

DOI: 10.13379/j.issn.1003-8825.2017.06.04

# 基于支持向量机的超早强混凝土抗压强度预测研究

丘伟兴<sup>1</sup>, 杨 飞<sup>1,2</sup>, 林逸洲<sup>2</sup>, 徐家兴<sup>1</sup>, 黄国文<sup>3</sup>, 郑帮熊<sup>3</sup>

(1. 广东工业大学土木与交通工程学院, 广州 510006; 2. 暨南大学重大工程灾害与控制教育部重点实验室, 广州 510632;  
3. 中山市公路局, 广东中山 528403)

**摘 要:** 近年来, 工程中对超早强混凝土的要求越来越严格, 不仅要求在规定时间内达到一定强度, 而且还要求经济效益最大化。超早强混凝土强度受多种因素的影响, 其抗压强度预测是一个复杂的过程。因此, 基于支持向量机理论, 建立超早强混凝土抗压强度预测模型, 选用不同的核函数及其参数进行预测, 将预测值与实测值相对比, 得出最优的核函数。经研究发现: 线性核函数与 *RBF* 核函数的预测结果与实测值吻合较好, *RBF* 核函数的预测值更加接近实测值。

**关键词:** 支持向量机; 超早强混凝土; 抗压强度预测; 核函数

**中图分类号:** TU528.31      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1003-8825(2017)06-0015-05

## 0 引言

超早强混凝土在公路、桥梁、海港等工程的维护中具有广泛的应用前景, 如桥梁合龙段施工因体系转换需要混凝土具有超早强、高强度和良好的耐久性; 海港、码头等混凝土建筑物的修复受到潮差的影响, 需要短时间内达到足够高的强度以防止海水冲刷; 高速公路、桥梁、机场跑道等需要快速抢修以尽快开放交通<sup>[1]</sup>。这些快速修复需要在极短的时间内使混凝土达到足够的强度, 这是目前常规的混凝土难以达到的, 需要开发一种超早强混凝土, 既可用于战时抢修工程又可用于和平时期的工程修复和施工, 超早强混凝土的研究具有重要的意义。

目前, 对于超早强混凝土没有统一的定义, 王元等<sup>[2]</sup>认为当混凝土的1天强度大于设计强度等级的50%, 3天强度达到设计强度等级的90%~100%, 使混凝土成熟期28天缩短到3天, 即视为超早强混凝土。所以, 对于超早强混凝土来说, 时间与强度显得尤为重要, 即需要在规定的时间内达到一定的强度。然而, 目前确定超早强混凝土在固定时间内抗压强度的方法并没有规范, 只能通过实测来定义早期强度, 这种方法不但耗费大量的原材料, 而且也

浪费大量的人力和时间。随着混凝土系统的复杂性和动态性不断加强, 影响因素逐渐增多, 以及影响因素间的交互作用, 线性函数已不再适用, 往往表现为特定的非线性关系, 尤其在探索超早强混凝土强度与时间之间的影响因素时, 建立解析数学模型是一件极其困难甚至难以实现的事<sup>[3]</sup>。

传统的混凝土28天抗压强度预测方法是1930年瑞士人Bolomey J提出, 混凝土抗压强度和水泥强度以及水灰比成线性关系, 通过水泥强度以及水灰比推出混凝土的抗压强度<sup>[4]</sup>。

近年来, 出现了机器学习这门学科, 机器学习研究的是如何使机器通过识别和利用现有知识来获取新知识和新技能, 其研究工作主要围绕学习机理、学习方法、面向任务这三个基本方面的研究<sup>[5-6]</sup>。而随着机器学习的迅速发展, 在工程界得到了广泛的应用。例如, 王禹<sup>[7]</sup>在2016年对隧道沉降进行了预测, 并得到了较好的结果。而对于混凝土的抗压强度, 国内外也已经开始使用机器学习来预测。学者们通过神经网络、线性回归和支持向量机等方法去预测混凝土的强度。其中神经网络和支持向量机是两种最常用且准确率较高的预测模型。在人工神经网络方面, 学者们用人工神经网络预测的方法代替传统的混凝土预测方法, 分别对不同种类的混凝土进行强度的预测, 并取得比较好的结果<sup>[8-13]</sup>。

与此同时, 支持向量机(SVM)在解决非线性问题上不仅具有良好的泛化能力, 而且还可以克服小样本的预测问题<sup>[14]</sup>。学者们先将SVM技术运用于

收稿日期: 2017-05-05

基金项目: 广东省自然科学基金——博士启动(2016A030310346); 广东省科技厅科技项目(科技—2017-02-034); 中国博士后科学基金(160885)

作者简介: 丘伟兴(1996-), 男, 广东佛山人。在读本科生, 研究方向: 超早强混凝土。E-mail: 894244129@qq.com。

普通混凝土强度的强度预测<sup>[15]</sup>,解决了人工神经网络在样本过少时发生“过拟合”的现象。随着SVM技术在预测普通混凝土强度的成功运用,学者们还进一步将SVM技术运用到了高性能混凝土的抗压强度和弹性模量的预测<sup>[3,16-18]</sup>,提高了预测的精度和模型的应用范围,并应用到混凝土配合比虚拟设计,节约了大量的时间和财力。

目前,虽然对普通混凝土和高强混凝土性能的预测已经相当成熟,但在超早强混凝土性能研究这方面却还有空缺。因此,本研究将用支持向量机模型对超早强混凝土的强度进行预测,用不同核函数进行试验,并且在“超参数”<sup>[19]</sup>方面不断优化,增加预测的准确率达到运用于实际的要求,为超早强混凝土强度的预测提供一种新的方法。

## 1 支持向量机原理

支持向量机<sup>[20]</sup>(support vector machines, SVM)是Vapnik V N等人根据统计学习理论提出的小样本学习方法。基本思想是将向量映射到一个更高维的特征空间里,在这个空间里建立一个超平面来划分数据类型。将寻找最优超平面的算法归结为一个凸规划问题,并得到最优解。同时,支持向量机通过定义核函数(Kernel Function),将高维空间中的内积运算转化为原空间中的核函数运算<sup>[3]</sup>。

假定训练样本集为 $(x_i, y_i)^n$ ,  $x_i$ 为输入向量,  $y_i$ 为输出向量,  $n$ 为样本个数。支持向量机采用线性回归函数 $y(x)$ ,可表示为

$$y(x) = \omega \phi(x) + b \quad (1)$$

式中:  $\omega$ 为法向量;  $b$ 为截距;  $\phi(x)$ 为输入空间到输出空间的非线性映射。

设所有训练样本在精度下无误差地用线性函数拟合,考虑到允许拟合误差存在,引入非负松弛变量 $\xi_i$ ,  $\xi_i^*$ ,约束条件为

$$\begin{cases} y_i - \omega \phi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \phi(x_i) \omega + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ i = 1, 2, 3, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

优化目标函数变为最小化

$$\phi(\omega, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2}(\omega \omega^T) + c \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (3)$$

式中:常数 $c > 0$ 为惩罚因子,它控制着对超出误差的样本惩罚程度。

采用对偶理论进行优化,引入拉格朗日算子 $a_i$ ,  $a_i^*$ 得

$$\max \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (a_i - a_i^*) (a_j - a_j^*) K(x_i, x_j) \right. \\ \left. - \varepsilon \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i (a_i - a_i^*) \right\} \quad (4)$$

$$s. t. \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) = 0 \quad (a_i, a_i^* \in [0, a]) \quad (5)$$

式中:  $K(x_i, x_j) = \phi(x_i, x_j)$ 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;  $a$ 是一个界。

利用SMO(sequential minimal optimization)算法求解式(4)、式(5)得到 $a_i$ ,  $a_i^*$ ,  $b$ ,于是得到支持向量机的函数预测模型为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (6)$$

为了避免输入向量中各变量数量级相差过大影响训练效果,需要对训练数据和测试数据进行归一化<sup>[19]</sup>处理,归一化区间设为 $[-1, 1]$ ,其映射为

$$f: x \rightarrow y = 2 \times \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} + (-1) \quad (7)$$

其中,  $x, y \in R^n$ ,  $x_{\min} = \min(x)$ ,  $x_{\max} = \max(x)$ 。

MATLAB是美国Mathworks公司开发的用于数值计算与图像处理的软件。MATLAB中, `mapminmax`函数可以实现上述归一化,其常用的函数接口如下:

$$[y, ps] = \text{mapminmax}(x) \quad (8)$$

式中:  $x$ 是原始数据;  $y$ 是归一化后的数据;  $ps$ 是结构体,记录的是归一化映射。

## 2 核函数介绍

LIBSVM作为MATLAB中通用的SVM软件包,提供了线性、多项式、径向基等常用的核函数供选择,可以通过交叉验证选择最优参数实现对预测精度的提高。通过核函数可以巧妙地将低维输入空间向高维空间映射过程中映射所带来的“维数灾难”问题,同时也将许多非线性的问题转化为线性问题来进行处理。本文利用的核函数主要有以下几种:

### (1) 线性(Linear)核函数

$$k(x_i, y_i) = x_i y_i \quad (9)$$

线性函数是一种最低级的核函数,当样本在低维空间可分时,就可以直接采用线性核函数进行样本的分类而不需要转换到高维空间中。

### (2) 多项式(Polynomial)核函数

$$k(x_i, y_i) = (x_i y_i + 1)^d \quad (10)$$

多项式核函数属于全局核函数,其局部性较差,相距很远的样本点也能够对分类器产生影响。因此,在使用多项式核函数时,应该对误差过大的数据进行处理。参数 $d$ 代表了核函数的维数,  $d$ 越大则映射函数的维数越高,此时也更容易对样本分类,但计算复杂度也随之增大。

### (3) RBF核函数

$$k(x_i, x_j) = e^{-\gamma \|x_i - x_j\|^2} \quad (11)$$

**RBF 核函数对距离比较近的样本点有很好的分类效果, 局部性能相当优异, 但当增大时, 它的推广能力随之减弱, 全局性表现较差。**

### 3 基于支持向量机的抗压强度预测模型

汲取前人的研究成果, 本研究将采用支持向量机的方法对超早强混凝土的强度进行预测, 并对预测的准确率提高到可实际应用的标准。支持向量机应用方面, 本研究通过 MATLAB 软件和 LIBSVM 工具包实现: 本试验将从数据的预处理(归一化)、“超参数”的选取和核函数的选用<sup>[19]</sup>来实现预测准确率的提高。

#### 3.1 模型变量的选取

混凝土是一种由水泥、粗细骨料及适量的拌和

水搅拌而成的人工材料, 超早强混凝土是在普通混凝土配方的基础上添加外加剂, 加快其中的化学反应, 使混凝土在最短的时间内达到一定的强度以满足工程上的需求。本研究提取与混凝土相关的参量包括: 树脂用量、砂用量、碎石用量、水泥用量、引发剂和促进剂的用量 6 个参数作为输入变量, 即建模时输入变量为一六维向量、输出为抗压强度。

#### 3.2 训练样本

##### 3.2.1 数据采集

采用均匀性和正交试验方法设立不同配比的混凝土组份, 并按《普通混凝土力学性能试验方法》(GB/T50081—2002) 方法制作 100 mm × 100 mm × 100 mm 试件, 在常温下静置 5.5 小时脱模, 然后用压力机测得 6 小时抗压强度。超早强混凝土配合比, 见表 1。

表 1 超早强混凝土配比和抗压强度

组数	混凝土相关参量/g						抗压强度实测值/MPa	组数	混凝土相关参量/g						抗压强度实测值/MPa
	树脂	砂	碎石	水泥	引发剂	促进剂			树脂	砂	碎石	水泥	引发剂	促进剂	
1	1944	1166.00	2722.00	1166.00	19	10	63.05	9	1474	1989.90	2432.10	1105.50	15	8	47.13
2	1806	2709.00	1806.00	677.00	18	9	68.11	10	1429	2357.85	1929.15	1286.10	14	7	42.63
3	1346	404.00	3634.00	1615.00	13	7	22.11	11	1302	1594.95	2962.05	1139.25	13	7	35.80
4	1302	1823.00	2734.00	1139.00	13	7	36.74	12	1261	1986.08	2427.43	1324.05	13	7	33.23
5	1296	3629.00	1555.00	518.00	13	7	41.78	13	1346	2591.05	2119.95	942.20	13	7	35.26
6	989	890.00	3561.00	1558.00	10	5	8.70	14	1129	1580.60	2935.40	1354.80	11	6	28.37
7	1000	2500.00	2500.00	1000.00	10	5	26.41	15	1207	2172.60	2655.40	965.60	12	6	31.77
8	1522	1598.10	2967.90	913.20	15	8	45.37	16	1167	2567.40	2100.60	1167.00	12	6	29.73

#### 3.2.2 数据处理

利用式(7)、式(8)对数据做归一化处理, 见

表 2。

表 2 数据归一化处理结果

组数	混凝土相关参量/g						抗压强度实测值/MPa	组数	混凝土相关参量/g						抗压强度实测值/MPa
	树脂	砂	碎石	水泥	引发剂	促进剂			树脂	砂	碎石	水泥	引发剂	促进剂	
1	1.00	-0.53	0.12	0.18	1.00	1.00	0.83	9	0.02	-0.02	-0.16	0.07	0.11	0.20	0.29
2	0.71	0.43	-0.76	-0.71	0.78	0.60	1.00	10	-0.08	0.21	-0.64	0.40	-0.11	-0.20	0.14
3	-0.25	-1.00	1.00	1.00	-0.33	-0.20	-0.55	11	-0.34	-0.26	0.35	0.13	-0.33	-0.20	-0.09
4	-0.34	-0.12	0.13	0.13	-0.33	-0.20	-0.06	12	-0.43	-0.02	-0.16	0.47	-0.33	-0.20	-0.17
5	-0.36	1.00	-1.00	-1.00	-0.33	-0.20	0.11	13	-0.25	0.36	-0.46	-0.23	-0.33	-0.20	-0.11
6	-1.00	-0.70	0.93	0.90	-1.00	-1.00	-1.00	14	-0.71	-0.27	0.33	0.53	-0.78	-0.60	-0.34
7	-0.98	0.30	-0.09	-0.12	-1.00	-1.00	-0.40	15	-0.54	0.10	0.06	-0.18	-0.56	-0.60	-0.22
8	0.12	-0.26	0.36	-0.28	0.11	0.20	0.23	16	-0.63	0.34	-0.48	0.18	-0.56	-0.60	-0.29

#### 3.3 建立模型

采用 libsvm 工具箱, 通过在 MATLAB 中编制相应程序, 调用相关命令实现支持向量机模型的训练、测试等过程。

将前 10 组数据作为训练样本, 另外 6 组作为预测样本。选用  $c - svc$  的  $svm$  类型, 在训练过程将要确定两个重要的参数: 惩罚函数  $c$  和核函数  $g$ <sup>[19]</sup>。

##### 3.3.1 模型参数 $c, g$ 的选取

选取的思想是通过网格法,将不同数值的 $c$ 和 $g$ 进行组合后,代进程序进行训练得出均方根误差,不断重复选取最小的均方根误差,从而得到最优的超参数 $c, g$ 。不同 $c, g$ 数值组合的均方根误差,见图1。

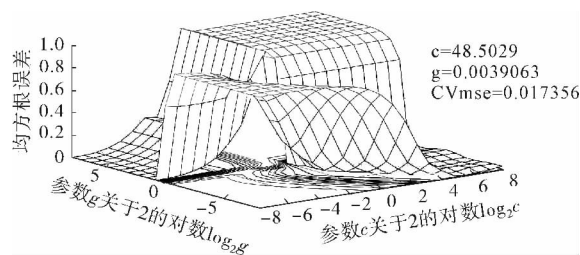


图1 SVR参数 $c$ 和 $g$ 选择结果

### 3.3.2 预测结果

求得最优超参数 $c = 48.5029$ 和 $g = 0.0039063$ 后,分别带入线性核函数、多项式核函数、 $RBF$ 核函数对后6组数据进行预测。超早强混凝土抗压强度预测结果,见表3。

表3 超早强混凝土抗压强度预测结果

实测/MPa	预测/MPa		
	线性核函数	多项式核函数	$RBF$ 核函数
35.80	31.54	41.06	33.21
33.23	33.55	41.06	34.06
35.26	40.69	41.06	40.73
28.37	22.38	41.05	23.11
31.77	31.69	41.06	31.47
29.73	33.81	41.06	32.26
平均相对误差/%	10.55	27.79	8.87

### 3.4 预测结果分析

在以往的研究中预测的都是28天的混凝土抗压强度<sup>[3,9,11-13,15,17]</sup>,本文是研究超早强混凝土强度预测,即预测混凝土6小时的抗压强度,不确定的因素将增加,预测的困难程度也将提高。经不同的函数进行预测,得到表3的预测结果,将每一个核函数预测结果与实测值做成折线,见图2~图4。

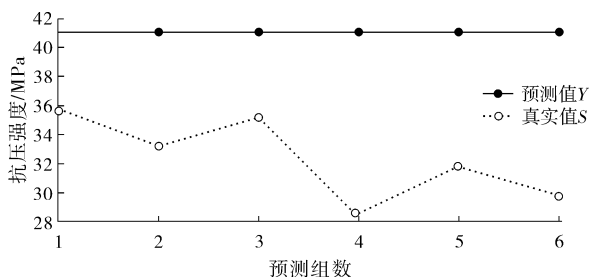


图2 多项式核函数预测结果

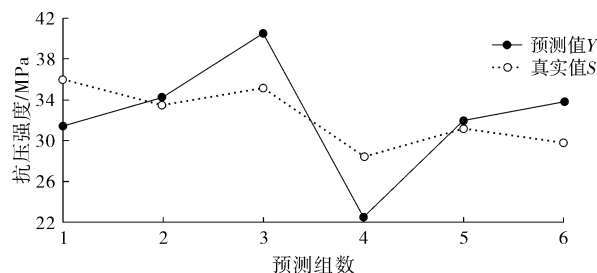


图3 线性核函数预测结果

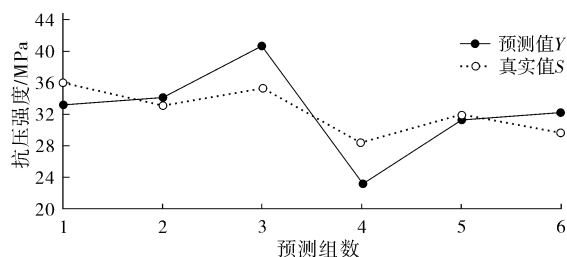


图4  $RBF$ 核函数预测结果

从表3、图2~图4可知:多项式核函数预测结果呈一直线与实测值相差太大,其误差达27.70%;线性核函数预测结果与实测值误差为10.55%,预测结果与实测值的差值波动较大; $RBF$ 核函数的预测误差相对稳定,平均相对误差为8.87%, $RBF$ 核函数的预测结果与实测值接近,能较为准确地预测超早强混凝土抗压强度。

## 4 结语

本文采用支持向量机模型算法对超早强混凝土的抗压强度进行预测研究,得出结论如下:

(1) 超早强混凝土的早期抗压强度预测,因素较多,应用在小样本预测中更有优势的支持向量机建立模型,并选用不同的核函数及其参数进行试验,得到准确率最高的模型。

(2) 超早强混凝土的早期抗压强度受到很多因素的影响,它们之间的关系是高维非线性的复杂关系。通过支持向量机算法根据有限的训练样本,解决了维数问题,具有简单、准确率高的优点;通过对不同核函数的预测结果进行比较发现, $RBF$ 核函数在超早强混凝土的强度预测中具有最高的准确率,最适用于其强度预测。

(3) 研究中只对超早强混凝土的组成成分进行了分析,未曾考虑湿度、温度等外界因素对超早强混凝土强度的影响,在今后的研究中还须进一步完善。

本项目参与人员:广东工业大学土木与交通工程学院的刘锋、吕建兵。在此,对他们表示衷心感谢!

## 参考文献(References):

- [1] 张国志,李顺凯,屠柳青. 超早强混凝土配制及耐久性研究 [J]. 混凝土, 2010 (3): 134-138.  
ZHANG GZ, LI SK, TU LQ. Study on proportions and durability of ultra high early strength concrete [J]. Concrete, 2010 (3): 134-138.
- [2] 王元,郭佩玲,陈翠红,等. 超早强混凝土的配制技术 [J]. 施工技术, 1995 (5): 8-10.
- [3] 崔海霞. 高强混凝土强度预测的支持向量机模型及应用 [J]. 混凝土, 2010 (5): 49-51.  
CUI HX. Strength prediction of high strength concrete using SVM and its application [J]. Concrete, 2010 (5): 49-51.
- [4] 日本建筑学会. 混凝土早期快速试验方法集 [M]. 周慧麟,余永祯,译. 北京: 中国建筑工业出版社, 1991.
- [5] 郭亚宁,冯莎莎. 机器学习理论研究 [J]. 中国科技信息, 2010 (14): 208-209.
- [6] 刘华煜. 基于支持向量机的机器学习研究 [D]. 大庆: 大庆石油学院, 2005.  
LIU HY. Research of machine-learning based support vector machine [D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2005.
- [7] 王禹. 广州地铁盾构隧道施工中地表沉降的SVR法预测研究 [D]. 广州: 暨南大学, 2016.  
WANG Y. Study on prediction of settlements of TBM tunnel construction in Guangzhou by using SVR algorithm [D]. Guangzhou: Jinan University, 2016.
- [8] NI HG, WANG JZ. Prediction of compressive strength of concrete by neural networks [J]. Cement and Concrete Research, 2000, 30 (8): 1245-1250.
- [9] 杜伟伟. 基于人工神经网络的混凝土强度预测模型 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2005.  
DU WW. A prediction model of concrete strength based on artificial neural network [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2005.
- [10] Siddique R, Aggarwal P, Aggarwal Y. Prediction of compressive strength of self-compacting concrete containing bottom ash using artificial neural networks [J]. Advances in Engineering Software, 2011, 42 (10): 780-786.
- [11] 胡鑫. 基于人工神经网络的HPC强度预测 [D]. 长沙: 湖南大学, 2014.  
HU X. Prediction of high performance concrete strength based on artificial neural network [D]. Changsha: Hunan University, 2014.
- [12] DUAN ZH, KOU SC, Poon CS. Prediction of compressive strength of recycled aggregate concrete using artificial neural networks [J]. Construction and Building Materials, 2013, 40: 1200-1206.
- [13] Dantas ATA, Batista Leite M, De Jesus Nagahama K. Prediction of compressive strength of concrete containing construction and demolition waste using artificial neural networks [J]. Construction and Building Materials, 2013, 38: 717-722.
- [14] Chou JS, Tsai CF, Pham AD, et al. Machine learning in concrete strength simulations: Multi-nation data analytics [J]. Construction and Building Materials, 2014, 73: 771-780.
- [15] 师旭超,郭志涛. 基于支持向量机的混凝土强度预测 [J]. 人民长江, 2009, 40 (21): 74-75.  
SHI XC, GUO ZT. Concrete strength prediction based on Support Vector Machine [J]. Yangtze River, 2009, 40 (21): 74-75.
- [16] YAN KZ, SHI CJ. Prediction of elastic modulus of normal and high strength concrete by support vector machine [J]. Construction and Building Materials, 2010, 24 (8): 1479-1485.
- [17] CHENG MY, CHOU JS, Roy AFV, et al. High-performance concrete compressive strength prediction using time-weighted evolutionary fuzzy support vector machines inference model [J]. Automation in Construction, 2012, 28: 106-115.
- [18] Abd AM, Abd SM. Modelling the strength of lightweight foamed concrete using support vector machine (SVM) [J]. Case Studies in Construction Materials, 2017, 6: 8-15.
- [19] 束诗雨. 基于集成学习的支持向量机预测优化算法及其应用 [D]. 上海: 东华大学, 2015.  
SHU SY. SVM predictive optimization algorithm and application based on ensemble learning [D]. Shanghai: Donghua University, 2015.
- [20] Vapnik VN. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. 2nd ed. New York: Springer, 2000.

## Study of Compression Strength Prediction of Ultra High-early-strength Concrete by Support Vector Machine

QIU Weixing<sup>1</sup>, YANG Fei<sup>1,2</sup>, LIN Yizhou<sup>2</sup>, XU Jiaxing<sup>1</sup>, HUANG Guowen<sup>3</sup>, ZHENG Bangxiong<sup>3</sup>

(1. School of Civil and Transportation Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2. MOE Key Lab of Disaster Forecast and Control in Engineering, Jinan University, Guangzhou 510632, China;

3. Zhongshan City Highway Bureau, Zhongshan 528403, Guangdong, China)

**Abstract:** In recent years, the criterion of ultra high-early-strength concrete in project is increasingly stricter, not only the time requirement of reaching certain strength, but also requirements of maximum economic effectiveness. However, the predicting process would be complicated because of the various factors which can have impact on its strength. In this paper, SVM (support vector machine) will be used to build a numerical model that can predict its strength via comparing different kernel functions and parameters, and the most optimized kernel function can be obtained. In conclusion, numerical models with linear kernel function and *RBF* kernel function can lead to reasonable results, and the one with *RBF* kernel function is the best.

**Key words:** SVM (support vector machine); ultra high-early-strength concrete; compression strength prediction; kernel function