高技术通讯 2024 年 第34 卷 第5 期:505-514

doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2024.05.007

基于白鲨算法的七自由度机械臂动力学参数辨识①

倪洪杰② 张林峰 金哲豪 朱华中 刘安东

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘 要 本文提出了基于白鲨算法(WSO)的关节机器人动力学参数辨识方法。首先,利用 SYMORO + 软件建立了七自由度机械臂的动力学模型并将其转换为可辨识模型。其次,利用关节机器人的性质提取摩擦力矩进行摩擦模型辨识。然后,设计激励轨迹并让机器人跟踪该轨迹,用辨识摩擦模型计算关节力矩信号中的摩擦项并补偿。进而,采用最小二乘法(LS)估计器确定白鲨算法的搜索空间,并由白鲨算法迭代获得最优动力学参数。最后,在 Franka 协作臂进行了实验验证,结果表明所提方法相较于传统算法在规避局部最优解方面具有更好的表现,且得到的参数更准确。

关键词 动力学模型;摩擦模型;激励轨迹;参数辨识;白鲨算法(WSO)

如今机器人在生产生活中的应用已经有相当大的规模,存在许多机器人与人、机器人与环境的交互场景。基于模型的控制能充分考虑质量、时间、成本以及安全等因素,在诸多交互场景中有明显优势,因此有必要获取机器人的动力学模型。离线辨识方法是目前应用最广泛的机器人动力学参数获取方法,该方法在成本、精度方面都具有较好表现[1]。

离线动力学参数辨识方法流程包括建立动力学模型、模型线性化、设计激励轨迹及轨迹优化、数据采集与处理、参数辨识和模型验证。传统的辨识方法通常采用最小二乘法(least sqaure, LS),但其受噪声影响较大,且辨识参数非最优。张师源等人[2]提出了一种多信息最小二乘法来进行辨识,每步迭代利用了多个信息,有效减少了噪声的干扰,但是未解决参数非最优问题。禹鑫燚等人[3]采用粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)进行辨识,利用了其处理复杂和大规模参数辨识问题的性能,求解动力学参数。针对激励轨迹,严浩等人[4]对传统傅里叶级数进行改进,使得机器人关节速度、关节加速度在启停时刻都为零,减小了机械臂的抖动,降低了噪声的干扰。杜其通等人[5]提出了一种基于人工神经网络的辨识方法,获得的参数相比最小二乘法有较大提升。李植鑫[6]提出了利用卷积神经网络补偿提高辨识模型精度的方法。Gans 和 Gans[7]设计了一种新的激励轨迹优化的目标函数,相比传统的以条件数为目标函数的方法有更高的效率。文献[8]提出的改进的动力学参数迭代辨识方法,引入了 F 统计量剔除贡献小的参数,在一定程度上提高了辨识效率。冯利民等人[9]提出了基于迭代加权最小二乘的辨识方法,一定程度上提高了辨识精度。智能优化算法具有很好的适应性,能对各种非线性问题进行求解,且具有一定的规避局部最优解能力,所以本文采取这种辨识策略。相比粒子群算法、人工蜂群法[10]等启发式算法,白鲨算法(white shark optimizer, WSO)[11]在规避局部最优以及计算效率上具有更好的表现。为了保证算法效率,本文利用最小二乘法确定参数搜索空间,然后采用白鲨算法进行动力学参数辨识。

本文针对 Franka 协作臂进行动力学参数辨识。首先建立机械臂动力学模型;然后确定机械臂的摩

① 国家自然科学基金(61973275)资助项目。
② 男,1978 年生,博士,正高级工程师;研究方向:机电一体化,舞台装备智能化;联系人,E-mail: zlfnnn@163.com。
(收稿日期:2022-10-28)

擦模型,并利用电机的摩擦性质设计关节正反转实验来获取摩擦力矩,并用单纯形法辨识摩擦模型;接着用五次傅里叶作为激励信号,并以辨识模型观测矩阵的条件数作为目标函数,优化得到激励轨迹参数;然后控制机械臂跟踪激励信号,采集各关节的关节角、角速度、角加速度和力矩,用采集的实际力矩减去由摩擦模型获得的预测力矩,得到无摩擦力矩;最后将采集信息滤波后,利用最小二乘算法 + 白鲨算法获得了动力学参数,并用激励轨迹和测试轨迹分别进行了模型验证。

1 问题描述

根据牛顿-欧拉方法[12],机械臂动力学模型如下:

$$\boldsymbol{\tau} = \boldsymbol{M}(q)\ddot{q} + \boldsymbol{V}(q,\dot{q})\dot{q} + \boldsymbol{G}(q) + \boldsymbol{\tau}_f \tag{1}$$

其中,$\boldsymbol{M}(q)$、$\boldsymbol{V}(q,\dot{q})$、$\boldsymbol{G}(q)$ 分别表示质量矩阵、离心力科氏力项以及重力项,$\boldsymbol{\tau}_f$ 表示关节摩擦力矩。

由于摩擦项 $\boldsymbol{\tau}_f$ 对模型辨识的精度有着较大影响,所以本文将其单独辨识并补偿,从而使辨识惯性参数更准确。经典的摩擦模型有库伦 + 粘滞模型、LuGre[13]模型、Stribeck[14]模型等。库伦 + 粘滞模型可以反映关节在中高速运动时的摩擦情况,但是对于低速运动,其无法反映摩擦随速度变化的实际情况;Lugre 摩擦模型引入了表示接触表面平均变形量,但难以测量导致模型中的动态参数辨识变得困难。文献[15]中提出的反曲摩擦模型对于模型连续性和摩擦特征反映都具有较好的表现,但是忽略了关节摩擦的 Stribeck 效应。同时对于 Franka 机械臂,其粘滞摩擦可以忽略[15],因此本文考虑如下的摩擦模型:

$$\begin{cases} \dfrac{F(|\dot{q}_0|)}{|\dot{q}|}\dot{q} & |\dot{q}| < |\dot{q}_0| \\ F(\dot{q}) = (f_c + (f_s - f_c)e^{-(\dot{q}/vs)^2})\operatorname{sgn}(\dot{q}) & |\dot{q}| > |\dot{q}_0| \end{cases} \tag{2}$$

为了获得可辨识模型,对牛顿-欧拉动力学方程进行线性化:

$$\boldsymbol{\tau} = \boldsymbol{H}(q,\dot{q},\ddot{q})\boldsymbol{p} + \boldsymbol{\tau}_f \tag{3}$$

其中,$\boldsymbol{H}$ 是仅与机械臂关节信息相关的回归矩阵,$\boldsymbol{p}$ 是惯性参数堆叠成的向量。连杆 i 的惯性参数包括惯量矩(I_{xxi}, I_{yyi}, I_{zzi}),惯量积(I_{xyi}, I_{yzi}, I_{xzi}),连杆质量 m_i,质心矩(m_{xyi}, m_{yzi}, m_{xzi})和电机的转动惯量 IA_i。

为了简化模型,对惯性参数进行重组[16],剔除了对关节力矩无贡献的参数和组合模型中系数相同的惯性参数。因此,动力学模型可简化为

$$\boldsymbol{\tau} = \boldsymbol{H}_I\boldsymbol{p}_I + \boldsymbol{\tau}_f \tag{4}$$

其中,$\boldsymbol{p}_I$ 为基参数向量,$\boldsymbol{H}_I$ 为对应的系数矩阵。将机械臂运行激励轨迹采集的 N 组数据(包括关节角度、角速度、角加速度以及力矩信息)输入模型进行堆叠,可以得到如下的辨识模型:

$$\boldsymbol{\tau}_m = \boldsymbol{H}_m\boldsymbol{p}_I + \hat{\boldsymbol{\tau}}_f \tag{5}$$

其中,$(\boldsymbol{\tau}_m)_{a\cdot N\times 1}$ 是实际关节力矩排列成的列向量,$(\boldsymbol{H}_m)_{a\cdot N\times np}$ 表示数据堆叠的观测矩阵,a 是机械臂关节数量,np 是基参数向量 $\boldsymbol{p}_I$ 的维度,$\hat{\boldsymbol{\tau}}_f$ 为根据所测关节信息和摩擦模型得到的预测摩擦力矩。

本文针对 Franka 协作臂,基于 Stribeck 摩擦模型做摩擦辨识,并根据辨识摩擦模型得到预测摩擦力矩,将其从实测关节力矩中补偿。然后设计激励轨迹进行优化,控制机械臂跟踪激励轨迹采集关节信息。最后采用最小二乘算法 + 白鲨算法对协作臂动力学参数进行辨识。

2 动力学参数辨识

本文的整体辨识框架如图 1 所示,包括基参数辨识和摩擦模型辨识两部分。摩擦模型辨识部分设计了机械臂关节正反转实验,提取出关节摩擦力矩并输入辨识模型,优化得到摩擦模型的参数,由此可得预测摩擦力矩 $\boldsymbol{\tau}_f$。基参数辨识部分使机械臂按照激励轨迹运动,采集关节角度 q、角速度 $\dot{q}$、角加速度 $\ddot{q}$ 和力矩 $\boldsymbol{\tau}$,滤波后 $\boldsymbol{\tau}'$ 与 $\boldsymbol{\tau}_f$ 作差,得到无摩擦力矩,最后用最小二乘法 + 白鲨算法进行辨识。

2.1 摩擦参数辨识

由文献[17]可知,惯性矩阵仅仅与对应时刻的加速度相关,离心和科氏力项与关节速度和关节位置有近似关系 $V(q_i,\dot{q}_i)\dot{q}_i \approx V(q_i, -\dot{q}_i)(-\dot{q}_i)$,而重力项只与关节角度相关,所以针对 2 个关节速

度相反但关节位置相同的时刻 t_1、t_2，该关节的力矩信号差与摩擦力矩有近似关系 $\boldsymbol{\tau}_f(\dot{q}(t_1)) \approx (\boldsymbol{\tau}(q(t_1)) - \boldsymbol{\tau}(q(t_2)))/2$，其中 $\boldsymbol{\tau}_f$ 代表关节摩擦力矩，$\boldsymbol{\tau}$ 表示关节力矩。

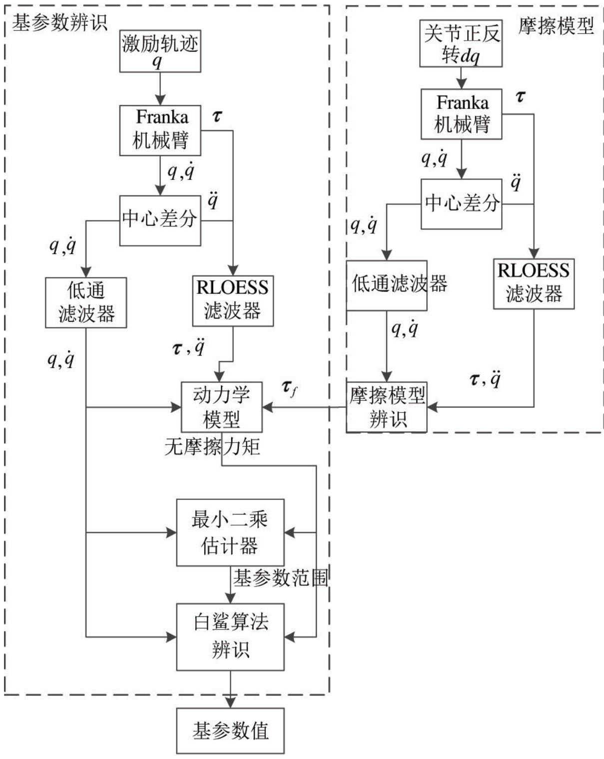

图 1　动力学参数辨识框架

为了获得不同速度下的摩擦力矩，设计如下的正反向匀速运动轨迹，控制每种速度情况下关节角转动范围一致。然后对时间区间进行选择，获取速度相反但位置相同的区域进行处理，进而获取摩擦力矩。得到不同速度下的摩擦力矩后，构造如下目标函数：

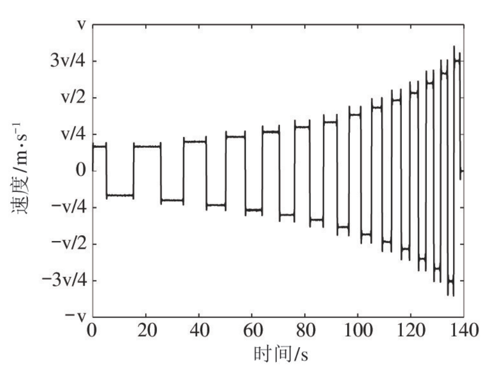

图 2　关节正反转对应速度-时间图

$$J = \sum_{i=1}^{n} \| \boldsymbol{\tau}_f - \hat{\boldsymbol{\tau}}_f \|^2 \tag{6}$$

其中，n 代表数据组数，$\boldsymbol{\tau}_f$、$\hat{\boldsymbol{\tau}}_f$ 分别表示实际摩擦力矩和预测摩擦力矩，利用单纯形算法进行优化得到摩擦模型的参数 $\boldsymbol{p}_f(\{f_c, f_s, v_s\})$。

2.2　激励轨迹优化

机械臂的结构复杂、自由度高，为了使辨识的参数更准确，需要设计激励轨迹，充分激发机器人的性能，这样测量噪声对辨识精度的影响可以大幅降低。目前最常用的激励轨迹是傅里叶信号，其优势在于周期性激励以及对噪声不敏感，傅里叶信号表达式如下：

$$\begin{cases} q_i(t) = q_{i0} + \sum\limits_{l=1}^{n} \left(\dfrac{a_{i,l}}{w_f l} \sin(w_f l t) - \dfrac{b_{i,l}}{w_f l} \cos(w_f l t) \right) \\ \dot{q}_i(t) = \sum\limits_{l=1}^{n} (a_{i,l} \cos(w_f l t) + b_{i,l} \sin(w_f l t)) \\ \ddot{q}_i(t) = w_f \sum\limits_{l=1}^{n} (-a_{i,l} l \sin(w_f l t) + b_{i,l} l \cos(w_f l t)) \end{cases} \tag{7}$$

其中，w_f 为基础频率，本文设为 0.1，周期 $T = 2\pi / w_f$；$a_{i,l}$、$b_{i,l}$ 是未知的参数，影响傅里叶轨迹的幅值；n 为傅里叶级数阶次，本文选择 $n = 5$。所以每个关节对应 11 个参数，本文选用的 Franka 机械臂 7 个关节一共有 77 个参数，通过对线性模型中的观测矩阵的条件数 $cond(H)$ 进行优化得到这些参数。这个优化问题可描述为

$$\min \quad cond(H)$$

$$\begin{cases} |q_i(t)| \leqslant q_{i\max} \\ |\dot{q}_i(t)| \leqslant \dot{q}_{i\max} \\ |\ddot{q}_i(t)| \leqslant \ddot{q}_{i\max} \\ q_i(t_0) = q_i(t_d) = 0 \\ \dot{q}_i(t_0) = \dot{q}_i(t_d) = 0 \\ \ddot{q}_i(t_0) = \ddot{q}_i(t_d) = 0 \end{cases} \tag{8}$$

其中，$q_{i\max}$、$\dot{q}_{i\max}$、$\ddot{q}_{i\max}$ 分别代表最大关节位置、最大关节角速度和最大角加速度；t_0、t_d 表示起始时刻和终止时刻。式(8)优化问题描述了搜索范围必须满足机械臂的限制条件，同时为了使机器人平滑启停，对初始关节信息和终止关节信息都作了约束。利用遗传算法对该问题进行优化，优化 5 次得到 5 组参

数,并对各组参数生成的激励轨迹进行比较分析,挑选出一条最优激励轨迹。

2.3 最小二乘法辨识动力学参数

让机械臂按照最优激励轨迹运动,采集轨迹信息并滤波后用于惯性参数辨识。首先对关节传感器力矩信号中的摩擦部分补偿,利用式(5)可得:

$$\boldsymbol{\tau}_I = \boldsymbol{H}_m\boldsymbol{p}_I = \boldsymbol{\tau}_m - \hat{\boldsymbol{\tau}}_f \tag{9}$$

其中,$\hat{\boldsymbol{\tau}}_f$ 表示利用 2.1 节辨识的摩擦模型获得的预测摩擦力矩,然后利用最小二乘估计器解式:

$$\hat{\boldsymbol{p}}_I = \min_{p_I} \| \boldsymbol{\tau}_I - \boldsymbol{H}_m\boldsymbol{p}_I \|^2 \tag{10}$$

获得基参数的一组解:

$$\hat{\boldsymbol{p}}_I = (\boldsymbol{H}_m{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}_m)^{-1}\boldsymbol{H}_m{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\tau}_I \tag{11}$$

3 基于白鲨算法的参数辨识

白鲨算法[11]被用于惯性参数 p_I 的优化辨识。该算法是一种由“鲨鱼狩猎”行为启发得到的全局最优化算法,主要包括搜索猎物、朝最优猎物移动、朝最好的鲨鱼位置移动以及模拟“鱼群行为”4 个环节。白鲨算法辨识参数的整体流程如下所述。

首先,初始化鲨鱼种群位置产生 n 组惯性参数 p_I 的初始解,并设计适应度函数,计算每组参数的初始适应值;其次,所有鲨鱼个体依据猎物信息进行移动,得到新的 n 组惯性参数,计算各组新参数的适应度值,若适应度值小于上一步,则更新参数信息,否则不更新;然后,各参数更新后,第 1 条鲨鱼代表的参数信息会以具有最优适应度值的参数为基准进行更新,其余鲨鱼代表的参数会以其当前参数信息和具有最优适应度值的参数信息为基准进行更新;至此完成一步迭代,当到达最大迭代步数时,可得到最优参数 p^*。

以下是具体优化过程。

(1)初始化鲨鱼群体

白鲨算法随机初始化 n 条鲨鱼位置信息,获得 n 组维度为 d 的动力学参数向量。由 2.3 节辨识出的 $\hat{p}_I$ 决定了白鲨算法的搜索上界 p^U 以及搜索下界 p^L。初始化参数可以用如下矩阵表示:

$$\boldsymbol{p}_s = \begin{bmatrix} p_1^1 & p_2^1 & \cdots & p_d^1 \\ p_1^2 & p_2^2 & \cdots & p_d^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_1^n & p_2^n & \cdots & p_d^n \end{bmatrix} \tag{12}$$

其中,元素 p_j^i 表示第 i 组惯性参数向量中第 j 个参数的值,其初始值依据式(13)在搜索范围内随机产生。

$$p_j^i = p_j^L + r \times (p_j^U - p_j^L) \tag{13}$$

其中,p_j^U 和 p_j^L 分别代表第 j 个惯性参数的上下界,r 是[0,1]范围内的随机数。

(2)设计适应度函数

为了使参数朝利于缩小预测力矩与实际力矩偏差的方向优化,设计了如下的适应度函数 J:

$$J = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{N}\psi_j(\tau_{mi,j} - \hat{\tau}_{mi,j})^2 \tag{14}$$

其中,$\tau_{m,j}$、$\hat{\tau}_{m,j}$ 分别表示关节 j 的实测力矩和预测力矩,N 代表采集的数据组数,n 表示关节数目,ψ_j 表示关节 j 的权重系数。

(3)鲨鱼朝猎物运动

当鲨鱼通过它的感官捕捉到猎物信息后,它会以“波运动”方式朝着猎物游去,这时参数的更新速度可以用式(15)表示。

$$\begin{aligned} v_{k+1}^i = \mu[v_k^i &+ a_1(p_{\mathrm{gbest}_k} - p_k^i) \times c_1 \\ &+ a_2(p_{\mathrm{gbest}_k}^{v_k^i} - p_k^i) \times c_2] \end{aligned} \tag{15}$$

其中,v_{k+1}^i 是第 i 组参数在 $k+1$ 步的更新速度,p_{gbest_k} 表示第 k 步时已经获得的最优参数(n 组参数中),p_k^i 代表第 k 步时第 i 组参数的值,$p_{\mathrm{best}}^{v^i}$ 是第 i 组参数的已知最优解,a_1、a_2 分别代表参数向全局最优更新和向局部最优更新的权重,c_1 和 c_2 是在[0,1]范围内一致的随机数,μ 为算法中建议的收缩因子,用于分析白鲨的收敛行为。a_1、a_2、μ 有如下定义:

$$a_1 = a_{\max} + (a_{\max} - a_{\min}) \times \mathrm{e}^{-(4k/\kappa)^2} \tag{16}$$

$$a_2 = a_{\min} + (a_{\max} - a_{\min}) \times \mathrm{e}^{-(4k/\kappa)^2} \tag{17}$$

$$\mu = \frac{2}{|2 - \tau - \sqrt{\tau^2 - 4\tau}|} \tag{18}$$

其中,k、κ 分别表示当前迭代步数和最大迭代步数,$a_{\min}$、$a_{\max}$ 代表参数实现良好更新的权重界限,借鉴文献[11],$a_{\min}$、$a_{\max}$ 分别为 0.5 和 1.5,加速度系数 τ 为 4.125。

考虑到猎物气味残留、猎物位置随机变动等因素,白鲨追寻猎物时位置更新也带有随机性,所以对应参数更新不仅仅依据更新速度 v_k^i,还应该带入随

机性,其更新规则定义如下:

$$p_{k+1}^{i}=\begin{cases}p_k^i \cdot \neg \oplus p_0+p^U \cdot a+p^L \cdot b & rand > mv \\ p_k^i+v_k^i/f & rand < mv\end{cases} \tag{19}$$

其中,p_{k+1}^i 表示第 $k+1$ 步第 i 组参数的值,$\neg$ 是求反运算符,a、b 是由0、1 组成的 d 维二元向量,p_0 是由式(23)定义的逻辑向量,f 表示参数更新频率,$rand$ 表示[0,1]内均匀分布的随机数,mv 表示控制参数更新的搜索强度。相关量的定义在下面给出。

$$a=\operatorname{sgn}(p_k^i-p^U)>0 \tag{20}$$

$$b=\operatorname{sgn}(p_k^i-p^L)<0 \tag{21}$$

$$p_0=\oplus(a,b) \tag{22}$$

$$f=f_{\min}+\frac{f_{\max}-f_{\min}}{f_{\max}+f_{\min}} \tag{23}$$

其中,$\oplus$代表按位异或运算符;a、b 对参数在搜索空间中的任意性很重要,能发掘探索空间的更多潜在可行解。$f_{\min}$、$f_{\max}$ 表示参数更新的最小和最大频率,$f_{\min}$ 和 $f_{\max}$ 分别选择为0.07 和0.75。

$$mv=\frac{1}{(\alpha_0+\mathrm{e}^{(\kappa/2-k)/\alpha_1})} \tag{24}$$

参数 α_0 和 α_1 分别是控制参数更新的探索和开采的因子,都是正常数。mv 的大值禁止更多的搜索,mv 的小值促进了搜索空间中的搜索强度。因此,mv 值可以控制参数更新的搜索强度,从而有效地定位最优解。因此,必须为函数 mv 找到合适的系数 α_0 和 α_1 值。这里,α_0 和 α_1 分别可选为6.25 和100。

(4)朝最优白鲨运动

为了加强参数朝当前已知最优参数更新的行为,定义如下的规则:

$$p_{k+1}^i=p_{\mathrm{gbest}_k}+r_1\vec{D}_w\operatorname{sgn}(r_2-0.5) \quad r_3<S_s \tag{25}$$

$\operatorname{sgn}(r_2-0.5)$ 给出了搜索方向,变量 r_1、r_2、r_3 是介于[0,1]范围内的随机数,$\vec{D}_w$ 是当前第 i 组参数与已知最优参数解的相对位置矢量,S_s 表示跟随已知最优参数的强度,如下所示。

$$\vec{D}_w=|\,rand\times(p_{\mathrm{gbest}_k}-p_k^i)\,| \tag{26}$$

$$S_s=|\,1-\mathrm{e}^{-(a_2\times k/\kappa)}\,| \tag{27}$$

其中,a_2 是正值常数,用于控制参数更新的开采和探索行为,a_2 的值选择为0.005。同时,式(28)用于模仿白鲨的鱼群行为,实现参数的更新。

$$p_{k+1}^i=\frac{p_k^i+\vec{p}_{k+1}^i}{2\times rand} \tag{28}$$

其中,$\vec{p}_{k+1}^i$ 是 p_k^i $(i>1)$ 依据式(25)得到的更新值。迭代步数达到设定值时,可得最优参数集 p^*。

4 实验验证

如图3 所示,本次实验所采用的机械臂是一款七自由度机器人,为了获得其动力学模型,需要建立其D-H 参数表,其改进D-H 参数(MDH)如表1 所示。

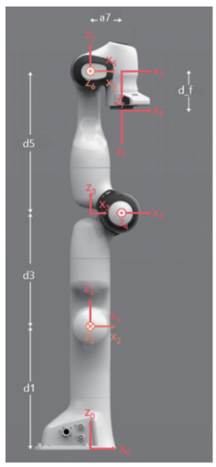

图3 Franka 机械臂

表1 Franka 机械臂MDH 参数表

i	a/m	d/m	α	θ
1	0	$d_1=0.333$	0	θ_1
2	0	0	$-\pi/2$	θ_2
3	0	$d_3=0.316$	$\pi/2$	θ_3
4	$a_4=0.0825$	0	$\pi/2$	θ_4
5	$a_5=-0.0825$	$d_5=0.384$	$-\pi/2$	θ_5
6	0	0	$\pi/2$	θ_6
7	$a_7=0.088$	0	$\pi/2$	θ_7
8	0	$d\_f=0.107$	0	0

4.1 摩擦参数辨识

本次实验将速度分别设置为0.001,0.005,0.01,0.012,0.014,0.016,0.018,0.02,0.03,0.04,0.05,0.06,0.07,0.08,0.09,0.1,0.12,0.14,0.16, 0.18,0.2,0.23,0.26,0.29,0.32,0.36,0.4,0.45,0.5,0.56,0.62,0.7,0.8,1.0,1.2,1.5,1.8(rad/s),根据 2.1 节获取不同速度下的摩擦力矩,重复 6 次获得 6 组实验数据,然后利用单纯形法进行优化得到表 2 所示摩擦模型的参数。

根据辨识的摩擦模型,预测摩擦力与实际采样摩擦之间的关系如图 4 所示。由图 4 可以发现关节 1、2、3、7 的 Stribeck 效应比较明显,采用模型式(2)对动力学参数辨识过程中摩擦进行补偿较为合理。

表 2　Franka 各关节摩擦参数表

关节 i	f_c (N·m/deg·s^{-1})	f_s (N·m/deg·s^{-1})	v_s (N·m/deg·s^{-1})
1	0.2153	0.3834	−0.0729
2	0.1691	0.2567	0.0603
3	0.2195	0.3760	0.0474
4	0.1056	0.0790	0.0892
5	0.6047	0.3062	6.0463×10^{-4}
6	0.2996	0.3823	−0.0510
7	0.1883	0.3854	0.0938

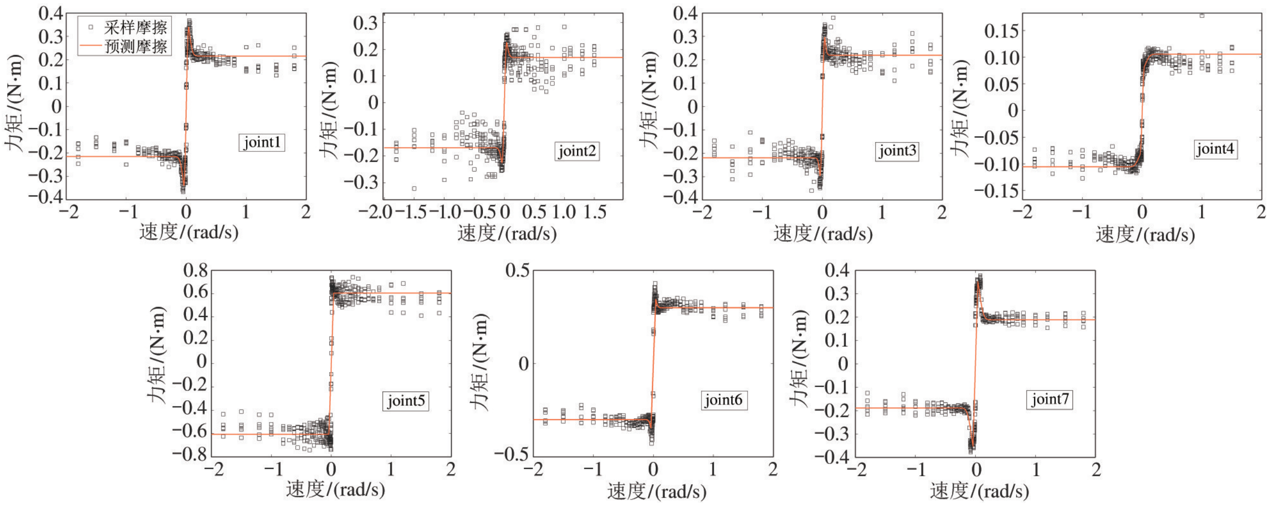

图 4　预测摩擦力矩—实际摩擦力矩对照图

4.2　激励轨迹及数据处理

利用 Matlab 中 fmincon( )函数对激励轨迹的优化问题进行求解,重复 5 次后筛选出最优激励轨迹如图 5 所示。

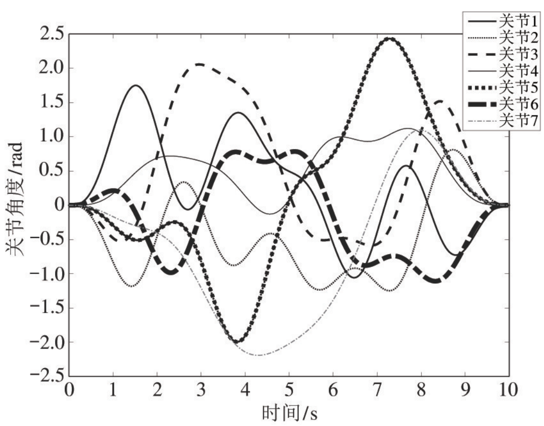

图 5　激励轨迹关节位置—时间图

让机器人按照激励轨迹运动,以 100 Hz 的频率采集机器人的关节信息。其中,关节角度和角速度可以通过内部控制器直接获得,加速度信息可根据速度用中值差分方法获得。由于 Franka 机械臂各个关节都带有力传感器,能直接获取关节力矩,可在一定程度上避免噪声的干扰;至此,得到了辨识模型中的所有必需信息。

实际测得的信号是带有噪声的,尤其是力矩信息和通过差分方法得到的加速度信息受噪声影响较大,所以在其用于辨识前应进行滤波。对于关节角和关节角速度,采用截止频率为 0.5 的低通滤波器;采用 RLOESS 平滑滤波对关节角加速度和力矩进行滤波,span 值设置为 0.02。

4.3　参数辨识

由于七自由度机器人的动力学模型很复杂,本文借助 SYMORO + 软件[18]获取 Franka 机械臂的动力学模型以及基参数集。将 Franka 机械臂的 MDH 参数以及动力学参数的自定义符号表达输入 SYMORO + 即可得到如表 3 所示的基参数集。

表 3　Franka 机械臂基参数表

关节 1	关节 2	关节 3	关节 4	关节 5	关节 6	关节 7
/	I_{xx2r}	I_{xx3r}	I_{xx4r}	I_{xx5r}	I_{xx6r}	I_{xx7r}
/	I_{xy2r}	I_{xy3}	I_{xy4r}	I_{xy5}	I_{xy6}	I_{xy7}
/	I_{xz2}	I_{xz3}	I_{xz4}	I_{xz5}	I_{xz6}	I_{xz7}
/	I_{yz2}	I_{yz3}	I_{yz4}	I_{yz5}	I_{yz6}	I_{yz7}
I_{zz1r}	I_{zz2r}	I_{zz3r}	I_{zz4r}	I_{zz5r}	I_{zz6r}	I_{zz7}
/	$mx2r$	$mx3$	$mx4r$	$mx5$	$mx6$	$mx7$
/	$my2r$	$my3r$	$my4r$	$my5r$	$my6r$	$my7$
/	/	IA_3	IA_4	IA_5	IA_6	IA_7

其中带 $'r'$ 的为重组参数,各参数具体表达式为

$$I_{zz1r} = IA_1 + D_3^2 \times (M_3 + M_4 + M_5 + M_6 + M_7) + I_{yy2} + I_{zz1}$$

$$I_{xx2r} = -(D_3^2 \times (M_3 + M_4 + M_5 + M_6 + M_7)) + I_{xx2} - I_{yy2} + I_{yy3}$$

$$mx2r = D_3 \times (M_3 + M_4 + M_5 + M_6 + M_7) + mx2$$

$$my2r = my2 - mz3$$

$$I_{xy2r} = D_3 \times mz_3 + I_{xy2}$$

$$I_{zz2r} = IA_2 + D_3^2 \times (M_3 + M_4 + M_5 + M_6 + M_7) + I_{yy3} + I_{zz2}$$

$$I_{xx3r} = D_5^2 \times (M_5 + M_6 + M_7) + 2 \times mz4 \times RL_4 + (M_4 + M_5 + M_6 + M_7) \times RL_4^2 + I_{xx3} - I_{yy3} + I_{yy4}$$

$$I_{zz3r} = D_5^2 \times (M_5 + M_6 + M_7) + 2 \times mz4 \times RL_4 + (M_4 + M_5 + M_6 + M_7) \times RL_4^2 + I_{yy4} + I_{zz3}$$

$$my3r = my3 - mz4 - (M_4 + M_5 + M_6 + M_7) \times RL_4$$

$$I_{xx4r} = -(D_5^2 \times (M_5 + M_6 + M_7)) + 2 \times mz5 \times RL_5 + (M_5 + M_6 + M_7) \times RL_5^2 + I_{xx4} - I_{yy4} + I_{yy5}$$

$$I_{xy4r} = -(D_5 \times mz5) - D_5 \times (M_5 + M_6 + M_7) \times RL_5 + I_{xy4}$$

$$I_{zz4r} = 2 \times mz5 \times RL_5 + (M_5 + M_6 + M_7) \times (D_5^2 + RL_5^2) + I_{yy5} + I_{zz4}$$

$$mx4r = D_5 \times (M_5 + M_6 + M_7) + mx4$$

$$my4r = my4 + mz5 + (M_5 + M_6 + M_7) \times RL_5$$

$$I_{xx5r} = I_{xx5} - I_{yy5} + I_{yy6}$$

$$I_{zz5r} = I_{yy6} + I_{zz5}$$

$$my5r = my5 - mz6$$

$$I_{xx6r} = 2 \times mz7 \times RL_7 + M_7 \times RL_7^2 + I_{xx6} - I_{yy6} + I_{yy7}$$

$$I_{zz6r} = 2 \times mz7 \times RL_7 + M_7 \times RL_7^2 + I_{yy7} + I_{zz6}$$

$$my6r = my6 - mz7 \times RL_7$$

$$I_{xx7r} = I_{xx7} - I_{yy7}$$

利用滤波后的关节信息,可以获得式(9)中的矩阵 $\boldsymbol{H}_m$ 以及 τ_I,然后根据式(11)利用最小二乘算法求得惯性参数 $\hat{p}_I$,根据 $\hat{p}_I$ 可确定参数的搜索范围为 $\pm 5 \times |\hat{p}_I|$。本文将经典粒子群算法[3](PSO)以及遗传算法[19](genetic algorithm,GA)用于与白鲨算法(WSO)对比,通过多次实验确定 3 种算法的最大迭代步数,分别将 PSO 最大迭代步数设置为 800,GA 算法最大迭代步数设置为 460,WSO 算法最大迭代步数设置为3 000;然后对同一目标函数(式(14))进行优化,验证白鲨算法的优势。图 6 是 3 种算法的迭代图。

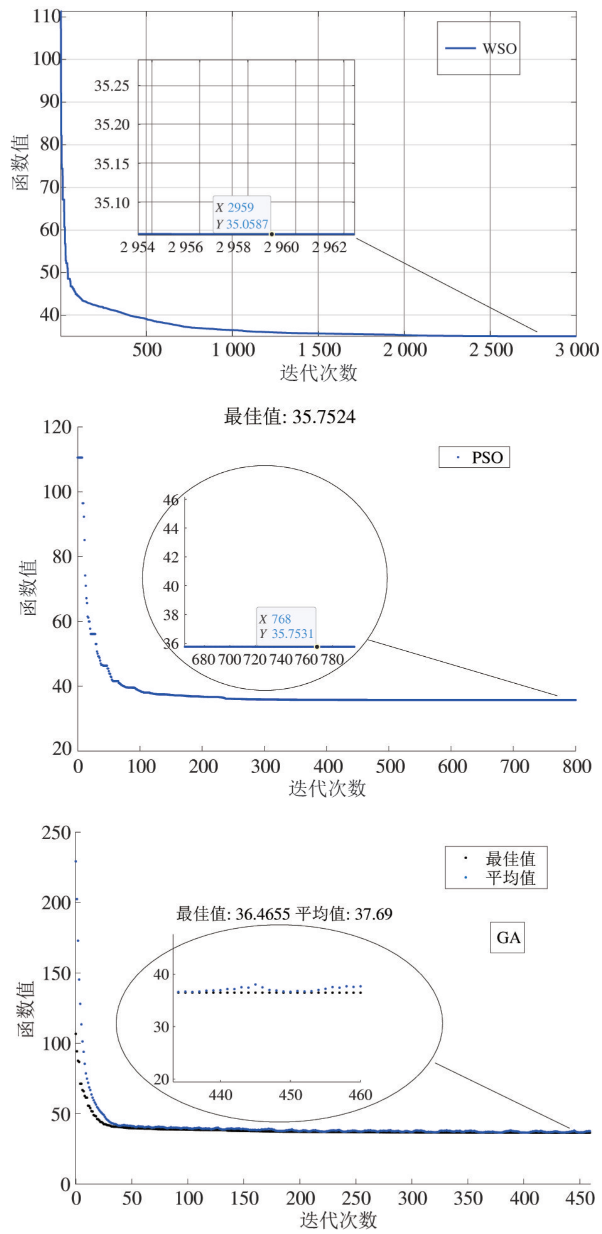

图 6　3 种算法迭代曲线

最终得到 3 种算法优化下各个关节的均方根误差(root mean square error,RMSE)以及 7 关节均方根误差之和,如表 4 所示。

表 4　3 种算法获得参数的 RMSE 值/(N·m)

关节 i	WSO	PSO	GA
1	0.779 3	0.711 3	0.967 9
2	1.038 3	1.105 0	1.598 5
3	0.943 7	1.213 4	1.691 7
4	1.394 8	1.330 6	1.439 8
5	0.791 5	0.879 6	0.883 5
6	0.532 8	0.593 0	0.597 4
7	0.179 9	0.290 2	0.231 0
均方根误差和	5.660 2	6.123 0	7.409 7

分析可知,白鲨算法求解得到的参数相比另外 2 种智能算法更优,这得益于其规避局部最优解的能力。本文初始化鲨鱼群体为 150,依据式(13)获得各鲨鱼个体代表的惯性参数的初始值,再结合式(14)的适应度函数,利用白鲨算法经过 3 000 步迭代后得到最终的惯性参数如表 5 所示。

其中,惯量积、惯量矩以及电机转动惯量的单位均为 kg·m²,质心矩的单位为 kg·m。

表 5　白鲨算法迭代所得惯性参数表

参数	值	参数	值	参数	值
I_{zz1r}	0.429 9	I_{xx4r}	0.914 4	I_{xx6r}	−0.086 9
I_{xy2r}	1.063 3	I_{xy4r}	0.525 9	I_{xy6}	−0.004 3
I_{xy2r}	0.104 9	I_{xz4}	0.107 0	I_{xz6}	−0.028 9
I_{xz2}	−0.071 3	I_{yz4}	−0.249 9	I_{yz6}	−0.008 9
I_{yz2}	−0.258 7	I_{zz4r}	1.353 1	I_{zz6r}	0.070 0
I_{zz2r}	2.490 8	$mx4r$	0.614 6	$mx6$	−0.139 6
$mx2r$	−0.061 2	$my4r$	−1.754 8	$my6r$	0.084 3
$my2r$	2.963 8	IA_4	−1.112 3	IA_6	−0.068 5
I_{xx3r}	−0.316 1	I_{xx5r}	−0.005 1	I_{xx7r}	−0.005 2
I_{xy3}	−0.033 3	I_{xy5}	0.039 0	I_{xy7}	$6.940\,5\times10^{-6}$
I_{xz3}	−0.386 8	I_{xz5}	0.002 4	I_{xz7}	−0.002 2
I_{yz3}	−0.332 7	I_{yz5}	−0.139 9	I_{yz7}	−0.002 0
I_{zz3r}	0.213 0	I_{zz5r}	0.055 9	I_{zz7}	$-3.750\,5\times10^{-5}$
$mx3$	−0.641 8	$mx5$	0.002 7	$mx7$	$-2.254\,6\times10^{-4}$
$mx3r$	−0.058 5	$mx5r$	−0.118 3	$my7$	−0.001 1
IA_3	−0.183 0	IA_5	−0.001 5	IA_7	−0.002 1

为了验证所得参数的准确性,分别将辨识模型应用于激励轨迹和测试轨迹,将得到的预测力矩与实际力矩进行对比,图 7、图 8 分别是 2 种轨迹下的模型验证图。

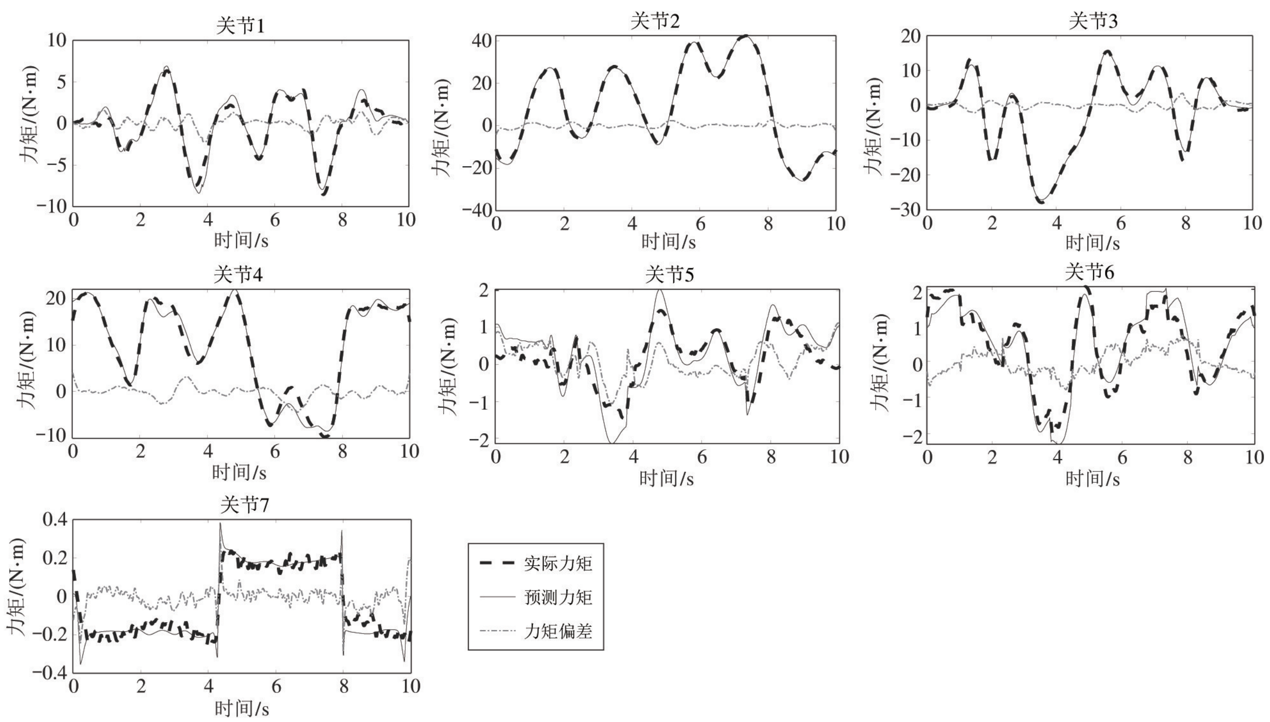

图 7　激励轨迹下模型验证图

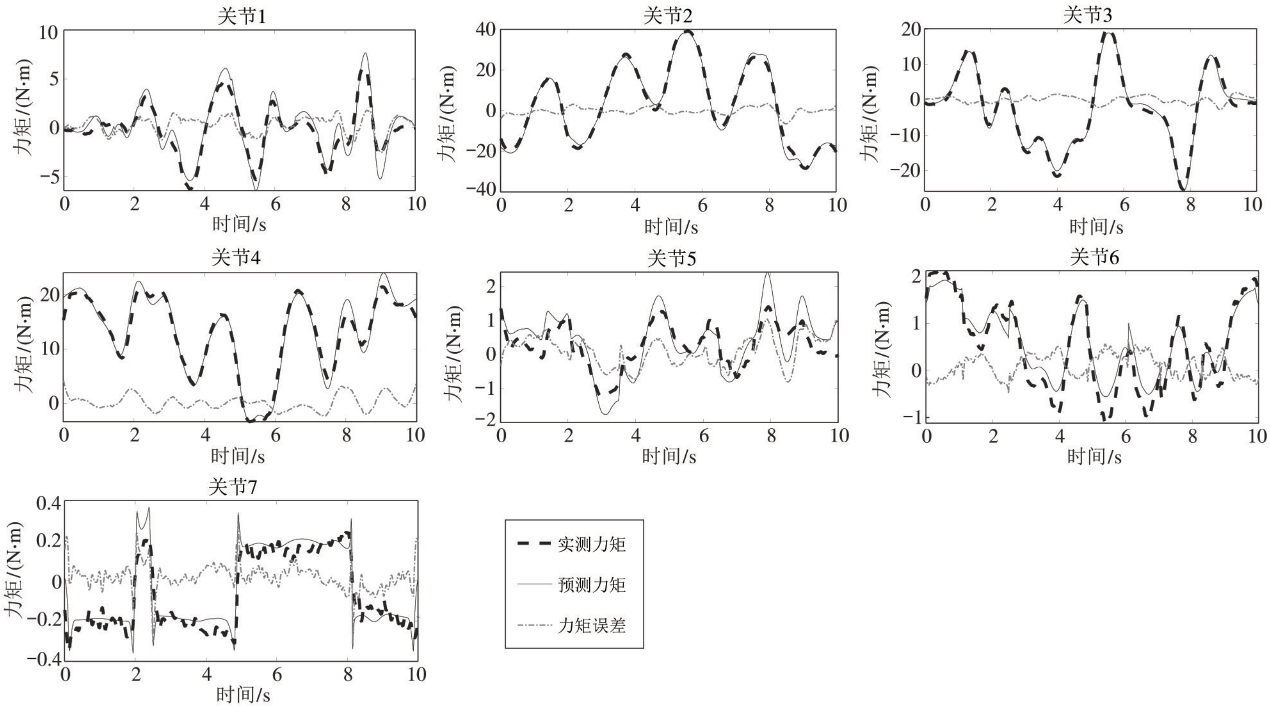

图 8　测试轨迹下模型验证图

从图中可看出,依据辨识模型,不论是激励轨迹下还是测试轨迹下进行验证,机械臂各个关节的预测力矩与实际力矩偏差均较小;除关节 5 外,其余关节的预测力矩与实际力矩几乎一致。所以本研究辨识所得惯性参数较为可靠,依据白鲨算法辨识机械臂动力学参数的方法切实可行。

5　结 论

本文采用最小二乘 + 白鲨算法对 Franka 机械臂的动力学参数进行辨识。首先利用 SYMORO + 软件对机器人进行建模以及基参数提取;接着辨识出其 Stribeck 摩擦模型;然后以 5 次傅里叶轨迹作为激励轨迹并依据条件数进行优化得到激励轨迹参数;运行激励轨迹采集关节信息并滤波处理,最后结合辨识摩擦模型,利用最小二乘法估计器确定白鲨算法的搜索范围并进行迭代得到最优参数。可以看出,辨识所得模型比较可靠,关节 2 ~ 4 的力矩误差几乎可以忽略不计,并且采用白鲨算法得到参数的均方根误差比粒子群算法和遗传算法得到参数的均方根误差分别小 7.6% 和 23.6% 。

参考文献

[1] WU J, WANG J S. An overview of dynamic parameter identification of robots[J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2010,26(5):414-419.

[2] 张师源,戴骏,邓华. 六自由度机械臂的动力学参数辨识[J]. 制造业自动化, 2021,43(3):35-39.

[3] 禹鑫燚,詹益安,洪学劲峰,等. 基于粒子群算法的 6 自由度机械臂动力学模型参数辨识[J]. 高技术通讯, 2017,27(7):625-632.

[4] 严浩,白瑞林,吉峰. 一种改进的 SCARA 机器人动力学辨识方法[J]. 中国机械工程, 2017,28(22):2707-2713.

[5] 杜其通,刘朝雨,闵剑,等. 基于人工神经网络的动力学参数辨识法[J]. 高技术通讯, 2020, 30(5):495-500.

[6] 李植鑫. 工业机器人负载辨识技术研究[D]. 广州:广州大学, 2022.

[7] JIN J, GANS N. Parameter identification for industrial robots with a fast and robust trajectory design approach [J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2015,31(1):21-29.

[8] 朱成耀,张波. 改进的动力学参数迭代辨识方法[J]. 机械与电子, 2022,40(7):75-80.

[9] 冯利民,俞经虎,王延玉,等. 基于 IRLS 算法的机器人

动力学参数辨识[J]. 现代制造工程, 2022(4):37-44
[10] 肖晓,王明春,张雨飞,等. 基于改进人工蜂群算法的非线性系统参数辨识[J]. 工业控制计算机, 2019,32(11):65-67.
[11] BRAIK M, HAMMOURIA, ATWAN J, et al. White shark optimizer: a novel bio-inspired metaheu-ristic algorithm for global optimization problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2022,243(3):1-29.
[12] 蔡自兴. 机器人学[M]. 北京:清华大学出版社, 2005:20-40.
[13] DE WIT C C, OLSSON H, ASTROM K J, et al. A new model for control of systems with friction[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1995,40(3):419-425.
[14] 李国丽,李浩霖,王群京,等. 永磁球形电机Stribeck摩擦模型参数辨识[J]. 电机与控制学报, 2022,26(4):121-130.
[15] GAZ C, COGNETTI M, OLIVA A A. Dynamic identification of the Franka emika panda robot with retrieval of feasible parameters using penalty-based optimization[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019,4(4):4147-4154.
[16] 霍伟. 机器人动力学与控制[M]. 北京:高等教育出版社, 2004.
[17] DONG J W, XU J M. Dynamic identification of industrial robot based on nonlinear friction model and LSSOS algorithm[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021,70(5):1-12.
[18] KHALIL W, VIJAYALINGAM A. OpenSYMORO: an open-source software package for symbolic modelling of robots[C]//2014 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Besançon, France:IEEE, 2014:1206-1211.
[19] 孙玉阳,周波,孟正大. 基于遗传算法的工业机器人动力学参数辨识[J]. 工业控制计算机,2017,30(9):1-3.

Dynamic parameters identification of 7-DOF manipulator based on white shark algorithm

NI Hongjie, ZHANG Linfeng, JIN Zhehao, ZHU Huazhong, LIU Andong
(College of Information Engineering,Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

A dynamic parameter identification of joint robots based on white shark optimizer (WSO) is proposed. Firstly, the dynamic model of the 7-DOF manipulator is established by using SYMORO+ and converted to an identifiable model. Secondly, the friction torque is extracted by the nature of the joint robot and used for identification of friction-model. Then, the excitation trajectory is designed for the robot to track, and the friction term in the joint moment signal is calculated and compensated by using the identified friction model. Furthermore, a least squares (LS) estimator is used to determine the search space of the white shark algorithm, and the optimal dynamic parameters are obtained iteratively by the white shark algorithm. Finally, the experimental results on Franka show that the proposed method performs better than the traditional algorithm in avoiding the local optimal solution, and the parameters obtained are more accurate.

Key words: dynamic model, friction model, excitation trajectory, identification of parameters, white shark optimizer (WSO)