

http://bhxb.buaa.edu.cn jbuua@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0231

LS-SVM 和抗差估计的 GNSS/INS 紧组合欺骗检测算法

柯晔^{1,2}, 吕志伟^{1,*}, 周玟龙¹, 邓旭¹, 商向永^{1,3}, 武文博¹

(1. 战略支援部队信息工程大学 地理空间信息学院, 郑州 450001; 2. 解放军 31618 部队, 福州 350000;

3. 光电对抗测试评估技术重点实验室, 洛阳 471000)

摘 要: 针对传统欺骗检测算法对斜率较小的斜坡式欺骗检测时间过长、虚警率和漏检率偏高等问题, 提出一种最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 和抗差估计的全球卫星导航系统 (GNSS) 和惯性导航系统 (INS) 紧组合欺骗检测算法。所提算法通过抗差自适应调整增益矩阵, 有效削弱欺骗对新息的影响, 将抗差优化的训练数据集经 LS-SVM 回归得到的预测新息来代替滤波器中的欺骗新息, 从而进一步提高对斜率较小的斜坡式欺骗检测处理能力。仿真结果表明: 在检测欺骗值为 0.1 m/s 的斜坡式欺骗时, 所提算法与传统算法相比, 检测时间缩短 26.65%, 虚警率降低 40.63%, 定位精度提高 72.72%。所提算法具有检测快、虚警率低的优势, 适用于 GNSS/INS 紧组合导航用户的斜坡式欺骗检测。

关 键 词: 最小二乘支持向量机; 抗差估计; GNSS/INS 紧组合; 欺骗检测; 斜坡式

中图分类号: U666.1; V249; TN954⁺.1

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2024)01-0299-09

全球卫星导航系统 (global navigation satellite system, GNSS) 和惯性导航系统 (inertial navigation system, INS) 的紧组合是以 GNSS 伪距、伪距率测量值和 INS 对应的预测值作差并输入组合导航滤波进行解算, 而后输出导航信息。GNSS 具有全球性、全天候、高精度、连续性和实时性的优点^[1], 但其易受欺骗干扰, 欺骗干扰是指干扰源生成与真实信号类似的欺骗信号或转发真实信号用以欺骗接收机, 从而解算出错误的导航信息^[2]; 而 INS 具有自主性强、隐蔽性好、短时精度高、抗干扰能力强的优点, 但其导航误差随时间积累。因此, GNSS 与 INS 进行优势互补, 能够增加系统可靠性和冗余度。在 GNSS/INS 紧组合导航系统中, GNSS 欺骗影响 Kalman 滤波器解算错误的新息, 导致生成错误的导航数据; 同时错误的导航数据通过闭环反馈

校正机制影响 INS 预测值, 最终输出组合导航欺骗信息^[3]。因此, 对 GNSS/INS 紧组合导航系统进行实时性和准确性欺骗检测是非常必要的。

GNSS/INS 紧组合欺骗检测算法主要是基于新息向量作为检验统计量^[4], 采用二元假设检验的算法。常用的算法有 χ^2 检验法^[5] 和自主完好性监测外推 (autonomous integrity monitored extrapolation, AIME) 法^[6], χ^2 检验法类似于“快照法”, 如: 多子集分离 (multiple solution separation, MSS) 法^[7], 即对当前历元的新息检验统计量进行实时检测, 适合阶跃式欺骗检测; 而 AIME 法类似于“连续法”, 需设置合理“检测窗口”求平均新息检验统计量, 适合斜坡式欺骗检测^[8]。然而, 欺骗的影响使得 GNSS 输入观测量有误差影响, 从而影响 Kalman 滤波器输出的新息检验统计量, 导致其对欺骗敏感度降低,

收稿日期: 2022-04-12; 录用日期: 2022-07-25; 网络出版时间: 2022-07-27 09:41

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20220726.1759.001

基金项目: 国家自然科学基金 (42174036); 地理信息工程国家重点实验室基金 (SKLGIE2020-Z-2-1)

*通信作者. E-mail: lvzhiwei@sina.com

引用格式: 柯晔, 吕志伟, 周玟龙, 等. LS-SVM 和抗差估计的 GNSS/INS 紧组合欺骗检测算法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50 (1): 299-307.

KE Y, LYU Z W, ZHOU W L, et al. Tightly-coupled GNSS/INS spoofing detection algorithm for LS-SVM and robust estimation [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50 (1): 299-307 (in Chinese).

引起检测时间过长,虚警率和漏检率偏高等问题^[9]。针对上述问题,文献[10]和文献[11]分别对新息和新息速率检验统计量进行优化,进一步提高了欺骗检测效率和检测性能。

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种基于统计学和结构风险最小化的机器学习方法^[12]。该方法适用于小样本、高维度和非线性的数学问题,具有较好的预测效果。最小二乘 SVM(least squares SVM, LS-SVM)是 SVM 的改进算法,具有运算效率高、收敛速度快的特点,在紧组合导航系统中检测斜坡式欺骗具有广泛应用价值。刘海颖等^[13]针对各种斜率的斜坡式欺骗进行仿真,分别施加欺骗值为 2, 1, 0.2, 0.1 m/s 的斜坡式欺骗,用 AIME 法检测时间分别为 22, 32, 75, 90 s,结果表明斜率越小的斜坡式欺骗,检测时间越长。钟丽娜等^[14]针对组合导航斜率较小的斜坡式欺骗检测延时过长的问题,设计 LS-SVM 与 AIME 结合改进的算法,对比传统 AIME 法,对欺骗值为 0.25 m/s 的斜坡式欺骗检测时间分别为 25.4 s 和 32.3 s,检测时间缩短了 6.9 s,检测延时减小了 21.4%。文献[9]设计了 LS-SVM 增强的 AIME 的算法,对欺骗值为 0.1 m/s 的欺骗检测时间为 40.70 s,同时又设置了 10、50 和 100 的“检测窗口”进行对比,检测时间分别为 40.70, 37.80, 37.78 s,可以看出 50 与 100 的“检测窗口”进行对比,并没有缩短检测时间。但这 3 种算法,只进行了检测时间的对比,没有进行虚警率和漏检率的对比。张闯等^[15]设计 LS-SVM 辅助的缓变检测与容错法,利用 LS-SVM 预测的新息代替原始新息自适应调整增益矩阵,提升估计精度和检测灵敏度,对欺骗值为 0.6 m/s 和 0.8 m/s 的欺骗进行仿真,相比 χ^2 检验法,其漏检率分别降低了 22% 和 16%,且其维持在 0.245。基于上述基础,本文提出一种 LS-SVM 和抗差估计的 GNSS 和 INS 紧组合欺骗检测算法,进一步研究斜率较小的斜坡式欺骗检测。

1 基于抗差估计的 AIME 紧组合欺骗检测算法

1.1 AIME 欺骗检测算法

AIME 欺骗检测算法是通过检验新息向量是否服从卡方分布来判断 GNSS/INS 紧组合系统是否受到了欺骗^[16]。GNSS/INS 紧组合是以 GNSS 和 INS 的伪距和伪距率作差作为观测量 $\mathbf{Z}_k$ 输入组合导航滤波器,采用 Kalman 滤波器对系统状态进行预测更新,由此 k 时刻的新息向量 $\mathbf{r}_k$ 及其协方差矩阵 $\mathbf{V}_k$ 分别为

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_k^- \quad (1)$$

$$\mathbf{V}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (2)$$

式中: $\mathbf{H}_k$ 、 $\hat{\mathbf{X}}_k^-$ 、 $\mathbf{P}_k^-$ 和 $\mathbf{R}_k$ 分别为观测矩阵、状态估计矩阵、预测状态协方差矩阵和观测噪声协方差矩阵。基于新息及其协方差矩阵计算的检验统计量^[6]为

$$S_{\text{avg}}^2 = \mathbf{r}_{\text{avg}}^T \mathbf{V}_{\text{avg}}^{-1} \mathbf{r}_{\text{avg}} \quad (3)$$

式中: S_{avg}^2 、 $\mathbf{r}_{\text{avg}}$ 和 $\mathbf{V}_{\text{avg}}^{-1}$ 分别为 AIME 的检验统计量、新息的加权平均值和协方差矩阵均值的倒数,表达式为

$$\mathbf{r}_{\text{avg}} = (\mathbf{V}_{\text{avg}}^{-1})^{-1} \sum_{k=1}^l \mathbf{V}_k^{-1} \mathbf{r}_k \quad (4)$$

$$\mathbf{V}_{\text{avg}}^{-1} = \sum_{k=1}^l \mathbf{V}_k^{-1} \quad (5)$$

式中: l 为检测窗口。当 GNSS/INS 紧组合不存在欺骗时, S_{avg}^2 服从自由度为 n 的中心化 χ^2 分布,当存在欺骗时, S_{avg}^2 服从非中心化参数为 σ 的非中心 χ^2 分布。故原假设 H_0 为 $S_{\text{avg}}^2 \sim \chi^2(0, n)$,备择假设 H_1 为 $S_{\text{avg}}^2 \sim \chi^2(\sigma, n)$ 。设虚警率为 α ,检测阈值为 T_d ,则有 $P\{S_{\text{avg}}^2 \geq T_d\} = \alpha$ 。则欺骗判断标准为

$$\begin{cases} S_{\text{avg}}^2 \geq T_d \\ S_{\text{avg}}^2 < T_d \end{cases} \quad (6)$$

式中:上方表示有欺骗,下方表示无欺骗。

1.2 基于抗差估计的 AIME 欺骗检测算法

AIME 欺骗检测算法对于斜率较大的斜坡式欺骗具有较好的检测效果,但对于斜率较小的斜坡式欺骗(如欺骗值为 0.1 m/s)检测效果较差。在实际要求较高的应用中,对斜率较小的斜坡式欺骗进行检测时,会出现检测时间过长或难以检测,产生漏检现象;同时,闭环校正难以抑制正常通道的新息偏离正常值,导致虚警现象发生。在 GNSS/INS 紧组合导航系统中,新息可以反应系统传播和观测量的误差。然而,组合导航滤波器在预测和更新阶段中,GNSS 欺骗对新息具有一定的影响,当新息受欺骗时,称为欺骗新息,即真实新息并不等于欺骗新息^[9]。文献[9]和[11]分析了 GNSS 欺骗对新息的影响,表明欺骗新息的值一般低于真实新息的值,其减少的增量为 $\mathbf{H}_{k+1} \Phi_k \mathbf{K}_k \Delta \mathbf{Z}_k$,其中, Φ_k 、 $\mathbf{K}_k$ 和 $\Delta \mathbf{Z}_k$ 分别为转移矩阵、增益矩阵和欺骗幅度。通过滤波循环更新,导致新息的增量减少逐渐增大,从而降低了欺骗检测性能。

故通过引进抗差估计算法,可以很好的削弱欺骗对新息的影响,降低漏检率和虚警率。因此,使用 IGG-III 等价权函数^[17],定义 $W_{\text{avg}}^{2,i}$ 为抗差估计中的

新息检验统计量, 服从自由度为 1 的 χ^2 分布, 上标 i 为通道数 ($i = 1, 2, \dots, n$, n 为可见卫星数, 即卫星通道数), 则构造三段函数 p_i 判断标准:

$$p_i = \begin{cases} 1 & W_{\text{avg}}^{2,i} \leq T_{d1} \\ \frac{T_{d1}}{W_{\text{avg}}^{2,i}} \left\{ \frac{T_{d2} - W_{\text{avg}}^{2,i}}{T_{d2} - T_{d1}} \right\}^2 & T_{d1} < W_{\text{avg}}^{2,i} < T_{d2} \\ 0 & T_{d2} \leq W_{\text{avg}}^{2,i} \end{cases} \quad (7)$$

式中: T_{d1} 和 T_{d2} 是常数, 根据蒙特卡罗仿真实验, 并结合新息检验统计量的统计特性选择对应的抗差门限范围, 令 $T_{d2} = 3.0 \sim 8.0$, $T_{d1} = 0.5T_{d2}$ 。由式 (7) 得出, 当 $W_{\text{avg}}^{2,i} \leq T_{d1}$ 时, 表明第 i 个通道不存在欺骗, 故权重为 1; 当 $T_{d2} \leq W_{\text{avg}}^{2,i}$ 时, 表明存在欺骗, 故权重为 0; 当 $T_{d1} < W_{\text{avg}}^{2,i} < T_{d2}$ 时, 表明可能存在欺骗, 且该通道的检验量值低于正常计算值, 故权重小于 1, 降低欺骗对新息的影响, 采用自适应调整等价权的抗差估计进行处理。

定义等价权矩阵 $\bar{P}_k$, 通过调整 $\bar{P}_k$ 进一步对增益矩阵进行调整^[18], 具体推导如下:

$$\bar{P}_k = R_k^i / p_i \quad (8)$$

$$\hat{K}_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + \bar{P}_k)^{-1} \quad (9)$$

式中: $\bar{P}_k$ 和 R_k^i 各自代表 $\bar{P}_k$ 和 R_k 的第 i 个通道测量值。

2 基于 LS-SVM 和抗差估计的 AIME 紧组合欺骗检测算法

2.1 基于 LS-SVM 的 AIME 欺骗检测算法

LS-SVM 是 SVM 的重新表述, 与神经网络等算法相比, LS-SVM 更多应用在学习和回归算法中, 其将二次规划问题转化为求解线性方程的问题。

设训练集表示为 $D = \{(x_k, y_k) | k = 1, 2, \dots, N\}$, x_k , y_k 和 N 分别为输入集, 输出集和训练样本数, 非线性回归函数^[19]:

$$f(x) = w \cdot \varphi(x_k) + b^{[10]} \quad (10)$$

式中: w 和 b 分别为权向量和偏差量, $\varphi(x_k)$ 为特征图。由此 LS-SVM 转化为

$$\begin{cases} \min J(w, e) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \\ \text{s.t. } y_k = w \cdot \varphi(x_k) + b + e_k \end{cases} \quad (11)$$

式中: γ 和 e_k 代表惩罚和松弛因子。为解决优化问题, 定义拉格朗日函数寻找最小解:

$$L(w, b, e, \alpha_L) = J(w, e) - \sum_{k=1}^N \alpha_k (w \cdot \varphi(x_k) + b + e_k - y_k) \quad (12)$$

式中: α_L 为拉格朗日因子。

对式 (12) 中的因变量 w 、 b 、 α_k 和 e_k 求偏导数并取零, 可得

$$\begin{bmatrix} 0 & I^T \\ 1 & \Omega + \gamma^{-1} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中: $\Omega = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) = K(x_i, x_j)$ 。故推导出回归函数为

$$f(x) = w \cdot \varphi(x_k) + b = \sum_{k=1}^N \alpha_k (\varphi(x_k) \cdot \varphi(x)) + b = \sum_{k=1}^N \alpha_k K(x_k, x) + b \quad (14)$$

因此, 在 GNSS/INS 紧组合系统有欺骗时, 回归函数用观测量 $\bar{Z}_k$ 作为输入, 来预测输出新息向量 $\bar{r}_k$, 故式 (14) 转化为

$$\bar{r}_k = w \cdot \varphi(\bar{Z}_k) + b \quad (15)$$

故, 不同于文献 [9] 和 [14] 的 LS-SVM 检测算法, 本文基于 LS-SVM 的 AIME 欺骗检测算法是在欺骗情况下提出的, 定义其检验统计量为

$$\bar{S}_{\text{avg}}^2 = \bar{r}_{\text{avg}}^T \bar{V}_{\text{avg}}^{-1} \bar{r}_{\text{avg}} \quad (16)$$

式中: $\bar{S}_{\text{avg}}^2$ 、 $\bar{r}_{\text{avg}}$ 和 $\bar{V}_{\text{avg}}^{-1}$ 分别为 LS-SVM 的 AIME 的检验统计量、新息的加权平均值和协方差矩阵均值的倒数, 另外:

$$\bar{r}_{\text{avg}} = (\bar{V}_{\text{avg}}^{-1})^{-1} \sum_{k=1}^l \bar{V}_k^{-1} \bar{r}_k \quad (17)$$

$$\bar{V}_{\text{avg}}^{-1} = \sum_{k=1}^l \bar{V}_k^{-1} \quad (18)$$

2.2 基于 LS-SVM 和抗差估计的 AIME 欺骗检测算法

为了削弱欺骗对新息的影响, 进一步缩短斜率较小的欺骗检测时间, 降低漏检率和虚警率, 本文提出了一种基于 LS-SVM 和抗差估计的 AIME 欺骗检测算法, 引入抗差估计对欺骗新息进行初步处理, 将抗差处理的新息和受 GNSS 欺骗的观测量作为 LS-SVM 训练输入量, 训练参数采用径向基函数 (radial basis function-kernel, RBF-Kernel), 其他参数通过参数优化函数获得^[20], 通过 LS-SVM 回归的预测新息来代替组合导航滤波器中的欺骗新息, 使得欺骗产生的误差更多地反应在预测新息中。本文算法的具体实施流程如图 1 所示, 主要步骤如下。

步骤 1 抗差估计

在 GNSS 欺骗情况下, 计算欺骗新息和新息检验统计量, 对新息检验统计量进行抗差处理, 得到优化的新息, 作为下一步 LS-SVM 训练输入集。

1) 计算初步检验统计量。在 k 时刻的欺骗情况

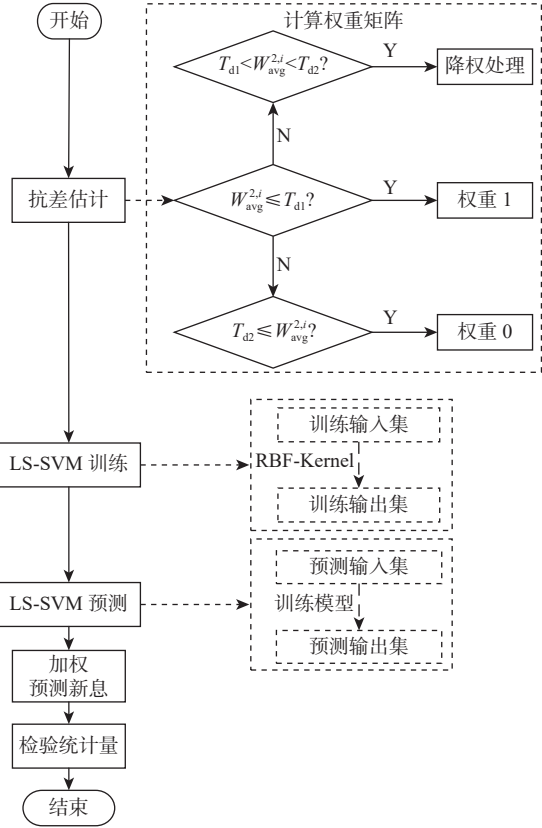


图1 本文算法的流程
Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

下,计算新息检验统计量。

2) 计算权重矩阵。将 $W_{avg}^{2,j}$ 代入式(7)计算权重矩阵 $\mathbf{p}$,再由式(9)计算新增益矩阵 $\hat{\mathbf{K}}_k$ 。

3) 保留训练数据集。当 k 时刻滤波循环结束时,保留观测量 $\mathbf{Z}_k$ 和抗差优化的新息 $\mathbf{r}_k$,然后进行 $k+1$ 时刻循环。当整个循环结束时,保留整个LS-SVM训练数据集,观测量 $\mathbf{Z}$ 和新息 $\mathbf{r}$ 。

步骤2 LS-SVM 训练

通过步骤1经抗差保留的 $\mathbf{Z}$ 和 $\mathbf{r}$ 作为训练集进行训练,得到训练模型。

- 1) 训练输入。将 $\mathbf{Z}$ 作为训练输入。
- 2) 训练输出。将 $\mathbf{r}$ 作为训练输出。
- 3) 训练参数。训练参数选择LS-SVM的核函数是RBF-Kernel,其他参数通过参数优化函数获得^[19]。通过训练数据集和参数设置可得训练模型,为下一步回归预测作准备。

步骤3 LS-SVM 预测

- 1) 预测输入集。在欺骗下GNSS观测量受影响,则此时GNSS观测量和INS的预测观测量作差的观测量为 $\tilde{\mathbf{Z}}_k$,将其作为预测输入集。
- 2) 预测输出集。利用步骤2得到的训练模型,由式(15)计算预测输出 $\tilde{\mathbf{r}}_k$ 。

步骤4 计算加权预测新息

由式(19)和(20)计算加权预测新息 $\tilde{\mathbf{r}}_{avg}$:

$$\tilde{\mathbf{r}}_{avg} = (\tilde{\mathbf{V}}_{avg}^{-1})^{-1} \sum_{k=1}^l \tilde{\mathbf{V}}_k^{-1} \tilde{\mathbf{r}}_k$$

(19)

$$\tilde{\mathbf{V}}_{avg}^{-1} = \sum_{k=1}^l \tilde{\mathbf{V}}_k^{-1}$$

(20)

式中: $\tilde{\mathbf{V}}_{avg}$ 和 $\tilde{\mathbf{V}}_k$ 分别为 $\tilde{\mathbf{r}}_{avg}$ 和 $\tilde{\mathbf{r}}_k$ 的协方差矩阵。

步骤5 计算检验统计量

基于LS-SVM和抗差估计的AIME欺骗检测算法计算归一化检验统计量 $\tilde{S}_{avg}^2$ 为

$$\tilde{S}_{avg}^2 = \tilde{\mathbf{r}}_{avg}^T \tilde{\mathbf{V}}_{avg}^{-1} \tilde{\mathbf{r}}_{avg}$$

(21)

步骤6 欺骗检测

$$\begin{cases} \tilde{S}_{avg}^2 \geq T_d \\ \tilde{S}_{avg}^2 < T_d \end{cases}$$

(22)

式中:上方表示有欺骗,下方表示无欺骗。

3 仿真实验与对比分析

为了验证本文算法(简称M4)的有效性,引入其他3种算法进行对比分析,①AIME欺骗检测算法(简称M1);②基于抗差估计的AIME的欺骗检测算法(简称M2);③在欺骗情况下的基于LS-SVM的AIME欺骗检测算法(简称M3)。

针对GNSS/INS紧组合导航系统欺骗检测仿真实验,设计3个实验场景如表1所示。①对1路通道施加不同斜率的斜坡式欺骗时,对比M1检测情况;②对1路通道施加欺骗值为0.1 m/s的斜坡式欺骗时,对比M1与M2的检测情况;③对随机2路通道施加欺骗值为0.1 m/s斜坡式欺骗时,对比M2、M3和M4的检测情况及位置误差和均方根(root mean square error, RMSE)情况。

表1 欺骗场景设置

Table 1 Spoofing scenario settings

实验序号	欺骗值/(m·s ⁻¹)	通道	持续时间/s
1	0.5,0.4,0.3,0.2,0.1	1	350~550
2	0.1	1	350~550
3	0.1	1,6	350~550

3.1 仿真条件

仿真设置GNSS星座模型假定圆轨道,且卫星均匀分布在6个轨道面上。无GNSS信号遮挡、衰减、干扰或反射等,GNSS和惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)的更新频率分别为1 Hz和100 Hz,IMU参数设置如表2所示。虚警率 P_{fa} 为 1×10^{-5} ^[21],检测窗口 l 为10,M1、M2、M3和M4计算所得阈值均为19.51。仿真轨迹使用MATLAB模拟飞机轨迹^[22],飞机的导航轨迹如图2所示,其中,实线箭头表示飞行轨迹的方向。

表 2 IMU 仿真参数设置			
Table 2 IMU simulation parameter settings			
加速度计随机 噪声/($\text{mg} \cdot \sqrt{\text{Hz}}^{-1}$)	加速度计 零偏/mg	陀螺仪随机 噪声/($^{\circ}\sqrt{\text{h}}^{-1}$)	陀螺仪 零偏/($^{\circ}\cdot\text{h}^{-1}$)
20	(30,-45,26)	0.002	(-0.000 9,0.001 3, -0.000 8)

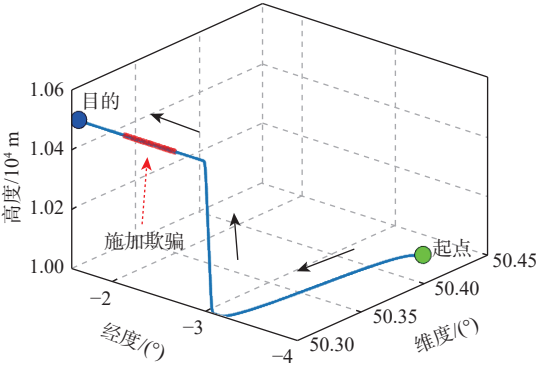


图 2 飞行轨迹

Fig. 2 Flight trajectory

3.2 仿真结果与分析

3.2.1 实验 1

通过实验 1 对通道 1 施加不同程度的斜坡式欺骗, 对比 M1 的检测能力。对通道 1 分别施加欺骗值为 0.5, 0.4, 0.3, 0.2, 0.1 m/s 的斜坡式欺骗, 欺骗持续时间为 350~550 s, M1 不同斜率的对比仿真结果如图 3 所示, 其中, “ T ”为阈值, 由数据表明: 施加欺骗值为 0.5, 0.4, 0.3 m/s 的斜坡式欺骗时, 都是在时间为 370 s 时被检测出来, 但速率越大, 其检测值越大, 越容易超过阈值; 而施加欺骗值为 0.2, 0.1 m/s 的斜坡式欺骗时, 分别于 380 s 和 410 s 被检测出来, 说明斜率越小, 检测时间越长(见图中黑色圆点)。由此可得, 针对不同斜率的斜坡式欺骗, M1 检测时间和检验统计量不同。

3.2.2 实验 2

通过实验 2 对通道 1 施加欺骗值为 0.1 m/s 的

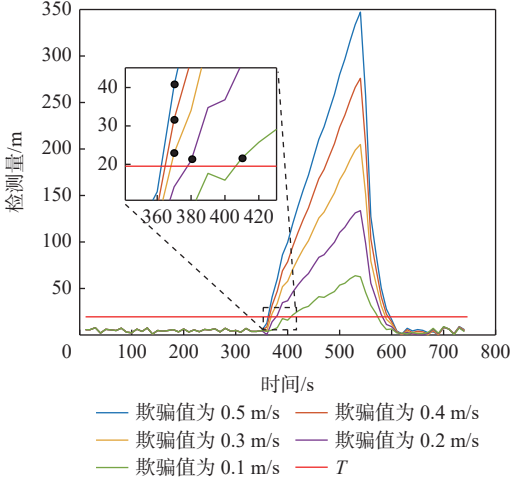
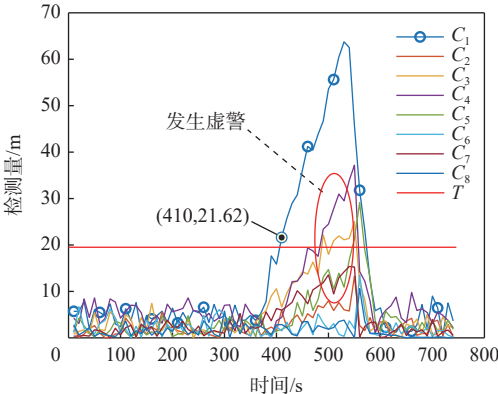


图 3 M1 不同斜率的仿真对比

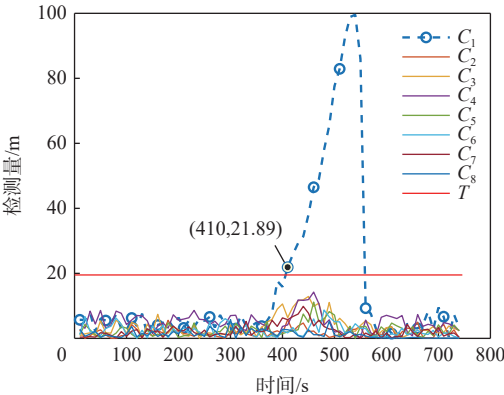
Fig. 3 Simulation comparison of different slopes of M1

斜坡式的欺骗, 对比 M1 与 M2 的检测能力, 验证抗差估计降低了正常通道的虚警率。

对通道 1 施加欺骗值为 0.1 m/s 的斜坡式欺骗, M1 与 M2 的斜坡式欺骗检测仿真结果如图 4 所示, 其中, “ C ”为通道, 即“ C_1 、 C_2 和 C_3 ”分别为通道 1、通道 2 和通道 3, 其余以此类推。图 4 中数据表明: ①图 4(a) 是 M1 不同通道的虚警仿真图, 显示了通道 1 的检测时长为 60 s, 检验统计量为 21.62 m, 而通道 3、通道 4 和通道 5 均受到了不同程度的欺骗影响, 导致其新息偏离正常值, 出现虚警情况。②图 4(b) 是 M2 不同通道的虚警仿真图, 显示了通道 1 检测时长为 60 s, 检验统计量为 21.89 m, 缩短检测时间未缩短, 但其余通道的新息值未受欺骗影响, 未出现虚警情况, 证明抗差估计有效削弱并抑制了欺骗对新息的影响。



(a) M1 仿真



(b) M2 仿真

图 4 M1 与 M2 仿真对比

Fig. 4 Simulation comparison of M1 and M2

为了进一步说明 M2 的优势, 表 3 为实验 2 的 100 次循环的蒙特卡罗仿真情况。其中, “*”表示施加欺骗的通道。

对通道 1 施加欺骗值为 0.1m/s 的欺骗时, 结合图 4 和表 3 数据表明: ①M1 与 M2 的检测时长均为 60 s, 对比两者检测时间不变。②对于漏检率, M1 与 M2 的通道 1 均为 0。对于虚警率, M1 的通

表 3 实验 2 蒙特卡罗仿真结果

Table 3 Monte Carlo simulation results of exp.2 %								
算法	C_1 *漏检率	虚警率						
		C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8
M1	0	8	82	100	50	0	31	0
M2	0	1	3	21	0	0	0	0

道 2、通道 3、通道 4、通道 5、通道 6、通道 7 和通道 8 分别为 8%、82%、100%、50%、0、31% 和 0，而 M2 对应分别为 1%、3%、21%、0、0、0 和 0，M2 比 M1 的虚警率分别降低了 7%、79%、79%、50%、0、31% 和 0，平均降低为 30.75%，最大降低为 79%。由此可得，M2 优于 M1，且 M2 的抗差估计效果能够很好的削弱欺骗对新息的影响，降低了正常通道的虚警率，但 M2 的检测时间没有发生缩短，只是起到了抑制或削弱欺骗对新息影响的作用。

3.2.3 实验 3

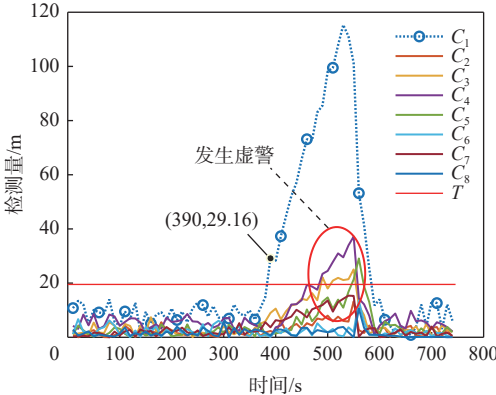
针对实验 2 的检测时间未缩短问题，通过实验 3 设置 2 组实验，分别对通道 1 和通道 6 施加欺骗值为 0.1 m/s 的斜坡式欺骗，对比 M2、M3 和 M4 的检测和位置误差情况，验证 M4 继承了 M2 的抗差估计效果且 M4 缩短了检测时间并提升了检测性能。

第 1 组实验对通道 1 施加欺骗值为 0.1 m/s 的斜坡式欺骗，M3 和 M4 仿真不同通道虚警情况如图 5 所示，结合图 4(b) 和图 5 可得：①M3 和 M4 对通道 1 的检测时长均为 40 s，其检测量分别为 29.16，28.90 m，对比 M2 的检测时间缩短了 20 s，说明 M3 和 M4 在加入 LS-SVM 算法后，缩短了检测时间，提升了检测效率；②对比 M3 和 M4 的虚警情况，M3 中正常通道发生虚警现象，而 M4 未出现虚警情况，说明 M4 继承了 M2 的抗差估计效果。

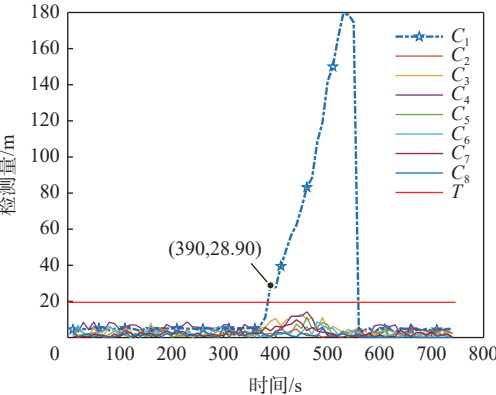
第 2 组实验对通道 6 施加欺骗值为 0.1 m/s 的斜坡式欺骗，对比 M2、M3 和 M4 仿真检测情况，验证随机选择的通道 6，M4 也继承了 M2 的抗差估计，且 M4 优于 M2 和 M3 的检测性能。由图 6 数据表明：M2、M3 和 M4 的检测时长分别为 50，40，40 s，说明 AIME 经过 LS-SVM 训练，得到回归的预测新息，能够缩短检测时间，但 M3 和 M4 的检验统计量分别为 23.02，26.62 m，说明抗差估计对欺骗检测有一定影响。

为了进一步说明 M4 的优势，实验 3 的 100 次循环的蒙特卡罗仿真情况如表 4 所示。M2、M3 和 M4 对通道 6 的位置误差和均方根对比分别如图 7 和表 5 所示。

结合图 5~图 7 与表 4 和表 5 数据表明：①对于通道 1，M4 比 M2 检测时间缩短了 33.3%，对于通道 6，检测时间缩短了 20%；则 M4 比 M2 平均检测



(a) M3 不同通道的虚警率仿真



(b) M4 不同通道的虚警率仿真

图 5 M3 与 M4 的仿真对比

Fig. 5 Simulation comparison of M3 and M4

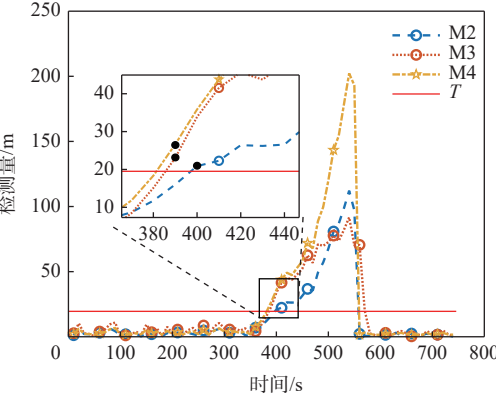


图 6 M2、M3 和 M4 对通道 6 的仿真对比

Fig. 6 Simulation comparison of M2, M3 and M4 on C_6

表 4 实验 3 蒙特卡罗仿真结果

Table 4 Monte Carlo simulation results of exp.3 %								
算法	漏检率		虚警率					
	C_1 *	C_6 *	C_2	C_3	C_4	C_5	C_7	C_8
M2	0	0	2	3	13	0	0	3
M3	0	0	7	69	100	43	29	0
M4	0	0	0	2	2	0	0	0

时间缩短了 26.65%。②对于漏检率，M2、M3 和 M4 的通道 1、通道 6 均为 0。对于虚警率，M2、M3 和 M4 的平均虚警率分别为 3.5%、41.3% 和 0.67%，

M4 比 M3 降低了 40.63%; 由此可得, M4 继承了 M2 的抗差估计, 降低了虚警率, 同时经 LS-SVM 训练, 得出的回归预测新息检验统计量, 从而缩短了检测时间。③图 7 为 M2, M3 和 M4 对通道 6 的位置误差仿真对比, 其中, “No spoofing” 代表无欺骗的位置误差, 在 350~550 s 加入欺骗, 3 种算法的北向、东向和地向位置误差开始出现波动, 其中 M4 与 “No spoofing” 的变化曲线较为接近, 说明定位精度较好。表 5 所示均方根对比, “No spoofing”、M2、M3 和 M4 的 3 个方向平均的均方根分别为 0.4, 1.15, 2.2, 0.66 m, 说明 M4 与 “No spoofing” 的精度较为接近, 对比 M4 和 M3, 精度提高了 72.72%。

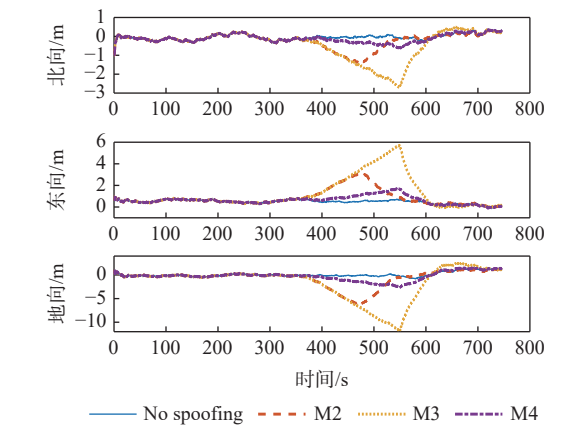


图 7 M2, M3 和 M4 对通道 6 的位置误差仿真对比
Fig. 7 Simulation comparison of position errors of M2, M3 and M4 on C_6

表 5 通道 6 的位置误差和均方根对比				
Table 5 Position error and RMSE comparison of C_6				
算法	误差	北向/m	东向/m	地向/m
No spoofing	最大值	0.99	0.95	1.46
	均值	0.04	0.48	0.07
	均方根	0.16	0.52	0.51
M2	最大值	1.39	3.08	6.11
	均值	0.21	0.83	0.69
	均方根	0.44	1.1	1.92
M3	最大值	2.70	5.71	11.98
	均值	0.42	1.23	1.59
	均方根	0.86	1.90	3.84
M4	最大值	0.99	1.70	2.63
	均值	0.11	0.63	0.26
	均方根	0.25	0.73	0.99

4 结 论

- 1) 介绍了传统欺骗检测 AIME 及 LS-SVM 的基本原理, 比较分析了传统检测算法的对检测斜率较小的斜坡式欺骗具有局限性。
- 2) 在 GNSS 受欺骗情况下, 通过抗差估计自适应

应调整增益矩阵, 从而自适应调整新息检验统计量的权重, 有效地削弱了欺骗对新息的影响。而后, 将抗差优化的新息和观测量作为 LS-SVM 训练数据, 通过 LS-SVM 回归的预测新息代替滤波器中的欺骗新息, 使得欺骗产生的误差更多地反应在预测新息中。进一步提高对斜率较小的斜坡式欺骗的检测处理能力, 有效提升检测灵敏度。

3) 在处理欺骗值为 0.1 m/s 的斜坡式欺骗时, 本文算法与传统算法相比, 检测时间缩短了 26.65%, 虚警率降低了 40.63%, 定位精度提高了 72.72%。证明本文算法具有检测时间短、检测性能好的优势, 适用于 GNSS/INS 紧组合导航系统用户的斜坡式欺骗检测。

为使本文算法能有效地针对各种场景下的车载和机载导航用户欺骗检测, 未来可开展工作: ①增加实测数据的算法实验验证; ②考虑欺骗识别与抑制技术; ③考虑多通道的欺骗检测技术。④运用方差膨胀法设置更加合理的抗差门限值。

参考文献 (References)

[1] 边少锋, 胡彦逢, 纪兵. GNSS 欺骗防护技术国内外研究现状及展望[J]. 中国科学:信息科学, 2017, 47(3): 275-287.
BIAN S F, HU Y F, JI B. Research status and prospect of GNSS anti-spoofing technology[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2017, 47(3): 275-287(in Chinese).

[2] LIU Y, LI S H, FU Q W, et al. Analysis of Kalman filter innovation-based GNSS spoofing detection method for INS/GNSS integrated navigation system[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(13): 5167-5178.

[3] 张超, 吕志伟, 张伦东, 等. 基于新息速率抗差估计的 INS/GNSS 组合导航系统欺骗检测算法[J]. 中国惯性技术学报, 2021, 29(3): 328-333.
ZHANG C, LYU Z W, ZHANG L D, et al. A spoofing detection algorithm for INS/GNSS integrated navigation system based on innovation rate and robust estimation[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2021, 29(3): 328-333(in Chinese).

[4] ZHANG L Y, ZHAO H B, SUN C, et al. Enhanced GNSS spoofing detector via multiple-epoch inertial navigation sensor prediction in a tightly-coupled system[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(9): 8633-8647.

[5] BRUMBACK B, SRINATH M. A Chi-square test for fault-detection in Kalman filters[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1987, 32(6): 552-554.

[6] LIU H Y, ZHENG G, WANG H N, et al. Research on integrity monitoring for integrated GNSS/SINS system[C]//The 2010 IEEE International Conference on Information and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1990-1995.

[7] LI X, FANG K, LI X, et al. Fault identification method of GNSS/INS integrated navigation system based on the fusion of chi-square test and multiple solution separation algorithm[C]//China Satellite Navigation Conference Proceedings. Berlin: Springer,

2021: 558-569.

[8] LIU Y, LI S H, FU Q W, et al. Impact assessment of GNSS spoofing attacks on INS/GNSS integrated navigation system[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1433.

[9] ZHONG L N, LIU J Y, LI R B, et al. Approach for detecting soft faults in GPS/INS integrated navigation based on LS-SVM and AIME[J]. Journal of Navigation, 2017, 70(3): 561-579.

[10] 柯晔, 吕志伟, 周玟龙, 等. GNSS/INS 紧组合的新息优化抗差估计欺骗检测算法[J]. 中国惯性技术学报, 2022, 30(2): 272-280.

KE Y, LYU Z W, ZHOU W L, et al. Innovation optimal robust estimation spoofing detection algorithm of tightly coupled GNSS/INS integration[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2022, 30(2): 272-280(in Chinese).

[11] KE Y, LYU Z W, ZHANG C, et al. Tightly coupled GNSS/INS integration spoofing detection algorithm based on innovation rate optimization and robust estimation[J]. IEEE Access, 2022, 23(7): 72444-72457.

[12] 戴海发, 卞鸿巍, 马恒, 等. 基于一类 SVM 的综合导航系统信息故障检测方法[J]. 中国惯性技术学报, 2017, 25(4): 555-560.

DAI H F, BIAN H W, MA H, et al. Information fault detection for integrated navigation systems using one-class support vector machine[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2017, 25(4): 555-560(in Chinese).

[13] 刘海颖, 冯成涛, 王惠南. 一种惯性辅助卫星导航系统及其完好性检测方法[J]. 宇航学报, 2011, 32(4): 775-780.

LIU H Y, FENG C T, WANG H N. Method of inertial aided satellite navigation and its integrity monitoring[J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(4): 775-780(in Chinese).

[14] 钟丽娜, 刘建业, 李荣冰, 等. 基于 LSSVM 的惯性/卫星紧组合导航系统缓变故障检测方法[J]. 中国惯性技术学报, 2012, 20(6): 754-758.

ZHONG L N, LIU J Y, LI R B, et al. Approach for detection of slowly growing errors in INS/GNSS tightly-coupled system based on LS-SVM[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2012, 20(6): 754-758(in Chinese).

[15] 张闯, 赵修斌, 庞春雷, 等. LS-SVM 辅助的小幅值及缓变故障检测与容错方法[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(3): 415-420.

ZHANG C, ZHAO X B, PANG C L, et al. LS-SVM assisted fault detection and tolerance method for small-amplitude fault and gradual fault[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2019, 27(3): 415-420(in Chinese).

[16] WANG S Z, ZHAN X Q, ZHAI Y W, et al. Fault detection and exclusion for tightly coupled GNSS/INS system considering fault in state prediction[J]. Sensors, 2020, 20(3): 590-611.

[17] YANG Y X, HE H B, XU G C. Adaptively robust filtering for kinematic geodetic positioning[J]. Journal of Geodesy, 2001, 75(2): 109-116.

[18] ZHANG C A, ZHAO X B, PANG C L, et al. Improved fault detection method based on robust estimation and sliding window test for INS/GNSS integration[J]. Journal of Navigation, 2020, 73(4): 776-796.

[19] MEHRKANOON S, SUYKENS J A K. LS-SVM approximate solution to linear time varying descriptor systems[J]. Automatica, 2012, 48(10): 2502-2511.

[20] YING Z, KEONG K C. Fast leave-one-out evaluation and improvement on inference for LS-SVMs[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2004: 494-497.

[21] SUN R, ZHANG W Y, ZHENG J Z, et al. GNSS/INS integration with integrity monitoring for UAV No-fly zone management[J]. Remote Sensing, 2020, 12(3): 524.

[22] GROVES P D. Principles of GNSS, inertial, and multisensor integrated navigation systems[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2015, 30(2): 26-27.

Tightly-coupled GNSS/INS spoofing detection algorithm for LS-SVM and robust estimation

KE Ye^{1,2}, LYU Zhiwei^{1,*}, ZHOU Wenlong¹, DENG Xu¹, SHANG Xiangyong^{1,3}, WU Wenbo¹

(1. School of Geospatial Information, PLA Strategic Support Force Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;

2. 31618 of the PLA, Fuzhou 350000, China;

3. Key Laboratory of Electro-Optical Countermeasures Test & Evaluation Technology, Luoyang 471000, China)

Abstract: The traditional spoofing detection algorithm suffers from a prolonged time of detecting ramp spoofing with small slopes, a high false alarm rate, and a high missed detection rate. Therefore, this study proposes a spoofing detection algorithm with tightly-coupled global navigation satellite system (GNSS) and inertial navigation system (INS) based on least squares-support vector machine (LS-SVM) and robust estimation. The algorithm effectively mitigates the influence of spoofing on innovation by adaptively adjusting the gain matrix with robustness. It then replaces the spoofing innovation in the filter with the forecasted innovation obtained by LS-SVM regression of the training data set optimized with robustness, thus further improving the detection and processing ability of ramp spoofing with small slopes. Simulation results show that when detecting 0.1 m/s ramp spoofing, the proposed algorithm can shorten the detection time by 26.65%, reduce the false alarm rate by 40.63% and improve the positioning accuracy by 72.72%, compared with the traditional algorithm. The proposed algorithm has the advantages of fast detection and low false alarm rate, suitable for ramp spoofing detection of tightly integrated GNSS/INS navigation users.

Keywords: least squares-support vector machine; robust estimation; tightly-coupled GNSS/INS; spoofing detection; ramped

Received: 2022-04-12; **Accepted:** 2022-07-25; **Published Online:** 2022-07-27 09:41

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20220726.1759.001

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (42174036); Foundation of State Key Laboratory of Geo-Information Engineering (SKLGIE2020-Z-2-1)

* **Corresponding author.** E-mail: lvzhiwei@sina.com