

基于神经网络的多模型同时镇定控制器设计

沈毅 王世忠 王艳 刘志言

(哈尔滨工业大学控制工程系·哈尔滨, 150001)

摘要: 本文将神经网络引入多模型同时镇定问题, 给出了实现多模型同时镇定的神经网络控制器的设计方法, 其特点是方法简练, 且不受线性系统的限制. 将该方法用于造纸过程定量水分控制系统模型, 仿真结果说明了本文所给方法可以为这一不确定时变系统设计出良好的控制器.

关键词: 人工神经网络; 同时镇定; 不确定系统; 造纸过程

1 引言

多模型同时镇定问题是指: 给定 r 个被控对象 $P_1, P_2, \dots, P_r$, 能否找到一个控制器 C 镇定所有被控对象.

同时镇定的目的, 一是对已知变化范围的时变或不确定系统, 用多个模型拟合各种时变或不确定情况, 若能实现同时镇定, 则可实现对该时变或不确定系统的良好控制; 二是提高系统的可靠性, 设 P_1 是对象在正常模式时的模型, 而 $P_2, \dots, P_r$ 表示对象在各种结构摄动时的模型, 例如对象工作点迁移、传感器或执行器的故障等.

自 1982 年 Sakes 和 Vidyasagar 等人^[1,2] 首先提出同时镇定问题以来, 作为鲁棒控制研究的一个重要分支, 对同时镇定问题的研究引起了众多学者的兴趣, 并取得了可喜的成果^[3~6]. 主要有单输入系统的动态反馈设计法^[4]、参数空间设计法^[5]、频域设计法^[6]等. 这些方法均以线性系统理论为基础, 当然也就受到线性系统方法的限制.

神经网络因其复杂的非线性结构及能以任意精度逼近任意连续非线性函数的能力, 已引起人们的普遍重视. 特别是在复杂的非线性及不确定系统的控制方面, 人们对其寄予了很大希望, 也取得了一些令人满意的结果^[7~9].

本文将利用神经网络解决多模型系统的同时镇定问题. 首先, 介绍神经网络控制器的设计方法和步骤; 然后, 以造纸过程定量水分控制系统的仿真实验, 说明所给方法的有效性和优越性.

2 多模型同时镇定的神经网络控制器设计方法

对于 r 个对象或一个对象的 r 种可能模式, 假设有 r 个模型分别为 $P_1, P_2, \dots, P_r$:

$$y_i(t) = f_i\{\Phi_i(t)\}, \quad (i = 1, 2, \dots, r). \quad (1)$$

其中 $y_i(t)$ 为第 i 个模型的输出, $\Phi_i(t)$ 是一个由过去的输出和输入构成的 $n_{\Phi} \times 1$ 维向量, $f_i(\cdot)$ 为一个表示第 i 个模型动态关系的线性函数 (一般同时镇定问题均要求该函数为线性函数, 且各函数间要满足一定的关系, 否则无法实现同时镇定^[5], 本文所介绍的神经网络方法不受其线性函数的限制, 可以为非线性函数, 只要相应的控制器能够设计出, 为了与以往方法比较及讨论方便, 这里暂假设为线性函数).

若所有被控对象的最大阶次为 n , 则 (1) 式可表示为

$$y_i(t) = f_i\{y(t-1), \dots, y(t-n), u(t-1), \dots, u(t-n)\}. \quad (2)$$

对于这 r 个模型,首先可以采用现有的各种有效、可靠、方便的设计方法,如极点配置、二次型最优控制、甚至古典 PID 控制、模糊控制等等,分别对于每个模型 $P_i (i = 1, 2, \dots, r)$, 设计一个满意控制器 $C_i (i = 1, 2, \dots, r)$, 其增量形式为

$$\Delta u_i(t) = g_i\{e_i(t), \dots, e_i(t - m_i), \Delta u_i(t - 1), \dots, \Delta u_i(t - m_i)\}. \quad (3)$$

其中 Δu_i 为第 i 个控制器的输出增量, e_i 为第 i 个控制器应用于第 i 个模型时设定值与输出值间的偏差, $\Delta u_i(t - j), e_i(t - j), (j = 1, \dots, m_i)$ 表示输出增量和偏差的过去值, $g_i(\cdot)$ 为表示第 i 个控制器输入输出关系的一个函数, 可为线性函数、非线性函数甚至模糊函数。

对于所有上述 r 个控制器的集合可以看作作为一个非线性控制器, 下面用一个具有一或多隐层的前传神经网络逼近这一非线性控制器。

神经网络的输入, 首先应包括上述控制器的输入和输出变量, e_i 及 Δu_i 。另外, 为了获得不同被控对象的信息, 以便神经网络控制器给出适当的控制指令, 即按相应的控制器动作, 被控对象的有关信息也应包含在神经网络的输入中。(1) 式或(2) 式体现了被控对象的输入输出特性, 为此, $y(t)$ 及 $u(t)$ 也应为神经网络的输入。于是, 神经网络控制器可由下式表示:

$$\Delta u(t) = h\{e(t), \dots, e(t - m), \Delta u(t - 1), \dots, \Delta u(t - m), y(t), \dots, y(t - n), u(t - 1), \dots, u(t - n)\}. \quad (4)$$

对于这一神经网络控制器的训练, 可以在线或离线进行。为了完全复现所学控制器的动态特性, 训练样本应是充分的, 即对于每个对象 P_i 及对应控制器 C_i 所构成的控制子系统, 其输入应是充分激励的, 常采用伪随机信号或在正常输入信号上叠加一小值伪随机信号方式。为了达到一定的复现精度, 所用样本数据不能太少。

另外, 为了达到对设定值跟踪的目的, 系统的无偏性应予以保证, 即稳态时应使 $e(t)$ 和 $\Delta u(t)$ 均为零。这对于线性系统可由其线性结构予以保证, 但在神经网络控制器中不一定保证, 为此可选用图 1 所示结构的神经网络, 即在网络的第一层采用一种特殊的结构, 这样可在 $e(t)$ 及 $\Delta u(t)$ 等输入为零值时, 使网络的输出为零, 从而保证了系统的无偏性。图 1 中 $f(\cdot)$ 为神经网络的作用函数, 且下半部分的 $f(\cdot)$ 与上半部分的 $f(\cdot)$ 结构相同, 只是置本身的 w_1, w_2 为 0 而已。

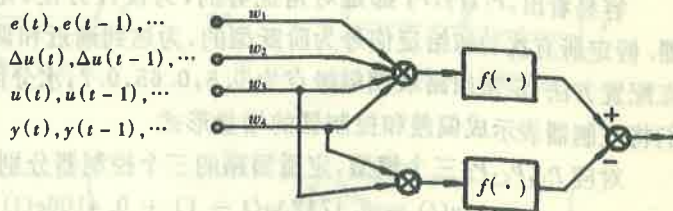


图 1 保证无偏性的神经网络结构

神经网络控制器的训练, 可以离线进行也可在线进行, 依具体条件而定。所用的神经网络, 通常一个隐层是足够的, 隐层神经元的数目在训练中可逐渐增加, 直到训练误差可接受为止。神经

网络控制器被训练好后, 它将可以取代上述 r 个控制器 $C_i (i = 1, 2, \dots, r)$, 实现对所有 r 个模型 $P_i (i = 1, 2, \dots, r)$ 的良好控制, 其结构如图 2 所示。神经网络的学习算法可以采用 BP 算法及其各种改进型。

上面说明了用神经网络实现的多模型同时镇定控制器的具体设计方法。设计过程分为两步, 一是针对各个模型, 采用成熟的设计方法分别设计相应的控制器, 使其分别具有满意的性

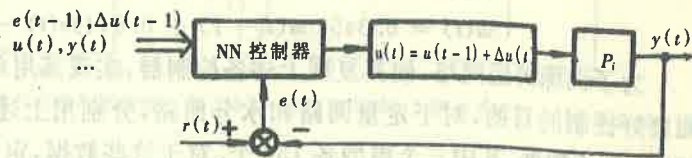


图 2 神经网络控制系统实现简图

能;二是以相应的控制器及被控对象为样本,在充分激励的情况下,获取一组学习数据,用这些数据去训练特殊结构的神经网络,训练好的神经网络将可取代所有各控制器,以单一形式完成对多模型的同时镇定.下面,将该方法用于造纸过程定量水分控制模型,对其进行仿真研究.

3 仿真研究

为了验证所给设计方法的有效性和优越性,下面以造纸机定量水分控制模型为例,对其进行仿真研究.

考虑一台多产品的造纸机,生产上要求的被控变量是定量和水分.文献[6]用三个脉冲传递函数矩阵模型描述纸机的生产 $100\text{g}/\text{m}^2$, $80\text{g}/\text{m}^2$, $120\text{g}/\text{m}^2$ 纸种时的定量和水分回路模型,采用频域法设计了同时镇定控制器,据介绍实际运行效果良好.本文将用此模型,采用神经网络方法,给出这一不确定系统的良好控制器.

三个脉冲传递函数矩阵模型分别为:

$$P_1(z) = \begin{bmatrix} \frac{0.4424}{z(z-0.7788)} & \frac{0.09996}{z-0.9048} \\ \frac{0.2212}{z(z-0.7788)} & \frac{0.2856}{z-0.9048} \end{bmatrix}, \quad P_2(z) = \begin{bmatrix} \frac{0.2719}{z(z-0.8187)} & \frac{0.1333}{z-0.9048} \\ \frac{0.1360}{z(z-0.8187)} & \frac{0.3808}{z-0.9048} \end{bmatrix},$$

$$P_3(z) = \begin{bmatrix} \frac{0.7087}{z(z-0.7165)} & \frac{0.06664}{z-0.9048} \\ \frac{0.3544}{z(z-0.7165)} & \frac{0.1904}{z-0.9048} \end{bmatrix}. \quad (5)$$

首先对上述三个模型分别设计满意的控制器.

容易看出, P_1, P_2, P_3 都是对角优势的,为设计方便,定量、水分按对角传函分别设计控制器.假定所有扰动和给定信号为阶跃型的,为达到渐近和调节,控制器中应含积分环节.采用极点配置方法,定量回路取期望极点为 $0.6, 0.65, 0.7$;水分回路取期望极点为 $0.7, 0.75, 0.8$.我们将控制器表示成偏差和控制器的增量形式.

对应 P_1, P_2, P_3 三个模型,定量回路的三个控制器分别为

$$\begin{cases} \Delta u(t) = 0.1712\Delta u(t-1) + 0.4106e(t) - 0.3157e(t-1), \\ \Delta u(t) = 0.1313\Delta u(t-1) + 0.7632e(t) - 0.6087e(t-1), \\ \Delta u(t) = 0.2335\Delta u(t-1) + 0.2084e(t) - 0.1491e(t-1). \end{cases} \quad (6)$$

水分回路的三个控制器分别为

$$\begin{cases} \Delta u(t) = 0.3452\Delta u(t-1) + 0.4296e(t) - 0.3770e(t-1), \\ \Delta u(t) = 0.3452\Delta u(t-1) + 0.3222e(t) - 0.2828e(t-1), \\ \Delta u(t) = 0.3452\Delta u(t-1) + 0.6444e(t) - 0.5657e(t-1). \end{cases} \quad (7)$$

为了训练神经网络,使其复现上述各控制器,实现其用单一控制器达到对所有三个模型均能良好控制的目的,对于定量回路和水分回路,分别用上述各控制器及相应的被控对象生成 450 个训练数据,其中三个模型各 150 个.对于这些数据,定量及水分的设定值是一个在 $(-1, +1)$ 间变化的随机数.图 3(a)、图 3(b) 分别为定量、水分回路的训练数据.为了保证控制系统的无偏性,在神经网络的第一层可采用如图 1 所示的特殊结构.定量、水分神经网络控制器均具有如下结构:

$$\Delta u(t) = h\{e(t), e(t-1), \Delta u(t-1), y(t), y(t-1), u(t-1), u(t-2)\}. \quad (8)$$

神经网络为含有一个隐层的前传网络,输入层具有 7 个节点,隐层具有 9 个节点,输出层为一个节点.

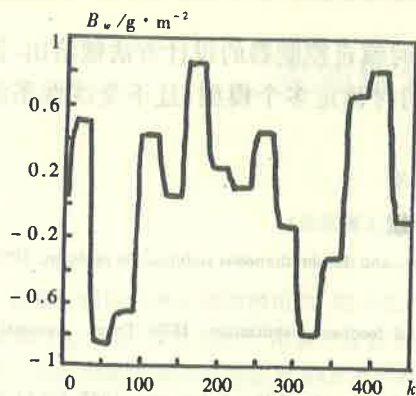


图 3(a) 定量回路训练数据

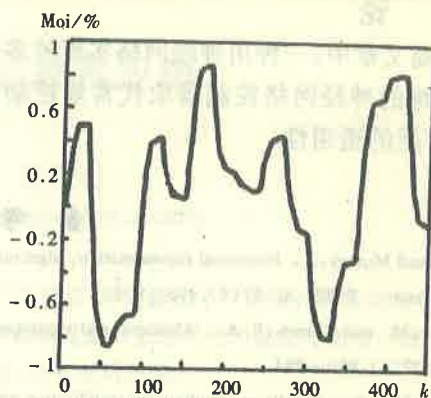


图 3(b) 水分回路训练数据

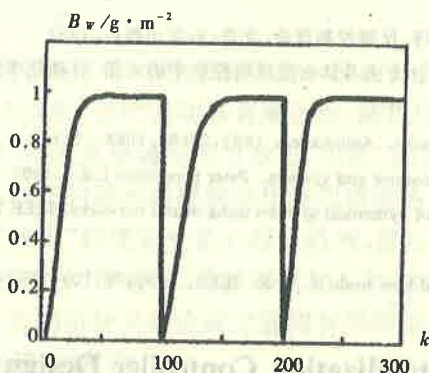


图 4(a) ANN 控制的定量阶跃曲线

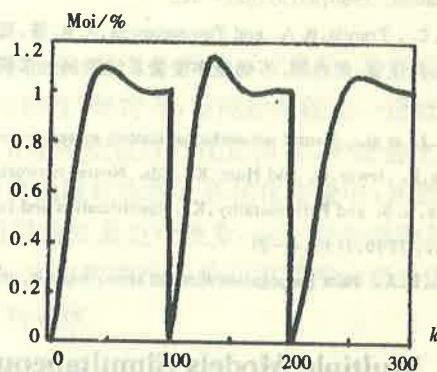


图 4(b) ANN 控制的水分阶跃曲线

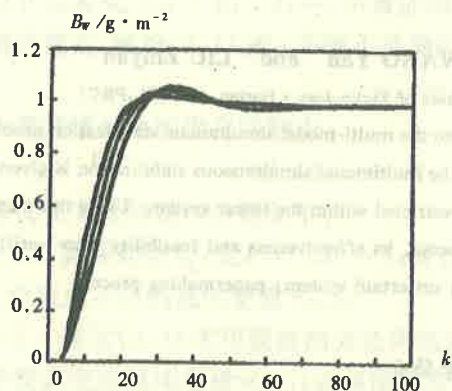


图 5(a) ANN 控制器用于耦合系统的定量阶跃曲线

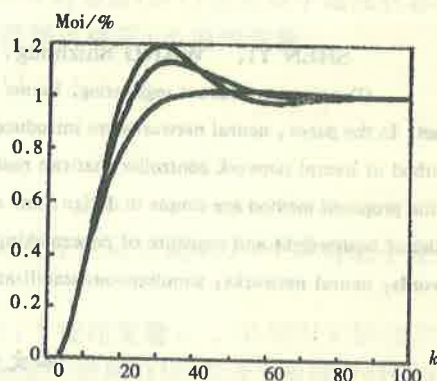


图 5(b) ANN 控制器用于耦合系统的水分阶跃曲线

训练后的神经网络控制器,分别用于控制上述三个被控对象,其单位阶跃响应如图 4 所示. 图 4(a) 为定量回路阶跃响应曲线,图 4(b) 为水分回路阶跃响应曲线, $k=0 \sim 100$, $k=100 \sim 200$, $k=200 \sim 300$ 分别为作用于对象 1, 2, 3 的阶跃响应. 图 5(a)、(b) 分别为神经网络控制器作用于定量水分耦合系统, 定量、水分的阶跃响应曲线. 从曲线可以看出, 采用单一的神经网络控制器完全可以实现对由三个不同模型构成的不确定造纸机定量水分过程的良好控制.

对于学习算法, 不管是简单的 BP 算法, 还是一些改进方法, 如有序 BP 算法^[10]等, 都有其局限性. 但仿真实验表明, 无论采用什么方法, 一旦训练收敛, 神经网络控制器性能是优异的.

4 结 论

在这篇文章中,一种用神经网络实现的多模型同时镇定控制器的设计方法被给出.该方法以经过训练的神经网络控制器取代常规控制器,可同时镇定多个模型,且不受线性系统的限制,具有广泛的适用性.

参 考 文 献

- 1 Sakes, R. and Murray, J.. Fractional representation, algebraic geometry, and the simultaneous stabilization problem. IEEE Trans. Automat. Contr., 1982, AC-27(4):895—903
- 2 Vidyasagar, M. and Francis, B. A.. Algebraic and topological aspects of feedback stabilization. IEEE Trans. Automat. Contr., 1982, AC-27(4):880—894
- 3 Vidyasagar, M.. Some results on simultaneous stabilization with multiple domains of stability. Automatica, 1987, 23(4):535—540
- 4 Wu, D. N., Gao, W. B. and Cheng, M.. Algorithm for simultaneous stabilization of single input system via dynamic feedback. Int. J. Control, 1990, 51(3):631—642
- 5 Doyle, J. C., Francis, B. A. and Tawneabawna, A. R. 著, 慕春棣译. 反馈控制理论. 北京: 科学出版社, 1993
- 6 王庆国, 孙优贤, 周春晖. 不确定多变量系统控制的多模型设计方法及其在造纸机控制中的应用. 自动化学报, 1991, 17(1):68—76
- 7 Hunt, K. J. et al.. Neural networks for control systems—a survey. Automatica, 1992, 28(6):1083—1112
- 8 Warwick, K., Irwin, G. and Hunt, K., Eds. Neural networks for control and systems. Peter peregrinus Ltd., 1992
- 9 Narendra, K. S. and Parthasarathy, K.. Identification and control of dynamical systems using neural networks. IEEE Trans. Neural Networks, 1990, 1(1):4—27
- 10 Webros, P. J.. Back propagation through time: what it, does and how to do it. Proc. IEEE, 1990, 78(10):1550—1560

Multiple Models Simultaneous Stabilization Controller Design Based on Neural Networks

SHEN Yi, WANG Shizhou, WANG Yan and LIU Zhiyan

(Department of control engineering, Harbin Institute of Technology • Harbin, 150001, PRC)

Abstract: In the paper, neural networks are introduced into the multi-model simultaneous stabilization problems, and a design method of neural network controller that can realise the multimodel simultaneous stabilization is given. The specialties of the proposed method are simple in design, and not restricted within the linear system. Using this method to the control model of basisweight and moisture of papermaking process, its effectiveness and feasibility were verified.

Key words: neural networks; simultaneous stabilization; uncertain system; papermaking process

本文作者简介

沈毅 1965年生,工学博士,副教授.现在哈尔滨工业大学控制工程系工作.目前主要研究方向为过程控制,故障诊断与容错控制,人工智能在控制工程中的应用,生物医学信号检测与处理.科研成果曾获国家级奖励1项,省部级奖励2项.已发表论文30余篇.

王世忠 1942年生.1966年毕业于哈尔滨军事工程学院,1980年在哈尔滨工业大学获硕士学位.目前主要研究方向为一般力学,结构动力学问题,气动弹性,固液耦合问题,非线性振动与控制问题.

王艳 1959年生.工程师,现在哈尔滨工业大学控制工程系工作.目前主要研究方向为智能仪表,工业过程控制,生物医学信号检测与处理,已发表论文十余篇.

刘志言 1936年生.教授,博士生导师.现在哈尔滨工业大学控制工程系工作.目前主要研究方向为工业过程控制,人工智能在控制工程中的应用,生物医学信号检测与处理.科研成果曾获国家级奖励2项,省部级奖励3项.