面向外部扰动的水下机器人智能约束控制方法

鲍　丹[1]，梁晓玲[2*]

（1.南京理工大学，江苏 南京 210094；2.大连海事大学，辽宁 大连 116026）

摘要：本文针对水下机器人在复杂水下环境中所面临的外部扰动和动力学参数不确定性问题，提出了一种智能约束控制方法。首先，对水下机器人的动力学系统进行了建模分析。其次，引入径向基函数（Radial Basis Function，RBF）神经网络，利用其强大的非线性拟合能力，对系统中的非线性动态进行在线拟合，从而有效降低系统的不确定性。进一步地，为了确保轨迹跟踪精度，引入障碍李雅普诺夫函数（Barrier Lyapunov Function，BLF），设计了约束控制器，将轨迹跟踪误差严格约束在预定范围内。最后，在 BlueROV 仿真平台上进行了验证实验，结果表明，所提出的控制方法能够在不同工况下保证水下机器人在复杂环境下的轨迹跟踪精度和系统的稳定性，验证了该方法的有效性。

关键词：水下机器人；障碍李雅普诺夫函数；自适应控制；径向基神经网络

中图分类号：TP242.6；TP273　　**文献标志码：**A

Intelligent Constrained Control Method for Underwater Vehicles Subject to External Disturbances

BAO Dan[1]，LIANG Xiaoling[2*]

（1. Nanjing University of Science and Technology，Nanjing Jiangsu 210094，China；2. Dalian Maritime University，Dalian Liaoning 116026 ，China）

Abstract：This paper proposes an intelligent constrained control method to address the challenges of external disturbances and uncertain dynamic parameters faced by underwater vehicles operating in complex underwater environments. First，the dynamic system of the underwater vehicle is modeled and analyzed. Then，a Radial Basis Function（RBF）neural network is introduced to leverage its powerful nonlinear approximation capability for online fitting of the system's nonlinear dynamics，thereby effectively reducing system uncertainties. Furthermore，to ensure trajectory tracking accuracy，a Barrier Lyapunov Function（BLF）is incorporated to design a constrained controller，which strictly confines the trajectory tracking error within predefined bounds. Finally，validation experiments conducted on the BlueROV simulation platform demonstrate that the proposed control method guarantees trajectory tracking accuracy and system stability for the underwater vehicle under various operating conditions in complex environments，confirming its effectiveness.

Keywords：underwater vehicle；barrier lyapunov function（BLF）；adaptive control；radial basis function（RBF）neural network.

1　引言

水下机器人在海洋资源开发、环境监测、工程检测及科学研究等领域至关重要，而先进的控制技术则为其在复杂水下环境中的稳定、高效与安全运行提供了关键

基金项目：国家自然科学基金（52301417、52105022）；中国博士后科学基金（GZC20242237）；江苏省优秀博士后人才资助计划（2024ZB815）

支撑，确保其能够精准执行任务并有效应对各种挑战[1]。然而，在复杂的水下环境中，水下机器人的控制面临着多方面的挑战。首先，水下机器人的动力学模型通常存在不确定性。这些不确定性可能源于系统参数的不精确性，例如机器人的质量、惯性矩阵及推进器的特性等。这些参数的微小变化或估计误差都可能导致控制效果的显著偏差。其次，水下机器人在执行任务时会受到各种外部扰动的影响。这些扰动包括水流的冲击、海浪的起伏及海底地形的变化等。这些外部因素不仅增加了控制的难度，还可能导致机器人的运动轨迹偏离预期路径，甚至影响任务的顺利完成。因此，为了确保水下机器人在复杂环境下的稳定性和可靠性，必须设计能够有效应对模型不确定性和外部扰动的先进控制策略[2]。

目前已有多种控制方法被广泛研究和应用。传统的PID控制方法以其结构简单、易于实现和良好的鲁棒性而被广泛应用于水下机器人的姿态和位置控制中[3-6]。然而，PID控制在面对复杂的水下环境和模型不确定性时，其控制性能往往受到限制，难以达到理想的控制效果。此外PID参数的征订比较复杂，依赖经验，并且需要大量的试验。PID控制与模糊理论相结合的控制方法在一定程度上提高了传统PID控制的适应性和鲁棒性，利用模糊规则应对系统不确定性和外部扰动。但是模糊规则的制订同样需要一定的经验和知识，其控制性能取决于模糊规则的合理性。

为了克服这些局限性，研究人员开发了多种先进的控制策略。基于模型的控制方法，如反步控制（Backstepping Control）和滑模控制（Sliding Mode Control，SMC），通过建立精确的动力学模型来设计控制器，能够有效提高控制精度和动态性能。文献[7]针对水下机器人易受到随机扰动和模型参数不确定性问题，建立了模型预测控制与滑模控制结合的控制策略，并通过李雅普诺夫理论证明了闭环系统的全局渐进收敛特性。文献[8]通过滑模控制实现水下机器人的高精度轨迹跟踪控制，并且考虑了外部水流扰动和缆绳的作用力影响。文献[9]针对水下机器人在时变外界干扰下的自适应非奇异积分终端滑模控制方法。文献[10]提出一种基于扩张状态观测器的鲁棒模型预测控制方法，并通过仿真实验验证算法的轨迹跟踪性能和抗扰动能力。模型预测控制方法对模型的依赖度较高，当模型存在不确定性或外部扰动时，控制性能可能会显著下降。滑模控制策略则会引起抖振现象，影响系统稳定性。近年来，自适应控制和智能控制方法，如神经网络控制和模糊神经网络控制等，因其能够在线调整控制参数以适应模型不确定性和外部扰动，逐渐受到关注。自适应控制通过实时估计未知参数来调整控制律，具有较强的适应能力和鲁棒性；而模糊神经网络控制则利用模糊逻辑和学习算法来处理复杂的非线性关系，具有较好的灵活性和适应性。

在水下机器人的控制任务中，除了需要应对复杂的水下环境、模型不确定性和外部扰动等挑战外，确保机器人的运动安全及维持良好的控制性能也是至关重要的。水下机器人在执行诸如海底勘探、管道巡检、水下考古等任务时，常常需要在狭窄的空间、复杂的地形及潜在的障碍物附近进行操作。在这种情况下，一旦机器人的运动轨迹偏离预定路径，就可能与周围环境发生碰撞，导致设备损坏、任务失败，甚至可能引发严重的安全事故。因此，必须对机器人的运动进行严格的约束，以确保其在安全的范围内操作。同时，为了保证控制性能，需要在满足安全约束的前提下，使机器人能够高效、准确地完成预定任务。这就要求控制策略不仅能够处理模型不确定性和外部扰动，还能够在运动过程中实时调整控制输入，以满足各种约束条件。约束控制通过在控制律设计中引入约束条件，能够有效地限制机器人的运动范围和速度，确保其在安全的区域内操作，同时优化控制性能，提高任务的成功率。因此，开发高效的约束控制策略，对于提高水下机器人在复杂环境下的操作安全性和任务执行效率具有重要的理论和实际意义。近年来，基于障碍李雅普诺夫函数（Barrier Lyapunov Function，BLF）的控制方法因其在处理约束问题时的高效性和稳定性而受到广泛关注。BLF通过构造一个正定函数，将系统的状态约束转化为函数的有界性，从而保证系统状态在约束范围内收敛[11]。与滑模控制相比，BLF控制避免了不连续控制输入带来的抖动问题；与模型预测控制相比，BLF控制在计算复杂度上具有明显优势，更适合实时性要求较高的水下机器人应用。因此，BLF技术在水下机器人约束控制中的应用具有重要的理论和实际意义，能够有效提高水下机器人在复杂环境下的操作安全性和任务执行效率。

本文根据水下机器人的工作特性，设计了三种不同工况的理想轨迹。针对水下机器人的结构参数不确定性和外部扰动的问题，设计了一种自适应神经网络约束控制策略，采用自适应神经网络在线拟合系统中的未知非

线性参数；此外，基于 BLF 设置约束控制器，保证系统的跟踪精度在给定范围内，从而保证水下机器人在作业时的安全性和稳定性。本文所提出的方法与文献 [8] 进行了对比，突出本文方法的优势。

2 系统动力学建模

在水下三维空间中，ROV 具备六个自由度的运动能力。本研究基于以下假设，对 ROV 进行动力学建模。

假设 1：假设 ROV 是刚体，考虑六个自由度的运动。

假设 2：假设 ROV 框架原点与质心重合，且 ROV 结构对称。

根据 Fossen[12] 等提出的动力学建模方法构建机器人六自由度数学模型如下：

$$\begin{aligned}&\dot{\boldsymbol{\eta}}=\boldsymbol{J}(\boldsymbol{\eta})\boldsymbol{v}\\&\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{v}}+\boldsymbol{C}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{v}+\boldsymbol{D}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{v}+\boldsymbol{g}(\boldsymbol{\eta})=\boldsymbol{\tau}+\boldsymbol{\tau}_{\mathrm{d}}\end{aligned}\tag{1}$$

式中，惯性坐标系下 $\boldsymbol{\eta}$ 是位置和姿态向量，$\boldsymbol{\eta}=[x,y,z,\phi,\theta,\varphi]^{\mathrm{T}}$，其中 x 是水下机器人纵向位移，y 是横向位移，z 是垂直位移，ϕ 为横滚角，θ 是俯仰角，φ 是偏航角，$\boldsymbol{v}$ 是六个自由度上的速度向量，$\boldsymbol{J}(\boldsymbol{\eta})$ 为体坐标系与惯性坐标系的转化矩阵，$\boldsymbol{M}$ 是总质量矩阵（包括机器人质量和附加质量），$\boldsymbol{C}(\boldsymbol{v})$ 是科氏向心力矩阵，$\boldsymbol{D}(\boldsymbol{v})$ 为阻尼矩阵，$\boldsymbol{g}(\boldsymbol{\eta})$ 为恢复力矩阵，$\boldsymbol{\tau}=[\tau_1,\tau_2\cdots,\tau_6]^{\mathrm{T}}$ 为控制输入，τ_{d} 为外界干扰。水下机器人在运动过程中受到海流的扰动及缆绳的作用力。

本研究旨在针对水下机器人的轨迹跟踪任务，设计一种高效的自适应约束控制策略。首先根据实际任务需求和环境条件，规划出一条理想的轨迹曲线。基于此轨迹，开发一套自适应约束控制器，使其能够在面对系统内部的参数不确定性及外部环境扰动的双重挑战时，依然能够确保水下机器人以高精度完成轨迹跟踪任务；并且保证轨迹跟踪误差严格控制在预先设定的阈值范围内，从而保障任务的顺利执行与完成。

3 自适应约束控制器设计

BLF 是一种特殊的李雅普诺夫函数，用于约束优化和控制系统中，确保系统状态在满足特定约束条件下渐近稳定。它通过在李雅普诺夫函数中引入障碍项，当系统状态接近约束边界时，障碍项迅速增大，从而阻止系统状态越过约束边界，保证系统的安全性和稳定性。本研究采用 BLF 技术解决控制器设计过程中的约束问题。自适应约束控制框架如图 1 所示。

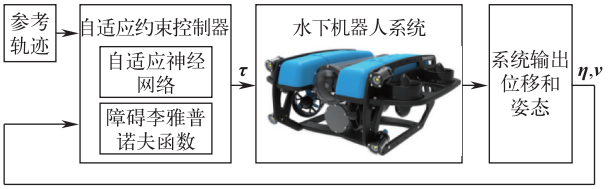

图 1 自适应约束控制框架

BLF 是一个定义在开区域 D 上的连续的、正定的标量函数 $V(x)$。对于系统 $\dot{x}=f(x)$，当 x 接近 D 的边界 k_b 时，BLF 具 $V(x)\to\infty$ 的性质。对于正常数 b 且满足条件 $x(0)\in D$ 下，BLF 沿 $\dot{x}=f(x)$ 的解满足 $V(x)\leqslant b$ 对所有的 $t\geqslant 0$ 成立。

$$V(x)=\frac{1}{2}\log\left(\frac{k_b^2}{k_b^2-x^2}\right)\tag{2}$$

式中，k_b 为 x 的约束边界。

针对系统模型固有的不确定性，引入径向基函数神经网络（Radial Basis Function Neural Network，RBFNN）开展实时建模工作，以此精准捕捉系统动态特性，显著降低模型不确定性，进而大幅提升控制性能。

RBFNN 是一种性能卓越的前馈神经网络，其架构主要由输入层、隐含层及输出层构成。在隐含层中，神经元的激活函数选用径向基函数，例如高斯函数等，该函数以输入向量与中心向量之间的欧氏距离为自变量，随着距离的增大，函数值呈衰减态势。RBFNN 借助对输入数据的局部逼近能力，能够高效地对复杂非线性系统进行建模与逼近。在实时建模过程中，它可依据新获取的系统数据，动态调整网络参数，从而精准地反映系统在不同工况下的动态变化规律，为后续的控制策略制定提供精准可靠的模型支撑，有效增强控制系统在面对复杂多变环境时的适应性与鲁棒性。

RBFNN 的数学模型可以表示为

$$y(\boldsymbol{x})=\sum_{i-1}^{p}w_i\phi(\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{c}_i\|)\tag{3}$$

式中，y 是网络的输出，$\boldsymbol{x}$ 是网络的输入向量，$\boldsymbol{c}_i$ 是第 i 个径向基函数的中心向量，w_i 是第 i 个径向基函数对应的权重值，$\phi(\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{c}_i\|)$是径向基函数，采用高斯函数，即 $\phi(r)=e^{-\beta r^2}$，其中 $r=\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{c}_i\|$ 是输入向量 $\boldsymbol{x}$ 与中心向量 $\boldsymbol{c}_i$ 之间的欧式距离，β 是函数的宽度参数。在控制器设计中，中心向量参数和宽度参数根据约束情况确定，权重参数实时调整来逼近目标函数，适应系统动态变化。

为了便于控制器设计过程的说明，定义 $\boldsymbol{x}_1=\boldsymbol{\eta}$，$\boldsymbol{x}_2=\boldsymbol{J}(\boldsymbol{\eta})$

$\boldsymbol{v}$，则式（1）可重写为

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{x}}_1 &= \boldsymbol{x}_2\\ \dot{\boldsymbol{x}}_2 &= H(\boldsymbol{x}_1)\boldsymbol{\tau} + f(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2)\end{aligned} \tag{4}$$

式中，$H(\boldsymbol{x}_1)=\dot{\boldsymbol{J}}(\boldsymbol{\eta})\boldsymbol{M}^{1}$，$f=\dot{\boldsymbol{J}}(\boldsymbol{\eta})\boldsymbol{M}^{-1}(-\boldsymbol{C}\boldsymbol{v}-\boldsymbol{D}\boldsymbol{v}-\boldsymbol{g}-\boldsymbol{\tau}_{\mathrm{d}})$。非线性函数$f$通过 RBFNN 进行在线拟合。

$$f = \boldsymbol{W}^{T}\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{x}) + \boldsymbol{\varepsilon} \tag{5}$$

式中，$\boldsymbol{W}\in R^{6p\times 6}$是 RBFNN 的权重参数矩阵。针对本文的拟合问题，设计了六个 RBFNN，则$\boldsymbol{W}=\mathrm{diag}(W_1,W_2,\cdots,W_6)$，$\boldsymbol{\Psi}=[\psi_1,\psi_2,\cdots,\psi_6]^{\mathrm{T}}$。

定理 1[12]：对于任意正常数 k_b 和$|\boldsymbol{x}|<k_b$，那么可以得到以下不等式：

$$\log\frac{k_b^2}{k_b^2-\boldsymbol{x}^2}\leqslant\frac{\boldsymbol{x}^2}{k_b^2-\boldsymbol{x}^2} \tag{6}$$

式中，log（·）是（·）的自然对数。

定理 2[13]：对于一个连续的李雅普诺夫函数 $V(\varphi,t)$，如果它满足条件$0<\omega_1\leqslant V(\varphi,t)\leqslant\omega_2$和$\dot{V}\leqslant-\rho V+c$，其中 ρ 和 c 都是正常数，则可以得出结论 φ 是一致有界。

水下机器人的预定义参考路径为

$$\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{r}} = [x_{\mathrm{r}},y_{\mathrm{r}},z_{\mathrm{r}},\phi_{\mathrm{r}},\theta_{\mathrm{r}},\varphi_{\mathrm{r}}] \tag{7}$$

则轨迹跟踪误差定义为$\boldsymbol{z}_1=\boldsymbol{x}_1-\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{r}}$。同时定义$\boldsymbol{z}_2=\boldsymbol{x}_2-\boldsymbol{\alpha}_1$，其中$\boldsymbol{\alpha}_1$为虚拟控制器，将在后续步骤进行设计。

1）第 1 步：由于轨迹跟踪误差有约束条件，则选择如下的对称 BLF。

$$V_1(\boldsymbol{x}) = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{6}\log\frac{k_{bi}^2}{k_{bi}^2-z_{1i}^2} \tag{8}$$

式中，k_{bi}是z_{1i}的约束，即$|z_{1i}|<k_{bi}$，i=1,2,⋯,6。对$V_1(\boldsymbol{x})$求导，可得

$$\dot{V}_1(\boldsymbol{x}) = \sum_{i=1}^{6}\frac{z_{1i}\dot{z}_{1i}}{k_{bi}^2-z_{1i}^2} = \sum_{i=1}^{6}\frac{z_{1i}(z_{2i}+\alpha_{1i}-\dot{\eta}_{ri})}{k_{bi}^2-z_{1i}^2} \tag{9}$$

虚拟控制输入设计为

$$\boldsymbol{\alpha}_1 = -k_1\boldsymbol{z}_1 + \dot{\boldsymbol{\eta}}_r \tag{10}$$

式中，设计参数$\boldsymbol{k}_1=\mathrm{diag}(k_{11},k_{12},\cdots,k_{16})$，$k_{1i}>0$。并且，定义$\boldsymbol{\vartheta}_1=\mathrm{diag}(1/(k_{b1}^2-z_{11}^2),\cdots,1/(k_{b6}^2-z_{16}^2))$，则式（7）可推导为

$$\dot{V}_1(\boldsymbol{x}) = -\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}_1\boldsymbol{k}_1\boldsymbol{z}_1 + \boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}_1\boldsymbol{z}_2 \tag{11}$$

2）第 2 步：由于$\boldsymbol{z}_2$没有约束，选择第二个李雅普诺夫函数为

$$V_2(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{V}_1(\boldsymbol{x}) + \frac{1}{2}\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_2 \tag{12}$$

$V_2(\boldsymbol{x})$对时间的导数推导为

$$\begin{aligned}\dot{V}_2(\boldsymbol{x}) &= \dot{\boldsymbol{V}}_1(\boldsymbol{x}) + \boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\dot{\boldsymbol{z}}_2\\ &= -\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}_1\boldsymbol{k}_1\boldsymbol{z}_1 + \boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}_1\boldsymbol{z}_2 + \boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}(\dot{\boldsymbol{x}}_2-\dot{\boldsymbol{\alpha}}_1)\\ &= -\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}_1\boldsymbol{k}_1\boldsymbol{z}_1 + \boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}_1\boldsymbol{z}_2 +\\ &\quad \boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}(H(\boldsymbol{x}_1)\boldsymbol{\tau} + f(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2) - \dot{\boldsymbol{\alpha}}_1)\end{aligned} \tag{13}$$

设计控制输入为

$$\tau = H^{-1}(-\hat{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Psi} + \dot{\boldsymbol{\alpha}}_1 - k_2\boldsymbol{z}_2 - \boldsymbol{\vartheta}_1\boldsymbol{z}_1) \tag{14}$$

式中，k_2为控制器的设计参数。将式（14）代入（13），得

$$\dot{V}_2(\boldsymbol{x}) = -\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}_1\boldsymbol{k}_1\boldsymbol{z}_1 - \boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}k_2\boldsymbol{z}_2 + \boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Psi} + \boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varepsilon} \tag{15}$$

式中，$\tilde{\boldsymbol{W}}=\boldsymbol{W}-\hat{\boldsymbol{W}}$为 RBFNN 权重的估计误差。

3）第 3 步：选择如下最后李雅普诺夫函数

$$V(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{V}_2(\boldsymbol{x}) + \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{6}\tilde{\boldsymbol{W}}_i^{\mathrm{T}}\gamma_i^{-1}\tilde{\boldsymbol{W}}_i \tag{16}$$

对$V(\boldsymbol{x})$求导，可得

$$\begin{aligned}\dot{V}(\boldsymbol{x}) &= -\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}_1\boldsymbol{k}_1\boldsymbol{z}_1 - \boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{k}_2\boldsymbol{z}_2 + \boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varepsilon} +\\ &\quad \boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Psi} - \tilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\gamma^{-1}\dot{\hat{\boldsymbol{W}}}\end{aligned} \tag{17}$$

设计权重矩阵的更新律为

$$\dot{\hat{\boldsymbol{W}}} = -\gamma(\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Psi} + \mu\hat{\boldsymbol{W}}) \tag{18}$$

式中，γ和μ为控制器设计参数。将式（18）代入（17），并结合杨氏不等式，可得

$$\begin{aligned}\dot{V}(\boldsymbol{x}) &\leqslant -\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}_1\boldsymbol{k}_1\boldsymbol{z}_1 - \boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}(k_2-\frac{1}{2}I)\boldsymbol{z}_2 - \frac{1}{2}\mu\tilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{W}} +\\ &\quad \frac{1}{2}\mu\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W} + \frac{1}{2}\bar{\boldsymbol{\varepsilon}}^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{\varepsilon}}\\ &= -\rho V + c\end{aligned} \tag{19}$$

式中，

$$\rho = \min(2\lambda_{\min}(\boldsymbol{k}_1), 2\lambda_{\min}(k_2-I/2), \mu/\lambda_{\max}(\gamma)) \tag{20}$$

$$c = \frac{1}{2}\mu\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W} + \frac{1}{2}\bar{\boldsymbol{\varepsilon}}^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{\varepsilon}} \tag{21}$$

为了保证系统的稳定性，系统的控制参数选取满足以下条件，$k_{1i}>0$，$k_{2i}>1/2$，$\mu/\lambda_{\max}(\gamma)>0$。根据式（18）和引理 2，可以得出所有信号都是有界的，并且系统是稳定的。

4 仿真结果与分析

在本节中，我们在 BlueROV 仿真平台上验证自适应约束控制方法的有效性和可行性。案例研究将基于对单桩的检查。该单桩基于一个直径为 6m 的海上风力涡轮机基础，放置在 25m 深的位置。为了全面评估所提出的控制方法，我们将对水下机器人在以下三种不同工况下进行控制仿真：①直线运动；②定深圆周运动；③螺旋上

升运动。此外，将实验结果与文献 [8] 中所设计的基于滑模控制的方法进行对比分析，以突出本文方法的优势。控制参数、ROV 系统参数，以及外部扰动参数见表 1。在仿真过程中神经网络设置为 5 个神经单元。神经单元个数的设置会影响非线性函数拟合程度和计算效率。本文中参数设定通过调试确定。水流建模和缆绳作用力建模具体参考文献 [8]。

表 1　系统参数设置

参数名称	数值
控制参数 k_1	diag (3,5,5,5,5,5)
控制参数 k_2	diag (3,5,5,5,5,5)
控制参数 γ	diag (0.04,⋯,0.04)
控制参数 μ	0.1
初始位置 /m	(0,−4,25)
初始姿态 /rad	(0,0,−2.356 2)
初始速度 /（m/s）	(0,0,0)
初始角速度 /（rad/s）	(0,0,0)
水流速度 /（m/s）	[0.21,0.21,0]
缆绳长度 /m	35

（1）直线运动工况仿真结果及分析

水下机器人从水深 25m 的初始位置沿着单桩向上作直线运动，并且每隔 1m 悬停拍照。在所设计的控制器作用下，水下机器人的位移跟踪误差如图 2 所示。从图中可以看到两种控制方法都有很高的跟踪精度，但是本文提出的自适应约束控制方法不仅能保证高精度跟踪性能，还能保证整个运动过程中跟踪精度不超过给定的边界 [−0.1, 0.1]m。在 Z 轴方向上，需要机器人每隔 1m 进行悬停拍照，可以看出在文献 [8] 提出的 SMC 控制方法作用下，跟踪误差波动比较大，而自适应约束控制方法在面对外部扰动和不确定性情况下的鲁棒性更强。两种控制方法作用下，水下机器人的姿态跟踪精度都在给定范围内。

（2）定深圆周运动工况仿真结果及分析

设计机器人的运动轨迹为绕单桩的定深圆周运动，该工况下不考虑姿态的变化。圆周运动的半径设定为 5m。滑模控制和自适应约束控制方法作用下的轨迹图如图 3 所示。从图中可以看到 SMC 方法不能保证整个运动过程的跟踪精度，而自适应约束控制方法作用下的实际轨迹与参考轨迹基本保持一致。

（3）螺旋上升运动工况仿真结果及分析

第三种工况设计水下机器人从水深 25m 处以 0.2m/s 的速度上升。水下机器人的三维位置轨迹图如图 4 所示，

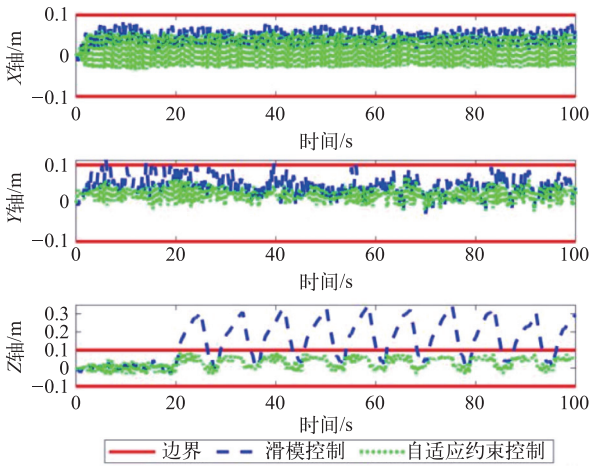

图 2　直线运动工况下水下机器人的位置跟踪误差

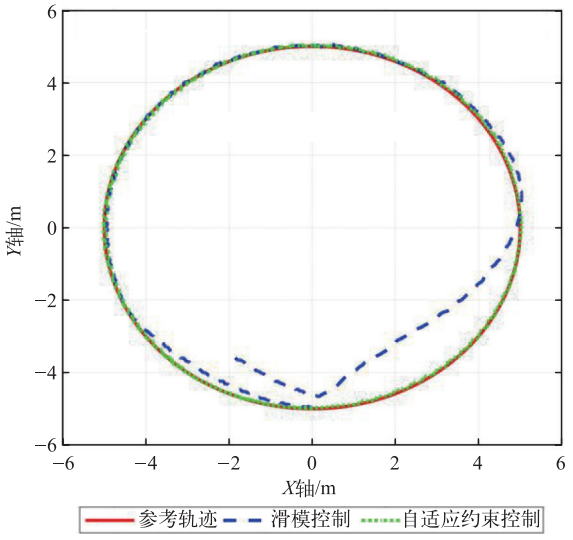

图 3　圆周运动工况下水下机器人在 *XY* 平面的轨迹图

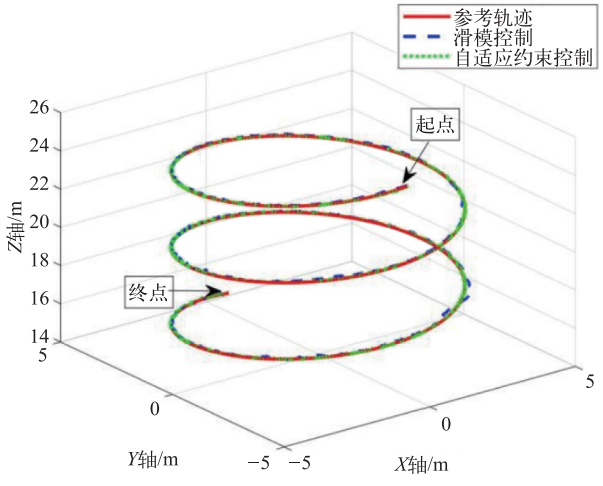

图 4　螺旋上升运动工况下水下机器人的三维运动轨迹图

在三个维度上的位置跟踪误差曲线图如图 5 所示。从图中可以看出本文提出的自适应约束控制方法更具有精度优势，在三个轴上的运动都保持在给定的误差边界之内。

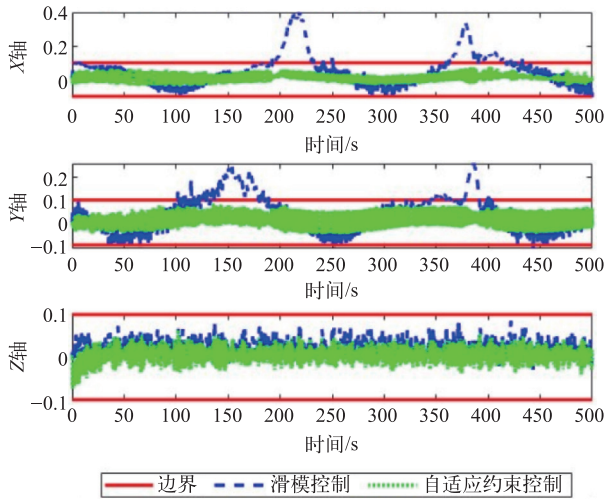

图 5　螺旋上升运动工况下水下机器人的位置跟踪误差

5　结论

针对水下机器人在控制器设计中面临的系统不确定性和外部扰动的挑战，构建了一个智能约束控制策略。通过建模分析水下机器人的动力学系统，并引入 RBFNN，有效降低了系统的不确定性。进一步地，利用 BLF 设计了自适应约束控制器，成功将轨迹跟踪误差严格约束在预定范围内。在 BlueROV 仿真平台上的验证实验表明，该控制方法能够在直线运动、圆周运动和螺旋上升三种不同工况下保证水下机器人在复杂环境下的轨迹跟踪精度和系统的稳定性，验证了该方法的有效性。未来工作将进一步优化控制器性能，探索约束条件下的控制参数的优化与能耗优化问题。IM

参考文献

[1] 宋保维，潘光，张立川，等．自主水下航行器发展趋势及关键技术 [J]．中国舰船研究，2022，17 (5)：27-44．

[2] 王永鼎，王鹏，孙鹏飞．自主式水下机器人控制技术研究综述 [J]．世界科技研究与发展，2021，43 (6)：636-648．

[3] 施兴华，季葛盛，钱佶麒，等．基于 PID 的 ROV 运动控制仿真 [J]．中国海洋平台，2024，39 (1)：26-32，50．

[4] 管志光，吴昊，王学林，等．基于模糊 PID 的小型水下机器人运动控制研究 [J]．火力与指挥控制，2024，49 (10)：111-117．

[5] 徐燕铭，徐营杰，宋泽，等．基于模糊控制的水下机器人运动控制研究 [J]．天津航海，2023 (2)：75-78．

[6] 严乐，梅平，刘云平，等．基于奇异摄动法的水下机器人优化 PID 控制 [J]．计算机仿真，2022，39 (1)：381-386，398．

[7] 唐军，吴涛，张少文．结合 MPC 与 SMC 的水下机器人轨迹跟踪控制算法 [J/OL]．机械科学与技术，1-9[2025-05-03]．https://doi.org/10.13433/j.cnki. 1003-8728.20250030．

[8] BENZON V M，SØRENSEN F F，UTH E，et al. An open-source benchmark simulator：Control of a bluerov2 underwater robot[J]．Journal of Marine Science and Engineering，2022，10 (12)：1898．

[9] QIAO L，ZHANG W D．Adaptive non-singular integralterminal sliding mode tracking control for autonomous underwater vehicles[J]．IET Control Theory & Applications，2017，11 (8)：1293-1306．

[10] 王红都，高枫，黎明，等．基于 ESO 的水下机器人机械臂系统鲁棒模型预测控制 [J]．水下无人系统学报，2023，31 (6)：827-838．

[11] TEE K P，GE S S，TAY E H. Barrier Lyapunov functions for the control of output-constrained nonlinear systems[J]．Automatica，2009，45 (4)：918-927．

[12] FOSSEN T I. Guidance and control of ocean vehicles [M]．Chichester：Wiley，1994．

[13] LI R，CHEN M，WU Q. Adaptive neural tracking control for uncertain nonlinear systems with input and output constraints using disturbance observer[J]．Neurocomputing，2017 (235)：27-37．

作者简介：鲍丹（1994—），女，博士，博士后，主要研究方向为非线性系统智能控制。

梁晓玲（通信作者），（1985—），女，博士，副教授，主要研究方向为自适应生产系统、虚拟仿真与建模、自适应生产系统、机器人与自动化，以及绿色制造与可持续发展。

收稿日期：2025-05-30