

DOI :10.3880/j.issn.1006-7647.2009.01.005

基于连续蚁群算法和小波支持向量机的位移反分析

徐 飞^{1 2} ,徐卫亚^{1 2} ,梁桂兰³ ,王 珂⁴

(1. 河海大学岩土力学与堤坝工程教育部重点实验室 ,江苏 南京 210098 ; 2. 河海大学岩土工程研究所 ,江苏 南京 210098 ;
3. 河海大学交通学院、海洋学院 ,江苏 南京 210098 ; 4. 南京大学环境学院 ,江苏 南京 210093)

摘要 :提出一种基于连续蚁群算法和小波支持向量机的位移反分析模型。一方面利用具有良好时域、频域分辨能力和非线性学习功能的小波支持向量机建立反演参数和位移之间的非线性关系 ,避免了大量的数值计算 ,提高了预测精度 ;另一方面利用全局优化的连续蚁群算法代替传统的优化算法 ,避免优化过程中目标函数陷入局部最优 ,提高了反演的精度。应用该模型对三峡工程永久船闸高边坡 4 种介质弹性模量进行位移反分析 ,并利用反演所得参数进行监测点位移预测 ,计算值与监测值吻合较好 ,表明该方法适合解决具有非线性和不确定特性的岩土工程问题 ,在位移反分析中具有良好的实际应用价值。

关键词 :小波支持向量机 ;连续蚁群算法 ;位移反分析 ;弹性模量

中图分类号 :TU45 **文献标识码** :A **文章编号** :1006-7647(2009)01-0016-04

Displacement back analysis based on continuous ant colony algorithm and wavelet support vector machines//XU Fei^{1 2} ,XU Wei-ya^{1 2} ,LIANG Gui-lan³ ,WANG Ke⁴(1. Key Laboratory of Ministry of Education for Geomechanics and Embankment Engineering , Hohai University , Nanjing 210098 , China ; 2. Research Institute of Geotechnical Engineering , Hohai University , Nanjing 210098 , China ; 3. College of Traffic and Ocean Engineering , Hohai University , Nanjing 210098 , China ; 4. Environment Department ,Nanjing University ,Nanjing 210093 , China)

Abstract : A displacement back analysis model is proposed by combining the continuous ant colony algorithm(CACA) and wavelet support vector machines(WSVM). On the one hand , the model establishes the nonlinear relationship of inversion parameters and displacement , minimizing numerical computation and improving forecasting accuracy with the use of WSVM , which has a good time domain , a good frequency domain , good resolving power , and nonlinear self-study capability. On the other hand , the global optimization performance of CACA rather than that of traditional optimization methods is used in the model , thereby avoiding the objective function trap in the local optimum and improving the inversion precision. The model is applied to displacement back analysis of the elastic modulus of four mediums of the Three Gorges Project(TGP) permanent lock high slope. The inversion parameters are used to predict the displacement of the monitoring points. The calculated displacement agrees with the detected displacement , indicating that the model is suitable for solving geotechnical engineering problems with nonlinearity and uncertainty. It has practical value in displacement back analysis.

Key words : wavelet support vector machines ; continuous ant colony algorithm ; displacement back analysis ; elastic modulus

岩土工程位移反分析的相关研究表明 ,其目标函数是一个高度复杂的非线性多峰值函数。考虑到数值法位移反分析计算量大、解的稳定性差和解析法位移反分析仅适用于简单几何形状和边界条件的缺陷 ,认为采用智能学习算法进行位移反分析是一种较理想的途径。神经网络、遗传算法、粒子群算法等智能算法被引入到了位移反分析领域^[1-5] ,但这些方法均存在不足 :神经网络易陷维数灾难 ,泛化性能差 ;遗传算法和粒子群算法需反复进行正分析 ,工作量大。笔者针对上述缺陷提出利用小波支持向量机和连续蚁群算法来进行岩土工程的位移反分析。

支持向量机是基于统计学习理论的机器学习工具 ,遵循结构风险最小化原理 ,弥补了神经网络的不足 ,在小样本情况下具有良好的外推能力。而小波支持向量机利用小波函数替代传统的核函数 ,结合小波变换良好的时频局域化性质 ,提高了支持向量

机的预测精度和泛化能力^[6]。连续蚁群算法具有避免算法过早收敛、快速找到最优解的优点。本文在详细介绍小波支持向量机和连续蚁群算法的原理和特点基础上,将其应用到三峡工程永久船闸高边坡弹性模量位移反演中进行实例验证。

1 支持向量机与小波支持向量机

1.1 支持向量机

支持向量机^[7](support vector machines, SVM)是 Vapnik 等人根据统计学习理论提出的小样本学习方法。其基本思想是通过非线性映射把样本空间映射到高维特征空间中,将寻求最优线性回归超平面算法归结为求解一个凸约束特性下的凸规划问题,并得到全局最优解。同时支持向量机通过定义核函数,将高维空间中的内积运算转化为原空间中的核函数运算。

对于支持向量机函数拟合问题,就是用函数 $f(x) = wx + b$ 拟合同本集 $(x_i, y_i)_{i=1}^n, x_i \in R^d, y_i \in R$ 。按照支持向量机理论所得拟合函数为

$$f(x) = wx + b = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \tag{1}$$

式中: α_i, α_i^* 为支持向量,只有小部分不为 0; w 为权向量; b 为偏置项。

$$\begin{aligned} \max W(\alpha, \alpha^*) = & -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) \cdot \\ & K(x_i, x_j) - \epsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) + \\ & \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \end{aligned} \tag{2}$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \quad (\alpha_i, \alpha_i^* \in [0, c]) \tag{3}$$

式中: c 为惩罚因子,表示对超出误差 ϵ 的样本的惩罚程度; $K(x_i, x_j)$ 为核函数,常用的核函数有多项式核函数、RBF 核函数以及 Sigmoid 核函数。

对于支持向量机算法中的二次优化问题,本文利用 SMO 算法求解。

1.2 小波支持向量机

根据泛函有关理论,只要一种函数满足 Mercer 条件,就能作为支持向量机的核函数。李元诚等^[8]从理论上证明了小波函数满足 Mercer 条件,可以作为支持向量基的核函数,且能有效提高回归的精度。

小波支持向量机就是利用小波函数代替传统的核函数,通过小波的伸缩和平移运算对函数或信号进行多尺度细化。

笔者选取常用的墨西哥草帽小波函数作为支持向量机的核函数,最后构建的小波支持向量非线性

预测模型为

$$f(x) = \sum_{k=1}^n (\alpha_k - \alpha_k^*) \prod_{i=1}^d \left(1 - \frac{\|x^i - x_k^i\|^2}{(a_k^i)^2} \right) \cdot \exp\left(-\frac{\|x^i - x_k^i\|^2}{2(a_k^i)^2}\right) + b \tag{4}$$

式中: x_k^i 为第 k 个训练样本的第 i 维分量; n 为输入向量的维数。为了运算简单,固定 $a_k^i = a$,将参数的个数从 $n \times d$ 变成 1。

2 连续优化蚁群算法

蚁群优化算法^[9-10](ant colony algorithm, ACA)是由意大利学者 Dorigo 等人提出的一种模拟自然界蚂蚁群体集体智能行为的仿生优化算法,最早用于解决离散型优化问题,笔者对其进行改进,使其能应用于解决连续优化问题,具体做法如下:

设 n 维待优化变量 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, x_i \in [xL_i, xU_i] (i = 1, \dots, n)$ 。将各分量等分成 $N - 1$ 份,把 m 只蚂蚁随机地放到 x_1 的 N 个等分点上。搜索开始后,蚂蚁按照转移概率从 x_i 的一个等分点移动到 x_{i+1} 的一个等分点上。 x_i 中的 N 个等分点组成 1 个层 L_i ,共有 n 层。每只蚂蚁从 L_1 开始,层层转移,到达 L_n 结束,走过的路径对应的等分点组成 1 个解 X^* ,计算出相应的目标函数值 F^* ,所有的解得出后,更新 $\alpha(i, j)$ 与 $\alpha(i + 1, k) (1 \leq i \leq n, 1 \leq j, k \leq N)$ 之间路径上的信息素,其中 $\alpha(i, j)$ 表示 L_i 层上的第 j 个等分点。由信息素更新方程式(5)和式(6)知,若第 k 只蚂蚁所得出的解 X^k 所对应的目标函数值 F^k 越小,那么蚂蚁 k 在该路径上留下的信息素就越大,这样就对搜索起了指导作用。 m 只蚂蚁经过 N_c 次循环得到当时最优解 $X^{(1)}$,然后缩小 $X^{(1)}$ 各分量的取值范围重新建立搜索空间。重复以上过程,依次得到 $X^{(1)}, X^{(2)}, X^{(3)}, \dots$ 当满足停机条件 $\max(\Delta_i) < \epsilon$ 时得到最优解 $X^{(*)}$ 。

信息素更新方程为

$$\tau_{(i,j)}^{(i+1),k}(t+1) = \rho \tau_{(i,j)}^{(i+1),k}(t) + \tau_{(i,j)}^{(i+1),k} \tag{5}$$

$$\Delta \tau_{(i,j)}^{(i+1),k} = Q / \sum_{i=1}^m (F^i + R) \tag{6}$$

式中: $\tau_{(i,j)}^{(i+1),k}(t+1)$ 表示在 $(t+1)$ 次循环时从 $\alpha(i, j)$ 到 $\alpha(i + 1, k)$ 的信息素, $t(1 \leq t \leq N_c)$ 为循环次数; ρ 为持久性系数; $\Delta \tau_{(i,j)}^{(i+1),k}$ 表示 m 只蚂蚁从 $\alpha(i, j)$ 到 $\alpha(i + 1, k)$ 的信息素增量; Q 为常数 ($Q > 0$); R 为一足够大的正数。

转移概率方程为

$$P_{(i,j)}^{(i+1),k} = \frac{\tau_{(i,j)}^{(i+1),k}}{\sum_{l=1}^N \tau_{(i,j)}^{(i+1),l}} \tag{7}$$

式中 $P_{(i+1, k)}^{(i, j)}$ 为蚂蚁从 $\alpha(i, j)$ 选择到 $\alpha(i+1, k)$ 的概率。

3 位移反分析步骤

位移反分析就是寻找一组待反演的参数使之与相应的位移值与实测值不断接近,在参数与位移之间建立关系的基础上,寻求与实测值相比误差最小的计算值所对应的参数。对于工程实际问题,一般都取多个测点的实测位移值进行岩体力学参数的反演,因此取所有测点的计算位移值与实测位移值误差平方总和作为目标函数^[1]。目标函数的形式如下:

$$F(X) = \sum_{i=1}^q [f_i(X) - u_i]^2 \quad (8)$$

式中: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为 1 组待反演参数; $f_i(X)$ 为第 i 个测点的计算位移值; u_i 为第 i 个测点的实测位移值; q 为测点个数。

基于连续蚁群算法和小波支持向量机位移反分析的具体步骤如下: ①依据实际问题,确定岩体力学参数的取值范围,并根据均匀设计原理构造设计方案。②采用 FLAC 对构造的每一个方案进行计算,获得对应测点的计算位移,每个计算方案与对应的位移值构成 1 个样本。③利用 WSVM 对样本进行学习,建立岩土力学参数和位移之间的非线性映射关系。④调用连续蚁群算法,将待反演的参数作为待优化的变量,参数的取值水平即为变量的取值范围。根据 WSVM 建立的岩体力学参数与位移之间的映射关系预测目标函数值。计算结束后,求出的变量组合即为反演结果,具体的实现过程见图 1。⑤将反演所得参数代入 FLAC 模型正算测点的位移值,比较计算值与实测值以验证反演成果。

4 工程实例

三峡工程永久船闸主体位于长江左岸山体中,为双线连续五级船闸。整个闸室段均在山体里开挖形成,开挖后形成南、北高边坡,最大坡高达 170 m。船闸区位于黄陵背斜核部,岩体主要为前震旦系闪云斜长花岗岩,其间穿插片岩捕虏体和辉绿岩脉。岩体按风化程度从上至下分为全风化岩体、强风化岩体、弱风化下带和微新岩体四带。由于永久船闸第三闸室边坡开挖深度大,地质条件复杂, F_{215} 断层恰好在此穿过,岩体完整性相对较差,因此成为永久船闸安全监测的重点。本文选取监测资料相对齐全的三闸首区(17-17 剖面)作为位移反分析的研究剖面,其地质概化剖面及监测点位置如图 2 所示,计算网格见图 3,选取边坡上 9 个测点的监测位移作为目标函数中的实测值。

根据三峡船闸区的实测资料,选取弱风化带、完

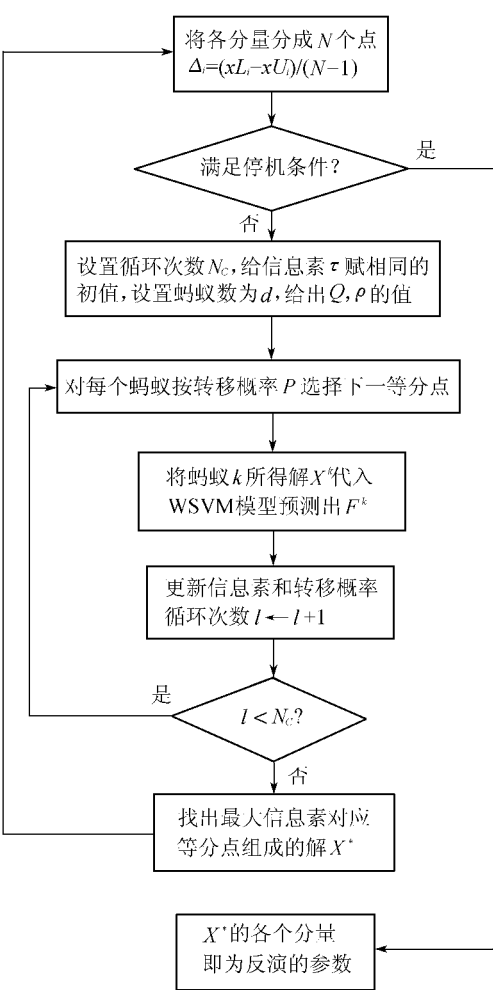


图 1 CACA-WSVM 反分析流程

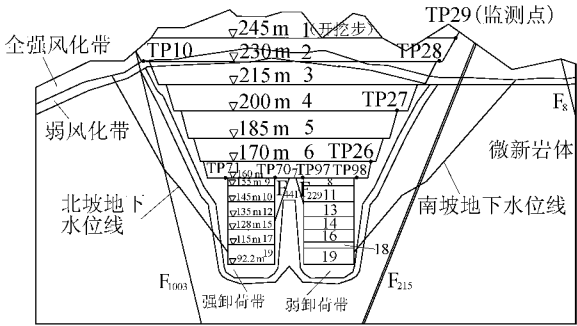


图 2 三峡船闸 17-17 剖面地质概化剖面及监测布置

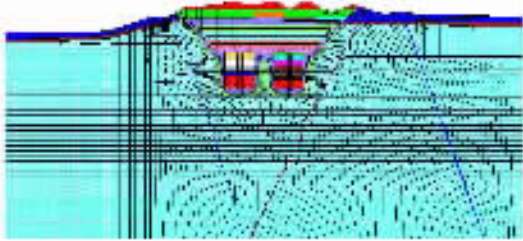


图 3 三峡船闸 17-17 剖面网格

整的微新花岗岩带以及由于施工扰动而在坡体内形成的卸荷影响区、开挖损伤区 4 种介质弹性模量作为待反演的参数进行二维弹性反分析,各参数的取值水平见表 1。依据均匀设计原理,获得 50 种组合

方案,对每一种方案进行正算,取得该方案的测点计算位移值,然后与弹性模量组合,得到 50 个样本。在基于小波支持向量机对样本进行学习建立参数取值和位移值之间的非线性映射关系后,调用连续蚁群算法来搜索最优参数组合。设置等分点个数 N 为 10,蚁群数目 m 为 100,循环次数 N_c 取为 100, $\epsilon = 0.0001$,搜索到弱风化带 E1、微新未扰动带 E2、微新卸荷区 E3 和微新损伤区 E4 的弹性模量分别为 7.68 GPa,34.18 GPa,20.45 GPa 和 9.82 GPa。

表 1 岩体力学参数取值水平 GPa

水平	弱风化带 E1	微新未扰动带 E2	微新卸荷区 E3	微新损伤区 E4
1	6.0	25.0	15.0	8.0
2	8.0	28.0	18.0	10.0
3	10.0	30.0	20.0	12.0
4	12.0	32.0	23.0	15.0
5	15.0	35.0	25.0	18.0

反演过程的耗时主要集中在正演过程的计算上,为了说明本文算法在速度上的优越性,将本文算法与单一的智能仿生算法的正算次数进行了比较:利用本文算法进行反演仅需正演 50 次获得 50 个学习样本,而单一的智能仿生算法每次求解适应度函数均需进行正算,正算次数相当庞大。笔者初步估算,利用蚁群算法进行本文反演,正算次数在万次以上,即使利用收敛速度较快的粒子群算法^[12],仍需进行上千次的正算。

根据反演的参数,通过 FLAC 进行开挖模拟计算。部分测点的计算位移~时间曲线(反映为开挖步)与监测位移~时间曲线对比见图 4。由图 4 可知,通过基于连续蚁群算法和小波支持向量机反演得到的弹性模量计算出的位移值和实测值吻合较

好,误差较小,表明基于连续蚁群算法和小波支持向量机进行位移反分析是可行的,得到的反演参数可用于相关工程的评价和预测。

5 结 论

a. 将连续蚁群算法和小波支持向量机相结合,提出了一种新的岩土工程反分析模型。利用小波支持向量机的非线性映射和预测能力减少了数值计算的工作量,提高了预测精度。同时,利用连续蚁群算法的全局寻优特性,解决了反演结果不唯一问题,为岩土工程的反分析提供了一种新的搜索策略。

b. 连续蚁群算法是一种模拟蚁群行为的仿生智能算法,建模简单,参数容易确定且对结果不太敏感。该算法具有良好的鲁棒性和确定性,适合在岩土工程这类复杂、模糊的问题中应用。

c. 反演结果具有较高的精度,计算位移值与实测值吻合较好,结果能较好地反映实际岩体特性和满足工程的需要。

参考文献:

[1] 冯夏庭,张治强,杨成祥,等.位移反分析的进化神经网络方法研究[J].岩石力学与工程学报,1999,18(5):497-502.

[2] 李守巨,刘迎曦,王登刚.基于遗传算法的岩体初始应力场反演[J].煤炭学报,2001,26(1):13-17.

[3] 高玮,冯夏庭.基于免疫连续蚁群算法的岩土工程反分析研究[J].岩石力学与工程学报,2005,24(23):4266-4271.

[4] 陈炳瑞,冯夏庭,丁秀丽,等.基于模式-遗传-神经网络的流变参数反演[J].岩石力学与工程学报,2005,24(4):553-558.

[5] 石安池,徐卫亚,周家文,等.边坡弹性模量反分析的模拟退火 BP 网络方法[J].河海大学学报:自然科学版,2006,34(1):69-73.

[6] 崔万照,朱长纯,保文星,等.最小二乘小波支持向量机在非线性系统辨识中的应用[J].西安交通大学学报,2004,38(6):562-565.

[7] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York:Springer-Verlag,1995.

[8] 李元诚,李波,方廷健.基于小波支持向量机的非线性组合预测方法研究[J].信息与控制,2004,33(3):303-306.

[9] COLORNI A, DORIGO M, MANIEZZO V. Distributed optimization by ant colonies[C]//VARELA F,BOURGNE P. Proc the 1st European Conference on Artificial Life. Paris:Elsevier,1991.

[10] DORIGO M,MANIEZZO V,COLORNI A. The ant system: optimization by a colony of cooperating agent[J]. IEEE Trans Syst Man Cybern-PartB,1996,26(1):29-41.

[11] 赵洪波,冯夏庭.位移反分析的进化支持向量机研究[J].岩石力学与工程学报,2003,22(10):1618-1622.

[12] 梁桂兰,徐卫亚,韦杰,等.位移反分析的 APSO-WNN 模型研究及应用[J].岩石力学与工程学报,2007,26(6):1251-1257.

(收稿日期 2008-04-25 编辑:方宇彤)

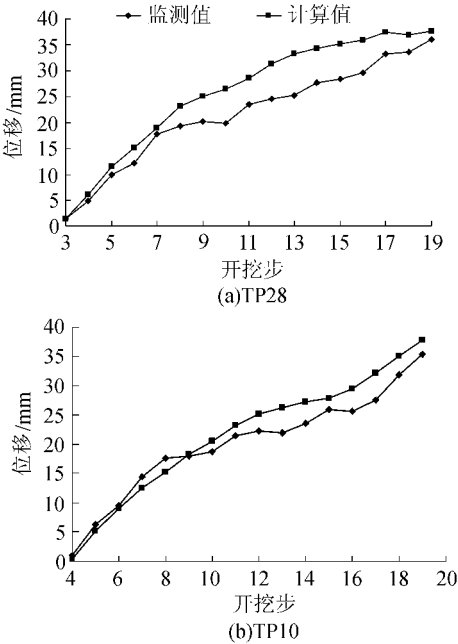


图 4 计算位移曲线与监测位移曲线对比