

基于 CLPSO 算法的结构系统识别*

唐和生¹, 许锐¹, 薛松涛^{1,2}, 张伟³

(¹同济大学结构工程与防灾研究所 上海, 200092) (²日本东北工业大学建筑学科 仙台, 982-8577)

(³福建省建筑科学研究院 福州, 350025)

摘要 系统识别问题可以转化成高维多模优化问题。针对基本粒子群优化在分析此类问题时容易出现早熟收敛从而导致局部优化和产生较大误差, 提出将基于综合学习策略粒子群优化算法 (CLPSO) 应用于结构参数识别。由于该方法能够保持群体的多样性, 因此可以避免早熟收敛。利用该方法在测量数据不完备且有噪声污染的情况下, 同时在没有系统质量和刚度等先验信息的情况下对结构系统进行了识别, 通过数值模拟以及对某真实结构进行分析, 验证了该方法对结构系统识别的有效性。

关键词 系统识别 优化 粒子群优化 CLPSO 算法

中图分类号 TU937.2 TP274.2 TH165

引言

结构系统识别是一反问题, 即如何从试验数据中建立数学模型与实际结构物理模型匹配一致, 它在土木领域具有广泛的应用, 并成为土木领域的研究热点。Liu 和 Yao^[1]于 1978 年在土木工程领域率先提出了系统识别的概念。一些传统的识别方法, 如最小二乘法^[2]、极大似然法^[3]、扩展 Kalman 滤波法^[4]、H 滤波法^[5]以及粒子滤波法^[6]等被应用于线性及非线性结构的参数识别中, 但是该类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。然而在实际应用中, 由于结构系统的复杂性导致系统的参数难以确定, 常常只有部分信息可以测得。针对传统系统识别方法存在的局限, 越来越多的研究把启发式的优化算法如遗传算法 (GA)、进化策略算法 (EA)、退火算法 (SA) 和群集智能算法等知识应用于系统识别中, 发展为很多新型的系统识别方法。如: Cunha^[7]等将遗传算法应用于组合材料中识别材料的弹性系数; Franco^[8]将进化算法应用于多自由度系统的识别; Perry 和 Koh^[9]等用改进的遗传算法进行结构参数的识别; Chou^[10]等将遗传算法应用于结构的损伤定位; Koh^[11-12]等应用遗传算法对剪切型结构进行整体识别; Levin^[13]等应用退火算法优化描述结构动力特性的有限元模型; 张伟^[14]等将粒子群算法引入系统识别, 对线性及非线性的结构

进行了参数识别; Tang^[15]将微分演化算法 (DE) 引入系统识别中。

作为一种新颖的群集智能计算技术, 粒子群优化 (particle swarm optimization, 简称 PSO) 以其概念简单、易于执行及收敛迅速等特点被成功应用于很多研究领域, 如函数优化、人工智能与神经网络训练、模糊控制、仿真与识别、结构可靠性评估、优化与参数识别等。但作为一种通用的随机全局搜索算法, PSO 也面临着早熟收敛和后期收敛速度慢等问题。基于 PSO 算法的系统识别在维数较低时, 可以得到非常好的识别结果, 但是随着问题维数的增加, 其早熟及后期收敛速度问题也就越发明显^[16]。因此有必要对该算法进行改进, 使其更适应自由度数目较大的结构识别问题。本文将改进的 PSO 算法即 CLPSO 应用于结构参数识别中, 并通过在日本庆应大学的 7 层钢框架结构的参数识别试验验证了该方法的有效性。

1 系统识别转化为优化问题

Astrom 和 Eykhoff 曾经给出系统识别的定义^[17]: 根据实际系统测试中的输入输出信息, 在一组预先给定的系统参数集合 $\{S\}$ 中找到合适的 $\theta \in \{S\}$, 使之与实际系统等价。

通过以上定义可看出, 结构系统参数识别问题可以转化为一个优化问题, 即使真实结构的实测反

* 国家自然科学基金资助项目 (编号: 50708076)

收稿日期: 2009-06-01; 修改稿收到日期: 2009-09-04

应与预测结构模拟数值反应的误差最小化。

不失一般性,考虑结构系统如下

$$y(k) = f(u(k), \theta) \quad (1)$$

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

为了得到一个精确的系统参数识别过程,备选分析模型系统(1)必须对任意的输入激励都能产生精确的输出数据。因此,问题归结为最小化实测真实结构输出与备选分析模型系统输出之间的误差,其均方误差函数为

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

其中: $\hat{y}(k) = f(u(k), \hat{\theta})$ 为备选分析模型的输出; $\|\cdot\|$ 为矢量的欧几里德范数

形式上,优化问题要求找到一个向量 $\theta \in R^n$ 以满足某种性能判据,使得误差范数 $F(\cdot)$ 最小化。 $F(\cdot)$ 即为目标函数或评价函数。在粒子群优化算法中,一般使用适应值函数来反映结果的好坏,因而识别问题可以解释成式(3)所示的一个线性约束、多维非线性优化问题

$$\begin{aligned} \min F(\theta), \theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n) \\ \text{s. t. } \theta \in R^n \mid \theta_{\min, i} \leq \theta_i \leq \theta_{\max, i} \quad (\forall i = 1, 2, \dots, n) \end{aligned} \quad (3)$$

其中: θ_{\max} 和 θ_{\min} 分别为 n 个待识别参数取值的上限和下限。

2 CLPSO优化算法

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

$$v_i^d \leftarrow wv_i^d + c_1r_1(\text{pbest}_i^d - \theta_i^d) + c_2r_2(\text{gbest}^d - \theta_i^d) \quad (4)$$

$$\theta_i^d \leftarrow \theta_i^d + v_i^d \quad (5)$$

其中: $\theta_i = (\theta_i^1, \theta_i^2, \dots, \theta_i^D)$ 为第 i 个粒子的位置; $w = (w^1, w^2, \dots, w^D)$ 为第 i 个粒子的速度; $\text{pbest} = (\text{pbest}_i^1, \text{pbest}_i^2, \dots, \text{pbest}_i^D)$ 为第 i 个粒子所经历过的最优位置; $\text{gbest} = (\text{gbest}^1, \text{gbest}^2, \dots, \text{gbest}^D)$ 为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 为 $[0, 1]$ 区间内均匀分布、相互独立的随

机数; w 为粒子的惯性权重

由标准 PSO 的速度及位置更新式(4)、式(5)可知,在标准 PSO 中,每个粒子都同时向自身的最佳经验 pbest 以及群体最佳经验 gbest 学习,亦即通过“个体认知”和“社会认知”来确定个体行为。由于各个个体都只向群体最佳经验 gbest 学习,这样的社会认知机制使得 PSO 具有极快的收敛速度。然而,当所属问题是一个搜索环境较为复杂的多峰值问题时,也正是由于这样的学习机制,使得群体最佳 gbest 所处的即使只是一个局部最优区域,其他粒子也仍然向其学习,从而使得这些粒子很容易被吸引至当前 gbest 所处的区域,并陷入局部最优。假设问题的适应值函数 $f(x) = f([x^1, x^2, \dots, x^D])$, 则粒子的适应值将由所有的 D 个参数确定,当一个粒子有部分维度处于全局最优区域时,却有可能因为其余维度并未处于全局最优区域而产生较差的适应值。为了使粒子获得更多有益的信息, Liang^[18] 等人提出了一种新的学习策略,在该策略中,粒子的速度公式更新为

$$v_i^d \leftarrow wv_i^d + c_1r_1(p_{f_{i(d)}}^d - \theta_i^d) \quad (6)$$

其中: $f_i = [f_i(1), f_i(2), \dots, f_i(D)]$ 定义了粒子 i 在各个维度上将要学习的最佳经验的来源,即粒子 i 在第 d 个维度上将要向第 $f_i(d)$ 个粒子的最佳经验学习。

在综合学习策略中,对于 D 维问题,随机选取 m 个维度向群体最佳经验学习,而在剩下的 $D - m$ 维中,此时的学习范本 $p_{f_{i(d)}}^d$ 有可能是任意一个粒子包括第 i 个粒子本身的 pbest_i^d , 而决定的依据则有赖于学习概率 P_c 。对于粒子 i 的每一个维度都将产生一个随机数,如果该随机数大于 P_c , 则在该维度上将向粒子自身的最佳经验学习,否则在此维度上将学习其他粒子的最佳经验。CLPSO 的这些操作不仅增加了初始种群粒子的密度,也可以克服标准粒子群算法早熟收敛的问题。Liang 等人^[18] 提出对不同的粒子取不同的 P_c 值,这样群体中的粒子将具有不同的探索和开发能力,便于求解不同类型的问题。根据 Liang 等人^[18] 推荐,本文使用式(7)定义粒子 i 的学习概率 P_{c_i}

$$P_{c_i} = 0.05 + 0.45 \frac{\exp\left(\frac{5(i-1)}{S-1}\right) - 1}{\exp(5) - 1} \quad (7)$$

其中: S 为群体规模; i 为粒子序号。

CLPSO 算法程序执行的伪码如下:

初始化粒子群,在搜索空间中随机散布各粒子,在最大和最小速度范围内随机设定粒子初速度,并

确定各粒子的适应值以及最佳群体 **gbest**

For $i = 1$ to S , 随机选取 m 维粒子向最佳群体学习, 依据学习概率 P_c 确定其余 $D - m$ 维的学习粒子, $\text{Flag}(i) = 0$, End For i

For $i = 1$ to S , If $\text{Flag}(i) \geq$ 最佳粒子更新阈值, 随机选取 m 维粒子向最佳群体学习, 依据学习概率 P_c 确定其余 $D - m$ 维的学习粒子, $\text{Flag}(i) = 0$, End If

依据式 (6) 以及粒子最大速度确定各粒子速度, 更新粒子当前位置, 确定最佳粒子 **pbest**, If **pbest** 没有变化, $\text{Flag}(i) = \text{Flag}(i) + 1$, End If

End For i , 确定最佳群体 **gbest**, 直至满足设定的终止条件.

3 数值模拟

为了验证基于 CLPSO 的结构参数识别性能, 本文对如图 1 所示的 12 层剪切型框架结构在其全部物理参数未知的情况下进行识别. 结构的动力学方程

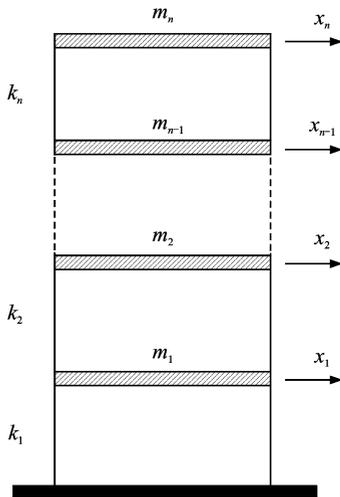


图 1 n 自由度剪切型结构

为

$$M\ddot{x} + C\dot{x} + Kx = u(t) \quad (8)$$

结构的阻尼矩阵采用 Rayleigh 阻尼矩阵, 即

$$C = TM + UK \quad (9)$$

其中: T, U 分别为 Rayleigh 阻尼矩阵的质量及刚度矩阵的比例系数, 可由结构前两阶固有频率及相应的阻尼比 a_1, a_2 计算得到.

表 1 为该结构系统参数.

本算例假设全部结构参数均为未知, 则该识别问题的待识别参数为

$$\theta = (m_1, m_2, \dots, m_{12}; k_1, k_2, \dots, k_{12}; \gamma_1, \gamma_2) \quad (10)$$

表 1 12 层剪切型框架结构系统参数

刚度 / ($\text{kN} \cdot \text{m}^{-1}$)	质量 / kg	阻尼比 / %
$k_1 = 5.529 \times 10^9$	$m_{1-11} = 49.48$	$a_1 = 5$
$k_{2-12} = 2.723 \times 10^9$	$m_{12} = 45.06$	$a_2 = 7$

考虑在 El Centro (NS, 1940) 地震波作用下, 数据采集方式为不完备情况 (仅偶数层的加速度可测), 结构系统的输出向量为

$$y(t) = (x_2(t), x_4(t), x_6(t), x_8(t), x_{10}(t), x_{12}(t)) \quad (11)$$

输出时间历程纪录为 10 s, 采样间隔为 0.02 s, 且输出信号受 10% 噪声污染.

根据式 (2) 建立适应值函数, 并分别采用标准 PSO 及 CLPSO 对结构进行参数识别. 由于问题的复杂性, 此例中 PSO 及 CLPSO 均更新 1 000 代 (终止条件). 标准 PSO 参数设置为: 粒子数 = 30, 加速因子 $c_1 = 1.85, c_2 = 1.3$, 惯性权重 $w = 0.6$; CLPSO 参数设置为: 粒子数 = 30, $m = 0.8D$, 加速因子 $c = 1.494$, 学习概率取式 (7). 两种算法搜索范围为真实值的 0.5 ~ 2 倍, 且每一种方法都独立运行 20 次之后取平均值作为最后结果列于表 2 表中最后一行给出了在 P4-2.4G 内存为 512M 的台式机上每一轮算法的平均运行用时. 此外, 两种算法目标函数的典型收敛过程如图 2 所示.

由表 2 可见, 在高维度识别问题中, 基于 CLPSO 的结构参数识别效果较之基于 PSO 的识别精度明显提高. 其误差基本小于 PSO, 其中 CLPSO 识别的最大误差为 11.03%, 除 k_1, k_{10} 识别的误差略大于 10% 外, 其余所有参数的识别误差均在 10% 以内, 而 PSO 识别的最大误差则达到了 17.96%, 且有较多的识别相对误差超过了 10%. 从计算时间来看, CLPSO 的计算耗时则稍多于标准 PSO, 但是仅多 4% 左右.

由图 2 可以看出, 基于 CLPSO 的识别方法的收敛速度慢于标准 PSO, 但是与标准 PSO 相比,

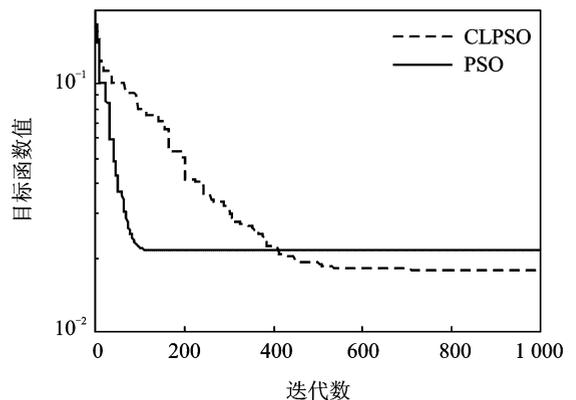


图 2 PSO 及 CLPSO 的参数识别收敛过程比较

表2 PSO及 CLPSO的识别结果比较

参数	真实值	PSO		CLPSO		
		识别值	相对误差 %	识别值	相对误差 %	
m / kg	m_1	49.48	46.42	6.18	48.397	3.75
	m_2	49.48	49.66	0.79	49.749	0.54
	m_3	49.48	50.13	1.98	49.290	1.56
	m_4	49.48	49.34	0.34	49.337	0.33
	m_5	49.48	50.35	2.10	50.304	1.72
	m_6	49.48	49.49	0.31	49.910	0.87
	m_7	49.48	49.01	1.53	48.231	2.52
	m_8	49.48	49.49	0.12	49.349	0.27
	m_9	49.48	49.84	0.94	50.537	2.14
	m_{10}	49.48	49.11	0.76	49.259	0.45
	m_{11}	49.48	49.78	0.88	49.536	0.23
	m_{12}	45.06	44.88	0.41	45.031	0.27
$k / (\text{kN} \cdot \text{m}^{-1})$	k_1	5 529	4 799	17.24	5 411	10.26
	k_2	2 723	3 068	17.96	2 847	7.98
	k_3	2 723	2 780	4.14	2 811	3.61
	k_4	2 723	3 016	11.50	2 741	2.92
	k_5	2 723	2 876	7.78	2 838	4.86
	k_6	2 723	2 745	5.96	2 751	2.60
	k_7	2 723	2 936	11.61	2 910	8.94
	k_8	2 723	2 644	9.71	2 702	5.32
	k_9	2 723	2 952	13.62	2 911	9.13
	k_{10}	2 723	2 660	9.91	2 434	11.05
	k_{11}	2 723	2 876	8.53	2 732	3.31
	k_{12}	2 723	2 426	10.92	2 793	7.22
$a / \%$	a_1	5	4.89	4.75	4.82	5.40
	a_2	7	7.02	1.46	6.95	1.41
t / s	—	945.00		987.3		

CLPSO 具有更强的持续寻优及跳出局部最优的能力,因而更适合高维度的自由度数目较多的结构的参数识别

4 结构参数识别的应用实例

为了验证基于 CLPSO 算法的识别方法在真实结构参数识别中的可行性,本文把基于 CLPSO 算法的参数识别方法应用到日本庆应大学来往舍,在仅部分楼层地震响应可测情况下,进行该结构的参数识别。该建筑为 7 层钢框架结构带地下室,地上建筑高度为 30.95 m。地面以上部分由钢管混凝土柱及钢框架组成,底层设有隔振与减振耗能设施,隔振设施由 55 片强阻尼橡胶垫片(每片尺寸为 700 mm × 900 mm)组成,耗能设施为 6 个液压减振器(三轴方向安置)以及 9 个弹性滑动支撑。该建筑的数据采集系统分别在 7 个部位安装了 16 个加速度传感器以及 2 个部位安装了 3 个位移传感器,传感器采样频率为

100 Hz,传感器的布置如图 3 所示。

- 加速度计(7个位置,16个测点)
- ◆ 位移计(2个位置,3个测点)

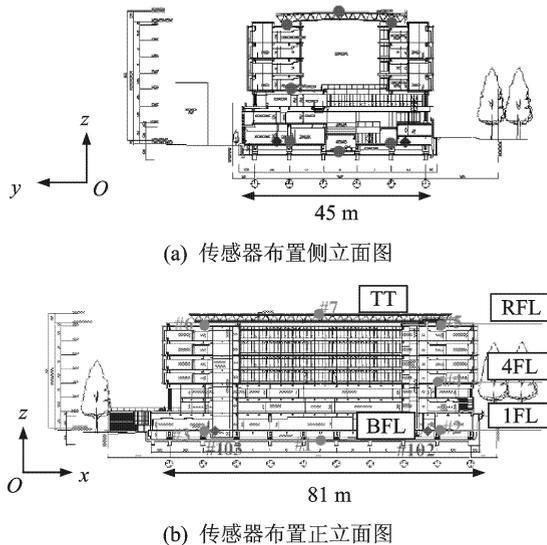


图3 传感器布置图

选用上述采集系统记录了 2005 年 7 月 23 日日本某城市发生的地震。由图 3 可知,该结构底层(BF) 1 层(1FL)、4 层(4FL)以及顶层(RFL)分别对应加速度传感器# 1、# 2、# 4 和# 5,同时记录结构 x 向和 y 向的地震响应。底层(BFL)位移传感器# 102 记录 x 向和 y 向地震作用下的位移响应。根据# 102 实测位移响应记录,该次弱震引起底层最大位移为 0.018 7 mm,小于隔振层的屈服位移,因此将该结构简化为一个线性剪切型结构(见图 4)进行参数识别。本次识别的结构参数为该结构 x 向刚度、结构全部质量以及前两阶阻尼比。该问题实际上是一个 18 维的参数识别问题。由于缺乏足够详细的结构设计图纸,且处于使用过程的结构实际刚度、质量与初始设计值有很大出入,笔者根据设计图纸对结构的刚度和质量进行估算,确定待识别系统参数取值范围如下:质量为 $(0.2 \sim 5) M$;刚度为 $(0.1 \sim 10) K$;阻尼为 $(0.5 \sim 2) \gamma$ 。其中: $M = (7.063 6, 3.043 1, 2.267 8, 2.488 3, 1.919 3, 1.937 6, 1.934 6, 2.374 5) \times 10^6$

kg ; $K = (0.475, 3.133 2, 2.590 9, 2.219 2, 1.879 0, 1.474 9, 1.464 1, 1.267 0) \times 10^9 N/m$; $\gamma = (0.02, 0.05)$ 。CLPSO 算法参数设置同数值模拟部分,考虑真实结构识别时测量噪声以及未知信息因数较多,取最大更新代数为 2 000 代。识别结果列于表 3。识别参数收敛过程及目标函数收敛过程如图 5 所示。

表 3 中的识别结果与从图纸直接估算的质量和

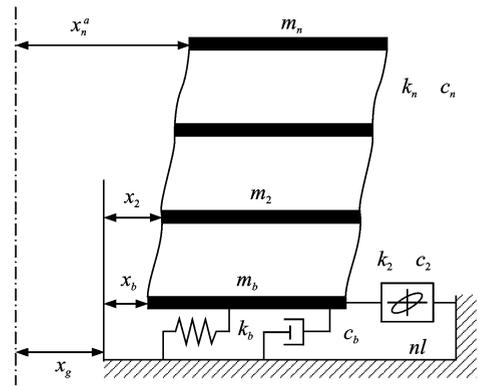
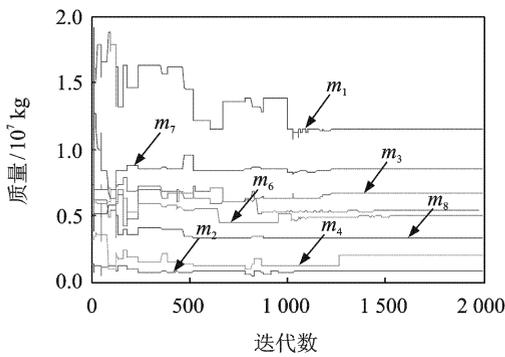


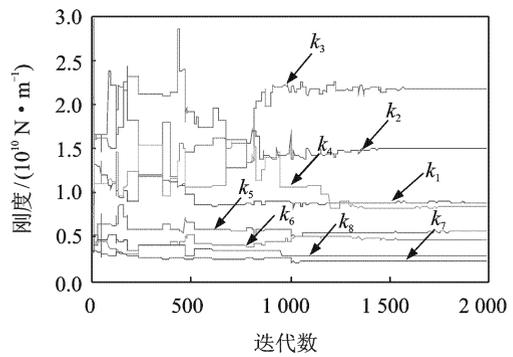
图 4 结构简化模型

表 3 CLPSO 真实结构识别结果

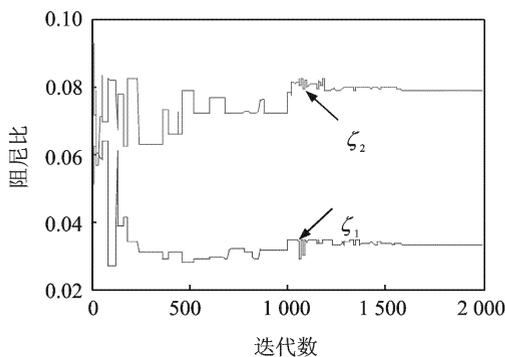
层数	1	2	3	4	5	6	7	8
质量 / $10^7 kg$	1.159 3	0.081 6	0.067 7	0.204 3	0.542 3	0.498 4	0.853 3	0.331 7
刚度 / $(10^{10} N \cdot m^{-1})$	0.880 8	1.509 1	2.176 7	0.839 5	0.546 3	0.467 9	0.223 9	0.289 3
阻尼比	第 1 阶阵型阻尼比				第 2 阶阵型阻尼比			
	0.032 9				0.078 7			



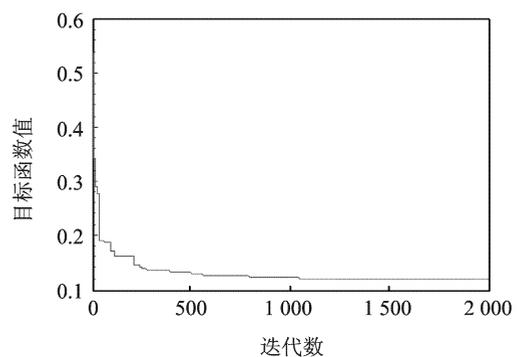
(a) 质量识别收敛过程



(b) 刚度识别收敛过程



(c) 阵型阻尼比识别收敛过程



(d) 目标函数值收敛过程

图 5 CLPSO 算法识别真实结构的收敛过程

刚度有一定的差别,这主要是因为该建筑物处于使用过程中,建筑物内部设备的布置跟原来的设计有很大差别,同时施工等原因也会导致实际结构参数跟设计图纸的理论计算值有一定的差别。将表3中结构参数识别结果,在相同的地震输入下反演结构每层加速度,并与原实测结构的加速度记录时程进行比较,如图6所示。对加速度时程进行频谱分析,结果如图7所示。

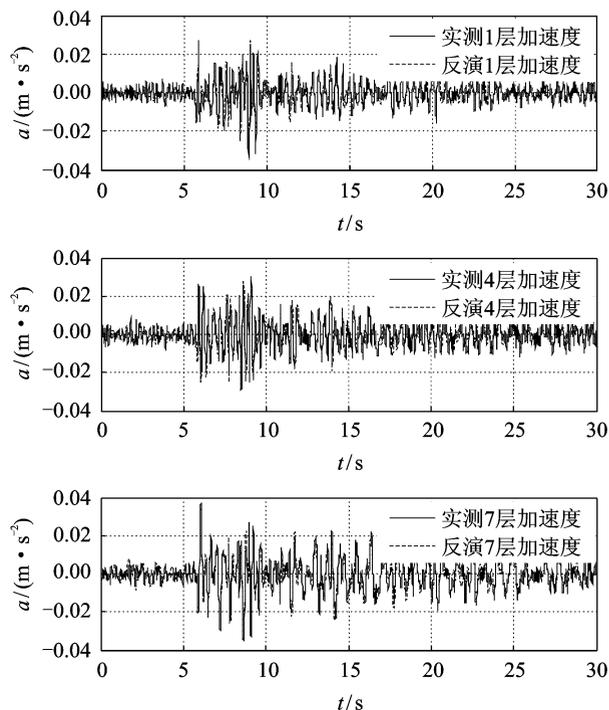


图6 加速度时程比较

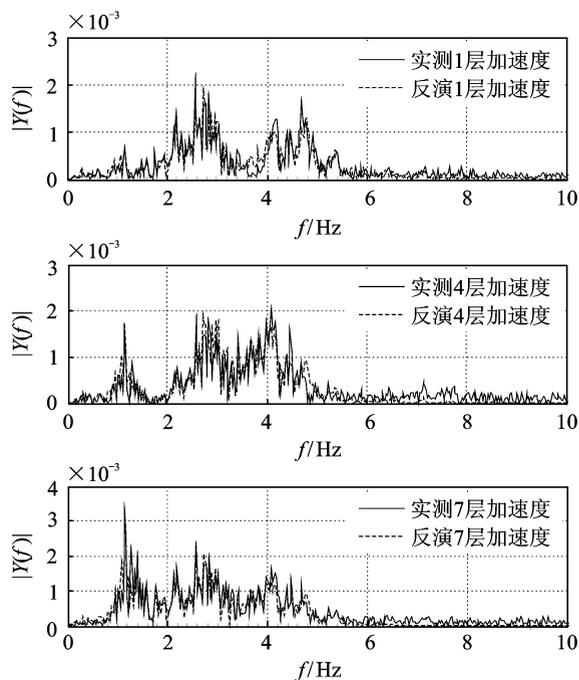


图7 加速度频谱比较

尽管表3中的识别结果与从图纸直接估算的质量和刚度有一定的差别,但由图6~图7反演结构加速度结果与原实测结构响应记录的对比可以看出,利用CLPSO识别结构进行反演的加速度结构与实际记录响应无论在时域还是频域内都一致,表明基于CLPSO算法的识别方法在真实结构参数识别中的应用是有效的。

5 结论

文中采用CLPSO算法进行结构系统识别,可以有效防止标准PSO算法中的早熟问题,在维度较高的识别问题中比标准PSO算法的识别效果更优越。同时,本文将CLPSO算法应用于真实结构的参数识别,验证了基于CLPSO算法的识别方法在真实结构参数识别中的有效性。

参 考 文 献

- [1] Liu S C, Yao J T P. Structural identification concept [J]. Journal of Structural Division, 1978, 104(12): 1845-1858.
- [2] Yang J, Pan S, Lin S. Least-squares estimation with unknown excitations for damage identification of structures [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2007, 133(1): 12-21.
- [3] Campillo F, Mevel L. Recursive maximum likelihood estimation for structural health monitoring: tangent filter implementations [C]// Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference (CDC-ECC'05). Seville, Spain: IEEE Press, 2005: 5923-5928.
- [4] Yang J, Lin S, Huang H, et al. An adaptive extended Kalman filter for structural damage identification [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2005, 13(4): 849-867.
- [5] Sato T, Qi K. Adaptive H^∞ filter: its application to structural identification [J]. Journal of Engineering Mechanics, 1998, 124(11): 1233-1240.
- [6] Li S, Suzuki Y, Noori M. Identification of hysteretic systems with slip using bootstrap filter [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18(4): 781-795.
- [7] Cunha J, Cogan S, Berthod C. Application of genetic algorithms for the identification of elastic constants of composite materials from dynamic tests [J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 1999, 45(7): 891-900.
- [8] Franco G, Betti R, Lus H. Identification of structural

- systems using an evolutionary strategy [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2004, 130(10): 1125-1139.
- [9] 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.
- [10] Chou J H, Ghaboussi J. Genetic algorithm in structural damage detection [J]. Computers and Structures, 2001, 79(14): 1335-1353.
- [11] Koh C G, Hong B, Liaw C Y. Substructural system identification by genetic algorithms [C]// 3rd US-Japan Workshop on Nonlinear System Identification and Structural Health Monitoring. Los Angeles (CA): USC Press, 2000.
- [12] Koh C G, Chen Y F, Liaw C Y. A hybrid computational strategy for identification of structural parameters [J]. Computers and Structures, 2003, 81(2): 107-117.
- [13] 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.
- [14] 张伟,唐和生,薛松涛,等.基于粒子群优化的结构系统识别 [J]. 燕山大学学报, 2009, 33(1): 153-158.
- [15] Tang H, Xue S. Differential evolution strategy for structural system identification [J]. Computer and Structures, 2008, 86(21-22): 2004-2012.
- [16] Tang H, Zhang W F, Xue C S. Parameter estimation using a CLPSO strategy [C]// IEEE World Congress on Computational Intelligence. Hong Kong: IEEE Press, 2008: 70-74.
- [17] Astrom K J, Eykhoff P. System identification—a survey [J]. Automatica, 1971, 7(2): 123-162.
- [18] Liang J J, Qin A K, Suganthan P N, et al. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 281-295.



第一作者简介: 唐和生 男, 1973年10月生, 副教授。主要专业方向为结构优化设计、识别与控制、健康监测。曾发表“Differential evolution strategy for structural system identification” (Computers and Structures, 2008, Vol. 86, No. 21-22) 等论文。
E-mail: thstj@tongji.edu.cn

欢迎订阅《微电机》

微电机

为您事业的扬帆远航

推波助澜

欢迎投稿
欢迎订阅杂志
欢迎投放企业广告

电话: 029-84276641 84276682
E-mail: micromotors@vip.sina.com
Http: //www.china-micromotor.com

每月28日出版
国内统一刊号: CN61-1126/TM
国际标准刊号: ISSN1101-6848
国外代号: M4228, CODEN WIDIF4
邮发代号: 52-92

Structural System Identification Using Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization Algorithm

*Tang Hesheng*¹, *Xu Rui*¹, *Xue Songtao*^{1, 2}, *Zhang Wei*³

(¹ Research Institute of Structural Engineering and Disaster Reduction, Tongji University Shanghai, 200092, China)

(² Department of Architecture, Tohoku Institute of Technology Sendai, 982-8577, Japan)

(³ Fujian Academy of Building Research Fuzhou, 350025, China)

Abstract System identification can be transformed to a multimodal optimization problem with high dimension. The original particle swarm optimization (PSO) usually suffers from premature convergence tending to local optima and low solution precision while solving these complex multimodal problems. In order to correct the defect, a comprehensive learning particle swarm optimization (CLPSO) method was adopted to estimate parameters of structural systems. This variant of PSO enables the diversity of the swarm to be preserved to avoid premature convergence. The effectiveness of the proposed method is evaluated through the numerical analysis and an application to a building under conditions including limited measurement data, noise polluted signals, and no prior information of mass, damping, or stiffness.

Keywords system identification optimization particle swarm optimization CLPSO algorithm

Application of Recurrence Quantification Analysis to Fault Diagnosis of Centrifugal Pump

*Zhao Peng*¹, *Zhou Yunlong*², *Sun Bin*²

(¹ Energy and Power Engineering College, North China Electric Power University Beijing, 102206, China)

(² School of Energy and Mechanical Engineering, Northeast Dianli University Jilin, 132012, China)

Abstract In order to diagnose vibration faults of centrifugal pump accurately, considering the non-stationary characteristics of the vibration signals of centrifugal pump, a fault diagnosis method based on recurrence quantification analysis was put forward. The recurrence quantification analysis (RQA) method was employed to extract nonlinear characteristic parameters of the vibration signals which yielded the feature vectors. The feature vectors were used as the input samples to train a modified Elman neural network, and then the running state classifier of the centrifugal pump was set up. The experimental results show that proposed method is effective in fault diagnoses of centrifugal pumps.

Keywords centrifugal pump fault diagnosis recurrence quantification analysis Elman neural network

Prediction and Analysis of Helicopter Cockpit Noise

Lei Ye, *Sheng Meiping*, *Xiao Heye*

(College of Marine, Northwestern Polytechnical University Xi'an, 710072, China)

Abstract Analytical models of mechanical and aerodynamic noises were built by statistical energy analysis method considering the characteristics of the helicopter. The energy distribution of surface noise sources and the vibration response of airframe were obtained by analyzing experimental data and then used as the input parameters of the models. The noise response of the cockpit was predicted in average form. Additionally, the primary energy transfer paths to the cockpit noise response were pointed out by comparing different energy contributors. At last, measures for reducing the cockpit noise were presented, which were