

文章编号: 2095-4980(2016)05-0681-08

多项式预测 GNSS 信号矢量跟踪算法

姚舜扬, 尹建君, 张建秋

(复旦大学 电子工程系, 上海 200433)

摘要: 提出了一种多项式预测全球卫星导航系统(GNSS)矢量跟踪算法, 不需要接收机运动参数的先验信息, 不同于传统卡尔曼滤波器需要根据目标的运动状态选择合适的动态模型并且调节相应的状态噪声。对观测噪声进行自适应估计, 实现对目标状态更为鲁棒的跟踪。仿真结果表明, 建立的矢量跟踪模型能够准确跟踪目标状态, 适应各种加速度的目标运动情况, 在加速度发生突变时, 也能保持鲁棒的跟踪, 有效避免了传统卡尔曼模型由于参数选择带来的问题。

关键词: 矢量跟踪; 多项式预测模型; 矢量延迟/频率锁定环路; 观测噪声估计

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201605.0681

Polynomial prediction GNSS vector tracking algorithm

YAO Shunyang, YIN Jianjun, ZHANG Jianqiu

(Electronic Engineering Department, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: A polynomial prediction Global Navigation Satellite System(GNSS) vector tracking algorithm is proposed, which is independent of the prior information of the receiver's kinematic parameters. It is different from traditional Kalman filter which requires a proper dynamic model and adjusting its state noise according to the target's kinematic status. The adaptive measurement noise estimation is also applied to guarantee a more robust tracking process. Numerical simulations validate that the algorithm proposed is able to track the target's status accurately, and performs well in situations with different accelerations. It can also keep tracking when there occurs abrupt change in acceleration, thus avoiding the problems caused by traditional Kalman models which require proper parameter selections.

Key words: vector tracking; polynomial prediction model; Vector Delay/Frequency Lock Loop (VDFLL); observed noise estimation

在传统的全球卫星导航系统(GNSS)的跟踪算法中, 接收机对每颗卫星的信号进行独立跟踪, 使用科斯塔斯环和延迟锁定环分别跟踪信号的载波相位和码相位^[1-3], 传统跟踪环路在普通场合得到广泛应用, 能够有良好的跟踪性能。然而, 传统跟踪环路在低载噪比、高动态的情况下容易发生失锁, 往往无法完成信号跟踪^[1]。

由此, 人们提出了矢量跟踪的概念^[4-9]。矢量跟踪将各个卫星的信号联合考虑, 并且将信号跟踪与导航解算部分整合在一起, 直接解算出接收机的位置、速度、钟差、钟漂等状态, 然后对各个通道的载波、码参数进行更新。由于各卫星信号并不独立, 而是与卫星和接收机之间的相对位置有关, 矢量跟踪恰恰利用了这其中的关联, 使通道间实现信息共享, 因此能够跟踪更高的动态和更低的载噪比, 在标量环失效的环境下仍能保持信号的跟踪^[6]。

矢量跟踪通过矢量延迟/频率锁定环路(VDFLL), 对卫星信号实现跟踪^[6-7], 使用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)完成对状态的估计。所用到的卡尔曼滤波器是基于模型的滤波算法, 需要建立状态方程和观测方程, 其中, 观测方程由鉴相器与状态变量之间的关系确定, 而状态方程则需要根据接收机的运动状态决定, 其次, 通过状态方程中的状态噪声项来描述模型的不准确性, 当状态方程与实际运动状态较为吻合, 则需要减小状态噪声方差, 而当状态方程与实际运动状态相差较大时, 那么就需要增大状态噪声方差。当动态模型不准确时, 滤波效果就会变差, 严重时甚至会导致发散。而目标的实际运动状态往往是无法预知的, 因此选择一个合适的动态模型并且设定合适的参数是建立状态方程的一个难点, 文献[10]提出了一种机动目标的多项式预测模型, 通过多项式预测滤波器来描述目标的运动状态, 能够适用于任何可以用多项式描述的目标状态的跟踪, 并且不需要其

收稿日期: 2016-05-25; 修回日期: 2016-07-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61571131)

他动态参数的先验信息。

本文利用多项式预测模型对 VDFLL 进行建模, 并且对观测噪声进行自适应估计, 实现一个更为鲁棒的矢量跟踪模型, 能够尽量少地进行参数的调整, 对各种接收机的动态情况实现有效的信号跟踪。

1 矢量跟踪与多项式预测模型概述

1.1 VDFLL 系统模型

VDFLL 以接收机的运动状态以及接收机的钟差、钟漂作为状态矢量, 将第 k 时刻各个通道码鉴相器和载波鉴频器的输出结果作为观测矢量, 通过卡尔曼滤波器联合估计出接收机在 k 时刻的运动状态, 然后再根据接收机与各个卫星之间的几何关系将估计结果映射到各个通道完成本地载波频率、码频率以及码相位的更新^[9]。VDFLL 的系统框图如图 1 所示, 每个通道的结构如图 2 所示。

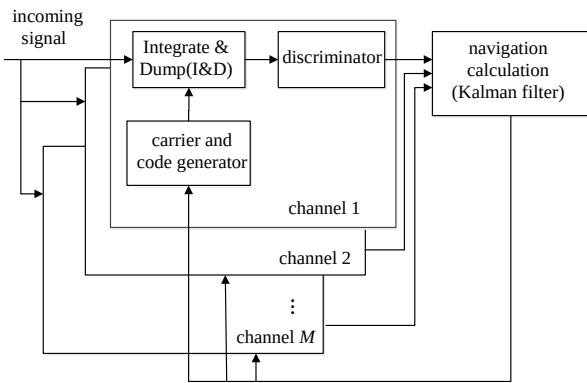


Fig.1 Structure of VDFLL
图 1 VDFLL 模型结构框图

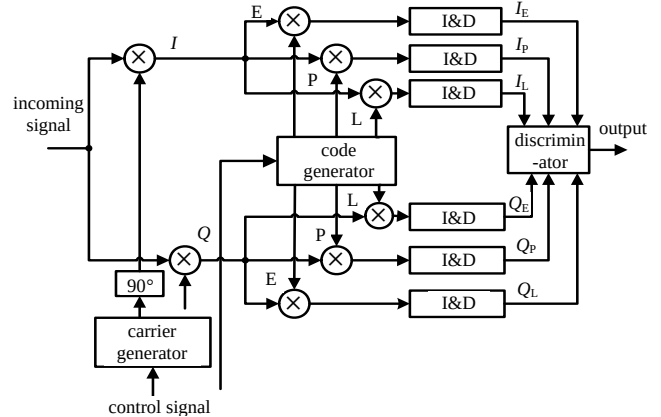


Fig.2 Structure of each channel
图 2 单个通道的结构框图

每个通道输出 6 路积分结果 $I_E, I_P, I_L, Q_E, Q_P, Q_L$, 输入到鉴相器, 得到的鉴相输出作为后续卡尔曼滤波器的观测量。VDFLL 的状态矢量可以表示为:

$$\mathbf{x} = [x \ y \ z \ v_x \ v_y \ v_z \ t_b \ t_d]^T \quad (1)$$

式中: x, y, z, v_x, v_y, v_z 分别为接收机的位置和速度的三维分量; t_b 为 $k-1$ 时刻到 k 时刻的接收机钟差(单位是 m), 即钟漂在该段时间内的积分; t_d 为接收机钟漂(单位是 m/s)。

观测矢量由每个卫星通道的码鉴相器和载波鉴频器输出构成, 表示为:

$$\mathbf{z} = [Z_{\text{code},1} \ Z_{\text{code},2} \ \cdots \ Z_{\text{code},N} \ Z_{\text{carr},1} \ Z_{\text{carr},2} \ \cdots \ Z_{\text{carr},N}] \quad (2)$$

式中: $Z_{\text{code},i}$ 为第 i 颗卫星的码鉴相结果; $Z_{\text{carr},i}$ 为第 i 颗卫星的载波鉴频结果, 其表达式分别为:

$$Z_{\text{code},i} = \frac{c}{f_{\text{code}}} \frac{\sqrt{I_E^2 + Q_E^2} - \sqrt{I_L^2 + Q_L^2}}{\sqrt{I_E^2 + Q_E^2} + \sqrt{I_L^2 + Q_L^2}} \quad (3)$$

$$Z_{\text{carr},i} = \frac{c}{2\pi T f_c} \arctan\left(\frac{\text{cross}}{\text{dot}}\right) \quad (4)$$

式中: c 为光速; f_{code} 为码速率; f_c 为卫星的载波频率; $\text{cross} = I_{P,1}Q_{P,2} - Q_{P,1}I_{P,2}$, $\text{dot} = I_{P,1}I_{P,2} + Q_{P,1}Q_{P,2}$, $I_{P,1}, I_{P,2}$ 为前后 2 段的 I_P 路积分输出, $Q_{P,1}, Q_{P,2}$ 为前后 2 段的 Q_P 路积分输出。

$Z_{\text{code},i}$ 观测量表示的是接收机与卫星间距离的偏差, $Z_{\text{carr},i}$ 观测量表示的是接收机与卫星相对速度的偏差, 而本地的载波和码的参数是用上一时刻的滤波结果进行估计的, 因此观测方程可以表示为:

$$Z_{\text{code},i} = \sqrt{(x_k - x_{i,k})^2 + (y_k - y_{i,k})^2 + (z_k - z_{i,k})^2} - \sqrt{(\hat{x}_{k-1} - x_{i,k-1})^2 + (\hat{y}_{k-1} - y_{i,k-1})^2 + (\hat{z}_{k-1} - z_{i,k-1})^2} - t_{b,k} \quad (5)$$

$$Z_{\text{carr},i} = [\mathbf{a}_{i,k} \cdot (\mathbf{v}_{i,k} - \mathbf{v}_k) - t_{d,k}] - [\mathbf{a}_{i,k-1} \cdot (\mathbf{v}_{i,k-1} - \hat{\mathbf{v}}_{k-1}) - \hat{t}_{d,k-1}] \quad (6)$$

式中: $x_{i,k}, y_{i,k}, z_{i,k}$ 为第 i 颗卫星在 k 时刻的三维位置分量; $\hat{x}_{k-1}, \hat{y}_{k-1}, \hat{z}_{k-1}$ 为接收机在 $k-1$ 时刻的位置矢量估计值

的三维分量; $\mathbf{a}_{i,k}$ 为 k 时刻由接收机指向卫星的视线方向的单位矢量; $\mathbf{v}_{i,k}$ 为第 i 颗卫星在 k 时刻的三维速度矢量; $\mathbf{v}_k$ 为接收机在 k 时刻的三维速度矢量; $\hat{\mathbf{v}}_{k-1}$ 为接收机在 $k-1$ 时刻三维速度矢量的估计值。

1.2 多项式预测模型

卡尔曼滤波是基于模型的目标跟踪算法,而对于这样的目标跟踪问题,建立一个准确的目标动态模型对跟踪性能有很大的影响。在实际应用中,目标的运动状态往往是无法预知的,因此很难建立一个完全准确的动态模型。一些常见的动态模型,例如随机漫步模型、常速度模型、常加速度模型等都是对目标运动状态的某种逼近,需要根据目标的实际动态情况选择相应的模型,并且通过参数调整以满足应用需求。如果目标的动态模型不准确,跟踪性能就会下降,严重时甚至会发散。文献[10]提出了机动目标的多项式预测模型,对未知参数的运动状态建模,实现目标的跟踪。

对于一个 L 阶多项式形式的目标信号 $x(n) = \sum_{i=0}^L p(i)n^i$, 可以等效表示为 FIR 预测滤波器形式:

$$x(n+N) = \sum_{k=0}^{K-1} h(k)x(n-k) \quad (7)$$

滤波器系数 $h(k)$ 的推导和结果在文献[11]中有详细描述。一般将目标视作一阶模型($L=1$)或二阶模型($L=2$), N 一般取为 1。式(7)所示滤波器的系数只和 N, K, L 有关,而与目标具体运动状态的多项式系数 $p(i)$ 无关,所以,只要确定了运动目标的多项式阶数,就能确定滤波器系数,不再需要其他的先验信息。

因此,对于符合多项式运动形式的目标,可以将目标的动态模型描述为:

$$\mathbf{x}_{\text{ppf}}(n) = \mathbf{F}_{\text{ppf}} \mathbf{x}_{\text{ppf}}(n-1) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{F}_{\text{ppf}}$ 为状态转移矩阵; 状态变量 $\mathbf{x}_{\text{ppf}}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \cdots \ x(n-K+1)]^T$ 由最近的 K 个目标运动状态构成。

如果能再建立目标的观测方程,则多项式模型可通过卡尔曼滤波器完成对目标状态的跟踪。

2 基于多项式预测滤波器的 VDFLL 模型

2.1 VDFLL 的多项式预测模型建立

对图 1 中的导航解算滤波器进行多项式预测建模。对于式(1)中接收机的三维位置和三维速度采用多项式预测模型建模,假设目标符合匀变速运动,则对速度采用一阶多项式模型($L=1$), K 取 2, 得到预测滤波器系数 $h_1(0), h_1(1)^{[10]}$; 对位置采用二阶多项式模型($L=2$), K 取 3, 得到预测滤波器系数 $h_2(0), h_2(1), h_2(2)^{[10]}$; 接收机的钟漂呈缓慢变化的趋势,也可以建立成一阶多项式模型;而钟差项则是钟漂在 $[k, k+1]$ 时间内积分,这样,将相应的状态量进行扩展,得到状态矢量为:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{\text{ppf}}(n) = & [x(n), y(n), z(n), x(n-1), y(n-1), z(n-1), x(n-2), y(n-2), z(n-2), \\ & v_x(n), v_y(n), v_z(n), v_x(n-1), v_y(n-1), v_z(n-1), t_b(n), t_d(n), t_d(n-1)]^T \end{aligned} \quad (9)$$

由此,将各个状态量整合,可得到整体的状态转移矩阵为:

$$\mathbf{F}_{\text{ppf}} = \begin{bmatrix} h_2(0)\mathbf{I}_{3 \times 3} & h_2(1)\mathbf{I}_{3 \times 3} & h_2(2)\mathbf{I}_{3 \times 3} & & & \\ \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & & & \mathbf{0} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & & & \\ & \mathbf{0} & & h_1(0)\mathbf{I}_{3 \times 3} & h_1(1)\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0} \\ & & & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \\ & & & & \mathbf{0} & T & \mathbf{0} \\ & \mathbf{0} & & & \mathbf{0} & h_1(0) & h_1(1) \\ & & & & & \mathbf{0} & 1 & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中 T 为预检测积分时间。由此得到 VDFLL 的多项式预测模型的状态方程,下面对模型的观测方程进行推导。

对于码鉴相器的观测量,由于观测方程(5)是非线性的,为了得到线性化的观测方程,需将式(5)在预测值 $\hat{\mathbf{p}}_{k|k-1}$ 处做一阶泰勒展开,联合所有 N 个通道的码鉴相器观测,整理得到观测方程为:

$$\mathbf{z}_{\text{code}} = \mathbf{H}_{\text{p},k} \mathbf{p}_k - \mathbf{H}_{\text{p},k} \hat{\mathbf{p}}_{k|k-1} + \mathbf{e}_{\text{p},k} + \mathbf{v}_{\text{code},k} \quad (11)$$

$$\text{式中: } \mathbf{p}_k = [x_k \ y_k \ z_k \ t_{b,k}]^T; \quad \mathbf{H}_{\text{p},k} = \begin{bmatrix} -a_{x,1,k} & -a_{y,1,k} & -a_{z,1,k} & -1 \\ -a_{x,2,k} & -a_{y,2,k} & -a_{z,2,k} & -1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -a_{x,N,k} & -a_{y,N,k} & -a_{z,N,k} & -1 \end{bmatrix}, \quad a_{x,i,k}, a_{y,i,k}, a_{z,i,k} \text{ 为 } \mathbf{a}_{i,k} \text{ 在 3 个维度的分量};$$

$$\mathbf{e}_{\text{p},k} = [e_{\text{p},1,k} \ e_{\text{p},2,k} \ \cdots \ e_{\text{p},N,k}]^T; \quad e_{\text{p},i,k} = \sqrt{(\hat{x}_{k|k-1} - x_{i,k})^2 + (\hat{y}_{k|k-1} - y_{i,k})^2 + (\hat{z}_{k|k-1} - z_{i,k})^2} - \sqrt{(\hat{x}_{k-1} - x_{i,k-1})^2 + (\hat{y}_{k-1} - y_{i,k-1})^2 + (\hat{z}_{k-1} - z_{i,k-1})^2} - \hat{t}_{b,k|k-1}.$$

一般当接收机动态不是很大, 在一个比较短的积分周期内, 如 1 ms, 接收机与卫星之间的距离变化量很小, 可近似认为 $e_{\text{p},i,k}$ 的前 2 项几乎相等, 而第 3 项钟差项是钟漂在积分周期内的积分, 钟漂一般较小, 如果积分时间也比较短, 那么该项也近似为零, 因此在动态不大、积分时间较短的情况下 $e_{\text{p},i,k}$ 可认为近似为零。

对于载波鉴频器观测量, 将观测方程式(6)进行整理, 联合 N 个通道的载波鉴频器观测, 得到观测方程为:

$$\mathbf{z}_{\text{carr}} = \mathbf{H}_{\text{v},k} \mathbf{v}_k - \mathbf{H}_{\text{v},k} \mathbf{v}_{k|k-1} + \mathbf{e}_{\text{v},k} + \mathbf{v}_{\text{carr},k} \quad (12)$$

$$\text{式中: } \mathbf{v}_k = [v_{x,k} \ v_{y,k} \ v_{z,k} \ t_{d,k}]^T; \quad \mathbf{H}_{\text{v},k} = \begin{bmatrix} -a_{x,1,k} & -a_{y,1,k} & -a_{z,1,k} & -1 \\ -a_{x,2,k} & -a_{y,2,k} & -a_{z,2,k} & -1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -a_{x,N,k} & -a_{y,N,k} & -a_{z,N,k} & -1 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{e}_{\text{v},k} = [e_{\text{v},1,k} \ e_{\text{v},2,k} \ \cdots \ e_{\text{v},N,k}]^T;$$

$$e_{\text{v},i,k} = -\mathbf{a}_{i,k} \cdot \hat{\mathbf{v}}_{k|k-1} + \mathbf{a}_{i,k-1} \cdot \hat{\mathbf{v}}_{k-1} - \hat{t}_{d,k|k-1} + \hat{t}_{d,k-1} + \mathbf{a}_{i,k} \cdot \mathbf{v}_{i,k} - \mathbf{a}_{i,k-1} \cdot \mathbf{v}_{i,k-1}.$$

同理, 在接收机动态不大、积分时间较短的情况下, 卫星速度变化量、接收机速度变化量以及接收机钟漂变化量都很小, 因此 $e_{\text{v},i,k}$ 也近似为零。结合式(11)和式(12), 在忽略 $\mathbf{e}_{\text{p},k}$ 和 $\mathbf{e}_{\text{v},k}$ 的情况下, 多项式预测模型的总体观测方程为:

$$\mathbf{z}_{\text{ppf}}(n) = \mathbf{H}_{\text{ppf}} \mathbf{x}_{\text{ppf}}(n) - \mathbf{H}_{\text{ppf}} \mathbf{x}_{\text{ppf}}(n|n-1) + \begin{bmatrix} \mathbf{v}_{\text{code},k} \\ \mathbf{v}_{\text{carr},k} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中观测矢量 $\mathbf{z}_{\text{ppf}}(n)$ 由码鉴相器和载波鉴频器共同构成, 如式(2)所示, 观测矩阵为:

$$\mathbf{H}_{\text{ppf}}(n) = \begin{bmatrix} -a_{x,1,n} & -a_{y,1,n} & -a_{z,1,n} & & & & & -1 & 0 & 0 \\ -a_{x,2,n} & -a_{y,2,n} & -a_{z,2,n} & \mathbf{0}_{N \times 3} & \mathbf{0}_{N \times 3} & & \mathbf{0}_{N \times 3} & \mathbf{0}_{N \times 3} & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & & & & & & -1 & 0 & 0 \\ -a_{x,N,n} & -a_{y,N,n} & -a_{z,N,n} & & & & & & & & \\ & & & -a_{x,1,n} & -a_{y,1,n} & -a_{z,1,n} & & & 0 & -1 & 0 \\ & & & -a_{x,2,n} & -a_{y,2,n} & -a_{z,2,n} & \mathbf{0}_{N \times 3} & & \vdots & \vdots & \vdots \\ & \mathbf{0}_{N \times 3} & \mathbf{0}_{N \times 3} & \mathbf{0}_{N \times 3} & \vdots & \vdots & \vdots & & 0 & -1 & 0 \\ & & & & -a_{x,N,n} & -a_{y,N,n} & -a_{z,N,n} & & & & \end{bmatrix} \quad (14)$$

2.2 多项式预测模型的跟踪算法

2.1 节中推导了 VDFLL 多项式预测模型的状态方程和线性化的观测方程, 由此可以通过 EKF 滤波算法完成跟踪, 具体步骤如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{\text{ppf}}^-(n) = \mathbf{F}_{\text{ppf}} \mathbf{x}_{\text{ppf}}(n-1) \\ \mathbf{P}_{\text{ppf}}^-(n) = \mathbf{F}_{\text{ppf}} \mathbf{P}_{\text{ppf}}(n-1) \mathbf{F}_{\text{ppf}}^T + \mathbf{Q}_{\text{ppf}}(n) \\ \mathbf{K}_{\text{ppf}}(n) = \mathbf{P}_{\text{ppf}}^-(n) \mathbf{H}_{\text{ppf}}^T(n) [\mathbf{H}_{\text{ppf}}(n) \mathbf{P}_{\text{ppf}}^-(n) \mathbf{H}_{\text{ppf}}^T(n) + \mathbf{R}_{\text{ppf}}(n)]^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{\text{ppf}}(n) = \mathbf{x}_{\text{ppf}}^-(n) + \mathbf{K}_{\text{ppf}}(n) \mathbf{z}_{\text{ppf}}(n) \\ \mathbf{P}_{\text{ppf}}(n) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{\text{ppf}}(n) \mathbf{H}_{\text{ppf}}(n)) \mathbf{P}_{\text{ppf}}^-(n) \end{cases} \quad (15)$$

可以看到,对于式(13)所示观测方程,EKF的新息就是观测矢量 $\mathbf{z}_{\text{ppf}}(n)$ 本身。

对于多项式预测模型,若采用上文所示的系数(即位置采用二阶,速度采用一阶),模型可以准确地描述任意常加速度的运动情况,因此状态方程(8)中不需要像传统状态模型那样的过程噪声项,即式(15)中的 $\mathbf{Q}_{\text{ppf}}(n)$ 为零。然而,当目标的加速度发生变化时,模型不能精确描述目标的运动状态,滤波器需要经历一段时间才能跟踪上新的目标状态,在VDFLL的应用环境下,由于鉴相器和鉴频器的线性鉴相范围有限,如果该过渡过程过于缓慢,无法及时跟踪上目标的运动状态,致使鉴相器超出其鉴相范围,导致环路失锁。因此,需要进行判断,检测出目标加速度发生变化的时刻,并且加速算法快速收敛到新的目标状态。新息 $\mathbf{S}_{\text{ppf}}(n)$ 的方差表示如下:

$$\mathbf{P}_s(n) = \mathbf{H}_{\text{ppf}}(n)\mathbf{P}_{\text{ppf}}^-(n)\mathbf{H}_{\text{ppf}}^T(n) + \mathbf{R}_{\text{ppf}}(n) \quad (16)$$

$\mathbf{S}_{\text{ppf}}^T(n)\mathbf{P}_s^{-1}(n)\mathbf{S}_{\text{ppf}}(n)$ 为具有 m 个自由度的 χ^2 变量, m 为新息的维度。因此,可以通过 χ^2 检验来判断系统模型是否发生突变,在显著性水平 α 下,如果 $\mathbf{S}_{\text{ppf}}^T(n)\mathbf{P}_s^{-1}(n)\mathbf{S}_{\text{ppf}}(n) > \chi_\alpha^2$,则说明新息均值不为零,认为加速度发生了变化,多项式预测模型在此刻无法准确描述目标的运动状态。在这种情况下,将 $\mathbf{Q}_{\text{ppf}}(n)$ 设置为一个较大的值,使卡尔曼增益 $\mathbf{K}_{\text{ppf}}(n)$ 变大,即加大了观测值对系统状态的修正作用,从而达到加速收敛的目的。

新息的方差 $\mathbf{P}_s(n)$ 为对角阵,根据式(2)所示的观测矢量, $\mathbf{P}_s(n)$ 对角线上的元素可分成2部分,前半为观测量 $\mathbf{z}_{\text{code}}(n)$ 对应的新息方差,后半为观测量 $\mathbf{z}_{\text{carr}}(n)$ 对应的新息方差,由此构成 $\mathbf{P}_s(n)$ 的2个子矩阵,分别记作 $\mathbf{P}_{s,\text{code}}(n)$ 和 $\mathbf{P}_{s,\text{carr}}(n)$ 。前文提到,模型的新息就是观测矢量本身,因此式(17)可作为对位置和速度的 χ^2 检测量:

$$\begin{cases} \text{tag}_p = \mathbf{z}_{\text{code}}^T(n)\mathbf{P}_{s,\text{code}}^{-1}(n)\mathbf{z}_{\text{code}}(n) \\ \text{tag}_v = \mathbf{z}_{\text{carr}}^T(n)\mathbf{P}_{s,\text{carr}}^{-1}(n)\mathbf{z}_{\text{carr}}(n) \end{cases} \quad (17)$$

2.3 测量噪声的自适应估计

从式(15)中可以看出,测量噪声 $\mathbf{R}_{\text{ppf}}(n)$ 对跟踪性能有很大的影响。若 $\mathbf{R}_{\text{ppf}}(n)$ 小于真实值,卡尔曼增益偏大,观测的修正作用较大,使估计结果的均方误差较大;若 $\mathbf{R}_{\text{ppf}}(n)$ 大于真实值,则卡尔曼增益偏小,估计结果的收敛速度变慢。另外,由式(16)可以看到, $\mathbf{R}_{\text{ppf}}(n)$ 对 $\mathbf{S}_{\text{ppf}}^T(n)\mathbf{P}_s^{-1}(n)\mathbf{S}_{\text{ppf}}(n)$ 的值也会产生影响,从而影响 χ^2 检测的结果,如果 $\mathbf{S}_{\text{ppf}}^T(n)\mathbf{P}_s^{-1}(n)\mathbf{S}_{\text{ppf}}(n)$ 与真实值相差较大,则会对检测造成严重干扰,使 χ^2 检测更易产生虚警或漏警。

因此,需要对测量噪声进行估计,使滤波器性能达到最优。本文利用新息进行自适应测量噪声估计^[12-13], k 时刻的测量噪声估计为:

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \hat{\mathbf{C}}_{r_k} + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T \quad (18)$$

式中 $\hat{\mathbf{C}}_{r_k}$ 为残差方差的估计,用之前 N 个时刻的残差进行估计:

$$\hat{\mathbf{C}}_{r_k} = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k \mathbf{r}_i \mathbf{r}_i^T \quad (19)$$

残差 $\mathbf{r}_i$ 为实际观测值和估计观测值之差: $\mathbf{r}_i = \mathbf{z}_i - \hat{\mathbf{z}}_i$ 。根据式(13),估计观测值 $\hat{\mathbf{z}}_i = \mathbf{0}$,因此 $\mathbf{r}_i = \mathbf{z}_i$,由式(19)估算出残差的方差,再根据式(18)估计出 k 时刻的测量噪声。

3 仿真结果及分析

采用思博伦仿真器产生的GPS L1信号,对8颗卫星信号进行跟踪,采样频率为2.5 MHz。对多项式预测VDFLL的跟踪效果进行仿真分析,并对基于式(2)的传统EKF模型的VDFLL跟踪情况进行仿真,比较分析两者的效果,VDFLL采用的预检测积分时间均为1 ms。

3.1 多项式预测模型与传统EKF模型的比较

仿真数据的载噪比为45 dB/Hz。对于式(2)所示的常速度模型,状态噪声为 $\mathbf{w}_k = [\sigma_p^2, \sigma_v^2, \sigma_b^2, \sigma_d^2]^T$,

$\sigma_p^2, \sigma_v^2, \sigma_b^2, \sigma_d^2$ 分别为位置、速度、钟差和钟漂的噪声方差, 仿真中取定 $\sigma_p^2 = 0.1, \sigma_b^2 = 10^{-7}, \sigma_d^2 = 0.1$, 速度状态噪声方差分别取 10, 0.1, 0.001 和 10^{-5} , 对信号持续跟踪 40 s, 三维速度的真实值随时间变化曲线如图 3 所示, 速度估计误差如图 4 所示。

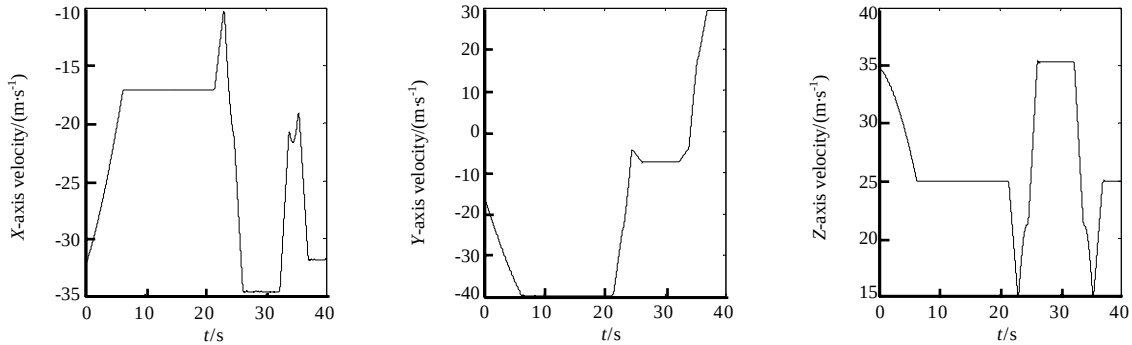


Fig.3 True values of velocity

图 3 速度真实值

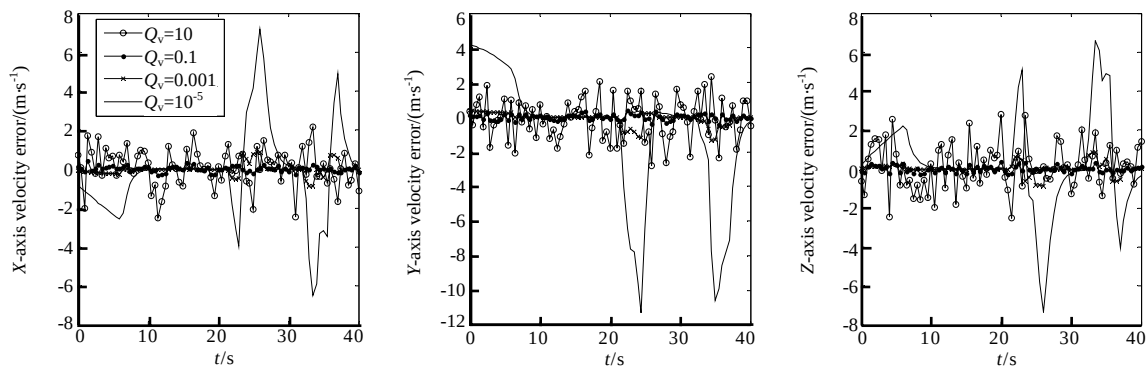


Fig.4 Velocity estimation errors of CV model

图 4 常速度模型的速度估计误差

由图 4 可以看出, 当噪声方差选取得较大时, 速度估计的均方误差较大, 随着噪声方差的减小, 估计的均方误差也随之变小, 但若噪声方差选取得太小, 则会在某些时候产生明显的估计偏差。结合图 3 可以看出, 较小的噪声方差在速度不变时, 能获得更好的滤波效果, 但在速度发生变化时, 无法跟踪上速度, 这是因为对于常速度模型, 如果状态噪声过小, 就无法准确描述较大的速度变化, 从而导致估计产生偏差。因此, 对于常速度模型, 需要根据目标的动态情况选择合适的状态噪声方差, 目标加速度越大, 速度的状态噪声方差就越大。

对于多项式预测模型, 可以准确描述任何匀变速运动, 而对于加速度发生变化的情况, 也可以通过 2.2 节的方法进行检测并加速算法。图 5 为多项式预测模型的速度估计误差, 并且与速度状态噪声方差分别取 0.1, 0.001 的常速度模型的速度估计误差进行比较, 可以看到, 模型在任何加速度的情况下, 都能保持良好的速度估计, 在加速度变化较小时, 能够保持很小的估计误差, 并且在加速度发生明显变化时, 通过 χ^2 检测将估计值快速收敛到新的目标状态。

3.2 χ^2 检测分析

由于仿真中对 8 路卫星信号进行跟踪, 即观测量 $\mathbf{z}_{\text{code}}(n)$ 和 $\mathbf{z}_{\text{carr}}(n)$ 均为 8 维矢量, 因此式(17)满足自由度为 8 的 χ^2 分布。进行 χ^2 检测, 需要对虚警率和漏警率进行折中考虑, 如果检测阈值较小, 则虚警率较高; 如果检测阈值较大, 则漏警率较高。图 6 以 X 轴位置估计误差为例, 检测阈值分别取 20, 25 和 30, 可以看到, 增大检测阈值, 估计误差中的毛刺出现几率降低, 也就是虚警概率降低, 估计的平均误差降低; 但过大的检测阈值, 会更容易导致目标存在机动却被漏过的情况, 从而使目标发生机动时状态不能快速收敛, 如图中阈值取 30 的情况下, 出现了多处估计值与真实值的明显偏差, 但算法并未及时检测出这种不准确性进行相应的调整, 前文也提到过, 由于鉴相器存在线性鉴相范围, 这种情况在严重时甚至会导致环路失锁, 因此为了确保跟踪过程的鲁棒性, 检测阈值不宜设得过大。

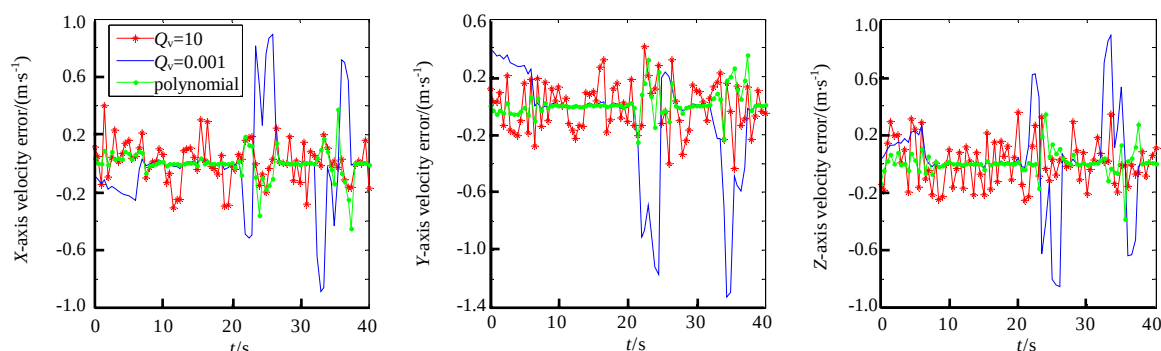


Fig.5 Velocity estimation errors of polynomial prediction model

图5 多项式预测模型的速度估计误差

4 结论

本文基于多项式预测模型对 VDPLL 矢量跟踪环路进行建模,实现对接收机速度和位置的有效跟踪。本文建立的模型能够准确描述任何常加速度的接收机运动情形,而对于加速度发生变化的情况,能够通过 χ^2 检测进行判断,并且加速算法收敛到新的目标状态。算法还对观测噪声做了自适应估计,更好地提高滤波效果。仿真结果表明,本文建立的模型能够有效避免普通卡尔曼模型由于参数选择带来的滤波性能恶化的问题,实现对目标状态的准确跟踪。

参考文献:

- [1] KAPLAN E D, HEGARTY C J. Understanding GPS: Principles and Applications[M]. 2nd ed. USA: Artech House, 2006.
- [2] BORRE K, AKOS D M, BERTELSEN N, et al. A Software-Defined GPS and Galileo Receiver[M]. USA: Birkhäuser Boston, 2007.
- [3] MISRA P, ENGE P. Global Positioning System: Signals, Measurements and Performance[M]. 2nd ed. USA: Ganga-Jamuna Press, 2011.
- [4] LASHLEY M, BEVLY D M. Comparison of traditional tracking loops and vector based tracking loops for weak GPS signals [C]// Proc. of the 2008 National Technical Meeting of the Institute of Navigation. San Diego, CA: [s.n.], 2008: 310–316.
- [5] LASHLEY M, BEVLY D M. Vector delay/frequency lock loop implementation and analysis [C]// Proceedings of the 2009 International Technical Meeting of the Institute of Navigation. Anaheim, CA: [s.n.], 2009: 1073–1086.
- [6] LASHLEY M, BEVLY D M, HUNG J Y. Performance analysis of vector tracking algorithms for weak GPS signals in high dynamics[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(4): 661–673.
- [7] LIU J, CUI X W, LU M Q, et al. Vector tracking loops in GNSS receivers for dynamic weak signals[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2013, 24(3): 349–364.
- [8] PANY T, EISSFELLER B. Use of a vector delay lock loop receiver for GNSS signal power analysis in bad signal conditions[J]. 2006 IEEE/Ion Position, Location and Navigation Symposium, 2006(1/2/3): 893–903.
- [9] 朱珍珍, 汤广富, 程翥, 等. 基于矢量延迟锁定环路的 GPS 信号跟踪算法[J]. 自然科学进展, 2009, 19(9): 1021–1028. (ZHU Zhenzhen, TANG Guangfu, CHENG Zhu, et al. GPS signal tracking algorithm based on vector delay lock loop[J]. Progress in Natural Science, 2009, 19(9): 1021–1028.)
- [10] 高羽, 张建秋, 尹建君. 机动目标的多项式预测模型及其跟踪算法[J]. 航空学报, 2009, 30(8): 1479–1489. (GAO Yu, ZHANG Jianqiu, YIN Jianjun. Polynomial prediction model and tracking algorithm of maneuver target[J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2009, 30(8): 1479–1489.)
- [11] HEINONRN P, NEUVO Y. Fir-median hybrid filters with predictive fir substructures[J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing, 1988, 36(6): 892–899.

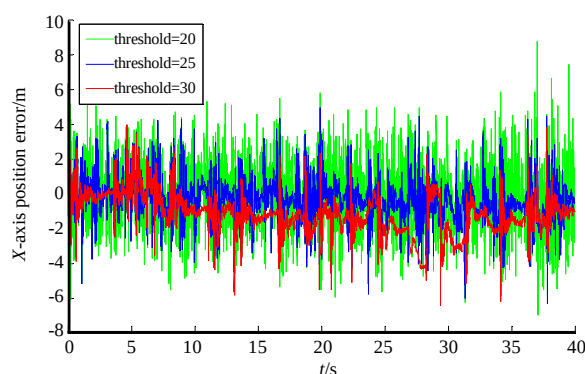


Fig.6 The relationship between X-axis position estimation error of polynomial prediction model and detection threshold

图6 多项式预测模型 X 轴位置估计误差与检测阈值的关系