文章编号：1000-8608(2019)02-0172-07

基于正交神经网络的动力定位自适应控制器设计

徐海祥*[1,2]，卢林枫[2]，余文曌[1,2]，韩　鑫[2]，朱梦飞[2]

（1.武汉理工大学 高性能舰船技术教育部重点实验室，湖北 武汉 430063；
2.武汉理工大学 交通学院，湖北 武汉 430063）

摘要： 动力定位船舶在海上进行定点定位作业时不可避免地会受到风、浪、流海洋环境力的干扰，这种持续的环境力扰动会导致船舶在实际定位时产生静态误差，不能准确地到达目标定位点. 在利用反步法进行控制器设计时，大多数文献引入自适应积分项用于抵抗外界环境扰动，通过在控制器中加入船舶当前位置与目标位置的偏差积分项估计出外界未知环境扰动，从而达到自适应控制效果. 在此基础上，改进了自适应积分项为正交基神经网络项进行控制器设计，以补偿静态误差，实现准确定位. 最后通过水池模型试验对比验证了所设计控制器的可行性.

关键词： 动力定位；定点定位；自适应控制；模型试验

中图分类号： U674　　**文献标识码：** A　　**doi：** 10.7511/dllgxb201902009

0　引　言

20 世纪 60 年代出现了第一代动力定位(DP)系统. 第一代 DP 系统的控制器采用经典控制理论中的 PID 控制方法[1]，设计了低通陷波滤波器和船舶 3 个方向(横荡、纵荡和艏摇)单输入单输出 PID 控制器. PID 控制方法具有原理简单、适应性强、鲁棒性强等优点，但对于强非线性、大时滞系统，存在响应速度慢和静态稳定超调量大的问题. 第一代控制系统由于低通滤波器滤波效果较差，不能准确滤除船舶高频运动，导致控制器控制性能较差以及定位精度不高[2].

20 世纪 70 年代中期，Balchen 等将卡尔曼滤波理论引入 DP 系统中用来滤除高频运动干扰，并结合线性二次型(LQ)最优控制算法设计控制器[3-4]，解决了低通滤波器滤波效果差的问题，出现了第二代 DP 系统. 1996 年，Fossen 等利用 backstepping 设计工具以及 Lyapunov 稳定性理论，经过 6 个步骤分析设计出具有全局渐近稳定性的反步控制器. 两年后进一步将六步法改进为两步法推导出控制律，得到全局指数稳定的结果[5]. 但其采用的是简化 DP 数学模型，没有考虑风、浪、流外界环境扰动以及船模参数不准确的影响.

在国外进行动力定位控制研究的同时，国内的相关学者也针对 DP 系统进行了大量研究工作. Yang 等将动态面控制思想引入反步法的设计中，设计一阶滤波器代替 backstepping 推导过程中的虚拟控制微分，消除了虚拟控制变量反复求导造成的计算膨胀问题，简化了计算[6]. 刘芙蓉研究了基于滚动优化的模型预测控制在 DP 系统中的应用，很大程度上减小了能量的损耗[7]. 李和贵等建立了带有不确定扰动的船舶数学模型，在假设扰动上界值已知的基础上利用 backstepping 方法设计了非线性鲁棒控制器，最终取得了稳定的控制效果[8-9]. 徐海祥等设计了一种基于无源滤波技术的反步逆最优控制器，给出了未建模外界环境力自适应律以及渐近稳定的控制律，并研究了误差以及控制权矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{R}$ 对系统性能的影响[10].

近年来，智能控制领域的飞速发展给 DP 船舶控制问题提供了越来越多的解决方案，出现了第三代 DP 系统. 其中有代表性的是具有自学习能力的模糊控制理论和神经网络控制理论. 袁耀运用数据挖掘方法设计模糊规则库，采用模糊系

收稿日期： 2018-05-23；　**修回日期：** 2019-01-28.
基金项目： 国家自然科学基金资助项目(51879210,51479158)；中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(172102003).
作者简介： 徐海祥*(1975-)，男，教授，E-mail：qukaiyang@163.com.

统逼近系统模型中的不确定项，设计了基于数据挖掘思想的自适应模糊控制器[11]. 刘洋研究了模型参数不确定以及控制增益未知情况下的船舶航向控制问题，采用径向基函数（RBF）神经网络自适应控制，提出了航向保持控制器[12]. Zhang 等设计了一种自适应输出反馈控制器，采用模糊神经网络逼近水下无人潜航器数学模型中的不确定项[13]. Du 等针对带有不确定项的 DP 模型，采用 RBF 神经网络逼近 backstepping 推导过程中的中间控制变量，简化了推导过程，设计出神经网络鲁棒自适应控制器，最后与 PID 控制器的对比结果说明了该控制器的有效性和鲁棒性[14]. Yu 等采用鲁棒自适应技术和 backstepping 方法设计了船舶艏向容错控制器，处理外界时变环境扰动以及艏向传感器突发故障问题，设计了参数自适应律用来估计鲁棒项上界值，仿真结果验证了控制器的有效性[15].

DP 船舶的相关控制研究已经取得了丰硕的成果，但同时还存在不少的热点和难点问题. 由于 DP 船舶在海洋中进行作业时，风、浪、流外界环境扰动具有随机不确定特征，运动数学模型具有大时滞、非线性以及强耦合等特点，因此 DP 系统是一个复杂的不确定性系统，这种不可忽略的不确定项会导致船舶在定位过程中定位精度不高且由于控制输出不稳定导致推进器磨损以及不必要的能源消耗. 因此，对 DP 系统模型的不确定性问题研究俨然成为控制系统中亟待解决的难点之一.

目前，大多数文献采用反步积分控制器通过自适应积分项逼近不确定项. 在实际应用中，若积分项参数调整过大，会造成积分饱和致使初始时刻控制输出力即已达到饱和；若积分项参数调整过小，会导致积分项自适应时间过长甚至无法自适应不确定扰动. 为解决此类问题，本文将自适应积分项改为自适应正交神经网络项进行控制器设计，以期获得更好的自适应控制效果.

1　问题描述

1.1　DP 船舶数学模型

DP 船舶数学模型可以分为运动学模型和动力学模型两部分：运动学模型描述船舶平面坐标系下的几何运动，动力学模型是对产生该运动力的分析. 船舶动力定位模型可以将六自由度方向上运动转化成横荡、纵荡、艏摇三自由度方向上运动. 为了描述船舶运动，设计出两种坐标系：北东坐标系和船体坐标系，如图 1 所示. 北东坐标系，其坐标原点固定在地球表面上；船体坐标系，其坐标原点固定在船体重心.

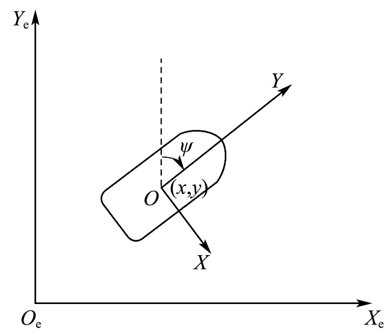

图 1　北东坐标系与船体坐标系几何关系

Fig. 1　Geometrical relationship between north east coordinate system and hull coordinate system

根据运动学和动力学理论，动力定位船舶的非线性数学模型为

$$\dot{\boldsymbol{\eta}}=\boldsymbol{R}(\psi)\boldsymbol{v} \tag{1}$$

$$\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{v}}+\boldsymbol{C}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{v}+\boldsymbol{D}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{v}=\boldsymbol{\tau}+\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}}(\psi)\boldsymbol{b} \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{\eta}=(x\quad y\quad \psi)^{\mathrm{T}}$，表示北东坐标系下船舶的位置$(x,y)$和艏摇角 ψ. $\boldsymbol{v}=(u\quad v\quad r)^{\mathrm{T}}$，表示船体坐标系下船舶纵荡速度、横荡速度以及艏摇角速度. $\boldsymbol{\tau}=(\tau_1\quad \tau_2\quad \tau_3)^{\mathrm{T}}$，表示船体坐标系下控制力和力矩. 向量 $\boldsymbol{b}$ 代表风、浪、流外界环境干扰力. $\boldsymbol{R}(\psi)$为转置矩阵，$\boldsymbol{M}$ 为船舶惯性矩阵，$\boldsymbol{C}(\boldsymbol{v})$为柯里奥利向心矩阵，$\boldsymbol{D}(\boldsymbol{v})$为阻尼矩阵，相关矩阵形式如下：

$$\boldsymbol{R}(\psi)=\begin{pmatrix}\cos\psi & -\sin\psi & 0\\ \sin\psi & \cos\psi & 0\\ 0 & 0 & 1\end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{D}(\boldsymbol{v})=\begin{pmatrix}-X_u & 0 & 0\\ 0 & -Y_v & -Y_r\\ 0 & -N_v & -N_r\end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{M}=\begin{pmatrix}-X_{\dot{u}}+m & 0 & 0\\ 0 & -Y_{\dot{v}}+m & -Y_{\dot{r}}+mx_g\\ 0 & -N_{\dot{v}}+mx_g & -N_{\dot{r}}+I_z\end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{C}(\boldsymbol{v})=\begin{pmatrix}0 & 0 & -(m-Y_{\dot{v}})v-(mx_g-Y_{\dot{r}})r\\ 0 & 0 & (m-X_{\dot{u}})u\\ (m-Y_{\dot{v}})v+(mx_g-Y_{\dot{r}})r & -(m-X_{\dot{u}})u & 0\end{pmatrix}$$

1.2 Chebyshev 正交神经网络

近些年，Chebyshev 正交神经网络被广泛应用于控制工程领域，相较于其他神经网络有如下优势[16-17]：

(1)结构简单；

(2)良好的逼近特性，能够逼近任意的连续非线性函数；

(3)较快的收敛学习速度，网络收敛时间相较于其他网络短.

Chebyshev 多项式表示如下：

$$g_n(x)=\frac{\sin\left[(1+n)\arccos x\right]}{\sqrt{1-x^2}} \tag{3}$$

将 Chebyshev 正交多项式转化成迭代方程组形式：

$$\begin{aligned}&g_1(x)=1\\&g_2(x)=x\\&g_n(x)=2xg_{n-1}(x)-g_{n-2}(x)\end{aligned} \tag{4}$$

根据多项式插值和逼近理论，一个未知的连续目标函数能够通过一系列正交基多项式和最优权值进行任意精度逼近.由于实际情况中最优系列权值 $\boldsymbol{w}$ 无法获取，最终得到的权值可能为次优解，用 $\hat{\boldsymbol{w}}$ 表示最优权值 $\boldsymbol{w}$ 的估计值.此时模型中存在逼近误差 $\boldsymbol{\varepsilon}$，正交神经网络可表示为

$$\boldsymbol{H}=\sum_{j=1}^{n}\hat{\boldsymbol{w}}\Phi_j+\boldsymbol{\varepsilon} \tag{5}$$

定义逼近误差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 是有界的并且存在正定值 ε^*，满足 $\|\boldsymbol{\varepsilon}\|\leqslant\varepsilon^*$.

2 反步正交神经网络自适应控制器设计

利用神经网络强大的估计能力和学习能力自适应外界环境扰动，其控制器推导过程如下：

定义船舶位置的误差变量 $\boldsymbol{z}_1=\boldsymbol{\eta}-\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}}$，求导可得：

$$\dot{\boldsymbol{z}}_1=\boldsymbol{R}(\psi)\boldsymbol{v}-\dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}=\boldsymbol{R}(\psi)\boldsymbol{v} \tag{6}$$

选取 $\boldsymbol{v}$ 作为虚拟控制向量，定义新的误差变量：

$$\boldsymbol{z}_2=\boldsymbol{v}-\boldsymbol{\alpha}_1 \tag{7}$$

其中函数 $\boldsymbol{\alpha}_1$ 可表示为

$$\boldsymbol{\alpha}_1=-\boldsymbol{R}^{-1}(\psi)\boldsymbol{K}_1\boldsymbol{z}_1 \tag{8}$$

将式(7)、(8)代入式(6)可得：

$$\dot{\boldsymbol{z}}_1=\boldsymbol{R}(\psi)\boldsymbol{z}_2-\boldsymbol{K}_1\boldsymbol{z}_1 \tag{9}$$

对第2个误差向量 $\boldsymbol{z}_2$ 求导，并乘上惯性矩阵可得：

$$\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{z}}_2=\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{v}}-\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{\alpha}}_1=\boldsymbol{\tau}+\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}}(\psi)\boldsymbol{b}-\boldsymbol{D}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{v}-\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{\alpha}}_1 \tag{10}$$

对于式(2)中的 $\boldsymbol{b}$ 采用 Chebyshev 正交神经网络进行估计，所设计的控制律表示为

$$\boldsymbol{\tau}=-\hat{\boldsymbol{w}}\boldsymbol{\Phi}+\boldsymbol{D}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{v}+\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{\alpha}}_1-\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}}(\psi)\boldsymbol{z}_1-\boldsymbol{K}_2\boldsymbol{z}_2-\boldsymbol{\Delta} \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{\Phi}$ 为 Chebyshev 正交基函数向量；$\boldsymbol{K}_1\in\boldsymbol{R}^{3\times3}$，$\boldsymbol{K}_2\in\boldsymbol{R}^{3\times3}$，表示待设计的正定参数矩阵；$\boldsymbol{\Delta}$ 为补偿神经网络估计误差的鲁棒项.

神经网络权值自适应律通过 Lyapunov 稳定性证明得到，构造如下 Lyapunov 函数：

$$\boldsymbol{V}=\frac{1}{2}\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_1+\frac{1}{2}\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}\boldsymbol{z}_2+\frac{1}{2}\tilde{\boldsymbol{w}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_1\tilde{\boldsymbol{w}} \tag{12}$$

其中 $\tilde{\boldsymbol{w}}$ 为权值 $\boldsymbol{w}$ 的估计值 $\hat{\boldsymbol{w}}$ 与 $\boldsymbol{w}$ 间的差值，即

$$\tilde{\boldsymbol{w}}=\hat{\boldsymbol{w}}-\boldsymbol{w} \tag{13}$$

对其求导可得：

$$\dot{\boldsymbol{V}}=\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\dot{\boldsymbol{z}}_1+\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{z}}_2+\tilde{\boldsymbol{w}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_1\dot{\tilde{\boldsymbol{w}}} \tag{14}$$

代入误差向量导数可得：

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{V}}=&\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{R}(\psi)\boldsymbol{z}_2-\boldsymbol{K}_1\boldsymbol{z}_1)+\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}(-\tilde{\boldsymbol{w}}\boldsymbol{\Phi}-\\&\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}}(\psi)\boldsymbol{z}_1-\boldsymbol{K}_2\boldsymbol{z}_2-\boldsymbol{\Delta})+\tilde{\boldsymbol{w}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_1\dot{\tilde{\boldsymbol{w}}}\end{aligned} \tag{15}$$

化简可得：

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{V}}=&-\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}_1\boldsymbol{z}_1-\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}_2\boldsymbol{z}_2+\tilde{\boldsymbol{w}}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_2+\boldsymbol{\Gamma}_1\dot{\tilde{\boldsymbol{w}}})-\\&\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{\Delta}+\boldsymbol{\varepsilon})\end{aligned} \tag{16}$$

设计如下权值自适应律：

$$\dot{\tilde{\boldsymbol{w}}}=-\boldsymbol{\Gamma}_1^{-1}\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}} \tag{17}$$

其中 $\boldsymbol{\Gamma}_1$ 为待设计的正定系数矩阵.为了补偿神经网络的逼近误差，引入鲁棒项

$$\boldsymbol{\Delta}=\boldsymbol{\varepsilon}_N\operatorname{sgn}(\boldsymbol{z}_2);\ N=1,2,3 \tag{18}$$

最终 Lyapunov 不等式表示为

$$\dot{\boldsymbol{V}}\leqslant-\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}_1\boldsymbol{z}_1-\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}_2\boldsymbol{z}_2-\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{\varepsilon}_N\operatorname{sgn}(\boldsymbol{z}_2)+\boldsymbol{\varepsilon})\leqslant\boldsymbol{0} \tag{19}$$

3 模型试验分析

3.1 船模介绍

(1)试验船模介绍

图2为DP试验船模在风、浪、流外界环境扰动未知条件下的定点定位作业图.该船模推进器配置如图3所示.

(2)船模参数

由于控制器设计中包含了 $\boldsymbol{M}$、$\boldsymbol{D}$ 船模参数，为了确定该模型参数矩阵具体数值，船模的水动力导数采用CFD进行数值模拟计算得到[18]，其各个水动力导数具体数值如表1所示.

图 2　DP 试验船模

Fig. 2　DP test ship model

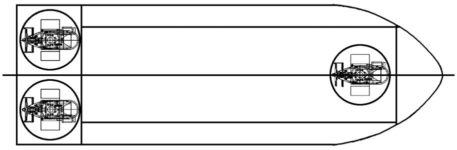

图 3　船模推进器配置

Fig. 3　Propeller configuration of ship model

表 1　船模参数

Tab. 1　The parameters for ship model

参数	数值	参数	数值
总长	2.35 m	$Y_{\dot r}$	1.74
质量	165 kg	Y_v	−1.07
惯性矩	73.3 kg·m^2	Y_r	2.96
x_g	0.1 m	$N_{\dot v}$	1.74
$X_{\dot u}$	−0.04	$N_{\dot r}$	−0.08
X_u	−0.025	N_v	2.96
$Y_{\dot v}$	−1.44	N_r	−0.59

根据模型参数矩阵表达形式，得到相关船模参数如下：

$$\boldsymbol{M}=\begin{pmatrix}165.0 & 0 & 0\\ 0 & 166.4 & 17.6\\ 0 & 39.2 & 73.4\end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{D}=\begin{pmatrix}13.2 & 0 & 0\\ 0 & 16.5 & -6.0\\ 0 & 8.9 & 10.7\end{pmatrix}$$

3.2　模型试验结果分析

为了验证所设计的反步正交神经网络控制器在工程实际应用中的有效性，本文进行了室外船模试验，并与文献[10]中反步积分控制器方法进行对比分析. 反步积分控制器参数设置为

$$\boldsymbol{K}_1=\mathbf{diag}\{0.5,0.5,1.0\}$$

$$\boldsymbol{K}_2=\mathbf{diag}\{0.01,0.01,0.04\}$$

$$\boldsymbol{\Gamma}=\mathbf{diag}\{0.000\,40,0.000\,02,0.000\,04\}$$

试验中，船模的初始位置为(42.4 m　21.2 m　241°)$^{\mathrm{T}}$，设定的目标位置为(35 m　10 m　270°)$^{\mathrm{T}}$. 试验的周期数为 1 000，每个周期为 0.5 s. 通过卡尔曼滤波器滤除船舶高频位置信息，得到船舶低频位置信息作为控制器输入. 船模在室外水池进行定点定位试验，试验中选取的控制器参数如下：

$$\boldsymbol{K}_1=\begin{pmatrix}0.45 & 0 & 0\\ 0 & 0.5 & 0\\ 0 & 0 & 0.2\end{pmatrix},\ \boldsymbol{K}_2=\begin{pmatrix}0.35 & 0 & 0\\ 0 & 0.3 & 0\\ 0 & 0 & 0.2\end{pmatrix}$$

选取的神经网络权值矩阵结构为 3×5 矩阵，其初始权值矩阵参数设置为

$$\boldsymbol{w}_0=\begin{pmatrix}0.3 & 0.4 & 0.5 & 0.2 & 0.6\\ 0.2 & 0.5 & 0.3 & 0.8 & 0.9\\ 0.5 & 0.2 & 0.6 & 0.1 & 0.3\end{pmatrix}$$

图 4～7 为两种控制器控制船模位置变化曲线对比图，图 8～10 为两种控制器控制输出力曲线对比图，图 11 为两种控制器环境自适应力曲线对比图. 为了方便描述，图中 1 号控制器为反步积分控制器，用虚线表示；2 号控制器为反步正交神经网络控制器，用实线表示.

图 4～5 分别为船模在北向和东向位置变化曲线，该曲线说明了船模纵向位置和横向位置在 2 号控制器作用下分别经过 400、500 个周期到达

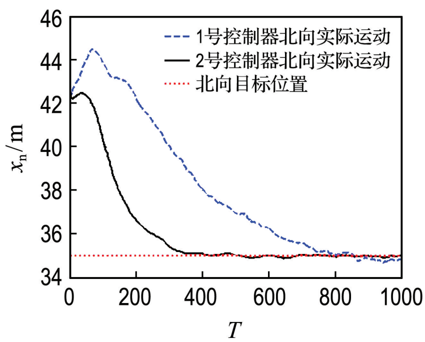

图 4　船模北向位置变化曲线

Fig. 4　Northbound position change curve of ship model

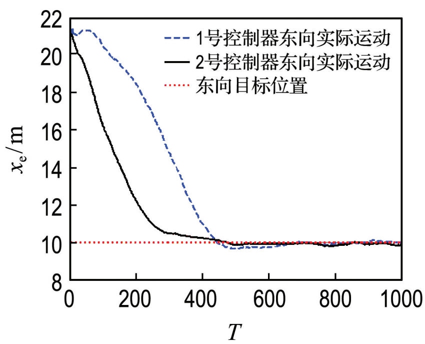

图 5　船模东向位置变化曲线

Fig. 5　Eastward position change curve of ship model

所设定的定位点，并且在之后的周期内能够精准保持在定位点处．图4中船模在北向位置2号控制器运动轨迹优于1号控制器，验证了2号控制器良好的控制效果以及准确的定位能力．

图6表示船模艏向位置变化曲线，1号控制器中船模在初始的150个周期艏向位置已调整至目标位置附近，但在目标位置存在5°的恒定静差．导致该恒定静差的主要原因是艏向自适应项参数设置不合适，艏向自适应项不能准确估计出外界的环境扰动．2号控制器船模艏向经过200个周期到达预定目标位置附近，改进了1号控制器在艏向与目标位置存在5°左右静差的现象．验证了2号控制器能够抵消静差实现准确定位的能力．

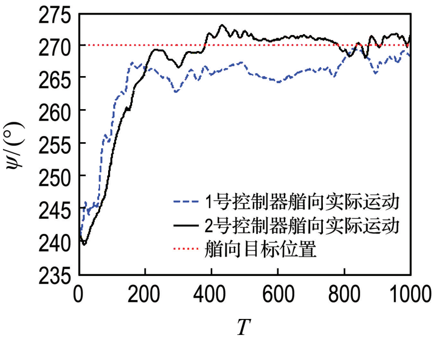

图6　船模艏向位置变化曲线

Fig. 6　Heading position change curve of ship model

图7表示船模在水平方向运动变化曲线，1号控制器船模从初始位置(42.5，21.2)出发，北向位置在初始阶段倒退到北东坐标系上44.5 m处后以斜移的方式运动到东向目标位置处，在东向位置并没有产生明显超调，然后以平移的方式运动到北向目标位置．2号控制器作用的船模在初始位置斜移到目标位置，运动轨迹变化十分平稳．

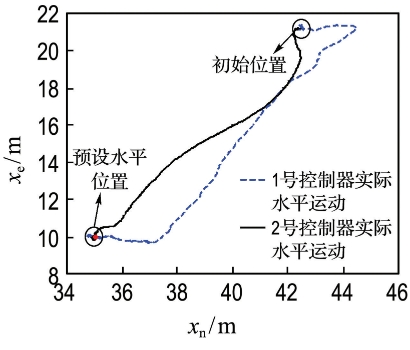

图7　船模水平运动变化曲线

Fig. 7　Horizontal movement change curve of ship model

最终船模能长时间准确地保持在定位点处，几乎没有超调和定位误差，横向、纵向位置可以实现高精度定位．

图8～10分别表示船模在纵向和横向的控制力以及艏摇力矩．相较于1号控制器室外试验，2号控制器控制输出力和力矩变化更平稳，没有出现明显的频繁振荡现象，无推力饱和现象．2号控制器的控制输出力更有利于后端推力分配的成功，可以大幅度降低推进器的磨损．

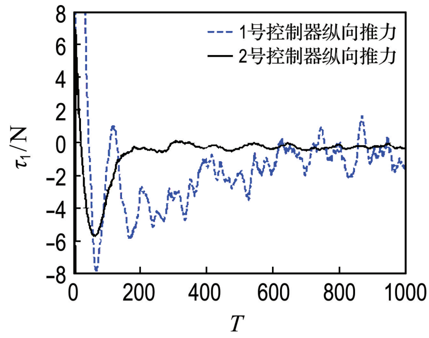

图8　船模纵向推力变化曲线

Fig. 8　Longitudinal thrust change curve of ship model

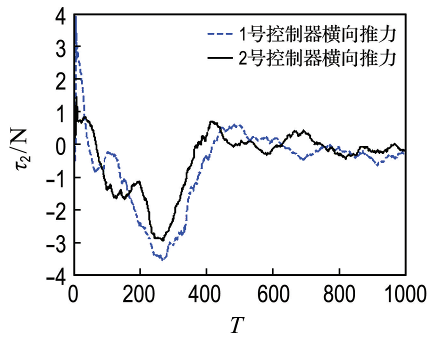

图9　船模横向推力变化曲线

Fig. 9　Transverse thrust change curve of ship model

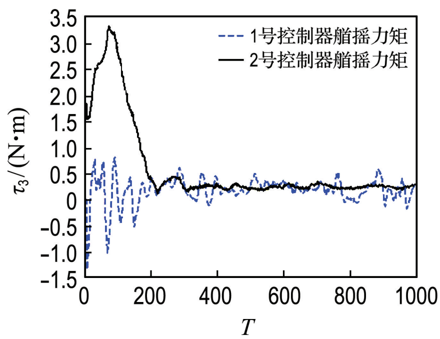

图10　船模艏摇力矩变化曲线

Fig. 10　Yawing moment change curve of ship model

图11表示1号控制器与2号控制器对3个

方向外界环境力的自适应估计曲线，从曲线的变化趋势可以发现两种控制器自适应项均能缓慢估计出外界环境扰动. 从试验对比图可以看出，2 号控制器在 3 个方向上的定位精度与控制输出力明显优于 1 号控制器，因此可以定性地说明反步神经网络控制器在控制性能的准确性方面优于反步积分控制器.

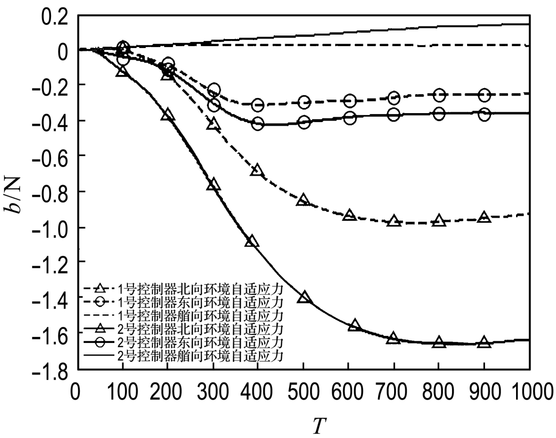

图 11　环境力估计

Fig. 11　The estimated environmental force

从两种控制器试验效果图中可以看出，反步正交神经网络控制器能够控制船舶直接定位到目标位置处，横向和纵向位置能够保证定位精度达到厘米级别并且能长时间保持在定位点. 综上所述，所设计的反步正交神经网络自适应控制器具有抵抗外界未知环境扰动实现定点定位的能力.

4　结　语

针对外界环境扰动未知情况下，DP 船舶进行定点定位作业时定位准确性的问题，引入 Chebyshev 正交神经网络自适应项进行未知环境扰动估计，提出并设计了反步正交神经网络自适应控制器，构造了神经网络权值自适应律，进行了室外模型试验. 试验对比结果说明了反步正交神经网络控制器相较于反步积分控制器具有更准确的定位精度和更稳定的定位效果，验证了该控制器在实际工程应用中的可行性.

参考文献：

[1] BRINK A W, CHUNG J S. Automatic position control of a 300 000-ton ship ocean mining systems [J]. **Journal of Energy Resources Technology**, 1982, **104**(4): 285-293.

[2] FOSSEN T I. **Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control** [M]. New York: John Wiley & Sons, 2011.

[3] BALCHEN J G, JENSSEN N A, MATHISEN E, *et al*. Dynamic positioning of floating vessels based on Kalman filtering and optimal control [J]. **Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control**, 1980, **2**:852-864.

[4] BALCHEN J G, JENSSEN N A, ELDAR M, *et al*. A dynamic positioning system based on Kalman filtering and optimal control [J]. **Modeling, Identification and Control**, 1980, **1**(3): 135-163.

[5] FOSSEN T I, GROVLEN A. Nonlinear output feedback control of dynamically positioned ships using vectorial observer backstepping [J]. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, 1998, **6**(1): 121-128.

[6] YANG Yang, DU Jialu, LI Guangqiang, *et al*. Dynamic surface control for nonlinear dynamic positioning system of ship [J]. **Advances in Intelligent and Soft Computing**, 2012, **125 AISC**: 237-244.

[7] 刘芙蓉. 半潜船动力定位控制系统建模和仿真研究 [D]. 武汉：武汉理工大学，2011.
LIU Furong. Research on modeling and simulating of dynamic positioning control system of the semi-submersible vessel [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2011. (in Chinese)

[8] 李和贵. 船舶动力定位系统的智能控制与鲁棒控制 [D]. 上海：上海交通大学，2003.
LI Hegui. Ship dynamic positioning system using intelligent control and robust control [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2003. (in Chinese)

[9] 卢林枫，余文曌. 基于 Backstepping 的船舶动力定位鲁棒控制器设计 [C] // 聚焦应用 支撑创新——船舶力学学术委员会测试技术学组 2016 年学术会议论文集. 武汉：中国造船工程学会，2016: 206-212.
LU Linfeng, YU Wenzhao. Design of backstepping controller for nonlinear ship dynamic position [C] // **Focused Application Supporting Innovation — Papers Collection of 2016 Academic Conference of the Test Technology Group of the Academic Committee of Ship Mechanics.** Wuhan: Chinese Society of Naval Architecture and Marine Engineering, 2016: 206-212. (in Chinese)

[10] 徐海祥，瞿　洋，余文曌. 船舶动力定位反步逆最优

控制[J]. 大连理工大学学报，2017，**57**(1)：46-54.
XU Haixiang，QU Yang，YU Wenzhao. Inverse optimal backstepping control of dynamic positioning ships [J]. **Journal of Dalian University of Technology**，2017，**57**(1)：46-54. (in Chinese)

[11] 袁 耀. 基于自适应模糊控制的船舶动力定位控制器设计研究[D]. 大连：大连海事大学，2013.
YUAN Yao. The design and study of dynamic positioning controller of ship based on adaptive fuzzy control [D]. Dalian：Dalian Maritime University，2013. (in Chinese)

[12] 刘 洋. 船舶动力定位的智能控制及推力分配研究[D]. 大连：大连海事大学，2013.
LIU Yang. Research on intelligent control and thrust distribution for ship dynamic positioning [D]. Dalian：Dalian Maritime University，2013. (in Chinese)

[13] ZHANG Lijun，QI Xue，PANG Yongjie. Adaptive output feedback control based on DRFNN for AUV [J]. **Ocean Engineering**，2009，**36**(9/10)：716-722.

[14] DU Jialu，YANG Yang，WANG Dianhui，*et al*. A robust adaptive neural networks controller for maritime dynamic positioning system [J]. **Neurocomputing**，2013，**110**：128-136.

[15] YU Wenzhao，XU Haixiang，FENG Hui. Robust adaptive fault-tolerant control of dynamic positioning vessel with position reference system faults using backstepping design [J]. **International Journal of Robust and Nonlinear Control**，2018，**28**(2)：403-415.

[16] YANG S S，TSENG C S. Orthogonal neural network for function approximation [J]. **IEEE Transactions on Systems，Man，and Cybernetics，Part B：Cybernetics**，1996，**26**(5)：779-785.

[17] ZHANG Xinguang，ZOU Zaojian. Black-box modeling of ship manoeuvring motion based on feed-forward neural network with Chebyshev orthogonal basis function [J]. **Journal of Marine Science and Technology (Japan)**，2013，**18**(1)：42-49.

[18] 赵小仨，徐海祥. 非线性水动力导数的数值计算与研究[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版)，2017，**41**(1)：70-75，81.
ZHAO Xiaosa，XU Haixiang. Numerical simulation and research of nonlinear hydrodynamic derivatives [J]. **Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering)**，2017，**41**(1)：70-75，81. (in Chinese)

Dynamic positioning adaptive controller design based on orthogonal neural network

XU Haixiang*[1,2]，LU Linfeng[2]，YU Wenzhao[1,2]，HAN Xin[2]，ZHU Mengfei[2]

(1. Key Laboratory of High Performance Ship Technology of Ministry of Education，Wuhan University of Technology，Wuhan 430063，China；
2. School of Transportation，Wuhan University of Technology，Wuhan 430063，China)

Abstract：Dynamic positioning ship will inevitably be disturbed by marine environmental forces such as wind，waves and current which cause static errors in the actual positioning of the ship. When using the backstepping method to design the controller，most of the documents introduce adaptive integral to resist the environmental load interference. By adding the deviation integral of the current position of the ship and the target position in the controller，the unknown environment disturbance is estimated，thus the adaptive control effect is achieved. On this basis，the adaptive integral term is improved for the orthogonal basis neural network to design the controller and the purpose of eliminating static deviation and realizing the accurate positioning is achieved. Finally，the feasibility of the designed controller is verified through the comparison of model experiments.

Key words：dynamic positioning；station keeping；adaptive control；model experiment