文章编号:1000 - 4653(2026)04 - 0047 - 10

两阶段混合布谷鸟算法求解双资源泊位分配

张 丹[1*], 李千千[1], 盛进路[1], 彭振斌[2]
(1. 重庆交通大学 航运与船舶工程学院, 重庆 400074;2. 长江武汉航道工程局, 湖北 武汉 430014)

摘 要:针对航道整治等大型水上工程中施工船舶协同调度难题,首次将其建模为双资源泊位分配问题(DR-BAP),建立以最小化船舶等待成本和资源偏好不匹配成本为目标的数学模型。为求解此非确定性多项式(NP-hard)问题,提出两阶段混合布谷鸟搜索算法(TSH-CSA):第一阶段采用动态优先级、负载均衡引导策略及历史拥堵反馈惩罚机制进行宏观资源分配,融合领域知识与反馈信息优化适应度评估;第二阶段融合自适应双种群与智能重启机制实现微观精细化求解,算法整体构建"分配—调度—反馈"全局迭代框架以提升全局寻优能力。以某航道整治工程为背景的仿真实验表明,相较于标准布谷鸟搜索算法,TSH-CSA 在求解质量、收敛速度与鲁棒性上均显著提升,验证了模型与算法解决复杂工程调度问题的有效性与先进性。

关键词:智能航运;双资源泊位分配;布谷鸟搜索;两阶段优化;协同调度
中图分类号:U691.3 **文献标志码**:A **DOI**:10.3969/j.issn.1000 - 4653.2026.04.006

Two-stage hybrid cuckoo search algorithm for solving the dual-resource berth allocation problem

Zhang Dan[1*], *Li Qianqian*[1], *Sheng Jinlu*[1], *Peng Zhenbin*[2]
(1. School of Shipping and Naval Architecture, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China; 2. Chang Jiang Wuhan Waterway Engineering Bureau, Wuhan 430014, China)

Abstract: To address the challenge of coordinating and scheduling construction vessels in large-scale water projects such as waterway regulation, this problem is modeled for the first time as a Dual-Resource Berth Allocation Problem (DR-BAP). A mathematical model is established with the objective of minimizing vessel waiting costs and resource preference mismatch costs. To solve this Non-deterministic Polynomial-time hard (NP-hard) problem, a Two-Stage Hybrid Cuckoo Search Algorithm (TSH-CSA) is proposed. In the first stage, the algorithm employs dynamic priorities, a load balancing guidance strategy, and a historical congestion feedback penalty mechanism for macroscopic resource allocation. It integrates domain knowledge and feedback information to optimize fitness evaluation. In the second stage, the algorithm integrates an adaptive dual-population mechanism and an intelligent restart mechanism to achieve a microscopic, refined solution. Overall, the algorithm establishes a global iterative framework of "allocation-scheduling-feedback" to enhance its global optimization capability. Simulation experiments based on a waterway regulation project show that, compared with the standard Cuckoo Search Algorithm, TSH-CSA exhibits significant improvements in solution quality, convergence speed, and robustness. These results verify the effectiveness and advancement of the proposed model and algorithm in solving complex engineering scheduling problems.

Key words: intelligent shipping; dual-resource berth allocation; cuckoo search; two-stage optimization; cooperative scheduling

---

收稿日期:2026-01-15
基金项目:重庆市研究生联合培养基地项目(JDLHPYJD2024008);重庆市研究生导师团队建设项目(JDDSTD2022009);重庆市教育委员会科学技术研究项目(KJQN202405701)资助

第一作者(*通信作者):张 丹(1983—),男,副教授,研究方向为船舶控制与智能航海,(E-mail)45168810@qq.com

引用格式:张丹,李千千,盛进路,等. 两阶段混合布谷鸟算法求解双资源泊位分配[J]. 中国航海,2026,49(4):47 - 56.
Zhang D, Li Q Q, Sheng J L, et al. Two-stage hybrid cuckoo search algorithm for solving the dual-resource berth allocation problem[J]. Navigation of China, 2026, 49(4): 47 - 56. (in Chinese)

在各类大型水上工程建设中,如航道疏浚整治、大坝修建等,大规模施工船队的协同作业是保障项目顺利推进的核心环节,承担着关键的物料运输与现场施工任务。然而,庞大的运输需求与有限的航道、工程水域资源形成了尖锐矛盾。因此,如何高效、智能地调度这支船队,已成为决定工程成败的关键。调度不善将直接导致船舶长时间排队等待,使时间成本剧增、关键资源闲置或过载,导致工程效率低下,进而拖慢整体施工节奏,影响工程进度。同时,混乱的调度还会加剧航道拥堵,显著提升碰撞、搁浅等事故风险威胁航行安全,因此亟须先进的优化方法来解决这一技术与管理难题。

从学术角度审视,此类船舶调度问题本质上是一个复杂的组合优化问题,与经典的港口泊位分配问题(Berth Allocation Problem, BAP)具有内在关联。国内外学者对此进行了广泛深入的研究,主要集中在绿色港口调度、两阶段优化策略及智能算法应用三个维度。在绿色港口与泊位调度方面,随着"双碳"目标的推进,调度优化已从单一的时间效率转向兼顾绿色低碳。郑童等[1]将岸电分配纳入集装箱码头泊位调度,建立了考虑碳排放的成本最小化模型;梁新月等[2]在船舶分段配送路径规划中同样引入了碳排放约束。针对复杂约束环境,文捷等[3]考虑潮汐影响提出了基于长方体排列的调度模型;周飞凤等[4]则针对船舶数据中心调度,提出了结合混合整数线性规划的自适应模拟退火算法,显著提升了资源调度效能;吴云强等[5]针对单向航道下的连续泊位分配,建立了整数线性规划模型并设计了精确算法;初良勇等[6]则利用改进布谷鸟搜索—人工鱼群混合算法(Cuckoo Search Algorithm-Artificial Fish Swarm Algorithm, CSA-AFSA)解决了连续型泊位分配优化问题;Zhang 等[7]进一步研究了泊位与岸桥的联合双目标优化,以提升港口整体作业效率。

在处理大规模复杂调度难题时,两阶段优化策略因其能有效降低问题维度而被广泛采用。刘磊等[8]针对引航员排班问题,设计了基于帝国竞争与变邻域搜索的两阶段启发式算法;胡碟等[9]在多无人机船舶排放监测中,构建了基于遗传与禁忌搜索的两阶段算法。类似地,董海等[10]、杨枫等[11]及刘建辉等[12]分别在应急供应链网络建模和应急车辆动态路径选择中,成功应用两阶段优化模型解决了动态不确定性问题。周荔丹等[13]、陈星瀚等[14]以及班波等[15]的研究也均证实,将复杂问题解耦为不同阶段进行求解,能显著提升铁路物流、电力调度等领域的资源协同效率。

在求解算法层面,布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search Algorithm, CSA)等群智能算法因其寻优能力强而被广泛应用。Aslam 等[16]验证了 CSA 在多码头泊位分配中的有效性。然而,针对标准算法在求解高维问题时易陷入局部最优的局限,学者们提出了多种改进策略。尚禹宏等[17]通过引入混沌映射和反向学习机制提出了改进混合 CSA;王永金等[18]基于改进布谷鸟算法优化了集装箱码头配载;李广强等[19]提出了并行蝙蝠算法以提升收敛速度。这些研究为解决双资源泊位分配问题(Dual-Resource Berth Allocation Problem, DR-BAP)提供了重要的算法参考与改进思路。

综上所述,尽管现有研究在港口调度与工程优化领域成果颇丰,但针对水上工程建设中"作业工程水域—辅助船舶"这一典型的双资源协同调度问题,系统性研究仍存在明显空白。现有算法在处理此类大规模、混合决策变量、强时空耦合约束的调度问题时,常面临收敛速度慢、易陷入局部最优的困境,难以满足实际工程的高效智能调度需求。为此,本文将该问题正式建模为 DR-BAP,并提出一种创新的两阶段混合 CSA。该算法通过分阶段优化,将复杂的混合变量问题分解为资源分配与时间调度两个子问题,旨在提升求解效率与解的质量。

1 问题描述

航道整治等水上工程的施工调度是一个涉及多主体、多资源的动态协同过程。其核心业务对象包括运石船舶(作业需求方)、抛石辅助船舶(关键作业资源)以及工程水域(作业空间资源,亦称工程水域)。

具体作业流程见图1:运石船舶满载石料到达施工区域后,向调度中心发送作业申请。调度中心根据当前的资源状态进行决策。抛石辅助船舶作为关键作业单元,其运行需严格配置于特定的工程水域内。因此,运石船舶的作业开展,依赖在目标工程水域中同时获得可用的辅助船舶及其所处水域的承载容量。这种相互嵌套的约束关系,构成了"辅助船舶—工程水域"紧密的空间与功能耦合,也体现了运石船、抛石辅助船与工程水域三者之间"需求—服务—空间"的双资源约束链条。

基于上述流程,本研究将该问题抽象为 DR-BAP。与传统港口调度相比,该问题面临以下独特的决策难点。

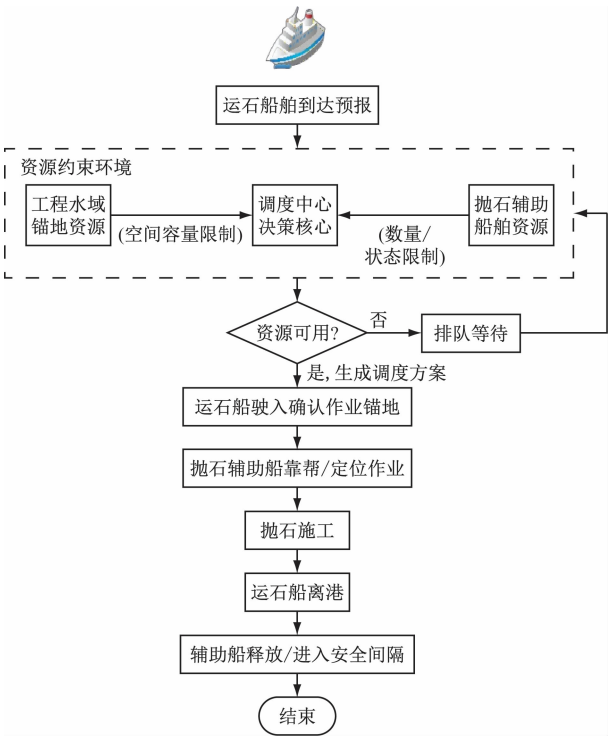


图 1　施工船舶作业流程与资源调度逻辑示意

Fig. 1　Logical schematic diagram of operation process and resource scheduling for construction vessels

1）双资源强耦合:传统的泊位分配仅需考虑泊位这单一资源,而本问题中,运石船必须同时占用“辅助船”和“工程水域”方可作业。若某水域虽有空闲容量但无可用辅助船,或有辅助船但水域拥挤,作业则无法开展。

2）资源偏好冲突:不同运石船舶因船型、吃水或由于长期合作习惯,对辅助船舶和工程水域存在特定的偏好。如何在满足这些偏好的同时保障整体调度效率,是一个复杂的多目标权衡问题。

3）动态时空约束:作业过程受到严格的时间窗限制(如每日工作时间)和安全约束(如辅助船连续作业的最小安全间隔)。

综上,DR-BAP 的本质是在已知待调度船舶到达时间、作业时长及资源偏好的条件下,通过协同规划每艘船的“工程水域—辅助船”分配与作业时间窗,最小化包括等待成本、偏好惩罚及违规惩罚在内的总调度成本。这是一个典型的 NP-hard 组合优化问题。为此,本文提出 TSH-CSA 进行求解。

2　数学模型建立

2.1　假设条件

本文从调度室的视角出发,主要考虑运石船舶、抛石辅助船舶、工程水域三方的调度优化方案。在运石船舶实际调度之前,所有运石船舶的到达时间、作业时长、首选抛石船舶及备选抛石船舶等信息应由运石船舶船长提供给调度室,并保证数据准确。关于船舶优先分配首选资源方面,若被占用则依次考虑备选及其他空闲资源,分配非偏好资源时计入惩罚成本。各船舶作业互不干扰,除安全间隔和资源占用外,每艘抛石辅助船在同一时刻仅能服务一艘施工船舶。同时不考虑其他外部环境因素影响。

2.2　参数定义

为确保模型贴近实际并保证求解的有效性,模型中的关键参数设置原则如下:各类成本与惩罚系数的取值主要依据该航道整治工程的历史运营数据、专家经验进行综合标定,并通过量纲归一化处理以消除不同成本项之间的尺度差异。用于模型线性化的大数 M,其取值原则是确保其足够大以强制执行约束逻辑,但又要避免因数值过大引发的计算不稳定问题。具体而言,M 的值应显著超过任意两艘船舶可能的最大作业完成时间与最小开始时间之差,确保约束在逻辑上有效。

i,k 为待调度施工船舶编号,船舶集合 $V=\{1,2,\cdots,v\}$;q 为作业工程水域编号,工程水域集合 $Q=\{1,2,\cdots,q\}$;p 为抛石辅助作业船编号,辅助船集合 $P=\{1,2,\cdots,p\}$;P_q 表示工程水域 q 可用的辅助船集合,$P=\bigcup\limits_{q\in Q}P_q$;$C_{aq}$ 表示工程水域 q 的最大容量(可同时服务的船舶数量);t_{Ai} 表示船舶 i 的预计到达时间;t_{Hi} 表示船舶 i 的作业处理时间;$q_{i,\mathrm{pref}}$ 表示船舶 i 的首选目标作业工程水域;$P_{i,\mathrm{pref}}$ 表示船舶的首选辅助船集合,$P_{i,\mathrm{alt}}$ 表示备选辅助船集合,$P_{i,\mathrm{other}}$ 表示其他辅助船集合;W_s,W_e 分别为每日作业时间窗口的起止时刻;t_{safe} 为同一辅助船连续作业的最小安全时间间隔。成本与惩罚系数包括:单位时间船舶等待成本 C_{wait},分配备选辅助船的惩罚成本 $C_{\mathrm{pref_alt}}$,分配非偏好辅助船的惩罚成本 $C_{\mathrm{pref_other}}$;分配非偏好工程水域的惩罚成本 $C_{\mathrm{quay_pref}}$;单位时间加班成本 C_{overtime},违反安全间隔的惩罚 C_{safety};违反工程水域容量的单位惩罚 C_{capacity};以及用于模型线性化用的大数 M。

2.3　决策变量

x_{ip} 当且仅当施工船舶 i 分配给辅助船 p 时为 1,否则为 0;s_i 表示施工船舶 i 的作业开始时间;c_i 表示施工船舶 i 的作业完成时间;y_{iq} 当且仅当施工船舶 i 分配给非偏好工程水域 q 时为 1,否则为 0;$t_{i,\mathrm{over}}$ 表示船舶 i 在作业窗口外的总作业时长;δ_{ik} 当且仅当船舶 i 和分配至同一辅助船且 i 在 k 之前作业时为 1,否则为 0;θ_{ikp} 当分配至同一辅助船 p 的船舶 i 和 k 违反安全间隔时为 1,否则为 0;V_q 表示工程水

域 q 因同时作业船舶数超过其容量 C_{aq} 而产生的违规数量。

2.4 目标函数及约束条件

以包含等待成本、偏好惩罚与违规惩罚的综合调度成本最小为目标，建立双资源泊位分配优化模型。为确保模型的合理性与现实可操作性，模型中关键参数的设定与配置遵循以下原则：目标函数通过将各成本项直接进行货币化量纲处理，其相对重要性通过具体的惩罚数值体现。各分项成本的设定与仿真代码中的参数严格对应：约束条件中的核心参数，如最小安全间隔，是依据船舶在作业点离场、进场和辅助船准备等一系列连续操作所需的最小运营时间并结合工程实际进度确定，在本次仿真中取值为0.5 h，各工程水域容量则根据其实际可容纳辅助船的数量精确设定为[3,2,3,2,2]。这种基于现实数据且结构清晰的参数化方法，确保了模型与工程实践的紧密耦合，保证了研究的可验证性。目标函数为：

$$\min Z = f_{\text{wait}} + f_{\text{pref}} + f_{\text{penalty}} \tag{1}$$

S. T.

$$f_{\text{wait}} = \sum_{i \in V} C_{\text{wait}} \cdot (s_i - t_{\text{A}i}) \tag{2}$$

$$f_{\text{pref}} = \sum_{i \in V} \left(\sum_{p \in P_{i,\text{alt}}} C_{\text{pref_alt}} \cdot x_{ip} + \sum_{p \notin (P_{i,\text{pref}} \cup P_{i,\text{alt}})} C_{\text{pref_other}} \cdot x_{ip} + C_{\text{quay_pref}} \cdot y_{iq} \right) \tag{3}$$

$$f_{\text{penalty}} = \sum_{i \in V} t_{i,\text{over}} C_{\text{overtime}} + \sum_{i,k \in V, i \neq k, p \in P} \theta_{ikp} \cdot C_{\text{safety}} + \sum_{q \in Q} V_q \cdot C_{\text{capacity}} \tag{4}$$

$$\sum\nolimits_{p \in P} x_{ip} = 1, \forall i \in V \tag{5}$$

$$c_i = s_i + t_{\text{H}i}, \forall i \in V \tag{6}$$

$$s_i \geqslant t_{\text{A}i}, \forall i \in V \tag{7}$$

$$s_i \geqslant c_k + T_{\text{safe}} - M \cdot (3 - x_{ip} - x_{kp} - \delta_{ik}), \quad \forall i,k \in V, i < k, p \in P \tag{8}$$

$$s_k \geqslant c_i + t_{\text{safe}} - M \cdot (3 - x_{ip} - x_{kp} - (1 - \delta_{ik})), \quad \forall i,k \in V, i < k, p \in P \tag{9}$$

$$x_{ip}, \delta_{ik} \in \{0,1\}, \forall i,k \in V, i < k, p \in P \tag{10}$$

式(1)的完整目标是最小化调度方案的总成本。式(1)中，Z 是总成本，由船舶等待成本 f_{wait}、偏好违背成本 f_{pref} 和运营违规惩罚 f_{penalty} 三部分相加构成。式(2)计算所有船舶因作业开始时间晚于其到达时间而产生的等待成本。式(3)惩罚将船舶分配给备选或其他非首选辅助船，以及非偏好工程水域的决策。式(4)是对所有违反核心运营约束的综合惩罚，包括对在规定工作时间外作业的加班惩罚、对同一辅助船服务两艘船之间安全间隔不足的惩罚，以及对某一时刻在同一工程水域作业的船舶数超过其容量的惩罚。这些惩罚项在算法中用于引导搜索避开不可行或不理想的解空间区域。式(5)确保每艘船有且仅有一个辅助船；式(6)明确了船舶服务结束时间、开始时间及所需服务时间之间的关系；式(7)保证船舶必须在到达后才能开始接受服务；式(8)和(9)利用大 M 法确保任意两艘分配至同一辅助船的船舶在作业时间上不会发生重叠，并满足最小安全间隔要求；式(10)明确了决策变量的类型和取值范围。

3 两阶段混合 CSA 设计

3.1 算法设计思想：从“扁平化”求解到分层解耦的架构改进

CSA 作为一种新型启发式算法，具有参数少、操作简单和全局寻优能力强的优点[17]。然而，在直接应用于求解港口调度这类高维混合整数优化问题时，传统的“扁平化”求解模式——将离散的资源分配决策与连续的时间调度决策耦合在单一解向量中——使其搜索空间巨大、结构复杂，导致算法收敛速度慢且极易陷入局部最优。问题的核心挑战在于其混合整数特性：离散的分配决策（将船 i 分配给辅助船 p）决定了问题的组合结构，而连续的时间决策（船 i 的开工时间 s_i）则要求在确定结构后进行精细的数值优化。

针对此缺陷，本文借鉴“分而治之”的设计思想，提出一种两阶段分层解耦架构，见图2，其划分依据源于问题的内在决策层级与物理意义。该架构将原问题分解为两个关联但独立的子问题。

1）第一阶段：宏观资源分配。此阶段聚焦于求解离散的组合优化问题，即决定“哪艘船使用哪项资源”的分配方案。其目标是生成一个在资源偏好、负载均衡等宏观指标上表现优异的“调度蓝图”。

2）第二阶段：微观时间调度。在第一阶段给出的高质量分配方案基础上，此阶段专注于求解连续变量的优化问题，即精确安排每项作业的“开始时间”。

该解耦策略的优越性在于：它将一个高维混合整数难题降维为两个复杂度更低、更易于求解的子问题，显著缩小了搜索空间。与“先调度后分配”等其他潜在的解耦方式相比，本架构更符合实际调度决策的逻辑，且第一阶段能为第二阶段的精细化搜索提供一个高质量的初始解空间，从而有效避免了

从劣质解区域开始寻优的低效过程,显著提升了算法的收敛效率与全局寻优能力。

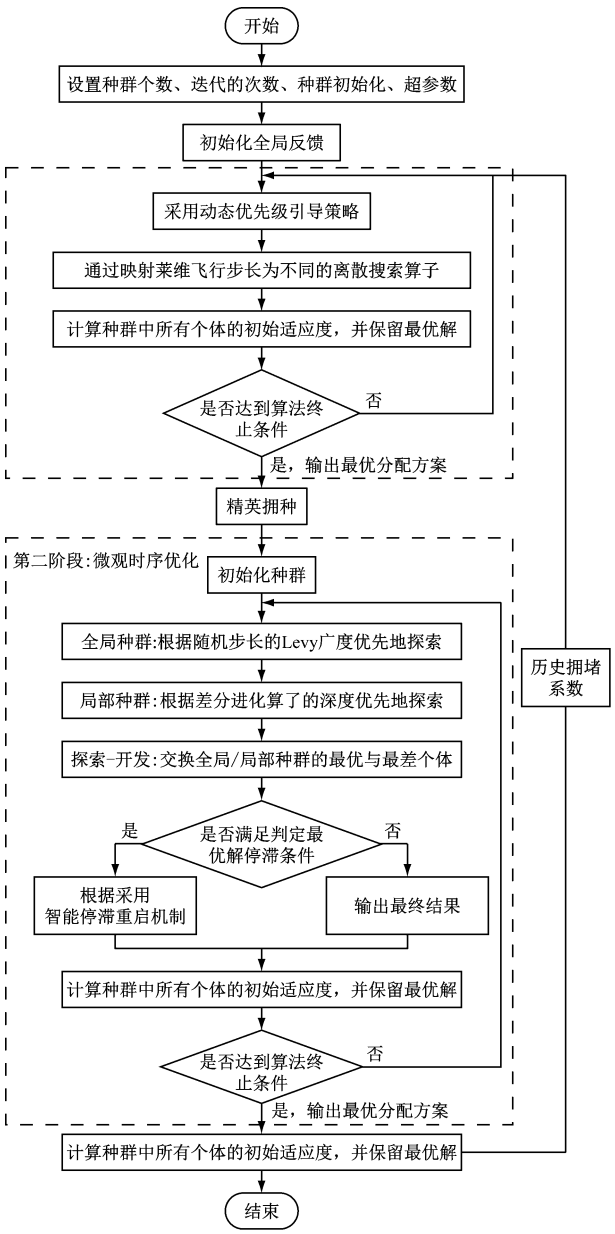


图 2　双阶段混合布谷鸟算法的具体流程

Fig. 2　The two-stage hybrid cuckoo algorithm flow chart

3.2　第一阶段搜索改进:动态优先级引导的 CSA

在本文提出的两阶段解耦框架中,第一阶段的核心任务是高效求解离散的资源分配子问题。为高效求解第一阶段的离散分配子问题,本文没有采用传统的"盲目"搜索,而是提出了一种动态优先级引导的 CSA。该算法的核心思想是将领域先验知识与跨阶段的高层反馈信息深度融合,构建一个动态变化的、更具启发性的适应度景观,从而引导种群向高质量解区域快速收敛。

首先,为融入领域知识,算法在初始化及生成新解时,采用一种动态优先级引导策略。该策略依据每艘施工船舶 i 对辅助船 p 的偏好层级(首选 $p \in P_{i,\text{pref}}$、备选 $p \in P_{i,\text{alt}}$、其他 $P_{i,\text{other}}$),通过一个引导参数 P_{guide} 来非对称地生成分配决策 x_{ip},其数学形式为

$$x_{ip} = \begin{cases} \text{RandomSelect}(P_{i,\text{alt}}), & \text{if rand}(\cdot) < P_{\text{guide}} \\ \text{RandomSelect}(P_{i,\text{alt}} \cup P_{i,\text{other}}), & \text{else} \end{cases} \tag{11}$$

式(11)中:rand(·)为在[0,1]区间内生成的均匀分布随机数;P_{guide} 为优先级引导约束,用于控制算法向量最有偏好倾斜的概率,经参数敏感性分析,将 P_{guide} 设置为 0.8。此策略保证了初始种群的"先天优势",使其从一个更靠近最优解的区域开始搜索。

更进一步地,为克服启发式算法普遍存在的"短视"缺陷,本文设计了一种高层反馈惩罚机制。本阶段的适应度函数被设计为一个综合性的评估指标,其数学形式为

$$C_{\text{alloc}} = f_{\text{pref}}(X) + f_{\text{balance}}(X) + W_{\text{f}} \cdot C_{\text{feedback}}(X) \tag{12}$$

式(12)中:X 为一个完整的分配方案;f_{pref} 为偏好不匹配成本,与式(3)定义类似;f_{balance} 为新增的资源负载均衡成本,它通过计算分配给各辅助船的总作业时长的方差、超载量和空闲量,来惩罚导致部分辅助船过忙而另一部分空闲的"不均衡"分配方案;$W_{\text{f}} \cdot C_{\text{feedback}}$ 则是与历史调度拥堵状况相关的反馈惩罚项。

通过此设计在偏好上看似不错、但会导致资源负载严重失衡,或在历史调度中频繁造成拥堵的分配方案,其适应度将会被显著拉低。这使得宏观分配能够综合考量偏好与效率。在此基础上,算法通过映射莱维飞行步长来驱动种群在上述构造的启发式适应度景观中进行高效寻优,从而将精英种子为第二阶段的精细化时间调度提供一个在"偏好"和"均衡"两个维度上都表现卓越的起点。

3.3　第二阶段搜索改进:平衡探索与开发的混合自适应策略

在第一阶段输出高质量的分配"蓝图"后,第二阶段的核心任务是在此基础上,对包含资源分配和作业时间在内的完整调度问题进行精细化求解。针对该阶段解空间复杂、多模态的特性,本文提出一种混合自适应双种群 CSA,其设计核心在于通过结构异化与智能干预,实现算法全局探索与局部开发能力的动态平衡。该算法构建了功能互补的双种群协同进化架构。其中,规模较小的探索者种群 P_{exp} 负责在广阔的解空间中发现新的潜力区域,其调度方案 s_i 的更新遵循改进的莱维飞行机制,以实现大范围的随机跳跃,表达式为:

$$S_{i,t+1} = L(S_{i,t}, S_{\text{best},t}, \beta), \forall i \in P_{\text{exp}} \quad (13)$$

式(13)中 $S_{\text{best},t}$ 为当前全局最优调度方案，L 函数通过对调度方案中的资源分配与作业时间两个维度施加一个由莱维分布产生的随机步长，使得该种群能够以较大概率进行大步长跳跃，从而有效探索远离当前最优解的未知区域，保证种群的多样性。与之并行的是规模较大的开发者种群 P_{dev}，负责对已发现的优势区域进行深度挖掘。该种群采用差分进化(Differential Evolution，DE)算子进行更新，通过学习种群内部的差异向量来指导新解的生成，展现出强大的局部收敛性能，表达式为：

$$S_{i,t+1} = D(S_{r1,t}, S_{r2,t}, S_{r3,t}, F), \forall i \in P_{\text{dev}} \quad (14)$$

式(14)中：$S_{r1,t}, S_{r2,t}, S_{r3,t}$ 为从种群中随机选择的三个不同方案；F 为缩放因子。

该策略在现有优秀解的邻域内进行精细搜索得出新解，从而加速算法的收敛。这两个种群通过周期性的信息交流(精英个体互换)，实现了“探索—开发”的良性循环。为解决元启发式算法后期易陷入停滞的顽固问题，本研究进一步创新性地引入了一种结合领域启发式的智能停滞重启机制。该机制通过监测全局最优解的改善情况 $T_{\text{stagnation}}$ 来判断算法是否停滞。一旦触发，它并非简单地随机重置，而是执行一套智能化的“破局”流程：

$$S_{\text{new}} = G(S_{\text{best}}, F_{\text{cong}}) \quad (15)$$

该流程首先提取当前最优解 S_{best}，并依据从第一阶段传递的拥堵反馈信息 F_{cong} 对其分配方案进行有偏向性的引导式变异(Guided Mutation)，以更高的概率对曾导致拥堵的“瓶颈”资源(如特定辅助船)的分配方案进行调整，从而实现有目的性的“破局”探索。然后，调用一个贪心启发式(Greedy Heuristic，GH)算法，将所有船舶按到达时间排序，依次为它们分配在所分配资源上满足所有约束(如安全间隔、工作时间)的最早可用开始时间，从而快速构建出一个完整的、具有竞争力的新解 S_{new}。最后，将一批这样携带了“领域知识”和“最优解基因”的新个体注入种群，替换掉“劣质解”。这种将元启发式搜索与问题领域启发式深度融合的重启策略，实现了从当前最优区域向邻近潜力区域的定向跳跃，是保证算法鲁棒性和全局寻优能力的关键。

3.4 约束处理改进：基于惩罚函数的约束处理策略

为高效处理模型中的复杂约束，本文采用基于惩罚函数的策略。该方法的核心思想是将约束的处理融入适应度评估中，而非采用复杂的修复算子。具体而言，当算法生成一个新解后，系统会在计算其总成本时，检查其是否违反，关键约束如工作时间、安全间隔、工程水域容量等。若存在违规，则会根据其违规的严重程度(例如加班的时长、超出容量的船舶数量)将一个相应的惩罚成本叠加到其总成本中。因此，一个严重违反约束的解会因其过高的总成本而在进化过程中被自然淘汰。同时，该策略允许轻微违反约束的解在种群中短暂存在，为算法探索可行域边界附近的潜力区域提供灵活性。此方法简化了算法设计，并被证明在引导搜索向高质量可行解收敛方面是行之有效的。

3.5 两阶段混合 CSA 整体流程

本算法的整体流程以一个包含“分配—调度—反馈”的全局迭代框架为核心。算法启动时，设定全局迭代次数并初始化用于存储历史拥堵信息的全局反馈数据。在每一次全局迭代中，第一阶段的宏观分配会利用当前的反馈数据来指导其资源分配过程，并产出最优分配方案。该最优分配方案(仅包含“船—资源”配对信息)需被转化为一个包含具体作业时间的完整调度方案，才能作为“精英种子”注入第二阶段。此转化通过一个 GH 策略完成：将所有船舶按预计到达时间排序，依次为每艘船在其已分配的资源上，安排一个满足所有约束的最早可行开始时间。这样生成的完整调度方案既保留了第一阶段的优秀分配结构，又具备了高质量的初始时间安排，为第二阶段的精细化搜索提供了卓越的起点。在第二阶段的微观调度中，将此精英种子注入其种群，对完整的调度问题进行精细化求解，得到本轮迭代的最优调度方案。迭代的最后一步是反馈更新，算法会从中提炼出新的资源拥堵信息来更新，从而为下一次迭代提供更精准的先验知识。当达到最大迭代次数后，全局循环终止，并输出最终寻得的最优调度方案。

4 实验结果与分析

4.1 实验数据

为验证本文所提出的 TSH-CSA 模型的有效性，本文根据长江中游某河段航道整治工程的实际作业特点，设计并生成了一组具有代表性的中等规模测试算例作为分析基准。该算例包含 $V = 100$ 艘待调度施工船舶，时间周期为 7 天，以及 $P = 12$ 艘可用的辅助作业船舶，其中各船舶的预计到达时间和作业时长等关键参数均通过随机模拟生成，以确保实验的通用性与客观性。所有对比算法均在统一的软硬件平台(MATLAB R2024a，Intel Core i7，16GB RAM)上编程实现，测试算法包含三种基础元启发算法即 CSA、遗传算法(Genetic Algorithm，GA)、粒

子群优化(Particle Swarm Optimization,PSO)、算法其对应的双阶段改进版本(CSA-双阶段、GA-双阶段、PSO-双阶段)以及本文所提出的两阶段 CSA(Two-Stage Hybrid Cuckoo Search Algorithm,TSH-CSA)。为保证比较的公平性,所有算法的种群规模统一设置为 100,其第一阶段和第二阶段的迭代次数分别设置为 500 和 2 000。在此基础上,各算法的核心参数依据标准实践进行配置:本文所提 TSH-CSA 与标准 CSA 的发现概率 P_a 均设置为 0.45,Levy 飞行参数 β 为 1.5;GA 的交叉概率与变异概率分别为 0.9 和 0.1;PSO 的惯性权重 w 固定为 1.0,学习因子 $c1$ 与 $c2$ 分别为 1.5 和 2.0。对于包括 TSH-CSA 在内的所有双阶段算法核心参数与标准版保持一致,表 1、表 2、表 3 为测试数据集随机生成的信息。

表 1　测试数据集作业工程水域信息

Tab.1　Anchorage information in the test instance

停靠工程水域	最多同时服务抛石辅助船舶数量/艘
A	3
B	2
C	3
D	2
E	2

表 2　测试数据集辅助船信息

Tab.2　Auxiliary vessel information in the test instance

辅助船 ID	最多同时服务抛石船舶/艘	停靠工程水域
1	1	A
2	1	B
3	1	C
4	1	A
5	1	A
6	1	C
7	1	D
8	1	E
9	1	D
…	…	…

通过实际调查工程项目工程水域的运作情况,设定相关参数,待运输船舶的工程水域平均作业时间为 3 h 内,同时为了安全考虑,每艘作业船舶开始驶离辅助船舶的时间距离下一艘作业船舶到达时间间隔为 0.5 h,工程水域每日工作开始与结束时间间隔为[7:00,19:00],目标函数中的单位等待成本与偏好惩罚成本系数也均采用统一标准,以确保所有比较均在同等条件下进行。

表 3　测试数据集运输船舶信息

Tab.3　Transport vessel information in the test instance

序号	到达时间	首选辅助船数量/艘	备选辅助船数量/艘	首选工程水域	作业时长/h
1	D1:08:20	2	7	B	1.3
2	D1:08:42	1	6	A	1.3
3	D1:08:47	11	11	C	1.5
4	D1:09:45	9	11	D	2.8
5	D1:10:03	7	9	D	1.4
6	D1:10:09	8	8	E	1.7
7	D1:10:09	11	3	C	2.6
8	D1:10:12	9	7	D	1.3
9	D1:10:32	4	1	A	1.3
…	…	…	…	…	…

4.2　结果分析

4.2.1　参数敏感性分析

为验证本文算法中关键参数设置的科学性,本节针对第一阶段的优先级引导参数 P_{guide} 以及第二阶段的双种群规模配比进行系统的敏感性分析。实验在标准算例下独立运行 10 次并取均值,结果如下。

优先级引导参数 P_{guide} 的影响。在本算法中控制了初始解向偏好区域倾斜的概率,对第一阶段的搜索效率具有决定性影响。本节系统性地考察了 P_{guide} 在[0.5,0.9]区间内不同取值对第一阶段成本和最终总成本的影响,实验结果汇总于表 4。实验结果表明,优先级引导参数 P_{guide} 对算法的整体性能展现出复杂而非线性的影响。具体而言,当 P_{guide} 设置为 0.8 时,算法取得了最低的平均最终成本,验证了该参数设置的有效性。

双种群规模配比的影响。双种群规模配比决定了算法在全局探索与局部开发上的资源投入。本文测试了七种不同的探索者种群与开发者种群的规模比例,结果如表 5 所示。

分析结果表明,当探索者种群占 30%、开发者种群占 70% 时,算法展现出最佳的综合性能,取得了最低的平均最终成本。这提示对于本研究中的复

表4 引导参数的敏感性分析

Tab.4 Sensitivity analysis of guiding parameters

P_{guide}	第一阶段成本均值/元	最终成本均值/元
0.5	23 266.08	17 595.20
0.6	24 113.41	17 211.98
0.7	25 359.45	16 284.62
0.8	24 585.38	15 792.24
0.9	23 835.56	15 925.10

表5 双种群规模配比的敏感性分析

Tab.5 Sensitivity analysis of the proportion of dual population sizes

探索者比例/%	开发者比例/%	最终成本均值/元
10	90	16 803.05
20	80	16 760.82
30	70	15 792.24
40	60	16 460.18
50	50	16 541.15
60	40	17 271.84
70	30	17 224.50

杂调度问题,在第一阶段已能提供较高质量初始解的前提下,一个相对较大规模的开发者种群对于深度挖掘优势区域并加速算法收敛至关重要。同时,适度规模的探索者种群足以维持种群多样性,为开发者种群提供新的潜在优化区域,从而有效避免算法过早陷入局部最优。因此,3:7的配比在全局探索与局部开发之间实现了最优平衡。

4.2.2 两阶段解耦架构的有效性验证与基准算法对比

为全面验证本文提出的两阶段解耦架构在应对复杂混合变量调度问题时的有效性,并与传统算法进行对比分析,本节以中等规模(100艘船舶)算例为例,对比了不同算法的平均性能。实验均独立运行10次并取均值,结果见表6。本节首先将三种广泛应用的元启发算法CSA、GA和PSO直接应用于该问题作为基准,随后将其求解结果与各自引入两阶段架构后的改进版本进行对比分析。

实验结果明确揭示了复杂混合变量调度问题的挑战性以及两阶段解耦架构在解决此类问题中的显著优越性。

从总成本指标来看,传统单阶段元启发式算法(CSA、GA、PSO)在应对此类复杂调度问题时,性能表现不理想,其总成本普遍显著高于两阶段架构算法。同时,这些算法的期望作业工程水域匹配率较低,尤其GA和PSO的匹配率仅为23%和24%,这表明其生成的调度方案在资源利用率和偏好满足度方面存在显著不足。这充分揭示了传统算法在直接处理高维度决策变量和复杂约束条件方面的局限性。

表6 各算法的成本对比

Tab.6 Comparison of cost of different algorithms

目标算法	第一阶段成本/元	最终成本/元	期望作业工程水域匹配率/%
CSA		451 025.53	95
GA		583 589.35	23
PSO		24 948 636.12	24
双阶段CSA	33 878.47	30 660.00	98
双阶段GA	35 906.73	31 304.15	97
双阶段PSO	61 127.72	61 127.72	44
TSH-CSA	24 585.38	15 792.24	98

与此形成对比的是,引入两阶段解耦架构的算法的总成本显著降低,且期望作业工程水域匹配率得到显著提升。其中,双阶段CSA和双阶段GA的最终成本分别优化为30 660.00元和31 304.15元,期望作业工程水域匹配率分别达到98%和97%。这证实了“宏观分配—微观优化”策略能够有效分解问题复杂度,是解决此类调度难题的有效途径。

本文提出的TSH-CSA在所有对比算法中展现出卓越的综合性能表现。其最终成本仅为15 792.24元,显著低于其他所有对比算法,且期望作业工程水域匹配率高达98%,达到最高水平。TSH-CSA的第一阶段成本已优于双阶段CSA和双阶段GA,且其在第二阶段的精细化优化能力进一步显著降低了总成本。这充分彰显了TSH-CSA通过融合动态优先级引导、负载均衡策略和智能停滞重启等机制,在全局探索与局部开发之间实现了最优平衡,进而生成了高质量、高效率的调度方案。综合上述分析,两阶段解耦架构显著提升了算法的求解效能,而TSH-CSA凭借其精细化的两阶段优化策略,在实现最高期望作业工程水域匹配率的同时,显著降低了总成本,充分展现出卓越的综合性能和实际工程适用性。

4.2.3 TSH-CSA在不同规模算例下的性能与鲁棒性分析

为全面评估算法的鲁棒性与性能稳定性,本文

开展了 10 次独立的重复实验,对比了 TSH-CSA 与其他算法在同一问题实例下的求解表现,各项核心性能指标的统计均值见图 3 ~5。

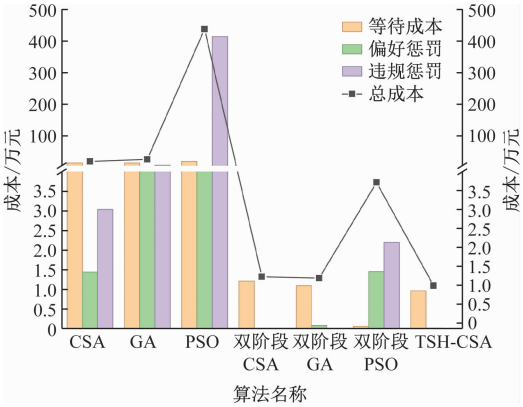


图 3　在 50 艘船舶规模下的各算法对应成本对比

Fig. 3　Cost comparison of different algorithms for 50 vessels

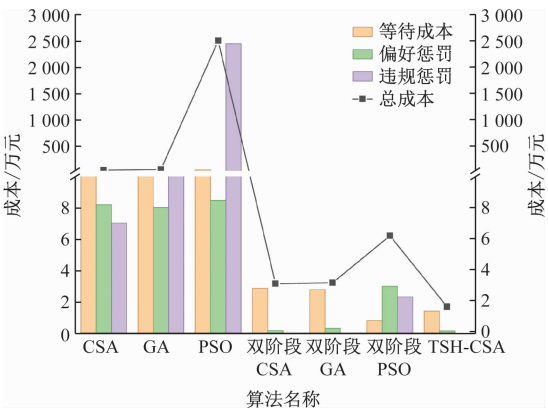


图 4　在 100 艘船舶规模下的各算法对应成本对比

Fig. 4　Cost comparison of different algorithms for 100 vessels

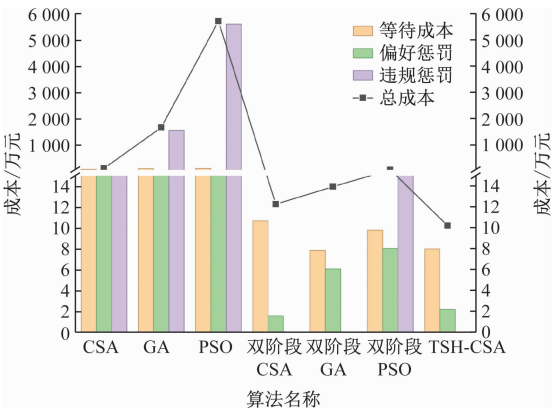


图 5　在 200 艘船舶规模下的各算法对应成本对比

Fig. 5　Cost comparison of different algorithms for 200 vessels

分析上图的统计结果可知,在 50 艘、100 艘和 200 艘船舶规模的算例下,TSH-CSA 均展现出卓越的性能与鲁棒性。

传统元启发式算法(CSA、GA、PSO)在各项成本指标上均表现欠佳,尤其在大规模任务中总成本显著上升,表明其难以适应复杂约束与规模扩展。引入双阶段机制虽能有效改善等待成本,但在偏好与违规约束处理方面仍存在不足,导致总成本依然较高。TSH-CSA 在所有实验规模中均表现出优异的综合优化能力,其总成本始终保持最低。该算法不仅有效控制了等待成本,还在偏好惩罚与违规惩罚两项约束相关成本上实现了严格管理,尤其在违规惩罚方面表现突出,体现了其高效的约束处理机制与稳健的搜索策略。

综上,TSH-CSA 通过有效的策略融合与约束处理机制,在成本控制、约束满足及可扩展性方面均显著优于传统算法及其双阶段改进版本。该算法能够在总成本、等待成本和偏好惩罚等多个性能指标上取得最佳平衡,并始终保持零违规惩罚,证明了其在解决复杂工程调度问题时具有更高的可靠性与实际应用价值。特别是在成本构成方面,TSH-CSA 通过第一阶段更复杂的适应度评估函数,集成了资源负载均衡惩罚项与基于全局迭代的历史拥堵反馈惩罚项,从而获得了更利于全局优化的初始解,为第二阶段的精细化求解提供了更有效的条件,最终实现了最低的平均总成本和最高的首选辅助船匹配率。

5　结　论

本文针对大型水上工程中的施工船舶协同调度问题,首次将其建模为 DR-BAP,旨在最小化船舶等待成本、资源偏好不匹配成本和违规成本。为求解此 NP-hard 问题,本文提出一种 TSH-CSA,通过分层解耦架构有效提升了求解效率与全局寻优能力。

仿真实验结果表明,TSH-CSA 在求解质量、收敛速度和鲁棒性方面均显著优于多种基准元启发式算法及其双阶段改进版本。在不同规模算例下,该算法不仅持续获得最低总成本调度方案,更实现了零违规惩罚,充分验证了其在解决复杂工程调度问题中的有效性与实际应用价值。为资源调度、路径规划等实际约束优化问题的算法设计与选择提供了理论依据与参考。

本研究模型未充分考虑随机扰动。未来工作可从以下方面展开:1)引入随机或模糊理论以增强模型鲁棒性;2)探索结合深度强化学习与元启发式算法,以实现动态调度;3)将优化目标拓展至能耗与碳排放,构建多目标绿色调度模型。

参　考　文　献

[1]　郑童, 李俊, 赵梦孺, 等. 考虑岸电分配的集装箱码头泊位调度优化研究[J]. 中国航海, 2025, 48(3): 73-81.

Zheng T, Li J, Zhao M R, et al. Research on berth scheduling optimization of container terminal considering shore power distribution [J]. Navigation of China, 2025, 48(3): 73-81. (in Chinese)

[2] 梁新月, 涂敏. 考虑碳排放的船舶分段部件配送路径规划研究[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2025, 49(3): 525-530.
Liang X Y, Tu M. Research on the distribution path planning of ship segmented parts considering carbon emissions [J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2025, 49(3): 525-530. (in Chinese)

[3] 文捷, 刘昊雨, 王永才, 等. 潮汐影响下基于长方体排列的船舶调度问题研究[J]. 中国航海, 2024, 47(3): 81-88.
Wen J, Liu H Y, Wang Y C, et al. Research on ship berth scheduling based on cuboid arrangement considering tidal effects[J]. Navigation of China, 2024, 47(3): 81-88. (in Chinese)

[4] 周飞凤, 张瑞丽. 船舶数据中心高效能调度算法[J]. 舰船科学技术, 2024, 46(21): 174-177.
Zhou F F, Zhang R L. High efficiency scheduling algorithm for ship data center[J]. Ship Science and Technology, 2024, 46(21): 174-177. (in Chinese)

[5] 吴云强, 张戎. 单向航道下连续泊位分配与船舶调度集成优化[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(9): 246-255.
Wu Y Q, Zhang R. Integrated optimization of continuous berth allocation and ship scheduling under one-way channel[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(9): 246-255. (in Chinese)

[6] 初良勇, 章嘉文. 基于CSA-AFSA算法的集装箱港口连续型泊位分配优化[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2024, 43(10): 61-69.
Chu L Y, Zhang J W. Optimization of continuous berth allocation in container port based on CSA-AFSA algorithm[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2024, 43(10): 61-69. (in Chinese)

[7] Zhang X M, Liu Z A, Zhang J L, et al. Bi-objective optimization for joint time-invariant allocation of berths and quay cranes [J]. Applied Sciences, 2025, 15(6): 3035.

[8] 刘磊, 胥佳明, 胡泊. 基于两阶段启发式算法的引航员排班调度及培训优化[J]. 中国航海, 2025, 48(2): 52-61.
Liu L, Xu J M, Hu B. An optimization study of pilot scheduling and pilot training based on a two-stage heuristic algorithm[J]. Navigation of China, 2025, 48(2): 52-61. (in Chinese)

[9] 胡碟, 胡志华, 李姚娜. 基于两阶段算法的多无人机船舶排放监测选址与路径优化[J]. 中国航海, 2025, 48(1):165-173.
Hu D, Hu Z H, Li Y N. Location and routing optimization problem for detecting multi-drone ship emissions based on a bi-stage algorithm[J]. Navigation of China, 2025, 48(1): 165-173. (in Chinese)

[10] 董海, 高秀秀, 魏铭琦. 基于优化布谷鸟搜索算法的两阶段应急供应链网络建模与求解[J]. 统计与决策, 2022, 38(7): 184-188.
Dong H, Gao X X, Wei M Q. Modeling and solution of two-stage emergency supply chain network based on optimized cuckoo search algorithm [J]. Statistics and Decision, 2022, 38(7): 184-188. (in Chinese)

[11] 杨枫, 种大双. 应急车辆动态路径选择的两阶段优化模型[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(3): 84-92.
Yang F, Chong D S. A two-stage optimization model for dynamic route selection of emergency vehicles [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(3): 84-92. (in Chinese)

[12] 刘建辉, 王琼. 基于多目标蚁群算法的多配送中心应急物资配送车辆调度优化方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2025, 55(2): 631-638.
Liu J H, Wang Q. Optimization method for emergency material delivery vehicle scheduling in multiple distribution centers based on multi-objective ant colony algorithm[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2025, 55(2): 631-638. (in Chinese)

[13] 周荔丹, 郑航, 于天佑, 等. 计及船舶弹性航程规划与发电调度的两阶段优化策略[J]. 上海交通大学学报,2026,60(6):892-903.
Zhou L D, Zheng H, Yu T Y, et al. Two stage optimization strategy considering ship resilient voyage programming and power generation scheduling [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2026, 60(6): 892-903. (in Chinese)

[14] 陈星瀚, 海雨之霖, 郎茂祥, 等. 基于多种运输组织模式的铁路快捷物流网络货流分配问题研究[J]. 铁道运输与经济, 2024, 46(12): 1-9.
Chen X H, Hai Y Z L, Lang M X, et al. Railway express logistics network cargo flow distribution based on multiple transportation organization modes [J]. Railway Transport and Economy, 2024, 46(12): 1-9. (in Chinese)

(下转第65页)

and Automation Letters, 2023, 8(9): 5910-5917.

[22] Choe R, Kim J, Ryu K R. Online preference learning for adaptive dispatching of AGVs in an automated container terminal[J]. Applied Soft Computing, 2016, 38: 647-660.

[23] Heger J, Voss T. Reducing mean tardiness in a flexible job shop containing AGVs with optimized combinations of sequencing and routing rules [J]. Procedia CIRP, 2019, 81: 1136-1141.

[24] Shiue Y R, Lee K C, Su C T. Real-time scheduling for a smart factory using a reinforcement learning approach [J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 125: 604-614.

[25] 陶芬,李文锋. 一种改进的 RMFS 任务分配拍卖算法[J]. 物流技术,2022,41(12):63-68.
Tao F, Li W F. An improved RMFS task assignment auction algorithm[J]. Logistics Technology, 2022, 41(12): 63-68. (in Chinese)

[26] 李鑫滨,郭力争,韩松. 一种分布式异构多 AUV 任务分配鲁棒拍卖算法[J]. 北京航空航天大学学报,2022,48(5):736-746.
Li X B, Guo Z L, Han S. A robust auction algorithm for distributed heterogeneous multi-AUV task assignment [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(5): 736-746. (in Chinese)

[27] Wang Y, Zhang Y, Lin H, et al. Multi-robot task planning based on improved distributed auction algorithms[C]//2019 IEEE 4th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). New York: IEEE, 2019: 1978-1981.

[28] Wang G, Wang F, Wang J, et al. Collaborative target assignment problem for large-scale UAV swarm based on two-stage greedy auction algorithm [J]. Aerospace Science and Technology, 2024, 149: 1-11.

(上接第 56 页)

[15] 班波, 袁至. 基于破圈法与改进布谷鸟算法的两阶段配电网重构[J]. 现代电子技术, 2023, 46(3): 161-166.
Ban B, Yuan Z. Two-stage distribution network reconfiguration based on breaking circle method and improved cuckoo algorithm [J]. Modern Electronics Technique, 2023, 46(3): 161-166. (in Chinese)

[16] Aslam S, Michaelides M P, Herodotou H. Optimizing multi-quay berth allocation using the cuckoo search algorithm [C]//Vehits: Proceedings of the 8th International Conference on Vehicle Technology and Intelligent Transport Systems. 2022: 124-133.

[17] 尚禹宏, 胡茜, 王玉冰. 改进的混合布谷鸟算法及其应用[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2025, 43(2): 338-346.
Shang Y H, Hu Q, Wang Y B. Improved hybrid cuckoo search and its application [J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2025, 43(2): 338-346. (in Chinese)

[18] 王永金, 黄鹏飞, 陈麒龙, 等. 基于改进布谷鸟算法的集装箱码头配载优化研究[J]. 中国航海, 2023, 46(3): 65-71.
Wang Y J, Huang P F, Chen Q L, et al. Loading optimization of container terminals based on improved cuckoo search algorithm [J]. Navigation of China, 2023, 46(3): 65-71. (in Chinese)

[19] 李广强, 张肇宝, 徐晨, 等. 一种改进的并行蝙蝠算法[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(8): 259-267.
Li G Q, Zhang Z B, Xu C, et al. An improved parallel bat algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(8): 259-267. (in Chinese)