

# 基于 LS-SVM 的虚拟 FDR 及其在操纵面偏角信号重构中的应用

甘旭升<sup>1</sup>, 端木京顺<sup>2</sup>, 高海龙<sup>3</sup>, 王美义<sup>4</sup>

(1. 西京学院, 陕西 西安 710123; 2. 空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038

3. 解放军 93132 部队, 黑龙江 齐齐哈尔 160072; 4. 西安军代局驻 203 所军代室, 陕西 西安 710065)

**摘要:** 为重构操纵面偏角信号, 提出了基于最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 的虚拟飞行数据记录器设计. 在设计中, LS-SVM 被作为仿真器和重构器. 仿真器用来模拟飞机的飞行动态特性, 重构器用于来重构主操纵面偏转信号. 仿真结果表明: 本设计是重构操纵面偏转参数的强有力工具, 在飞行事故调查中有非常广阔的应用前景.

**关键词:** 最小二乘; 支持向量机; 虚拟飞行数据记录器; 飞行事故调查

**中图分类号:** V328 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-855X(2010)02-0061-05

## Virtual FDR Based on LS-SVM and Its Applications to Reconstruction of Control Surface Angular Deflection Signals

GAN Xu-sheng<sup>1</sup>, DUANMU Jing-shun<sup>2</sup>, GAO Haibong<sup>3</sup>, WANG Meiyi<sup>4</sup>

(1. Xijing University, Shaanxi Xi'an 710123, China; 2. College of Engineering, Air Force Engineering University,

Xi'an 710038, China; 3. 93132 PLA Troops, Qiqihar Heilongjiang 160072, China;

4. Section of PLA Representation, 203 Research Institute Xi'an 710065, China)

**Abstract** For the reconstruction of Control Surfaces Angular Deflection (CSAD) signals, a scheme of Virtual Flight Data Recorder (VFDR), which is based on Least Squares Support Vector Machines (LS-SVM), is proposed. The scheme consists of LS-SVM Simulator (LS-SVMS) and LS-SVM Reconstructor (LS-SVMR). LS-SVMS is used to simulate the flight dynamics of aircraft and LS-SVMR to reconstruct the CSAD. The simulation shows that the scheme provides a powerful tool for reconstruction of CSAD and has a promising application to the investigation of aircraft crashes.

**Key words** least square; SVM; virtual FDR; investigation of aircraft crash

### 0 引言

飞行数据记录器 (FDR) 是飞机事故调查的重要信息源之一. 早期飞机装备的 FDR 受存储、传感器等技术的局限, 仅仅记录很少几个飞行参数, 很少记录操纵面偏角参数, 而这些参数在事故调查中往往起着关键作用. 上世纪 90 年代后期, 随着技术的进步和航空安全的需求, 机载数字 FDR 记录的飞行参数越来越多, 其中也包括副翼偏角、平尾偏角和舵偏角等参数, 极大地方便了事故调查. 然而对于一些即将退役或服役期不长的飞机来说, 改装这种昂贵的数字 FDR, 在设备、安装以及地面停机等方面的支出不菲, 有些得不偿失, 即使对美国这样财力雄厚的国家, 也只是改装了部分商业飞机. 在国内, 现役多数货运和客运飞机从国外购进, 情况大体类似. 因此, 以现有机载 FDR 为基础, 设计一种既节省开支, 又可重构操纵面偏角

收稿日期: 2009-11-10

第一作者简介: 甘旭升 (1972~), 男, 博士. 主要研究方向: 飞行安全, 智能算法, 控制科学与工程.

E-mail: ganxusheng123@163.com

的扩展 FDR, 将具有重要的经济和现实意义. 此外, 该设计还可用于飞机在非事故情况下时间序列的动态重构, 飞行品质监控, 控制系统设计以及改善飞行模拟器精度等方面.

Napolitano 最早提出了基于神经网络技术的虚拟飞行数据记录器 (VFDR) 设计, 并将其用于操纵面偏角重构<sup>[1,2]</sup>. 但是由于神经网络的固有缺陷, VFDR 实用性受到很大的限制. 当然, 也针对存在问题进行了改进<sup>[3]</sup>, 但都无法从本质上克服神经网络的不足. 国内相关问题的研究不多, 掌握的文献主要是飞行参数部分缺失的估计算法方面的研究, 从没有提出一个简易可行地、利用已有参数信息重构整个操纵面偏转信号的设计方案.

本文借鉴前人的设计思想, 提出了基于 LS-SVM 的 VFDR 设计方案, 并通过操纵面偏角重构实验对其进行了验证.

## 1 LS-SVM 算法

支持向量机 (SVM) 是在统计学习理论上发展起来的一种新型的机器学习方法<sup>[4]</sup>, 是公认的神经网络的替代方法, 它较好地解决了小样本、非线性、高维数、结构确定等问题, 具有较强的泛化能力. 而 LS-SVM 是将标准 SVM 算法中的不等式约束转化成等式约束得到的<sup>[5,6]</sup>.

设数据集  $\{(x_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, N\}$ , 其中,  $x_i \in R^n$ ,  $y_i \in R$ ,  $N$  为样本数,  $n$  为输入维数. 用一个非线性映射  $\varphi(\cdot)$  把样本从原空间  $R^n$  映射到某特征空间中, 并在这个高维特征空间中构造最优线性回归函数:

$$y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b \quad (1)$$

引入结构风险函数, 将回归问题转化为:

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \gamma \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \xi_i^2 \quad (2)$$

$$\text{s.t. } y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + \xi_i \quad (3)$$

其中,  $\gamma$  为惩罚系数,  $\xi_i$  为非相关随机误差.

用拉格朗日法求解这个约束优化问题:

$$L = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \gamma \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \xi_i^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i (\omega^T \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i) \quad (4)$$

式中  $\alpha_i$  为 Lagrange 乘子. 由 KKT 条件得:

$$\begin{bmatrix} 0 & I_N^T \\ I_N & \Omega + \gamma^{-1} I_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中,  $\Omega_{kl} = \varphi(x_k)^T \varphi(x_l)$ ,  $y = [y_1, \dots, y_N]^T$ ,  $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T$ ,  $I_N = [1, \dots, 1]$ ,  $k, l = 1, \dots, N$ . 根据 Mercer 条件, 定义核函数:

$$K(x_k, x_l) = \varphi(x_k)^T \varphi(x_l) \quad (6)$$

通过最小二乘法求出  $\alpha_i$  和  $b$  得到线性模型:

$$y(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (7)$$

对于上式 RBF 核函数是最好的选择, 即:

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

式中,  $\sigma$  为核参数. LS-SVM 只需确定  $(\gamma, \sigma)$  参数,  $(\gamma, \sigma)$  可通过交叉验证法来确定<sup>[7]</sup>.

## 2 固定尺度 LS-SVM 算法

由于 LS-SVM 求解  $K(x, x_i)$  时, 必须计算整个训练集  $\{x_i, y_i; i = 1, \dots, N\}$ . 如样本集较大时, 计算量将相当大. 固定尺度 LS-SVM 只选用训练集的一个子集  $N_n$  (称工作集, 且  $N_n \ll N$ ) 来估计  $K(x, x_j)$ . 工作集中的数据即为支持向量, 并用最大化二次 Renyi 熵来优化选择  $N_n$  中数据,  $H_R$  值大的数据点被选入工作

集. 二次 Reny i 熵:

$$H_R = - \log \int p(x)^2 dx \tag{9}$$

式中  $p(x)$  为  $x$  的密度分布, 可由下式估计:

$$\hat{p}(x)^2 dx = \frac{1}{N^2} I_N^T \Omega I_N \tag{10}$$

则固定尺度 LS-SVM 算法步骤如下:

- 1) 给定训练集  $\{x_i, y_i; i = 1, \dots, N\}$ ;
- 2) 选择固定尺度为  $Nn$  的工作集;
- 3) 从工作集中随机选择支持向量  $x_n$ , 同时在训练集中随机选择样本  $x_t$  代替  $x_n$  进入工作集;
- 4) 计算替换后工作集的 Reny i 熵值, 如果熵值增加, 保留  $x_t$  在工作集中, 反之剔除, 仍用原来  $x_n$  作为支持向量;
- 5) 如果 Reny i 熵过小或者迭代次数超出即停止, 否则转至 3)。

这样, 固定尺度 LS-SVM 大大减少了支持向量数目, 同时缩减了训练时间, 尤其可以大大缩短大样本数据集的训练时间<sup>[8, 9]</sup>。

### 3 虚拟飞行数据记录器 (VFDR) 设计

本文设计的 VFDR 由 LS-SVM 仿真器和 LS-SVM 重构器两部分组成<sup>[8]</sup>。LS-SVMs 用来仿真飞机的动态特性, 即用可得到的 FDR 飞参数据集来仿真 FDR 动态参数输出。其训练采取离线训练, 只要达到要求的训练精度即可与 LS-SVMR 相连。LS-SVMR 用于重构 CSAD 信号数据, 其输出为 CSAD 信号的估计值。图 1 为 VFDR 设计模块图。

VFDR 设计的主要目标: 通过控制  $k+1$  时刻 LS-SVMs 输出数据与实际 FDR 数据的最小加权平方差条件, 由 LS-SVMR 来迭代出  $k$  时刻的操纵面偏转信号。

#### 3.1 LS-SVM 仿真器 (LS-SVMs)

训练 LS-SVMs 需要完整的飞行数据集。这些数据应涵盖起飞、着陆、爬升、下降以及巡航等各个阶段的基本特征。对于这样的大样本来说, 采用标准 LS-SVM 算法将耗费大量的时间和内存资源, 而且核矩阵的容量也是一个应该考虑的问题。基于以上原因, 本设计在训练 LS-SVMs 中时使用了固定尺度 LS-SVM 算法。固定尺度 LS-SVM 处理大样本数据具有优良的稀疏特性, 能更好地解决训练中的时间和空间问题。

训练中使用的动态数据来自试飞收集的数据集, 主要包括如下参数: 横滚角 ( $\phi$ ), 俯仰角 ( $\theta$ ), 航向角 ( $\psi$ ), 横滚角速度 ( $w_x$ ), 俯仰角速度 ( $w_y$ ), 航向角速度 ( $w_z$ ), 副翼偏角 ( $\delta_a$ ), 平尾偏角 ( $\delta_e$ ), 舵偏角 ( $\delta_r$ ), 轴向过载, 侧向过载和法向过载等。通常假设一定数量的某型飞机中, 至少有一架飞机安装了记录以上这些参数的 FDR

为了说明问题, 以某型飞机为例, 假设一定数量的飞机中, 至少有一架飞机安装了记录包括操纵面偏转参数的 FDR。而目前能够得到的参数包括:  $\phi, \theta, \psi, w_x, w_y, w_z$  以及  $a_x, a_y, a_z$  (加速度轴向分量), 需要重构的参数:  $\delta_a$  和  $\delta_e$ 。训练前, 首先使用立体插值方法对原始数据进行插值处理, 以使各参数具有相同采样频率。此外数据中可能含有随机噪声和系统误差, 可用  $M$  点移动平均滤波器来滤除随机高频噪声:

$$y(n) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M-1} x(n+k-M/2-1) \tag{11}$$

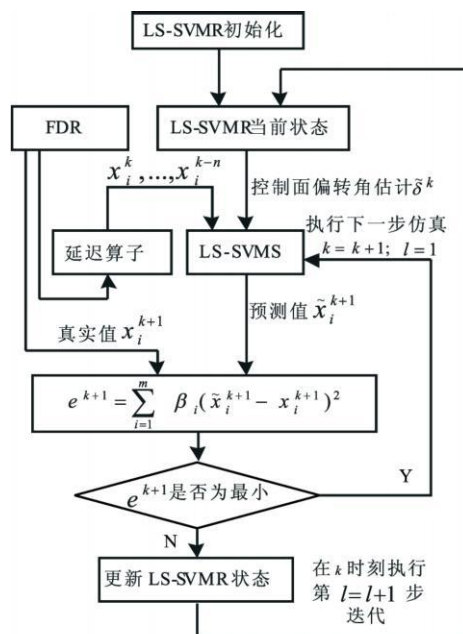


图 1 VFDR 设计模块图  
Fig.1 Module chart of VFDR design

式中,  $x$  为含噪声的原始量测值,  $y$  为经滤波器消除噪声影响的处理值,  $n$  为数据点索引,  $M$  为所要计算均值的点数.

因 LS-SVM 输出只有一维, 所以 LS-SVMs 由若干 LS-SVM 组成. 这由仿真器的输出维数决定. 其输入输出关系如下:

$$(x_1^{k+1}, \dots, x_m^{k+1}) = f_s(x_1^k, x_1^{k-1}, \dots, x_m^k, x_m^{k-1}, \delta^k) \quad (12)$$

式中,  $x$  为动态参数项,  $m$  为 LS-SVMs 输出维数.  $\delta$  为操纵面偏转参数, 表 1 给出了该 LS-SVMs 经过验证后的输入输出配置.

在该型飞机 12 000 s 的飞行数据中, 选取 10 000 s 机动飞行数据. 其中的 9 000 s 数据(取样间隔 0.4 s) 按表 1 配置来离线训练 LS-SVMs, 剩下的 1 000 s 用于验证. 图 2 至图 5 给出了利用 9 000 s 取样数据训练后, 得到的 LS-SVMs 模型的部分测试结果, 图 2 至图 5 依次给出  $\phi$ ,  $\dot{\phi}$ ,  $w_x$  和  $w_y$  的 LS-SVMs 预测值和实际值的对比. 可以看出预测结果比较令人满意, 建立的 LS-SVMs 模型可以模拟该型飞机的动态特性.

表 1 LS-SVMs 的输入输出

Tab 1 Input and output of LS-SVMs

重构选项	输入	输出
副翼偏转角	$w_x^k w_x^{k-1} \phi^k \phi^{k-1} \delta_A^k$	$w_x^{k+1} \phi^{k+1}$
平尾偏转角	$w_y^k w_y^{k-1} \theta^k \theta^{k-1} \delta_E^k$	$w_y^{k+1} \theta^{k+1}$

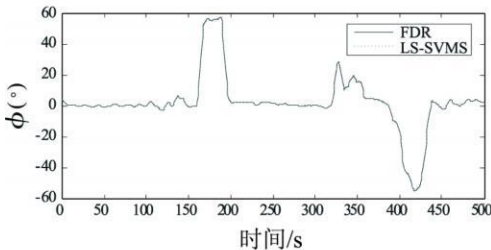


图2 横滚角的预测结果  
Fig.2 Prediction result of roll angle

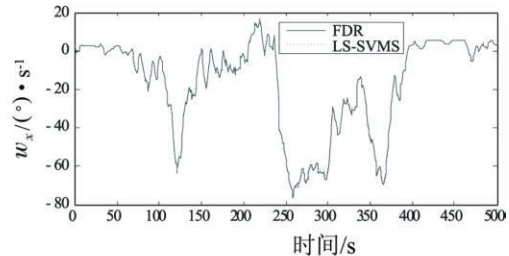


图3 横滚角速度的预测结果  
Fig.3 Prediction result of roll rate

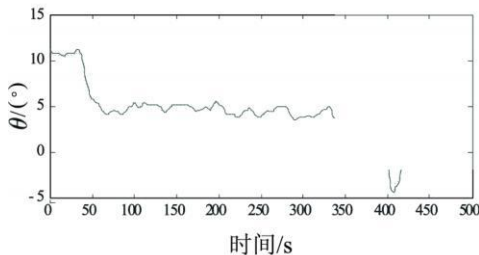


图4 俯仰角的预测结果  
Fig.4 Prediction result of pitch angle

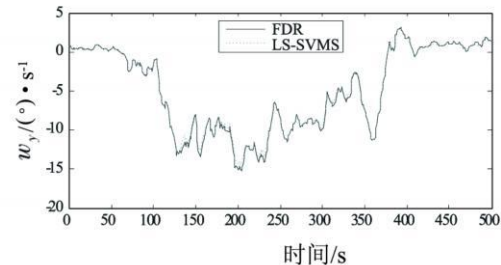


图5 俯仰角速度的预测结果  
Fig.5 Prediction result of pitch rate

### 3.2 LS-SVM 重构器 (LS-SVMR)

LS-SVMs 训练达到要求的精度后, 即可与 LS-SVMR 相连. 从图 1 可知, LS-SVMR 的输入为 LS-SVMs 的输出. 表达式表示为:

$$\delta^k = f_r(\tilde{x}_1^{k+1}, \dots, \tilde{x}_m^{k+1}) \quad (13)$$

式中,  $\tilde{x}$  为 LS-SVMs 输出的预测值.  $\delta$  为输出的操纵面偏角估计值. 当  $k+1$  时刻 LS-SVMs 的预测值和实际值的加权平方差最小时, LS-SVMR 的输出值为  $k$  时刻操纵面偏转信号的估计值, 仿真进入下一步. 否则, 在  $k$  时刻执行一个迭代过程, 当  $k+1$  时刻 LS-SVMs 的预测值和实际值的加权平方差最小时, 迭代过程结束, 仿真进入下一步. 表 2 为 LS-SVMR 经验证的输入输出配置.

图 6 与图 7 为将前述训练的 LS-SVMs 模型并入图 1 后, 由 LS-SVMR 得到的部分 CSAD 重构结果, 图 6 与图 7 分别给出了  $\delta_A$  和  $\delta_E$  的重构值和实际值的对比. 可以看出, 重构值与实际值总体比较吻合, 可以满足飞行品质监控和事故调查等方面的需要.

通过与神经网络版 VFDR 的重构结果对比发现: 本设计对副翼偏角和平尾偏角的重构精度并没有得到本质的提高. 但是 LS-SVM 版 VFDR 很好地解决了设计过程中网络结构确定、过学习和局部极小等问题, 这对于使用和推广 VFDR 具有非常大的实际意义.

表 2 LS-SVMR 的输入输出

Tab 2 Input and output of LS-SVMR

重构选项	输入	输出
副翼偏转角	$\tilde{w}_x^{k+1} \tilde{\phi}^{k+1}$	$\tilde{\delta}_A^k$
平尾偏转角	$\tilde{w}_y^{k+1} \tilde{\theta}^{k+1}$	$\tilde{\delta}_E^k$

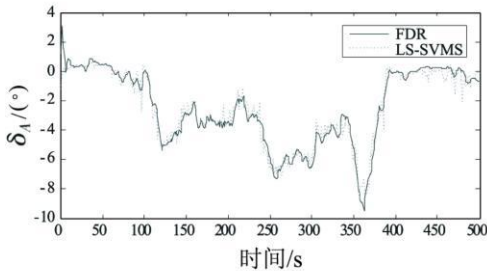


图6 副翼偏角的重构结果  
Fig.6 Reconstruction result of deflected angle of aileron

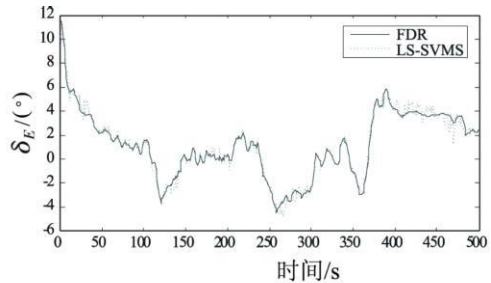


图7 平尾偏角的重构结果  
Fig.7 Reconstruction result of deflected angle of horizontal tail

## 4 结 论

本文提出了基于 LS-SVM 的 VFDR 设计. 设计中充分利用了 LS-SVM 的非线性映射能力, 并将 LS-SVMS 与 LS-SVMR 巧妙地结合, 通过它们之间的相互作用进行重构操作. 通过对某型飞机的 FDR 数据的仿真实验和验证表明: 本设计是重构 FDR 操纵面偏转参数的强有力工具, 也为重构 FDR 其它参数提供了新的思路. 在飞行安全领域具有非常广阔的应用前景.

## 参考文献:

- [1] Napolitano M R, Martinelli D R, Windon D A, et al virtual Flight Data Recorder: A Neural Extension of Existing Flight Data Recorder Capabilities[J]. AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, 1997
- [2] Napolitano M R, Windon D A. Neural Networks- Based Reconstruction of Flight Data for Aircraft Crash Investigation[A]. In Proceedings of the International Conference on Neural Networks, Washington, DC, 1996
- [3] Napolitano M R, Casanova J L, Windon D A, et al Neural and Fuzzy Reconstructors for the Virtual Flight Data Recorder[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(1): 61-70
- [4] Vapnik V. Statistical Learning Theory[M]. New York: Wiley, 1998
- [5] Suykens J A K, Gestel V T, Baabarter J De, et al Least Squares Support Vector Machines[M]. World Scientific, 2002
- [6] Jiao L C, Bo L F, Wang L. Fast Sparse Approximation for Least Squares Support Vector Machine[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2007, 18(3): 685-697
- [7] An S J, Liu W Q, Venkatesh S M. Fast cross-validation algorithms for least squares support vector machine and kernel ridge regression[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(8): 2154-2162
- [8] Espinoza M, Suykens J A K, De Moor B. Load forecasting using fixed-size least squares support vector machines[A]. 8<sup>th</sup> International Workshop on Artificial Neural Networks, WANN 2005: Computational Intelligence and Bio-inspired Systems, Vilnius - Lithuania, Springer-Verlag, 2005
- [9] Hung Y H, Liao Y S. Applying PCA and Fixed Size LS-SVM Method for Large Scale Classification Problem[J]. Information Technology Journal, 2008, 7(6): 890-896