

DOI:10.16356/j.1005-2615.2015.01.006

## 基于粒子滤波和似然比的接收机自主完好性监测算法

王尔申<sup>1,2</sup> 庞涛<sup>1</sup> 曲萍萍<sup>1</sup> 张芝贤<sup>1</sup>

(1. 沈阳航空航天大学电子信息工程学院, 沈阳, 110136; 2. 北京航空航天大学电子信息工程学院, 北京, 100191)

**摘要:**由于粒子滤波算法在处理非线性系统非高斯噪声问题具有较大的优势,提出将粒子滤波算法与对数似然比方法有机结合应用于接收机自主完好性监测(Receiver autonomous integrity monitoring, RAIM)中。通过粒子滤波算法对状态进行精确估计,利用对数似然比建立一致性检验统计量进行故障检测。在建立全量累加对数似然比和部分累加对数似然比检验统计值的基础上,通过比较系统各状态累加对数似然比和检测阈值之间的关系,进而对卫星故障进行检测。对算法进行了数学建模,描述了 RAIM 算法流程。通过实测数据对提出的 RAIM 算法进行验证,结果表明:粒子滤波在非高斯测量噪声情况下可以对 GPS 接收机状态进行精确的估计,利用对数似然比建立的一致性检验统计量能有效地检测并隔离故障卫星,验证了该算法应用于接收机自主完好性监测的可行性和有效性。

**关键词:**GPS;接收机自主完好性监测;粒子滤波;似然比;故障检测

**中图分类号:**V241.6;TN967.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1005-2615(2015)01-0046-06

### RAIM Algorithm Based on Particle Filter and Likelihood Ratio Method

Wang Ershen<sup>1,2</sup>, Pang Tao<sup>1</sup>, Qu Pingping<sup>1</sup>, Zhang Zhixian<sup>1</sup>

(1. School of Electronic and Information Engineering, Shenyang Aerospace University, Shenyang, 110136, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing, 100191, China)

**Abstract:** Particle filter algorithm has a great advantage in processing nonlinear and non-Gaussian noise problems, so an approach combining the particle filter algorithm with the log-likelihood ratio (LLR) is presented for GPS receiver autonomous integrity monitoring (RAIM). The state estimate is calculated precisely by the particle filter algorithm and LLR is used as a consistency test statistic to achieve the fault detection. By setting up the total and partial cumulative LLRs, the satellite fault is detected by checking the cumulative LLR of system state with detection threshold. The mathematical model of the algorithm is established. Meanwhile, the algorithm flow is described. Based on the real GPS data, the RAIM algorithm is tested. Experimental result demonstrates that the particle filter algorithm can accurately estimate the state of GPS receiver under conditions of non-Gaussian measurement noise, and LLR as the statistic of consistency test can effectively detect and isolate fault satellite, thus validating the feasibility and validity of particle filter and likelihood ratio methods for RAIM.

**Key words:** global positioning system (GPS); receiver autonomous integrity monitoring (RAIM); particle filter (PF); likelihood ratio; fault detection

**基金项目:**国家自然科学基金(61101161)资助项目;航空科学基金(2011ZC54010)资助项目;辽宁省自然科学基金(联合基金)(2013024003)资助项目。

**收稿日期:**2013-10-01;**修订日期:**2014-03-01

**通信作者:**王尔申,男,副教授,E-mail:wes2016@sau.edu.cn。

在卫星导航定位系统中,完好性监测是航空导航系统不可或缺的一部分,由于系统故障而引起的导航失败或者故障应该被探测和隔离以保证导航信息可靠性不受影响。随着全球导航卫星系统(Global navigation satellite system, GNSS)的发展以及用户对于 GNSS 服务性能要求的不断升级,完好性监测日益受到重视。由于通过卫星导航系统自身的操作控制部分进行卫星故障监测时,告警时间比较长,通常在 15 min 到几小时,不能满足航空导航需求,因此在用户端对卫星故障进行快速监测,即接收机自主完好性监测(Receiver autonomous integrity monitoring, RAIM)成为研究的热点。RAIM 是一种基于一致性检验的自主完好性监测方法,它通过对冗余观测信息的检测来判断测量结果中是否含有较大卫星距离误差,当系统性能超出指定的容差级时,它能实时有效地给用户提供告警信息<sup>[1-3]</sup>。

目前,RAIM 算法包括两大类:一类是利用当前伪距观测量的快照算法;一类是基于卡尔曼滤波的 RAIM 算法。在故障检测和排除算法中,传统的广义似然比方法基于高斯白噪声假设,比较简单而常用的是快照算法,由于其具有不需要外部支持设备、反映速度快、容易实现等优点,目前得到了广泛的使用。快照算法主要有奇偶空间法、最小二乘残差和法和最大间隔法等。奇偶空间法和最小二乘残差和法在检测准则上是等价的。卡尔曼滤波算法利用历史观测量来提高效果,对先验误差特性依赖性强,而实际误差特性很难准确预测<sup>[4-5]</sup>。而且,卡尔曼算法要求测量噪声服从高斯分布,而在实际中测量噪声很难严格服从高斯分布<sup>[6]</sup>,因此算法的性能就会降级。

为了解决上述算法对噪声分布要求的限制,本文将粒子滤波引入到接收机自主完好性监测中,提出将基于对数似然比(Log-likelihood ratio, LLR)方法的粒子滤波算法用于故障卫星检测,通过实测数据对提出的 RAIM 算法进行仿真,验证了该算法能有效地检测并隔离故障卫星,证明了其在 RAIM 中的可行性和有效性。

## 1 用于故障检测的粒子滤波算法

故障检测是指对被监测系统故障的存在作出判断,故障隔离是指对系统故障的类型作出判断,并剔除故障。

粒子滤波可以较好地适应观测量出现异常突变的情况,适用于非线性、非高斯系统,对系统的过

程噪声和量测噪声没有限制,容易得到状态的最优估计。粒子滤波的误差和模型的失配程度是密切相关的,随着模型失配程度的增大,粒子滤波误差快速增长<sup>[7]</sup>,因此,可将粒子滤波用于故障检测中。Gordon 提出基于蒙特卡罗方法的序贯重要性重采样粒子滤波算法以来<sup>[8]</sup>,粒子滤波成为非线性非高斯系统状态估计问题的一个研究热点,广泛用于自动控制、导航、跟踪等研究领域,并应用于动态系统的故障检测等问题<sup>[9-11]</sup>。粒子滤波算法中的重要性权是迭代计算的,为了有较好的估计效果,重要性权应接近真实的状态后验分布,因此重要性权的方差越小越好。但重要性权的方差随着时间增大,经过若干次迭代,某个权可能趋于 1,其余的权都趋于 0,从而对后验概率密度函数的估计不起作用,造成了权值退化现象。退化现象是粒子滤波最常见的问题,理论上可以尽量采用大的粒子数,实际操作中,一般选择好的重要性密度和重采样的方法来提高粒子质量。选择好的重要性概率密度分布函数需要全面考虑滤波性能与计算复杂度之间的关系。重采样可抑制粒子的权值退化,文中选择重采样的方法来解决退化问题。

假设描述动态系统的状态方程和观测方程可表示为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1})$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, n_k)$$

式中: $\mathbf{x}_k, \mathbf{z}_k$  分别为系统的状态向量和量测向量; $\mathbf{f}$  为状态转移函数; $\mathbf{h}$  为状态量与观测量之间的传递函数; $\mathbf{v}_k$  和  $n_k$  分别为系统噪声和量测噪声<sup>[12]</sup>。

设  $k-1$  时刻有一组后验粒子集,  $\{\mathbf{x}_{k-1}(i), \omega_{k-1}(i); i=1, 2, \dots, N\}$ , 其中  $N$  为粒子数目,  $\mathbf{x}_{k-1}(i)$  为  $k-1$  时刻的第  $i$  个粒子,  $\omega_{k-1}(i)$  为  $k-1$  时刻第  $i$  个粒子的权重。基于序贯重要采样的粒子滤波的步骤为:

(1) 粒子集初始化,  $k=0$

根据先验概率密度  $p(\mathbf{X}_0)$  抽取随机样本,  $\mathbf{X}_0^{(1)}, \mathbf{X}_0^{(2)}, \dots, \mathbf{X}_0^{(N)}$  ( $N$  为随机样本数)。

(2) 当  $k=1, 2, \dots$  时, 执行以下步骤

① 状态预测。根据系统的状态方程抽取  $k$  时刻的先验粒子

$$\{\mathbf{X}_{k|k-1}(i); i=1, 2, \dots, N\} \sim p(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1})$$

② 更新。首先, 进行权值更新。在获得测量值之后, 根据系统的观测方程计算粒子的权值  $\omega_k^{(i)}$  为

$$\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^{(i)}) \quad i=1, \dots, N \quad (1)$$

归一化权值为

$$\tilde{\omega}_k^{(i)} = \frac{\omega_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)}}, \quad \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^{(i)} = 1 \quad (2)$$

然后,计算有效粒子数  $N_{\text{eff}}$ ,并与设定的阈值  $N_{\text{thres}}$  进行比较。计算有效粒子数目为

$$N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^{N_i} (\omega_k^i)^2 \quad (3)$$

式中:有效粒子数目的阈值一般选择为总粒子数目的  $2/3$ ,即  $N_{\text{thres}} = 2N_s/3$ ;如果  $N_{\text{eff}} < N_{\text{thres}}$ ,则对先验粒子集  $(X_{k|k-1}^{(i)}, \tilde{\omega}_k^{(i)})$  进行重采样,得到  $N$  个等权值的粒子  $(\hat{X}_{k|k-1}^{(i)}, \frac{1}{N})$ 。否则,执行以下步骤:

③估计。计算当前时刻系统的状态估计值

$$\hat{X}_k = \sum_{i=1}^N X_{k|k-1}^{(i)} \tilde{\omega}_k^{(i)} \quad (4)$$

④将  $k=k+1$ ,转到步骤(2)。

## 2 新 RAIM 算法及流程

RAIM 算法包括卫星故障的检测与隔离。检验统计量是利用测量值计算,应尽可能近似地描述故障。检测门限是认定系统为故障的检验统计量的值,根据要求的误警率求得检测门限。

本文采用基于粒子滤波算法和 LLR 的 RAIM 算法来实现卫星故障的检测和隔离。即利用粒子滤波对系统的测量值进行处理,计算各个时刻对应的 LLR,并将窗函数内各时刻的 LLR 进行累加,得到此时刻所对应的累加 LLR,进而得到检验统计量;然后,对检验统计量进行一致性检测,根据故障所引起的一致性的变化来检测故障发生时刻,实现对故障卫星的检测。

### 2.1 系统模型

系统的状态方程为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{X} = [r_x, r_y, r_z, \Delta\delta]^T$ ,  $r_x, r_y, r_z$  为接收机的三维位置,  $\Delta\delta$  为接收机相对于 GPS 卫星时间的误差偏移;  $\mathbf{F}$  为转移矩阵,在静止状态下为单位矩阵;  $\mathbf{w}$  为过程噪声。

GPS 信号包括时钟信号和导航信息, GPS 接收机接收到的信号受到噪声和其他误差源的干扰,包括星历误差、电离层误差、多径误差等<sup>[13]</sup>。GPS 接收机测量伪距方程可以表示为

$$\rho^i(k) = R^i(k) + c\Delta\delta^i(k) + T^i(k) + E^i(k) + \epsilon^i(k)$$

式中:  $\rho^i(k)$  为接收机  $(r_x, r_y, r_z)$  与第  $i$  颗卫星  $(s_x^i, s_y^i, s_z^i)$  之间的伪距(m);  $c$  为光速(m/s);  $\Delta\delta$  为接收机时钟与卫星时钟相对于 GPS 时的时钟偏差(s);  $E^i$  为星历误差的影响(m);  $T^i$  为对流层延时(s);  $\epsilon$

为码观测噪声(m);  $R^i$  为接收机与第  $i$  颗卫星之间的实际距离(m),表示为

$$R^i = \sqrt{(r_x - s_x^i)^2 + (r_y - s_y^i)^2 + (r_z - s_z^i)^2} \quad (6)$$

### 2.2 对数似然比检验统计量

对数似然比是一个随机变量  $y$  的函数<sup>[12]</sup>,定义为

$$s(y) = \ln \frac{p_{a1}(y)}{p_{a0}(y)} \quad (7)$$

式中:  $p_{a_i}(y)$  ( $i=0,1$ ) 是以  $a_i$  为参数的概率密度函数。

将 LLR 检验定义为各辅助粒子滤波和主粒子滤波的概率密度函数之比,表达式为

$$s^q(y) = \ln \frac{p^q(y)}{p^A(y)} \quad (8)$$

量测量  $y_j$  到  $y_k$  的累加 LLR 可以表示为

$$S_j^k(q) = \sum_{i=j}^k \ln \frac{p^q(y_i | Y_{i-1})}{p^A(y_i | Y_{i-1})} \quad (9)$$

由于系统状态估计的似然函数可用粒子滤波中粒子的归一化权值近似表示,故式(9)中的  $p^q(y_i | Y_{i-1})$  和  $p^A(y_i | Y_{i-1})$  可表示为

$$p^q(y_i | Y_{i-1}) \approx \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \tilde{\omega}_i^q(m)$$

$$p^A(y_i | Y_{i-1}) \approx \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \tilde{\omega}_i^A(m)$$

### 2.3 基于粒子滤波和 LLR 的故障检测

假设当前用于定位解算的卫星数目  $s=6$ ,并假设其中有一颗卫星出现故障。为了检测故障卫星,需要  $Q=s+1$  个粒子滤波,其中,1 个作为主粒子滤波,其余的  $s$  个粒子滤波作为辅助粒子滤波。主粒子滤波的作用是处理所有颗卫星的测量值以计算系统的状态估计;  $s$  个辅助粒子滤波是在依次去除  $s$  颗卫星中的一颗卫星的测量值后由其余观测值计算而得到对应的状态估计,计算结果用于 LLR 并进行一致性检验。

基于粒子滤波和 LLR 方法的故障检测原理框图如图 1 所示, GPS 接收机输出 6 组量测数据,即  $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_6]^T$ 。图中的主粒子滤波用于处理所有的 6 个量测值对系统的状态  $\hat{x}^M$  和概率密度函数  $p^M(y)$  进行估计,同时,其余 6 个作为辅助粒子滤波处理 6 个量测值中的 5 个,以计算状态估计  $\hat{x}^q$  ( $q=A, B, \dots, F$ ) 和对应的概率密度函数  $p^q(y)$ ,通过计算累加 LLR 的方法进行一致性检测。各个粒子滤波的量测矢量表达为

$$\mathbf{y}^M(k) = [y_1 \quad y_2 \quad y_3 \quad y_4 \quad y_5 \quad y_6]^T$$

$$\mathbf{y}^A(k) = [y_2 \quad y_3 \quad y_4 \quad y_5 \quad y_6]^T$$

$$\mathbf{y}^B(k) = [y_1 \quad y_3 \quad y_4 \quad y_5 \quad y_6]^T$$

$$\mathbf{y}^C(k) = [y_1 \quad y_2 \quad y_4 \quad y_5 \quad y_6]^T$$

$$\mathbf{y}^D(k) = [y_1 \quad y_2 \quad y_3 \quad y_5 \quad y_6]^T$$

$$\mathbf{y}^E(k) = [y_1 \quad y_2 \quad y_3 \quad y_4 \quad y_6]^T$$

$$\mathbf{y}^F(k) = [y_1 \quad y_2 \quad y_3 \quad y_4 \quad y_5]^T$$

从上述各粒子滤波输入的量测值表示式可以看出,当一颗卫星发生故障时,6个辅助粒子滤波中的1个不含故障卫星的量测值,即在一致性检测中,至少会有1个超出告警的阈值。

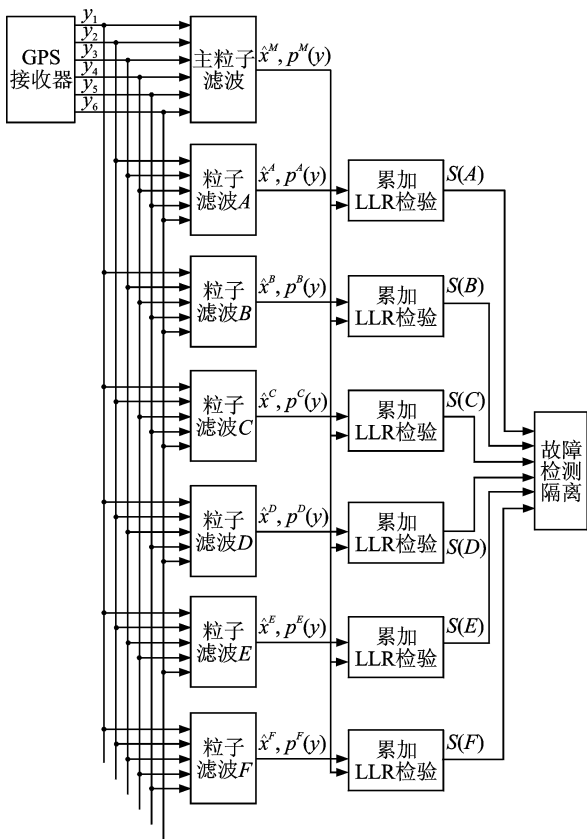


图 1 基于粒子滤波和 LLR 方法的故障检测原理框图

Fig. 1 Failure detection structure diagram based on particle filter and LLR

## 2.4 新 RAIM 算法流程

根据接收机所在坐标  $(r_x, r_y, r_z)$  产生  $N$  个主粒子滤波的初始粒子  $\{x_0^A(i); i=1, 2, \dots, N\}$  和辅助粒子滤波的初始粒子  $\{x_0^a(i); i=1, 2, \dots, N\}$ ,  $x^a(i) = x_0^A(i)$ 。每个时刻  $k$  重复以下步骤:

(1) 状态预测。将  $\{x_0^A(i); i=1, 2, \dots, N\}$  和  $\{x_0^a(i); i=1, 2, \dots, N\}$  分别代入式(5), 得到粒子预测值  $x_{k|k-1}^A(i)$  和  $x_{k|k-1}^a(i)$ 。

(2) 计算粒子权重。将粒子预测值  $x_{k|k-1}^A(i)$ ,  $x_{k|k-1}^a(i)$  和第  $i$  颗卫星的位置坐标  $(s_x^i, s_y^i, s_z^i)$  以及时间误差  $\Delta\delta$  等代入系统量测方程, 得到预测的第

$i$  颗卫星的伪距值  $\rho^{*i}$ , 将  $\rho^{*i}$  和伪距的量测值  $\rho^i$  代入权值计算公式并归一化, 得到归一化的粒子权值  $\tilde{w}_k^A(i)$  和  $\tilde{w}_k^a(i)$ 。

(3) 计算 LLR

$$S_j^k(q) = \sum_{r=j}^k \ln \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{w}_r^q(i)}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{w}_r^A(i)}$$

(4) 根据  $\beta_k = \max_{k-U+1 \leq j \leq k} \max_{1 \leq q \leq Q} S_j^k(q)$  计算判定函数。

(5) 故障判决。如果  $\beta_k > \tau$  ( $\tau$  为判决阈值), 故障告警设置为  $t_a = t$  时刻并跳转至步骤(6); 如果  $\beta_k < \tau$ , 则表示没有故障, 跳转至步骤(7)。

(6) 故障检测。在  $k > t_a$  下, 取出  $Q$  颗卫星中累积 LLR 最大的卫星子集。

(7) 状态更新。粒子滤波重采样得到更新粒子。

## 3 实测实验与结果分析

### 3.1 实验条件

为验证算法的故障监测性能, 通过实验对本文提出的算法进行分析, 实验中使用带原始观测数据输出的接收机 N220 获取实验数据, 观测的数据包括用于接收机位置解算的卫星的位置信息和伪距值, 从采集的测量数据中截取 418 s 的数据。在此期间, 有 6 颗用于定位解算的卫星, 卫星编号分别为 3, 15, 18, 19, 21, 26, 对应的伪距量测值表示为  $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6)$ 。同时, 利用 RCB-4H 接收机模块监测得到此时用于定位解算的这些卫星无故障, 定位处于正常可靠状态。为了模拟验证某颗卫星发生故障时, 算法是否能够对故障卫星进行正确检测, 人为地加入偏差, 这里, 对用于解算的第 19 号卫星在 90~152 时刻注入 50 m 偏差作为阶跃类型的故障。在实验中, 粒子数  $N=100$ , 计算判决函数的窗口长度选为 30。在  $k$  时刻通过统计检测量  $\beta_k$  与预先设定门限值  $\tau$  的比较, 进行故障检测。如果  $\beta_k \leq \tau$ , 则  $k$  时刻检测无故障; 反之, 系统有故障, 则进行故障卫星的识别。此时即完成  $k$  时刻的故障监测, 此后滑动窗向前滑动一个时刻按照同样的方法进行下一时刻 ( $k+1$  时刻) 的故障监测。卫星系统用于航空时需满足一定的完好性需求, 实验中门限参数根据航空无线电技术委员会制定的卫星系统应用于民用航空飞行时完好性保障方面的最低运行性能标准<sup>[14]</sup> 选取。

### 3.2 实验结果与分析

为了对比粒子滤波算法的性能,实验中采用扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman filter, EKF)算法和基于粒子滤波的完好性监测算法对采集的实验数据分别进行处理。图2,3给出了正常情况下采用粒子滤波的完好性监测算法和采用EKF的完好性监测算法用于故障检测和隔离(Fault detection and isolation, FDI)的判决函数检验统计量和累加LLR。图4,5给出了加入阶跃故障后的检验统计量和粒子滤波算法下的完好性监测实验结果。

从图2可以看出,在没有故障发生情况下,采用粒子滤波的FDI算法的判决函数比采用EKF的FDI算法的检验统计量值波动较小,其值 $\beta_k$ 小于故障判决的阈值 $\tau$ ,降低了故障检测的虚警概率。

从图4,5可以看出,在人为加入偏差后,每组的结果都发生变化,基于粒子滤波的FDI算法在

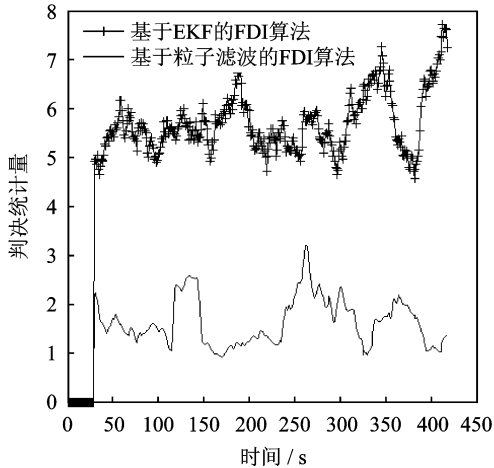


图2 正常情况下用于故障判决的检验统计量

Fig.2 Decision function for fault detection under normal condition

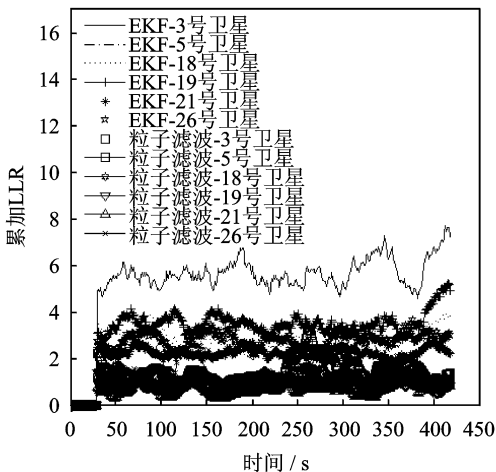


图3 正常情况下累加对数似然比

Fig.3 Cumulative LLR under normal condition

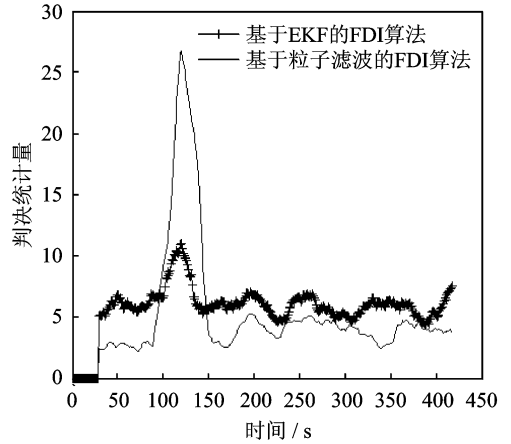


图4 故障情况下用于故障判决的检验统计量  
Fig.4 Decision function for fault detection under fault condition

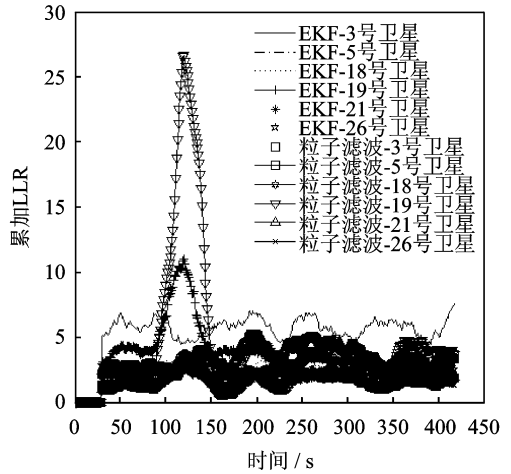


图5 故障情况下累加对数似然比

Fig.5 Cumulative LLR under fault condition

$k=95$ 时刻触发告警,而采用EKF的FDI算法告警时间有一定的延时。而采用粒子滤波的FDI算法判决函数 $\beta_k$ 的跳变高于采用EKF的FDI的 $\beta_k$ 跳变幅度,提高FDI的灵敏度。并且依据前文描述的最大似然准则,可判断出故障卫星为19号卫星,这段时间内在利用卫星数据进行定位解算时应舍弃19号卫星的观测数据,为定位结果可靠性提供保障。

粒子滤波的序贯重要性采样方法经过若干次迭代后造成权值退化和多样性丧失。仿真中选用粒子样本数目为100,计算得到的平均有效粒子数目为17.8779。从滤波状态估计的均方根误差(Root mean squared error, RMSE)参数来看,粒子滤波算法的RMSE较EKF算法的RMSE小,进而在进行接收机自主完好性监测时,提高了检测的精度。两种算法处理后的参数对比如表1所示。

表 1 采用不同算法处理后的参数比较

Tab. 1 Parameter comparison of different algorithms

算法	粒子数目	有效粒子数目	RMSE
EKF			15.637 51
粒子滤波	100	17.877 9	7.453 75

这里,粒子滤波的有效粒子数目采用式(3)计算, RMSE 的表达式为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N_s} \sum_{k=1}^{N_s} (x_i - \hat{x}_i^k)^2} \quad (10)$$

## 4 结束语

本文将粒子滤波算法和 LLR 方法相结合,提出用于 GPS 接收机自主完好性监测的方法,建立了故障检测的检验统计量,对故障检测的方法进行了描述。通过利用 GPS 接收机实验平台采集实测数据进行验证分析,结果显示:该方法在非高斯量测噪声环境下可以对卫星故障进行检测和隔离。实验表明了基于粒子滤波算法与 LLR 的 RAIM 算法的可行性和有效性。

### 参考文献:

- [1] 徐肖豪,杨传森,刘瑞华. GNSS 用户端自主完好性监测研究综述[J]. 航空学报, 2013, 34(3): 451-463.  
Xu Xiaohao, Yang Chuansen, Liu Ruihua. Review and prospect of GNSS receiver autonomous integrity monitoring[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34(3): 451-463.
- [2] Yun Y, Kim D. Integrity monitoring algorithms using filtering approaches for higher navigation performance: Consideration of the non-gaussian gnss measurements[C]//Proceedings of ION GNSS 20th International Technical Meeting of the Satellite Division. Fort Worth: ION, 2007: 3070-3081.
- [3] Yang Chuansen, Xu Xiaohao, Liu Ruihua, et al. New algorithm for receiver autonomous integrity monitoring[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2010, 27(2): 155-161.
- [4] 孙国良,孙明菡,陈金平. 时-集综合的接收机自主完好性监测方法研究[J]. 航空学报, 2006, 27(6): 1171-1175.  
Sun Guoliang, Sun Minghan, Chen Jinping. A study on time and set combined method for receiver integrity autonomous monitoring[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2006, 27(6): 1171-1175.
- [5] Mathieu J, Boris P. Integrity risk of kalman filter-based RAIM[C]//Proceedings of the 24th Interna-

tional Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation ION. Portland: ION, 2011: 3856-3867.

- [6] Sayim I, Pervan B, Pullen S, et al. Experimental and theoretical results on the LAAS sigma overbound [C]//Proceedings of the ION GPS. Portland: ION, 2002: 29-38.
- [7] Li P, Kadiramanathan V. Particle filtering based likelihood ratio approach to fault diagnosis in nonlinear stochastic systems[J]. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, 2001, 31(3): 337-343.
- [8] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M, et al. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F, 1993, 140(2): 107-113.
- [9] Gustafsson F, Gunnarsson F, Bergman N, et al. Particle filters for positioning, navigation, and tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002; 50(2): 425-437.
- [10] 王尔申,张淑芳,胡青. 基于 MCMC 粒子滤波的 GPS 接收机自主完好性监测算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(10): 2208-2212.  
Wang Ershen, Zhang Shufang, Hu Qing. Research on GPS receiver autonomous integrity monitoring algorithm based on MCMC particle filtering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(10): 2208-2212.
- [11] 刘建业,贾文峰,赖际舟,等. 微小型四旋翼飞行器多信息非线性融合导航方法及实现[J]. 南京航空航天大学学报, 2013, 45(5): 575-582.  
Liu Jianye, Jia Wenfeng, Lai Jizhou, et al. Multi-information nonlinear fusion technology of micro quadrotor aircraft[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2013, 45(5): 575-582.
- [12] 周翟和,刘建业,赖际舟,等. 一种改进的 UGPF 算法及其在导航问题中的应用[J]. 南京航空航天大学学报, 2010, 42(6): 727-730.  
Zhou Zhaihe, Liu Jianye, Lai Jizhou, et al. Improved UGPF algorithm and its application for navigation problem[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2010, 42(6): 727-730.
- [13] Kaplan E, Hegarty C. Understanding GPS: Principles and applications [M]. Second Edition. USA: Artech House Inc, 2006: 239-264.
- [14] RTCA DO-229C. Minimum operational performance standards for global positioning system/wide area augmentation system airborne equipment[S]. Washington DC, 2001: 1-11.