

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2005406

基于卡尔曼滤波的 GNSS 系统联合定位技术研究

张勇 姜鑫蕾 杨文武 刘洁 韦焱文 周兴达

(东北石油大学 物理与电子工程学院 大庆 163000)

摘要: 针对在复杂的城市环境中或室内的情况下,单系统卫星信号因受到周围建筑物的遮挡,导致可见性不佳的问题,设计了用联合定位系统对单点进行定位,并分别用卡尔曼滤波算法以及联邦卡尔曼滤波算法对定位结果进行处理。为了验证该结论,采用 MC20 中的 GPS/BDS 双模定位接收模块采集定位数据,用集思宝 UG905 采集的数据作为定位点的基准数据。经滤波处理后的定位数据与基准数据相比,联邦卡尔曼滤波较卡尔曼滤波在直线距离上的误差降低了 9.54%,在高程上的误差降低了 53.43%。结果表明,利用联邦卡尔曼滤波处理后的定位数据可靠性好,精度高,可以更有效地提高定位的精度和准确性。

关键词: 北斗导航;联合定位;卡尔曼滤波;联邦卡尔曼滤波

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.1040

Research on GNSS system joint positioning technology based on Kalman filter

Zhang Yong Jiang Xinlei Yang Wenwu Liu Jie Wei Yanwen Zhou Xingda

(School of Physics and Electronic Engineering, Northeast Petroleum University, Daqing 163000, China)

Abstract: Aiming at the problem of poor visibility of single system satellite signal due to the shielding of surrounding buildings in complex urban environment or indoor environment, a joint positioning system was designed to locate single point, and Kalman filter algorithm and federal Kalman filter algorithm were used to process the positioning results respectively. In order to verify this conclusion, we used the GPS/BDS dual-mode positioning receiving module in MC20 to collect positioning data, and the data collected by Jisubo UG905 was used as the reference data of the anchor point. The results show that compared with the reference data, the error of the federated Kalman filter is reduced by 9.54% in the linear distance and 53.43% in the elevation. The results show that the positioning data processed by federated Kalman filter has good reliability and high precision, which can improve the accuracy and accuracy of positioning more effectively.

Keywords: Beidou navigation; joint positioning; Kalman filtering; federated Kalman filtering

0 引言

全球导航卫星系统(global navigation satellite systems, GNSS)是信息时代的国家重要基础设施之一,其重要性已为世界所重视^[1]。而目前应用最为广泛的导航定位系统当属 GPS 系统和北斗系统。

近年来,随着科学技术的飞速发展,许多国家在北斗导航定位方面都取得了不同程度的成就。到目前为止,北斗导航定位系统已经在很多领域得到了广泛的应用,成为很多行业不可或缺的一部分^[2]。GPS 技术作为一种先进的科学技术产物,它的出现与持续发展,在民用领域中的运用也变得越来越普遍与广泛^[3]。

在观测的条件不好或者极差的情况下,单独导航系统的卫星可见的数量与其定位的精度都有不同程度的降低与削弱。所以如果在 GPS 单独定位的前提下,将北斗系统结合进来,用两个系统同时提供观测的数据,这样一来就会尽可能地增加了定位的精度,以及它的可靠性^[4]。而为了更好地提高定位的精度,国内外学者做了很多研究,在定位解算方法这部分,学者们主要提出了两种解算方法:1)是最小二乘法,2)是卡尔曼滤波法。最小二乘法能够求解含有未知坐标量的观测方程组,并使其与实际坐标量之间的误差平方和达到最小。该方法的优点是简单易操作,但是对于动态场景的定位解算较为粗糙。卡尔曼滤波能够降低并且分离信号中所含噪声,能够消除导航定位中的随机误差^[5],

收稿日期:2020-11-21

该方法的优点是收敛速度快,且精度高。但是当观测异常时,容易使系统不稳定。针对两种方法各自的缺点,国内外学者也对两种方法进行了各种改进,比如迭代最小二乘法(ILS)、递推最小二乘法(RLS)、扩展卡尔曼滤波(EKF)、无迹卡尔曼滤波(UKF)、抗差卡尔曼滤波(RKF)、改进均方根 UKF、自适应 UKF 等。虽然上述方法都不同程度地提高了定位的精度,但是他们都是从定位解算方向出发,在定位数据这个角度出发的,未见报道。

针对此处研究的空白,本文提出用联邦卡尔曼滤波应用于联合定位系统,该算法是将 GPS 与 BDS 单独定位后的定位信息,利用“信息分配”原则进行不同的分配,以达到在性能要求中获得最佳的结果,从而有效地提高联合定位系统的定位精度以及稳定性。

1 GPS 与 BDS 联合定位模型建立

1.1 数学模型

1) 测码伪距观测方程

测距码观测值其实是一种距离的观测量,该观测量是用卫星发射的测距码到用户接收机的时间延迟去乘以光速计算得到的,由于在此过程中会有大气折射的影响,也会有因接收机钟与卫星钟不同步所产生的误差的影响,所以这样得到的距离会有不可避免的误差,将此称之为测码伪距观测值。因为伪距观测值、卫星、接收机之间的距离不相等,而且存在一些接收机钟差的影响,以及卫星钟差的影响,和对流层延迟的影响等,所以将测码伪距观测方程表示如下^[6]:

$$P_{g,m}^i = \rho_{g,m}^i + cdt_m^g(t) - cdt_g^i(t) + cdt_{g,m} - cd_g^i + T_m^i + \epsilon_{\rho_{g,m}^i}^i \quad (1)$$

$$P_{b,m}^i = \rho_{b,m}^i + cdt_m^b(t) - cdt_b^i(t) + cd_{b,m} - cd_b^i + T_m^i + \epsilon_{\rho_{b,m}^i}^i \quad (2)$$

式中: g 代表 GPS 卫星; b 代表 BDS 卫星; i 为卫星标志; m 为接收机标志; ρ_m^i 为卫星至接收机间的几何距离; $cdt_m(t)$ 为卫星钟差的等效距离; $cdt^i(t)$ 分别为相对于 GPS 系统和 BDS 系统的接收机钟差的几何距离; $d_{g,m}$ 、 d_b^i 分别为接收机和卫星的测码硬件延迟; $T_m^i(t)$ 为对流层延迟; ϵ_p^i 为多路径效应和测量噪声; c 为真空中的光速。

$(x^i y^i z^i)$ 为卫星 i 的三维位置坐标, $(x_m y_m z_m)$ 为接收机 m 的三维位置坐标^[7], 则 ρ_m^i 表示为:

$$\rho_m^i = \sqrt{(x^i - x_m)^2 + (y^i - y_m)^2 + (z^i - z_m)^2} \quad (3)$$

2) 载波相位观测方程

高频振荡波有很多,载波就是其中一种,最初像用载波的目的是为了调制信号传输,比如测距码以及导航电文等。通过不断深入地学习与研究,发现具有传输功能的载波,还可以应用于测距方面,尤其是在测距实践中,特别是高精度的测距实验,把这种测距信号称之为载波相位观测值。其表示如下:

$$\phi_{g,m}^i = \rho_{g,m}^i + cdt_m^g(t) - cdt_g^i(t) + cD_{g,m} - cD_g^i + T_m^i + N_g + \epsilon_{\phi_{g,m}^i}^i \quad (4)$$

$$\phi_{b,m}^i = \rho_{b,m}^i + cdt_m^b(t) - cdt_b^i(t) + cD_{b,m} - cD_b^i + T_m^i + N_b + \epsilon_{\phi_{b,m}^i}^i \quad (5)$$

式中: ϕ 为载波相位观测值; $\epsilon_{\phi_m^i}$ 为载波相位观测噪声和多路径效应; N 是整周模糊度,其他符号与式(1)、(2)中的含义相同。与前面的测码伪距观测方程式(1)、(2)相比较,载波相位观测方程比测码伪距观测方程只是多了一整周的未知数的参数。

1.2 观测方程线性化

1) 伪距观测方程的线性化

设 x_0^i 、 x_{m0} 分别表示卫星 i 和接收机 m 的坐标近似值向量, $\delta x^i = [\delta x^i \delta y^i \delta z^i]$ 和 $\delta x_m = [\delta x_m \delta y_m \delta z_m]$ 分别表示卫星 i 和接收机 m 坐标的改正数向量。则接收机 m 到卫星 i 的方向余弦可表示为:

$$\begin{cases} \frac{\partial \rho_m^i}{\partial x^i} = \frac{1}{\rho_{m0}^i} [x_0^i - x_{m0}] = o_m^i \\ \frac{\partial \rho_m^i}{\partial y^i} = \frac{1}{\rho_{m0}^i} [y_0^i - y_{m0}] = p_m^i \\ \frac{\partial \rho_m^i}{\partial z^i} = \frac{1}{\rho_{m0}^i} [z_0^i - z_{m0}] = q_m^i \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial \rho_m^i}{\partial x_m} = -o_m^i \\ \frac{\partial \rho_m^i}{\partial y_m} = -p_m^i \\ \frac{\partial \rho_m^i}{\partial z_m} = -q_m^i \end{cases} \quad (7)$$

其中,

$$\rho_{m0}^i = \sqrt{(x_0^i - x_{m0})^2 + (y_0^i - y_{m0})^2 + (z_0^i - z_{m0})^2} \quad (8)$$

在公式中,如果把高阶的项忽略的情况下,式(7)的线性化的表达式为:

$$\rho_m^i = \rho_{m0}^i + [o_m^i \ p_m^i \ q_m^i] \cdot [\partial x^i - \partial x_m] \quad (9)$$

因此,测码伪距观测方程可表达为:

$$P_m^i = \rho_{m0}^i + [o_m^i \ p_m^i \ q_m^i] \cdot [\partial x^i - \partial x_m] + cdt_m(t) - cdt^i(t) + cd_m - cd^i + T_m^i + \epsilon_{\rho_m^i}^i \quad (10)$$

在卫星导航定位中,卫星的坐标可从导航电文或是精密星历中获取,当作已知值,因此,式(9)可简化为:

$$P_m^i = \rho_{m0}^i - [o_m^i \ p_m^i \ q_m^i] \cdot \begin{bmatrix} \partial x_m \\ \partial y_m \\ \partial z_m \end{bmatrix} + cdt_m(t) - cdt^i(t) + cd_m - cd^i + T_m^i + \epsilon_{\rho_m^i}^i \quad (11)$$

2) 载波相位观测方程的线性化

将载波相位观测方程式代入式(9),即可得到非差载波相位观测方程的线性化形式:

$$\phi_m^i = \rho_{m0}^i + [o_m^i \ p_m^i \ q_m^i] \cdot [\partial x^i - \partial x_m] + cdt_m(t) - cdt^i(t) + cD_m - cD^i + T_m^i + N + \epsilon_{\phi_m^i}^i \quad (12)$$

最后化简可得:

$$\phi_m^i = \rho_{m0}^i + [o_m^i \ p_m^i \ q_m^i] \cdot \begin{bmatrix} \partial x_m \\ \partial y_m \\ \partial z_m \end{bmatrix} + cdt_m(t) - cdt^i(t) + cD_m - cD^i + T_m^i + N + \epsilon_{\phi_m^i}^i \quad (13)$$

2 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波是一种最优估计的算法,是通过输入信号检测数据并利用线性方程观察系统状态的一种算法。在已知测量方差情况下,能够从各种噪声的数据中,预估系统的前后状态,并对采集的数据进行更新和及时处理^[8-9]。

系统的状态和测量模式可用如下公式来表示^[10-13]。

$$\begin{cases} x_k = \Phi_{k,k-1} x_{k-1} + \Gamma_{k,k-1} w_{k-1} \\ z_k = H_k x_k + v_k \end{cases} \quad (14)$$

式中: x_k 为 k 时刻的坐标修正值的预测值,即滤波系统 k 时刻的预测状态; z_k 为 k 时刻的坐标修正值,即估计值;动态噪声 w_k 与测量的噪声 v_k 是互不关联的零均值白噪声序列,对全部的 j 与 k ,基本特性如下所示:

$$\begin{cases} E(w_k) = 0 \quad Cov(w_k, w_j) = Q_k \delta_{kj} \\ E(v_k) = 0 \quad Cov(v_k, v_j) = R_k \delta_{kj} \\ Cov(w_k, v_j) = 0 \end{cases} \quad (15)$$

其中, δ 为克罗尼克函数,即:

$$\delta_{kj} = \begin{cases} 1, & k = j \\ 0, & k \neq j \end{cases} \quad (16)$$

状态变量的最优预测估计为:

$$\hat{x}_{k|k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{x}_{k-1|k-1} \quad (17)$$

预测误差协方差矩阵为:

$$P_{k|k-1} = E[\hat{x}_{k|k-1} \hat{x}_{k|k-1}^T] = \Phi_{k,k-1} \hat{x}_{k-1|k-1} \hat{x}_{k-1|k-1}^T \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma_{k,k-1} w_{k-1} w_{k-1}^T \Gamma_{k,k-1}^T = \Phi_{k,k-1} P_{k-1|k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma_{k,k-1} Q_{k-1} \Gamma_{k,k-1}^T \quad (18)$$

增益矩阵为:

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1} = P_k H_k^T R_k^{-1} \quad (19)$$

更新后的误差协方差矩阵为:

$$\begin{aligned} P_{k|k} &= P_{k|k-1} - P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1} H_k P_{k|k-1} \\ H_k P_{k|k-1} &= [I - K_k H_k] P_{k|k-1} \end{aligned} \quad (20)$$

状态变量的最优估计值为:

$$\begin{aligned} \hat{x}_k &= \hat{x}_{k|k-1} + K_k (Z_k - H_k \hat{x}_{k|k-1}) = \\ (I - K_k H_k) \hat{x}_{k|k-1} + K_k Z_k \end{aligned} \quad (21)$$

卡尔曼滤波的思想是从 $k-1$ 时刻进行最优估计的一种递推的算法,从 $k-1$ 开始,对 k 时刻的状态向量 $x_{k|k-1}$ 进行预测,同时用观测量对预测值进行修正,从而得到 k 时刻最优状态估计 $x_{k|k}$ 。即该滤波是一个先预测,再修正的过程。

但卡尔曼滤波有如下几个缺点:

1)应用卡尔曼滤波器的计算时间会根据系统的状态维

数变化而变化,所以计算时间的多少是由状态维数所决定的,而每一步的计算量都是等于状态维数的三次方,因为状态的高位数,使得计算量飞速增加,计算时间也相对较长,但是降低状态维数的滤波又会损失其滤波的精度。

2)因为卡尔曼滤波器的容错性能不是很好,一旦其中一部分发生故障,不能及时的查找到,所以该滤波器不利于故障的诊断。

3)卡尔曼滤波器也无法对串联滤波进行求解,与此同时滤波的精度下降,在某些情况下很容易使系统处于不稳定的状态。

3 联邦卡尔曼滤波

联邦卡尔曼滤波是众多分散化滤波器中的一种,并由主滤波器和多个子滤波器组成的两级结构,并且子滤波器对来自不同的传感器发出的信号进行处理,最后汇总到主滤波器进行融合与汇总^[14]。

在子系统中,各自的滤波器会对不同的传感器发出的信号进行状态及测量更新,为了避免不同向量的相关性,更是采用“方差上界”技术,所以各个子系统的独立性是相当不错的^[15]。

联邦卡尔曼滤波的信息融合算法的基本步骤如下:

1)状态初始化。系统初始的信息需要在信息融合前给出,其包括向量 X_0 与协方差矩阵 P_0 ,噪声的协方差 Q_0 ,然后将这些信息以各滤波器的需要进行分配^[16]。其各信息分配原则如式(22)所示。

$$\begin{cases} Q^{-1} = Q_1^{-1} + Q_2^{-1} + \dots + Q_n^{-1} + Q_m^{-1} \\ P^{-1} = P_1^{-1} + P_2^{-1} + \dots + P_n^{-1} + P_m^{-1} \\ P^{-1} \hat{X} = P_1^{-1} \hat{X}_1 + P_2^{-1} \hat{X}_2 + \dots + P_n^{-1} \hat{X}_n + P_m^{-1} \hat{X}_m \end{cases} \quad (22)$$

其中, $Q_i^{-1} = \beta_i Q^{-1}$, $P_i^{-1} = \beta_i P^{-1}$, β_i 为信息分配系数, β_i 需要满足关系如式(23)所示。

$$\beta_1 + \beta_2 + \dots + \beta_n + \beta_m = 1, 0 \leq \beta_i \leq 1 \quad (23)$$

2)状态更新。主滤波器和子滤波器完成其各自的状态更新,更新过程依据式(24):

$$\begin{cases} \hat{X}_{i(k+1|k)} = \Phi_{(k+1,k)} \hat{X}_{i(k)} \\ P_{i(k+1|k)} = \Phi_{(k+1,k)} P_{i(k)} \Phi_{(k+1,k)}^T + Q_{i(k)} \end{cases} \quad (24)$$

3)量测更新。子滤波器完成自己的更新,更新过程依据式(25):

$$\begin{cases} P_{i(k|k)}^{-1} = P_{i(k|k-1)}^{-1} + H_{i(k)}^T R_{i(k)}^{-1} H_{i(k)} \\ P_{i(k|k)}^{-1} \hat{X}_{i(k)} = P_{i(k|k-1)}^{-1} \hat{X}_{i(k|k-1)} + H_{i(k)}^T R_{i(k)}^{-1} Z_{i(k)} \end{cases} \quad (25)$$

4)最优信息融合。融合后将会得到最优的状态信息,以及与其相对应的协方差矩阵,该过程依据式(26):

$$\begin{cases} \hat{X}_g = P_g \sum_{i=1}^n P_i^{-1} \hat{X}_i \\ P_g = (\sum_{i=1}^n P_i^{-1})^{-1} \end{cases} \quad (26)$$

而联邦卡尔曼滤波与卡尔曼滤波相比,有如下几个优点:

1) 联邦卡尔曼滤波器的容错性能比卡尔曼滤波器好,如果系统中的一个或几个子系统出现一些故障时,联邦卡尔曼滤波器可以很容易地检测出来,并且将故障分离,与此同时可以很快地将其余的没有发生故障的子系统重新融合起来,并继续进行,然后给出我们所需要的滤波的解。

2) 联邦卡尔曼滤波的精度较好。

3) 联邦卡尔曼滤波是先局部滤波,然后再到全局滤波的融合,这样一来联邦卡尔曼滤波算法就较其他的简单,这样处理,它所需计算的量就很小,数据的通信也很少,便于实施并执行算法。

4) 联邦卡尔曼滤波可以将系统中的信息进行不同的分配,它所利用的是“信息分配”原则,可以在性能要求中获得最佳的折中,以满足不同的使用要求。

4 实验与分析

为了验证本文理论分析的正确性以及算法的优越性,采用 MC20 的 GPS/BDS 双模定位接收模块对定位点进行了数据收集。在试验中,利用串口助手软件并通过计算机 USB 接口连接到定位模块,获取数据。

分别接收 GPS 单模式定位数据、BDS 单模式定位数据、GPS/BDS 双模式定位数据。并用卡尔曼滤波以及联邦卡尔曼滤波对定位数据进行处理。处理后的定位数据与仪器测得的定位数据相对比,计算出误差值。从接收的 NMEA-0183 协议格式数据中提取出定位点的经度、纬度、高程、可见卫星数量以及 PDOP 值,并对其进行对比分析。

从可见卫星数量来看,BDS、GPS 单系统的可见卫星数量远远没有 BDS/GPS 双系统的可见卫星数量多,当卫星信号受到周围建筑物的遮挡时,双系统可见有效的卫星数量多,从而定位精度高,如图 1 所示。

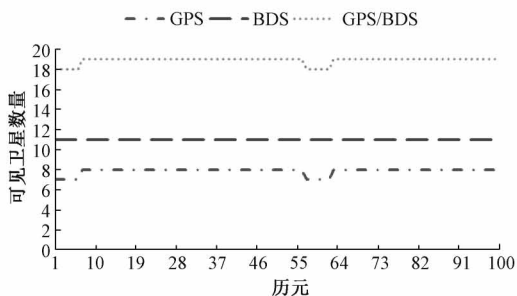


图 1 可见卫星图

PDOP 是卫星几何分布对定位坐标不定性纯几何影响的描述,卫星几何分布越好,则 PDOP 值越小并且定位精度越高。从 PDOP 值来看,BDS、GPS 单系统的 PDOP 值远远没有 BDS/GPS 双系统的 PDOP 值小,由此可见,双系统的定位精度比单系统的定位精度高,如图 2 所示。

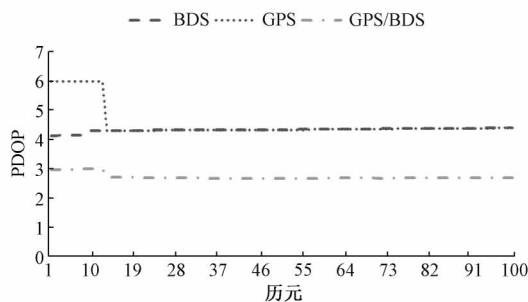


图 2 PDOP

为了让定位精度更高,定位效果更好,将卡尔曼滤波以及联邦卡尔曼滤波应用在联合定位系统上,定位数据经过滤波处理后可靠性更高,定位精度更高。

为了进一步对比验证两种滤波的性能,先用卡尔曼滤波处理了所测得的 3 种数据,经过滤波后数据与基准数据相对比,利用滤波以后的经纬度与基准值的经纬度计算出它们的直线距离,距离越小说明越接近,高程值直接对此,由此得到了两个误差分析图,如图 3、4 所示。

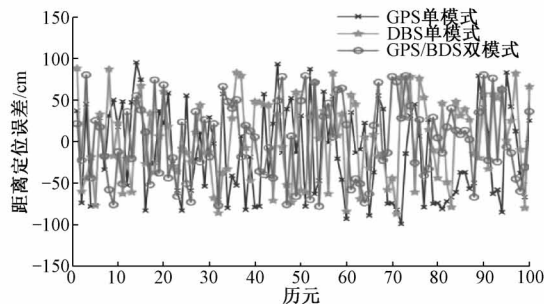


图 3 基于卡尔曼滤波的各模式直线距离误差分析

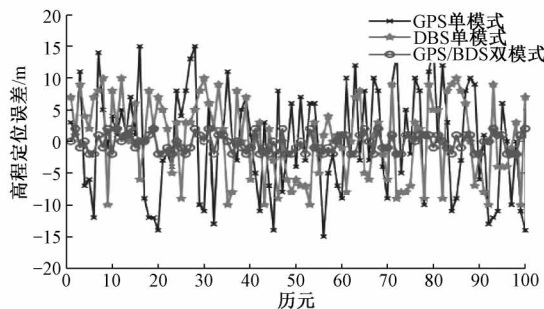


图 4 基于卡尔曼滤波的各模式高程误差分析

表 1 最大误差表

数据	直线距离最大误差/cm	高程最大误差/m
GPS	98.53	14.28
BDS	94.71	10.11
GPS/BDS	89.96	2.14

由表 1 可以看出,利用卡尔曼滤波处理双系统数据比单系统数据误差小。因此,利用卡尔曼滤波处理的联合定

位系统的定位精度在此 3 种模式中最好。

本文又验证了联邦卡尔曼滤波的性能,应用联邦卡尔曼滤波将 BDS 单模式数据与 GPS 单模式数据联合并处理,经过滤波后数据与基准数据相对比,得到了直线距离与高程的误差分析图,如图 5、6 所示。

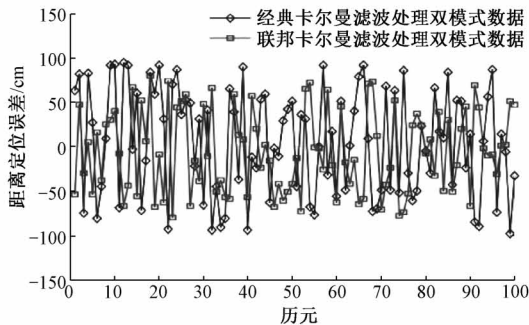


图 5 不同滤波直线距离误差分析

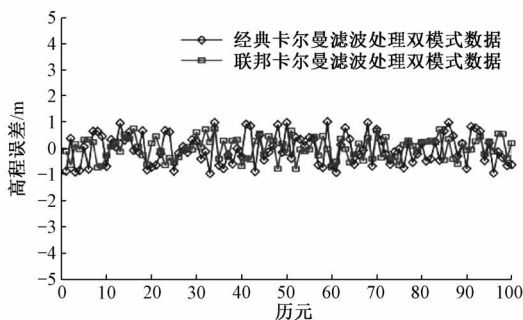


图 6 不同滤波高程误差分析

由图 5、6 可以看出,利用联邦卡尔曼滤波处理后的数据与利用卡尔曼滤波处理的数据相比,在误差方面有了明显的提高,利用联邦卡尔曼滤波处理后的直线距离最大误差约在 81.37 cm 左右,高程最大误差则在 99.67 cm 左右。较卡尔曼滤波处理的数据误差相比,直线距离误差降低了 9.54%,高程误差降低了 53.43%。说明利用联邦卡尔曼滤波较卡尔曼滤波能更好地提高定位的精度,与理论分析的结果相同,因联邦卡尔曼滤波有更好的容错性,所以在提高定位精度方面,联邦卡尔曼滤波较卡尔曼滤波性能更好。

5 结 论

为了在复杂的城市环境中或室内的情况下,可以得到定位的精度以及准确率,提出了联合定位的思想,并在联合定位的基础上,提出用卡尔曼滤波以及联邦卡尔曼滤波对定位结果进行处理。在相同的条件下,单系统定位时的可见卫星的数量没有联合系统的可见卫星的数量多,所以在定位精度比较低甚至无法进行定位的时候,联合定位可以改善定位的结果,从而提高了定位的精度。利用联邦卡尔曼滤波处理后的数据更贴近基准值,因为该算法有很好的容错性,计算时间短,而且利用“信息分配”原则可以实现最佳的性能要求,通过实验结果表明,本文提出的利用联邦卡

尔曼滤波处理联合定位信息的可靠性和准确性,确实可以有效地提高定位精度。

参考文献

- [1] 张辉,焦诚,白龙.北斗卫星导航系统建设和应用现状[J].电子技术与软件工程,2015(11):25-28.
- [2] 冯素园.浅谈北斗卫星定位系统现状、发展及应用[J].通讯世界,2016(17):227.
- [3] 刘兴胜.工程测量中 GPS 测量技术的运用[J].科技创新与应用,2020(32):160-161.
- [4] 彭勇,陈俞强.基于改进卡尔曼滤波的北斗 GPS 联合定位算法[J].计算技术与自动化,2018,37(2):59-62.
- [5] 张远海,翁佩纯.卡尔曼滤波对舰船导航系统精确性研究[J].舰船科学技术,2016,38(24):118-120.
- [6] 王仁.GPS 和 BDS 单点定位算法研究[D].徐州:江苏师范大学,2016.
- [7] 王趁香.GPS/BDS 精密单点定位算法研究与实现[D].阜新:辽宁工程技术大学,2017.
- [8] 吴志成,林清华,杨林,等.基于卡尔曼滤波的汽车行驶状态估计[C].2020 中国汽车工程学会年会论文集(3),中国汽车工程学会,2020:347-350.
- [9] 陈一鸣.基于卡尔曼滤波的陀螺仪随机误差分析[J].电子测量技术,2020,43(17):97-100.
- [10] 吴春颖,王娟.浅析卡尔曼滤波理论的发展历史过程[J].福建电脑,2017,33(1):22-23.
- [11] 卢艳军,陈雨荻,张晓东,等.基于扩展 Kalman 滤波的姿态信息融合方法研究[J].仪器仪表学报,2020,41(9):281-288.
- [12] 张士涛,王亚波,燕熊.基于卡尔曼滤波提升快速反射镜的噪声水平[J].国外电子测量技术,2020,39(3):134-138.
- [13] 李燕,鲁昌华,张国强,等.自适应 UKF 在北斗伪距定位中的研究[J].电子测量与仪器学报,2019,33(2):125-131.
- [14] XING Z, XIA Y, YAN L, et al. Multisensor distributed weighted kalman filter fusion with network delays, stochastic uncertainties, autocorrelated, and cross-correlated noises[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems, 2018, 48(5): 716-726.
- [15] XING Z, XIA Y. Distributed federated Kalman filter fusion over multi-sensor unreliable networked systems[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems I Regular Papers, 2017, 63(10): 1714-1725.
- [16] FARIZ N, JAMIL N, DIN M M. An improved indoor location technique using Kalman filtering on RSSI[J]. Journal of Computational & Theoretical Nanoscience, 2018, 24(3): 1591-1598.

作者简介

张勇,工学硕士,副教授,主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail: dqpizy@163.com

姜鑫蕾,硕士研究生,主要研究方向为智能仪器系统。

E-mail: 839453408@qq.com