

# 基于支持向量回归机的墙面抹灰机作业效果预测

杨振宇<sup>1,2</sup>, 王 勇<sup>1</sup>, 张兴波<sup>3</sup>, 刘发英<sup>1</sup>

(1. 山东理工大学机械工程学院, 山东 淄博 255049; 2. 中国农业大学工学院, 北京 100083;  
3. 高青县科学技术局, 山东 淄博 256300)

**摘 要:** 为了能够预测墙面抹灰机机械施工墙面的 15 d 抗压强度, 提高施工质量、进度和作业效率, 测定五种成分含量不同的 100 个普通混合砂浆抹灰后的 15 d 抗压强度, 将其中 80 个数据作为训练集样本, 20 个数据作为测试集样本, 建立支持向量回归机模型预测墙面抹灰机机械施工墙面砂浆抗压强度, 使用 Matlab 编程预测 15 d 抗压强度. 试验结果表明该方法训练集和测试集的均方误差分别为  $1.6347 \times 10^{-4}$  和  $1.3952 \times 10^{-3}$ , 决定系数分别达到 0.998 88 和 0.994 92. 因此所建立的支持向量回归机模型具有很好的泛化能力, 为墙面抹灰机在施工过程中对墙面抗压强度的预测提供了依据.

**关键词:** 墙面抹灰机; 15 d 抗压强度; 预测; 支持向量回归机

**中图分类号:** TU 741.1

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1006-7930(2013)05-0750-05

随着社会的不断发展进步, 在房屋主体工程达标的情况下, 墙面抹灰质量对室内装饰效果的影响较大, 因此对住房室内墙面抹灰后的平整度、垂直度和压实度要求越来越高. 然而手工抹灰技术水平因人而异, 按照近几年来建筑市场的技术工人的水平, 在借助工具的前提下, 手工抹灰的垂直度、平整度和压实度有所改善, 但偏差还是较大. 根据市场需求设计了一种已授权发明专利的抹灰机<sup>[1-2]</sup>, 如图 1 所示. 使用该抹灰机进行机械抹灰, 只要建筑商控制好建筑材料的质量, 墙面抹灰的平整度和垂直度均能控制在高级抹灰的允许偏差范围之内, 但施工墙面的 15 d 抗压强度与灰浆泵压力、一次抹灰宽度、抹灰速度和灰浆性能等多个因素有关, 不好把握, 直接影响墙面抹灰机机械化施工的作业效果. 根据经验选定灰浆泵的压力 4 MPa, 一次抹灰宽度 80 cm (即为墙面抹灰机的抹灰装置宽度) 和抹灰速度 12 cm/s 后, 灰浆性能是影响 15 d 抗压强度的关键因素. 灰浆由水泥、中砂、粉煤灰、改性剂和水等成分组成, 各成分用量的不同, 灰浆的性能存在差异. 灰浆成分的对比对 15 d 抗压强度的影响情况和最佳的配比量是需要关心的问题. 季韬<sup>[3]</sup>采用人工神经网络对不同成分用量的混凝土进行了 28 d 强度预测; 尚建丽<sup>[4]</sup>在人工模拟环境下提出了外墙饰面砖剩余寿命的预测公式; 李文秀<sup>[5]</sup>采用灰色系统理论建立了矿物掺合料对砂浆质量影响的灰色预测模型. 然而, 与以上三种预测方法相比, 支持向量机具有结构风险最小化提高模型泛化能力、小样本获得全局最优解和利用非线性变换将原始变量映射到高维特征空间避免“维数灾难”等优点, 广泛应用于各种预测、预报的场合<sup>[6-11]</sup>. 本文根据抹灰墙面 15 d 抗压强度的要求, 以水泥、中砂、粉煤灰、改性剂和水为输入变量, 15 d 抗压强度为输出变量建立预测支持向量回归机模型, 通过采集 100 个混合抹灰砂浆样本的抗压强度和相应的 5 种成分含量大小的数据, 随机选择 80 个数据

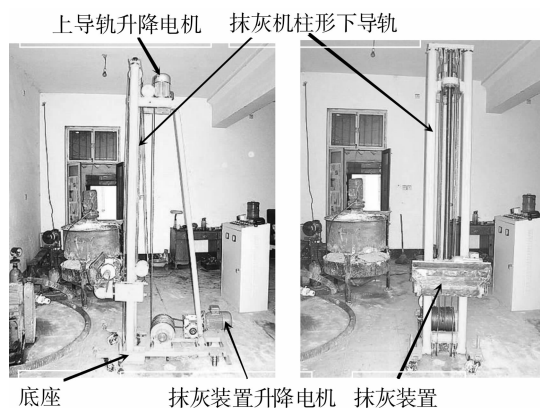


图 1 墙面抹灰机和抹灰装置

Fig. 1 Wall plastering machine and device

收稿日期: 2013-01-18 修改稿日期: 2013-09-10

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (2013XJ005)

作者简介: 杨振宇 (1973-), 男, 山东淄博人, 博士生, 主要从事结构设计与试验研究.

作为训练集样本,选择剩下的20个数据作为测试集样本,使用Matlab编程预测的结果表明所建立的预测SVR模型具有很好的泛化能力.

## 1 研究内容的提出

按照《建筑装饰装修工程质量验收规范》为验收依据,通常需要先对验收墙面进行15 d的标准养护,然后再进行测试,从而会影响整个工程施工进度.如果能够提前预测施工墙面的15 d抗压强度,即可预测墙面抹灰机机械抹灰的作业效果,对于提高施工质量和进度都具有重要的参考意义和实用价值.

## 2 回归型支持向量机模型

支持向量机(SVM)是由Vapnik及其合作者发明,是在统计学习理论的基础上发展起来的新一代学习算法,是机器学习领域若干标准技术的集大成者.近年来,支持向量机的理论、算法实现策略和实际应用有了很大发展.利用支持向量机解决回归拟合方面的问题,在支持向量机分类的基础上引入了不敏感损失函数 $\epsilon$ ,从而得到了回归型支持向量机(SVR),具有很好的性能和效果.支持向量机应用于回归拟合分析时保留了最大间隔算法的所有特征,其基本思想是寻找一个最优分类面使得所有训练样本离该最优分类面的误差最小.设含有 $n$ 个训练样本的训练集样本集为 $T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_i, y_i)\} \in (X \times Y)^n$ ,其中 $x_i \in X \in R^n, y_i \in Y \in R, i = 1, 2, \dots, n$ ,  $x_i$ 是第 $i$ 个训练样本的输入量,  $y_i$ 为对应的输出量.假定训练集是按 $X \times Y$ 上某个概率分布 $P(x, y)$ 选取的独立同分布样本点,给定损失函数 $L(x, y, f(x))$ ,求函数 $f(x)$ 使得期望风险 $R[f]$ 达到极小.

$$R[f] = \int_{X \times Y} L(x, y, f(x)) dP(x, y) \quad (1)$$

在高维特征空间中建立的线性回归函数为 $f(x) = w\Phi(x) + b$ ,其中 $\Phi(x)$ 为非线性映射函数.然后定义 $\epsilon$ 线性不敏感损失函数 $F(f(x), y, \epsilon)$ .  $\epsilon$ 规定了回归函数的误差要求,  $\epsilon$ 越小表示回归函数的误差越小.当 $|y - f(x)| > \epsilon$ 时,  $F(f(x), y, \epsilon) = |y - f(x)| - \epsilon$ ,当 $|y - f(x)| \leq \epsilon$ 时,  $F(f(x), y, \epsilon) = 0$ .这表示如果 $f(x)$ 与 $y$ 之间的差别小于等于 $\epsilon$ ,则损失等于0.为“软化”支持向量机的原始问题,引入松弛变量 $\xi_i$ 和 $\xi_i^*$ ,并将上述问题描述为:

$$\begin{aligned} \min_{w \in R^n, \xi_i^{(*)} \in R^{2n}, b \in R} & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \cdot \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} & \begin{cases} y_i - (w\Phi(x_i) + b) \leq \epsilon + \xi_i \\ (w\Phi(x_i) + b) - y_i \leq \epsilon + \xi_i^*, & i = 1, 2, \dots, n \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $C$ 为惩罚因子, $C$ 越大表示对训练误差大于 $\epsilon$ 的样本惩罚越大.引入Largrange函数将式(2)转换为式(3)的对偶形式,其中 $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i)\Phi(x_j)$ 为核函数.

$$\begin{aligned} \min_{\alpha, \alpha^*} & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*)(\alpha_j + \alpha_j^*)K(x_i + x_j) + \epsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) - \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)y_i \\ \text{s. t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)y_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq \frac{C}{n} & i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

求解式(3)得到的最优解为 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]^T$ ,  $\alpha^* = [\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_n^*]^T$ ,则有:

$$\begin{cases} w^* = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)\Phi(x_i) \\ b^* = y_j - \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i)(x_i \cdot x_j) + \epsilon, \alpha_j > 0, \text{且 } \alpha_j \in (0, \frac{C}{n}) \\ b^* = y_k - \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i)(x_i \cdot x_k) - \epsilon, \alpha_k > 0, \text{且 } \alpha_k \in (0, \frac{C}{n}) \end{cases} \quad (4)$$

因此,回归决策函数为

$$f(x) = w^* \Phi(x) + b^* \\ = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b^* \quad (5)$$

对应参数  $(\alpha_i - \alpha_i^*) \neq 0$  的样本  $(x_i, y_i)$  是支持向量机,  $x_i$  为支持向量. SVR 拓扑结构如图 2 所示. 接下来可以通过对需要预测数据进行数据归一化和反归一化、选择核函数和参数值,使用 livsvm 软件包中的函数进行预测,记录训练集和测试集的均方误差和决定系数,对 SVR 模型进行性能评价.

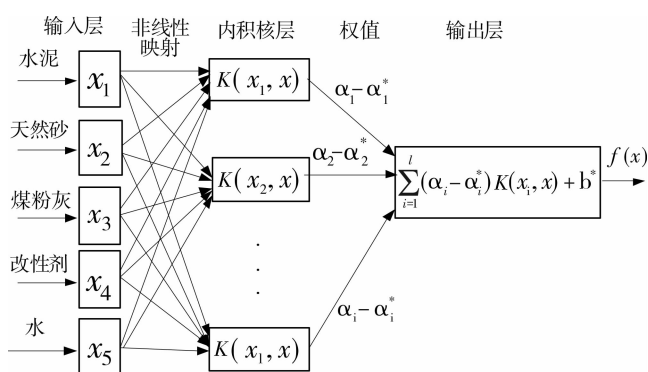


图 2 SVR 拓扑结构

Fig. 2 SVR topology

### 3 试验设计实例

试验采用 32.5 级普通硅酸盐水泥,细度模

数 2.16、堆积密度  $2.11 \text{ g/cm}^3$  的天然建筑中砂,II 级粉煤灰,柏诺 BNE5350 改性剂和水等材料混合成普通混合抹灰砂浆,各种成分的用量大小按表 1 分配. 普通硅酸盐水泥的用量按表中成分用量范围的 20 kg 变化量变化;天然建筑中砂的用量按表中成分用量范围的 5 kg 变化量变化;粉煤灰的用量按表中成分用量范围的 20 kg 变化量变化;改性剂的用量按表 1 中成分用量范围的 1 kg 变化量变化;水的用量按表中成分用量范围的 10 kg 变化量变化. 按 JGJ/T 70-2009《建筑砂浆基本性能试验方法标准》的规定,分别使用砂浆稠度测定仪、砂浆分层度测定仪、砂浆密度测定仪、砂浆凝结时间测定仪和砂浆保水率测定仪测定 5 种成分含量不同的 100 个普通混合砂浆抹灰前的稠度、分层度、密度、凝结时间和保水率,使用压力试验机测定混合砂浆抹灰后的 15 d 抗压强度. 为了能够测定在抹灰机械抹灰工况下的 15 d 抗压强度,在抹灰的墙面里放置可以方便取下的容器,容器的尺寸按《建筑砂浆基本性能试验方法标准》的带底试模尺寸设计. 其中某一种普通硅酸盐水泥用量 100 kg、天然建筑中砂用量 790 kg、粉煤灰用量 110 kg、改性剂用量 7 kg 和水用量 230 kg 的综合测定数据结果如表 2 所示,这种材料用量的墙面机械抹灰作业效果如图 3 所示.

### 4 15 d 抗压强度试验结果分析

根据采集到 100 个混合抹灰砂浆样本的 15 d 抗压强度及其 5 种成分的含量大小的数据,利用支持向量机建立灰浆的 15 d 抗压强度与其组成之间的回归数学模型,随机选择 80 个数据作为训练集样本,剩下的 20 个数据作为测试集样本,对数据归一化处理,选择 RBF 核函数,然后使用 Matlab 和 livsvm 软件包中的函数进行编程预测,最后数据反归一化后得到如图 4、图 5 所示的训练集和测试集的实测值和预测值的结果比较,从图中可以看出,训练集和测试集的均方误差分别为  $1.6347 \times 10^{-4}$  和  $1.3952 \times 10^{-3}$ ,决定系数分别达到 0.

表 1 普通抹灰砂浆 DP2.5

Tab. 1 General plastering mortar DP2.5

名称	规格	成分用量范围/kg
普通硅酸盐水泥	32.5MPa	100~160
天然砂	20-120 目	760~820
粉煤灰	II 级	50~110
BNE-5350	柏诺	6~8
加水量		210~250

表 2 一种成分普通抹灰砂浆 DP2.5 的性能

Tab. 2 Performance of a general constituent plastering mortar

检测项目	结果
稠度/mm	85
分层度/mm	10
密度/kg/L	2.08
15 d 抗压强度/MPa	3.77
凝结时间/h	8
保水率/%	55.42

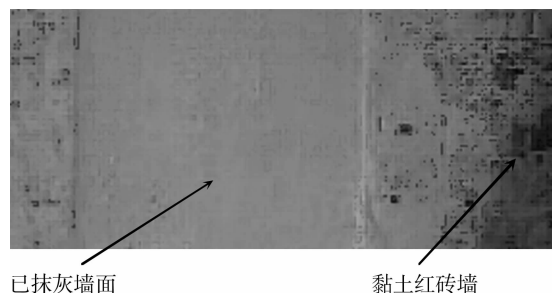


图 3 墙面抹灰机抹灰结果

Fig. 3 Plaster results of the wall plastering machine

998 88 和 0.994 92,这表明所建立的 SVR 模型具有很好的泛化能力,可以满足墙面抹灰机机械抹灰的 15 d 抗压强度和作业效果预测要求。

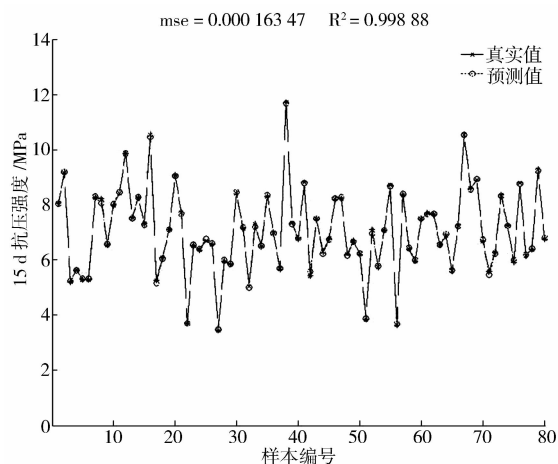


图4 训练集 15 d 抗压强度预测结果对比

Fig. 4 Comparison of training sets 15 d compressive strength prediction

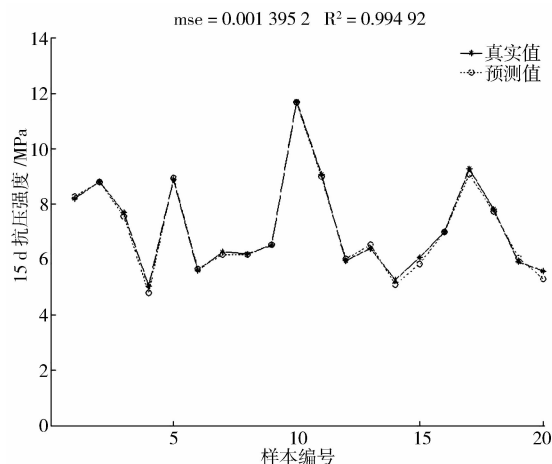


图5 测试集 15 d 抗压强度预测结果对比

Fig. 5 Comparison of test sets 15 d compressive strength prediction

## 5 结 论

为了提高墙面抹灰的施工质量和进度,在确定灰浆泵的压力、一次抹灰宽度和抹灰速度后,建立支持向量回归机模型预测墙面抹灰机机械抹灰后墙面的 15 d 抗压强度.通过采集水泥、中砂、粉煤灰、改性剂和水的成分含量不同的 100 个灰浆样本的强度数据,将其中 80 个数据作为训练集样本,20 个数据作为测试集样本,训练集和测试集的均方误差分别为  $1.634\ 7 \times 10^{-4}$  和  $1.395\ 2 \times 10^{-3}$ ,决定系数分别为 0.998 88 和 0.994 92.该方法具有强大的非线性映射能力、预测误差小、很好的泛化能力和小样本预测自适应性等特点,为墙面抹灰机机械施工过程中墙面强度和作业效果的预测提供依据,也可以为其他场合的数据预测提供参考。

## 参考文献 References

- [1] 杨振宇,巩传根,刘芝霞,等. 新型抹灰机的设计[J]. 建筑机械,2007,27(8):84-85.  
YANG Zhen-yu, GONG Chuan-gen, LIU Zhi-xia, et al. Design of new plastering machine[J]. Construction Machinery, 2007, 27(8): 84-85.
- [2] 张兴波. 抹灰机. 中国,200710152712. 5[P]. 2007-09-10.  
ZHANG Xing-bo. Plastering machine. China, 200710152712. 5[P]. 2007-09-10.
- [3] 季 韬,林挺伟,林旭健. 基于人工神经网络的混凝土抗压强度预测方法[J]. 建筑材料学报,2005,8(6):677-681.  
JI Tao, LIN Ting-wei, LIN Xu-jian. Prediction method of concrete compressive strength based on artificial neural network[J]. Journal of Building Materials, 2005, 8(6): 677-681.
- [4] 尚建丽,权娟娟,欧阳孟学. 基于人工模拟环境下外墙饰面砖黏结强度的试验研究[J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版,2010,42(6):890-894.  
SHANG Jian-li, QUAN Juan-juan, OUANG Meng-xue. Experimental study on the bond strength of veneer bricks for exterior walls based on laboratory simulation environment [J]. J. Xi'an Univ. of Arch. & Tech: Natural Science Edition, 2010, 42(6): 890-894.
- [5] 李文秀,侯晓兵,杨少冲,等. 矿物掺合料对砂浆质量影响的灰色预测模型[J]. 河北大学学报:自然科学版,2007,27(2):130-132.  
LI Wen-xiu, HOU Xiao-bing, YANG Shao-chong, et al. Grey prediction model for influence of mineral addition to mortar performance [J]. Journal of Hebei University: Natural Science Edition, 2007, 27(2): 130-132.

- [6] 李亚娇,沈冰,李家科,等. 基于混沌支持向量机的径流时间序列预测研究——以渭河宝鸡林家村站径流序列为例[J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版,2006,38(6):777-781.  
LI Ya-jiao, SHEN Bing, LI Jia-ke, et al. Research on prediction of runoff time series based on SVM [J]. J. Xi'an Univ. of Arch. & Tech.: Natural Science Edition, 2006, 38(6): 777-781.
- [7] 李家科,李怀恩,赵静. 支持向量机在非点源污染负荷预测中的应用[J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版,2006,38(6):756-760.  
LI Jia-ke, LI Huai-en, ZHAO Jing. Application of support vector machine method in prediction of non-point source pollution load [J]. J. Xi'an Univ. of Arch. & Tech.: Natural Science Edition, 2006, 38(6): 756-760.
- [8] 李亚伟,陈守煜,韩小军. 基于支持向量机 SVR 的黄河凌汛预报方法[J]. 大连理工大学学报,2006,46(2):272-275.  
LI Ya-wei, CHEN Shou-yu, HAN Xiao-jun. Yellow River ice flood prediction based on SVR [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2006, 46(2): 272-275.
- [9] 刘俊萍,畅明琦. 基于支持向量机的需水预测研究[J]. 太原理工大学学报,2008,39(3):299-302.  
LIU Jun-ping, CHANG Ming-qi. Water demand prediction model based on support vector machine [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2008, 39(3): 299-302.
- [10] 刘开云,乔春生,滕文彦. 边坡位移非线性时间序列采用支持向量机算法的智能建模与预测研究[J]. 岩土工程学报,2004,26(1):57-61.  
LIU Kai-yun, QIAO Chun-sheng, TENG Wen-yan. Research on non-linear time sequence intelligent model construction and prediction of slope displacement by using support vector machine algorithm [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2004, 26(1): 57-61.
- [11] 王宝庆,马奇涛. 非点源污染负荷预测研究现状及发展趋势[J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版,2010,42(5):717-722.  
WANG Bao-qing, MA Qi-tao. Prediction for non-point source pollution load current status and future progress [J]. J. Xi'an Univ. of Arch. & Tech.: Natural Science Edition, 2010, 42(5): 717-722.

## Construction effect prediction for a wall plastering machine on SVR

YANG Zhen-yu<sup>1,2</sup>, WANG Yong<sup>1</sup>, ZHANG Xing-bo<sup>3</sup>, LIU Fa-ying<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China;

2. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

3. Gaoqing Science and Technology Bureau, Zibo 256300, China)

**Abstract:** In order to predict 15d compressive strength of the wall conducted by the wall plastering machine and improve construction quality, construction progress and work efficiency, 15d strength of 100 ordinary mix mortar with five different kinds of composition are detected after the plastering construction, and 80 of the data are taken as the training sets samples, and 20 of data are as the test set samples. SVR model is established to predict wall mortar compressive strength after wall plastering machine's work, and 15d compressive strength are predicted by Matlab program. The test results show that the mean-square error of the training set and the testing set are respectively  $1.6347 \times 10^{-4}$  and  $1.3952 \times 10^{-3}$ , and the decision coefficient of the training set and the testing set are respectively 0.99888 and 0.99492. Therefore, SVR model has good capacity of generalization, and it provides a basis for predicting 15d compressive strength of the wall surface during the wall plastering machine is in operation.

**Key words:** wall plastering machine; 15d compressive strength; prediction; SVR