

doi: 10.7690/bgzdh.2023.10.016

# 事件触发的多 AUV 编队模型预测控制算法

王琳玲<sup>1</sup>, 庞文<sup>1</sup>, 朱大奇<sup>1,2</sup>

(1. 上海海事大学物流工程学院, 上海 201306; 2. 上海理工大学机械工程学院, 上海 200093)

**摘要:** 针对复杂环境中自治水下机器人 (autonomous underwater vehicle, AUV) 编队的避障控制问题, 提出一种基于事件触发的模型预测控制 (model predictive control, MPC) 算法。建立水下机器人运动模型, 结合领航-跟随式队形控制方法, 利用领航 AUV 的位置信息和编队期望队形得到虚拟 AUV 的航行轨迹及速度信息, 将其作为跟随 AUV 的航行参考轨迹; 对传统人工势场法 (artificial potential field, APF) 进行适应性改进, 以满足 AUV 编队在障碍物环境中避障规划的需求; 设计一种基于跟随 AUV 轨迹预测值与实际值误差的事件触发机制来减少求解优化问题的计算量, 降低计算负担。结果表明: 与其他算法相比, 该算法仿真结果具有可行性和有效性。

**关键词:** AUV; 领航-跟随式; 编队避障; 事件触发; MPC; APF

中图分类号: TP242.3 文献标志码: A

## Event-triggered Model Predictive Control Algorithm for Multi-AUV Formation

Wang Linling<sup>1</sup>, Pang Wen<sup>1</sup>, Zhu Daqi<sup>1,2</sup>

(1. Logistics Engineering College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China;

2. School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** An event-triggered model predictive control (MPC) algorithm is proposed to solve the obstacle avoidance problem of autonomous underwater vehicle (AUV) formation in complex environment. Establishing a motion model of the AUV, combining a leader-follower formation control method, and obtaining the navigation track and speed information of a virtual AUV by using the position information of the leader AUV and an expected formation of the formation, and taking the navigation track and the speed information as the navigation reference track of a following AUV; The traditional artificial potential field (APF) method is improved adaptively to meet the needs of AUV formation obstacle avoidance planning in obstacle environment; An event-triggered mechanism based on the error between the predicted and actual values of the following AUV trajectory is designed to reduce the amount of calculation for solving the optimization problem and reduce the computational burden. The simulation results show that the proposed algorithm is feasible and effective compared with other algorithms.

**Keywords:** AUV; leader-follower; formation obstacle avoidance; event triggered; MPC; APF

## 0 引言

自治水下机器人 (AUV) 在水下搜救、环境检测、监视侦察、博弈围捕等领域发挥着重要作用<sup>[1]</sup>。AUV 集群协作与单个机器人相比, 具有更强的鲁棒性、通信能力、机动性、灵活性, 更高的作业效率和更广的作业范围<sup>[2]</sup>。目前, 针对机器人编队协同控制, 已存在一定的理论和实际研究基础<sup>[3]</sup>。多 AUV 编队控制算法主要有领航-跟随法<sup>[4]</sup>、基于行为的方法<sup>[5]</sup>、虚拟结构法<sup>[6]</sup>等。基于行为方法虽可实现编队功能多样化, 但是队形稳定性较差; 虚拟结构法编队稳定性好, 但难以避障; 领航-跟随法编队的控制原理是在编队中设置一个 AUV 作为领航, 其余 AUV 为跟随者, 跟随 AUV 以领航 AUV 的运动和位姿为标准, 计算出航行的速度和方向, 从而

实现多 AUV 编队航行<sup>[7]</sup>。领航-跟随编队算法结构简单, 易于实现, 但多 AUV 编队在实际航行中会遇到浮标、礁石、桥墩等各类障碍物, 水下的多障碍物环境是领航-跟随编队控制的重大挑战。为解决多 AUV 编队避障问题, 部分研究者将地面移动机器人路径避障规划方法引入水下环境中, 如人工势场法 (APF)、A<sup>\*</sup>算法、D<sup>\*</sup>算法、RRT 算法、蚁群算法等<sup>[8-10]</sup>。其中, APF 因其结构简单、计算时间短、实时性好且参数少而在 AUV 避障问题中得到广泛应用, 但也存在局部极小目标不可达的问题。对此张大志等<sup>[11]</sup>提出利用水流场的思想改进 APF 中的斥力场函数, 解决了机器人避障时局部最优和目标不可达的问题。

控制器的设计是 AUV 的主要技术基础, 在过

收稿日期: 2023-06-17; 修回日期: 2023-07-14

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(62033009、U1706224); 上海市科技创新行动计划(20510712300)

作者简介: 王琳玲(1996—), 女, 重庆人, 博士。

通信作者: 朱大奇(1964—), 男, 安徽人, 博士。

去的几十年里, 学者们提出了多种控制方法, 如 PID 控制、Backstepping 控制、自适应控制、模糊控制、滑模控制、神经网络控制和模型预测控制 (MPC) 等<sup>[12]</sup>。其中, PID 是一种简单、复杂度低的控制方法, 但只有当系统模型是线性的, 干扰是恒定的时候, PID 才能提供精确控制。Backstepping 控制是控制非线性系统的一种有效方法, 但计算复杂度随着系统阶数的增加而增加。针对系统模型参数的不确定性, 提出了一种自适应控制方法, 但该方法仅对参数恒定或变化缓慢的系统有效。滑模控制对不确定模型和时变参数具有较强的鲁棒性; 然而, 滑模控制方法可能会在滑模面周围产生高频振动, 即“抖振”, 从而导致控制精度低、能耗高。神经网络控制的主要缺点是计算成本大、实时性较差。此外, 上述控制方法仍存在输入和状态约束难处理的问题, 在设计阶段忽略系统约束会导致控制性能较差。

MPC 是一种闭环最优控制策略, 可以为处理输入和状态约束提供一种系统的方法。MPC 的主要思想是基于滚动优化和反馈校正, 处理带约束的优化问题。并且, 无论被控对象是线性模型还是非线性模型, 预测模型可与被控对象本身相结合, 通过预测实现更加精确的控制<sup>[13]</sup>; 因此, MPC 被广泛应用于自动控制领域。Yu R 等<sup>[14]</sup>将 MPC 应用于无人车的轨迹跟踪上。Qian X J 等<sup>[15]</sup>将运动规划分为路径和速度控制, 使用 MPC 跟踪最优路径。MPC 也存在计算量大的缺点。事件触发策略能够有效减少计

算负担<sup>[16]</sup>; 因此, 将事件触发策略与 MPC 相结合是一个很好的思路。

笔者以多障碍物环境中多 AUV 编队控制为研究对象, 提出一种基于事件触发的模型预测控制方法。根据领航-跟随编队控制方法, 建立多 AUV 编队的相对运动模型; 利用领航 AUV 的位置和速度信息以及编队期望队形得到虚拟 AUV 的航行轨迹及速度信息, 并将其作为跟随 AUV 的航行参考轨迹, 建立多 AUV 编队相对运动模型。采用 APF 方法对多 AUV 编队的避障路径进行规划, 使编队可以避开障碍物并顺利到达目标点。通过 MPC 对多 AUV 编队进行控制, 将控制问题转化为具有输入约束和状态约束的优化问题。根据 AUV 的当前状态和期望轨迹计算下一个最优输入, 使 AUV 能够准确跟踪期望参考路径。此外, 基于预测轨迹值和实际轨迹值的事件触发机制, 能够减少求解优化问题的计算量。最后, 通过仿真验证所提算法的有效性。

## 1 多 AUV 编队控制算法

多 AUV 编队控制的重点是如何保持领航 AUV 与跟随 AUV 的相对关系(即保持编队期望队形), 并能够避开障碍物顺利到达目标点。该算法主要包含: 1) 建立编队相对运动模型; 2) 采用 APF 方法进行避障规划; 3) 设计基于事件触发的 MPC 控制器, 使 AUV 的位姿能够收敛到参考位姿。主要算法流程如图 1 所示。

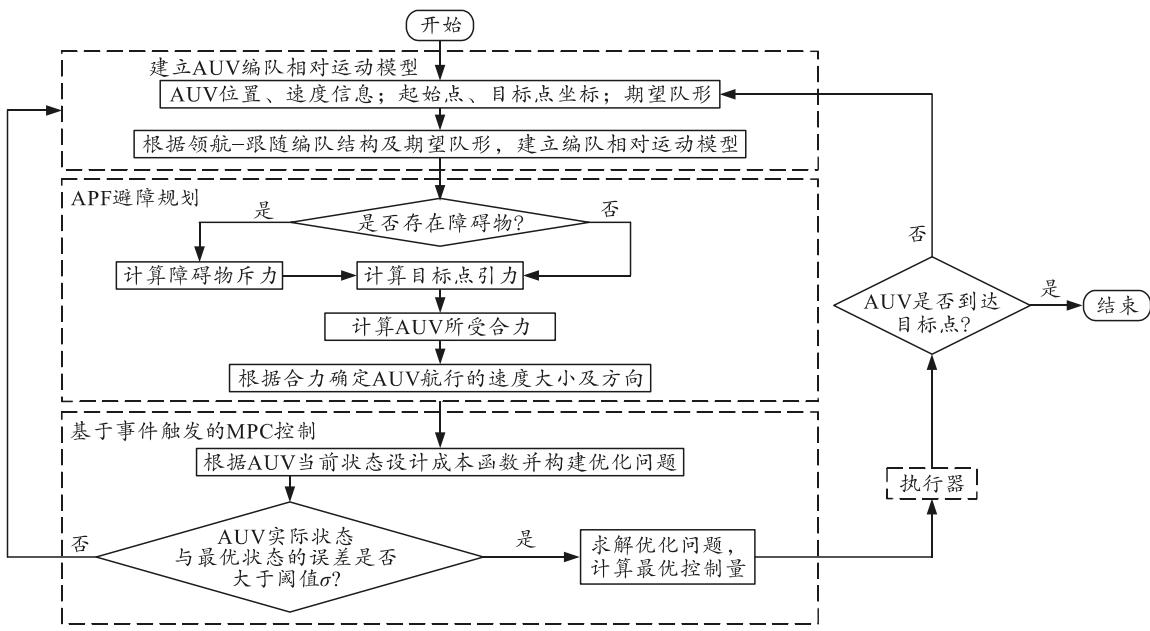


图 1 多 AUV 编队避障算法流程

### 1.1 多 AUV 编队系统模型

通常, AUV 在 3 维空间中的运动包含横摇、纵摇、艏摇、纵荡、横荡以及垂荡<sup>[17]</sup> 6 个自由度。为更好地描述自治水下机器人的运动, 通常建立以大地为参考的固定坐标系  $x-y-z$  和以水下机器人为参考的随体坐标系  $X-Y-Z$ , 如图 2 所示。其中,  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\gamma$  分别为 AUV 的俯仰角、横摇角和方位角。

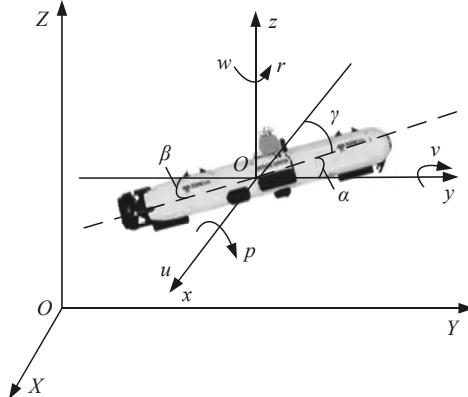


图 2 AUV 运动模型

AUV 的数学模型可表示为<sup>[18]</sup>:

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \alpha \cos \gamma \\ \dot{y} = v \cos \alpha \sin \gamma \\ \dot{z} = v \sin \alpha \\ \dot{\gamma} = w \end{cases} \quad (1)$$

式中  $v$  和  $w$  表示 AUV 的线速度和角速度。为便于计算分析, 将 AUV 的运动模型映射到  $x-y$  平面, AUV 的运动学模型简化为:

$$\begin{cases} \dot{x} = v_{xy} \cos \gamma \\ \dot{y} = v_{xy} \sin \gamma \\ \dot{\gamma} = w \end{cases} \quad (2)$$

式中  $v_{xy} = v \cos \alpha$ , 是 AUV 在  $x-y$  平面上的线速度。

将多 AUV 编队系统看作如下连续时间非线性系统:

$$\dot{\eta} = f(\eta, u) + \omega. \quad (3)$$

式中:  $\eta$  为 AUV 的位姿;  $u$  为控制输入, 且有  $u \in U$ , 集合  $U$  为紧集;  $\omega$  为有界扰动, 其上界为  $\bar{\omega}$ ; 函数  $f$  是 Lipschitz 连续的, Lipschitz 常数为  $F$ 。对于式(3), 存在以下假设。

假设 1<sup>[13]</sup>: 函数  $f$  是二阶连续可微的, 且  $f(0,0)=0$ 。将式(3)线性化为:

$$\dot{\eta} = A\eta + Bu + \omega. \quad (4)$$

式中:  $A = \partial f(\eta, u)/\partial \eta|_{(0,0)}$ ;  $B = \partial f(\eta, u)/\partial u|_{(0,0)}$ 。

引理 1<sup>[13]</sup>: 若式(3)满足假设 1 的条件, 当  $\omega=0$

时, 存在一个反馈增益矩阵  $K$ , 使如下状态反馈系统  $\dot{\eta} = (A-BK)\eta + Bu$  是稳定的。式(4)在  $u=-K\eta$  控制下, 使得  $\Omega(\epsilon)=\{\eta(t) | \forall \eta(t), V(\eta(t))=\|\eta(t)\|_p^2 \leq \epsilon^2\}$  为不变集, 且  $\dot{V}(\eta(t)) \leq -\|\eta(t)\|_{Q+K^T R K}^2$ 。对于任意 2 个对称阵  $Q>0$ ,  $R>0$ , 均有对称阵  $P>0$  和正实数  $\epsilon>0$ 。

### 1.2 领航-跟随多 AUV 编队运动学模型

AUV 在领航-跟随编队结构中, 领航 AUV 负责编队的主轨迹, 决定编队的走向; 跟随 AUV 通过跟踪虚拟 AUV 来形成编队(图 3 所示虚线构成为虚拟艇), 其典型的基于领航-跟随多 AUV 编队结构如图 3 所示, 图中所有 AUV 结构相同, 具有相同的运动学模型。

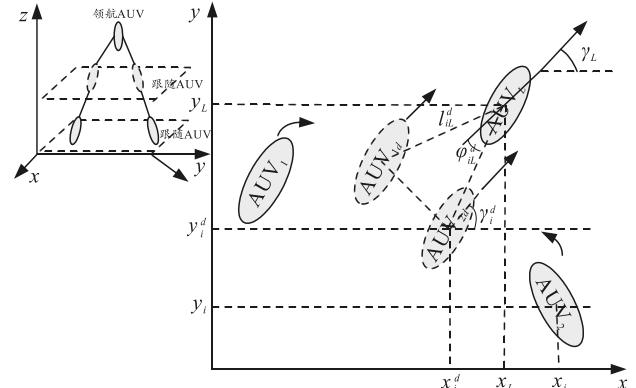


图 3 领航-跟随多 AUV 编队运动学模型

上图中,  $AUVL$  表示领航 AUV,  $AUVi$  和  $AUVi-1$  表示跟随 AUV。虚拟 AUV 相对于领航 AUV 的期望距离和期望角度分别为  $l_{il}^d$  和  $\varphi_{il}^d$ 。

将  $x-y-z$  坐标系下的编队投影到  $x-y$  平面进行分析。由多 AUV 编队的队长  $l_{il}^d$  和编队方位角  $\varphi_{il}^d$  可得到跟随 AUV 在坐标系下的理想位置和姿态:

$$\begin{cases} x_i^d(t) = x_L(t) - l_{il}^d \cos(\gamma_L(t) + \varphi_{il}^d) \\ y_i^d(t) = y_L(t) - l_{il}^d \sin(\gamma_L(t) + \varphi_{il}^d) \\ \gamma_i^d = \gamma_L \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $(x_i^d, y_i^d, \gamma_i^d)^T$  为第  $i$  艘跟随 AUV 在  $x-y$  坐标系下的理想位姿;  $(x_L, y_L, \gamma_L)^T$  为领航 AUV 在  $x-y$  坐标系下的位姿。

### 1.3 多 AUV 编队避障路径规划

APF 能够产生一条可用于 AUV 路径避障规划的平滑轨迹, 其主要思想: 假设 AUV 为一个独立的质点, 其所处的环境抽象为一个势力场, 目标点抽象为一个引力极, 障碍物抽象为一个斥力极<sup>[19]</sup>。AUV 所处空间的人工势场是斥力部分与引力部分

的叠加，其所受合力为引力和斥力之和，其下一次的运动根据所受合力的大小和方向决定。

假定 AUV 当前位置为  $P$ ，目标位置为  $G$ ，障碍物位置为  $O$ 。AUV 在势场中受目标点的引力，障碍物的斥力，其合力的方向即为 AUV 的航向。随着 AUV 位置的不断改变，合力的方向也不断改变，AUV 就可以在航行中不断改变航向来避开障碍物，最终到达目标点。

AUV 的引力势能函数可表示为：

$$U_a(P) = \frac{1}{2} k_a d_{PG}^2. \quad (6)$$

式中： $k_a$  为人工势场的引力系数； $d_{PG}$  为目标点与 AUV 间的欧式距离。相应的引力函数可表示为：

$$F_a(P) = k_a d_{PG}. \quad (7)$$

引力  $F_a(P)$  的方向由 AUV 指向目标点。

AUV 的斥力势能函数定义为：

$$U_r(P) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_r \left( \frac{1}{d_{PO}} - \frac{1}{d_o} \right)^2, & 0 < d_{PO} < d_o \\ 0, & d_{PO} \geq d_o \end{cases}. \quad (8)$$

式中： $k_r$  为人工势场的斥力系数； $d_{PO}$  为 AUV 与障碍物间的欧式距离； $d_o$  为障碍物斥力影响范围，即 AUV 与障碍物的距离大于  $d_o$  时，AUV 不再受障碍物影响。

为解决 APF 中目标不可达问题，即目标点附近出现障碍物而导致 AUV 所受斥力始终大于引力，笔者在原斥力势能函数中乘以一个因子  $d_{PG}^n$ ，使得目标点位置的斥力势能为零，从而解决了目标不可达问题。改进后的斥力势能函数表达式如下：

$$U_r(P) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_r \left( \frac{1}{d_{PO}} - \frac{1}{d_o} \right)^2 d_{PG}^n, & 0 < d_{PO} < d_o \\ 0, & d_{PO} \geq d_o \end{cases}. \quad (9)$$

对应的斥力函数表示为：

$$\begin{aligned} F_{r1}(P) &= k_r (1/d_{PO} - 1/d_o) d_{PG}^n / d_{PO}^2 \\ F_{r2}(P) &= n k_r (1/d_{PO} - 1/d_o)^2 d_{PG}^{n-1} / 2. \end{aligned} \quad (10)$$

$$F_r(P) = F_{r1}(P) + F_{r2}(P)$$

$F_{r1}(P)$  和  $F_{r2}(P)$  如图 4 所示。改进势场后，AUV 所受的合力为：

$$F(P) = F_a(P) + F_r(P). \quad (11)$$

因此，AUV<sub>i</sub> 的速度可表示为：

$$v_i = F_i(P) \delta_t / m_i. \quad (12)$$

式中： $m_i$  为 AUV<sub>i</sub> 的质量； $\delta_t$  为采样时间步长。

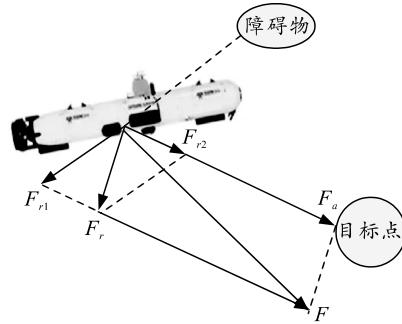


图 4 改进 APF 工作原理

#### 1.4 基于事件触发的 MPC 控制器设计

MPC 控制器设计的主要目标是保证 AUV 的实际运行轨迹与参考轨迹的误差尽量小，即 AUV 可快速准确的跟踪参考轨迹。首先，将控制问题转化为具有输入约束和状态约束的优化问题，再根据 AUV 的当前状态和期望轨迹计算求得最优输入，使 AUV 准确跟踪期望参考路径。构建事件触发机制减小 MPC 中求解优化问题的计算量。

符号说明： $\eta(\cdot|t_k)$  表示  $t_k$  时刻之后一段时间内的多 AUV 编队系统状态； $u(\cdot|t_k)$  表示  $t_k$  时刻之后一段时间内的多 AUV 编队系统控制输入；范数  $\|\eta\|_p = \sqrt{\eta^T P \eta}$ ； $\tilde{\eta}$  表示  $\eta$  为模型预测计算过程中的向量； $\eta^*$  表示  $\eta$  为最优控制输入下的向量。

##### 1.4.1 编队控制问题分析

领航-跟随编队控制问题一般包括编队生成与保持。定义 AUV 的参考路径为：

$$P = \{\eta^d(\vartheta) | \vartheta \in \Theta\}. \quad (13)$$

式中路径参数  $\vartheta$  用微分方程  $\dot{\vartheta} = f_\vartheta(\vartheta)$  描述， $\vartheta$  不是先验已知量，不含有时间参数信息，其参考值需在每个采样时刻进行计算。笔者目的就是使各 AUV 跟踪其期望姿态，即

$$\lim_{t \rightarrow +\infty} \|\eta(t) - \eta^d(\vartheta)\| = 0. \quad (14)$$

令  $\eta_e = \eta(t) - \eta^d(\vartheta)$ ，根据式(3)可得：

$$\dot{\eta}_e = f(\eta_e, u_e) + \omega, u_e \in U_e. \quad (15)$$

式中  $U_e$  为紧集。

综上，主要任务是设计控制器使得 AUV 的位姿状态  $\eta(t)$  收敛到参考路径  $P$ 。

##### 1.4.2 优化问题描述

提出一种基于事件触发的模型预测控制方法来解决 AUV 的控制问题。

首先，设计成本函数为：

$$J(\tilde{\eta}_e(s|t_k), \tilde{u}_e(s|t_k)) = \int_{t_k}^{t_k+T} (\|\tilde{\eta}_e(\tau|t_k)\|_Q^2 + \tilde{u}_e(\tau|t_k) \|_R^2) d\tau + \|\tilde{\eta}_e(t_k+T|t_k)\|_P^2. \quad (16)$$

给出如下优化问题的形式:

$$\begin{aligned} & \min_{\tilde{\eta}_e(s|t_k)} J(\tilde{\eta}_e(s|t_k), \tilde{u}_e(s|t_k)) \\ & \text{s.t. } \dot{\tilde{\eta}}_e(s|t_k) = f(\tilde{\eta}_e(s|t_k), \tilde{u}_e(s|t_k)), s \in [t_k, t_k+T]; \\ & \eta_e(t_k) = \eta_e^*(t_k|t_k), \tilde{u}_e(s|t_k) \in U_e, s \in [t_k, t_k+T]; \\ & \|\tilde{\eta}_e(s|t_k)\|_P^2 \leq \varepsilon \zeta e^{-(s-t_k)/T}, s \in [t_k, t_k+T]; \\ & \|\tilde{\eta}_e(t_k+T|t_k)\|_P^2 \in \Omega(\xi \varepsilon / e). \end{aligned} \quad (17)$$

式中:  $\tilde{\eta}_e(s|t_k)$  为预测的位姿误差状态;  $\tilde{u}_e(s|t_k)$  为预测的控制输入;  $\eta_e(s)$  为实际位姿误差状态;  $t_k$  为跟踪过程中第  $k$  次求解优化问题的时刻;  $T$  为预测时域; 矩阵  $Q$ ,  $R$ ,  $P$  和常数  $\varepsilon$  的设计遵循引理 1; 常数  $\xi > 0$ 。 $\eta_e^*(s|t_k)$  为最优秀位姿误差状态;  $u_e^*(s|t_k)$  为最优控制输入, 即求解优化问题的结果。

#### 1.4.3 事件触发机制

式(17)计算负担较大, 因此, 引入事件触发机制来解决该问题。

首先, 定义序列  $\{t_k | k \in N^*\}$  为 AUV 在跟踪参考轨迹过程中控制器求解优化问题的时刻,  $t_{k+1}$  为:

$$t_{k+1} = \min\{t_k + T, t_k + \rho\}, \rho > 0. \quad (18)$$

式中  $t_k + \rho = \inf\{s | \|\eta_e^*(s|t_k) - \eta_e(s)\|_P = \sigma\}$ 。在事件触发机制下, 只有以下情况发生时, 优化问题才进行求解: 以预测时域  $T$  为周期的固定时刻; 实际状态与最优秀状态的误差超过给定阈值  $\sigma$  时,  $\sigma = \bar{\omega}\bar{\lambda}(\sqrt{P})\zeta Te^{F\xi T}$ , 其中:  $\bar{\lambda}$  表示矩阵的最大特征值, 常数  $\zeta \in (0, 1)$ 。

**定理 1:** 针对式(15)以及式(17)设计的事件触发机制式(18), 2 次触发的时间间隔是有界的, 上界为  $T$ , 下界为  $\zeta T$ 。

证明: 根据式(18), 显然有上界为:

$$t_k + T - t_k = T.$$

然后, 给出下界的证明。根据误差阈值的定义, 可得

$$\begin{aligned} \|\eta_e^*(s|t_k) - \eta_e(s)\|_P &= \left\| \int_{t_k}^s f(\eta_e^*(\tau|t_k), u_e^*(\tau|t_k)) d\tau + \right. \\ &\quad \left. \eta_e^*(t_k|t_k) - \eta_e(t_k) - \int_{t_k}^s \bar{\omega} d\tau - \int_{t_k}^s f(\eta_e(\tau), u_e^*(\tau|t_k)) d\tau \right\|_P. \end{aligned} \quad (19)$$

$t_k$  时刻的实际状态与最优秀状态一致, 并且, 最优秀状态中没有外界扰动项; 因此, 可将式(19)简化为:

$$\begin{aligned} \|\eta_e^*(s|t_k) - \eta_e(s)\|_P &= \left\| \int_{t_k}^s f(\eta_e^*(\tau|t_k), u_e^*(\tau|t_k)) d\tau - \right. \\ &\quad \left. \int_{t_k}^s f(\eta_e(\tau), u_e^*(\tau|t_k)) d\tau - \int_{t_k}^s \bar{\omega} d\tau \right\|_P. \end{aligned} \quad (20)$$

根据绝对值三角不等式的性质以及 Lipschitz 函数的定义, 可得:

$$\begin{aligned} \|\eta_e^*(s|t_k) - \eta_e(s)\|_P &\leq \left\| \int_{t_k}^s F(\eta_e^*(\tau|t_k) - \right. \\ &\quad \left. \eta_e(\tau)) d\tau \right\|_P + \bar{\omega}\bar{\lambda}(\sqrt{P})(s - t_k). \end{aligned} \quad (21)$$

由 Gronwall–Bellman 不等式, 进一步化简得:

$$\|\eta_e^*(s|t_k) - \eta_e(s)\|_P \leq \bar{\omega}\bar{\lambda}(\sqrt{P})(s - t_k) e^{\int_{t_k}^s F d\tau} = \\ \bar{\omega}\bar{\lambda}(\sqrt{P})(s - t_k) e^{F(s-t_k)}.$$

当  $s=t_k+\rho$  时, 令

$$\sigma = \|\eta_e^*(t_k + \rho|t_k) - \eta_e(t_k + \rho)\|_P = \bar{\omega}\bar{\lambda}(\sqrt{P})\zeta Te^{F\xi T};$$

则有

$$\rho \geq \zeta T \Rightarrow t_{k+1} - t_k \geq \rho \geq \zeta T.$$

因此, 事件触发时间间隔是下界为  $\zeta T$ 。

## 2 算法分析

### 2.1 可行性分析

对算法的可行性进行分析, 可行性指存在控制输入使多 AUV 编队系统可以满足状态轨迹的终端进入不变集  $\Omega(\varepsilon)$ 。同时, 跟踪过程中, 状态轨迹满足鲁棒约束:

$$\|\tilde{\eta}_e(s|t_k)\|_P^2 \leq \varepsilon \zeta e^{-(s-t_k)/T}, s \in [t_k, t_k+T].$$

首先, 构造如下可行解:

$$\hat{u}_e(s|t_k) = \begin{cases} u_e^*(s|t_k), s \in [t_{k+1}, t_k+T] \\ K\hat{\eta}_e(s|t_{k+1}), s \in [t_k+T, t_{k+1}+T] \end{cases}. \quad (22)$$

**定理 2:** 式(15)满足假设 1,  $t_k$  时刻求解式(17)。

当  $\sigma = \bar{\omega}\bar{\lambda}(\sqrt{P})\zeta Te^{F\xi T}$  时, 若  $\xi e^{\zeta-1} > 1$ ,  $\bar{\omega} \leq (1 - \xi e^{-1})\varepsilon e^{-FT}/(\bar{\lambda}(\sqrt{P})\zeta T)$ ,  $e^{-(\lambda(Q)(t_{k+1}-t_k)/\bar{\lambda}(P))} \leq \xi^2$ ,  $\xi e^{-(\zeta+1)} \geq e^{-\frac{\lambda(Q)}{2\bar{\lambda}(P)}\zeta T}$ , 则存在可行解可使式(15)满足式(17)的约束。

证明: 首先, 讨论终端收敛问题。当  $s \in [t_{k+1}, t_k+T]$  时, 分析  $\hat{\eta}_e(t_k+T|t_{k+1})$  与  $\eta_e^*(t_k+T|t_{k+1})$  之间的误差, 可得:

$$\begin{aligned} \|\hat{\eta}_e(s|t_{k+1}) - \eta_e^*(s|t_{k+1})\|_P &= \|\hat{\eta}_e(t_{k+1}|t_{k+1}) - \eta_e^*(t_k|t_k) + \right. \\ &\quad \left. \int_{t_{k+1}}^s f(\hat{\eta}_e(\tau|t_{k+1}), \hat{u}_e(\tau|t_{k+1})) d\tau - \right. \\ &\quad \left. \int_{t_{k+1}}^s f(\eta_e^*(\tau|t_{k+1}), u_e^*(\tau|t_{k+1})) d\tau \right\|_P \leq \\ &\quad \sigma + \left\| F \int_{t_{k+1}}^s (\hat{\eta}_e(\tau|t_{k+1}) - \eta_e^*(\tau|t_{k+1})) d\tau \right\|_P \leq \sigma e^{F(s-t_{k+1})}. \end{aligned} \quad (23)$$

将  $s=t_k+T$  代入, 有:

$$\|\hat{\eta}_e(t_k + T | t_{k+1}) - \eta_e^*(t_k + T | t_{k+1})\|_p \leq \sigma e^{F(t_k + T - t_{k+1})}。 \quad (24)$$

针对不等式左侧，采用绝对值三角不等式并移项可得：

$$\begin{aligned} \|\hat{\eta}_e(t_k + T | t_{k+1})\|_p &\leq \|\eta_e^*(t_k + T | t_{k+1})\|_p + \\ \sigma e^{F(t_k + T - t_{k+1})} &\leq \varepsilon \xi e^{-1} + (1 - \xi e^{-1}) \varepsilon e^{-F(T - \zeta T)} e^{F(T - \zeta T)} = \varepsilon。 \end{aligned} \quad (25)$$

当  $s \in [t_k + T, t_{k+1} + T]$  时，根据引理 1，有  $\|\hat{\eta}_e(t_k + T | t_{k+1})\|_p \leq \varepsilon$ ，进一步可得：

$$V(\hat{\eta}_e(s | t_{k+1})) \leq \varepsilon^2 e^{-\frac{\lambda(Q)}{\lambda(P)}(s-t_k-T)}。 \quad (26)$$

将  $s = t_{k+1} + T$  代入，根据条件  $e^{-\frac{\lambda(Q)}{\lambda(P)}(t_{k+1}-t_k)} \leq \xi^2$  可得

$$V(\hat{\eta}_e(s | t_{k+1})) \leq \xi^2 \varepsilon^2。$$

至此，终端收敛问题证明完毕。

接下来，讨论状态轨迹是否满足鲁棒性约束。

当  $s \in [t_{k+1}, t_k + T]$  时，针对式(23)应用绝对值三角不等式和约束条件，通过移项可以得到：

$$\|\hat{\eta}_e(s | t_{k+1})\|_p \leq \varepsilon \xi e^{-(s-t_k)/T} + \sigma e^{F(s-t_{k+1})}。 \quad (27)$$

为证明  $\|\hat{\eta}_e(s | t_{k+1})\|_p \leq \varepsilon \xi e^{-(s-t_{k+1})/T}$ ，可通过放缩为证明

$$\varepsilon \xi e^{-(s-t_{k+1})/T} \geq \varepsilon \xi e^{-(s-t_k)/T} + \sigma e^{F(s-t_{k+1})}，$$

即

$$\varepsilon \xi e^{-(s-t_{k+1})/T} - \varepsilon \xi e^{-(s-t_k)/T} \geq \sigma e^{F(s-t_{k+1})}。$$

根据定理 2 给定的条件，不等式右侧的上限为  $(1 - \xi e^{-1})\varepsilon$ ；当  $s = t_k + T$  时，不等式左侧的下限为  $\varepsilon \xi e^{-(1-\zeta)} - \varepsilon \xi e^{-1}$ 。再由  $\xi e^{\zeta-1} > 1$ ，原不等式得证。

当  $s \in [t_k + T, t_{k+1} + T]$  时，根据式(26)可得

$$\hat{\eta}_e(s | t_{k+1}) \leq \varepsilon e^{-\frac{\lambda(Q)}{2\lambda(P)}(s-t_k-T)}。$$

为证明  $\|\hat{\eta}_e(s | t_{k+1})\|_p \leq \varepsilon \xi e^{-(s-t_{k+1})/T}$ ，可通过放缩为证明

$$\varepsilon e^{-\frac{\lambda(Q)}{2\lambda(P)}(s-t_k-T)} \leq \varepsilon \xi e^{-\frac{s-t_{k+1}}{T}}。$$

将  $s = t_{k+1} + T$  代入，并结合  $\xi e^{-(\zeta+1)} \geq e^{-\frac{\lambda(Q)}{2\lambda(P)}\zeta T}$ ，可得不等式成立。在跟随 AUV 跟踪期望轨迹过程中，可行解对应的可行轨迹都满足鲁棒性约束。

## 2.2 稳定性分析

定理 3：在式(15)满足定理 2 的前提下，若存在

$$\zeta T \varepsilon^2 > \sigma(e^{FT(\zeta-1)} - 1)/(F\bar{\lambda}(P))。 \quad (28)$$

则状态轨迹可在有限时间内收敛到不变集  $\Omega(\varepsilon)$  中。

证明：误差状态轨迹的终端可收敛，其核心是证明成本函数的单调递减性。将  $t_{k+1}$  时刻的可行解与  $t_k$  时刻的最优解代入成本函数中，相减可得到：

$$\begin{aligned} J(\hat{\eta}_e(s | t_{k+1}), \hat{u}_e(s | t_{k+1})) - J(\eta_e^*(s | t_k), u_e^*(s | t_k)) &= \\ \int_{t_k+T}^{t_{k+1}+T} (\|\hat{\eta}_e(\tau | t_{k+1})\|_Q^2 + \|\hat{u}_e(\tau | t_{k+1})\|_R^2) d\tau + \\ \int_{t_{k+1}}^{t_k+T} (\|\hat{\eta}_e(\tau | t_{k+1})\|_Q^2 + \|\hat{u}_e(\tau | t_{k+1})\|_R^2) d\tau - \\ \int_{t_{k+1}}^{t_k+T} (\|\eta_e^*(\tau | t_k)\|_Q^2 + \|u_e^*(\tau | t_k)\|_R^2) d\tau - \\ \int_{t_k}^{t_{k+1}} (\|\eta_e^*(\tau | t_k)\|_Q^2 + \|u_e^*(\tau | t_k)\|_R^2) d\tau + \\ \|\hat{\eta}_e(t_{k+1} + T | t_{k+1})\|_p^2 - \|\eta_e^*(t_k + T | t_k)\|_p^2。 \end{aligned} \quad (29)$$

为使相减后的结果小于零，需对各个部分分别化简。当  $s \in [t_k + T, t_{k+1} + T]$  时，根据可行解的构造，有  $\|\hat{u}_e(s | t_{k+1})\|_p^2 = \|u_e^*(s | t_k)\|_R^2$ 。当  $s \in [t_k + T, t_{k+1} + T]$ ，代入可行解  $\hat{u}_e(s | t_{k+1}) = K\hat{\eta}_e(s | t_{k+1})$ ，根据引理 1，可知：

$$\|\hat{\eta}_e(s | t_{k+1})\|_{Q+K^T R K} \leq -\dot{V}(\hat{\eta}_e(s | t_{k+1}))。$$

因此，积分过程中，该部分小于零。根据定理 2，可行解的终端进入  $\Omega(\xi\varepsilon/e)$ ，最优解的终端进入集合  $\Omega(\varepsilon)$ ；因此， $\|\hat{\eta}_e(t_{k+1} + T | t_{k+1})\|_p^2 - \|\eta_e^*(t_k + T | t_k)\|_p^2 \leq 0$ 。至此，将结果整理为：

$$\begin{aligned} J(\hat{\eta}_e(s | t_{k+1}), \hat{u}_e(s | t_{k+1})) - J(\eta_e^*(s | t_k), u_e^*(s | t_k)) &= \\ \int_{t_{k+1}}^{t_k+T} (\|\hat{\eta}_e(\tau | t_{k+1})\|_Q^2 - \|\eta_e^*(\tau | t_k)\|_Q^2) d\tau - \\ \int_{t_k}^{t_{k+1}} (\|\eta_e^*(\tau | t_k)\|_Q^2 + \|u_e^*(\tau | t_k)\|_R^2) d\tau。 \end{aligned} \quad (30)$$

根据式(23)以及绝对值三角不等式，有：

$$\begin{aligned} \int_{t_{k+1}}^{t_k+T} (\|\hat{\eta}_e(\tau | t_{k+1})\|_Q^2 - \|\eta_e^*(\tau | t_k)\|_Q^2) d\tau &\leq \\ \int_{t_{k+1}}^{t_k+T} \frac{\lambda(Q)}{\lambda(P)} \sigma e^{F(\tau-t_{k+1})} d\tau &\leq \frac{\lambda(Q)\sigma}{F\bar{\lambda}(P)} (e^{FT(\zeta-1)} - 1)。 \end{aligned} \quad (31)$$

同时，有：

$$\begin{aligned} \int_{t_{k+1}}^{t_k+T} (\|\eta_e^*(\tau | t_k)\|_Q^2 + \|u_e^*(\tau | t_k)\|_R^2) d\tau &\geq \\ \int_{t_k}^{t_{k+1}} \|\eta_e^*(\tau | t_k)\|_Q^2 d\tau &\geq \underline{\lambda}(Q)(t_{k+1} - t_k) \varepsilon^2 \geq \underline{\lambda}(Q) \zeta T \varepsilon^2。 \end{aligned} \quad (32)$$

根据定理 3 可得：

$$J(\hat{\eta}_e(s | t_{k+1}), \hat{u}_e(s | t_{k+1})) - J(\eta_e^*(s | t_k), u_e^*(s | t_k)) < 0。$$

在每个时刻，代入最优解的成本函数一定小于代入其他可行解的成本函数；因此，可知成本函数的单调递减性成立，即

$$J(\eta_e^*(s | t_{k+1}), u_e^*(s | t_{k+1})) < J(\eta_e^*(s | t_k), u_e^*(s | t_k))。$$

然后，用反证法推导多 AUV 编队系统是否在有限时间内收敛。假设在有限时间内，系统的误差状态轨迹无法进入  $\Omega(\varepsilon)$ ，根据成本函数的单调性

$$J(t_{k+1}) - J(t_k) < -\kappa_k < 0, \quad \kappa_k \in R^+.$$

进而可得:

$$J(t_\infty) - J(t_0) < -\sum_{k=0}^{\infty} \kappa_k, \quad J(t_\infty) < J(t_0) - \sum_{k=0}^{\infty} \kappa_k < 0.$$

这与成本函数的非负性相矛盾, 故而原命题的逆命题成立。

### 3 仿真验证

在 Matlab R2019a 软件平台下, 在障碍物环境下进行多 AUV 编队控制仿真。主要对所提算法进行以下验证:

- 1) 所提算法能否规划出一条光滑的避障路径。
- 2) MPC 控制下, 多 AUV 编队能否准确跟踪其期望参考路径。
- 3) 采用的事件触发策略能否有效减小计算负担。
- 4) 与 Backstepping 控制方法进行对比, 验证所提算法的优越性。

#### 3.1 2 维编队避障仿真结果

首先, 验证所提算法在 2 维编队环境下的有效性。以 5 个 AUV 组成的编队为例, 其中  $AUV_L$  为领航 AUV, 其余  $AUV_1$ 、 $AUV_2$ 、 $AUV_3$  和  $AUV_4$  为跟随 AUV。领航 AUV 的初始坐标为(0, 9), 目标点坐标为(47, 9)。跟随 AUV 的初始坐标分别为:  $AUV_1(0, 8)$ ;  $AUV_2(0, 10)$ ;  $AUV_1(0, 7)$ ;  $AUV_2(0, 11)$ 。5 艘 AUV 以期望线速度  $v=0.85$  m/s, 期望角速度  $w=0$  保持运行。编队的期望距离  $l_{il}^d=1.1$ , 编队方位角  $\phi_{il}^d=\pi/6$ , 采样事件  $\delta_t=0.01$  s, 仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

参数	值	参数	值
$k_a$	1.5	$\bar{\omega}$	$4 \times 10^{-5}$
$k_r$	1.2	$\xi$	1.7
$n$	0.5	$\zeta$	0.6
$d_o$	3	F	1.1
$\sigma$	$1.2 \times 10^{-3}$	$\varepsilon$	0.3

$$\text{权 重 矩 阵 } \mathbf{R}=[10], \quad \mathbf{Q}=\begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 1 & 1 & 100 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{P}=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}.$$

为验证笔者所提方法的有效性, 在相同环境下, 分别采用 MPC 和 Backstepping 控制方法进行仿真,

多 AUV 编队仿真避障轨迹如图 5 所示, Backstepping 控制下的 AUV 图例后缀有“B”。其中, 灰色虚线表示无障碍物情况下编队运行时各 AUV 的参考轨迹。领航 AUV 的轨迹用粗线标记。

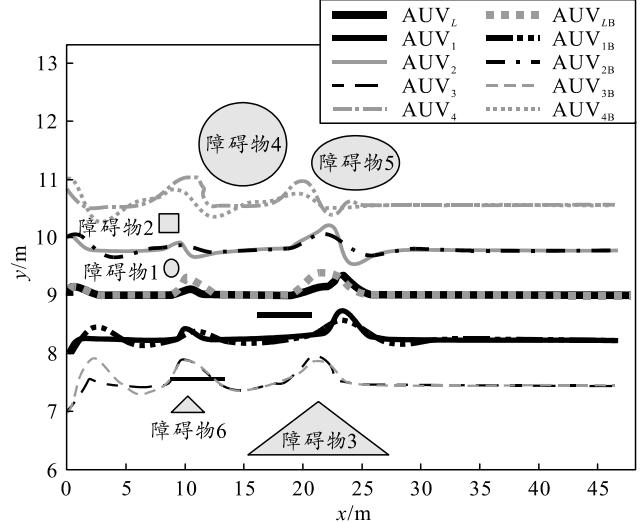


图 5 MPC/Backstepping 控制下多 AUV<sub>2</sub> 维编队仿真避障轨迹

由上图可知, 采用 APF 避障规划算法, 在 MPC 和 Backstepping 控制下多 AUV 编队均可成功避开图中的 6 个障碍物, 并保持编队运行。但是, 在 MPC 控制下多 AUV 编队在  $t=4$  s 左右准确跟踪上参考轨迹; 而在 Backstepping 控制下, 领航 AUV 在  $t=4$  s 左右跟踪上参考轨迹, 此时其余 AUV 未跟踪上参考路径。此外, 在避开障碍物后, 在 MPC 控制下, 各 AUV 可以快速跟踪上参考轨迹, 而 Backstepping 控制下各 AUV 在避障后需要花费较长时间才能跟踪上参考轨迹。

在 MPC 和 Backstepping 控制下, 多 AUV 编队中各 AUV 的线速度如图 6 所示。可知, 在 MPC 的控制下, 各 AUV 均比在 Backstepping 控制下收敛速度快。此外, 各 AUV 在  $t=10$  s 和  $t=20$  s 左右遇到障碍物, 线速度发生变化。对于领航 AUV, 采用 Backstepping 控制方法时, 在避障阶段, 其线速度出现较大幅度的变化, 最大值超过 6 m/s。在各跟随 AUV 中, MPC 控制下的线速度在避障结束后会更快地收敛至期望线速度。多 AUV 编队中各 AUV 分别在 MPC 和 Backstepping 控制下的角速度如图 7 所示。与线速度的结果类似, 在 MPC 控制下, 各 AUV 的角速度均较早的收敛至期望角速度。而后, 在遇到障碍物时, MPC 和 Backstepping 控制下角速度的大小和方向均发生变化。避障结束后, 均可收敛至期望角速度运行直至到达目标点。在  $t=4$  s 左

右, 各 AUV 线速度达到期望速度 0.85 m/s, 角速度变为期望值 0, 这与线速度的改变同步, 说明跟随 AUV 成功跟踪期望参考路径。在多 AUV 编队遇到障碍物时, 各 AUV 的线速度与角速度的大小和方向会出现变化, 这是因为各 AUV 会实时调整速度的方向和大小以避开障碍物。避障结束之后, 其线速度与角速度会逐渐收敛至期望速度, 之后以期望的线速度和角速度运行, 直至到达目标点。

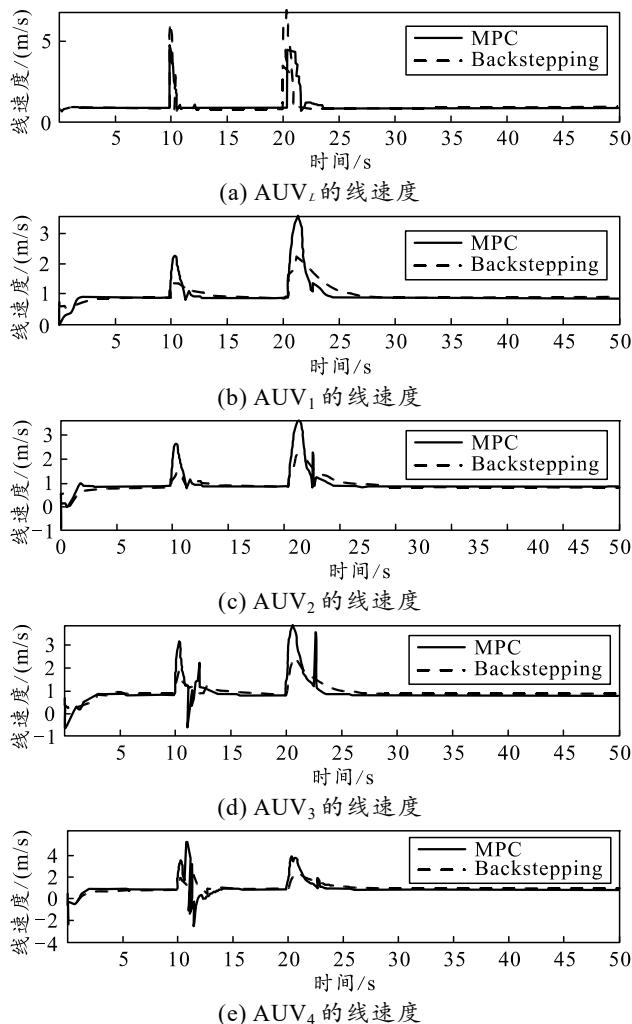


图 6 MPC/Backstepping 控制下各 AUV 的线速度

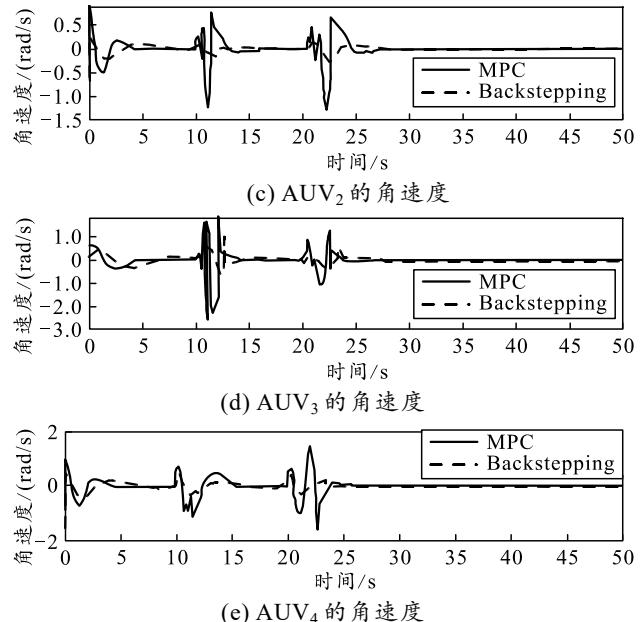
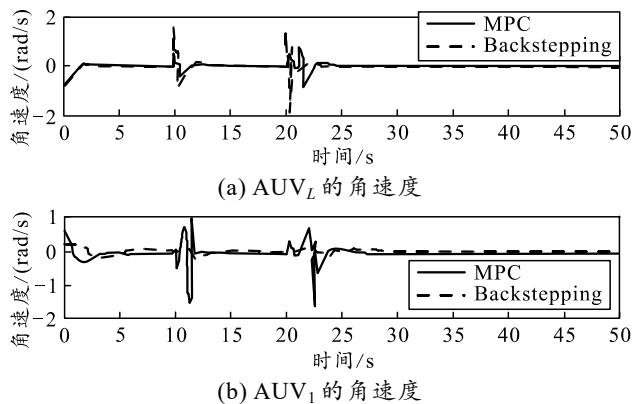


图 7 MPC/Backstepping 控制下各 AUV 的角速度

图 8 为在 MPC 和 Backstepping 控制下各 AUV 的  $x$  方向误差图。可见, 在 MPC 控制下, 各 AUV 的  $x$  方向误差在  $t=3$  s 时收敛至零, 而 Backstepping 控制下在  $t=8$  s 左右才收敛至零。并且, 在避开障碍物后 Backstepping 控制下各 AUV 的误差需较长时间才能收敛至零。此外, 无论是 MPC 控制下还是 Backstepping 控制下, 在遇到障碍物时,  $x$  方向上跟随 AUV<sub>4</sub>的误差变化幅度最大。

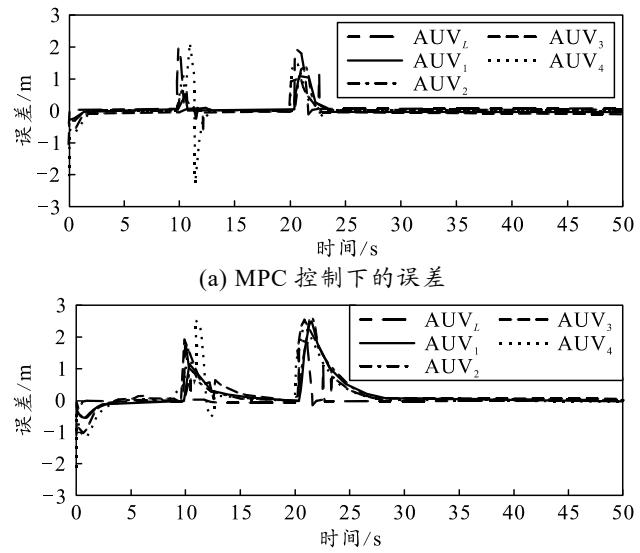


图 8 MPC/Backstepping 控制下各 AUV 的  $x$  方向误差

在 MPC 和 Backstepping 控制下各 AUV 的  $y$  方向误差如图 9 所示。虽然在 MPC 控制下, AUV<sub>3</sub> 和 AUV<sub>4</sub> 的  $y$  方向误差更大, 但其收敛至零的时间更短。在 Backstepping 控制下, 除领航 AUV 最开始

在 4 s 左右误差收敛至零, 其余 AUV 的  $y$  方向误差只在 8 s 左右短暂的收敛至零, 后续在 18 s 左右才再次收敛至零。

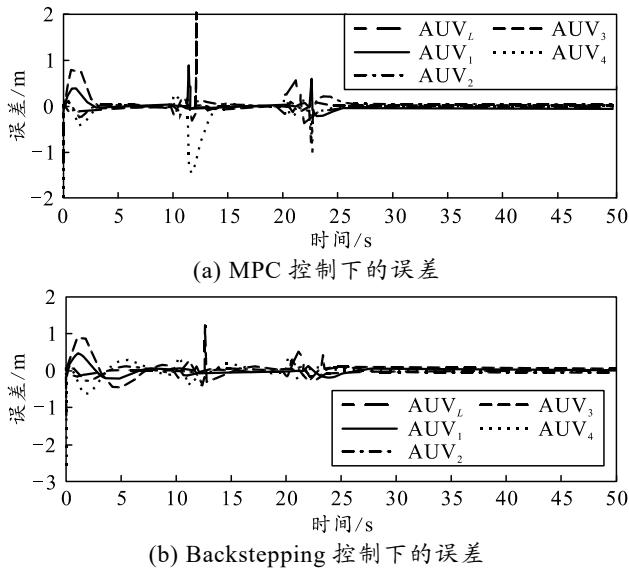


图 9 MPC/Backstepping 控制下各 AUV 的  $y$  方向误差

MPC 和 Backstepping 控制下各 AUV 的角度误差如图 10 所示。在 Backstepping 控制下 AUV 的角度误差在 6 s 左右短暂的收敛至 0, 后续一直处于波动状态, 直至 16 s 左右才再次收敛至零。而 MPC 控制下, 各 AUV 能快速收敛至零。

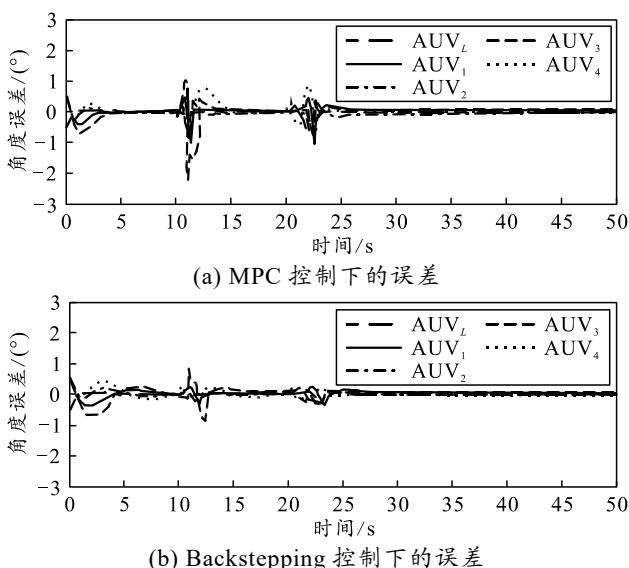


图 10 MPC/Backstepping 控制下各 AUV 的角度误差

由图 8—10 可知, 在 MPC 控制下多 AUV 编队初始的  $x$ 、 $y$  方向以及角度误差均在 4 s 左右收敛至 0, 说明此时, 跟随 AUV 已经成功跟踪上参考轨迹, 即多 AUV 编队生成。在 MPC 和 Backstepping 控制下, 编队遇到障碍物时, 各 AUV 的误差曲线均会出现明显波动。其中, AUV<sub>4</sub> 在  $x$  方向上误差波动

幅度最大, AUV<sub>3</sub> 的角度误差以及  $y$  方向上的误差波动幅度最大; 但在避开障碍物之后, MPC 控制下各 AUV 的误差均能在较短时间内收敛至 0, 实现对参考轨迹的跟踪, 而 Backstepping 控制下则需要较长时间。由此可见, 与 Backstepping 控制相比, 笔者所采用的 MPC 控制方法效果更好, 效率更高。

考虑到 MPC 求解优化问题时计算量大的问题, 笔者提出事件触发策略。传统的 MPC 控制器是时间周期触发的, 需要在每个时间步长求解优化问题。采用事件触发策略, 跟随 AUV 跟踪期望参考轨迹时, 根据事件触发条件, 只有以下情况发生时, 优化问题才进行求解:

1) 以预测时域  $T$  为周期的固定时刻;

2) 实际状态与最优状态的误差超过给定阈值  $\sigma$  时。

根据仿真结果, 各 AUV 求解优化问题的事件触发的次数与时间周期触发次数如表 2 所示。

表 2 MPC 控制下各 AUV 求解优化问题触发次数

AUV 类型	时间周期触发次数	事件触发次数
AUV <sub>L</sub>	5 000	2 004
AUV <sub>1</sub>	5 000	2 574
AUV <sub>2</sub>	5 000	2 758
AUV <sub>3</sub>	5 000	2 628
AUV <sub>4</sub>	5 000	2 770

由上表可见, 采用事件触发策略求解优化问题时, 领航 AUV 触发的次数最少, AUV<sub>4</sub> 的触发次数最多, 但各 AUV 计算的次数均远小于采用传统的时间周期触发次数, 说明笔者所提事件触发策略可有效节省计算资源。

### 3.2 3 维编队避障仿真结果

为进一步验证所提算法的有效性, 在 3 维障碍物环境下针对所提算法进行仿真实验。考虑由 3 艘 AUV 组成的多自治水下机器人编队, 其中, AUV<sub>L</sub> 为领航 AUV, AUV<sub>1</sub> 和 AUV<sub>2</sub> 为跟随 AUV。领航 AUV 的初始坐标为(0, 9, 0.8), 目标点坐标为(47, 9, 1)。跟随 AUV<sub>1</sub> 的初始坐标为(0, 7, -0.2), 跟随 AUV<sub>2</sub> 的坐标为(0, 11, 0.1)。其余仿真条件同 3.1 节, 仿真参数同表 1。

多 AUV 3 维编队仿真避障轨迹如图 11 所示, 其中虚线表示 Backstepping 控制下各 AUV 的轨迹图, 实线表示 MPC 控制下的轨迹。可知, 在 3 维环境下, MPC 也可更快速、准确地跟踪上参考轨迹。

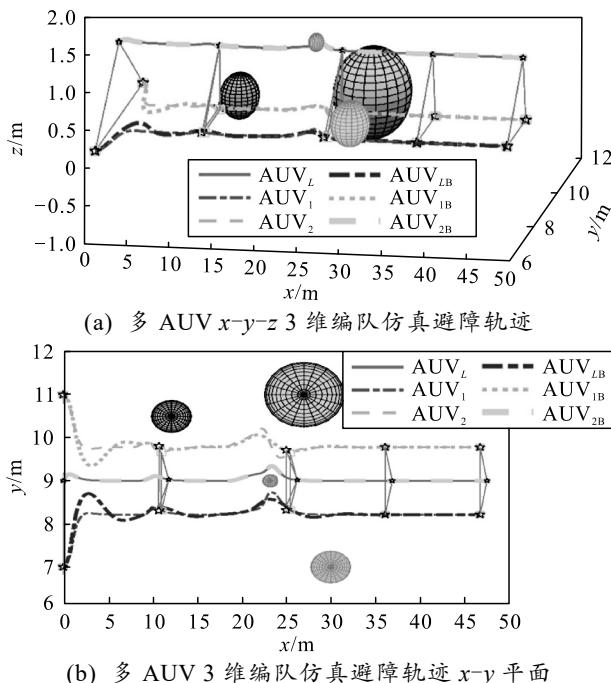


图 11 MPC/Backstepping 控制下多 AUV 3 维编队仿真避障轨迹

MPC/Backstepping 控制下跟随  $AUV_1$  和  $AUV_2$  与领航 AUV 之间的距离误差如图 12 所示。可知，采用 APF 方法当遇到障碍物时，在 MPC 和 Backstepping 控制下多 AUV 编队均会进行相应调整以避开障碍物；因此，编队间领航 AUV 会与跟随 AUV 出现距离误差，避障结束后，距离误差会逐渐收敛至 0。与 MPC 相比，采用 Backstepping 控制时的距离误差更大，且收敛时间更长。

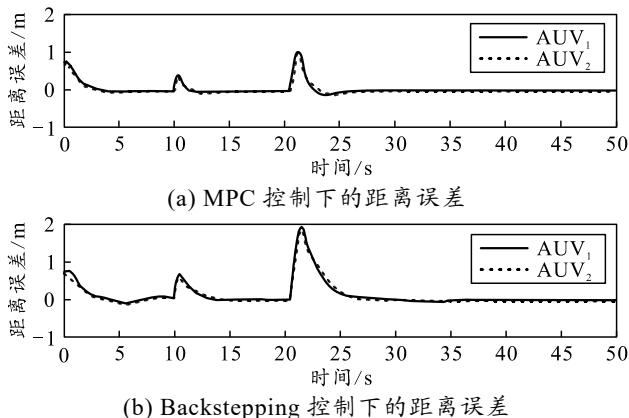


图 12 MPC/Backstepping 控制下跟随 AUV 与领航 AUV 之间的距离误差

从以上仿真结果可以看出：采用笔者所提方法可使 AUV 编队在 2 维和 3 维障碍物环境下顺利避开障碍物并到达目标点。模型预测控制可使 AUV 成功跟踪参考轨迹，使跟随 AUV 与领航 AUV 保持期望的相对速度和相对距离。此外，与 Backstepping

控制方法进行对比可知，笔者所提方法可使各 AUV 更快速、准确地跟踪参考轨迹。同时，采用事件触发策略能够有效节省计算资源。

#### 4 结束语

笔者构建基于领航-跟随方法的水下机器人编队相对运动模型，采用人工势场法解决了水下机器人编队避障路径规划问题，并对人工势场法进行适应性改进，以解决目标不可达的问题。此外，将模型预测算法与事件触发策略相结合，可使跟随 AUV 成功跟踪参考轨迹，并有效节省求解优化问题时的计算资源。仿真结果表明，该算法能够实现多水下机器人编队的避障控制。未来，笔者将进一步分析多 AUV 编队在动态障碍物环境下的避障控制问题。

#### 参考文献：

- [1] 闫银坡, 于福杰, 陈原. 开架式水下机器人水动力系数计算与动力学建模[J]. 兵工学报, 2021, 42(9): 1972–1986.
- [2] YANG Y, XIAO Y, LI T. A Survey of Autonomous Underwater Vehicle Formation: Performance, Formation Control, and Communication Capability[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 23(2): 815–841.
- [3] 卫恒, 吕强, 刘扬, 等. 基于状态切换的分布式多机器人编队控制[J]. 兵工学报, 2019, 40(5): 1103–1112.
- [4] 高继勋, 黄全振, 赵媛媛. 基于领航跟随的多机器人编队控制方法[J]. 中国测试, 2021, 47(11): 8–13.
- [5] 费思远, 鲜斌, 王岭. 基于群集行为的分布式多无人机编队动态避障控制[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(1): 1–11.
- [6] 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 [J]. 控制理论与应用, 2020, 37(11): 2423–2431.
- [7] 王祥科, 李迅, 郑志强. 多智能体系统编队控制相关问题研究综述[J]. 控制与决策, 2013, 28(11): 1601–1613.
- [8] 朱大奇, 颜明重. 移动机器人路径规划技术综述[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 961–967.
- [9] 邵长旭, 王茂森, 戴劲松, 等. 基于蚁群算法的无人机最短航路规划[J]. 兵工自动化, 2018, 37(9): 93–96.
- [10] 牟春鹏, 汪正涛, 陶卫军. 室内移动机器人运动规划与导航算法优化[J]. 兵工自动化, 2021, 40(7): 87–92.
- [11] 张大志, 刘万辉, 缪存孝, 等. 全向移动机器人动态避障方法研究[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(6): 1115–1123.
- [12] ZHANG Y, LIU X, LUO M, et al. MPC-based 3-D trajectory tracking for an autonomous underwater vehicle with constraints in complex ocean environments[J]. Ocean Engineering, 2019, 189: 1–10.

- [13] 张皓, 张洪铭, 王祝萍. 基于事件触发的无人驾驶汽车路径跟随预测控制[J]. 控制与决策, 2019, 34(11): 2421–2427.
- [14] YU R, GUO H Y, SUN Z P, et al. MPC-based regional path tracking controller design for autonomous ground vehicles[C]//IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Budapest: IEEE, 2016: 2510–2515.
- [15] QIAN X J, NAVARRO I, FORTELLE A, et al. Motion planning for urban autonomous driving using Bézier curves and MPC[C]//IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems. Brazil: IEEE, 2016: 826–833.
- [16] WEN S X, GUO G, CHEN B, et al. Event-triggered

(上接第 43 页)

**3.3.2 命中目标概率随主动自导作用距离的变化**  
对不同射程下命中目标概率随主动自导作用距离的变化进行仿真计算, 结果如图 8 所示。

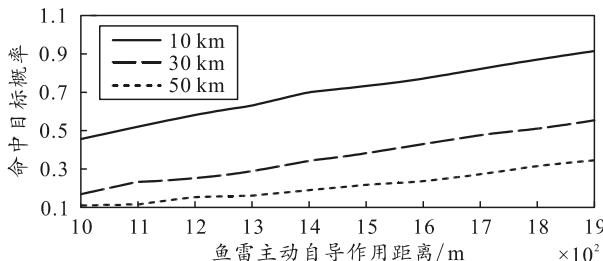


图 8 不同射程下命中目标概率随主动自导作用距离的变化

### 3.3.3 命中目标概率随落点偏差的变化

为考察落点偏差对命中概率的影响, 对不同射程条件下鱼雷命中目标概率随落点偏差的变化进行仿真计算, 结果如图 9 所示。

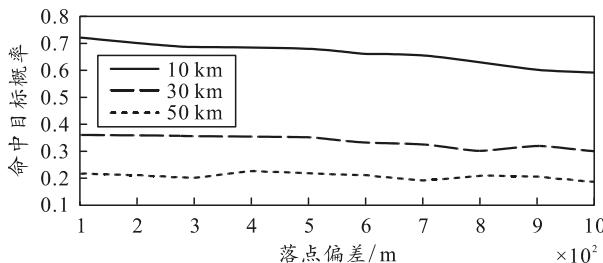


图 9 不同射程下命中目标概率随落点偏差变化

## 4 结论

通过反潜助飞鱼雷命中目标概率建模与仿真分析, 可得出如下结论: 1) 随着射程的增大, 命中目标概率随之下降, 且在 15~35 km 射程范围内下降速度较快, 同时可以看出, 在 0~400 m 的落点偏差范围内, 落点偏差对命中目标概率的影响不大;

cooperative control of vehicle platoons in vehicular Ad Hoc networks[J]. Information Sciences, 2018, 459: 341–353.

- [17] GAN W, ZHU D, JI D. QPSO-model predictive control based approach to dynamic trajectory tracking control for unmanned underwater vehicles[J]. Ocean Engineering, 2018, 158: 208–220.
- [18] FOSSEN T I. Marine control systems: guidance, navigation and control of ships, rigs and underwater vehicles[M]. Trondheim, Norway: Marine Cybernetics, 2002: 35–129.
- [19] 潘无为, 姜大鹏, 庞永杰, 等. 人工势场和虚拟结构相结合的多水下机器人编队控制[J]. 兵工学报, 2017, 38(2): 326–334.

2) 随着鱼雷主动自导作用距离的增大, 命中目标概率随之上升, 且射程越小, 上升速度越快, 由此可见, 在反潜助飞鱼雷使用中, 应充分考虑海域水文环境条件对鱼雷自导作用距离的影响, 从而合理制定方案, 以保证命中目标概率不会太低; 3) 落点偏差在 100~400 m 范围内时, 命中目标概率基本保持恒定, 在 400~1 000 m 范围内时, 随着落点偏差的增大, 命中目标概率呈小幅下降趋势, 射程越小, 下降趋势越明显。

## 参考文献:

- [1] 姚勤, 吴宇. 火箭助飞鱼雷作战使用方法[J]. 海军航空工程学院学报, 2010(4): 396–398, 410.
- [2] 梁良, 贾跃, 任磊. 国外舰载助飞鱼雷发展综述[J]. 鱼雷技术, 2014(2): 157–160.
- [3] 梁良, 贾跃, 任磊. 助飞鱼雷机动区域射击法攻潜能力研究[J]. 指挥控制与仿真, 2015, 37(1): 50–55.
- [4] 赵学涛, 贾跃, 林贤杰. 舰载直升机引导火箭助飞鱼雷攻潜效能模型与仿真[J]. 鱼雷技术, 2009, 17(1): 60–63.
- [5] 曲延明, 周明, 林宗祥. 基于 Simulink 的飞航式火箭助飞鱼雷空中弹道仿真[J]. 舰船科学技术, 2011, 33(12): 107–111.
- [6] 崔洪坤, 孙振新. 飞航式火箭助飞鱼雷弹道建模及仿真[J]. 指挥控制与仿真, 2012, 34(2): 75–79.
- [7] 周明, 徐德民. 火箭助飞鱼雷弹道的仿真实现与应用研究[J]. 弹箭与制导学报, 2006, 27(2): 235–238.
- [8] 姜凯峰, 周明, 林宗祥. 舰载反鱼雷鱼雷作战效率仿真研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(6): 9–12.
- [9] 姚蓝, 刘平香. 反鱼雷水声对抗技术的现状与发展[J]. 声学技术, 2001, 20(4): 183–187.
- [10] 侯琳, 胡波, 章桂永. 潜艇自航式声诱饵发射方向的仿真研究[J]. 计算机仿真, 2001, 20(4): 183–187.