

DOI: 10.3901/JME.2009.03.215

超声电机驱动多关节机器人的类 PID 小波神经网络控制*

孙志峻¹ 黄卫清²

(1. 南京航空航天大学机电学院 南京 210016;
2. 南京航空航天大学精密驱动研究所 南京 210016)

摘要: 针对超声电机驱动多关节机器人的运行特性, 提出一种新颖的速度—位置双闭环 PID 控制模式, 有效地抑制了超声电机响应极快所导致的速度变化剧烈的现象, 从而提高了机器人的运动平稳性。为了进一步提高超声电机驱动多关节机器人的控制性能, 使其能根据超声电机的变化特性对 PID 控制参数进行实时调节, 提出类 PID 小波神经网络控制器。通过对传统离散型增量式 PID 表达式各项的合理划分, 将速度—位置双闭环 PID 控制、实践经验、当前的轨迹误差及其变化情况都融入进了类 PID 小波神经网络控制器中。该控制器参数的在线学习机制采用了 δ 自适应律并结合了 BP 算法和梯度下降法, 算法简单, 计算量大大减少。试验结果证明, 所设计的类 PID 小波神经网络控制器不仅明显优于 PID 和 PID 神经网络控制器, 而且具有很好的抗干扰能力。

关键词: 超声电机 PID 小波神经网络 关节机器人

中图分类号: TM356

PID-like Wavelet Neural Networks Control for Multiple Joint Robot Driven by Ultrasonic Motors

SUN Zhijun¹ HUANG Weiqing²

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering,
Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016;
2. Precision Driving Laboratory, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016)

Abstract: In view of the operating characteristics of a multiple joint robot driven by ultrasonic motors, a new speed-position double closed-loop PID control mode is put forward, which has effectively curbed the dramatic change of speed caused by quick response of the ultrasonic motor, so as to enhance the smooth movement of the robot. To further improve the performance of the robot and to real-time adjust the PID control parameters according to the changes of characteristics of ultrasonic motors, a PID-like wavelet neural networks (WNN) is presented. The speed-position double closed-loop PID control, practical experience, the current trajectory error and its change are all taken into account in the frame of the proposed PID-like wavelet neural networks. A back propagation algorithm based on gradient descent is developed to train the PID-like WNN on line by using δ adaptation law. Experiment results prove that the PID-like WNN controller is superior to PID controller and PID neural networks controller, and has a good anti-interference capability.

Key words: Ultrasonic motor PID Wavelet neural network Joint robot

0 前言

美国科研人员曾就超声电机运用于太空探索

的可行性进行了广泛而大量的论证、研发和试验, 相关资料表明超声电机可以正常工作在 $-150\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和大气压力为 2.13 Pa 的环境下, 超声电机在温度环境连续不断地从 $0\sim-90\text{ }^{\circ}\text{C}$ 反复变化 210 次的过程中性能没有任何明显变化。另外, 超声电机体积小, 质量轻, 无需齿轮箱就可直接提供低速大扭矩, 并

* 国家自然科学基金资助项目(50675098)。20080812 收到初稿, 20081205 收到修改稿

具有断电自锁能力, 这些特性不仅可以减少系统的质量和复杂性, 同时还能增加系统的可靠性; 这都有助于减少宇宙飞船的发射成本。有资料显示, 质量每增加 1 kg, 宇宙飞船的发射成本将增加两万美元。鉴于这些因素, 少数发达国家正在研制超声电机驱动的新一代空间机器人^[1-2]。

超声电机是利用压电材料的逆压电效应, 激发弹性体在超声频段内微幅振动, 并通过定、转子之间的摩擦作用将其转换成转子的旋转运动。电机的性能随工作温度、负载、转子速度、转动方向、电压及定转子压力的变化而变化^[3]。超声电机这种强非线性特点, 使得超声电机驱动机器人的控制特性变得复杂且控制模型无法获得。

小波神经网络最早是由法国著名的信息科学研究机构 IRISA 的 ZHANG 等^[4]于 1992 年提出。它是建立在小波理论基础上的—种新型神经网络模型, 兼容了小波与神经网络的优越性: 不需要数学模型, 具有自学习和知识表达能力强等优点, 并具有良好的收敛性。目前, 已有少数学者将小波神经网络用于驱动器的控制研究。XIA 等^[5]将小波神经网络用于无刷直流电机的速度控制, 巫庆辉等^[6]将小波神经网络用于感应电动机伺服驱动系统的自适应控制。

由于 PID 控制不需要控制对象的模型, 而且控制参数的调节针对性较强, 因此, 在当前实际运行的控制系统中 PID 控制方式仍占据着绝对的优势。鉴于此, 有学者已提出了 PID 小波神经网络控制器^[5, 7-8]。但是, 这些控制器中, PID 与小波神经网络的结合属于“松散型”, 即它们彼此虽然紧密相联, 但却又相互独立。

本文结合超声电机驱动机器人的运行特点提出了速度—位置双闭环 PID 控制方式, 进而将 PID 的三个控制参数和控制误差进行整合, 与小波神经网络进行融合, 形成了“紧致型”类 PID 小波神经网络控制器。

1 超声电机驱动多关节机器人及其控制系统硬件结构

1.1 多关节机器人

多关节机器人的外观如图 1 所示, 它可以在工作空间的任何一个平面内画图形或写字。三个关节均采用超声电机驱动, 肩关节使用的是南京航空航天大学精密驱动研究所研制的 TRUM-60 型超声电机, 腰关节和腕关节使用的是 TRUM-45 型。每一个关节配备一台旋转编码器, 旋转编码器的结构选用中空型, 从而省去了电机与编码器之间的联轴器, 编码器每转的脉冲数是 2 000。由于超声电机可以提

供低速大扭矩, 所以各关节与超声电机直接联接, 没有采用减速齿轮, 因此不存在齿轮传动的间隙调整机构, 这使得整个机器人的结构紧凑而小巧。机器人腕关节和肩关节的活动范围均是 $\pm 90^\circ$, 腰关节的活动范围是 $\pm 360^\circ$ 。

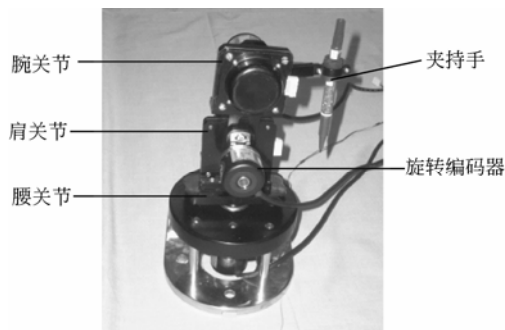


图 1 关节机器人外观图

1.2 控制系统硬件结构

超声电机的驱动控制方式有三种: ① 调节驱动器输出信号的电压。② 调节驱动器输出信号的频率。③ 调节驱动器两相输出信号之间的相位差。

这里采用第②种驱动控制方法, 实现方式是通过改变加在驱动器中压控振荡器的直流电压来调节驱动器输出信号的频率, 进而改变超声电机的速度。

基于 PC 计算机控制系统的超声电机驱动多关节机器人控制结构图, 如图 2 所示。目前在市场上尚不能买到直接服务于超声电机的运动控制卡, 这里使用了固高公司通用型 GT-400-SV 运动控制卡, 一方面利用其模拟量电压输出来调节电机转速, 另一方面利用该卡提供的功能读出旋转编码器的脉冲值。该型控制卡具有数字滤波和脉冲 4 倍频电路, 因而可以将位置反馈精度提高到每转 8 000 个脉冲。

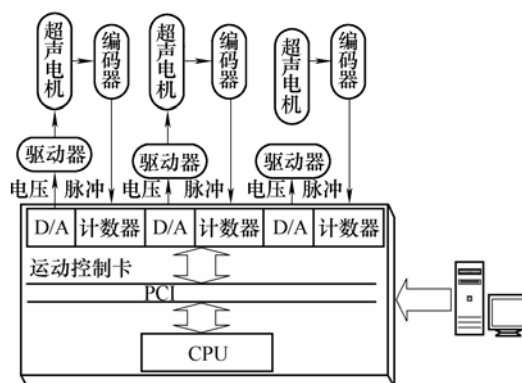


图 2 多关节机器人控制结构图

2 类 PID 小波神经网络控制

2.1 速度—位置双闭环 PID 控制

在超声电机驱动多关节机器人的控制实践中,

发现位置PID反馈控制可以获得较好的关节位置精度，但由于超声电机的速度响应非常快，使得机器人关节的速度变化较为剧烈，从而使机器人运行的平稳性不能得到保证；速度PID反馈控制可以获得很好的运动平稳性，但关节位置精度较差。若能将速度和位置PID同时用于超声电机驱动机器人关节的控制，也许能做到优势互补。实践中，发现用于电磁电机控制的位置和速度内外环方式不适用于超声电机。查阅了大量国内外相关文献，均未见到有关超声电机这方面的报道。

经过实践和分析，这里提出了速度—位置双闭环PID控制形式，如图3所示。

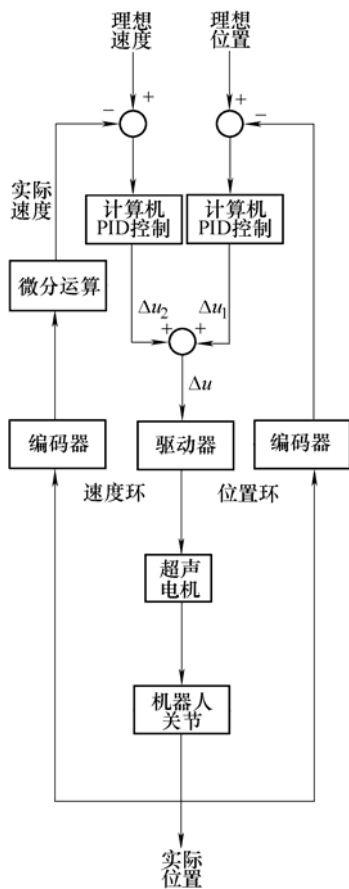


图3 速度—位置双闭环PID控制系统框图

图3中，有两个闭环控制，分别是速度环和位置环，它们均采用了增量式PID控制方式。由于速度反馈控制能保证很好的运动平稳性，所以首先进行速度环控制。当速度反馈控制所获得的位置精度已达到其所能控制的极限时，也就获得了一组合适的速度PID控制参数和相应的超声电机驱动器控制电压增量，然后在维持该速度反馈控制的状态下，添加位置环控制，将位置和速度反馈控制获得的超声电机驱动器控制电压增量相加，得到最终超声电机控制电压增量。不断调整位置反馈PID控制参数，直至关节机器人的运行满足控制要求。由于控制效

果对PID控制参数的变化不太敏感，所以在调节位置PID控制参数时，没有必要改变速度PID控制参数；否则，太多控制参数的变化，无法直观地分析导致性能指标变化的原因，不利于整个控制系统的调整。

2.2 控制参数与误差的整合

虽然上述的控制系统可以在保证机器人运行平稳的前提下，获得一定的位置精度，但PID控制还是属于线性控制，对于超声电机这种控制特性复杂且具有强非线性的控制对象而言是不能获得令人满意的控制效果。小波神经网络与PID控制都可以不需要数学模型，但小波神经网络可以根据控制对象的变化特性对控制参数进行实时调节。以往，小波神经网络控制模型中的两个输入参数一般是误差 e 和误差的导数 \dot{e} ^[9-10]，而PID的控制参数是三个，即比例系数 K_P 、积分系数 K_I 和微分系数 K_D ，为了将前面获得的速度—位置双闭环PID控制模式和实践经验融入小波神经网络，同时在小波神经网络的输入中能反映出当前的轨迹误差及其变化情况，有必要对传统的增量式PID表达式进行适当处理。

首先，将频域下的连续PID表达式通过Z变换，转换成频域下的离散PID表达式；然后，再转换成时域下的离散PID表达式^[11]，其表达式如下

$$u(nT)_{\text{cmd}} - u(nT - T)_{\text{cmd}} = K_P e(nT) - K_I \frac{T}{2} e(nT) + 2K_I \frac{T}{2} e(nT) - (K_P e(nT - T) - K_I \frac{T}{2} e(nT - T)) + K_D [\dot{e}(nT) - \dot{e}(nT - T)] \quad (1)$$

式中 $n = 0, 1, 2, \dots$ ， $e(nT)$ 是轨迹跟踪误差信号， K_P 、 K_I 和 K_D 分别是确定的比例、积分和微分系数。

进一步推导如下。

设定

$$\tilde{K}_P = K_P - \frac{TK_I}{2} \quad (2)$$

$$\tilde{K}_I = K_I T \quad (3)$$

那么，式(1)可以写成

$$\Delta u_{\text{cmd}} = \tilde{K}_I e(nT) + \tilde{K}_P (e(nT) - e(nT - T)) + K_D [\dot{e}(nT) - \dot{e}(nT - T)] \quad (4)$$

设定

$$e_1 = \tilde{K}_I e(nT) \quad (5)$$

$$e_p = \tilde{K}_P (e(nT) - e(nT - T)) \quad (6)$$

$$e_D = K_D (\dot{e}(nT) - \dot{e}(nT - T)) \quad (7)$$

式中 e_1 、 e_p 和 e_D 分别代表了轨迹跟踪误差信号、轨迹跟踪误差信号的变化和轨迹跟踪误差信号的变化率。

2.3 类 PID 小波神经网络控制

2.3.1 类 PID 小波神经网络的结构

一个三层的类 PID 小波神经网络结构如图 4 所示。一个输入层(i 层), 一个隐层(k 层), 即小波层, 一个输出层(o 层), 采用 3-7-1 结构形式。

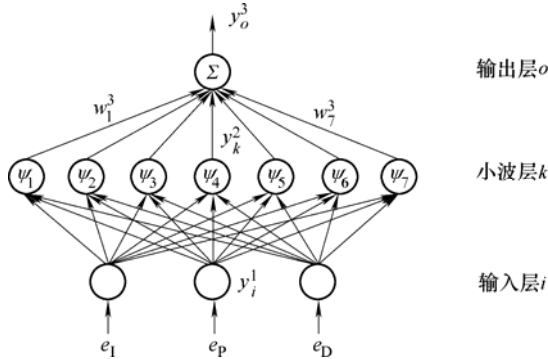


图 4 类 PID 小波神经网络结构

各层的信号传递与作用函数描述如下。

输入层(第一层)

$$\zeta_i^1 = x_i^1 \quad y_i^1 = f_i^1(\zeta_i^1) = \zeta_i^1 \quad i = 1, 2, 3 \quad (8)$$

式中 f_i^1 ——输入层的作用函数

x_i^1 ——输入层神经元的第 i 个输入, 即神经网络的输入, $x_1^1 = e_1, x_2^1 = e_p, x_3^1 = e_D$

由于该小波神经网络的输入不是严格意义上的 K_p 、 K_I 和 K_D , 因此将该控制方式称为类 PID 小波神经网络控制。

小波层(第二层)。小波层的每一个节点的作用函数 ψ_i , 即小波函数, 是由基小波函数衍生而来。这里选用高斯函数的一阶导数, 即 $\varphi(x) = -x \times \exp(-x^2/2)$, 作为基小波函数, 它可视为一个 Haar 基小波函数的微分型, 就如同 Sigmoid 函数是一个阶跃函数的微分型一样, 具有绝对的近似特性^[12]

$$\zeta_k^2 = \frac{y_i^1 - b_{ik}}{a_{ik}}$$

$$y_k^2 = f_k^2(\zeta_k^2) = \varphi_k(\zeta_k^2) = -\zeta_k^2 \exp(-(\zeta_k^2)^2/2) \quad k = 1, \dots, 7 \quad (9)$$

式中 a_{ik} ——尺度参数

b_{ik} ——平移参数

输出层(第三层)

$$\zeta_o^3 = \sum_k w_k^3 y_k^2 \quad y_o^3 = f_o^3(\zeta_o^3) = \zeta_o^3 \quad o = 1 \quad (10)$$

式中, 进行速度闭环计算, 则 $y_o^3 = \Delta u_2$; 进行位置闭环计算, 则 $y_o^3 = \Delta u_1$ 。

2.3.2 类 PID 小波神经网络在线学习训练机制

类 PID 小波神经网络参数训练采用 δ 自适应结合梯度下降法和 BP 算法的学习机制, 能量函数定

义如下

$$e = \theta_d - \theta_c \quad E = 0.5e^2 \quad (11)$$

式中 θ_c ——机器人关节的实际位置角度

θ_d ——机器人关节的理想位置角度

基于反向传递算法, 各层的权值或参数调整律描述如下。

输出层(第三层)。被反向传播的误差项

$$\delta_o^3 = -\frac{\partial E}{\partial y_o^3} = -\frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial y_o^3} = -\frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial \theta_c} \frac{\partial \theta_c}{\partial y_o^3} \quad (12)$$

$$\Delta w_k^3 = -\eta_w \frac{\partial E}{\partial w_k^3} = -\eta_w \frac{\partial E}{\partial y_o^3} \left(\frac{\partial y_o^3}{\partial \zeta_o^3} \frac{\partial \zeta_o^3}{\partial w_k^3} \right) = \eta_w \delta_o^3 y_k^2 \quad (13)$$

所以输出层权值调整迭代方程

$$w_k^3(N+1) = w_k^3(N) + \Delta w_k^3 \quad (14)$$

小波层(第二层)

$$\delta_k^2 = -\frac{\partial E}{\partial \zeta_k^2} = -\frac{\partial E}{\partial y_o^3} \left(\frac{\partial y_o^3}{\partial \zeta_o^3} \frac{\partial \zeta_o^3}{\partial y_k^2} \frac{\partial y_k^2}{\partial \zeta_k^2} \right) = \delta_o^3 w_k^3 \quad (15)$$

尺度参数调整增量

$$\Delta a_{ik} = -\eta_a \frac{\partial E}{\partial a_{ik}} = -\eta_a \frac{\partial E}{\partial y_k^2} \frac{\partial y_k^2}{\partial \zeta_k^2} \frac{\partial \zeta_k^2}{\partial a_{ik}} = \eta_a \delta_k^2 \frac{b_{ik} - y_i^1}{a_{ik}^2} \quad (16)$$

式中, η_a 为小波的尺度参数的学习率。

平移参数调整增量

$$\Delta b_{ik} = -\eta_b \frac{\partial E}{\partial b_{ik}} = -\eta_b \frac{\partial E}{\partial y_k^2} \frac{\partial y_k^2}{\partial \zeta_k^2} \frac{\partial \zeta_k^2}{\partial b_{ik}} = -\eta_b \frac{\delta_k^2}{a_{ik}} \quad (17)$$

式中, η_b 为小波的平移参数的学习率。

尺度参数和平移参数调整的迭代算式

$$a_{ik}(N+1) = a_{ik}(N) + \Delta a_{ik} \quad (18)$$

$$b_{ik}(N+1) = b_{ik}(N) + \Delta b_{ik} \quad (19)$$

上述的学习算法中, 由于超声电机驱动的非线性动态特性, 式(12)中的 $\partial \theta_c / \partial y_o^3$ 雅可比矩阵不能求得。虽然系统辨识器可以获得该雅可比矩阵, 但需要相当大的计算量^[13]。为了解决这个问题, 同时提高系统参数在线学习速率, 采用自适应法, 反向误差项用式(20)近似表达

$$\delta_o^3 \cong e_1 + e_p + e_D \quad (20)$$

学习率的选取对于神经网络的性能十分关键,

为了能有效地进行小波神经网络训练, 这里借用了文献[14]中基于离散型李亚普洛夫函数分析以确保轨迹误差跟踪收敛性的相关研究成果。各学习率定义如下

$$\eta_w = \lambda/R \quad (21)$$

$$\eta_a = \eta_b = \eta_w \left[\left| w_o^3 \right|_{\max} (2e^{-0.5} / |a_{ik}|_{\min}) \right]^{-2} \quad (22)$$

式中，为了确保李亚普罗夫稳定性， $\lambda \in [0,1]$ 。R 是小波层的节点个数。

$$|w_o^3|_{\max} = \max_N |w_o^3(N)| \quad |a_{ik}|_{\min} = \min_N |a_{ik}(N)|$$

3 控制试验结果与比较

在做控制试验之前，首先运用机械系统动力学分析软件 ADAMS 获得超声电机多关节机器人的笔尖作某种运动时，每隔 2 mm，各关节瞬时的位置和转速，以此数据作为实际控制的理想位置和理想转速。选取 2 mm 的依据：在计算机主频为 1.03 GHz，内存为 512 MB 的环境下，选用 Visual C++6.0 为编程语言，一个关节的位置数据采样的时间间隔是 2 ms。关节的实际转速是两次采样的位置差除以这个时间间隔。

在超声电机多关节机器人PID小波神经网络控制试验中，在确保控制效果的前提下，为提高网络的收敛速度，选取 $\lambda=1$ 。

图 5~7 分别是超声电机驱动多关节机器人在 THANH 等^[15]提出的 PID 神经网络控制和类 PID 神经网络控制方式下，绘制一个直径为 60 mm 圆的过程中，各关节的瞬时位置误差值。

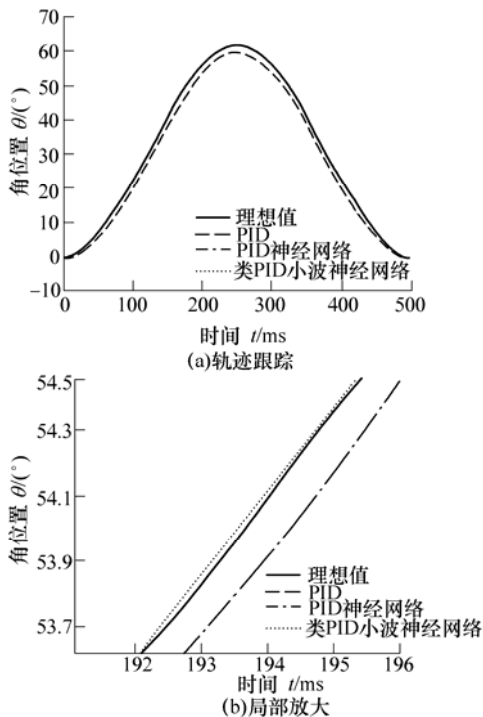


图 5 腕关节轨迹跟踪图

图 5a、6a、7a 为各关节所对应的轨迹跟踪全图。从图 5、6 中可以明显看出 PID 控制的效果较差，主要原因是 PID 控制中固定不变的参数无法反映超声电机的动态变化。图 7 中由于腰关节的负载力矩

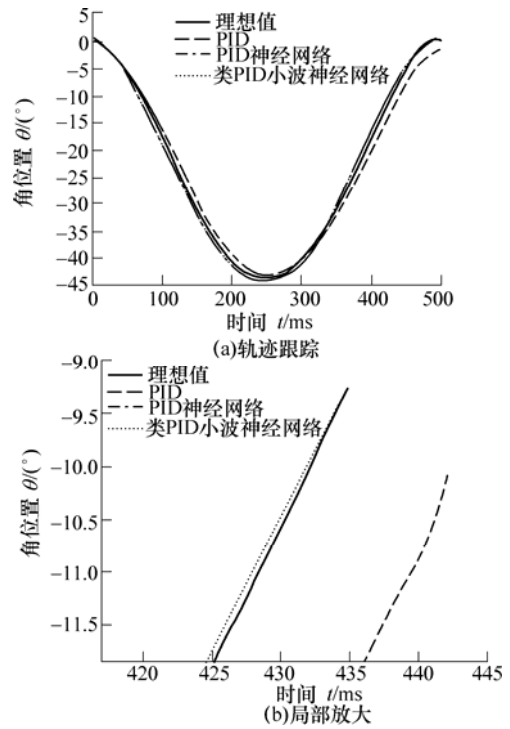


图 6 肩关节轨迹跟踪图

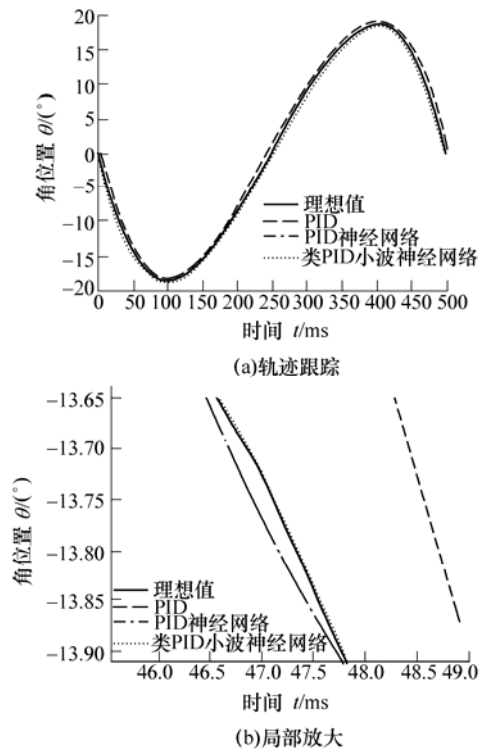


图 7 腰关节轨迹跟踪图

很小，所以在图 7a 中很难分清各控制方式的优劣。图 5b、6b、7b 为相应关节的局部放大图。图 5b 中由于局部放大后，用双划线表示的 PID 轨迹已落在图外，所以没有显示出来。从各关节的局部放大图中可以十分清楚地看出类 PID 小波神经网络的控制效果优于 PID 神经网络。

为了验证类 PID 神经网络控制下的超声电机驱动机器人所具有的鲁棒性，特地给机器人的各关节

随机添加干扰。在机器人的运行过程中，使其关节的转速发生突变。在本文所采用的超声电机驱动方式中，超声电机的转速与控制电压有明确的数值关系，在具体实践中，只需在随机的某个时刻，将实际的瞬时控制电压值人为地增大或减小，就可以使关节的转速发生突变。图 8、9 显示了机器人在绘制一段阿基米德螺旋线的关节位置图和关节转速图。在图 8、9 中，理想值和实际值分别用实线和虚线标示。在图 9 中，由于突变的转速值比理想转速值大很多，所以图中关节的理想转速和正常的实际转速被压缩成几乎是零值的一条直线。由于转速的突变，会使得电机旋转的角度位置产生突变，这正如图 8 所示，在各关节的转速发生突变的相同时刻，电机转动的位置角度发生了突变。在图 8 中也可以看到位置角度的突变并没有影响机器人各关节对理想轨迹的跟踪。在很短的时间内，机器人的各关节又重

新回到正确的轨迹上，而不会因为较强的干扰无法完成后续轨迹的跟踪，这说明本文研究的类 PID 小波神经网络控制具有很好的鲁棒性。

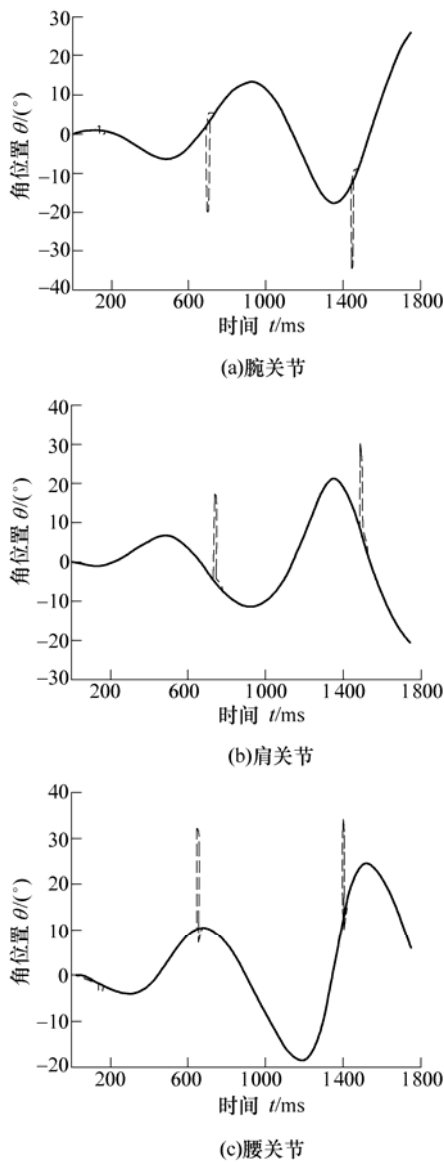


图 8 关节位置图
—理想值 --实际值

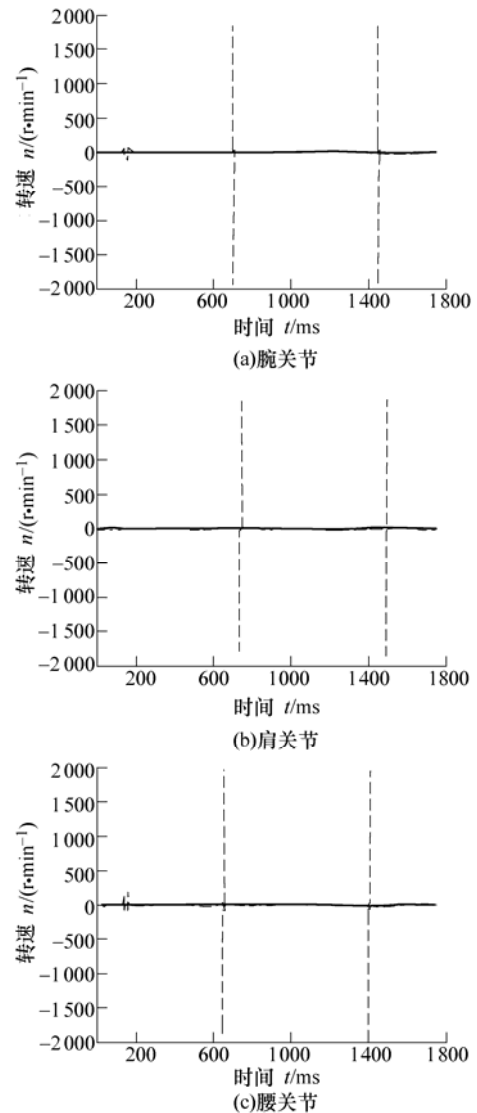


图 9 关节转速图
—理想值 --实际值

4 结 论

(1) 针对超声电机驱动多关节机器人的运行特性，提出了一种新颖的速度—位置双闭环 PID 控制模式，将速度闭环控制电压增量与位置闭环控制电压增量相加，作为总的控制电压增量，作用于超声电机的驱动器，有效地抑制了超声电机响应极快所导致的速度变化剧烈的现象，从而提高了机器人的运动平稳性。

(2) 在速度—位置双闭环 PID 控制的基础上，针对超声电机强非线性特点，为了能对 PID 控制参数进行实时调节，提出了类 PID 小波神经网络控制器。该控制器系统的输入参数中不仅包含了传统

PID 控制参数, 还包含了轨迹跟踪误差信号、轨迹跟踪误差信号的变化和轨迹跟踪误差信号的变化率等信息。

(3) 类 PID 小波神经网络控制器中参数的在线学习机制采用 δ 自适应律并结合了 BP 算法和梯度下降法, 学习算法简单, 节省了大量的计算量。控制试验证明该系统具有很强的自适应学习能力, 对系统外部的负载扰动具有很强的抑制能力。由该控制器组成的控制系统具有良好的鲁棒性、良好的稳定性等。

参 考 文 献

- [1] BAILAK G V, RUBINGER B, JANG M, et al. Advanced robotic mechatronics system: Emerging technologies for interplanetary robotics[C]// Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, May 2-5, 2004, Niagara Falls, Ontario, Canada. Dundas: IEEE, 2004: 2 025-2 028.
- [2] JANG M, DAWSON F, BAILAK G. Control system for multiple joint robotic arm powered by ultrasonic motor[C]// Applied Power Electronics Conference and Exposition, APEC'04. Nineteenth Annual IEEE, February 22-26, 2004, Anaheim California, America. Piscataway, New Jersey: IEEE, 2004: 1 844-1 848.
- [3] 赵淳生. 超声电机技术与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
ZHAO Chunsheng. Ultrasonic motors technologies and applications[M]. Beijing: Science Press, 2007.
- [4] ZHANG Q, BENVENISTE A. Wavelet networks[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1992, 3(6): 889-898.
- [5] XIA Changliang, TIAN Yang, LIU Dan, et al. Speed control of brushless DC motor based on single neuron PID and wavelet neural network[C]// IEEE International Conference on Control and Automation, May 30-June 1, 2007, Guangzhou, China. Singapore: IEEE, 2007: 617-620.
- [6] 巫庆辉, 邵诚. 基于递归型小波神经网络的感应电动机伺服驱动系统自适应控制[J]. 机械工程学报, 2005, 41(2): 71-76.
WU Qinghui, SHAO Cheng. Recurrent wavelet neural networks based adaptive control for servo drive system of induction motor[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2005, 41(2): 71-76.
- [7] HUI Li, HONG Zhangjin, CHEN Guo. PID control based on wavelet neural network identification and tuning and its application to fin stabilizer[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics & Automation, July 29-Aug. 1, 2005, Ontario, Canada. Ontario: IEEE, 2005: 1 907-1 911.
- [8] HUI Li, CHEN Guo, HONG Zhangjin. Hybrid control of inverse model wavelet neural network and PID and its application to fin stabilizer[C]// Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, June 21-23, 2006, Dalian, China, 2006: 436-440.
- [9] WAI R J, CHANG J M. Intelligent control of induction servo motor drive via wavelet neural network [J]. Electric Power Systems Research, 2002, 61: 67-76.
- [10] ASHRAF M H. Wavelet neural network load frequency controller [J]. Energy Conversion and Management, 2005, 46: 1 613-1 630.
- [11] JAMES C, CHEN G, OGMEN H. Fuzzy PID controller: Design, performance evaluation, and stability analysis[J]. Information Sciences, 2000, 123(3-4): 249-270.
- [12] SCHOLLE H C, BRADL U, HEFTER H, et al. Training wavelet networks for nonlinear dynamic input-output modeling[J]. Neurocomputing, 1998, 20(1): 173-188.
- [13] NORIEGA J R, WANG H. A direct adaptive neural-network control for unknown nonlinear systems and its application[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1998, 9(1): 27-34.
- [14] WAI R J, CHANG J M. Intelligent control of induction servo motor drive via wavelet neural network[J]. Electric Power Systems Research, 2002, 61: 67-76.
- [15] THANH D, AHN K. Nonlinear PID control to improve the control performance of 2 axes pneumatic artificial muscle manipulator using neural network[J]. Mechatronics, 2006, 16: 577-587.

作者简介: 孙志峻(通信作者), 男, 1970 年出生, 副教授。主要研究方向为机电一体化。

E-mail: meezjsun@nuaa.edu.cn

黄卫清, 男, 1965 年出生, 教授。主要研究方向为超声电机及其应用。

E-mail: wqhuang@nuaa.edu.cn