

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.05.043

基于神经网络自适应的水下移动机器人轨迹跟踪方法

郑钧

(交通运输部烟台打捞局, 山东 烟台, 264012)

摘要:针对水下移动机器人的工作环境,设计一种基于神经网络自适应算法的轨迹跟踪方法。根据水下机器人的运动维度,设定对应参数,并将三维运动学转换成模型,采用伯努利-牛顿法对水流、波浪进行建模,得到水下环境机器人运动模型;将跟踪数据以常数神经网络权值的形式进行保存,对神经网络中的输出数据进行在线学习,设计自适应学习控制器;改变控制器的内部参数,实现机器人运动状态跟踪控制,根据轨迹跟踪误差动态实现反馈控制。在 Simulink 环境下搭建移动机器人仿真模型,使用不同的轨迹跟踪方法进行性能测试对比。最终结果表明:不同工况下,该方法能够减少轨迹跟踪的误差,有效实现水下移动机器人轨迹的精准跟踪。

关键词:水下移动机器人;神经网络;自适应;轨迹跟踪

中图分类号:TP242.3 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2025)05-0219-05

Adaptive Trajectory Tracking Method for Underwater Mobile Robots Based on Neural Networks

ZHENG Jun

(Yantai Salvage Bureau of the Ministry of Transport, Yantai 264012, China)

Abstract: Based on the adaptive algorithm of neural network, a trajectory tracking method is designed according to the working environment of underwater mobile robot. On the basis of the motion dimension of the underwater robot, the corresponding parameters are set, and the three-dimensional kinematics is converted into a model. The Bernoulli Newton method is used to model the current and wave, and the motion model of the underwater environment robot is obtained. The tracking data is saved in the form of constant neural network weights, and the output data of the neural network are online learned. The adaptive learning controller is designed to change the internal parameters of the controller, the robot motion state tracking control is realized, and the feedback control is dynamically realized according to the trajectory tracking error. The simulation model of mobile robot is built in Simulink environment, and different trajectory tracking methods are used to test and compare the performance. The final results show that under different working conditions, the proposed method can reduce the error of trajectory tracking and effectively realize the accurate trajectory tracking of underwater mobile robot.

Keywords: underwater mobile robots; neural networks; adaptive; trajectory tracking

0 引言

随着机器学习技术各个领域发展应用步伐的加快,越来越多的研究人员将其应用到水下机器人领域。在水下,机器人执行任务时必须准确地跟踪轨迹。然而,在水下环境中机器人自主完成任务所面临的挑战却是不断增加的。对于水下机器人来说,由于海底环境复杂多变,在运动过程中会遇到诸如水阻力、海流干扰和非线性约束等因素的影响,机器人在水下执行任务的过程中,会受到来自外界的干扰而偏离原定的路线轨道^[1]。在这样的运动环境下,轨迹跟踪可以帮助机器人避开障碍物,减少碰撞风险,从而确保机器人的安

全。此外,通过精确的轨迹跟踪,水下移动机器人能够更准确地到达目标位置,从而提高任务的完成率和成功率。因此,如何控制水下移动机器人完成轨迹跟踪是一个重要的研究课题。

目前,国内外学者对水下移动机器人的轨迹跟踪进行了研究。文献[2]中针对机器人在水下环境中的轨迹跟踪控制问题,利用状态约束与执行器饱和对水下移动机器人进行轨迹跟踪;文献[3]中针对双控制方式下带缆水下机器人轨迹跟踪与水动力响应分析进行了研究,利用 PID 控制方法对水下机器人的轨迹进行有限时间跟踪。但是传统的轨迹跟踪方法应用在水下复杂环境中,由于水中存在扰动,从而导致跟踪结果误差

作者简介:郑钧(1988—),男,山东潍坊人,工程师,本科,研究方向为设备管理,xxxxffddd123456@163.com。

较大。为了在水下复杂环境中实现对机器人的运动轨迹进行精准跟踪,本文将神经网络自适应技术应用到轨迹跟踪方法中,以神经网络的输出作为参考,与实际轨迹相比得到其误差,再采用自适应算法调整神经网络权值和阈值,以达到控制机器人完成轨迹跟踪的目的。

1 水下移动机器人轨迹跟踪方法

1.1 水下环境机器人运动建模

为了实现水下机器人的轨迹跟踪,首先要对机器人的运动进行建模。从动力学的角度出发,对周围环境进行建模主要包括以下几个方面:水下机器人本身、水下环境和人工环境^[4-5]。文中对水下机器人自身、水下环境和人工环境进行建模,并对水下机器人设置多自由度运动参数^[6],三维运动学转换成模型如式(1)所示。

$$\dot{\eta} = J(\eta) V \quad (1)$$

式中: $\dot{\eta}$ 为水下机器人在轨迹跟踪过程中位姿的变化量; η 为 η 维空间中的点; J 为 J 维空间中的点; V 为 V 维空间中的点^[7]。将式(1)进行变形,得到:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = J_1(\eta) \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: u 和 v 分别为机器人在水听器上的声呐输出和机器人在水面上水面输出的水面输出; w 为角速度^[8-9]。 $\dot{x}$ 、 $\dot{y}$ 、 $\dot{z}$ 分别为位置变化量。 u 和 v 可以通过实验获取,也可以通过计算获取。对于水下环境,其主要包括:水流、波浪。对于水流,可采用伯努利-牛顿法进行建模:

$$R_z(\psi) = \begin{bmatrix} \cos\psi & -\sin\psi & 0 \\ \sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中 ψ 为水流的波动幅度夹角。

对于波浪,可以采用伯努利-牛顿法和广义牛顿法进行建模^[10-11]:

$$R_y(\theta) = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中 θ 为波浪的运动夹角。

通过上述分析可以得出,6自由度机器人在水下环境中的运动模型方程为^[12-13]

$$\dot{\eta} = \begin{bmatrix} R_b^n(\Theta) & O_{3 \times 3} \\ O_{3 \times 3} & T_\Theta(\Theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v^b \\ \omega^b \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中 R_b^n 为线速度旋转矩阵; v^b 为机器人在水中运动时的速度; ω^b 为水的流速; T_Θ 为水中的波高; Θ 为水深。至此完成水下环境机器人运动建模。

1.2 基于神经网络自适应的轨迹跟踪控制器设计

传统的PID控制方法可以通过调节参数来获得良好的控制效果,但参数的调节过程比较复杂;而神经网络能够自适应地调整权值和阈值,从而得到最佳控制器,具有很强的泛化能力和鲁棒性^[14-16]。本文基于神经网络自适应方法设计轨迹跟踪控制器。将跟踪数据以常数神经网络权值的形式进行保存,设计自适应学习控制器,得到:

$$\tau = -J_T(q)z_1 - K_2z_2 + W_T S(Z) + M\dot{\alpha} \quad (6)$$

式中: z_1 为神经网络多层级间的参数输入量; z_2 为经过PID控制器修改后的神经网络参数输出量,通过式(6),能够实现PID控制器的输出调节^[17]; $J_T(q)$ 为网络的输出; K_2 为输入信号; W_T 为跟踪轨迹与参考轨迹之间的误差; $S(Z)$ 为PID控制器在自适应调整过程中的输出; M 为神经网络在工作过程中输出的轨迹误差; $\dot{\alpha}$ 为水下机器人运动过程中水下的扰动。具体流程如图1所示。

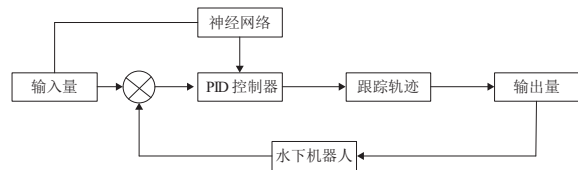


图1 基于神经网络自适应的轨迹跟踪控制器流程

本文设计的轨迹跟踪方法,可监测被控机器人的运动状态,根据各项参数的反馈实现对机器人轨迹的跟踪。对于PID控制器而言,由于其本身具有参数整定复杂的缺点,使得在实际控制中难以实现对控制器参数的实时调整^[18-20]。同时,由于传统控制方法中的参数都是在设定值附近进行整定,当外界扰动或运动约束条件发生变化时,其调整结果不一定能满足跟踪误差要求。

1.3 轨迹跟踪误差动态反馈控制

根据上述设计的控制器流程,得到机器人的运动过程中的状态变量。根据水下机器人的运动模型,得到期望跟踪轨迹的数学模型如下:

$$\begin{cases} \dot{\eta}_d = \varpi_d \\ \dot{\varpi} = \tau_d M^{-1} + J_T(q)(\dot{\eta}) \end{cases} \quad (7)$$

结合上式,建立轨迹跟踪过程中的误差动态方程:

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{\eta}}_e = \boldsymbol{\varpi}_e \\ \dot{\boldsymbol{\varpi}}_e = \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) \mathbf{M}^{-1} \boldsymbol{\tau} + \mathbf{H} \end{cases} \quad (8)$$

上式中,存在:

$$\boldsymbol{\eta}_e = [\eta_{e1}, \eta_{e2}, \eta_{e3}, \eta_{e4}, \eta_{e5}]^T \quad (9)$$

式中: η_{e1} — η_{e5} 分别为水下机器人的纵向、横向、垂向、俯仰角以及航向角的跟踪误差; $\boldsymbol{\varpi}_e$ 为惯性坐标系下的误差集合。在参考轨迹的驱动下,机器人能够沿着参考轨迹进行运动,但由于受到外界干扰,水下机器人会出现偏离参考轨迹的情况。当水下机器人偏离参考轨迹后,为了使水下机器人能够在外界扰动下保持相对稳定的状态,神经网络输出和参考轨迹进行比较后,如果误差超过一定范围时,神经网络会对误差进行相应的调整,将调整后的神经网络输入到神经网络中进行训练,并将其输出与参考轨迹进行比较,如果误差超出一定范围后则重新调整神经网络权值和阈值。

2 仿真实验分析

2.1 仿真实验设计

为了验证本文设计的基于神经网络自适应的水下移动机器人轨迹跟踪方法的有效性,在 Simulink 环境下搭建了机器人的轨迹跟踪仿真模型,将通过不同的跟踪方法进行仿真实验对比分析。评价指标采用绝对误差积分 I_{AE} 和时间绝对误差积分 I_{TAE} 进行判定,具体公式如下:

$$I_{AE} = \int_0^t |\mathbf{e}(\tau)| d\tau \quad (10)$$

$$I_{TAE} = \int_0^t t |\mathbf{e}(\tau)| d\tau \quad (11)$$

式中 $\mathbf{e}(\cdot)$ 为位姿跟踪误差。

期望轨输入:

$$\boldsymbol{\tau}_d = \begin{bmatrix} 50, 30\cos(0.1\pi t)^2, 20\cos(0.1\pi t)^2, \\ -12\cos(0.1\pi t)^2, 12\cos(0.1\pi t)^2 \end{bmatrix}^T \quad (12)$$

外界多维度干扰设定:

$$\boldsymbol{\delta}_1(t) = \begin{bmatrix} 0.3\cos(0.02\pi t - \pi/3), 0.4\cos(0.04\pi t - \pi/4), \\ 0.6\cos(0.06\pi t - \pi/6), 0.2\cos(0.02\pi t - \pi/2), \\ 0.3\cos(0.04\pi t - \pi/3) \end{bmatrix}^T \quad (13)$$

移动机器人在水下初始值和控制器参数设定具体值如表 1 所示。

表 1 控制器参数设定

参数	数值
α	0.8
β_1	2.3
β_2	2.5
β_3	0.9
p	4
k	3
q	6
K	diag(3.7, 3.7, 3.7, 3.7, 3.7)
L	diag(28, 28, 28, 28, 28)
$\boldsymbol{\eta}(0)$	[13, 7.4, 2.9, 0, 0] ^T
$\boldsymbol{\eta}_d(0)$	[15, 7.6, 2.7, $\pi/3$, $\pi/2$] ^T
$\boldsymbol{\nu}(0)$	[0, 0, 0, 0, 0] ^T
$\boldsymbol{\nu}_d(0)$	[0, 0, 0, 0, 1] ^T

本文设计的水下机器人具有流线型结构,能够减少水流阻力,提高机器人在水下的推进效率。它的主要组成部分包括推进器、传感器、控制器和执行机构等。推进器负责提供动力,使机器人能够在水中前进、后退、转弯和悬浮等运动。传感器用于监测水下环境参数,如水深、流速、水温、水质等,并将数据传输给控制器。控制器是机器人的大脑,负责接收指令、处理数据、控制机器人的运动轨迹等。执行机构则是控制器的输出设备,它负责根据控制器的指令执行相应的动作。本文设计的水下机器人的主要参数如表 2 所示。

表 2 水下机器人的主要参数

参数名称	数值
长×宽×高/m	1.2×0.6×0.4
质量/kg	150
最大推进速度/(m/s)	1.5
最大负载能力/kg	30
最大下潜深度/m	50

本文设计的追踪方法基于神经网络系统,不但参数范围更大,还可以自适应环境进行相应调节,确保任务的完成。

2.2 实验结果对比

1) 仿真实验工况一: 当水下发生搅动 δ_1 时,通过仿真实验对比传统的摄像追踪方法、导航追

踪方法和本文追踪方法,实验结果如图2所示。

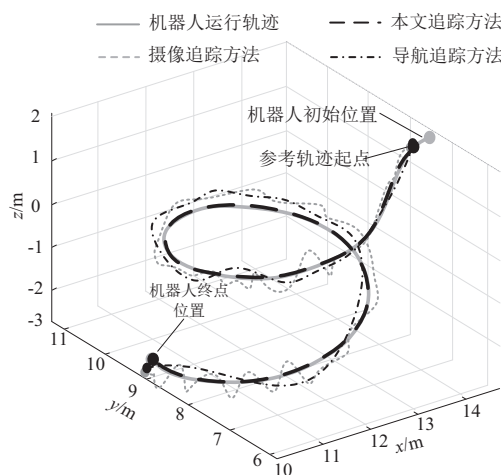


图2 工况一水下机器人运动轨迹及跟踪轨迹

图2中呈现的是水下机器人移动的运动轨迹和3种不同的追踪方法下的三维追踪曲线。可以看出虽然传统的摄像追踪方法、导航追踪方法运动路线与实际轨迹走向大致相同,但是在终点位置仍然存在误差。因此在运动过程中及结束时都无法提供有效的参考。本文设计的跟踪方法,定位准确清晰,可以实现对机器人轨迹追踪。轨迹跟踪误差结果如图3所示。

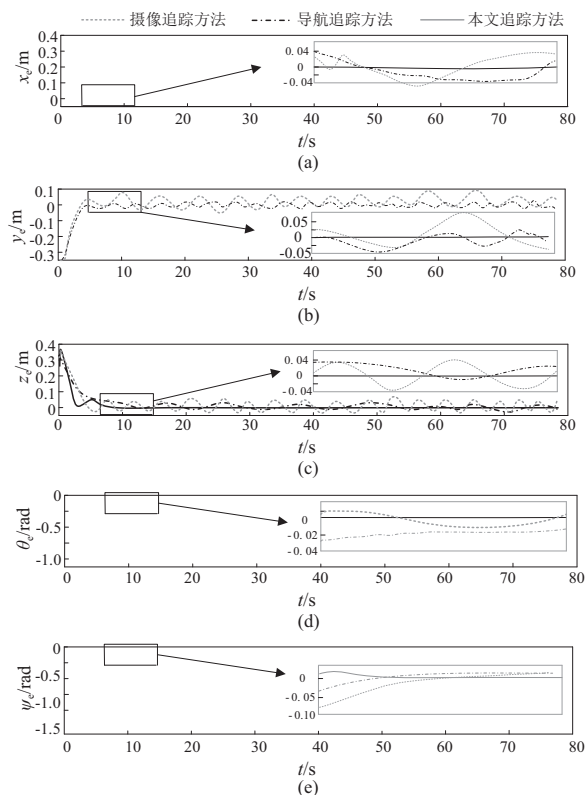


图3 工况一水下机器人运动位姿跟踪误差曲线

图3中曲线为不同自由度位姿状态跟踪误差曲线,内部小图为细节放大情况。对比各项不同指标可以看出,当水下存在扰动时,传统的摄像追踪方法和导航追踪方法受影响较大,波动明显,无法提供有价值的参考信息;本文追踪方法跟踪误差为0,实现精准追踪定位更为有效。

2) 仿真实验工况二:在实际应用中,在执行任务时经常会出现海洋生物或者障碍物,可能会出现碰撞情况,机器人在水下运动也将受到一定程度的影响,因此在进行仿真实验时增加障碍物的设定,模拟水下场景,对比不同的追踪方法的性能表现,实验结果如图4所示。

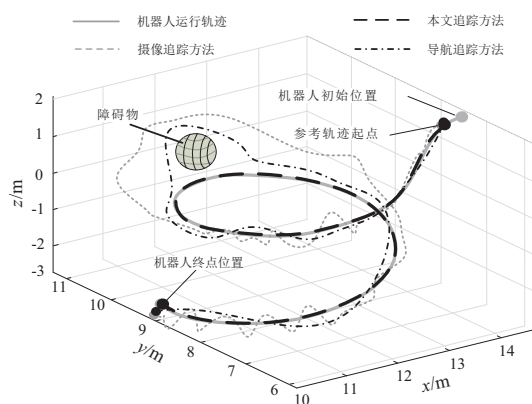
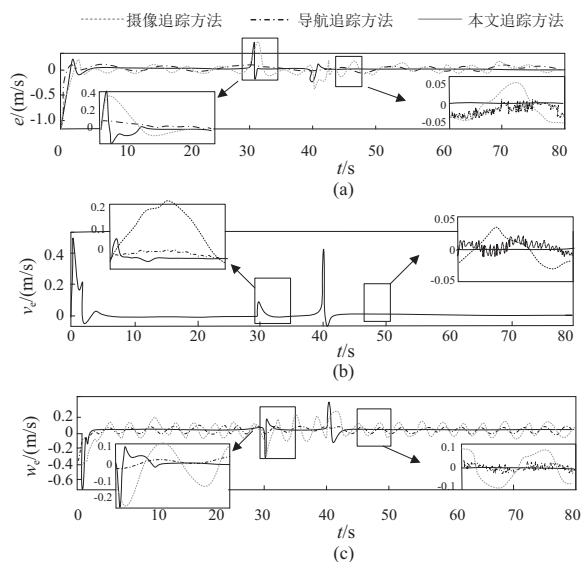


图4 工况二水下机器人运动轨迹及跟踪轨迹

在工况二情况下增加障碍物设置,由图4可以看出传统的追踪方法在突发状态下偏离原始的运动曲线,终点位置也出现偏差,而本文提出的轨迹跟踪方法,可以对障碍物位置进行精准分析,在合理避让之后仍然可以完成精准跟踪,有效提高了追踪的效果。对以上轨迹的误差进行分析,如图5所示。



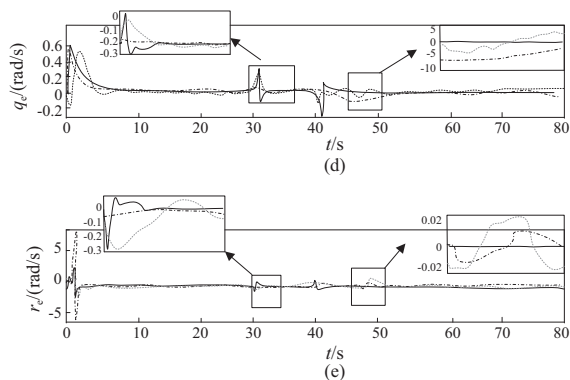


图5 工况二水下机器人运动速度跟踪误差曲线

从图5中所展示的速度误差曲线可以看出,本文设计的追踪方法在各项相关参数的控制和响应方面更准确、稳定,更能适应多变的突发状况,综合表现较传统方法更优异,性能更突出。

3 结语

本文设计的方法在运动过程中对水下机器人的运动状态进行估计和跟踪,使得机器人能够在复杂多变的环境中保持稳定,从而保证机器人能够自主地完成各项任务。仿真实验表明,不同工况下,本文方法能够减少轨迹跟踪的误差,有效地实现水下移动机器人轨迹的精准跟踪。

参考文献:

- [1] 王君,程浩,姜荣俊,等. 基于滑模反馈的履带式机器人自适应轨迹跟踪[J]. 组合机床与自动化加工技术,2023(1):25-28,33.
- [2] 王宇梁,李一平,李良. 考虑状态约束与执行器饱和的水下机器人轨迹跟踪控制[J]. 控制与决策,2024,39(6):1778-1786.
- [3] 陈东军,吴家鸣,拜永征. 双控制方式下带缆水下机器人轨迹跟踪与水动力响应分析[J]. 船舶力学,2024,28(7):967-980.
- [4] 冉起帆,姚圣卓,陈新波. 摆臂式全向移动机器人双模式轨迹跟踪研究[J]. 机械设计,2024,41(4):65-73.
- [5] 田运阳,宋保业,吴尤,等. 基于改进 LADRC 的全向移动机器人轨迹跟踪控制[J]. 控制工程,2024,31(9):1593-1600.

- [6] 沙莎,王辉平. 轮式移动机器人滑移轨迹跟踪控制策略研究[J]. 机床与液压,2023,51(9):62-69.
- [7] 王雪闯,王会明,赵振华. 基于改进型积分终端滑模控制方法的移动机器人轨迹跟踪设计与实验[J]. 控制与决策,2023,38(10):2881-2887.
- [8] 王嵩,王蜀泉,张龙. 空间机器人神经网络自适应滑模目标操控轨迹跟踪控制[J]. 宇航学报,2023,44(2):254-265.
- [9] 田智予,刘晓平. 事件触发的自适应移动机器人轨迹跟踪控制[J]. 电子机械工程,2023,39(2):59-64.
- [10] 吴昊,梁忠超,王文成,等. 具有不确定滑转的轮式移动机器人轨迹跟踪控制方法[J]. 东北大学学报(自然科学版),2024,45(6):858-865.
- [11] 章龙,周颖. 质心不重合的移动机器人自适应滑模轨迹跟踪控制[J]. 微电子学与计算机,2023,40(2):15-21.
- [12] 邵华,李海荣,马海梅. 一种改进的基于迭代学习控制的移动机器人轨迹跟踪算法研究[J]. 机电工程技术,2024,53(9):177-179,217.
- [13] 宋永,杨阔,覃觅觅. 基于循环神经网络的多模态无线传感数据自适应融合方法[J]. 传感技术学报,2023,36(1):141-146.
- [14] 王书亭,付清晨,蒋立泉,等. 考虑绕障时耗的四轮全向移动机器人轨迹跟踪控制[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2023,51(6):1-9.
- [15] 张鑫,秦东晨,谢远龙,等. 基于双环自适应滑模的移动机器人轨迹跟踪控制[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2024,47(1):13-20.
- [16] 刘志民. 基于有限时间的移动机器人轨迹跟踪控制方法[J]. 理论数学,2023(8):2260-2266.
- [17] 向莹. 基于模糊分数阶 PID 控制的轮式移动机器人轨迹跟踪研究[J]. 中阿科技论坛(中英文),2023(4):93-97.
- [18] 苗盛阳,周宇生. 离轴拖挂轮式移动机器人跟踪控制研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学),2024,38(2):236-245.
- [19] 鄧耀威,赵书尚,李东林,等. 四轮滑移转向移动机器人运动分析及轨迹跟踪控制[J]. 兵器装备工程学报,2024,45(9):277-282,306.
- [20] 李波,王成虎,马玲,等. 轮式移动机器人固定时间轨迹跟踪控制[J]. 控制与决策,2024,39(3):845-852.

收稿日期:2023-12-29