

基于自适应模糊逻辑和神经网络的双足机器人控制研究<sup>①</sup>

王 强<sup>②</sup> 纪军红 强文义 傅佩琛  
(哈尔滨工业大学控制工程系 哈尔滨 150001)

摘 要 在双足机器人行走控制中,为了改善系统的行走性能,提出了一种基于 RBF 神经网络前馈控制的力矩补偿控制方法。该方法将自适应模糊控制和神经网络逆模控制有效地结合起来,利用神经网络来逼近系统的逆动力学模型,提高了系统的控制性能,改善了机器人的行走特性。

关键词 RBF 神经网络, 双足机器人, 自适应模糊控制, 机器人控制

0 引言

在众多的机器人中,双足机器人是与人类最为接近的一种机器人。但双足机器人是一个多入多出、名义上不稳定、时变耦合的非线性动态系统,与传统的跟踪控制和抗干扰控制相比,双足机器人的性能要求有很大的不同<sup>[1,2]</sup>。它主要表现在要求双足机器人能够快速高效地行走,能够随外界环境的变化而变化,并且还要能够克服各种干扰,以保持行走的稳定性。用现有的机器人动力学知识难以建立其精确的数学模型,即使能建立某种近似模型,也难以满足机器人实时控制的精度或速度要求。基于模糊逻辑的模糊控制本身的自适应能力较差,而神经网络具有和人类相似的自学习及联想等功能,许多学者将其用于解决机器人等复杂系统的控制问题<sup>[3-6]</sup>。

本文在综合考虑自适应模糊逻辑和神经网络的逼近能力及自学习能力的基础上,把神经网络和模糊控制相结合,构成一种新型机器人逆模学习控制;即自适应模糊逻辑和神经网络控制器,改善系统的动静态性能,提高鲁棒稳定性以及自适应能力。

1 HIT-III 型双足机器人控制系统设计

1.1 HIT-III 双足机器人

本文中以 HIT-III 型机器人作为研究对象,其结构简图自由度分配情况如图 1 所示。它有 10 个自由度(Degree of Freedom, 简称 DOF), 每条腿有 5 个自由度(髋关节和踝关节的前向、侧向各有一个, 膝关节只有一个前向自由度)。其动力学方程为:

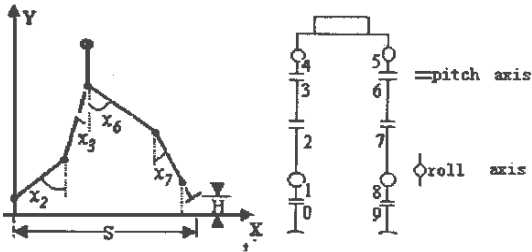


图 1 HIT-III 的结构简图和自由度分配

$$M(q)\ddot{q} + H(q, \dot{q}) + \tau_d = T \tag{1}$$
$$H(q, \dot{q}) = V(q, \dot{q})\dot{q} + F(\dot{q}) + G(q) \tag{2}$$

其中,  $q$  为  $n \times 1$  维关节位置矢量,  $T$  为作用在关节上的  $n \times 1$  维力矩矢量,  $M(q)$  为  $n \times n$  维对称正定惯量矩阵,  $V(q, \dot{q})\dot{q}$  是向心力矩和哥氏力矩矢量,  $G(q)$  为  $n \times 1$  维重力矩矢量,  $F(\dot{q})$  为  $n \times 1$  维由于关节摩擦所产生的转矩,  $\tau_d$  为  $n \times 1$  维由于外界扰动和未建模动力学参数所造成的未知矢量。

在以前的控制系统中,采用的是常规 PID 控制算法,机器人各关节控制转矩为:

$$T = M(q)u + H(q, \dot{q}) \tag{3}$$

$$u = \ddot{q}_d + K_v\dot{e} + K_p e \tag{4}$$

$$e = q_d - q, \dot{e} = \dot{q}_d - \dot{q} \tag{5}$$

式中,  $u$  为关节输入控制矢量,  $M$  为  $M(q)$  的估计。  $H(q, \dot{q})$  是控制器中非线性耦合补偿矢量  $H(q, \dot{q})$  的估计。

假设已知机器人确定的动力学模型,并且无外界扰动,则联合方程(3)和(1),可得:

$$\ddot{q} = u \tag{6}$$

系统的闭环方程为:

$$M(q)(\ddot{q}_d + K_v\dot{e} + K_p e) + H(q, \dot{q}) = M(q)\ddot{q} + H(q, \dot{q}) \tag{7}$$

① 国家杰出青年科学基金资助项目(69925308)。  
② 男,1972年生,博士生;研究方向:智能控制,机器人控制;联系人。  
(收稿日期:2000-04-10;修订日期:2000-06-16)

当  $M=M, H=H$  时的误差方程为:

$$\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e = 0 \quad (8)$$

式中,  $K_v$  和  $K_p$  为对角阵(对称正定阵)。在一定条件下,可将机器人动力学模型分解到机器人各关节控制器中去,将高度非线性模型转换成工作点附近的一个线性近似模型,根据线性控制理论,同步闭环控制各个关节控制器。这样使用分割控制规律就把一个复杂的非线性多变量系统的设计问题转化为  $n$  个独立的二阶线性系统的设计问题。

## 1.2 基于自适应模糊逻辑和神经网络的控制系统设计

按传统方法设计的控制器对机器人模型参数或结构变化十分敏感,近似模型与实际模型间的偏差,不可避免地会降低控制系统的性能。先前我们把各关节之间的耦合以及摩擦影响作为一个小干扰考虑,机器人可以低速稳定地行走。但随着行走速度的提高,各关节之间的耦合以及摩擦影响增强,系统的线性近似模型与实际模型的偏差过大,系统的控制性能下降,行走特性变坏,甚至变得不稳定。如果  $M^{-1}$  存在,由式(7)和(8)可知误差方程变为:

$$\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e = M^{-1}(\Delta M \ddot{q} + \Delta V + \Delta G + \Delta F) \quad (9)$$

其中,  $\Delta M, \Delta V, \Delta G, \Delta F$  分别表示实际参数与模型参数之间的偏差。

为了克服这一瓶颈,作者利用自适应模糊控制器取代常规的 PID 控制器,并且利用神经网络可以逼近任意函数及自学习能力,引入 RBF 神经网络前馈控制器,把神经网络和自适应模糊控制结合构成一种新型机器人逆模学习控制,提高机器人系统的适应能力和鲁棒稳定性,其结构简图如图 2 所示。

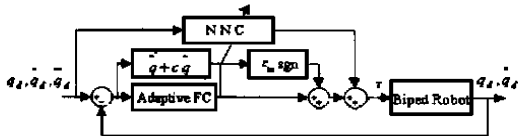


图 2 自适应模糊控制和神经网络相结合的控制系统图

控制系统由反馈自适应模糊控制器和 RBF 神经网络逆模学习器组成。自适应模糊控制器起着两个作用:(1)保证神经网络在线学习期间能使控制系统全局渐进稳定;(2)同时起着参考模型作用和提供 NNC 网络学习的误差信号。这样,网络的学习和控制可同时进行。

在系统扰动初期,偏离期望轨迹时,反馈控制回路及时作用,保持系统的稳定特性;同时神经网络不

断学习,使得反馈回路作用减弱。最终网络权值趋于稳定,系统控制转而以神经网络回路为主。

自适应模糊控制器是以偏差及偏差的变化为输入变量,在此引进了一种带有智能权函数的模糊控制,可以对控制规则进行调整,以便在系统耦合作用增强以及参数剧烈变化时都能获得满意的控制效果。它体现了按偏差及偏差变化的大小自动调整对控制作用的权重的思想<sup>[3]</sup>。当系统偏差大时,对偏差控制作用给与较大的加权,偏差越大,加权越大;反之,当偏差的变化相对较大时,则对偏差的变化加较大的权重。根据这样的原则,利用偏差及偏差变化本身的绝对值作为对自身的加权是可取的,兼顾对二者加权之和应等于 1 的条件,所以偏差及偏差变化的权函数设计为:

$$a_e = \frac{|E|}{|E| + |EC|} \quad (10)$$

$$a_c = \frac{|EC|}{|E| + |EC|} \quad (11)$$

其中,  $E$  及  $EC$  分别为偏差及偏差变化的模糊值,显然满足  $a_e + a_c = 1$  的条件。根据所设计的权函数对两个输入变量加权,就得到如下的模糊控制规则:

$$U = U_0 + \Delta U \quad (12)$$

$$\Delta U = \left( \frac{|E|}{|E| + |EC|} E + \frac{|EC|}{|E| + |EC|} EC \right) \quad (13)$$

上述控制规则的突出优点在于权函数仅是输入变量的函数,可根据偏差及偏差的变化实时地调整控制规则,体现了模仿人类的智能特性,与人类调节行走过程的思想十分吻合。

引入 RBF 神经网络前馈控制是为了实现双足机器人的逆动力学特性:

$$T_{NN} = M(q_d) \ddot{q}_d + V(q_d, \dot{q}_d) + F_d(\dot{q}_d) + \tau_d \quad (14)$$

神经网络的学习分为离线训练,在线调整两个阶段:

(1)在神经网络控制器接入控制系统之前,先进行离线的学习和训练。学习算法采用 Alopex 算法 (Algorithm for pattern extraction), Alopex 利用单个权值变化与误差变化的局部相关量指导权值的搜索方向。而且该算法用于前向网络和回归网络的形式是一样的,所有权值可通过局部计算同时更新,允许算法的并行实现。

设  $W_{ij}$  为神经元  $i$  和神经元  $j$  之间的权值,第  $k$  次迭代

$$W_{ij}(k) = W_{ij}(k-1) + \delta_{ij}(k) \tag{15}$$

$$\delta_{ij}(k) = \begin{cases} -\delta & \text{依概率 } P_{ij}(k) \\ +\delta & \text{依概率 } 1 - P_{ij}(k) \end{cases} \tag{16}$$

$\delta$  为步长, 一般取较小的正数,  $P_{ij}(k)$  满足 Boltzmann 分布,

$$P_{ij}(k) = \frac{1}{1 + e^{-C_{ij}(k)/T(k)}} \tag{17}$$

其中,  $T(k)$  与模拟退火算法相似被称为温度;  $C_{ij}$  表示权值变化与误差变化的相关量:

$$\begin{aligned} C_{ij}(k) &= \Delta W_{ij}(k) \Delta E_{ij}(k) \\ \Delta W_{ij}(k) &= W_{ij}(k-1) - W_{ij}(k-2) \\ \Delta E_{ij}(k) &= E_{ij}(k-1) - E_{ij}(k-2) \end{aligned} \tag{18}$$

若  $E(k)$  为负, 则权值搜索方向  $\delta_{ij}(k)$  与上次方向  $\Delta W_{ij}(k)$  相同的概率大于 0.5; 若  $\Delta E(k)$  为正, 则这一概率小于 0.5。总之, 参数向着目标函数减小的方向变化, 但又不强迫参数运动, 同时允许目标函数暂时地增加使其具有突破局部极小的能力。

(2) 网络接入系统后, 还可在线学习调整, 作者采用如下的学习算法:

$$W_{ij}(k) = W_{ij}(k-1) + \gamma(\tilde{q}_i + \alpha \tilde{q}_i) a_j \quad \gamma > 0 \tag{19}$$

其中,  $a_j$  是第  $j$  个基函数, 也是网络输入量  $q_d, \tilde{q}_d, \tilde{q}_d$  的函数,  $\gamma$  为学习率。

为了增强系统的鲁棒性能, 还引入了一个滑动模态项:

$$\tau_m = \epsilon_m \operatorname{sgn}(\tilde{q}^+ + c\tilde{q}) \tag{20}$$

其中,  $\epsilon_m$  取神经网络拟和误差的上界值。

2 仿真及试验结果

HIT-III 双足机器人控制系统采取分层递阶控制策略, 由组织级、协调级和执行级三个层次组成。组织级和协调级任务由一台 ADVANTECH Pentium II 计算机来实现, 完成轨迹规划和各个关节之间的组织协调任务。执行级由一体化控制单元 HIT6503(基于 1401 芯片开发的控制板卡, ISA 总线结构, 采用 PID 控制, 控制算法开放)来实现, 它能够处理码盘信号, 每块板卡可控制 4 个电机。作者利用自适应模糊控制算法代替 PID 算法, 在其前馈控制通道中引入神经网络前馈控制算法。

在仿真和试验中以前向和侧向髋关节的控制为例, 利用 PID 控制在工作轨迹附近随机采取一组训练样本(200 个数据)和校验样本(50 个数据点)。由训练样本离线训练 RBF 神经网络, 其中  $T(k)$  是一

个需要精心选择的参数, 它决定了算法随机性的大小。  $T$  若选得过大, 则  $P_{ij}$  将过于接近 0.5, 算法随机性过大, 参数将不会在全局极小处稳定; 反之, 则算法受局部相关量  $C_{ij}(k)$  的影响过大, 很容易收敛于局部极小, 一般可采用如下的经验公式:

$$\begin{aligned} T(n) &= \frac{\delta}{N} \sum_{n=N}^{n-1} |\Delta E(n)| \quad \text{如 } n \text{ 是 } N \text{ 的倍数} \\ T(n) &= T(n-1) \quad \text{其它} \end{aligned} \tag{21}$$

其中,  $N$  应虽够大(可选 10~100 之间的数), 以使算法在温度  $T$  下达到稳定, 此处选为 100,  $T$  的初值取为 1000。  $\delta$  像 BP 算法中的学习率一样, 影响收敛速度及精度, 选为  $\delta=0.1$ 。

通过仿真获得比较满意的训练效果, 使 RBF 神经网络能够以很好的精度逼近双足机器人的逆动力学特性, 再投入到实际的控制系统中。在试验时每隔 10ms 输入一个参考规划值, 若用常规的 PID 控制器, 前向髋关节的跟踪误差为  $1.2^\circ$ , 侧向髋关节的跟踪误差为  $0.9^\circ$ 。随行走速度的提高, 跟踪误差随之增大, 并且行走稳定性变坏。当每隔 6ms 输入一个参考步态规划值, 机器人行走变得不稳定。而基于自适应模糊和 RBF 神经网络的混合控制策略, 髋关节的跟踪误差分别为  $0.6^\circ$  和  $0.4^\circ$ , 可见该方法跟踪特性好于 PID 控制。并且在减小数据输入间隔至 7ms, 提高了行走速度, 机器人也能稳定地行走。图 3 给出了每隔 7ms 输入一个参考步态规划值时, 常规 PID 控制和自适应模糊和神经网络控制的比较结果。

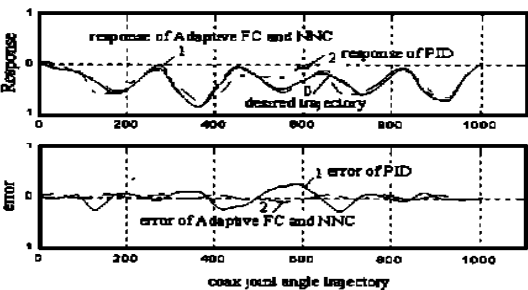


图 3 PID 及自适应模糊逻辑和神经网络控制响应曲线

再者, 在试验中通过实测地面反力可知, 利用该方法可以在一定程度上改善地面对机器人的冲击情况, 图(4)给出了 PID 控制和该方法所得到的左脚的力矩试验曲线图。与高增益 PID 控制策略相比, 该方法可使机器人更平稳地着地, 减小足底所受的冲击和震荡。

(下转第 102 页)

电效率为 42.5%。方案初步的设计参数列于表 1。

4 结束语

高温气冷堆气体透平发电是高温堆发电技术的发展方向,利用 10MW 高温气冷实验堆开展气体透平发电技术的研究是一项非常有意义的重要工作。10MW 高温堆气体透平的实施可有多种技术方案

供选择。按照气体透平回路与反应堆一回路的关系,可将技术方案分为两类,即直接循环和间接循环。两种方案各有利弊。本文简要讨论了一种间接循环的方案。该方案设计有中间换热器并且蒸汽透平部分参与运行,系统设计相对复杂一些,但在一定程度上降低了工程实施难度,并且能够较全面地开展试验,解决高温堆工业应用中的关键技术问题。

Preliminary Study on the HTR-10 Gas Turbine Cycle Design

Sun Yuliang, Zhang Zhankui, Zhang Yinguang  
(Institute of Nuclear Energy Technology, Tsinghua University 100084)

Abstract

The article discusses the key issues which factor into the conceptualization of the gas turbine cycle to be coupled to the 10MW high temperature gas cooled test reactor (HTR-10). Features of possible options of coupling gas turbine cycle to the HTR-10 are briefly discussed based on the existing system configuration of the HTR-10. Preliminary design studies are made of one indirect cycle option. This option allows for comprehensive R&D work on helium turbine technology and is based very much on the existing configuration of the HTR-10.

Key words: HTGR, HTR-10, Gas turbine, Helium turbine

(上接第 78 页)

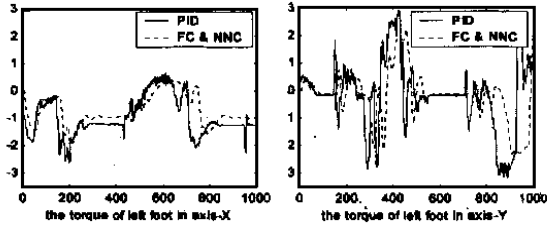


图 4 PID 控制和 Adaptive FC&NN 控制左脚力矩信号

3 结论

在双足机器人行走控制中,精确的掌握其动力学模型和参数是很困难的,甚至是几乎不可能的;而且,在机器人行走过程中,其动力学模型及参数也将有很大的变化,常规的 PID 控制很难获得满意的控制效果。为了提高各个关节角的跟踪性能,能够获得满意的行走特性,本文提出的一种基于自适应模糊逻辑和神经网络的控制算法。利用自适应模糊控制改善系统的响应速度和鲁棒稳定性,并引入一个

RBF 神经网络逼近双足机器人的逆动力学特性,补偿由于各关节之间的耦合作用。

通过机器人的行走试验可知整个,控制系统稳定性很好,能够及时跟踪参考轨迹,动态响应特性和静态误差特性优于常规的 PID 控制,表明该算法在双足机器人的行走控制中是很有效的。

参考文献:

[1] 伍科布拉托维奇 M. 步行机器人和动力学假肢. 北京: 科学出版社, 1983  
[2] 刘志远. 两足机器人的动态行走研究. [博士论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 1991  
[3] Liu Xiangjie, Chai Tianyou. Output formulation for fuzzy controller with gaussian membership function. In: The Seventh International Fuzzy Systems Association World Congress (IFSA). Prague, Czech Republic, 1997. 25~29  
[4] Ma L, Ji J, Dai S, et al. Neural network control of biped walking robot. In: 2nd International Conf. on Climbing and Walking Robots. 1999. 433  
[5] Li Q, Poo A N, Ang M. An Enhanced Computed-torque Control Scheme for Robot Manipulators with Neuro-compensator. In: 1995 IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics. 1995  
[6] 李士勇. 模糊控制、神经网络和智能控制论. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1996

Study on Biped Robot Control Based on Adaptive Fuzzy Logic and Neural Network

Wang Qiang, Ji Junhong, Qiang Wenyi, Fu Peichen  
(Control Engineering Department, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract

In study on biped robot control, in order to improve the locomotion, a novel torque compensation control scheme based on the combination of adaptive fuzzy logic and neural network is proposed in this paper. This method combines the advantage of adaptive fuzzy logic and neural network. Although the accurate structure and parameters of biped robot are not known, the inverse dynamic model can be approximated. The resulting control scheme has improved performance without increase of complexity. The biped robot has a good walking property.

Keywords: RBF neural network, Biped robot, Adaptive fuzzy control, Robot control