

局部加权的LS-SVM大气数据组合导航故障检测

郝顺义¹, 夏奇², 黄国荣¹, 刘世一¹, 查仲洋³

(1.空军工程大学航空航天工程学院,西安710038;2.71901部队,山东聊城,252000;
3.桂林高级技工学校,广西,桂林,541004)

摘要 针对飞机惯性导航设备发生故障,原容错系统失效,而且一般最小二乘支持向量机(LS-SVM)检测算法不能有效处理局部预测的问题,提出一种基于局部加权LS-SVM故障检测法。对LS-SVM进行局部加权处理,用局部加权LS-SVM回归预测滤波器新息,并重构检验统计量,结合ADS/GNSS组合系统进行仿真验证。仿真结果表明:在全局容错系统失效情况下,基于局部加权LS-SVM故障检测法具有良好的预测效果,减少了故障检测时间,降低了虚警率。

关键词 最小二乘支持向量机;局部加权;故障检测;ADS/GNSS;虚警率

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2015.02.002

中图分类号 V249.3 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2015)02-0005-05

Fault Detection Algorithm Based on Local Weighted LS-SVM for ADS Integrated Navigation System

HAO Shun-yi¹, XIA Qi², HUANG Guo-rong¹, LIU Shi-yi¹, ZHA Zhong-xiang³

(1.College of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, AFEU, Xi'an, 710038;
2.Unit 71901 Liaocheng Shandong,252000;3.Guilin Senior Skilled Workers School,Guilin,Guangxi, 541004)

Abstract: Aimed at the problem of the previous fault-tolerant system and that the ordinary least squares support vector machine (LS-SVM) can not effectively perform local detection when a trouble appears in the inertial navigation system of aircraft, a fault detection method based on local weighted LS-SVM is proposed. Firstly, the LS-SVM is locally weighted. Then the innovation of filter by the forecasted innovation of the local weighted LS-SVM regression is used for the test statistics. At last, based on the ADS/GNSS system platform, a simulation is done and analyzed. The result shows that the local weighted LS-SVM fault detection algorithm is good in detection effect, and by using this algorithm the fault detection time and fault isolation rate are reduced greatly.

Key words: LS-SVM; local weighted; fault detection; ADS/GNSS; fault isolation rate

随着信息融合技术的发展,越来越多的导航信息源应用在飞机上,组合导航已经成为提高整个导航系统精度的重要手段。一般情况下,飞机组合导航系统采用基于联邦结构的卡尔曼滤波对组合导航系统实时进行故障检测与隔离^[1-3],提高系统的可靠性、容错能力。但是当惯导系统发生故障,以大气数

据辅助导航系统进行返航时,联邦卡尔曼滤波主滤波就会失效,从而造成系统容错能力降低。

最小二乘支持向量机(LS-SVM)是一种改进的支持向量机的新方法,它是采用最小二乘线性系统作为损失函数的二次规划方法,该方法具有较好的推广性和很强的鲁棒性,更适合处理工程应用问

收稿日期:2014-08-31

基金项目:航空科学基金资助项目(20100818017)

作者简介:郝顺义(1973-),男,山西临猗人,副教授,主要从事惯性导航与组合导航研究,E-mail: xiaqiwo123@163.com

引用格式: 郝顺义,夏奇,黄国荣,等. 局部加权的LS-SVM大气数据组合导航故障检测[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2015,16(2):5-9. XIA Qi, HAO Shunyi, HUANG Guorong, et al. Fault Detection Algorithm Based on Local Weighted LS-SVM for ADS Integrated Navigation System[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2015, 16(2): 5-9.

题^[4-6]。但当全局学习受到比较强的干扰后,最小二乘支持向量机方法有可能发生失效,在这种情况下引入局部 LS-SVM,根据局部完好的系统对局部样本集建模并进行预测回归^[7]。

本文针对主惯导失效时传统故障检测方法失效的特点,提出一种基于局部加权 LS-SVM 故障检测方法,将大气数据组合导航系统的信息作为整个组合导航系统的局部样本集,通过局部学习对 LS-SVM 局部加权处理,回归预测得到滤波器新息,并重构检验统计量进行故障检测,以改善一般 LS-SVM 的不足,提高故障检测的灵敏度。

1 局部加权 LS-SVM 回归算法

局部加权 LS-SVM 是在标准最小二乘支持向量机方法基础上提出的用于解决在全局系统受到复杂变化和强烈干扰时,对局部系统进行分类和函数估计问题的改进方法。

1.1 LS-SVM 回归算法

设训练样本集为 $\{x_i, y_i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$, $x_i \in \mathbf{R}^d$, $y_i \in \mathbf{R}$, 则最优决策函数为:

$$f(x) = \mathbf{w}^T \varphi(x) + b \quad (1)$$

式中: \mathbf{w} 为权向量; b 为偏差量。

则 LS-SVM 回归问题对应的优化问题为:

$$\min_{\mathbf{w}, b, e} \Phi(\mathbf{w}, b, e) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (2)$$

式中: e_i 为误差变量; γ 为正则化参数。

LS-SVM 回归的约束条件为:

$$y_i = \mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + e_i \quad (3)$$

根据目标函数和约束条件建立拉格朗日求解方程:

$$L(\mathbf{w}, b, e, \alpha) = \Phi(\mathbf{w}, e) - \sum_{i=1}^n \alpha_i [\mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i] \quad (4)$$

式中: $\alpha_i \geq 0$ 为拉格朗日乘数,通过求解方程组为:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \Rightarrow \alpha_i = \gamma e_i \\ \frac{\partial L}{\partial y_i} = 0 \Rightarrow \mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (5)$$

转换为矩阵形式得:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{l}^T \\ \mathbf{l} & \Omega + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: \mathbf{l} 为 $l \times 1$ 的单位向量, Ω_{ij} 为:

$$\Omega_{ij} = K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (7)$$

求解 b 和 α 可得回归函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n a_i K(x_i, x_j) + b \quad (8)$$

1.2 局部加权 LS-SVM 的回归算法

当组合导航系统主惯导发生故障后,子系统得到的训练样本集差异变大,核函数 $K(x_i, x_j)$ 的选取可能会相差很大,相当于给全局学习加入复杂强烈的干扰,针对上述问题,本文通过对发生故障后的系统进行局部学习,将辅助子系统输出信息作为子样本,通过相似原理,建立局部回归模型,通过测试样本和训练样本的欧氏距离对核函数进行加权修正,进而对整体系统样本进行预测。

首先寻找与测试样本 x_{test} 相似的样本点构造局部训练样本集 A , 假设训练样本集中的 2 个点分别为 $x_{\text{train}}(i)$ 、 $x_{\text{train}}(j)$, 其与测试样本的欧氏距离分别为:

$$\begin{cases} L_i = \|x_{\text{train}}(i) - x_{\text{test}}\|^2 \\ L_j = \|x_{\text{train}}(j) - x_{\text{test}}\|^2 \end{cases} \quad (9)$$

这里定义局部学习权重修正因子如下:

$$\beta = \sin\left(\frac{L_i}{L_j} \frac{\pi}{2}\right) \quad (10)$$

则测试样本和训练样本间的加权修正距离为:

$$d = \frac{\beta}{n} \sum_{i=1}^n \|x_{\text{train}}(i) - x_{\text{test}}\|^2 \quad (11)$$

由于 $K(x_i, x_j)$ 对样本的预测由欧氏距离决定,根据距离对 $K(x_i, x_j)$ 进行加权修正,这样使得离预测样本越近的数据对预测输出起的作用越大,使得模型更具实时性,输出更为准确,则加权修正后的核函数为:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2 d}\right) \quad (12)$$

2 基于局部加权 LS-SVM 的故障检测算法

2.1 故障函数的计算

根据局部加权 LS-SVM 回归算法,取系统 Q 个 n 维的故障特征观测量 $X_p = \{x_i\}$, $x_i \in \mathbf{R}^n$, $i = 1, 2, \dots, Q$ 作为训练输入,对应的故障模式向量即滤波器新息 $Y_p = \{y_i\}$, $y_i \in \mathbf{R}^m$, $i = 1, 2, \dots, Q$ 。系统对应的输入输出具有如下的映射关系: $F: (\mathbf{R}^n)_p \rightarrow (\mathbf{R}^m)_p$ $Y = F(X)$ 。

传统故障检测算法采用组合导航系统的卡尔曼滤波器新息作为检验统计量^[8],新息定义为:

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{Z}_{k/k-1} = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{X}_{k/k-1} \quad (13)$$

式中: \mathbf{r}_k 为滤波器新息; \mathbf{Z}_k 为系统实际量测值; $\mathbf{Z}_{k/k-1}$; \mathbf{H}_k 为分别为系统预测值和观测矩阵。

2.2 检测统计量 T_a 的计算

基于局部加权 LS-SVM 回归算法的故障检验统计量这里重新定义为:

$$T_a = (\mathbf{r}_a)^T \mathbf{V}_k^{-1} \mathbf{r}_a \quad (14)$$

$$\mathbf{r}_a = (\mathbf{V}_k)^{-1} \sum_{k=1}^n \mathbf{V}_k^{-1} \mathbf{r}_k \quad (15)$$

$$\mathbf{V}_k = (1 - \frac{1}{k-1})\mathbf{V}_{k-1} + \frac{1}{2(k-1)}(\mathbf{r}_k - \mathbf{r}_{k-1})^2 \quad (16)$$

当系统正常工作时, T_a 服从自由度为 n 的 χ^2 分布,故障判决准则为:若 $T_a > T_D$, 有故障;若 $T_a \leq T_D$, 无故障。其中, T_D 为检测门限,一般情况下由系统所允许的最小误警率 P_{FA} 确定:

$$\int_{T_D}^{\infty} f\chi_{(n)}^2(x)dx = P_{FA} \quad (17)$$

式中: $f\chi_{(n)}^2(x)$ 为 χ^2 分布的概率密度函数,由式(17)可知,检测门限值 T_D 与所用的卫星数 n 、允许的误警概率 P_{FA} 有关。表 1 给出了不同卫星数和误警率时的检测门限值。

表 1 不同卫星数和误警率时的检测门限值

Tab.1 The detection threshold of different

N asset coverage and false alarm rate

卫星数 n	$P_{FA} = 0.002/h$	$P_{FA} = 10^{-5}/h$
1	9.549 5	19.511 4
2	12.429 2	23.025 9
3	14.795 5	25.901 7
4	16.923 8	28.473 3
5	18.907 4	30.856 2
6	20.791 2	33.107 1

此外在二元假设检验中,当故障存在,观测显示正常的情况定义为漏检,漏检率用 P_{MD} 表示为:

$$Pr(r < T_D/H_1) \int_0^{T_D} f\chi_{(n)}^2(x)dx = P_{MD} \quad (18)$$

算法流程见图 1。

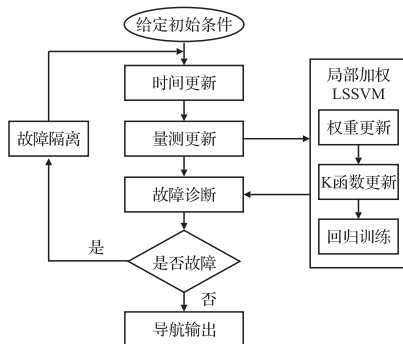


图 1 故障检测算法流程图

Fig.1 The flowchat of the algorithm

2.3 水平保护限值 HPL

由于系统的一些误差会导致该算法所计算的检

验统计量不可用,因此用水平保护限值 HPL 来判断该算法是否可用。本文的 HPL 由 HPL_1 和 HPL_2 两部分构成,它们之间的关系为:

$$HPL = \sqrt{HPL_1^2 + HPL_2^2} \quad (19)$$

式中: HPL_1 由相应的漏警率需求和水平位置偏差的均方差 σ 确定^[8]:

$$HPL_1 = \alpha\sigma \quad (20)$$

式中: α 是相应的漏警率需求指标,民用航空辅助导航时其漏警率不能超出 0.001/h,可取 α 为漏警率上限。 HPL_2 是用最难检测卫星的斜率表示。各个卫星的斜率是对应卫星的水平误差与其检验统计量分布之比,其中:

$$HPL_2 = \text{slope}_{\max} \delta \text{ bias} \quad (21)$$

式中:斜率 slope 的计算是用卡尔曼滤波增益 K_k 和量测方差阵来完成的。

3 大气数据组合导航系统

在飞机组合导航系统中,当主惯导设备发生故障后,飞机大气数据导航系统以备用惯导设备提供姿态信息,以大气数据系统(ADS)、卫星导航系统(GNSS)、无线电近导系统(WSNS)和天文导航系统(CNS)等作为辅助导航方式组成大气数据组合导航系统^[9-10]。以大气数据系统作为主参考系,其余传感器与 ADS 组成 3 个子滤波器,以 ADS/GNSS 组合子系统为例建立模型,系统结构见图 2。

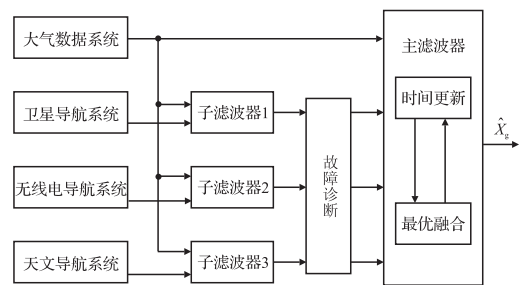


图 2 大气数据组合导航系统结构图

Fig.2 The structure of ADS coupled system

ADS 的状态误差变量为:

$$\mathbf{X}_A = [\mathbf{v}_{wbE} \ \mathbf{v}_{wbN} \ \mathbf{v}_{wbU} \ \mathbf{v}_{wrE} \ \mathbf{v}_{wrN} \ \mathbf{v}_{wrU} \ \delta k_A \ \delta h_b]^T \quad (22)$$

状态变量共 8 维, \mathbf{v}_{wbi} ($i = E, N, U$) 为随机常值风; \mathbf{v}_{wri} ($i = E, N, U$) 为相关风; δk_A 为空速测量中的刻度系数; δh_b 为气压高度的量测误差,假设它在时间上相关,相关时间为 τ_b 。

GNSS 的状态误差变量为:

$$\mathbf{X}_G = [\delta L_G \ \delta \lambda_G \ \delta h_G \ \delta v_{GE} \ \delta v_{GN} \ \delta v_{GU}]^T \quad (23)$$

状态变量共 6 维, $\delta L_G, \delta \lambda_G, \delta h_G, \delta v_{GE}, \delta v_{GN}$,

δv_{GU} 分别为 GNSS 的位置误差和速度误差。

则 ADS/GNSS 组合系统量测方程为：

$$\mathbf{Z}_{\text{ADS}} = [H_A \quad H_G] \begin{bmatrix} X_A \\ X_G \end{bmatrix} + V_{\text{ADS}} \quad (24)$$

4 仿真分析

对 ADS/GNSS 组合导航系统进行 800 s 的仿真,选取某飞机匀速直飞返航过程作为研究对象,航向 135° ,起始位置:经度 34° ;纬度 109° ;高度 1 200 m,此过程可见星为 10 颗。在 400 s~600 s 时间段对 GNSS 的高度测量值加上 1 m/s 的缓变故障,故障表达式如下：

$$h_1(t) = h(t) + (t - t_1) \quad (25)$$

式中： $h(t)$ 为未发生故障时卫星高度测量值； $h_1(t)$ 为发生故障后的卫星高度测量值； t 为导航时间； t_1 为发生故障的时刻。

选取虚警率 $P_{FA} = 0.002/h$ ，对应检验门限取 $T_D = 22.338 \text{ 0 m}$ 。取前 300 组高度数据构成 2 组单变量时间序列,前 200 组为训练样本,后 100 组作为测试样本。分别建立局部加权最小二乘支持向量机和一般最小二乘支持向量机预测模型,则高度的预测结果见图 3。

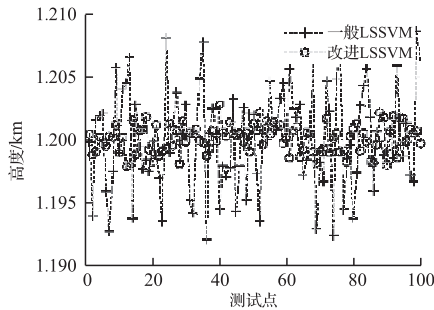


图 3 高度回归预测曲线比较

Fig.3 The prediction of height of the two LS-SVM

从图 3 预测结果可以看出,采用局部加权 LS-SVM 对组合高度数据进行预测,取得了很好的效果,稳定性要优于一般 LS-SVM 回归法。故障时水平保护限值见图 4。

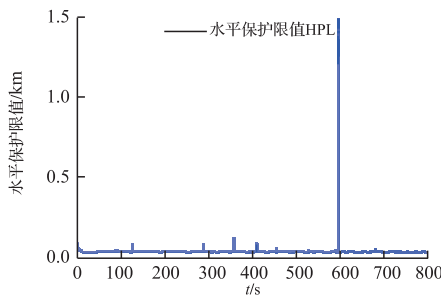


图 4 1 m/s 故障时水平保护限值

Fig.4 The HPL of fault 1 m/s

采用局部加权 LS-SVM 检测法与原方法的比较见图 5~6。

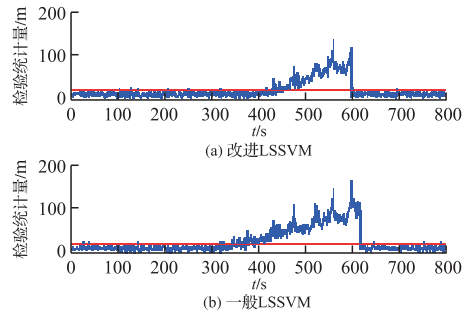


图 5 故障检测比较

Fig.5 The test statistic of the two fault detection algorithm

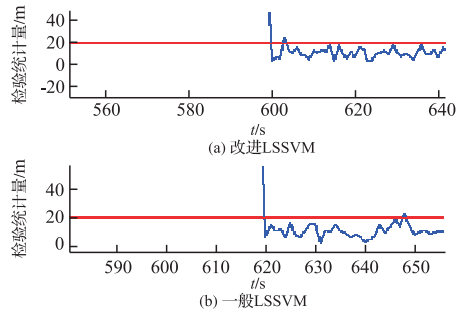


图 6 故障延迟比较

Fig.6 The delay of the two fault detection algorithm

从图 5、图 6 2 种方法的故障检测比较可见,局部加权 LS-SVM 故障检测法对系统故障具有更为灵敏的响应,响应时间更短。而且在故障消除后一般 LS-SVM 故障检测法仍处于误警状态近 20 s。

同时,在虚警率 $P_{FA} = 0.002/h$ 下的对阶跃和缓变故障的漏检率见表 2。

表 2 不同故障量级的漏检率

Tab.2 The false negatives rate of different fault

方法	90 m 阶跃	100 m 阶跃	1 m/s 缓变	2 m/s 缓变
改进法	0.061 8	0.013 0	0.006 3	0.002 3
一般法	0.076 5	0.017 4	0.007 1	0.003 5

由表 2 可以看出,在误警率一定的情况下随着故障量级的增大而漏检率降低,这是显而易见的,同时,局部加权法的漏检率要稍微降低。

根据上述分析结果,由于局部加权 LS-SVM 故障检测法对局部训练样本核函数进行实时权值修正,对故障检测比较灵敏,而一般 LS-SVM 故障检测法仍使用失效的全局核函数,导致故障处理延迟,由此证明本文提出的局部改进方法适用于组合导航系统的故障检测。

5 结语

本文针对惯性导航失效时,由大气数据组合导

航系统进行返航的情况下,一般LS-SVM故障检测法对故障检测延迟和误判的问题,提出了基于局部加权LS-SVM故障检测法,对局部训练样本进行局部加权LS-SVM回归预测,并加权重构检验统计量,并对ADS/GNSS组合导航系统进行了仿真验证。仿真结果表明,基于局部加权LS-SVM的检测算法提高了系统故障检测灵敏度,降低了误警率,说明此方法是有效可行的。

参考文献(References):

- [1] Zhou J C, Stefan K, Otmar L. Sequential Processing of Integrated Measurements in Tightly-coupled INS/GPS Integrated Navigation System[C]//AIAA Guidance Navigation and Control Conference. Toronto, Canada; AIAA press, 2010: 2-5
- [2] 杨长林, 欧迪栋, 刘延飞. 基于联邦滤波的组合导航故障诊断与容错研究[J]. 科学技术与工程, 2012(12): 8601-8605.
YANG Changlin, OU Didong, LIU Yanfei. Research on Fault Detection and Fault-Tolerant for Integrated Navigation System based on Federated Kalman Filter Method[J]. Science Technology and Engineering, 2012(12): 8601-8605. (in Chinese)
- [3] 王其, 徐晓苏. 系统容错技术在水下航行器组合导航系统中的应用[J]. 中国惯性技术学报, 2008, 16(2): 167-170.
WANG Qi, XU Xiaosu. Application of Fault-Tolerant Technology to Integrated Navigation System of Underwater Vehicle[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2008, 16(2): 167-170. (in Chinese)
- [4] 杨奎河, 单甘霖. 基于最小二乘支持向量机的汽轮机故障诊断[J]. 控制与决策, 2007, 22(7): 778-782.
YANG Kuihe, SHAN Ganlin. Steam Turbine Fault Diagnosis based on Least Squares Support Vector Machine [J]. Control and Decision, 2007, 22(7): 778-782. (in Chinese)
- [5] Suykens J A K, Vandewalle J. Least Squares Support Vector Machine Classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [6] 戴林超, 吴琳丽, 赵海娜. 基于最小二乘支持向量机的故障预测法 [J]. 中南大学学报: 自然科学版. 2009, 32(01): 253-257.
DAI Linchao, WU Linli, ZHAO Haina. Error Prediction based on Least Squares Support Vector Machines [J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2009, 32(01): 253-257. (in Chinese)
- [7] Xiaoming Wang, Fulai Chung, Shitong Wang. On Minimum Class Locality Preserving Variance Support Vector Machine [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 2753-2762.
- [8] Bhatti U I, Chieng W Y. Detecting Multiple Failures in GPS/INS Integrated System: A Novel Architecture for Integrity Monitoring [J]. Journal of Global Positioning Systems, 2009, 8(1): 26-42.
- [9] 张明源, 王宏力. INS/CNS/GPS组合导航数据融合算法与仿真研究[J]. 电光与控制, 2008, 15(4): 42-44.
ZHANG Mingyuan, WANG Hongli. On Data Fusion Algorithm and Simulation of INS/CNS/GPS Integrated Navigation System [J]. Electronics Optics & Control, 2008, 15(4): 42-44. (in Chinese)
- [10] Bhatti U I, Ochieng W Y. Detecting Multiple Failures in GPS/INS Integrated System: A Novel Architecture for Integrity Monitoring [J]. Journal of Global Positioning Systems, 2009, 8(1): 26-42.

(编辑:田新华)