

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20231220003

# 响应面参数筛选与智能算法优化的有限元模型更新\*

吴道奇<sup>1,2</sup>, 杜轲<sup>1,2</sup>, 骆欢<sup>3</sup>, 马加路<sup>1,2</sup>, 聂桂波<sup>1,2</sup>

(1. 中国地震局工程力学研究所地震工程与工程振动重点实验室, 黑龙江 哈尔滨, 150080;

2. 地震灾害防治应急管理部重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150080; 3. 三峡大学土木与建筑学院, 湖北 宜昌 443002)

**摘要:** 在当前工程和科学研究中, 由于大规模结构优化问题中的有限元模型受到高计算成本和复杂性的限制, 引入响应面模型成为克服这一挑战的有效途径, 研究人员可在保持相对准确性的同时显著降低计算成本, 为结构设计和优化提供更为可行和经济的解决方案。然而, 面对复杂模型拟合响应面时, 考虑到个体差异和高成本的灵敏度分析, 传统参数筛选导致了模型更新的准确性和效率下降。为解决参数筛选问题, 本研究以一栋26层框架剪力墙结构有限元模型为对象, 在构建响应面时引入了单因素试验和爬坡试验两个预处理步骤。这两步骤的目的是缩小搜索空间、筛选关键因素, 并提供梯度信息, 从而使得响应面的构建更为准确和可操作, 为后续模型处理提供可靠基础。通过结合多种智能算法, 本研究完成了对响应面的模型更新和优化操作。研究结果表明, 经过预处理步骤筛选之后的参数构建的响应面, 在多重类型算法应用时能与识别结果保持较低的误差率。这项研究为未来工程实践和相关领域的研究提供了有益的指导, 为大规模结构优化问题中提高有限元模型更新的准确性和效率提供了更为灵活和通用的优化解决方案。

**关键词:** 有限元模型; 响应面模型; 单因素试验; 爬坡实验; 模型更新

**中图分类号:** TU443 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2025)02-0295-12

## Finite Element Model Updating via Response Surface Parameter Screening and Intelligent Algorithm Optimization

WU Daoqi<sup>1,2</sup>, DU Ke<sup>1,2</sup>, LUO Huan<sup>3</sup>, MA Jialu<sup>1,2</sup>, NIE Guibo<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of Earthquake Engineering and Engineering Vibration, Institute of Engineering Mechanics, China Earthquake Administration, Harbin 150080, China;

2. Key Laboratory of Earthquake Disaster Mitigation, Ministry of Emergency Management, Harbin 150080, China;

3. College of Civil Engineering & Architecture, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

**Abstract:** In the current engineering and scientific research, finite element models for large-scale structural optimization face limitations due to high computational costs and complexity. The integration of response surface models has emerged as an effective approach to overcome these challenges, enabling researchers to significantly reduce computational costs while maintaining acceptable accuracy. However,

\* 收稿日期:2023-12-20;修回日期:2024-03-26

**基金项目:** 中国地震局工程力学研究所基本科研业务费专项项目(2023B07)、黑龙江省自然科学基金杰出青年基金(JQ2022E006)资助

**作者简介:** 吴道奇(1997—),男,硕士研究生。主要从事结构抗震方面的研究。E-mail:1258743279@qq.com

**通信作者:** 杜轲(1985—),男,研究员,博士。主要从事结构抗震方面的研究。E-mail:duke@iem.ac.cn

er, when fitting response surfaces for complex models, conventional parameter screening methods often lead to reduced accuracy and efficiency, particularly when considering individual variations and the high costs of sensitivity analysis. Focusing on the finite element model of a 26-story frame-shear wall structure, this study integrated two preprocessing steps—single-factor experiments and hill-climbing tests—during response surface construction. These steps aimed to narrow the search space, screen key factors, and provide gradient information, making the construction of the response surface more accurate and operable, and providing a reliable foundation for subsequent model processing. By integrating multiple intelligent algorithms, this study completed the model updating and optimization operations for the response surface. The research results showed that the response surface constructed using parameters screened through preprocessing steps maintained consistently low error rates with identification results when multiple algorithm types were applied. This study provides valuable guidance for future engineering practices and research on related fields, offering a more flexible and universal optimization solution for enhancing the accuracy and efficiency of finite element model updating in large-scale structural optimization.

**Keywords:** finite element model; response surface model; single-factor experiments; hill climbing tests; model updating

## 0 引言

在工程和科学研究中,数学建模常常借助有限元模型对复杂系统进行描述。然而,有限元模型的高计算成本限制了其在大规模结构优化问题中的实际应用。为了克服这一挑战,研究人员引入了响应面模型,被认为在一定误差范围内有效替代有限元模型,通过建立简化的数学表达形式逼近系统响应。然而,在面对复杂模型拟合响应面时,传统的参数筛选方法可能受到个体差异的影响,同时灵敏度分析的计算成本较高,有可能导致模型更新的不准确性和低效性。因此,在构建响应面之前准确定位关键因素,并提供局部梯度信息变得至关重要,以期在复杂模型更新领域取得更为深入的理解和创新,具有重大理论和实际意义。

响应面法(Response Surface Method, RSM)使用显式的响应面函数进行分析,以拟合结构特征与参数之间复杂但隐含的关系。它构建了一个替代有限元模型的代理模型,无需依赖计算密集型的有限元分析模拟,作为一种快速而精确的预测工具<sup>[1]</sup>。在洪塘大桥的模型更新中,任伟新等<sup>[2]</sup>采用试验设计和回归分析方法,结合显式的响应面模型,成功通过简化模型显著提高修正效率和计算速度。鲍诺等<sup>[3]</sup>将响应面方法与自适应模拟退火算法结合,用于精确修正结构动力学模型,并在欧洲航空科技

组织的GARTEUR飞机模型上进行了实例验证。2017年,陈东<sup>[4]</sup>以黄弓大桥为例,应用响应面法对有限元模型进行静动力修正,并通过实测数据验证了该方法的可行性。修正后的模型计算值更接近实测值。A. Aborehab等<sup>[5]</sup>采用响应面法、遗传算法和自适应多重优化对蜂窝夹层结构进行模型更新。研究表明,响应面法相较于其余算法成功避免了繁琐的过程,降低了涉及的计算成本,并保持了可接受的精度。综上所述,结合响应面模型和智能算法的模型更新优化流程在提高模型更新效率方面具有显著优势。

然而,在先前的研究中,响应面构建的参数选取往往过于简单,缺乏详尽的描述和精细的筛选步骤,主要依赖工程师的主观判断和灵敏度分析,面对复杂的有限元模型,模型显著性参数的选择容易受到个体差异的影响,而进行灵敏度分析可能伴随较高的计算成本。在神定河大桥的模型更新中,张梓乔<sup>[6]</sup>通过在试验后利用参数显著性检验图进行筛选来修正参数的选取。然而,尽管采用了剩余的参数进行响应面模型的构建,但由于这些参数均为弹性模量,存在可能导致关键参数遗漏的风险。为了更全面而准确地构建响应面模型,迫切需要考虑涵盖更多结构响应的关键参数。同时随着有限元模型更新的进一步发展,研究者更倾向于使用能够同时处理多个变量的复杂优化技术,使用更先进的技术来解决有限元模型更新中的问题,因此现有研究

更多地聚焦于展示复杂优化技术在有限元模型更新中的应用,而对于单因素试验和爬坡试验的具体应用描述较少,相关文献鲜有涉及。因此,不论从有限元模型更新的角度还是借助响应面进行模型更新,建议强化并完善构建模型更新待选参数筛选流程。

本研究通过图1所示的技术路线,展开了基于响应面模型和各种智能算法进行模型更新的整体流程,分为三个阶段。在第一阶段,选取一栋26层框架剪力墙结构为研究对象,首先使用OpenSees软件建立有限元模型。接着,利用该结构的实际地震动数据进行时程反应分析,以校核有限元模型的准确性。在第二阶段,在原模型的基础上,建立响应面模型,旨在提高模型更新的效率。第三阶段作为模型更新优化的主要模块,本研究采用了4种类型的算法进行模型更新,并对结果进行综合分析。随后,详细介绍了本研究的三个阶段。

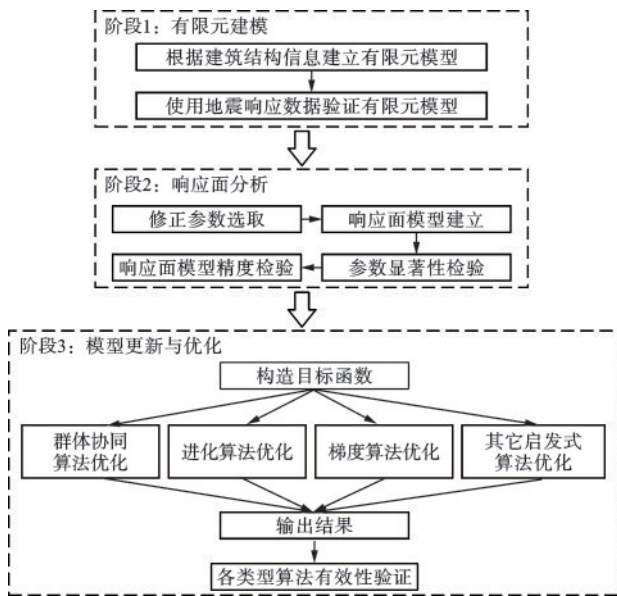


图1 技术路线

# 1 有限元建模与校核

## 1.1 有限元模型介绍与校核

本研究以云南大理某高层建筑结构及其在漾濞地震中观测得到的数据为研究对象,详细的建筑结构信息见文献[4]。本文基于OpenSees软件,建立了该高层建筑的精细弹性有限元模型,具体如

图2所示。采用elasticBeamColumn单元模拟梁柱行为,通过设置线弹性材料和梁柱截面在小变形条件下实现精确建模。电梯井周围的剪力墙选择4节点分层壳单元ShellMITC4进行模拟。整个结构模型包含7212个节点和7885个单元。最后,将从结构内部布设的地震观测台阵获取的基底地震观测数据输入有限元模型中。通过将模型输出上部结构的时程反应与台站记录进行对比,得到图2中的结果。可见,模型与实际结构的时程分析结果较为吻合,表明有限元模型有效地捕捉了实际结构的动态行为,模型的各项参数如材料属性、质量分布、刚度、几何尺寸和边界条件等,都得到了恰当的选取和校准;模型验证可靠,显示了有限元模型的预测能力,可以继续后续进行模型更新工作。

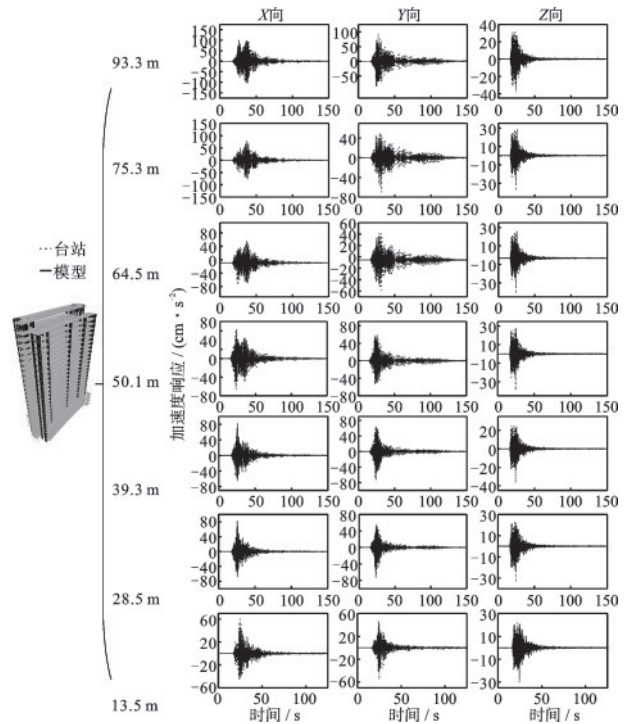


图2 有限元模型及模型拟合对比结果

Fig.2 Finite element model and comparison of model fitting results

## 1.2 目标参数

考虑到该高层结构的地震反应观测台阵所获取的结构动力响应观测数据,初步分析结果已在文献[7]中报道。在本研究中,选取模态识别周期的一个中间值作为有限元模型更新的目标参数,具体数值详见表1。



表1 模态识别周期结果

Table 1 Results of modal period identification

周期	单位:s					
	X向			Y向		
	一阶	二阶	三阶	一阶	二阶	三阶
	1.972	0.512	0.251	1.840	0.550	0.295

## 2 响应面分析

### 2.1 修正参数选取

#### 2.1.1 实际结构因素

鉴于结构模型的复杂性,本研究致力于确定构建响应面模型所需的显著影响因素,并确保显著性参数筛选的客观性。在OpenSees模型中,考虑对结构自振频率的影响。列举在elasticBeamColumn单元命令中使用频率较高的待选参数,详见表2。

表2 待筛选参数

Table 2 Parameters to be screened

序号	参数	数值
1	弹性模量 $E1(\times 10^4 \text{ MPa})$	3.250
2	弹性模量 $E2(\times 10^4 \text{ MPa})$	3.350
3	弹性模量 $E3(\times 10^4 \text{ MPa})$	3.600
4	截面扭转惯性矩 $J1(\times 10^9 \text{ mm}^4)$	2.567
5	截面扭转惯性矩 $J2(\times 10^9 \text{ mm}^4)$	11.720
6	截面扭转惯性矩 $J3(\times 10^9 \text{ mm}^4)$	16.330
7	剪切模量 $G1(\times 10^4 \text{ MPa})$	1.354
8	剪切模量 $G2(\times 10^4 \text{ MPa})$	1.396
9	剪切模量 $G3(\times 10^4 \text{ MPa})$	1.500
10	绕Y轴惯性矩 $I1(\times 10^9 \text{ mm}^4)$	5.721
11	绕Y轴惯性矩 $I2(\times 10^9 \text{ mm}^4)$	3.466
12	绕Y轴惯性矩 $I3(\times 10^9 \text{ mm}^4)$	17.070
13	绕Z轴惯性矩 $I4(\times 10^9 \text{ mm}^4)$	0.846
14	绕Z轴惯性矩 $I5(\times 10^9 \text{ mm}^4)$	4.267
15	绕Z轴惯性矩 $I6(\times 10^9 \text{ mm}^4)$	0.716

#### 2.1.2 单因素试验

单因素试验(Single-Factor Experiment)是研究单个因素对特定响应影响的经典实验设计技术,在响应面方法中具有重要作用。通过逐一改变单个因素的水平并观察响应变化,可以明确主要因素对响应的显著影响,为后续优化提供指导。单因素试验的优势在于直观和可解释性,能快速明确最显著因素,为后续响应面试验提供有针对性起点。同

时,单因素试验有助于解析线性因素关系,为建立响应面模型提供基础。在本研究中,首先明确以式(1)中的均方根值作为单因素试验的响应值;该值的变化程度与待选参数对自振频率的影响程度呈正相关。随后,逐级改变各因素的水平,保持其他因素不变,并记录数值变化,以构建单因素的响应曲线,如图3所示。通过反复执行该过程,最终通过对试验数据的分析,识别响应与因素之间的关系,明确主要因素,并确定进一步实验的方向。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [T^{(i)} - \hat{T}^{(i)}]^2} \quad (1)$$

式中,  $T^{(i)}$  表示模型的模拟周期;  $\hat{T}^{(i)}$  表示原模型的识别周期。

为了从表2的众多参数中筛选出在响应面模型构建中起关键作用的参数,图3(b)通过对图3(a)中各个参数的单因素试验结果进行分析,筛选出了RMSE值波动较大的四个参数进行进一步比较。在图3(b)的统一纵坐标下观察,发现参数弹性模量E2的RMSE值变化较小。因此,本研究选择以弹性模量E1、E3与绕Y轴惯性矩I3三个参数作为构建响应面的设计因素。

#### 2.1.3 爬坡试验

爬坡试验(Hill Climbing Tests)是一种基础的模型参数优化技术,在响应面方法中展现出显著的有效性。其目的是通过最小化或最大化响应变量来寻找最佳参数配置,为响应面方法提供有力的起始点。这种方法具有高效和直观的优势,为模型参数的初步配置提供快速解决方案,有效地缩小了搜索空间。本研究采用该试验方法,选取了单因素试验获得的设计因素作为试验参数,记录各阶周期识别结果与模型测试结果的绝对差值,通过将不同的参数带入模型中计算出周期值,从而绘制出各个参数变化率对应的周期绝对差值变化曲线,形成如图4的凹型曲线试验结果,并在曲线底部标记出各自的最小值点。

图4展示了三个参数的爬坡试验结果,具体描述了三个设计参数逐步变化时,模型周期与识别周期的绝对差值变化曲线。通过标记三个参数各阶周期变化曲线的最小值,观察各个标记点的横坐标值,确定各个待选参数最小值的取值范围。参数弹性模量E1的绝对差值在参数变化率110%~130%,参数弹性模量E3的绝对差值在参数变化率

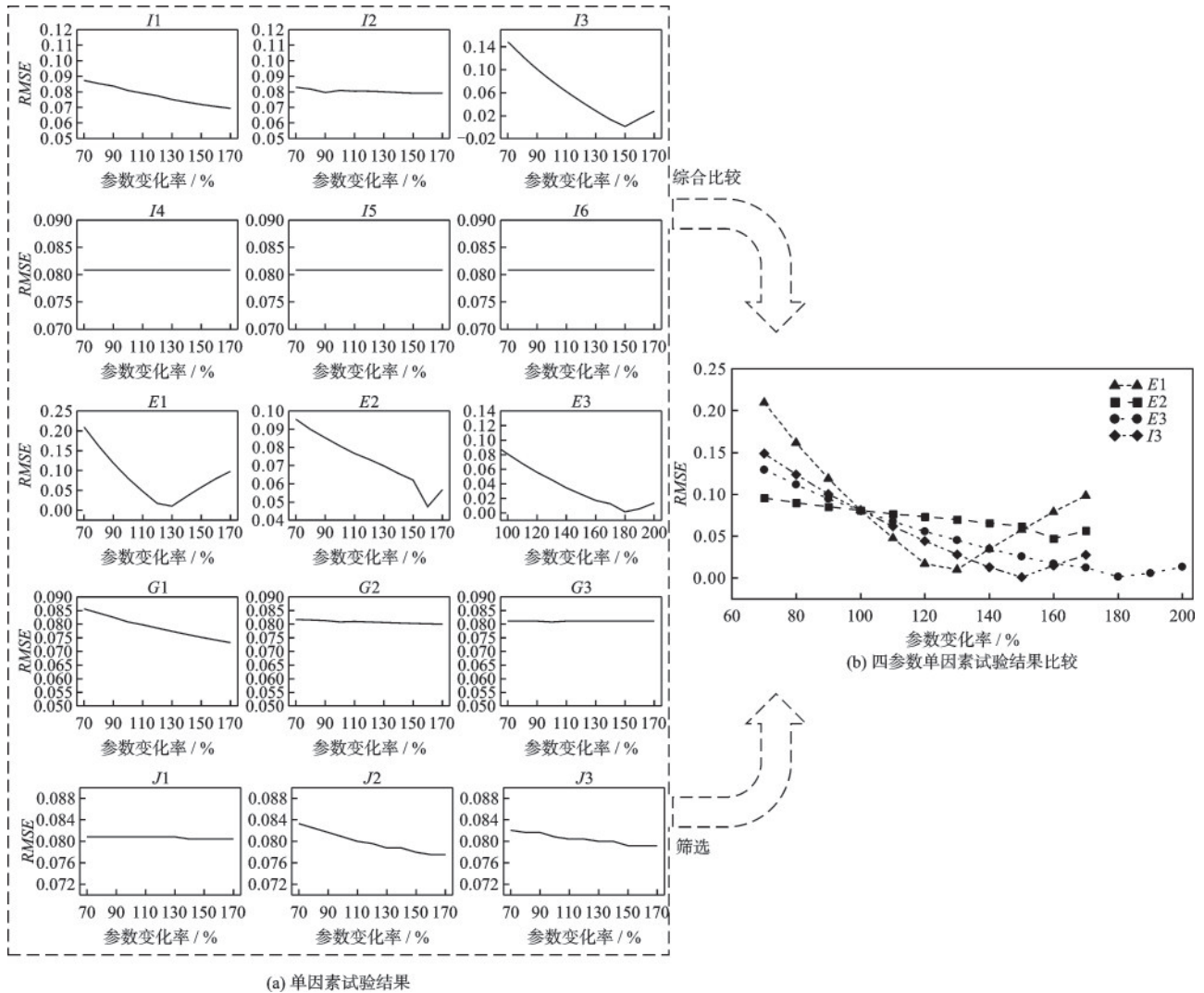


图3 待选参数单因素试验筛选流程

Fig.3 Process of single-factor experiment for parameter screening

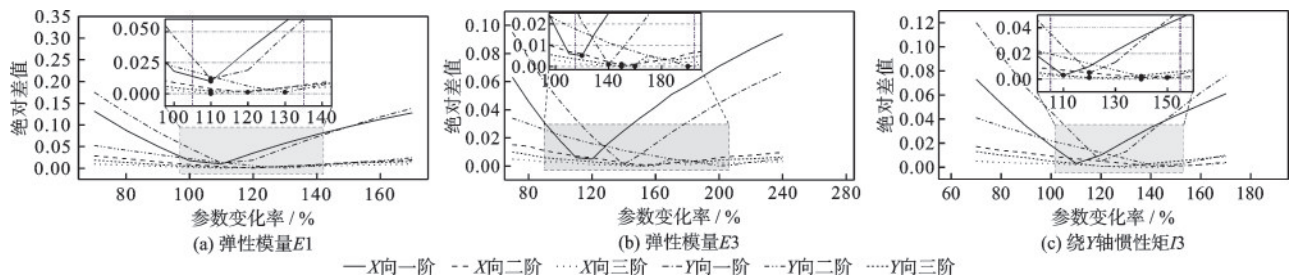


图4 筛选参数的爬坡试验结果

Fig.4 Results of hill climbing tests for parameter screening

120%~200%，参数绕Y轴惯性矩  $I_3$  的绝对差值在参数变化率110%~150%。因此，在后续的中心复合设计中，设置试验因素  $E_1$  的低水平和高水平分别为105%和135%，试验因素  $E_3$  的低水平和高水平分别为115%和205%，试验因素  $Y_3$  的低水平和高水平分别为105%和155%。基于该结果，预处理步

骤完成后，即可准备拟合响应面模型。

## 2.2 响应面模型建立

### 2.2.1 中心复合设计

中心复合设计 (Central Composite Design, CCD) 试验方法是一种经典的实验设计技术，在响

应面方法中发挥着重要作用。该方法通过在实验设计中设置接近中心点的点,旨在研究响应变量与因素之间的复杂非线性关系。中心复合设计试验方法由 G. E. P. Box 等<sup>[8]</sup>于 1951 年首次提出,为统计实验设计领域做出卓越贡献。该方法的显著优势在于其高度有效和成本经济。举例而言,通过在相对较少的实验中获得全面的响应数据,它有助于精确建立响应面模型。与传统全因子实验设计相比,中心复合设计试验方法具有更低的资源投入和时间成本,适用于复杂模型的模型更新。本研究结合爬坡试验的结果制作了表 3,其中包括响应面试验因素及其水平。同时,通过中心复合设计生成表 4 试验设计表。

表 3 响应面试验因素及水平

Table 3 Factors and levels for response surface experiments 单位: %

水平	因素		
	弹性模量 E1 变化率	弹性模量 E3 变化率	绕 Y 轴惯性矩 I3 变化率
低水平(-1.682)	94.77	84.32	87.96
低水平(-1)	105	115	105
零水平	120	160	130
高水平(+1)	135	205	155
高水平(+1.682)	145.23	235.68	172.05

参考设计因素爬坡试验的结果,首先取绝对差值最小的参数变化率范围的中值作为中心复合设计的零水平点,用于估计截距和测试因素之间的相互作用;随后取变化范围的端点作为轴点,即±1 水平点,用于估计线性和二次项效应;最后是用于估计主效应、二阶和交互作用效应的星点,通常位于实际因素设置的边缘水平(0±α),选择合适的星号臂长 α,通常情况下,这个距离取 1 或 $\sqrt[4]{2^n}$ (本试验 n=3,α 取值为 1.682),以确保设计具有旋转对称性和通用性。

### 2.2.2 响应面模型函数拟合

在实际工程中,常见的响应面函数包括多项式函数、径向基函数、非线性函数、幂函数、指数函数等。本研究所采用的是以标准二次型表达式为代表的多项式函数,见式(2),这在实际应用中较为常见。

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 \quad (2)$$

表 4 试验设计表

Table 4 Experiment design 单位: %

序号	因素		
	弹性模量 E1 变化率	弹性模量 E3 变化率	绕 Y 轴惯性矩 I3 变化率
1	-1	-1	-1
2	0	0	0
3	1	-1	-1
4	0	0	0
5	-1	-1	1
6	0	-1.682	0
7	0	0	1.682
8	0	0	-1.682
9	0	0	0
10	-1.682	0	0
11	-1	1	1
12	1.682	0	0
13	0	0	0
14	1	1	1
15	0	0	0
16	0	0	0
17	1	-1	1
18	1	1	-1
19	-1	1	-1
20	0	1.682	0

式中,  $x_i \in [x_i^l, x_i^u]$ ,  $x_i^l, x_i^u$  是设计参数的取值范围;  $\beta_0, \beta_i, \beta_j, \beta_{ii}$  是回归系数。

#### (1) 试验模拟

参考表 4,将试验设计表中的样本点依次代入 OpenSees 有限元模拟软件进行数值模拟,求得各样本响应点数据,结果见表 5。

#### (2) 相应面拟合

利用二次项对表 5 得到的数据进行分析拟合,建立各阶周期对应的三维响应面模型,如图 5 所示。由于篇幅限制,图 5 仅展示了每阶响应面模型在其中一个方向上的表现。然而,实际模型是基于三个参数构建的,包含了整个三维空间的信息。

## 2.3 响应面检验

### 2.3.1 参数显著性检验——方差分析

方差分析法(Analysis of Variance, ANOVA)是用于比较不同组平均值是否存在显著差异的统计方法。通过分析组间方差,确定平均值之间的统计显著性。20 世纪 20 年代的英国统计学家 R. A.



表5 各阶周期响应数据表

Table 5 Response data for different order periods

单位:s

序号	X向周期			Y向周期		
	一阶	二阶	三阶	一阶	二阶	三阶
1	1.964	0.516	0.252	1.852	0.563	0.296
2	1.886	0.500	0.245	1.743	0.532	0.283
3	1.893	0.502	0.246	1.764	0.541	0.286
4	1.886	0.500	0.245	1.743	0.532	0.283
5	1.907	0.506	0.248	1.763	0.539	0.286
6	1.904	0.507	0.248	1.770	0.544	0.288
7	1.849	0.493	0.243	1.679	0.515	0.275
8	1.941	0.509	0.249	1.830	0.555	0.293
9	1.886	0.500	0.245	1.743	0.532	0.283
10	1.950	0.513	0.251	1.826	0.552	0.292
11	1.888	0.499	0.246	1.737	0.527	0.281
12	1.837	0.490	0.241	1.679	0.516	0.275
13	1.886	0.500	0.245	1.743	0.532	0.283
14	1.826	0.486	0.240	1.653	0.506	0.271
15	1.886	0.500	0.245	1.743	0.532	0.283
16	1.886	0.500	0.245	1.743	0.532	0.283
17	1.843	0.493	0.242	1.678	0.518	0.276
18	1.876	0.496	0.244	1.739	0.530	0.282
19	1.945	0.509	0.249	1.827	0.552	0.292
20	1.873	0.495	0.244	1.726	0.524	0.279

Fisher是方差分析法的奠基人<sup>[9]</sup>,其方法在科学研究和工程领域得到广泛应用。在复杂有限元模型的响应面检验中,方差分析法具有显著优势。它能全面考虑多个因素相互作用,提供全面的性能评估。方差分析法提供了关键的统计指标,如 $F$ 统计量和 $p$ 值,以确定因素的显著性。这些优势使其成为复杂模型更新的不可或缺的工具。在本研究中,使用 $F$ 检验法进行显著性分析,计算各待修正参数对结构周期的 $P$ 值,并与设定的置信水平 $\alpha$ (本研究设定为0.05,为图6中纵坐标0.05的横线)进行比较。 $P$ 值小于0.05表示该参数对响应有显著影响,反之则无显著影响。

评估三个修正参数对响应面的显著影响性,将各个修正参数对结构周期的 $P$ 值计算结果陈列在图6中,并与设定的置信水平进行比较。在图中,多项式项次 $A$ 表示弹性模量 $E1$ , $B$ 表示弹性模量 $E3$ , $C$ 表示绕 $Y$ 轴惯性矩 $I3$ ,是主效应; $AB$ 、 $BC$ 、 $AC$ 表示三个参数的交互效应; $A^2$ 、 $B^2$ 、 $C^2$ 表示三个参数的二阶效应;通过参数显著性检验的结果显示,主效应和二阶效应的 $P$ 值普遍低于预设的置信水平,表明单因素及其二阶效应在统计意义上对响应变量产生显著影响。同时,某些交互项的 $P$ 值略高于设定的置信水平。考虑到主效应和二阶效应的影响,

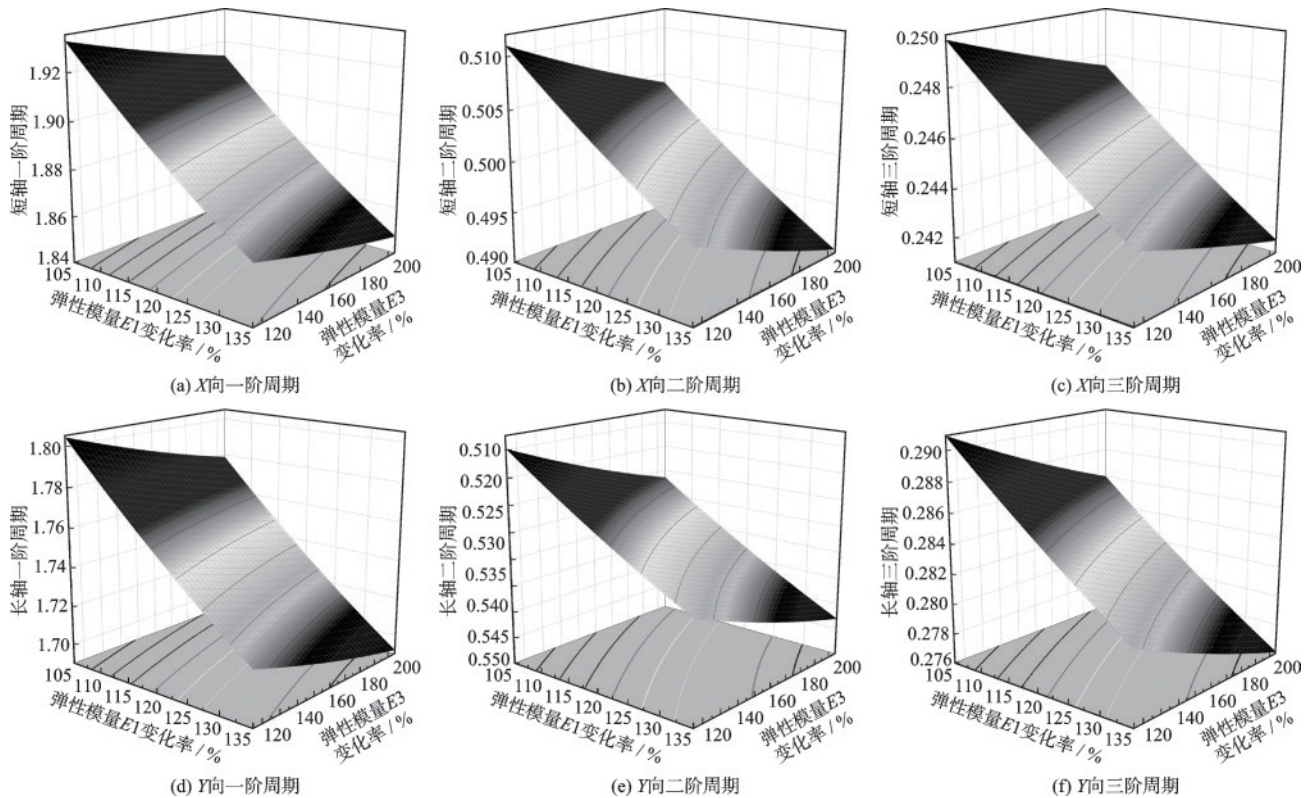


图5 各阶周期的响应面模型

Fig.5 Response surface models for different order periods

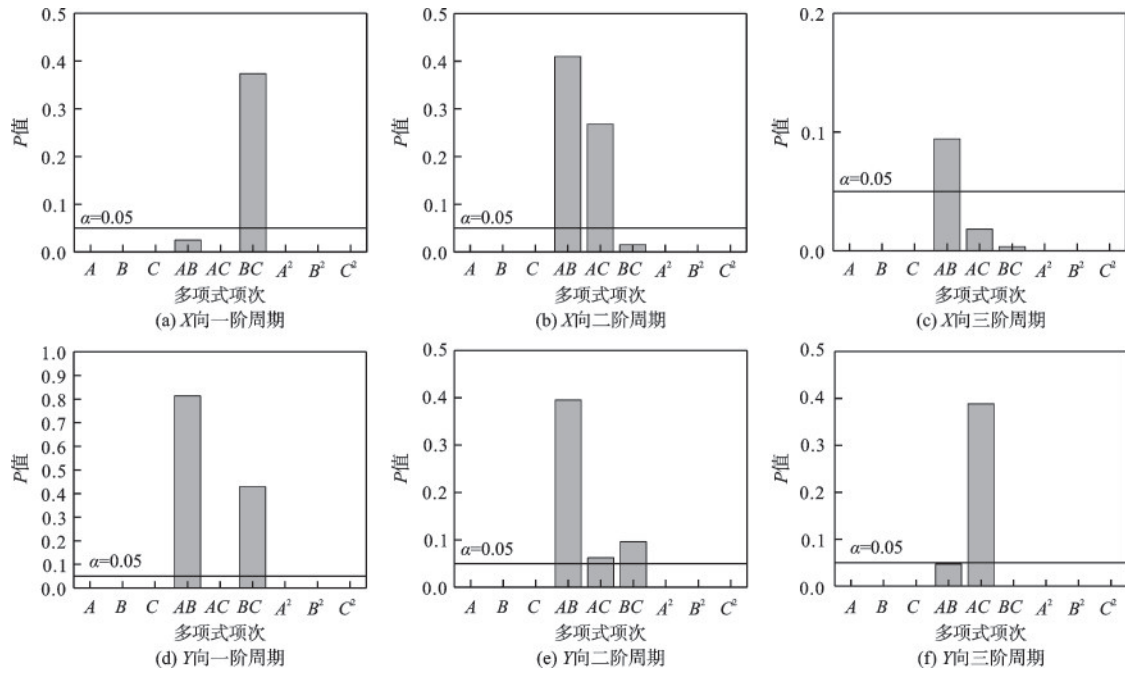


图6 各参数在各阶周期的参数显著性检验

Fig.6 Significance tests of parameters for different order periods

可以认为模型中的其他因素和效应已经能够解释响应变量的大部分变异,而交互效应的贡献相对较小,或者与其他因素的影响相互抵消。因此,在拟合的响应面模型方程中,该交互项的参与比例很低。显著性检验的结果直接证明了单因素试验和爬坡试验在复杂模型响应面优化设计中筛选高显著性因素的高效性。

#### 2.4.2 响应面精度检验

针对一个复杂结构的有限元模型,拟合的响应面模型是否具有实质的近似效果,必须对响应面进行统计学上的评估。主要借助以下的统计指标对响应面拟合程度和函数显著性进行评估。常用的统计指标包括复相关系数 $R^2$ (式(3))、用于精度检验的相对均方根误差 $RMSE$ (式(4))、以及校正系数 $R_{adj}^2$ (式(5))。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n [\hat{y}(i) - y(i)]^2}{\sum_{i=1}^n [y(i) - \bar{y}(i)]^2} \quad (3)$$

$$RMSE = \frac{1}{n \cdot \bar{y}} \sqrt{\sum_{i=1}^n [y(i) - \hat{y}(i)]^2} \quad (4)$$

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{(1 - R^2)(n - 1)}{n - p - 1} \quad (5)$$

式中, $n$ 表示样本点的总数; $\hat{y}(i)$ 表示响应面的计算值; $y(i)$ 表示有限元的计算值; $\bar{y}$ 表示有限元计算值

$y(i)$ 的平均值; $R^2$ 衡量响应面拟合程度,越接近1表示拟合的越好;此处的 $RMSE$ 表示拟合后的误差,其值越接近于0表示响应面的拟合程度越好。而校正系数 $R_{adj}^2$ 则是在复相关系数 $R^2$ 的基础上引入样本数量以及样本特征,希冀解决当变量增多时, $R^2$ 会随之增大,无法判断增加的变量是否有意义的问题;式中 $p$ 表示变量总数,由式(5)可知, $R_{adj}^2$ 会随着增加的变量对模型有贡献时而增大,反之则减少。表6为本研究拟合的响应面精度检验指标数据。

根据表6,其中包括所有响应面的精度检验结果。复相关系数 $R^2$ 值均大于0.995,符合通常用于评估响应面模型精度的标准。此外,各阶响应面的校正系数 $R_{adj}^2$ 值与复相关系数 $R^2$ 值的差异极小,表明模型没有因为过多的自变量导致过拟合。这一结果得以验证模型对数据的高度拟合。均方根误差 $RMSE$ 值接近于0,进一步证明响应面的拟合精度达到要求,为进行模型更新提供了可靠的基础。

表6 响应面精度检验表

检验指标	X向			Y向		
	一阶	二阶	三阶	一阶	二阶	三阶
$R^2$	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999
$R_{adj}^2$	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999
$RMSE$	0.002	0	0	0	0	0



### 3 模型更新与优化

#### 3.1 模型更新概述

本研究旨在充分证明引入预处理措施对于模型更新的成功性,并为此选择了四种类型、共11种算法。这些算法涵盖了不同的优化策略,从而提供了多样性的优化路径,以下是对每一种算法的简要说明。

#### 3.2 群体协同行为算法模块

群体协同行为算法能够模拟自然界中群体智能的现象,通过协同与交流解决复杂问题。在有限元模型更新中,这些算法的全局搜索、避免局部最优和鲁棒性等特性非常有利于提供全面而可靠的模型优化手段。

在群体协同行为算法的选择中,粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)由J. Kennedy等<sup>[10]</sup>提出,其模拟了群体中个体协同的方式。研究中,设置种群 $N$ 大小为200,调整影响算法探索行为的个体认知系数 $c_1$ 和社会认知系数 $c_2$ 分别为1.8和3.2,采用式(6)中描述的动态惯性权重 $\omega$ ,以平衡粒子在不同迭代阶段中的探索和利用行为。

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{iter}{iter_{\max}} \quad (6)$$

式中,设置最大惯性权重 $\omega_{\max}$ 为1.9;最小惯性权重 $\omega_{\min}$ 为0.5;最大迭代次数 $iter_{\max}$ 设置为1100。

M. Dorigo<sup>[11]</sup>提出的蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)通过借鉴蚂蚁社会中集体协作的方式解决优化问题。本研究中,设定蚁群种群数目 $N$ 为150,最大迭代次数 $iter_{\max}$ 设置为100,信息素挥发率 $P$ 为0.1,该参数影响蚂蚁在路径上释放信息素的持久性;李晓磊等<sup>[12]</sup>提出人工鱼群算法(Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA)模拟了鱼群的协同行为的全局优化算法,在本研究中,鱼群规模 $N$ 设置为10,最大迭代次数 $iter_{\max}$ 设置为50,鱼在搜索过程中能感知到其它鱼的视觉范围 $v$ 为0.1,鱼的移动步长 $step$ 为0.01,步长递减因子 $f$ 设为0.9;D. Karaboga<sup>[13]</sup>提出的人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)则模拟了蜜蜂觅食的过程来完成优化过程,在本研究中,参与搜索蜜蜂数量 $N$ 为25,同时,有数量 $N_0$ 为25的蜜蜂旁观并参与搜索,最大迭代次数 $iter_{\max}$ 设置为500。这些参数设定可以保证算法在

不同场景中能够有效地完成全局搜索和优化的任务。将算法结果的误差比较用图7展示。

如图7所示,展示了两种进化算法与两种额外的启发式算法在模型更新中的优化效果。图中显示,四种算法的平均误差水平均在1%以下。这一结果表明,在响应面的模型更新中,所选用的算法能够取得令人满意的优化效果。总体而言,算法优化后的模型在 $X$ 向三阶周期的优化效果最为显著,而在 $Y$ 向二阶周期上表现略显较差。同时两种进化算法的误差略小于所选的两种启发式算法。

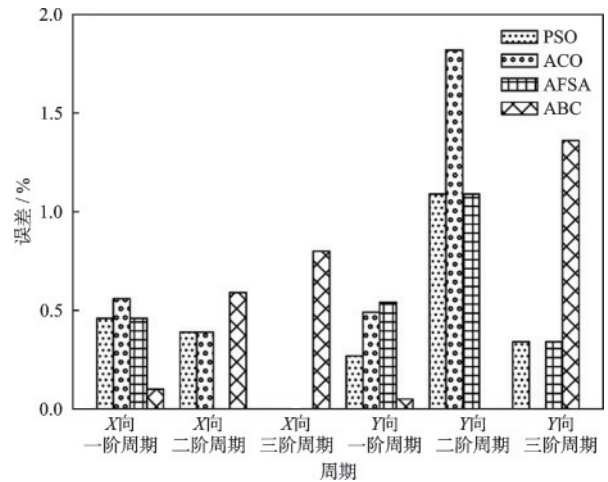


图7 基于群体协同行为算法的结果误差比较

Fig.7 Error comparison of results of swarm intelligence algorithms

#### 3.3 进化算法模块

进化算法通过模拟自然的演化过程,在高维度且复杂的参数空间中进行全局搜索,利用遗传、变异和选择等操作优化模型。遗传算法(Genetic Algorithm, GA)在本研究中被赋予了重要任务,其操作包括高效搜索大规模参数空间、处理多模态和复杂问题<sup>[14]</sup>。在本研究中,设置种群 $N$ 为600,最大迭代次数 $iter_{\max}$ 设置为500,影响算法多样性的变异率 $P$ 设定为0.4,这些参数的选择考虑到了算法的多样性和收敛速度,为全局优化提供了均衡的调整;另一方面,差分进化算法(Differential Evolution, DE)通过差分变异和目标向量的演化操作,能够有效地在高维参数空间中寻找复杂模型的全局最优解<sup>[15]</sup>。算法的每一代种群 $N$ 为15,最大迭代次数 $iter_{\max}$ 设置为500,这些参数的设定旨在确保算法在搜索过程中保持有效性,快速适应不同问题。这两种进化算法的综合应用使得模型更新更加全面而可靠。

### 3.4 其他启发式算法模块

选择模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)和人工免疫算法(Artificial Immune System, AIS)作为补充的启发式算法,是因为它们在全局搜索和复杂问题处理方面具有独特的优势。由S. Kirkpatrick等<sup>[16]</sup>提出的模拟退火算法通过模拟固体退火的过程为解决实际复杂问题提供了一种高效且可靠的优化手段,在本研究中,影响算法搜索广度的扰动大小 $R_m$ 设置为0.5,初始温度 $T_0$ 设置为200,该参数可以控制搜索的随机性。停止温度 $T_1$ 为1.0,影响算法收敛速率的温度衰减率 $R_c$ 为0.97,最大迭代次数 $iter_{max}$ 设置为100;而人工免疫算法则通过模拟人体免疫系统的工作原理<sup>[17]</sup>,在本研究中,免疫系统中抗体数量 $N$ 为30,最大迭代次数 $iter_{max}$ 设置为100,影响算法探索程度的突变率 $R_m$ 与用于增加优秀抗体数量的克隆率 $R_c$ 均设置为0.2。这两种算法的选择作为补充,旨在为模型更新提供更全面的优化选择,尤其在处理全局搜索和复杂问题时具有独特的优势。进化算法和启发式算法的结果误差如图8所示。

如图8所示,展示了两种进化算法与两种额外的启发式算法在模型更新中的优化效果。图中显示,四种算法的平均误差水平均在1%以下。这一结果表明,在响应面的模型更新中,所选用的算法能够取得令人满意的优化效果。总体而言,算法优化后的模型在X向三阶周期的优化效果最为显著,而在Y向二阶周期上表现略显较差。同时进化算法的误差略小于所选的启发式算法。

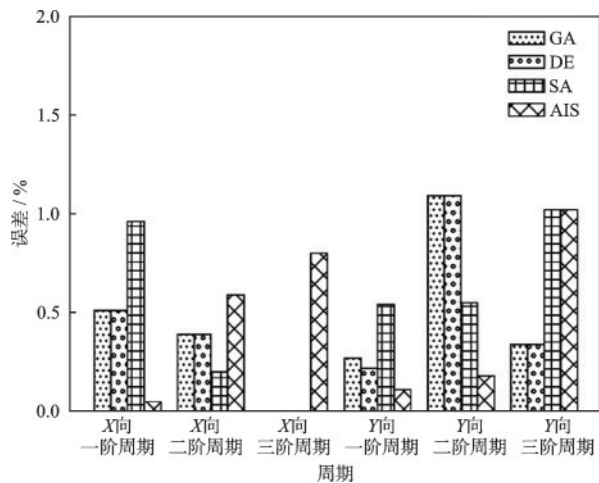


图8 进化算法及其它启发式算法结果误差比较

Fig.8 Error comparison of results of evolutionary and other heuristic algorithms

### 3.5 梯度算法模块

梯度算法基于函数梯度信息,通过迭代调整参数方向来寻找目标函数的最小值。这一方法充分利用了梯度的指导,从而提高了模型优化的效率和收敛速度。在模型更新方面,本研究选用了三种梯度算法,分别是梯度下降算法(Gradient Descent, GD)、共轭梯度算法(Conjugate Gradients, CG)以及牛顿算法(Newton Method, NM)。

梯度下降算法灵活简便,适用于各种问题类型<sup>[18]</sup>,在本研究中,学习率 $R_l$ 设置为0.55,最大迭代次数 $iter_{max}$ 设置为2500,收敛容忍度 $T$ 设置为 $1.0 \times 10^{-6}$ 。该算法在处理多种问题时都表现出色。共轭梯度算法通过巧妙的共轭方向选择,降低内存开销,适用于资源有限的场景<sup>[19]</sup>,在本研究中,梯度范数的阈值 $T$ 设置为 $1.0 \times 10^{-5}$ ,梯度步长 $step$ 为1.49。而牛顿算法以其在高度非线性问题中的快速收敛能力脱颖而出,特别在接近最优解时表现卓越<sup>[20]</sup>,在本研究中,对目标函数位置变化容忍度 $T_x$ 与对梯度变化容忍度 $T_g$ 均为 $1.0 \times 10^{-5}$ ,初始信赖域半径 $R_l$ 为1,最大信赖域半径 $R_m$ 为10,信赖域收缩因子 $e$ 设置为0.25。这些梯度算法的选择和参数设定经过精心调整,以在模型更新中取得令人满意的优化效果。

图9展示了在响应面模型更新中采用的三种梯度算法的优化结果。这些算法的平均百分比误差均保持在1.5%以下,反映了它们在响应面模型更新中取得了令人满意的优化效果。具体而言,共轭梯度算法相较于其他两种算法表现更为出色,经过优化的模型在Y向一阶周期的误差表现最佳,这与

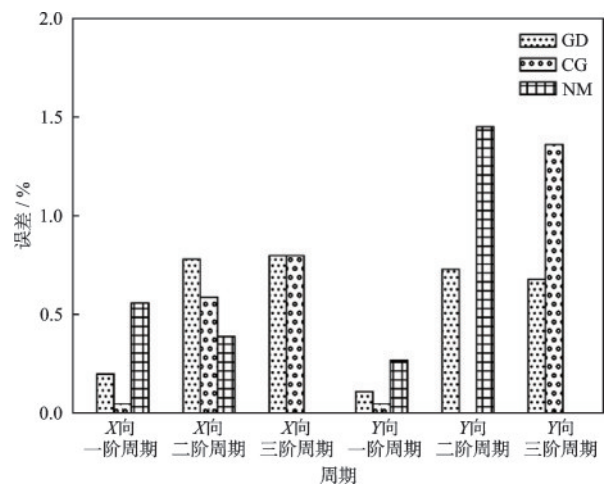


图9 梯度算法结果误差比较

Fig.9 Error comparison of results of gradient algorithms

其他算法有所不同。同时, X向周期的误差略低于 Y向周期。

综上所述, 本研究通过一个完善的研究路径, 包括预处理步骤、单因素试验和爬坡试验, 筛选出了显著参数, 构建了响应面模型。在解决仅包含多项式函数的凸优化问题时, 我们选择了四种类型的共 11 种算法进行模型更新, 最终取得了令人满意的试验结果。这 11 种算法在有限元模型更新领域有着广泛的应用, 其选择基于它们在处理多模态和复杂问题时的优越性能。整体而言, 这些算法在优化效果上相差不大, 彼此之间表现出色。特别值得注意的是, 该研究选择将模型更新的参数设定为绕 Y 轴的惯性矩  $I_3$ 。这个选择不仅与研究问题密切相关, 还在 X 向周期的平均误差略低于 Y 向周期中得到体现, 进一步证明了算法的有效性。通过这些调整, 总结更加清晰地传达了研究路径、算法的选择原因以及结果的关键发现。

## 4 结 论

(1) 本研究在响应面构建过程中引入了创新性的参数筛选步骤。通过详细的单因素试验和爬坡试验, 不仅实现了对参数空间的精细化搜索, 还能够识别出关键因素, 提高了模型更新的准确性。这一步骤的引入不仅使得响应面模型更加符合实际系统响应, 而且为后续模型更新的优化提供了坚实的基础。通过这种精细而全面的参数筛选, 本研究有效地缩小了搜索空间, 为后续智能算法的应用提供了更有针对性的初始条件, 从而提升了整个模型更新过程的效率与精度。

(2) 在响应面优化的基础上, 本研究选择群体协同算法、进化算法、梯度算法及其它启发式算法四种类型共 11 种不同的算法, 进行模型更新, 将优化之后的结果与识别结果对比, 均获得了令人满意的优化结果。

(3) 通过成功应用 11 种算法, 本研究充分验证了预处理步骤在模型更新中的关键作用, 不仅提高了更新效率, 更是确保了模型在各类复杂问题中的鲁棒性。这一研究的贡献不仅在于验证了所选研究路径在特定问题上的适用性, 同时为更广泛的工程场景提供了具有可复制性和推广性的方法论。每一种算法在研究路径中的独特贡献均深刻展现了该研究方法的可靠性和有效性, 为有限元模型更

新领域的未来研究奠定了坚实的基础。

本研究提出一种结合响应面方法和智能算法的有限元模型更新策略, 旨在提高高层建筑模型更新的效率和准确性, 使模型更好地反映实际结构的行为。并通过响应面方法系统地识别和优化了关键参数, 面对更复杂的高层建筑提供了一种更科学、更可靠的参数筛选机制。与此同时, 本研究的方法不仅在学术上具有创新性, 而且在工程应用中也显示出广泛的应用前景。在结构健康监测、灾后快速评估、以及性能优化设计等领域, 本研究提供的模型更新策略都能够作为一种有效工具, 帮助工程师和研究者准确捕捉和评估高层建筑的结构特性。此外, 其在教育和研究领域的潜在应用也为未来的技术发展和创新提供了新的视角和动力。

## 参考文献:

- [1] 蒋寅军. 基于响应面方法的复杂结构模型修正方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2011.  
Jiang Y J. Research on model updating methods for complex structures based on response surface methodology [D]. Wuhan: Wuhan University. (in Chinese)
- [2] 任伟新, 陈华斌. 基于响应面的桥梁有限元模型修正[J]. 土木工程学报, 2008, 41(12): 73-78.  
Ren W X, Chen H B. Response surface-based finite element model updating for bridge structures [J]. China Civil Engineering Journal, 2008, 41(12): 73-78. (in Chinese)
- [3] 鲍诺, 王春洁, 赵军鹏, 等. 基于响应面法的结构动力学模型修正[J]. 振动与冲击, 2013, 32(16): 54-58.  
Bao N, Wang C J, Zhao J P, et al. Model updating of structure dynamics based on response surface methodology [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(16): 54-58. (in Chinese)
- [4] 陈东. 基于响应面法的桥梁结构有限元模型修正与应用[D]. 西安: 长安大学, 2018.  
Chen D. Finite element model updating and application of bridge structures based on response surface methodology [D]. Xi'an: Chang'an University, 2018. (in Chinese)
- [5] Aborehab A, Kamel M, Nemnem A F, et al. Finite element model updating of a satellite honeycomb sandwich plate in structural dynamics[J]. International Journal of Space Structures, 2021, 36(2): 105-116.
- [6] 张梓乔. 基于量子遗传算法及响应面的桥梁有限元模型修正[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2021.



- Zhang Z Q. Bridge finite element model updating based on quantum genetic algorithm and response surface methodology[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [7] 陶冬旺,刘泉,马强,等.云南漾濞地震大理某高层建筑结构地震响应观测数据初步分析[J].世界地震工程, 2021,37(3):19-30.  
Tao D W, Liu Q, Ma Q, et al. Preliminary analysis of structural seismic response of a tall building in Dali recorded in Yunnan Yangbi earthquakes[J]. World Earthquake Engineering, 2021, 37(3): 19-30. (in Chinese)
- [8] Box G E P, Wilson K B. On the experimental attainment of optimum conditions[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 1951, 13(1): 1-45.
- [9] Fisher R A. Statistical methods for research workers [C]//Kotz S, Johnson N L. Breakthroughs in statistics: methodology and distribution. New York: Springer, 1992: 66-70.
- [10] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [11] Dorigo M. Optimization, learning and natural algorithms[D]. Milan: Politecnico di Milano, 1992.
- [12] 李晓磊,路飞,田国会,等.组合优化问题的人工鱼群算法应用[J].山东大学学报(工学版),2004, 34(5) : 64-67.  
Li X L, Lu F, Tian G H, et al. Application of artificial fish swarm algorithm in combinatorial optimization problems[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2004, 34(5): 64-67. (in Chinese)
- [13] Karaboga D. idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Kayseri: Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.
- [14] Lin K Q, Xu Y L, Lu X Z, et al. Cluster computing-aided model updating for a high-fidelity finite element model of a long-span cable-stayed bridge [J]. Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 2020, 49(9): 904-923.
- [15] Meng Z, Yang C. Hip-DE: Historical population based mutation strategy in differential evolution with parameter adaptive mechanism [J]. Information Sciences, 2021, 562: 44-77.
- [16] Kirkpatrick S, Gelatt C D, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing[J]. Science, 1983, 220(4598): 671-680.
- [17] Farmer J D, Packard N H, Perelson A S. The immune system, adaptation, and machine learning [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1986, 22(1): 187-204..
- [18] Ruder S. An overview of gradient descent optimization algorithms[EB/OL]. (2016-1-19)[2023-12-20]. <http://sebastianruder.com/optimizing-gradient-descent/index.html>.
- [19] Luo C, Wang L, Xie Y, et al. A new conjugate gradient method for moving force identification of vehicle-bridge system [J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies, 2024, 12: 19-36.
- [20] Singh H, Sharma J R, Kumar S. A simple yet efficient two-step fifth-order weighted-Newton method for nonlinear models [J]. Numerical Algorithms, 2023, 93: 203-225.

(本文编辑:池营营)