

文章编号: 1000-7598(2009)02-0357-05

基于 LSSVM 与 MCS 的路基沉降可靠度分析

王保田, 汪莹鹤, 李守德

(河海大学 岩土工程研究所, 南京 210098)

摘要: 提出了一种计算路基沉降可靠度的新方法。基于 FLAC 中的修正剑桥模型, 以最小二乘支持向量机为核心技术, 结合蒙特卡罗法构建计算模型。由于修正剑桥模型参数较多, 对模型参数进行了敏感性分析, 将对沉降影响较大的参数确定为随机变量。选取训练样本对支持向量机进行训练, 按照随机变量的概率分布进行抽样, 馈送到最小二乘支持向量机得到相应的响应值, 用 Matlab 编制程序完成可靠度计算, 并进行了算例分析。计算结果表明, 蒙特卡罗法结合支持向量机的沉降可靠度计算方法应用于公路软基沉降可靠度计算是可行的。

关键词: 修正剑桥模型; 沉降; 可靠度; 最小二乘支持向量机; 蒙特卡罗法

中图分类号: TU 433

文献标识码: A

Reliability analysis of soft foundations settlement based on LSSVM and MCS

WANG Bao-tian, WANG Ying-he, LI Shou-de

(Research Institute of Geotechnical Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: A new method for calculating foundation settlement reliability is proposed. The kernel technique is based on modified Cam-Clay model in FLAC and least squares support vector machine (LSSVM) combined with MCS. The sensitivity of parameters involved in modified Cam-Clay model is analyzed; and the sensitive parameters are chosen as random variables. The stochastic variables are sampled according to the probabilistic distribution. A program is programmed to calculate the reliability by Matlab. The results show that the method of MCS combined with LSSVM is worth to study for reliability analysis of soft foundations settlement.

Key words: modified Cam-Clay model; settlement; reliability; LSSVM; MCS

1 引言

路基的沉降计算和预测在道路工程中有很重要的意义, 解决软基路堤沉降问题是高速公路设计与施工的关键所在^[1]。由于土体是在人类无力控制的条件下形成的, 其性质表现出很大的变异性。大量试验、统计结果表明, 土性参数的变异系数远比一般的人工材料大^[2], 采用概率分析方法分析路堤沉降显得更加合理。在路基沉降概率分析方法方面, 近年来有不少研究成果^[3], 郭志川、刘宁^[4]基于比奥固结理论, 运用随机有限元进行地基沉降分析。路基沉降可靠性分析所面临的主要困难为隐式极限状态方程, 目前主要方法有基于梯度计算的方法^[5]、基于数字模拟的方法^[6]、回归算法等^[7], 但这些方

法都或多或少存在一些问题。基于梯度计算的可靠性分析方法因隐式梯度函数不易求得而难于实施; 基于数字模拟的可靠分析方法要反复计算抽样点处隐式功能函数值, 工作量太大, 不能用于实际工程; 以响应面法为代表的回归算法在一定程度解决隐式极限状态方程的难题, 但其采用经验风险最小化 (ERM) 准则严重影响了其适用范围^[8]。

支持向量机 (SVM) 是基于统计学习理论的一种学习方法, 最早由 Vapnik 及其合作者提出。其基本思想是通过内积函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间, 在这个高维空间寻找输入变量和输出变量之间的一种非线性关系。根据结构风险最小化 (SRM) 准则, 尽量提高学习机的泛化能力, 较好地解决了小样本、非线性、高维

收稿日期: 2007-04-16

第一作者简介: 王保田, 男, 1963 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事岩土工程测试技术和可靠度理论方面的教学与研究工作。E-mail: btwang@hhu.edu.cn

数和局部极小点等实际问题^[9]。上述特点使得 SVM 方法成为一种优秀的学习算法, 已经成功地推广到模式识别、函数拟合等领域。Rocco 和 Moreno^[10]首先将 SVM 用于评估网络系统的可靠性; Hurtado 和 Alvarez^[11]将可靠性分析问题考虑成模式识别问题, 用随机有限元结合 SVM 成功地对结构进行了可靠性分析; 李洪双^[12]讨论了基于 SVM 的可靠性分析方法, 建立了支持向量机与响应面的结合模型。

修正剑桥模型由英国剑桥大学 Roscoe 等人在 20 世纪 60 年代提出, 该模型概念清楚、基本假设有一定试验依据, 所需参数不多, 在国外被广泛应用。国内用得最多的是邓肯-张本构模型, 基于修正剑桥模型的可靠度计算还不多见, 作者试图在该方面作些尝试。由于模型参数较多, 不能考虑全部参数的随机性, 所以首先运用 FLAC 对模型参数进行敏感性分析, 选择对沉降结果影响较大的参数作为随机变量。为使问题简化, 暂不考虑随机场效应。参数与计算结果之间复杂的函数关系, 使得极限状态方程不可能直接求得。本文运用 SVM 的模式识别功能, 采用 MCS 分析方法计算沉降可靠度, 但标准的 SVM 训练样本时需要求解二次规划问题, 训练速度较慢, 所以采用改进的支持向量机-最小二乘支持向量机 (least squares support vector machine, LSSVM), 力图在该方向进行一些有益的探讨。

2 基本原理

2.1 FLAC 中的修正剑桥模型

相应于特定固结压力值 p_c 的屈服方程为^[13]

$$f = q^2 + M^2 p(p - p_c) \quad (1)$$

其中:

$$M = \frac{6 \sin \varphi}{3 - \sin \varphi} \quad (2)$$

式中: p 为平均应力; q 为广义剪应力; φ 为内摩擦角; p_c 为固结压力。破坏准则由空间内绕平均应力轴转动的椭圆表示。定义土体总体积 V 与土粒体积之比 V_s 为比容 $v = V/V_s$, 屈服曲线的形状取决于固结压力 p_c 的值, 此压力为塑性体积变化的函数, 随比容变化。修正剑桥模型的破坏准则如图 1 所示。

对应新的比容和平均应力的固结压力可通过

$(v, \ln p)$ 平面内固结线和膨胀线的交点得到:

$$p_c = p_1 e^{(v_\lambda - v_\kappa)/(\lambda - \kappa)} \quad (3)$$

其中:

$$v_\kappa = v + \kappa \ln \frac{p}{p_1} \quad (4)$$

式中: λ 为正常固结线斜率; κ 为膨胀曲线的斜率; v_κ 为基准压力对应的膨胀曲线上的比容; p_1 和 v_λ 为正常固结线上的点, 用于确定正常固结线的位置。所以 FLAC 中需要确定的参数一般为 8 个, 即泊松比、密度 ρ 、摩擦常数 M 、正常固结线斜率 λ 、膨胀曲线的斜率 κ 、前期固结压力 p_c 、基准压力 p_1 、基准压力对应的比容 v_λ 。

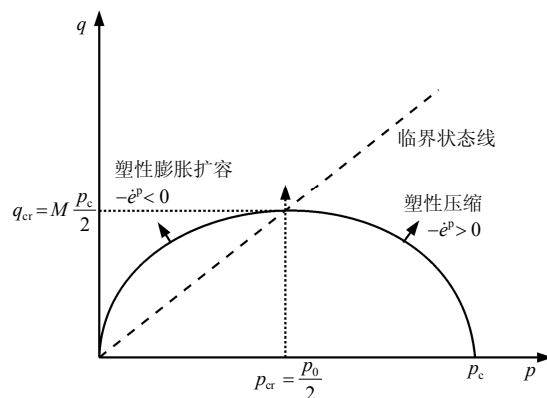


图 1 修正剑桥模型的破坏准则
Fig.1 Modified Cam-clay failure criterion in FLAC

2.2 最小二乘支持向量机原理

SVM 回归的基本思想就是通过一个非线性映射将输入空间映射到高维特征空间, 在高维特征空间中进行线性回归。采用方程 $f(x) = (w^T \Psi(x)) + b$, 逼近数据集 $\{(x_i, y_i)\}, i = 1, 2, \dots, n, x_i \in \mathbb{R}^N, y_i \in \mathbb{R}$ 。使输入空间中的非线性拟合问题变成高维特征空间中的线性拟合问题。根据结构风险最小化原理, 综合考虑函数复杂度和拟合误差, 回归问题最终表示为约束优化问题^[10]。LSSVM 对标准的 SVM 进行了改进。

LSSVM 算法的目标函数为

$$J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (5)$$

约束条件为

$$y_i = w^T \phi(x_i) + b + e_i \quad (6)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n$; ϕ 为核空间映射函数; w 为权向量; e_i 为松弛变量; b 为偏置量; γ 为误差惩罚因子。为了求解上述优化问题, 把约束优化问题变成无约束优化问题, 构造拉格朗日函数:

$$L = J(\mathbf{w}, \mathbf{e}) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{\mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b + e_i - y_i\} \quad (7)$$

式中: α_i 为拉格朗日乘子。对上式求偏导可得

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{w} &= \sum_{i=1}^n \alpha_i \boldsymbol{\varphi}(x_i) \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i &= 0 \\ \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b + e_i - y_i &= 0 \\ \alpha_i &= \gamma e_i \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

根据 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 最优条件, 并对于 $i=1, 2, \dots, n$ 消去 $\mathbf{w}$ 和 e 后, 得到如下线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{L}^T \\ \mathbf{L} & \mathbf{Q} + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: $Q_{i,j} = \boldsymbol{\varphi}(x_i)^T \boldsymbol{\varphi}(x_j)$; $i, j=1, 2, \dots, n$; $\mathbf{Y} = [y_1, \dots, y_n]$; $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \dots, \alpha_n]$; $\mathbf{L}$ 为元素为 1 的 $n \times 1$ 向量; $\mathbf{I}$ 为 $n \times n$ 的单位矩阵。求解式 (9) 可得 $\boldsymbol{\alpha}$ 和 b , 引入核函数 $K(x_i, x_j) = \boldsymbol{\varphi}(x_i)^T \boldsymbol{\varphi}(x_j)$, 将变换空间中的内积转化为原空间中某个函数的计算, 从而间接求解输入空间向高维特征空间的映射。本文采用 RBF 核函数, 得到 LSSVM 回归模型为

$$y(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (10)$$

式中: $K(x, x_i) = \exp\{-\|x - x_i\|^2 / \delta^2\}$ (RBF 核函数算式)。

LSSVM 仅需要确定核函数的形状参数和惩罚系数, 而不需要选取不敏感损失函数的值, 这不仅简化了计算, 而且便于使用^[14]。

2.3 LSSVM-MCS 计算方法

选取训练样本, 如果按照随机变量的概率分布进行抽样, 当失效概率比较小时, 很难出现失效点, 不能作为训练样本。文献[12]建议对基本随机变量 $X \sim N(\mu, \delta^2)$ 的抽样范围为 $(\mu - k\delta, \mu + k\delta)$, 这样可以保证在较大的范围内都有抽样点。选取训练样本后, 由 FLAC 计算相应沉降, 若沉降小于允许沉降, 则响应值为 1; 沉降大于允许沉降, 则响应值为 -1。为了减少计算机的舍入误差, 增强支持向量机的稳定性和泛化能力, 训练前一般对输入数据都要进行尺度变换:

$$x'_i = \frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \quad (11)$$

式中: x_i 为随机变量 x 的第 i 个样本; μ_i 和 σ_i 分别为此随机变量的均值和方差; x'_i 为尺度变换后的

样本。

选择 LSSVM 参数, 将得到的训练样本送入 LSSVM 进行训练。Monte-Carlo 法分析可靠度问题, 关键是产生已知分布变量的随机数, 通常分为两步进行, 首先在区间 (0, 1) 内产生均匀分布的随机数, 再变换成给定分布的随机数。乘同余法因统计性质好、周期长而被人们广泛采用, 本文采用乘同余法产生随机数。乘同余法的算式为

$$x_{i+1} = (ax_i + c) \pmod{m} \quad (12)$$

式中: a 、 c 和 m 为正整数。式 (12) 表示以 m 为模数的同余式, x_{i+1} 为以 m 除 $(ax_i + c)$ 后得到的余数。为了得到较好的随机数, 可以将 m 的值取大些, 并限定使用适当区间的随机数, 避免随机数出现周期循环。

由坐标变换法产生正态变量随机数, 由 Matlab 编制相应的计算程序。确定样本点后, 代入训练成功的 LSSVM 获得响应值。

失效概率由下式得到:

$$P_f = P(S \geq S') = P(g(x) \leq 0) \approx P(f(x) \leq 0) = \frac{N_f}{N} \quad (13)$$

式中: S' 为允许沉降量; $g(x)$ 为极限状态方程; $f(x)$ 为 LSSVM 模拟的极限状态方程; N_f 为失效次数; N 为模拟总次数; 最终沉降的可靠度 $P_r = 1 - P_f$ 。

3 算例分析

某公路软基深为 10 m, 路基宽为 8 m, 计算宽度取 40 m, 取模型的一半进行计算。为了使问题简化, 将路堤作为面力加到地基上。

不考虑土体的排水固结, 加载方式为线性加载, 初始应力状态与自重应力平衡, 计算模型如图 2 所示。

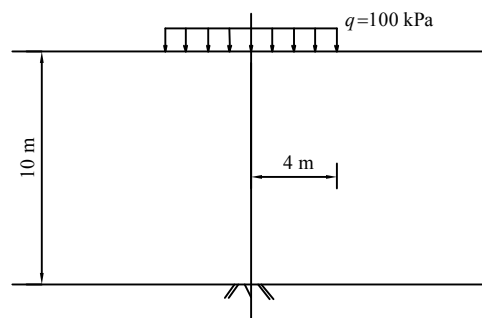


图2 地基剖面图

Fig.2 The profile drawing of foundation

3.1 参数敏感性分析

分析参数对计算结果的影响时,每次仅变化一个参数,其余参数保持不变。根据工程的实际状况,参数的基准值取为: $\rho = 1.8 \text{ g/cm}^3$, $M = 1.0$, $\lambda = 0.12$, $\kappa = 0.03$, $p_c = 210 \text{ kPa}$, $p_1 = 1 \text{ kPa}$, $\nu_\lambda = 2.8$, 分别将各参数从-40%变化到40%,计算路基沉降的相应变化率,计算结果如图3所示。

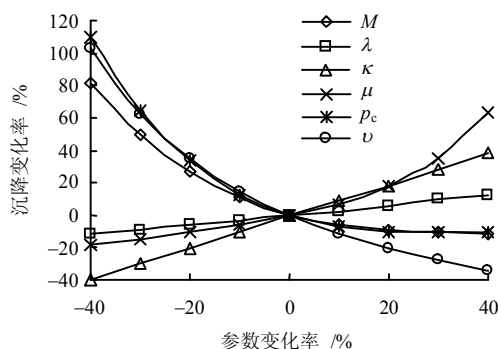


图3 最终沉降与各参数间的关系

Fig.3 Relations between settlement and parameters

由图可知,FLAC 中参数异常灵敏,影响最大的是基准压力下正常固结线上的比容,当它从-40%变化到40%时,沉降的变化范围为-34%~103%;影响最小的是正常固结线斜率,当它从-40%变化到40%时,沉降的变化范围为-11.4%~12.7%。

μ 、 λ 、 κ 、 M 、 ν_λ 反映土体基本特性,作为随机变量,其均值分别为0.3、0.12、0.03、1.0、2.8,变异系数均为0.1。为了使问题简化,本算例不考虑随机场影响。前期固结压力 P_c 对沉降影响也很大,但由外界条件引起,在此不作为随机变量,计算时要充分了解土体应力历史,特别小心选取。这与文献[15]所得的结果有所不同,主要是因为选用的参数和本文不一样,公式也有差别所致。

3.2 路基沉降分析

设此公路的允许沉降为20 cm,按文献[12]的方法抽取100个样本点,由FLAC计算相应的沉降量,沉降大于20 cm响应为-1,小于20 cm响应为1,然后将输入数据进行尺度变换得到学习样本。学习样本确定后,预测模型的建立主要是选择相应的参数。LSSVM仅需要确定核函数的形状参数和惩罚系数,它们对预测结果影响很大,直接关系模型的精度和推广能力,本文采用RBF核函数。LSSVM参数 γ 取20, δ^2 取2。本文建立LSSVM模型预测

所应用的核心软件为LS-SVMLab 1.5,该软件为非商业应用的免费软件[16]。根据随机变量的分布抽取样本点,代入训练成功的LSSVM获得响应值,由2.3节的方法计算沉降可靠度。笔者用Matlab编制了计算程序,计算得本算例的失效概率为9.6%,即可靠度为90.4%,共用时565 s。

为了检验计算的准确性,用蒙特卡罗法进行验证。为使计算达到一定的精度,计算次数必须取得足够大。文献[17]建议 N 必须满足:

$$N \geq 100 / P_f \quad (14)$$

式中: P_f 为预先估计的失效概率。抽样2000次,可靠度为91.2%,可见计算次数满足要求,计算时间为4 h。可以看出,采用本文方法计算结果还是比较准确的,且费时减少很多。若是空间问题或者失效概率很小时,更能体现本文方法的优越性。

4 结 论

(1) 提出了一种路基沉降预测的新模型,该模型结合了蒙特卡罗法和支撑向量机技术。计算速度比一般蒙特卡罗法要快很多。尽管这种方法还需要进一步的评估,但本文试验结果表明了其可行性,为路基沉降可靠度计算提供了一种新方法,值得进一步进行研究。

(2) 为了使问题简化,本文假定参数独立同分布,且没考虑参数间的相关性,没有考虑参数随机场影响。参数 μ 、 λ 、 κ 、 M 、 ν_λ 反映了土体特性,它们是互相关联的,如何确定参数的随机场特性,以及参数间的相关性,笔者将另文探讨。

(3) 在建立模型的过程中参数对结果影响很大,对大量参数进行测试,确定了上述参数。由于人工搜索支撑向量机参数有很大的盲目性,不能保证参数为最优参数。将遗传算法与支撑向量机结合,用遗传算法搜索支撑向量机参数可以解决参数选择问题。

参 考 文 献

- [1] 王志亮. 软基路堤沉降预测和计算[博士学位论文 D]. 南京: 河海大学, 2004: 12-27.
- [2] BEACHER G. Need for probabilistic characterization[C]// In Prob. Characterization of Soil Properties: Bridge Between Theory & Practice. New York: ASCE, 1984: 1-18.
- [3] 刘宁, 郭志川, 罗伯明, 等. 地基沉降的概率分析方法

- 和可靠度计算[J]. 岩土工程学报, 2000, 22(2): 143—150.
- LIU Ning, GUO Zhi-chuan, LUO Bo-ming. Probabilistic analysis and reliability assessment for foundation settlement [J]. **Chinese Journal of Geotechnical Engineering**, 2000, 22(2): 143—150.
- [4] 郭志川, 刘宁. 地基固结沉降随机有限元计算和可靠度分析[J]. 岩土力学, 2001, 22(4): 481—485.
- GUO Zhi-chuan, LIU Ning. The SFEM analysis and reliability assessment of consolidation settlement based on Biot consolidation theory[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2001, 22(4): 481—485.
- [5] ZHAO Y G, ONO T. A general procedure for first/second-order reliability method(FORM/SORM)[J]. **Structural Safety**, 1999, 21: 95—112.
- [6] AYYUB B M, HALDAR A. Improved simulation techniques as structural reliability models[J]. **Structural Safety and Reliability**, 1985, 5: 27—29.
- [7] HURTADO J E. An examination of methods for approximating implicit limit state function from the viewpoint of statistical learning theory[J]. **Structural Safety**, 2004, 26: 271—293.
- [8] RACKWITZ R. Reliability analysis-a review and some perspectives[J]. **Structural Safety**, 2001, 23: 365—395.
- [9] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32—40.
- ZHANG Xue-gong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. **Acta Automation Sinica**, 2000, 26(1): 32—40.
- [10] ROCCO C M, MORENO J A. Fast monte carlo reliability evaluation using support vector machine[J]. **Reliability Engineering and System Safety**, 2002, 76: 237—243.
- [11] HURTADO J E, ALVAREZ D A. Classification approach for reliability with stochastic finite-element modeling[J]. **Journal of Structural Engineering**, 2003, 129: 1141—1149.
- [12] 李洪双. 小子样可靠性分析方法及应用研究[硕士学位论文 D]. 西安: 西北工业大学, 2006: 56—80.
- [13] 刘波, 韩彦辉. FLAC 原理、实例与应用指南[M]. 北京: 人民交通出版社, 2005.
- [14] 陈磊, 张士乔. 基于贝叶斯最小二乘支持向量机的用水量预测模型[J]. 天津大学学报, 2006, 39(9): 1037—1042.
- CHEN Lei, ZHANG Tu-qiao. Hourly water demand forecast model based on bayesian least support vector machine[J]. **Journal of Tianjin University**, 2006, 39(9): 1037—1042.
- [15] 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): 441—444.
- ZHANG Yun. Effects of parameters of modified cambridge model on computed results[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2006, 27(3): 441—444.
- [16] SUYKENS J A K, VAN GESTEL T, DE BRABANTER J, et al. Least squares support vector machines[M]. Singapore: World Scientific, 2002.
- [17] HAK-FONG MA, A H-SANG, Reliability analysis of redundant ductile structural systems[D]. Urbana: University of Illinois at Urbana-Champaign, 1981.

《岩土力学》编辑部启用“科技期刊学术不端文献检测系统”

《岩土力学》将启用“科技期刊学术不端文献检测系统”。该系统是经新闻出版总署、科技部、全国科研诚信管理委员会等单位指导, 由中国学术期刊(光盘版)电子杂志社与万方知网共同研制的世界首个以全文文献为比对资源的检测学术不端行为的系统。作为把好科技期刊内容质量关的重要辅助工具, “科技期刊学术不端文献检测系统”将成为切实提高我国学术期刊质量, 遏制学术不正之风的重要手段。

《岩土力学》编辑部试用了该系统, 发现该检测系统可以方便地检测论文文字复制率情况, 因此, 编辑部决定用该系统对投稿以及准备发表论文进行检测。凡文字复制比率(正文内容)超过一定比例的投稿或修改稿将直接退稿或作重大修改。

启用“科技期刊学术不端文献检测系统”, 有利于避免和减少论文中的抄袭、剽窃和一稿多投等学术不端行为, 使学术期刊真正成为学术交流的园地。