-working time; and (2) road network path planning, which employed the Dijkstra algorithm to obtain globally shortest travel routes between fields. **[Results and Discussions]** A total of 25 farmlands were divided into 49 task units, and four John Deere 3588 harvesters were used for the simulation. Comparative experiments were performed among IMTSP_GA, standard GA, particle swarm optimization (PSO), and ant colony optimization (ACO). The results showed that the IMTSP_GA significantly outperformed other algorithms in terms of total operation time, convergence speed, and computational efficiency. Specifically, the total operational time was reduced by 4.48%, 5.32%, and 9.87% compared with GA, PSO, and ACO, respectively. The average runtime was 5.82 s, which was substantially shorter than that of the GA (11.55 s) and PSO (10.70 s). The algorithm exhibited fast early convergence and effectively avoided premature stagnation. To further evaluate generalization capability, five classical traveling salesman problem (TSP) datasets, Berlin52, Eil76, Bier127, CH150, and KroB200, were tested. IMTSP_GA consistently achieved superior average solutions and shorter runtimes across all datasets, confirming its robustness and adaptability to different problem scales and complexities. Finally, full-process path planning was visualized based on the optimized scheduling results. The generated harvester routes were continuous and compact, ensuring reasonable task allocation and efficient transitions between fields, thereby validating the effectiveness of the proposed model. **[Conclusions]** By integrating a Q-learning-based adaptive mutation mechanism, IMTSP_GA autonomously selects effective mutation strategies to enhance search performance and convergence stability. Meanwhile, the hybrid initialization strategy maintains population diversity and improves the quality of initial solutions. IMTSP_GA surpasses traditional GA, PSO, and ACO in solution quality, convergence performance, and computational efficiency. The method effectively reduces total operation time, optimizes harvester task allocation, and improves the coordination and efficiency of multi-machine operations. In future work, the research will be extended to more complex scenarios involving multi-region cooperation, task prioritization, and dynamic environmental factors. Reinforcement learning and online optimization techniques will be incorporated to achieve real-time scheduling and intelligent decision-making, thereby enhancing the adaptability and engineering applicability of the proposed method in large-scale intelligent agricultural systems.

Key words: multi-machine collaboration; load balancing; time window; operation scheduling and planning; improved multi-traveling salesman problem genetic algorithm

Foundation items: Priority Academic Program Development of Jiangsu Higher Education Institutions (PAPD2023_87); Project of Faculty of Agricultural Engineering of Jiangsu University (NZXB20200102); Postgraduate Research & Practice Innovation Program of Jiangsu Province (KYCX24_3990)

First author: ZHU Tianwen, E-mail: 703986168@qq.com
***Corresponding author:** WU Chundu, E-mail: wucd@ujs.edu.cn