

基于SVR的惯性/卫星组合导航系统故障诊断方法

柳敏¹, 赖际舟¹, 刘建业¹, 黄凯²

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106; 2. 陕西宝成航空仪表有限责任公司, 陕西 宝鸡 721006)

摘要: 在惯性/卫星组合导航系统中, 针对传统 χ^2 检验法检测出故障但无法准确识别故障子系统的不足, 提出一种基于支持向量回归的故障诊断方法. 采用残差 χ^2 检验法实时对组合导航系统进行故障检测, 并构建基于支持向量机的回归预测模型, 实现对惯性导航系统状态的预测; 根据系统模型输出和预测模型输出之差辅助进行惯性导航系统的故障判别, 诊断出系统故障源. 仿真结果表明, 所提出的方法能够快速准确地识别故障子系统, 并进行有效的系统隔离和重构, 从而使组合导航系统的性能得到保障.

关键词: 支持向量回归; 组合导航; 惯性导航系统; 卫星导航系统; 故障检测

中图分类号: V249.3

文献标志码: A

Fault diagnosis method of integrated GPS/Inertial navigation system based on support vector regression

LIU Min¹, LAI Ji-zhou¹, LIU Jian-ye¹, HUANG Kai²

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China; 2. Shanxi Baocheng Aviation Instrument Co. Ltd., Baoji 721006, China. Correspondent: LAI Ji-zhou, E-mail: laijz@nuaa.edu.cn)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional residual chi-square test can detect the fault but can't identify the fault subsystem in an integrated GPS/Inertial navigation system, a fault diagnosis method based on support vector regression is proposed. The residual chi-square test is used to do real-time detection for the integrated navigation system. The support vector regression prediction model is constructed to realize the prediction of the inertial navigation system. The output difference between the system model and the prediction model is an auxiliary to diagnose the system fault source. The simulation results show that the method can fast and accurately identify the fault subsystem, and thus fault isolation and system reconfiguration can be done to ensure the performance of the integrated navigation system.

Keywords: support vector regression; integrated navigation; inertial navigation system; global positioning system; fault detection

0 引言

随着科学技术的发展, 导航系统复杂化程度日益提高, 同时也对导航系统的可靠性提出了更高的要求^[1], 惯性导航系统(INS)和卫星导航系统(GPS)在实际应用中被广泛使用, 二者的有机结合能够扬长补短发挥各自的优点^[2]. 在惯性/卫星组合导航系统中, 能够对各导航传感器进行有效的在线故障诊断是保障信息融合精度的基础. 文献[3]提出了一种基于一致性检测的冗余惯性导航系统故障诊断方法, 但冗余器件配置会增加组合导航系统成本. 对于无硬件冗余的惯性/卫星组合导航系统而言, 常用的故障检验方法

是 χ^2 检验法^[4]. 文献[5]提出了一种基于小波辅助的惯性/卫星组合导航及故障检测方法; 文献[6]提出了一种基于子集 p 值检验的多卫星故障检测与识别方法; 文献[7]提出了一种基于多模型估计的故障检测方法, 通过构建不同的故障模型集来实现组合系统的故障判别; 文献[8]提出了一种基于完好性外推的惯性辅助卫星导航系统的故障检测方法; 文献[9]提出了一种多解分离的惯性/卫星组合导航系统完好性监测方法, 用于卫星导航系统的故障检测. 上述方法均认定INS作为参考系统, 并进行无故障假设. 当组合导航系统检测出故障后, 一般会认定GPS故障. 但是,

收稿日期: 2015-09-06; 修回日期: 2016-02-19.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61174197, 61428303).

作者简介: 柳敏(1990—), 男, 博士生, 从事微惯性系统与信息融合算法的研究; 赖际舟(1977—), 男, 教授, 博士生导师, 从事惯性技术与组合导航系统、故障诊断等研究.

如果故障发生在 INS 中, 势必会导致错误的融合结果, 甚至会影响后续的滤波过程. 针对上述问题, 文献 [10] 提出了一种基于广义似然比的多级滤波故障诊断方法, 但多个滤波器的引入必然会导致计算量的增加; 文献 [11] 提出了一种自适应概率神经网络改进的故障诊断方法; 文献 [12-13] 提出了一种基于神经网络的假设检验故障诊断算法, 但神经网络存在收敛速度慢、结构选择不一及局部极小化等问题.

支持向量机 (SVM) 方法是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上的. SVM 较好地解决了以往许多学习方法中小样本、非线性和高维数等实际难题, 并克服了神经网络等学习算法中网络结构难以确定、收敛速度慢、局部极小点、过学习与欠学习以及训练时需要大量数据样本等不足^[14-15]. SVM 方法在故障诊断领域中得到了广泛应用, 包括汽轮机故障诊断、航空发动机故障诊断等^[16-18].

本文针对惯性/卫星组合导航系统中故障子系统准确识别问题, 提出一种基于支持向量回归 (SVR) 的残差 χ^2 故障诊断方法. 该方法无需进行 INS 无故障假设, 同时相比于神经网络辅助算法具有预测精度高, 故障识别更快速准确的优点; 该方法通过残差 χ^2 检验法实现组合导航系统的故障判定, 在检测出故障的情况下, 根据 INS 的历史数据采用支持向量机算法作回归分析, 实现 INS 的状态预测; 以预测的状态估计与 INS 递推的状态之差与给定阈值进行对比来诊断故障部件, 从而使得在组合导航系统发生故障的情况下, 能够准确地识别故障子系统, 进行有效的系统隔离和重构, 保障组合导航系统的精度和可靠性.

1 支持向量回归原理及算法

利用 SVM 算法作回归分析的原理是通过一个非线性映射 ϕ , 将原始空间 X 的数据映射到高维特征空间 G 中, 解决在原始空间中线性不可分的问题, 同时在这个高维特征空间中进行线性回归. 给定 k 个数据样本 $\{x_i, y_i\}, i = 1, 2, \dots, k$, 其中 y_i 为期望值. SVM 采用下式来估计函数:

$$y = f(x) = (w, \phi(x)) + b, \quad (1)$$

$$\phi: R^n \rightarrow G, w \in G.$$

其中: f 为回归函数, b 为偏置量, w 为高维特征空间 G 中的矢量, R^n 为 n 维实数空间. 在优化估计函数时, 对优化目标取极值

$$\min J = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^k (\xi_i^* + \xi_i). \quad (2)$$

J 为优化目标函数, 使得

$$\begin{cases} y_i - (w, \phi(x_i)) - b \leq \varepsilon + \xi_i, \\ (w, \phi(x_i)) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*, \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, k. \end{cases} \quad (3)$$

其中: C 为惩罚因子; ξ_i, ξ_i^* 为松弛因子; ε 为损失函数. 利用对偶式, 并引入核函数表达式, 则式 (3) 转化为

$$W(\alpha, \alpha^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^k (\alpha_i + \alpha_i^*)(y_i - \varepsilon), \quad (4)$$

其约束条件为

$$\begin{cases} w = \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) \phi(x_i), \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, \\ \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0. \end{cases} \quad (5)$$

其中: α_i, α_i^* 为支持向量的加权系数, W 为以 α_i, α_i^* 为输入变量的函数, K 为核函数. 因此, 回归函数表示为

$$f(x) = \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b. \quad (6)$$

2 基于支持向量回归的故障诊断方法实现

对于无硬件冗余的 INS/GPS 组合导航系统而言, 传统的 χ^2 检验法只能检测出组合系统发生故障, 却无法对故障子系统进行精确定位. 因此, 本文提出一种基于支持向量回归的残差 χ^2 故障诊断方法, 在残差 χ^2 检验法的基础上, 利用支持向量回归预测辅助进行 INS 的故障判定, 实现组合导航系统故障的准确识别, 从而保证组合导航系统的可靠性.

2.1 基于支持向量回归的故障检测与识别

组合导航系统状态方程和量测方程如下:

$$\begin{cases} X_k = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + W_{k-1}, \\ Z_k = H_k X_k + V_k. \end{cases} \quad (7)$$

其中: Z_k 是系统的量测值; X_k 是系统状态; $\Phi_{k,k-1}$ 是系统状态的一步转移矩阵; H_k 是量测矩阵; W_k, V_k 分别是系统噪声阵和量测噪声阵, 且两者是相互独立的高斯白噪声序列. 采用卡尔曼滤波实现对导航参数误差状态的估计, 用来实时校正 INS 输出. 卡尔曼滤波器在滤波过程中求得的量测与量测预测估计的误差称为残差序列 r_k , 记为

$$r_k = Z_k - H_k \hat{X}_{k/k-1}, \quad (8)$$

其中 $\hat{X}_{k/k-1}$ 为一步预测状态估计. 构造如下故障检测函数:

$$\lambda_k = r_k P_r^{-1} r_k^T. \quad (9)$$

其中: P_r 是 r_k 的协方差阵; λ_k 服从自由度为 n 的 χ^2 分布, 即 $\lambda_k \sim \chi^2(n)$, n 是 Z_k 的维数. 故障判定准则

为: 若 $\lambda_k > T_D$, 则判定为有故障; 若 $\lambda_k \leq T_D$, 则判定为无故障. T_D 是预先设定的门限, 由误警率确定.

根据残差 χ^2 检验法检测到故障后, 需要准确地识别故障子系统, 才能有效地进行系统的隔离和重构. 本文采用基于支持向量回归预测的方法, 实现 INS 的位置、速度及姿态输出状态预测, 辅助判别 INS 是否发生故障. 下面以 INS 输出的东向速度 V^E 为例进行介绍.

对于给定的非线性时间序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_t\}$, 利用已知 x_t 历史数据来预测 x_{t+1} , 则可建立映射 $f: R^m \rightarrow R$, 满足

$$\hat{x}_{t+1} = f(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-(m-1)}), \quad (10)$$

其中 m 为预测嵌入维数. 对于 m 阶预测模型, SVM 预测模型结构如图 1 所示.

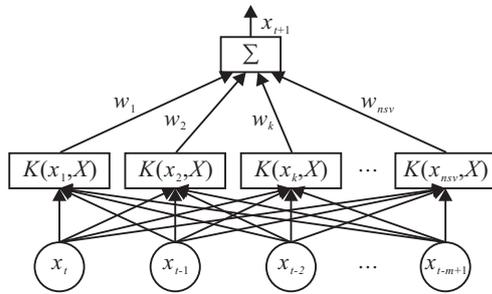


图 1 SVM 预测模型结构

根据上述预测模型结构, 对 k 时刻存储的历史窗数据序列 $\{V_{k-N}^E, V_{k-N+1}^E, \dots, V_{k-1}^E\}$ 进行相空间重构, 以获得数据之间的联系, 从而挖掘到更多的信息量. 将数据序列转化为矩阵形式, 作为支持向量回归的学习样本. 采用 3 阶预测模型, 构建支持向量回归的学习样本如下:

$$\left\{ \begin{aligned} D &= \begin{bmatrix} V_{k-N}^E & V_{k-N+1}^E & V_{k-N+2}^E \\ V_{k-N+1}^E & V_{k-N+2}^E & V_{k-N+3}^E \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ V_{k-4}^E & V_{k-3}^E & V_{k-2}^E \end{bmatrix}, \\ F &= \begin{bmatrix} V_{k-N+3}^E \\ V_{k-N+4}^E \\ \vdots \\ V_{k-1}^E \end{bmatrix}. \end{aligned} \right. \quad (11)$$

其中: D 为 SVM 预测模型的输入, F 为 SVM 预测模型的目标输出. 对 SVM 进行训练的回归函数为

$$F_t = \sum_{i=1}^{N-3} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(D_i, D_t) + b, \quad t = 1, 2, \dots, N - 3. \quad (12)$$

其中: D_i 表示矩阵 D 的第 i 行, F_i 表示矩阵 F 的第 i 行. 本文中选取高斯径向基函数作为核函数, 其表达

式如下:

$$K(D_i, D_j) = \exp\left(-\frac{\|D_i - D_j\|^2}{\sigma^2}\right), \quad (13)$$

其中 σ 为函数的宽度参数. 根据学习样本求解回归函数系数 $(\alpha_i - \alpha_i^*)$ 及偏置量 b , 则下一步的预测方程为

$$V_{\text{pre}}^E = \sum_{i=1}^{N-3} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(D_i, \hat{D}) + b, \quad (14)$$

其中 $\hat{D} = \{V_{k-3}^E, V_{k-2}^E, V_{k-1}^E\}$. 根据式 (14) 的预测方程得到 INS 的预测状态为 V_{pre}^E , INS 当前的递推状态为 V_k^E , 当预测输出与递推输出差异显著时, 即可断定 INS 出现故障. 则其故障判定原则如下:

$$\begin{cases} V_{\text{pre}}^E - V_k^E > T_I, \text{ INS fault}; \\ V_{\text{pre}}^E - V_k^E < T_I, \text{ INS no fault}. \end{cases} \quad (15)$$

其中 T_I 为设定阈值. 基于支持向量回归的故障诊断流程包括滤波残差计算、残差 χ^2 故障检测、支持向量回归预测、故障诊断及系统隔离和重构, 其流程如图 2 所示.

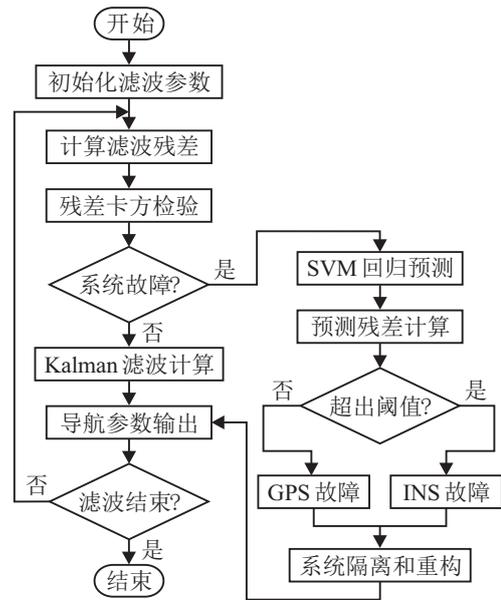


图 2 基于支持向量回归的故障诊断流程

2.2 组合导航系统故障隔离和重构方案设计

在组合导航系统检测出故障后, 为了保障系统的定位精度, 需要根据故障识别结果实现系统的故障修复. 针对 INS 及 GPS 发生故障的情况分别设计不同的隔离和重构方案.

当 INS 发生故障时, 设 INS 的预测状态为 INS_{pre} , INS 当前的递推状态为 INS_{cur} , 利用预测值对当前值进行重置:

$$INS_{\text{cur}} = INS_{\text{pre}}. \quad (16)$$

当 GPS 发生故障时, 观测值中存在异常数据, 为了有效降低或剔除异常数据对融合结果的影响, 根据抗差估计原理, 构建抗差等价权函数如下:

$$\hat{R}_i = \begin{cases} R_i, & |v_i| < c; \\ R_i \frac{|v_i|^2}{c}, & |v_i| > c. \end{cases} \quad (17)$$

其中: R_i 为量测噪声矩阵对角阵元素; v_i 为标准化残差; c 为常量, 一般取 $c = 2.5 \sim 3$.

根据上述设计的故障隔离和重构方案进行诊断后的处理, 可以确保导航系统精度, 实现组合系统的可靠融合.

3 仿真结果与分析

为了验证本文所提出算法的有效性, 建立惯性/卫星组合导航系统数字仿真平台, 并与残差 χ^2 检验法及神经网络辅助的方法进行对比. 仿真中, 总飞行时间为 1500 s, 飞机初始位置为东经 106.49°, 北纬 29.53°, 高度 300 m. GPS 水平位置量测误差设定为 10 m, 高度量测误差设定为 30 m, 速度量测误差设定为 0.1 m/s; INS 中的陀螺等效精度为 0.01°/h, 加速度等效精度为 $10^{-4}g$. 载体飞行航迹为动态航迹, 包括加速爬升、巡航飞行、机动转弯等机动动作.

在不同时刻分别在 INS 和 GPS 中注入突变故障, 为了体现故障对载体速度和位置的影响, INS 中仅考虑加速度计故障, 误警率设定为 10^{-5} , 故障参数设置如表 1 所示.

表 1 注入的故障信息

故障编号	故障类别	故障注入时刻/s	故障大小
1	GPS 东向位置	500	200 m
2	x 轴加速度计	600	0.1 g
3	GPS 北向位置	1000	200 m
4	y 轴加速度计	1200	0.1 g
5	GPS 东向速度	1400	3 m/s

分别采用残差 χ^2 检验法、神经网络辅助方法和本文所设计的方法进行仿真分析, 对比结果如图 3 和图 4 所示.

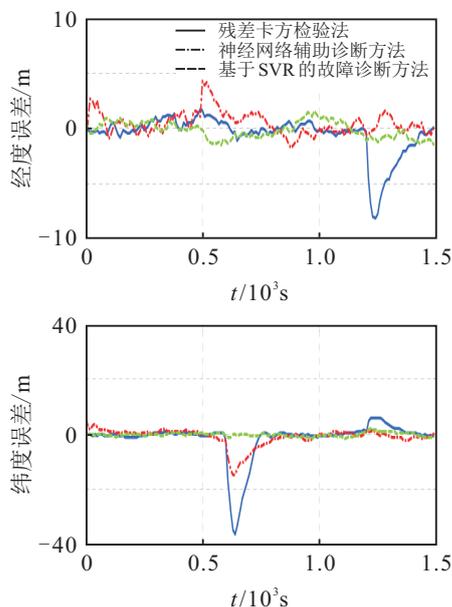


图 3 3种方法下的水平位置误差对比曲线

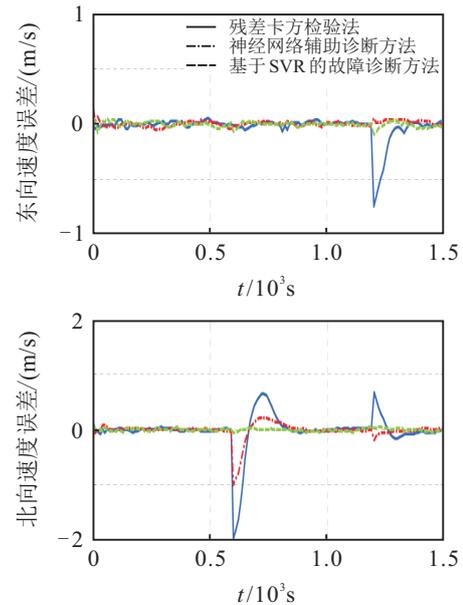


图 4 3种方法下的水平速度误差对比曲线

由图 3 和图 4 可知, 在对 GPS 注入故障的时刻, 残差 χ^2 检验法、神经网络辅助方法以及本文提出的基于支持向量回归的故障诊断方法均能有效进行故障的检测和隔离. 但在 INS 中注入故障的时刻, 残差 χ^2 检验法只对 GPS 故障有效, 对 INS 故障不能进行准确地识别和处理, 因此会引入故障信息, 影响当前甚至后续的滤波结果; 神经网络辅助的故障诊断方法虽然也能对 INS 故障进行检测和隔离, 但有时会出现故障无法准确识别的情况, 导致位置和速度误差变大的现象. 相比而言, 本文提出的基于支持向量回归具有更快速准确的优点, 无论在 GPS 故障还是 INS 故障时, 均能对故障子系统进行准确定位, 并实现有效的隔离和处理, 保证在任何一个子系统发生故障的情况下组合导航系统的正常运行, 从而验证了本文所提出方法的可行性和有效性.

4 结 论

本文提出了一种基于支持向量回归的故障诊断方法, 该方法针对传统 χ^2 检验法无法识别故障子系统的不足, 建立了支持向量回归预测模型, 对 INS 状态进行预测. 结合残差 χ^2 检验法, 从而在组合导航系统发生故障时, 利用预测状态辅助对 INS 的故障进行判别, 实现故障子系统的定位和有效的隔离和处理, 并进行了仿真实验. 仿真结果表明, 相较于残差 χ^2 检验法和神经网络辅助的故障诊断方法, 本文所提出的方法无论在 INS 故障还是 GPS 故障的情况下, 均能快速准确地识别故障子系统, 从而保障了组合导航系统的精度和可靠性.

参考文献(References)

- [1] Zolghadri A. Advanced model-based FDIR techniques for aerospace systems: Today challenges and opportunities[J].

- Progress in Aerospace Sciences, 2012, 53(8): 18-29.
- [2] Sasani S, Asgari J, Amiri-Simkooei A R. Improving MEMS-IMU/GPS integrated systems for land vehicle navigation applications[J]. GPS Solutions, 2016, 20(1): 89-100.
- [3] Xiuzhi Wu, Jizhou Lai, Min Liu, et al. Homologous fault monitoring technology of redundant INS in airborne avionics systems[J]. J of Systems Engineering and Electronics, 2013, 24(6): 1038-1044.
- [4] Bruggemann T S, Greer D G, Walker R A. GPS fault detection with IMU and aircraft dynamics[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(1): 305-316.
- [5] 林雪原, 王杰, 骆卉子. 基于小波辅助的 GPS/SINS 组合导航系统故障检测与信息融合算法[J]. 兵工自动化, 2012, 31(2): 52-56.
(Lin X Y, Wang J, Luo H Z. Fault detection and information fusion method of GPS/SINS integrated navigation system based on wavelet aided[J]. Ordnance Industry Automation, 2012, 31(2): 52-56.)
- [6] 钟丽娜, 刘建业, 李荣冰, 等. 基于子集 p 值检验的惯性/卫星紧组合多星故障识别方法[J]. 控制与决策, 2013, 28(6): 884-888.
(Zhong L N, Liu J Y, Li R B, et al. Approach for identification of multiple faults in INS/GNSS tightly-coupled system based on subset p -value test[J]. Control and Decision, 2013, 28(6): 884-888.)
- [7] 赵锐. 基于 IGRMMAE 算法的组合导航系统故障诊断研究[D]. 武汉: 华中科技大学电子信息与通信学院, 2012.
(Zhao R. Research on fault diagnosis of integrated navigation system based on IGRMMAE algorithm[D]. Wuhan: School of Electronic Information and Communications, Huazhong University of Science and Technology, 2012.)
- [8] Lee Y C, O'Laughlin D G. A performance analysis of a tightly coupled GPS/Inertial system for two integrity monitoring methods[J]. J of Navigation, 2000, 47(3): 175-190.
- [9] Curt C, Mike I, Jim M, et al. Performance of Honeywell's Inertial/GPS Hybrid (HIGH) for RNP operations[C]. Proc of IEEE/ION PLANS. San Diego: IEEE, 2006: 244-255.
- [10] Wen X, Ji L, Zhang X W, et al. Fault detection and diagnosis in the INS/GPS navigation system[C]. World Automation Congress (WAC). Waikoloa: IEEE, 2014: 27-32.
- [11] 张华强, 赵刻, 连远峰. 基于自适应概率神经网络的 SINS/GPS 组合导航系统故障诊断方法[J]. 中国惯性技术学报, 2012, 20(6): 749-753.
(Zhang H Q, Zhao Y, Lian Y F. Adaptive probabilistic neural network fault-diagnosis algorithm for SINS/GPS integrated navigation system[J]. J of Chinese Inertial Technology, 2012, 20(6): 749-753.)
- [12] 臧荣春, 崔平远. 基于神经网络的假设检验故障诊断算法研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(16): 3852-3855.
(Zang R C, Cui P Y. Hypothesis testing FDI algorithm based on neural networks[J]. J of System Simulation, 2007, 19(16): 3852-3855.)
- [13] Liansheng Liu, Jing Fu. Improved state- χ^2 fault detection of navigation systems based on neural network[C]. 2010 Chinese Control and Decision Conf. Xuzhou: IEEE, 2010: 3932-3937.
- [14] 张涛, 徐晓苏. 基于 C-SVM 的组合导航系统故障诊断算法[J]. 中国惯性技术学报, 2011, 19(2): 239-242.
(Zhang T, Xu X S. Fault diagnosis based on integrated navigation system using C-SVM technology[J]. J of Chinese Inertial Technology, 2011, 19(2): 239-242.)
- [15] Martens D, Baesens B, Gestel T V, et al. Decompositional rule extraction from support vector machines by active learning[J]. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering, 2009, 21(2): 178-191.
- [16] 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.)
- [17] 曹惠玲, 杨路, 林钰森, 等. 基于支持向量回归机的航空发动机异常检测研究[J]. 机械科学与技术, 2013, 32(11): 1616-1619.
(Cao H L, Yang L, Lin Y S, et al. Aero-engine anomaly detection using support vector regression[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2013, 32(11): 1616-1619.)
- [18] Dandare S N, Dudul S V. Support vector machine based multiple fault detection in an automobile engine using sound signal[J]. J of Electronic and Electrical Engineering, 2012, 3(1): 59-63.

(责任编辑: 齐 霖)