

多农业机械协同任务分配与路径全覆盖

杜浩浩, 赖惠成, 王海东, 张 过

(新疆大学 计算机科学与技术学院, 新疆 乌鲁木齐 830000)

摘 要: 多农业机械(农机)任务规划是提高机群作业效率的关键环节。针对路径规划算法收敛速度慢、多农机任务分配不合理、任务区域遗漏等问题,提出一种多农机任务分配和路径全覆盖的方法。首先,针对遗传算法(GA)易陷入局部最优、收敛速度慢、农机任务分配不合理等问题,提出一种改进遗传优化算法(IGOA),有效解决了遗传算法所存在的问题;其次,利用奥维互动地图构建实验的电子拓扑图,为了确定每个任务的最佳覆盖区域,采用改进的旋转卡尺(RCPP)算法,以实现对田间路径的全覆盖;最后,通过考虑每个任务单元的入口和出口策略,扩展了最优路径的搜索范围,并灵活调整进出节点和遍历顺序,以找到最佳任务的全覆盖方案,改进 RCPP 算法显著缩短了农机在田间的转移距离。仿真结果表明,与改进人工蜂群算法(ABC)、改进蚁群算法(ACO)、改进鲸鱼算法(WOA)和改进的多变异遗传算法(MGGA)相比,平均路径代价降低了 25%~42%,平均收敛速度提升了 65.5%~88.5%。实验结果表明,该算法能有效解决多农机任务分配和路径全覆盖问题,相比于其他群体智能算法和遗传算法,具有更好的寻优性和收敛速度。

关键词: 多农业机械;任务分配;路径全覆盖;拓扑地图

DOI: 10.11907/rjdk.241493

中图分类号: TP18

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号: 1672-7800(2025)008-0088-10



Multi-agricultural Machinery Collaborative Task Allocation and Complete Path Coverage

DU Haohao, LAI Huicheng, WANG Haidong, ZHANG Guo

(College of Computer Science and Technology, Xinjiang University, Urumqi 830000, China)

Abstract: The task planning of multi-agricultural machinery (agricultural machinery) is a crucial link in improving the efficiency of fleet operations. In response to problems such as slow convergence speed of path planning algorithms, unreasonable allocation of multiple agricultural machinery tasks, and omission of task areas, this paper proposes a method for multi-agricultural machinery task allocation and complete path coverage. Firstly, aiming at the problems of genetic algorithm (GA) easily falling into local optimum, slow convergence speed, and unreasonable allocation of agricultural machinery tasks, an improved genetic optimization algorithm (IGOA) is proposed, effectively solving the problems existing in genetic algorithms. Secondly, using the Ovi interactive map to construct the electronic topology of the experiment, an improved rotating caliper (RCPP) algorithm is adopted to determine the optimal coverage area for each task, in order to achieve complete coverage of field paths. By considering the entrance and exit strategies of each task unit, the search range of the optimal path is expanded, and the entrance and exit nodes and traversal order are flexibly adjusted to find the optimal coverage scheme for tasks, significantly reducing the transfer distance of agricultural machinery in the field. Finally, simulation results show that compared with the improved artificial bee colony algorithm (ABC), improved ant colony algorithm (ACO), improved whale optimization algorithm (WOA), and improved multi-mutation genetic algorithm (MGGA), the average path cost is reduced by 25% to 42%, and the average convergence speed is improved by 65.5% to 88.5%. Ex-

收稿日期: 2024-07-15

扫描二维码阅读全文:



基金项目: 科技创新 2023——“新一代人工智能”重大项目(2022ZD0115803); 新疆维吾尔自治区重点研发计划项目(2022B01008)

作者简介: 杜浩浩(1997-), 男, 新疆大学计算机科学与技术学院硕士研究生, 研究方向为路径规划; 赖惠成(1963-), 男, 新疆大学计算机科学与技术学院教授、博士生导师, 研究方向为群智能算法研究与应用、视频/图像处理; 王海东(1998-), 男, 新疆大学计算机科学与技术学院硕士研究生, 研究方向为道路限制群智能算法; 张过(1999-), 女, 新疆大学计算机科学与技术学院硕士研究生, 研究方向为群智能算法。本文通讯作者: 赖惠成。

perimental results show that the algorithm proposed in this paper can effectively solve the problems of multi-agricultural machinery task allocation and complete path coverage. Compared with other swarm intelligence algorithms and genetic algorithms, the algorithm proposed in this paper has better optimization and convergence speed.

Key Words: multi-agricultural machinery; task allocation; complete path coverage; topological maps

0 引言

随着科学技术的不断发展,农业机械自动导航技术作为实施精准农业的关键技术,能够实现农业机械精准作业^[1]。农业机械与信息技术融合是现代农业机械发展的必然趋势,对于推进农业机械化发展具有重要意义^[2]。近年来,随着农业的发展,及其对自动导航系统需求的提高,“智慧农业”等新的名词随之出现,相同或不同种类的多台农业机械在农田中的协同作业模式已成为农业机械研究的重点^[3]。

目前,多机协同任务分配在物流配送^[4]、无人机^[5]、机器人^[6]等领域已得到广泛研究,绝大多数算法主要关注于单一农业机械的任务分配和路径规划设计,相比之下,对于多台农业机械的任务分配和路径规划设计却相对不足,难以满足现代农业发展需求。因此,有必要深入研究多农机协同任务分配和路径规划问题,以提高机群效率,降低路径成本。文献[7]提出了基于多变异分组遗传算法的同种农机多机协同作业静态任务分配方法,有效地解决了农机的任务规划问题,但在复杂场景下的任务分配表现欠佳。文献[8]提出了一种基于蚁群算法的多机协同作业任务规划方法,可以有效地降低路径代价,提高作业效率。文献[9]利用遗传算法求解多无人机任务分配问题,算法能快速求出任务分配方案。文献[10]提出了一种改进的狼群算法,用于无人机协同任务规划。与其他群体智能算法和传统的狼群算法相比,该方法能够更有效地提高算法收敛速度。为了实现多机协同作业管理,在农田环境中进行了基于改进蚁群算法的多农机协同任务分配研究,为解决复杂农田作业环境下的多机协同作业任务调度管理问题奠定了基础^[11]。为了进一步完善多机协同作业任务规划,该研究采用协同全覆盖路径规划算法和蚁群算法任务分配算法,解决了多机协同作业中路径规划速度慢及农机调度等问题,从而提高了作业效率和资源利用率,并为解决多机任务分配问题奠定了基础^[12]。然而,上述研究仅关注路径代价最小化,却忽略了任务分配均衡的重要问题。

路径规划是协同作业中至关重要的关键技术之一,它确保了路径的全面覆盖。路径规划涵盖了从起点到目标点的路径规划过程和全覆盖路径规划。本文研究专注于全覆盖路径规划算法研究,旨在确保目标区域的完整覆盖。文献[13]提出了一种新 Mix-opt 算子,将全覆盖问题抽象成 CVRP 问题,并采用模拟退火算法找到最优解,研究结果表明,该方法在最大程度上降低了路径总成本。文

献[14]采用改进 RRT 算法以实现区域全覆盖,极大降低了路径长度和路径重复率。文献[15-16]分别利用遗传算法和蚁群算法在栅格环境中进行全覆盖路径规划,证明了该方案能够有效地减少最短路径长度、转弯次数和重复路径长度,但容易陷入局部最优解,难以找到全局最优解。文献[17]提出了一种快速混合算法(FHA)的方法,旨在解决农业路线规划问题,该算法通过优化路线平均路径,使其减少了16.21%,然而,该方法并未考虑到所有子区域的最佳序列。综上所述,任务分配算法和路径全覆盖算法存在一定不足,主要包括如下方面:①多农业机械任务分配不够均衡;②算法存在局部最优解问题,收敛速度慢;③农田内确定覆盖所有子区域的最佳序列不够合理。

为解决上述问题,本文首先提出了一种旨在实现多农业机械任务分配和路径全覆盖的方法;其次,针对多农业机械任务分配不够均衡、遗传算法存在局部最优解和收敛速度慢等问题,提出了一种 IGOA 算法;最后,针对田间农机路径转移问题,提出了改进的旋转卡尺算法,有效地缩短了农机在田间的转移距离。仿真结果表明,所提方案在保证农机任务分配均衡合理的同时,提高了算法收敛速度。

1 模型建立

1.1 问题描述

科学合理的任务分配和路径规划不仅能够优化农场中农机设备资源的利用,还有助于降低整个系统的成本,提高模型求解算法的效率。设农场有 m 辆农机,待执行 n 个任务,农机集合为 $R = \{R_1, \dots, R_m\}$,表示有 m 台作业农机,目标集合为 $T = \{T_1, \dots, T_n\}$,表示有 n 个任务。多台同种农机同时从车库出发,分别完成各自多个指定的任务后又回到车库。为了避免其他复杂或不确定因素对研究造成影响,本文对农机分配和路径全覆盖问题作出如下假设:①农田的位置参数已知且每一个任务互不相连;②任务数量必须大于农机数量;③每一个任务地块必须只有一台农机;④在任务执行过程中,不考虑地形障碍物;⑤农业机械在全覆盖农田时,农机运行速度是恒定的。

1.2 多机协同作业数学模型建立

高效快速地完成农机所分配的任务在现代农业规划中至关重要,本文将对农机完成所分配任务的路径代价和每一台农机作业面积进行优化,寻找一种能使机群最快完成任务且路径代价最少的任务分配方案。通过对模型进行分析,建立如式(1)所示的距离代价函数。

$$f_{\min} = \sum_{i=1}^m d_i + \sum_{i=1}^n X_i \quad (1)$$

其中, $f_{\min}$ 表示多机协同代价, d_i 表示第 i 台农机完成作业任务时路上的总路程; X_i 表示第 i 台农机在田间作业的总路程。

如式(2)所示, 总路程 d_i 由 3 部分组成: 农机 R_i 从车库到其第一个任务 T_j 的路程 $d(R_i, T_j)$; 农机 R_i 从其第 j 个任务 T_j 到下一个任务 T_k 的路程 $d(R_i, T_j T_k)$; 农机 R_i 从最后一个任务 T_l 回到车库的路程 $d(R_i, T_l)$ 。其中, $j, k, l \in \{1, 2, 3, \dots, n\}$ 。

$$d_i = \sum_{j=1}^n d(R_i, T_j) + \sum_{l=1}^n d(R_i, T_l) + \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n d(R_i, T_j T_k) \quad (2)$$

如(3)所示, 田间总路程 X_i 由 3 部分组成: 农机 R_i 从第一个任务 T_j 的入口到出口的路程为 $X(R_i, T_j)$; 农机 R_i 从其第 j 个任务 T_j 的入口到下一个任务 T_k 出口的路程为 $X(R_i, T_j T_k)$; 农机 R_i 从其最后一个任务 T_l 的入口到出口的路程 $X(R_i, T_l)$; 其中 $j, k, l \in \{1, 2, 3, \dots, n\}$ 。

$$X_i = \sum_{j=1}^n X(R_i, T_j) + \sum_{l=1}^n X(R_i, T_l) + \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n X(R_i, T_j T_k) \quad (3)$$

1.3 约束条件的建立

每个任务都会仅有一台农机去执行任务, 并受到每台农业机械最大作业面积的限制, 公式如式(4)、式(5)所示。

$$S_{\text{toll}} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S_j(i) \quad (4)$$

$$S_j(i) = \left(\frac{S_{\text{toll}}}{m} \right) + \max(S) \quad (5)$$

其中, S 表示某个任务的面积, S_{toll} 表示总任务的面积。

1.4 农田模型建立

通过特定的数学模型描述已知环境地图, 将真实环境转化为农机可识别、易于存储的地图特征信息, 以构建路径规划的重要组成部分^[18]。为了便于分析, 在昌吉试验农场选择了多块农田, 根据需求采用奥维互动地图建立农田拓扑图模型(见图 1), 将操作区域中经度和纬度的坐标点转换为二维平面坐标, 并描绘了该模型的农田拓扑图模型。

2 任务分配与全覆盖模型算法设计

多农业机械的协作可分为静态任务分配和动态任务分配两类。本文主要研究同种农机的静态任务分配和路径规划, 旨在根据已知任务信息制定出高效、合理的全局资源分配方案和路径规划策略。

2.1 改进遗传算法

遗传算法是一种启发式搜索算法, 模拟了自然界中生物种群的进化过程。遗传算法主要包括选择、交叉、变异 3 个主要步骤, 以搜索问题的解空间。本文提出了一种改进遗传优化算法, 设计了两段式编码、锦标赛选择染色体的方法, 以及自适应交叉和变异算子, 有效解决了多机协同

任务分配问题。

2.1.1 Kohonen 映射任务预分配

遗传算法是一种遗传机制的优化算法, 用于在搜索空间中寻找最优解或近似最优解。尽管遗传算法在许多问题上表现出色, 但它们也存在一些缺陷和局限性, 比如收敛速度较慢、容易陷入局部最优解等。Kohonen 映射(Self-Organizing feature Map, SOM) 是一种应用广泛的人工神经网络算法, 在众多领域中都发挥着重要作用。文献[19]使用 MATLAB 工具箱中的 Kohonen 和 CP-ANN 模块的集合, 提供了计算 Kohonen 映射和监督分类方法。文献[20]提出了一种基于自组织映射和快速行进方法的智能多任务分配和路径规划算法, 以支持无人水面飞行器(USV)舰队的协同行动, 解决能量消耗和通信范围问题, 经过大量计算机模拟验证并在实际海洋环境中证明其有效。因此, 引入 Kohonen 映射算法解决传统遗传算法收敛速度慢的问题, 以实现多农机和多任务预分配。Kohonen 映射算法的基本结构是一个两层网络, 包括输入层(Input Layer)、权重(Weights)和特征拓扑层(Feature Topology), 输入层包括任务数 n 和农业机械数目 m , 输出层(每台农业机械任务的中心坐标)。SOM 算法流程如下:

Step 1: 初始化输出层各节点的权值。

$$W_{ij} \in (0, 1), i = x, y, j = 1, 2, \dots, n.$$

Step 2: 选取农田样本坐标数据传入输入层, 以确定获胜神经元, 其计算如式(6)所示。

$$C^{q'} = \frac{C^q}{\|C^q\|} = \frac{(C_x^q, C_y^q)^T}{[(C_x^q)^2, (C_y^q)^2]^{\frac{1}{2}}} \quad (6)$$

Step 3: 对输出层的权重进行标准化处理, 并求欧式距离, 其计算如式(7)所示。

$$W_j' = \frac{W_j}{\|W_j\|} = \frac{(W_{jx}, W_{jy})^T}{[(W_{jx})^2, (W_{jy})^2]^{\frac{1}{2}}} \quad (7)$$

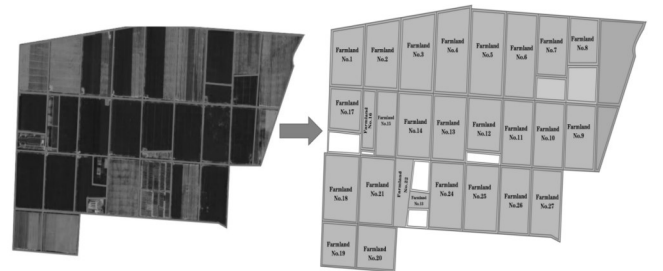


Fig. 1 Topological map model of farmland

图 1 农田拓扑图模型

Step 4: 计算输入农田坐标样本点 $C^{q'}$ 和所有输出层节点 W_j' 之间的欧式距离, 其计算如式(8)所示。

$$d_c = \|C^{q'} - W_j'\| \quad (8)$$

Step 5: 从 Step 4 计算得到的欧式距离中, 找出最小的距离 d , 其计算如式(9)所示。

$$d = \min [d_j] j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (9)$$

Step 6: 为了找到最优拓扑中心点, 对最小的距离 d 及

其邻域内神经元的权值进行重新计算, 而不在邻域内的神经元, 则保持不变。

Step 7: 不断重复 Step 4—Step 6, 直至找到每一台农业机械的中心任务点为止。

2.1.2 编码

使用两段式编码的方法, 如图2所示^[21]。第1部分表示任务排序, n 个任务由1到 n , 一共有 n 位; 第2段表示各农机分配的任务数, 共有 m 位, 例如($n=8, m=3$)。



Fig. 2 Two-stage coding

图2 两段式编码

2.1.3 选择

(1) 定义适应度函数。适应度越高的染色体表示任务分配效果越好, 适应度函数定义如式(10)所示。

$$F_{fit} = \frac{1}{f_{min}} \quad (10)$$

(2) 采用锦标赛选择法。这种选择方法的计算成本较低, 适用于大规模问题和复杂的优化任务, 而且可以进行多样性的保持。锦标赛选择法允许较弱的个体有机会参与竞争, 从而增加了选择的多样性。即使个体的适应度相对较低, 它们仍然有可能被选中, 进而获得生存和繁殖的机会。

2.1.4 自适应交叉算子设计

传统的交叉操作存在一个潜在问题, 即会导致算法过早陷入局部最优解而未能充分探索整个搜索空间。在这种情况下, 交叉操作的随机性会导致父代和子代的交叉位置出现重复现象, 从而影响最终解的质量。为了解决这些问题, 首先设计了自适应步长, 该函数根据迭代次数调整交叉操作的步长, 产生合理的交叉点, 如式(11)、式(12)所示。结合自适应步长, 可以动态调整交叉操作。其次, 根据每一条染色体的适应度值动态地调整其交叉概率, 如式(13)所示。最后, 得到该种群每次迭代的交叉概率, 如式(14)、式(15)所示。这种方式可以动态地调整交叉算子, 并在全局搜索阶段可通过增加交叉概率以增加种群多样性, 从而更好地探索解空间。而在局部搜索阶段, 可以逐渐降低交叉概率, 使得算法更加集中在优秀解附近进行局部搜索, 实现了全局和局部搜索之间的平衡。

$$r = 2 \times \log(N) \times \frac{gen}{mgen} - \log(N) \quad (11)$$

$$R = \frac{mgen - gen + 1}{mgen(1 + \exp(-r))} \quad (12)$$

$$\begin{cases} P_{c1} = P_{cmax} * (y_{mean1} - y_{max}) + \frac{(y_{mean1} - y_{max1}) * P_{cmin}}{y_{mean1} - y_{min1}} \\ P_{c2} = P_{cmax} * (y_{mean2} - y_{max}) + \frac{(y_{mean2} - y_{max2}) * P_{cmin}}{y_{mean2} - y_{min2}} \end{cases} \quad (13)$$

$$P_c = p_{c1} \times w_1 + p_{c2} \times w_2 \quad (14)$$

$$W_1 + W_2 = 1 \quad (15)$$

其中, N 表示种群数量, gen 表示当前迭代次数, $mgen$ 表示最大迭代次数, R 表示自适应步长, P_{cmin} 表示初始最小交叉概率, P_{cmax} 表示初始最大交叉概率, y_{mean} 表示每一条染色体路径代价的均值, y_{max} 表示每一条染色体路径代价的最大值, y_{min} 表示每一条染色体路径代价的最小值。 P_{c1} 、 P_{c2} 分别表示每一条染色体的交叉概率, P_c 表示该种群每次迭代的交叉概率, W_1 和 W_2 分别表示每一条染色体的权重。

$$\begin{cases} to = \frac{\max(D_k) - \text{Mean}(D_k)}{\text{Mean}(D_k)} \\ sp = tol_{min} + R * \frac{gen * (tol_{max} - tol_{min})}{gen} \end{cases} \quad (16)$$

其中, $\max(D_k)$ 表示第 $m(i)$ 台农机路径代价的最大值, $\text{mean}(D_k)$ 表示农机 m 总路径代价的均值。 tol_{min} 和 tol_{max} 是两个给定阈值, 分别表示参数的最小值和最大值。 to 表示某一条染色体的超调量, sp 表示每次迭代的容差, 可以通过比较超调量和容差以选择合适的交叉方式, 从而避免局部搜索的情况。

自适应交叉算子设计过程如图3所示。

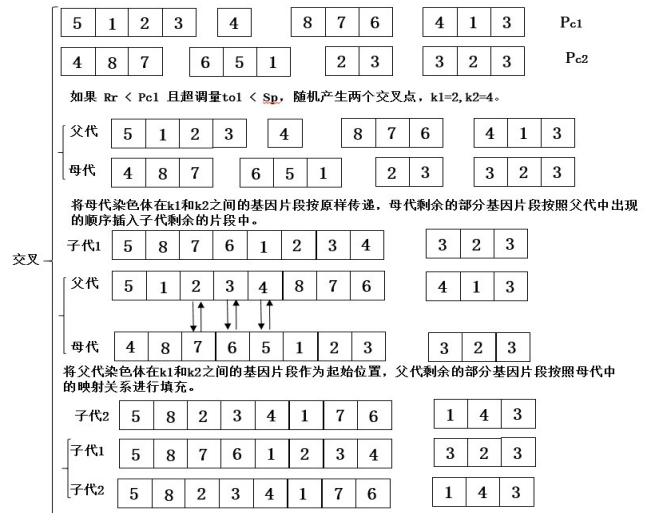


Fig. 3 Schematic diagram of the cross operator

图3 交叉算子示意图

实现方式如下: ①使用锦标赛选择法得到新的种群, 随机选择两条染色体, 一条是父代, 另一条是母代, 新产生的个体数量必须是偶数, 如果是奇数, 则会将染色体数目数转换为偶数; ②分别计算父代和母代的交叉概率 P_{c1} 、 P_{c2} 和总的交叉概率 P_c ; ③产生随机数 R_r , 如果 $R_r < P_c$, 将会进行交叉, 然后判断容差 (sp) 和父代超调量 (tol) 的大小, 如果 $tol < sp$, 则进行顺序交叉 (OX) 操作, 否则进行部分映射交叉 (PMX) 操作, 母代同理; ④随机选择的染色体将会从种群中删除, 剩余的染色体将重复步骤②③的操作; ⑤产生新的种群。

2.1.5 自适应变异算子设计

自适应变异算子设计过程如图4所示。

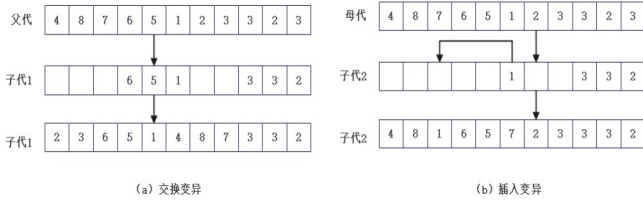


Fig. 4 Schematic diagram of the mutation operator

图4 变异算子示意图

其实现方式如下:①计算每个个体的相似度,如式(17)所示;②计算每个个体的多样性;③通过适应度值调整变异率,如式(18)所示;④根据变异率进行变异。产生一个随机数 R ,如果 $R < P_m$,如式(18)所示,则进行交叉,随机选择一种变异方法,对第 i 个个体进行变异,并产生新的种群。

$$diversity = \frac{sum(similarity, 2)}{pop_size - 1} \quad (17)$$

$$P_m = (1 - fit) \times P_{init} + diversity \times fit \quad (18)$$

其中, $similarity$ 表示相似度的值, pop_size 表示种群的大小, $diversity$ 表示每一个体的多样性。 P_{init} 表示初始变异概率, P_m 表示自适应变异概率, fit 表示每一个种群的适应度值。本文采用交换变异和插入变异算子。

2.2 改进旋转卡尺算法

农田形状可以是规则的或是凸多边形。由文献[12]可知,相对于嵌套路径方法、往复路径法以及嵌套和内部螺旋路径方法的结合,嵌套往复法具有更高的覆盖效率。因此,本文采用改进旋转卡尺算法(RCPP)贪婪搜索策略生成农业机械作业路径^[22]。

RCPP算法流程如下:①初始化农田的边界坐标和农机的作业幅宽;②将多边形旋转,使得多边形的一条边和 y 轴平行,并计算多边形 y 方向上的端点 y_{min} 和 y_{max} ;③通过 y_{min} 和 y_{max} 构造两条水平切线,由于它们是一对对踵点,计算它们之间的距离并将其作为当前最大值;④同时旋转两条直线到其中一条与多边形的一条边重合;⑤产生新的对踵点对,计算新的距离,并与当前最大值进行比较,若大于当前最大值,则更新;⑥重复步骤②—步骤⑤的过程,直到再次产生新的对踵点对;⑦产生覆盖路径,计算路径距离,并选择距离最小的路径,如果当前路径代价较小,则将其保留为最佳完整路径。

传统的旋转卡尺算法在寻找最优入口时存在一定局限性,例如:无法有效地搜索到离下一个任务最近的入口,从而导致距离增加。对于一个多边形任务,不同的覆盖方式会产生不同的结果,因为不同的路径选择会影响农机在任务内部的移动方式和顺序,而传统的旋转卡尺算法不能找到距离下一个任务最近的入口,通常会导致距离增加,在这种情况下,不同的场景会导致不同的转弯次数,而转弯次数的增加会带来一系列影响。①每次转弯都需要农

机进行额外的加速和减速操作,这将增加能源消耗;②每次转弯都会增加农机在区域内移动的时间;③增加转弯次数会使路径规划变得更加复杂,需要更复杂的算法以优化路径。因此,针对不同的场景,农机需要执行不同数量的转弯,以达到覆盖整个区域的目的。因此,为了最小化路径代价,采用了贪婪搜索策略,通过灵活地改变进出节点和遍历顺序,可以找到最优解。

例如,对于一个矩形任务,通过改进的RCPP算法决策,会产生8种不同的覆盖路径,如图5所示。其中,0代表入口,1代表出口。在场景3、4、7和8中,出现多次转弯,不符合作业需求;而在场景1、2、5和6中,可以满足农机转弯次数少的要求。通过改进旋转卡尺贪婪搜索策略,可以找到下一个任务的最佳入口,从而减少农机的路径转移距离,实现田间路径的最优覆盖。这种优化不仅降低了路径成本,而且可以得到更科学合理的路径,并符合实际要求。多农机协同路径规划和任务分配包括4个关键步骤:①环境模型的建立;②多任务预分配;③多任务多农业机械任务分配;④各农业机械进行田间覆盖路径规划。本文设计了基于全过程的路径规划算法,以解决农机任务分配和路径覆盖过程中的路径非最优性问题。总体框架如图6所示。

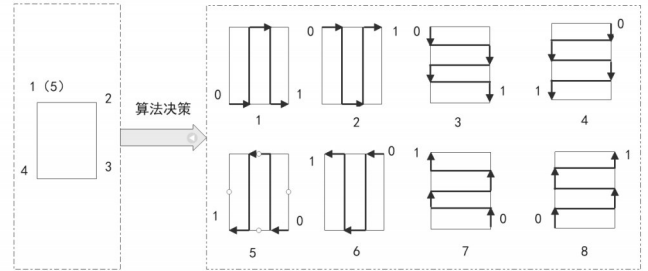


Fig. 5 8 different operational scenarios

图5 8种不同的作业场景

3 仿真实验分析

本文通过仿真实验,验证了改进的遗传优化算法在多农机路径规划中的可行性和有效性。采用MATLAB2020b进行模拟实验,实验中任务总数设置为27个,任务坐标如表1所示。

3.1 实验一

为了验证任务分配算法的有效性,设计了27块不同的任务地块和多台农机的仿真实验。改进遗传优化算法的参数 P_{c_min} 、 P_{c_max} 、 P_m 、 Tol_{min} 和 Tol_{max} 分别设置为0.4、0.85、0.1、0.05和0.8。针对5种算法,分别使用3、4和5台农机进行了27个任务地块的任务分配实验。分别采用改进的多变异遗传算法(MGGA)、改进蚁群优化(ACO)、改进人工蜂群算法(ABC)、改进鲸鱼算法(Whale)和改进的遗传优化算法对实验任务进行仿真实验。ACO算法参数 num_ants 、 $alpha$ 、 $beta$ 、 rho 、 Q 分别为10、1、5、0.1、1;ABC算

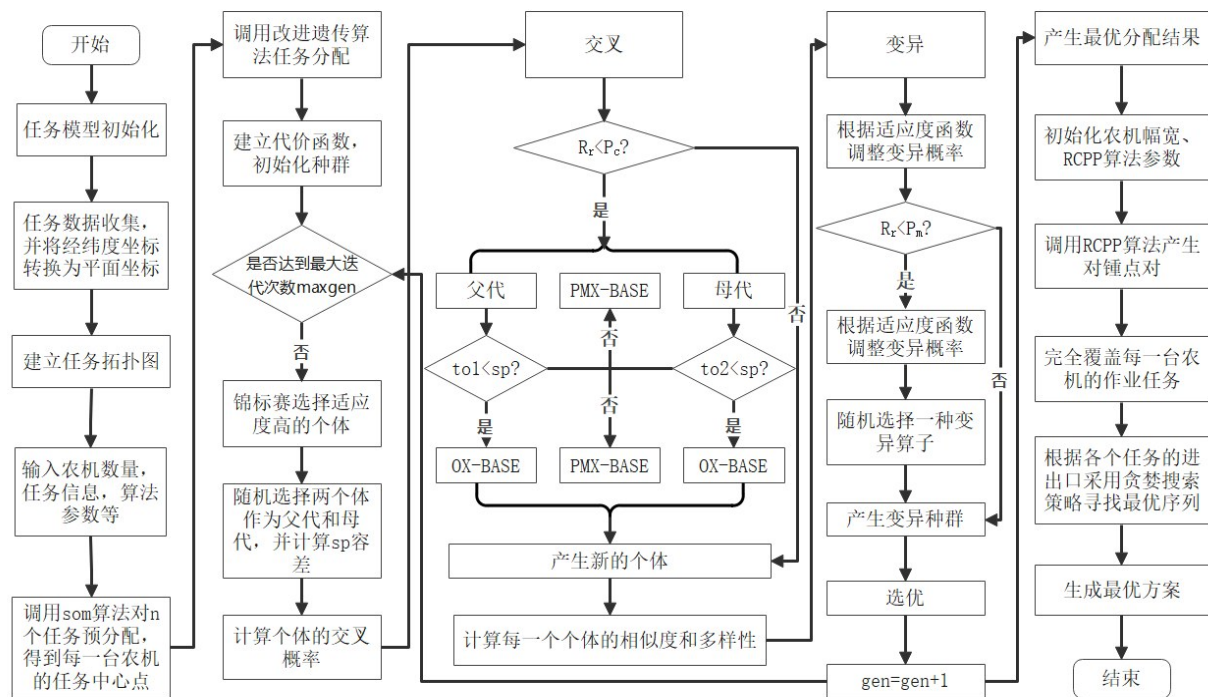


Fig. 6 Flow of the whole process based on improved genetic algorithm

图6 基于改进遗传算法的全过程流程

Table 1 Plane coordinates of experimental farmland tasks

表1 实验农田任务的平面坐标

任务序号	任务坐标/(X-axis, Y-axis)	任务序号	任务坐标/(X-axis, Y-axis)
1	(6 137 453.188 571 80, 4 393 078.213 426 60)	15	(6 138 629.443 087 93, 4 393 903.346 302 35)
2	(6 137 438.691 112 16, 4 393 920.717 341 74)	16	(6 138 541.427 859 34, 4 393 478.281 711 72)
3	(6 137 416.908 686 46, 4 394 785.336 095 31)	17	(6 138 371.355 527 03, 4 393 001.548 786 75)
4	(6 137 397.540 985 74, 4 395 638.002 136 04)	18	(6 139 751.128 510 42, 4 392 873.336 315 07)
5	(6 137 432.053 594 11, 4 396 477.458 487 29)	19	(6 140 756.683 067 94, 4 392 806.958 200 04)
6	(6 137 484.366 406 67, 4 397 286.505 200 43)	20	(6 140 815.361 845 91, 4 393 727.903 580 65)
7	(6 137 321.574 695 66, 4 398 066.686 659 97)	21	(6 139 806.430 319 73, 4 393 747.151 527 81)
8	(6 137 257.007 019 06, 4 398 831.440 686 35)	22	(6 139 842.527 761 94, 4 394 340.544 849 70)
9	(6 138 943.035 102 88, 4 398 714.472 955 79)	23	(6 139 984.815 280 25, 4 394 756.757 031 02)
10	(6 138 895.039 358 85, 4 397 954.846 323 67)	24	(6 139 917.926 228 89, 4 395 452.978 568 51)
11	(6 138 844.424 125 09, 4 397 190.719 355 03)	25	(6 139 976.434 230 29, 4 396 301.062 095 75)
12	(6 138 707.977 223 91, 4 396 384.967 742 32)	26	(6 140 029.175 925 17, 4 397 106.806 981 71)
13	(6 138 735.567 210 66, 4 395 535.564 796 02)	27	(6 140 086.409 300 25, 4 397 874.328 338 95)
14	(6 138 676.325 457 73, 4 394 686.706 034 41)		

法的参数 num_solutions、iterations 分别 10、200; Whale 算法的参数 whale、max_iter 分别为 50、200; 公共参数均相同, 迭代次数取 200 次, 实验结果如图 7—图 9 所示。

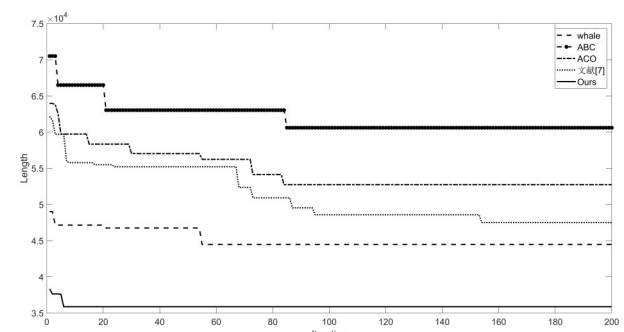


Fig. 7 Comparison results of five algorithms under 3 agricultural machines

图7 3台农机5种算法比较结果

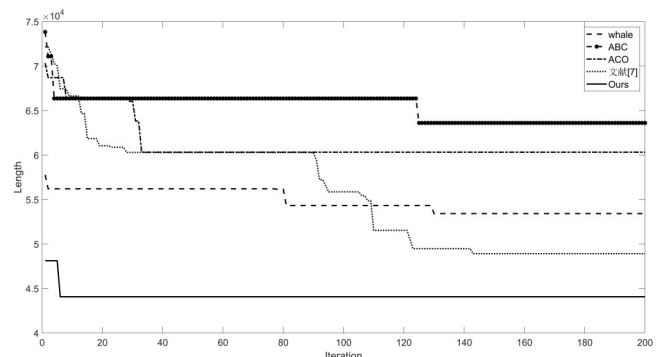


Fig. 8 Comparison results of five algorithms under 4 agricultural machines

图8 4台农机5种算法比较结果

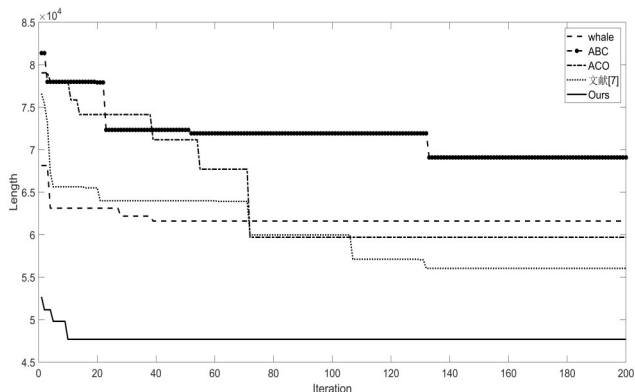


Fig. 9 Comparison results of five algorithms under 5 agricultural machines

图9 5台农机5种算法的比较结果

可以看到,改进的遗传优化算法可以在较小的迭代次数下得到最优结果,收敛速度显著优于 MGGA、ACO、ABC 和 Whale 算法。实验表明,改进的遗传优化算法在相同的迭代次数下能够更快地接近最优解,相较于其他改进的优化算法,具有更高效率和更快收敛速度,能够更有效地适应和解决局部最优解问题。

为了进一步验证改进遗传优化算法的有效性,采用相同的环境实验,每个算法每次迭代 20 次取平均值,得到的平均路径代价和平均迭代次数如表 2 所示。

可以看出,在相同的迭代次数下,随着农机数量的增加,与 ACO 算法相比,改进遗传优化算法的平局距离分别降低了 30%、26.68% 和 29.91%。与 ABC 算法相比,平均路径分别降低了 41.32%、33.36% 和 32.79%。与鲸鱼算法相比,平均路径代价分别降低了 18.48%、16.97% 和 22.88%。与多变异遗传算法相比,平均路径代价分别降低了 22.02%、16.64% 和 16.18%。从平均路径和平均迭代次数两个指标可以看出,改进遗传优化方法的平均路径代价优于其他算法,平均收敛速度提升了 65.5%~88.5%。从实验结果可以看出,改进的遗传优化算法在解决复杂路径规划问题中具有显著优越性。

综上所述,本文算法在相同的迭代次数下,能够更快地找到优化问题的解决方案,使路径总成本更低,对于解决复杂问题具有更高稳定性。其在降低路径成本的同时,也提高了算法收敛速度,有效地解决了盲搜索问题,提高了其在全局搜索中的能力。

Table 2 Comparison of experimental results of task allocation by improved genetic algorithm

表 2 改进遗传混合算法任务分配实验结果比较

序号	农机数量	算法	最长平均路径/m	平均路径/m	平均迭代次数	平均路径减少率/%
1	3	ACO	62218.28741	51974.05441	108.45	30.19
2	4		72304.84239	59422.72296	87.90	26.68
3	5		81605.64471	67207.15656	112.80	29.91
4	3	ABC	71732.52460	61833.76091	90.00	41.32
5	4		75905.13528	65378.48030	80.50	33.36
6	5		81610.27919	70086.27844	89.50	32.79
7	3	Whale	50287.65084	44511.99474	66.70	18.48
8	4		60896.26980	52469.61214	101.60	16.97
9	5		68258.39118	61082.31339	81.85	22.88
10	3	MGGA	69359.84211	46534.57895	176.89	22.02
11	4		71782.31579	52265.47368	177.47	16.64
12	5		76758.10526	56604.31579	157.16	16.18
13	3	Ours	37713.52632	36285.70146	30.55	-
14	4		47216.41493	43568.04982	20.40	-
15	5		50820.79959	47107.80884	27.75	-

3.2 实验二

为了验证改进旋转卡尺算法的有效性,实验中任务数量设置为 27 个,农业机械数量分别设置为 3、4 和 5 台。任务分配算法的主要目标是确保分配给每个农业机械的任务数量相对平衡,以获得科学合理的分配结果。路径全覆盖算法的目标是在确保覆盖任务区域的同时找到合理的覆盖序列。从表 3 可以看出,改进后的旋转卡尺贪婪搜索策略比传统的旋转卡尺算法更有效地降低了路径代价。具体而言,当农机数量为 3 台时,每台农机分别分配 10、7、10 个任务;当农机数量为 4 台时,每台农机分配的任务分别为 8、6、6、7;当农机数量为 5 台时,每台农机分配任务分别为 7、7、4、3、6。针对每台农机分配的任务,在确保每个任务全面覆盖的前提下,找到每个任务的最佳进口和出口,实现最优路径规划。实验结果表明,改进的 RCPP 算法能够显著降低路径代价,使得任务转移更加合理有效,为解决路径全覆盖问题提供了一种有效的解决方案。

3.3 实验三

本文验证了整套算法在不同数量的农机和农田任务对算法性能的影响。首先,在相同数量任务的情况下,验证了不同数量的农机对算法性能的影响。将改进算法与其他算法(MGGA、ACO、ABC、Whale)进行比较,改进算法不仅降低了路径成本,而且符合农业生产实际作业需求。

Table 3 Performance comparison of RCPP algorithms for multiple agricultural machines

表 3 多台农业机械 RCPP 算法性能比较

序号	农机数量	每台农机分配的数量	分配结果	RCPP 算法/m	改进 RCPP 算法/m
1	3	10→7→10	26→27→9→8→7→6→10→11→12→25→24→14→15→16→18→19→20→23→22→21→17→1→2→3→4→5→13	1 307 789.672 8	1 304 370.826 3
2	4	8→6→6→7	4→3→2→1→14→15→16→17→20→19→18→21→22→23→24→13→12→25→26→27→5→6→7→8→9→10→11	1 321 987.800 1	1 320 744.159 3
3	5	7→7→4→3→6	7→7→4→3→20→19→18→21→22→23→24→14→3→2→1→15→16→17→12→5→4→13→25→26→27→10→9→8→7→6→11	1 323 173.026 5	1 322 851.964 8

通过改进的遗传优化算法为每台农机提供了科学合理的任务分配方案,并利用改进的 RCPP 算法找到了每个任务的最佳进口和出口。从表 4 实验结果可以看出,随着农机数量的增加,整套算法可以有效地降低路径成本。从最优路径代价和平均路径代价可知,改进算法性能优于其他 4 种算法。

Table 4 Results of five algorithms for full process path planning with different numbers of agricultural machines for the same task
表 4 不同农业机械对同一任务全过程路径规划 5 种算法结果

序号	农机数量	任务数量	算法	最长路径/m	最优距离/m	平均距离/m
1	4	27	ACO	1343960.009	1334870.926	1339060.853
2	5	27		1358877.170	1338308.965	1349928.380
3	6	27		1365235.269	1351621.137	1357700.490
4	4	27		1372881.924	1355523.368	1362790.326
5	5	27	ABC	1377859.061	1358781.742	1368614.716
6	6	27		1384768.658	1362264.894	1373808.496
7	4	27		1351932.170	1330156.096	1341980.146
8	5	27		1371152.725	1341289.389	1356567.574
9	6	27	Whale	1389039.011	1352219.090	1366485.057
10	4	27		1338885.244	1326790.753	1332212.422
11	5	27		1346582.963	1331612.246	1337840.342
12	6	27		1347818.121	1331292.237	1342922.400
13	4	27	MGGA	1320744.159	1309238.088	1319057.429
14	5	27		1326154.555	1319402.207	1322221.761
15	6	27		1331193.124	1322404.287	1328043.994

为了更充分地验证该算法的合理性和有效性,在保持农业机械数量不变的情况下,进行了另一组实验。在这组实验中,从 10 个任务开始,任务数量逐渐增加。将改进算法与 MGGA、ACO、ABC、Whale 算法进行比较,从表 5 可以看出,农机的行驶距离随着任务的增加路径代价降低更多。与 MGGA、ACO、ABC 和 Whale 算法相比,改进算法平均距离增加最少。实验表明,改进算法在处理更多任务方面具有更优性能。

综上所述,改进算法在处理不同数量的农机和任务时,表现出比其他算法更为显著的优势,具有很好的鲁棒性;同时,任务分配结果更加符合实际农机作业情况,农机在田间路径转移更加科学合理。

4 全过程路径规划仿真

本文针对上述任务分配算法和路径规划算法进行了实验,并验证了整套算法的有效性。该算法不仅可以对单台农业机械进行全过程的路径规划,还可以有效地对多台农业机械进行全过程的路径规划。实验结果表明,该算法在提高机群效率方面具有显著优势。通过改进的遗传优化算法进行静态任务分配,得到一个科学合理的任务序列,采用改进的 RCPP 算法则实现了田间路径的全覆盖,确定农机从起点开始遍历当前工作区域内的连续路径轨迹点,找到从起点到终点的最短路径。并且,针对 3 台农机

Table 5 Simulation results of five algorithms for full-process path planning with different numbers and tasks
表 5 不同数量、不同任务全过程路径规划 5 种算法仿真结果

序号	农机数量	任务数量	算法	最长路径/m	最优路径/m	平均路径/m
1	4	10	ACO	600276.0917	592946.6260	596439.4550
2	4	20		1047286.3630	1035990.1870	1041364.4010
3	4	27		1343960.0090	1334870.9260	1339060.8530
4	6	10		620553.6241	609689.5740	615901.8470
5	6	20		1071119.5460	1052159.7350	1060156.9150
6	6	27		1365235.2690	1351621.1370	1357700.4900
7	4	10	ABC	605323.7851	593797.3060	598537.9280
8	4	20		1058359.4700	1039719.2450	1049989.5490
9	4	27		1372881.9240	1355523.3680	1362790.3260
10	6	10		621836.5357	612758.1340	616837.4750
11	6	20		1077041.7630	1058278.5390	1066289.6470
12	6	27		1384768.6580	1362264.8940	1373808.4960
13	4	10	Whale	605066.3843	593797.0670	599182.9370
14	4	20		1056081.0900	1040644.8630	1045879.6230
15	4	27		1351932.1700	1330156.0960	1341980.1460
16	6	10		622383.1231	609865.9473	615978.0260
17	6	20		1075391.8740	1056231.3580	1064932.7120
18	6	27		1373319.0550	1350383.3580	1362350.4250
19	4	10	MGGA	596333.5058	591747.0270	593537.3173
20	4	20		1034669.1700	1027587.2590	1031712.5980
21	4	27		1338885.2440	1326790.7530	1332212.4220
22	6	10		612823.0742	611106.8183	611413.7909
23	6	20		1050231.6670	1040576.9680	1045783.4930
24	6	27		1347818.1210	1331292.2370	1342922.4000
25	4	10	Ours	591717.5919	591717.5919	591717.5920
26	4	20		1025321.0690	1019850.4000	1021582.4050
27	4	27		1320744.1590	1309238.0880	1319057.4290
28	6	10		613476.3684	610281.3716	611311.4170
29	6	20		1042631.6270	1034728.0380	1037640.3820
30	6	27		1331193.1240	1322404.2870	1328043.9940

执行 27 个作业任务和 6 台农机执行 27 个作业任务进行了仿真测试。

4.1 3 台农机全过程路径规划

3 台农机任务分配和路径规划共涉及 27 个农田任务。3 台农机的任务分配和田间路径的全覆盖过程如图 10 所示。



Fig. 10 Distribution of tasks and road map for full coverage of field paths for 3 agricultural machine

图 10 3 台农业机械的任务分配和田间路径全覆盖路线

任务转移由每个任务的序列号(入口序号、出口序号)表示。例如,12(3,4)表示某台农业机械需要完成12号任务,从序号3进入,然后从4号出口离开。3台农机田间转移结果如表6所示。可以看到,农机No. 1负责的农田任务包括20、19、18、17、1、2、16、15、21和22,其转移路径依次

经过序号1、2、3、4、⋯、19和20。农机No. 2的作业任务包括23、14、3、4、5、12、13、24和25,其作业转移路径点序号依次为1、2、3、4、⋯、17、18。农机No. 3负责26、11、6、7、8、9、10和27号任务,其作业转移路径点序号依次为1、2、3、4、⋯、15和16。

Table 6 Results of field transfer of 3 agricultural machines

表6 3台农用机械田间转移结果

序号	任务数量	农机数量	农机序号	田间转移路径
1	27	3	1	20(1,2)→19(3,4)→18(5,6)→17(7,8)→1(9,10)→2(11,12)→16(13,14)→15(15,16)→21(17,18)→22(19,20)
2			2	23(1,2)→14(3,4)→3(5,6)→4(7,8)→5(9,10)→12(11,12)→13(13,14)→24(15,16)→25(17,18)
3			3	26(1,2)→11(3,4)→6(5,6)→7(7,8)→8(9,10)→9(11,12)→10(13,14)→27(15,16)

4.2 6台农机全过程路径规划

任务分配和田间路径全覆盖路线如图11所示,田间路径转移结果如表7所示。可以看出,No. 1农机作业的农田包括农田15、16、2、1、17,作业转移路径序号依次为1、2、3、4、⋯、9、10;No. 2农机作业的农田包括农田22、21、18、19、20,作业转移路径序列号依次为1、2、3、4、9、10;No. 3农机作业的农田包括农田23、14、13、13、24,作业转移路径序列号依次为1、2、3、4、⋯、7、8;No. 4农机作业的农田包括农田3、4、5、12、11,作业转移路径序列号依次为1、2、3、4、⋯、9、10;No. 5农机作业农田包括农田25、26、27,作业转移路径序列号依次为1、2、3、4、5、6;农机No. 6

作业农田包括农田6、7、8、9、10,作业转移路径为1、2、3、4、⋯、9、10。

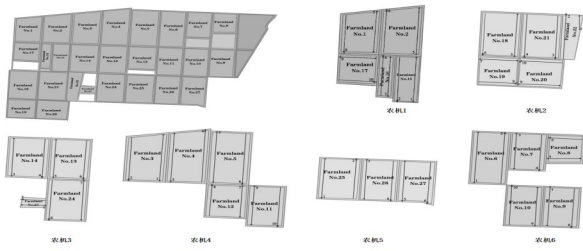


Fig. 11 Distribution of tasks and road map for full coverage of field paths for 6 agricultural machine

图11 6台农业机械的任务分配和田间路径全覆盖路线

Table 7 Results of field transfer of 6 agricultural machines

表7 6台农用机械田间转移结果

序号	任务数量	农机数量	农机序号	田间转移路径
1	27	6	1	15(1,2)→16(3,4)→2(5,6)→1(7,8)→17(9,10)
2			2	22(1,2)→21(3,4)→18(5,6)→19(7,8)→20(9,10)
3			3	23(1,2)→14(3,4)→13(5,6)→24(7,8)
4			4	3(1,2)→4(3,4)→5(5,6)→12(7,8)→11(9,10)
5			5	25(1,2)→26(3,4)→27(5,6)
6			6	6(1,2)→7(3,4)→8(5,6)→9(7,8)→10(9,10)

5 结语

本文针对多农业机械任务分配和路径全覆盖问题,提出了一套混合优化多农机路径规划算法。首先,采用Kohonen映射算法进行任务预分配,解决传统遗传算法收敛速度慢的问题;其次,设计自适应交叉和自适应变异算子,有效地解决了传统遗传算法易陷入局部最优解、任务分配不合理等问题;最后,提出改进旋转卡尺贪婪搜索算法,有效地解决了农田的路径转移全覆盖问题,显著降低了转移路径成本,同时解决了区域农田复杂环境下的任务分配和路径规划问题。未来研究中,将考虑农田之间的道路问题,以防止农业机械在行走过程中发生碰撞。此外,将该算法集成到软件中,并应用于农业发展,将为智能农场的发展提供新的方法。

参考文献:

[1] JI C Y,ZHOU J. Current situation of navigation technologies for agricultur-

al machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(9):44-54.
姬长英,周俊. 农业机械导航技术发展分析[J]. 农业机械学报,2014,45(9):44-54.
[2] CHEN X G,CHEN X G,ZHANG W R, et al. Advances and progress of agricultural machinery and sensing technology fusion[J]. Smart Agriculture, 2020,2(4): 1-16.
[3] GOEL R K,YADAV C S,VISHNOI S, et al. Smart agriculture—urgent need of the day in developing countries[J]. Sustainable Computing: Informatics and Systems,2021,30:100512.
[4] ZHANG Y,WEI D C. Automatic optimization method for unmanned aerial vehicle logistics delivery path based on improved genetic algorithm[J]. Modern Computer,2023,29(22):72-74.
张宇,魏德宸. 基于改进遗传算法的无人机物流配送路径自动优化方法[J]. 现代计算机,2023,29(22):72-74.
[5] HUANG B J,WU C. Collaborative truck and UAV delivery method based on HTGVNS algorithm[J]. Aeronautical Computing Technique, 2024, 54(1):21-26.
黄邦菊,伍成. 基于 HTGVNS 算法的卡车与无人机协同配送方法[J].

- 航空计算技术, 2024, 54(1): 21–26.
- [6] WEI B, YANG R, SHU S H, et al. Path planning of mobile robots based on ion motion-artificial bee colony algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(2): 379–383.
- 魏博, 杨茸, 舒思豪, 等. 基于离子运动-人工蜂群算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机应用, 2021, 41(2): 379–383.
- [7] 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.
- 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.
- [8] 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.
- 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.
- [9] WU X L, YIN Y, XU L, et al. MULTI-UAV task allocation based on improved genetic algorithm[J]. IEEE Access, 2021, 9: 45386–45394.
- [10] PENG X H, ZHANG J, LI H, et al. UAV cooperative mission planning based on improved wolf pack algorithm[J]. Computer Engineering, 2024, 50(10): 69–79.
- 彭涵漓, 张娟, 李辉, 等. 基于改进狼群算法的无人机协同任务规划[J]. 计算机工程, 2024, 50(10): 69–79.
- [11] CAO R Y, LI S C, JI Y, et al. Task assignment of multiple agricultural machinery cooperation based on improved ant colony algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 182: 105993.
- [12] WANG N, YANG X, WANG T, et al. Collaborative path planning and task allocation for multiple agricultural machines[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108218.
- [13] CONESA-MUNOZ J, PAJARES G, RIBEIRO A. Mix-opt: a new route operator for optimal coverage path planning for a fleet in an agricultural environment[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 54: 364–378.
- [14] KONG T G, GAO H B, CHEN X X. Full-coverage path planning for cleaning robot based on improved RRT[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(13): 311–318.
- 孔滕广, 高焕兵, 陈修贤. 基于改进 RRT 的清扫机器人全覆盖路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(13): 311–318.
- [15] CHEN L, ZHENG X P, TANG X T. Research on full coverage path planning of mobile robot based on genetic algorithm[J]. Journal of Minjiang University, 2023, 44(5): 18–27.
- 陈龙, 郑祥鑫, 唐晓腾. 基于遗传算法的移动机器人全覆盖路径规划研究[J]. 闽江学院学报, 2023, 44(5): 18–27.
- [16] HE L L, LIU X L, HUANG T Z, et al. Research on the complete-coverage path planning algorithm of mobile robot[J]. Machinery Design & Manufacture, 2021(3): 280–284.
- 贺利乐, 刘小罗, 黄天柱, 等. 移动机器人全覆盖路径规划算法研究[J]. 机械设计与制造, 2021(3): 280–284.
- [17] UTAMIMA A, REINERS T. Navigating route planning for multiple vehicles in multifield agriculture with a fast hybrid algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 212: 108021.
- [18] HAN B, WEI J, ZHANG J, et al. GardenMap: static point cloud mapping for Garden environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107548.
- [19] BALLABIO D, VASIGHI M. A MATLAB toolbox for self organizing maps and supervised neural network learning strategies[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2012, 118: 24–32.
- [20] LIU Y, SONG R, BUCKNALL R, et al. Intelligent multi-task allocation and planning for multiple unmanned surface vehicles (USVs) using self-organising maps and fast marching method[J]. Information Sciences, 2019, 496: 180–197.
- [21] YUAN S, SKINNER B, HUANG S, et al. A new crossover approach for solving the multiple travelling salesmen problem using genetic algorithms[J]. European Journal of Operational Research, 2013, 228(1): 72–82.
- [22] VASQUEZ-GOMEZ J I, MARCIANO-MELCHOR M, VALENTIN L, et al. Coverage path planning for 2d convex regions[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020, 97: 81–94.

(责任编辑: 孙 娟)