

文章编号: 1002-0446(2002)02-0144-06

含有非驱动关节机器人的学习控制*

栾楠¹ 明爱国² 赵锡芳¹ 陈建平¹

(1. 上海交通大学 机器人研究所 200030; 2. 日本电气通信大学)

摘要: 含有非驱动关节的机器人的运动控制比一般的机器人要困难得多. 因为非驱动关节不能直接控制, 系统属于非完全可控系统, 一般的光滑反馈控制方法对这样的系统是无效的. 本文提出了一种学习控制的方法, 通过学习获得高精度的前馈控制, 实现欠驱动机器人的高精度运动控制, 并在一台实际的欠驱动机器人上进行了实验, 给出了实验结果.

关键词: 非驱动关节; 欠驱动系统; 学习控制; 非线性优化

中图分类号: TP24 **文献标识码:** B

LEARNING CONTROL FOR ROBOT WITH UNACTUATED JOINTS

LUAN Nan¹ MING A i-guo² ZHAO Xi-fang¹ CHEN Jian-ping¹

(1. Research Institute of Robotics, Shanghai Jiaotong University, 200030;

2. University of Electron-Communication, Japan)

Abstract The control of a robot with unactuated joints is much more difficult than a conventional robot. Because the unactuated joints can't be controlled directly, it is an incomplete controllable system. Usual smooth feedback control is not usable for such system. A method of learning control is proposed in this paper, that is dynamics feed-forward control by learning. In this way, we can control an under-actuated robot with high precision. The effectiveness of the method has been confirmed by experiment with an under-actuated robot. Method, implementation and experimental results of the control method are described in this paper.

Keywords: unactuated joint, under-actuated system, learning control, nonlinear optimization

1 引言(Introduction)

在一般的机器人控制中, 机器人各关节是由各自的电机分别控制驱动的, 这样在运动控制上非常简单, 一般的只需要做运动学反向解, 通过位置反馈控制来实现预定的运动轨道. 在运动控制中, 即使应用了机器人动力学, 一般也只起到改进动态性能的辅助作用. 而人类(或者其它生物)的运动与此是截然不同的, 人类的运动是高度耦合的, 并且极善于利用这些动力学耦合完成运动能量的传递. 和机器人相比, 人的运动不仅自然、优美, 而且更具有高得多的运动效率.

通过研究, 我们把人的这种运动传递关系简化为驱动关节(Actuated joints)和非驱动关节(Unac-

tuated joint)的运动耦合关系, 由驱动关节通过动力学耦合关系带动非驱动关节完成所需的动作, 从而模仿人类的运动传递过程^[1,2]. 由于存在非驱动关节, 这样的运动系统被称为欠驱动(Under-actuated)系统, 即独立控制变量(驱动单元)少于系统的自由度(关节数). 由于非驱动关节的加速度仅受到来自其它关节的动力学约束(二阶微分方程, 一般而言不可积分), 一般属于非完整约束(Nonholonomic constraints), 这样的系统属于非完整系统^[3].

受人体运动的启发, 欠驱动系统的运动控制研究对运动机器人以及其它仿生机器人的研究有重要意义. 仿人、仿生物机器人要实现高效的、优美自然的运动, 非驱动关节的研究是不可缺少的重要内容.

不仅是对于运动仿生机构, 非驱动关节运动控制在其它领域也有重要的应用, 比如空间机器人领域. 将有效载荷送上卫星运行轨道是非常昂贵的, 而空间作业又常常要求机械手有足够的灵活性和冗余度, 即较多的自由度. 在微重力环境下, 机械臂可以使用高强度碳纤维等重量极轻的材料, 但驱动电机目前还无法做得非常轻巧, 而非驱动关节就可以大大减轻重量. 除了空间机器人, 对某些结构特别紧凑, 无法安排驱动装置, 或者对降低成本有特殊要求的场合, 也可以考虑非驱动关节的设计. 某些紧急情况下, 机器人驱动电机失灵而又无法更换(远程遥控或者危险场合如宇宙空间站, 核电站辐射区内等等), 如果将其作为非驱动关节处理而能够满足应急使用, 实际意义也很大.

在欠驱动系统的控制中, 首先涉及到的是可控性的问题. 由于独立控制变量少于系统的自由度, 欠驱动系统属于不完全可控的系统. 一般的光滑状态反馈控制是无法镇定的, 而其它非光滑的、时变的反馈控制器不仅设计实现非常困难, 而且也不能从根本上解决在整个状态空间上不完全可控的问题. 可控性问题还派生出欠驱动机器人的运动规划或者说运动轨道生成问题. 由于缺乏对任意状态空间轨迹的跟踪能力, 在欠驱动系统里, 运动轨道的生成比一般常规系统难度要大得多, 轨道的可实现性受到更严格的约束, 完全依赖于动力学关系. 由于动力学模型误差的存在, 并通过运动积分关系不断放大, 将导致依据动力学模型规划出来的轨道完全不能实现.

本文提出了一种新的学习控制的方法, 通过神经网络的学习来获得高精度的系统动力学模型, 从而实现高精度的前馈控制, 并在此基础上进行轨道规划.

2 含非驱动关节机器人系统分析 (Analysis of robot with unactuated joints)

对一个含有非驱动关节的机器人系统, 如果以关节坐标作为系统广义坐标建立系统的动力学方程, 那么常用的各种方法如拉格朗日方程、高斯最小约束原理、凯恩方法等等都可以应用. 所不同的是非驱动关节上的主动力始终为零, 或者给定的函数, 总之是不可控制的量. 为了表达方便起见, 可以将它的关节空间划分为两个部份, 即驱动关节和非驱动关节.

$$\begin{bmatrix} H_a \\ H_u \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_a \\ \ddot{q}_u \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C_a(q, \dot{q}) \\ C_u(q, \dot{q}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a(q, \dot{q}) \\ e_u(q, \dot{q}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_a \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中 H 为惯量矩阵, C 为科氏力、离心力项, e 为重力和其它力, q 为关节变量, u 为控制输入(关节驱动力). a 下标表示驱动关节(actuated), u 下标表示非驱动关节(unactuated). 对于不可控的其它力, 总是可以设法转化合并到 e 中, 所以非驱动关节对应的驱动力为零.

在数值运算中, 如果给定一个运动轨迹 $[q, \dot{q}, \ddot{q}]$, 即可由上式求取控制量(广义力):

$$u_a = H_a \ddot{q} + C_a(q, \dot{q}) + e_a(q, \dot{q}) \quad (2)$$

但是这样的 u 是否存在, 或者说给定的运动轨迹能否实现还不确定. 注意到方程(2)中等式数量大于待求变量 u_a 的数目, 因此在方程(2)中还存在着另一个关系:

$$H_u \ddot{q} + C_u(q, \dot{q}) + e_u(q, \dot{q}) = 0 \quad (3)$$

也就是说, 满足等式(3)的运动轨迹才有可能通过控制 u_a 来实现. 这就是含有非驱动关节的运动系统中的非完整约束.

反过来, 如果给定了控制输入 u_a 以及各初始条件 $(q_0, \dot{q}_0, \ddot{q}_0)$, 由微分方程解的唯一性可以唯一确定系统的运动轨迹:

$$\begin{bmatrix} \ddot{q}_a \\ \ddot{q}_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_a \\ H_u \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} u_a \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} C_a(q, \dot{q}) \\ C_u(q, \dot{q}) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} e_a(q, \dot{q}) \\ e_u(q, \dot{q}) \end{bmatrix} \quad (4)$$

含有非驱动关节的机器人在动力学的形式上与一般机器人系统是一致的, 但在控制上却有很大的不同, 这也是欠驱动机器人系统的主要难点所在. 由于不能满足 *Brockett* 条件^[3,4], 欠驱动系统不可能存在定常光滑的状态反馈控制.

假设系统产生了偏差 Δq , 那么通过光滑状态反馈控制:

$$u_a = H_a(\ddot{q}_d - K_v \Delta \dot{q} - K_p \Delta q) + C_a(q, \dot{q}) + e_a(q, \dot{q}) \quad (5)$$

应该就可以最终消除所有的误差, 使得系统回到平衡点 q_d (请注意上式并非唯一的控制规则). 但是, 如上面所述, 方程中等式数量大于求解的未知数 u_a , 有解的条件是必须满足约束方程(3), 也就是说, u_a 的解集空间并不在全部的广义坐标空间中, 而是坐标空间中满足等式(3)的子空间中. 当系统偏离平衡点时, 如果恰好是在满足条件的子空间中, 则可以通过反馈控制的作用回到平衡点, 否则将无法回到平衡点.

由于常规意义上的反馈控制在非驱动关节的运动控制上遇到了本质上的困难, 我们不得不转向其它途径.

3 学习控制的方法 (Method of learning control)

本研究主要是针对人的行为特征的, 而人的行为特征则是以前馈控制为主的, 尤其是高速运动的时候. 同时, 人可以通过学习的方式不断提高前馈控制的精度. 对于重复性的、可预定的动作而言, 高精度的前馈控制效果要好得多. 因此, 本文提出基于学习的前馈控制用于含有驱动关节的机器人的运动控制.

为了获得一个高精度的动力学模型用于前馈控制, 我们提出了一个学习式的动力学模型. 它的特点在于通过学习逐步消除模型误差, 从而消除由系统

模型误差带来的运动误差, 回避反馈控制难以实现的问题. 而且由于可以获得一个真实系统的高度精确的模型, 在轨道生成和优化中可以得到对实际系统而言具有实用意义的最优轨道. 一般的轨道规划及优化的计算都是使用数学模型, 由于模型与实际系统存在的差异, 这样的计算结果对于实际系统而言并不是最优的, 对于含有非驱动关节的系统而言, 甚至是不可实现的. 高精度的学习模型可以大大改善这种状况.

我们提出的学习式动力学模型是一种正向模型. 控制结构如图 1 所示.

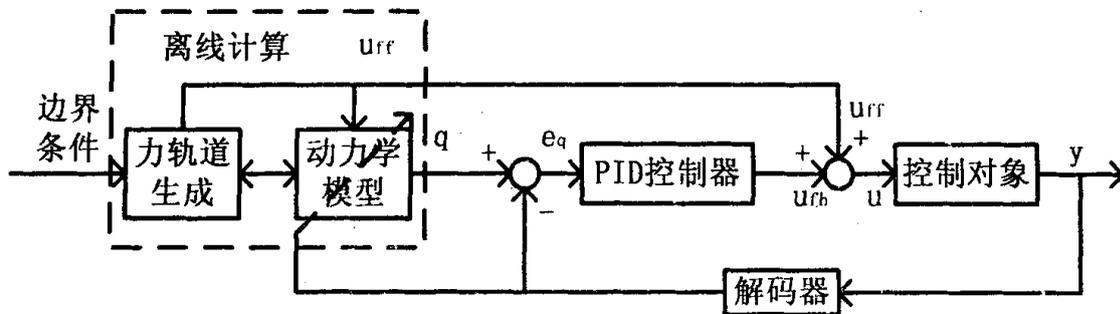


图 1 基于动力学模型的学习控制

Fig. 1 Learning control for dynamics model

从图中可以看到, 在这里学习是对被控制对象本身的学习, 教师信号是对象的实际输出. 学习的目的就是要使得系统的动力学模型具有与实际系统一样的行为特性, 也就是说给定相同的输入信号, 模型的输出与实际系统的输出要相同.

根据动力学模型进行轨道规划而生成的驱动力 u_{ff} 作为前馈控制信号输入到控制对象, 同时输入到动力学模型用来产生期望的运动轨道, 模型产生的期望运动轨道作为 PID 控制器的基准信号. 在欠驱动系统中, PID 控制器不能保证误差的一致渐近收敛, 但是可以在一定程度上抑制误差, 对随机扰动也有一定的补偿作用. 它的作用主要是在学习的初期用来调整系统的误差, 防止偏差太大. 实际上在经过几次学习以后就可以切除 PID 控制器的反馈控制信号 u_{fb} , 使系统完全在前馈控制器的控制下运行.

学习问题的核心在于动力学模型的表达和学习规则问题. 为此我们提出了如图 2 所示的学习式动力学模型.

在这个模型的学习过程中, 控制信号 u 作用到

实际控制对象上, 产生了实际的输出 $[q_f, \dot{q}_f, \ddot{q}_f]$, 在学习中被用作教师信号. 在学习 u 经过基本的动力学方程式的计算得到方程式的参考输出 $[q_r, \dot{q}_r, \ddot{q}_r]$, 作为神经网络补偿模型的输入信号. 学习的目标就是要使得整个动力学模型(虚线框内)的输出 $[q_e, \dot{q}_e, \ddot{q}_e]$ 与实际系统相符合.

在这个模型中, 采用基本动力学方程式和神经网络联合建模是问题的关键. 首先, 作为应用最为成熟和广泛的 BP 神经网络实际上就是一个高度复杂的非线性变比例环节, 它可以很好的反映任意静态映射关系, 但是从本质上说不可能反映系统的动力学特性, 比如微积分关系. 要反映系统的动力学关系, 需要带有反馈结构的动态神经网络, 例如 Elman 网络, 但是网络的设计相对比较困难, 稳定性较难实现. 其次, 即使网络能够成功地逼近系统的动力学关系, 其通用性也不能与传统的动力学方程式相比, 前者是经验知识, 后者是对事物本质的反映. 一旦系统的结构和动力学参数确定, 无论输入如何变化, 动力学方程式总能得到大体正确的结果, 只是有些因素

如弹性、摩擦等难以准确表现而已, 而神经网络就不可能达到这样的通用性.

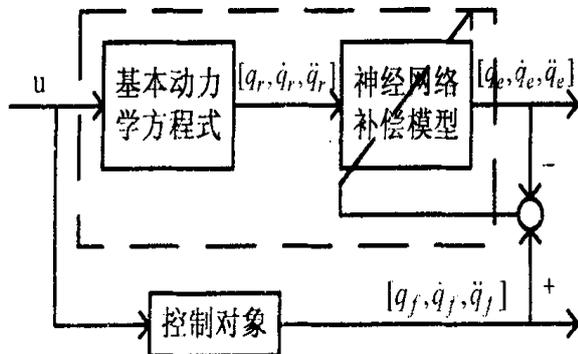


图 2 学习式动力学模型

Fig. 2 Learning dynamics model

我们对系统的知识有几个方面, 一方面是基本的刚体动力学关系, 决定了系统运动的基本关系, 这种知识是清楚的、易于数学表达的, 存在的问题主要是动力学参数的测量中存在测量误差; 另一方面是弹性、摩擦(包括空气阻力)等复杂的非线性因素, 涉及到的问题很多, 难以用简单的数学来精确表达, 其中很多关系还不是很清楚, 没有形成完整的理论, 这些因素决定了系统运动的次要方面, 主要是影响运动精度.

在我们的联合建模方案里, 基本的动力学方程作为基本的动力学模型, 用来反映系统最本质的动力学关系; 神经网络来处理弹性、摩擦等非线性因素, 以及动力学参数测量误差带来的影响. 这样处理的优点在于既抓住了事物最本质的特征, 保障了最基本的性能, 又发挥了神经网络学习控制的长处, 以简单的方法解决了复杂的非线性难题, 取得高精度的控制效果. 动力学方程和神经网络联合建模有效的克服了神经网络学习中对已有知识, 尤其是经典数学公式表达的抽象知识无法利用的弱点. 而这些经典理论往往反映了事物主要的、本质的特性, 和完全来自于神经网络学习的经验知识相比具有不可比拟的优越性, 理应得到充分的利用.

有了经过学习的系统动力学模型, 我们可以对欠驱动系统的运动轨道进行计算. 由于非驱动关节的存在, 系统是不完全可控的, 运动轨道生成空间并非全部状态空间, 而是受到动力学约束的子空间, 而且这种约束相当复杂, 难以简单解算. 这使得实际可

实现的运动轨道的生成非常困难. 我们提出的运动轨道生成方法是一种基于非线性优化的方法, 就是给定驱动力矩的基本函数形式(如多项式、傅立叶级数等), 根据动力学模型计算运动轨道, 对轨道参数进行优化, 直到达到所要求的边界条件, 当加入一定的优化指标时(如时间最短、能量最省等等), 就变成了最优轨道生成.

由于有上节所述的学习式动力学模型作为基础, 这样生成的轨道是实际可实现的, 这与现在各种只有仿真结果的研究相比无疑是一大进步. 由于学习控制的特点, 整个学习和轨道生成是一个学习-优化交替进行的过程, 如图 3 所示. 控制与轨道生成的紧密结合是欠驱动系统的特点, 因为两者都高度依赖于动力学耦合关系: 非驱动关节是以动力学耦合方式间接控制的, 运动轨道严格受到动力学耦合的约束.

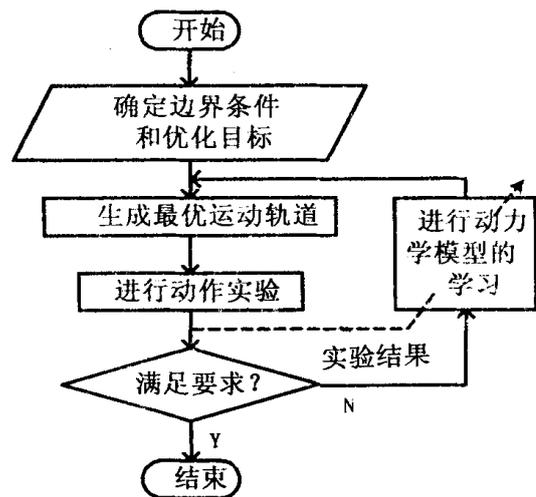


图 3 学习控制总流程

Fig. 3 Flow chart of learning control

4 实际系统的动作实验 (Experiment on a real robot)

本文所提出的学习控制及运动轨道生成的方法在一台实际的欠驱动机器人系统- 高尔夫机器人上进行了验证, 本小节对实验及结果进行讨论.

高尔夫机器人是日本电气通信大学开发研制的一台用于实验研究的运动机器人, 主要用于仿人动作的研究. 具体的应用是作为高尔夫球杆的研发试验平台^[5]. 机器人由一个 DD 电机驱动的肩关节和一个非驱动的腕关节构成, 模仿人的动作挥动高尔夫球杆. 机器人外观和运动空间如图 4, 图 5 所示.

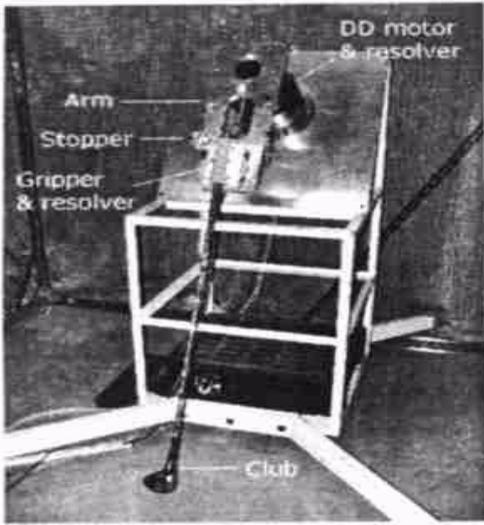


图4 高尔夫机器人外观

Fig. 4 Outline of golf swing robot

作为对学习控制方法的验证,主要的指标是动作的运动精度.如果机器人能够高精度的实现预想轨道,就说明经过学习的动力学模型在当前输入的驱动力矩轨道附近是精确的,动力学前馈控制是有效的.本实验的边界条件如下:起始点、终止点和

击球点的位姿如图5中1、3、5位置所示,在起始点和终止点处速度和加速度均为零,在击球点处速度为20 m/s,加速度为零.

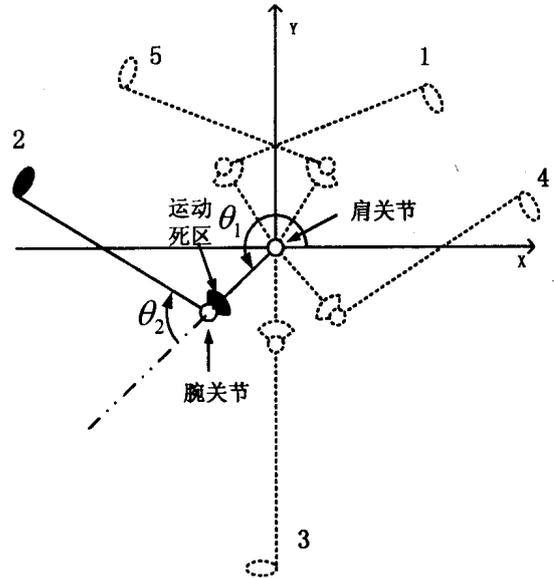


图5 高尔夫机器人运动空间

Fig. 5 Motion space of golf swing robot

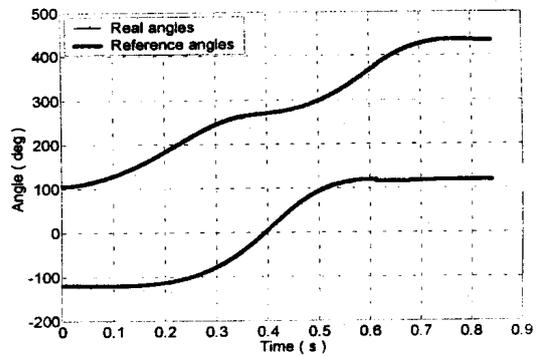
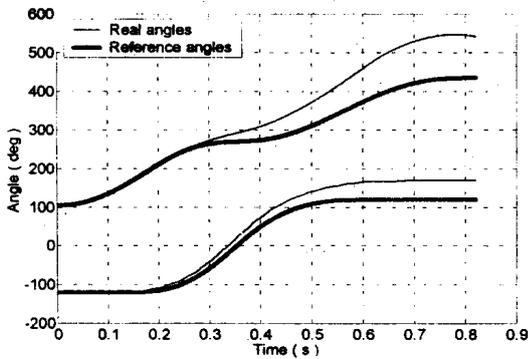


图6 PID控制(上)与学习3次后的前馈控制(下)对比:关节角度曲线

Fig. 6 Comparison between PID control (top) and feed forward control after learning 3 times(bottom): Angles of joints

动力学前馈学习控制与一般PID控制的结果对比如图6所示.从图中可以看到,PID控制不能有效减小位置误差,系统的位置偏差越来越大,最后甚至超过了100 deg.而经过学习的前馈控制(反馈切断)则达到了相当高的精度,最大不过1~2deg,以至于误差在图中难以辨认出来.下面是学习次数与击球时刻的误差的一些实验数据,详见表1.

表1 学习次数与击球时刻的误差

Table 1 Learning times and erros of impacting

学习次数	第1关节角度 (deg)	第2关节角度 (deg)	速度(m/s)
0	11.74	- 15.12	7.29
1	7.53	- 6.15	2.12
2	- 3.23	2.63	0.06
3	0.78	- 0.83	0.70