

DOI:10.19650/j.cnki.cjsi.J1904921

基于卡方检验的 GNSS 观测值部分粗差抗差滤波算法^{*}

张 建¹, 喻国荣¹, 潘树国², 闫志跃³, 王彦恒²

(1. 东南大学交通学院 南京 210096; 2. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096;
3. 南京康帕斯导航科技有限公司 南京 210096)

摘 要:在进行抗差卡尔曼 (Kalman) 滤波过程中, 为避免由于全球导航卫星系统 (GNSS) 观测值之间的相关性而导致粗差转移的问题, 提出了一种基于卡方检验的 GNSS 观测值部分粗差抗差算法。首先, 基于观测模型异常检验量, 分析了观测值之间的相关性, 并针对由于观测值之间的相关性所导致的粗差误判问题, 提出了部分粗差抗差算法; 根据假设检验理论, 构造了滤波模型整体检验量, 基于卡方检验判断整体模型是否存在异常, 并给出了基于卡方检验的 GNSS 观测值部分粗差抗差算法整体流程框架; 最后设计了两组实验, 采用 3 种方法进行对比分析, 以验证所提算法的性能。实验结果表明, 所提算法极大地削弱了观测值之间相关性的影响, 能准确的识别粗差位置, 明显降低了粗差探测的误警率, 保证了定位的鲁棒性。

关键词: 观测值相关性; 统计检验量; 部分粗差抗差滤波算法

中图分类号: TH762 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 420.10

Partial gross error robust filtering algorithm for GNSS observations based on chi-square test

Zhang Jian¹, Yu Guorong¹, Pan Shuguo², Yan Zhiyue³, Wang Yanheng²

(1. School of Transportation, Southeast University, Nanjing 210096, China; 2. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China; 3. Nanjing Compass Navigation Technology Company Limited, Nanjing 210096, China)

Abstract: In the process of robust Kalman filtering, in order to avoid the problem of gross error transfer due to the correlation among Global Navigation Satellite System (GNSS) observations, a partial gross error robust filtering algorithm for GNSS observations based on chi-square test is proposed. Firstly, the correlation among observations is analyzed based on the anomaly test of the observation model, and aiming at the problem of gross error misjudgment caused by the correlation among observations, a partial gross error robust filtering algorithm is proposed. According to the hypothesis testing theory, the overall test of the filtering model is constructed, which judges whether there exists an abnormality in the overall model based on chi-square test, and the overall flow framework of the partial gross error robust filtering algorithm for GNSS observations based on chi-square test is given. Finally, two sets of experiments are designed, and three methods are used for comparative analysis to verify the performance of the proposed algorithm. The experiment results show that the proposed algorithm greatly reduces the influence of correlation among observations, can accurately identify the location of gross errors, significantly reduces the false alarm rate of gross error detection and ensures the robustness of positioning.

Keywords: observation correlation; statistical test; partial gross error robust filtering algorithm.

0 引 言

GNSS 多系统融合^[1-2] 由于引入了更多的可视卫星, 为高精度定位提供了更可靠的保证, 但同时也应该注意到,

在城市峡谷等复杂情况下, 由于观测环境比较复杂, 加之仪器振荡而表现出的不稳定特性, 观测维数的大幅增加必然也会导致粗差出现的概率及复杂度成倍增加^[3], 给数据处理带来了极大的挑战。因此, 如何正确有效地探测和识别粗差对保证定位的可靠性具有重要意义。

收稿日期: 2019-04-01 Received Date: 2019-04-01

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金 (41574026)、江苏省重点研发计划 (BE2016176)、国家重点研发计划 (2016YFB0502101) 资助项目

目前,粗差探测和识别理论根据思想不同可以总结为两大类:一类是将粗差纳入函数模型,认为粗差观测值与正常观测值方差相同而期望不同,即数据探测法^[4];另一类是将粗差纳入随机模型,认为粗差观测值与正常观测值期望相同而方差不同,即抗差估计理论^[5-6]。两者都极大的推动了测量数据处理理论的发展,相较于前者而言,抗差估计理论因其独特优势而得到更加广泛的应用。2016 年,刘文生^[7]比较了上述两种粗差探测方法抵御粗差的效果差异,结果表明抗差估计理论更易实现粗差的探测和定位。

抗差估计理论最早是由丹麦学者 Krarup^[8]提出,并将其引入测量界;随后 Caspary^[9]对该理论进行完善,并作出了一系列研究;与此同时,国内学者周江文等^[6]也开始对抗差估计理论展开研究,提出了 IGG-I 抗差估计方案;而在动态数据处理过程中,Kalman 滤波是 GNSS 定位与导航普遍采用的参数估计策略^[10],杨元喜^[5]基于贝叶斯推断理论,构建了抗差 Kalman 滤波算法,进一步保障了动态定位的精度和鲁棒性。

事实上,构造观测模型异常检验量^[11]是抗差 Kalman 滤波进行粗差探测和定位的主要手段。但由于参数真值并非事先完全可知,因此粗差探测可能发生误警和漏检^[12],特别是当系统中观测值异常检验量存在强相关时,由于观测值之间的相关性,可能会造成部分粗差被分配到其他正常观测值中,从而降低正常观测值对参数估计的贡献,导致粗差误判的概率明显升高,进而给参数估计带来显著偏移。因此,本文基于观测模型异常检验量,分析了观测值之间的相关性,提出了基于卡方检验的 GNSS 观测值部分粗差抗差算法以削弱观测值相关性的影响,并设计两组实验,采用 3 种方法进行对比,以验证本文所提算法的性能。

1 观测值相关性

1.1 理论分析

根据观测模型异常检验量可知,第 i 颗卫星观测模型异常检验量为^[13]:

$$w_i = \frac{e_i^T R_k Q_{V_{k,k-1}}^{-1} V_{k,k-1}}{\sqrt{e_i^T Q_{V_{k,k-1}}^{-1} e_i}} \tag{1}$$

$$e_i = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 1 & \cdots \end{bmatrix}_{n \times 1} \tag{2}$$

式中: R_k 表示观测向量协方差矩阵; $Q_{V_{k,k-1}}$ 表示新息向量协方差矩阵; $V_{k,k-1}$ 表示新息向量; n 表示观测值维数。

同理,第 j 颗卫星观测模型异常检验量为:

$$w_j = \frac{e_j^T R_k Q_{V_{k,k-1}}^{-1} V_{k,k-1}}{\sqrt{e_j^T Q_{V_{k,k-1}}^{-1} e_j}} \tag{3}$$

根据误差传播定律^[14]可得两个检验量之间的相关

系数为:

$$\rho_{i,j} = \frac{e_i^T R_k Q_{V_{k,k-1}}^{-1} Q_{V_{k,k-1}} (Q_{V_{k,k-1}}^{-1})^T R_k^T e_j}{\sqrt{e_i^T Q_{V_{k,k-1}}^{-1} e_i} \sqrt{e_j^T Q_{V_{k,k-1}}^{-1} e_j}} = \frac{e_i^T Q_{V_{k,k-1}}^{-1} e_j}{\sqrt{e_i^T Q_{V_{k,k-1}}^{-1} e_i} \sqrt{e_j^T Q_{V_{k,k-1}}^{-1} e_j}} \tag{4}$$

相关系数表征两个变量之间的相关程度,相关系数绝对值越大,相关性越强,反之,相关系数越接近于 0,相关度越弱。相关强度可以通过表 1 进行判断。

表 1 相关系数表

Table 1 Correlation coefficient table	
相关系数	相关程度
0.8~1.0	极强相关
0.6~0.8	强相关
0.4~0.6	中等程度相关
0.2~0.4	弱相关
0~0.2	无相关

1.2 相关性实验分析

考虑到非差观测值形式简单且不受参考星异常观测的影响,下面通过非差伪距观测值以及非差伪距+多普勒观测值两种函数模型分析观测值之间的相关性。选取南京市连续运行参考站(continuous operational reference system, CORS)两组数据进行实验分析,具体实验信息如表 2 所示。

表 2 实验信息表

Table 2 Experiment information table					
采集日期	采集地点	接收机类型	采样率	数据长度	观测数据类型
2017-04-12	JNTB	Trimble NETR9	1 s	2 h	GPS;P1
2019-03-05	JNTB	Trimble NETR9	1 s	2.2 h	GPS;P1+D1

表 3 给出了某一历元全球定位系统(global positioning system, GPS)卫星伪距观测值之间的相关系数值,由于呈现对称关系,故只列出上三角部分,图 1 更为形象的展示了表 3 中的信息,忽略了相关系数的正负,同时将相同观测值之间的相关系数置为 0。图 2 给出了某历元 GPS 卫星伪距和多普勒观测值之间的相关性,1~10 伪距观测值,11~20 为多普勒观测值,由于观测值维数较大,不再列出相应的表格。

通过表 3 可以很明显的发现 G10 和 G18 号卫星之间的相关系数达到 0.75,根据表 1 可知,两者呈现强相关性,这就意味着如果 G10 存在 10 m 的粗差,那么就会对应的引起 G18 产生 7.5 m 的偏差,在观测值抗差过程中,

表3 GPS 伪距观测值之间的相关系数

Table 3 The correlation coefficients among GPS pseudorange observations

	G10	G12	G14	G15	G18	G20	G21	G24	G25	G31	G32
G10	1.00	-0.02	-0.15	0.14	-0.75	0.16	0.05	-0.24	0.07	0.02	-0.41
G12		1.00	0.14	-0.37	-0.25	-0.17	0.01	-0.43	-0.31	0.07	0.13
G14			1.00	-0.06	0.28	-0.05	-0.23	-0.10	0.08	-0.27	-0.53
G15				1.00	0.30	-0.19	0.01	0.51	0.133	0.04	-0.02
G18					1.00	0.10	-0.08	0.07	-0.40	0.08	0.03
G20						1.00	-0.21	-0.03	-0.28	-0.14	0.04
G21							1.00	0.29	-0.40	-0.36	-0.12
G24								1.00	0.14	0.17	-0.26
G25									1.00	-0.20	0.18
G31										1.00	-0.20
G32											1.00

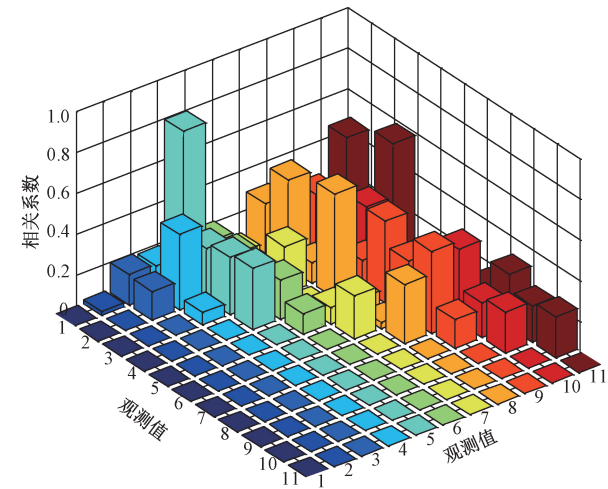


图1 GPS 伪距观测值之间的相关性

Fig.1 The correlation among GPS pseudorange observations

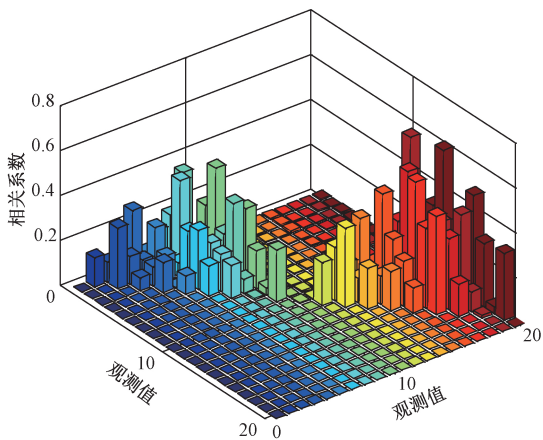


图2 GPS 伪距+多普勒观测值之间的相关性

Fig.2 The correlation among GPS pseudorange + Doppler observations

会认为 G18 存在粗差,从而进行相应的降权或淘汰,特别是在存在多粗差的情况下,所带来的影响更为严重。因此,本节的研究重点就是如何有效的减弱观测值相关性的影响,从而避免粗差的转移。

从图 2 中可以看出,不同类型观测值之间的相关系数接近于 0,相关性较弱,基本可以忽略,即伪距粗差不会转移到多普勒观测值上,而相同类型观测值之间存在一定的相关性。

因此,在抗差 Kalman 滤波过程中,应该对不同类型观测值进行分类,并且每次只对粗差最大的观测值进行抗差,避免因为粗差的转移而对正常观测值产生误判。以伪距、多普勒观测值为例,在抗差迭代过程中,应该每次只对粗差最大的伪距观测值和多普勒观测值进行抗差,而非对所有探测到的粗差都进行抗差,这也是本文所

提到的部分粗差抗差算法。

2 基于卡方检验的 GNSS 观测值部分粗差抗差滤波算法

2.1 整体检验统计量

Kalman 滤波中新息向量及其协方差矩阵^[5]表示:

$$\mathbf{V}_{k,k-1} = \mathbf{A}_k \mathbf{X}_{k,k-1} - \mathbf{L}_k \tag{5}$$

$$\mathbf{Q}_{\mathbf{V}_{k,k-1}} = \mathbf{R}_k + \mathbf{A}_k \mathbf{Q}_{\mathbf{X}_{k,k-1}} \mathbf{A}_k^T \tag{6}$$

式中: $\mathbf{A}_k$ 为观测设计矩阵; $\mathbf{L}_k$ 为观测向量; $\mathbf{X}_{k,k-1}$ 为状态预报向量; $\mathbf{Q}_{\mathbf{X}_{k,k-1}}$ 为状态预报向量协方差,其他符号同前。

当整个模型未发生异常时,新息向量满足零均值的

高斯分布;当异常发生时,异常不会改变观测值的分布类型,但使其概率分布产生一定的偏移,即如下假设检验问题^[15]:

$$\begin{aligned} H_0: \mathbf{V}_{k,k-1} &\sim N(0, \mathbf{Q}_{V_{k,k-1}}) \\ H_1: \mathbf{V}_{k,k-1} &\sim N(\lambda, \mathbf{Q}_{V_{k,k-1}}) \end{aligned} \quad (7)$$

式中: H_0 是原假设,表示整个模型无异常; H_1 是备择假设,表示整个模型存在异常, λ 为概率分布偏移量,统计学上称为非中心化参数。

从式(5)可以看出,新息向量不仅包含了当前历元的观测模型信息还包含了动力学模型信息,因此可以将其作为判断 Kalman 滤波整个模型是否存在异常的一个重要指标。若已知先验单位权方差为 σ^2 (本文设为 1),取整体假设检验统计量为:

$$T_k = \frac{\mathbf{V}_{k,k-1}^T \mathbf{Q}_{V_{k,k-1}}^{-1} \mathbf{V}_{k,k-1}}{\sigma^2} \quad (8)$$

式中: T_k 满足自由度为 t 的 χ^2 分布。

根据给定的显著水平 α (本文设置为 0.001)、自由度 t 和分布类型可以确定阈值,其值:

$$T_l = \chi_{\alpha}^2(t) \quad (9)$$

整体检验的目的是探测 Kalman 滤波的整体模型是否存在异常,若 $T_k \geq T_l$, 则认为无异常发生,否则应判定模型存在异常。当判定出模型存在故障时,本文就采用部分粗差抗差自适应算法对异常的位置进行定位,并通过放大协方差,保障定位的精度和鲁棒性。

2.2 算法整体框架

Kalman 滤波过程中,当动力学模型存在较大的异常扰动时,此时仅依靠观测值域的抗差算法就已无法保证最终定位结果的鲁棒性,这主要是因为系统噪声设置的不合理导致的,即系统噪声设置的过小,相当于对状态预测向量施加了一个紧约束,从而影响了最终的定位结果。为解决系统噪声设置的不合理,本文采用自适应滤波算法,基于状态不符值构造自适应因子动态调节状态预报向量和观测向量的权比,消除动力学模型预报信息与动态载体运行轨迹之间的差异,提高定位的鲁棒性,具体可以参见文献[5]。

基于卡方检验的 GNSS 观测值部分粗差抗差算法主要包含 3 个过程:整体检验,观测噪声自适应和系统噪声自适应,具体流程如图 3 所示。

图 3 中 $v_{j,\max}$ 表示任意第 j 类观测值标准化残差最大值; k_0 为常量,一般取 1.0 ~ 1.5 之间。

3 实验分析

下面从定位结果方面进行分析,突出说明观测值之间的相关性对粗差转移所造成的影响及本文所提方法的

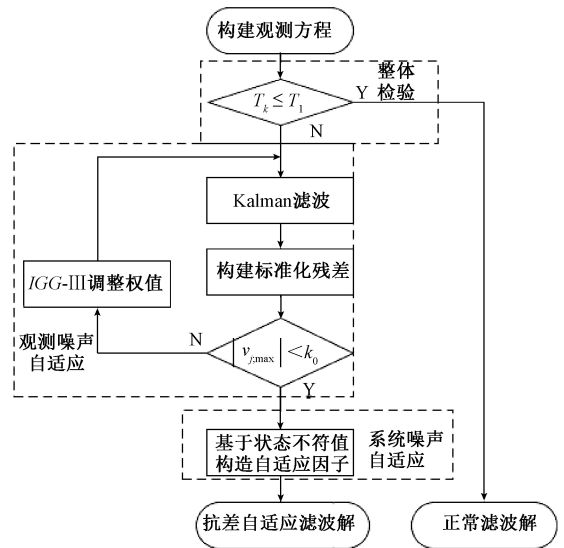


图 3 基于卡方检验的 GNSS 观测值部分粗差抗差滤波算法框架

Fig.3 The framework of the partial gross error robust filtering algorithm for GNSS observations based on chi-square test

性能,主要做了如下两组实验。

3.1 伪距实验分析

实验数据采用表 2 中第一组数据,使用伪距单点定位模型,观测值采用原始伪距观测值,采用如下 3 种方法进行对比:

标准解算:普通 Kalman 滤波算法,未对 GNSS 伪距观测值添加粗差。

改进方法:本文所提算法流程框架,抗差迭代过程中,每次只对粗差最大的伪距观测值进行抗差(即部分粗差抗差算法)。在 1 953 个历元后,随机对 3 颗卫星 GNSS 伪距观测值分别人为添加 12 m、10 m、7 m 的粗差。

常规方法:本文所提算法流程框架,抗差迭代过程中,每次对所有粗差观测值都进行抗差。在 1 953 个历元后,随机对 3 颗卫星 GNSS 伪距观测值分别人为添加 12 m、10 m、7 m 的粗差。

下面对采用上述 3 种方法进行对比分析的原因做如下说明(后同):顾及到测量型接收机数据质量较好(经验证,原始伪距观测值与经过相位平滑伪距后的伪距观测值最大差值为 1.2 m,大概率情况下小于 0.5 m),在未人为添加粗差的情况下,标准解算定位结果较优,可以作为后两种方法的比较基准。将改进方法/常规方法与标准解算进行对比,可以验证改进方法/常规方法探测粗差的能力,特别是在人为添加粗差的情况下。而改进方法与常规方法进行对比,可以验证本文所提算法在精准探测粗差能力上的提升。

N、E、U 3 个方向定位偏差见图 4~6, 整个时段卫星数变化见图 7, 表 4 对定位误差进行统计。

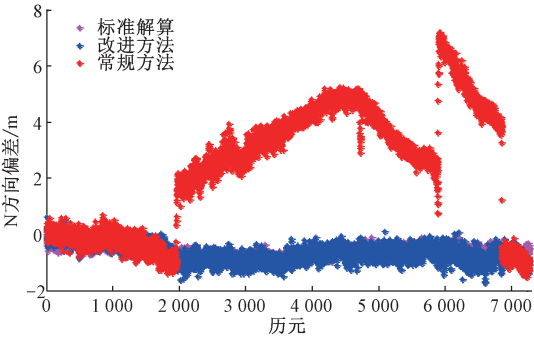


图 4 N 方向定位偏差

Fig.4 North direction positioning error

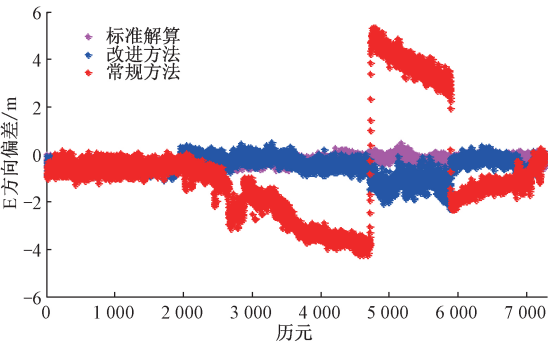


图 5 E 方向定位偏差

Fig.5 Earth direction positioning error

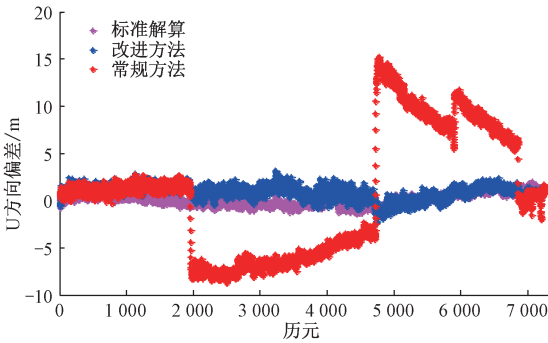


图 6 U 方向定位偏差

Fig.6 Up direction positioning error

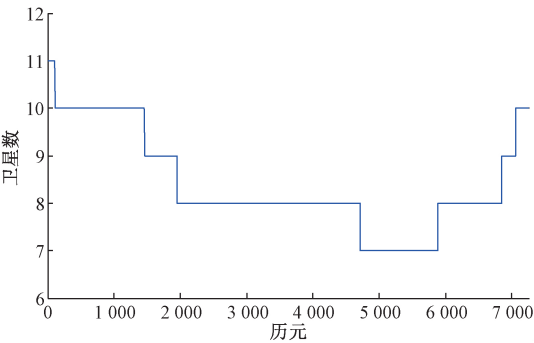


图 7 卫星数

Fig.7 The number of satellites

表 4 定位误差统计

Table 4 The statistics of positioning error

方法	RMS			
	N/m	E/m	U/m	3D/m
标准解算	0.204 0	0.192 4	0.646 8	0.705 0
改进方法	0.322 6	0.400 7	0.739 9	0.896 2
常规方法	2.181 6	2.246 8	6.541 4	7.252 4

首先,就部分粗差抗差算法(改进方法)而言,在添加粗差前后,定位结果基本保持一致,这也从侧面说明此方法可以正确识别粗差,并对粗差进行相应的降权或淘汰,降低观测异常对定位的影响,从而保证定位的可靠性。而对于常规方法而言,在添加粗差前后,N、E、U 3 个方向的定位结果均出现了明显的偏移,特别是在卫星数较少的情况下,偏差更加明显,这主要是因为观测值之间的相关性,导致观测粗差的转移,从而对正常观测值产生误判,进行相应的降权或淘汰,从而引起较大的定位偏移,这也说明此种方法不能正确地粗差进行定位。

结合表 4 可以发现,改进方法的定位统计结果略差于标准解算,这主要是标准解算未添加粗差,为定位提供了更多的冗余信息,但改进方法的定位统计结果明显优于常规方法,这也说明了所提算法在相同类型观测值抗差过程中的鲁棒性。值得注意的是,在 7 000 个历元之后,常规方法的定位结果得到了一定的保障,结合图 7 可知,这主要是因为可视卫星数增多导致的,降权或淘汰粗差卫星后,仍然可以保证定位的鲁棒性。

3.2 伪距+多普勒实验分析

实验数据采用表 2 中第二组数据,使用多普勒+伪距的点点测速定位模型,观测值采用原始伪距和多普勒观测值^[16],采用如下 3 种方法进行对比:

标准解算:普通 Kalman 滤波算法,GNSS 观测值未添加粗差。

改进方法:本文所提算法流程框架,抗差迭代过程中,每次对粗差最大的伪距观测值和多普勒观测值进行抗差(即部分粗差抗差算法)。在 2 000 个历元后,随机选取某两颗卫星,伪距部分分别添加 25 m、18 m 的粗差,多普勒部分添加 0.5 m/s、0.42 m/s 的粗差。

常规方法:本文所提算法流程框架,抗差迭代过程中,每次对所有粗差观测值都进行抗差。在 2 000 个历元后,随机选取某两颗卫星,伪距部分分别添加 25 m、18 m 粗差,多普勒部分添加 0.5 m/s、0.42 m/s 粗差。

图 8 分别给出了 N、E、U 3 个方向的定位偏差,图 9 分别给出了 N、E、U 3 个方向的测速偏差,表 5 对定位和测速偏差进行了统计。首先,就常规方法而言,在添加粗差后,无论是定位误差还是测速误差均发生了明显偏移,

严重影响了定位的可靠性,实验结果较差。而改进方法由于考虑到了观测值之间的相关性,在添加粗差后,定位精度和测速精度都得到了很好的保证,且在抗差过程中,每次选取伪距和多普勒粗差最大值进行抗差,从测速图中可以看出,伪距的大粗差也并未对测速精度产生影响,

这也与 2.2 节中的结论相呼应(不同观测值之间相关性可以忽略)。需要说明的是,从定位/测速图中可以看出,改进方法中个别历元实验结果会存在微弱地跳跃现象,特别是 N 方向的测速偏差,这可能是由于这些历元添加粗差后冗余观测信息不足,导致实验结果存在些许偏差。

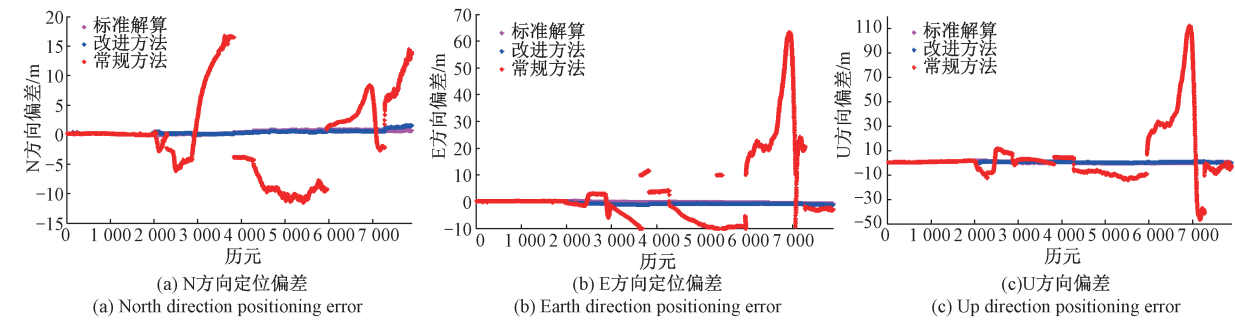


图 8 N、E、U 方向定位偏差
Fig.8 North, earth, up direction positioning errors

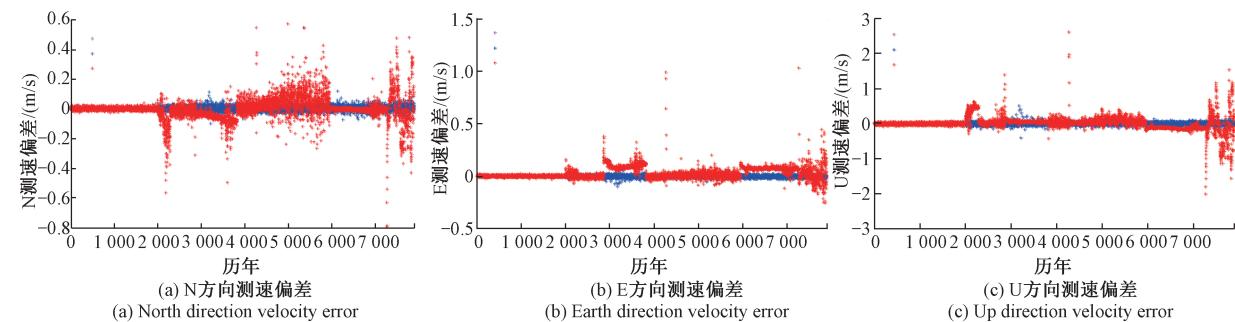


图 9 N、E、U 方向测速偏差
Fig.9 North, earth, up direction velocity errors

表 5 定位和测速误差统计表
Table 5 The statistics of positioning and velocity errors

方法	RMS	定位误差/m				测速误差/m/s			
		N	E	U	3D	E	N	U	3D
标准解算		0.318 3	0.283 7	0.542 4	0.689 0	0.010 1	0.006 7	0.023 2	0.026 1
改进方法		0.338 3	0.468 3	0.386 5	0.695 1	0.013 6	0.009 1	0.032 6	0.036 5
常规方法		7.003 1	13.460 7	22.520 2	27.156 0	0.073 8	0.057 1	0.188 3	0.210 1

从表 5 中的统计结果可以看出,标准解算无论是定位精度还是测速精度均表现最优,这主要是因为标准解算未添加粗差同时原始数据质量较优。需要说明的是,相较于标准解算,改进方法中 U 方向的定位误差明显较优,这可能是由于动态调节了观测值之间的权重所导致的。总体而言,改进方法定位和测速精度略劣于标准解算,但明显优于常规方法,这也说明了所提算法在不同类型观测值抗差过程中的鲁棒性。

4 结 论

本文针对观测值检验统计量存在相关性时所表现出的粗差误判概率升高的问题,提出了一种部分粗差抗差算法,基于假设检验理论,构造了滤波模型整体检验量,采用卡方检验判断整体模型是否存在异常,并给出了基于卡方检验的 GNSS 观测值部分粗差抗差算法整体框架。利用实测数据对所提算法进行验证,采用 3 种方法

进行对比,结果表明,相较于常规方法,本文所提改进方法算法明显削弱了观测值之间相关性的影响,可以准确地识别粗差的位置,保证了定位的精度和鲁棒性。

参考文献

- [1] 胡思华,张显云,李婷,等.顾及观测质量的多系统融合 PPP 三维凸包选星算法[J].大地测量与地球动力学, 2019,39(3): 269-272,289.
HU S H, ZHANG X Y, LI T, et al. Three-dimensional convex hull satellites selection algorithm: considering the quality of observations for Multi-GNSS precise point positioning[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2019, 39(3): 269-272,289.
- [2] GAO W, GAO C, PAN S. A method of GPS/BDS/GLONASS combined RTK positioning for middle-long baseline with partial ambiguity resolution[J]. Survey Review, 2017, 49(354): 212-220.
- [3] 杨玲,喻杨康. Baarda 数据探测法中的粗差误判分析[J].同济大学学报(自然科学版), 2018,46(10): 1440-1447.
YANG L, YU Y K. Analysis of gross error misjudgment in Baarda data detection method[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2018, 46 (10): 1440-1447.
- [4] Baarda W. A testing procedure for use in geodetic networks.[J]. Netherland Geodetic Commission, 1968, 2 (5):1.
- [5] 杨元喜. 自适应动态导航定位[M]. 第 2 版. 北京:测绘出版社, 2017.
YANG Y X. Adaptive navigation and kinematic positioning [M]. 2nd ed. Beijing: Surveying and Mapping Press, 2017.
- [6] 周江文. 经典误差理论与抗差估计[J]. 测绘学报, 1989(2):115-120.
ZHOU J W. Classical theory of error and robust estimation[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 1989(2):115-120.
- [7] 刘文生,唐守路.稳健估计的两种粗差探测方法[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2016,35(1): 54-58.
LIU W S, TANG S L. Two kinds of gross error detection method based on robust estimation[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2016, 35 (1): 54-58.
- [8] KRARUP T, JUHL J, KUBIK K. Gotterdammerung over least squares adjustment. Int. Arch. Photogramm, 1980, 23 (B3) (Commiss III):369 - 378.
- [9] CASPARY W, BORUTTA H. Robust estimation in deformation models [J]. Survey Review, 1987, 29 (223):29-45.
- [10] 王鼎杰,孟德利,李朝阳,等.抗野值自适应卫星/微惯性组合导航方法[J].仪器仪表学报,2017,38(12): 2952-2958.
WANG D J, MENG D L, LI C Y, et al. Adaptively outlier-restrained GNSS/MEMS-INS integrated navigation method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017,38(12):2952-2958.
- [11] 高晓,戴吾蛟,张超,等.多星座组合精密动态定位的抗差扩展 Kalman 滤波方法研究.武汉大学学报·信息科学版, 2015, 40(10): 1329-1333.
GAO X, DAI WJ, ZHANG C, et al. Robust extend kalman filtering method based on precise relative positioning by using multi-constellation integrated system[J]. Geomatics And Information Science Of Wuhan Unive, 2015, 40(10):1329-1333.
- [12] 李德仁,袁修孝.误差处理与可靠性理论[M]. 2 版. 武汉:武汉大学出版社, 2013.
LI D R, YUAN X X. Error processing and reliability theory[M]. 2nd ed. Wuhan: Wuhan University Press, 2013.
- [13] 许长辉. 高精度 GNSS 单点定位模型质量控制及预警[D]. 中国矿业大学, 2011.
XU C H. Modeling quality control and warning system of high-accuracy GNSS point positioning [D]. Journal of China University of Mining & Technology, 2011.
- [14] 冯浩鉴.中测广域平差法[J]. 测绘科学,2019,44(1): 1-4.
FENG H J. Method of CS wide area surveying adjustment [J]. Science of Surveying and Mapping, 2019,44(1):1-4.
- [15] 苗岳旺,周巍,田亮,等.基于新息 $X \sim 2$ 检测的扩展

抗差卡尔曼滤波及其应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(2):269-273.

MIAO Y W, ZHOU W, TIAN L, et al. Extended robust kalman filter based on innovation chi-square test algorithm and its application [J]. Geomatics And Information Science Of Wuhan Unive, 2016, 41 (2) : 269-273.

[16] 刘国良,蒋廷臣,潘树国,等.基于抗差方差分量的伪距/多普勒联合测速方法[J].仪器仪表学报,2019, 40(1):62-69.

LIU G L, JIANG T C, PAN S G, et al. Pseudo-range / Doppler joint velocity measurement method based on robust variance component estimation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(1):62-69.

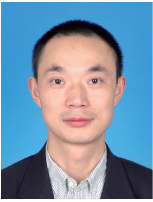
作者简介



张建,2016 年于河北工程大学获得学士学位,现为东南大学硕士研究生,研究方向为 GNSS 数据处理及应用。
E-mail:763133403@qq.com

Zhang Jian received his B. Sc. degree in 2016 from Hebei University of Engineering. Now, he is a master

degree candidate in Southeast University. His main research interest includes GNSS data processing and application.



喻国荣(通信作者),2003 年于武汉大学获得博士学位,现为东南大学交通学院副教授,硕士生导师,主要研究方向为高精度卫星导航定位。
E-mail:476310930@qq.com

Yu Guorong (corresponding author) received his Ph. D. degree from Wuhan University in 2003. Now, he is an associate professor and master student supervisor in School of Transportation, Southeast University. His research interest includes high precision satellite navigation and positioning.



潘树国,2007 年于东南大学获得博士学位,现为东南大学教授,博士生导师,主要研究方向为 GNSS 高精度定位与环境智能感知。
E-mail:psg@seu.edu.cn

Pan Shuguo received his Ph. D. degree from Southeast University in 2007. Now, he is a professor and Ph. D. supervisor in Southeast University. His main research interest includes GNSS high-precision positioning and environmental intelligent sensing.