

# 基于支持向量机的砂土液化预测分析

师旭超, 郭志涛, 韩 阳

(河南工业大学土木建筑学院, 河南 郑州 450052)

**摘 要:**将支持向量机方法应用于砂土地震液化预测问题。考虑影响砂土液化的因素,选用震级、标贯击数、相对密实度、土层埋深、地震历时、地面运动峰值加速度和震中距 7 个影响因子作为液化判别指标,建立了砂土液化预测的支持向量机模型。以砂土液化实测数据作为学习样本进行训练,建立相应函数对待判样本进行分类。研究表明:支持向量机模型分类性能良好,是砂土地震液化预测的一种有效方法,可以在实际工程中进行推广。

**关键词:**砂土;地震液化;支持向量机;预测

**中图分类号:** TU435

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-0844(2009)04-0363-04

## Analysis on Sand Seismic Liquefaction Prediction Based on the Support Vector Machine

SHI Xu-chao, GUO Zhi-tao, HAN Yang

(Department of Civil Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450052, China)

**Abstract:** Considering the main factors with important influence on sand seismic liquefaction, the support vector machine (SVM) model is established, which includes seven indexes such as earthquake magnitude, SPT counts, relative density, soil layer depth, time history of earthquake, peak ground acceleration and epicenter distance. Taking surviving data as samples for training and learning, some functions are obtained in identification of sand sample. It is shown that the identification model of SVM analysis is an effective method to predict sand liquefaction with high prediction accuracy and could be used in practice.

**Key words:** Sand; Seismic liquefaction; Support vector machine; Prediction

### 0 引言

饱和砂土的地震液化通常伴随产生大规模的地面沉陷变形、滑移、地裂,造成各种工程建设、道路、农田及水利工程场地、地基的失效,并导致严重的地震灾害损失。因此准确可靠地预测砂土地震液化,对于工程抗震设计中有效预防地震液化造成的危害,具有十分重要的指导意义。自1964年美国阿拉斯加和日本新潟地震以来,砂土地震液化问题普遍引起了国内外工程界的高度重视。几十年来国内外研究者在砂土液化判别方面作了大量的研究工作<sup>[1]</sup>,已提出多种砂土液化判别方法。由于砂土液化是多因素综合作用的结果,从任何单方面因素预

估液化的可能性都是不可靠的,而应提倡多种方法综合判定和预测。目前所用的多指标方法主要有神经网络预测方法<sup>[2-5]</sup>、灰色综合评判法<sup>[6]</sup>、模糊综合评判法<sup>[7]</sup>、距离判别分析法<sup>[8]</sup>等。人工神经网络方法存在收敛速度慢等弱点;灰色理论当原始数据序列波动较大且信息过于分散时预测精度将会降低;模糊综合评判法要对各指标赋予不同的权重,而权重的确定不可避免地会带有一定的主观性和随意性,特别是当选取的指标过多时,因各指标权重值分配过小,在合成运算时不一定能得到充分反映,导致结果可能失真。近年来也有学者将支持向量机方法

收稿日期:2008-12-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50678060);河南省高校青年骨干教师资助项目(2004099)

作者简介:师旭超(1973-),男(汉族),河北石家庄人,博士,副教授,主要从事岩土工程、城市防灾减灾等方面的教学与研究工作。

引入到砂土液化的预测中,但影响指标的选取还不能全面反映液化本身的特性<sup>[9-11]</sup>。本文参考了很多学者对砂土液化方面的研究,利用支持向量机分类原理,分析了影响砂土液化的因素,选取震级  $M$ 、标贯击数  $N$ 、相对密实度  $D_r$ 、土层埋深  $d_s$ 、地震历时  $t$ 、地面运动峰值加速度  $a_{\max}$  和震中距  $7$  个指标作为液化判别指标,以实际资料为基础,建立支持向量机模型对砂土液化进行预测。通过对输入样本的训练及测试,表明该模型具有良好的预测功能,可以在实际工程中进行运用。

## 1 支持向量机分类算法

支持向量机是基于统计学习理论的创造性机器学习方法<sup>[12]</sup>,其基本思想是通过用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,在这个空间中求(广义)最优分类面。支持向量机有着严格的理论基础,采用结构风险最小化原则,具有很好的推广能力。支持向量机算法是一个凸二次优化问题,保证找到的解是全局最优解。它能较好地解决小样本、非线性、高维数等实际问题,因此成为当今研究的热点问题,目前主要应用于模式识别、回归分析等领域。其基本原理如图1。

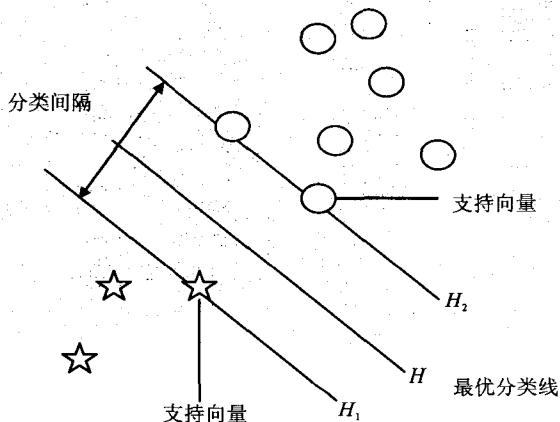


图1 支持向量及分类线

Fig. 1 Support Vector Machine and spereared line.

图中五角星和圆圈分别代表两类样本,  $H$  为分类线,  $H_1, H_2$  分别为过各类中离分类线距离最近的样本且平行于分类线的直线,它们之间的距离叫做分类间隔;最优分类线就是要求分类线不但能将两类样本正确分开而且使分类间隔最大,分类方程为

$$w \cdot x + b = 0 \quad (1)$$

对其进行归一化,使得对线性可分的样本集  $(x_i, y_i), i = 1, \dots, k; x = R^d; y \in \{+1, -1\}$  满足

$$y[w \cdot x_i + b] - 1 \geq 0 \quad (2)$$

此时分类间隔等于  $2/\|w\|$ 。若使间隔最大等价于使  $\|w\|^2$  最小,即满足式(2)且使  $\frac{1}{2}\|w\|^2$  最小的分类线为最优分类线,  $H_1, H_2$  上的训练样本点称为支持向量。

文献[13]给出了求该最优分类线问题的解,即分类函数为

$$f(x) = \text{sign}\left[\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i (x_i \cdot x) + b\right] \quad (3)$$

其中乘子  $\alpha_i$  为目标函数:

$$\max: W(\alpha) = \sum_{i=1}^k \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i, x_j) \quad (4)$$

在约束条件  $\alpha_i \geq 0; \sum_{i=1}^k \alpha_i y_i = 0$  下的极大值点,非零  $\alpha_i$  对应的样本点  $x_i$  为支持向量,阈值:

$$\begin{cases} b = y_i - wx_i \\ w = \sum_{i=1}^k \alpha_i y_i x_i \end{cases} \quad (5)$$

当样本为非线性时,可以把样本  $x$  映射到某个高维特征空间  $G$ ,并在  $G$  中使用线性分类器,即对  $x$  做变化  $\Phi: R^d \rightarrow G, x \rightarrow \Phi(x) = (\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots, \varphi_i(x), \dots)^T$ 。其中  $\varphi_i(x)$  为实函数。

根据 Mercer 条件,在最优分类面中采用不同的内积函数  $K(x_i, x_j)$  就可以实现某一非线性变换的线性分类。  $K(x_i, x_j)$  称为核函数,此时目标函数变为

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^k \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (6)$$

则支持向量机得判决函数为

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x_i \cdot x) + b\right) \quad (7)$$

## 2 砂土地震液化的主要影响因素

影响砂土液化的因素很多,归结起来大体可分为三类:第一类是砂土层自身因素,如土的种类、颗粒组成、密实度等;第二类是土层埋深、地下水位;第三类为地震条件,如地震烈度、持续时间等。此外,场地地形、地貌特征以及历史地震背景等对砂土液化也有一定的影响。考虑到砂土液化最基本的制约因素是砂土自身特性及指标选取的简单性、容易性和代表性,同时地震烈度作为引起砂土液化的主要综合外因。本文选取文献[4]所给定的7个主要影响因素,震级  $M$ 、标贯击数  $N$ 、相对密实度  $D_r$ 、土层

埋深  $d_s$ 、地震历时  $t$ 、地面运动峰值加速度  $a_{\max}$  和震中距  $d$ 。

### 3 基于支持向量机分类的砂土液化判别模型

#### 3.1 模型建立过程

(1) 确定输入向量。本文选择震级  $M$ 、标贯击数  $N$ 、相对密度  $D_r$ 、土层埋深  $d_s$ 、地震历时  $t$ 、地面运动峰值加速度  $a_{\max}$  和震中距  $d$  为输入向量。

(2) 选择核函数。常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基函数核及神经网络核函数。核函数的参数选择可以参考文献[12]。

(3) 确定核函数参数以及向量机参数  $C$ 。

(4) 根据核函数,求解式(4),获得的  $w, b$  值。

(5) 将获得的  $w, b$  值代入式(7)求解,可获得分类判别函数。其中  $f(x)$  等于  $-1$  或  $1$ , 分别代表砂土的液化与非液化状态。模型示意图如图 2 所示。

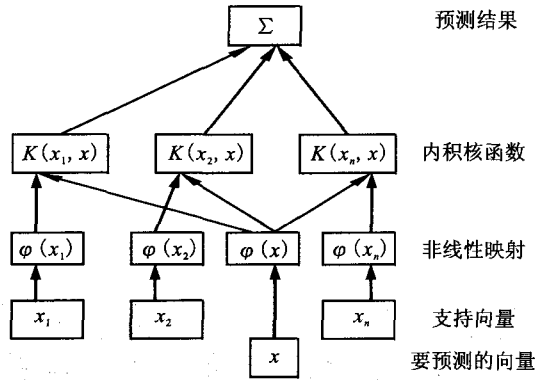


图 2 支持向量机模型示意图

Fig. 2 Sketch of support vector machine.

#### 3.2 核函数参数选择

因为现在的研究还不能从理论上给出合适的核函数和参数选择方法,所以只有通过实验的方式来选择核函数和进行参数选择。本文支持向量机模型的核函数选择 RBF 核函数,并根据实际对比(表 1),其选择参数  $\sigma=10$ ;支持向量机的参数  $C=100$ 。

表 1 不同参数选择的分类准确率

| 核函数类型           | 核函数参数取值     | C 参数取值   | 分类准确率/%  |
|-----------------|-------------|----------|----------|
| RBF             | $\sigma=1$  | 0.1      | 89.369 8 |
| RBF             | $\sigma=2$  | 10       | 90.563 2 |
| RBF             | $\sigma=8$  | 100      | 95.532 1 |
| RBF             | $\sigma=10$ | 100      | 99.853 6 |
| RBF $\sigma=18$ | 1 000       | 92.753 2 |          |

#### 3.3 应用分析

本文以文献[4]中的 15 个砂土液化实例作为学习样本(表 2),以其余 5 个样本为例来预测其发生液化的程度。现场情况和支持向量机预测结果对比参见表 3,可以看出该方法的预测结果和实际状况吻合良好,说明该方法建立的模型很好地表达了他们之间的非线性映射关系,亦说明支持向量机进行砂土液化判别是可行的。

### 4 结语

(1) 应用人工智能领域中的支持向量机分类算法构建砂土地震液化预测模型可以较为准确地实现砂土地震液化的预测。该模型与其他的不确定判别方法相比具有完备的理论基础和严格的理论体系,对于小样本而言具有更良好的推广能力。

(2) 该模型为解决砂土液化预测提供了一种新

表 2 样本数据

| 样本序号 | 标贯击数<br>$N$ /次 | 密实度<br>$D_r$ /% | 土层厚度<br>$d_s$ /m | 震级<br>$M$ | 地震历时<br>$t$ /s | 最大加速度<br>$a_{\max}$ /g | 震中距<br>$d$ /km | 现场状况 |
|------|----------------|-----------------|------------------|-----------|----------------|------------------------|----------------|------|
| 1    | 12             | 64              | 6.0              | 6.6       | 20             | 0.12                   | 39             | 未液化  |
| 2    | 10             | 55              | 9.0              | 8.4       | 76             | 0.35                   | 32             | 液化   |
| 3    | 3              | 40              | 7.5              | 6.3       | 15             | 0.20                   | 11             | 液化   |
| 4    | 4              | 43              | 7.5              | 7.0       | 30             | 0.25                   | 8              | 液化   |
| 5    | 1              | 30              | 2.5              | 8.3       | 70             | 0.08                   | 161            | 液化   |
| 6    | 28             | 90              | 7.0              | 7.2       | 30             | 0.30                   | 6              | 未液化  |
| 7    | 3              | 40              | 3.0              | 7.2       | 30             | 0.30                   | 6              | 液化   |
| 8    | 12             | 64              | 6.0              | 6.1       | 12             | 0.08                   | 47             | 未液化  |
| 9    | 8              | 55              | 4.5              | 8.4       | 75             | 0.15                   | 113            | 液化   |
| 10   | 6              | 53              | 6.0              | 7.5       | 40             | 0.16                   | 52             | 液化   |
| 11   | 12             | 64              | 6.0              | 7.5       | 40             | 0.16                   | 52             | 未液化  |
| 12   | 6              | 53              | 6.0              | 6.1       | 12             | 0.08                   | 47             | 未液化  |
| 13   | 10             | 72              | 4.0              | 8.4       | 75             | 0.35                   | 32             | 液化   |
| 14   | 1              | 32              | 6.0              | 7.0       | 30             | 0.25                   | 8              | 液化   |
| 15   | 12             | 72              | 4.0              | 7.2       | 30             | 0.30                   | 6              | 液化   |

表 3 支持向量机预测结果与实测值对比

| 样本序号 | 标贯击数<br>$N/\text{次}$ | 密实度<br>$D_r/\%$ | 土层厚度<br>$d_s/\text{m}$ | 震级<br>$M$ | 地震历时<br>$t/\text{s}$ | 最大加速度<br>$a_{\max}/g$ | 震中距<br>$d/\text{km}$ | 现场状况 | SVM 输出<br>结果 | 对比<br>情况 |
|------|----------------------|-----------------|------------------------|-----------|----------------------|-----------------------|----------------------|------|--------------|----------|
| 1    | 6                    | 53              | 6.0                    | 6.6       | 20                   | 0.12                  | 39                   | 未液化  | 1            | 正确       |
| 2    | 4                    | 40              | 4.0                    | 8.3       | 70                   | 0.08                  | 161                  | 液化   | -1           | 正确       |
| 3    | 4                    | 65              | 5.0                    | 8.4       | 75                   | 0.35                  | 32                   | 液化   | -1           | 正确       |
| 4    | 19                   | 75              | 7.5                    | 8.4       | 75                   | 0.35                  | 32                   | 未液化  | 1            | 正确       |
| 5    | 9                    | 58              | 4.5                    | 7.0       | 30                   | 0.25                  | 8                    | 液化   | -1           | 正确       |

思路。由于砂土地震液化预测的影响因素较多,预测结果的准确性和可靠性在很大程度上取决于所选用训练样本的典型性和代表性,因此要做到对砂土液化更加完美的评价需要进一步开展研究。

[参考文献]

[1] IWASAKI T. Soil liquefaction studies in Japan: state-of-the-art[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 1986, 5 (1): 62-68.

[2] 薛新华, 张我华, 刘红军. 基于遗传神经网络的地震砂土液化判别研究[J]. 西北地震学报, 2006, 28(1): 42-45.

[3] 陈奎, 刘兴昌. 砂土地震液化的神经网络预测[J]. 西北地震学报, 2000, 22(2): 167-1171.

[4] 王士杰, 基于 BP 神经网络的砂土地震液化分析[J]. 四川建筑科学研究, 2003, 29(2): 92-94.

[5] 刘红军, 薛新华. 砂土地震液化预测的人工神经网络模型[J]. 岩土力学, 2004, 25(12): 1942-1950.

[6] 罗战友, 龚晓南. 基于经验的砂土液化灰色关联系统分析与评价[J]. 工业建筑, 2002, 32(11): 36-39.

[7] 翁焕学. 砂土地震液化模糊综合评判实用方法[J]. 岩土工程学报, 1993, 15(2): 74-79.

[8] 金志仁. 距离判别分析方法的砂土液化预测模型及应用[J]. 岩土工程学报, 2008, 30(5): 776-780.

[9] 夏建中, 罗战友, 龚晓南, 等. 基于支持向量机的砂土液化预测模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(22): 4139-4144.

[10] 李志雄. 基于最小二乘支持向量机的砂土液化预测方法[J]. 西北地震学报, 2007, 29(2): 133-136.

[11] 师旭超, 范量, 韩阳. 基于支持向量机方法的砂土地震液化分析[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2004, 25(3): 74-76.

[12] Vapnik V 著. 张学工译. 统计学习理论的本质[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.

[13] Burge C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, (2): 121-167.

\*\*\*\*\*  
(上接 362 页)

[14] 王林瑛, 陈佩燕, 林碧苍. 昆仑山口西 8.1 级地震前的地震活动异常及预测意义的讨论[J]. 西北地震学报, 2003, 25(1): 22-27.

[15] 高立新, 刘芳, 赵蒙生, 等. 用 sPn 震相计算震源深度的初步分析与应用[J]. 西北地震学报, 2007, 29(3): 213-217.

[16] 高立新, 郑斯华, 丁凤和. 内蒙古中西部地区震源参数和场地响应反演[J]. 西北地震学报, 2005, 27(2): 109-114.

[17] 高立新, 曹井泉. 强震前震中区附近地震学参数中期震兆标志研究[J]. 西北地震学报, 2004, 26(4): 347-352.