

DOI : 10.3901/JME.2017.11.038

# 复杂对象参数辨识的一种复合评价策略\*

李文皓 马欢 张珩 肖歆昕

(中国科学院力学研究所 北京 100190)

**摘要:** 提出一种针对复杂对象参数辨识问题的复合评价策略,通过分层设计优化指标评价函数,降低了迭代搜索计算对分辨局部极小值与全局最优值的需求,在少量增加计算消耗的条件下,显著提高辨识精度。以搭载多关节机械臂的空间机器人为复杂对象代表,配合一种改进型粒子群算法,在无须线动量测量信息和仅使用历史数据的条件下,对机器人抓取的目标的惯性参数进行参数辨识。115 组辨识仿真算例的统计结果表明,使用该复合评价策略,基本不增加计算消耗,而辨识精度得到大幅提升。定性分析认为群体智能算法与该策略配合更易发挥效果,有望在更宽泛的对象和领域中得到应用。

**关键词:** 复合评价;改进型粒子群算法;复杂对象;局部极小值;计算消耗

中图分类号: V19

## Composite Evaluation Strategy for Complex Objects Parameter Identification

LI Wenhao MA Huan ZHANG Heng XIAO Xinxin

(Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

**Abstract:** A composite evaluation strategy for complex object parameter identification problem is proposed. By hierarchically design optimized index evaluation function, the requirement of anti-local minimal ability for iterative search algorithm is reduced. Identification accuracy is significantly improved while small increase of calculate consumption. A multi-joint manipulator space robot is used as a representative of complex objects. An improved particle swarm optimization is used to identify the parameters of its crawl target inertial parameters without linear momentum measurement information. 115 group identification simulation example statistical results show that using the composite evaluation strategy, the recognition accuracy is increased dramatically by little increased of the calculate consumption. Qualitative analysis considers that swarm intelligence algorithms have better performance with the strategy, which is expected to be applied in a broader objects and fields.

**Key words:** composite evaluation ; improved PSO ; complex objects ; local minima ; calculating consumption

### 0 前言

复杂对象的参数辨识问题一直是参数辨识中的难点,随着人类对空、天领域的应用开发,大量复杂机构、复杂对象的使用,对复杂对象行为预报、和参数辨识需求也日趋迫切。由于复杂对象的多参数、多状态、多输出、强非线性等特点,一些针对线性/类线性问题的参数辨识方法如最小二乘法、极大似然估计、牛顿法等难以适用。后续发展的基于神经网络、遗传算法、粒子群算法等智能算法的运用虽取得了显著的效果,但随着系统复杂性的提高,

巨大的待辨识参数空间、众多而难以跳出的局部极小值点,以及有限的可用观测信息,对复杂对象的参数辨识带来了更严峻的挑战。

若使用智能算法进行参数辨识,一般通过优化辨识模型中的待辨识参数,使得辨识模型在相同的激励条件下与实际对象的响应误差最小,从而获取辨识结果<sup>[1-2]</sup>。采用的目标优化函数通常为响应误差或相对响应误差,比如各通道响应的相对/绝对误差的加权欧式距离。针对不同对象,科研人员对智能算法进行了各种改进<sup>[3-5]</sup>,尽管如此,多参数辨识下的局部极小值问题依旧是困扰辨识精度和辨识计算效率的关键问题。本文提出一种复合评价策略,在不增加计算复杂度的前提下,可以显著提高辨识复杂对象参数时,智能优化算法的全局搜索能力;

\* 国家重点基础研究发展计划资助项目(973 计划, 2013CB733000)。20160629 收到初稿, 20170314 收到修改稿

并以多关节机械臂空间机器人抓取物体的参数辨识问题为例，具体阐述该策略的应用方法，比较其应用效果。

## 1 基于综合评价策略的参数辨识方法

### 1.1 辨识问题

在本问题中，待辨识参数为一个空间机器人所抓取的物体的质量和质心位置  $(M_t, b_t)$ 。该空间机器人由多关节机械臂及其基座(主星)构成(图1)。

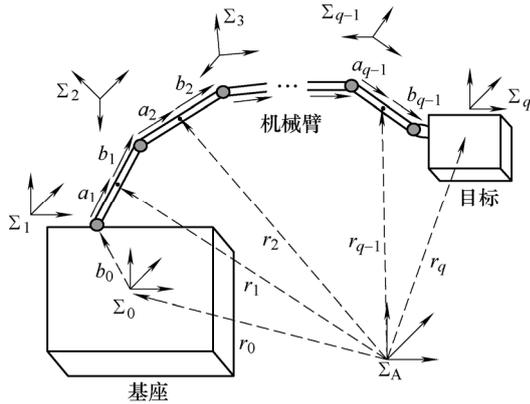


图1 空间机器人模型

被抓取物体和空间机器人都处于无动力状态。由空间机器人及被抓取物体构成的系统在惯性系  $F_A$  下满足动量守恒和角动量守恒

$$\sum_{i=0}^q m_i \dot{r}_i = P \quad (1)$$

$$\sum_{i=0}^q (\bar{I}_i \omega_i + m_i [r_i \times \dot{r}_i]) = L \quad (2)$$

式中， $q$  为机械臂连杆数(当  $i=0$  表示为主星基座)； $m_i$  为连杆的质量； $r_i$  为连杆  $i$  质心矢矢； $\bar{I}_i$  为连杆  $i$  对其质心的惯量矩阵； $\omega_i$  为连杆  $i$  的角速度； $P$  和  $L$  分别为系统线动量和角动量。当系统初始角动量为 0 时，可将系统运动学方程整理为<sup>[6-7]</sup>

$$\bar{I}_S \dot{\phi}_S + \bar{I}_M \dot{\phi}_M = 0 \quad (3)$$

即

$$\dot{\phi}_S = (-\bar{I}_S^{-1} \bar{I}_M) \dot{\phi}_M \quad (4)$$

$$\dot{\phi}_S = (\dot{\alpha}, \dot{\beta}, \dot{\gamma})^T \quad \dot{\phi}_M = (\dot{\phi}_1, \dot{\phi}_2, \dots, \dot{\phi}_q)^T$$

式中， $\alpha, \beta, \gamma$  为主星姿态三轴欧拉角； $\dot{\alpha}, \dot{\beta}, \dot{\gamma}$  为对应姿态角速度； $\phi_i$  为机械臂关节  $i$  的转角度； $\dot{\phi}_i$  为对应角速度。 $\bar{I}_S$  和  $\bar{I}_M$  为主星和机械臂的广义惯量矩阵，是机械臂关节角转角  $\phi_M$  的函数，可以由机械臂瞬时构型完全确定，而与关节角速度激励  $\dot{\phi}_M$

无关。

若将被抓取物体视作一个独立的连杆，则显然其与系统末端连杆  $q$  的连接固定不变。不妨令其本体系与连杆  $q$  的本体系方向相同，于是可以确定该物体的全部待辨识惯性参量，包括质量  $m_t$ 、质心位置  $b_t$  以及转动惯量  $I_t$ ，并将式(4)写为

$$\tilde{\phi}_S = f(\tilde{\phi}_M, \tilde{\phi}_S, \tilde{\phi}_M; m_t, b_t, I_t) \quad (5)$$

式中，上波浪号表示实测数据。文献[8-9]通过测量机械臂关节转动前后主星姿态和位置的变化，并求解线动量和角动量守恒方程来确定惯性参数；但其要求的线动量数据精度远高于可实现的测量水平<sup>[10]</sup>。本文方法则仅求解角动量方程，将转动惯量表示为质量和质心位置的函数，从而将待辨识参量由 10 个标量减少到 4 个

$$\tilde{\phi}_S = f(\tilde{\phi}_M, \tilde{\phi}_S, \tilde{\phi}_M; m_t, b_t) \quad (6)$$

### 1.2 迭代搜索

用改进型粒子群方法进行搜索优化(该算法在文献[11]中用于对空间机器人基座的惯性参数辨识)，粒子速度和位置更新式如式(7)所示。根据式(6)，单个粒子位置对应于一组质量  $m_t$  和质心位置  $b_t$

$$\begin{aligned} v_n(g+1) &= \omega v_n(g) + c_1 \xi [x_n^{(i)}(g) - x_n(g)] + \\ & c_2 \eta [x_n^{(g)}(g) - x_n(g)] \\ x_n(g+1) &= x_n(g) + v_n(g+1) \end{aligned} \quad (7)$$

式中， $c_1, c_2$  为学习因子； $\omega$  为惯性权重； $n=1, 2, \dots, N$  为各粒子标号， $N$  为种群数量； $g$  为迭代次数； $x_n(g)$  代表粒子  $n$  在第  $g$  代的位置，对应于一组  $[m_t, b_t]$ ； $v_n$  为其速度。 $x_n^{(i)}$  为粒子  $n$  的个体历史最优位置， $x_n^{(g)}$  为邻域历史最优位置。粒子群的拓扑结构定义为到某粒子的欧式距离最小的  $N_{nb}$  个粒子构成该粒子邻域， $N_{nb}$  随迭代次数线性增加，满足

$$N_{nb}(g) = \frac{g}{G} K_{nb} N \quad (8)$$

式中， $G$  为总迭代次数， $K_{nb} < 1$  为邻域粒子比例。每隔  $G_{re}$  代，就将粒子按  $e(x_n^{(i)})$  降序排列，取前  $K_{re} N$  个粒子  $x_l(g)$  做变换，变换形式如下

$$x_l(g) = x_r^{(g)}(g) + \xi \quad (9)$$

式中， $G_{re}$  为间隔代数， $K_{re} < 1$  为重启比例， $x_r^{(g)}(g)$  为随机选取的某个较好的邻域历史最优位置， $\xi$  为一个小区间内的随机矢量。为提高运动激励数据对复杂状态覆盖的充分性，将各个粒子分别选取不同的激励-响应数据，即使用如下的误差评价函数

$$e(\mathbf{x}_n) = \left\| \left[ \frac{\hat{\alpha}(\mathbf{x}_n) - \tilde{\alpha}(\mathbf{x}_n)}{\hat{\alpha}(\mathbf{x}_n)}, \frac{\hat{\beta}(\mathbf{x}_n) - \tilde{\beta}(\mathbf{x}_n)}{\hat{\beta}(\mathbf{x}_n)}, \frac{\hat{\gamma}(\mathbf{x}_n) - \tilde{\gamma}(\mathbf{x}_n)}{\hat{\gamma}(\mathbf{x}_n)} \right] \right\|_2^2$$

$$\hat{\phi}_S(\mathbf{x}_n) \equiv \left[ \hat{\alpha}(\mathbf{x}_n), \hat{\beta}(\mathbf{x}_n), \hat{\gamma}(\mathbf{x}_n) \right]^T = f \left[ \tilde{\phi}_M(t_n), \tilde{\phi}_M(t_n), \tilde{\phi}_S(t_n); \mathbf{x}_n(g) \right] \quad (10)$$

式中，上三角号表示迭代搜索中假定参数的对应计算值。 $t_n$ 表示对应于 $\mathbf{x}_n$ 的不同时刻。由此，不同的粒子误差计算将使用不同时刻的激励-响应数据进行评价，但它们有相同的全局优化收敛目标，即真实值。

### 1.3 复合评价

迭代搜索结束后，将各粒子的临域历史最优值升序排列，取其前 $N_h$ 个 $\mathbf{x}_u^{(g)}(G)$ ， $u=1, 2, \dots, N_h$ 构成待筛选集。从激励-响应数据组中选用 $N_r$ 组作为复合评价序列，保证筛选评价序列中的选用的激励-响应数据来自于不同的激励通道结果和差别较大的

系统状态。对待筛选集中的各个 $\mathbf{x}_u^{(g)}(G)$ ，使用式(11)作为其最终误差

$$E_n = \frac{1}{N_r} \sum_{u=1}^{N_r} \left\| f \left[ \tilde{\phi}_M(t_u), \tilde{\phi}_M(t_u), \tilde{\phi}_S(t_u); \mathbf{x}_u^{(g)}(G) \right] - \tilde{\phi}_S(t_u) \right\|_2 \quad (11)$$

若 $\min(E_n)$ 满足预期的误差条件，则取最终误差 $E_n$ 最小的点 $\mathbf{x}_u^{(g)}$ 作为最终的辨识结果。若不满足，则在原排序序列中，截取后续的 $N_h$ 个 $\mathbf{x}_u^{(g)}$ ，重复筛选，如果所有的 $\mathbf{x}_u^{(g)}$ 都不满足条件，则需改变初值重新进行迭代计算。迭代计算和复合评价的流程如图2所示。复合评价使用了不同激励不同状态下的激励-响应数据的结果进行统计，其朴素物理内涵即“真的假不了”，由于使用了多个不同的局部最优点位置对各个“待选”的例子进行误差统计，那么如果粒子是陷入局部极小值的粒子而非全局极小值的粒子，总会在部分的局部最优点位置表现出较大的误差，而由此特点就可以将其筛除。

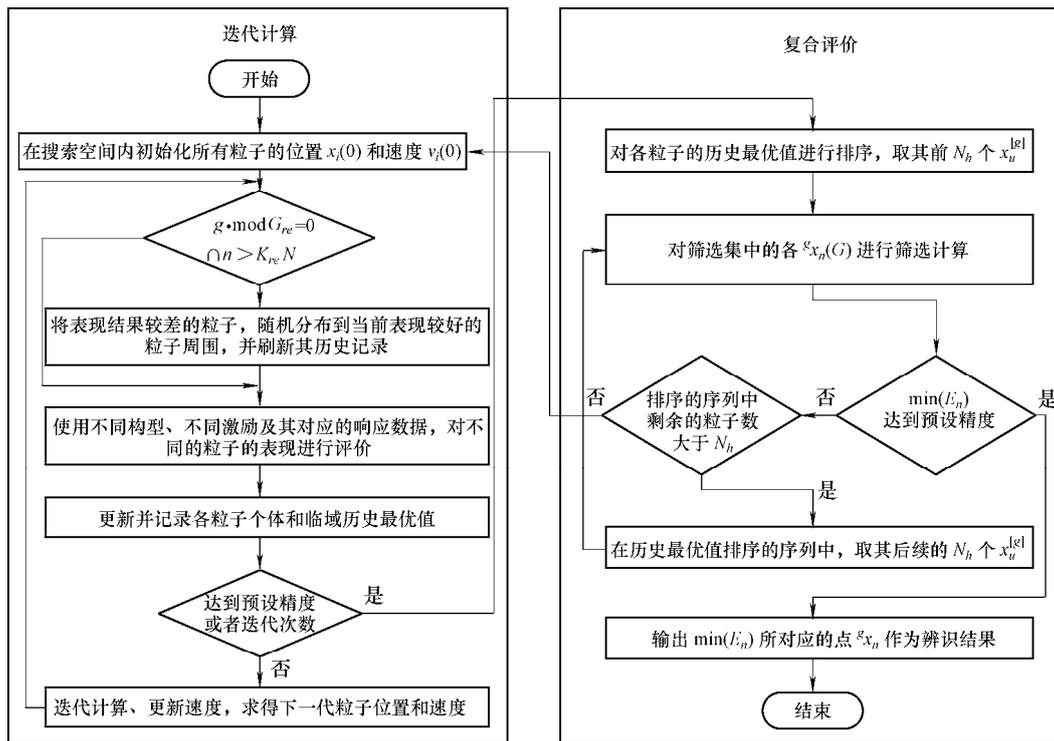


图 2 复合评价策略流程

## 2 复合评价策略分析

前文将空间机器人<sup>[12-13]</sup>抓取对象的惯性参数辨识分为迭代阶段和复合评价筛选阶段，专门针对复杂对象辨识设计。复杂对象，除了其自身传递函数的复杂性、多拐点和多局部极小值区对辨识算法

带来的难度外，如果选用的激励-响应数据不合适，还可能不存在唯一解。对于智能搜索算法而言，不存在唯一解即不存在唯一的全局最优点，此时智能算法无论如何设计，也无法保证收敛至真实结果。由于该特点，当待辨识的参数多，而可用的观测量较少时，辨识中的局部极小值问题可能非常突出，极易出现在评价指标下，某些局部极小值点与全局

最小值有相近的表现，此时小幅的测量误差将对辨识结果产生剧烈影响。

除了对迭代算法的改进外，解决局部极小值和全局最小值非唯一问题的一种有效方式就是增加迭代搜索中评价函数选用的激励-响应数据组数，使得评价函数更能够广泛的涵盖复杂对象的各种情况。假设使用  $f$  组数据进行评价，则评价函数为

$$e(\mathbf{x}_n) = \frac{1}{f} \sum_{i=1}^f \left\| \frac{\hat{\alpha}(\mathbf{x}_n) - \tilde{\alpha}(\mathbf{x}_n)}{\hat{\alpha}(\mathbf{x}_n)}, \frac{\hat{\beta}(\mathbf{x}_n) - \tilde{\beta}(\mathbf{x}_n)}{\hat{\beta}(\mathbf{x}_n)}, \frac{\hat{\gamma}(\mathbf{x}_n) - \tilde{\gamma}(\mathbf{x}_n)}{\hat{\gamma}(\mathbf{x}_n)} \right\|_2^2 \quad (12)$$

该方法虽然直接有效，但以牺牲辨识效率为前提，引入组数据进行优化指标时仅在正向计算耗费上就增加了  $(f-1)$  倍。由于复杂对象的特点，即使使用了有限的多组数据，也难以保证辨识算法的收敛稳定性。系统的复杂性越高，对选用的数据组数的需求就越大，其计算耗费也倍数化增加。

在评价函数中引入多组激励-响应数据，主要效果是使得迭代优化中更难陷入局部极小值区。由于最终目的在于能够辨识出准确的参数，并不要求迭代中间过程的优化方向一致正确，因此可以用复合评价策略，特点如下。

(1) 分层次设计指标评价函数，迭代过程中的指标评价函数与筛选辨识结果的指标评价函数分别设计。

(2) 迭代过程中的评价函数中使用少量甚至是单组激励-响应数据，迭代过程不要求分辨局部极小值与全局最小值，但能够遍历与全局最小值表现相当的极小值点，记录各极小值点的位置，并保证全局最小值点/区域在记录中。

(3) 迭代结束除了满足误差指标函数满足预设值外，还需要加入固定的迭代次数条件或极小值遍历条件。

(4) 引入大量的激励-响应数据，对记录的各极小值点进行校验评价和筛选，获取辨识结果。

由于不依赖迭代过程的算法获取辨识结果，因此不需要使用多组激励-响应数据进行评价计算，降低了迭代中的计算消耗(迭代的计算消耗是整个辨识过程中的主要部分)。在最后的筛选计算中，由于极小值点相对于待辨识的参数空间而言非常有限，因此即使最后使用大量的激励-响应数据进行筛选计算，辨识的计算消耗的增量能够有效控制。只要确保全局最小值点在记录的极小值点集合内，最终的辨识效果可以与在迭代计算中使用多组激励-响

应数据的辨识结果相当甚至可能更好。

## 4 算例与结果分析

空间机器人数字模型为主星上搭载一个六关节机械臂，假设主星总质量约为 550 kg，机械臂质量约为 60 kg。其构型如图 3 所示。

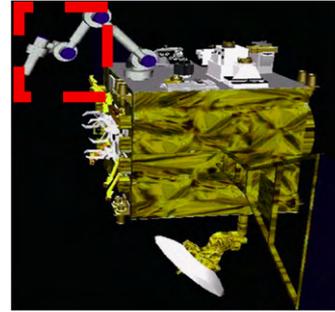


图 3 仿真算例模型示意图

算例 1：随机在如表 1 所示的预设参数变化范围内生成待辨识参数，由正向动力学模型式(4)和随机生成的多关节机械臂激励生成对应的响应输出，并加入 2% 的随机测量误差。抓取物体的试验参数随机变化范围如表 1 所示。

表 1 仿真算例中预设待辨识参数变化范围

参数	变动范围
质量 $m/\text{kg}$	0 ~ 220
质心位置 $x/\text{m}$	-0.3 ~ 0.3
质心位置 $y/\text{m}$	-0.3 ~ 0.3
质心位置 $z/\text{m}$	0 ~ 0.8

改进粒子群算法中的参数定义如下：粒子总数为 500，迭代总次数  $G = 50$ ，最终邻域粒子比例  $K_{nb}$  为 10%，筛选间隔代数  $G_{re}$  为 10，每次重启粒子比例  $K_{re}$  为 20%。该算法在文献[11]用于该对象的基座动力学参数辨识。仿真辨识试验次数为 115 次，当没有使用本文所述的复合评价策略时，对质心位置  $b_i$  和质量  $m_i$  的辨识结果如图 4 所示，采用绝对误差统计  $E_a$  和归一化误差统计平均值  $E_m$  进行误差统计，误差定义如式(13)所示。式(13)中， $r_x$  表示该参数的变动范围， $(p)$  表示第  $p$  次辨识仿真试验， $m$  表示辨识试验总次数。归一化误差见图 5。为了便于分析，对随机生成的参数进行了升序排列，同样对辨识的统计误差结果也进行了升序排列

$$\begin{cases} E_a = \left[ \frac{1}{m} \sum_p e_a^2(p) \right]^{\frac{1}{2}} \\ E_m = \left[ \frac{1}{m} \sum_p e_m^2(p) \right]^{\frac{1}{2}} \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} e_a(p) = x_{id} - x_{ob} \\ e_m(p) = \frac{x_{id}(p) - x_{ob}(p)}{r_x} \end{cases}$$

式中,  $x_{id}$  表示某参数的辨识结果;  $x_{ob}$  表示对应参数的设置值。

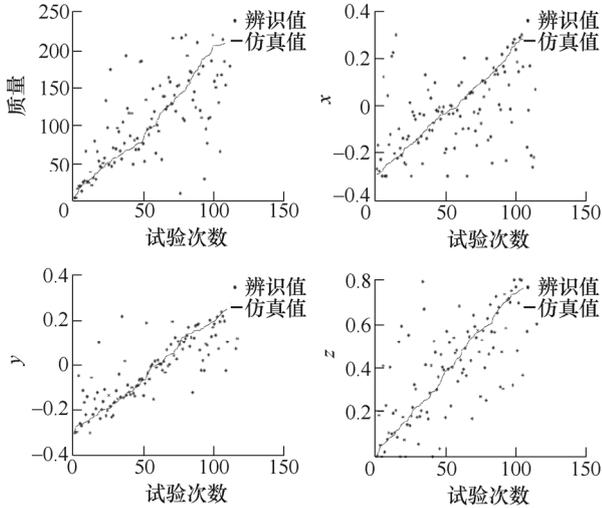


图 4 未使用复合评价策略的各参数辨识结果(为方便统计和分析,对设置值进行了升序排序)

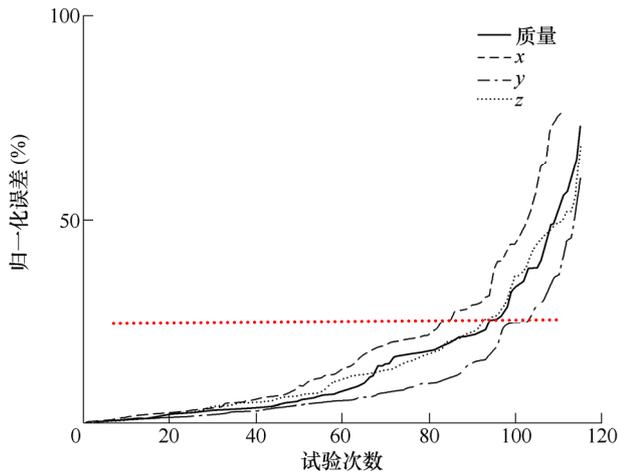


图 5 未使用复合评价策略的各参数辨识相对误差(为方便统计和分析,对设置值进行了升序排序)

当算例 1 使用本文所述的复合评价方法时, 设  $N_h=20$ ,  $N_r=30$ , 仅一轮复合评价筛选后, 对质心位置  $b_i$  和质量  $m_i$  的辨识结果如图 6 所示, 归一化误差如图 7 所示, 统计结果如表 2 所示。从表 2 可知, 在相同的算例下, 使用复合评价策略对改进型

PSO 方法进行辅助后, 大幅度提高了辨识精度, 辨识精度提升接近一个数量级。平均辨识误差小于 8%, 90% 以上的辨识误差小于 5%, 这也证明了复合评价策略对于局部极小值问题的有效性。

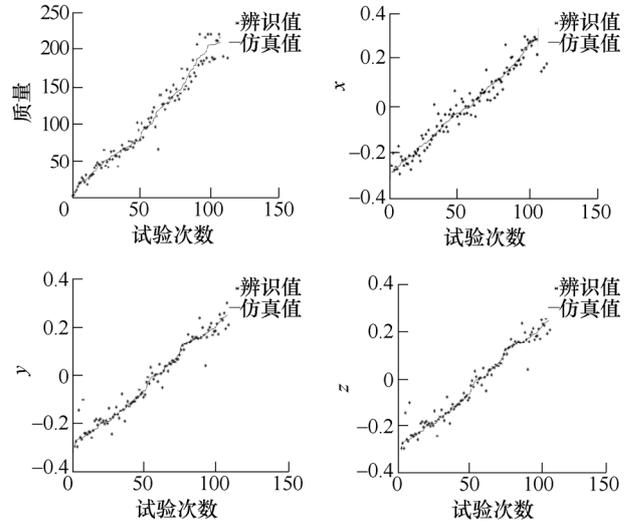


图 6 使用复合评价策略后的各参数辨识结果(为方便统计和分析,对设置值进行了升序排序)

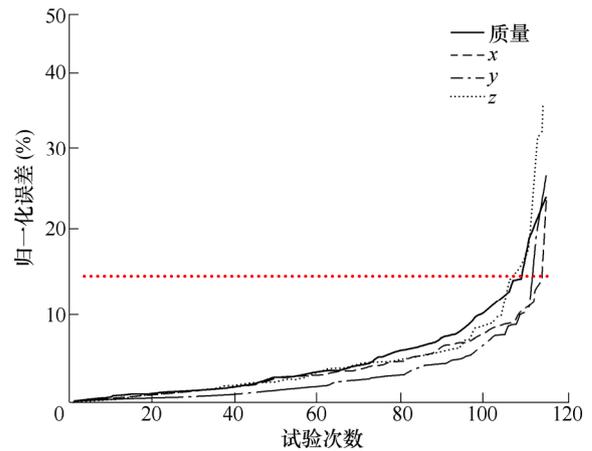


图 7 使用复合评价策略后的各参数辨识相对误差(为方便统计和分析,对设置值进行了升序排序)

算例 1 中, 仅使用了一轮复合评价筛选即达到了较好的辨识效果, 复合评价的计算耗费约为迭代计算中约 1.2 代的计算耗费, 总计算耗费增加量约 2.4%, 相比于辨识精度的提高效果(表 2 中算例 1 中抓取目标质量、质心位置三方向分量的辨识精度均提高了 2~4 倍), 计算耗费的增加是值得的。

表 2 使用复合评价方法对辨识结果的影响统计表

参数	未使用复合评价策略		使用复合评价策略	
	绝对误差统计平均值	归一化误差统计平均值(%)	绝对误差统计平均值	归一化误差统计平均值(%)
质量 $m/kg$	47.208 2	21.46	11.722 3	5.33
$x/m$	0.179 3	29.88	0.042 5	7.09
$y/m$	0.092 8	15.47	0.031 9	5.32
$z/m$	0.168 9	21.12	0.064 9	8.12

算例2：对上述115组算例采用不同的 $N_r$ 进行复合评价，各参数的归一化误差统计平均值如表3所示。从表3可知，随着使用的激励-响应数据组数的增加，辨识精度增高，但增高的速率减缓。表3也侧面说明了，对该星-臂-目标耦合系统进行辨识

时，如果不采用本文所提出的复合评价策略，要达到同样的辨识精度，在迭代算法中需要综合评价的激励-响应数据组数(即使用式(12)评价中的 $f$ )需要达到10左右的量级。

表3 使用复合评价方法对辨识结果的影响统计表(%)

参数	$N_r=5$	$N_r=10$	$N_r=15$	$N_r=30$	$N_r=50$
质量 $m/\text{kg}$	9.36	6.60	8.48	5.33	4.68
$x/\text{m}$	17.97	14.72	13.21	7.09	8.42
$y/\text{m}$	8.18	6.92	6.29	5.32	4.94
$z/\text{m}$	10.00	9.91	9.15	8.12	8.25

## 4 结论

(1) 本文提出的基于复合评价的辨识策略，目的是在不增加或少量增加计算消耗的前提下，有效提升针对复杂对象辨识中抗极小值问题的性能。从仿真测试结果来看，取得了预期效果。该策略有望在更宽泛的对象和领域中运用。

(2) 本文在迭代算法中采用了一种改进 PSO 算法，但复合评价策略中可使用的迭代算法不限于此。迭代算法在结合本策略进行辨识时，不要求能分辨出局部极小值与全局最小值，但要求经过迭代后全局最优值点被包含在筛选集内。对于复杂对象，目前没有任何一种算法能完全保证这一点，群体智能型算法如遗传算法、粒子群算法、差分演化算法等由于有多点搜寻和较广的初值分布优势，可能更适合于该策略的使用。

(3) 本文提出的复合评价策略流程还可以有数种改进，复合评价可以在迭代计算过程中进行，在复合评价后，根据结果继续迭代优化，理论上可以提高辨识精度。然而现实中由于激励-响应数据带有测量误差，用于辨识计算的理论模型也不会与真实模型完全一致，上述两点限制了辨识精度的上限。

## 参 考 文 献

- [1] ÅSTROM K J, EYKHOFF P. System identification—A survey[J]. Automatica, 1971, 7(7): 123-162.
- [2] 孙玮. 智能算法在系统辨识中的研究应用[D]. 北京：华北电力大学，2008.  
SUN Wei. Study and application of intelligent algorithms in system identification[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2008.
- [3] FLEMING P J, RONIN C P. Evolutionary algorithms in control systems engineering: A survey[J]. Control Engineering Practice, 2002, 10(11): 1223-1241.

- [4] CANTUPAZ B E. A survey of parallel genetic algorithms. Calculateurs paralleles[J]. Reseaux et Systems Repartis, 1998, 10(2): 141-171.
- [5] KIRANYAZ S, INCE T, GABBOUJ M. Multidimensional particle swarm optimization for machine learning and pattern recognition[M]. Springer Publishing Company, Incorporated, 2015.
- [6] MUROTSU Y, TSUJIO S, SENDA K, et al. System identification and resolved acceleration control of space robots by using experimental system[C]// Intelligent Robots and Systems' 91. Intelligence for Mechanical Systems, Proceedings IROS'91. IEEE/RSJ International Workshop on. IEEE, 1991: 1669-1674.
- [7] MUROTSU Y, SENDA K, OZAKI M. Parameter identification of unknown object handled by free-flying space robot[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 1994, 17(3): 488-494.
- [8] WALKER M W, WEE L B. Adaptive control of space-based robot manipulators[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1991, 7(6): 828-835.
- [9] MA O, DANG H, PHAM K. On-orbit identification of inertia properties of spacecraft using a robotic arm[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2008, 31(6): 1761-1771.
- [10] 吴江飞. 星载 GPS 卫星定轨中若干问题的研究[D]. 上海：中国科学院上海天文台，2006.  
WU Jiangfei, Study on some problems of LEOs orbit determination based on GPS[D]. Shanghai: Shanghai Astronomical Observatory of Chinese Academy, 2006.
- [11] 马欢, 李文皓, 肖歆昕, 等. 空间机器人惯性参数辨识的粒子群新算法[J]. 宇航学报, 2015, 36(3): 278-283.  
MA Huan, LI Wenhao, XIAO Xinxin, et al. A new particle swarm optimization approach to the inertia parameters identification of on-orbit space robot[J]. Journal of Astronautics, 2015, 36(3): 278-283.

(下转第 53 页)

Engineering, 2013, 49(15): 15-21.

- [22] 张慧博, 潘冬, 陈军, 等. 间隙旋转铰接触碰撞模型固有特性分析[J]. 机械科学与技术, 2012, 31(2): 239-243.  
ZHANG Huibo, PAN Dong, CHEN Jun, et al. Inherent characteristic analysis of contact dynamics model of revolute joint with clearance[J]. Mechanical Science and Technonlogy for Aerospace Engineering, 2012, 31(2):

239-243.

作者简介: 张慧博, 男, 1985 年出生, 博士, 讲师。主要研究方向为多体系统动力学、航天机构可靠性。

E-mail: zhanghb@hebut.edu.cn

赵阳(通信作者), 男, 1968 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为飞行器动力学仿真、航天机构可靠性、航天机构动力学。

E-mail: yangzhao@hit.edu.cn



(上接第 43 页)

- [12] HUANG P, WANG M, MENG Z, et al. Attitude takeover control for post-capture of target spacecraft using space robot[J]. Aerospace Science & Technology, 2016, 51: 171-180.  
[13] ZHANG T, YUE X, NING X, et al. Stabilization and parameter identification of tumbling space debris with bounded torque in postcapture[J]. Acta Astronautica, 2016, 123: 301-309.

作者简介: 李文皓(通信作者), 男, 1983 年出生, 副研究员。主要研究方向为空间对象遥操作与飞行控制。

E-mail: liwenhao@imech.ac.cn

马欢, 男, 1988 年出生, 博士研究生。主要研究方向为空间对象参数辨识与状态预报。

E-mail: mahuan@imech.ac.cn

张珩, 男, 1961 年出生, 博士, 研究员, 博士研究生导师。主要研究方向为控制理论与空间遥操作技术。

E-mail: hjheng@263.net