

基于自适应容积卡尔曼滤波的矢量跟踪算法

邹晓军, 廉保旺, 丹泽升

(西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710072)

摘要:当前矢量跟踪环路中,鉴别器的输出受噪声影响存在较大误差,针对该问题,提出使用容积卡尔曼滤波器代替鉴别器的算法,对I/Q支路数据进行滤波处理,输出码相位误差和载波频率误差。该算法不仅可以规避鉴别器的非线性问题,而且可以降低噪声的影响。同时,使用容积卡尔曼滤波算法处理非线性的I/Q支路数据,有效地保证了数据处理的精度。针对噪声是未知或时变的特点,采用新息协方差对量测噪声的协方差矩阵进行实时估计,提高了算法应对环境噪声变化的鲁棒性。将新算法与基于鉴别器方式的矢量跟踪算法进行对比验证,实验数据表明,改进后算法输出的码相位误差和载波频率误差更小,用户位置和速度的解算精度也更高。

关键词:GNSS; 矢量跟踪; 容积卡尔曼滤波; 新息

中图分类号:TN967.1

文献标志码:A

文章编号:1000-2758(2018)06-1108-08

随着用户对导航定位需求的日益提高,对GNSS(global navigation satellite system)接收机性能的要求越来越高,传统的GNSS信号接收技术越来越难以满足要求。矢量跟踪技术作为下一代GNSS接收机的关键接收技术^[1]之一,以其潜在的性能优势,近年来受到越来越多国内外学者的关注。相对于传统接收机中使用的标量跟踪技术,矢量跟踪技术在没有外部设备辅助的情况下,通过挖掘卫星信号之间的相关信息,能够有效提高跟踪能力,具有跟踪更加微弱的卫星信号、桥接被瞬时遮挡的卫星信号以及忍受更大的用户动态等优势^[2-3]。

在当前的矢量跟踪环路中,通过鉴别器^[4-6]获得码相位误差和载波频率误差,然后以此为观测量来求解用户位置和速度。这种方式结构简单,计算复杂度低,但是,由于噪声的影响,容易进入鉴别器的非线性区域,使得鉴别器的输出存在较大误差,尤其是在弱信号的情况下,这种现象更加明显。为了解决这个问题,可以对相关积分累加之后的I/Q支路数据进行滤波处理,这样既可以降低噪声的影响,同时还可以规避鉴别器的非线性问题。鉴于I/Q支路数据的非线性特征,需要采用可处理非线性数据的滤波算法。容积卡尔曼滤波算法^[7](CKF),是近

年来新提出的一种非线性滤波算法,它基于三阶球面-相径容积规则,能精确到泰勒展开的三阶精度,并具有严格的理论推导和证明。CKF避免了扩展卡尔曼滤波算法(EKF)对非线性函数的线性化处理,所以滤波精度更高,较无迹卡尔曼滤波算法(UKF)减少了一个采样点,且采样点权值均为正,具有更好的数值稳定性和计算效率^[8]。但是,CKF算法存在一个问题,它完全依赖于初始化配置,不能够根据环境的变化自适应地调整自身参数,这样会出现参数的配置与实际应用不匹配的情况,导致滤波器性能下降甚至发散。针对这一问题,使用新息^[9]协方差能够实时估计量测噪声的协方差矩阵,自适应地调整量测噪声的大小,进而提高CKF算法应对环境变化的能力。

本文采用上述具有自适应调节能力的CKF算法对I/Q支路数据进行滤波处理,然后将滤波输出的码相位误差和载波频率误差作为导航滤波器的观测量。导航滤波器集中处理所有接收通道的数据,进行用户位置和速度的解算,并同时输出各个接收通道的NCO(numerical controlling oscillator)控制参数,完成各个接收通道卫星信号的跟踪。最后,将本文算法与基于鉴别器方式的矢量跟踪算法进行了对

比测试,验证了算法改进后的有效性。

1 矢量跟踪环路结构

1.1 系统结构模型

对于采用标量跟踪环路的 GNSS 接收机来说,每颗卫星信号的载波频率和码相位都由一个独立的通道进行跟踪锁定,通道之间相互没有联系。矢量跟踪环路与之最明显的区别就是各通道间的数据都汇聚到导航滤波器进行集中处理,从而实现各个通道间的信息共享。这种结构的好处是强信号能够辅助弱信号的接收,实现微弱信号的跟踪。矢量跟踪环路的结构如图 1 所示。

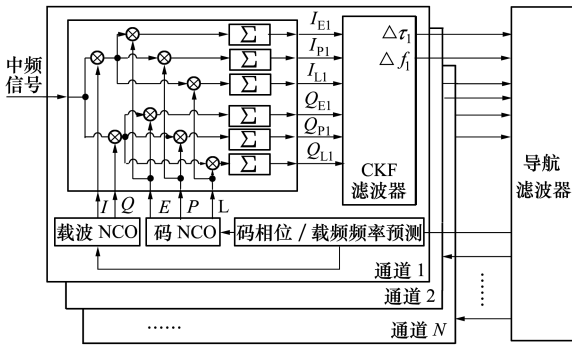


图 1 基于 CKF 的矢量跟踪结构模型

图 1 中,CKF 代替码相位鉴别器和载波频率鉴别器,同时输出码相位误差 $\Delta\tau_i$ 和载波频率误差 Δf_i , 作为导航滤波器的输入数据使用。 $i \in [1, N]$, 表示第 i 个接收通道, N 为卫星的总个数。只有当 $\Delta\tau_i$ 和 Δf_i 足够小的时候,导航滤波器才可能输出准确的位置和速度,以及各环节的控制量。所以说, $\Delta\tau_i$ 和 Δf_i 的误差大小,直接影响着整个矢量跟踪环路的性能。

1.2 信号模型

第 i 颗卫星的信号经接收机射频前端处理后,其中频信号的信号模型可以由(1)式表示

$$S_{IF,i}(t) = A_{IF,i} C(t - \tau_i) D(t - \tau_i) \cdot \sin(2\pi(f_c + f_{d,i})t + \theta_i) \quad (1)$$

式中, $A_{IF,i}$ 表示中频信号的幅度; $C(t - \tau_i)$ 表示伪码; $D(t - \tau_i)$ 为调制的数据码; τ_i 表示信号的传播延时,单位为 s; f_c 为载波频率,单位为 Hz; $f_{d,i}$ 为信号的多普勒频移,单位为 Hz; θ_i 表示载波相位,单位为 rad。

信号被捕获后,接着进入跟踪阶段。如图 1 所示,接收信号首先与本地产生的 2 路相位相差 90° 的载波信号相乘,实现载波剥离,然后再分别与本地产生的 3 路伪码数据相乘,实现伪码的剥离,最后完成积分累加后输出到 CKF 滤波器。经过上述步骤的处理,第 i 个接收通道 6 路 I/Q 数据的数学表达式如下所示:

$$I_{E,i} = A_i R(\Delta\tau_i - \delta) D(n) \cdot \text{sinc}(\Delta f_i T_{\text{coh}}) \cos(\pi \Delta f_i T_{\text{coh}} + \Delta\theta_i) \quad (2)$$

$$I_{P,i} = A_i R(\Delta\tau_i) D(n) \cdot \text{sinc}(\Delta f_i T_{\text{coh}}) \cos(\pi \Delta f_i T_{\text{coh}} + \Delta\theta_i) \quad (3)$$

$$I_{L,i} = A_i R(\Delta\tau_i + \delta) D(n) \cdot \text{sinc}(\Delta f_i T_{\text{coh}}) \cos(\pi \Delta f_i T_{\text{coh}} + \Delta\theta_i) \quad (4)$$

$$Q_{E,i} = A_i R(\Delta\tau_i - \delta) D(n) \cdot \text{sinc}(\Delta f_i T_{\text{coh}}) \sin(\pi \Delta f_i T_{\text{coh}} + \Delta\theta_i) \quad (5)$$

$$Q_{P,i} = A_i R(\Delta\tau_i) D(n) \cdot \text{sinc}(\Delta f_i T_{\text{coh}}) \sin(\pi \Delta f_i T_{\text{coh}} + \Delta\theta_i) \quad (6)$$

$$Q_{L,i} = A_i R(\Delta\tau_i + \delta) D(n) \cdot \text{sinc}(\Delta f_i T_{\text{coh}}) \sin(\pi \Delta f_i T_{\text{coh}} + \Delta\theta_i) \quad (7)$$

式中, A_i 表示信号幅度; $R(\Delta\tau_i + \delta)$ 表示伪码的自相关函数; $\Delta\tau_i$ 表示码相位误差; δ 表示本地伪码超前和滞后的间隔,一般设置为二分之一一个码片长度; T_{coh} 表示积分累加的时间; Δf_i 表示载波频率误差; $\Delta\theta_i$ 表示载波相位误差。

2 基于自适应容积卡尔曼滤波的矢量跟踪算法

2.1 滤波器模型

一个卫星信号对应一个接收通道,对于任意一个接收通道,CKF 的状态量定义为:

$$\mathbf{X}^{\text{pre}} = [A, \Delta\tau, \Delta\theta, \Delta f, \Delta \dot{f}]^T \quad (8)$$

式中, A 表示信号幅度; $\Delta\tau$ 表示码相位误差; $\Delta\theta$ 为载波相位差; Δf 为载波频差; $\Delta \dot{f}$ 表示载波频差的变化率。

鉴于载波频率、载波相位、码相位之间的关系,滤波器在 $k + 1$ 时刻的状态方程可表示为:

$$\mathbf{X}_{k+1}^{\text{pre}} = f(\mathbf{X}_k^{\text{pre}}) =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \frac{f_{\text{code}}}{f_c} T_{\text{coh}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 2\pi T_{\text{coh}} & \frac{2\pi T_{\text{coh}}^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T_{\text{coh}} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{X}_k^{\text{pre}} + \mathbf{W}_k \quad (9)$$

式中, f_{code} 表示伪码频率, \mathbf{W}_k 为过程噪声向量, 其协方差矩阵为 \mathbf{Q}_k 。

以 6 路 I/Q 数据作为观测量, 量测方程可表示为:

$$\mathbf{Z}_k^{\text{pre}} = h(\mathbf{X}_k^{\text{pre}}) = [I_E, I_P, I_L, Q_E, Q_P, Q_L]^T + \mathbf{V}_k \quad (10)$$

式中, $I_E, I_P, I_L, Q_E, Q_P, Q_L$ 的表达式分别由(2)式~(7)式表示, \mathbf{V}_k 为量测噪声向量, 其协方差矩阵为 \mathbf{R}_k 。从(10)式可以看出, 观测量 $\mathbf{Z}_k^{\text{pre}}$ 与状态量 $\mathbf{X}_k^{\text{pre}}$ 间是非线性关系, 因此, 可以采用容积卡尔曼滤波算法进行处理。

2.2 CKF 算法

CKF 算法是一种确定性采样非线性算法, 基于容积规则选取一组容积点, 容积点经非线性函数传递后, 来近似非线性高斯滤波中的高斯积分。

为了提高滤波的稳定度, 避免误差协方差矩阵失去正定性, 采用奇异值分解^[10](SVD)代替原算法中的 Cholesky 分解。CKF 算法包含时间更新和测量更新 2 个部分, 计算步骤如下:

2.2.1 时间更新

1) 对 $k-1$ 时刻的状态误差协方差矩阵 \mathbf{P}_{k-1} 作 SVD 分解, 有

$$\mathbf{P}_{k-1} = \mathbf{U}_{k-1} \mathbf{S}_{k-1} \mathbf{V}_{k-1}^T \quad (11)$$

式中, \mathbf{S}_{k-1} 为对角阵, $\mathbf{S}_{k-1} = \text{diag}\{s_{1,k-1}, s_{2,k-1}, \dots, s_{n,k-1}\}$, $s_{n,k-1}$ 为奇异值, \mathbf{U}_{k-1} 和 \mathbf{V}_{k-1} 的列向量为对应的奇异向量。

2) 计算容积点

$$\mathbf{X}_{i,k-1} = \sqrt{s_{i,k-1}} \mathbf{U}_{k-1} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (12)$$

$$\boldsymbol{\xi}_i = \sqrt{\frac{m}{2}} [1]_i \quad (13)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, m$, m 表示容积点个数, 等于状态量维数 n 的 2 倍。文中, $m = 10$ 。 $[1]_i$ 表示点集 $[1]$ 中的第 i 列, $[1]$ 表示完整全对称点集。

3) 计算经状态方程传递后的容积点

$$\mathbf{X}_{i,k-1}^* = f(\mathbf{X}_{i,k-1}, u_{k-1}) \quad (14)$$

4) 估计 k 时刻的状态预测值

$$\hat{\mathbf{x}}_{klk-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_{i,k-1}^* \quad (15)$$

5) 发计算误差协方差阵的预测值

$$\mathbf{P}_{klk-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_{i,k-1}^* \mathbf{X}_{i,k-1}^{*T} - \hat{\mathbf{x}}_{klk-1} \hat{\mathbf{x}}_{klk-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (16)$$

2.2.2 测量更新

1) 对矩阵 \mathbf{P}_{klk-1} 作 SVD 分解, 有

$$\mathbf{P}_{klk-1} = \mathbf{U}_{klk-1} \mathbf{S}_{klk-1} \mathbf{V}_{klk-1}^T \quad (17)$$

2) 计算容积点

$$\mathbf{X}_{i,k-1} = \sqrt{s_{i,k-1}} \mathbf{U}_{klk-1} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{klk-1} \quad (18)$$

3) 计算经量测方程传递后的容积点

$$\mathbf{Z}_{i,k-1} = h(\mathbf{X}_{i,k-1}, u_k) \quad (19)$$

4) 估计 k 时刻的观测量预测值

$$\hat{\mathbf{z}}_{klk-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{Z}_{i,k-1} \quad (20)$$

5) 计算新息协方差阵:

$$\mathbf{P}_{ZZ,klk-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{Z}_{i,k-1} \mathbf{Z}_{i,k-1}^T - \hat{\mathbf{z}}_{klk-1} \hat{\mathbf{z}}_{klk-1}^T + \mathbf{R}_k \quad (21)$$

6) 计算互相关协方差阵

$$\mathbf{P}_{XZ,klk-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_{i,k-1} \mathbf{Z}_{i,k-1}^T - \hat{\mathbf{x}}_{klk-1} \hat{\mathbf{z}}_{klk-1}^T \quad (22)$$

7) 计算 k 时刻的滤波增益

$$\mathbf{W}_k = \mathbf{P}_{XZ,klk-1} \mathbf{P}_{ZZ,klk-1}^{-1} \quad (23)$$

8) 计算 k 时刻的状态估计值

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{klk-1} + \mathbf{W}_k (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{klk-1}) \quad (24)$$

式中, \mathbf{z}_k 表示的是观测量。

9) 计算 k 时刻的状态误差协方差矩阵

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{klk-1} - \mathbf{W}_k \mathbf{P}_{ZZ,klk-1} \mathbf{W}_k^T \quad (25)$$

2.3 自适应 CKF 算法

(21)式中的 \mathbf{R}_k 是量测误差的协方差矩阵, 表示的是观测量的量测噪声, 其初始值可表示为:

$$\mathbf{R}_0 = \text{diag}\{\delta_1^2, \delta_2^2, \delta_3^2, \delta_4^2, \delta_5^2, \delta_6^2\} \quad (26)$$

式中, δ_i^2 表示第 i 个观测量噪声的方差, $i \in [1, 6]$ 。一般情况下, 其值可根据信号信噪比的大小设置为对应的经验值。

在实际应用中, 环境是不断变化的, 量测误差也会随之发生变化, 如果 \mathbf{R}_k 始终使用固定的初始值 \mathbf{R}_0 , 那么 CKF 会因为不能够适应环境的变化而降低性能甚至发散, 所以, 需要根据环境的变化动态调整

\mathbf{R}_k 的值。基于新息的自适应卡尔曼滤波方法能够实时估计 \mathbf{R}_k , 而且理论清晰, 计算简单。该方法是基于线性的卡尔曼滤波算法推导而来的, 所以不能够直接套用其公式, 本文针对 CKF 算法进行了适配修改。

定义新息为

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{klk-1} \quad (27)$$

新息的理论协方差矩阵为:

$$\mathbf{P}_v = \mathbf{E}[(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{klk-1})(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{klk-1})^T] \quad (28)$$

利用一段新息样本数据可对新息的协方差矩阵进行近似估计, 有:

$$\mathbf{P}_v \approx \frac{1}{L} \sum_{j=0}^{L-1} (\mathbf{z}_{k-j} - \hat{\mathbf{z}}_{k-jlk-j-1})(\mathbf{z}_{k-j} - \hat{\mathbf{z}}_{k-jlk-j-1})^T \quad (29)$$

式中, L 表示样本数据的个数。

而在 CKF 算法^[7]中, 新息的协方差矩阵又可表示为:

$$\mathbf{P}_{ZZ,klk-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{Z}_{i,klk-1} \mathbf{Z}_{i,klk-1}^T - \hat{\mathbf{z}}_{klk-1} \hat{\mathbf{z}}_{klk-1}^T + \mathbf{R}_k \quad (30)$$

所以, 结合 (29) 式和 (30) 式, \mathbf{R}_k 的递推估计值为

$$\mathbf{R}_k = \frac{1}{L} \sum_{j=0}^{L-1} (\mathbf{z}_{k-j} - \hat{\mathbf{z}}_{k-jlk-j-1})(\mathbf{z}_{k-j} - \hat{\mathbf{z}}_{k-jlk-j-1})^T - \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{Z}_{i,klk-1} \mathbf{Z}_{i,klk-1}^T - \hat{\mathbf{z}}_{klk-1} \hat{\mathbf{z}}_{klk-1}^T \right) \quad (31)$$

2.4 导航滤波器

导航滤波器作为整个矢量跟踪环路的核心, 基于 EKF 算法, 为了方便建立滤波器模型, 选取系统状态的误差信息作为 EKF 的状态变量 $\Delta \mathbf{X}$, 定义如下:

$$\Delta \mathbf{X} = [\Delta x, \Delta \dot{x}, \Delta y, \Delta \dot{y}, \Delta z, \Delta \dot{z}, \Delta t_b, \Delta t_d]^T \quad (32)$$

式中, $\Delta x, \Delta y, \Delta z$ 分别为 ECEF 坐标系下三维方向上的位置误差, $\Delta \dot{x}, \Delta \dot{y}, \Delta \dot{z}$ 分别为 ECEF 坐标系下三维方向上的速度误差, $\Delta t_b, \Delta t_d$ 分别为接收机时钟偏差误差和时钟漂移误差。

对于低速运动物体, 一般常使用 Position Velocity (PV) 模型^[11], 对应的状态方程如下所示:

$$\Delta \mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{F} \Delta \mathbf{X}_k + \mathbf{Y}_k \quad (33)$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (34)$$

式中, \mathbf{F} 为状态转移矩阵, T 为相邻状态间的时间间隔, \mathbf{Y}_k 为过程噪声向量。

导航滤波器以伪距误差 $\Delta \rho_i$ 和伪距率误差 $\Delta \dot{\rho}_i$ 作为观测量, 但是输入的数据是码相位误差 $\Delta \tau_i$ 和载波频率误差 Δf_i , 为此, 需要对 $\Delta \tau_i$ 和 Δf_i 进一步进行转换, 转换方法如下所示

$$\Delta \rho_i = \frac{c}{f_{i, \text{code}}} \Delta \tau_i \quad (35)$$

$$\Delta \dot{\rho}_i = -\frac{c}{f_{i, \text{carr}}} \Delta f_i \quad (36)$$

式中, $f_{i, \text{code}}$ 为伪码频率, $f_{i, \text{carr}}$ 为载波频率, c 为光速。于是, 量测方程可表示为:

$$\mathbf{Z}_k^{\text{nav}} = \begin{bmatrix} \Delta \rho_1 \\ \Delta \dot{\rho}_1 \\ \vdots \\ \Delta \rho_N \\ \Delta \dot{\rho}_N \end{bmatrix}_k = \mathbf{H}_k \Delta \mathbf{X}_k + \mathbf{E}_k \quad (37)$$

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} -\alpha_{x,1} & -\alpha_{y,1} & -\alpha_{z,1} & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\alpha_{x,1} & -\alpha_{y,1} & -\alpha_{z,1} & 0 & 1 \\ & & & \vdots & & & & \\ -\alpha_{x,N} & -\alpha_{y,N} & -\alpha_{z,N} & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\alpha_{x,N} & -\alpha_{y,N} & -\alpha_{z,N} & 0 & 1 \end{bmatrix}_k \quad (38)$$

式中, $\mathbf{Z}_k^{\text{nav}}$ 为观测向量, \mathbf{H}_k 为测量关系矩阵, $\alpha_i = [\alpha_{x,i}, \alpha_{y,i}, \alpha_{z,i}]^T$ 为接收机相对于第 i 颗卫星视线方向的单位向量。 \mathbf{E}_k 为量测噪声向量。

3 实验及结果

3.1 实验方法

本文主要针对 GPS L1 信号进行测试, 实验方法是先采用中频采集器将数据收集起来, 然后使用基于 Matlab 平台的软件接收机对数据进行处理。中频采集器的型号为 NordNav R30, 中频为 4.02 MHz, 采样速率为 20 MHz。设置相关器的积分累加

时间为 10 ms。信号模拟器型号为 HWA-RNSS-7300,使用该信号模拟器作为信号源,生成高低 2 种功率的 GPS 数据,验证算法在这 2 种情况下的静态跟踪误差。

同时,采用相同的数据,将本文算法与基于鉴别器的矢量跟踪算法进行对比测试,以验证二者跟踪性能的差异。其中,码相位鉴别器采用非相干超前减滞后幅值法^[12],载波频率鉴别器采用叉积鉴频^[12]的方法。

3.2 实验结果

1) 高功率信号测试

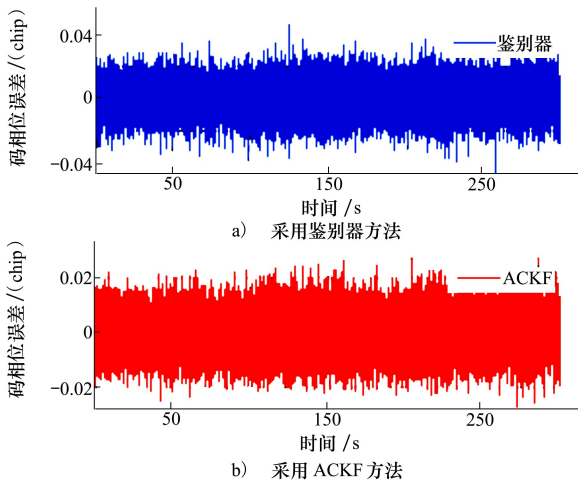


图 2 载噪比为 45 dB/Hz 时的码相位误差

使用信号模拟器输出载噪比 C/N_0 为 45 dB/Hz 的数据,该信号强度模拟卫星信号正常到达地面时的情况。接收机共有 8 个接收通道,每个通道的信号处理方式相同,不一一赘述,只以通道 1 的接收情况为例进行说明。

图 2 和图 3 分别描述的是 2 种算法输出的码相位误差和载波频率误差,从图中可以看出,自适应 CKF(ACKF)算法输出的码相位误差集中在 0.02 个码片以内,载波频率误差集中在 2 Hz 以内,相对于鉴别器的输出,幅度明显减小,说明了跟踪精度有所提高。

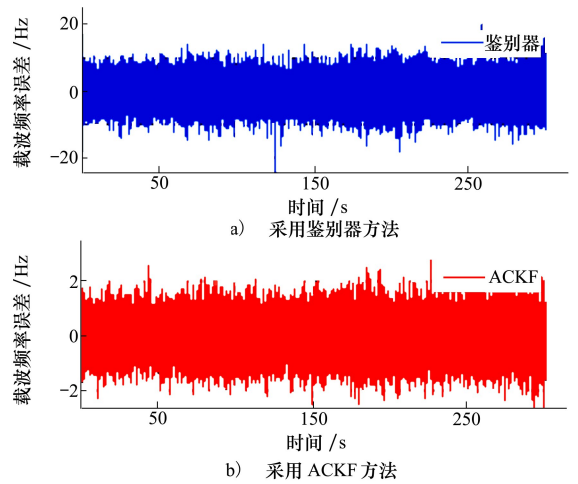


图 3 载噪比为 45 dB/Hz 时的载波频率误差

图 4 和图 5 分别描述的是导航滤波器输出的位置误差 Δp 和速度误差 Δv ,为了描述简单起见,定义 $\Delta p = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2}$, $\Delta v = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2}$ 。从图中可以对比看出,二者都有所减小,尤其是速度

误差,改善得更加明显,说明了定位和定速精度都有所提高,同时,也反映出码相位误差和载波频率误差对导航解精度的直接影响。

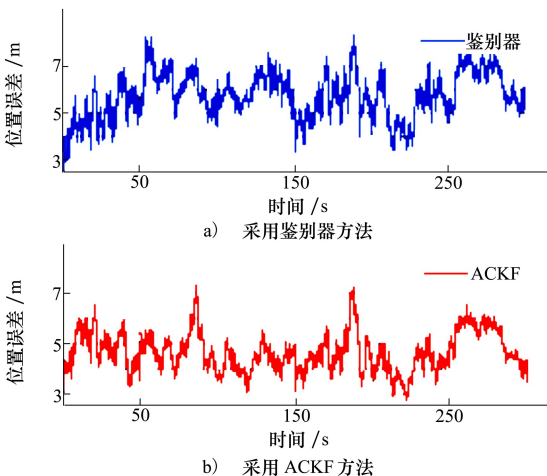


图 4 载噪比为 45 dB/Hz 时的位置误差曲线图

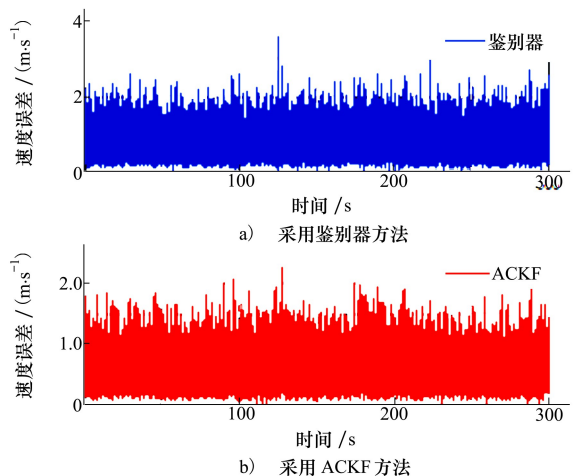


图 5 载噪比为 45 dB/Hz 时的速度误差曲线图

表 1 给出了 2 种算法输出的各项误差数据的均方根误差 (RMSE), 它衡量的是各项误差的波动情况, 客观地反映了 2 种算法受噪声影响的程度。

表 1 载噪比为 45 dB/Hz 时各项误差的 RMSE

误差名称	码相位误差 / chip	载波频率误差 / Hz	位置误差 / m	速度误差 / (m · s ⁻¹)
ACKF 算法	0.007	0.849	4.712	0.626
鉴别器方法	0.010	4.075	5.818	0.834

2) 低功率信号测试

使用信号模拟器输出载噪比 C/N_0 为 30 dB/Hz

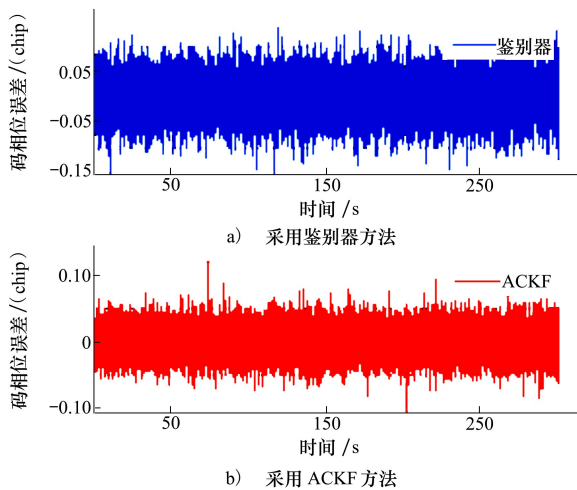


图 6 载噪比为 30 dB/Hz 时的码相位误差

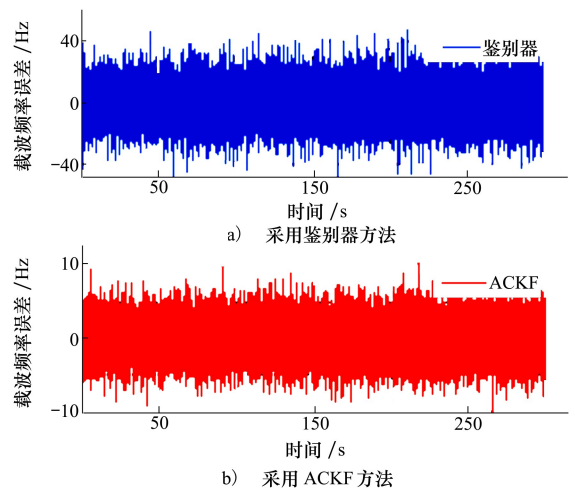


图 7 载噪比为 30 dB/Hz 时的载波频率误差

导航滤波器输出的位置误差和速度误差分别如图 8 和图 9 所示, 卫星信号的功率降低后, 导航解的

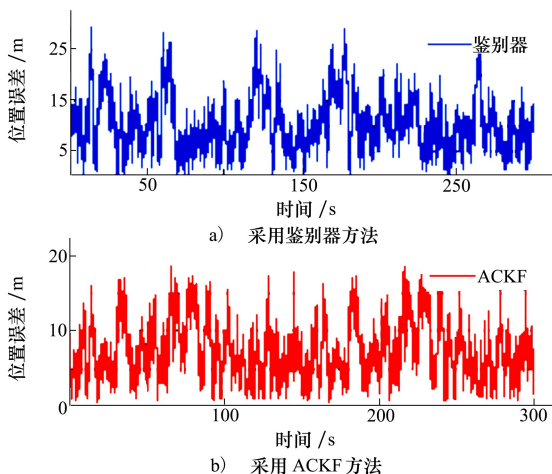


图 8 载噪比为 30 dB/Hz 时的位置误差曲线图

精度也有所降低, 但是, ACKF 算法的精度仍然优于鉴别器。

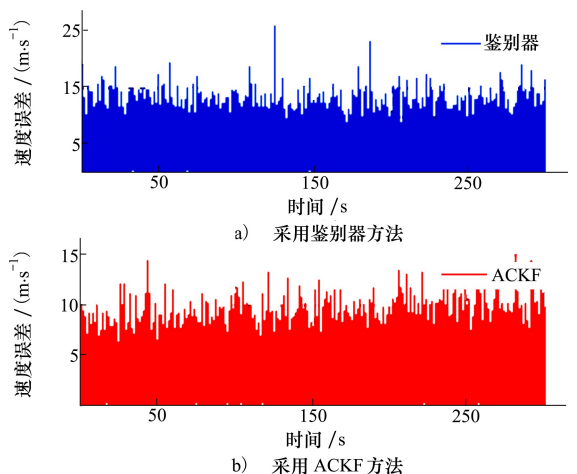


图 9 载噪比为 30 dB/Hz 时的速度误差曲线图

通过对比表 1 和表 2 的数据还可以发现, 虽然

的数据, 该信号强度相对于正常卫星信号的强度, 有较大幅度的衰减, 模拟卫星信号经过遮挡、多径等因素干扰后的情况。

如图 6 和图 7 所示, 由于信号功率降低, 受噪声影响加剧, 2 种算法输出的码相位误差和载波频率误差都明显增大, ACKF 算法的码相位误差的集中在 0.06 个 chip 以内, 载波频率误差增加到 7 Hz 左右。但是, ACKF 算法仍然能够保持对信号的跟踪, 而且误差比鉴别器小。说明 ACKF 算法能够根据信号功率的变化, 自动地调整量测噪声的协方差阵 R_k , 维持滤波器对输入信号的稳定处理。

信号功率降低后, 两者算法各项误差的 RMSE 都有

所增加,但是,增加幅度并不相同,ACKF 相对要小一些。最为明显的是载波频率误差,ACKF 算法的载波频率误差只增加了约 1.6 Hz,而鉴别器却增加了 9.2 Hz,增加的比例分别是 2.8 倍和 3.3 倍,说明了载波频率鉴别器在弱信号时的误差较大,ACKF 算法更适合在弱信号环境中应用。

表 2 载噪比为 30 dB/Hz 时各项误差的 RMSE

误差名称	码相位误差/chip	载波频率误差/Hz	位置误差/m	速度误差/(m · s ⁻¹)
ACKF 算法	0.021	2.401	8.205	2.970
鉴别器方法	0.033	13.262	11.729	4.581

4 结 论

本文不仅根据 I/Q 支路数据的特征建立了合适的滤波器模型,而且采用数值稳定性更好的 SVD 分解替换原 CKF 算法中的 Cholesky 分解,提升了数据处理的稳定度。利用新息协方差实时修正量测噪声的协方差矩阵,自适应地估计量测噪声的方差,使得算法对环境的变化具有鲁棒性。将本文算法与基于鉴别器的矢量跟踪算法进行了对比测试,测试结果表明,无论是高功率信号还是低功率信号,算法改进后输出结果的 RMSE 都更小,尤其是在低载噪比的情况下,改进效果更加明显,说明该算法更加有利于弱信号的接收,具有一定的应用价值。

参考文献:

[1] 程俊仁,刘光斌,姚志成. GNSS 接收机矢量跟踪算法研究综述[J]. 宇航学报, 2014, 35(4):380-387
Cheng Junren, Liu Guangbin, Yao Zhicheng. Review on Vector Tracking Algorithm for GNSS Receiver[J]. Journal of Astronautics, 2014, 35(4):380-387 (in Chinese)

[2] Sousa F M G, Nunes F D. Performance Comparison of a VDFLL Versus VDLL and Scalar GNSS Receiver Architectures in Harsh Scenarios[C]//Satellite Navigation Technologies and European Workshop on GNSS Signals and Signal Processing, 2014:1-8

[3] Lashley M, Bevilacqua D, Petovello M. What are Vector Tracking Loops and What are Their Benefits and Drawbacks[J]. GNSS Solutions Column, Inside GNSS, 2009, 4(3): 16-21

[4] Sun Z, Wang X, Feng S, et al. Design of an Adaptive GPS Vector Tracking Loop with the Detection and Isolation of Contaminated Channels[J]. GPS Solutions, 2017, 21(2): 701-713

[5] Chen Xiyuan, Wang Xiyong, Xu Yuan. Performance Enhancement for a GPS Vector-Tracking Loop Utilizing an Adaptive Iterated Extended Kalman Filter[J]. Sensors, 2014, 14(12): 23630-23649

[6] Amani E, Djouani K, De Boer J R, et al. Adaptive and Conjoint Scalar-Vector Tracking Loops for GNSS Tracking Robustness and Positioning Integrity[C]//Navigation Conference (ENC), European, 2017: 1-13

[7] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman Filters [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269

[8] 孙枫,唐李军. Cubature 卡尔曼滤波和 Unscented 卡尔曼滤波估计精度比较[J].控制与决策,2013,28(2):303-308
Sun Feng, Tang Lijun. Estimation Precision Comparison of Cubature Kalman Filter and Unscented Kalman Filter[J]. Control and Decision, 2013, 28(2): 303-308 (in Chinese)

[9] Almaghble Ali, Wang Jinling, Ding Weidong. Evaluating the Performances of Adaptive Kalman Filter Methods in GPS/INS Integration [J]. Journal of Global Positioning Systems, 2010, 9(1): 33-40

[10] 张秋昭,张书毕,刘志平等. 基于奇异值分解的鲁棒容积卡尔曼滤波及其在组合导航中的应用[J]. 控制与决策, 2014, 29(2):341-346
Zhang Qiuzhao, Zhang Shubi, Liu Zhiping, et al. Robust Cubature Kalman Filter Based on SVD and its Application to Integrated Navigation[J]. Control and Decision, 2014, 29(2):341-346 (in Chinese)

[11] Sousa F M G, Nunes F D. Characterization and Performance Analysis of a VDFLL GNSS Receiver Architecture[C]//Satellite Navigation Technologies and European Workshop on GNSS Signals and Signal Processing, 2012: 1-8

[12] 谢钢. GPS 原理与接收机设计[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009
Xie Gang. Principles of GPS and Receiver Design [M]. Beijing, Publishing House of Electronics Industry, 2009 (in Chinese)

Vector Tracking Algorithm Based on Adaptive Cubature Kalman Filter

Zou Xiaojun, Lian Baowang, Dan Zesheng

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: In the vector tracking loop, there is a great error in the output of discriminator owing to the disturbance of noise. Cubature Kalman filter is proposed to replace the discriminator to process I/Q data and generate code phase error and the carrier frequency error in this paper. The present algorithm not only can avoid the nonlinear problem of discriminator, but also can reduce the bad effect of noise. Moreover, using cubature Kalman filter to deal with the nonlinear I/Q data is beneficial to preserve the accuracy of data processing. Because noise is unknown or time-varying, the filter should have the ability to respond to the changes of environmental noise. The innovation of measurements is used to estimate the covariance matrix of measurement noise in real time. Finally, a comparison is carried out between the present algorithm and the vector tracking algorithm based on discriminator. The test results show that the code phase error and the carrier frequency error are smaller, and the accuracy of navigation solution is also higher.

Keywords: GNSS; vector tracking loop; cubature Kalman filter; innovation