



同濟大學  
TONGJI UNIVERSITY

硕士学位论文

基于 BB-BC 优化算法  
的结构参数识别

(国家自然科学基金项目资助 编号: 50708076)

姓名: 周 进

学号: 0720020339

所在院系: 土木工程学院

学科专业: 风工程

指导教师: 薛松涛 教授

副指导教师: 唐和生 副研究员

二〇一〇年四月





同濟大學  
TONGJI UNIVERSITY

A thesis submitted to  
Tongji University in conformity with the requirements for  
the degree of Master of Science

**Structural Parameter Identification based on Big  
Bang-Big Crunch Optimization Algorithm**

(Supported by the National Natural Science Foundation of China  
under Grant No.50708076)

Candidate: ZHOU Jin

Student Number: 0720020339

School/Department: Civil Engineering Department

Major: Wind Engineering

Supervisor: XUE Songtao

April, 2010



## 同济大学学位论文版权使用授权书

本人完全了解同济大学关于收集、保存、使用学位论文的规定，同意如下各项内容：按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版本；学校有权保存学位论文的印刷本和电子版，并采用影印、缩印、扫描、数字化或其它手段保存论文；学校有权提供目录检索以及提供本学位论文全文或者部分的阅览服务；学校有权按有关规定向国家有关部门或者机构送交论文的复印件和电子版；在不以赢利为目的的前提下，学校可以适当复制论文的部分或全部内容用于学术活动。

学位论文作者签名：

年 月 日



## 同济大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或者没有公开发表的作品的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律责任由本人承担。

学位论文作者签名：

年 月 日



## 摘要

参数识别是健康监测的核心问题，在土木工程领域有着广泛的应用背景，从而成为近年来土木工程领域的研究热点。

本文通过把参数识别问题转化为一优化问题，提出了基于大爆炸-大收缩算法（Big Bang-Big Crunch, BB-BC）的结构参数识别方法。研究工作主要包括以下内容：

1) 简要回顾了结构参数识别领域的研究现状，对于目前该领域中存在的主要问题进行了总结。由于传统方法在处理识别问题时的诸多限制，诸如要求信息完备、需要结构参数的先验信息或要求识别问题的目标函数连续可导等，针对这些问题，本文提出基于 BB-BC 算法的参数识别方法。

2) 利用 BB-BC 算法对线性剪切型结构系统的参数识别进行了数值模拟，结果表明，该方法在缺乏结构任意先验信息且测试信息不完备并包含噪声的情况下仍能对结构系统做出正确识别，经比较发现其识别的效果优于其他基于演化算法的识别方法。

3) 针对基本的 BB-BC 算法存在早熟收敛的缺点，提出了改进的混合 BB-BC 算法，引入粒子群算法的“全局思想”和微分演化算法的变异策略，提高了基本 BB-BC 算法的收敛速度和全局搜索能力，通过一多自由度线性结构和非线性结构参数识别的数值模拟进行了验证。

4) 将基于混合 BB-BC 的识别方法应用于一实际结构。该结构为日本 E-defence 振动台试验，在结构信息不完备下进行结构参数的识别；识别结果与有限元分析、实测结果进行了比较，验证了本文提出的该方法的有效性。

**关键词：**参数识别，BB-BC 算法，混合 BB-BC 算法，优化算法



## ABSTRACT

Parameter identification plays a key role in structural health monitoring which is becoming a hot research area and being widely applied in civil engineering.

In this thesis parameters estimation is transferred as an optimization problem and Big Bang-Big Crunch algorithm (BB-BC) based identification method is proposed. The research work involves several aspects as follows:

1) The state-of-the-art of structural identification is briefly reviewed and the main problems existing in this realm are summarized as well. When classic identification methods are used, these methods often have certain traits in common that tend to limit their applicability and success due to the complexity of systems in real world. For example, the complete measurements are required, some of the structural properties must be known as priori, or the objective function must be continuously differentiable, etc. Instead, a new identification method based on BB-BC optimization algorithm which is a heuristic method is proposed in this thesis.

2) Numerical simulations results for identifying the parameters of structural system under conditions including limited output data, noise polluted signals, and no prior knowledge of mass, damping, or stiffness are presented to demonstrated the effectiveness of the proposed method. Furthermore, the compared results with other evolutionary algorithms show that the performance of BB-BC algorithm is superior to those based on the other ones.

3) When applied classic BB-BC algorithm into more complex identification problems, there exists a general phenomenon that referred as premature convergence. Therefore, an improved algorithm, hybrid BB-BC, is proposed by introducing global search mechanism of PSO and mutation strategy of DE into the classic BB-BC. Simulation results for parameter estimation of linear and nonlinear structures are presented in this thesis to demonstrate the advantages of Hybrid BB-BC.

4) The proposed identification method is applied to a 4-story real structure (a full-scale shaking table model) under limited prior knowledge of the structure. The

identified results are compared with FEM and onsite measurement to demonstrate the effectiveness of the proposed identification method.

**Key Words:** parameter identification, BB-BC algorithm, Hybrid BB-BC algorithm, optimization algorithms

# 目录

第一章	绪论	1
1.1	引言	1
1.2	土木工程中结构参数识别	2
1.2.1	传统参数识别方法	2
1.2.2	新型的参数识别方法	5
1.2.3	结构参数识别面临的问题	8
1.3	本课题研究的目的是和意义	9
1.4	本文的主要研究工作	9
第二章	BB-BC 优化算法	10
2.1	引言	10
2.2	Big Bang-Big Crunch 算法理论	10
2.2.1	BB-BC 算法	12
2.2.2	BB-BC 算法流程	13
2.3	Benchmark 函数测试	15
2.4	本章小结	20
第三章	基于 BB-BC 算法的结构参数识别	21
3.1	引言	21
3.2	基于 BB-BC 算法的参数识别方法	21
3.2.1	问题描述	21
3.2.2	基于 BB-BC 的结构参数识别步骤	23
3.2.3	BB-BC 算法参数选择	23
3.2.4	数值模拟	23
3.3	本章小结	31
第四章	基于混合 BB-BC 算法的参数识别	32
4.1	引言	32
4.2	混合 BB-BC 算法 (Hybrid BB-BC, HBB-BC)	32
4.2.1	粒子群算法 (PSO) 中“全局思想”的引入	32
4.2.2	变异操作的引入	34
4.2.3	HBB-BC 算法的流程	35
4.3	基于 HBB-BC 算法参数识别的数值模拟	37
4.3.1	12 层剪切框架结构	37
4.3.2	2 层非线性滞后系统参数识别	40
4.4	基于 HBB-BC 参数识别方法的鲁棒性分析	44
4.5	本章小结	47
第五章	基于 HBB-BC 算法实际结构参数识别应用	48

5.1 引言.....	48
5.2 工程概况.....	48
5.2.1 试验结构模型简介.....	48
5.2.2 传感器布置与试验数据处理.....	49
5.3 HBB-BC 应用于振动台模型参数识别.....	50
5.3.1 识别模型.....	50
5.3.2 识别结果.....	51
5.3.3 损伤推定.....	54
5.4 有限元模型分析.....	55
5.4.1 动力弹塑性时程分析理论.....	55
5.4.2 NosaCAD 软件介绍.....	55
5.4.3 有限元计算模型.....	56
5.4.4 模态分析.....	62
5.4.5 弹塑性时程分析.....	64
5.5.2 实测加速度响应频谱结果.....	65
5.6 结果分析.....	66
5.7 本章小结.....	68
第六章    总结与展望.....	69
6.1 本文工作总结.....	69
6.2 本课题继续研究展望.....	69
参考文献.....	71
致谢.....	74
个人简历    在学期间发表的学术论文与研究成果.....	75

# 第一章 绪论

## 1.1 引言

随着我国经济持久高速增长,我国的建筑业得到了长足的发展,结构物的形式及功能越来越丰富多样,并日趋于大型化、复杂化。各种基础设施和大型土木工程结构,如高层建筑、大型公共建筑、大跨度桥梁、地铁隧道、高速公路等,建设数量庞大。然而这些大型复杂结构在复杂的服役环境中将受到设计荷载的作用以及各种突发性外在因素的影响而面临结构的损伤积累及退化问题。另一方面,现代社会对这些大型工程设施十分依赖,一旦其出现故障,将会对国民经济、人身安全、社会正常运转等产生严重影响。造成这些损伤和退化的可能原因有:设计不完善,施工质量问题,荷载超出设计标准,受到强地震、强风和火灾等作用,或长期的环境侵蚀等。这些损伤如不及时得到修复,任其持续累积会大大缩短结构原有的寿命甚至有可能导致结构的突发性灾变<sup>[1~3]</sup>。

因此,为了保障结构的安全性、耐久性和使用性,必须采取手段,对使用中的结构性能进行检查、评估或监测。当大型结构发生突发性损伤时,如果能够及时做出判断和警报,采取应急处理措施,可以防止损伤进一步发展和引发其它事故;对于长期在役的重要结构,如果能够定期对其累积损伤的程度做出正确评估,就可以充分掌握结构的工作状态,确保结构的安全。在全球经济和科学技术高速发展的今天,上述这些构想已经逐步成为重要工程的必然要求,因此结构健康监测<sup>[4~6]</sup>应运而生,并成为土木工程学科发展的一个重要领域。

近年来,许多学者开展了以结构健康监测为目的的结构参数识别方法的研究。其基本思想是结构发生损伤时必然引起的结构实际物理参数的变化,从而影响结构的振动特性,通过振动试验测量结构响应数据的变化,依据结构的动力响应逆解析出结构的物理参数等动力特性。结构参数识别在土木工程领域越来越受到关注,并正在积极开展这方面的研究工作。结构参数识别技术在土木工程界的应用主要包括以下两个方面<sup>[7]</sup>:

### 1. 结构模型验证与修正

结构模型实验数据和结构数值模拟结果一般存在很大的差别,这种差异原因很多。由于结构建模时模型简化的各种假设(边界和支承条件、不同单元间的连接、材料特性和本构关系等),造成结构分析与实验结果存在一定的差异。

针对实际结构试验数据和理论分析模型计算结果不一致问题,可以通过结构参数识别方法,对结构分析和结构实验数据进行相关性研究,然后再使用相

关性研究的结果来修正计算模型，使得结构的理论分析模型能更加精确地预测实际结构的响应，从而为结构可能出现的失效路径和模式提供一定的参考依据。

## 2. 结构状态评估和监测

结构状态评估就是确定结构状态的过程，它通常是指对结构缺陷、结构完整性、设计功能和结构耐久性所做的定量的评价。结构状态的监测是指利用结构参数识别方法来不断获取有关结构状态信息的全过程。

基于结构参数识别的结构状态评估和监测技术，可以通过结构试验有效地识别结构内部损伤的存在、位置和程度。例如对年久失修的危险建筑物进行定期测试，根据测试结果和改进的结构模型，通过分析结构刚度、阻尼和模态的变化以及各变化量对结构参数的位置和程度的影响，判定结构的安全程度。此外，还可以通过在施工过程中安装固定的传感器装置，在结构投入正常使用后，完成结构的在线健康监测，利用长期的结构响应观测，通过结构识别确定结构物理特性的变化，以此来判断结构的安全程度。

结构健康监测系统主要由数据采集传输系统和数据处理分析系统构成。核心是传感器硬件技术和结构参数识别技术<sup>[4]</sup>，前者是结构健康监测系统应用上的关键所在，后者则是结构健康监测系统理论发展上的关键所在。结构参数识别的最主要目的是为了识别结构的参数及结构的损伤或退化。

## 1.2 土木工程中结构参数识别

1970 年以前，很少有人会在建筑结构上布置仪器来记录结构在地震作用下的响应；在 1971 年的 San Fernando 地震中，人们获得了大量的地面加速度记录和 50 座建筑结构的响应记录，根据这些记录进行了模型的相关性研究，建立了一些模态参数和物理参数的识别方法。从此以后，又不断获得了一些观测数据，发展了更多的结构参数识别方法来进行数值模型和观测响应的相关性研究，这也推动了参数识别的发展。Liu SC 和 Yao JTP<sup>[8]</sup>于 1978 年在土木工程领域率先提出了参数识别的概念，从此许多研究者开始致力于这方面的研究。近年来，随着能够满足参数识别应用要求的强大的实验和分析工具的出现，使得参数识别技术在土木工程领域中的广泛应用得以实现。

### 1.2.1 传统参数识别方法

1. 曲线拟合法：该方法通常将试验中测试的响应和激励的时域信号通过快速傅里叶(FFT)变换，变成频域信号进行运算，以求得系统的传递函数，再按照

最优控制准则使试验数学模型和理论数学模型误差最小，从而得到反应系统特性的模态参数。尽管这种方法<sup>[9]</sup>理论比较成熟，识别精度比较高，但也存在一定问题：一方面，由于离散的结构响应信号数据处理时，用矩形窗函数进行处理容易造成能量泄露；另一方面，由于噪声的影响，一般将测试数据变换到频域后，传递函数是极不平滑的，需要多次平滑处理；同时，由于要用到频响函数，需要测试系统的输入和输出，限制了该方法的使用范围；由于激励方式和测试手段的限制，对高阶模态和某些低阶模态识别精度不高。

2. 时间序列法<sup>[10]</sup>：利用参数模型对有序的随机采样数据进行处理的一种方法。它依据观测到的数据的顺序与大小，反应数据内部的相互联系或规律性，因此分析、研究和处理这些数据能揭示系统的信息和规律。此方法主要有 AR 模型，MA 模型和 ARMA 模型，起初主要用于预测，后来也被应用到参数识别方面。它主要依据振动系统的振动方程与时间序列模型间的等价关系来识别结构的模态参数。该方法无能量泄露，识别精度高，但模型定阶比较困难。

3. 随机减量法<sup>[11]</sup>：是指从结构一个或多个结构随机响应的样本函数中获得结构自由衰减响应数据的处理方法。Cole 于 1971 年首先提出这种方法，当时用于航天飞机结构的破坏与阻尼试验。他当时使用的是单通道信号，所以不能直接用于结构的模态识别，后来，1977 年 Ibrahim 将该方法推广到多通道信号领域，该方法的主要思想是结构在随机环境内振动时，它的响应包含确定性振动和非确定性振动两个部分。随机减量技术正是依据这个特点采用样本平均的方法去掉响应中的随机部分，从而保留下来的就是结构的自由衰减响应，也叫随机减量特征。但是该方法是基于环境激励下的识别方法，要求较高的测量精度和很低的噪声背景，不易提出因噪声而引起的虚假模态，数据处理工作量大，而且不直观，不易直接判断结果的正确性。

4. 随机子空间法<sup>[12]</sup>：的核心思想是把“将来”输出的行空间投影到“过去”输出的行空间上，投影的结果是保留了“过去”的全部信息，并用此预测“未来”。它采用有效的数学处理方法如矩阵的 QR 分解和奇异值分解(SVD)以及最小二乘等来识别离散后的系统状态空间矩阵，以识别系统的模态参数，识别精度较高。该方法结合了参数识别、线性代数和统计学的理论知识，通过矩阵计算，从状态空间方程中识别动态系统，适用于环境激励条件下结构模态参数的识别。随机子空间法不但能准确识别系统的频率，而且能很好的识别系统的模态阻尼和振型，使识别结果更有意义和实用价值，但是由于一般环境激励采样时间较长，所得数据量非常庞大，该方法处理庞大的数据所需计算时间长。

5. 最小二乘法：识别物理参数的方法中最经典的算法。它直接利用时域响应数据，依据结构动力学方程，建立结构输入、输出和参数之间的线性方程。

然后取多组采样时刻数据，通过对上述线性方程的扩充建立结构参数的超定方程，最后在最小二乘准则下识别结构参数<sup>[13]</sup>。最小二乘准则目的是寻找一组结构参数的可能值，使得实际观测值和计算值之间的误差平方和达到最小。在参数识别方面理解为寻找一组结构参数使得结构输入、输出和结构参数之间线性方程两端的误差平方和达到最小。文献<sup>[14]</sup>对最小二乘法做了概述，同时文献<sup>[15]</sup>应用最小二乘法进行了系统物理参数识别。

6. 极大似然法：该方法是现代识别的参数估计方法<sup>[16]</sup>之一。它是由 Fisher 发展起来的，其基本思想可以追溯到高斯(1809 年)。这种估计方法用于动态参数识别，可以获得良好的估计效果。但是它需要构造一个以测量数据和未知参数有关的似然函数，并通过极大化这个函数获得模型的参数识别。据此，极大似然法通常要求具有能够写出输出量的条件概率密度函数的先验知识，因此计算工作量较大，可能得到的是损失函数的局部极小值。

7. 卡曼滤波算法<sup>[17~19]</sup>：20 世纪 60 年代在系统控制领域发展起来的一个现代估计算法，后来在 80 年代开始被应用到结构参数识别领域。卡曼滤波器本身是根据系统的状态方程和观测方程，在已知前一刻系统状态的评估值和系统输入的情况下，对下一时刻的系统状态作最佳估计。最小二乘法一般仅适合于线性参数系统，而卡曼滤波算法不仅适合于线性参数系统，同时也可以应用于非线性参数系统，因此该方法被广泛应用于非线性参数识别。但是该方法都有一个显著的缺点，需要对非线性系统做一阶泰勒展开以线性化，在处理非线性特别强烈的系统时，这会导致滤波的发散。

8. 基于概率统计理论的参数识别方法：采用概率统计理论处理动力参数识别问题由来已久，1969 年 Collins 和 Thomson<sup>[20]</sup>首次采用概率统计观点把结构总质量和总刚度矩阵看成由具有随机性的物理参数构成，由蒙特卡洛随机模拟方法获得了模态参数的统计特征；随后，Hart 和 Collins<sup>[21]</sup>研究了随机有限元模型，这可以看作是基于概率统计理论的参数识别方法研究的开始。基于概率统计的识别方法发展至今，根据所采用的基本统计推断原理不同，大致可以分为基于贝叶斯估计的模型修正法和随机有限元模型修正法两大类。Beck<sup>[22]</sup>首先把贝叶斯估计理论引入动力参数识别研究中，并建立了基于贝叶斯估计的模型修正法的理论框架。Vanik<sup>[23]</sup>等建立了基于概率的健康监测方法；Katafygiotis<sup>[24]</sup>等提出物理参数识别的贝叶斯估计渐近逼近方法(asymptotic approximation methods)，研究了不可完全识别的贝叶斯估计模型修正情况，并采用最优化方法近似地估计了物理参数后验分布，并得到了物理参数估计。由于基于概率统计的结构识别方法中大量采用基于贝叶斯原理的统计推理，而贝叶斯模型修正

方法后验概率密度函数的计算复杂性使贝叶斯模型修正方法在求解土木工程结构中的参数识别问题时，一般无法求解未知参数较多的较大规模计算问题。而采用随机有限元修正方法的统计参数识别同样存在计算复杂性问题，在进行参数识别时反问题相较于正问题的每一次计算时间都大幅提高，对反演计算进行成千上万次的蒙特卡罗模拟会带来巨大的计算负担。

9. 基于神经网络的识别方法:近年来越来越多的学者研究运用神经网络进行复杂结构的参数识别，主要的网络模型是多层前馈神经网络，如 BP 网络。Chen 等人<sup>[25]</sup>使用 BP 网络实现了结构动力模型识别，Yun 和 Bahng<sup>[26]</sup>则应用 BP 网络进行了平面桁架和框架的子结构识别，Huang 和 Loh<sup>[27]</sup>提出了在强震下的离散时间非线性滞后系统基于神经网络的建模和识别方法。人工神经网络 (Artificial Neural Network, 简称 ANN 或神经网络) 是在物理机制上模拟人脑信息处理机制的信息系统，具有很强的模式识别和归类能力，它采用类似“黑箱”形式的、自适应的工作方式学习并处理数据，特别适合于解决采用传统数学方法时难于建模或求解的复杂问题。理论上，神经网络利用网络的学习能力和任意非线性映射能力，通过对样本数据对的训练，神经网络可以实现对复杂结构系统的识别。但是，目前神经网络识别方法还有以下一些缺点尚需克服：(1)存在局部极小值问题，造成网络局部收敛；(2)学习速度慢，训练时间长；(3)理想的训练样本提取困难，影响网络的训练速度和训练质量；(4)网络结构不易优化，特别是隐层节点数目的选取常常带有盲目性；(5)尚未从理论上完全解决神经网络学习算法的收敛性。

### 1.2.2 新型的参数识别方法

综观传统的参数识别方法，虽然已经发展的比较成熟和完善，但也存在着一定的不足和局限：大多数方法只在系统的部分参数事先已知的情况下才能工作，几乎所有的状态空间方法均假设系统质量已知。同时，传统的识别方法大多需要满足一定的前提假设，并且对噪声敏感。此外，由于土木结构本身的复杂性的原因，通常实际结构只有部分的信息可以测得，而传统方法大多基于完备测量数据实现参数识别。因此，如何使用足够少的系统先验信息和不完备的测量数据来识别结构参数的研究亦极受关注。

伴随着计算机硬件日新月异的发展和智能控制理论研究的不断深入及其在控制领域的广泛应用，针对传统系统识别方法存在着的上述不足和局限，如今越来越多的研究把启发式随机搜索算法如遗传算法 (GA)、进化策略算法 (EA)、退火算法 (SA)、群集智能算法等知识应用于参数识别中，发展为很多新型的参数识别方法。如：Cunha<sup>[28]</sup>等将遗传算法应用于组合材料中识别材料的弹性

系数；Franco<sup>[29]</sup>将进化算法应用于多自由度系统的识别中；Perry 和 Koh<sup>[30]</sup>等人用改进的遗传算法进行结构参数的识别；Chou J<sup>[31]</sup>等人将遗传算法应用于结构的损伤定位；Koh<sup>[32,33]</sup>等人应用遗传算法对剪切型结构进行整体识别；Levin<sup>[34]</sup>等人应用退火算法优化描述结构动力特性的有限元模型；唐和生<sup>[35]</sup>将微分演化算法引入系统识别中，识别 24 层剪切型结构并得到了很好的识别效果。这些启发式的随机搜索算法应用于复杂的线性与非线性土木工程系统中发展为相当有潜力的参数识别方法。目前识别领域研究较多的智能算法有：

1. 遗传算法(Genetic Algorithm, 简称 GA)最早是由 John Holland 于 20 世纪 60 年代提出来的一种非线性反演法。它既不是仅依赖于目标函数梯度的一类非启发式反演法，又不是在模型空间中进行完全、彻底的随机搜索的传统的蒙特卡罗法。它是一种在模型空间中进行启发式搜索的非线性反演法。其基本原理是：将问题的求解表示成染色体(在求解过程中大多使用二进制码串表示)，从而构成一个染色体群，将该染色体群置于问题环境中，通过不断循环执行选择、交叉、变异等操作，逐渐逼近全局最优解。

遗传算法和传统的优化方法相比具有如下优势：只需计算各可行解的目标值，而不要求目标函数的连续性，不需要梯度信息，并采取多线索的并行搜索方式进行优化，其搜索始终遍及整个解空间，操作方便，鲁棒性强，因而不容易陷入局部最小或搜索的平坦区，容易得到全局最优解。Carlin 等人<sup>[36]</sup>用测量频率误差和振型误差的目标函数作为适应度准则，进行结构识别的数值模拟。Koh 等<sup>[37]</sup>采用局部搜索的遗传算法，通过测定激励和响应进行分析来决定结构参数进行识别。遗传算法的缺点是计算量大，收敛速度较为缓慢，对于实际工程中的大型复杂结构，距离应用阶段还需要大量深入的研究。

2. 群集智能(Swarm Intelligence)算法是既遗传算法之后的研究热点，也已经应用于很多领域。群体智能算法基本思想是模拟自然界生物的群体行为来构造随机搜索的启发式优化算法，比较典型的有 M.Dorigo 提出的蚁群算法(Ant Colony Algorithm, ACO)和 J.Kennedy 与 R.Eberthart 提出的微粒群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)。

蚁群算法<sup>[38]</sup> (Ant Colony Algorithm, ACO) 由Dorigo等博士1991年提出，模拟蚂蚁觅食时的群体社会性合作机制，即蚂蚁在所经过的路径上留下一一种挥发性分泌物（以下称为信息素，pheromone），信息素随着时间的推移会逐渐挥发消失。蚂蚁在觅食过程中能够感知这种物质的存在及其强度，并以此来指导自己的运动方向，倾向于朝着这种物质强度高的方向移动，即选择该路径的概率与当时这条路径上该物质的强度成正比。信息素强度越高的路径，选择它的蚂蚁就越多，则

在该路径上留下的信息素的强度就更大，而强度大的信息素又吸引更多的蚂蚁，从而形成一种正反馈。通过这种正反馈，蚂蚁最终可以发现最佳路径，导致大部分的蚂蚁都会走此路径。

蚁群算法同时具备分布式并行搜索计算的机制、正反馈机制和贪婪式搜索等机制的优点，故具有较强的鲁棒性和优越的搜索最优解的能力，是一种求解复杂困难的系统优化问题的具有竞争力的算法。汪镭、吴启迪<sup>[39]</sup>将蚁群算法引入参数识别中，研究了多维连续空间的参数识别问题。尽管蚁群算法能很好地应用于组合优化问题，但是经典的蚁群算法(ACO)的离散性本质限制了其在连续空间域内优化问题的求解。目前应用于连续域改进的蚁群算法(ACO)<sup>[40,41]</sup>不仅需要较长的搜索时间，而且易于出现停滞的现象。

粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, 简称 PSO) 是群集智能计算技术的一种，由 Eberhart 博士和 Kennedy 博士<sup>[42]</sup>在 1995 年发明，源于对鸟群捕食的行为研究。PSO 同遗传算法类似，是一种基于迭代的优化工具。系统初始化为一组随机解，通过迭代搜寻最优值。但是 PSO 算法没有遗传算法用的交叉(crossover)以及变异(mutation)，而是粒子在解空间追随最优的粒子进行搜索。同遗传算法比较，PSO 的优势在于简单容易实现，在大多数的情况下，所有的粒子可能更快的收敛于最优解。

PSO 算法作为连续域内寻优工具，被广泛应用于函数优化，神经网络训练，模糊系统控制以及其他遗传算法所能的应用领域。如，Elegbede<sup>[43]</sup>应用 PSO 算法对结构进行可靠性评估；Perez 和 Behdian<sup>[44]</sup>将 PSO 算法应用于优化设计领域中；Coelho 和 Krohling 等<sup>[45]</sup>将 PSO 算法应用于参数识别。唐和生、张伟<sup>[1,46]</sup>等提出将 PSO 算法应用于结构参数识别和损伤定位。

3. 自从 Storn 和 Price <sup>[47]</sup>1996 年发明了微分演化 (Differential Evolution, DE)算法之后，该方法在解决复杂的优化问题上得到了很多关注。微分演化算法是一种混合算法，它结合了遗传算法的更大种群概念和进化算法的自适应变异以及采用了贪婪选择策略。这些特征使微分演化算法相比进化算法和遗传算法具有更好鲁棒性和更快收敛速度。同时，微分演化算法用浮点语言取代了在许多传统进化算法中的二进制语言，控制变量少，执行起来更简单。与 GA 相比 DE 算法具有以下的特点：(1)变异基于群体的差异，由于早期群体差异度通常较大，使得算法探索能力较强；(2)利用交叉率 CR 控制个体参数的各维对交叉的参与程度，以及全局与局部搜索能力；(3)利用贪婪策略选择产生新一代个体，类似于排挤模型，有助于加快收敛速度。目前该算法已被成功应用于优化设计<sup>[48]</sup>、可靠度分析<sup>[49]</sup>、主动控制<sup>[50]</sup>及识别问题，例如：微分演化算法应用与结构损伤识别<sup>[51]</sup>、模态参数识别<sup>[52]</sup>。

4. 大爆炸-大收缩算法(Big Bang-Big Crunch, 简称: BB-BC)是群集智能计算技术的一种, 由 Erol 和 Eksin<sup>[53]</sup>博士于 2006 年发明, 它的全局优化思想源于宇宙进化的理论, 被称为宇宙爆炸-收缩理论。顾名思义, 对应于宇宙的大爆炸和大收缩理论, 该优化算法分为两个阶段进行求解优化问题, 分别为模拟宇宙的爆炸阶段和宇宙的收缩阶段。前一个阶段中, 在目标变量的寻优空间里随机产生若干个质点, 同宇宙诞生之初由一个“黑洞”爆炸出无数的星球一样; 而在后一阶段, 这些爆炸出的质点又将受到某种引力吸引而收缩于一个点, 该点称为质心。接着算法通过不断的从质心爆炸出新的寻优质点, 通过上述爆炸和收缩的不断迭代后, 随机散布于搜索空间的质点将收敛于全局的最优解。BBBC 算法同上述优化算法类似, 也是一种基于迭代的优化工具。系统初始化为一组随机解, 通过迭代搜寻最优值。它和 PSO 算法类似, 也没有 GA 算法用的交叉(crossover)以及变异(mutation), 而是质点在解空间受到最优的质点和质心的吸引进行寻优。BBBC 算法的优势在于: 收敛速度快、简单容易实现并且没有过多的初始参数需要调整。文献<sup>[53]</sup>通过多个测试函数与遗传算法进行比较, 证明在大多数的情况下, 所有的质点能更快的收敛于最优解, 并且 BB-BC 算法的收敛速度和计算精度均优于蚁群和遗传等优化算法。目前, BB-BC 算法已广泛应用于函数优化<sup>[53]</sup>、模糊系统控制<sup>[54]</sup>、自动化与目标追踪<sup>[55]</sup>以及其他遗传算法的应用领域。由于 BB-BC 算法是一新发展的优化算法, 在土木工程领域也有一些学者进行了研究, 如优化设计等<sup>[56,57]</sup>, 可以说 BB-BC 算法是土木工程领域又一个具有潜力的方法。

### 1.2.3 结构参数识别面临的问题

虽然参数识别在其他领域例如机械、航空航天和飞行器等领域得到了很好的应用, 但是由于土木结构本身的复杂性, 使得参数识别在土木工程领域的研究中遇到很多挑战和难题, 概括一下主要基于以下几点原因:

(1) 观测数据不完整: 土木工程结构通常体积巨大、型式复杂, 受现场条件和测试仪器的限制, 一般只能在有限的观测点上得到测量数据。

(2) 先验信息的缺乏: 大部分传统识别方法都需要对结构参数进行初始假设, 并且识别效果对初始假设的范围很敏感。但是由于土木工程结构通常形式复杂离散性强, 使得对于结构参数的初始假设容易不准确, 从而导致该类识别方法应用受到限制。

(4) 测量数据的噪声以及模型误差: 目前, 对于结构识别理论在实际工程中应用的具体研究比较少见, 一方面, 由于识别方法的限制, 识别模型的误差

需要完善识别理论；另一方面，测量数据的噪声影响，给识别结果的准确性带来了很大的困难。

### 1.3 本课题研究的目的是和意义

由于传统识别方法面临很多困难，而土木工程结构复杂，先验信息缺乏，测量信息不完备且受噪声干扰等因素，因此开发一种不需要更多系统先验信息和完备的测量信号，同时对噪声具有良好的鲁棒性的识别方法显得非常重要。

最近新开发的 BB-BC 优化算法是一种新颖的启发式群集智能算法，成功地解决了很多复杂优化问题。该算法具有：1) 相比于遗传算法、微分演化算法等，BB-BC 算法操作步骤少，因此计算速度和寻优速度快；2) 算法初始参数设置少，鲁棒性强；3) 该算法具有全局搜索能力，研究表明，只要算法迭代寻优的步数足够多，算法总能收敛于全局最优解。4) 算法原理简单，易于编程实现。

因此，本课题研究目的是把结构参数识别问题转化为优化问题，提出一种基于 BB-BC 优化算法的参数识别方法，并对基本的 BB-BC 算法进行改进，进一步提高该识别方法的效率，应用于实际结构的参数识别。

### 1.4 本文的主要研究工作

本文的主要研究工作概括如下：

(1) 本文通过把系统识别问题转化为一优化问题，提出了基于 BB-BC 算法的结构参数识别方法，并通过数值模拟验证基于 BB-BC 算法的参数识别方法的有效性。

(2) 针对基本的 BB-BC 算法存在早熟收敛缺点提出了改进的混合 BB-BC 算法(Hybrid BB-BC)。通过引入 PSO 的全局思想和 DE 算法的变异操作来提高基本的 BB-BC 算法的收敛速度和全局搜索能力。通过一多自由度线性和非线性结构进行了验证。

(3) 将混合 BB-BC 算法应用于一实际结构的参数识别。该结构为日本 Edefence 振动台试验（结构模型比例为 1:1）。识别结果与有限元、实测结果进行了比较，验证了本文提出方法的有效性。

## 第二章 BB-BC 优化算法

### 2.1 引言

19 世纪末人工智能领域受到生命科学的启示,开始摆脱经典逻辑计算的束缚,大胆探索起以生物特性为启发的新的非经典的计算途径。这些计算方法被统称为自然计算(Natural Computing)技术,如演化计算方法,人工免疫系统方法等。在这一背景下,社会性动物(如蚁群、蜂群、鸟群等)的自组织行为引起了人们广泛的关注,社会性动物的奇妙之处就在于:个体的行为很简单,但当它们一起协同工作时,却能够表现出非常复杂或称具备智能的行为特性。许多学者对这种行为进行数学建模并用计算机对其进行仿真,这就产生了所谓的“群集智能”(Swarm Intelligence)算法<sup>[58]</sup>。

群集智能算法作为一种新兴的自然计算技术,已成为越来越多研究者的关注焦点,群集智能中的群体(Swarm)指的是“一组相互之间可以进行直接通信或者间接通信(通过改变局部环境)的个体(Agent),这组个体能够合作进行分布式的求解”,而群集智能则是指“有限个没有智能的个体通过合作表现出群体智能行为的系统特性”。群集智能在没有集中控制且不提供全局模型的前提下,为寻找复杂的分布式问题求解方案提供了基础。

大爆炸-大收缩算法(Big Bang-Big Crunch)属于群集智能算法的一种,该算法受到了“宇宙大爆炸和收缩理论”理论的启发,模拟宇宙的产生阶段,即大爆炸阶段(Big Bang 阶段)和宇宙的消亡阶段,即大收缩阶段(Big Crunch 阶段)发展而来。

### 2.2 Big Bang-Big Crunch 算法理论

“宇宙大爆炸和收缩”理论是天体物理学关于宇宙起源和进化的理论。根据该理论,宇宙是大约在 140 亿年前由一个密度极大且温度极高的状态演变而来,该理论产生于观测到的哈伯定律下星系远离的速度。并且根据广义相对论的弗里德曼模型,宇宙空间一直在不断膨胀。因此, Big Bang 是宇宙诞生的最初状态,天体物理学家霍金在阐释宇宙起源时认为宇宙最初是比原子还要小的奇点,然后大爆炸,通过大爆炸的能量形成了一些基本粒子,这些粒子在能量的作用下,逐

渐形成了宇宙中的各种物质。同时，该理论认为 Big Crunch 则是宇宙的最终宿命，该理论认为如果宇宙物质密度超过临界密度，宇宙在膨胀到最大体积之后将收缩，在收缩过程中，宇宙的密度和温度都会再次升高，最后终结于同爆炸开始相似的状态，即一个致密极热的小球，称为“黑洞”，这一过程就是大收缩的阶段。此过程如图 2.1 所示。简言之，“宇宙大爆炸和收缩理论”中宇宙的进化过程分为两个阶段，如图 2.2 所示，大爆炸（Big Bang）是宇宙诞生的开始，随着时间的推移，宇宙终结于大收缩（Big Crunch），同时将酝酿新宇宙的诞生。



图 2.1 Big Bang-Big Crunch 理论图

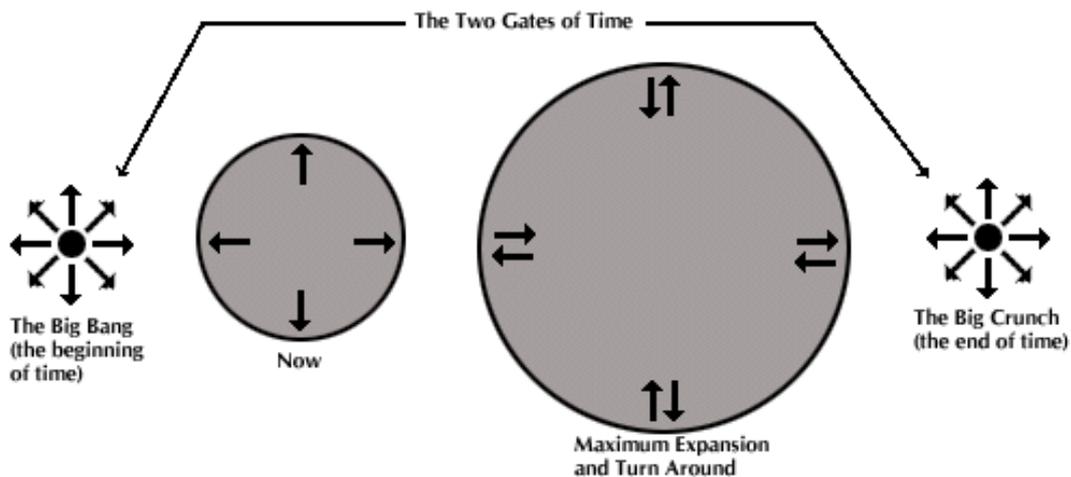


图 2.2 宇宙进化的两阶段

Osman K.Erol<sup>[53]</sup>正是基于“宇宙大爆炸和收缩理论”于 2006 年提出 BB-BC 算法，该算法模拟宇宙的进化过程，采用了两个阶段寻优：

(1) Big Bang 阶段：

参考大爆炸理论的第一阶段，在 BB-BC 算法的初始阶段随机产生初始群体。

- 质点均匀分布于优化变量的搜索空间；

• 各质点为有质量的个体，目标函数值的倒数（假设为求最小值问题）可以看作是个体的质量值，因此目标函数值越小的质点质量越大；

(2) Big Crunch 阶段：

分散在搜索空间的质点受到宇宙质心的吸引，而向质量大的区域收敛。

• 质点根据各自质量的大小，以及当前所在位置，决定质点系中的质心所在位置；

• 受质心引力的吸引，分散的质点向质心（可以看作是优化问题的全局最优解或是最佳位置）收敛；

• 如同宇宙进化的未来，大收缩后将再次酝酿新的大爆炸，诞生新的宇宙；BB-BC 算法中，在质心处将再次按一定规则爆炸出新的质点进行寻优；

质心是物理学中的一个重要概念，它是质点系质量的等效中心，物理学中给出质心的位置矢量公式为：

$$r_c = \frac{\sum m_i r_i}{\sum m_i} \quad (2.1)$$

其中， $r_c$  为质心坐标， $r_i$  为各质点的坐标， $m_i$  为质点质量。Erol 将物理学中质心的概念引入 BB-BC 算法中，提出了算法中的质心理论，即算法的每个寻优质点可以看作是一个具有质量的点，各质点的质量大小（目标函数值的大小）及质点在寻优空间的位置决定了群体中的质心的位置。Erol 认为随机分布的质点，均受到质心的吸引，同时，在优化问题中，由于各质点的质量为目标函数值的倒数（求最小值问题），那么根据上述质心公式不难看出，对于目标函数值越小的质点，其质量越大，换句话说，在求解的优化问题中，质心将趋近于群体中最优解。因此，Erol 提出，在 BB-BC 的第二阶段也可以将群体中的最优解作为质心。当 BB-BC 算法不断地重复大爆炸和大收缩两阶段寻优时，分散于搜索空间的质点将收敛于优化问题的最优解。

### 2.2.1 BB-BC 算法

同其他的进化算法如 PSO 算法、GA 算法一样，BB-BC 算法也是以一个启发式的群集智能算法，群体中的每个质点代表了优化问题的一个潜在解。以  $S$  代表群体规模（即群体中的质点数目）。每个质点  $i$  都是一个具有自身属性的个体，这些自身属性可用如下的符号表示：

$\mathbf{x}_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^D)$ ：第  $i$  个质点处于搜索空间的当前位置；群体中每个质点

的每个维度上的值  $x_i^d$  (上标“ $d$ ”表示质点的第  $d$  维, 设问题为  $D$  维最小化问题, 则  $d \in 1, 2, \dots, D$ ) 对应于优化问题的每个优化变量; 在 BB-BC 算法中, 目标函数值  $f(x_i)$  的倒数  $\frac{1}{f(x_i)}$  为每个质点的质量, 因此, 对于最小化问题, 目标函数值

越小, 则对应质点的质量越大, 该质点在群体中所占权重越大, 对群体中的质心的影响越大, 即可以理解为质心总是偏向于质量大的当前群体中的最优解。

以  $x_c$  代表群体的质心, 则在 BB-BC 算法的第二阶段, 随机分散在搜索空间中的质点, 根据自身所在位置及其自身质量大小由公式(2.2)决定质心所在位置:

$$x_c = \frac{\sum_{i=1}^S \frac{1}{f(x^i)} x^i}{\sum_{i=1}^S \frac{1}{f(x^i)}} \quad (2.2)$$

BB-BC 算法的下一迭代中, 将在质心的基础上再次爆炸生成新的质点, 新生成的质点的坐标由  $x_i^{new}$  表示, 其更新公式为(2.3):

$$x_i^{new} \leftarrow x_c + \sigma \quad (2.3)$$

其中  $\sigma$  是一个标准正态分布的标准差, 按照 Erol 和 Eksin 的最初定义的其公式为(2.4):

$$\sigma = \frac{r\alpha(x_{max} - x_{min})}{it} \quad (2.4)$$

式中,  $r$  为一个标准正态分布的随机数,  $\alpha$  可以限制搜索空间的大小,  $x_{max}$  和  $x_{min}$  为优化变量搜索空间的上界和下界。Charles V. Camp<sup>[56]</sup>利用 BB-BC 算法进行桁架优化并得到满意的结果, 他对上述质点坐标更新公式做了改进, 见公式(2.5):

$$x_i^{new} \leftarrow \beta * x_c + (1 - \beta)x_{best} + \frac{r * (x_{max} - x_{min})}{it} \quad (2.5)$$

其中  $x_{best}$  为群体中全局最优解;  $x_c$  为群体的质心;  $\beta$  为最优解和质心之间的影响因子。

## 2.2.2 BB-BC 算法流程

基本的 BB-BC 算法的程序框架为:

- (1) 设定群体规模  $S$ , 给出  $S$  个  $n$  维初始向量作为初始群体的位置;

*Do*

- (2) 根据每个质点在搜索空间中的位置计算目标函数值, 确定各质点的质量大小, 并选出群体中最优解;
- (3) 按式(2.2)确定群体的质心位置;

(4) 按照式(2.5)更新质点的位置;

Until 满足算法终止条件

初始化质点的初始位置  $\mathbf{x}_i(0)$  时, 一般在  $[\mathbf{x}_{\min}, \mathbf{x}_{\max}]$  内服从均匀分布随机产生  $S$  个初始位置向量; BB-BC 求解一个  $D$  维优化问题的详细流程如图 2.3 所示。

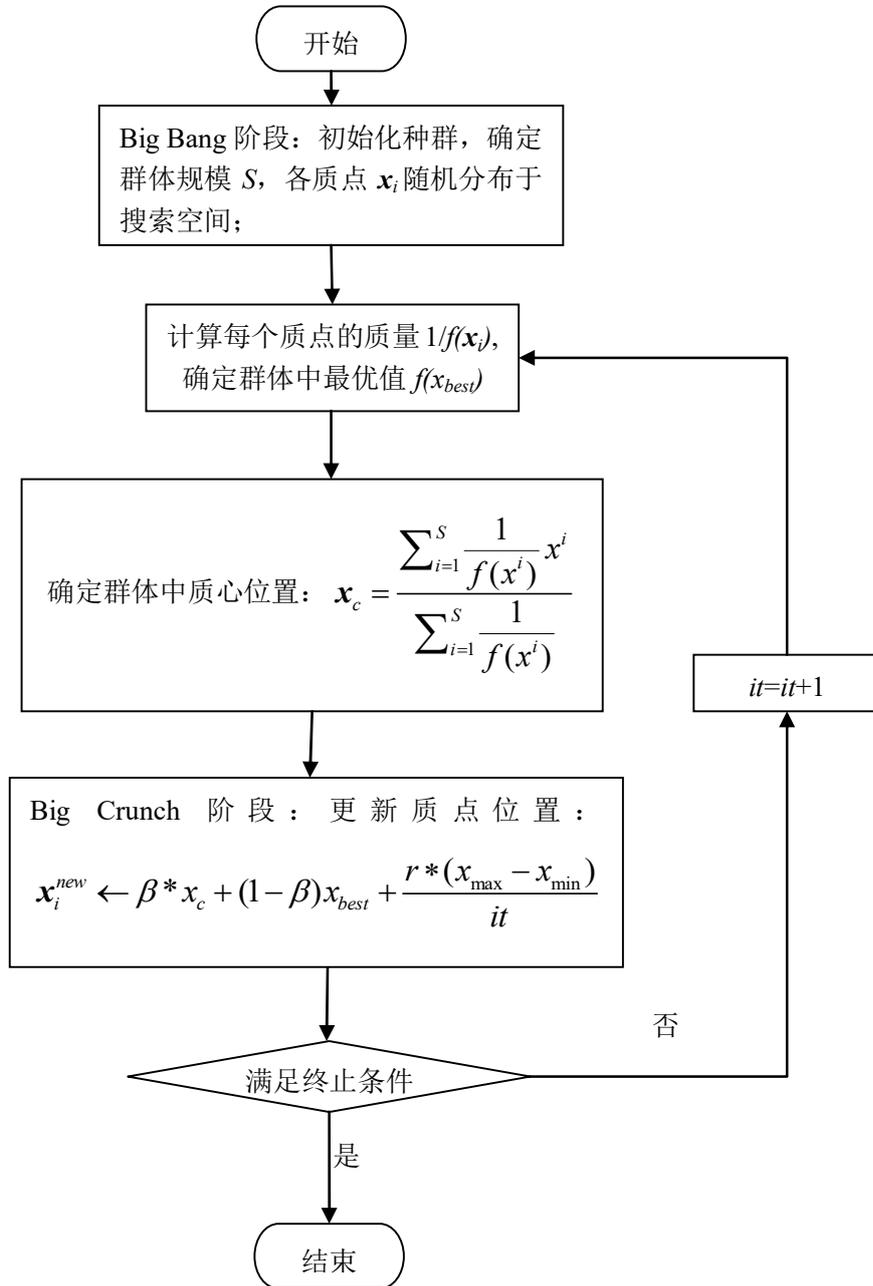


图 2.3 BB-BC 算法流程图

## 2.3 Benchmark 函数测试

为了验证 BB-BC 算法的优越性，并确定合理的算法参数，本文采用 4 个著名的 Benchmark 优化函数来验证该算法，同时对该算法的最佳参数进行调试。这 4 个函数均是优化领域经典的测试函数，具体数学描述如下：

### 1. Rosenbrock 函数

Rosenbrock 函数又称“Rosenbrock 山谷”是一个经典的非凸的测试函数，其函数图形的底部稍平出现局部最优解，使得寻找全局最优解很困难，其函数图形类似一个狭长且窄的抛物状的峡谷，因此而得名。该函数全局最优解为 0，收敛于(1,1,……,1)。其数学表达式，见式(2.6)：

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2] \quad -30 \leq x_i \leq 30 \quad i = 1, \dots, n \quad (2.6)$$

其中： $n$  为优化变量的个数；为了直观表示该优化函数，这里取  $n=2$  时，上述函数表达式可以写成函数如式(2.7)，其函数图形见图 2.4。

$$f(x, y) = (1 - x)^2 + 100(x^2 - y)^2 \quad (2.7)$$

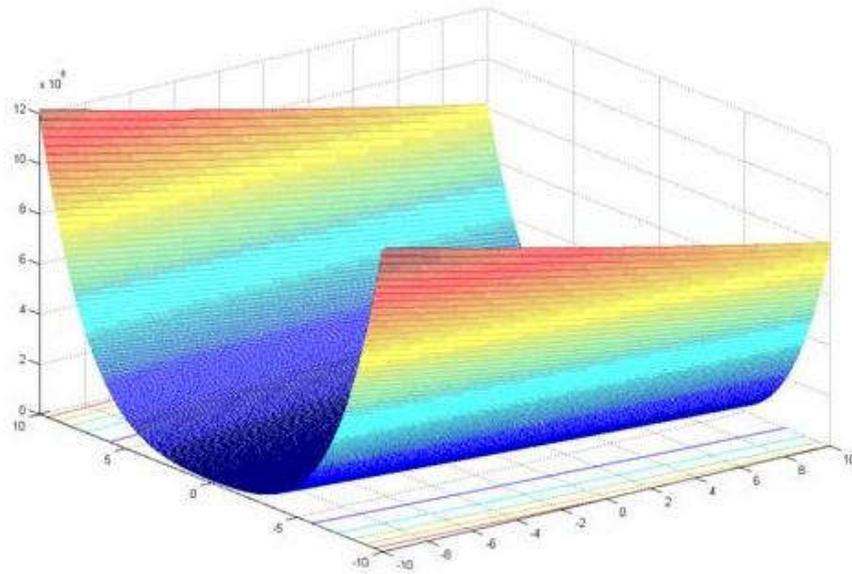


图 2.4 2 维的 Rosenbrock 函数图形

### 2. Rastrigin 函数

Rastrigin 函数是一个经典的多峰函数，在仅有一个全局最优解的附近拥有许多的局部峰值，使得传统的求解方法易于陷入局部最优解。该函数全局最优解为 0，收敛于(0,0,……,0)。其数学表达式，见式(2.8)：

$$f(x) = 10n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)) \quad -5.12 \leq x_i \leq 5.12 \quad i=1, \dots, n \quad (2.8)$$

取  $n=2$  时，上述函数表达式可以写成函数如式(2.9)，其函数图形见图 2.5。

$$f(x, y) = 20 + x^2 + y^2 - 10(\cos(2\pi x) + \cos(2\pi y)) \quad (2.9)$$

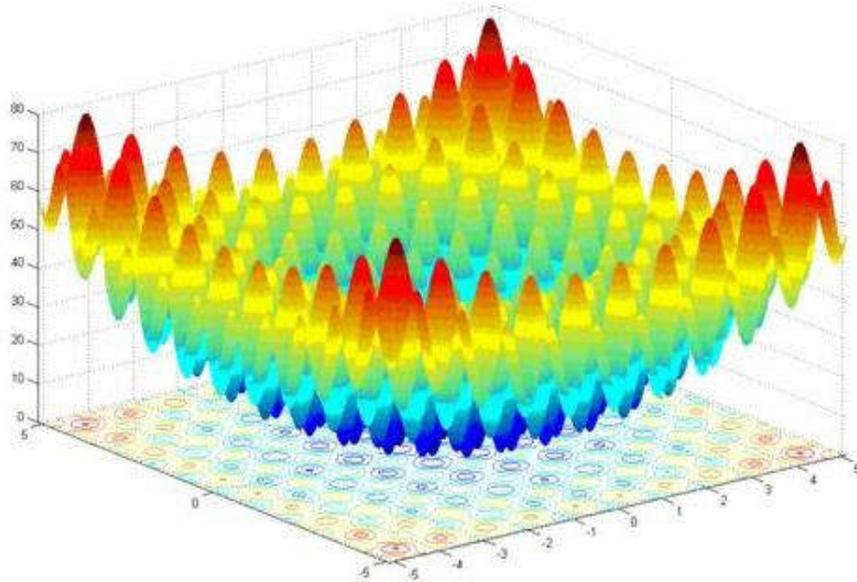


图 2.5 2 维的 Rastrigin 函数图形

### 3. Griewank 函数

Griewank 函数于 1981 年首次被 Griewank 引入到函数优化领域，该函数全局最优解为 0，收敛于  $(0, 0, \dots, 0)$ 。该函数在最优解附近有相当多的峰值，并且局部峰值的数量随着优化变量的数目  $n$  的增加剧增。其数学表达式，见式(2.10)：

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad -600 \leq x_i \leq 600 \quad i=1, \dots, n \quad (2.10)$$

取  $n=2$  时，上述函数表达式可以写成函数如式(2.11)，其函数图形见图 2.6。

$$f(x, y) = \frac{1}{4000}(x^2 + y^2) - \cos(x)\cos\left(\frac{y}{\sqrt{2}}\right) + 1 \quad (2.11)$$

### 4. Ackley 函数

Ackley 函数是指指数函数叠加上适度放大的余弦波再经过调制而成得到的连续型实验函数，该函数全局最小值为 0，收敛于  $(0, 0, \dots, 0)$ 。其数学表达式如式(2.12)：

$$f(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e \quad -30 \leq x_i \leq 30 \quad i=1, \dots, n$$

(2.12)

取  $n=2$  时，上述函数表达式可以写成函数如式(2.13)，其函数图形见图 2.7。

$$f(x,y) = -20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{2}(x^2 + y^2)}) - \exp(\frac{1}{2}(\cos(2\pi x) + \cos(2\pi y))) + 20 + e \quad (2.13)$$

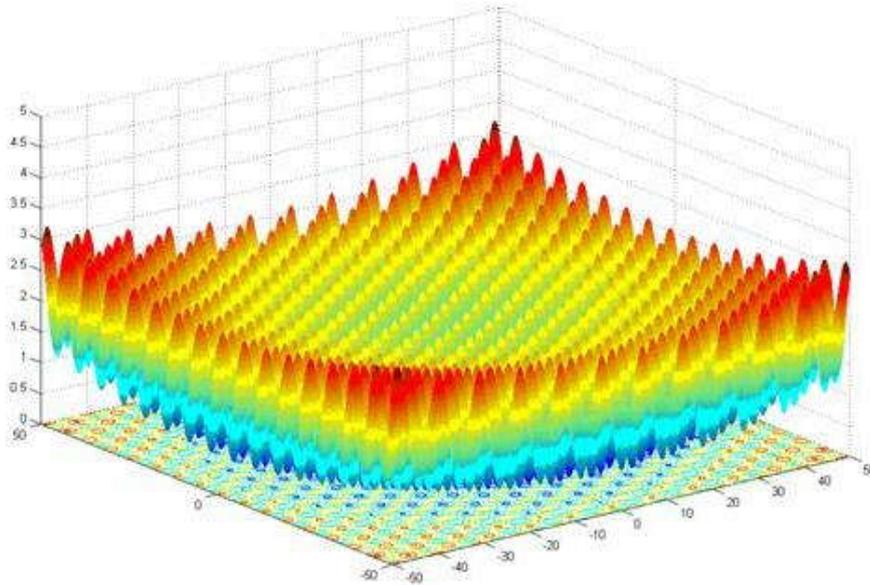


图 2.6 2 维的 Griewank 函数图形

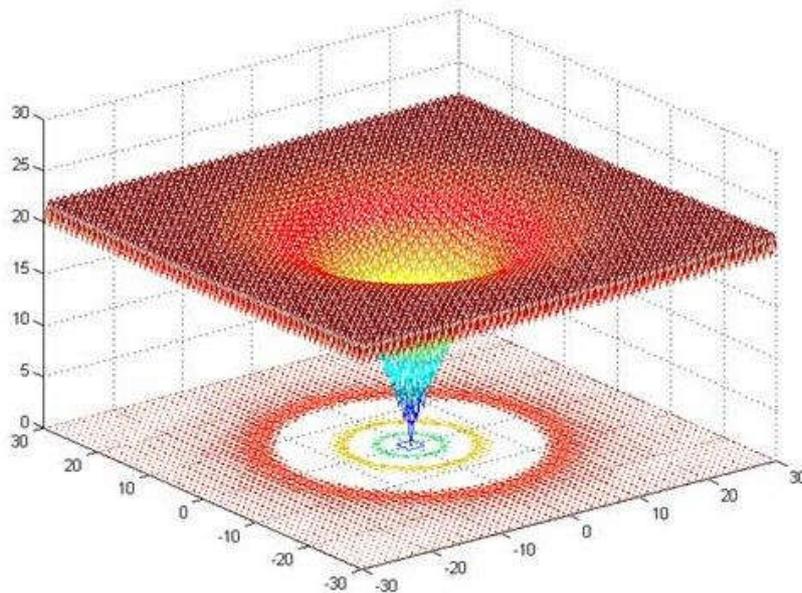


图 2.7 2 维的 Ackley 函数图形

本文利用上述 BB-BC 算法的基本原理在 Matlab 中编程实现，并对上述四种经典的测试函数进行寻优计算，找到适当的算法参数。由本章 2.3 节中 BB-BC 算法原理不难看出，BB-BC 算法的操作简单，易于编程实现，同时，算法的初始参数设置也非常方便。仅需要设置种群个数  $S$  和最优值及质心的影响因子  $\beta$ 。根据 Erol 和 Eksin 的建议，对于维度较低时，BB-BC 种群粒子数=30 足以解决复

杂的优化问题，当维数较多时，可以考虑适当增加粒子个数。文献<sup>[56]</sup>中 Charles 利用 BB-BC 算法对 25 杆桁架进行形状优化，粒子数取=100 时取得较为理想结果，同时他对 BB-BC 算法的参数  $\alpha$ 、 $\beta$  进行了较为详细的研究，其中  $\alpha$  的取值对于优化结果影响不大，根据诸多研究者推荐本文取为 1；同时  $\beta$  本文按照 0.2, 0.5, 0.7 取值进行比较确定最佳参数。上述 4 个测试函数的优化变量数目分别为取为 2, 10, 20 个；最大迭代数=500；分别计算 20 次，BB-BC 参数选择及计算结果见表 2.1~2.4。

表 2.1 Rosenbrock 函数计算结果

优化变量 个数	种群数	$\beta$ 值 选择	优化变量 平均最大误差	平均最优 适应值	平均最优 适应值方差
2	30	0.2	5.27E-10	1.57E-19	1.04E-19
		0.5	4.77E-10	1.92E-19	1.85E-19
		0.7	4.86E-10	1.91E-19	1.44E-19
10	100	0.2	4.04E-03	1.96E-05	2.13E-05
		0.5	4.99E-03	9.84E-06	8.01E-06
		0.7	3.92E-03	4.02E-05	5.09E-05
20	100	0.2	4.79E-03	1.72E-04	2.59E-04
		0.5	4.55E-03	3.21E-04	3.62E-04
		0.7	4.48E-03	7.47E-05	1.11E-04

表 2.2 Rastrigin 函数计算结果

优化变量 个数	种群数	$\beta$ 值 选择	优化变量平均 最大误差	平均最优 适应值	平均最优 适应值方差
2	30	0.2	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
		0.5	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
		0.7	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
10	100	0.2	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
		0.5	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
		0.7	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
20	100	0.2	2.14E-09	1.21E-15	1.66E-14
		0.5	5.53E-09	1.14E-14	1.56E-14
		0.7	2.12E-09	1.45E-15	2.357E-14

表 2.3 Griewank 函数计算结果

优化变量 个数	种群数	$\beta$ 值 选择	优化变量平均 最大误差	平均最优 适应值	平均最优 适应值方差
2	30	0.2	2.70E-08	3.11E-16	1.65E-16
		0.5	2.52E-08	4.16E-16	3.67E-16
		0.7	4.38E-08	7.33E-16	6.31E-16
10	100	0.2	5.17E-07	8.44E-14	2.47E-14
		0.5	5.22E-07	7.23E-14	1.43E-14
		0.7	5.52E-07	7.35E-14	2.25E-14
20	100	0.2	2.74E-06	6.40E-13	2.27E-13
		0.5	2.87E-06	6.43E-13	1.21E-13
		0.7	2.56E-06	6.52E-13	2.31E-13

表 2.4 Ackley 函数计算结果

优化变量 个数	种群数	$\beta$ 值 选择	优化变量平均 最大误差	平均最优 适应值	平均最优 适应值方差
2	30	0.2	3.06E-10	1.26E-09	6.05E-10
		0.5	2.09E-10	8.10E-10	1.97E-10
		0.7	3.36E-10	8.02E-10	4.32E-10
10	100	0.2	2.08E-09	8.08E-09	1.03E-09
		0.5	3.24E-09	8.83E-09	3.32E-09
		0.7	2.56E-09	8.52E-09	2.52E-09
20	100	0.2	6.06E-09	2.11E-08	1.12E-09
		0.5	7.33E-09	2.13E-08	1.59E-09
		0.7	6.42E-09	3.23E-08	2.01E-09

由表 2.1~2.4 可以看出, BB-BC 算法对上述四个经典的测试函数均可以较好的寻找到最优值, 对于 Rosenbrock 函数随着维度的增加, 计算结果的精度有所下降, 优化变量的误差从 2 维的(5.27e-10)%到 20 维的(4.79e-3)%; 其他三个测试函数, 随着维度增加, 精度的下降并不明显, 即随着维度的增多 BB-BC 算法总能够准确的计算出全局最优解, 其中 Rastrigin 函数, 在 2 维和 10 维时能无误差的准确地收敛于全局最优解 0, 而在 20 维时, 误差略有增大, 但是仍然很小,

优化变量的平均最大误差为(5.53E-09)%；Griewank 函数的目标函数平均值在 2 维时为 7.33E-16，计算 20 次的方差为 6.31E-16；20 维时目标函数平均值为 6.52E-13，方差为 2.31E-13，均接近真实值 0；Ackley 函数计算 20 次的优化变量平均最大误差随着维度的增加变化也很小，从 2 维时的 3.36E-10 增加到 20 维时的 6.42E-09；同时，从表 2.1~2.4 可以看出 BB-BC 算法参数  $\beta$  的变化对算法收敛后的计算精度影响很小。

## 2.4 本章小结

本章主要介绍基于群集智能的 BB-BC 优化算法的理论。首先对 BB-BC 优化算法的产生和发展及其设计思想等背景进行了简要介绍；其次对 BB-BC 算法执行流程进行了较为详细的描述；并通过四个经典的 Benchmark 函数对 BB-BC 算法进行测试，对计算结果和算法参数进行了分析。

## 第三章 基于 BB-BC 算法的结构参数识别

### 3.1 引言

参数识别的问题需要考虑到结构系统先验信息缺乏以及测量信息不完备且含有噪声污染等诸多因素；因此在待识别参数的向量空间内其误差函数的图形往往是一个超曲面，表现为高维多模的问题，从数学角度上讲，表现为带有许多个局部最小值和一个代表着最优解的全局最小值所组成的曲面。传统的解决方法局限性在于当全局最优解的附近出现许多个峰值时，可能早熟收敛而仅能寻找到局部最优解。

作为一种最新开发出的启发式的随机搜索智能算法，BB-BC 算法被成功应用于解决许多传统优化方法无法解决的问题，显示了其优越性。基于以上认识，本文将 BB-BC 算法应用于结构参数识别中，并对提出的该识别方法的效能进行数值验证。

### 3.2 基于 BB-BC 算法的参数识别方法

BB-BC 算法作为一种新型的基于群集智能的随机搜索算法因其概念简单、节约计算资源且执行高效等特点，具有广阔的应用前景，然而在结构工程领域，就笔者所了解，目前 BB-BC 算法被应用于结构优化设计领域、目标最终、系统控制等优化领域，但是基于 BB-BC 算法进行结构参数识别的研究工作尚为鲜见，因此本文提出将 BB-BC 应用于结构系统参数识别中，并针对其识别效能与广受关注的基于其他智能算法的参数识别结果进行对比分析。

#### 3.2.1 问题描述

结构的响应数据（频率、振型、位移和应变等）是结构物理特性（质量、阻尼和刚度）的函数，结构物理特性的变化将在结构响应数据的变化上得到反映，本文通过 BB-BC 优化算法进行结构参数识别的研究正是利用了结构物理特性与响应数据之间的这种关系来评估结构状态。简言之，参数识别就是在对输入和输出观测的基础上，在指定的一类结构系统中，确定一个与被识别的结构系统等价的系统。这一基本概念可以通过下图来描述，见图 3.1。

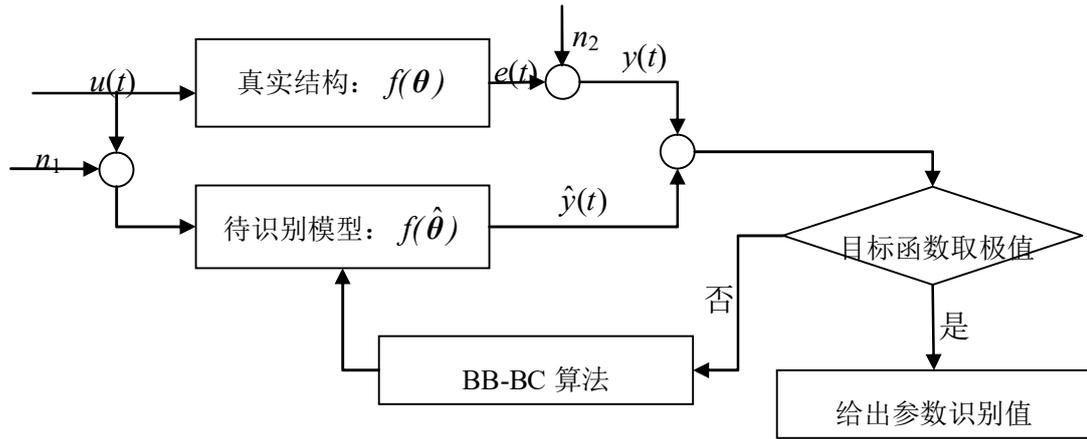


图 3.1 结构参数识别过程

图中  $u(t)$ 、 $e(t)$  分别表示系统输入、输出， $n$  表示噪声， $y(t)$  则表示包含噪声后的系统输出， $\hat{y}(t)$  为识别模型的响应输出。由此，结构系统参数识别问题转化为一个优化问题，即最小化真实结构的实测反应数据与待识别模型数值响应的误差。

不失一般性，考虑一结构系统如下：

$$\mathbf{y}(k) = f(\mathbf{u}(k), \boldsymbol{\theta}) \quad (3.1)$$

其中  $\mathbf{y} \in R^q$  表示系统输出， $\mathbf{u} \in R^p$  表示系统输入， $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$  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(3.1)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真实结构输出与备选分析模型系统输出之间的误差范数，例如式(3.2)所示的均方误差函数：

$$F(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T \|\mathbf{y}(k) - \hat{\mathbf{y}}(k)\|^2 \quad (3.2)$$

其中  $\hat{\mathbf{y}}(k) = f(\mathbf{u}(k), \hat{\boldsymbol{\theta}})$  为备选分析模型的输出， $\|\cdot\|$  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  $\boldsymbol{\theta} \in R^n$  以满足某种质量判据，即使得误差范数  $F(\bullet)$  最小化。 $F(\bullet)$  称为为目标函数或评价函数。因而参数识别问题可以解释成如(3.3)所示的一个线性约束、多维非线性优化问题：

$$\begin{aligned} \min F(\boldsymbol{\theta}), \boldsymbol{\theta} &= (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n) \\ \text{s.t. } \boldsymbol{\theta} \in R^n & \left| \theta_{\min,i} \leq \theta_i \leq \theta_{\max,i} \quad \forall i = 1, 2, \dots, n \right. \end{aligned} \quad (3.3)$$

其中  $\theta_{\max}$  和  $\theta_{\min}$  分别表示  $n$  个参数取值的上限和下限。利用 BB-BC 算法求解以上优化模型，即可达到结构参数识别的目的。

### 3.2.2 基于 BB-BC 的结构参数识别步骤

根据问题描述及 BB-BC 算法原理,可归纳出基于 BB-BC 的结构系统参数识别的步骤如下:

**步骤 1:** 给定初始规模,定义 BB-BC 算法的初始参数,并随机散布于可行域空间中 (Big Bang 阶段);

**步骤 2:** 依据式(3.2)计算每一个粒子的初始适应值;

**步骤 3:** 依据式(2.2)确定群体中质心位置,并按式(2.5)更新各粒子位置;

**步骤 4:** 依式(3.2)计算位置更新后的粒子适应值,并确定群体中最优值;

**步骤 5:** 判别是否满足终止条件,如是则接步骤 6,否则回转步骤 3 继续群体的更新;

**步骤 6:** 按照全局最优解,确定相应系统参数的识别值。

算法具体实施的流程图类似于图 2.3。其中步骤 5 中的终止条件可以是设定的最大更新代数,也可以是两次更新之间的最优适应值的变化小于某一阈值连续累计的次数达到一定限度,一般采用前者作为终止准则。

### 3.2.3 BB-BC 算法参数选择

根据第 2 章中 4 个经典的 Benchmark 函数的测试结果和本文的尝试,对于维度较低的结构参数识别问题,一般考虑为 10 维以下,群体的数目在 30 可以达到比较准确的识别精度。算法中参数  $\beta$  在这里引入用线性权重的概念;即设置参数  $\beta$  的初始值,如  $\beta_{\max} = 0.7$  和  $\beta_{\min} = 0.2$ ,则算法在每次迭代时根据公式(3.4)动态更新参数  $\beta$ :

$$\beta = \beta_{\max} - it * (\beta_{\max} - \beta_{\min}) / it_{\max} \quad (3.4)$$

由式(3.4)可以看出,在算法进行演化的初期,群体中粒子受到质心粒子的吸引更多,同时,为了保证算法的收敛性,随着演化代数的增加,群体中最优粒子所占的权重提高,当识别精度达到收敛条件时,群体的质心将与全局最优粒子的位置一致。

### 3.2.4 数值模拟

为了验证本文提出的基于 BB-BC 算法的结构参数识别方法的有效性,本文分别对一个八层和十层剪切型结构参数识别作了数值模拟,同时与基于遗传算法 (GA)、粒子群算法 (PSO) 等识别方法进行比较。

#### 1. 8 自由度结构参数识别

首先对一个二维 8 层剪切型框架结构模型的参数识别进行数值模拟。模型的结构特性如表 3.1 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。

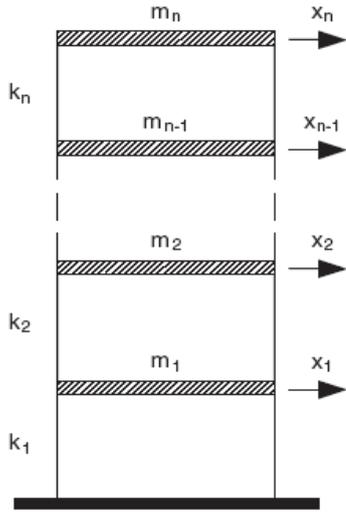


图 3.2 n 自由度剪切型结构

表 3.1 模型结构特性

刚度 (kN/m)	
Levels 1	5.529E+03
Levels 2-8	2.723E+03
质量(kg)	
Levels 1-7	49.48
Levels 8	45.06
阻尼比	
$\zeta_1$	0.03
$\zeta_2$	0.05

识别模型如图 3.2 所示。

动力学方程可写为如式(3.5):

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{x}(t) = \mathbf{u}(t) \quad (3.5)$$

其中,  $\mathbf{M}$ ,  $\mathbf{C}$  和  $\mathbf{K}$  分别为系统的质量矩阵、阻尼矩阵和刚度矩阵, 其中的阻尼矩阵采用 Rayleigh 阻尼假定,  $\alpha$ ,  $\beta$  分别为 Rayleigh 阻尼矩阵的质量及刚度矩阵的比例系数,  $\zeta_r$  为第  $r$  阶振型的振型阻尼比,  $\omega_r$  为结构的第  $r$  阶固有频率。

$$\mathbf{C} = \alpha\mathbf{M} + \beta\mathbf{K}; \quad \zeta_r = \frac{\alpha}{2\omega_r} + \frac{\beta\omega_r}{2} \quad (3.6)$$

Rayleigh 阻尼矩阵  $\mathbf{C}$  式(3.6)的振型阻尼比( $\zeta_r$ )在识别过程中亦假设为未知, 须经识别得出, 系数  $\alpha$ ,  $\beta$  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。

因此, 该结构系统可由以下一系列参数完全描述:

$$\boldsymbol{\theta} = (m_1, m_2, \dots, m_n; k_1, k_2, \dots, k_n; \zeta_1, \zeta_2) \quad (3.7)$$

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

$$\boldsymbol{\theta}' = (k_1, k_2, \dots, k_n; \zeta_1, \zeta_2) \quad (3.8)$$

结构的外激励假设为  $\mathbf{u}(t)$ , 同时结构的加速度响应为  $\ddot{\mathbf{z}}(t)$ , 结构的加速度响应测点数为  $q$ , 令  $x_j^M(t_i)$  (其中  $j=1, 2, \dots, q$ , 为楼层响应记录可测数,  $i=1, \dots, T$  表示离散的时间点)表示在时刻  $i$  时结构第  $j$  层的响应输出; 同样令  $x_j(t_i)$  表示识别模型的时刻  $i$  时结构第  $j$  层的响应输出; 因此真实的结构系统输出向量和识别模型的

加速度响应输出向量表达式可写为式(3.9)~(3.10):

$$\mathbf{y}^M = \begin{bmatrix} \ddot{x}_1^M(t_1) & \ddot{x}_1^M(t_2) & \cdots & \ddot{x}_1^M(t_T) & \ddot{x}_2^M(t_1) & \cdots & \ddot{x}_q^M(t_1) & \cdots \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$\hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \ddot{x}_1(t_1) & \ddot{x}_1(t_2) & \cdots & \ddot{x}_1(t_T) & \ddot{x}_2(t_1) & \cdots & \ddot{x}_q(t_1) & \cdots \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

将上述两式带入式(3.2)可以得识别问题的目标函数值。考虑结构在 Niigata(2004)地震波作用下的响应, 采样间隔为 0.02s, 采用以下两种测量方式:

- 方式 1: 全部楼层加速度可测, 输出矢量定义为

$$\mathbf{y}(t) = (\ddot{x}_1(t), \ddot{x}_2(t), \dots, \ddot{x}_8(t)) \quad (3.11)$$

- 方式 2: 仅 1, 3, 5, 7 层加速度可测, 输出矢量定义为

$$\mathbf{y}(t) = (\ddot{x}_1(t), \ddot{x}_3(t), \ddot{x}_5(t), \ddot{x}_7(t)) \quad (3.12)$$

其中, 方式 1 即对应于完备的测量信息, 方式 2 即对应于不完备的测量信息, 其中仅奇数层 1、3、5、7 层可测。数值模拟中同时还考虑结的输出响应是否被噪声污染, 即分别考虑了输出信号在无噪声和 10%水平的零均值高斯白噪声下进行参数识别。BB-BC 算法的参数设置为: 种群数=100, 最大更新代数=500(终止条件),  $\beta_{\max} = 0.7$  和  $\beta_{\min} = 0.2$ , 分别独立计算 20 次取平均结果, 见表 3.2~3.3。

表 3.2 质量已知下识别结果

真实值	无噪声				10%噪声				
	方式 1		方式 2		方式 1		方式 2		
	识别 均值	误差 (%)	识别 均值	误差 (%)	识别 均值	误差 (%)	识别 均值	误差 (%)	
$k_1$	5529	5528.92	0	5529.43	0.01	5526.14	0.05	5523.38	0.12
$k_2$	2723	2723.04	0	2722.92	0	2725.13	0.08	2727.21	0.27
$k_3$	2723	2723.04	0	2722.69	0.01	2724.33	0.05	2725.06	0.19
$k_4$	2723	2722.97	0	2721.9	0.04	2720.8	0.08	2716.52	0.13
$k_5$	2723	2722.96	0	2722.74	0.01	2721.48	0.06	2717.3	0.1
$k_6$	2723	2722.97	0	2721.95	0.04	2720.88	0.08	2718.99	0.04
$k_7$	2723	2723.02	0	2723.35	0.01	2723.47	0.02	2723.19	0.12
$k_8$	2723	2723.03	0	2723.74	0.03	2726.17	0.12	2735.59	0.57
$\xi_1$	0.03	0.03003	0.08	0.03048	1.61	0.03137	4.58	0.03285	9.51
$\xi_2$	0.05	0.05001	0.01	0.05011	0.22	0.05032	0.64	0.05066	1.33

由表 3.2 可以看出, 在质量已知下的基于 BB-BC 算法的参数识别效果非常好, 甚至在测量信号受到噪声污染和测量信息不完备下均能较准确识别出结构参数。在方式 1 的采集方式下, 无信号噪声污染时刚度和阻尼比的识别结果均值的误差分别为 0%、0.01%至 0.08%; 含 10%噪声水平时, 刚度和阻尼比识别结果均值的误差范围在 0.02%至 0.12%和 0.64%至 4.58%。在方式 2 的采集方式下, 无噪声污染时, 刚度和阻尼比识别结果均值的误差范围分别是 0%至 0.04%和 0.22%至 1.61%, 含 10%噪声水平污染时, 刚度和阻尼比识别结果均值的误差范围分别是 0.04%至 0.57%和 1.33%至 9.57%。因此, 基于 BB-BC 的参数识别在质量已知下刚度和阻尼比识别结果均值的最大误差分别为 0.57%和 9.51%, 且都是对应于 10%信号噪声污染状况下的识别结果。

表 3.3 质量未知下识别结果

真实值	无噪声				10%噪声				
	方式 1		方式 2		方式 1		方式 2		
	识别 均值	误差 (%)	识别 均值	误差 (%)	识别 均值	误差 (%)	识别 均值	误差 (%)	
$k_1$	5529	5528.72	0.01	5528.03	0.02	5427.37	1.84	5377.62	2.74
$k_2$	2723	2722.9	0.00	2723.98	0.04	2770.77	1.75	2808.4	3.14
$k_3$	2723	2722.57	0.02	2723.87	0.03	2742.03	0.70	2845.06	4.48
$k_4$	2723	2722.2	0.03	2720.48	0.09	2756.91	1.25	2793.84	2.60
$k_5$	2723	2721.81	0.04	2719.43	0.13	2727.18	0.15	2693.38	1.09
$k_6$	2723	2721.96	0.04	2720.49	0.09	2749.14	0.96	2760.01	1.36
$k_7$	2723	2722.57	0.02	2721.22	0.07	2708.91	0.52	2838.27	4.23
$k_8$	2723	2723.02	0.00	2724.37	0.05	2750.59	1.01	2822.63	3.66
$m_1$	49.48	49.4809	0.00	49.4857	0.01	49.2043	0.56	50.4199	1.90
$m_2$	49.48	49.4737	0.01	49.466	0.03	49.7395	0.52	50.4943	2.05
$m_3$	49.48	49.4669	0.03	49.4389	0.08	49.7298	0.51	50.0423	1.14
$m_4$	49.48	49.4681	0.02	49.4576	0.05	49.5674	0.18	50.4328	1.93
$m_5$	49.48	49.4696	0.02	49.446	0.07	49.7626	0.57	50.487	2.04
$m_6$	49.48	49.4713	0.02	49.4641	0.03	49.8374	0.72	50.3599	1.78
$m_7$	49.48	49.4729	0.01	49.4658	0.03	49.8352	0.72	50.0844	1.22
$m_8$	45.06	45.0531	0.02	45.0443	0.03	45.4564	0.88	45.9312	1.93
$\xi_1$	0.03	0.03031	1.02	0.03077	2.55	0.03239	7.97	0.03353	11.80
$\xi_2$	0.05	0.05008	0.15	0.05018	0.37	0.05222	4.51	0.05286	5.72

由表 3.3 可以看出, 质量未知的情况下的识别误差比质量已知时的识别结果误差大, 在方式 1 的采集方式下, 无噪声污染时, 刚度、质量和阻尼比的识别结果均值误差范围分别是 0%至 0.08%, 0%至 0.13%以及 0.15%至 2.55%; 在 10% 信号污染时刚度、质量和阻尼比的识别结果均值误差范围分别是 0.18%至 4.48%, 0.15%至 2.05%以及 4.51%至 11.8%。误差最大的通常出现在阻尼比的识别结果中, 主要是由于阻尼系数对于结构总体响应输出的贡献相对于质量和刚度的影响小, 使得识别出的阻尼比的结果精度下降。同时, 在质量未知下, 过多的未知信息使得准确识别出结构参数更加困难。然而从表 3 可以看出, 在质量未知下, 即使在方式 2 的采集方式下, 刚度、质量及阻尼比的识别结果平均最大误差分别为: 4.48%、2.05%和 11.8%。

为了清楚说明基于 BB-BC 算法的参数识别过程, 本文给出质量未知时, 无噪声和有 10%噪声污染下各参数演化收敛过程, 如图 3.3 和图 3.4 所示。从图中明显可以看出前 200 代收敛后, 无噪声污染下的参数识别比在 10%噪声污染下的识别误差小。在测量信号受到噪声污染下, 尽管也可以收敛于真实值, 但是均包含一定的误差。通过这些目标值的收敛图可以看出 BB-BC 算法快速寻优能力非常优异, 该识别方法收敛十分迅速高效。

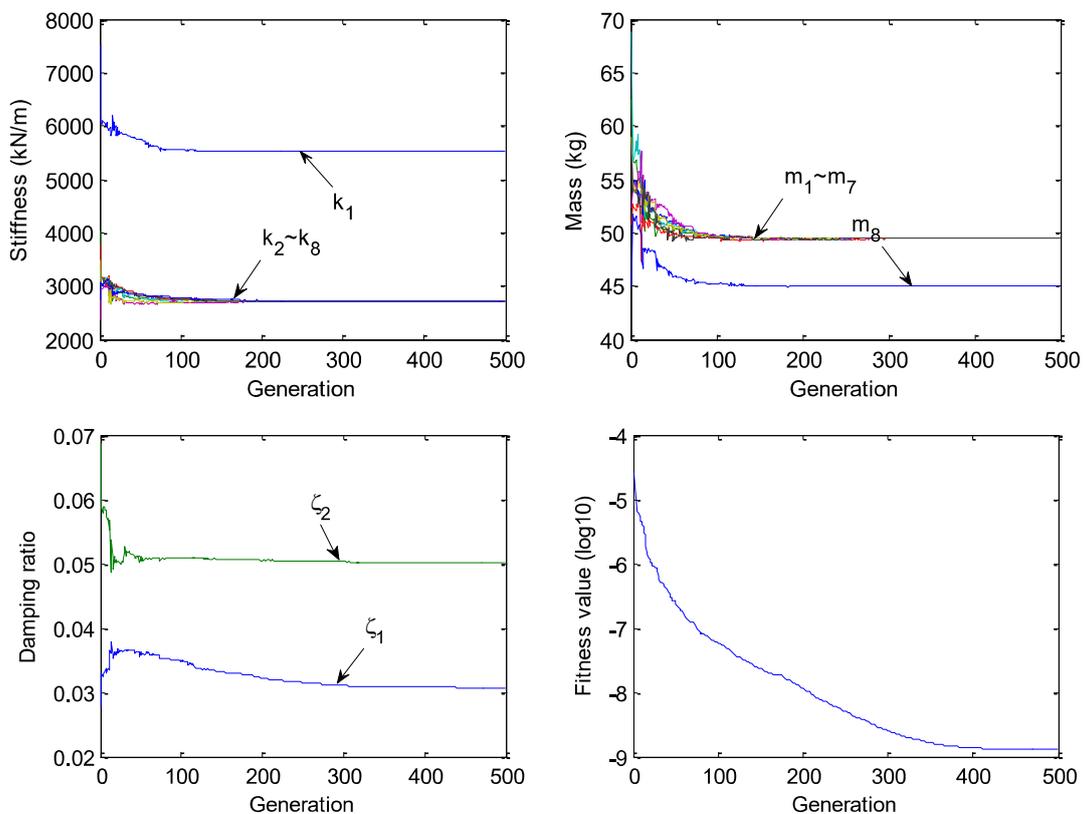


图 3.3 质量未知, 无噪声, 方式 2 下识别过程

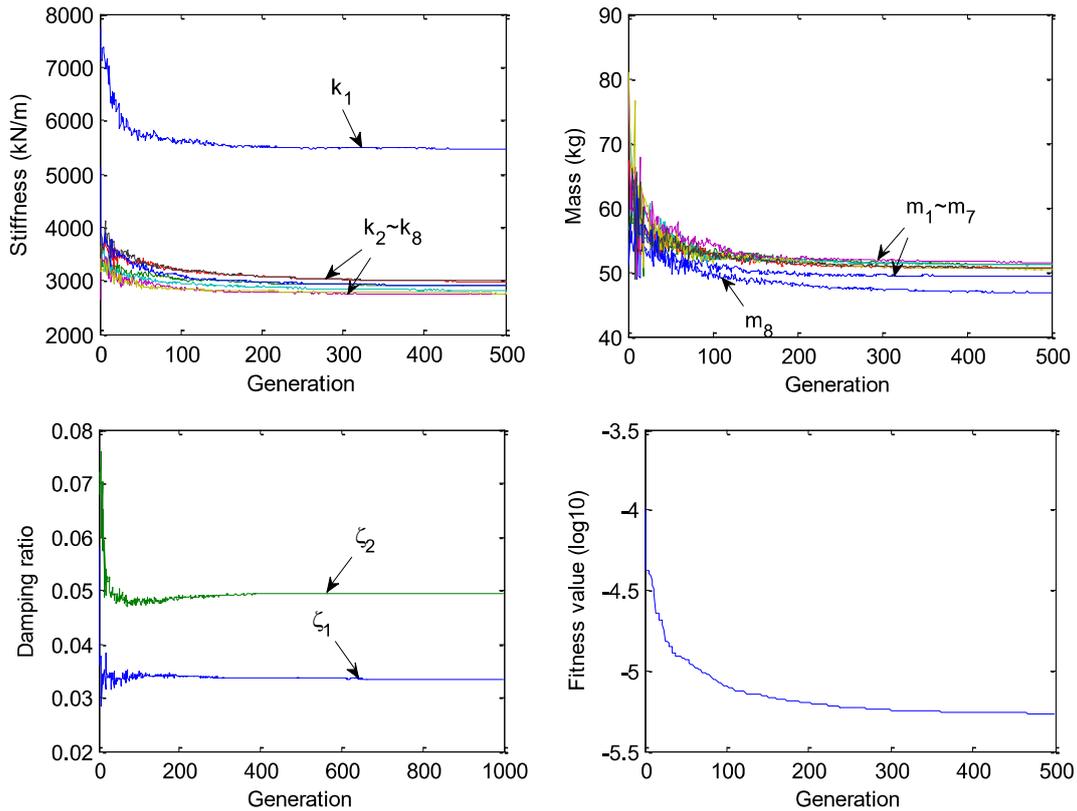


图 3.4 质量未知，10%噪声，方式 2 下识别过程

## 2. 10 自由度结构参数识别

为了与基于粒子群算法(PSO)和遗传算法(GA)的识别效果进行比较，本节将 BB-BC 算法应用于 10 自由度的参数识别问题。结构参数见表 3.4。

表 3.4 10 自由度系统特性

刚度(kN/m)	
1-4 层	5000
5-8 层	4000
9-10 层	3000
质量 (kg)	
1-5 层	6000
6-10 层	4200
自 振 周 期 (s)	
第 1 周期	1.321
第 2 周期	0.505

同文献<sup>[30]</sup>一样，该算例中质量、刚度和阻尼比均为未知信息作为待识别参

数。且输入力为作用在结构第5层上的高斯白噪声的随机力,其均方差为1000N。在质量已知的工况下,仅2、4、7、10层加速度响应可测,而在质量未知下,仅1、2、4、6、8、10层加速度信号可测,且考虑无噪声下以及5%和10%高斯白噪声信号干扰下的参数识别。结构响应与模型响应的误差值最为目标函数,且搜索范围为0.5~2倍的真实值。BB-BC算法的参数设置同上节,独立计算25次取平均值,识别结果见表3.5,表3.5同时给出了PSO和GA的计算结果。

表 3.5 10 自由度质量已知与位置下的识别结果

	质量已知			质量未知					
	无噪声			5% 噪声			10%噪声		
	GA	PSO	BB-BC	GA	PSO	BB-BC	GA	PSO	BB-BC
平均误差-m(%)				1.60	1.38	1.32	2.98	2.74	2.61
最大误差-m(%)				3.62	4.83	1.94	6.62	7.11	4.55
平均误差-k(%)	0.43	0.12	0.12	1.50	1.29	1.30	3.00	3.00	2.25
最大误差-k(%)	1.21	0.67	0.45	3.79	3.88	1.73	6.81	6.10	3.33
平均误差-c(%)	1.56	0.84	0.53	6.29	5.92	1.28	8.41	7.96	2.79
最大误差-c(%)	2.76	2.01	1.73	11.43	8.52	2.22	15.29	10.7	4.72

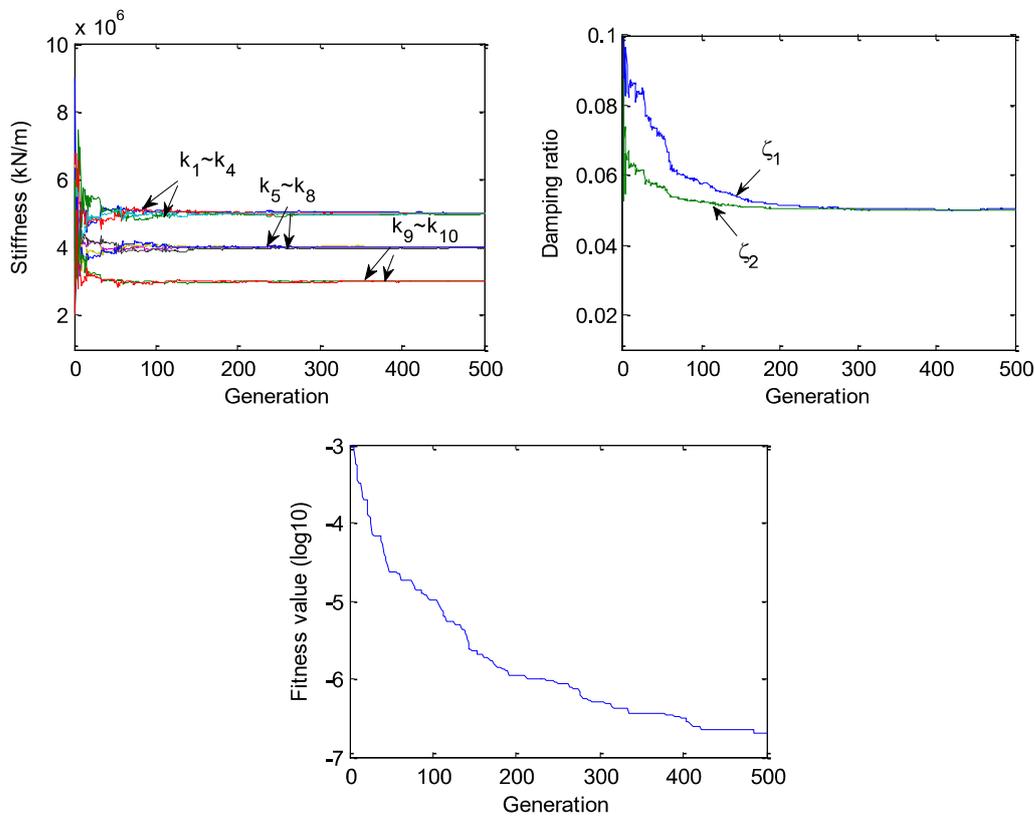


图 3.5 质量已知, 无噪声下参数识别过程

由表 3.5 看出, 不论在何种工况下, 基于 BB-BC 算法的参数识别方法的识别精度均优于基于 PSO 和 GA 的计算结果。识别结果的最大误差在无噪声和测量信号有噪声污染的工况下分别为 1.73% 和 4.72%, 同样, 最大误差均出现在阻尼比的识别结果中。在质量已知无噪声下, 基于三种算法的识别方法的参数识别结果的平均误差和最大误差保持在相同水平, 但是在测量信号含有噪声污染下, 基于 BB-BC 算法的识别方法比 PSO 算法和改进的 GA 算法性能突出, 能更准确识别出结构的参数。图 3.5 和图 3.6 分别给出了一个典型的 BB-BC 算法在无噪声质量已知和有 10% 噪声污染质量未知的两种工况下参数演化收敛过程。

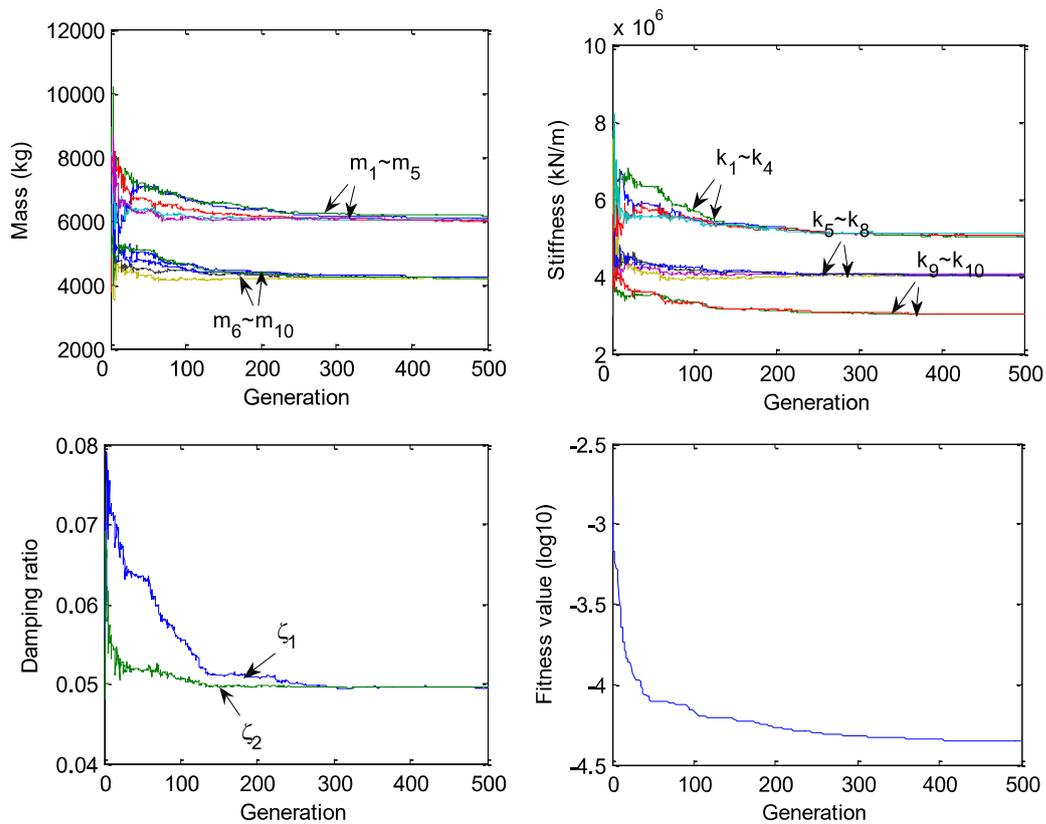


图 3.6 质量未知, 10% 噪声下参数识别过程

由图 3.5 和图 3.6 可以看出, 系统待识别的参数在 BB-BC 算法迭代的前 300 代基本已经收敛到较准确的值, 同时该方法的收敛速度非常快。在所有工况的测试中, 基于 BB-BC 算法的参数识别方法的精确性和收敛速度均优于改进的遗传算法和粒子群算法。GA 算法、PSO 算法和 BB-BC 算法均为新颖的启发式的群集智能算法, 因此目前在优化领域备受关注和研究, 然而这些算法自身均有各自的优点和缺点。遗传算法(GA)在解决优化问题时往往由于收敛缓慢而需要消耗很多的计算资源, BB-BC 算法拥有一种简单有效的机制使得群体中粒子受着最适值和质心的吸引而较快收敛于最优解。根据文献<sup>[53]</sup>的研究, BB-BC 总能够在

有限的收敛步长中寻找到最优解，同时随着迭代步长的增加，其精度可以不断提高直到收敛到精确解。PSO 算法在解决参数识别问题中，唐和生、张伟等人取得了很多的研究成果，但是该算法初始参数设置较多，如加速因子如何选择，尽管有很多文献对于加速因子的选择给出了一些公式，但大都只给出了一个范围，其具体值的选择对识别精度影响如何依然有待研究；相比而言，BB-BC 算法对于初始参数的设置要求不高（只有两个参数需要选择），并且此参数的选择对于识别精度的影响也很小。BB-BC 算法和 PSO 算法在算法原理上尽管不同但也有很多相似点，使得它们的寻优机制简单易于编程序实现，同时简单的操作原理使得算法收敛速度非常快。

### 3.3 本章小结

本章通过把参数识别问题转化为优化问题，提出了基于 BB-BC 算法结构参数识别方法，并使用该方法对一个 8 层剪切型结构系统进行参数识别的数值模拟，模拟结果验证了基于 BB-BC 算法的结构参数识别方法的有效性；同时为了和基于其他智能算法（如 PSO 和 GA 算法）的识别方法进行比较，本文对 10 自由度的结构系统进行了参数识别，根据比较发现，基于 BB-BC 算法的识别效能明显优于目前被广泛研究的基于演化算法如 GA 和 PSO 算法的结构参数识别方法。由于 BB-BC 方法算法简单，占用计算资源极少，同时又具有并行计算的特点，因此其运行效率极高，而且不同于传统的参数识别方法，BB-BC 即使在质量未知且信息不完备时，仍可对结构系统做出正确识别，因而可以看出，基于 BB-BC 的结构参数识别方法在土木工程参数识别及健康监测领域具有良好的应用前景。

## 第四章 基于混合 BB-BC 算法的参数识别

### 4.1 引言

由上一章的研究成果可以看出,基于原始的 BB-BC 的识别方法有很多优点,如原理简单易于编程实现、运算速度快。但是它也有不足之处,与其它随机搜索算法一样, BB-BC 算法也面临着早熟收敛的问题,即在算法搜索过程中,由于某些操作使得种群中个体趋于同性,导致群体的多样性降低,从而算法的解停留在某一局部最优点上,而无法到达全局最优的现象。其主要原因是可以从 BB-BC 算法的质心公式可以看出,当种群中质点陷入局部最优且趋于同性时,质心的位置也难逃局部最优点,从而使得更新的粒子脱离局部最优变得困难,于是算法将陷入局部极小点,同时,算法的收敛速度过快,以至于算法后期丧失了探索新区域的能力,陷入局部最优点。随着识别问题维数的增加,问题的复杂程度加深,基本的 BB-BC 算法则易出现早熟现象。

由于上述原因,本章在原有的 BB-BC 算法的基础上对算法进行了改进,使其更适应于自由度数目较大的结构参数识别问题。

### 4.2 混合 BB-BC 算法 (Hybrid BB-BC, HBB-BC)

尽管 BB-BC 算法在许多优化问题上有着很强的寻优能力,但是在一些复杂问题中探索全局最优解也遇到一些问题。如果当 Big Bang 阶段的所有粒子集中于优化变量的一个小搜索空间时,在 Big Crunch 阶段也难于跳出这个局部最优。为了有效阻止种群的早熟收敛, Kaveh<sup>[57]</sup> 等人在解决复杂桁架的优化问题时,对 BB-BC 算法进行了改进,利用 PSO 算法的寻优能力,取得了很好的效果。本文深受其他优化算法如微分演化算法(DE)的启发,引入变异操作,以增加算法在后期种群的多样性,进而促使群体保持探索未知区域的能力,同时,引入粒子群算法(PSO)“全局思想”的搜索机制,提出一种混合 BB-BC 算法,从而达到对自由度数目较多结构的参数的有效识别。

#### 4.2.1 粒子群算法 (PSO) 中“全局思想”的引入

##### 1. PSO 算法中“全局思想”

在 PSO 算法中粒子跟踪的是个体最好位置和整个群体的最好位置，亦即粒子间的信息在整个群体间共享，这种思想被称为 PSO 的全局思想（Gbest）。在这一学习模式下，粒子向当前最优解收敛的趋势非常显著，因而全局版本通常收敛到最优点的速度很快，但较易陷入局部最优，表现为整个群体一致收敛到当前第一个较好的解。同时，PSO 粒子的另一种信息处理方式是粒子追随的是个体自身最佳经验以及在其拓扑近邻粒子（可称为子群体）当中的局部最佳经验而不再简单地跟踪整个群体的全局最佳经验，这种向自身最佳经验学习的模式使得粒子之间相互施加影响，从而全局寻优能力得到增强。

## 2. PSO 算法中“全局思想”的实现<sup>[42-44]</sup>

实现 PSO 算法的既考虑个体自身经验也考虑其它个体的经验的全局思想涉及到以下概念：

(1) 个体当前最佳位置：粒子  $i$  在“飞行”过程中所经历过的最好位置也就是粒子  $i$  在自身经历过的所有位置中，在该位置上拥有的适应值最佳，称为个体最好位置，亦即个体自身最佳经验。用  $p_i$  表示，则

$$p_i(it+1) = \begin{cases} p_i(it) & \text{if } f(x_i(it+1)) \geq f(p_i(it)) \\ x_i(it+1) & \text{if } f(x_i(it+1)) < f(p_i(it)) \end{cases} \quad (4.1)$$

其中  $f(x)$  表示最小化问题的目标函数值， $it$  表示迭代步。

(2) 全局最好位置：整个群体中所有的粒子当前所经历过的最好位置，称为全局最好位置，亦即群体最佳经验，用  $p_g(it)$  表示，

$$\begin{aligned} p_g(it) &\in \{p_1(it), p_2(it), \dots, p_s(it)\} | f(p_g(it)) \\ &= \min \{f(p_1(it)), f(p_2(it)), \dots, f(p_n(it))\} \end{aligned} \quad (4.2)$$

$n$  为粒子数；于是每个粒子根据如下的公式来更新自己的速度和位置：

$$v_i^d(it+1) = v_i^d(it) + c_1 r_1^d(it)(p_i^d(it) - x_i^d(it)) + c_2 r_2^d(it)(p_g^d(it) - x_i^d(it)) \quad (4.3)$$

$$x_i^d(it+1) = x_i^d(it) + v_i^d(it+1) \quad (4.4)$$

式中，上标“ $d$ ”表示粒子的第  $d$  维，设问题为  $D$  维最小化问题，则  $d \in 1, 2, \dots, D$ ；“ $i$ ”表示第  $i$  个粒子，则  $i \in 1, 2, \dots, S$ ； $it$  为迭代步；式中使用的两组相互独立的随机变量序列  $r_1 \square U(0,1)$  和  $r_2 \square U(0,1)$  体现了该算法的随机性的本质， $U(0,1)$  表示  $[0,1]$  上均匀分布的随机数； $c_1$ 、 $c_2$  为学习因子，也称为加速因子或加速常数，通常在  $0 \sim 2$  之间取值。 $x_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^D)$ ：第  $i$  个粒子的当前位置； $v_i = (v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^D)$ ：第  $i$  个粒子的当前速度。

由式(4.3)可知， $c_1$  调节粒子飞向自身最好位置方向的步长，即  $c_1$  决定了群体

向自身经验学习的方式； $c_2$  调节粒子飞向全局最好位置的步长，即  $c_2$  决定了群体向全局其他个体学习的方式。

### 3. BB-BC 算法中引入“全局思想”

从 BB-BC 算法的 Big Crunch 阶段质点的更新公式可以看出，基本的 BB-BC 算法子代个体的更新只局限于当前最优个体和质心的范围，使得算法的前期收敛速度不理想，特别当优化问题由于维度增加而复杂时。本章结合了 PSO 的“全局思想”，考虑当前最优个体，也考虑个体曾经的最佳位置，更新公式如下：

$$x(it+1) = \alpha_2 x^c(it) + (1 - \alpha_2)(\alpha_3 x^{gbest}(it) + (1 - \alpha_3)x^{pbest}(it)) + \frac{r\alpha_1(x_{max} - x_{min})}{it + 1} \quad (4.5)$$

其中， $x^c(it)$  为上一代群体的质心， $x^{gbest}(it)$  为上一代群体中的全局最优个体， $x^{pbest}(it)$  为个体所经过的最佳位置， $it$  为迭代数； $x_{max}$ 、 $x_{min}$  分别为搜索空间的上界和下界； $\alpha_1$  为控制随机搜索的范围，一般取为 1； $\alpha_2$  可以看作为质心与群体中优势个体之间的权重，等同于原始的 BB-BC 算法中质心与最优个体之间权重因子的概念。 $\alpha_2$  取值一般在 0~1 之间，取值越大，算法越接近于 PSO 算法的收敛机制，本文测试后取 0.7~0.8 较适合； $\alpha_3$  可以看作为控制群体中个体向全局最优个体和质点曾经经过的最佳位置趋近的因子，其值的选择可以根据具体的优化问题及参考 PSO 中粒子的加速因子  $c_1$ 、 $c_2$  的取值来选取，本文取  $\alpha_3 = 0.4$ 。根据测试，式(4.5)的质点更新公式可以加速 BB-BC 算法的收敛速度，使得算法与原始 BB-BC 相比需要更少的粒子（一般取为 30），就可以很快收敛到最优解。

## 4.2.2 变异操作的引入

### 1. 微分演化算法(Differential Evolution, DE)中的变异方式<sup>[47]</sup>

DE 算法的基本操作和遗传算法(GA)的操作相似，均有变异、交叉和选择等操作组成。DE 算法之所以成为一种高效的并行搜索算法，其优越性在于 DE 的变异操作不同于 GA 算法。DE 保留了基于种群全局搜索策略，采用基于差分的简单变异操作和一对一的竞争生存策略，降低了遗传操作的复杂性。同时，DE 算法特有的记忆能力使其可以动态跟踪当前粒子的搜索情况，以调整其搜索策略具有较强的全局收敛能力和鲁棒性。

变异是为了增加 DE 算法中每一代群体的多样性，使得在搜索空间中个体的某一维参数适当变化带来更好的适应值。变异使得算法的每一代个体不断探索新的搜索空间，从而保持了 DE 每一代搜索的鲁棒性。根据 DE 算法创始者 Storn 和 Price 的研究变异方式可以有 DE/rand/1/bin 和 DE/rand-to-best/1/bin 的进化模式。分别如下式所示：

$$\text{DE/rand/1/bin: } x_i^{it+1} = x_{r_1}^{it} + F(x_{r_2}^{it} - x_{r_3}^{it}) \quad (4.6)$$

$$\text{DE/rand-to-best/1/bin: } x_i^{it+1} = x_i^{it} + F_1(x_{best}^{it} - x_i^{it}) + F(x_{r_1}^{it} - x_{r_2}^{it}) \quad (4.7)$$

式中  $x_i^{it+1}$  为变异后的个体； $it$  为迭代数； $x_{r_1}^{it}$ 、 $x_{r_2}^{it}$ 、 $x_{r_3}^{it}$  为父代种群中不同于  $x_i^{it}$  且互不相同的个体， $x_{best}^{it}$  为群体中当前的最好个体； $x_i^{it+1}$  为变异后的子代个体， $F_1$  和  $F$  均为变异系数，决定了变异步长。

## 2. BB-BC 算法中引入的变异操作

当 BB-BC 算法中的各个质点在搜索空间中的位置趋向于同质时，即每个个体的目标函数都非常接近，算法的多样性将只取决于粒子更新公式(4.5)中随机搜索部分，但是这部分将随着迭代数的增大而缩小，因此在算法的后期，原始的 BB-BC 的种群多样性将丢失比较快。正如本节所提到的微分演化算法中的各种变异操作可以提高种群的多样性，本文将 DE 算法的变异方式引入到 BB-BC 算法中。具体操作是对算法后期的目标函数进行评价，当算法出现多样性丢失，目标函数停止进化时，引入 DE 算法的 DE/rand-to-best/1/bin 变异操作。即，

$$\text{if } \begin{cases} \text{std}(x_i^1; \dots; x_i^j; \dots; x_i^S) \geq \varepsilon_1 \\ f(x^{it+fixiter}) - f(x^{it}) \geq \varepsilon_2 \end{cases} \quad (4.8)$$

$$x_i^{mut+it+1} = x_i^{it+1} + F_1(x_i^{gbest} - x_i^{it+1}) + F_2(x_{r_1}^{it+1} - x_{r_2}^{it+1}) \quad (4.9)$$

其中，式(4.8)为多样性评判准则，即认为当种群中所有质点  $x_i^j$  ( $j \in 1, \dots, S$ ) 每个维度上坐标值的标准差小于算法规定的足够小的数  $\varepsilon_1$ ；同时，在算法规定的迭代步数  $fixiter$  (程序中取为 10 步) 内，目标函数的减小量（求最小值问题）小于算法规定的足够小的数  $\varepsilon_2$ ；认为算法多样性丢失严重。于是在 Big Bang 阶段产生的新一代质点时，DE 算法的变异操作如式(4.9)， $F_1$  和  $F_2$  均为变异系数，决定了变异步长， $x_i^{gbest}$  为全局最优个体， $x_i^{mutation}$  为变异个体位置； $x_i^{it+1}$  为任一  $it+1$  代个体； $x_{r_1}^{it+1}$ 、 $x_{r_2}^{it+1}$  为  $it+1$  代中互不相同的个体。

### 4.2.3 HBB-BC 算法的流程

根据前两节描述，HBB-BC 算法流程图，见图 4.1，其操作步骤如下：

*Step1*: 设定群体规模  $S$ ，给出  $S$  个  $n$  维初始向量作为初始群体的位置；

*Do*

*Step2*: 根据式(3.2)计算每个质点目标函数值，确定质点的质量，并选出群体中最佳个体及初始群体质点的最佳位置； *Step3*: 按式(2.2)确定群体的质心位置；

*Step4*: 按照式(4.5)更新质点新的位置； *Step5*: 按照式(4.8)判断种群的多样性是否丢失，如果丢失，按照公式(4.9)对质点进行变异操作；

*Step6*: 计算变异后每个质点的目标函数值，并与未变异时质点目标函数值比较，

判断是否使得算法进化,同时更新群体全局最优个体和个体所经历过的最佳位置;  
*Until* 满足算法终止条件;

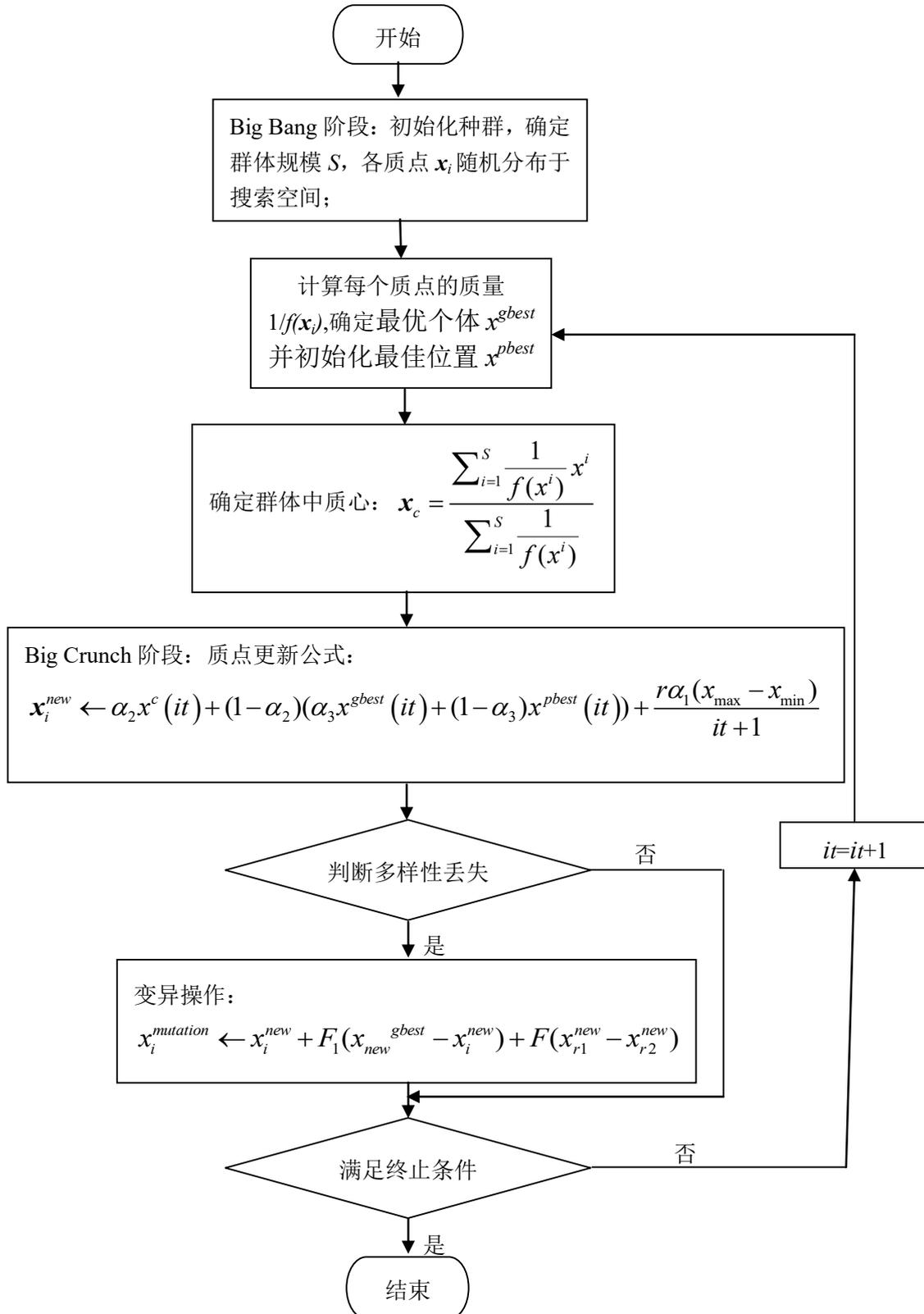


图 4.1 HBB-BC 算法流程图

### 4.3 基于 HBB-BC 算法参数识别的数值模拟

为了验证基于 HBB-BC 算法参数识别方法的有效性,本章对一个 12 层的剪切型框架结构和一个 2 层滞回非线性结构系统进行数值模拟。

#### 4.3.1 12 层剪切框架结构

首先考虑一个 12 层剪切结构参数识别,并与基本的 BB-BC 和 PSO 算法识别结果进行比较,以检验该改进的算法对自由度数较多的结构参数识别的有效性。

模型的结构特性由表 4.1 给出,结构的阻尼矩阵仍采用 Rayleigh 阻尼矩阵:

$$\mathbf{C} = \alpha\mathbf{M} + \beta\mathbf{K} \quad (4.10)$$

$\alpha$ ,  $\beta$  分别为 Rayleigh 阻尼矩阵的质量及刚度矩阵的比例系数,可由结构中的两阶固有频率及相应的振型阻尼比表示,表 4.1 中列出了结构的前两阶振型阻尼比并假设为未知,亦须通过识别判定。为了增加识别的难度,本识别算例假设全部结构参数均为未知,则该识别问题的待识别系统参数为:

$$\boldsymbol{\theta} = (m_1, m_2, \dots, m_{12}; k_1, k_2, \dots, k_{12}; \zeta_1, \zeta_2) \quad (4.11)$$

则该问题事实上是一个 26 维的参数识别问题。

表 4.1 12 层剪切型框架结构特性

刚度 (kN/m)	
楼层 1	$2.458 \times 10^5$
楼层 2	$1.921 \times 10^5$
楼层 3-12	$1.522 \times 10^5$
质量 (kg)	
楼层 1-2	2762
楼层 3-12	2300
振型阻尼比	
第 1 阶	5%
第 2 阶	5%

模拟结构在 El Centro 地震波作用下的响应,采样间隔为 0.02s,信号采集方式假设为不完备的、仅偶数层的加速度可测,即结构系统的输出向量为

$$\mathbf{y}(t) = (\ddot{x}_2(t), \ddot{x}_4(t), \ddot{x}_6(t), \ddot{x}_8(t), \ddot{x}_{10}(t), \ddot{x}_{12}(t)) \quad (4.12)$$

输出时间历程纪录 10s,且输出信号受 10%噪声污染。

根据式(3.2)建立适应值函数,并分别采用标准 BB-BC、PSO 及 HBB-BC 对该结构进行参数识别。为了便于比较,算例中 BB-BC、PSO、HBB-BC 算法的初

始种群数均取为 30，终止条件均更新 1000 代，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 4.2。

表 4.2 12 自由度剪切型结构识别结果对比

参数	真实值	BB-BC		PSO		HBB-BC	
		标准差	相对误差(%)	标准差	相对误差(%)	标准差	相对误差(%)
$k_1(\text{kN/m})$	$2.485 \times 10^5$	7.271E+02	1.830E-01	2.537E+02	1.724E+00	1.202E+02	1.488E-01
$k_2(\text{kN/m})$	$1.921 \times 10^5$	1.354E+02	7.230E-01	1.730E+02	1.796E+01	2.651E+02	7.274E-02
$k_3(\text{kN/m})$	$1.522 \times 10^5$	2.337E+02	1.020E+00	1.509E+02	4.140E+00	2.513E+02	5.951E-01
$k_4(\text{kN/m})$	$1.522 \times 10^5$	4.338E+02	1.630E-01	1.358E+02	1.150E+01	8.530E+01	1.624E-01
$k_5(\text{kN/m})$	$1.522 \times 10^5$	7.326E+02	6.160E-01	7.787E+01	7.780E+00	9.482E+02	7.170E-01
$k_6(\text{kN/m})$	$1.522 \times 10^5$	6.417E+02	1.950E+00	1.662E+02	5.960E+00	5.296E+02	8.973E-01
$k_7(\text{kN/m})$	$1.522 \times 10^5$	1.505E+03	3.670E+00	1.100E+02	1.161E+01	2.535E+03	1.144E+00
$k_8(\text{kN/m})$	$1.522 \times 10^5$	1.060E+03	1.940E-01	5.303E+02	9.710E+00	1.260E+03	1.276E+00
$k_9(\text{kN/m})$	$1.522 \times 10^5$	1.905E+03	4.410E+00	5.457E+02	1.362E+01	2.931E+03	1.064E+00
$k_{10}(\text{kN/m})$	$1.522 \times 10^5$	2.962E+03	7.260E+00	9.921E+02	9.910E+00	4.046E+03	1.083E+00
$k_{11}(\text{kN/m})$	$1.522 \times 10^5$	1.977E+03	5.270E+00	1.259E+03	8.530E+00	2.530E+03	3.919E-01
$k_{12}(\text{kN/m})$	$1.522 \times 10^5$	6.630E+03	1.430E+01	1.161E+03	1.092E+01	5.540E+03	2.482E-01
$m_1(\text{kN/m})$	2762	3.210E+00	5.030E+00	7.303E-01	6.180E+00	1.548E+00	2.947E-02
$m_2(\text{kN/m})$	2762	4.385E-01	3.260E+00	7.629E-01	7.910E+00	7.959E-01	7.068E-02
$m_3(\text{kN/m})$	2300	2.758E+00	1.830E+00	6.519E-01	1.980E+00	1.019E+00	7.929E-02
$m_4(\text{kN/m})$	2300	1.392E+00	5.740E+00	1.834E+00	3.450E+00	1.383E+00	3.170E-02
$m_5(\text{kN/m})$	2300	4.553E+00	1.910E+00	1.579E+00	2.100E+00	1.216E+00	1.493E-01
$m_6(\text{kN/m})$	2300	1.026E+00	4.870E+00	1.217E+00	3.160E+00	9.047E-01	8.778E-03
$m_7(\text{kN/m})$	2300	2.130E+00	2.670E+00	4.964E-01	1.530E+00	9.326E-01	1.246E-01
$m_8(\text{kN/m})$	2300	1.015E-01	1.640E+00	6.387E-01	1.862E+00	8.945E-01	8.318E-02
$m_9(\text{kN/m})$	2300	2.846E+00	1.640E+00	3.658E-01	9.471E+00	8.266E-01	1.492E-01
$m_{10}(\text{kN/m})$	2300	4.236E-01	2.550E+00	2.134E-01	7.236E+00	1.077E+00	4.758E-02
$m_{11}(\text{kN/m})$	2300	2.902E+00	3.710E+00	4.646E-01	8.681E+00	3.469E-01	1.335E-01
$m_{12}(\text{kN/m})$	2300	1.484E+00	3.910E+00	8.383E-01	4.212E+00	2.249E+00	1.503E-01
$\zeta_1$	5%	6.940E-03	1.320E+01	4.540E-03	4.750E+00	1.006E-03	4.144E-02
$\zeta_2$	5%	1.810E-03	2.730E+00	3.450E-03	1.460E+01	2.050E-04	1.313E-02

由表 4.2 可以看出，标准的 BB-BC 参数识别结果中刚度、质量和阻尼比识

别结果的最大误差为 14.3%，PSO 算法的刚度、质量和阻尼比识别结果的相对误差最大为 17.96%，相比而言 HBB-BC 的刚度、质量和阻尼比识别结果最大误差仅为 1.276%；BB-BC 刚度识别结果最大误差为 14.3%，最小误差为 0.163%；PSO 刚度识别结果最大误差为 17.96%，最小误差为 1.161%；而 HBB-BC 的刚度识别结果最大误差仅为 1.276%，最小误差为 0.07%；BB-BC 质量识别结果最大误差为 5.74%，最小误差为 1.64%；PSO 质量识别结果最大误差为 8.681%，最小误差为 1.530%；而 HBB-BC 质量识别结果最大误差为 0.150%，最小误差为 0.008%；BB-BC 阻尼比识别最大误差为 13.2%，最小识别误差为 2.73%；PSO 阻尼比识别结果最大误差为 14.6%，最小误差为 4.75%；相比 HBB-BC 阻尼比识别结果最大误差为 0.041%，最小识别误差为 0.013%。由此可以得出改进后的 HBB-BC 算法的识别精度得到了很好的提高。本算例为 26 维的质量未知下，且仅偶数层加速度响应可测，同时含有 10% 噪声下的识别结果，最大误差仅为 1.276%。由于目标函数可以反映算法收敛程度，BB-BC、PSO 和 HBB-BC 三种算法目标函数识别收敛图，如图 4.2 所示，同时给出 HBB-BC 算法参数识别的各参数演化收敛图，如图 4.3 所示。

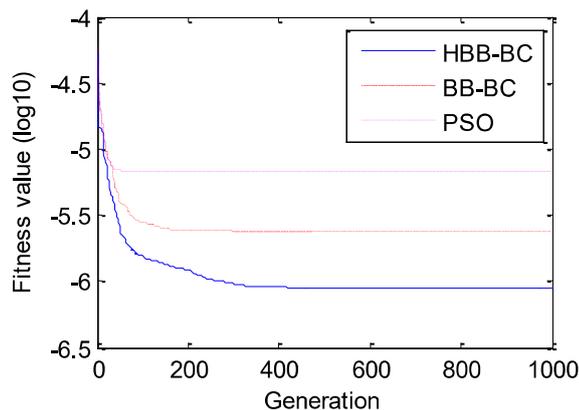


图 4.2 三种算法目标函数收敛比较图

由图 4.2~图 4.3 可以看出，HBB-BC 参数识别方法的目标函数值收敛效果比基于 BB-BC 和 PSO 的效果好。该算例中，PSO 算法在迭代前 100 代时已经收敛，但识别精度不再提高；BB-BC 算法在 200 代以后才收敛，而改进后的 HBB-BC 算法收敛的更晚一些要 400 代以后才稳定，这是因为改进后所引入的变异操作对于算法后期增加了种群多样性，也提高了算法全局搜索能力，不易陷入局部最优，因而识别的精度大大提高。

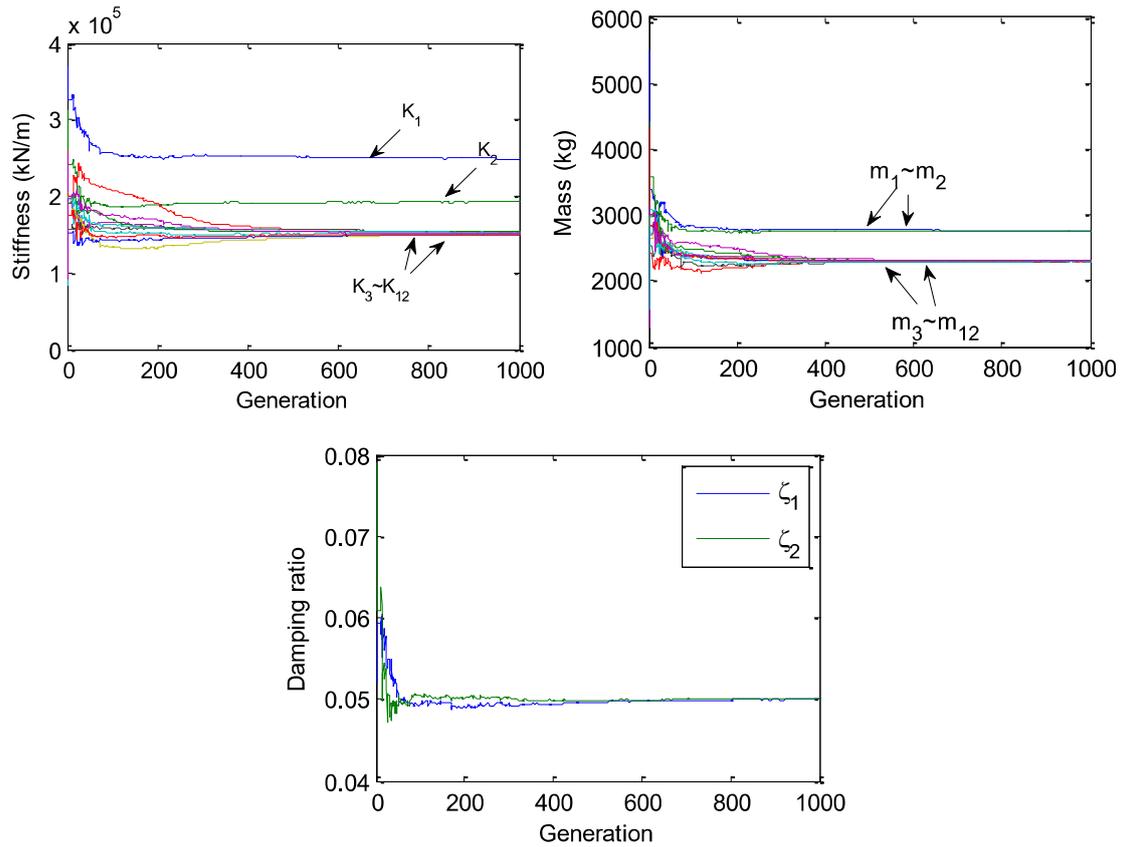


图 4.3 HBB-BC 算法 刚度、质量、阻尼比参数识别过程

### 4.3.2 2 层非线性滞后系统参数识别

为了进一步评价 HBB-BC 方法对较复杂问题识别的效果，这里再考虑一个质量未知、非线性的滞后系统。如图 4.4 所示为一个二自由度非线性滞后剪切型结构系统。

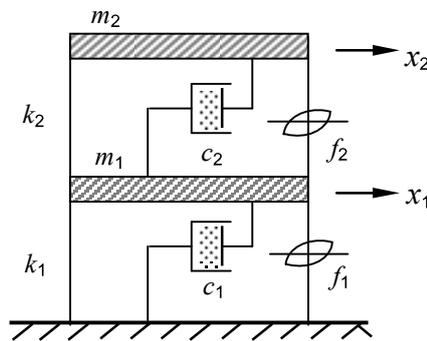


图 4.4 二自由度非线性滞后剪切型结构系统

该结构的动力学方程可表示如下：

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{f}(t) = \mathbf{u}(t) \quad (4.13)$$

其中  $\mathbf{M}$  和  $\mathbf{C}$  是  $2 \times 2$  阶质量和阻尼矩阵:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_1 & 0 \\ 0 & m_2 \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_1 + c_2 & -c_2 \\ -c_2 & c_2 \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

$\mathbf{x}$ ,  $\dot{\mathbf{x}}$  和  $\ddot{\mathbf{x}}$  是相对地面的位移、速度和加速度向量,  $\mathbf{u}$  为系统输入,  $\mathbf{f}$  是回复力向量

$$\begin{aligned} \dot{f}_2(t) &= k_2(x_2(t) - x_1(t)) - \alpha_2 |\dot{x}_2(t) - \dot{x}_1(t)| |f_2(t)|^{n_2-1} f_2(t) \\ &\quad - \beta_2 (\dot{x}_2(t) - \dot{x}_1(t)) |f_2(t)|^{n_2} \\ \dot{f}_1(t) &= k_1 x_1(t) - \alpha_1 |\dot{x}_1(t)| |f_1(t)|^{n_1-1} f_1(t) \\ &\quad - \beta_1 \dot{x}_1(t) |f_1(t)|^{n_1} \end{aligned} \quad (4.16)$$

则系统可由以下一系列参数完全描述:

$$\boldsymbol{\theta} = (m_1, m_2, k_1, k_2, c_1, c_2, \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2, n_1, n_2) \quad (4.17)$$

考虑结构在新濠地震激励下的响应, 该激励时间历程 20s, 采样间隔为 0.02s. 每个楼层单元属性为:  $m_1 = 1\text{kg}$ ,  $k_1 = 30\text{kN/m}$ ,  $c_1 = 0.55\text{kNs/m}$ ,  $\alpha_1 = 1$ ,  $\beta_1 = 2$ ,  $n_1 = 3$ ,  $m_2 = 0.8\text{kg}$ ,  $k_2 = 24\text{kN/m}$ ,  $c_2 = 0.5\text{kNs/m}$ ,  $\alpha_2 = 2$ ,  $\beta_2 = 1$ ,  $n_2 = 2$ . 同样将分别研究以下两种数据采集方式:

- 方式 1: 全部加速度可知, 则输出矢量可定义为

$$\mathbf{y}(t) = (\ddot{x}_1(t), \ddot{x}_2(t)) \quad (4.18)$$

- 方式 2: 部分 (第二层) 加速度可知, 则输出矢量可定义为

$$\mathbf{y}(t) = \ddot{x}_2 \quad (4.19)$$

同样采用式(3.2)建立 HBB-BC 的适应值函数, 搜索空间的上限取为两倍的真实值, 下限取为真实值的 1/3, 即  $\boldsymbol{\theta}_{\max} = 2\boldsymbol{\theta}^*$ ,  $\boldsymbol{\theta}_{\min} = \boldsymbol{\theta}^*/3$ , 其中  $\boldsymbol{\theta}^* = (1, 0.8, 30, 24, 0.55, 0.5, 1, 2, 2, 1, 3, 2)$ . 对上述两种方式各经过 20 次独立的反演运算, 取平均值为模拟结果. 将 HBB-BC 的识别结果与 PSO、ES 识别结果比较, 如表 4.3、表 4.4 所示. 其中表 4.3 为在无污染的情况下的识别结果比较, 表 4.4 为信号受 5% 零均值高斯白噪声污染情况下的识别结果比较. 限于文章篇幅, 只给出 5% 零均值高斯白噪声污染下的 HBB-BC 参数识别的各参数演化收敛图, 见图 4.5.

由表 4.3~4.4 可知, 在无噪声和含 5% 高斯白噪声下, 不论是方式 1 还是方式 2 的信号采集方式下, HBB-BC 的识别精度均比较高, 表明该参数识别方法的鲁棒性好; 同时, 在无噪声下的识别, 方式 1 对应的识别结果中, 最大误差为 0.86%, 最小误差为 0.02%; 方式 2 对应的识别结果中, 最大误差为 1.74%, 最

小误差为 0.08%，均优于 PSO 和 ES 算法的识别结果；在含有 5%噪声污染下，方式 1 对应识别结果中，最大误差为 3.48%，最小误差为 0.38%；方式 2 对应识别结果中，最大误差为 4.16%，最小误差为 0.56%，均小于 PSO 和 ES 的参数识别结果。由图 4.5 可知，在算法迭代至 400 代时各参数基本已经收敛至最优值。同时，在含有 5%白噪声，采集方式 2 的工况下，模型参数中  $\alpha$ 、 $\beta$  的误差略高于其他识别参数。由此可见，HBB-BC 算法在复杂的非线性参数识别问题中优越性也是很显著的。

表4.3 无噪声时的参数识别结果

参数	真实值	方式 1			方式 2		
		ES	PSO	HBB-BC	ES	PSO	HBB-BC
$m_1(\text{kg})$	1	1.014(1.4)	1.009(0.9)	1.004(0.46)	1.017(1.7)	1.012(1.2)	1.003(0.27)
$m_2(\text{kg})$	0.8	0.806(0.8)	0.804(0.5)	0.803(0.45)	0.811(1.4)	0.807(0.9)	0.802(0.27)
$k_1(\text{kN/m})$	30	30.071(0.3)	29.986(0.05)	30.092(0.31)	30.270(0.9)	29.955(0.15)	30.089(0.29)
$k_2(\text{kN/m})$	24	24.060(0.2)	24.003(0.01)	24.047(0.19)	24.249(1.0)	24.097(0.2)	24.053(0.22)
$c_1(\text{kNs/m})$	0.55	0.562(2.1)	0.554(0.6)	0.552(0.46)	0.522(5.1)	0.541(1.7)	0.551(0.23)
$c_2(\text{kNs/m})$	0.5	0.493(1.4)	0.502(0.4)	0.502(0.44)	0.523(4.5)	0.494(1.4)	0.501(0.32)
$\alpha_1$	1	0.955(4.5)	0.984(1.6)	0.991(0.83)	0.963(3.7)	0.970(3.0)	0.999(0.03)
$\alpha_2$	2	2.061(3.0)	2.016(0.8)	1.984(0.76)	2.291(14.6)	2.037(1.8)	1.978(1.09)
$\beta_1$	2	1.940(3.0)	1.972(1.4)	1.982(0.86)	1.953(2.4)	1.963(1.9)	1.998(0.08)
$\beta_2$	1	1.075(7.5)	1.014(1.4)	0.994(0.55)	1.052(5.2)	1.023(2.3)	0.982(1.74)
$n_1$	3	2.917(2.7)	3.024(0.8)	2.999(0.02)	3.124(4.1)	2.955(1.5)	2.993(0.21)
$n_2$	2	1.831(8.5)	1.977(1.2)	2.010(0.53)	1.793(10.4)	1.938(3.1)	2.012(0.64)

表4.4 包含5%噪声时的参数识别结果

参数	真实值	方式 1			方式 2		
		ES	PSO	HBB-BC	ES	PSO	HBB-BC
$m_1(\text{kg})$	1	1.024(2.4)	1.016(1.6)	1.028(2.84)	1.029(2.9)	1.020(2.0)	1.013(1.33)
$m_2(\text{kg})$	0.8	0.821(2.7)	0.809(1.1)	0.823(2.94)	0.820(2.6)	0.813(1.6)	0.811(1.47)
$k_1(\text{kN/m})$	30	30.547(1.8)	29.882(0.4)	31.041(3.46)	30.284(1.3)	29.732(0.9)	30.462(1.54)
$k_2(\text{kN/m})$	24	24.456(1.9)	24.151(0.6)	24.668(2.78)	24.497(2.1)	24.288(1.2)	24.387(1.61)
$c_1(\text{kNs/m})$	0.55	0.581(5.7)	0.558(1.8)	0.565(2.74)	0.601(10.2)	0.563(2.5)	0.553(0.56)
$c_2(\text{kNs/m})$	0.5	0.531(6.3)	0.507(1.2)	0.515(3.09)	0.5318(6.1)	0.486(2.9)	0.509(1.941)
$\alpha_1$	1	1.205(20.5)	0.976(2.4)	0.989(1.05)	0.773(22.7)	0.965(3.5)	0.981(1.94)

续表 4.4 包含 5%噪声时的参数识别结果

参数	真实值	方式 1			方式 2		
		ES	PSO	HBB-BC	ES	PSO	HBB-BC
$\alpha_2$	2	2.190(9.5)	2.064(3.2)	1.952(2.42)	2.251(12.5)	2.086(4.3)	1.916(4.16)
$\beta_1$	2	1.870(6.5)	1.960(2.0)	2.013(0.67)	1.863(6.8)	1.923(3.8)	1.918(4.07)
$\beta_2$	1	1.185(18.5)	1.059(5.9)	0.971(2.93)	1.252(25.2)	1.067(6.7)	0.976(2.34)
$n_1$	3	3.185(6.1)	3.147(5.0)	2.934(2.17)	3.514(17.1)	2.156(7.8)	3.062(2.09)
$n_2$	2	1.872(6.4)	1.954(2.3)	1.992(0.38)	1.812(9.4)	1.901(4.5)	2.023(1.16)

注：括号中为识别相对百分误差（%）

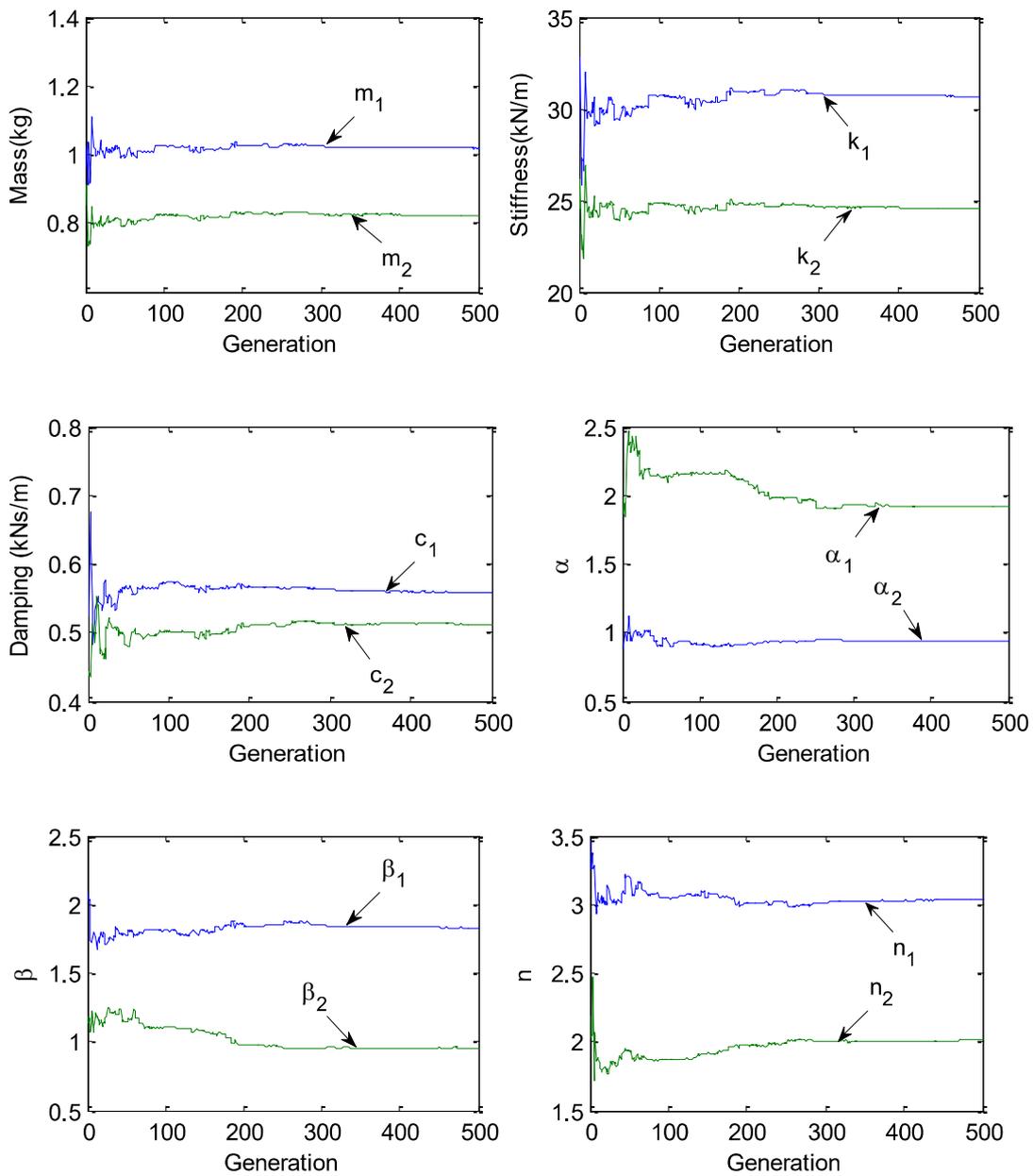


图 4.5 方式 2 下含 5%噪声的参数识别过程

#### 4.4 基于 HBB-BC 参数识别方法的鲁棒性分析

实际工程中，将基于 HBB-BC 算法的参数识别方法应用于真实结构时，由于真实结构是在正常使用状态中的，因而在进行结构测试时不可避免地存在较强的噪声干扰。为了研究基于 HBB-BC 的参数识别方法在不同水平噪声干扰下的鲁棒性，下文将对图 3.4 所示的剪切型结构在不同测试条件下模拟不同噪声水平下的参数识别。

本文考虑的噪声假设为均值为零的高斯白噪声，而对噪声水平则定义为

$$nl = \frac{\sigma_n}{\sigma_s} \times 100\% \quad (4.20)$$

其中  $nl$  表示噪声水平， $\sigma_n$  为高斯白噪声的标准差， $\sigma_s$  则为测试信号的标准差。前文的数值模拟中信号测量噪声污染的定义也是以式(4.20)为准。

抗噪鲁棒性的研究以 4.3.1 小节中的 12 自由度剪切型识别模型为基准模型，同样考虑在质量未知、测量信息不完备的情形，分别在噪声水平分别为 0%、5%、10%、15%、20%、25%等 6 种不同等级下的识别效果，每一轮测试均以独立运算 20 次后的计算结果取平均值作为最后的识别结果。并记录所有识别参数中的最大相对识别误差和各参数平均相对误差用以测试算法的抗噪鲁棒性。20 次独立计算取各参数识别的平均值，各参数相对误差见表 4.5。20 次识别结果中最大相对误差和平均相对误差结果见表 4.6。

表 4.5 不同噪声水平下参数识别的相对误差比较

参数	0%噪声	5%噪声	10%噪声	15%噪声	20%噪声	25%噪声
	相对误差	相对误差	相对误差	相对误差	相对误差	相对误差
$k_1$	1.488E-03	7.422E-02	1.488E-01	1.173E-01	6.883E-03	6.797E-01
$k_2$	7.274E-04	1.290E-01	7.274E-02	1.771E-01	4.119E-01	4.563E-01
$k_3$	5.951E-03	7.525E-02	5.951E-01	1.911E-02	1.857E-01	5.858E-03
$k_4$	1.624E-03	5.353E-02	1.624E-01	2.069E-01	6.119E-01	1.351E-01
$k_5$	7.170E-03	4.530E-01	7.170E-01	5.979E-01	1.422E+00	3.384E-01
$k_6$	8.973E-03	8.529E-02	8.973E-01	4.469E-01	3.732E-01	1.265E+00
$k_7$	1.144E-02	8.679E-01	1.144E+00	1.087E+00	4.332E+00	1.650E+00
$k_8$	1.276E-02	2.270E-01	1.276E+00	8.728E-01	2.010E+00	6.789E-03
$k_9$	1.064E-02	9.109E-01	1.064E+00	1.262E+00	4.578E+00	2.829E+00

续表 4.5 不同噪声水平下参数识别的相对误差比较

参数	0%噪声	5%噪声	10%噪声	15%噪声	20%噪声	25%噪声
	相对误差	相对误差	相对误差	相对误差	相对误差	相对误差
$k_{10}$	1.08E-02	9.76E-01	1.08E+00	1.60E+00	5.23E+00	6.03E+00
$k_{11}$	3.92E-03	6.17E-01	3.92E-01	9.93E-01	2.86E+00	8.02E+00
$k_{12}$	2.48E-03	7.02E-01	2.48E-01	1.41E+00	4.49E+00	1.92E+01
$m_1$	2.95E-04	3.90E-02	2.95E-02	5.38E-03	8.72E-02	3.83E-01
$m_2$	7.07E-04	6.16E-02	7.07E-02	1.21E-01	2.53E-01	1.32E-01
$m_3$	7.93E-04	7.06E-02	7.93E-02	6.67E-02	3.41E-02	9.05E-02
$m_4$	3.17E-04	1.12E-02	3.17E-02	1.26E-01	1.90E-01	1.20E-02
$m_5$	1.49E-03	1.24E-01	1.49E-01	3.10E-02	2.91E-02	2.16E-01
$m_6$	8.78E-05	4.37E-02	8.78E-03	2.23E-02	1.32E-01	1.06E-01
$m_7$	1.25E-03	4.07E-02	1.25E-01	1.54E-01	1.87E-03	2.08E-01
$m_8$	8.32E-04	1.11E-02	8.32E-02	5.22E-02	1.16E-01	1.37E-01
$m_9$	1.49E-03	1.30E-01	1.49E-01	1.27E-01	2.23E-01	3.25E-02
$m_{10}$	4.76E-04	6.05E-02	4.76E-02	6.96E-02	2.50E-01	5.08E-02
$m_{11}$	1.34E-03	6.40E-02	1.34E-01	3.77E-02	1.40E-01	5.46E-01
$m_{12}$	1.50E-03	1.42E-01	1.50E-01	1.44E-01	4.71E-01	3.32E-01
$\zeta_1$	4.14E-04	4.14E-02	3.69E-02	3.03E-01	8.30E-01	2.83E+00
$\zeta_2$	1.31E-04	1.31E-02	7.13E-02	1.92E-01	6.83E-01	1.13E+00

表 4.6 不同噪声水平下最大及平均相对误差

参数	0%噪声	5%噪声	10%噪声	15%噪声	20%噪声	25%噪声
	相对误差	相对误差	相对误差	相对误差	相对误差	相对误差
平均误差-m(%)	8.813E-04	6.655E-02	8.813E-02	7.962E-02	1.605E-01	1.870E-01
最大误差-m(%)	1.503E-03	1.418E-01	1.503E-01	1.438E-01	4.708E-01	5.461E-01
平均误差-k(%)	6.500E-03	4.309E-01	6.500E-01	7.319E-01	2.208E+00	3.384E+00
最大误差-k(%)	1.276E-02	9.756E-01	1.276E+00	1.596E+00	5.226E+00	8.021E+00
平均误差- $\zeta$ (%)	2.729E-04	2.729E-02	5.411E-02	2.477E-01	7.566E-01	1.981E+00
最大误差- $\zeta$ (%)	4.144E-04	4.114E-02	7.133E-02	3.029E-01	8.300E-01	2.834E+00

由表 4.5~4.6 可以看出, 利用 HBB-BC 算法对 4.3.1 小节中质量未知且仅偶

数层可测的 12 层剪切型结构进行参数识别的数值模拟分析不同的噪声水平下均能获得比较准确的识别结果。在无噪声下，HBB-BC 识别结果的质量、刚度和阻尼比最大误差仅为 $(1.503E-03)\%$ 、 $(1.276E-02)\%$ 和 $(4.144E-04)\%$ ；在 5%噪声水平下识别误差略有增大，质量、刚度及阻尼比识别结果的平均误差分别为 0.14%、0.97%、0.76%，可以认为在 5%噪声水平下 HBB-BC 依然可以较为精准地识别出结构参数；在 10%及 15%的噪声水平下，刚度识别结果的最大误差增大到 1.276%和 1.596%；在 20%和 25%噪声水平下，刚度识别结果的平均误差和最大误差均增大到 2.208%、3.384%和 5.226%、8.021%，阻尼比识别最大误差和平均误差分别增大到 0.757%、1.981%和 0.830%、2.834%，即使在 25%噪声水平下最大误差仅为 8.021%，可见基于 HBB-BC 算法的参数识别方法对于测量信号被不同噪声水平污染下能较准确地识别出结构的参数，表现出了良好的鲁棒性。各工况下参数识别的最大误差和平均相对误差随着噪声水平增大趋势如图 4.6~4.8 所示。

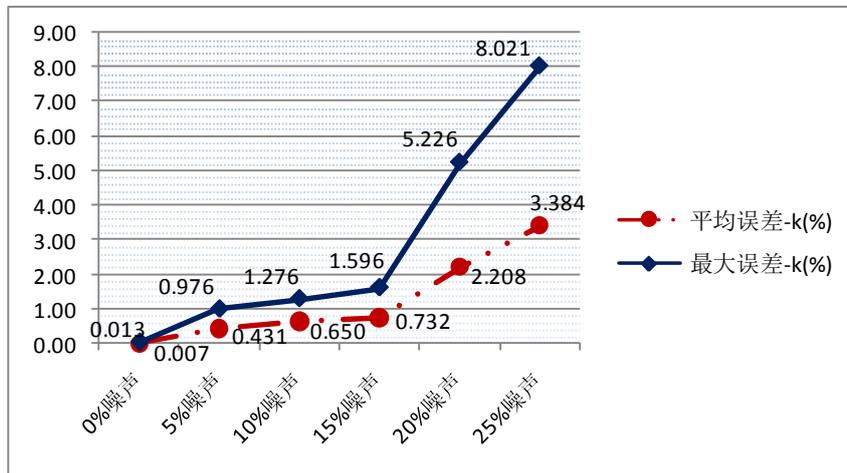


图 4.6 不同噪声水平下刚度识别结果的平均、最大相对误差

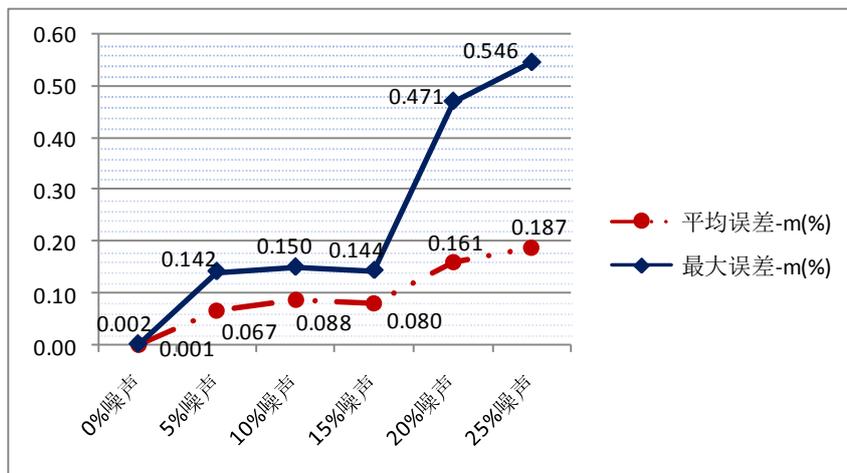


图 4.7 不同噪声水平下质量识别结果的平均、最大相对误差

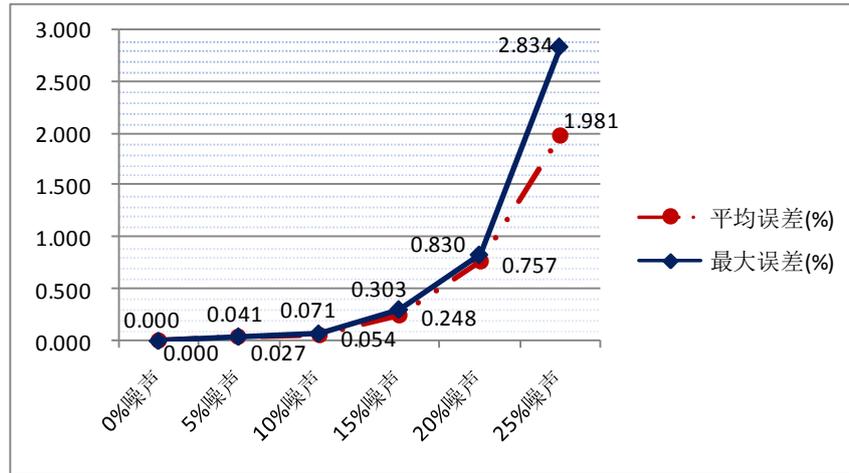


图 4.8 不同噪声水平下阻尼比识别结果的平均、最大相对误差

## 4.5 本章小结

由于标准的 BB-BC 算法在自由度增多的复杂结构参数识别中，易出现早熟收敛现象，导致陷入局部最优，使识别精度下降；基于此，提出混合 BB-BC 算法，通过引入 PSO 的全局思想和 DE 算法的变异策略，提高基本的 BB-BC 算法的收敛速度和全局搜索能力。本章同时将混合 BB-BC 算法使用到一个 26 维的参数识别中，同时与基本的 BB-BC 和 PSO 算法进行比较，并且还对一个 2 层的非线性滞后系统进行了参数识别，并与 PSO 和 ES 的参数识别结果进行比较分析。最后本章考虑不同噪声水平影响对混合 BB-BC 识别方法的影响，作了详细的分析，验证了该识别方法的鲁棒性。

## 第五章 基于 HBB-BC 算法实际结构参数识别应用

### 5.1 引言

为了进一步验证本文提出的基于 HBB-BC 算法参数识别的适用性，本文将该方法应用于一实际结构，该结构是 2009 年 1 月在日本 Edefence 振动台上完成的模型比例为 1:1 的振动台试验。将基于 HBB-BC 的识别结果与有限元分析结果及实测分析结果进行比较，验证本文提出的识别方法在实际结构参数识别中应用的有效性。

### 5.2 工程概况

#### 5.2.1 试验结构模型简介

本章研究的结构是一个 4 层混凝土框架剪力墙结构的医院大楼。该结构振动台面以上为 16.25m，共 4 层，每层层高由底层向上分别为 3.9m、3.4m、3.9m、3.4m，结构与振动台相连部分高为 1.25m；框架混凝土柱尺寸均为 600×600mm，柱距分别为 10m（短轴方向）和 12m（长轴方向）；同时该结构的框架柱中间分别设有四片混凝土剪力墙，剪力墙厚度均为 300mm，长度为 2000mm；该试验结构照片见图 5.1，结构剖面图见图 5.2。



图 5.1 试验结构

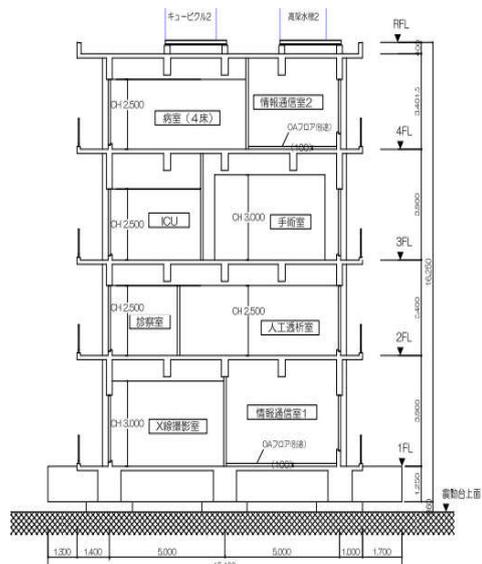


图 5.2 结构剖面图

## 5.2.2 传感器布置与试验数据处理

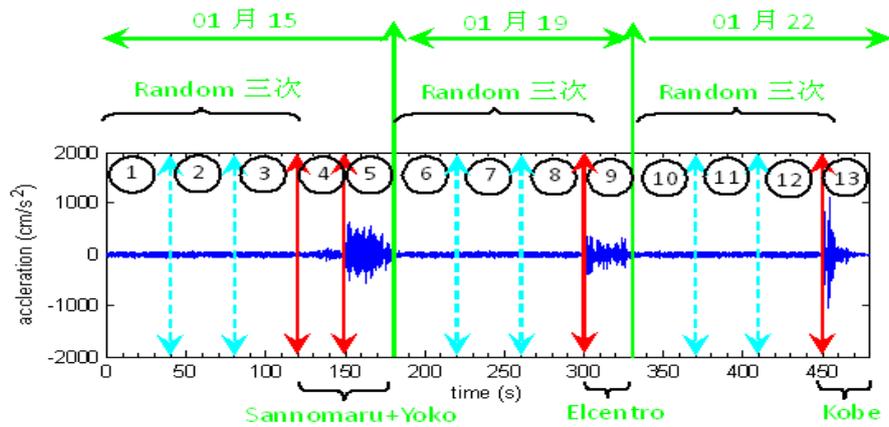


图 5.3 地震波加载顺序

该振动台试验共分 3 天进行，分别为 2009 年 1 月 15 号，分别加载 Random 波（3 次）、Sannomaru 波和 Yoko 波；2009 年 1 月 19 号分别加载了 Random 波（3 次）、Elcentro 波；2009 年 1 月 22 号分别加载了 Random 波（3 次）、Kobe 波；地震波加载顺序可见图 5.3，其中，(1)~(3)计算，依次取 01 月 15 号三次 Random 波文件的 1~40s 记录；(4)为 01 月 15 号 Sannomaru 波 30~60s 时程记录；(5)为 01 月 15 号 Yoko 波 25~55s 时程记录；(6)~(8)为 01 月 19 号三次 Random 波 1~40s 的时程记录；(9)为 01 月 19 号 Elcentro 波 5~35s 时程记录；(10)~(12)为 01 月 22 号三次 Random 波 1~40s 的时程记录；(13)为 01 月 22 号 Kobe 波 5~35s 时程记录。每层均布置了 3 个 X 向（短轴方向）和 Y 向（长轴方向）的加速度传感器测量结构的加速度响应。传感器布置示意图见图 5.4，传感器采样频率为 1000Hz。

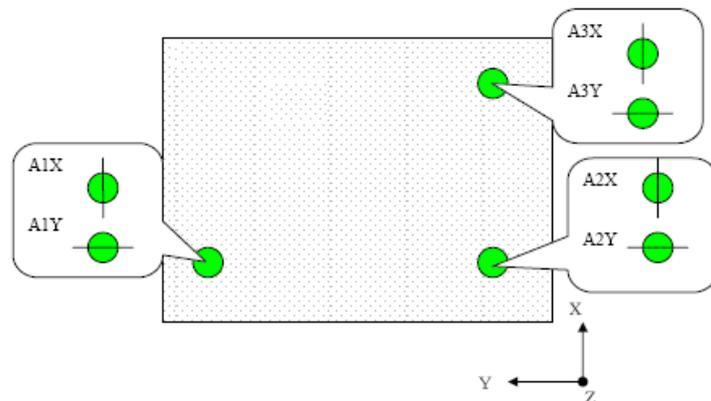


图 5.4 传感器布置图

由图 5.3 的加载顺序可以看出，该试验每天加载强震前均加载了 3 次幅值较小的 Random 地震波，可以认为是线性情况，因此本章通过这 3 天共 9 次加载的

Random 波对结构在不同状态下的参数进行识别。仅选择 1 月 15 号、1 月 19 号、1 月 22 号前 40 秒 X 向的响应数据，以实测振动台加速度响应作为地震波输入数据，利用信号处理方法对实测数据去除转动方向的加速度分量。

### 5.3 HBB-BC 应用于振动台模型参数识别

#### 5.3.1 识别模型

将图 5.1 的试验结构简化为如图 3.2 的识别模型。该结构的动力学方程可写为如下形式：

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{u}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{u}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{u}(t) = -\mathbf{M}\ddot{\mathbf{u}}_g(t) \quad (5.1)$$

其中  $\mathbf{M}$ 、 $\mathbf{C}$ 、 $\mathbf{K}$  分别为质量、阻尼和刚度矩阵， $\mathbf{u}$  为位移向量， $\ddot{\mathbf{u}}_g$  为振动台地震外荷载的输入。

将结构的状态方程(5.1)两边，同时左乘质量矩阵的逆， $\mathbf{M}^{-1}$ ，则方程写为：

$$\{\ddot{\mathbf{u}}\} + [\mathbf{M}]^{-1}[\mathbf{C}]\dot{\mathbf{u}} + [\mathbf{M}]^{-1}[\mathbf{K}]\mathbf{u} = - \begin{Bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{Bmatrix} \ddot{\mathbf{u}}_g(t) \quad (5.2)$$

其中：

$$[\mathbf{M}]^{-1}[\mathbf{C}] = \begin{pmatrix} \frac{c_1 + c_2}{m_1} & -\frac{c_2}{m_1} & 0 & 0 \\ -\frac{c_2}{m_2} & \frac{c_2 + c_3}{m_2} & -\frac{c_3}{m_2} & 0 \\ 0 & -\frac{c_3}{m_3} & \frac{c_3 + c_4}{m_3} & -\frac{c_4}{m_3} \\ 0 & 0 & -\frac{c_4}{m_4} & \frac{c_4}{m_4} \end{pmatrix} \quad (5.3)$$

$$[\mathbf{M}]^{-1}[\mathbf{K}] = \begin{pmatrix} \frac{k_1 + k_2}{m_1} & -\frac{k_2}{m_1} & 0 & 0 \\ -\frac{k_2}{m_2} & \frac{k_2 + k_3}{m_2} & -\frac{k_3}{m_2} & 0 \\ 0 & -\frac{k_3}{m_3} & \frac{k_3 + k_4}{m_3} & -\frac{k_4}{m_3} \\ 0 & 0 & -\frac{k_4}{m_4} & \frac{k_4}{m_4} \end{pmatrix} \quad (5.4)$$

由于  $\frac{c_2}{m_1} = \frac{c_2}{m_2} \times \frac{m_2}{m_1}$ 、 $\frac{c_3}{m_2} = \frac{c_3}{m_3} \times \frac{m_3}{m_2}$  ...，故(5.3)、(5.4)式转化为式(5.5)、(5.6)：

$$[C'] = [M]^{-1}[C] = \begin{pmatrix} \frac{c_1}{m_1} + \frac{c_2}{m_2} * \frac{m_2}{m_1} & -\frac{c_2}{m_2} * \frac{m_2}{m_1} & 0 & 0 \\ -\frac{c_2}{m_2} & \frac{c_2}{m_2} + \frac{c_3}{m_3} * \frac{m_3}{m_2} & -\frac{c_3}{m_3} * \frac{m_3}{m_2} & 0 \\ 0 & -\frac{c_3}{m_3} & \frac{c_3}{m_3} + \frac{c_4}{m_4} * \frac{m_4}{m_3} & -\frac{c_4}{m_4} * \frac{m_4}{m_3} \\ 0 & 0 & -\frac{c_4}{m_4} & \frac{c_4}{m_4} \end{pmatrix} \quad (5.5)$$

$$[K'] = [M]^{-1}[K] = \begin{pmatrix} \frac{k_1}{m_1} + \frac{k_2}{m_2} * \frac{m_2}{m_1} & -\frac{k_2}{m_2} * \frac{m_2}{m_1} & 0 & 0 \\ -\frac{k_2}{m_2} & \frac{k_2}{m_2} + \frac{k_3}{m_3} * \frac{m_3}{m_2} & -\frac{k_3}{m_3} * \frac{m_3}{m_2} & 0 \\ 0 & -\frac{k_3}{m_3} & \frac{k_3}{m_3} + \frac{k_4}{m_4} * \frac{m_4}{m_3} & -\frac{k_4}{m_4} * \frac{m_4}{m_3} \\ 0 & 0 & -\frac{k_4}{m_4} & \frac{k_4}{m_4} \end{pmatrix} \quad (5.6)$$

于是结构状态方程(5.1)变为：

$$\{\ddot{u}\} + [C']\dot{u} + [K']u = - \begin{Bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{Bmatrix} \ddot{u}_g(t) \quad (5.7)$$

结构的损伤过程中结构质量可以认为是不发生变化的，因而层间质量的比值，如  $\frac{m_2}{m_1}$ 、 $\frac{m_3}{m_2}$  等为一个定值，由此，简化模型的动力特性可以由状态参量  $\hat{\theta}$  来描述，

其表达式为：

$$\hat{\theta} = \left\{ \frac{k_1}{m_1}, \frac{k_2}{m_2}, \frac{k_3}{m_3}, \frac{k_4}{m_4}, \frac{c_1}{m_1}, \frac{c_2}{m_2}, \frac{c_3}{m_3}, \frac{c_4}{m_4} \right\} \quad (5.8)$$

因此，本章中利用 HBB-BC 算法对该结构进行参数识别问题转化为求参数  $\hat{\theta}$ ，使得简化备选模型与真实结构相一致。

### 5.3.2 识别结果

利用 HBB-BC 算法识别参数  $\hat{\theta}$ ，算法参数选择同数值模拟部分，最大迭代数

=200, 分别独立计算 5 次, 识别结果见表 5.1~5.3。参数识别的一个典型收敛过程如图 5.5~5.6 所示。

表 5.1 1 月 15 号 Random 波识别结果

	Random 第 1 次加载		Random 第 2 次加载		Random 第 3 次加载	
	识别均值	标准差	识别均值	标准差	识别均值	标准差
$k_1/m_1$	2.4716E+04	3.1042E-01	2.4550E+04	5.9734E+01	2.4665E+04	1.4967E+01
$k_2/m_2$	4.2198E+04	1.3875E+00	4.2223E+04	1.3749E+02	4.1213E+04	1.2995E+02
$k_3/m_3$	8.4426E+02	8.6564E-01	8.8506E+02	3.7054E+01	8.0610E+02	1.5741E+00
$k_4/m_4$	6.4712E+03	2.5385E-01	6.5283E+03	3.5617E+01	6.4443E+03	1.6526E+00
$c_1/m_1$	2.2562E+01	4.5392E-01	2.1135E+01	5.6903E-01	2.0899E+01	1.3045E-01
$c_2/m_2$	2.5200E+01	8.5298E-01	2.4926E+01	1.9311E+00	3.6315E+01	1.8587E+00
$c_3/m_3$	2.8097E+01	1.7875E+00	2.7787E+01	1.4982E+00	3.2482E+01	1.5799E-01
$c_4/m_4$	6.6146E+00	1.0697E+01	6.8904E+00	8.4366E-01	6.8987E+00	1.6895E-01

表 5.2 1 月 19 号 Random 波识别结果

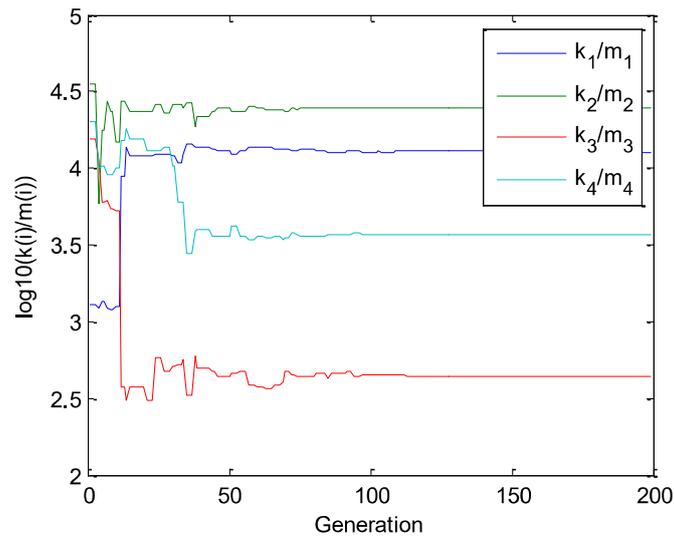
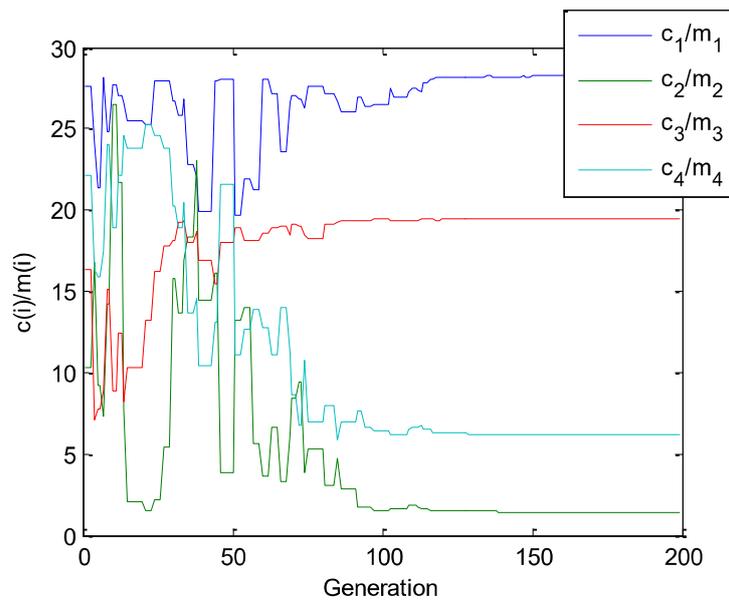
	Random 第 1 次加载		Random 第 2 次加载		Random 第 3 次加载	
	识别均值	标准差	识别均值	标准差	识别均值	标准差
$k_1/m_1$	1.4519E+04	1.8595E+00	1.4357E+04	6.0397E+01	1.4445E+04	5.2876E+01
$k_2/m_2$	2.7781E+04	1.1252E+00	2.7777E+04	4.7007E+01	2.7572E+04	3.2954E+01
$k_3/m_3$	5.6432E+02	1.9016E+00	4.7945E+02	5.3602E+00	5.1390E+02	4.1897E+00
$k_4/m_4$	4.0495E+03	3.3900E+00	4.0463E+03	1.5436E+01	4.0762E+03	3.4291E+01
$c_1/m_1$	2.7826E+01	4.4006E+00	3.1398E+01	1.3865E+00	2.8220E+01	5.1640E+00
$c_2/m_2$	1.7970E+00	1.3786E+01	1.4585E+00	4.3250E-01	2.2943E+00	5.6105E-01
$c_3/m_3$	2.3106E+01	1.7009E+01	1.8529E+01	2.5236E+00	2.2070E+01	2.7646E+00
$c_4/m_4$	6.3182E+00	1.0828E+01	5.7564E+00	5.1528E-01	6.8324E+00	4.9671E-02

表 5.3 1 月 22 号 Random 波识别结果

	Random 第 1 次加载		Random 第 2 次加载		Random 第 3 次加载	
	识别均值	标准差	识别均值	标准差	识别均值	标准差
$k_1/m_1$	1.2810E+04	2.5242E+00	1.2817E+04	1.9481E-01	1.2878E+04	1.0819E+01
$k_2/m_2$	2.4710E+04	1.0914E+01	2.4527E+04	5.7207E-01	2.4507E+04	3.2583E+01
$k_3/m_3$	5.3044E+02	3.1482E+00	4.4072E+02	4.8039E-02	4.7802E+02	6.9265E+00
$k_4/m_4$	3.6952E+03	6.0433E+00	3.6805E+03	5.7760E-02	3.6494E+03	1.5234E+01

续表 5.3 1 月 22 号 Random 波识别结果

	Random 第 1 次加载		Random 第 2 次加载		Random 第 3 次加载	
	识别均值	标准差	识别均值	标准差	识别均值	标准差
$c_1/m_1$	2.79E+01	2.74E-01	2.82E+01	1.69E-01	2.82E+01	8.82E-01
$c_2/m_2$	1.08E+00	3.79E-01	1.44E+00	2.84E+00	1.44E+00	5.34E+00
$c_3/m_3$	2.03E+01	9.20E-01	1.94E+01	1.24E-05	1.94E+01	3.74E-05
$c_4/m_4$	6.34E+00	9.32E-02	6.19E+00	1.86E-03	6.49E+00	1.83E-01

图 5.5 参数  $k_i/m_i$  的一个典型收敛过程图 5.6 参数  $c_i/m_i$  的一个典型收敛过程

### 5.3.3 损伤推定

由于三天所加载的 Random 波幅值均很小，因此可以认为这三种状态下识别结果的均值可以代表不同加载状态下结构的损伤情况。根据结构尺寸及材料的重度等估算出的结构每层质量，并推算出结构的前 4 阶频率。质量估算结果为： $M=[m_1, m_2, m_3, m_4]=[1.2775, 1.2357, 1.2357, 1.0867]*e+5\text{kg}$ ，推算出结构前 4 阶频率，结果见表 5.4，频率变化趋势如图 5.7 所示。

表 5.4 试验结构前 4 阶频率识别结果

	第 1 阶频率	第 2 阶频率	第 3 阶频率	第 4 阶频率
0115 号	3.2273	16.7806	17.964	49.4729
0119 号	2.5301	12.9891	14.1844	39.870
0122 号	2.4363	12.2603	13.5034	37.5601

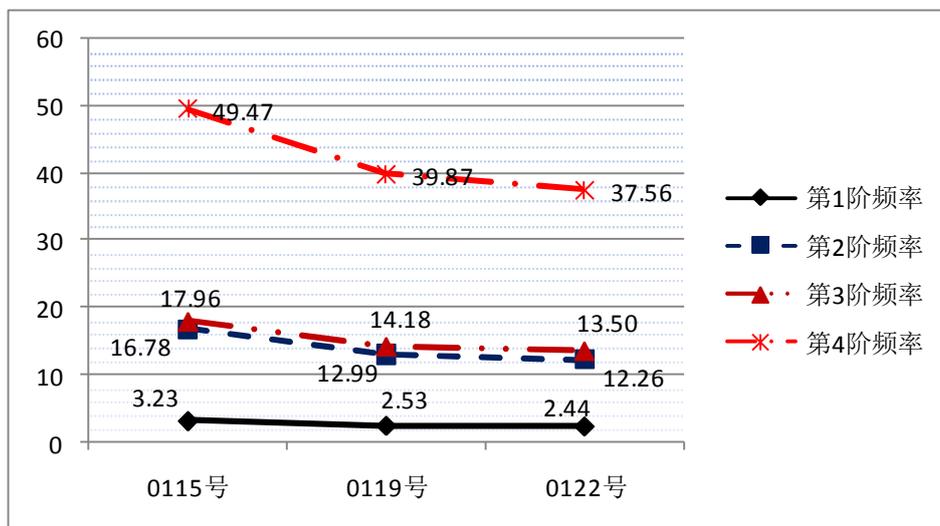


图 5.7 频率变化趋势图

在结构损伤前后质量不发生变化的假设前提下，根据初始质量估算和识别结果推算出结构前 4 阶频率。由表 5.4 和图 5.7 可以看出结构前 4 阶频率总体呈下降趋势，第 1 阶频率从 1 月 15 号的 3.22Hz，下降到 1 月 19 号的 2.53Hz，最后下降到 2.44Hz（在 1 月 22 号 Kobe 波加载之前的状态）；第 2 阶频率对应的三天状态分别从 16.7Hz 下降到 12.98Hz 再下降到 12.26Hz。但是，本文的质量推算时仅通过结构图纸中构件尺寸和材料特性计算所得，而真实状态中，室内设有许多医疗设备，病房区的一些设备等，故频率推算结果会有一定的偏差。

## 5.4 有限元模型分析

为了对该试验模型做进一步研究探讨,同时对基于 HBB-BC 算法的识别结果进行评价,本章利用 NosaCAD 软件对该结构建立有限元模型,进行了动力弹塑性时程分析。按照 5.2.3 节中该试验的真实加载顺序,对该结构同时输入 X 向和 Y 向试验加载的地震波,进行结构弹塑性时程分析计算,以期对结构的响应和破坏等情况获得较全面了解。

### 5.4.1 动力弹塑性时程分析理论

#### 1. 基本假定<sup>[59]</sup>

1. 假设结构底部振动台为刚性的,与上部结构相互独立;
2. 阻尼矩阵是质量矩阵和刚度矩阵的线性组合;
3. 楼层的全部质量集中在楼板上,且楼层刚度在平面内无限大;
4. 假定总刚度矩阵随内力、变形的变化按恢复力模型进行调整;
5. 假定节点为刚性。

#### 2. 计算思路

1. 按照实测加速度响应记录,将振动台考虑为刚体,将振动台上地震波记录数据作为有限元模型输入。
2. 根据结构体系的力学特性,建立合理的结构振动模型;
3. 据结构材料特性、构件类型和受力状态,选择恰当的结构恢复力模型,并确定相应于结构(或构件)的开裂、屈服和极限位移等特征点的恢复力特性参数,以及恢复力特性曲线各折线段的刚度数值;
4. 建立结构在地震作用下的振动微分方程;
5. 采用逐步积分法求解振动方程,求出结构反应的位移、速度、加速度;同时与实测相应点处加速度时程进行时域和频域比较分析,并用子结构法求出不同加载状态下的结构频率和模态特征。

### 5.4.2 NosaCAD 软件介绍

NosaCAD2005<sup>[60]</sup>采用 ObjectARX 开发,作为 AutoCAD 插件在 AutoCAD2005 环境下运行。软件主要功能主要包括:

1. 静力弹性分析,包括:恒载、活载、风载和地震荷载作用。对楼面恒载、活载进行自动导荷,风载和地震荷载(反应谱法)自动生成;
2. 结构模态分析;

3. 结构内力组合;
4. 混凝土杆件配筋计算;
5. 结构推覆分析;
6. 非线性时程分析, 包括结构减震、隔震控制分析。

### 5.4.3 有限元计算模型

#### 1. 混凝土的本构关系<sup>[61]</sup>

##### (1) 单轴受力

单向受压混凝土典型的应力-应变全过程曲线如图 5.8 所示。在非线形有限元分析中应用的 Saenz 等人的公式, 其单轴应力-应变关系曲线见图 5.9。

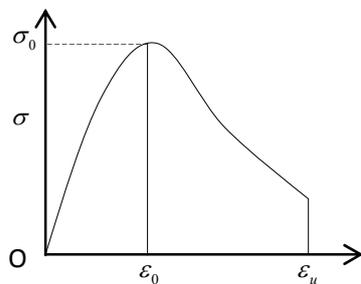


图 5.8 混凝土单向受压典型过程曲线

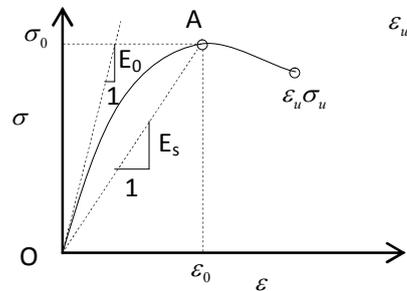


图 5.9 混凝土单向受压曲线

其一般性的公式为:

$$\sigma = \frac{E\varepsilon}{A + B\left(\frac{\varepsilon}{\varepsilon_0}\right) + C\left(\frac{\varepsilon}{\varepsilon_0}\right)^2 + D\left(\frac{\varepsilon}{\varepsilon_0}\right)^3} \quad (5.9)$$

式中, E 为弹性模量; A、B、C 和 D 为常数, 可由下列条件确定:

- (1)  $\varepsilon = 0, \sigma = 0$ ;
- (2)  $\varepsilon = 0, \frac{d\sigma}{d\varepsilon} = E_0$ ; (图中原点的切线模量)
- (3)  $\varepsilon = \varepsilon_0, \sigma = \sigma_0$ ;
- (4)  $\varepsilon = \varepsilon_0, \frac{d\sigma}{d\varepsilon} = 0$ ; (图中最高点的 E 值等于零)
- (5)  $\varepsilon = \varepsilon_u, \sigma = \sigma_u$ ;  $\varepsilon_u = 0.003 \sim 0.004$ 。可以得到:

$$\sigma = \frac{E_0 \varepsilon}{1 + (R + R_E - 2) \frac{\varepsilon}{\varepsilon_0} - (2R - 1) \left(\frac{\varepsilon}{\varepsilon_0}\right)^2 + R \left(\frac{\varepsilon}{\varepsilon_0}\right)^3} \quad (5.10)$$

式中  $R = \frac{R_E (R_\sigma - 1)}{(R_\varepsilon - 1)^2} - \frac{1}{R_\varepsilon}$ ,  $R_E = \frac{E_0}{E_s}$ ,  $R_\sigma = \frac{\sigma_0}{\sigma_u}$ ,  $R_\varepsilon = \frac{\varepsilon_u}{\varepsilon_0}$

如果忽略条件(5)可得下式:

$$\sigma = \frac{E_0 \varepsilon}{1 + \left[ \frac{E_0}{E_s} - 2 \right] \frac{\varepsilon}{\varepsilon_0} + \left(\frac{\varepsilon}{\varepsilon_0}\right)^2} \quad (5.11)$$

式(5.11)只适用于应力-应变曲线的上升段, 在有限元计算中, 常采用此式。

对式(5.11)微分, 得:

$$E = \frac{d\sigma}{d\varepsilon} = \frac{E_0 \left[ 1 - \left(\frac{\varepsilon}{\varepsilon_0}\right)^2 \right]}{\left[ 1 + \left(\frac{E_0}{E_s} - 2\right) \frac{\varepsilon}{\varepsilon_0} + \left(\frac{\varepsilon}{\varepsilon_0}\right)^2 \right]^2} \quad (5.12)$$

反复加载下混凝土应力-应变曲线的选用采用了如图 5.10 所示的反复加载下混凝土应力-应变理想化曲线。受压区域内, 混凝土压屈前的骨架曲线采用 Saenz 式(5.11)。受拉区域内, 混凝土开裂前应力应变呈线性关系

$$\sigma = E\varepsilon \quad (5.13)$$

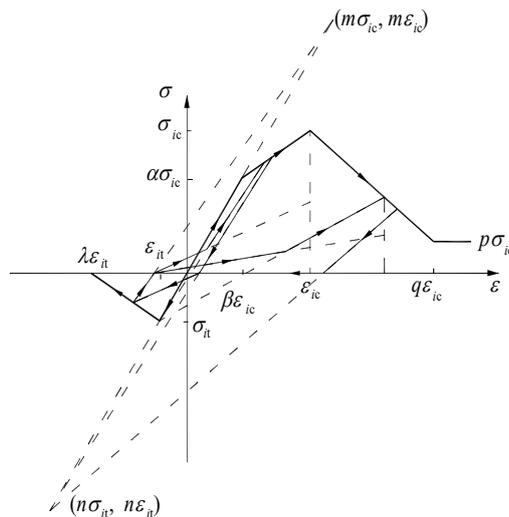


图 5.10 混凝土单轴反复加载本构模型

混凝土开裂后应力-应变模型考虑了由于钢筋存在, 混凝土和钢筋共同作用

下的特性。当混凝土应力达到受拉强度后，混凝土产生裂缝，混凝土和钢筋间产生滑移，由于钢筋表面和混凝土间的粘结和摩擦作用，裂缝之间的混凝土犹如附着在钢筋上的小弹簧和钢筋一起承受着拉应力，从一段钢筋混凝土开裂区间来看，开裂后钢筋混凝土所受应力可看作由图 5.10 中的平均钢筋受拉应力和平均混凝土受拉应力组合而成。随着受拉应变的增加，混凝土裂缝逐渐增多，混凝土和钢筋间的滑移充分发展，裂缝间混凝土拉应力趋向于零。图 5.10 受拉段应力-应变曲线反映了混凝土和钢筋间的粘结和滑移的影响并作为对混凝土开裂后的应力-应变关系的描述。因此，混凝土开裂后的应力-应变关系设为：

$$d\sigma = E_{cr} d\varepsilon \quad (5.14)$$

$$E_{cr} = -0.1 \frac{\sigma - 0.1\sigma_{ft}}{\sigma_{ft}} E_0 \quad (5.15)$$

钢筋混凝土受拉开裂后，再施加压力时，裂缝间混凝土所受的拉应力首先得以释放，即混凝土平均拉应力降为零，然后随着钢筋回缩，钢筋和混凝土间的摩擦作用使混凝土开始承受压应力，此刻混凝土的裂缝还未闭合，钢筋和混凝土的平均应变还是拉应变，钢筋应力为拉应力，即同时存在钢筋受拉和裂缝间混凝土应力或混凝土平均应力为受压应力的状况。使混凝土未进入压应变即开始受压的另外一个因素是裂缝间骨料咬合的裂面效应。为了反映这一实际情况，将混凝土开裂后再加载应力-应变关系模型成如图 5.10 的受拉段。

## (2) 双向受力

混凝土双向受力应力-应变关系采用正交各向异性材料的应力-应变增量关系：

$$\begin{Bmatrix} d\sigma_1 \\ d\sigma_2 \\ d\tau_{12} \end{Bmatrix} = \frac{1}{1-\gamma_1\gamma_2} \begin{bmatrix} E_1 & \gamma_2 & 0 \\ \gamma_1 E_2 & E_2 & 0 \\ 0 & 0 & (1-\gamma_1\gamma_2)G \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} d\varepsilon_1 \\ d\varepsilon_2 \\ d\gamma_{12} \end{Bmatrix} \quad (5.16)$$

$d\varepsilon$  为本级荷载在上一级荷载作用后的主应力方向上所引起的应变增量； $d\sigma$  为本级荷载在上一级荷载作用后的主应力方向上所引起的应力增量； $E$  为施加上一级荷载后，主应力方向等效单向受力应力-应变曲线上的切线模量。

各级  $d\varepsilon$ ， $d\sigma$  增量可看作线性关系，根据各向异性体弹性力学的基本关系  $\gamma_1 E_2 = \gamma_2 E_1$ ，并近似取  $\gamma^2 = \gamma_1 \gamma_2$  ( $\gamma$  为单轴受压泊松比)，混凝土开裂前  $G$  与  $E$  的关系为：

$$(1-\gamma^2)G = (E_1 + E_2 - 2\gamma\sqrt{E_1 E_2})/4 \quad (5.17)$$

式(5.16)可改写为：

$$\begin{Bmatrix} d\sigma_1 \\ d\sigma_2 \\ d\tau_{12} \end{Bmatrix} = \frac{1}{1-\gamma^2} \begin{bmatrix} E_1 & \gamma\sqrt{E_2E_1} & 0 \\ \gamma\sqrt{E_1E_2} & E_2 & 0 \\ 0 & 0 & (E_1+E_2-2\gamma\sqrt{E_1E_2})/4 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} d\varepsilon_1 \\ d\varepsilon_2 \\ d\gamma_{12} \end{Bmatrix} \quad (5.18)$$

程序中每次迭代计算时,均要用到正交切线模量  $E_1, E_2$  及泊松比  $\gamma$  值。 $\gamma$  根据试验结果取值,在 0.15~0.20 之间。对于  $E_1, E_2$  值,如果取正交方向单向加荷试验得到的切线模量,式 (5.18)就意味着任一方向有效刚度由于另一方向压应力作用产生的增长,仅与泊松比  $\gamma$  值有关,没有考虑微裂缝约束的影响。试验研究指出,双向受压应力状态刚度增长远比泊松比单独影响引起的增长大的多,其主要原因是微裂缝受约束的影响。

混凝土在双向受压应力状态下,主应力各为  $\sigma_1, \sigma_2$ ,假定在每级荷载增量内应力-应变成线弹性关系,于是可得出下式:

$$\begin{cases} d\varepsilon_1 = \frac{d\sigma_1}{E_1} - \frac{\gamma d\sigma_2}{E_2} \\ d\varepsilon_2 = \frac{d\sigma_2}{E_2} - \frac{\gamma d\sigma_1}{E_1} \end{cases} \quad (5.19)$$

式中:  $E_1, E_2$  为主应力方向 1 及 2 的切线模量。

对于式(5.19)中第 2 式稍加整理后可得:

$$d\sigma_2 = E_2 \frac{d\varepsilon_2}{1-\gamma\alpha n} = E_2 d\varepsilon_{2u} \quad (5.20)$$

式中,  $\alpha = \frac{\sigma_1}{\sigma_2}; n = \frac{E_1}{E_2}; d\varepsilon_{2u} = \frac{d\varepsilon_2}{1-\gamma\alpha n}$  为方向 2 的等效单向受力应变。

于是,式(5.20)中的  $E_2$  由于等效单向受力应变  $d\varepsilon_{2u}$  的引入而消除了泊松比的影响,  $d\sigma_2$  方向的应力可由等效单向受力应变  $d\varepsilon_{2u}$  及相应的弹性模量  $E_2$  求得。根据 Darwin 和 Pecknold 所作分析,从双向受力应力应变曲线中消除泊松比影响后所得的等效单向应力-应变关系仍可采用图 5.10 应力-应变关系模型。

## 2. 单元模型<sup>[61]</sup>

### (1) 杆单元模型:

有限元模型中,梁柱杆单元采用三段变刚度杆单元模型。该模型基于下面假定:等截面直杆只发生弯曲破坏,其受弯弹塑性变形集中在杆两端附近的局部区域,塑性铰只是在杆件两端出现。

三段变刚度杆由位于中部的线弹性区和位于两端的定长弹塑性区域组成。三段变刚度杆模型的关键技术在于确定杆端塑性铰区段的长度  $l_p$  (即图 5.11 中的

$l_{p1}$  和  $l_{p2}$  )。根据胡德忻提出的计算公式为:

$$l_p = a + 2h_0 / 3 < h_0 \quad (5.21)$$

式中:  $a$  为构件等弯曲区段的长度,  $h_0$  为截面有效高度。

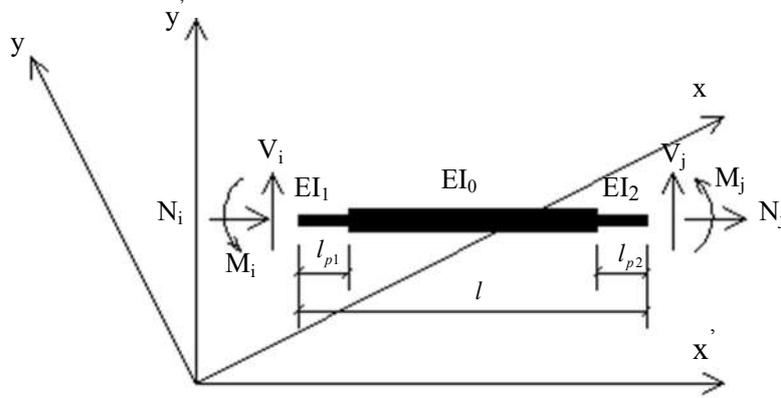


图 5.11 杆件单元的简化模式 (三段变刚度杆)

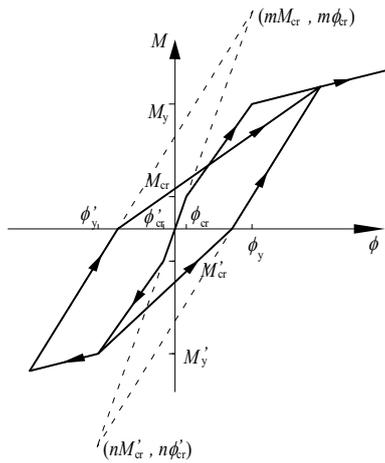


图 5.12 三折线弯矩-曲率滞回模型

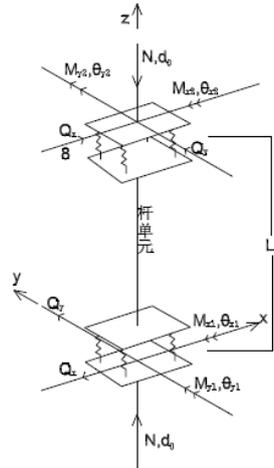


图 5.13 弹簧单元模型

基于杆单元受力与变形的理论,以受弯为主的混凝土梁三段变刚度杆单元截面的弹塑性段弯矩-曲率骨架曲线采用三折线模型滞回曲线,如图 5.12 所示。

为了模拟变轴力及双向反复侧向荷载作用下柱的弯曲性能,柱两端弹塑性段采用弹簧模型(也称纤维模型)。如图 5.13 所示。

(2) 面单元模型:

面单元采用平板壳单元,主要应用于剪力墙和楼板。平板壳单元由非线性的膜元和平板元组成。楼板采用弹性楼板假定。剪力墙不仅受弯,也受到平面内力的作用。可以把平面应力单元(即膜元)和板单元进行简单的叠加,来得到平面应力和弯曲复合的单元,考虑面内非线性,面外按弹性计算,其中膜单元带有旋

转自由度可以方便地与连梁相连接，壳单元由平面应力单元（膜元）和板单元进行叠加而成，如图 5.14 所示。墙体单元中的钢筋采用弥散式，在某一方向上按配筋率均匀分布，并把单元视为连续均匀的材料。

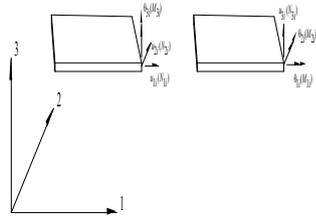


图 5.14 局部坐标中的四边形板壳单元

### (3) 整体有限元模型

整体计算模型由杆单元和平面壳单元组成。杆单元用于梁柱构件，平板壳单元用于建立剪力墙，楼板采用弹性楼板假定，弹性楼板也用壳单元来建立。墙体采用平板壳单元模型；平板壳元面外按弹性计算，仅考虑面内非线性。模型共 416 个节点，500 个单元，其中框架单元为 172 个，四边形单元为 328 个。每一根主梁、次梁均为一个三段变刚度杆单元；每一根柱考虑为一个弹簧单元（纤维单元）；每一片墙体划分为 16 个非线性的壳体单元；楼板则考虑为弹性壳体单元，计算模型及材料特性见表 5.5；整体结构计算模型如图 5.15 所示。

表 5.5 有限元模型单元材料表

构件类型	材料等级	截面尺寸	单元类型	单元数目
柱	C40, HRB400	600*600	弹簧模型	16
主梁	C40, HRB400	250*900	三折线模型	48
楼板	C40, HRB400	150 厚	壳单元，弹性	72
剪力墙	C40, HRB400	300*2100	非线性壳单元	256
次梁	C40, HRB400	250*700	三折线模型	36
虚梁	/	100*100	刚性拉杆	72

\*虚梁的设置，为了满足刚性楼板平面内刚度的整体性，在剪力墙两端的节点处设置了无质量的刚性拉杆。

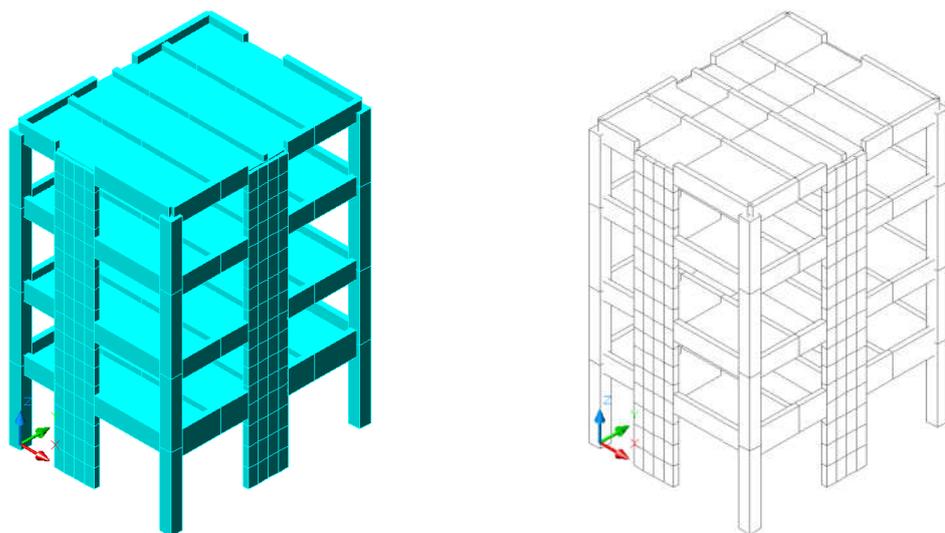


图 5.15 有限元计算模型

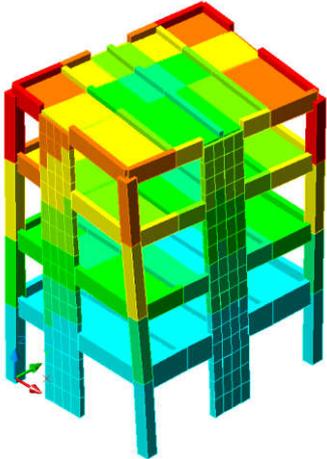
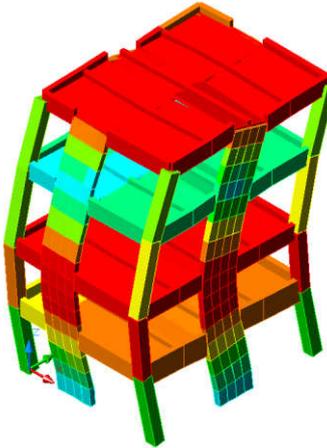
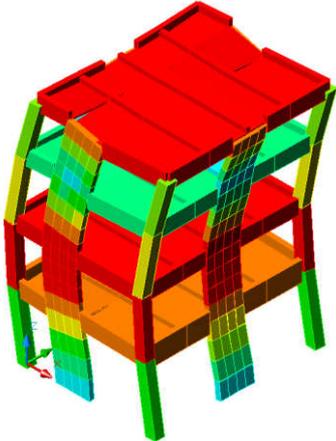
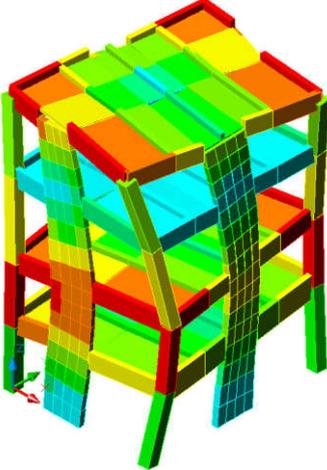
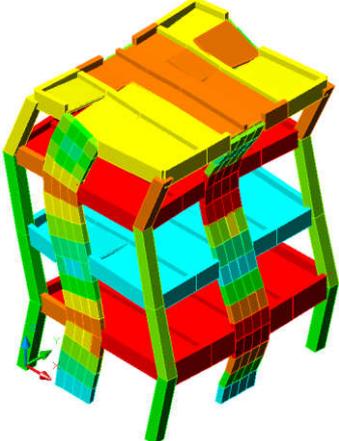
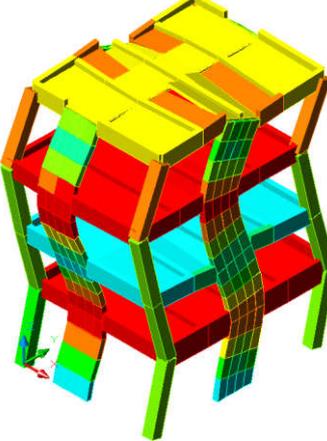
#### 5.4.4 模态分析

在进行弹塑性时程分析前，先对完好的结构进行模态分析。模态分析的结构见表 5.6。

表 5.6 有限元模型模态分析结果

第一阶模态 (Y 向), 频率: 3.913Hz	第二阶模态 (X 向), 频率: 3.927Hz

续表 5.6 有限元模型模态分析结果

第三阶模态 (扭转), 频率: 5.625Hz	第四阶模态 (Y 向), 频率: 13.507Hz
	
第五阶模态 (X 向), 频率: 13.563Hz	第六阶模态, (扭转), 频率: 18.879Hz
	
第八阶模态 (X 向), 频率: 26.315Hz	第九阶模态 (Y 向), 频率: 26.845Hz
	

根据表 5.6 中模态分析结果, 可以确定该结构第 1 阶振型为 Y 向平动, 频率

为 3.913Hz；第 2 阶为 X 向平动，频率为 3.927Hz；第 3 阶为扭转振型，频率为 5.625Hz。

### 5.4.5 弹塑性时程分析

根据实测加速度响应记录，对上述有限元模型按实际加载顺序分 13 次同时输入 X 向和 Y 向地震波。地震波输入顺序见图 5.3。限于文章篇幅，仅给出 15 号、19 号及 22 号 Random 波第 3 次加载结果以及最终 Kobe 波加载后结构的开裂状态，如图 5.16~5.19 所示，图中（\*开裂图中，深蓝色表示裂缝，黄色表示塑性区达到屈服，红色代表达到极限状态）。

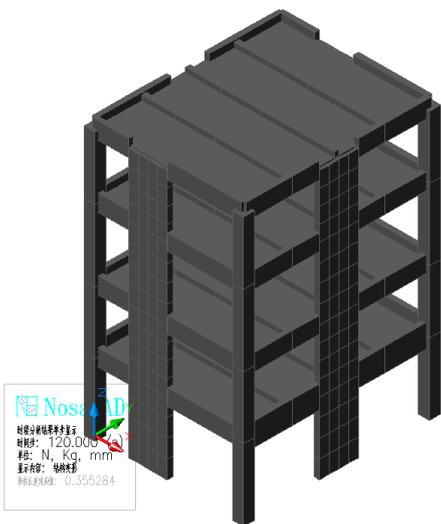


图 5.16 15 号 Random 波第 3 次加载

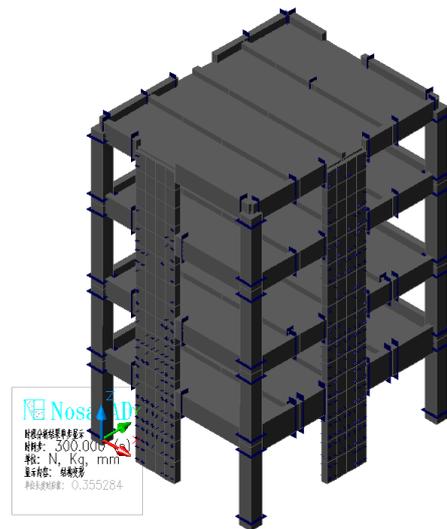


图 5.17 19 号 Random 波第 3 次加载

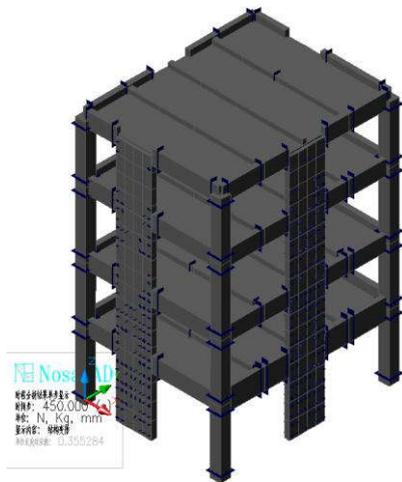


图 5.18 22 号 Random 波第 3 次加载

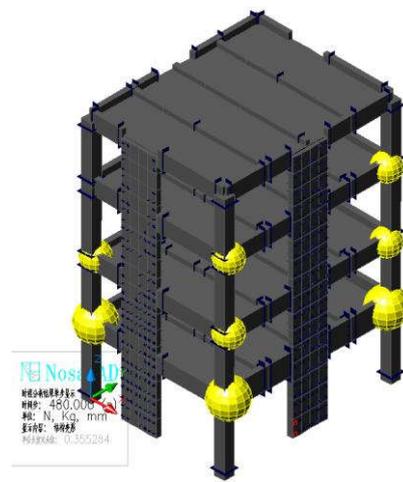


图 5.19 22 号 Kobe 波加载

弹塑性时程分析结果表明，结构在 15 号 3 条 Random 波加载下，未发生任何损伤，可以认为这 3 种状态的计算结果反应结构在完好状态下的特征；从图

16~图 19 可以看出,结构在 15 号加载了 2 条地震波 Sannomaru 波和 Yoko 波后,结构底层和 2 层的剪力墙出现较多裂缝,3、4 两层裂缝较少,同时,梁柱连接处以及框架梁和剪力墙连接处出现了裂缝;19 号加载的 Elcentro 波对结构造成损伤较小,仅 3、4 层裂缝数目增加,框架梁柱和剪力墙并未发生屈服和压碎等现象;22 号加载的 Kobe 波使得结构在长轴方向的底层剪力墙混凝土压碎,达到了极限状态;并且底层框架梁柱连接处均出现塑性铰,表示钢筋进入屈服状态,同时 2 层和 3 层梁柱连接处部分出现塑性铰。另外,这 3 天所加载的 Random 波均属于幅值非常小的地震波,可以反映结构的状态特性,因此,选择 3 天的 Random 加载后时程分析计算的加速度响应时程进行频谱分析,结果见表 5.7。

表 5.7 FEM 法加速度响应频谱分析

		X 向		Y 向	
		第 1 阶频率	第 2 阶频率	第 1 阶频率	第 2 阶频率
1 月 15 号	Random 第 1 次	3.986	13.600	3.981	17.320
	Random 第 2 次	3.957	17.420	3.908	16.510
	Random 第 3 次	3.957	16.780	3.913	16.030
1 月 19 号	Random 第 1 次	3.517	11.430	3.478	12.530
	Random 第 2 次	3.363	11.260	3.302	12.270
	Random 第 3 次	3.649	13.170	3.561	13.190
1 月 22 号	Random 第 1 次	3.498	10.920	3.283	10.650
	Random 第 2 次	3.224	10.830	2.912	10.570
	Random 第 3 次	3.302	11.610	3.244	10.550

### 5.5.2 实测加速度响应频谱结果

为了比较基于 HBB-BC 算法的识别方法对振动台试验的识别结果,对 3 天 Random 波加载实测的结构加速度响应时程进行频谱分析,前 3 阶频率见表 5.8。

表 5.8 频谱分析结果

频谱分析结果		第一阶频率(Hz)	第二阶频率(Hz)	第三阶频率(Hz)
1 月 15 号	Random 第 1 次加载	3.94	16.34	26.29
	Random 第 2 次加载	3.91	16.32	26.74
	Random 第 3 次加载	3.93	16.32	26.33
1 月 19 号	Random 第 1 次加载	3.01	12.91	24.08
	Random 第 2 次加载	2.94	12.89	24.05

续表 5.8 频谱分析结果

1 月 19 号	Random 第 3 次加载	2.92	12.86	24.34
	Random 第 1 次加载	2.78	12.31	23.01
1 月 22 号	Random 第 2 次加载	2.76	12.25	23.16
	Random 第 3 次加载	2.75	12.24	22.86

由表 5.8 可知，对 1 月 15 号的 Random 三次加载后结构响应时程进行频谱分析，平均结果分别为 3.92Hz、16.32Hz、26.45，1 月 19 号的 Random 三次加载的结构加速度响应时程频谱分析，平均结果分别为 2.96Hz、12.89Hz、24.15Hz；1 月 22 号 Random 波三次加载结构的加速度响应频谱分析的平均结果为 2.76Hz、12.89Hz、23.01Hz；为了直观表示，结构在不同地震波加载后结构模态特性随着结构破坏发生的变化，表 5.9 中频率识别结果的变化趋势，如图 5.20 所示。

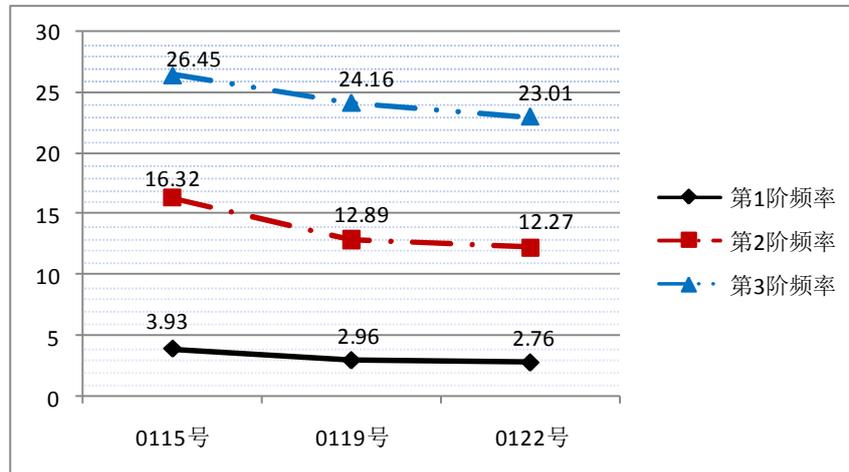


图 5.20 频谱分析结果变化趋势

## 5.6 结果分析

为了比较基于 HBB-BC 参数识别方法对于 Edefence 振动台试验参数识别的结果，将三种方法得出的结构频率结果进行比较。表 5.9 给出三种方法计算出的不同状态下前 2 阶频率的计算结果，结构频率变化趋势如图 5.21~5.22 所示。

由表 5.9 可以看出，基于 HBB-BC 算法的参数识别所计算出的结构第 1 阶频率结果与其他 2 种方法得出的结果存在一定偏差，由于振动台试验对象的未知信息较多，按照 5.3 节中识别模型和识别方法的简化，仅能得出结构每层刚度与质量的比值，但是对于结构频率的推定结果需要对结构的质量进行估算，而仅根据结构尺寸和混凝土材料进行结构质量的推算显然与实际有出入，因为真实的试验

中，每层布置有医疗仪器和设备等，使得对于刚度及结构频率的推算出现偏差。基于有限元的动力弹塑性时程分析中，结构模型在仅考虑弹性计算模态分析时，得出结构前几阶频率和振型是符合真实结构的，但是对于时程分析时，考虑混凝土塑性发展时，混凝土的强度、实际配筋率和钢筋的强度、材料真实的弹性模量等因素必然对计算结果有影响。

表 5.9 三种方法低阶频率计算结果

	第 1 阶频率			第 2 阶频率		
	HBB-BC	FEM	实测结果	HBB-BC	FEM	实测结果
0115 号	3.227	3.967	3.927	16.781	15.933	16.327
0119 号	2.530	3.510	2.957	12.989	11.953	12.887
0122 号	2.436	3.341	2.763	12.260	11.120	12.267

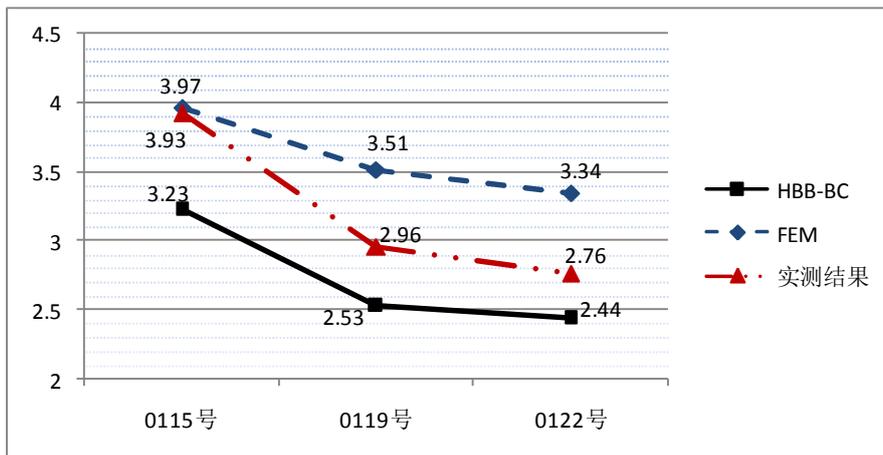


图 5.21 三种方法计算出第 1 阶频率结果的变化趋势

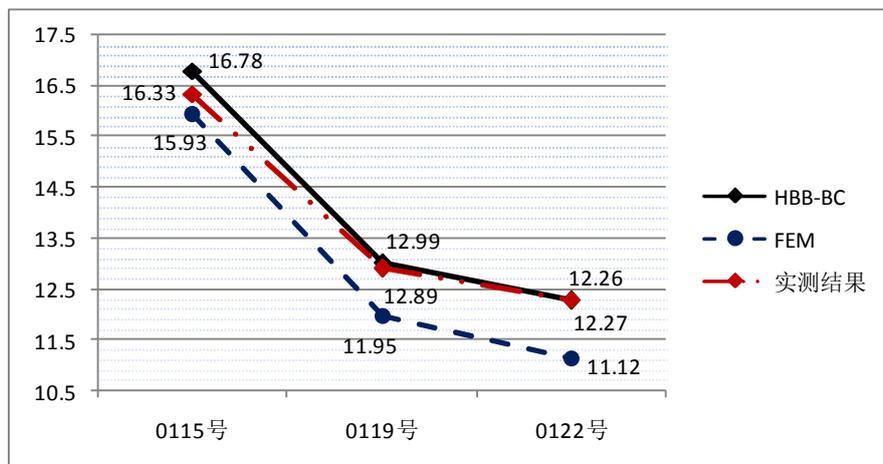


图 5.22 三种方法计算出第 2 阶频率结果的变化趋势

从图 5.21~5.22 来看，得出的结构在 3 天不同加载状态后频率变化趋势是一

致的。基于 HBB-BC 算法的识别方法计算出的结构第 1 阶频率与实测结果相比，最大偏差为 17.81%；最小偏差为 11.82%；有限元计算出的结果第 1 阶频率与实测结果相比，最大偏差为 20.91%，最小偏差为 1.01%；第 2 阶频率三种方法计算出的结构比较接近，其中基于 HBB-BC 算法的结果与实测结果最大偏差为 2.77%，最小偏差仅为 0.05%，有限元计算出的第 2 阶频率结果最大偏差达到 9.35%，最小偏差为 2.41%。本识别结果与实测结果虽然存在一定的偏差，但还是比较一致的。偏差的主要原因在于：一方面，识别模型的简化与实际结构存在一定的偏差，另一方面，频率计算时所用楼层质量的推定结果与实际有偏差。

## 5.7 本章小结

本章首先将基于 HBB-BC 算法的识别方法应用于一个 4 层的模型比例为 1:1 的大型振动台试验(Edefence)，通过 HBB-BC 优化算法识别出结构的每层刚度与质量的比值，并通过初始质量推定计算出结构的频率；同时，本章利用 Nosacad 有限元软件对该振动台结构进行了模态分析和动力弹塑性时程分析，最后本章对实测加速度响应数据进行频谱分析得出结构前 3 阶频率，通过三种方法计算出的结构低阶频率比较分析，验证了基于 HBB-BC 算法的识别方法在实际工程中应用的可行性。

## 第六章 总结与展望

### 6.1 本文工作总结

本文提出一种基于大爆炸-大收缩算法 (BB-BC 算法) 的参数识别方法, 并对基本的 BB-BC 算法进行了改进, 提出了混合大爆炸-大收缩 (Hybrid BB-BC, HBB-BC) 算法, 最后将其应用于实际结构的参数识别。主要的工作及研究结论包括以下几个部分:

(1) 提出了基于 BB-BC 的结构参数识别方法, 并利用该方法对剪切型结构模型的参数识别进行了数值模拟, 与目前被广泛研究的基于演化算法的结构参数识别方法比较。结果表明, 基于 BB-BC 的结构参数识别方法不仅识别快速, 而且识别结果也十分精确, 同时具有算法简单等优点。

(2) 对基于基本的 BB-BC 的结构参数识别方法进行了改进, 引入了 PSO 算法的全局思想以及 DE 算法的变异策略, 形成了混合大爆炸-大收缩算法 (HBB-BC 算法), 提高了基本的 BB-BC 算法的全局搜索能力以及收敛速度; 并利用 HBB-BC 算法对一个自由度更高的线性结构和一个多自由度非线性结构参数识别进行数值模拟。此外对基于 HBB-BC 的结构参数识别方法在不同噪声下影响进行分析, 结果亦表明该方法具有很强的抗噪性能。

(3) 将基于 HBB-BC 算法的识别方法应用于模型比例为 1: 1 的大型振动台试验, 通过有限元弹塑性时程分析和频谱分析的结果比较, 验证了基于 HBB-BC 优化算法的识别方法在真实结构参数识别和损伤推定中应用的可行性。

### 6.2 本课题继续研究展望

BB-BC 是一种新兴的启发式算法, 该算法在 2006 年才被提出, 被成功应用于函数优化、目标追踪、系统控制和优化设计等领域, 对于该方法在结构参数及损伤识别中的应用研究尚为鲜见。本文对此做了一些初步的探讨, 但仍有许多工作值得深入研究。

(1) 本文对 BB-BC 算法进行了改进, 结合了 PSO 算法的全局搜索策略和 DE 的变异操作, 但是限于时间关系, 对于改进后的算法未做更深入的研究; 对于 HBB-BC 的部分参数设置如对于全局最优和个体最佳位置的权重因子以及变异因子的取值做进一步讨论, 对于收敛性证明等, 是否有更佳的改进方式, 在寻找

智能优化算法解决优化问题时，每种算法不论是 GA、PSO、DE 还是 BB-BC 都有各自的优点，也有自身的局限性，能否结合这几种算法的自身优点发现一种收敛更快又不易于限于局部最优的算法可以列入下一步研究计划。

(2) 在对真实结构识别时，所利用的实测结构响应不免会受到环境噪声的影响的，如何能减小环境噪声对识别结果的影响，以及能利用现有的测量技术得到尽可能多的结构信息用于提高识别的效果，最终能实现对真实结构进行实时的在线识别。同时在真实结构参数识别时，特别当考虑质量未知下的参数识别问题，质量的未知将使得参数识别问题复杂化。如何较为准确地得到结构的初始信息，或者对于如何克服结构质量未知的信息对识别造成的困难，将是以后工作的重点。

(3) 本文使用的识别模型为剪切型框架结构，该识别模型是假设为刚性梁、弹性柱的假设，对于实际结构的复杂性，该识别模型的简化过于简单，以后的研究工作可以围绕更复杂的识别模型展开；本文仅取了三天的 Random 波加载，仅考虑了线性系统的识别，以后的识别研究可以围绕非线性的模型展开。

## 参考文献

- [1] 张伟. 基于粒子群优化算法的结构参数及损伤识别: [博士学位论文]. 上海: 同济大学, 2008
- [2] 冯新. 土木工程中结构识别方法的研究: [博士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2002
- [3] 杨晓楠. 基于贝叶斯统计推理的结构损伤识别方法研究: [博士学位论文]. 上海: 同济大学, 2007
- [4] 谢强, 薛松涛. 土木工程结构健康监测的研究状况与进展. 中国科学基金, 2001, (5): 285~288
- [5] 欧进萍. 重大工程结构的智能监测与健康诊断. 工程力学, 2002, (增刊): 44~53
- [6] 欧进萍. 重大工程结构损伤累积、健康监测与安全评定. 见: 国家自然科学基金委员会工程与材料科学部的学科发展战略研究报告(2006年~2010年)土木工程卷: 科学出版社, 2006
- [7] 王建有. 测试信息不完备下结构物理参数识别方法研究: [博士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2005
- [8] Liu S C, Yao J T P. Structural identification concept. Journal of Structural Division, 1978, 104(12): 1845~1858
- [9] 曹树谦. 振动结构模态分析-理论、试验与应用[M]. 天津: 天津大学出版社, 2001
- [10] 杨叔子, 吴雅. 时间序列分析的工程应用. [M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1991
- [11] 张德成. 随机减量技术的方法与理论[J]. 振动与冲击, 1984, 3(4): 31~39
- [12] Van Overschee P, De Moor. Subspace identification for linear system: theory, implementation and applications [M]. Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1996
- [13] Ibrahim S R. Double least square approach for use in structural modal identification [J]. AIAA, 1986, 24: 499~503
- [14] 夏天长, 熊光楞. 系统辨识-最小二乘法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1983
- [15] 张红钺, 黄劲东, 范文雷. 最小二乘法及其在参数识别中的应用[J]. 自动化学报, 1992, 2(1): 40~47
- [16] Campillo, F. and 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), 2005, Seville, Spain
- [17] 宋文尧, 张牙. 卡尔曼滤波[M]. 北京出版社, 1991
- [18] 潘芹, 易伟建. 卡曼滤波在结构物理参数识别中的应用[J]. 湖南大学学报, 29(32): 137~142
- [19] Ljung L. Asymptotic behavior of the extended kalman filter as a parameter estimator for linear system [J]. IEEE, 1979, 24: 36~50
- [20] Collins J. D and Thomson W. T. The eigenvalue problem for structural systems with statistical properties [J]. AIAA Journal, 1969, 7(4): 642~648
- [21] Hart G. C and Collins J. D. The treatment of randomness in finite element modeling [C]. SAE Paper No. 700842, Vol. 79, Los Angeles, 1970, 2507~2520
- [22] Beck J. L. Statistical system identification of structures [C]. Proceedings of the Fifth International Conference on Structural Safety and Reliability, ASCE, New York, 1989, 1395~1402

- [23] Vanik M. W. A Bayesian probabilistic approach to structural health monitoring [D]. Pasadena, CA: California Institute of Technology, 1997
- [24] Katafygiotis L. S, Papadimitriou C and Lam H-F. A probabilistic approach to structural model updating [J]. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 1998, 17(7):495~507
- [25] CHEN H M, QI G Z, YANG J C S, et al. Neural Network for Structural Dynamic Model Identification. *Journal of Engineering Mechanics*, 1995, 121(12): 1377~1381
- [26] YUN C-B, BAHNG E Y. Sub-structural identification using neural networks. [J] *Computers and Structures*, 2000, 77(1): 41~52
- [27] HUANG C-C, LOH C-H. Nonlinear Identification of Dynamic Systems Using Neural Networks *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2001, 16(1): 28~41
- [28] Cunha J, Cogan S, Berthod C. Application of genetic algorithms for the identification of elastic constants of composite materials from dynamic tests. *Int J Numer Methods Eng*, 1999, 45(7):891~900
- [29] Franco G, Betti R, Lus H. Identification of structural systems using an evolutionary strategy. *J Eng Mech*, 2004, 130(10):1125~39
- [30] Perry M, Koh C, Choo Y. Modified genetic algorithm strategy for structural identification. *Comput Struct*, 2006, 84(8-9):529~40
- [31] Chou J, Ghaboussi J. Genetic algorithm in structural damage detection. *Comput Struct*, 2001, 79(14):1335~53
- [32] Koh C, Hong B, Liaw C. Parameter identification of large structural systems in time domain. *J Struct Eng*, 2000, 126(8):957~63
- [33] Koh C, Hong B, Liaw C. Substructural system identification by genetic algorithms. In: 3rd US - Japan workshop on nonlinear system identification and structural health monitoring, Los Angeles (CA), 2000
- [34] Levin R, Lieven N. Dynamic finite element model updating using simulated annealing and genetic algorithm. *Mech Syst Signal Process*, 1998, 12(1):91~120
- [35] Tang,H., Xue,S. Differential Evolution Strategy for Structural System Identification, *computer and structures*, 2008, In press
- [36] Carlin R A, Garcia E. Parameter optimization of a genetic algorithm for structural damage detection *Proceedings of 14th International Modal Analysis Conference*. Dearborn, 1996 1292~1298
- [37] KOH C G, ZHAO S L, CHEN Y F, et al. Non-destructive parameter identification of structures. in. Newport Beach, CA, United States: The International Society for Optical Engineering, 2002. 20~27
- [38] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: optimization by a colony of cooperation agents. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics-Part B*,1996,26(1)29~41
- [39] 汪镭, 吴启迪 蚁群算法在参数识别中的应用. *自动化学报*, 2003, 29(1):102~109
- [40] Li Y J, Wu T J, Hill D J. An accelerated ant colony algorithm for complex nonlinear system optimization *Proceedings of the 2003 IEEE International Symposium on Intelligent Control*,2003,709~713
- [41] Krzysztof Socha, Dorigo M. Ant Colony Optimization for continuous domains *European Journal of Operational Research* 185, 2008, 1155~1173
- [42] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle Swarm Optimization *Proceedings of IEEE*

- International Conference on Neural Networks. Perth, Australia, 1995. 1942~1948
- [43] Elegbede, C. Structural reliability assessment based on swarm optimization, *Structural Safety*, 2005,27: 171-186
- [44] Perez, R., Behdinan, K. Particle swarm approach for structural design optimization, *Computers & Structures*, 2007,85(19-20): 1579-1588
- [45] Coelho, L. S., Krohling, R. A. Nonlinear system identification based on B-spline neural network and modified particle swarm optimization, 2006, Proc. IEEE World Conference on Computational Intelligence (WCCI), Int. Joint-Conf. on Neural Networks, Vancouver, Canada
- [46] 张伟,唐和生,薛松涛. 基于粒子群优化的结构参数识别. *燕山大学学报*, 2009, Vol.33(1)
- [47] Storn R,Price,K. Differential evolution-A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces. *Journal of Global Optimization*,1997,11(4):341~359
- [48] Gong Wenyin, Cai Zhihua, Zhu Li. An efficient multi-objective differential evolution algorithm for engineering design *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2009, 4(2):137~157
- [49] Coelho, Leandro dos Santos. Reliability-redundancy optimization by means of a chaotic differential evolution approach *Chaos Solitons Fractals*, 2009,7, Vol. 41(2), 594~602
- [50] Wu ZhiFeng, Huang HouKuan, Yang Bei, etc. A modified differential evolution algorithm with self-adaptive control parameters *Proceedings of 2008 3rd International Conference on Intelligent System and Knowledge Engineering, ISKE 2008*, 524~527
- [51] Sara Casciati. Stiffness identification and damage localization via differential evolution algorithms *Structural Control and Health Monitoring*,Vol.15(3),2008,436~449
- [52] Marco Savoia., Loris Vincenzi. Differential Evolution Algorithm for Dynamic Structural Identification *Journal of Earthquake Engineering*, Vol.12(5),2008,800~821
- [53] Erol, O. K.. and Eksin, I. A new optimization method: Big Bang-Big crunch, *Adv. Eng. Software*, 2006, 37: 106~111
- [54] T. Kumbasar, E. Yesil, I. Eksin, Inverse fuzzy model control with online adaptation via Big Bang-Big Crunch optimization, the 3rd International Symposium on Communications, Control and Signal Processing, Malta, 2008
- [55] H. M. Genc, A. K.Hocaoglu, Bearing-only tracking based on Big Bang-Big Crunch algorithm, 3rd International Multi-Conference on Computing in the Global Information Technology, Athens, Greece, 2008
- [56] C.-V. Camp, Design of space trusses using Big Bang-Big Crunch optimization, *Journal of Structural Engineering*, 2007, 133,999~1008
- [57] A. Kaveh, S. Talatahari. Size optimization of space trusses using Big Bang-Big Crunch algorithm. *Computers and Structures*, 2009, Vol. 87, No. 17-18: 1129~1140
- [58] J. Kennedy, R.C. Eberhart, and Y. Shi. *Swarm intelligence*. [M].Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, 2001
- [59] 吕西林, 金国芳, 吴晓涵. 钢筋混凝土结构非线性有限元理论与应用. 上海: 同济大学出版社,2002
- [60] NosaCAD 结构分析软件简要使用说明书. 上海: 同济大学, 2009
- [61] NosaCAD 结构分析软件技术说明. 上海: 同济大学, 2009

## 致谢

在同济大学两年多的求学生涯就要结束,回想当初收到被录取的消息时的激动仍然历历在目,在和泉研究室的这段学习和生活时光是我难以忘记和非常有意义的一段时光,我非常庆幸能在这里完成我的硕士学习,能够在同济的校园里结识这么好的老师们和如此出色的同学们,每当回忆起白驹过隙般的硕士生活中的点点滴滴,一缕微笑、一丝暖意、一种感激涌上心头,两年多虽有过困惑与苦恼,但获得更多的是关心与鼓舞,心中的感激无法一言表,唯有在此一并致谢!

衷心地感谢我的导师薛松涛教授和唐和生副教授,两位老师严谨的学术态度和谦逊的为人让我非常崇敬和敬重,离开学校后除了念念不忘两位老师的谦和和仁慈,也会时刻铭记老师的严谨、严格、教导和教训,你们的言传身教让我受益终生;同样,这篇论文从选题、撰写到定稿都渗透着两位导师的悉心指导。感谢唐老师平日里对我的培养和帮助,每当我困惑和彷徨时总有他的耐心的指导和启发;每当我偷懒和懈怠时,总有他严厉的教导和鞭策;每当我自卑和情绪低落时,也总有他慈祥的鼓舞和激励。薛老师学识渊博、开朗风趣又行事缜密,处处为了学生们的前途着想,他的为人处事是我终身学习的榜样;特别感谢他在我继续攻读博士的留学道路上给予的莫大帮助和支持,这里发自肺腑地想对二位老师说:您们的恩情,学生终生难忘,谢谢!

感谢研究室的陈榕教授和王远功教授,两位老师慈父般地给予我生活和学习无微不至的关怀。研一的波动理论和风振力学的两门课让我们看到陈老师严谨的治学和深厚的力学功底,让学生佩服地五体投地;虽然王老师并未教过我们,但是在王老师家聊天的短短几个小时,让我领会到了老教授的威严和学识,王老师鼓励我继续攻读博士,鼓励我踏实地求学,老师的鼓励让我有信心踏入这座学术的殿堂,在此对两位老师表示衷心的感谢!

感谢建筑工程系谢强副教授,从我研一时每次看到谢老师,他都给我鼓励和支持。谢老师的幽默、风趣、随和、谦逊以及他每次在国际会议上活跃的思维总为我们这些学生做了优秀的榜样,老师,您一直是我们努力的目标和典范。

感谢谢丽宇老师,在谢老师的帮助下,我懂得更多的参数识别的知识,感谢老师平日里在项目和学习生活上的照顾,谢谢您,谢老师!

感谢吴晓涵老师提供的NosaCAD软件和技术支持,谢谢老师的耐心指导。

感谢结构工程与防灾研究所曹阳老师对我学习生活上的帮助和热情鼓励。

感谢孙方涛硕士给我的支持和生活上的照顾,感谢师兄张伟、李峰二位博士、申道明、许锐、范德伟、胡长远四位博士生以及同门李鹏飞、王兆亮和师弟柴林峰、石家武、仲诚、王泽新、赵伟屹、于骁勇给我的帮助和支持。

最后,衷心地感谢我的父母,他们为我多年求学的道路和生活默默付出和关爱,并给予了我最坚定的支持,提供我源源的经济保证,在论文结束之际向我的父母和家人表达深深的谢意!

周进  
2009年3月于同济

## 个人简历 在学期间发表的学术论文与研究成果

### 个人简历:

周进, 男, 1983 年

2002 年 9 月-2006 年 6 月 毕业于苏州科技大学土木工程专业

2006 年 6 月-2007 年 5 月 苏州合展营造设计有限公司 项目管理泛联部

2007 年 9 月-至今 上海同济大学攻读硕士

### 已发表论文:

- [1]. Songtao Xue, Hesheng Tang and Jin Zhou. Identification of Structural System Using Particle Swarm Optimization [J]. Journal of Asian Architecture and Building Engineering, 2009, 11 Vol.8 No. 2 (SCI 检索, 第 3 作者)
- [2]. Hengsheng Tang, Jin Zhou. Songtao Xue. Big Bang-Big Crunch Optimization for Structural System Identification [J]. Proceedings of the 7<sup>th</sup> International Workshop on Structural Health Monitoring, Stanford University, Stanford, CA, 2009,9(11):348~356 (国际会议, 第 2 作者)

### 待发表论文:

- [3]. 周进, 唐和生, 薛松涛, 范存新. 微分演化算法在结构参数识别中的应用. 《振动与冲击》(EI 检索, 待出版, 第 1 作者)
- [4]. 周进, 张伟, 杨晓楠. 基于大爆炸优化算法的结构参数识别. 《江西科学》(已录用, 第 1 作者)
- [5]. Hesheng Tang, Jin Zhou, Songtao Xue and Liyu Xie. Big Bang-Big Crunch Optimization for Parameter Estimation in Structural System [J]. Mechanical System and Signal Processing (EI 检索, accepted, 第 2 作者)