

# 基于信息物理系统的多分拣移动机器人调度策略

廉胤东<sup>1,2</sup>, 刘彦汝<sup>1</sup>, 杨启帆<sup>1</sup>, 杨奕斌<sup>1</sup>, 谢巍<sup>1,3†</sup>

1. 华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广州 510640;
2. 南方电网供应链科技(广东)有限公司, 广州 510620;
3. 广东省电力系统网络安全企业重点实验室, 广州 510663)

**摘要:** 研究基于信息物理系统建模的多分拣移动机器人(multi-SMR)调度策略. 首先,在基于实际应用场景的拓扑地图建模中加入新的路径弧时间损耗指标,实现对货物不均匀比例和多机器人拥堵状态的精确估计;其次,提出一种改进的启发式路径规划算法,并在路径评估过程中增加目的地距离和时间损耗指标;最后,将完整的调度过程以分层式结构部署在信息物理系统模型中,包括控制层的时间损耗指标更新、交通管制监测,以及物理层的分布式路径规划和机器人状态更新. 仿真实验结果表明,改进的调度策略可以进一步提升系统分拣效率,降低计算成本,有效解决机器人拥堵和安全问题.

**关键词:** 多移动机器人; 信息物理系统(CPS); 智慧分拣; 启发式规划; 分层调度; 拓扑地图建模

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1343

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**引用格式:** 廉胤东,刘彦汝,杨启帆,等. 基于信息物理系统的多分拣移动机器人调度策略[J]. 控制与决策, 2023, 38(1): 281-288.

## Multi-sorting mobile robot scheduling strategy based on cyber-physical system

LIAN Yin-dong<sup>1,2</sup>, LIU Yan-ru<sup>1</sup>, YANG Qi-fan<sup>1</sup>, YANG Yi-bin<sup>1</sup>, XIE Wei<sup>1,3†</sup>

1. School of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;
2. China Southern Power Grid Supply Chain Technology (Guangdong) Co. Ltd., Guangzhou 510620, China;
3. Guangdong Provincial Key Laboratory of Power System Network Security, Guangzhou 510663, China)

**Abstract:** This paper mainly studies a CPS-based multi-sorting mobile robot (multi-SMR) scheduling strategy. First, a novel time cost is added to the topology map model, realizing an accurate estimation of the uneven proportion of cargos and the congestion status of the robots. Then, an improved path planning algorithm is proposed, and the destination distance and time cost indicators are added to the path evaluation process. Finally, the complete scheduling process is deployed in the CPS model in a hierarchical structure, including time cost update and traffic control at the control layer, and distributed path planning and robot status update at the physical layer. Simulation experiments verify the reliability of the proposed method. Results show that the improved scheduling strategy further improves the system sorting efficiency, reduces the calculation cost, and solves the problem of robot congestion.

**Keywords:** multiple mobile robots; cyber-physical system(CPS); smart sorting; heuristic planning; hierarchical scheduling; topology map modeling

## 0 引言

多移动机器人系统能够在大幅提高工作效率和精确度的前提下降低人为错误和潜在的安全风险<sup>[1]</sup>,其在物流分拣领域的应用是广泛和成熟的,如:亚马逊、阿里巴巴、京东、DHL等<sup>[2]</sup>. 基于信息物理系统(cyber-physical system, CPS)和物联网(internet of

things, IoT)的多智能机器人协作技术日益成熟. CPS通过无线网络将控制机构与执行机构有机联系在一起,消除了有线连接和固定网络结构的限制,增强了系统的灵活性和可拓展性<sup>[3]</sup>.

本文主要研究物流分拣领域的多分拣移动机器人(multi-sorting mobile robot, multi-SMR)系统. 传统

收稿日期: 2021-07-31; 录用日期: 2021-10-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61973125).

责任编委: 王凌.

†通讯作者. E-mail: weixie@scut.edu.cn.

的建模架构如图1所示<sup>[4]</sup>.其中,路径规划的主要目的是根据分拣任务和机器人状态进行最优的资源调度(包括机器人和路径资源),同时保证系统效率和安全.在物理层,机器人的车载处理器是传感器和执行部件数据的集成处理与交互中心,其计算过程可以视为在系统边缘进行.在CPS架构下,移动机器人通过多个传感器(如:RFID、摄像头、雷达)感知环境,获取实时的位置信息和自身状态.网络层是控制层和物理层的连接枢纽,实现可靠的数据传输.

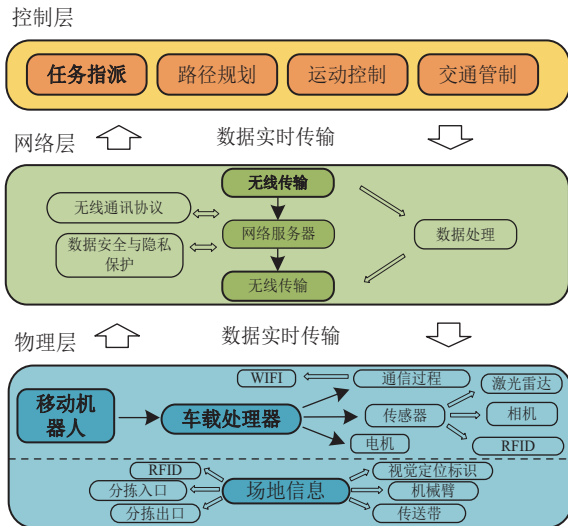


图1 基于CPS的multi-SMR系统模型

multi-SMR系统调度过程中,路径规划将直接影响系统可靠性.事实上,规划性能取决于多种因素,包括:场景地图建模、规划评价指标、算法部署架构等.当前研究和应用中仍然存在以下问题:1)不同包裹对应的目的地比例不均,且不可避免,考虑调度过程中货物的不均衡性是必要的;2)物流系统的场地面积大,而机器人比例相对较低,提高机器人密度与调度策略密切相关;3)机器人任务过程存在时间层面的高度不确定性,需要从算法结构上进行优化.

针对上述问题,本文的主要改进包括两个方面:1)增加新的时间损耗评价机制,用以评估货物分配不均和解决机器人运行过程可能出现的时间不确定问题.具体而言,本文考虑货物数量的不均衡比例,据此对多移动机器人的运动路径进行拓扑建模,并在启发式路径规划过程中加入时间和距离约束.2)利用CPS模型改进算法部署结构,其中,路径规划算法被独立部署在物理层的每台移动机器人上,而控制层主要负责约束状态的更新和冲突避让.

## 1 相关研究

近期的研究提出了多种方案,包括CPS架构下的物流分拣系统<sup>[4]</sup>和启发式规划方法<sup>[5]</sup>.对于不同应用

场景,采用不同的评价指标是合理的<sup>[1]</sup>.

Zhang等<sup>[4]</sup>构建了基于CPS的车间物料搬运模型,物理层的物理实体独立执行任务,而调度和控制算法全部集中在控制层,当移动机器人规模较大时,大规模数据传输将影响调度效率. Dai等<sup>[6]</sup>提出了一种基于数据驱动的CPS自治管理方法,确保了执行层任务数据对决策过程的约束,实现了对物理实体的高效管理和控制,保证了执行机构的任务可靠性. Lin等<sup>[7]</sup>提出了一种适用于CPS建模下物流系统的云边雾(cloud-edge fog)计算,算法将部分计算任务部署在系统边缘(通常为物理层),有效降低了计算延迟.此外,CPS系统的通信过程也得到深入研究<sup>[8]</sup>.

在规划方面,郭昆仑等<sup>[9]</sup>提出了一种改进的Dijkstra算法,增加了可同时规划的AGV数量,而单次规划效率较低.进一步,相关研究已经验证了启发式规划算法在移动机器人系统中的有效性,如A\*和D\*算法<sup>[5,10]</sup>.王云峰等<sup>[11]</sup>提出了一种改进A\*算法,降低了AGV运动过程的频繁转向和冲突. Digani等<sup>[5]</sup>提出了一类适用于多工业移动机器人系统的地图建模和调度策略,首先利用模型预测控制(MPC)对拥堵状态进行评估,进而采用D\*算法实现路径规划.分层调度策略进一步细化了规划任务,而上述过程仍集中在主控单元内,这将影响系统的计算效率和实时性.李明辉等<sup>[12]</sup>提出了一种适用于自动化物料运输系统的路径规划策略,将车辆经过路径的时间损耗设置为评价依据,在任务部署、冲突避让方面具有良好效果.然而,时间损耗被设为常值,不适用于AGV数量较多的情景.孙兆臣等<sup>[13]</sup>提出了一种考虑任务优先级的改进A\*算法,实现了在时间层面的评估,验证了时间损耗评估的可靠性.廉胤东等<sup>[10]</sup>提出了一种基于视觉定位估计和路径时间损耗的改进A\*规划算法,其中,启发函数的评估过程考虑了未来路径可能产生的路径时间耗费,这将有利于对全局路径资源的评估.然而,利用单一时间指标进行评估的过程可能造成AGV的无序运动.

## 2 multi-SMR系统调度策略

### 2.1 基于不均衡路径时间损耗的拓扑地图建模

针对货物不均衡问题,一类主要的策略是增加交通流密度指标<sup>[4-5]</sup>,这通常在拥塞较严重时才产生有效的控制信号.相较于空间的拥堵,时间指标能够更好地反映multi-SMR运动时的任务和空间位置特性.

图2展示了根据实际场景建立的拓扑地图,主要由路径弧和转向节点组成.路径节点具有独立的坐标信息.此外,分拣出入口通常环绕在路径弧之中.

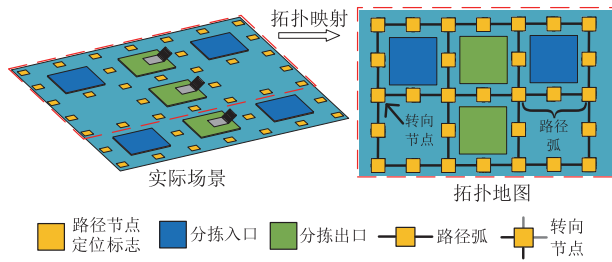


图2 应用场景拓扑地图建模

**定义1**  $\mathcal{R} = \{\mathcal{N}, \mathcal{P}, \mathcal{C}(t)\}$  表示包含不均衡时间约束的拓扑地图模型. 其中:  $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, n\}$ ,  $\mathcal{P} = \{p_{m,n} | m, n \in \mathcal{N}\}$ ,  $\mathcal{C}(t) = \{c_{mn}(t) | m, n \in \mathcal{N}, t \in [t_i(m), t_f(n)]\}$  分别表示路径节点集合、路径弧集合以及路径时间损耗集合;  $t_i(m)$  和  $t_f(n)$  表示机器人进入和离开路径弧  $p_{m,n}$  的时间节点.

此外, 令  $\mathcal{X} = \{x_{ij} | i, j \in \mathcal{N}\}$  ( $i, j$  是路径弧两端的节点, 并且  $i$  为起始节点) 表示分拣入口  $s$  与分拣出口  $d$  之间的完整路径集合, 这包含了该路径上的所有路径弧. 弧  $x_{ij} \in \mathcal{P}$ , 其取值范围为  $x_{ij} = \{0, 1\}$ , 其中数值 1 和 0 分别表示该段弧在规划路径中存在与否. 因此, 对于每一台移动机器人, 期望的最优路径应该是节点连续并且时间损耗最小. 最小时间损耗路径的约束可以表示为

$$\begin{aligned} \min C &= \sum c_{ij} x_{ij}. \\ \text{s.t. } \forall c_{ij} x_{ij} &\geq 0; \\ \sum (x_{sj}) - \sum (x_{js}) &= 1, j \in N, j \neq s; \\ \sum (x_{ij}) - \sum (x_{ji}) &= 0, i \in N, i \neq s, i \neq d; \\ \sum (x_{dj}) - \sum (x_{jd}) &= -1, j \in N, j \neq d. \end{aligned} \quad (1)$$

其中:  $c_{ij}$  是每段路径弧的时间损耗,  $C$  是总的损耗. 考虑  $x_{ij}$  的取值限定为 0 或 1, 约束  $\forall c_{ij} x_{ij} \geq 0$  保证了损耗指标的非负性, 这有利于具体实现. 其他 3 项约束保证了规划路径的连续性和可计算性.

由于货物数量不均匀, 不同路径弧被占用的时间是不同的, 这进一步反映了系统内的拥塞状态. 根据定义 1, 路径弧之间是相互独立的, 可以将每段路径弧的时间损耗视为基于时间的独立随机过程. 因此, 在确定规划路径的最小时间损耗前, 应计算拓扑地图中所有弧时间损耗的分布情况.

对于式 (1) 约束下的最优路径, 总的时间损耗为

$$C(t_0) = \sum c_{ij}(t) x_{ij}, \quad (2)$$

且总体损耗的概率分布函数为

$$F_C(t_0) = \prod F_{c_{ij}}(x_{ij}, t)^{x_{ij}}. \quad (3)$$

其中:  $t_0$  是 multi-SMR 系统的启动时间,  $F_{c_{ij}}(x_{ij}, t)$  是每段路径弧独立的路径时间损耗分布函数. 在计算

过程中, 每段弧上产生的时间损耗具有随机性. 受到机器人空间位置的影响, 期望的路径损耗分布 (密度) 函数可能具有时变、非线性特性.

**引理1** 对于独立的随机变量  $\mathcal{R}_1$  和  $\mathcal{R}_2$ , 可以通过其期望值大小进行比较. 若  $\mathcal{R}_1$  和  $\mathcal{R}_2$  的期望值为  $E[\mathcal{R}_1]$  和  $E[\mathcal{R}_2]$ , 则  $E[\mathcal{R}_1] \leq E[\mathcal{R}_2]$  等价于  $P(\mathcal{R}_1 \leq \mathcal{R}_2) \geq 0.5$ .

根据引理 1<sup>[4]</sup>, 若可以利用式 (3) 获得损耗的最小概率分布值, 或者直接从统计量获取期望损耗  $E[c_{ij}(t)x_{ij}]$  时, 则可以通过比较总的期望损耗来确定最优路径.

由于时间损耗具有不确定性, 精确建模求解较为困难, 本文采用统计求解方法 (统计量的正态分析<sup>[4]</sup>). 在正态分析中, 偏度和峰度反映了统计数据的三阶和四阶特性, 这是判断周期内统计数据正态性的重要指标. 在实验部分, 偏度和峰度的统计值在  $0 \pm 0.5$  范围内是合理的. 此外, Kolmogorov-Smirnov (K-S) 和 Shapiro-Wilk (S-W) 检验也需要进一步验证, 其检验置信度应该高于 0.05.

## 2.2 改进启发式路径规划算法

本文结合拓扑地图建模对 A\* 算法进行改进.

**定义2** 改进 A\* 算法的启发 (损失) 函数为

$$G(k, t_s) = \mathcal{G}(k, t_s) + \mathcal{H}(k, t_s). \quad (4)$$

其中:  $t_s$  记录机器人进入起始节点的时间, 并且在重新规划时更新;  $k$  表示当前所在的节点位置.

与传统 A\* 算法 ( $f(n) = g(n) + h(n)$ , 其中  $n$  表示当前节点位置) 类似, 改进的启发函数包含对已生成路径损耗的记录  $\mathcal{G}(k, t_s)$ , 以及下一步规划中的路径损耗估计  $\mathcal{H}(k, t_s)$ . 具体而言,  $\mathcal{G}(k, t_s)$  描述了从起始位置到当前节点的真实损耗. 若  $\mathcal{D}_p$  表示起始位置与当前位置间的 Manhattan 距离<sup>[10]</sup>, 机器人的平均移动速度为  $v_a$ , 弧时间损耗为  $\mathcal{T}_p$ , 转向时间损耗为  $\mathcal{T}_c$ , 则  $\mathcal{G}(k, t_s)$  可以表示为

$$\mathcal{G}(k, t_s) = \frac{\mathcal{D}_p}{v_a} + \sum_1^l \mathcal{T}_p + \sum_1^h \mathcal{T}_c \text{ (包含转向)}, \quad (5)$$

$$\mathcal{G}(k, t_s) = \frac{\mathcal{D}_p}{v_a} + \sum_1^l \mathcal{T}_p \text{ (无转向)}. \quad (6)$$

其中:  $l$  为已经过路径中的弧节点数,  $h$  为已经过路径中的转向节点数.  $\mathcal{G}(k, t_s)$  包含两种状态.

对未来路径的评估  $\mathcal{H}(k, t_s)$  可以表示为

$$\mathcal{H}(k, t_s) = \frac{\mathcal{D}_d}{v_a} + \sum_1^r E[c_{ij}(t)]. \quad (7)$$

其中:  $\mathcal{D}_d$  为当前位置与目标节点间的 Manhattan 距离,  $r$  为评估路径中的弧节点数,  $E[c_{ij}(t)]$  为拓扑地图

中弧的时间损耗期望值. 下面的算法1描述了路径规划的实现过程, 搜索过程包含 OPEN 和 CLOSE 两个列表, 用于从起始点逐个进行节点评估, 并保存路径. 评估过程比较了每个节点的启发函数值, 最优路径具有最小损耗值. 注意  $t_s$  更新前后的时间差值可以作为统计量, 表示该段弧的被占用时间.

**算法1** 改进A\*路径算法(单台移动机器人).

输入: 地图信息 Map, 弧损耗集合  $\mathcal{C}(t)\{c_{mn}\}$ ,

OPEN表, CLOSE表, 起始节点  $S$ , 终点节点  $D$ ;

输出: 路径集合  $\mathcal{X}\{x_{ij}\}$ ;

运算变量:  $\mathcal{F}(k, t_s), \mathcal{G}(k, t_s), \mathcal{H}(k, t_s), t_s$ ;

初始化: OPEN & CLOSE = null,  $t_s = 0$ .

1) Record the current  $t_s$ ; // 记录当前时刻

2)  $S.\mathcal{G}(k, t_s) = 0$ ; //  $S$  节点的  $\mathcal{G}$  值

3) CLOSE.add( $S$ ); // 添加  $S$  到 CLOSE 表

4) CLOSE.add( $S$ .NextNode); //  $S$  的相邻节点

5) while  $D$  not in CLOSE do

6) Node  $i =$  CLOSE.LatestNode; // 最近加入

CLOSE 的节点

7) for count = 1: size(Map.( $i$ ).NeighborNode), count++ do

8) OPEN.add(Map.( $i$ ).NeighborNode); //  $i$  的相邻节点

9)  $i.\mathcal{F}(k, t_s) = i.\mathcal{G}(k, t_s) + i.\mathcal{H}(k, t_s)$ ;

10) end

11) Sort(OPEN); // 根据  $\mathcal{F}$  值从小到大排序

12) CLOSE.add(OPEN.LatestNode); // 添加

OPEN 表中的最新节点到 CLOSE 表

13) Clean OPEN; // 结束  $i$  附近节点的搜索

14) end

15) return  $\mathcal{X}\{x_{ij}\} =$  CLOSE.

## 2.3 基于CPS的分层调度算法部署

调度策略中路径规划、交通管制等算法的协同工作将直接影响系统的整体性能. 当前研究中<sup>[4-5]</sup>, 算法的实现过程通常是集中式的, 如图1所示.

路径规划算法直接影响机器人与场景地图间的关系, 这将在实验部分进一步说明. 采用分层式调度的目的是进一步划分规划过程的子任务, 包括评价指标的生成、更新以及具体的路径计算. 从计算复杂度来看, 路径计算需要考虑所有机器人和拓扑地图节点, 这将占用大部分计算资源.

交通管制(冲突避让)取决于移动机器人的传感器信息. 发生冲突时, 物理层的机器人会立即停车并向控制层上报冲突信息, 等待解除冲突的控制命令. 随着工业和制造业智能化程度的提升(如更大量

的图形计算和传输), 物理层中物理实体的自治性和网络层的可靠通信需求不断增加.

CPS有效连接了物理层与控制层, 每一台机器人被分布式地部署在系统的计算边缘, 其计算过程都是独立的. 本文尝试将分层调度过程部署在CPS的不同模块中, 如图3所示. 地图信息(时间损耗更新)和冲突避让算法部署在控制层, 这是所有物理实体共享的信息. 路径规划过程独立部署在每一台机器人中(物理层), 边缘计算和运动指令执行是分布式的. 因此, 每台机器人与控制层独立交互, 获取指令信息并自主规划最优路径.

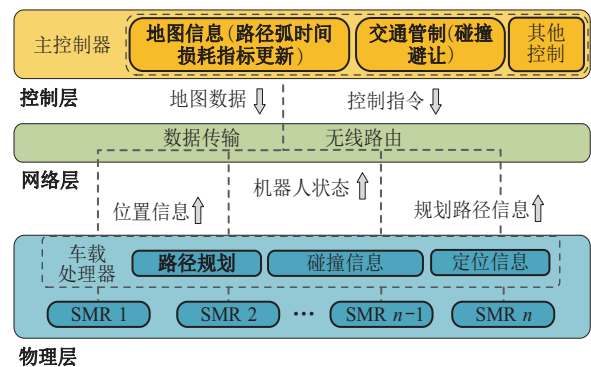


图3 基于CPS的改进分层调度架构

Zhang等<sup>[4]</sup>讨论并验证了物理实体与控制层之间实时交互信息的可靠性, 在移动机器人上部署计算任务是可行的. 此外, 改进部署方式的一个明显优势是算力的均衡分布, 控制层中的大部分规划计算被重新分配至边缘计算中. 同时, 交通管制策略在控制层中实现, 可以保证全局安全.

## 3 对比实验与分析

### 3.1 实验配置和准备工作

如图4所示, 本文实验在自主开发的软件平台进行. 实验过程主要对控制层的主控制器和物理层的multi-SMR系统进行模拟. 软件在两台计算机上同时执行(Windows 10操作系统, Intel i7-8750H 2.20 GHz CPU, 16.0 GB RAM), 分别对应控制层和物理层.

实验地图在图2的基础上进行扩展, 形成  $8 \times 14$  规模的标准栅格地图. 地图包含314个路径节点, 包括202个弧节点, 路径弧长度设置为2 m. 此外, 地图模拟了8个分拣入口和36个分拣出口. 移动机器人的数量设置为29台, 其速度为1 m/s, 装载和卸货时间分别为20 s和10 s. 仿真实验中的地图规模、车辆数量配置均参考当前的研究<sup>[2,5]</sup>和应用<sup>[15]</sup>. 此外, 为了模拟货物不均衡情况, 8个分拣入口的货物产生比例被设置为9:7:5:3:2:1:1:1. 对比实验选择4组算法进行模拟, 具体配置如表1所示. 模型1采用传统



图4 模拟实验软件平台

表1 4组对比算法配置

模型	路径规划算法	交通管制(冲突避让)	启发式	分层调度	CPS架构	主要评价指标
1	传统A*(物理层)	传感器信息(控制层)	具备	不具备	具备	最短路径
2	MPC + 改进D*(控制层)	传感器信息(控制层)	具备	具备	不具备	区域车辆密度(拥堵状态)
3	节点估计 + 改进A*(控制层)	队列表时间窗(控制层)	具备	具备	不具备	路径时间、队列表
4	地图信息(控制层)+改进A*(物理层)	传感器信息(控制层)	具备	具备	具备	路径弧时间损耗

A\*算法,其主要规划指标为当前位置与目标节点的最短距离. 模型2<sup>[5]</sup>采用分层式规划方式,模型预测控制(MPC)首先用于评估拓扑地图中的区域车辆密度,获得的拥堵值将作为改进D\*算法的规划指标. D\*算法根据场景内车流密度的变化实时重新规划. 模型3<sup>[10]</sup>同样采用分层规划方式,分别对下一节点位置和路径时间损耗进行估计,改进A\*算法的评估过程考虑了机器人在地图网络中的占用时间. 此外,冲突避让算法考虑了估计节点的时间窗序列. 实验

默认模型3直接检测到下一节点的坐标,没有增加视觉解码过程. 模型4采用本文设计的改进方法. 在实验过程中,机器人之间的死锁被记录,并通过反向重新规划进行解除. 任务分配过程选择距分拣入口最近的移动机器人.

### 3.2 实验结果和分析

初始化阶段,路径弧损耗设定为0.9s,转向时间损耗设置为1s. 初始化时间不会影响后续的弧时间损耗统计. 实验首先记录系统运行12h内的时间损

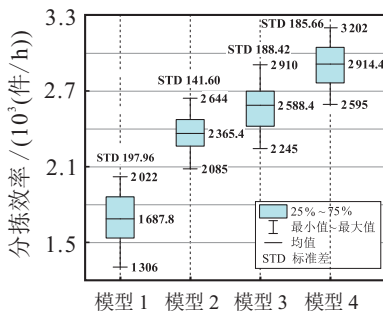
表2 弧损耗统计量正态分析

指标	路径弧1(靠近分拣入口)			路径弧2		
	统计量/ms	标准误差/ms	显著性	统计量/ms	标准误差/ms	显著性
95%均值置信区间	14446.0386 & 14652.8244	/	/	3075.0539 & 3260.8737	/	/
均值	14549.4315	51.4500	/	3167.9638	46.2300	/
最大值	15498.7300	/	/	4086.5700	/	/
最小值	13619.1700	/	/	2572.6400	/	/
全距范围	1879.5600	/	/	1513.9300	/	/
Skewness	0.068	0.337	/	0.263	0.355	/
Kurtosis	0.721	0.662	/	0.037	0.762	/
K-S	0.083	/	0.200*	0.075	/	0.200*
S-W	0.984	/	0.720	0.500	/	0.692

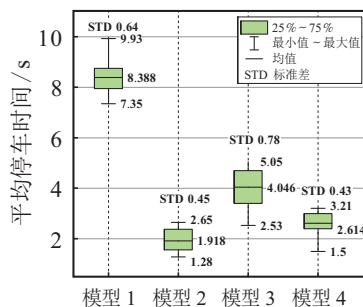
耗情况,数据表明,不均衡货物分配对不同位置弧的时间损耗具有明显影响.随着统计时间的增加,部分弧损耗的统计量呈现正态分布.表2记录了系统运行15 min内两段路径弧的正态分析数据.可以看出,峰度和偏度的统计量趋近于0,而K-S和S-W测试的显著性高于0.05.此外,分拣入口附近的弧呈现出较明显的拥堵状态.根据总体的统计数据,超过80%的路径弧在每15 min周期内呈现正态特性.对于正态数据,周期内的正态均值被设置为新的弧时间损耗,用于路径规划过程的评估.对于非正态数据,周期内的

时间损耗平均数被设置为新的损耗值.

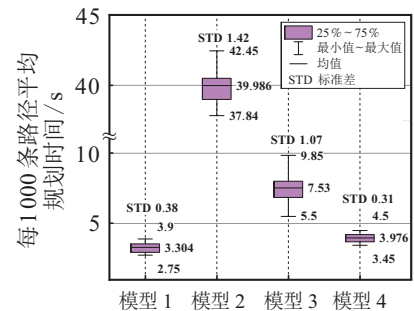
图5展示了3项关键系统指标的实验结果(基于15组实验数据,每组模拟实验的时间超过4h).分拣效率指多移动机器人在每小时内完成的分拣任务数.模型4的分拣效率达到模型1的1.73倍、模型2的1.23倍、模型3的1.13倍.模型3中改进A\*算法的启发函数考虑了路径时间损耗指标,这与模型4的估计过程相似.模型4考虑了时间和距离约束,机器人在朝向目的地方向的前提下尽可能避免了拥堵.



(a) 系统分拣效率对比



(b) multi-SMR 平均停车时间对比



(c) 路径规划算法计算时间对比

图5 multi-SMR系统关键指标数据对比

产生停车时间(见图5(b))的主要原因是路径拥堵.模型1仅考虑了最短距离,多台机器人在短时间内大量集中于分拣出入口,产生较严重的拥堵.模型2~模型4的规划评价过程分别基于交通拥堵状态和路径被占用时间,其直接目的是根据交通状态规划下一步的路径,因此能够有效缓解拥堵.一旦出现拥堵和排队,模型2系统将立刻指派机器人至附近的空闲路径中,大幅减少交通拥堵.但是,当多个拥堵位置相对靠近或包围在空闲区域外部时, multi-SMR 会被同时重新规划到有限的路径资源中,造成死锁.相比模型2对区域内拥堵的评估,模型4对每一条路径弧的时间损耗进行了更详细地统计和评估,这在保证机器人流动性的前提下提高了任务效率.在模型3中,基于队列表的冲突解除方法增加了整体系统的停车时间,降低了系统内的车辆流通性.

平均规划时间表示每规划1000条路径花费的时间.模型1和模型4在规划时间上明显优于模型2.模型1采用的A\*算法具有较好的时效性,在实验拓扑地图中,已知两点间A\*算法的时间复杂度为 $O(n)$ .模型2的规划时间分配在MPC评估和D\*算法中.对于细分的 $m$ 个子地图区域,采用MPC进行拥堵值评估的复杂度为 $O(m) < O(n)$ .改进D\*算法首先利用Dijkstra算法(复杂度为 $O(n^2)$ )进行反向搜索,接着利用A\*算法确认最优的路径节点,总体的复杂

度为 $O(n^3)$ .注意当启发指标(区域密度)发生变化时,算法会多次使用A\*重新规划路径,导致了规划时间的大幅增加.模型4中,时间损耗更新针对所有弧节点 $p$ ,且满足 $O(p) < O(n)$ .在规划方面,改进算法保持了A\*的复杂度 $O(n)$ .整体的算法复杂度应该接近于 $O(n^2)$ .事实上,基于CPS的算法部署改变了原算法的时间复杂度,路径规划算法被部署至物理层,其复杂度对于控制层而言降低为 $O(1)$ .此外,弧时间损耗的固定更新周期也避免了类似模型2中实时更新的复杂状态.基于CPS的算法部署架构也可以进一步解释模型1在规划计算时间上的最优性.模型3不具备CPS架构,这在一定程度上增加了规划时间.

此外,实验统计了8个分拣入口及其附近路径弧的拥堵情况.表3展示了模型1和模型4在实验过程中的统计数据.在模型1中,相较于入口5~8,入口1~4的拥堵情况更加明显.模型4有效缓解了高货物比例入口的时间损耗,避免了因货物不均衡而造成的拥堵.

最后,通过实验对比了不同调度策略对机器人密度的影响,如图6所示.当机器人数量为10时,模型1具有最高的任务效率.随着机器人数量增加(10~20),模型2、模型3和模型4的任务效率快速上升,且模型2具有更明显的优势.此时系统内开始出现排队和拥堵,模型2将拥堵车辆指派至附近空闲区域,缓

表3 分拣入口及相邻路径平均弧时间损耗

单位: ms

	分拣入口	分拣入口路径	相邻路径弧1	相邻路径弧2	相邻路径弧3	相邻路径弧4
模型1	1	24 525	17 357	15 104	18 353	12 394
	2	24 437	19 957	17 104	17 700	10 394
	3	22 133	15 000	13 100	16 421	12 235
	4	20 037	14 021	11 039	13 521	12 047
	5	15 428	12 124	10 362	11 541	9 521
	6	16 425	10 255	7 036	8 544	8 021
	7	13 524	9 051	4 328	8 065	6 857
	8	12 023	6 511	4 421	5 569	3 842
模型4	1	17 954	16 325	15 420	17 744	15 426
	2	18 835	15 004	15 210	16 234	14 320
	3	16 540	14 474	14 021	16 453	13 572
	4	14 233	13 351	12 844	13 524	13 501
	5	12 550	13 324	11 517	12 521	11 003
	6	11 320	11 047	11 523	10 521	10 021
	7	12 475	11 544	10 023	10 541	10 058
	8	12 755	12 033	10 074	11 541	10 732

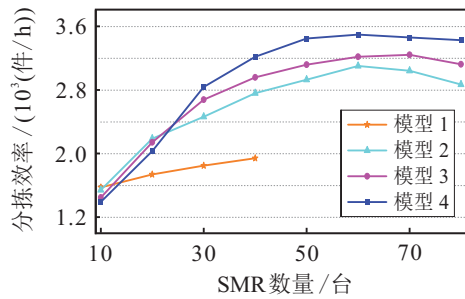


图6 multi-SMR密度对任务效率影响对比

解了拥堵,并且增加了任务效率. 模型1在此阶段产生了较大的拥堵和排队. 模型3的任务效率高于模型4,这是由于队列表增加了有序性. 当SMR数量进一步增加(20~40)时,基于路径时间损耗的评估方式体现出最优性. 实验过程中,模型2相对频繁地进行重新规划,导致multi-SMR在高任务比的分拣口和路段上产生拥堵,进而降低了任务效率. 此段范围内模型3和模型4体现出更好的规划和任务效率. 机器人数量超过40台时,模型1中产生了大量不可解除的死锁,导致系统停滞甚至是完全停止. 随后的过程中(40~80),机器人数量接近于地图可容纳范围的饱和值. 从任务效率曲线来看,模型2、模型3和模型4的增幅下降,并逐步达到饱和值,随后开始下降. 通过上述实验可知,本文的设计方法是可靠的,改进算法有效缓解了机器人的不均衡状态,提升了机器人密度.

### 4 结论

本文设计了一种基于信息物理系统(CPS)的调度策略,主要贡献包括:

- 1) 基于时间的拓扑地图建模和路径规划过程优化了路径利用效率,缓解了拥堵问题;
- 2) 新的路径评价指标(目的地距离和时间损耗)

细化了评估过程,有利于提升系统安全性,具有实际意义;

3) 基于CPS的算法部署、分层式架构和边缘计算共同提高了系统的实时性能和任务效率.

在下一步工作中,系统中的任务分配策略和时间损耗更新规则将被着重考虑. 此外, multi-SMR运行的能耗规律和节能规划将得到进一步研究.

### 参考文献(References)

- [1] 徐翔斌, 马中强. 基于移动机器人的拣货系统研究进展[J]. 自动化学报, 2022, 48(1):1-20.  
(Xu X B, Ma Z Q. Robotic mobile fulfillment systems: State-of-the-art and prospects[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(1): 1-20.)
- [2] Kehoe B, Patil S, Abbeel P, et al. A survey of research on cloud robotics and automation[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2015, 12(2): 398-409.
- [3] Liu Y, Peng Y, Wang B L, et al. Review on cyber-physical systems[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2017, 4(1): 27-40.
- [4] Zhang Y F, Zhu Z F, Lv J X. CPS-based smart control model for shopfloor material handling[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(4): 1764-1775.
- [5] Digani V, Hsieh M A, Sabattini L, et al. Coordination of multiple AGVs: A quadratic optimization method[J]. Autonomous Robots, 2019, 43(3): 539-555.
- [6] Dai W B, Dubinin V N, Christensen J H, et al. Toward self-manageable and adaptive industrial cyber-physical systems with knowledge-driven autonomic service management[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(2): 725-736.
- [7] Lin C C, Yang J W. Cost-efficient deployment of

fog computing systems at logistics centers in industry 4.0[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(10): 4603-4611.

[8] 汪慕峰, 胥布工. DoS干扰攻击下的信息物理系统状态反馈稳定[J]. 控制与决策, 2019, 34(8): 1681-1687. (Wang M F, Xu B G. State feedback stabilization of cyber-physical system under DoS jamming attacks[J]. Control and Decision, 2019, 34(8): 1681-1687.)

[9] 郭昆仑, 朱瑾. 基于多智能体系统的自动化码头多AGV无冲突路径规划[J]. 制造业自动化, 2021, 43(8): 83-89. (Guo K L, Zhu J. Multi-AGV path planning in automated terminals based on multi-agent system[J]. Manufacturing Automation, 2021, 43(8): 83-89.)

[10] 廉胤东, 谢巍. 基于视觉引导多AGV系统的改进A\*路径规划算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(8): 1881-1890. (Lian Y D, Xie W. Improved A\* path planning algorithm for vision-guided multi-AGV system[J]. Control and Decision, 2021, 36(8): 1881-1890.)

[11] 王云峰, 曹小华, 郭兴. 基于改进A\*算法和系统短期状态预测的仓储AGV路径规划方法[J/OL]. 计算机集成制造系统, 2021. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20210809.1137.008.html>. (Wang Y F, Cao X H, Guo X. Warehouse AGV path planning method based on improved A\* algorithm and system short-term state prediction[J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20210809.1137.008.html>.)

[12] 李明辉, 徐方, 宋吉来. 整体式自动化物料运输系统防拥堵调度策略[J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(8): 2395-2401. (Li M H, Xu F, Song J L. Anti-congestion scheduling strategy of unified automatic material handling system[J]. Computer Engineering and Design, 2021, 42(8): 2395-2401.)

[13] 孙兆臣, 孙晓琴, 杨文. 智能化仓库的AGV路径规划与紧急避障系统[J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2021, 52(3): 483-488. (Sun Z C, Sun X Q, Yang W. AGV path planning and emergency obstacle avoidance system in intelligent warehouse[J]. Journal of Shandong Agricultural University: Natural Science Edition, 2021, 52(3): 483-488.)

[14] 盛骤, 谢式千, 潘承毅. 概率论与数理统计[M]. 第3版. 北京: 高等教育出版社, 2001: 70-110. (Sheng Z, Xie S Q, Pan C Y. Probability theory and mathematical statistics[M]. The 3rd edition. Beijing: Higher Education Press, 2001: 70-110.)

[15] 吴菁芃. 亚马逊仓库Kiva机器人的应用分析与前景展望[J]. 物流技术与应用, 2015, 20(10): 159-164. (Wu J P. Application analysis and prospects of Kiva robot in Amazon warehouse[J]. Logistics & Material Handling, 2015, 20(10): 159-164.)

作者简介

廉胤东(1992—), 男, 博士, 从事移动机器人调度、信息物理系统的研究, E-mail: aulianyud@mail.scut.edu.cn;  
 刘彦汝(1998—), 女, 硕士生, 从事移动机器人调度算法的研究, E-mail: auliyur@mail.scut.edu.cn;  
 杨启帆(1997—), 男, 硕士, 从事移动机器人导航与规划的研究, E-mail: yqfyokihang@163.com;  
 杨奕斌(1999—), 男, 硕士生, 从事传感器定位与机器人的研究, E-mail: anchalyyb@163.com;  
 谢巍(1974—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能机器人、机器视觉、鲁棒控制等研究, E-mail: weixie@scut.edu.cn.

(责任编辑: 李君玲)

下 期 要 目

融合5G/GNSS的车辆高精度鲁棒安全定位: 进展与展望 . . . . . 郭 戈, 等

基于在线评论的情感分析方法及应用 . . . . . 李 杨, 等

双种群混合遗传算法求解具有预防性维护的分布式柔性作业车间调度问题 . . . . . 李佳磊, 等

城市固废焚烧过程风量智能优化设定方法 . . . . . 崔莺莺, 等

融合HOG特征和注意力模型的孪生目标跟踪算法 . . . . . 宋建辉, 等

基于帧内关系建模和自注意力融合的多目标跟踪方法 . . . . . 朱妹妹, 等

基于注意力特征融合的无人机多目标跟踪算法 . . . . . 刘 芳, 等

混合改进策略的黑猩猩优化算法及其机械应用 . . . . . 何 庆, 等

基于配送收益均衡的多目标绿色车辆路径优化算法 . . . . . 邱金红, 等

基于多智能体的太阳能无人机能源控制 . . . . . 吕冬翔, 等