

基于粒子群算法的 6 自由度机械臂动力学模型参数辨识^①

禹鑫燚^② 詹益安 洪学劲峰 欧林林^③

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310000)

摘 要 提出了基于粒子群优化(PSO)算法的工业机器人动力学参数辨识方法。首先利用改进的牛顿-欧拉方法,建立考虑关节摩擦的机械臂线性动力学模型,然后引入 PSO 算法,建立基于 PSO 算法的估计未知动力学参数的算法,最后以 UR 工业机器人为实验对象,通过设计激励轨迹,激励工业机器人关节运动,并对关节运动参数进行采样,实现 UR 工业机器人的动力学参数估计,并根据力矩预测精度验证动力学模型。实验证明了所提出算法辨识工业机器人动力学模型参数的准确性和有效性。

关键词 工业机器人, 动力学模型, 参数辨识, 粒子群优化(PSO)算法

0 引 言

近年来,工业机器人已被广泛应用于工业生产的各个领域,特别是在造船、汽车和航空制造业^[1,2]。随着计算机计算能力的不断提升和计算成本的下降,应用于机器人的先进控制技术变得更加可行。然而,机械臂动力学模型中包含一些未知的参数,许多机器人控制方法依赖于这些参数,尤其是在高速运动情况下。因此动力学参数辨识方法对基于模型的控制方法的发展具有重要的意义。

一个标准的机械臂动力学参数辨识过程包括动力学建模、激励轨迹设计、数据采集、参数辨识和模型验证^[3]。Atkeson 等^[4]提出了用最小二乘法实现动力学参数估计。Gautier 和 Poignet^[5]通过加权最小二乘法从实验数据中得出了 SCARA 机器人的动力学模型。Behzad 等^[6]采用分子阶子空间方法在仿真中辨识了机器人模型。最近,一些人工智能算法被应用于机器人参数辨识领域,文献[7]采用遗传算法确定自主水下机器人的参数。然而,在处理复杂和大规模的参数辨识问题时,遗传算法容易陷

入局部最优。

粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法是由 Kennedy 和 Eberhard 于 1995 年提出的^[8]。PSO 算法是一种基于群智能方法的演化计算技术。系统初始化为一组随机解,通过迭代搜寻最优值。粒子(潜在的解)在解空间追随最优的粒子进行搜索。与遗传算法比较,PSO 算法的优势在于简单、容易实现,同时又有深刻的智能背景,既适合科学研究,又特别适合工程应用。

本研究建立了机械臂的动力学模型,确定需要辨识的动力学参数。提出了基于 PSO 算法的动力学模型辨识方法,给出了辨识方法的基本原理和激励轨迹的设计。本研究已在 UR5 机械臂上进行了参数辨识和模型验证实验。

1 机械臂动力学模型

对于一个 n -连杆机械臂,文献[9]介绍了其运动的详细描述,通过牛顿-欧拉方法可以推导得出其动力学模型:

① 863 计划(2014AA041601-05),国家自然科学基金(61273116),浙江省自然科学基金(LY15F030015),浙江省公益项目(2016C31064)和宁波重点项目(2014B10017)资助。

② 男,1979 年生,博士,讲师;研究方向:工业机器人轨迹规划,工业机器人运动控制等;E-mail: yuxinyinet@163.com

③ 通讯作者,E-mail: linlinou@zjut.edu.cn

(收稿日期:2017-01-30)

$$\tau = D(q) \cdot \ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) \tag{1}$$

其中 τ

$$\tau = (\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n) \tag{2}$$

为机械臂的驱动力矩向量, τ_i 表示第 i 个关节的驱动力矩。 $q, \dot{q}, \ddot{q}$ 是三组 $n \times 1$ 维向量, 分别表示关节位置, 关节速度和关节加速度。 $D(q)$ 是一个与位形相关的 $n \times n$ 的矩阵, 被称为惯性矩阵。对于任何机械臂来讲, 它的惯性矩阵是对称且正定的。 $C(q, \dot{q})$ 为科氏力及离心力项, $g(q)$ 为重力项, 只取决于机器人的位姿, 是静态量。

根据改进的牛顿-欧拉动力学模型^[10], 式(1)可以被改写成

$$\tau = \Phi(q, \dot{q}, \ddot{q})p \tag{3}$$

其中 Φ 是一个 $n \times 10n$ 的观测矩阵, 只跟机械臂关节运动数据有关。 p 是机械臂惯性参数向量, 式为

$$p = [p_1, p_2, \dots, p_n]^T \tag{4}$$

p_i 是连杆 i 的惯性参数向量:

$$p_i = [I_{xxi}, I_{xyi}, I_{xzi}, I_{yyi}, I_{yzi}, I_{zzi}, mr_{xi}, mr_{yi}, mr_{zi}, m_i]^T \tag{5}$$

其中 $I_{xxi}, I_{xyi}, I_{xzi}, I_{yyi}, I_{yzi}, I_{zzi}$ 为连杆 i 惯性矩阵

$$I_{ci} = \begin{bmatrix} I_{xxi} & I_{xyi} & I_{xzi} \\ I_{xyi} & I_{yyi} & I_{yzi} \\ I_{xzi} & I_{yzi} & I_{zzi} \end{bmatrix} \tag{6}$$

的 6 个参数。 $mr_{xi}, mr_{yi}, mr_{zi}$ 表示连杆 i 的一阶质量矩, m_i 是连杆 i 的质量。 p_i 的前 9 个量均包含在式(1)中的 $D(q)$ 和 $C(q, \dot{q})$ 项内; m_i 包含在式(1)中的 $g(q)$ 中。

除了式(3)中惯性参数向量的影响, 机械臂的动力学模型还包括关节摩擦引起的力矩。机械臂运动时的摩擦是一种非常复杂的非线性现象, 无法对其进行精确建模。目前常用的方法是采用线性摩擦模型^[11]:

$$\begin{aligned} \tau_f &= f_c \operatorname{sign}(\dot{q}) + f_v \dot{q} \\ &= [\operatorname{sign}(\dot{q}), \dot{q}] \cdot [f_c, f_v]^T \end{aligned} \tag{7}$$

其中 τ_f 为摩擦力矩, f_c 为库伦摩擦系数, f_v 为粘性摩擦系数, $\operatorname{sign}(\cdot)$ 为符号函数, 满足 $\operatorname{sign}(q) = \begin{cases} 1, & \dot{q} > 0 \\ -1, & \dot{q} < 0 \end{cases}$ 。考虑摩擦的动力学参数可写成向量的形式:

$$p_{\text{dyn}} = [p_{\text{dyn1}}, p_{\text{dyn2}}, \dots, p_{\text{dynn}}]^T \tag{8}$$

其中

$$p_{\text{dyni}} = [I_{xxi}, I_{xyi}, I_{xzi}, I_{yyi}, I_{yzi}, I_{zzi}, mr_{xi}, mr_{yi}, mr_{zi}, m_i, f_{ci}]^T, \quad i = 1, \dots, n \tag{9}$$

p_{dyn} 就是动力学参数辨识的辨识对象, 每个关节均包含 10 个机械臂惯性参数及 2 个摩擦参数。

根据修改后的牛顿-欧拉参数, 机械臂的动力学方程(3)可以改写成动力学参数 p_{dyn} 的线性函数:

$$\tau = \Phi_{\text{dyn}}(q, \dot{q}, \ddot{q})p_{\text{dyn}} \tag{10}$$

其中 Φ_{dyn} 是一个 $n \times 12n$ 的观测矩阵。事实上, 式中的观测矩阵 Φ_{dyn} 一般不是满秩的, 因为不是所有的动力学参数都对动力学模型有影响。

2 动力学模型辨识过程

2.1 参数辨识方法

PSO 算法同遗传算法类似, 是一种基于群体的优化工具。系统初始化为一组随机解, 通过迭代搜寻最优值。在 PSO 算法中, 粒子群由搜索空间中的 h 个粒子组成, 每个粒子都代表优化问题的潜在解。根据一个给定的适应度函数, 所有的粒子都有一个适应值 (fitness)。每个粒子还有一个速度, 决定其变化的方向和距离。粒子群中的其它粒子会在解空间中追踪当前最优的粒子, 并进行搜索。在每一次迭代中, 粒子通过追踪两个“极值”来更新自己。第一个极值就是粒子本身所找到的最优解, 叫做个体极值 $p_{j\text{Best}}$, 下标 j 代表第 j 个粒子; 另一个极值是整个粒子群找到的最优解, 这个极值是全局极值 g_{Best} 。在找到这两个最优值时, 粒子根据如下公式更新自己的速度和位置:

$$\begin{aligned} v_j(t+1) &= c_1 r_1 \cdot [p_{j\text{Best}}(t) - x_j(t)] + c_2 r_2 \\ &\quad \cdot [g_{\text{Best}}(t) - x_j(t)] + w \cdot v_j(t) \end{aligned} \tag{11}$$

$$x_j(t+1) = x_j(t) + v_j(t+1) \tag{12}$$

其中, $x_j(t)$ 是一个 D 维向量, 是粒子当前时刻的位置, D 是待求解问题的维度; $x_j(t+1)$ 是粒子下一时刻的位置; $v_j(t)$ 是当前时刻粒子的速度, $v_j(t+1)$ 是粒子下一时刻的速度; r_1 和 r_2 是 0 到 1 之间的随机数, c_1 和 c_2 是粒子的学习因子, 常取 $c_1 = c_2 = 2$;

$w \in [0,1]$ 为惯性权重。从式中可以看出,较大的惯性权重使种群更倾向于快速全局搜索,而较小的惯性权重有利于粒子群进行局部的精细搜索。因此可以令惯性权重随迭代次数线性递减 $w(t+1) = \alpha w(t)$ ($0 < \alpha < 1$), 使粒子群在初始阶段能够以较大的概率在整个解空间进行搜索,并能够快速收敛到最优解所在的局部区域,然后随着惯性权重的递减,在局部进行对最优解的细致搜索。

为了避免 PSO 算法陷入局部最优解,借鉴遗传算法中变异的概念,对粒子进行变异操作:

$$y_{jk} = \begin{cases} r_k, & \text{rand}() < R \\ x_{jk}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

其中, x_{jk} , y_{jk} 表示第 j 个粒子的第 k 维元素, r_k 是粒子第 k 维元素取值范围内的随机数, $\text{rand}()$ 是 $(0,1]$ 之间的随机数, $R \in (0,1]$ 是变异概率。

在上述的机械臂动力学模型中,每个关节都有 12 个参数需要辨识,因此考虑使用 PSO 算法对动力学模型参数进行辨识。由于典型 6 自由度工业机械臂肘关节和腕关节惯性参数的差异性,前 3 个关节的动力学参数远远大于后 3 个关节的参数,因此在此忽略后 3 个关节力矩的影响。每次实验待辨识的参数减少为 36 个,简化观测矩阵,减少辨识的计算量。

在 PSO 中,适应度函数判断粒子是否为最优的条件。本文方法将适应度函数 $\text{fit}(x_j(t))$ 定义为

$$\text{fit}(x_j(t)) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (k_1(\tau_{1i} - \tau_{p1i})^2 + k_2(\tau_{2i} - \tau_{p2i})^2 + k_3(\tau_{3i} - \tau_{p3i})^2) \quad (14)$$

其中, N 是测量数据的长度, $\tau_{\xi i}$ ($\xi = 1, 2, 3$) 是当前需要辨识的 3 个关节的实际力矩向量。同样地, $\tau_{p\xi i}$ ($\xi = 1, 2, 3$) 是根据辨识模型(10)预测的力矩向量。 k_ξ ($\xi = 1, 2, 3$) 是 0 到 1 之间的权重系数。搜索的目标是使该函数取得极小值。粒子种群所要搜索的空间范围可根据机械臂的机械结构和厂商提供的数据进行设置。

实现基于 PSO 算法的 6 自由度机械臂动力学模型参数辨识方法的详细步骤如下:

步骤 1: 随机初始化 h 个粒子群体。根据所需辨识的机械臂动力学模型参数的个数设置粒子的维数为 36, 并在动力学参数取值范围内随机初始化粒子

的起始位置和起始速度,初始化的各个粒子构成机械臂动力学参数的初始候选解集 $\mathbf{g}_{\text{best}}$ 以及 $\mathbf{p}_{j\text{best}}$ 。

步骤 2: 按照式(11)和式(12)对粒子群进行更新。

步骤 3: 对每个粒子进行如下操作:

步骤 3.1: 根据式(13)得到变异的粒子群 $\mathbf{y}(t)$ 。

步骤 3.2: 选取有利的变异,对粒子群 $\mathbf{x}(t)$ 进行变异:

$$\mathbf{x}_j(t) = \begin{cases} \mathbf{y}_j(t), & f(\mathbf{y}_j(t)) < f(\mathbf{x}_j(t)) \\ \mathbf{x}_j(t), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

步骤 3.3: 根据式(14)对当前粒子群中每个个体与 $\mathbf{p}_{j\text{best}}$ 进行适应度比较,更新 $\mathbf{p}_{j\text{best}}$ 。

步骤 4: 对各个粒子的 $\mathbf{p}_{j\text{best}}$ 进行适应度比较,更新 $\mathbf{g}_{\text{best}}$ 。

步骤 5: 判断是否满足迭代停止条件,即是否达到设定的迭代次数 T_{max} 。“否”返回步骤 2,“是”转到步骤 6。

步骤 6: 全局极值对应的粒子为种群的最优解,即机械臂动力学参数的辨识值。

实现基于 PSO 算法的 6 自由度机械臂动力学模型参数辨识方法的流程图如图 1 所示。

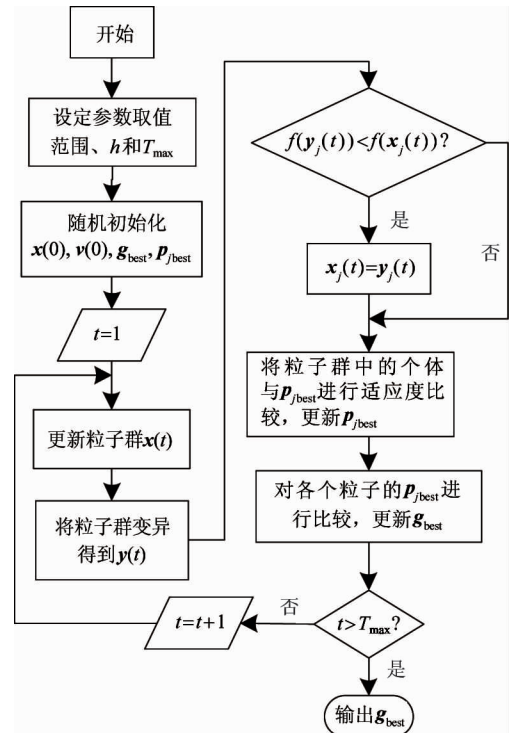


图 1 基于 PSO 的动力学模型参数辨识算法流程图

2.2 激励轨迹设计

从式(10)可以看出,参数的可辨识性与所选取的关节运动轨迹关系密切。不合适的关节运动轨迹可能会使某些参数不可辨识。因此设计一个机械臂的动力学参数的辨识实验时,有必要设计合适的激励轨迹,足够激励整个系统,以确保干扰存在情况下的估计精度^[12]。

目前,机械臂动力学参数辨识大都采用一种周期性的轨迹^[13]。激励轨迹是有限项傅立叶级数,产生周期性的响应,机械臂的关节轨迹的表达式为

$$q_i(t) = q_{i,0} + \sum_{k=1}^N (a_{i,k} \sin(k\omega_f t) + b_{i,k} \cos(k\omega_f t))$$

(16)

其中, t 是时间, $q_{i,0}$ 是关节位置的偏移量, $a_{i,k}$ 和 $b_{i,k}$ 是正弦和余弦函数的振幅, ω_f 是傅立叶级数的基频,这个傅立叶级数指定一个以 $T_f = 2\pi/\omega_f$ 为周期的周期函数。 N 是傅立叶级数的谐波项目数,每个傅立叶级数包含 $2N + 1$ 个参数,这些轨迹参数可以通过反复实验来选择。

3 实验结果

3.1 参数辨识

本文中辨识实验用的是丹麦 Universal Robots 公司的 UR5 机械臂,如图2所示。UR5 机械臂有6

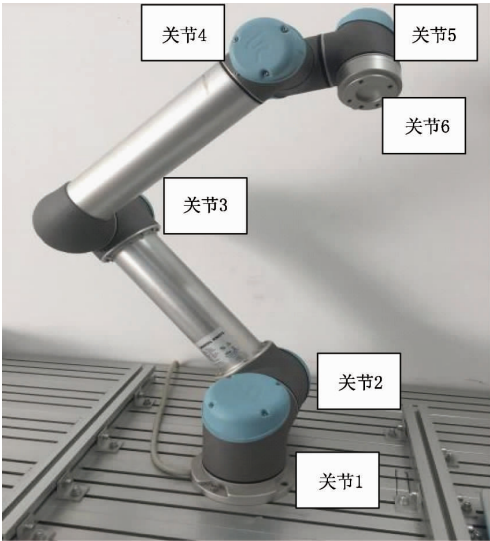


图2 UR5 机械臂

个 R(旋转)关节,其中基座 2 个,肘部 1 个,腕部 3 个,机械臂的六个关节都能以每秒 180° 角度移动,同时能扭曲及前后转动 360° 以到达每一个位置。图 3 是对应的连杆坐标系。表 1 给出了 UR 机械臂的 D-H 参数。

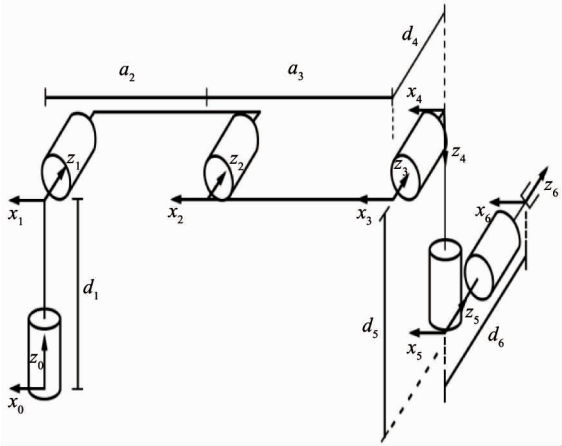


图3 UR5 机械臂连杆坐标系

由于 UR 工业机器人提供基于 TCP/IP 协议的远程数据通讯接口,本文基于 TCP/IP 协议编写程序,和 UR 工业机器人相互通讯,基于实时通讯端口读取 UR 机器人运动过程中的相关的数据,并通过 Matlab 仿真进行数据分析。

表1 UR-5 机械臂连杆 D-H 参数表

关节	连杆扭角 (rad)	连杆长度 (mm)	连杆距离 (mm)	关节转角 (rad)
1	$\pi/2$	0	89.2	θ_1
2	0	-425	0	θ_2
3	0	-392.43	0	θ_3
4	$\pi/2$	0	109.0	θ_4
5	$-\pi/2$	0	93.65	θ_5
6	0	0	82.0	θ_6

本文使用的傅立叶级数轨迹基频为0.05Hz(周期为20s)。先激励前3个关节,将后3个关节锁死。机械臂前3个关节轴的激励轨迹如图4所示,由5项傅立叶级数组成,每个关节轴包含11个参数。表2是本文辨识实验所用的激励轨迹参数。根据激励轨迹,可以得到工作空间内的机械臂末端运

动轨迹的3 维图如图5 所示。总的测量时间为60s, 对应于3 个周期的激励轨迹,以减少测量误差。每次实验时重复跟踪轨迹,等机械臂瞬态效应消失后采集 300 组关节数据。关节的测量力矩是通过采集

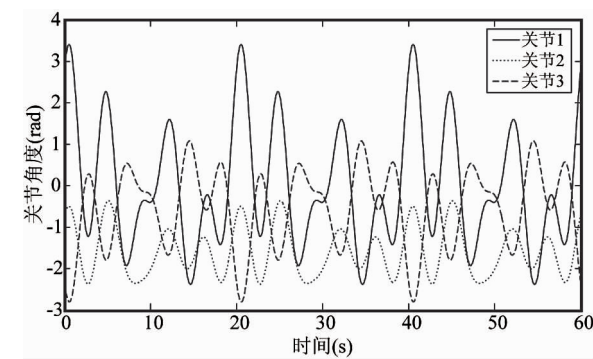


图4 机械臂前3 个关节的激励轨迹

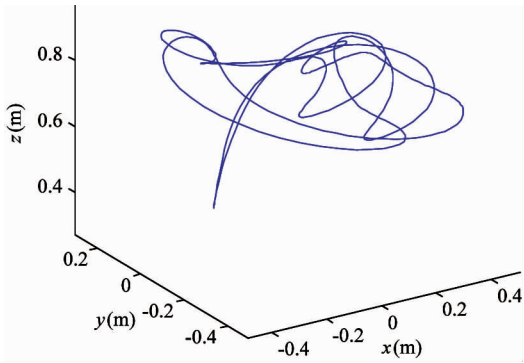


图5 机械臂末端运动轨迹的3 维图

关节电机电流数据获取的,关节力矩与关节电流的关系如下:

$$\tau = KI \tag{17}$$

其中 I 是关节的电机电流, K 是电流力矩系数。

表2 激励轨迹参数

i	$q_{i,0}$	$a_{i,1}$	$a_{i,2}$	$a_{i,3}$	$a_{i,4}$	$a_{i,5}$	$b_{i,1}$	$b_{i,2}$	$b_{i,3}$	$b_{i,4}$	$b_{i,5}$
1	0	0.5	0.8	-0.7	0.5	1.0	0.5	0.6	0.4	0.6	0.7
2	$-\pi/2$	0.1	0.2	-0.3	0.4	0.3	0.15	-0.15	0.25	0.35	0.25
3	$-\pi/6$	-0.3	-0.5	0.4	-0.5	0.6	-0.3	-0.4	-0.25	-0.35	-0.5

观察观测矩阵,其中有一些列中的所有元素恒等于0,表明这些列所对应的惯性参数对机械臂的动力学模型没有影响,可以消去这些惯性参数。最后所需辨识的参数减少到27 个。

实验中设种群规模 N 为27,辨识算法的粒子数为30,粒子最大速度边界设为0.5,最大迭代次数 $T_{\max}$ 为100 次,最大位置边界根据具体参数的值来决定,一般设置为 $-20 \sim 20$,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,惯性权重递减函数为 $w(t) = 1 - t/T_{\max} \times 0.5$,变异概率 $R = 0.7$,精度要求设置为 10^{-6} 。本文随机初始化在位置边界里全部粒子的位置,然后按照适应度函数计算每个粒子的适应度,最后计算出个体最优值和全局最优值。如果实验过程中迭代结果的前后值的差少于规定精度很多次,就认为整个实验过程已趋于稳定。图6 是粒子群算法求解过程,可以看出随着迭代次数的不断增加,适应度函数的值不断减少,当迭代次数到达40 时适应度函数值的下降速度减慢,整个过程趋向平稳。

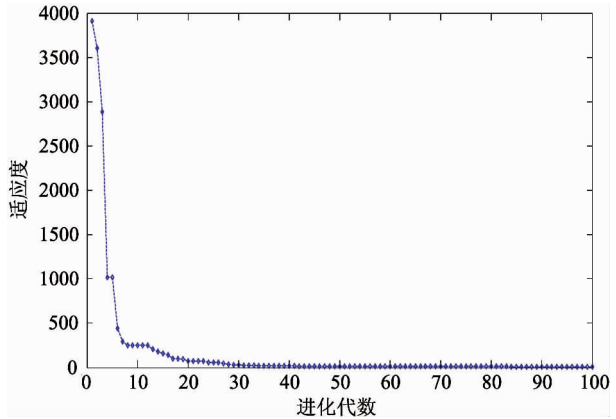


图6 粒子群优化过程中适应度函数值的变化曲线

表3 列出了使用本文算法辨识出的前3 个关节的动力学参数。图7 是基于辨识动力学模型的预测力矩和测量的实际力矩的比较,结果显示虽然预测误差在机械臂速度反转时略大,但是预测力矩与实际测量力矩值的趋势基本一致。证明 PSO 算法具有较强的参数寻优能力。为了证明 PSO 算法辨识模型的精确度,给出一个测量力矩和预测力矩之间

表 3 辨识所得的前 3 个关节的动力学参数

参数	辨识值	参数	辨识值	参数	辨识值
$I_{yy1} \text{ (kg} \cdot \text{m}^2\text{)}$	1.6064	$m_2 r_{x2} \text{ (kg} \cdot \text{m}\text{)}$	0.8980	$m_3 r_{y3} \text{ (kg} \cdot \text{m}\text{)}$	0.1630
$I_{xx2} \text{ (kg} \cdot \text{m}^2\text{)}$	-2.5938	$m_2 \text{ (kg)}$	8.2342	$m_3 r_{y3} \text{ (kg} \cdot \text{m}\text{)}$	-4.0060
$I_{xy2} \text{ (kg} \cdot \text{m}^2\text{)}$	0.7775	$I_{xx3} \text{ (kg} \cdot \text{m}^2\text{)}$	1.7294	$m_3 \text{ (kg)}$	2.7304
$I_{xz2} \text{ (kg} \cdot \text{m}^2\text{)}$	0.9860	$I_{xy3} \text{ (kg} \cdot \text{m}^2\text{)}$	-0.2042	$f_{c1} \text{ (N} \cdot \text{m}\text{)}$	6.7262
$I_{yy2} \text{ (kg} \cdot \text{m}^2\text{)}$	4.6425	$I_{xz3} \text{ (kg} \cdot \text{m}^2\text{)}$	0.9763	$f_{r1} \text{ (Nm} \cdot \text{s/rad}\text{)}$	10.9298
$I_{yz2} \text{ (kg} \cdot \text{m}^2\text{)}$	-0.3483	$I_{yy3} \text{ (kg} \cdot \text{m}^2\text{)}$	4.8708	$f_{c2} \text{ (N} \cdot \text{m}\text{)}$	6.8867
$I_{zz2} \text{ (kg} \cdot \text{m}^2\text{)}$	0.1907	$I_{yz3} \text{ (kg} \cdot \text{m}^2\text{)}$	0.3308	$f_{r2} \text{ (Nm} \cdot \text{s/rad}\text{)}$	12.2483
$m_2 r_{x2} \text{ (kg} \cdot \text{m}\text{)}$	9.0467	$I_{zz3} \text{ (kg} \cdot \text{m}^2\text{)}$	4.5413	$f_{c3} \text{ (N} \cdot \text{m}\text{)}$	5.3177
$m_2 r_{y2} \text{ (kg} \cdot \text{m}\text{)}$	0.0261	$m_3 r_{x3} \text{ (kg} \cdot \text{m}\text{)}$	2.8385	$f_{r3} \text{ (Nm} \cdot \text{s/rad}\text{)}$	8.0634

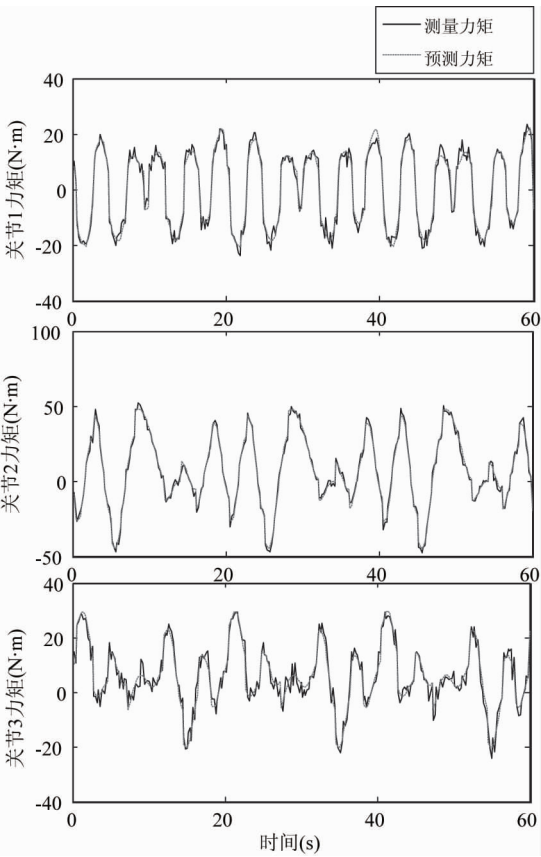


图 7 前 3 个关节激励轨迹中测量力矩与预测力矩的对比

的相关系数 η 来衡量辨识模型的精确度^[14],这个相关系数 η 由归一化互协方差函数定义:

$$\eta = \frac{\sum_{i=1}^N (\tau_i - \bar{\tau})(\tau_{mi} - \bar{\tau}_m)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\tau_i - \bar{\tau})^2 \sum_{i=1}^N (\tau_{mi} - \bar{\tau}_m)^2}} \quad (18)$$

其中 τ_i 是预测力矩, τ_{mi} 是测量力矩, $\bar{\tau} = (1/N) \sum_{i=1}^N \tau_i$, $\bar{\tau}_m = (1/N) \sum_{i=1}^N \tau_{mi}$. η 越接近 1, 辨识模型就越精确, 当 η 越接近 0 时, 辨识模型的精确

度就越低。实验得到的前 3 个关节的辨识模型的相关系数分别为 0.9886, 0.9952, 0.9729, 这表明辨识所得的模型具有满意的精度。

为了验证省略 4、5、6 连杆惯性参数对 1、2、3 关节力矩辨识的影响, 驱动所有关节跟踪激励轨迹, 其中前 3 个关节使用之前的激励轨迹, 后 3 个关节使用任意轨迹, 前 3 个关节的测量力矩和预测力矩对比如图 8 所示。从对比的结果来看, 预测力矩和测

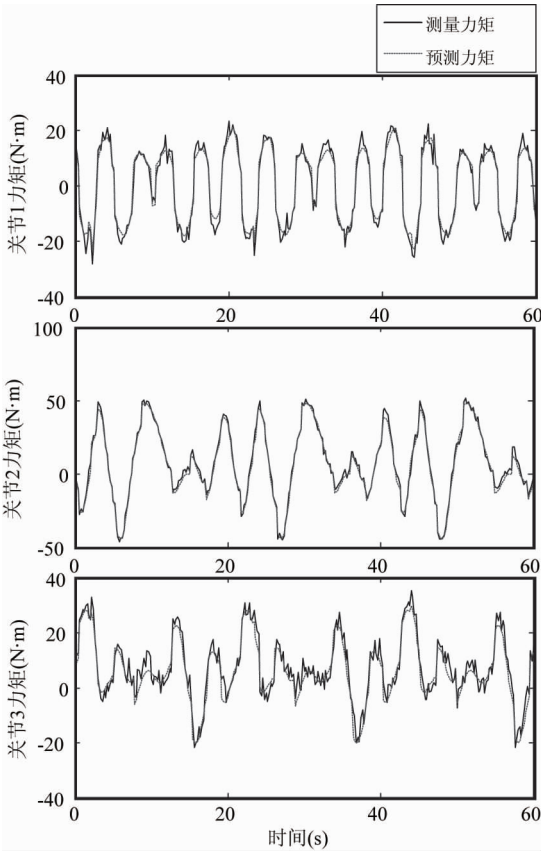


图 8 激励全部关节时前 3 个关节的测量力矩与预测力矩的对比

量力矩比较吻合。表明辨识所得的模型具有满意的精度。

3.2 模型验证

为了验证本文方法得到的动力学辨识模型的有效性,设计了另外一组机械臂前3个关节的验证轨迹,如图9所示。机械臂前3个关节的验证轨迹由3项傅立叶级数组成,轨迹基频为0.05Hz,表4给出了前3个关节验证轨迹的参数。根据式,用辨识所得的参数对验证轨迹产生的力矩进行预测。机械臂前3个关节验证轨迹的测量力矩和预测力矩如图10所示。验证实验表明得到的辨识模型能够准确地预测关节力矩数据。此外,根据式,前3个关节的相关系数 η 分别为0.9851,0.9910,0.9845。验证测试表明所提出的辨识方法是可靠的。

4 结 论

文提出了基于 PSO 算法的 6 自由度机械臂动力学模型参数辨识方法。首先对机械臂进行了动力学建模,然后设计了用于辨识实验和数据采集的周期激励轨迹,尽可能地激励模型方程中所有的信息。所有未知的动力学参数通过 PSO 算法被辨识出来。以 UR 机器人为实验对象,进行了辨识实验,得到了

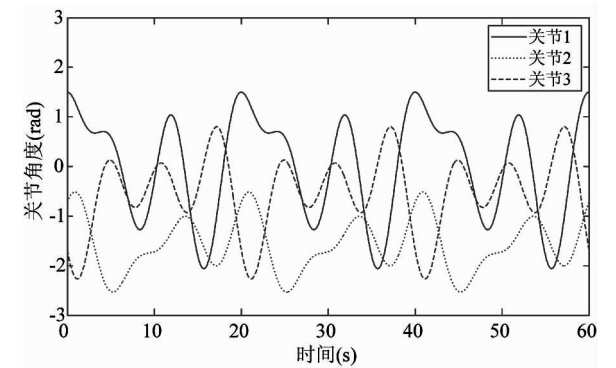


图9 机械臂前3个关节的验证轨迹

表4 验证轨迹参数

i	$q_{i,0}$	$a_{i,1}$	$a_{i,2}$	$a_{i,3}$	$b_{i,1}$	$b_{i,2}$	$b_{i,3}$
1	$\pi/10$	0.5	0.8	-0.7	0.5	0.6	0.4
2	$-\pi/2$	-0.3	0.4	0.3	0.25	0.35	0.25
3	$-\pi/6$	-0.3	-0.5	-0.6	-0.3	-0.35	-0.5

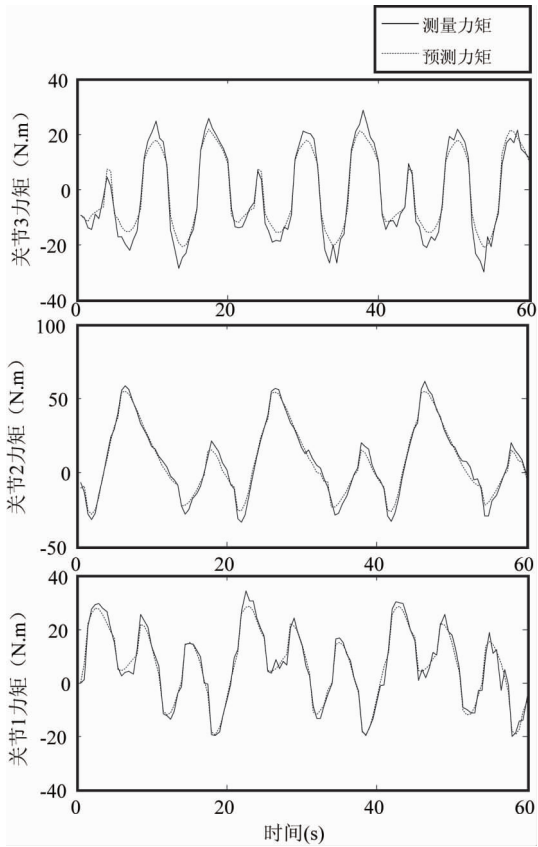


图10 前3个关节验证轨迹中测量力矩与预测力矩的对比

UR 机器人的动力学参数,并通过实验对测量力矩和预测力矩进行对比,结果证明本文所提出的方法能够准确地估计机械臂的动力学参数。并通过选取任意验证轨迹进行运动实验,结果表明本文所确定的机械臂动力学模型的有效性。本文所提出的方法能够作为工业机器人动力学模型参数估计的一种有效的方法,对基于机器人模型的控制方法的研究具有重要的意义。

参考文献

[1] Persson J A, Feng X, Wappling D, et al. A framework for multidisciplinary optimization of a balancing mechanism for an industrial robot. *Journal of Robotics*, 2015, 2: 1-8. doi:10.1155/2015/389769

[2] Paoli A, Rationale A V. Large yacht hull measurement by integrating optical scanning with mechanical tracking-based methodologies. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2012, 28(5): 592-601

- [3] Wu J, Wang J, You Z. An overview of dynamic parameter identification of robots. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2010, 26(5): 414-419
- [4] Atkeson C G, An C H, Hollerbach J M. Estimation of inertial parameters of manipulator loads and links. *International Journal of Robotics Research*, 1986, 5(3): 101-119
- [5] Gautier M, Poignet P. Extended Kalman filtering and weighted least squares dynamic identification of robot. *Control Engineering Practice*, 2001, 9(12): 1361-1372
- [6] Bredereck H, Köthnig M. Robot identification using fractional subspace method. In: *Proceeding of the 2nd International Conference on Singapore*, Singapore, 2011. 1193-1199
- [7] Yuan W, Zhu S. Identification method of hydrodynamic parameters of autonomous underwater vehicle based on genetic algorithm. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(11): 96-100
- [8] Eberhart R C, Shi Y. Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms. In: *Proceedings of the 2001 Congress on Rutgers University*, 2001, 1: 94-100
- [9] Spong M W, Hutchinson S, Vidyasagar M. Robot modeling and control. *Industrial Robot*, 2006, 17(5): 709-737
- [10] 霍伟. 机器人动力学与控制. 北京: 高等教育出版社, 2005
- [11] Grotjahn M, Daemi M, Heimann B. Friction and rigid body identification of robot dynamics. *International Journal of Solids and Structures*, 2001, 38(10): 1889-1902
- [12] Armstrong B. On finding ‘exciting’ trajectories for identification experiments involving systems with non-linear dynamics. *International Journal of Robotics Research*, 1989, 8(6): 28-48
- [13] Park K J. Fourier-based optimal excitation trajectories for the dynamic identification of robots. *Robotica*, 2006, 24(5): 625-633
- [14] Ding L, Wu H, Yao Y, et al. Dynamic model identification for 6-DOF industrial robots. *Journal of Robotics*, 2015, 11: 9. doi:10.1155/2015/471478

Parameter identification of a dynamic model for 6 DoF manipulators based on PSO algorithm

Yu Xinyi, Zhan Yian, Hong Xuejinfeng, Ou Linlin

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310000)

Abstract

A method for identification of industrial robots’ dynamical parameters based on the particle swarm optimization (PSO) algorithm is presented. The method uses the modified Newton-Euler method to constructs manipulators’ linear dynamical model which considers joint friction, and then, establishes an algorithm based on PSO for estimation of unknown dynamical parameters. Identification experiments are carried out for a UR industrial robot. The dynamic parameter estimation of the UR industrial robot is achieved by designing the excitation trajectories to excite joint motion of industrial robots and sampling relevant data. The dynamical model is validated according to the torque prediction accuracy. The experimental results show that the identification of dynamical model parameters using the proposed algorithm is accurate and effective.

Key words: industrial robot, dynamical model, parameter identification, particle swarm optimization (PSO) algorithm