

# 基于支持向量机中纤板施胶系统逆模型的辨识\*

祖海燕 孙丽萍 刘德胜

(东北林业大学机电工程学院 哈尔滨 150040)

关键词: 逆模型;施胶系统;支持向量机;建模

中图分类号: TP18 文献标识码: A 文章编号: 1001-7488(2010)02-0171-04

## Inverse Model Identification on Applying Glue System of Medium Density Fiberboard Based on Support Vector Machine

Zu Haiyan Sun Liping Liu Desheng

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University Harbin 150040)

**Abstract:** Applying glue system of medium density fiberboard is a typical nonlinear time-delay system. In this paper, based on the simple introduction of the principle of the inverse model identification, using the function approximation ability of support vector machine, the inverse model of applying glue system is identified with the direct inverse model identification method based on least squares support vector regression, and the simulation results indicate that the inverse model of applying glue system built through the direct inverse model identification method on support vector machine has high accuracy and the feasibility and validity of the method is also proved.

**Key words:** inverse model; applying glue system; support vector machine; modeling

逆系统方法是一种通过动态系统的“逆”来研究一般非线性控制系统反馈线性化设计的方法(李春文等,1991)。逆系统方法作为一种直接的反馈线性化解耦控制方法,其基本思想是对给定的控制系统,用对象模型生成一种可用反馈方法实现的积分逆系统,将对象补偿成为具有线性传递关系的解耦的规范化系统,然后用线性系统的各种设计理论完成系统的综合(吴热冰等,2003)。逆系统方法具有直观、简便、易于理解和分析的特点,是一种很有工程应用价值的方法,在飞行器控制(Snell *et al.*, 1992)、电液伺服控制(李胜,2006)、化工过程控制(李春文等,1998)等方面都得到了应用。逆系统方法的核心是建立被控系统精确的逆模型,由于非线性系统的复杂性,精确模型的建立比较难,求其逆模型则更复杂更困难,这成为逆系统方法应用中的瓶颈之一。

中密度纤维板生产过程中,施胶是一个关键的工序,直接关系到产品的质量和合格率。施胶系统是一个非线性、时变、存在滞后的系统,在实际生产中施胶量受很多因素的影响,在施胶过程中存在着

外界的干扰和不确定性。对于这样的系统,目前主要是利用神经网络的高度非线性函数逼近能力及自适应学习能力对系统逆动态建模,但神经网络建模需要较大的样本数目,且存在过学习、局部极小点、结构和类型设计依赖于专家经验等一些固有缺陷。基于统计学习理论的支持向量机(SVM)在结构和功能上与神经网络有类似,是Vapnik(1999)提出的一种新型机器学习算法,具有小样本学习、全局最优、泛化能力强等特点,逼近任意非线性系统的能力很强(Alex *et al.*, 2004; Suykens, 2001),因此本文采用SVM对施胶系统进行逆模型的辨识。

### 1 系统描述

生产中密度纤维板的施胶过程主要是将调好后的胶液按比例与物料(纤维)混合,形成达到工艺要求的施胶纤维。施胶部分主要解决物料计量、胶液输送、胶液计量控制及施入方式等问题。在干法纤维板生产中,施胶有多种方法,按施胶的先后顺序,分为纤维干燥前管道施胶和干燥后管道施胶;按方式不同可分为搅拌机施胶和管道施胶(花军等,

收稿日期 2008-06-12。

基金项目:黑龙江省科技攻关计划重点项目(GB06A505),哈尔滨市科技攻关计划项目(2006AA1BG067)。

\* 孙丽萍为通讯作者。

2005)。本文讨论的施胶系统是采用目前在实际生产中使用较多的纤维干燥前管道施胶,施胶前要将原胶、水、固化剂、添加剂等原料按照设定的配方比例进行搅拌,搅拌均匀后送入储胶罐,作为后序施胶过程的准备胶液。系统根据电子皮带称测量得到的纤维量按照一定比例计算出施胶量,然后控制器根据系统要求的施胶量输出频率信号,通过变频器控制电机转速,从而控制施胶量,最后将胶液通过施胶泵经喷嘴喷洒到纤维上,随后进行干燥,工作原理如图 1 所示。

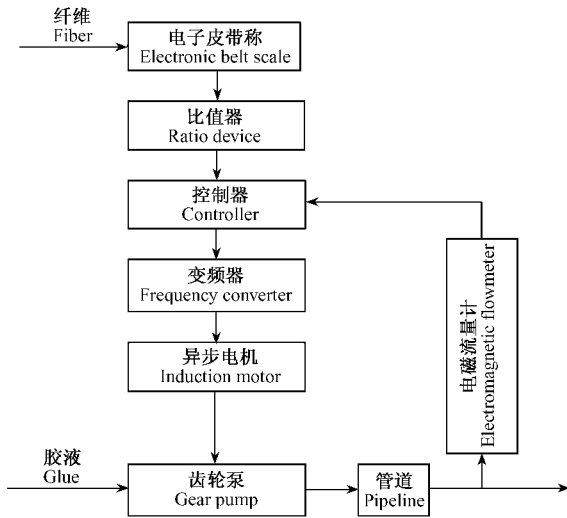


图 1 中密度纤维板施胶系统原理

Fig. 1 Schematic diagram of medium density fiberboard applying glue system

## 2 支持向量机回归算法

支持向量机回归的基本思想是通过一个非线性映射  $\Phi$  将数据  $x$  映射到高维特征空间,并在这个空间进行线性回归(王定成等 2003)。一般的回归问题可表述为:给定  $l$  个训练样本,学习机从中学习出输入输出变量之间的关系。假设给定了训练数据  $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l\}$ ,其中  $x_i \in R_n$  是第  $i$  个学习样本点的  $n$  维输入值,  $y_i \in R$  为对应的目标值,  $l$  为训练样本数目。目标就是寻找一个函数  $f(x)$  使得能较好地逼近所有的样本点。总体上,支持向量回归机的估计函数表示如下:

$$f(x) = \omega^T \cdot \varphi(x) + b, \quad (1)$$

式中:  $f(x)$  表示回归函数,  $\omega$  和  $b$  分别为回归函数的法向量及偏移量;  $\varphi(x)$  表示特征映射函数。则标准支持向量回归算法可以描述为下面的问题,即

$$\min \frac{1}{2} \| \omega \|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*), \quad (2)$$

$$s. t. \begin{cases} y_i - \omega^T \cdot \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \omega^T \cdot \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $C$  表示惩罚系数;  $\xi_i, \xi_i^*$  为松弛变量;  $\varepsilon$  为损失函数。

用拉格朗日乘子法求解,引入拉格朗日乘子  $\alpha_i, \alpha_i^*$ ,同时引入核函数  $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$ ,求解拉格朗日函数,经过推导,可得到其对偶优化问题为:

$$\begin{aligned} & \max_{\alpha_i, \alpha_i^*} W(\alpha_i, \alpha_i^*) \\ & = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) \sum_{j=1}^l (\alpha_j^* - \alpha_j) K(x_i - x_j) - \\ & \quad \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*), \quad (4) \end{aligned}$$

$$s. t. \begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C] \end{cases}, i = 1, 2, \dots, l. \quad (5)$$

在解出以上的二次优化问题后,一般公式可以改写为:

$$\begin{aligned} f(x) & = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \\ & = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b, \quad (6) \end{aligned}$$

式中  $b$  是通过支持向量计算得来;核函数  $K(x_i, x_j)$  是满足 Mercer 条件的任何对称的核函数对应于特征空间的点积(Rubine, 1992),通常使用的核函数包括线性核函数,多项式核函数以及径向基核函数(RBF)等。

## 3 最小二乘支持向量机建模

最小二乘支持向量机方法(LS-SVM)是通过将最小二乘线性系统引入到 SVM 中,代替传统的 SVM 采用二次规划法解决分类和函数估计问题。对于 LS-SVM,优化问题变为:

$$\min_{\omega, b, \xi} J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \gamma \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2, \gamma > 0. \quad (7)$$

式中:  $\gamma$  为处罚因子(正则化参数)。约束条件变为等式约束:

$$y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + \xi_i, i = 1, 2, \dots, l. \quad (8)$$

定义 Lagrange 函数为:

$$\begin{aligned} L(\omega, b, \xi, \alpha) & = J(\omega, \xi) - \sum_{i=1}^l \alpha_i \\ & \quad [ \omega^T \cdot \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i ]. \end{aligned} \quad (9)$$

根据 KKT( Karush-Kuhn-Tucker )最优条件 , 可得 :

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{i=1}^l \alpha_i \varphi(x_i), \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0, \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma \xi_i, \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow \omega^T \cdot \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i. \end{cases} \quad (10)$$

对于  $i = 1, \dots, n$ , 消去  $\omega$  和  $\xi$ , 得到方程 :

$$\begin{bmatrix} 0 & q^T \\ q & ZZ^T + \gamma^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix}, \text{ 其中 } y = [y_1, \dots, y_l]^T;$$

$$q = [1, \dots, 1]^T; \alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_l]; Z = \begin{bmatrix} \varphi(x_1)^T \\ \vdots \\ \varphi(x_l)^T \end{bmatrix}.$$

用最小二乘法求出  $\alpha$  和  $b$ , 由此得到 :

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i \varphi(x) \varphi(x_i) + b. \quad (11)$$

用核函数表示的非线性系统模型为 :

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x, x_i) + b. \quad (12)$$

### 4 基于 LS-SVM 的施胶系统逆模型辨识

4.1 系统的可逆性 对于离散的非线性单输入单输出系统  $y(k+1) = f[y(k), \dots, y(k-n), u(k), \dots, u(k-m)]$ , 式中 :  $y(k) \in R, u(k) \in R$  分别是系统的输出和输入,  $m \leq n, f$  是一非线性函数。

给定  $[y(k), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)]$ , 当任意的输入  $u_1 \neq u_2$ , 有  $f[y(k), \dots, y(k-n), u_1(k), \dots, u_1(k-m)] \neq f[y(k), \dots, y(k-n), u_2(k), \dots, u_2(k-m)]$ , 则称该系统是可逆的(肖健梅等 2007 ; 钟伟民 2006)。

4.2 LS-SVM 逆模型辨识原理 LS-SVM 逆模型原理如图 2 所示, 图中 :  $u_i$  为被控对象的给定输入激励信号,  $y$  为被控对象的输出, 以  $y$  和  $u$  分别作为 SVM 网络的输入和输出, 以误差  $e$  训练 LS-SVM 网络。

4.3 中密度纤维板施胶系统逆模型的建立与仿真 根据系统描述可知, 中密度纤维板施胶系统被控对象的输入为变频器的给定频率, 输出为胶液流量。根据系统输入量和输出量采集系统逆模型辨识所需的数据。现从东北林业大学研制的 MDF-1 型中密度纤维板调施胶系统采集 200 组数据, 将其中的 100 组数据作为建立逆模型的训练样本, 另外 100

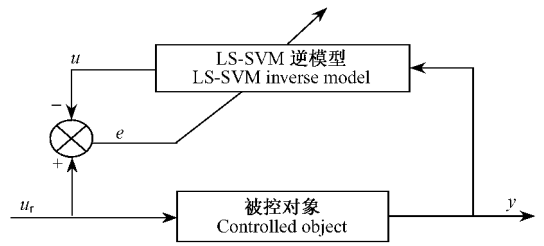


图 2 LS-SVM 逆模型辨识框图

Fig. 2 Block diagram of inverse model identification

组数据作为测试样本。使用 LS-SVM 建模需要确定 2 个参数正则化参数  $\gamma$  和宽度系数  $\sigma$ , 一般根据经验选取, 这 2 个参数的选取是否合理对模型的精度有很大影响, 如图 3 和图 4 分别是当  $\gamma = 100, \sigma = 0.01$  和  $\gamma = 200, \sigma = 0.1$  时的拟合曲线, 2 组参数均有误差, 其中第 1 组的误差较大。本文采用交叉验证法, 计算机运算得到优化参数  $\gamma = 118.544, \sigma = 1.15$ , 这样选取的参数可以实现较好的拟合效果, 但

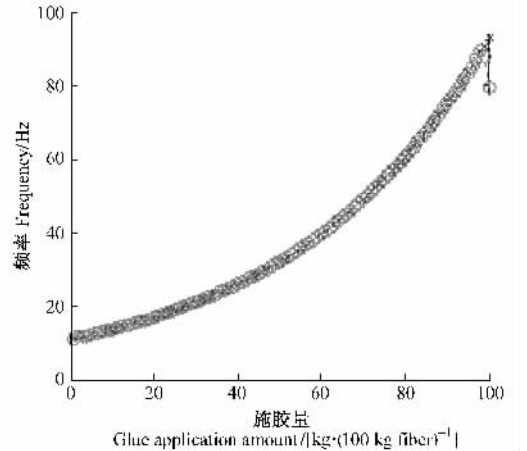


图 3  $\gamma = 100, \sigma = 0.01$  拟合曲线

Fig. 3  $\gamma = 100, \sigma = 0.01$  fitting curve

---\*---实际值 Actual value, ---○---预测值 Predictive value  
下同 The same below.

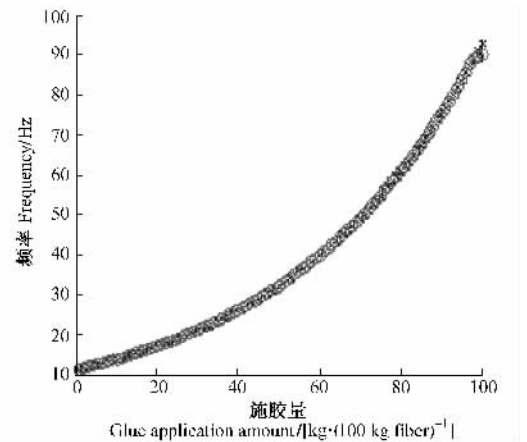


图 4  $\gamma = 200, \sigma = 0.1$  拟合曲线

Fig. 4  $\gamma = 200, \sigma = 0.1$  fitting curve

计算机计算参数需要耗费一些时间。核函数选用径向基(RBF)核函数  $K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2)$ , 使用 Matlab 软件进行逆模型训练和仿真得到辨识结果如图 5a 所示, 为了和神经网络相比较, 使用同样的数据用 BP 神经网络方法进行逆模型辨识, 效果如图 5b, 由图可知用 LS-SVM 方法和 BP 神经网络建立的逆模型输出均与试验数据符合得很

好。然而 BP 神经网络辨识的逆模型的平均误差为 0.006 6, 绝对误差最大为 0.009 2, LS-SVM 辨识的逆模型的平均误差仅为 0.003 5, 绝对误差最大为 0.005 2, LS-SVM 辨识的逆模型的平均误差和绝对误差均约为 BP 神经网络的 1/2, 仿真结果表明 LS-SVM 辨识的逆模型精度远远高于 BP 神经网络辨识的逆模型。

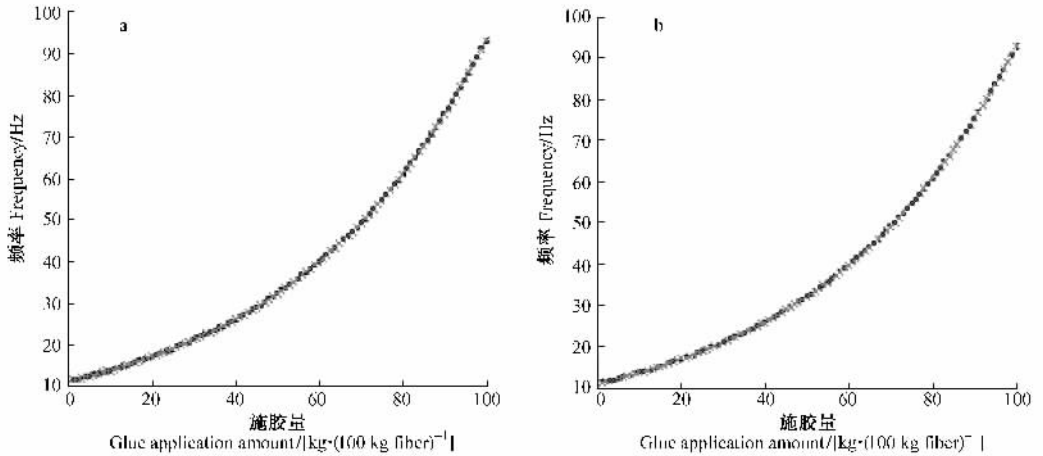


图 5 基于 LS-SVM 和 BP 神经网络的施胶系统逆模型辨识结果

Fig. 5 Identification result of applying glue system inverse model based on LS-SVM and BP neural network

a. 基于 BP 神经网络的施胶系统逆模型辨识结果 Identification result of applying glue system based on BP neural network; b. 基于 LS-SVM 的施胶系统逆模型辨识结果 Identification result of applying glue system based on LS-SVM.

## 5 结论

逆系统理论算法设计简单, 是一种解决中密度纤维板施胶系统控制问题的有效方法。本文在分析支持向量回归算法和最小二乘支持向量原理的基础上, 利用 LS-SVM 网络实现了对中密度纤维板施胶系统逆模型的辨识。仿真试验结果表明, 该算法可以很好地逼近试验数据, 且比神经网络更适合小样本的学习, 证明了该算法是切实有效的, 解决了中纤维板施胶系统逆模型建模难的问题, 为逆系统理论在中纤维板施胶系统中的应用提供了有利条件。

## 参 考 文 献

- 花 军, 曹 军, 唐 铨 峰, 等. 2005. 纤维板的调施胶技术. 东北林业大学学报, 33(1): 96-98.
- 李 胜. 2006. 逆系统方法在电液位置伺服系统中的应用. 哈尔滨工业大学博士学位论文.
- 李春文, 张 平, 冯元琨. 1998. 一种基于逆系统方法的化学反应器改进控制方案. 控制与决策, 13(5): 577-580.
- 李春文, 冯元琨. 1991. 多变量非线性控制的逆系统方法. 北京: 清华大学出版社.

- 王 定 成, 方 廷 建, 高 理 富, 等. 2003. 支持向量机回归在线建模及应用. 控制与决策, 18(1): 89-91.
- 吴 热 冰, 李 春 文. 2003. 一般非线性系统的构造性逆系统方法. 控制理论与应用, 20(3): 345-350.
- 肖 健 梅, 柯 玉 波, 王 锡 淮. 2007. 基于支持向量机的非线性系统逆控制. 中南大学学报, 38: 319-323.
- 钟 伟 民. 2006. 支持向量机在先进控制中的应用研究. 浙江大学博士学位论文.
- Alex J S, Bernhard S. 2004. A tutorial on support vector regression. Statistics and Computing, 14(3): 199-222.
- Rubine D. 1992. Criteria for gesture recognition technologies. Neural Networks Pattern Recog Human-comp Int Chichester: Ellis Horwood Limited, 243-263.
- Snell S A, Enns D F, Garrard W L. 1992. Nonlinear inversion flight control for a supermaneuverable aircraft. J Guid Contr Dynam, 15(4): 976-984.
- Suykens J A K. 2001. Support vector machines: a nonlinear modeling and control perspective. European Journal of Control, 7(2/3): 311-327.
- Vapnik V. 1999. The nature of statistical learning theory. New York: Springer.

(责任编辑 石红青)