

基于神经网络 PID 电子负载控制系统设计

黄正午, 孔 峰, 杨 琴

(广西工学院 电子信息与控制工程系, 广西 柳州 545006)

摘 要:以电子负载为研究对象,针对其控制系统复杂的非线性和时变性,常规的 PID 控制方法存在着精度低,自适应能力不强等缺点,以定点 32 位 DSPTMS320F2812 作为控制芯片,结合神经网络和常规 PID 设计了一种神经网络 PID 控制器。仿真结果表明,通过神经网络 PID 控制器,能够在线调整 PID 控制参数,使系统具有更小的超调量和更短的调节时间,而且系统的精度和稳定性也得到大大的提高。神经网络 PID 控制器是一种动态特性和静态特性良好的控制器,在电子负载控制实验中可以获得满意的控制效果。

关键词:TMS320F2812;神经网络;电子负载;神经网络 PID

中图分类号:TP311

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2011)04-0183-04

Design of Electronic Load Control System Based on Neural Network PID

HUANG Zheng-wu, KONG Feng, YANG Qin

(Department of Electronic Information and Control Engineering, Guangxi University
of Technology, Liuzhou 545006, China)

Abstract:Electronic load as the research object, in view of its control system of complex non-linear and dynamicity, conventional PID control methods exist low accuracy, adaptive capability is not strong and other shortcomings. To fixed-point 32-bit DSPTMS320F2812 as control chip, combined with neural network and the conventional PID designed a kind of neural network PID controller. The result of simulation indicates that neural network PID controller can adjust PID controlling parameters on line, then the system could have smaller overshoot and shorter settling time, and the precision and stability of the system has also been greatly enhanced. Such controller is a controller with good dynamic characteristics and static characteristics, a satisfactory control effect is obtained in the experiment of the electronic load system.

Key words:TMS320F2812;neural network;E-load;neural network PID

0 引 言

目前对电力电子产品的试验多以电阻箱和电阻试验台等作为负载。这类负载采用有级调节,有固定阻值或固定负载特性曲线,负载形式单一,功率小;输入这些试验设备的电能全部被消耗掉,经济损失较大;并且占用了较大的安装空间。在电源生产过程中,出厂性能测试是非常重要的一个环节。为了便于测试,一般采用的是模拟负载,而非实际负载。

传统上使用静态负载(例如电阻、电阻箱、滑线变阻器等)来替代实际负载。但是由于实际负载的形式较为复杂,通常都是动态的,即负载随时间、频率在不断地变化,因此静态负载很难完全模拟实际负载。一

直以来,国内外学者都在不断研究可以替代实际负载的电子模拟负载,即电子负载。

电子负载是一种模拟恒定电流、恒定电压、恒定电阻、动态负载等不同负载情况的装置,主要应用在电子技术领域,对开关电源、线性电源、变压器、整流器、蓄电池、充电器等电子设备进行测试^[1]。

在实际工程中,对电子负载系统的控制一般是采用传统的 PID 控制规律,PID 控制器结构简单,稳定性好,控制性能良好,因此在工控行业得到了广泛的应用,并取得了良好的控制效果。但是,对于有些非线性、时变不确定性的系统,却难以建立精确的数学模型,不能在线整定参数,因而难以获得满意的控制效果。

而采用神经网络和 PID 控制相结合的神经网络 PID 控制方法,能够在线整定 PID 控制器的参数,可以提高系统的适应能力,使系统响应曲线具有好的动态特性,又能增强系统的稳定性和鲁棒性^[2,3]。

收稿日期:2010-09-07;修回日期:2010-12-13

基金项目:广西自治区教育创新计划资助项目(2008105940814M03)

作者简介:黄正午(1985-),男,湖北黄梅人,硕士研究生,研究方向为电子负载研究;孔 峰,教授,研究方向为神经网络。

1 电子负载的工作原理

稳态下,直流电源只有阻性负载,动态下有阻感负载和阻容负载,设被测电源的输出电压为 U_d ,负载单元分别是虚线里的模拟阻感负载(图 1a)和模拟阻容负载(图 1b),等效电路分别如图 1 所示。

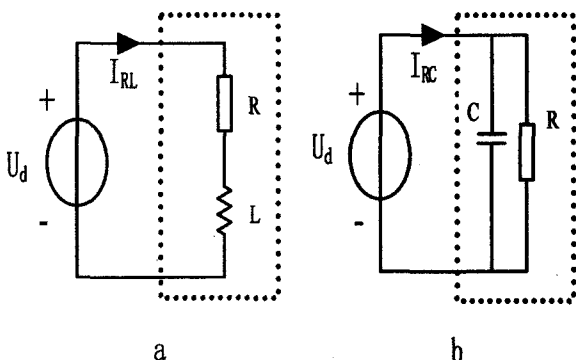


图 1 等效电路

同时可得到它们的数学模型为:

$$U_d = RI_{RL} + L \frac{dI_{RL}}{dt}$$

$$C \frac{d(U_d - RI_{RC})}{dt} \approx I_{RC}$$

分别解方程式,则有:

$$I_{RL} = \frac{U_d}{R} (1 - e^{-\frac{t}{L}}) \quad I_{RC} = \frac{U_d}{R} e^{-\frac{t}{RC}}$$

根据负载电流的变化规律,可以模拟多种工作模式:恒阻模式、恒流模式和恒压模式。

(1) 恒阻模式,负载电流与外接被测电源电压的大小无关,电流一直保持恒定,在电压也保持恒定下,等效于一个阻值恒定的电阻。

(2) 恒流模式,稳态下直流电压源的电压值为 $L \frac{dI_{RL}}{dt} = 0$,此时的负载电流和外接电压成线性变化关系,即: $I_{RL} = \frac{U_d}{R}$, $I_{RC} = \frac{U_d}{R}$ 。

(3) 恒压模式,当开关时间 t 接近为 0 时, $U_d = RI_{RL}$, $U_d = RI_{RC}$,只需调节负载电流的大小,就可以得到等效的外接电压。

2 电子负载的控制系统分析

2.1 核心处理器

系统的控制器的核心处理器主要是 TI 公司的

2000 系列 DSP 芯片,其型号是 TMS320 F2812。数字信号处理器 TMSF2812 是面向控制器、面向时间、面向集成优化的结晶,是首批带有片上闪存、性能高达 150MIPS 的 32 位控制的 DSP 之一,是一种低功耗的 32 位定点数字信号处理器,处理数据的速度相当快,运算功能强大,有实现高速输入和高速率传输数据的功能,集中了数字信号处理的诸多优秀特性,数字信号处理器在电力电子控制领域得到了极为广泛的应用。

2.2 控制系统结构

采用 DSP 处理器的新型电子负载,可以提高反应速度,而且达到较高的精度,应用在对精度有特别要求的场所。新型电子负载有较好的动态特性和静态特性,对开关电源、线性电源、变压器、整流器、蓄电池、充电器等电子设备进行测试,并且达到很好的效果。这种电子负载是计算机技术、电力电子技术的综合运用,它的体积非常小,从而降低了系统供电的容量等级,不仅具有试验功能,还可以将被试设备的输入功率无污染地反馈回电网,符合大功率场合应用的需要。

基于 F2812 的电子负载神经网络 PID 控制器实现的控制系统框图如图 2 所示^[4]。

系统中 MOSFET 功率电路的模拟信号经过信号处理电路后,输出的电压信号,经过 ADC 采样后送给 DSP 处理器,DSP 处理器将采集到的实时电压值和设定的参考电压值相比较,并进行 PID 计算得出控制量,控制量 BP 网络的结构如图 3 所示。

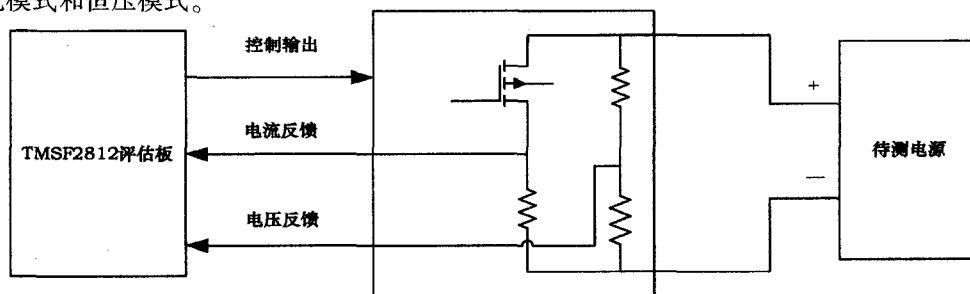


图 2 基于神经网络 PID 控制器的电子负载控制系统框图

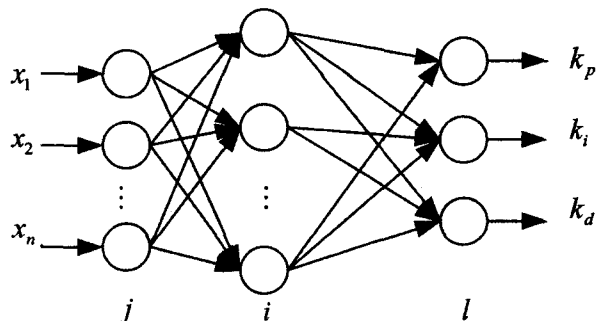


图 3 BP 网络结构

通过 DSP 中的 SPI 模块送入 DA 芯片,DA 的输出

的电压值大小决定了 MOSFET 功率电路中的负载电流的大小。在实际的电路中对 MOSFET 管两端的电流和电压是同时进行采样的,电流通过采样电阻后转化为电压值,然后反馈给 DSP 的 ADC。同时,PC 机上为用户设计了操作界面,利用 DSP 的串行接口可以与 PC 机进行串行通信,实现系统工作参数的设定和实时观测系统的反馈值。

3 BP 神经网络 PID 控制器的设计

3.1 BP 网络结构

BP 神经网络(Back propagation NN)是对非线性可微分函数进行权值训练的单向传播的多层前向网络,网络由输入层、中间层(隐层)和输出层节点组成,前层至后层节点通过权联接。网络包含有输入输出节点,还有一层或多层的隐节点,同层节点中没有任何耦合,每一层内神经元的输出均传送到下一层。

输入节点对应系统的运行状态量,如系统不同时刻的输入量和输出量等,必要时要进行归一化处理,输入变量的个数取决于被控系统的复杂程度,输出节点对应的是 PID 的三个可调参数^[5,6]。

3.2 BP 神经网络 PID 控制器的设计

经典增量式数字 PID 的控制算法:

$$u(k) = u(k-1) + k_p(\text{error}(k) - \text{error}(k-1)) + k_i \text{error}(k) + k_d(\text{error}(k) - 2\text{error}(k-1) + \text{error}(k-2))$$

式中, k_p 、 k_i 、 k_d 分别为比例、积分、微分系数。

BP 神经网络具有逼近任意非线性函数的能力,可以通过 BP 神经网络训练和学习来实时调整 PID 控制器的参数,找到某一最优控制下的 P 、 I 和 D 参数。

BP 神经网络 PID 控制器结构如图 4 所示。

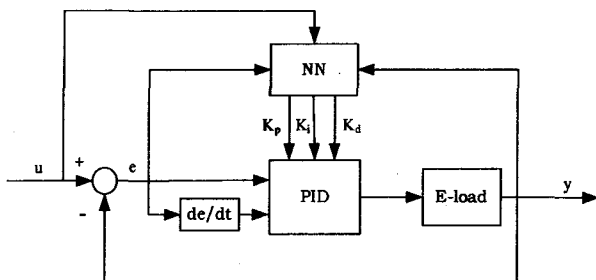


图4 基于BP神经网络的PID控制结构

神经网络 PID 控制器系统主要由 2 部分组成^[7,8]:

- (1) 经典 PID 控制器,它直接对被控对象过程实现闭环控制,并且 3 个控制参数 k_p 、 k_i 、 k_d 为在线整定;
- (2) BP 神经网络,根据系统运行状态自动整定 PID 控制参数。

一般采用三层 BP 网络, N 、 Q 、 L 分别为输入层、隐含层、输出层的节点个数。

针对文中的电子负载控制系统,BP 网络的三个输入量分别是系统设定的参考电压值、实际得到的反馈电压值和电压误差值,三个输出量分别对应于 PID 控制器的比例系数 k_p 、积分系数 k_i 和微分系数 k_d 。

神经网络的输入为

$$O_j^{(1)} = x(j), j = 1, 2, \dots, n$$

式中输入变量的个数 n 取决于被控系统的复杂程度,网络隐含层的输入、输出为

$$\text{net}_i^{(2)}(k) = \sum_{j=1}^n \omega_{ij}^{(2)} O_j^{(1)}$$

$$O_i^{(2)}(k) = f(\text{net}_i^{(2)}(k)) (i = 1, 2, \dots, q)$$

式中 $\omega_{ij}^{(2)}$ 为隐含层的加权系数; q 为隐层节点数;上角标(1)、(2)、(3)分别代表输入层、隐含层和输出层。

隐层激活函数取对称型 Sigmoid 型函数:

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

网络输出层的输入输出为

$$\text{net}_l^{(3)}(k) = \sum_{i=1}^q \omega_{li}^{(3)} O_i^{(2)}(k)$$

$$O_l^{(3)}(k) = g(\text{net}_l^{(3)}(k)), (l = 1, 2, 3)$$

$$O_1^{(3)}(k) = k_p, O_2^{(3)}(k) = k_i, O_3^{(3)}(k) = k_d$$

$\omega_{li}^{(3)}$ 为输出层加权系数,输出层节点分别对应 PID 控制器的三个可调参数。因为 k_p 、 k_i 、 k_d 不能为负值,所以输出层的激活函数取非负的 Sigmoid 函数:

$$f(x) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}}$$

BP 神经网络在线自整定 PID 控制算法的计算步骤可归纳如下^[9-11]:

- (1) 选定 BP 神经网络结构,即输入层节点数 N 和隐含层节点数 Q ,并设置各层加权系数初值,选定学习速率 η 和惯性系数 α ,此时 $k = 1$;
- (2) 采样得到 $r(k)$ 和 $y(k)$,计算时刻误差为 $e(k) = r(k) - y(k)$;
- (3) 计算神经网络各层输入输出,神经网络输出层的输出即为 k_p, k_i, k_d ;
- (4) 对神经网络的输入进行归一化处理;
- (5) 根据增量式数字 PID 的控制算法;计算 PID 控制器的输出 $u(k)$;
- (6) 进行神经网络学习,在线调整加权系数,对 PID 控制参数自适应修改;
- (7) 置 $k = k + 1$,返回(2)。

4 Matlab/Simulink 仿真

根据上节设计的 BP 神经网络 PID 控制系统,在 Matlab/Simulink 环境下进行仿真实验。当电子负载系统处于恒压工作模式下,系统的参考值设定为 5V,仿

真实验中的神经网络的结构选 3-5-3, k_p 的初值设定为 5, k_i 的初值设定为 0.14, k_d 的初值设定为 0.006, 学习效率设为 0.25, 惯性系数设为 0.08, 加权系数初值取区间 $[-0.5, 0.5]$, 运行稳定后用稳定值代替随机数^[12]。

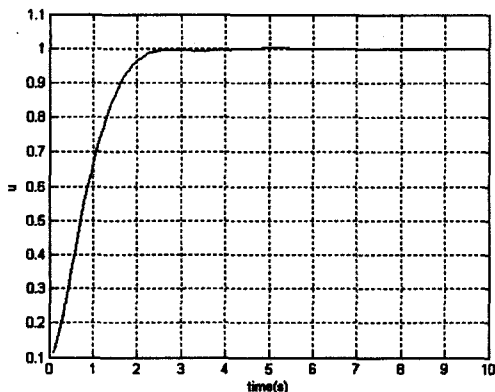


图 5 阶跃响应曲线

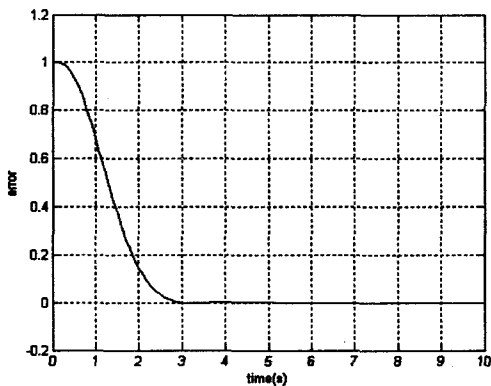


图 6 跟踪误差曲线

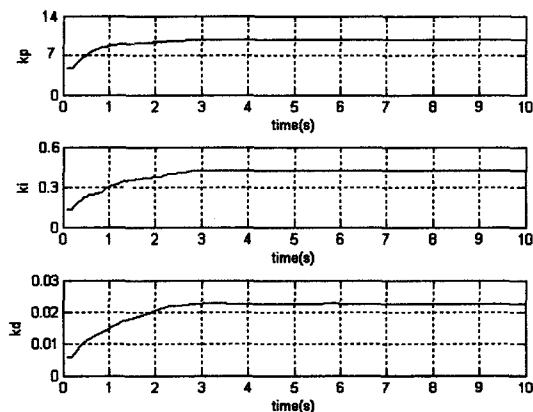


图 7 参数自适应整定曲线

系统的阶跃响应曲线和跟踪误差曲线如图 5、图 6

所示。

通过 BP 神经网络的多次训练和学习, 逐渐得到最优的 PID 控制参数, 系统大约在 3 秒时, PID 控制参数达到稳定, 其自适应整定曲线如图 7 所示。

5 结束语

基于神经网络 PID 算法和 DSP 构建的电子负载控制系统, 充分利用了神经网络的自学习能力和逼近任意函数的能力和 PID 控制的鲁棒性。

通过仿真结果可以看出: 当系统的输入为阶跃响应时, 超调小; 调节的时间比较短; 神经网络 PID 控制可以通过调整神经网络的权值实时地调整 PID 控制参数, 网络的收敛速度快, 系统的跟踪性能良好, 控制效果也比较好, 证明了神经网络 PID 控制应用在电子负载系统中是可行的。

参考文献:

- [1] 李文. 电源测量的电子负载[J]. 电子仪器, 2002(6): 67-69.
- [2] 曹开斌. 基于神经网络 PID 算法的研究与设计[J]. 连云港职业技术学院报, 2007(1): 13-15.
- [3] 毕娟, 沈凤龙. 神经网络 PID 控制系统设计与实现[J]. 辽东学院学报, 2009(3): 202-204.
- [4] 王子剑, 孔峰. 基于 DSP 的数字电子负载控制器设计[J]. 计算机技术与发展, 2010, 20(2): 241-244.
- [5] Haykin S. 神经网络综合基础[M]. 第 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2007.
- [6] 丁曙光, 吴卫平. 基于神经网络 PID 的液压位置伺服系统控制的研究[J]. 控制与检测, 2009(3): 49-51.
- [7] ARBIB, MICHAEL A. The handbook of brain theory and neural networks[M]. Cambridge Mass MIT Press, 2003: 430-470.
- [8] Antsaklis P J. Neural Networks in Control Systems. Special Section on Neural Networks for System and Control[J]. IEEE Control System Magazine, 1990(5): 18-23.
- [9] 闻新, 周露. 神经网络应用设计[M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- [10] 何继爱. BP 神经网络 PID 控制器仿真实现[J]. 甘肃联合大学学报, 2005(2): 31-34.
- [11] 谢仕宏. MATLAB R2008 控制系统动态仿真实例教程[M]. 北京: 化学工业出版社, 2009.
- [12] Hagan M T, Demuth H B, Beale M. Neural network design[M]. New York: PWS Publishing Company, 2002: 6-14.

(上接第 182 页)

- [11] Sheth. Changing focus on interoperability in information system: Form system, syntax, structure to semantics[M]// Inter Operating Geographic Information Systems. Boston: Kluwer Academic Publisher, 1999: 8-9.

- [12] 舒清录. 基于 .NET 的异构数据源数据迁移技术[J]. 计算机技术与发展, 2010, 20(3): 109-112.