

学校代号 10532

学 号 S130110107

分 类 号 TU375

密 级 公开



湖南大学
HUNAN UNIVERSITY

硕士学位论文

大跨钢管混凝土拱桥的静动力试验及 结构识别研究

学位申请人姓名 张军凯

培 养 单 位 土木工程学院

导师姓名及职称 周云副教授

学 科 专 业 结构工程

研 究 方 向 结构识别与模型修正

论文提交日期 2016年5月30日

学校代号：10532

学 号：S130110107

密 级：公开

湖南大学硕士学位论文

大跨钢管混凝土拱桥的静动力试验 及结构识别研究

高校博士点新教师基金(20120161120028)资助

湖南大学青年教师成长计划资助

湖南省优秀青年骨干教师培养计划

学位申请人姓名：张军凯

导师姓名及职称：周云副教授

培 养 单 位：土木工程学院

专 业 名 称：结构工程

论文提交日期：2016年5月30日

论文答辩日期：2016年6月2日

答辩委员会主席：沈蒲生教授

Structural identification of a long-span concrete-filled steel tubular
arch bridge based on static and dynamic tests

by

ZHANG Junkai

B.E. (Zhengzhou University) 2013

A thesis submitted in partial satisfaction of the

Requirements for the degree of

Master of Engineering

in

Structural Engineering

in the

Graduate School

of

Hunan University

Supervisor

Associate Professor ZHOU Yun

June, 2016

摘 要

模型修正与参数识别隶属于结构识别范畴，依据试验数据完成复杂结构有限元模型的参数识别，对其工作状况评估与健康监测具有重要意义。大跨度拱桥结构的复杂性导致其真实结构中存在较多的认知不确定性，因而有限元模型中普遍存在不确定性参数。本文通过两种方法运用试验数据完成了结构中的不确定性参数的识别研究。第一种方法是基于传统的灵敏度分析筛选重要不确定性参数，通过目标函数最优化方法完成模型校验。第二种方法是基于误差的概率分析，通过一组随机抽样形成的模型群对真实结构进行模拟，以一组模型的后验概率依据参数估计的方法完成结构识别。主要内容概述如下：

(1) 总结了一座大跨度拱桥现场静动力试验结果，根据线型观测结果明确了设计资料对于结构识别的可靠性。通过精确的现场勘测指导结构的精细建模，消除了有限元模拟的几何误差。提取了现场试验数据，为后续识别过程提供支持。

(2) 对拱桥的桥面与钢拱在竖向与横向两个方向上分别进行了工作模态分析，对比了不同分析方法以及数据前处理方法对于模态参数识别结果的影响。在复模态指示函数方法的识别中，分别使用不同子结构测试中的参考点数据识别了模态参数，发现形成整体的结构的频响函数时，使用不同的自谱输入可能会导致虚假模态的识别。此外，本文通过不同构件的模态分析结果验证了大跨度拱桥不同构件振动时的空间模态耦合现象。

(3) 通过目标函数最优化方法识别了有限元模型中的明显不确定性参数。为了避免传统优化方法在复杂问题求解中陷入局部最优的弊端，提出了参数识别的遗传算法。在验证数值仿真模型适用性的基础上将其应用于来华大桥的结构识别。为解决遗传算法在目标函数求解过程中局部搜索能力较差的弊端，进行了模拟退火算法的研究以及改进的遗传退火算法识别研究。

(4) 基于误差理论的基础上，进行贝叶斯理论的多模型识别方法研究，结构的参数识别主要由随机模型群中少数后验概率较高的识别模型决定。根据识别结果不仅可以确定参数的贝叶斯估计，也能明确各不确定性参数的分布情况。

关键词：工作模态分析；认知误差；人工智能算法；模型校验；多模型识别

Abstract

Mode updating and parameter identification belongs to the category of structural identification, which is conducted by pairing the model with field test results, and is of significant importance for condition assessment and structural health monitoring. Due to its complexity inherent in long-span arch bridges, plenty of epistemic uncertainty may be induced during the FE modeling procedure. This paper discussed the two structural identification methods to identify uncertain parameters using the field test results. The first method is based on one optimal model which is best coincide with tests data. Significant updating parameters are selected by sensitivity analysis and model calibration is carried out based on the optimization of objective function which denotes the relative difference between FE model and test data. The second method is based on the theory of uncertainty and probability theory. Model calibration is based on a set of candidate models to simulate the real structure, during which parameters are identified according to the posterior probability calculated by the bayes formula. Major contents of this research are drawn as follows:

(1) Field tests including ambient vibration tests and static loading tests carried out by loaded-trucks were summarized. Results of elevation observation showed that real structure is in strict accordance with design blueprints. Uncertainties due to geometry parameters are mitigated by precise modeling guided by complete field investigation. As the early stage of structural identification, field test results laied the foundation of model calibration and parameter identification.

(2) Ambient vibration tests were carried out on both bridge decks and arch ribs and two kinds of operational modal analysis methods were employed. Before using the complex mode indicator function (CMIF) method, two kinds of pre-processing techniques were used. In order to research the impact of inputs considering acceleration signals of reference point in each sub-structure tests, modal parameters identified were compared. When constructing the frequency response function of the whole structure, considering different kind of auto spectrum may lead to misidentification of modal parameters. Besides, spatial mode coupling is obvious according to modal analysis on arch ribs and bridges decks.

(3) During model calibration, uncertain parameters are identified through optimization of objective function. In order to avoid iterative search trapped into local

minima, model calibration based on artificial intelligence are employed. Afterwards, it was applied to numerical simulation model and FE model of Laihua Bridge. In order to overcome the shortcoming of genetic algorithm in local search ability, simulated annealing algorithm and a hybrid algorithm were also investigated.

(4) After the recognition of error compensation, multi-model identification based on bayes theory was used in this research and uncertain parameters were identified by bayes estimation. According to this method, both the maximum likelihood of uncertain parameters and its distribution could be acquired.

Key Words: Operational modal analysis; Epistemic uncertainty; Artificial intelligence; Model calibration; Multi-model based identification

目 录

学位论文原创性声明与学位论文版权使用说明书	II
摘要	III
Abstract	IV
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 结构识别	1
1.2.1 模型修正及其发展	3
1.2.2 人工智能方法	7
1.2.3 基于多模型的结构识别	9
1.3 本文主要研究内容	11
第 2 章 大跨钢管混凝土拱桥现场静动力试验	13
2.1 引言	13
2.2 试验对象	13
2.3 试验测试内容及方案	15
2.4 桥梁静载试验	15
2.4.1 加载方式	15
2.4.2 工况设置	16
2.4.3 桥面板挠曲位移测量	17
2.4.4 钢拱挠曲位移测量	18
2.5 全桥模态测试	19
2.5.1 环境振动测试	19
2.5.2 测点与工况布设	19
2.6 本章小结	20
第 3 章 大跨钢管混凝土拱桥工作模态分析	21
3.1 引言	21
3.2 模态参数识别理论	21
3.2.1 系统动力学方程以及模态叠加原理	21
3.2.2 相关函数分析	22
3.2.3 随机减量技术	23
3.3 随机子空间识别方法	23
3.4 复模态指示函数方法	25

3.5 工作模态分析	26
3.5.1 数据前处理过程	26
3.5.2 CMIF 方法数据后处理过程	30
3.5.3 模态参数识别	31
3.6 模态振型与模态耦合现象	35
3.6.1 模态振型结果	35
3.6.2 模态耦合	36
3.7 本章小结	37
第 4 章 基于遗传退火混合算法的单模型桥梁结构识别	38
4.1 引言	38
4.2 有限元建模方法	38
4.2.1 拱肋模拟	39
4.2.2 灵敏度分析	40
4.2.3 程序应用交互访问技术	42
4.3 基于遗传算法的模型修正	43
4.3.1 遗传算法	43
4.3.2 计算模型验证	43
4.3.3 损伤模型	44
4.3.4 参数识别结果	44
4.4 来华大桥模型修正与参数识别	46
4.4.1 模拟退火算法	46
4.4.2 遗传退火算法	47
4.4.3 参数修正结果	48
4.5 结果校验	50
4.6 本章小结	52
第 5 章 基于贝叶斯统计理论的多模型桥梁结构识别	53
5.1 多模型结构识别	53
5.2 误差补偿理论	54
5.3 贝叶斯统计推断理论	55
5.3.1 贝叶斯公式	55
5.3.2 基于贝叶斯方法的多模型结构识别	56
5.4 多模型方法的数值仿真模拟	57
5.4.1 关键参数先验分布选取	57
5.4.2 蒙特卡罗随机抽样过程	57
5.4.3 模型识别	58

5.4.4 参数估计	60
5.5 来华大桥多模型识别	63
5.5.1 关键参数先验分布选取	63
5.5.2 蒙特卡罗随机抽样过程	63
5.5.3 模型识别	63
5.5.4 参数估计	65
5.6 本章小结	67
第 6 章 总结与展望	68
参考文献	70
致谢	77
附录 A (攻读学位期间所发表的学术论文目录)	78

第1章 绪 论

1.1 研究背景与意义

大型桥梁是连接现代化交通网络的“咽喉”，是关系国计民生的命脉工程，其建设与维护是一个地区现代化基础建设的标志。随着国民经济的高速发展和城市化率的提高，我国大型桥梁的数量和类型已居于世界先进水平，成为真正意义上的桥梁大国。由于新型建筑材料、结构形式的选用和施工技术的进步，大跨度拱桥在交通运输中发挥着越来越重要的作用。例如，2009年建成的朝天门长江大桥主跨跨度 552m，是当时最大的钢桁架拱桥；四川境内的合江长江一桥主跨长达 530m，是当前世界上跨度最大的钢管混凝土拱桥。由于城市基础设施建设的高速推进以及先进工程工艺与技术的应用，未来将有更多各种类型的大跨度桥梁出现。随着使用时间的推移，桥梁的交通量和车辆荷载等级都大幅增加。而由于受到车辆和行人荷载的反复作用以及暴雨洪水、风沙冰雪、日晒冻融等环境因素侵蚀的影响，部分构件出现损伤，承载性能下降并导致桥梁结构的整体性能退化，严重威胁着国有财产及人身安全，其状况评估和寿命预测工作的重要性日益突出。

我国的大部分桥梁建成于新中国成立以后，其当前服役年限并不长但主体结构均存在着一定的病害。由于受限于项目经费，桥梁管理部门通常将静动力实验的重点侧重于新建桥梁、结构功能改变和存在隐患的桥梁。通过对比试验和数值计算的结果来评估桥梁的性能，并提供决策技术支持。其中，成桥试验结合使用了现场观测、非破损检测和卡车静载测试，它是在桥梁投入实际运营前通过卡车加载完成的性能预测，反映了结构最初的工作状态，并可以作为长期健康监测的基准。此外，环境振动测试具有应用范围广，易于操作且经济合理，以及不妨碍桥梁上部结构正常工作的特点，逐渐被广泛地应用于现代桥梁结构结构识别与性能评估中。综合基于静力与动力试验的结构识别有助于真实全面地认知结构的实际工作状况，实现可靠的评估与监控。

1.2 结构识别

结构识别是由结构的输出响应反演系统属性的工作，是对应于结构分析的反问题，它属于系统识别理论在工程界的发展。结构识别理论的提出始于上世纪 60 年代末，发展至今已有 50 多年的历史。

结构识别的范式被 Hart G C 和 Yao J T P 于 1977 年首次在工程力学上提出^[1]，然后在 1978 年被引入到土木工程界^[2]，激起了大量土木工程师对于结构识别的研

究。Doebbling S W 等对其明确了一个准确的定义为“利用被试验修正的模型进行与参数相关的结构预测工作”^[3]。结构识别在过去的 30 年中在机械工业领域取得了广泛的发展，然而在土木工程领域的研究则大量停留在实验室阶段，在实际桥梁等大型结构中的应用仍有待发展。2005 年，结构识别的概念被 ASCE St-Id of Constructed Systems Committee 所接受，其范式被描述为“理论-试验-决策”的六步综合圆，识别过程包括对结构的观察、依据设计资料建立的先验模型、为获取结构响应进行现场试验、数据分析过程、模型修正以及基于修正后模型的结构响应预测等，具体步骤如图 1.1 所示。

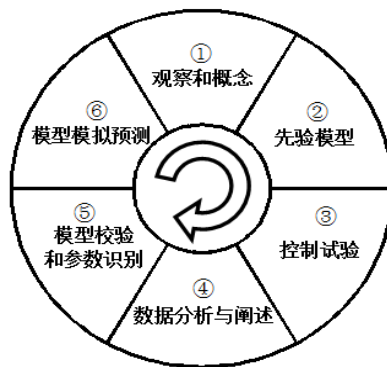


图 1.1 结构识别六步圆

在结构识别的工程应用中，为保证研究工作的缜密和完善，应当严格按照“六步圆”的顺序开展。在土木工程领域，模态参数识别隶属于系统识别范畴，是结构动力学的反问题。模态参数通常包括模态频率、模态振型和阻尼比，三者从模态方面共同表征了结构的动力特征，是结构工作状况评估、模型校验、损伤诊断以及响应预测和健康监控的基准^[4]。然而，在大跨度拱桥等复杂结构中，模态参数的识别仍旧存在很多困难。如有限元模拟引入误差较多、试验开展难度大、试验受环境影响较大、数据分析工作量大等。

大型桥梁结构动力试验通常可分为冲击测试和环境振动测试，通过对所获取振动信号进行分析提取实际结构的模态参数。模态参数识别的方法可分为实验模态分析(Experimental Modal Analysis, EMA)和工作模态分析(Operational Modal Analysis, OMA)。前者是基于输入、输出数据的识别方法；后者是仅基于输出数据的识别方法。由于环境振动测试相比于传统的冲击振动测试具备诸多优点，现代大跨度拱桥的动力测试大多依靠环境振动（包括风、水流、行人、地脉动等）激励。在环境振动测试中，由于现场激励的假定、测试过程引入的误差以及各种工作模态分析方法均在参数识别的过程引进不确定性因素，导致测试结果和真实结构响应之间的偏离，并影响了结构识别的稳定性和可靠性。此外，基于环境振动的模态试验中，虚假模态的剔除和不同结构之间模态振动的耦合影响着模态分析在工程应用中的可靠性，从而带来了进行准确的模型修正以及参数识别的困难。

1.2.1 模型修正及其发展

如何科学地评估服役桥梁的性能是工程领域的难题之一，而基于静动力试验的结构识别是解决该问题的良好途径。其中，模型修正是基于有限元方法的结构识别的核心内容。有限元技术在兼备数值模拟时间短、运算耗时少和费用经济合理等优点的同时，在建模的过程中引入了对结构的必要简化。此外，设计与施工的脱离以及不同建筑材料的选用均会引入有限元模拟和真实结构之间的误差。通过观测、试验以及关键不确定性参数的识别和修正，使模型实现准确预测结构响应的目的即为模型修正。

传统的模型修正为单模型的识别方法。通过得到单一的精准模型来反映实际结构的真实状况，并以之进行响应预测，其本质属于优化问题的范畴。其具体操作过程是以现场试验的结果为实际结构的真实反映，通过选定的目标函数和优化方法，得到和测试结果最一致的数值模型。根据误差理论，在系统识别中，除测试误差外，有限元模拟误差主要由三方面因素组成。即数值模型选用引入的误差、数值模型偏微分方程求解过程中引入的误差以及建模过程中的假定^[5]。其中，建模假定引入的误差按来源又可分为由于模型结构的假定和模型中的不确定性参数导致，传统的模型修正是针对不确定参数的修正。

目前国际上流行采用多模型的识别方法。由于试验仪器的测量误差和环境误差等偶然误差的存在，应用于模型修正过程的试验数据具备相应的离散性。为更加准确地模拟试验结果和材料特性的统计学特征。多模型方法应用中的主要工作包括：由建模不确定性参数建立模型群，分析各模型与试验数据的拟合程度，被识别模型的筛选，以及通过一组被识别的模型进行状况评估与响应预测。在传统的大跨度桥梁的损伤诊断、工作状况评估和复杂的响应预测中，要以一个真实模拟实际结构的有限元模型为基础。经过校验的有限元模型能够全面、真实地反映结构的物理行为。

如何通过现场勘测以及静动力试验，建立准确描述结构行为的有限元模型，是解决大跨度结构损伤诊断以及健康监控的关键。通常，模型校验首先应修正建模过程中的不合理假设，在全面消除有限元模型几何尺寸和细节模拟误差的基础上，通过参数校验实现模型修正，使修正后的有限元模型全面真实地反映实际结构的几何特征和物理力学行为。作为一种广泛发展的计算仿真技术，模型修正已在机械工程、航空、土木工程等学科领域取得了大量的实践^[6,7]。根据修正方式的不同，模型修正方法分为直接修正方法和基于灵敏度分析的参数修正方法。前者通过改变系统矩阵实现模型与试验结果的匹配，在实际的应用中难以保证修正结果保留合理的物理意义。随着有限元仿真技术的发展，基于灵敏度分析的参数修正方法被日益推广，并在工程应用领域取得了长足的发展。

Friswell M I 等^[8]总结了基于振动测试的模型修正, 对于近 20 年模型校验的主要研究成果进行了综述。在该领域比较活跃的研究方向是基于灵敏度的模型修正方法。

荣见华等^[9]也从动力测试角度对有限元模型修正中的各种问题做了详细阐述。基于灵敏度分析的有限元模型修正主要被应用于参数识别与损伤识别中。不确定性参数如混凝土弹性模量、构件的几何尺寸、相邻构件连接方式以及系统边界条件等均可通过目标函数迭代优化的方式实现准确的识别。

1998 年, Fritzen C P 等^[10]提出了一种基于灵敏度分析的模型校验方法, 将其应用于识别一块铝板内部的损伤。文章通过正交化的方法实现损伤参数的降维, 并在识别过程中考虑了建模误差的对损伤识别结果的影响。

2000 年, Brownjohn J M W 等^[11]根据现场测试的模态分析结果, 通过改变斜拉桥内部混凝土单元的弹性模量和构件的几何尺寸, 对新加坡的 The Safti Link Bridge 进行了基于模态参数灵敏度分析的模型修正, 并完成了其工作状况评估。

2001 年, 张启伟等^[12, 13]依据模态频率的相对误差建立目标函数, 通过目标函数最优化的迭代搜索方法完成了香港一座斜拉桥的校验。文章指出, 迭代过程中各参数修正的界限由参数的不确定性程度决定。在此基础上, 作者进行了一座悬索桥缩尺模型的参数识别。

2003 年, Brownjohn J M W 等^[14]通过现场试验和有限元模型校验, 评估了一座新加坡的公路桥梁维修与加固的效果, 其模态测试在桥梁的正常使用状态下测取。文章指出, 模型修正的结果真实地反映了桥梁加固过程中边界条件的变化, 验证了基于现场试验与模型校验的方法在结构识别中的可靠性以及该方法在其他结构的识别与状况评估工作中的适用性。

2003 年, Gorl E 等^[15]选定模态分析的频率与振型建立目标函数, 并用其定位了一个 3 维框架中的节点损伤。

2007 年, Bijaya J 等^[16]使用灵敏度分析筛选模型中重要参数, 并在此基础上通过模态柔度目标函数的最优化完成了不确定参数的识别, 校验了一座服役期内的钢管混凝土拱桥。

2007 年, Daniell W 等^[17]通过手动修正的方法完成了一座斜拉桥的梁板模型的校验, 并进行了手动校验方法与桥梁的自动校验技术的对比分析。作者指出, 手动校验过程中可以修正模型的网格和单元类型是模型的自动修正技术所不具备的。此外, 作者指出有限元建模过程的精确性对于修正具有重要意义。

2009 年, Perera R 等^[18]指出模型修正技术是完成损伤识别的良好方法。目标函数的构成和有限元建模过程中对实际结构的细节模拟通常会对结构识别与损伤诊断产生影响。为了缩短计算时间, 作者认为建模过程适当程度的有限元假定是可取的, 且通过多种目标函数进行有限元模型修正可以极大提高结构识别的鲁棒

性。

2011年,张国刚等^[19]对一座混凝土斜拉桥完成了多种工况静载测试和模态测试,并对其梁板模型完成了基于灵敏度分析的模型校验。校验过程首先考虑了建模过程中边界条件的合理模拟,并通过 ANSYS 有限元软件的命令流实现了目标函数的迭代寻优。

2012年, Sanayei M^[20]等通过在 Vernon Avenue Bridge 在早先建造过程中安放的传感器完成了桥梁的静载卡车试验,并通过应变数据修正了一个详细的有限元模型。并对比了基于静载试验的传统桥梁评估方法和基于修正模型的有限元响应预测方法进行桥梁工作状况评估的差异。

2014年, Sipple J 等^[21]对 Powder Mill Bridge 进行了全桥模态测试,并通过相关系数的分析筛除了加速度时程数据中的噪声。依据详细的现场观测以及模态分析频响函数完成了初始有限元模型的修正,修正结果发现了桥梁一处负弯矩区域较大的刚度。

2014年, Xiao X 等^[22]在对 Stonecutters Bridge 进行了静动力试验的基础上建立了一种综合考虑模态频率以及静载应变影响线的多尺度目标函数,通过响应面的方法实现目标函数的最优化完成了桥梁的模型修正。

前述学者在模型修正领域的研究中,指出模型修正前通过详细的现场观测并建立精确的有限元模型对与模型修正的可靠性具有重要意义。通过静动力试验数据建立目标函数,使用各种最优化方法进行迭代运算可实现良好的“模型-试验”匹配。然而,大跨度拱桥结构的模型不确定性参数多,试验测试数据信息有限,且其目标函数的解空间十分复杂,模型校验结果通常容易陷入局部最优解。因而,选定结果中的重要不确定性参数并选取合适的数值优化方法是提高模型校验可靠性的关键。

大跨度桥梁结构识别研究自1980年起,国内外诸多学者,包括美国 Drexel DI3 研究所的 Aktan A E 教授团队等对于环境振动测试以及结构识别在土木工程领域的应用进行了大量的研究。

1997年, Nazmy A S 等^[23]探讨了不同设计参数下钢拱桥结构性能的变化,分析参数变化对拱桥的强度和稳定性的影响,并提出了相应类型拱桥的结构设计优化建议。识别结果指出,同时考虑屈服强度与极限强度的情况下,拱桥保持 0.25 的高跨比将最有利于其承载能力的发挥。

1998年, Aktan A E^[24]等为研究结构识别的理论部分,分别对一个桥梁 3 维模型进行了基于灵敏度分析的传统修正,并使用 Matlab 对两个 2 维模型的修正,并指出修正的结果必须保证不确定性参数物理意义的完备性。

2004年,任伟新等^[25]对田纳西河桥进行了环境振动测试,并对比了峰值提取法和随机子空间识别法的差异,指出随机子空间识别法识别出的模态振型更为准

确。文章中使用两种模型进行了基于模态参数的模型校验，并指出集中质量模型与试验结果吻合较好且可以作为对真实结果模拟的基准。

2005年，任伟新等^[26]使用多种目标函数对北川河桥完成了基于环境振动测试和灵敏度分析的模型校验，并指出校验结果在缩小3维有限元模型与试验数据误差的同时，保留了被校验参数的物理意义。

2005年，Ko J等^[27]统计出当时世界上大概有40座大跨度桥梁装配有健康监测系统，并对大跨度桥梁中健康监测系统的应用与发展做了综述。文章指出，多学科知识融合发展的健康监测技术，对于桥梁结构的修复、保养以及紧急维修具有重要意义。

2007年，Catbas FN等^[28]为了研究结构识别在大型结构中应用的困难，在一座大跨度桥梁上进行了静载试验与环境振动测试，并通过随机减量技术和复模态指示函数法识别了结构的模态参数，通过整体修正和局部修正两阶段的研究完成了一座大跨度桥梁的结构识别研究。

2008年，Filipe M^[29]研究了一种“多通道动态监测系统”，该系统能够实现桥梁的固有频率与频率域分解方法的在线自动识别，跟踪葡萄牙的 Infante D. Henrique Bridge 的前12阶固有频率。并通过有限元模型与频域分解法得到的模态频率进行匹配实现了模型修正。

2008年，Song Y等^[30]使用斯坦福大学和密歇根大学联合开发的无线传感器对厦门五缘大桥进行了模态试验，并使用随机子空间识别法（SSI）进行了工作模态分析。通过无线传感技术模态测试与有限元模态分析的结果对比，证实了无线传感技术在模态分析中的适用性。

2010年，Reynders E等^[31]分别对一座跨径为75.2米的钢拱行人桥和30米的混凝土悬带桥进行了试验模态分析、工作模态分析与混合模态测试，并对比了三者的分析结果。

2010年，Brownjohn J M W等^[32]重新完成了 Humber Bridge 的模态测试并分别使用特征系统实现算法、随机子空间识别法和多参考点最小二乘复频域法（Ploymax）对其模态参数进行了识别。

2010年，Bayraktar A等^[33]对土耳其一座双跨拱桥进行了环境振动测试，并对比了峰值提取法和随机子空间识别法进行工作模态分析的结果。在此基础上，作者通过改变模型的边界条件实现有限元模型的修正，将最大模态频率相对误差从18%降低至7%，实现了模型与试验的良好匹配。

2011年，Wei L等^[34]对一座5跨连续拱桥综合进行了完备的现场观测、环境振动测试、车桥耦合振动试验以及静载试验，通过观测桥梁与钢拱的静动力试验数据对桥梁的健康状况进行了评估，并对桥梁的维修与加固给出了合理的建议。

2011年，Pan Q等^[35]在充分分析结构识别中认知不确定性的影响下，在环境

振动测试的基础上完成了一座大跨度拱桥的结构识别研究，并根据误差理论评估了模型校验的适用性。根据工作模态分析的结果，大跨度拱桥由于其复杂的构型，存在着明显的模态空间耦合作用。

2012年，Álvarez J J等^[36]研究了在地震时程分析中大跨度桥梁的承载力和拱肋的延性，指出桥墩的两端为大跨度拱桥具有显著延性需求的部位，且轴向力的波动对拱桥的地震评估具有较大的影响。

2013年，李晰等^[37]利用设置在一座钢管混凝土拱桥上的健康监测系统，对实际结构的工作模态进行识别，依据识别结果采用零阶近似法对初始有限元模型进行了修正。

2014年，胡志坚等^[38]针对九江长江大桥主桥三联拱桥部分开展大缩尺比的静动力模型试验研究，在验证模型结构有效性与可靠性的基础上，通过各类构件的不同损伤模拟研究了结构的动力特性变化。

2014年，Costa B等^[39]对比了路易斯一世桥加固前后随机振动试验的模态分析结果。结合有模型参与的结构识别技术，论证了桥梁刚度、模态参数和边界条件之间的关系。

大跨度拱桥早期的结构识别以静载卡车试验为主，通过观测静载变形完成模型与试验的匹配。后来，由于模态测试技术以及各种工作模态分析方法的发展，环境振动测试在结构识别中扮演了越来越重要的角色。

1.2.2 人工智能方法

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是一种不依赖于被求解的目标函数导数和连续性的启发式算法。它起源于人类对自然界生物遗传与进化过程的模拟，最早于1975年被Holland J教授提出^[40]。遗传算法的优点在于其基于一个种群的并行搜索方式，极大地拓展了算法在解空间的搜索能力并保证遗传迭代过程中种群内部个体之间的有效信息交换。因为算法不依赖于目标函数的导数和先验知识，因此取得了广泛的应用，尤其适用于复杂的非线性问题以及多目标优化问题，属于人工智能的范畴^[41]。随着遗传算法的推广使用，众多学者将其应用于土木工程结构识别问题，并获取了良好的效果。通常，遗传算法在结构识别中的应用通过遗传算法求解最优化的目标函数实现，目标函数通过有限元与真实结构之间的误差建立，识别的结果是得到一个最符合试验结果的数值模型^[42]。自1980年代起，遗传算法已在工程领域取得了大量实践。

1997年，Cooper V A^[43]分别使用遗传算法、模拟退火算法和混合竞争进化方法应用于降水-渗径模型，并取得了良好的效果。

1999年，Lingireddy S^[44]将遗传算法应用于一个供水系统模型，并找到了供水网络的最佳布置。

2001年, Xia Y 等^[45]通过环境振动测试获取了一根实验室悬臂梁的模态参数, 分别使用模态频率、模态振型以及两者的结合, 三种数据建立目标函数, 使用实值编译的遗传算法完成了悬臂梁模型损伤前后的参数识别。并将此方法推广应用于一个框架结构。文章指出, 即使在有限元模型不够精确的情况下, 遗传算法同样能够实现准确的损伤识别。

2005年, Reda T 等^[46]将一种基于人工智能的结构健康监控方法应用于一座预应力混凝土桥梁, 通过模糊模式识别的方法识别出桥梁主跨下部混凝土梁 40% 的刚度损伤。

2006年, Perera R 等^[47]指出遗传算法在识别结构损伤位置以及损伤程度方面的优越性, 并在模态测试数据中加入随机误差, 考虑了噪声对于损伤识别的影响。

2007年, Perera R 等^[48]提出了一种基于模态测试与模型修正技术的两阶段构件损伤识别方法, 分别完成构件损伤发生区域与单元损伤程度的识别。并使用多目标混合优化方法以及遗传算法完成了实验室简支梁和实际桥梁的损伤诊断研究。

2010年, Koh B 等^[49]将遗传算法与粒子群优化算法应用到悬臂梁与桁架结构的损伤识别中, 其目标函数通过结构的模态频率构成。识别结果显示, 基于种群的人工智能方法在结构质量的局部损伤中实现了良好的效果。

2010年, Giuseppe C M 等^[50]进行了遗传算法在大型结构中的识别研究, 并在其中加入了亚种群方法和偏移算子以提高种群的空间搜索能力。

2011年, Thanh N 等^[51]进行了一座 100 层剪力屋架和一个 10 层框架缩尺模型的结构识别反问题研究, 通过遗传算法完成大量模型参数的识别。在加速度时程数据内含 10% 的误差的基础上, 不确定参数识别结果的平均误差被控制在 3% 以内。

2015年, Chisari C 等^[52]在先前完成的静动力试验基础上, 分别使用模态频率及振型、静载变形建立两种目标函数, 并使用遗传算法进行了一座预应力混凝土桥的结构识别研究, 取得了较好的模型修正效果。

遗传算法的迭代寻优过程是随机进行的, 然而并不类似于穷举法在解空间内进行盲目搜索, 遗传算法中种群迭代优化的过程仅占据其繁殖的早期阶段。因而可以避免繁杂的计算工作。然而, 遗传算法的识别过程并不稳定, 每次种群适应度值的计算均需要进行一次有限元分析的过程。在较小种群与较少参数的优化与识别问题中, 遗传算法通常能取得较好的效果, 然而在大型有限元分析领域, 如何提高遗传算法的计算速度成为研究过程的一个重要问题。此外, 遗传算法在参数识别中的应用还应考虑种群过早收敛和解空间局部搜索能力较差的局限性。

模拟退火算法(Simulated Annealing Algorithms, SAA) 是一种基于概率的启发式全局优化算法, 最早起源于 Metropolis 准则思想, 而后被 Kirkpatrick 引入到工程优化领域。退火算法是一种全局优化算法, 并拥有强大的局部搜索能力。其思

想启发于金属原子在退火降温过程的运动特征。在温度降低的过程中，算法交替完成“产生扰动——计算新状态目标函数值——判断是否接受扰动——降温”的进程。它的搜索方式异于传统的随机方法，在随机扰动中引入了退火的自然机理。每次迭代不仅接受“较好”的扰动，同时以一定概率接受“较差”的扰动，且随着降温过程的持续，接受较差扰动的概率逐渐降低。因而，在算法运行的初始阶段，模拟退火方法保留了较强的全局搜索能力，并在迭代的后期，通过仅接受较好的扰动使目标函数迅速趋近于附近的最优解。随着计算机科学的迅速推广，模拟退火算法在工程应用领域取得了长足的发展与广泛的应用^[53~55]。最近，工程界普遍认识到遗传算法和模拟退火算法各自的局限性，并考虑将两种算法结合应用于求解多维复杂问题中^[56]，工程界对于遗传算法与退火算法各自优点的理解衍生出最新的遗传退火算法（Genetic annealing hybrid algorithm, GAHA），该方法在保留遗传算法强大并行搜索能力的基础上引进了退火算法的 Metropolis 准则，有效避免了识别过程过早陷于局部最优的危险，并在迭代后期依旧具备了较好的种群局部搜索能力^[57]。

1.2.3 基于多模型的结构识别

由于大跨度结构的复杂特性与结构动力响应的非线性，结构识别的结果通常不具备唯一性。根据误差的参数识别理论，由误差来源的不同，有限元模型与真实结构之间的误差被分为认知误差与随机误差。其中，随机误差通常被假定为服从零均值的高斯分布。基于最优化方法的模型修正的目的在于消除认知误差的影响，然而由于不同误差之间的参数补偿可能导致错误模型被识别的可能。基于概率方法的多模型结构识别，是基于传统的单一模型识别方法和对于识别过程误差与不确定性分析的基础上发展而来。通过准确地模拟结构中两种误差的数理特性，设置合理的随机误差阈值，利用多个被校验的待选模型来预测结构响应，其研究重点在于从众多随机模型群中筛选符合试验结果的待选模型群。近年，以瑞士联邦理工 Smith 教授为首的团队开展了一系列关于多模型系统识别的研究。

1998 年，Raphael B 等^[58]提出了利用多个有限元模型来预测结构反应的概念，他们试图考虑在建模和测量过程中所有的不确定性的来源。以瑞士的 Lutrive 大桥为例，列举了近 24 种建模假设并提出了近百万种不同的模型。他们指出了传统的单模型方法进行推理存在的不足，该方法与确定性方法不同之处在于它通过搜索多候选模型(Multiple candidate model)来解释结构的测试结果，并提出了混合推理系统来进行诊断。

2003 年，Raphael B 等^[59]提出了洛桑概率的全局搜索方法(probabilistic global search lansanne, PGSL)，它是基本思路是优化解能从满意的解答点群附近搜索出来，通过对基准问题的研究发现对于多目标高度非线性目标函数，PGSL 的性能

要优于遗传算法和模拟退火算法，并能用于多模型识别。

2005年，Saitta S等^[60]指出系统识别的可靠性需要通过观测模型群的特性，把主成份分析和决策树的理论结合起来进行数据挖掘的研究。

2005年至2006年，Robert N Y等^[61]及Saita S等^[62]基于多模型识别的观点，采用了山农熵函数(Shannon's entropy function)^[63]来区分模型，测量点和测量设备通过待选模型熵最大的原则来选取，文中利用了一根实验室连续木梁模型和一瑞士自来水供水系统来验证了该方法的可靠性。

2008年，Smith I F C等^[64]在总结了以往研究工作的基础上正式提出了多模型(Multiple model approach)进行系统识别这个命题。提出了误差源分析方法和模型碎片的观点来定义多模型群，利用洛桑概率的全局搜索方法进行整体搜索，利用主成分分析和K值聚类分析相结合的数据挖掘手段，成功对Schwandbach曲线拱桥进行了基于多模型的识别。

2008年，Saitta S等^[65]仔细研究了多模型识别中的聚类技术，利用聚类技术来快速分离不正确的模型群，而快速收敛到正确的模型组群，对如何估计聚类种群和评估聚类种群的质量进行了深入探讨。本文构造的科学问题如何在第一次测量的基础上增加新的传感器及位置提高系统识别的可靠性。

2010年，Goulet J A等^[66]指出所选择的待选模型能够用来理解和预测结构的行为，因此增进结构管理者的决策制定。该方法用来对Langensand桥的结构性能进行了性能评估，从一系列的候选模型(Candidate model)预测显示位移测量结果的平均误差仅在4~7%之内，而多模型方法反应出该桥有30%富余承载力。

2010年，Saitta S等^[67]在多模型的识别过程中提出了特征选择(feature selection)的策略，它是基于封装方法(wrapper approach)，结合支持向量基(support vector machine strategy)和PGSL方法的一种综合手段。他们用基准数据对该方法进行试验研究表明该方法优于遗传算法，对于Schwandbach桥的识别表明该方法能够很好地为决策提供服务。

2015年，Pasquier R等^[68]认为由于建模假定以及不确定参数的影响，通过多模型的方法进行结构识别是一个循序渐进的过程，对于服役期较长的复杂结构提出了一种新颖的迭代识别理论，并将其应用于新泽西州的一座混凝土桥的识别研究。

2015年，Dubbs N C等^[69]对一座钢架进行了若干种方法的多模型研究，指出相比于传统的拉丁超立方抽样与数据相对误差的模型筛选以及误差阈值的模型筛选等方法，基于马尔可夫链与贝叶斯理论的多模型方法体现了最有效率的识别效果。

由于贝叶斯方法强大的数学理论基础与概率观点，基于贝叶斯统计推断的结构识别和模型校验在近年的多模型研究中获得了大量推广^[70]，其优越性体现于工

程实践的不确定参数分析中。Beck J L 和 Katafygiotis L S^[71]建立了基于统计推断的模型修正问题以及建立了利用贝叶斯技术的统计框架来表达随机误差的方法,这一方法被其他学者细化并被 Ching J 等^[72]推广。与之相关的发展还包括基于贝叶斯方法与损伤乘子相结合来修正后验概率^[73]以及发展的混合蒙特卡罗模拟方法^[12]等。

1998年, Beck J L 等^[74]使用贝叶斯统计推断原理建立了多模型校验和系统不确定性校验的理论框架。

2000年, Anik M W^[75]使用系统的工作模态分析结果识别了系统刚度,明确了结构性能退化超越界限的概率,以概率理念的视角推广了工程结构健康监控的应用。

2002年, Beck J L 等^[76]将贝叶斯方法的多模型修正和基于马尔可夫链蒙特卡罗模拟的结合,获得了系统物理参数的后验分布于似然估计。

2009年, Cheung S H 等^[77]提出了混合蒙特卡罗方法,突破了常规蒙特卡罗方法在高维参数贝叶斯推断应用中的局限性。

2009年, 易伟建等^[78]提出了基于贝叶斯推断的损伤识别方法。

2011年, Uen K V 等^[79]总结了基于贝叶斯推断的系统识别方法并将其综述为基于结构时域数据的系统识别和基于模态数据的识别。

2013年, Simoen E 等^[80]使用贝叶斯方法和模型校验完成了加州大学圣地亚哥分校的钢筋混凝土试验模型损伤积累的不确定性分析。

2013年, Jian Z 等^[81]在对一个实验室框架进行锤击法模态测试的基础上,进行了基于贝叶斯理论的多模型结构识别研究。为了提高抽样的效率,作者在文中引入了带有自适应延迟拒绝技术的马尔可夫链蒙特卡罗抽样方法。

经过多年的发展以及误差理论的推广,多模型的识别方法从早期的由拉丁超立方抽样方法与误差阈值完成的多模型筛选,逐渐发展成熟至由概率的观点完成的贝叶斯理论多模型方法。在贝叶斯理论中,如何进行高效而快速的抽样正成为结构识别领域的热点研究问题。

1.3 本文主要研究内容

为了通过现场试验和有限元方法实现准确的结构不确定性参数识别和模型修正,本文以一座新建的大跨度钢管混凝土拱桥为研究对象,通过静载卡车试验和环境振动测试分别获取了桥梁结构在实际工作状态中的静动力试验数据。在通过振动信号提取结构的模态参数信息的过程中,分别使用了基于频域数据与时域数据的两种识别方法,并在模态参数的频域识别中应用了互相关函数分析与随机减量法两种技术作为数据前处理工作。在模型修正阶段,分别使用两种策略完成了模型修正与结构识别的工作。其中一种研究方法是通过引入人工智能算法和有限

元软件 Strand7 与 Matlab 软件的交互技术实现修正目标函数的自主迭代寻优，得到一个与现场试验最佳匹配的模型。相比于传统的迭代寻优算法，人工智能算法具备不依赖先验知识、提高目标函数收敛的速度并防止收敛过程陷入局部最优等优点。本文分别使用单纯型搜索算法、遗传算法、模拟退火算法、和遗传退火算法进行了传统的基于单一模型的模型修正结构识别研究。另一方面，为了真实地模拟试验结果的数理特性，通过对各种测试数据误差分布的假定，本文从多模型和贝叶斯统计推断的角度分析了依托多种可能性模型强化结构识别可靠性的问题。

本文主要的研究内容如下：

(1)通过一座大跨度拱桥的现场静动力试验得到了实际结构真实全面的实验数据。包括现场观测、静载卡车试验和环境振动测试。并根据设计资料和现场观测结果建立了精确的有限元模型，全面筛除建模过程引入几何参数误差。

(2)对大跨度拱桥现场模态测试数据的工作模态分析过程中，分别使用基于频域数据的复模态指示函数法 (CMIF) 和基于时域数据的随机子空间识别法 (SSI) 完成数据分析。在使用 CMIF 方法的过程中，为了筛选可靠的数据并获得稳定的结果，对比使用了互相关函数法 (Cross Correlation, CC) 和随机减量技术 (Random Decrement, RD) 进行数据前处理工作。为了分析大跨度拱桥中各个构件的振动耦合作用，本文分别分析了实际结构的桥面板与钢拱在竖向和横向两个方向的振动模态。

(3)验证人工智能算法在数值仿真模型的目标函数的迭代寻优和准确结构识别中的适用性。在此基础上使用三种人工智能算法进行了来华大桥的结构识别，并将三种算法的中间过程和迭代结果进行对比，最终得到一个能够真实准确反映结构状况的有限元模型。

(4)使用数值算例验证了多模型方法和贝叶斯统计推断在结构识别问题中的适用性。并将其应用于来华大桥的参数识别研究，使用贝叶斯估计的方法完成结构不确定性参数的识别。

第2章 大跨钢管混凝土拱桥现场静动力试验

2.1 引言

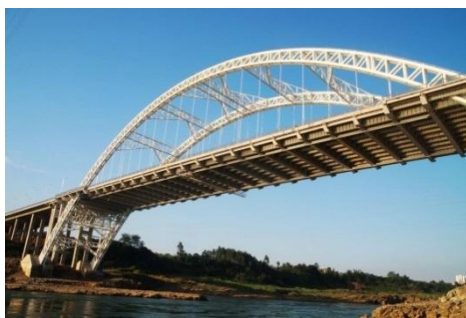
在桥梁投入实际使用之前进行现场静动力试验可以全面地获取大跨度桥梁真实的静力及动力性能，通过与有限元建模等数学方法得到的模型分析结果进行对比可以明确结构的当前工作状态，并判定桥梁是否满足通车正常使用的要求。为了检验来华大桥当前工作状态是否满足相应的规范和使用要求，确保桥梁在未来服役期内的安全可靠和长期使用性能，湖南大学大型土木工程结构健康监测研究团队（www.hnutest.com）对来华大桥进行了现场勘查、载重卡车试验和全桥模态测试等，收集了全面的试验数据。结合详细的现场勘查获取的桥梁主要构件的几何特性，为后续有限元数值分析以及模型修正奠定基础。此外，本文还依据相关规范规定对结构的正常荷载作用下的使用性能完成评价，全面评估了结构的工作状况。

2.2 试验对象

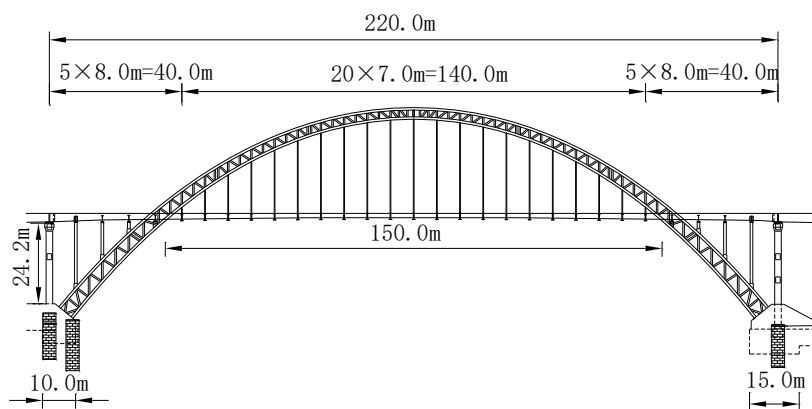
来华大桥建成于 2012 年，位于广西来宾市，是跨越红水河的一座特大型中承式钢管混凝土拱桥。桥面全长 465m，包括 220 m 的主桥部分以及南北两侧分别为 90 m 和 155 m 的预应力混凝土连续箱梁桥，主桥桥面宽为 32m。拱肋形式为中承式双肋悬链线无铰拱，跨径 210.00 m，矢高 60 m，矢跨比为 1/3.5，拱轴系数 $m=1.543$ 。每片拱肋由 4 根 $\phi 750 \times 20$ (16) mm 的 Q345 钢管组成，内部灌注 C50 微膨胀混凝土。拱肋的上弦和下弦横向两片钢管之间使用 $\phi 550 \times 16$ (12) mm 的平联钢管联接，平联管内亦灌注 C50 混凝土。上、下弦拱肋之间使用 $\phi 450 \times 12$ mm 钢管作为腹杆，组成桁式结构。每片拱肋宽 2.0 m，拱肋截面高度沿桥梁纵向变化，拱脚处的径向高度为 5.5m，拱顶处为 3.5m。桥面上、下游两侧的拱肋间距为 27.0m，桥面以上拱肋之间设置 6 道 K 型横撑、桥面以下设置 2 道 K 型横撑和 2 道对 K 型横撑。每道横撑均为空钢管桁架，由上、下弦 $\phi 500 \times 12$ mm（直撑）和腹杆 $\phi 351 \times 10$ mm 组成，主拱肋共设横撑 10 道。

桥面上、下游两侧各布设 8 根立柱，共 16 根，其材料均为 $\phi 800$ 的钢管混凝土构件，内部灌注 C50 混凝土。42 根吊杆内部的拉索均采用低应力防腐平行钢丝 PES(FD)，屈服强度为 1670 MPa，相邻两根拉索沿纵向的间距为 7.0 m。由于基础的地质条件较好、基岩裸露且承载能力高，桥梁建设过程中采用了扩大基础。其为了承受拱肋传递的荷载，拱肋两端的支座为实体钢筋混凝土墩块，内部嵌固

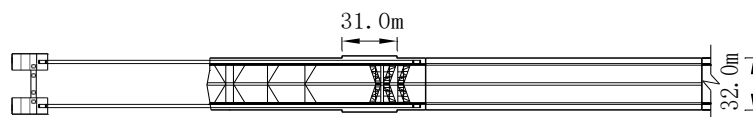
预埋钢构件。来华大桥现场照片以及来华大桥设计图可见于图 2.1。其中， $\phi 351 \times 10$ 表示钢管构件的直径为 351mm 且厚度为 10mm。



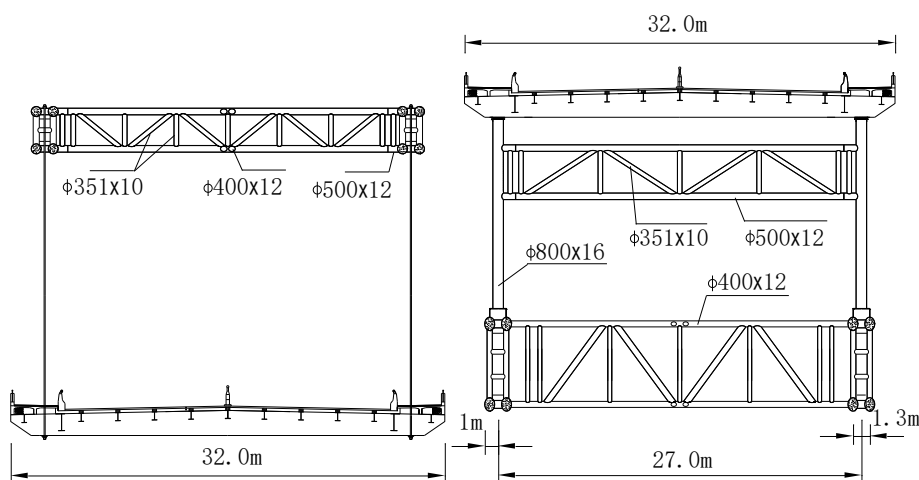
a) 来华大桥照片



b) 来华大桥设计图立面图



c) 来华大桥设计图平面图



d) 来华大桥横断面图

图 2.1 来华大桥设计图

2.3 试验测试内容及方案

为了全面地了解来华大桥成桥状态，湖南大学大型土木工程结构健康监测研究团队于 2013 年 7 月对该桥进行了成桥试验。的静动力特性并实现准确可靠的结构识别，本文对研究对象进行完备的现场静动力试验。测试内容包括：主桥桥面线型测试、基于振动法的索力测试、静载卡车试验，控制截面的应变测试、主跨桥面与钢拱环境振动测试、主桥桥面跑车、刹车和跳车试验。本文为后续研究需要，仅列出桥梁静载试验与环境激励振动试验。

2.4 桥梁静载试验

静载试验是用于认知结构特性最常规的方法。其加载过程通常是从未施加荷载的状况开始，逐级加载至预设的量级。对于初始建成的大跨度拱桥，静载控制试验主要包括在各种不同的卡车荷载组合作用下，钢管混凝土拱和主跨桥面竖向挠曲变形以及部分控制截面的应变。本文所研究的来华大桥建成状态下的静载试验主要目的是为了从静载变形的角度评估桥梁的当前工作状态，并为后续结构识别工作提供依据。

桥面板的测点布置在沿桥面主跨纵向均匀分布的 8 个等分点上，位于桥面防撞栏内侧平坦处。待每个工况下加载稳定后，分别采用电子水准仪和光学水准仪进行测量读数，并相互校核测试结果。钢管拱的竖向变形观测由全站仪完成，测试前预先将全站仪棱镜安放在钢管拱上各个 8 等分点的位置，分别使用上下游河滩安置的全站仪测量各个测点的位移结果。

2.4.1 加载方式

试验采用载重卡车完成加载，每台载重卡车所产生的竖向荷载总计为 300 kN。其中，前轴处为 70 kN，后轴 1 与后轴 2 重力均为 115 kN。加载车辆的尺寸示意图如图 2.2。

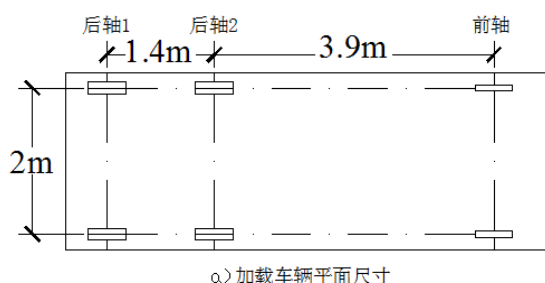


图 2.2 加载车辆平面尺寸图

2.4.2 工况设置

根据《公路桥梁承载能力检测评定规程》规定，在利用载重卡车进行加载试验时，需要明确来华大桥主桥沿桥面纵向的1/2位置处和1/4位置处截面的最大弯矩。因而，预设工况的加载位置也主要集中在相应位置，按照不同的车辆排列方式分别设置为沿桥梁纵轴对称加载和偏心加载的两种形式。静载试验采用分级加载的方式，包括“空载-加载-卸载”的全过程，共预设了20个加载工况，各个工况的测试内容如表2.1所示。其工况示意图以及部分现场测试照片如图2.3~2.5所示。

表 2.1 主桥加载工况列表

工况编号	主跨 1/2 位置加载	工况编号	主跨 1/4 位置加载
1	空载	11	空载
2	4 台卡车对称放置	12	5 台卡车对称放置
3	6 台卡车对称放置	13	8 台卡车对称放置
4	8 台卡车对称放置	14	10 台卡车对称放置
5	4 台卡车对称放置	15	5 台卡车对称放置
6	空载	16	空载
7	4 台卡车偏向西侧放置	17	5 台卡车偏向西侧放置
8	8 台卡车偏向西侧放置	18	10 台卡车偏向西侧放置
9	4 台卡车偏向西侧放置	19	5 台卡车偏向西侧放置
10	空载	20	空载

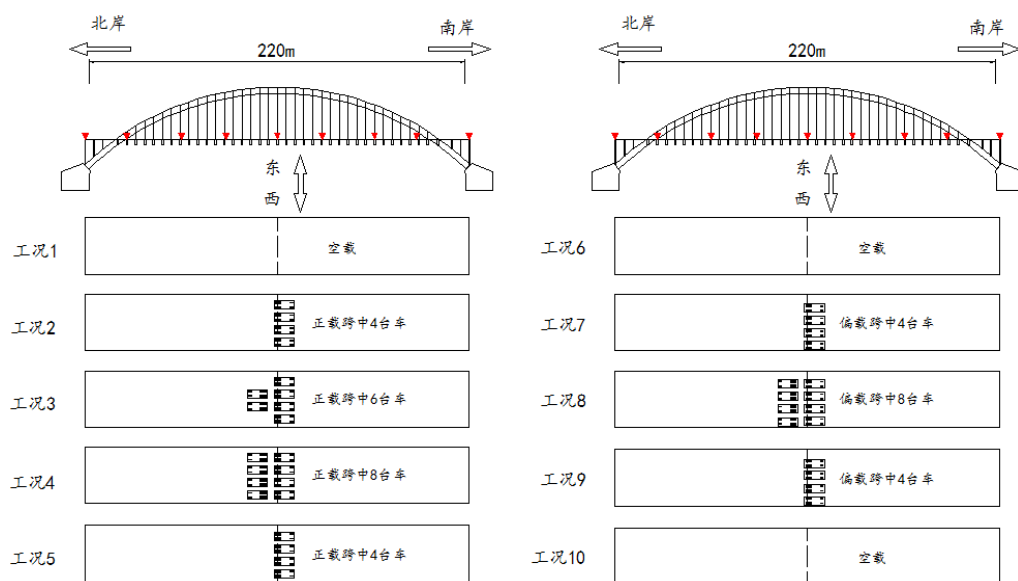


图 2.3 主桥 1/2 位置加载工况示意图

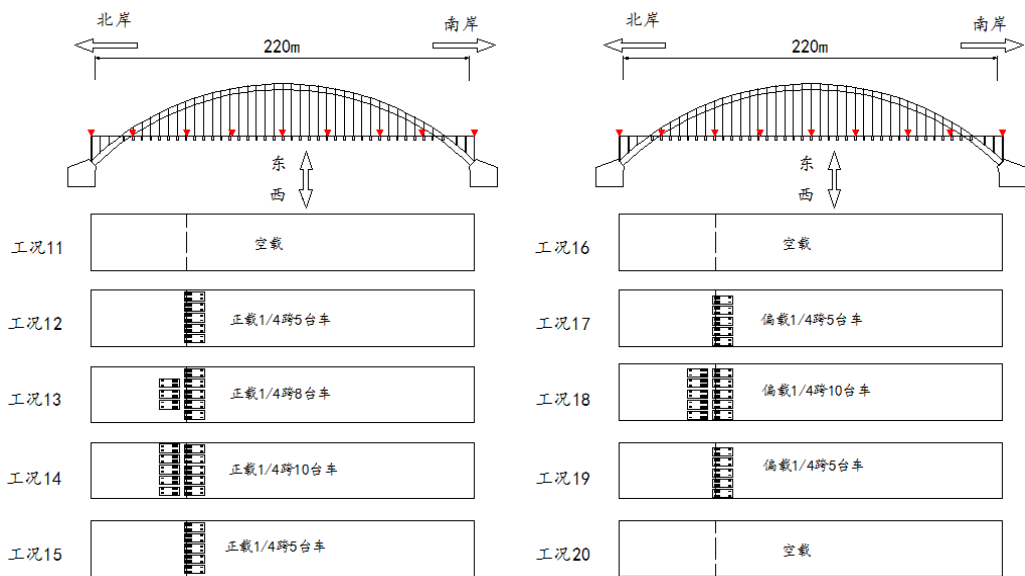


图 2.4 主桥 1/4 位置加载工况示意图



a) 主跨 1/2 位置对称加载 4 台车



b) 主跨 1/2 位置对称加载 8 台车



c) 主跨 1/4 位置加载 5 台车



d) 主跨 1/4 位置加载 10 台车

图 2.5 载重卡车加载试验照片

2.4.3 桥面板挠曲位移测量

主跨桥面的测点布置在沿桥梁纵向分布的跨中的 8 等分点上，采用水准仪标尺进行水准观测读数，为保持每次读数的一致性，水准尺尺垫安装在桥面防撞栏内侧平坦处，在观测时利用电子读数水准仪和光学人工读数水准仪各一台进行观测并相互校核结果。由于桥面总长 220m，为保证关键测点的测量数据的准确性，

每个水准仪均采用两个测站进行观测。桥面位移水准测点布置图如图 2.6 所示，现场测试照片如图 2.7 所示。

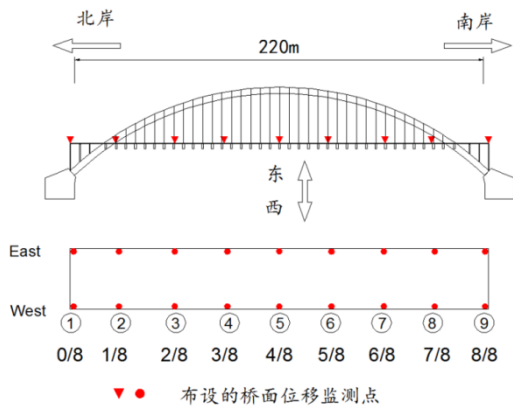


图 2.6 位移水准测点布置图

图 2.7 现场水准观测照片

2.4.4 钢拱挠曲位移测量

在拱圈的测试前，通过在其与桥面板 8 等分测点相对应的位置安放全站仪棱镜，分别在桥梁上游与下游的河滩上利用全站仪观测桥梁在加载过程中的变形。全站仪棱镜布点示意图如图 2.8 所示，现场观测照片以及棱镜的安放照片如图 2.9。

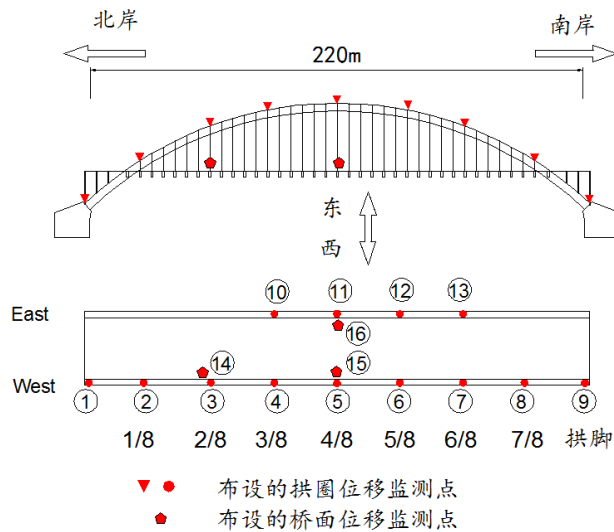


图 2.8 全站仪棱镜布点示意图



图 2.9 现场全站仪观测照片

2.5 全桥模态测试

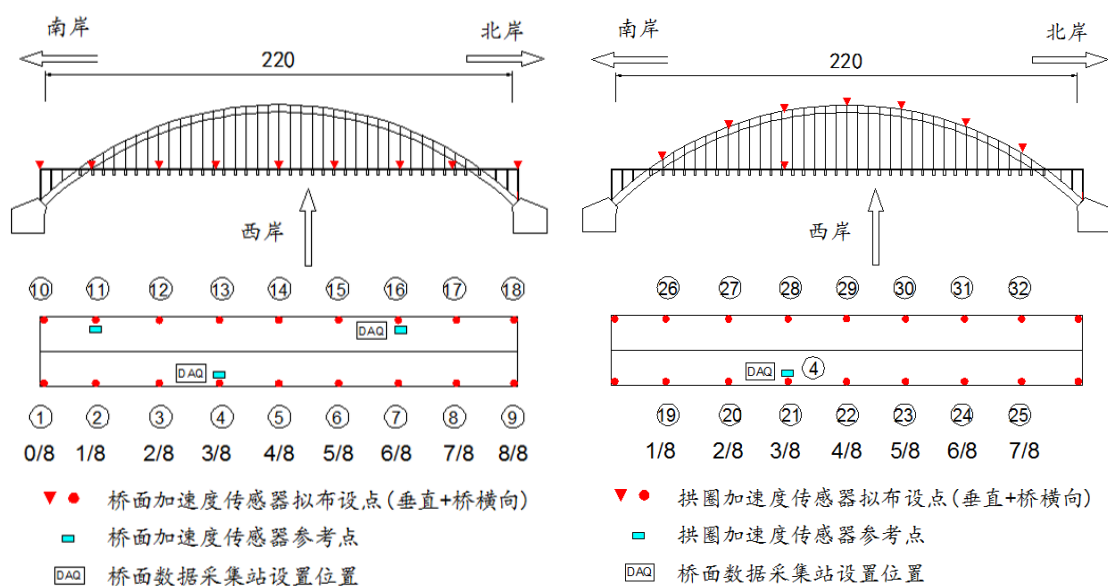
桥梁的动力特性（自振频率、振型、阻尼系数等），是进行风振和地震响应分析的基础，同时也可作为对结构损伤识别或质量评定的依据。它只与结构本身的固有性质有关（如结构的组成形式、刚度、质量分布、材料性质等），而与荷载等其它条件无关，是桥梁结构振动系统的基本特征。结构的物理特性发生变化时（开裂、尺寸变化、材料力学性能退化等），不仅桥梁结构的静力特性（变形、应力等）会发生变化，动力特性也相应发生变化。通过现场环境振动测试了解桥跨结构的动力特性，测试主桥桥面和钢拱的各控制截面的在使用荷载作用下的随机振动数据，并通过数据筛选处理和工作模态分析提取结构整体的模态参数（模态频率、阻尼和振型等）。因此，通过现场模态测试对于识别桥桥梁的工作状况以及进行可靠的模型修正具有重要意义。

2.5.1 环境振动测试

在桥梁结构的模态试验中，根据输入激励的不同，可将模态测试方法分为冲击振动测试与环境振动测试。其中，冲击振动测试需要足够激发起桥梁结构感兴趣频带内的模态振动的激振器，在测试过程中，环境振动通常被假定为噪声干扰。由于在大跨度拱桥中，现场试验条件复杂、结构激励所需能量高且激振器移动困难往往限制了冲击振动测试在大跨度桥梁中的应用^[82]。目前的大跨度桥梁通常采用环境振动如车辆与行人荷载、风荷载、地脉动等作为系统输入，并将其假定为涵盖了结构感兴趣频带的高斯白噪声。环境激励信号通常代表了结构在真实使用状况下的实际激励输入，因而，基于环境振动的模态测试全面反映了结构最真实的工作状况。此外，相比于冲击振动测试，环境振动测试还具备经济、操作方便、不影响结构正常使用等优点。

2.5.2 测点与工况布设

本文的环境振动测试主要用来测取桥面板以及拱肋在外界环境激励（风力、地脉动、水流和行人荷载等）作用下各个方向的振动模态，测点布置以及相应参考点的选取如下表 2.2 和图 2.10 所示。数据采集工作通过 8 通道 LMS Cadax-8 系统与 KD12000L 超低频加速度传感器（灵敏度为 20mv/g）完成。在桥面板模态振动测试过程中，2 个参考点（第 4#和 16#测点）传感器的固定布置，其余 6 个通道所连接的传感器被作为移动测点。每次测试中，首先将传感器垂直放置完成垂直方向的加速度时程响应测试，然后将传感器水平放置测试全桥横向弯曲模态。在对拱圈进行测试的时，以第 4 #测点为参考点，其余 7 个测点布设在拱肋上。所有测试的数据采集时间统一为 20 分钟，采样频率取为 512Hz。



a) 桥面测点布置图

b) 拱圈测点布置图

图 2.10 全桥模态测试

表 2.2 来华大桥全桥模态测试工况

工况	移动测点	参考点	方向	测试位置
1、2	2, 3, 5, 6, 7, 8	4, 16	竖向/横向	桥面
3、4	11, 12, 13, 14, 15, 17	4, 16	竖向/横向	桥面
5、6	1, 2, 3, 10, 11, 12	4, 16	竖向/横向	桥面
7、8	7, 8, 9, 15, 17, 18	4, 16	竖向/横向	桥面
9、10	19, 20, 21, 22, 23, 24, 25	4	竖向/横向	钢拱
11、12	26, 27, 28, 29, 30, 31, 32	4	竖向/横向	钢拱

2.6 本章小结

本章简要介绍了来华大桥现场静动力试验，包括：详细的现场勘查、载重卡车试验和环境振动测试。为了准确模拟来华大桥的结构细节，现场勘查过程采集了大量结构细节照片，为后文中有限元模型中结构细节的精确模拟以及模型修正过程中几何参数误差的消除奠定了基础。静载卡车试验与环境振动测试分别统计了拱桥在卡车稳定加载作用下的变形和桥面以及钢拱上关键测点沿竖向和横向的加速度时程响应数据，为后文的工作模态分析，基于单一模型目标函数最优化方法的修正以及基于多模型方法的参数识别提供了数据支持。

第3章 大跨钢管混凝土拱桥工作模态分析

3.1 引言

大跨拱桥因其跨度较大，在风荷载和地脉动等动力荷载作用下的动力特征明显。相对于静载试验，模态分析致着重于结构动力特征的研究，是系统识别在工程振动领域中的应用。模态是机械结构的固有振动特性，通过振动信号的分析得到相应的模态频率、阻尼比和振型（统称为模态参数）。模态参数可由计算或试验分析取得，每个计算、试验分析过程称为模态分析。若分析过程是通过有限元计算的方法得到的，则称为理论模态分析；若是通过现场试验将采集的输入与输出信号通过参数识别方法取得，则称为试验模态分析。不测取输入信号的试验模态分析过程，则称为工作模态分析（Operational Modal Analysis, OMA）。根据不同的非参数模型又可将模态分析方法区分为基于频域数据和基于时域数据的参数识别，其中基于频域数据的识别方法以频响函数为基础，基于时域数据的识别方法以脉冲响应函数为基础。

本文分别使用基于频域数据的复模态指示函数法（Complex Mode Indicator Function, CMIF）和基于时域数据的随机子空间识别法（Stochastic Subspace Identification, SSI）对来华大桥的桥面和钢拱在竖向、横向两个方向的模态参数进行了分析。在使用 CMIF 方法之前，分别使用了相关函数（Cross Correlation Function, CC）和随机减量技术（Random Decrement, RD）作为数据预处理，并相互校核了最终的模态识别结果。

3.2 模态参数识别理论

3.2.1 系统动力学方程以及模态叠加原理

工程结构的系统振动方程可以写为

$$M\ddot{x}(t) + C\dot{x}(t) + Kx(t) = f(t) \quad (3.1)$$

其中， M 表示表示系统质量矩阵， C 为阻尼矩阵， K 为刚度矩阵。 $f(t)$ 表示外界输入。根据 Rayleigh 阻尼假定，将比例阻尼矩阵表示为质量矩阵和刚度矩阵的线性叠加，即：

$$C = \alpha M + \beta K \quad (3.2)$$

对坐标系进行变换，令：

$$x(t) = \sum_{i=1}^n q_i \varphi_i \quad (3.3)$$

其中, ψ_i 是一组相互独立的特征向量。带入方程(3.1)中得到

$$M \sum_{i=1}^n \ddot{q}_i \varphi_i + C \sum_{i=1}^n \dot{q}_i \varphi_i + K \sum_{i=1}^n q_i \varphi_i = f(t) \quad (3.4)$$

左乘 φ_i^T 后得到:

$$m_r \ddot{q} + (\alpha m_s + \beta k_s) \dot{q} + k_r q = \varphi_i^T f(t) \quad (3.5)$$

将外界激励写成复数形式, $f(t) = F e^{j\omega t}$, 则根据式(3.1)可知, $q = Q e^{j\omega t}$, 式(3.5)转化为:

$$\begin{aligned} (-w^2 m_r + j\omega c_r + k_r) Q e^{j\omega t} &= \varphi_i^T F e^{j\omega t} \\ Q &= \frac{\varphi_i^T F}{(-w^2 m_r + j\omega c_r + k_r)} \end{aligned} \quad (3.6)$$

则结构的位移响应:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n q_i \varphi_i = \sum_{i=1}^n Q \varphi_i e^{j\omega t} = \sum_{i=1}^n \frac{\varphi_i^T \varphi_i}{(-w^2 m_r + j\omega c_r + k_r)} F e^{j\omega t} \quad (3.7)$$

由此可见, 系统的位移响应可以由一组模态求和叠加得到, 基于系统动力学振动方程的模态叠加理论成为联系系统动力响应和静载变形的纽带。类似于传统的静载变形试验, 环境振动测试从系统的模态分析角度全面地反映了系统关于质量、阻尼与刚度的信息, 在大型复杂结构的系统识别中发挥着重大的作用。

3.2.2 相关函数分析

相关是对客观事物之间紧密关系的表达。相关函数表示环境振动信号在不同的瞬间的相互关联程度, 也可以定义为一段环境振动信号与另一段振动信号的相似度。对同一个样本信号在不同的时间坐标时的相似度分析称为自相关函数, 对两个样本信号随时间的变化进行相似度分析的过程称为互相关函数。自相关函数有助于提取随机信号中的周期信号, 周期信号的自相关函数仍旧是周期信号, 而随着延迟增加, 高斯白噪声信号的自相关函数将衰减到零。类似于自相关函数, 频率相同的两个信号的互相关函数仍旧是周期信号且其周期不变, 若两个信号之间没有同频率的成分, 则随着延迟增加, 互相关函数趋于零。因此, 互相关函数法可以被广泛地应用于求淹没在噪声中的信号。

互相关函数是研究两个随机信号 $x(t)$ 和 $y(t)$ 在不同时刻的相互关系, 它深刻地揭示了环境振动信号的波形结构。自相关函数 $R_{xx}(t)$ 和互相关函数 $R_{xy}(t)$ 的数学表达分别如公式 (3.8) 和 (3.9) [83]:

$$R_{xx}(t_1, t_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x(t_1) x_2(t_2) p(x_1, x_2, t_1, t_2) dx_1 dx_2 \quad (3.8)$$

$$R_{xy}(t_1, t_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x(t_1) y(t_2) p(x, t_1, y, t_2) dx dy \quad (3.9)$$

其中, $p(x, t_1, y, t_2)$ 表示变量 $X(t)$ 与 $Y(t)$ 的联合概率密度函数。

3.2.3 随机减量技术

随机减量法是一种信号预处理方法, 其基本原理是通过将原始信号 $x(t)$ 裁剪成等长度的若干段, 然后在时域内将若干信号叠加并得到一条自由衰减的信号。对公式 (3.1) 进行求解, 系统受到外界环境振动激励作用下的响应可以分为两部分, 即确定性解 (系统自由振动的解) 和受迫振动的解。由于假定环境振动信号为高斯白噪声, 故受迫振动的响应是服从正态分布的, 通过对信号进行多次的平均, 受迫振动的响应部分的影响被缩小至最低, 可视为系统的响应仅仅由确定性解得到。随机减量法通过取一组系统振动的样本数据 $x_k(t) (k=0, 1, 2, 3 \dots n)$ 来估计结构在自由振动情况下的确定性解^[84]。所有样本必须满足:

- (1) 样本来源于同一个分布;
- (2) 样本具有相同的初始条件;
- (3) 样本之间相互独立。

在随机信号 $x(t)$ 上选取一个合适的幅值 r 在信号的上下边界之间, 在信号曲线上找到时间序列 $t_i (i=1, 2, 3 \dots n)$ 满足 $x(t_i)=r$, 则令

$$x_k(t) = x(t + t_i) \quad (3.10)$$

以上操作相当于把原始振动信号 $x(t)$ 的坐标原点分别移动到 $x(t_i)$ 得到一组新的样本, 对新样本数据取平均得到

$$\delta(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_k(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x(t + t_i) \quad (3.11)$$

$\delta(t)$ 即为构造出的趋近于自由衰减的信号。

3.3 随机子空间识别方法

随机子空间算法是一种时域模态参数识别方法。主要包括三个方法: 即协方差驱动的随机子空间算法、数据驱动的随机子空间算法和扩展 Kalman 滤波算法, 本节只针对协方差驱动的随机子空间算法做详细介绍。其主要思想是以状态空间模型为识别模型, 以协方差为统计量, 利用信号和噪声的不相关性来去除噪声, 最后采用奇异值分解法来识别结构的模态参数^[85]。其基本假定是假定输入为随机白噪声, 其理论基础是时域的状态空间方程。对公式 (3.1), 令 $f(t) = Bu(t)$, 其中 B 为激励的输入位置矩阵, 同时令:

$$x_1(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \end{bmatrix}, \quad A_c = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -M^{-1}K & -M^{-1}C \end{bmatrix}, \quad B_c = \begin{bmatrix} 0 \\ M^{-1} \end{bmatrix} B$$

则可得到:

$$\dot{x}_1(t) = A_c x_1(t) + B_c u(t) \quad (3.12)$$

其中, A_c -- 系统状态矩阵;

B_c -- 系统输入矩阵;

$x_1(t)$ -- 系统状态向量;

假定输出响应为加速度、速度以及位移的组合:

$$y(t) = C_a \ddot{x}(t) + C_v \dot{x}(t) + C_d x(t) \quad (3.13)$$

则得到:

$$y(t) = C_c x(t) + D_c y(t) \quad (3.14)$$

其中: $C_c = [C_d - C_a M^{-1} K \quad C_v - C_a M^{-1} C]$ $D_c = C_a M^{-1} B$

C_a -- 加速度输出矩阵;

C_v -- 速度输出矩阵;

C_d -- 位移输出矩阵;

可将振动系统的微分方程转化为连续状态方程:

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = A_c x_1(t) + B_c u(t) \\ y(t) = C_c x(t) + D_c y(t) \end{cases} \quad (3.15)$$

由于试验测试的数据是离散的。因此, 实际应用中需要将连续的状态方程转化为离散的状态方程, 假定采样的时间间隔为 Δt , $t_{k+1} = t_k + \Delta t$, 则由微分方程知识可知系统的离散状态方程为:

$$\begin{cases} x_{k+1} = A x_k + B u_k \\ y_k = C x_k + D u_k \end{cases} \quad (3.16)$$

其中, $A = e^{A_c \Delta t}$, $B = [A - I] A_c^{-1} B_c$ 。由于实际测试中的不确定性, 在公式(3.16)中加上噪声的影响, 将其写为:

$$\begin{cases} x_{k+1} = A x_k + B u_k + w_k \\ y_k = C x_k + D u_k + v_k \end{cases} \quad (3.17)$$

w_k, v_k 分别表示由于测试过程的不完备导致的过程噪声与输出响应的量测噪声。为了简化描述, 通常将其假定为均值为零的高斯白噪声, 并且二者的协方差满足:

$$E \left(\begin{bmatrix} w_k \\ v_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_k^T, v_k^T \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} Q & S \\ S^T & R \end{bmatrix} \delta_{pq} \quad (3.18)$$

δ_{pq} 为 kronecker 积算子。

随机子空间算法的步骤包括: 通过输入数据 u_k 和输出数据 y_k 构造 Hankel 矩阵; 将 Hankel 矩阵分块后进行行空间投影; 由投影进行奇异值分解得到广义能观矩阵和状态序列, 并最终确定系统矩阵 A, B, C, D 。Hankel 矩阵的构造方法如下:

$$H = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \cdots & y_j \\ y_2 & y_3 & \cdots & y_{j+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_i & y_{i+1} & \cdots & y_{j+i-1} \\ y_{i+1} & y_{i+2} & \cdots & y_{j+i} \\ y_{i+2} & y_{i+3} & \cdots & y_{j+i+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{2i} & y_{2i+1} & \cdots & y_{j+2i-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{\text{past}} \\ Y_{\text{future}} \end{bmatrix}$$

其中, y_k 是测试过程中第 k 时刻所有通道测试的数据, j 为采样点的个数。 Y_{past} 和 Y_{future} 分别被看作为响应输出的 Hankel 矩阵中“曾经的成分”和“将来的成分”。通过一系列投影运算、卡尔曼滤波运算和奇异值分解后得到系统的状态矩阵 A, C 。由矩阵 A 的特征值分解以及连续状态矩阵和离散状态矩阵的关系可得出连续系统矩阵 A_c 的特征值 λ_i^c , 再由式(3.19)可确定系统的模态参数。

$$\lambda_i^c = -\zeta_i \omega_i \pm j \omega_i \sqrt{1 - \zeta_i^2} \quad (3.19)$$

3.4 复模态指示函数方法

在基于频域数据的模态参数识别中, 首先应完成数据筛选、滤波、加窗、快速傅立叶变换等工作。在此基础上可以分别使用基于互相关函数法的频域数据平均和频响函数估计, 以及基于随机减量法的时域数据平均和频响函数估计完成数据预处理工作。在数据后处理工作中, CMIF 方法通过对频响函数矩阵中每一条谱线构成的正规矩阵完成奇异值分解得到, 正规矩阵由频响函数矩阵左乘 Hermitian 矩阵求得。对每一条谱线上的频响函数进行特征值分解得到:

$$H(j\omega) = [U][S][V]^H \quad (3.20)$$

U, V 分别为左奇异矩阵和右奇异矩阵。式中, S 是一个 $r \times r$ 的对角矩阵。 r 由在特定频率点的主模态个数决定, 即对特定频率点处对结构响应有贡献的模态个数。在计算中, 由于特征值分解是针对正规矩阵完成。因此, CMIF 等于特征值的 2 范数, 而 CMIF 图峰值处的横坐标则对应相应的模态频率。正规矩阵的分解可表达为:

$$[H(j\omega)]^H [H(j\omega)] = [V(j\omega)][\Sigma^2(j\omega)][V(j\omega)]^H \quad (3.21)$$

$$CMIF_i(j\omega) = \sigma_i^2(j\omega) \quad (3.22)$$

$CMIF_i(j\omega)$ 为第 i 阶模态的副模态指示函数值, σ_i 为频响函数在频率 ω 处的第 i 个特征值。

3.5 工作模态分析

本文所测取的来华大桥桥面板以及钢拱的振动模态均由环境振动作为激励触发产生。模态参数识别过程主要由 CMIF 方法结合互相关函数方法和随机减量技术作为数据前处理完成，共识别了桥梁在横向与竖向两个方向的模态。为了提高桥面竖向振动模态参数的可靠性，在桥面板竖向振动测试中，额外采用了 SSI 方法识别了其模态参数。SSI 方法识别的稳态图中，横轴为频率，左边纵轴为频响函数实部幅值，右纵轴为假定的极点数目。 f, d, v, s 分别表示假定极点增加时，在给定精度内频响函数分别在频率、频率和阻尼、频率和模态参与因子、频率和阻尼以及模态参与因子处均保持稳定状态。通常，稳态图中纵向一致显示 s 处对应的频段预示结构识别相应的模态。在 CMIF 方法应用的过程中，首先假定参考点的加速度信号为振动激励信号，分别通过互相关函数、自相关函数以及随机减量法完成信号平均并由传递函数得到结构的伪频响函数(pseudo-FRF)，而后在 CMIF 图中提取峰值模态，具体的模态提取过程由两部分组成，即数据前处理过程与模态参数识别过程，具体步骤如图 3.1。

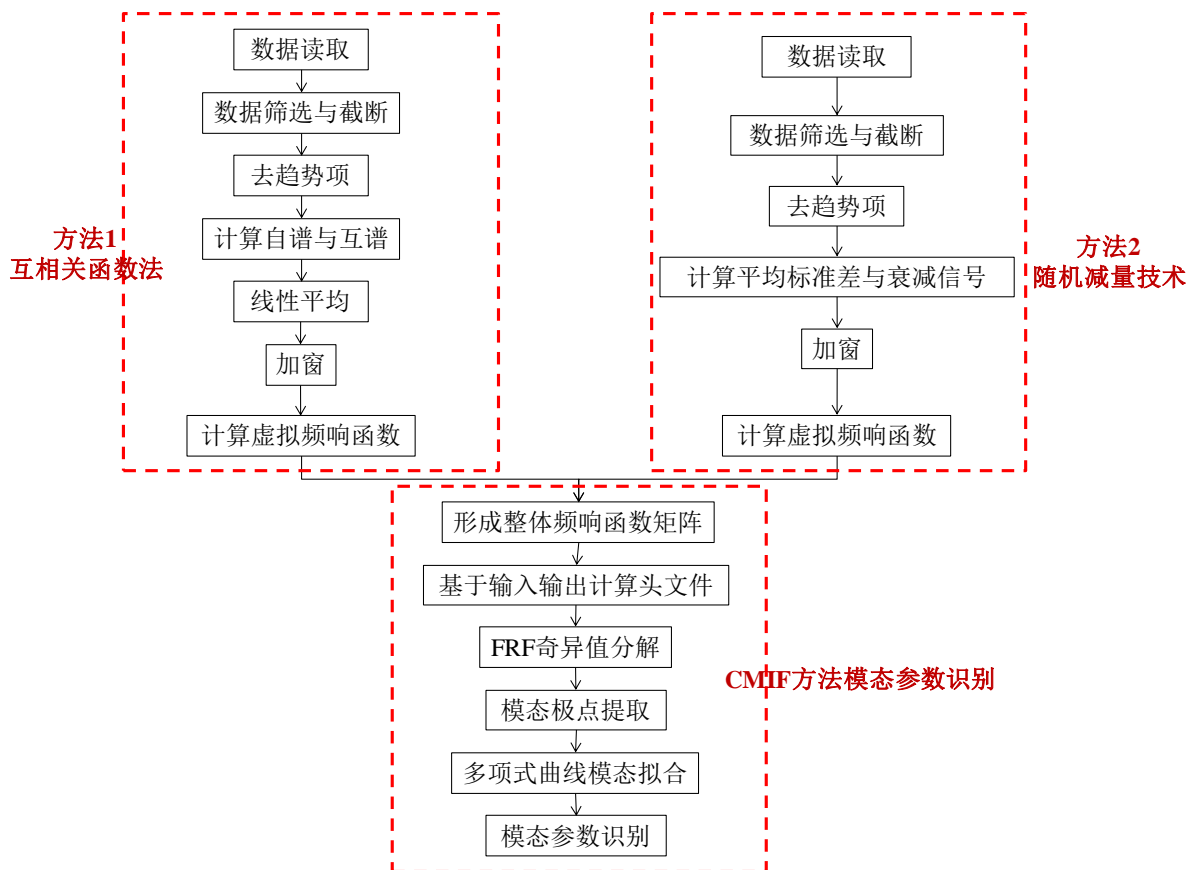
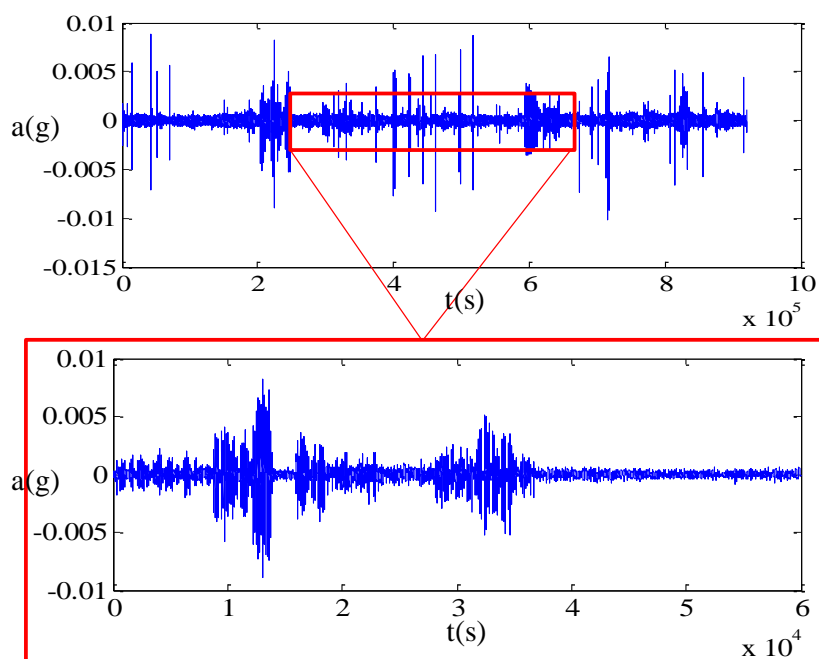


图.3.1 CMIF 方法模态参数识别流程图

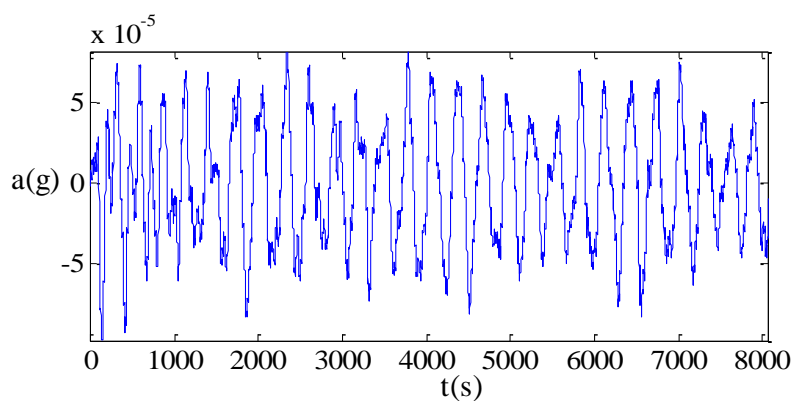
3.5.1 数据前处理过程

为防止测试过程中信号中的噪声干扰，工作模态分析应首先在检查数据的基础上对其进行筛选，截取较好的振动加速度信号。为防止分析过程中因为数据泄

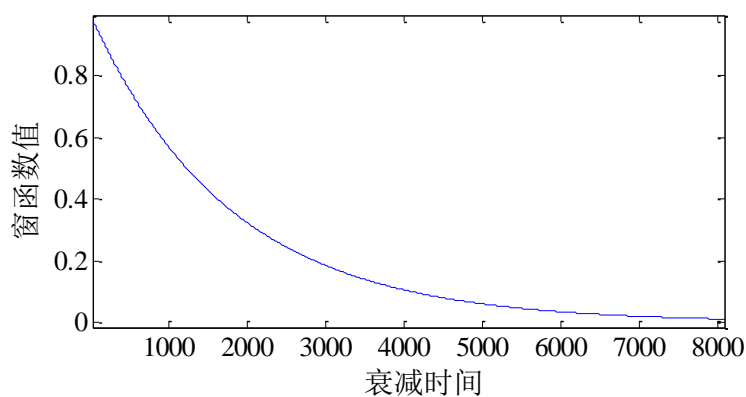
漏导致的误差，需要对数据进行加窗，常用方法有加矩形窗和指数窗等。在互相关函数法中，通过分别计算测点与参考点的互谱以及参考点的自谱，并根据截断数据与谱线数的比值确定线性平均的样本数目。完成数据平均后，伪频响应函数可以由测点的互谱与自谱的比值得到。在运用随机减量法进行数据前处理工作的过程中，数据平均是基于时域衰减信号完成，参与平均的样本数目同样由截取运算的数据长度以及模态测试中的谱线数决定。以随机减量法为例的桥面板竖向振动4号测点的数据前处理过程如图3.2所示。



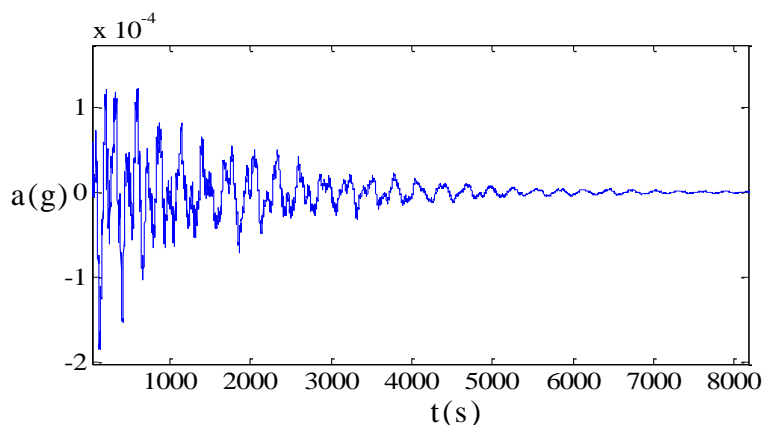
a) 原始数据截断与噪声剔除



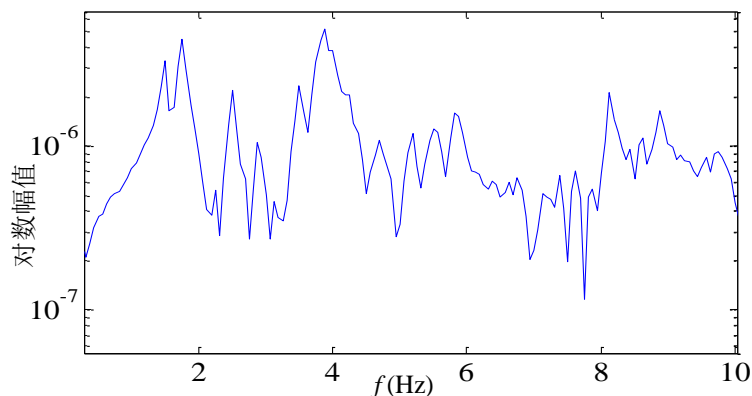
b) 数据分段与时域平均结果



c) 指数窗函数



d) 数据衰减信号

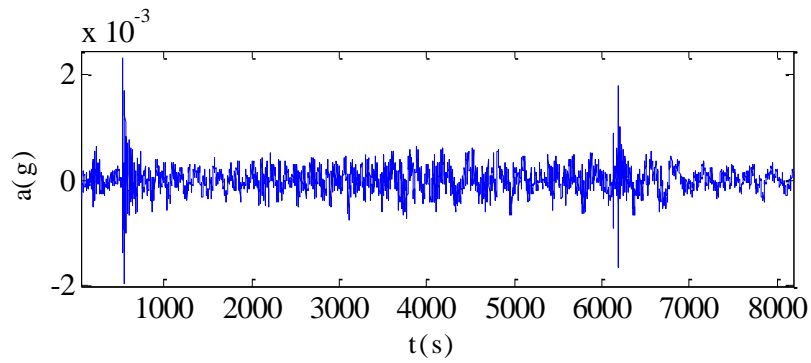


e) 伪频响应函数

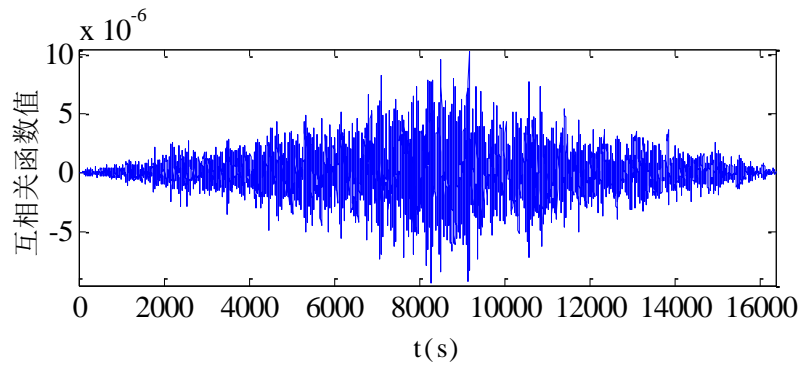
图 3.2 随机减量方法数据前处理过程

如图(a), 分析过程中, 通过人为观测剔除测试过程中的明显误差, 计算所得到的平稳振动数据的标准差。随机减量技术的关键在于触发点的选择, 本文选取水平穿越触发条件, 并选取幅值为振动数据的 1.5 倍标准差作为触发点。将得到的所有数据段移动至坐标原点, 对所有数据信号进行叠加与平均, 并将其按照 8192 的谱线数截断如图(b)所示。对所有 8192 个数据点施加窗函数如图(c)所示, 加窗后的数据见于图(d)。通过一次测试过程得到了伪频响应函数如图(e)。与随机减量技术对照, 通过互相关函数分析为例的桥面板竖向振动 4 号测点的数据前处理

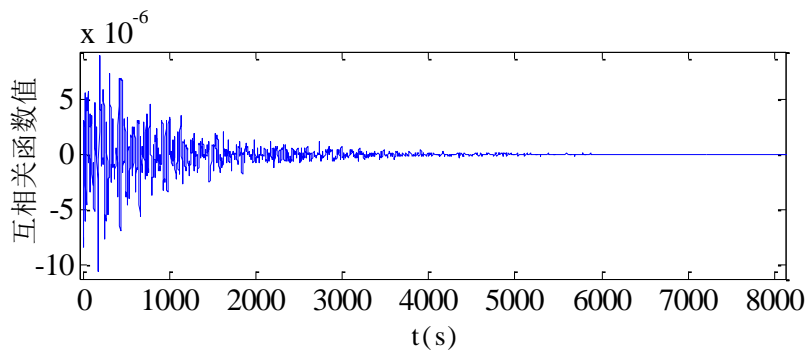
过程如图 3.3 所示。



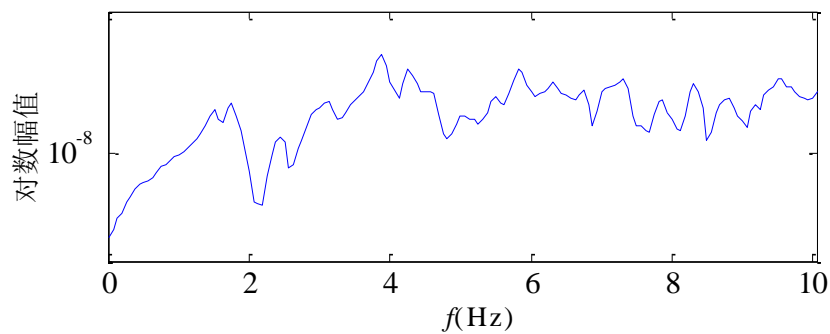
a) 原始数据去趋势项



b) 互相关函数



c) 互谱平均



d) 伪频响应函数

图 3.3 互相关函数方法数据前处理过程

在完成数据误差剔除后，为防止低频信号的干扰，首先对数据进行去趋势处

理并按照谱线数为8192截断成为若干段，得到图(a)所示的信号。使用Matlab函数命令Xcorr分别计算各测点相对于测试工况中参考点的互相关函数如图(b)所示。取互相关函数数据的一半并对按照谱线数截断的若干段数据所形成的互谱进行平均，加与前文所述相同的指数窗后得到图(c)所示的互谱。通过参数的互谱与自谱的比值得到一次测试的伪频响应函数如图(d)所示。

3.5.2 CMIF 方法数据后处理过程

在 CMIF 方法完成模态参数识别的过程中，首先应根据各次子结构测试中形成的虚拟频响应函数矩阵，按照测点的排列顺序形成整体结构的频响应函数矩阵。在此基础上，根据整体频响应函数矩阵的输入点和输出点个数、输出点编号、模态测试采样频率以及每段数据的谱线数，并选定需要求解的模态参数上下限（本文统一取为 0~10Hz）生成 CMIF 模态提取图。通过手动提取奇异值曲线上的峰值点，以及曲线拟合完成识别。在来华大桥桥面竖向振动数据的工作模态分析过程中，模态参数提取图的曲线拟合过程如图 3.4 所示，模态参数求解过程中 MAC 值的分析结果可见于图 3.5。

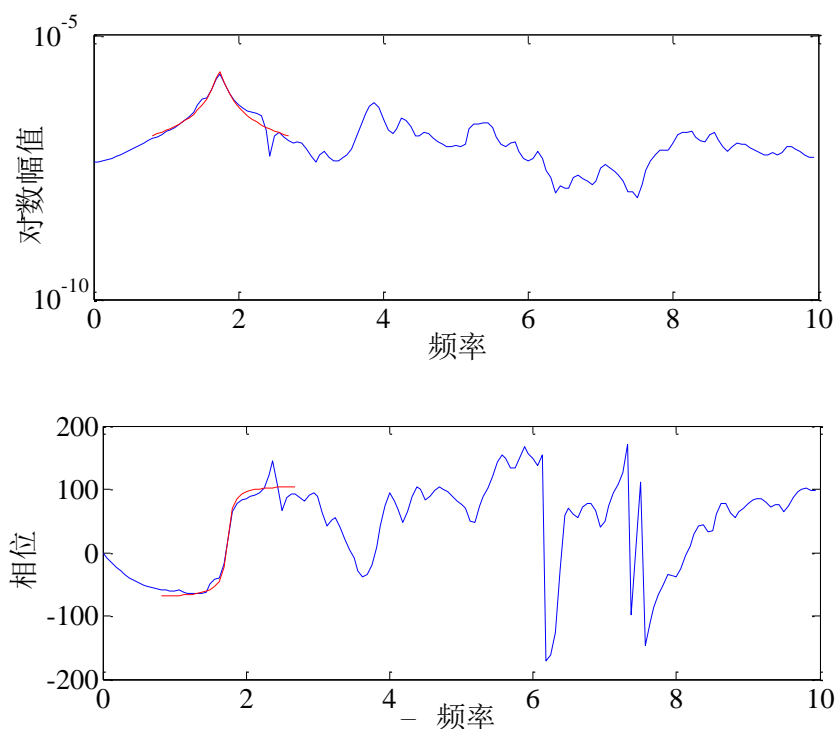


图 3.4 CMIF 方法识别过程中频响应函数以及相位的曲线拟合图示

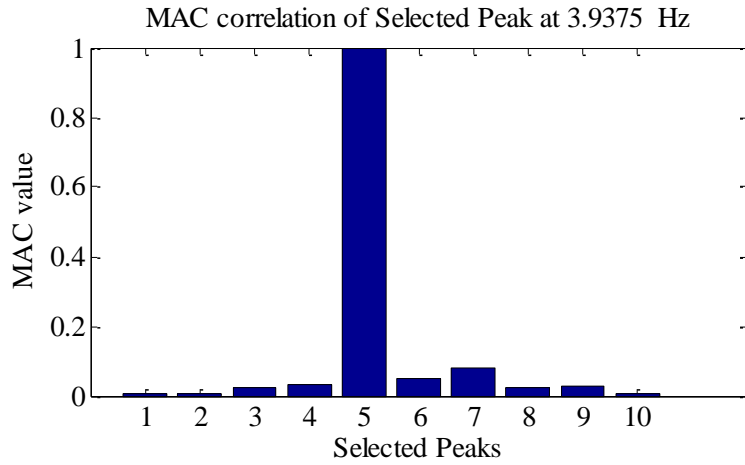
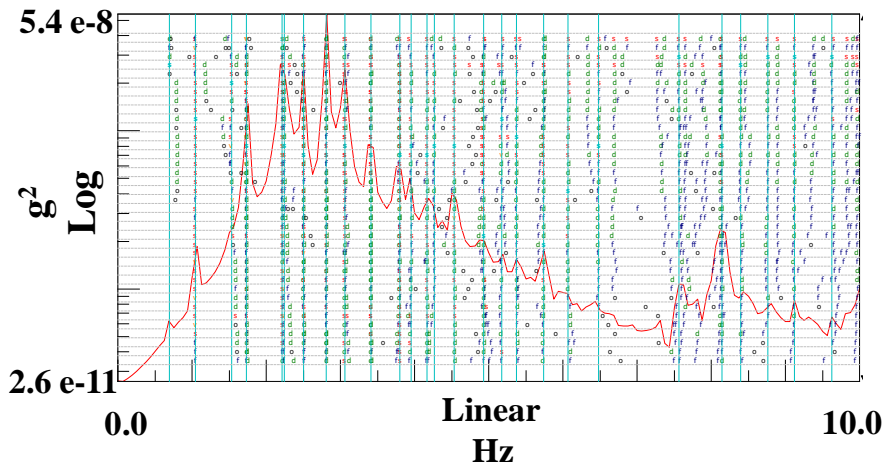


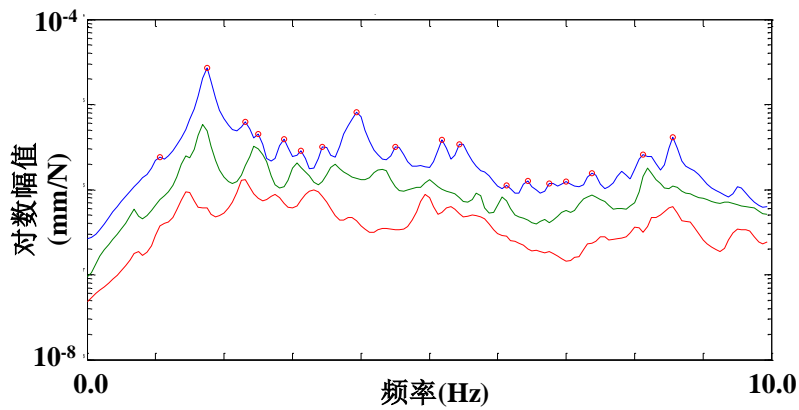
图 3.5 CMIF 方法数据后处理过程中的模态置信准则 (MAC) 图示

3.5.3 模态参数识别

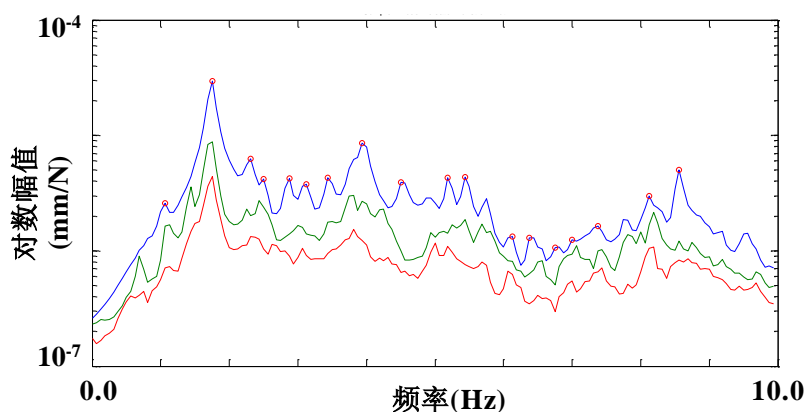
桥面竖向振动的模态参数分析的结果可见于图 3.6。SSI 方法识别的稳态图中，出现峰值点且高频出现 s 的位置预示被识别的模态。CMIF 方法得到的模态提取图中，需要手动提取的模态极点如图所示，完成手动提取后，由曲线多项式拟合的方法系统的模态参数。经过 SSI 方法和 CMIF 方法识别的模态参数统计于表 3.1。



a) SSI 方法稳态图



b) 基于互相关函数的 CMIF 方法模态提取图



c) 基于随机减量技术的 CMIF 方法模态提取图

图 3.6 桥面板竖向振动模态提取图

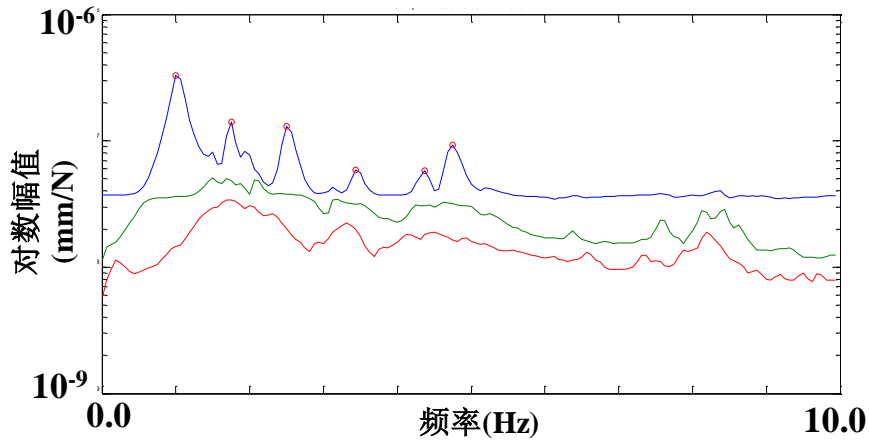
根据两种方法的模态提取图，SSI 方法与 CMIF 方法识别得到的峰值模态非常一致，而且由于 SSI 方法自身的特点，稳态图识别出的感兴趣频带内的模态峰值十分明显。在 CMIF 方法使用两种数据前处理方式识别的过程中，使用随机减量技术结合 CMIF 方法识别的峰值模态更加清晰。

表 3.1 桥面竖向振动模态参数识别结果

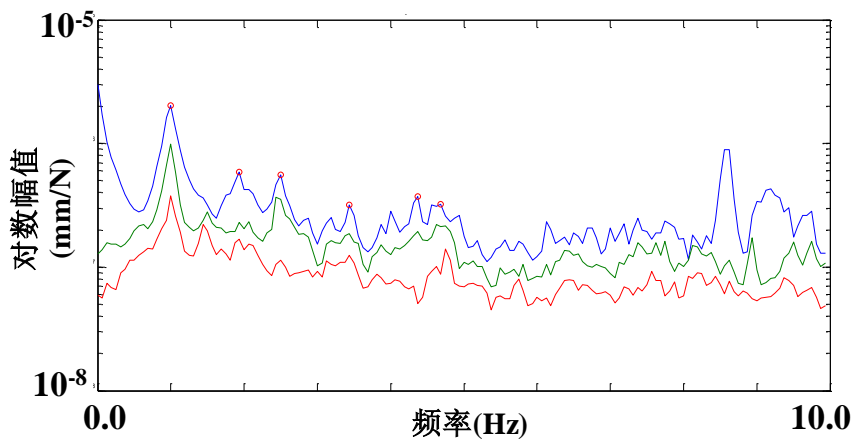
模态阶数	频率识别结果(Hz)				
	SSI	CC+CMIF	阻尼比(%)	RD+CMIF	阻尼比(%)
1	0.694	0.695	3.283	0.695	2.198
2	1.040	1.064	3.647	1.061	3.139
3	1.730	1.751	3.597	1.749	3.185
4	2.243	2.314	2.699	2.312	2.604
5	2.503	2.509	6.837	2.504	6.679
6	2.808	2.875	4.036	2.870	0.861
7	3.060	3.125	6.705	3.125	3.601
8	3.406	3.438	0.347	3.432	0.111
9	3.949	3.937	1.844	3.936	1.087
10	4.536	4.502	1.638	4.504	1.270
11	5.176	5.184	7.420	5.188	1.670
12	5.373	5.438	1.022	5.501	5.441
13	6.069	6.125	6.300	6.127	1.481
14	6.482	6.378	9.614	6.438	2.634
15	—	6.751	10.168	6.753	7.473
16	—	7.013	5.062	7.008	6.053
17	—	7.376	2.972	7.375	0.323
18	8.142	8.124	1.901	8.126	0.701
19	8.394	8.561	1.779	8.563	1.789

桥面横向振动的模态参数分析的结果可见于图 3.7。经过两种前处理方法和 CMIF 方法识别的模态参数统计于表 3.2。据 CMIF 图所示，使用互相关函数作为数据预处理方法的识别结果清晰，峰值模态明显。在使用随机减量技术进行数据

预处理的基础上同样可以识别出横向振动的峰值模态，然而在不相关的频段出现了大量的虚假模态，对识别的结果可靠性产生较大干扰，加大了后续分析中对于虚假模态筛除的工作量。



a) 基于互相关函数的 CMIF 方法



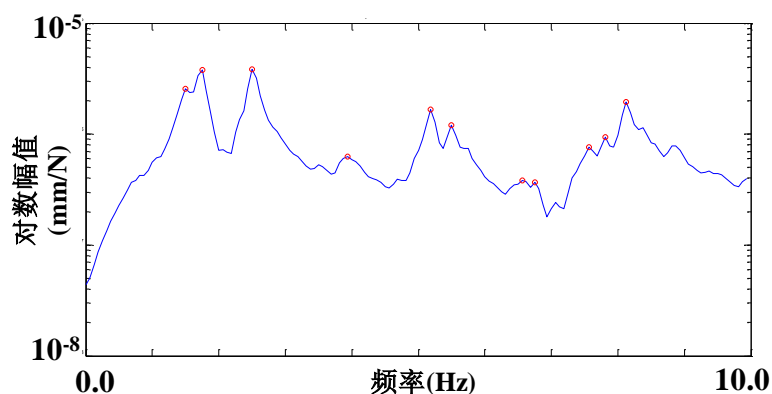
b) 基于随机减量技术的 CMIF 方法

图 3.7 桥面板横向振动模态提取图

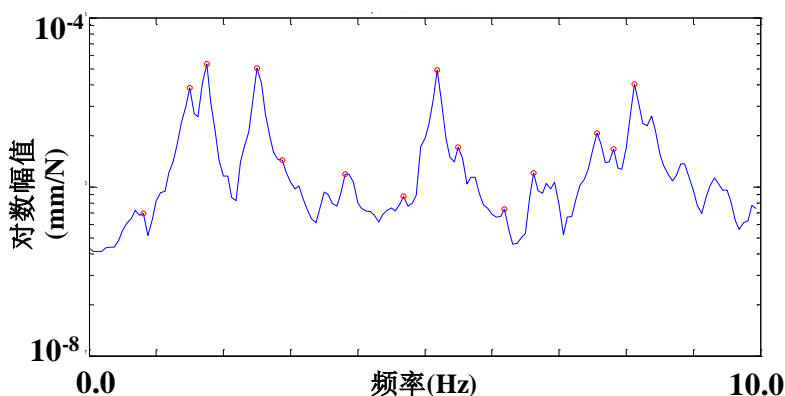
表.3.2 桥面横向振动模态参数识别结果

模态阶数	频率识别结果(Hz)			
	CC+CMIF	阻尼比 (%)	RD+CMIF	阻尼比 (%)
1	0.999	10.637	1.004	12.460
2	1.938	3.058	1.942	5.076
3	2.500	8.385	2.503	5.590
4	3.438	3.027	3.439	2.540
5	4.375	2.325	4.377	1.168
6	4.752	3.798	4.689	1.801

拱肋竖向振动的模态参数分析的结果可见于图 3.8。经过两种前处理方法和 CMIF 方法识别的模态参数统计于表 3.3。与前文所述类似，在使用 CMIF 方法识别钢拱竖向振动模态参数的工作中，经过互相关函数方法处理的数据识别出了稳定的模态，而随机减量技术进行数据处理后的识别结果出现了部分虚假模态。



a) 基于互相关函数的 CMIF 方法



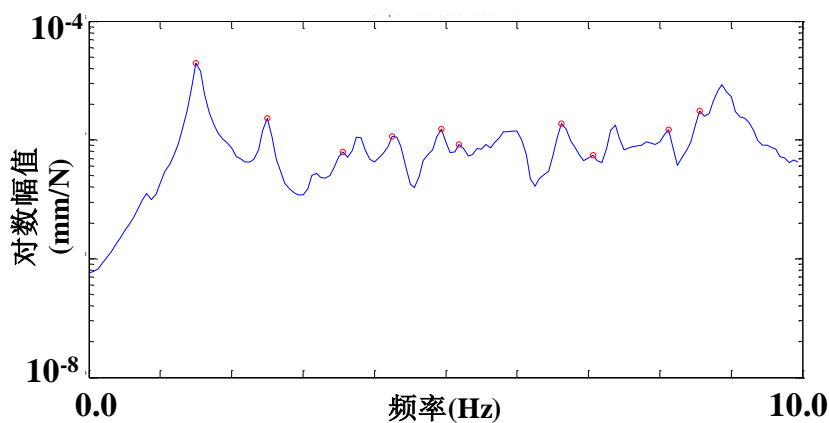
b) 基于随机减量技术的 CMIF 方法

图 3.8 钢拱竖向振动的模态提取图

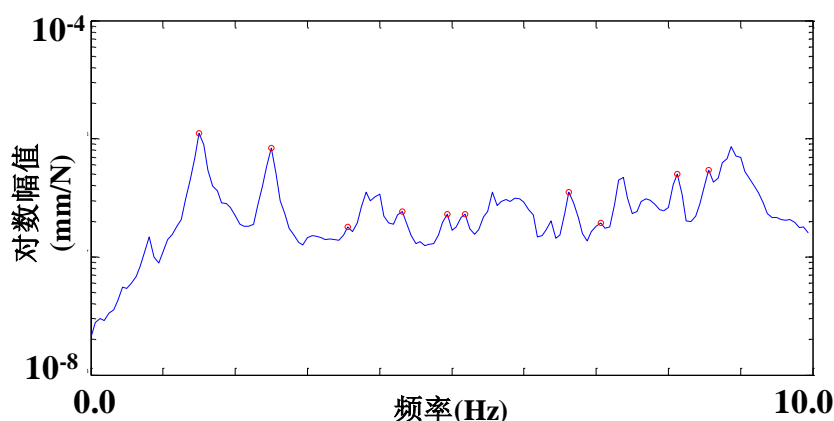
表 3.3 拱肋竖向振动模态参数识别结果

模态阶数	频率识别结果(Hz)			
	CC+CMIF	阻尼比(%)	RD+CMIF	阻尼比(%)
1	1.061	9.074	1.064	9.078
2	1.505	3.072	1.503	3.063
3	1.751	12.129	1.751	12.155
4	2.508	1.274	2.503	1.206
5	2.876	4.034	2.876	4.011
6	3.938	1.537	3.874	1.526
7	5.187	2.971	5.126	2.734
8	5.501	3.799	5.564	3.655
9	6.376	1.245	6.375	1.248
10	8.125	1.250	8.128	1.250

拱肋竖向振动的模态参数分析的结果可见于图 3.9。经过两种前处理方法和 CMIF 方法识别的模态参数统计于表 3.4。据图可知，使用两种方法均准确地识别出 3 Hz 以内的 2 阶模态。然而在较高的频段范围内，两种方法的识别结果均存在较多的虚假模态，需要在后续的分析过程中予以剔除。



a) 基于互相关函数的 CMIF 方法



b) 基于随机减量技术的 CMIF 方法

图 3.9 钢拱横向振动的模态提取图

表 3.4 拱肋横向振动模态参数识别结果


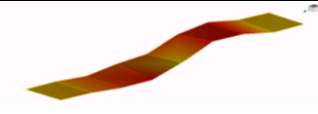
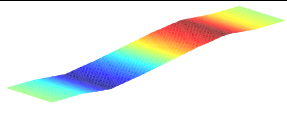

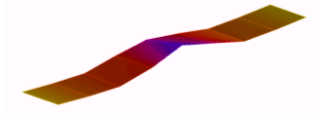
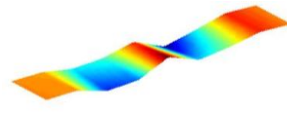

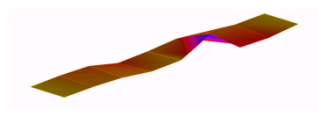
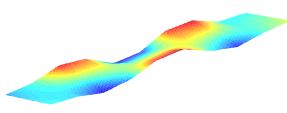

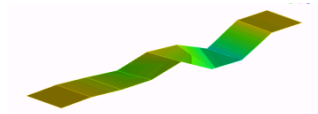
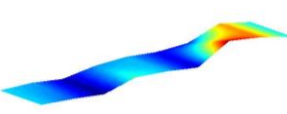

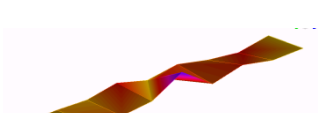
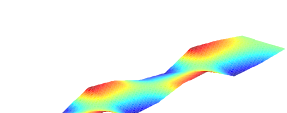


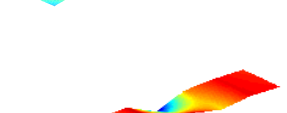


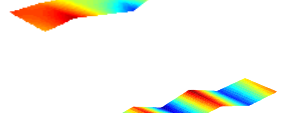


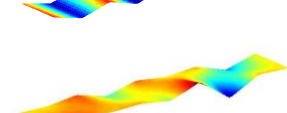

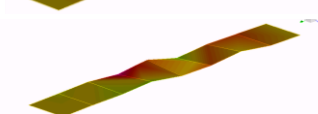
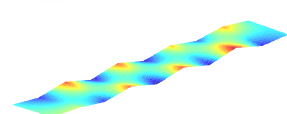


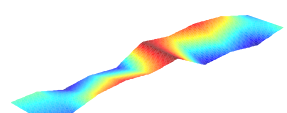
模态阶数	频率识别结果(Hz)			
	CC+CMIF	阻尼比	RD+CMIF	阻尼比
1	1.504	4.221	1.506	3.996
2	2.503	8.961	2.508	7.030
3	3.563	8.872	3.562	14.848
4	4.313	5.706	4.312	10.022
5	4.938	5.677	4.938	4.164
6	5.188	2.439	5.125	0.505
7	6.627	3.419	6.624	2.904
8	7.062	3.444	7.063	1.310
9	8.124	1.455	8.125	1.243

3.6 模态振型与模态耦合现象

3.6.1 模态振型结果

在数据后处理阶段，由 CMIF 方法通过伪频响应函数识别结构的模态振型，通过两种数据前处理方法得到的振型向量相同。本文对来华大桥的研究中，使用 CMIF 方法以及 SSI 方法识别得到的前 10 阶桥面竖向振动的模态振型统计于表 3.5。

表 3.5 工作模态分析与有限元计算模态分析桥面板竖向振型对比

模态	有限元模态	SSI 模态振型	CMIF 模态振型
1			
2			
3			
4			
5			
6			
7			
8			
9			
10			

3.6.2 模态耦合

模态耦合现象普遍存在于大跨度拱桥结构中，根据表 3.1 和表 3.2 总结的钢拱与桥面在竖向和横向的 2 维模态，部分频段存在明显的模态空间耦合作用，钢拱与桥面板在部分模态处存在两个方向上共同振动的特征。大跨度拱桥由于其结构的复杂性，传统的平面模态测试方法识别的结构信息趋于不完备。在本文的研究中，来华大桥的桥面板与钢拱在较多模态处均存在耦合作用，其中以 2.503 Hz 处的模态耦合最为明显，两种构件在两个方向上均存在明显的振动模态，部分低

阶模态的耦合见于表 3.6，相应的振型耦合云图可见于图 3.10。

表 3.6 桥面与拱肋的模态空间耦合现象

模态阶数	桥面竖向振动 (Hz)	桥面横向振动 (Hz)	拱肋竖向振动 (Hz)	拱肋横向振动 (Hz)
1	1.040	—	1.064	—
2	1.531	—	1.503	1.506
3	1.730	—	1.751	—
4	2.503	2.503	2.503	2.508
5	2.808	—	2.876	—

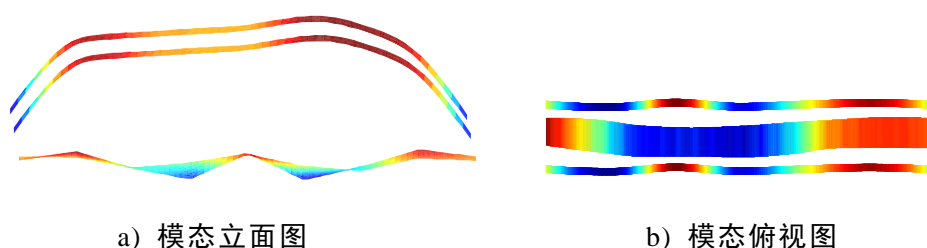


图 3.10 桥面与钢拱在 2.503 Hz 处的模态耦合现象

3.7 本章小结

本章简要介绍了工作模态分析方法（SSI 和 CMIF）以及两种数据预处理方法（RD 和 CC）。而后通过 SSI 方法完成桥面板竖向工作模态分析并分别使用基于 RD 和 CC 技术的 CMIF 方法完成了桥面与钢拱的两个方向模态分析。全面获取了来华大桥环境振动的模态参数并相互对比校核了三种方法的分析结果。SSI 与 CMIF 方法均能可靠地识别系统模态参数，主要峰值模态出现的频段非常一致，且 SSI 的识别运算时间较长，识别的模态参数也相对稳定，稳态图中的峰值模态清晰且容易辨认，对于进行模态密集区域的参数识别有较好的效果。基于 CC 技术的 CMIF 识别方法稳定可靠，多次进行模态求解结果非常一致。基于 RD 技术的 CMIF 方法识别的模态提取峰值谱图清晰，模态数量较多，且 CMIF 值略大于基于 CC 技术的相应结果。然而，该方法稳定性稍差，两次识别的模态参数有略微差异，而且识别过程易引入虚假模态，加大后续模态筛选工作的工作量。分片子结构测试中使用测试工况的参考点数据作为计算互谱均可识别主要模态参数，然而部分感兴趣的频段可能会随所使用的工况数据的不同导致虚假模态的识别。此外，对于大跨度拱桥结构，由于其空间跨度大、自身结构形式复杂，主要构件受环境振动导致的模态耦合现象明显。

第4章 基于遗传退火混合算法的单模型桥梁结构识别

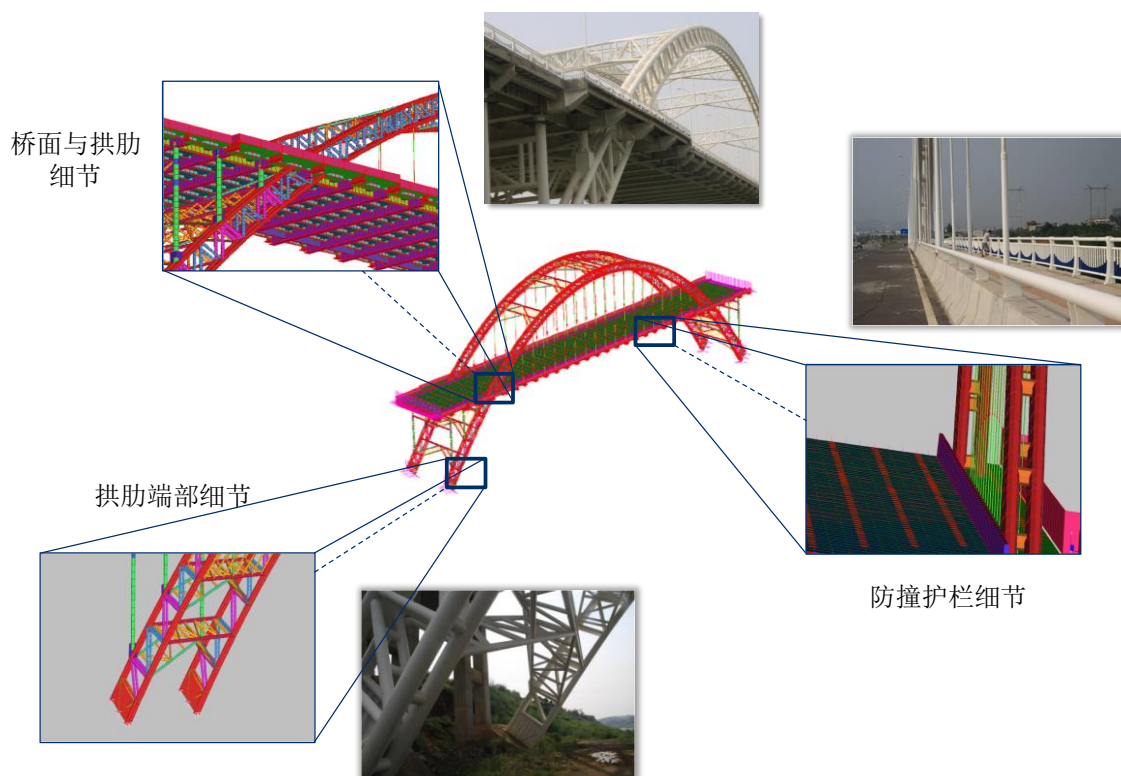
4.1 引言

在进行了来华大桥环境振动信号处理与工作模态分析的基础上，本章通过精确建立来华大桥的有限元模型进行结构的模拟与响应预测，有限元建模过程根据现场的勘查结果考虑了大量的结构细节，大幅降低了有限元模型与真实结构的几何参数误差。由于模型中的大量无法通过设计资料明确的不确定性参数，本章通过基于模态频率和振型的目标函数实现有限元模型的校验与参数识别。为了验证参数识别方法的可靠性，本章引入了一个简单的简支梁数值仿真，并依据该方法对人为施加的损伤进行了识别，并在此基础上完成了来华大桥的参数识别研究。

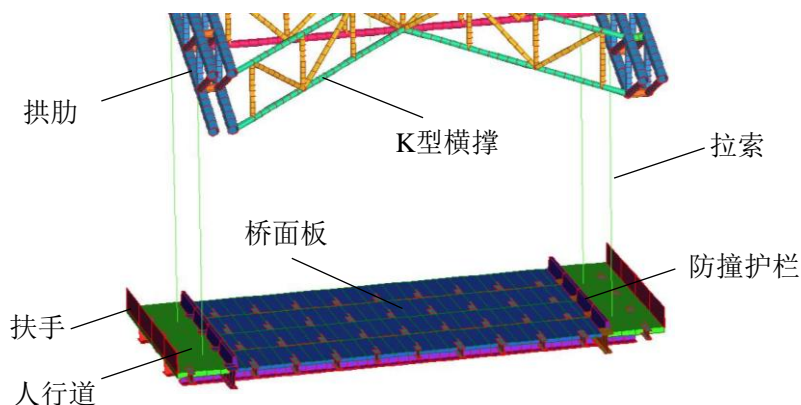
4.2 有限元建模方法

在完成现场静动力试验后，笔者使用有限元软件 Strand7 建立了来华大桥模型。Strand7 是澳大利亚私人有限公司开发的大型模拟仿真系统，在土木工程领域有广泛的应用，且曾效力于“水立方”的结构分析过程。其强大的求解功能涵盖线性系统静力加载计算、计算模态分析、系统温度瞬态与稳态分析、温度应力计算等。Strand7 具备安装过程简捷、计算效率高等优点且其网络版本可供同一区域多人同时联网进行有限元计算，相比于其他大型有限元软件的经济价值较高。

为了消除建模不确定性因素的影响，所有单元的几何特征和物理参数都按照设计资料和现场勘查结果确定。模型的主要构件包括拉索、纵梁、横梁、桥面板、钢拱、防撞护栏、栏杆、横撑、立柱等。桥面板以及人行道由 4 节点的 plate 单元组成，纵横梁、立柱、人行道栏杆、防撞护栏、拱肋等由 2 节点 beam 单元模拟，K 型横撑由 link 单元模拟。拉索由 61 根 PES-7-061 高强应力钢绞线相互缠绕而成，在模型中按照截面等效的原则将其模拟为仅承受拉力的 cable 单元。为避免建模过程引入的误差，所有实际结构细节在模型中均通过不同的单元予以考虑。实际结构中，横梁为变截面构件，在有限元模型中通过使用不同截面高度的工字横梁进行模拟。拱两端的钢管内灌注 C50 混凝土并通过 20mm 厚的钢板联接。立柱下端通过方形钢管混凝土承台架设在 4 片拱肋上，在模型中通过 brick 单元模拟。车道护栏为 C30 混凝土结构，并根据截面积等效的原则在模型中通过梯形截面的混凝土 beam 单元予以考虑。有限元模型共由 19004 个节点、3108 个梁单元和 2232 个板单元组成。模型以及部分细节模拟如图 4.1 所示，实际结构以及有限元模型中的边界条件见于图 4.2。



a) 来华大桥有限元模型及部分实物细节模拟



b) 有限元模型细节

图 4.1 来华大桥有限元建模

4.2.1 拱肋模拟

由于拱肋为钢管混凝土结构，承载性能复杂，在有限元建模过程中，笔者分别考虑两种方式完成拱肋的模拟（如图 4.2）。第一种方法是使用钢管混凝土统一模型理论，将钢管与内部灌注的微膨胀混凝土统一模拟为一种等效材料，根据钢材与混凝土等级以及构件的体积含钢率确定等效材料的物理参数（弹性模量、剪切模量等）^[86]。第二种方法是采用传统的方法将构件截面模拟为两种材料的组合。为了对比两种模拟方法的可行性，笔者分别对比了两种模型在静载卡车试验工况 15（桥梁主跨 1/4 位置放置 5 台卡车）中的桥面变形结果，并将其与试验结果对

照（见于图 4.3）。

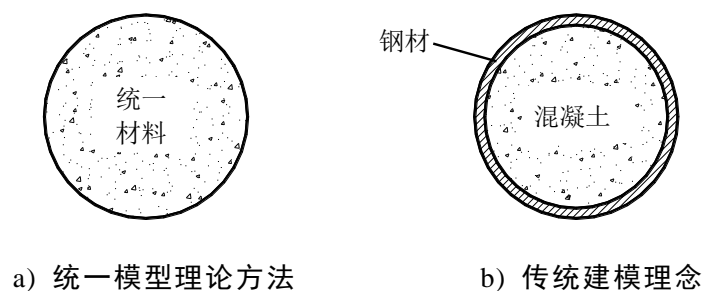


图 4.2 拱肋截面模拟

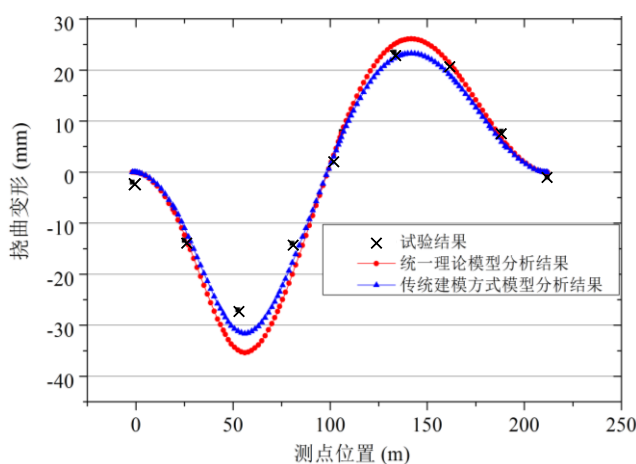


图 4.3 两种建模方式静载变形对比

根据两种模型的静载变形预测结果，由统一理论模拟模型静载预测结果大于相应的传统模型。然而，使用传统建模理念模拟拱肋的有限元模型计算结果与现场试验数据更为一致。因此后续灵敏度分析以及模型修正均采用由混凝土与钢材两种材料模拟拱肋的来华大桥有限元模型。

4.2.2 灵敏度分析

灵敏度分析是分析目标函数相对于设计参数的敏感程度的过程，传统的分析方法中通常选取目标函数对于变量的偏导数。由于导数方法依赖于所选取的自变量，无法获取目标函数在整体自变量空间内的敏感性，灵敏度分析的概念在研究过程中被逐渐扩大，国内外诸多学者开始在灵敏度分析中考察模态参数随不确定性参数在自变量空间范围内变化的波动。在模型修正过程中，准确的灵敏度分析对快速提取重要不确定性参数，提高目标函数收敛速度与参数识别精度均有较大影响。基于灵敏度分析的模型修正通过研究对于模型输出敏感的各个建模参数，通过迭代循环的方法实现结构不确定参数的准确识别。通常在大型结构的灵敏度分析中，选取模型主要单元的密度、弹性模量等作为不确定性参数。本文所选取的灵敏度分析参数统计如下：

(1)混凝土拱肋、桥面板、人行道板、立柱以及防撞护栏的混凝土构件弹性模

量

- (2) 钢拱和拉索等钢构件弹性模量
- (3) 桥面板的竖向边界条件

通常，灵敏度分析参数的选取要具备认知不确定性并对于模型响应输出的目标函数有较明显的影响。本文分别使用两种数据（静载变形数据和工作模态分析结果）构成的目标函数完成分析，可见于公式(4.1)和公式(4.2)

$$F(x,i) = \sum_{i=1}^n d_{ai} - d_{ei} \quad (4.1)$$

其中， d_{ai} 表示有限元模型中桥面测点相应位置的挠曲变形预测结果； d_{ei} 表示现场静载卡车试验测点的挠曲变形； x 指代不确定性参数并且 i 表示测点的编号。

$$F(x,i) = \sum_{i=1}^n \frac{f_{ai} - f_{ei}}{f_{ei}} \times 100\% \quad (4.2)$$

f_{ai} 和 f_{ei} 分别表示有限元模型预测的模态频率和由 SSI 方法进行工作模态分析得到的模态频率； x 指代不确定性参数，并且 i 表示进行分析的第 i 模态。本文通过模态置信准则（Modal Assurance Criterion, MAC）完成有限元模态和工作模态的匹配（如公式 4.3），MAC 值越接近于 1，说明两种振型向量的相关系数越大。

$$MAC_i = \frac{(\varphi_{ai}^T \phi_{ei})^2}{(\varphi_{ai}^T \varphi_{ai})(\phi_{ei}^T \phi_{ei})} \quad (4.3)$$

φ_{ai} 和 ϕ_{ei} 分别表示有限元模型预测的模态振型向量和环境振动测试工作模态分析得到的振型向量； i 表示进行分析的第 i 模态。

本文的灵敏度分析主要针对模型中 8 个明显不确定性参数展开（如图 4.4），其中，图(a),(c),(e)为不确定性参数基于静载挠曲变形的灵敏度分析，图(b),(d),(f)为不确定性参数基于模态频率的灵敏度分析。由图，两种方法识别出的灵敏参数非常一致且两种目标函数随桥面板边界条件的变化趋势十分一致，说明原始模型中将边界条件假定为固定铰支座合理地模拟了实际结构。其中，桥面板边界的竖向刚度上限选择介于 1.6×10^{13} 之间任何数值时，两种目标函数中任何参数均不再发生变化，因而可将其认定铰支座支撑并选为灵敏度分析的参数上限。其余不确定性参数灵敏度分析的上下限均基于经验结合工程实际选取，本文中上下界限分别选为相应不确定性参数设计值的 0.6 倍和 1.5 倍。综合考虑两种目标函数的灵敏度分析结果，来华大桥有限元模型中的关键不确定性参数为：混凝土拱的弹性模量、钢拱的弹性模量、桥面板的弹性模量、人行道板的弹性模量、人行道板的厚度以及桥面板两端的支座刚度。

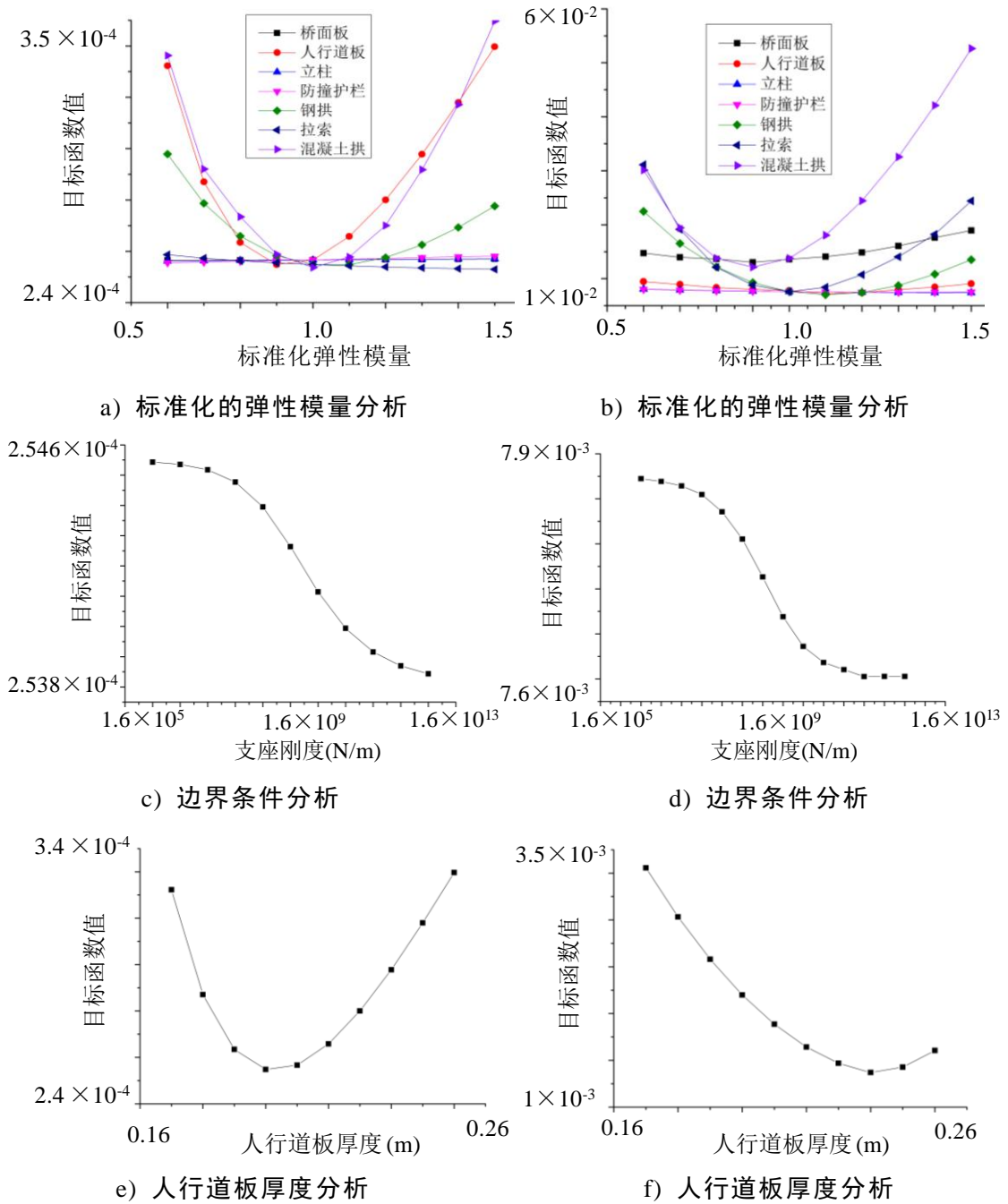


图 4.4 灵敏度分析曲线图

4.2.3 程序应用交互访问技术

本文的模型修正过程通过应用程序交互访问技术 (Application Programming Interface, API) 实现编程软件 Matlab 和有限元软件 Strand7 之间的数据交互访问和命令调用。Strand7 所特有的 API 功能模块可通过 Matlab 编程语言由动态链接库将命令传达至 Strand7, 完成有限元模型的参数修改、静载以及模态运算、导出计算结果等。实际应用中需要将 Matlab 和 Strand7 两个软件放置于系统环境变量的路径中, 并将 St7APICall.h 以及 St7APIConst.m 放置于 Matlab 的当前目录内。API 模块的另一个优势在于可将有限元运算与 Matlab 强大的智能算法工具箱结合

(如遗传算法、模拟退火算法等),通过人工智能算法实现大型结构有限元模型的自动迭代运算寻优,极大简化了模型不确定性参数的修正过程。Matlab 与 Strand7 API 模块的交互功能流程可见于图 4.5。

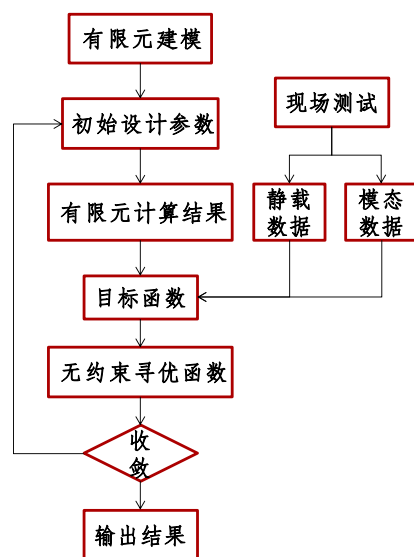


图 4.5 Strand7 API 模块技术流程图

4.3 基于遗传算法的模型修正

4.3.1 遗传算法

遗传算法是一种模拟生物进化的人工智能算法^[87],它启迪于进化论、物种选择学说以及群体遗传学说等。其基本思想是对一组种群个体进行适应度运算、遗传与变异,并在父代向子代的遗传中筛除适应度较差的个体,直到种群实现收敛。该方法是一种基于过程搜索的近似最优解的方法,并适用于各种类型的显函数与隐函数,且搜索过程不受先验知识和导数的控制。由于种群的选择和优化方向有一定随机性,优化结果可能并不一定找到目标函数的绝对全局最优解。但是通过适当的编码跳过汉明悬崖,并选择合适的遗传、交叉、变异算子和代沟,通常遗传算法能够找到足够接近于绝对全局最优解的近似最优解。因此,遗传算法在工程控制、非线性问题多目标寻优、计算科学等领域有广泛的应用(如空间桁架问题、机器人轨迹规划问题和车辆路径问题等)^[88~90]。遗传算法拥有很强的并行运算搜索能力,但是该方法仍旧存在一些缺陷,如局部搜索能力差、种群过早收敛等,如何提高遗传算法的解空间全面搜索能力和种群收敛的稳定性是该方法未来的发展方向。

4.3.2 计算模型验证

为了验证基于遗传算法的目标函数最优化方法在结构识别中的适用性。本文以一跨钢筋混凝土简支梁为例,对其中人为施加的单元损伤进行了识别。试件尺

寸为 3600mm×150mm×300mm，混凝土强度等级为 C30，保护层厚度为 30mm。按钢筋混凝土密度 $\rho=2450\text{kg/m}^3$ 计算得知梁自重为 0.4 t。有限元模型采用 beam 单元建立，通过将梁单元按区域划分为 10 个单元，总共 36 个 beam 单元。梁端部通过固定铰支座和滚动铰支座形成简支体系，两端各有 100mm 悬臂长度（单元 10）。简支梁两支座间长度为 3400mm，由 8 个单元区段模拟，分别命名为单元 1~8 且每个单元均沿长度平均划分为 4 个 beam 单元。纯弯区段的长度为 900mm，由单元 4 和单元 5 表示。两段长度为 1350mm 的剪弯区段分别由单元 1、2、3 和单元 6、7、8 表示。静载试验中竖向力施加在单元 3 与单元 4 之间以及单元 5 与单元 6 之间的节点上，梁端边界条件模拟为弹簧单元（单元 9）。简支梁仿真的有限元模型以及相应的测点划分示意如图 4.6 所示。

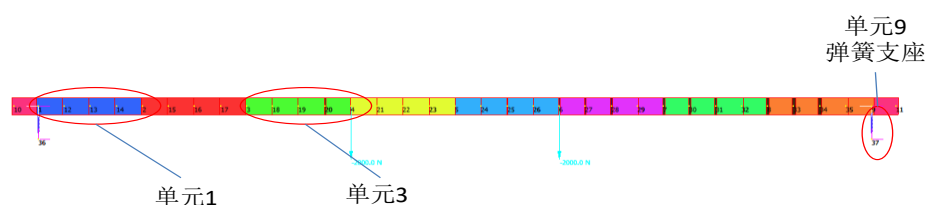


图 4.6 简支梁构件有限元模型示意图

4.3.3 损伤模型

仿真过程中，通过对确定的梁单元弹性模量施加损伤因子模拟实际结构的损伤和裂缝。本文在验证遗传算法在简支梁数值仿真应用的可靠性的过程中，分别对单元 2 和单元 4 施加其标准化弹性模量 42% 的损伤，可见于图 4.7。通过对损伤状态的简支梁进行静载运算和模态运算求解，并将其结果拟定为试验数据，通过遗传算法对目标函数在解空间内寻找最优值实现各个单元参数的修正。

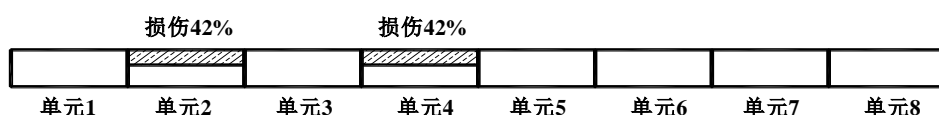
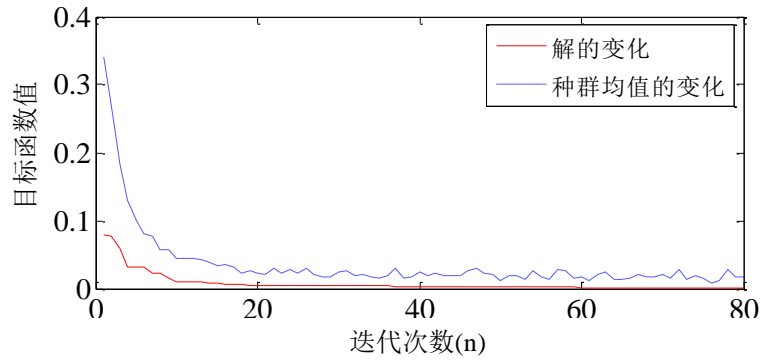


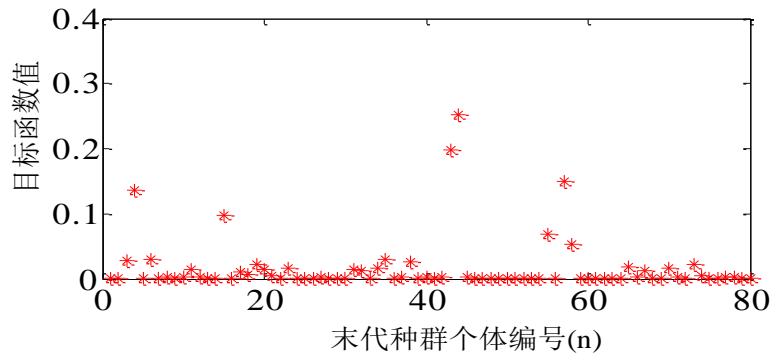
图 4.7 损伤模型示意图

4.3.4 参数识别结果

为了克服传统优化算法在识别简支梁结构损伤中陷入局部最优解的问题，本文引入基于遗传算法的识别。仿真过程采用图 4.4 所示的简支梁模型，针对简支梁 2 个单元的损伤以公式 4-2 和公式 4-3 为目标函数进行了各个单元的标准化弹性模量（迭代过程中各单元的弹性模量相对于初始设计状态弹性模量的比值）的修正。初始种群个体为 80，最大遗传代数为 80，代沟为 0.9，选择算子采用随机遍历抽样方法，采用多点交叉且变异概率为 0.07。种群收敛过程以及种群繁殖结束后所有个体的目标函数值可见于图 4.8，遗传算法收敛最终得到的各单元标准化弹性模量的结果统计于表 4.1。



a) 种群收敛曲线图



b) 末代种群目标函数值统计

图 4.8 目标函数收敛过程

表 4.1 各单元的标准化弹性模量识别结果

识别单元	参数真值	识别结果	误差(%)
单元 1	1	1.002	0.2
单元 2	0.58 (损伤)	0.593	1.3
单元 3	1	0.978	2.2
单元 4	0.58 (损伤)	0.569	1.1
单元 5	1	1.052	5.2
单元 6	1	0.995	0.5
单元 7	1	0.975	2.5
单元 8	1	1.002	0.2

图(a)中，蓝色虚线表示种群每次遗传过程中，所有的 80 个个体目标函数平均值的变化，红色实线表示最适应个体的目标函数变化。图(b)表示种群中所有个体在遗传结束后的目标函数值。由图可知，多数个体的目标函数值已十分趋近于零，表明种群已收敛于理论最优解。在遗传繁殖进行至 50 代之后，种群已找到目标函数的最优解，准确地识别出了各个单元的弹性模量。在之后的繁殖过程中，种群仍旧保持了一定的搜索能力，遗传算法在识别损伤位置与损伤程度的问题上均有较高的精确度。然而，简支梁模型由于其自身构型简单，目标函数求解难度较低。来华大桥构型复杂且参数性质各异，其目标函数解空间纷繁复杂并伴有大大

量的局部最优解。遗传算法由于其较差的局部搜索能力和种群过早收敛的风险，识别过程缺乏较高的稳定性。为此，为提高本文对于来华大桥识别的可靠性，在识别过程中将模拟退火算法的原理引入遗传算法的应用中，增强了人工智能方法对于复杂结构识别过程中目标函数的局部搜索能力。

4.4 来华大桥模型修正与参数识别

在验证遗传算法对仿真模型进行物理参数识别的可行性和准确性后，笔者对来华大桥进行了基于遗传算法的不确定性参数识别研究。为了提高识别搜索的效率和局部搜索能力，笔者又分别进行了基于模拟退火算法和遗传退火算法的不确定性参数识别，并对比了三种智能算法在识别结果和效率方面的差异。遗传算法和遗传退火算法均是基于一个种群进行的收敛优化，而模拟退火算法则是由单一的个体完成目标函数的迭代收敛。

4.4.1 模拟退火算法

退火算法的原理是基于金属材料退火降温过程中金属原子的自然机理。由于 Metropolis 准则的作用，退火算法在迭代寻优的过程中不仅接受比当前状态较好的解，也以一定的概率接受比当前解较差的解。在温度较高的初始迭代阶段，退火算法以较大的概率接受较差解的产生，并使解空间内的搜索点跳出局部最优解的束缚。随着退火过程的进行，在温度较低的状态下，算法接受较差解的概率逐渐降低，在迭代降温足够缓慢的情况下，目标函数最终能够稳定地收敛到问题的全局最优解。由于退火算法中，降温过程直接影线目标函数的收敛速度，当温度降低过快时，系统仍旧有可能收敛于局部最优。因而，针对不同的问题，初始温度、冷却温度以及迭代次数和 Metropolis 准则中各个参数的选用尤为重要。该方法的具体运行过程如下所示：

(1) 选择优化过程的初始温度 T_0 ，最终冷却温度 T_f ，收敛代数 $Genmax$ 以及最大迭代次数 $Itermax$ 。

从解空间中选取某一点 x_0 作为目标优化的起点，并计算相应的目标函数值 f_0 。

(2) 对优化起点施加一个随机干扰，令其从初始状态 x_0 转变为 x_1 ，并计算新状态下的目标函数值 f_1 ，

(3) 根据 Metropolis 准则判断是否接受扰动产生的新状态。

$$\begin{cases} f_1 < f_0 & \text{接受新状态} \\ f_0 < f_1 & \text{以概率 } p \text{ 接受新状态} \end{cases}$$

其中， $p = \exp\left(\frac{-(f_1 - f_0)}{b \times \alpha^T}\right) - rand(1)$ ， $rand(1)$ 表示系统产生的介于 0 至 1 之间的

随机数， b 和 α 为控制降温过程的常数， T 为当前温度。

(4) 当收敛过程达到最大次数且温度降低至冷却温度 T_f 。或者目标函数值在最大迭代次数 $Itermax$ 之内没有改变。则可认为当前解已经收敛并终止退火过程。

(5) 将当前解作为目标函数的全局最优解输出。

4.4.2 遗传退火算法

最近，工程界普遍认识到遗传算法和模拟退火算法各自的局限性，并考虑将两种算法结合应用于求解多维复杂问题中^[91]。在遗传退火算法（Genetic Annealing Hybrid Algorithm, GAHA）中，随机遍历选择方法与 Metropolis 准则的共同作用强化了普通遗传算法的解空间局部搜索能力。模拟退火过程的应用降低了每次种群迭代过程中较差个体被淘汰的概率，退火的温度随着种群的繁衍逐渐降低。在种群迭代的初始阶段，由于遗传算法强大的并行搜索能力，GAHA 在目标函数的解空间内进行大范围的搜索并防止种群过早收敛的产生。在迭代的后期，通过退火算法的强大局部空间搜索能力，GAHA 算法在每个个体的附近实现全面的搜索。因其更加全面的搜索能力，GAHA 方法在工程领域亦有广泛的应用，如全局功能优化问题以及工期-成本优化问题等^[92, 93]，其流程图可见于图 4.9。

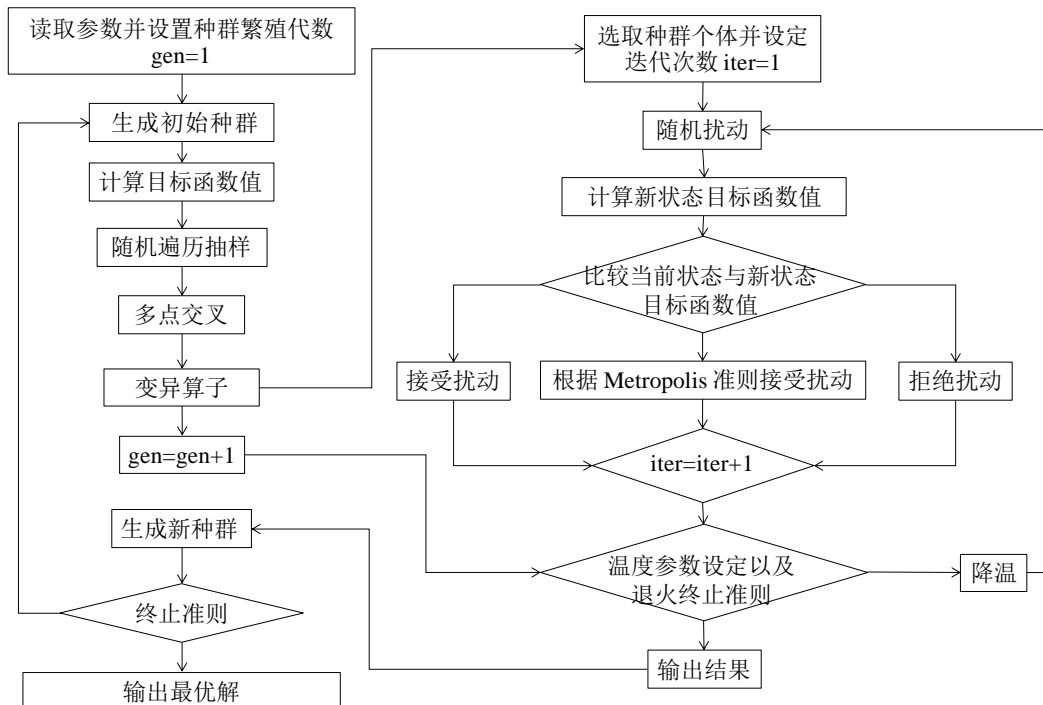


图 4.9 遗传退火算法流程图

前文所述灵敏度分析揭示来华大桥有限元模型中 5 个对结构分析有显著影响的参数，即桥面板弹性模量、人行道板弹性模量、钢拱弹性模量、混凝土拱弹性模量以及人行道板厚度。在最初的分析过程中，由于人行道板复杂的几何截面特

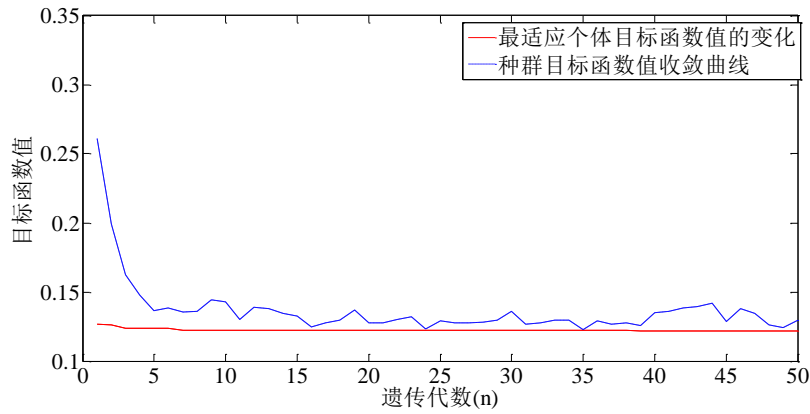
征，笔者最初将其选为不确定性参数并应用于灵敏度分析。在之后的有限元模型精细化建模以及细节构件校验的过程中，笔者通过截面等效原则将其厚度选定为0.22m。在智能算法模型修正中，仍旧选取对结构分析有较大影响的确定性参数：人行道板厚度进行修正，并以之校验三种智能算法的可靠性。

遗传算法中，初始种群包含60个个体，二进制编码且为保持足够的精度，编码位数为10，繁殖代数 $Maxgen=50$ ，代沟为0.9。选择算子为采用随机遍历抽样方法，交叉算子为Matlab工具箱多点交叉算法 $xvosp.m$ 且交叉概率为0.7，变异算子为 $mut.m$ 且变异概率为0.07。种群经历一次完整的“选择-交叉-变异-重插入”过程后，将优良的个体返回父代种群中形成新的子代作为一次繁殖。模拟退火算法中，初始解的编码方式与遗传算法相同，同样使用10位的二进制编码。初始温度 $T_0=30$ ，冷却终止温度 $T_f=-10$ ，最大循环次数 $Maxgen=100$ ，每次循环中扰动的最大迭代次数 $Maxiter=8$ 并且Metropolis准则常数 $\alpha=0.98$ 且 $b=30$ 。其中，退火算法在循环达到最大循环次数的要求或单次循环过程中8次迭代目标函数均没有实现优化即认为目标函数已经收敛并终止搜索。遗传退火算法中，种群繁殖过程中每个个体均执行8步退火运算，并将其作为最新个体返回种群。其余参数设定与遗传算法相同。

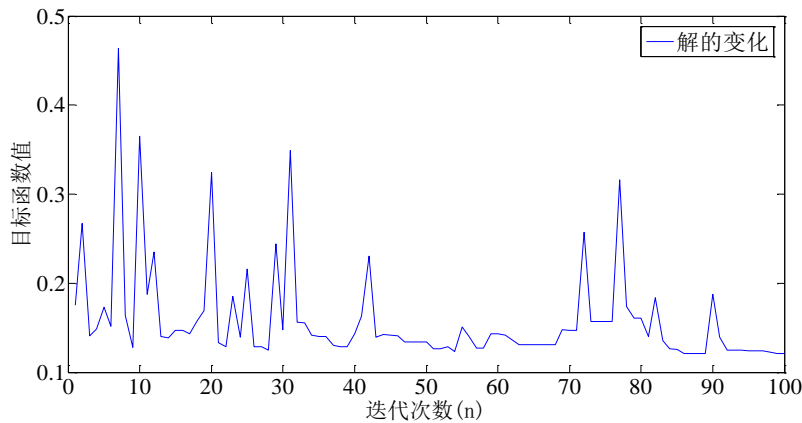
4.4.3 参数修正结果

在前文所述的灵敏度分析阶段，静载变形目标函数以及模态参数目标函数关于边界条件的变化均表现出相同的趋势（图4.4）。在桥面的边界条件由刚度较低的弹性支座逐渐变为铰支座的过程中，基于静载数据以及模态参数误差建立的目标函数值逐渐降低至最小。说明铰支座的支撑合理地模拟了真实结构。因此尽管边界条件对于结构响应有显著的影响，在智能算法的模型修正不再进行边界条件的修正。

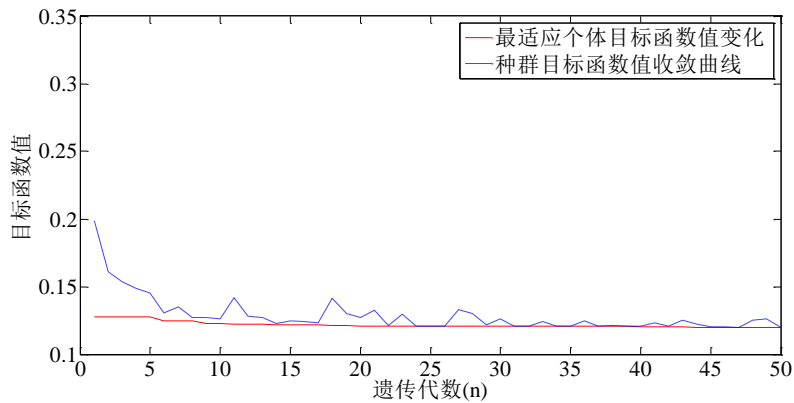
遗传算法、模拟退火算法以及遗传退火算法三种方法基于模态参数目标函数的模型修正过程可见于图4.10，其目标函数如公式(4.2)，振型通过公式(4.3)完成匹配。在图(a),(c)中，红色实线表示每次种群繁殖过程中，最优个体的目标函数值。蓝色虚线表示所有种群个体目标函数值的平均值，表示种群的发散程度。



a) 遗传算法



b) 模拟退火算法



c) 遗传退火算法

图 4.10 目标函数收敛过程

根据三种智能算法的收敛曲线，遗传退火算法中种群的收敛速度大于普通遗传算法，在种群繁衍至第 5 代时，所有个体的目标函数值均已收敛。由于退火算子中 Metropolis 准则的作用，种群仍旧保持整体解空间的全局搜索能力，并以“收敛-发散-再收敛”的形式进行全局搜索。在模拟退火算法进行的参数识别运算中，当前解的目标函数值始终保持较大波动，说明在早期温度较高的情况下，当前解有较大的概率接受较差的扰动。在退火后期，循环代数达到 90 代之后，退火算子中当前温度 T 已降低为负数，接受概率 p 迅速降低并促使当前解迅速收敛至附近

邻域内的最优解。由图可知，三种算法识别出的最优解目标函数值十分接近，三种方法识别的不确定性参数值可见于图 4.11。

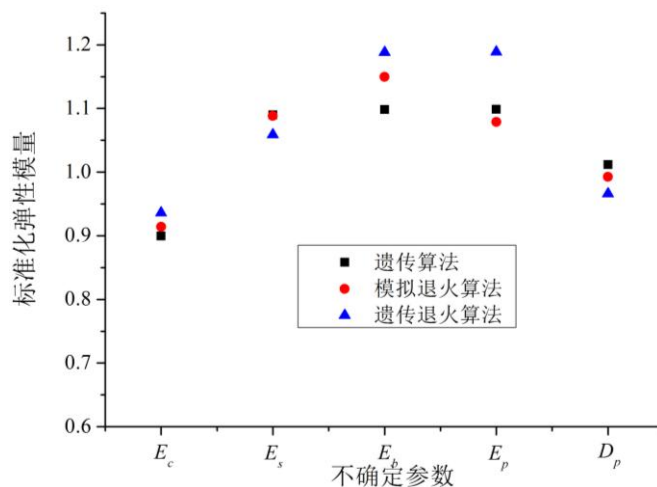


图 4.11 三种智能算法识别的不确定性参数结果 (其中, E_c , E_s , E_b , E_p 以及 D_p 分别指代混凝土拱肋、钢拱肋、桥面板、人行道板的弹性模量以及人行道板的厚度)

由图, 三种方法识别出的不确定性参数趋势一致但仍存在一定差异。其中, 人行道板厚度在实际结构中通常被认为是确定已知参数。由于其构件截面几何特征的复杂性, 前述的灵敏度分析中, 本文依旧将其选为识别参数并发现其参数变化对静载变形目标函数以及模态参数目标函数均存在较大影响。因此, 在模型修正过程中将其选为待修正参数并用于验证三种识别方法的可靠性。根据识别结果, 三种方法识别出人行道板厚度均十分接近初始设计值。对于其余四个不确定性参数, 三种方法修正的弹性模量均体现出相同的趋势, 但参数的确定值存在 2%~6%的误差, 其中以遗传退火算法修正的目标函数值最小。由遗传退火算法修正的参数结果可见于表 4.2。

表 4.2 遗传退火算法参数修正结果

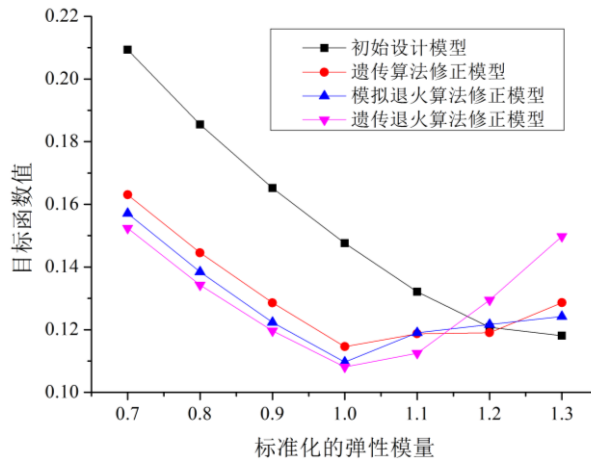
修正参数	初始值	修正结果	修正变动(%)
混凝土拱弹性模量(MPa)	37.4×10^3	35.0×10^3	-6.37
钢拱弹性模量(MPa)	226.6×10^3	239.9×10^3	5.88
桥面板弹性模量(MPa)	68.6×10^3	81.5×10^3	18.83
人行道板弹性模量(MPa)	46.4×10^3	55.2×10^3	18.89
人行道板厚度(m)	0.2	0.2	0.00

4.5 结果校验

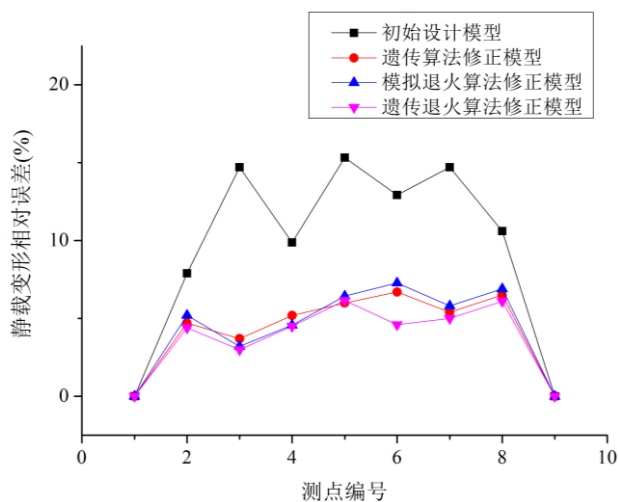
模型修正的一个重要问题为校验修正后不确定参数的物理意义以及修正模型模拟真实结构的可靠性。结果显示, 混凝土拱的弹性模量低于初始设计值而其他三个不确定性参数的修正结果均大于设计值, 这可能是由于大跨度的钢管混凝土拱桥施工过程中, 混凝土无法完全浇筑密实所致。本文的修正结果校验由两部分组成, 即校验模型修正后不确定参数的变化幅值是否超出常规误差范围及其物

理意义是否仍旧满足客观状况，经过修正，所有参数的变化均小于 20%，在考虑结构的认知误差基础上是可以接受的。此外，根据误差补偿原理，为了评估修正过程是否消除了关键构件认知不确定性的影响，本文选取实际结构中某一确定性的关键构件（钢纵梁）进行研究，分析其弹性模量扰动对于桥梁预测结果的影线。

初始设计模型以及三种智能算法修正模型关于钢纵梁弹性模量扰动的目标函数数值变化如图 4.12(a)所示。不同于初始设计模型，三种修正模型的扰动曲线均表现出相似的性质，且对于遗传退火算法的修正模型，当钢材的弹性模量设定为初始设计值时其模态频率误差取得最小值。此外，此处选择静载卡车试验中第 15 个工况（5 台卡车作用于桥梁主跨 1/4 位置）的静载变形结果作为真实值进行修正校验并评估了所有测点的相对静载变形误差。由图可见，经过智能算法修正的模型相应节点的静载变形误差从修正前的 10% 缩减为 5% 左右(图 4.12(b))。



a) 初始设计模型、遗传算法修正模型、模拟退火算法修正模型以及遗传退火算法修正模型
钢纵梁灵敏度分析曲线



b) 初始模型以及三个智能算法修正模型静载预测结果相对误差

图 4.12 模型修正结果校验

4.6 本章小结

本章使用有限元软件 **Strand7** 完成了来华大桥模型的建立, 为消除建模过程中引入的认知误差, 笔者在对来华大桥实际结构进行详细现场勘查的基础上, 使用各种相应构件完成了桥梁的细节模拟。分别使用两种数据(静载挠曲变形和模态频率)建立目标函数并对模型中的关键构件的不确定性参数进行了灵敏度分析。分析结果共识别出 5 个关键不确定性参数, 且桥面板边界条件的灵敏度分析结果显示, 边界条件假定为铰支座符合现场静动力测试结果。此后, 本章基于 **Strand7** 有限元软件特有的 **API** 技术实现与 **Matlab** 的交互访问, 使用单纯形方法以及遗传算法完成了简支梁损伤仿真的模型修正。仿真结果显示, 遗传算法相对于传统的单纯形搜索方法在结构识别领域拥有强大的搜索功能, 并可以避免目标函数在迭代过程中陷于局部最优解。在此基础上, 本章完成了基于遗传算法、模拟退火算法、遗传退火算法的来华大桥模型修正并识别了其中的重要不确定性参数。最后, 基于误差补偿理论, 分别使用确定性构件弹性模量的灵敏度分析结果以及修正后模型的静载变形预测结果对比了初始模型、遗传算法修正模型、退火算法修正模型和遗传退火算法修正模型的可靠性。

第5章 基于贝叶斯统计理论的多模型桥梁结构识别

由于传统的基于单一模型的结构识别理论在面临多种误差来源时存在局限性，本章在分析结构识别中误差来源的基础上用多模型的方法进行桥梁结构识别研究，用于提高桥梁结构性能评估及决策的可靠性。本章主要研究内容包括：简要介绍基于桥梁“模型碎片库”的交互式编程的建模研究，结构识别误差理论分析，使用简支梁模型验证了基于贝叶斯统计的多模型参数识别方法，并将该方法应用于来华大桥的参数识别。

5.1 多模型结构识别

传统的结构识别研究大多是基于一个准确的有限元模型。在实际应用中，一个模型不可能包含用于解释试验数据所有识别的可能性，因为建模过程需要大量的物理参数信息，如果结构模型不准确，精准的物理参数识别是毫无意义的。另一方面，即使结构模型精度较高，由于模型误差和测量误差的参数补偿，结构识别的逆问题也可能导致无法获得准确的结果。基于多模型方法的结构识别，是在传统的单模型识别方法应用的局限性基础上发展而来的，通过全面分析结构的认知误差和偶然误差，依据概率统计学的基本思想，利用多个可接受的有限元模型完成与试验的匹配，并进行结构状况评估与响应预测。该方法不再单纯地寻找最符合试验数据和目标函数的单个模型，而将研究重点侧重于如何从众多随机模型中，挑选出最符合实际并反应结构特性的识别模型群。它能帮助研究者在面对众多似是而非的有限元模型时完成模型筛选，以一组模型评估试验的预测范围。本文所采用的基于贝叶斯理论的多模型方法流程如图 5.1 所示。

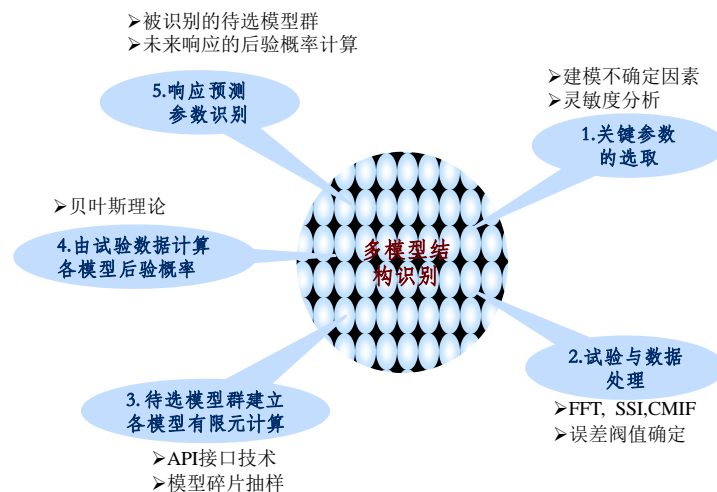


图 5.1 基于贝叶斯理论的多模型方法结构图

2005年, Robert N Y等^[94]指出许多因素组合会导致识别出错误的系统, 而这些系统均能在测量点给出同样的预测结果, 这一点被大多数以往的研究工作所忽略。他们提出了利用模型碎片来建模的观点, 通过从“模型碎片库”^[95]中选择组合模型碎片, 模型碎片能部分描述子结构和物理现象, 并用一系列模型碎片协调组装而成一个完整的模型。对于描述结构的行为, 碎片可以代表支座条件、材料特性、几何特性等(如图 5.2)。在形成模型群的过程中, 各个碎片的抽取是独立重分布事件。因而可以通过模型碎片抽样的概率得到整体模型的概率。

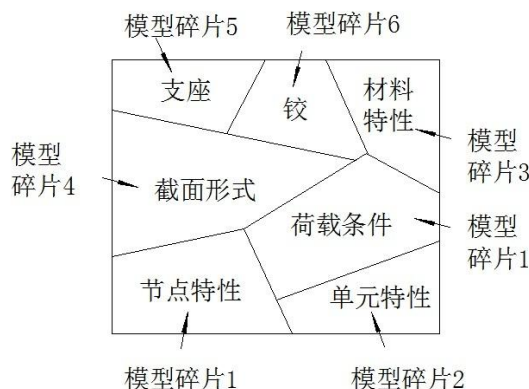


图 5.2 模型碎片示意图

5.2 误差补偿理论

在实际应用中, 结构识别在机械工业范畴应用的可靠性较高而在大型土木结构方面应用的可靠性较差, 致使学者们逐渐认识到识别过程中各类误差的存在。误差及其参数补偿是导致土木领域内的结构识别应用精度较低的主要原因之一。误差可以分为偶然误差(epidemic uncertainty)和认知误差(aleaty uncertainty), 偶然误差是一种系统内部所固有的偏差, 它与系统测试方法、仪器、环境等相关, 也被称为随机误差或随机不确定性; 认知误差是由于对系统缺乏全面深刻的理解或数值模拟方法的不完备引入的误差, 通常被称为主观误差或可约减的误差; 相关定义可见于 Ayyub B M^[96], Haines Y Y^[97]和 Ang A H^[98]的描述。在结构识别的实际应用中, 人们逐渐意识混淆这两种误差源通常导致对系统响应相关的不确定性被低估^[99], 结构系统的不确定性因素包括不均匀性、边界条件、连续性、冗余度、非线性、非稳态特性、几何、时变特性和周期等。

根据误差理论, 结构识别误差包括测试误差 e_{meas} 和模拟误差 e_{mod} , 两者分别表示在一次单独的测试中, 测试结果与真实的结构响应之间的差异; 以及当前使用的数值模型与真实全面地模拟了实际结构的有限元模型的预测结果之间的误差。通常, 模拟误差包含 3 方面内容 e_1, e_2, e_3 ^[100]。 e_1 表示数值模拟方法与真实结构的不匹配引入的误差; e_2 代表在数值模型分析过程中, 偏微分方程求解引入的误差;

e_3 指代建模过程中各种假设引入的误差，通常包括模型中的边界条件以及不确定性参数（弹性模量 E , 截面刚度 I 等）。 e_3 可以进一步分解为 e_{3a} 和 e_{3b} 两个方面，分别指代有限元模型对实际结构不合理的模拟以及模型中错误的参数。

在精确模拟的有限元模型中， e_1 通常接近于零；然而，模拟误差 e_2 通常是正的数值。在先前的研究中，Robert N Y^[101]指出使用有限元线性模型模拟结构引入的误差大约为4%，在稍后Smith I F C^[11]进行瑞士Schwandbach Bridge多模型研究中沿用了4%误差的估计。传统的模型修正过程是基于消除误差 e_{3b} 完成，近期的研究中，学者逐渐意识到 e_{3a} 的影响并将其引入到模型修正的过程中。误差理论的公式表达如下所示：

$$x_a = x_{\text{mesa}} + e_{\text{meas}} \quad (5.1)$$

$$x_a = x_c + e_1 + e_2 + e_3 \quad (5.2)$$

其中， x_a 表示试验的真实数据， x_{mesa} 与 x_c 分别表示试验测试数据与有限元模拟预测结果。有限元模型修正目标函数 F_{obj} 通常是消除测试数据与有限元预测结果之间的误差，即：

$$F_{\text{obj}} = |x_{\text{meas}} - x_c| = |e_1 + e_2 + e_3 - e_{\text{meas}}| \quad (5.3)$$

5.3 贝叶斯统计推断理论

依据贝叶斯统计推断理论的多模型结构识别，它提供了以概率的观点进行复杂结构中不确定性参数识别的数理方法。其原理是将具备认知不确定性和随机不确定性的参数认定为随机变量，根据工程经验对参数分布做出先验假设，利用现场试验获得结构响应，并计算似然函数，在此基础上使用贝叶斯方法获取未知参数的后验概率和贝叶斯估计结果。本节将借助于Strand7和Matlab强大的交互访问功能建立了结构不确定性识别随机模型群，根据贝叶斯统计推断理论确定了各种解析模型的后验概率，并筛选了适量的候选模型，依据候选模型群对模型中的重要不确定性参数进行估计与识别。

贝叶斯统计方法在可靠度评估、参数识别及损伤诊断等问题中取得了大量的工程应用。本章以贝叶斯方法的数学原理开始，简要介绍了基于多模型方法和贝叶斯统计的模型修正以及系统不确定性参数识别的方法，并在现有总结的基础上，通过Matlab编程和Strand7软件中有限元模型的调用，以一个简支梁为模型进行了计算模型贝叶斯方法的验证。在此基础上，本文进行了来华大桥基于贝叶斯方法的结构识别，并将其与前文所述基于智能算法的结构识别结果进行了对比。

5.3.1 贝叶斯公式

贝叶斯统计的思想认为现场试验包含了实际结构的有效信息，其在结构识别中应用的基础是贝叶斯公式。贝叶斯公式来源于概率论与数理统计学中的条件概

率公式和全概率公式,最早由 Thomas Bayes 提出。在给定的随机系统模型群 M , 对于模型中的参数变量 θ 和现场试验的输出响应 D , 每一个系统模型 M_i 的先验概率和得到试验结果的概率 (似然函数) 分别为 $p(\theta/M_i)$ 和 $p(D/M_i, \theta)$, 则在给定的输出响应下, 参数变量 θ 的后验概率为:

$$p(\theta/D, M) = \sum_{i=1}^n \frac{p(\theta/M_i)p(D/M_i, \theta)}{p(D/M)} \quad (5.4)$$

其中, 式 (5.4) 中分母 $p(D/M)$ 为贝叶斯因子, 也可认定为输出响应的边缘概率分布, 对于给定的随机模型群 (M_i, θ) , 它是一个确定的常量, 他表示模型群中所有模型得到响应结果的条件概率之和, 可通过全概率公式求得:

$$p(D/M) = \sum_{i=1}^n p(D/M_i, \theta)p(\theta/M_i) \quad (5.5)$$

5.3.2 基于贝叶斯方法的多模型结构识别

本文的多模型识别是建立在贝叶斯统计推断与误差分析的基础上, 通过随机抽样形成初始随机模型群。按照先验分布假设确定模型碎片各参数的先验概率, 并形成整个模型的先验概率。通过对随机模型群中各模型进行有限元分析, 并根据测试数据和有限元分析结果之间的误差确定似然函数值, 本文中通过假定误差服从高斯分布确定其似然函数。最终根据由先验概率和似然函数代入的贝叶斯公式, 可以确定各模型的后验概率, 并依据贝叶斯估计完成对不确定性参数的识别和结构响应估计, 该方法的详细流程可见于图 5.3。

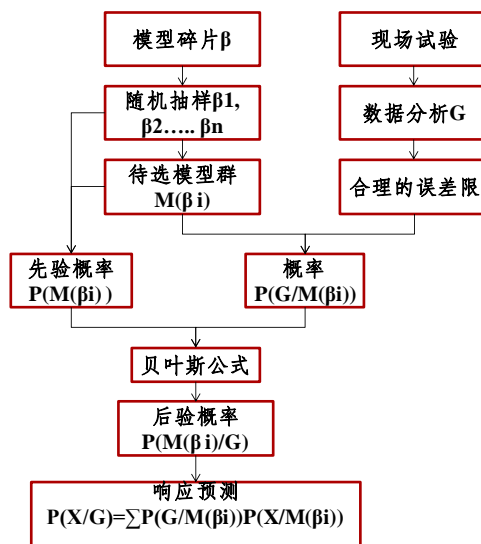


图 5.3 贝叶斯方法参数识别流程图

5.4 多模型方法的数值仿真模拟

5.4.1 关键参数先验分布选取

本文依然选择前文所述简支梁模型进行多模型结构识别的数值仿真模拟（参见图 4.4），其中，假设单元 2 与单元 4 均发生 42% 的损伤。本文使用蒙特卡罗模拟方法（MC）生成多个有限元模型的模型群。由于简支梁模型采用 C30 混凝土单元。对所有 8 个模型碎片均取值 3.85×10^4 MPa 作为初始设计值，各个单元的标准化弹性模量由 E 表示（ E_1 表示单元 1 的标准化弹性模量），各参数的先验分布假设可见于表 5.1。其中，所有未损伤单元的随机取样上下限分别为标准化弹性模量的 0.5 倍和 1.5 倍，而未损伤单元的随机取样上下限分别为标准化弹性模量的 0.2 倍和 1 倍。为保证各参数在先验分布假定的取值点处的模态频率误差在 4% 以内，各参数的先验分布假设为标准差为 0.2 的正态分布。

表 5.1 简支梁模型碎片先验分布统计

模型碎片	取样下限	取样上限	先验分布	抽样方式
E_1	0.5	1.5	N(1,0.2)	随机抽样
E_2	0.2	1	N(0.7,0.2)	随机抽样
E_3	0.5	1.5	N(1,0.2)	随机抽样
E_4	0.2	1	N(0.7,0.2)	随机抽样
E_5	0.5	1.5	N(1,0.2)	随机抽样
E_6	0.5	1.5	N(1,0.2)	随机抽样
E_7	0.5	1.5	N(1,0.2)	随机抽样
E_8	0.5	1.5	N(1,0.2)	随机抽样

5.4.2 蒙特卡罗随机抽样过程

根据表格 5.1 所述的取样范围和抽样方法，本文对 8 个物理参数碎片进行了基于蒙特卡罗方法的抽样。对于每次抽样，所有模型碎片取值的组合代表随机模型群中的一个模型，整个过程共进行 24000 次抽样，形成 3000 个模型，其具体操作在 Matlab 软件中完成。每个模型碎片参数的抽样均为独立重复过程，其抽样形成的随机分布如图 5.4 所示。

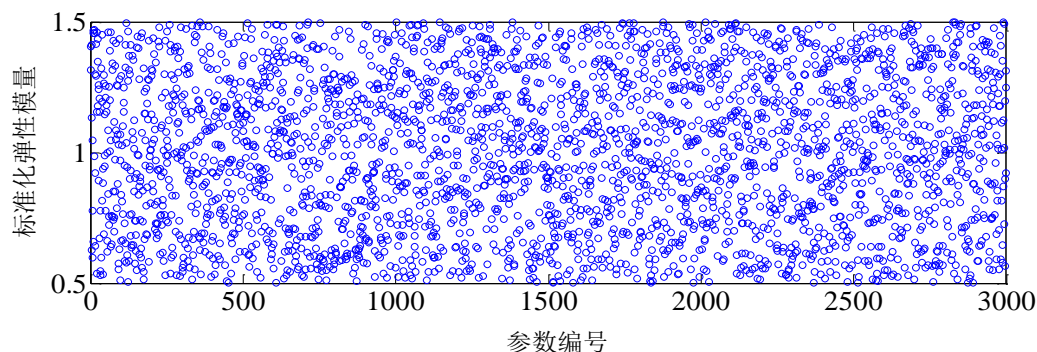


图 5.4 MC 抽样实施过程示意（以单元 1 的标准化弹性模量 E_1 为例）

5.4.3 模型识别

由于每个模型中各模型碎片的抽样为独立重复过程，因此各模型的先验概率等于，分别计算每一次抽样过程中各模型碎片根据其先验正态分布得到的先验概率，并由所有 8 个单元碎片的先验概率得到该抽样模型的先验概率。因为所有模型碎片假定的先验分布标准差 σ_i 均为 0.2，将其计算公式简化如下：

$$F_{\text{pre}} = \prod_{i=1}^8 e^{-\frac{(E_i - E_{ui})^2}{2\sigma_i^2}} \quad (5.6)$$

其中， E_i 表示随机模型群中第 i 个模型的碎片参数抽样结果， E_{ui} 为该碎片参数的先验分布的期望， σ_i 为其标准差。由公式(5.6)计算得到的随机模型群中 3000 个模型的先验概率统计于图 5.5。

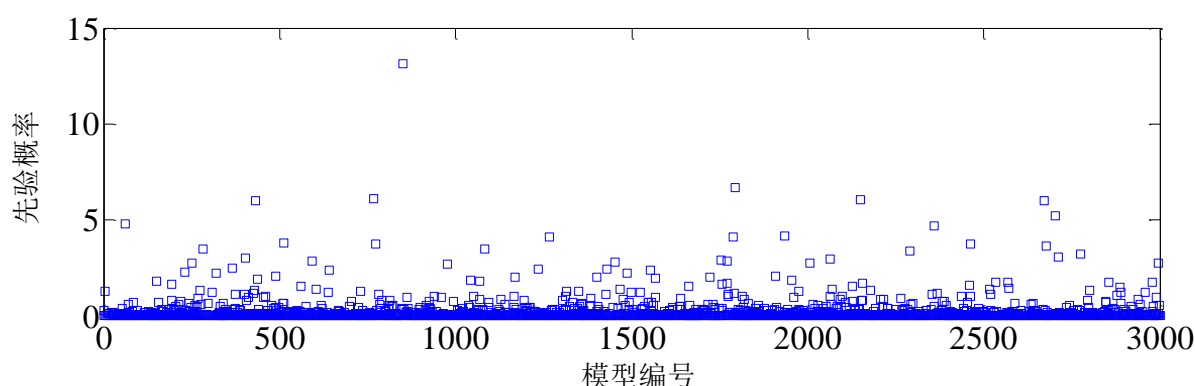


图 5.5 随机模型群的先验概率统计

根据误差理论，假定随机模型群中各个模型的模态频率分析结果和振型 MAC 值与试验数据之间的误差仅为随机误差。将此随机误差也视为符合正态分布，其中频率相对误差标准差设定为 1%，MAC 值误差标准差设定为 5%。根据正态分布 95% 置信度的置信区间，在随机模型群中，计算模态分析的频率结果与试验数据真值的相对误差在 2% 以内以及振型匹配过程中的 MAC 值达到 0.9 以上均设置为可接受范围。各模型的似然函数计算公式可见于公式(5.7)，其计算结果统计于图 5.6。

$$PG = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{(\Delta f)^2}{2\sigma_i^2 f_{ai}^2}} \quad (5.7)$$

其中， i 指代每次运算的第 i 个模态参数， σ_i 为第 i 个模态参数的误差标准差， Δf 表示随机模型群中的模型与数值仿真模型之间的模态参数相对误差。其中，前 5 个模态参数误差由简支梁模型的模态频率相对误差得到，第 6~10 个模态参数误差为随机模型群模型与数值仿真模型的 MAC 值误差，即(1-MAC)。

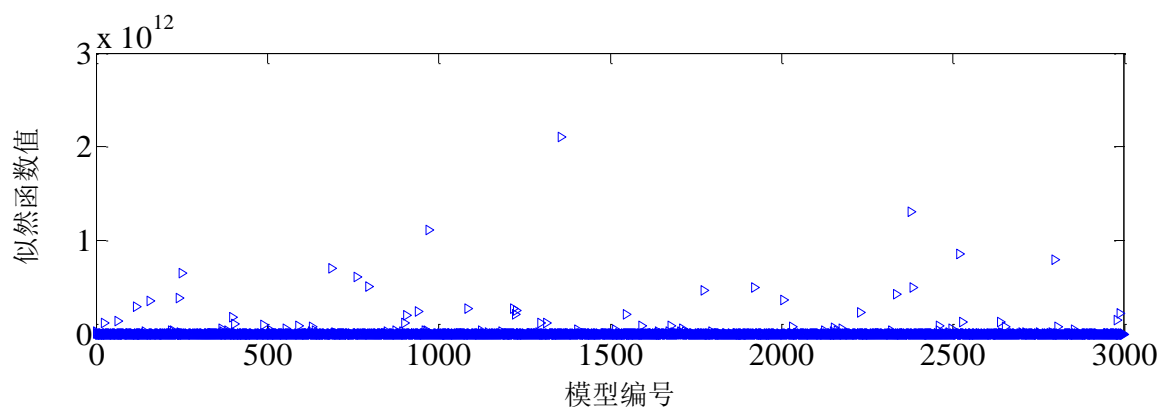


图 5.6 随机模型群的似然函数计算结果

将各模型的似然函数以及先验概率统计后代入贝叶斯公式(式 5.4), 可得到各模型的后验概率统计如下:

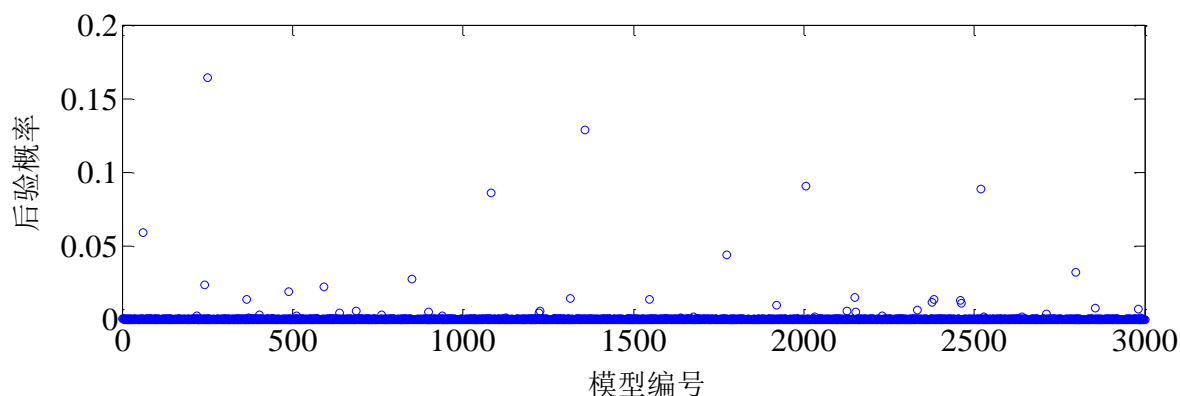


图 5.7 随机模型群的后验概率统计

为评估模型后验概率与随机模型群模态参数误差在结构识别中的差异, 统计所有模型的模态参数误差绘制于图 5.8, 模型误差由所有频率相对误差以及 MAC 值误差得到(式 5.8)。

$$F(x, i) = \sum_{i=1}^n \frac{f_{ai} - f_{ei}}{f_{ei}} \times 100\% + (1 - MAC_i) \quad (5.8)$$

由图可见, 误差图中有大量模型的误差接近于零, 证明其与试验数据误差较小。然而相应的模型对应的后验概率也趋近于零, 证明该模型并不符合贝叶斯理论且误差之间发生了参数补偿。其中, 图 5.7 与图 5.8 中的第 1357 号模型与试验数据误差最小, 而其后的后验概率并非所有模型中最大值。仅由误差进行多参数识别的解空间非常复杂, 存在大量的局部最优解, 识别结果很有可能陷于存在参数补偿的局部最优, 降低了识别结果的可靠性。

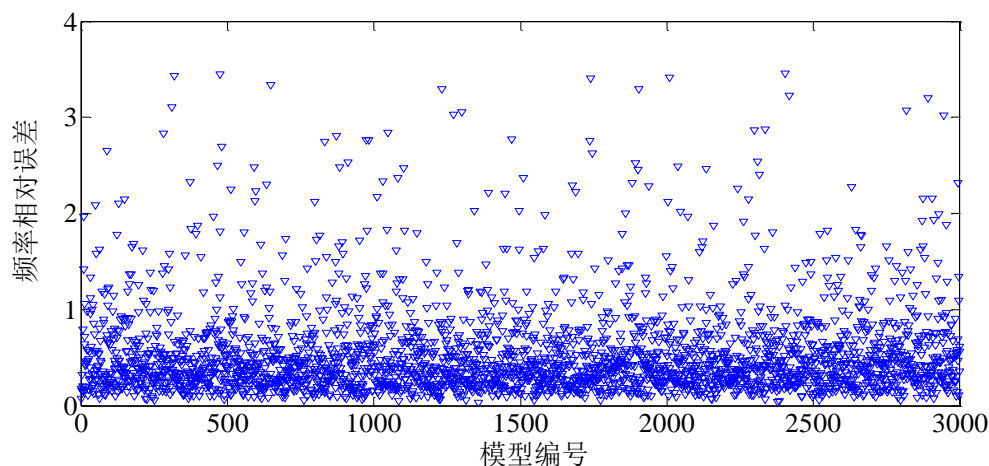


图 5.8 随机模型群误差统计

5.4.4 参数估计

由图 5.6 和图 5.7 可见, 由于在计算似然函数过程中, 对模态频率随机误差标准差仅设定为 1% 且仅接受所有模态 MAC 值均大于 0.9 的振型, 模型群的似然函数和后验概率计算结果效率较低。由所有模型的后验概率分布图可见, 仅有 6 个模型后验概率达到 0.05 以上。因而, 可将该 6 个模型选为识别模型群, 用以进行结构工作状态评估和响应预测。

贝叶斯估计属于一种离散数据期望的无偏估计, 各参数的贝叶斯估计由公式 (5.9) 得到 (p_i 表示第 i 个模型的碎片参数, PMG_i 表示第 i 个模型的后验概率, p_{id} 表示不确定性参数的识别结果)。由该识别模型群进行各个模型碎片的参数估计, 以及由所有 3000 个随机模型进行参数的贝叶斯估计得到的识别结果统计于表 5.2。其中,

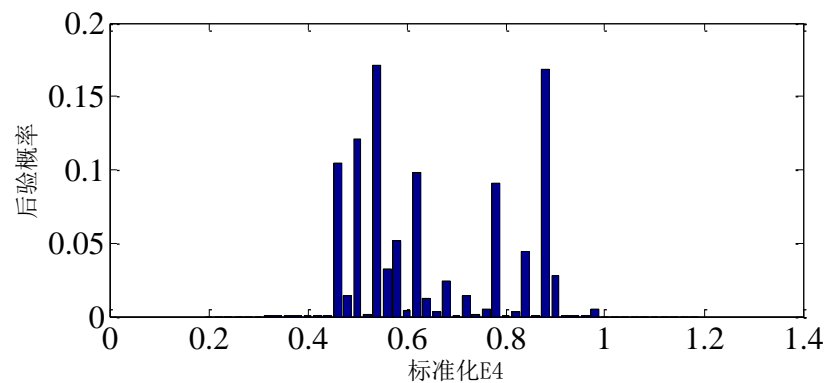
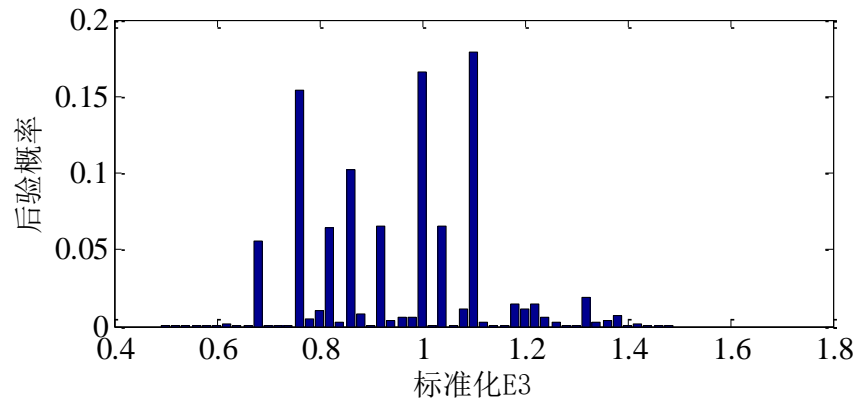
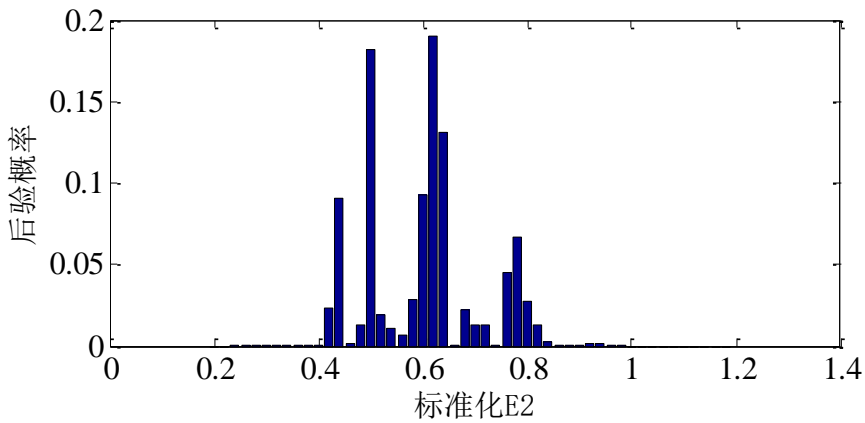
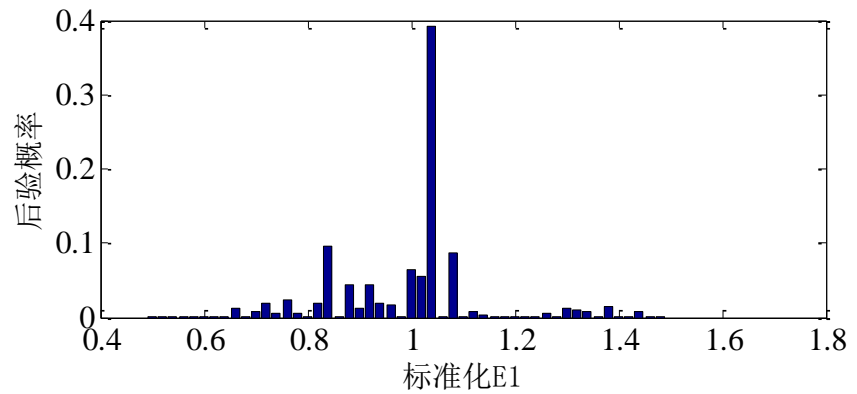
$$p_{id} = \frac{\sum_{i=1}^n p_i \times PMG_i}{\sum_{i=1}^n PMG_i} \quad (5.9)$$

表 5.2 参数识别结果对比

模型碎片	识别模型群 识别结果	误差 (%)	随机模型群 识别结果	误差 (%)	遗传退火算法单 模型识别结果	误差 (%)
E_1	1.018	1.8	1.001	0.1	1.002	0.2
E_2	0.585	0.5	0.609	2.9	0.593	1.3
E_3	0.953	4.7	0.964	3.6	0.978	2.2
E_4	0.572	0.8	0.561	1.9	0.569	1.1
E_5	0.961	3.9	0.968	3.2	1.052	5.2
E_6	1.058	5.8	1.052	5.2	0.995	0.5
E_7	1.010	1.0	1.000	0	0.975	2.5
E_8	1.033	3.3	1.032	3.2	1.002	0.2

由表可见, 由于随机模型群中多数模型后验概率较低, 使用数量较少的识别

模型群进行参数识别与完整的随机模型群进行参数识别的结果相差较小，参数识别结果主要由多模型群中少数符合误差理论的识别模型决定。模型碎片的后验分布由随机模型群中模型的后验分布求边缘分布得到，统计如下：



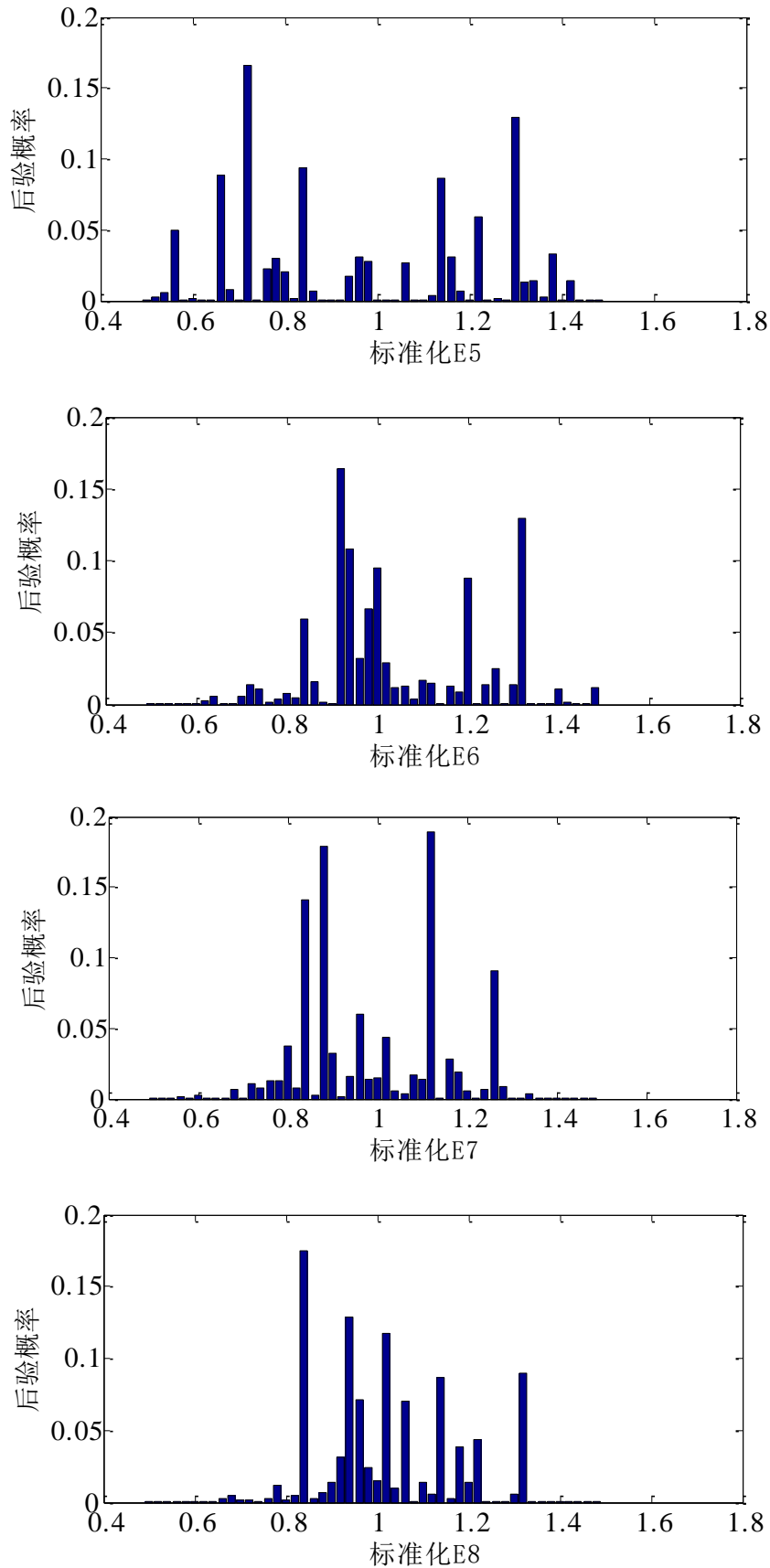


图 5.9 参数后验分布统计图

由于随机模型群抽样效率较差，后验分布图中各参数的频数分布直方图主要由部分随机模型群中后验概率较高的识别模型群决定，导致后验分布直方图比较

尖锐。因而，可以通过直方图分布是否光滑判定随机抽样的效率。

5.5 来华大桥多模型识别

5.5.1 关键参数先验分布选取

类比于前文 5.5 部分所述，本文使用 Matlab 编程完成模型碎片的随机抽样，根据前文的经验，选取各模型碎片的先验分布统计于表 5.3。其中 E_c ， E_s ， E_d ， E_p 和 T_h 分别表示混凝土拱、钢拱、桥面板、人行道板相对于初始设计值的标准化弹性模量以及人行道板标准化的厚度。其中， T_h 的在模型筛选中的初始设计值取为 0.25m。

表 5.3 来华大桥模型碎片先验分布统计

模型碎片	初始设计值	取样下限	取样上限	先验分布	抽样方式
E_c	37.4×10^3 MPa	0.5	1.4	N(0.9,0.2)	随机抽样
E_s	226.6×10^3 MPa	0.5	1.4	N(1.1,0.2)	随机抽样
E_d	68.6×10^3 MPa	0.5	1.4	N(1.1,0.2)	随机抽样
E_p	46.4×10^3 MPa	0.5	1.4	N(1.1,0.2)	随机抽样
T_h	0.25 m	0.5	1.4	N(1,0.2)	随机抽样

5.5.2 蒙特卡罗随机抽样过程

本文对 5 个不确定性参数的随机抽样仍旧采用蒙特卡罗抽样方法完成。为保证抽取足够的随机模型群，文中使用 Matlab 对每个模型碎片随机抽取了 3000 个样本并组成了由 3000 个有限元模型组成的随机模型群， E_c 进行抽样后的参数分布情况可见于图 5.10。

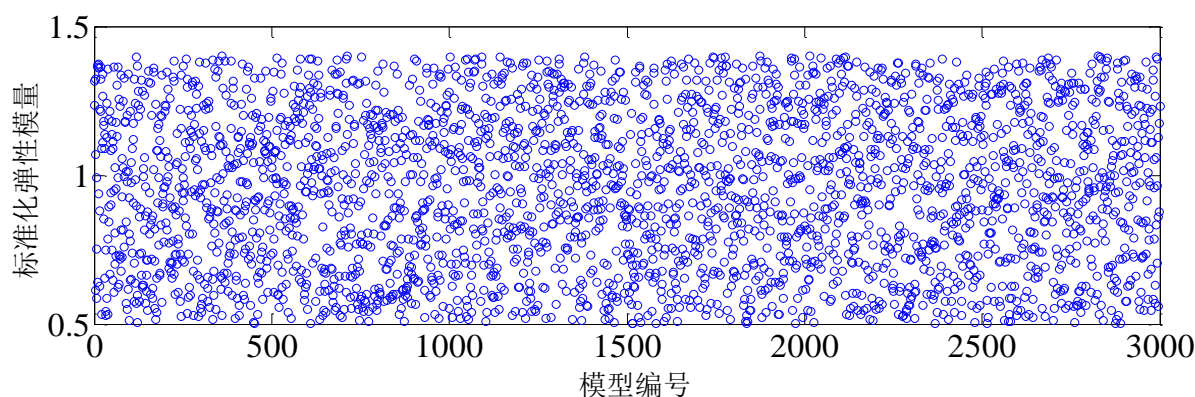


图 5.10 E_c 的 MC 抽样过程

5.5.3 模型识别

由于每个模型中各模型碎片的抽样为独立重复过程，因此各模型的先验概率为各模型碎片相对于先验正态分布的概率的乘积。相应的计算公式可见于式(5.6)，

各模型的先验概率统计如下。

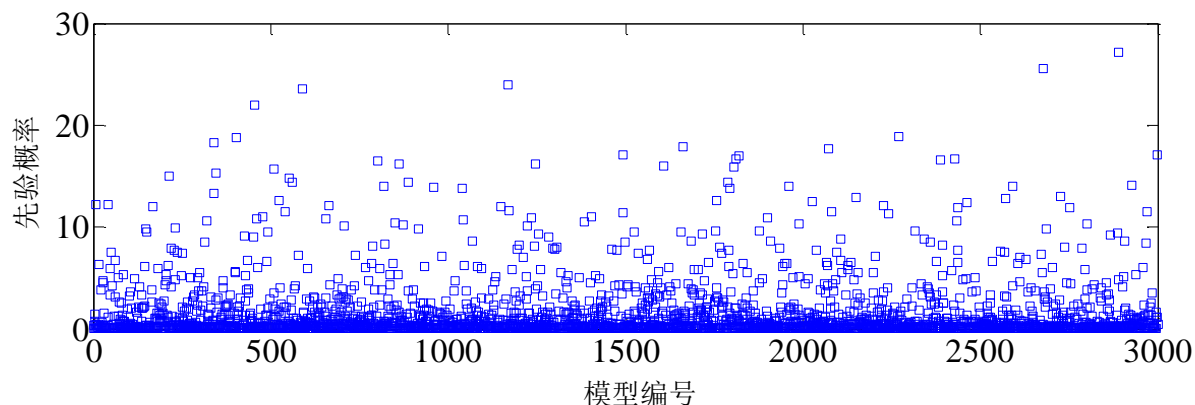


图 5.11 来华大桥随机模型群先验概率

根据误差理论，假定各模型的模态频率预测结果的误差为随机误差与测试误差的组合。根据现场测试数据与先前的有限元分析结果，工作模态分析的第 3 阶模态频率误差相对较小，因而对第 3 阶模态频率相对误差选取 1% 的内在随机误差标准差。而有限元分析中，前 2 阶模态重要性十分明显，为其选定 3% 的随机误差标准差，第 4~7 阶模态的频率相对误差标准差均选择为 2%。根据正态分布 95% 置信度的置信区间可知，对于每一个模态频率误差，模型预测结果与试验测试结果的相对误差落在 2 倍误差标准差以内的模型均可以被认为是可接受的模型，各模型的似然函数计算方法可见于公式(5.7)，计算结果统计于图 5.12。

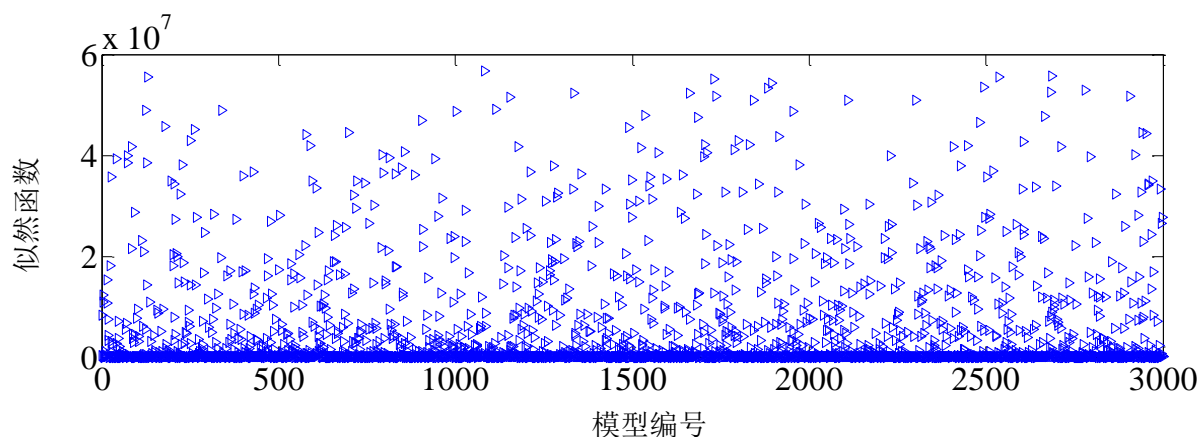


图 5.12 来华大桥随机模型群似然函数

将各模型的似然函数与先验概率带入贝叶斯公式，可得到各模型的后验概率统计如图 5.13 所示。

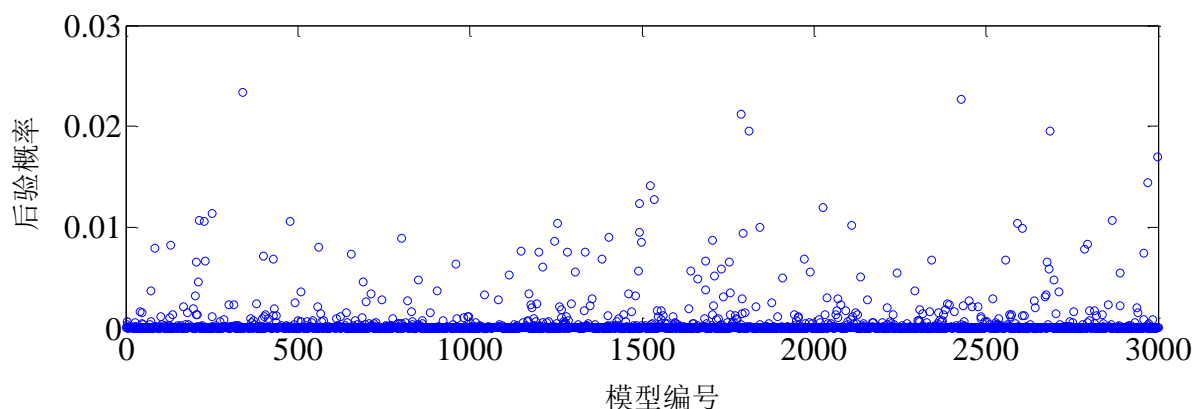


图 5.13 来华大桥随机模型群后验概率

为评估模型后验概率与模型误差之间的差异，由公式(5.8)计算所有来华大桥随机模型的误差统计于图 5.14。由图可见，误差图中有大量模型与试验数据吻合良好，而其对应的后验概率较低，验证了误差参数补偿效应的普遍性。仅使用误差建立的目标函数进行结构识别的工作量十分庞大，根据误差参数补偿理论的模型筛选极大地减小了基于有限元模型的结构识别的工作量，提高了识别的效率。

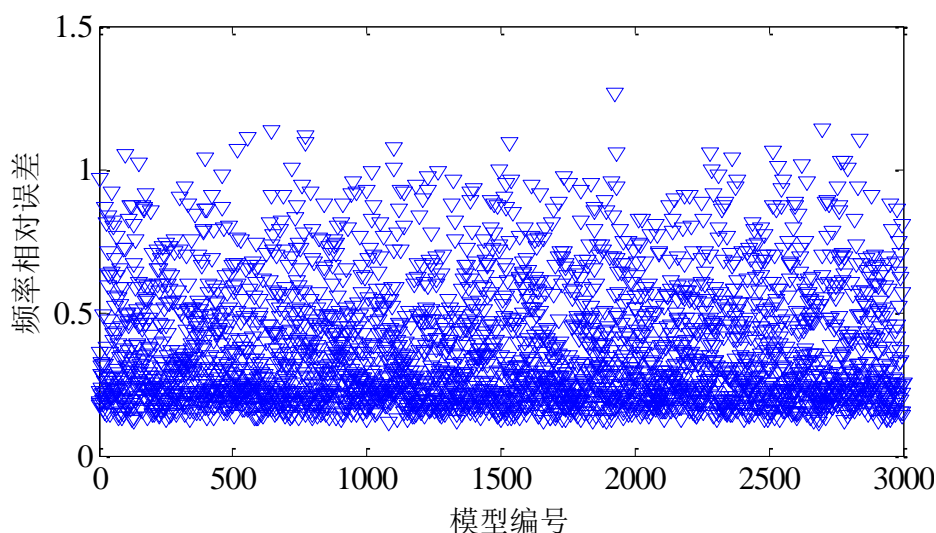
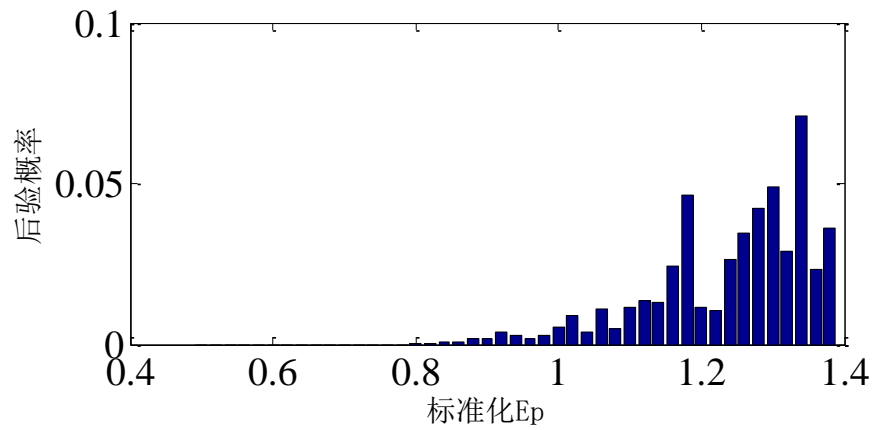
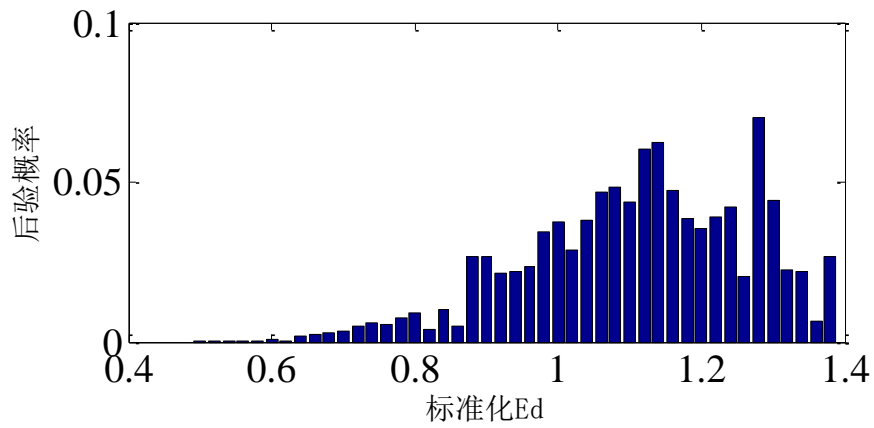
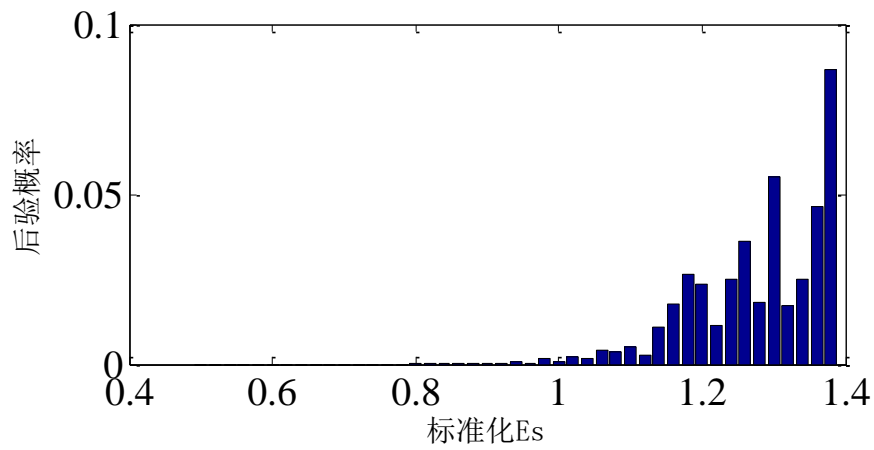
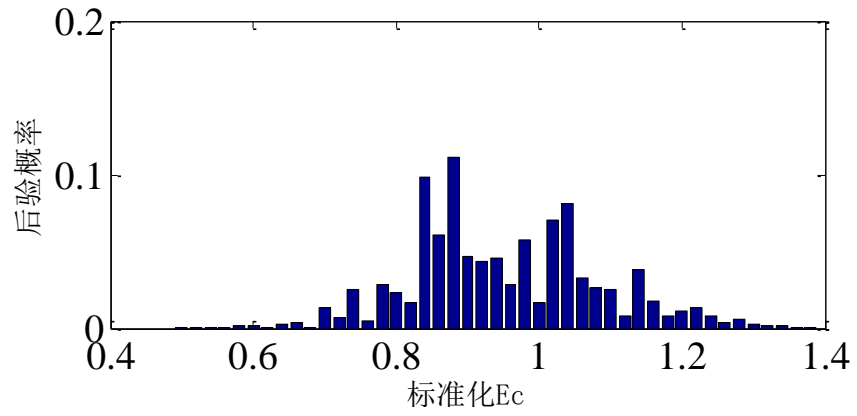


图 5.14 来华大桥模型群频率相对误差

5.5.4 参数估计

由图 5.13 和图 5.14 可见，来华大桥随机模型群的抽样效率高于本文数值仿真模型的抽样效率。图 5.13 所示的模型群中有 195 个模型的后验概率达到 0.001 以上并被选为识别模型群，用以进行结构工作状况评估和响应预测，由该识别模型群进行各个模型碎片的参数估计与由所有 3000 个模型进行参数识别得到的结果统计于表 5.4。其中，各参数的识别结果由公式 (5.9) 求得，模型碎片的后验分布由随机模型群中模型的后验分布求边缘分布得到，统计如下：



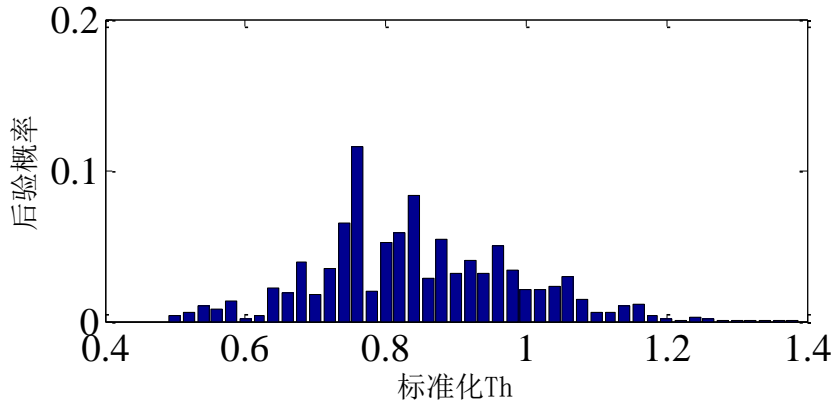


图 5.15 来华大桥模型碎片后验分布

表 5.4 来华大桥不确定参数的多模型识别结果

模型碎片	识别模型群识别结果	随机模型群识别结果	遗传退火算法识别结果
E_c (Pa)	34.98×10^3	35.98×10^3	35.00×10^3
E_s (Pa)	248.2×10^3	266.2×10^3	239.9×10^3
E_d (Pa)	77.4×10^3	76.7×10^3	81.5×10^3
E_p (Pa)	51.3×10^3	50.8×10^3	55.2×10^3
T_h (m)	0.21×10^3	0.21×10^3	0.20

与本文 4.4.3 部分图 4.11 进行比较可知。使用人工智能算法由单一模型修正进行参数识别的结果与本文基于贝叶斯方法的多模型群参数识别结果比较接近。其中，前文的修正中人行道板的厚度修正初始值为 0.2m，修正结果仍旧为 0.2m；异于前文，多模型识别中笔者将人行道板的厚度修正的初始值设定为 0.25m，其修正结果为 0.21m。两种方法的模型修正取得了近似的参数识别结果，相互验证了两种结构识别方法的可靠性。多模型方法的结构识别不仅可以识别出不确定性参数的准确结果，若采到足够多有效率的抽样（后验分布较高的抽样）还可以识别其参数分布，相比于基于智能算法的单一模型修正，提供了更多的结构识别信息并提高了工程人员进行响应预测与决策评估的可靠性。

5.6 本章小结

本章在简述多模型结构识别方法与误差理论以及贝叶斯统计推断理论的基础上，以一个简支梁数值仿真模型作为示例，验证了基于多模型的参数识别方法对与构件中不确定性参数识别的适用性。对于简支梁中的两点损伤，使用多模型方法的参数识别结果误差均在 1% 以内；对于其余 6 个未发生损伤的单元，其参数识别的结果的误差最大达到了 4%。在此基础上，本文进行了来华大桥的多模型识别研究，并将其与前文使用智能算法的识别结果进行了对比，两种识别方法体现出相似的识别结果。对比两种模型分析过程中的后验概率统计以及模型误差的分布图，基于贝叶斯方法的多模型识别可以有效地筛选发生误差参数补偿的不良模型，提高了识别的效率。

总结与展望

本文在完成一座大跨度拱桥静动力试验的基础上对其进行了工作状况评估与工作模态分析,分别使用随机子空间识别法(SSI)和复模态指示函数法(CMIF)对其进行了模态参数识别,并相互校核了两种方法在模态分析中的适用性。在CMIF方法应用的过程中,为了比较数据前处理方法对于参数识别结果的影响,本文分别使用互相关函数法(CC)与随机减量技术(RD)对现场实验数据进行筛选与平均,并最终得到了结构的伪频响函数并在此基础上识别了参数结果。此外,为了验证大跨度拱桥在环境振动中的模态耦合现象,在模态试验与工作模态分析中,本文分别对来华大桥钢拱和桥面在两个方向上完成了模态测试与分析。分别对于第二章与第三章。本文基于各种结构识别的方法,进行了使用有限元模型完成的各种建模不确定性参数识别方法的开发与研究。根据有模型的参数识别的不同理论基础,结构识别可以分为基于传统的单一模型的识别方法以及由多模型群和贝叶斯理论完成的多模型群的识别方法。在每种方法应用的过程中,本文分别使用简支梁数值仿真模型进行验证其适用性,并将其应用于来华大桥的不确定性参数识别中,分别对应了本文的第四章和第五章。文章研究所得到的结论归纳如下:

(1) 来华大桥现场勘查全面地统计了结构的几何特征,结合设计资料与勘查结果建立了精确的来华大桥有限元模型,消除了模型中的几何参数误差并奠定了后续分析的基础。卡车试验与环境振动测试分别统计了拱桥的静力变形结果和桥面以及钢拱上关键测点沿竖向和横向的加速度时程数据,为结构识别的第二步,可为后续的工作模态分析以及有限元模型校验提供数据支持。

(2) 通过两种方法的工作模态分析结果,SSI与CMIF方法均能可靠地识别系统模态参数,且主要峰值模态出现的频段非常一致,SSI的识别运算时间较长,识别的模态参数也相对稳定,对于模态密集区域的识别有较好的效果。基于RD技术的CMIF方法识别的模态提取峰值谱图清晰,模态数量较多,然而,该方法稳定性稍差,两次识别的模态参数有略微差异,而且识别过程易引入虚假模态。此外,由于大跨度拱桥结构复杂的结构形式,模态空间耦合现象十分明显。

(3) 在桥梁结构中,通常认定混凝土单元的弹性模量具备一定的不确定性,而钢材构件的物理参数可被认定为已知的确定性参数。根据模型修正后,钢纵梁的灵敏度曲线,可知修正过程消除了不确定性参数的误差,钢纵梁的弹性模量取为名义弹性模量时,其目标函数值最低。根据三种方法修正后的模型的静载变形预测结果,其静载变形的误差从10%降低至5%。以模态参数修正的模型亦能实现良好的静载变形预测结果。说明三种智能方法在来华大桥的模型修正中具备可靠

性。

(4) 根据简支梁数值仿真模型的多模型的参数识别方法的结果,对于简支梁中的两点损伤,参数识别结果误差均在 1%以内;对于未发生损伤单元的识别结果误差最大为 4%。由来华大桥的多模型参数识别与前文智能算法的识别结果对比,两种识别方法体现出相似的识别结果。根据数值仿真和来华大桥模型的后验概率统计以及模型误差分布,基于贝叶斯方法的多模型识别可以有效地筛选发生误差参数补偿的不良模型。

本文的研究重点倾向与通过试验与数值方法的结合获取实际结构中的不确定性参数。为克服传统的优化方法在不连续目标函数的应用中的局限性,在基于单一有限元模型的模型修正中,本文应用了求解功能强大的人工智能算法。在多模型的结构识别与模型修正研究中,本文使用了基于贝叶斯理论和误差参数补偿理论的参数识别方法,并分别在数值仿真模型验证的基础上完成了来华大桥的识别研究。然而由于研究所限,以上方法仍旧存在不完备之处,有待更深入研究。

(1)在发现模态耦合现象的基础上,对于深入认知结构中不同构件的耦合振动特征并验证该现象的普遍性需要加进研究。

(2)不同的目标函数,以及目标函数中不同自变量的权重设定均会决定模型修正的方向。例如:可以对简支梁数值仿真模型中梁端部以及跨中纯弯区段的静载变形误差在目标函数中以不同的权重考虑。如何慎重地选取合适的目标函数在模型修正中是值得研究的课题。

(3)智能算法进行模型修正过程缓慢而且算法参数如遗传算法代沟、退火算法降温参数的确定对于算法是否收敛到局部最优有较大影响。明确在大跨度拱桥结构识别中智能算法参数的具体设定可以节省大量的繁琐试算工作,值得深入研究。

(4)由于大跨度拱桥结构有限元模型运算工作量大,在搜索空间复杂的情况下,如何提高随机模型群的抽样效率,获取较多后验概率较高的识别模型群,以获取参数较平滑的后验分布对于进行参数估计以及响应预测有重要意义,是需要深入研究的问题。

参考文献

- [1] Hart G C. and Yao J T P. System identification in structural dynamics. *Journal of the Engineering Mechanics Division*, 1977,103:1089–1104
- [2] Liu S C. and Yao J T P. Structural identification concept. *ASCE Journal of Structural Division*, 1978, 104:1845–1858
- [3] Doebling S W, Farrar C R, Aktan A E, et al. Safak E and Yao J. The state of the art in structural identification of constructed facilities. A draft report by the ASCE committee on structural identification of constructed facilities, 2000
- [4] 任伟新,胡卫华,林友勤.斜拉索模态试验参数研究. *实验力学*,2005, 20(01):101–114
- [5] Smith I F C and Saitta S. Improving knowledge of structural system behavior through multiple models. *Journal of Structural Engineering*, 2008, 134:553–561.
- [6] 张德文,魏阜旋.模型修正与破损诊断.北京:科学出版社,1999,75–89
- [7] Mottershead J E, Friswell M I. Model updating in structural dynamics: a survey. *Journal of Sound and Vibration*, 1993, 167(2): 347–375
- [8] Friswell M I and Mottershead J E. Finite element model updating in structural dynamics. Kluwer, New York, 1995, 38:158–182
- [9] 荣见华,郑健飞,徐鸿飞. 结构动力修正及优化设计. 北京:人民交通出版,2002: 112125
- [10] Fritzen C P, Jennewein D, and Kiefer T. Damage detection based on model updating methods: Mechanical systems and processing. 1998,12(1):163186
- [11] Brownjohn J M W, and Xia P Q. Dynamic assessment of curved cable-stayed bridge by model updating. *Journal of Structural Engineering*, 2000,126(2):252–260
- [12] Zhang Q W, Chang C C, and Chang T Y P. Finite element model updating for structures with parametric constraints. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 2000, 29:927–944
- [13] Zhang Q W, Chang T Y P, and Chang C C. Finite-element model updating for the Kap Shui Mun cable-stayed bridge. *Journal of Bridge Engineering*, 2001, 6(4): 285–293
- [14] Brownjohn M W, Moyo P, Omenzetter P, et al. Assessment of highway-bridge upgrading by dynamic testing and finite-element model updating. *Journal of Bridge Engineering*, 2003, 8(3):162–172
- [15] Gorl E and Link M. Damage identification using changes of eigen-frequeeneies and mode shapes. *Mechanical Systems and Signal proeessing*. 2003, 17(1):103–110

- [16] Bijaya J, Kim H J, Kim M K, et al. Finite element model updating of concrete-filled steel tubular arch bridge under operational condition using modal flexibility. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(9):2406–2426
- [17] Daniell W, Macdonald J H G. Improved finite element modelling of a cable-stayed bridge through systematic manual tuning. *Engineering Structures*, 2007, 29(3):358–371
- [18] Perera R, Fang S E. The influence of objective functions in structural damage Identification using refined and simple models. *International Journal of structural Stability and Dynamics*. 2009, 9(4):607–625
- [19] 方志,唐盛华,张国刚等.基于多状态下静动态测试数据的斜拉桥模型正.中国公路学报. 2011, 24(1):34–41
- [20] Sanayei M, Phelps J, Sipple J, et al. Instrumentation, nondestructive testing, and finite-element model updating for bridge evaluation using strain measurements. *Journal of Bridge Engineering*, 2012:130–138
- [21] Sipple J. and Sanayei M. Full-scale bridge finite-element model calibration using measured frequency-response functions. *Journal of Bridge Engineering*, 2014, 04014103:1–11
- [22] Xiao X, Xu Y, and Zhu Q. Multiscale modeling and model updating of a cable-stayed bridge.II: Model updating using modal frequencies and influence lines. *Journal of Bridge Engineering*, 2014:1943–5592.
- [23] Nazmy A S. Stability and load-carrying capacity of three-dimensional long-span steel arch bridges. *Journal of Computers and Structures*, 1997,65(6):857–868
- [24] Aktan E, Çatbaş N, Türer A, et al. Structural identification: analytical aspects. *Journal of Structural Engineering*, 1998, 124(7):817–829
- [25] Ren W, Zhao T, and Harik I. Experimental and analytical modal analysis of steel arch bridge. *Journal of Structural Engineering*, 2004, 130(7):1022–1031
- [26] Jaishi B and Ren W. Structural finite element model updating using ambient vibration test results. *Journal of Structural Engineering*, 2005, 131(4): 617–628.
- [27] Ko J M and Ni Y Q. Technology developments in structural health monitoring of large-scale bridges. *Journal of Bridge Engineering*, 2005, 27:1715–1725
- [28] Catbas F, Ciloglu S, Hasancebi O, et al. Limitations in structural identification of large constructed structures. *Journal of Structural Engineering*, 2007, 133(8):1051–1066
- [29] Filipe M, Alvaro C, Elsa C. Dynamic monitoring of a long span arch bridge. *Engineering Structures*, 2008, 30:3034–3044

- [30] Song Y. and Lei Y. Application of wireless sensing system for the wuyuan steel arch bridge. *Earth and Space*, 2008: pp. 1–6
- [31] Reynders E, Degrauwe D, De Roeck G, et al. Combined experimental-operational modal testing of footbridges. *Journal of Engineering Mechanics*. 2010, 36(6):687–696
- [32] Brownjohn J M W, Filipe M, Elsa C, et al. Ambient vibration re-testing and operational modal analysis of the Humber bridge. *Engineering Structures*, 2010, 32(8):2003–2018
- [33] Bayraktar A, Altunişik A, Birinci F, et al. Finite-element analysis and vibration testing of a two-span masonry arch bridge. *Performance of Constructed Facilities*, 2010, 24(1):46–52
- [34] Wei L. and He Q. Health state evaluation for multi-span double-curvature arch bridge based on static-dynamic load testing. *Condition, Reliability, and Resilience Assessment of Tunnels and Bridges*. 2011:17–24
- [35] Pan Q, Grimmelsman K, Moon F, et al. Mitigating epistemic uncertainty in structural identification: case study for a long-span steel arch bridge. *Journal of Structural Engineering*, 2011, 137(1):1–13
- [36] Álvarez J J, Aparicio A C, Jara J M, et al. Seismic assessment of a long-span arch bridge considering the variation in axial forces induced by earthquakes. *Engineering Structures*. 2012, 34:69–80
- [37] 李晰,张德义,闰维明等.基于环境激励的钢管混凝土拱桥工作模态识别及修正. *工程力学*. 2013,30(9):81–94
- [38] 胡志坚,张明辉,孔祥韶等.大跨度钢桁架拱桥静动力相似模型. *中国公路学报*, 2014, 9(27):82–89
- [39] Costa B, Magalhães F, Cunha Á, et al. Modal analysis for the rehabilitation assessment of the Luiz I bridge. *Journal of Bridge Engineering*. 2014, 19(12), 05014006:1–11
- [40] Holland J. *Adaptation in natural and artificial systems*. Ann Arbor, MI:University of Michigan Press, 1975:21–24
- [41] 陈国良,王煦法.遗传算法及其应用.北京:人民邮电出版社,1996. 67–92
- [42] Ricles J M and Kosmatka J B. Damage detection in elastic structures using vibratory residual forces and weighted sensitivity. *AIAA J*, 1992, 30(9):2310–2316
- [43] Cooper V A, Nguyen V T V. and Nicell J A. Evaluation of global optimization methods for conceptual rainfall-runoff model calibration. *Water Science and Technology*, 36(5):53–60
- [44] Lingireddy S, and Ormsbee L. Optimal network calibration model based on genetic

- algorithms. Water Resources Planning & Management Conference, 2014, (1999):1–8
- [45] Xia Y, and Hao H. A genetic algorithm for structural damage detection based on vibration data. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE), 2001. Bellingham, WA, USA, 1381–1387
- [46] Reda T M M, and Lucero J. Damage identification for shm using fuzzy pattern recognition. Engineering Structures, 2005,27(12):1774–1783
- [47] Perera R, and Torres R. Structural damage detection via modal data with genetic algorithms. Journal of Structural Engineering, 2006, 132(9):1491–1501.
- [48] Perera R, and Ruiz A. A multistage FE updating procedure for damage identification in large scale structures based on multiobjective evolutionary optimization. Mechanical Systems and Signal Processing. 2008, 22(4):970–991
- [49] Koh B, Choi J, and Jeong M. Damage detection through genetic and swarm-based optimization algorithms. Earth and Space, 2010, pp: 2330–2335.
- [50] Carlo G, Quaranta G and Monti G. Modified genetic algorithm for the dynamic identification of structural system using incomplete measurements. Computer aided civil and infrastructure engineering. 2011, 26(2):92–110
- [51] Thanh N, and Chan G. An improved structural identification strategy for large structural systems. Structural Control and Health Monitoring, 2011, 19(8):686–700
- [52] Chisari C, Bedon C and Amadio C. Dynamic and static identification of base-isolated bridges using genetic algorithms. Engineering structures, 2015:80–92
- [53] Mantawy A H, Abdel-Magid Y L, Seliin S Z. A simulated annealing algorithm for the unit commitment. IEEE Transactions on power Systems. 13(1):197–204
- [54] Aydin M E, Fogarty T. A modular simulated annealing algorithm for multi-agent systems: a job-shop scheduling application. Proc. of 2nd international Conference of Responsive Manufacturing. Gaziantep, Turkey, 26–18 June, 318–323
- [55] Lin C, and Yeh H. Detection of leakage in pipe networks using transient and simulated annealing. World Environmental and Water Resources Congress 2014: pp. 383–390
- [56] Blum C, and Roli A. Hybrid metaheuristics: an introduction. Computer Intelligence, 2008, 114:1–30.
- [57] 刘锦.混合遗传算法和模拟退火算法在TSP中的应用研究:[华南理工大学硕士学位论文].广州:华南理工大学.
- [58] Raphael B, and Smith I. Finding the right model for bridge diagnosis. Artificial intelligence in structural engineering in computer science, Springer, Heidelberg, 1998: 308–319

- [59] Raphael B, and Smith I F C. A direct stochastic algorithm for global search. *Applied Mathematics and Computation*, 2003, 146(2–3):729–758
- [60] Saitta S, Raphael B, and Smith I F C. Data mining techniques for improving the reliability of system identification. *Advances Engineering Information*, 2005, 19(4): 289–298
- [61] Robert N Y, Raphael B, and Smith I F C. System identification through model composition and stochastic search. *ASCE Journal of Computing in Civil Engineering*, 2005, 19(3):239–247
- [62] Saitta S, Raphael B, and Smith I F C. Combining two data mining methods for system identification. *Intelligent computing in engineering and architecture*, Springer-Verlag, Berlin, 2006:606–614
- [63] Shannon C, and Weaver W. *The mathematical theory of communication*. McGraw-Hill, 1974, 60(3):379–423
- [64] Smith I F C, and Saitta S. Improving knowledge of structural system behavior through multiple modes. *Journal of Structural Engineering*, 2008, 134(4):553–561
- [65] Saitta S, Kripakaran P, Raphael B, and Smith I F C. Improving system identification using clustering. *Journal of Computer Civil Engineering*, 2008, 22(5):292–302
- [66] Goulet J A, Kripakaran P, and Smith I F C. Multimodel structural performance monitoring. *Journal of Structural Engineering*, 2010, 136(10):1309–1318
- [67] Saitta S, Kripakaran P, Raphael B, et al. Feature selection using stochastic search: An application to system identification. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2010, 24(1):3–10
- [68] Pasquier R and Smith I F C. Iterative structural identification framework for evaluation of existing structures. *Engineering structures*, 2015:179–193
- [69] Dubbs N C and Moon F. Comparison and implementation of multiple model structural identification methods. *Journal of structural engineering*, 2015, 141(11),04015042:1–13
- [70] Geyskens P, Kiureghian A D, Monteiro P. Bayesian prediction of elastic modulus of concrete. *Journal of structural engineering*, 1998, 124(1):89–95
- [71] Beck J L, and Katafygiotis L S. Updating models and their uncertainties I: Bayesian statistical framework. *Journal of Engineering Mechanics*, 1998, 124(4): 455–461
- [72] Ching J and Chen Y C. Transitional markov chain monte carlo method for bayesian model updating, model class selection and model averaging. *Journal of Engineering Mechanics*, 2007, 133(7):816–832
- [73] Ching J and Beck J L. Bayesian analysis of the Phase II IASC-ASCE structural health

- monitoring experimental benchmark data. *Journal of Engineering Mechanics*, 2004, 130(10):1233–1244
- [74] Beck J L, Katafygiotis L S. Updating models and their uncertainties. I: Bayesian statistical framework. *Journal of Engineering Mechanics*, 1998, 124(4):455–461
- [75] Anik M W, Beck J L, Au S K. Bayesian probabilistic approach to structural health monitoring. *Journal of Engineering Mechanics*, 2000, 126(7):738–745
- [76] Beck J L, Au S K. Bayesian updating of structural models and reliability using Markov chain Monte Carlo simulation. *Journal of Engineering Mechanics*, 2002, 128(4): 380–391
- [77] Cheung S H, Beck J L. Bayesian model updating using hybrid Monte Carlo simulation with application to structural dynamic models with many uncertain parameters. *Journal of Engineering Mechanics*, 2009, 135(4):243–255
- [78] 易伟建,周云,李浩.基于贝叶斯统计推断的框架结构损伤诊断研究. *工程力学*, 2009, 26(5):121–129
- [79] Uen K V, Kuok S C. Bayesian methods for updating dynamic models. *Applied Mechanics Reviews*, 2011, 64(1):010802:3–7
- [80] Simoen E, Moaveni B, Conte J P, et al. Uncertainty quantification in the assessment of progressive damage in a 7-story full-scale building slice. *Journal of Engineering Mechanics*, 2013, 139(12):1818–1830
- [81] Jian Z, Chunfeng W and Tadanobu S. Advanced markov chain monte carlo approach for finite element calibration under uncertainty. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*. 2013, 28:522–530
- [82] 任伟新,林友勤,彭雪林.大跨度斜拉桥环境振动试验与分析. *试验力学*, 2006, 21(4):418–426
- [83] 孙建刚, 基于环境振动的试验模态分析方法研究:[哈尔滨工业大学硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学航天学院卫星技术研究所. 2006:7–15.
- [84] 黄琴, 基于随机减量技术的频域运行状态模态分析:[南京航空航天大学硕士学位论文]. 南京: 南京航空航天大学航空宇航学院. 2009:7–22.
- [85] 李炎华, 结构状态监测中的模态参数辨识方法研究:[五邑大学硕士学位论文]. 江门: 五邑大学. 2009: 37–44.
- [86] 钟善桐. *钢管混凝土结构*, 清华大学出版社, 北京. 2003:76–83
- [87] Goldberg D. *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Addition-Wesley, New York, 1989
- [88] Krishnamoorthy C S, Prasanna V, and Sudarshan R. Object-oriented framework for genetic algorithms with application to space truss optimization. *Journal of*

- Computing in Civil Engineering, 2002, 16(1):66–75
- [89] Castilo O, Trujillo L, and Melin P. Multiple objective genetic algorithms for path planning optimization in autonomous mobile robots. *Soft Computing*, 11(3):269–279
- [90] Cheng A, and Yu D. Genetic algorithm for vehicle routing problem. *ICTE*, 2013, 2876–2881
- [91] Blum C, and Roli A. Hybrid metaheuristics: an introduction. *Stud. Computer Intelligence*, 2008, 114:1–30
- [92] Chen D, Lee C Y, and Park C H. Hybrid genetic algorithm and simulated annealing (HGASA) in global function optimization. *Proc., 17th IEEE Int. Conf. on Tools with Artificial Intelligence.*, IEEE Computer Society, Washington, DC, 2005:129–133
- [93] Sonmez R, Iranagh M, and Uysal F. Critical sequence crashing heuristic for resource-constrained discrete time–cost trade-off problem. *Journal of Construction Engineering and Management*, 2016, 142(3),04015090:1–12
- [94] Robert N Y, Raphael B and Smith I F C. Configuration of measurement systems using Shannon’s entropy function. *Computers and Structures*, 2005, 83: 599–612
- [95] Falkenhainer B, and Forbus K D. Compositional modeling: Finding the right model for the job. *Artificial Intelligence*, 1991, 51:95–143
- [96] Ayyub B M. *Uncertainty modeling and analysis in civil engineering*, CRC Press, USA, 1997
- [97] Haimes Y Y. *Risk modeling, assessment and management*. John Wiley, USA, 1998
- [98] Ang A H, and Tang W H. *Probability concepts in Engineering: Emphasis on applications to Civil and Environmental Engineering*. John Wiley, USA, 2006
- [99] Oberkampf W L. Uncertainty quantification using evidence theory. *Advanced simulation & Computing Workshop Error Estimation, Uncertainty Quantification, and Reliability in Numerical Simulations*, Stanford University, 2005:22–23
- [100] Raphael B, and Smith I F C. *Fundamentals of computer-aided engineering*, Wiley, New York, 2003
- [101] Robert N Y, Raphael B, and Smith I F C. System identification through model composition and stochastic search. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2005, 19(3):239–247

致 谢

时光荏苒，三年学习生涯转瞬即逝，感恩吾师周云先生教诲，受益良多。课题组易伟建先生亦为吾等晚生所敬仰，唯愿身体健康。求学期间亦受诸多亲人恩惠，曾经难忘岁月，永记于心，此处不以言表。4位室友相处甚欢，兴趣相投，曾经友情不曾忘记，愿各位都有好的前程。感谢父母以及爱人的支持，唯言辛苦。

除此，感谢来宾市住建委以及湖南大学李立峰教授、仇一颗副教授对于本项目的支持。感谢同窗以及同门师兄弟三年来的帮助，共同求学的时光不曾忘记。附名单如下：蒋运忠、陈松柏、吴峥、贾凡丁、周祎、余博、唐咸力、张旭、何碧波、丁雅博、朱敏、黄斌、陈晖、李焯、郭立君、周超等。

张军凯

2016年6月于湖南大学

附录 A 攻读学位期间所发表的学术论文目录

- [1] Yun Zhou, Junkai Zhang, Weijian Yi, Yunzhong Jiang, Qin Pan. Mitigating epistemic uncertainty in ambient vibration-based structural identification of a concrete-filled steel tubular arch bridge. *Journal of Bridge Engineering* (Submitted)
- [2] 周云, 张军凯, 陈松柏, 易伟建. 大跨度拱桥静动力试验与结构识别的实践. 湖南大学学报(自然科学版), 2016(已录用, 稿号: tm20160307006)
- [3] 周云, 张军凯, 陈松柏. 基于静动力试验的大跨度拱桥结构识别与状况评估. 北京: 中国科技论文在线
- [4] Yun Zhou, Junkai Zhang, Songbai Chen, Weijian Yi. Structural identification of a long-span concrete-filled steel tubular arch bridge. *ISISS-2015 Beijing*, 2015
- [5] Yun Zhou, Junkai Zhang, Linjin Li, Sha Liao and Zhi Fang. Comparison analysis of civil engineering undergraduate curriculum among universities in china, us and Europe. *ICCAHE-2014, Progress in industrial and civil engineering*, Hangzhou