

考虑关节柔性的模块机器人动力学参数辨识

周 军, 余跃庆

(北京工业大学机械工程与应用电子技术学院, 北京 100124)

摘 要: 提出了一种基于 3 维运动测量系统 Optotrak3020 的柔性关节模块机器人动力学模型参数辨识方法。首先将机器人的动力学模型参数化为不包括刚度力矩的线性形式, 避免了参数矩阵的标定问题。激励轨迹基于有限的傅里叶级数函数, 采用自适应遗传算法得出了优化的傅里叶级数系数。机器人每一关节单独跟随优化激励轨迹进行运动, 同时电机位置、连杆位置、电机力矩被实时测量并记录。最后, 采用经典的线性最小二乘参数辨识方法, 对 PowerCube 模块化机器人的前 3 个关节进行了动力学参数辨识实验, 得出了机器人动力学模型参数。

关键词: 柔性关节机器人; 参数辨识; Optotrak3020; 最小二乘法

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2011)-04-0440-09

Dynamic Parameter Identification of Modular Robot with Flexible Joints

ZHOU Jun, YU Yueqing

(College of Mechanical Engineering and Applied Electronics Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: A method to identify the dynamic model parameters of modular robot with flexible joint using 3D motion measurement system Optotrak3020 is proposed. Firstly, the robot dynamics model is parameterized in a linear form to exclude the stiffness torque and the scaling problem is eliminated from the parameter matrix. The exciting trajectory is based on the finite Fourier series function and the coefficients of the Fourier series are optimized with the self-adaptive genetic algorithm. When each joint of robot is commanded to follow the single-joint optimized exciting trajectory, the motor position, link position and motor torque are measured and recorded in real time. Finally, using the classic linear least square parameter identification, the dynamic parameter identification experiment is carried out on the first three joints of PowerCube modular robot, and parameters of robot dynamic model are derived.

Keywords: flexible joint robot; parameter identification; Optotrak3020; least square method

1 引言 (Introduction)

理想的机器人仿真和精确的机器人控制都需要有一个精确的机器人动力学模型。目前, 许多轻型高性能的机器人广泛采用具有相对柔性的谐波驱动器来驱动关节运动, 关节柔性不可忽略。因此, 为了建立精确的柔性关节机器人动力学模型, 需要有比较好的参数辨识方法^[1]。当前, 刚性杆刚性关节机器人 (RLRJ) 的动力学参数辨识方法已经相当成熟, 但是刚性杆柔性关节机器人 (RLFJ) 的动力学参数辨识方法仍处于发展当中。一般来说, 柔性关节机器人动力学参数辨识方法有两种, 即: 使用附加传感器的方法和不使用附加传感器的方法。对于工业机器人来说, 通常只有电机位置和电机力矩数据可测。因此, 用于柔性关节机器人动力学参数辨识的外加传感器主要有加速度传感器^[2]、连杆位置

和速度传感器^[3]、力矩传感器^[4]等。从实际应用的角度来说, 采用附加传感器进行辨识并不是比较好的方法, 因为对机器人来说, 增加额外的内部传感器不但成本昂贵, 而且有时是无法实现的。因此, 许多学者提出了仅仅需要电机力矩和电机位置信息的辨识方法^[5-7]。在这些方法中, 弹性偏差不是采用附加传感器测量的, 而是通过解包含未知参数的运动方程得到的。通常在这样情况下, 会得到一些非线性动力学方程, 需要采用非线性优化方法来估计这些动力学参数。然而, 这种方法通常会陷入局部最优值, 所估计的参数与实际的参数有较大出入。

虽然采用附加传感器来测量数据是相当复杂甚至是不可能的, 但是比起非线性方法, 采用线性最小二乘法有很多优点, 最重要的就是线性最小二乘法在没有初始数据的情况下也能得到全局最优解^[8]。

针对目前柔性关节机器人动力学参数辨识方法所存在的问题，有必要提出一种比较简单实用的参数辨识方法。

本文的研究对象是德国 AMTEC 公司生产的 PowerCube 模块化机器人，由于组成机器人的模块都是边长不太长（70 mm 或 90 mm）的立方体，而且机器人的链接模块是不同形状的刚性连接件，如图 1，因此，模块机器人的连杆变形可以忽略，只考虑关节柔性。各组成模块关节柔性的存在，使得模块机器人在运动过程中的抖动非常明显，对机器人关节及其末端的运动精度影响很大。

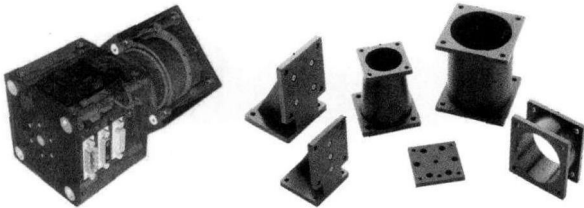


图 1 PowerCube 模块及其连接件
Fig.1 PowerCube module and its connector elements

黄用华^[9]从模块机器人的动力学模型出发，推导了一种基于六维力和力矩传感器的机器人惯性参数辨识方法，但是该方法没有考虑其关节柔性的影响。Chris^[10]提出了一种采用 Motion Capture，基于最小二乘法估计的刚性杆柔性关节机器人动力学辨识方法，并得出了比较精确的动力学参数。然而该方法没有详细讨论优化激励轨迹的参数选择问题，而且实验中采用 8 个摄像机来测量 Motion Capture Maker 的位置信息，实际关节位置的求取算法比较复杂，影响了测量精度。

本文以 PowerCube 模块化机器人为研究对象，提出了一种基于 Optotrak3020 三维运动测量系统的柔性关节机器人动力学参数辨识方法。本方法的特色在于：① 辨识激励轨迹基于傅里叶级数函数，其系数采用一种自适应遗传算法进行了优化；② 通过简单地建立刚体和刚体文件，Optotrak3020 所测量的 Marker 数据可以直接转换到机器人的基坐标系中，求取实际关节位置的算法十分简单，数据精度较高。论文首先分析了 PowerCube 模块机器人的本体结构，利用 Optotrak3020 三维测量系统分析了关节模块的角度偏差；然后推导了柔性关节机器人的动力学模型，并变换为线性参数的形式，说明了线性最小二乘法进行动力学参数辨识的求解过程；此外，采用一种自适应遗传算法优化了傅里叶级数系数，得出了优化的辨识激励轨迹。最后，以 PowerCube 模块机器人的前 3 个关节单独跟踪期望

激励轨迹进行了参数辨识实验，得出了比较精确的机器人前 3 个关节的动力学参数。结论部分给出了目前存在的问题以及今后的研究展望。

2 关节角度误差测量 (Measurement of joint angle error)

2.1 模块机器人系统

PowerCube 模块机器人的本体及其坐标系统如图 2 所示。该机器人具有 7 个自由度，属于冗余度机器人，但在本文中，为了研究的方便，锁定一个关节，即令模块 3 不运动，使其重构为具有 6 个自由度的机器人。构成机器人的模块型号是：关节 1 和关节 2 是 PR90，关节 3 和关节 4 是 PR70，关节 5 和关节 6 集成于 PW70，末端二指夹持器是 PG70。模块之间通过适配器机械链接。

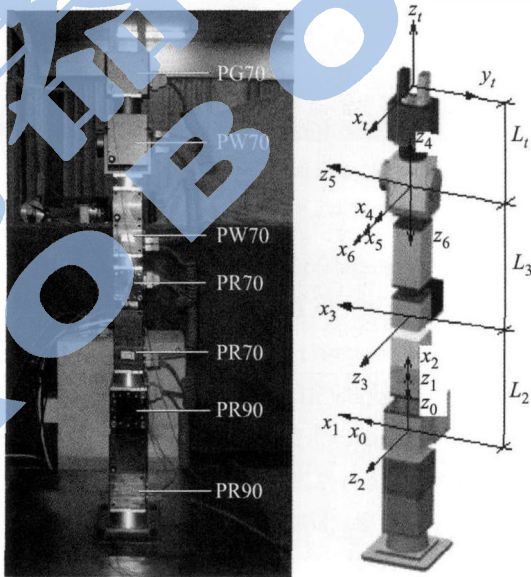


图 2 模块机器人本体结构及其坐标系统
Fig.2 PowerCube modular robot and its coordinates system

PowerCube 模块是完全独立的运动单元，无刷直流伺服电机、电机控制器、谐波驱动机构、制动闸、光隔离的数字和模拟输入输出、CAN 总线都紧凑地封装在模块内部，模块之间采用串行通讯接口^[11]。各模块的详细信息及技术支持可参阅 Schunk 公司的主页。

2.2 误差测量方法

由于谐波驱动齿轮所引起的关节柔性，模块在电机端和负载端会产生运动误差。本文采用 Optotrak3020 三维运动测量系统来测量模块机器人的实际关节角度，然后得出关节角度误差。Optotrak3020 系统用于测量粘贴在物体上的 Marker 位置，但是它不能直接测量 Marker 的旋转运动。因此，借助于模块机器人的手臂长度来测量 Marker 的运动距离，再

借助于 Marker 的运动距离来测量机器人的关节角度，进而得出关节角度误差。

(1) 三维运动测量系统

Optotrak3020 三维运动测量系统是加拿大 North Digital 公司生产的用于测量点在三维空间中坐标的产品。该系统的主要组成部分有 CCD 摄像系统、Optotrak Unit 控制系统、红外传感器 Marker、转换器 Strober 以及连接线。其中，Marker 贴在需要测量位置的点上，所发出的红外线被 CCD 摄像系统接收，由 Optotrak Unit 控制系统把点的坐标数据传送到计算机 Optotrak PC，再通过 Optotrak 专用函数即可显示和处理数据。系统硬件部分如图 3，主要性能参数如表 1 所示。

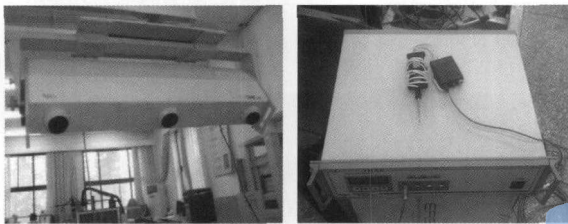


图 3 Optotrak3020 三维测量系统
Fig.3 The Optotrak3020 3D measurement system

表 1 Optotrak3020 系统的主要技术参数
Tab.1 The specific parameters of Optotrak3020

maximum marker rate	3500 Hz
frame rate(3D)	450 Hz
RMS accuracy(2.25 m)	0.1 mm
3D resolution(2.25 m)	0.01 mm
sensor resolution	1:200 000
focus	2 m ~ 4 m
view range	2.25 m ~ 6 m

(2) 用户自定义坐标系的建立

在没有特别说明的情况下，Optotrak3020 三维测量系统所测得数据都是基于 CCD 摄像机上所固连的坐标系。因此，需要建立摄像机坐标系到机器人基坐标系的变换矩阵。如果将 Optotrak3020 三维测量系统所基于的坐标系与机器人基坐标系重合，所测得的数据就能直接为机器人所使用。要建立用户坐标系，必须建立相应的刚体及刚体文件 [12]。

本文所建立的刚体如图 4 所示，在机器人基坐标系所在模块的四个角上分别贴上 4 个 Marker，从右下角的 Marker 开始，顺时针依次将 Marker 编号为 1、2、3、4。首先设定坐标轴命令，将 Marker1 设定为用户坐标系原点，Marker2 为 x 轴正向，Marker4 为 z 轴正向，Marker3 为 xz 平面正象限。设定完坐标轴后，其坐标系方位与机器人基坐标系方位一致，

只是坐标原点位置不同。将用户坐标系的原点移动位置矢量 $[-35,+50.2,-35]^T$ 后，即可使用户坐标系的原点与机器人基坐标系的原点重合，变换位置精度可达 0.1 mm。本文采用 NDI 公司提供的 NDI 6D Architect 控制软件建立刚体、刚体文件和用户自定义坐标系。由于篇幅所限，详细过程在此省略。

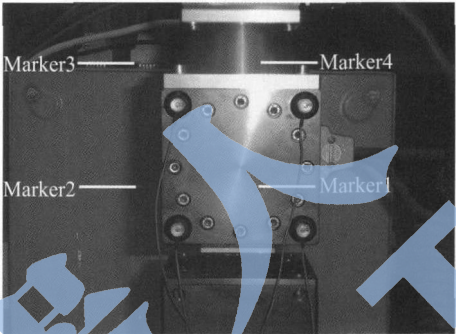


图 4 具有 4 个 Marker 的刚体
Fig.4 Rigid body with four Markers

(3) 关节角度误差测量

为了测量关节角度，需要在模块机器人的各关节处粘贴 Marker 以采集数据，如图 5 所示。

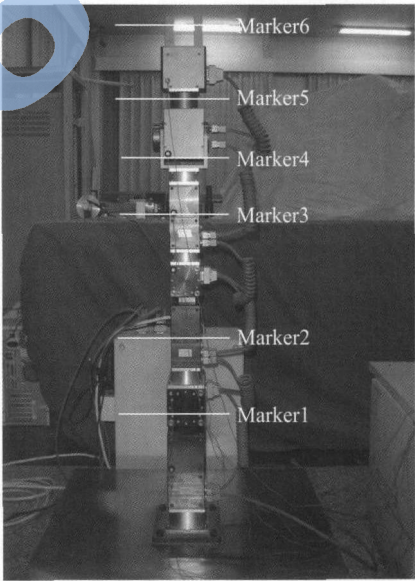


图 5 各关节粘贴的 Marker 位置
Fig.5 The Markers attached on the joints

测量绕 x 轴旋转（关节 5）和绕 y 轴旋转（关节 2 和关节 3）的关节角度误差需借助于模块机器人手臂长度，如图 6。由于测量原理相同，为了分析方便，将关节 5 和关节 2、3 归为一类。3 个 Marker 分别粘贴在相应的关节 2、3 和 5 上，用于测量 3 个关节的角度。绕 z 轴旋转（关节 1、4 和 6）的所有关节轴位于一条直线上，如图 6。3 个 Marker 分别粘贴在相应的关节 1、4 和 6 上，用于测量 3 个关节的角度 [13]。

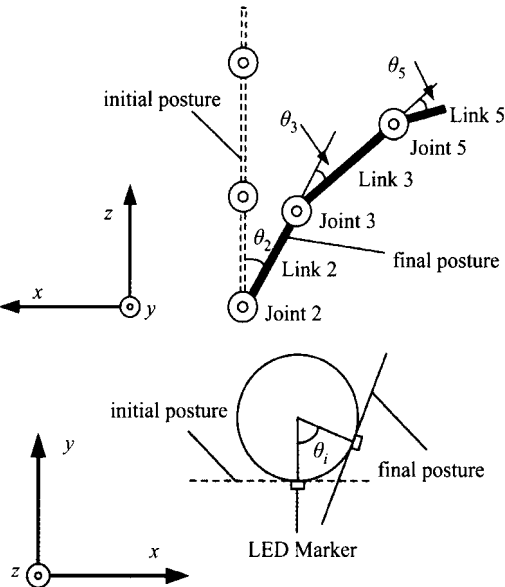


图 6 绕 y 轴和 z 轴旋转的关节模型
Fig.6 Joint model around y-axis and around z-axis

由于关节 2 的坐标原点与机器人基坐标系的坐标原点重合，因此关节 2 的角度可由式 (1) 求得：

$$\theta_i^2 = \arctan(2\frac{z_i^2}{x_i^2}) - \arctan(2\frac{z_0^2}{x_0^2}) \tag{1}$$

关节 3 和关节 5 需要借助于模块机器人的手臂长度来测量，其计算公式分别如下：

$$\theta_i^3 = \arctan(2\frac{z_i^3 - L_2}{x_i^3}) - \arctan(2\frac{z_0^3 - L_2}{x_0^3}) \tag{2}$$

$$\theta_i^5 = \arctan(2\frac{z_i^5 - L_2 - L_3}{x_i^5}) - \arctan(2\frac{z_0^5 - L_2 - L_3}{x_0^5}) \tag{3}$$

关节 1、4、6 的计算方程一样，如式 (4)。

$$\theta_i^1 = \theta_i^4 = \theta_i^6 = \arctan(2\frac{y_i^j}{x_i^j}) - \arctan(2\frac{y_0^j}{x_0^j}) \tag{4}$$

其中， x_i 、 y_i 和 z_i 是 Marker 在基坐标系中的实时位置； x_0 、 y_0 和 z_0 是 Marker 在基坐标系中的初始位置； $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 4, 6$ 。

实验条件是各驱动模块分别转动 30° 或 -30°，电机速度是 3°/s，加速度是 20°/s²，运动时间是 10 s，采样周期是 0.2 s。测试实验结果列于表 2，单位：°。

从表 2 中可以看出，电机端的位置反馈误差数量级达到 10⁻⁴，因此电机端的控制精度是相当高的。但是，由于关节柔性的影响，通过 Optotrak3020 三维测量系统所测得的连杆端位置误差却很大，关节最小误差为 0.1851°，最大误差甚至达到了 0.3226°。这对机器人的控制精度和运动平稳性有很大影响，如果 PowerCube 模块机器人执行精确的定位或者轨

迹跟踪任务，这样是难以满足要求的。模块机器人的前 3 个关节主要影响机器人的末端位置精度，而后 3 个关节主要影响机器人的末端姿态精度。本文主要对影响机器人末端位置精度的前 3 个关节进行动力学参数辨识研究。

表 2 关节角度误差测量结果（单位：度）

Tab.2 Experimental result of joint angle error (unit: degree)

关节	期望值	电机值	关节值	电机误差	实际误差
1	30	30.0018	30.3226	0.0018	0.3226
2	-30	-29.9996	-30.3058	0.0004	-0.3058
3	-30	-30.0008	-30.3098	-0.0008	-0.3098
4	30	29.9994	29.7396	-0.0006	-0.2604
5	30	30.0064	29.8149	0.0064	-0.1851
6	-30	-30.0048	-29.8632	-0.0048	0.1368

3 柔性关节机器人动力学模型 (Dynamic model of robot with flexible joint)

3.1 模型推导

n 刚性连杆 n 柔性关节机器人的动力学方程如下 [14-15]：

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F(q) + K(q - \theta) = 0 \tag{5}$$

$$J\ddot{\theta} + B\dot{\theta} + K(\theta - q) = \tau \tag{6}$$

其中， $q, \dot{q}, \ddot{q} \in \mathbb{R}^n$ ，表示连杆端的位置、速度和加速度； $\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta} \in \mathbb{R}^n$ ，表示电机端的位置、速度和加速度； $M(q) \in \mathbb{R}^n$ 是正定惯性矩阵， $C(q, \dot{q})\dot{q} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是向心力和哥氏力矩阵， $G(q) \in \mathbb{R}^n$ 是重力矩阵， $F(q) \in \mathbb{R}^n$ 是摩擦力矩阵； $J, B, K \in \mathbb{R}^n$ 是恒定对角正定矩阵，分别表示电机惯量、电机粘性摩擦和关节刚度； $\tau \in \mathbb{R}^n$ 是电机力矩。

由于模块机器人的连杆 4、5 和 6 构成了机器人的手腕，相对于连杆 3 是固定不变的，因此机器人手腕可以认为是连杆 3 的一部分，与连杆 4、5 和 6 相关的惯性参数可以添加到连杆 3 的相应参数上。为了分析方便，以模块机器人的连杆 3 为例，单连杆单柔性关节机器人模型如图 7 所示。

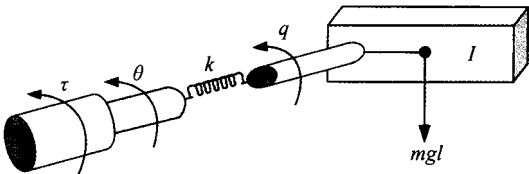


图 7 单连杆单柔性关节模型
Fig.7 Model with a single link and a single flexible joint

由式 (5) 和式 (6), 忽略连杆端的阻尼和摩擦, 则相应的单连杆单柔性关节机器人动力学方程写为

$$I\ddot{q}-mgl_x\sin q+mgl_y\cos q+k(q-\theta)=0 \tag{7}$$
$$J\ddot{\theta}+b\dot{\theta}+k(\theta-q)=\tau \tag{8}$$

其中, $q, \dot{q}, \ddot{q} \in \mathbb{R}$ 和 $\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta} \in \mathbb{R}$ 分别表示连杆端和电机端的位置、速度和加速度; I 、 m 分别表示连杆惯量、连杆质量; J 、 k 、 b 分别表示电机惯量、关节刚度和电机粘性摩擦; l_x 表示连杆质心相对于局部坐标系在 x 方向的坐标, l_y 表示连杆质心相对于局部坐标系在 y 方向的坐标.

3.2 线性最小二乘辨识方法

为了辨识机器人动力学方程中的未知参数, 采用线性最小二乘法, 把动力学方程写成线性参数的形式^[10], 将式 (7) 和式 (8) 线性参数化, 得:

$$\begin{bmatrix} \ddot{q} & -\sin q & \cos q & q-\theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \theta-q & \ddot{\theta} & \dot{\theta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I \\ mgl_x \\ mgl_y \\ k \\ J \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tau \end{bmatrix} \tag{9}$$

定义未知动力学参数向量为 p , 测量的驱动力矩向量为 τ , 测量的数据向量构成退化矩阵 H , 则它们之间的关系可表示为

$$H(q, \dot{q}, \ddot{q}, \theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta})p = \tau \tag{10}$$
$$p = (H^T H)^{-1} H^T \tau \tag{11}$$

将式 (10) 和 (11) 相加, 除去刚度项重写单连杆单柔性关节动力学方程为

$$I\ddot{q}-mgl_x\sin q+mgl_y\cos q+J\ddot{\theta}+b\dot{\theta}=\tau \tag{12}$$

参数化后为

$$\begin{bmatrix} \ddot{q} & -\sin q & \cos q & \ddot{\theta} & \dot{\theta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I \\ mgl_x \\ mgl_y \\ J \\ b \end{bmatrix} = \tau \tag{13}$$

式 (13) 从退化矩阵中除去关节偏差, 省去了标定问题. 关节刚度可在连杆惯量和质量辨识完以后,

再根据式 (14) 确定.

$$\tau_s = I\ddot{q} - mgl_x \sin q + mgl_y \cos q = k(q - \theta) \tag{14}$$

4 激励轨迹优化 (Optimization of exciting trajectory)

4.1 激励轨迹

刚性杆柔性关节机器人动力学参数辨识需要根据非线性优化约束来确定优化激励轨迹, 即:

$$\min N_{\text{cond}}(H(q, \dot{q}, \ddot{q}, \theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta})) \tag{15}$$
$$\text{s.t.} \begin{cases} \theta_{\min} < \theta(t) < \theta_{\max} \\ \dot{\theta}_{\min} < \dot{\theta}(t) < \dot{\theta}_{\max} \\ \ddot{\theta}_{\min} < \ddot{\theta}(t) < \ddot{\theta}_{\max} \end{cases} \tag{16}$$

其中, 退化矩阵 H 是电机位置和连杆位置的函数. 本文选择激励轨迹 (电机位置、速度和加速度) 为一系列的傅里叶级数函数:

$$\theta(t) = \theta_0 + \sum_{n=1}^N \frac{a_n}{n\omega_f} \sin(n\omega_f t) - \frac{b_n}{n\omega_f} \cos(n\omega_f t) \tag{17}$$

$$\dot{\theta}(t) = \sum_{n=1}^N a_n \cos(n\omega_f t) + b_n \sin(n\omega_f t) \tag{18}$$

$$\ddot{\theta}(t) = \sum_{n=1}^N -a_n n\omega_f \sin(n\omega_f t) + b_n n\omega_f \cos(n\omega_f t) \tag{19}$$

其中, ω_f 是傅里叶级数的基频. 傅里叶级数是周期为 $\frac{2\pi}{\omega_f}$ 的周期函数. 每一个傅里叶级数包含 $2 \times N + 1$ 个参数: a_n 和 $b_n (n = 1, \dots, N)$ 是正弦和余弦函数的幅值, θ_0 是机器人产生激励时的关节补偿.

傅里叶级数函数的运动约束是机器人关节的运动角度、运动速度和运动加速度的限制范围. 模块机器人前 3 个关节的位置、速度和加速度的运动范围如表 3 所示.

表 3 前 3 个关节模块的运动范围
Tab. 3 The motion range of first three joints

	Joint1	Joint2	Joint3
位置 / (°)	-160 ~ 160	-101 ~ 101	-105 ~ 105
速度 / (°/s)	-100 ~ 100	-100 ~ 100	-150 ~ 150
加速度 / (°/s ²)	-200 ~ 200	-200 ~ 200	-300 ~ 300

因此, 找到优化激励轨迹问题就变为确定系数 (a_n 、 b_n 和 θ_0) 以使下面的代价函数最小的问题^[16]:

$$f(\theta_i(t)) = \lambda_1 N_{\text{cond}}(H) + \lambda_2 \frac{1}{\sigma_0(H)} \tag{20}$$

其中, $N_{\text{cond}}(H)$ 是观测矩阵的条件数, $\sigma_0(H)$ 是观测矩阵的最小奇异值, λ_1 和 λ_2 是加权系数. 上面的问

题就是关于关节位置、速度和加速度范围的约束优化问题. 由于此问题的复杂性, 用一般的试凑方法很难解决, 本文采用一种自适应遗传算法来确定激励优化轨迹.

4.2 遗传优化

激励轨迹采用 5 次傅里叶级数, 轨迹周期为 5 s, 则基频为 $2\pi/5\text{ Hz}$ (其它关节一样). 由式 (17) ~ (19) 可知, 需要优化的参数是 $(a_n, b_n \text{ 和 } \theta_0, n = 1, \cdots, N)$. 其中 $N = 5$, 因此共有 $2 \times N + 1 = 11$ 个参数.

(1) 未知参数范围估计

本文采用比较简单的小二乘法来确定未知参数的取值范围^[17]. 将位置傅里叶级数式 (17) 写成简单矩阵向量的形式, 即:

$$A\delta = \theta \tag{21}$$

$$\theta = [\theta(1), \cdots, \theta(M)]^T \tag{22}$$

$$\delta = [a_1, b_1, \cdots, a_N, b_N, \theta_0]^T \tag{23}$$

$$A = \begin{bmatrix} \sin(\omega_f t_0) & -\cos(\omega_f t_0) & \cdots & 1 \\ \sin(\omega_f t_1) & -\cos(\omega_f t_1) & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sin(\omega_f t_f) & -\cos(\omega_f t_f) & \cdots & 1 \end{bmatrix} \tag{24}$$

M 为随机采集点个数, 设定在关节范围内随机生成 100 个点, 为了安全起见, 生成随机点的关节范围比实际的要小一些. 向量 δ 可根据下式的最小二乘解得到, 即:

$$\delta = (A^T A)^{-1} A^T \theta \tag{25}$$

由式 (21) ~ (25) 可得到前 3 个关节的傅里叶级数参数取值范围, 如表 4.

表 4 傅里叶级数参数取值范围
Tab.4 The parameter range of Fourier series

	Joint1	Joint2	Joint3
a_n	± 1.0	± 0.75	± 0.75
b_n	± 1.0	± 0.75	± 0.75
θ_0	± 0.75	± 0.60	± 0.60

(2) 遗传算法初始化

如果每个参数精确到小数点后 3 位, 则每个参数用 11 位二进制数表示, 因此每条染色体可用 121 位二进制数表示. 选定遗传算法的个体数目为 100 个, 遗传代数 100 代, 代沟设定为 0.95. 初始交叉概率为 0.4, 初始变异概率为 0.02, 数据采样周期为 0.02 s, 运行时间为 10 s. 适应度函数如式 (20), 加权系数 λ_1 和 λ_2 分别设定为 1 和 0.5. 优化过程中, 交叉概率和变异概率采用一种自适应控制策略. 根

据适应度集中程度, 自适应地变化整个群体的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m , 并采用群体的最大适应度 $f_{\max}$ 、最小适应度 $f_{\min}$ 和平均适应度 f_{ave} 这 3 个变量来衡量群体适应度的集中程度^[18].

(3) 遗传优化结果

利用 Matlab 遗传算法工具箱编写了遗传算法优化程序, 由于篇幅所限, 具体程序在此省略. 遗传优化时间约为 100 s. 经过遗传优化, 得到前 3 个关节优化的傅里叶级数参数, 如表 5 所示.

表 5 优化的傅里叶级数参数
Tab.5 The optimized parameters of Fourier series

	Joint1	Joint2	Joint3
a_1	0.999 023	-0.749 267	-0.749 267
a_2	0.000 489	0.002 565	0.002 565
a_3	-0.101 124	-0.111 016	-0.111 016
a_4	0.014 167	-0.001 832	-0.001 832
a_5	-0.010 259	-0.015 022	-0.015 022
b_1	-0.998 046	0.741 939	0.741 939
b_2	-0.040 547	0.022 350	0.022 350
b_3	0.106 009	-0.106 619	-0.106 619
b_4	-0.020 029	0.037 735 8	0.037 735 8
b_5	-0.001 466	-0.017 953	-0.017 953
q_0	0.681 851	0.330 890	0.330 890

关节 1 轨迹优化的最小适应度值变化和平均适应度值变化如图 8 所示. 从图中可以看出, 最小适应度值和平均适应度值在 40 代以后趋于稳定, 最小适应度值为 22.059 2. 经过遗传算法以后, 得到的优化激励轨迹如图 9 所示.

关节 2 和关节 3 采用相同优化激励轨迹, 其最小适应度值和平均适应度值变化曲线如图 10. 从图中可以看出, 最小适应度值和平均适应度值在 30 代以后趋于稳定, 最小适应度值为 39.326 4. 经过遗传算法以后, 得到关节 3 (关节 2) 的优化激励轨迹如图 11 所示.

由图 9 和图 11 可以看出, 各关节的优化激励轨迹运行时间为 10 s (两个周期), 采样周期为 0.02 s, 因此每个轨迹周期有采样点 250 个.

5 辨识实验 (Identification experiment)

以关节 3 为例, 其它关节的参数辨识实验与之相同. 在辨识实验过程中, PowerCube 模块的控制函数采用步长控制模式, 即 PCube-movestep (int dev, int cube, float pos, UInt16 step). 该控制函数特别适用于机器人所有关节轴同时运动的连续路径规划. 然而, 若该函数的步长时间参数过小 ($t_{\text{step}} < 40\text{ ms}$),

则模块机器人在运动过程中振动相当明显,这样不利于三维测量系统对关节数据的精确测量. 因此,为了保证模块机器人在运动过程中的平稳性,设定控制函数的步长时间参数为 $t_{\text{step}}=50\text{ ms}$,即每 0.05 s 运行一个规划的数据点,运动速度减小,因此实验轨迹跟踪运动时间变为 25 s . 为了分析方便,仍将其变换为 10 s . 同时,设置 Optotrak3020 系统的坐标采样频率为 20 Hz , Marker 的采样频率为 1000 Hz ,这样在 25 s 运动过程中会采集 500 个点,与期望轨迹相一致.

在辨识过程中,模块机器人的其它关节被锁定,只有关节 3 沿着预先指定的优化激励轨迹运动,电机位置利用编码器实时检测. 由于电机端的测量精度相当高,期望值与测量值的误差在 $\pm 5\times 10^{-4}$ 之间,如图 12 所示. 因此为了去除测量噪声,减小测量误差,测量值可以用其相应的期望值来代替,电机速度和加速度可以用数字微分的形式得到,如图 13 所示. 驱动力矩根据输入电流和力矩常数的关系确定,如图 14.

连杆位置使用 Optotrak3020 三维运动测量系统实时测量. 连杆速度和连杆加速度可通过数字微分

得到,为了去除测量噪声误差,采用了 8 次低通滤波方法,滤波后的数据如图 15.

总共进行了 10 次辨识实验,得出了相应的实验测试数据. 首先根据式 (11) 得出连杆惯量、连杆质量、电机惯量和电机阻尼系数,然后再由式 (14) 得出关节刚度,各关节的辨识结果的平均值列于表 6. 将参数辨识结果的平均值代入式 (12),可得到相应的模型力矩值. 以关节 3 为例,如图 16,与测量值相比,误差较小,基本上跟随了测量力矩曲线. 因此,验证了该参数辨识结果的有效性和可靠性.

6 结论 (Conclusion)

本文对考虑关节柔性的 PowerCube 模块机器人的前 3 个关节进行了动力学参数辨识. 为了分析简单,以单刚性杆单柔性关节为例,将机器人的动力学模型参数化为不包括刚度项的线性形式,避免了参数矩阵的标定问题. 激励轨迹基于有限的傅里叶级数,采用一种自适应遗传算法得出了优化的傅里叶级数系数. 机器人跟随优化激励轨迹进行运动,连杆位置由三维运动测量系统实时测量,通过多次实验,得出了比较精确的动力学参数辨识实验结果.

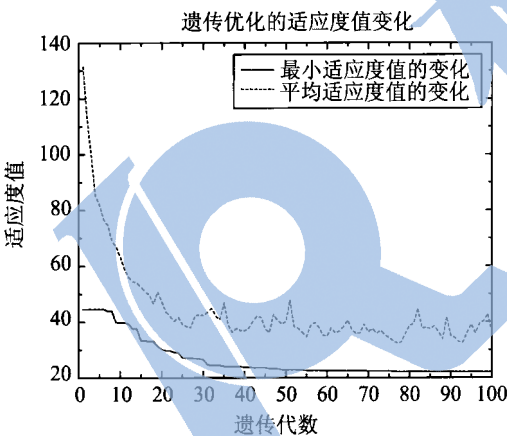


图 8 关节 1 的遗传算法适应度值变化曲线

Fig.8 The fitness values of genetic algorithm for Joint 1

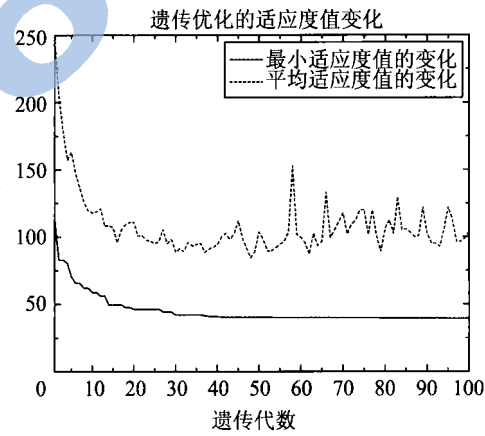
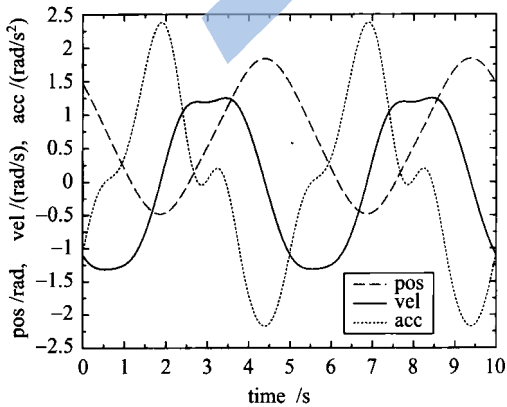


图 10 关节 3 的遗传算法适应度值变化曲线

Fig.10 The fitness values of genetic algorithm for Joint 3

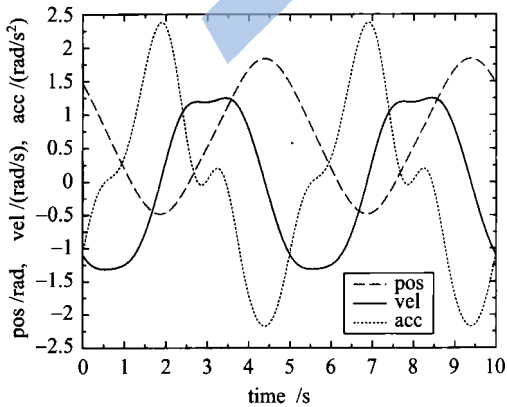


图 11 关节 3 的优化激励轨迹

Fig.11 The optimized exciting trajectory of Joint 3

图 9 关节 1 的优化激励轨迹

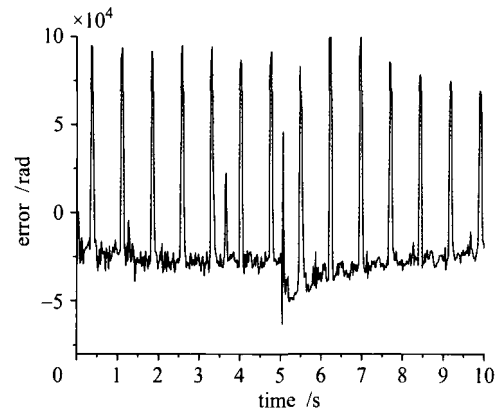


图 12 电机反馈误差
Fig.12 The error of motor feedback

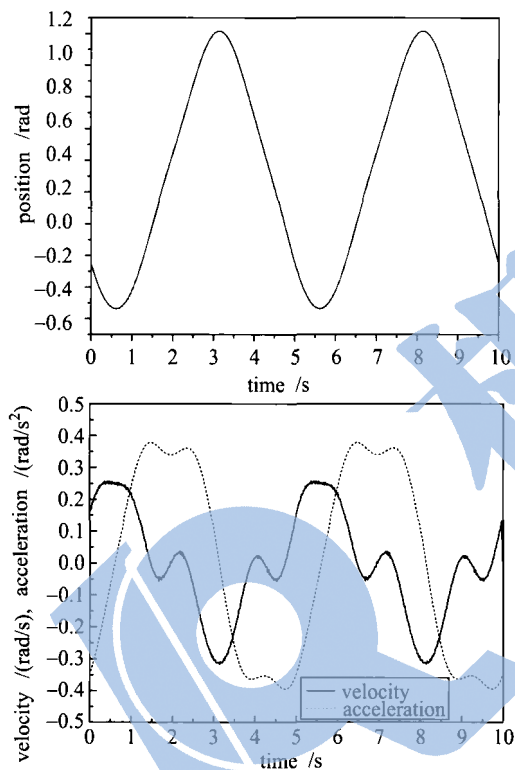


图 13 电机端的位置、速度和加速度
Fig.13 The position, velocity and acceleration of motor

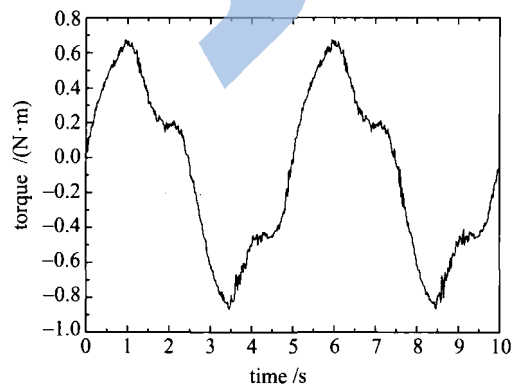
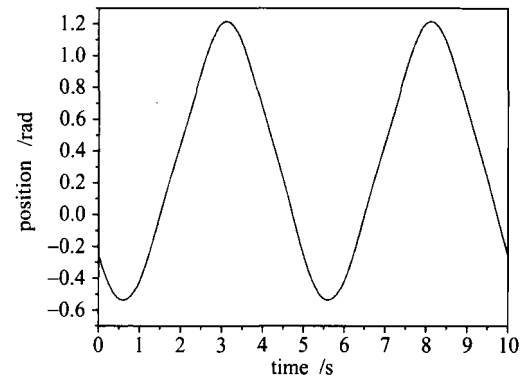
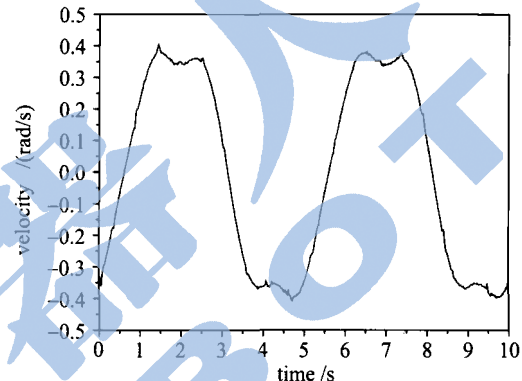


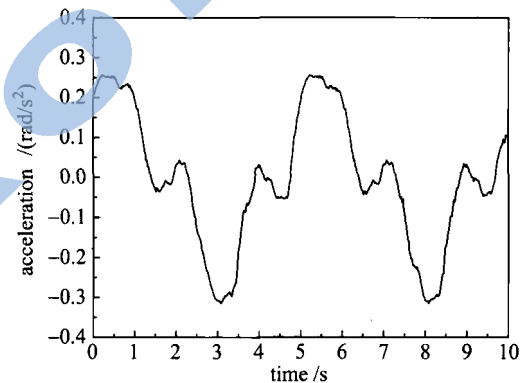
图 14 测量的电机力矩
Fig.14 Measured motor torque



(a) 连杆角度



(b) 连杆速度



(c) 连杆加速度

图 15 连杆角度、速度和加速度
Fig.15 The position, velocity and acceleration of link

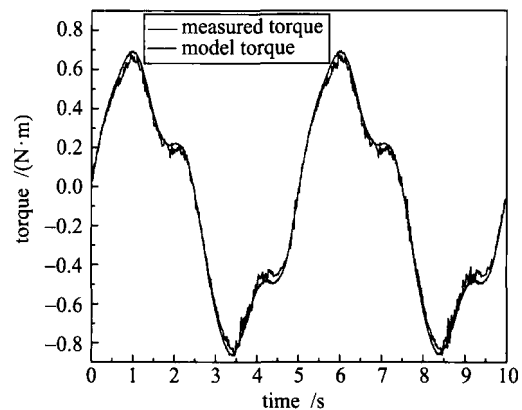


图 16 关节 3 的测量力矩和模型力矩
Fig.16 The measured torque and model torque of Joint 3

表 6 参数辨识结果
Tab.6 Identified dynamic parameters

Joint	$I/(kg \cdot m^2)$	$mg l_x/(N \cdot m)$	$mg l_y/(N \cdot m)$	$J/(kg \cdot m^2)$	$b/(N \cdot m \cdot s)$	$K/(N \cdot m/rad)$
Joint1	0.6484	0.8659	0.1158	2.0614	0.8346	4.82×10^P
Joint2	0.7228	1.2863	0.1582	2.4652	1.3840	6.39×10^P
Joint3	0.2724	0.3659	0.0290	1.0614	0.9652	4.38×10^P

该方法原理简单，控制易于实现。论文下一步的研究工作就是对影响模块机器人末端姿态的后 3 个关节进行动力学参数辨识，从而为多柔性关节模块机器人基于动力学的控制奠定基础。

在动力学参数辨识实验过程中，主要误差来自电机角度，输入力矩和运动测量系统的测量和同步误差。此外，关节刚度的计算误差则来源于谐波驱动传输的非线性。这些都对模块机器人动力学参数的辨识实验结果有比较大的影响。如何有效地减小这些误差以提高参数辨识精度，也是我们今后所要重点解决的问题之一。

参考文献 (References)

[1] Swevers J, Ganseman C, Schutter J D, et al. Experimental robot identification using optimized periodic trajectories[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1996, 10(5): 561-577.

[2] Pham M T, Gautier M, Poignet P. Accelerometer based identification of mechanical systems[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002: 4293-4298.

[3] Huang J. A new approach to parametric identification of a single-link flexible joint manipulator[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2003, 37(3): 272-284.

[4] Albu-Schaffer A, Hirzinger G. Parameter identification and passivity based joint control for a 7dof torque controlled light weight robot[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001: 2852-2858.

[5] Hovland G E, Berglund E, Sordalen O J. Identification of joint elasticity of industrial robots[M]//Lecture Notes in Control and Information Sciences: Vol.205. London, UK, Springer-Verlag London, 1999: 455-464.

[6] Berglund E, Hovland G E. Automatic elasticity tuning of industrial robot manipulators[C]//IEEE Conference on Design and Control. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2000: 5091-5096.

[7] Pham M T, Gautier M, Poignet P. Identification of joint stiffness with bandpass filtering[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation: Vol.3. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001: 2867-2872.

[8] Hardeman T. Modeling and identification of industrial robots including drive and joint flexibilities[D]. Netherlands: University of Twente, 2008: 9-15.

[9] 黄用华. PowerCube 模块化机器人惯性参数辨识[D]. 北京: 北京工业大学, 2006.

Huang, Y H. Inertia parameter identification of PowerCube modular robots[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2006.

[10] Chris L, Scott B. Dynamic Identification of a Mitsubishi PA10-6CE robot using motion capture[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 3860-3865.

[11] Jaenisch U. Power Cube operating manual[M]. Berlin, Germany: AMTEC, 2000.

[12] 石磊. PowerCube 模块化机器人及其协调操作研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2007.

Shi L. On the PowerCube modular robot and its cooperation[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2007.

[13] Tsumugiwa T, Yokogawa R, Hara K. Measurement method for compliance of vertical-multi-articulated robot application to 7-DOF robot PA-10[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003: 2714-2746.

[14] Christian O. Cartesian impedance control of redundant and flexible-joint robots[M]. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2008: 17-27.

[15] Spong M W. Modeling and control of elastic joint robots[J]. Journal of Dynamic Systems, Measure and Control, 1987, 109(4): 310-319.

[16] Antonelli G, Caccavale F, Chiacchio P. A systematic procedure for the identification of dynamic parameters of robot manipulators[J]. Robotica, 1999, 17(4): 427-435.

[17] Katayon R, Dana K, Elizabeth C. Dynamic parameter identification for the CRS A460 robot[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 3842-3847.

[18] 王蕾, 沈庭芝, 招杨. 一种改进的自适应遗传算法[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(5): 75-78.

Wang L, Shen T Z, Zhao Y. An improved adaptive genetic algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2002, 24(5): 75-78.

作者简介:

周 军 (1978-), 男, 博士后. 研究领域: 多机器人协调操作, 机器人智能控制, 柔性关节机器人.

余跃庆 (1958-), 男, 博士, 教授. 研究领域: 机构与机械动力学, 机器人学.