



$$\left. \begin{aligned} f_1(u, v, r, \delta) &= \frac{\rho}{2} L^4 X_{rr} r^2 + \frac{\rho}{2} L^3 (x_u \dot{u} + X_{Vr} V r) + \frac{\rho}{2} L^2 X_{VV} V^2 + \\ &\quad \frac{\rho}{2} L^2 u^2 (a_1 + a_2 \eta + a_3 \eta^2) + \frac{\rho}{2} L^2 u^2 (x_{\delta\delta} \delta^2 + X_{\delta\delta\eta\eta} \delta^2 \eta^2) + \frac{\rho}{2} L^2 X_{V\eta} V^2 (\eta - 1) \\ f_2(u, v, r, \delta) &= \frac{\rho}{2} L^4 (Y_r \dot{r} + Y_{r|r|} r |r|) + \frac{\rho}{2} L^3 Y_V \dot{V} + \frac{\rho}{2} L^3 (Y_{ur} u r + Y_{|r|\delta} u |r| \delta + \\ &\quad Y_{V|r|} V |r|) + \frac{\rho}{2} L^2 Y_{\delta} u^2 \delta + \frac{\rho}{2} L^3 Y_{r\eta} u r (\eta - 1) + \frac{\rho}{2} L^2 (Y_{*} u^2 + Y_{Vuv} + \\ &\quad Y_{V|V|} V |V|) + \frac{\rho}{2} L^2 (Y_{*} \eta u^2 + Y_{V\eta} u v + Y_{V|V|\eta} V |V| \eta + Y_{\delta\eta} u^2 \delta (\eta - 1)) \\ f_3(u, v, r, \delta) &= \frac{\rho}{2} L^4 (N_r \dot{r} + N_{r|r|} r |r|) + \frac{\rho}{2} L^4 N_V \dot{V} + \frac{\rho}{2} L^4 (N_{ur} u r + N_{|r|\delta} u |r| \delta + \\ &\quad N_{V|r|} V |r|) + \frac{\rho}{2} L^3 N_{*} u^2 + N_{Vuv} + N_{V|V|} V |V|) + \frac{\rho}{2} L^3 N_{\delta} u^2 \delta + \frac{\rho}{2} L^4 N_{r\eta} u r + \\ &\quad (\eta - 1) + \frac{\rho}{2} L^2 (N_{*} \eta u^2 + N_{V\eta} u v + N_{V|V|\eta} V |V| \eta + N_{\delta\eta} u^2 \delta (\eta - 1)) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中： $\rho$ ——海水密度； $L$ ——船长； $\eta = u_c/u, u_c$  为命令速度； $a_i (i = 1, 2, 3)$ ——推进影响系数； $X_{rr}, X_{\delta\delta\eta\eta}, Y_r, Y_{r|r|}, N_{\delta}, N_{*}, \eta, \dots$ ——无量纲水动力导数。

2 神经网络控制器的结构

本文的神经网络采用最常用、最成熟的 BP 算法网络。常用的神经控制器结构主要有间接学习法、一般学习法和直接自适应学习法三种。为克服前两种结构的缺点，采用后一种。此法通过直接计算与对象输出有关的网络精度来进行训练学习，网络根据对象实际输出与给定参考值之间的差别来调整网络参数。但此法要求 BP 算法通过对象计算误差  $e$ ，若对象未知，那么此法就无法实现。本文采用 Saerens 等人提出的近似法解决这个问题<sup>[5]</sup>，当然需要用到一点对象的定性知识。

本文提出的船舶航迹的神经网络控制器结构见图 2。此控制器用舵角来调节航迹和航向两个偏差。本控制器由 10-10-1 三层前向网络组成，即 10 个输入单元、10 个隐含单元和 1 个输出单元。网络输入单元由  $k-1$  和  $k-2$  时刻的  $\delta^c$ （网络输出）、 $\psi$ （航向）、 $r$ （偏航率）、 $\varepsilon$ （航迹偏差）以及  $k-1$  时刻的  $\psi^d$ （给定航向）、 $\varepsilon^d$ （给定航迹偏差）组成。

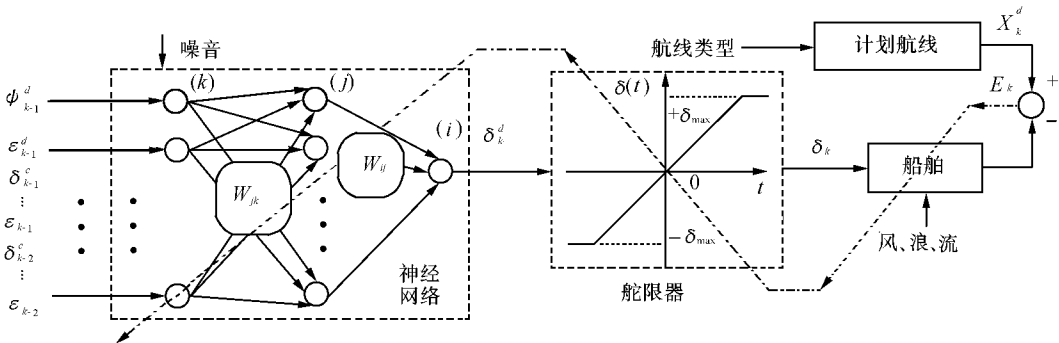


图 2 船舶航迹保持神经网络控制器

Fig. 2 Neural network controller for ship track-keeping

由于舵机工作的物理限制，舵令信号在一个时间间隔内可能无法实现，故而图中引入了一个左、右舷的舵限值斜波阈值函数的舵限器，它可表示为

$$\delta(t) = \begin{cases} +\delta_{\max} & \text{当 } \delta(t) \geq +\delta_{\max} \text{ 时} \\ rt & \text{当 } |\delta(t)| \leq \delta_{\max} \text{ 时} \\ -\delta_{\max} & \text{当 } \delta(t) \leq -\delta_{\max} \text{ 时} \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $\delta_{\max}$  ——左、右舷的舵限值;  $r$  ——最大转舵率.

控制系统的误差函数  $E_k$  定义为

$$E_k = \frac{1}{2} (X_k^d - X_k) P (X_k^d - X_k)^T = \frac{1}{2} \left[ \rho_1 (\psi_k^d - \psi_k)^2 + \rho_2 (\epsilon_k^d - \epsilon_k)^2 \right] \quad (4)$$

$$P = \begin{bmatrix} \rho_1 & 0 \\ 0 & \rho_2 \end{bmatrix} \quad X_k^d = (\psi_k^d \epsilon_k^d) \quad X_k = (\psi_k \epsilon_k)$$

式中:  $\psi_k^d$  ——给定航线在  $Q$  点的切线(图1);  $Q$  ——船舶重心到航线的最近点; 参数  $\rho_1, \rho_2$  ——航向和航迹偏差函数的加权值.

BP 学习算法可表示为

$$W_{ij}(n) = W_{ij}(n-1) - \eta \frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}} + \alpha [W_{ij}(n-1) - W_{ij}(n-2)] \quad (5)$$

式中:  $n$  ——训练的当前迭代次数;  $\eta$  ——学习速率;  $\alpha$  ——动量因子. 上式训练网络直至  $E_k$  为最小.

神经网络的隐层和输出层的神经元采用  $S$  型激活函数, 它们可分别表示为

$$O_i = f(net_i) = \frac{1}{[1 + e^{-net_i}]} \quad net_i = \sum_j (W_{ij} O_j) + \theta_i$$

$$O_j = f(net_j) = \frac{1}{[1 + e^{-net_j}]} \quad net_j = \sum_k (W_{jk} O_k) + \theta_j \quad (6)$$

式中:  $O_i, O_j$  ——隐层和输出层单元的输出;  $net_i, net_j$  ——隐层和输出层单元的输入总和;  $W_{ij}, W_{jk}$  ——输入层与隐层间、隐层与输出层间的连接权值;  $\theta_i, \theta_j$  ——隐层和输出层单元的阈值.

(4)式的误差函数  $E_k$  可重写为

$$E_k = \frac{1}{2} [\rho_1 (\psi_k^d - \psi_k)^2 + \rho_2 (\epsilon_k^d - \epsilon_k)^2] = \frac{1}{2} \sum_q (Z_{k,q}^d - Z_{k,q})^2 \quad (7)$$

式中:  $q$  ——船舶输出数,  $q = 2$ . 根据导数的链规则(5)式中的  $E_k$  对  $W_{ij}$  和  $W_{jk}$  的偏导数可分别表示为

$$\frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}} = \sum_q \left( \frac{\partial E_k}{\partial Z_{k,q}} \frac{\partial Z_{k,q}}{\partial \delta_k} \right) \frac{\partial \delta_k}{\partial \delta_k^c} \frac{\partial \delta_k^c}{\partial W_{ij}} = \left( \frac{\partial E_k}{\partial \psi_k} \frac{\partial \psi_k}{\partial \delta_k} + \frac{\partial E_k}{\partial \epsilon_k} \frac{\partial \epsilon_k}{\partial \delta_k} \right) \frac{\partial \delta_k}{\partial \delta_k^c} \frac{\partial \delta_k^c}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial W_{ij}}$$

$$\frac{\partial E_k}{\partial W_{jk}} = \sum_q \left( \frac{\partial E_k}{\partial Z_{k,q}} \frac{\partial Z_{k,q}}{\partial \delta_k} \right) \frac{\partial \delta_k}{\partial \delta_k^c} \frac{\partial \delta_k^c}{\partial W_{jk}} = \left( \frac{\partial E_k}{\partial \psi_k} \frac{\partial \psi_k}{\partial \delta_k} + \frac{\partial E_k}{\partial \epsilon_k} \frac{\partial \epsilon_k}{\partial \delta_k} \right) \frac{\partial \delta_k}{\partial \delta_k^c} \frac{\partial \delta_k^c}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial O_j} \frac{\partial O_j}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial W_{jk}} \quad (8)$$

式中的偏导数  $\frac{\partial \delta_k^c}{\partial net_i}$  和  $\frac{\partial net_i}{\partial W_{ij}}$  及  $\frac{\partial \delta_k^c}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial O_j} \frac{\partial O_j}{\partial net_j}$  和  $\frac{\partial net_j}{\partial W_{jk}}$  能从(6)式算出.  $\frac{\partial \psi_k}{\partial \delta_k}$ 、 $\frac{\partial \epsilon_k}{\partial \delta_k}$  和  $\frac{\partial \delta_k}{\partial \delta_k^c}$  的计算需要知道船舶与舵机动态特性的精确数学表达式, 这与我们为未知系统设计控制器的初衷是矛盾的. 为解决这个问题, 采用它们的符号函数来代替它们<sup>①</sup>, 这样(8)式可修改为

$$\frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}} \approx \left[ \rho_1 (\psi_k - \psi_k^d) \text{sign} \left( \frac{\partial \psi_k}{\partial \delta_k} \right) + \rho_2 (\epsilon_k - \epsilon_k^d) \text{sign} \left( \frac{\partial \epsilon_k}{\partial \delta_k} \right) \right] \text{sign} \left( \frac{\partial \delta_k}{\partial \delta_k^c} \right) \frac{\partial \delta_k^c}{\partial W_{ij}}$$

$$\frac{\partial E_k}{\partial W_{jk}} \approx \left[ \rho_1 (\psi_k - \psi_k^d) \text{sign} \left( \frac{\partial \psi_k}{\partial \delta_k} \right) + \rho_2 (\epsilon_k - \epsilon_k^d) \text{sign} \left( \frac{\partial \epsilon_k}{\partial \delta_k} \right) \right] \text{sign} \left( \frac{\partial \delta_k}{\partial \delta_k^c} \right) \frac{\partial \delta_k^c}{\partial W_{jk}} \quad (9)$$

当船舶特性的定性知识知道后,  $\text{sign} \left( \frac{\partial \epsilon_k}{\partial \delta_k} \right)$  和  $\text{sign} \left( \frac{\partial \psi_k}{\partial \delta_k} \right)$  通常是已知的. 对船舶航迹保持问题, 由于  $\delta_k$  增加将使  $\epsilon_k$  和  $\delta_k^c$  增大, 但会使  $\psi_k$  减小, 因此, 很自然地得到关系式

$$\text{sign} \left( \frac{\partial \epsilon_k}{\partial \delta_k} \right) = +1 \quad \text{sign} \left( \frac{\partial \psi_k}{\partial \delta_k} \right) = -1 \quad \text{sign} \left( \frac{\partial \delta_k}{\partial \delta_k^c} \right) = +1 \quad (10)$$

### 3 仿真结果

航迹保持 PID 和神经控制器的仿真结果如图3所示.

<sup>①</sup>Saerens M. A neural controller. Proc 1st IEE Int Conf Artificial Neural Networks, London, 1989, 211 ~ 215.

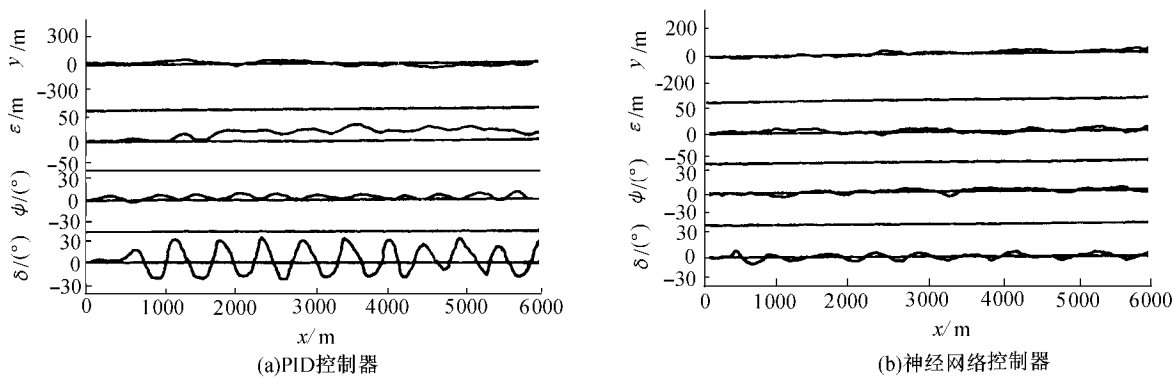


图 3 直线航线的仿真结果  
Fig.3 Simulation results of straight line route

4 结 论

本文提出的在线 SIMO 神经网络控制器不需对船舶模型的辨识过程,也不需“教师”或离线训练过程,能用舵角控制航迹及航向偏差,能把船舶控制在给定的航线上,控制效果远优于 PID 控制器,是解决船舶航迹保持的方法.

参考文献:

[ 1 ] Witt N A. Recent technological advances in the control and guidance of ships[ J ]. J Navigation, 1994, 47( 2 ): 236 ~ 258.  
[ 2 ] Burns R S. The use of artificial neural networks for the intelligent optimal control of surface ships[ J ]. IEEE J Oceanic Eng, 1995, 20( 1 ): 65 ~ 72.  
[ 3 ] Zhang Y. An on-line trained adaptive neural control[ J ]. IEEE Contr Syst Mag, 1995, 15( 5 ): 67 ~ 75.  
[ 4 ] Sutton R. Neuro-fuzzy techniques applied to a ship autopilot design[ J ]. J Navigation, 1996, 49( 3 ): 410 ~ 430.

Neural Network Controller for Ship Track-Keeping

CHEN Xue-li<sup>1</sup>, CHENG Qi-ming<sup>2</sup>

( 1. College of Electronics and Electric Engineering, Nanjing Normal Univ., Nanjing 210042, China ;  
2. Dept. of Computer, Yancheng Institute of Technology, Yancheng 224003, China )

**Abstract** Introduced is an on-line trained neural network controller for ship track-keeping. The neural controller is proposed for the occasions when the precise dynamic model is not available. It uses the rudder angle to regulate both the tracking error and the heading error and adapts itself on-line through direct evaluation of control accuracy and it does not need a ‘teacher’ or an off-line training process. The simulation results reveal the effectiveness of the training method and the robust performance of the neural control strategy.

**Key words** track-keeping; neural network; direct adaptive learning method; autopilot