

基于改进大爆炸算法的结构损伤识别*

尹智毅, 张艾迪, 林楷钊, 吕中荣
(中山大学应用力学与工程系, 广东 广州 510006)

摘要: 基于宇宙大爆炸理论提出的大爆炸算法是一种高效的群智能优化算法, 但存在容易陷入局部最优的缺点。提出的改进大爆炸算法, 通过改进原算法的爆炸半径缩减形式、随机候选解的选取以及边界处理, 能有效改善该算法易陷入局部最优的缺陷。运用改进的大爆炸算法, 以频率和模态为物理量构造损伤识别问题的目标函数, 对简支梁的局部损伤进行了识别。数值模拟结果表明: 改进算法能准确地识别结构损伤, 特别是能有效识别局部小损伤, 并具有对模拟测量噪声不敏感的优点。

关键词: 群智能; 大爆炸算法; 结构损伤识别; 频域

中图分类号: TB12 **文献标志码:** A **文章编号:** 0529-6579(2017)06-0105-06

Structure damage detection based on improved big bang-bigcrunch algorithm

YIN Zhiyi, ZHANG Aidi, LIN Kaizhao, LU Zhongrong

(Department of Applied Mechanics and Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China)

Abstract: The Big Bang-Big Crunch (BB-BC) algorithm is an optimization technique of swarm intelligence based on the Big Bang theory. It runs efficiently and can be realized simply, but it is easily trapped in local optimal results. For the purpose of overcoming its shortages, an improved BB-BC algorithm is put forward in this essay, with the changes of the reduced forms of blast radius, the distribution of the random variable, and the treatment of the boundary conditions. Besides, the improved algorithm is applied in damage detection of a simply supported beam with 10 and 20 elements respectively. The numerical simulations indicate that the identified results are excellent even in the great influence of noise, especially for successive elements with tiny damage. A conclusion can be drawn that the improved BB-BC algorithm can precisely detect structure damage, and would not be easily trapped into local optimal.

Key words: swarm intelligence; BB-BC; damage detection; frequency domain

随着科技和人类需求的进步, 许多结构设施日趋大型化、复杂化。在结构的使用过程中, 疲劳、腐蚀和材料老化等不利因素不可避免地使得结构损伤, 改变了结构的力学性能, 严重时甚至危及整个结构体系^[1]。因此, 对结构损伤进行定位和定量

分析具有重大的意义。在数学上, 结构损伤识别问题常转化为求解最优化问题。前人的研究形成了许多优化方法, 传统的优化方法包括最小二乘法^[2]、拉格朗日乘子法^[3]、极大似然法^[4]等。传统的优化方法要求明确系统部分参数或函数的解析性质,

* 收稿日期: 2017-03-06

基金项目: 国家自然科学基金(11172333, 11272361); 广东省科技计划项目(2016A020223006); 广东省自然科学基金(2015A030313126)

作者简介: 尹智毅(1994年生), 男; 研究方向: 结构损伤识别; E-mail: yinzhi@mail2.sysu.edu.cn

通信作者: 吕中荣(1975年生), 男; 研究方向: 结构损伤识别; E-mail: lvzhr@mail.sysu.edu.cn

难以应用于工程实际,且在计算速度、收敛性、初值敏感性等多个方面存在不足。由于传统方法的局限性,越来越多的智能优化算法应用到复杂工程中,如遗传算法^[5]、神经网络算法^[6]、人工蜂群算法^[7]、粒子群算法^[8]等。但上述算法在工程应用中存在收敛速度慢、易陷入局部最优等不足。大爆炸算法是一种以宇宙大爆炸理论为依据的群智能算法。和其它算法相比,大爆炸算法具有收敛速度快、实现简单、参数少、不要求系统函数解析连续的优点。因其容易陷入局部最优,在实际工程中的推广受到了一定的阻碍。本文拟通过改进大爆炸算法算法的爆炸半径缩减形式、随机候选解的选取、边界处理方法和精度条件设置,减小局部最优的影响;并采用频率、模态构建目标函数,使之与实测实验、改进的大爆炸算法结合,应用于结构损伤识别。研究表明改进后的大爆炸算法具有不易陷入局部最优、计算准确度高,对微小损伤能精确识别和对噪声影响不敏感的特点,有一定的工程实用潜力。

1 大爆炸 (Big Bang-Big Crunch) 算法

1.1 大爆炸过程

在实际模型要求设定的搜索域内,根据每次大收缩过程产生的收敛中心位置(简称质心),随机产生 n 个 m 维候选解 $\mathbf{X}_i = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$, ($i = 1, 2, \dots, n$), 其满足表达式 (1):

$$\begin{cases} \mathbf{X}_i^{\text{new}} = \mathbf{X}^C + r \cdot \mathbf{R}(k) \\ \mathbf{R}(k) = \frac{\alpha L}{k} \\ L = L_{\max} - L_{\min} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{X}_i^{\text{new}}$ 为第 i 个新的候选解; \mathbf{X}^C 为大收缩过程产生的质心位置; r 为服从标准正态分布的随机数; $\mathbf{R}(k)$ 为爆炸半径变化函数, k 为迭代次数; L 是搜索域距离, L_{\max} 和 L_{\min} 分别为搜索域的上限值、下限值, α 为限制搜索距离的参数。

大爆炸产生的候选解必须严格控制在搜索域内,因此需要对超出搜索域的候选解采取一定的修正或舍取措施,以满足边界条件。

1.2 大收缩过程

在大爆炸过程结束后,将每一个候选解代入目标函数,综合各个候选解的目标函数值,计算出质心位置,具体计算公式如式 (2):

$$\mathbf{X}^C = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{\mathbf{X}_i}{f_i}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{f_i}} \quad (2)$$

其中, \mathbf{X}_i 为第 i 个候选解; f_i 为第 i 个候选解的目标函数值; n 为候选解总数。

2 大爆炸算法的改进

原始的大爆炸算法具有原理和操作相对简单、容易实现,参数相对其它传统算法少,不要求系统函数解析连续,鲁棒性良好,运行高效等优势。然而,一方面在迭代过程中,根据式 (1),随着迭代次数的增加,爆炸范围迅速减小,容易陷入局部最优解,不能跳出;另一方面由于候选解产生的随机性,上下两代解联系不紧密,从而减慢收敛速度。针对算法这两方面的不足,本文从以下方面改进原始大爆炸算法,改进后的算法如图 1 所示。

2.1 爆炸半径缩减形式

最初的大爆炸算法中爆炸范围缩小速度过快,容易发生局部最优的情况。在结构损伤识别中容易导致损伤位点的误判、损伤程度计算偏差过大等情况的发生。因此,本文将爆炸半径 $\mathbf{R}(k)$ 修改为:

$$\mathbf{R}(k) = \frac{L}{2} \left(1 - \frac{k}{k_{\max}} \right)^2 \quad (3)$$

其中, k_{\max} 为计算过程中设置的最大迭代次数。这样的修正使得爆炸范围的缩减率与最大迭代次数有关,一方面减慢爆炸范围缩小的速度,另一方面限制迭代次数,使得在一定迭代次数内即可得到最优解,同时爆炸半径函数变化率先快后慢,某一程度上加快了收敛进程。

2.2 随机候选解的选取

为使大爆炸得到的候选解尽可能落入搜索域内,本文对式 (1) 的随机数 r 选取进行调整。原算法中 r 为服从标准正态分布的随机数,现将其标准差修改为 $1/\pi$,使得 r 在 $[-1, 1]$ 范围外的概率小于 0.002,从而基本将候选解限定在爆炸范围内,同时也使得候选解更集中于质心附近,有利于加快收敛进程。

2.3 边界处理

对于超出搜索域的候选解,本文在不同的迭代次数范围内选用不同的处理方式。假定最大迭代次数为 k_{\max} ,引入参数 γ ($0 \leq \gamma \leq 1$)。当迭代次数 $k \in [0, \gamma k_{\max}]$ 时,产生 $3n$ 个候选解,从中选择 n 个在搜索域内的进入大收缩过程;当 $k \in (\gamma k_{\max}, k_{\max}]$ 时,将爆炸半径调整为:

$$\mathbf{R}(k) = \min \left[\mathbf{X}^C - L_{\min}, L_{\max} - \mathbf{X}^C, \frac{L}{2} \left(1 - \frac{k}{k_{\max}} \right)^2 \right] \quad (4)$$

在迭代后期,候选解逐渐趋向于最优解;通过

质心到边界的距离与爆炸半径的对比，选择更短距离，有利于加快爆炸半径的减小，提高收敛速度；同时，也进一步限制了爆炸过程中产生候选解的位置。

2.4 精度条件

在改进后的爆炸半径模式下，限制算法的最大迭代次数为一个较大的值，当迭代次数到达某一定范围，目标函数值 f 已经收敛。因此，设定一个精度条件后，根据模型的需要，当目标函数达到某一特定值 ε 后，跳出迭代，就可以减少计算时间。

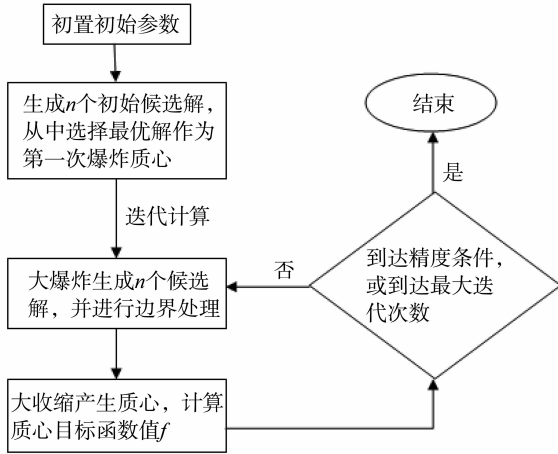


图 1 改进大爆炸算法的流程图

Fig. 1 The flowchart of improved BB-BC algorithm

3 结构损伤识别

本文利用频域法进行结构损伤识别，验证改进大爆炸算法的可行性，并讨论噪声对结构损伤识别的影响。

3.1 有限元模型的建立

在结构体的有限元离散化模型中，可得系统的频率方程：

$$(K - \omega_i^2 M) \Phi_i = 0 \quad (5)$$

其中， K 为系统刚度矩阵； M 为系统质量矩阵； ω_i 为系统第 i 阶固有频率； Φ_i 为系统第 i 阶模态。

假定结构只存在刚度损伤，引入刚度损伤系数 α_j ($0 \leq \alpha_j \leq 1$)，则结构损伤后的刚度矩阵如式 (6) 所示。

$$K = \sum_{j=1}^{n_e} k_j^e \quad (6)$$

其中， k_j^e 为系统第 j 个单元的单元刚度矩阵； n_e 为系统单元总数。

3.2 目标函数的设定

在本算例中，综合利用结构有限元模型中各单元的频率和模态，判断结构的损伤情况，选用的目标函数为^[10]：

$$\begin{cases} f = \sum_{i=1}^{NF} [w_{\omega_i}^2 \Delta \omega_i^2 + w_{\Phi_i}^2 (1 - MAC_i)] \\ \Delta \omega_i = \frac{|\omega_i^C - \omega_i^M|}{|\omega_i^M|} \\ MAC_i = \frac{(\Phi_i^C - \Phi_i^M)^2}{\|\Phi_i^C\|^2 \|\Phi_i^M\|^2} \end{cases} \quad (7)$$

其中， Φ^C 和 Φ^M 分别为系统计算模态矩阵和实测模态矩阵； ω^C 和 ω^M 分别为系统计算频率矩阵和实测频率矩阵； w_{ω_i} 和 w_{Φ_i} 为相应的权重系数； NF 为选用于的频率模态阶数。

3.3 噪声影响

实际结构损伤识别的效果很大程度上受到环境噪声的影响，而本文将根据式 (8)，在仿真计算得出的目标频率及模态加入模拟噪声影响^[11]。

$$\begin{cases} \omega'_i = \omega_i (1 + \rho_\omega r_i) \\ \Phi'_i = \Phi_i (1 + \rho_\Phi r_i) \end{cases} \quad (8)$$

其中， ω_i 和 ω'_i 分别表示加入噪声影响前后的仿真信号第 i 阶固有频率； Φ_i 和 Φ'_i 分别表示加入噪声影响后的仿真信号第 i 阶模态； r_i 表示服从标准正态分布的随机数； ρ_ω 表示噪声对固有频率的影响系数，在本文中取为 1.0%； ρ_Φ 表示噪声对模态的影响系数，在本文中取为 10.0%。

4 数值模拟结果

本文以 10 单元和 20 单元的均质简支梁模型为例，其弹性模量 $E = 34 \text{ GPa}$ ，密度 $\rho = 2800 \text{ kg/m}^3$ ，梁长 30 m，横截面宽 0.5 m，高为 1 m。

4.1 10 单元简支梁有限元模型

简支梁结构模型如图 2 所示，假定在第 3 单元的损伤为 10%，第 7、8 单元的损伤为 5%，取参数 $k_{\max} = 3000$ 、 $n = 60$ 、 $\gamma = 0.2$ 、 $\varepsilon = 0.001$ ，取前 3 阶频率和模态进行计算，迭代过程中目标函数值的变化曲线如图 3 所示，其他计算结果如表 1 和图 4 所示。

从图 4 可见，测试结果与真实值相近，不存在误判损伤位点的情况。由表 1 可得，不考虑噪声影响时，各单元测试值与真实值的相对误差最大值约 1.0%，而其余相对误差值均在 0.7% 以内；考虑噪声影响时，各单元测试值与真实值的相对误差在 0.6% 以内。工程应用中，本测试的误差在可接受

范围内, 这表明算法能对 10 单元简支梁进行精准的结构损伤识别。

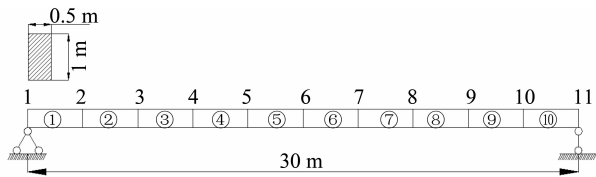


图 2 10 单元简支梁结构有限元模型

Fig. 2 A simply supported beam model with 10 elements

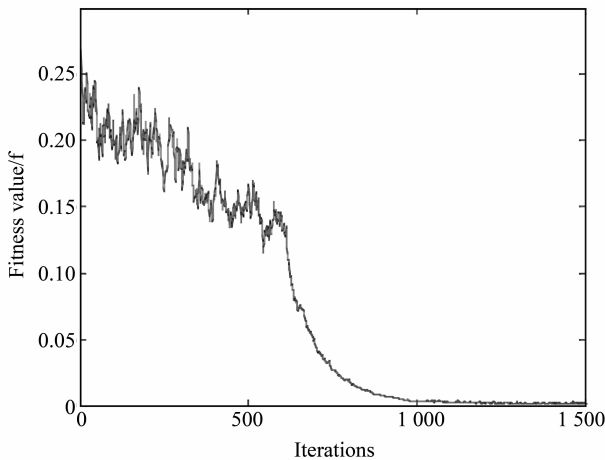


图 3 10 单元简支梁模型目标函数变化曲线

Fig. 3 The fitness value in a simply supported beam model with 10 elements

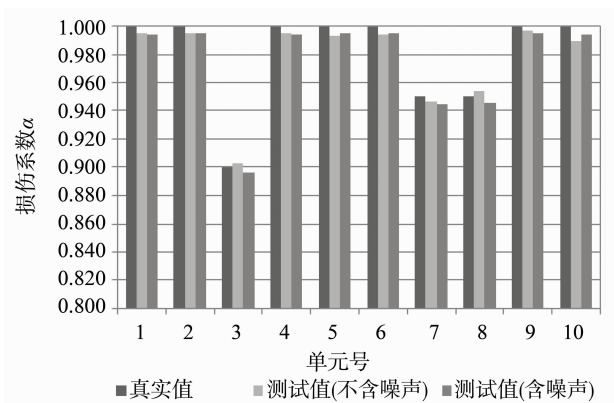


图 4 10 单元简支梁多点损伤计算结果

Fig. 4 The result of a simply supported beam with 10 elements

4.2 20 单元简支梁有限元模型

20 单元简支梁模型如图 5 所示, 假定在第 2 单元的损伤为 30%、第 11 至 13 单元损伤为 10%、第 15 单元损伤为 5%。取参数 $k_{\max} = 5\ 000$ 、 $n = 50$ 、 $\gamma = 0.2$ 、 $\varepsilon = 0.005$, 取前 6 阶频率和模态进行

计算, 迭代过程中目标函数的变化曲线如图 6 所示, 其他计算结果如表 2 和图 7 所示。

从图 7 可见, 测试结果与真实值相近, 不存在误判损伤位点的情况。由表 2 可得, 不考虑噪声影响时, 各单元测试值与真实值的相对误差在 0.9% 以内; 考虑噪声影响时, 各单元测试值与真实值的相对误差在 0.5% 以内。因此, 算法能对 20 单元简支梁进行精准的结构损伤识别。

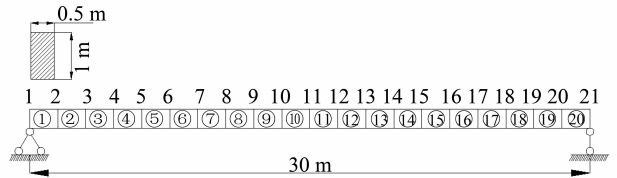


图 5 20 单元简支梁结构有限元模型

Fig. 5 A simply supported beam model with 20 elements

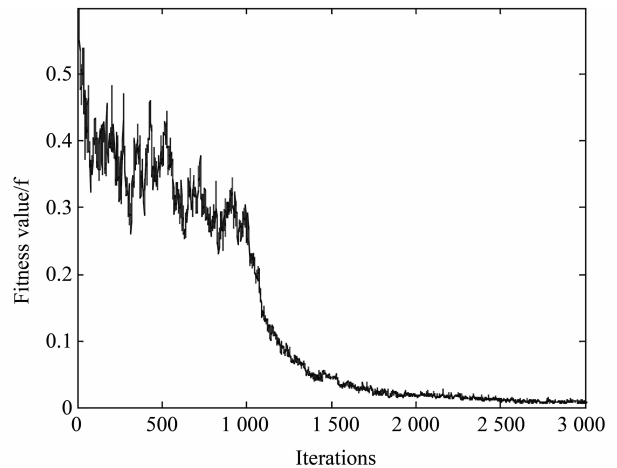


图 6 20 单元简支梁模型目标函数变化曲线

Fig. 6 The fitness value in a simply supported beam model with 20 elements

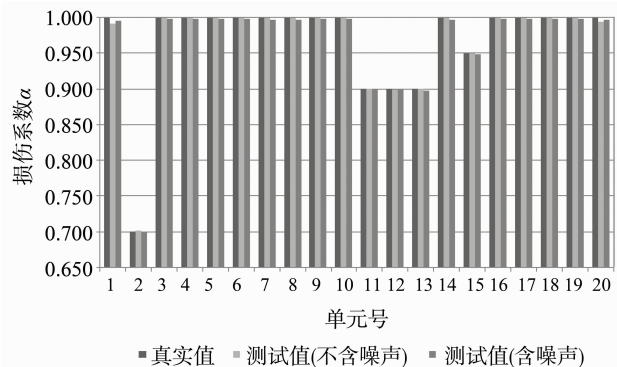


图 7 20 单元简支梁多点损伤计算结果

Fig. 7 The result of a simply supported beam with 20 elements

表 1 10 单元简支梁多点损伤计算结果

Table 1 The result of a simply supported beam with 10 elements

单元编号	真实值	测试值(不含噪声)	测试值(含噪声)	相对误差(不含噪声)/%	相对误差(含噪声)/%
1	1.000	0.995	0.994	0.50	0.60
2	1.000	0.995	0.995	0.47	0.45
3	0.900	0.903	0.896	0.28	0.43
4	1.000	0.995	0.994	0.53	0.55
5	1.000	0.993	0.995	0.66	0.52
6	1.000	0.994	0.995	0.56	0.52
7	0.950	0.947	0.945	0.34	0.54
8	0.950	0.954	0.946	0.42	0.44
9	1.000	0.997	0.995	0.28	0.48
10	1.000	0.989	0.994	1.05	0.56

表 2 20 单元简支梁多点损伤计算结果

Table 2 The result of a simply supported beam with 20 elements

单元编号	真实值	测试值(不含噪声)	测试值(含噪声)	相对误差(不含噪声)/%	相对误差(含噪声)/%
1	1.000	0.992	0.996	0.82	0.42
2	0.700	0.701	0.699	0.15	0.13
3	1.000	0.999	0.998	0.07	0.23
4	1.000	0.999	0.998	0.06	0.19
5	1.000	1.000	0.998	0.00	0.16
6	1.000	1.000	0.998	0.01	0.17
7	1.000	0.999	0.998	0.07	0.23
8	1.000	1.000	0.997	0.03	0.26
9	1.000	0.999	0.998	0.06	0.23
10	1.000	1.000	0.998	0.04	0.20
11	0.900	0.900	0.899	0.00	0.14
12	0.900	0.899	0.898	0.11	0.19
13	0.900	0.901	0.898	0.06	0.22
14	1.000	0.999	0.997	0.08	0.26
15	0.950	0.950	0.949	0.03	0.16
16	1.000	1.000	0.998	0.01	0.20
17	1.000	1.000	0.998	0.02	0.20
18	1.000	1.000	0.998	0.03	0.20
19	1.000	1.000	0.998	0.00	0.16
20	1.000	0.995	0.997	0.51	0.29

4.3 结果分析

从表 1-2 可以看出,对于 10 单元和 20 单元的简支梁,改进的大爆炸算法不仅能准确识别结构损伤发生的位置,而且能定量识别其结构损伤的程度,克服了原有大爆炸算法因收敛过快、容易陷入局部最优而无法对结构进行有效的损伤定位和定量识别的不足。另外,在考虑噪声影响和不考虑噪声影响的情况下,得到的计算结果都比较接近,表明算法对噪声不敏感,具有一定工程应用潜力。

相较而言,20 单元比 10 单元的计算误差更

小,精度更高。在模态和频率选用比例一定的情况下,20 单元的有限元模型比 10 单元的划分更细,从而导致计算量增加,计算效率降低,计算精准度减小。所以,在算法的实施过程中,需要通过改变最大迭代数 k_{\max} 、随机候选解的数量 n 和误差限 ε ,提升计算效率,增加计算结果的精准度。由此可见,算法的计算精确度受模型划分单元数 n_e 、最大迭代数 k_{\max} 、随机候选解的数量 n 以及误差限 ε 的综合影响。

5 结 论

本文通过爆炸半径递减形式的改变、随机候选解的选取、边界条件的处理以及精度条件的设置,对大爆炸算法进行了改进;并基于改进的大爆炸算法,对 10 单元、20 单元简支梁有限元模型进行了数值模拟。结果表明:改进后的大爆炸算法的结构损伤识别效果良好;对于简支梁结构,在已知频率和模态量较少的情况下,基于改进的大爆炸算法精确度高,能实现对连续微小损伤的精准识别,不出现陷入局部最优的情况;通过比较,我们发现改进算法在较高噪声水平影响下仍能精确识别,具有对噪声不敏感的优点。

参考文献:

- [1] 马宏伟,杨桂通. 结构损伤探测的基本方法和研究进展[J]. 力学进展, 1999, 29(4): 513 - 527.
MA Hongwei, YANG Guitong. Methods and advances of structural damage detection [J]. Advances in Mechanics, 1999, 29(4): 513 - 527.
- [2] YANG J, PAN S, LIN S. Least-squares estimation with unknown excitations for damage identification of structures [J]. J Eng Mech, 2007, 133(1): 12 - 21.
- [3] BLUM C, MERKLE D. Swarm intelligence: introduction and applications [M]. Berlin: Springer Publishing Company Incorporated, 2008: 43 - 85.
- [4] YANG J, LIN S, HUANG H, et al. An adaptive extended Kaman filter for structural damage identification [J]. Struct Control Health Monitor, 2005, 13(4): 849 - 867.
- [5] GREFENSTETTE J J. Genetic algorithms and their applications: proceedings of the second international conference on genetic algorithms [C] // Psychology Press, 2013.
- [6] LENIN R, LIVEN N. Dynamic finite element model updating using simulated annealing and genetic algorithms [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1998, 12(1): 91 - 120.
- [7] DORIGO M, BIRATTARI M. Ant colony optimization [M]. Encyclopedia of Machine Learning, Springer US, 2010: 36 - 39.
- [8] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C] // Proceedings of IEEE Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1995: 1942 - 1948.
- [9] OSMANK E, IBRAHIM E. A new optimization method: Big Bang-Big Crunch [J]. Advances in Engineering Software, 2006, 37: 106 - 111.
- [10] KANG F, LI J J, XU Q. Damage detection based on improved particle swarm optimization using vibration data [J]. Applied Soft Computing, 2012, 12: 2329 - 2335.
- [11] MAK P. Incomplete dynamic measurement in structural damage assessment. master dissertation [D]. Hong Kong: The Civil and Structural Engineering Department of the Hong Kong Polytechnic University, 2001.