

遗传算法—支持向量机在面板堆石坝堆石料的参数反演分析的应用

曾 辉, 廖露梅, 曾予剑

(江西省水利投资集团有限公司, 江西 南昌 330096)

摘要: 通过对目前智能算法在堆石料参数反演分析应用的综合分析, 提出利用遗传算法—支持向量机来进行参数反演的方法, 通过遗传算法对支持向量机中的参数进行优化, 以便计算结果更接近实际。同时通过 MATLAB 编制了相应的程序, 建立了参数反演模型。以大量的实测数据作为训练样本和测试样本进行研究, 研究结果表明, 利用遗传算法—支持向量机来反演堆石料的参数是可行的, 并具有理想的效果, 从而为参数反演提供了一种新的研究方法。

关键词: 堆石料; 参数反演; 遗传算法; 支持向量机; 面板堆石坝

中图分类号: TV641

文献标识码: B

文章编号: 1007-7839(2017)08-0034-04

Application of genetic algorithm and support vector machine on parameter inversion analysis of rockfill in face rockfill dam

ZENG Hui, LIAO Lumei, ZENG Yujian

(Jiangxi Water Conservancy Investment Group Co., Ltd, Nanchang 330096, Jiangxi)

Abstract: Based on the comprehensive analysis on the application of current intelligent algorithm in parameter inversion of rockfill, genetic algorithm and support vector machine for parameter inversion method was proposed. The parameters of support vector machine were optimized by genetic algorithm, so that the results were closer to reality. At the same time, the corresponding program was compiled by MATLAB, and the parameter inversion model is established. A large number of measured data were used as training samples and test samples, and the result showed that it was feasible and could produce an ideal effect to invert the parameters of rockfill by using genetic algorithm and support vector machines. Thus a new method for parameter inversion was provided.

Key words: rockfill; parameter inversion; genetic algorithm; support vector machine; face rockfill dam

1 研究背景

目前, 水电建设的重点已向西南地区转移。大坝所在地区, 通常交通不便, 考虑施工进度、安全性、造价等方面, 同时为了充分利用当地资源, 面

板堆石坝越来越受到青睐。为了充分利用水力资源, 面板堆石坝已经向 300 m 级发展, 从而对大坝变形和稳定控制方面提出了更高的要求^[1]。通过具体工程位移变形实测资料和参数反演的方法得出堆石料的相关参数, 来预测大坝目前的真实现状,

收稿日期: 2017-06-06

作者简介: 曾辉 (1989-), 男, 本科, 助理工程师, 主要从事项目管理工作。

必要时还可调整施工、设计的相应参数,从而更好地控制大坝的变形和面板的开裂,进而更好地保证大坝的安全。但由于堆石料参数系统的复杂性,想通过智能优化算法很难找到最优解,如遗传算法、微粒群算法、神经网络等智能算法及其组合算法,通常易陷入局部最优,而且针对高维的问题很难收敛到最优解。而支持向量机克服了样本小、维数高、非线性等问题,为堆石坝堆石料的参数反演提供了一种新思路。但由于支持向量机中的核函数和惩罚因子需人为确定,且对计算结果影响很大。本文通过遗传算法优化支持向量机,使核函数和惩罚因子更符合实际情况,进而为施工、设计提供更加符合实际的堆石料参数。

支持向量机是基于统计学习理论的一种小样本学习方法,采用结构风险最小化原则,具有很好的泛化能力^[2]。本文利用支持向量机的函数拟合方法,并通过遗传算法对其优化来预测堆石料参数,在 MATLAB 软件中编制对应程序,通过根据正交设计方法得出的 49 个学习样本的学习,并通过均匀设计得出的 17 个测试样本的测试,验证了利用遗传算法—支持向量机来进行堆石料参数反演分析的可行性和有效性。

2 遗传算法—支持向量机基本理论

2.1 遗传算法基本理论

遗传算法是模仿自然界生物进化机制发展起来的,能够在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间知识,并自适应的控制搜索过程以求得最优解,并具有收敛时间比较少,鲁棒性高等优点。

2.2 支持向量机基本理论

支持向量机主要用于函数拟合和模式识别方面,而堆石料的参数反演属于非线性函数拟合:

非线性拟合:主要通过引入一个非线性映射 $\Phi(\cdot)$ 将输入样本从输入空间 R^n 映射到高维特征空间下,并利用结构风险最小化原则,再在特征空间下进行求解。

(1)构造拟合函数: $f(x)=w \cdot x+b$,拟合数据 $\{x_i, y_i\}$, $i=1, 2, \dots, n$, $x_i \in R^n$, $y_i \in R$, $y_i \in R$, 并假设全部的训练样本都可以在精度 ε 下无误差的通过线性函数拟合,即:

$$|y_i - w \cdot x_i - b| \leq \varepsilon \quad (i=1, 2, \dots, n), \quad (1)$$

同时,考虑到允许拟合存在一定的误差,加入

松弛因子 $\xi_i \geq 0$ 和 $\xi_i^* \geq 0$, 则(1)式转变为:

$$\begin{cases} y_i - w \cdot x_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ w \cdot x_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, n), \quad (2)$$

使 $\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$ 最小化。

采用优化方法可以得到其对偶问题,同时对 Lagrange 因子 α_i, α_i^* 最小化目标函数,则优化问题求解转化为:

$$\begin{cases} \min: \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* + \alpha_i) - \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) \\ \quad (\alpha_j^* - \alpha_j) (x_i \cdot x_j) \\ \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \quad (0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, i=1, 2, 3, \dots, n) \end{cases} \quad (3)$$

由上面的最优化函数可得到支持向量机的拟合函数为:

$$f = w \cdot x + b = \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x, x_i) + b. \quad (4)$$

式中 α_i, α_i^* 只有小部分不为 0。

(2)常用的核函数

①采用 Sigmoid 函数作为内积: $K(x, x_i) = \tanh[\nu(x, x_i)] + c$ 。

②多项式核函数: $K(x, x_i) = [(x, x_i) + 1]^q$ 。

③高斯径向基核函数: $K(x, x_i) = \exp(-\frac{|x - x_i|^2}{\sigma^2})$ 。

只要选取合适核函数,就可在算复杂程度没有增加的情况下实现这一非线性变换。

基于遗传算法、支持向量机具有上述特有优点,并结合面板堆石坝堆石料系统参数的特点,故选择遗传算法优化支持向量机作为本文的研究工具。

3 基于遗传算法—支持向量机参数反演模型的建立

3.1 堆石料参数的选取

根据工程经验,影响坝体变形的因素很多,主要有切线模量基数 K 、模量指数 m 、体积模量数 K_b 、切线模量指数 n , 和 φ_0 、 $\Delta\varphi$ 破坏比 R_f 等^[3-5]。参数 φ_0 测试技术不够成熟,但通过实验就可得到较准确的值;破坏比 R_f 根据三轴试验得到的值已经能满足工程要求,且本文主要针对测点的沉降位移来反演堆石料的 E-B 模型参数。因此,本文

将 K 、 m 、 K_b 、 n 作为待反演参数。

3.2 建立遗传算法—支持向量机反演模型

通过遗传算法—支持向量机建立反演参数与测点位移两者的映射关系,以便任一组反演参数,均可利用遗传算法—支持向量机对堆石坝的有限元计算的位移值进行模拟。本文结合工程实际给定的待反演参数取值范围,利用遗传算法优化支持向量机来对参数进行求解,使模拟计算值与实测值之间的误差最小,进而反演得到最优的待反演参数。

模型建立即如何使 $f = \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x, x_i) + b$ 成立。

本文利用 MATLAB 编制遗传算法—支持向量机的程序来对式(3)组成的优化问题进行求解。

运用遗传算法—支持向量机反演堆石坝各参

数的流程如图 1 所示

3.3 学习样本与测试样本的选取

结合水布垭工程,本着测点要分布于坝体材料不同分区内、反演计算的位移值与实测值较接近的测点和被选测点的变形趋于稳定等原则,选取了 0+212 断面 235 m 高程的 8 个测点。根据待反演参数的范围(见表 1),用正交设计方法得到 49 组参数,同时利用有限元计算出相应的位移值来组成学习样本,再用均匀设计方的 17 组测试参数,并和计算得到的相应位移值组成测试样本。

表 1 待反演参数的取值范围

材料分区	K	K_b	m	n
主堆石区	950–1250	400–700	–0.05–0.25	0.20–0.50
次堆石区	800–1100	350–650	–0.05–0.25	0.15–0.45

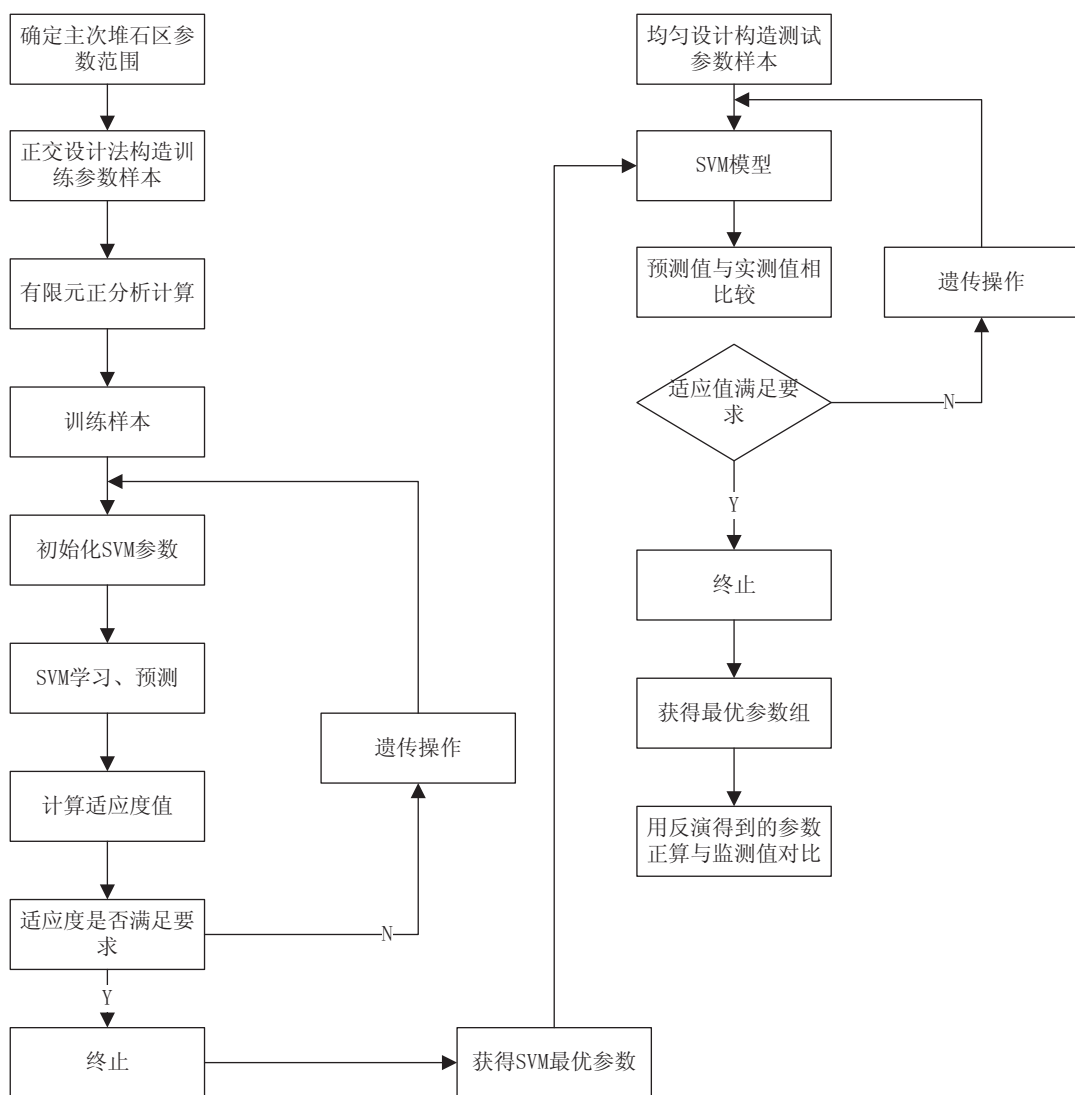


图 1 基于遗传算法—支持向量机的反分析流程图

4 预测结果分析

通过对各种核函数的选取测试, 最终选取高斯径向基核函数, 故遗传算法算去优化的参数即为惩罚因子 C 和 σ 。通过遗传算法对支持相机参数的优化可使计算结果更加合理, 下面给出 2 个有代表性测点的预测结果, 见图 2、图 3。

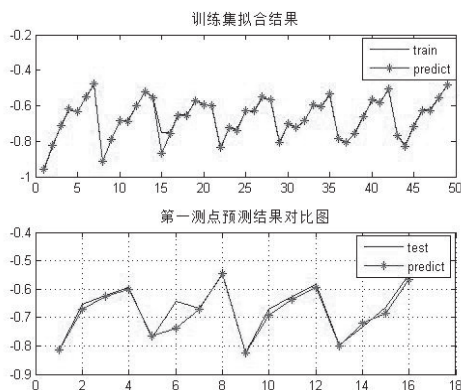


图 2 训练集拟合结果及第一测点预测结果对比

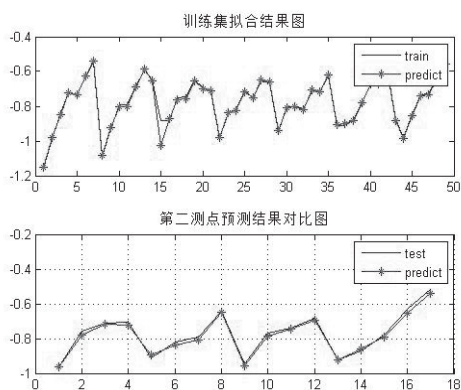


图 3 训练集拟合结果及第二测点预测结果对比

预测误差采用每个测点误差的绝对值总和与测试样本值的总和的比值, 测试样本第一测点拟

合率达到 0.946762, 预测误差为 0.00066, 最优惩罚因子 C 和 σ 分别为 536.699、0.0184; 第二测点的拟合率为 0.993295, 预测误差为 0.00023, 最优惩罚因子 C 和 σ 分别为 746.582、0.0175。从图 2、图 3 可以得出: 遗传算法—支持向量机应用于堆石料的参数反演是符合工程实际的, 将其应用于参数反演是可靠的。

5 结语

通过对面板堆石坝堆石料参数反演分析的结果可知, 支持向量机作为一种优秀的寻优算法, 具有很强的推广能力和非线性处理能力, 尤其是经遗传算法优化支持向量机中的惩罚因子 C 和核函数 σ 后, 支持向量机具有更强的生命力。利用经遗传算法优化后的支持向量机来反演面板堆石坝堆石料的参数能够满足工程要求, 具有很好的适用性和可靠性, 值得在堆石料参数反演分析中进一步推广。

参考文献:

- [1] 杨泽艳, 周建平. 我国特高面板堆石坝的建设与技术展望[J]. 水力发电, 2007, 33(10): 64-68.
- [2] AlexJSmola, BernhardSchoelkopf. Atutorialonsupportvector regression[R]. NeuroCOLT2TechnicalReportSeriesNC2-TR-19888030, 1988.
- [3] 牟声远, 王正中. 堆石料邓肯张模型的参数敏感性与统计分析[J]. 中国农村水利水电, 2009, 3: 98-100.
- [4] 张云. 修正剑桥模型参数对计算结果的影响[J]. 岩土力学, 2006, 27(3): 442-444.
- [5] 肖化文. 邓肯—张 E-B 模型参数对高面板坝应力变形的影响[J]. 长江科学院院报, 2004, 21(6): 41-44.

(责任编辑: 王宏伟)