

# 基于人工神经网络的船舶操纵控制系统模型研究<sup>\*</sup>

刘益清<sup>1)</sup> 刘光武<sup>2)</sup> 潘林强<sup>2)</sup>

(武汉理工大学交通学院<sup>1)</sup> 武汉 430063) (华中科技大学控制科学与工程系<sup>2)</sup> 武汉 430074)

摘要:针对在船舶操纵控制系统中,船舶模型参数会随着外界条件(如航速、吃水、风等)的改变而变化的情况,提出了如何用神经网络模型使船舶在这些不断变化的外界条件下保持良好的状态,描述了前向网络原理与反向传播学习算法(BP)的步骤。  
关键词:人工神经网络;控制系统;前向网络;反向传播学习规则  
中图法分类号:TP18

操纵性是船舶航行的重要性能之一,对航运安全有非常大的影响。特别是近年来,随着海运的发展,船舶的吨位急剧增大,航速提高,航运频繁,使船舶航运安全成为一个突出的问题。许多国家都要求新建造的船舶及进入该国水域的船舶提交操纵性计算书和相关的试验报告。国际海事组织(IMO)和各国政府都在致力于“船舶操纵性标准”的制定。随着人们对船舶操纵性的日益关注,准确计算船舶操纵性已经提上了议事日程。

文中着重研讨了操舵控制器的神经网络模型,其在不同的航速状态下具有良好的性能。

## 1 船舶操舵控制系统

船舶操舵控制系统有两个主要功能:航向改变性与航向保持性(航向稳定性)。航向改变性要求自动操舵器应能提供良好的操纵性,在航向保持性方面,船舶应能保持在预定的航向上,文中给出了航向改变的特殊处理方法,控制模型如图 1 所示。

图 1 中  $\Psi_r$  为参考航向; $\Psi_d$  为设计航向; $\Psi$  为实际航向; $\delta$  为操舵角。

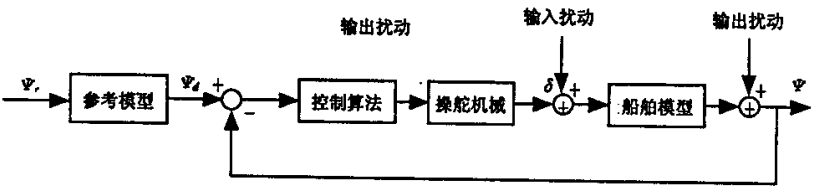


图 1 船舶操舵控制系统

### 1.1 参考模型

参考模型可看作一个预筛选器<sup>[1~3]</sup>,不管要求的参考偏航角变化多大,参考模型的水动力特性应与船舶的水动力特性相匹配。

由 Amerongen<sup>[4]</sup>提出的模型形式如下

$$T_m \ddot{\Psi}_d + \dot{\Psi}_d + K_m \Psi_d = K_m \Psi_r \quad (1)$$

式中: $T_m$  为时间常数, $K_m$  为模型增益系数,实际

模型为非线性的,如式(2)所示

$$\ddot{\Psi}_d + a \dot{\Psi}_d + b \Psi_d + c \Psi_d = c \Psi_r \quad (2)$$

式中:系数  $a, b, c$  可由 Simensen 和 Murray-Smith<sup>[5]</sup>提出的方法计算得出。也可用更高阶的模型,见文献[1]。文中使用式(2)为控制模型,其中参数取为  $a=0.934, b=0.204, c=0.0182$ 。

### 1.2 操舵机械

① 收稿日期:2003-02-27  
刘益清,男,1972 年生,博士生,讲师,主要研究领域为船舶 CAD  
<sup>\*</sup> 国家自然科学基金项目资助(60103021)

操舵机械的功能是使舵改变到控制系统或操舵员要求的舵角,简单的操舵机械模型如图 2 所示。

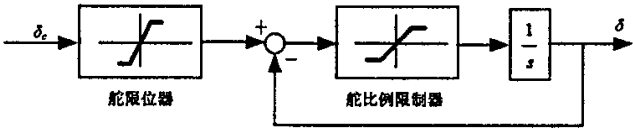


图 2 操舵机械

1.3 船舶模型

文中使用 Norrbinn 于 1963 年提出的非线性模型,如下式

$$T\ddot{\Psi} + a_1\dot{\Psi} + a_3\Psi^3 = K\delta \tag{3}$$

式中: $a_1, a_3$  为 Norrbinn 系数,对船长为 45 m 的船,当  $T=31\text{ s}$ ,  $K=0.5$  时,  $a_1$  与  $a_3$  分别取值 1 和 5 m/s。

1.4 扰动

如图 1 所示,有两种类型的扰动:输出扰动和输入扰动。输入扰动包括风、水流及低频波浪的影响,输出扰动包括测量噪声、高频波浪的影响。文中选择测量噪声作为高斯噪声,分别取最大偏航角为  $0.1^\circ$ ,最大偏航率为  $0.05\text{ (}^\circ\text{)/s}$ 。

2 基于神经网络的控制器设计

2.1 神经网络控制器模型的设计<sup>[6~8]</sup>

用有“教师”的学习规则对神经网络进行训练,由式(4)所示的 PID 控制器产生的信息作为教师信息,式中  $K_p = 1/K\epsilon$ ,  $K_d = T/\epsilon$ ,  $\epsilon$  为常数,对  $0.035 \leq \epsilon \leq 0.5$  的船,用此方法设计的 PID 控制器与 Morari 于 1986 年设计的 IMC 控制器是相似的,常数  $\epsilon$  可看作船舶的 IMC 调谐常数,

$$\delta = K_p(\Psi_d - \Psi) - K_d\dot{\Psi} \tag{4}$$

用以上设计的 PID 控制器,按 5, 10, 15, 20 m/s 的速度产生数据,使用这些数据对只有一个隐层的前馈网络进行训练,是用反向传播学习规则,网络的三个输入变量为  $\Psi_d - \Psi$ ,  $\dot{\Psi}$  及速度向量  $U$ , 输出为舵角  $\delta$ , 隐层神经元的个数为 7。网络模型如图 3 所示。无噪声数据与噪声数据均用来进行训练,两类数据提供相同的响应。控制器在不同速度下的响应特色明显。即使船舶所受水动力随航速的变化而变化,网络也具有提供设计航向的能力,而且网络具有鲁棒性。图 3 中,  $w_{ij}$ ,  $w_{jk}$  为相连接的神经元之间的连接权值。

图 2 中  $\delta_c$  为命令舵角,对大多数船舶而言,最大操舵角为  $\pm 35^\circ$ ,最大操舵速率为  $\pm 7\text{ (}^\circ\text{)/s}$ 。

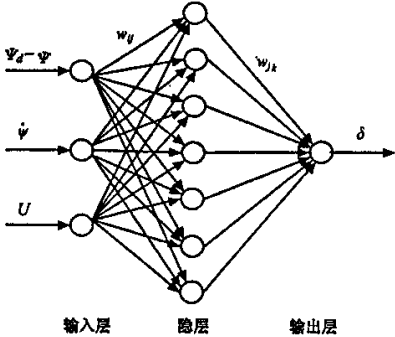


图 3 神经网络拓扑图

2.2 学习算法

神经网络的学习算法有多种,文中采用反向传播算法(BP 算法),该方法的基本思想是从实例中学习,属于有导师的一种学习方式,利用神经元希望输出与实际输出之间的误差作为连接权值调整的参考值,最终要减少这种误差。学习过程分为两个阶段,第一阶段是前馈计算阶段,求出输出神经元的输出值,第二阶段为反向调整权值矩阵。

前馈计算过程一般选取 Sigmoid 函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{5}$$

BP 算法的训练步骤如下。

- 1) 选定训练样本;
- 2) 将权值和阈值置较小的随机初始值;
- 3) 从训练样本中取一训练,加载到网络的输入层神经元上;
- 4) 逐层向前计算,得出每一样本的实际输出  
隐层的第  $j$  个神经元的输出为  
$$h_j = f(\sum_i w_{ij}x_i - \phi_j) \tag{6}$$
  
输出层第  $k$  个神经元的输出为  
$$y_k = f(\sum_j w_{jk}h_j - \theta_k) \tag{7}$$
- 5) 计算输出误差  
输出层神经元的输出误差  
$$\delta_{jk} = -(y_k - \hat{y}_k)f'(net_{jk}) \tag{8}$$
  
隐层神经元的输出误差

$$\delta_{jk} = (\sum_m \delta_{mk} \omega_{mj}) f'(net_{jk}) \tag{9}$$

6) 计算实际输出值  $y_i$  与目标输出  $\hat{y}_i$  之间的均方差  $E_p$  和样本总体均方差  $E$

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{10}$$

$$E = \frac{1}{2p} \sum_p \sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{11}$$

7) 从输出层开始,将误差逐层方向传播修改值,使误差减小,修正公式为

$$\omega_{ij}(n+1) = \omega_{ij}(n) + \eta \delta_j y_j \tag{12}$$

式中: $n$  表示第  $n$  次计算; $y_j$  为神经元  $j$  的输出; $\eta$  为学习率; $\delta_j$  为神经元  $j$  的误差值。

8) 若方差满足预先设定的精度要求,则停止计算;否则返回 3)。

### 3 结 论

文中研讨了神经网络在船舶操纵控制问题中的适用性,使用有导师的方法产生教师信息,用反向传播学习规则对网络进行学习训练,研究表明即使船舶的水动力特性随航速的变化而变化,人工神经网络控制器也能为船舶的操纵提供满意的特性。也可用类似方法对不同水深、吃水差和载重情况进行训练。网络的行为特性有待于进行进一步的仿真研究,以使神经网络操舵控制理论更好地在实际中发挥作用。

### 参 考 文 献

1 Fossen T I. Guidance and control of ocean vehicles. John Wiley & Sons, 1994. 278~365

2 Arie T, Itoh M, Senoh A, et al. An adaptive steering system for a ship. IEEE Control System Magazine, 1986, 3~7

3 Morari M, Zafiriou E. Robust process control. Prentice Hall EngleWood Cliffs, New Jersey, 1989: 63~105

4 Amerongen Van J. Adaptive steering of ships-A model reference approach. Automatic, 1984, 20(1): 3~14

5 Simensen R, Murray-Smith D J. Ship steering control by neural networks trained using feedforward linearization control laws, Preprints 1995 IFAC/IMACS International Workshop on Artificial Intelligence in Real-Time Control, Bled, Slovenia, Nov 29-Dec1, 1995. 269~274

6 焦李成. 神经网络系统原理. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990. 89~134

7 陶新萱, 张 伦, 刘 清. 船舶操纵运动的神经网络控制系统研究. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2001, 25(2): 234~237

8 唐晓光, 刘祖源. 基于神经网络的船舶操纵运动水动力预报. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2002, 26(1): 25~27

## A Study of Artificial Neural Networks Model for Ship Steering Control System

Liu Yiqing<sup>1)</sup> Liu Guangwu<sup>2)</sup> Pan Linqiang<sup>2)</sup>

(School of Transportation, WUT, Wuhan 430063)<sup>1)</sup>

(Department of Control Science and Engineering,

Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074)<sup>2)</sup>

### Abstract

A ship steering control system is of non-linear because the parameters of the ship model change with operating conditions (such as forward speed of the ship, depth of water etc. ). In this paper, we examine how to obtain satisfactory performance with a neural network under these varying conditions. Then describe the principle adopted in training a feedforward type of network and the back-propagation algorithm.

**Key words:** artificial neural networks; control system; feedforward network; back-propagation learning