

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413605

改进 IRRT* 算法的水面船艇多目标动态路径规划*

于 豪¹, 崔奕山²

(1. 集美大学轮机工程学院 厦门 361000; 2. 智邦机器人科技有限公司 菏泽 274001)

摘 要:水面船艇在航行过程中动态路径规划对于保障航行安全性具有十分重要的意义。针对水面舰艇的多目标动态路径规划问题,提出了一种改进的 IRRT* 算法,充分考虑水面舰艇独特的运动学约束特性以及自身船体、障碍物的体积大小,结合双向搜索机制,在起点与终点同时进行搜索,并为多目标点设置一种分级策略进行分级探索,显著提高了路径规划的效率,并可以较优的解决多目标路径规划时的最优效率问题。其次,通过引入动态 KD 树进行最近邻搜索,优化了路径搜索过程,并采用定期重建 KD 树减少查询节点时的检索深度,进一步地提高搜索效率。最后设计了较为实际地考虑船舶转弯角度和能耗的成本函数,融合人工势场法的思想,引入引力场和斥力增益系数作为局部避障的策略,并最终采用自适应三阶 B 样条曲线优化路径,提高了路径的平滑性和水面船艇的实时避障能力。通过在 Python 环境下的模拟实验和实际海上测试,结果验证了该算法在计算时间、路径长度、避碰性能和路径转弯次数等方面的相对于目前已知算法的优势。研究成果为复杂水域中的高效路径规划提供了新的思路,助力水面舰艇自主导航技术的发展。

关键词: 改进 IRRT*; 多目标动态路径规划; 水面船艇; 双向连接; 三阶 B 样条曲线优化; 动态 KD 树

中图分类号: TH166 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510. 80

Multi-objective dynamic path planning for surface vessels with improved IRRT* algorithm

Yu Hao¹, Cui Yishan²

(1. School of Marine Engineering, Jimei University, Xiamen 361000, China;

2. Zhibang Robot Technology Co., Ltd., Heze 274001, China)

Abstract: Dynamic path planning of surface boats during navigation is of great significance to ensuring navigation safety. In view of the multi-target dynamic path planning of surface ships, puts forward an improved IRRT* algorithm, fully considering the unique kinematic constraints of surface ships and the size of its hull, obstacles, the two-way search mechanism, search at the starting point and set a grading strategy, significantly improve the efficiency of path planning, and can better solve the optimal efficiency of multi-target path planning. Second, the path search process is optimized by introducing dynamic KD tree for nearest neighbor search, and reconstructing the KD tree regularly reduces the retrieval depth of the query nodes to further improve the search efficiency. Finally, the design is actually considering the cost function of ship turning angle and energy consumption, fusion the idea of artificial potential field method, introducing the gravitational field and repulsion gain coefficient as a local obstacle avoidance strategy, and finally adopt the adaptive third-order B spline curve optimization path, improve the smoothness of the path and real-time obstacle avoidance ability of water boats. Through simulation experiments and actual offshore tests in the Python environment, the results demonstrate the advantages of the algorithm in computing time, path length, performance of collision avoidance, and number of path turns. The research results provide a new idea for efficient path planning in complex waters, and contribute to the development of autonomous navigation technology of surface ships.

Keywords: improved IRRT*; multi-target dynamic path planning; surface boat; two-way connection; third-order B spline curve optimization; dynamic KD tree

0 引言

随着智能控制技术的快速发展,水面船艇作为水上机器人的一种形式,其自主导航和路径规划能力逐渐受到广泛的业界关注^[1]。在这一研究领域,路径规划的长度、效率等问题成为主要的研究方向。由于水面船艇的运动学特性,在路径规划时必须充分考虑航向角所带来的运动学约束^[2],以便使路径更符合水面船艇的实际运动规律。然而,传统路径规划研究,尤其是针对无人机等具有较高自由度的机器人领域来说,该类机器人因转向角对其路径规划的影响较少而较少考虑运行过程中角度变化对路径规划的影响,但水面船艇由于其运动学约束使得该类的路径规划算法难以适用,同时,研究水面船艇在路径规划时的动态避碰以及多目标规划一直以来是该领域的热点问题。

常见的路径规划算法分为已知地图信息的全局路径规划及需要感知周围环境信息做出即时调整的局部路径规划^[3]。相对而言,局部路径规划算法更关注实时动态避障,但容易陷入局部极小值等情况。全局路径规划算法的全局路径规划能力更强,但对于动态避障的能力较弱。局部路径规划算法主要包括动态窗口算法(dynamic window approach, DWA)^[4]、人工势场法^[5]、Dyanmic A*算法(D-Star, D*)^[6]等。其中,纪苏宁等^[7]提出一种结合模拟退火算法的改进人工势场法,使其更适合机器人在动态场景下的路径规划,有效解决了该算法容易陷入局部极小值的问题。程擎等^[8]依据环境影响因素提出一种改进的动态窗口法,提升了航行器的航迹优化能力。全局路径规划算法主要包括快速扩展随机树算法(rapidly-exploring random tree star, RRT*)算法、A Star算法(A*)等,其中RRT*算法作为快速扩展随机树算法的改进,其路径规划的速度更快,近年来出现广泛的应用^[9]。双向快速扩展随机树算法(bidirectional fast expansion random tree algorithm, RRT-Connect)通过在起点与终点处同时设置快速搜索树双向连接路径,尽可能的缩短路径规划的时间。王梦桥等^[10]提出一种结合无人机飞行约束以及三角划线法去除冗余节点的双向RRT*算法,实现复杂环境中平稳航迹的生成。Huang等^[11]提出一种信息增强快速随机树算法(informing rapidly-exploring random trees with path distance lower bounds, IRRT),通过引入了启发式信息和优化技术,实现了机器人在动态障碍物环境下执行复杂任务时面临的困难问题。Dai等^[12]提出一种改进IRRT算法,通过将潜在最佳父节点的搜索范围成为构造的路径,而不采取节点树,有效减少要搜索的节点的数量并提高导航效率,对采样点位置进行约束,提高采样效率。目前对于全局和局部路径规划算法

的研究已经相对成熟,目前对于两类路径规划算法,主流研究主要集中在两类的算法融合方面,使融合后的算法具备两类算法的优势,但在改进算法多数未考虑到水面船艇的运动学约束,由于其运动的特殊性,往往很难直接应用传统的路径规划算法。同时传统算法研究主要集中在单起点和终点之间的路径规划,针对多目标点的路径规划研究较少,使得研究较为局限。

考虑到现有算法的不足,故提出了一种改进的IRRT*算法。该算法在IRRT算法的基础上,充分考虑水面舰艇的动态约束,提出了一种新的代价函数,并引入双向搜索机制,有效缩短了路径规划时间,解决了IRRT搜索困难的问题时间过长,影响搜索效率。考虑多目标路径规划问题,并在多目标路径规划中对不同目标采用分层优先级。同时采用动态K维度树(K-dimensional, KD树)最近邻搜索和自适应B样条曲线(B-spline curve)优化轨迹,进一步缩短规划路径长度,并使规划路径符合其运动规律。

通过在Python环境下对提出的改进算法进行了仿真实验,搭建了不同的地图环境,并与RRT*算法、RRT-Connect算法、IRRT算法进行了对比,验证了所提改进算法的可靠性及有效性。旨在通过这些研究,为复杂水环境下水面舰船的路径规划提供新的技术途径,实现更加高效、符合实际运动特性的路径规划效果。

本研究的主要贡献为:

1) 在IRRT算法的基础上,结合人工势场法,提高了改进算法在存在局部动态障碍物的情况下的动态路径规划性能。

2) 针对IRRT探索时间过长影响搜索效率的问题,引入双向探索机制,有效缩小了路径规划的时间。采用动态KD树最邻近,在一定时间内动态重建KD树,优化了最近邻搜索过程,进一步提升了搜索效率。

3) 为使规划路径符合水面船艇运动规律及生活实际,给予障碍物及船体模型一定的膨胀系数,改进了代价函数,充分考虑其在运动时的转向角、能耗等,采用自适应三阶B样条曲线优化轨迹,同时优化曲线的拟合效果。

1 地图与障碍物、船艇设置

水面船艇在进行全局自主路径规划前,需建立工作环境地图。考虑到在常规水面船艇路径规划实验中可忽略水面船艇的纵高,可于二维平面上进行^[13]。因此在该研究中,地图采用二维(Two-dimensional, 2D)表示,设定无人船工作环境中的障碍物均处于静止状态,传统研究中由于栅格法描述简单,易于实现,因此通过栅格法构建工作环境模型^[14]。但是由于栅格法中会将所有障碍物膨胀成矩形,无法实现多复杂障碍物的研究,因此建立

环境地图在借鉴栅格法的同时,引入了两种不同类型的障碍物——矩形和圆形障碍物,每种障碍物都具有特定的几何参数,以模拟现实中多样化的环境障碍。

1.1 船体及障碍物膨胀系数

为了考虑水面上船只的物理尺寸并确保与障碍物的安全距离,地图和船舶采用了碰撞膨胀技术^[15]。通过预先设定的扩展半径,有效扩大障碍物范围,实际导航时避免距离障碍物过近的路线,降低潜在的碰撞风险。如图 1 所示,障碍物半径设置为 0.8 m,同样应用于矩形和圆形障碍物。对于矩形障碍物,碰撞检测通过向各个方向扩大其原始尺寸来确定某个点是否在放大的矩形内。对于圆形障碍物,将扩展半径添加到原始半径中,并评估该点是否位于扩展的圆形障碍物范围内。

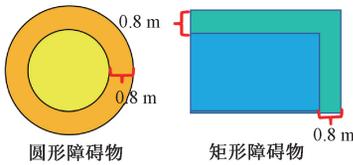


图 1 圆形与矩形障碍物膨胀系数设置
Fig. 1 Obstacle expansion coefficient setting

除障碍物膨胀外,地图加强了边界碰撞处理机制,防止生成超出定义空间边界的路径。碰撞检测机制会检查指定点是否位于任何膨胀后的边界内,从而确保所有规划的路径都位于可导航的区域内。与此同时,充分考虑船舶体积对航行的影响,设置了船舶的膨胀系数。根据船体的俯视形状(如图 2 所示),设定了相应的膨胀系数。

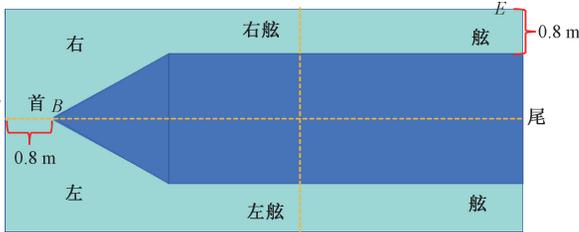


图 2 船体膨胀系数设置
Fig. 2 Hull expansion coefficient setting

环境地图通过明确的边界来限制规划空间,防止水面船艇进入未定义或危险的区域,在该研究中边界被定义环境地图的边界线段。

1.2 环境地图建立

环境地图描述了水面船艇的运动空间,涵盖边界和障碍物。地图以二维空间形式进行建模,包含以下 3 个要素:边界障碍物,用于限定工作空间的范围,防止船艇

驶出预定区域;矩形障碍物,通过左下角坐标、宽度和高度来表征;圆形障碍物,通过中心坐标和半径来描述。

边界障碍物: $O = \{O_i\}$, 其中每个 $O_i = (x_i, y_i, w_i, h_i)$, O_i 表示第 i 个边界障碍物,其参数分别表示为: x_i 表示障碍物左下角 x 坐标, y_i 表示障碍物左下角 y 坐标, w_i 为障碍物的宽度, h_i 为障碍物高度; 矩形障碍物: $J = \{J_j\}$, 其中每个 $J_j = (x_j, y_j, w_j, h_j)$; 圆形障碍物: $C = \{C_k\}$, 其中每个 $C_k = (x_k, y_k, r_k)$, 参数表示同边界障碍物一致。

1.3 障碍物碰撞检测

碰撞检测用于判断水面船艇在某一点或一条路径上是否与障碍物发生碰撞。对障碍物进行点碰撞检测。点碰撞检测通过给定一个点 $a = (x, y)$ 检测其是否在任一障碍物内。

其中式(1)~(3)分别表示矩形障碍物、圆形障碍物以及边界的检测规则, i 表示障碍物,若 a 位于任何障碍物内,则发生碰撞。

$$a \in J_j \Leftrightarrow (x_j \leq x \leq x_j + w_j) \wedge (y_j \leq y \leq y_j + h_j) \quad (1)$$

$$a \in C_k \Leftrightarrow \sqrt{(x - x_k)^2 + (y - y_k)^2} \leq r_k \quad (2)$$

$$a \notin O_i \Leftrightarrow (x_i \leq x \leq x_i + w_i) \wedge (y_i \leq y \leq y_i + h_i) \quad (3)$$

2 路径规划算法

2.1 水面船艇运动学模型

水面船艇的动力学模型^[16]可表示为:

$$S(t) = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$F(t) = \begin{bmatrix} v \\ \theta \end{bmatrix} \quad (5)$$

如图 3 所示,水面船艇动力学模型考虑船艇的位置信息 (x, y) 以及当前自身的速度 v 、航向角 θ , S 函数表示船舶的状态变量函数,为当前水面船艇的位置信息, F 表示船舶的控制变量函数,为当前水面船艇的状态信息。

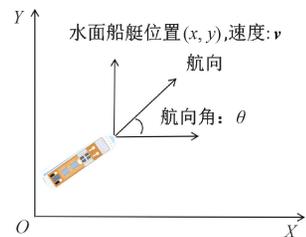


图 3 运动学模型
Fig. 3 Kinematic model

2.2 代价函数与启发式估计

1) 代价函数

代价函数^[17]的目的是找到从起点 x_{start} 到终点 x_{goal} 的最优路径,即总体代价最小。路径的代价定义为路径的总长度、能耗与航向角之间的关系式。

$$C_i = w_1 \left(\sum_{i=1}^{n-1} P_i - P_{i+1} \right) - w_2 (\cos \theta) + \min(J(\mathbf{v})) \quad (6)$$

$$J(\mathbf{v}) = 0.05 \cdot \mathbf{v}^2 + 0.01 \cdot \mathbf{v} + 0.005 \quad (7)$$

其中, p_i 表示某一段路径长度, C_i 表示代价函数, $J(\mathbf{v})$ 为建立的水面船艇的能耗模型,考虑到速度成本对于船舶能耗的影响,设置速度变化范围为 1~10 m/s。

2) 启发式估计

启发式函数用于估计从当前节点到下一个节点的最小代价,以指导搜索过程。采用启发式函数为欧几里得距离,即:

$$L = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (8)$$

该启发式函数满足一致性和可接受性,同时可以确保算法的最优性。

2.3 IRRT 算法

1) 采样策略

传统的路径规划算法,如 RRT*, 通常采用随机采样策略,在工作空间内随机生成点,确保生成的点不与任何障碍物发生碰撞。而 IRRT 算法采用有指导的采样 (informed sampling), 主要优势在于加速渐进最优解的收敛速度。

2) 采样椭圆

根据起点 x_{start} 和终点 x_{goal} 的位置,椭圆的焦点为 x_{start} 和 x_{goal} , 长轴长度为 c_{max} 。

在找到第 1 条路径后更改采样范围。 c_{min} 为椭圆焦距, x_{centre} 为椭圆中心点即焦距中点; \mathbf{K} 表示从世界坐标到椭圆中心坐标的旋转矩阵,则:

$$\mathbf{K}(\theta) = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \quad (9)$$

采样椭圆如图 4 所示。

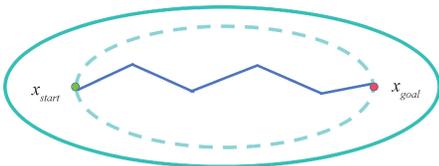


图 4 采样椭圆实例

Fig. 4 Sampling ellipse example

3) 采样过程

在采样过程中,首先计算椭圆参数,式(10)表示起

点和终点间的欧氏距离。式(11)表示矩阵通过奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 计算,用于将单位球映射到椭圆。

$$c_{min} = x_{goal} - x_{start} \quad (10)$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{U} \times \text{diag} \left(\left[\frac{c_{max}}{2}, \frac{\sqrt{c_{max}^2 - c_{min}^2}}{2}, \dots \right] \right) \times \mathbf{V}^T \quad (11)$$

其中, \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 通过对矩阵的奇异分解得到,见式(12)与(13)。

$$\mathbf{E} = \frac{x_{goal} - x_{start}}{c_{min}} \times \mathbf{id}_1^T \quad (12)$$

$$\mathbf{U}, x_{start}, \mathbf{V}^T = \text{SVD}(\mathbf{E}) \quad (13)$$

式(12)中 \mathbf{E} 表示目标点与起始点的差异矩阵,并通过与单位矩阵的转置相乘,即目标点与起始点目标坐标差的归一化矩阵。式(13)表示 \mathbf{E} 通过奇异分解得到的左奇异矩阵 \mathbf{U} 以及右奇异矩阵 \mathbf{V}^T ,即 \mathbf{V} 的转置。

有生成的有指导的采样满足式(14)。

$$\mathbf{P} = \mathbf{K} \times \mathbf{Q} + \frac{x_{start} + x_{goal}}{2} \quad (14)$$

其中, \mathbf{Q} 是单位圆的随机点, x_{start} 和 x_{goal} 是起点和终点。

IRRT 算法是改进了原始的 RRT* 算法,可加速渐进最优路径的搜索过程。在解决高维空间中的路径规划问题时,IRRT 能够更快地收敛到最优解^[18]。RRT* 算法通过随机采样和最近邻节点连接的方式逐步构建搜索树,随着时间的推移,树会逐渐覆盖更多的空间,找到从起点到终点的路径^[19]。然而,该方法在搜索初期可能会浪费大量资源探索远离最优解的空间。IRRT 算法利用当前已知的最佳路径长度来限定搜索的空间,从而避免了不必要的探索。

3 改进 IRRT* 算法

3.1 双向探索机制

双向探索机制^[20]通过同时从起点和目标点扩展搜索树,可有效提高搜索效率和路径质量,包含双树结构的维护、节点扩展策略、连接判定以及成本优化等关键方面。设定起点 x_{start} 和终点 x_{goal} 构建两棵树(A和B树),以加快搜索速度。

首先进行树的初始化, A 树从起点 x_{start} 开始, B 树从终点 x_{goal} 开始。

$$A = \{x_{start}\}, B = \{x_{goal}\} \quad (15)$$

在每次迭代中,对代价最低的边进行扩展,连接两棵树。成功连接则更新最佳路径。连接两棵树,即:

$$A \cup B \cup \{(v, x)\} \quad (16)$$

如果两树成功连接,则更新最佳路径代价和路径,更

新后的路径代价为:

$$c_{new} = c_A(v) + (v - x) + c_B(x) \quad (17)$$

如果此时 $c_{new} < c_{max}$, 则更新最佳路径, 如式(18)所示。

$$c_{max} = c_{new}, \quad \pi_{max} = A \cup \{(v, x)\} \cup B \quad (18)$$

同时为了确保插入的边有可能构成更优路径, 边插入条件定义为:

$$\hat{f}(v, x) = K(v) + N \cdot |v - x| + h(x) < c_{max} \quad (19)$$

其中, $K(v)$ 为从起点到节点 v 的当前最小代价, $|v - x|$ 为从节点 v 到 x 的欧式几何距离, $h(x)$ 为从节点 x 到终点的启发式代价估计。 N 为常数系数, 用于调整距离项在总代价中的权重。 c_{max} 为当前找到的最佳路径的总代价。若满足式(19), 则将边 (v, x) 插入到边缘优先队列中。

顶点插入条件基于当前最优路径代价和启发式估计, 定义为:

$$f(v) = K(v) + h(v) < c_{max} \quad (20)$$

其中, $h(v)$ 为从节点 v 到终点的启发式代价估计, c_{max} 为当前找到的最佳路径的总代价。若满足不等式 $f(v) < c_{max}$, 则将顶点 v 插入到顶点优先队列 qv 中, 即 $v \in qv$, 此条件确保仅当插入的顶点有可能通过扩展形成一条总代价低于当前最佳路径的路径时, 才进行顶点的插入操作, 从而优化搜索过程, 提高路径规划的效率。

1) 节点扩展策略

双向搜索机制的核心是如何有效地选择和扩展节点以快速覆盖搜索空间并找到最优路径, 采用基于优先级队列的节点扩展策略。具体步骤为:

(1) 优先队列管理 (qe 和 qv)。边缘队列 qe 用于存储潜在的边缘连接, 按照边缘的优先级顺序。顶点队列 qv 用于存储待扩展的顶点, 按照顶点的优先级排序。

(2) 节点选择与扩展。从 qv 中选取优先级最高的顶点进行扩展。对于选定的顶点, 生成其附近的采样点, 检查点与当前顶点之间的连接是否存在碰撞。对于无碰撞的连接, 将新节点加入到对应的树中, 并更新父节点、子节点以及累计成本。

2) 树的剪枝与维护

树的剪枝^[21]是为了提高算法效率, 移除那些无法构成更优路径的节点和边。对于每个节点 v , 如果其下界启发式代价超过当前最佳路径代价 c_{max} 则移除该节点及其子节点。修剪过程, 删除节点; 递归删除满足修剪条件的节点及其子节点。移除连接: 从优先队列和树结构中移除相关的连接和父子关系。路径构建中, 路径由两部分组成: B 树到连接节点的路径, A 树到连接节点的路径, 即:

$$\pi_{max} = \pi_A(v) \cup \{(v, x)\} \cup \pi_B(x) \quad (21)$$

其中, $\pi_A(v)$ 是从起点到节点的路径, $\pi_B(x)$ 是从节点到终点的路径。最后进行路径反转, 由于 B 树是从终

点开始构建的, 提取路径时需要反转 B 树的部分。

$$\pi_{max} = \pi_A(v) \cup \{(v, x)\} \cup reverse(\pi_B(x)) \quad (22)$$

3) 多目标路径规划策略

IRRT 算法仅适用于单目标路径规划, 无法通过一次规划实现对多个目标进行跟踪, 为了减少水面船艇在路径规划时的规划次数, 提高工作效率, 提出基于 IRRT 算法的多目标追踪策略。如图 5 所示在多级目标之中分别计算每个目标的优先级, 目标点的优先级是通过计算起点到目标点的欧几里得距离进行评估及排序, 并依次规划每个目标点的路径。

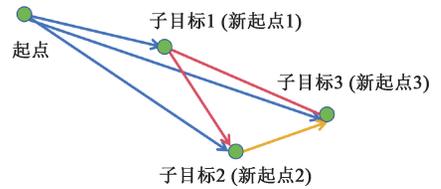


图5 多目标路径规划原则

Fig. 5 The principle of multi-objective path planning

具体原则为: (1) 从起点计算其到每个目标点的子目标代价函数 C_i 。(2) 在计算完全部目标与起点的代价函数之后, 对多个子代价函数进行排序。(3) 选取优先级高的目标点, 利用双向探索对其进行路径规划。(4) 将(3)选取的目标点作为新的起点, 重新计算其与其余目标点的子代价函数并重新排序, 并进行路径规划。(5) 判断是否到达最后一个目标点, 若是, 则结束搜索。若否, 重复(4)。

3.2 局部动态避障

人工势场法 (artificial potential field, APF) 是一种常用的局部路径规划算法, 其基本思想是将目标点视为具有引力的源点, 障碍物视为具有斥力的源点, 机器人在这两种力的作用下沿着合力方向运动, 从而实现避障和到达目标的目的。根据其起点以及子目标点的限制局部路径规划的空间范围, 根据多次仿真实验效果, 设置引力系数 K_a 和斥力增益系数 η , 考虑动态障碍物以及静态障碍物的影响, 可以有效地实现动态避障。

3.3 最邻近搜索

路径规划算法中 KD 树作为一种高效的多维数据结构广泛用于最近邻搜索和范围查询等任务^[22]。

KD 树可通过在不同维度上递归地分割空间, 将数据点分布到树的不同节点上。

1) 节点初始化: 将起点和终点节点分别加入 E 和 H 树。优先队列: 初始化用于管理边 (qe) 和顶点 (qv) 的优先队列。KD 树构建包含起点和终点的 KD 树, 用于高效的近邻搜索。设置初始最佳路径成本为无穷大。2) 主循环: 从 qe 中提取最低成本的边。如果该边成本超过当

前已知的最佳成本,跳过此边,继续下一代。如果边无碰撞,连接两树。如果成功连接,更新最佳路径成本和路径。在一定半径内查找附近的采样点和树中的顶点。根据边插入条件,将符合条件的边加入 qe 。基于当前最佳成本,移除无法提供更优路径的节点和边,提高算法效率。为了高效地查找与当前节点最近的邻居,使用 KD 树,在对数时间复杂度内执行最近邻搜索。

$$N(P) = \operatorname{argmin}_{Q \in T} \|P - Q\| \quad (23)$$

查询半径内的邻居,给定点 P 和半径 r ,查找 $\{T\}$ 中所有距离 P 不超过 r 的点。

$$N(P, r) = \{Q \in T \mid \|P - Q\| \leq r\} \quad (24)$$

为了加速最近邻搜索,每当新增一定数量的节点后重建 KD 树,确保搜索效率。构建过程为:在根节点处选择第 1 个维度(如 x 轴)作为分割维度;在其子节点处选择下一个维度(如 y 轴),以此类推,形成维度轮换。

3.4 优化路径

在路径规划算法中,生成一条平滑且可行的路径对于确保导航系统的有效性和可靠性至关重要。为了优化初步生成的路径,引入了自适应 B 样条曲线^[23]。通过计算路径的曲率、自适应选择控制点、生成 B 样条曲线以及动态调整控制点以避免障碍物,实现路径的平滑化与优化。

1) 曲率计算

路径的曲率是衡量路径弯曲程度的关键指标^[24-26]。通过计算路径中每个点的曲率,可以识别出高曲率区域,这些区域通常需要更多的控制点以确保路径的平滑性和可行性。具体步骤为:(1) 向量计算:对于路径中的每 3 个连续点,计算前一段和后一段的向量。(2) 角度变化:通过计算这两段向量之间的角度变化,确定路径在该点的曲率。(3) 标准化:将角度变化标准化到区间 $[-\pi, \pi]$ 以确保曲率计算的准确性。(4) 曲率值:曲率值通过角度变化除以相邻点之间的距离得到,首尾点的曲率值设为 0,以确保曲率计算的准确性。

曲率用于衡量路径的弯曲程度,帮助识别转弯点,选择适当的控制点进行平滑,公式为:

$$\kappa_i = \frac{\Delta\theta_i}{P_{i-1} - P_{i+1}} \quad (25)$$

其中, $\Delta\theta$ 为 P_{i-1} 与节点 P_{i+1} 前后向量的角度变化, $P_{i-1} - P_{i+1}$ 为节点 P_{i-1} 与节点 P_{i+1} 之间的距离。

2) 控制点自适应选择

选择正确的控制点对于生成平滑的 B 样条曲线非常重要。具体步骤为:(1) 起始控制点:路径的起点作为第 1 个控制点。(2) 路径遍历:逐点扫描路径,根据曲率值和相邻控制点之间的距离决定是否插入新的控制点。(3) 结束控制点:确保路径的终点作为最后一个控制点,保证路径的连续性。

基于曲率和距离阈值,自适应地选择 B 样条的控制点,以实现路径的平滑。

3) B 样条曲线生成

确定了控制点之后下一步是生成 B 样条曲线。B 样条曲线以其高度的平滑性和灵活的形状调整能力,十分适合应用于路径优化中。首先进行 B 样条参数化通过参数化生成 B 样条曲线。

$$\pi_r(u) = \sum_{i=0}^n N_{i,k}(u) P_i \quad (26)$$

其中, u 为参数,范围在 $0 \sim 1$ 之间, $N_{i,k}(u)$ 为基函数, k 为 B 样条的阶数,数值为 3,即三次 B 样条, P_i 为控制点。

4) 动态控制点调整

B 样条曲线虽然具有较好的平滑性,但在复杂环境中生成的路径可能会与障碍物发生碰撞。为保证路径的可行性,需动态调整控制点的位置以避免与障碍物相交。具体步骤为:(1) 碰撞检测:遍历曲线上的所有点,检查是否与任何膨胀后的障碍物相交。(2) 识别碰撞点:如果检测到碰撞,找到与碰撞点最近的控制点。(3) 计算偏移方向:根据相邻控制点的方向,计算一个垂直于曲线的偏移向量。(4) 更新控制点:将控制点沿着偏移方向移动,确保它不再处于障碍物内。(5) 路径重新生成:基于新的控制点重新生成 B 样条曲线,并重复碰撞检测,直到路径没有碰撞或达到最大调整次数。

3.5 伪代码

整体算法流程如算法 1 所示。

算法 1 改进 IRRT* 算法的伪代码

```

1  函数 IRRTStar( Map, maxIterations)
2  initialize Map 和 IRRT* 结构
3  bestCost = 无穷大
4  bestPath = 空
5  queue = 空队列
6
7  对于每次迭代,从 1 到 maxIterations,执行以下操作:
8  if 队列不为空:
9      ( $v, x$ ) = 从队列中提取具有最低成本的边
10     if  $\operatorname{cost}(v, x) > \operatorname{bestCost}$ , 则跳过本次迭代
11     if ( $v, x$ ) 无碰撞:
12         用边 ( $v, x$ ) 连接 Atree 和 Btree
13         if  $\operatorname{cost}(v, x)$  改善了 bestCost:
14             update bestCost 为  $\operatorname{cost}(v, x)$ 
15             update bestPath 为更新后的路径 ( $v, x$ )
16     otherwise:
17         采样新点
18         将边插入队列
19

```

```

20 从  $qv$  中提取具有最低成本的顶点
21 nearbySamples = 查找附近的样本
22 对每个 nearbySamples 中的样本,执行以下操作:
23     if 满足边插入条件( $vertex, sample$ ):
24         将边 ( $vertex, sample$ ) 添加到队列
25
26
27 nearbyTreeVertices = 查找附近的树顶点
28 对每个 nearbyTreeVertices 中的顶点,执行以下操作:
29     if 满足边插入条件( $vertex, v$ ):
30         将边 ( $vertex, v$ ) 添加到队列
31
32 based on bestCost 修剪树
33
34 if 当前迭代次数是重建间隔的倍数,执行:
35     重建 KD 树
36
37 if bestPath 不为空,则返回 bestPath
38 otherwise,返回 "失败"
39
40 end
    
```

引入自适应 B 样条曲线对路径进行优化,通过曲率计算、自适应控制点选择、B 样条曲线生成、动态控制点调整等方法,大大提高了路径的平滑度,避障能力也得到了提高。该方法不仅优化了路径的整体形状、减少了路径中的急转弯,而且保证了路径即使在复杂的环境下也能保持稳定。

4 改进 IRRT* 算法仿真与分析

4.1 实验设计

为了验证在动态环境下提出的改进算法的有效性与优越性,设计了 3 个实验,分别在 3 类场景地图与实际环境中进行算法的效果测试,引入 RRT* 算法、RRT-Connect

算法、IRRT 算法,累计测试 30 次。对比平均规划时间、路径规划长度、碰撞次数与路径转弯次数^[27-29],验证所改进方法的可行性。仿真实验环境在 PyCharm2022.3 平台进行,计算机配置为 Windows 11 操作系统,处理器为 i7-6700,主频为 3.40 GHz,运行内存为 32 G。

采用的仿真地图场景地图如图 6 所示,表 1 为两种地图的环境配置,场景地图 1 中的地图尺寸大小为 80 m×80 m,障碍物总数为 30,图 2 中的地图尺寸大小为 800 m×800 m,障碍物总数为 23,在地图中,“○”表示起点,“*”表示终点。

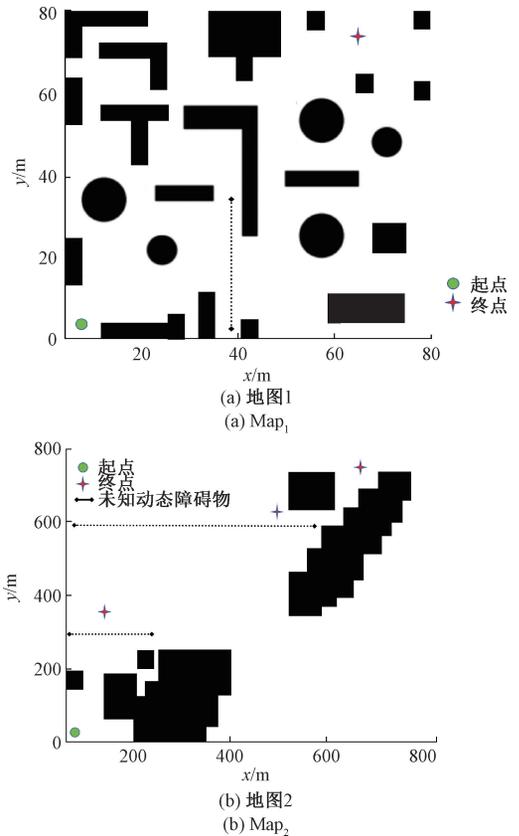


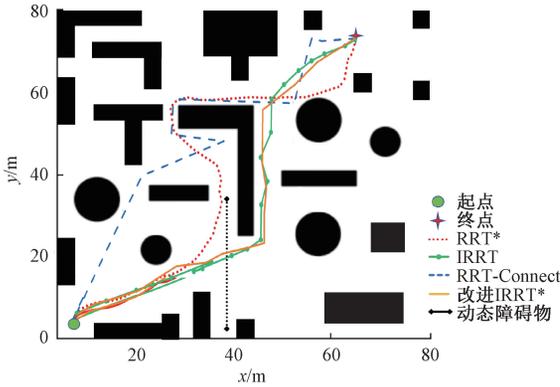
图 6 两种场景地图
Fig. 6 Two scene maps

表 1 环境配置
Table 1 Environment configuration

场景地图	尺寸大小	障碍物类型及数量	起始位置	目标位置	最大迭代次数	障碍物与船体体积膨胀系数
Map ₁	80 m×80 m	矩形:25;圆形:5	(3,3)	(68,72)	300	0.8,0.8
Map ₂	800 m×800 m	矩形:23	(1,1)	(530,610) (640,780)	400	0.8,0.8

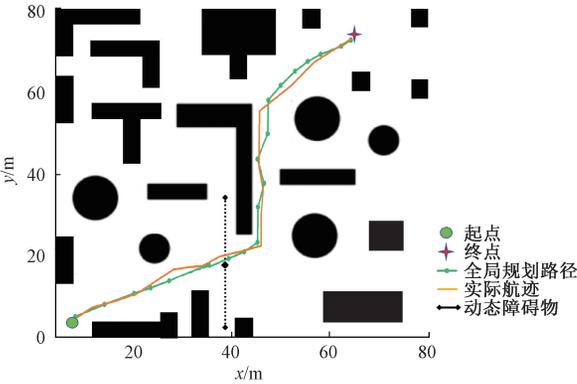
4.2 单目标动态障碍物仿真实验

在4.1节仿真环境下进行30次仿真实验,4类算法的路径规划结果如图7所示。



(a) 单目标动态障碍物算法效果对比

(a) Comparison of the effects of single-target dynamic obstacle algorithms



(b) 改进算法遭遇动态障碍物避让情况

(b) Improve the obstacle avoidance situation when the algorithm encounters dynamic obstacles

图7 改进后的IRRT*仿真实验结果

Fig.7 Simulation results of improved IRRT* algorithm

如图7所示,通过复杂环境地图下(图7(a))的水面船艇路径规划仿真实验可知:4种不同的算法皆可在规定的仿真实验条件下完成路径规划。该研究设置的复杂地图分别代表了水面船艇在实际环境中可能会遇到的情况,在地图1障碍物夹击情况下,IRRT算法与改进后的IRRT*算法可以以较快的速度突围出来,且轨迹区直平滑,符合水面船艇的实际航行轨迹。但RRT*算法与RRT-Connect算法在前期突围过程中经过了多次路径变化,如RRT*算法规划的路径出现较多转弯,效果较差。较优路径实际需要经过动态障碍物,为了找到较优路径实际需要解决在前期在经过动态障碍物时的避碰问题,从图7(a)中可知RRT*与RRT-Connect算法未能从中找到较优路径,因为未经理过动态障碍物。另外IRRT算法虽能找到最优路径,但出现与动态障碍物碰撞的情况,影响航行安全,但是改进后的IRRT*算法则展现出更强的

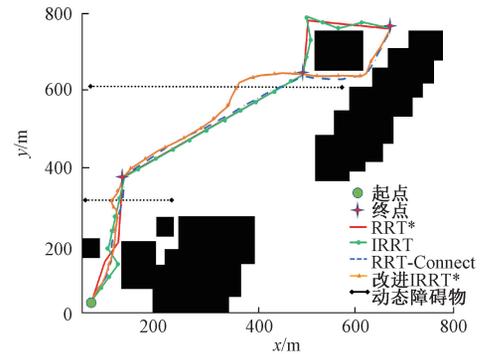
规划与避碰能力,其前期规划路径未出现转弯,路径最优。整体而言,改进后的IRRT*算法展现出了最优的路径规划能力。如表2所示,在地图1中,相比于RRT*、RRT-Connect、IRRT算法,改进后的算法在平均时间上分别减少了66%、65%、76%,在规划的路径长度方面减少了13%、15%、1%,在碰撞次数方面为0碰撞,在路径转弯次数方面分别减少了86%、90%、90%。

表2 单目标动态障碍物环境仿真结果
Table 2 Simulation results in an environment with a single moving obstacle

地图	算法	平均计算时间/s	路径长度/m	碰撞次数	路径转弯次数
Map ₁	RRT*	9.97	148.6	0	18
	RRT-CONNECT	9.84	151.2	0	17
	IRRT	14.24	130.4	1	9
	改进IRRT*	3.36	128.6	0	4

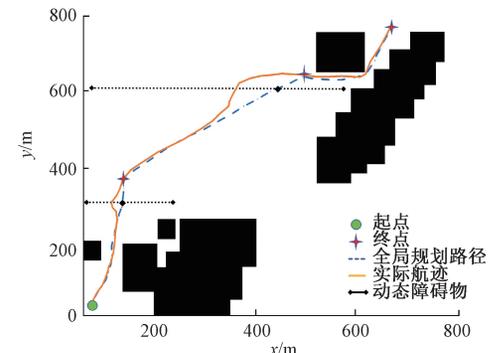
4.3 多目标动态障碍物仿真实验

如图8和表3所示为改进算法及对比算法在多目标动态障碍物地图中的路径规划结果。



(a) 算法对比

(a) Algorithm comparison



(b) 避开障碍物

(b) Avoid obstacles

图8 多目标障碍物仿真实验结果

Fig.8 Simulation results of multi-objective obstacles

表3 多目标动态障碍物仿真结果

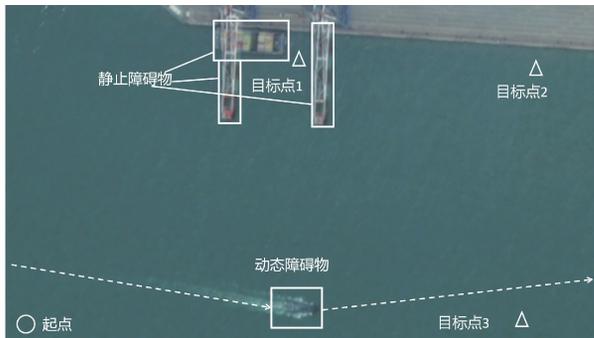
Table 3 Simulation results

地图	算法	平均计算时间/s	路径长度/m	碰撞次数	路径转弯次数
Map ₁	RRT*	9.57	1 305.09	2	18
	RRT-CONNECT	9.24	1 345.11	2	17
	IRRT	16.24	1 190.31	2	2
	改进IRRT*	4.88	1 195.46	0	2

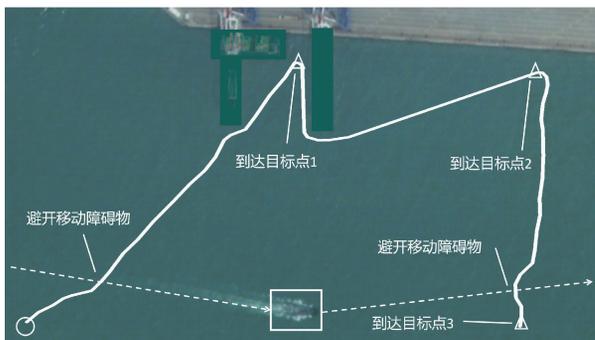
在该地图中设置了两个动态障碍物,结果表明,改进后的算法可以有效躲避障碍物,在平均计算时间方面,改进后的算法相比于RRT*算法、RRT-Connect算法、IRRT算法,分别提升了49%、47%、70%。在最优路径的长度方面提升较少。在碰撞次数方面,依旧为0碰撞,有效保证了航行的安全性。

4.4 实际海域实验

择厦门某日近海实际水域情况进行实验,实验结果如图9所示。



(a) 海域说明
(a) Illustrative map of the sea area



(b) 航行结果
(b) Voyage results

图9 实际实验结果

Fig. 9 Actual experimental results

其中图9(a)为海域情况说明,将全部的障碍物分为静止障碍物与动态障碍物,静止障碍物轮廓未知用方形障碍物代表,为了验证改进算法的实用性,给予测试船舶

一定的均匀速度与航向角^[30],分别选取海域某两处为起点、终点,动态障碍物的航行路线结合当日该船的自动识别系统(automatic identification system, AIS)航行数据。图9(b)为改进算法的测试路径规划结果,结果显示,为避开障碍物,船舶首先进行初始的航向角调整,到达目标点1,并成功通过了狭窄环境,抵达目标点2,并再次避开移动障碍物,抵达目标点3。

5 结论

针对水面船艇路径规划问题,提出了一种改进的IRRT*算法,旨在提高路径规划的效率和质量,通过引入代价函数,确保路径符合水面船艇的运动学特性。引入双向探索机制,算法有效缩小了搜索空间,加快了搜索速度,显著提高了路径规划的性能。考虑到多目标搜索问题,进行不同目标分级搜索,结合动态KD树最邻近搜索,算法优化了最近邻搜索过程,进一步提升了搜索效率。此外,自适应B样条曲线优化轨迹的应用,使得规划路径在满足水面船艇运动规律的同时,更加平滑且避障能力更强。

仿真实验和实际海域测试的结果表明,改进后的IRRT*算法在平均计算时间、路径长度、搜索节点数和路径转弯次数等关键指标上均优于RRT*、RRT-Connect和IRRT算法,充分验证了改进算法在复杂水域环境中的有效性和优越性。

总体而言,本研究为水面船艇的路径规划提供了一种新的、有效的解决方案,对于推动水面船艇自主航行技术的发展具有重要意义,未来预计开展多水面船艇在复杂环境下的集群控制等更深入研究。

参考文献

- [1] 霍凤财,迟金,黄梓健,等. 移动机器人路径规划算法综述[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2018, 36(6): 639-647.
HUO F C, CHI J, HUANG Z J, et al. Overview of path planning algorithms for mobile robots[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2018, 36(6): 639-647.
- [2] 白明恩,江明哲,徐笑锋,等. 基于双向搜索的改进蚁群算法的船舶路径规划[J]. 中国航海, 2022, 45(3): 13-20.
BAI X EN, JIANG M ZH, XU X F, et al. Improved ant colony algorithm for ship path planning based on bidirectional search[J]. China Navigation, 2022, 45(3): 13-20.
- [3] 随博文,黄志坚. 基于改进A*算法的水面无人艇路径规划[J]. 舰船科学技术, 2019, 41(23): 162-166.

- SUI B W, HUANG ZH J. Path planning of unmanned surface vehicle based on improved A* algorithm [J]. *Ship Science and Technology*, 2019, 41(23):162-166.
- [4] BAI X, JIANG H K, CUI J J, et al. UAV path planning based on improved A* and DWA algorithms [J]. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2021, 2021(4):4511252.
- [5] ROSTAMI S M H, SANGAIAH A K, WANG J, et al. Obstacle avoidance of mobile robots using modified artificial potential field algorithm [J]. *Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking*, 2019, 2019: 838-856.
- [6] 谢赛宝,刘春阳,陈帆,等. 基于视觉的自主机器人障碍识别与路径规划[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(12):185-192.
- XIE S B, LIU CH Y, CHEN F, et al. Vision-based autonomous robot obstacle recognition and path planning [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(12):185-192.
- [7] 纪苏宁,曹景胜,刘世江,等. 基于改进人工势场法的避障路径规划研究[J]. *现代电子技术*, 2025, 48(1): 117-122.
- JI S N, CAO J SH, LIU SH J, et al. Obstacle avoidance path planning research based on improved artificial potential field method [J]. *Modern Electronic Technology*, 2025, 48(1):117-122.
- [8] 程擎,彭源铭. 基于改进动态窗口法的低噪声离场航迹规划研究[J/OL]. *航空工程进展*, 1-9[2025-01-31].
- CHENG Q, PENG Y M. Research on low-noise departure trajectory planning based on improved dynamic window method [J/OL]. *Advances in Aeronautical Engineering*, 1-9[2025-01-31].
- [9] 王兆宏,李刚,王浩. 基于改进 RRT* 的无人摆渡车泊车路径规划[J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2024, 38(10):63-70.
- WANG ZH H, LI G, WANG H. Parking path planning for unmanned shuttle vehicle based on improved RRT* [J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2024, 38(10):63-70.
- [10] 王梦桥,刘二林. 基于改进双向 RRT 算法的无人机航迹规划(英文)[J/OL]. *Journal of Measurement Science and Instrumentation*, 1-9[2024-12-19].
- WANG M Q, LIU ER L. UAV trajectory planning based on improved bidirectional RRT algorithm (in English)[J/OL]. *Journal of Measurement Science and Instrumentation*, 1-9 [2024-12-19].
- [11] HUANG ZH, CHEN H Y, POHOVER J, et al. Neural informed RRT*: Learning-based path planning with point cloud state representations under admissible ellipsoidal constraints [C]. *2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2024:8742-8748.
- [12] DAI J, LI D F, ZHAO J W, et al. Autonomous navigation of robots based on the improved informed - RRT* algorithm and DWA [J]. *Journal of Robotics*, 2022, 2022(1):3477265.
- [13] 孙岩霆,王荣杰,蒋德松. 融合 A* 与 DWA 算法的水面船艇动态路径规划[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(1):301-310.
- SUN Y T, WANG R J, JIANG D S. Dynamic path planning for surface vessels based on the fusion of A* and DWA algorithms [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(1):301-310.
- [14] 林硕,金恒江,韩忠华,等. 随机地图下改进 A* 路径规划算法研究[J]. *制造技术与机床*, 2025(2):43-47.
- LIN SH, JIN H J, HAN ZH H, et al. Research on improved A* path planning algorithm under random maps [J]. *Manufacturing Technology & Machine Tools*, 2025(2):43-47.
- [15] 王蛟龙,周洁,高慧,等. 基于局部环境形状特征识别的移动机器人避障方法[J]. *信息与控制*, 2015, 44(1):91-98.
- WANG J L, ZHOU J, GAO H, et al. Obstacle avoidance method for mobile robots based on local environment shape feature recognition [J]. *Information and Control*, 2015, 44(1):91-98.
- [16] 谭韬,王丽铮,张伟. 船舶能耗模型构建及清洁能源适用性分析[J]. *舰船科学技术*, 2023, 45(1):135-140.
- TAN T, WANG L ZH, ZHANG W. Construction of ship energy consumption model and analysis of clean energy applicability [J]. *Ship Science and Technology*, 2023, 45(1):135-140.
- [17] 吴跃高,俞万能,曾广森,等. 融合拼接注意力机制的船舶轨迹预测方法[J/OL]. *控制理论与应用*, 1-9 [2024-12-19].
- WU Y G, YU W N, ZENG G M, et al. Ship trajectory prediction method based on fusion of stitching attention mechanism [J/OL]. *Control Theory and Applications*, 1-9[2024-12-19].
- [18] 王志特,罗丽平,廖义奎,等. 适合复杂环境的改进 A* 路径规划算法[J]. *广西大学学报(自然科学版)*, 2024, 49(5):1099-1111.
- WANG ZH T, LUO L P, LIAO Y K, et al. Improved A* path planning algorithm suitable for complex environments [J]. *Journal of Guangxi University (Natural Science Edition)*, 2024, 49(5):1099-1111.
- [19] 刘文倩,单梁,张伟龙,等. 复杂环境下基于改进

- Informed RRT 的无人机路径规划算法[J]. 上海交通大学学报,2024,58(4):511-524.
- LIU W Q, SHAN L, ZHANG W L, et al. UAV path planning algorithm based on improved Informed RRT in complex environments[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2024,58(4):511-524.
- [20] 杨振舰,庄亚楠,陈亚东. 基于 BIM 和改进 RRT 算法的建筑机器人路径规划[J]. 实验技术与管理,2024,41(2):31-42.
- YANG ZH J, ZHUANG Y N, CHEN Y D. Path planning of construction robots based on BIM and improved RRT algorithm [J]. Experimental Technology and Management, 2024,41(2):31-42.
- [21] 刘文浩,余胜东,吴鸿源,等. 基于改进 APF-QRRT* 策略的移动机器人路径规划[J]. 电光与控制,2025,32(1):21-26,33.
- LIU W H, YU SH D, WU H Y, et al. Path planning of mobile robots based on improved APF-QRRT* strategy[J]. Electro-Optical and Control, 2025,32(1):21-26,33.
- [22] 顾秋逸,李大鹏. 基于改进 RRT 算法的无人机路径规划[J]. 无线电通信技术,2024,50(6):1184-1191.
- GU Q Y, LI D P. UAV path planning based on improved RRT algorithm [J]. Radio Communication Technology, 2024,50(6):1184-1191.
- [23] 梁秀满,刘子良,刘振东. 基于深度强化学习的改进 RRT 算法路径规划 [J/OL]. 系统仿真学报,1-12 [2024-12-19].
- LIANG X M, LIU Z L, LIU ZH D. Path planning based on improved RRT algorithm with deep reinforcement learning [J/OL]. Journal of System Simulation, 1-12 [2024-12-19].
- [24] 孟文龙,濮彦博,龚亚. 未知环境下融合局部-全局策略的 AUV 路径规划 [J/OL]. 系统仿真学报,1-14 [2024-12-19].
- MENG W L, PU Y B, GONG Y. AUV path planning with integrated local-global strategy in unknown environments [J/OL]. Journal of System Simulation, 1-14 [2024-12-19].
- [25] 王国林,于映. 改进的 DBSCAN 算法在室内多扩展目标跟踪中的研究[J]. 电子设计工程,2024,32(8):139-143.
- WANG G L, YU Y. Research on improved DBSCAN algorithm in indoor multi-extended target tracking [J]. Electronic Design Engineering, 2024,32(8):139-143.
- [26] 李婷,杨海斌,王鸿辉. 基于无限圆逼近曲线的道路特征点提取算法仿真研究[J]. 机械与电子,2017,35(7):8-11.
- LI T, YANG H B, WANG H H. Simulation study of road feature point extraction algorithm based on infinite circle approximation curve [J]. Machinery and Electronics, 2017,35(7):8-11.
- [27] 苏湘粤,李永胜,朱永进. 多策略增强型蛇优化器的避障路径规划[J]. 电子测量技术,2024,47(16):174-184.
- SU X Y, LI Y SH, ZHU Y J. Obstacle avoidance path planning using multi-strategy enhanced snake optimizer[J]. Electronic Measurement Technology, 2024,47(16):174-184.
- [28] 姜媛媛,李林,朱文昌. 基于 ISMA 的多点遍历路径规划方法[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(3):202-210.
- JIANG Y Y, LI L, ZHU W CH. Multi-point traversal path planning method based on ISMA [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023,37(3):202-210.
- [29] 伞红军,杨晓园,陈久朋,等. 基于拟水流算法在移动机器人路径规划中的应用[J]. 仪器仪表学报,2024,45(7):263-278.
- SAN H J, YANG X Y, CHEN J P, et al. Application of the pseudo-water flow algorithm in mobile robot path planning [J]. Journal of Instrumentation and Measurement, 2024,45(7):263-278.
- [30] 李鹏程,周运国,杨国卿. 基于深度 Q 网络的海上环境智能路径规划[J]. 电子测量技术,2024,47(5):77-84.
- LI P CH, ZHOU Y G, YANG G Q. Intelligent path planning for maritime environments based on deep Q-network [J]. Electronic Measurement Technology, 2024,47(5):77-84.

作者简介



于豪,现为集美大学本科生,主要研究方向为智能船舶及其控制。

E-mail: yuhao@jmu.edu.cn

Yu Hao is currently an undergraduate student at Jimei University. His main research direction is intelligent ships and their control.



崔奕山(通信作者),2008年在东南大学获得博士学位,现为智邦机器人科技有限公司工程师,主要研究方向为机器人智能控制方面。

E-mail: 19153083670@163.com

Cui Yishan (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Southeast University in 2008. Now he is an engineer of Zhibang Robot Technology Co., Ltd.. His main research direction is robot intelligent control.