文章编号:1000 - 4653(2026)04 - 0057 - 09

自动化集装箱码头混合式任务分配算法研究

韩 亮[1], 姚展鹏[2], 陈 实[2], 王晓伟[2,3*]
(1. 中车株洲电力机车研究所有限公司, 湖南 株洲 412000;2. 湖南大学 机械与运载工程学院, 湖南 长沙 410082;3. 湖南大学 无锡智能控制研究院, 江苏 无锡 214123)

摘 要:随着全球贸易和航运规模持续扩大,码头集装箱吞吐量呈指数级增长,对港口物流效率,特别是自动导引车(AGV)的协同作业效率提出了更高的要求。现有的集中式算法和分布式算法在平衡计算复杂度和优化质量上存在不足,难以有效解决自动化集装箱码头对于缩短完工时间、提高作业效率的需求。针对上述问题,提出一种结合集中式算法和分布式竞价的混合式任务分配算法(HAA)。首先,从调度系统、AGV 群和任务集角度着手,构建以最小化完工时间、AGV 总行驶距离及任务执行延迟时间为目标的多目标优化模型;其次,利用遗传算法对该问题进行求解,将任务集划分为与 AGV 数量相等的有序任务子集;最后,各 AGV 分布式计算对任务子集的竞价值,并结合匈牙利算法求解由竞价值构建的开销矩阵。通过仿真试验,在多种不同任务规模、任务密度的场景下对所提 HAA 方法进行验证,并与传统的集中式算法和分布式算法对比分析。结果表明,该方法在获得接近集中式算法的求解质量的同时,计算时间平均降低 39.09%,展现出较好且稳定的优化性能,且能够适用于周期性调度场景。

关键词:物流工程;任务分配;遗传算法;自动导引车;调度算法
中图分类号:U691.3 **文献标志码**:A **DOI**:10.3969/j.issn.1000 - 4653.2026.04.007

Hybrid task allocation algorithm for automated container terminal

Han Liang[1], *Yao Zhanpeng*[2], *Chen Shi*[2], *Wang Xiaowei*[2,3*]
(1. CRRC Zhuzhou Electric Locomotive Research Institute Co., Ltd., Zhuzhou 412000, China;
2. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;
3. Wuxi Intelligent Control Research Institute, Hunan University, Wuxi 214123, China)

Abstract: With the continuous expansion of global trade and shipping, container throughput at terminals increases exponentially. Higher requirements are posed on port logistics efficiency, particularly the collaborative operation efficiency of automated guided vehicles (AGVs). Existing centralized algorithms and distributed algorithms exhibit limitations in balancing computational complexity and optimization quality. The demands of automated container terminals for shortening makespan and improving efficiency cannot be effectively accommodated by existing algorithms. To address these problems, a Hybrid task Allocation Algorithm (HAA) combining centralized algorithms and distributed bid was proposed. First, a multi-objective optimization model was constructed from the perspectives of the scheduling system, AGV fleet, and task set to minimize makespan, total AGV travel distance, and task execution delay. Second, a genetic algorithm was utilized to solve this problem. The task set was divided into ordered task subsets equal to the number of AGVs. Finally, bid values for the task subsets were distributively computed by each AGV. The cost matrix constructed from the bid values was solved using the Hungarian algorithm. Through simulation experiments, the proposed HAA method was validated under scenarios with various task scales and task densities. Comparative analyses with traditional centralized algorithm and distributed algorithms were performed. The results demonstrate that a solution quality close to that of centralized algorithms is achieved

收稿日期:2026-01-31
基金项目:湖南省创新生态建设计划研究(2024WK1002);湖南省科技创新计划项目(2022RC1033)资助
第一作者:韩 亮(1988—),男,高级工程师,研究方向为港口智能化系统与装备,(E-mail)hanliang@csrzic.com
*通信作者:王晓伟(1987—),男,副研究员,博士,研究方向为智能决策与调度,(E-mail)wxw9@163.com
引用格式:韩亮,姚展鹏,陈实,等. 自动化集装箱码头混合式任务分配算法研究[J]. 中国航海,2026,49(4):57 - 65.
Han L,Yao Z P,Chen S,et al. Hybrid task allocation algorithm for automated container terminal[J]. Navigation of China,2026,49(4):57 - 65. (in Chinese)

by the proposed method. Meanwhile, the computation time is reduced by 39.09% on average. Good and stable optimization performance is exhibited. Furthermore, the method can be effectively applied to periodic scheduling scenarios.

Key words: logistics engineering; task allocation; genetic algorithm; automated guided vehicle; scheduling algorithms

随着海上丝绸之路的兴起,中国海港的集装箱吞吐量已跃居世界首位[1],对码头运行效率提出了更高要求。尤其是多自动导引车(Automated Guided Vehicle,AGV)调度算法的优化与设计,对整个自动化码头调度系统的运行效率有决定性影响[2]。

目前,AGV 的任务分配方法主要分为集中式分配算法(Centralized Allocation Algorithm, CAA)和分布式分配算法(Distributed Allocation Algorithm, DAA)两类[3]。

集中式分配算法对 AGV 和任务进行统一规划匹配,其得到的通常是较优解,但求解时间随任务规模而增加[4]。Chen 等[5]引入离散时空网络建模来描述 AGV 和岸桥的运动状态。Yue 等[6]提出一种考虑客户满意度的两阶段双目标混合整数规划模型。Kim 等[7]通过分支定界法和贪婪随机搜索对岸桥调度模型求解。Yang 等[8]提出一种双层优化模型最小化完工时间和 AGV 冲突率。Wang 等[9]研究码头双向道路场景下 AGV 的调度问题,提出一种启发式算法求解上界的分支定界法。尚晶等[10]针对运行线路设计问题,构建考虑路径分配的优化模型。Skaf 等[11]针对码头的集卡卸货调度问题,融合精确枚举法和遗传算法构建求解模型。Hop 等[12]针对码头协同调度问题提出了一种自适应粒子群优化算法。Chen 等[13]提出一种融合了卷积神经网络与深度确定性策略梯度算法的深度强化学习框架。Lu[14]以最大化码头效率为目标,建立具有比例公平优先级的综合调度模型。Zhang 等[15]提出一种基于带惩罚函数的混合粒子群优化算法得到集装箱的调度序列。饶振东[16]针对多约束条件下的任务分配,提出一种基于多色集合理论的调度方法。

分布式分配算法的每辆 AGV 都能进行信息交流并完成决策[17]。分布式分配方法通常使用先到先服务(First Come First Served, FCFS)、最近车辆优先(Nearest Vehicle First, NVF)和拍卖算法(Auction algorithm, AA)等策略将任务分配至特定 AGV[18],或者采用机器学习算法动态调整分配规则[19]。Zhang 等[20]基于多智能体仿真系统对比了不同策略的 AGV 在线调度效果。Kudo 等[21]结合 TSP 问题提出了一种在线多任务多智能体取货运输算法。Choe 等[22]提出了一种基于人工神经网络的在线偏好学习算法,能够动态调整 AGV 调度策略。Heger 等[23]利用人工神经网络优化调度和路由规则的组合,降低任务平均延迟。Shiue 等[24]将离线学习和 Q-learning 结合,提出一种基于强化学习的多调度规则选择机制。针对仓储机器人系统中订单任务分配,陶芬等[25]提出了一种基于模糊逻辑的改进拍卖算法。李鑫滨等[26]对异构多 AUV 的任务分配问题,提出了一种分布式鲁棒拍卖算法。针对多机器人任务分配问题,Wang 等[27]提出一种基于共识的捆绑算法的多机器人任务规划方法。Wang 等[28]提出了一种针对无人机群的两阶段拍卖算法。

综上所述,目前 AGV 任务分配算法已经取得了众多研究成果,但仍面临关键挑战。虽集中式方法能求得高质量解,但其指数级增长的求解时间难以适应码头作业需求。分布式方法虽实时性强,但要求 AGV 具备较好的通信能力和计算能力,且其决策的局部性难以获得最优解。针对这些问题,本文提出一种结合集中式方法和分布式竞价的混合任务分配方法(Hybird task Allocation Algorithm, HAA),显著减缓了计算时间的增长趋势,降低了对 AGV 通信能力的要求,同时获得接近集中式方法的求解质量。

1 问题建模

自动化码头的多 AGV 任务分配问题,在模型上可抽象为一类特殊的多旅行商问题(Multiple Traveling Salesman Problem, MTSP),见图 1。每个独立的运输任务均由一个起点和一个终点构成,形成内部的先后时序约束,而非传统 MTSP 中的无序离散访问点。AGV 完成任务子集后无需返回出发点,可直接驶向下一批任务子集的起始位置,任务路径不必形成闭环。

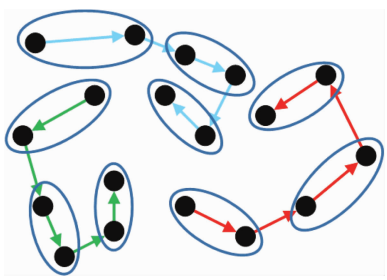


图 1 本文研究场景

Fig. 1 The research scenario of this paper

为更清晰地描述和构建自动化码头多目标优化模型而不失去一般性,本文做出如下合理假设:

1) 所有 AGV 同构,速度恒定;

2) 场桥与岸桥等运输资源充足,忽略 AGV 装

卸等待时间,将岸桥卸载集装箱的时间作为任务的生成时间;

3) 忽略 AGV 间避碰与死锁对作业时间的影响。

由此可以对自动化码头中的各种资源进行建模。在 t 时刻,有一组任务集 T 需要分配至 AGV 群 R。对于任务集 T 和 AGV 群 R,以及单个任务 τ_i 和单个 AGV r_j,其具体定义为

$$T = \{\tau_i \mid i = 1,2,\cdots,m\} \tag{1}$$

$$\tau_i = \{x_{is},y_{is},x_{ie},y_{ie},t_i,h_i\} \tag{2}$$

$$R = \{r_j \mid j = 1,2,\cdots,n\} \tag{3}$$

$$r_j = \{x_{j,o},y_{j,o},x_{j,l},y_{j,l},Z_j\} \tag{4}$$

$$Z_j = \{\tau_j^k \mid k = 1,2,\cdots,m_j\} \tag{5}$$

式(1)~式(5)中:τ_i 为任务集 T 中的第 i 个任;m 为任务集中的任务数量;(x_{is},y_{is}) 为 τ_i 起点 s_i 的坐标;(x_{ie},y_{ie}) 为 τ_i 终点 e_i 的坐标;t_i 为 τ_i 的生成时间;h_i 为 τ_i 的执行优先级;r_j 为 AGV 群中的第 j 辆 AGV;n 为 AGV 的数量;(x_{jo},y_{jo}) 为 r_j 起始位置 o_j 的坐标;(x_{jl},y_{jl}) 为 r_j 当前位置 l_j 的坐标;Z_j 为 r_j 的本地任务集,其中包含 m_j 个任务;τ_{j0} 为 AGV 本地任务集的虚拟起始任务。随着 AGV r_j 作业流程的推进,其当前位置坐标(x_{jl},y_{jl})和本地任务集 Z_j 都会产生变化。

自动化码头的任务分配涉及调度系统、AGV 群和任务集等 3 个元素。对于调度系统,需要尽快完成任务,提高码头吞吐量;对于 AGV 群,希望缩短其行驶距离,以降低其能耗及损耗;对于任务集,优先级高的任务应该被尽早执行,以提高货主满意度。综合考虑以上 3 个方面,建立包含全部任务完成时间 $T_{\max}$、AGV 总行驶距离 D_{all} 和全部任务加权延迟时间成本 T_{wei} 的多目标优化模型。

$$\min(\alpha \cdot T_{\max} + \beta \cdot D_{\text{all}} + \gamma \cdot T_{\text{wei}}) \tag{6}$$

$$\text{s.t.}\begin{cases} \alpha + \beta + \gamma = 1 \\ \sum_{j=1}^{n} X_{ji} = 1 \\ X_j^i \in 0,1 \end{cases} \tag{7}$$

式(6)和(7)中:α、β 和 γ 分别为 3 种成本的权重参数;X_{ji} 在任务 τ_i 被分配至 AGV r_j 的本地任务集 Z_j 时 $X_{ji}=1$,否则为 0。

在同一时间,AGV r_j 只能执行其本地任务集 Z_j 中排序最前的任务,而执行一个任务的成本主要包括行驶距离成本 $D(r_j,Z_j)$ 和完成时间成本两方面。距离成本的计算为

$$D(r_j,Z_j) = \sum_{k=1}^{m_j} L(\tau_{jk}) + \sum_{k=0}^{m_j-1} M(\tau_{jk},\tau_{j,k+1}) \tag{8}$$

式(8)中:$L(\tau_{jk})$ 为 AGV r_j 从 Z_j 中第 k 个任务 τ_{jk} 的起点 s_{jk} 行驶至终点 e_{jk} 所需要的距离;$M(\tau_{jk},\tau_{j,k+1})$ 为 AGV r_j 从 Z_j 中第 k 个任务 $\tau_{j,k}$ 的终点行驶至第 $(k+1)$ 个任务 $\tau_{j,k+1}$ 的起点所需要的距离。

各 AGV 执行完本地任务集中全部任务所花费的行驶距离成本之和,有

$$D_{\text{all}} = \sum_{j=1}^{n} D(r_j,Z_j) \tag{9}$$

将最后一个任务的预估完成时间作为 T 中全部任务的完成时间成本,有

$$T_{\max} = \max\left(\frac{D(r_j,Z_j)}{v_j}\right) \tag{10}$$

式(10)中:$T_{\max}$ 为系统完成全部任务的预估结束时间;v_j 为 AGV r_j 的速度。

对于一个任务 τ_i,将 AGV 到达该任务起点 s_i 的时间定义为 τ_i 的开始执行时间 t_{ie},在此基础上计算系统完成全部任务的延迟时间成本 T_{del} 为

$$T_{\text{del}} = \sum_{i=1}^{m} (t_{ie} - t_i) \tag{11}$$

考虑任务存在优先级 h_i,本文将任务的加权延迟时间成本 T_{wei} 定义为各任务的优先级与其各自延迟时间成本的乘积之和,有

$$T_{\text{wei}} = \sum_{i=1}^{m} h_i \cdot (t_{ie} - t_i) \tag{12}$$

2　混合式任务分配算法

本文所提出的混合式任务分配算法框架见图 2。算法启动后,首先调度系统接受新生成的任务批次到任务缓冲区,并载入任务属性与 AGV 车队参数。随后算法进入集中式划分阶段,通过遗传算法求解多目标优化问题,将该批次任务划分为与 AGV 数量相同的有序任务子集。之后进入分布式竞价阶段,每辆 AGV 利用自身算力作为独立竞标计算节点,根据自身状态计算竞标值。而调度系统收集竞标信息构建开销矩阵,并通过拍卖机制快速完成与任务子集的一一匹配。最终,算法输出确定的分配方案,AGV 开始执行各自的任务序列,调度系统则完成本轮调度,等待下一任务周期的触发。

2.1　基于遗传算法的多目标优化算法

本文采用遗传算法作为多目标优化问题的求解算法,具体如下。

2.1.1　个体编码

本文采用的编码方式为整数编码。染色体上的基因为任务序号和划分任务子集的断点 0。

染色体编码示意见图3,编号为1~10的十个

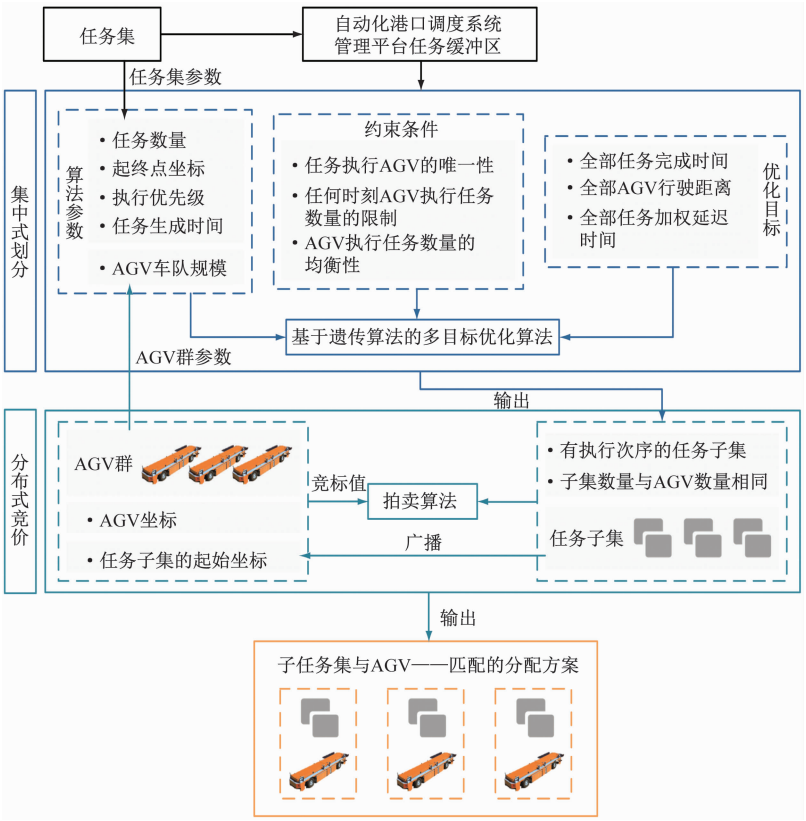


图 2 混合式任务分配算法框架

Fig. 2 Hybrid task allocation algorithm framework

任务等待分配执行,10 个任务被断点 0 分为两个有序子集,编码位置代表其对应位置任务的执行次序,即第一个子集的任务执行顺序为{2,3,5,7,6},第二个子集的任务顺序为{10,1,8,4,9}。

编码序列	2	3	5	7	0	6	10	1	8	4	9
编码位置	1	2	3	4	断点	1	2	3	4	5	6

图 3 染色体编码示意

Fig. 3 Schematic diagram of chromosome encoding

2.1.2 个体适应度评估

根据建立的包含 AGV 总行驶路径 D_{all}、全部任务完成时间 T_{max}和全部任务的加权延迟时间 T_{wei}的多目标优化模型。适应度函数 F 设计为 3 个优化目标加权和的倒数,以符合目标函数最小化的要求,为

$$F = \frac{1}{\alpha \cdot D_{all} + \beta \cdot T_{max} + \gamma \cdot T_{wei}} \tag{13}$$

2.1.3 种群初始化

本文通过贪婪算法构建初始种群 Q_0。

1) 首先随机选取 n 个任务作为各子集的起始任务;

2) 对每个子集,根据式(13)优先选择使该子集评价指标数值更低的任务,直到任务集 T 中的任务全部都被编码;

3) 在各个子集的相邻边界位置插入断点,完成种群的初始化。

本文使用的种群大小 ϕ 控制在[$3m'$,$6m'$]以内,其中 m'是个体编码的数量,计算为

$$m' = m + (n - 1) \tag{14}$$

式(14)中,$(n-1)$为将任务集分为 n 个子集所需的断点的数量。

2.1.4 遗传操作与个体选择

本文使用的交叉操作包括自身交叉和双亲交叉,变异操作为单点变异。

自身交叉是选择自身两个区间,将两个区间在染色体上的位置进行交换。染色体自身交叉操作示意见图 4,图 4 中父代个体中的{3,5,7}与{1,8,4,9}交换了其在染色体中的位置。

父代个体	2	3	5	7	6	0	10	1	8	4	9
子代个体	2	1	8	4	9	6	0	10	3	5	7

图 4 染色体自身交叉操作示意

Fig. 4 Schematic diagram of chromosome self-crossover operation

双亲交叉操作选择亲代个体相同位置区间并交换,并对可能产生的非法解进行修复。

染色体双亲交叉操作示意见图 5,两个亲代交

换区间{7,6,0,10,1}和{3,0,4,1,6},以第一条子代为例,其非交换区间的{3,4}与交换区间内基因重复,导致{7,10}缺失。此时根据交叉区间的映射关系进行替换修复:冲突基因{3}直接映射为{7},而{4}则通过映射链 4→0→6→1→10 最终映射为{10}。



图 5　染色体双亲交叉操作示意

Fig. 5　Schematic diagram of chromosome parental crossover operation

单点变异操作会将父代个体中的一个基因突变为任意编码区间内的其他基因,并对非法解进行修复。染色体单点变异操作示意见图 6,父代个体将{7}变异为{9},子代个体将重复的{9}进行修复。

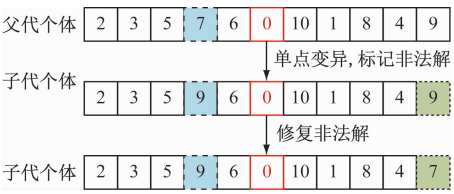


图 6　染色体单点变异操作示意

Fig. 6　Schematic diagram of chromosome single-point mutation operation

在第 p 代的种群 Q_p 经过交叉与变异操作后,生成子代种群 Q'_p。将父代 Q_p 与子代 Q'_p 合并,然后使用精英策略直接保留适应度最高的 ϕ 个个体,其余个体通过锦标赛策略筛选,最终组成第 $p+1$ 代种群 Q_{p+1}。

2.1.5　迭代终止准则

本文设定最大迭代次数 δ 和种群适应度趋于稳定两个终止条件。

2.2　基于拍卖算法的分配方法

拍卖算法具有计算分布化、通信开销低和鲁棒性强等特点。本文采用拍卖机制支持 AGV 并行决策,并结合匈牙利算法求解。该机制仅需 AGV 上传竞标值而非全量状态,有效缓解了码头复杂电磁环境下的通信压力,并克服了贪婪策略的局部最优缺陷。

经过前面的集中式划分,任务集 T 被划分为 n 个有序子集 T',调度系统作为拍卖人负责发起拍卖并接受竞价信息;n 辆 AGV 作为竞标者参与任务子集的分配。对于每个任务子集,每辆 AGV 均会根据自身的位置状态计算竞标值为

$$c_{ij} = |x_{j,s1} - x_{io}| + |y_{j,s1} - y_{io}| \tag{15}$$

式(15)中,c_{ij} 为 AGV r_i 对任务子集 T'_j 的竞标值,即 AGV r_i 起始位置(x_{io}, y_{io})与任务子集 T'_j 首个任务起点$(x_{j,s1}, y_{j,s1})$的曼哈顿距离。任务子集内的路径优化已在上一阶段由遗传算法完成,基于 AGV 同构假设,任意任务子集的内部成本对于 AGV 均为固定常数,因此只需最小化 AGV 与自己起点的接取成本,即可实现该决策周期内总成本的最小化。

匈牙利算法示意见图 7,调度系统汇总所有竞标值后,按照任务子集和 AGV 的索引排列为一个大小为 $n \times n$ 的开销矩阵 $\boldsymbol{C}$。

$$C=\begin{pmatrix}16.5 & 68.9 & 22.8 & 53.8\\ 60.1 & 74.8 & 91.3 & 99.6\\ 26.2 & 45.0 & 15.2 & 7.8\\ 65.4 & 8.3 & 82.5 & 44.8\end{pmatrix} \rightarrow C'=\begin{pmatrix}0 & 0 & 1 & 0\\ 1 & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 1\\ 0 & 1 & 0 & 0\end{pmatrix}$$

图 7　匈牙利算法示意

Fig. 7　Schematic diagram of Hungarian algorithm

基于匈牙利算法对其求解,得到任务子集 T' 与 AGV r 之间的分配方案。在系统下发指令后,AGV 开始按照对应任务子集的任务顺序执行运输作业。

在实际码头运输作业中,对于大规模、持续生成的任务流,无法在合理的时间内通过全局求解得到鲁棒可行的执行方案。而 HAA 可在每个调度周期内,对当前批次任务高效求解分配。具体而言,调度系统需要对每批次任务执行一次 HAA。连续作业中可能存在未完成当前任务的 AGV,仅需要将竞标值计算公式修改为

$$c_{ij} = P(r_j) + |x_{j,s1} - x_{i,e0}| + |y_{j,s1} - y_{i,e0}| \tag{16}$$

式(16)中:成本由 AGV r_j 完成本地任务集的距离成本 $P(r_j)$ 和本地任务集末尾任务终点坐标$(x_{i,e0}, y_{i,e0})$到任务子集起始任务起点$(x_{j,cv}, y_{j,s1})$的曼哈顿距离。

3　试验与结果分析

本文试验中使用的所有算法策略均在 PyCharm 2023.2.1 平台上使用 Python 语言实现,使用的计算机设备配置为 AMD Ryzen7 7840H CPU @ 3.80 GHz,运行内存为 16.0GB RAM,操作系统为 Windows 11。

3.1　试验设置

本文仿真试验所用的码头电子地图见图 8,对比的试验方法为 FCFS、NVF、AA 和 CAA,CAA 具体

为与 HAA 组件相同的遗传算法，参数见表 1。

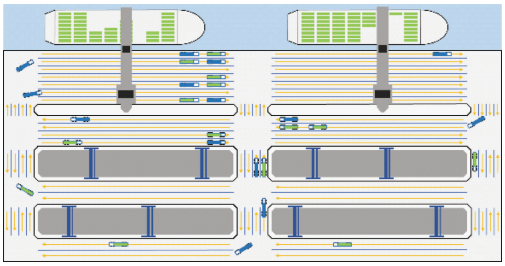


图 8 自动化码头电子地图

Fig. 8 Electronic map of automated container terminal

表 1 算法参数配置表

Tab. 1 Algorithm parameter configuration table

参数名称	参数取值
AGV 数量 n/辆	20
突变率 P_m/%	10
交叉率 P_c/%	90
种群大小 ϕ	$3m'$
最大迭代次数 δ	500
泊松分布参数 λ	2

1）第一组试验将一次性分配不同数量的任务，范围设定为 100 ~ 550，以验证算法的有效性，并与其他算法进行对比。

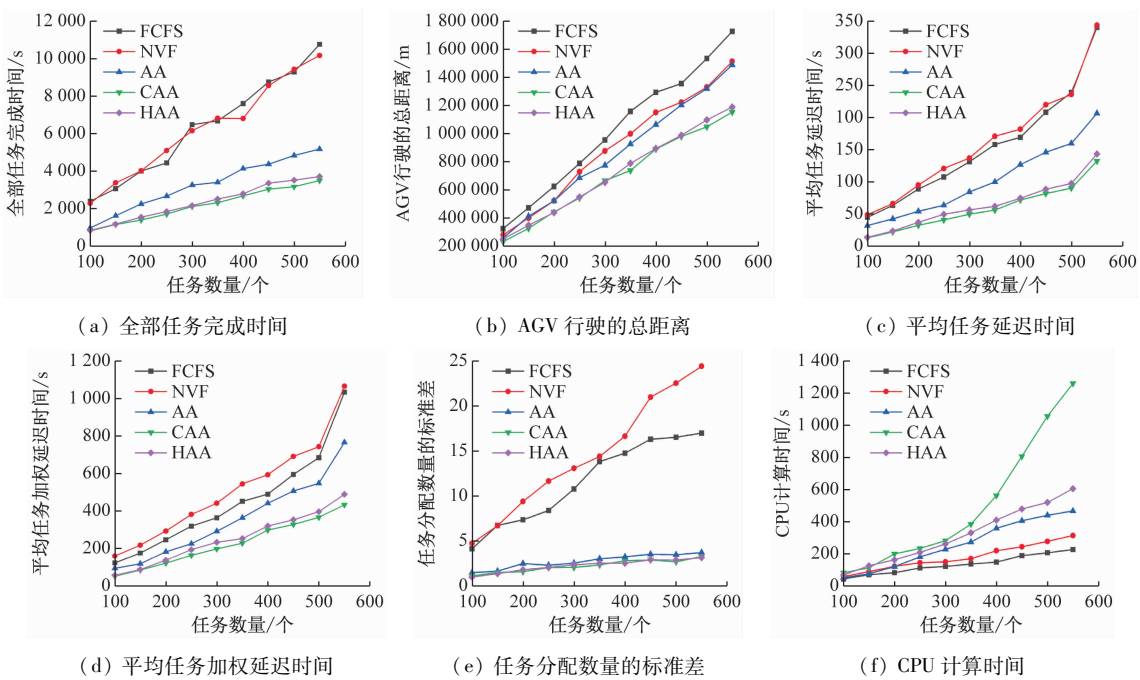
2）第二组试验将在不同泊松分布参数 $\lambda \in \{2, 3, 5, 10\}$ 产生的任务下，调度 20 辆 AGV 执行 300 个任务，探究和验证所提出算法的鲁棒性。

3）第三组试验将间隔 1 800 s 连续生成 10 个任务批次，每批次包含 300 个任务，旨在验证算法在长时间多批次任务流下累积性能优势。

所有试验均会进行 10 次重复独立试验，并将各项数据取平均值。

3.2 试验结果分析

1）第一组试验的结果见图 9，本文提出的 HAA 在全部六项评价指标上均展现出优越的综合性能。在完成时间、总行驶距离和延迟时间上，HAA 显著优于 3 种分布式分配方法，而与 CAA 非常接近。此外，任务分配的均衡性是衡量车队资源利用率的关键，HAA、CAA 和 AA 的任务分配数量的标准差始终维持在低位，而 FCFS 和 NVF 则导致了严重的负载不均如图 9e 所示。虽 CAA 能获得较优解，但其计算时间随任务量指数级增长，难以满足实时性要求。HAA 在保证解质量与 CAA 高度近似的同时，CPU 计算时间平均降低 39.09%，且保持线性的增长趋势。传统的集中式优化中算法必须在庞大的解空间中对复杂问题的解决方案进行搜索，相比之下，HAA 中使用的遗传算法虽然染色体长度与传统方法相同，但仅负责任务的分组与排序环节，将车辆指派转由多项式复杂度的匈牙利算法求解，在解的最优性与计算效率间取得了理想的平衡。



（a）全部任务完成时间 （b）AGV 行驶的总距离 （c）平均任务延迟时间

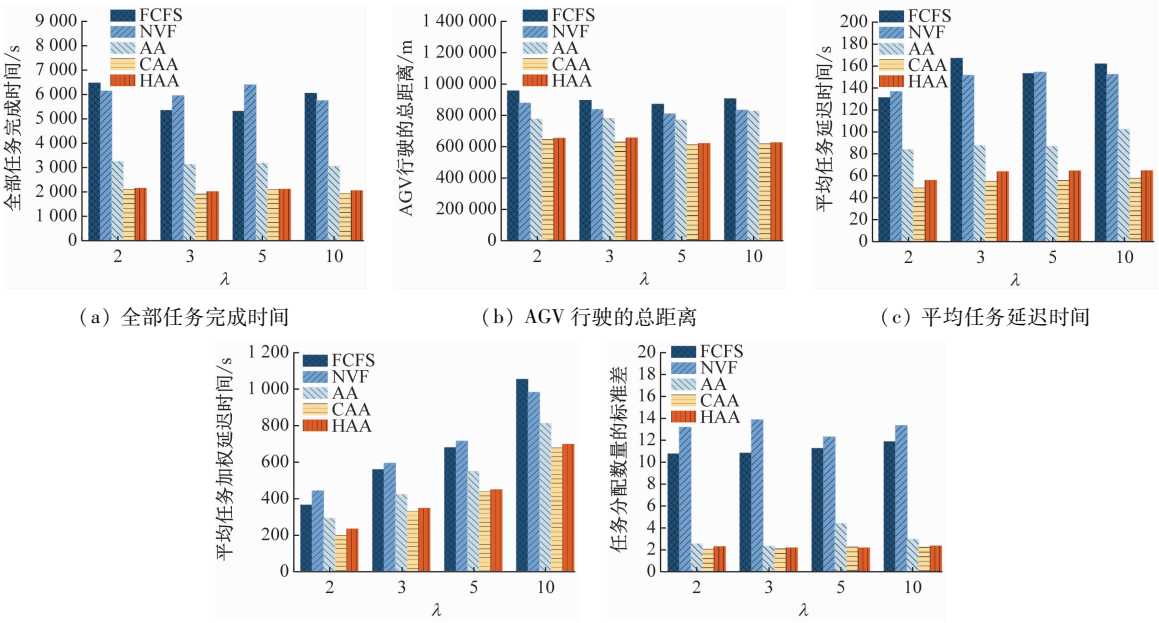
（d）平均任务加权延迟时间 （e）任务分配数量的标准差 （f）CPU 计算时间

图 9 不同任务规模下 5 种任务分配方法对比

Fig. 9 Comparison of five task allocation methods under different task scales

2）第二组试验的结果见图 10，本文所提出的 HAA 在所有五项指标上均表现较好，性能效果的波

动更低。HAA 在完成时间、总行驶距离和平均任务延迟时间上明显优于 FCFS、NVF、AA,略逊于 CAA 如图 10a ~ 图 10c 所示。在图 10d 中:能观察到随着 λ 的增大,5 种分配方法在平均任务加权延迟时间这一指标上的性能均有较为明显波动,但在同一 λ 的条件下,HAA 依旧保持着较好的优化性能。在图 10e 中:HAA 的任务分配数量的标准差保持在低值,且波动较小。



(a) 全部任务完成时间　(b) AGV 行驶的总距离　(c) 平均任务延迟时间

(d) 平均任务加权延迟时间　(e) 任务分配数量的标准差

图 10　不同任务生成密度下 5 种任务分配方法对比

Fig. 10　Comparison of five task allocation methods under different task generation densities

3) 第三组试验结果见图 11,随着任务批次的推进,FCFS、NVF 和 AA 的批次周转时间呈显著上升的趋势,出现严重的任务积压。而 HAA 的性能曲线较为平缓,与 CAA 相近。这表明 HAA 通过竞标值中引入剩余任务成本,有效实现了跨周期的负载自平衡。

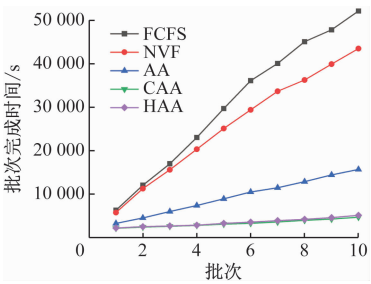


图 11　多批次任务流下 5 种任务分配方法对比

Fig. 11　Comparison of five task allocation methods under multi-batch task flow

为验证所提出任务分配算法的性能,试验均采用理想路径模型以确保与对比算法的公平比较。简化模型虽会使完工时间优于实际复杂场景,但并未影响算法间相对性能的评价结果。在实际工程应用中,HAA 可便捷地引入拥堵系数以贴合现实。进一步地,HAA 通过任务分类排序机制显著减少了 AGV 长距离无序穿插行为,其潜在冲突率远低于传统策略。这表明,在真实场景下,该算法在通行效率方面的优势可能更加突出。

4　结　语

本文针对自动化码头多 AGV 任务分配场景,提出一种结合集中式分配方法和分布式竞价的混合式任务分配方法。首先从调度系统、AGV 群和任务集出发构建多目标优化问题,优化目标为最小化全部任务完成时间、完成全部任务 AGV 行驶总距离以及任务加权延迟时间。同时权衡任务分配方案质量和求解计算时间,设计基于遗传算法与拍卖算法的求解算法。通过遗传算法对多目标优化问题进行求解,在编码中加入断点,将任务集集中划分为与 AGV 数量相同的有序任务子集;分布式计算每个 AGV 对每个任务子集竞价值,调用匈牙利算法对由竞标值组成的开销矩阵求解,完成任务子集与 AGV 的匹配。本文提出的混合式任务分配方法能在计算时间明显低于集中式分配方法的基础上,达到近似集中式分配结果的求解质量,在全部任务完成时间、完成全部任务 AGV 行驶的总距离、平均任务延迟时间、平均任务加权延迟时间以及每辆 AGV 被分配任务数量的标准差这些指标上均表现出良好且稳定的优化效果,且能适应周期性任务场景。

在未来的研究中,将考虑 AGV 在行驶过程中速度的变化以更符合实际场景。同时将针对 AGV 续航不足、通信条件差和设备故障等问题进行可靠性建模。

参 考 文 献

[1] Niu Y, Yu F, Yang Y. Research on U-shaped automated terminal scheduling optimization algorithm considering transportation equipment conflict congestion [C]//2022 International Symposium on Sensing and Instrumentation in 5G and IoT Era (ISSI). New York: IEEE, 2022: 41-46.

[2] Naeem D, Gheith M, Eltawil A. A comprehensive review and directions for future research on the integrated scheduling of quay cranes and automated guided vehicles and yard cranes in automated container terminals[J]. Computers & Industrial Engineering, 2023, 179: 1-19.

[3] Ding J P, Chen M S, Wang T, et al. A survey of ai-enabled dynamic manufacturing scheduling: From directed heuristics to autonomous learning[J]. ACM Computing Surveys, 2023, 55(14): 1-36.

[4] DeRyck M, Versteyhe M, Debrouwere F. Automated guided vehicle systems, state-of-the-art control algorithms and techniques[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2020, 54: 152-173.

[5] Chen X C, He S W, Zhang Y X, et al. Yard crane and AGV scheduling in automated container terminal: A multi-robot task allocation framework[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 114: 241-271.

[6] Yue L, Fan H, Ma M. Optimizing configuration and scheduling of double 40 ft dual-trolley quay cranes and AGVs for improving container terminal services[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 292: 1-15.

[7] Kim K H, Park Y M. A crane scheduling method for port container terminals[J]. European Journal of Operational Research, 2004, 156(3): 752-768.

[8] Yang Y S, Zhong M S, Dessouky Y, et al. An integrated scheduling method for AGV routing in automated container terminals[J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 126: 482-493.

[9] Wang Z, Zeng Q. A branch-and-bound approach for AGV dispatching and routing problems in automated container terminals[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 166: 1-25.

[10] 尚晶,闫学东,向韵巧,等.考虑乘客路径分配的模块化公交运行线路优化设计[J].公路交通科技,2025,42(8):27-34.
Shang J, Yan X D, Xiang Y Q, et al. Optimal design on modular bus operating lines considering passenger paths assignment[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2025, 42(8): 27-34. (in Chinese)

[11] Skaf A, Lamrous S, Hammoudan Z, et al. Integrated quay crane and yard truck scheduling problem at port of Tripoli-Lebanon[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 159: 1-37.

[12] Hop D C, Van Hop N, Anh TT M. Adaptive particle swarm optimization for integrated quay crane and yard truck scheduling problem[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 153: 1-12.

[13] Chen J, Zhang X, Peng X, et al. Efficient routing for multi-AGV based on optimized Ant-agent[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 167: 1-20.

[14] Lu Y. The optimization of automated container terminal scheduling based on proportional fair priority[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2022(1): 1-7.

[15] Zhang H, Qi L, Luan W, et al. Double-cycling AGV scheduling considering uncertain crane operational time at container terminals[J]. Applied Sciences, 2022, 12(10): 1-18.

[16] 饶振东.一种柔性调测工作站任务分配方法[J].中国测试,2024,50(增刊2):250-255.
Rao Z D. A flexible debugging and testing workstation task allocation method[J]. China Measurement & Test, 2024, 50(Suppl. 2): 250-255. (in Chinese)

[17] DeRyck M, Pissoort D, Holvoet T, et al. Decentralized task allocation for industrial AGV-systems with resource constraints[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 59: 310-319.

[18] 张中伟,高增恩,王菁锐,等.分布式 AGV 调度研究综述与发展趋势分析[J].制造技术与机床,2024(11):55-61.
Zhang Z W, Gao Z E, Wang J R, et al. Review and development trend analysis of distributed AGV scheduling[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2024(11): 55-61. (in Chinese)

[19] Wang X K, Wu W M, Xing Z C, et al. A neural network based multi-state scheduling algorithm for multi-AGV system in FMS[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 64: 344-355.

[20] Zhang B X, Wang B L, Zhang W X, et al. Multi-agent Model of AGVs Online Scheduling in Automated Sorting Warehouse[C]//2022 15th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). Hangzhou, China: IEEE, 2022: 70-73.

[21] Kudo F, Cai K. A tsp-based online algorithm for multi-task multi-agent pickup and delivery[J]. IEEE Robotics

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)