



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

航母航空保障作业中异质群体的动态路径规划算法

孙迪迪, 李超超

引用本文

孙迪迪, 李超超. 航母航空保障作业中异质群体的动态路径规划算法[J]. 计算机科学, 2024, 51(3): 226-234.

SUN Didi, LI Chaochao. [Dynamic Path Planning Algorithm for Heterogeneous Groups in Aircraft Carrier Aviation Support Operations](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(3): 226-234.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[面向绿色节能的智能网联电动车调度方法](#)

Intelligent Networked Electric Vehicles Scheduling Method for Green Energy Saving
计算机科学, 2023, 50(12): 285-293. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230100099>

[基于多元约束Petri网的水利测绘无人机路径规划](#)

Path Planning of Hydrographic Mapping UAV Based on Multi-constraint Petri Net
计算机科学, 2023, 50(6A): 220700079-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700079>

[基于冲突搜索的多智能体路径规划研究进展](#)

Research Progress of Multi-agent Path Finding Based on Conflict-based Search Algorithms
计算机科学, 2023, 50(6): 358-368. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220800151>

[一种基于深度强化学习的无人小车双层路径规划方法](#)

Bi-level Path Planning Method for Unmanned Vehicle Based on Deep Reinforcement Learning
计算机科学, 2023, 50(1): 194-204. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500241>

[基于行为树调度的多无人机未知室内空间探索方法](#)

Multi-UAV Cooperative Exploring for Large Unknown Indoor Environment Based on Behavior Tree
计算机科学, 2022, 49(11A): 210900083-11. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900083>

航母航空保障作业中异质群体的动态路径规划算法

孙迪迪 李超超

郑州大学计算机与人工智能学院 郑州 450001

(202022172013242@gs.zzu.edu.cn)

摘要 航母保障作业中路径规划任务存在着场景高动态性以及智能体的强异质性问题,传统的全局路径规划算法虽然能获得全局最优的结果,但无法适应高度动态变化的场景,且不能很好解决智能体的异质性所带来的安全性问题;当前的局部路径规划算法能够很好地解决智能体体型差异,但是异质群体行为控制表示难以统一表达。为了解决以上问题,提出了一种航母航空保障作业中的异质群体的动态路径规划算法。首先,将优化的全局和局部路径规划算法融合,解决航空保障作业场景的高动态性问题,根据动态环境信息及时调整路径,并充分考虑场景的高动态性给异质智能体带来的安全性问题。然后,该方法考虑异质智能体不同的行为特性,在局部碰撞避免过程中采用基于运动学特性的异质智能体行为控制模型。最后,以美国尼米兹号航母为例,使用 UE4 进行仿真实验,从路径长度、平滑度、安全性和避障能力等方面对该算法进行了评价。仿真实验结果表明,与其他路径规划算法相比,所提算法不仅可以生成航母甲板异质群体的安全路径,还能够满足异质群体在动态航空保障作业场景中的应用需求。

关键词: A* 算法;路径规划;异质智能体;GAMMA 算法;行为控制

中图分类号 TP391.41

Dynamic Path Planning Algorithm for Heterogeneous Groups in Aircraft Carrier Aviation Support Operations

SUN Didi and LI Chaochao

School of Computer and Artificial Intelligence, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

Abstract The path planning task in aircraft carrier support operation has the problem of high dynamic scene and strong heterogeneity of agents. Although the traditional global path planning algorithm can obtain the global optimal results, it can not adapt to the highly dynamic changing scene, and can not solve the security problem caused by the heterogeneity of agents. The current local path planning algorithm can well solve the problem agent size difference, but it is difficult to express heterogeneous group behavior control uniformly. In order to solve the above problems, a dynamic path planning algorithm for heterogeneous groups in aircraft carrier aviation support operations is proposed. Firstly, the optimized global and local path planning algorithms are integrated to solve the highly dynamic problem of the aviation support operation scene. The path is adjusted in time according to the dynamic environment information, and the security problem caused by the highly dynamic scene to the heterogeneous agents are fully considered. Secondly, the method considers the different behavior characteristics of heterogeneous agents, and adopts the behavior control model of heterogeneous agents based on kinematics characteristics in the process of local collision avoidance. Finally, taking the American Nimitz as an example, and the algorithm is evaluated in aspects of path length, smoothness, security, obstacle avoidance ability by using UE4 simulation experiments. Simulation results show that, compared with other path planning algorithms, the proposed algorithm can not only generate safe paths for heterogeneous groups on aircraft carrier deck, but also meet the application requirements of heterogeneous groups in dynamic aviation support operation scenarios.

Keywords A* algorithm, Path planning, Heterogeneous agents, GAMMA algorithm, Behavior control

1 引言

舰载机出动架次率^[1]是衡量航母作战性能的重要指标,舰载机、牵引车和保障人员是航母甲板作业的主要参与者,提高

他们的作业效率对航母出动能力具有重要意义。航母甲板空间有限,人员密集,且作业环境是一个由舰载机、牵引车和保障人员多类型异质群体组成的高动态混合运动系统^[2]。在高度动态的异质场景中,需要规划舰载机、牵引车和保障人员的

到稿日期:2022-12-20 返修日期:2023-08-01

基金项目:国家自然科学基金青年基金(62102371)

This work was supported by the Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China(62102371).

通信作者:李超超(jeccli@zzu.edu.cn)

运动路径,协作配合,才能有效地提高航保作业效率,进而保证航母高效的出动回收能力。多智能体按照结构和性能可分为同质和异质智能体两类,具有相同体型和运动学特性的为同质多智能体,反之为异质多智能体。航母甲板上多智能体(舰载机、牵引车、保障人员)的体型、速度等物理特性存在显著的差异,其属于异质多智能体。因为在复杂的保障作业过程中异质群体的运动导致场景动态地变化,要求路径规划算法根据动态变化的场景进行快速响应,并规划安全的路径。因此,为实现高效的保障作业,研究航母甲板作业场景中异质群体的动态路径规划问题是非常必要的。

近年来,航母航空保障作业场景中路径规划的研究已经取得较大进展^[1,3-4],然而航空保障作业下的异质群体路径规划的研究仍有很多问题未解决:

1)多数全局路径规划算法无法适应复杂的高度动态的场景,存在安全性差的问题。多数局部路径规划算法虽然能够对不断变化的场景进行响应,但是容易出现局部最优、无法抵达目的地等问题。

2)航母甲板上的运动涉及多种智能体,但是,目前国内外已公开的航母甲板群体运动的相关研究工作主要聚焦同质多智能体^[1,3-4](例如只针对舰载机、牵引车或保障人员),很少涉及航母甲板“人-机-车”(保障人员、舰载机、牵引车)异质群体运动。与研究同质多智能体路径规划不同的是,由于航母场景的复杂性,且异质多智能体体型和运动学各不相同,路径搜索过程中需要考虑更多因素,一般的路径规划算法的规划结果无法适用于多类智能体。因此如何解决涉及异质群体组成的路径规划的现实任务,仍然存在许多挑战。

为了解决上述问题,本文以舰载机、牵引车、保障人员为研究对象,提出了一种异质群体动态路径规划算法,用于实现航母甲板场景中“人-机-车”的全局路径规划以及局部避障。首先,在全局路径规划中考虑了各类智能体与障碍物之间的安全性,引入基于自适应安全距离的SA算法计算全局路径点,通过优化来选取局部路径引导点。其次,在局部碰撞避免过程中,考虑不同智能体运动学特性的差异,提出KG方法构建行为控制模型,优化异质智能体的速度选择,有效解决局部路径规划算法易产生的局部最优问题,同时也充分考虑了智能体行为的异质性。本文的主要贡献点总结如下:

1)提出了一种面向高度动态的异质群体路径规划算法,该算法可以实现静态环境下的全局路径规划,以及异质群体之间的动态避障。

2)提出了一种异质多智能体行为控制模型,该模型既考虑了规划路径的安全性问题,又考虑了异质群体的不同特性(运动学约束以及体力约束),使用统一框架对异质群体行为进行建模,保证了规划结果的可行性。

3)实验结果表明,本文提出的异质群体动态路径规划算法相比传统路径规划算法缩短了路径长度,提升了路径的平滑度以及路径的安全性,同时也提高了路径的避障能力。

2 相关工作

2.1 传统多智能体全局路径规划算法

路径规划指在障碍物与目标点之间,建立一条从起点到

终点的无碰撞的最优路径^[5]。目前的路径规划算法多用于单智能体或同质多智能体,根据环境信息和目标的性质主要分为全局路径规划和局部路径规划两大类。全局路径规划算法常用于已知的环境,目前应用比较广泛的算法有Dijkstra算法^[6]、A*算法^[7]、蚁群算法^[8]等。Dijkstra算法使用贪心策略寻求最短路径,但是其时间复杂度较高。蚁群算法模拟蚂蚁觅食的过程,使用信息素能快速找到最佳路径,但是其收敛速度较慢,易在路径搜索过程中陷入局部最优。

A*算法^[7]把Dijkstra算法^[6]和启发式方法相结合,基于网格地图搜索最短路径,是目前应用最广泛的算法之一^[9-12],其时间复杂度低,速度快。因此,A*算法是解决舰载机路径规划问题的常用算法之一^[13-14]。然而,A*算法^[7]较少考虑智能体的安全性,规划后的路径会与障碍物相邻或相撞,智能体的安全性无法得到保障。近年来,为了解决传统A*算法的安全性问题,多数研究者^[15-16]对障碍物进行膨胀处理,但是该方法只适用于尺寸相似的智能体,无法解决多类智能体的安全性问题。

为了解决上述问题,本文对传统A*算法进行了改进,在路径搜索过程中增加了安全性指标。

2.2 异质多智能体局部路径规划算法

全局路径规划算法只适用于静态环境,当处于动态环境时,需要采用局部路径规划算法进行实时避障。目前异质多智能体局部路径规划算法^[17-19]主要分为数据驱动和模型驱动两大类。数据驱动的方法基于真实数据,可以计算出真实且灵活的个体行为。但是该类方法的模拟结果往往依赖于大量的真实数据。然而,在航空保障作业的复杂场景下,采集大量异质智能体以及复杂环境信息的数据非常困难,并且相关数据涉密,数据驱动的方法并不适用该场景。

模型驱动方法总结归纳出个体运动的物理规律,构建合理有效的数学模型^[20-21],然后运用相关模型^[17-18]仿真出研究对象运动。文献^[18]对RVO算法^[22]进行了改进,使用基于中轴的紧密拟合形状表示智能体,并考虑了运动学和动力学约束,计算每个智能体在密集交通场景中的无碰撞轨迹。GAMMA运动模型^[17]将智能体用多边形表示,可以实现大规模异质群体的路径规划和运动模拟,该方法考虑了运动学约束、几何约束和语境约束,适用范围较广。异质群体运动路径规划算法常用于交通场景,多数算法根据车辆行为融入不同的约束类型,缺乏考虑行人行为的约束。事实上,人和车辆最大的不同是生理变化,尤其在航母的高危、高压场景区别于一般传统环境下的场景,持续性的繁重工作消耗着保障人员的极大体力,这种由繁重的工作引起的大量的体力消耗会严重影响个体的运动,但是目前很少有研究关注该问题。

因此,本文进一步改进了GAMMA模型,建立了异质群体行为控制模型,考虑舰载机、牵引车的运动学约束以及保障人员的体力消耗约束,使规划结果更具有真实性。同时,结合SA算法实现全局路径导引,使算法能够适用于动态航空保障作业场景。

3 本文算法

本文提出了一种航空保障作业中异质群体的动态

路径规划方法,具体包括以下两个模块(见图1):场景建模、行为计算。首先,对环境进行预处理,将场景进行栅格化,并设置障碍物、各个智能体的起点和终点。其次,将行为计算模块分为两个阶段:基于安全距离的全局路径规划和基于运动学特性的异质群体局部路径规划。在全局路径规划阶段,本文提出了一种考虑安全性的A*(Safe A*, SA)算法,采用SA算法规划出全局路径点,同时对规划后

的路径点进行优化,然后依次将优化后的路径点存入集合H。在局部路径规划阶段,本文提出了一种基于运动学特性的GAMMA(kinematics GAMMA, KG)算法,读取集合H中的路径点作为KG算法的子目标点,在每个时间步中,个体感知周围的动态障碍物信息,并且使用KG模型计算个体下一时刻的位置,直至其到达终点。具体流程图如图1所示。

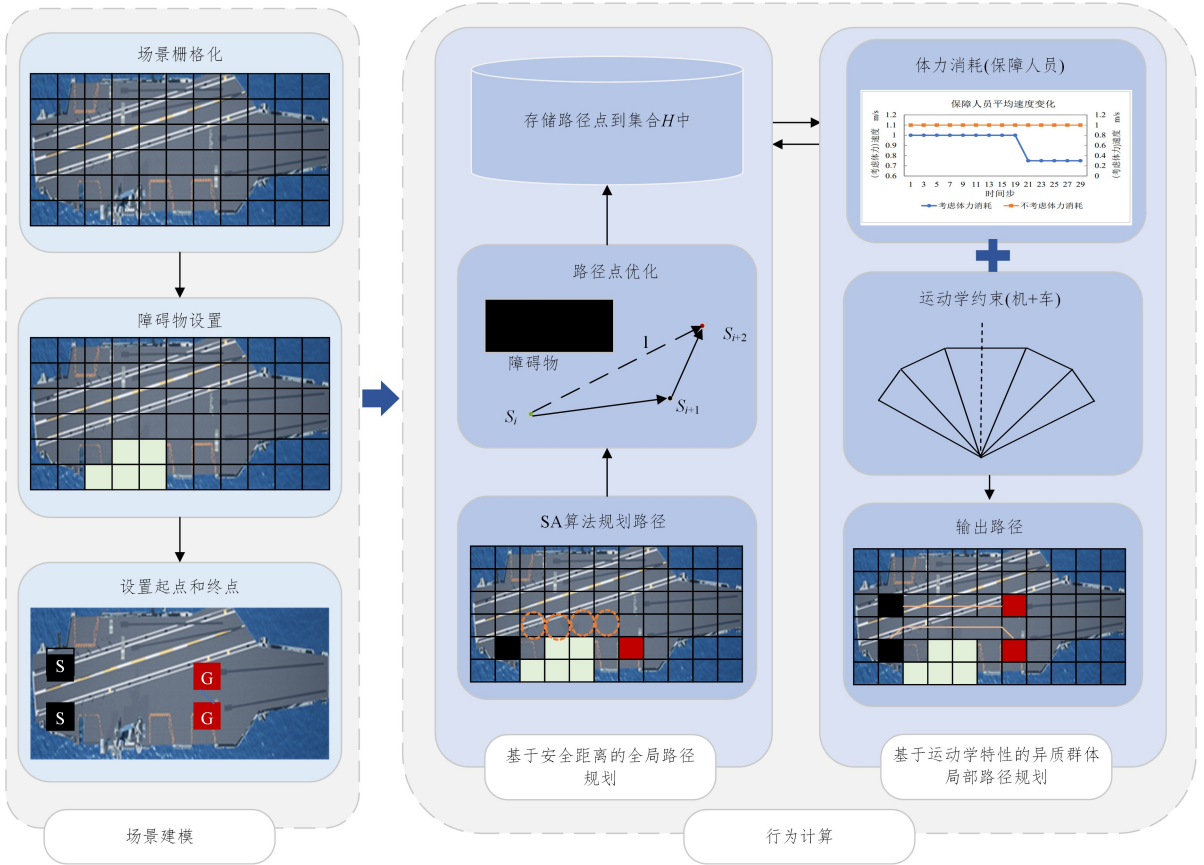


图1 算法的整体流程图

Fig 1 Overall flow chart of the proposed algorithm

3.1 场景建模

1) 场景栅格化

本文使用栅格法对环境进行建模,把它划分为大小相同的栅格,如果一个栅格范围内不含任何障碍物,则称此栅格为自由栅格,反之,则为障碍栅格。我们把自由栅格赋值为1,障碍栅格赋值为0。

2) 障碍物设置

本文将障碍物用凸边形表示,将多边形占用栅格设置为障碍栅格。障碍物设置方法具体如图2所示,蓝色五边形表示障碍物实际形状,灰色方格表示障碍物占用网格的情况。

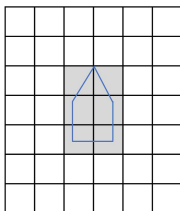


图2 凸边形障碍物设置(电子版为彩图)

Fig 2 Convex obstacle setting

3) 起始点设置

航母甲板划分了不同的功能区域(见图3)执行相应的保障任务^[23],舰载机需要到不同的区域进行作业。本文将停机区以及起飞位作为作业区,根据调运任务,设置智能体在活动区域的起点和终点。

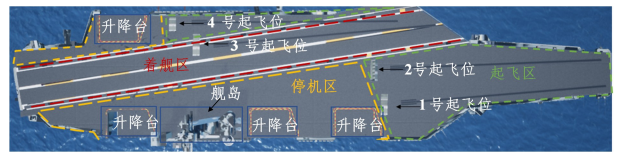


图3 航母甲板功能区域分布

Fig 3 Functional area distribution of aircraft carrier deck

3.2 行为计算

3.2.1 基于安全距离的全局路径规划算法

传统A*算法^[7]虽然计算速度快、规划路径较短,但是其算法本身并未考虑安全性问题。它将研究个体视为质点,规划的路径可能距离障碍物过近或触碰到障碍物。因此,本文在启发式函数中考虑智能体与障碍物的相对距离,增加安全

性指标,从而使规划路径与障碍物之间保持合理的安全距离。

1) SA 算法

SA 算法是基于传统 A* 算法^[7]的改进,在 A* 算法^[7]路径搜索过程中考虑了安全性因素。SA 算法的具体寻路过程如下:从起点开始,不断扩展周围的栅格节点,选择使启发式函数值最小的节点作为当前路径节点,不断迭代,直到搜索到目标后停止。其启发式函数如下:

$$f(n) = g(n) + h(n) + c(n) \quad (1)$$

其中, n 为当前节点; $f(n)$ 是起点到目的地的估价函数,即算法的启发式函数值; $g(n)$ 表示起点到当前节点 n 的实际路径长度; $h(n)$ 为当前节点到终点的预估长度; $c(n)$ 为安全代价函数,根据当前节点距离障碍物的最近距离设定不同的安全值,它表示上一节点到当前节点的代价值。 $c(n)$ 主要的计算方法如下。

以当前节点为圆心,安全距离为半径画圆,随机取该圆边上的点,使用射线法^[24]判断该点是否在多边形障碍物(例如如图 4 中的黑色方格)内,若点在障碍物内,则证明此点距离障碍物较近,代价函数 $c(n)$ 设为 MAX(极大值),若点不在障碍物内,则证明此点距离障碍物较远,不足以构成安全威胁,将安全代价函数 $c(n)$ 设为 0。具体计算式如式(2)、式(3)所示:

$$\begin{cases} x' = n.x + r * \cos(a) \\ y' = n.y + r * \sin(a) \end{cases} \quad (2)$$

$$c(n) = \begin{cases} \text{MAX}, & \text{点}(x', y') \text{在多边形障碍物内} \\ 0, & \text{点}(x', y') \text{不在多边形障碍物内} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $(n.x, n.y)$ 是当前点 n 的坐标, r 为智能体的安全距离, a 为圆心角,范围是 $(0^\circ, 360^\circ)$, (x', y') 为以点 n 为中心, r 为半径的圆上的一点,具体如图 4 所示。

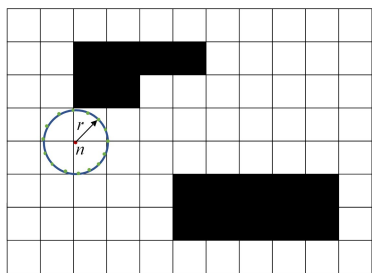


图 4 基于安全距离的启发式函数改进示例

Fig 4 Example of improved heuristic function based on safe distance

2) 路径引导点优化

SA 算法可以规划出一条从起点到终点的安全路径,但是该算法只适用于静态环境。为了提升算法的适用性,需要融合局部路径规划算法实现实时避障。然而,过多的全局路径点会影响局部路径规划算法的避障效果,因此本文将 SA 算法规划的路径点(存入集合 H 中)进行优化,选取必要的路径引导点。路径引导点的选取有以下 3 个原则:(1)能够躲避静态障碍物;(2)距离静态障碍物有一定的安全距离;(3)为保证智能体在运动过程中不与静态障碍物发生碰撞,两个连续引导点之间的连线应与静态障碍物保持一定的安全距离。

具体方法如下,路径引导点示例如图 5 所示:

(1)从起点 s_i 开始依次遍历集合 H 中的路径点。

(2)连接 s_i 和 s_{i+2} ,两个路径点之间的线段 l 距离障碍物

(由线段组成的多边形)的最小距离 $d > r$ (智能体的安全距离)时,则从路径集中去除 s_i 和 s_{i+2} 的中间点 s_{i+1} 。

(3)若最小距离 $d < r$,则保留该点,若 s_{i+2} 不是终点,则继续与下一路径点 s_{i+3} 连接,进行操作(2),若 s_{i+2} 是终点,则 $i = i + 1$,继续操作(1)。

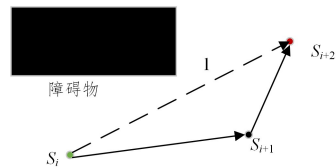


图 5 路径引导点优化示例图

Fig 5 Example of path guidance point optimization

3.2.2 基于运动学特性的异质群体局部路径规划算法

本节融入智能体的运动学约束设置动态速度窗口,并以此对 GAMMA 模型^[17]进行改进,规划出符合异质群体行为特性的合理路径。

1) 动态速度窗口

由于牵引车和舰载机运动学性能的约束,在其给定时间内的速度和方向都有一定的限制^[25]。保障人员在甲板上作业时,体力不断消耗,行走的最大速度逐渐降低^[26]。因此,我们根据牵引车和舰载机运动学性能的约束以及保障人员的体力约束,构建了动态速度窗口,其计算式如下:

$$u_d = \{ (v, \omega) \mid v_{\min} \leq v \leq v_{\max}, \omega_{\min} \leq \omega \leq \omega_{\max} \} \quad (4)$$

其中, v 指智能体选择的速度大小,单位为 m/s ; ω 指智能体选择的转向角大小,单位为 $^\circ$; v_{\min} 是智能体的最小速度; v_{\max} 是智能体的最大速度; ω_{\min} 和 ω_{\max} 分别是智能体的最小转向角和最大转向角,其具体计算式如下:

$$\begin{cases} \omega_{\min} = \begin{cases} \omega_{\text{now}} - \mu * \Delta t, & \text{机、车} \\ -360^\circ, & \text{人} \end{cases} \\ \omega_{\max} = \begin{cases} \omega_{\text{now}} + \mu * \Delta t, & \text{机、车} \\ 360^\circ, & \text{人} \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

$$v_{\max} = \begin{cases} 2 \text{ m/s} & \text{牵引车、舰载机} \\ v_{\text{max}}^{\text{people}} & \text{保障人员} \end{cases} \quad (6)$$

其中, ω_{now} 为 t 时刻的转向角, $v_{\text{max}}^{\text{people}}$ 表示保障人员的最大速度(具体计算见式(11))。

航母甲板上的保障人员与陆地上的行人不同,多数情况下他们需要负重前行或者进行高强度的保障作业,体力消耗较大。为准确地计算保障人员的体力消耗,本文采用包含负重行走的体力消耗模型^[27],其计算式如下:

$$E(i) = [1.5W + 2.0(W+L) \cdot (L/W)^2] \cdot \Delta t \quad (7)$$

$$E_{\text{sum}}(t) = \sum_{i=1}^t E(i) \quad (8)$$

其中, $E_{\text{sum}}(t)$ 表示个体截至到 t 时间步的体力消耗,单位为 J ; $E(i)$ 表示个体第 i 个时间步的体力消耗,单位为 J ; v 是当前时刻行走的速度,单位为 m/s ; L 是着装和额外负重,单位为 kg ; W 表示体重,单位为 kg ; Δt 表示一个时间步,单位为 s 。

随着体力的消耗,个体运动的实际最大速度以不同速率衰减^[26],具体计算式如式(9)所示:

$$v^p = v_{\max} \eta(E_{\text{sum}}) \quad (9)$$

其中, $\eta(E_{\text{sum}})$ 表示体力消耗与最大速度衰减率之间的衰减函数, v_{\max} 表示个体的最大速度, v^p 表示最大限制速度。

衰减函数 $\eta(E_{\text{sum}})^{[26]}$ 的具体定义如式(10)所示:

$$\eta(E_{\text{sum}}) = \begin{cases} 1, & E_{\text{sum}} < 20154\text{J} \\ 0.9985, & 20154\text{J} \leq E_{\text{sum}} < 40279.6713\text{J} \\ 0.8942, & 40279.6713\text{J} \leq E_{\text{sum}} < 81121.0042\text{J} \\ 0.7580, & 81121.0042\text{J} < E_{\text{sum}} \leq 166258.892\text{J} \\ 0.6982, & 166258.892\text{J} \leq E_{\text{sum}} < 181569.609\text{J} \\ 0.6572, & 181569.609\text{J} \leq E_{\text{sum}} < 196355.176\text{J} \\ 0.5, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

人正常行走的速度是 $1 \sim 1.5 \text{ m/s}^{[28-29]}$, 因此一般情况下保障人员的最大速度为 1.5 m/s , 当体力消耗过大时, 行走速度会降低。 $v_{\text{max}}^{\text{people}}$ 的计算式如式(11)所示:

$$v_{\text{max}}^{\text{people}} = \begin{cases} v^p, & v^p < 1.5 \text{ m/s} \\ 1.5 \text{ m/s}, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $v_{\text{max}}^{\text{people}}$ 表示保障人员的最大速度。

2) KG 算法的具体计算

KG 算法是基于 GAMMA 算法^[17] 的改进, 其本质是线性规划, 而 v 和 w 的集合中元素是连续的, v 和 w 的组合难以解析为函数, 并表示为可计算的图形, 因此本文借鉴动态窗口法^[30] 的思想将 v 和 w 的范围进行离散化处理, 离散后的速度大小和转向角大小随机组成二维的速度矢量。我们将智能体在 Δt 能达到的速度组成的集合称为 $D(v, w)$ (见图 6(a))。

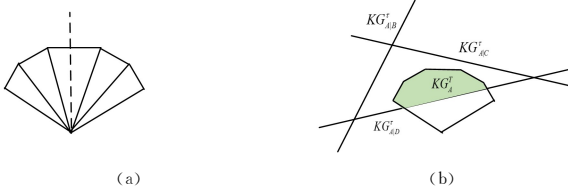


图 6 智能体无碰撞的可行区域示意图(电子版为彩图)

Fig 6 Schematic diagram of feasible area without collision

图 6(a) 表示智能体动力学约束的集合 $D(v, w)$, 图 6(b) 中 $KG_{A|B}^*, KG_{A|C}^*, KG_{A|D}^*$ 之间的三角区域为智能体不与其他动态障碍物发生碰撞的速度可选区域 $KG_{A|B|C|D}^*$, 绿色区域是研究个体包含动力学约束的可行速度空间, 即最终的速度可选区域 KG_A^* 。

对于所有智能体, 可行速度集合是由彼此诱导的允许速度半平面的交点区域, 具体如图 6(b) 所示, 该集合的表达式如下:

$$KG_A^* = D(v, w) \cap KG_{A|B|C|D}^* \quad (12)$$

$D \neq C \neq B \neq A$

根据优化函数, 智能体选择的新速度表示为 v_A^{new} , 在所有允许速度范围内最接近它的首选速度 v_A^{ref} 的计算方法如下:

$$v_A^{\text{new}} = \arg \min_{v \in KG_A^*} \|v - v_A^{\text{ref}}\| \quad (13)$$

智能体最终位置如下:

$$P(t+1) = P(t) + v_A^{\text{new}} \cdot \Delta t \quad (14)$$

其中, $p(t+1)$ 表示智能体在 $t+1$ 时刻的位置, $p(t)$ 表示智能体在 t 时刻的位置。

4 仿真分析及验证

本文使用 Visual C++ 实现本文算法, 为验证本文算法在航母甲板异质群体路径规划问题的实用性和有效性, 在

基于 Intel Core、i5-9400 CPU、2.90 GHz 主频、8 GB 内存的 PC 机上进行了实验, 并借助 UE4 平台实现可视化。

4.1 实验验证

本节以美国尼米兹号航母为例, 深入研究异质群体路径规划问题, 通过 UE4 进行仿真实验。同时, 我们将使用平均路径长度、平均拐点个数、安全度以及成功率等评价指标对算法进行定量分析。

1) 评价指标

(1) 平均路径长度: 路径长度为个体从起点到终点的路径点长度总和, 为每个个体路径长度的平均值, 值越小表示结果越好, 其计算式如下:

$$P_{\text{sum}}^j = \sum_{i=0}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (15)$$

$$P_{\text{avg}} = \left(\frac{1}{N}\right) \cdot \sum_{j=1}^N P_{\text{sum}}^j \quad (16)$$

其中, P_{sum}^j 表示第 j 个智能体路径长度的总和, x_i 和 y_i 表示路径点 i 的横坐标和纵坐标, x_{i+1} 和 y_{i+1} 表示路径点 $i+1$ 的横坐标和纵坐标, P_{avg} 表示平均路径长度, n 为第 j 个智能体路径点总和, N 表示个体总和。

(2) 平均转弯角度^[31]: 转弯角度指个体规划的路径中两个相邻路径片段之间的夹角度数。平均转弯角度为每个个体转弯度数之和的平均值, 值越小, 则证明路线平滑度越高, 结果越好。具体计算式如式(17)~式(19)所示:

$$a_i = \cos^{-1} \frac{P_{i-1} \vec{P}_i \cdot P_i \vec{P}_{i+1}}{|P_{i-1} P_i| |P_i P_{i+1}|} \quad (17)$$

$$a_{\text{sum}}^j = \sum_{i=0}^n a_i \quad (18)$$

$$a_{\text{avg}} = \left(\frac{1}{N}\right) \cdot \sum_{j=1}^N a_{\text{sum}}^j \quad (19)$$

其中, P_{i-1}, P_i, P_{i+1} 为规划的路径中 3 个相邻的路径点, a_i 表示第 i 个路径点的转弯度数, a_{sum}^j 表示第 j 个智能体规划路径的转弯度数之和, a_{avg} 表示平均转弯度数。

(3) 平均拐点个数: 规划结果中两个相邻路径片段之间非光滑的连接点均为拐点, 计算每个智能体规划路径的拐点个数总和。平均拐点个数为每个个体拐点个数的平均值。

(4) 安全度^[31]: 任意一个轨迹片段与最近障碍物之间的偏差度的总和, 其值越小, 说明安全性越好, 其计算式如下:

$$SD = \sum_{i=1}^{n-1} C_i = \begin{cases} 0, & d_i > \lambda \\ \sum_{i=1}^{n-1} e^{\lambda - d_i}, & d_i \leq \lambda \end{cases} \quad (20)$$

其中, d_i 表示第 i 个轨迹片段与最近障碍物之间的最小距离, λ 表示安全度阈值, 本文将 λ 设置为智能体的半径长度。

(5) 成功率: 智能体从起点到终点规划的路径不与静态障碍物以及其他动态障碍物碰撞, 即说明此次规划结果是成功的。成功率为规划结果成功的智能体个数在总体个数中的占比, 成功率越高, 说明规划结果越好。

2) 对比算法介绍

本文选择如下异质群体运动仿真算法, 与本文算法进行对比分析。

(1) GAMMA^[17]: 该算法由 Luo 等^[17] 提出, 原算法是对异质智能体的运动轨迹进行预测, 需要对历史数据进行分析, 本文没有相关数据集, 因此所对比的算法去掉了原算法中对历史数据进行贝叶斯推理的部分。

(2) ORCA^[22]:该算法为 GAMMA^[17] 算法的前身,由 Berg 等^[22] 提出,常用于多智能体之间的碰撞避免。

(3) 传统 A* 算法^[7]:该方法由 Hart 等^[7] 提出,适用于处理静态环境避障问题。

3) 模型参数值介绍

经过资料查询^[32-33],本文模型所用的参数设置如表 1 所列。其中,为了便于计算,我们设置智能体的安全范围为以其中心为圆心、安全距离为半径的圆。

表 1 算法参数设置

Table 1 Algorithm parameter setting

参数	符号	大小
栅格的边长	grid_size	3.00 m
模拟的时间步长	timestep	0.25 s
牵引车安全半径	car_dist	4.00 m
舰载机安全半径	plane_dist	7.00 m
保障人员安全半径	ped_dist	0.25 m
舰载机、牵引车减速度	a	1.00 m/s ²
舰载机、牵引车转向率	μ	0.50 rad/s

4.2 全局路径规划算法验证

为了展现本文算法的有效性,我们选取了航母甲板的某一区域,并在该区域抽象出 4 个静态障碍物,用黑色矩形表示,如图 7 所示,并使用与实体外形相似的多边形表示智能体,舰载机用五边形表示,牵引车用长方形表示,保障人员用小正方形表示。图中的紫色实线为保障人员的运动轨迹,绿色实线为舰载机的运动轨迹,蓝色实线为牵引车的运动轨迹。我们分别设置 4 组对比实验并进行可视化分析,具体如图 7 所示。其中,图 7(a)为使用传统 A* 算法^[7] 的路径规划结果,图 7(b)是对传统 A* 算法^[7] 中的障碍物进行虚拟膨胀处理后的仿真结果,图 7(c)是 SA 算法的仿真结果,图 7(d)为本文算法的仿真结果。

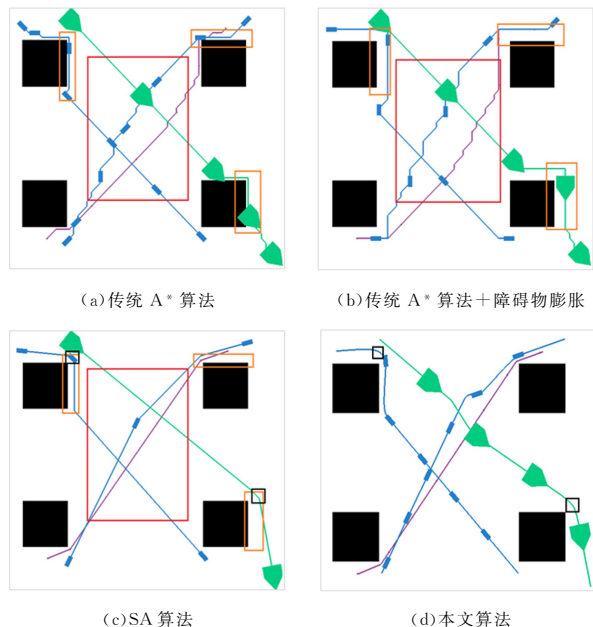


图 7 基于传统 A* 算法不同改进方法的结果对比
(电子版为彩图)

Fig. 7 Comparison of results of different improved methods based on traditional A* algorithm

首先,对图 7(a)、图 7(b)中橙色长方形区域进行对比分析,图 7(a)中障碍物未进行虚拟膨胀时,左上角的牵引车规划路线距离障碍物较近,右下角的舰载机触碰到障碍物。图 7(b)中因为加入了障碍物虚拟膨胀算法,图 7(a)中的安全距离问题得到改善,可以看到图 7(b)中左上角的牵引车规划的路线距离障碍物有一定的安全距离,右下角的舰载机不仅没有碰到障碍物,而且距离障碍物也有一定的距离。由此可见,将障碍物进行虚拟膨胀可以有效地解决智能体形状过大而导致碰撞障碍物的情况。但是,由图 7(b)可以发现,由于膨胀比例是舰载机的半径(环境中半径最大的智能体),对于牵引车和保障人员,它们的规划路径远远大于安全距离,大大增加了路径长度。对比图 7(b)、图 7(c)中红色矩形区域,观察两图中的蓝色实线(牵引车运动轨迹)和紫色实线(保障人员运动轨迹)可以看出,改进后的 A* 算法(图 7(c)中)的拐点明显减少。对比图 7(c)和图 7(d)中的黑色矩形区域中的路径拐角处,我们可以发现本文算法的路径(图 7(d)中)转折处更加圆滑。

对上述仿真结果进行定量分析,使用传统 A* 算法^[7] (如图 7(a)所示的算法)、传统 A* 算法+障碍物膨胀算法(如图 7(b)所示的算法)、SA 算法(如图 7(c)所示的算法)与本文方法(如图 7(d)所示的算法)进行对比,具体如表 2 所列。

表 2 其他方法与本文方法的定量对比

Table 2 Quantitative comparison between other methods and our method

方法	平均路径长度/m	拐弯角度/(°)	平均拐点/个	成功率/%	安全度
传统 A* 算法	136.29	607.50	12.50	25.0	254.55
传统 A* 算法+障碍物膨胀	144.02	551.25	11.25	75	0.00
SA 算法	131.33	71.15	2.25	100	0.53
本文方法	128.61	106.82	3.50	100	1.51

由表 2 可知,因为 SA 算法相比传统 A* 算法^[34] 考虑了障碍物与智能体的自适应安全距离,规划路径的成功率有所提高,由原来的 25% 提高到 100%,路径安全度下降了 99.4%。同时设定了路径引导点,其规划全局路径时减少了不必要的拐点,避免了冗余道路,平均拐弯角度减少了 82.4%,平均拐点个数减少了 9,平均路径长度减少了 7.68m,本文算法融合了局部路径规划算法后,路径点增多,路径更加圆滑,因此拐弯角度、平均拐点有所上升,局部路径规划后的路径更接近障碍物,安全度也有所升高,但是融合后的算法在指标上与 SA 算法相差不大。在视觉效果上,融合后的算法路线更加圆滑,弥补了 SA 算法只能适用于静态环境的不足,本文算法同时适用于动、静态环境。

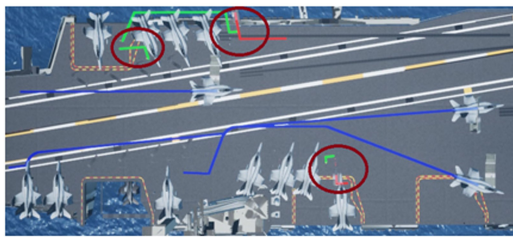
4.3 局部路径规划算法验证

UE4 构建的场景 1 和场景 2 主要测试本文算法的局部最优问题、运动学问题,我们选取了 GAMMA^[17],ORCA^[22] 算法进行对比分析。

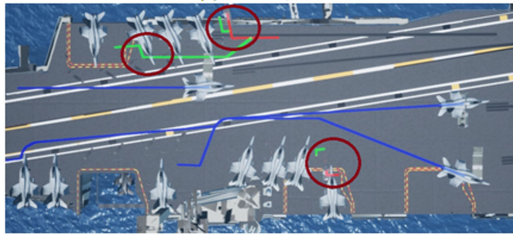
4.3.1 局部最优

大部分局部路径规划算法都存在局部最优的问题,原因是该类算法主要关注实时避障,没有全局意识。ORCA 算法和 GAMMA 算法也存在同样的问题,这两种算法虽然能够

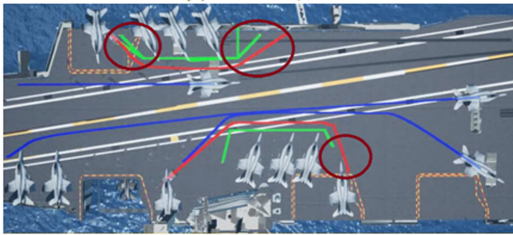
进行静态避障,但是当起点距离障碍物过近,且终点在障碍物周围时,该类算法的可行区域无交集,会出现停滞不前的现象(如图 8(a)、图 8(b)中红色圆圈区域所示),并且由于航母场景的特殊性,智能体只能在甲板区域内活动,ORCA 算法和 GAMMA 算法并无边界的限制,在躲避障碍物时还会出现在甲板外进行活动的现象(如图 8 中 ORCA 算法中上方红色圆圈区域所示)。本文算法融合了全局路径规划算法,成功解决了上述问题,场景中所有智能体都可以规划出路径,各算法在场景 1 中的路线规划结果如图 8 所示。由图可见,本文算法可以提前规避障碍物,规划路线距离障碍物有一定安全距离。由于局部算法的局限性,ORCA 和 GAMMA 算法只能距离障碍物较近时开始避障,因此会出现突然急转弯的避障行为(例如左下方的两个飞机规划路线),这些情况不利于舰载机运动。



(a) ORCA 算法



(b) GAMMA 算法



(c) 本文算法

图 8 不同算法在场景 1 中的规划结果(电子版为彩图)

Fig. 8 Planning results of different algorithms in scenario 1

本文计算了场景 1 中各算法的成功率,具体结果如表 3 所列。ORCA 和 GAMMA 缺乏全局指引,多个智能体陷入局部最优,无法到达目的地,成功率仅为 44%。本文算法结合了 SA 算法,可以为场景中所有人、机、车规划出可行路径,并达到 100%的成功率。

表 3 不同算法在场景 2 中的成功率

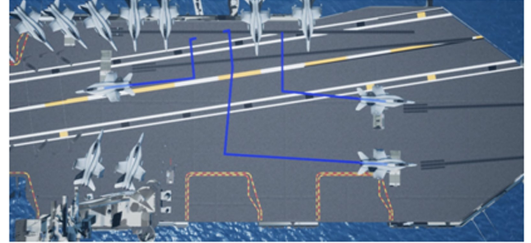
Table 3 Success rate of different algorithms in scenario 2

(%)	
方法	成功率
ORCA	44
GAMMA	44
本文算法	100

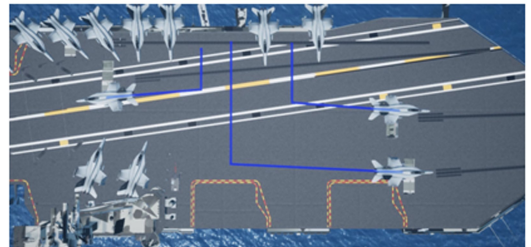
4.3.2 运动学测试

1) 车辆运动学测试

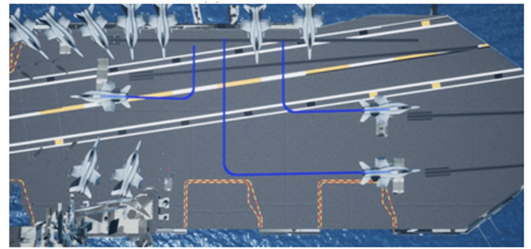
为测试 KG 算法的有效性,本文设计了场景 2,并与其他几种算法进行了对比,具体对比效果如图 9 所示。由规划结果的俯视图可知,在路径拐弯处,GAMMA 算法和 ORCA 算法的轨迹在拐角处较为尖锐,本文算法在转弯处呈现圆弧形态,更符合真实情况。



(a) ORCA 算法



(b) GAMMA 算法



(c) 本文算法

图 9 不同算法在场景 2 中的路径规划结果对比图

Fig. 9 Comparison chart of path planning results of different algorithms in scenario 2

此外,我们对这 3 种算法在场景 2 中的规划结果进行了定量分析。由表 6 可知,GAMMA 和 ORCA 算法的平均拐点较少,但是平均拐弯角度较大,并不符合舰载机真实的运动情况。本文算法的平均拐点最多,但是拐弯角度较小,采取多次缓慢转弯的措施,因此呈现出如图 9 所示的转弯较为圆滑的情况。

表 4 不同算法在场景 2 中各指标的对比

Table 4 Indicator comparison of different algorithms in scenario 2

方法	拐弯角度/(°)	平均拐点/个
ORCA	148.608	2.33
GAMMA	116.621	3.00
本文方法	90.106	16.67

2) 保障人员运动学测试

为了验证体力消耗对保障人员运动的影响,我们记录了场景 1、场景 2 中保障人员运动过程中的速度变化,并对其速度取平均值,同时与不考虑体力消耗的情况设置了对比实验

(假设本文中保障人员已经进行一段长时间的保障作业,初始体力消耗值为 185450J),具体如图 10 所示。对比图 10 中的蓝色实线和橙色实线可以看到,当不考虑体力消耗时,1—29 时间步中,保障人员的速度大小(橙色实线)始终是 1 m/s,未发生变化,原算法中未考虑保障人员的生理变化对其运动的影响,事实上,这并不符合保障人员真实行走的状态。当考虑体力消耗时,在 21—23 时间步中,速度大小(蓝色实线)减少,由 1 m/s 减为 0.75 m/s,由此可见过多的作业消耗引起了运动变化^[35],比较符合保障人员的生理变化状态。

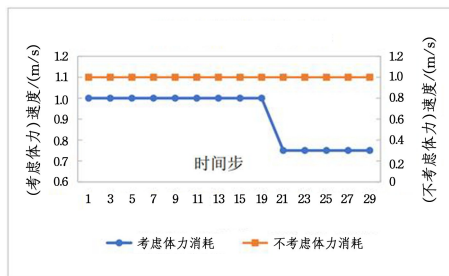


图 10 本文算法是否考虑体力消耗的速度对比(电子版为彩图)

Fig. 10 Speed comparison of the proposed algorithm considers physical consumption or not

由上述多个图表分析可得,本文方法与其他算法相比,转弯角度更小,成功率更高,提高了智能体规划路径的安全性,既可以规避场景中的静态障碍物,也能成功避碰其他的智能体,同时还充分考虑了各类智能体的生理和运动学特性,规划的结果更具有可行性。

结束语 针对单一传统算法难以处理复杂动态环境下异质群体路径规划的问题,本文提出了一种新的异质群体动态路径规划算法。首先,为了提高传统 A* 算法规划路径的安全性,在启发式函数中考虑了智能体与障碍物的自适应安全距离,进一步优化了路径点。实验结果表明,SA 算法生成的路径拐点大大减少,且与障碍物保持安全距离,提高了路径的安全性和平滑度。同时我们结合了 KG 算法,融入舰载机和牵引车的运动学约束以及行人的体力约束,提升了规划路径的可行性。本文算法不仅可以规避不规则的静态障碍物,也能躲避其他不同类型的动态障碍物,对异质智能体路径规划具有可行性。

然而,本文仍有不足之处,未来将在以下方面继续改进: 1)在运动学约束中,我们使用了一些参数的经验值,这些经验值很难精准确定,需要反复调试。因此,未来我们计划研究自适应的参数确定方法。2)本文只是简单考虑了异质群体之间的行为交互,并未对其交互进行深究,未来考虑加入比较成熟的智能体行为交互模型。

参考文献

[1] WANG X, LIU J, SU X, et al. A review on carrier aircraft dispatch path planning and control on deck[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(12): 3039-3057.

[2] LI Y F, WU Q S, XV M L, et al. Real-time scheduling for carrier-borne aircraft support operations: a reinforcement learning approach[J]. Science in China (Information Sciences), 2021,

51(2): 247-262.

[3] LIU Y. Research on Path Planning for Carrier-based Aircraft Tractor Based on Inverse Reinforcement Learning[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2017.

[4] XUN J X, KONG X Y, GUO Y B, et al. Dynamic Obstacle Avoidance Method for Carrier Aircraft Based on Deep Reinforcement Learning[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2021, 33(7): 1102-1112.

[5] WANG D. Indoor mobile-robot path planning based on an improved A* algorithm [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2012, 52(8): 1085-1089.

[6] FUSIC S J, RAMKUMAR P, HARIHARAN K. Path planning of robot using modified dijkstra Algorithm[C]// The 2018 National Power Engineering Conference(NPEC). 2018: 1-5.

[7] HART P E, NILSSON N J, RAPHAEL B. A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths[J]. IEEE Transactions on Systems Science & Cybernetics, 1972, 4(2): 28-29.

[8] ZHANG W, GONG X, HAN G, et al. An Improved Ant Colony Algorithm for Path Planning in One Scenic Area With Many Spots[J]. IEEE Access, 2017, 5(3): 13260-13269.

[9] CHEN W, ZHANG T, ZOU Y. Mobile robot path planning based on social interaction space in social environment[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2018, 15(3): 1-10.

[10] PERSSON S M, SHARF I. Sampling-based A* algorithm for robot path-planning[J]. The International Journal of Robotics Research, 2014, 33(13): 1683-1708.

[11] KALA R, SHUKLA A, TIWARI R. Fusion of probabilistic A* algorithm and fuzzy inference system for robotic path planning [J]. Artificial Intelligence Review, 2010, 33(4): 307-327.

[12] ZHANG H M, LI M L, YANG G. Safe Path Planning of Mobile Robot Based on Improved A* Algorithm in Complex Terrains [J]. Algorithms, 2018, 11(4): 44: 1-44: 18.

[13] WU Y, QU X. Path planning for taxi of carrier aircraft launching[J]. Science China Technological Sciences, 2013, 56(6): 1561-1570.

[14] WU Y, QU X. Obstacle avoidance and path planning for carrier aircraft launching[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2015, 28(3): 695-703.

[15] CHEN G, WU T, ZHOU Z. Research on Ship Meteorological Route Based on A-Star Algorithm[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 2021(7): 1-8.

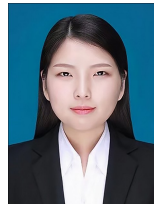
[16] OU Y, FAN Y, ZHANG X, et al. Improved A* Path Planning Method Based on the Grid Map[J]. Sensors, 2022, 22(16): 6198-6210.

[17] LUO Y, CAI P, LEE Y, et al. GAMMA: A General Agent Motion Model for Autonomous Driving[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(2): 3499-3506.

[18] MA Y, MANOCHA D, WANG W. AutoRVO: Local Navigation with Dynamic Constraints in Dense Heterogeneous Traffic[C]// ACM Computer Science in Cars Symposium(CSCS), 2018.

[19] REN J, XIANG W, XIAO Y, et al. Heter-Sim: Heterogeneous

- Multi-Agent Systems Simulation by Interactive Data-Driven Optimization[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2021, 27(3):1953-1966.
- [20] FU C, XU C, XUE M, et al. Data-driven decision making based on evidential reasoning approach and machine learning algorithms [J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 110(15):107622.
- [21] GOLFARELLI M, RIZZI S. A Model-Driven Approach to Automate Data Visualization in Big Data Analytics[J]. *Information Visualization*, 2020, 19(1):24-47.
- [22] BERG J V D, GUY S J, MING L, et al. Reciprocal n-body Collision Avoidance[J]. *Robotics Research*, 2011, 70:3-19.
- [23] HAN W, LIU Z X, SHU X C, et al. Deck path planning of carrier-based aircraft based on heuristics and optimal control[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 45(4):1098-1110.
- [24] LENG Q K, WANG S R, QIN Y P, et al. An effective method to determine whether a point is within a convex hull and its generalized convex polyhedron classifier[J]. *Information Sciences*, 2019, 504:435-448.
- [25] YU M, GONG X, FAN G, et al. Trajectory Planning and Tracking for Carrier Aircraft-Tractor System Based on Autonomous and Cooperative Movement[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, 13(20):1-24.
- [26] XU M, LI C, LV P, et al. Emotion-Based Crowd Simulation Model Based on Physical Strength Consumption for Emergency Scenarios[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 22(11):6977-6991.
- [27] KRAMER P A. The effect on energy expenditure of walking on gradients or carrying burdens[J]. *American Journal of Human Biology*, 2010, 22(4):497-507.
- [28] JEANNETTE M, JORGE A, et al. Pedestrians' Normal Walking Speed and Speed When Crossing a Street[J]. *Transportation Research Record*, 2018, 2002(1):90-97.
- [29] SONG S, CHOI H, COLLINS S H. Using force data to self-pace an instrumented treadmill and measure self-selected walking speed [J]. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2020, 17(1):68:1-68:14.
- [30] FOX D, BURGARD W, THRUN S. The Dynamic Window Approach to Collision Avoidance[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2002, 4(1):23-33.
- [31] WANG X, ZHANG G, ZHAO J. A modified membrane-inspired algorithm based on particle swarm optimization for mobile robot path planning[J]. *International Journal of Computers Communications & Control*, 2015, 10(5):732-745.
- [32] LIU J, DONG X Z, HAN W, et al. Trajectory planning for carrier aircraft on deck using Newton Symplectic pseudo-spectral method [J]. *Journal of Zhejiang University(Engineering Science)*, 2020, 54(9):1827-1838.
- [33] ZHANG Z N. Research on Path Planning and Path Following Control Strategy of Traction System[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2021.
- [34] HAO Y, AGRAWAL S K. Planning and control of UGV formations in a dynamic environment: A practical framework with experiments[J]. *Robotics & Autonomous Systems*, 2005, 51(2/3):101-110.
- [35] REN H F, LIU Q F, LIU J W, et al. Study on the correlation between work stress and personality of military pilots[J]. *Chinese Journal of Convalescent Medicine*, 2012, 21(4):291-294.



SUN Didi, born in 1996, postgraduate. Her main research interests include group simulation and path planning.



LI Chaochao, born in 1989, Ph.D, assistant research fellow. His main research interests include computer graphics and group behavior calculation.

(责任编辑:喻黎)