

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。

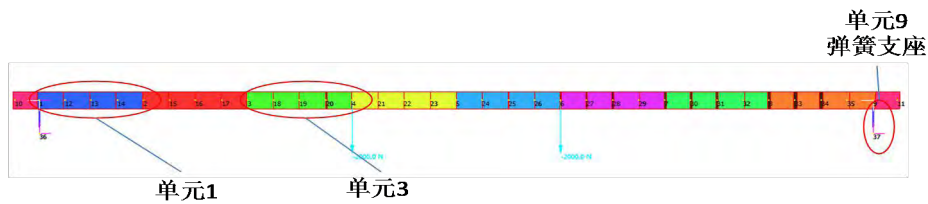


图 4.6 简支梁构件有限元模型示意图

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。

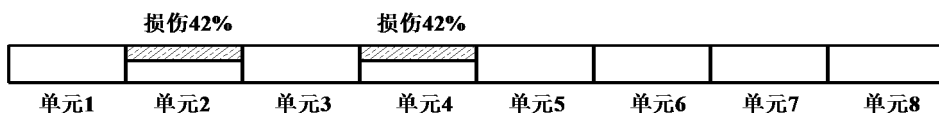
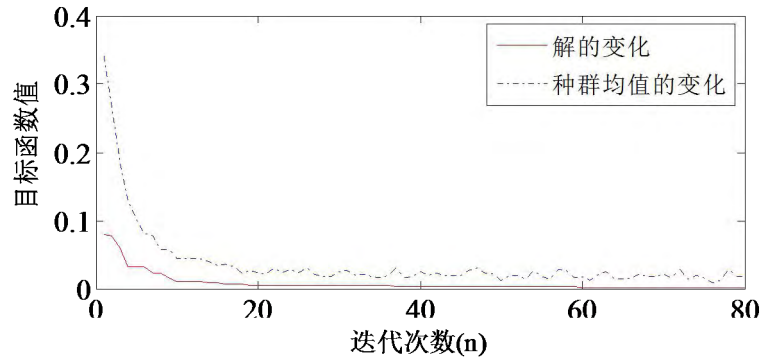


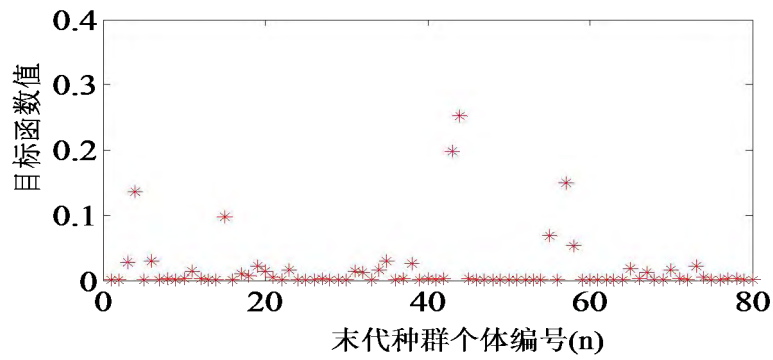
图 4.7 损伤模型示意图

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)



(b)

图 4.8 (a)种群收敛曲线图 (b)末代种群目标函数值统计

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。

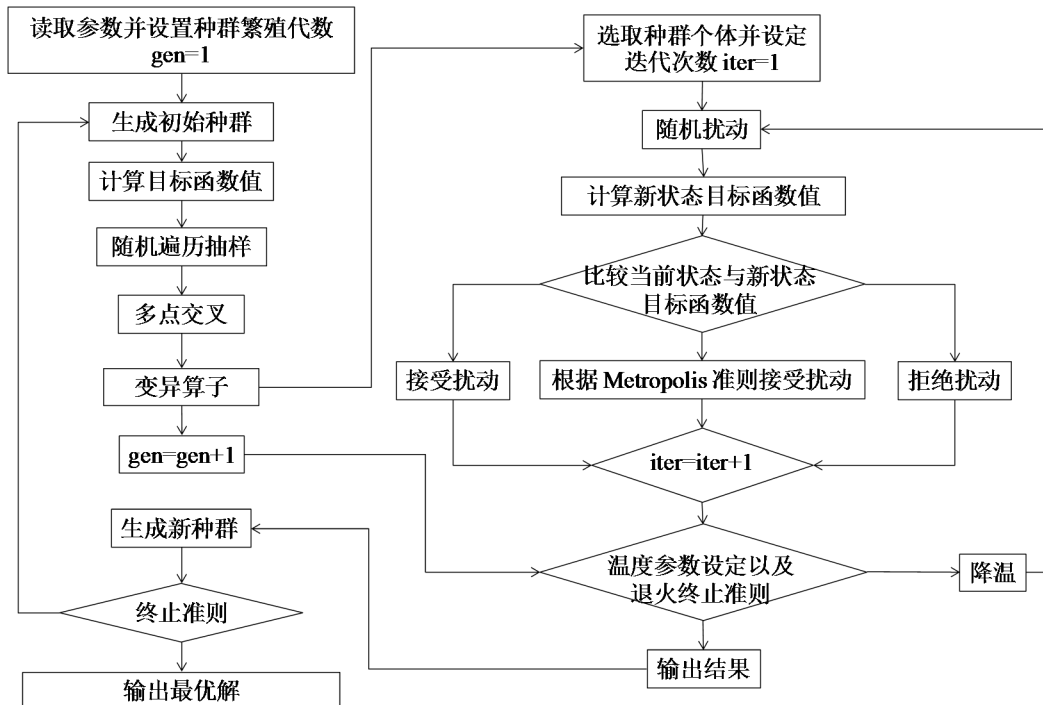


图 4.9 遗传退火算法流程图

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

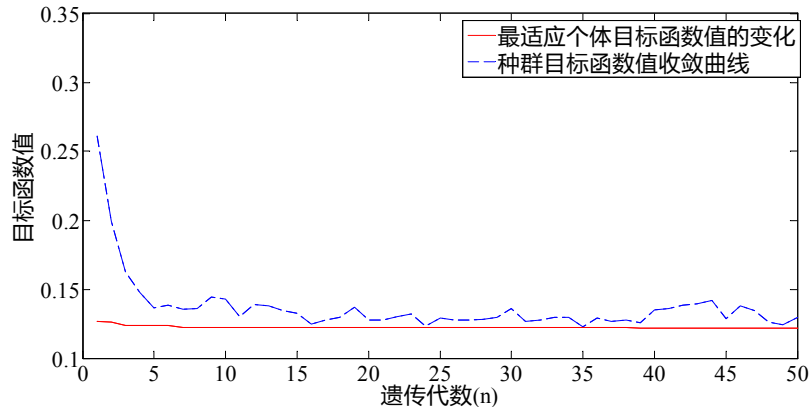
征，笔者最初将其选为不确定性参数并应用于灵敏度分析。在之后的有限元模型精细化建模以及细节构件校验的过程中，笔者通过截面等效原则将其厚度选定为 0.22m。在智能算法模型修正中，仍旧选取对结构分析有较大影响的确定性参数：人行道板厚度进行修正，并以之校验三种智能算法的可靠性。

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。

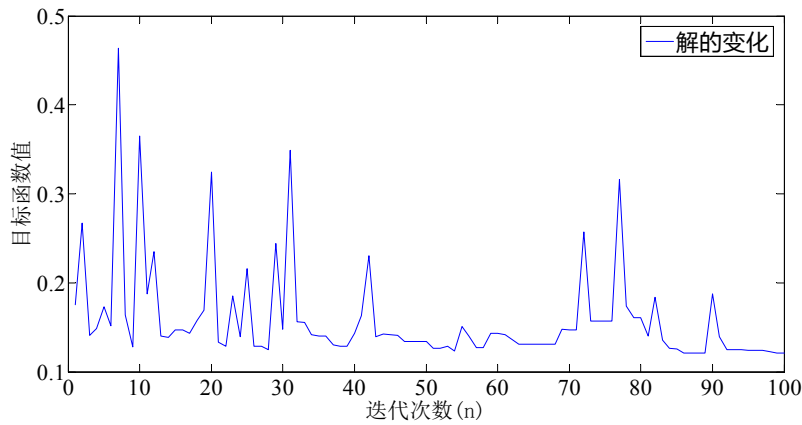
4.4.3 参数修正结果

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。

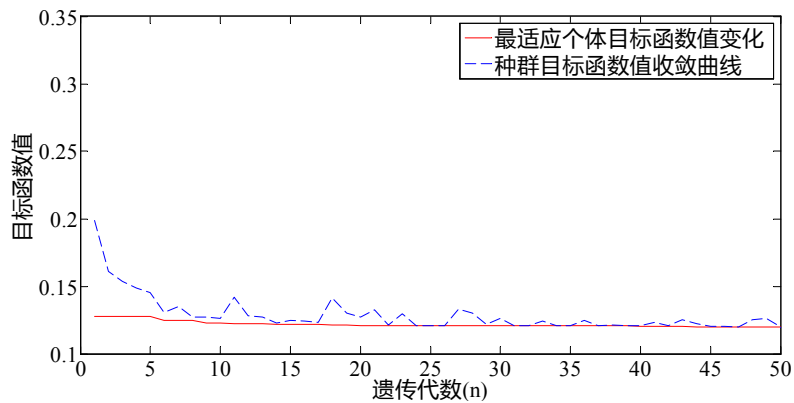
遗传算法、模拟退火算法以及遗传退火算法三种方法基于模态参数目标函数的模型修正过程可见于图 4.10，其目标函数如公式(4.2)，振型通过公式(4.3)完成匹配。在图(a),(c)中，红色实线表示每次种群繁殖过程中，最优个体的目标函数值。蓝色虚线表示所有种群个体目标函数值的平均值，表示种群的发散程度。



(a)



(b)



(c)

图 4.10 目标函数收敛过程 (a)遗传算法 (b)模拟退火算法 (c)遗传退火算法

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。

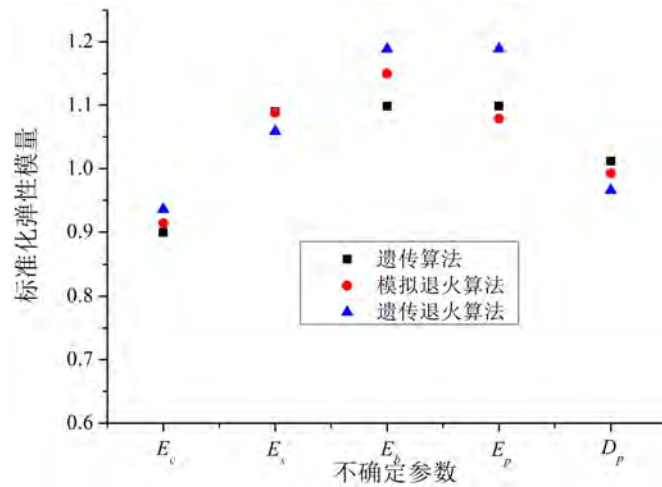


图 4.11 三种智能算法识别的不确定性参数结果 (其中, E_c , E_s , E_b , E_p 以及 D_p 分别指代混凝土拱肋、钢拱肋、桥面板、人行道板的弹性模量以及人行道板的厚度)

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

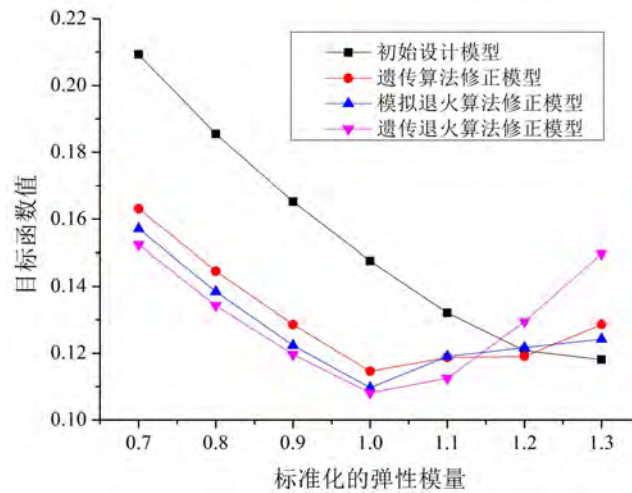
修正参数	初始值	修正结果	修正变动(%)
混凝土拱弹性模量(MPa)	37.4×10^3	35.0×10^3	-6.37
钢拱弹性模量(MPa)	226.6×10^3	239.9×10^3	5.88
桥面板弹性模量(MPa)	68.6×10^3	81.5×10^3	18.83
人行道板弹性模量(MPa)	46.4×10^3	55.2×10^3	18.89
人行道板厚度(m)	0.2	0.2	0.00

4.5 结果校验

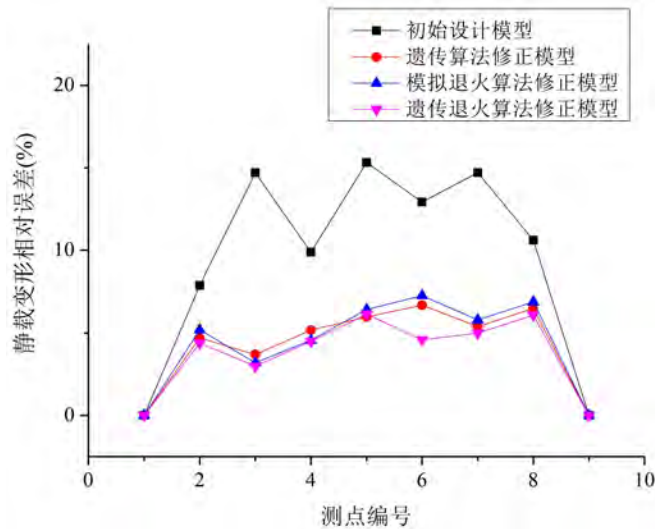
模型修正的一个重要问题为校验修正后不不确定参数的物理意义以及修正模型模拟真实结构的可靠性。结果显示，混凝土拱的弹性模量低于初始设计值而

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)



(b)

图 4.12 (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

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，使用简直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。

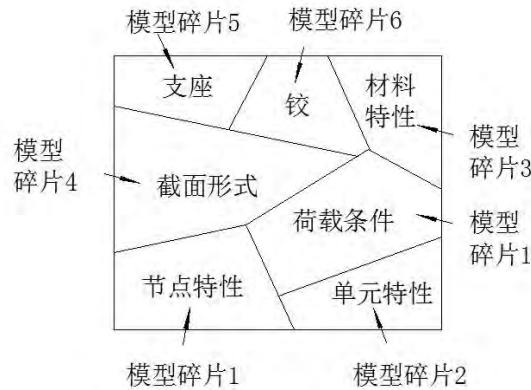


图 5.2 模型碎片示意图

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 通常是非的数值。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^[1]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：

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

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

其中， x_a 表示试验的真实数据， x_{meas} 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：

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

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。

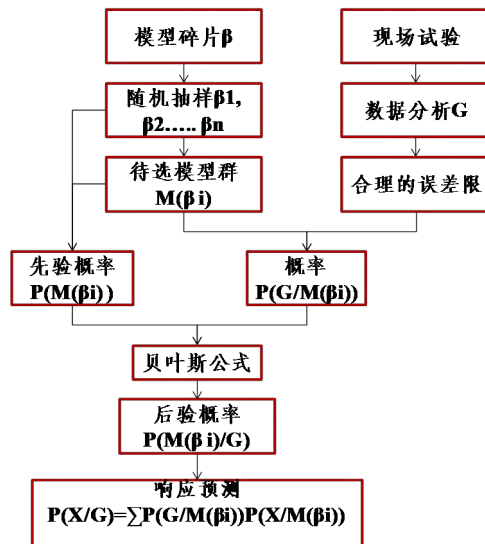


图 5.3 贝叶斯方法参数识别流程图

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。

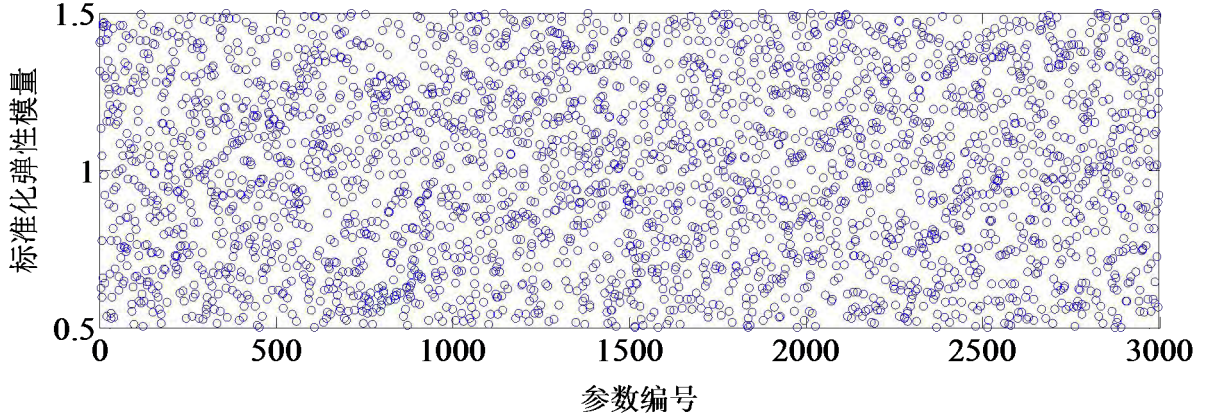


图 5.4 MC 抽样实施过程示意（以单元 1 的标准化弹性模量 E_l 为例）

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：

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

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。

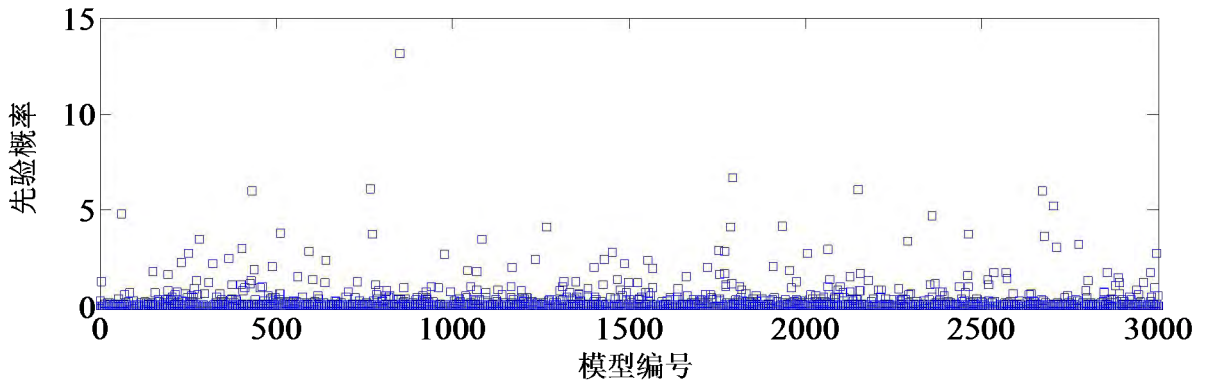


图 5.5 随机模型群的先验概率统计

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。

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

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)。

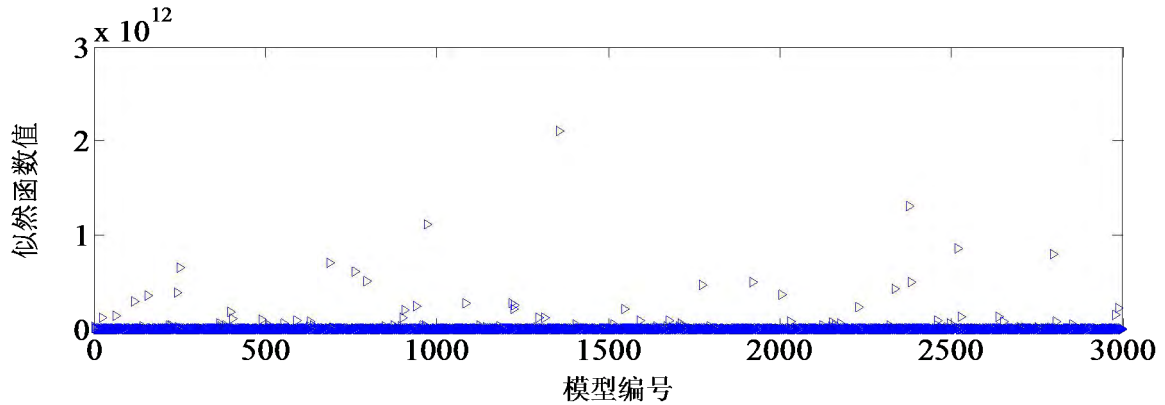


图 5.6 随机模型群的似然函数计算结果

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：

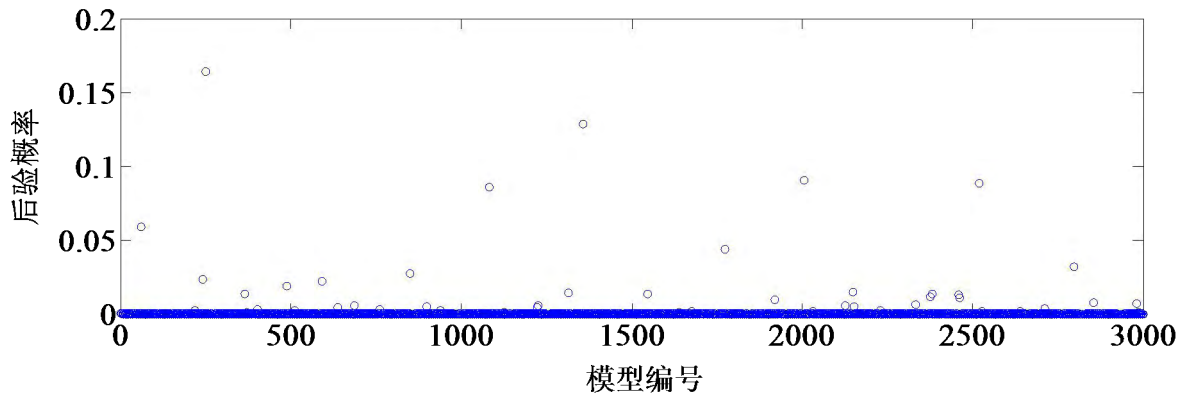


图 5.7 随机模型群的后验概率统计

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。

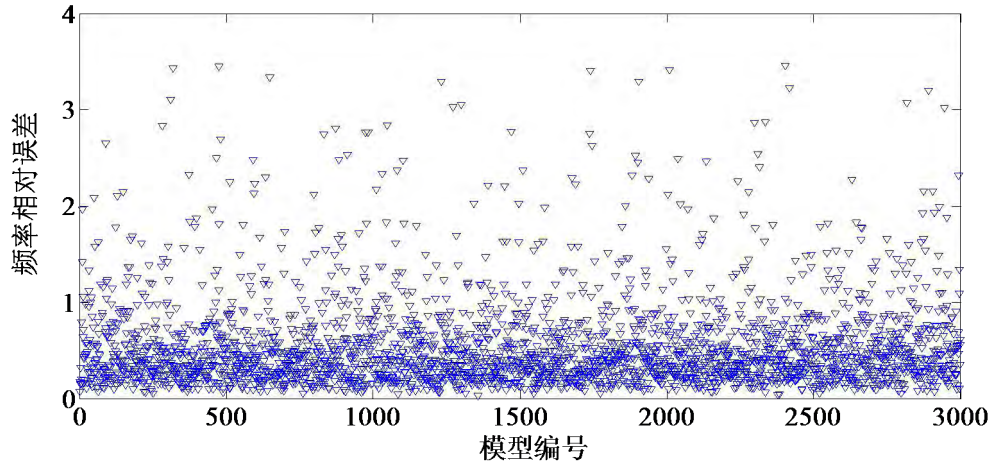


图 5.8 随机模型群误差统计

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况评估和响应预测。

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，

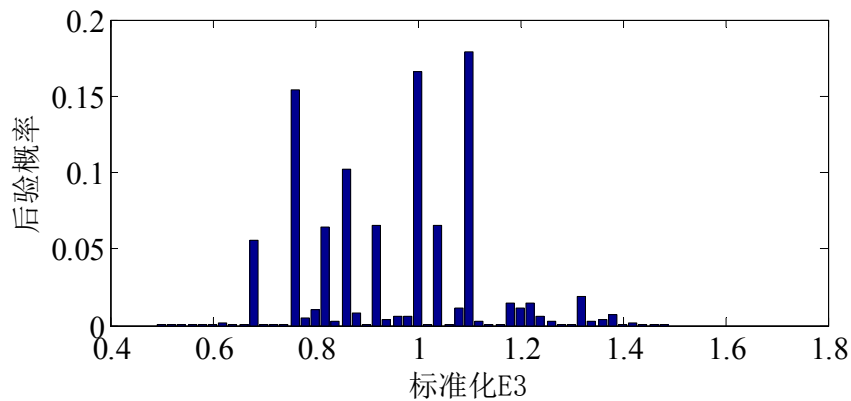
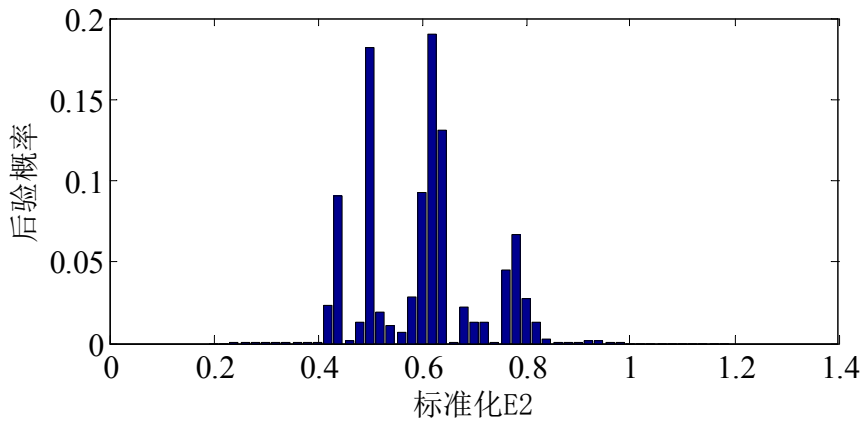
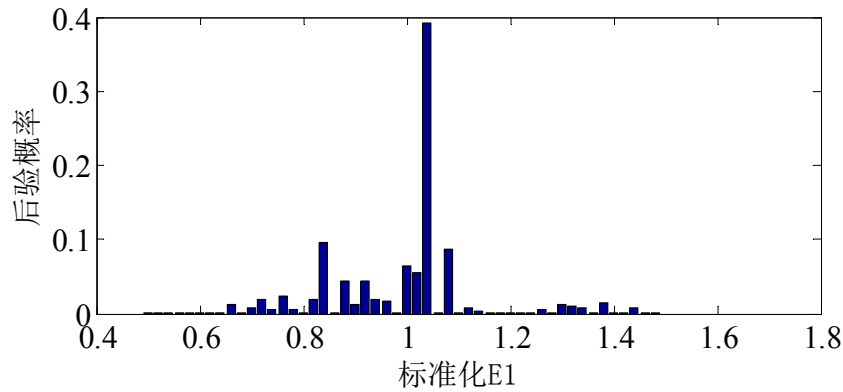
$$p_{id} = \frac{\sum_{i=1}^n p_i \times PMG_i}{\sum_{i=1}^n PMG_i} \quad (5.9)$$

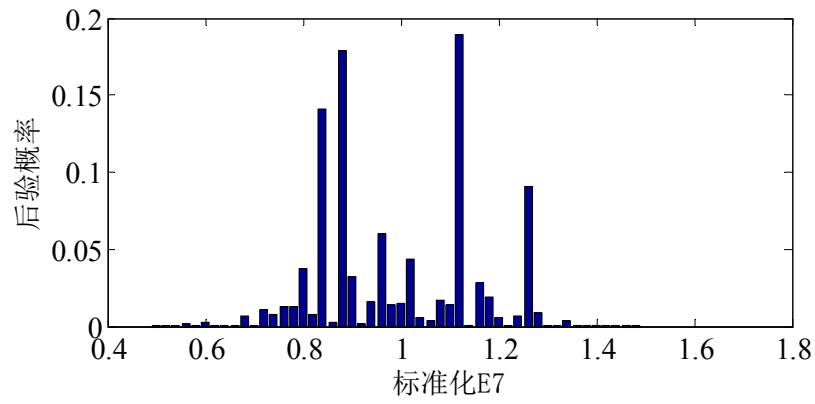
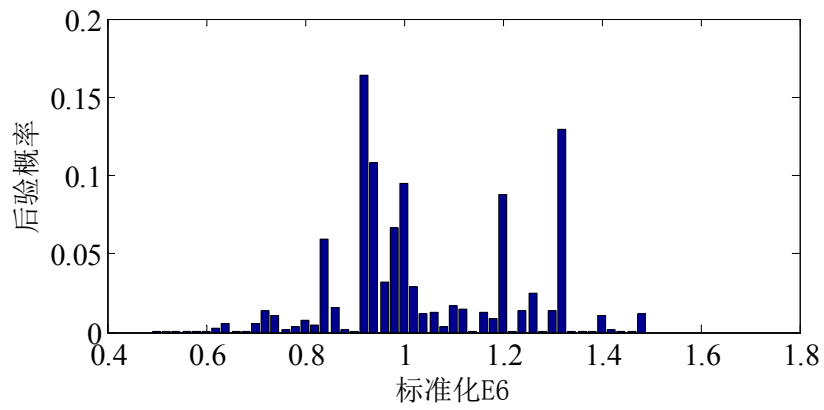
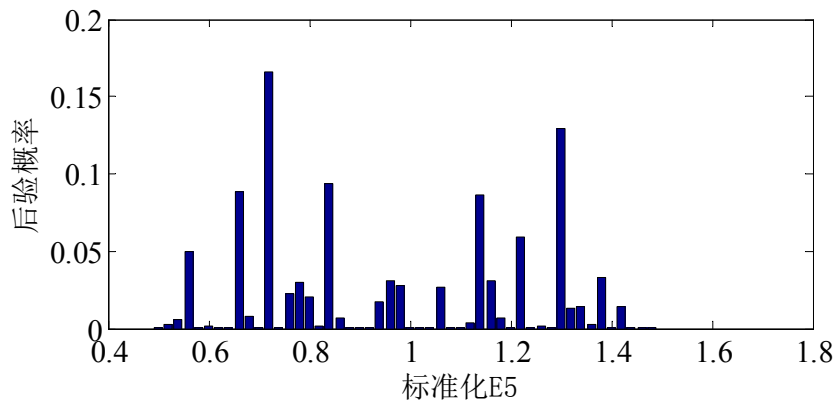
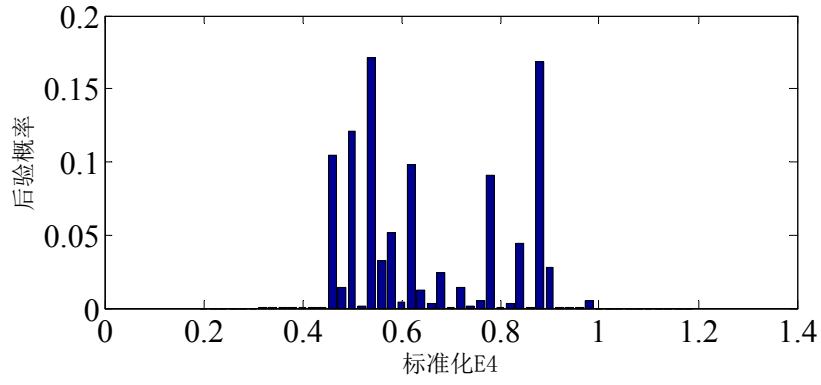
表 5.2 参数识别结果对比

模型碎片	识别模型群	误差	随机模型群	误差	遗传退火算法单	误差
	识别结果	(%)	识别结果	(%)	模型识别结果	(%)
E_i	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：





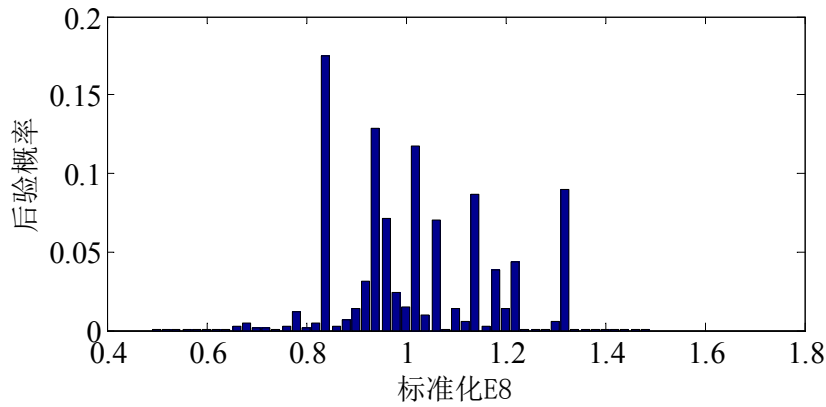


图 5.9 参数后验分布统计图

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

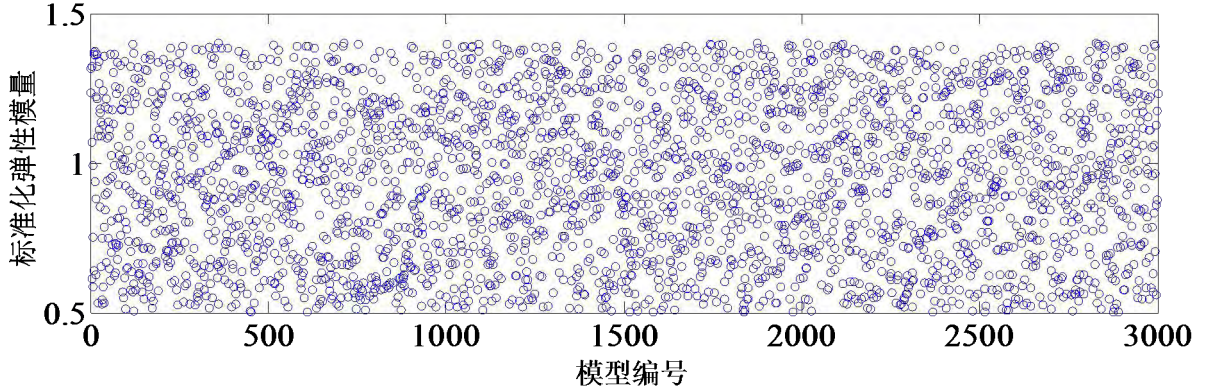
类比于前文 5.5 部分所述，本文使用 Matlab 编程完成模型碎片的随机抽样，根据前文的经验，选取各模型碎片的先验分布统计于表 5.3。其中 E_c ， E_s ， E_d ， E_p 和 T_h 分别表示混凝土拱、钢拱、桥面板、人行道板相对于初始设计值的标准化弹性模量以及人行道板标准化的厚度。其中， T_h 的在模型筛选中的初始设计值取为 0.25m。

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。

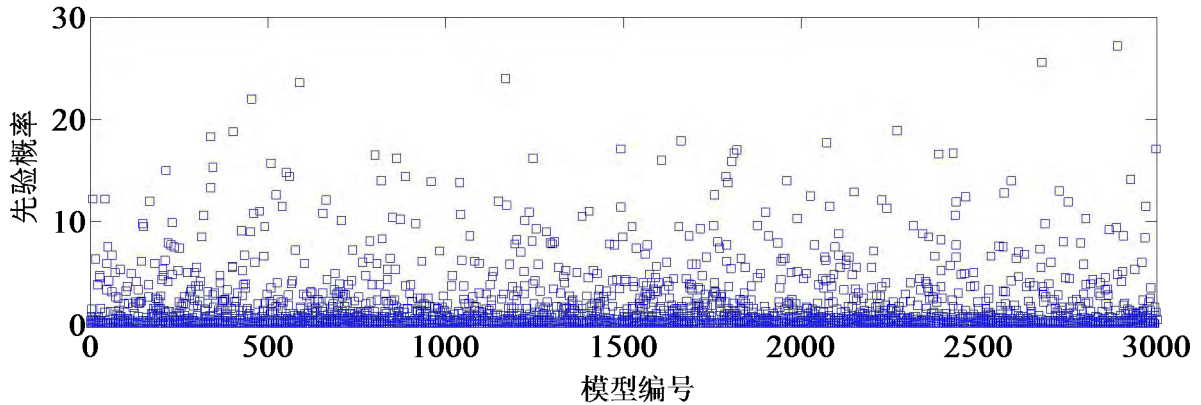


图 5.11 来华大桥随机模型群先验概率

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。

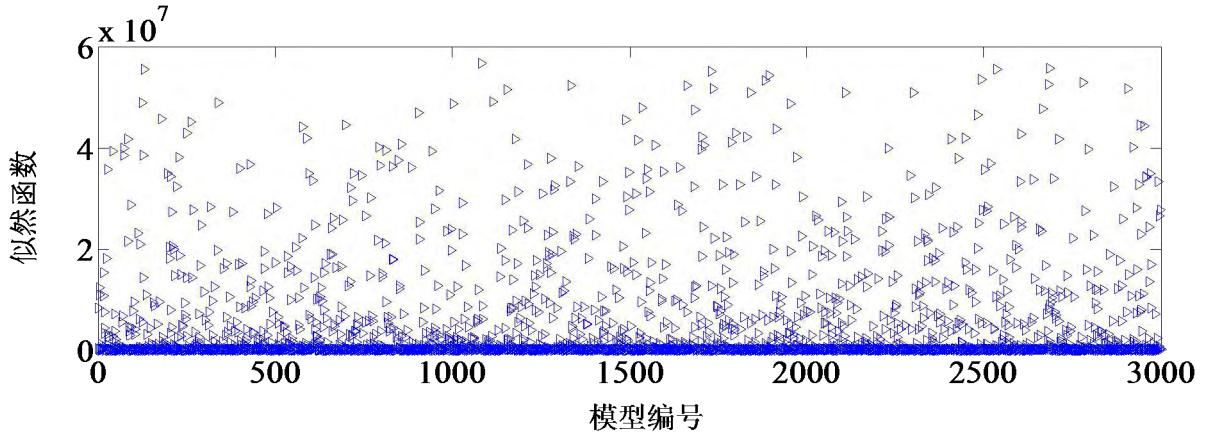


图 5.12 来华大桥随机模型群似然函数

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。

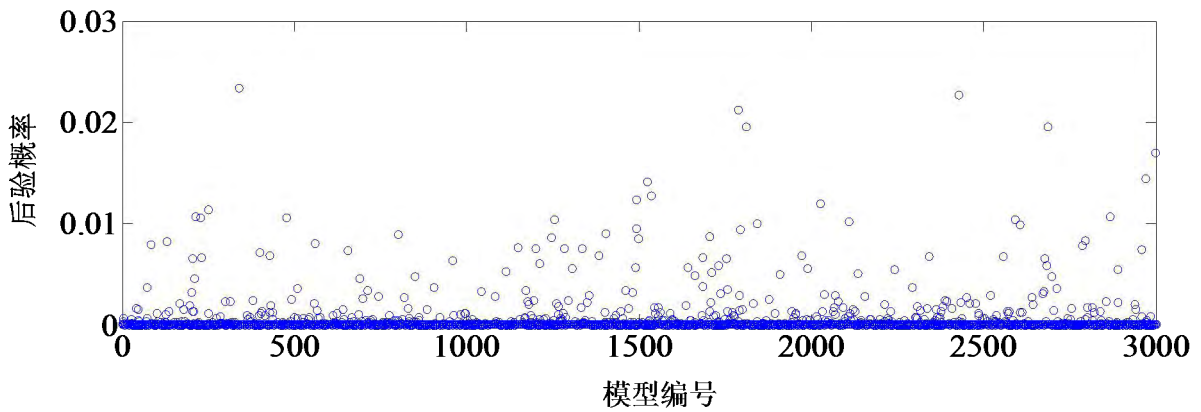


图 5.13 来华大桥随机模型群后验概率

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。

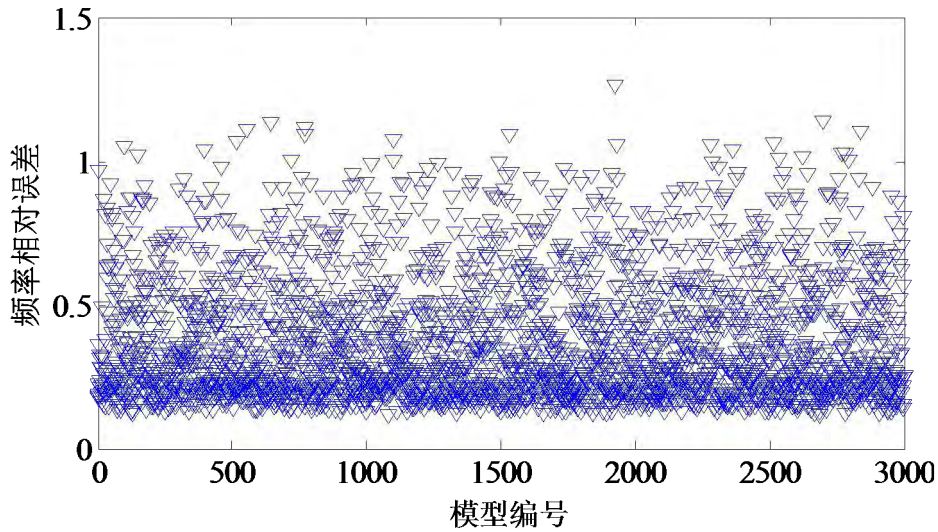
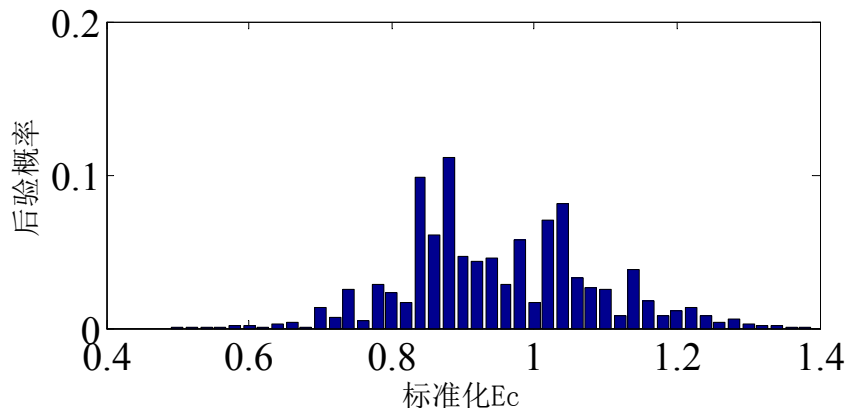


图 5.14 来华大桥模型群频率相对误差

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态评估和响应预测，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：



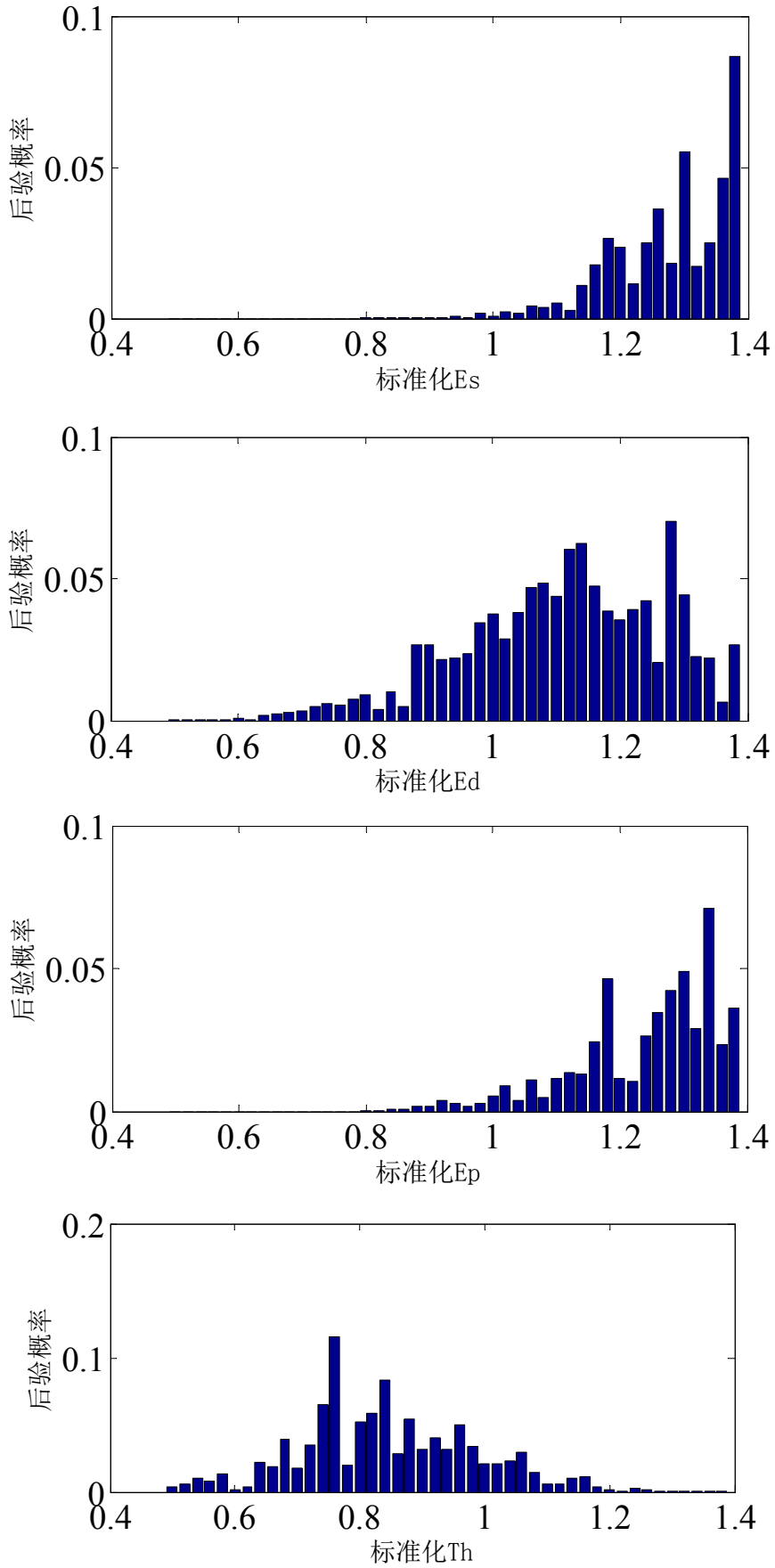


图 5.15 来华大桥模型碎片后验分布

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态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, Beck J. Cornwell P. Helmicki A. 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: 112-125
- [10] Fritzen C P,Jennewein D, and Kiefer T. Damage detection based on model updating methods: Mechanical systems and processing.(1998)12(1):163-186
- [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, and Lu Y. 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, Ren W X, Lee S H. 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., Bell, E., and Brenner, B. 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, and Zhang Z. 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, Grimmelsman K, and Aktan A E. 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, Magalhães F, and Caetano E. 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, and Alvaro C. 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, Sevim B, and Türker T. 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, and Aktan E. 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 and Jara M. 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,陈彦江.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,吴大健.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, and Figueiras J. 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,王煦法著.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, 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.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, and Smith I F C. 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: 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: 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. 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、李烨、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

- [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
- [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
- [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)
- [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)