

基于随机权重粒子群算法的 SCARA 机器人 动力学参数辨识

王保民, 齐湛江, 闫瑞翔, 刘洪芹
(兰州理工大学机电工程学院, 730050, 兰州)

摘要: 针对 SCARA 机器人在负载条件下末端动力学参数难以辨识的问题, 在分析负载对各关节力矩影响的基础上, 对 SCARA 机器人进行了结构简化, 利用 Lagrange 法建立带负载机器人的动力学数学模型, 确定了需要辨识的机器人末端动力学参数。在传统粒子群算法的基础上, 提出一种随机权重粒子群算法对机器人动力学参数进行辨识, 并编写了相应的程序。仿真辨识结果表明: 随机权重粒子群算法的收敛速度与参数粒子搜索范围得到明显提升, 辨识出的机器人力矩与实际输出力矩基本吻合, 说明该算法对机器人动力学参数的辨识具有较高的精度; 与遗传算法、基本粒子群算法相比, 随机权重粒子群算法辨识得到的适应度函数最优值最小, 不易陷入局部最优, 便于全局搜索, 参数辨识精确更高。

关键词: SCARA 机器人; 动力学; 参数辨识; 随机权重; 粒子群算法

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202109003 **文章编号:** 0253-987X(2021)09-0020-08



OSID 码

Parameter Identification of SCARA Robot Based on Random Weight Particle Swarm Optimization

WANG Baomin, QI Zhanjiang, YAN Ruixiang, LIU Hongqin

(School of Electrical & Mechanical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Aiming at the problem that it is difficult to identify the dynamic parameters of the SCARA robot end under the load condition, based on the analysis of load effect on the torque of each joint, the structure of SCARA robot was simplified. The Lagrange method was used to establish the dynamic mathematical model of the robot with load, and the dynamic parameters of the robot end that need to be identified were determined. On the basis of the traditional particle swarm optimization (PSO), a random weight PSO was proposed to identify the dynamic parameters of the robot, and its corresponding program was given. The simulation results show that the random weight PSO algorithm can significantly improve the convergence rate and extend the search range of parameter particles; the identified robot torque is basically consistent with the actual output torque, which indicates that the algorithm has higher accuracy. Compared with the genetic algorithm and the basic PSO algorithm, the fitness function optimal value identified by the proposed random weight PSO algorithm is the smallest, and the proposed algorithm is convenient for global search and not easy to fall into the local optimization, and the parameter identification is more accurate.

Keywords: SCARA robot; dynamics; parameter identification; random weight; particle swarm optimization

SCARA 机器人是一种有 4 个自由度的平面关节型机器人,它能模仿人类手臂的动作,可完成零件安装和物品搬运等工作,已广泛应用于塑料、汽车、电子、药品和食品等工业领域^[1]。为适应机器人高速度、高精度与智能化发展的需要,建立精确的 SCARA 机器人动力学模型,对提高其控制精度与运动精度具有重要意义^[2-3]。然而,机器人是一个多变量、强耦合的非线性系统,为了准确建立机器人动力学模型,通常需要对其动力学参数进行辨识^[4-5]。

最小二乘法是传统的参数辨识方法,张铁等运用牛顿欧拉法建立 SCARA 机器人动力学模型,采用最小二乘法辨识出较高精度的机器人动力学参数^[6]。最小二乘法辨识精度高,但在计算量较大时无法满足实时性要求^[7]。丁力等基于加权最小二乘法与人工蜂群算法相结合的辨识算法对工业机器人动力学参数进行了辨识,并通过实验验证了该算法在力矩辨识中的精度^[8]。孙玉阳等利用遗传算法对工业机器人动力学模型进行了参数辨识,该算法可以有效地避免局部最优解^[9]。刘宇等采用小区间生成法和大变异策略对遗传算法进行了改进,有效提高了空间机器人动力学参数的辨识精度^[10]。传统粒子群算法也常用于机械臂各关节动力学参数的辨识,但该算法存在搜索空间有限,易陷入局部最优解的问题^[11-12]。王跃灵等利用改进粒子群遗传算法对柔性关节机器人动力学进行参数辨识,该算法采用动态自适应调整策略,有效提高了粒子群算法收敛速度^[13]。王金磊为了得到上肢康复机器人前两关节的动力学参数,在小范围、局部空间内通过变参数粒子群算法得到精确的参数^[14]。

上述研究通过不同的算法有效地提高了机器人动力学参数的辨识精度和效率,但在大计算量下,仍存在搜索空间有限、极易陷入局部最优解等问题。针对此问题,本文以台达公司的 DRS40L3 型 SCARA 机器人为研究对象,将机器人第 3、4 关节与未知小负载固联在第 2 关节上进行结构简化,基于 Lagrange 法建立带负载的机器人动力学数学模型,确定需要辨识的末端动力学参数。在传统粒子群算法(TPSO)的基础上,提出一种随机权重粒子群算法(RWPSO)对机器人动力学参数进行参数辨识,并通过仿真实验验证该方法的有效性。

1 SCARA 机器人动力学数学模型

SCARA 机器人结构如图 1 所示,它有 3 个轴线相互平行的旋转关节,在平面内进行定位和定向,

另一关节是用于完成垂直平面工作的移动关节。

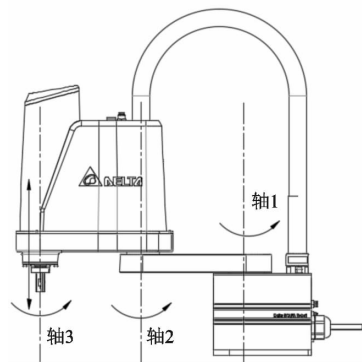


图 1 SCARA 机器人结构图

Fig. 1 SCARA robot structure diagram

SCARA 机器人 3、4 关节质量加起来远远小于 1、2 关节的质量,为了简化动力学计算,提高参数辨识的精度和效率,将 SCARA 机器人的第 3、4 关节与未知小负载统一成整体负载体,变成小臂的一部分^[15-16]。简化后 SCARA 机器人结构如图 2 所示。

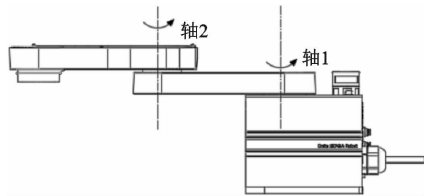


图 2 SCARA 机器人结构简化图

Fig. 2 Simplified diagram of SCARA robot structure

对于 n 自由度关节串联机器人,忽略摩擦的动力学模型为

$$\mathbf{H}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G}(\mathbf{q}) = \mathbf{T} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{H}(\mathbf{q})$ 为正定惯性矩阵; $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 为离心力与哥式力矩阵; $\mathbf{G}(\mathbf{q})$ 为重力向量; $\mathbf{T}$ 为关节驱动力向量; $\mathbf{q}$ 为关节角度向量; $\dot{\mathbf{q}}$ 为关节角速度向量; $\ddot{\mathbf{q}}$ 为关节角加速度向量。

带有未知小负载两关节机械臂结构如图 3 所示。SCARA 机器人运行中的摩擦力矩较小,并且摩擦力矩很难精确建模^[17]。因此,为降低辨识成本和提高辨识精度,在不改变模型的前提下,把其他因素的影响通过辨识过程包含进机械臂的惯性参数中,得到一组满足计算精确性的综合参数。如图 3 所示,二连杆机器人由 7 个惯性参数组成,包括:

- (1)质量 m_1 、 m_e ;
- (2)质量中心到第 1、2 关节的距离 L_{c1} 、 L_{ce} ;
- (3)惯性参数 $\mathbf{I}_1$ 和 $\mathbf{I}_e$ 分别为

$$\mathbf{I}_1 = \begin{bmatrix} I_{xx1} & I_{yy1} & I_{zz1} & I_{xy1} & I_{xz1} & I_{yz1} \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{I}_e = \begin{bmatrix} I_{xre} & I_{yre} & I_{zre} & I_{xye} & I_{xze} & I_{yze} \end{bmatrix}^T$$

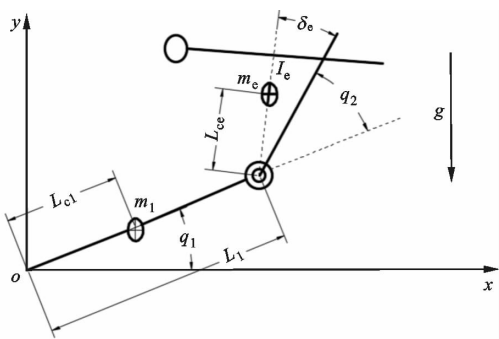


图3 带负载的两关节机械臂结构图

Fig. 3 Structure diagram of two-joint manipulator with load

(4) 质量中心到第2机械臂的夹角 δ_e 。

由于第2个关节和负载被视为一个整体,导致参数发生了变化^[18-19],因此有4个未知物理参数需要辨识,分别是 m_e 、 I_e 、 L_{ce} 、 δ_e 。

基于Lagrange法的二关节机器人的动力学方程为

$$\begin{bmatrix} \alpha + 2\epsilon \cos q_2 + 2\eta \sin q_2 & \beta + \epsilon \cos q_2 + \eta \sin q_2 \\ \beta + \epsilon \cos q_2 + \eta \sin q_2 & \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_1 \\ \ddot{q}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon Y_1 + \eta Y_2 + (\alpha - \beta + e_1)e_2 \cos q_1 \\ \epsilon Y_3 + \eta Y_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\left. \begin{aligned} Y_1 &= -2\dot{q}_1 \dot{q}_2 \sin q_2 - \dot{q}_2 \sin q_2 + e_2 \cos(q_1 + q_2) \\ Y_2 &= 2\dot{q}_1 \dot{q}_2 \cos q_2 + \dot{q}_2 \cos q_2 + e_2 \sin(q_1 + q_2) \\ Y_3 &= \dot{q}_1 \sin q_2 + e_2 \cos(q_1 + q_2) \\ Y_4 &= -\dot{q}_1 \cos q_2 + e_2 \sin(q_1 + q_2) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

$$\left. \begin{aligned} e_1 &= m_1 L_1 L_{c1} - I_1 - m_1 L_1^2 \\ e_2 &= g/L_1 \\ \alpha &= I_1 + m_1 L_{c1}^2 + I_e + m_e L_{ce}^2 + m_e L_1^2 \\ \beta &= I_e + m_e L_{ce}^2 \\ \epsilon &= m_e L_1 L_{ce} \cos \delta_e \\ \eta &= m_e L_1 L_{ce} \sin \delta_e \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: m_1 为关节1的质量; I_1 为相对杆件质心的转动惯量; L_1 为机械臂连杆长度; q_1 、 q_2 为关节角; g 为重力加速度。

整合式(3)中的各种参数,将式(3)改写为 $ax = b$ 的线性形式

$$H(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = Y(q, \dot{q}, \ddot{q})E \quad (5)$$

式中: $Y(q, \dot{q}, \ddot{q}) \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 为观测矩阵; E 为待辨识的惯性参数与运动参数矩阵,对于给定机器人,惯性参数是常量。通过计算,可以获得观测矩阵

$$Y(q, \dot{q}, \ddot{q}) = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & A_{13} & A_{14} \\ B_{11} & B_{12} & B_{13} & B_{14} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\left. \begin{aligned} A_{11} &= \ddot{q}_1 + e_2 \cos q_1 \\ A_{12} &= \ddot{q}_2 + e_2 \cos q_1 \\ A_{13} &= 2\ddot{q}_1 \cos q_2 + \ddot{q}_2 \cos q_2 - 2\dot{q}_2 \dot{q}_1 \sin q_2 - \dot{q}_2 \dot{q}_2 \sin q_2 + e_2 \cos(q_1 + q_2) \\ A_{14} &= 2\ddot{q}_1 \sin q_2 + \ddot{q}_2 \sin q_2 + 2\dot{q}_2 \dot{q}_1 \cos q_2 + \dot{q}_2 \dot{q}_2 \cos q_2 + e_2 \sin(q_1 + q_2) \\ B_{11} &= 0; \quad B_{12} = \ddot{q}_1 + \ddot{q}_2 \\ B_{13} &= \ddot{q}_1 \cos q_2 + \dot{q}_1 \dot{q}_1 \sin q_2 + e_2 \cos(q_1 + q_2) \\ B_{14} &= \ddot{q}_1 \sin q_2 - \dot{q}_1 \dot{q}_1 \cos q_2 + e_2 \sin(q_1 + q_2) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

E 矩阵的各个参数向量为

$$E = [\alpha \quad \beta \quad \epsilon \quad \eta]^T \quad (8)$$

通过上述线性化与参数重组将复杂的非线性辨识问题转化为线性模型辨识问题,得到的惯性参数集有助于减少机器人动力学计算量与提高参数辨识的鲁棒性。

2 改进粒子群优化算法参数辨识

2.1 基本粒子群算法

粒子群算法(PSO)是一种参数计算的优化方法,其中每个优化问题的解都是搜索空间中的一只鸟,称为粒子,所有粒子都有一个由被优化函数决定的适应值。每个粒子拥有一个速度来决定它们飞行的距离与方向,且追随当前的最优粒子在解空间中搜索。

粒子速度及更新位置公式为

$$V_i^{t+1} = wV_i^t + c_1 r_1 (p_i^t - X_i^t) + c_2 r_2 (S_i^t - X_i^t) \quad (9)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (10)$$

式中: $t=1, 2, \dots, G$, G 是搜索空间维数; $i=1, 2, \dots, N$, N 为种群规模; c_1 为局部学习因子; c_2 为全局学习因子; W 为惯性权重; r_1 、 r_2 为服从 $r(0, 1)$ 分布的随机数; p_i^t 、 S_i^t 分别是局部最优值与全局最优值。由式(8)知,需要辨识的参数共有4个,因此 $G=4$ 。

2.2 基于随机权重的粒子群算法

PSO中,参数粒子向自身历史最佳位置和群体历史最佳位置聚集,会形成粒子种群的快速趋同效应,容易陷入局部极值、早熟收敛或者停滞现象,导致参数辨识的不精确^[20]。尤其是惯性权重影响参数微粒的局部与全局最优搜索能力,较大的权重有利于跳出局部最优,而较小的权重会增强局部搜索能力,有利于算法收敛^[21-22]。针对PSO容易在搜索空间有限、极易陷入局部最优解、收敛速度慢的问题,本文提出采取随机选取权重值的方法,使得参数粒子的历史速度对当前速度的影响是随机的,可有效增大搜索范围,防止参数陷入局部最优解,加快参

数辨识速度,提高参数辨识精度。

在随机权重法中,需要辨识的动力学参数在随机权重的影响下能快速跳出局部较小的搜索范围,在大搜索范围内加快辨识速度,得到精确的最优参数。随机权重 w 的计算公式如下

$$\left. \begin{aligned} w &= \mu + \sigma N(0,1) \\ \mu &= \mu_{\min} + (\mu_{\max} - \mu_{\min}) + \text{rand}(0,1) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中: μ 是参数调整因子; $N(0,1)$ 表示标准正态分布的随机数; $\text{rand}(0,1)$ 表示 0 到 1 之间的随机数。随机权重 PSO 能在一定程度上避免陷入局部最优,增大参数粒子搜索的范围,有助于提高机械手末端参数辨识的精确性。SCARA 机器人动力学参数辨识的流程如图 4 所示。

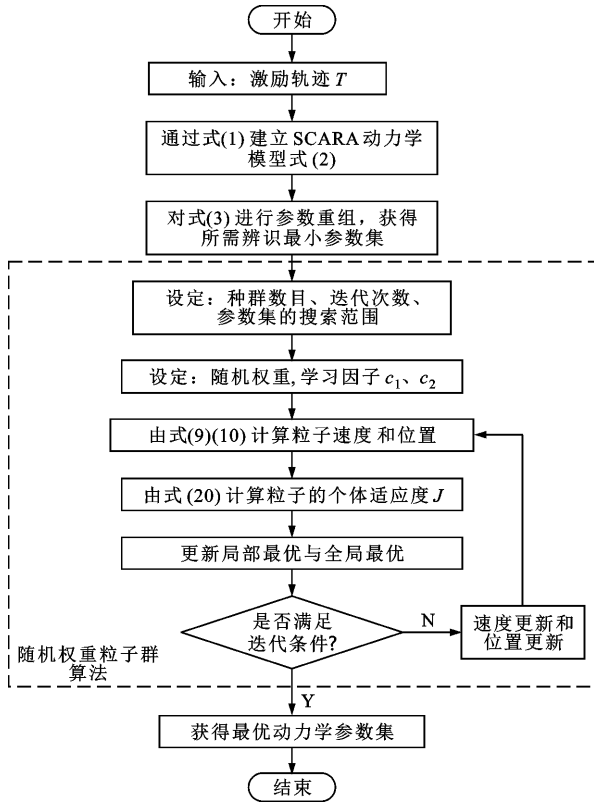


图 4 随机权重粒子群算法参数辨识流程图

Fig. 4 Flow chart of parameter identification of PSO algorithm with random weight

2.3 随机权重粒子群算法的稳定性和收敛性分析

假设群体粒子数为 ϕ , 则群体粒子的全局最好位置为

$$S'_i = \min\{f(S'_1), f(S'_2), \dots, f(S'_\phi)\} \quad (12)$$

令 $\theta_1 = c_1 r_1, \theta_2 = c_2 r_2, \theta = \theta_1 + \theta_2$, 则式(9)(10)可整理为

$$\left. \begin{aligned} \begin{bmatrix} v_i(t+1) \\ x_i(t+1) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} w & -\theta \\ w & -\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_i(t) \\ x_i(t) \end{bmatrix} + \\ \begin{bmatrix} \theta_1 & \theta_2 \\ \theta_1 & \theta_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_i(t) \\ S'_i \end{bmatrix} &= C \begin{bmatrix} v_i(t) \\ x_i(t) \end{bmatrix} + D \begin{bmatrix} v_i(t) \\ x_i(t) \end{bmatrix} \\ C &= \begin{bmatrix} w & -\theta \\ w & -\theta \end{bmatrix}; \quad D = \begin{bmatrix} \theta_1 & \theta_2 \\ \theta_1 & \theta_2 \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

w, θ_1, θ_2 在迭代过程中自适应变化, 即 $\theta = c_1 r_1 + c_2 r_2$ 随着迭代在 $(0, c_1 + c_2)$ 区间随机变化。此时, $C(t)$ 属于时变矩阵, 根据系统理论, 可得

$$\begin{bmatrix} v_i(t) \\ x_i(t) \end{bmatrix} = \Phi(t, 0) \begin{bmatrix} v_i(0) \\ x_i(0) \end{bmatrix} + \sum_{k=0}^{t-1} \Phi(t, k+1) D \begin{bmatrix} p'_i \\ S'_i \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中 $\Phi(t, k)$ 为系统状态转移矩阵, 即

$$\Phi(t+1, k) = C(t) \Phi(t, k) \quad (15)$$

而 $\Phi(t, 0) = C(t-1)C(t-1) \cdots C(0)$ 。

设 $y(t) = [v_i(t) \ x_i(t)]^T$, 定义标量函数为向量范数 $V(y(t)) = \|y(t)\|$, 则:

$$(1) V(y(t)) \geq 0;$$

$$(2) \Delta V(y(t)) = V(y(t+1)) - V(y(t)) \leq (\|C(t)\| - 1) \|y(t)\|, \text{ 而 } w, \theta_1, \theta_2 \text{ 的取值又使得 } \|C(t)\| < 1, \text{ 所以 } \Delta V(y(t)) \text{ 负定};$$

$$(3) \|y(t)\| \rightarrow \infty \text{ 时, 有 } V(y(t)) \rightarrow \infty.$$

根据李雅普诺夫稳定性定理, 该系统是渐进稳定的, 即算法具有稳定性。

由式(14)可得, 在 $C(t)$ 的特征值的模均小于 1 时, 有

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \begin{bmatrix} v_i(t) \\ x_i(t) \end{bmatrix} = \lim_{t \rightarrow \infty} \Phi(t, 0) \begin{bmatrix} v_i(0) \\ x_i(0) \end{bmatrix} + \lim_{t \rightarrow \infty} \sum_{k=0}^{t-1} \Phi(t, k+1) D \begin{bmatrix} p'_i \\ S'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{\theta_1 p'_i + \theta_2 S'_i}{\theta} \end{bmatrix} \quad (16)$$

在 p'_i, S'_i 确定不变时, $t \rightarrow \infty, v_i(t) \rightarrow 0, x_i(t) \rightarrow \frac{\theta_1 p'_i + \theta_2 S'_i}{\theta}$ 为 p'_i, S'_i 连线上的某点, 根据式(9)和(12), 可知 p'_i 最终趋于 S'_i 。这说明该算法收敛, 即可靠。

3 实验结果与分析

3.1 结构简化结果仿真实验验证

本实验选用台达 4 自由度 DRS40L3 型 SCARA 机器人, 其基本参数见表 1。

表 1 SCARA 机器人基本参数

Table 1 Basic parameters of SCARA robot

参数	数值
第 1 关节质量/kg	0.930
第 2 关节质量/kg	1.346
第 3、4 关节质量/kg	0.122
第 1、2 关节长度/m	0.200
第 3 关节长度/m	0.202
第 4 关节半径/m	0.010

为了验证机器人模型简化的可行性,用 ADAMS 软件建立机器人几何模型,并设定机器人关节激励轨迹,通过动力学仿真实验比较简化前后关节 1、2 力矩的大小,验证 SCARA 机器人模型简化成二自由度的可行性。机器人简化前为正常状态下机器人运动,输出第 1、2 关节的力矩;机器人简化后将第 3、4 关节看作负载添加在机器人小臂上,输出第 1、2 关节的力矩。具体仿真实验分为 2 部分。

(1) 设定激励轨迹。考虑到 DRS40L3 型 SCARA 机器人技术性能指标以及 4 个关节的运动特性与约束,关节 1、2 输入相同的轨迹为

$$q_d = 1 - \cos(0.4\pi t) \quad (17)$$

则速度与加速度分别为

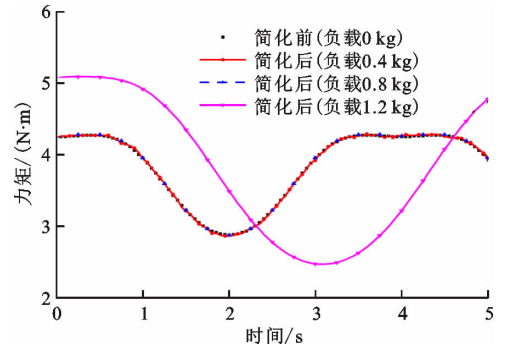
$$\left. \begin{aligned} \dot{q}_d &= 0.4\pi \sin(0.4\pi t) \\ \ddot{q}_d &= 0.16\pi^2 \cos(0.4\pi t) \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

(2) 施加负载。根据机器人的负载范围,在 SCARA 机器人末端施加 0.4、0.8 和 1.2 kg 的负载,则简化后机器人负载为施加负载加上第 3 和 4 关节总质量(0.244 kg)。通过机器人 D-H 参数可以将末端整体负载力矩转化到关节 2 上,通过观察关节 1、2 的输出力矩变化,确定 SCARA 机器人末端负载能力的大小。

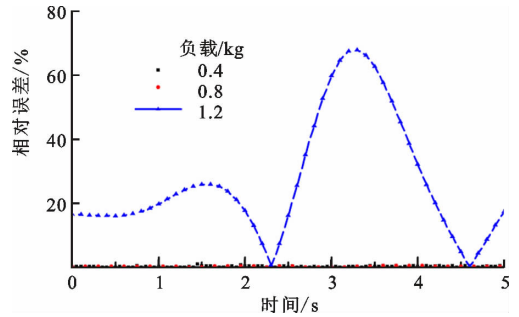
仿真运行时间 $t=5$ s,关节 1 和 2 的力矩输出如图 5 所示。从图中可以看出,施加负载分别为 0.4、0.8 和 1.2 kg 时,结构简化前后关节 1 的力矩最大相对误差分别为 0.32%、0.46% 和 70%,关节 2 的力矩最大相对误差分别为 0.16%、0.5% 和 1.5%。由此可以得出,机器人末端负载质量在 0~0.8 kg 时,结构简化前后关节 1、2 的输出力矩变化很小,相对误差在可控范围内。该仿真结果与文献 [16,18] 的研究结果基本一致,均表明一定的载荷范围内 SCARA 机器人简化为二自由度是可行的。

3.2 仿真辨识实验及结果分析

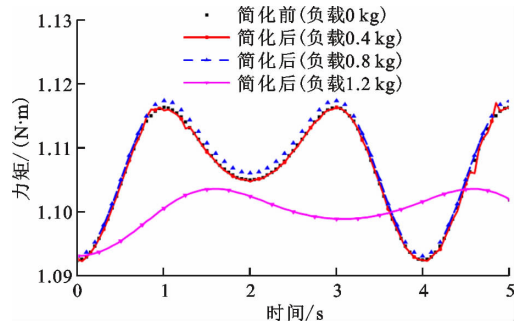
根据前面分析,选择在负载 0.4 kg 下进行辨识



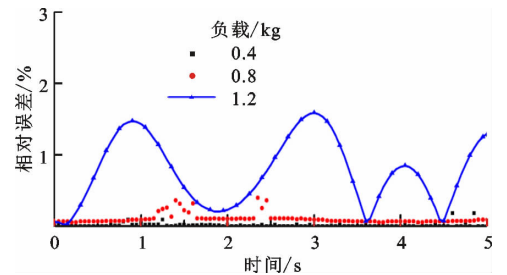
(a) 关节 1 力矩



(b) 关节 1 误差



(c) 关节 2 力矩



(d) 关节 2 误差

图 5 机器人模型简化前后关节 1、2 的输出力矩
Fig. 5 Output torque of joints 1 and 2 before and after robot model simplification

仿真实验。在辨识仿真实验中,利用 MATLAB 建立 SCARA 机器人动力学模型,给关节 1、2 输入激励信号,获取机器人不同姿态下的位置、速度以及相

对应的各关节力矩。实验设计的输入激励曲线为

$$\left. \begin{aligned} T_1 &= 4\sin(2\pi t) \\ T_2 &= 1.5\sin(2\pi t) \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

分别采用基本 PSO 与随机权重 PSO 对系统进行辨识。选取种群数为 200,学习因子 c_1 为 1.3、 c_2 为 2,惯性权重为 1.2,最大迭代次数为 200。定义适应度函数为

$$J = \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} (T_i - \hat{T}_i)^T (T_i - \hat{T}_i) \quad (20)$$

辨识过程中适应度变化曲线如图 6 所示。由图可知,应用随机权重 PSO 得到的初始粒子搜索范围(0~730)明显大于基本 PSO 的搜索范围(0~371)。在更新位置与速度信息时,基本 PSO 经历大约 50 代达到收敛,而改进后 PSO 经历大约 26 代达到收敛,由此说明改进后的算法在收敛速度与参数粒子搜索范围上均得到明显提高。

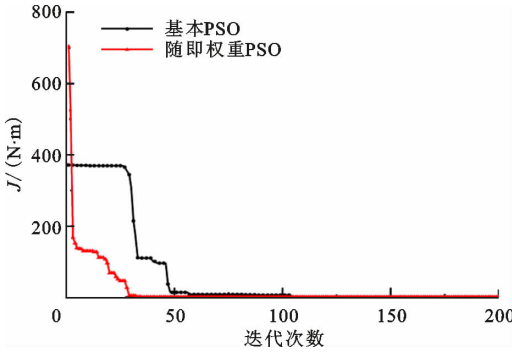
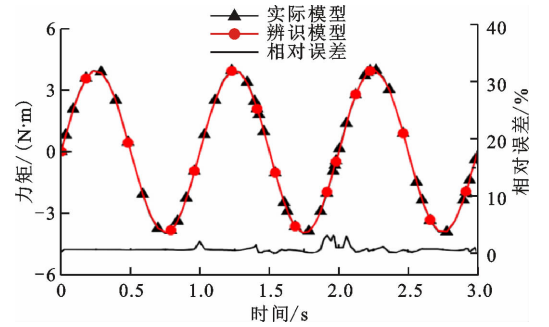


图 6 基本 PSO 与随机权重 PSO 适应度曲线

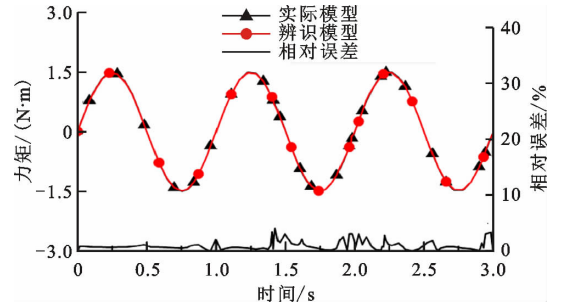
Fig. 6 Fitness curves of basic PSO and random weighted PSO

将随机权重 PSO 辨识出的参数代入式(2),从而得出辨识模型的输出力矩,将其与实际动力学模型输出力矩对比,如图 7 所示。从图中可以看出,关节 1 实际模型与辨识模型相对误差控制范围在 0~3.5%,关节 2 实际模型与辨识模型相对误差控制范围在 0~4%。因此,采用随机权重 PSO 辨识出的力矩曲线与实际输出力矩曲线基本吻合,说明该辨识算法有较高的精确性。

为了对比随机权重 PSO 对参数辨识的精确度,分别将遗传算法、基本粒子群算法、随机权重粒子群算法辨识出的力矩与实际输出力矩进行对比,如图 8 所示。在遗传算法中,输入信号为式(19),适应度函数为式(20)。仿真实验通过多次调试遗传算法的交叉概率因子和变异概率因子,获取结果最优时的交叉和变异因子分别为 0.9 和 0.2。由图 8 可以看出:遗传算法的辨识结果整体误差较大,基本 PSO

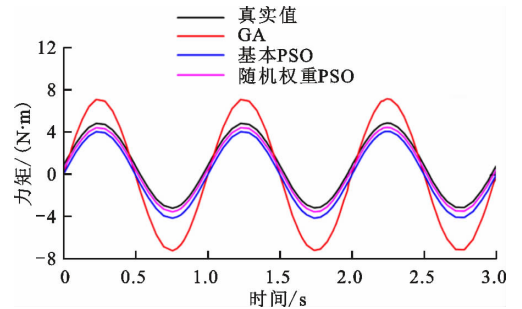


(a) 关节 1

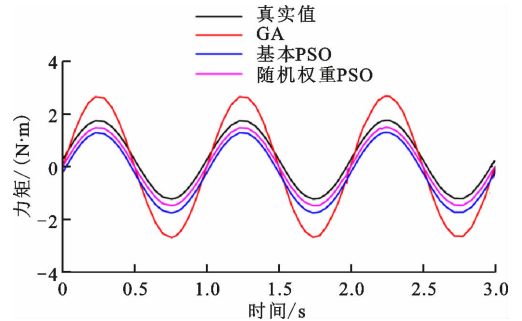


(b) 关节 2

图 7 随机权重 PSO 辨识模型与实际模型输出力矩
Fig. 7 Output torque of PSO identification model with random weight and actual model



(a) 关节 1



(b) 关节 2

图 8 不同算法机器人两个关节力矩辨识值比较
Fig. 8 Comparison of torque identification values of two robot joints based on different algorithms

与随机权重 PSO 辨识的结果与实际力矩线误差小。通过仿真实验可得,随机权重粒子群算法辨识的模型与实际模型最接近,误差较小,相比较于其他两种算法更能体现其优越性。

为了进一步比较 3 种算法的辨识精度,文中引入均方根误差 λ 来评价所辨识模型的有效性

$$\lambda = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (T_c - \bar{T}_p)^2}{N}}$$

(21)

式中 $\bar{T}_p$ 为辨识后的力矩平均值。若 λ 的值越小,则说明辨识精度越高。3 种算法辨识的 1、2 关节力矩均方根误差如表 2 所示,以关节 2 力矩的均方根误差为例,文中随机权重 PSO 的均方根误差是最小的。由此可见,随机权重算法的寻优能力更强,相比较于传统粒子群算法更能提高辨识精度。

采用遗传算法、基本粒子群算法、随机权重粒子群算法得到的辨识参数如表 3 所示。由表 3 可知,遗传算法辨识的模型参数误差较大,基本 PSO 与随机权重 PSO 对模型的辨识精度较高,但采用随机权重 PSO 辨识得到的适应度函数最优值最小,说明该算法不易陷入局部最优,便于全局搜索,有益于提高参数辨识的精度。

表 2 3 种算法辨识的关节力矩均方根误差
Table 2 Root mean square error (RMSE) correlation coefficients of three algorithms

关节	相关系数		
	GA	基本 PSO	随机权重 PSO
1	20.249 5	0.543 7	0.223 8
2	7.590 0	0.200 3	0.188 3

表 3 3 种算法参数辨识结果对比
Table 3 Comparison of parameter identification results of three algorithms

参数	真实值	GA	基本 PSO	随机权重 PSO
M_e/kg	1.480 5	2.900 0	1.522 5	1.472 5
L_e/m	0.200 1	0.183 2	0.198 6	0.200 0
$I_e/(10^{-2} \text{ kg} \cdot \text{m}^2)$	0.490	1.780	0.555	0.491
$\delta_e/(^{\circ})$	0	1.569 9	0	0
最优适应度	0	233.826 1	0.167 9	0.042 8

4 结 论

本文在分析负载对各关节力矩影响的基础上,将 SCARA 机器人第 3、4 关节与未知负载相结合并

固联在第 2 关节上进行动力学建模。在传统粒子群算法的基础上,提出一种随机权重 PSO 对机器人动力学参数进行参数辨识。仿真实验结果表明,该改进算法收敛速度快、寻优能力强、辨识精度高,与 GA、基本 PSO 相比,辨识精度有明显提高,有助于提高机器人轨迹控制的精度和稳定性。

参考文献:

[1] 李琳,林燕龙. SCARA 机器人关节摩擦建模与补偿的实验与仿真 [J]. 系统仿真学报, 2019, 31(8): 1572-1581.
LI Lin, LIN Yanlong. Experiment and simulation of joint friction modeling and compensation for SCARA robot [J]. Journal of Systems Simulation, 2019, 31(8): 1572-1581.

[2] 丰非,扈宏杰. 基于混沌 PSO 的 SCARA 机器人参数辨识 [J]. 自动化与仪表, 2017, 32(12): 14-18.
FENG Fei, HU Hongjie. Parameter identification of SCARA robot based on chaotic PSO [J]. Automation and Instrumentation, 2017, 32(12): 14-18.

[3] 周军. 考虑关节柔性的模块机器人动力学参数辨识 [J]. 机器人, 2011, 33(4): 440-448.
ZHOU Jun. Dynamic parameter identification of modular robot considering joint flexibility [J]. Robot, 2011, 33(4): 440-448.

[4] ISHIBASHI N, MAEDA Y. Learning of inverse-dynamics for SCARA robot [C]// 27th SICE Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 1300-1303.

[5] 马欢,李文皓,肖歆昕,等. 空间机器人惯性参数辨识的粒子群优化新算法 [J]. 宇航学报, 2015, 36(3): 278-283.
MA Huan, LI Wenhao, XIAO Xinxin, et al. A new particle swarm optimization algorithm for inertial parameters Identification of space robots [J]. Journal of Astronautics, 2015, 36(3): 278-283.

[6] 张铁,梁晓翊,覃彬彬. 基于牛顿欧拉法的 SCARA 机器人动力学参数辨识 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2017, 45(10): 129-136.
ZHANG Tie, LIANG Xiaohong, QIN Binbin. Dynamic parameter identification of SCARA robot based on Newton Euler method [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2017, 45(10): 129-136.

[7] 王知雨,王斌,王朝晖. 采用非线性最小二乘法的超级电容等效电路模型参数辨识 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(4): 10-18.

- WANG Zhiyu, WANG Bin, WANG Chaohui. Parameter identification of supercapacitor equivalent circuit model using nonlinear least square method [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(4): 10-18.
- [8] 丁力, 吴洪涛, 姚裕, 等. 基于WLS-ABC算法的工业机器人参数辨识 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2016, 44(5): 90-95.
- DING Li, WU Hongtao, YAO Yu, et al. Parameter identification of industrial robots based on WLS-ABC algorithm [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2016, 44(5): 90-95.
- [9] 孙玉阳, 周波. 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.
- SUN Yuyang, ZHOU Bo. Dynamic parameter identification of industrial robot based on genetic algorithm [J]. Industrial Control Computer, 2017, 30(9): 1-3.
- [10] 刘宇, 李瑰贤, 夏丹, 等. 基于改进遗传算法辨识空间机器人动力学参数 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2010, 42(11): 1734-1739.
- LIU Yu, LI Guixian, XIA Dan, et al. Dynamic parameters of space robot were identified based on improved genetic algorithm [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2010, 42(11): 1734-1739.
- [11] 刘宇, 覃征, 史哲文. 简约粒子群优化算法 [J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(8): 883-887.
- LIU Yu, QIN Zheng, SHI Zhewen. Reduced particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40(8): 883-887.
- [12] 滕峰成, 郝宇. 基于PSO算法的MFF模型的参数辨识与优化 [J]. 计量学报, 2017, 38(2): 209-214.
- TENG Fengcheng, HAO Yu. Parameter identification and optimization of MFF model based on PSO algorithm [J]. Journal of Measurement, 2017, 38(2): 209-214.
- [13] 王跃灵, 旺玥, 王琪, 等. 基于自适应粒子群遗传算法的柔性关节机器人动力学参数辨识 [J]. 计量学报, 2020, 41(1): 60-66.
- WANG Yueling, WANG Yue, WANG Qi, et al. Dynamic parameter identification of flexible joint robot based on adaptive particle swarm optimization genetic algorithm [J]. Journal of Measurement, 2020, 41(1): 60-66.
- [14] 王金磊. 上肢康复机器人动力学参数辨识及其控制方法研究 [D]. 兰州: 兰州理工大学, 2020: 10-20.
- [15] GAUTIER M, KHALIL W, RESTREPO P P. Identification of the dynamic parameters of a closed loop robot [C]//6th International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1995: 3015-3050.
- [16] 闫昊. SCARA机器人动力学分析及鲁棒性控制研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013: 40-45.
- [17] OAKI J, CHIBA Y. Simple physically parameterized observer for vibration suppression control of SCARA robot with elastic joints [J]. IFAC PapersOnline, 2017, 50(1): 6085-6092.
- [18] 李家铮. SCARA机器人动力学参数辨识及前馈控制研究 [D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2020: 30-45.
- [19] 寇斌. 改进粒子群算法的工业机器人几何参数标定 [J/OL]. 哈尔滨工业大学学报, 2020 [2020-12-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1235.T.20201223.1819.002.html>.
- KOU Bin. Geometric parameter calibration of industrial robot based on improved particle swarm optimization algorithm [J/OL]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2020 [2020-12-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1235.T.20201223.1819.002.html>.
- [20] 陈秋莲, 郑以君. 基于神经网络改进粒子群算法的动态路径规划 [J/OL]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2020 [2020-12-28]. <https://doi.org/10.13245/j.hust.210207>.
- CHEN Qiulian, ZHENG Yijun. Dynamic path planning based on improved particle swarm optimization algorithm of neural network [J/OL]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2020 [2020-12-28]. <https://doi.org/10.13245/j.hust.210207>.
- [21] SLOTINE J-J E, LI Weiping. On the adaptive control of robot manipulators [J]. International Journal of Robotics Research, 1987, 6(3): 49-59.
- [22] KENNEDY J. Particle swarm optimization [C]//43rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002: 1942-1948.

(编辑 荆树蓉)