

Robust Backstepping Design for the Ship Course Discrete-Time Nonlinear System with Input Saturation*

Xin Wang, Tieshan Li, Bin Lin

Dalian Maritime University, Dalian
Email: luyunliunanting@yeah.net, tieshanli@126.com, binlin@dlnu.edu.cn.

Received: May 9th, 2013; revised: Jun. 1st, 2013; accepted: Jun. 11th, 2013

Copyright © 2013 Xin Wang et al. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract: In this paper, a robust NN control scheme based on backstepping technique is proposed for the ship course discrete-time nonlinear systems with input saturation. Firstly, the original system is transformed into a novel ship course discrete-time nonlinear system which the state variable could be predicted. Then an adaptive NN controller design of the discrete-time nonlinear system is presented via backstepping. The HONNs are employed to approximate the unknown functions in the control design process. At the same time, an input saturation aided design system is introduced in the ship course controller in presence of input saturation constraint. Compared with previous research for discrete-time systems, the proposed algorithm improves the robustness of the systems. Based on Lyapunov Theory, the closed-loop systems are proven to be semi-globally uniformly ultimately bounded, and the tracking error converges to a small neighborhood of the origin. Finally, a simulation of vessel “yukun” is employed to illustrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: Ship Course; Discrete Nonlinear System; Adaptive Control; Input Saturation Constraint

具有输入饱和的航向离散非线性系统鲁棒后推设计*

王 欣, 李铁山, 林 彬

大连海事大学, 大连
Email: luyunliunanting@yeah.net, tieshanli@126.com, binlin@dlnu.edu.cn.

收稿日期: 2013年5月9日; 修回日期: 2013年6月1日; 录用日期: 2013年6月11日

摘 要: 本文研究了具有输入饱和的船舶航向离散非线性控制系统的鲁棒神经网络后推控制。首先, 原系统通过变化得到一种新颖的能够预测变量船舶航向的离散非线性系统。然后利用后推技术进行该离散非线性系统的神经网络控制器设计。在控制器设计过程中, 高阶神经网络用于逼近未知非线性方程。并且将输入饱和辅助系统引入存在输入饱和和约束的船舶航向控制系统。和过去的控制方法相比, 本文所提出的算法提高了航向离散非线性系统的鲁棒性。基于李雅普诺夫理论, 闭环系统的所有的信号被证明半全局一致最终有界并且航向跟踪误差趋近于零。最后, 运用“育鲲”轮仿真实例说明本文所提算法的有效性。

关键词: 船舶航向; 离散非线性系统; 自适应控制; 输入饱和限制

1. 引言

近些年来, 随着航运业的发展, 人们对船舶操纵

*基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51179019; 60874056; 61001090); 辽宁省自然科学基金资助项目(20102012); 辽宁省高等学校优秀人才支持计划(No. LR2012016); 中国交通部应用基础研究项目。

性、控制性能也提出了越来越高的要求。特别是船舶航向控制, 其性能直接影响着船舶航行的安全性和经济性。由于船舶运动具有大惯性, 时滞, 非线性等特点, 因此船舶航向控制是一个复杂的非线性不确定性系统的控制问题。同时伴随着控制理论的发展, 各种

有效方法不断应用于船舶航向控制, 如后推设计控制方法^[1-6], 自适应控制方法^[7,8]等都得到了一定的发展。其中, 文献^[1]讨论了后推设计方法在船舶航向控制器设计中的应用问题。文献^[6]将自适应后推算方法与滑模控制相结合, 提出了一种自适应滑模控制算法。上述方法都取得明显的成果, 但仅限于连续的船舶航向非线性系统。

伴随着工作于离散状态下的信息处理技术、计算机技术等在现代船舶的发展完善和广泛应用, 离散控制因此成为船舶航向控制研究的一个新的方向, 如文献^[9]根据双交叠模糊分化性质, 研究了一种新颖的离散模糊控制方法; 文献^[10]利用状态反馈精确线性化技术设计最优滑模面, 从而提出船舶航向非线性离散变结构控制方法。对于一类严格反馈的离散非线性系统, 文献^[11,12]创新性的提出了一类利用后推设计方法的自适应神经网络控制方法。本文针对具有输入饱和特性的船舶航向离散非线性严格反馈系统, 提出了一种基于后推设计的神经网络控制。成功地将离散非线性后推设计控制方法运用于船舶航向控制系统中, 保证船舶航向跟踪效果, 使船舶航向控制系统更为精确。

2. 问题描述和知识预备

2.1. 船舶航向离散数学模型

一般来说, 船舶航向控制系统数学模型中舵角 δ 和航向 ϕ 的关系可以描述为^[13]:

$$\ddot{\phi} + \frac{1}{T} H(\dot{\phi}) = \frac{K}{T} \delta \quad (1)$$

其中, 参数 K 为船舶的回转性指数(每秒), T 为船舶的跟从性指数(秒), 均是船舶前进速度和船长的函数。 $H(\dot{\phi})$ 是 $\dot{\phi}$ 的非线性函数, 可以近似表示为:

$$H(\dot{\phi}) = a_1 \dot{\phi} + a_2 \dot{\phi}^3 + a_3 \dot{\phi}^5 + \dots \quad (2)$$

其中, $a_i, i=1,2,3,\dots$, 为船舶非线性系数, 是实值常数。

由式(1)、(2), 可得到简化的船舶航向离散非线性系统的数学模型^[9]:

$$\begin{aligned} x_1(k+1) &= x_2(k) \\ x_2(k+1) &= -\left(\frac{a_1}{T} x_2(k) + \frac{a_2}{T} x_2^3(k)\right) + \frac{K}{T} u(k) \\ y_k &= x_1(k) \end{aligned} \quad (3)$$

将式(3)看作一类严格反馈离散非线性系统:

$$\begin{cases} x_1(k+1) = f_1(x_1(k)) + g_1(x_1(k))x_2(k) \\ x_2(k+1) = f_2(\bar{x}_2(k)) + g_2(\bar{x}_2(k))u(k) \\ y_k = x_1(k) \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\bar{x}_2(k) = [x_1(k), x_2(k)]^T, u(k) \in R$ 和 $y_k \in R$ 是系统的输入和输出。

本文的目标是 1) 使系统输出能跟踪一个有界且已知的参考信号 $y_d(k)$, 并且使跟踪误差任意小; 2) 闭环系统的所有信号都半全局一致最终有界(SGUUB)。

定理 1: 针对系统(4), 如果对于任意集合 Ω , 一个紧集 R^2 和所有的 $\bar{x}_2(k_0) \in \Omega$, 存在 $\varepsilon > 0$ 和一个数 $N(\varepsilon, \bar{x}_2(k_0))$, 对于 $k \geq k_0 + N$ 有 $\|\bar{\xi}_2(k)\| < \varepsilon$, 则系统(4)的解半全局一致最终有界。

2.2. 输入饱和辅助设计系统

在船舶航向控制设计中, 首先, 我们考虑船舶舵角 u 的输入限制如下:

$$-u_{\min} \leq u \leq u_{\max} \quad (5)$$

其中, u_{\min} 和 u_{\max} 分别表示已知输入舵角 u 的最小值和最大值(船舶舵角最大幅度一般为 35°), 故

$$u = \text{sat}(v) = \begin{cases} u_{\max}, & \text{if } v > u_{\max} \\ v, & \text{if } -u_{\min} \leq v \leq u_{\max} \\ -u_{\min}, & \text{if } v < -u_{\min} \end{cases} \quad (6)$$

其中, v 表示整个系统要设计的控制输入。

然后, 为了方便考虑输入饱和的影响, 通常辅助设计系统形式如下:

$$e(k+1) = \begin{cases} -c_1 e(k) - \frac{f(\cdot)}{e^2} \cdot e + \Delta u, & |e| \geq \theta \\ 0, & |e| < \theta \end{cases} \quad (7)$$

其中, e 是辅助设计系统引进的一个变量, θ 是一个小的正的设计参数, $c_1 > 0$ 也是设计参数, $f(\cdot)$ 的一般形式是

$$f(\cdot) = f(\eta_n, \Delta u) = |\eta_n \cdot \Delta u| + \frac{1}{2} \times \Delta u^2$$

(η_n 是设计时引进的误差变量, $\Delta u = u - v$)。

3. 控制器设计及稳定性分析

严格反馈离散非线性系统(4)转变为前向方程:

$$\begin{aligned} x_1(k+2) &= F_1(k) + G_1(k)x_2(k+1) \\ x_2(k+1) &= f_2(k) + g_2(k)u(k) \\ y_k &= x_1(k) \end{aligned} \quad (8)$$

利用后推设计方法, 针对具有输入饱和的船舶航向离散非线性系统设计一种自适应神经网络控制器。设计过程主要包括如下两步:

第一步: 定义误差变量 $\eta_1(k) = x_1(k) - y_d(k)$, 得到:

$$\begin{aligned} \eta_1(k+2) &= x_1(k+2) - y_d(k+2) \\ &= F_1(k) + G_1(k)x_2(k+1) - y_d(k+2) \end{aligned} \quad (9)$$

将 $x_2(k+1)$ 看作式(9)中的虚拟控制变量, 如果我们选择

$$\begin{aligned} x_2(k+1) &= x_{2d}^*(k) \\ &= -\frac{1}{G_1(k)}[F_1(k) - y_d(k+2)] \end{aligned} \quad (10)$$

很明显得到 $\eta_1(k+2) = 0$, 在此, 使用高阶神经网络逼近 $x_{2d}^*(k)$, 有:

$$\begin{aligned} x_{2d}^*(k) &= W_1^{*T} S_1(z_1(k)) + \varepsilon_{z_1}(z_1(k)), \\ z_1(k) &= [\bar{x}_2^T(k), y_d(k+2)]^T \in \Omega_{z_1} \subset R^{n+1} \end{aligned} \quad (11)$$

\hat{W}_1 为 W_1^* 的估计值, 则直接自适应虚拟控制率:

$$\begin{aligned} x_2(k+1) &= x_{2f}(k) + \eta_2(k+1) \\ &= \hat{W}_1^T(k) S_1(z_1(k)) + \hat{\delta}_1 + \eta_2(k+1) \end{aligned} \quad (12)$$

及神经网络参数自适应律为:

$$\begin{aligned} \hat{W}_1(k+1) &= (1 - \Gamma_1 \sigma_1) \hat{W}_1(k) - \Gamma_1 S_1(z_1(k)) \eta_1(k+1) \\ \hat{\delta}_1(k+1) &= (1 - B_1 \beta_1) \hat{\delta}_1(k) - B_1 \eta_1(k+1) \end{aligned} \quad (13)$$

将(10)~(12)代入(9)中, 有

$$\begin{aligned} \eta_1(k+2) &= G_1(k) [\hat{W}_1^T(k) S_1(z_1(k)) \\ &\quad + \hat{\delta}_1(k) + \eta_2(k+1) - \varepsilon_{z_1}] \end{aligned} \quad (14)$$

选取李雅普诺夫函数

$$\begin{aligned} V_1(k) &= \frac{1}{\bar{g}_1} \eta_1^2(k) + \sum_{j=0}^{n-1} \tilde{W}_1^T(k_1 + j) \Gamma_1^{-1} \times \tilde{W}_1(k_1 + j) \\ &\quad + \sum_{j=0}^{n-1} B_1^{-1} \tilde{\delta}_1^2(k_1 + j). \end{aligned} \quad (15)$$

其中, 式(15)的差分方程为:

$$\begin{aligned} \Delta V_1 &= \frac{1}{\bar{g}_1} [\eta_1^2(k+1) - \eta_1^2(k)] + \tilde{W}_1^T(k+1) \times \Gamma_1^{-1} \tilde{W}_1(k+1) \\ &\quad - \tilde{W}_1^T(k) \Gamma_1^{-1} \tilde{W}_1(k) + B_1^{-1} [\tilde{\delta}_1^2(k+1) - \tilde{\delta}_1^2(k)] \\ &\leq -\frac{1}{\bar{g}_1} \eta_1^2(k+1) - \frac{1}{\bar{g}_1} \eta_1^2(k) + 2\eta_1(k+1)\eta_2(k) \\ &\quad + 2\delta_1\eta_1(k+1) + 2\varepsilon_{z_1}\eta_1(k+1) - 2\sigma_1\tilde{W}_1^T(k) \hat{W}_1(k) \\ &\quad + S_1^T(z_1(k_1)) \Gamma_1 S_1(z_1(k)) \eta_1^2(k+1) \\ &\quad + 2\sigma_1 \hat{W}_1^T(k) \Gamma_1 S_1(z_1(k)) \eta_1(k+1) \\ &\quad + \sigma_1^2 \hat{W}_1^T(k) \Gamma_1 \hat{W}_1(k) + B_1 \eta_1^2(k+1) \\ &\quad - 2\beta_1 \tilde{\delta}_1(k) \hat{\delta}_1(k) + 2B_1 \beta_1 \hat{\delta}_1(k) \\ &\quad \times \eta_1(k+1) + B_1 \beta_1^2 \hat{\delta}_1^2(k) \end{aligned} \quad (16)$$

因为

$$\begin{aligned} S_1^T(z_1(k_1)) S_1(z_1(k_1)) &< I_1, \\ S_1^T(z_1(k_1)) \Gamma_1 S_1(z_1(k_1)) &\leq \gamma_1 I_1 \\ 2\eta_1(k+1)\eta_2(k) &\leq \frac{\bar{\gamma}_1 \eta_1^2(k+1)}{\bar{g}_1} + \frac{\bar{g}_1 \eta_2^2(k)}{\bar{\gamma}_1}, \\ 2\varepsilon_{z_1} \eta_1(k+1) &\leq \frac{\bar{\gamma}_1 \eta_1^2(k+1)}{\bar{g}_1} + \frac{\bar{g}_1 \varepsilon_{z_1}^2}{\bar{\gamma}_1}, \\ 2\sigma_1 \hat{W}_1^T(k) \Gamma_1 S_1(z_1(k_1)) \eta_1(k+1) \\ &\leq \frac{\bar{\gamma}_1 l_1 \eta_1^2(k+1)}{\bar{g}_1} + \bar{g}_1 \sigma_1^2 \bar{\gamma}_1 \|\hat{W}_1\|^2, \\ 2\tilde{W}_1^T(k) \hat{W}_1(k) &= \|\tilde{W}_1(k)\|^2 + \|\hat{W}_1(k)\|^2 - \|W_1^*\|^2, \\ 2B_1 \beta_1 \hat{\delta}_1(k) \eta_1(k+1) &\leq B_1 \eta_1^2(k+1) + B_1 \beta_1^2 \hat{\delta}_1^2(k), \\ 2\tilde{\delta}_1(k) \hat{\delta}_1(k) &= \tilde{\delta}_1^2(k) + \hat{\delta}_1^2(k) - \delta_1^2, \\ 2\delta_1 \eta_1(k+1) &\leq \frac{B_1}{\bar{g}_1} \eta_1^2(k+1) + \frac{\bar{g}_1}{B_1} \delta_1^2, \end{aligned}$$

得到:

$$\begin{aligned} \Delta V_1 & \leq -\frac{\rho_1 + \omega_1}{2\bar{g}_1} \eta_1^2(k+1) - \frac{1}{\bar{g}_1} \eta_1^2(k) \\ & + \theta_1 + \frac{\bar{g}_1 \eta_2^2(k)}{\bar{\gamma}_1} - \beta_1 (1 - 2B_1 \beta_1) \hat{\delta}_1^2(k_1) \\ & - \sigma_1 (1 - \sigma_1 \bar{\gamma}_1 - \bar{g}_1 \sigma_1 \bar{\gamma}_1) \|\hat{W}_1(k_1)\|^2 \end{aligned} \quad (17)$$

其中

$$\begin{aligned} \rho_1 & = 1 - 4\bar{\gamma}_1 - 2\bar{\gamma}_1 l_1 - 2\bar{g}_1 \bar{\gamma}_1 l_1, \\ \omega_1 & = 1 - 2B_1 - 4B_1 \bar{g}_1, \\ \theta_1 & = \bar{g}_1 \varepsilon_{z_1}^2 / \bar{\gamma}_1 + \sigma_1 \|\mathcal{W}_1^*\|^2 + \beta_1 \delta_1^2 + \bar{g}_1 \delta_1^2 / B_1 \end{aligned}$$

设计参数满足

$$\begin{aligned} \bar{\gamma}_1 & < \frac{1}{4 + 2l_1 + 2\bar{g}_1 l_1}, \sigma_1 < \frac{1}{(1 + \bar{g}_1) \bar{\gamma}_1}, \\ B_1 & < \frac{1}{2 + 4\bar{g}_1}, \beta_1 < \frac{1}{2B_1}. \end{aligned} \quad (18)$$

得 $\Delta V_1 \leq 0$ ，并且误差 $\eta_1(k)$ 满足 $|\eta_1(k)| > \sqrt{\bar{g}_1 \beta_1}$ 。

第二步：对于 $x_2(k+1) = x_{2f}(k) + \eta_2(k+1)$ ，有

$$\begin{aligned} \eta_2(k+1) & = x_2(k+1) - x_{2f}(k) \\ & = f_2(k) + g_2(k)u(k) - x_{2f}(k) \end{aligned} \quad (19)$$

选取：

$$u(k) = u^*(k) = -\frac{1}{g_2(k)} [f_2(k) - x_{2f}(k)] \quad (20)$$

得到 $\eta_2(k+1) = 0$ ，同样的， $u^*(k)$ 可以通过理想的高阶神经网络逼近：

$$\begin{aligned} u^*(k) & = \tilde{W}_2^T S_2(z_2(k)) + \varepsilon_{z_2}(z_2(k)), \\ z_2(k) & = [\bar{x}_2^T(k), x_{2f}(k)]^T \in \Omega_{z_2} \subset R^{2+1} \end{aligned} \quad (21)$$

为了方便考虑系统输入饱和的影响，根据预备知识中 1.2 所述，选取辅助设计系统如下：

$$e(k+1) = \begin{cases} -c_1 e(k) - \frac{f(\cdot)}{e^2} \cdot e + \Delta u, & |e| \geq \theta \\ 0, & |e| < \theta \end{cases} \quad (22)$$

因此，直接自适应控制器为：

$$u(k) = \hat{W}_2^T S_2(z_2(k)) + \hat{\delta}_2(k) + e(k) \quad (23)$$

及神经网络参数自适应律：

$$\begin{aligned} \hat{W}_2(k+1) & = (1 - \Gamma_2 \sigma_2) \hat{W}_2(k) - \Gamma_2 S_2(z_2(k)) \eta_2(k+1) \\ \hat{\delta}_2(k+1) & = (1 - B_2 \beta_2) \hat{\delta}_2(k) - B_2 \eta_2(k+1) \end{aligned} \quad (24)$$

把式(20)~(23)代入(19)中，得到：

$$\begin{aligned} \eta_2(k+1) & = g_2(k) \left[\tilde{W}_2^T(k) S_2(z_2(k)) + \hat{\delta}_2(k) + e(k) - \varepsilon_{z_2} \right] \end{aligned} \quad (25)$$

选取李雅普诺夫函数

$$\begin{aligned} V_2(k) & = \frac{1}{g_2} \eta_2^2(k) + \frac{1}{\bar{g}_2} e^2(k) + \tilde{W}_2^T(k) \Gamma_2^{-1} \\ & \quad \times \tilde{W}_2(k) + B_n^{-1} \tilde{\delta}_n^2(k) \end{aligned} \quad (26)$$

式(26)的差分方程为：

$$\begin{aligned} \Delta V_2 & \leq -\frac{1}{\bar{g}_2} [\eta_2^2(k+1) + \eta_2^2(k)] \\ & + 2e(k) \eta_2(k+1) - 2\sigma_2 \tilde{W}_2^T(k) \hat{W}_2(k) \\ & + S_2^T(z_2(k)) \Gamma_2 S_2(z_2(k)) \eta_2^2(k+1) \\ & + 2\sigma_2 \hat{W}_2^T(k) \Gamma_2 S_2(z_2(k)) \eta_2(k+1) \\ & + \sigma_2^2 \hat{W}_2^T(k) \Gamma_2 \hat{W}_2(k) + 2\varepsilon_{z_2} \eta_2(k+1) \\ & + \frac{1}{\bar{g}_2} [e^2(k+1) - e^2(k)] + 2\delta_2 \eta_2(k+1) \\ & - 2\beta_2 \tilde{\delta}_2(k) \hat{\delta}_2(k) + B_2 \eta_2^2(k+1) \\ & + 2B_2 \beta_2 \hat{\delta}_2(k) \eta_2(k+1) + B_2 \beta_2^2 \hat{\delta}_2^2(k) \end{aligned} \quad (27)$$

因为 $e(k+1) = -[c_1 + f(\cdot)/e^2(k)]e(k) + \Delta u$ ，使 $c_2 = c_1 + f(\cdot)/e^2(k) > 0$ ，有

$$\begin{aligned} & 2e(k) \eta_2(k+1) \\ & \leq \frac{1}{c_2} \left[\frac{\bar{\gamma}_n \eta_n^2(k+1)}{\bar{g}_n} + \frac{\bar{g}_n}{\bar{\gamma}_n} \Delta u^2 \right] \\ & \quad + \frac{\bar{\gamma}_n}{c_2 \bar{g}_n} \eta_n^2(k+1) + \frac{\bar{g}_n}{c_2 \bar{\gamma}_n} e^2(k+1) \end{aligned} \quad (28)$$

将式(28)代入式(27)中，有：

$$\begin{aligned} \Delta V_2 & \leq -\frac{\rho_2 + \omega_2}{c_2 \bar{g}_2} \eta_2^2(k+1) - \frac{1}{\bar{g}_2} \eta_2^2(k) \\ & - \sigma_2 (1 - \sigma_2 \bar{\gamma}_2 - \bar{g}_2 \sigma_2 \bar{\gamma}_2) \|\hat{W}_2(k)\|^2 \\ & + \frac{\bar{g}_2^2 + c_2 \bar{\gamma}_2}{c_2 \bar{\gamma}_2 \bar{g}_2} e^2(k+1) - \frac{1}{\bar{g}_2} e^2(k) \\ & + \theta_2 - \beta_2 (1 - 2B_2 \beta_2) \hat{\delta}_2^2(k) \end{aligned} \quad (29)$$

其中

$$\begin{aligned} \rho_2 &= c_2 - 4c_2\bar{\gamma}_2 - 2\bar{\gamma}_2l_2 - 2\bar{g}_2\bar{\gamma}_2l_2 - 2\bar{\gamma}_2, \\ \omega_2 &= 1 - 2B_2 - 4B_2\bar{g}_2, \\ \theta_2 &= \frac{\bar{g}_2\epsilon_{z2}^2}{\bar{\gamma}_2} + \frac{\bar{g}_2\Delta u^2}{c_2\bar{g}_2} + \sigma_2 \|W_2^*\|^2 + \beta_2\delta_2^2 + \frac{\bar{g}_2\delta_1^2}{B_1}. \end{aligned}$$

选取设计参数

$$\begin{aligned} \bar{\gamma}_2 &< \frac{c_2}{4c_2 + 2l_2 + 2\bar{g}_2l_2 + 2}, \sigma_2 < \frac{1}{(1 + \bar{g}_2)\bar{\gamma}_2}, \\ B_2 &< \frac{1}{2 + 4\bar{g}_2}, \beta_2 < \frac{1}{2B_2} \end{aligned} \quad (30)$$

则有 $\Delta V_2 \leq 0$ ，并且任何误差满足

$$|\eta_j(k)| > \sqrt{\bar{g}_j\beta_j}, j=1,2,$$

这也表示跟踪误差 $\eta_1(k), \eta_2(k)$ 对于所有 $k \geq 0$ 是有界的。

基于以上的控制器设计过程，如果 $\bar{x}_2(k) \in \Omega$ ，那么 $\bar{x}_2(k+1) \in \Omega$ 和 $u(k)$ 是有界的。如果初始化 $\bar{x}_2(0) \in \Omega$ ，选取如同式(18)和式(30)中的参数，则存在一个 k^* ，使所有的误差渐近收敛于 Ω_n ，并且神经网络权重误差是有界的。这说明闭环系统半全局一致最终有界。

4. 计算机仿真结果

现在，以大连海事大学远洋实习船“育鲲”轮为例进行仿真研究，已验证所提控制算法的有效性。

该船船长 L 为 116 m，船宽 B 为 18 m，满载吃水为 5.4 m，航速为 16.7 kn，通过计算得船舶非线性运动数学模型参数 $K = 0.2, T = 64, a_1 = 1, a_2 = 30$ 。

选择跟踪信号时，我们选取能够代表某一实际性能要求的数学模型^[1]，如下：

$$\begin{aligned} \phi_{m1}(k+1) &= \phi_{m2}(k) \\ \phi_{m2}(k+1) &= 0.0025\phi_r(k) - 0.0025\phi_{m1}(k) - 0.1\phi_{m2}(k) \end{aligned} \quad (31)$$

其中， ϕ_{m1}, ϕ_{m2} 表征了船舶航向的理想系统性能， ϕ_r 是命令输入信号。

在仿真中，初始条件选取： x_1 的初始状态为 30° （即航向偏差为 $+30^\circ$ ）。利用 MATLAB 进行计算机仿真研究，结果如下：

图 1 表示船舶航向从 30° 开始跟踪参考信号，跟

踪过程中，波动幅度较小，并且能够较快跟踪，跟踪效果显著。图 2 展示了船舶航向离散非线性系统的控制输入的历时曲线，可以看出，控制输入满足性能要求。图 3 表明了跟踪误差的历时曲线，说明跟踪误差有界。

5. 结束语

本文提出了一种运用于具有输入饱和特性的船舶航向离散非线性系统的鲁棒自适应神经网络后推设计方法。通过后推设计控制方法设计采用严格反馈形式的离散非线性系统，使该直接自适应神经网络避免了控制器产生奇异值的问题。同时，在控制器设计过程中加入输入饱和设计系统，成功的克服了船舶航向控制中的输入饱和和限制的问题。和过去的控制方法相比，本文所提出的算法提高了航向离散非线性系统

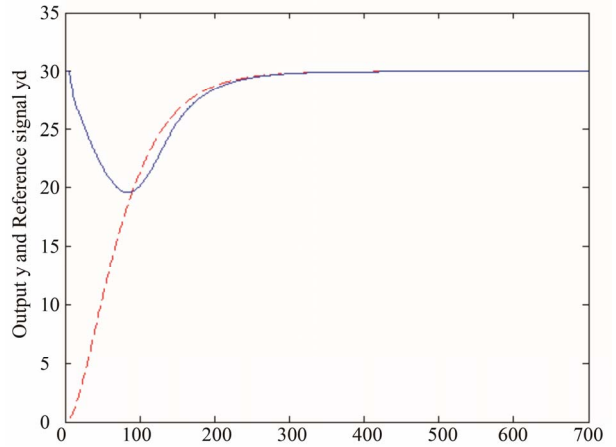


Figure 1. Curves of ship course and reference signal
图 1. 船舶航向与跟踪信号的历时曲线

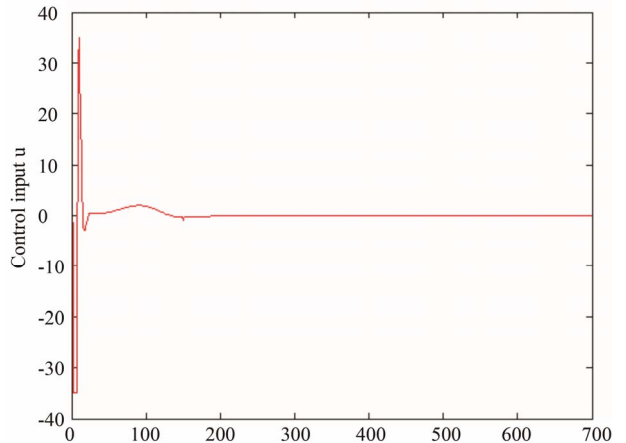


Figure 2. Curves of control input signal
图 2. 控制输入信号的历时曲线

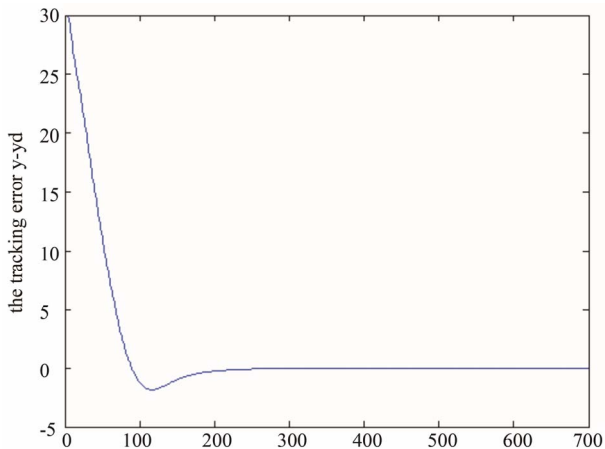


Figure 3. Curves of the tracking error
图 3. 跟踪误差的历时曲线

的鲁棒性。本文所提出的算法能够保证闭环系统内的所有信号半全局一致最终有界，并且跟踪误差收敛于零。通过对大连海事大学的教学实习船“育鲲”轮的仿真，能够说明该算法的有效性。

参考文献 (References)

[1] 王兴成, 姜晓红, 张健. 非线性船舶航向控制器 backstepping

设计[J]. 控制工程, 2002, 9(5): 63-65.

[2] 杜佳璐, 郭晨, 张显库. 船舶运动航向自适应非线性控制的仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(6): 1445-1448.

[3] 石芳. 棒自适应航向控制器的设计[D]. 大连海事大学, 2006.

[4] 杜佳璐, 郭晨, 李如铁. 基于逆推算法的非线性船舶航向跟踪控制器[J]. 大连海事大学学报, 2004, 2(1): 8-11.

[5] A. Witkowska, M. Tomera. A backstepping approach to ship course control. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2007, 17(1): 73-85.

[6] 王林, 陈楠, 高嵬. 基于 backstepping 的船舶航向自适应滑模控制[J]. 船电技术, 2012, 32(4): 16-18.

[7] J. L. Du, C. Guo. Nonlinear adaptive design for course tracking control of ship without a priori knowledge of control gain. *Journal of Control Theory & Applications*, 2005, 22(2): 315-320.

[8] 刘程, 李铁山, 陈纳新. 带有舵机特性的船舶航向自动舵 DSC—MLP 设计[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2012, 33(1): 9-14.

[9] 张松涛. 基于离散模糊多模型的船舶航向控制器设计[J]. 控制工程, 2009, 16(3): 274-277.

[10] 宋立忠, 宋金明, 黄平. 船舶航向非线性系统离散变结构控制[J]. 海军工程大学学报, 2007, 19(4): 54-58.

[11] S. S. Ge, G. Y. Li and T. H. Lee. Adaptive NN control for a class of strict-feedback discrete-time nonlinear systems. *Automatica*, 2003, 39(5): 807-819.

[12] G. X. Wen, Y. J. Liu and C. L. P. Chen. Direct adaptive robust NN control for a class of discrete-time nonlinear strict-feedback SISO systems. *Neural Computing and Applications*, 2012, 21(6): 1423-1431.

[13] 贾欣乐, 杨盐生. 船舶运动数学模型[M]. 大连: 大连海事大学出版社, 1997.