

文章编号: 1001-0920(2004)04-0424-05

一类非线性系统的多模型神经网络解耦控制器

王 昕¹, 李少远¹, 岳 恒²

(1. 上海交通大学 自动化研究所, 上海 200030; 2 东北大学 自动化研究中心, 辽宁 沈阳 110004)

摘 要: 针对多变量非线性离散时间系统设计多模型神经网络解耦控制器。在每个平衡点处用一神经网络离线辨识非线性系统的线性部分, 利用另一神经网络在线辨识非线性部分, 将非线性部分视为可测干扰并采用前馈的方法予以消除。所有平衡点处得到的系统模型汇集起来构成多模型集, 在每一采样时刻基于切换指标选出最优模型作为当前模型, 并据此设计解耦控制器实现控制。仿真结果表明系统在多个平衡点处仍然可以得到较好的控制效果。

关键词: 多模型; 神经网络; 非线性; 解耦

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Multiple models neural network decoupling controller for a nonlinear system

WANG Xin¹, LI Shao-yuan¹, YUE Heng²

(1. Institute of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China; 2 Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: WANG Xin, E-mail: wangxin26@etang.com)

Abstract: A multiple models neural network decoupling controller is designed to control the multivariable nonlinear discrete time system. At each equilibrium point, one neural network is trained offline to identify the linear term of the nonlinear system and the other neural network is trained online to identify the nonlinear term. The nonlinear term of the system is viewed as the measurable disturbance and eliminated using feedforward strategy. The multiple models are composed of all models, which are got from all equilibrium points. According to the switching index, the best model is selected as the system model and the decoupling controller is designed accordingly. The simulation example shows that a better system response can be got even when the system is changed in many equilibrium points.

Key words: multiple models; neural network; nonlinear; decoupling

1 引 言

近年来, 针对线性离散时间系统的多变量自适应解耦控制算法日益增多, 并且取得了很好的控制效果^[1-3]。从严格意义上讲, 所有实际工业过程都具有非线性特性, 只不过非线性的强弱程度不同。对于非线性程度弱的实际工业过程, 在控制精度要求低

的情况下, 可在平衡点附近将其近似为线性系统而采用线性系统解耦方法实现控制^[4]。但在非线性程度强, 控制精度要求高的情况下, 却难以得到良好的控制效果。为此, 提出了多种非线性控制器设计方法。从早期的相平面法、描述函数法到现在的反馈线性化、Backstepping、Lyapunov 函数等设计方

收稿日期: 2003-03-31; 修回日期: 2003-06-02

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60074004, 69934020); 国家 863 计划项目(2002AA 412130)。

作者简介: 王昕(1972—), 男, 辽宁沈阳人, 博士后, 从事智能解耦控制、多模型自适应控制等研究; 李少远(1965—), 男, 河北枣强人, 教授, 博士生导师, 从事预测控制、模糊控制等研究。

法^[5].

文献[6]采用反馈线性化方法先将非线性系统变换为线性系统, 然后实现解耦控制, 但反馈线性化方法对于系统的不确定参数过于敏感, 难以得到应用 [7]采用滑模变结构方法解决上述问题 [8]在精馏塔模型上进行解耦控制算法的仿真验证, 但要求系统必须为仿射非线性系统 [9, 10]构造 Lyapunov 函数设计控制器, 用以保证非线性多变量系统的稳定性 上述方法虽然实现了多变量非线性系统的解耦控制, 但对系统的限制条件过多, 难以在实际工业过程中得到应用

神经网络具有任意精度的逼近非线性函数的能力, 因而成为解决实际工业非线性过程控制的有力工具^[11]. [12]利用神经网络辨识非线性系统的结构和参数, 并与内模控制策略相结合实现解耦控制 [13]采用 Taylor 展开方法在平衡点处设计神经网络解耦控制器, 但仅在平衡点附近才能得到较好的控制效果, 当远离平衡点时, 控制效果较差甚至会导致系统丧失稳定性

为解决上述问题, 本文设计了多模型神经网络解耦控制器 在每个平衡点处将非线性系统进行 Taylor 展开, 利用一神经网络离线辨识线性部分, 利用另一神经网络在线辨识非线性部分, 并将非线性部分视为可测干扰而采用前馈方法予以消除 所有平衡点处得到的模型汇集起来构成多模型集, 在每一采样时刻基于切换指标选出最优模型, 并据此设计控制器实现控制

2 被控系统描述

设多输入多输出非线性离散时间系统描述为

$$y(t+1) = f[y(t), \dots, u(t), \dots] \quad (1)$$

式中: $u(t)$ 和 $y(t)$ 分别为 n 维输入、输出向量; $f[\cdot]$ 是 n 维连续可微的非线性函数

设上述非线性系统有 m 个平衡点, 则在任一平衡点 (u_i, y_i) 处将非线性系统(1) Taylor 展开, 得

$$y(t+1) = y_i + \sum_{n_1=1}^{n_a} f_{n_1} \Big|_{y=y_i}^{u=u_i} [y(t-n_a+n_1) - y_i] + \sum_{n_2=0}^{n_b} f_{n_2} \Big|_{y=y_i}^{u=u_i} [u(t-n_b+n_2) - u_i] + o[y(t) - y_i, \dots, u(t) - u_i, \dots] \quad (2)$$

式中

$$f_{n_1} = \frac{\partial}{\partial y(t-n_a+n_1)}, n_1 = 1, \dots, n_a, \quad (3)$$

$$f_{n_2} = \frac{\partial}{\partial u(t-n_b+n_2)}, n_2 = 0, \dots, n_b, \quad (4)$$

$o[y(t) - y_i, \dots, u(t) - u_i, \dots]$ 是在平衡点展开得到的高阶无穷小, 为一矢量函数, 代表系统非线性特性 令

$$\bar{y}(t) = y(t) - y_i, \quad (5)$$

$$\bar{u}(t) = u(t) - u_i, \quad (6)$$

$$v(t) = o[\bar{y}(t), \dots, \bar{u}(t), \dots], \quad (7)$$

$$A_{n_1}^i = (-1) f_{n_1} \Big|_{y=y_i}^{u=u_i}, n_1 = 1, \dots, n_a, \quad (8)$$

$$B_{n_2}^i = f_{n_2} \Big|_{y=y_i}^{u=u_i}, n_2 = 0, \dots, n_b, \quad (9)$$

$$A^i(z^{-1}) = I + A_{n_1}^i z^{-1} + \dots + A_{n_a}^i z^{-n_a}, \quad (10)$$

$$B^i(z^{-1}) = B_0^i + B_{n_2}^i z^{-1} + \dots + B_{n_b}^i z^{-n_b}. \quad (11)$$

则式(1)可写成

$$A^i(z^{-1})\bar{y}(t+1) = B^i(z^{-1})\bar{u}(t) + v(t). \quad (12)$$

上式即为非线性系统(1)在平衡点 (u_i, y_i) 处 Taylor 展开后得到的表达式 虽然形式类似于线性系统, 但由于 $v(t)$ 内包含非线性特性, 仍为非线性系统 不失一般性, 这里假设 $A^i(z^{-1})$ 为对角形矩阵 为了实现解耦控制, 将系统第 j 个通道的输入 $\bar{u}_j(t)$ 对第 i 个通道的输出 $\bar{y}_i(t)$ ($j \neq i$) 的耦合作用视为可测干扰, 与非线性特性 $v(t)$ 一起采用前馈补偿方法予以消除 于是, 式(12)可写成

$$A^i(z^{-1})\bar{y}(t+1) = \bar{B}^i(z^{-1})\bar{u}(t) + v(t). \quad (13)$$

式中: $\bar{B}^i(z^{-1}) = \text{diag}[B_{ii}^i(z^{-1})]$ 为对角形多项式矩阵, 且 \bar{B}_0^i 非奇异; $\bar{B}^i(z^{-1}) = B^i(z^{-1}) - B^i(z^{-1})$.

3 多模型神经网络解耦控制器设计

为了在大范围内实现对非线性系统的控制, 本文采用多模型切换的方法 针对系统的 m 个平衡点, 在每个平衡点分别设计多变量神经网络解耦控制器 任一采样时刻, 基于切换指标选取最优模型作为系统的当前模型, 并据此设计控制器实现控制

3.1 BP 神经网络

本文采用单隐层线性输出的静态 BP 神经网络, 该神经网络输入层中包含 k_1 个输入, 隐层中包含 k_2 个隐元, 输出层仅有一个输出 隐层神经元为 Sigmoid 函数, 输出层为线性输出, 调权律选用最速下降法

3.2 系统参数模型集构成

为保证非线性系统在大范围多平衡点处仍能得到较好的控制效果, 首先用小幅值的噪声在平衡点 (u_i, y_i) 附近激励系统, 用得到的输入输出数据组

成训练集 经过充分的离线训练后,可得到一组神经网络 由文献[14]可知,静态BP网络不仅可以逼近任意非线性函数,而且可以逼近该函数的导数 因此通过这组神经网络可以得到 $A^l(z^{-1})$ 和 $B^l(z^{-1})$ 的估计值 $\hat{A}^l(z^{-1})$ 和 $\hat{B}^l(z^{-1})$.

然后用另外一组神经网络在线逼近 $v(t)$. 定义 $n(n_a + n_b)$ 维数据向量为

$$X(t) = [\bar{y}(t)^T, \dots, \bar{u}(t)^T, \dots]^T, \quad (14)$$

则 $v(t)$ 可表示为

$$\hat{v}(t) = NN[W, X(t)] \quad (15)$$

式中: $NN[\cdot]$ 表示神经网络结构; W 表示神经网络的权值 这样就获得了系统在平衡点 (u_l, y_l) 处的模型

最后,在每个平衡点处重复以上过程,将所有平衡点处展开得到的 m 个模型汇集起来,就构成了系统参数模型集

3.3 最优模型选取

对于多个神经网络模型,采用如下切换指标:

$$J_l = e^l(t)^2 = y(t) - y^l(t)^2 \quad (16)$$

式中: $e^l(t) = y(t) - y^l(t)$ 为系统实际输出与各模型输出间的误差; $y^l(t)$ 为第 l 个模型的输出 令 $j = \arg \min(J_l) (l = 1, \dots, m)$ 表示使切换指标最小的模型,则选取第 j 个模型作为当前模型

3.4 控制器设计

非线性系统可写成式(13)的线性形式,因此可采用线性系统的控制器设计方法^[15]进行设计 对于第 j 个模型,采用与文献[15]相同的性能指标和 Diophantine 方程,可得系统最优控制律

$$[F(z^{-1})B(z^{-1}) + Q(z^{-1}) + S_1(z^{-1})]\bar{u}(t) + G(z^{-1})\bar{y}(t) + [F(z^{-1}) + S_2(z^{-1})]v(t) = R w(t), \quad (17)$$

式中: $w(t)$ 为已知系统参考输入; $P(z^{-1}), Q(z^{-1}), R(z^{-1}), S_1(z^{-1}), S_2(z^{-1})$ 为加权多项式矩阵,满足

$$P(z^{-1}) = F(z^{-1})A(z^{-1}) + z^{-1}G(z^{-1}), \quad (18)$$

$$Q(z^{-1}) = R_1 B(1), \quad (19)$$

$$S_1(z^{-1}) = R_1 B(1), \quad (20)$$

$$S_2(z^{-1}) = R_1, \quad (21)$$

$$R(z^{-1}) = P(1) + R_1 A(1). \quad (22)$$

式中 R_1 为定常对角形矩阵 为了保证闭环系统的稳定性,离线选取 $P(z^{-1})$ 和 R_1 , 满足

$$\begin{cases} |B(z^{-1})B^{-1}(1)R_1^{-1}P(z^{-1}) + A(z^{-1})| < 0, \\ |z| > 1 \end{cases} \quad (23)$$

在求解控制律(17)时,因为非线性环节 $v(t)$ 项

中包含 $\bar{u}(t)$, 所以式(17)为一个非线性方程,很难求出最优控制律 这里采用近似方法,将 $v(t)$ 中的 $\bar{u}(t)$ 用 $\bar{u}(t-1)$ 来代替,于是便可通过求解 $\bar{u}(t)$ 的线性方程得到系统的最优控制律 考虑到进入稳态过程中, $\bar{u}(t)$ 将收敛于某个常向量,所以这样做是有实际意义的 详细推导过程参见文献[15]

3.5 多模型神经网络解耦控制算法

下面给出多模型神经网络解耦算法:

- 1) 在每个平衡点处离线训练一组神经网络,得到估计值 $\hat{A}^l(z^{-1})$ 和 $\hat{B}^l(z^{-1}), l = 1, 2, \dots, m$;
- 2) 根据另一组神经网络在线估计的 $\hat{v}^j(t-1)$ 值,由式(13)和式(5)得到模型输出 $y^l(t), l = 1, 2, \dots, m$;
- 3) 根据切换指标(16)选取最优模型 j 作为当前模型;
- 4) 用 $\hat{A}^j(z^{-1})$ 和 $\hat{B}^j(z^{-1})$ 代替 $A^j(z^{-1})$ 和 $B^j(z^{-1})$, 离线凑试 $P(z^{-1})$ 和 R_1 , 使式(23)满足;
- 5) 由式(18) ~ (22)求得 F, G, Q, S_1, S_2, R ;
- 6) 由式(17)和(6)计算控制量 $u(t)$;
- 7) 由系统输入输出数据按式(14)组成数据向量 $X(t-1)$;
- 8) 以 $X(t-1)$ 作为第 j 个 $NN[\cdot]$ 的输入,以 $\hat{A}^j(z^{-1})\bar{y}(t) - \hat{B}^j(z^{-1})\bar{u}(t-1)$ 为期望值,将第 j 个 $NN[\cdot]$ 训练一次,按式(15)得到 $\hat{v}^j(t)$ 的估计值;
- 9) 其余各模型的 $\hat{v}^l(t) (l \neq j)$ 估计值取为 $\hat{v}^l(t) = \hat{v}^l(t-1)$.

在每个采样周期重复以上 2) ~ 9) 步

4 仿真研究

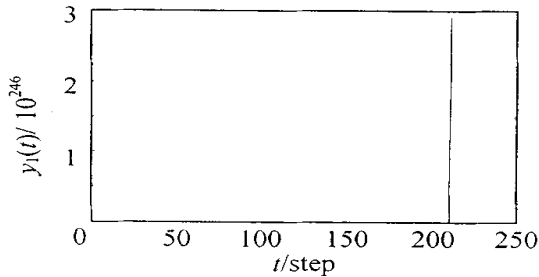
为便于比较,采用与文献[13]相同的多变量非线性离散时间系统模型

$$\begin{cases} y_1(t+1) = \frac{-0.2y_1(t)}{1+y_1^2(t)} + \sin[u_1(t)] - 0.5\sin[u_1(t-1)] + 1.5u_2(t) + 0.2u_2(t-1), \\ y_2(t+1) = 0.6y_2(t) + 0.2u_1(t) + 1.3u_1(t-1) + u_1(t) + u_2^2(t) + \frac{1.5u_2(t-1)}{1+u_2^2(t-1)} \end{cases} \quad (24)$$

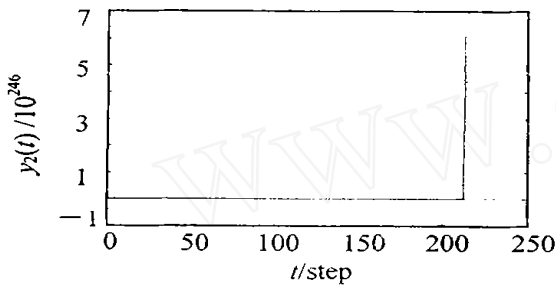
参考输入 $w = [0, 0]^T$. 当 $t = 40$ 时, $w = [0.05, 0]^T$; 当 $t = 80$ 时, $w = [0.15, 0]^T$; 当 $t = 120$ 时, $w = [0.25, 0]^T$; 当 $t = 160$ 时, $w = [0.35, 0]^T$; 当 $t = 200$ 时, $w = [0.45, 0]^T$.

针对系统(24),图1采用文献[13]的方法,在

平衡点(0, 0) 处进行 Taylor 展开. BP 神经网络采用 8 个隐元, 在原点附近用小幅值的噪声激励系统, 离线训练神经网络. 图 2 在 $y = [0, 0]^T, y = [0, 1, 0]^T, y = [0, 2, 0]^T, y = [0, 3, 0]^T, y = [0, 4, 0]^T$ 和 $y = [0, 5, 0]^T$ 处进行 Taylor 展开, 特意选取平衡点远离系统设定值. 按相同方法可得 6 个系统模型.

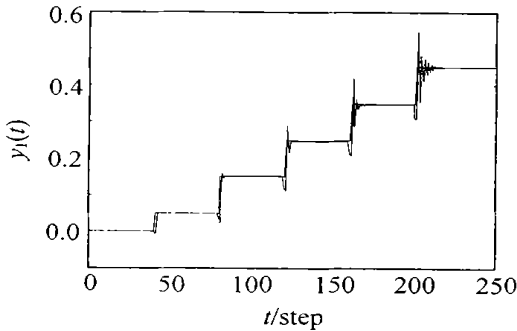


(a) 系统输出 $y_1(t)$

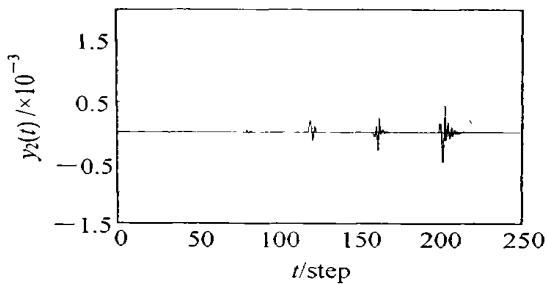


(b) 系统输出 $y_2(t)$

图 1 常规神经网络解耦控制器



(a) 系统输出 $y_1(t)$



(b) 系统输出 $y_2(t)$

图 2 多模型神经网络解耦控制器

由图可知, 虽然采用相同的解耦控制器设计方法, 但图 1 中系统已经丧失了稳定性, 而图 2 中系统的响应不但能够实现控制, 而且可以得到较好的解耦效果. 为使图形简练, 各图都是在神经网络在线运行 21 000 步后得到的.

5 结 语

本文针对一类非线性离散时间多变量系统进行神经网络解耦控制的研究. 将系统的非线性部分和耦合部分视为可测干扰, 采用前馈补偿的方法予以消除, 提出了前馈解耦控制算法. 当系统模型未知时, 采用两组神经网络分别离线和在线估计被控系统的线性部分和高阶非线性部分, 实现了神经网络前馈解耦控制. 多模型的引入可使系统在大范围内得到较好的控制效果.

参考文献(References):

- [1] 柴天佑. 多变量自适应解耦控制及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- [2] 王昕, 岳恒, 柴天佑, 等. 基于多模型切换的多变量直接自适应极点配置控制器[J]. 控制理论与应用, 2001, 18(增): 23-27.
(Wang X, Yue H, Chai T Y, et al. Multivariable direct adaptive pole placement controller using multiple models[J]. *Control Theory and Application*, 2001, 18(S): 23-27.)
- [3] Wang X, Yue H, Zhou X J, et al. Multivariable direct adaptive decoupling controller using multiple models [A]. *The 4th Asian Control Conf* [C]. Singapore, 2002.
- [4] Ansari R M, Tade M O. *Nonlinear Model-based Process Control: Applications in Petroleum Refining* [M]. London: Springer, 2000.
- [5] Khalil H K. *Nonlinear Systems* [M]. New Jersey: Prentice Hall Inc, 2002.
- [6] Gemani A, Manes C, Pepe P. Linearization and decoupling of nonlinear delay systems [A]. *Proc of the American Control Conference* [C]. Philadelphia, 1998. 1948-1952.
- [7] Wai R J, Liu W K. Nonlinear decoupled control for linear induction motor servo-drive using the sliding-mode technique [J]. *IEE Proc D Control Theory and Applications*, 2001, 148(3): 217-231.
- [8] Balchen Jens G, Sandrib Bjarne. Elementary nonlinear decoupling control of composition in binary distillation columns [J]. *J of Process Control*, 1995, 5(4): 241-247.
- [9] Lin Z L. A most disturbance decoupling with global asymptotic stability for nonlinear systems with disturbance-affected unstable zero dynamics [J].

- Systems & Control Letters*, 1998, 33(3): 163-169
- [10] Lin Z L, Bao X Y, Chen B M. Further results on almost disturbance decoupling with global asymptotic stability for nonlinear systems[J]. *Automatica*, 1999, 35(4): 709-717.
- [11] Haykin S S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundations*[M]. Beijing: Tsinghua University Press and Prentice Hall Inc, 2001.
- [12] Ho D W C, Ma Z. Multivariable internal model adaptive decoupling controller with neural network for nonlinear plants [A]. *Proc of the American Control Conf* [C]. Philadelphia, 1998 532-536
- [13] Yue H, Chai T Y. Adaptive decoupling control of multivariable nonlinear nonminimum phase systems using neural networks [A]. *Proc of the American Control Conf* [C]. Philadelphia, 1998 513-514
- [14] Hornik K, Stinchcombe M, White H. Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks [J]. *Neural Networks*, 1990, 3(5): 551-560
- [15] 王昕, 岳恒, 柴天佑. 一类非最小相位系统的多变量多模型解耦控制器[J]. *控制与决策*, 2003, 18(1): 7-12
(Wang X, Yue H, Chai T Y. Multivariable decoupling controller using multiple models for a nonminimum phase system [J]. *Control and Decision*, 2003, 18(1): 7-12)

(上接第 419 页)

参考文献(References):

- [1] Chen Y H, Leitmann G, Zhang Kai X. Robust control design for interconnected systems with time-varying uncertainties [J]. *Int J Control*, 1991, 54 (8): 1119-1142
- [2] Mao C J, Yang J H. Decentralized robust stabilizing and output tracking controllers [J]. *Automatica*, 1995, 31(15): 151-154
- [3] Xu B, Lam J. Decentralized stabilization of large-scale interconnected time-delay systems [J]. *J of Optimization Theory and Applications*, 1999, 103 (1): 231-240
- [4] Davison E J. The decentralized stabilization and control of unknown nonlinear time varying systems [J]. *Automatica*, 1974, 10(3): 309-316
- [5] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control [J]. *IEEE Trans on System, Man and Cybern*, 1985, 15 (1): 116-132
- [6] Wang H O, Tanaka K, Griffin M F. An approach to fuzzy control of nonlinear systems: Stability and design issues [J]. *IEEE Trans on Fuzzy System*, 1996, 4(1): 14-23
- [7] Tanaka K, Ikeda T, Wang H O. A unified approach to controlling chaos via LM F-based fuzzy control system design [J]. *IEEE Trans on Circuit System*, 1998, 45(9): 1021-1040
- [8] Cao Y Y, Sun Y X, Lam J. Delay-dependent robust H_∞ control for uncertain systems with time-varying delays [J]. *IEE Proc Control Theory Applications*, 1998, 145(3): 338-344
- [9] Yu L, Chu J. An LM I approach to guaranteed cost control of linear uncertain time-delay systems [J]. *Automatica*, 1999, 35(8): 1155-1159

(上接第 423 页)

- [5] Mansilla R. From naive to sophisticated behavior in multiagents-based financial market models [J]. *Physica A*, 2000, (284): 478-488
- [6] Savit R, Manuca R, Riolo R. Adaptive competition, market efficiency, phase transition [J]. *Phys Rev Lett*, 1999, 82(10): 2203-2206
- [7] Kalinowski T, Schulz H J, Briese M. Cooperation in the minority game with local information [J]. *Physica A*, 2000, (277): 502-508
- [8] Slanina F. Social organization in the minority game model [J]. *Physica A*, 2000, (286): 367-376