

基于运行时模态分析和代理模型的大坝力学参数反演方法

Inversion Method of Dam Mechanical Parameters based on Operational Modal Analysis and Surrogate Model

张 翰¹, 张 锋², 谭尧升¹, 姚孟迪², 邓检华³

(1. 中国长江三峡集团有限公司, 武汉 430010; 2. 中国三峡建工(集团)有限公司, 成都 610095;
3. 国网电力科学研究院有限公司/南瑞集团有限公司, 南京 211100)

摘要: 基于监测数据反演大坝力学参数对大坝的安全评估具有重要意义。大坝振动监测信号相比于静态监测数据更能反映大坝整体结构特征, 通过运行时模态分析识别大坝模态参数, 可用于提高大坝力学参数反演的可靠性。针对反演中需要反复调用有限元分析模型带来计算量大的问题, 提出使用神经网络建立材料参数到模态参数映射的代理模型, 最后通过自适应网格搜索算法求解了反演的最优化问题。通过对一混凝土拱坝数值模型的分区弹性模量进行反演, 验证了所提方法的有效性。

关键词: 参数反演; 运行时模态分析; 大坝; 代理模型; 健康监测

中图分类号: TV39 文献标志码: A 文章编号: 1005-8249 (2025) 01-0163-04

DOI:10.19860/j.cnki.issn1005-8249.2025.01.030

ZHANG Han¹, ZHANG Feng², TAN Yaosheng¹, YAO Mengdi², DENG Jianhua³

(1. China Three Gorges Corporation, Wuhan 430010, China;

2. China Three Gorges Construction Engineering Corporation, Chengdu 610095, China;

3. State Grid Electric Power Research Institute/ NARI Group Corporations, Nanjing 211100, China)

Abstract: It is of great significance to invert dam mechanical parameters based on monitoring data for dam safety evaluation. Compared with static monitoring data, vibration signal can better reflect the overall structure characteristic of the dam. It can be used to improve the reliability of dam mechanical parameter inversion by identifying dam modal parameters through operational modal analysis method. In terms of the issue that the finite element analysis model needs to be called repeatedly during inversion, a surrogate model of mapping material parameters to modal parameters is proposed by using neural network. Finally, the optimization problem of inversion is solved by using adaptive grid search algorithm. The effectiveness of the proposed method is verified by inverting the zonal elastic modulus of the numerical model of a concrete arch dam.

Key words: parameter inversion; operational modal analysis; dam; surrogate model; health monitoring

0 引言

近几十年来, 我国西南地区修建了一批高库大

坝, 日常运行管理中十分重要的任务, 是确保这些工程结构的安全稳定。通过监测数据反演大坝力学参数对掌握大坝运行性态有着重要意义^[1]。

传统大坝力学参数反演主要基于垂线、引张线等仪器监测到的静态变形数据, 测得的变形数据是大坝受温度、时间和库水压力共同影响的综合效应量, 反演时很难充分考虑所有因素, 导致反演结果的可靠性难以保证。相比于静态变形监测数据, 基

研究与应用

于振动信号识别的模态参数能更好地反映结构的整体结构特征,因此在反演中往往能取得更好的结果^[2]。基于大坝在泄洪或地震工况下的振动信号可有效识别到大坝前几阶的模态参数^[3-4],这为反演大坝力学参数提供了新的途径。冯新等^[5]使用不完全模态观测数据,结合模拟退火-单纯形算法识别了混凝土重力坝的分区弹性模量;蔡靖等^[6]考虑水压力的作用,通过强震下大坝的振动观测信号对大坝有限元模型进行了反演修正;刘振平等^[7]基于坝体加速度峰值和反应谱反演了土石坝坝料动力参数,并对最大动剪切模量系数值进行了修正;仇建春等^[8]基于拱坝振动台动力模型试验,通过数值子空间算法和 ARX 算法对拱坝模型模态参数进行了识别。

由于在反演过程中需要反复多次地调用有限元模态分析计算,对反演效率影响较大,因此,代理模型技术也被广泛应用。程琳等^[9]利用多输出支持向量机建立代理模型代替大坝耗时的有限元计算,大大地提高了反演效率;Li 等^[10]建立了响应面代理模型,并结合遗传算法对拱坝的分区弹性模量进行了反演;Kang 等^[11]基于高斯过程回归代理模型和 Jaya 优化算法反演了大坝的动力学参数,并验证了 Jaya 算法相比于粒子群算法和遗传算法在参数反演当中的优势;李火坤等^[12]基于门控循环单元神经网络建立了软基水闸结构模态参数与脱空参数间映射关系的代理模型,结合多目标灰狼对脱空参数进行了反演。

针对拱坝力学参数和模态参数之间非线性关系和多输入多输出的情况,建立了神经网络代理模型,并为防止过拟合引入了正则化技巧。在优化算法选择方面,为兼顾优化效率和优化的稳定性,使用自适应的网格搜索算法作为优化算法。最后,将反演方法应用于一个混凝土拱坝的弹性模量识别当中,验证了反演方法的有效性。

1 基于运行时模态分析和代理模型的大坝力学参数反演

通过运行时模态分析方法 COV-SSI 可从实测振动信号中有效提取大坝前几阶模态参数^[4,13],用作大坝力学参数反演的参考量。基于人工神经网络^[14]建

立大坝力学参数到模态参数映射的代理模型,可大大降低优化问题求解过程中的计算量:

$$\theta^* = \arg \min_{\theta \in D_\theta} g(\theta) \quad (1)$$

式中: D_θ 为待反演力学参数 θ 的取值范围; $g(\cdot)$ 为目标函数; θ^* 表示最优解。该优化问题的求解通常通过梯度类算法或非梯度类的启发式搜索算法^[15]。考虑到耗时的有限元计算已由耗时极短的神经网络代理模型代替,为充分保证参数反演结果的全局最优性及稳定性,采用网格搜索算法对优化问题进行求解。引入自适应方法对传统网格搜索算法进行改进。自适应搜索算法先在参数域进行稀疏采样,随后根据搜索到的最优解,再在局部进行加密采样,示意图如图 1 所示。

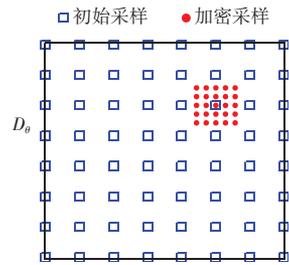


图 1 自适应网格搜索示意图

Fig. 1 Diagram of adaptive grid search

综合上述方法,得到基于实测振动信号和代理模型的大坝力学参数反演方法其流程图如图 2 所示,基本步骤为:

- (1) 从坝体不同位置采集振动信号,通过 COV-SSI 识别大坝前几阶模态参数;
- (2) 根据工程经验确定拱坝力学参数的取值空间,通过拉丁超立方采样获取训练样本,并通过有限元计算得到样本力学参数对应的结构模态参数值;
- (3) 根据训练样本训练神经网络,建立代理模型;
- (4) 结合实测模态参数和神经网络代理模型,通过自适应网格搜索算法寻优得到力学参数反演值。

2 案例分析

以一混凝土拱坝有限元模型代替真实拱坝为例进行分析,通过假定拱坝力学参数(在本算例中指不同材料分区的混凝土弹性模量)来验证反演方法的有效性。根据某实际碾压混凝土拱坝工程勘测资料和设计资料建立有限元模型,如图 3 所示。根据施

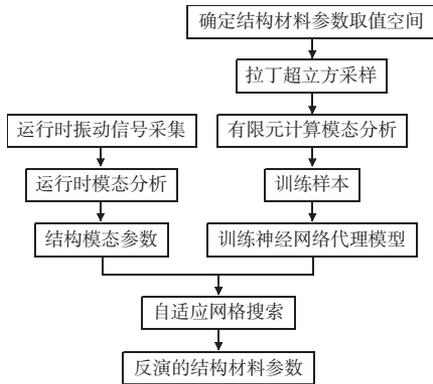


图2 拱坝参数反演流程图

Fig. 2 Flowchart of arch dam parameter inversion

表1 拱坝力学参数

Table 1 Mechanical parameters of the dam

	E/GPa	ν	$\rho/(\text{kg/m}^3)$
分区1	[15, 30]	0.19	2400
分区2	[15, 30]	0.19	2400
分区3	[15, 35]	0.19	2400
地基	12	0.22	2400

工期混凝土等级的不同将大坝分为3个不同的部分,如图4所示,材料力学参数见表1。其中,坝体三个分区的弹性模量 E_1 、 E_2 、 E_3 假设为待反演参数,其取值范围根据工程经验大致确定。

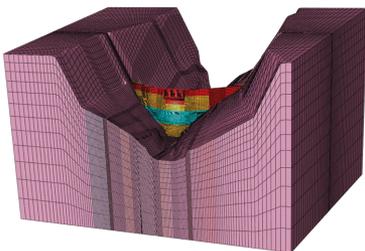


图3 拱坝有限元模型

Fig. 3 Finite element model of the arch dam

通过在拱坝地基四周边界加载白噪声随机振动模拟拱坝在泄流过程中所受的水流激振动荷载^[3],并在拱坝上布置多个加速度监测仪,布置位置如图4所示。

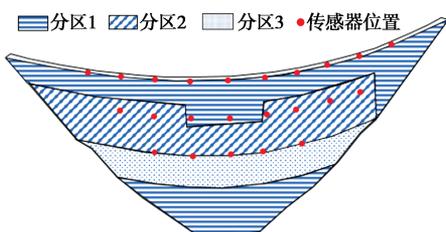


图4 材料分区及传感器布置

Fig. 4 Material partition and sensor layout

假定坝体三个分区真实的弹性模量 E_1 、 E_2 、 E_3 为 20.00、24.00、28.00 GPa,通过有限元瞬态动力学分析得到拱坝在白噪声振动下的动力学响应,进而得到监测点加速度时程信号。通过 COV - SSI 算法识别到大坝前4阶模态参数,其原始稳定图和剔除虚假模态后稳定图分别如图5和图6所示。对剔除虚假模态后稳定图不同簇稳定点取平均可得前4阶模态的频率为:3.16、3.28、4.71、6.08 Hz。识别到的模态参数用于后续力学参数的识别。

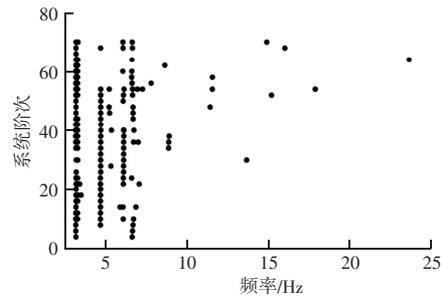


图5 原始稳定图

Fig. 5 Original stable graph

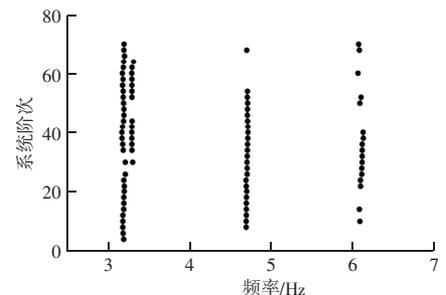


图6 剔除虚假极模态后稳定图

Fig. 6 Stable graph after removing spurious polar modes

利用拉丁超立方采样在参数域内获得 6^3 个样本,经过有限元批量计算得到对应的模态参数,获得的样本数据用于训练神经网络代理模型,最后通过自适应网格搜索算法结合 COV - SSI 识别的模态参数完成大坝力学参数的优化反演。通过随机采样设置5组不同的模态参数,真实参数 E_{real} 与反演参数 E_{inverse} 之间的相对误差计算方法如下:

$$\text{相对误差}(\%) = \frac{|E_{\text{real}} - E_{\text{inverse}}|}{|E_{\text{real}}|} \times 100\% \quad (2)$$

式中: $||$ 为二范数。反演结果见表2,5个测试组反演弹性模量同真实弹性模量均十分接近,最大相对误差不高于6%,显示出反演方法的有效性。

研究与应用

表 2 弹性模量反演结果

Table 2 Results of elastic modulus inversion

	真实值/GPa	反演值/GPa	相对误差/%
1	26.83, 24.71, 22.88	26.02, 25.73, 22.82	3.03
2	23.89, 27.90, 31.70	24.29, 27.98, 31.94	0.98
3	18.95, 19.93, 30.11	19.42, 18.98, 30.18	2.62
4	18.43, 19.62, 26.20	18.74, 18.56, 26.69	3.22
5	16.46, 21.78, 24.84	17.59, 19.99, 24.90	5.74

3 结论

提出了基于 COV - SSI 运行时模态分析和代理模型的大坝力学参数反演方法, 结合一拱坝反演算例分析, 得出以下主要结论:

(1) 在假定为白噪声激励荷载作用下, 通过 COV - SSI 算法能从振动监测信号中有效识别到大坝前 4 阶模态参数, 且所得稳定图较为清晰。

(2) 利用神经网络建立力学参数到大坝模态参数间的代理模型, 可在不牺牲反演精度的情况下有效减少反演的计算耗时, 具有较好的工程应用前景。

(3) 基于模态参数反演拱坝分区弹性模量切实可行, 相比于静态监测数据所受影响因素的复杂性, COV - SSI 算法对振动信号中的噪声具有很好的鲁棒性, 因而可稳定识别到大坝前几阶模态参数, 更利于提高反演的可靠性。

参 考 文 献

- [1] 向衍, 苏怀智, 吴中如. 基于大坝安全监测资料的物理力学参数反演 [J]. 水利学报, 2004 (8): 98 - 102.
- [2] HAJELA P, SOEIRO F J. Recent developments in damage detection based on system identification methods [J]. Structural Optimization, 1990, 2 (1): 1 - 10.
- [3] LI S, PAN J, LUO G, et al. Automatic modal parameter identification of high arch dams: feasibility verification [J]. Earthquake Engineering

and Engineering Vibration, 2020, 19 (4): 953 - 965.

- [4] MOSTAFAEI H, GHAMAMI M, AGHABOZORGI P. Modal identification of concrete arch dam by fully automated operational modal identification [J]. Structures, 2021, 32: 228 - 236.
- [5] 冯新, 周晶, 范颖芳. 基于模态观测的混凝土坝反演分析 [J]. 水利学报, 2004 (2): 101 - 105.
- [6] 蔡靖, 王立新, 张移. 基于动力检测数据的重力坝有限元模型修正 [J]. 广东水利水电, 2019 (3): 30 - 36.
- [7] 刘振平, 迟世春, 赵显波, 等. 鲤鱼潭大坝坝料动力参数反演 [J]. 岩土工程学报, 2015, 37 (4): 761 - 768.
- [8] 仇建春, 龙长林, 郑东健, 等. 拱坝振动台动力破坏模型试验及其结构动力特性 [J]. 南水北调与水利科技 (中英文), 2024, 22 (1): 175 - 185.
- [9] 程琳, 王冬冬, 杨杰, 等. 基于强震观测和多输出支持向量机的混凝土坝材料动参数反演 [J]. 振动工程学报, 2017, 30 (3): 466 - 474.
- [10] LI H, WANG G, WEI B, et al. Dynamic inversion method for the material parameters of a high arch dam and its foundation [J]. Applied Mathematical Modelling, 2019, 71: 60 - 76.
- [11] KANG F, WU Y, LI J, et al. Dynamic parameter inverse analysis of concrete dams based on Jaya algorithm with Gaussian processes surrogate model [J]. Advanced Engineering Informatics, 2021, 49: 101348.
- [12] 李火坤, 唐义员, 黄伟, 等. 基于 GRU 和 MOGWO 的软基水闸底板脱空动力学智能反演 [J]. 应用基础与工程科学学报, 2024, 32 (1): 85 - 99.
- [13] 王茂华, 迟世春, 周雄雄. 基于地震记录和 SSI 方法的高土石坝模态识别 [J]. 岩土工程学报, 2021, 43 (7): 1279 - 1287.
- [14] 刘欣航, 娄一青, 郑东健. 基于多目标优化的 WOA - BPNN 高拱坝变形模量反演分析 [J]. 水电能源科学, 2023, 41 (10): 96 - 99.
- [15] HE C, ZHANG Y, GONG D, et al. A review of surrogate - assisted evolutionary algorithms for expensive optimization problems [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 217: 119495.