

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.02.030

基于双重交叉机制的遗传粒子群 AGV 任务分配算法

钱德猛, 崔佳乐, 汤传业

(安徽理工大学 新能源与智能网联汽车学院, 安徽 合肥 231131)

摘要:针对 PSO 搜索精度不足与算法易陷入局部最优等缺陷的问题,设计融合粒子群优化算法全局搜索能力与遗传算法局部优化特性的混合算法。通过 PSO 的粒子记忆机制维持全局搜索方向,利用 GA 的交叉和变异操作增强局部空间探索能力,并采用双重交叉机制与变异操作以避免陷入局部最优。设置小规模算例验证。结果表明:该机制能在迭代中快速锁定高质量解。通过仿真分析,该算法在求解大规模问题时的适应度值比 PSO 减少了 29.5%,验证了该算法在寻优能力和求解效率方面的性能提升。

关键词:AGV 任务分配;双重交叉;快速收敛;仿真建模;调度优化

中图分类号:TP391.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2026)02-0154-05

Genetic Particle Swarm AGV Task Allocation Algorithm Based on Double Crossover Mechanism

QIAN Demeng, CUI Jiale, TANG Chuanye

(College of New Energy and Intelligent Networked Vehicles, Anhui University of Science and Technology, Hefei 231131, China)

Abstract:To overcome the deficiencies like insufficient search accuracy and local optima entrapment, a hybrid algorithm integrating the global search capability of PSO and local optimization characteristics of GA was designed. The particle memory mechanism of PSO was utilized to maintain the global search direction. Crossover and mutation operations of GA were employed to enhance local space exploration capability. And dual crossover mechanism and mutation operation were adopted to prevent entrapment in local optima. Small scale algorithm parameters set for validation demonstrated rapid identification of high-quality solutions during iterations. The simulation analysis conducted showed that the fitness value of DC-GPSO was reduced by 29.5% compared to PSO for large-scale problems, which varifies the enhancement to the optimization capability and solution efficiency of the designed algorithm.

Keywords:AGV task allocation; dual crossover; fast convergence; simulation modelling; scheduling optimization

0 引言

在智能制造系统持续扩大与智能化升级的背景下,自动引导小车(automated guided vehicle, AGV)凭借其高灵活性、作业高效性^[1]及系统可扩展性^[2],已成为现代物流体系的核心装备。随着生产制造系统规模的扩大与市场需求的不断变化^[3],如何构建高效的调度体系成为学术界的研究焦点^[4-5]。作为调度系统的核心基础问题,其优化质量决定了系统的运行成本和服务水平^[6]。

现有研究主要集中在 3 个技术路线,基于遗传算法的优化方法、基于粒子群算法的优化方法以及混合优化算法,它们实现了不同应用场景下的 AGV 系统性能提升^[7]。同时,各种算法所具有

的局限性同样不可忽略。通过对现有研究的深入分析,发现前人工作存在以下 3 个关键技术缺陷。

1) 遗传算法的固有缺陷。虽然遗传算法在任务分配中能获得较精确解,且改进策略(如双染色体编码^[8]、遗传禁忌混合^[9]、改进 NSGA-II 算法^[10])提升了部分性能,但其普遍存在收敛速度慢且易陷入局部最优的固有问题^[11]。2) 粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)的不足。粒子群算法及其改进方案(如自适应权重^[12]、差分变异^[13]、遗传学习混合^[14])虽具有收敛速度快的优势,但在求解精度上存在不足,且全局搜索能力有限,在处理复杂约束时易早熟收敛^[15]。3) 混合策略设计缺陷。现有混合算法多采用简单的交替执行或并行运行策略,缺乏针对离散任务分配问题

基金项目:安徽省高校协同创新项目(GXXT-2023-005);安徽理工大学高层次引进人才科研启动基金项目(2022-yjrc-72)

第一作者简介:钱德猛(1976—),男,江苏淮安人,博士生导师,博士,研究方向为汽车安全,新能源汽车,dmqian@aust.edu.cn。

通信作者简介:崔佳乐(2001—),男,安徽蚌埠人,硕士研究生,研究方向为 AGV 任务分配,2781200263@qq.com。

的专门设计^[16]。

针对上述算法在多 AGV 任务分配中存在的收敛性、精度与全局搜索能力不足的问题,特别是现有混合算法在种群多样性保持和高维约束处理方面的欠缺,本研究提出一种基于双重交叉机制的遗传粒子群算法(dual-crossover-based genetic particle swarm optimization, DC-GPSO)。该算法旨在融合粒子群算法 PSO 的全局搜索能力与快速收敛特性以及遗传算法(genetic algorithm, GA)的局部优化特性。

1 模型建立与约束函数

假设 N 为总运载任务数, M 为 AGV 的总数, 满足 $M < N$, $R = \{R_i | i = 1, 2, \dots, m\}$ 为 AGV 的集合, $T = \{T_j | j = 1, 2, \dots, m\}$ 表示任务集合。定义决策变量 X_{ki} , 为第 i 台 AGV 是否执行第 k 个搬运任务, 当 AGV 执行某个任务时, $X_{k,i} = 1$, 否则 $X_{k,i} = 0$ 。

1.1 条件约束函数

$$\sum_{i=1}^M X_{k,i} = 1, \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

$$\sum_{k=1}^N X_{0,k,i} = \sum_{k=1}^N X_{k,0,i} = 1, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^N q_k X_{k,i} \leq Q_i, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^N T_k X_{k,i} \leq T_{\max}, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (4)$$

其中, 式(1)为任务唯一性约束, 表示每个任务仅由一台 AGV 执行; 式(2)为起止点约束, 表示每台 AGV 从起始节点出发完成任务后并返回; 式(3)为容量约束, 其中, q_k 为某小车实际承载质量, Q_i 为某辆小车的额定承载质量; 式(4)为时间约束, 限制 AGV 执行任务总时间不超最大允许时间, 式中 T_k 为某小车实际执行任务所用时间, $T_{\max}$ 为其最大允许时间。

1.2 评价函数

评价函数包括路径长度、需求满足度、容量约束以及时间约束^[17], 表达式如下:

$$f = \sum_{i=1}^M S_i + \lambda_1 \cdot C_{\text{cap}} + \lambda_2 \cdot C_{\text{time}} \quad (5)$$

式中: $C_{\text{cap}} = \max(0, \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N q_j X_{j,i} - Q_i)$ 为容量约束惩罚函数; $C_{\text{time}} = \max(0, \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N T_j X_{j,i} - T_{\max})$ 为时间约束惩罚函数; $\sum_{i=1}^M S_i$ 为小车完成任务总行驶距离;

λ_1, λ_2 为惩罚因子^[18], 用于平衡总行驶距离优化目标与约束违反代价, 当满足约束时对应惩罚项为 0, 当违反约束条件时, λ_1, λ_2 分别设置为远大于 1 的惩罚系数。

2 算法设计

PSO 源于对鸟类集群觅食行为的模拟研究^[19], 其核心机制在于每个粒子通过双重参考点更新自身状态^[20]: 一是粒子历史搜索轨迹中的最优位置; 二是整体群体发现的全局最优位置。粒子在确定个体最优值与群体最优值后, 依据特定速度更新规则调整自身位置, 实现解空间的高效探索^[21]。同时, 结合 GA, 引入双重交叉机制与自适应变异操作, 实现算法融合。

本节提出的算法求解问题的优化模型, 详细描述粒子的编码和初始化策略, 以及针对个体最优解和全局最优解实施的双层交叉机制、粒子的自适应变异操作、三阶段梯度更新机制。具体实现流程如图 1 所示。

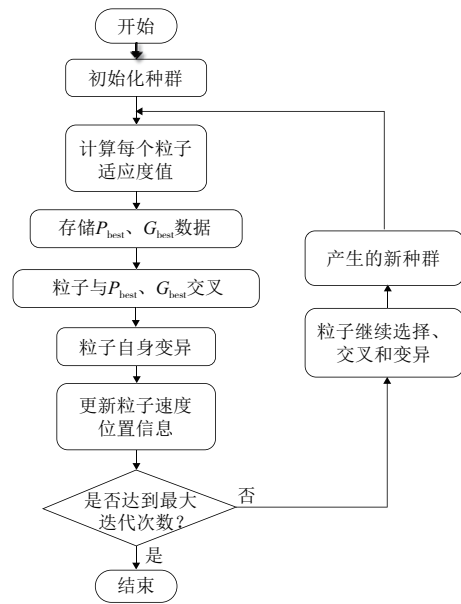


图 1 算法流程图

2.1 编码方案

本研究采用整数编码策略^[22], 将每个粒子表示为任务序列与 AGV 分配方案的组合形式:

$$P = [N_0, C_0, C_1, \dots, C_n, N_{n+1}] \quad (6)$$

式中: P 为单个粒子; N_0 为任务开始标记; $C_0, C_1, \dots, C_n$ 为访问任务顺序; N_{n+1} 为任务分配终止标记。

2.2 初始化

初始化操作包括生成初始种群并对每个粒

子,随机生成满足约束条件的任务分配方案。本研究采用基于贪心算法^[23]的初始化操作,以完成任务行驶距离最短计算每个粒子的适应度值,并获取初始任务序列。

2.3 双重交叉机制

双重交叉机制实现:输入为当前粒子 P_i 、个体最优 $P_{best,i}$ 与全局最优 G_{best} ;输出为交叉后的候选粒子。

1) 个体最优交叉

a) 随机选择交叉点:

$$s_1 = \min(r_1, r_2), \quad e_1 = \max(r_1, r_2) \quad (7)$$

式中: $s = \min(r_1, r_2)$ 为起点选择较小值; $e = \max(r_1, r_2)$ 为终点选择较大值。

b) 建立映射关系:建立 $P_i[s_1, e_1]$ 与 $P_{best,i}[s_1, e_1]$ 的基因映射。

c) 生成中间解:

$$P'_i = \text{PMX_crossover}(P_i, P_{best,i}, s_1, e_1) \quad (8)$$

d) 适应度评价:

$$\text{if } f(P'_i) < f(P_i), \text{ then } P_i = P'_i \quad (9)$$

若中间解的适应度值小于初始值,则保留。

2) 全局最优交叉

a) 重新选择交叉点: $s_2 = \min(r_3, r_4), e_2 = \max(r_3, r_4)$ 。

b) 建立映射关系:建立 $P_i[s_2, e_2]$ 与 $P_{best,i}[s_2, e_2]$ 的基因映射。

c) 生成最终解:

$$P''_i = \text{PMX_crossover}(P_i, P_{best,i}, s_2, e_2) \quad (10)$$

d) 适应度评价:

$$\text{if } f(P''_i) < f(P'_i), \text{ then } P_i = P''_i \quad (11)$$

若最终解的适应度值小于中间解,则保留为最优解。

2.4 变异

本研究设计了一种双重变异机制,对于粒子 P 表示的路径向量为 $\{r_1, r_2, \dots, r_n\}$,第一次换位变异:

$$r_1 = \psi_1(R, i_1, i_2) \quad (12)$$

第二次换位变异:

$$r_2 = \psi_2(R, i_3, i_4) \quad (13)$$

式中: ψ 为换位变异操作函数; i_1, i_2, i_3, i_4 为4个随机选取的变异位置索引,这些位置满足约束: $1 < i_k < n$ 。通过该方法可以有效增加解的多样性,避免算法陷入局部最优解,同时通过保留首尾节点确保解的可行性。

2.5 改进粒子更新规则

针对每个粒子,本研究构建了如图2所示的三阶段梯度更新机制:首先通过与个体历史最优位置交叉生成候选解,优化局部搜索能力;其次与全局最优位置交叉,促进群体信息传递;最后实施自变异操作,维持种群多样性。在每阶段中,仅当新解优于当前解时进行位置更新,以确保解质量单调递增。

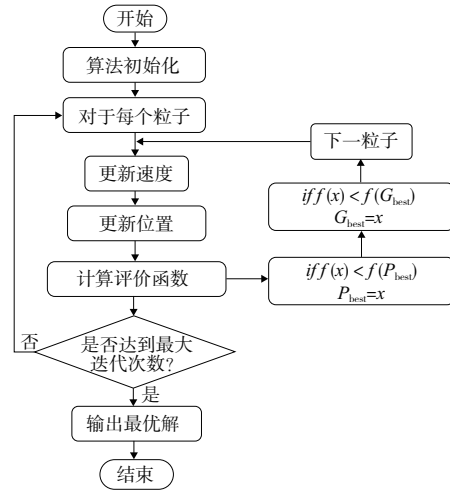


图2 改进的粒子更新机制

3 仿真与结果分析

为验证所提算法的性能,本文在 Windows11 操作系统上,处理器为 i5-12500,3.00 GHz,运行内存 8 GB,使用 MatlabR2022b 软件对任务分配性能进行仿真。

为构建规范的求解模型,本文对 AGV 作业过程设定如下约束:AGV 初始位于充电停放区,遵循“出发—完成任务—返回”的作业逻辑。每台 AGV 可顺序执行多项任务,且每项任务仅由一台 AGV 承担。模型假设 AGV 行驶速度恒定,考虑 AGV 容量与任务需求约束,不考虑路径冲突、中途充电需求等因素干扰。

为初步验证算法的可行性与有效性,设置 AGV 数量为 3 个,任务数量为 15 个,进行算法性能验证,算法的任务分配结果如表 1 所示。

表1 算法任务分配与负载情况

AGV	执行任务顺序	负载率/%
1	0-12-13-14-8-7-0	96
2	0-5-10-11-6-0	84
3	0-2-3-4-9-1-0	84

结果表明,本文所设计算法能够完成任务分配目标,且3辆AGV的负载率分别为96%、84%和84%,不超出承载上限。进一步初始化种群数量为100,迭代次数为500次。通过上述参数设置,对PSO、GA以及DC-GPSO算法进行仿真,结果如图3所示。

图3表明,相比PSO和GA算法,在目标函数值方面,DC-GPSO算法的目标函数值相比GA降低了7.9%,相比PSO则降低了13.0%,表明DC-GPSO算法在迭代过程中有利于跳出局部最优解,寻找全局最优解。在收敛速度方面,虽然PSO算法更快达到收敛,但适应度值高于DC-GPSO算法。而GA在收敛速度与适应度值的表现均没有DC-GPSO出色。

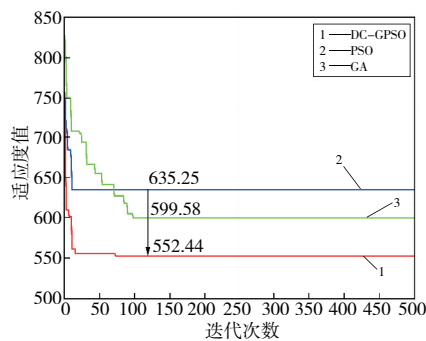


图3 PSO\GA\DC-GPSO 迭代曲线图

为验证算法在大规模问题中的寻优能力,本文分别设置AGV的数量分别为 $M=5, 10, 15$;任务数量分别为 $N=20, 30, 50$ 。种群数量设为100,迭代次数500次。遗传算法代沟概率 $G_{Gap}=0.9$,交叉概率 $P_c=0.9$,变异概率 $P_m=0.1$ 。分别运行10次取行驶距离的平均值,结果如表2所示。

表2 不同任务规模下求解的行驶距离

M/个	N/个	DC-GPSO/m	GA/m	PSO/m
5	20	923.1	973.6	1 187.5
10	30	2 225.9	2 419.8	2 781.8
15	50	4 682.9	4 990.9	6 644.9

对比发现,随着任务规模的增大,DC-GPSO算法与传统PSO算法的性能差距逐渐扩大。在小规模问题($M=5, N=20$)中,DC-GPSO比PSO优化效果提升22.3%;在中等规模问题($M=10, N=30$)中提升20.0%;而在大规模问题($M=15, N=50$)中提升幅度达到29.5%。相比GA算法,DC-GPSO在各规模问题中也均保持了5.2%~

8.0%的优势。这一结果表明,DC-GPSO算法在维持收敛速度的同时,显著提高了解的质量,特别适合解决大规模、高复杂度的多AGV任务分配问题。性能提升机制在于算法结合了PSO的全局搜索能力和GA的局部优化特性,通过设计的双层交叉机制与变异策略,使粒子能够在保持向全局最优解收敛的同时,有效探索局部解空间。此外,粒子的自变异操作增加了种群多样性,进一步提高了算法跳出局部最优的能力。

4 结语

1)本文针对PSO算法在多AGV任务分配问题中易陷入局部极值且搜索精度不足的缺陷,提出了一种混合遗传粒子群算法,有效结合了PSO的全局搜索能力与GA的局部优化特性。

2)算法设计包括粒子双层交叉机制与变异策略,构建了从局部到全局的优化梯度;通过自适应变异操作增强了种群多样性,改进了粒子的搜索性能。

3)仿真结果表明,在不同规模的任务分配问题中,随着任务规模增大,优化效果更加明显。在小规模问题($M=5, N=20$)中,DC-GPSO比PSO的总行驶距离减少22.3%;在中等规模问题($M=10, N=30$)中减少20.0%;在大规模问题($M=15, N=50$)中减少29.5%。相比GA算法,DC-GPSO在各规模问题中总行驶距离减少5.2%~8.0%。

参考文献:

- [1] 史君诚,盛启杰,张正伟. AGV在现代自动化物流系统中的应用研究[J]. 时代汽车,2025(5):163-165.
- [2] 张中伟,高增恩,王菁锐,等. 智能制造车间分布式AGV任务分配研究[J]. 包装工程,2025,46(7):142-149.
- [3] 王明宇,朱松青,韩亚丽,等. 基于Plant Simulation的丝杆生产线仿真建模与优化[J]. 机械制造与自动化,2025,54(2):135-140.
- [4] FRAGAPANE G, DE KOSTER R, SGARBOSSA F, et al. Planning and control of autonomous mobile robots for intralogistics: literature review and research agenda[J]. European Journal of Operational Research, 2021, 294(2):405-426.
- [5] 梁泉. 自动化码头AGV共享式在线调度问题研究[J]. 中国工程机械学报,2025,23(2):298-303.
- [6] 雷斌,金彦彤,王致诚,等. 仓储物流机器人技术现状与发展[J]. 现代制造工程,2021(12):143-153.
- [7] LI Z, MAO Y, YANG B, et al. Multi-AGV task allocation and path planning in intelligent warehouse

- 收稿日期:2025-06-16

- [17] 李政鸿, 徐武, 张晓晶, 等. 多孔多裂纹平板的疲劳裂纹扩展试验与分析方法[J]. 航空学报, 2018, 39(7): 154-162.
- [18] 黄艳, 王喆, 陈普会. 含缺陷变刚度层合板屈曲性能的数值分析方法[J]. 航空学报, 2023, 44(24): 205-216.
- [19] 王彬, 郑建军, 刘玮, 王孟孟. 机翼部段静力试验优化设计方法[J]. 航空学报. 2023, 44(18): 179-190.
- [20] 张子瑜, 郝林. 扩展有限元法在断裂力学相场模型中的应用[J]. 航空学报. 2022, 43(9): 475-485.
- [21] 谢伟, 贺旭东, 吴建国, 等. 二维光滑边域有限元法在

- 收稿日期:2025-04-12