

可控受限多变量耦合系统的智能控制

刘英晖, 刘贺平

LIU Ying-hui, LIU He-ping

北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083

School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

E-mail: susanj@sina.com

LIU Ying-hui, LIU He-ping. Intelligent control of limited controllability multivariable coupling control system. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(21): 209-211.

Abstract: According to the limited controllability of the multivariable coupling system, a PID self-tuning mixed decoupling control method based on DRNN is put forward. It can realize decoupling multivariable system with identifying system model with DRNN and tuning the parameters of PID controller. It is used to real-time control of the multivariable furnace temperature control system. The experimental results indicate that mixed decoupling method based on DRNN has the advantage of non-overshoot, high speed and high control precision compared with common PID control.

Key words: limited controllability multivariable coupling system; Diagonal Recurrent Network (DRNN); mixed decoupling control; PID control

摘要: 针对可控受限多变量耦合系统, 提出了一种基于对角递归神经网络 (DRNN) 整定的 PID 混合解耦控制。采用对角递归神经网络来辨识系统模型, 进而对 PID 控制器参数进行整定, 实现多变量解耦控制。通过对多变量耦合控制系统的设计和实时控制, 实际控制结果达到了解耦控制的要求, 并具有无超调、响应速度快、控制精度高等特点。

关键词: 可控受限多变量耦合系统; 对角递归神经网络 (DRNN); 混合解耦控制; PID 控制

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.21.060 **文章编号:** 1002-8331(2009)21-0209-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP273

1 引言

PID 控制因其算法简单, 可靠性高, 鲁棒性好等特点被广泛应用于控制系统, 尤其适用于能建立精确数学模型的确定性控制系统。然而在实际生产过程中, 被控对象往往具有非线性、时变性、强耦合等特点, 难以建立精确的数学模型; 另外, PID 控制器中的参数整定方法繁杂, 一次性整定的参数很难保证其控制效果始终处于最佳状态, 因此常规 PID 控制器的控制效果和控制精度受到了很大限制^[1]。

神经网络由于具有高精度逼近任意的非线性函数、很强的自学习和适应能力, 因而广泛应用于控制系统的控制器设计、预测建模和辨识、故障诊断和系统优化等方面^[2]。对角递归神经网络 DRNN 是一种回归神经网络, 由 Ku Chao-chee 等人在 1995 年首次提出, 它是在部分递归网络 Elman 网络的基础上, 将隐含层权值矩阵做了进一步简化, 变为对角阵, 即隐含层的每一个神经元仅接受自己的输出反馈, 而与其他神经元无反馈连接。这样既简化了网络, 减少了需调整的参数, 又保持了网络的自反馈特性, 从而大大地减少了计算量, 缩短了训练时间。目前该网络在自适应控制、预测控制、系统辨识与建模等领域中已被广泛使用。与 Elman 网络相比, DRNN 网络结构简单, 而与传统的前馈神经网络相比, 它又能反映动态映射, 具有动态记忆

能力^[3]。

基于回归神经网络的上述特点, 采用 DRNN 网络, 提出一种比例、积分、微分在线整定的 PID 解耦控制器^[4], 并将其应用于可控受限的二输入二输出温度控制系统。

2 可控受限多变量耦合系统

可控受限多变量耦合系统是由计算机、电加热炉、温度传感器、温度变送器和电源等组成的多变量炉温控制系统。炉温控制系统如图 1 所示。

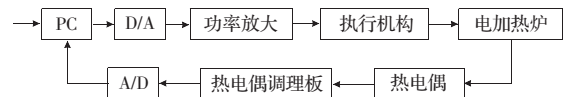


图 1 炉温控制系统

该系统的被控对象是一台实验室自制的筒型电加热炉, 额定电压为 220 V, 额定功率为 2.5 KW, 温度范围为室温到 1 000 ℃, 采用电阻丝进行加热。该电加热炉中包含上、下两组电阻丝, 它们分别与两个执行机构相连, 分别进行加热, 有两个测温元件分别测其温度。热电偶输出为 mV 信号, 经过热电偶调理板放大后为 0~10 V 信号, 对应 0~1 000 ℃的电加热炉温度。电加热炉在升温时强迫加热, 而降温时则是自然冷却, 所以和其他被

作者简介: 刘英晖 (1972-), 女, 讲师, 主要研究方向: 智能控制; 刘贺平 (1951-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 控制理论与应用, 自适应控制, 计算机过程控制, 复杂系统的建模与控制等。

收稿日期: 2008-12-24 **修回日期:** 2009-04-27

控对象不同的是电加热炉温度控制没有负控制作用,控制量必须大于零,是一个可控受限的二输入二输出耦合系统。温度控制具有升温单向性、大惯性、大滞后性等特点,而常规 PID 控制难以取得较好的控制效果。

3 可控区域

多变量炉温控制系统是一个强耦合的温度控制系统,两组电阻丝和热电偶靠得越近,耦合越严重,极端情况即变成单变量系统。绝大多数的电加热炉都是在升温时强迫加热,而降温时则是自然冷却,所以和其他控制系统不同的是电加热炉温度控制没有负控制作用,控制量必须大于零,是一个可控受限的多变量耦合系统。一个输出温度的波动往往会影响到另一个输出温度的变化,两个输出温度值不可能在任意温度范围内都是可控的,必然存在一个可控区域。耦合越严重,可控区域越窄。

基于 Visual C++开发了炉温控制系统的可视化界面,可以很直观地显示出炉温随时间变化的实时曲线,设有常规 PID 控制的控制参数设置窗口和当前状态显示窗口,采用常规 PID 控制的三个参数 K_p 、 T_i 、 T_d ,在此由用户输入,当前状态显示窗口则用于显示加热时间、当前温度、温度误差、空占比和功率等参数,可以实时观测相关参数。可视化界面还设置有开始加热、停止、图像刷新和退出 4 个控制按钮。整个控制系统如图 2 所示。

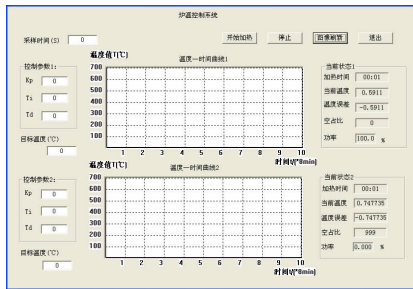


图 2 多变量炉温控制系统可视化界面

通过上述可视化界面,可以测试出此二输入二输出系统的温度可控区域如图 3 所示。由图 3 可看出,由于炉体的自身结构决定了多变量炉温控制系统的耦合比较严重,再加上环境温度变化、传热问题的复杂性、保温绝热材料等因素的影响,可控区域范围不是很大,只有在可控区域内多变量炉温控制系统才是可控的。

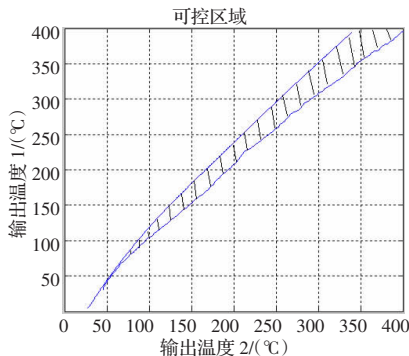


图 3 可控区域

4 对角递归神经网络整定的 PID 解耦控制

4.1 对角递归神经网络(DRNN)结构

最基本的 DRNN 网络结构有三层,即输入层、输出层和隐含层,其中隐含层为回归层。DRNN 网络隐含层中每一个均为

激励函数为 S 型函数的回归元,如图 4 所示,其中有阴影的神经元代表为对角回归元。正是由于对角回归元的存在使得网络具有很强的描述动态系统的能力^[5]。

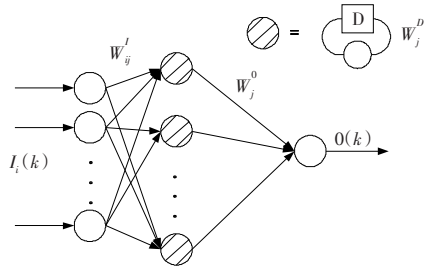


图 4 对角递归神经网络结构图

DRNN 网络输入层和输出层同静态网络,无回归元,隐含层均为激励函数是 S 型函数的回归元。设 $I_i(k)$ 为第 i 个输入, $S_j(k)$ 为第 j 个回归元的输入和, $O(k)$ 为网络的输出, W_{ij}^1 、 W_j^0 和 W_j^0 分别表示输入层、对角回归层和输出层的加权矩阵,则网络的输入输出映射关系为:

$$O(k) = \sum_j W_j^0 X_j(k)$$

$$X_j(k) = f(S_j(k)) \tag{1}$$

$$S_j(k) = W_j^D X_j(k-1) + \sum_i W_{ij}^1 I_i(k)$$

式中, $f(\cdot)$ 为 S 函数。

4.2 基于 DRNN 网络整定的 PID 解耦控制

在多变量控制系统中,往往存在较强的耦合现象,会使系统的控制性能变差,控制过程较长且不平稳,甚至导致系统无法正常工作,直接影响控制质量。传统的解耦控制方法一般要预先知道被控对象的数学模型,然后分别设计解耦器、控制器。两者的设计和实现比较繁琐,解耦器和控制器相互分割,难以兼顾,设计过程较复杂。另外,解耦器的设计也常常依赖于被控对象数学模型的准确性,而在实际过程中难以满足这些条件。因此传统的方法难以实现有效的解耦控制。针对可控受限的二输入二输出强耦合温度控制系统,提出一种基于神经网络的解耦与控制的混合解耦方法,采用结构简单而有效的对角递归神经网络(DRNN)对系统进行动态辨识,并可以在线调整 PID 控制器的比例、积分、微分系数,从而利用各控制量控制被控对象,完成系统的解耦与控制工作。该方法结构简单,易于实现,具有良好的控制效果^[3]。

双输入双输出 DRNN 网络 PID 解耦控制器如图 5 所示,包括两个并列相同的子网络,其中 r 和 y 分别为系统给定值和实际输出值。图中 PID 控制器直接对被控对象进行闭环控制,其比例、积分、微分系数由回归神经网络 DRNN 在线整定。

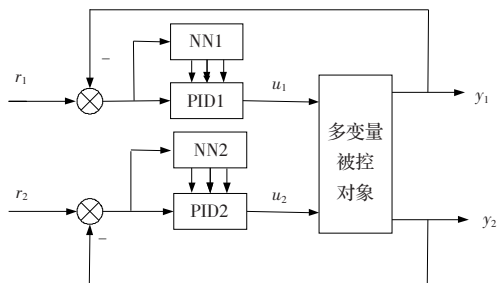


图 5 基于 DRNN 神经网络整定的 PID 控制系统框图

DRNN 按照一定的学习规则,在线调整 PID 控制器的参数,使得神经网络整定的 PID 控制器参数 k_p 、 k_i 、 k_d 满足性能指标最优化的要求。两个子网络在控制学习算法中进行控制律的综合,与 PID 控制部分一起形成多输入多输出解耦控制系统。

以控制器 u_1 为例,控制算法如下:

$$u_1(k) = k_{p1}(k)x_1(k) + k_{i1}(k)x_2(k) + k_{d1}(k)x_3(k) \quad (2)$$

$$e_1(k) = r_1(k) - y_1(k) \quad (3)$$

且有:

$$x_1(k) = e_1(k)$$

$$x_2(k) = \sum_{i=1}^k e_1(k) \times T \quad (4)$$

$$x_3(k) = \frac{e_1(k) - e_1(k-1)}{T}$$

式中, T 为采样时间。PID 三项系数 $k_{p1}(k)$ 、 $k_{i1}(k)$ 、 $k_{d1}(k)$ 采用 DRNN 网络进行整定。

定义如下指标:

$$E_1(k) = \frac{1}{2} (r_1(k) - y_1(k))^2 \quad (5)$$

$$k_{p1}(k) = k_{p1}(k-1) - \eta_p \frac{\partial E_1}{\partial k_{p1}} = k_{p1}(k-1) + \eta_p e_1(k) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \frac{\partial u_1}{\partial k_{p1}} = k_{p1}(k-1) + \eta_p e_1(k) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} x_1(k) \quad (6)$$

$$k_{i1}(k) = k_{i1}(k-1) - \eta_i \frac{\partial E_1}{\partial k_{i1}} = k_{i1}(k-1) + \eta_i e_1(k) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \frac{\partial u_1}{\partial k_{i1}} = k_{i1}(k-1) + \eta_i e_1(k) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} x_2(k) \quad (7)$$

$$k_{d1}(k) = k_{d1}(k-1) - \eta_d \frac{\partial E_1}{\partial k_{d1}} = k_{d1}(k-1) + \eta_d e_1(k) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \frac{\partial u_1}{\partial k_{d1}} = k_{d1}(k-1) + \eta_d e_1(k) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} x_3(k) \quad (8)$$

式中, $\frac{\partial y_1}{\partial u_1}$ 为对象的 Jacobian 信息,该信息可以由 DRNN 网络进行辨识。即

$$\frac{\partial y}{\partial u} \approx \frac{\partial ym}{\partial u} = \sum_j w_j^o f'(S_j) w_{ij}^i \quad (9)$$

5 实时控制

为了检验上述混合解耦控制方法在实际多变量炉温控制系统中的控制效果,利用前述在 Visual C++6.0 平台下开发的多变量炉温控制系统的温度实时控制可视化界面,和常规 PID 控制比较观察系统控制效果。设定常规 PID 控制的参数,选取采样时间为 1 s,控制精度要求控制在 2% 以内。初始温度为室温,参照系统可控区域,选取目标温度 1=400 °C,目标温度 2=350 °C, PID1 控制器的控制参数为 $K_p=2.8$, $T_i=280$, $T_d=75$, PID2 控制器的控制参数为 $K_p=3$, $T_i=300$, $T_d=75$, 实时控制曲线如图 6 所示。从图中可看出,超调量分别为 4.3% 和 5.25%,调节时间为 720 s,控制误差约为 15%。从以上结果可以看出,适当调节 PID 控制器的三个参数 k_p 、 k_i 、 k_d , 常规 PID 也可实现多变量的解耦控制,但控制效果很不理想。

相比较,将上述混合解耦控制方法应用于实际的多变量炉

温控制系统,同样利用系统的温度实时控制可视化界面,将常规 PID 控制换为混合解耦控制,在 MATLAB 中编写基于 DRNN 神经网络整定的 PID 控制算法的 M 文件,利用 MATLAB 中的 MATLAB COM Builder 技术将 M 文件转换成 COM 组件,生成的 COM 组件是进程内组件,是以 DLL 的形式存在的,在 VC++ 平台下的控制程序中调用 COM 组件,即可通过可视化界面观测到多变量炉温控制系统的实时控制曲线。选取采样时间为 1 s,控制精度要求控制在 2% 以内。初始温度为室温,目标温度 1=400 °C,目标温度 2=350 °C,实时控制曲线如图 7 所示。从图中可看出,控制系统基本无超调,调节时间为 240 s,控制误差均在 2% 以内。从以上结果可以看出,基于 DRNN 神经网络自整定的 PID 控制算法可以实现多变量的解耦控制,控制效果比常规 PID 控制好。

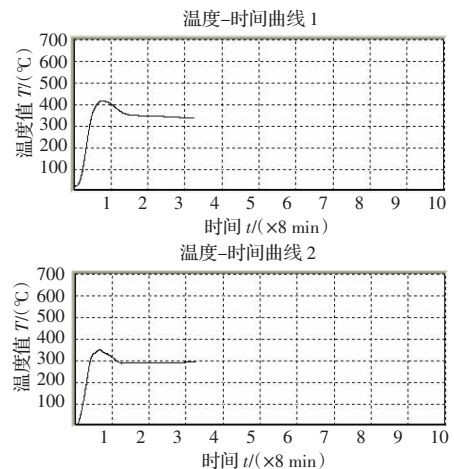


图 6 常规 PID 控制实测曲线

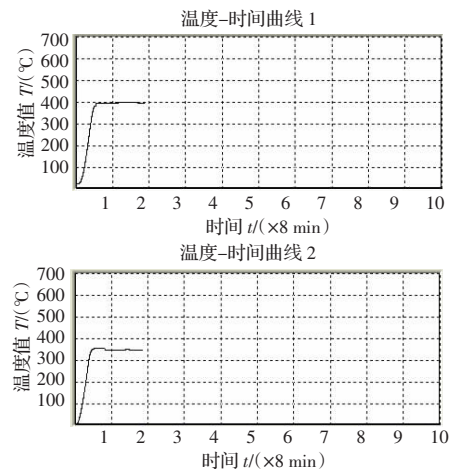


图 7 DRNN 神经网络自整定 PID 控制实测曲线

6 结束语

根据以上实验结果可以看出,与常规 PID 解耦控制相比较,基于 DRNN 神经网络整定的 PID 解耦控制其响应速度快,无超调,控制过程平稳,大大改善了常规 PID 控制的性能,取得了良好的控制效果。说明 DRNN 神经网络具有更好的处理动态问题的能力,通过对系统性能的学习,能够实现具有最佳组合的 PID 控制。由于 DRNN 网络对 PID 控制器的参数调节是非线性的自适应过程,能够克服对象参数变化对控制系统的影响,系统响应速度快,控制过程平稳,自适应能力强,工程实现容易。

(下转 221 页)