

桩基支护方式选择的新方法

陈 震^{1, 2}

(1.中国科学院武汉岩土力学研究所, 武汉 430071; 2.江汉大学 机电与建筑工程学院, 武汉 430056)

摘 要: 针对深基坑施工中桩基支护方式的选择, 以机器学习的新方法——支持向量机为工具, 建立了桩基支护方式选择的支持向量机模型, 并将该模型应用于具体的工程进行验证中。研究结果表明, 该方法是适应性较好的, 具有很好的应用前景。

关 键 词: 深基坑; 桩基支护; 支持向量机
中图分类号: TU 473.1 **文献标识码:** A

A new approach to select supporting pattern of pile foundation

CHEN Zhen^{1, 2}

(1. Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China;
2. School of Electromechanical & Architectural Engineering, Jiangnan University, Wuhan 430056, China)

Abstract: This paper presents the selecting of supporting pattern of pile foundations and applies the support vector machine to the deep foundation pit. It proposes the new approach to select supporting pattern of pile foundation and builds the model. The result shows that this approach is feasible and has wide application prospects.

Key words: deep foundation pit; supporting of pile foundation; support vector machine

1 引 言

随着国民经济建设的快速发展, 城市建设中地下工程建设日益增多, 随之而来的是基坑的规模愈来愈大。这就对深基坑的设计、施工提出了更高的要求。桩基以其优越的特性在软土地区中得到了广泛的应用, 但是桩基支护方式的选择大都是依靠经验来确定的, 缺乏合理性^[1]。在软土地区, 桩基支护方式与软土的物理力学性质有很大的关系, 而由于软土地基的复杂性, 很难用确定的数学模型来描述; 另一方面大量的工程实践积累了丰富的经验和数据。通过对工程实例的学习, 建立桩基支护方式与其影响因素之间的非线性映射关系, 从而可以对拟建工程提供支持。

2 支持向量机

2.1 模式识别的支持向量机算法

支持向量机(SVM)是基于 VC(vapnik-chervonenkis) 理论的创造性机器学习方法, 是 Vapnick 和他的合作者提出的^[2]。下面以模式识别问题说明支

持向量机算法^[2~4]。

对于模式识别问题, 就是找到一个可计算的识别函数 $y = f(x)$, $x \in R^n$, $y \in \{-1, 1\}$ 。对于给定的 k 个样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_k, y_k)$, $x_i \in R^n$, $y_i \in \{-1, 1\}$ 来找到一个可将样本分离的超平面(决策平面), 即: $(Wx) + b = 0$, $W \in R^n$, $b \in R$, 对应的识别函数:

$$f(x) = \text{sign}((Wx) + b) \quad (1)$$

决策平面应满足约束: $y_i [Wx_i + b] > 0$; $i = 1, 2, \dots, k$ 。考虑到两类样本离决策面都应有一定的距离, 因此, 引入一个松弛变量 $\xi_i \geq 0$, 决策面的约束变为

$$y_i [Wx_i + b] \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (2)$$

最佳决策面应满足两类样本到决策面的最小距离为最大, 这样分类问题变成满足 $\xi_i \geq 0$ 和式 (2) 的最小化问题, 即

$$\min: \quad \tau(W) = \frac{1}{2} W^2 + C \sum_{i=1}^k \xi_i \quad (3)$$

式中第 1 项使两类样本到决策面的最小距离为最

大,第2项使误差为最小,常数 C 对二者作出折中。这个带有约束的优化问题可以通过引入拉格朗日乘子 $\alpha_i \geq 0, \gamma_i \geq 0$ 来解,即

$$L(W, b, \alpha, \gamma) = \frac{1}{2} \|W\|^2 + C \sum_{i=1}^k \xi_i - \sum_{i=1}^k \alpha_i (y_i (Wx + b) - 1 + \xi_i) - \sum_{i=1}^k \gamma_i \xi_i \quad (4)$$

式(4)必须满足对 W, b 最小化,对 α_i, γ_i 最大化,即由 KKT 理论可得:

$$\sum_{i=1}^k \alpha_i y_i = 0 \quad (5)$$

$$W = \sum_{i=1}^k \alpha_i y_i x_i \quad (6)$$

由此可得优化问题的对偶形式,最大化函数:

$$\max: W(\alpha) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i x_j) + \sum_{i=1}^k \alpha_i \quad (7)$$

$$\text{s.t.} \quad \left. \begin{array}{l} \alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, k \\ \sum_{i=1}^k \alpha_i y_i = 0 \end{array} \right\} \quad (8)$$

相应的分类函数可化为

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^k \alpha_i y_i (xx_i) + b \right) \quad (9)$$

对于非线性可分的情况,可使用一个非线性函数 ϕ ,把数据映射到一个高维特征空间,再在此空间建立优化超平面,相应超平面为: $W\phi(x) + b = 0$,所以分类函数变为

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^k \alpha_i y_i \phi(x) \phi(x_i) + b \right) \quad (10)$$

支持向量机理论只考虑高维特征空间的点积运算 $K(Z_i, Z_j) = \phi(Z_i) \phi(Z_j)$,而不直接使用函数 ϕ ,从而巧妙地解决了这个问题,称 K 为核函数。相应的优化问题式(7),式(8)可化为

$$\max: W(\alpha) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^k \alpha_i \quad (11)$$

$$\text{s.t.} \quad \left. \begin{array}{l} \alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, k \\ \sum_{i=1}^k \alpha_i y_i = 0 \end{array} \right\} \quad (12)$$

分类函数变为

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^k \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \right) \quad (13)$$

对以上的优化问题有很多方法可以解决,本文采用 SMO 算法^[5]。常用的核函数^[4]有多项式核函数、Gaussian RBF 核函数、Sigmoidal 核函数。

2.2 多种模式识别的支持向量机算法

对于多种模式的识别问题,支持向量机已提出

了多种算法,本文采用的是 1-v-r 方法。它的基本思想^[6]是:把多种模式识别问题看作是一组简单的模式识别问题,建立多个简单的模式识别函数,一个识别函数对应其中的一类,第 n 个识别函数建立第 n 个模式和所有其他模式之间的一个简单的模式识别函数。其具体步骤如下:

(1) 选择学习样本 (x_i, y_i) , x_i 为一个向量,表示影响模式识别因素, y_i 为该样本所属的模式;

(2) 以下过程重复 k 次,可获得相应模式的识别函数:

(a) 若该样本属于第 l 模式 ($l=1, 2, \dots, k$), 则 $y_{li}=1$, 否则, $y_{li}=-1$;

(b) 根据支持向量机理论^[2],把学习样本通过映射函数 ϕ 映射到一个高维特征空间,选择适当的核函数和惩罚参数 C ,利用学习样本 (x_i, y_{li}) 解如下的二次优化问题,获得 α_i, b ^[5]及其对应的支持向量:

$$\begin{aligned} \max: \quad & W(\alpha) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k \alpha_i \alpha_j y_{li} y_{lj} K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^k \alpha_i \\ \text{s.t.} \quad & \left. \begin{array}{l} \alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, k \\ \sum_{i=1}^k \alpha_i y_{li} = 0 \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (15)$$

(c) 利用获得的 α_i, b 以及支持向量 (x_i, y_{li}) , 即可获得第 l 个模式的识别函数:

$$f_l(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^m \alpha_i y_{li} K(x, x_i) + b \right)$$

(3) 利用上面获得的 k 个识别函数,即可判断要待识别样本所属的模式。若识别函数的输出为 1, 则样本属于该识别函数对应的模式;若为 -1, 则表示不属于对应的模式。

3 桩基支护方式的支持向量机识别

为了验证支持向量机识别方法,本文以文献[1]中的数据进行桩基支护方式识别研究。考虑的影响因素分别为天然水含量、重度、内摩擦角、粘聚力、渗透系数、基坑长度、基坑宽度、基坑深度、地下水位以及工期状况,考虑的支护方式分别为钻孔灌注桩、旋喷桩和旋喷灌注混合桩^[1],表1给出了部分学习样本。

将表1的学习样本按照上面的算法进行学习,经多次试算最终确定的支持向量机模型为:核函数为多项式核函数,其参数 $d=2$,惩罚参数 $C=1$;然后采用该模型对未知的另外4个样本(表2)进行识别,识别结果见表2。

由表 2 可以看出, 除第 1 个样本外, 其余样本的识别的支护方式均与工程实际一致, 这是因为学习样本重为第 3 种支护方式的样本较少, 模型对它

表达的不好, 以后随着工程实践的增加, 模型为更加完善。总之, 采用支持向量机方法进行桩基支护方式的选择是可行的, 并且具有一定的准确性。

表 1 部分学习样本
Table 1 Some learning samples

样本 序号	天然水含量 /%	重度 / $\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$	内摩擦角 /($^{\circ}$)	粘聚力 / kPa	渗透系数 / $\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$	基坑长度 / m	基坑宽度 / m	基坑深度 / m	地下水位 / m	工期 状况	实际支 护方式
1	23.1	19.4	30.2	20	35.2	75	52	8.2	1.4	1	1
3	27	19.7	29.4	22.5	40.2	125	78	13.2	3.8	2	2
7	26.8	19.4	24.9	21.6	3.95	125	78	13.2	3.8	2	2
8	20.8	20.4	22.5	19.8	31.2	64	48	7.8	1.2	1	1
13	20.8	19.7	28.5	17	1.64	62	44	7.8	0.1	1	1
14	17.2	21.3	26.6	18.7	35.6	77	54	6.5	1	1	1
18	22.4	19.9	30.5	22	37.8	75	52	8.2	1.4	1	1
22	26.3	19.8	31.6	16	1.28	92.1	19.2	9.5	0.9	3	1
23	25.6	19.9	34.2	24.1	34	73	62	9.2	1.6	1	1
27	22.4	20.3	26.7	17.8	36.4	77	54	6.5	1	1	
28	26.2	19.7	29.6	22	3.28	115	70	11.3	2.6	2	2
29	27.5	20.2	32.7	23.1	3.56	115	70	11.3	2.6	2	2
34	25.3	20	34.5	8.7	6.5	115	56	10.4	0.9	1	3
38	23.1	20.4	33.4	9.5	78	115	56	10.4	0.9	3	3
40	34.7	18.7	32	5.6	19.8	98	56	8.4	1.2	1	1

注: 工期状况 1 为一般, 2 为中等, 3 为紧张。支护方式: 1 为灌注桩, 2 为旋喷桩, 3 为混合桩。

表 2 支持向量机识别结果
Table 2 Recognition result of SVM

样本 序号	天然水含量 /%	重度 / $\text{kN} \cdot \text{m}^3$	内摩擦角 /($^{\circ}$)	粘聚力 / kPa	渗透系数/ $\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$	基坑长度 / m	基坑宽度 / m	基坑深度 / m	水位 / m	工期 状况	实际支护 方式	支持向量机结果			
												支护方式	1	2	3
1	29.4	19.5	20.1	32	1.28	56	34	9.7	2.6	1	3	1	1	-1	-1
2	28.1	19.3	17.8	11.1	182	50	25	8.8	3.8	2	1	1	1	-1	-1
3	31.7	18.7	30.5	4.2	5.44	103	56	7.8	1	1	1	1	1	-1	-1
4	28.7	19.3	28.5	15	182	55	29.7	9.8	1.6	1	1	1	1	-1	-1

4 结 论

支持向量机作为一种新的有着严格理论基础的机器学习方法, 具有很好的非线性映射能力, 和其他的方法相比, 它不需对样本作过多的假设, 具有很好的优越性, 通过上面的研究可得到以下几点结论:

(1) 支持向量机对于土力学中无法用传统数学模型表达的关系, 具有很好的表达能力和适应性, 并建模简单。

(2) 学习样本或工程实例对模型的应用具有很大的影响, 必须选择典型的工程实例, 并且样本的覆盖面要广, 这样模型的表达能力就好, 这就要求注意对过去工程进行总结, 从而更好地为其他工程服务。

(3) 就桩基支护方式选择而言, 本文仅是一种尝试, 没有就桩基支护方式进行过多的论述, 主要是提出一种新的方法, 更深入地研究还有很多工作要做。

参 考 文 献

[1] 麻凤海, 于晓羲, 杨帆. BP 神经网络在桩基支护方式

中的应用[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2002, 13(2): 97—99.

MA Feng-hai, YU Xiao-xi, YANG Fan. Application of BP neural network model in supporting pattern of pile foundation[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2002, 13(2): 97—99.

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

[3] 冯夏庭, 赵洪波. 岩爆预测的支持向量机[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2002, (1): 57—59.

FENG Xia-ting, ZHAO Hong-bo. Prediction of rockburst using support vector machine[J]. *Journal of North-eastern University(Natural Science)*, 2002, (1): 57—59.

[4] 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—42.

ZHANG Xue-gong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(1): 32—42.

[5] John C Platt. Sequential minimal optimization: a fast algorithm for training support vector machines[R], Technical Report MSR-TR-98-14, [s.l.]: [s.n.], 1998.

[6] 赵洪波, 冯夏庭, 尹顺德. 基于支持向量机的岩体工程分级[J]. 岩土力学, 2002, 23(6): 698—701.

ZHAO Hong-bo, FENG Xia-ting, YIN Shun-de. Classification of engineering rock based on support vector machine[J]. *Rock and Soil Mechanics*. 2002, 23(6): 698—701.