

人工神经网络控制的实时仿真系统

罗予晋,邢藏菊,王守觉
(中科院半导体所神经网络室,北京 100083)

摘 要: 为了观测使用人工神经网络作为控制器的实际的自动控制系统的控制效果,我们开发了一种实时闭环仿真系统.该仿真系统具有两个独立的部分:一部分是被控对象部分,由PC计算机计算被控对象的数学模型来模拟;另一部分为控制器部分,由真正的神经网络硬件实现.两部分由硬件接口电路连接在一起.此仿真系统工作于真正的时间轴中,即数学模型中的时间常数不再仅仅是计算中的参数而是反映真正的时间长度,它满足检验用于实际系统的神经网络控制器性能的需要.实验结果表明,此实时仿真系统对于设计基于人工神经网络的控制是一种有用的工具.

关键词: 实时仿真;神经网络控制;神经网络硬件
中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2001)08-1061-03

The Real Time Emulation System of Artificial Neural Networks Control

LUO Yr-jin, XING Cang-ju, WANG Shou-jue

(Artificial neural networks group, Institute of semiconductor, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to observe the results of practical automatic control system using artificial neural networks as the controller, we developed a real time closed loop emulation system with two independent parts. One is the PC based simulating model of controlled plant and the other is the real neural networks hardware served as the controller. They are connected together by interface circuits. The emulation system works under real control time sequences. It meets the requirements of checking the results of neural networks controller in practical system. Experiments show that the real time emulation system is a useful tool in designing control system with the artificial neural networks.

Key words: real time emulation; artificial neural networks control; neural networks hardware

1 引言

很长时间以来,自动控制领域的学者与工程师们总是面对一些棘手的和具有挑战性的问题.例如:对象的不确定性,时变和非线性特性等等.为了解决在理论及工程上所面临的各种问题,人们提出了各种各样的解决思路.从开始的经典反馈控制理论到基于状态空间的现代控制理论、最优控制、自适应控制以及后来的基于频域的各种面向系统鲁棒性的多输入多输出的最优控制方法,如:H控制、QFT控制、LQG/LTR控制等等都反映了人们希望能够深刻理解现实系统的努力.虽然,Wiener在1948年就将控制、信息及神经科学统一在他的里程碑著作《控制论》中,但也就在那时控制、计算科学(包括人工智能)和神经生物学沿各自不同的道路发展而没有相互渗透.直到近二、三十年随着人工神经网络理论及其硬件水平的发展,人工神经网络凭借着自身独有的优点越来越多的应用在自动控制系统之中^[1].对人工神经网络的研究从一开始就有两种途径:对神经网络数学建模来分析其特性;或通过

神经网络硬件以实验的方法进行研究.既然人工神经网络是一个复杂的非线性电路的集合体,很难用数学模型来模拟,尤其是动态变化的网络.为了更方便地研究和设计基于人工神经网络的控制系统,开发一种含有人工神经网络硬件的实时的神经网络控制系统仿真工具是非常重要的.在这个实时仿真系统中,具有真正并行能力的人工神经网络硬件同用来模拟被控对象的PC机平台经过接口电路相连,整个系统都工作在一个统一的时序下面,同实际的控制系统一样.在上述实时系统中对数学模型的仿真与传统的对数学模型的仿真之间最主要的区别是:传统的仿真中时刻值只作为自变量参数并不体现真实时间长度,而在上述实时系统中体现真正的时间长度.本文分四个部分来描述此实时闭环仿真控制系统的设计及其应用.第一部分为引言,阐明建立人工神经网络实时控制仿真系统的必要性及其与传统非实时仿真系统的区别.第二部分为系统描述,着重阐述实时闭环仿真控制系统的实现与组成.第三部分为实验,举例说明该系统的实用性.第四部

分为结论,从前面介绍的人工神经网络实时闭环仿真控制系统的原理及应用实例可以得出该系统在神经网络控制设计中是一个有用的工具。

2 系统描述

仿真系统的设计及实现原理如图 1 所示。

在这个实时闭环仿真控制系统中存在两个独立的部分:

- (1) 基于人工神经网络硬件的控制器部分。
- (2) 由 PC 机平台实现的被控对象部分。

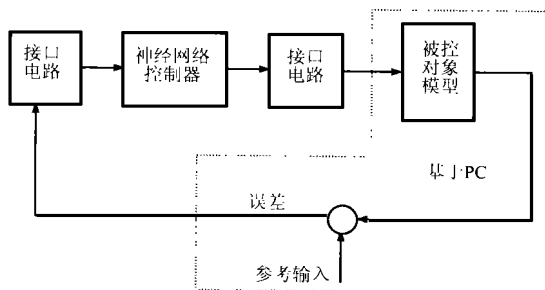


图 1 实时仿真系统原理方框图

被控对象的数学模型只在每个采样时刻到来后才进行运算。被控对象的输出以及输入输出之间的误差都将只在一个采样时刻到来之后得到并送入神经网络控制器。这样整个系统的每个部分都工作在一个时统下面,同实际的控制系统一样。这也是实时仿真系统和传统非实时仿真系统之间本质上的区别。

在这个实时闭环仿真系统中,系统参考输入、对象输出和它们之间的误差都由 PC 提供。PC 机产生的输出信号通过接口电路送到神经网络控制器;神经网络控制器的输出信号同样经过接口电路送返 PC。

3 实验

在实时仿真系统的实际应用中,我们使用 CASSANDRA-I²/微型神经计算机作为神经网络控制器的硬件平台。

在实验中我们采用单级倒立摆 (single linked inverted pendulum) 作为控制对象。倒立摆是一个经典的本质的不稳定系统。它作为一个典型的例子曾被大量的控制设计方法所使用。传统成功的设计方法需要知道倒立摆的大量知识,包括动态特性的精确模型和系统所需性能指标的表达式 (通常以目标函数的形式给出)。如果我们不知道倒立摆的动态特性也无法得到解析的目标函数的时候,就需要用区别于传统的控制方法,神经网络控制就是其中一种。下面我们首先介绍一下倒立摆系统。

我们在实验中所模拟的倒立摆系统取自 S. Mori et al.^[3] 的小车-倒摆实验装置。包括:(1) 一个可以沿一条有限长轨道运动的小车;(2) 一根倒摆通过铰链铰接在小车上,可以在轨道所在的垂直平面内转动;(3) 小车驱动装置包含一个直流电机、一个传送带传送系统和一个直流功率放大器。系统原理如图 2 所示。

假设摆是刚体,驱动作用力正比于功放输入电压,而且作

用力没有任何延迟直接作用在小车上。按照 S. Mori 等的描述,可以得到一个四维的状态向量 x , 里面的状态分别代表: 小车的位置 r , 摆的转角 θ , 小车的速度 \dot{r} , 摆的角速度 $\dot{\theta}$ 。即:

$$x = (r, \theta, \dot{r}, \dot{\theta})$$

我们将 x 作为本系统的状态向量,功放输入电压 u 作为系统的输入。假设小车的摩擦力仅正比于小车速度 \dot{r} , 而铰接处所带来的摩擦力仅正比于倒摆的角速度 $\dot{\theta}$, 这样我们可以得到如下的非线性微分方程组:

$$(M_0 + M_1) \ddot{r} + M_1 l \cos \theta \ddot{\theta} = -F\dot{r} + M_1 l^2 \sin \theta \dot{\theta}^2 + Gu$$

$$M_1 l \cos \theta \ddot{r} + (J + M_1 l^2) \ddot{\theta} = -C\dot{\theta} + M_1 g l \sin \theta$$

该方程组描述了系统的动态特性,在我们的实时仿真系统中将以此方程组作为被控对象的原始数学模型。

公式中的 M_0, F, G, M_1, l, J, C 和 g 及系统其它参数的定义及数值见表 1。

表 1 小车-倒摆系统参数表

参数	物理意义	数值	单位
M_0	小车质量	0.48	Kg
F	摩擦系数	3.83	Kg/s
G	增益常数	8.41	N/v
$(+/-) u_0$	最大输入电压	$(+/-) 0.7$	V
M_1	倒摆质量	0.16	Kg
l	铰链中心至倒摆重心距离	0.25	M
J	倒摆关于其重心的转动惯量	0.0043	Kg·m ²
C	摩擦系数	0.00218	Kg·m ² /s
g	重力加速度	9.8	M/s ²

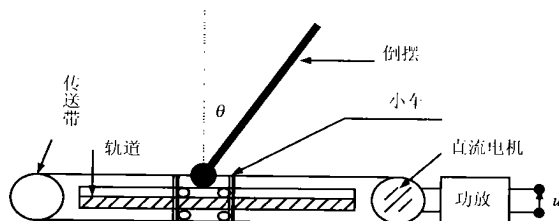


图 2 小车-倒摆实验系统

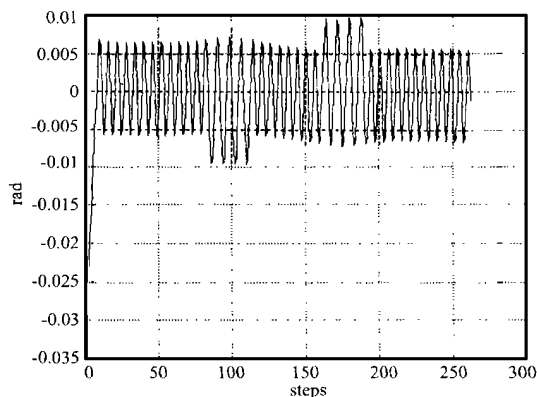


图 3 倒摆离轴角度输出

在实验中,我们设定对于控制器设计来讲,小车-倒摆系统的动力学特性是未知的,而且对于控制效果没有一个明确的表达式要求,只是要求倒摆的转角不能超过一定的范围,否则认

为失败.而这对于需要精确的被控对象动态模型及明确解析的性能指标表达式的传统控制方法来说是无法实现的.

早期的神经网络控制倒立摆见于 Widrow 和 Smith^[4]和 Widrow^[5].他们的办法是先用传统方法导出一个能镇定线性化后的倒立摆系统的控制律(当然线性范围是很小的),再根据这个控制律的输入输出训练一个网络来模仿这个控制律. Barto^[6]和 Anderson^[7]从再励学习(reinforcement learning)的角度用神经网络方法控制倒立摆.此外,还有许多用神经网络来控制倒立摆的例子,在此不一一叙述.

我们在实验中构造了一个简单神经网络,能够控制倒摆的转角在规定的范围之内波动.图 3 为我们在实时神经网络仿真系统上得到倒摆的角度输出.

4 结论

综上所述,带有独立的神经网络控制器的实时闭环仿真系统为神经网络控制系统的设计提供了一个有用的工具.此仿真系统十分贴近真实的控制系统的工作情景,通过它,我们能够方便和有效的检验所设计的神经网络控制器的实际性能.

参考文献:

- [1] KJ HUNT, et al. Neural networks for control systems —— a survey[J]. Automatica, 1992, 28(6), 1083 - 1112.
- [2] Wang Shoujue, et al. On the hardware for artificial neural network and neurocomputer[J]. Journal of Shenzhen University Science and Engineering, 1997, 14(1) : 8 - 13.
- [3] S MORI, et al. Control of unstable mechanical system control of pendulum[J]. Int. J. Control, 1976, 23(5) : 673 - 692.
- [4] B WIDROW, F SMITH. Pattern recognition control system[A]. 1963 COINS Symp. Proc. [C], Washington DC. : Spartan, 1964, 288 - 317.

- [5] B WIDROW. The original adaptive neural net broom-balancer[J]. Int. Symp. Circuits and Syst., May, 1987, 351 - 357.
- [6] A GBARTO, et al. Neuronlike adaptive elements that can solve difficult learning control problems[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Sept.-Oct. 1983, SMC- 13 : 834 - 846.
- [7] C W ANDERSON. Learning to control an inverted pendulum using neural networks[J]. IEEE Contr. Syst. Magazine, April 1989, 31 - 37.

作者简介:



罗予晋 男. 1972 年 1 月 5 日出生于河南省. 现为中科院半导体所博士研究生. 1993 年与 1997 年分别获得西安理工大学与中科院西安光机所学士及硕士学位. 目前主要研究方向为神经网络控制.



邢藏菊 女. 1969 年 9 月 3 日出生于河北省. 中科院半导体研究所博士研究生. 1990 年获华北电力大学学士学位, 1998 年获北京邮电大学硕士学位. 当前研究方向为图象处理、模式识别、神经网络.

王守觉 男. 1925 年生于上海市, 早年就读于西南联大和同济大学, 毕业后在北平研究院镭学研究所从事氧化亚铜研究, 解放后改为中国科学院应用物理所结晶学室. 1960 年成立半导体所后历任器件室主任、副所长、所长等职务. 1980 年当选为学部委员(院士). 现为中国电子学会副理事长, 《电子学报》主编. 他是中国半导体学科奠基人之一, 现从事半导体超高速电路与神经网络算法、模型、硬件和应用的研究.