

文章编号: 2095-2163(2019)06-00147-06

中图分类号: o322

文献标志码: A

基于改进粒子群算法的电磁式振动能量采集器参数辨识

吴鹏飞, 袁天辰, 杨 俭

(上海工程技术大学 城市轨道交通学院, 上海 201620)

摘要: 本文提出一种单自由度电磁振动能量采集器的参数辨识方法—改进粒子群算法。该方法在粒子群算法的基础上,通过改变惯性权重策略,能够达到平衡全局搜索和局部搜索的性能,从而精确地得到全局最优解。利用经典的杜芬非线性系统作为电磁式振动能量采集器参数辨识的例子进行仿真。通过龙格库塔法计算得到算例在简谐振动激励下的时间历程响应,运用上述提出的参数辨识方法,成功辨识出系统的电磁耦合系数、等效电感系数、刚度系数以及阻尼系数,结果显示辨识结果与准确结果有良好的一致性,表明改进的粒子群算法能有效地辨识非线性电磁式振动能量采集器的系统参数;同时与其它智能算法对比,该算法拥有较高的辨识精度。

关键词: 粒子群算法; 参数辨识; 电磁振动能量采集; 非线性; 单自由度

Parameter identification of nonlinear electromagnetic vibration energy harvester based on improved particle swarm optimization

WU Pengfei, YUAN Tianchen, YANG Jian

(School of Urban Railway Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai201620, China)

[Abstract] In this paper, a parameter identification method for single-degree-of-freedom electromagnetic vibration energy harvester based on improved particle swarm optimization (PSO) algorithm is proposed. Based on the particle swarm optimization algorithm, the performance of balancing global search and local search can be achieved by changing the inertia weight strategy, thus getting the global optimal solution accurately. By using the classical Duffing nonlinear system as an example of the parameter identification of the electromagnetic vibration energy harvester we conduct simulating. The time history response of the above example under simple harmonic vibration excitation is calculated by using Runge-Kutta method. The electromagnetic coupling coefficient, equivalent inductance coefficient, stiffness coefficient and damping of the system are successfully identified by the parameter identification method proposed above. The coefficient shows that the identification result is in good agreement with the accurate result, which indicates that the improved particle swarm optimization algorithm can effectively identify the system parameters of the nonlinear electromagnetic vibration energy harvester. At the same time, compared with other intelligent algorithms, the algorithm has higher recognition accuracy.

[Key words] particle swarm optimization (PSO); parameter identification; electromagnetic vibration energy harvesting; nonlinear; single degree of freedom

0 引言

随着电子技术的快速发展,无线传感器等微型设备的耗能越来越少,利用周围环境的能量代替锂电池为其供能已经成为可能。与光伏能、地热能、风能、射频辐射等环境能量相比,振动能量具有来源广泛、能量密度较高且易于收集等优点,特别适合为无线电传感器提供能量^[1-2],因此振动能量采集器得到了广泛的研究并被应用到工程技术上。袁天辰等人^[1]提出了一种带中心质量的圆板型轨道振动能

量采集器,为轨道无线传感器检测网络供电。通过研究轨道板垂向振动的位移、加速度以及频率等特性,作为振动能量采集器的基础激励从而获取轨道振动中的能量。聂新民等人^[2]提出了一种为桥梁健康监测传感器供电的双自由度磁悬浮式振动能量采集器,通过研究振动能量采集器在简谐振动下的响应特性,分析影响振动能量采集器输出功率的因素,从而优化采集器的设计,以便获得更宽的能量带宽和更高的输出功率。研究振动能量采集系统的基础就是对非线性系统进行有效辨识。多年来,国内

基金项目: 国家自然科学基金(青年项目)(11802170); 国家自然科学基金(面上项目)(51575334); 上海市自然基金(19ZR1421700)。

作者简介: 吴鹏飞(1992-),男,硕士研究生,主要研究方向:振动能量采集器系统辨识; 袁天辰(1988-),男,博士,讲师,研究生导师,主要研究方向:振动能量回收; 杨 俭(1962-),男,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向:轨道车辆制动能量回收技术、轨道振动能量回收技术、高铁气流诱导噪声能量回收技术。

通讯作者: 杨 俭 Email: yang2580@sues.edu.cn

收稿日期: 2019-07-25

很多专家学者对压电式振动能量采集系统的参数辨识已经有了深入的研究并且取得了很大的进展。如周等人^[3]利用基于遗传算法的辨识方法辨识出了机电耦合函数和等效电容函数, Dick 等人^[4]通过频率响应方程确定了微型压电采集器的参数。然而对电磁式振动能量采集器这一复杂非线性系统的辨识却进展缓慢^[5]。

本文基于粒子群算法的迭代寻优思想,提出改进的粒子群算法,对电磁式振动能量采集器系统进行参数辨识。粒子群算法属于进化算法的一种,从随机解出发,通过迭代寻找最优解,追随当前搜索到的最优值来寻找全局最优,实现容易、精度高、收敛快^[6],目前已经广泛应用于系统辨识领域。改进的粒子群算法则是在原始算法的基础上,改变惯性权重调整策略,采用时变的惯性权重值,使得算法在刚开始具备良好的全局搜索能力,迅速定位到接近待辨识的最优解区域附近。在后期局部优化的过程中,不断更新个体最优值,并与全局最优值比较,从而得到辨识结果。利用改进的粒子群算法成功地辨识,得到电磁机电耦合函数中的电磁耦合系数和等效电感系数,以及力学函数中的刚度系数和阻尼系数。

1 电磁式振动能量采集系统的参数辨识模型

根据牛顿第二定律和基尔霍夫第二定律可以推导出单自由度电磁式振动能量采集器的模型方程。在一般情况下,电磁式机电耦合函数和等效电感函数被假定为位移、速度、电流和电流导数的未知函数,因此可以用 $\eta(x, \dot{x}, I, \dot{I})$ 和 $L_{\text{ind}}(x, \dot{x}, I, \dot{I})$ 来表示,推导出模型如下:

$$\begin{cases} M\ddot{x} + C_n(\dot{x})\dot{x} + K_n(x)x + \eta(x, \dot{x}, I, \dot{I})x = F \\ \eta(x, \dot{x}, I, \dot{I})\dot{x} - L_{\text{ind}}(x, \dot{x}, I, \dot{I})\dot{I} = U, \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\eta(x, \dot{x}, I, \dot{I})$ 是电磁机电耦合函数; $L_{\text{ind}}(x, \dot{x}, I, \dot{I})$ 是等效电感函数; U 是电压; I 是电流; x 是位移; M 是质量; $C_n(\dot{x})$ 是阻尼函数; $K_n(x)$ 是刚度函数; F 是外力。通常情况下,电磁机电耦合函数可以定义如下:

$$\eta(x, \dot{x}, I, \dot{I}) = B(x, \dot{x}, I, \dot{I})L_{\text{coil}}, \quad (2)$$

其中, $B(x, \dot{x}, I, \dot{I})$ 是磁通量, L_{coil} 是线圈长度。

采用经典的杜芬非线性系统作为电磁式振动能量采集器参数辨识的举例如下。

$$\begin{cases} m\ddot{x} + c\dot{x} + k_1x + k_3x^3 + \eta I = F \\ \eta\dot{x} - L_{\text{ind}}\dot{I} = RI \\ \eta = BL_{\text{coil}} \\ F = -mAt\cos(\omega t) \end{cases} \quad (3)$$

参数来源 Chen 和 Jiang^[7]对电磁式振动能量采集器的设计研究,其中待辨识的参数为 η 、 L_{ind} 、 c 、 k_1 和 k_3 。系统中的各个参数见表 1。

表 1 电磁振动能量采集器的参数值

Tab. 1 Parameter values of electromagnetic vibration energy collector

参数	数值
质量 m/kg	74.4×10^{-3}
弹簧刚度 $k_1 / (\text{N/m})$	3.61×10^4
弹簧刚度 $k_3 / (\text{N/m}^2)$	1×10^{11}
阻尼 $c / (\text{Ns/m})$	6.2
磁通量 $B / (\text{T})$	0.05
线圈长度 $L_{\text{coil}} / \text{m}$	10
电感 $L_{\text{ind}} / \text{H}$	0.005
电阻 R / Ω	10

2 粒子群辨识方法及其改进

基本粒子群算法中,每一个优化问题的求解过程就是在设置的搜索区域中寻找一个合适的粒子,即该粒子的位置代表着可行解。由目标函数决定该粒子是否满足最优解,即适应度值,适应度值越大代表着该粒子距离最优解越近。由设置的粒子搜索的速度大小决定其搜索方向和距离,在不断地迭代优化过程中粒子跟随当前的最优粒子在解区间中搜索。

基本粒子群算法首先在设置的搜索区间中初始化为一群随机粒子,然后按照搜索速度范围计算粒子的适应度值,通过不断地迭代找到最大的适应度值的粒子位置即为最优解。在每次迭代中,粒子通过比较当前自己的最优位置和目前的全局最优位置,然后不断地更新局部最优解和全局最优解,最后得到最优解^[8]。

2.1 粒子群算法的参数设置

2.1.1 标记

粒子群算法的一个优势就是采用数组形式对待辨识参数进行标记。首先是对电磁机电耦合函数中的电磁耦合系数 η 和等效电感系数 L_{ind} 的标记,粒子可以直接标记为 $(Y(1), Y(2))$,辨识误差指标取:

$$J_1 = \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} (U_i - \hat{U}_i)^T (U_i - \hat{U}_i), \quad (4)$$

其中, $Y(1)$ 代表粒子集 η ; $Y(2)$ 代表粒子集 L_{ind} ; N 为采集数据的数量; U_i 为电磁机电耦合方程第 i 个电压采集样本的输入, \hat{U}_i 为待辨识粒子在经过电磁机电耦合函数计算后得到的第 i 个电压输入, $U_i = I_i R$ 。然后是对力学函数中的阻尼系数 c 和刚度系数 k_1, k_3 的标记, 粒子标记为 $(Y(3), Y(4), Y(5))$, 辨识误差指标取:

$$J_2 = \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} (F_i - \hat{F}_i)^T (F_i - \hat{F}_i). \quad (5)$$

其中; $Y(3)$ 代表粒子集 c ; $Y(4)$ 代表粒子集 k_1 ; $Y(5)$ 代表粒子集 k_3 ; F_i 为力学方程第 i 个外激励采集样本的输入; \hat{F}_i 为待辨识粒子在经过力学函数计算后得到的第 i 个外激励输入。

2.1.2 算法参数设置

(1) 粒子数。在搜索区间迭代寻优的粒子种群规模, 根据优化问题的需要选取规模大小, 如下表初始化参数设置。

(2) 粒子的运动速度 V 。约束每次迭代运算中粒子的搜索范围不超过设置的搜索区间。为了配合惯性权重, 开始设置较大的速度 V , 保证粒子种群尽快的定位到全局最优附近, 后期通过较小的速度 V 增强局部搜索能力^[10]。

(3) 学习因子。 c_1 为局部学习因子, 通常取常值, c_2 为全局学习因子, 一般全局学习因子取值大一些。

(4) 惯性权重。用来权衡局部最优与全局最优的值, 可以是定常值, 也可是变化值。

(5) 输出结果。当辨识结果的误差精度满足要求或者迭代次数达到即可输出结果。

2.2 粒子群算法步骤

(1) 随机初始化种群粒子。根据辨识参数的搜索范围区间和设定的种群规模生成种群位置矩阵和速度矩阵。

(2) 适应度评价。根据式(4)和式(5), 将辨识误差指标作为粒子的目标函数, 目标函数的倒数作为粒子群的适应度函数, 由适应度值越大越好得知目标函数越小越好, 并求出种群最优位置^[11-12]。

(3) 更新粒子的速度和位置, 产生新种群, 并对粒子的速度和位置进行越界检查。为避免算法陷入局部最优解, 加入一个局部自适应变异算子进行调整^[13]。

$$V_i^{kg+1} = wV_i^{kg} + c_1r_1(p_i^{kg} - X_i^{kg}) + c_2r_2(BestS_i^{kg} - X_i^{kg}), \quad (6)$$

$$X_i^{kg+1} = X_i^{kg} + V_i^{kg+1}. \quad (7)$$

其中: i 为第 i ($1 \leq i \leq Size$) 个粒子; V_i 为第 i 个粒子的速度; P_i 为第 i 个粒子在当前搜索到的局部最优解; kg 为当前的进化代数; X_i 为第 i 个粒子在搜索区间的位置; $BestS_i$ 为整个种群目前的全局最优解; r_1, r_2 为 $(0, 1)$ 的随机数。

(4) 比较第 i 个粒子的当前适应值和自身历史最优值 p_i , 取最优的值并更新该粒子位置。

(5) 比较第 i 个粒子当前适应值与全局最优值 $BestS_i$, 同样取最优值并更新全局最优值。

(6) 检查输出结果是否满足条件, 若满足, 则结束迭代寻优过程, 直接输出最后结果; 否则转至步骤(3)继续寻优过程。粒子群算法辨识步骤简化如图1所示。

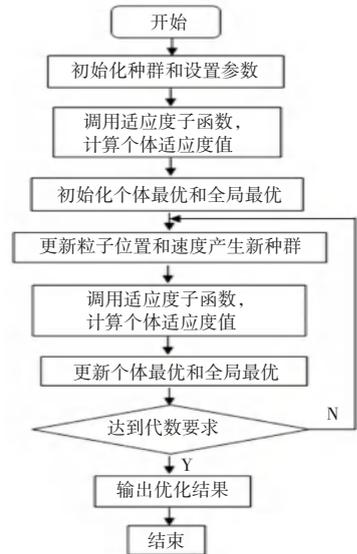


图1 粒子群算法流程图

Fig. 1 Particle swarm algorithm flowchart

2.3 改进粒子群算法

改变惯性权重调整策略, 随着优化进行, 逐渐降低自身权重, 使得刚开始时能够有好的全局搜索性能, 迅速找到接近全局最优点的区域, 在后期具备良好的局部搜索性能, 从而精确地得到全局最优解。线性递减惯性权重表示如下:

$$w(kg) = w_{max} - ((w_{max} - w_{min})/G) \times kg, \quad (8)$$

局部自适应变异算子调整如下:

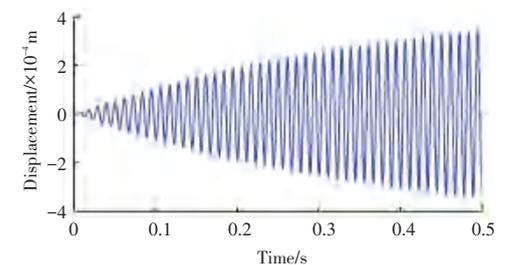
$$V_i^{kg+1} = w(kg)V_i^{kg} + c_1r_1(p_i^{kg} - X_i^{kg}) + c_2r_2(BestS_i^{kg} - X_i^{kg}), \quad (9)$$

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

其它步骤和基本粒子群算法相同。

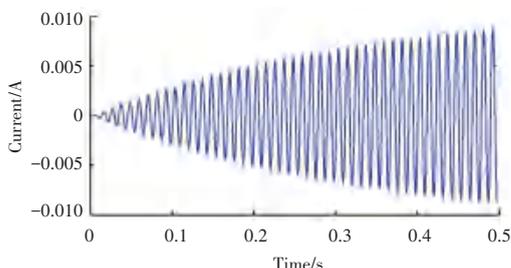
3 仿真模拟

接下来通过式(3)给出的非线性电磁式振动能量采集器参数辨识的仿真例子,验证改进后的粒子群算法的有效性。在例子中采用的外激励是 $F = -m\ddot{x}_b$ 并且外激励是基于加速度 \ddot{x}_b 的。仿真时间从 0 采集到 0.5s,增加的振幅激励 $A = 20\text{g/s}$,所以激励从 0 增加到 10g,外激励的振动频率为 95Hz。利用龙格库塔法计算得到以上算例在简谐振动激励下的时间历程响应,如图 2 所示。



(a) 采集器的位移响应

(a) Displacement response of the collector



(b) 采集器的电流响应

(b) Current response of the collector

图 2 时间历程响应

Fig. 2 Time history response

参数的辨识从式(3)的电学函数开始,即:

$$\eta \dot{x} - L_{ind} \dot{I} = RI. \quad (11)$$

以固定的时间间隔对信号进行采样,数据记录为:

$(t_i, \dot{x}_i, \dot{I}_i, U_i)$ 的形式, \dot{x} 和 \dot{I} 可以分别通过采集

的加速度和电流获得。初始化算法的参数设置,见表 2。

表 2 初始化参数设置

Tab. 2 Initialization parameter setting

对象	初始化设置
粒子数 Size	80
粒子速度范围 V	$[-1, 1]$
学习因子 c_1	1.3
学习因子 c_2	1.7
最大进化代数 G	200

经过改进的粒子群算法辨识得到 η 和 L_{ind} ,最终的辨识误差指标为 $J = 1.945 \times 10^{-8}$ 。辨识误差函数 J 的优化如图 3 所示。(注:横坐标为迭代次数)。

由图 3 可知,改进的粒子群算法辨识精度较高,收敛速度较快。放大的图像中展示了其比基本粒子群算法收敛速度更快,同时有效地避免了粒子陷入局部最优的情况。在局部优化的过程中,判断各个粒子此时的位置是否为最优,与全局最优值比较如图 4 所示。

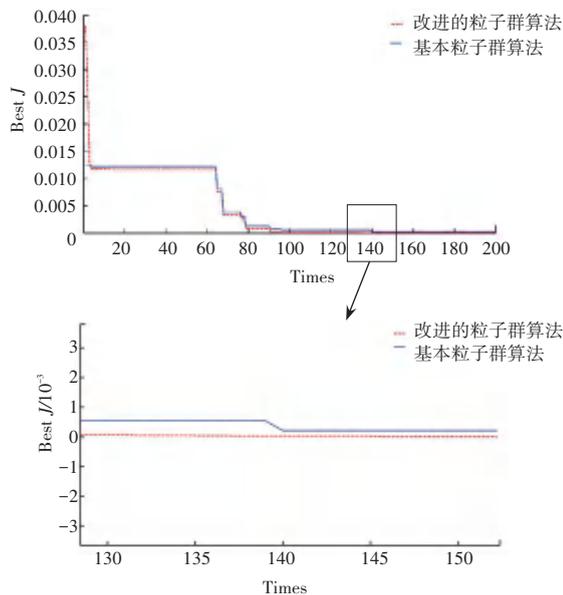
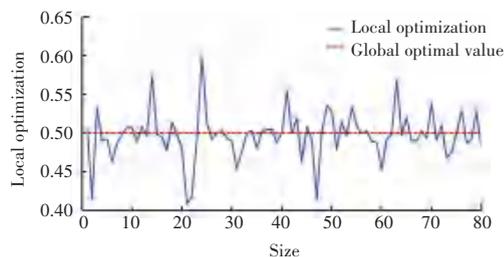
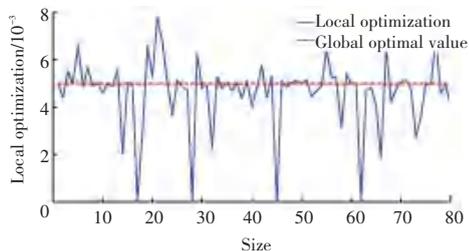
图 3 辨识误差函数 J 的优化过程Fig. 3 Identification process for identifying error function J (a) η 辨识结束时各个粒子的位置(a) The position of each particle at the end of η identification(b) L_{ind} 辨识结束时各个粒子的位置(b) The position of each particle at the end of L_{ind} identification

图 4 电学参数的辨识结果

Fig. 4 Identification of electrical parameters

由图 4 可见, 参数 η 和 L_{ind} 在局部寻优的过程中不断地更新当前的位置, 最终靠近全局最优值, 对比最小二乘法 and 遗传算法^[14], 参数辨识结果见表 3。

用相对误差来表征各算法的辨识误差, 即辨识结果与真实结果之差的绝对值所占真实值的百分比。纵观表 3 改进的粒子群算法的辨识结果要优于其它辨识算法。

表 3 参数辨识结果

Tab. 3 Parameter identification result

参数	η	L_{ind}
搜索区间	[0, 10]	[0, 1]
真值	0.5	0.005
改进粒子群算法辨识值	0.499 9	0.005 0
最小二乘辨识值	0.493 0	0.005 9
遗传算法辨识值	0.440 3	0.005 1
改进粒子群算法的辨识误差 (×100%)	0.02	0
最小二乘辨识误差 (×100%)	1.4	18
遗传算法辨识误差 (×100%)	11.94	2

接下来辨识阻尼系数和刚度系数。根据式(3)的力学函数模型, 即:

$$m\ddot{x} + c\dot{x} + k_1x + k_3x^3 + \eta I = F. \quad (12)$$

数据记录为 $(t_j, \ddot{x}_j, \dot{x}_j, x_j, I_j, F_j)$ 的形式, \ddot{x}_j 、 \dot{x}_j 和 I_j 可以根据采集的加速度和电流得到, 外激励 F 上面已经给出。因为参数 η 已经辨识得到直接作为已知量使用, 考虑到辨识的参数数量级相差较大, 并且仿真结果发现粒子群规模设置为 80 不理想, 所以调整初始化参数设置, 见表 4。

表 4 初始化参数设置

Tab. 4 Initialization parameter setting

对象	初始化设置
粒子数 Size	100
粒子速度范围 V	[-1, 1]
学习因子 c_1	1.3
学习因子 c_2	1.7
最大进化代数 G	500

经过改进的粒子群算法辨识得到 c 、 k_1 、 k_3 , 最终的辨识误差指标为 $J = 1.637 6 \times 10^{-5}$ 。辨识误差函数 J 的优化如图 5 所示。

由图 5 看出改进的粒子群算法辨识精度较高。放大的图像中展示了其比基本粒子群算法收敛速度更快, 在迭代次数为 150 时改进的粒子群算法就已经收敛, 而基本粒子群算法在 341 次迭代优化后才收敛。同时改进的粒子群算法避免了粒子陷入局部最优的情况。在局部优化的过程中, 判断各个粒子此时的位置是否为最优, 与全局最优值比较如图 6 所示。

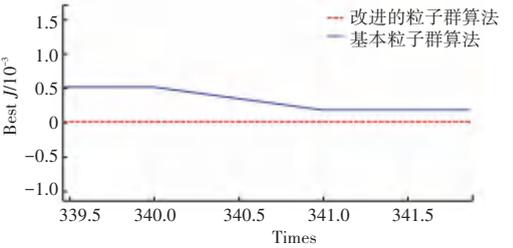
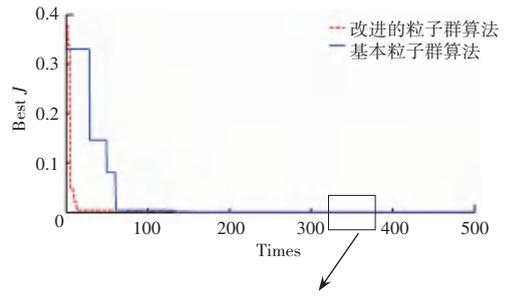
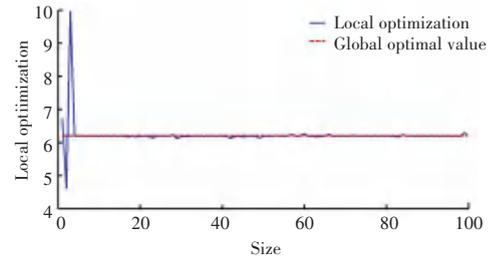


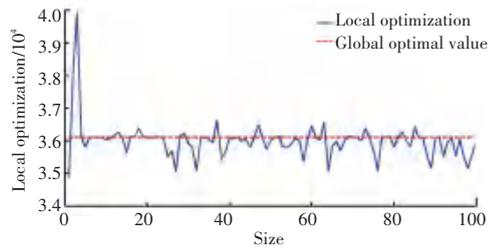
图 5 辨识误差函数 J 的优化过程

Fig. 5 Identification process for identifying error function J



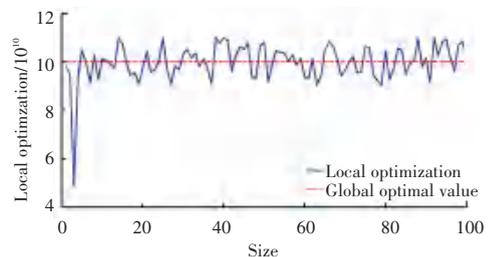
(a) c 辨识结束时各个粒子的位置

(a) The position of each particle at the end of c identification



(b) k_1 辨识结束时各个粒子的位置

(b) The position of each particle at the end of k_1 identification



(c) k_3 辨识结束时各个粒子的位置

(c) The position of each particle at the end of k_3 identification

图 6 力学参数的辨识结果

Fig. 6 Identification results of mechanical parameters

由图6中可见,参数 c 、 k_1 、 k_3 在局部寻优的过程中不断地更新当前的位置,最终靠近全局最优值,对比最小二乘法 and 遗传算法,参数辨识结果见表5。

纵观表5改进的粒子群算法的辨识结果要优于其它辨识算法。

表5 参数辨识结果

Tab. 5 Parameter identification result

参数	c	k_1	k_3
搜索区间	[0, 10]	[10 000, 9 999]	[10^{10} , 9×10^{11}]
真值	6.2	3.61×10^4	1×10^{11}
改进粒子群算法辨识值	6.197 1	$3.609 6 \times 10^4$	$1.000 7 \times 10^{11}$
最小二乘辨识值	5.784 7	$3.588 6 \times 10^4$	$9.977 4 \times 10^{10}$
遗传算法辨识值	6.329 0	$3.366 7 \times 10^4$	$1.100 1 \times 10^{11}$
改进粒子群算法辨识误差($\times 100\%$)	0.047	0.011	0.07
最小二乘辨识误差($\times 100\%$)	6.698	0.593	0.226
遗传算法辨识误差($\times 100\%$)	2.081	6.740	10.01

4 结束语

本文在基本粒子群算法的辨识思想上发展了粒子群算法,弥补了其自身收敛速度慢、易陷入局部最优的缺点,提出了一种改进的粒子群算法。该方法能够对电磁式振动能量采集器进行电学函数与力学函数的参数辨识。通过采用经典的杜芬非线性系统作为电磁式振动能量采集器对该方法进行了数值验证,并且将辨识结果与最小二乘参数辨识和遗传智能算法对比得到以下结论:

(1)改进的粒子群算法能有效地识别出单自由度振动能量采集器的电磁机电耦合系数、等效电感系数、阻尼系数和刚度系数,识别精度以及收敛速度均高于基本粒子群算法。

(2)相比于遗传算法,改进的粒子群算法规则更为简单,没有遗传算法的“交叉”和“变异”操作^[15-16],所以执行起来更容易实现,精度也高于遗

传算法。

(3)改进的粒子群算法在电磁式振动能量采集器参数辨识中的成功应用对电磁式振动能量采集器的发展有一定的促进作用。

参考文献

- [1] 袁天辰,杨俭,宋瑞刚,等.基于压电陶瓷的轨道振动能量采集方法[J].城市轨道交通研究,2012,15(12):91-96.
- [2] 邓露,聂新民,毕涛,等.双自由度磁悬浮式桥梁振动能量采集器数值仿真和优化[J].湖南大学学报:自然科学版,2018.
- [3] ZHOU S, CAO J, INMAN D J, et al. Broadband tristable energy harvester: Modeling and experiment verification [J]. Applied Energy, 2014, 133:33-39.
- [4] DICK A J, BALACHANDRAN B, DEVOE D L, et al. Parametric identification of piezoelectric microscale resonators[J]. Journal of Micromechanics and Microengineering, 2006, 16(8): 1593-1601.
- [5] 周生喜,曹军义,ERTURK A,等.压电磁耦合振动能量俘获系统的非线性模型研究[J].西安交通大学学报,2014,48(1): 106-111.
- [6] 李玉龙,白鸿柏,何忠波,等.金属橡胶非线性隔振器试验研究与参数分析[J].噪声与振动控制,2015,35(2):194-200.
- [7] CHEN L Q, JIANG W A. Internal Resonance Energy Harvesting [J]. Journal of Applied Mechanics, 2015, 82(3):031004 (11 pages).
- [8] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization. IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, 4, 1942~1948.
- [9] 崔长彩,黄富贵,张认成,等.粒子群优化算法及其在圆柱度误差评定中的应用[J].光学精密工程,2006(2):256-260.
- [10] 常军,刘大山.基于量子粒子群算法的结构模态参数识别[J].振动与冲击,2014,33(14):72-76.
- [11] 王永骥,刘莎,刘磊,等.基于粒子群优化算法的气动参数在线辨识方法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2016,44(3).
- [12] 宋莉莉,孙万麟,朱超.基于改进粒子群算法的时变系统辨识[J].工业控制计算机,2015(4):99-100.
- [13] 谢天驰,曹薇.基于MPSO算法的横动伺服控制系统黑箱模型辨识[J].现代纺织技术,2017(03):57-61.
- [14] LIU H, ZHANG S, KATHIRESAN R, et al. Development of piezoelectric microcantilever flow sensor with wind-driven energy harvesting capability. Appl Phys Lett 100(22): 223905 [J]. Applied Physics Letters, 2012, 100(22):604-1754.
- [15] KIM J E, KIM Y Y. Power enhancing by reversing mode sequence in tuned mass-spring unit attached vibration energy harvester[J]. Aip Advances, 2013, 3(7):R175.
- [16] 覃建波,黄开胜,许宁,等.改进粒子群算法在永磁同步电动机参数识别中的应用[J].微特电机,2009,37(9):16-19.
- [17] 刘正龙,杨艳梅,罗玉军.基于遗传算法的非线性系统辨识的研究[J].黑龙江大学自然科学学报,2014,31(3):416-420.
- [18] 张海丽,张宏立, ZHANG Hai-li,等.基于量子遗传算法的非线性系统辨识[J].计算机仿真,2014,31(3):359-362.