

8-15-2024

UAV Dynamic Path Planning Algorithm Combined with Dynamic Window Approach

Bin Liu

Logistics Research Center, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China

Ying Lan

Logistics Engineering College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China

Wentao Huang

Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion of the Ministry of Education, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

Qinqin Fan

Logistics Research Center, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

UAV Dynamic Path Planning Algorithm Combined with Dynamic Window Approach

Abstract

Abstract: To solve the problem of the poor search for optimal performance and obstacle avoidance ability of path planning algorithms in complex dynamic environments, a UAV dynamic path planning algorithm combined with dynamic window approach (UAV-DPPA-DWA) is proposed. In the UAVDPPA- DWA algorithm, a novel elliptic tangent graph algorithm based on the evaluation of offset degree and obstacle distance is proposed to obtain the optimal guidance path for the UAV in static environments. If the UAV detects moving obstacles, a localized obstacle avoidance trajectory will be generated using the dynamic window method with adaptive parameters. Otherwise, the UAV will continue to fly along the guidance path obtained in the static environment. Various types of complex dynamic obstacle avoidance scenarios are presented to verify the performance of the proposed algorithm in terms of both path length and flight time. The experimental results show that, compared with the DWA, A*-DWA, RRT-DWA and PRM-DWA algorithms, the UAV-DPPA-DWA not only has a stronger obstacle avoidance capability to achieve a feasible flight trajectory, but also can complete the task along the optimal path in shorter time.

Keywords

UAV, path planning, elliptical tangent graph method, dynamic window approach, obstacle avoidance

Recommended Citation

Liu Bin, Lan Ying, Huang Wentao, et al. UAV Dynamic Path Planning Algorithm Combined with Dynamic Window Approach[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8): 1843-1853.

融合动态窗口法的无人机动态路径规划算法

刘斌¹, 兰莹², 黄文焘³, 范勤勤^{1*}(1. 上海海事大学 物流研究中心, 上海 201306; 2. 上海海事大学 物流工程学院, 上海 201306;
3. 上海交通大学 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室, 上海 200240)

摘要: 为解决路径规划算法在复杂动态环境下寻优性能和避障能力差的问题, 提出一种融合动态窗口法的无人机动态路径规划算法(UAV dynamic path planning algorithm combined with DWA, UAV-DPPA-DWA)。为获取无人机在静态环境下的最佳引导路径, 提出了一种基于偏移程度和障碍物距离评估的改进椭圆切线图算法; 如果无人机检测到有移动障碍物, 那么通过自适应参数的动态窗口法生成局部避障轨迹; 否则, 无人机仍沿静态环境下所获得的引导路径飞行。提出多种类型的复杂动态避障场景, 并从路径长度和飞行时间两方面来验证所提算法的性能。实验结果表明: 相比DWA、A*-DWA、RRT-DWA和PRM-DWA算法, UAV-DPPA-DWA不仅具有较强的避障能力得到可行飞行轨迹, 还能以短时间沿最佳路径完成任务。

关键词: 无人机; 路径规划; 椭圆切线图法; 动态窗口法; 动态避障

中图分类号: TP242

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2024)08-1843-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0993

引用格式: 刘斌, 兰莹, 黄文焘, 等. 融合动态窗口法的无人机动态路径规划算法[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(8): 1843-1853.

Reference format: Liu Bin, Lan Ying, Huang Wentao, et al. UAV Dynamic Path Planning Algorithm Combined with Dynamic Window Approach[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8): 1843-1853.

UAV Dynamic Path Planning Algorithm Combined with Dynamic Window Approach

Liu Bin¹, Lan Ying², Huang Wentao³, Fan Qinquin^{1*}

(1. Logistics Research Center, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China; 2. Logistics Engineering College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China; 3. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion of the Ministry of Education, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: To solve the problem of the poor search for optimal performance and obstacle avoidance ability of path planning algorithms in complex dynamic environments, a UAV dynamic path planning algorithm combined with dynamic window approach (UAV-DPPA-DWA) is proposed. In the UAV-DPPA-DWA algorithm, a novel elliptic tangent graph algorithm based on the evaluation of offset degree and obstacle distance is proposed to obtain the optimal guidance path for the UAV in static environments. If the UAV detects moving obstacles, a localized obstacle avoidance trajectory will be generated using the dynamic window method with adaptive parameters. Otherwise, the UAV will continue to fly along the guidance path obtained in the static environment. Various types of complex dynamic obstacle avoidance scenarios are presented to verify the performance of the proposed algorithm in terms of both path length and flight time. The experimental results show that, compared with the DWA, A*-DWA, RRT-DWA and PRM-DWA algorithms, the UAV-DPPA-DWA not only has a

收稿日期: 2023-08-01

修回日期: 2023-10-19

基金项目: 上海市浦江人才计划(22PJD030); 国家自然科学基金(61603244); 国家自然科学基金山东联合基金(U2006228)

第一作者: 刘斌(1995-), 男, 硕士生, 研究方向为路径规划算法。

通讯作者: 范勤勤(1986-), 男, 副教授, 博士, 研究方向为多目标优化、机器学习、进化计算。

stronger obstacle avoidance capability to achieve a feasible flight trajectory, but also can complete the task along the optimal path in shorter time.

Keywords: UAV; path planning; elliptical tangent graph method; dynamic window approach; obstacle avoidance

0 引言

随着无人系统技术的不断发展, 无人机(UAV)已被广泛用于各种领域, 如区域监视^[1]、目标跟踪^[2]、航空成像^[3]等。而路径规划在无人系统任务执行中扮演着重要角色。此外, 复杂动态环境下的路径规划对算法的搜索和动态避障能力造成挑战。根据任务执行环境, 无人机路径规划问题可分为静态路径规划和动态路径规划。

常用的静态路径规划方法包括基于图的方法如 A* 算法^[4]; 基于采样的算法如快速扩展随机树法(RRT)^[5-6]和概率路线图法(probabilistic roadmap, PRM)^[7]; 基于生物启发式的算法如蚁群算法^[8], 粒子群算法^[9-10]等; 基于学习的算法如强化学习(RL)^[11]、深度强化学习(DRL)算法^[12-13]等。虽然以上算法具有较好的路径规划能力, 但是它们在复杂环境中难以得到高质量的路径。为解决以上问题, Fu 等^[14]提出了一种改进的 A* 算法。该算法会在路径搜索前检测当前节点和目标节点之间的局部路径。如果局部路径是安全的, 则直接采用。另外, 通过拉直局部路径来优化路径长度。Zhang 等^[15]提出一种自适应混合动态步长和目标吸引力的 RRT 算法(AHDSTAF-RRT)。实验结果表明该算法可以提高无人船(USV)在狭窄区域的通过能力和在开放区域的前进速度。Cao 等^[16]提出了一种基于最优采样策略的改进 PRM 方法。与传统 PRM 相比, 改进的 PRM 能在狭窄通道获取更多采样点, 避免了算法在复杂环境中陷入局部最优。但是, 这些算法在复杂环境中往往难以在短时间内获得高质量路径。为解决这个问题, Liu 等^[17]提出一种椭圆切线图方法。这种方法不需要大规模建图, 只要通过不断获取候选航路点并进行评估选择, 便可得到最佳路径。

动态路径规划算法主要包括人工势场法(APF)和动态窗口法(DWA)^[18]等。DWA 法于 1997 年提出, 并被用于解决移动机器人避障问题, 具有实时性好和计算资源消耗少等优点。但是, 它的性能受轨迹评价函数的影响较大, 同时, 当环境的复杂度增加时, 其求解轨迹的质量会急剧下降。为解决以上问题, Chang 等^[19]提出一种基于 Q-learning 的改进 DWA 算法, 将评价函数改进并增加新的子函数。另外, 通过 Q-learning 算法调整评价函数中的权重参数, 仿真实验证明该算法在复杂环境中具有较好的路径规划性能。Zhong 等^[20]将 A* 算法与 DWA 法相结合。该算法不仅简化风险成本函数和距离成本的计算, 而且提升了规划路径的安全性。除以上研究, 诸多学者也提出各类方法来提高 DWA 算法的性能^[21-22]。然而, DWA 算法仅依靠局部信息来进行路径规划, 难以有效利用全局信息。

为解决上述问题, 本文提出一种融合 DWA 法的无人机动态路径规划算法(UAV dynamic path planning algorithm combined with DWA, UAV-DPPA-DWA)。首先, 将偏移程度和障碍物距离作为评价候选航路点优劣的评价指标, 并结合椭圆切线图法来获得初始静态避障场景中的最佳引导路径。随后, 当无人机检测到移动障碍物时, 由 DWA 算法在窗口内采样生成局部动态避障轨迹, 否则, 无人机仍沿引导路径飞行。最后, 本文提出多种动态避障场景来验证所提算法的性能, 并分别采用路径长度和飞行时间两个性能评价指标来对所有比较算法进行评估。实验结果表明, 对比 DWA^[18]、A* -DWA^[23]、RRT-DWA^[24]和 PRM-DWA^[25]等动态避障路径规划算法, UAV-DPPA-DWA 算法具有较强的动态避障能力, 且能以较短时间完成飞行任务。

1 问题描述

为方便求解路径规划问题, 实际任务环境被简化为二维环境。另外, 将无人机视为一个质点, 忽略环境中其他影响因素。如图1(a)所示, 将环境中障碍物用椭圆形来建模。当 $a=b=r_{\text{safe}}$ 时, 障碍物则为圆形(图1(b))。同时, 设定安全距离来确保无人机路径的安全性。

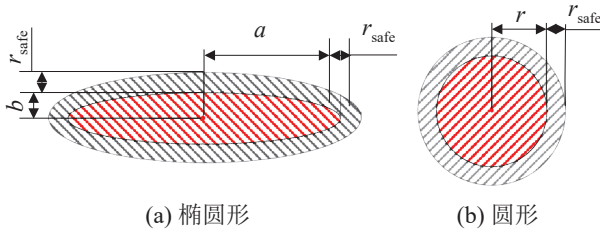


图1 椭圆形障碍物模型
Fig. 1 Elliptical obstacle model

首先, 假设无人机任务起点为 S , 终点 E 。路径规划问题的解空间为 $\mathbf{P}=[0, X] \times [0, Y]$, 其中 $X, Y \in \mathbb{R}^+$, $\mathbf{P} \subset \mathbb{R}^2$ 。 X 和 Y 分别为任务环境的边界上限。其次, B_i 为环境中的第 i 个障碍物, 其坐标为 (x_i, y_i) 。障碍物集合表示为 $B = \{B_1, B_2, \dots, B_N\}$ 。假设 $P_{\text{obs}} = B_1 \cup B_2 \cup \dots \cup B_N$ 为环境中不可行的障碍物区域, 则每一障碍物区域满足式(1)^[17]。

$$\begin{aligned} & [(x-x_i)\cos\eta+(y-y_i)\sin\eta]^2/(a+r_{\text{safe}})^2 + \\ & [(x-x_i)\sin\eta+(y-y_i)\cos\eta]^2/(b+r_{\text{safe}})^2 < 1 \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $a+r_{\text{safe}}$ 和 $b+r_{\text{safe}}$ 分别为椭圆形的两半轴长度; η 为长半轴与水平方向的夹角; r_{safe} 为安全距离。

那么可行区域记作 $P_{\text{free}} = \mathbf{P} - P_{\text{obs}}$, 表示如下:

$$\begin{aligned} & [(x-x_i)\cos\eta+(y-y_i)\sin\eta]^2/(a+r_{\text{safe}})^2 + \\ & [(x-x_i)\sin\eta+(y-y_i)\cos\eta]^2/(b+r_{\text{safe}})^2 \geq 1 \end{aligned} \quad (2)$$

若一个可行的航路点表示为 $P_j(x_j, y_j)$, 其中 $P_j \in P_{\text{free}}$ 。那么, 一条安全的飞行航路点集合将由 $\mathbf{P}_T = \{P_0, P_1, \dots, P_n, P_{n+1}\}$ 组成, 其中, $P_0=S$, $P_{n+1}=E$ 。另外, 一条安全的可行路径还应满足以下约束条件。

(1) 最大飞行距离 L_{max} ^[17]:

$$L = \sum_j^n d_j, L \leq L_{\text{max}} \quad (3)$$

$$d_j = \sqrt{(x_{j+1}-x_j)^2 + (y_{j+1}-y_j)^2}, j=0, 1, \dots, n$$

(2) 最大转弯半径 φ_{max} ^[26]:

$$\varphi_k \leq \varphi_{\text{max}} \quad (4)$$

$$\varphi_k = \arccos\left(\frac{\mathbf{P}_{k-1} \mathbf{P}_k \mathbf{P}_k \mathbf{P}_{k+1}}{\|\mathbf{P}_{k-1} \mathbf{P}_k\| \|\mathbf{P}_k \mathbf{P}_{k+1}\|}\right), k=1, 2, \dots, n$$

2 融合DWA法的无人机动态路径规划算法

2.1 改进的椭圆切线图法

2.1.1 椭圆切线图法

椭圆切线图法获取路径的主要步骤: ①从临时起点 O 和临时目标点 D 分别向待避开的障碍物作2条切线; ②切线两两相交得到2个候选航点 P_j 和 P'_j , 如图2所示; ③通过评估函数选出最优航路点 P_0 ; ④不断变换起点和目标点, 直到所有路径均无碰撞为止, 即可获得一条可行路径。

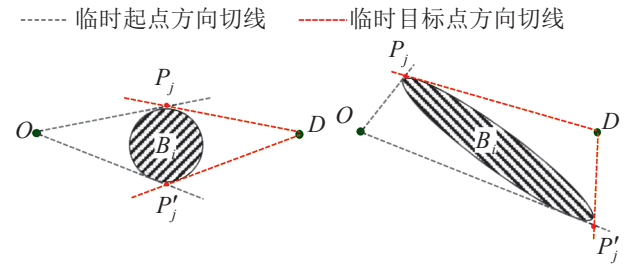


图2 椭圆切线图法
Fig. 2 Elliptical tangent graph method

2.1.2 改进的评估函数

在基础椭圆切线图法中, 需要对2个候选航路点进行评估和选择, 但仅依靠单一信息难以保证获取最佳航路点或最佳航路点组合。

为了有效解决这一问题, 本文提出一种新的航路点评价函数 $f(P_{\text{Candi}})$, 即使用偏移程度和障碍物距离来综合评价候选航路点的质量。其中, 偏移程度表示当前位置—航路点与引导路径的偏移角, 如图2所示, 即为 $\angle P'_j O D$ 和 $\angle P_j O D$, 一般来说, 偏移程度越小, 路径越短; 障碍物距离则表示航路点与最近障碍物中心的距离, 其值越大,

路径的安全性越高,但航路长度可能会变长。因此,如何平衡这两者来挑选最佳的后续航路点非常重要。

为实现以上目标,将这两个评价指标进行归一化,然后按照式(5)对后续航路点进行评价:

$$f(P_{\text{Candi}}) = \mu \times \frac{\text{heading}(P_{\text{Candi}})}{\text{heading}(P_j) + \text{heading}(P'_j)} + (1 - \mu) \times \frac{\text{dist}(P_{\text{Candi}})}{\text{dist}(P_j) + \text{dist}(P'_j)} \quad (5)$$

式中: $P_{\text{Candi}} = P_j$ 或 P'_j ; $\text{heading}(P_{\text{Candi}})$ 为候选路径和引导路径的偏移程度,其值越小越好; $\text{dist}(P_{\text{Candi}})$ 表示航路点与最近障碍物中心的距离,在安全距离 r_{safe} 的保证下,其值越小越好,这会减少路径绕行的情况。此外,本研究将参数 μ 取 0.5 来平衡两项指标的影响。

2.1.3 改进算法的执行步骤

将总的航路点集合和子路径航路点集合分别表示为 P_T 和 P_{sub} , 记录待避开障碍物的集合为 B_{OD} , 则改进的椭圆切线图算法的主要步骤如下。

步骤 1: 加载环境信息, 输入起点 S 、终点 E , 初始化参数集合, 令 $P_T = S$, $P_{\text{sub}} = E$, O 、 D 、 B_{OD} 为空。

步骤 2: 判断 P_{sub} 是否为空。若否, 则 $O = P_T(\text{end})$, $D = P_{\text{sub}}(\text{end})$, 搜索路径 OD 上待避开的障碍物, 记录序号到 B_{OD} 中。

步骤 3: 判断 B_{OD} 是否为空。若是, 将 D 添加到 P_T 末位后, 同时从 P_{sub} 删除 D , 路径规划结束, 跳转至步骤 5; 否则, 取 B_{OD} 中离 O 最近的障碍物序号, 由椭圆切线图法生成候选航路点 P_j 和 P'_j , 然后, 通过评价函数评估出最佳航路点 P_o 。

步骤 4: 判断 OP_o 是否无碰撞。若是, 将 P_o 添加 P_T 末位后; 否则, 将添加 P_o 到 P_{sub} 首位前。跳转至步骤 2。

步骤 5: 所有路径均无碰撞, 获得可行航路点集合 P_T 。

步骤 6: 航路点选择。若航路点 P_j 和 P_{j+2} 间无碰撞, 则删除 P_{j+1} 。直到所有子路径检查完为止。

步骤 7: 路径插值平滑处理, 并输出最终路径点集合。

2.2 改进的 DWA 法

DWA 法通过对窗口区域内的速度空间进行采样。然后, 给出在预测时间内的所有可行轨迹。最后, 通过评价函数选择可行轨迹中的最优轨迹。

2.2.1 速度采样

在动态环境中, 无人机在时刻 t 的位置表示为 $(x(t), y(t))$, 航向角表示为 $\theta(t)$, 那么, 无人机的运动学位置表示为 $(x(t), y(t), \theta(t))$ 。无人机在时间间隔 Δt 内位置姿态增量可表示为^[27]

$$\begin{cases} \Delta x = v_x(t) \times \Delta t \times \cos \theta(t) - v_y(t) \times \Delta t \times \sin \theta(t) \\ \Delta y = v_x(t) \times \Delta t \times \sin \theta(t) + v_y(t) \times \Delta t \times \cos \theta(t) \\ \Delta \theta = \omega(t) \times \Delta t \end{cases} \quad (6)$$

式中: $v_x(t)$ 和 $v_y(t)$ 分别为无人机的横向和纵向线速度; $\omega(t)$ 为角速度。

因此, 无人机在时刻 $t+1$ 时的位置姿态可表示为^[28]

$$\begin{cases} x(t+1) = x(t) + \Delta x \\ y(t+1) = y(t) + \Delta y \\ \theta(t+1) = \theta(t) + \Delta \theta \end{cases} \quad (7)$$

此外, 无人机在实际运动过程中还受限于物理约束。因此, 速度采样在速度空间中受限制在一定的范围内。

(1) 线速度约束^[28]:

$$V_s = (v, \omega) | v \in [v_{\min}, v_{\max}], \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}] \quad (8)$$

式中: v 和 ω 分别为线速度和角速度。

(2) 加速度约束^[29]:

$$V_a = (v, \omega) | v \in [v_c - \dot{v}_m \times \Delta t, v_c + \dot{v}_m \times \Delta t], \omega \in [\omega_c - \dot{\omega}_m \times \Delta t, \omega_c + \dot{\omega}_m \times \Delta t] \quad (9)$$

式中: v_c , ω_c 为当前线速度和当前角速度; \dot{v}_m , $\dot{\omega}_m$ 为最大线加速度和最大角加速度。

(3) 制动距离约束^[30]:

$$V_{BD} = (v, \omega) | v \leq \sqrt{2 \times \text{dist}(v, \omega) \times \dot{v}}, \omega \leq \sqrt{2 \times \text{dist}(v, \omega) \times \dot{\omega}} \quad (10)$$

式中: $\text{dist}(v, \omega)$ 为模拟轨迹与障碍物的最近距离。

2.2.2 轨迹评价函数

DWA 算法的轨迹评价函数由 3 个评价子函数^[31]构成:

$$G(v, \omega) = \sigma[\alpha \times (\pi - \text{heading}_{\text{normal}}(v, \omega)) + \beta \times \text{dist}_{\text{normal}}(v, \omega) + \varphi \times \text{vel}_{\text{normal}}(v, \omega)] \quad (11)$$

式中: α 、 β 、 φ 为对应子函数的权重; σ 为平滑因子; 偏移角函数 $\text{heading}(v, \omega)$ 为模拟轨迹的末端方向与目标点方向之间的偏移角, 偏移角度越小, 表明轨迹质量越高; 障碍物距离函数 $\text{dist}(v, \omega)$ 为模拟轨迹与障碍物之间的距离, 其值越大越好, 表示路径安全程度高; 运动速度函数 $\text{vel}(v, \omega)$ 为当前的运动速度, 其值越大越好, 可以快速接近目的地。轨迹评价函数 $G(v, \omega)$ 的值越大表示轨迹的性能越好。为了平衡各项指标的对轨迹评价结果影响, 对 3 个子评价函数作归一化处理^[28]。

2.2.3 自适应权重参数

文献[23]指出, 如果式(11)中权重系数取固定值的话, 可能会导致无人机在障碍物前停止或在目标点附近徘徊而无法抵达等问题。为解决以上问题, 本文对式(11)中的权重系数进行动态调整。根据文献[32]的研究, 模糊逻辑算法是一种实现参数自适应的有效方法。因此, 本文也采用模糊逻辑算法来实现式(11)权重系数的自动调整。

模糊逻辑算法是表示模糊性和不精确信息的一种有效方法。它通过对输入变量进行模糊化, 然后使用模糊规则进行模糊推理, 最后, 将结果去模糊化并输出。在本研究中, 将障碍物距离 dist (取值范围为 $[0, 10]$)、目标距离 dist_d (取值范围为 $[0, 150]$) 和偏移角 heading (取值范围为 $[0, 180^\circ]$) 设定为输入量, 输出量为式(11)中的权重系数 α 、 β 和 φ 。其中, 模糊逻辑隶属度函数均采用高斯函数。此外, 本文路径规划的原则^[28]是当接近障碍物时, 优先执行避障操作。基于此, 模糊规则表示如下:

(1) 若 dist 大, dist_d 大, heading 大时, 优先向目标位置快速移动, 不需要避障。使 α 较大, β 较

小, φ 较大。

(2) 若 dist 小, dist_d 大, heading 小时, 优先执行避障操作, 不急于接近目的地。使 α 较小, β 较大, φ 较小。

(3) 若 dist 大, dist_d 小, heading 大时, 优先接近目的地, 不急于避开障碍物。使 α 较大, β 较小, φ 适中。

(4) 若 dist 小, dist_d 小, heading 小时, 优先避开障碍物, 减速适当接近目标。使 α 较小, β 适中, φ 较小。

2.3 整体实现

UAV-DPPA-DWA 算法的总框架如图 3 所示, 其主要步骤如下。

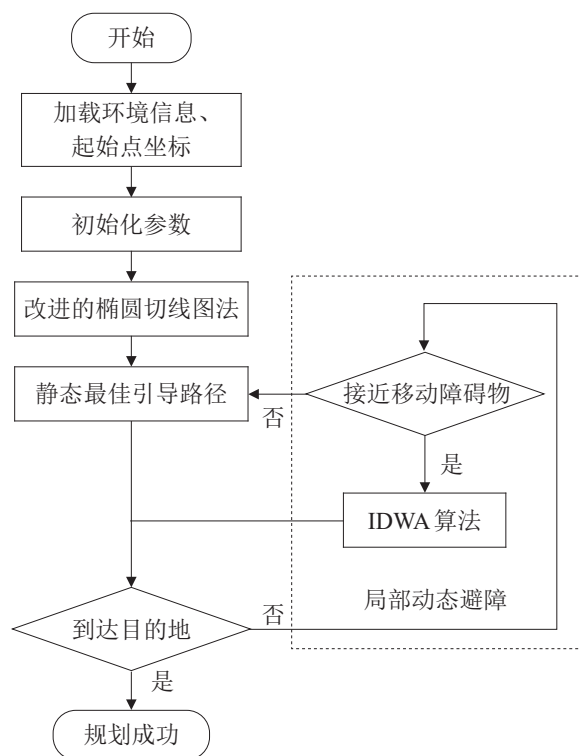


图 3 UAV-DPPA-DWA 算法框架
Fig. 3 Framework of UAV-DPPA-DWA algorithm

3 实验结果与分析

为证明 UAV-DPPA-DWA 算法的性能, 将它 A*-DWA^[23]、RRT-DWA^[24] 和 PRM-DWA^[25], 以及 DWA^[18] 算法进行了比较。实验在 Intel(R) Core

(TM) i5-4210M @ 2.60 GHz CPU 和 8GB RAM 的 Win10 平台的计算机上进行。所有算法程序均通过 MATLAB2021b 语言实现。

3.1 实验环境

为有效评估所提算法的性能，设计了 5 种不同类型障碍物布局的场景^[17]，如图 4 所示。这 5 种类型的场景分别从障碍物疏密程度、圆形障碍物是否重叠和是否具有走廊形障碍物等方面来进行设置。基于这 5 种类型，环境参数设置见表 1。同时，所有任务环境范围大小为 [100 m, 100 m]。其中，移动障碍物由位置 *A* 向位置 *B* 匀速移动，*B* 为移动障碍物最后时刻位置。其他相关仿真参数设置见表 2。

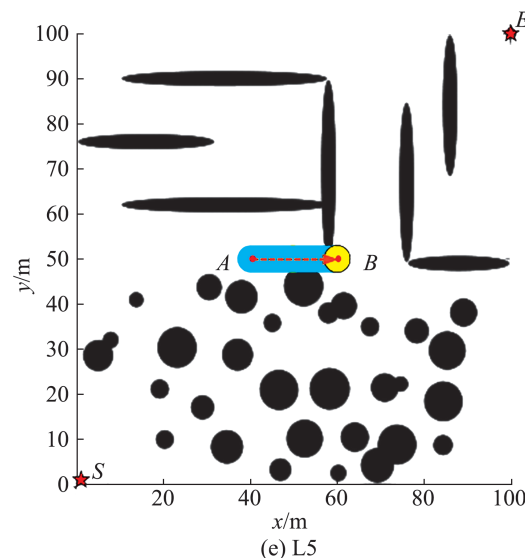
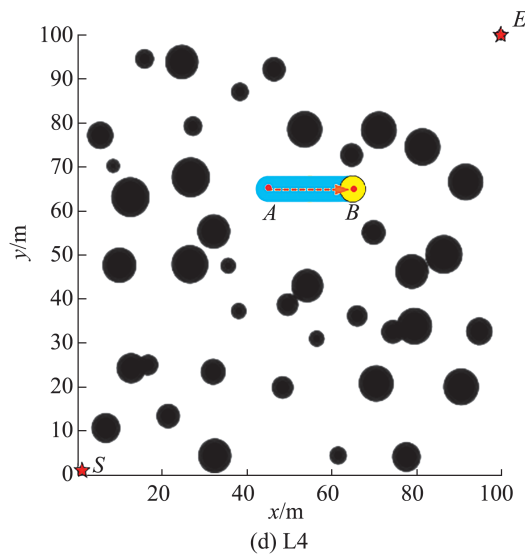
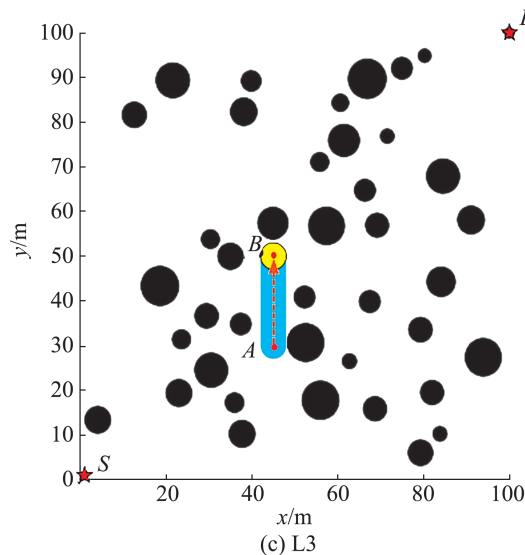
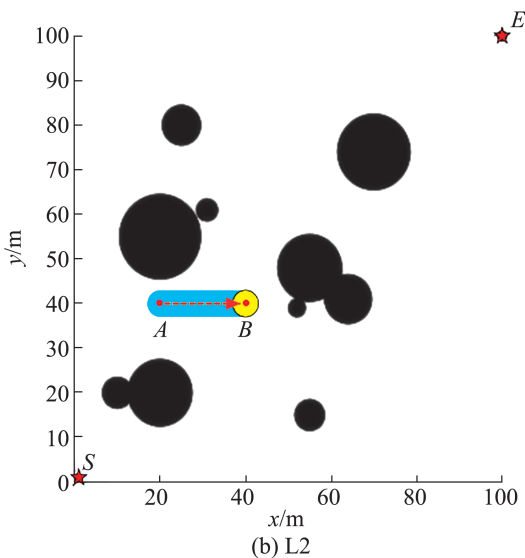
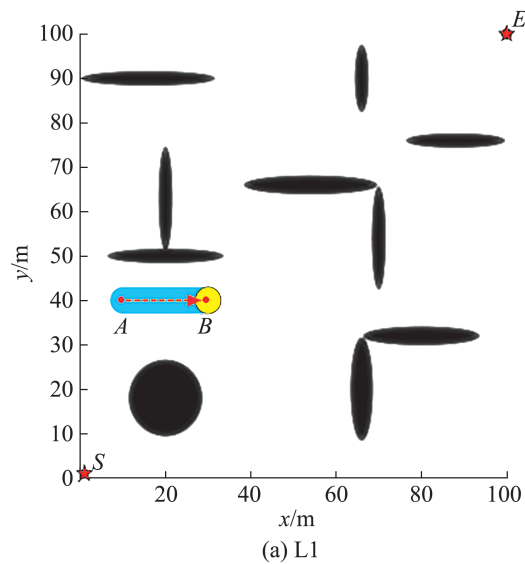


图 4 5 种类型障碍物布局场景
Fig. 4 Five types of layout scenarios

表1 实验环境参数

环境	布局	障碍物数量	起点 S	终点 E
E1	L1	11	(1,1)	(100,100)
E2	L2	11	(1,1)	(100,100)
E3	L3	41	(1,1)	(100,100)
E4	L4	41	(1,1)	(100,100)
E5	L3	61	(1,1)	(100,100)
E6	L4	61	(1,1)	(100,100)
E7	L3	81	(1,1)	(100,100)
E8	L4	81	(1,1)	(100,100)
E9	L5	39	(1,1)	(100,100)
E10	L5	59	(1,1)	(100,100)

表2 其他的参数设置

参数	取值
最大线速度/(m/s)	2
最小线速度/(m/s)	0
最大角速度/($^{\circ}$ /s)	60
最小角速度/($^{\circ}$ /s)	0
线加速度/(m/s^2)	0.5
角加速度/($^{\circ}/s^2$)	90
线速度分辨率/(m/s)	0.1
旋转角速度分辨率/($^{\circ}$ /s)	2
安全距离/m	0.5
模拟预测时间/s	1
单位时间 Δt /s	0.5
窗口探测范围/m	5

3.2 实验结果

表3给出了UAV-DPPA-DWA算法与DWA、A*-DWA、RRT-DWA和PRM-DWA算法在10个环境中的实验结果,包括路径长度及航行时间。所有结果均运行10次,并给出它们的平均值(Mean)与标准差(SD)。同时,对于各个实验场景,最优结果用粗体表示。

由表3分析可知,传统DWA算法很难获取高质量的飞行轨迹,且航行耗时过长。特别是在含有走廊形障碍物的环境中,如E1、E9和E10,很容易陷入局部最优,导致航行任务失败。此外,当环境变得复杂时,DWA算法的飞行时间将大大

增加,如在E8中,其飞行时间为321.19 s,而所提算法仅需要113.33 s。对于A*-DWA算法,它因基于网络的确定性可以稳定地获取引导路径,使得A*-DWA能以较优的路径完成航行任务,但具有较长的飞行时间。此外,A*-DWA算法在E10任务环境中无法获得可行路径。这主要是因为该算法无法绕过走廊形区域。对于RRT-DWA算法,从表3可以看出,虽然它能在所有环境下找到可行路径,但当环境变得复杂时,它的航行完成时间将显著增加,如在E7、E8和E10场景中的飞行时间均超过180 s。另外,相比所提算法,PRM-DWA算法在场景E1~E8中有较差表现,即路径较长度和航行时间较长,尤其在复杂环境E9和E10中,PRM-DWA算法不能使无人机走出走廊形区域而无法找到可行路径。因此,UAV-DDPA-DWA能够在复杂动态环境下找到可行且最优的航迹。这主要得益于所提算法能够使用改进的椭圆切线图法来获取静态场景的引导路径,并能使用DWA算法来完成局部动态避障。

图5给出所有比较算法在E2和E4场景中规划出的飞行路径。从图5(a)可以看出,RRT-DWA算法与UAV-DDPA-DWA在动态障碍物的影响下能够找到类似的路径,但是所提算法能够找到更短路径;其他算法在动态障碍物的影响下,找到的是远离最佳路径所在区域。在图5(b)中,UAV-DDPA-DWA可以沿接近最短的路径飞行并避开移动障碍物,而其他算法找不到最佳路径所在区域。此外,它们在动态避障区域发生绕行情况,这说明动态障碍物对它们的搜索性能产生影响。

综上所述,与DWA、A*-DWA、RRT-DWA和PRM-DWA相比,UAV-DDPA-DWA不仅能在较短航行时间完成任务,而且能够顺利完成动态避障。因此,UAV-DDPA-DWA是一种解决复杂动态环境下路径规划问题的有效方法。

表3 UAV-DDPA-DWA与其他比较算法所得实验结果
Table 3 Experimental results obtained by UAV-DDPA-DWA and other compared algorithms

环境		路径长度/m					航行时间/s				
		DWA	A*-DWA	RRT-DWA	PRM-DWA	UAV-DDPA-DWA	DWA	A*-DWA	RRT-DWA	PRM-DWA	UAV-DDPA-DWA
E1	Mean	—	156.30	175.02	183.68	146.62	—	34.22	38.85	42.49	15.07
	SD	—	0	9.48	5.27	0	—	0.85	2.49	2.90	0.62
E2	Mean	164.84	150.22	159.36	155.69	147.81	36.67	31.63	34.95	34.44	32.47
	SD	0	0	3.84	2.96	0	1.32	0.26	2.54	1.82	0.73
E3	Mean	178.86	153.40	158.64	154.77	140.88	116.56	89.93	94.28	95.10	24.66
	SD	0	0	5.03	1.88	0	8.45	1.41	3.76	4.41	0.24
E4	Mean	158.98	162.85	156.02	164.05	141.12	112.79	97.22	94.06	98.18	52.31
	SD	0	0	5.79	4.89	0	1.97	0.90	5.55	2.75	0.85
E5	Mean	176.43	162.06	155.04	158.44	141.66	157.96	147.23	140.16	147.42	78.58
	SD	0	0	1.85	2.90	0	2.96	2.67	3.37	2.15	0.54
E6	Mean	187.72	152.26	163.70	157.20	144.42	167.95	132.63	140.98	141.80	90.94
	SD	0	0	4.44	2.48	0	1.70	1.49	5.84	2.51	0.40
E7	Mean	182.63	157.84	162.41	160.61	141.35	207.19	182.36	183.05	199.24	43.66
	SD	0	0	3.65	2.68	0	4.49	0.57	4.54	5.32	1.52
E8	Mean	171.39	157.71	161.92	172.86	143.38	321.19	255.00	221.54	203.68	113.33
	SD	0	0	2.22	2.85	0	9.18	1.57	3.72	5.41	0.76
E9	Mean	—	222.47	209.05	—	170.34	—	156.28	121.52	—	23.95
	SD	—	0	3.75	—	0	—	2.46	5.35	—	0.12
E10	Mean	—	—	214.33	—	171.29	—	—	208.09	—	86.54
	SD	—	—	3.37	—	0	—	—	3.30	—	0.62

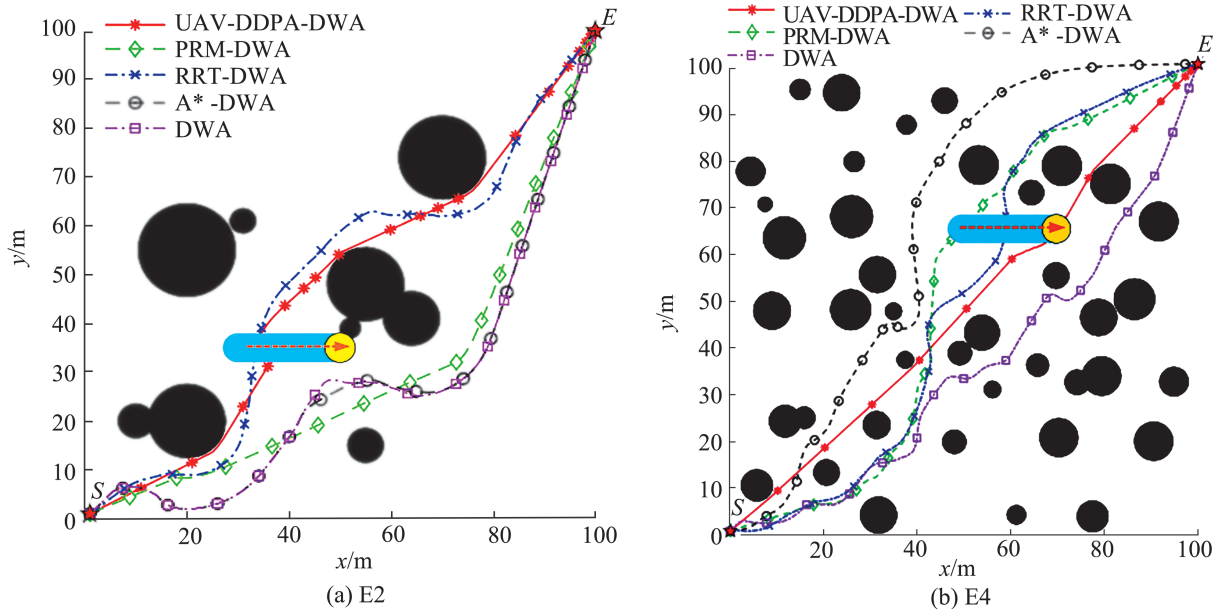


图5 所有比较算法的飞行轨迹
Fig. 5 Flight paths of all compared algorithms

3.3 算法分析

(1) 静态路径规划算法的有效性分析

为验证所提获取静态初始路径算法的有效性, 去掉所提算法的DWA算法, 并将其命名为IETG, 并在环境E2~E6中对其进行验证。

SETG-TG^[17]和IETG计算得到的结果见表4。从表4可以看出, IETG在E2~E5场景中的规划能力显著优于SETG-TG; 在E6场景中, 其规划能力稍优于SETG-TG。这是因为SETG-TG算法在候选航路点评估时只考虑单一信息, 即避开障碍物个数, 并选择较短的子路径。当环境复杂度增加, 它将难以有效评估航路点的优劣。而所提IETG算法的评价函数同时考虑偏移程度和障碍物距离两个指标, 可以综合考虑路径长度和安全性。因此, 它能够在复杂环境下获得最佳飞行路径。

表4 SETG-TG与IETG的实验结果

环境	SETG-TG	IETG
E2	152.833	142.770
E3	145.890	140.940
E4	142.012	140.150
E5	148.580	141.69
E6	141.966	140.95

(2) DWA算法的有效性分析

本实验将在环境E2和E4中验证UAV-DDPA-DWA算法的动态避障能力。其中, 未融合DWA的算法(UAV-DDPA-DWA-1)与所提算法所得飞行路径如图6所示。从图6可以看出UAV-DDPA-DWA-1在飞行过程中不能检测到移动障碍物, 仍按原路径飞行, 故与障碍物发生碰撞, 从而导致任务失败。而所提算法能够使用DWA算法进行及时和主动的局部动态避障, 从而可以顺利完成任务。当完成动态避障任务后, 它又会沿着最佳引导路径进行飞行, 不仅可以有效地避开障碍物, 还能保证仍能以最优的飞行路径执行任务。

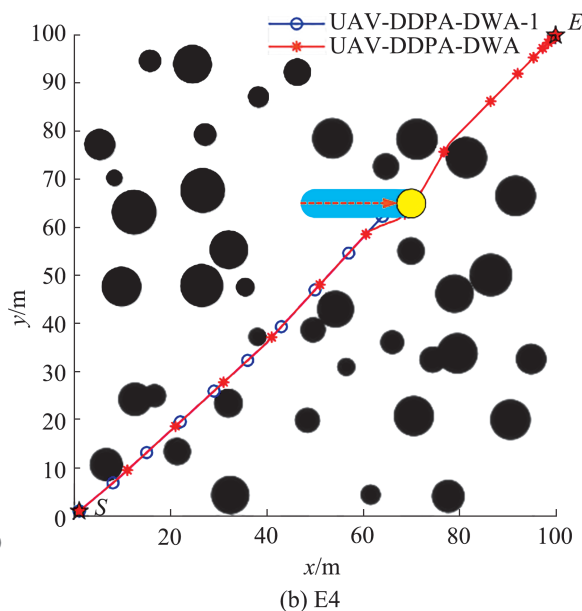
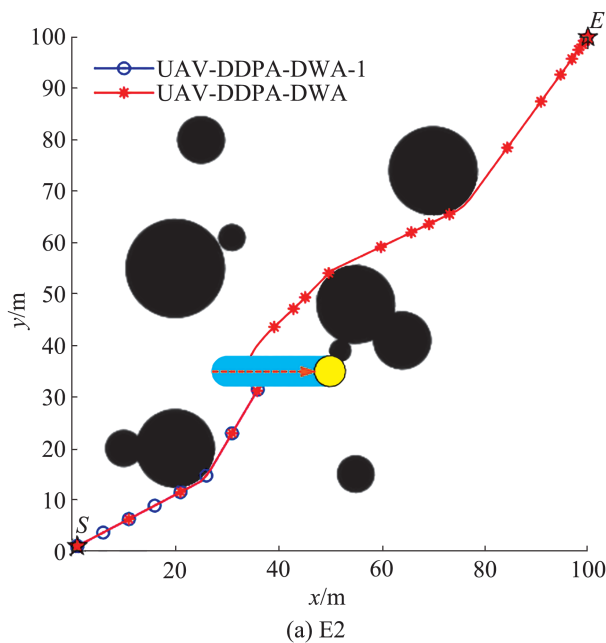


图6 所提算法及其变种算法的飞行轨迹

Fig. 6 Flight paths of the proposed algorithm and its variant

综上所述, UAV-DDPA-DWA算法在复杂动态环境中不仅具有较强的动态避障能力, 还能获取最佳的飞行轨迹, 证明了DWA算法的有效性。

4 结论

为了有效解决无人机的动态路径规划问题,

本文提出一种融合动态窗口法的无人机动态路径规划算法(UAV-DPPA-DWA): ①通过改进的椭圆切线图法获取初始静态环境中的最佳引导路径。②无人机沿此路径飞行, 如果检测到移动障碍物, 则采用自适应参数的动态窗口法生成局部动态避障路径; 否则, 无人机仍按照引导路径飞行。③提出不同类型的动态避障场景, 并从路径长度和飞行时间两方面对所提算法性能进行验证。实验结果证明: 相比其他对比算法, 所提算法可以在最短时间内完成飞行任务, 并且具有良好的动态避障能力。此外, 还对所提算法的静态规划能力和动态规划能力分别进行验证, 结果表明它们可以有效提高所提算法在复杂动态场景下的路径规划能力。

参考文献:

- [1] Xu Cheng, Xu Ming, Yin Chanjuan. Optimized Multi-UAV Cooperative Path Planning Under the Complex Confrontation Environment[J]. Computer Communications, 2020, 162: 196-203.
- [2] Xia Zhaoyue, Du Jun, Wang Jingjing, et al. Multi-agent Reinforcement Learning Aided Intelligent UAV Swarm for Target Tracking[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(1): 931-945.
- [3] Choi Y, Choi Y, Briceno S, et al. Energy-constrained Multi-UAV Coverage Path Planning for an Aerial Imagery Mission Using Column Generation[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020, 97(1): 125-139.
- [4] František Duchoň, Andrej Babinec, Martin Kajan, et al. Path Planning with Modified a Star Algorithm for a Mobile Robot[J]. Procedia Engineering, 2014, 96: 59-69.
- [5] Yuan Chengren, Liu Guifeng, Zhang Wenqun, et al. An Efficient RRT Cache Method in Dynamic Environments for Path Planning[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2020, 131: 103595.
- [6] 李兆强, 张时雨. 基于快速RRT算法的三维路径规划算法研究[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(3): 503-511.
Li Zhaoqiang, Zhang Shiyu. Research on 3D Path Planning Algorithm Based on Fast RRT Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(3): 503-511.
- [7] Ankit A Ravankar, Abhijeet Ravankar, Takanori Emaru, et al. HPPRM: Hybrid Potential Based Probabilistic Roadmap Algorithm for Improved Dynamic Path Planning of Mobile Robots[J]. IEEE Access, 2020, 8: 221743-221766.
- [8] 邓向阳, 张立民, 方伟, 等. 基于双向汇聚引导蚁群算法的机器人路径规划[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(5): 1101-1108.
Deng Xiangyang, Zhang Limin, Fang Wei, et al. Robot Path Planning Based on Bidirectional Aggregation Ant Colony Optimization[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(5): 1101-1108.
- [9] Fatin H Ajeil, Ibraheem Kasim Ibraheem, Mouayad A Sahib, et al. Multi-objective Path Planning of an Autonomous Mobile Robot Using Hybrid PSO-MFB Optimization Algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2020, 89: 106076.
- [10] Song Baoye, Wang Zidong, Zou Lei. An Improved PSO Algorithm for Smooth Path Planning of Mobile Robots Using Continuous High-degree Bezier Curve[J]. Applied Soft Computing, 2021, 100: 106960.
- [11] Liu Yiyang, Yan Shuaihua, Zhao Yang, et al. Improved Dyna-Q: A Reinforcement Learning Method Focused via Heuristic Graph for AGV Path Planning in Dynamic Environments[J]. Drones, 2022, 6(11): 365.
- [12] Chen Pengzhan, Pei Jian, Lu Weiqing, et al. A Deep Reinforcement Learning Based Method for Real-time Path Planning and Dynamic Obstacle Avoidance[J]. Neurocomputing, 2022, 497: 64-75.
- [13] Chu Zhenzhong, Wang Fulun, Lei Tingjun, et al. Path Planning Based on Deep Reinforcement Learning for Autonomous Underwater Vehicles Under Ocean Current Disturbance[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(1): 108-120.
- [14] Fu Bing, Chen Lin, Zhou Yuntao, et al. An Improved A* Algorithm for the Industrial Robot Path Planning with High Success Rate and Short Length[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 106: 26-37.
- [15] Zhang Zhen, Wu Defeng, Gu Jiadong, et al. A Path-planning Strategy for Unmanned Surface Vehicles Based on an Adaptive Hybrid Dynamic Stepsize and Target Attractive Force-RRT Algorithm[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2019, 7(5): 132.
- [16] Cao Kai, Cheng Qian, Gao Song, et al. Improved PRM for Path Planning in Narrow Passages[C]//2019 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Piscataway: IEEE, 2019: 45-50.
- [17] Liu Huan, Li Xiamiao, Fan Mingfeng, et al. An Autonomous Path Planning Method for Unmanned Aerial Vehicle Based on a Tangent Intersection and Target Guidance Strategy[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(4): 3061-3073.

- [18] Fox D, Burgard W, Thrun S. The Dynamic Window Approach to Collision Avoidance[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 1997, 4(1): 23-33.
- [19] Chang Lu, Shan Liang, Jiang Chao, et al. Reinforcement Based Mobile Robot Path Planning with Improved Dynamic Window Approach in Unknown Environment [J]. *Autonomous Robots*, 2021, 45(1): 51-76.
- [20] Zhong Xunyu, Tian Jun, Hu Huosheng, et al. Hybrid Path Planning Based on Safe A* Algorithm and Adaptive Window Approach for Mobile Robot in Large-scale Dynamic Environment[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2020, 99(1): 65-77.
- [21] Han Sen, Wang Lei, Wang Yiting, et al. A Dynamically Hybrid Path Planning for Unmanned Surface Vehicles Based on Non-uniform Theta* and Improved Dynamic Windows Approach[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 257: 111655.
- [22] 魏立新, 张钰锴, 孙浩, 等. 基于改进蚁群和DWA算法的机器人动态路径规划[J]. *控制与决策*, 2022, 37(9): 2211-2216.
Wei Lixin, Zhang Yukun, Sun Hao, et al. Robot Dynamic Path Planning Based on Improved Ant Colony and DWA Algorithm[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(9): 2211-2216.
- [23] Li Yonggang, Jin Rencai, Xu Xiangrong, et al. A Mobile Robot Path Planning Algorithm Based on Improved A* Algorithm and Dynamic Window Approach[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 57736-57747.
- [24] Dai Jun, Li Dongfang, Zhao Junwei, et al. Autonomous Navigation of Robots Based on the Improved Informed-RRT* Algorithm and DWA[J]. *Journal of Robotics*, 2022, 2022(1): 3477265.
- [25] Fu Jinyu, Sun Guanghui, Yao Weiran, et al. On Trajectory Homotopy to Explore and Penetrate Dynamically of Multi-UAV[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(12): 24008-24019.
- [26] Yu Xiaobing, Li Chenliang, Yen G G. A Knee-guided Differential Evolution Algorithm for Unmanned Aerial Vehicle Path Planning in Disaster Management[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 98: 106857.
- [27] 王洪斌, 尹鹏衡, 郑维, 等. 基于改进的A*算法与动态窗口法的移动机器人路径规划[J]. *机器人*, 2020, 42(3): 346-353.
Wang Hongbin, Yin Pengheng, Zheng Wei, et al. Mobile Robot Path Planning Based on Improved A* Algorithm and Dynamic Window Method[J]. *Robot*, 2020, 42(3): 346-353.
- [28] Yang Dian, Su Chen, Wu Hang, et al. Construction of Novel Self-adaptive Dynamic Window Approach Combined with Fuzzy Neural Network in Complex Dynamic Environments[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 104375-104383.
- [29] 张伟龙, 单梁, 常路, 等. 基于改进DWA的多无人水面艇分布式避碰算法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(4): 951-962.
Zhang Weilong, Shan Liang, Chang Lu, et al. Distributed Collision Avoidance Algorithm for Multiple Unmanned Surface Vessels Based on Improved DWA[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(4): 951-962.
- [30] 王永雄, 田永永, 李璇, 等. 穿越稠密障碍物的自适应动态窗口法[J]. *控制与决策*, 2019, 34(5): 927-936.
Wang Yongxiong, Tian Yongyong, Li Xuan, et al. Self-adaptive Dynamic Window Approach in Dense Obstacles [J]. *Control and Decision*, 2019, 34(5): 927-936.
- [31] 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 Lu, Shan Liang, Dai Yuewei, et al. Multi-robot Formation Control in Unknown Environment Based on Improved DWA[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(10): 2524-2534.
- [32] Xu Ce, Xu Zhenbang, Xia Mingyi. Obstacle Avoidance in a Three-dimensional Dynamic Environment Based on Fuzzy Dynamic Windows[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(2): 504.