

控制与决策

Control and Decision

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

毛剑琳, 李昊楠, 张凯翔, 张书凡, 付丽霞

引用本文:

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.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1514>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于改进RRT*FN算法的机器人路径规划](#)

Robot path planning based on improved RRT*FN algorithm

控制与决策. 2021, 36(8): 1834-1840 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1713>

[基于 \$\text{pm}3\sigma\$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Path planning of mobile robot based on $\text{pm}3\sigma$ normal probability interval population division using genetic ant-colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(12): 2861-2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

[机器人信息增益RRT环境探索算法](#)

Robot RRT based on information gain for environment exploration

控制与决策. 2021, 36(11): 2683-2689 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1007>

[一种基于免疫机理的确定性移动机器人路径规划算法](#)

A path planning algorithm of deterministic mobile robot based on immune mechanism

控制与决策. 2021, 36(10): 2418-2426 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0059>

[凸优化与A*算法结合的路径避障算法](#)

Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2907-2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

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

毛剑琳¹, 李昊楠^{1†}, 张凯翔², 张书凡², 付丽霞¹

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650500; 2. 昆明理工大学 机电工程学院, 昆明 650500)

摘要: 针对多机器人路径鲁棒规划时存在节点耦合度高导致求解方案可靠性低的问题, 提出耦合度矩阵概念并给出基于耦合度矩阵的安全区间多机器人路径 k 鲁棒规划(CkR -SIPP)算法. 首先, 根据路径规划方案统计全局地图节点耦合度信息形成耦合度矩阵, 在规划过程中不断更新该矩阵. 其次, 引入安全区间避免机器人之间发生冲突, 采用带 k 时间扩展的 A^* 算法作为多机器人底层路径规划算法, 其中 k 为设定的鲁棒因子, 可在多机器人的时空关系中处理鲁棒规划问题. 同时, 以耦合度矩阵中的信息作为寻路约束反馈给带 k 时间扩展的 A^* 算法, 尽量避免耦合度高的节点. 最后, 按照高优先级到低优先级的顺序, 完成所有机器人的路径规划. 在 Benchmark 地图上进行仿真测试, 结果表明, 所提出的 CkR -SIPP 算法均优于 kR -CBS 以及 IkR -CBS 算法, 较 kR -SIPP 算法平均提高 19.2%, 可以有效提高多机器人路径 k 鲁棒规划系统的方案可靠性.

关键词: 多机器人; 路径规划; 安全区间; 耦合度矩阵; 鲁棒规划

中图分类号: TP242

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1514

引用格式: 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.

Safe interval multi-robot path k robust planning algorithm based on coupling degree matrix

MAO Jian-lin¹, LI Hao-nan^{1†}, ZHANG Kai-xiang², ZHANG Shu-fan², FU Li-xia¹

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 2. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: In order to solve the problem of low success rate due to high coupling degree, the concept of a coupling degree matrix is proposed and a safe interval multi-robot path k robust planning(CkR -SIPP) algorithm based on coupling degree matrix is presented. Firstly, according to the path planning scheme, the coupling degree information of global map nodes is collected to form the coupling degree matrix, which is constantly updated during the planning process. Secondly, a safe interval is introduced to avoid conflicts between robots, and the A^* algorithm with k time expansion is used as the low-level path planning algorithm for multi-robots, where k is the set robust factor, which can deal with the robust planning problem in the spatio-temporal relationship of multi-robots. At the same time, the information in the coupling degree matrix is fed back to the A^* algorithm with k time extension as a routing constraint, and the nodes with high coupling degree are avoided as far as possible. Finally, the path planning of all robots is completed in the order of high priority to low priority. Simulation tests on the Benchmark map show that the proposed CkR -SIPP algorithm is superior to both the kR -CBS algorithm and the IkR -CBS algorithm, with an average improvement of 19.2% over the kR -SIPP algorithm, which can effectively improve the scheme reliability of the multi-robot path k -robust planning system.

Keywords: multi-robot; path planning; safe interval; coupling degree matrix; robust programming

0 引言

多机器人路径规划具有效率高^[1]、成本低、可靠性高^[2]等优势, 因此被广泛应用于仓储物流^[3]、无人机导航系统^[4]、机器人编队^[5]等各个领域. 然而, 实际

上执行这样的计划仍然具有挑战性^[6]. 例如, 由于指令滞后, 机器卡顿等意外状况使得机器人在执行中出现延时, 甚至系统拥堵导致崩溃的情况. 因此, 将延迟等不确定干扰考虑到路径规划内并得到无冲突的方

收稿日期: 2023-10-30; 录用日期: 2024-05-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62263017).

[†]通讯作者. E-mail: haonan_li0824@163.com.

案是一个重要的问题。

近年来,许多学者针对传统多机器人路径规划(MRPP)的不同问题,提出了相应的求解算法。Sharon等^[7]提出了基于冲突搜索的算法(CBS),该算法为具有最优性的分层算法,但该算法为了搜索最优路径往往在短时间内无法消解冲突;杨邹等^[8]提出了基于冲突概率反馈的改进CBS分层求解框架和方法,有效减少了求解时间并提高了求解成功率;宣志玮等^[9]在CBS算法框架下引入三角剖分方法,降低了路径搜索的节点扩展量;张凯翔等^[10-11]在改进的层级协作A*算法(IHCA*)的基础上,引入调度次序优化的思想,构造分层优化算法,提升了求解效率,提出了基于讨价还价博弈机制的改进层级协作A*算法(B-IHCA*)并引入讨价还价博弈机制优化优先级,进一步提高了大规模场景下的多机器人路径规划求解效率;此外,Phillips等^[12]针对动态障碍物的问题,提出了安全区间路径规划(SIPP)算法,该算法通过引入安全区间求解无冲突的时间段,不具备最优性但提高了路径规划的速度和算法成功率。

上述学者的研究均是针对MRPP系统在无干扰的理想状态下开展的,但是在实际应用中,多机器人路径规划可能存在延迟干扰,进而影响机器人路径方案的执行。对此,曹其新等^[13]提出了基于保留区域的分布式机器人路径规划算法,在保留区域内实现了路径的实时规划,从而为分布式机器人提供了安全保障;Hönig等^[6]提出了一种可以鲁棒执行的执行框架,其框架可应对未预见的机器人减速和不可预测的障碍物出现等状况;为了避免系统出现大面积的瘫痪和崩溃,Tai等^[14]提出了一种基于时间窗的优先路径规划算法,以解决多个机器人的延迟问题;Atzmon等^[15]提出了鲁棒性的多机器人路径规划,其系统在延迟发生后依旧可以完成无冲突路径的规划;Atzmon等^[16]提出了 p -robust(probabilistic robust)算法,引用概率论求解无冲突的鲁棒路径方案,使得该方案的成功概率 p_0 大于给定的 p 值;Nekvinda等^[17]对未延迟的计划进行分析后,找到可能发生碰撞的位置,并规划替代路径来避免冲突发生;Chen等^[18]在 k -鲁棒路径规划(k -robust)的基础上打破成对出现的对称性约束,并利用该方法找到兼容且最优的路径。这些研究考虑了多机器人意外延迟,并且可以求解出相应的路径,但仍存在求解时间过长,方案可靠性低的问题。

在上述方案中, k R-CBS(k -robust conflict-based search)算法具有最优性, k R-SIPP(k -robust safe interval path planning)算法具有运行时间短、成功率

高的特点。但目前 k R-CBS和 k R-SIPP未考虑路径间的耦合性,由此导致规划方案在执行可靠性方面存在较大的潜在冲突。针对此问题,本文在 k R-SIPP的基础上提出一种基于耦合度矩阵的 k R-SIPP算法,通过统计节点耦合度进行合理引导,减少路径交叠,减小执行时冲突产生的可能性,从而进一步提高路径执行的可靠性。

1 问题概述

1.1 k -Robust MAPF耦合问题

传统的多机器人路径规划问题由给定地图 $G = (V, E)$ 和 n 个机器人 a_1, a_2, \dots, a_n 组成,其中 V 代表地图中节点集合, E 代表地图中边的集合^[19],每个机器人 a_i 都有一个起点 $s_i \in V$ 和一个终点 $g_i \in V$ 。时间 t 被离散为时间步长,每过一个时间步机器人执行一个动作,移动或等待。多机器人路径规划将要执行的路径方案为 $\pi = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n]$ 。其中:路径 π_i 是由一系列节点 v_i 引导 a_i 从起点 s_i 到终点 g_i ,且 $\pi_i(t)$ 表示机器人 a_i 在时间 t 到达规划节点,例如 $\pi_i(0) = s_i$ 。

若多机器人系统在执行中存在延迟干扰 δ ($\delta < k$),则可能会导致既定路径方案失效。因此,多机器人路径规划需要具有防御延迟扰动的鲁棒性策略^[6]。多机器人延迟后的计划为 $\pi = [\pi'_1, \pi'_2, \dots, \pi'_n]$,当机器人 a_i 发生延迟可能会导致与机器人 a_j 共同占据节点,产生冲突,表示为 $\pi'_i(t) = \pi'_j(t + \delta)$ ($\delta < k$)。如果机器人在延迟之后能够继续沿着其路径行进而不会引起冲突,则称计划 π 对延迟 δ 是鲁棒的^[15]。

多机器人路径鲁棒规划是典型的NP-hard问题,该问题的目标是机器人在执行过程中存在延迟时,仍然可为系统中的每一个机器人找到无冲突且最短的路径。多机器人路径鲁棒规划时,存在节点耦合度高导致求解方案可靠性低的问题。如图1所示,在 10×10 地图中分别有给定起点和终点的10个机器人,对于规划出的两个不同的路径方案,可以看出图1(b)相较于图1(a)的路径图较分散,且节点重叠个数少,导致路径耦合度低。

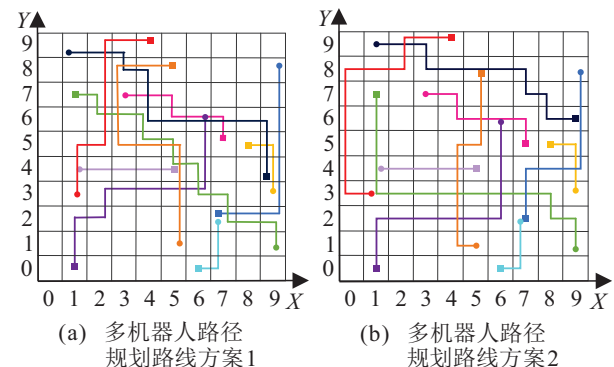


图1 多机器人路径规划路线

据统计,图1(a)和图1(b)中机器人节点重叠的个数分别为29和16.在路径方案中,路径节点重叠的个数越多,延迟使机器人之间产生冲突的可能性越大,所以降低节点耦合度,提高系统方案可靠性是个重要问题.

2 基于耦合度矩阵的kR-SIPP算法

2.1 基于耦合度矩阵的kR-SIPP算法求解框架

基于耦合度矩阵的kR-SIPP算法框架是在带鲁棒规划的安全区间算法基础上,提出并加入耦合度矩阵方法.其中,带鲁棒规划的安全区间算法是为了抵御延迟扰动,在鲁棒规划时可将其计入鲁棒缓冲量,并融合安全区间算法解决延迟扰动下的MRPP问题.

在图2的求解框架中:首先,建立全局时间表和节点耦合度矩阵,初始矩阵置零.其次,将所有需要规划路径的机器人整合为一个集合 P ,判断该集合是否为空集.若是空集,则算法结束;若不是空集,则对集合中的机器人逐一取出并使用带 k 时间扩展的A*算法对单一机器人进行路径规划.

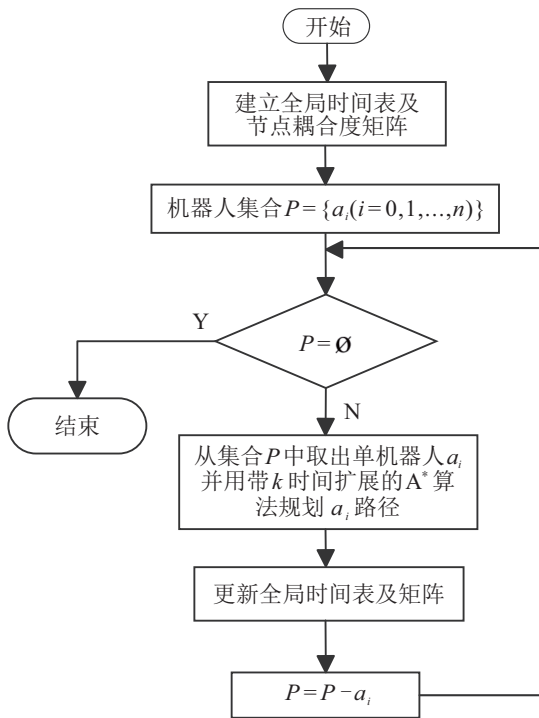


图2 基于耦合度矩阵的kR-SIPP算法求解框架

在单机器人规划的过程中,根据耦合度矩阵引导A*算法尽量选择非重复路径点,同时,将 k 鲁棒因子等同为 k 时间扩展加入A*算法的规划中,规划后形成碰撞区间,规划出机器人路径后更新由碰撞区间与安全区间组成的全局时间表.然后,根据完成路径信息更新全局时间表和耦合度矩阵.最后,将已规划的机器人从 P 集中移除,再次判断集合是否为空集,直至完成整个路径方案的规划.

2.2 耦合度矩阵

在MRPP问题中,各个机器人路径节点之间的耦合程度影响着方案执行的鲁棒性和可靠性,并且高耦合度的节点增加了多机器人路径规划方案执行失败的概率.为解决此问题,本文提出耦合度矩阵概念,通过统计和降低节点的耦合程度提高方案可靠性.

耦合度矩阵定义如下:根据地图节点坐标建立矩阵,每个矩阵点的值为节点耦合度,即不同机器人规划路径时经过同一个节点的次数总和.节点耦合度越高,实际执行中该点存在的潜在碰撞就越多.基于耦合度矩阵的解耦就是要降低不同机器人规划同一个节点的路径的次数.根据kR-SIPP算法的顺序规划,低优先级机器人在高优先级机器人之后规划路径,使得优先级低的机器人可能会经过高优先级机器人的路径.低优先级经过高优先级路径中的相同节点一次,设定整个方案的节点耦合度增加1.在未规划路径之前,系统形成节点耦合度为0的空矩阵.每一个机器人完成路径规划后,更新整个方案的矩阵,并将该矩阵加入带 k 鲁棒因子的A*算法中,使得机器人在扩展节点时尽量避开耦合度高的节点,从而降低耦合度,直至规划结束.图3(a)和图3(b)为已规划前3个机器人的路径图和节点耦合度矩阵,将图3(b)的矩阵作为下一个机器人的规划约束条件继续规划,尽量选择耦合度较小的节点,故形成的节点矩阵如图3(d)所示.

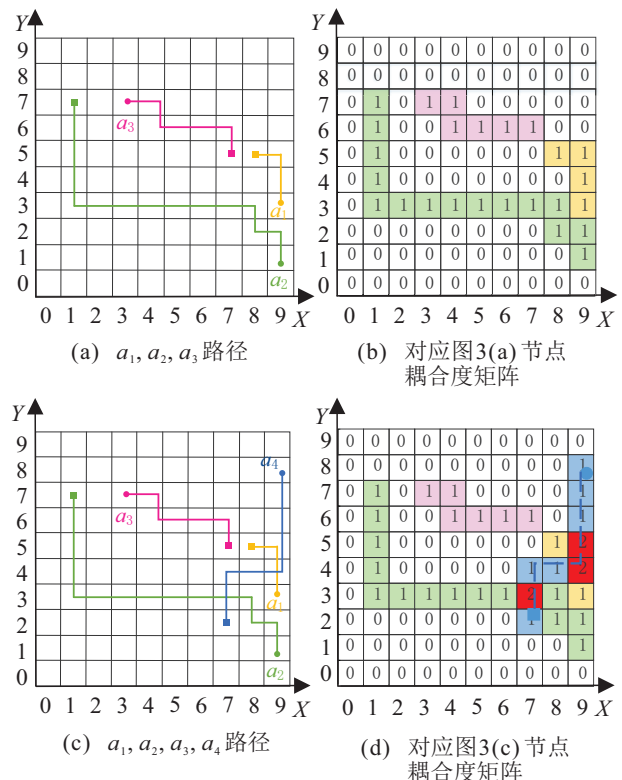


图3 部分机器人的路径方案以及对应节点耦合度矩阵

2.3 基于耦合度矩阵的kR-SIPP算法

在传统SIPP^[8]算法中,安全区间概念是每个机器人在规划路径时产生的无冲突时间段,可被离散为多个时间步,安全区间之外的前后一个时间步均会与机器人产生冲突,产生冲突的时间段为碰撞区间.在此基础上,基于k鲁棒因子的障碍(时间)区概念如下:首先建立全局时间表(GTI),在规划路径时允许每个机器人对所规划路径节点的占据时间最大为 $1+k$.若机器人 a_i 到达节点 v_i 的时刻为 t_i ,则时间轴上 $[t_i, t_{i+k}]$ 为该路径的障碍区间,此区间不能为后续规划机器人所用.由此,每规划一个机器人路径,更新GTI,并作为求解多机器人系统带k鲁棒因子安全路径的基础.

需说明的是,全局时间表中,非障碍区的时间段即为安全(时间)区间,安全区间开始时间为safe interval start time,记为 $s(s_t)$,安全区间结束时间为safe interval end time,记为 $s(e_t)$.在全局时间表的基础上,进一步提出以耦合度矩阵为基础的带k时间扩展的A*算法作为单机规划算法,其中k为用户设定的鲁棒因子,每规划一个机器人路径,则更新全局时

间表,以此协同完成多机器人路径规划.

以耦合度矩阵为基础的带k时间扩展的A*算法思想如下:在A*算法扩展路径节点时,每个路径节点 v_i 先设置鲁棒因子k,再进行冲突检测,在扩展节点时,A*向周围扩展节点需要满足

$$f = g + h, \tag{1}$$

之后取f值最小的节点.在式(1)中:g为当前节点到起点的距离,h为当前节点到终点的距离,f等于g与h之和.在此基础上,采用下式优先选择耦合度较小的节点:

$$f = g + h + X_i, \tag{2}$$

其中 X_i 为不同节点的耦合度系数.即在规划的路径节点 v_i 上,首先选择耦合度较小的节点,其次判断机器人 a_i 到达并占据 v_i 节点的时间 $[t_i, t_{i+k}]$ 是否闭环包含在全局时间表中的安全区间内.如果是,则作为扩展的备选节点;否则,意味着时间冲突,需寻求其他路径点.

在 4×4 地图中,机器人 a_1, a_2, a_3 顺序规划路径,其起点、终点以及路线如图4(a)所示,节点耦合度矩阵如图4(b)所示.

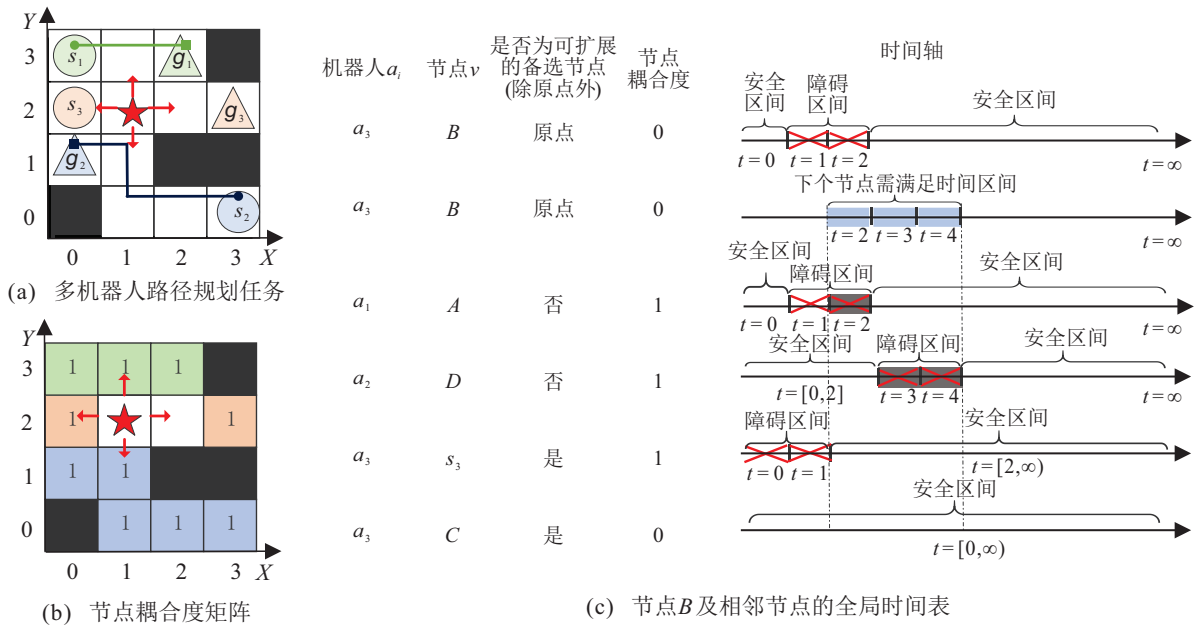


图4 带时间的A*节点扩展方法

机器人可向4个领域方向的节点进行扩展,并且其路径规划已完成.现以机器人 a_3 在 $t = 1$ 扩展到节点B后的过程为例,当 $k = 1$ 时,机器人 a_3 可能会在 $t = 1$ 产生一个单位的延迟,节点B的障碍区间为 $[1, 2]$,达到下一个节点的时间区间为 $[2, 3]$.考虑下一个节点需包含k,该节点满足安全区间需包含 $t = [2, 4]$.依据安全区间(图4(c))和路径信息表(表1),节点A和节点D的安全区间不包含 $t = [2, 4]$,故节点

A和节点D不能作为节点B扩展的备选节点.

表1 机器人 a_1, a_2 路径信息时刻表

t	0	1	2	3	4
a_1	(0, 3)	(1, 3)	(2, 3)	(2, 3)	(2, 3)
a_2	(3, 0)	(2, 0)	(1, 0)	(1, 1)	(0, 1)

2.4 CkR-SIPP算法框架

综合上述内容,形成基于耦合度矩阵的kR-SIPP算法(CkR-SIPP),如算法1所示.

算法1 CkR-SIPP算法.

input: MRPP instance

step 1: set matrix to 0 //初始化耦合度矩阵

step 2: reserve k to SPTI //SPTI为起点区间step 3: for a_i in a_n step 4: insert s_i into openlist with $f = h //g$ 为当前节点到起点的距离, h 为当前节点到终点的距离, f 等于 g 与 h 之和step 5: while g_i not expandstep 6: for $f_{\min} = g + h + x_i$ //优先选择耦合度最小的节点step 7: remove v_i with f_{\min} from openliststep 8: insert v_i with f_{\min} into closedliststep 9: $s_t = t_i //s_t$ 为到达节点的时间step 10: $e_t = t_i + k //e_t$ 为离开节点的时间step 11: for v_{i+1} in v_i .neighborstep 12: if $v_{i+1}.s(e_t) - v_{i+1}.s(s_t) < k$ //判断被扩展节点安全区间是否满足 k

step 13: continue

step 14: if $v_{i+1}.s(s_t) > e_t$ or $v_{i+1}.s(e_t) < s_t$ //判断被扩展节点的安全区间是否满足扩展节点的时间范围

step 15: continue

step 16: append v_{i+1} to v_i .successorsstep 17: for v'_i in successorsstep 18: if v'_i not in openliststep 19: insert v'_i with f_{\min} into closedliststep 20: current_ $v_i = v'_i$ step 21: append current_ v_i into pathstep 22: current_ $v_i =$ current_ v_i .parent

step 23: return path

step 24: update GTI, matrix //GTI为全局时间表

step 25: end

在形成节点耦合度矩阵后需预留起点区间 (start position time interval, SPTI). 在顺序规划机制下, 起点位置在规划路径之前均已固定, 且不会随着安全区间的更新而改变. 优先级高的机器人在规划路径时, 若遇到优先级低的机器人在起点位置发生延迟, 则可能会产生冲突. 因此, CkR-SIPP 求解时会预先在起点位置设置鲁棒因子 k , 该过程为预留起点区间. 如算法1所示, 第10~第14行表示扩展节点的时间段必须在安全区间允许的范围, 否则上层返回循环.

3 仿真结果

3.1 仿真设置

仿真实验部分采用3种不同的规模和结构的地图, 相同条件下每组算例测试50次随机任务. 为

了测试所提出算法的性能, 将CkR-SIPP算法与kR-SIPP, kR-CBS以及IkR-CBS算法进行对比测试. 实验采用3.60 GHz Intel Core i7-11700 RAM 32 GB的台式电脑, 对比算法和本文算法的编程语言分别采用C#和python. C#编程实验效率优于python, 本文算法的仿真效果优于对比算法, 故仿真具有有效性. 其中, 设置算法运行限制时间为5 min, 超出该时间限制认定为求解失败.

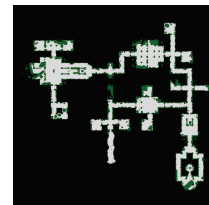
本文采用求解成功率、平均运行时间、平均代价值以及方案可靠性4个指标衡量该方法的性能. 其中, 平均是指对相同算例求解成功结果的平均值. 方案可靠性则采用蒙特卡罗方法^[16]进行检验, 其方法是在路径执行过程中随机插入等待时间步后, 检测规划方案能保持路径无冲突的概率值. 检验的数量越多, 其结果越接近真实值, 如下式^[16]所示:

$$R = \frac{m_c}{m_i}. \quad (3)$$

其中: R 为方案可靠性, m_c 为未出现冲突的方案数目, m_i 为实验方案总数^[16]. 该指标可以更好地评价路径规划方案的可靠性. 本文设置每个方案检验10 000次.

3.2 仿真场景实验结果

本实验采用图5所示的brc202d、den502d和ost003d三类测试地图^[20].



(a) brc202d



(b) den502d



(c) ost003d

图5 仿真场景地图

在图5中:各地图规格分别为brc202d: 530 × 481、den502d: 251 × 211、ost003d: 194 × 194. 设置3组不同数量的机器人n分别为10, 20, 30, k分别设置为0, 1, 3, 5.

表2~表4为地图brc202d、den502d和ost003d在求解成功率、平均运行时间、平均代价值3项评价指标上的实验结果,表示的含义分别为:在5 min内求解出的算例个数占总数的百分比、算法求解出算例的时间、每个算例中所有机器人执行的路径步长总和,后两个指标平均的含义是指计算出每个算例的结果后取总数的平均值. brc202d、den502d和ost003d的地图方案可靠性实验结果如图6~图8所示.

标上的实验结果,表示的含义分别为:在5 min内求解出的算例个数占总数的百分比、算法求解出算例的时间、每个算例中所有机器人执行的路径步长总和,后两个指标平均的含义是指计算出每个算例的结果后取总数的平均值. brc202d、den502d和ost003d的地图方案可靠性实验结果如图6~图8所示.

表2 地图brc202d的实验

brc202d	求解成功率/%			平均运行时间/s			平均代价值		
	n = 10	n = 20	n = 30	n = 10	n = 20	n = 30	n = 10	n = 20	n = 30
CBS(k = 0)	100	100	98	0.18	1.46	3.56	1329.02	2572.78	3905.57
SIPP(k = 0)	100	100	100	1.26	2.85	4.21	1333.18	2583.8	3867.61
C-SIPP(k = 0)	100	94	86	0.25	2.15	4.43	1329.02	2572.9	3864.98
kR-CBS(k = 1)	100	100	94	0.28	2.50	6.20	1329.02	2572.9	3864.98
IkR-CBS(k = 1)	100	100	94	0.16	2.17	3.64	1329.02	2572.9	3864.98
kR-SIPP(k = 1)	100	100	100	1.20	2.71	4.04	1333.28	2586.04	3875.74
CkR-SIPP(k = 1)	100	100	100	1.24	2.77	4.10	1333.61	2597.68	3880.01
kR-CBS(k = 3)	100	82	72	0.27	8.26	4.61	1329.02	2545.86	3837
IkR-CBS(k = 3)	100	86	84	0.17	9.11	3.39	1329.02	2537.37	3837.02
kR-SIPP(k = 3)	100	100	100	1.24	2.80	4.12	1333.48	2555.69	3839.09
CkR-SIPP(k = 3)	100	100	100	1.28	2.89	4.15	1333.76	2562.79	3846.19
kR-CBS(k = 5)	98	76	54	0.30	7.57	6.20	1325.51	2557.82	3847.52
IkR-CBS(k = 5)	100	80	60	1.28	7.21	4.08	1329.12	2546.85	3847.52
kR-SIPP(k = 5)	100	100	100	1.25	2.74	4.11	1333.32	2565.87	3889.23
CkR-SIPP(k = 5)	100	100	100	1.29	2.83	4.21	1334.46	2573.37	3905.47

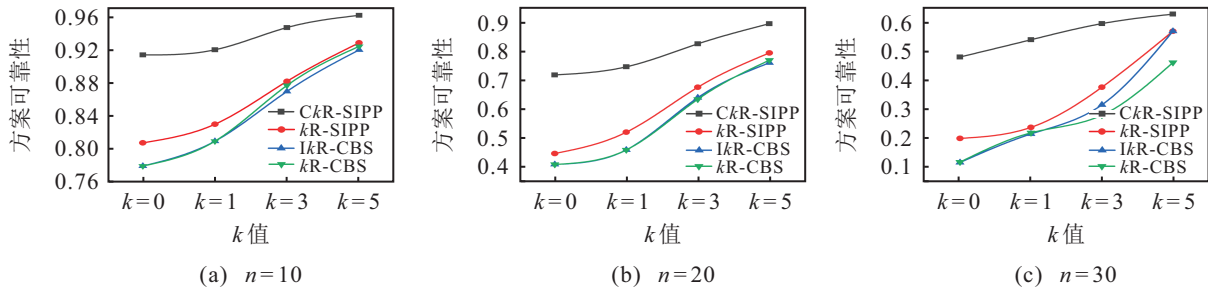


图6 brc202d地图方案可靠性

表3 den502d的实验

den502d	求解成功率/%			平均运行时间/s			平均代价值		
	n = 10	n = 20	n = 30	n = 10	n = 20	n = 30	n = 10	n = 20	n = 30
CBS(k = 0)	100	94	90	0.49	1.61	14.95	1128.18	2180.51	3285.42
SIPP(k = 0)	100	100	100	0.48	0.92	1.48	1130.67	2209.14	3304.33
C-SIPP(k = 0)	100	100	100	0.49	0.99	1.56	1134.90	2218.76	3319.67
kR-CBS(k = 1)	96	82	70	0.64	2.50	16.20	1122.25	2154.95	3296.34
IkR-CBS(k = 1)	96	82	70	0.47	1.95	9.29	1122.25	2154.95	3296.34
kR-SIPP(k = 1)	100	100	100	0.80	0.92	1.45	1125.94	2161.39	3314.26
CkR-SIPP(k = 1)	100	100	100	0.51	1.01	1.53	1127.42	2171.59	3318.11
kR-CBS(k = 3)	96	64	32	3.96	2.16	13.30	1122.31	2155.22	3331.63
IkR-CBS(k = 3)	96	64	34	1.82	8.15	8.27	1122.31	2155.22	3324.29
kR-SIPP(k = 3)	100	100	100	0.53	0.92	1.44	1087.72	2161.34	3345.00
CkR-SIPP(k = 3)	100	100	100	0.55	0.99	1.53	1130.00	2171.28	3344.65
kR-CBS(k = 5)	88	54	26	0.84	3.25	11.40	1115.02	2169.22	3353.33
IkR-CBS(k = 5)	88	54	30	0.60	2.30	24.66	1115.02	2169.22	3341.00
kR-SIPP(k = 5)	100	100	100	0.48	0.90	1.42	1122.25	2182.07	3387.40
CkR-SIPP(k = 5)	100	100	100	0.52	0.98	1.47	1122.57	2177.93	3370.87

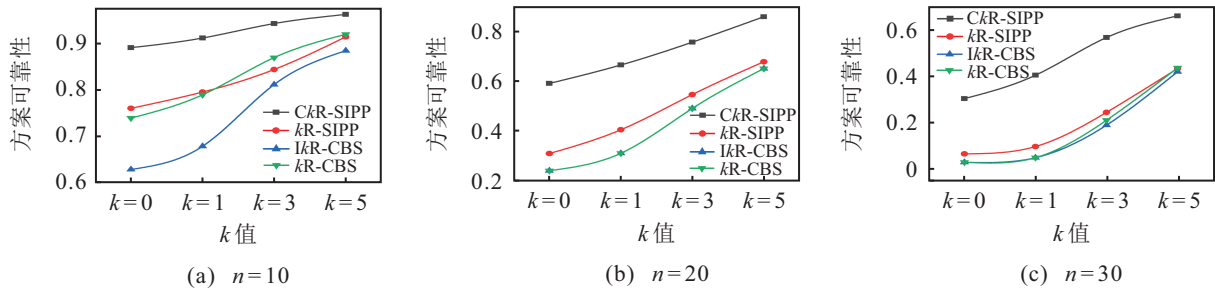


图7 den502d地图方案可靠性

表4 ost003d的实验

ost003d	求解成功率/%			平均运行时间/s			平均代价值		
	n = 10	n = 20	n = 30	n = 10	n = 20	n = 30	n = 10	n = 20	n = 30
CBS(k = 0)	96	86	82	0.27	6.84	13.12	1036.04	2236.98	3174.20
SIPP(k = 0)	100	100	100	0.39	0.86	1.27	1063.98	2265.74	3271.20
C-SIPP(k = 0)	100	100	100	0.36	0.93	1.40	1067.86	2295.05	3317.73
kR-CBS(k = 1)	94	78	58	0.40	12.46	25.80	1032.06	2226.87	3118.14
IkR-CBS(k = 1)	94	80	62	0.20	10.76	20.21	1032.06	2241.14	3130.26
kR-SIPP(k = 1)	100	100	100	0.38	0.86	1.26	1066.82	2285.46	3329.56
CkR-SIPP(k = 1)	100	100	100	0.39	0.86	1.27	1065.48	2269.58	3248.13
kR-CBS(k = 3)	90	52	18	3.73	7.08	16.50	1140.43	2234.04	3357.25
IkR-CBS(k = 3)	90	54	24	1.27	7.15	27.61	1028.96	2246.07	3085.75
kR-SIPP(k = 3)	100	100	100	0.39	0.88	1.19	1038.71	2283.74	3146.67
CkR-SIPP(k = 3)	100	100	100	0.41	0.92	1.28	1041.36	2296.52	3240.75
kR-CBS(k = 5)	82	36	4	2.42	12.95	9.55	1019.54	2268.94	2481.00
IkR-CBS(k = 5)	84	36	10	1.20	7.95	39.23	1030.24	2268.94	2844.60
kR-SIPP(k = 5)	100	100	100	0.40	0.88	1.11	1035.49	2292.17	2903.80
CkR-SIPP(k = 5)	100	100	100	0.41	0.95	1.16	1034.63	2323.72	2902.60

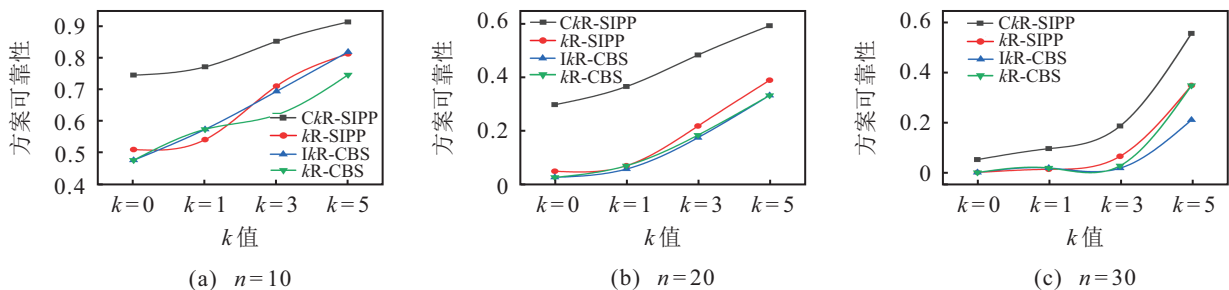


图8 ost003d地图方案可靠性

在表2中,比较kR-SIPP与CkR-SIPP的实验结果,由于SIPP算法具有次优性,且该测试地图规模大,在机器人数量不变时,随着k值增加对平均运行时间和平均代价值项指标的结果相差不大.特别地,在同等条件下,当k值增大,由于CBS算法具有最优性,使得kR-CBS和IkR-CBS算法的求解成功率下降和平均运行时间增加. IkR-CBS算法对比kR-CBS算法在求解时加入了一定范围的约束,使得IkR-CBS算法比kR-CBS算法求解速率快.

另外,方案可靠性指标在同等条件下,受到k值的影响较大,由于鲁棒程度的增加,各个机器人的路径方案之间产生冲突的概率变小,进而使得方案可靠

性增加.

在表3和表4中,对于kR-CBS和IkR-CBS算法,在相同数量机器人测试下,随着k值增加,测试地图空间有限且算法最优性使得求解成功率大幅下降,平均运行时间大幅度上升.在同等条件下,kR-SIPP和CkR-SIPP相比于IkR-CBS,求解成功率保持稳定且平均运行时间小幅度增加.由于SIPP算法的次优性,增加了少量代价值从而获得较少的运行时间和稳定的成功率.

总体而言,由表2~表4中实验数据分析可知,在k = 0和k = 1时,随着机器人数量的增加,IkR-CBS的求解成功率有小幅下降.在k值增大后,由

于 k R-CBS算法最优性和需要解决的冲突数目增加,其求解成功率出现明显下降.而由于 k R-SIPP和 Ck R-SIPP算法的次优性,其求解成功率基本不受 k 值和机器人数量的影响,保持不变.

对于平均运行时间,随着机器人的数量和 k 值的增加, k -CBS算法的求解结果有明显的上升,而 k R-SIPP和 Ck R-SIPP上升的幅度较小.

随着机器人的数量和 k 值的增加,3种算法的平均代价值均逐渐上升,在机器人数量和 k 值相同的条件下,由于 Ck R-SIPP算法牺牲一小部分代价值而获得方案可靠性的提高,相较于其他两种算法有小幅度增加.特别地,对图6~图8分析可知:在方案可靠性性能指标上:一方面,随着机器人数量增多,方案可靠性会降低,随着 k 值增加,方案可靠性会逐步上升;另一方面,本文方法相较于 k R-SIPP方法,平均提高19.12%,相较于 k R-CBS,平均提高20.32%.

3.3 实物实验结果

为了进一步体现本文算法的有效性和可行性,在Sony公司开发的toio机器人系统上,分别测试 k R-SIPP和 Ck R-SIPP算法的规划方案,测试实验采用图9中的 8×7 地图.在图9中机器人数量为3, $k = 1$ 且任务起点终点固定.

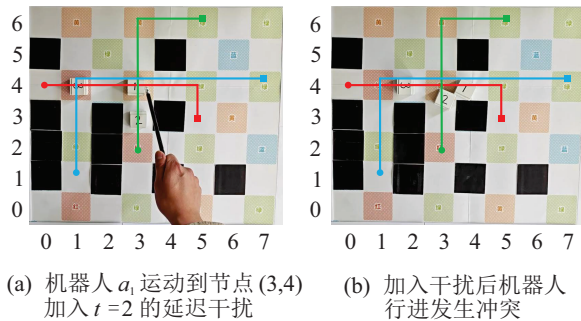


图9 机器人执行 k R-SIPP算法方案过程

对于 k R-SIPP算法(图9(a))和 Ck R-SIPP算法(图10(a))规划出的不同方案,分别在机器人 a_1 执行到节点(3,4)时,加入 $t = 2$ 的阻挡,该阻挡超过规划中 $k = 1$ 的鲁棒限度,并检验方案是否依旧可行.加入 $t = 2$ 阻挡后,在图9(a)的实物实验中,机器人 a_1 在(3,4)节点与 a_2 产生冲突,如图9(b)所示,则该方案可靠性较低.而在图10(a)的实物实验中, Ck R-SIPP算法在规划路径时,利用耦合度矩阵方法避开了该节点(耦合度高的节点),如图10(b)所示,同时有效降低了机器人 a_1 与 a_2 发生冲突的可能性,该方案的可靠性高于 k R-SIPP算法的方案.

实物实验进一步表明,本文算法较 k R-SIPP算法优化了路径方案,降低了机器人之间发生冲突的可能

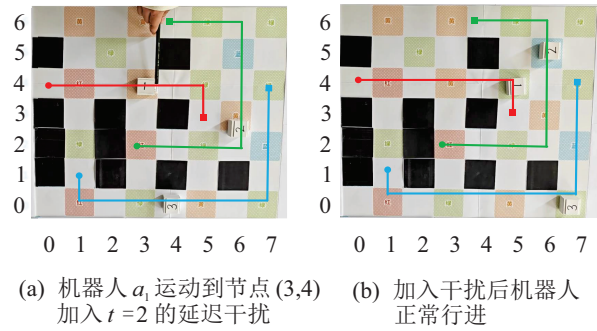


图10 机器人执行 Ck R-SIPP算法方案过程

性,进而提高了方案可靠性.

4 结论

在多机器人系统执行路径规划方案时,容易出现延迟干扰导致规划失效的情况.针对该问题,提出一种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.该算法将耦合度矩阵概念融入基于安全区间的鲁棒路径规划中,通过节点耦合度的统计和引导完成多机器人的无冲突路径规划.实验结果表明,本文提出的 Ck R-SIPP算法提高了多机器人路径规划系统的方案可靠性.另外,本文方法在规模较大的场景下更具有优势.在规模较大的场景中规划路径时,由于空间充足,可作为替代高耦合度节点的数量较多,更有利于算法快速找到耦合度低的路径节点,同时完成整个路径的规划.

在本文工作基础上,下一步将围绕含狭窄路段的特殊环境对路径规划的影响,以及优先级设置对算法的影响等方面展开深入研究.

参考文献(References)

[1] 陈梦夏. 物流分拣系统大规模场景中多AGV路径规划研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020: 1-58. (Chen M X. Research on multi-AGV path planning in large-scale scene of logistics sorting system[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020: 1-58.)

[2] 马磊, 张文旭, 戴朝华. 多机器人系统强化学习研究综述[J]. 西南交通大学学报, 2014, 49(6): 1032-1044. (Ma L, Zhang W X, Dai C H. A review of developments in reinforcement learning for multi-robot systems[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2014, 49(6): 1032-1044.)

[3] 李昆鹏, 刘腾博, 贺冰倩, 等. “货到人”拣选系统中AGV路径规划与调度研究[J]. 中国管理科学, 2022, 30(4): 240-251. (Li K P, Liu T B, He B Q, et al. A study on routing and scheduling of automated guided vehicle in “cargo-to-picker” system[J]. Chinese Journal of Management Science, 2022, 30(4): 240-251.)

- [4] 陈梦清, 陈洋, 陈志环, 等. 路网约束下异构机器人系统路径规划方法[J]. 自动化学报, 2023, 49(4): 718-730.
(Chen M Q, Chen Y, Chen Z H, et al. Path planning for heterogeneous robot systems with road network constraints[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(4): 718-730.)
- [5] 常路, 单梁, 戴跃伟, 等. 未知环境下基于改进DWA的多机器人编队控制[J]. 控制与决策, 2022, 37(10): 2524-2534.
(Chang L, Shan L, Dai Y W, et al. Multi-robot formation control in unknown environment based on improved DWA[J]. Control and Decision, 2022, 37(10): 2524-2534.)
- [6] 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.
- [7] Sharon G, Stern R, Felner A, et al. Conflict-based search for optimal multi-agent pathfinding[J]. Artificial Intelligence, 2015, 219: 40-66.
- [8] 杨邹, 毛剑琳, 李大焱, 等. 基于冲突概率反馈的CBS分层多机器人路径规划[J]. 计算机集成制造系统, <https://kns.cnki.net/kcms2/detail/11.5946.TP.20230728.1657.004.html>
(Yang Z, Mao J L, Li D Y, et al. CBS hierarchical multi-robot path planning based on conflict probability feedback[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, <https://kns.cnki.net/kcms2/detail/11.5946.TP.20230728.1657.004.html>.)
- [9] 宣志玮, 毛剑琳, 张凯翔. CBS框架下面向复杂地图的低拓展度A*算法[J]. 电子学报, 2022, 50(8): 1943-1950.
(Xuan Z W, Mao J L, Zhang K X. Low-expansion A*Algorithm based on CBS framework for complex map[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(8): 1943-1950.)
- [10] 张凯翔, 毛剑琳, 宣志玮, 等. 面向关隘地形的分层调度多机器人路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(1): 172-183.
(Zhang K X, Mao J L, Xuan Z W, et al. Hierarchical scheduling based multi-robot path planning for pass terrain[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(1): 172-183.)
- [11] 张凯翔, 毛剑琳, 向凤红, 等. 基于讨价还价博弈机制的B-IHCA*多机器人路径规划算法[J]. 自动化学报, 2023, 49(7): 1483-1497.
(Zhang K X, Mao J L, Xiang F H, et al. B-IHCA*, a bargaining game based multi-agent path finding algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(7): 1483-1497.)
- [12] Phillips M, Likhachev M. SIPP: Safe interval path planning for dynamic environments[C]. 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Shanghai, 2011: 5628-5635.
- [13] 曹其新, 黄先群, 朱笑笑, 等. 基于保留区域的分布式多机器人路径规划[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2018, 46(12): 71-76.
(Cao Q X, Huang X Q, Zhu X X, et al. Distributed multi-robot path planning based on reserved area[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2018, 46(12): 71-76.)
- [14] Tai R C, Wang J C, Chen W D. A priori tized planning algorithm of trajectory coordination based on time windows for multiple AGVs with delay disturbance[J]. Assembly Automation, 2019, 39(5): 753-768.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] Nekvinda M, Bartak R. Contingent planning for robust multi-agent path finding[C]. The 33rd International Conference on Tools with Artificial Intelligence. Washington, 2021: 487-492.
- [18] Chen Z, Harabor D D, Li J Y, et al. Symmetry breaking for k -robust multi-agent path finding[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021, 35(14): 12267-12274.
- [19] Kaduri O, Boyarski E, Stern R. Experimental evaluation of classical multi agent path finding algorithms[J]. Proceedings of the International Symposium on Combinatorial Search, 2021, 12(1): 126-130.
- [20] Sturtevant N R. Benchmarks for grid-based pathfinding[J]. IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, 2012, 4(2): 144-148.

作者简介

毛剑琳(1976—), 女, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为通信网络资源分配与协议优化、多机器人系统协同控制, E-mail: 1318524654@qq.com;

李昊楠(1997—), 女, 硕士, 主要研究方向为多机器人路径规划, E-mail: haonan_li0824@163.com;

张凯翔(1993—), 男, 博士生, 主要研究方向为多机器人调度和路径规划, E-mail: kaixiangzhang@stu.kust.edu.cn;

张书凡(1994—), 男, 博士生, 主要研究方向为多机器人路径规划, E-mail: 20233103006@stu.kust.edu.cn;

付丽霞(1971—), 女, 副教授, 硕士, 主要研究方向为智能控制, E-mail: 905771625@qq.com.