

基于能效优化的差分驱动无人艇 NMPC 轨迹跟踪控制方法

王 槲, 张贞凯[†]

(江苏科技大学 海洋学院, 镇江 212003)

摘要: 针对差分驱动无人艇轨迹跟踪中存在的轨迹复杂、跟踪困难及能耗高的问题, 本文提出了一种轨迹优化与跟踪一体化的分层控制框架. 上层基于安全域约束的贝塞尔轨迹优化方法对参考路径进行拟合与平滑化, 以保证轨迹的可行性与连续性. 下层在改进的非线性模型预测控制算法中引入择优参考策略, 将轨迹高度离散化后, 在动力学可达范围内选取超出预测步长的候选点, 构建参考点索引集合, 并通过滚动优化求解最优参考点序列, 从而降低轨迹跟踪能量消耗, 同时, 引入了状态观测器用于补偿海浪扰动. 仿真结果表明, 所提出的方法能够有效提升轨迹拟合精度与跟踪稳定性, 并在保证控制性能的前提下降低了总体能耗.

关键词: 差分驱动无人艇; 轨迹优化; 贝塞尔曲线; NMPC; 轨迹跟踪

中图分类号: 273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.1140

引用格式: 王槲, 张贞凯. 基于能效优化的差分驱动无人艇 NMPC 轨迹跟踪控制方法 [J]. 控制与决策.

An energy-efficient NMPC trajectory tracking control method for differential-drive unmanned surface vehicles

WANG Shuo, ZHANG Zhenkai[†]

(Jiangsu University of Science and Technology, College of Oceanography, Zhenjiang 212003, China)

Abstract: A hierarchical control framework integrating trajectory optimization and tracking is proposed to address the issues of complex trajectories, tracking difficulties, and high energy consumption in trajectory tracking of differential-driven unmanned surface vehicles. The upper layer employs a Bézier-based trajectory optimization method constrained by safety domains to fit and smooth reference paths, ensuring trajectory feasibility and continuity. In the lower layer, an improved nonlinear model predictive control algorithm incorporates a selective reference strategy: the optimized trajectory is highly discretized, and candidate points beyond the prediction horizon within the kinematically reachable range are selected to form a reference point index set. A rolling optimization process is then applied to solve for the optimal sequence of reference points, thereby reducing trajectory tracking energy consumption. Additionally, a state observer is introduced to compensate for wave disturbances. Simulation results demonstrate that the proposed method effectively improves trajectory fitting accuracy and tracking stability while reducing overall energy consumption without compromising control performance.

Keywords: differential-drive unmanned surface vehicle (USV); trajectory optimization; Bézier curve; NMPC; trajectory tracking

0 引言

随着海洋自主作业需求的增长, 无人水面艇 (Unmanned Surface Vehicle, USV) 作为一种高机动性、低成本、可远程操作的水面平台, 正逐渐成为科研、监测和水上救援等领域的重要工具^[1]. 特别是差分驱动无人艇, 其通过独立控制左右推进器实现航向和速度调节, 结构简单、响应迅速, 能够在狭窄或

复杂水域中灵活机动, 适合执行多样化的自主任务^[2].

在无人艇的自主作业过程中, 运动控制的性能直接影响任务的完成效率与安全性. 轨迹跟踪不仅要求无人艇精确的执行规划路径, 还需要在波浪、风力等干扰下保持稳定航行^[3]. 因此, 轨迹优化作为连接路径规划与实际控制的重要环节, 不仅能够生成平滑、连续的运动参考, 还可以在保证安全的前提下

收稿日期: 2025-11-02; 录用日期: 2026-03-01.

基金项目: 国家自然科学基金 (61871203).

责任编委: 林崇.

[†]通信作者. E-mail: zhangzhenkai@just.edu.cn.

最小化能耗和运动时间,从而延长无人艇的续航能力并提高任务完成率^[4].

此外,优化后的轨迹能够显著降低控制器负担,使路径跟踪控制更加平滑可靠.通过合理设计轨迹参考,差分驱动无人艇可以在不同环境条件下快速适应并实现精确航行,这对于提高自主作业的效率、可靠性和安全性具有重要意义^[5].因此,研究 USV 的轨迹优化与高性能轨迹跟踪控制,是提升 USV 自主航行能力和作业效率的关键基础.

A*、RRT 等路径规划算法在最短路径规划中被广泛应用,其结果多为折线形式,缺乏连续性,难以直接用于 USV 轨迹跟踪.为克服这一问题,研究者将路径规划与 USV 动力学模型相结合,在搜索、采样的过程中加入 USV 动力学约束,使路径具备更好的物理可行性.文献 [6] 提出了一种名为 GIBi-RRT-IDWA 的新型混合动态路径规划算法,该算法将 Bi-RRT 算法与改进的 DWA 算法的局部路径规划能力相结合,通过改进节点扩展技术、改进树扩展以消除冗余,以及改进样本点生成以增强 Bi-RRT 算法,最终获得全局最优轨迹.文献 [7] 针对传统路径规划方法中路径搜索规则脱离 USV 实际操纵性能的问题,提出一种状态预测快速探索随机树 (sp-RRT) 运动规划方法.该方法保留原有 RRT 规则的离散搜索特性,同时加入 USV 运动的连续性.文献 [8] 在使用 A* 算法的过程中,提出一种新的代价函数看,综合考虑碰撞风险和路径与障碍物的距离,其中障碍物碰撞风险基于船舶自身最大航速的约束计算,结果表明改进后的路径具有更高的安全性.

随着优化理论的发展,越来越多的学者转向贝塞尔曲线^[9]、B 样条^[10]、Minimum Snap^[11]、Minimum Jerk^[12] 等可微轨迹形式,通过构建代价函数并引入能耗、平滑度、碰撞距离与时间等约束,实现轨迹的连续优化和高可控性.文献 [13] 提出了一种基于 Minimum Snap 轨迹方法的轨迹,仿真结果表明,所设计的方法缩短了路径长度和计算时间,轨迹成本和轨迹偏差也显著降低.文献 [14] 在 Minimum Snap 中引入安全走廊,解决时间分配不均的问题.增加引导功能,使路径更加接近原始轨迹,保证路径偏差更小.文献 [15] 提出了一种基于分段二次贝塞尔曲线的路径平滑方法,在保真度、连续性、效率和实用性方面均具有优越的性能.

目前的 USV 轨迹跟踪控制算法可分为两类,无模型控制和基于模型的控制算法^[16].在无模型控制算法中,比例-积分-微分 (Proportional-Integral-Derivative, PID) 算法应用最为广泛、通用性最强^[17].

文献 [18] 结合强化学习来动态调整 PID 参数,用于控制 USV 的航向偏差,实现精确的轨迹跟踪.随着人工智能的发展,出现了新的无模型控制算法^[19].如文献 [20] 使用四网络结构组成核心 RL 框架,不断地与自定义环境交互进行训练,仿真结果展示了良好的跟踪性能.

基于模型的控制算法包括动态表面控制算法 (DSC)^[21]、滑模控制算法 (SMC)^[22] 和反步控制算法 (BSC)^[23].这些算法的理论十分完善,但参数模糊导致控制精度差,对模型依赖性强,抗干扰性弱,在解决 USV 这种非线性耦合系统中性能受限.最近的研究表明模型预测控制 (Model Predictive Control, MPC) 在 USV 控制中被广泛应用^[24],文献 [25] 提出了一种基于动态模糊神经网络 (DFNN) 建模的 MPC 路径跟踪方法,在 USV 动力学参数未知的情况下实现运动控制.文献 [26] 结合了改进的人工势场 (IAPF) 和 MPC 技术,提出了一种新颖的同时规划与控制 (SPC) 方法, IAPF 和 MPC 交替工作,驱动 USV 到达预定目标.论文 [27] 设计了一个分数阶代价函数,用分数阶算子代替整数权重因子,提出了一种分数阶模型预测控制 (Fractional-Order Model Predictive Control, FOMPC) 用于 USV 航向控制,仿真结果表明,分数阶模型预测控制在扰动条件下优于传统的整数阶模型预测控制.文献 [28] 结合 Actor-Critic 强化学习策略不断调整模型预测控制器中的状态权重系数,以解决控制参数不优导致的误差增大问题,增强了控制器在各种环境下执行轨迹跟踪任务的适应性.

虽然这些研究在轨迹优化和轨迹跟踪方面产生了良好的效果,但仍存在一些不足和挑战.现有的轨迹优化算法在保证连续性的情况下存在程序复杂,计算成本高,拟合度低的问题.基于 MPC 的轨迹跟踪算法在追求跟踪精度的过程中忽略了能量消耗问题,限制了 USV 在轨迹跟踪过程中的续航水平.

因此,本文引用贝塞尔曲线作为轨迹优化基函数,通过安全域约束控制贝塞尔曲线对原始轨迹进行高度拟合.在轨迹跟踪方面,引入状态观测器来减小海浪扰动产生的影响,提出一种改进的择优参考非线性模型预测控制算法 (Optimal-reference Nonlinear Model Predictive Control, Or-NMPC),将轨迹高度离散化后,择优选择参考点,有效减小 USV 在轨迹跟踪过程中产生的能耗.为轨迹的优化与跟踪提供了一种新的解决方案.本文主要贡献如下:

1. 为降低 USV 在轨迹跟踪过程中的能量消耗和跟踪难度,本文基于 USV 的动力学模型设计一种轨迹优化与跟踪一体化的分层控制框架.

2. 为保证轨迹优化的质量, 将安全域约束与贝塞尔多项式相结合, 改进了一种高度拟合的轨迹优化算法

3. 为减少 USV 轨迹跟踪的能量消耗, 本文提出一种择优参考策略的非线性模型预测控制方法.

本文其余部分如下: 第 1 节介绍了差分驱动无人艇的动力学模型, 海浪扰动的物理模型及状态观测器的设计方案, 最后提出了一种结合安全域思想改进的贝塞尔曲线轨迹优化策略. 第 2 节介绍了改进的 NMPC 算法, 详细阐述了择优参考逻辑和轨迹跟踪过程. 第 3 节进行了轨迹优化和跟踪的仿真实验, 并对实验结果进行分析. 第 4 节总结了本文方法的优势和局限性.

1 相关工作

1.1 差分驱动无人艇动力学模型

差分驱动无人艇是一种由两个螺旋桨进行驱动的小型船舶, 能够实现前进、转向和就地旋转等操作. 差分驱动无人艇模型, 如图 1 所示.

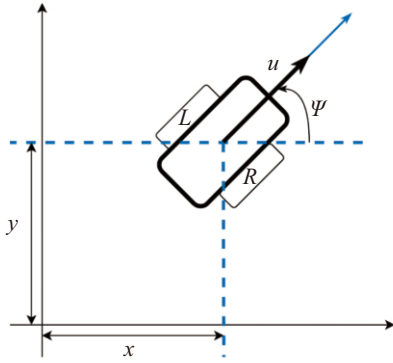


图1 差分驱动无人艇模型图

此动力学状态模型在二维平面内可以表述为:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \psi \\ u \\ r \end{bmatrix}, \mathbf{u} = \begin{bmatrix} T_L \\ T_R \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中 x, y 为质心位置, ψ 为航向角, u 为沿船体纵向速度, r 为偏航角速度, T_L, T_R 为左右螺旋桨推力. 船体沿航向的速度为 u 则在全局坐标下的平移速度由旋转矩阵映射为:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= u \cos \psi \\ \dot{y} &= u \sin \psi. \end{aligned} \quad (2)$$

偏航角速度由螺旋桨产生的转矩控制:

$$\dot{\psi} = r. \quad (3)$$

纵向船体加速度为:

$$\dot{u} = \frac{1}{m}(T_L + T_R - d_u u). \quad (4)$$

d_u 为水动力阻尼系数, m 为船体质量. 偏航角速度由左右螺旋桨的转矩差产生,

$$\dot{r} = \frac{1}{I_z}(k(T_L - T_R) - d_r r) \quad (5)$$

I_z 为偏航转动惯量, k 为转矩分配系数, d_r 为偏航阻尼系数. 将上述连续动力学统写为:

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} u \cos \psi \\ u \sin \psi \\ r \\ \frac{1}{m}(T_L + T_R - d_u u) \\ \frac{1}{I_z}(k(T_R - T_L) - d_r r) \end{bmatrix} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}). \quad (6)$$

1.2 海浪扰动预测与状态观测器设计

USV 在轨迹跟踪过程中不可避免地受到海浪等环境扰动的影响, 该类扰动具有随机性强、难以直接测量等特点, 容易导致船舶速度与位置偏离期望轨迹. 若仅依赖标称动力学模型进行预测, 将降低 NMPC 对未来状态的预测精度, 进而影响控制性能和能耗水平. 因此, 有必要对外部扰动进行在线估计并在控制过程中予以补偿.

海浪扰动通常表现为低频主导、幅值有界的随机信号, 本文将其近似建模为一阶马尔科夫过程 [5]:

$$\begin{aligned} \dot{w}_u(t) &= -\alpha_u w_u(t) + \sigma_u \xi_u(t) \\ \dot{w}_r(t) &= -\alpha_r w_r(t) + \sigma_r \xi_r(t). \end{aligned} \quad (7)$$

其中 α_u, α_r 为扰动衰减系数, σ_u, σ_r 为噪声强度, $\xi(t)$ 为近似白噪声. 将海浪干扰作为状态变量, 定义增广系统:

$$\dot{\mathbf{x}}_a(t) = \mathbf{f}_a(\mathbf{x}_a(t), \mathbf{u}(t)) + \mathbf{G}\xi(t). \quad (8)$$

其中:

$$\mathbf{f}_a(\mathbf{x}_a, \mathbf{u}) = \begin{bmatrix} u \cos \psi \\ u \sin \psi \\ r \\ \frac{1}{m}(T_L + T_R - d_u u + w_u) \\ \frac{1}{I_z}(k(T_R - T_L) - d_r r + w_r) \\ -\alpha_u w_u \\ -\alpha_r w_r \end{bmatrix}, \quad (9)$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ \sigma_u & 0 \\ 0 & \sigma_r \end{bmatrix}, \xi(t) = [\xi_u(t), \xi_r(t)]^T \quad (10)$$

观测方程:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}_a \mathbf{x}_a(t). \quad (11)$$

\mathbf{C}_a 为状态转移矩阵,平衡状态 $\mathbf{f}_a(\mathbf{x}_{a0}, \mathbf{u}_0) = \mathbf{0}$ 下的状态雅可比矩阵 \mathbf{A}_a 为:

$$\mathbf{A}_a = \left. \frac{\partial \mathbf{f}_a}{\partial \mathbf{x}_a} \right|_{(\mathbf{x}_{a0}, \mathbf{u}_0)} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & v_0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{d_u}{m} & 0 & \frac{1}{m} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{d_r}{I_z} & 0 & \frac{1}{I_z} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\alpha_u & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\alpha_r \end{bmatrix}. \quad (12)$$

控制雅可比矩阵 \mathbf{B}_a 为:

$$\mathbf{B}_a = \left. \frac{\partial \mathbf{f}_a}{\partial \mathbf{u}} \right|_{(\mathbf{x}_{a0}, \mathbf{u}_0)} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ \frac{1}{m} & \frac{1}{m} \\ -\frac{k}{I_z} & \frac{k}{I_z} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (13)$$

线性化系统为:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}_a(t) &= \mathbf{A}_a \mathbf{x}_a(t) + \mathbf{B}_a \mathbf{u}(t) + \mathbf{G}\xi(t) \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{C}_a \mathbf{x}_a(t). \end{aligned} \quad (14)$$

设计状态观测器为:

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}}_a(t) = \mathbf{A}_a \hat{\mathbf{x}}_a(t) + \mathbf{B}_a \mathbf{u}(t) + \mathbf{L} [\mathbf{y}(t) - \hat{\mathbf{y}}(t)]. \quad (15)$$

其中:

$$\hat{\mathbf{y}}(t) = \mathbf{C}_a \hat{\mathbf{x}}_a(t), \quad \mathbf{L} \in \mathbb{R}^{7 \times 5}. \quad (16)$$

定义观测误差为:

$$\mathbf{e}(t) = \mathbf{x}_a(t) - \hat{\mathbf{x}}_a(t). \quad (17)$$

动态误差为:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{e}}(t) &= \dot{\mathbf{x}}_a(t) - \dot{\hat{\mathbf{x}}}_a(t) = \\ & \mathbf{A}_a \mathbf{e}(t) - \mathbf{L} [\mathbf{C}_a \mathbf{x}_a - \mathbf{C}_a \hat{\mathbf{x}}_a] + \mathbf{G}\xi = \\ & (\mathbf{A}_a - \mathbf{L}) \mathbf{e}(t) + \mathbf{G}\xi(t). \end{aligned} \quad (18)$$

控制时域长度 T_s 内,离散时间系统:

$$\mathbf{x}[k+1] = \Phi \mathbf{x}[k] + \Gamma \mathbf{u}[k] + \mathbf{w}[k]. \quad (19)$$

其中:

$$\begin{aligned} \Phi &= e^{A T_s} \approx \mathbf{I} + \mathbf{A}_a T_s + \frac{(\mathbf{A}_a T_s)^2}{2} \\ \Gamma &= \int_0^{T_s} e^{A \tau} \mathbf{B}_a d\tau \approx \mathbf{B}_a T_s + \frac{\mathbf{A}_a \mathbf{B}_a T_s^2}{2} \end{aligned} \quad (20)$$

离散时间观测器:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}[k+1] &= \Phi \hat{\mathbf{x}}[k] + \Gamma \mathbf{u}[k] + \mathbf{L}_d (\mathbf{y}[k] - \hat{\mathbf{x}}[k]) = \\ & (\Phi - \mathbf{L}_d) \hat{\mathbf{x}}[k] + \Gamma \mathbf{u}[k] + \mathbf{L}_d \mathbf{y}[k]. \end{aligned} \quad (21)$$

通过观测器获得干扰估计:

$$\hat{w}_u = \hat{x}_6, \quad \hat{w}_r = \hat{x}_7. \quad (22)$$

根据公式(9)计算补偿推力:

$$\begin{aligned} \Delta T_L &= -\frac{\hat{w}_u}{2} - \frac{\hat{w}_r I_z}{2k} \\ \Delta T_R &= -\frac{\hat{w}_u}{2} + \frac{\hat{w}_r I_z}{2k} \end{aligned} \quad (23)$$

1.3 贝塞尔曲线拟合优化

现有的完备性轨迹规划算法所产生的轨迹是由若干段直线组成的非光滑折线,对于这种轨迹,差分驱动无人艇是无法实现轨迹跟踪的,针对这一问题,本文引入贝塞尔曲线用于轨迹拟合.贝塞尔曲线广泛应用于轨迹规划和轨迹优化,其中心思想是通过若干控制点 $\mathbf{C} = \{\mathbf{C}_k \in \mathbb{R}^2, k = 0, \dots, n\}$ 来定义一条光滑曲线,通过控制点形成凸包约束,实现轨迹平滑.设原始轨迹离散点集为:

$$\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^2, i = 0, \dots, m\}. \quad (24)$$

贝塞尔曲线的参数定义式为:

$$\mathbf{B}(t) = \sum_{k=0}^n b_k^{(n)}(t) \mathbf{C}_k, \quad t \in [0, 1]. \quad (25)$$

令控制点 \mathbf{C} 为优化变量,在参数 t_i 处定义拟合误差为:

$$\mathbf{e}_i(\mathbf{C}) = \mathbf{B}(t_i) - \mathbf{p}_i = \mathbf{A}_i \mathbf{C} - \mathbf{p}_i. \quad (26)$$

其中 \mathbf{A}_i 为Bernstein基函数矩阵的第 i 行.引入安全域范围 $\delta \geq 0$,优化问题可以表述为:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{C}} J(\mathbf{C}) &= \sum_{i=1}^m \|\mathbf{A}_i \mathbf{C} - \mathbf{p}_i\|^2 \\ \text{s.t. } g_i(\mathbf{C}) &= \|\mathbf{A}_i \mathbf{C} - \mathbf{p}_i\|^2 - \delta^2 \leq 0 \end{aligned} \quad (27)$$

为每个约束引入拉格朗日乘子 $\lambda_i \geq 0$,构造拉格朗日函数:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{C}, \boldsymbol{\lambda}) &= \sum_{i=1}^m \|\mathbf{A}_i \mathbf{C} - \mathbf{p}_i\|^2 + \\ & \sum_{i=1}^m \lambda_i (\|\mathbf{A}_i \mathbf{C} - \mathbf{p}_i\|^2 - \delta^2). \end{aligned} \quad (28)$$

整理得:

$$\mathcal{L} = \sum_{i=1}^m (1 + \lambda_i) \|\mathbf{A}_i \mathbf{C} - \mathbf{p}_i\|^2 - \sum_{i=1}^m \lambda_i \delta^2. \quad (29)$$

最优解 $(\mathbf{C}^*, \boldsymbol{\lambda}^*)$ 需满足:

$$\nabla_{\mathbf{C}} \mathcal{L}(\mathbf{C}^*, \boldsymbol{\lambda}^*) = \mathbf{0}. \quad (30)$$

即:

$$\sum_{i=1}^m (1 + \lambda_i^*) \mathbf{A}_i^T (\mathbf{A}_i \mathbf{C}^* - \mathbf{p}_i) = \mathbf{0}. \quad (31)$$

可将其写为加权最小二乘形式:

$$\left(\sum_{i=1}^m (1 + \lambda_i^*) \mathbf{A}_i^T \mathbf{A}_i \right) \mathbf{C}^* = \sum_{i=1}^m (1 + \lambda_i^*) \mathbf{A}_i^T \mathbf{p}_i. \quad (32)$$

整理得:

$$\mathbf{C}^* = \left(\sum_{i=1}^m (1 + \lambda_i^*) \mathbf{A}_i^T \mathbf{A}_i \right)^{-1} \sum_{i=1}^m (1 + \lambda_i^*) \mathbf{A}_i^T \mathbf{p}_i. \quad (33)$$

2 择优参考的非线性模型预测控制方法

USV 在轨迹跟踪任务中具有显著的非线性动力学特性, 其控制输入、外界扰动与状态之间存在物理约束. 在本研究中, 为实现 USV 沿轨迹高精度跟踪, 同时考虑速度平顺性与能耗优化, 引入 NMPC 算法^[30]. NMPC 通过预测未来 N 时刻内的状态并优化控制输入, 使船舶状态沿参考轨迹收敛, 同时满足动力学约束与操作约束. USV 的连续动力学模型由公式 (6) 给出, 在控制时域长度 T_s 内, 进行 4 阶 Runge-Kutta 离散化:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) = \mathbf{x}_k + \frac{T_s}{6} (\mathbf{k}_1 + 2\mathbf{k}_2 + 2\mathbf{k}_3 + \mathbf{k}_4) \quad (34)$$

其中,

$$\begin{aligned} \mathbf{k}_1 &= \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) \\ \mathbf{k}_2 &= \mathbf{f}\left(\mathbf{x}_k + \frac{T_s}{2} \mathbf{k}_1, \mathbf{u}_k\right) \\ \mathbf{k}_3 &= \mathbf{f}\left(\mathbf{x}_k + \frac{T_s}{2} \mathbf{k}_2, \mathbf{u}_k\right) \\ \mathbf{k}_4 &= \mathbf{f}(\mathbf{x}_k + T_s \mathbf{k}_3, \mathbf{u}_k) \end{aligned} \quad (35)$$

$\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k$ 分别为系统状态和控制, 则在预测时域长度 N 内的状态与控制离散化序列可以写为:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{k+1} \\ \mathbf{x}_{k+2} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{k+N} \end{bmatrix}, \mathbf{U} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_k \\ \mathbf{u}_{k+1} \\ \vdots \\ \mathbf{u}_{k+N-1} \end{bmatrix}. \quad (36)$$

本文在轨迹跟踪过程中设计了一种择优参考策略, 将参考轨迹高度离散化后, 选择合适的离散点作为参考点, USV 在当前状态下的动力学可达长度为 M , 且 $M \geq N$, 在动力学可达范围内构建候选点集合:

$$\{\mathbf{s}_j\}_{j=1}^M, \mathbf{s}_j \in \mathbb{R}^2. \quad (37)$$

在 M 个候选点中选择 N 个点作为参考点, 组成选取索引集合:

$$\mathbf{S} = \{\mathbf{X}_{\text{ref}}^1, \mathbf{X}_{\text{ref}}^2, \dots, \mathbf{X}_{\text{ref}}^i\}, i = \frac{N!}{M!(N-M)!}. \quad (38)$$

NMPC 的目标是使得状态序列 \mathbf{X} 接近轨迹参考序列 \mathbf{X}_{ref} :

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{k+1}^{\text{ref}} \\ \mathbf{x}_{k+2}^{\text{ref}} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{k+N}^{\text{ref}} \end{bmatrix} \quad (39)$$

优化问题可以表示为:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{U}} J(\mathbf{X}, \mathbf{U}) &= \sum_{k=0}^{N-1} \ell(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + V_f(\mathbf{x}_k^{\text{ref}}) \\ \text{s.t. } \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{F}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k), k = 0, \dots, N-1 \\ \mathbf{u}_{\min} &\leq \mathbf{u}_k \leq \mathbf{u}_{\max}, k = 0, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (40)$$

成本函数为:

$$\ell(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) = (\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^{\text{ref}})^T \mathbf{Q} (\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^{\text{ref}}) + \mathbf{u}_k^T \mathbf{R} \mathbf{u}_k, \quad (41)$$

$$V_f(\mathbf{x}_k^{\text{ref}}) = (\mathbf{x}_{k+1}^{\text{ref}} - \mathbf{x}_k^{\text{ref}})^T \mathbf{P} (\mathbf{x}_{k+1}^{\text{ref}} - \mathbf{x}_k^{\text{ref}}). \quad (42)$$

其中 \mathbf{Q} 为状态权重矩阵, 控制 USV 轨迹跟踪精度, \mathbf{R} 为控制输入权重矩阵, 控制 USV 能效优化, \mathbf{P} 为激励权重矩阵, 避免 USV 因能效优化而降低速度, 使参考点沿轨迹覆盖尽可能远.

在参考序列 \mathbf{X}_{ref} 下 $V_f(\mathbf{x}_k^{\text{ref}})$ 为常数, 优化问题可以表示为:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{U}} J(\mathbf{X}, \mathbf{U}) &= \sum_{k=0}^{N-1} \ell(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \text{const} \\ \text{s.t. } \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{F}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k), k = 0, \dots, N-1 \\ \mathbf{u}_{\min} &\leq \mathbf{u}_k \leq \mathbf{u}_{\max}, k = 0, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (43)$$

定义优化变量:

$$\mathbf{z} = [\mathbf{x}_0^T, \mathbf{u}_0^T, \mathbf{x}_1^T, \mathbf{u}_1^T, \dots, \mathbf{x}_N^T]^T \in \mathbb{R}^{(n_x + n_m)N + n_x} \quad (44)$$

其中 $n_x=5, n_m=2$. 构建拉格朗日函数:

$$\mathcal{L}(\mathbf{z}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\mu}) = J(\mathbf{z}) + \sum_{k=0}^{N-1} \boldsymbol{\lambda}_k^T (\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{F}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k)) + \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{h}(\mathbf{z}). \quad (45)$$

其中 $\boldsymbol{\lambda}_k$ 为动力学约束乘子, $\boldsymbol{\mu}$ 为不等式约束乘子, $\mathbf{h}(\mathbf{z})$ 为不等式约束函数. 最优 $(\mathbf{z}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\mu})$ 必须满足:

$$\begin{aligned} \nabla_{\mathbf{z}} \mathcal{L} &= \nabla J(\mathbf{z}) + \\ &\sum_{k=0}^{N-1} \left(\frac{\partial (\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{F}_k)}{\partial \mathbf{z}} \right)^T \boldsymbol{\lambda}_k + \nabla \mathbf{h}(\mathbf{z})^T \boldsymbol{\mu} = \mathbf{0}. \end{aligned} \quad (46)$$

在最好处, 目标函数梯度和约束梯度的线性组合为0, 对于每个不等式约束项 $\mu^T \mathbf{h}(\mathbf{z})$ 应有:

$$\mu_i h_i(\mathbf{z}) = 0, \quad i = 1, \dots, n_{\text{ineq}}. \quad (47)$$

在本文算法中约束总纬度为 $n_{\text{ineq}}=3$, 在迭代点 $\mathbf{z}^{(i)}$ 处, 对目标函数进行二次近似处理:

$$J(\mathbf{z}) \approx J(\mathbf{z}^{(i)}) + \nabla J(\mathbf{z}^{(i)})^T \Delta \mathbf{z} + \frac{1}{2} \Delta \mathbf{z}^T \mathbf{H}^{(i)} \Delta \mathbf{z}. \quad (48)$$

其中, $J(\mathbf{z}^{(i)})$ 为点前点的目标函数值, $\nabla J(\mathbf{z}^{(i)})$ 为当前点的梯度向量, $\Delta \mathbf{z}$ 为搜索方向, $\mathbf{H}^{(i)}$ 为 Hessian 矩阵. 对动力学约束进行线性化处理:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{F}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) &\approx \\ (\mathbf{x}_{k+1}^{(i)} - \mathbf{F}_k^{(i)}) + \begin{bmatrix} -\mathbf{A}_k^{(i)} - \mathbf{B}_k^{(i)} \mathbf{I} \end{bmatrix} &\begin{bmatrix} \Delta \mathbf{x}_k \\ \Delta \mathbf{u}_k \\ \Delta \mathbf{x}_{k+1} \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (49)$$

定义雅可比矩阵:

$$\mathbf{A}_k^{(i)} = \left. \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{z}^{(i)}}, \quad \mathbf{B}_k^{(i)} = \left. \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{u}} \right|_{\mathbf{z}^{(i)}} \quad (50)$$

连续时间雅可比矩阵为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & -u \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & u \cos \psi & \sin \psi & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{d_u}{m} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{d_r}{I_z} \end{bmatrix} \\ \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{u}} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ \frac{1}{m} & \frac{1}{m} \\ -\frac{k}{I_z} & \frac{k}{I_z} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (51)$$

基于链式法则的, 四阶离散化雅可比多项式为:

$$\frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{I} + \frac{T_s}{6} \left(\frac{\partial \mathbf{k}_1}{\partial \mathbf{x}} + 2 \frac{\partial \mathbf{k}_2}{\partial \mathbf{x}} + 2 \frac{\partial \mathbf{k}_3}{\partial \mathbf{x}} + \frac{\partial \mathbf{k}_4}{\partial \mathbf{x}} \right). \quad (52)$$

将不等式约束进行线性化处理:

$$h_j(\mathbf{z}) \approx h_j(\mathbf{z}^{(i)}) + \nabla h_j(\mathbf{z}^{(i)})^T \Delta \mathbf{z} \leq 0 \quad (53)$$

最终得到二次规划问题:

$$\begin{aligned} \min_{\Delta \mathbf{z}} & \frac{1}{2} \Delta \mathbf{z}^T \mathbf{H}^{(i)} \Delta \mathbf{z} + \nabla J(\mathbf{z}^{(i)})^T \Delta \mathbf{z} \\ \text{s.t.} & \mathbf{E} \Delta \mathbf{z} = - \left[\mathbf{x}_{k+1}^{(i)} - \mathbf{F}_k^{(i)} \right]_{k=0}^{N-1} \\ & \mathbf{C} \Delta \mathbf{z} \leq -\mathbf{h}(\mathbf{z}^{(i)}). \end{aligned} \quad (54)$$

从线性化动力学约束中, 状态增量可以表示为控制增量的函数:

$$\Delta \mathbf{x}_k = \Phi_k \Delta \mathbf{U} + \phi_k. \quad (55)$$

Φ 为下三角块矩阵, 由于其中控制-状态交叉部分的

Hessian 矩阵 $\mathbf{H}_{xu} = \mathbf{H}_{ux}^T$ 为0, 缩聚后的 Hessian 矩阵为:

$$\mathbf{H}_c = \Phi^T \mathbf{H}_{xx} \Phi + \mathbf{H}_{uu}. \quad (56)$$

缩聚后的梯度向量为:

$$\mathbf{q}_c = \Phi^T (\mathbf{H}_{xx} \phi + \mathbf{q}_x) + \mathbf{q}_u. \quad (57)$$

原约束不等式:

$$\mathbf{C}_x \Delta \mathbf{X} + \mathbf{C}_u \Delta \mathbf{U} \leq \mathbf{d}. \quad (58)$$

代入公式(48)后, 得到:

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_c &= \mathbf{C}_x \Phi + \mathbf{C}_u \\ \mathbf{d}_c &= \mathbf{d} - \mathbf{C}_x \phi \end{aligned} \quad (59)$$

整理后得到仅关于 $\Delta \mathbf{U}$ 的二次规划问题:

$$\begin{aligned} \min_{\Delta \mathbf{U}} & \frac{1}{2} \Delta \mathbf{U}^T \mathbf{H}_c \Delta \mathbf{U} + \mathbf{q}_c^T \Delta \mathbf{U} \\ \text{s.t.} & \mathbf{C}_c \Delta \mathbf{U} \leq \mathbf{d}_c. \end{aligned} \quad (60)$$

在时间 t 求解 NMPC 后得到在参考序列 $\mathbf{X}_{\text{ref}}^i$ 完整的预测控制序列:

$$\mathbf{U}^*(t) = [\mathbf{u}_0^{*T}(t), \mathbf{u}_1^{*T}(t), \dots, \mathbf{u}_{N-1}^{*T}(t)]^T. \quad (61)$$

t 时刻下对应的完全最优参考序列和控制序列为:

$$(\mathbf{X}_{\text{ref}}^*, \mathbf{U}^*) = \arg \min_{\mathbf{X}_{\text{ref}}^i, \mathbf{U}^i} J(\mathbf{X}_{\text{ref}}^i, \mathbf{U}^i). \quad (62)$$

为评估本文所提出改进算法的在线计算代价, 将原始 NMPC 与 Or-NMPC 算法的计算复杂度进行分析. 设系统状态维数为 n_x , 控制输入维数为 n_u , 预测时域长度为 N , 控制时域长度为 T_s . 在每个控制周期内, NMPC 需要求解一个带非线性动力学约束的有限时域最优控制问题, 其决策变量为未来 N_c 步的控制输入序列, 决策变量总维数为:

$$n_{\text{var}} = T_s \cdot n_u. \quad (63)$$

NMPC 采用序列二次规划进行求解, 在单个控制周期

$$O_{\text{NMPC}} = O((T_s \cdot n_u)^3). \quad (64)$$

本文提出的 Or-NMPC 在原始 NMPC 框架基础上, 引入了择优参考策略, 动力学可达长度为 M , 在预测时域长度 N 内构造单调递增的参考索引序列, 其构造复杂度为:

$$O_{\text{DP}} = O\left(\frac{N!}{M!(N-M)!}\right). \quad (65)$$

综上分析本文所提出 Or-NMPC 方法在单个控制周期内的总体计算复杂度为:

$$O_{\text{Or-NMPC}} = O\left(\left(\frac{N!}{M!(N-M)!}\right) \cdot (T_s \cdot n_u)^3\right). \quad (66)$$

分析结果表明, 择优参考策略在不显著增加在线计算负担. 此外, 对提出的 Or-NMPC 算法的可行

性与稳定性进行分析. 通过在择优参考阶段仅选取满足动力学与输入约束的可达轨迹点, 并引入参考索引单调性约束, 保证了预测时域内优化问题的递归可行性. 在滚动时域 NMPC 框架下, 代价函数具有正定性, 且预测代价在每个采样周期内呈现非增特性, 使系统状态逐步收敛至参考轨迹邻域.

为 4.36m 方差为 17.636 m².

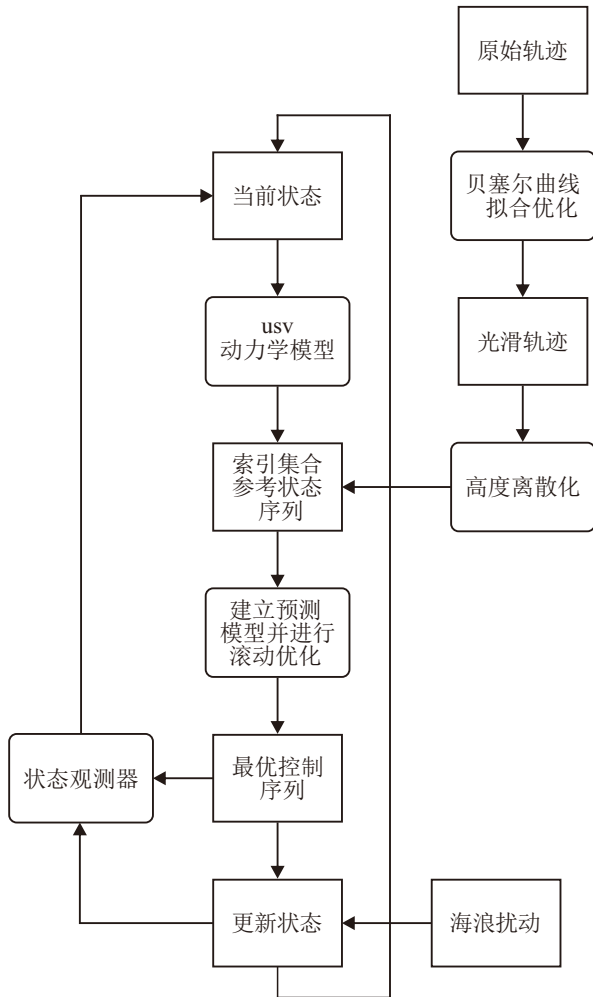
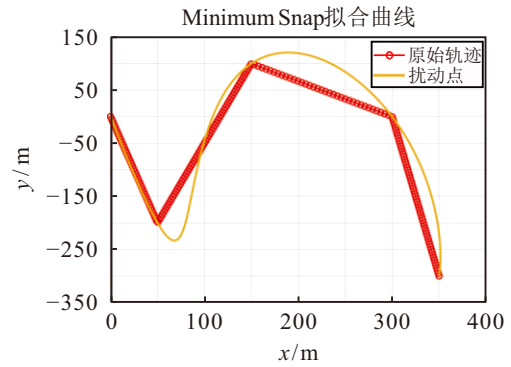


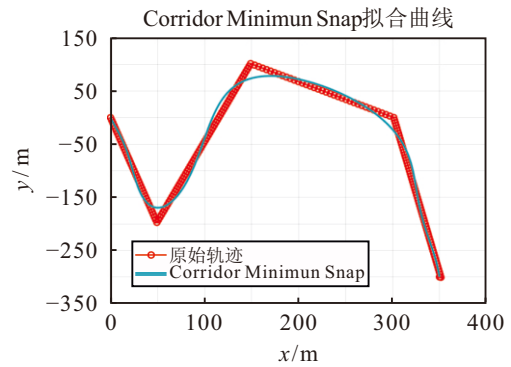
图2 择优参考 NMPC 算法流程图

3 仿真验证

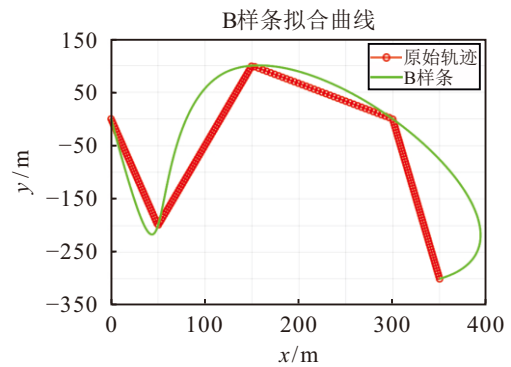
为验证本文改进算法的有效性, 将本文改进的贝塞尔曲线拟合优化方法主要与文献 [10][11][14] 中的算法比较. 在仿真验证中, 采用轨迹优化算法对五个航点 ((0,0)(50, -200)(150,100)(300,0)(350, -300)) 所产生的折线路径进行轨迹优化, 改进的轨迹优化算法和对比算法的优化结果如图 3 所示, 可以看出相比于其他算法, 改进的贝塞尔轨迹优化算法具有更理想的轨迹效果, 在保持平滑的状态下与原始路径的拟合程度更高. 经统计 Minimum Snap 的拟合平均误差为 48.9m, 方差为 970.06m². Corridor Minimum Snap 的拟合平均误差为 5.984m, 方差为 26.951m². B 样条拟合平均误差为 37.6018m, 误差方差为 662.424m². 改进后的贝塞尔拟合平均误差



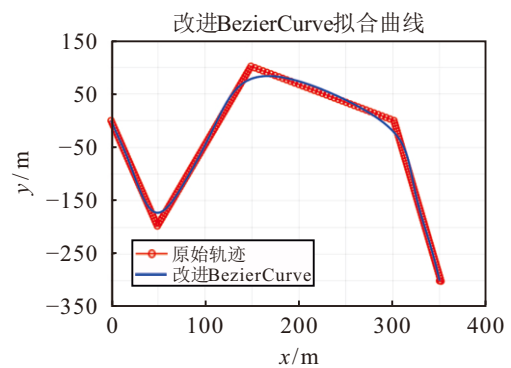
(a) Minimum Snap 轨迹优化



(b) Corridor Minimum Snap 轨迹优化



(c) B 样条轨迹优化



(d) 改进贝塞尔轨迹优化

图3 轨迹优化效果示意

为验证改进算法的有效性, 将本文改进的择优参考非线性模型预测控制算法 (Optimal-reference Nonlinear Model Predictive Control ,Or-NMPC) 与 MPC^[24]、NMPC^[31]、FOMPC^[27]、能效优化线性模型预

测控制算法 (Energy-efficient Model Predictive Control, EMPC)^[29]、鲁棒性线性模型预测控制算法 (Robust Model Predictive Control, RMPC)^[30] 进行能耗优化比较。

根据差分驱动无人艇动力模型, 对图 3(d) 中贝塞尔曲线的拟合路径进行轨迹跟踪, 将路径高度离散化得到 2500 个索引点, 择优参考后得到 533 个参考点, 仿真动力参数整体如表 1 所示. 轨迹跟踪结果示意图如图 4 所示, 在控制策略上均选择了靠轨迹内侧进行跟踪, 减小运动控制难度。

表1 USV 仿真动力参数

参数	取值	参数	取值
m	37 kg	y_0	0m
k	0.01	u_0	1.4m/s
I_z	0.1 kg · m ²		0rand/s
d_r	0.1 kg · m ² /s	T_{max}	5 N
d_u	0.1kg/s	T_{min}	-5 N
x_0	0m	ψ	-1.32rad

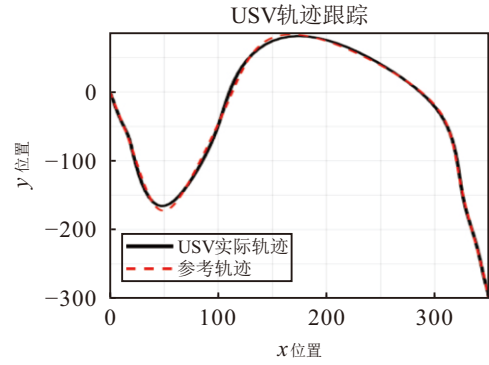


图4 轨迹跟踪示意图

各算法轨迹跟踪误差如图 5 所示, 其中 (a)、(b)、(c)、(d) 中的算法使用的参考轨迹相同整体误差变化趋势相似, (e) 中的 FOMPC 算法使用了分数阶模型预测控制, 在前期的跟踪过程中误差极值更小, 但终端误差略高, 改进的择优参考模型预测控制与其他方法平均误差相似, 终端误差更小, 图 (g) 中引入状态观测器 (Observer-based), 记为 Os-Or-NMPC, 误差幅度明显减小. 综合来看, 几种方法误差区别不大, 主要误差受动力学模型的限制和海浪扰动的干扰。

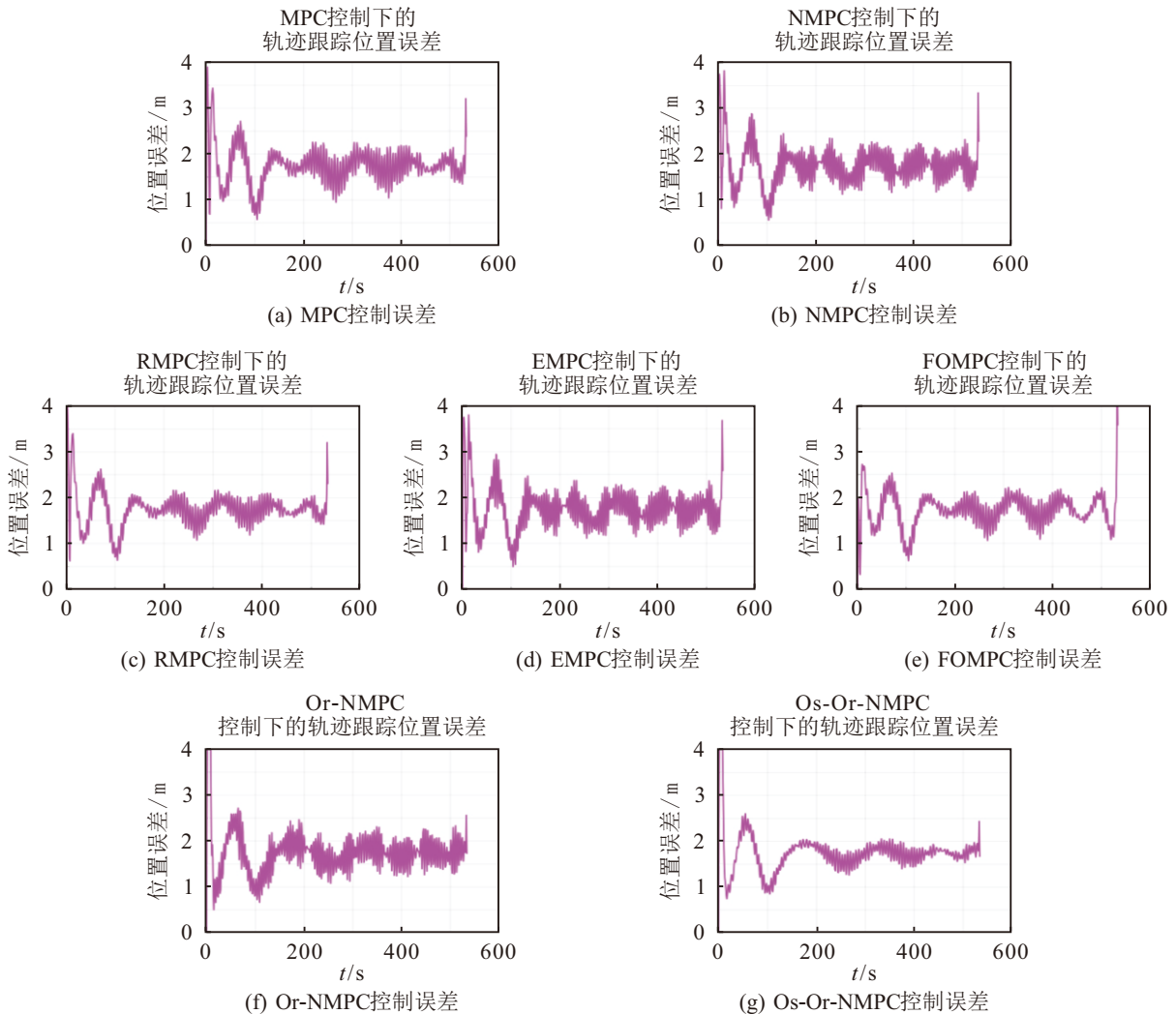


图5 轨迹跟踪误差曲线

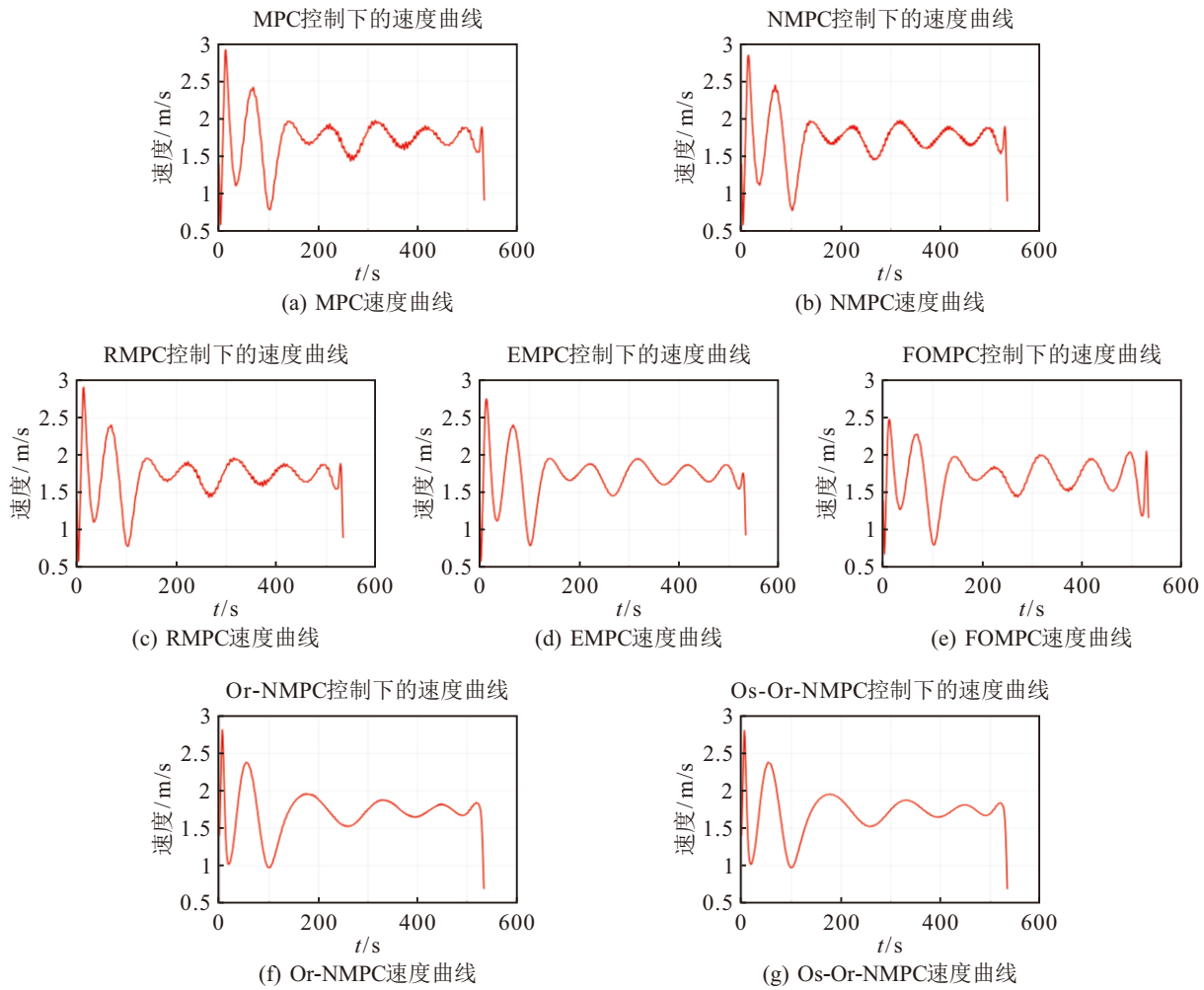


图6 速度变化曲线

在轨迹跟踪过程中,各算法的速度变化情况如图6所示,其中(a)、(b)、(c)、(d)四种算法的速度变化趋势相似,受控制策略的影响略有不同,图(e)中速度变化在前期明显不同,最大速度未超过2.5 m/s。在图(f)和图(g)中,速度变化与其他算法明显不同,改进择优参考模型预测控制算法在跟踪后期的速度变化幅度和次数明显减少,有效减少了跟踪能耗。

在轨迹跟踪过程中,差分驱动无人艇在不同算法控制下的螺旋桨推力如图7所示,对比图6可以判断,螺旋桨推力曲线与USV速度变化曲线相符。对比(b)中的NMPC算法EMPC有效减小了推力幅度节省了能耗,改进的Or-NMPC算法对比NMPC算法,减小推力幅度的同时,由于择优参考策略,更快地进入平稳状态,Os-Or-NMPC有效抑制了海浪扰动状态更为平稳。

表2给出了七种控制策略在总能耗、平均位置误差与终端位置误差方面的定量对比。从结果可以观察到,各算法在能耗效率与终端精度上表现出显著差异。传统MPC的总能耗最高(1342.526 J),表明其在跟踪过程中需要频繁且幅度较大的控制输出以

维持期望轨迹。EMPC在一定程度上抑制控制输入,从而降低能耗,RMPC算法通过提升稳定性减少控制难度降低了系统能耗。

表2 轨迹跟踪性能指标对比

算法	总能耗(J)	能耗差异	差异比例	平均误差	终端误差
MPC	1342.526	+66	+5.17%	1.751	2.376
NMPC	1276.526	—	—	1.754	2.27
RMPC	1091.704	-184.822	-14.48%	1.479	2.270
EMPC	1018.520	-258.006	-20.22%	1.759	2.579
FOMPC	983.465	-293.061	-22.96%	1.728	3.570
Or-NMPC	934.100	-342.426	-26.83%	1.761	1.718
Os-Or-NMPC	807.704	-468.822	-36.72%	1.751	1.659

相比之下,Or-NMPC通过引择优参考策略,更好地协调了路径规划与控制层之间的耦合关系,使得总能耗显著降低至934.1 J,终端精度也获得明显提升(1.718 m)。值得注意的是,所提出的Os-Or-NMPC进一步在轨迹优化与能耗约束之间实现协同优化,其总能耗最低(807.704 J),并在终端误差方面取得最佳表现,相较其他方法具有最优的综合控制性能,表明状态观测器的补偿效果有效降低了海浪扰动。此外,各算法的平均位置误差均保持在约1.75 m的

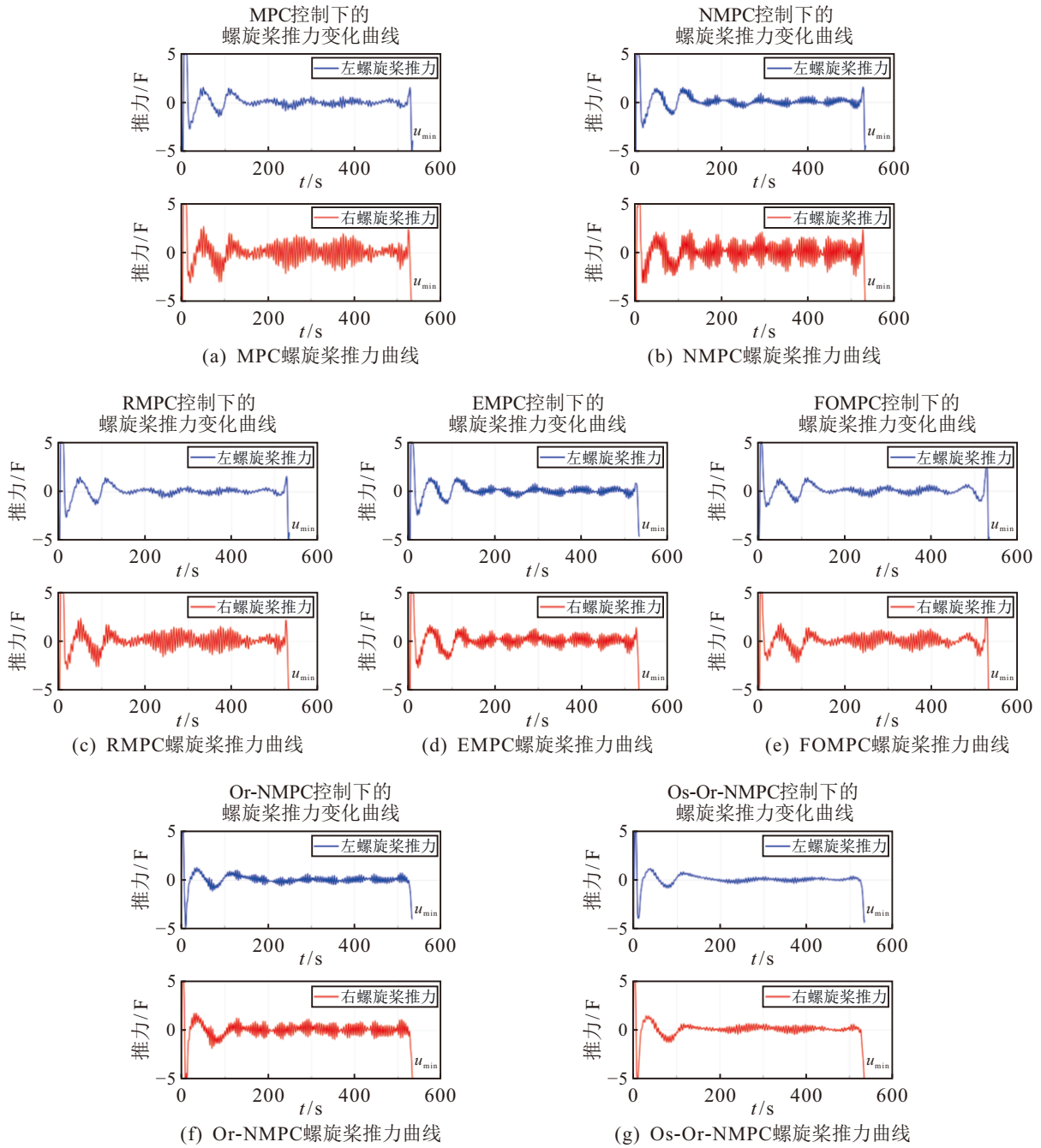


图7 螺旋桨推力曲线

同一水平区间内,表明系统误差不可避免。

4 总结

传统的路径规划产生的路径多由折线组成,不适合 USV 进行轨迹跟踪,因此本文提出了一种改进的贝塞尔曲线轨迹拟合优化算法,对原始轨迹进行平滑优化同时,产生的路径与原始轨迹高度拟合。为提高 USV 的续航水平,提出了一种择优参考的非线性模型预测控制算法,引入了状态观测器有效抑制了海浪干扰,仿真结果表明,在文中给定的动力学参数下,使用择优参考策略后,USV 在轨迹跟踪过程中的能量消耗可以减小约 26.8%。

参考文献 (References)

- [1] 李伟, 张永超, 宁君, 等. 基于改进人工势场法的欠驱动无人船编队协同避碰避障[J]. *控制与决策*, 2025, 40(1): 252-260.
(Li W, Zhang Y C, Ning J, et al. Collision avoidance of under-actuated unmanned surface vehicles formation with improved artificial potential field method[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(1): 252-260.)
- [2] 熊勇, 王显飞. 基于 ESO 扰动估计的双桨推进无人艇运动模型在线交互识别方法[J]. *中国航海*, 2024, 47(4): 155-167,174.
(Xiong Y, Wang X F. Online interactive identification method of twin-propelled unmanned boat motion model based on ESO perturbation estimation[J]. *Navigation of China*, 2024, 47(4): 155-167,174.)
- [3] 陶毅涵, 杜佳璐. 拥挤水域中的无人船智能避碰决策与航迹跟踪控制[J]. *控制与决策*, 2025, 40(1): 214-222.

- (Tao Y H, Du J L. Intelligent collision avoidance decision-making and trajectory tracking control for USVs in congested waters[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(1): 214-222.)
- [4] 孙功武, 苏义鑫, 顾轶超, 等. 基于改进蚁群算法的水面无人艇路径规划[J]. *控制与决策*, 2021, 36(4): 847-856.
(Sun G W, Su Y X, Gu Y C, et al. Path planning for unmanned surface vehicle based on improved ant colony algorithm[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(4): 847-856.)
- [5] Wen G H, Lam J, Fu J J, et al. Distributed MPC-based robust collision avoidance formation navigation of constrained multiple USVs[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, 9(1): 1804-1816.
- [6] Zhou Y H, Li W F, Cheng K, et al. Enhanced USV path planning through integrated Bi-RRT and DWA algorithms considering environmental factors[J]. *Journal of Marine Engineering & Technology*, 2024: 1-17.
- [7] Mao S Q, Yang P, Gao D J, et al. A motion planning method for unmanned surface vehicle based on improved RRT algorithm[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(4): 687.
- [8] Chen P F, Huang Y M, Papadimitriou E, et al. Global path planning for autonomous ship: A hybrid approach of fast marching square and velocity obstacles methods[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 214: 107793.
- [9] 孙哲, 马胜男, 解相朋, 等. 基于仿生算法的多式联运路径规划方法综述[J]. *控制与决策*, 2025, 40(2): 375-386.
(Sun Z, Ma S N, Xie X P, et al. Bio-inspired optimization-based path planning algorithms in multimodal transportation: A survey[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(2): 375-386.)
- [10] 于彦鹏, 余墨多, 汤奇荣, 等. 面向城市应急物资配送的多无人机协同路径规划算法[J]. *控制与决策*, 2025, 40(4): 1098-1106.
(Yu Y P, Yu M D, Tang Q R, et al. Multi-UAV cooperative path planning algorithm for urban emergency material distribution[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(4): 1098-1106.)
- [11] 于起祥. 基于动态障碍物轨迹预测的无人机运动规划系统研究[D]. 电子科技大学, 2025.
(Yu Q Y. Research on UAV motion planning system based on dynamic obstacle trajectory prediction[D]. Chengdu: University of electronic science and technology of china, 2025.)
- [12] Singh A S P, Nishihara O. Trajectory tracking and integrated chassis control for obstacle avoidance with minimum jerk[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(5): 4625-4641.
- [13] Tang G, Liu P F, Hou Z P, et al. Motion planning of UAV for port inspection based on extended RRT* algorithm[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(4): 702.
- [14] Lian L, Zong X J, He K, et al. Trajectory optimization of unmanned surface vehicle based on improved minimum snap[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 302: 117719.
- [15] Liu X, Nie H Y, Li D C, et al. High-fidelity and curvature-continuous path smoothing with quadratic bézier curve[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, 9(2): 3796-3810.
- [16] 曾道辉, 蔡成涛, 刘永超, 等. 无人船预定义时间自适应轨迹跟踪控制[J/OL]. 哈尔滨工程大学学报, <https://link.cnki.net/urlid/23.1390.u.20251027.0846.002>.
(Zeng D H, Cai C T, Liu Y C, et al. Predefined-time adaptive tracking control for unmanned surface vessels[J/OL]. *Journal of Harbin Engineering University*, <https://link.cnki.net/urlid/23.1390.u.202510-27.0846.002>.)
- [17] 杨磊, 郝萌, 鲍久圣, 等. 基于 MPC-FAPID 的复杂工业场景轮式巡检机器人轨迹跟踪控制[J]. *工矿自动化*, 2025, 51(10): 57-68.
(Yang L, Hao M, Bao J S, et al. Trajectory tracking control of wheeled inspection robots in complex industrial scenarios based on MPC-FAPID[J]. *Journal of Mine Automation*, 2025, 51(10): 57-68.)
- [18] Song L F, Xu C Y, Hao L, et al. Research on PID parameter tuning and optimization based on SAC-auto for USV path following[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2022, 10(12): 1847.
- [19] Wu C B, Yu W N, Liao W Q, et al. Deep reinforcement learning with intrinsic curiosity module based trajectory tracking control for USV[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 308: 118342.
- [20] Wang Y D, Cao J Y, Sun J, et al. Path following control for unmanned surface vehicles: A reinforcement learning-based method with experimental validation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(12): 18237-18250.
- [21] 刘陆, 王丹, 彭周华. 基于 PNDSC 的欠驱动 AUV 编队控制器设计[J]. *控制与决策*, 2015, 30(12): 2241-2246.
(Liu L, Wang D, Peng Z H. Formation controller design based on PNDSC for underactuated AUV[J]. *Control and Decision*, 2015, 30(12): 2241-2246.)
- [22] Morito M, Fujii S, Yoshimura K, et al. Development of a control system for core-sampling USV that combines sliding mode control and neural network[C]. The 34th International Ocean and Polar Engineering Conference. Rhodes, 2024: 3754.
- [23] Wassahua Z, Zarochman, Sasmita S, et al. Preliminary study of on-board handling of the blue swimming crabs in fisheries fleet[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2024, 1400(1): 012002.
- [24] 苑守正, 刘志林, 郑林焯, 等. 基于事件触发自适应时域 MPC 的船舶靠泊方法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(1): 336-344.
(Yuan S Z, Liu Z L, Zheng L H, et al. Ship berthing based on event-triggered adaptive horizon MPC[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(1): 336-344.)
- [25] Li W H, Zhang X X. Data-driven model predictive

- control for underactuated USV path tracking with unknown dynamics[J]. *Ocean Engineering*, 2025, 333: 121457.
- [26] Wang X W, Liu J, Peng H J, et al. A simultaneous planning and control method integrating APF and MPC to solve autonomous navigation for USVs in unknown environments[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2022, 105(2): 36.
- [27] Zhao S Q, Mu J R, Liu H D, et al. Heading control of USV based on fractional-order model predictive control[J]. *Ocean Engineering*, 2025, 322: 120476.
- [28] Zhang L, Zhang S Z, Du Z, et al. Adaptive trajectory tracking of the unmanned surface vessel based on improved AC-MPC method[J]. *Ocean Engineering*, 2025, 322: 120455.
- [29] Liang H J, Li H P, Shi Y, et al. Energy-efficient integrated motion planning and control for unmanned surface vessels[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2024, 32(1): 250-257.
- [30] Xu Y L, Yang T G, Zou Y Y. Two-layer MPC for unmanned surface vehicle under signal temporal logic tasks[C]. 2022 China Automation Congress. Xiamen: IEEE, 2022: 5943-5949.
- [31] 王康, 李琼琼, 王子洋, 等. 考虑侧倾的无人车 NMPC 轨迹跟踪控制[J]. *控制与决策*, 2022, 37(10): 2535-2542.
(Wang K, Li Q Q, Wang Z Y, et al. Trajectory tracking control for automated vehicle based on NMPC considering vehicle rolling motion[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(10): 2535-2542.)

作者简介

王槩 (2001-), 男, 硕士生, 主要研究方向为路径规划与决策、机器人运动控制, E-mail: 504023990@qq.com;

张贞凯 (1982-), 男, 教授, 博士后, 主要研究方向为雷达通信一体化、定位与导航、路径规划与决策, E-mail: zhangzhenkai@just.edu.cn.