

文章编号: 1001-0920(2006)05-0593-04

一种多变量模糊神经网络解耦控制器的设计

李辉

(重庆大学 高电压与电工新技术教育部重点实验室, 电气工程学院, 重庆 400044)

摘要: 为提高多变量、非线性和强耦合系统的动态特性和解耦能力, 根据解耦原理和神经网络思想, 提出一种两级串联结构的自适应模糊神经网络解耦控制器。前级是基于智能权函数规则的自调整模糊控制器, 后级是基于动态耦合特性的自适应神经网络解耦控制器。同时从理论上证明了学习算法的收敛性。仿真实例表明, 所提出的解耦控制器具有良好的鲁棒性和自适应解耦能力, 是解决多变量、非线性和强耦合问题的一种简便有效的控制算法。

关键词: 模糊控制; 神经网络解耦; 动态耦合特性; 自学习算法

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Design of Multivariable Fuzzy-neural Network Decoupling Controller

LI Hui

(The Key Lab of High Voltage Engineering and Electrical New Technology in Ministry of Education, College of Electrical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China. E-mail: cqulh@163.com)

Abstract: To improve the dynamical property and decoupling capability for a class of multivariable nonlinear systems with strong coupling, based on the principle of decoupling and neural network, a cascade-connected self-adaptive fuzzy-neural network decoupling controller is proposed. The former is a self-tuning fuzzy controller by using the intelligent weight function rulers, and the latter is a self-adaptive neural network decoupling controller based on the learning algorithm of dynamical coupling characteristic. The convergence of this self-learning algorithm is theoretically proved. The simulation results show that the proposed controller is of perfect robustness and self-adaptive decoupling control properties.

Key words: Fuzzy control; Neural network decoupling; Dynamical coupling properties; Self-learning algorithm

1 引言

实际工程中的大多数控制对象是多输入多输出(MMO)系统, 由于MMO系统中变量之间往往存在耦合, 输入输出之间相互关联, 彼此影响, 采用单输入单输出(SISO)系统的设计方法常常不能获得预期的控制效果, 甚至会得到一个不稳定的系统。因此, 研究多变量非线性对象的建模与控制一直是控制理论所要解决的难点之一^[1~7]。

模糊控制和神经网络控制不依赖控制对象精确的数学模型, 是处理控制系统中不确定性、非线性和强耦合的一种有效方法^[7~9]。根据解耦理论和神经网络的原理, 文献[6]提出了一种基于神经元解耦控制算法, 其中控制器采用常规模糊控制, 神经解耦器

采用单神经元。由于解耦环节的单神经元学习算法性能指标函数仅仅考虑单一回路的误差性能标, 使得动态调节过程中仍然存在着各个通道之间的较大耦合; 另外, 常规模糊控制器中固定控制规则的选取对控制效果影响也较大^[2]。文献[7]提出一种自适应神经元非模型解耦控制算法, 其中控制器和解耦环节都采用单神经网络结构, 使得系统在控制开始阶段存在响应速度慢、动态性能差的缺陷。文献[8]将控制器和神经元解耦控制器结合在一起, 提出一种PD神经网络的多变量解耦控制算法。由于PD神经网络是一种全联结网络结构, 使得这种网络存在学习速度慢、容易陷于局部极小的不足。

本文结合模糊控制不依赖对象模型, 控制迅速,

收稿日期: 2005-02-16; 修回日期: 2005-05-06

作者简介: 李辉(1974—), 男, 浙江永康人, 讲师, 博士后, 从事智能控制算法以及新型电机控制的研究

鲁棒性好以及神经网络具有自学习能力、泛化能力和非线性映射能力的优点,从整个控制对象的角度出发,提出一种两级串联结构的多变量自适应模糊神经网络解耦控制器。前级基于智能权函数规则的自调整模糊控制器控制过程的动态特性,后级则基于动态耦合特性的自适应神经网络实现对多变量对象的解耦。同时对学习算法的收敛性进行研究,并通过仿真实例对模糊神经网络解耦控制性能进行了比较研究。

2 模糊神经网络解耦控制器的设计

考虑多变量神经网络串联解耦控制方案,本文给出的基于动态耦合特性的多变量模糊神经网络解耦控制器结构如图 1 所示。该控制器由自调整模糊控制和自适应神经网络解耦控制构成串联解耦控制策略,其前级控制决定系统的动态特性,后级控制决定系统多变量之间的关系,从而构成多变量非模型的模糊神经网络解耦控制器。在前级模糊控制中,由对象输出偏差 $e = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 得到形式上的控制量 $u^0 = \{u_1^0, u_2^0, \dots, u_n^0\}$,并将其作为神经网络解耦控制器的输入。神经网络将来自其他通道的耦合影响视为可测干扰进行解耦补偿^[1],通过动态耦合特性估计和神经网络权值的修正,使得神经网络解耦控制器与被控对象组成的广义对象成为无耦合或耦合程度较小的系统。神经解耦控制器的输出 $u = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 则作为被控对象的输入,从而实现形式上的控制作用 u^0 到真实对象控制作用 u 的转换,进而实现各变量之间的解耦控制。

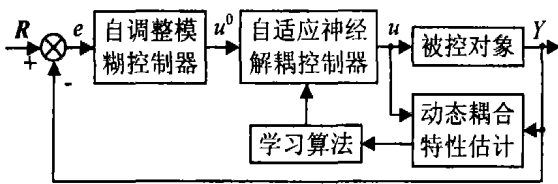


图 1 多变量模糊神经网络解耦控制方案

在前级控制中,本文采用智能权函数模糊算法实现控制规则的自调整,模糊控制器设计时不考虑其他变量之间的相互影响;同时,自适应神经网络解耦控制器选用两层线性神经网络结构,并提出基于系统动态耦合特性的神经网络学习算法。

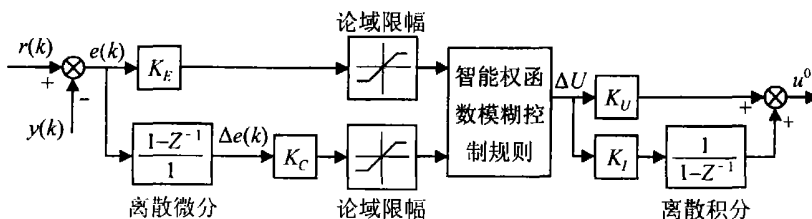


图 2 自调整模糊控制器结构

2.1 自调整模糊控制器

由于被控对象的复杂性、不确定性以及人对控制规则描述的不准确性,采用常规模糊控制方法难以找出合适的隶属函数和模糊规则,难以针对特定的对象实施有效的控制,且存在着对于多条模糊控制规则进行实时运算时计算量大的缺点^[2];若采用离线计算的模糊控制表方式,则由于其模糊控制规则固定,而很难适应被控对象的变化。本文采用一种连续性智能权函数模糊控制算法,它无需确定模糊变量的隶属函数和模糊控制规则,有效地提高了系统的动态特性^[2]。其单一回路的自调整模糊控制器结构如图 2 所示。图中 K_E 和 K_C 分别为误差和误差变化的量化因子, K_U 为比例因子, K_I 为积分因子。

从图中可以看出,与通常的模糊化方法不同的是,连续性智能权函数方法省去了模糊隶属函数的选取环节,直接将采样的离散值 $e(k)$ 和 $\Delta e(k)$ 乘以量化因子得到模糊量,即

$$\begin{cases} E = K_E e(k), \\ E_C = K_C \Delta e(k). \end{cases} \quad (1)$$

为了保证控制系统的权函数在 E 和 E_C 同时为零时,权函数输出值仍有意义,取误差和误差变化的加权因子分别为

$$\begin{cases} \alpha = |E| / (|E| + |E_C| + \epsilon), \\ \alpha_c = |E_C| / (|E| + |E_C| + \epsilon), \end{cases} \quad (2)$$

式中 ϵ 为任意小的正数。连续性智能权函数模糊控制的规则为

$$\Delta U = \alpha E + \alpha_c E_C, \quad (3)$$

其自调整模糊控制器的输出为

$$u_i^0(k) = K_U \Delta U + K_I \int \Delta U. \quad (4)$$

2.2 自适应神经网络解耦控制器

2.2.1 神经网络解耦控制器结构和学习算法

神经网络解耦控制器的结构如图 3 所示,其中 $u^0 = \{u_1^0, u_2^0, \dots, u_n^0\}$ 为智能权函数模糊控制器的输出; $\omega_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 为神经网络权重系数; $u = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 为解耦控制器的输出。由图 3 可得神经网络解耦控制器输出为

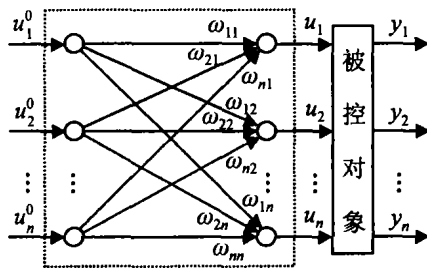


图 3 自适应神经网络解耦控制器结构

$$u_j(k) = \sum_{i=1}^n \omega_{ij}(k) u_i^0(k), j = 1, 2, \dots, n. \quad (5)$$

将神经网络和被控对象看成一个整体, 采用期望输出与实际输出之差的平方和最小作为系统性能的评价函数, 即

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (r_i(k) - y_i(k))^2, i = 1, 2, \dots, n. \quad (6)$$

从式(5)和式(6)可以看出, 评价函数 $E(k)$ 是神经网络权系数 $\omega_{ij}(k)$ 的函数, 通过 $\omega_{ij}(k)$ 在线调整和自学习, 可以使 $E(k)$ 最小, 从而实现多变量解耦控制

根据梯度下降法, 可得神经网络解耦控制器 $\omega_{ij}(k)$ 权系数在第 $k + 1$ 时刻的迭代公式为

$$\omega_{ij}(k + 1) = \omega_{ij}(k) - \eta \frac{\partial E(k)}{\partial \omega_{ij}(k)}, \quad (7)$$

其中 η 为学习速率 由式(5)和式(6)可得

$$\frac{\partial E(k)}{\partial \omega_{ij}(k)} = \frac{\partial E(k)}{\partial y_i(k)} \cdot \frac{\partial y_i(k)}{\partial u_j(k)} \cdot \frac{\partial u_j(k)}{\partial \omega_{ij}(k)} = \sum_{i=1}^n (r_i(k) - y_i(k)) \cdot \frac{\partial y_i(k)}{\partial u_j(k)} \cdot u_i^0(k), \quad (8)$$

式中, $\frac{\partial y_i(k)}{\partial u_j(k)}$ 表示第 j 个输入 $u_j(k)$ 作用于控制对象时相对于输出 $y_i(k)$ 的变化率, 其实质上代表了第 j 个输入对第 i 个输出的动态耦合程度, 即动态耦合特性或系统的动态增益^[1,2]. 当被控对象特性未知时, 可用下式计算动态耦合特性矩阵:

$$\frac{\partial y_i(k)}{\partial u_j(k)} = \text{sgn} \left[\frac{y_i(k+1) - y_i(k)}{u_j(k) - u_j(k-1)} \right], \quad (9)$$

式中 $\text{sgn}(\bullet)$ 为符号函数

2.2.2 学习算法的收敛性分析

自适应神经网络解耦控制算法收敛性取决于学习速率 η 的选取, 为确保算法收敛的学习速率范围, 本文采用 Lyapunov 稳定性理论进行分析^[2,8].

设 Lyapunov 函数为

$$L(k) = \frac{1}{2} E^2(k), \quad (10)$$

$$\bar{E}(k) = \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [r_i(k) - y_i(k)]^2} = \sqrt{E(k)}. \quad (11)$$

对式(10)求偏差可得

$$\Delta L(k) = \frac{1}{2} [E^2(k+1) - E^2(k)] = 2[\bar{E}(k) \frac{\partial \bar{E}(k)}{\partial \omega_j(k)}]^2 [-\eta + (\eta \frac{\partial \bar{E}(k)}{\partial \omega_j(k)})^2] \quad (12)$$

根据 Lyapunov 稳定性理论, 为保证神经网络解耦控制算法的收敛性, 必须满足 $\Delta L(k) < 0$, 其学习速率 η 的取值范围为

$$0 < \eta < \frac{1}{\left| \frac{\partial \bar{E}(k)}{\partial \omega_j(k)} \right|^2}. \quad (13)$$

从以上学习算法的收敛性推导可得, 只要神经网络解耦控制器的学习速率 η 满足式(13)的取值范围, 就可以保证该控制器的收敛性. 由于上式得到的值不是一个常数, 在仿真应用中, 通常取一个较小的学习速率进行迭代^[2,5].

3 仿真研究

本文以文献[9]的一个带时延的强耦合二变量非线性控制对象为例进行仿真比较. 其被控对象的数学描述为

$$\begin{cases} y_1(k) = 1/(1 + y_1(k-1))^2 (0.8y_1(k-1) + u_1(k-2) + 0.2u_2(k-3)), \\ y_2(k) = 1/(1 + y_2(k-1))^2 (0.9y_2(k-1) + 0.3u_1(k-3) + u_2(k-2)). \end{cases} \quad (14)$$

设定其偏差、偏差变化率和输出控制量的基本论域为 $[-1, 1]$, 分别定义 7 个模糊子集^[2]; 神经网络解耦控制器初始学习速率取 $\eta = 0.01$, 网络权重初值为 $\omega_{ij}(0) = 1 (i = j)$; $\omega_{ij}(0) = 0 (i \neq j)$. 为了比较模糊神经网络解耦控制器的控制效果(实线表示), 同时给出了文献[9]的单神经元 PD 解耦控制结果(虚线表示).

3.1 单位阶跃信号的跟踪性能仿真

将系统给定激励设定为单位阶跃函数, 即

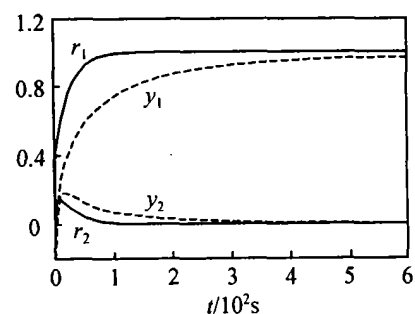


图 4 系统阶跃响应曲线

$$R_{10} = \begin{bmatrix} r_1(k) \\ r_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (15)$$

其仿真结果如图4所示。从图中可以看出,与单神经元PD解耦控制相比,模糊神经网络解耦控制器能较好地实现多变量系统的解耦控制,系统动态性能好,无稳态静差,响应速度快,解耦能力强。

3.2 鲁棒性分析

改变系统两回路之间的耦合参数,以进一步检验控制器对参数变化的鲁棒性和解耦控制效果。当系统稳定运行在 $t = 1400$ s 时,第一回路的耦合参数从 0.2 变化为 0.5,在 $t = 1800$ s 时,第二回路的耦合参数从 0.3 变化为 0.6,其系统运行仿真结果如图5所示。从图5可以看出,当参数发生变化时,模糊神经网络解耦控制器基本能保持平稳的响应,具有较强的鲁棒性,与单神经PD解耦控制相比,使得各回路的耦合程度明显降低,取得了较好的控制效果。

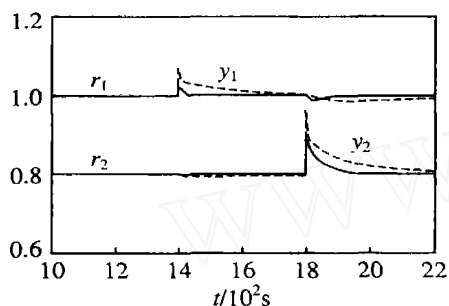


图5 耦合参数变化时的系统响应曲线

4 结论

针对多变量、非线性和强耦合的复杂控制对象,本文将被控对象看成一个整体,提出了一种不依赖对象模型的模糊神经网络解耦控制器。该控制器由基于连续性智能权函数的自调整模糊控制器和基于动态耦合特性的自适应神经网络解耦控制器串联构成,并得到了控制算法的收敛性条件。通过对时延强耦合二变量非线性控制对象的仿真结果充分表明,模糊神经网络解耦控制器可以基本消除系统多变量之间的相互耦合作用,对参数改变具有较好的鲁棒性;系统控制具有响应速度快、超调小、无静差的优点,能胜任强耦合带时延多变量系统的实时控制。另外,控制器结构简单,不需要样本离线训练和参数辨

识,易于工程实现。

参考文献(References)

- [1] 周景振,韩曾晋.一种新型多变量模糊自适应控制系统的研究[J].*自动化学报*,1999,25(2):215-219.
(Zhou J Z, Han Z J. A New Multivariable Fuzzy Self-tuning Control System [J]. *Acta Automatica Sinica*, 1999, 25(2): 215-219.)
- [2] 李士勇.模糊控制、神经控制和智能控制论[M].哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,1998.
(Li S Y. *Fuzzy Control, Neurocontrol and Intelligent Cybernetics* [M]. Harbin: Harbin Industrial University Press, 1998.)
- [3] Tong S C, Tang J T. Fuzzy Adaptive Control of Multivariable Nonlinear Systems [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2000, 111(2): 153-167.
- [4] Jian X X, Jing X. New Fuzzy Logic Learning Control Scheme for Repetitive Trajectory Tracking Problems [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2003, 133(1): 57-75.
- [5] Inthias A T P, Nagebdra R P S. A Reinforcement Learning Approach to Automatic Generation Control [J]. *Electric Power Systems Research*, 2002, 63(1): 9-26.
- [6] 姜萍,李遵基,梁伟平,等.一种基于神经元的解耦控制算法[J].*华北电力大学学报*,2000,27(2):47-51.
(Jiang P, Li Z J, Liang W P, et al. A Decoupling Algorithm Based on Neuron [J]. *J of North China Electric Power University*, 2000, 27(2): 47-51.)
- [7] 李明,林永君,马永光.自适应神经元非模型多变量系统解耦控制[J].*计算机仿真*,2003,6(3):346-350.
(Li M, Lin Y J, Ma Y G. Adaptive Neural Non-model Decouple Control for MIMO System [J]. *Computer Simulation*, 2003, 6(3): 346-350.)
- [8] 舒怀林.PD神经网络多变量控制系统分析[J].*自动化学报*,1999,25(1):105-111.
(Shu H L. Analysis of PD Neural Network Multivariable Control Systems [J]. *Acta Automatica Sinica*, 1999, 25(1): 105-111.)
- [9] 刘金琨.先进PID控制及其MATLAB仿真[M].北京:电子工业出版社,2003.
(Liu J K. *Advanced PID Control and MATLAB Simulation* [M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2003.)