

文章编号: 1001-0920(2011)09-1433-03

一种基于LS-SVM的联邦滤波故障检测方法

高运广, 王仕成, 刘志国, 赵欣

(第二炮兵工程学院 301教研室, 西安 710025)

摘要: 针对 χ^2 检验法在组合导航系统联邦滤波故障检测中的不足, 提出一种基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)的故障检测方法, 即在LS-SVM对子滤波器新息进行预测的基础上构造故障检测量. 以捷联惯导/卫星/天文组合导航系统为应用平台, 采用无重置的联邦滤波对子系统突变和渐变两种故障的检测进行了仿真分析. 仿真结果表明, 所提出的LS-SVM检测法比残差 χ^2 检验法具有更好的故障检测能力, 由此验证了方法的有效性.

关键词: 组合导航; 故障检测; 最小二乘支持向量机; 联邦滤波

中图分类号: V249.32

文献标识码: A

Fault detection method based on LS-SVM for federated Kalman filter

GAO Yun-guang, WANG Shi-cheng, LIU Zhi-guo, ZHAO Xin

(The 301 Faculty, The Second Artillery Engineering Institute, Xi'an 710025, China. Correspondent: GAO Yun-guang, E-mail: 1978@126.com)

Abstract: Aiming at the shortage in χ^2 detection methods, a fault detection method based on least squares support vector machine(LS-SVM) is proposed for federated Kalman filter in integrated navigation system, which constructs the fault detection variable based on the forecasted residual by using LS-SVM. Based on the strapdown inertial navigation system/global navigation satellite system /celestial navigation system integrated navigation system platform, the simulation faults of mutation and transition in the subsystem are detected by using the LS-SVM method and residual χ^2 detection method, which is analyzed by using the no-reset federated Kalman filter model. The result of experiment shows that the fault detection ability of the LS-SVM method is better than that of the residual χ^2 detection method, which shows the effectiveness of the proposed LS-SVM method.

Key words: integrated navigation; fault detection; least squares support vector machine; federated Kalman filter

1 引言

随着导航理论与技术的发展, 组合导航已成为提高导航系统精度及其系统整体性能的一种重要途径. 但是, 导航子系统的增加也使得组合系统的故障率随之增加. 如果有一个子系统发生故障, 则其余的子系统都可能被污染, 进而使整个组合导航系统性能下降甚至失效. 因此, 对组合导航系统实时进行故障检测与隔离是非常必要的. 组合导航系统级故障检测方法中, 基于 χ^2 检验法的状态检验法和残差检验法最为常用, 这两种方法分别通过构造状态或者残差统计量, 并根据这些统计量所服从的概率统计分布来判断组合系统中是否出现故障^[1-3]. 这两种方法在应用中也呈现出一些不足: 状态法计算量大且要求比较准确地了解系统先验知识, 否则会因初值设置不当造成故障检测结果错误; 残差法由于计算简单取得了更广泛

的应用, 但是故障敏感程度低, 对渐变故障的检测效果较差.

支持向量机(SVM)是一种基于统计学习理论和结构风险最小化的新型学习机器, 在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有优势, 也具有较好的回归预测能力. 最小二乘支持向量机(LS-SVM)是SVM的一种改进形式, 用求解线性方程组的方法避免了复杂的二次规划求解问题, 在具有相同精度条件下, 其运算简单, 收敛速度快, 因此更适合解决工程应用问题^[4-6]. 本文在 χ^2 残差检验法的基础上, 提出了一种基于LS-SVM的故障检测方法, 以改善原方法的不足.

2 残差 χ^2 检测方法

残差 χ^2 检验法的思想可以描述为: 如果包括 $k-1$ 步以前的系统无故障, 则经过卡尔曼滤波得到的

收稿日期: 2010-06-17; 修回日期: 2010-11-04.

作者简介: 高运广(1978-), 男, 工程师, 博士后, 从事组合导航、故障容错等研究; 王仕成(1962-), 男, 教授, 从事导航、制导与控制等研究.

第 $k-1$ 步的估计值 $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}$ 应该是正确的, 由系统的状态方程可得到第 k 时刻系统状态的递推值

$$\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1}. \quad (1)$$

由此可得到 k 时刻系统观测的预测值

$$\hat{\mathbf{Z}}_{k/k-1} = \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}. \quad (2)$$

若 k 时刻系统的实际量测值 \mathbf{Z}_k 是正确的, 即系统正常工作, 则它与预测值 $\hat{\mathbf{Z}}_{k/k-1}$ 之间的差值 \mathbf{r}_k (也称新息) 应服从 0 均值高斯白噪声分布

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_{k/k-1} = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}. \quad (3)$$

其方差为

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k. \quad (4)$$

当系统发生故障时, 残差 \mathbf{r}_k 便不再为 0 均值的高斯白噪声序列. 因此, 通过检测 \mathbf{r}_k 的统计特性即可以判断系统是否发生故障. 构造统计量

$$\lambda_k = \mathbf{r}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{r}_k. \quad (5)$$

当系统正常工作时, λ_k 服从自由度为 m 的 χ^2 分布, 即 $\lambda_k \sim \chi^2(m)$; 当发生故障时, λ_k 不再服从自由度为 m 的 χ^2 分布. 由此可得如下判决准则: 1) 当 $\lambda_k \leq \chi_\alpha^2$ 时, 认为系统工作正常; 2) 当 $\lambda_k > \chi_\alpha^2$ 时, 认为系统出现故障. λ_k 称为检测函数, χ_α^2 称为检测门限, α 为误警概率.

3 LS-SVM 回归算法

设训练样本集为 $(\mathbf{x}_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n, \mathbf{x} \in \mathbf{R}^d, y \in \mathbf{R}$. 回归函数为

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}) + b. \quad (6)$$

对于 LS-SVM, 回归对应的优化问题可描述为在约束

$$y_i = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b + \xi_i \quad (7)$$

下, 求函数

$$J(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (8)$$

的极小值, 其中 C 为惩罚参数.

定义 Lagrange 函数如下:

$$L(\mathbf{w}, b, \xi, \alpha) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i [\mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b + \xi_i - y_i]. \quad (9)$$

分别求 Lagrange 函数对 \mathbf{w}, b, ξ_i 和 α_i 的偏导数并令其为零, 可得如下最优条件:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi(\mathbf{x}_i), \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0, \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = C \xi_i, \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b + \xi_i - y_i = 0. \end{cases} \quad (10)$$

将式 (10) 写成矩阵形式, 并消去 \mathbf{w} 和 ξ , 可得如下方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \Omega + C^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}, \quad (11)$$

其中 $\Omega_{ij} = \varphi(\mathbf{x}_i)^T \varphi(\mathbf{x}_j) = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$. 求解方程 (11) 可得

$$b = \frac{\mathbf{1}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{1}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{1}}, \quad (12)$$

$$\alpha = \mathbf{A}^{-1} (\mathbf{y} - b \mathbf{1}), \quad (13)$$

从而得到回归函数为

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b. \quad (14)$$

4 LS-SVM 故障检测方法

在卡尔曼滤波中, 故障与新息具有密切的关系, 而新息需要通过量测值来确定, 利用它们之间的联系, 可对系统故障情况进行分析. 这里, LS-SVM 故障检测方法的基本思想是: 将滤波器观测值 \mathbf{Z}_k 作为 LS-SVM 的输入, 新息 \mathbf{r}_k 作为其输出, 每次滤波时用 LS-SVM 对 \mathbf{r}_k 的预测估计值代替残差 χ^2 检验法中 \mathbf{r}_k 的计算值 (见式 (3)), 并在此基础上对故障状态进行判断. 同其他机器学习方法一样, LS-SVM 在应用前需要进行学习训练, 当训练达到需要的精度后便可应用.

组合导航系统由 3 个子系统组成, 分别为捷联惯导系统 (SINS)、全球卫星导航系统 (GNSS) 和天文导航系统 (CNS). 为提高系统的容错性能, 系统信息融合采用无重置的联邦滤波结构^[7-8], 即 $\beta_m = 0, \beta_i = 1/N$. SINS 是一种自主式导航系统, 可连续输出位置、速度、航向、姿态等多种导航参数, 且短期精度高; GNSS 虽然定位精度也很高, 但是动态环境下可靠性差, 数据输出频率低; CNS 虽然也是一种定位、定向精度高的自主式导航系统, 但易受天气条件限制, 数据输出频率低. 因此, 这里将 SINS 作为公共参考系统, 并组成 SINS/GNSS 和 SINS/CNS 两个子系统^[9-10], 在数据融合前对各子系统进行故障检测与隔离. 系统故障容错结构如图 1 所示.

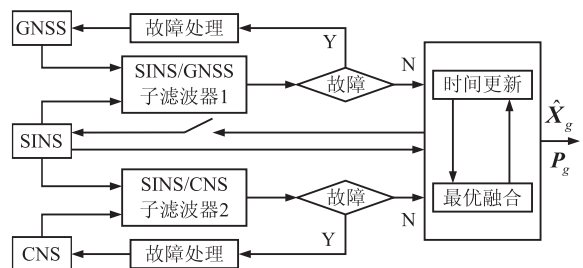


图 1 SINS/GNSS/CNS 组合导航系统结构图

SINS 的状态误差为

$$\mathbf{X}_I = [\delta L \ \delta \lambda \ \delta h \ \delta v_E \ \delta v_N \ \delta v_U \ \phi E \ \phi N \ \phi U \ \varepsilon_{bx} \ \varepsilon_{by} \ \varepsilon_{bz} \ \varepsilon_{rx} \ \varepsilon_{ry} \ \varepsilon_{rz} \ \nabla_x \ \nabla_y \ \nabla_z]^T. \quad (15)$$

其中: $\delta L, \delta \lambda, \delta h$ 为纬度、经度和高度方向上的位置误差; $\delta V_E, \delta V_N, \delta V_U$ 为东、北、天速度误差; ϕ_E, ϕ_N, ϕ_U 为平台角误差; $\varepsilon_{bx}, \varepsilon_{by}, \varepsilon_{bz}, \varepsilon_{rx}, \varepsilon_{ry}, \varepsilon_{rz}$ 分别为陀螺的常值漂移和相关漂移误差; $\nabla_x, \nabla_y, \nabla_z$ 为加速度等效漂移误差。

GNSS 的状态误差为

$$\mathbf{X}_G = [\delta L_G \ \delta \lambda_G \ \delta h_G \ \delta v_{GE} \ \delta v_{GN} \ \delta v_{GU}]^T. \quad (16)$$

其中: $\delta L_G, \delta \lambda_G, \delta h_G$ 为 GNSS 的位置误差; $\delta v_{GE}, \delta v_{GN}, \delta v_{GU}$ 为 GNSS 的速度误差。

CNS 的状态误差为

$$\mathbf{X}_C = [\phi_{EC} \ \phi_{NC} \ \phi_{UC}]^T, \quad (17)$$

其中 $\phi_{EC}, \phi_{NC}, \phi_{UC}$ 为 CNS 的姿态角误差。

子滤波器 1 的量测方程为

$$\mathbf{Z}_{IG} = [\mathbf{H}_1 \ \mathbf{H}_G] \begin{bmatrix} \mathbf{X}_I \\ \mathbf{X}_G \end{bmatrix} + \mathbf{V}_{IG}. \quad (18)$$

其中: $\mathbf{H}_1 = [\mathbf{I}_{6 \times 6} \ 0_{6 \times 12}]$, $\mathbf{H}_G = [-\mathbf{I}_{6 \times 6}]$, \mathbf{V}_{IG} 为量测误差。

子滤波器 2 的量测方程为

$$\mathbf{Z}_{IC} = [\mathbf{H}_2 \ \mathbf{H}_C] \begin{bmatrix} \mathbf{X}_I \\ \mathbf{X}_C \end{bmatrix} + \mathbf{V}_{IC}. \quad (19)$$

其中: $\mathbf{H}_2 = [0_{3 \times 6} \ \mathbf{I}_{3 \times 3} \ 0_{3 \times 9}]$, $\mathbf{H}_C = [-\mathbf{I}_{3 \times 3}]$, \mathbf{V}_{IC} 为量测误差。

5 仿真验证

为了检验所提出方法的故障检测效果, 将之与残差 χ^2 检验法一起进行实验对比。现以子滤波器 1 为例进行说明。对组合导航系统进行 1000 s 的仿真, 并分别在第 301~600 s 对 GNSS 高度定位结果加入突变和渐变故障, 故障量表述如下:

$$h_{f1}(i) = h(i) + 25, \quad (20)$$

$$h_{f2}(i) = h(i) + (i - t_f) \times 0.25. \quad (21)$$

其中: $h(i)$ 表示 i 时刻 GNSS 高度正确测量值; t_f 为故障发生时刻, 故障量单位为 m。取误警率 $\alpha = 0.05$, 则故障检测门限值 $\chi_{0.05}^2(6) = 18.548$ 。残差 χ^2 检验法和 LS-SVM 检验法对两种故障的检测效果分别如图 2 和图 3 所示。

由图 2 和图 3 可见, 本文提出的 LS-SVM 检测法比残差 χ^2 检验法对故障具有更强的敏感程度和故障

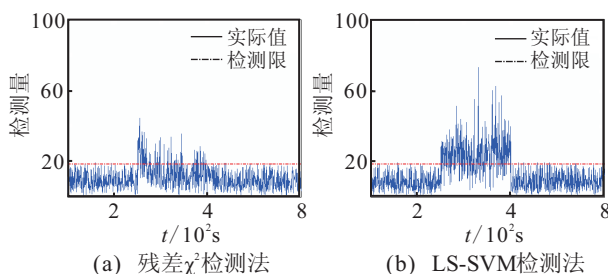


图 2 突变故障检测

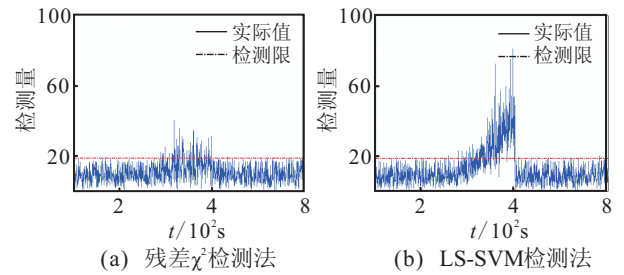


图 3 渐变故障检测

检测能力; 检测量也更能体现故障本身特征, 这对进一步的故障诊断分析更为有利。由此说明将 LS-SVM 方法应用于组合导航系统的故障检测是有效可行的。

6 结论

首先, 针对组合导航系统中的状态及残差 χ^2 检验法存在的不足, 提出了一种基于 LS-SVM 的故障检测方法; 然后对 LS-SVM 及其具体应用进行了推导分析; 最后以 SINS/GNSS/CNS 组合导航系统为工程背景, 应用无重置的联邦滤波对子系统突变和渐变两种故障的检测进行了仿真实验。对比实验结果表明, 所提出的 LS-SVM 检测法比残差 χ^2 检验法具有更好的故障检测能力, 由此说明方法是有效可行的。

参考文献(References)

- [1] 李朋, 陆志东, 魏伟. INS/GNSS/SAR 组合导航系统故障检测技术研[J]. 弹箭与制导学报, 2005, 25(3): 309-312. (Li P, Lu Z D, Wei W. Investigation of system fault detection in INS/GNSS/SAR integrated navigation system[J]. J of Projectiles, Rockets, Missile and Guidance, 2005, 25(3): 309-312.)
- [2] Rapoport I, Oshman Y A. Cramer-rao-type estimation lower bound for system with measurement fault[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2005, 50(9): 1234-1245.
- [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 Q, Xu X S. Application of fault-tolerant technology to integrated navigation system of underwater vehicle[J]. J of Chinese Inertial Technology, 2008, 16(2): 167-170.)
- [4] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [5] 杨奎河, 单甘霖, 赵玲玲. 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 K H, Shan G L, Zhao L L. Steam turbine fault diagnosis based on least squares support vector machine[J]. Control and Decision, 2007, 22(7): 778-782.)