

不确定扰动下多 AGV 路径规划两阶段鲁棒性优化方法

司明^{1,2,3†}, 刘梦凡¹, 曹现刚^{2,3}, 张美迎¹, 刘嘉曼¹, 董茜琪¹

(1. 西安科技大学人工智能与计算机学院, 西安 710054; 2. 西安科技大学机械工程学院, 西安 710054;
3. 陕西省矿山机电装备智能检测与控制重点实验室, 西安 710054)

摘要: 时钟偏移、动态障碍物、AGV 故障等不确定扰动因素会导致多 AGV 实际执行过程与规划方案存在时空偏差, 引发多 AGV 路径冲突. 基于此, 提出两阶段鲁棒优化模型, 旨在不确定扰动下仍能保持与确定性模型相近的性能表现. 第一阶段提出基于维度敏感的 k 鲁棒安全间隔规划算法, 通过深度代理模型和三维映射表决策 k 鲁棒因子, 在显式扰动下生成全局鲁棒路径方案, 显著降低多 AGV 冗余等待时间; 第二阶段提出任意角度几何最近邻搜索算法, 通过几何最近邻搜索和碰撞时间间隔估计法对因扰动影响而失效的路径进行在线修复, 进一步提升系统鲁棒性. 设计一种多维度鲁棒性能评价指标体系, 计算不确定扰动下各路径方案与确定性模型最优解的贴近期度, 实现对鲁棒性能客观量化评价. 在四种规模数据集上, 设计三类扰动场景, 与四类典型算法进行仿真比较实验, 实验结果表明, 该方法贴近期度较对比算法平均提高 8%, 在不确定扰动下与确定性模型贴近期度最高, 实现了时间和空间成本平衡, 鲁棒性最强.

关键词: 多 AGV; 两阶段鲁棒优化模型; k 鲁棒安全间隔; 任意角度; 几何最近邻; 鲁棒性能评价

中图分类号: TP18

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2026.0010

引用格式: 司明, 刘梦凡, 曹现刚, 等. 不确定扰动下多 AGV 路径规划两阶段鲁棒性优化方法 [J]. 控制与决策

A two-stage robust optimization method for multi-AGV path planning under uncertain disturbances

SI Ming^{1,2,3†}, LIU Meng-fan¹, CAO Xian-gang^{2,3}, ZHANG Mei-ying¹, LIU Jia-man¹, DONG Xi-qi¹

(1. College of Artificial Intelligence and Computer Science, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 2. College of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 3. Shaanxi Key Laboratory of Mine Electromechanical Equipment Intelligent Detection and Control, Xi'an 710054, China)

Abstract: Uncertain disturbance factors such as clock drift, dynamic obstacles, and AGV failures lead to spatiotemporal deviations between the actual execution and planned paths of multi-AGV systems, resulting in frequent path conflicts. To address this, a two-stage robust optimization model is proposed, designed to maintain performance close to that of a deterministic model under uncertain disturbances. In the first stage, a dimension-sensitive k -robust safe interval planning algorithm is introduced. It determines the k -robust factor using a deep surrogate model and a three-dimensional mapping table, generating a global robust path plan under explicit disturbances and significantly reducing redundant waiting time for Multi-AGV. In the second stage, an any-angle geometric nearest neighbor search algorithm is proposed. It performs online repair of paths invalidated by disturbances through geometric nearest neighbor search and collision time interval estimation, further enhancing system robustness. A multi-dimensional robustness performance evaluation index system is designed to calculate the closeness between various path plans under uncertain disturbances and the optimal solution of the deterministic model, enabling an objective and quantitative assessment of robustness. Simulation experiments were conducted on four datasets of varying scales, involving three types of disturbance scenarios and comparisons with four categories of benchmark algorithms. The results demonstrate that the proposed method improves closeness by an average of 8% compared to the benchmark algorithms, exhibited the highest closeness to the deterministic model under uncertain disturbances, effectively balanced temporal and spatial costs, and

收稿日期: 2026-01-05; 录用日期: 2026-04-15.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (52274158).

责任编辑: 陈家伟.

†通信作者. E-mail: siming@xust.edu.cn.

demonstrated the strongest robustness.

Keywords: multi-AGV; two-stage robust optimization model; k -robust safe interval; any-angle; geometric nearest neighbor; robustness performance evaluation

0 引言

智能制造^[1]作为制造强国战略实施的核心支撑,其核心价值在于有效破解传统制造业面临的生产效率低下、运营成本高企、柔性化程度不足等核心痛点,通过推动生产模式向智能化、柔性化^[2]转型,为新质生产力的培育提供重要产业载体,对提升国家制造业全球竞争力具有不可替代的战略意义.自动导引车(Automated Guided Vehicle, AGV)是智能制造实现自动化、柔性化生产的关键设备之一^[3],其技术性能直接关联智能制造系统的运行效率与柔性适配能力.其中,AGV的路径规划能力是保障系统连续稳定运行、提升整体生产效能的基础性前提条件.然而,在实际工业场景的执行过程中,由时钟偏移^[4]、动态障碍物入侵及AGV自身故障等内外部不确定扰动因素引发的AGV时空偏差问题,易导致AGV运行时序混乱、任务执行延误、路径交叉冲突、区域交通拥堵,进而造成系统吞吐量下降、任务完成率降低及路径规划计算复杂度显著上升等后果.此外,多AGV系统的路径规划问题已被理论证明属于非线性规划(Nonlinear Programming, NP)困难问题^[5],其求解复杂度随AGV数量及环境复杂度呈指数级增长.因此,如何在路径规划阶段提前考虑并抑制各类不确定扰动的影响,设计具备高鲁棒性的多AGV路径规划优化方法,已成为智能制造领域长期关注且亟待突破的关键技术瓶颈.

为应对上述不确定性挑战,现有研究主要围绕路径鲁棒规划算法,在线执行策略和性能评价三个方面展开.在路径鲁棒规划方面,相关方法通过将不确定扰动嵌入模型,生成对有限扰动具备容忍能力的路径方案.例如,基于时间膨胀的 k -鲁棒规划方法, IkR -CBS^[6], kR -SIPP^[7], CkR -SIPP^[8]通过引入安全时间缓冲以抵御有界延迟;基于概率模型的方法, pR -CBS^[9], STT-CBS^[10].则通过冲突概率估计优化路径鲁棒性;而时间无关规划方法^[4]则通过解除对严格时序的依赖,从本质上规避延迟引发的冲突.此外, HM-EECBS^[11]及方案树^[12]等机制通过切换备用路径以应对扰动,但此类方法普遍存在鲁棒性与路径效率的权衡困境,且对超出预设范围的扰动适应能力有限.在在线执行策略方面, Causal-PIBT^[13]等方法依据系统实时状态对失效路径进行动态调整,在线修复方法,动作依赖图 ADG^[14]通过插入等待操作以

恢复时序关系,但易造成显著性能损失;在线重规划方法,滚动时域框架^[15]、DPAA-SIPPs^[16]虽能动态更新路径以增强适应性,却也面临实时计算负担过高的挑战,难以满足复杂场景下的实时性需求.在鲁棒性能评价方面,现有研究呈现从单一指标到多属性综合的发展趋势. Atzmon等^[9]以冲突概率作为核心安全指标,通过数值积分与蒙特卡洛模拟量化鲁棒性,理论严密但计算开销巨大; Ma等^[17]聚焦路径代价,将离线规划代价与考虑不确定性的估计成本相结合,但效果高度依赖于延迟分布的准确性;张书凡等^[10]通过仿真实验统计运行时间,虽贴近工程实际却缺乏系统性对比基准.此外,亦有研究引入多属性决策方法^[18],通过综合评价提升结果的可比性与客观性.

路径规划鲁棒性优化方法是生成一条在不确定扰动下能保证安全并有效完成任务的路径.主要方法包括:最坏情况优化方法^[19]通过考虑不确定性边界提供严格安全保障,但过于保守.随机优化方法^[20]将不确定性建模为随机变量,优化期望性能或满足概率约束,平衡了效率与风险,但依赖准确的概率模型.基于集合的方法^[21]通过计算状态可达集保证整个状态集合的安全,提供精细的严格保证,但计算复杂度高.基于场景的优化方法^[22]通过大量采样场景进行规划,概念简单且易于并行,但其保证是经验性的.

针对现有方法在不确定扰动下存在适应性局限、性能权衡困境以及评价体系不完善等问题,本文提出两阶段鲁棒优化模型,旨在不确定扰动下仍能保持与确定性模型相近的性能表现.如图1所示.将决策过程分解为离线鲁棒规划与在线动态调整两个阶段:第一阶段提出基于维度敏感的 k 鲁棒安全间隔规划算法,通过深度代理模型实现区域自适应划分,结合三维映射表决策 k 鲁棒因子,有效降低多AGV冗余等待时间,实现多AGV全局路径鲁棒规划;第二阶段提出任意角度几何最近邻搜索算法,通过几何最近邻搜索策略和任意角度碰撞时间间隔估计法寻找无冲突路径,对因扰动失效的路径进行动态调整,并采用列与约束生成(Column and Constraint Generation, C&CG)算法对模型进行高效求解.构建时间、空间和效率等多维度鲁棒性能评价指标体系,采用熵权-TOPSIS方法计算各路径方案与确定性模

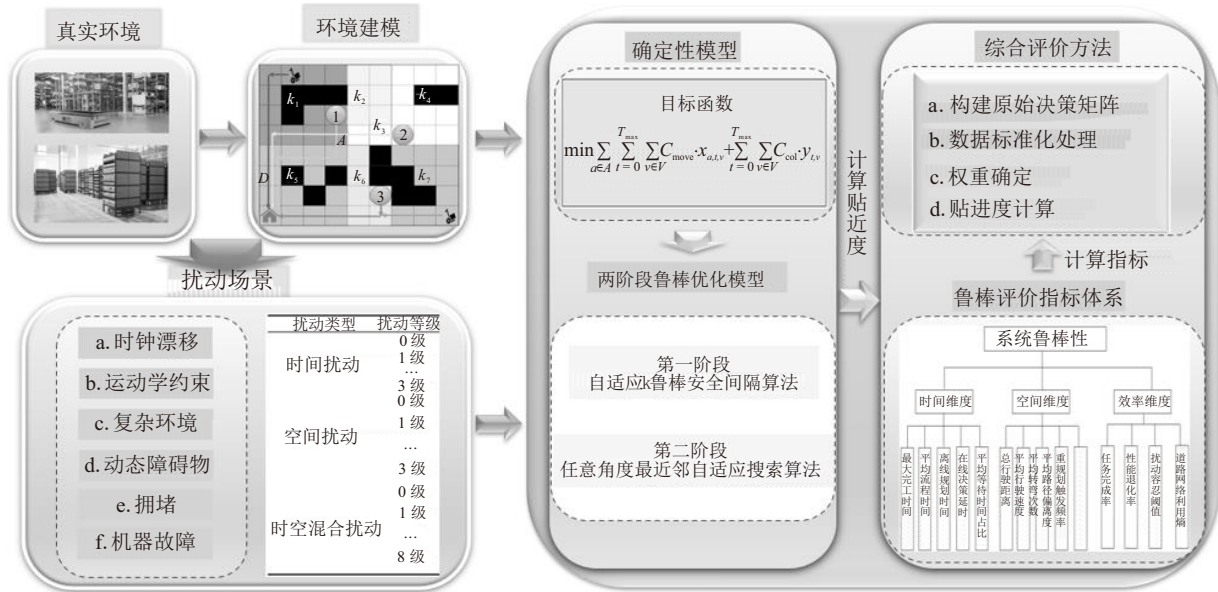


图1 整体框架图

型最优解的贴近度, 实现对鲁棒性能的客观量化评价, 验证该方法在不确定扰动下的鲁棒性能.

1 系统建模

1.1 问题描述

多AGV路径规划场景基于栅格地图建模, 多个AGV在无向图 $G = (V, E)$ 环境中执行从起点到终点的运输任务. 如图3所示, 地图中所有可通过节点集合 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_o\}$, $E = \{(u, v) | u, v \in V\}$ 表示节点间可通行边的集合. AGV系统为集合 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_l\}$, 每个AGV a_i 有预定义起点 s_i 和目标点 g_i , 其中 $s_i, g_i \in V$, 受限于其运动能力, 在离散时间步长内以匀速执行移动或等待动作. 单AGV路径定义为动作序列 $\pi = (u_1, u_2, \dots, u_n)$, 则 l 个AGV的路径规划问题可视为 l 条路径集合 $\Pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_l)$. 由于节点空间有限, 假设每个节点在同一时间步最多只能被一个AGV占据, 如图2所示, 多AGV在规划过程中根据可扩展节点数将其划分为4、8、16以及32邻域搜索. 其中, 一般算法可扩展4和8邻域, 任意角度 (Any Angle, AA) 算法可扩展4、8、16和32邻域, 显著拓宽了路径搜索空间.

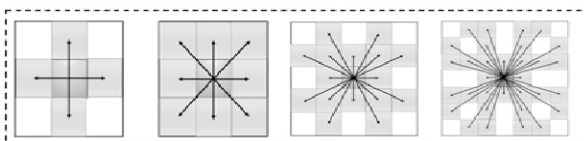


图2 4邻域、8邻域、16邻域、32邻域示意图

安全间隔路径规划 (Safe Interval Path Planning, SIPP) 算法基于全局时间表为每个节点定义安全时间间隔 (Safe Time Interval, STI) 和障碍时间间隔

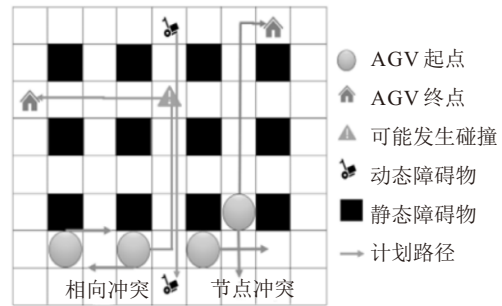


图3 多AGV路径规划示意图

(Obstacle Time Interval, OTI), 确保AGV在安全时间间隔内无冲突地占用节点. 同时, 通过设置鲁棒因子 k , 扩展节点障碍时间间隔, 从而在规划阶段预留延迟时间, 增强路径规划鲁棒性. 如图4所示, 某AGV在时间间隔 $[1, 2]$ 内持续占用某节点, 则节点的障碍时间间隔为 $[1, 2]$, 代表该节点的不可用时间间隔, 为抵御时钟漂移、动态障碍物等不确定延迟扰动, 将此节点的障碍时间间隔沿时间轴扩展 k 个时间步, 得到扩展后的障碍时间间隔为 $[1, 2+k]$, 其余未

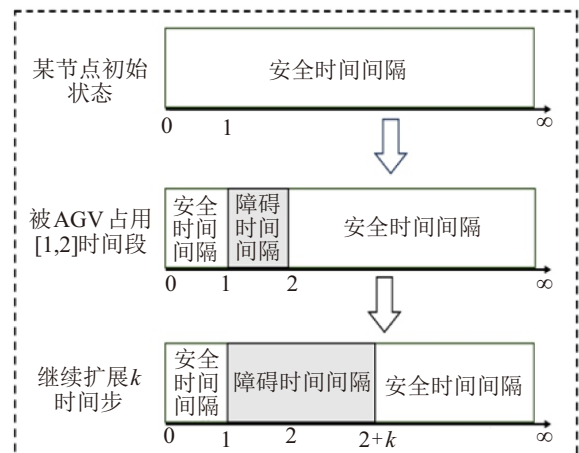


图4 k个时间步单个节点全局时间表

被占用的时间即为安全时间间隔.

1.2 两阶段鲁棒优化模型

1.2.1 模型参数说明

模型参数的类别、符号及含义如表1所示. 该表汇总了后续建模所需的变量与参数, 为建立两阶段鲁棒优化模型提供基础.

表1 模型参数的类别、符号及含义

类别	符号	含义	
集合	$G = (V, E)$	栅格地图, V 为节点集合, E 为边集合	
	A	AGV集合	
	Π	路径集合	
	Ξ	扰动场景集合	
	K	鲁棒因子 k 集合	
参数	T	时间步集合	
	C_{move}	AGV单位移动成本	
	C_{wait}	AGV单位等待成本	
	C_{col}	冲突惩罚成本	
	C_{dev}	路径偏离惩罚成本	
	r	AGV半径	
	Γ	扰动预算(最大延迟事件数)	
	Θ	路径允许最大偏离阈值	
	α, β	时间与空间扰动敏感度权重	
	$x_{a,t,v}(k)$	0-1变量, AGV a 在时间 t 内是否占据节点 v	
决策变量	$\tilde{x}_{a,\gamma,v}(y)$	0-1变量, 调整后AGV a 是否占据节点 v	
	$y_{t,v}$	0-1变量, 节点 v 在时间 t 是否发生冲突	
	$\xi_{a,t}$	0-1变量, 是否发生延迟扰动	
	$\omega_{a,t}(k)$	0-1变量, 是否处于等待状态	
	$d_a(y)$	AGV a 在路径调整后的偏离度量	
	RDS_{mn}	区域维度单元敏感值	
	η	最大扰动下的调整成本上界	
	$T[\cdot]$	三维映射表	
	辅助变量	ε	C&CG算法收敛判定阈值
		M, N	地图离散化为 $M \times N$ 个区域维度单元
$\Delta t, \Delta occ$		时间扰动与空间扰动强度	
$\Omega(k, \xi)$		给定 k 与 ξ 下所有可行调整路径的集合	
	Δf	扰动下目标函数变化量	

1.2.2 确定性模型

确定性模型是在理想无扰动条件下对多AGV路径规划问题进行的一种形式化描述, 通过对确定性模型进行求解, 可获得最优路径方案以及其对应的最小化总成本, 该最优解即为确定性模型最优解, 在后续的研究中, 这一最优解将作为衡量系统性能的基准, 用于定量评估本文所提出的两阶段鲁棒优化模型在面临不确定扰动时维持系统性能稳定性与适应能力优劣, 客观评价该模型的抗干扰能力和综合性能水平.

1) 目标函数: 以最小化多AGV系统的总行驶成

本与冲突惩罚成本之和为目标构建确定性模型. 如式(1)所示.

$$\min \sum_{a \in A} \sum_{t=0}^{T_{\max}} \sum_{v \in V} C_{move} \cdot x_{a,t,v} + \sum_{t=0}^{T_{\max}} \sum_{v \in V} C_{col} \cdot y_{t,v}. \quad (1)$$

2) 约束条件为式(2)至(10).

$$\sum_{v \in V} x_{a,t,v} \leq 1, \forall a \in A, t \in \{0, 1, \dots, T_{\max}\}, \quad (2)$$

$$x_{a,t,v} \in \{0, 1\}, \forall a \in A, t \in \{0, 1, \dots, T_{\max}\}, v \in V, \quad (3)$$

$$y_{t,v} \geq \sum_{a \in A} x_{a,t,v} - 1, \forall t \in \{0, 1, \dots, T_{\max}\}, v \in V, \quad (4)$$

$$y_{t,v} \in \{0, 1\}, \forall t \in \{0, 1, \dots, T_{\max}\}, v \in V, \quad (5)$$

$$\sum_{v \in V} x_{a,0,v} = 1 \text{ 且 } x_{a,0,S_v} = 1, \forall a \in A, \quad (6)$$

$$\sum_{v \in V} x_{a,T_{\max},v} = 1 \text{ 且 } x_{a,T_{\max},G_v} = 1, \forall a \in A, \quad (7)$$

$$x_{a,t,v} - \sum_{v' \in \mathcal{N}(v)} x_{a,t-1,v'} \leq 0, \forall a \in A, t \geq 1, v \in V, \quad (8)$$

$$\tilde{y}_{\gamma,v} \geq \sum_{a \in A} \tilde{x}_{a,\gamma,v}(y) - 1, \forall \gamma, p, \quad (9)$$

$$d_a(y) \geq \|\tilde{x}_a(y) - x_a(k)\| - \Theta, \forall a. \quad (10)$$

其中约束(2)表示每个AGV在任一时刻最多只能位于一个节点; 约束(3)和约束(5)为决策变量取值范围; 约束(4)用于冲突检测, 当且仅当某个节点在某一时刻被多于一个AGV占据时, 冲突变量 $y_{t,v}$ 被强制置为1; 约束(6)和约束(7)确保所有AGV在初始时刻位于其起点, 在最终时刻到达终点; 约束(8)为AGV的运动学约束, 保证AGV在 t 时刻位置 v 必须在 $t-1$ 时刻所在位置 v' 邻域节点, 确保路径连续性; 约束(9)和约束(10)为第二阶段约束条件.

1.2.3 两阶段鲁棒模型

在实际生产中, AGV系统常受时钟漂移、动态障碍物、设备故障等不确定扰动影响. 虽扰动成因各异, 但均表现为任务执行过程中的时间正向偏移, 可统一抽象为广义时间延迟扰动. 为提升路径规划在不确定扰动下的鲁棒性, 并保持与确定性模型相近的性能, 本文构建两阶段鲁棒优化模型.

1) 采用基数约束不确定集 (Cardinality Constrained Uncertainty Set) 来描述延迟扰动, 其数学描述如式(11)所示:

$$\Xi = \{\xi_{a,t} \in \{0,1\} \mid \xi_{a,t} = 1, \sum_{a \in A} \sum_{t=0}^{T_{\max}} \xi_{a,t} \leq \Gamma\}. \quad (11)$$

其中 Γ 代表整个系统所有AGV的所有时间步上可能发生的最大延迟事件总数。

2) 构建如下 $\min - \max - \min$ 问题, 外层 \min 为每个区域计算一个自适应 k 鲁棒因子, 中层 \max 从不确定性集 Ξ 中找到最大扰动场景, 内层 \min 基于任意角度几何最近邻搜索算法, 对遭遇扰动的AGV进行动态调整, 以最小化总成本, 构造多层优化问题:

$$\begin{aligned} & \min_{k \in K} (C_{base}(k) + \max_{\xi \in \Xi} \min_{\rho \in \Omega(k, \xi)} C_{adjust}(\rho, \xi)), \quad (12) \\ & \min_k \left(\sum_{a \in A} \sum_{t=0}^{T_{\max}} \sum_{v \in V} C_{move} \cdot x_{a,t,v}(k) + \right. \\ & \quad \left. \sum_{a \in A} \sum_t C_{wait} \cdot \omega_{a,t}(k) + \right. \\ & \quad \left. \max_{\xi \in \Xi} \min_{\rho} \left[\sum_{t,p} C_{col} \cdot \tilde{y}_{t,p} + \sum_a C_{dev} \cdot d_a(y) \right] \right). \quad (13) \end{aligned}$$

2 两阶段鲁棒优化模型求解方法

采用列与约束生成(C&CG)算法对模型进行求解, 该算法通过主问题与子问题的迭代, 将原问题分解为可高效求解的混合整数线性规划(Mixed Integer Linear Programming, MILP)问题, 并在有限次迭代内收敛至最优解. 具体流程如图5所示。

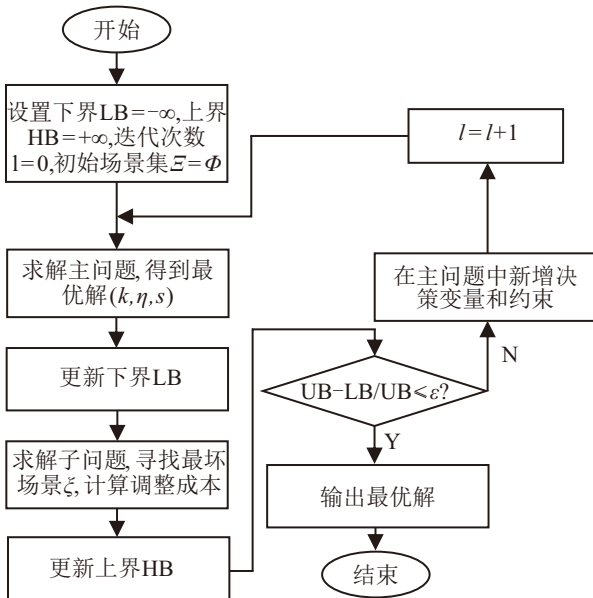


图5 C&CG算法流程图

1) 主问题基于当前已发现的最大扰动场景 Ξ' 进行构建, 将原问题中含不确定性的优化目标转化为确定性优化形式。

$$\min_{k, y^1, \dots, y^l, \eta} C_{case}(k) + \eta, \quad (14)$$

$$\text{s.t. } \eta \geq C_{adjust}(y^\tau + \xi^\tau), \forall \xi^\tau \in \Xi', \quad (15)$$

$$y^\tau \in \Omega(k, \xi^\tau), \forall \xi^\tau \in \Xi', \quad (16)$$

$$k \in K. \quad (17)$$

2) 子问题在第一阶段决策 k^* 固定的情况下, 旨在寻找最大扰动场景 ξ^* , 并计算该场景下的最小调整成本. 子问题可转化为式(19)所示形式。

$$\max_{\xi \in \Xi} \min_{y \in \Omega(k^*, \xi)} C_{adjust}(y, \xi), \quad (18)$$

$$\max_{\xi \in \Xi} \text{DPAA-Algorithm}(k^*, \xi). \quad (19)$$

其中, $\text{DPAA-Algorithm}(k^*, \xi)$ 表示在给定的基线方案 k^* 和扰动场景 ξ 下, 调用任意角度几何最近邻搜索算法所返回的最小调整成本 C_{adjust}^* 。

2.1 第一阶段: 基于维度敏感的 k 鲁棒安全间隔规划算法

基于维度敏感的 k 鲁棒安全间隔规划算法通过将AGV运行的栅格地图解构为离散区域维度单元 l_{mn} , 计算各单元对扰动的敏感值 RDS_{mn} , 将敏感分布矩阵 RDS 输入深度代理模型, 实现地图的自适应区域划分, 使划分后的区域具备一致的扰动特性, 通过预训练模型构建三维映射表, 实现 k 鲁棒因子决策, 如图7所示, 进而采用 k R-SIPP算法生成鲁棒路径方案. 算法流程如图6所示。

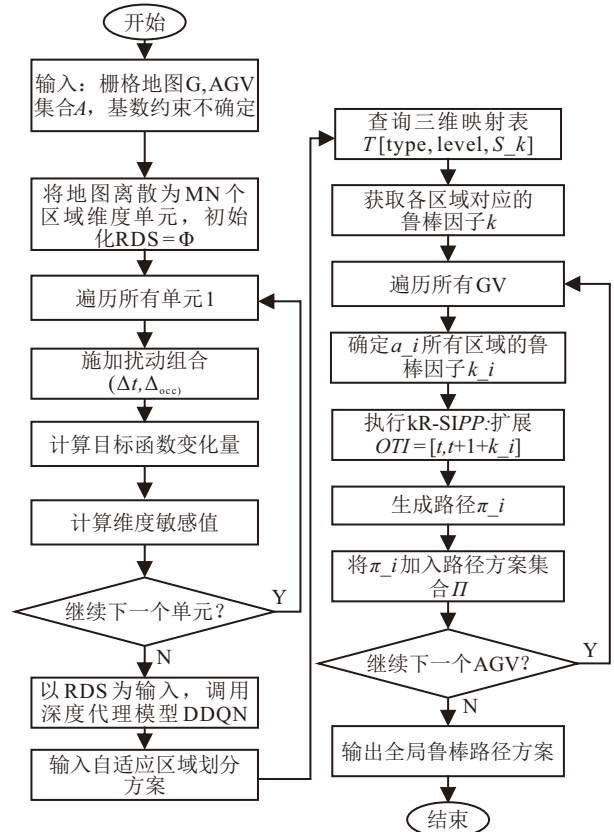


图6 第一阶段算法流程图

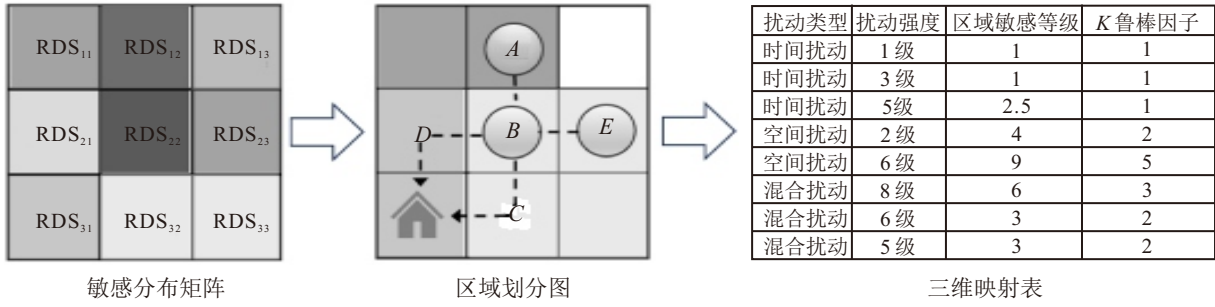


图7 算法流程示意图

$$RDS_{mn} = \alpha \cdot \frac{\Delta f_t}{\Delta \xi_t} + \beta \cdot \frac{\Delta f_w}{\Delta \xi_w}, \quad (20)$$

$$\Delta f = \frac{f - f_0}{f_0}, \quad (21)$$

$$RDS = \begin{bmatrix} RDS_{11} & \cdots & RDS_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ RDS_{m1} & \cdots & RDS_{mn} \end{bmatrix}. \quad (22)$$

其中 $\frac{\Delta f_t}{\Delta \xi_t}$ 和 $\frac{\Delta f_w}{\Delta \xi_w}$ 分别表示时间扰动和空间扰动引起的目标函数变化量, α 和 β 为权重系数, $\alpha + \beta = 1$, f_0 为无扰动时的基准性能.

2.2 第二阶段: 任意角度几何最近邻搜索算法

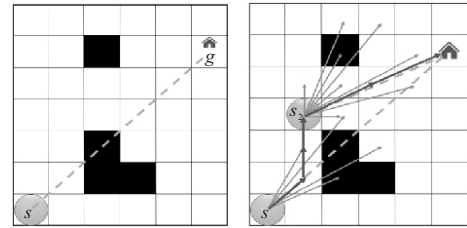
任意角度几何最近邻搜索算法以 AGV 当前位置与终点的连线为基准线, 基准线方向即为理想前进方向; 几何最近邻指邻域内节点中心到基准线垂直距离最短的节点. 该算法以基准线为导向, 优先搜索几何最近邻, 在 32 邻域内由近及远依次寻找路径成本最优的无冲突调整路径; 同时结合任意角度碰撞时间间隔估计, 确保路径时空无冲突, 实现高效在线动态路径调整. 如图 8 所示.

算法2 任意角度几何最近邻搜索算法

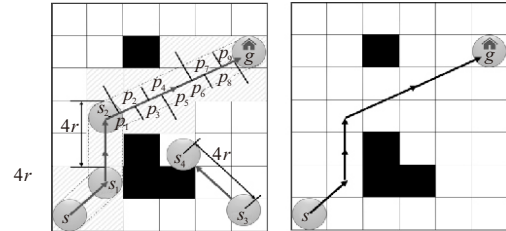
输入: 当前位置 v_s 、目标位置 v_g 、当前时间 t_{curr} 、其他路径 π_{others}

- 1: 生成基准线 $L = \text{line}(v_s, v_g)$
- 2: 初始化候选节点集 $V = \emptyset$
- 3: **for each** 节点 $v \in 32\text{-neighbors}(v_s)$ **do**
- 4: 计算 v 到 L 的垂直距离 $dist$ 和 p
- 5: 计算搜索优先级 $score = 0.7 \cdot (1 - dist / \max_{dist}) + 0.3 \cdot (1 - distance(v_s, p) / \max_{along})$
- 6: $V.add(v, p, score)$
- 7: **end for**
- 8: 按 $score$ 降序排列 V
- 9: **for each** $(v, p, score) \in V$ **do**
- 10: 构造候选路径 $\pi_{candidate} = v_s \rightarrow v \rightarrow v_g$
- 11: 计算到达时间 $t_p = t_{curr} + distance(v_s, p) / v$

- 12: 计算碰撞时间间隔 $[t_p - 4r/\text{speed}, t_p + (4r + k)/\text{speed}]$
 - 13: **if** $\pi_{candidate}$ 与 π_{others} 在该间隔内无冲突 **then**
 - 14: 计算路径成本 $cost = 0.5 \cdot \text{length} + 0.3 \cdot \text{turns} + 0.2 \cdot \text{deviation}$
 - 15: 记录候选解 $(\pi_{candidate}, cost)$
 - 16: **end if**
 - 17: **end for**
- 输出: 调整后无冲突路径 π'_i



(a) 基准线生成和几何最近邻搜索



(b) 任意角度碰撞时间间隔估计和方案生成

图8 第二阶段算法流程示意图

3 鲁棒性能评价

为验证本文所提两阶段鲁棒优化模型在不确定扰动下的鲁棒性, 量化对比现有不同鲁棒性优化方法的性能差异, 本文构建多维度鲁棒性能评价指标体系, 采用熵权-TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) 综合评价方法对各鲁棒性优化方法的性能进行排序, 实现评价结果的科学性与客观性.

3.1 评价指标体系

采用层次分析法构建三级指标结构, 如表 2 所示, 从时间、空间、效率三个核心维度出发, 选取具有代表性的可量化指标进行量化评价, 全面覆盖模型

表2 鲁棒性能评价指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	指标说明
鲁棒性	时间维度	最大完工时间	所有AGV完成任务的最终时间
		平均流程时间	AGV从起点到终点的平均时间
		离线规划时间	生成初始方案的平均耗时
		在线决策延时	响应扰动并输出新指令的平均耗时
		平均求解时间	算法求解出所有算例的平均耗时
	空间维度	平均等待时间占比	AGV处于等待状态的时间占总时间的比例
		总行驶距离	所有AGV路径长度之和
		平均行驶速度	AGV从起点到终点的平均速度
		平均转弯次数	AGV从起点到终点的平均转弯次数
		平均路径偏离度	衡量调整路径与原路径的相似性
效率维度	重规划触发频率	单个AGV平均需要在线调整的次数	
	任务完成率	成功抵达终点的AGV比例	
	性能退化率	衡量对扰动的敏感度	
	扰动容忍阈值	系统性能未发生急剧下降的最大扰动预算	
	道路网络利用熵	地图各边被使用的均匀度	

在扰动下的抗干扰能力、动态修复能力及稳定性。

3.2 基于熵权-TOPSIS的综合评价方法

通过计算各方案与确定性模型最优解的相对贴近度进行排序,熵权法根据各指标在测试中的波动程度客观分配权重,能够有效处理不同量纲指标,避免主观权重带来的偏差.具体步骤如下:

step1: 构建原始决策矩阵(B),在鲁棒性能评价指标体系中,有 m 个维度, n 项评价指标,定义第 i 个维度第 j 项评价指标值为 b_{ij} ,其中 $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$.则原始决策矩阵 B 可表示为:

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{m1} & b_{m2} & \dots & b_{mn} \end{bmatrix}. \quad (23)$$

step2: 数据标准化处理.根据指标性质,将鲁棒性能评价指标分为两类.式(24)和(25)分别代表同向评价指标和反向评价指标:

$$z_{ij} = \frac{b_{ij} - \min_i b_{ij}}{\max_i b_{ij} - \min_i b_{ij}}, \quad (24)$$

$$z_{ij} = \frac{\max_i b_{ij} - b_{ij}}{\max_i b_{ij} - \min_i b_{ij}}. \quad (25)$$

为得到标准化判断矩阵 $X = (x_{ij})_{m \times n}$,归一化公式为:

$$x_{ij} = \frac{z_{ij}}{\sum_{i=1}^m z_{ij}}. \quad (26)$$

step3: 权重确定.采用熵权法客观计算各指标权重 ω_j .通过计算评价单元在各指标下的比值 f_{ij} ,将

数据转化为0-1的数值,获得第 i 个评价指标的熵值 H_i ,第 j 项指标的权重 ω_j 和权重向量 \mathcal{W} ,并满足权重总和为1的约束条件,最终得到指标权重向量 $\mathcal{W} = (\omega_j)^T$.

$$H_i = -\frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m f_{ij} \ln f_{ij}, \quad (27)$$

$$f_{ij} = \frac{x_{ij} + 1}{\sum_{i=1}^m (x_{ij} + 1)}, \quad (28)$$

$$\omega_j = \frac{1 - H_i}{n - \sum_{j=1}^n H_j}, \quad (29)$$

$$\sum_{j=1}^n \omega_j = 1. \quad (30)$$

step4: 贴近度计算.基于TOPSIS方法计算各算法与正理想解(最大值) Z^+ 和负理想解(最小值) Z^- 的加权欧氏距离(D_i^+, D_i^-),贴近度 Q_i 值越大,表明算法综合鲁棒性能越优.

$$Z^+ = (\max\{z_{11}, \dots, z_{1n}\}, \dots, \max\{z_{m1}, \dots, z_{mn}\}), \quad (31)$$

$$Z^- = (\min\{z_{11}, \dots, z_{1n}\}, \dots, \min\{z_{m1}, \dots, z_{mn}\}), \quad (32)$$

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^m \omega_j (Z_j^+ - z_{ij})^2} \quad (33)$$

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^m \omega_j (Z_j^- - z_{ij})^2}, \quad (34)$$

$$Q_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (35)$$

4 仿真实验与结果分析

4.1 实验设置

为验证本文所提方法的有效性,实验设计涵盖多种地图布局,多种 AGV 数量规模以及不同扰动等级,全面评估方法在不同场景规模、布局特征及不确定扰动下的性能表现。

1) 数据集: 选用四种具有代表性的公开地图数据集进行测试仿真,图 9,包括非结构化随机地图 random-32-32-20(后续称为地图 1)、小型结构化仓库 warehouse-10-20-10-2-2(后续称为地图 2)、中型结构化仓库 warehouse-20-40-10-2-1(后续称为地图 3) 以及大型结构化仓库 warehouse-20-40-10-2-2(后续称为地图 4)。

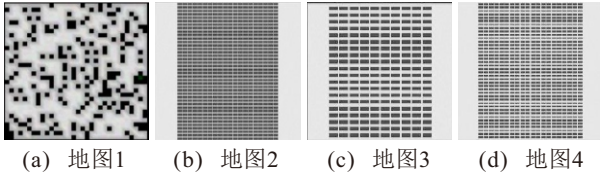
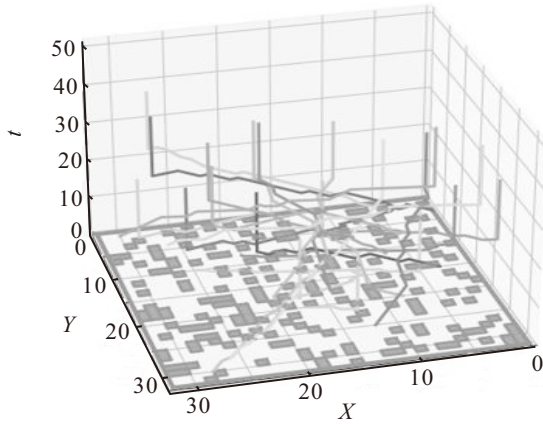
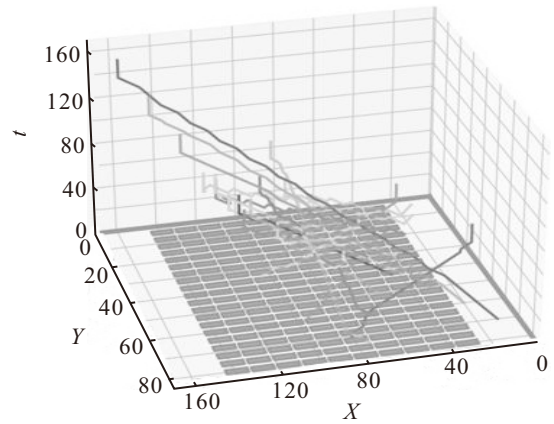


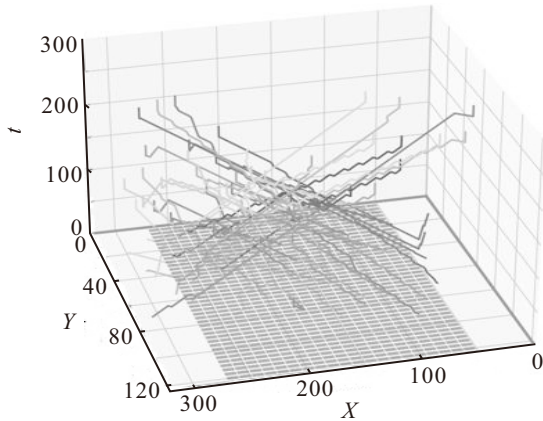
图9 四种地图数据集



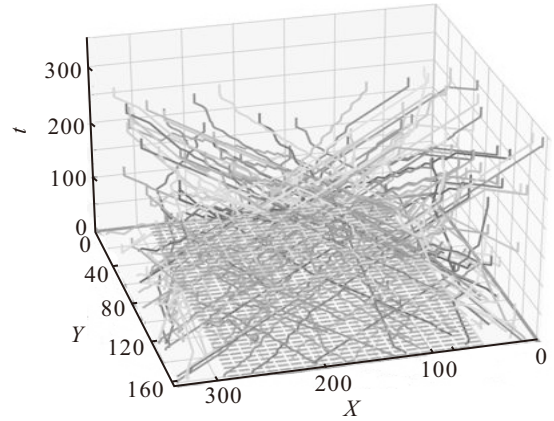
(a) 地图1



(b) 地图2



(c) 地图3



(d) 地图4

图10 四种地图下多 AGV 路径规划时空分布图

2) 对比算法: 本文算法缩写为 AkRAA-SIPP 算法,对比算法包含融合任意角度安全间隔的 DPAA-SIPPs 算法,具有时间膨胀固定k的安全间隔 CkR-SIPP 算法,基于冲突搜索的 HM-EECBS 算法和 IkR-CBS 算法。

3) 参数设置: 相同条件下每组算例测试 50 次随机任务,每种规格地图设置 3 组不同的 AGV 数量n,设置鲁棒因子k的取值为 0,1,3,5,以分析安全间隔参数对算法鲁棒性的影响.实验采用 3.60GHz Intel Core i7-11 700 RAM 32GB 的台式电脑,设置算法运行限制时间为 120s,超出该时间视为求解失败。

4) 扰动测试场景: 本文包含的实际扰动场景有: 时钟漂移,机器故障,执行指令延迟,电池损耗,通信延迟,传感器噪声,临时障碍物以及多场景混合扰动等.同时根据基于维度敏感的k鲁棒安全间隔规划算法施加不确定扰动的预训练结果。

图 10 和图 11 分别显示了本方法在不同地图和 AGV 数量下的路径时空分布,以及多扰动等级下的路线对比.结果显示,随着地图结构复杂化,扰动等级和 AGV 数量的增加,多 AGV 路径的空间关联程度和时间耦合程度显著增强,路径交叉点数量增多,

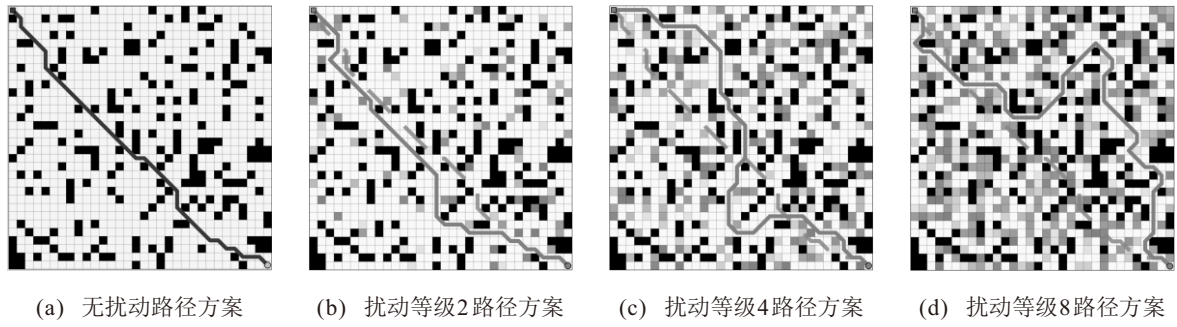


图11 多种扰动等级AGV路线对比图

AGV在关键通道区域的时间窗口重叠率上升, 导致可选路径相应缩减, AGV冲突概率显著上升、局部死锁风险增大. 在此类复杂情况下, 本方法仍能生成有效满足无冲突约束的可行路径, 并最大限度降低了调整路径与无扰动基准路径的偏差, 验证了本方法对复杂和不确定环境的鲁棒性.

表3 扰动测试场景

扰动类型	扰动等级	扰动等级说明
时间扰动	0级	无扰动
	1级	每台AGV产生1个时间步延迟

空间扰动	8级	每台AGV产生8个时间步延迟
	0级	无扰动
	1级	增加1级障碍物, 每个障碍物产生1个时间步延迟
时空混合扰动
	8级	增加8级障碍物, 每个障碍物产生8个时间步延迟
	0级	无扰动
时空混合扰动	1级	增加1级障碍物, 每台AGV和每个障碍物均产生1个时间步延迟

	8级	增加8级障碍物, 每台AGV和每个障碍物均产生8个时间步延迟

以图12-图15及表4为代表的实验数据呈现了本文方法与各对比算法的性能差异, 结合构建的多维度评价指标体系, 从时间、空间、效率及整体四个维度总结得到的实验结论如下:

1) 在时间维度上, $A_kR\text{AA-SIPP}$ 在所有扰动等级下的平均求解时间增幅最低, 在500台AGV、最高级别扰动下仅为4103ms, 较HM-EECBS提升约35%; 平均等待时间占比稳定在4%~5%, 远低于 $I_kR\text{-CBS}(k=5)$ 的8%~10%, 时间贴近度始终保持最高. 这表明本方法显著缩短了运行时间, 有效降低了AGV冗余等待时间, 抑制了扰动引起的时间漂移, 增强了时间抗干扰能力.

2) 在空间维度上, $A_kR\text{AA-SIPP}$ 的平均路径偏离度较DPAA-SIPPs降低15%~30%, 重规划触发频率下降约25%, 总行驶距离在高扰动下为113888步, 远低于 $C_kR\text{-SIPP}(k=5)$ 的154232步. 结果说

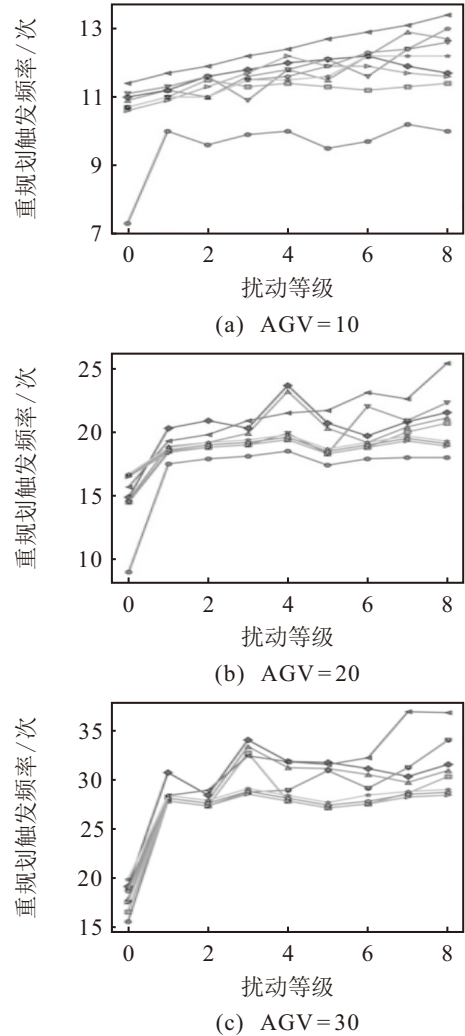


图12 四种地图下不同扰动等级时的平均路径偏离度和总行驶距离

明本方法有效控制了扰动导致的空间路径偏差, 减少了因频繁调整路径带来的系统开销, 缩短了AGV移动距离, 增强了空间动态修复能力.

3) 在效率维度上, $A_kR\text{AA-SIPP}$ 在最高级扰动下的性能退化率仅为2.68%, 较 $I_kR\text{-CBS}(k=5)$ 改善约53%; 在800台AGV场景中, 其效率贴近度仍达62%, 整体表现最优. 对比算法在低扰动场景下表现良好, 在高扰动场景下性能出现明显退化, 任务完成率降低, 本文方法在强扰动下仍能保持核心性能稳定, 效率可靠性优势显著, 在所有扰动场景下均表

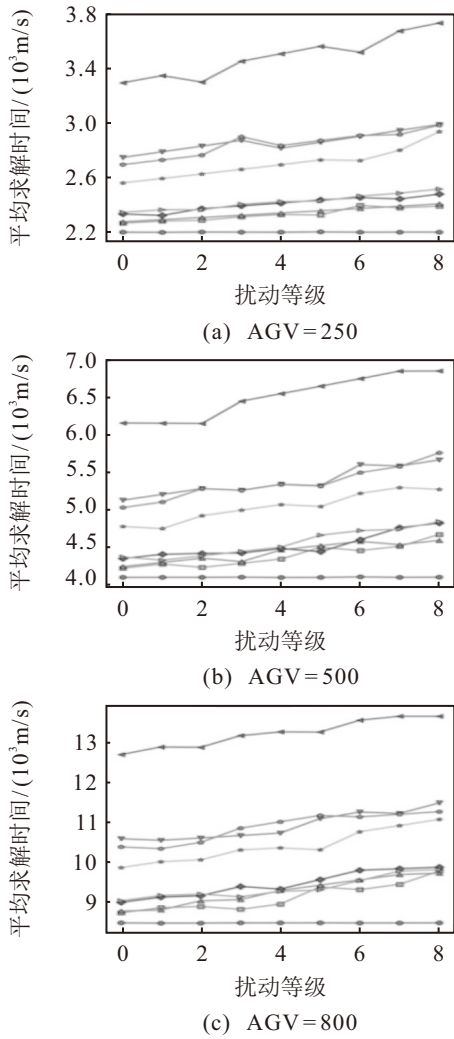


图13 地图1不同扰动等级时的重规划触发频率

现优异.

4) 从整体性能来看, AkRAA-SIPP 在四种地图中的整体贴近度均高于对比算法, 平均提高 8%, 在复杂场景地图 4 中贴近度保持在 67%–73%, 显著优于 DPAA-SIPPs 与 HM-EECBS. 尽管在部分场景下, 本文方法的单一时间成本或空间成本为次优, 但实现了时间和空间成本平衡, 并在高扰动场景下始终保持效率最优. 最终在不确定扰动下与确定性模型贴近度最高, 鲁棒性最强.

5 结论

针对智能制造物流系统中多 AGV 在不确定扰动下存在的时空偏差、路径冲突频发、系统效率下降等核心问题, 本文提出两阶段鲁棒优化模型, 旨在不确定扰动下仍能保持与确定性模型相近的性能表现, 构建多维度鲁棒性能评价指标体系, 计算不确定扰动下各路径方案与确定性模型最优解的贴近度, 实现对鲁棒性能客观量化评价. 实验结果表明, 在时间维度上, 有效降低了运行时间及 AGV 冗余等待时间, 抑制了扰动引起的时间漂移, 增强了时间抗干扰能力. 在空间维度上, 有效控制了扰动导致的空间路径偏差, 增强了空间动态修复能力. 在效率维度上, 在强扰动下仍能保持核心性能稳定, 效率可靠性优势显著. 鲁棒性能评价结果表明, 本方法在不确定扰动下与确定性模型贴近度最高, 鲁棒性最强.

本文研究聚焦于同构 AGV 系统的路径规划鲁

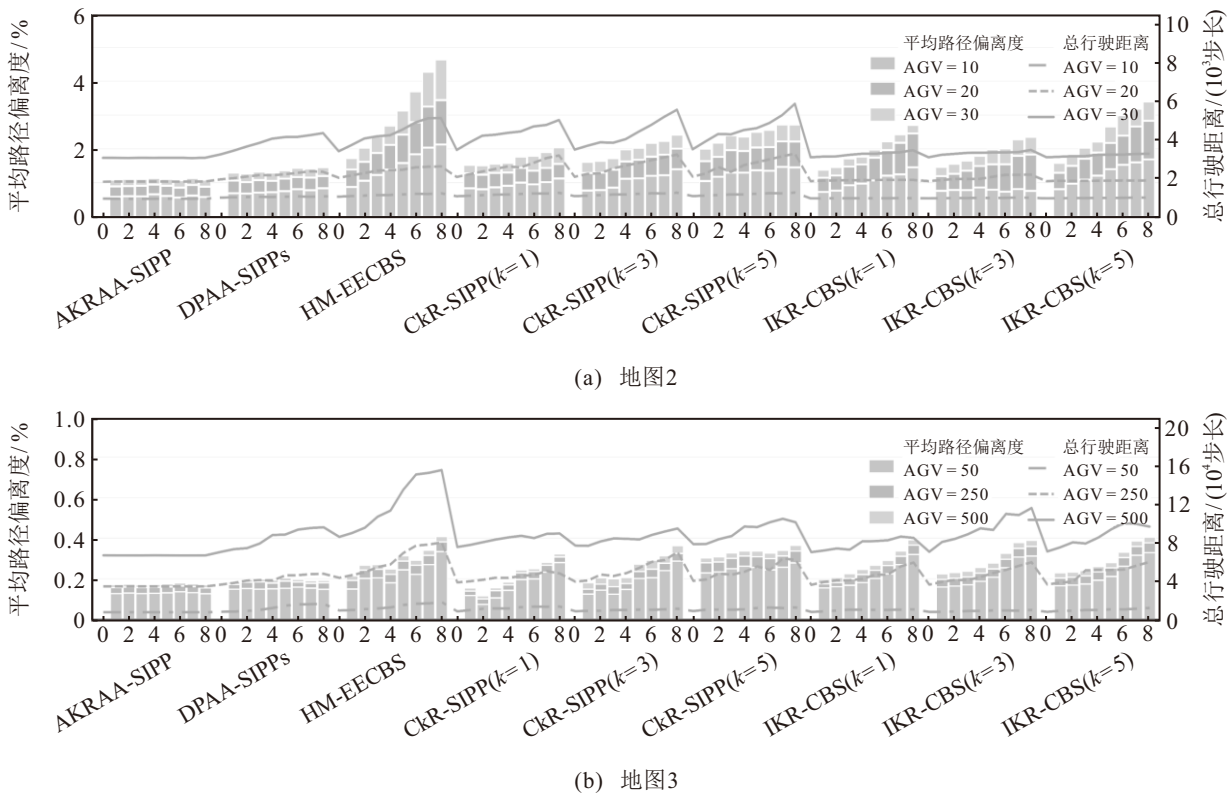


图14 地图4不同扰动等级时的平均求解时间

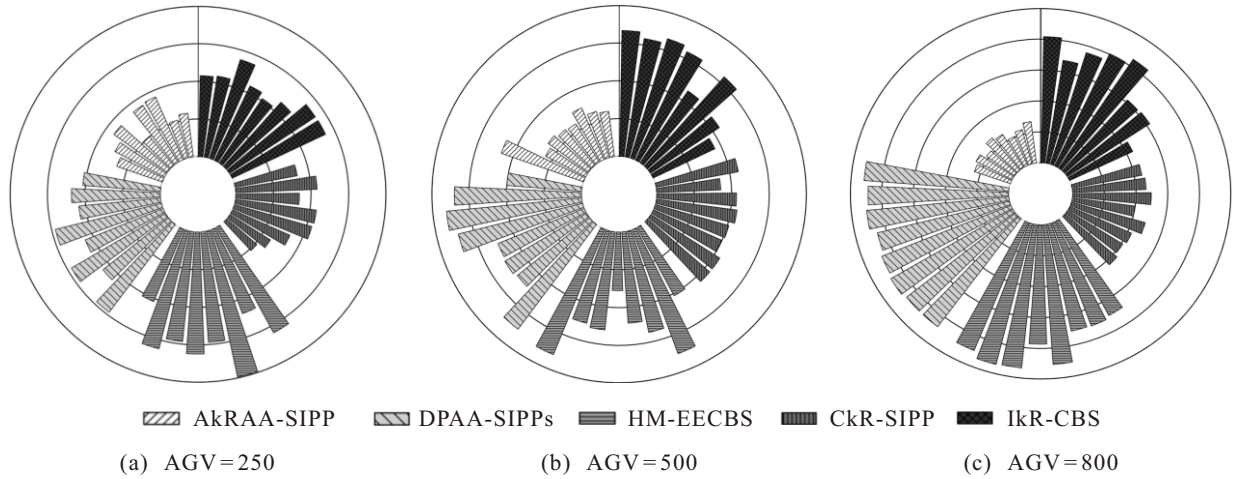


图15 地图4不同扰动等级时的性能退化率

表4 不同地图和AGV数量下算法的整体贴近度

地图AGV数量(个)	地图1 10/20/30	地图2 30/50/70	地图3 50/250/500	地图4 250/500/800
AkRAA-SIPP	94/96/90	88/83/83	81/75/64	73/67/67
DPAA-SIPPs	96/90/89	87/78/78	81/74/60	73/53/43
HM-EECBS	93/88/87	86/78/77	80/72/55	73/49/44
CkR-SIPP(k=1)	91/87/89	86/78/77	81/74/60	71/51/48
CkR-SIPP(k=3)	92/85/85	86/78/77	80/74/60	71/51/48
CkR-SIPP(k=5)	81/83/87	85/77/76	79/72/58	70/49/47
IkR-CBS(k=1)	94/92/89	86/80/80	80/74/61	72/56/48
IkR-CBS(k=3)	93/86/86	86/76/76	80/74/61	70/53/39
IkR-CBS(k=5)	90/92/91	86/76/76	78/73/60	70/53/38

棒性优化. 后续将拓展至异构AGV系统, 建立兼顾设备能力差异与系统整体性能的鲁棒规划方法, 引入机器学习方法, 利用深度强化学习实现更具前瞻性与自适应性的在线路径规划, 以增强对复杂扰动的识别与响应能力. 在此基础上, 将进一步探索动态订单分配与路径规划的协同优化机制, 通过构建任务-路径统一决策框架, 从系统层面提升整体效率与均衡性, 以构建更完善、高效的智能仓储物流调度体系.

参考文献 (References)

[1] 林国义, 黄千禧, 谢帅, 等. 面向智能制造的AGV与柔性作业车间协同调度模型与算法[J]. *控制与决策*, 2026, 41(4): 1166-1175.
(Lin G Y, Huang Q X, Xie S, et al. A model and algorithm for coordinated scheduling of AGV and flexible job shop in intelligent manufacturing[J]. *Control and Decision*, 2026, 41(4): 1166-1175.)

[2] 张国辉, 伦伟航, 李亮, 等. 基于混合学习策略进化算法的柔性作业车间节能分批调度研究[J]. *控制与决策*, 2025, 40(12): 3655-3666.
(Zhang G H, Lun W H, Li L, et al. A hybrid learning strategy evolutionary algorithm for energy-efficient flexible job shop batch scheduling problem[J]. *Control*

and Decision, 2025, 40(12): 3655-3666.)

[3] 司明, 郭伯藩, 胡灿, 等. 智能仓储交通信号与多AGV路径规划协同控制方法[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(11): 290-297.
(Si M, Wu B F, Hu C, et al. Collaborative control method of intelligent warehouse traffic signal and multi-AGV path planning[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(11): 290-297.)

[4] Okumura K, Bonnet F, Tamura Y, et al. Offline time-independent multiagent path planning[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2023, 39(4): 2720-2737.

[5] Yu J J, LaValle S. Structure and intractability of optimal multi-robot path planning on graphs[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2013, 27(1): 1443-1449.

[6] Atzmon D, Stern R, Felner A, et al. Robust multi-agent path finding and executing[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2020, 67: 549-579.

[7] 李昊楠, 毛剑琳, 张凯翔, 等. 一种基于安全区间的多机器人路径k鲁棒规划算法[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(10): 274-282.
(Li H N, Mao J L, Zhang K X, et al. Multi-robot path k robust planning algorithm based on safe interval[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(10): 274-282.)

[8] 毛剑琳, 李昊楠, 张凯翔, 等. 基于耦合度矩阵的安全区间多机器人路径k鲁棒规划算法[J]. *控制与决策*, 2025, 40(2): 488-496.
(Mao J L, Li H N, Zhang K X, et al. Safe interval multi-robot path k robust planning algorithm based on coupling degree matrix[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(2): 488-496.)

[9] Atzmon D, Stern R, Felner A, et al. Probabilistic robust multi-agent path finding[J]. *Proceedings of the International Conference on Automated Planning and Scheduling*, 2020, 30: 29-37.

[10] 张书凡, 毛剑琳, 张凯翔, 等. 面向不确定性的多机器人路径鲁棒规划研究综述[J]. *控制与决策*, 2024, 39(12): 3873-3888.
(Zhang S F, Mao J L, Zhang K X, et al. Survey on robust

- multi-robot path planning under uncertainty[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(12): 3873-3888.)
- [11] 邓辅秦, 谭朝恩, 黎俊炜, 等. 面向大型仓储环境的基于冲突搜索算法[J]. *计算机应用*, 2024, 44(12): 3854-3860.
(Deng F Q, Tan C E, Li J W, et al. Conflict-based search algorithm for large-scale warehousing environment[J]. *Journal of Computer Applications*, 2024, 44(12): 3854-3860.)
- [12] Shofer B, Shani G, Stern R. Multi agent path finding under obstacle uncertainty[J]. *Proceedings of the International Conference on Automated Planning and Scheduling*, 2023, 33(1): 402-410.
- [13] Okumura K, Tamura Y, Défago X. Time-independent planning for multiple moving agents[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2021, 35(13): 11299-11307.
- [14] Hönig W, Kiesel S, Tinka A, et al. Persistent and robust execution of MAPF schedules in warehouses[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2019, 4(2): 1125-1131.
- [15] Li J Y, Tinka A, Kiesel S, et al. Lifelong multi-agent path finding in large-scale warehouses[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2021, 35(13): 11272-11281.
- [16] 贺志刚, 毛剑琳, 张书凡, 等. 面向地面多机救援任务的改进任意角度安全间隔路径规划[J]. *控制工程*, 2025, 32(10): 1793-1805.
(He Z G, Mao J L, Zhang S F, et al. Improved any-angle safe interval path planning for ground multi-robot rescue tasks[J]. *Control Engineering of China*, 2025, 32(10): 1793-1805.)
- [17] Ma H. Graph-based multi-robot path finding and planning[J]. *Current Robotics Reports*, 2022, 3(3): 77-84.
- [18] 魏于凯, 贺春, 陈卓, 等. 基于熵权-TOPSIS模型的电网型储能性能评估系统的开发测试[J]. *电力系统保护与控制*, 2025, 53(16): 159-168.
(Wei Y K, He C, Chen Z, et al. Development and testing of grid forming energy storage performance evaluation system based on entropy-weight TOPSIS model[J]. *Power System Protection and Control*, 2025, 53(16): 159-168.)
- [19] Babonneau F, Gilbert D, Piller O, et al. Robust optimal design of a tree-based water distribution network with intermittent demand[J]. *European Journal of Operational Research*, 2024, 319(3): 834-844.
- [20] 黎静华, 骆怡辰, 杨舒惠, 等. 可再生能源电力不确定性预测方法综述[J]. *高电压技术*, 2021, 47(4): 1144-1155.
(Li J H, Luo Y C, Yang S H, et al. Review of uncertainty forecasting methods for renewable energy power[J]. *High Voltage Engineering*, 2021, 47(4): 1144-1155.)
- [21] 初良勇, 王嘉宁, 丁静茹. 不确定需求下异构电动物流车辆的路径优化研究[J]. *计算机工程与应用*, 2025, 61(8): 294-306.
(Chu L Y, Wang J N, Ding J R. Vehicle routing optimization for heterogeneous electric logistics vehicles under uncertain demand[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2025, 61(8): 294-306.)
- [22] Guo F, Liang J F, Niu R L, et al. Robust optimization of a procurement and routing strategy for multiperiod multimodal transport in an uncertain environment[J]. *European Journal of Operational Research*, 2025, 327(1): 115-135.

作者简介

司明 (1984-), 男, 高级工程师, 硕士, 硕士生导师, 主要研究方向为智能信息处理技术、机器人技术, E-mail: siming@xust.edu.cn;

刘梦凡 (1996-), 女, 硕士生, 主要研究方向为智能信息处理技术, E-mail: 347960984@qq.com;

曹现刚 (1970-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为机器人技术、设备健康维护与管理, E-mail: caoxg@xust.edu.cn;

张美迎 (2002-), 女, 硕士生, 主要研究方向为智能信息处理技术, E-mail: 482717061@qq.com;

刘嘉曼 (1999-), 女, 硕士生, 主要研究方向为智能信息处理技术, E-mail: 1224496299@qq.com;

董茜琪 (2003-), 女, 硕士生, 主要研究方向为智能信息处理技术, E-mail: 2604008945@qq.com.