

文章编号:1671-7147(2006)04-0460-03

# 遗传算法在船舶动力定位系统中的应用

邓志良<sup>1,2</sup>, 谷丽丽<sup>3</sup>, 胡寿松<sup>1</sup>, 潘芝萍<sup>4</sup>

(1. 南京航空航天大学自动控制系统, 江苏南京 210016; 2. 常州信息职业技术学院自动控制系统, 江苏常州 213164; 3. 中国船舶及海洋工程设计研究院, 上海 200011; 4. 上海船舶研究设计院, 上海 200032)

**摘要:** 针对船舶动力定位系统提出了一种基于神经网络的模糊控制模型, 它通过神经网络来实现模糊控制的模糊化、规则推理到反模糊化的整个过程, 并且采用遗传算法进行网络学习; 在此基础上针对船舶的纵向运动进行了仿真实验, 结果表明, 这种模糊神经网络结构及算法对船舶的动力定位实施具有可行性以及有效性。

**关键词:** 动力定位; 模糊神经网络; 遗传算法

**中图分类号:** U 664. 8

**文献标识码:** A

## Application of the Ship Dynamic Positioning Systems Based on Genetic Algorithms

DENG Zhi-liang<sup>1,2</sup>, GU Li-li<sup>3</sup>, HU Shou-song<sup>1</sup>, PAN Zhi-ping<sup>4</sup>

(1. Department of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 2. Department of Automation, Changzhou College of Information Engineering, Changzhou 213164, China; 3. Marine Design and Research Institute of China, Shanghai 200011, China; 4. Shanghai Merchant Ship Research and Design Institute, Shanghai 200032, China)

**Abstract:** A model of fuzzy control based on neural network is put forward for the Ship Dynamic Positioning System. The progress of fuzzification, fuzzy inference and defuzzification is implemented with the fuzzy-neural networks in Dynamic Positioning Systems. Besides, the network is studied by Genetic algorithms. The vibration along the forward direction is simulated. The simulation results show that fuzzy-neural network and the Genetic algorithms are available and valid in Ship Dynamic Positioning Systems.

**Key words:** dynamic positioning systems; fuzzy-neural networks; genetic algorithms

随着对海洋的深入开发和地域的扩展, 传统的多点锚泊系统已经不能满足深海地域定位作业的要求, 船舶动力定位系统却能够很好地解决这一问

题<sup>[1-2]</sup>. 它的优点是定位成本不会随着水深增加而增加, 并且操作也比较方便, 因此动力定位系统的研究越来越具有现实意义。

收稿日期: 2006-02-28; 修订日期: 2006-06-07.

作者简介: 邓志良(1962-), 男, 江苏武进人, 教授, 工学博士. 主要从事智能控制、船舶电气自动化等方面的研究。

Email: mtsdzt@163.com

文中采用神经网络来实现模糊控制,借助于神经网络的自学习能力来调整模糊控制器的参数,以适应外部环境的变化,使控制器具有很强的鲁棒性和自适应性。同时,遗传算法是一种基于生物进化过程的随机搜索的全局优化方法,它通过交叉和变异大大减少了初始状态的影响,使搜索得到最优结果而不停留在局部最小处。为了能够加快网络的训练速度,避免陷入局部极小值,文中采用改进的遗传算法对模糊神经网络进行参数调整和优化。

## 1 系统的数学模型

动力定位系统低频运动的数学模型有多种形式,下面是一种较实用的形式<sup>[3]</sup>:

$$(m+m_x)\dot{u}-(m+m_y)vr = X_H + X_{wa} + X_{wi} + X_T \quad (1)$$

$$(m+m_y)\dot{v}-(m+m_x)ur = Y_H + Y_{wa} + Y_{wi} + Y_T \quad (2)$$

$$(I_z + J_z)\dot{r} = N_H + M_{wi} + N_T \quad (3)$$

式中: $u, v$ 为随船坐标系原点的线速度在 $x$ 轴和 $y$ 轴上的投影; $r$ 为船头与 $y$ 轴夹角的变化率; $X_T, Y_T, N_T$ 为作用于船的3个自由度上的动力; $m$ 为船的质量; $m_x, m_y$ 为船在纵荡和横荡方向运动中产生的附加质量; $I_z$ 为船纵向的附加转动惯量; $J_z$ 为船横向的附加转动惯量; $X, Y$ 为纵荡和横荡方向的力; $N$ 为艏向的力矩;下标 $H, wa, wi, T$ 为船体的水动力、波浪漂力、风力和推进器的力。

文中研究对象为一种新型的动力定位船舶,长、宽分别为25.5 m和8.5 m,质量为46 t,排水量为318 t。考虑到3个方向采用相同的控制方法,文中以纵向为例进行研究,纵向附加质量取1.4 t。式(1)~(3)所示系统数学模型可简化为

$$\ddot{x} - \frac{X_{wa}}{m+m_x}\dot{x}^2 = \frac{1}{m+m_x}X_T \quad (4)$$

## 2 网络结构

文中采用一个4层的模糊神经网络(FNN)来实现,其结构见图1<sup>[4-5]</sup>。图1中假设 $e$ 和 $ec$ 各定义7个模糊集合,共有49条规则,输入隶属度函数选用高斯函数。如果用 $x_i^k$ 表示第 $k$ 层的第 $i$ 个输入, $net_j^k$ 表示第 $k$ 层的第 $j$ 个节点的净输入, $y_j^k$ 表示第 $k$ 层的第 $j$ 个节点的输出,即 $y_j^k = y_j^{k+1}$ ,则FNN的各层的处理过程可表示如下<sup>[6-8]</sup>:

1) 输入层( $x_1$ 为误差 $e, x_2$ 为误差变化 $ec$ )

$$net_j^1 = x_j^1, j = i, y_j^1 = net_j^1, i = 1, 2 \quad (5)$$

2) 隶属函数层

$$net_j^2 = -\frac{(x_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}, y_j^2 = \exp(net_j^2) \quad (6)$$

3) 规则层

$$net_j^3 = x_1^3 \cdot x_2^3, y_j^3 = net_j^3 \quad (7)$$

4) 解模糊层

$$net_1^4 = \sum_{i=1}^M w_i x_i^4, y_1^4 = net_1^4 \quad (8)$$

在这个模糊神经网络中,可调参数有3类。一类是规则中结论的数值 $w_l, l = 1, 2, \dots, 49$ ,它们是第三、四层间的权系数,代表规则参数;第二、三类可调参数分别是高斯型隶属度函数的均值 $m_{ij}$ 和标准差 $\sigma_{ij}, i = 1, 2; j = 1, 2, \dots, 7$ ,它们位于第二层的14个节点中,代表输入隶属度函数的参数。

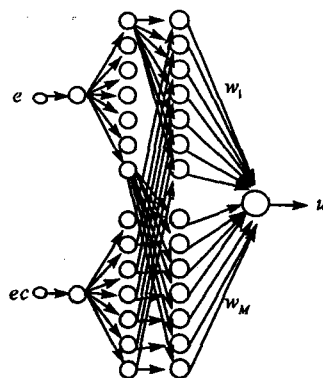


图1 模糊神经网络结构

Fig. 1 The structure of FNN

## 3 遗传算法

遗传算法是建立在自然选择和自然遗传学机理基础上的迭代自适应概率搜索算法。借鉴生物进化中适者生存这一法则,把欲求解问题中的自变量当作生物体,将其转化为由基因构成的染色体,相应的函数值定义为适应度,未知函数作为环境,生物体的目标是进化成具有最佳适应度的基因型。文中采用遗传算法(GA)对这3类参数进行优化。

为了用GA算法学习调整模糊神经网络控制器的参数,首先将各参数用二进制串表示,假定参数的分量均在预定的范围 $[\theta_{\max ij}, \theta_{\min ij}]$ 内变化,那么参数串的代表值和实际参数值之间的关系为

$$\theta_{ij} = \theta_{\min ij} + \frac{\text{binrep}}{2^l - 1}(\theta_{\max ij} - \theta_{\min ij}) \quad (9)$$

式中,binrep是由 $l$ 为字符串所表示的二进制整数。

在遗传算法中,交叉率 $P_c$ 和变异率 $P_m$ 的大小对其算法的性能有很大影响,一般选取范围 $P_c$ 为0.5~1.0,  $P_m$ 为0.005~0.100,针对不同的优化

问题,需要反复实验来确定<sup>[9]</sup>. 文中采用一种自适应  $P_c$  和  $P_m$  方法:用适用度函数来衡量算法的收敛状况,其表达式为

$$P_c = K_1 / (f_{\max} - \bar{f}) \quad (10)$$

$$P_m = K_2 / (f_{\max} - \bar{f}) \quad (11)$$

其中:  $f_{\max}$ ,  $\bar{f}$  分别为群体中最大适合度和平均适合度;  $f_{\max} - \bar{f}$  为群体的收敛程度;  $K_1, K_2 \leq 1.0$  为常数.

如果从过程操作数据中,已经得到样本数据  $(e, ec, u)$ ,  $1 \leq i \leq M$ , 则对于模糊神经网络控制器,采用遗传算法的主要目的是:当输入  $e = e_i, ec = ec_i$  时,则输出  $u_i^* = u_i$ , 寻找各个参数的最优值,使得

$$\min E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M (u_i - u_i^*)^2 \quad (12)$$

式中:  $u_i$  为期望输出值;  $u_i^*$  为模糊神经网络的输出值.

#### 4 干扰特性

舰船在实际航行过程中的工作状态(如载荷量、吃水深度、航速大小等)及航行环境(如风、浪、流等)都将对其航速产生不同程度的干扰,这些扰动通常可以作为相对独立的附加阻力项  $R$ , 来考虑,一般有3种特性<sup>[10]</sup>:

(1) 潮流和风对船舶的恒值干扰  $R_r = K_A P_0$ .  $t \geq t_0$ ; (2) 波浪的周期性干扰  $R_r = K_B P_0 \sin(\pi t/5)$   $t \geq t_0$ ; (3) 随机性干扰  $R_r = K_c P_0 H$ . 式中:  $K_A, K_B, K_c$  为系数;  $P_0$  为螺旋桨的额定推力;  $H$  为服从标准正态分布的随机变量.

#### 5 系统仿真

在仿真中,群体大小  $n = 100$ , 网络各个参数均在  $[-6, 6]$  之间变化,并用10位长度的二进制字符串表示,网络中共有3个参数需要调整,个体长度  $L$  为  $30(3 \times 10)$  位. 自适应交叉和变异概率参数  $K_1 = K_2 = 0.58$ . 每采样一组数据,遗传进化4代,GA算法经过2000代调整模糊神经网络控制器的参数,可得到使  $E$  最小的最优参数. 将经过GA算法训练好的模糊神经网络控制器接入在线控制系统中进行仿真. 仿真中,假设船的初始位置为  $x(0) = 0$  m, 初始速度  $\dot{x}(0) = 0$ , 定位点为20 m. 图2~4分别给出了系统的干扰曲线、反向传播(BP)算法和GA算法的位移响应曲线.

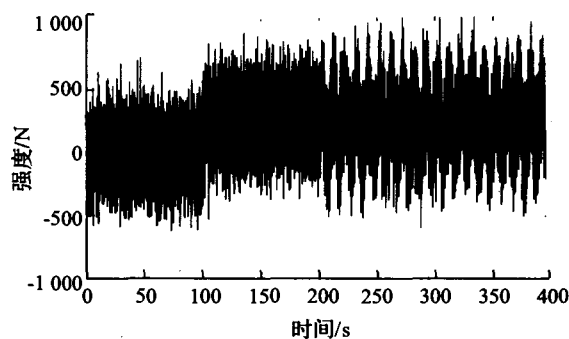


图2 干扰曲线

Fig. 2 The curve of disturbance

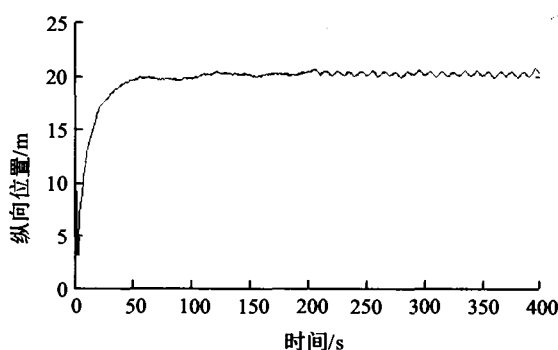


图3 BP算法的位移响应曲线

Fig. 3 The displacement curve based on BP arithmetic

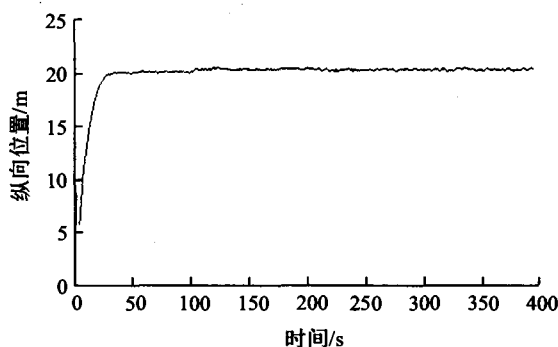


图4 遗传算法的位移响应曲线

Fig. 4 The displacement curve based on GA

#### 6 结果分析

FNN采用BP算法是一种建立和调整模糊推理控制系统的良好方法,但是这种方法本质上是一种只考虑局部区域的梯度法,缺乏全局性,训练参数的速度相当慢. 在文中,网络的学习算法采用GA算法对传统BP算法进行改进. 通过仿真结果可以看出,GA算法的响应时间快,抗干扰能力强,控制效果优于BP算法.

(下转第488页)

### 3 结 语

对反应器网络的计算表明,该方法可有效地避免陷入由于目标函数的多峰和刚性所形成的局部

最优陷阱,能通过较少的迭代次数而获得稳定的全局最优解,其搜索效率优于遗传算法和模拟退火算法,为解决非线性规划(NLP)和混合整数非线性规划(MINLP)问题提供了一个新的思路。

### 参考文献:

- [1] 麻德贤. 过程系统工程导论[M]. 北京: 轻工业出版社, 1992.
- [2] Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning [M]. New York: Addison-Wesley, 1989.
- [3] Grossmann I E. Mixed-integer programming approach for the synthesis of integrated process flowsheets[J]. Comput Chem Engng, 1985,9(5):463-483.
- [4] Quesada I, Grossmann I E. An LP/NLP based branch and bound algorithm for convex MINLP optimization problems [J]. Comput Chem Engng, 1992,16:937-947.
- [5] 任庆生,叶中行,曾进. 进化算法的收敛速度[J]. 上海交通大学学报. 1999,33(6):671-673.
- [6] Manousiouthakis V, Sourlas D A. Global optimization approach for to rationally constrained rational programming[J]. Chem Engng Comm, 1992,115:127.
- [7] Costas D Maranas, Floudas C A. Global optimization in generalized geometric programming. comput[J]. Chem Engng, 1997,21(4):351-369.
- [8] Ryoo H S, Sahinidis N V. Global optimization of non convex NLPs and MINLPs with application in process design[J]. Comput Chem Engng, 1995,19(5):551.

(责任编辑:秦和平)

(上接第 462 页)

### 参考文献:

- [1] 赵志高,杨建民,王磊,等. 动力定位系统发展状况及研究方法 [J]. 海洋工程, 2002,20(1): 91-97.
- [2] 摩根 M J. 近海船舶的动力定位[M]. 耿惠彬,译. 北京:国防工业出版社,1984.
- [3] 张桂兰,邓志良. 模糊控制器在船舶动力定位系统中的应用及改进[J]. 中国造船, 2005,46(4):26-30.
- [4] LEE Tzung-hang, CAO Yu-song, LIN Yen-mi. Dynamic positioning of drilling vessels with a fuzzy logic controller[J]. International Journal of Systems Science, 2002, 33(12): 979-993.
- [5] 李和贵,翁正新. 基于模糊控制的船舶动力定位系统设计与仿真[J]. 系统工程与电子技术, 2002,24(11):42-44.
- [6] 李向命,吴海龙. 模糊神经网络控制器的仿真研究[J]. 武汉理工大学学报, 2003,25(1):14-16.
- [7] 程启明. 新型模糊神经网络控制器的设计及应用研究[J]. 系统仿真学报, 2001,13(4):491-493.
- [8] LEE Ching-hung, TENG Ching-cheng. Identification and control of dynamic system using recurrent fuzzy neural networks [J]. IEEE Transactions of Fuzzy System, 2000,8(4):349-366.
- [9] 李敏强,寇纪松,林丹. 遗传算法的基本理论和应用[M]. 北京:科学出版社,2002.
- [10] 高键,姜长生. 调距桨的舰船航速智能控制技术研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2003,35(2):157-161.

(责任编辑:杨 勇)