



一种基于观测数据集密度中心的新型 RAIM 算法

刘一^{1,2,3} 谷守周² 边少锋¹ 秘金钟² 崔聪聪⁴

1 海军工程大学电气工程学院,湖北 武汉,430030

2 中国测绘科学研究院,北京,100089

3 广西空间信息与测绘重点实验室,广西 桂林,541004

4 北京新兴华安智慧科技有限公司,北京,100070

摘要:针对当前接收机自主完好性监测(receiver autonomous integrity monitoring, RAIM)中多个粗差难以快速有效识别的问题,在相关分析粗差检验理论的基础上,提出了一种基于观测数据集密度中心的多粗差探测 RAIM 算法。首先,利用 QR 检校法构建观测数据集;其次,使用改进的 Mean Shift 模型估计观测数据集密度中心;最后,对观测特征点与密度中心相关距离进行检验,实现多个粗差探测识别。利用实测数据仿真粗差,对粗差卫星和正常卫星与检校向量的相关距离差异进行分析,在存在单个、两个、3 个粗差的情况下,粗差卫星和正常卫星与密度中心的相关距离平均差异分别为 1.122 m 和 1.516 m、1.021 m 和 1.266 m、1.177 m 和 1.588 m;粗差卫星和正常卫星与残差向量的相关距离差异分别为 0.639 m 和 1.142 m、0.497 m 和 0.510 m、0.108 m 和 0.198 m。结果表明,与基于残差向量的相关分析 RAIM 算法相比,在两个或多个粗差存在的情况下,基于密度中心相关分析的 RAIM 算法具有更优的粗差探测识别性能,可有效提高多系统定位可靠性。

关键词:接收机自主完好性监测;相关分析;多粗差;密度中心;单点定位

中图分类号:P228.4

文献标志码:A

接收机自主完好性监测(receiver autonomous integrity monitoring, RAIM)是指接收机利用冗余观测信息对接收机定位结果进行监测的完好性监测方法,是完好性监测的重要组成部分^[1-2]。随着全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)的发展,用户可观测卫星数量增加,星座构型得到改善,多模融合定位能有效提升定位精度和可靠性^[3-4]。但多模融合定位在提高用户观测信息的同时,也增加了多个粗差出现的风险^[5]。同时,GNSS 信号的脆弱性使得信号易受到干扰,导致观测值产生粗差,对系统完好性构成威胁,制约了卫星导航定位技术在复杂环境下的应用^[6-8]。目前,高精度位置服务已得到广泛应用,这对卫星导航的可靠性提出了更高的要求。因此,研究多粗差探测 RAIM 算法对于提高复杂环境下的 GNSS 定位精度和可靠性

具有十分重要的意义^[9-10]。

针对单个粗差,传统的 RAIM 算法均有较好的效果,如最小二乘残差法^[11-12](least squares residuals, LSR)和奇偶矢量法^[13](parity vector, PV)等。针对多个粗差的处理,传统 RAIM 算法主要基于最小二乘残差法对算法流程进行改进^[14-15],实现多粗差探测。文献[16]提出基于相关分析的粗差理论,并用于解决相关观测的多粗差问题,取得了较好的效果。文献[17]对相关分析的粗差可区分性进行讨论,提出利用偏相关系数来区分多维粗差的方法,提高了相关分析粗差检验理论多粗差探测性能。文献[18]基于相关分析粗差检验理论,对观测特征向量和 QR 检校向量的相关距离进行统计检验,设计了多粗差探测 RAIM 算法,克服了相关系数自身相关的缺陷,实现了多粗差的有效探测识别。文献[19-20]在文

收稿日期:2021-05-19

项目资助:国家重点研发计划(2016YFB0501801);国家自然科学基金(41631072, 41971416);全球连续监测评估系统项目(GFZX0301040308-06);湖北省杰出青年科学基金(2019CFA086);广西空间信息与测绘重点实验室资助课题(19-050-11-02)。

第一作者:刘一,博士生,主要从事 GNSS 精密数据处理研究。liuyinue@sina.cn

通讯作者:谷守周,博士,副研究员。gusz@casm.ac.cn

献[18]的基础上,利用模糊聚类分析方法对观测特征向量与 QR 检校向量进行聚类,实现了多粗差快速有效探测,并显著提高计算效率。

上述方法均是基于验后残差向量的相关分析,在多个粗差存在的情况下,残差向量受多个粗差综合影响,表现出与粗差观测特征向量的相关性减弱的现象,使得粗差探测失真。为克服上述问题,本文提出基于观测数据集密度中心的相关分析方法,实现多个粗差的探测识别。首先,利用 QR 检校法构建观测数据集;其次,估计观测数据集密度中心;最后,对观测特征点与密度中心进行相关距离统计检验,实现多个粗差探测识别。

1 相关分析粗差检验原理

根据 GNSS 定位原理,线性化观测方程为:

$$l = Ax + \epsilon \quad (1)$$

其中, l 为观测向量; A 为设计矩阵; x 为未知参数; ϵ 为观测误差。

根据最小二乘原理,未知参数解为:

$$\hat{x} = (A^T PA)^{-1} A^T Pl \quad (2)$$

式中, P 为观测权阵。

观测量改正数与观测误差关系为:

$$V = A\hat{x} - l = -R\epsilon \quad (3)$$

式中, $R = E - A(A^T PA)^{-1} A^T P$, 称为平差因子阵。

对式(3)进行线性变换得:

$$R\epsilon = \begin{bmatrix} r_{1,1} \\ r_{2,1} \\ \vdots \\ r_{n,1} \end{bmatrix} \epsilon_1 + \begin{bmatrix} r_{1,2} \\ r_{2,2} \\ \vdots \\ r_{n,2} \end{bmatrix} \epsilon_2 + \cdots + \begin{bmatrix} r_{1,n} \\ r_{2,n} \\ \vdots \\ r_{n,n} \end{bmatrix} \epsilon_n = -V \quad (4)$$

令 $F_i = [r_{1,i}, r_{2,i} \cdots r_{n,i}]^T$, 则有:

$$F_1\epsilon_1 + F_2\epsilon_2 + \cdots + F_n\epsilon_n = -V \quad (5)$$

式中, F_i 为观测误差 ϵ_i 对改正数向量 V 的影响向量。 F_i 由卫星几何图形结构和观测量精度决定, 反映了观测量 l_i 的观测误差 ϵ_i 对改正数向量 V 的作用程度。 V 为 $F_i\epsilon_i$ 的和, 当观测量 l_i 出现粗差时, ϵ_i 通过 F_i 作用于 V 中, 表现为 V 与 $F_i\epsilon_i$ 显著相关, 利用这种相关性可实现粗差识别。

两向量的相关性可用相关系数和相关距离描述^[18]。对相关性指标 $\rho_{i,j}$ 进行显著性检验, 在给定显著性水平 α 的情况下, 如果 $\rho_{i,j} < \alpha$, 则相关性显著, 可判定该观测量为粗差观测; 否则, 判定观测量为正常观测值。

2 观测数据集密度中心估计

基于验后残差向量的相关分析方法,在观测值中含有多个粗差时, V 受多个 $F_i\epsilon_i$ 叠加影响, 导致 $F_i\epsilon_i$ 与 V 相关性降低, 多粗差探测性能减弱。为避免上述问题, 本文利用粗差观测量的离群特性, 构造一种基于观测数据集密度中心的相关分析粗差探测方法。将 $F_i\epsilon_i$ 作为高维空间中的一个特征点, 特征空间中密度中心为:

$$C = w_1 F_1 \epsilon_1 + w_2 F_2 \epsilon_2 + \cdots + w_n F_n \epsilon_n \quad (6)$$

式中, w_i 为权系数, $w_i \in [0, 1]$, 一般为 $F_i\epsilon_i$ 与 C 距离的函数。

通常观测误差 ϵ_i 越大, 观测量精度越低, 观测值特征点距离密度中心越远, 在密度中心估计时, 需要赋予较小的权值来减小粗差对密度中心的影响; ϵ_i 越小, 观测量精度越高, 在密度中心估计时需赋予较大的权值。粗差观测量在权系数 w_i 的作用下, 在密度中心估计中占有较小的贡献。

对 $F_i\epsilon_i$ 与 C 进行相关性检验, 不含粗差时, 各观测量在密度中心估计时的贡献无明显差异, 相关性无显著差异; 当包含粗差时, 粗差观测量在密度中心估计时贡献较小, 相关性表现出显著差异。因此, 可以利用 $F_i\epsilon_i$ 与 C 的相关性进行粗差识别。

观测数据集密度中心采用 Mean Shift 模型估计。Mean Shift 算法是一种无参数概率密度估计方法, 通过迭代运算, 使得补偿向量沿密度函数的梯度方向移动, 最终收敛于概率密度函数的局部最大值^[21]。

定义数据集 $X = \{x_1, x_2 \cdots x_n\}$ 为 d 维空间中的 n 个观测样本, $x_i = \{x_{i,1}, x_{i,2} \cdots x_{i,d}\}$ 为样本 x_i 的特征向量, 对应特征空间中的一点 x 处密度中心补偿向量为:

$$M_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\left\|\frac{x_i - x}{h}\right\|^2\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n G\left(\left\|\frac{x_i - x}{h}\right\|^2\right) w(x_i)} - x \quad (7)$$

局部均值朝着样本密集区域移动, 其迭代公式如下:

$$y_{t+1} = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\left\|\frac{x_i - x}{h}\right\|^2\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n G\left(\left\|\frac{x_i - x}{h}\right\|^2\right) w(x_i)} \quad (8)$$

式(7)、式(8)中, $G(x)$ 为核函数; h 为核的宽度,

即搜索半径; w_i 为样本 x_i 的权重。

在给定核宽度 h 、初值 y_0 和结束条件 ϵ 的情况下, 密度中心沿向量 $M_h(x)$ 方向逐渐确定密度函数极大值点处。具体步骤如下:

- 1) 设置初始值 y_0 和结束条件 ϵ 。
- 2) 采用式(7)和式(8)计算 y_{t+1} 的值。
- 3) 判断是否满足 $|y_{t+1} - y_t| \leq \epsilon$ 条件, 若满足则退出; 否则, 将新的 y_{t+1} 赋值为 y_t , 循环步骤 2)~3), 直到满足退出条件。
- 4) 输出密度中心 y_{t+1} 。

3 基于密度中心的 RAIM 算法

文献[19]利用 QR 检校法构建了全设计矩阵, 并以全设计矩阵为数据样本集, 基于相关性粗差检验理论, 通过模糊聚类分析, 实现了两个粗差的探测与识别。本文在文献[19]构建的全设计矩阵的基础上, 利用观测特征点数据估计样本密度中心, 基于相关分析粗差检验理论, 设计多粗差探测识别 RAIM 算法。

GNSS 定位时, 对验后单位权中误差进行 χ^2 检验, 在给定检验水平下, χ^2 检验不通过, 则认为观测值中含有粗差, 需要对观测值进行粗差探测。

1) 基于 QR 奇偶检校法构建观测数据集。对设计矩阵 A 进行 QR 分解:

$$A_{n \times k} = \begin{bmatrix} Q_{k \times n} \\ T_{(n-k) \times n} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} R_{k \times k} \\ 0_{(n-k) \times n} \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中, n 为可见卫星数; k 为未知参数个数;

$$\begin{bmatrix} Q_{k \times n} \\ T_{(n-k) \times n} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} Q_{k \times n} \\ 0_{(n-k) \times n} \end{bmatrix} = E.$$

根据 QR 奇偶检校法原理, Parity 向量定义式为:

$$t = Tl \quad (10)$$

其中, $E(t) = 0$, $E(t^T t) = \text{Cov}(t) = \sigma^2 E$ 。

将 l 用其等量 $A\hat{x} - V$ 替代, 因 $TA = 0$, 则有:

$$t = -TV \quad (11)$$

对式(11)进行线性变换得:

$$\begin{bmatrix} T_{1,1} & \cdots & T_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ T_{n-k,1} & \cdots & T_{n-k,n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -v_1 \\ -v_2 \\ \vdots \\ -v_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -T_{1,1}v_1 & \cdots & -T_{1,n}v_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ -T_{n-k,1}v_1 & \cdots & -T_{n-k,n}v_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ \vdots \\ t_n \end{bmatrix} \quad (12)$$

令 $T_i = [T_{1,i} \ T_{2,i} \ \cdots \ T_{n,i}]^T$, $\mu = -v_i$, 则式(12)可表示为:

$$T_1\mu_1 + T_2\mu_2 + \cdots + T_n\mu_n = t \quad (13)$$

其中, $[T_1\mu_1, T_2\mu_2 \cdots T_n\mu_n]$ 为观测数据集。

2) 再利用 Mean Shift 算法估计密度中心 C 。为了涵盖大部分观测值, 并避免大粗差参与密度中心估计所导致的密度中心偏移, 本文采用了较宽松的搜索策略, 利用验后残差中位数确定搜索范围。计算方法如下:

$$h = 3\text{Median}(|v_i|) \quad (14)$$

权系数函数为:

$$w_i = \exp\left(-\frac{d_i}{h}\right) \quad (15)$$

其中, d_i 为向量 x_i 到 C 的欧氏距离。

将观测数据、QR 检校向量 t 和密度中心 C 合并, 得:

$$[T_1\mu_1 \ T_2\mu_2 \ \cdots \ T_n\mu_n \ t \ C] \quad (16)$$

3) 对式(16)各元素间相关距离进行检测, 判断观测值是否为粗差。

4 算例分析

4.1 实验方案设计

为验证本文提出的 RAIM 算法粗差探测性能, 采用仿真加入粗差的方法, 并与基于残差向量的 RAIM 算法进行比较, 分析两种方法在存在单个、两个以及多个粗差时的粗差探测性能。

实验数据采用 MGEX 观测网 CUSV 观测站 2021-01-30 00:00:00 (UTC 时) 历元北斗三号 (BeiDou navigation satellite system, BDS3) B1I 频点观测数据, 截止高度角设置为 7° , 对异常星历和低高度角卫星进行剔除, 并进行简单的大粗差处理, 实际参与定位解算的卫星为 9 颗 (C27、C29、C30、C32、C37、C38、C39、C41、C46), 卫星分布如图 1 所示。

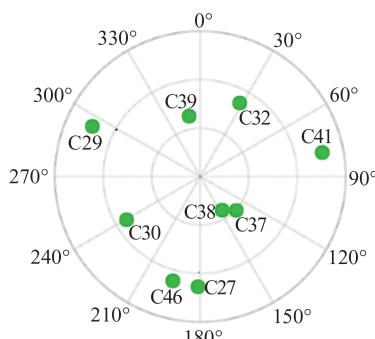


图 1 卫星分布图

Fig.1 Distribution of Satellites

采用§3方法构建观测数据集, T 和 μ 如下:

$$T = \begin{bmatrix} -0.331 - 0.422 - 0.050 - 0.251 & 0.711 - 0.297 - 0.201 - 0.072 - 0.087 \\ -0.250 - 0.466 - 0.031 - 0.317 - 0.298 & 0.685 - 0.239 - 0.006 - 0.066 \\ -0.002 - 0.337 & 0.512 - 0.111 - 0.006 \\ -0.604 & 0.051 - 0.078 & 0.635 & 0.137 & 0.225 & 0.188 & 0.303 - 0.163 \\ 0.075 - 0.341 - 0.402 & 0.036 & 0.036 & 0.021 & 0.069 & 0.090 & 0.792 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\mu = [0.758, 0.350, -0.523, -0.483, -0.483, 0.761, 0.288, 0.016, -0.684] \quad (18)$$

实验方案采用在验后残差中引入粗差的方法,设计引入单个、两个和3个粗差共3组实验。本文加入的粗差量级为3~4倍中误差的小粗差,对于大粗差,现有方法均能够有效探测,本文不讨论。实验方案如下:

1) 引入单个粗差。在C29卫星残差中加入1.5 m和2 m的粗差。

2) 引入两个粗差。在C29和C30卫星残差中分别加入(1.5 m, 1.5 m)和(1.5 m, 2 m)两组粗差。

3) 引入3个粗差。在C29、C30和C32卫星残差中分别加入(1.5 m, 1.5 m, 1.5 m)和(1.5 m, 2.0 m, 2.5 m)两组粗差。

4.2 结果分析

分析观测特征向量与QR检校向量 t 和密度中心 C 的相关距离变化关系,对本文提出算法进行验证。观测特征向量与 t 和 C 的距离关系如图2所示,图2(a)、2(d)为单个粗差的相关距离关系图;图2(b)、2(e)为两个粗差的相关距离关系图;

图2(c)、2(f)为3个粗差的相关距离关系图。图2中颜色由蓝到红表示相关距离由小到大,相关性由高到低。粗差观测与检校向量距离见表1。

由图2(a)、2(d)和表1中方案1、2可知,观测值中存在单个粗差时,粗差卫星与正常卫星的相关距离较大,且随着粗差的增大而增大,表现出离群现象。粗差卫星与密度中心相关距离较大,同样随着粗差增大而增大。粗差卫星与QR检校向量的相关距离较小,且随粗差的增大而减小,这是因为粗差较大时,在残差向量的构建中有较大的贡献,表现出相关距离减小,相关性增大。粗差为1.5 m时,两类卫星与密度中心的相关距离平均差异为1.122 m,与QR检校向量的相关距离平均差异为0.639 m;粗差为2.0 m时,两类差异分别为1.516 m、1.142 m。粗差观测与两类检校向量的相关性与正常观测量相比,均存在显著差异,可对粗差卫星进行标记。因此,存在单个粗差时,两种RAIM算法粗差识别性能相当,且相关距离一定程度上均能够反映粗差的大小。

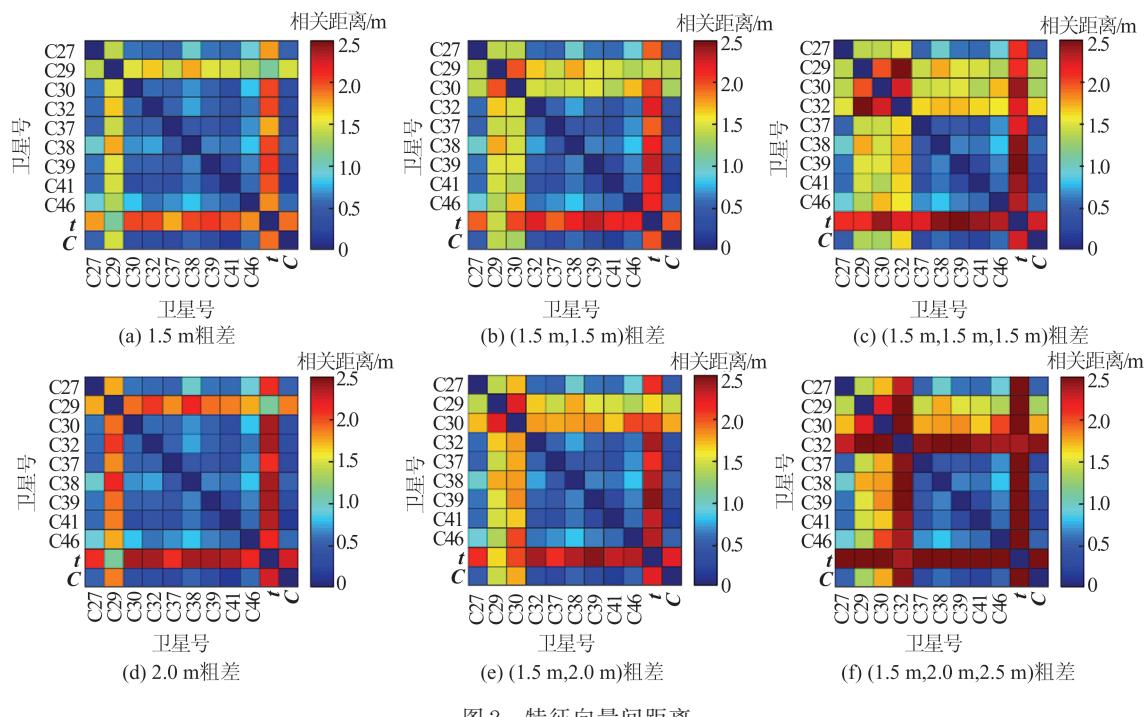


图2 特征向量间距离

Fig. 2 Distance Among the Feature Vectors

由图2(b)、2(e)和表1中方案3、4可知,观测值中存在两个粗差时,粗差卫星同样表现出离群现象。粗差卫星与QR检校向量的相关距离与其他卫星相比无显著差异,两个方案平均差异分别为0.497 m和0.510 m。

如表1方案3所示,根据粗差卫星与QR检校向量相关性进行粗差标记时,会将正常卫星C37标记为粗差卫星,造成粗差探测失真的问题,这是由于残差向量受多个粗差的综合影响,导致与

粗差卫星的相关性降低,出现探测失真的情况。与单个粗差情况相同,粗差卫星与密度中心的相关距离较大,且随着粗差的增大,相关距离增大。粗差卫星与密度中心的相关距离与正常卫星相比存在显著差异,平均差异分别为1.021 m和1.266 m,可对两个粗差卫星进行准确标记。因此,存在两个粗差时,基于密度中心的RAIM算法相比基于残差向量的RAIM算法具有更好的粗差探测性能。

表1 粗差观测与检校向量距离

Tab. 1 Distance Between the Error Observation and the Calibration Vector

方案	粗差	密度中心/m				QR检校向量/m			
		C29	C30	C32	C37	C29	C30	C32	C37
1	1.5 m	1.455	0.385	0.343	0.270	1.283	2.026	2.003	1.737
2	2.0 m	1.849	0.385	0.342	0.271	1.128	2.357	2.359	2.094
3	(1.5 m, 1.5 m)	1.372	1.323	0.394	0.260	1.411	2.027	2.201	1.939
4	(1.5 m, 2.0 m)	1.410	1.735	0.359	0.254	1.632	2.027	2.357	2.107
5	(1.5 m, 1.5 m, 1.5 m)	1.332	1.312	1.635	0.249	2.102	2.415	2.201	2.211
6	(1.5 m, 2.0 m, 2.5 m)	1.322	1.737	2.426	0.240	2.847	2.935	2.367	2.778

由图2(c)、2(f)和表1中方案5、6可知,在观测值中存在3个粗差时,残差向量受多个粗差卫星影响,与粗差卫星的相关性降低,与正常卫星相比基本无差异,相关距离平均差异仅为0.108 m和0.098 m,无法进行粗差的有效识别;粗差卫星与密度中心的相关距离较大,与正常卫星相比仍存在显著差异,平均差异分别为1.177 m和1.588 m,可对粗差卫星进行准确标记,且相关距离与粗差量级呈正相关。观测值存在3个粗差的情况下,在基于残差向量的RAIM算法失效时,基于密度中心的RAIM算法仍能准确进行粗差识别。

综上所述,基于密度中心的相关分析RAIM算法在存在单个、两个以及多个粗差的情况下,能够快速有效进行粗差探测与识别。

5 结语

在复杂环境下,GNSS粗差观测概率明显增加,RAIM是保证用户定位可靠性的重要环节。针对RAIM算法中多个粗差难以快速有效探测识别的问题,本文基于相关分析粗差检验理论,提出一种基于相关距离的新型RAIM算法。首先,基于QR奇偶检校法构建观测数据集;其次,利用Mean Shift模型估计观测数据集密度中心;最后,对各卫星与密度中心的相关距离进行显著性检验,达到识别粗差的目的。并利用实测数

据,对本文算法进行验证。实验结果表明,观测特征向量与密度中心的相关距离可反映粗差的大小;在观测值中存在多个粗差的情况下,本文提出的新型RAIM算法可准确识别多个粗差,提高用户定位可靠性。后续研究将利用本文方法对载波相位小周跳进行探测,以期提高多个周跳情况下精密定位的可靠性。

参 考 文 献

- [1] Hewitson S, Wang J L. GNSS Receiver Autonomous Integrity Monitoring (RAIM) Performance Analysis [J]. *GPS Solutions*, 2006, 10 (3) : 155-170
- [2] Yang Y X, Xu J Y. GNSS Receiver Autonomous Integrity Monitoring (RAIM) Algorithm Based on Robust Estimation [J]. *Geodesy and Geodynamics*, 2016, 7(2): 117-123
- [3] Zhu Huizhong, Li Jun, Xu Aigong, et al. High-Precision BDS Augmented Positioning Method for Disaster Emergency Environment on Smart Device [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(8): 1155-1167 (祝会忠, 李军, 徐爱功, 等. 灾害应急环境下智能终端高精度北斗增强定位方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(8): 1155-1167)
- [4] Li P, Jiang X Y, Zhang X H, et al. GPS+Galileo+BeiDou Precise Point Positioning with Triple-Frequency Ambiguity Resolution [J]. *GPS Solutions*,

- 2020, 24(3): 1-13
- [5] Zhao Ang, Yang Yuanxi, Xu Yangyin, et al. Integrity Analysis of GNSS Single System and Multi-system Combination [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(1): 72-80 (赵昂, 杨元喜, 许扬胤, 等. GNSS 单系统及多系统组合完好性分析[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(1): 72-80)
- [6] Song J H, Jee G I. Performance Enhancement of Land Vehicle Positioning Using Multiple GPS Receivers in an Urban Area [J]. *Sensors*, 2016, 16(10): 1 688
- [7] Titouni S, Rouabah K, Atia S, et al. Spectral Transformation-Based Technique for Reducing Effect of Limited Pre-correlation Bandwidth in the GNSS Receiver Filter in Presence of Noise and Multipath [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2020, 31(2): 252-265
- [8] Sun J R, Niu Z, Zhu B C. Fault Detection and Exclusion Method for a Deeply Integrated BDS/INS System [J]. *Sensors*, 2020, 20(7): 1 844
- [9] Bang E, Milner C, Macabiau C. Cross-Correlation Effect of ARAIM Test Statistic on False Alarm Risk [J]. *GPS Solutions*, 2020, 24(4): 1-14
- [10] Li L, Wang H, Jia C, et al. Integrity and Continuity Allocation for the RAIM with Multiple Constellations [J]. *GPS Solutions*, 2017, 21(4): 1 503-1 513
- [11] Parkinson B W, Axelrad P. Autonomous GPS Integrity Monitoring Using the Pseudorange Residual [J]. *Navigation*, 1988, 35(2): 255-274
- [12] Zhao Ang, Yang Yuanxi, Xu Yangyin, et al. A Method of Protection Level Reconstruction Based on Robust Estimation [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(1): 96-102 (赵昂, 杨元喜, 许扬胤, 等. 一种使用抗差估计的保护水平重构方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(1): 96-102)
- [13] Sturza M A. Navigation System Integrity Monitoring Using Redundant Measurements [J]. *Navigation*, 1988, 35(4): 483-501
- [14] Ma X P, Yu K G, Montillet J P, et al. Equivalence Proof and Performance Analysis of Weighted Least Squares Residual Method and Weighted Parity Vector Method in RAIM [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 97 803-97 814
- [15] Angrisano A, Gaglione S, Crocetto N, et al. PANG-NAV: A Tool for Processing GNSS Measurements in SPP, Including RAIM Functionality [J]. *GPS Solutions*, 2019, 24(1): 1-7
- [16] Shi Chuang, Liu Jingnan. Correspondence Based Outlier Analysis [J]. *Journal of Wuhan Technical University of Surveying and Mapping*, 1998, 23(1): 5-9 (施闯, 刘经南. 基于相关分析的粗差理论[J]. 武汉测绘科技大学学报, 1998, 23(1): 5-9)
- [17] Tao Benzao, Yao Yibin, Shi Chuang. Distinguishability of Outlier Based on Correlative Analysis [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2004, 29(10): 881-884 (陶本藻, 姚宜斌, 施闯. 基于相关分析的粗差可区分性[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2004, 29(10): 881-884)
- [18] Bei Jinzhong, Gu Shouzhou, Fang Shushan. A New RAIM Method Based on Vector Correlation Distance [J]. *Scientia Sinica (Physica, Mechanica & Astronomica)*, 2010, 40(5): 638-643 (秘金钟, 谷守周, 方书山. 基于向量相关距离的新型 RAIM 算法[J]. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2010, 40(5): 638-643)
- [19] Gu S Z, Bei J Z, Shi C, et al. RAIM Algorithm Based on Fuzzy Clustering Analysis [J]. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2019, 119(2): 281-293
- [20] Li Z N, Li M, Shi C, et al. A New Fuzzy-Cluster-Based Cycle-Slip Detection Method for GPS Single-Frequency Observation [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(24): 2 896
- [21] Guo P C, Liu Z, Wang J J. Radar Group Target Recognition Based on HRRPS and Weighted Mean Shift Clustering [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2020, 31(6): 1 152-1 159

A New RAIM Algorithm Based on the Density Center of Observed Dataset

LIU Yi^{1,2,3} GU Shouzhou² BIAN Shaofeng¹ BEI Jinzhong² CUI Congcong⁴

1 Department of Navigation, Naval University of Engineering, Wuhan 430030, China

2 Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100089, China

3 Guangxi Key Laboratory of Spatial Information and Geomatics, Guilin 541004, China

4 Beijing Xinxinghua'an Intelligence Technology Co. Ltd., Beijing 100070, China

Abstract: **Objectives:** With the development of the global navigation satellite system (GNSS), the number of visible satellites has increased, and the constellation configuration has been improved. While improving user observation information, multi-system GNSS positioning increases the risk of multiple gross errors, posing a threat to the integrity of the system and restricting the application of GNSS in complex environments. A common method, the receiver autonomous integrity monitoring (RAIM) to ensure the reliability of positioning based on single error, but the reliability of positioning would decline in the case of multiple gross errors. The problem of poor detection and recognition, based on the correlation analysis method of the post-test residual vector, the residual vector is affected by multiple gross errors, showing that the correlation with the observed feature vector of gross errors is weakened. The phenomenon makes gross error detection distortion. The aim of the study is to improving the accuracy of multiple gross errors detection by a new RAIM algorithm based on the density center of observed dataset. **Methods:** This paper proposes a correlation analysis method based on the density center of the observation data set to realize the detection and identification of multiple gross errors. Firstly, we construct the observation dataset through the QR calibration method. Then, we estimate the density center by the improved Mean Shift model. Finally, we test the correlation distance between the observation feature points and the density center for detection and recognition of multiple gross errors was compared. **Result:** The gross errors are simulated by the factual observation data, and the correlation distance of density center to gross error satellite and normal satellite, In the case of a single gross error, two gross errors, and three gross errors, the average difference correlation distance are 1.122 m and 1.516 m, 1.021 m and 1.266 m, 1.177 m and 1.588 m respectively. Compared the correlation distance of QR test vector to gross error satellite and normal satellite, the average difference correlation distance are 0.639 m and 1.142 m, 0.497 m and 0.510 m, 0.108 m and 0.198 m respectively. **Conclusions:** The new RAIM algorithm overcomes the problem of gross error detection distortion caused by the reduced correlation between the calibration vector and the observation vector in the presence of multiple gross errors, which can effectively improve the reliability of multi-GNSS positioning.

Key words: receiver autonomous integrity monitoring (RAIM); correlative analysis; multiple gross errors; density center; single point positioning

First author: LIU Yi, PhD candidate, majors in GNSS precise point positioning. E-mail: liuyinue@sina.cn

Corresponding author: GU Shouzhou, PhD, associate researcher. E-mail: gusz@casm.ac.cn

Foundation support: The National Key Research and Development Program of China (2016YFB0501801); the National Natural Science Foundation of China(41631072, 41971416); iGMAS (GFZX0301040308-06); the Natural Science Foundation for Distinguished Young Scholars of Hubei Province of China (2019CFA086); the Project Funded by Guangxi Key Laboratory of Spatial Information and Geomatics (19-050-11-02).

引文格式: LIU Yi, GU Shouzhou, BIAN Shaofeng, et al. A New RAIM Algorithm Based on the Density Center of Observed Dataset[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(12):1900-1906. DOI:10.13203/j.whugis20210234(刘一,谷守周,边少峰,等. 一种基于观测数据集密度中心的新型RAIM算法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(12): 1900-1906. DOI:10.13203/j.whugis20210234)