



机器人动力学模型识别新方法

毕德学, 孙国强, 许增朴
(天津科技大学机械工程学院, 天津 300222)

摘要: 准确的动力学模型在先进的机器人轨迹跟踪控制中扮演了一个非常重要的角色.通过分析关节的非线性摩擦力的特点,提出了一种新颖的机器人动力学模型识别途径.同时应用最小均方差方法和支持向量机算法,可以准确地识别机器人的线性和非线性耦合的动力学模型.对一自由度机器人系统的实验结果表明,相对于传统方法,其动力学模型的建模精度更高.

关键词: 动力学识别; 非线性摩擦力模型; 支持向量机; 机器人

中图分类号: TH113; TP24

文献标识码: A

文章编号: 1672-6510(2007)01-0037-04

A New Method for Robot Dynamics Identification

BI De-xue, SUN Guo-qiang, XU Zeng-pu
(College of Mechanical Engineering, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China)

Abstract: Accurate dynamics model of industrial robot plays a very important role in advanced trajectory tracking control applications. A novel optimal robot dynamics identification strategy was present through analyzing the characteristics of nonlinear dynamic friction at the joints. By implementing both the least mean square (LMS) and support vector machines (SVM) algorithm, the linear and nonlinear coupled dynamics model is accurately identified. Experimental results of a one-degree-of-freedom robot show that its dynamics modeling accuracy is greatly improved.

Keywords: dynamics identification; nonlinear friction mode; support vector machines; robot

工业机器人操作系统通常情况下是一个高度的非线性动力学耦合系统,因此,要想获得轨迹跟踪控制的高精度是一件非常具有挑战性的工作.国内外的文献中提供了许多方法来尝试解决这个问题.文献[1]证明了与单环的 PID 控制器相比,不论操作系统的速度如何,基于模型的控制都能获得稳定的性能.因此,对一个要求高精度的工业应用,机器人的动力学模型若被识别出来会受益非浅.

近年来,许多学者从事机器人动力学模型识别的研究工作^[2,3],其研究成果表明,刚体机器人的动力学模型可以转换为用模型参数表示的线性表达式,因此模型的识别可转换为线性表达式中参数的辨识^[4,5].拉格郎日或欧拉方程是用来推导线性的参数模型的常用数学工具,在文献[4]中,能量守恒定律也被用来推导线性模型.一些学者的工作还考虑了摩擦力的影响,

把它看作是一个包含广义位置和速度的线性函数.基于这样的线性参数模型,最小均方差法或最大似然评估法被用来进行实验数据的处理和参数识别.但是,识别出的动力学模型是不精确的,尤其是当机器人在低速运行时,摩擦力通常是非线性的,与假定的线性模型误差较大^[6].总之,目前的机器人动力学模型识别存在两个问题:

(1) 模型的结构存在缺陷.关节处摩擦力的线性模型同其低速运行时的高度非线性相比过于简单和粗糙^[7].这就降低了所识别模型的精度和适用性.

(2) 想获得精确的机器人非线性动力学模型是非常困难的,因为模型的线性部分同关节处的非线性摩擦力耦合在一块,需要同时识别出这两部分.目前还没有成熟方法.

针对上述问题,本文提出一种机器人动力学模型

收稿日期: 2006-10-24

基金项目: 天津市高等学校科技发展基金资助项目(20051506)

作者简介: 毕德学(1969—),男,山东济南人,副教授.

识别的新方法.根据关节处非线性摩擦力的特点,机器人动力学模型中的线性部分和非线性部分通过选择不同的速度区域能够解除耦合.这样,模型的线性部分可以根据传统的最小均方差法进行参数辨识,而非线性部分可以通过一种新颖的支持向量机算法进行建模.

1 研究现状

从前人的研究工作^[4,5]中可知,刚体机器人的动力学模型可以被描述为关于关节的位置、速度和加速度的线性参数方程为

$$\phi(q, \dot{q}, \ddot{q})\theta = \tau \tag{1}$$

式中: θ 为要识别的模型参数向量; ϕ 为已知动力学方程式.为了能够进行参数识别,关节的摩擦力用线性模型表示为

$$\tau_f = f_c \operatorname{sgn}(\dot{q}) + f_v \dot{q}$$

式中: τ_f 为摩擦力; f_c 为弹性摩擦系数; f_v 为黏性摩擦系数.这样,多自由度机器人的动力学模型可用矩阵表示成如下形式:

$$\begin{Bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \\ \vdots \\ \tau_n \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \cdots & \phi_{1n} \\ & \phi_{22} & \cdots & \phi_{2n} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & \phi_{nn} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_n \end{Bmatrix} \tag{2}$$

式中:矩阵 ϕ 具有最大秩; n 为机器人自由度数.当实验测量数据已知时,参数向量 θ 能用最小均方差的方法获得.因此式(1)线性参数的动力学模型很容易被识别出来.但是在很多情况下,模型与实际情况相比过于简单,主要因为低速时,关节的摩擦力模型实际上是高度非线性的.

2 模型识别的新方法

2.1 关节摩擦力的特点

到目前为止,LuGre 模型^[8]是最能抓住摩擦力特点的精确的摩擦力模型之一,可用这个模型来理解和分析摩擦力的结构.在 LuGre 模型中,根据不同摩擦力的特点可以将摩擦力 F 分为两部分.

$$F = F_{ss} + F_d$$

式中: F_{ss} 为恒定速度所造成的摩擦力,也叫静态摩擦力; F_d 为速度变换时的瞬时响应的摩擦力,也叫做动态摩擦力.其中动态摩擦力很难在实际中得到.

文献[9,10]研究表明,将静态摩擦力从 LuGre 模型中分离出来也能用于摩擦力补偿.一些实验证明了

静态摩擦力能够占整个真实摩擦力的 90%^[11],这对许多应用来说已经足够了.并且,当速度增加时,静态摩擦力所占的比例也会相应的增加.因此同线参数的摩擦力模型相比,静态摩擦力在低速时更精确,更能满足性能需求.静态摩擦力的模型结构如图 1 所示.

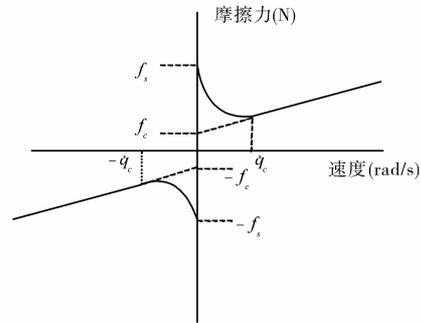


图1 静态摩擦力模型

Fig.1 Static friction model

图 1 中,静态摩擦力 F_{ss} 高度非线性平滑.在临界速度 $\dot{q}_c > 0$ 之外, F_{ss} 中的指数分量部分几乎完全消失了.线性的黏性摩擦力占的比例越来越大,从而使静态摩擦力在高速部分几乎等同为传统的线性模型结构.

2.2 动力学模型线性参数识别

从摩擦力特性分析得知,当绝对速度大于临界速度 \dot{q}_c 时,非线性关节摩擦力可用传统的线性模型代替,几乎不会损失精度.

$$\tau_{friction}(\dot{q}) \approx \begin{cases} f_c + f_v \dot{q} & \dot{q} > \dot{q}_c \\ f_c' + f_v' \dot{q} & \dot{q} < -\dot{q}_c \end{cases} \tag{3}$$

如果选取的测量速度的绝对值比临界速度大,非线性的摩擦力可以看作是线性的,模型的线性参数部分可以用传统的最小均方差方法识别出来.再将识别出的线性参数代入动力学模型,就能识别低速时的非线性摩擦力模型.

2.3 基于支持向量机的非线性关节摩擦力模型识别

近年来,支持向量机^[12]被尝试用于数据分类和回归.支持向量机被证明在稀疏数据的建模方面是一个很合适的工具.支持向量机算法的特点是模型只保留最重要的训练数据的信息,并且它的支持向量的数量不随训练点数量的增长而呈指数增长.或者说,支持向量机能够根据建模的复杂性自动选择基函数的数量和参数,而不依赖于训练数据自身的维数.而这些正是神经网络方法的缺点.假定 f 表示摩擦力 F 和角速度 ω 之间的一个映射函数关系 $F = f(\omega)$.对于正速度

和负速度,这个映射同样成立,但是模型将分别给出.通常假定 $f(\omega)$ 属于有界集合 $\Omega \subset R$. 给出训练数据 $D = \{(\omega_j, F_j)\}_{j=1}^N$, 对每一个 j , $F_j = f(\omega_j)$, N 是训练数据的数量.被识别的摩擦力模型 $\hat{F} = \hat{f}(\omega)$ 能够通过在一个由核函数 $K(\cdot, \cdot)$ 定义的再生核希尔伯特空间(RKHS)中寻求泛化问题的答案得到^[13]:

$$\min_{\bar{f} \in H} R_{reg}(\bar{f}) = L \sum_{i=1}^N c(F_i, \bar{f}(\omega_i)) + \frac{1}{2} \langle \bar{f}, \bar{f} \rangle_H \quad (4)$$

式中:等式右侧的第一项是训练误差的惩罚项.其中, $c(F_i, \bar{f}(\omega))$ 是丢失函数,用来测量在输入 ω 时,实际的摩擦力与模型预测值之间的误差;第二项是用来使模型平滑的稳定器. $L > 0$ 是一个使训练误差和模型平滑性约束达到平衡的泛化系数.核 $K(\cdot, \cdot)$ 是一个在域 $\Omega \times \Omega$ 上定义的正定函数.也就是说,对于任意的 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_3 \in \Omega$, 矩阵 $[K(\omega_i, \omega_j)]$ 是正定的.并且,假定 K 具有如下的形式:

$$K(\omega_1, \omega_2) = \sum_{n=0}^{\infty} \phi_n(\omega_1) \phi_n(\omega_2) \quad (5)$$

式中: $\{\phi_n(\omega)\}_{n=0}^{\infty}$ 是在域 Ω 上定义的线性不相关函数集合.根据再生核希尔伯特空间的特性,用式(5)的形式给出核 K , 被识别的摩擦力模型 $\bar{f}(\omega)$ 能够表示为

$$\bar{f}(\omega) = \sum_{n=0}^{\infty} \alpha_n \phi_n(\omega) + b \quad (6)$$

对任意的 $\alpha_n, d_n, b \in R$, 满足标量乘积

$$\left\langle \sum_{n=0}^{\infty} \alpha_n \phi_n(\omega) + b, \sum_{n=0}^{\infty} d_n \phi_n(\omega) + b \right\rangle_H = \sum_{n=0}^{\infty} \alpha_n d_n \quad (7)$$

为得到泛化问题式(4)的解答,选择 ε -不敏感丢失函数

$$c(F, \bar{f}(\omega)) = |F - \bar{f}(\omega)|_{\varepsilon}$$

式中: $|\cdot|_{\varepsilon}$ 是 Vapnik 的 ε -不敏感范数,定义为

$$\xi_i^{(*)} = |F - \bar{f}(\omega)|_{\varepsilon} = \begin{cases} 0, & |F - \bar{f}(\omega)| < \varepsilon \\ |F - \bar{f}(\omega)| - \varepsilon & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

把式(6)一式(8)代入式(4),得到

$$\min_{\bar{f}, \xi, \xi^*} R_{reg}(\bar{f}, \xi, \xi^*) = L \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) + \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{\infty} \alpha_i^2 \quad (9)$$

并满足约束条件

$$\begin{cases} F_i - \bar{f}(\omega_i) \leq \varepsilon + \xi_i \\ \bar{f}(\omega_i) - F_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

式(9)中的 ξ 和 ξ^* 的值是从式(8)计算而来,分别代

表着松弛向量 $[\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N]^T$ 和 $[\xi_1^*, \xi_2^*, \dots, \xi_N^*]^T$ ^[12]. 对约束优化问题(9)和式(10)应用拉格朗日算子,可以得到摩擦力模型

$$\hat{f}(\omega) = \sum_{i=1}^N \partial_i K(\omega_i, \omega) + m \quad (11)$$

式中: $\partial_i (i=1, \dots, N)$ 和 m 是通过解优化问题后得到的参数值.相对应的 ∂_i 值,只有在当训练点离目标函数的距离不小于 ε 时是非零的.这些 ∂_i 非零的训练点叫做支持向量.这样,摩擦力模型就通过支持向量机的算法识别出来了.从以上推导可以看出,相比神经网络等传统方法,支持向量机算法无过学习问题,并且全局最优,因此模型识别的精度更高.

3 实验

3.1 实验装置

实验装置是一自由度平面机器人,如图2所示.在测试中,运动沿着垂直于关节臂的 y 方向;机械臂通过传动比为 1 : 80 的齿轮箱连接的电机驱动控制;臂的角度位置通过一个分辨率为每转 500 脉冲的光学码盘来测量;电机的扭矩通过霍尔元件测量电机转子的电流间接获取.因为运动是水平的,所以运动时重力可以忽略不计.因此该装置的动力学模型可以表示为

$$\tau_{motor} = \tau_{friction}(\dot{q}, \ddot{q}) + I\ddot{q} \quad (12)$$

式中: τ_{motor} 为电机扭矩; $\tau_{friction}$ 为关节摩擦力矩; I 为转动惯量; q 为角位移.不同于传统线性模型,在此模型中,非线性摩擦力和线性部分耦合在一起.为识别它,必须同时获得非线性摩擦力模型和参数 I 的值.因此最小均方差方法不能直接适用.

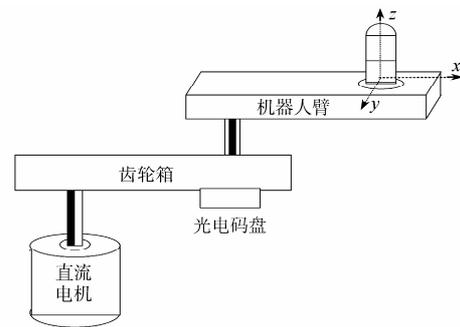


图2 实验装置

Fig.2 Experimental setup

3.2 模型识别

3.2.1 参数 I 的识别

由分析和式(3)可知,当速度的绝对值高于临界

速度时,高度非线性的摩擦力模型变得线性化了,这时的整个动力学模型是一个线性参数模型:

$$\tau_{motor} = f_c \operatorname{sgn}(\dot{q}_p) + f'_c \operatorname{sgn}(\dot{q}_n) + f_v \dot{q}_p + f'_v \dot{q}_n + I\ddot{q} + \varepsilon \quad (13)$$

用矩阵形式展开表示

$$\begin{bmatrix} \tau_{motor1} \\ \vdots \\ \tau_{motorN} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \operatorname{sgn}(\dot{q}_{p1}) & \operatorname{sgn}(\dot{q}_{n1}) & \dot{q}_{p1} & \dot{q}_{n1} & \ddot{q}_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \operatorname{sgn}(\dot{q}_{pN}) & \operatorname{sgn}(\dot{q}_{nN}) & \dot{q}_{pN} & \dot{q}_{nN} & \ddot{q}_N \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} f_c \\ f'_c \\ f_v \\ f'_v \\ I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \vdots \\ \varepsilon_N \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中: ε 为测量误差, N 为实验数据个数. 利用最小均方差方法, 可以通过线性参数模型识别的方法得到惯量参数 I . 实验结果见表 1.

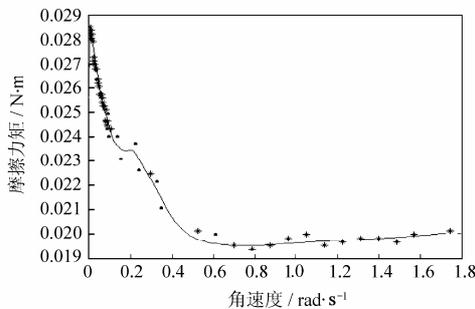
表1 识别的参数值

Tab.1 Identified parameters

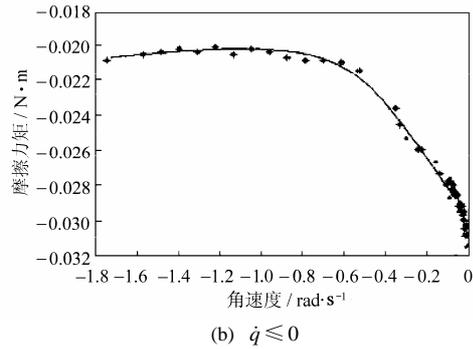
$I/\text{kg}\cdot\text{m}^2$	$f_c/\text{N}\cdot\text{m}$	f_v	$f'_c/\text{N}\cdot\text{m}$	f'_v
0.024 4	0.018 6	0.008 1	0.019 1	0.007 6

3.2.2 非线性摩擦力模型的识别

样条核函数能使识别的模型非常平滑, 并且由于其节点邻域内的调整, 可以达到很高的精度. 所以选用基于样条核函数的支持向量机算法. 通过实验, 最优结果如下: 对 $\dot{q} \geq 0$, $L=0.25$, $\varepsilon=0.000\ 25$ 具有 10 个支持向量. 对于 $\dot{q} \leq 0$, $L=0.05$, $\varepsilon=0.000\ 3$ 具有 9 个支持向量. 构建的摩擦力模型如图 3 所示. 其中实线代表模型, 星型点代表非支持向量的训练点, 圆点代表支持向量. 从图中可以看出, 与线性的摩擦力模型 (线性的摩擦力低速为图中非线性高速部分的延伸) 相比, 在低速的部分的精度大大提高.



(a) $\dot{q} \geq 0$



(b) $\dot{q} \leq 0$

图3 关节摩擦力学习模型(样条核)

Fig.3 Learning friction model of joints(Spline kernel)

4 结论

机器人是高度的非线性动力学耦合系统. 传统的识别方法把关节的摩擦力看作线性模型, 进行参数识别, 大大降低了精度. 本文提出一种新型的用于高精度轨迹跟踪控制的机器人动力学模型识别方法, 根据关节摩擦力在不同速度区域的特点进行解耦. 当速度的绝对值大于临界速度时, 非线性的摩擦力变成线性的, 因此选取符合条件的实验数据, 动力学模型中的参数就可以用最小均方差方法识别出来. 在参数值已知后, 低速时的高度非线性的摩擦力模型就可以很容易被识别出来. 相比神经网络等传统方法, 支持向量机算法无过学习问题, 并且全局最优化, 因此非线性摩擦力建模的精度更高. 实验结果验证了此方法的有效性.

参 考 文 献:

- [1] Visioli A, Legnani G. On the trajectory tracking control of industrial SCARA robot manipulators [J]. IEEE Transaction on Industrial Electronics, 2002, 49(1): 224—232.
- [2] Swevers J, Chris G. Optimal robot dynamics excitation and identification [J]. IEEE Trans Robot Automat, 1997, 13(5): 730—740.
- [3] Tafazoli S, Lawrence PD, Salcudean SE. Identification of inertial and friction parameters for excavator arms [J]. IEEE Trans Robot Automat, 1999, 15(5): 966—971.
- [4] Gautier M, Khalil W. Exciting trajectories for the identification of base inertial parameters of robots [J]. The International Journal of Robotics Research, 1992, 11(4): 362—375.
- [5] Wit C C D, Bruno S, Bastin G. Theory of Robot Control [M]. Berlen: Springer, INC, 1996.
- [6] Du HL, Nair SS. Modeling and compensation of low-Velocity friction with bounds [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 1999, 7(1): 110—121.

(下转第 58 页)