

基于偏好的原油移动路径多目标优化

王舒涵^{1, 2, 3} 堵威^{1, 2, 3} 唐漾^{1, 2, 3} 钟伟民^{2, 3}

摘 要 原油移动路径规划是原油调度中至关重要的子任务, 直接影响到生产过程中原油供给的稳定性和付油的高效性。由于此任务需要考虑大规模罐区内复杂的设备条件, 并受到严格的工业生产约束, 同时需要兼顾途经阀门数量与泵机组运力, 导致目前依然倚重调度人员的人工经验来制定路径规划方案, 对传统算法和进化算法的应用提出了挑战。据此, 本研究基于有向图结构对大规模原油罐区进行细致数学建模, 并提出一种基于偏好的原油移动路径多目标优化 (Preference-based multi-objective optimization for crude oil movement path, PB-MOO) 算法, 突破了过去高度依赖人工方法的局限性, 为原油移动路径规划提供智能化解决方案。实验证明该算法能够在满足实际约束的条件下, 找到复杂任务的高质量候选解, 验证了其在此领域的可行性和有效性。

关键词 大规模原油调度, 路径规划, 多目标优化, 偏好策略

引用格式 王舒涵, 堵威, 唐漾, 钟伟民. 基于偏好的原油移动路径多目标优化. 自动化学报, 2024, 50(12): 2380–2391

DOI 10.16383/j.aas.c240259 **CSTR** 32138.14.j.aas.c240259

A Preference-based Multi-objective Optimization for Crude Oil Movement Path

WANG Shu-Han^{1, 2, 3} DU Wei^{1, 2, 3} TANG Yang^{1, 2, 3} ZHONG Wei-Min^{2, 3}

Abstract The planning of crude oil movement path is a crucial subtask within crude oil scheduling, directly impacting the stability of crude oil supply and the efficiency of oil delivery in the production process. Given the need to consider complex equipment conditions within large-scale tank areas and strict industrial production constraints, while also balancing the number of valves along the route with pump unit capacity, the current reliance on manual experience of schedulers for developing path planning schemes poses a challenge to the application of traditional algorithms and evolutionary algorithms. Therefore, this study undertakes a meticulous mathematical modeling of large-scale crude oil tank areas based on directed graph structures. It proposes a preference-based multi-objective optimization algorithm for crude oil movement path (PB-MOO), overcoming the limitations associated with past heavily manual methods and providing an intelligent solution for crude oil movement path planning. Experimental results demonstrate that the algorithm can identify high-quality candidate solutions for complex tasks while meeting practical constraints. This validates its feasibility and effectiveness in this field.

Key words Large-scale crude oil scheduling, path planning, multi-objective optimization, preference-based strategy

Citation Wang Shu-Han, Du Wei, Tang Yang, Zhong Wei-Min. A preference-based multi-objective optimization for crude oil movement path. *Acta Automatica Sinica*, 2024, 50(12): 2380–2391

炼油工业在能源和化工领域扮演着至关重要的

角色, 为经济的稳定运行和社会的可持续发展提供不可或缺的能源产品和化工原料, 是国民经济的支柱产业^[1]。原油调度作为整个炼油过程的源头, 涉及原油接卸、储罐配置、原油混合和常减压付油等一系列流程 (如图 1 所示), 决定了生产过程中原油供给的稳定性和付油的高效性, 对于平稳连续生产和提高利润具有重要作用^[2]。在原油调度过程中, 原油的移动路径规划是起到决定性作用的子任务, 其可行性关系到整体原油调度计划的可实施性, 同时, 找到理想的路径规划方案可以有效减少原油之间的混合和交叉污染, 提高生产效率, 并降低生产成本^[3–4]。

目前, 原油移动路径规划面临着诸多挑战: 首先, 原油移动路径安排过程中需要考虑途经阀门的个数与所分配泵机的功耗, 途经阀门数量的增多会直接影响维护管道运输的成本, 而泵机需要在满足

收稿日期 2024-05-11 录用日期 2024-07-04

Manuscript received May 11, 2024; accepted July 4, 2024

国家杰出青年科学基金 (61925305), 国家自然科学基金 (62173144, 62203173), 中央高校基本科研业务费专项资金 (222202417006), 上海人工智能实验室资助

Supported by National Science Fund for Distinguished Young Scholars (61925305), National Natural Science Foundation of China (62173144, 62203173), Fundamental Research Funds for the Central Universities (222202417006), and Shanghai Artificial Intelligence Laboratory

本文责任编辑 杨涛

Recommended by Associate Editor YANG Tao

1. 华东理工大学工业控制技术全国重点实验室 上海 200237 2. 华东理工大学能源化工过程智能制造教育部重点实验室 上海 200237 3. 华东理工大学信息科学与工程学院 上海 200237

1. State Key Laboratory of Industrial Control Technology, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237 2. Key Laboratory of Smart Manufacturing in Energy Chemical Process, Ministry of Education, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237 3. School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237

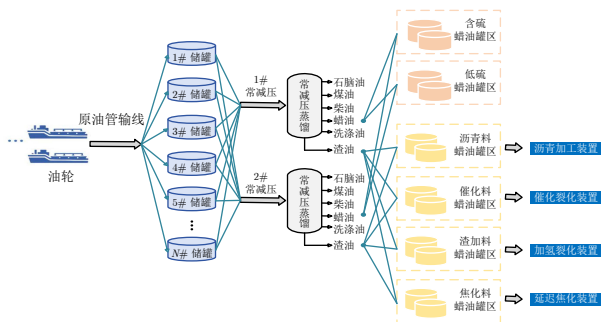


图1 原油调度流程示意图

Fig.1 Schematic diagram of crude oil scheduling process

任务扬程、流量的前提下,选择适当功率的油泵执行任务,避免功耗与运力的浪费。由于罐区并非全连通结构,这两个子目标往往不能同时达到最优,因此原油移动路径规划是一个典型的多目标优化问题。此外,与经典路径规划问题,如旅行商问题(Traveling salesman problem, TSP)、车辆路径规划问题(Vehicle routing problem, VRP)等相比,解决原油移动路径规划问题需要面对更复杂的工艺流程,必须综合考虑阀门、储罐、泵、调合头、原油蒸馏装置(Crude distillation unit, CDU)等多种设备因素,按照固定的线路顺序进行排产,同时需严格满足工业实际生产条件下的诸多约束条件,并考量原油进入不同管道时造成的切换成本,这些因素使得问题的求解更加困难,也导致目前原油在罐区的路径规划方案仍高度依赖于调度人员的人工经验^[9]。然而,以国内某大型炼化企业为例,随着企业规模的不断扩大,当需要在近千个设备或管道节点下,同时考虑数十个储罐,将原油通过合适进泵线运输到不同调合区的多个规划任务时,依靠人工排产的方式愈显费时费力,且难以在满足复杂约束的条件下,兼顾途径阀门数量和泵机功耗,不利于降低原油作业的成本。此外,问题的大规模性也对复杂工艺流程的精细建模提出了更高的要求,进一步提升了求解该问题的挑战性。

目前,在采用精确算法解决原油移动这类大规模复杂约束下的路径规划问题时,如基于数学规划的优化方法等,算法复杂度与问题规模呈指数关系上升^[3],并极易陷入局部最优,导致其求解效率低下,且难以处理多个相互冲突的优化目标。近年来,随着复杂工程优化问题的涌现,多目标进化算法(Multi-objective evolutionary algorithm, MOEA)展现出了巨大的应用前景^[6-7]。借助 MOEA 并行性、智能性、自适应性和自组织性的特点^[8],多目标、多约束的大规模现实问题得以有效求解^[9]。Zhu 等^[10]提出了一种基于遗传算法的无人机全局路径规划模型,从而更好地实现避障功能和全局路径优化;

Suresh 等^[11]借助多目标遗传算法来解决机器人的路径规划问题,同时考虑安全性、距离、平滑度、行驶时间和无碰撞路径五个目标,通过适当地调整参数和编码方式来优化结果。

由于 MOEA 在解决实际复杂优化问题上表现出较强的鲁棒性和适应性^[12],目前也已被广泛应用于炼油过程调度优化领域^[13-15]。Ramteke 等^[13]在解决原油调度多目标优化问题时,综合了图论和遗传算法的相关理论,提出了一种基于结构自适应的遗传算法(Structure adapted genetic algorithm, SAGA)。相比于常规的数学方法,该算法能够大幅减少所需决策向量的维度和约束函数个数,在求解该类问题时,在寻优能力和计算性能方面都有良好的表现。基于这个结果,Panda 等^[14]针对沿海炼油厂,采用 SAGA 搜索原油调度的单目标或多目标优化方案,在保证进料的条件下,能够进一步降低调度成本,从而提高企业整体利润。此外,Hou 等^[15]在解决如何最小化调合罐中原油类型和进料罐个数的多目标优化问题时,将该问题降解成两个子问题进行分步优化。

同时,由于受到工业复杂生产要求限制,通过 MOEA 求解原油移动问题有很大的局限性,进化算子的随机性会导致大量计算资源被消耗在违反约束的不可行决策空间内,进而导致种群多样性差且收敛速度慢。而在实际排产过程中,调度员可以根据他们的经验针对生产需求制定规划方案。这些人工解可能不是帕累托最优的,但它们满足了 MOEA 通常无法有效获得的实际需求。因此,从决策者经验中学习偏好并将其集成到优化中是可行的,这样不仅可以获得贴合实际需求的近似最优解,同时能减小计算负担^[16]。近年来,有许多研究集中在基于偏好的多目标进化算法(Preference-based multi-objective evolutionary algorithm, PBMOEA)上,在 PBMOEA 中,偏好可以以不同的形式表达,例如参考点^[17]、参考角^[18]和参考方向^[19]等。偏好信息通常以先验方式(即在优化之前)、后验方式(即获得解决方案之后)或交互方式(即算法执行期间)提供^[20]。大量的实验结果表明,偏好策略可以大大提高 MOEA 的搜索效率^[16-20]。

基于上述讨论,本研究提出一种基于偏好的原油移动路径多目标优化(Preference-based multi-objective optimization for crude oil movement path, PB-MOO)算法,用于实现对原储罐区复杂原油移动路径任务的智能规划,主要贡献如下:

1) 实现了大规模原油移动路径规划任务的细致建模。基于有向图结构对大规模原储罐区进行数学建模,将阀门、储罐、泵、管道、CDU 等多种设备

纳入建模范围, 将生产限制、设备使用条件、实际工业需求等现实因素作为约束条件与目标函数, 通过一类编码策略更好地表达决策空间.

2) 克服了大规模原油移动路径规划的求解困难. 突破了以往高度依赖人工的原油移动路径规划方法的局限性, 设计了权重自适应更新的多目标优化算法, 在每次决策前为不同子任务与适配泵机建立联系构成先验选择, 形成图结构下的双层搜索任务. 提升了调度路径规划的精准性和鲁棒性, 避免了传统方法在大规模问题中的局限性.

3) 突破了传统 MOEA 造成的智能决策困难. 通过引入偏好策略, 使 MOEA 更加注重对贴合实际需求的理想区域进行搜索. 有助于决策者更好地理解模型的决策过程, 提高决策的透明度和接受度, 从而在实际应用中更好地满足决策者的需求.

1 原油移动路径多目标优化建模

本研究以我国大型沿海炼化企业的原油调度过程作为研究对象, 图 2 展示了一个简化的原油储罐区的流程图模型. 根据图论知识, 将工艺流程图抽象为一个有向图结构, 同时, 需要考虑罐区之间的运输距离和时间, 以便为每个罐区之间的运输建立合适的路径.

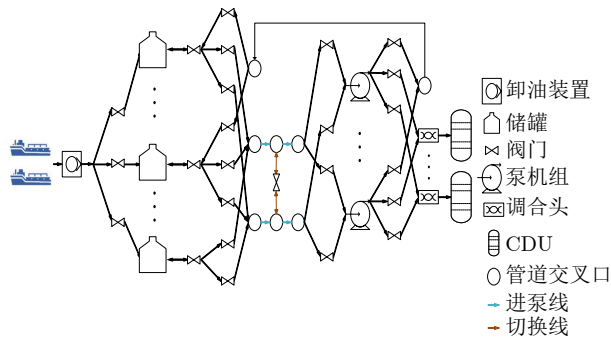


图 2 简化的原储罐区管道运输流程图模型
Fig.2 Simplified pipeline transportation flowchart model for crude oil tank areas

该模型中储罐、泵、调合头、一些阀门和管道交叉点均被视为节点, 连接两个节点的管道被视为边, 即原油所需要通过的路径. 在流程图中不影响路径搜索方向的阀门被保存在相应管道参数中, 作为它们所属管道的属性. 位于连接两个进料线管道上的阀门也被定义为节点, 从而限制路径搜索过程中的一些不合理路径.

将有向图定义为 $G = (V, E)$, 其中 V 代表原储罐区节点集合, E 代表可行边集合. V 中每个节点的信息包含节点的可用状态. 如果该节点为泵节点,

则该泵的流量和功率参数将保存到该节点中. E 中每条边的信息包含该边长度以及由边连接的两个节点, 是否为有向边以及与该边对应的管道上的阀门.

1.1 参数声明

针对本研究的原油移动路径规划问题, 建立了多目标的数学模型. 涉及到的变量参数说明如表 1 所示.

表 1 参数说明
Table 1 Parameter descriptions

符号	描述
BH_b	第 b 个调合头
d_{k_1, k_2}	节点 v_{k_1} 与节点 v_{k_2} 之间的路径长度
IL_l	第 l 条进泵线
K	节点总数
L	进泵线个数
J	罐底阀个数
N	原油类型总数
NB	调合头节点个数
$ND_{k, r}$	第 k 个个体中第 r 条路径包含的节点个数
NP	泵节点个数
NT	罐节点个数
$Q_{n, r}$	原油移动路径 $R_{n, r}$ 中泵能提供的最大流量
$H_{n, r}$	原油移动路径 $R_{n, r}$ 中泵的额定扬程
$\eta_{n, r}$	原油移动路径 $R_{n, r}$ 中泵的运行效率
$P_{n, r}$	原油移动路径 $R_{n, r}$ 中泵的功率
PP_o	第 o 个泵
$Q_{n, r}^{demand}$	原油移动路径 $R_{n, r}$ 中的需求流量
$Q_{n, r}^{pump}$	原油移动路径 $R_{n, r}$ 中泵的流量
R	路径 $R_{n, r}$ 的节点个数
TK_t	第 t 个罐
$VL_j^{TK_t}$	罐 TK_t 的第 j 个罐底阀
p_k	表示 v_k 是否为泵节点
$x_{n, r, i}^k$	第 k 个个体中第 n 个子任务的第 r 个节点为 v_i
y_k, IL_l, PP_o	v_k 为进泵线 IL_l 与泵 PP_o 之间的阀门
y_k, PP_o, BH_b	v_k 为泵 PP_o 与调合头 BH_b 之间的阀门
y_j^k, IN_TK_t	v_k 为连接罐 TK_t 的罐底阀 $VL_j^{TK_t}$ 的进罐阀门
y_j^k, OUT_TK_t, IL_l	v_k 为罐底阀 $VL_j^{TK_t}$ 与进泵线 IL_l 之间的阀门
z_k, IL_l	v_k 是否处于进泵线 IL_l 中

1.2 操作规则

在本研究设计的原油路径规划任务中, 为了满足炼油厂实际的生产需要并兼顾成本考虑, 考虑了以下 12 条操作规则:

1) 原油从罐底阀到调合头的移动是单向的, 原油由罐底阀经进泵线进到泵, 再由泵送到调合头的

过程中, 管线均为单向. 罐和罐底阀之间的管线是双向的, 既可以用于进罐也可以用于出罐.

2) 连接不同进泵线之间的切换线是双向的, 表示原油移动过程可以在不同进泵线间相互切换.

3) 某个原油从储罐移动到某个调合头的移动路径中每个节点最多经过一次. 一般经由一个泵将原油送到调合头, 若单个泵流量不足可通过增加路径使用多个泵将原油送到同一个调合头.

4) 每种原油的所有移动路径的总流量之和不应低于需求流量.

5) 不同子任务下, 原油移动路径不能经过相同进泵线.

6) 同一个储罐的原油可以同时进入不同的进泵线, 同一个储罐到不同进泵线的阀门可同时打开多个.

7) 同一条进泵线在同一时间内只允许一个储罐的原油进入, 不同罐连接同一条进泵线的所有阀门最多只能打开一个.

8) 一条进泵线的原油在同一时间只能进入一个泵, 同一条进泵线连接到不同泵的阀门最多只能打开一个.

9) 不同进泵线的原油在同一时间不能进入同一个泵, 不同进泵线连接到同一个泵的阀门最多只能打开一个.

10) 泵在同一时间只能将一种原油送到一个调合头. 同一个泵连接到不同调合头的阀门只能打开一个.

11) 多种原油可以同时移动到同一调合头, 因此不同泵连接到同一调合头的阀门可以同时打开多个.

12) 连接同一罐底阀的进罐线阀门和出罐线阀门不能同时打开.

1.3 决策变量

路径规划的目标是为每个子任务找到一组连接起始节点和目标节点的节点. 定义了一个二进制决策变量来指示是否使用有向图中的节点 v_k . 当路径规划方案通过节点 v_k 时, 该变量的值为 1; 否则为 0.

$$x_{i,j,k} = \begin{cases} 1, & \text{第 } i \text{ 个子任务的第 } j \text{ 个节点} \\ & \text{是 } v_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

1.4 目标函数

原油移动路径越长, 经过的阀门越多, 设备出现故障的可能性越大, 管道运输的相应成本就越高. 因此, 在路径规划方案中, 第 1 个目标是最小化途

径阀门的个数, 即最小化所有子任务路径长度之和.

1) 设原油移动路径 $R_{n,r}$ 包含 $ND_{n,r}$ 个节点, 则路径规划方案路径总距离可以表示为:

$$\min F_1 = \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^{ND_{n,r}-1} \sum_{k_1=1}^K \sum_{k_2=1}^K x_{n,r,i}^{k_1} x_{n,r,i+1}^{k_2} d_{k_1,k_2} \quad (2)$$

2) 此外, 为了降低原油移动过程中的能源消耗成本, 路径规划方案中要求将总泵功率降至最低. 考虑不同泵机提供的最大流量 $Q_{n,r}$ 与扬程 $H_{n,r}$ 均不同, $\eta_{n,r}$ 代表泵机运行效率, 应控制在合理区间之内. 通过式 (3) 计算得到不同泵机的实际功率:

$$P_{n,r} = \frac{\rho g Q_{n,r} H_{n,r}}{\eta_{n,r}} \quad (3)$$

其中, ρ 是流体密度; g 是重力加速度. 若节点 v_k 为泵节点, 则 $P_{n,r}$ 取 v_k 的功率参数, 路径规划方案总消耗功率为:

$$\min F_2 = \sum_{n=1}^N \sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^{ND_{n,r}} \sum_{k=1}^K x_{n,r,i}^k p_k P_{n,r} \quad (4)$$

由于受到第 1.5 节约束条件限制, 所预设的两个目标函数之间存在冲突: 需要在满足需求子任务原油流量的同时, 尽可能地最小化原油运输经过的管道距离与泵机的功耗, 受约束条件限制不可能同时取到最优值, 因此拟通过多目标优化算法来找到合适的路径规划方案.

1.5 约束条件

基于第 1.1 节中给出的参数说明, 可以将第 1.2 节中的操作规则改写成如下形式的数学表达式:

1) 在一条原油移动路径中, 每个子节点最多经过一次:

$$\sum_{i=1}^{ND_{n,r}} \sum_{k=1}^K x_{n,r,i}^k \leq 1 \quad (5)$$

2) 每一个子任务中只能包含一个泵, p_k 表示节点 v_k 是否为泵节点:

$$\sum_{i=1}^{ND_{n,r}} \sum_{k=1}^K x_{n,r,i}^k p_k = 1 \quad (6)$$

3) 每类原油的所有移动路径中泵流量之和应高于该原油的需求流量:

$$\sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^{ND_{n,r}} \sum_{k=1}^K x_{n,r,i}^k p_k Q_{n,r}^{pump} \geq Q_{n,r}^{demand} \quad (7)$$

4) 不同子任务不能包含相同的进泵线, z_{k, IL_l} 表示节点 v_k 是否处于进泵线 IL_l 中:

$$\sum_{i=1}^{ND_{n_1, r_1}} \sum_{k_1=1}^K x_{n_1, r_1, i}^{k_1} z_{k_1, IL_l} \times \sum_{j=1}^{ND_{n_2, r_2}} \sum_{k_2=1}^K x_{n_2, r_2, j}^{k_2} z_{k_2, IL_l} = 0 \quad (8)$$

其中, n_1 可以等于 n_2 , r_1 可以等于 r_2 , 但 $n_1 = n_2$ 与 $r_1 = r_2$ 不能同时成立。

5) y_{j, OUT_TK_t, IL_l}^k 表示节点 v_k 是否为罐底阀 $VL_j^{TK_t}$ 与进泵线 IL_l 之间的阀门, 不同罐的罐底阀连接同一条进泵线的所有阀门最多只能打开一个:

$$\sum_{n=1}^N \sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^{ND_{n, r}} \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^{NT} x_{n, r, i}^k y_{j, OUT_TK_t, IL_l}^k \leq 1 \quad (9)$$

6) y_{k, IL_l, PP_o} 表示节点 v_k 是否为进泵线 IL_l 与泵 PP_o 之间的阀门, 同一进泵线连接到不同泵的阀门最多只能打开一个:

$$\sum_{n=1}^N \sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^{ND_{n, r}} \sum_{k=1}^K \sum_{o=1}^{NP} x_{n, r, i}^k y_{k, IL_l, PP_o} \leq 1 \quad (10)$$

7) 不同进泵线连接到同一泵的阀门最多只能打开一个:

$$\sum_{n=1}^N \sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^{ND_{n, r}} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L x_{n, r, i}^k y_{k, IL_l, PP_o} \leq 1 \quad (11)$$

8) y_{k, PP_o, BH_b} 表示节点 v_k 是否为泵 PP_o 与调合头 BH_b 之间的阀门, 同一个泵连接到不同调合头的阀门只能打开一个:

$$\sum_{n=1}^N \sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^{ND_{n, r}} \sum_{k=1}^K \sum_{b=1}^{NB} x_{n, r, i}^k y_{k, PP_o, BH_b} \leq 1 \quad (12)$$

9) $y_{j, IN_TK_t}^k$ 表示节点 v_k 为连接罐 TK_t 的罐

底阀 $VL_j^{TK_t}$ 的进罐阀门, $y_{j, OUT_TK_t}^k$ 表示节点 v_k 是否为连接罐 TK_t 的罐底阀 $VL_j^{TK_t}$ 的出罐阀门, 连接同一罐底阀的进罐阀门和出罐阀门不能同时打开:

$$\sum_{n=1}^N \sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^{ND_{n, r}} \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K x_{n, r, i}^k y_{j, IN_TK_t}^k \times \sum_{n=1}^N \sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^{ND_{n, r}} \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K x_{n, r, i}^k y_{j, OUT_TK_t}^k = 0 \quad (13)$$

综上, 原油移动路径规划任务可以描述为:

$$\min f = (F_1, F_2)$$

$$\text{s.t. 式 (5) ~ (13)}$$

$$x_{d, \min} \leq x_d \leq x_{d, \max} \quad (14)$$

2 基于偏好的原油移动路径多目标优化算法

基于偏好的原油移动路径多目标优化 (PB-MOO) 的主要思想是基于先验经验获得适合执行任务的泵机偏好, 使算法注重在贴合实际需求的理想区域进行搜索. PB-MOO 包括三个主要模块: 1) 对决策变量重新编码, 更直观地表征搜索空间; 2) 偏好策略与自适应更新机制; 3) 用于解决原油移动路径规划任务的交叉变异算子。

最后, 在迭代过程中引入拥挤距离与快速非支配排序^[21], 提高算法的多样性与收敛性, PB-MOO 算法详细步骤如图 3 所示. 在下面的内容中, 将详细介绍 PB-MOO 的三个主要模块。

2.1 算法流程

PB-MOO 算法步骤如下:

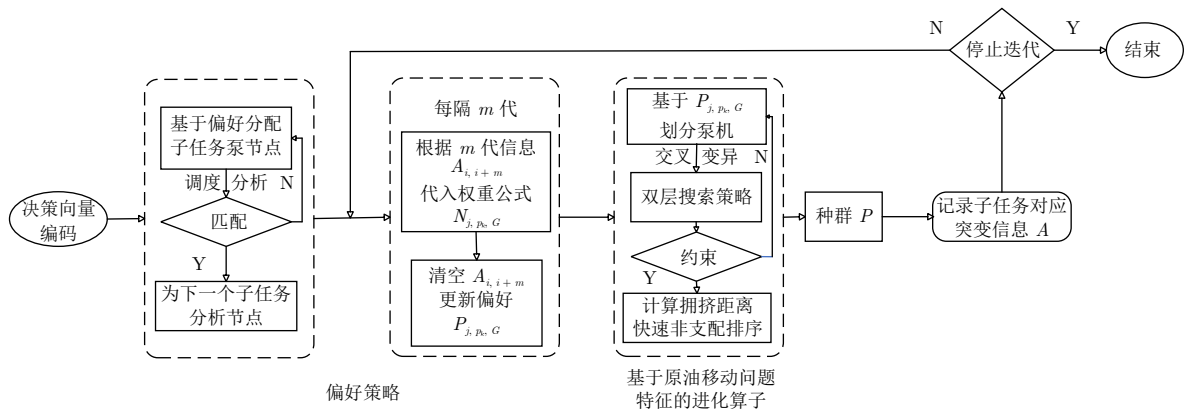


图 3 PB-MOO 算法流程图

Fig. 3 PB-MOO algorithm flowchart

1) 对决策向量编码, 根据先验偏好生成初始概率分布, 并通过工况分析是否可行, 排除部分泵节点, 实现种群初始化.

2) 依赖偏好 $P_{j, p_k, G}$ 实现种群 P 的突变, 通过自定义的变异算子实现不同子任务的最短路径搜索与分段任务的双层搜索, 并判断是否满足约束.

3) 根据式 (15) 计算拥挤距离 D_i , 通过快速非支配排序得到下一代种群 P_{i+1} ;

$$D_i = D_i + \frac{f_{i+1} - f_{i-1}}{f_{\max} - f_{\min}} \quad (15)$$

其中 $f_{\max}$ 和 $f_{\min}$ 分别表示目标函数在整个种群中的最大值和最小值; f_{i-1} 和 f_{i+1} 分别代表个体 i 在排序后的序列中前一个个体和后一个个体的目标函数值.

4) 保存不同子任务下, 选择对应泵节点突变成功与失败的信息到矩阵 $A_{i, i+m}$.

5) 每隔 m 代, 根据式 (16) ~ (19), 基于历史突变信息 $A_{i, i+m}$ 计算得到新权重 $P_{j, p_k, G}$, 清空矩阵 $A_{i, i+m}$.

6) 判断是否满足迭代结束条件, 若是, 输出结果; 否则返回到步骤 2).

2.2 决策向量编码

在决策变量空间, 原油移动路径规划解由离散变量 $x_{i, j, k}$ 给出, 这种离散表达显然不利于 MOEA 对决策空间的搜索, 促使本研究设计一种新的编码机制: 定义路径 θ_i , 表示由二元变量 $x_{i, j, k}$ 编码得到的第 i 个子任务路径:

$$\theta_i = \{k_{i, 1}, k_{i, 2}, k_{i, 3}, \dots, k_{i, m}\} \quad (16)$$

其中 $k_{i, j}$ 代表第 i 个子任务的第 j 个节点, 可通过下式得到:

$$k_{i, j} = \arg \max_k x_{i, j, k} \quad (17)$$

所提出的编码机制具有以下特征:

1) 路径变量更直观地反映了解决方案的结构, 有助于消除解决方案空间中的不连续性, 使得问题更容易被优化算法处理;

2) 经编码后路径是连续性表达, 这种连续性有助于在决策空间中搜索连续的优化路径, 从而更容易找到高质量的解决方案;

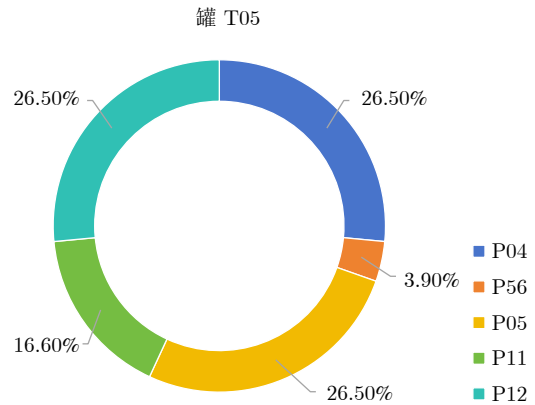
3) 路径变量的编码方式使得路径操作 (如插入、删除或修改节点) 更加便捷, 而无需显式地操作决策变量, 这对于局部搜索的策略和路径调整至关重要.

因此, 一些基于搜索的贪婪方法和 MOEA 的优点可以通过这种编码机制有效地结合起来.

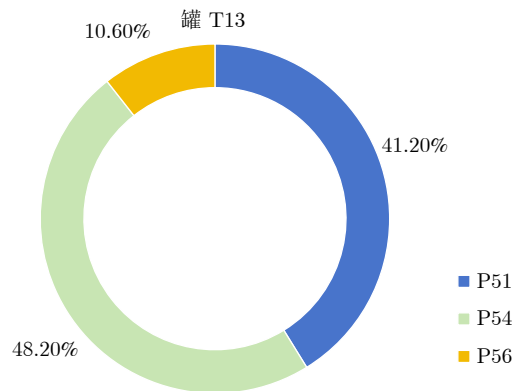
2.3 偏好策略

泵偏好的想法源于人工经验对原油移动搜索任务的分布特征的了解, 通过对任务特征进行细致分析, 能够更准确地初始化种群信息, 为后续优化过程提供更有针对性的初始种群. 通过先验知识引入泵偏好因子, 使种群在初始化阶段更加精细地调节个体的分布, 从而在整个搜索过程中实现全局探索和局部挖掘的平衡. 这不仅有助于提高算法的搜索效率, 还增强了算法对任务空间的解释能力. 泵偏好因子的使用使得算法在不同任务环境下能够更加灵活地适应, 并且为实际问题的求解提供了更可解释的结果.

如图 4 所示, 根据偏好为不同子任务的泵机选择提供不同概率, 使种群在初始化过程中更有可能选择先验更优的泵, 提高初代种群的质量. 同时, 当选择某一泵机的初始化过程找不到可行解次数超过



(a) 罐 T05 偏好泵机权重
(a) Preference pump weights of tank T05



(b) 罐 T13 偏好泵机权重
(b) Preference pump weights of tank T13

图 4 从罐 T05 和罐 T13 出发的 2 个子任务各自偏好泵机权重

Fig. 4 Preference pump weights of two subtasks starting from tank T05 and T13

阈值时, 将从偏好信息中删去这一泵节点, 并结合后续的自适应调整过程, 确保先验信息准确性.

在泵偏好的基础上, 为了提高算法的自适应性, 进一步引入了权重自适应更新机制. 该机制通过对个体适应度和泵偏好因子之间的关系进行动态调整, 实现了对搜索过程的灵活调控, 适应度较高的泵在选择过程中获得更大的权重, 从而更有可能影响下一代的变异选择.

与此同时, 泵偏好因子的动态调整使得种群在搜索空间中能够更加智能地进化, 对不同调度任务的适应性更强, 从而提高了算法的全局搜索能力. 具体来说, 每隔 m 次迭代, 根据成功和失败的经验, 每一代都会更新选择不同策略的概率. 例如, 在第 G 代时, 第 j 个子任务选择第 p_k 个泵机的概率将会按照下式更新:

$$P_{j, p_k, G} = \frac{N_{j, p_k, G}}{\sum_{p_k=1}^{NP} N_{j, p_k, G}} \quad (18)$$

式中:

$$N_{j, p_k, G} = \frac{\sum_{g=G-m}^{G-1} ns_{j, p_k, g}}{\sum_{g=G-m}^{G-1} ns_{j, p_k, g} + \sum_{g=G-m}^{G-1} nf_{j, p_k, g}} + \varepsilon \quad (19)$$

其中 $p_k = 1, 2, \dots, NP; G > m$.

$ns_{j, p_k, g}$ 和 $nf_{j, p_k, g}$ 分别代表在第 G 次迭代时, 第 j 个子任务选择第 k 个泵生成的路径进入后一代种群 P_{G+1} 成功和失败的次数, 在每次迭代时会被保存到历史信息矩阵 A_G 中, 每隔 m 代, 通过式 (19) 进一步计算得到子任务 j 下泵的成功率 $N_{j, p_k, G}$. 为了避免可能的零成功率, 引入一个小常数值 $\varepsilon = 0.01$. 同时为了确保选择策略的概率总和始终为 1, 进一步将 $N_{j, p_k, G}$ 除以 $\sum_{p_k=1}^{NP} N_{j, p_k, G}$, 从而计算 $P_{j, p_k, G}$.

显然, 在前 m 代进化计算中, 选取由第 p_k 个泵引发的变异所生成的路径规划解质量越高, 该子任务下选择泵的概率亦相应增加, 由此基于历史知识进一步引导后续的变异过程.

2.4 基于原油移动问题特征的交叉变异算子

在实际应用中, MOEA 中的交叉变异算子往往是基于问题特征设计的^[22]. 本研究基于原油移动路径规划问题设计了新的交叉变异算子:

1) 交叉算子

本研究采用了两种不同的交叉方法来生成新的路径规划方案. 第 1 种方法是将两个父路径规划方

案中共享节点处的两个子任务路径进行交叉, 从而生成两个新的子任务路径, 用于组成新的路径规划方案, 如图 5(a) 所示. 第 2 种方法是随机指定两个父路径规划方案中的相同子任务路径进行交叉, 从而生成新的路径规划方案, 如图 5(b) 所示. 需要注意的是, 由于交叉的过程中会出现路径不连通、进泵线重复等情况, 生成的新路径规划方案可能是违反约束的. 因此, 在环境选择中, 需要对生成的新路径规划方案重新进行可行性评估, 保证算法的有效性和可行性, 使得生成的路径规划方案符合实际需求, 并能够得到有效的实施和应用.

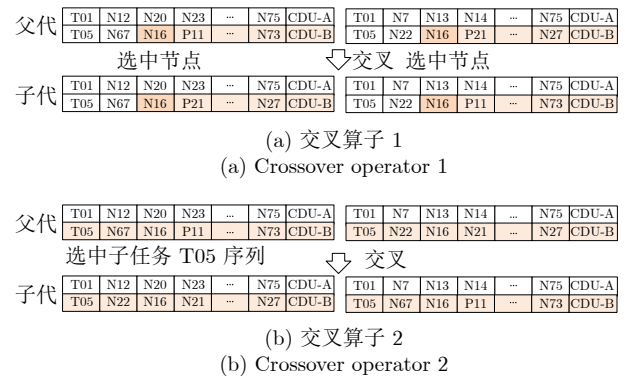


图 5 交叉算子示意图

Fig.5 Crossover operator diagram

2) 变异算子

本研究引入了两种不同的变异算子, 以进一步丰富算法的搜索策略. 首先, 第 1 种变异方法涉及在自随机子任务的特定节点处重新生成路径, 如图 6(a) 所示. 通过此方法为 MOEA 的搜索引入随机性, 以促使算法在搜索空间中更广泛地探索可能的解决方案, 从而增强其全局搜索能力. 第 2 种变异算子则基于任务偏好为某一子任务重新安排泵节点. 考虑到起点和终点到泵的路径长度存在较大差异, 分别采用深度优先搜索 (Depth first search, DFS) 与广度优先搜索 (Breadth first search, BFS) 实现分段任务的路径规划, 如图 6(b) 所示. DFS 致力于快速探索到可行规划解, 降低算法时间成本; 而 BFS 则侧重于在子任务的多个可能路径中进行比较, 找到最优路径, 提高种群收敛性.

交叉变异算子旨在使算法更具适应性和鲁棒性, 能够灵活地应对不同子任务之间的差异性, 使 PB-MOO 在解决复杂任务调度问题时的性能表现更加出众, 并为实际应用场景中的多样化需求提供更灵活的规划方案. 这种自定义算子的采用旨在使种群的收敛性和多样性都得到保障.

3 仿真结果与分析

通过一家沿海大型炼油厂的实例证明了所提出

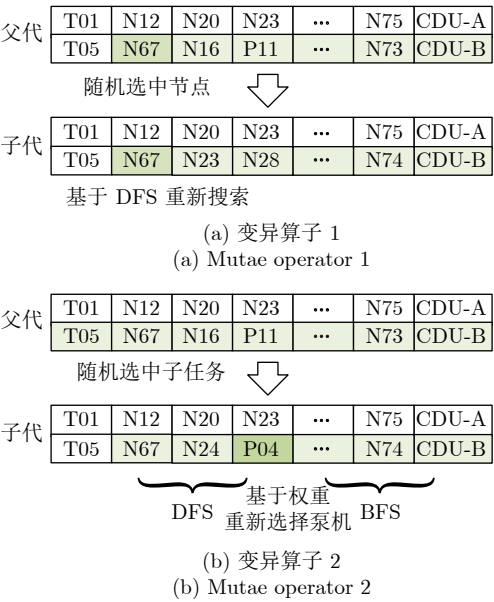


图 6 变异算子示意图

Fig.6 Mutate operator diagram

的 PB-MOO 的有效性. 本研究将炼油厂储罐区的工艺流程图抽象为有向图, 用于进行多目标原油移动路径规划算法的仿真实验. 有向图包含 674 个子节点, 971 条边信息 (管道), 其中: 22 个储罐节点、33 个泵节点、其余均为阀门节点. 相关参数如表 2~4 所示.

表 2 部分储罐节点信息
Table 2 Information of partial storage tank nodes

罐节点	罐底阀节点	罐容量下限 (t)	罐容量上限 (t)
T01	E-T01-1	4 000	16 000
	E-T01-2		
T02	E-T02-1	4 000	35 000
	E-T02-2		
T03	E-T03	12 000	45 000
T04	E-T04	10 000	16 000
	E-T05-1-1		
	E-T05-1-2		
	E-T05-2-1		
T05	E-T05-2-2	12 000	45 000
	E-T05-2-2		

表 3 部分泵节点信息
Table 3 Information of partial pump nodes

泵节点	流量 (m³/h)	扬程 (m)	额定功率 (kW)
P01	47	175	8
P02	100	120	12
P03	200	160	32
P04	500	150	75
P07	800	150	120

表 4 部分管道节点信息
Table 4 Information of partial pipeline nodes

管道名	连接节点	双向边	阀门
8-E-104/T06	T06, N6	否	16 001
10-E-022/T06	4toE-T06, N5	否	11 602
10-E-023/T06	4toE-T06, N1	否	11 603
7-E-102/T06	4toE-T06, N4	否	11 605
E-T06-1	T06, 4toE-T06	是	11 607

3.1 参数设置

本研究涉及的进化算法参数具体设置如下: 种群规模设定为 100; 最大迭代次数设置为 100 次; 交叉概率和变异概率分别设置为 0.9 和 0.2. 所有实验将重复 15 次, 为了更好地显示所获得的帕累托前沿 (Pareto Front, PF), 将 15 次运行的结果组合为帕累托前沿. 在 PB-MOO 中, 设置 $m = 20$, 即每隔 20 代根据历史进化的信息矩阵 A 更新一次偏好权重.

由于这是一个实际问题, 真实帕累托前沿无法获取, 因此通过 NSGA-II 获得近似的帕累托前沿, 将其种群大小设置为 1 000, 最大迭代次数设置为 2 000, 其大到足以对所获得的近似帕累托前沿具有置信度.

子任务目标的具体设置如表 5 所示. 为了模拟尽量真实的罐区任务, 预设了不同子任务数量下的目标设置. 同时为每个子任务分配了一个需求原油流量, 期望在兼顾途径阀门数量与泵机组功率最小化时, 找到能够较好贴合需求流量的一组解.

表 5 实验任务设置
Table 5 Experimental task settings

子任务数	起始节点	目标节点	需求流量 (m³/h)
2	T03	CDU-B	500
	T11	CDU-A#	1 100
	T01	CDU-B	300
4	T05	CDU-C	500
	T08	CDU-A	1 300
	T20	E-14 去 CDU-A#	300
	T01	CDU-D	300
	T05	CDU-B	500
6	T08	CDU-A	1 300
	T13	CDU-A#	1 100
	T20	E-14 去 CDU-A#	300
	T17	E-12 去 CDU-A#	500

如表 5 所示, 将对具有不同子任务数量的预设目标进行测试, 伴随子任务数量的增多, 原油移动任务难度逐级提升. 简单调度任务主要用于测试所

提出的 PB-MOO 是否可以获得合理的路径规划安排, 复杂任务则用于测试 PB-MOO 在复杂任务要求下是否能获得满足约束的可行解. 需要指出的是, 在实际问题中, 会要求某类原油经特定管道运输到对应 CDU 装置, 这会给路径规划任务带来额外的挑战性.

上述所有算法均在 Python3.9.18 版本中实现, 在搭载 AMD Ryzen7 7840H (780M) @3.80 GHz 和 32 GB RAM 的 Windows11 配置下运行. 本实验中所使用的其余库, 如 NumPy 和 Matplotlib, 均为 Python3.9.18 的最新稳定版本.

3.2 性能指标

为了更全面深入地比较, 本研究引入了超体积 (Hypervolume, HV)^[23] 与反转世代距离 (Inverted generation distance, IGD)^[24] 作为定量比较指标, 以评估算法之间的性能差异.

HV 常用于评估所获得的解集的收敛性和分布性, 计算 HV 并不需要用到真实帕累托前沿. 给定解集 P , P 的 HV 值定义为 P 相对于目标空间中预定义的参考点 r 所覆盖的面积

$$HV(P, r) = \frac{\bigcup_{p \in P} hv(p, r)}{hv_O} \quad (20)$$

其中 $hv(p, r)$ 是点 p 与参考点 r 之间封闭的超体积, 而参考点 r 和 hvo 表示原点和参考点之间封闭的超体积. HV 的值越大代表算法的性能越好. 在本研究中, 参考点设置为 $(20 \times n, 125 \times n)$.

IGD 能够量化真实帕累托前沿与算法找到的帕累托前沿之间的距离. 其数学形式如下所示:

$$IGD(P, P^*) = \frac{\sqrt{\sum_{x \in P^*} \min_{y \in P} dis^2(x, y)}}{|P|} \quad (21)$$

其中, $P^* = x_1^*, x_2^*, \dots, x_{|Z|}^*$ 代表近似真实帕累托前沿, $dis(x, y)$ 代表算法所得解集 P 中的点 y 到参考集 P^* 中的点 x 的欧氏距离. IGD 值越小, 表示生成的解集合越接近真实前沿, 即算法的性能越好.

3.3 实验结果对比

将本研究提出的 PB-MOO 算法分别与 NSGA-III^[25]、MOEAD-LWS^[26] 和 RVEA^[27] 算法基于拟定路径规划任务进行实验对比, 以验证所提出算法的有效性. 同时, 需要指出的是, 目标空间中的每一个点都代表一组满足约束的路径规划方案.

将帕累托散点解码成相应的移动路径, 经与化学罐区图对比, 均为满足约束的不同可行解, 且规

划出的路径符合期望路径. 因最终选择泵机组节点有所不同, 在所设置的两个目标函数上性能有所差异.

1) 2 子任务下的移动路径规划: 简单任务的实验结果如图 7 所示. 在子任务不复杂的情况下, 四类方法的结果没有显著差异. 但 PB-MOO 的结果相比其他三种方法更接近帕累托前沿. 作为一个简单调度问题, 泵机的排列选择相对有限, 得到的帕累托前沿集合相对较少.

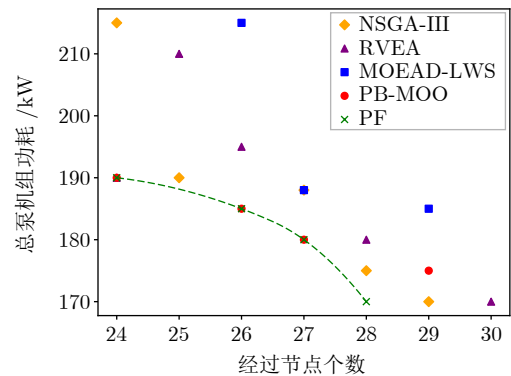


图 7 2 个子任务下的原油移动路径规划

Fig. 7 Crude oil movement path planning under two subtasks

2) 4 子任务下的移动路径规划: 中等难度的调度任务的实验结果如图 8 所示. 可以观察到每种方法的以下特征: a) MOEAD-LWS: 分布密集但难收敛到真实前沿; b) RVEA: 分布性和收敛性表现都较差; c) NSGA-III: 分布较广但弱收敛; d) PB-MOO: 能够收敛到真实帕累托前沿上.

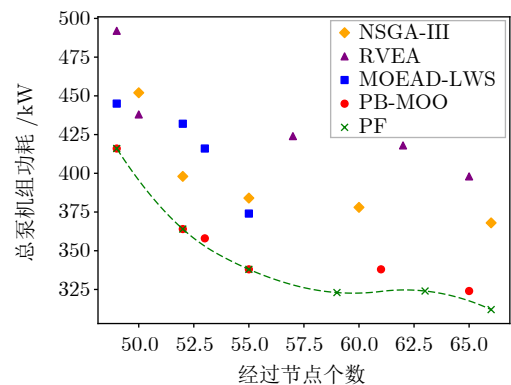


图 8 4 个子任务下的原油移动路径规划

Fig. 8 Crude oil movement path planning under four subtasks

3) 6 子任务下的移动路径规划: 复杂调度任务的实验结果如图 9 所示. 在这种极端情况下, 可以观察到每类方法的以下特征: a) MOEAD-LWS: 在

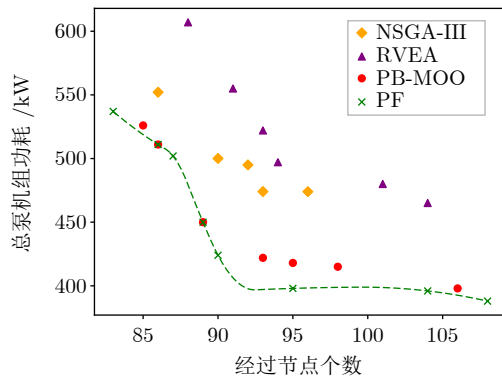


图 9 6 个子任务下的原油移动路径规划

Fig.9 Crude oil movement path planning under six subtasks

复杂任务上并不能找到可行解; b) RVEA: 得到的帕累托前沿分布相对较好, 但仍然远离真实前沿; c) NSGA-III: 相比前两者收敛性更好, 但分布相对集中; d) PB-MOO: 在收敛性和解集分布性上都表现出色。

需要特别强调的是, 在采用通用架构下的多目标进化算法解决复杂问题 (子任务数量 ≥ 4) 时, 经常会面临无法找到可行解的问题。这一现象主要源于随机初始化导致种群分布较为不均匀, 同时受限于 MOEA 采用的传统交叉变异算子在决策变量空间内难以对这类问题作有效引导, 因此在复杂约束条件下难以有效搜索到可行路径, 从而导致对决策空间的后续探索变得盲目且缺乏明确方向。表 6 ~ 7 中的结果也表明 PB-MOO 在解决原油移动问题上具有显著优势, 表中, “—”表示 MOEAD-LWS 无法为原油移动路径问题的相应情况找到可行解。结果表明, 本文提出的算法是有效的, 能够找到一组具有多个子任务的非支配路径规划方案。

最后, 需要从中选择一个路径规划方案在炼化

企业实施。这并不意味着求解帕累托前沿没有意义, 因为实际生产条件复杂, 并且选择最终解的策略与帕累托前沿的形状有关。根据实际工业需求, 泵机运行效率 $\eta_{n,r}$ 需要在 80% ~ 120% 之间, 为了避免泵机长时间过载, 在最终的帕累托前沿中选择满足 $\eta_{n,r} \leq 100\%$ 且途径节点尽可能小的路径规划解。当没有满足上述要求的解时, 选择泵机过载尽可能小的一个解作为最终解。表 8 显示了通过不同算法获得的不同任务下的最终解。可以看出, PB-MOO 不仅得到了最优帕累托前沿, 而且得到了最佳优选解。

3.4 消融实验

为了验证所提出的偏好策略与双层路径搜索的有效性, 进一步进行了消融实验。旨在通过系统地剔除或调整模型中的特定模块, 以评估这些模块对偏好策略性能的影响。这有助于确认偏好策略与自定义交叉变异算子在复杂决策环境下的鲁棒性和适用性。将范式 NSGA-II, 偏好设计下的自适应权重 NSGA-II (PD-NSGA), 仅带自定义交叉变异算子的 NSGA-II (D-NSGA), 与本研究所提出的工作进行对比。测试问题采用 6 个子任务下的原油调度移动路径规划。

所拟测试问题为 6 个子任务下的路径规划安排。实验结果如图 10 所示, 范式 NSGA-II 所得的结果分布较为广泛, 但其收敛性相对较弱。仅依赖于双层搜索支持的 D-NSGA 则难于突变跳出局部最优。另一方面, 仅具备偏好策略的 PD-NSGA 在突变到适合执行任务的泵机组后难以进一步搜索更合理的路径规划方案, 导致解集在 F_2 功率上取得与帕累托前沿相同分布时, 在 F_1 上仍有一定优化空间, 而本研究提出的 PB-MOO 算法在实现局部和全局搜索的平衡上具有显著优势, 兼顾了两者的优点。图 11 中迭代得到的 IGD 值进一步验证了这

表 6 每个任务通过不同算法得到 HV 值的均值与标准差

Table 6 Each task obtains the mean and standard deviation of HV values through different algorithms

	NSGA-III	RVEA	MOEAD-LWS	PB-MOO
2 子任务	9.287e + 2 (6.1e + 1)	8.124e + 2 (1.5e + 0)	8.176e + 2 (9.5e + 1)	1.061e + 3 (3.5e + 1)
4 子任务	2.772e + 3 (1.9e + 2)	2.021e + 3 (2.4e + 2)	2.732e + 3 (1.3e + 3)	3.632e + 3 (3.8e + 2)
6 子任务	4.275e + 3 (9.5e + 2)	3.726e + 3 (1.9e + 3)	—	5.499e + 3 (1.9e + 2)

表 7 每个任务通过不同算法得到 IGD 值的均值与标准差

Table 7 Each task obtains the mean and standard deviation of IGD values through different algorithms

	NSGA-III	RVEA	MOEAD-LWS	PB-MOO
2 子任务	7.461e + 0 (3.8e + 0)	9.123e + 0 (5.2e + 0)	1.865e + 1 (6.1e + 0)	3.543e + 0 (3.2e + 0)
4 子任务	4.448e + 1 (3.7e + 1)	7.841e + 1 (4.6e + 1)	9.247e + 1 (1.1e + 1)	6.765e + 0 (2.1e + 0)
6 子任务	5.167e + 1 (2.3e + 1)	1.054e + 2 (1.5e + 1)	—	4.313e + 0 (1.5e + 0)

表 8 每个任务通过不同算法获得的最终解
Table 8 The final solution of each task obtained by different algorithms

	NSGA-III	RVEA	MOEAD-LWS	PB-MOO
2 子任务	(25, 190.4)	(26, 195.6)	(26, 215.7)	(24, 190.1)
4 子任务	(60, 378.2)	(57, 424.5)	(52, 432.7)	(52, 364.3)
6 子任务	(90, 500.1)	(93, 522.1)	(91, 522.3)	(89, 450.8)

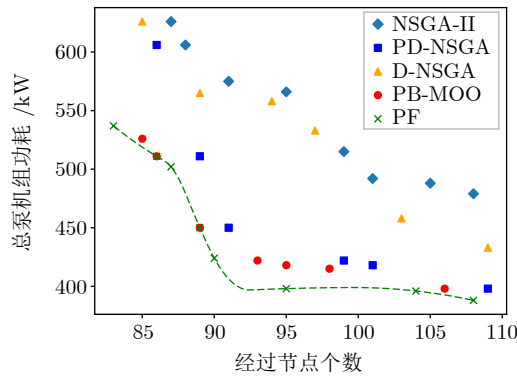


图 10 6 个子任务下的消融实验

Fig.10 Ablation experiments under six subtasks

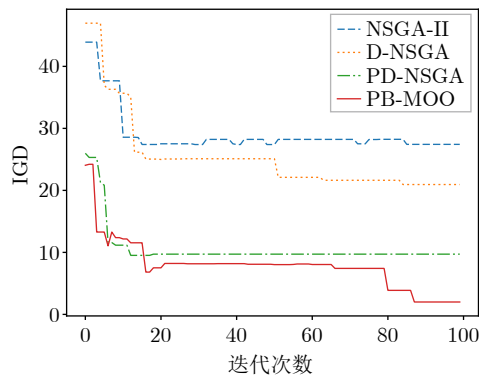


图 11 6 个子任务下的 IGD 值对比测试

Fig.11 Comparison test of IGD values under six subtasks

一观点,验证了其在多目标优化问题中的全面性和鲁棒性.

需要强调的是,作为一个实际问题,由于完整、真实的帕累托前沿难以获取,导致通过近似帕累托前沿计算得到的 IGD 参数存在轻微波动.显然,先验偏好设置对于在初始化阶段获取高质量的初始种群具有积极作用.同时,采用传统交叉变异算子的 NSGA-II 与 PD-NSGA 在解的质量提升方面缺乏局部搜索信息的有效指导,只能依赖盲目的突变来获得种群的质量提升.而本研究提出的 PB-MOO 通过偏好策略得到最优执行任务的泵机组,通过基于双层搜索的进化算子有助于对局部最优优点进一步

探索,能够有效提高算法的整体性能.

4 结论

针对大规模罐区中受复杂工业生产条件严格约束的原油移动路径规划问题的求解困难,提出了一种基于偏好的多目标优化算法,突破了过去高度依赖人工经验方法的局限性.基于有向图结构对大规模原油罐区进行细致数学建模,通过决策变量重新编码、引入偏好策略与基于原油移动问题特征的交叉变异算子,引导对罐区路径进行细致搜索,并在迭代过程中基于迭代数据自适应更新偏好权重,减少对不可行决策空间的计算资源浪费.实验结果验证了该方法能够在复杂原油移动任务中找到满足约束的优质候选解,取得了较好的优化结果.

References

- 1 Huang De-Xian, Jiang Yong-Heng, Jin Yi-Hui. Present research situation, major bottlenecks, and prospect of refinery industry process control. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(6): 902-916 (黄德先, 江永亨, 金以慧. 炼油工业过程控制的研究现状、问题与展望. *自动化学报*, 2017, **43**(6): 902-916)
- 2 Zhang W T, Du W, Yu G, He R C, Du W L. Large-scale crude oil scheduling: A framework of hybrid optimization based on plan decomposition. In: *Proceedings of 2022 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Padua, Italy: IEEE, 2022. 1-8
- 3 Zhang W T, Du W, Yu G, He R C, Jin Y C. Knowledge-assisted dual-stage evolutionary optimization of large-scale crude oil scheduling. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2024, **8**(2): 1567-1581
- 4 Hou Y, Zhang Y X, Wu N Q, Zhu Q H. Constrained multi-objective optimization of short-term crude oil scheduling with dual pipelines and charging tank maintenance requirement. *Information Sciences*, 2022, **588**: 381-404
- 5 Hou Y, Wu N Q, Zhou M C, Li Z W. Pareto-optimization for scheduling of crude oil operations in refinery via genetic algorithm. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2017, **47**(3): 517-530
- 6 Yin J, Huang R, Sun H, Cai S Y. Multi-objective optimization for coordinated production and transportation in prefabricated construction with on-site lifting requirements. *Computers & Industrial Engineering*, DOI: 10.1016/j.cie.2024.110017
- 7 He C L, Zhang Y, Gong D W, Song X F, Sun X Y. A multitask bee colony band selection algorithm with variable-size clustering for hyperspectral images. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2022, **26**(6): 1566-1580
- 8 Fang Y L, Li Z Y, Wang S W, Lu X W. Multi-objective multi-fidelity optimisation for position-constrained human-robot collaborative disassembly planning. *International Journal of Production Research*, 2024, **62**(11): 3872-3889
- 9 Wang R Q, Zhang D M, Kang Z J, Zhou R C, Hui G. Study on deep reinforcement learning-based multi-objective path planning algorithm for inter-well connected-channels. *Applied Soft Computing*, DOI: 10.1016/j.asoc.2023.110761
- 10 Zhu Z X, Wang F X, He S, Sun Y W. Global path planning of mobile robots using a memetic algorithm. *International Journal of Systems Science*, 2015, **46**(11): 1982-1993
- 11 Suresh K S, Venkatesan R, Venugopal S. Mobile robot path planning using multi-objective genetic algorithm in industrial automation. *Soft Computing*, 2022, **26**(15): 7387-7400
- 12 Zhang W T, Du W L, Du W, He R C, Jin Y C. Large-scale con-

- tinuous-time crude oil scheduling: A variable-length evolutionary optimization approach. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, DOI: 10.1109/TASE.2024.3380744
- 13 Ramteke M, Srinivasan R. Large-scale refinery crude oil scheduling by integrating graph representation and genetic algorithm. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2012, **51**(14): 5256–5272
 - 14 Panda D, Ramteke M. Reactive scheduling of crude oil using structure adapted genetic algorithm under multiple uncertainties. *Computers & Chemical Engineering*, 2018, **116**: 333–351
 - 15 Hou Y, Wu N Q, Li Z W. A genetic algorithm approach to short term scheduling of crude oil operations in refinery. *IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 2016, **11**(5): 593–603
 - 16 Palakonda V, Kang J M. Pre-DEMO: Preference-inspired differential evolution for multi/many-objective optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Systems*, 2023, **53**(12): 7618–7630
 - 17 Deb K, Sundar J. Reference point based multi-objective optimization using evolutionary algorithms. In: *Proceedings of the 8th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*. Seattle, USA: ACM SIGEVO, 2006. 635–642
 - 18 Zheng J H, Lai N, Guo G Q. ϵ -pareto dominance strategy based on angle preference in MOEA. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2014, **27**(6): 569–575
 - 19 Chaudhuri S, Deb K. An interactive evolutionary multi-objective optimization and decision making procedure. *Applied Soft Computing*, 2010, **10**(2): 496–511
 - 20 Wang C, Jiao L C, Zhao J X, Li L L, Liu X, Liu F, et al. Bi-level multiobjective evolutionary learning: A case study on multitask graph neural topology search. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024, **28**(1): 208–222
 - 21 Deb K, Pratap A, Agarwal S, Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, **6**(2): 182–197
 - 22 Yao Y, Peng Z, Xiao B. Parallel hyper-heuristic algorithm for multi-objective route planning in a smart city. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, **67**(11): 10307–10318
 - 23 While L, Hingston P, Barone L, Huband S. A faster algorithm for calculating hypervolume. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, **10**(1): 29–38
 - 24 Zitzler E, Thiele L, Laumanns M, Fonseca C M, Fonseca V G. Performance assessment of multiobjective optimizers: An analysis and review. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2003, **7**(2): 117–132
 - 25 Deb K, Jain H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part I: Solving problems with box constraints. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2014, **18**(4): 577–601
 - 26 Wang R, Zhou Z B, Ishibuchi H, Liao T J, Zhang T. Localized weighted sum method for many-objective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2018, **22**(1): 3–18
 - 27 Cheng R, Jin Y C, Olhofer M, Sendhoff B. A reference vector guided evolutionary algorithm for many-objective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2016, **20**(5): 773–791



王舒涵 华东理工大学信息科学与工程学院硕士研究生。主要研究方向为多目标优化, 生成式进化计算。

E-mail: shuhanwang0710@163.com

(WANG Shu-Han Master student at the School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology. His research interest covers multi-objective optimization and generative evolutionary computation.)



堵威 华东理工大学信息科学与工程学院副教授。主要研究方向为进化计算, 大规模优化, 鲁棒优化和复杂工业过程决策优化。本文通信作者。

E-mail: duwei0203@ecust.edu.cn

(DU Wei Associate professor at the School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology. His research interest covers evolutionary computing, large-scale optimization, robust optimization and complex industrial process decision optimization. Corresponding author of this paper.)



唐漾 华东理工大学信息科学与工程学院教授。主要研究方向为智能无人系统和工业智能。

E-mail: yangtang@ecust.edu.cn

(TANG Yang Professor at the School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology. His research interest covers intelligent unmanned system and industrial intelligence.)



钟伟民 华东理工大学信息科学与工程学院教授。主要研究方向为工业过程建模与优化控制。

E-mail: wmzhong@ecust.edu.cn

(ZHONG Wei-Min Professor at the School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology. His research interest covers modeling and optimization control of industrial process.)