



基于人工势场法的复杂环境下多无人车避障与编队控制

梅艺林 崔立堃 胡雪岩 胡广琦 王浩

Obstacle avoidance and formation control of multiple unmanned vehicles in complex environments based on artificial potential field method

MEI Yilin, CUI Likun, HU Xueyan, HU Guangqi, WANG Hao

引用本文:

梅艺林, 崔立堃, 胡雪岩, 胡广琦, 王浩. 基于人工势场法的复杂环境下多无人车避障与编队控制[J]. 北科大: 工程科学学报, 2025, 47(2): 364–373. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2024.05.05.002

MEI Yilin, CUI Likun, HU Xueyan, HU Guangqi, WANG Hao. Obstacle avoidance and formation control of multiple unmanned vehicles in complex environments based on artificial potential field method[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2025, 47(2): 364–373. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2024.05.05.002

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2024.05.05.002>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于鸽群优化改进动态窗的多无人车协同编队避障控制

Multi-vehicle formation and obstacle avoidance control based on pigeon-inspired optimization and dynamic window approach
工程科学学报. 2024, 46(7): 1279 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2023.10.11.003>

高速公路绿篱修剪机器人手臂避障路径规划

Obstacle avoidance path planning for expressway hedgerow pruning robot manipulator
工程科学学报. 2019, 41(1): 134 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2019.01.015>

基于深度强化学习的无人机集群数字孪生编队避障

Digital twin-based obstacle avoidance method for unmanned aerial vehicle formation control using deep reinforcement learning
工程科学学报. 2024, 46(7): 1187 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2023.09.28.005>

基于多模态信息融合的四足机器人避障方法

Obstacle avoidance approach for quadruped robot based on multi-modal information fusion
工程科学学报. 2024, 46(8): 1426 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2023.07.01.002>

基于双插补轨迹控制的七关节机械臂避障

Obstacle avoidance of a seven-joint manipulator based on double interpolation trajectory control
工程科学学报. 2023, 45(12): 2085 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2022.11.03.001>

多无人艇固定时间自适应分布式协同编队控制

Fixed-time adaptive distributed cooperative formation control for multiple unmanned surface vessels
工程科学学报. 2024, 46(10): 1880 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2023.09.21.001>

基于人工势场法的复杂环境下多无人车避障与编队控制

梅艺林, 崔立堃[✉], 胡雪岩, 胡广琦, 王 浩

陕西理工大学机械工程学院, 汉中 723001
[✉]通信作者, E-mail: cuilikun@snut.edu.cn

摘 要 针对动态、密集障碍物等复杂环境下多车避障与编队控制存在的容易与障碍物碰撞、编队不稳定等问题, 提出一种基于势场法的多车避障与编队控制方法. 修改引力势场函数使引力大小在距离较大或较小时收敛于某一值, 解决前期引力过大引起的无人车与障碍物碰撞以及目标点不可达问题; 采用更平滑的斥力计算公式对斥力势场函数进行优化, 解决无人车距离障碍物过近时斥力过大引起的无人车在障碍物附近徘徊的问题; 定义编队稳定力使编队前进过程中保持稳定队形的同时解决传统人工势场法存在的局部极小值问题; 引入动态障碍物速度斥力势场与障碍物数量稀疏区域引力势场使编队在复杂环境下具有更高的避障与路径规划成功率. 通过仿真实验与传统人工势场法以及改进后的算法进行对比, 实验结果表明: 本文方法在复杂环境下能够维持编队稳定性, 具有较高的抗干扰能力; 相较于传统算法与文献算法在动态障碍物环境下避障成功率分别提高了 35% 与 10%, 在密集动态障碍物环境下分别提高了 55% 与 10%; 能够在密集动态障碍物环境下躲避障碍物规划出合理的路径.

关键词 人工势场; 编队控制; 避障; 动态障碍物; 密集障碍物

分类号 TP242.6

Obstacle avoidance and formation control of multiple unmanned vehicles in complex environments based on artificial potential field method

MEI Yilin, CUI Likun[✉], HU Xueyan, HU Guangqi, WANG Hao

School of Mechanical Engineering, Shaanxi University of Technology, Hanzhong 723001, China
[✉]Corresponding author, E-mail: cuilikun@snut.edu.cn

ABSTRACT Addressing the increasing complexity of tasks, single unmanned vehicles have become unable to meet actual operational requirements, prompting a shift toward multivehicle formation systems. However, in complex environments, issues such as high collision rates and unstable formations in multivehicle obstacle avoidance and formation control persist. A review of existing literature reveals that most research focuses on static obstacle environments, which do not accurately reflect real-world conditions. To tackle the issues of collision with obstacles and formation instability in dynamic and dense environments, a multivehicle obstacle avoidance and formation control method based on the potential field method was proposed. The attraction potential field function was modified to stabilize the attraction force at certain distances, addressing problems like vehicle-obstacle collisions and target point inaccessibility owing to excessive gravity in the early stage. A smoother repulsive was implemented to optimize the repulsive potential field function, preventing unmanned vehicles from lingering near obstacles caused by excessive repulsive force when too close to the obstacles. The A stability force was defined to maintain stable formations during movement, allowing vehicles to break free from local minima under its influence. The method also incorporated the velocity repulsive potential field for dynamic obstacles and an attraction potential field for sparse obstacles, enhancing the success rate of obstacle avoidance and path planning in complex environments. Compared to traditional

收稿日期: 2024-05-05

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目 (2023-JC-YB-018)

artificial potential field methods and the improved algorithms, the simulation results show that the proposed method effectively maintains formation stability and exhibits high anti-interference capabilities in complex environments. Specifically, the success rate of obstacle avoidance in dynamic environments increased by 35% compared to traditional algorithms and by 10% compared to improved algorithms. In dense, dynamic obstacle environments, the success rate increased by 55% and 10%, respectively. The proposed method provides a reference method for multivehicle formation and obstacle avoidance in complex environments.

KEY WORDS artificial potential field; formation control; obstacle avoidance; dynamic obstacle; dense obstacles

进入 21 世纪以来,随着计算机技术与控制技术的发展,无人车在农业^[1]、军事^[2]、消防^[3]等领域中扮演着越来越重要的角色.然而随着任务复杂度的提高,单辆无人车已逐渐无法满足实际需求.由多辆车组成的无人车编队由于具有信息共享、性能高效和自适应等优势,将成为未来取代人类完成复杂任务的主要手段之一.在有障碍物的环境中,无人车编队需要迅速识别、规避和绕过各种障碍物,确保编队的安全和任务的顺利完成^[4].因此,有效的避障算法和编队控制技术对于多无人车在各个领域中的成功应用至关重要.

目前国内外学者常用的避障与编队控制方法有:领航-跟随法^[5-6]、虚拟结构法^[7-8]、人工势场法(Artificial potential field, APF)^[9-10]等.近年来有多名学者针对这些方法展开了研究:Shao 等^[11]提出了一种基于领航-跟随法的自主移动车辆编队控制框架,实现了集中和分散的协同控制方式.使跟随机器人在有障碍物的情况下与领航者保持相对位置,避免碰撞.在避障完成后跟随机器人能够保持对其领导者的期望位置.考虑到真实环境中很难获得准确的全局地图信息,会影响到编队的控制性能.Yang 等^[12]提出了利用方位测量来估计局部坐标系中相对位置的方法,并将该方法应用到了独轮车式机器人群体控制中,对单个跟随者与多个跟随者情况进行了仿真分析,结果验证了所提控制方案的有效性.Lewis 和 Tan^[13]首先将虚拟结构法应用于移动机器人的高精度编队控制中.Zhen 等^[14]提出了一种结合人工势场和虚拟结构的水下航行器(AUV)编队控制方法,该方法使 AUV 的轨迹与预期轨迹之间的差值在有限时间内稳定为零,并且能保证 AUV 在潜水过程中避免相互碰撞.该方法并未对动态以及密集障碍物场景进行讨论.李兆博和孙双蕾^[15]针对未知环境下无人车集群在规避障碍物时容易出现动态位置与预期队形偏差大的问题,提出了一种基于改进动态窗口法的无人车编队协同避障控制方法.Li 等^[16]研究了四旋翼飞行系统的编队控制问题,提出了一种时间编队控制协议来跟踪所需的轨迹并保持所需的模

式,并通过使用改进的双曲余切函数和排斥势函数,保证了系统的稳定性,避免了智能体之间的碰撞.Costa 等^[17]采用人工势场法来实现军用飞机飞行模拟编队控制.文献[18-19]针对多机器人编队工况进行了研究,分别提出了不同的改进方法解决传统人工势场法存在的目标点不可达与局部极小值问题,但都是在静态障碍物环境下进行的试验,并未对密集、动态障碍物环境进行讨论.文献[20-21]针对无人水面航行器展开研究,分别采用人工势场法与领航-跟随法实现了自主协同编队控制,但均未对动态环境进行考虑.Tong 等^[22]提出了一种基于 A*和改进人工势场算法的混合编队路径规划方法,为多机器人编队路径规划提供了最优的无碰撞路径.该文主要针对二维静态环境下的多机器人编队路径规划,没有对动态环境下的多机器人编队路径规划进行研究.杨立炜等^[23]通过结合改进蚁群算法与改进人工势场法提出了一种混合算法,为多机器人路径规划与编队控制问题提供了一个参考方法.

综上所述,国内外学者的研究多集中于在静态障碍物环境下进行避障与多车编队控制,即使研究动态障碍物也只是在静态环境中添加一两个动态障碍物^[24-25],鲜有学者在密集动态障碍物下进行多车避障与编队控制研究.然而真实的环境中无人车所面临的多为动态障碍物,由于其位置会实时发生变化因此无法根据事先获得的全局地图进行路径规划与编队决策,这对无人车的避障以及编队控制能力提出了更高的要求.在此背景下,本文在文献[26]的基础上展开关于多无人车在复杂环境下的避障与编队控制研究,主要工作与创新点如下:

- 1) 改进传统人工势场法的引力与斥力函数解决了目标点不可达与路径抖动问题,构建的编队稳定力函数实现了分布式控制策略,同时解决了局部极小值问题;
- 2) 定义动态障碍物速度斥力使编队能够更好的躲避驶向自车的动态障碍物;
- 3) 使用滑动窗口法设计了稀疏引力,使编队

在该力的指引下远离密集障碍物区域, 降低了编队与障碍物碰撞的几率。

1 传统人工势场法

人工势场法由 Khatib 于 1985 年提出^[27], 在人工势场法中目标位置会产生引力, 而障碍物会产生斥力, 无人车根据当前位置所受到合力的大小和方向来计算速度, 并沿着合力的方向移动。

1.1 引力势场函数

传统人工势场法中将引力势场函数定义为:

$$U_{att(t)} = \frac{1}{2} \xi \rho^2(q, q_g) \quad (1)$$

式中: ξ 为比例增益系数; $\rho(q, q_g)$ 为矢量(式中 $\rho(q, q_g)$ 形式为相应标量数值, 后文同), 大小为车辆的位置 q 和目标位置 q_g 之间的欧氏距离, 方向由

$$\mathbf{F}_{req(t)} = -\nabla U_{req(t)} = \begin{cases} \lambda \left(\frac{1}{\rho(q, q_0)} - \frac{1}{\rho_0} \right) \frac{1}{\rho^2(q, q_0)}, & 0 \leq \rho(q, q_0) \leq \rho_0 \\ 0, & \rho(q, q_0) \geq \rho_0 \end{cases} \quad (4)$$

传统人工势场法示意图如图 1 所示, 其中斥力使小车远离障碍物, 引力使小车靠近目标点^[28]。在二者的共同作用下小车能够在简单场景下顺利躲避障碍物到达目标位置。

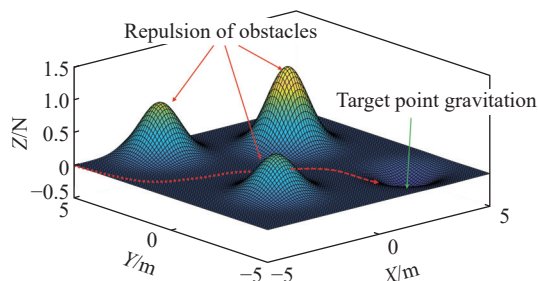


图 1 传统人工势场法示意图

Fig.1 Schematic of the traditional artificial potential field method

2 改进人工势场法

对传统人工势场法的引力与斥力函数进行分析不难发现以下几个问题:

1) 引力大小随着无人车与目标点距离的减小而降低, 当目标点附近存在障碍物时, 由于障碍物斥力的影响会导致无人车无法到达目标点的现象出现;

2) 当目标点产生的引力与障碍物产生的斥力等大反向时, 无人车将陷入局部极小值点;

3) 由于引力大小与距离成一次函数关系, 当无人车处于起始位置时距离最远, 此时引力最大, 而过大的引力会导致无人车忽略障碍物斥力的作

车辆指向目标点。

对其求负梯度可得引力 $\mathbf{F}_{att(t)}$:

$$\mathbf{F}_{att(t)} = -\nabla U_{att(t)} = \xi \rho(q, q_g) \quad (2)$$

式中: ∇ 为梯度算子。

1.2 斥力势场函数

传统人工势场法中斥力势场函数定义为:

$$U_{req(t)} = \begin{cases} \frac{1}{2} \lambda \left(\frac{1}{\rho(q, q_0)} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2, & 0 \leq \rho(q, q_0) \leq \rho_0 \\ 0, & \rho(q, q_0) \geq \rho_0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: λ 为比例系数; $\rho(q, q_0)$ 为矢量, 其大小 $\rho(q, q_0)$ 为车辆位置 q 和障碍物位置 q_0 之间的欧式距离, 方向由障碍物指向车辆; ρ_0 为常数, 表示障碍物对车辆产生作用的最大距离。

对其求负梯度可得斥力 $\mathbf{F}_{req(t)}$:

用造成碰撞;

4) 当无人车与障碍物距离趋于 0 时斥力趋于无穷大, 这会导致无人车到达障碍物附近时斥力过大引起系统不稳定与路径抖动问题;

5) 在动态或密集障碍物等复杂环境下, 无法有效躲避障碍物规划合理路径。

针对以上问题, 本文通过对引力与斥力函数进行修改以及引入其他势场来达到解决或优化的效果。

2.1 改进引力与斥力势场函数

考虑到复杂环境下传统人工势场法采用的线性势场函数会导致无人车的受力发生突变, 进而引起编队系统的混乱。因此, 本文对引力与斥力函数进行非线性设计, 以此来提高无人车在复杂环境下的实用性。具体如下:

定义引力势场函数为:

$$U_{att} = \omega \frac{1}{(1 + e^{\delta \Delta \rho(q, q_g)})} + \alpha \Delta \rho(q, q_g) \quad (5)$$

对其求负梯度, 可得改进引力场计算公式:

$$\mathbf{F}_{att} = -\tau \frac{e^{\delta \Delta \rho(q, q_g)}}{[1 + e^{\delta \Delta \rho(q, q_g)}]^2} + \alpha \quad (6)$$

式中: $\tau = \omega \delta$; ω 为引力增益系数; δ 为引力变化范围调节因子; α 为引力上下限调节因子; $\Delta \rho(q, q_g)$ 为与 $\rho(q, q_g)$ 相关的变量。

分析式 (6) 与图 2(a) 可以得出: 当无人车距离目标点大于某一值时引力大小不再持续变大, 克

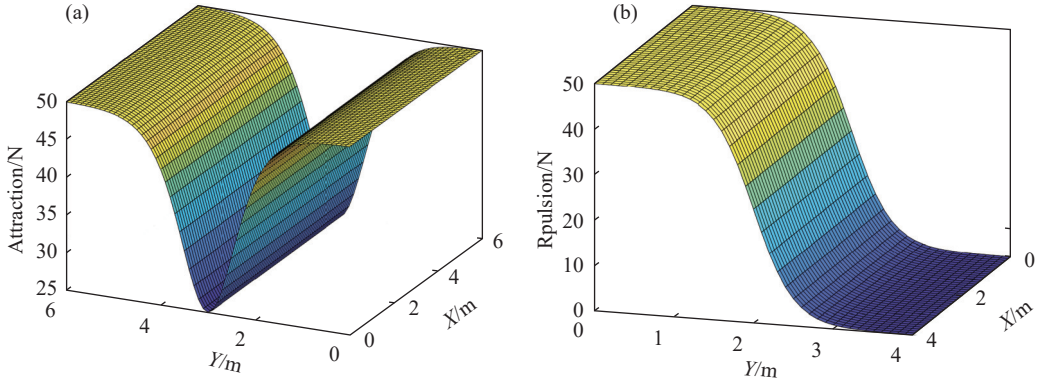


图2 改进引力、斥力示意图. (a) 引力示意图; (b) 斥力示意图

Fig.2 Schematic of improved gravitation and repulsion: (a) Graphical representation of attraction; (b) graphical representation of repulsion

服了无人车位于起点位置时引力过大导致的碰撞问题. 当无人车位于目标点附近时引力随距离的减小而增大, 解决了目标点不可达的问题.

定义斥力势场函数为:

$$U_{\text{req}} = k\Delta\rho(q, q_0) - k \frac{\ln(e^{\eta\Delta\rho(q, q_0)} + 1)}{\eta} \quad (7)$$

对其求负梯度, 可得改进斥力场计算公式:

$$\mathbf{F}_{\text{req}} = k \frac{1}{1 + e^{\eta\Delta\rho(q, q_0)}} \quad (8)$$

式中: k 为斥力平滑系数; η 为斥力作用范围调节因子.

分析式 (8) 与图 2(b) 可以得出: 斥力随着距离的减小而增大, 当距离小于某一值时斥力不再继续增大, 而是收敛于确定的值. 从而解决了斥力过大引起系统不稳定与路径抖动问题.

2.2 定义编队稳定力势场函数

编队各车辆在行驶过程中, 当车间实际距离小于期望距离时表现为斥力, 防止车辆碰撞; 当车间实际距离大于期望距离时表现为引力, 防止车辆脱离编队. 并且每辆车都可以感知周围环境变化, 根据感知到的信息调整自身位姿, 从而避免集中式策略易出现的系统崩溃问题. 基于以上要求构建如式 (9) 所示的编队稳定力势场函数.

定义编队稳定力势场函数为:

$$U_{\text{stab}} = \frac{1}{2}\beta(\rho_{ij(t)} - \rho_{ij})^2 \quad (9)$$

对其求负梯度, 可得编队稳定力为:

$$\mathbf{F}_{\text{stab}} = -\beta(\rho_{ij(t)} - \rho_{ij}) \quad (10)$$

式中: $\mathbf{F}_{\text{stab}}$ 为矢量, 其大小 F_{stab} 由式 (10) 计算得到, 当其值大于 0 时方向指向无人车 i 与 j 连线的中心, 当其值小于 0 时方向相反; β 为编队增益系数; $\rho_{ij(t)}$ 为 t 时刻无人车 i 与无人车 j 之间的距离; ρ_{ij} 为期望无人车 i 与无人车 j 的距离.

通过分析式 (10) 可以得出: 当车间实际距离

小于期望距离时表现为斥力防止车辆碰撞, 当车间实际距离大于期望距离时表现为引力防止车辆脱离编队. 并且当编队中某车辆陷入局部极小值时可以通过编队稳定力中的引力帮助脱困.

2.3 定义障碍物速度势场

动态障碍物相较于静态障碍物其位置会时刻变化, 导致动态障碍物的躲避比静态障碍物更加困难. 因此, 将动态障碍物的速度变化引入势场函数中可以使智能车更好的躲避动态障碍物.

定义障碍物速度势场函数为:

$$\begin{cases} U_{\text{req}_v} = \frac{1}{2}\varphi\Delta v^2, & \rho(q, q_g) < \rho_0, \Delta\theta < \pi/2 \\ U_{\text{req}_v} = 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中: φ 为速度斥力系数; Δv 为矢量, 其大小 Δv 为障碍物速度减小车速度, 方向由障碍物指向小车; $\Delta\theta$ 为小车速度方向与障碍物速度方向的夹角.

对其求负梯度, 可得障碍物速度斥力 $\mathbf{F}_{\text{req}_v}$:

$$\begin{cases} \mathbf{F}_{\text{req}_v} = \varphi\Delta v, & \rho(q, q_g) < \rho_0, \Delta\theta < \pi/2 \\ \mathbf{F}_{\text{req}_v} = \mathbf{0}, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

分析式 (12) 可以得出: 当障碍物速度与小车速度的夹角 $\Delta\theta$ 小于 $\pi/2$, 且障碍物与小车距离小于障碍物最大影响距离时, 障碍物速度斥力与速度差成正比, 否则为 0. 这样可以使无人车躲避碰撞风险较高的动态障碍物, 同时降低碰撞风险较小的障碍物对小车运行轨迹的影响.

动态障碍物速度斥力算法的伪代码如表 1 所示.

2.4 定义稀疏区域势场

在密集障碍物环境下障碍物之间的距离减小, 留给小车躲避的空间被压缩, 因此在密集障碍物环境中更容易发生碰撞事故. 本文借鉴于深度学习广泛使用的“卷积”操作中的滑动窗口法^[29-31], 通过滑动窗口遍历地图中障碍物所处的区域, 并返回障碍物数量最少的“稀疏区”. 然后为稀疏区

表 1 速度斥力算法的伪代码

Table 1 Pseudocode of the velocity repulsive algorithm

Algorithm1: Dynamic obstacle velocity repulsive algorithm**Input:** Position of obstacles, Position of vehicle, Velocity_obstacles, Velocity_vehicle**Output:** F_{req_v}

1. Initialize F_{req_v} , range
2. for $i = 1$: Number of obstacles
3. $\text{Dis}_v = \text{norm}(\text{Position of obstacles} - \text{Position of vehicle})$
4. $\text{V_diff} = \text{norm}(\text{Velocity_obstacles} - \text{Velocity_vehicle})$
5. Calculate angle_diff
6. If $\text{angle_diff} < \pi/2 \& \& \text{dis}_v < \text{range}$
7. Calculate the velocity repulsive force based on eq. (12)
8. else
9. $F_{\text{req}_v} = 0$
10. end
11. end

域的中心点设计稀疏引力,使小车朝向障碍物稀疏区域移动,降低小车与障碍物发生碰撞的几率.该方法具体步骤如下:

- 1) 设置滑动窗口、步长的大小,并将窗口内的障碍物数量置 0;
- 2) 使用滑动窗口依次遍历地图所有区域,并返回每一个窗口内的障碍物数量;
- 3) 比较并找到障碍物数量最少的区域(稀疏区),并返回稀疏区中心点(稀疏点)的坐标;
- 4) 比较当前时刻无人车坐标与稀疏点坐标值大小,当稀疏点的横纵坐标值大于小车当前时刻横纵坐标值时计算稀疏引力,否则稀疏引力为 0.

图 3 所示为稀疏引力示意图, m 表示稀疏区域的障碍物数量.

稀疏引力势场函数定义如下:

$$\begin{cases} U_{xs} = \frac{1}{2} \mu \rho^2(q, q_{xs}), & x_{xs} > x, y_{xs} > y \\ U_{xs} = 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中: μ 为稀疏引力系数; $\rho(q, q_{xs})$ 为矢量,其 $\rho(q, q_{xs})$ 大小为车辆位置 q 和稀疏点位置 q_{xs} 之间的欧式距离,方向由小车指向稀疏点; x_{xs} 、 y_{xs} 为稀疏点的横纵坐标; x 、 y 为小车当前位置的横纵坐标.

对式 (13) 求负梯度为稀疏引力 F_{xs} :

$$\begin{cases} F_{xs} = \mu \rho(q, q_{xs}), & x_{xs} > x, y_{xs} > y \\ F_{xs} = 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

分析式 (14) 可以得出: 当稀疏点的横纵坐标大于无人车的横纵坐标时,稀疏引力与无人车和

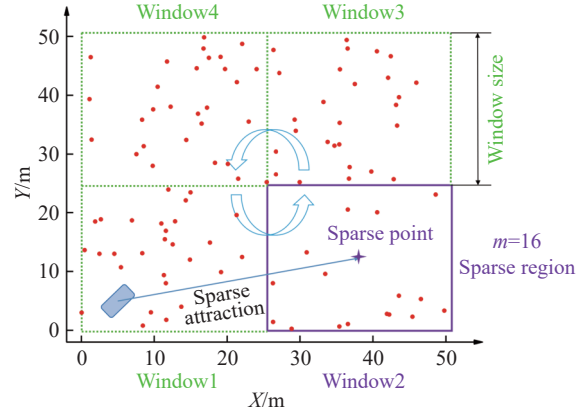


图 3 稀疏引力示意图

Fig.3 Schematic of sparse attraction

稀疏点的距离成正比,无人车与稀疏点距离越远则引力越大;当稀疏点的横纵坐标小于等于无人车的横纵坐标时引力为 0,防止无人车朝向远离目标点的位置移动.

稀疏引力算法的伪代码如表 2 所示.

表 2 稀疏引力算法伪代码

Table 2 Pseudocode of the sparse attraction force algorithm

Algorithm2 Sparse attraction force algorithm**Input:** Window_size, Step_size, Map_size, Obstacles_pos**Output:** F_{xs}

1. Initialize F_{xs} , Obstacle_counts
2. Window_count = Map_size/Window_size
3. for $x = 1$: Window_count
4. for $y = 1$: Window_count
5. for $m = 1$: number of obstacles
6. If the obstacle position is within the current window
7. Obstacle_counts(x, y) = Obstacle_counts(x, y) + 1;
8. end
9. end
10. end
11. end
12. min_count = min(Obstacle_counts)
13. $c_x = \text{min_count_center_x}$
14. $c_y = \text{min_count_center_y}$
15. $xs = [c_x, c_y]$;
16. $\text{dis_xs} = \text{norm}(xs - \text{robot_pos})$
17. if $c_x \leq \text{robot_pos}_x \& \& c_y \leq \text{robot_pos}_y$
18. $F_{xs} = 0$
19. else
20. Calculate the sparse attraction force based on Eq. (14)
21. end

合力为无人车受到的引力、斥力与编队稳定力之和:

$$\mathbf{F}_{\text{total}} = \mathbf{F}_{\text{att}} + \mathbf{F}_{\text{xs}} + \mathbf{F}_{\text{req}} + \mathbf{F}_{\text{req}_v} + \sum_{i=1}^n \mathbf{F}_{\text{stab}} \quad (15)$$

式中: n 为除去当前车剩余的车辆数.

图 4 所示为本文算法的流程示意图.

3 仿真与分析

3.1 动态障碍物环境仿真分析

为检验本文算法在动态障碍物下的避障与编队控制效果, 设计如下仿真场景, 在此场景中与传统人工势场法以及文献 [26] 算法进行对比. 仿真地图长 50 m, 宽 50 m, 在场地中设置 50 个初始位置随机的移动障碍物, 每个障碍物速度在 $(-0.1, 0.1) \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 取得, 当障碍物位置处于地图范围边界时对其速度取反, 防止障碍物移动至地图外. 使用三辆无人车组成等边三角形编队, 三辆无人车的起点位置为 $(0,0; 3,0; 1.5,2.598)$, 目标点位置为 $(50, 50; 53, 50; 51.5, 52.598)$, 无人车最大速度为 $2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, 碰撞判定

条件为障碍物与无人车距离小于 0.4 m. 其余主要参数设置如表 3 所示.

由于仿真环境中的障碍物速度与初始位置都为随机值, 单次实验无法对比出各算法的优劣, 故对每一种算法进行连续 20 次仿真, 所得结果如图 5 所示.

通过分析图 5 可以得出: 传统人工势场法在 20 轮实验中有 12 次成功到达了目标点, 有 5 次碰撞与 3 次目标点不可达现象. 这是由于传统人工势场法引力与斥力函数设计较为简单, 在动态障碍物环境中无法有效躲避障碍物. 而且当动态障碍物移动到目标点附近时由于障碍物斥力大于目标点引力导致出现了目标点不可达现象. 文献 [26] 算法通过对传统人工势场法进行改进解决了目标点不可达与局部极小值问题, 但是由于动态障碍物环境中不断变化的障碍物位置使避障难度增大, 所以出现了 3 次碰撞. 本文算法通过增加障碍物速度斥力场与稀疏区域引力场, 使无人车能够在动态障碍物环境中对驶向自车的障碍物做出判

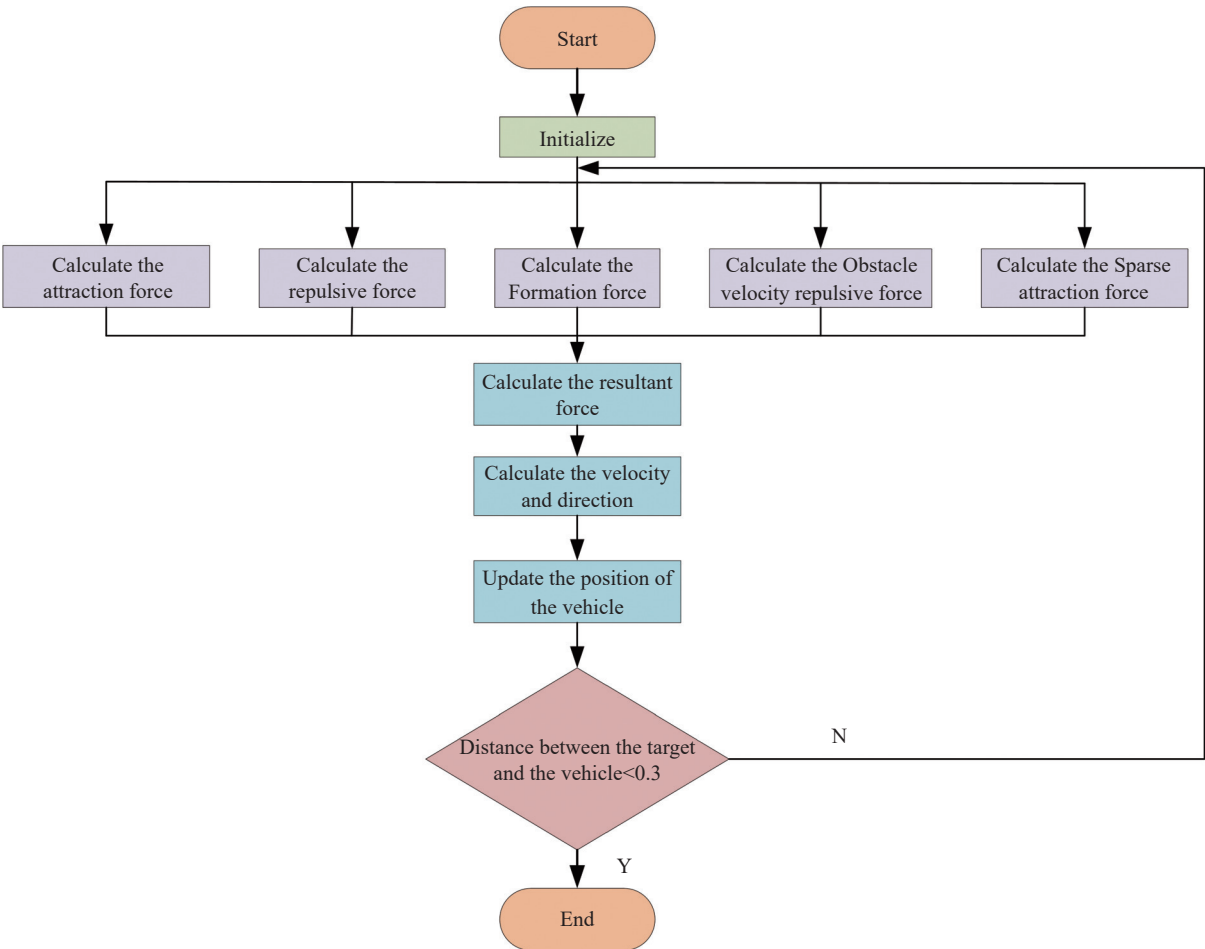


图 4 改进算法流程示意图

Fig.4 Schematic of the improved algorithm process

表 3 仿真主要参数数值

Table 3 Numerical values of the main simulation parameters

Symbol	Value
ω	100
k	50
β	20
ρ_{ij}	3
φ	1
μ	2
ρ_0	3

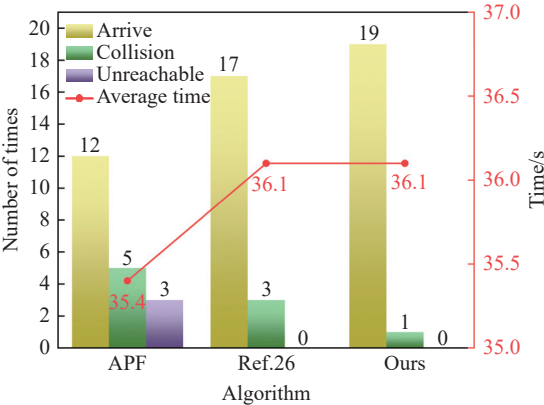


图 5 动态障碍物仿真结果

Fig.5 Simulation results of dynamic obstacles

断与躲避, 还能寻找障碍物更少的稀疏区域, 因此具有更好的避障与路径规划能力. 在 20 轮连续实验中只出现了 1 次碰撞.

文献 [26] 与本文算法在 20 轮实验中平均到达目标点用时均为 36.1 s, 而传统人工势场法平均到达时间为 35.4 s. 这是由于传统人工势场法在躲避障碍物过程中存在速度突变现象, 这虽然降低了用时, 但在实际应用过程中并不合理, 具有真实物理惯性的实车无法做出图 6 中的速度变化.

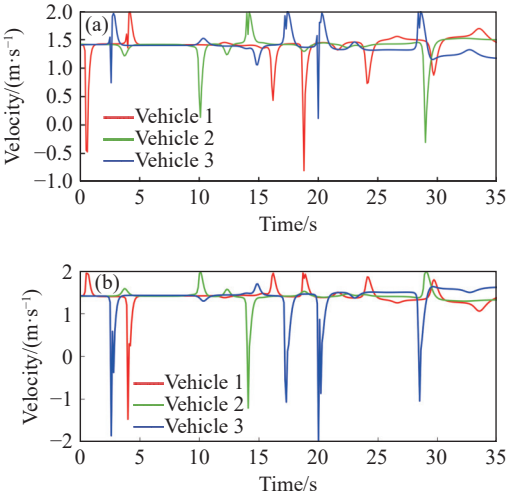


图 6 传统人工势场法速度变化曲线. (a) x 轴速度变化曲线; (b) y 轴速度变化曲线

Fig.6 Velocity variation curve of traditional artificial potential field method: (a) curve of x-axis velocity variation; (b) curve of y-axis velocity variation

图 7 展示了本文算法与文献 [26] 算法在动态障碍物环境中避障与编队控制得到的路径曲线 (注: 图中障碍物位置为无人车到达目标点时刻的位置, 障碍物与轨迹发生重合不代表碰撞). 分析图 7(a) 内容可以得出: 本文算法规划出的路径较为平缓, 在躲避完障碍物后能够迅速恢复队形. 并且成功到达目标点, 没有出现目标点不可达现象. 分析图 7(b) 内容可以得出: 文献算法在动态障碍物环境中所形成的编队路径出现了抖动现象, 这是由于该算法没有应用针对动态障碍物的速度斥力, 当动态障碍物驶向无人车时会导致无人车受力剧烈变化进而引起路径抖动.

图 8 展示了三种算法编队位置与目标点的平均距离曲线, 分析图中内容可以得出: 传统人工势场法在无人车接近目标点时由于存在障碍物导致编队出现了目标点不可达现象, 因此编队在目标

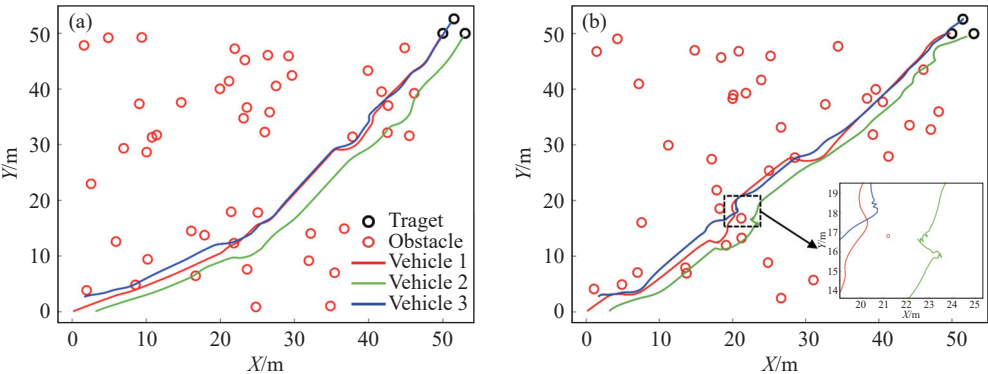


图 7 动态障碍物环境下编队路径. (a) 本文算法; (b) 文献 [26] 算法

Fig.7 Formation path in dynamic obstacle environment: (a) algorithm in this paper; (b) algorithm in Ref. 26

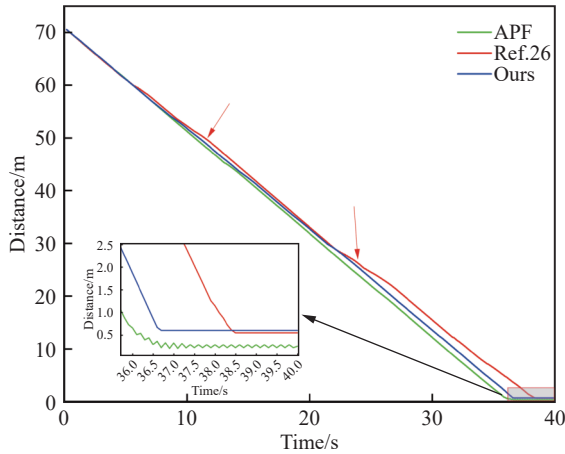


图8 编队与目标点平均距离曲线

Fig.8 Curve of average distance between formation and target point

点附近发生了剧烈震荡. 文献 [26] 的方法在箭头所指位置出现了距离增大现象, 这是驶向编队的动态障碍物引起的斥力增大导致的. 而本文算法没有出现上述问题, 表明了该方法的实用性与有效性.

图 9(a) 展示了编队车辆 x 轴速度变化曲线, 图 9(b) 展示了编队车辆 y 轴速度变化曲线. 分析图 9 内容可以得出: 前 10 秒无人车 y 轴速度小于 x 轴速度, 表明无人车受到稀疏引力的影响向着稀疏区域前进, 从而躲避了障碍物较多的区域. 在编队前进过程中, 与传统人工势场法速度变化曲线相比, 本文算法速度变化较为平缓没有出现速度突变现象.

图 10 为编队各车之间距离变化曲线, 分析图 10 内容可以得出: 编队各车之间最大距离为 3.6 m, 最小距离为 2.3 m. 编队间距离围绕在设定的期望距离 3 m 上下变动, 且距离变动较为平缓, 在编队稳定力的作用下能够在躲避完障碍物后迅速恢复期望距离. 表明系统具有一定的抗干扰能力与稳定性, 可以在动态障碍物环境下完成编队控制.

3.2 密集动态障碍物环境仿真分析

区别于前人研究中在“静态环境中添加一两个动态障碍物”的方式, 本文对密集动态障碍物的定义为地图中障碍物的影响范围占地图总面积的比例大于 60%, 且动态障碍物数量占比大于 50%. 因此, 将 3.1 节仿真场景中的 50 个随机障碍物增加到 80 个, 其余设置保持不变. 本文中每个障碍物的影响范围为半径等于 3 的圆形, 障碍物影响范围占比达到了 90%, 同时所有障碍物均为动态, 故满足密集动态障碍物的定义.

以该环境来检验本文算法在密集动态障碍物环境下的避障与路径规划效果. 经过 20 轮实验得到的结果如图 11 所示.

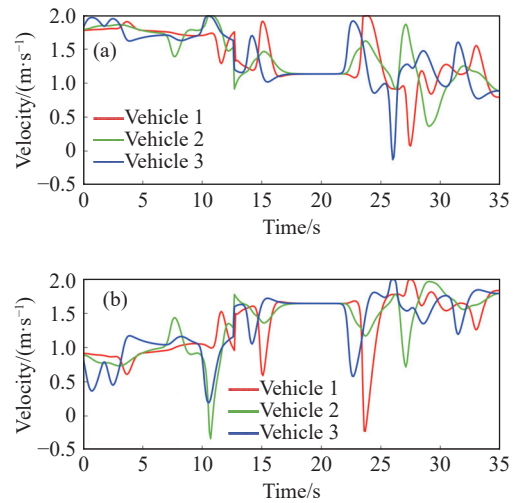


图9 动态障碍物环境下速度变化曲线. (a) x 轴速度变化曲线; (b) y 轴速度变化曲线

Fig.9 Velocity variation curve of improved artificial potential field method: (a) curve of x -axis velocity variation; (b) curve of y -axis velocity variation

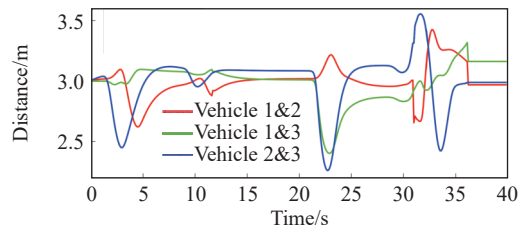


图10 编队各车间距

Fig.10 Spacing of each workshop in the formation

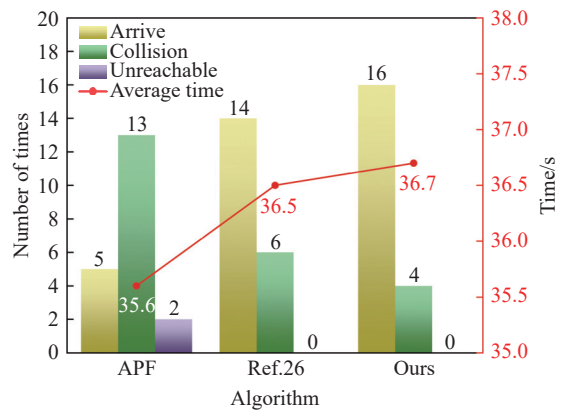


图11 密集动态障碍物仿真结果

Fig.11 Simulation results of dense dynamic obstacles

通过分析图 11 内容可以得出: 传统人工势场法在 20 轮实验中只有 5 次成功到达目标点, 出现了 13 次碰撞和 2 次目标点不可达现象, 导航成功率为 25%. 可以认为该算法已经无法完成密集动态障碍物场景下的路径规划. 文献 [26] 算法在 20 轮实验中有 14 次成功到达目标点, 出现了 6 次碰撞, 导航成功率为 70%. 本文算法在 20 轮实验中有

16 次成功到达目标点, 出现了 4 次碰撞, 没有出现目标点不可达情况. 导航成功率为 80%, 相较于传统人工势场法与文献算法分别提高了 55% 与 10%.

图 12 展示了本文算法在密集动态障碍物环境下的仿真结果. 图 12(a) 所示的路径曲线较为平滑, 编队能够顺利到达目标点, 没有出现局部极小值或目标点不可达现象. 分析图 12(b) 车辆间距离

曲线可以得出: 编队能够在密集动态障碍物环境下保持稳定, 在躲避完障碍物后迅速恢复队形. 分析图 12(c) 和 (d) 可得: 在 0 到 15 s 范围时 y 轴速度大于 x 轴速度, 此时编队向着稀疏区域前进. 仿真结果表明本文方法在密集动态障碍物环境中具有一定的实用性, 能够有效增加路径规划成功率, 降低碰撞概率.

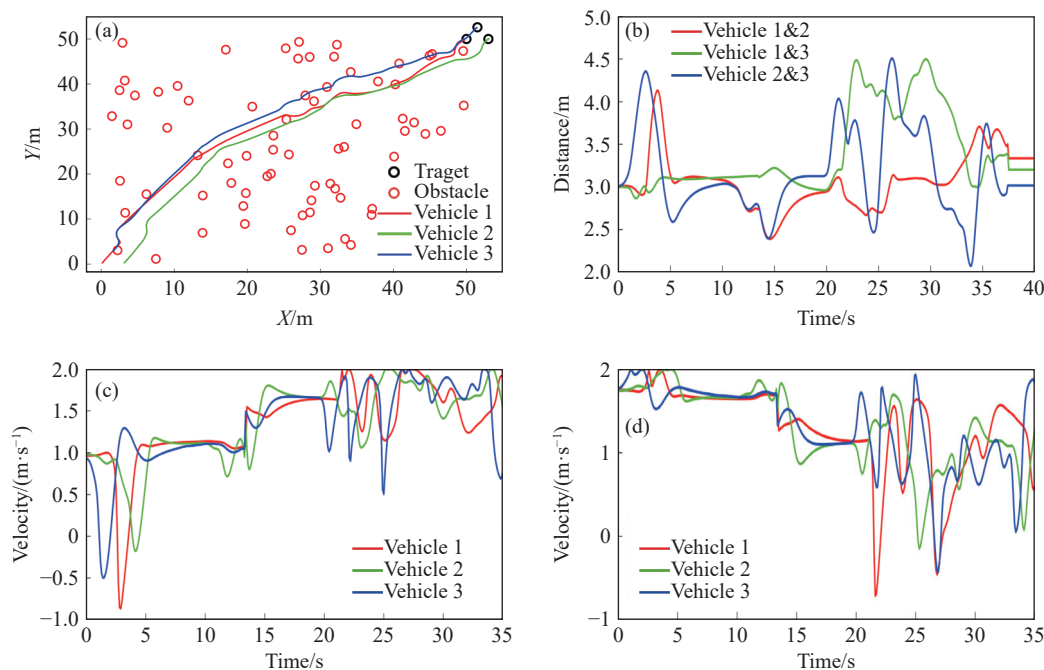


图 12 密集动态障碍物仿真实验. (a) 路径曲线; (b) 车间距离曲线; (c) x 轴速度变化曲线; (d) y 轴速度变化曲线

Fig.12 Simulation experiment of dense dynamic obstacles: (a) curve of path; (b) curve of vehicle spacing; (c) curve of x -axis velocity variation; (d) curve of y -axis velocity variation

4 结论

本文针对传统人工势场法以及多车编队在复杂障碍物环境下存在的导航成功率低、编队不稳定等问题, 通过对引力与斥力势场函数进行改进优化, 并将编队稳定力势场、障碍物速度斥力势场、稀疏区域引力势场引入, 从而提高了多无人车编队在密集动态障碍物环境下的避障成功率. 主要得出以下结论:

1) 改进的引力与斥力势场函数能够克服目标点不可达以及速度突变问题, 规划出的路径更加平滑; 引入的编队力势场函数能够使编队稳定前进, 具有一定的抗干扰能力, 在躲避完障碍物后能够迅速在编队力的作用下恢复队形, 维持车间期望距离;

2) 引入的障碍物速度斥力势场与稀疏区域引力势场, 能够提高无人车编队在密集、动态等复杂障碍物环境下的避障与路径规划成功率; 较于传统人工势场法与文献算法, 本文方法在动态障碍

物环境下导航成功率分别提高了 35% 与 10%; 在密集动态障碍物环境下分别提高了 55% 与 10%;

3) 通过多组仿真对比验证了本文方法能够在复杂的场景下完成路径规划与编队控制, 提高了多车编队在密集、动态等复杂环境下的避障与路径规划成功率, 为多车编队与避障提供了一个参考方法.

参考文献

- [1] Rondelli V, Capacci E, Franceschetti B. Evaluation of the stability behavior of an agricultural unmanned ground vehicle. *Sustainability*, 2022, 14(23): 15561
- [2] Yang B, Li W T, Wang J R, et al. A novel path planning algorithm for warehouse robots based on a two-dimensional grid model. *IEEE Access*, 2020, 8: 80347
- [3] Bogue R. The role of robots in firefighting. *Ind Robot Int J Robot Res Appl*, 2021, 48(2): 174
- [4] Xu W, Su B, Jiang L, et al. Key technologies and application prospects of off-road legged robot swarm system. *Acta*

- Armamentarii*, 2023, 44(9): 2568
(许威, 苏波, 江磊, 等. 足式越野机器人集群系统关键技术与应用展望. 兵工学报, 2023, 44(9): 2568)
- [5] Yan Z P, Zhang C, Tian W D, et al. Distributed observer-based formation trajectory tracking method of leader-following multi-AUV system. *Ocean Eng*, 2022, 260: 112019
- [6] Li M Y, Meng K, Chen J L, et al. Ship formation algorithm based on the leader-follower method. *IEEE Access*, 2023, 11: 21655
- [7] Li Z P, Xian B. Robust distributed formation control of multiple unmanned aerial vehicles based on virtual structure. *Contr Theory Appl*, 2020, 37(11): 2423
(李正平, 鲜斌. 基于虚拟结构法的分布式多无人机鲁棒编队控制. 控制理论与应用, 2020, 37(11): 2423)
- [8] Cui L K, Feng X Y, Wang C X. Research of unmanned vehicle formation and obstacle avoidance combining artificial potential field and virtual structure. *J Ordnance Equip Eng*, 2022, 43(9): 304
(崔立堃, 冯绪永, 王承祥. 人工势场和虚拟结构结合的无人车编队及避障研究. 兵器装备工程学报, 2022, 43(9): 304)
- [9] Zheng L, Yu W J, Li G X, et al. Particle swarm algorithm path-planning method for mobile robots based on artificial potential fields. *Sensors*, 2023, 23(13): 6082
- [10] He Z B, Chu X M, Liu C G, et al. A novel model predictive artificial potential field based ship motion planning method considering COLREGs for complex encounter scenarios. *ISA Trans*, 2023, 134: 58
- [11] Shao J, Xie G, Wang L. Leader-following formation control of multiple mobile vehicles. *IET Contr Theory Appl*, 2007, 1(2): 545
- [12] Yang Z W, Zhu S Y, Chen C L, et al. Leader-follower formation control of nonholonomic mobile robots with bearing-only measurements. *J Frankl Inst*, 2020, 357(3): 1628
- [13] Lewis M A, Tan K H. High precision formation control of mobile robots using virtual structures. *Auton Rob*, 1997, 4(4): 387
- [14] Zhen Q Z, Wan L, Li Y L, et al. Formation control of a multi-AUVs system based on virtual structure and artificial potential field on SE(3). *Ocean Eng*, 2022, 253: 111148
- [15] Li Z B, Sun S L. Multi-vehicle formation and obstacle avoidance control based on onpigeon-inspired optimization and dynamic window approach. *Chin J Eng*, 2024, 46(7): 1279
(李兆博, 孙双蕾. 基于鸽群优化改进动态窗的多无人车协同编队避障控制. 工程科学学报, 2024, 46(7): 1279)
- [16] Li B, Gong W Q, Yang Y S, et al. Distributed fixed-time leader-following formation control for multi-quadrotors with prescribed performance and collision avoidance. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2023, 59(5): 7281
- [17] Costa A N, Medeiros F L, Dantas J P, et al. Formation control method based on artificial potential fields for aircraft flight simulation. *Simulation*, 2022, 98(7): 575
- [18] Chen J L, Qin X L, Li X L, et al. Multi-robot collaborative obstacle avoidance based on artificial potential field method. *Comput Sci*, 2020, 47(11): 220
(陈骏岭, 秦小麟, 李星罗, 等. 基于人工势场法的多机器人协同避障. 计算机科学, 2020, 47(11): 220)
- [19] Li X H, Liu X P, Wang G, et al. A formation obstacle-avoidance control method for multiple intelligent firefighting robots. *Robot*, 2024, 46(1): 81
(黎星华, 刘晓平, 王刚, 等. 面向多智能消防机器人的编队避障控制方法. 机器人, 2024, 46(1): 81)
- [20] Sang H Q, You Y S, Sun X J, et al. The hybrid path planning algorithm based on improved A* and artificial potential field for unmanned surface vehicle formations. *Ocean Eng*, 2021, 223: 108709
- [21] Dong Z P, Zhang Z Q, Qi S J, et al. Autonomous cooperative formation control of underactuated USVs based on improved MPC in complex ocean environment. *Ocean Eng*, 2023, 270: 113633
- [22] Tong X L, Yu S N, Liu G Y, et al. A hybrid formation path planning based on A* and multi-target improved artificial potential field algorithm in the 2D random environments. *Adv Eng Inform*, 2022, 54: 101755
- [23] Yang L W, Li P, Quan H, et al. Multi-robot formation motion based on ant colony hybrid artificial potential field method. *Electron Opt Control*, 2024, 31(9): 52
(杨立炜, 李萍, 权赫, 等. 基于蚁群混合人工势场法的多机器人编队运动. 电光与控制, 2024, 31(9): 52)
- [24] Chen Q, Pang W, Zhu D Q, et al. Research on multi-unmanned ground vehicle formation and obstacle avoidance based on graph and fluid disturbance algorithm. *Contr Eng China*, 2024, 31(4): 669
(陈倩, 庞文, 朱大奇, 等. 基于图和流体扰动算法的多无人车编队及避障研究. 控制工程, 2024, 31(4): 669)
- [25] Qi J T, Guo J J, Wang M M, et al. Formation tracking and obstacle avoidance for multiple quadrotors with static and dynamic obstacles. *IEEE Robot Autom Lett*, 2022, 7(2): 1713
- [26] Mei Y L, Cui L K, Hu X Y. Research on path planning and obstacle avoidance of unmanned Vehicle based on artificial potential field method. *J Ordnance Equip Eng*, 2024, 45(9): 300
(梅艺林, 崔立堃, 胡雪岩. 基于人工势场法的无人车路径规划与避障研究. 兵器装备工程学报, 2024, 45(9): 300)
- [27] Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots. *Int J Robot Res*, 1986, 5(1): 90
- [28] Zhang Z G, Mao J X, Tan H R, et al. A review of task allocation and motion planning for multi-robot in major equipment manufacturing. *Acta Autom Sin*, 2024, 50(1): 21
(张振国, 毛建旭, 谭浩然, 等. 重大装备制造多机器人任务分配与运动规划技术研究综述. 自动化学报, 2024, 50(1): 21)
- [29] Dos Santos C F G, Papa J P. Avoiding overfitting: A survey on regularization methods for convolutional neural networks. *ACM Comput Surv*, 2022, 54(10s): 1
- [30] Cong S, Zhou Y. A review of convolutional neural network architectures and their optimizations. *Artif Intell Rev*, 2023, 56(3): 1905
- [31] Semenoglou A A, Spiliotis E, Assimakopoulos V. Image-based time series forecasting: A deep convolutional neural network approach. *Neural Netw*, 2023, 157: 39