

# 基于软时间窗的 AGV 配送路径规划研究

夏正龙<sup>1</sup>, 刘莹莹<sup>1</sup>, 韩德伟<sup>1</sup>, 杭津如<sup>2</sup>, 缪海鹏<sup>2</sup>, 韩秀虹<sup>2</sup>

(1.江苏师范大学 电气工程及自动化学院,江苏 徐州 221116;2.连云港杰瑞自动化有限公司,江苏 连云港 222006)

**摘要:**针对传统遗传算法应用于汽车总装生产线物料配送环节存在搜索效率低、易陷入局部最优、实用性差等缺点,提出了一种基于改进双种群遗传-模拟退火混合算法(improved dual population genetic-simulated annealing hybrid algorithm, IDPGSA)的自动导引车(automated guided vehicle, AGV)物料配送路径规划策略.首先该算法将初始种群划分为 I 和 II 两个种群分别进行寻优,以提高搜索效率;其次为了增加种群的多样性并避免过早收敛,对双种群分别引入顺序交叉与两点交叉两种交叉算子,irgibnnm 与滑动变异两种变异算子;最后在 I 种群中引入逆转进化操作来提升全局寻优能力,而在 II 种群中融合模拟退火算法增加局部搜索能力.经过仿真验证,改进后的策略在降低配送成本和提高配送效率方面表现更好,对于汽车总装生产线的优化有一定借鉴意义.

**关键词:**双种群;变异算子;混合算法;物料配送;逆转进化

**中图分类号:**TP242

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-2367(2025)06-0066-08

汽车总装生产线的设计需要遵循合理性、经济性、可靠性和先进性 4 个原则<sup>[1]</sup>.这些原则旨在通过减少冗余流程、提高生产效率和降低成本等方式优化生产线的设计.装配是生产线的关键环节,其效率的高低直接影响整个生产线的运行效率.然而,在实际的物料配送过程中,仍然存在物料送达时间要求不严格、配送路径繁琐等问题<sup>[2]</sup>,这些问题影响着总装效率.因此,为提高生产效率、降低成本和提升物料管理精度,需要对物料配送路径进行有效规划.

带时间窗的车辆路径规划(vehicle routing problem with time windows, VRPTW)可以解决物料配送的实际问题,如上下料时间和车辆容量.在 VRPTW 中,不仅需要考虑最短路径和最小成本,还要考虑时间窗口和车辆容量等限制条件,这与汽车总装生产线中的物料配送场景相符合.许多群智能优化算法被用于求解 VRPTW 问题,如遗传算法、蚁群算法、鸟群算法、蜜蜂算法等<sup>[3-6]</sup>.其中遗传算法有并行能力强,易于算法融合等优点,但也存在计算量大、容易陷入局部最优等不足,为此研究者对算法提出了各种优化方法.如何国强<sup>[7]</sup>引入新的选择算子、交叉算子和新种群变邻域搜索及移民策略,在保证种群多样性的同时提高了算法的寻优效率;周景欣<sup>[8]</sup>设计了自适应大邻域算法的破坏算子来提升局部搜索能力,改进算法在求解 VRPTW 时局部寻优能力更强;赵家儒等<sup>[9]</sup>通过配对互换策略设计了修复算子,基于平均适应度的自适应交叉和变异策略,消减路径规划中不可行解的同时也保留了更多的优秀个体.

针对 AGV 在汽车总装生产线物料配送环节效率低下、易陷入局部最优等实际问题,本文提出一种改进双种群混合遗传算法的策略;结合实际应用场景,引入软时间窗模型,建立惩罚成本配送函数以提高算法的灵

**收稿日期:**2024-07-08;**修回日期:**2025-04-29.

**基金项目:**国家自然科学基金(62103173).

**作者简介:**夏正龙(1983—),男,江苏盐城人,江苏师范大学副教授,博士,研究方向为电力电子变流器与工业自动化, E-mail:6020140045@jsnu.edu.cn.

**通信作者:**刘莹莹(2001—),女,江苏滨海人,江苏师范大学硕士研究生,研究方向为 AGV 路径优化, E-mail:3533543530@qq.com.

**引用本文:**夏正龙,刘莹莹,韩德伟,等.基于软时间窗的 AGV 配送路径规划研究[J].河南师范大学学报(自然科学版), 2025,53(6):66-73.(Xia Zhenglong, Liu Yingying, Han Dewei, et al. Research on AGV distribution path planning based on soft time window[J]. Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition), 2025,53(6): 66-73. DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2024.07.08.0002.)

活性和容错性;并重新设计交叉变异算子和全局与局部搜索策略.与传统遗传算法(genetic algorithm,GA)和单一改进遗传算法(simple genetic algorithm,SGA)进行对比,论证本文算法在求解VRPTW问题的有效性.

## 1 VRPTW的数学模型

### 1.1 问题描述

VRPTW建立在容量限制车辆路径规划问题(capacitated vehicle routing problem,CVRP)的基础上,将时间窗约束考虑其中,即每个工位点对应一个时间窗 $[e_i, l_i]$ , $e_i$ 和 $l_i$ 代表该点最早到达时间和最晚到达时间,更加符合汽车总装车间的生产需求.物料配送中心通过AGV驮运物料到指定工位点完成上下料任务,已知工位点的坐标、上下料时间、车辆最大载重量等信息,在进行物料配送时有以下约束<sup>[10]</sup>:

- (1)物料配送中心和工位点的坐标均已知;
- (2)AGV在完成物料配送任务后必须返回配送中心,运输物料的AGV类型须一致;
- (3)AGV运送的物料重量不能超过其最大载重量,且尽可能满载.

### 1.2 模型建立

假设物料配送中心最多可以派发 $n$ 辆最大载重量为 $Q$ 的AGV,一次调用 $q$ 辆AGV对 $m$ 个装配工作站进行上下料.每个站点物料需求量为 $c_i$  ( $i=1,2,3,\dots,m$ ),工作站 $i$ 与 $j$ 之间的运输成本为 $d_{ij}$ (距离、配送时间等),行驶时间为 $s_{ij}$ ,调用AGV的固定费用为 $qw$ ,工作站 $i$ 所允许的配送时间为 $[a_i, b_i]$ 和实际配送时间为 $z_i$ ,车辆 $k$ 到达 $i$ 的时间 $t_{ik}$ ,需要保证 $t_{ik} \in [a_i, b_i]$ .要求规划合理的装配路径,使得运输总距离和配送车辆数的综合成本最低.VRPTW的数学模型如式(1)~(8)所示.

目标函数:

$$\min Z = qw + \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m d_{ij} x_{ijk}. \quad (1)$$

约束条件:

$$\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n x_{ijk} = 1, j = 1, 2, 3, \dots, m, \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n x_{ijk} = 1, i = 1, 2, 3, \dots, m, \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^m c_i \sum_{j=0, j \neq i}^m x_{ijk} \leq Q, \quad (4)$$

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{车辆 } k \text{ 配送从 } i \text{ 点到 } j \text{ 点,} \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^m x_{isk} = \sum_{j=1}^m x_{sjk}, s = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, n, \quad (6)$$

$$t_{ik} + s_{ij} + z_i - K(1 - x_{ijk}) \leq t_{jk}, i, j = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, n, \quad (7)$$

$$a_i \leq t_{ik} \leq b_i, i = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, n. \quad (8)$$

式(1)是本文求解AGV路径规划所需综合配送成本最小的目标函数,其中配送成本与调用车辆数和行驶总路径正相关;式(2)~(3)保证每个工作站同时仅有一辆AGV配送;式(4)保证每辆AGV装载货物重量不超过它的最大载重量;式(6)保证每辆车从配送中心出发且最后都会回到配送中心;式(7)~(8)保证每辆车满足工作站的时间窗约束.

## 2 改进遗传算法

### 2.1 双种群遗传算法引入

GA在求解VRPTW问题时,由于算法本身种群产生的随机性、寻优顺序与站点访问顺序的不同,容易使算法不稳定、易早熟和收敛能力下降<sup>[11]</sup>.本文引入双种群遗传算法,将随机生成的初始化种群均分为两组同时进化,加快算法的收敛速度;通过迭代不断地交换两个个体确保种群多样性;两个种群采用多种交叉和

变异算子保证算法的稳定性,从而更好地解决复杂问题;两个种群之间的信息共享提升了算法的适应能力.

2.2 适应度值计算

本文将 VRPTW 模型中的时间窗约束与容量约束纳入到适应度函数当中,对于违反约束的车辆加入惩罚因子,最终得到适应度函数  $f = \frac{1}{nL + \alpha q + \beta w}$ ,其中  $n$  为 AGV 在单位距离下使用成本; $L$  为多 AGV 在当前迭代时行驶总距离; $\alpha$  和  $\beta$  分别为当前迭代时违反 AGV 容量约束和时间窗约束的惩罚因子; $q$  和  $w$  分别为当前迭代时违反车辆容量和时间窗约束的染色体个数.

2.3 遗传操作

(1)选择

采用轮盘赌选择算子,该算子会根据每个个体的适应度值来决定其被选中的概率,适应度值越高被保留的概率也越大.根据交叉变异的代沟概率确定参与交叉变异的个体数目,个体选中的概率通过公式  $P(i) = \frac{f(i)}{\sum_{j=1}^N f(j)}$  计算,其中  $f$  为种群个体的适应度函数值, $N$  为种群的个数.

(2)交叉

为了寻找更多的物料配送方案、避免算法过早收敛和提高搜索能力,对双种群使用不同的交叉策略;标记双种群为种群 I 和种群 II,分别负责全局和局部搜索.种群 I 使用 OX 顺序交叉扩展解空间<sup>[12]</sup>,如图 1 所示.

种群 II 当中使用两点交叉算子丰富种群多样性,流程如图 2 所示,首先在父代 1 和 2 当中随机选取索引不同的两个交叉点,并截取之间的基因片段,而后彼此交换完成交叉操作.

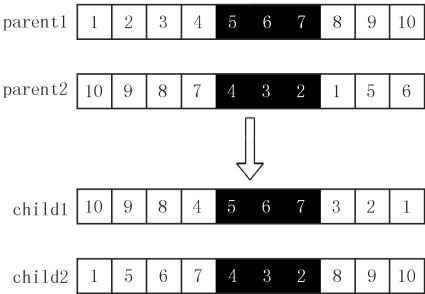


图1 OX顺序交叉

Fig.1 OX sequential crossing

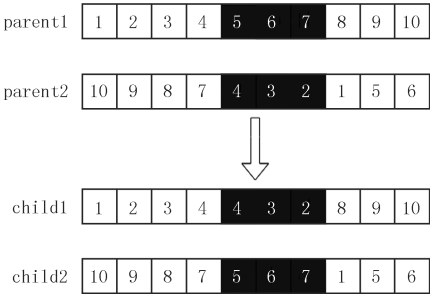


图2 两点交叉

Fig.2 Two points crossing

(3)变异

为了保持种群多样性的同时保留原始染色体的优秀基因,提高算法搜索效率和空间,本文对双种群分别采用滑动变异和 irgibnnm 变异.变异流程图见附录图 S1 和图 S2 所示.

对于滑动变异的流程如下.

- 步骤 1 判断当前个体变异概率  $P_{\text{new}}$  是否大于随机变异概率  $P_{\text{rad}}$ ,若是则进入步骤 2,若否则结束;
- 步骤 2 随机生成不同的下标  $a$  与  $b(a, b \in [1, I_{\text{max}}])$ ,  $I_{\text{max}}$  为当前染色体最大索引;
- 步骤 3 判断  $a$  与  $b$  的大小,并将索引值大的基因滑动到索引值小的基因所在位置,索引值小的基因则滑动到原先索引的前一个位置,同时需要满足  $a-1, b-1 \in [1, I_{\text{max}}]$ ;
- 步骤 4 判断当前个体是否是种群中的最后一个个体,若是则结束,若否则当前个体的索引 index 加 1 进入下个循环.

对于 irgibnnm 变异流程如下.

- 步骤 1 判断当前个体变异概率  $P_{\text{new}}$  是否大于随机变异概率  $P_{\text{rad}}$ ,若是则进入步骤 2,若否则此次流程结束;
- 步骤 2 随机生成两个索引位置不同的下标  $a$  与  $b, (a, b \in [1, I_{\text{max}}])$ ,  $I_{\text{max}}$  为当前染色体最大索引;
- 步骤 3  $a$  与  $b$  所对应的基因彼此交换,组成新的个体  $M$ ,随机选出  $M$  中索引值为  $c$  的节点;

- 步骤 4 判断  $c \pm 3 \in [1, I_{\max} - 2]$  是否成立,若否则重复步骤 3,若是则将  $c$  与  $c \pm 3$  的任意一点随机互换;
- 步骤 5 判断当前个体是否是种群中最后一个个体,若是则结束,若否则当前个体的索引值 index 加 1 进入下个循环.

2.4 逆转进化与删除操作

针对种群进化过程中出现某些个体适应度值大于整个种群平均适应度值造成种群多样性减少,本文引入逆转进化操作,流程如下,具体示意图流程见附录图 S3 所示.

- 步骤 1 判断是否满足结束条件:当前个体是否是种群中的最后一个个体,若是则结束,若否则当前个体的 start 和 end 节点删除,构成新个体  $M_1$ ;
- 步骤 2 随机生成索引值不同的下标  $a$  与  $b(a, b \in [1, I_{\max}])$ ,  $I_{\max}$  表示当前染色体最大索引值;
- 步骤 3 删除  $a$  与  $b$  的中间节点;
- 步骤 4 生成长度  $|a - b|$  的中间节点,并插入到  $a$  与  $b$  之间,构成新个体  $M_2$ ;
- 步骤 5 判断  $M_2$  的适应度值  $f_{M_2}$  是否大于  $f_{M_1}$ ,若是则替换原个体,若否则保留.

经随机初始化和遗传操作,种群中可能仍存在多个重复个体,为减轻重复个体引起的早熟现象,本文引入删除操作.流程如下:

- 步骤 1 以种群中索引为 1 的个体作为初始个体,种群数量为  $m$ ;
- 步骤 2 遍历种群当中的其余个体  $S_1$ ,并与初始个体对比较,若相同则删除  $S_1$  中的个体,直到删除完种群  $S_1$  当中所有与初始个体相同的个体;
- 步骤 3 初始个体的索引加 1,循环步骤 2,直到遍历完种群中所有的个体,此时种群当中的个体数量为  $n$ ;
- 步骤 4 随机生成  $m - n$  个个体,插入到种群中进行迭代优化.

3 模拟退火算法

模拟退火算法(simulated annealing, SA)于 1983 年提出,旨在统计物理学中的退火过程<sup>[13]</sup>.原理如下,物质在退火过程中,随着温度的降低使得分子由原先的不稳定状态到稳定状态,接收劣解的概率也随之降低.在最高温度足够高,降温时间和过程足够缓慢的前提下,算法可以得到或者接近全局最优解<sup>[14]</sup>.

算法步骤如下:首先,需要初始化温度和初始解.初始化温度  $T$  应足够高,以便能够跳出可能的局部最优解,从而进行全局搜索,初始解状态  $S$  是算法迭代的起点;其次,进入算法迭代,每次迭代都需要计算当前解生成的一个新解,同时对新解和当前解的适应度值进行比较,并根据 Metropolis 准则以一定概率接受新解<sup>[15]</sup>;接着,更新温度并且将当前新解与存储的全局最优解进行对比,如果当前新解更优,则替换全局最优解;最后,开启新循环,直到终止温度或者迭代次数到达上限时停止迭代,并返回当前最优解.

4 算法融合

由于遗传算法的爬坡性能不佳且收敛能力不强,容易迷失在局部寻优中<sup>[16]</sup>,本文使用双种群作为寻优主体,将 SA 融合到种群 II 当中,提升收敛速度和跳跃性.首先将种群个体均分给种群 I 和 II;接着双种群同时进行迭代寻优,并选出各自适应度值最优的 50% 的个体组合成新种群进入下一次迭代寻优;最后,达到最大迭代次数则算法结束.融合算法充分保留双种群中的优秀个体的同时提高单一算法的全局和局部搜索能力,避免算法的过早收敛.算法融合流程如图 3 所示.

5 实验结果与分析

5.1 实验对比参数选择

基于 Solomon 数据集 C 系列的 17 个标准算例均是采用结构性分布的方式<sup>[17]</sup>,符合某企业汽车总装生产线工位点的分布情况,因此本文采用 C 系列的部分算例分别测试 IDPGSA 与 GA、SGA 在求解 VRPTW

问题上的性能,其中, $R_{\max}$ 、 $R_{\min}$ 、 $R_{\text{avg}}$ 、SD 和  $iter_{\text{avg}}$  分别表示物料最多配送费用、最少配送费用、平均配送费用、标准差和平均收敛代数<sup>[18]</sup>.同时与已知最优解进行对比,得到最优车辆数和最优总路程的误差对比公式  $RE_{\text{NDV}} = \frac{N_H - N_K}{N_K}$  和  $RE_{\text{DM}} = \frac{L_H - L_K}{L_K}$ ,其中  $N_H$  和  $N_K$  分别表示 IDPGSA 算法配送 AGV 数量和已知最优配送 AGV 数量; $L_H$  和  $L_K$  分别表示 IDPGSA 配送总里程和已知最优总里程; $RE_{\text{NDV}}$  与  $RE_{\text{DM}}$  分别表示本文 IDPGSA 算法求得的最优解与已知最优解在数量与总路程方面的相对误差.

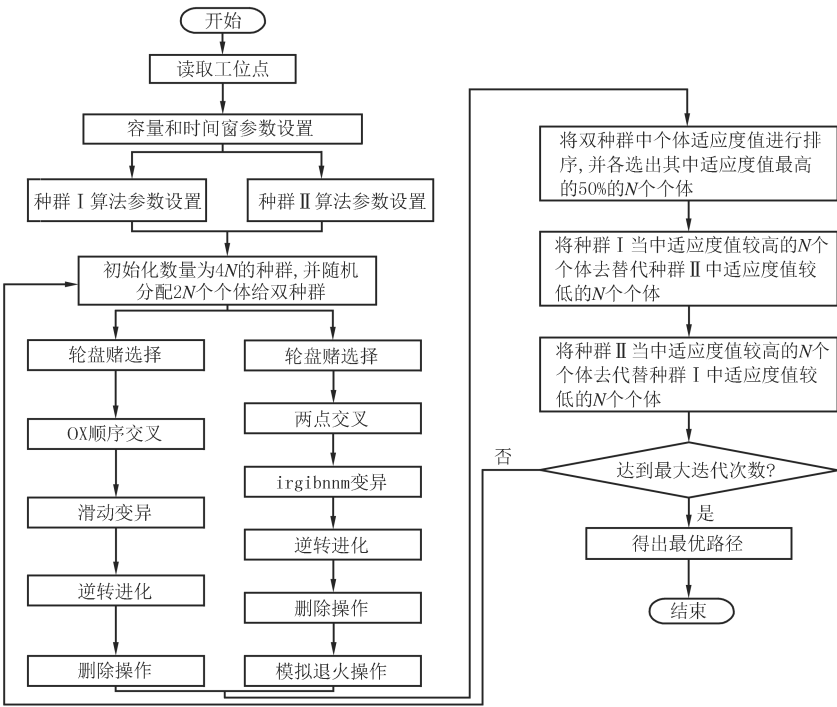


图3 本文IDPGSA算法

Fig.3 The IDPGSA algorithm in this paper

5.2 算法参数设置

对算法初始化种群当中的参数做了如下的设置:种群规模为 100,最大迭代次数为 1 000,交叉概率  $P_c = 0.9$ ,变异概率  $P_m = 0.1$ ,染色体长度  $l = 124$ ,初始温度  $T_0 = 90$ ,温度冷却因子  $\alpha = 0.99$ ,随机进行 60 次独立实验并取得最优结果如表 1 和表 2.C 系列下 3 种算法对比迭代曲线如图 4,图 5 展示 3 种算法在 C103 算例上的最优物料配送路径.

5.3 实验分析

由表 1 和图 4,可知:(1)GA、文献[18]的 SGA 和本文 IDPGSA 算法在 C 系列的算例中均可解决 VRPTW 问题.(2)本文算法在收敛速度和能力上相较于对比算法更快更好.在测试的 7 个算例中,本文算法的平均收敛代数分别比 SGA 和 GA 快 19~204 代和 741~921 代,这表明本文改进算法可以快速获得全局最优解,从而节省寻优时间和成本;本文改进算法的搜索效率和可靠性更高,在同样时间内可以尝试多个不同解,完成对更多的解校验和评估;本文改进算法可以更好地适应复杂环境和非线性问题,适用于汽车总装生产线的环境中.(3)本文算法在物料平均配送费用、最小配送费用和标准差方面相较于对比算法均更少,以 C103 和 C204 为例,本文 IDPGSA 算法比 SGA 分别下降了 3.3%,1.4%和 75.3%,相较于 GA 分别下降了 51.7%,49.7%和 92.4%(C103);本文 IDPGSA 算法比 SGA 分别下降了 0.8%,0.6%和 100%,相较于 GA 分别下降了 70.1%,68.6 %和 100%(C204).这表明本文算法获得路径解的质量更优,稳定性更高且全局寻优能力也更强,因此 IDPGSA 的综合性能是优于其他两种算法的.

由表 2 和图 5 可知,IDPGSA 算法在 AGV 数量和行驶总里程方面均已达到已知最优解,这表明本文算法解决 C 型问题十分有效,可能是由于 C 型工位点结构性分布的特点,在一定程度上弱化了 VRPTW 问题.

表 1 Solomon 数据集部分 C 系列寻优结果

Tab. 1 Part of the C-series optimization results of the Solomon dataset

算法	参数	C101	C103	C108	C201	C203	C204	C208
GA	$R_{\max}$	3 772.82	4 076.93	2 904.52	2 353.83	3 131.33	3 125.37	2 328.75
	$R_{\min}$	3 703.11	3 633.76	2 815.65	1 900.47	2 284.05	2 833.32	1 624.63
	$R_{\text{avg}}$	3 737.52	3 806.02	2 864.62	2 210.92	3 027.23	2 978.43	1 965.83
	SD	24.84	200.03	37.38	209.66	342.26	106.87	247.15
	$iter_{\text{avg}}$	954	941	889	945	904	960	842
文献[18]SGA	$R_{\max}$	2 079.23	1 986.44	1 856.23	891.56	953.92	902.79	888.32
	$R_{\min}$	1 828.94	1 853.83	1 828.94	891.56	891.17	896.55	888.32
	$R_{\text{avg}}$	1 937.12	1 901.02	1 835.82	891.56	920.55	898.11	888.32
	SD	93.74	61.50	13.64	8.04e-14	28.42	3.12	0
	$iter_{\text{avg}}$	64	199	264	49	230	261	42
本文 IDPGSA 算法	$R_{\max}$	1 828.94	1 880.23	1 828.94	891.56	891.17	890.60	888.32
	$R_{\min}$	1 828.94	1 828.06	1 828.94	891.56	891.17	890.60	888.32
	$R_{\text{avg}}$	1 828.94	1 838.04	1 828.94	891.56	891.17	890.60	888.32
	SD	1.88e-13	15.18	1.61e-13	0	0	0	0
	$iter_{\text{avg}}$	33	180	148	28	26	72	23

表 2 本文 IDPGSA 算法与已知最优解对比

Tab. 2 Comparison of the IDPGSA algorithm with the known optimal solution

参数	本文 IDPGSA 算法		已知最优解		相对误差/%	
	AGV 数量(NDV)	最短路径(DM)	AGV 数量(NDV)	最短路径(DM)	NDV	DM
C101	10	828.94	10	828.94	0	0
C103	10	828.06	10	828.06	0	0
C108	10	828.94	10	828.94	0	0
C201	3	591.56	3	591.56	0	0
C203	3	591.17	3	591.17	0	0
C204	3	590.60	3	590.60	0	0
C208	3	588.32	3	588.32	0	0

5.4 收敛性分析

GA、文献[18]的 SGA 和本文的 IDPGSA 算法均能有效解决在 C 系列算例中的 VRPTW 问题,且 IDPGSA 的收敛速度和稳定性显著优于对比算法;由表 1 可知,本文 IDPGSA 算法的 SD 相对较小,这表明改进算法的收敛质量更优,全局寻优能力更强,面对随机初始条件或扰动表现更为稳健,不易陷入局部最优问题;综合表 1 和表 2 可知,IDPGSA 多个算例中均能达到理论最优值,而 GA 与 SGA 的收敛性能较差,且在 C103、C204 等多个算例中,GA 与 SGA 均与理论最优值存在 1.0%~1.5%的差距,对比算法性能相对较差。

6 结 语

为提升汽车装配生产线的物料配送效率,本文引入双种群、多种不同的交叉变异算子和模拟退火操作,以优化传统遗传算法,使算法能够达到全局最优解.通过规划一条合理的物料配送路径来提升配送效率进而提高整体生产效率.量化配送成本,综合调用车辆数、行驶路程等参数,得到最优配送成本方案,对于实际生产环境具有一定的借鉴意义。

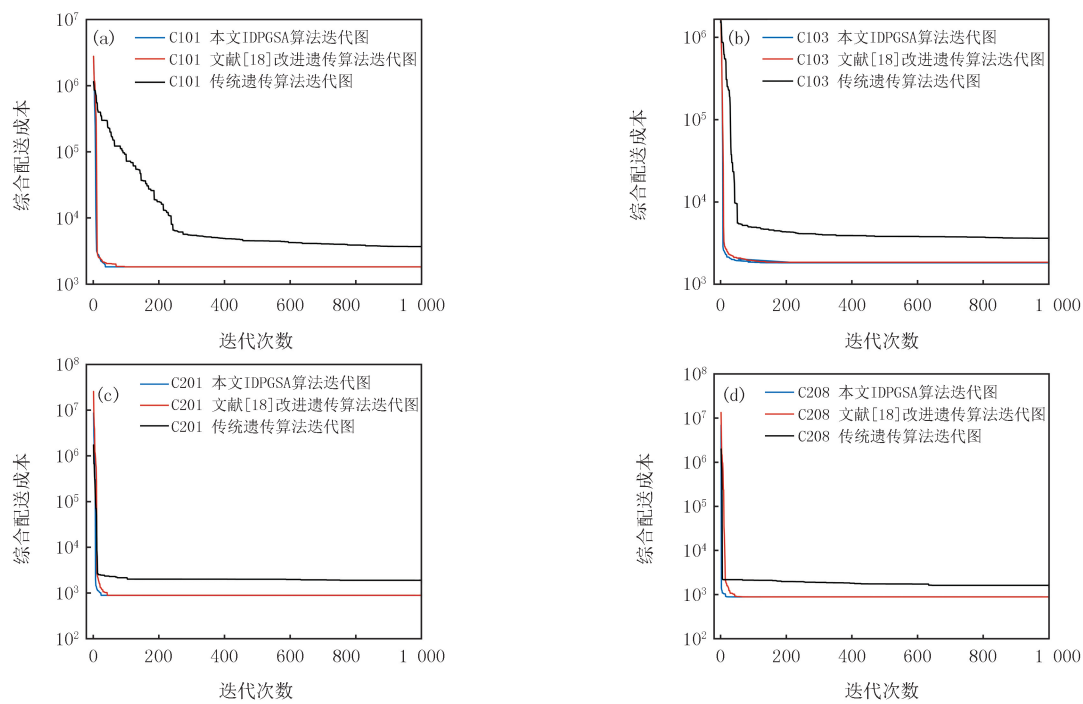


图4 3种算法迭代图  
Fig. 4 Iterative diagram of three algorithms

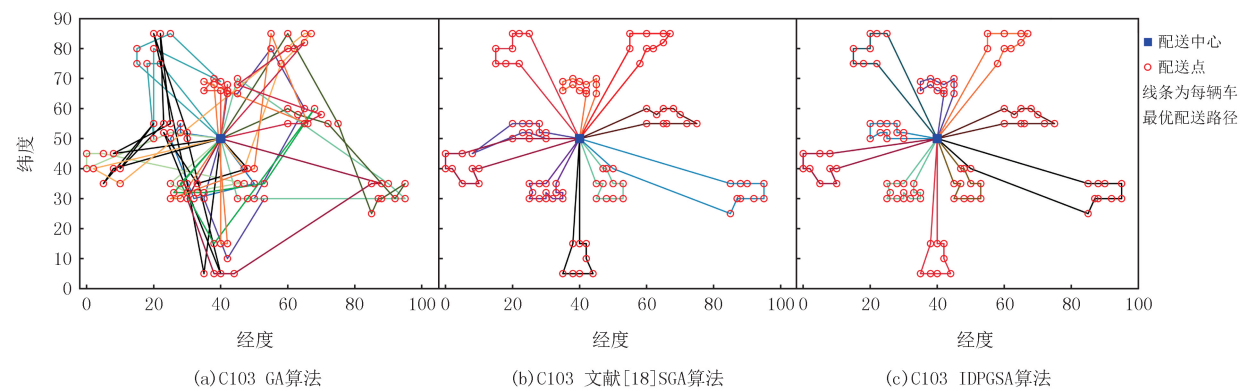


图5 最优配送图  
Fig. 5 Optimal delivery diagram

附录见电子版(DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2024.07.08.0002).

参 考 文 献

[1] 黄峰,王悦峰.汽车总装生产线自动化改造与实施[J].时代汽车,2024(13):34-36.  
HUANG F,WANG Y F.Automation transformation and implementation of automobile assembly production line[J].Auto Time, 2024(13):34-36.

[2] 詹燕,陈洁雅,江伟光,等.基于改进 NSGA-Ⅱ 的多目标车间物料配送方法[J].浙江大学学报(工学版),2024,58(12):2510-2519.  
ZHAN Y,CHEN J Y,JIANG W G,et al.Multi-objective workshop material distribution method based on improved NSGA-Ⅱ [J].Journal of Zhejiang University(Engineering Science),2024,58(12):2510-2519.

[3] CHEN G Q,GAO J,CHEN D Z.Research on vehicle routing problem with time windows based on improved genetic algorithm and ant colony algorithm[J].Electronics,2025,14(4):647.

[4] XUE S P.An adaptive ant colony algorithm for crowdsourcing multi-depot vehicle routing problem with time windows[J].Sustainable Op- erations and Computers,2023,4:62-75.

[5] 冯娟婷,王进成,顾银鲁.一种改进的鸟群优化算法[J].宁夏师范学院学报,2022,43(10):84-91.  
FENG J T,WANG J C,GU Y L.An improved bird swarm optimization algorithm[J].Journal of Ningxia Normal University,2022,43(10):84-91.

[6] ALZAQEBAH M,JAWARNEH S,et al.Bees algorithm for vehicle routing problems with time windows[J].International Journal of Machine Learning and Computing,2018,8(3):236-240.

[7] 何国强.物流配送车辆路径问题双种群混合遗传算法[D].兰州:兰州交通大学,2020.

[8] 周景欣.遗传算法求解带时间窗的车辆路径问题[J].中国储运,2023(1):100-101.

[9] 赵家儒,谭代伦.改进遗传算法求解带时间窗的外卖配送车辆路径规划[J].绵阳师范学院学报,2022,41(2):9-17.  
ZHAO J R,TAN D L.Solving the delivery vehicle routing problem with time window by improved genetic algorithm[J].Journal of Mianyang Teachers' College,2022,41(2):9-17.

[10] 郑娟毅,付姣姣,程秀琦.面向物流车辆路径规划的自适应蚁群算法[J].计算机仿真,2021,38(4):477-482.  
ZHENG J Y,FU J J,CHENG X Q.Adaptive ant colony algorithm for logistics vehicle path planning[J].Computer Simulation,2021,38(4):477-482.

[11] 何国强,李斌成,王东先.基于改进双种群混合遗传算法的车辆路径问题研究[J].供应链管理,2020,1(7):108-118.  
HE G Q,LI B C,WANG D X.Research on vehicle routing problem based on improved double-population hybrid genetic algorithm[J].Supply Chain Management,2020,1(7):108-118.

[12] 郑晓军,高峰,高佳,等.带时间窗约束的 AGV 集配货绿色路径规划问题研究[J].制造技术与机床,2023(3):107-114.  
ZHENG X J,GAO F,GAO J,et al.Research on green path planning of AGV pickup and delivery with time window constraints[J].Manufacturing Technology & Machine Tool,2023(3):107-114.

[13] MCKENDALL A,DHUNGEL Y.A simulated annealing algorithm for the generalized quadratic assignment problem[J].Algorithms,2024,17(12):540.

[14] 余星宝,杨慧斌,周玉凤.基于模拟退火遗传算法的 AGV 调度系统研究[J].计算机仿真,2022,39(5):76-80.  
YU X B,YANG H B,ZHOU Y F.Design of AGV scheduling system based on simulated annealing genetic algorithm[J].Computer Simulation,2022,39(5):76-80.

[15] 李朝迁,裴建朝.新型模拟退火遗传算法在路径优化的应用[J].组合机床与自动化加工技术,2022(3):52-55.  
LI C Q,PEI J C.Application of new simulated annealing genetic algorithm in path optimization[J].Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique,2022(3):52-55.

[16] 萧秋兰.遗传模拟退火算法的优化研究[J].信息记录材料,2022,23(12):95-98.

[17] 仪孝展.基于改进遗传算法的物流车辆路径规划方法研究与应用[D].西安:西安理工大学,2018.

[18] 张露.基于改进遗传算法求解带时间窗车辆路径规划问题[J].中国物流与采购,2020(14):66-69.

## Research on AGV distribution path planning based on soft time window

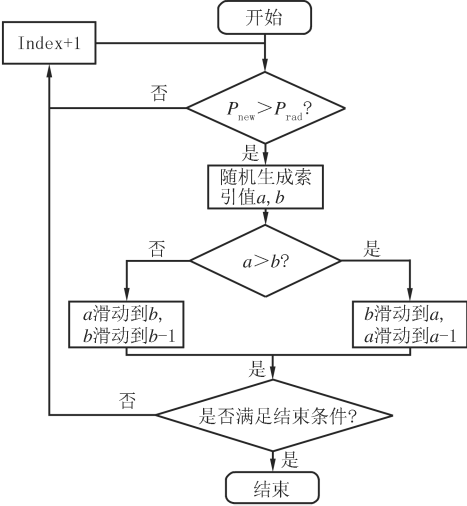
Xia Zhenglong<sup>1</sup>, Liu Yingying<sup>1</sup>, Han Dewei<sup>1</sup>, Hang Jinru<sup>2</sup>, Miao Haipeng<sup>2</sup>, Han Xiuhong<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, China;

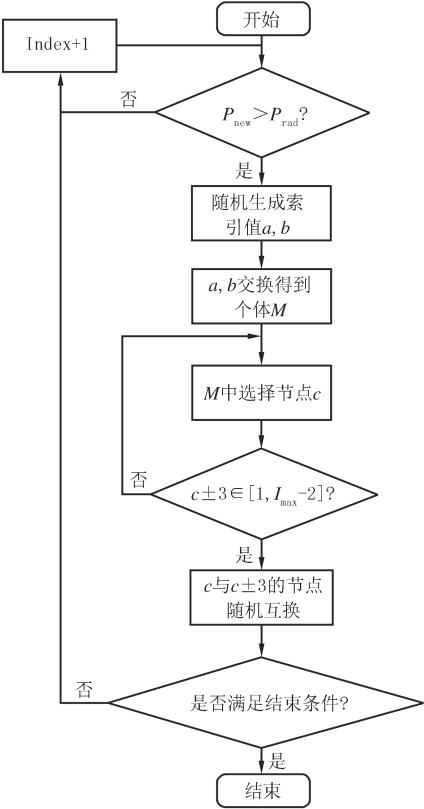
2. Lianyungang Jerry Automation Co., Ltd., Lianyungang 222006, China)

**Abstract:** Aiming at the shortcomings of the traditional genetic algorithm applied to the material distribution link of the automobile assembly line, such as low search efficiency, easy to fall into local optimum, and poor practicability, an AGV(automated guided vehicle) material distribution path planning strategy was proposed based on improved dual population genetic-simulated annealing(IDPGSA) hybrid algorithm. First, the algorithm divides the initial population into two populations, I and II, for optimization to improve the search efficiency; Second, in order to increase the diversity of the population and avoid premature convergence, two types of sequential crossover and two-point crossover are introduced for the double population, along with irgibnm and sliding mutation two mutation operators; Finally, the reverse evolution operation is introduced in the I population to improve the global optimization ability, and the simulated annealing algorithm is integrated in the II population to increase the local search ability. After simulation verification, the improved strategy performs better in reducing distribution costs and improving distribution efficiency, which has certain reference significance for the optimization of automobile assembly lines.

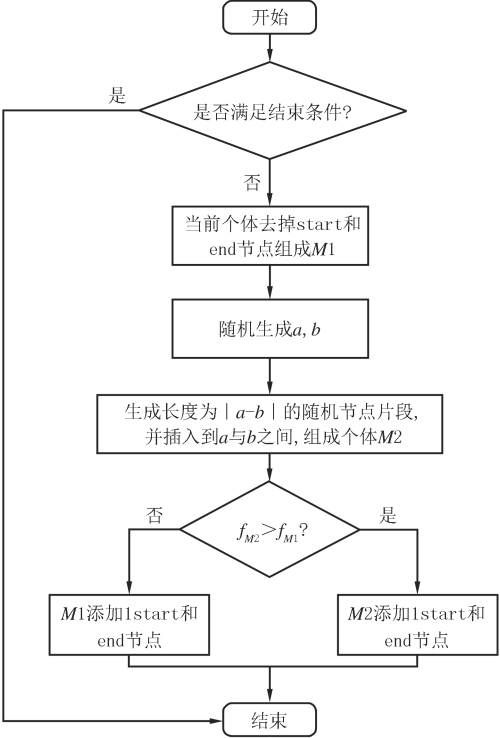
**Keywords:** double population; mutation operator; hybrid algorithm; material distribution; reverse evolution



图S1 滑动变异  
Fig.S1 Sliding variation



图S2 Irgibnnm变异  
Fig.S2 Irgibnnm variation



图S3 逆转进化操作  
Fig.S3 Reverse evolutionary operations