文章编号：1007-791X（2009）01-0153-06

基于粒子群优化的结构系统识别

张　伟[1,2,*]，唐和生[2]，薛松涛[2]，李　凯[2]

（1. 福建省建筑科学研究院，福建 福州 350025；2. 同济大学 结构工程与防灾研究所，上海 200092）

摘　要： 研究了使用粒子群优化（PSO）算法进行结构系统识别的方法，该方法的基本思想是将结构系统识别问题描述成一个多峰值非线性非凸的优化问题，通过 PSO 算法发现系统参数的最优估计。利用该方法在输入输出数据不完备且噪声污染条件下，同时在没有系统质量、刚度等先验信息的情况下对结构系统进行了识别，并与基于遗传算法（GA）的结构系统识别方法进行了比较。数值算例及比较结果表明：PSO 方法易于实现且计算时占用资源低，并可以成功地对结构系统进行识别，识别效能十分优越。

关键词： 粒子群优化；遗传算法；系统识别

中图分类号： TU311.3　　**文献标识码：** A

0　引言

系统识别研究的是从试验数据中如何推导出数学模型，它在土木领域具有很好的应用前景，例如，结构动力系统在地震作用下的实时识别，包括对结构的健康监测和损伤评估；此外对于结构控制而言，实时估计整个系统的状态有助于实现更加有效的控制。由于其应用的广泛性，结构系统识别已成为土木领域的研究热点。

传统的参数识别中，利用现代控制和滤波理论的状态空间方法在时域响应研究方面取得了一些成果。此类方法利用的是检测到的结构加速度、速度和（或）位移，最为普遍的是最小二乘法、最大似然法、扩展 Kalman 滤波、H_∞滤波法以及粒子滤波法。以上所提的方法大多只在系统的部分参数事先已知的情况下才能工作。例如，几乎所有的状态空间方法均假设系统质量已知。然而，在实际应用中，由于结构系统的复杂性常导致系统的参数难以确定，已有大量文献将非参数识别方法使用在土木工程应用中包括结构控制和健康监测。但是这些估计的“非参数”系数通常缺乏任何物理意义，很难从它们中提取出系统的物理特性如结构系统的质量、阻尼或刚度，除非部分物理特性事先作为先验信息事先已知。此外，由于复杂性和经济性的原因，常常只有部分的系统动力行为可以测得，而传统方法大多基于完备测量数据实现系统识别。因此，如何使用不完备的测量数据来获取系统的物理特性亦极受关注。

由于传统参数识别方法的上述缺点，近几年基于现代智能算法如模拟退火（SA），进化策略（ES），遗传算法（GA）等的系统识别方法受到了广泛关注，已有很多相关文献对此做了大量研究[1-3]。粒子群优化（PSO）是由 Eberhart 和 Kennedy 在鸟群和鱼群的社会行为的启发下提出的一种新颖的基于随机优化技术的群智能算法[4-5]。PSO 具有很多和其它演化算法例如 GA[2] 和 ES[3] 相同的特点，如系统用随机分布的一个群体初始化，并通过演化代的更新来寻找最优解。但是和 GA 及 ES 不同的是，PSO 没有进化算子如交叉和变异；在 PSO 算法中，称为粒子的可能解追随当前的最优粒子在解空间中飞行，每个粒子有一个适应值和一个根据群体的最佳经验而得的速度来调整自身在多维解空间中的飞行方向以寻找全局最优解。相对于 GA，PSO 具有一些引人注目的特性：第一，PSO 具有记忆功能，每个粒子都保存着其经历过的最优解，而在 GA 中，一旦群体更新之后，之前的经验则随之丢失；第二，在 PSO 中，粒子间有建设性算子，

收稿日期：2008-08-22　　基金项目：国家自然科学基金资助项目（50708076）

作者简介：*张 伟（1976- ），男，福建福清人，博士，主要研究方向为结构系统识别和结构健康监测，Email：zw.myid@gmail.com。

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

亦即粒子间的信息在群体中共享；第三，PSO 原理简单，只有少数几个参数需要调整，在算法上易于实现。近几年，PSO 及其应用已经引起了越来越多的研究者的注意，已经成功地应用于许多领域：如函数优化、结构可靠度评估、优化设计及损伤诊断等[6-9]。

作为一种新颖的群集智能计算技术，PSO 以其概念简单、易于执行及收敛迅速等特点得到了大量的关注及应用。然而在结构工程领域，基于 PSO 进行结构系统识别的工作鲜见有深入研究。本文采用 PSO 方法进行了结构系统识别研究：在质量已知和未知，测量数据完备及不完备条件下利用 PSO 方法成功地进行了识别并通过与相应的 GA 算例的比较来验证该方法的效能。

1 问题描述

结构系统识别问题可以视作一个优化问题，即最小化真实结构的实测反应数据与预测结构模拟数值反应数据的误差。不失一般性，考虑普通结构系统如下

$$y(k)=f(\boldsymbol{u}(k),\ \boldsymbol{\theta}) \tag{1}$$

其中，$y\in\mathbf{R}^q$表示系统输出，$\boldsymbol{u}\in\mathbf{R}^p$表示系统输入，$\boldsymbol{\theta}=(\theta_1,\ \theta_2,\ \cdots,\ \theta_n)$为需要估计的系统参数，$k$为系统离散时间点，$k=0,\ 1,\ \cdots,\ T$，$T$为采样时间终点。

为了得到一个精确的系统识别过程，备选系统(1) 必须对任意的输入激励都能精确地产生输出数据。因此，问题归结为最小化实测输出与备选系统输出之间的误差范数，例如式 (2) 所示的均方误差函数

$$F(\boldsymbol{\theta})=\frac{1}{T}\sum_{k=1}^{T}\|\boldsymbol{y}(k)-\hat{\boldsymbol{y}}(k)\|^2 \tag{2}$$

其中，$\hat{\boldsymbol{y}}(k)=f(\boldsymbol{u}(k),\ \hat{\boldsymbol{\theta}})$为预测模型的输出，$\|\bullet\|$表示矢量的欧几里德范数。形式上，优化问题要求找到一个向量$\theta\in\mathbf{R}^n$以满足某种质量判据，即使得误差范数$F(\bullet)$最小化。$F(\bullet)$通常被称为评价函数或目标函数。在 PSO 算法中，一般使用适应值函数来反映结果的好坏。因而识别问题可以描述成如式(3) 所示的一个线性约束、多维非线性优化问题

$$\begin{cases}\min\ F(\boldsymbol{\theta}),\ \boldsymbol{\theta}=(\theta_1,\ \theta_2,\ \cdots,\ \theta_n)\\ \text{s.t.}\ \boldsymbol{\theta}\in\mathbf{R}^n|\theta_{\min,\ i}\le\theta_i\le\theta_{\max,\ i},\ \forall i=1,\ 2,\ \cdots,\ n\end{cases} \tag{3}$$

其中，$\theta_{\max}$和$\theta_{\min}$分别表示n个参数取值的上限和下限。

2 粒子群优化（PSO）算法

PSO 算法中，群体中的每一个备选解称为一个粒子，粒子在共存的同时通过和其周边的粒子共享信息实现演化。粒子在飞越搜索空间的时候，根据速度向量产生备选解。每个粒子按其个体最优值以及群体最优值更新其速度。第i个粒子的第d维坐标的位置x_i^d和速度v_i^d按照下式更新

$$v_i^d\leftarrow wv_i^d+c_1r_1(pbest_i^d-\theta_i^d)+c_2r_2(gbest_i^d-\theta_i^d) \tag{4}$$

$$\theta_i^d\leftarrow\theta_i^d+v_i^d \tag{5}$$

其中，$\boldsymbol{\theta}_i=(\theta_i^1,\ \theta_i^2,\ \cdots,\ \theta_i^p)$为第$i$个粒子的位置；$\boldsymbol{v}_i=(v_i^1,\ v_i^2,\ \cdots,\ v_i^p)$代表第$i$个粒子的速度。$\boldsymbol{pbest}_i=(pbest_i^1,\ pbest_i^2,\ \cdots,\ pbest_i^p)$是第$i$个粒子所经历过的最优位置；$\boldsymbol{gbest}_i=(gbest_i^1,\ gbest_i^2,\ \cdots,\ gbest_i^p)$则是群体所发现的最优位置。加速度因子$c_1$和$c_2$则分别反映了每个粒子指向$pbest$和$gbest$的随机加速度权重。$r_1$和$r_2$是在[0, 1]区间内均匀分布、相互独立的随机数。w是粒子的惯性权重，大的惯性权重有利于全局探索，反之则更利于局部发掘。

3 基于 PSO 的结构系统识别步骤

根据问题描述及 PSO 算法原理，可归纳出基于 PSO 的结构系统识别的步骤如下：

1）给定粒子群体规模，并随机散布于可行域空间中，粒子的每一维度代表系统的一个待识别参数；

2）依据式 (2) 计算各粒子的初始适应值，并赋值为各粒子的$pbest$；在群体中确定最优适应值为$gbest$；

3）依据式 (4) 确定各粒子的飞行速度，并按式 (5) 更新各粒子位置；

4）依式 (2) 计算更新后的粒子适应值，并确定各粒子的$pbest$；在更新后的群体中确定$gbest$；

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

5）判别是否满足终止条件，如是则转 6），否则转 3）继续演化；

6）按照最后的$gbest$粒子位置确定相应系统参数的识别值。

文献 [10] 利用动力系统理论分析了 PSO 的参数选取对粒子收敛行为的影响，为了平衡粒子的全局探索和局部发掘能力，本文的 PSO 参数选取依照该文推荐的系数设置为w=0.6，c_1=c_2=1.7；群体位置及速度的初始化，可以通过随机产生，以确保D维向量在搜索空间中均匀分布。

4　数值模拟

为了评估利用 PSO 进行结构系统识别的有效性，本文对如图 1 所示的一个二维 5 层剪切型框架结构模型的系统识别做了数值模拟。模型的结构特性如表 1 所示。分别针对模型质量已知及质量未知两种情况进行识别。

表 1　模型结构特性

Tab. 1　Structural properties of model

楼层	质量/kg	刚度/(kN/m)
1	2762	2.485×10^5
2	2762	1.921×10^5
3	2300	1.522×10^5
4	2300	1.522×10^5
5	2300	1.522×10^5

结构阻尼特性：第 1 振型的振型阻尼比 5%；第 2 振型的振型阻尼比 5%。

结构由刚性梁和弹性柱组成，可等效地如图 1 所示将结构运动缩减为在每一层的水平方向上的平动。结构动力学方程可写为如下形式

$$\boldsymbol{M}\ddot{\boldsymbol{x}}+\boldsymbol{C}\dot{\boldsymbol{x}}+\boldsymbol{K}\boldsymbol{x}=\boldsymbol{u}(t) \tag{6}$$

$$\boldsymbol{C}=\alpha\boldsymbol{M}+\beta\boldsymbol{K},\ \zeta_r=\frac{\alpha}{2\omega_r}+\frac{\beta\omega_r}{2} \tag{7}$$

其中，$\boldsymbol{M}$、$\boldsymbol{C}$和$\boldsymbol{K}$分别为质量、阻尼和刚度矩阵，$\boldsymbol{x}$为位移向量，$\boldsymbol{u}$为输入力向量；其中的阻尼矩阵采用 Rayleigh 阻尼假定，α、β分别为 Rayleigh 阻尼矩阵的质量及刚度矩阵的比例系数，ζ_r为第r阶振型的振型阻尼比，ω_r为结构的第r阶固有频率。结构的质量聚集在每一楼层平面上，Rayleigh 阻尼矩阵$\boldsymbol{C}$（式 (7)）的振型阻尼比（ζ_r）在识别过程中亦假设为未知，须经识别得出，系数α、β可通过体系的第一阶振型及第二阶振型的频率及阻尼比确定，系统由此可由以下一系列参数完全描述

$$\boldsymbol{\theta}=(m_1,\ m_2,\ \cdots,\ m_5;\ k_1,\ k_2,\ \cdots,\ k_5;\ \zeta_1,\ \zeta_2) \tag{8}$$

$\boldsymbol{\theta}$即为质量未知时系统待识别参数，质量已知时待识别参数为

$$\boldsymbol{\theta}'=(k_1,\ k_2,\ \cdots,\ k_5;\ \zeta_1,\ \zeta_2) \tag{9}$$

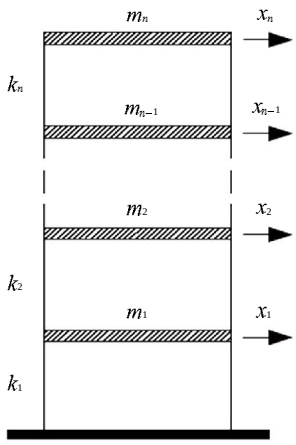

图 1　n自由度结构

Fig. 1　n-DOF structure

考虑结构在 El Centro 地震波作用下的响应，采样间隔为 0.02 s，以以下两种方式采集系统响应输出数据：

方式 1：全部楼层加速度可测，输出矢量定义为

$$\boldsymbol{y}(t)=(\ddot{x}_1(t),\ \ddot{x}_2(t),\ \cdots,\ \ddot{x}_5(t)) \tag{10}$$

方式 2：仅 3、5 楼层加速度可测，输出矢量定义为

$$\boldsymbol{y}(t)=(\ddot{x}_3(t),\ \ddot{x}_5(t)) \tag{11}$$

适应值函数定义为真实结构与猜测结构输出之间的误差范数，输出时间历程纪录 10 s，采样间隔为 0.02 s。

模拟测试分为质量已知和质量未知两种情况，质量已知时仅识别刚度及振型阻尼比，而质量未知时则需识别结构系统的所有参数。所有待识别参数

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

的搜索空间均取为 0.5~2 倍的真实值，PSO 参数设置如下：粒子数为 30，最大演化代数为 500（终止条件），w=0.6，c_1=c_2=1.7，在输出信号分别为无噪声和包含 5%、15%水平的零均值高斯噪声 3 种情形下进行识别，为便于比较，本文同时给出了相同条件下使用 GA 的识别结果，其中 GA 采用了 MATLAB 自带的 GA 工具箱，其参数设置如下：染色体数量为 100，最大演化代数为 1000（终止条件），交叉率取 0.8，变异策略选取 0 均值高斯型变异函数，其尺度因子和收缩因子分别为 0.5 和 0.75。无论是 PSO 还是 GA，每一方式均经过 10 次的独立运算后取平均值作为最终识别结果。两种算法的识别相对百分误差列于表 2 和表 3，两表中最后一行给出了在 P4 2.4 G，内存 512 M 的台式机上每一轮算法的平均运行用时，单位为 s。此外，不同条件下的目标函数的典型收敛过程如图 2 和图 3 所示。

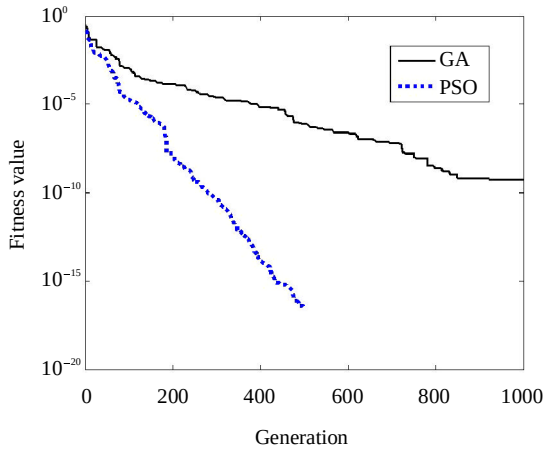

图 2 一个典型的识别收敛过程（质量已知且不含噪声）

Fig. 2 A typical convergence characteristic of identification (knowing masses, no noise contamination)

表 2 质量已知时的模拟识别结果

Tab. 2 Simulation results (knowing masses)

参数	方式 1 识别结果						方式 2 识别结果					
	无噪声		5%噪声		15%噪声		无噪声		5%噪声		15%噪声	
	PSO	GA	PSO	GA	PSO	GA	PSO	GA	PSO	GA	PSO	GA
k_1/%	0	0.00	0.17	0.13	0.14	0.36	0	0.81	0.02	0.59	0.12	4.44
k_2/%	0	0.00	0.00	0.12	0.08	0.06	0	2.69	0.83	1.03	0.87	6.71
k_3/%	0	0.00	0.28	0.08	0.49	0.10	0	2.71	0.73	1.33	1.94	6.10
k_4/%	0	0.00	0.36	0.13	0.32	0.27	0	1.59	0.34	0.89	0.40	5.75
k_5/%	0	0.00	0.12	0.02	0.25	0.26	0	2.30	0.52	0.96	1.15	6.19
ζ_1/%	0	0.00	0.44	0.05	0.98	0.34	0	0.06	0.40	0.11	2.32	1.81
ζ_2/%	0	0.00	0.29	0.23	0.38	1.07	0	0.15	0.11	0.87	0.55	0.91
t/s	366.7	2324.0	367.0	2500.3	368.5	2316.5	367.6	2453.8	421.0	2567.1	417.5	2841.9

表 3 质量未知时的模拟识别结果

Tab. 3 Simulation results (unknowing masses)

参数	方式 1 识别结果						方式 2 识别结果					
	无噪声		5%噪声		15%噪声		无噪声		5%噪声		15%噪声	
	PSO	GA	PSO	GA	PSO	GA	PSO	GA	PSO	GA	PSO	GA
m_1/%	0.01	0.51	0.29	3.12	0.72	5.39	0.05	3.67	0.26	1.55	1.07	5.14
m_2/%	0.01	0.28	0.08	3.42	0.48	4.69	0.05	5.85	0.32	8.04	1.09	2.01
m_3/%	0.01	0.30	0.04	2.86	0.84	4.02	0.02	4.77	0.88	5.73	1.66	1.99
m_4/%	0.01	0.22	0.10	2.73	0.57	3.85	0.02	1.86	0.47	2.53	2.07	1.58
m_5/%	0.01	0.27	0.02	3.06	0.05	4.50	0.03	0.87	0.15	1.07	0.33	0.73
k_1/%	0.02	0.85	0.47	3.78	0.58	6.67	0.09	9.52	1.75	11.17	2.81	6.62
k_2/%	0.02	0.22	0.04	2.99	0.71	4.25	0.12	6.13	1.48	15.98	4.19	8.78
k_3/%	0.01	0.29	0.22	2.99	0.18	4.53	0.12	6.30	1.29	6.00	1.05	7.51
k_4/%	0.01	0.35	0.14	3.27	0.33	4.96	0.06	3.26	0.61	5.13	1.03	3.62
k_5/%	0.02	0.46	0.12	3.37	0.62	5.13	0.08	6.27	0.16	7.05	1.57	4.90
ζ_1/%	0.03	0.75	0.05	5.17	2.22	6.35	0.06	1.97	0.97	2.54	0.03	2.87
ζ_2/%	0.01	0.34	0.16	3.70	1.03	5.12	0.03	1.12	0.23	2.32	0.02	0.66
t/s	383.5	2324.6	359.7	2310.3	397.4	2310.0	359.8	2323.3	361.2	2294.3	364.1	2395.1

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

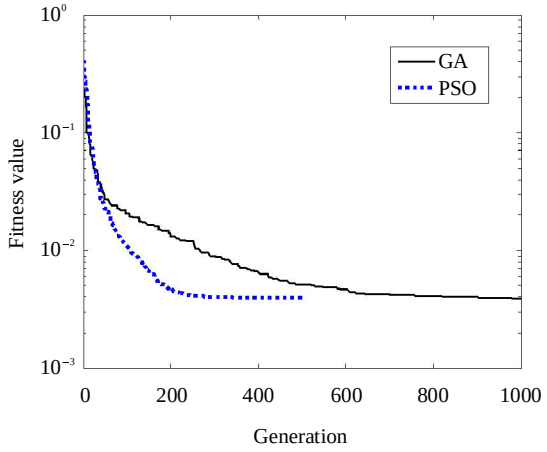

图 3　一个典型的识别收敛过程（质量未知且含噪声）

Fig. 3　A typical convergence characteristic of identification (unknowing masses, noise contamination)

表 2 和表 3 的识别结果表明，无论是质量已知或是未知，测量信息完备或是不完备，该方法均能高效地对结构系统做出正确识别，识别结果十分精确。与相同条件下 GA 的识别结果相比较，可以看出基于 GA 的识别结果除了质量已知且测量信息完备时与基于 PSO 的识别结果基本相当，在其余各种条件下 PSO 的识别结果均优于前者；而无论何种条件下，基于 PSO 的识别速度均远快于基于 GA 的识别速度。由图 2 和图 3 中两种算法的适应值函数收敛曲线的比较亦可看出，PSO 的寻优能力非常优异，该识别方法收敛十分迅速高效。基于 PSO 的一个典型参数识别过程如图 4~6 所示。

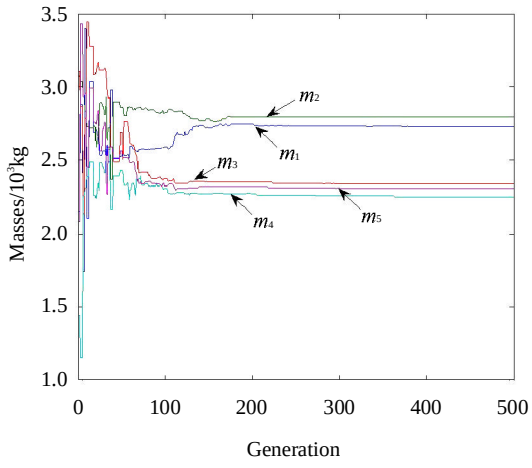

图 4　一个典型的基于 PSO 的质量识别仿真过程

Fig. 4　A typical simulation result of masses by PSO

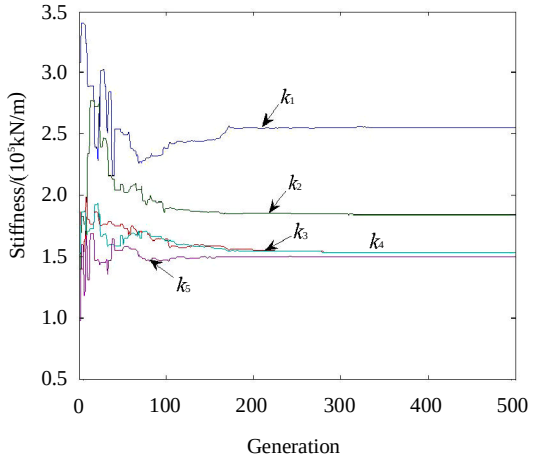

图 5　一个典型的基于 PSO 的刚度识别仿真过程

Fig. 5　A typical simulation result of stiffness by PSO

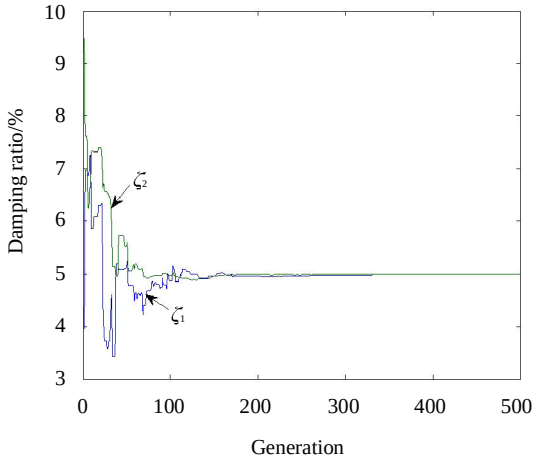

图 6　一个典型的基于 PSO 的阻尼比识别仿真过程

Fig. 6　A typical simulation result of damping ratio by PSO

5　结束语

文中提出的基于 PSO 的识别方法成功应用于对结构系统的识别，该方法对结构输出信息的可测数目没有特别要求，不论质量已知或质量未知均可对系统参数做出正确识别。由于 PSO 是基于群智能的启发式算法，不会很轻易陷入局部最优点或搜索空间的平坦区，即使在测量数据不完备的情况下该方法仍能对系统做出有效识别，在数值模拟中可在存在噪声干扰的情况下迅速地收敛到全局最优解，因此相对于传统的结构系统识别方法具有明显的优越性。而与基于 GA 的识别方法比较结果表明：PSO 方法算法简洁易于实现且计算时占用资

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

源极少，而识别效能包括速度与精度却优于目前结构系统识别领域中被广泛研究的 GA，是一种很有前途的系统识别方法。

参考文献

[1] Levin R I, Lieven N A J. Dynamic finite element model updating using simulated annealing and genetic algorithm [J]. Mechanical System and Signal Processing, 1998,12 (1): 91-120.

[2] Perry M J, Koh C G, Choo Y S. Modified genetic algorithm strategy for structural identification [J]. Computers & Structures, 2006,84 (8-9): 529-540.

[3] Franco G, Betti R, Lus H. Identification of structural system using an evolutionary strategy [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2004,130 (10): 1125-1139.

[4] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory [C] //Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine & Human Science. NY, USA, 1995: 39-43.

[5] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C] //Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA, 1995: 1942-1948.

[6] Eberhart R C, Shi Y. Particle swarm optimization: developments, applications and resources [C] //Proceedings of 2001 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, USA, 2001: 81-86.

[7] Elegbede C. Structural reliability assessment based on particles swarm optimization [J]. Structural Safety, 2005,27 (2): 171-186.

[8] He Q, Wang L. An effective co-evolutionary particle swarm optimization for constrained engineering design problems [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2007,20(1):89-99.

[9] 余岭, 万祖勇, 朱宏平, 等. 基于 PSO 算法的结构模型修正与损伤识别 [J]. 振动与冲击, 2006,25 (5): 37-53.

[10] Trelea I C. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection [J]. Information Processing Letters, 2003,85 (6): 317-325.

Structural system identification based on particle swarm optimization

ZHANG Wei[1,2], TANG He-sheng[2], XUE Song-tao[2], LI Kai[2]

(1. Fujian Academy of Building Research, Fuzhou, Fujian 350025, China; 2. Research Institute of Structural Engineering and Disaster Reduction, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: A method for identification of structural systems using particle swarm optimization (PSO) algorithm is presented. The basic idea of the method is that the identification problems are cast as a multimodal nonlinear nonconvex programming problem, and then particle swarm optimization algorithm is used to find the optimal estimation of the parameters. Some results obtained with this algorithm are presented for the identification of structural systems under conditions including limited input/output data, noise polluted signals, and no prior knowledge of mass, or stiffness of the system. The proposed method is also compared to the identification method based on GA. The numerical examples and comparing results show that the PSO method is easy to implement, computationally inexpensive and the identification performance is superior.

Key words: particle swarm optimization; genetic algorithm; system identification

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net