第 36 卷 第 3 期
2015 年 3 月

宇 航 学 报
Journal of Astronautics

Vol. 36 No. 3
March 2015

空间机器人惯性参数辨识的粒子群优化新算法

马 欢[1]，李文皓[1]，肖歆昕[1]，刘 宏[2]，蒋再男[2]
(1. 中国科学院力学研究所，北京 100190；2. 哈尔滨工业大学机器人技术与系统国家重点实验室，哈尔滨 150001)

摘 要： 提出了针对一类多自由度空间机器人卫星惯性参数在轨辨识的一种粒子群(PSO)优化新算法。通过粒子邻域限定的多样性保持、低效粒子随机重置和粒子误差的序列性评价，得到了比常规方法更好的结果，且具有无附加燃料消耗、线动量测量和特定的机器人路径规划等便利性优点。仿真算例表明，该改进方法具有较高的准确性与效率。

关键词： 空间机器人；参数辨识；粒子群算法；卫星
中图分类号： V448.2 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000-1328(2015)03-0278-06
DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2015.03.005

A New Particle Swarm Optimization Approach to the Inertia Parameters Identification of Onorbit Space Robot

MA Huan[1], LI Wen-hao[1], XIAO Xin-xin[1], LIU Hong[2], JIANG Zai-nan[2]
(1. Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
2. State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: A new kind of particle swarm optimization (PSO) algorithm is proposed to identify the inertia parameters of an onorbit satellite equipped with a class of Multi-DOF robot. By diversity maintenance by limiting the definition of particle neighborhood, random reset of inefficient particles and sequential evaluation of particle errors, a better result is achieved in contrast with the classical PSO algorithm. Moreover, it doesn't require additional fuel consumption, linear momentum measurement nor specific robot path planning. The simulation experiments show that the improved algorithm performs more accurately and efficiently.

Key words: Space robot; Parameter identification; Particles swarm optimization; Satellite

0 引 言

载有机器人的卫星(简称空间机器人)在轨运行期间，不仅其总质量随着燃料的消耗发生变化，并且由于机器人系统的运动和抓载作业等也都会导致卫星的惯性参数不断改变。这将会对机器人的任务规划和运动规划等带来很大困难，也无形中大大增加了系统的安全性风险。因此这类卫星惯性参数的在轨辨识已成为空间机器人领域的一个重要研究热点[1]。

早期的研究往往借助星载助推器施加外力，通过测量机器人各关节的加速度信号，求解牛顿—欧拉运动方程来确定惯性参数。其缺点在于不仅需要附加的燃料消耗，而且不易获得精确的关节加速度及力矩信息[2]。文献[3-5]运用机械臂关节转动前后主星姿态和位置的变化，以动量和角动量守恒定律为基础来确定惯性参数。这不但需要驱动多个关节运动，同时还必须获知很难精确测量的线动量数据[6]。文献[7-8]则通过运动学仿真建立样本库，对多层前向神经网络进行训练，并将训练好的神经网络用于实时在轨辨识。这就要求系统只能在预先选定的样本范围内运行，适应性较差。另外，当机

收稿日期: 2014-01-24； **修回日期:** 2014-04-10
基金项目: 国家重点基础研究发展计划(2013CB733000)

?1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

器人关节自由度以及待辨识参数较多时,其神经网络将难于设计和训练。总的来说,这些方法对卫星续航作业能力、星载传感器精度、机器人关节数量以及辨识路径规划各有要求,使其实际运用受到诸多限制。

本文试图以机器人的正常作业运动为基础,无需燃料消耗、线动量测量和特定的机器人路径规划等附加条件,提出了在粒子邻域限定的多样性保持、低效粒子随机重置和粒子误差序列性评价等方面加以综合改进的粒子群(PSO)新算法,实现空间机器人惯性参数的在轨辨识,以获得更广泛的适应性。

1　空间机器人运动学模型

假设对象为空间中自由漂浮的多关节机器人及其基座(主星)构成的系统(如图 1 所示),其合外力仅为地球重力。机器人为由旋转关节铰接若干连杆以及一个基座而成的刚体系统。系统的初始状态已知,随后处于空间自由漂浮状态,即主星位置和姿态均不受助推器或其他类似外力控制。

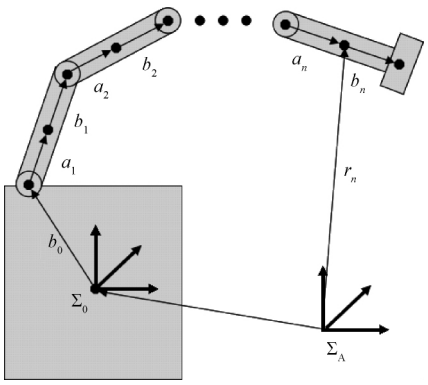

图 1　空间机器人模型

Fig. 1　A model of space robot

在空间自由漂浮条件下,惯性系中,机器人系统满足动量守恒和角动量守恒:

$$\sum_{i=0}^{n} m_i \dot{\boldsymbol{r}}_i = \boldsymbol{P} \tag{1}$$

$$\sum_{i=0}^{n} \left(\bar{\boldsymbol{I}}_i \boldsymbol{\omega}_i + m_i [\boldsymbol{r}_i \times] \dot{\boldsymbol{r}}_i \right) = \boldsymbol{L} \tag{2}$$

其中 n 为机械臂连杆数($i = 0$ 表示主星相关量),m_i 为连杆 i 的质量,$\boldsymbol{r}_i$ 为连杆 i 质心位矢,$\bar{\boldsymbol{I}}_i$ 为连杆 i 对其质心的惯量矩阵,$\boldsymbol{\omega}_i$ 为连杆 i 的角速度,$\boldsymbol{P}$ 和 $\boldsymbol{L}$ 分别为系统动量和角动量,以上各量均定义在惯性系 F_A 中。且对向量 $\boldsymbol{v}$,有:

$$[\boldsymbol{v} \times] = \begin{bmatrix} 0 & -v_3 & v_2 \\ v_3 & 0 & -v_1 \\ -v_2 & v_1 & 0 \end{bmatrix}$$

利用方程(1)~(2),以及各机械臂的物理结构及其坐标转换关系[9],可以将式(2)左边两项分解如下:

$$\begin{aligned} \sum_{i=0}^{n} \bar{\boldsymbol{I}}_i \boldsymbol{\omega}_i = & \sum_{i=0}^{n} [\boldsymbol{A}_i \boldsymbol{I}_i ({}^i\boldsymbol{A}_A)] \boldsymbol{\omega}_G + \dot{\alpha} \sum_{i=0}^{n} [\boldsymbol{A}_i \boldsymbol{I}_i ({}^i\boldsymbol{A}_A)] {}^A\boldsymbol{A}_0 \hat{\boldsymbol{x}}_0 + \\ & \dot{\beta} \sum_{i=0}^{n} [\boldsymbol{A}_i \boldsymbol{I}_i ({}^i\boldsymbol{A}_A)] {}^A\boldsymbol{A}_0 \hat{\boldsymbol{y}}_0 + \dot{\gamma} \sum_{i=0}^{n} [\boldsymbol{A}_i \boldsymbol{I}_i ({}^i\boldsymbol{A}_A)] {}^A\boldsymbol{A}_0 \hat{\boldsymbol{z}}_0 + \\ & \sum_{k=1}^{n} \dot{\varphi}_k \left(\sum_{i=1}^{n} [\boldsymbol{A}_i \boldsymbol{I}_i ({}^i\boldsymbol{A}_A)] {}^A\boldsymbol{A}_k \hat{\boldsymbol{z}}_k \right) \end{aligned} \tag{3}$$

$$\begin{aligned} & \sum_{i=0}^{n} m_i [\boldsymbol{r}_i \times] \dot{\boldsymbol{r}}_i = \sum_{i=0}^{n} m_i [\boldsymbol{r}_i \times] \dot{\boldsymbol{r}}_G + \\ & \sum_{k=1}^{n} \left(\dot{\varphi}_k \sum_{i=0}^{n} m_i [\boldsymbol{r}_i \times] \boldsymbol{v}_{ik} \right) + \\ & \dot{\alpha} \sum_{i=0}^{n} m_i [\boldsymbol{r}_i \times] \left[\sum_{j=1}^{n} K_{ij} \frac{\partial ({}^A\boldsymbol{A}_0)}{\partial \alpha} ({}^0\boldsymbol{A}_j \boldsymbol{a}_j + {}^0\boldsymbol{A}_{j-1} \boldsymbol{b}_{j-1}) \right] + \\ & \dot{\beta} \sum_{i=0}^{n} m_i [\boldsymbol{r}_i \times] \left[\sum_{j=1}^{n} K_{ij} \frac{\partial ({}^A\boldsymbol{A}_0)}{\partial \beta} ({}^0\boldsymbol{A}_j \boldsymbol{a}_j + {}^0\boldsymbol{A}_{j-1} \boldsymbol{b}_{j-1}) \right] + \\ & \dot{\gamma} \sum_{i=0}^{n} m_i [\boldsymbol{r}_i \times] \left[\sum_{j=1}^{n} K_{ij} \frac{\partial ({}^A\boldsymbol{A}_0)}{\partial \gamma} ({}^0\boldsymbol{A}_j \boldsymbol{a}_j + {}^0\boldsymbol{A}_{j-1} \boldsymbol{b}_{j-1}) \right] \end{aligned} \tag{4}$$

$$K_{il} = \begin{cases} \sum_{j=0}^{l-1} m_j / \sum_{j=0}^{n} m_j, & \forall i \geqslant l \\ -\sum_{j=l}^{n} m_j / \sum_{j=0}^{n} m_j, & \forall i < l \end{cases} \tag{5}$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{v}_{il} = & \sum_{j=l}^{n} K_{ij} \left({}^A\boldsymbol{A}_{l-1} \frac{\partial ({}^{l-1}\boldsymbol{A}_l)}{\partial \varphi_l} ({}^l\boldsymbol{A}_j) \boldsymbol{a}_j \right) + \\ & \sum_{j=l+1}^{n} K_{ij} \left({}^A\boldsymbol{A}_{l-1} \frac{\partial ({}^{l-1}\boldsymbol{A}_l)}{\partial \varphi_l} ({}^l\boldsymbol{A}_{j-1}) \boldsymbol{b}_{j-1} \right) \end{aligned}$$

$$i = 0, 1, \ldots, n \qquad l = 1, 2, \ldots, n \tag{6}$$

以上各式中,F_0 定义为主星体坐标系,原点在主星质心;$F_i, i \in \{1, 2, \ldots, n\}$ 为机械臂第 i 杆体坐标系,其原点固定在杆 $i-1$ 与杆 i 的连接点处,z 轴与关节 i 的旋转轴保持一致。$\hat{\boldsymbol{x}}_k, \hat{\boldsymbol{y}}_k, \hat{\boldsymbol{z}}_k$ 表示 F_k 的三轴单位矢量,${}^jA_k$ 表示从 F_k 到 F_j 的转换矩阵。$\boldsymbol{I}_i$ 为 $\bar{\boldsymbol{I}}_i$ 在 F_i 中表示的惯量矩阵,$\boldsymbol{a}_i$ 为由 F_i 原点指向杆 i 质心的矢量在 F_i 下的分量组成的向量,$\boldsymbol{b}_i$ 为由杆 i 质心指向 F_{i+1} 原点的矢量在 F_i 下的分量组成的向量,α,β,γ 为主星姿态三轴欧拉角,φ_i 为关节 i 的转角。$\boldsymbol{r}_G$ 为 F_A 中系统质心位矢,$\boldsymbol{\omega}_G$ 为 F_A 中系统初始角速

?1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

度。

系统初始角动量为0时，可将方程(3)～(4)代入式(2)并整理为如下简单的表达式[10-11]：

$$\bar{\boldsymbol{I}}_S\dot{\boldsymbol{\varphi}}_S+\bar{\boldsymbol{I}}_M\dot{\boldsymbol{\varphi}}_M=0 \tag{7}$$

即：

$$\dot{\boldsymbol{\varphi}}_S=(-\bar{\boldsymbol{I}}_S^{-1}\bar{\boldsymbol{I}}_M)\dot{\boldsymbol{\varphi}}_M \tag{8}$$

其中$\bar{\boldsymbol{I}}_S$和$\bar{\boldsymbol{I}}_M$为主星和机械臂的广义转动惯量，$\dot{\boldsymbol{\varphi}}_S=[\dot{\alpha},\dot{\beta},\dot{\gamma}]^{\mathrm{T}}$，$\dot{\boldsymbol{\varphi}}_M=[\dot{\varphi}_1,\dot{\varphi}_2,\ldots,\dot{\varphi}_n]^{\mathrm{T}}$。

一般意义下，式(8)即为自由漂浮空间机器人的正向运动学方程。

2 辨识模型与目标函数

根据式(8)中未知量和惯性参数的依赖关系，可进一步将其展开为如下函数：

$$\dot{\boldsymbol{\varphi}}_S=f(\dot{\boldsymbol{\varphi}}_M;m_0,\boldsymbol{b}_0,\boldsymbol{I}_0,\boldsymbol{\varphi}_S,\boldsymbol{\varphi}_M) \tag{9}$$

其中待辨识的未知量为主星质量m_0、主星质心到坐标系1原点的矢量$\boldsymbol{b}_0$和主星转动惯量$\boldsymbol{I}_0$，共计10个标量。首先对其进行化简。

当燃料箱相对主星所占的体积占比较小时，就可将原待辨识量简化为燃料消耗量m_{df}和燃料箱质心位置$\boldsymbol{b}_f$的函数，即：

$$m_0=m_I-m_{df} \tag{10}$$

$$\boldsymbol{b}_0=\boldsymbol{b}_I+\frac{m_{df}}{m_0}\boldsymbol{b}_f \tag{11}$$

$$\boldsymbol{I}_0=\boldsymbol{I}_I+\frac{m_{df}^2}{m_0}[b_{fx}^2\quad b_{fy}^2\quad b_{fz}^2]^{\mathrm{T}}-m_{df}\begin{bmatrix}b_{fy}^2+b_{fz}^2 & -b_{fx}b_{fx} & -b_{fx}b_{fz}\\ -b_{fx}b_{fx} & b_{fx}^2+b_{fz}^2 & -b_{fy}b_{fz}\\ -b_{fx}b_{fz} & -b_{fy}b_{fz} & b_{fy}^2+b_{fx}^2\end{bmatrix} \tag{12}$$

式中：m_I，$\boldsymbol{b}_I$，$\boldsymbol{I}_I$为无燃料消耗时的初值，b_{fx}，b_{fy}，b_{fz}为$\boldsymbol{b}_f$三轴分量。另外，若同一时刻只转动一个关节i，则还可将关节角速度解耦以简化问题，即：

$$\dot{\boldsymbol{\varphi}}_S/\dot{\varphi}_i=\begin{bmatrix}[-\bar{\boldsymbol{I}}_S^{-1}\bar{\boldsymbol{I}}_M]_{1,i}\\ [-\bar{\boldsymbol{I}}_S^{-1}\bar{\boldsymbol{I}}_M]_{2,i}\\ [-\bar{\boldsymbol{I}}_S^{-1}\bar{\boldsymbol{I}}_M]_{3,i}\end{bmatrix} \tag{13}$$

其中$(\cdot)_{j,i}$表示矩阵$(\cdot)$的第j行第i列。将式(10)～(13)代入式(3)～(4)，化简后的辨识模型为：

$$\dot{\boldsymbol{\varphi}}_S=f(m_{df},\boldsymbol{b}_f;\dot{\varphi}_i,\boldsymbol{\varphi}_M,\boldsymbol{\varphi}_S) \tag{14}$$

取主星姿态角速度三个分量计算的误差平方和作为优化目标函数，从而将辨识问题转化为求使误差函数最小的M_{df}，$\boldsymbol{b}_f$的优化问题，即：

$$\underset{m_{df},\boldsymbol{b}_f}{\operatorname{argmin}}\|\dot{\boldsymbol{\varphi}}_S(m_{df},\boldsymbol{b}_f)-\hat{\dot{\boldsymbol{\varphi}}}_S\|_2^2 \tag{15}$$

其中$\hat{\dot{\boldsymbol{\varphi}}}_S$为主星姿态角速度测量值(或观测值)。

3 改进的PSO算法

鉴于机器人卫星系统运动学方程的复杂性，我们考虑利用PSO智能化构架[12]，并加以种群多样性保持能力增强、收敛速度提高和序列化误差评价的策略设计，用以在保持PSO方法可并行计算和广泛适应性等优点[13]的前提下，得到更加优化和快捷的辨识结果。文中的待辨识量为燃料质量及其质心位置矢量$(m_{df},\boldsymbol{b}_f)$，它们构成了四维搜索空间$\boldsymbol{x}\in\mathbf{R}^4$。这些辨识参数通过式(10)～(12)还可转换为主星的质量、质心位置和转动惯量。

一般意义下粒子群算法的速度更新式为[13]：

$$\begin{cases}\boldsymbol{v}_n(g+1)=\omega\boldsymbol{v}_n(g)+c_1\xi[\boldsymbol{x}_n(g)-\boldsymbol{x}_n(g)]+\\ \qquad c_2\eta[{}^g\boldsymbol{x}_n(g)-\boldsymbol{x}_n(g)]\\ \boldsymbol{x}_n(g+1)=\boldsymbol{x}_n(g)+\boldsymbol{v}_n(g+1)\end{cases} \tag{16}$$

其中，$\boldsymbol{x}_n(g)$和$\boldsymbol{v}_n(g)$分别为第g代的第n个粒子位置和速度，$n=1,2,\ldots,N$，$g=1,2,\ldots,G$；${}^i\boldsymbol{x}_n(g)$代表粒子个体历史最优位置；${}^g\boldsymbol{x}_n(g)$代表种群历史最优位置。此外，c_1和c_2为学习因子，ω为惯性权重，ξ和η为均匀分布的随机数。此处将种群限定为当前粒子邻域的若干粒子。

本问题中对邻域的定义(粒子群的拓扑结构)采用与某粒子的欧氏距离最短的N_{nb}个粒子组成该粒子的邻域，且迭代期间，N_{nb}线性增大。

为了解决经典PSO方法不易平衡优化性和种群多样性之间的矛盾和获得更高效、更稳定的迭代结果，本文提出以下三点改进方法。

首先，为了保持种群多样性，对邻域范围进行限制。定义邻域N_{nb}满足：

$$N_{nb}(g)=\frac{g}{G}K_{nb}N \tag{17}$$

其中，$K_{nb}<1$为邻域粒子最大比例。由此可保证使每一个局部最优区间获得充分发育，并能够避免邻域的定义向全局扩散。

?1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

其次,为了提高粒子利用率,改善收敛性能,对所有粒子进行定期筛选。即每隔若干代,就将那些陷入局部最优值的粒子群强制重启到好的区间附近,以加速收敛。设 $e[\boldsymbol{x}_n(g)]$,$n=1,2,\ldots,N$ 为将粒子按个体历史最优误差递增排序的序列,则令:

$$\boldsymbol{x}_n(g)={}^g\boldsymbol{x}_r(g)+\boldsymbol{\xi},\ \text{当}\ G_{re}|g\ \text{且}\ n>K_{re}N\ \text{时} \tag{18}$$

其中,G_{re} 为筛选间隔代数,$G_{re}|g$ 即 G_{re} 整除 g,K_{re} 为每次重启粒子比例,$e(\cdot)$ 为满足式(15)的优化目标函数,也即姿态角速度误差。${}^g\boldsymbol{x}_r(g)$ 为随机选取的某个表现较好的粒子 k 的邻域历史最优位置,$\boldsymbol{\xi}$ 为一个小区间内的四维随机矢量,其上界根据周围粒子的密度自适应地调整。

第三,为了充分利用 I/O 数据,降低测量误差干扰,从整段时序数据中人为抽取一个子序列作为已知参量,来计算不同粒子的误差。即:

$$\boldsymbol{e}_n(g)=f[\boldsymbol{x}_n(g);\dot{\boldsymbol{\varphi}}_i(t_n),\boldsymbol{\varphi}_M(t_n),\boldsymbol{\varphi}_S(t_n)]-\hat{\dot{\boldsymbol{\varphi}}}_S(t_n) \tag{19}$$

显然,经过如此处理,不同的粒子误差计算将使用参量不同的方程,但它们将最终收敛到相同的优化目标点,即所求的 m_{df},$\boldsymbol{b}_f$。

需要注意的是,在以上整个改进过程中,无须提供线动量测量数据,也不必为辨识做特定的路径规划,所有 I/O 数据只需满足激励的充分性要求,即可进行辨识。由此使得该改进算法在适应性和便利性上有了极大改善。

满足式(16)~(19)的改进后的粒子群算法流程如图 2 所示。

4　仿真算例

所用的模型为主星上搭载一个六关节机械臂,主星总质量为 550 kg,机械臂质量为 60 kg。其构型如图 3 所示。

改进粒子群算法中的参数定义如下: 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%。

图 4 和图 5 为分别使用经典粒子群算法以及改进的粒子群算法对问题进行求解的迭代过程。

观察每代全局最优值,与设定值相比,经典方法

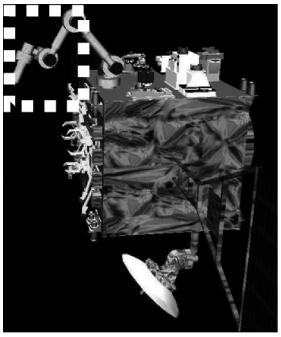

图 3　仿真算例模型示意图

Fig. 3　The simulation model

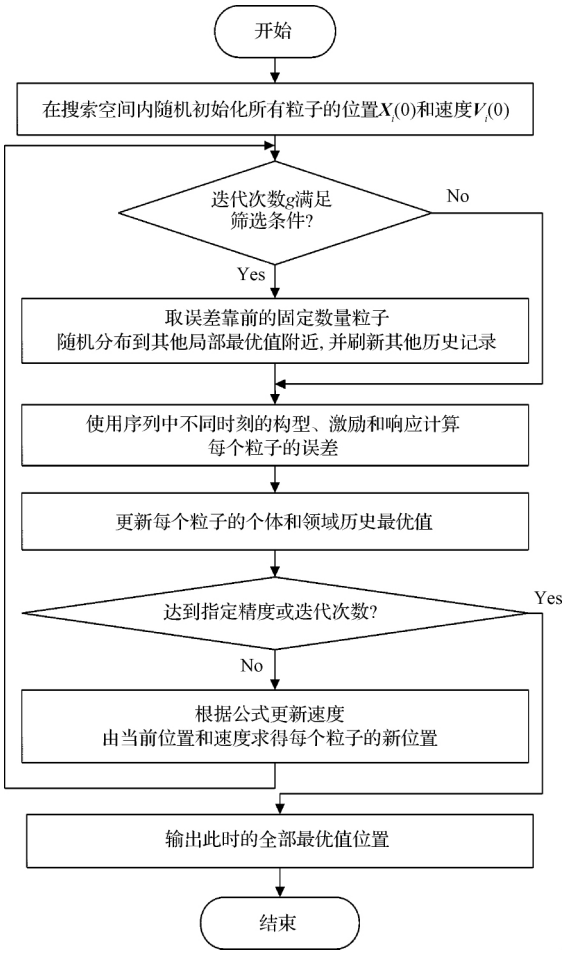

图 2　改进的粒子群算法流程

Fig. 2　Flow chart of improved PSO

中搜索结果的偏差一直很大。究其原因,临域从很小范围快速扩张到全局,受代数和粒子数限制,在临域粒子数上升之前,各局部较优区间粒子没有获得充分发育,受到其他局部最优区间的错误影响,破坏了种群多样性。而改进方法中最终结果与目标点非常接近; 全局最优值点经历大幅震荡,且明显粒子分

?1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

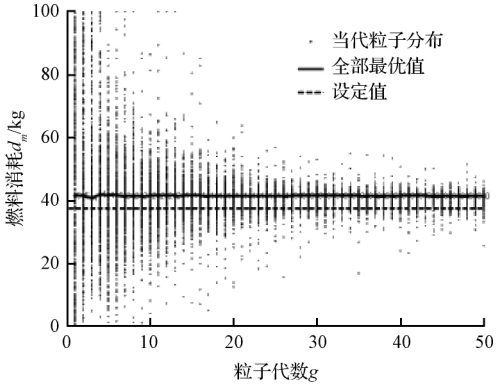

图 4 经典粒子群算法迭代过程

Fig. 4 Iterative process of classical PSO

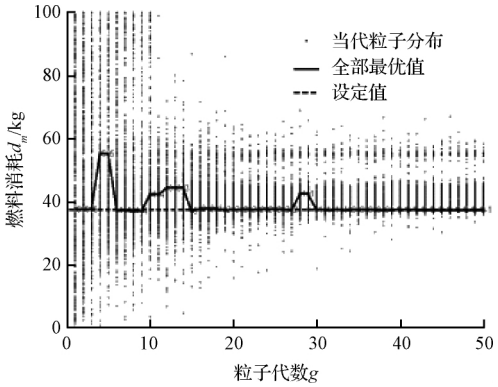

图 5 改进粒子群算法迭代过程

Fig. 5 Iterative process of improved PSO

布更为分散，说明种群多样性得到保证，多个区间得到足够的优化。

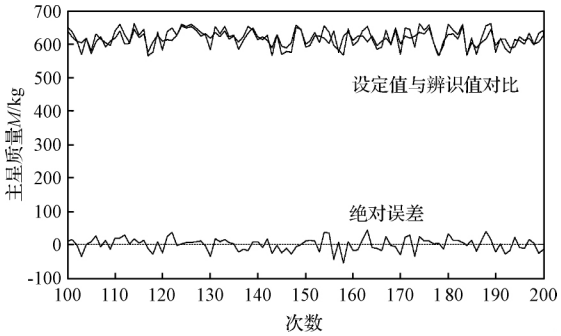

图 6 神经网络方法质量辨识的结果

Fig. 6 Mass identified by neural network

选用经过优化设计的双隐层 BP 神经网络，两隐层分别有 35 节点和 45 节点，层间传递函数为正切 Sigmoid 函数。基于仿真程序生成的大量样本，用最速下降法对神经网络进行训练[14]，然后对 200 组不同的设定值进行辨识，与改进的粒子群算法进行对比，结果如图 6 和图 7 所示。

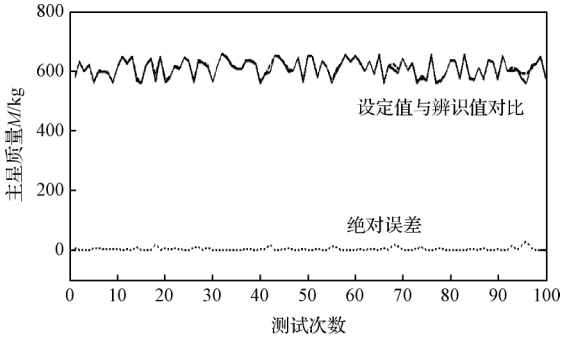

图 7 改进的粒子群算法质量辨识结果

Fig. 7 Mass identified by improved PSO

除主星质心位置的估计误差为 2.79% 之外，主星质量和转动惯量的辨识误差都在 0.6% ~0.93% 之间(见表 1)。与神经网络方法相比，经过改进的 PSO 算法在规模充分的计算过程中，参数辨识在精度、收敛性和稳定性等方面都明显得到提高。

表 1 改进的粒子群算法主要惯性参数辨识结果

Table 1 Primary inertial parameters identified by improved PSO

辨识参数	辨识误差/%
主星质量 M /kg	0.60
主星质心位置 r/mm	2.79
主星转动惯量 I_{xx} /kgm^2	0.61
主星转动惯量 I_{yy} /kgm^2	0.63
主星转动惯量 I_{zz} /kgm^2	0.93

5 结束语

本文发展了一种基于改进的 PSO 算法求解优化问题，进而辨识空间机器人惯性参数的方法。为兼顾收敛速度与辨识精度，对经典局部 PSO 方法进行了多项改进，包括种群多样性保持能力增强、收敛速度提高和序列化误差评价的策略设计等。经仿真校验，该方法具有良好的收敛性、适应性和便利性，可有效地用于空间机器人惯性参数辨识。

与传统方法相比，本文方法既不消耗工质驱动卫星，又无须获取难以精确测量的线速度，更不要求一定数量的机械臂关节为辨识规划特定的运动路径，只需保证系统 I/O 参量数据激励的充分性，即可广泛适用于实际辨识问题。此外，本文的工作还有望应用于更多复杂问题的优化计算中。

参 考 文 献

[1] 田富洋，吴洪涛，赵大旭，等. 在轨空间机器人参数辨识研

?1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

究 [J]. 中国空间科学技术, 2010, 30(1): 10 – 17. [Tian Fu-yang, Wu Hong-tao, Zhao Da-xu, et al. Parameter identification of orbital free-floating space robot [J]. Chinese Space Science and Technology, 2010, 30(1): 10 – 17.]

[2] Yoshida K, Abiko S. Inertia parameter identification for a free-flying space robot [C]. AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, Monterey, CA, August 5 – 8, 2002.

[3] 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.

[4] 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.

[5] 金磊, 徐世杰. 空间机器人抓取未知目标的质量特性参数辨识 [J]. 宇航学报, 2012, 33(11): 1570 – 1576. [Jin Lei, Xu Shi-jie. Inertial parameter identification of unknown object captured by a space robot [J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(11): 1570 – 1576.]

[6] 王甫红. 星载 GPS 自主定轨理论及其软件实现 [D]. 武汉: 武汉大学, 2006. [Wang Fu-hong. Theory and software development on autonomous orbit determination with spaceborne GPS measurements [D]. Wuhan: Wuhan University, 2006.]

[7] Venkataraman S T, Gulati S, Barhen J, et al. A neural ntwork based identification of environments models for compliant control of space robots [J]. IEEE Transactions on Robotics Automat, 1993, 9(5): 685 – 697.

[8] 何光彩, 洪炳镕, 郭恒业. 基于参数辨识的冗余自由飞行空间机器人多臂协调运动规划 [J]. 宇航学报, 2000, 21(1): 85 – 89. [He Guang-cai, Hong Bin-rong, Guo Heng-ye. Multi-arm coordinated motion planning of redundant free-flying space robot based on parameter identification [J]. Journal of Astronautics, 2000, 21(1): 85 – 89.]

[9] Umetani Y, Yoshida K. Resolved motion rate control of space manipulators with generalized jacobian matrix [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1989, 5(3): 303 – 314.

[10] Murotsu Y, Tsujio S, Senda K, et al. System identification and resolved acceleration control of space robots by using experimental system [C]. IEEE/RSJ International Workshop on Intelligent Robots and System, Osaka, Japan, November 3 – 5, 1991.

[11] Murotsu Y, Senda K, Ozaki M. Parameter identification of unknown object handled by free-fling space robot [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1994, 17(3): 488 – 494.

[12] 徐文福, 何勇, 王学谦, 等. 航天器质量特性参数的在轨辨识方法 [J]. 宇航学报, 2010, 31(8): 1906 – 1914. [Xu Wen-fu, He Yong, Wang Xue-qian, et al. On orbit identification of mass characteristic parameters for Spacecraft [J]. Journal of Astronautics, 2010, 31(8): 1906 – 1914.]

[13] Banks A, Vincent J, Anyakoha C. A review of particle swarm optimization, part i: background and development [J]. Natural Computing, 2007, 6(4): 467 – 484.

[14] 郭琦, 洪炳镕. 空间机器人运动控制方法 [M]. 北京: 中国宇航出版社, 2010: 124 – 138.

作者简介:

马欢(1988 –), **男, 博士生, 主要从事航天器动力学与控制。**

通信地址: 北京市北四环西路 15 号中国科学院力学研究所

(100190)

电话: (010) 82543786

E-mail: mahuan@imech.ac.cn

(编辑: 曹亚君)

?1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net