

6-1-2020

A Way of Integrated Navigation Fault Detection of Near Space Hypersonic Cruising Aircraft

Hailin Li

Telecommunication Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;

Bin Zhang

Telecommunication Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;

Dewei Wu

Telecommunication Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;

Lu Hu

Telecommunication Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

A Way of Integrated Navigation Fault Detection of Near Space Hypersonic Cruising Aircraft

Abstract

Abstract: The doppler shift is augmented, that causes acquisition and tracking of GNSS losing, error of CNS's ray propagation also causes the problem of celestial body tracking when aircraft is hypersonically flying. *A way of INS/GNSS/CNS integrated navigation fault detection of the hypersonic cruising aircraft based on the residual chi-square-Fuzzy ARTMAP (Adaptive Resonance Theory Map) fast neural networks was proposed. The fault diagnostic elements of INS/GNSS/CNS integrated navigation system of the hypersonic cruising aircraft were given; the detection function formula of residual chi-square test and Fuzzy ARTMAP fast neural networks arithmetic was deduced; the realizing way was studied.* The results demonstrate that the test way is available and feasible, and the navigation precision and reliability are improved.

Keywords

near space hypersonic cruising aircraft, integrated navigation, fault detection, residual chi-square test, fuzzy ARTMAP neural networks

Recommended Citation

Li Hailin, Zhang Bin, Wu Dewei, Lu Hu. A Way of Integrated Navigation Fault Detection of Near Space Hypersonic Cruising Aircraft[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(8): 1809-1814.

一种高超声速飞行器组合导航故障检测方法

李海林, 张斌, 吴德伟, 卢虎
(空军工程大学信息与导航学院, 陕西 西安 710077)

摘要: 飞行器高超声速飞行时, 多普勒频移增大, GNSS 捕获跟踪易丢失, CNS 也会造成光线传播误差, 使天体跟踪出现问题。提出了一种高超声速飞行器残差 χ^2 -Fuzzy ARTMAP 快速神经网络 INS/GNSS/CNS 组合导航故障检测方法, 给出了高超声速飞行器 INS/GNSS/CNS 组合导航系统故障诊断原理, 推导了残差 χ^2 检验法的检测函数公式和 Fuzzy ARTMAP 快速神经网络原理算法, 研究了残差 χ^2 -Fuzzy ARTMAP 快速神经网络组合导航故障检测实现方法。仿真结果表明该检测方法比传统残差 χ^2 检验法更准确及时有效实现故障检测和隔离, 并且得到的姿态、位置和速度信息精度更高, 提高了临近空间高超声速飞行器 INS/GNSS/CNS 组合导航体系的精度和可靠性。

关键词: 临近空间高超声速飞行器; 组合导航; 故障检测; 残差 χ^2 检验法; Fuzzy ARTMAP 神经网络
中图分类号: V448 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 08-1809-06
DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201708022

A Way of Integrated Navigation Fault Detection of Near Space Hypersonic Cruising Aircraft

Li Hailin, Zhang Bin, Wu Dewei, Lu Hu

(Telecommunication Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: The doppler shift is augmented, that causes acquisition and tracking of GNSS losing, error of CNS's ray propagation also causes the problem of celestial body tracking when aircraft is hypersonically flying. A way of INS/GNSS/CNS integrated navigation fault detection of the hypersonic cruising aircraft based on the residual chi-square-Fuzzy ARTMAP (Adaptive Resonance Theory Map) fast neural networks was proposed. The fault diagnostic elements of INS/GNSS/CNS integrated navigation system of the hypersonic cruising aircraft were given; the detection function formula of residual chi-square test and Fuzzy ARTMAP fast neural networks arithmetic was deduced; the realizing way was studied. The results demonstrate that the test way is available and feasible, and the navigation precision and reliability are improved.

Keywords: near space hypersonic cruising aircraft; integrated navigation; fault detection; residual chi-square test; fuzzy ARTMAP neural networks

引言

高超声速飞行器由于其特定的任务与性质,



收稿日期: 2015-10-08 修回日期: 2016-01-10;
基金项目: 国家自然科学基金(61603412), 陕西省自然科学基金基础研究计划(2017JQ6027);
作者简介: 李海林(1982-), 男, 安徽阜阳, 博士, 讲师, 研究方向为高超声速飞行器导航理论与技术; 张斌(1968-), 男, 陕西西安, 博士, 教授, 研究方向为军用无线电导航技术及理论。

对飞行器的安全性和可靠性提出了更高的要求。在导航保障中引入故障诊断和容错技术是提高飞行器有效度和可靠性的重要途径。基于 INS/GNSS/CNS 的高超声速飞行器组合导航系统结构复杂, 对环境灵敏度高, 因此易于出现故障。高超声速时, GNSS 接收信号产生很大的多普勒频移, 导致频率搜索点数增多, 使得信号快速捕获跟

踪困难,造成系统故障;速度高到一定程度时,会产生“等离子体效应”,使无线电信号中断,造成系统故障;高温环境不仅对 CNS 的敏感器件造成影响,也会造成光线传播误差,使天体信息快速连续跟踪出现问题,造成系统故障,这些问题都是常规组合导航系统很少出现的问题。这要求高超高声速飞行器组合导航系统能够准确及时有效地实现故障检测与系统重构。而基于卡尔曼滤波算法组合导航系统故障检测方法主要有特性检验法、状态残差 χ^2 检验法及其改进算法,残差对故障的敏感度决定了基于卡尔曼滤波算法的故障检测方法的检测性能^[1]。 χ^2 检验法检验 n 维高斯分布随机向量的均值和方差阵,判断故障的统计检验方法^[2]。该方法优点是不需要找出故障的特定因素,只要确定一个滤波器实时输出的有效性,所以特别适合系统级故障检测^[3-4]。

χ^2 检验法主要包括包括残差 χ^2 检验法^[5]、状态 χ^2 检验法^[6]以及双状态 χ^2 检验法^[7]。状态 χ^2 检验法优点是能够检测比较缓变的故障,缺点是没有量测更新,误差会随时间积累,检测故障灵敏度会逐渐降低;残差 χ^2 检验法优点是对突变故障或观测量引起的故障检测效果好,缺点是不易检测缓变故障;双状态 χ^2 检验法为了克服状态 χ^2 检验法没有量测更新,采用了两个状态递推器,但两个递推器重置切换时间选取比较困难,并且计算量复杂^[8-9]。

针对以上问题,结合高超声速飞行器高机动性突变的特点,本文分析了基于 Kalman 滤波器残差检验方法的特性,并采用 Fuzzy ARTMAP(adaptive resonance theory map)快速神经网络故障检测方法对其做出了相应改进,构造了高超声速飞行器组合导航系统故障检测算法,可实现故障诊断、隔离,最后通过仿真进行了验证。

1 INS/GNSS/CNS 组合导航系统故障诊断原理

高超高声速飞行器基于 SINS/CNS/GNSS 组合导航系统中,两个局部滤波器 KF1、KF2 针对两个

子系统 SINS/GNSS 和 SINS/CNS 进行设计,局部滤波器检测无故障后再送入主滤波器进行最优组合,并将得到的整个系统的误差估计值反馈修正,局部滤波器应能实现估值隔离并修复。判断准则:当子系统 1 故障,说明 GNSS 故障;当子系统 2 故障,说明 CNS 故障;子系统 1 和 2 都故障,说明 GNSS、CNS 都故障。基本原理如图 1 所示。

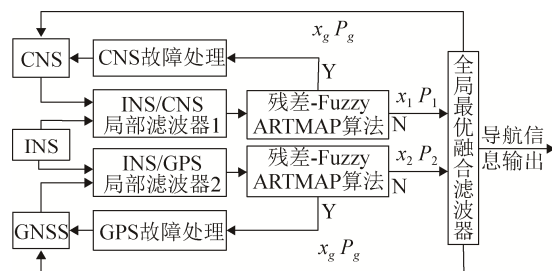


图 1 INS/GNSS/CNS 组合导航系统的容错原理

Fig. 1 Fault-tolerant principle of
INS/GNSS/CNS integrated navigation system

2 一种基于残差 χ^2 -Fuzzy ARTMAP 快速神经网络故障检测方法

特征空间搜索和学习的自适应反馈动态类型选择方法,与神经网络模糊子集计算,两者之间的形式相似。Fuzzy ARTMAP 神经网络有效利用了自适应反馈原理和模糊逻辑两者的优点,但若数据量很大,该算法收敛速度会变得很慢,为此,结合残差 χ^2 检验法的优点,可以有效克服 Fuzzy ARTMAP 神经网络数据量很大时收敛速度慢的缺点。

2.1 Fuzzy ARTMAP 神经网络结构

Fuzzy ARTMAP 神经网络由 ART_a 和 ART_b 两个模块组成,每个模块又可以分为注意子系统和取向子系统。已学习的模式由注意子系统处理,并建立内部关系,可微调;未学习模式由取向子系统处理,处理后返回注意子系统,未学习过的事件由新的编码来表示^[10]。这种处理原理与 ART-1、ART-2 相似,但 Fuzzy ARTMAP 神经网络中加入了模糊处理,利用模糊理论中的 MIN 最小算子($\wedge$)代替 ART1 中的交算子($\cap$),这样使 Fuzzy ARTMAP 不

仅能稳定地学习连续输入向量, 而且还能处理二值输入向量。

Fuzzy ARTMAP 网络实际上又由映射层 F 、输入层 F_0 、聚类层 F_1 、输出层 F_2 四层网络构成, 后三层是重要层, 分别有 M, M, N 个神经元单元连接控制。 F_0 表示特征检测器, 作用是将输入模式编码。 F_1 层的节点作用是对输入样本分类, 每个 F_1 的节点 j 存储一个原型向量 $\mathbf{X}_j^a$, 从 F_2^a 到 F_1^a 的通过关联权 $\mathbf{W}_{ij}^a$ 连接, 其中 $1 \leq j \leq N_a, 1 \leq i \leq M_a$ 。 F_1, F_2 间的连接方式是全连接, 属于长记忆, 单个 F_1, F_2 属于短记忆。映射域 F^{ab} 连接 ART_a 和 ART_b , F_2^a 层的原型类别向量由 ART_a 通过学习 F_0^a 层的输入样本向量集 $\mathbf{a}$ 而获得; F_2^b 层的原型类别向量由 ART_b 通过学习 F_2^b 层的目标类别向量集 $\mathbf{b}$ 而获得; 关联连接权 $\mathbf{W}_{jk}^{ab}$ 由 F_2^a 与 F^{ab} 连接, 强度值随学习过程而调整; 以双向的、一一映射的、无调整的方式将 F_2^b 与 F^{ab} 连接起来。最少数量的提交节点由 F^{ab} 和其他一些内部控制器一起作用在 ART_a 的 F_2 层内产生, 且符合 ART_b 模块的期望精度。

2.2 Fuzzy ARTMAP 学习算法

输入层的输入向量 $\mathbf{I}$ 的维数为 $2M_a$:

$$\mathbf{I} = (\mathbf{a}, \mathbf{a}^c) = (a_1, a_2, \dots, a_{M_a}, a_1^c, a_2^c, \dots, a_{M_a}^c) \quad (1)$$

式中: $a_i^c = 1 - a_i; \forall i \in \{1, 2, \dots, M_a\}$, 且向量 $\mathbf{a}$ 的每个元素都属于区间 $[0, 1]$ 。

一个聚类类别用从 F_1^a 层的所有节点到 F_2^a 层的节点 j 的联接权重向量 $\mathbf{W}_j^a = (w_{j1}^a, w_{j2}^a, \dots, w_{j2M_a}^a)$ 表示, 初始化矩阵 $\mathbf{W}_{ij}^a$ 和 $\mathbf{W}_{jk}^{ab}$, 学习算法步骤如下:

1) 公式 (2) 计算出选择函数值 $T_j^a (j=1, 2, \dots, N_a)$, 并使 $T_j = \max\{T_j : j=1, 2, \dots, N_a\}$, 其中 J 是获胜神经元序号, 如有多个 T_j , 则选序号最小的。

$$T_j^a = \frac{|\mathbf{I}^r \wedge \mathbf{W}_j^a|}{|\mathbf{W}_j^a| + \beta_a} \quad (2)$$

式中: β_a 是选择参数, 取值范围 $(0, \infty)$, 此处逻辑“与”运算符 $\wedge$ 定义为 $(\mathbf{X} \wedge \mathbf{Y})_i = \min(x_i, y_i)$, 模 $|\cdot|$ 定

义为对 M 维向量 $\mathbf{X}$, 有 $|\mathbf{X}| \equiv \sum_{i=1}^M x_i$ 。

2) 检测获胜的节点 $j_{\max}$ 是否符合预警标准, 即公式 $\frac{|\mathbf{I}^r \wedge \mathbf{W}_{j_{\max}}^a|}{|\mathbf{I}^r|} \geq \rho_a$ 。 $\bar{\rho}_a$ 是基线预警参数, 取值范围 $(0, \infty)$ 。如符合则继续, 否则重复步骤 2), 直到找到符合预警标准的节点 j_{ρ_a} 为止。

3) 检测 j_{ρ_a} 是否能在 F_2^b 层找到向量 $\mathbf{O}^r$ 。找到, 则对 $\mathbf{W}_{j_{\max}}^a$ 和 $\mathbf{W}_{j_{\max}}^{ab}$ 按照公式 $\mathbf{W}_{j_{\max}}^a \leftarrow \mathbf{W}_{j_{\max}}^a \wedge \mathbf{I}^r, \mathbf{W}_{j_{\max}}^{ab} \leftarrow \mathbf{O}^r$ 进行调整; 如没找到, 则对 ρ_a 按照公式 $\rho_a \leftarrow \frac{|\mathbf{I}^r \wedge \mathbf{W}_{j_{\max}}^a|}{|\mathbf{I}^r|} + \varepsilon$ 进行调整, 选取选择函数值中下一个节点, 重复步骤 2)。其中 ε 是非常小的正数。

2.3 残差 χ^2 -Fuzzy ARTMAP 快速神经网络故障检测实现方法

如图 2 所示, 传统残差 χ^2 检验法对故障特征的提取过粗, 只能得到一个反映全体状态变量的综合故障特征值。但是不同传感器故障对卡尔曼滤波器的估计具有不同的影响, 传统方法显然不能反映这种细微的差别。可通过对残差单个分量进行单独检测, 从而提高故障检测的敏感性。因为 $b_i(k) \sim N(0, B_{i,i}(k))$, 式中 $b_i(k)$ 是 $\mathbf{b}(k)$ 的第 i 个元素, $B_{i,i}(k)$ 是对 $\mathbf{B}(k)$ 角线的第 i 个元素; 所以 $\lambda_i = b_i^2(k) / B_{i,i}(k) \sim \chi^2(1)$, 即 λ_i 服从 χ^2 分布, 且自由度为 1。因此, 可对 $\mathbf{b}(k)$ 的每个分量进行单独检测, 当 $\lambda_i(k) > T_{D_i}$, 有故障; $\lambda_i(k) \leq T_{D_i}$, 无故障。

根据前一时刻的误差方差阵 $\mathbf{P}_{t-1}$ 和状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}_{t-1}$, 以及高超声速飞行器运动的状态模型, 预测当前时刻的误差方差阵 $\mathbf{P}_{t/t-1}$ 和状态变量 $\hat{\mathbf{x}}_{t/t-1}$ 为

$$\hat{\mathbf{x}}_{t/t-1} = \hat{\mathbf{x}}_{t-1} + f(\hat{\mathbf{x}}_{t-1})T \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{t/t-1} = \mathbf{F}_t \mathbf{P}_{t-1} \mathbf{F}_t^T + \mathbf{Q}_t \quad (4)$$

式中: $\mathbf{Q}_t$ 、 $\mathbf{R}_t$ 协方差矩阵; T 滤波周期;

$\mathbf{F}_t = \mathbf{I} + T \frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{t-1}}$ 是 Jacobian 矩阵。

$$\Sigma_{t/t-1} = \begin{cases} (P_{t/t-1}^{-1} - \gamma^{-2} L_t^T L_t)^{-1}, & \bar{P}_{y,t} > a P_{y,t} \\ P_{t/t-1}, & \bar{P}_{y,t} < a P_{y,t} \end{cases}$$

根据上式判断是否需要预测误差方差阵进行重置, 可调滤波参数 $a > 1$, $\gamma > 0$, 可调参数矩阵 L_t 。

$$L_t = \gamma(P_{t/t-1}^{-1} - \lambda^{-1} P_{t/t-1}^{-1})^{1/2} \quad (5)$$

$$\lambda = \frac{\text{tr}(\bar{P}_{y,t})}{\text{tr}(P_{y,t})} \quad (6)$$

$$P_{y,t} = H_t P_{t/t-1} H_t^T + R_t \quad (7)$$

$$\bar{P}_{y,t} = \begin{cases} \Delta y_t \Delta y_t^T, & t = 0 \\ \frac{\rho \bar{P}_{y,t-1} + \Delta y_t \Delta y_t^T}{\rho + 1}, & t > 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\text{tr}(\cdot)$ 表示求矩阵的迹; $\Delta y_t = y_t - H_t x_{t/t-1}$ 为测量残差; ρ 为遗忘因子。

高超声速飞行器如果做高超声速机动动作, 必会造成状态方程与实际情况偏差增大, 进而引起预测误差增大, 导致测量残差 Δy_t 也随之增大。当测

量残差大到一定程度, 使其超过门限值, 测量残差将显著增加。将不同的传感器故障对每个残差分量的影响不同之处提取出来, 作为 Fuzzy ARTMAP 网络的输入。系统经残差 χ^2 检验后, 将结果模糊化处理, 变成 Fuzzy ARTMAP 能识别的故障特征值, 再由 Fuzzy ARTMAP 观测器作为比较进行残差检验, 同时识别出故障类别并进行权值调整。最后, 将检验结果进行分析归类, 便可确定故障源, 自动进行故障隔离与系统重构, 以保证系统工作的有效性。残差 χ^2 检验对每个残差单独检测, 将检验结果进行模糊化, 得[0,1]之间的隶属度数值, 此数值即可作为 Fuzzy ARTMAP 网络的输入模式样本 a_i , 模糊化公式为

$$a_i = [\lambda_i(k) - \min_l(\lambda_l(k))] / [\max_l(\lambda_l(k)) - \min_l(\lambda_l(k))], \\ i = 1, 2, \dots, n$$

式中: $\min_l(\lambda_l(k))$ 与 $\max_l(\lambda_l(k))$ 分别为求 $\lambda_l(k)$ 的最小值和最大值; n 为变量维数。

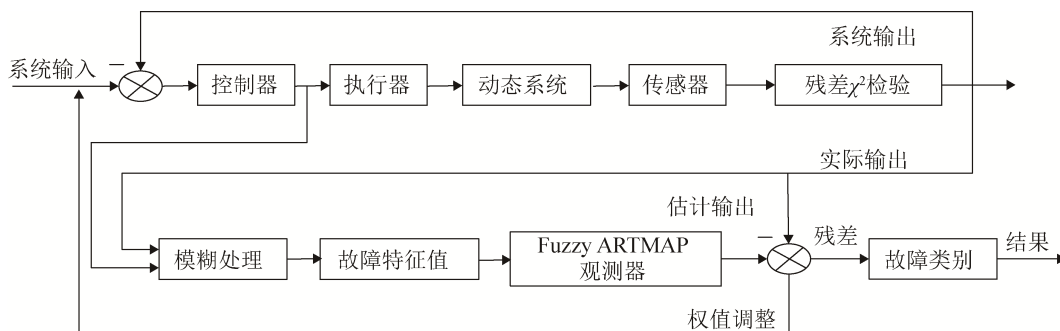


图 2 快速神经网络故障检测结构框图

Fig. 2 Fault detection structure diagram of the fast neural networks

3 仿真分析

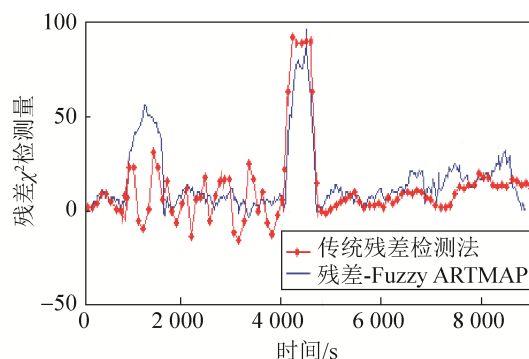
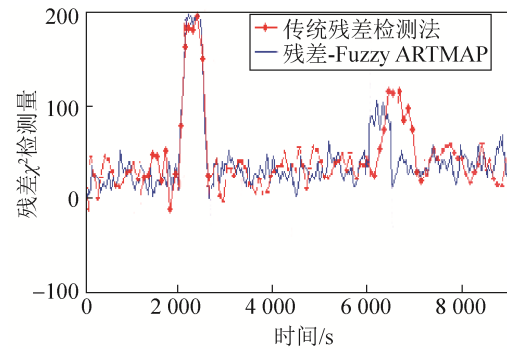
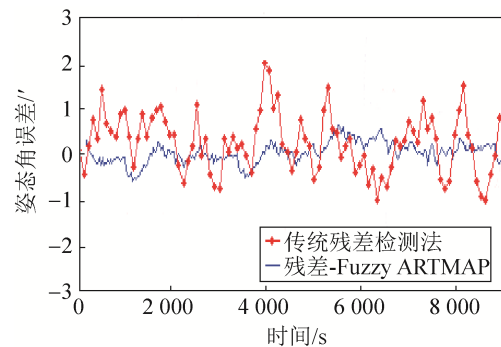
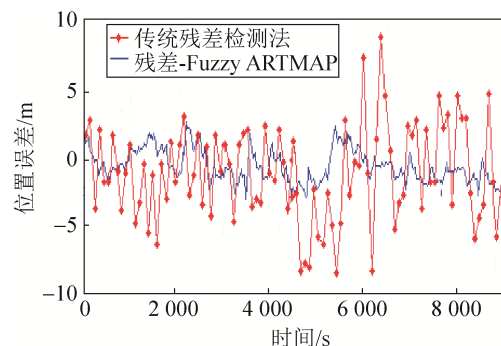
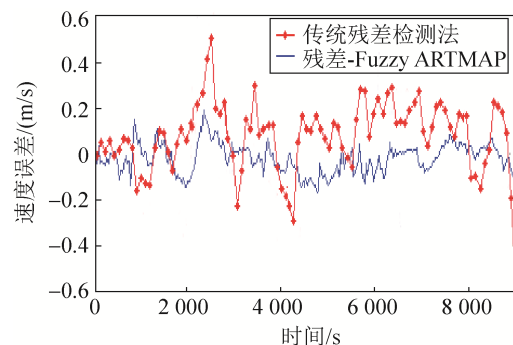
根据图 1 所示的组合导航系统容错结构, 选择的组合系统的状态变量包括: δt_u 为 GNSS 的距离误差, δt_{ru} GNSS 的速度误差; 初始姿态角误差角 0.5° , 初始速度误差 0.3 m/s , 初始位置误差 0.01 m ; 陀螺随机常值漂移为 $0.1 (^\circ)/\text{h}$, 陀螺噪声为 $0.03 (^\circ)/\text{h}$, 加速度计零偏为 $100 \mu\text{g}$, 加速度计测量噪声为 $50 \mu\text{g}$; CNS 的精度设为 $15''(1\sigma)$, 更新频率为 10 Hz , 假设星敏传感器可观测到三个以上星光矢量。速度误差均方根设为 0.05 m/s , 偏流角误差

均方根设为 $1'$; GNSS 的三个方向测速噪声标准差为 $(0.022, 0.035, 0.044) \text{ m/s}(1\sigma)$, 经度、纬度和高度定位噪声标准差为 $(4.686, 6.077, 6.212) \text{ m}(1\sigma)$; Fuzzy ARTMAP 观测器的 Δt 取为 9000 s 。选定对 CNS 信号敏感的故障变量横滚 ψ_{CX} 、俯仰 ψ_{CY} 和 GNSS 的 X 轴位置误差 δ_{GX} 、Y 轴速度误差、量测噪声的残差结果作为 ART_a 的输入, 过程中人为故障设置如表 1 所示。为进行比较, 同时对残差 χ^2 检验法的容错方法进行了仿真, 得到相应的融合估计量与本文的容错方法进行比较。

表 1 仿真条件
Tab. 1 The simulation conditions

序号	传感器	故障变量	故障发生时间/s	故障类型及大小
1	GNSS、CNS	——	——	均无故障
2	CNS	$\psi_{CX}/(^{\circ})$	1 000~1 500	突变 20
		$\psi_{CY}/(^{\circ})$	4 000~4 500	突变 50
3	GNSS	δ_{GX}/m	6 000~6 500	慢变 0.000 5 (t-6 000) ²
		$v_{GY}/m \cdot s^{-1}$	2 000~2 500	突变 0.26

图 3 和 4 表示无故障条件下局部滤波器 1 和 2 的故障检测情况, 当子系统发生突变故障时 (1 000~1 500 s, 2 000~2 500 s, 4 000~4 500 s, 6 000~6 500 s), 传统残差 χ^2 和残差 χ^2 -Fuzzy ARTMAP 两种检测算法的变量值发生大幅变化, 说明故障发生。但残差 χ^2 检验故障量较小时 (1 000~1 500 s) 存在漏检的现象; 慢变故障的检测 (6 000~6 500 s), 传统残差 χ^2 有一定的检测延迟, 而残差 χ^2 -Fuzzy ARTMAP 检验法能够及时发现故障, 并跟踪故障的发生情况。此外当故障量较大时, 即使故障消失, 报警仍持续了一段时间, 但残差 χ^2 -Fuzzy ARTMAP 检验法持续时间短。图 5~7 表示临近空间高超声速飞行器采用残差 χ^2 -Fuzzy ARTMAP 检验法比采用传统残差 χ^2 检验法得到的姿态误差、位置误差和速度误差更小, 说明导航精度更高, 取得了较好组合导航效果。

图 3 局部滤波器 1 故障两种检测方法检测函数曲线
Fig. 3 Fault detection curve of the local filter 1图 4 局部滤波器 2 故障两种检测方法检测函数曲线
Fig. 4 Fault detection curve of the local filter 2图 5 局部滤波器 1 故障组合导航姿态误差曲线比较
Fig. 5 Attitude error curve of the local filter 1图 6 局部滤波器 2 故障组合导航位置误差曲线比较
Fig. 6 Position errors curve of the local filter 2图 7 局部滤波器 2 故障组合导航速度误差曲线比较
Fig. 7 Velocity errors curve of the local filter 2

4 结论

本文以高超声速飞行器 INS/GNSS/CNS 组合导航体系为研究对象,研究了一种残差 χ^2 -Fuzzy ARTMAP 快速神经网络组合导航故障检测方法,详细给出了该方法的原理及实现方法。通过仿真结果分析,表明该方法的可行性和有效性,并且比传统残差 χ^2 检验法更能够准确及时检测到故障,为临近空间高超声速飞行器提供了高精度高可靠性的导航保障。临近空间高超声速飞行器的导航问题还有很多,比如“黑障”区内的导航信息补偿问题、高动态下(高马赫与大过载)卫星导航信号的快速捕获问题等,将是下一步深入研究的重点。

参考文献:

- [1] 秦永元, 张洪钺, 汪淑华. 卡尔曼滤波与组合导航系统 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1998. (Qin Yong-yuan, Zhang Hong-cheng, Wang Shu-hua. Kalman filter and integrated navigation system [M]. Xi'an, China: Northwestern Polytechnical University Press, 1998.)
- [2] Hu Qinglei, Xiao Bing, Zhang Yuomin. Fault-Tolerant Attitude Control for Spacecraft under Loss of Actuator Effectiveness [J]. Journal of Guidance Control and Dynamics (S0731-5090), 2011, 34(3): 927-932.
- [3] Ren D. Failure Detection of Dynamic Systems with the State Chi - square Test [J]. Journal of Guidance Control and Dynamics (S0731-5090), 1994, 17(2): 1336-1341.
- [4] 赵瞰, 廖瑛, 文援兰. 基于 EKF 残差向量的编队卫星测量器件故障诊断 [J]. 系统仿真学报, 2011, 23(增 1): 327-330. (Zhao Tun, Liao Ying, Wen Yuan-lan. Fault Diagnosis for Measurements of Formation Flying Based on Residual Vector of EKF [J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2011, 23(S1): 327-330.)
- [5] Xiao Bing, Hu Qinglei, Zhang Youmin. Fault-Tolerant Attitude Control for Flexible Spacecraft Without Angular Velocity Magnitude Measurement [J]. Journal of Guidance Control and Dynamics (S0731-5090), 2011, 34(5): 1556-1561.
- [6] 杜京义, 殷梦鑫. 一种改进的粒子滤波算法应用于故障诊断 [J]. 系统仿真学报, 2014, 26(1): 62-66. (Du Jing-yi, Yin Meng-xin. Improved Algorithm of Particle Filter Applied to Fault Diagnosis [J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2014, 26(1): 62-66.)
- [7] 钱华明. 故障诊断与容错技术及其在组合导航系统中的应用研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2004. (Qian Hua-ming. Research on Fault Diagnosis and Tolerant Technology and its Application to Integrated Navigation System [D]. Harbin, China: Harbin Engineering University, 2004.)
- [8] 黄铭媛. 高超巡航飞行器组合导航系统研究与算法验证 [D]. 上海: 上海交通大学, 2008. (Huang Ming-yuan. The research and verification of the integrated navigation system of the advanced cruise aircraft [D]. Shanghai, China: Shanghai Jiao Tong University, 2008.)
- [9] 夏琳琳. 故障检测与诊断技术在组合导航系统中的应用研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2006. (Xia Lin-lin. Research on Applications of Fault Detection and Diagnosis on Integrated Navigation System [D]. Harbin, China: Harbin Engineering University, 2006.)
- [10] 舒舟. 组合导航系统故障诊断与智能容错相关问题研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2006. (Shu Zhou. Correlative Study on Fault Diagnosis and Fault Tolerance of Integrated Navigation System [D]. Harbin, China: Harbin Engineering University, 2006.)