

遗传优化的径向基函数船舶模糊控制器

林叶锦, 任 光

(大连海事大学 轮机工程学院, 辽宁 大连 116026)

摘要: 研究径向基函数模糊神经网络在船舶控制器设计中的应用, 设计了一个新型的径向基函数模糊神经网络控制器用以适应船舶在时变和不确定环境下的控制性能要求. 控制器设计的主导思想是在传统的径向基函数神经网络中增加一个模糊隐层, 并采用遗传算法对控制器参数进行优化. 与传统方法相比, 控制器模糊规则库的设计过程所需的先验知识更少. 最后采用 Matlab 6.1 的 Simulink 工具以船舶运动模型为对象进行了船舶控制的仿真试验, 结果证明了其有效性.

关键词: 径向基函数(RBF)网络; 模糊控制; 遗传算法; 船舶控制; 仿真试验

中图分类号: TP273, U66

文献标识码: A

New radial basis function fuzzy network controller based on genetic algorithms for ship control

LIN Ye-jin, REN Guang

(Marine Engineering College, Dalian Maritime University, Dalian Liaoning 116026, China)

Abstract: The use of radial basis function fuzzy network design for ship control is investigated. An radial basis function fuzzy controller is presented to comply with the requirements of the controlled ship performance under the environments of time-varying factors and uncertainties. The basic idea utilized for the controller design is given of combining a conventional RBF neural network with an additional fuzzy layer to increase the adaptability of the controller and utilizing genetic algorithms to optimize the parameters of the controller. The proposed design procedure for the controller requires less knowledge of the controlled plant in the initial design stage of fuzzy rule base than traditional methods. The performance of the controller is evaluated by system simulation conducted with Simulink tools in Matlab 6.1 and satisfied results are obtained.

Key words: radial basis function(RBF) network; fuzzy control; genetic algorithm; ship control; simulation test

1 引言(Introduction)

船舶控制是船舶自动驾驶系统的基本组成部分. 由于模糊控制便于融入专家经验, 无需对象的准确模型, 对系统的参数变化和非线性具有较好的适应能力, 因此船舶模糊控制器的研究得到了广泛的开展. 但对于船舶这样的控制对象, 要设计一个理想的模糊控制器并不是一件容易的事情. 首先, 专家经验本身存在很大的主观性, 不同的专家可能设计出不同的控制规则, 对专家经验的优劣缺乏评判标准, 难以获得最优的控制规则; 其次, 作为被控对象的船舶, 其特性将随着航速、吃水、风速、水流和水深等因素的变化而变化, 必将导致事先设计的控制规则不再适合, 影响控制效果. 因此船舶模糊控制器的研究正朝着自适应、自组织和自学习的方向发展, 其中一

个研究热点是将神经网络与模糊系统相结合, 构造出面向船舶的神经模糊控制器. 这类模糊控制器一方面保留了模糊控制器的结构特点, 另一方面融入了神经网络的学习功能. 本文利用 RBF 网络与模糊系统在结构和计算上的相似性提出了一种基于 RBF 网络的船舶模糊控制器, 并采用遗传算法对其进行优化, 实现了控制规则和隶属函数的自动调整, 甚至是自动生成, 有效地解决了规则库和隶属函数的自动设计问题, 并通过数字仿真加以证实.

2 基于 RBF 网络的船舶模糊控制器(Ship fuzzy controller based on RBF network)

2.1 传统的船舶模糊控制器(Conventional ship fuzzy controller)

传统的船舶模糊控制器一般选择航向偏差 e 和

航向偏差变化率 de/dt 作为控制器的输入变量,舵角的变化(即增量) $\Delta\delta_c$ 作为控制器的输出变量,其系统结构框图如图1所示,其中 r 和 ψ 分别为航向设定值和实际值.航向偏差 e 和偏差变化 de/dt ,分别经模糊量化因子 K_e 和 K_c 作用到论域范围得到变量 E 和 EC ,经模糊推理在输出论域获得模糊输出 U ,再经比例因子 K_u 得到实际舵角增量 $\Delta\delta_c$,作用于控制对象.

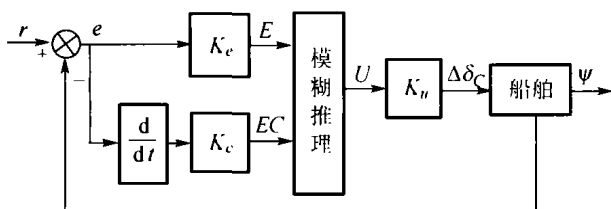


图1 传统的船舶模糊控制系统结构框图

Fig. 1 Block diagram of conventional ship fuzzy control system

E 和 EC 的量化论域均为连续区间 $[-6, 6]$, 模糊子采用均匀分布的高斯型隶属函数, 如图2所示; 输出变量 U 的论域为离散论域, 模糊子集及其定义如图3所示.

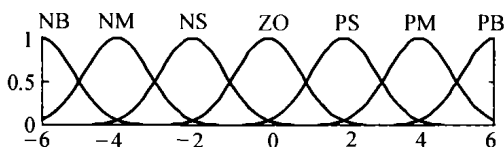


图2 E 和 EC 的隶属函数

Fig. 2 Membership function of E and EC

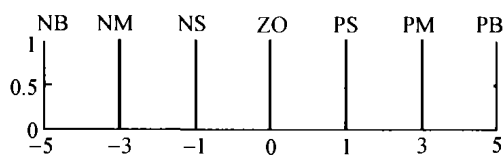


图3 U 的隶属函数

Fig. 3 Membership function of U

控制规则根据船舶驾驶的实践经验进行总结, 表示为

R_i :

IF E is A_{1i} and EC is A_{2i}
THEN U is B_i . (1)

其中, R_i 表示第 i 条规则, A_{1i} 和 A_{2i} 分别为隶属函数 $\mu_{A_{1i}}(E)$ 和 $\mu_{A_{2i}}(EC)$ 定义的模糊子集, B_i 为单点输出模糊子集. 由于两个输入变量 E 和 EC 均有 7 个模糊子集, 因此最多存在 $49(7 \times 7)$ 条规则, 如表 1 所示.

对船舶航向控制而言, 输入偏差的经常变化范围一般为 $[-30^\circ, 30^\circ]$, 因此取误差量化因子 $K_e = 6/30 = 0.2$; 由于受转舵机构的限制, 偏差变化率

de/dt 的实际变化范围通常为 $[-0.5^\circ/s, 0.5^\circ/s]$, 因此误差变化的量化因子 $K_c = 6/0.5 = 12$; 转舵机构所允许的最大操舵范围是 $[-35^\circ, 35^\circ]$, 因此比例因子 $K_u = 35/5 = 7$.

表1 模糊控制规则表

Table 1 Table for fuzzy control rules

EC		E						
		1	2	3	4	5	6	7
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
1	NB	NB	NB	NM	NM	NM	PS	ZO
2	NM	NB	NB	NM	NM	NS	ZO	ZO
3	NS	NB	NB	NM	NM	ZO	PM	PM
4	ZO	NB	NB	NM	ZO	PM	PB	PB
5	PS	NM	NM	ZO	PM	PM	PB	PB
6	PM	ZO	ZO	PS	PM	PM	PB	PB
7	PB	ZO	PS	PM	PM	PM	PB	PB

采用 Sum-Product 模糊推理, 重涯法解模糊, 推理结果为

$$\begin{cases} U = \sum_{i=1}^n g_i B_i / \sum_{i=1}^n g_i, \\ g_i = \mu_{A_{1i}}(E) \mu_{A_{2i}}(EC). \end{cases} \quad (2)$$

2.2 基于 RBF 网络的船舶模糊控制器 (Ship fuzzy controller based on RBF network)

RBF(Radial basis function)神经网络是由 Moody 和 Darken 提出的一种单隐层前馈网络^[1], 其输入层节点直接将输入信号传递到隐层, 隐层节点作用函数为某种径向基函数, 而输出层节点通常是简单的线性函数. 图 4 所示为一个双输入和单个输出的 RBF 神经网络, 若节点的径向基函数取高斯函数, 则有

$$g_i(\vec{x}) = g_i(x_1, x_2) = \exp\left[-\frac{\|\vec{x} - \vec{c}_i\|^2}{\sigma_i^2}\right], \quad (3)$$

$$f(\vec{x}) = \sum_{i=1}^n g_i(\vec{x}) w_i \text{ 或 } f(\vec{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n g_i(\vec{x}) w_i}{\sum_{i=1}^n g_i(\vec{x})}. \quad (4)$$

其中, $\vec{c}_i$ 和 σ_i 分别为第 i 个隐节点的径向基函数中心向量和敏感域半径, w_i 为输出权值. 径向基函数的局部敏感性决定了它有很强的局部逼近能力, 即当输入信号 $\vec{x}$ 靠近中心向量 $\vec{c}$ 时, 隐层节点将产生较大的输出. 这一特点使得 RBF 网络非常适合于逼近模糊规则.

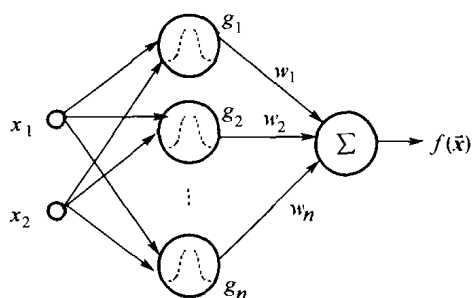


图4 RBF神经网络结构

Fig. 4 Structure of RBF neuro network

事实上,在式(2)中,若高斯型隶属函数 $\mu_{A_{1i}}(E)$ 和 $\mu_{A_{2i}}(EC)$ 取相同的 σ_i , 则有

$$\begin{cases} U = \sum_{i=1}^n g_i B_i / \sum_{i=1}^n g_i, \\ g_i = \mu_{A_{1i}}(E) \mu_{A_{2i}}(EC) = \\ \exp\left[-\frac{(E - c_{E_i})^2}{\sigma_i^2}\right] \exp\left[-\frac{(EC - c_{EC_i})^2}{\sigma_i^2}\right] = \\ \exp\left[\frac{\|\vec{x} - \vec{c}_i\|^2}{\sigma_i^2}\right]. \end{cases} \quad (5)$$

显然,如果规则数与 RBF 网络的隐节点个数相同,那么式(1),(2)所描述的模糊控制器与图4所示的 RBF 神经网络具有等价关系^[2].此时,图2中的 x_1 和 x_2 分别为 E 和 EC , w_i 为 B_i , $f(\vec{x})$ 即为模糊输出 U .

根据以上分析,完全可以采用 RBF 神经网络构造船舶的模糊控制器.考虑到隐节点的个数与模糊规则数相同,即 n 为 49,因此图4中的 RBF 节点个数设为 49,这样就需要 49 个中心矢量 $\vec{c}_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 和 49 个连接权值 $w_i (i = 1, 2, \dots, n)$. $\vec{c}_i$ 是由模糊变量 E 和 EC 的隶属函数中心点 c_{E_i} 和 c_{EC_i} 构成的矢量,根据图2有 $c_E = c_{EC} = \{-6, -4, -2, 0, 2, 4, 6\}$, 因此隐层全部中心矢量的全集可表示成直积

$$\vec{c} = (c_1, c_2, \dots, c_n)^T = c_E \times c_{EC}, \quad (6)$$

而权值 w_i 实际上就是每条模糊规则的输出,应根据图2、图3和表1进行确定.例如,从表1可知,存在规则

IF E is PB and EC is NM THEN U is ZO. (7)

该规则所对应的节点中心矢量根据图2确定为 $(6, -4)$, 规则的输出 U 为 ZO, 由图3确定该节点对应的权值为 0. 其余依此类推.

用设计好的 RBF 网络直接代替图1中的模糊推理方框,即得到基于 RBF 网络的船舶模糊控制器.

3 控制器参数的遗传优化 (Genetic optimization of controller parameters)

以上在模糊规则的设计及隶属函数的确定方面均存在很大的主观性,对于不同船舶以及同一船舶的不同状态,都可能不是最好的设计.因此,进行控制规则和隶属函数的优化是非常必要的.由于采用了 RBF 网络来实现模糊推理,因此模糊规则的优化实际上就转化为对 RBF 节点中心矢量和输出权值的调整,这将使模糊规则的调整比基于性能测量的自组织模糊控制器更加简便^[3].考虑到遗传算法能在一定程度上避免陷入局部优化的特点,采用遗传算法^[4]来对 RBF 网络进行优化.

为了尽量减少优化参数的个数,对图4隐层中的二维节点展开成一维节点,得到图5所示的结构,二者的等价性可由式(5)获证.图中,Ⅰ层为输入层,输入变量 x_1 和 x_2 分别为经过量化之后的误差 E 和误差变化 EC ; Ⅱ层为两组(共14个)RBF节点,分别输出隶属函数 $\mu_{A_{1i}}(E) (i = 1, \dots, 7)$ 和 $\mu_{A_{2i}}(EC) (i = 1, \dots, 7)$; Ⅲ层节点(共49个)计算各条规则的触发强度,节点中的“ Π ”表示乘积操作; Ⅳ层对各条规则的输出根据各自的触发强度进行加权求和.

3.1 参数编码 (Parameter encoding)

参数编码采用目前被广泛使用的二进制编码方法.为方便起见,将图5中的参数按类分为 a, b, c, d, e 5 组, a 和 b 分别对应 x_1 (即 E) 的 7 个中心点和敏感域宽度, c 和 d 分别对应 x_2 (即 EC) 的 7 个中心点和敏感域宽度, e 组为 49 个权值.对每个参数进行二进制编码并依次排列便得到遗传算法的染色体串,如表2所示.

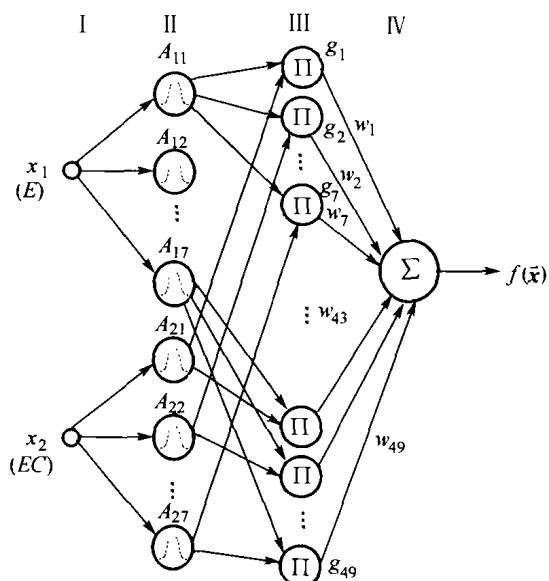


图5 基于 RBF 网络的模糊控制器结构

Fig. 5 Structure of fuzzy controller based on RBF network

表 2 遗传算法的染色体串

Table 2 Chromosome for genetic algorithm

a							b							c							d							e						
a_1	a_2	$\cdots$	a_7	b_1	b_2	$\cdots$	b_7	c_1	c_2	$\cdots$	c_7	d_1	d_2	$\cdots$	d_7	e_1	e_2	$\cdots$	e_{49}															

3.2 目标函数(Objective function)

对于参数控制系统而言,可采用系统的超调量、过渡时间和静态偏差等品质指标,也可采用偏差与时间的乘积随时间的积分(即 ITAE)作为目标函数,视具体要求而定.因船舶控制器要求实际航向以最快的速度 and 精度跟踪设定航向,追求综合指标,因此选择后者.即

$$J = \int_0^{\infty} t | e(t) | dt. \tag{8}$$

显然, J 越小,相应个体的适应度就越好.

3.3 算法流程(Algorithm process)

遗传算法的实现流程如图 6 所示.为了加快进化速度,本文在初始群体中加入了种子个体,方法是抽出随机群体中的若干个体,并代之以由经验数值产生的个体.只要算法参数选择得当,经过一定次数的进化,总可以得到最优或近优解,而对于控制系统动态过程优化这类问题,近优解是完全能够满足实际需要的.

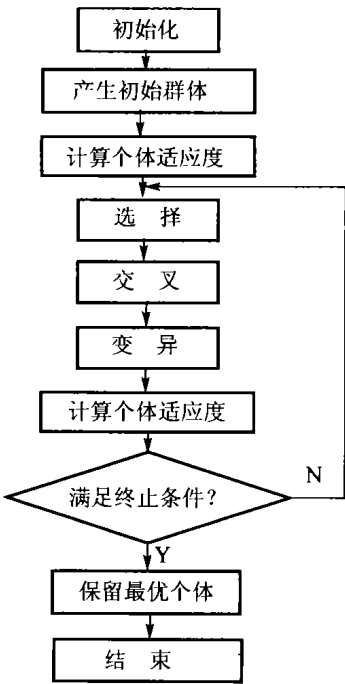


图 6 遗传算法流程图

Fig. 6 Process diagram of genetic algorithm

以大型船舶的运动模型^[5]为控制对象进行了仿真试验,试验中取 K_e 为 0.2, K_c 为 12, K_u 为 7,遗传算法中采用 16 位二进制编码,群体大小设为 20,交叉概率取 1,变异概率为 0.001.图 7 所示为船舶直航在状态下作航向阶跃响应的仿真试验结果,图中(a)是以表 1 所示的控制规则作为初始参数时系统的输出响应,(b)所示为经过 10 个世代的遗传优化后的输出响应.可见,优化之后的上升时间大大缩短,响应速度加快,而响应速度对船舶控制来讲是至关重要的性能指标.

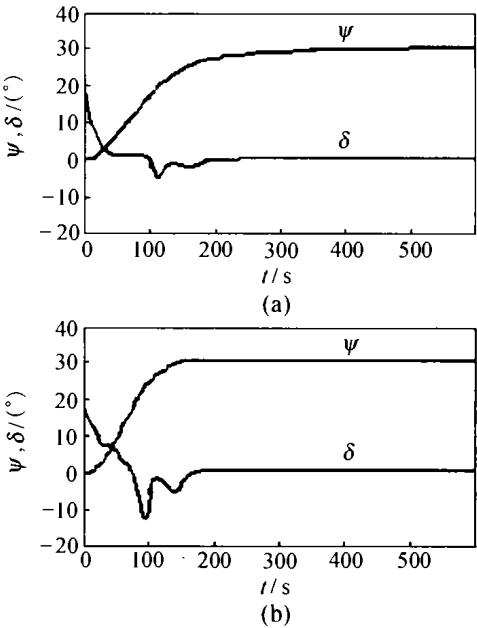


图 7 仿真结果

Fig. 7 Simulation results

事实上,即使是随机选取图 5 中的控制器参数,经过若干世代的优化,也同样得到了图 7(b)的结果,说明采用这种方法完全可以先避开模糊规则的初始设计,直接通过遗传优化的方法实现控制规则的自动提取,大大简化模糊控制器的设计过程.同时也说明,不论是由于初始设计的原因,还是由于对象特性的变化导致控制器的不适应,都可以通过遗传优化的方法对控制器进行校正.

5 结论(Conclusion)

进行了基于遗传优化的 RBF 船舶模糊控制器的研究.首先用 RBF 网络构造了船舶模糊控制器,以神经网络的方法实现了船舶的模糊控制;在此基础上采用遗传算法对控制器参数进行优化,使控制器具有更好的控制性能;最后采用 Matlab 6.1 的 Simulink 工具进行了仿真试验.研究结果证明了采用 RBF 网络构造船舶模糊控制器并遗传算法进行优化的有效性,不仅使控制器能够适应船舶控制过

4 仿真研究(Simulation study)

为验证基于 RBF 网络的船舶模糊控制及其遗传优化的有效性,采用 Matlab 6.1 的 Simulink 工具

程中的时变性和不确定性,保持良好的控制性能,而且也降低了对控制规则的设计要求,甚至无需进行初始规则的设计.但在实际应用中,该算法还需要船舶运动模型在线辨识系统的支持.

参考文献(References):

- [1] MOODY J, DARKEN C. Fast learning in networks of locally-tuned processing units [J]. *Neural Computation*, 1989, 1(2): 281 - 284.
- [2] ROGER JANG J S, SUN C T. Functional equivalence between radial basis function networks and fuzzy inference systems [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1993, 4(1): 156 - 159.
- [3] 李士勇. 模糊控制·神经网络和智能控制论[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1996.
(LI Shiyong. *Fuzzy Control, Neural Networks and Intelligent Control*

[M]. Harbin: Harbin Industry University Press, 1996.)

- [4] 王小平, 曹立明. 遗传算法—理论、应用和软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
(WANG Xiaoping, CAO Liming. *Genetic Algorithm - Theory, Application and Software Realization* [M]. Xi'an: Xi'an Transportation University Press, 2002.)
- [5] 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, 1999.
(JIA Xinle, YANG Yansheng. *Ship Motion Mathematical Model* [M]. Dalian: Dalian Maritime University Press, 1996.)

作者简介:

林叶锦 (1965—), 男, 副教授, 博士研究生, 研究方向: 船舶综合控制、模糊神经网络理论与应用, E-mail: lyj019@163.com;
任光 (1952—), 男, 教授, 博士生导师, 挪威工业大学控制工程系博士, 研究方向: 船舶控制, 轮机自动化与控制.

智能控制新作问世 ——《智能控制》第二版出版

由蔡自兴教授编著的《智能控制》第二版已于2004年8月由电子工业出版社出版发行. 该书第一版于1990年出版, 是国内率先问世的智能控制著作, 被国家教育部选定为全国高校统编教材. 在该书基础上, 1997年在海外出版了英文版智能控制专著, 并于次年把它译成中文在国内发行. 该书已为国内上百所大学用作教材和教学参考书. 由于该书具有系统、全面、新颖、可读性好和理论密切联系实际等特色 and 明显优势, 因而曾获1996年全国第三届优秀教材(电子类)一等奖, 并与其他成果一起获2000年中国高校自然科学二等奖和2001年省级高校优秀教学成果一等奖.

该书第二版介绍智能控制的基本概念、工作原理、控制方法与应用. 全书共10章. 第1章叙述人类的认知过程、各种认知观以及人工智能和智能控制的产生背景、起源与发展, 讨论人工智能和智能控制的定义及智能控制的特点和结构, 尤其是智能控制的四元交集结构理论. 第2、3章概述传统人工智能的知识表示方法和搜索推理技术. 第4~8章逐一讨论递阶控制系统、专家控制系统、模糊控制系统、神经控制系统和学习控制系统的作用机理、类型结构、设计方法、控制特性和应用实例. 第9章简介其他几种智能控制系统, 包括拟人控制、进化控制和免疫控制等. 第10章综合智能控制的应用研究领域和存在问题, 并展望智能控制的发展方向及其与相关技术的关系. 与第一版相比, 本书许多内容都是第一次出现的. 例如, 本版以较大篇幅介绍了人工智能关于知识表示方法和搜索推理技术的内容, 这是智能控制的重要基础. 又如, 在研究各种智能控制系统时, 十分注重对设计实现技术和典型实例的讨论. 再如, 对仿人控制、进化控制及免疫控制的探讨, 也是以前所未有的.

本书作为高等院校自动化、自动控制、机电工程及电子信息类专业及相关专业高年级本科生及研究生的智能控制课程教材, 也可供从事智能控制与智能系统研究、设计与应用的科技工作者学习参考.

(朝阳, 敏捷)