

基于 SCE 算法的结构系统识别*

唐和生¹, 李鹏飞¹, 范存新²

(1. 同济大学结构工程与防灾研究所, 上海 200092; 2. 苏州科技学院工程力学系, 江苏 苏州 215011)

摘要: 使用 SCE(Shuffled Complex Evolution)算法进行结构系统参数识别, 并将该问题描述为一个多峰值非线性高维优化问题。文中给出多种工况下的数值模拟算例, 包括不完备输出信息、噪声干扰和无先验参数信息等。识别结果证明了 SCE 算法应用于结构系统识别问题的可行性、稳定性和有效性。

关键词: SCE 算法; 优化; 系统识别; 参数估计

中图分类号: TU311.3; TU323.5 文献标识码: A 文章编号: 1004-4523(2010)03-0243-06

引 言

系统识别方法通常被用在控制、故障诊断、预测等土木工程相关领域。目前利用现代控制和滤波理论的传统识别方法已取得了一些成果^[1-4]。然而, 在实际应用中, 由于结构本身的复杂性、先验信息少以及测量信息的不完备, 传统的一些识别方法面临很大的挑战。

随着计算机技术的发展, 人们开始将许多启发式优化算法引入系统识别领域, 并取得了初步的成功, 该方法的主要思想是把系统识别转化为一优化问题。例如遗传算法、演化策略、模拟退火算法等智能算法被应用于各种参数识别问题^[5-7]。

作为一种新型的计算机智能算法, SCE 已经得到了科研工作者的注意和广泛的应用。1992年, Du-an 等在求解概念性降雨径流模型参数自动率定优化问题时, 针对问题的非线性、多极值、没有具体的函数表达式、区间型约束等特点, 提出了 SCE 算法^[8]。SCE 算法结合了单纯形法、随机搜索和遗传算法中生物竞争进化的思想等方法的优点, 可以一致、有效、快速地搜索到水文模型参数全局最优解。SCE 算法已在多种不同的水文模型中得到广泛应用^[8-13]。

SCE 算法的主要特征是, 采用遗传算法中生物竞争进化的思想, 并通过各个复合型的定期洗牌重组, 来确保每个复合形获得的信息能在整个问题空间中得到共享, 从而使算法快速收敛于全局最优

解的同时, 避免陷入局部最优并避免早熟现象的出现。相对于其他智能优化算法, SCE 算法更有利于求解复杂、非线性、不可导、非凸的高维优化问题。研究结果表明, 相对于遗传算法和单纯形算法, SCE 优化效果最佳, 收敛速度较快, 稳定性好, 能一致、高效地收敛到全局最优解, 特别是对于高维实际问题更能体现算法的稳健性^[13]。

尽管 SCE 算法已经在水利学和水域模型计算中具有统治地位, 但是在土木工程中应用的研究仍然很少。土木工程领域中的参数识别问题本质上具有高维、非线性、且约束条件多的特点, 因此计算较为复杂。同时, 土木工程系统识别又存在先验知识缺乏、测量复杂昂贵等因素。因此如何在先验信息少的情况下, 采用尽可能少的测量信息, 并获得相对准确的系统参数将是一个非常意义的研究方向。

本文采用 SCE 算法进行了结构系统识别的研究。主要思想就是把结构系统识别问题转化成一多维优化问题, 通过 SCE 进行求解。数值模拟计算表明, SCE 算法在系统识别中的应用是可行有效的。

1 问题描述

结构系统识别问题可以转化为一个优化问题, 即将真实结构的实测响应与预测结构模拟响应的误差最小化。不失一般性, 考虑结构系统如下

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

式中 $y \in \mathbf{R}^p$ 表示系统输出, $u \in \mathbf{R}^q$ 表示系统输入, $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]$ 为需要估计的系统参数, k 为系统

* 收稿日期: 2009-04-29; 修订日期: 2009-12-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50708076); 江苏省高校自然科学基金资助项目(08KJB560003)

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, 下式所示的均方误差函数

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

式中 $\hat{\mathbf{y}}(k) = f(\mathbf{u}(k), \hat{\theta})$ 为预测模型的输出; $\|\cdot\|$ 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 $\theta \in \mathbf{R}^l$ 以满足某种质量判据, 使得误差范数 $F(\theta)$ 最小化。 $F(\theta)$ 通常被称为适应值函数、评价函数或目标函数。在 SCE 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一个非线性优化问题

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

式中 θ_{\min} 和 θ_{\max} 为 n 个参数取值的上限和下限。

2 SCE 算法

SCE 算法是一种基于种群进化思想的算法。在 SCE 算法中, 随机产生 s 个 (样本点的个数) 解向量, 通过竞争进化, 混合重组, 淘汰最差个体的过程, 最后完成种群整体进化^[8]。

算法中, n 个变量用一个 n 维向量表示, 即一个样本点。 $\theta \in \mathbf{R}^l$ 为预估的问题搜索空间。从而, 在每一次迭代中, SCE 算法采用 s 个 n 维向量 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}] \in \theta, i = 1, 2, \dots, s$ 来表示整个种群, 也称为算法的一个子代。

2.1 算法流程

SCE 算法的基本思路是将基于确定性的复合型搜索技术和自然界中的生物竞争进化原理相结合。 s 个样本点构成一个子代。每一代都被分成许多小群体 (复合型)。每个复合型都可以独立地进化, 向不同的方向搜索解空间。达到一定的代数之后, 每个群体会往各自的最优点收敛。此时, 通过重组洗牌, 可以产生新的若干群体。通过共享搜索空间的信息, 这个过程可以确保每个群体适应值的整体提高。

SCE 算法的具体步骤如下^[8]。

第一步: 初始化。假定待优化问题是 n 维问题, 选取参与进化的复合型个数 p ($p \geq 1$) 和每个复合型所包含的顶点数目 m ($m \geq n+1$), 计算样本点数目 $s = p \times m$ 。

第二步: 产生样本点。在可行域内随机产生 s 个样本点 x_1, \dots, x_s , 分别计算每一点 x 的函数值 $f_i = f(x_i), i = 1, \dots, s$ 。

第三步: 样本点排序。把 s 个样本点 (x_i, f_i) 按函数值升序排列, 排序后仍记为 $((x_i, f_i), i = 1, \dots, s)$, 其中 $f_1 \leq f_2 \leq \dots \leq f_s$, 记 $D = \{(x_i, f_i), i = 1, \dots, s\}$ 。

第四步: 划分复合型群体。将 D 划分为 p 个复合型 A_1, \dots, A_p , 每个复合型含有 m 个顶点, 其中 $A^k = \{(x_j^k, f_j^k) \mid x_j^k = x_{k+m(k-1)}, f_j^k = f_{j+m(k-1)}, j = 1, \dots, m\}, k = 1, 2, \dots, p$ 。

第五步: 复合型进化。按复合型进化算法 (CCE) 算法分别进化各个复合型。

第六步: 复合型混合。把进化后的每个复合型的所有顶点组合成新的点集, 再次按函数值 f_i 升序排列, 排序后不妨仍记为 D , 对 D 按目标函数的升序进行排列。

第七步: 收敛性判断。如果满足收敛条件则停止, 否则返回第四步。

2.2 局部进化策略

SCE 算法的关键部分为确保竞争性的复合型进化算法 (CCE)。在 CCE 算法中, 每个复合型的顶点都是潜在的父辈, 都有可能参与产生下一代群体的计算。每个复合型的作用如同父辈。通过随机方式构建新的复合型使得算法在可行域中的搜索更加彻底。CCE 算法的竞争性是通过使用三角形概率分布来赋予不同个体权重来实现的。CCE 算法的具体步骤如下^[8]。

第一步: 初始化。选择 q, T 和 U , 其中, $2 \leq q \leq m, T \geq 1, U \geq 1$ 。

第二步: 赋予权重。为 A^k 加上一个三角形概率分布的权重 $p_i = 2(m+1-i)/[m(m+1)], i = 1, \dots, m$ 。 x_1^k 点具有最高的概率, $p_1 = 2/(m+1)$, x_m^k 具有最低的概率, $p_m = 2/[m(m+1)]$ 。

第三步: 选择父辈。按照三角形随机概率分布, 从中随机选择 q 个顶点 u_1, \dots, u_q 。将这些点存储到数组 $B = \{u_i, v_i, i = 1, \dots, q\}$, 其中 v_i 是点 u_i 的函数值。 A^k 的点的编号可用于 B , 因此, 将 A^k 的编号存储在 L 中。

第四步: 产生子代。

(a) 对数组 B 和 L 进行排序, 使 q 个顶点按照函数值升序的顺序排列。用式子 $g = [1/(q -$

$$1) \sum_{j=1}^{q-1} u_j$$

计算父辈顶点的中心位置。

(b) 计算新顶点 $r = 2g - u_q$, 即顶点 u_q 对中心位置做中心对称映射。

(c) 如果 r 还在 θ 解空间中, 则计算该点函数值 f , 并进行 (d) 步计算; 否则, 计算含有 A^k 的最小超正方体 $H \in \mathbf{R}^n$ (在每个维度上的边长均正交), 而后, 在该正方体内随机地产生一个点 z , 并计算函数值 f_z , 令 $r = z$, 并令 $f_r = f_z$ 。

(d) 如果 $f_r < f_q$, 则用 r 取代 u_q , 并转向 (f) 步; 否则, 计算 $c = (g + u_q) / 2$ 即在中心点与父辈点中取折中点。

(e) 如果 $f_c < f_q$, 则用 c 点取代 u_q 点, 并转向 (f) 步; 否则, 在 H 超正方体中随机产生点 z , 并计算函数值 f_z (变异步) 并用 z 点取代 u_q 点。

(f) 重复 (a) 步到 (e) 步 T 次, 其中 T 是一个指定大于等于 1 的参数。

第四步: 用子代替父辈。用 L 中存储的 A^k 原始编号, 用 B 取代 A^k 中的父辈。然后按照函数值升序排列 A^k 。

第五步: 迭代。从第一步到第五步, 重复 U 次。其中 U 是一个可以由用户指定的大于 1 的参数。这个参数决定了会产生多少个子代 (每个复合型会进化到怎样的程度)。

2.3 参数选择

根据 Duan 等的研究^[8-10], SCE 算法的参数缺省取值为 $m = (2n + 1)$, $q = n + 1$, $x = 1$, $y = 2n + 1$ 其中 m 为单纯形中点的个数, q 为每个子单纯形中点的个数, x 为每个子单纯形进化后产生的连续后代的个数, y 为每个单纯形进化运算的步骤数。 p 为单纯形的个数, 在实际计算的过程中要是单纯形的个数选择多了, 则会增加计算量, 要是选择少了, 则达不到优化的效果, 本文取 $p = 2$ 。

3 算例分析

为了验证基于 SCE 算法的参数识别方法的有效性, 本文对如图 1 所示的 8 层剪切型框架结构。

模型的结构参数: $k_1 = 5.529E-3 \text{ kN/m}$, $k_2 \sim k_8 = 2.723E-3 \text{ kN/m}$; $m_1 \sim m_7 = 49.48 \text{ kg}$, $m_8 = 45.06 \text{ kg}$; 前两阶 Rayleigh 阻尼比为 0.01 和 0.03 该结构的动力学方程可写为如下形式

$$M\ddot{x} + C\dot{x} + Kx = u(t) \quad (4)$$

$$C = \frac{\Gamma}{2k_r} M + \frac{Uk_r}{2} K, \quad Y_r = \frac{\Gamma}{2k_r} + \frac{Uk_r}{2} \quad (5)$$

式中 M, C, K 分别为质量、阻尼和刚度矩阵, x 为

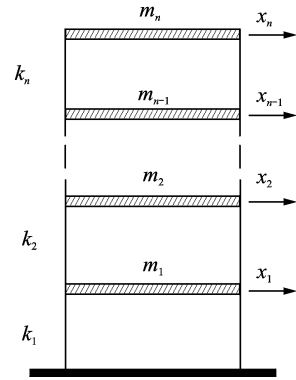


图 1 n 自由度剪切型框架结构

位移向量, u 为输入向量; 其中阻尼矩阵采用 Rayleigh 阻尼, Y_r 为第 r 阶振型的振型阻尼比, k_r 为结构的第 r 阶固有频率。结构采用 Rayleigh 阻尼矩阵 C (式 (5)) 的振型阻尼比 (Y_r) 在识别过程中亦假设为未知, 系数 Γ 和 U 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

$$\theta = [m_1, m_2, \dots, m_n; k_1, k_2, \dots, k_n; Y_1, Y_2] \quad (6)$$

3.1 质量已知系统的参数识别

识别分为质量已知和质量未知两种情况。在本算例中, 假设结构质量已知。考虑结构在 El Centro 地震波作用下的响应, 采样间隔为 0.02 s, 时间历程纪录 40 s, 采用两种数据方式:

方式 1 全部楼层加速度 (1~8 层) 已知, 即 $y(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_8(t)]$

方式 2 仅 1 层、3 层、5 层加速度已知, 即 $y(t) = [x_1(t), x_3(t), x_5(t)]$

目标函数定义为加速度预测均方误差。SCE 参数设置如下: 样本点数 = 30, 适应值函数计算最大次数 = 5 000 (终止条件之一), $p = 2$ (复合型个数), 参数搜索空间取为 0.8~1.2 倍的真实值。

在考虑噪声影响的工况下, 输入和输出信号叠加零均值的高斯白噪声。本文考察无噪声、5% 和 10% 噪声水平情形下的参数识别, 每一工况均经过 5 次的独立运算后取平均值作为最终识别结果列于表 1, 表中同时给出了识别的相对误差以及标准偏差。相对应的目标函数及参数演化过程如图 2、3 所示。

从表 1 的对比中可以发现, 在无噪声的情况下, 不论数据信息完备和不完备, 相对误差均为零。5% 噪声的工况下, 刚度的相对误差相对较小, 从 0.01% 到 0.20% 不等; 而阻尼比的相对误差稍高, 从 0.03% 到 0.24%; 10% 噪声下, 识别结果的平均误差比 5%

表 1 质量已知情况下识别结果

参 数	无噪声				5% 噪声		10% 噪声	
	方式 1		方式 2		方式 2			
	相对误差 /%	标准差	相对误差 /%	标准差	相对误差 /%	标准差	相对误差 /%	标准差
k_1	0	0	0	0	0.10	$8.324E-5$	0.15	$1.385E-4$
k_2	0	0	0	0	0.10	$5.752E-5$	0.01	$8.313E-5$
k_3	0	0	0	0	0.08	$5.732E-5$	0.07	$1.290E-4$
k_4	0	0	0	0	0.01	$2.922E-5$	0.05	$8.253E-5$
k_5	0	0	0	0	0.20	$1.210E-4$	0.19	$9.137E-5$
k_6	0	0	0	0	0.01	$2.168E-5$	0.08	$1.279E-4$
k_7	0	0	0	0	0.12	$7.300E-5$	0.09	$7.919E-5$
k_8	0	0	0	0	0.04	$4.906E-5$	0.07	$1.367E-4$
ζ_1	0	0	0	0	0.24	$1.091E-9$	1.99	$3.231E-9$
ζ_2	0	0	0	0	0.03	$8.19E-10$	0.09	$8.63E-10$

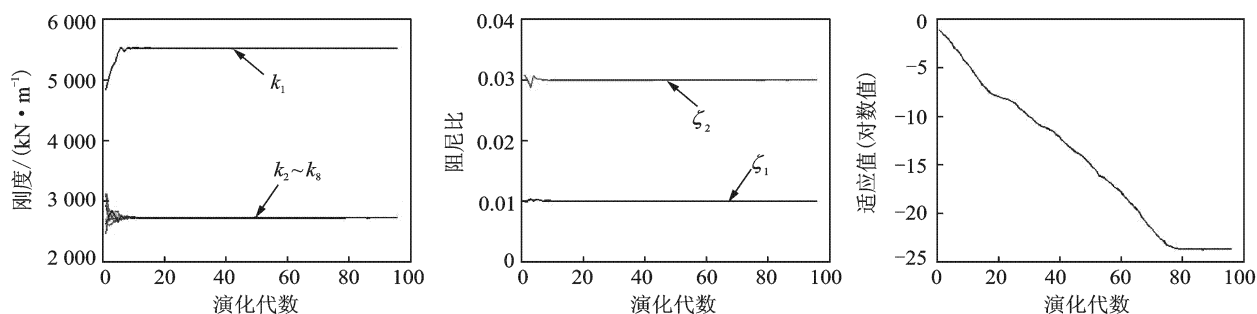


图 2 质量已知, 输出完全已知, 无噪声情况下的演化过程

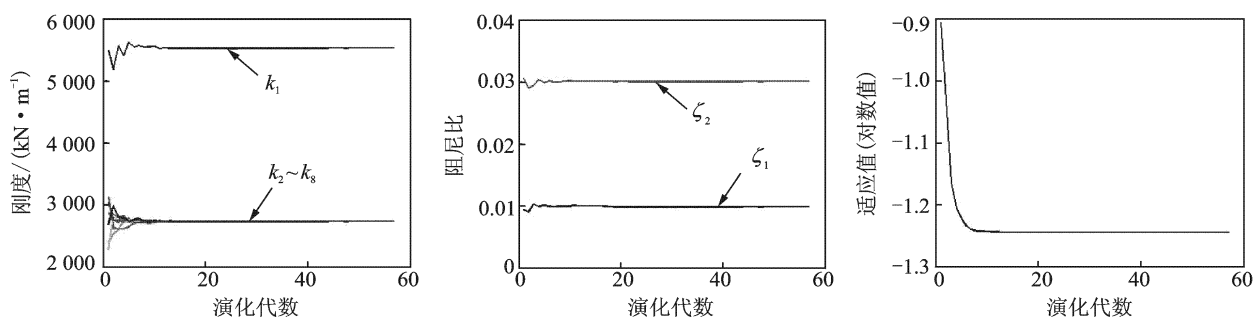


图 3 质量已知, 输出完全已知, 10% 噪声情况下的演化过程

噪声的情况稍大。其中,刚度的相对误差从 0.01% 到 0.15%, 阻尼比相对误差从 0.09% 到 1.99%。

数值结果表明, SCE 算法在无噪声的工况下识别结果十分精确,但是随着噪声影响的加大,识别的误差也在逐渐增大。其中,最大的相对误差总是出现在阻尼上。这一现象主要是因为阻尼对于整体响应的贡献相对较小,在适应值函数中,阻尼比的灵敏度相对较小,所以通常相对较难以准确识别。从图 2 中可以看出,在无噪声的工况下, SCE 算法能够非常迅速地找到近似最优解, SCE 算法是以指数的速率收敛到最优解的。两种输入方式对收敛速度影响不

大,但信息不完备的情况下,收敛速度略减慢。

3.2 质量未知系统的参数识别

同样采用 2 种方式采集系统响应输出数据,同时在信息不完备的前提下,对输入输出信号加入 10% 白噪声干扰的情况进行参数识别。SCE 参数设置如下: 样本点数 = 30, 适应值函数计算最大次数 = 20 000 (终止条件之一), $p = 2$ (复杂形个数)。每种识别方式均经过 5 次的独立运算后取平均值作为最终识别结果列于表 2, 相对应的目标函数收敛及参数演化过程如图 4, 5 所示。

表 2 质量未知情况下识别结果

参数	无噪声				10% 噪声	
	方式 1		方式 2		方式 2	
	相对误差 /%	标准偏差	相对误差 /%	标准偏差	相对误差 /%	标准偏差
m_1	0.30	0.40	0.26	0.36	0.38	0.38
m_2	0.30	0.40	0.33	0.43	0.37	0.37
m_3	0.31	0.41	0.35	0.45	0.84	0.83
m_4	0.31	0.41	0.31	0.41	1.04	1.03
m_5	0.30	0.40	0.55	0.65	0.35	0.01
m_6	0.29	0.40	0.96	1.05	1.34	1.32
m_7	0.29	0.40	0.67	0.77	0.06	0.06
m_8	0.32	0.37	0.93	1.05	4.21	3.80
k_1	0.29	44.74	0.23	38.96	0.24	26.89
k_2	0.30	22.40	0.33	25.36	0.44	23.77
k_3	0.30	22.38	0.39	31.47	0.70	38.26
k_4	0.30	22.35	0.36	27.10	0.39	21.16
k_5	0.30	22.24	0.27	16.26	1.50	81.59
k_6	0.31	22.53	0.10	23.50	2.71	147.48
k_7	0.32	22.50	0.28	18.54	2.35	127.88
k_8	0.30	22.36	0.62	54.51	0.65	35.20
ζ_1	0.11	0.00	0.33	0.00	2.63	0.00
ζ_2	0.10	0.00	0.10	0.00	0.11	0.00

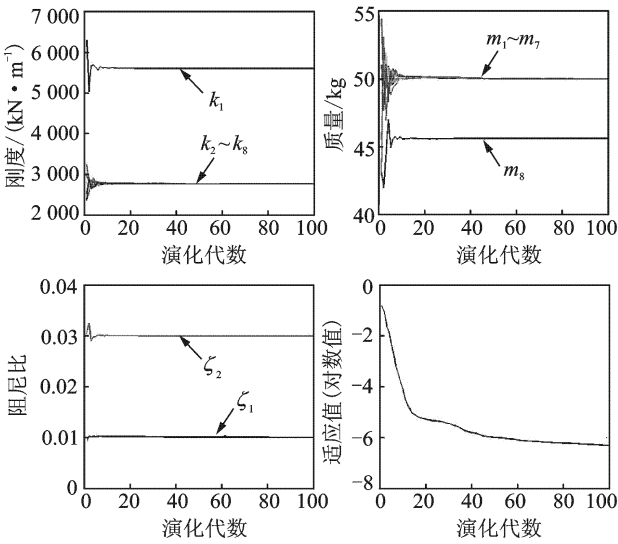


图 4 质量未知, 输出完全已知, 无噪声情况下的演化过程

计算结果显示,即使是在输出信息部分缺失,同时输入输出信号受到 10% 的高斯白噪声干扰下, SCE算法对于质量、刚度、阻尼比的识别结果的相对误差仍然非常小。从表 2 可以看出,在无噪声的情况下,利用全部输出和部分输出的识别结果平均误差分别为从 0.10% 到 0.32% 和从 0.10% 到 0.96%。在利用输出且带有 10% 噪声下的识别结果平均相对误差从 0.11% 到 4.2% 不等。

综上所述, SCE算法在数值模拟计算中表现出色,并且算法结果稳定。在更为复杂的质量未知系统

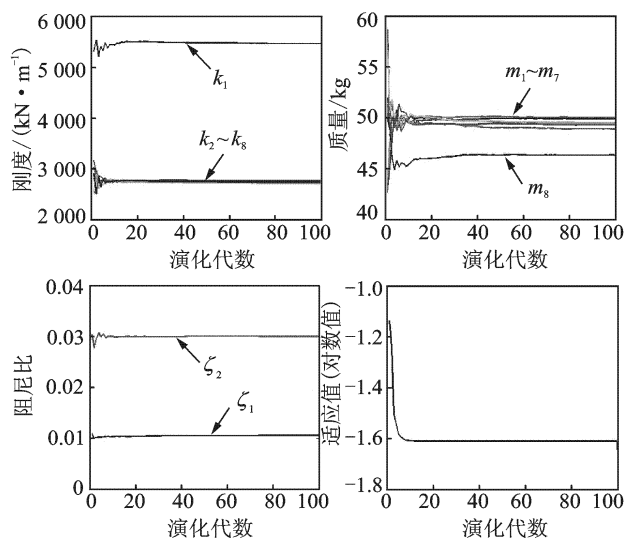


图 5 质量未知, 输出部分已知, 10% 噪声情况下的演化过程

的识别问题中, SCE算法表现出更强的逃离局部最优区域和搜索全局最优解的能力,并且能够显著地改善输出信息不完备情况下的识别结果。

4 结 论

本文提出了基于 SCE算法的结构系统识别方法,分析了在系统信息不完备以及有噪声干扰情况下的结构参数识别问题,通过数值分析得出了以下主要结论。

(1) 基于 SCE 算法的识别方法具有很好全局寻优能力, 同时该算法简洁, 易于实现且计算时占用资源和内存较少。

(2) 从数值仿真结果来看, 该方法在结构信息不完备, 同时考虑有噪声干扰的情况下都能得到很满意的结果。该方法进一步的研究为解决在先验知识缺乏, 测量信息不完备情况下的实际结构系统识别问题具有重要的理论意义。

参考文献:

[1] 钟万勰, 吴志刚, 高强. 广义卡尔曼——布西滤波算法识别系统参数 [J]. 动力学与控制学报, 2004, 2(1): 1-7.

[2] 王建有, 陈健云. 输入信息不完备下预报-校正类识别法探讨 [J]. 振动工程学报, 2006, 19(3): 336-340.

[3] 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.

[4] 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.

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

[6] Franco G, Betti R, Lus H. Identification of structural

systems using an evolutionary strategy [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2004, 130(10): 1125-1139.

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

[8] Duan Q, Gupta V K, Sorooshian S. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models [J]. Water Resources Research, 1992, 28(4): 1015-1031.

[9] Boyle D P, Gupta H V, Sorooshian S. Toward improved calibration of hydrologic models combining the strengths of manual and automatic methods [J]. Water Resources Research, 2000, 36(12): 3663-3674.

[10] 李向阳, 程春田, 武新宇, 等. 水文模型模糊多目标 SCE-UA 参数优选方法研究 [J]. 中国工程科学, 2007, 9(3): 52-57.

[11] Duan Q, Sorooshian S, Gupta V K. Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models [J]. Journal of Hydrology, 1994, 158: 265-284.

[12] 唐运忆, 栾承梅. SCE-UA 算法在新安江模型及 TOP-MODEL 参数优化应用中的研究 [J]. 水文, 2007, 27(6): 33-35.

[13] 宋星原, 舒全英, 王海波, 等. SCE-UA 遗传算法和单纯形优化算法的应用 [J]. 武汉大学学报 (工学版), 2009, 42(1): 6-9.

Shuffled complex evolution algorithm for structural system identification

TANG He-sheng¹, LI Peng-fei¹, FAN Cun-xin²

(1. Research Institute of Structural Engineering and Disaster Reduction, Tongji University, Shanghai 200092, China;
2. Department of Civil Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215011, China)

Abstract Shuffled Complex Evolution (SCE) algorithm is a heuristic method that has yielded promising results for solving complex optimization problems. The characteristics of SCE are its simple structure, easy use, exactness of solution, and robustness. This paper utilizes a SCE strategy to parameter estimation of structural systems, which could be formulated as a multi-modal numerical optimization problem with high dimensions. 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 parameters. The results demonstrate the applicability, stability and efficiency of the SCE algorithm for structural system identification.

Key words shuffled complex evolution algorithm; optimization; system identification; parameters estimation

作者简介: 唐和生 (1973-), 男, 副教授. 电话: (021)65982390 E-mail: thstj@tongji.edu.cn