



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117331317 A

(43) 申请公布日 2024.01.02

(21) 申请号 202311631122.6

(22) 申请日 2023.12.01

(71) 申请人 东海实验室

地址 316000 浙江省舟山市定海区海天大道浙江大学舟山校区海研楼107

(72) 发明人 宋子龙 黄豪彩 吴哲远 王卿
路小璐

(74) 专利代理机构 浙江侨悦专利代理有限公司
33470

专利代理人 尹洁芳

(51) Int.Cl.

G05B 13/04 (2006.01)

权利要求书4页 说明书12页 附图2页

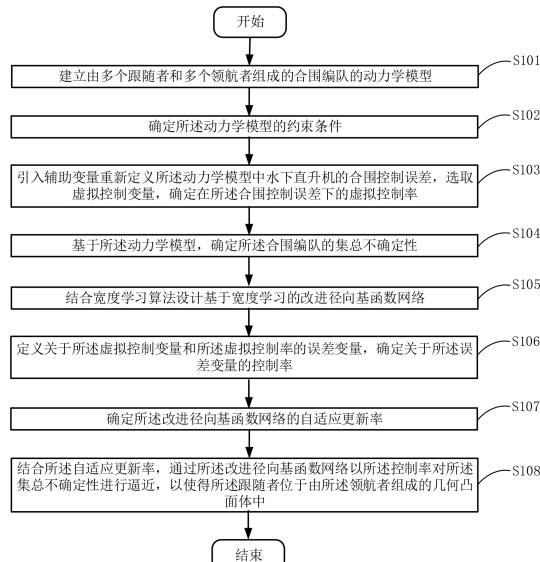
(54) 发明名称

一种基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法，属于机械控制技术领域，方法包括：建立动力学模型；确定动力学模型的约束条件；引入辅助变量重新定义动力学模型中水下直升机的合围控制误差，选取虚拟控制变量，确定在合围控制误差下的虚拟控制率；基于动力学模型，确定合围编队的集总不确定性；设计基于宽度学习的改进径向基函数神经网络；定义关于虚拟控制变量和虚拟控制率的误差变量，确定关于误差变量的控制率；确定改进径向基函数神经网络的自适应更新率；通过改进径向基函数神经网络以控制率对集总不确定性进行逼近，以使得跟随者位于由领航者组成的几何凸面体中。降低计算消耗和硬件要求，提升合围编队控制精度和续航能力。

A
CN 117331317 A



CN

1.一种基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法,其特征在于,包括:

S101:建立由多个跟随者和多个领航者组成的合围编队的动力学模型;

S102:确定所述动力学模型的约束条件;

S103:引入辅助变量重新定义所述动力学模型中水下直升机的合围控制误差,选取虚拟控制变量,确定在所述合围控制误差下的虚拟控制率;

S104:基于所述动力学模型,确定所述合围编队的集总不确定性;

S105:结合宽度学习算法设计基于宽度学习的改进径向基函数神经网络;

S106:定义关于所述虚拟控制变量和所述虚拟控制率的误差变量,确定关于所述误差变量的控制率;

S107:确定所述改进径向基函数神经网络的自适应更新率;

S108:结合所述自适应更新率,通过所述改进径向基函数神经网络以所述控制率对所述集总不确定性进行逼近,以使得所述跟随者位于由所述领航者组成的几何凸面体中。

2.根据权利要求1所述的基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法,其特征在

于,所述动力学模型具体为: $\dot{\eta}_i = R(\psi_i)\nu_i$
 $M_i \ddot{\nu}_i = -C(\nu_i)\nu_i - D(\nu_i)\nu_i + \tau_i$,

其中, $\eta_i = [p_i^T, \psi_i]^T \in \mathbb{R}^3$ 表示第 $i=1, 2, \dots, m$ 个水下直升机在世界坐标系下的位移和航向偏角, $p_i = [x_i, y_i]^T$ 表示水下直升机在世界坐标系下的位置, ψ_i 表示水下直升机的航向偏角, $\nu_i = [q_i^T, r_i]^T \in \mathbb{R}^3$, 其中, $q_i = [u_i, v_i]^T$, 其中, u_i, v_i 分别表示水下直升机在 x 轴和 y 轴的线速度, r_i 分别表示水下直升机在体坐标系下的线速度和角速度, M_i 表示包含附加质量的惯性矩阵, $R(\psi_i)$ 表示世界坐标系和体坐标系之间的坐标转换矩阵, $C(\nu_i)$ 表示具有不确定性的科氏力和向心力矩阵, $D(\nu_i)$ 表示具有不确定性的水动力阻尼矩阵, $\tau_i \in \mathbb{R}^3$ 表示控制输入。

3.根据权利要求1所述的基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法,其特征在于,所述约束条件包括所述合围编队中存在一个以领航者为根节点的有向生成树、领航者轨迹及所述领航者轨迹对时间的一阶导数有界。

4.根据权利要求1所述的基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法,其特征在于,所述S103具体包括:

S1031:引入所述辅助变量重新定义所述动力学模型中水下直升机的合围控制误差 $z_{1,i}$:

$$z_{1,i} = e_i - \begin{bmatrix} 0 \\ \gamma \end{bmatrix}$$

$e_i = \mathcal{R}_i^T \left(\sum_{j=1}^m a_{ij} (p_i - p_j) + \sum_{k=m+1}^{m+n} a_{ik} (p_i - p_k) \right)$ 其中, γ 表示所述辅助变量,

$$\dot{e}_i = -r_i \mathcal{M} e_i + \xi_i q_i - \sum_{j=1}^m a_{ij} \mathcal{R}_i^T \mathcal{R}_j q_j - \sum_{k=m+1}^{m+n} a_{ik} \mathcal{R}_i^T \dot{p}_k$$

$\mathcal{R}_i(\psi_i) = \begin{pmatrix} \cos\psi_i & -\sin\psi_i \\ \sin\psi_i & \cos\psi_i \end{pmatrix}$, \mathcal{R}_i^T 表示矩阵 \mathcal{R}_i 的转置, r_i 表示水下直升机在体坐标系下的角速度, $a_{ij} = 1$ 表示第 i 个水下直升机能够获得第 j 个水下直升机的状态信息, 否则, $a_{ij} = 0$, 其中, $m+1 \leq k \leq m+n$ 表示所述虚拟领航者的数量, $\mathcal{M} = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$, $\xi_i = \sum_{j=1}^{m+n} a_{ij}$, 其中, \mathcal{M} 和 ξ_i 均表示中间变量;

S1032: 计算所述合围控制误差对时间的一阶导数:

$$\begin{aligned} \dot{z}_{1,i} &= -r_i \mathcal{M} \left(z_{1,i} + \begin{bmatrix} 0 \\ \gamma \end{bmatrix} \right) + \xi_i q_i - \sum_{j=1}^m a_{ij} \mathcal{R}_i^T \mathcal{R}_j q_j - \sum_{k=m+1}^{m+n} a_{ik} \mathcal{R}_i^T \dot{p}_k \quad \text{其中,} \\ &= -r_i \mathcal{M} z_{1,i} + \mathcal{H}_i v_i^c + \xi_i v_i^u - \sum_{j=1}^m a_{ij} \mathcal{R}_i^T \mathcal{R}_j q_j - \sum_{k=m+1}^{m+n} a_{ik} \mathcal{R}_i^T \dot{p}_k \\ v_i^c &= [v_i, r_i]^T, \quad v_i^u = [u_i, 0]^T, \quad \mathcal{H}_i = \begin{pmatrix} 0 & \gamma \\ \xi_i & 0 \end{pmatrix}; \end{aligned}$$

S1033: 选取中间变量 v_i^c 作为虚拟控制变量, 确定在所述合围控制误差下的虚拟控制率 α_i :

$$\alpha_i = \mathcal{H}_i^{-1} \left(-K_{1i} z_{1,i} + r_i \mathcal{M} z_{1,i} - \xi_i v_i^u + \sum_{j=1}^m a_{ij} \mathcal{R}_i^T \mathcal{R}_j q_j + \sum_{k=m+1}^{m+n} a_{ik} \mathcal{R}_i^T \dot{p}_k \right) \quad \text{其中, } K_{1i} \text{ 表示对角增益矩阵。}$$

5. 根据权利要求1所述的基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法, 其特征在于, 所述S104具体包括:

S1041: 根据所述动力学模型计算得到 \dot{v}_i :

$$\dot{v}_i = F_i(x) + M_i^{-1} \tau_i \quad \text{其中,}$$

$F_i(x)$ 表示所述集总不确定性;

S1042: 所述集总不确定性具体为:

$F_i(x) = -M_i^{-1} C_i v_i - M_i^{-1} D_i v_i = [f_{u,i}(x), f_{v,i}(x), f_{r,i}(x)]^T$, $x = [\eta_i^T, v_i^T]^T$ 其中, $f_{u,i}(x), f_{v,i}(x), f_{r,i}(x)$ 分别表示不确定性在 u, v, r 运动自由度上的分量。

6. 根据权利要求1所述的基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法, 其特征在于, 所述S105具体包括:

S1051: 定义径向基函数神经网络的目标函数 $f(\varphi)$:

$$f(\varphi) = w^* \Gamma(\varphi) + \varepsilon, \quad f(\varphi): \mathbb{R}^a \rightarrow \mathbb{R} \quad \text{其中, } w^* \in \mathbb{R}^k \text{ 表示最优权重系数, } \varepsilon \text{ 表示固有逼近误差, } \varphi \in \mathbb{R}^a \text{ 表示输入向量, } \Gamma(\varphi) = [\vartheta_1(\varphi), \dots, \vartheta_k(\varphi)]^T \in \mathbb{R}^k \text{ 表示基函数向量, 其中, } k \text{ 表示所}$$

述径向基函数神经网络总的节点个数, $\vartheta_i(\varphi) = \exp\left(-\frac{(\varphi - \mu_i)^T(\varphi - \mu_i)}{\sigma^2}\right)$, $\vartheta_i(\varphi)$ 表示第 i 个

节点对应的高斯函数, 其中, μ_i 和 b 分别表示第 i 个节点的中心向量和基宽;

$$\mu_{\text{new}} = \bar{\mu}_{\min} + \alpha(\varphi - \bar{\mu}_{\min})$$

S1052: 计算所述径向基函数神经网络的增量节点:

$$\bar{\mu}_{\min} = \frac{\sum_{i=1}^l \mu_{\min_i}}{l} \quad \text{其中,}$$

$\mu_{\min} = [\mu_{\min_1}, \dots, \mu_{\min_l}]$ 表示距离所述输入向量 φ 最近的 l 个节点, $\bar{\mu}_{\min}$ 表

示 l 个节点距离所述输入向量 φ 的平均距离, $\alpha \in \mathbb{R}$ 表示调节参数;

S1053: 设置更新阈值, 对所述中心向量进行更新:

$$\mu(t + \Delta t) = \begin{cases} [\mu(t) \ \mu_{\text{new}}] & \|\bar{\mu}_{\min} - \varphi\| > D, \\ \mu(t) & \|\bar{\mu}_{\min} - \varphi\| \leq D, \end{cases} \quad \text{其中, } D \text{ 表示所述更新阈值, } \Delta t \text{ 表示采样间隔, } t \text{ 表}$$

示当前时刻;

S1054: 计算当前时刻 t 所述宽度学习算法的增强层向量 Π_t :

$\Pi_t = \text{col}(\Theta_1, \dots, \Theta_k) \in \mathbb{R}^{2k}$
 $\Theta_i = [\cos(\gamma_i(\varphi)), \sin(\gamma_i(\varphi))]^T$ 其中, 符号“col”表示列向量函数, k 表示 t 时刻中心向量的数量;

S1055: 基于所述增强层向量, 确定所述宽度学习算法的隐藏层 φ_t :

$\varphi_t = \text{col}(\Gamma_t, \Pi_t) \in \mathbb{R}^{3k}$
 $\Gamma_t = [\gamma_1(\varphi), \dots, \gamma_k(\varphi)]^T \in \mathbb{R}^k$; S1056: 确定更新时刻 $t + t_e$ 生成的新节点数量 n , 确定所述更新

$$f(\varphi) = w^T \varphi_{t+t_e}$$

时刻下的改进径向基函数神经网络 $f(\varphi)$: $\varphi_{t+t_e} = \text{col}(\Gamma_{t+t_e}, \Pi_{t+t_e}) \in \mathbb{R}^{3(k+n)}$ 其中, w^T 表示权

$$\Pi_{t+t_e} = \text{col}(\Theta_1, \dots, \Theta_{k+n}) \in \mathbb{R}^{2(k+n)}$$

重系数的转置。

7. 根据权利要求1所述的基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法, 其特征在于, 所述S106具体包括:

S1061: 定义关于所述虚拟控制变量和所述虚拟控制率的误差变量 $z_{2,i}$: $z_{2,i} = v_i^c - \alpha_i$

S1062: 计算所述误差变量对时间的一阶导数 $\dot{z}_{2,i}$: $\dot{z}_{2,i} = \dot{v}_i^c - \dot{\alpha}_i$
 $= F_i^c(x) + \bar{M}_i^{-1} \tau_i^c - \dot{\alpha}_i$ 其中,

$\bar{M}_i = \begin{pmatrix} [M_i]_{(2,2)} & [M_i]_{(2,3)} \\ [M_i]_{(3,2)} & [M_i]_{(3,3)} \end{pmatrix}$, 其中, $[M_i]_{(i,j)}$ 表示矩阵 M_i 的

(i, j) 个元素, $\tau_i^c = [\tau_i^v, \tau_i^r]^T$, $F_i^c(x) = [f_{v,i}(x), f_{r,i}(x)]^T$ 为集总动力学不确定项, 使用所述改

进径向基函数神经网络对其逼近,其中, $f_{v,i}(x) = w_{v,i}^{*T} \varphi_{v,i}(x)$ 其中, $w_{v,i}^* \in \mathbb{R}^q$ 和 $w_{r,i}^* \in \mathbb{R}^q$ 分别

表示逼近 $f_{v,i}(x)$ 和 $f_{r,i}(x)$ 的最优权重系数, $\varphi_{v,i}(x) \in \mathbb{R}^q$ 和 $\varphi_{r,i}(x) \in \mathbb{R}^q$ 表示包含 n 个节点的基函数向量; S1063: 通过非线性微分器计算所述虚拟控制率对时间的一阶导数 $\zeta_i = \dot{\alpha}_i$:

$\dot{\varphi}_i = \zeta_i - \mu_1 \text{sig}^{1-\chi}(\varphi_i - \alpha_i)$ 其中, φ_i 和 ζ_i 分别表示非线性微分器对虚拟控制率和虚拟控制

率对时间的一阶导数的估计值, $\mu_1 > 0$, $\mu_2 > 0$, $\chi > 2$ 表示设计参数;

S1064: 确定关于所述误差变量的控制率 τ_i^c : $\tau_i^c = \bar{M}_i \left(-K_{2i} z_{2,i} - \mathcal{H}_i^T z_{1,i} - \hat{W}_i^T \Phi_i(x) - \zeta_i \right)$ 其中, \hat{W}_i^T 表示 W_i^{*T} 的估计值, $W_i^{*T} = \text{blockdiag}[w_{v,i}^{*T}, w_{r,i}^{*T}] \in \mathbb{R}^{2 \times 2q}$, 其中, 符号“blockdiag”表示方块对角矩阵, $\Phi_i(x) = [\varphi_{v,i}^T(x), \varphi_{r,i}^T(x)]^T \in \mathbb{R}^{2q}$ 。

8. 根据权利要求1所述的基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法,其特征在于,所述自适应更新率具体为: $\dot{\hat{W}}_i = \Upsilon_i \Phi_i(x) z_{2,i}^T$ 其中, Υ_i 表示正定增益矩阵。

9. 根据权利要求1所述的基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法,其特征在于,所述S108的描述具体为:

$\lim_{t \rightarrow \infty} \left\| p_i(t) - \sum_{k=m+1}^{m+n} \alpha_k p_k(t) \right\| = 0$, $i = 1, \dots, m$, $\exists \alpha_k > 0$, $\sum_{k=m+1}^{m+n} \alpha_k = 1$ 其中, $p_k = [x_k, y_k]^T$ 表示第 k 个领航者的位置, $p_i(t)$ 表示 t 时刻第 i 个AUH的位置, α_k 表示正常数。

一种基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法

技术领域

[0001] 本发明属于机械控制技术领域,具体涉及一种基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法。

背景技术

[0002] 海底移动观测、海底资源勘探、敏感海底区域巡航与探测、海底管线监测与维护、海底救援与打捞、海底考古等工作,对潜水器的机动性能和工作模式提出了很高的要求,往往需要与陆上“直升机”特点类似的潜水器。水下直升机 (Autonomous underwater helicopter, AUH) 的提出有助于提高潜水器的机动性能、增加海底至海底的工作模式,更高质高效地开展海底作业应用,另外,对多个AUH进行协同控制,形成一个基于网络空间有机联系的系统,能够完成更加复杂的作业任务。在某些情况下,需要跟随者-AUH进入由多个领航者-AUH组成的几何区域内,这种控制方式被称为合围控制,成为当前水下机器人控制领域的研究热点。

[0003] 由于水下直升机的推进器数量和推进器布局的限制,水下直升机控制系统中控制输入的自由度小于其运动自由度,这被定义为水下直升机的欠驱动控制问题,此外,水下直升机具有复杂的流体动力学特性,难以精确地建立其动力学模型,因此在欠驱动合围控制中考虑模型的不确定性是有必要的,现有技术中使用径向基函数神经网络 (Radial Basis Function Neural Network, RBFNN) 逼近动力学不确定性,然而,径向基函数神经网络中的神经节点是预设的,需要一定的先验知识,同时,需要布置数量较多的节点以提高逼近精度,这增加了控制器的计算负担,提高了对硬件的要求。

[0004] 综上所述,目前的水下直升机控制系统中控制输入的自由度小于其运动自由度,存在欠驱动控制问题,且用于逼近动力学不确定性的径向基函数神经网络中的神经节点是预设的,需要一定的先验知识,而且需要布置数量较多的节点以提高逼近精度,增加了计算负担,硬件要求高的技术问题,本发明提供一种基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法。

发明内容

[0005] 为了解决现有技术存在的水下直升机控制系统中控制输入的自由度小于其运动自由度,存在欠驱动控制问题,且用于逼近动力学不确定性的径向基函数神经网络中的神经节点是预设的,需要一定的先验知识,而且需要布置数量较多的节点以提高逼近精度,增加了计算负担,硬件要求高的技术问题,本发明提供一种基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法。

[0006] 第一方面本发明提供了一种基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法,包括:

- S101:建立由多个跟随者和多个领航者组成的合围编队的动力学模型;
- S102:确定动力学模型的约束条件;
- S103:引入辅助变量重新定义动力学模型中水下直升机的合围控制误差,选取虚

拟控制变量,确定在合围控制误差下的虚拟控制率;

S104:基于动力学模型,确定合围编队的集总不确定性;

S105:结合宽度学习算法设计基于宽度学习的改进径向基函数神经网络;

S106:定义关于虚拟控制变量和虚拟控制率的误差变量,确定关于误差变量的控制率;

S107:确定改进径向基函数神经网络的自适应更新率;

S108:结合自适应更新率,通过改进径向基函数神经网络以控制率对集总不确定性进行逼近,以使得跟随者位于由领航者组成的几何凸面体中。

[0007] 与现有技术相比,本发明至少具有以下有益技术效果:

在本发明中,通过引入辅助变量弥补由水下直升机控制系统中控制输入的自由度小于其运动自由度导致的欠驱动问题,重新定义所述动力学模型中水下直升机的合围控制误差,以新确定的合围控制误差为基础设计新的虚拟控制率,重新确定包括辅助变量的控制率对水下直升机进行控制,提高了控制算法的可行性和控制精度。通过在宽度学习算法框架下设计径向基函数神经网络,确定改进径向基函数神经网络的自适应更新率,神经网络的节点可以动态更新,以匹配新的输入向量,放宽对神经节点先验知识的要求,减少节点数量的同时可以实现更好的逼近能力,提升控制能力,降低计算消耗和硬件要求,进而提升合围编队控制精度和续航能力。

附图说明

[0008] 下面将以明确易懂的方式,结合附图说明优选实施方式,对本发明的上述特性、技术特征、优点及其实现方式予以进一步说明。

[0009] 图1是本发明提供的一种基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法的流程示意图;

图2是本发明提供的一种 4×4 水下直升机编队的通信拓扑结构描述图;

图3是本发明提供的一种合围控制移动路径的结构示意图。

具体实施方式

[0010] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对照附图说明本发明的具体实施方式。显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图,并获得其他的实施方式。

[0011] 为使图面简洁,各图中只示意性地表示出了与发明相关的部分,它们并不代表其作为产品的实际结构。另外,以使图面简洁便于理解,在有些图中具有相同结构或功能的部件,仅示意性地绘示了其中的一个,或仅标出了其中的一个。在本文中,“一个”不仅表示“仅此一个”,也可以表示“多于一个”的情形。

[0012] 还应当进一步理解,在本发明说明书和所附权利要求书中使用的术语“和/或”是指相关联列出的项中的一个或多个的任何组合以及所有可能组合,并且包括这些组合。

[0013] 在本文中,需要说明的是,除非另有明确的规定和限定,术语“安装”、“相连”、“连接”应做广义理解,例如,可以是固定连接,也可以是可拆卸连接,或一体地连接;可以是机

械连接,也可以是电连接;可以是直接相连,也可以通过中间媒介间接相连,可以是两个元件内部的连通。对于本领域的普通技术人员而言,可以具体情况理解上述术语在本发明中的具体含义。

[0014] 另外,在本发明的描述中,术语“第一”、“第二”等仅用于区分描述,而不能理解为指示或暗示相对重要性。

实施例

[0015] 在一个实施例中,参考说明书附图1,示出了本发明提供的基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法的流程示意图。

[0016] 本发明提供的一种基于宽度学习的欠驱动水下直升机合围控制方法,包括:

S101:建立由多个跟随者和多个领航者组成的合围编队的动力学模型。

[0017] 在一种可能的实施方式中,动力学模型具体为:

$$\begin{aligned}\dot{\eta}_i &= R(\psi_i)\nu_i \\ M_i \dot{\nu}_i &= -C(\nu_i)\nu_i - D(\nu_i)\nu_i + \tau_i\end{aligned}$$

[0018] 其中, $\eta_i = [p_i^T, \psi_i]^T \in \mathbb{R}^3$ 表示第 $i=1, 2, \dots, m$ 个水下直升机在世界坐标系下的位移和航向偏角, $p_i = [x_i, y_i]^T$ 表示水下直升机在世界坐标系下的位置, ψ_i 表示水下直升机的航向偏角, $\nu_i = [q_i^T, r_i]^T \in \mathbb{R}^3$, 其中, $q_i = [u_i, v_i]^T$, 其中, u_i, v_i 分别表示水下直升机在 x 轴和 y 轴的线速度, r_i 分别表示水下直升机在体坐标系下的线速度和角速度, M_i 表示包含附加质量的惯性矩阵, $R(\psi_i)$ 表示世界坐标系和体坐标系之间的坐标转换矩阵, $C(\nu_i)$ 表示具有不确定性的科氏力和向心力矩阵, $D(\nu_i)$ 表示具有不确定性的水动力阻尼矩阵, $\tau_i \in \mathbb{R}^3$ 表示控制输入。

[0019] 需要说明的是,建立由多个跟随者和多个领航者组成的合围编队的动力学模型目标是为合围编队中的水下直升机建立一个动力学模型,以描述每个飞行器的运动行为和互动方式,这个动力学模型将有助于理解和控制合围编队的行为。水下直升机的数量:合围编队由多个跟随者和多个领航者组成,每个水下直升机都需要在模型中得到考虑。每个水下直升机的状态变量:这包括每个水下直升机的位置、速度、加速度等状态变量,这些状态变量描述了每个飞行器在三维空间中的运动状态。控制输入:表示每个水下直升机所受到的控制输入,如推力、航向角等,这些控制输入将影响每个水下直升机的运动。动力学模型将状态变量和控制输入联系起来,以模拟水下直升机的动力学行为。模型需要考虑不确定性,如测量误差、环境变化、传感器误差等,以更准确地反映实际情况。

[0020] 建立这个动力学模型是合围控制的基础,因为它有助于了解飞行器之间的相互作用和运动规律,为后续的控制算法提供了重要的信息,这个模型将用于实施合围控制,确保合围编队的飞行器按照预定的目标运动。

[0021] S102:确定动力学模型的约束条件。

[0022] 在一种可能的实施方式中,约束条件包括合围编队中存在一个以领航者为根节点的有向生成树、领航者轨迹及领航者轨迹对时间的一阶导数有界。

[0023] 其中,有向生成树是图论中的概念,本申请中的水下直升机合围编队的通信拓扑结构由图论构建。有向树是一个有向图,其中每个节点只有一个父节点,只有一个称为根节点的节点没有父节点,并且其他节点对于根节点都是可抵达的,定义有向图中包含有向生成树当且仅当有向图中至少有一个节点可以到达每个其他节点。定义图 $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E}, \mathcal{A}, \mathcal{L})$, 式中, $\mathcal{V} = \{b_1, \dots, b_n\}$ 表示顶点集合, $\mathcal{E} \subseteq \{(b_i, b_k) | b_i, b_k \in \mathcal{V}, b_i \neq b_k\}$ 表示邻边集合, 顶点 b_i 的邻居集定义为 $\mathcal{N}_i = \{b_k \in \mathcal{V}, (b_k, b_i) \in \mathcal{E}\}$ 。 $\mathcal{A} = [a_{ik}] \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 表示加权邻接矩阵, 如果 $(b_i, b_k) \in \mathcal{E}$, 那么 $a_{ik} > 0$, 反之 $a_{ik} = 0$ 。拉普拉斯算子矩阵 $\mathcal{L} = [l_{ik}] \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 定义为 $l_{ii} = \sum_{k \in \mathcal{N}_i} a_{ik}$, $l_{ik} = -a_{ik}$ 。此外, 如果 $(b_i, b_k) \in \mathcal{E} \Leftrightarrow (b_k, b_i) \in \mathcal{E}$, 则定义 \mathcal{G} 为无向图, 反之 \mathcal{G} 为有向图。在有向图中, 如果存在 $(b_1, b_2), \dots, (b_{k-1}, b_k)$ 形式的边序列, 那么称其为由顶点 b_1 到顶点 b_k 的有向路径, 同时, 顶点 b_k 对于顶点 b_1 是可抵达的。在无向图中, $(b_1, b_2), \dots, (b_{k-1}, b_k)$ 形式的边序列表示由顶点 b_1 到顶点 b_k 的无向路径, 此外, 如果每个顶点对之间有一条无向路径, 则无向图是连接的。在有向图中, 一条有向边表示为 $(b_i, b_k) \in \mathcal{E}$ 其中 b_i 称为父顶点, b_k 称为子顶点。AUH 编队之间的通信拓扑结构用图论来描述, 其中, m 个跟随者 - AUH 用 $1, \dots, m$ 表示, n 个领航者标记为 $m+1, \dots, m+n$ 。

[0024] 需要说明的是, 在合围编队任务中, 水下直升机受到各种约束条件的影响, 这些约束条件可以包括, 在合围编队中通常会存在一个以领航者为根节点的有向生成树结构, 表示每个跟随者与领航者之间的通信和导航关系, 这个生成树可以用来确定飞行器之间的关系和通信路径。合围编队的水下直升机在时间上的轨迹导数(例如速度、加速度)可能需要保持在有界范围内, 以确保平滑的运动, 避免过大的加速度或速度变化即轨迹导数有界。

[0025] 这些约束条件的定义和考虑对于合围编队的控制至关重要, 在设计控制算法时, 需要确保合围编队中的水下直升机在考虑这些约束条件的情况下, 仍能够有效地完成合围任务, 约束条件是动力学模型可行的前置条件, 以在满足合围任务的要求的同时, 遵守物理和操作约束。

[0026] S103: 引入辅助变量重新定义动力学模型中水下直升机的合围控制误差, 选取为虚拟控制变量, 确定在合围控制误差下的虚拟控制率。

[0027] 需要说明的是, 欠驱动控制问题意味着水下直升机的控制系统中可用的控制输入(通常是推进器或引擎的动力输出)的自由度(控制能力)较其运动自由度(可以执行的运动或动作)要少, 简而言之, 水下直升机的控制输入有限, 无法独立控制所有可能的运动, 在欠驱动控制问题中, 水下直升机的自由度(可以执行的运动或动作)受到限制, 因此引入了一组辅助变量, 用来重新定义合围控制误差, 这些辅助变量可以帮助扩展控制系统的自由度, 使其更容易处理运动控制问题。在合围控制中, 通常需要跟随领航者或合围目标, 以完成任务, 合围控制误差是水下直升机与领航者之间的位置误差, 通过引入辅助变量, 合围控制误差被重新定义, 以考虑辅助变量的作用, 以便更好地控制水下直升机的运动。选取虚拟控制变量视为中间变量, 用于扩展控制系统的自由度, 虚拟控制变量的引入使得控制问题更容

易解决。基于虚拟控制变量和重新定义的合围控制误差，计算并确定了虚拟控制率，虚拟控制率是一种控制输入，用于指导水下直升机的运动，以实现合围控制的目标。这个控制率是基于虚拟控制变量的计算结果，以确保飞行器在欠驱动控制条件下能够有效地完成合围任务。

[0028] 通过引入辅助变量、重新定义合围控制误差以及选择虚拟控制变量和虚拟控制率，使合围编队的控制更加灵活和可行，这些控制策略有助于确保水下直升机在合围任务中即使受到控制输入有限的限制，仍然能够有效地遵循领航者或合围目标的轨迹。

[0029] 在一种可能的实施方式中，S103具体包括：

S1031：引入辅助变量重新定义动力学模型中水下直升机的合围控制误差 $z_{1,i}$ ：

$$z_{1,i} = e_i - \begin{bmatrix} 0 \\ \gamma \end{bmatrix}$$

$$e_i = \mathcal{R}_i^T \left(\sum_{j=1}^m a_{ij} (p_i - p_j) + \sum_{k=m+1}^{m+n} a_{ik} (p_i - p_k) \right)$$

$$\dot{e}_i = -r_i \mathcal{M} e_i + \xi_i q_i - \sum_{j=1}^m a_{ij} \mathcal{R}_i^T \mathcal{R}_j q_j - \sum_{k=m+1}^{m+n} a_{ik} \mathcal{R}_i^T \dot{p}_k$$

[0030] 其中， γ 表示辅助变量， $\mathcal{R}_i(\psi_i) = \begin{pmatrix} \cos \psi_i & -\sin \psi_i \\ \sin \psi_i & \cos \psi_i \end{pmatrix}$ ， \mathcal{R}_i^T 表示矩阵 \mathcal{R}_i 的转置， r_i 表示

水下直升机在体坐标系下的角速度， $a_{ij} = 1$ 表示第*i*个水下直升机能够获得第*j*个水下直升机的状态信息，否则， $a_{ij} = 0$ ，同样， $a_{ik} = 1$ 表示第*i*个水下直升机能够获得第*k*个虚拟领航者的状态信息，否则， $a_{ik} = 0$ ，其中， $m+1 \leq k \leq m+n$ 表示虚拟领航者的数量，

$$\mathcal{M} = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad \xi_i = \sum_{j=1}^{m+n} a_{ij}, \text{ 其中, } \mathcal{M} \text{ 和 } \xi_i \text{ 均表示中间变量;}$$

S1032：计算合围控制误差对时间的一阶导数：

$$\begin{aligned} \dot{z}_{1,i} &= -r_i \mathcal{M} \left(z_{1,i} + \begin{bmatrix} 0 \\ \gamma \end{bmatrix} \right) + \xi_i q_i - \sum_{j=1}^m a_{ij} \mathcal{R}_i^T \mathcal{R}_j q_j - \sum_{k=m+1}^{m+n} a_{ik} \mathcal{R}_i^T \dot{p}_k \\ &= -r_i \mathcal{M} z_{1,i} + \mathcal{H}_i v_i^c + \xi_i v_i^u - \sum_{j=1}^m a_{ij} \mathcal{R}_i^T \mathcal{R}_j q_j - \sum_{k=m+1}^{m+n} a_{ik} \mathcal{R}_i^T \dot{p}_k \end{aligned}$$

[0031] 其中， $v_i^c = [v_i, r_i]^T$ ， $v_i^u = [u_i, 0]^T$ ， $\mathcal{H}_i = \begin{pmatrix} 0 & \gamma \\ \xi_i & 0 \end{pmatrix}$ ；

S1033：选取中间变量 v_i^c 作为虚拟控制变量，确定在所述合围控制误差下的虚拟控制率 α_i ：

$$\alpha_i = \mathcal{H}_i^{-1} \left(-K_{li} z_{1,i} + r_i \mathcal{M} z_{1,i} - \xi_i v_i^u + \sum_{j=1}^m a_{ij} \mathcal{R}_i^T \mathcal{R}_j q_j + \sum_{k=m+1}^{m+n} a_{ik} \mathcal{R}_i^T \dot{p}_k \right)$$

[0032] 其中， K_{li} 表示对角增益矩阵。

[0033] S104：基于动力学模型，确定合围编队的集总不确定性。

[0034] 其中,集总不确定性是一个概念,用于描述在系统或过程中同时存在的多个不确定性源或因素的总和,这些不确定性源可以来自各种方面,包括测量误差、环境变化、随机性、参数估计不确定性等。

[0035] 在一种可能的实施方式中,S104具体包括:

S1041:根据所述动力学模型计算得到 \dot{v}_i :

$$\dot{v}_i = F_i(x) + M_i^{-1}\tau_i$$

[0036] 其中, $F_i(x)$ 表示集总不确定性;

S1042:集总不确定性具体为:

$$F_i(x) = -M_i^{-1}C_i v_i - M_i^{-1}D_i \dot{v}_i = [f_{u,i}(x), f_{v,i}(x), f_{r,i}(x)]^T, \quad x = [\eta_i^T, v_i^T]^T$$

[0037] 其中, $f_{u,i}, f_{v,i}, f_{r,i}$ 分别表示不确定性在 u, v, r 运动自由度上的分量。

[0038] S105:结合宽度学习算法设计基于宽度学习的改进径向基函数神经网络。

[0039] 其中,宽度学习算法是一种机器学习技术,用于确定径向基函数神经网络中每个基函数的宽度或形状参数,在径向基函数神经网络中,基函数的宽度影响其对输入数据的响应程度,通过宽度学习,系统可以自适应地确定每个基函数的宽度,以更好地拟合输入数据的分布,这意味着宽度学习算法能够确定每个基函数的影响范围,以适应不同数据分布和问题要求。径向基函数神经网络是一种神经网络类型,由输入层、隐含层和输出层组成。隐含层包含了一组径向基函数,这些函数以输入数据为中心,根据与中心的距离来计算输出值,径向基函数神经网络通常用于逼近复杂函数、分类问题、回归问题等,其在数据空间中以径向基函数的方式对输入数据进行逼近。宽度学习系统因其增量特性而显示出色的逼近和泛化能力,在此基础上,具有宽度学习框架的新型RBFNN,可以实现更好的逼近能力,具体来说,神经网络的节点可以动态更新,以匹配新的输入向量,这就放宽了对神经节点先验知识的要求。

[0040] 在一种可能的实施方式中,S105具体包括:

S1051:定义径向基函数神经网络的目标函数 $f(\varphi)$:

$$f(\varphi) = w^{*T} \Gamma(\varphi) + \varepsilon, \quad f(\varphi) : \mathbb{R}^a \rightarrow \mathbb{R}$$

[0041] 其中, $w^* \in \mathbb{R}^k$ 表示最优权重系数, ε 表示固有逼近误差, $\varphi \in \mathbb{R}^a$ 表示输入向量,

$\Gamma(\varphi) = [\vartheta_1(\varphi), \dots, \vartheta_k(\varphi)]^T \in \mathbb{R}^k$ 表示基函数向量,其中, k 表示径向基函数神经网络总的节点个数, $\vartheta_i(\varphi) = \exp\left(-\frac{(\varphi - \mu_i)^T(\varphi - \mu_i)}{\sigma^2}\right)$, $\vartheta_i(\varphi)$ 表示第 i 个节点对应的高斯函数,其中, μ_i 和 b

分别表示第 i 个节点的中心向量和基宽;

S1052:计算径向基函数神经网络的增量节点:

$$\mu_{\text{new}} = \bar{\mu}_{\min} + \alpha(\varphi - \bar{\mu}_{\min})$$

$$\bar{\mu}_{\min} = \frac{\sum_{i=1}^l \mu_{\min_i}}{l}$$

[0042] 其中, $\mu_{\min} = [\mu_{\min_1}, \dots, \mu_{\min_l}]$ 表示距离所述输入向量 φ 最近的 l 个节点, $\bar{\mu}_{\min}$ 表示 l 个节点距离输入向量 φ 的平均距离, $\alpha \in \mathbb{R}$ 表示调节参数;

S1053: 设置更新阈值, 对中心向量进行更新:

$$\mu(t + \Delta t) = \begin{cases} [\mu(t) \quad \mu_{\text{new}}] & \|\bar{\mu}_{\min} - \varphi\| > D, \\ \mu(t) & \|\bar{\mu}_{\min} - \varphi\| \leq D, \end{cases}$$

[0043] 其中, D 表示更新阈值, Δt 表示采样间隔, t 表示当前时刻;

S1054: 计算当前时刻 t 宽度学习算法的增强层向量 Π_t :

$$\begin{aligned} \Pi_t &= \text{col}(\Theta_1, \dots, \Theta_k) \in \mathbb{R}^{2k} \\ \Theta_i &= [\cos(\gamma_i(\varphi)), \sin(\gamma_i(\varphi))]^T \end{aligned}$$

[0044] 其中, 符号 “col” 表示列向量函数, k 表示 t 时刻中心向量的数量;

S1055: 基于增强层向量, 确定宽度学习算法的隐藏层 φ_t :

$$\begin{aligned} \varphi_t &= \text{col}(\Gamma_t, \Pi_t) \in \mathbb{R}^{3k} \\ \Gamma_t &= [\gamma_1(\varphi), \dots, \gamma_k(\varphi)]^T \in \mathbb{R}^k \end{aligned}$$

[0045] S1056: 确定更新时刻 $t + t_e$ 生成的新节点数量 n , 确定更新时刻下的改进径向基函数神经网络 $f(\varphi)$:

$$f(\varphi) = w^T \varphi_{t+t_e}$$

$$\varphi_{t+t_e} = \text{col}(\Gamma_{t+t_e}, \Pi_{t+t_e}) \in \mathbb{R}^{3(k+n)}$$

$$\Pi_{t+t_e} = \text{col}(\Theta_1, \dots, \Theta_{k+n}) \in \mathbb{R}^{2(k+n)}$$

[0046] 其中, w^T 表示权重系数的转置。

[0047] 具体地, 首先定义了一个目标函数 $f(\varphi)$, 这个函数通常用于估计或逼近系统的某个特性, 目标函数 $f(\varphi)$ 与合围编队的控制性能相关, 可以是一个需要最小化或优化的性能度量。针对设计的径向基函数神经网络, 计算并确定增量节点, 这些节点是网络中的关键部分, 它们用于估计或逼近目标函数 $f(\varphi)$, 这些节点是根据输入向量 φ 的值来确定的, 以更好地拟合目标函数。之后, 设置了一个更新阈值, 用于决定何时需要对网络的中心向量进行更新, 中心向量是径向基函数神经网络中的关键元素, 它们用于计算网络的输出, 通过设定适当的更新阈值, 可以确保网络的逼近性能得到改进。使用所选的宽度学习算法, 计算当前时刻 t 的增强层向量, 增强层向量是径向基函数神经网络中的一部分, 用于提高网络的逼近能力, 以更好地适应系统的特性。基于增强层向量的计算结果, 确定宽度学习算法的隐藏层, 隐藏层是神经网络中的一部分, 它用于处理输入数据并产生适当的输出。根据计算结果, 确定在更新时刻生成的新节点数量 n , 以及如何更新改进的径向基函数神经网络。最后, 利用宽度学习算法来改进径向基函数神经网络, 以更好地逼近或估计系统的特性或性能度量, 这有助于提高合围编队的控制性能, 使水下直升机能够更好地执行合围任务。

[0048] 通过宽度学习算法改进径向基函数, 改进传统的径向基函数神经网络通常需要手

动设置基函数的宽度缺点,这导致在不同问题和数据分布下性能不佳,宽度学习算法能够自适应地调整基函数的宽度,以适应不同的数据分布和问题,从而提高了模型的逼近性能。通过宽度学习,径向基函数神经网络可以更好地泛化到新的数据,而不仅仅适应训练数据,这使得模型更能够处理未见过的情况,避免过度拟合训练数据。通过改进径向基函数神经网络的基函数宽度,它可以更好地拟合非线性和复杂的函数关系。随着数据的变化和问题的演化,宽度学习算法使径向基函数神经网络具有适应性,能够实时调整基函数的宽度,以维持模型的性能。宽度学习算法改进径向基函数神经网络的主要优势在于它们提供了更灵活、自适应和适应性强的建模方法,可以更好地应对多样的数据分布和问题要求,提高了模型的性能和泛化能力。

[0049] S106:定义关于虚拟控制变量和虚拟控制率的误差变量,确定关于误差变量的控制率。

[0050] 在一种可能的实施方式中,S106具体包括:

S1061:定义关于虚拟控制变量和虚拟控制率的误差变量 $z_{2,i}$:

$$z_{2,i} = v_i^c - \alpha_i;$$

S1062:计算误差变量对时间的一阶导数 $\dot{z}_{2,i}$:

$$\begin{aligned}\dot{z}_{2,i} &= \dot{v}_i^c - \dot{\alpha}_i \\ &= F_i^c(x) + \bar{M}_i^{-1} \tau_i^c - \dot{\alpha}_i\end{aligned}$$

[0051] 其中, $\bar{M}_i = \begin{pmatrix} [M_i]_{(2,2)} & [M_i]_{(2,3)} \\ [M_i]_{(3,2)} & [M_i]_{(3,3)} \end{pmatrix}$ 其中, $[M_i]_{(i,j)}$ 表示矩阵 M_i 的 (i,j) 个元素,

$\tau_i^c = [\tau_i^v, \tau_i^r]^T$, $F_i^c(x) = [f_{v,i}(x), f_{r,i}(x)]^T$ 为集总动力学不确定项,使用所述改进径向基函数神经网络对其逼近,其中,

$$f_{v,i}(x) = w_{v,i}^{*T} \varphi_{v,i}(x)$$

$$f_{r,i}(x) = w_{r,i}^{*T} \varphi_{r,i}(x)$$

[0052] 其中, $w_{v,i}^* \in \mathbb{R}^q$ 和 $w_{r,i}^* \in \mathbb{R}^q$ 分别表示逼近 $f_{v,i}(x)$ 和 $f_{r,i}(x)$ 的最优权重系数, $\varphi_{v,i}(x) \in \mathbb{R}^q$ 和 $\varphi_{r,i}(x) \in \mathbb{R}^q$ 表示包含 q 个节点的基函数向量;

S1063:通过非线性微分器计算虚拟控制率对时间的一阶导数 $\zeta_i = \dot{\alpha}_i$:

$$\dot{\varphi}_i = \zeta_i - \mu_1 \text{sig}^{1-\gamma}(\varphi_i - \alpha_i)$$

$$\dot{\zeta}_i = -\mu_2 \text{sig}^{1-\gamma}(\varphi_i - \alpha_i)$$

[0053] 其中, φ_i 和 ζ_i 分别表示非线性微分器对虚拟控制率和虚拟控制率对时间的一阶导数的估计值, $\mu_1 > 0$, $\mu_2 > 0$, $\gamma > 2$ 表示设计参数;

S1064:确定关于误差变量的控制率 τ_i^c :

$$\tau_i^c = \bar{M}_i \left(-K_{2i} z_{2,i} - \mathcal{H}_i^T z_{1,i} - \hat{W}_i^T \Phi_i(x) - \zeta_i \right)$$

[0054] 其中, \hat{W}_i^T 表示 W_i^{*T} 的估计值, $W_i^{*T} = \text{blockdiag}[w_{v,i}^{*T}, w_{r,i}^{*T}] \in \mathbb{R}^{2 \times 2q}$, 其中, 符号“blockdiag”表示方块对角矩阵, $\Phi_i(x) = [\varphi_{v,i}^T(x), \varphi_{r,i}^T(x)]^T \in \mathbb{R}^{2q}$ 。

[0055] 具体地,首先,在这一步骤中,定义了一个误差变量用来测量虚拟控制变量与所期望的控制目标之间的差异,它可以表示为虚拟控制变量与期望轨迹或合围目标之间的差距。其次,为了更好地了解误差变量的动态性能,计算了误差变量对时间的一阶导数,这表示了误差变量的变化速度,即在控制过程中,误差是如何随时间演化的,这个一阶导数提供了有关误差变量动态性能的信息。之后使用非线性微分器计算虚拟控制率对时间的一阶导数,非线性微分器通常用于估计控制率和控制率对时间的一阶导数,这个一阶导数提供了控制率的动态性能信息,以帮助调整控制策略。最后确定了关于误差变量的控制率,这个控制率的设计是为了确保误差变量能够迅速收敛到零,即确保水下直升机能够有效地适应误差并纠正其轨迹,以满足合围编队的控制目标。建立一个控制策略,以确保水下直升机在合围编队的控制过程中能够稳定地追踪期望轨迹或合围目标,即使在存在不确定性和外部扰动的情况下也能保持稳定。

[0056] S107:确定改进径向基函数神经网络的自适应更新率。

[0057] 在一种可能的实施方式中,自适应更新率具体为:

$$\dot{\hat{W}}_i = \Upsilon_i \Phi_i(x) z_{2,i}^T$$

[0058] 其中, Υ_i 表示正定增益矩阵。

[0059] 其中,自适应更新率是一个控制参数,它决定了改进径向基函数中心节点和参数的更新速度,这个参数的作用是确保改进径向基函数能够快速适应系统的动态性能,而不至于引起不稳定性或震荡,自适应更新率的调整是为了平衡收敛速度和稳定性。正定增益矩阵通常用于控制系统中,以调整控制策略的收敛速度和稳定性,它可以根据系统的特性和性能需求进行调整。

[0060] 自适应更新率的目的是使改进径向基函数能够适应不断变化的控制输入和系统响应,以实现合围编队的控制目标,因为合围任务可能涉及到复杂的系统动力学和控制情境,通过根据控制输入确定自适应更新率,可以平衡控制性能和稳定性,确保水下直升机在合围任务中能够有效地适应变化的条件,这有助于保持合围编队的形状和性能。

[0061] S108:结合自适应更新率,通过改进径向基函数神经网络以控制率对集总不确定性进行逼近,以使得跟随者位于由领航者组成的几何凸面体中。

[0062] 在一种可能的实施方式中,S108的描述具体为:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \left\| p_i(t) - \sum_{k=m+1}^{m+n} \alpha_k p_k(t) \right\| = 0, \quad i = 1, \dots, m, \quad \exists \alpha_k > 0, \quad \sum_{k=m+1}^{m+n} \alpha_k = 1$$

[0063] 其中, $p_k = [x_k, y_k]^T$ 表示第 k 个领航者的位置, $p_i(t)$ 表示 t 时刻第 i 个AUH 的位置, α_k 表示正常数。

[0064] 可以理解的是,自适应性有助于确保网络在不同的控制情况下能够适应系统的动态性能,改进的径向基函数神经网络用于逼近系统的集总不确定性,这意味着网络被设计用来估计或逼近系统中存在的不确定性源的总和,这些不确定性源可能包括测量误差、环境变化、参数不确定性等,改进的径向基函数神经网络通过自适应方式对这些不确定性源

进行建模和估计。最终目标是确保跟随者水下直升机位于由领航者组成的几何凸面体中，这表示合围编队的控制目标是保持跟随者在一定的空间几何形状内，以确保合围的有效性和稳定性。

[0065] 使用改进的径向基函数神经网络和自适应控制策略来实现集总不确定性的估计和逼近，以确保水下直升机能够稳定地保持在与领航者一起形成的几何凸面体内，这有助于有效执行合围编队的任务，并确保跟随者与领航者之间的相对位置得到控制和调整。

[0066] 为了证明本控制方法的有效性，设计李雅普诺夫函数对改方法进行证明，李雅普

诺夫函数具体为： $V_i = \frac{1}{2}z_{1,i}^T z_{1,i} + \frac{1}{2}z_{2,i}^T z_{2,i} + \frac{1}{2}\text{tr}(\tilde{W}_i^T \Gamma_i^{-1} \tilde{W}_i)$

[0067] 其中， $\tilde{W}_i = W_i^* - \hat{W}_i$ ；

将虚拟控制率代入合围控制误差对时间的一阶导数中，得到：

$$\dot{z}_{1,i} = -K_{1i} z_{1,i} + \mathcal{H}_i z_{2,i}$$

[0068] 将关于误差变量的控制率代入误差变量对时间的一阶导数中，得到：

$$\dot{z}_{2,i} = -K_{2i} z_{2,i} - \mathcal{H}_i^T z_{1,i} + \tilde{W}_i^T \Phi_i(x) + \tilde{\zeta}_i$$

[0069] 其中， $\tilde{\zeta}_i = \dot{\alpha} - \zeta_i$ 为非线性微分器对 $\dot{\alpha}$ 的有界逼近误差；

联合自适应更新率和上述两个公式计算得到李雅普诺夫函数为：

$$\begin{aligned} \dot{V}_i &= z_{1,i}^T \dot{z}_{1,i} + z_{2,i}^T \dot{z}_{2,i} - \text{tr}(\tilde{W}_i^T \Gamma_i^{-1} \dot{\tilde{W}}_i) \\ &= -z_{1,i}^T K_{1i} z_{1,i} - z_{2,i}^T K_{2i} z_{2,i} + z_{2,i}^T \tilde{\zeta}_i \end{aligned}$$

[0070] 根据杨式不等式可知：

$$z_{2,i}^T \tilde{\zeta}_i \leq \frac{z_{2,i}^T z_{2,i}}{2} + \frac{\|\tilde{\zeta}_i\|^2}{2};$$

进而得到：

$$\begin{aligned} \dot{V}_i &\leq -z_{1,i}^T (K_{1i} - 0.5I) z_{1,i} - z_{2,i}^T K_{2i} z_{2,i} + \frac{\|\tilde{\zeta}_i\|^2}{2} \\ &\leq -PV_i + Q \end{aligned}$$

[0071] 其中， $P_i = \min\{2\lambda_{\min}(K_{1i}) - 1, 2\lambda_{\min}(K_{2i})\}$ ， $Q_i = \frac{\|\tilde{\zeta}_i\|^2}{2}$ ；

进而可以得到：

$$V_i \leq V_i(0)e^{-P_i t} + \Theta_i$$

[0072] 其中， $\Theta_i = \frac{Q_i}{P_i}$ 为可调紧集；

由此可知：

$$\|z_{1,i}\| \leq \sqrt{2\Theta_i}, \|z_{2,i}\| \leq \sqrt{2\Theta_i}$$

[0073] 即,误差 $z_{1,i}$ 收敛至可调紧集,由重新定义的动力学模型中水下直升机的合围控制误差 $z_{1,i}$ 可知,通过选择足够小的辅助变量 γ ,可使合围控制误差 e_i 收敛至可调紧集,证毕。

[0074] 参考说明书附图2,示出了本发明提供的一种 4×4 水下直升机编队的通信拓扑结构描述图。

[0075] 图2中的5、6、7和8是水下直升机编队的领航者,1、2、3和4是水下直升机编队的跟随者。

[0076] 通过进行仿真实验进一步证明本发明的有效性,选择由4个跟随者AUH和4个领航者组成的多智能体系统进行仿真实验,以验证所提出的编队控制率的有效性。

[0077] 领航者移动路径分别描述为:

$$\eta_5(t) = [20 + 0.18t, 20 + 0.08t, \pi/4]^T$$

$$\eta_6(t) = [20 + 0.18t, 0.08t, \pi/4]^T$$

$$\eta_7(t) = [0.18t, 0.08t, \pi/4]^T$$

$$\eta_8(t) = [0.18t, 20 + 0.08t, \pi/4]^T$$

[0078] 水下直升机跟随者的初始状态设定为 $\eta_1(0) = [10, 10, 0]^T$, $\eta_2(0) = [10, 10, 0]^T$,
 $\eta_3(0) = [10, 10, 0]^T$, $\eta_4(0) = [10, 10, 0]^T$, $v_i = [0, 0, 0]^T$, $i = 1, \dots, 4$ 。

[0079] 控制器的参数值设计为 $K_{1i} = \text{diag}[1, 1, 1]$, $K_{2i} = \text{diag}[2, 2, 2]$, $\gamma = 0.01$,自适应更新率参数设计为 $\Upsilon_i = \text{diag}[1, \dots, 1]$,非线性微分器的参数设计为 $\mu_1 = 3$, $\mu_2 = 3$, $\chi = 3$ 。RBFNN的初始节点设定为100个,均布于区间 $[-2, 2] \times [-2, 2] \times [-1, 1]$,基宽b设定为1,宽度学习系统中调节参数 $\alpha = 0.5$,采样时间 $\Delta t = 0.1$,阈值 $D = 0.2$ 。

[0080] 参考说明书附图3,示出了本发明提供的一种合围控制移动路径的结构示意图。

[0081] 图3中,虚线部分表示的是领航者5、6、7和8的轨迹,中间的实线部分表示的是跟随者1、2、3和4的跟踪轨迹。图3给出了仿真结果,展示了水下直升机的跟踪路径,跟随者-AUH进入了由领航者构成的几何区域内并在几何区域内稳定运行。

[0082] 与现有技术相比,本发明至少具有以下有益技术效果:

在本发明中,通过引入辅助变量弥补由水下直升机控制系统中控制输入的自由度小于其运动自由度导致的欠驱动问题,重新定义动力学模型中水下直升机的合围控制误差,以新确定的合围控制误差为基础设计新的虚拟控制率,重新确定包括辅助变量的控制率对水下直升机进行控制,提高了控制算法的可行性和控制精度。通过在宽度学习算法框架下设计径向基函数神经网络,确定改进径向基函数神经网络的自适应更新率,神经网络的节点可以动态更新,以匹配新的输入向量,放宽对神经节点先验知识的要求,减少节点数量的同时可以实现更好的逼近能力,提升控制能力,降低计算消耗和硬件要求,进而提升合围编队控制精度和续航能力。

[0083] 以上实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0084] 以上实施例仅表达了本发明的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但并不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本发明的保护范围。因此,本发明专利的保护范围应以所附权利要求为准。

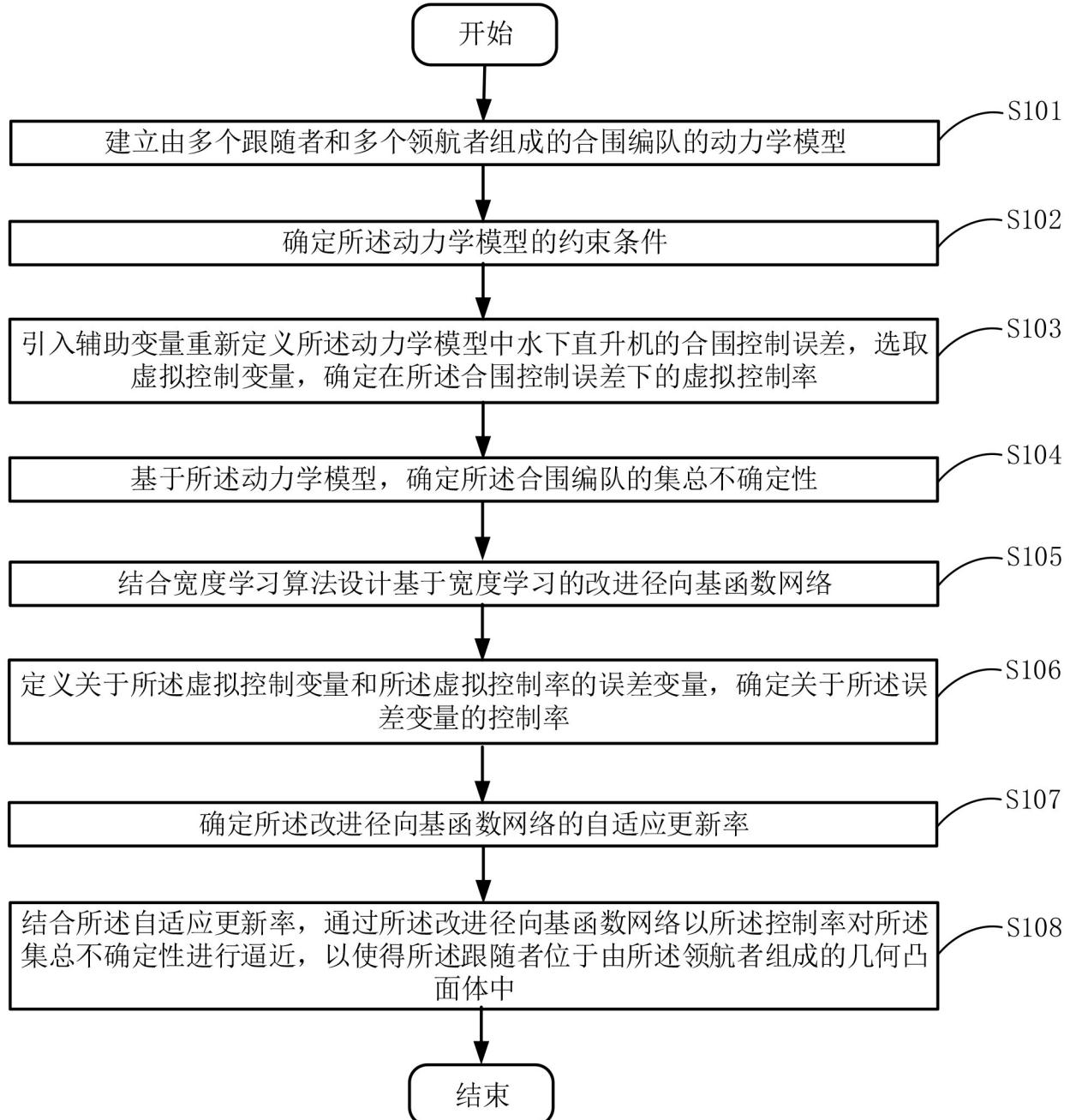


图 1

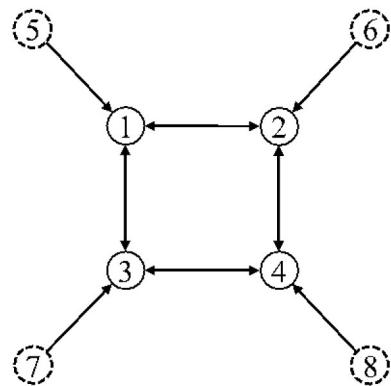


图 2

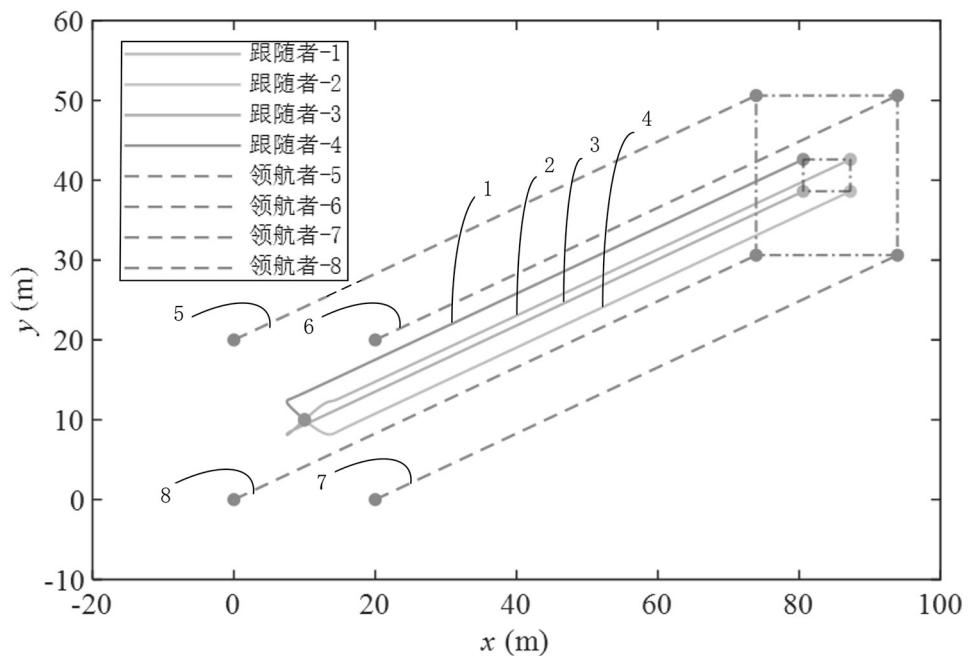


图 3