

文章编号:1671-6833(2011)01-0018-04

## 基于 SVM 的预应力混凝土梁有效预应力识别

李清富, 辛保兵, 李 科

(郑州大学 水利与环境学院, 河南 郑州 450001)

**摘要:** 预应力混凝土结构的使用性能与结构的有效预应力密切相关, 由于影响预应力损失的因素过于复杂, 有效应力的精确检测在理论和实践中都还存在着很大困难. 结构动力学理论与试验已证明结构的固有频率与预应力之间存在相关关系, 基于这一事实, 根据动力测试理论, 采用有限元分析方法, 计算预应力混凝土简支梁在不同预应力水平下前6阶固有频率, 组成支持向量机的训练样本, 通过支持向量机学习, 建立起有效预应力与固有频率之间映射关系的支持向量机表达式. 对3种不同预应力水平的仿真测试结果表明, 支持向量机比BP神经网络有更高的识别精度, 基于支持向量机的预应力识别方法具有一定可行性.

**关键词:** 有效预应力; 支持向量机; 振动频率; 有限元

**中图分类号:** TU312

**文献标志码:** A

### 0 引言

自20世纪30年代以来, 预应力混凝土结构在水利和土木工程等领域得到了广泛应用, 但随着使用时间的延长, 预应力混凝土结构不可避免地会产生损伤积累、预应力损失和承载力下降. 预应力混凝土结构的使用性能与结构的有效预应力密切相关, 因此, 为了不影响结构的服务功能和避免突发性事故的发生, 对预应力混凝土结构的剩余承载力, 特别是结构中有效应力的测试评估就显得尤为必要和迫切. 但预应力损失是一个未知参数, 除非在桥梁建设时安装上测试仪, 否则很难准确估算出结构中现存的有效预应力. 目前已有的预应力检测技术如 SSRHT 法、声发射技术、电磁效应检测法、应力释放法等都存在着缺点. 近年来, 基于结构动力性能的检测方法在预应力损失检测中得到了较多的研究, 与已有的几种检测方法相比, 动力检测技术具有一定优势: 首先, 频率测量装置安放简便, 测量技术已趋于完善; 其次, 预应力构件的激振容易实现, 且不会对构件造成较大冲击, 能够做到无损检测; 最后, 结构动力学理论与相关试验也都支持预应力与频率密切相关这一事实<sup>[1]</sup>. 根据传统结构动力学分析模型,

结构固有频率将随预应力损失而增大, 而试验结果显示<sup>[2-3]</sup>, 随着预应力增加, 梁的各阶固有频率将随之增大, 这与将预应力作为结构外力的理论分析正好相反. 由于预应力损失导致结构刚度降低的机理比较复杂, 到目前为止, 还没有真正建立起令人信服的理论模型来定量表达固有频率与有效预应力之间的关系.

支持向量机 (Support Vector Machine, 简称 SVM) 是一种基于统计学习理论的机器学习算法, 有着坚实的理论基础, 与神经网络相比, 支持向量机在小样本情况下的回归分析中有更好的收敛性. 作为探讨, 笔者提出了一种基于支持向量机的预应力混凝土梁有效预应力识别方法, 算例分析结果表明, 该方法具有较高精度, 可为预应力损失研究提供一个新途径.

### 1 支持向量机

支持向量机由 Cortes & Vapnik 于 1995 年正式提出<sup>[4]</sup>, 是一种基于统计学习理论的机器学习方法, 它的主要思想是用非线性函数把输入变量映射到某个高维空间  $H$ , 然后在  $H$  中求输入与输出之间的关系.

对于支持向量机函数拟合问题<sup>[5-6]</sup>, 首先考

收稿日期: 2010-09-20; 修订日期: 2010-10-29

基金项目: 河南省交通运输厅科技计划资助项目 (2008P254)

作者简介: 李清富 (1966-), 男, 河南林州人, 博士, 郑州大学教授, 主要从事桥梁结构工程领域的研究. E-mail: lqfleh@zzu.edu.cn.

虑用线性回归函数  $f(x) = (w \cdot x) + b$  拟合数据  $\{x_i, y_i\}, i = 1, 2, \dots, n, x_i \in R^n, y_i \in R$ . 支持向量机的本质是求解如下凸二次优化问题:

max:

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

$$\sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0,$$

$$(0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, i = 1, 2, \dots, k) \quad (2)$$

式中:  $C$  是惩罚因子,  $C$  越大, 对训练集误差越敏感, 但泛化能力降低, 通过调节  $C$ , 能在泛化能力与训练误差之间平衡;  $K(x_i \cdot x_j)$  是核函数, 用于解决高维计算问题. 目前常用的核函数有: ① 线性核函数  $K(x_i \cdot x_j) = x^T y$ ; ② 多项式核函数  $K(x_i \cdot x_j) = ((x \cdot y) + 1)^d, d = 1, 2, \dots, n$ ; ③ 高斯(径向基)核函数:  $K(x_i \cdot x_j) = \exp\{-\|x - x'\|^2 / (2\sigma^2)\}$ , 其中径向基函数宽度  $\sigma$  为待定参数; ④ Sigmoid 核函数:  $K(x_i \cdot x_j) = \tanh(\gamma x \cdot y - \theta)^d$ , 对于 Sigmoid 核函数, 某些  $\gamma, \theta, d$  不满足 Mercer 条件.

解出支持向量  $\alpha_i, \alpha_i^*, b$  后, 可按支持向量机理论拟合函数为:

$$f(x) = (w \cdot x) + b = \sum (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x \cdot x_i) + b \quad (3)$$

与神经网络相比, 支持向量机没有局部极小问题, 因此可以构造高度非线性化的回归函数; 支持向量机是稳定、可重复的, 与所采用训练算法无关; 支持向量机基于结构风险最小化(SRM)原理, 泛化能力更强, 而传统人工神经网络基于经验风险最小化(ERM)原理.

## 2 基于有限元的预应力混凝土梁模态分析

采用通用有限元分析软件 ANSYS 对预应力混凝土梁进行模态分析<sup>[7]</sup>. 混凝土采用 Solid65 单元模拟, 预应力钢筋采用 Link8 单元模拟. 为了模拟有粘结预应力筋与混凝土之间关系, 建模时采用独立建模耦合, 即实体和力筋独立建几何模型, 分别划分单元, 然后采用耦合方程将力筋单元和实体单元联系起来. 将预应力视为梁的内力, 采用降温法施加, 降温法是将钢筋单元人为施加降温  $\Delta T = P / \alpha A E$ , 其中,  $P$  为预应力施加值;  $\alpha$  为钢筋线膨胀系数, 取  $2 \times 10^{-5}$ ;  $A$  为钢筋截面积. 钢筋

采用线弹性模型, 混凝土采用多线性等向强化模型(MISO), 混凝土破坏准则采用 W - W 破坏准则. 考虑到材料压碎后, 解的收敛性将变差, ANSYS 模拟的结果往往与实际不符, 故单轴抗压强度系数取 -1.0, 其它参数取缺省值. 有限元计算中用到的参数: 梁截面计算尺寸  $b \times h = 120 \text{ mm} \times 250 \text{ mm}$ , 计算长度为 4 000 mm, 密度  $\rho = 25 \text{ kN/m}^3$ , 混凝土 C40, 弹性模量  $E_c = 3.25 \times 10^4 \text{ MPa}$ , 采用 1 束 7 $\Phi^5$ 5, 1860 级钢绞线, 公称截面面积为  $139 \text{ mm}^2$ , 弹性模量  $E_s = 1.95 \times 10^5 \text{ MPa}$ , 非预应力筋采用 HPB235 级钢筋, 底部受力筋为 2 $\Phi$ 14, 架立钢筋为 2 $\Phi$ 8, 箍筋为  $\Phi$ 6@150, 弹性模量  $E_s = 2.1 \times 10^5 \text{ MPa}$ . 预应力混凝土简支梁计算模型和钢筋模型分别见图 1 和图 2.

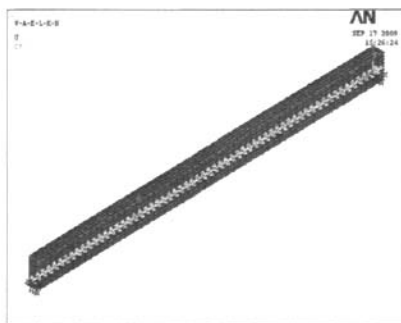


图1 预应力混凝土梁计算模型

Fig.1 Calculating model of the prestressed concrete beam

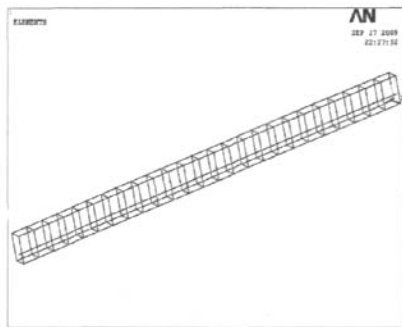


图2 预应力混凝土梁钢筋模型

Fig.2 Reinforcement model of the prestressed concrete beam

激活预应力选项, 先进行线性静力分析, 然后重新进入求解器, 打开预应力效应, 采用 Block Lanczos 法计算预应力从 0 开始以 20 kN 为增量直至 180 kN 的 10 种工况下及预应力分别为 70 kN, 90 kN, 110 kN 的 3 种工况下梁的前 6 阶固有频率. 以前 10 种工况下的值作为训练样本, 后 3 种工

况下的值为测试样本. 使用式(4)、式(5) 对数据进行归一化处理,得到如表 1 所示的训练样本和表 2 所示测试样本.

$$X_i = (X - X_{min}) / (X_{max} - X_{min}) \tag{4}$$

$$Y_i = Y / Y_{max} \tag{5}$$

表 1 归一化后的训练样本  
Tab. 1 Unitary training sample

预应力 / kN	归一化 目标值	归一化的训练样本值					
		$\omega_1$	$\omega_2$	$\omega_3$	$\omega_4$	$\omega_5$	$\omega_6$
0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
20.0	0.111 1	0.055 1	0.132 4	0.142 5	0.087 4	0.006 4	0.074 6
40.0	0.222 2	0.316 8	0.316 8	0.286 4	0.198 9	0.145 2	0.184 3
60.0	0.333 3	0.452 4	0.492 9	0.431 5	0.311 1	0.284 7	0.329 6
80.0	0.444 4	0.535 7	0.569 0	0.487 1	0.466 8	0.358 0	0.440 3
100.0	0.555 6	0.660 2	0.737 5	0.542 8	0.624 0	0.465 0	0.586 9
120.0	0.666 7	0.786 0	0.789 1	0.736 4	0.760 8	0.596 0	0.698 5
140.0	0.777 8	0.899 2	0.854 4	0.839 2	0.832 9	0.714 2	0.810 6
160.0	0.888 9	0.942 6	0.933 7	0.989 6	0.949 2	0.856 7	0.887 2
180.0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0

表 2 归一化后的测试样本  
Tab. 2 Unitary testing sample

预应力 / kN	归一化测试 目标值	归一化的训练样本值					
		$\omega_1$	$\omega_2$	$\omega_3$	$\omega_4$	$\omega_5$	$\omega_6$
70.0	0.388 9	0.494 0	0.530 9	0.459 3	0.389 0	0.321 3	0.385 0
90.0	0.500 0	0.597 9	0.653 2	0.514 9	0.545 4	0.411 5	0.513 6
110.0	0.611 1	0.723 1	0.763 3	0.639 6	0.692 4	0.530 5	0.642 7

3 基于最小二乘支持向量机的预应力识别

支持向量机训练的本质是求解凸二次规划问题,故总可以得到全局最优解,但此凸二次规划的约束条件数等于训练样本的容量,当样本容量比较大时,支持向量机运算速度就会明显变慢. 为了提高支持向量机的训练效率,Suykens 提出了最小二乘支持向量机 (Least Squares Support Vector Machines,简称 LS - SVM),LS-SVM 是支持向量机的一种改进,它将传统支持向量机中的不等式约束改为等式约束,采用最小二乘线性系统作为损失函数,这样就把二次规划问题转化为求解线性方程组问题,提高了求解问题的速度. 笔者采用基于 MATLAB 的最小二乘支持向量机工具箱 LS-SVM,对混凝土结构梁有效预应力与各阶固有频率之间的非线性关系进行回归分析.

3.1 LS-SVM 回归分析

以归一化的前 6 阶固有频率和相应预应力值为训练样本,以径向基函数作为核函数,LS-SVM 回归分析得到的最终函数为:

$$f(x) = (w \cdot x) + b = \sum \alpha_i K(x \cdot x_i) + b \tag{6}$$

此时,LS-SVM 具有 2 个超参数:惩罚因子  $\gamma$  和核函数参数  $\sigma$ ,当训练样本确定后,超参数便决定了支持向量机模型的性能. 由于 LS-SVM 用于回归分析时仍没有通用的参数优选方法,笔者采用交叉验证方法对错误率进行预测,然后给定超参数范围,使用网格搜索方法进行参数优选. 得到的最优参数  $\gamma$  和  $\sigma$  分别为 4.76e6,63.0,用最优参数对支持向量机进行训练,得到支持向量和阈值的值如下:

$$\alpha = [-75.74, 79.96, 20.82, -293.58, 459.16, 70.73, -641.11, 321.36, 128.11, -69.72]$$
$$b = -0.2326$$

至此,支持向量机构建完成,可用于对表 2 中的测试样本进行仿真,再对输出结果进行初始化,便可得到经支持向量机识别的预应力值,见表 3.

3.2 BP 神经网络回归分析

BP 网络是一种多层前馈型神经网络,基于误差反向传播算法,目前实际应用中的神经网络绝大部分采用 BP 网络和它的变化形式,它也是前向网络的核心部分,体现了人工神经网络的精华<sup>[8]</sup>. 但 BP 算法的收敛速度较慢,且收敛速度与初始权值的选择有关;由于是非线性优化,不可

避免地存在局部极小值问题。笔者采用3层BP神经网络,输入层6个神经元,隐层12个神经元,输出层1个神经元,输入层和隐层传递函数采用S型正切函数 tansig,输出层传递函数采用S型对数函数 logsig,训练函数采用 trainlm,经过反复训练,网络的性能达到了要求,利用训练好的网络对测试样本进行仿真,初始化后的输出预应力值也列于表3中。

表3 识别结果

Tab.3 The result of identification

识别方法	输出结果	识别预应力/kN	实际预应力/kN	相对误差/%
LS-SVM	0.390 0	70.200	70.0	0.29
	0.501 1	90.198	90.0	0.22
	0.607 2	109.296	110.0	0.64
BP	0.393 5	70.830	70.0	1.19
	0.510 8	91.944	90.0	2.16
	0.624 5	112.410	110.0	2.19

### 3.3 对比分析

由表3可知,基于最小二乘支持向量机对有效预应力识别的最大误差仅为0.64%,显著高于BP神经网络的识别精度,也体现了支持向量机在解决小样本、非线性问题中的优势,表明将支持向量机用于有效预应力识别是可行的。

## 4 结论

利用通用有限元分析软件 ANSYS 对预应力

混凝土简支梁进行模态分析,得到梁在不同预应力情况下的固有频率,利用最小二乘支持向量机对预应力混凝土简支梁的有效预应力进行仿真分析,与BP神经网络相比,建议的方法具有更高的精度,为有效预应力识别提供了一条新的途径。

### 参考文献:

- [1] 杨国立,李瑞鸽.预应力混凝土梁中预应力损失检测方法的发展与展望[J].四川建筑科学研究,2008,34(4):115-116.
- [2] 张耀庭,汪霞利,李瑞鸽.全预应力梁振动频率的理论分析与试验研究[J].工程力学,2007,24(8):117.
- [3] 徐满意,孙熙平,马津渤.基于振动法检测预应力混凝土梁有效应力的实验研究及有限元分析[J].水道港口,2008,29(06):434-436.
- [4] CORTESV C, VAPNIK V. Support vector networks [J]. Machine Learning, 1995, (20): 273-295.
- [5] 赵洪波.基于支持向量机的边坡可靠性分析[J].岩土工程学报,2007,29(6):820-821.
- [6] 胡彩虹,王艳菊,吴泽宁.基于聚类的支持向量机在洪水预报中的应用[J].郑州大学学报:工学版.2009,30(4):123-127.
- [7] 葛俊颖,王立友.基于ANSYS的桥梁结构分析[M].北京:中国铁道出版社,2007:129-140.
- [8] 吴大宏.基于遗传算法与神经网络的桥梁结构健康监测研究[D].成都:西南交通大学桥梁与隧道工程系.2003.

## Identification of the Effective Pre-stress in Prestressed Concrete Beam Based on Support Vector Machine

LI Qing-fu, XIN Bao-bing, LI Ke

(School of Water Conservancy and Environment Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

**Abstract:** The performance of the prestressed concrete structure was closely related to the effective pre-stress, because of complex factors, the losses of pre-stress was very difficult to be accurately detected both in theory and practice. The correlation between the natural frequency and pre-stress has been proved by the theory of structural dynamics and model test. Based on this fact, according to the theory of dynamic testing, using finite element analysis method, six natural frequencies of simply supported beam were calculated under different pre-stressing conditions and the support vector machine training sample was built. After the learning of the support vector machine, the relationship between the natural frequency and pre-stress was established. Simulation on three different pre-stress shows that the support vector machine has higher recognition accuracy than the BP neural network and the identification of pre-stress based on support vector machine is feasible.

**Key words:** effective pre-stress; support vector machine; vibration frequency; finite element