

引用格式:刘涵,方胜良,储飞黄,等.基于改进的CKF低轨卫星多普勒定位解算[J].信息对抗技术,2023,2(2):20-27. [LIU Han, FANG Shengliang, CHU Feihuang, et al. Doppler positioning solution for low earth orbit satellites based on improved CKF[J]. Information Countermeasure Technology, 2023, 2(2):20-27. (in Chinese)]

基于改进的CKF低轨卫星多普勒定位解算

刘涵,方胜良*,储飞黄,范有臣

(航天工程大学航天信息学院,北京 101416)

摘要 针对低轨卫星多普勒定位中最小二乘法(the least square method, LSM)和扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)带来的解算误差,采用容积卡尔曼滤波(cubature Kalman filter, CKF)算法的思想来进行定位解算。首先设计了一种基于GeoSOT剖分网格的初值搜索方法进行粗定位,避免迭代发散;在解算过程中,对CKF进行改进,用QR分解代替其中的Cholesky分解,防止误差协方差矩阵非正定导致计算终止;最后以铱星座对地面站的静态定位为例,通过STK进行仿真验证算法的有效性。结果表明,改进的CKF(improved CKF, ICKF)算法对于目标的定位误差在百米以内;且相较于LSM和EKF,定位精度大约可以提高17%。

关键词 低轨卫星;多普勒定位;容积卡尔曼;QR分解

中图分类号 TN 967.1 **文章编号** 2097-163X(2023)02-0020-08

文献标志码 A **DOI** 10.12399/j.issn.2097-163x.2023.02.002

Doppler positioning solution for low earth orbit satellites based on improved CKF

LIU Han, FANG Shengliang, CHU Feihuang, FAN Youchen

(Space Engineering University, School of Aerospace Information, Beijing 101416, China)

Abstract Because of the calculation errors caused by the least square method(LSM) and extended Kalman filter(EKF) in the Doppler positioning of low earth orbit satellites, the cubature Kalman filter (CKF) algorithm was used to solve the location problem. Firstly, an initial value search method based on the GeoSOT grid was designed to avoid iterative divergence. Then, in the process of solving, CKF was improved and the Cholesky decomposition was replaced by QR decomposition to prevent the error covariance matrix from being positive definite and resulting in calculation termination. Finally, the static location of the ground station by the IRIDIUM constellation was taken as an example, and the validity of the algorithm was verified by STK simulation. The results show that the localization error of the improved CKF (ICKF) algorithm is less than 100 m. Compared with least square and EKF, the positioning accuracy can be improved by about 17%.

Keywords LEO satellite; Doppler positioning; CKF; QR decomposition

0 引言

在全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)失效的情况下,可以考虑利用蓝牙、超宽带等机会信号来对目标进行导航和定位,但是对于沙漠、海洋以及空天区域,上述机会信号的覆盖范围往往不够,而低轨(low earth orbit, LEO)卫星信号作为机会信号的一种,不仅可以承担导航定位的职责,而且多颗低轨卫星组成的星座具备覆盖全球的能力。

LEO卫星运行速度快,具有较大的多普勒频差和较高的可见星几何位置多样性,因此基于LEO卫星的定位以多普勒频率定位为主。目前对于基于LEO卫星的多普勒定位,常用的解算思路是基于最小二乘法(least square method, LSM)的思想同时结合牛顿迭代法建立方程组,再利用解析法进行求解^[1-2]。但是,在解算过程中通过泰勒级数展开,保留线性的部分而舍去高阶项,只能达到一阶精度;同时由于多普勒定位表达式比较复杂,因此提升了求解雅克比矩阵时的计算复杂度。

容积卡尔曼滤波(cubature Kalman filter, CKF)是目前最接近贝叶斯滤波的近似算法,它通过球面径向容积准则来近似状态的后验均值和协方差,以保证在理论上以三阶多项式逼近非线性高斯状态的后验均值和方差;同时,以计算并传播容积点的方式来代替雅克比矩阵的求解,也降低了算法的计算复杂度。目前,CKF被广泛应用在目标跟踪、导航定位等领域。本文中利用CKF对目标进行实时的位置解算。

1 定位原理与解算方法

1.1 多普勒定位原理

接收机接收到的信号频率可以表示为:

$$f_d = f_0 \frac{v_x(x - x_s) + v_y(y - y_s) + v_z(z - z_s)}{\sqrt{(x - x_s)^2 + (y - y_s)^2 + (z - z_s)^2}} + f_u + \epsilon_f \quad (1)$$

式中, f_0 表示卫星载频, $\mathbf{X} = (x, y, z)$ 表示接收机的位置和频漂, $\mathbf{X}_s = (x_s, y_s, z_s)$ 表示卫星的位置, $\mathbf{V} = (v_x, v_y, v_z)$ 表示卫星和接收机之间的相对速度, f_u 表示接收机频漂(接收机钟差对时间的导数), ϵ_f 表示其他误差。利用低轨卫星的多普勒特性对用户进行定位,就是在已知卫星的位

置、速度、载频以及其他一些先验知识的情况下,求解用户的位置和速度。

1.2 容积卡尔曼滤波

在对非线性高斯系统进行最优估计时,线性卡尔曼滤波(Kalman filter)不适用,而扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)由于在计算过程中只保留一阶项,往往会带来很大的计算误差。2009年,Arasaratnam I等^[3]提出CKF大大改善了这个问题,通过三阶球面径向容积准则来近似状态的后验均值和协方差,精度可达到三阶以上。

假设离散非线性系统为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k = g(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (2)$$

式中, \mathbf{x}_k 表示状态向量, \mathbf{u}_k 表示系统输入量, \mathbf{w}_k 表示过程噪声, \mathbf{y}_k 表示测量向量, \mathbf{v}_k 表示测量噪声。和线性卡尔曼滤波一样,CKF主要包括时间更新(预测)和量测更新(校正)2个部分。

1.2.1 时间更新(预测)

1) 初始化。

初始化状态向量和误差协方差,以及噪声协方差矩阵 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 。

2) 计算容积点。

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{S}_k \mathbf{S}_k^T \quad (3)$$

$$\mathbf{x}_{k|k}^j = \mathbf{S}_k \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k} \quad (4)$$

式(3)~(4)中, $\boldsymbol{\xi}_i = \sqrt{n} [1]_i$ 表示容积点集, $i = 1, 2, \dots, 2n$; $\mathbf{P}_{k|k}$ 表示 k 时刻的状态, \mathbf{S}_k 表示 $\mathbf{P}_{k|k}$ 对进行Cholesky分解得到的矩阵。

3) 传播容积点。

$$\mathbf{x}_{k+1|k}^i = f(\mathbf{x}_{k|k}^i, \mathbf{u}_k) \quad (5)$$

4) 计算状态量预测值以及误差协方差的预测值。

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{x}_{k+1|k}^i \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k+1|k} &= \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{x}_{k+1|k}^i (\mathbf{x}_{k+1|k}^i)^T \\ &\quad - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} (\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k})^T + \mathbf{Q} \end{aligned} \quad (7)$$

1.2.2 量测更新(校正)

1) 再次计算容积点、传播容积点。

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \mathbf{S}_{k+1} \mathbf{S}_{k+1}^T \quad (8)$$

$$\mathbf{x}_{k+1|k}^i = \mathbf{S}_{k+1} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \quad (9)$$

$$\mathbf{y}_{k+1|k}^i = g(\mathbf{x}_{k+1|k}^i, \mathbf{u}_{k+1}) \quad (10)$$

式中, $i=1,2,\dots,2n$ 。

2) 计算测量预测值、测量误差的协方差和互协方差。

$$\hat{\mathbf{y}}_{k+1|k} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{y}_{k+1|k}^i \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k+1}^y = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{y}_{k+1|k}^i (\mathbf{y}_{k+1|k}^i)^T - \hat{\mathbf{y}}_{k+1|k} (\hat{\mathbf{y}}_{k+1|k})^T + \mathbf{R} \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_{k+1}^{xy} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{x}_{k+1|k}^i (\mathbf{y}_{k+1|k}^i)^T - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} (\hat{\mathbf{y}}_{k+1|k})^T \quad (13)$$

3) 计算卡尔曼增益并更新状态量和对应的误差协方差。

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1}^{xy} (\mathbf{P}_{k+1}^y)^{-1} \quad (14)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{y}_{k+1|k} - \hat{\mathbf{y}}_{k+1|k}) \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1}^y \mathbf{K}_{k+1}^T \quad (16)$$

1.3 改进的容积卡尔曼滤波

根据 1.2 节所述的 CKF 步骤,其中 2 次计算容积点均涉及对协方差矩阵的 Cholesky 分解(式(3)和式(8))。Cholesky 分解要求被分解的矩阵具有正定对称性,但是 CKF 的某些操作可能会导致失去矩阵这一特性^[4]。

1) 矩阵开方和矩阵求逆:通过计算机仿真时,由于字长有限,式(3)、式(8)的平方根运算和式(14)的求逆运算会带来部分舍入误差,而随着迭代的进行,误差不断累积,可能会导致 $\mathbf{P}_{k+1|k}$ 和 $\mathbf{P}_{k+1|k+1}$ 失去正定性。

2) 矩阵相减:在式(16)中涉及两个正定矩阵的相减,这一操作也可能会导致矩阵非正定。

因此,为避免迭代过程中上述操作带来矩阵无法分解的情况,本文采用 QR 分解代替 Cholesky 分解,进一步提高滤波的稳定性。将改进后的算法记为 ICKF(improved cubature Kalman filter),以时间更新为例,具体的过程如下。

假设 k 时刻状态向量及其协方差矩阵分别为 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}$,则对容积点进行预测更新为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \mathbf{S}_{k+1|k} \hat{\boldsymbol{\xi}}_i + \bar{\mathbf{x}}_{k+1|k} \quad (17)$$

式中,

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{x}_{k+1|k}^i \\ \mathbf{S}_{k+1|k} = \text{Tria}([\boldsymbol{\chi}_{k+1}^* \mathbf{S}_Q]) \end{cases} \quad (18)$$

式中, $\text{Tria}(\cdot)$ 表示对矩阵进行 QR 分解, $\mathbf{S}_Q = \text{chol}(\mathbf{Q})$,

$$\boldsymbol{\chi}_{k+1}^* = \frac{1}{\sqrt{2n}} [\mathbf{x}_{k+1|k}^1 - \bar{\mathbf{x}}_{k+1|k}, \mathbf{x}_{k+1|k}^2 - \bar{\mathbf{x}}_{k+1|k}, \dots, \mathbf{x}_{k+1|k}^{2n} - \bar{\mathbf{x}}_{k+1|k}] \quad (19)$$

量测更新与时间更新类似,将式(8)的 Cholesky 分解改为 QR 分解,就不再赘述。

2 基于改进的 CKF 的多普勒定位算法

2.1 初值搜索

通常情况下定位是利用导航卫星实现的,导航卫星的轨道高度高,和用户之间的距离远,因此在迭代计算的过程中,将地心(地球中心)作为定位初值即可,不需要初值搜索这一环节。而本文研究的是利用低轨卫星信号对用户进行定位,低轨卫星和用户之间的距离远小于地心和用户之间的距离,如果仍将地心作为迭代初值,会导致后续的解算结果无法收敛,所以首先需要进行初值搜索,大致确定目标所在的区域,然后再进行迭代计算。

目前针对定位初值确定方法的研究不是很多,根据现有的文献,主要有大区域网格搜索方法^[5]和基于空间栅格化定位技术^[6]。其中,大区域网格搜索法将大区域范围按照经纬度划分为等间距的网格,对具有卫星观测点条件下的区域计算残差值。这种方法存在的不足有:1) 采用等间距划分,不具备在实际问题中所要求的灵活性;2) 网格划分过大影响迭代计算的效率,而划分太小又会造成相邻网格的信息互相干扰。

而空间栅格化定位技术将地球空间网格化划分,用户将收集到的附近合作目标(如基站、电视台等)的信息发送给卫星,星上处理后可获得用户大致范围(合作信标的通信范围内),为精确定位提供可靠的目标位置先验信息。这种方法存在的不足有:1) 合作信标在不停地变化,需要对基础数据库进行不断更新;2) 星地传输过程中端到端传输时延大、信息损耗大;3) 星上处理技术有限。

考虑到上述方法的缺陷,本文设计了一种基于 GeoSOT 剖分网格^[7]的搜索方法,可以根据实际情况灵活选择网格层级,高效、准确地确定定位初值,用于后续的迭代计算。基本流程如下:

1) 用户接收机接收卫星星历数据和频率信息。对卫星星历进行数据处理,获得可见星的位置和速度信息。

2) 锁定可见星,进一步确定具有相同卫星观

测条件的空间区域,并对可见星和该区域进行网格化建模。

3) 基于剖分网格,计算残差值,残差值最小的网格中心点即为所求的定位初值。残差矩阵的计算公式为:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} f_0 \frac{\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{e}_1}{c} - f_{d1} \\ f_0 \frac{\mathbf{v}_2 \cdot \mathbf{e}_2}{c} - f_{d2} \\ \vdots \\ f_0 \frac{\mathbf{v}_n \cdot \mathbf{e}_n}{c} - f_{dn} \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中, $f_{di} (i=1, 2, \dots, n)$ 表示接收机接收到的第 i 颗卫星的多普勒频率, $\mathbf{v}_i (i=1, 2, \dots, n)$ 表示用户接收机相对于第 i 颗卫星的速度, $\mathbf{e}_i (i=1, 2, \dots, n)$ 表示用户接收机相对于第 i 颗卫星视线方向上的单位向量,即:

$$\mathbf{e}_i = \frac{1}{r} [x - x_i, y - y_i, z - z_i]^T \quad (21)$$

$$\mathbf{v}_i = [v_x - v_{xi}, v_y - v_{yi}, v_z - v_{zi}] \quad (22)$$

式中, r 表示网格中心点与可见星之间的距离, (x, y, z) 表示具有相同观测条件的某一网格中心点的在地心地固坐标系 (ECEF) 中的三维坐标, (x_i, y_i, z_i) 表示第 i 颗可见星的三维坐标。 (v_x, v_y, v_z) 表示用户在 3 个方向上的速度分量,对于静止接收机,其运动速度为 0;对于动目标根据其运动状态,结合时间参数进行建模估计。 (v_{xi}, v_{yi}, v_{zi}) 表示第 i 颗卫星的速度。对于所述区域的网格,分别计算残差矩阵 \mathbf{Y} 的范数 l_{2-} ,使其取最小值的网格中心点坐标即可作为迭代初值。

2.2 定位解算

本文以对静止用户的定位为例,验证算法的有效性。在定位过程中,除了要估计用户的三维坐标,还需要确定接收机的频漂,因此状态向量的维度 $n=4$ 。

1) 对于静止用户,其状态转移矩阵为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

过程噪声的协方差矩阵为:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_p T_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{S}_p T_s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{S}_p T_s & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{S}_f T_s \end{bmatrix} \quad (24)$$

式中, T_s 表示采样间隔, \mathbf{S}_p 表示位置噪声功率谱密度^[8], \mathbf{S}_f 表接收机频漂噪声的功率谱密度。

2) 用户接收机接收到的频率为多普勒频移 $f_{di} (i=1, 2, \dots, N)$,由于需要确定的参数有 4 个,因此至少需要 4 个方程。而在实际定位过程中,可能会有不止 4 个观测值,最终的定位方程组为:

$$\begin{cases} f_{d1} = \\ f_0 \frac{v_{x1}(x-x_{s1}) + v_{y1}(y-y_{s1}) + v_{z1}(z-z_{s1})}{\sqrt{(x-x_{s1})^2 + (y-y_{s1})^2 + (z-z_{s1})^2}} \\ + f_u + \epsilon_f \\ f_{d2} = \\ f_0 \frac{v_{x2}(x-x_{s2}) + v_{y2}(y-y_{s2}) + v_{z2}(z-z_{s2})}{\sqrt{(x-x_{s2})^2 + (y-y_{s2})^2 + (z-z_{s2})^2}} \\ + f_u + \epsilon_f \\ \vdots \\ f_{dN} = \\ f_0 \frac{v_{xN}(x-x_{sN}) + v_{yN}(y-y_{sN}) + v_{zN}(z-z_{sN})}{\sqrt{(x-x_{sN})^2 + (y-y_{sN})^2 + (z-z_{sN})^2}} \\ + f_u + \epsilon_f \end{cases} \quad (25)$$

式(25)即为非线性系统中的测量方程。

3) 对于多普勒定位而言,其测量噪声主要来自于接收机本身的误差,一般由出厂时的性能决定,因此在实验中将 \mathbf{R} 设为某个常数即可。

2.3 评价指标

1) 定位误差。定位误差即为估计位置和真实位置的偏差,可以直观地描述解算方法的准确性。通常情况下,对各个方法以及具体位置都需要计算误差值,来评估解算方法的性能。

2) 均方根误差。均方根误差 (root mean square error, RMSE) 的含义是预测值和真实值之间的误差平方与观测次数比值的平方根,可以很好地衡量预测值与真实值之间的离散程度。其表达式为:

$$R_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (\hat{X}_i - X_i)^2} \quad (26)$$

式中, N 表示观测次数, \hat{X}_i 表示预测值, X_i 表示真实值。在定位解算中,定位精度 RMSE 可以很好地描述定位结果的精度,是算法稳定性的一个重要指标,其值越小越好。

2.4 算法流程

基于 ICKF 的低轨卫星信号多普勒定位计算

的基本流程如图 1 所示。

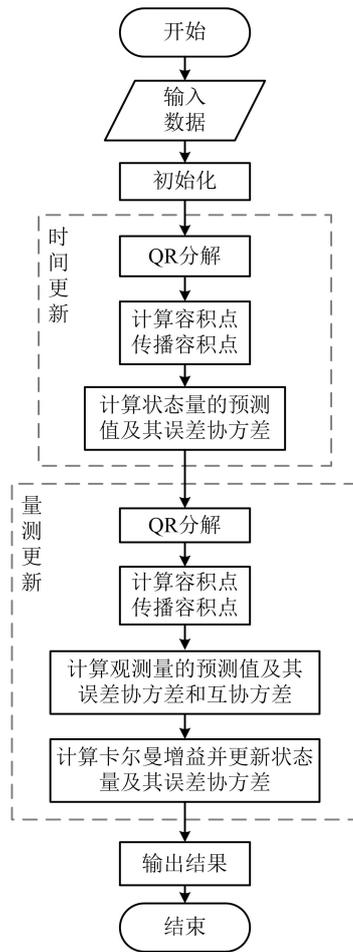


图 1 基于 ICKF 的低轨多普勒定位解算流程图

Fig. 1 LEO Doppler positioning solution based on ICKF

3 实验验证

3.1 数据仿真

3.1.1 场景搭建

本文采用仿真数据,以 Iridium NEXT 对静

止目标的定位为例,验证 ICKF 算法在低轨多普勒定位中的有效性。首先从 Space-Track. Org 网站上获取铱星的 TLE 数据,下载并导入 STK,建立仿真的铱星星座,如图 2 所示。

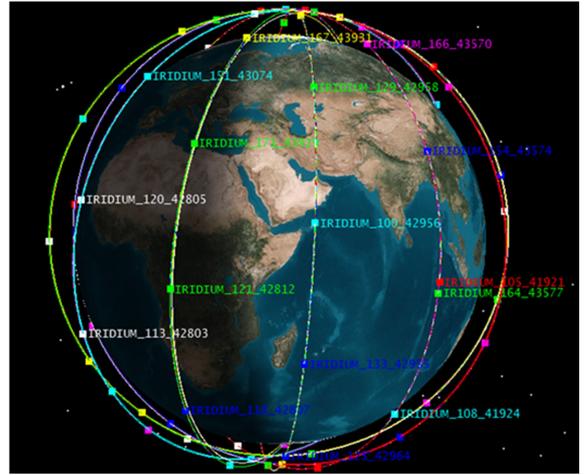


图 2 铱星星座示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the Iridium constellation

根据铱星的信号体制,在 L 频段与用户之间进行通信,因此将卫星上搭载的发射机载频设为 1 626.270 833 MHz(铱星第 7 信道的中心频率)^[9-10]。

3.1.2 数据生成

以北京站为例,在 2022-04-05 T 11:45:00~12:15:00 共 30 min 的时间范围内,以 30 s 为间隔采集接收机的多普勒频移,观测次数为 180 次。根据在 STK 中已知的地面站精确位置,确定在该时间范围内可见星的位置和速度;同时,生成在该时间范围内的用户接收机采集到的数据报表。根据数据信息,绘制接收机采集的多普勒频移和观测历元之间的关系,如图 3 所示。

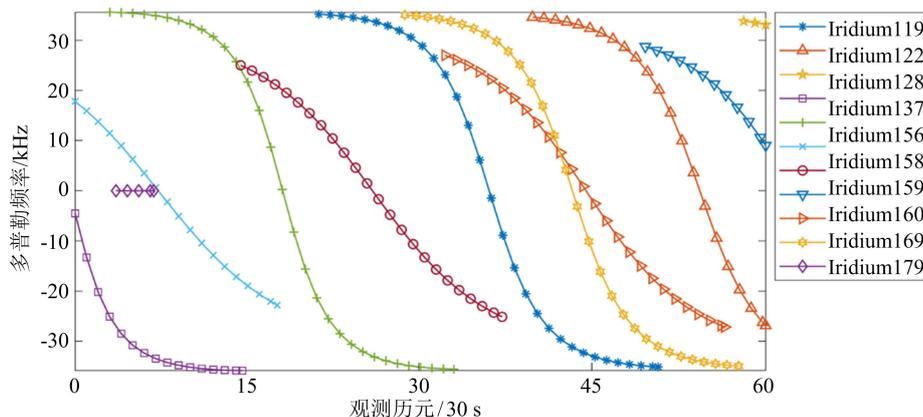
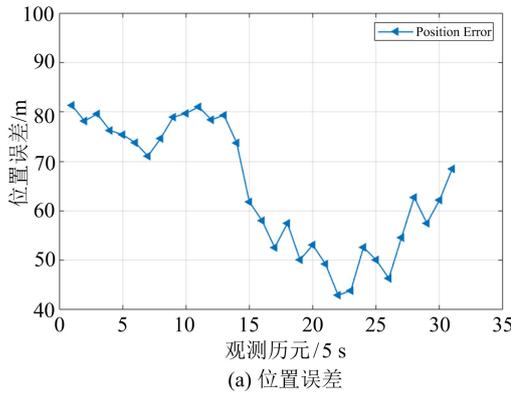


图 3 铱星多普勒频移示意图

Fig. 3 The Doppler shift of Iridium

3.2 实验过程及结果分析

若想实现对地面站的瞬时定位,需要在同一时刻观测到 4 颗及以上的可见星。根据图 2,选取仿真时间:2022-04-05 T 12:01:50~12:03:30,每隔 5 s 进行采样,获取地面站可见星的位置速度信息和接收机处的多普勒频移。根据文献 [11],接收机位置噪声功率谱密度 $S_p = \sigma_D^2/3$ (其中 σ_D^2 表示接收机伪距测量方差,设为 10 m^2)。考虑到测量误差,在计算观测量时加入某一随机数。因



此,对于上述时间范围内的采样数据,在地心地固系(ECEF)下,利用 ICKF 算法进行估计,获得某次实验的最终定位结果如图 4 所示。其中, x 、 y 、 z 分别表示 ECEF 坐标系下的 3 个坐标轴方向。

结果表明,基于 ICKF 的低轨多普勒定位误差在几十米量级。表 1 给出了定位误差均值统计结果,相对而言 y 方向的误差较大。这是因为铱星的轨道倾角较高,其运动规律导致了它在 y 方向的定位不够精确。

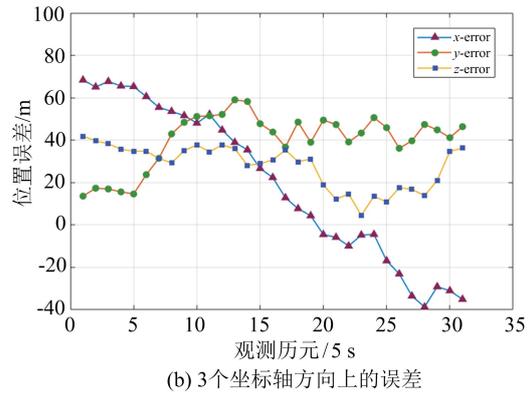


图 4 ICKF 定位误差

Fig. 4 Positioning error of ICKF

表 1 ICKF 的定位根方误差

Tab. 1 Positioning RMSE of ICKF

| 位置 | x 方向 | y 方向 | z 方向 |
|------|--------|--------|--------|
| 均值/m | 67.61 | 37.05 | 29.71 |

基于同样的数据,对比 LSM、EKF 和 ICKF 3 种方法,经过 1 000 次蒙特卡洛实验,3 种算法的平均运行时间对比如表 2 所示。

表 2 3 种方法的运行时间对比

Tab. 2 Comparison of the running time of the three methods

| 算法 | LSM | EKF | ICKF |
|-------------------------|---------|---------|---------|
| 时间/ 10^{-2} s | 1.119 7 | 0.584 8 | 1.059 2 |

可以看出,EKF 算法耗时最短,ICKF 算法耗时较长,这是因为容积卡尔曼中多次涉及矩阵运算,所以需要的时间更长。最终的定位误差和方向误差如图 5 所示。

根据图 5 可以看出,相对于 LSM 和 EKF 算法,ICKF 算法定位误差最小。说明在静态低轨卫星多普勒定位解算中,利用 ICKF 进行解算可以在一定程度上减小定位误差,证明了算法的有效性。此外,EKF 和 ICKF 的定位误差随着观测

历元的增加不断增加,这是因为卡尔曼滤波算法对当前时刻的估计依赖于对前一时刻的估计,所以相邻历元的实验结果具有一定的相关性;而 LSM 的解算过程则是只依赖当前历元的数据信息,因此在误差结果是波动的。

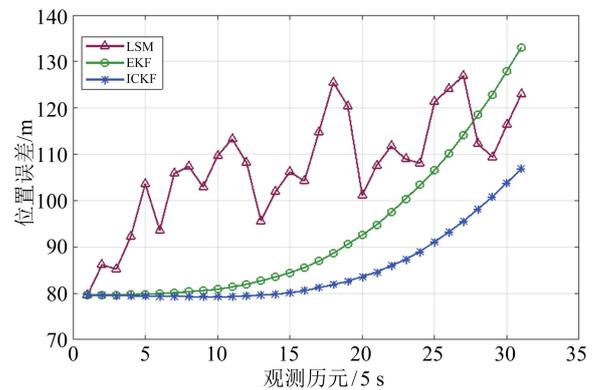


图 5 定位误差对比图

Fig. 5 Comparison chart of positioning error

为分析多个历元下的定位误差,同样选取仿真时间为 2022-04-05 T 12:01:50~12:03:30,每隔 5 s 进行采样。对不同观测历元的信息排列组合,共计 1 000 次,每 100 次计算一次定位 RMSE,结果如图 6 所示。

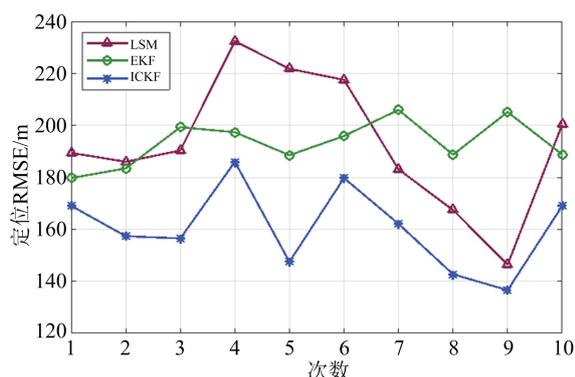


图6 定位 RMSE 对比图

Fig. 6 Comparison chart of positioning RMSE

此外,表3统计了3种算法的定位 RMSE 的均值、最大值以及最小值。

表3 定位总误差及各个方向误差的 RMSE

Tab.3 RMSE of the positioning error and the error in different directions

| 算法 | LSM | EKF | ICKF |
|---------------------|-------|-------|-------|
| $R_{RMSE, 均值} / m$ | 193.5 | 193.3 | 160.6 |
| $R_{RMSE, min} / m$ | 179.7 | 146.4 | 136.6 |
| $R_{RMSE, max} / m$ | 206.0 | 232.4 | 186.0 |

结果表明,LSM 和 EKF 2 种算法的结算精度比较相近,ICKF 相较于 LSM 和 EKF 精度大约可以提高 17%。综合考虑计算耗时、定位误差和定位精度,在对静止地面站的定位中,ICKF 算法均表现良好,为低轨多普勒定位提供了一种新的解决问题的思路。

4 结束语

本文针对低轨机会信号的多普勒定位中,最小二乘解算带来的定位误差,采用 CKF 算法来进行定位解算;同时为了避免 Cholesky 分解对误差协方差矩阵的正定性要求,用 QR 分解代替 CKF 中的 Cholesky 分解。结果表明,ICKF 算法可以提高多普勒定位解算的准确度,更接近用户的真实位置。

但是本文还存在一些需要改进的地方:1) 采用仿真的数据进行实验,对于真实环境中存在的一些误差需要对算法提出有针对性的调整,进一步优化;2) 本实验只考虑了静态定位,在今后的工作中,还需要验证 ICKF 对于动目标的位置解算的效果,进一步证明算法的有效性;3) 本文只

基于铱星星座展开实验,后续还需要针对其他低轨星座如轨道通信、一网、星链等展开实验,验证算法的普适性。

参考文献

- [1] 梁健. 铱星 STL 系统定位方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
LIANG Jian. Research on positioning method of Iridium STL system[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019. (in Chinese)
- [2] LANDRY R J, NGUYEN A Q, RASAEI H, et al. Iridium next LEO satellites as an alternative PNT in GNSS denied environments-part 1[J]. Inside GNSS, 2019, 14(3): 56-65.
- [3] ARASARATNAM I, HAYKIN S. Cubature Kalman filters[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [4] 段样. 电动汽车用锂离子电池 SOC 估算方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2018.
DUAN Yang. Research on SOC estimation method of lithium-ion battery for electric vehicles[D]. Changsha: Hunan University, 2018. (in Chinese)
- [5] 邓志鑫, 高宏, 王立兵. 低轨卫星导航系统多场景多普勒定位解算方法[J]. 无线电工程, 2017, 47(11): 49-53.
DENG Zhixin, GAO Hong, WANG Libing. Multiplescene Doppler locating method for LEO satellite navigation system [J]. Radio Engineering, 2017, 47(11): 49-53. (in Chinese)
- [6] 赵满川. 基于网格化的单星导航融合定位技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2017.
ZHAO Manchuan. Research on the technology of single satellite positioning based on regional grid[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2017. (in Chinese)
- [7] 程承旗, 任伏虎, 濮国梁, 等. 空间信息剖分组织导论[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
CHENG Chengqi, REN Fuhu, PU Guoliang, et al. Introduction to spatial information segmentation organization[M]. Beijing: Science Press, 2012. (in Chinese)
- [8] 张杰, 李婧华, 胡超. 基于容积卡尔曼滤波的卫星导航定位解算方法[J]. 中国科学院大学学报, 2021, 38(4): 532-537.
ZHANG Jie, LI Jinghua, HU Chao. Solution method of satellite navigation positioning based on cubature Kalman filter [J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2021, 38(4): 532-537. (in Chinese)
- [9] 秦红磊, 谭滋中, 丛丽, 等. 基于铱星机会信号的定

位技术[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(9): 1691-1699.

QIN Honglei, TAN Zizhong, CONG Li, et al. Positioning technology based on IRIDIUM signals of opportunity [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(9): 1691-1699. (in Chinese)

[10] TAN Z, QIN H, CONG L, et al. New method for positioning using IRIDIUM satellite signals of opportunity[J]. IEEE Access, 2019, 7: 83412-83423.

[11] PESONEN H, PICHE R. Cubature-based Kalman filters for positioning[C]//Proceedings of 2010 Workshop on Positioning Navigation and Communication, Dresden, Germany: IEEE, 2010: 45-49.

作者简介



刘 涵
女,1997 年生,硕士研究生,研究方向为低轨卫星导航
E-mail:liuhan1031@163.com



方胜良
男,1968 年生,教授,博士研究生导师,研究方向为航天电子对抗、智能电磁空间
E-mail:eeifslyl@163.com



储飞黄
男,1972 年生,教授,博士研究生导师,研究方向为电子对抗
E-mail:fhchu@126.com



范有臣
男,1987 年生,副教授,研究方向为智能电磁空间
E-mail:love193777@sina.com

责任编辑 钱 静