

考虑激发充分性的机械臂动力学最小参数集辨识*

段辉义 李宗学 卢旭盛 郭志坚

(内蒙古工业大学机械工程学院, 内蒙古呼和浩特 010051)

摘要: 在考虑粗大误差和随机误差情况下, 为了提高机械臂系统动力学参数辨识的精确性和鲁棒性, 文章提出了基于鲁棒粒子群算法的参数辨识方法, 建立了机械臂动力学模型; 筛选出了动力学最小参数集, 用于消除动力学参数间的冗余性。为了实现参数充分激励, 基于有穷傅里叶级数构造了激励轨迹, 并以最小化矩阵条件数为目标实现了轨迹优化。为了提高参数辨识性能, 在粒子群算法中引入了“向其他个体学习”的新型学习方式; 在适应度函数设计中加入了粗大误差剔除功能, 有效提高了算法的抗干扰能力。经机械臂系统加噪实验验证, 鲁棒粒子群算法优化的驱动力矩残差均值为 $1.1975 \text{ N}\cdot\text{m}$, 比量子粒子群算法减少了 75.29% ; 力矩实际值与计算值相关度为 0.9593 , 比量子粒子群算法提高了 11.73% 。实验结果表明, 鲁棒粒子群算法在机械臂动力学参数辨识中具有更高的精度和更强的鲁棒性。

关键词: 机械臂动力学; 最小参数集; 鲁棒粒子群算法; 新型学习方式; 矩阵条件数

中图分类号: TP241

文献标识码: A

DOI: [10.19287/j.mtmt.1005-2402.2024.05.006](https://doi.org/10.19287/j.mtmt.1005-2402.2024.05.006)

Identification of the dynamics minimum parameter set for manipulator considering excitation sufficiency

DUAN Huiyi, LI Zongxue, LU Xusheng, GUO Zhijian

(College of Mechanical Engineering, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot 010051, CHN)

Abstract: In order to improve the accuracy and robustness of dynamic parameters identification for manipulator, a parameter-identification method based on robust particle swarm optimization algorithm was proposed, taking into account both gross and random errors. A dynamic model of the manipulator was established, and the minimum dynamic parameter set was selected to eliminate parameter redundancy. In order to achieve sufficient parameter excitation, a finite Fourier series was used to construct the excitation trajectory, and the trajectory was optimized with the goal of minimizing the matrix condition-number. To improve property of parameter-identification, a new way of learning from other individuals was introduced into particle swarm algorithm; The addition of gross error detection function in the design of fitness function effectively improves the algorithm's anti-interference ability. Through verification by manipulator system noising-experiment, the root mean square of the driving torque residual optimized by robust particle swarm optimization algorithm is $1.1975 \text{ N}\cdot\text{m}$, which is 75.29% less than that of quantum particle swarm optimization algorithm; The correlation between the actual torque value and the calculated value is 0.9593 , which is 11.73% higher than the quantum particle swarm algorithm. The experiment results show that the robust particle swarm optimization algorithm has higher accuracy and stronger robustness in the identification of manipulator dynamic parameters.

Keywords: manipulator dynamics; minimum parameter set; robust particle swarm optimization algorithm; new learning methods; matrix condition-number

* 内蒙古自然科学基金(2021LHMS05008); 内蒙古工业大学创新创业训练计划(2023013003)

机械臂在装配、喷涂、焊接等领域的应用有效提高了生产质量和生产效率。机械臂动力学参数辨识是实现其路径规划、高精度控制的基础^[1]，机械臂的动力学建模过程忽略了未知扰动且存在近似过程，这意味着动力学模型中存在一定的不确定性^[2]。但是，一些控制算法对参数不确定性较为敏感，尤其是在高速运动情况下^[3]。因此，动力学参数辨识在控制算法设计中极为重要。

动力学参数辨识可以分为在线辨识和离线辨识两类，其中在线辨识法要求参数实时更新，适用于参数时变的系统^[4]；离线辨识法在数据处理之前完成所有数据采集，对数据处理时间要求不高，适用于参数时不变系统^[5]。本文研究的机械臂系统动力学参数为时不变的，因此采用离线辨识方法。

参数离线辨识方法可以分为物理实验法、计算机辅助设计（computer aided design, CAD）法、激励辨识法。物理实验法是将机械臂系统的连杆拆卸后，通过实验和测量的方法得到动力学参数，该方法操作起来较为繁琐和复杂，且对测量装置的精度要求较高，因此使用较少；CAD法是将机械臂系统的材料参数、尺寸参数、三维模型等输入到软件中，计算得到其动力学参数^[6]。由于机械臂在生产、装配工程中必然存在误差，使得CAD计算的力学参数与真实参数存在不同；激励辨识法通过最小化实际输出与辨识系统输出的差值，得到系统参数的辨识结果^[7]。文献[8]提出非线性权重粒子群算法对激励轨迹进行优化，并采用最小二乘法进行参数辨识，以仿真的方式验证了该方法的辨识精度。文献[9]融合Newton-Euler方程和Morison方程建立了水下机械臂的动力学模型，并通过最小二乘法进行了机械臂参数辨识，通过控制精度验证了参数辨识方法的有效性。文献[10]对水下仿生机器人RobDact进行了流体动力学建模，并基于计算流体力学模型进行了参数识别，并确定了流体动力学模型参数。与物理实验法和CAD法相比，激励辨识法因精度高、操作简单而得到了广泛应用。因此，本文基于激励辨识法开展机械臂系统动力学参数辨识问题。

机械臂系统的激励辨识法存在两个问题需要解决：一是不同轨迹对机械臂参数的激励充分度是不同的，当轨迹的激励程度不够充分时，会导致部分参数不可观测且不可辨识，如何设计能够充分激励参数的轨迹是需要解决的一个难题；二是受环境扰动影响，机械臂系统输出中必然存在误差，如何减

小甚至消除测量误差对辨识精度的影响，是需要解决的另一难题。

针对上述问题，本文首先建立了机械臂系统的动力学模型，明确了针对动力学最小参数集进行辨识；以参数激发充分性为目标，开展了激励轨迹的优化方法研究；并针对粗大误差和扰动存在的情况，设计了量子粒子群算法的求解方法。最后，通过实验验证本文方法的有效性。

1 机械臂动力学建模与最小参数集

1.1 机械臂动力学建模

对于由 N 个连杆串联而成的机械臂（即 N 自由度机械臂），采用拉格朗日法建立其动力学模型^[11-12]：

$$\tau = M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q}) + G(q) \quad (1)$$

式中： τ 为 $N \times 1$ 维的关节力矩矩阵； $M(q)$ 为 $N \times N$ 维的质量矩阵； $C(q, \dot{q})$ 为 $N \times 1$ 维的离心力和柯氏力矩阵； $G(q)$ 为 $N \times 1$ 维的重力矩阵； q 、 \dot{q} 、 \ddot{q} 分别为 $N \times 1$ 维的关节角度、角速度和角加速度。

机械臂关节由电机进行驱动，机械臂在工作过程中，摩擦阻力必然消耗一定的电磁转矩。目前摩擦力矩没有精确的数学模型，一般采用库伦摩擦和黏滞摩擦进行等效：

$$\tau_{fi} = f_{ci} \cdot \text{sign}(\dot{q}_i) + f_{vi} \cdot \dot{q}_i \quad (2)$$

式中： τ_{fi} 为关节 i 的摩擦力矩； f_{ci} 为关节 i 的库伦摩擦系数； f_{vi} 为关节 i 的黏滞摩擦系数； $\text{sign}()$ 为符号函数。

将摩擦力矩考虑在动力学方程中，进一步得到 N 自由度机械臂动力学模型为

$$\tau = M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q}) + G(q) + \tau_f \quad (3)$$

式中： τ_f 为 $N \times 1$ 维的摩擦力矩矩阵。

为了便于计算和分析，将动力学模型线性化重组为观测矩阵与惯性参数矩阵的乘积形式：

$$\tau = J(q, \dot{q}, \ddot{q}) \cdot E_{\text{all}} \quad (4)$$

式中： $J(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 为由输出数据构造的 $N \times 12N$ 维观测矩阵； E_{all} 为惯性参数矩阵，在考虑摩擦情况下，惯性参数矩阵 E_{all} 包含有 $12N \times 1$ 个元素。对于关节 i ，其惯性参数向量可表示为

$$E_{\text{all}}^i = [I_{xxi}, I_{xyi}, I_{xzi}, I_{yyi}, I_{yzi}, I_{zzi}, m_i r_{xi}, m_i r_{yi}, m_i r_{zi}, m_i, f_{ci}, f_{vi}]^T \quad (5)$$

式中： I_{xxi} 、 I_{xyi} 、 I_{xzi} 、 I_{yyi} 、 I_{yzi} 、 I_{zzi} 为连杆 i 的各惯性张量； m_i 为连杆 i 的质量； $m_i r_{xi}$ 、 $m_i r_{yi}$ 、 $m_i r_{zi}$ 为连杆 i 相对于 X 、 Y 、 Z 轴的一阶惯性矩。

1.2 动力学最小参数集

机械臂的动力学参数是冗余的，这意味着并非所有的动力学参数都能在模型中发挥作用，也意味着无法从输入/输出关系中辨识出全部的动力学参数。具体来说，式(4)中的观测矩阵 $J(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 是列不满秩的。

在机械臂动力学模型研究中，将非冗余且可辨识的动力学参数称为最小参数矩阵。本文基于文献[13]改进的D-H参数法筛选最小参数矩阵为

$$\tau = J_{\text{least}}(q, \dot{q}, \ddot{q})E_{\text{least}} \quad (6)$$

式中： E_{least} 为 48×1 维的最小参数矩阵，48个参数在实验部分以表格形式给出； $J_{\text{least}}(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 为列满秩的观测矩阵。

2 考虑参数激发充分性的轨迹优化

2.1 激励轨迹设计

根据1.2节的描述和定义，动力学最小参数矩阵是可辨识的。但是能否辨识出全部的最小参数矩阵，依赖于激励轨迹能够充分激发出每个参数。另外，动力学模型的未建模误差和环境噪声也会影响动力学参数的辨识精度。因此，在激励轨迹设计时需考虑以下因素：一是激励轨迹需要充分激发出每个动力学参数，使最小参数矩阵中的每个参数都能够辨识出来；二是在环境干扰作用下依然具有较高的辨识精度，使参数辨识具有一定的鲁棒性。

基于有穷傅里叶级数的激励轨迹能够充分激发模型中的参数，保证每个参数的可辨识性^[14-15]。基于上述考虑，本文采用有穷傅里叶级数设计激励轨迹，则关节 i 的激励轨迹角位置 $q_i(t)$ 、角速度 $\dot{q}_i(t)$ 和角加速度 $\ddot{q}_i(t)$ 分别为

$$\begin{aligned} q_i(t) &= \sum_{l=1}^L \left[\frac{a_l^i}{\omega_f} \sin(l\omega_f t) - \frac{b_l^i}{\omega_f} \cos(l\omega_f t) \right] + q_{i0} \\ \dot{q}_i(t) &= \sum_{l=1}^L \left[a_l^i \cos(l\omega_f t) + b_l^i \sin(l\omega_f t) \right] \\ \ddot{q}_i(t) &= \sum_{l=1}^L \left[-a_l^i l \omega_f \sin(l\omega_f t) + b_l^i l \omega_f \cos(l\omega_f t) \right] \end{aligned} \quad (7)$$

式中： L 为傅里叶级数的最高阶数； l 为傅里叶级数的阶数； ω_f 为信号基频； a_l^i 为正弦函数的幅值； b_l^i 为余弦函数的幅值； q_{i0} 为激励轨迹的偏移量。

2.2 激励轨迹优化

在动力学参数识别过程中，应减小环境扰动对参数辨识精度的影响。将环境扰动带来的力矩测量误差记为 $\delta\tau$ ，根据矩阵条件数的定义可知，力矩测

量误差 $\delta\tau$ 引起的参数估计误差 δE_{least} 存在以下关系：

$$\frac{\|\delta E_{\text{least}}\|}{\|E_{\text{least}}\|} \leq \kappa(J_{\text{least}}) \frac{\|\delta\tau\|}{\|\tau\|} \quad (8)$$

式中： $\kappa(J_{\text{least}})$ 为矩阵 J_{least} 的条件数； $\| \cdot \|$ 表示矩阵的2-范数。

分析式(8)可知，由力矩测量误差导致的参数估计误差有上限，且条件数 $\kappa(J_{\text{least}})$ 越小则此误差上限越小，条件数 $\kappa(J_{\text{least}})$ 越大则此误差上限越大。

由以上分析可知，通过最小化矩阵 $J_{\text{least}}(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 的条件数 $\kappa(J_{\text{least}})$ ，可以使得环境扰动对参数估计误差最小。因此，以最小化条件数 $\kappa(J_{\text{least}})$ 为目标，以 $2L+1$ 个参数 $\{a_l^i, b_l^i, q_{i0}\}, l=1, 2, \dots, L$ 为优化对象，得到目标函数为

$$\text{obj. min } \kappa(J_{\text{least}}) \{a_l^i, b_l^i, q_{i0}\}, l=1, 2, \dots, L \quad (9)$$

轨迹优化的约束条件包括关节角位置约束、关节角速度约束、关节角加速度约束、末端执行器线速度约束、末端执行器角速度约束，公式描述为

$$\text{s.t.} \begin{cases} q_i(t) \in [q_{i,\min}, q_{i,\max}] \\ \dot{q}_i(t) \in [\dot{q}_{i,\min}, \dot{q}_{i,\max}] \\ \ddot{q}_i(t) \in [\ddot{q}_{i,\min}, \ddot{q}_{i,\max}] \\ v \leq v_{\max}, \omega \leq \omega_{\max} \end{cases} \quad (10)$$

式中： $q_{i,\min}$ 、 $q_{i,\max}$ 分别为关节 i 的角位置最小值和最大值； $\dot{q}_{i,\min}$ 、 $\dot{q}_{i,\max}$ 分别为关节 i 的最小和最大角速度； $\ddot{q}_{i,\min}$ 、 $\ddot{q}_{i,\max}$ 分别为关节 i 的最小和最大角加速度； v 为末端执行器线速度； v_{\max} 为线速度最大值； ω 为末端执行器角速度； ω_{\max} 为角速度最大值。

针对式(9)和式(10)建立的优化模型，采用人工蜂群算法^[16]进行激励轨迹优化，可以得到具有充分激发能力和抗干扰能力的激励轨迹。

3 考虑鲁棒性的参数辨识算法

3.1 参数辨识问题描述与建模

将2.2节优化轨迹输入到机械臂系统中，采集各关节在不同时刻的输出力矩 $\tau_j^i, j=1, 2, \dots, J$ ，其中 j 表示不同时刻。机械臂系统的动力学参数辨识问题描述为：通过关节输出力矩 τ_j^i 对动力学最小参数矩阵 E_{least} 进行辨识，辨识的目标是关节实际输出力矩 τ_j^i 与模型预测力矩 τ_j^p 误差最小。

根据辨识目标，得到参数辨识的目标函数为

$$F_1 = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^N [\tau_j^i(j) - \tau_j^p(j)]^2 \quad (11)$$

式中： $\tau_j^i(j)$ 为关节 i 在时刻 j 的真实力矩； $\tau_j^p(j)$ 为关节 i 在时刻 j 的预测力矩。

3.2 基于粒子群的参数辨识算法

本文采用粒子群算法对动力学参数进行辨识, 主要包括3个核心问题, 一是粒子如何编码, 二是粒子适应度如何计算, 三是粒子位置如何更新。

(1) 粒子编码方法

根据参数辨识问题的描述, 将粒子位置编码为动力学最小参数矩阵, 即 $\mathbf{x} = \mathbf{E}_{\text{least}}$, 其中 \mathbf{x} 为粒子位置。这样就将参数辨识问题转化为了粒子位置最优化问题。

(2) 粒子适应度计算

粒子适应度是对粒子优劣进行评价的标准, 式(11)是最小优化函数, 粒子适应度是越大越好, 因此取目标函数 F_1 的倒数作为适应度函数, 即:

$$f_i = \frac{1}{F_1} \quad (12)$$

式中: f_i 为粒子适应度函数。

(3) 粒子位置更新

假设 N 维空间有 K 个粒子, 则粒子 k 的速度和位置是在向自身经验、种群经验、自身惯性的学习下实现的^[17], 即:

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_k^{t+1} &= w\mathbf{v}_k^t + c_1 r_1 (\mathbf{p}_k^t - \mathbf{x}_k^t) + c_2 r_2 (\mathbf{p}_g^t - \mathbf{x}_k^t) \\ \mathbf{x}_k^{t+1} &= \mathbf{x}_k^t + \mathbf{v}_k^{t+1} \end{aligned} \quad (13)$$

式中: \mathbf{x}_k^{t+1} 为粒子 k 在 $t+1$ 时刻的位置; \mathbf{v}_k^{t+1} 为粒子 k 在 $t+1$ 时刻的速度; w 为粒子惯性系数; r_1 、 r_2 为随机数; c_1 、 c_2 为学习因子; \mathbf{p}_k^t 为粒子 k 迭代 t 次时最优位置; \mathbf{p}_g^t 为粒子群迭代 t 次时最优位置。

3.3 鲁棒粒子群算法

本节提出鲁棒粒子群算法, 旨在消除异常点对参数辨识的影响。

(1) 提高鲁棒性的改进方法

依据 j 时刻关节控制力残差对异常点进行判断, j 时刻关节控制力残差计算方法为

$$R(j) = \sum_{i=1}^N |\tau_i^r(j) - \tau_i^p(j)| \quad (14)$$

式中: $R(j)$ 为 j 时刻关节控制力残差。

设定一个阈值 δ_R , 当 $|R(j)| \leq \delta_R$ 时将 j 时刻测量值视为正常值, 并设置权重 $u_j = 1$; 当 $|R(j)| > \delta_R$ 时将 j 时刻测量值视为异常值, 并设置权重 $u_j = 0$ 。基于权重值矩阵 $\mathbf{u} = \{u_j\}$ 和目标函数 F_1 , 将参数辨识的目标函数改进为

$$\begin{aligned} \phi &= \left[\sum_{i=1}^N [\tau_i^r(1) - \tau_i^p(1)]^2, \dots, \sum_{i=1}^N [\tau_i^r(J) - \tau_i^p(J)]^2 \right]^T \\ F_2 &= \frac{\mathbf{u} \cdot \phi}{J - \text{Num}(\mathbf{u})} \end{aligned} \quad (15)$$

式中: ϕ 为控制力残差矩阵; $\text{Num}(\mathbf{u})$ 为矩阵中 0 元素的个数; F_2 为改进的目标函数。将 F_2 替换式(12)中的 F_1 , 得到改进的适应度函数。

(2) 提高优化能力的改进方法

为了提高粒子群算法的优化能力, 参考人类社会的知识来源, 在粒子速度更新公式中加入向其他个体学习方式, 即:

$$\mathbf{v}_k^{t+1} = w\mathbf{v}_k^t + c_1 r_1 (\mathbf{p}_k^t - \mathbf{x}_k^t) + c_2 r_2 (\mathbf{p}_g^t - \mathbf{x}_k^t) + c_3 r_3 (\mathbf{x}_{k'}^t - \mathbf{x}_k^t) \quad (16)$$

式中: c_3 为学习因子; r_3 为 (0,1) 间随机数; $\mathbf{x}_{k'}^t$ 为区别于粒子 k 的另一粒子 k' 位置。

根据种群的进化规律, 前期个人经验与种群经验的学习价值不大, 随着种群进化的推进, 个人经验与种群经验的学习价值越来越大, 因此将学习因子的自适应迭代方法设计为

$$\begin{aligned} c_1 &= c_{1\min} + \frac{t}{t_{\max}} (c_{1\max} - c_{1\min}) \\ c_2 &= c_{2\min} + \frac{t}{t_{\max}} (c_{2\max} - c_{2\min}) \\ c_3 &= c_{3\max} + \frac{t}{t_{\max}} (c_{3\min} - c_{3\max}) \end{aligned} \quad (17)$$

式中: $c_{1\min}$ 、 $c_{1\max}$ 分别为学习因子 c_1 的最小值和最大值; t 为当前迭代次数; t_{\max} 为最大迭代次数。

分析式(17)可知, 随着种群进化, 自身经验学习因子 c_1 、种群经验学习因子 c_2 逐渐增大, 表示随着种群进化, 两种经验的学习价值越来越大; 向其他个体学习因子 c_3 逐渐减小, 表示这种随机学习方式越来越弱化, 利于算法后期的收敛。

3.4 基于鲁棒粒子群算法的参数辨识流程

根据鲁棒粒子群算法原理, 结合机械臂动力学参数辨识模型, 得到参数辨识流程如下。

Step1: 设置鲁棒粒子群算法参数, 并初始化粒子群。算法参数包括粒子数量 K 、最大迭代次数 t_{\max} 、粒子惯性系数 w 、学习因子最值 $c_{1\min}$ 、 $c_{1\max}$ 、 $c_{2\min}$ 、 $c_{2\max}$ 、 $c_{3\min}$ 、 $c_{3\max}$ 等。

Step2: 根据式(17)计算学习因子; 依据式(13)更新粒子速度和位置。

Step3: 根据式(15)和式(12)剔除测量值中的异常值, 并计算粒子适应度。

Step4: 更新粒子的个体历史最优位置和种群最优位置。

Step5: 判断是否达到最大迭代次数, 若否则转至 Step2; 若是则输出最优粒子, 解码得到最优的动力学参数。

4 实验与分析

4.1 实验设计

以 Staubli TX-60 工业机械臂为实验对象，该机械臂有 6 个自由度，实物如图 1a 所示，其连杆坐标系如图 1b 所示。

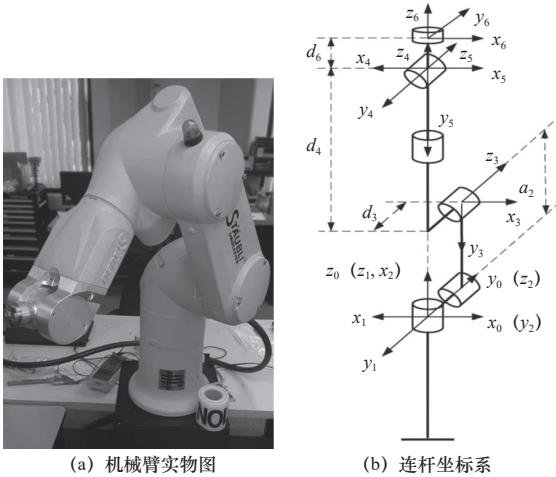


图 1 Staubli TX-60 工业机械臂

Staubli TX-60 工业机械臂的 D-H 参数见表 1，表中 α_i 为连杆扭转角， a_i 为连杆长度， d_i 为连杆偏移距离， θ_i 为关节转角。

表 1 Staubli TX-60 工业机械臂 D-H 参数

i	α_i	a_i/mm	d_i/mm	θ_i/rad
1	0	0	0	(-2.6,2.6)
2	$-\pi/2$	0	0	(-2.1,2.1)
3	0	290	20	(-2.1,2.1)
4	$-\pi/2$	0	310	(-1.74,1.74)
5	$\pi/2$	0	0	(-1.74,1.74)
6	$-\pi/2$	0	70	(-4.36,4.36)

Staubli TX-60 工业机械臂关节角运动约束、末端执行器运输的角速度和线速度约束见表 2。表中 $\dot{\theta}_i$ 为关节角速度， $\ddot{\theta}_i$ 为关节角加速度， v_x 、 v_y 、 v_z 为 3 向线速度， ω_x 、 ω_y 、 ω_z 为 3 向角速度。

在激励轨迹优化时，设置 $\omega_f = 0.1 \text{ Hz}$ 、 $L = 6$ 。以式 (9) 为目标、以式 (10) 为约束，采用人工蜂群算法优化得到的激励轨迹如图 2 所示。

4.2 精度和鲁棒性验证

将激励轨迹输入到上位机中，上位机控制机械臂的关节转动。对于关节驱动电动机，其力矩与驱动电流呈现正比关系，比例系数在说明书中给出。因此采集各关节的驱动电流，采样频率为 250 Hz，

基于驱动电流解算出控制力矩（即驱动力矩标称值）。

表 2 Staubli TX-60 工业机械臂约束

关节角速度 / (rad/s)	关节角加速度 / (rad/s ²)	末端执行器
$ \dot{\theta}_1 \leq 5.23$	$ \ddot{\theta}_1 \leq 69.8$	$ v_x \leq 2 \text{ m/s}$
$ \dot{\theta}_2 \leq 5.23$	$ \ddot{\theta}_2 \leq 69.8$	$ v_y \leq 2 \text{ m/s}$
$ \dot{\theta}_3 \leq 6.97$	$ \ddot{\theta}_3 \leq 69.8$	$ v_z \leq 2 \text{ m/s}$
$ \dot{\theta}_4 \leq 8.72$	$ \ddot{\theta}_4 \leq 69.8$	$ \omega_x \leq 60 \text{ rad/s}$
$ \dot{\theta}_5 \leq 10.46$	$ \ddot{\theta}_5 \leq 69.8$	$ \omega_y \leq 60 \text{ rad/s}$
$ \dot{\theta}_6 \leq 17.44$	$ \ddot{\theta}_6 \leq 69.8$	$ \omega_z \leq 60 \text{ rad/s}$

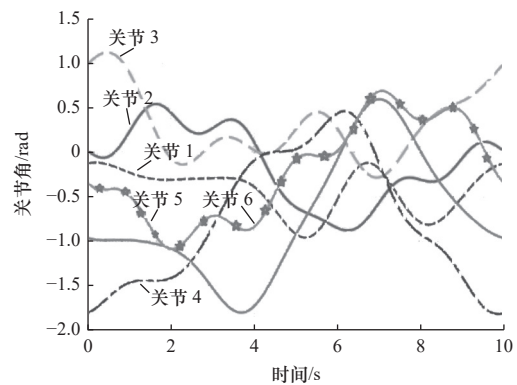


图 2 优化的激励轨迹

为了验证本文方法在参数辨识中的精确性和鲁棒性，在驱动电流的 1/10 段数据中加入幅值为 1 的高斯白噪声，并随机插入粗大误差（幅值为 5）。同时采用本文鲁棒粒子群算法和文献 [18] 量子粒子群算法对最小动力学参数集进行辨识，鲁棒粒子群算法对最小参数矩阵的辨识结果见表 3。

将辨识参数和图 2 中的激励轨迹代入到式 (6)，得到驱动力矩的计算值。计算驱动力矩的实际值与计算值的残差均方根（residual mean square-root, RMS）、相关系数（记为 ρ ）见表 4。

由表 4 可以看出，经鲁棒粒子群算法优化后，驱动力矩实际值与计算值的残差均方根均值为 1.1975 N·m，比量子粒子群算法减少了 75.29%；鲁棒粒子群算法的力矩实际值与计算值相关度为 0.9593，比量子粒子群算法提高了 11.73%。说明鲁棒粒子群算法的参数辨识精度高于量子粒子群算法。以关节 1 为例，鲁棒粒子群算法和量子粒子群算法解算的力矩误差如图 3 所示。

由图 3 可以看出，鲁棒粒子群算法阶段的力矩误差明显小于量子粒子群算法。结合图 3 和表 4 可知，在存在随机误差和粗大误差的情况下，鲁棒粒

子群算法的参数辨识精度高于量子粒子群算法。这是因为：（1）鲁棒粒子群算法的适应度函数设计中包含了去除粗大误差的能力，能够有效消除粗大误差对参数辨识的影响，而粗大误差对量子粒子群算法的参数辨识过程影响较大；（2）鲁棒粒子群

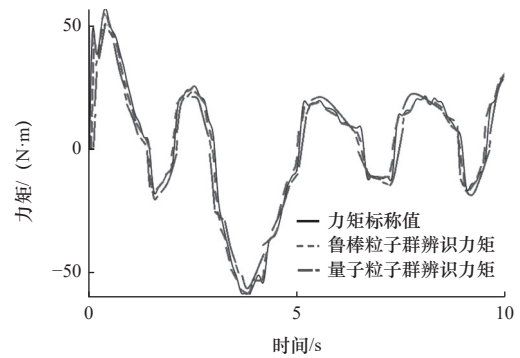
算法中加入了向其他个体学习方式这种新型方式，并通过自适应调整学习因子，实现了学习经验和学习价值的最大化，有效提高了算法的优化能力。因此，鲁棒粒子群算法的参数辨识精度高于量子粒子群算法。

表 3 最小参数矩阵辨识结果

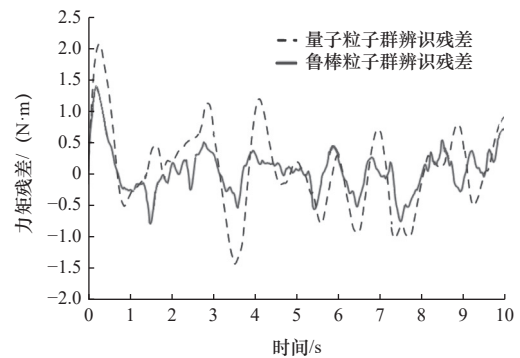
参数	辨识值	参数	辨识值
I_{z1}	0.042 671	I_{xz2}	0.000 109
I_{yz2}	-0.000 006	I_{z22}	0.000 016
I_{y22}	0.000 016	I_{z22}	0.200 236
m_2r_{x2}	-0.029 834	m_2r_{y2}	-0.080 623
I_{xz3}	0.000 201	I_{yz3}	-0.000 022
I_{z23}	0.000 026	I_{y23}	0.000 059
I_{z23}	-0.279 823	m_3r_{x3}	-0.000 069
m_3r_{y3}	-0.000 028	I_{xz4}	-0.000 001
I_{yz4}	0.000 041	I_{z24}	0.000 013
I_{y24}	0.000 149	I_{z24}	0.000 089
m_4r_{x4}	-0.000 010	m_4r_{y4}	0.000 000
I_{xz5}	-0.000 001	I_{yz5}	0.000 007
I_{z25}	-0.000 011	I_{y25}	-0.000 039
I_{z25}	0.000 019	m_5r_{x5}	-0.000 001
m_5r_{y5}	-0.000 000	I_{xz6}	0.000 013
I_{yz6}	0.000 007	I_{z26}	0.000 025
I_{y26}	0.000 015	I_{z26}	0.050 432
m_6r_{x6}	0.002 397	m_6r_{y6}	0.002 014
f_{e1}	8.787 878	f_{v1}	0.269 583
f_{e2}	-0.628 912	f_{v2}	0.300 543
f_{e3}	6.496 318	f_{v3}	0.141 414
f_{e4}	2.763 219	f_{v4}	0.029 742
f_{e5}	3.852 696	f_{v5}	0.050 831
f_{e6}	0.169 843	f_{v6}	0.027 561

表 4 驱动力矩的实际值与计算值的残差及相关性

算法	鲁棒粒子群		量子粒子群	
	RMS	ρ	RMS	ρ
关节1	1.732 4	0.991 6	4.892 2	0.856 3
关节2	0.902 3	0.976 3	5.082 3	0.865 2
关节3	1.204 8	0.952 8	4.924 4	0.901 2
关节4	1.103 5	0.963 2	5.082 3	0.832 1
关节5	0.938 1	0.950 2	4.102 8	0.795 3
关节6	1.303 8	0.921 5	4.991 2	0.901 3
均值	1.197 5	0.959 3	4.845 9	0.858 6



(a) 关节 1 的辨识结果



(b) 辨识的力矩残差

图 3 关节 1 的辨识结果及残差

综上所述，在测量数据存在随机误差和粗大误差的情况下，鲁棒粒子群算法具有较高的动力学参数辨识精度和较强鲁棒性。

5 结语

本文研究了机械臂动力学参数辨识问题，优化了激励轨迹，设计了鲁棒粒子群算法的参数辨识方法。经实验验证，得出以下结论：

（1）以矩阵条件数最小化为目标，对激励轨迹进行优化，可以有效减小环境扰动对辨识精度的影响。

（2）当环境中存在粗大误差和随机误差时，鲁棒粒子群算法依然具有较高的参数辨识精度，说明该方法在机械臂参数辨识中精度高且鲁棒性强。

参 考 文 献

[1] 任文硕, 邢关生. 全向移动机械臂的混合视觉伺服与参数优化 [J]. 现

- 代制造工程, 2023(4): 59-68.
- [2] Norsahperi N M H, Danapalasingam K A. An improved optimal integral sliding mode control for uncertain robotic manipulators with reduced tracking error, chattering, and energy consumption[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 142: 106747.
- [3] 杨亮, 陈勇, 刘治. 基于参数不确定机械臂系统的自适应轨迹跟踪控制[J]. *控制与决策*, 2019, 34(11): 2485-2490.
- [4] Wu J, Wang J S, You Z. An overview of dynamic parameter identification of robots[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2010, 26(5): 414-419.
- [5] Accetta A, Alonge F, Cirrincione M, et al. GA-based off-line parameter estimation of the induction motor model including magnetic saturation and iron losses[J]. *IEEE Open Journal of Industry Applications*, 2020, 1: 135-147.
- [6] Huang W H, Min H S, Guo Y X, et al. A review of dynamic parameters identification for manipulator control[J]. *Cobot*, 2022, 1(5): 17444.1.
- [7] 陈友东, 胡澜晓. 工业机器人负载动力学参数辨识方法[J]. *机器人*, 2020, 42(3): 325-335.
- [8] 任瑞龙, 张士雄. 非线性权重粒子群算法的机械臂动力学参数辨识[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2023(5): 39-44.
- [9] 付雯, 温浩, 黄俊琿, 等. 基于非线性动力学模型补偿的水下机械臂自适应滑模控制[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2023, 63(7): 1068-1077.
- [10] Cao Q Y, Wang R, Zhang T D, et al. Hydrodynamic modeling and parameter identification of a bionic underwater vehicle: RobDact[J]. *Cyborg and Bionic Systems*, 2022: 9806328.
- [11] 郝亮亮, 刘小娟, 杜婷, 等. 基于两种建模方法的冗余并联机器人的动力学对比研究[J]. *制造技术与机床*, 2022(11): 33-39.
- [12] Abo-Shanab R F. Dynamic modeling of parallel manipulators based on Lagrange-D'Alembert formulation and Jacobian/Hessian matrices[J]. *Multibody System Dynamics*, 2020, 48(4): 403-426.
- [13] Khalil W, Dombre E. Modeling, identification and control of robots[M]. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2004.
- [14] 朱敬花, 邵珠枫. 基于期望轨迹修正的机械臂无传感器柔顺控制[J]. *机床与液压*, 2023, 51(21): 84-90.
- [15] Urrea C, Pascal J. Design and validation of a dynamic parameter identification model for industrial manipulator robots[J]. *Archive of Applied Mechanics*, 2021, 91: 1981-2007.
- [16] Kaya E, Gorkemli B, Akay B, et al. A review on the studies employing artificial bee colony algorithm to solve combinatorial optimization problems[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 115: 105311.
- [17] 王昱钦. 基于粒子群和蚁群混合算法的柔性车间调度算法[J]. *电子设计工程*, 2023, 31(17): 65-69.
- [18] 陈卓凡, 周坤, 秦菲菲, 等. 基于改进量子粒子群算法的机器人逆运动学求解[J/OL]. *中国机械工程*: 1-13[2023-11-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20231020.1640.008.html>.
- 第一作者: 段辉义, 男, 2004年生, 学士, 研究方向为机器人及其智能控制。E-mail: 2214579065@qq.com
- 通信作者: 李宗学, 男, 1979年生, 副教授, 研究方向为机器人及其智能控制。E-mail: gfei202304@163.com
- (编辑 高扬)
- (收修改稿日期: 2023-12-09)
- 文章编号: 20240510
如果您想发表对本文的看法, 请将文章编号填入读者意见调查表中的相应位置。

论文推荐

王子豪, 王成, 潘世林. 一种可测试不同型号RV减速器性能试验台的设计[J]. *制造技术与机床*, 2022, (1): 9-13.



扫码获取全文

一种可测试不同型号RV减速器性能试验台的设计

王子豪 王成 潘世林
济南大学机械工程学院

摘要 传统RV减速器试验台通常只能完成一种型号RV减速器的性能测试, 造成了极大的浪费。为克服上述不足, 提出一种可测试不同型号RV减速器性能试验台的设计方法。首先, 介绍了RV减速器试验台的组成, 完成试验台设计方法的理论分析。其次, 建立了试验台的三维模型, 完成不同型号RV减速器在试验台上的装配和运动分析。最后, 完成了试验台零部件的加工、安装和试验, 验证了所提方法的可行性。

关键词 RV减速器; 试验台; 可更换