

(2) 梁-实体模型

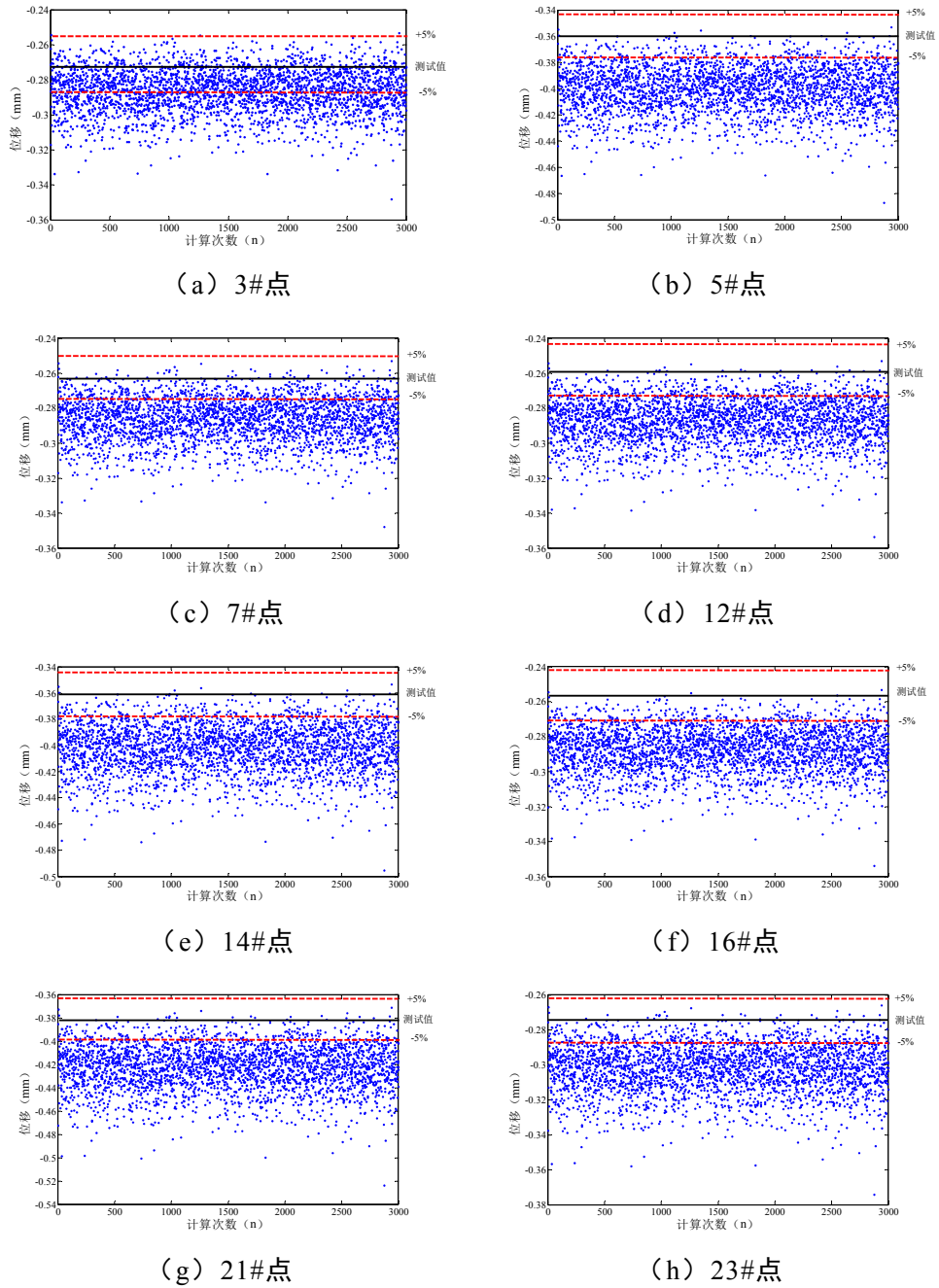
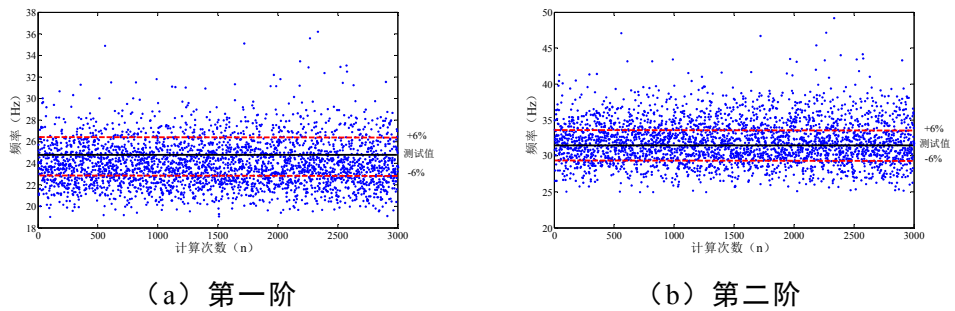


图 3.9 基于静力位移的模型散点分布与筛选



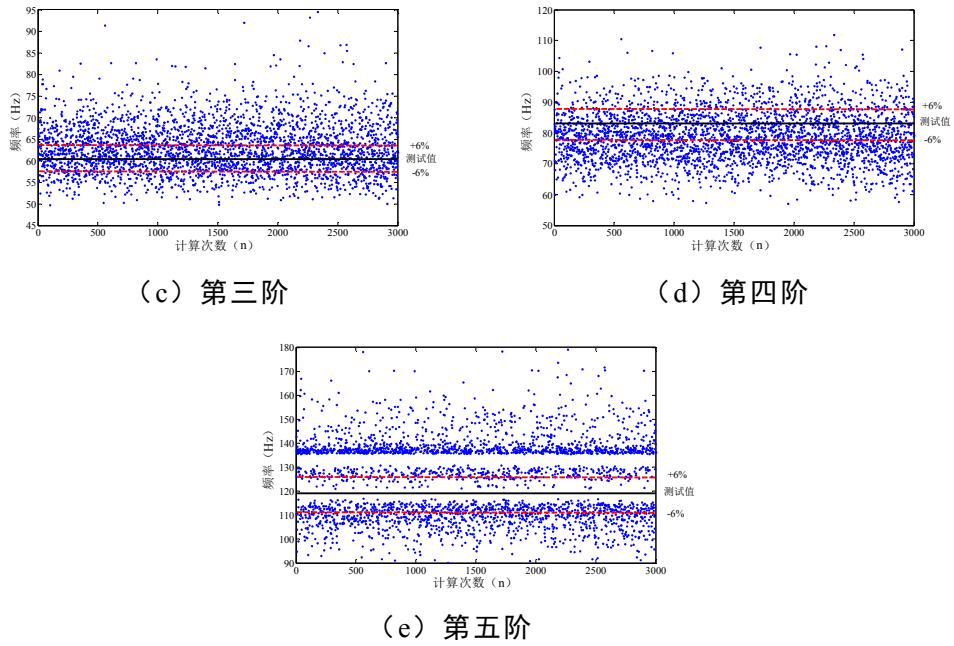


图 3.10 基于动力频率的模型散点分布与筛选

表 3.4 钢-混凝土组合板梁-实体有限元模型库

编号	弹性模量 E	密度 ρ	支座刚度 K_1	连接件刚度 K_2
1#	1.15	1.16	1.02	1.19
2#	1.22	1.02	0.93	1.08
3#	1.41	1.00	0.97	0.94
4#	1.22	1.20	0.91	1.12
5#	1.21	0.89	0.89	1.20
6#	1.12	1.13	1.07	1.20
7#	1.16	1.07	1.11	1.17
8#	1.20	0.87	1.15	1.10
9#	1.26	1.19	1.04	1.02
10#	1.17	1.08	0.94	1.17
11#	1.23	1.14	0.81	1.13
12#	1.21	1.16	1.05	1.18
13#	1.19	1.04	1.18	1.12
14#	1.21	1.05	1.01	1.13
15#	1.20	1.07	1.03	1.12

(3) 梁-壳体模型

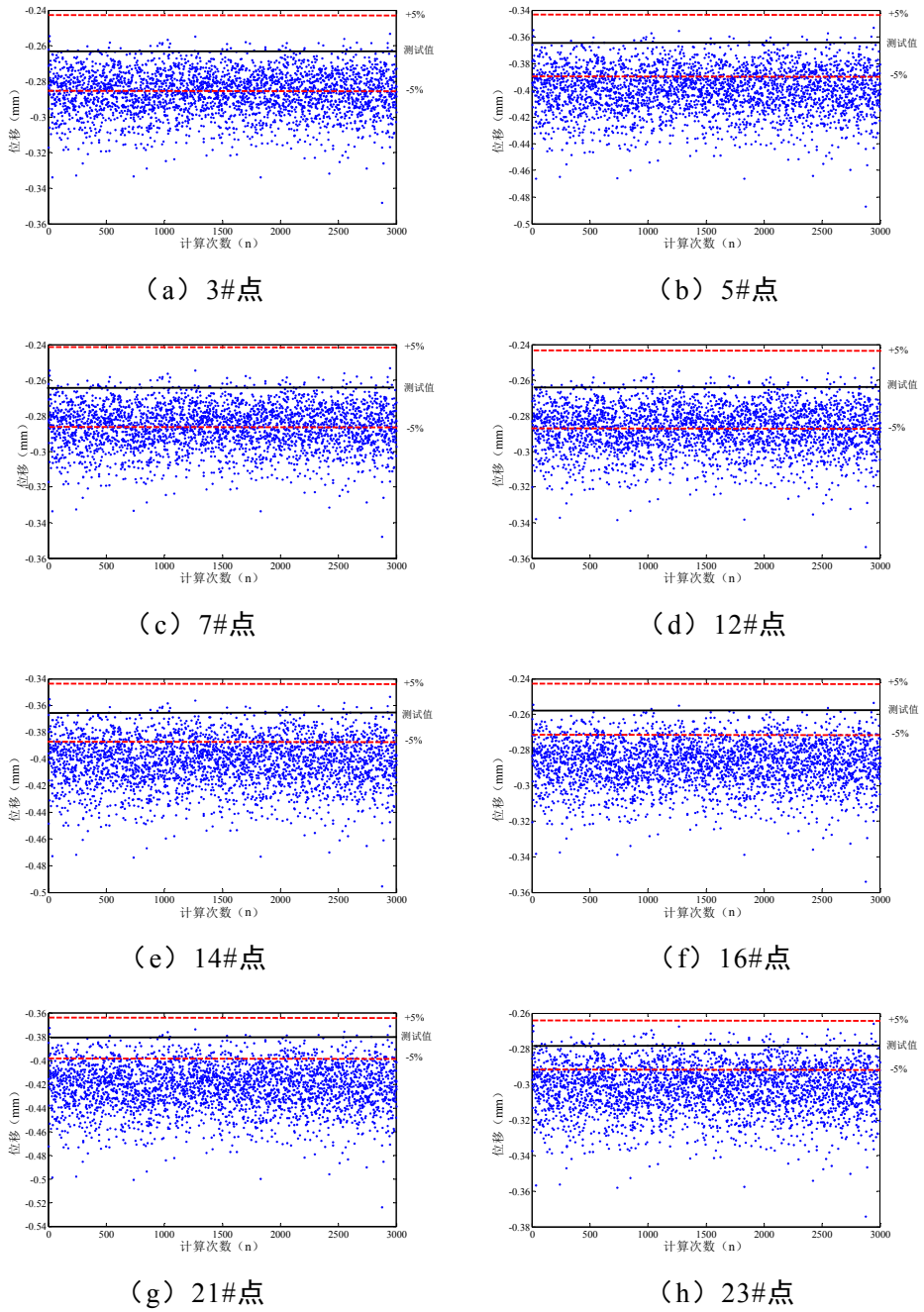
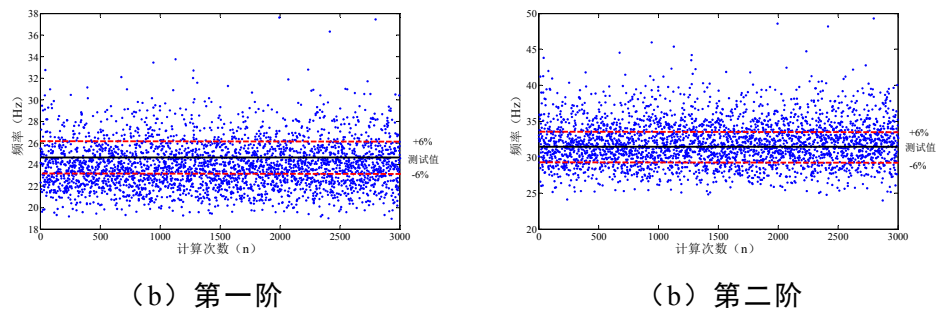


图 3.11 基于静力位移的模型散点分布与筛选



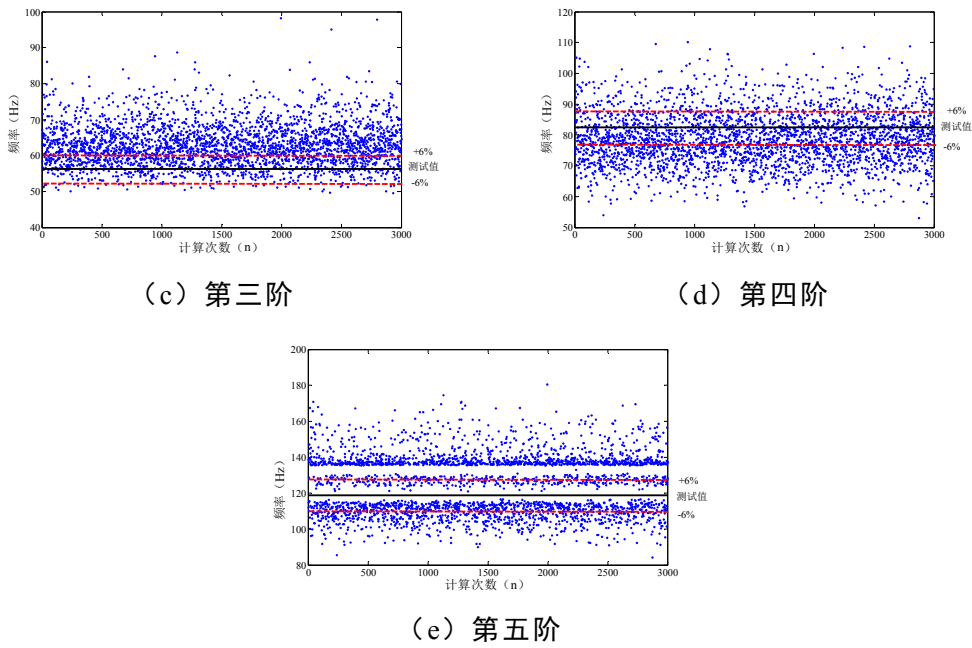


图 3.12 基于动力频率的模型散点分布与筛选

表 3.5 钢-混凝土组合板梁-壳有限元模型库

编号	弹性模量 E	密度 ρ	支座刚度 K_1	连接件刚度 K_2
1#	0.81	1.17	0.89	0.95
2#	1.31	0.67	1.14	1.04
3#	1.15	1.16	1.02	1.19
4#	1.22	1.02	0.93	1.08
5#	1.18	0.66	1.19	1.13
6#	1.41	1.00	0.97	0.94
7#	1.22	1.20	0.91	1.12
8#	1.21	0.89	0.89	1.20
9#	1.12	1.13	1.07	1.20
10#	1.25	0.73	1.12	1.17

3.5.2 改进的 MH 抽样

四个关键参数启动值均设定为 1.2，先验分布均为高斯正态随机分布，其中 $E \in N(1.2, 0.2)$ ，其余的均为 $N(1.0, 0.2)$ 。启动改进的 MH 抽样程序并获得收敛的后验样本结果（马尔科夫链，如图 3.13）。最终，生成总样本模型个数为 3000 个，去除前 10% 的“燃烧段”，以采样段的 2700 个样本模型建立模型库（如图 3.14）。四个关键参数基于改进的 MH 抽样的多模型识别结果如表 3.6 所示。

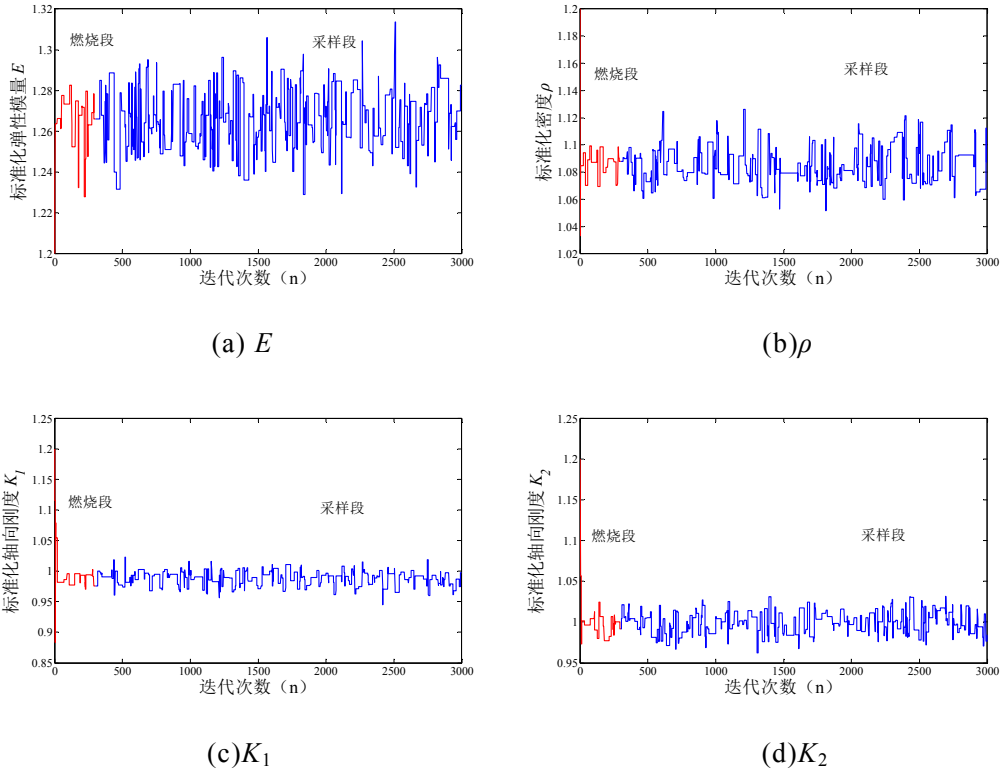


图 3.13 钢-混凝土组合板关键参数的马尔科夫链

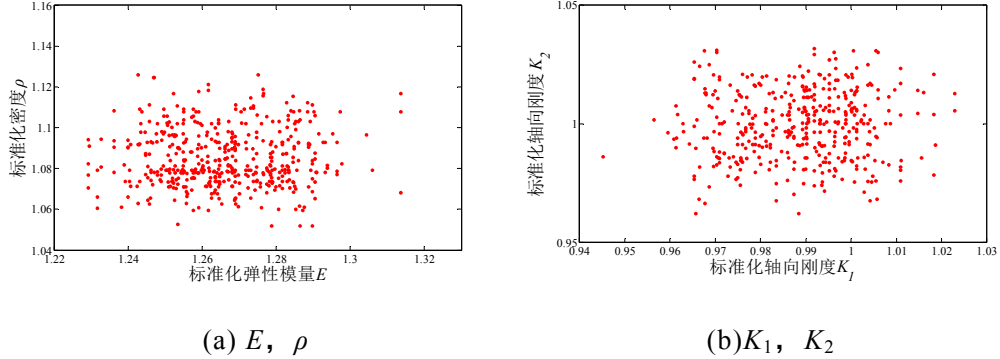


图 3.14 钢-混凝土组合板关键参数的有限元模型库

将各关键参数（“模型碎片”）的后验概率分布绘于图 3.15。直方图表示后验概率的分布结果，粗实曲线为通过正态拟合（Matlab 中的 Histfit）后的后验概率。四个关键参数基于改进的 MH 抽样的多模型识别结果（最大后验估计值）如表 3.6 所示。以关键参数的后验概率生成对应的累积概率分布，可以看出弹性模量 E 的分布最为均匀可靠，如图 3.16 所示。

测评估。四个关键参数均以高斯正态随机分布为先验分布，其中 $E \in N(1.2, 0.2)$ ，其余的均为 $N(1.0, 0.2)$ 。使用 TCMCM 多模型识别程序并获得抽样的模型样本。最终，生成总样本模型个数为 3000 个，以此建立了有限元模型库。

将各关键参数（“模型碎片”）的后验概率分布绘于图 3.17。直方图表示后验概率的分布结果，粗实线为通过正态拟合（Histfit）后的后验概率。四个关键参数基于 TCMCM 抽样的多模型识别结果（最大后验估计值）如表 3.6 所示。

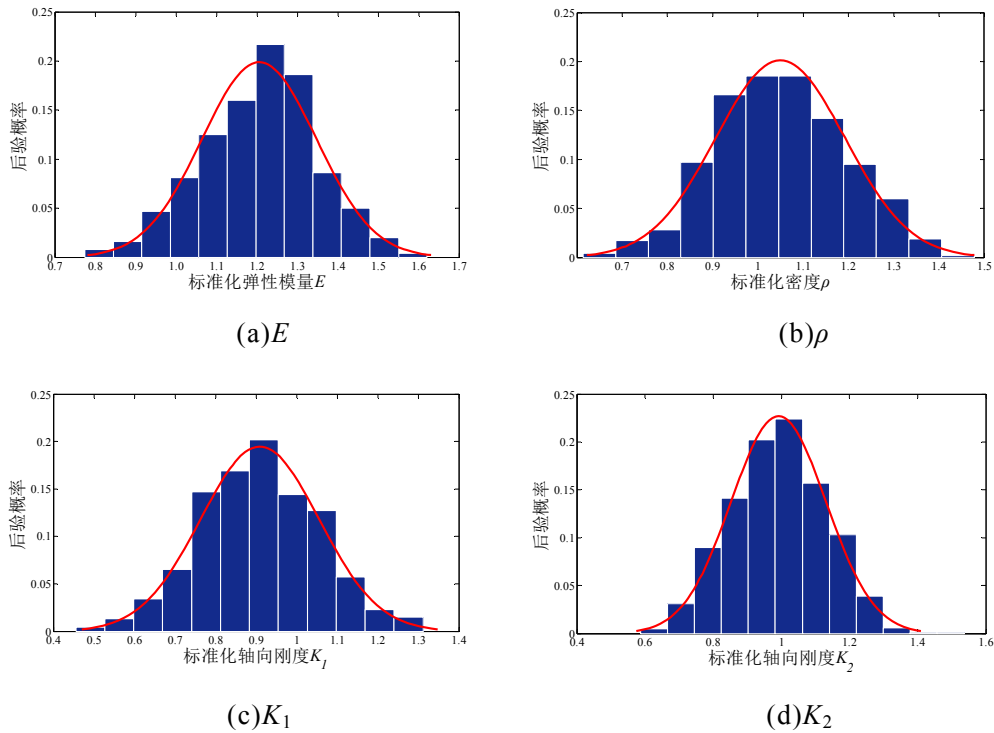
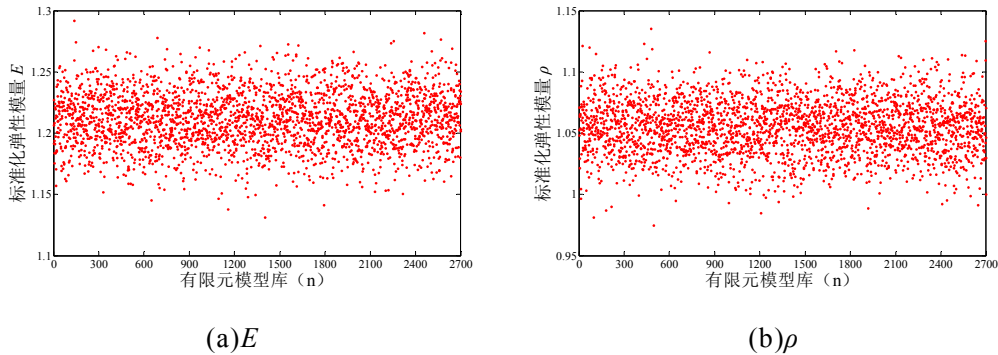


图 3.17 钢-混凝土组合板关键参数的后验分布

3.5.4 拉丁超立方抽样（LHS）

采用加入 LHS 的 MH 抽样程序对钢-混凝土板进行模型识别，利用拉丁超立方抽样指令： $r = \text{lhsnorm}(\mu, \sigma, M, N)$ ，启动值为 1.2，对 E 、 ρ 、 K_1 、 K_2 （其中 $E \in N(1.2, 0.2)$ ，其余的均为 $N(1.0, 0.2)$ ）四个关键参数（“模型碎片”）进行了 3000 次的采样，去除前 10% 的“燃烧段”，建立有限元模型库如图 3.18 所示。



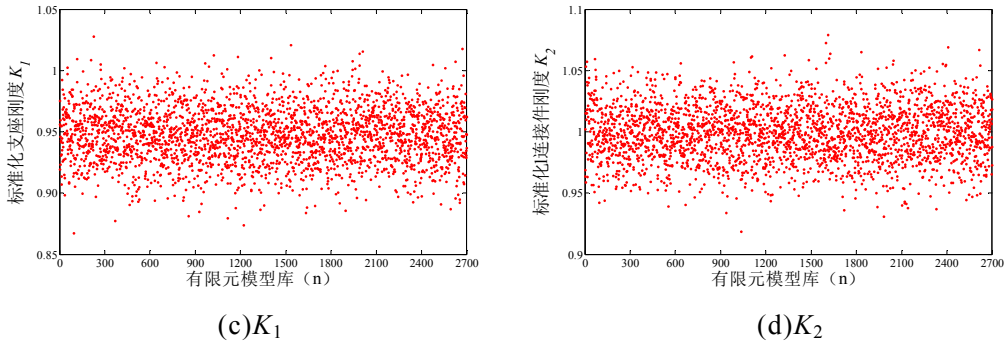


图 3.18 钢-混凝土板的关键参数的有限元模型库

将各关键参数（“模型碎片”）的后验概率分布绘于图 3.19。直方图表示后验概率的分布结果，实线为通过正态拟合（Histfit）后的后验概率。四个关键参数基于 LHS 的多模型识别结果（最大后验估计值）如表 3.6 所示。

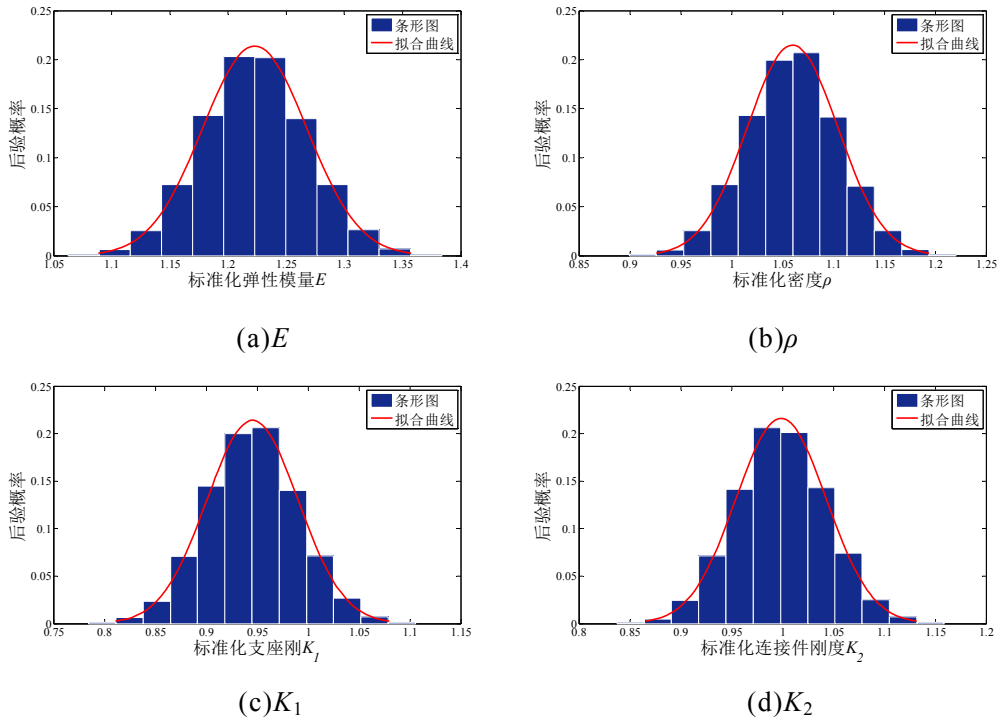


图 3.19 钢-混凝土板的关键参数的后验分布

3.5.5 单模型算法验证

使用遗传（GA）算法对钢-混凝土组合板的有限元模型进行单模型识别（如图 3.20，上部细虚线表示种群均值的变化，下部粗实线表示 GA 目标函数值的变化）。GA 算法中除代沟为 0.7 外，其余的编码方式与简支梁数值算例的编码方式相同，繁殖代数同样是 80 代。识别结果见于表 3.6。同时地，本文引用了该模型进行另一种单模型识别方法---最小二乘法的识别结果进行对比^[81]。

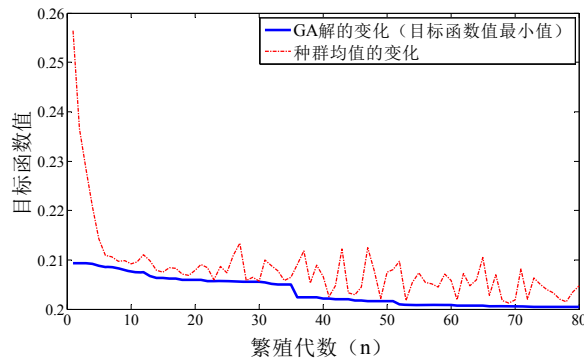


图 3.20 GA 算法的收敛图像

表 3.6 钢-混凝土组合板壳-实体参数识别结果对比

关键参数	误差阈值法	改进的 MH	TMCMC	LHS	GA	最小二乘法 ^[81]
弹性模量 E	1.24	1.26	1.24	1.23	1.23	1.23
密度 ρ	1.07	1.08	1.05	1.06	1.10	1.15
支座刚度 K_1	0.94	0.97	0.94	0.96	0.95	1.05
连接件刚度 K_2	1.00	1.01	1.02	0.99	0.98	0.96

表 3.6 为基于多种方法的钢-混凝土组合板(壳-实体母模型)的识别结果对比。结果表明各单模型和多模型方法的识别效果虽有差别但是整体趋势是近似的，特别是组合板的弹性模量 E 的识别结果差别最小，效果最好；同时地，多模型方法的识别效果很趋近，体现了多模型方法具有良好的识别效果和统计规律，在实践中可以通过概率统计规避一些误差，相比单模型识别方法更加科学有效。

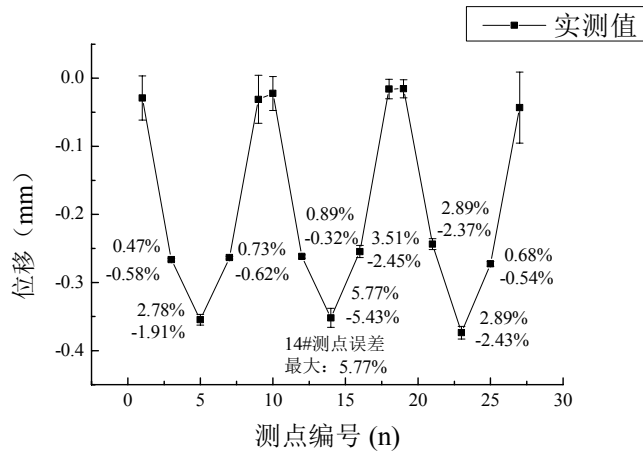
3.6 位移响应预测评估

为了验证各种多模型识别方法的响应评估在实际复杂应用中的效果，以该钢-混凝土组合板为例^[81]：在实测中的 27 个测量点位置处都均匀布置 490kN 的重力加载（每个测点叠放两个 25kg 的加载砝码）如图 3.21 的工况下，将上节基于各种多模型识别的关键参数（“模型碎片”）的模型库数据与 GA 算法识别结果分别代入原钢-混凝土组合板模型（以壳-实体母模型为例）进行均布集中力荷载工况下的静力求解。

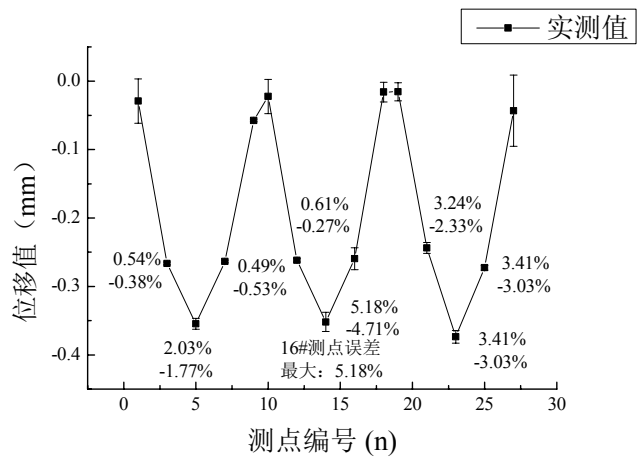


图 3.21 钢-混凝土组合板的均布集中力加载照片

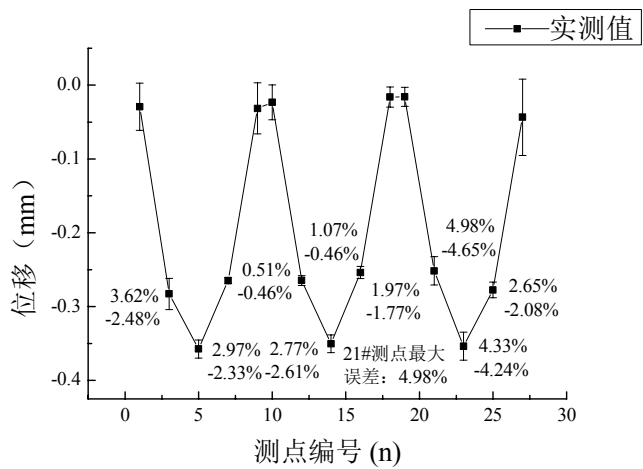
各多模型识别与单模型识别方法的各测点的位移响应与测试值的对比结果如图 3.22 所示,上下误差棒对应的是各个多模型识别方法位移预测值的上下(±)区间,黑实点是测点的位移实测值。



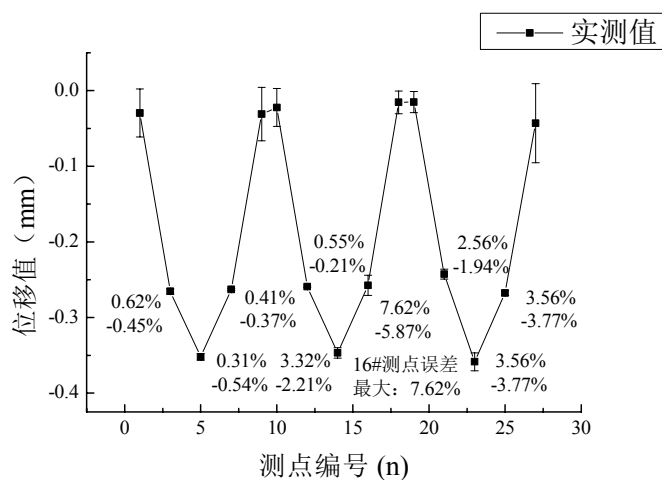
(a) 改进的 MH 方法



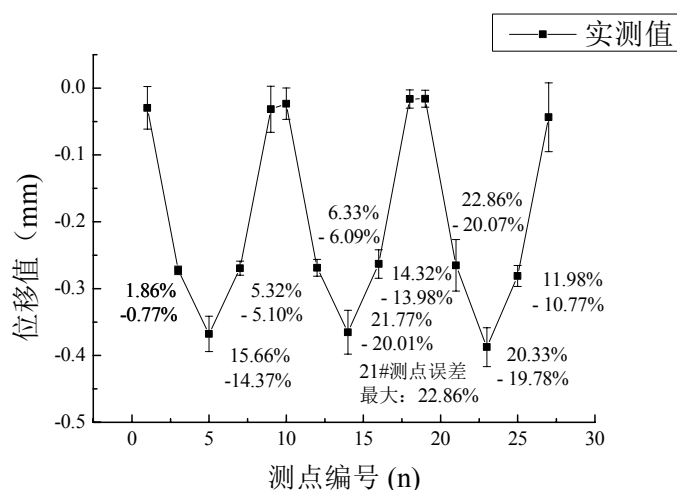
(b) TCMC 方法



(c) LHS 方法



(d) 误差阈值法



(e) 遗传算法 (GA)

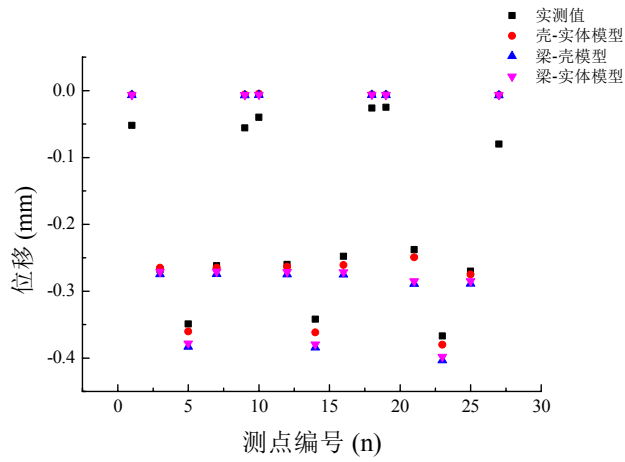
图 3.22 钢-混凝土有限元模型各方法静力位移预测值与实测值对比结果

结果显示，除有支撑处的测点外，钢-混凝土组合板（壳-实体模型）基于改进的 MH 抽样和 TCMC 抽样两种多模型识别预测的各测点的位移相对误差（除有支撑处的测点外）均小于 6%，LHS 的各测点的位移相对误差小于 5%，基于误差阈值法的各测点的位移相对误差小于 8%，各种多模型识别位移实际测试值亦都落在了其多模型识别预测的上下置信区间界限范围内；而 GA 算法的位移预测结果平均误差为 10%，相对偏差比较大，体现了多模型方法的准确性和科学性。

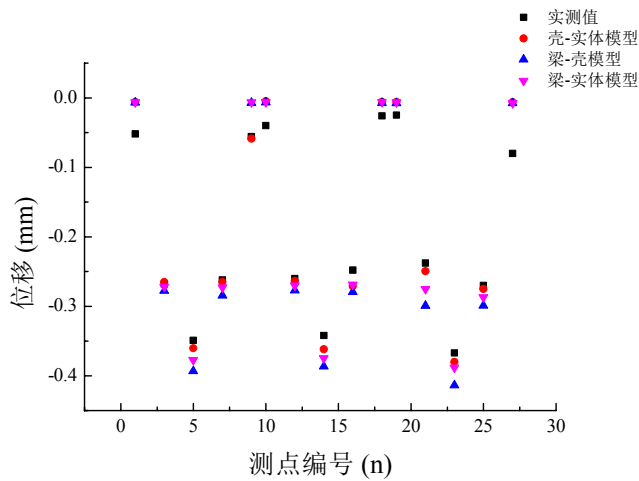
3.7 有限元模型的优选与对比

为了比较三种钢-混凝土组合板有限元的建模的优劣，分别对三种母模型（壳-实体模型已如前文所示，其余两种母模型识别过程相同）进行了多模型识别与静动力的预测评估。加载工况依然是：实测点位置处都均匀布置砝码（490KN）的

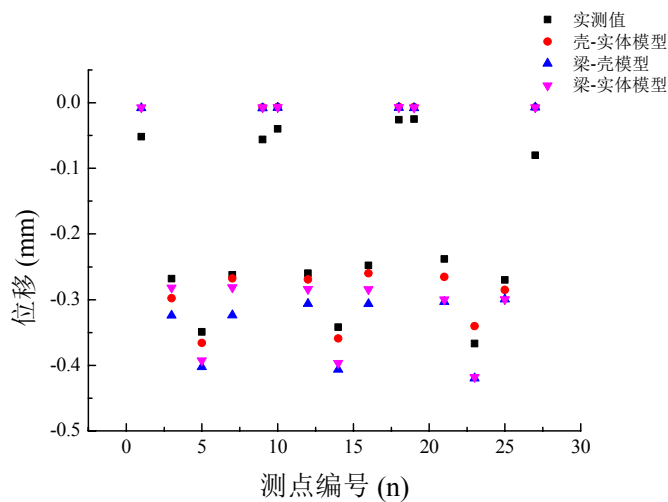
集中力加载，基于改进的 MH 抽样、TMCMC 抽样、LHS 方法、误差阈值法的多模型识别的模型库数据，经过 Strand7 软件有限元静力分析求解得到对应测点的预测位移，并与砝码加载静力的实测位移进行比较。具体结果如图 3.23 所示。



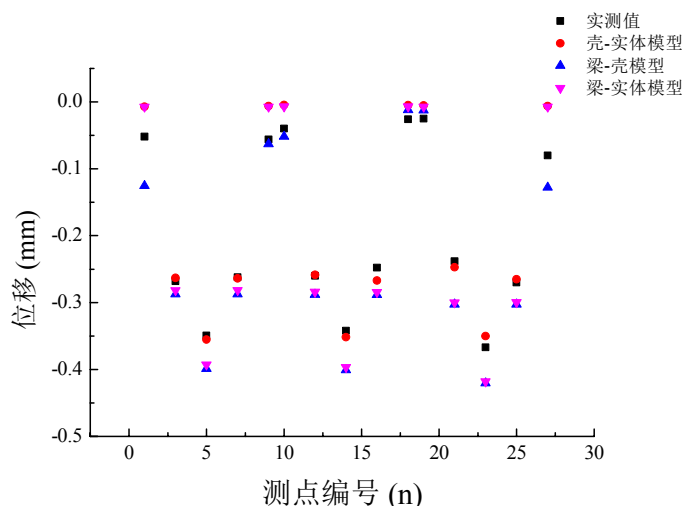
(a) 改进的 MH 方法



(b) TMCMC 方法



(c) LHS 方法



(d) 误差阈值法

图 3.23 三种钢-混凝土有限元母模型的静力分析位移与实测位移对比结果

由图 3.23 所示，壳-实体模型非常接近于实测位移结果（除了有支撑处的测量点位移），而剩下的两模型的静力分析结果相对误差较大。经过分析：主要原因是将工字型梁简化为梁单元和将混凝土板简化为壳单元使得结构的整体刚度降低了，且混凝土板相对比较薄，导致有限元模型相对于实际结构柔度较大。

综上所述，综合各种多模型的静力预估分析说明（除了有支撑处的测量点）：梁-壳体母模型误差最大，基本上均超过 10%，它的建模方式是相对粗糙的，不能够很好地反映实际结构的性能；梁-实体母模型相对误差次之，一般略小于 10%，在一些测点响应预测准确；壳-实体母模型相对误差普遍在 5%左右，建模最为细致准确，可以更好地模拟该钢-混凝土组合板的实际结构。

3.8 本章小结

本章首先介绍了一种传统的多模型识别方法---误差阈值法，它利用设定静动力测试值的误差阈值范围建立有限元模型库，其识别过程简单有效，便于操作，识别结果准确且具有概率统计规律。接下来，通过一块钢-混凝土组合板静动力试验进行了各多模型方法与单模型（GA 算法）的结构识别与对比，结果表明多模型识别方法在实际应用中识别结果有效可靠。以在测试点处均布置重力 490kN 砝码的工况为例，说明多模型响应预测分布合理科学，预测位移值相对误差均小于 8%，其中传统的误差阈值法略逊于基于贝叶斯理论的三种衍生的 MCMC 抽样方法，但均较于单模型识别方法具有一定的优势。此外，还利用各多模型有限元模型库，通过测点位移响应预测对三种母模型（建模单元）进行了对比筛选，说明壳-实体模型响应值最可靠准确，可以更好地模拟该钢-混凝土组合板的实际结构；梁-实体模型建模效果次之；而梁-壳体模型建模效果最差，平均误差超过 10%。

第 4 章 多模型识别方法在来华大桥上的应用

4.1 绪论

为了将本文提出的多模型识别方法应用于实际大型结构工程，并检验各方法在大型复杂有限元模型结构识别中的有效性和适应性，本节对一座实际大跨钢管混凝土桁架系杆拱桥进行了工作模态分析（OMA），利用 Strand7 建立了大桥的有限元模型。基于上文提到的多种多模型识别方法，建立了有限元模型库，并对大桥结构进行了模型识别。通过在桥面板 1/4 处上加载卡车荷载的工况，完成了响应预测评估和性能评估。识别过程框图如 4.1 所示。

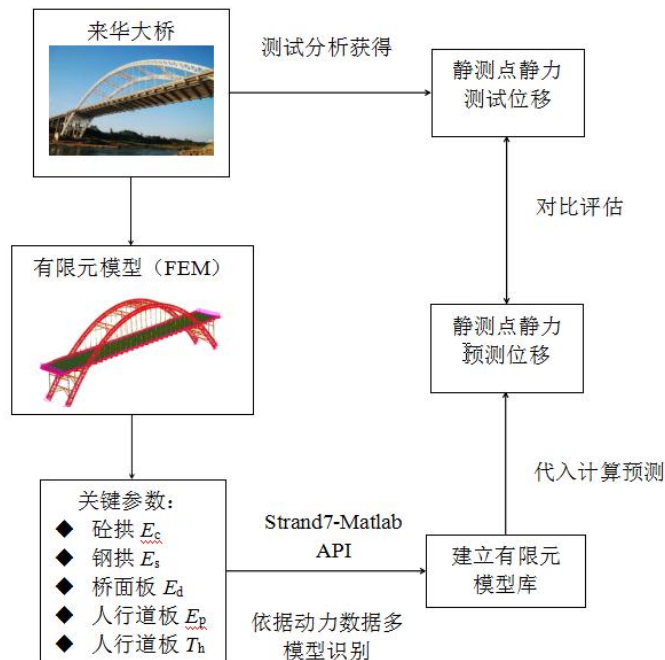


图 4.1 来华大桥结构识别流程图

4.2 来华大桥试验简介

为了检验多模型识别方法应用于真实模型的效果，用一个大型桥梁结构进一步验证方法的可行性和有效性。来华大桥位于广西壮族自治区来宾市，是一座横跨红水河的特大中承式钢管混凝土拱桥。桥面全长 465m，主桥桥面宽 32m。拱肋为中承式双肋悬链线无铰拱形式，计算跨径 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 根直径 750mm，厚度 20mm 的 Q345C 钢管组成，内灌 C50 的微膨胀混凝土（如图 4.2）。湖南大学土木工程结构健康监测研究团队(www.hnutest.com)于 2013 年 6 月对该桥进行了系统的静动力试验^[83]。



图 4.2 来华大桥照片^[84]

本团队通过环境振动测试获取桥面板与拱肋在外界环境激励作用下的模态信息，测点布置与参考点的选取如图 4.3 所示，都位于桥面均布八等分点的防撞护栏内侧平坦处。数据采集工作基于 8 通道的 LHS Cadax-8 系统与 KD12000L 超低频加速度传感器(灵敏度均为 20mv/g)完成，全桥设置 3 个参考点，全桥的振动通过移动测点法测量。测试的数据采集时间统一为 20 分钟，采样频率设定为 512Hz^[84]。

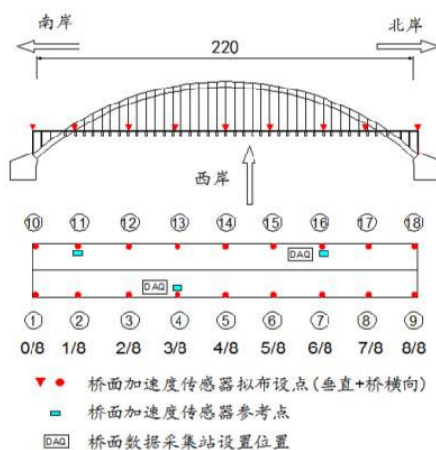


图 4.3 来华大桥模态测试测点布置图^[84]

之后，基于时域数据的随机子空间识别法（Stochastic Subspace Identification, SSI，如图 4.4）获取了来华大桥前 10 阶频率与桥面板竖向振型等模态结果（如表 4.1）^[85]。

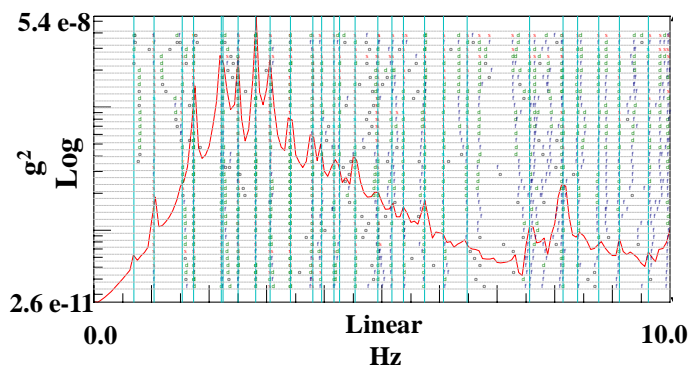


图 4.4 基于 SSI 方法获得桥面振动的稳态图^[84]

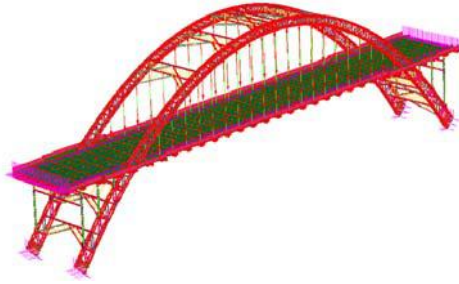


图 4.5 来华大桥有限元模型^[84]

表 4.1 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^[84]

模态	Strand7 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			

4.3 参数选择与多模型识别

4.3.1 有限元建模和关键参数选择

在获取模态结果后，本文采用 Strand7 软件建立了来华大桥有限元校验模型（如图 4.5，其振型模态结果如表 4.1 所示），并利用 Matlab-Strand7 API 进行多模型识别。根据灵敏度的分析结果^[86]，选取了五个关键参数（“模型碎片”），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、人行道板标准化弹性模量与人行道板标准化厚度。

4.3.2 改进的 MH 抽样

五个关键参数的马尔科夫启动值均被设定为 1.2，并以高斯正态随机分布为先验分布，分别为： $E_c, E_s, E_p \in N(1.0, 0.2)$ ； $E_d, T_h \in N(1.0, 0.1)$ 。利用前述改进的 MH 方法生成总样本模型为 1000 个（如图 4.6），去除总样本前面的 10% 的“燃烧段”，取余下的 900 个模型作为样本模型建立有限元模型库。

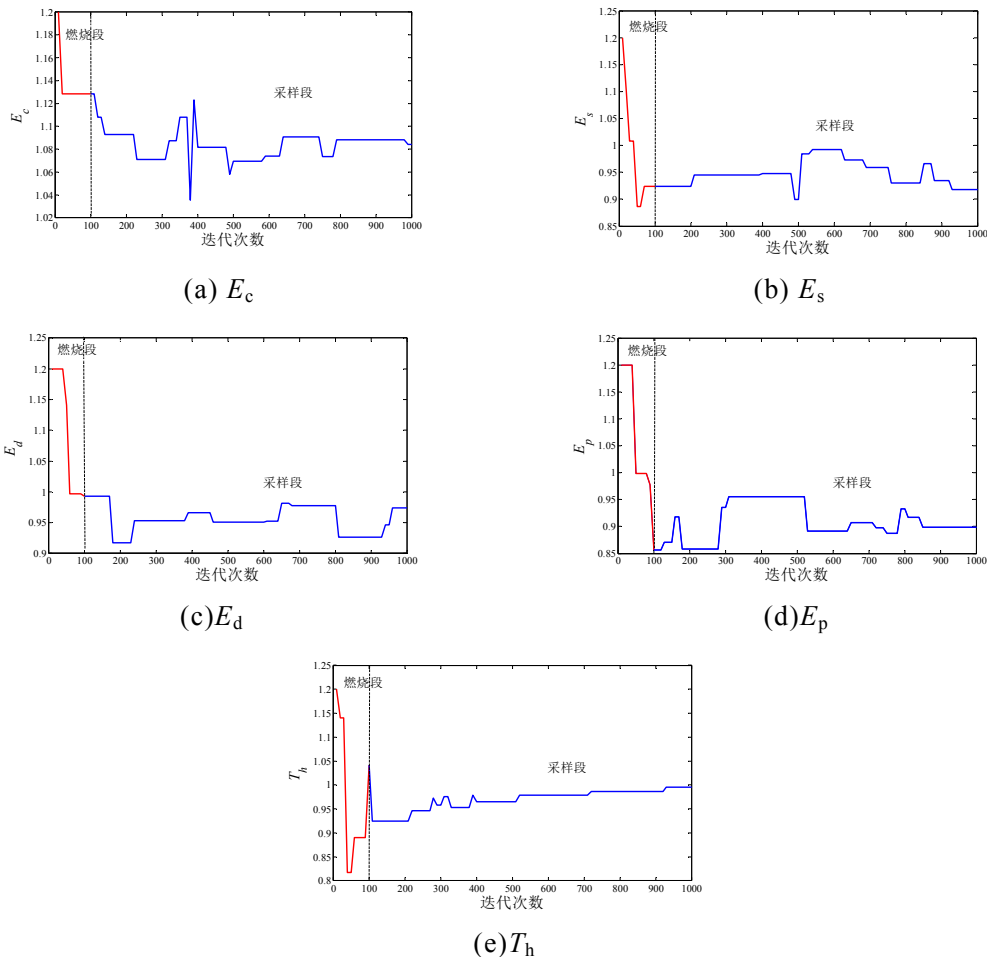


图 4.6 来华大桥模型关键参数的马尔科夫链收敛结果

我们将各关键参数的后验概率分布绘于图 4.7。直方图表示后验概率的分布结果，实粗曲线为通过广义极值曲线(GEV)拟合后的后验概率，虚线表示最大后

验估计值。五个关键参数的基于改进的 MH 抽样方法的识别结果如表 4.4 所示。

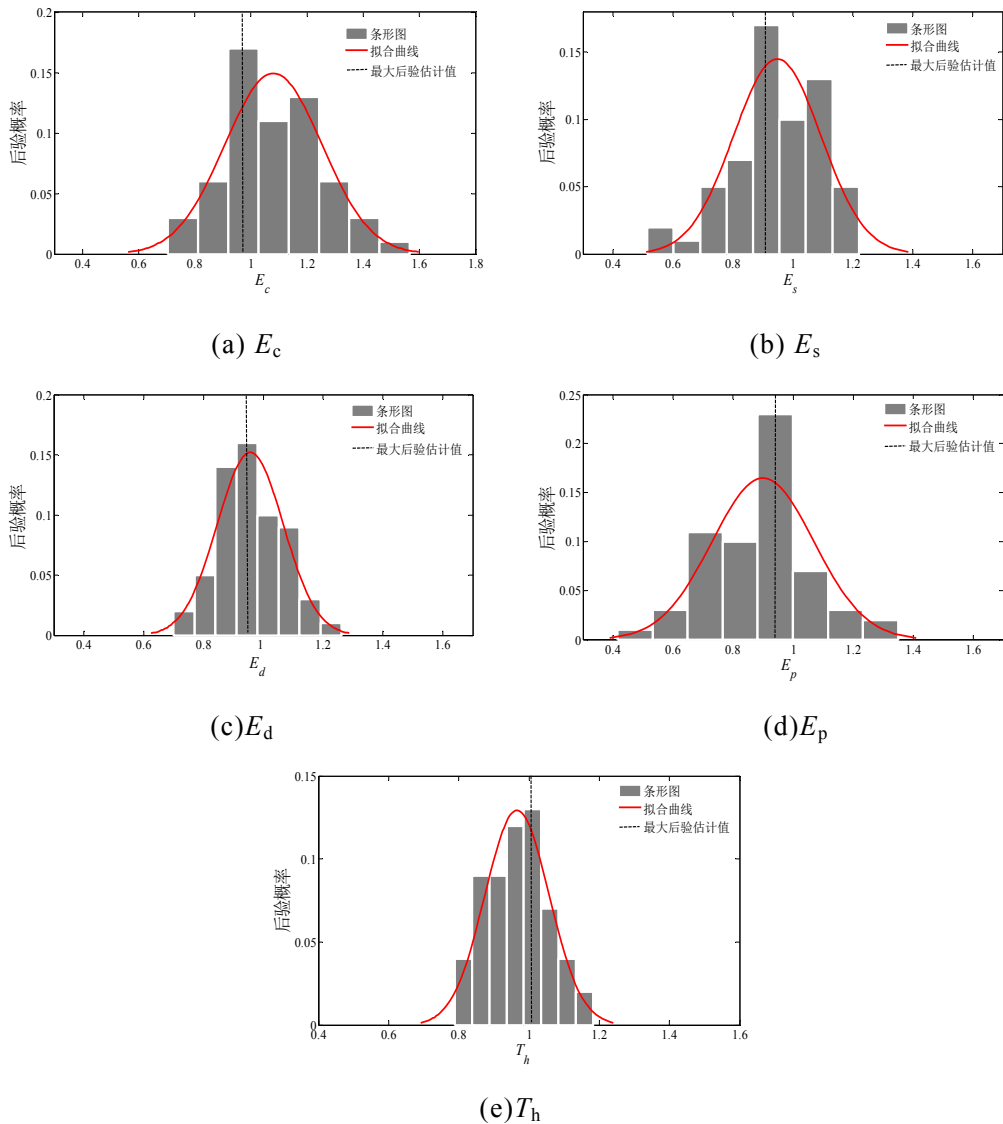


图 4.7 来华大桥模型关键参数后验分布结果

4.3.3 TMCMC 抽样

依然是根据灵敏度的分析结果^[86], E_c , E_s , E_d , E_p 和 T_h 五个关键参数 (“模型碎片”) 均以高斯正态随机分布为先验分布, 均为 $N(1.0, 0.2)$ 。利用 TMCMC 抽样程序生成总样本模型为 1000 个, 并建立了有限元模型库。

我们将各关键参数后验概率分布绘于图 4.8。直方图表示后验概率的分布结果, 实粗曲线为通过正态拟合(Matlab 中的 Histfit)后的后验概率, 虚线表示最大后验估计值。五个关键参数的基于 TMCMC 抽样方法的识别结果如表 4.4 所示。

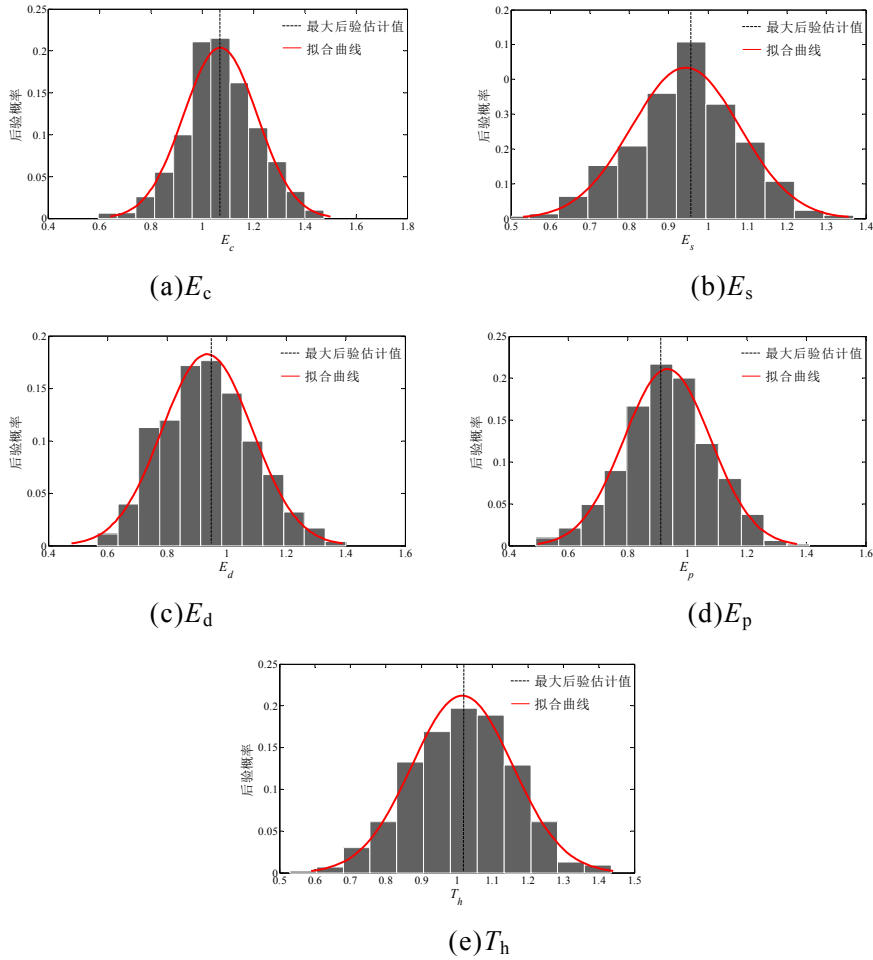


图 4.8 来华大桥模型关键参数后验分布结果

4.3.4 拉丁超立方抽样 (LHS)

关键参数依然是由灵敏度的分析结果^[86]选取的五个关键参数： E_c 、 E_s 、 E_d 、 E_p 和 T_h 。利用拉丁超立方 (LHS) 抽样指令： $r = \text{lhsnorm}(mu, sigma, M, N)$ ，产生服从 $N(1, 0.2)$ 分布的 m 行 n 列随机变量数组 R 。启动值为 1.2，利用加入 LHS 的 MH 程序生成候选样本库，生成总样本模型为 1000 个，去除总样本前面的 10% 的“燃烧段”，取余下 900 个模型作为样本建立有限元模型库（如图 4.9 所示）。

