

一种新的卫星钟差 Kalman 滤波噪声协方差估计方法

林旭 罗志才

A new noise covariance matrix estimation method of Kalman filter for satellite clock errors

Lin Xu Luo Zhi-Cai

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 080201 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.080201

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.080201>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I8>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

切换系统的异步镇定: 相邻模型依赖平均驻留时间

Asynchronous stabilization of switched systems: Adjacent mode-dependent average dwell time

物理学报.2015, 64(5): 050201 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.050201>

多无人机协同的稳定控制机理研究

Study on stability control mechanism of multiple unmanned aerial vehicle cooperative system

物理学报.2014, 63(22): 220202 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.220202>

不确定因素下永磁同步电动机系统的混沌鲁棒控制

Chaotic robust control of permanent magnet synchronous motor system under uncertain factors

物理学报.2014, 63(22): 220203 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.220203>

基于迭代学习的离散切换系统故障估计

Fault estimation for discrete switched system based on iterative learning

物理学报.2014, 63(18): 180202 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.180202>

切换奇异系统的有限时间稳定

Finite-time stability for switched singular systems

物理学报.2014, 63(17): 170205 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.170205>

一种新的卫星钟差 Kalman 滤波噪声协方差估计方法*

林旭¹⁾ 罗志才^{1)2)3)†}

1)(武汉大学测绘学院, 武汉 430079)

2)(武汉大学, 地球空间环境与大地测量教育部重点实验室, 武汉 430079)

3)(测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079)

(2014年10月21日收到; 2014年11月27日收到修改稿)

采用 Kalman 滤波方法进行钟差参数计算和预报时, 需确定 Kalman 滤波噪声协方差矩阵. 针对这一问题, 提出了一种新的卫星钟差 Kalman 滤波噪声协方差估计方法, 通过建立新息的相关函数序列与未知的噪声参数间的线性函数模型, 采用最小二乘法进行噪声参数估计. 采用精密钟差数据进行钟差参数估计和预报分析, 结果表明, 该方法具有较好的收敛性, 并与顾及随机噪声模型的开窗分类因子自适应抗差估计方法进行对比分析, 验证了新方法的正确性和有效性.

关键词: 卫星钟差, Kalman 滤波, 噪声估计

PACS: 02.10.Ud, 02.30.Yy, 91.10.By, 91.10.Fc

DOI: 10.7498/aps.64.080201

1 引言

高精度的卫星钟是卫星导航定位的基础, 要实现快速定位和时间同步, 需确定卫星钟的时间参数, 因此需对卫星时钟参数进行估计和预报. 因为 Kalman 滤波方法所具有的实时性的特点, 被广泛应用于实时卫星导航和时钟监测中^[1-6]. 采用 Kalman 滤波方法时需首先确定其噪声协方差矩阵, 然而不适当的噪声协方差参数的选取会使得 Kalman 滤波结果退化, 甚至发散^[7,8].

为了克服噪声协方差参数对 Kalman 滤波解的影响, 文献^[9, 10]提出一种无偏有限脉冲响应滤波方法, 并将其应用于钟差估计, 这种方法在形式上与 Kalman 滤波模型相似, 但其无需对噪声协方差参数进行设定, 且具有较强的抗差性. 文

献^[11]将自适应 Kalman 滤波算法引入钟差估计和预报, 把钟差序列分成大小相同的多个窗口, 提出一种开窗分类因子的抗差自适应序平差方法. 但这两种方法均未顾及卫星原子钟所特有的噪声特性, 文献^[12]则采用哈达玛总方差进行卫星钟差的 Kalman 滤波噪声协方差估计. 文献^[13]将哈达玛总方差分析方法与自适应 Kalman 滤波方法结合, 提出一种顾及噪声随机模型的开窗分类因子抗差自适应 Kalman 滤波方法, 其钟差预报精度较前两种方法有着明显的提高. 由于哈达玛总方差是通过相位的三次差分计算得到, 不仅增加了计算量, 且在计算前需去除周期性影响, 计算流程也相对比较繁琐^[14]. 本文则直接从卫星钟差的 Kalman 滤波模型出发, 顾及其状态噪声协方差矩阵满足特定结构, 提出一种新的卫星钟差的 Kalman 滤波噪声协方差估计方法.

* 国家重点基础研究发展计划(批准号: 2013CB733302)、国家自然科学基金(批准号: 41174062, 41131067)、中央高校基本科研业务费专项资金(批准号: 2012214020206)和地球空间环境与大地测量教育部重点实验室开放基金(批准号: 12-02-09)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: zhcluo@sgg.whu.edu.cn

2 噪声协方差估计方法

原子钟差的 Kalman 滤波模型可表示为

$$\underbrace{\begin{bmatrix} x(t+\tau) \\ y(t+\tau) \\ z(t+\tau) \end{bmatrix}}_{\mathbf{X}_{k+1}} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & \tau & \tau^2/2 \\ 0 & 1 & \tau \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \underbrace{\begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \\ z(t) \end{bmatrix}}_{\mathbf{X}_k} + \underbrace{\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{bmatrix}}_{\mathbf{w}_k}, \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{C}} \mathbf{X}_k + \mathbf{v}_k,$$

式中, τ 是采样时间间隔; $x(t)$, $y(t)$ 和 $z(t)$ 分别是 t 时刻的钟差、频差和频漂, 其中频差 $y(t)$ 是钟差 $x(t)$ 的一阶导数, 频漂 $z(t)$ 是频差 $y(t)$ 的一阶导数; \mathbf{y}_k 为钟差观测值; \mathbf{v}_k , \mathbf{w}_k 分别是 Kalman 滤波模型的观测噪声和状态噪声, 其对应的噪声方差和协方差矩阵分别满足^[15]:

$$R = E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T], \quad (2)$$

$$\mathbf{Q} = E[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T] = \begin{bmatrix} q_1\tau + q_2\tau^3/3 + q_3\tau^5/20 & q_2\tau^2/2 + q_3\tau^4/8 & q_3\tau^3/6 \\ q_2\tau^2/2 + q_3\tau^4/8 & q_2\tau + q_3\tau^3/3 & q_3\tau^2/2 \\ q_3\tau^3/6 & q_3\tau^2/2 & q_3\tau \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中, q_1 , q_2 和 q_3 分别为 Δx , Δy 和 Δz 对应的过程噪声参数.

众所周知, 最优 Kalman 滤波解是建立在 Kalman 滤波函数模型和随机模型均精确已知的基础上, 不适当的随机模型的选取会使得 Kalman 滤波的精度退化, 甚至发散. 本文的主要工作则是对未知的状态噪声协方差矩阵 \mathbf{Q} 和观测噪声方差 R 进行估计.

同时, 从 (3) 式可以看出, 状态噪声协方差矩阵 \mathbf{Q} 仅与 q_1 , q_2 , q_3 和 τ 相关, 由于 τ 为已知的采样时间间隔, 因此, 要确定未知的状态噪声协方差矩阵 \mathbf{Q} 只需求解未知的状态噪声参数 q_1 , q_2 和 q_3 即可.

对于线性离散 Kalman 滤波模型, 在滤波达到稳态时, Kalman 滤波增益收敛, 则可用常矢量 \mathbf{L} 进行表示, 由此可建立预测状态 $\mathbf{X}_{k|k-1}$ 的递推表达式:

$$\mathbf{x}_{k+1|k} = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k|k-1} + \mathbf{A}\mathbf{L}(\mathbf{y}_k - \mathbf{C}\mathbf{x}_{k|k-1}). \quad (4)$$

同时, 用 \mathbf{Y}_k 表示新息, 则有

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{C}\mathbf{x}_{k|k-1}. \quad (5)$$

令 $\boldsymbol{\varepsilon}_{k|k-1} = \mathbf{X}_k - \mathbf{X}_{k|k-1}$ 表示预测状态误差, 将其代入 (4) 和 (5) 式, 并整理可得基于新息的状态空间模型^[16,17]:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1|k} = \bar{\mathbf{A}}\boldsymbol{\varepsilon}_{k|k-1} + \bar{\mathbf{G}}\bar{\mathbf{w}}_k, \\ \mathbf{Y}_k = \mathbf{C}\boldsymbol{\varepsilon}_{k|k-1} + \mathbf{v}_k, \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\bar{\mathbf{A}} = \mathbf{A} - \mathbf{A}\mathbf{L}\mathbf{C}$, $\bar{\mathbf{G}} = [\mathbf{G} - \mathbf{A}\mathbf{L}]$, $\bar{\mathbf{w}}_k = [\mathbf{w}_k \mathbf{v}_k]^T$.

用 $\mathbf{P}_{k|k-1} = E(\boldsymbol{\varepsilon}_{k|k-1}\boldsymbol{\varepsilon}_{k|k-1}^T)$ 表示预测状态误差协方差, 在其滤波达到稳态时, $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 收敛于 \mathbf{P} , 满足 Lyapunov 等式:

$$\mathbf{P} = \bar{\mathbf{A}}\mathbf{P}\bar{\mathbf{A}}^T + \bar{\mathbf{G}}\bar{\mathbf{Q}}\bar{\mathbf{G}}^T, \quad (7)$$

式中 $\bar{\mathbf{Q}} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q} & 0 \\ 0 & R \end{bmatrix}$. 对 (7) 式进行克罗内克积运算, 将其转换为矢量形式, 整理可得

$$\mathbf{P}_s = (\mathbf{I} - \bar{\mathbf{A}} \otimes \bar{\mathbf{A}})^{-1}[(\mathbf{G} \otimes \mathbf{G})\mathbf{Q}_s + (\mathbf{A}\mathbf{L} \otimes \mathbf{A}\mathbf{L})R], \quad (8)$$

(8) 式建立起预测状态误差协方差矢量 \mathbf{P}_s 与未知的状态噪声协方差矢量 \mathbf{Q}_s 和观测噪声方差 R 间的线性函数关系.

顾及状态噪声协方差矩阵 \mathbf{Q} 与 q_1 , q_2 , q_3 相关, 对 (3) 式进行克罗内克积运算, 可将状态噪声协方差矢量 \mathbf{Q}_s 表示为关于状态噪声参数矢量 $\mathbf{q} = [q_1 \ q_2 \ q_3]^T$ 的线性模型:

$$\mathbf{Q}_s = \mathbf{M}\mathbf{q}, \quad (9)$$

式中

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \tau & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \tau^3/3 & \tau^2/2 & 0 & \tau^2/2 & \tau & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \tau^5/20 & \tau^4/8 & \tau^3/6 & \tau^4/8 & \tau^3/3 & \tau^2/2 & \tau^3/6 & \tau^2/2 & \tau \end{bmatrix}^T.$$

并将 (9) 式代入 (8) 式, 可得

$$\mathbf{P}_s = (\mathbf{I} - \bar{\mathbf{A}} \otimes \bar{\mathbf{A}})^{-1}[(\mathbf{G} \otimes \mathbf{G})\mathbf{M}\mathbf{q} + (\mathbf{A}\mathbf{L} \otimes \mathbf{A}\mathbf{L})R]. \quad (10)$$

(10) 式则建立起预测状态误差协方差矢量 \mathbf{P}_s 与未知的状态噪声参数矢量 \mathbf{q} 和观测噪声方差 R 间的线性函数关系.

用 $\mathbf{R}(N)$ 表示新息 \mathbf{Y}_k 的 N 阶自相关函数序列, 即

$$\mathbf{R}(N) = \{E[\mathbf{Y}_k \mathbf{Y}_k^T], \dots, E[\mathbf{Y}_{k+N-1} \mathbf{Y}_k^T]\}^T. \quad (11)$$

可将其表示为预测状态误差协方差 \mathbf{P} 及观测噪声方差的函数:

$$\mathbf{R}(N) = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{C}\bar{\mathbf{A}} \\ \vdots \\ \mathbf{C}\bar{\mathbf{A}}^{N-1} \end{bmatrix}}_{\mathbf{O}} \mathbf{P} \mathbf{C}^T + \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ -\mathbf{C}\bar{\mathbf{A}}\mathbf{L} \\ \vdots \\ -\mathbf{C}\bar{\mathbf{A}}^{N-1}\mathbf{A}\mathbf{L} \end{bmatrix}}_{\mathbf{\Gamma}} \mathbf{R}. \quad (12)$$

对 (12) 式采用克罗内克积运算, 可将矩阵运算转换为矢量运算形式, 并整理可得

$$\mathbf{R}(N)_s = (\mathbf{O} \otimes \mathbf{C})\mathbf{P}_s + (\mathbf{I} \otimes \mathbf{\Gamma})\mathbf{R}. \quad (13)$$

(13) 式建立起新息的 N 阶自相关函数序列矢量 $\mathbf{R}(N)_s$ 与预测状态误差协方差矢量 \mathbf{P}_s 和未知的观测噪声方差 \mathbf{R} 间的线性函数关系. 同时, 顾及预测状态误差协方差矢量 \mathbf{P}_s 与未知的状态噪声参数矢量 \mathbf{q} 和观测噪声方差 \mathbf{R} 相关, 将 (10) 式代入 (13) 式中整理可得

$$\begin{aligned} \mathbf{R}(N)_s &= [(\mathbf{C} \otimes \mathbf{O})(\mathbf{I} - \bar{\mathbf{A}} \otimes \bar{\mathbf{A}})^{-1}] \\ &\quad \times (\mathbf{G} \otimes \mathbf{G})\mathbf{M} \cdot \mathbf{q} \\ &\quad + [(\mathbf{C} \otimes \mathbf{O})(\mathbf{I} - \bar{\mathbf{A}} \otimes \bar{\mathbf{A}})^{-1} \\ &\quad \times (\mathbf{A}\mathbf{L} \otimes \mathbf{A}\mathbf{L}) + (\mathbf{I} \otimes \mathbf{\Gamma})] \cdot \mathbf{R}. \end{aligned} \quad (14)$$

(14) 式建立起新息的 N 阶自相关函数序列矢量 $\mathbf{R}(N)_s$ 与未知的状态噪声参数矢量 \mathbf{q} 和观测噪声方差 \mathbf{R} 间的线性函数关系, 可采用最小二乘法对未知噪声参数进行估计:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{q} \\ \mathbf{R} \end{bmatrix} = (\mathbf{A}_{LS}^T \mathbf{A}_{LS})^{-1} \mathbf{A}_{LS}^T \mathbf{R}(N)_s, \quad (15)$$

式中,

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{LS} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_Q & \mathbf{A}_R \end{bmatrix}^T, \\ \mathbf{A}_Q &= (\mathbf{C} \otimes \mathbf{O})(\mathbf{I} - \bar{\mathbf{A}} \otimes \bar{\mathbf{A}})^{-1}(\mathbf{G} \otimes \mathbf{G})\mathbf{M}, \\ \mathbf{A}_R &= (\mathbf{C} \otimes \mathbf{O})(\mathbf{I} - \bar{\mathbf{A}} \otimes \bar{\mathbf{A}})^{-1}(\mathbf{A}\mathbf{L} \otimes \mathbf{A}\mathbf{L}) \\ &\quad + (\mathbf{I} \otimes \mathbf{\Gamma}). \end{aligned}$$

值得注意的是, 采用先验有偏的噪声协方差参数进行 Kalman 滤波, 由此得到的新息的 N 阶自相关函数序列存在误差, 必然会对待定的噪声协方差参数带来影响, 可采用迭代计算的方法消除先验噪声协方差参数带来的误差影响 [18].

3 对比实验

采用 IGS 网站提供的精密钟差数据 [19] 进行分析, 从 2009 年 2 月 22 日到 3 月 3 日, 共 10 天采样间隔为 5 min 的数据, 其时间序列见图 1.

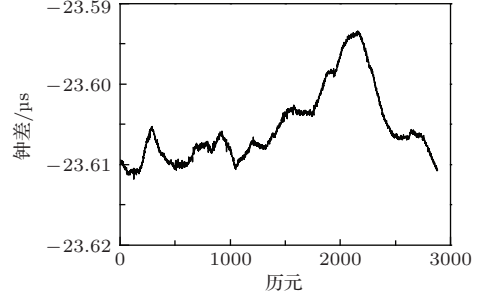


图 1 卫星钟差时间序列图

Fig. 1. Time series of satellite clock offset.

为了对本文提出的自适应 Kalman 滤波噪声协方差估计 (AKF) 方法进行验证, 首先选取先验噪声参数 $q_1 = 1, q_2 = 0.1, q_3 = 0.01$ 和 $R = 0.1$, 并利用前 8 天的钟差数据采用 AKF 方法进行 Kalman 滤波噪声协方差参数估计, 为消除选取先验噪声参数所带来的误差影响, 采用迭代计算的策略. 图 2—图 5 分别给出了噪声参数 q_1, q_2, q_3 和 R 的 100 次迭代计算结果, 其噪声估计结果见表 1.

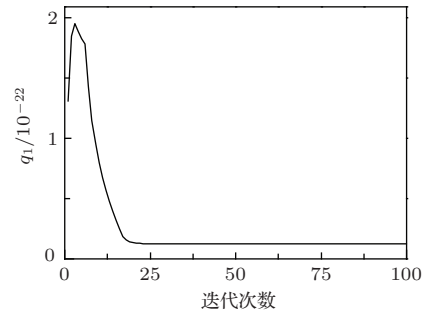


图 2 q_1 的迭代计算结果

Fig. 2. Estimated q_1 by iterative computation.

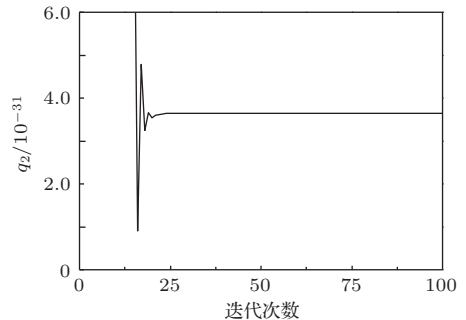


图 3 q_2 的迭代计算结果

Fig. 3. Estimated q_2 by iterative computation.

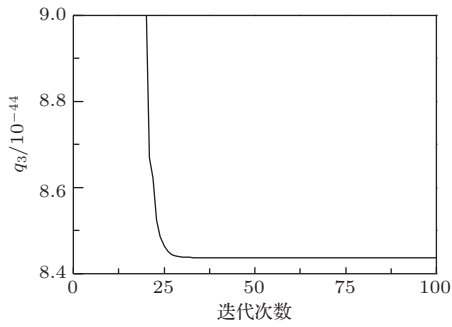


图4 q_3 的迭代计算结果

Fig. 4. Estimated q_3 by iterative computation.

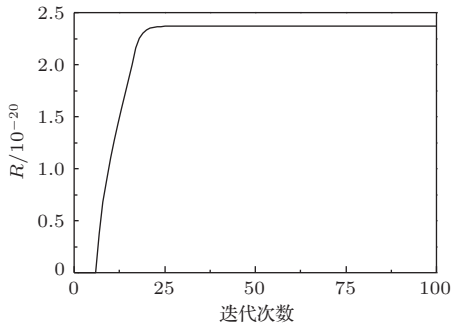


图5 R 的迭代计算结果

Fig. 5. Estimated R by iterative computation.

表1 噪声参数估值

Table 1. Estimated noise parameters.

q_1	q_2	q_3	R
估值 1.26×10^{-23}	3.64×10^{-31}	8.44×10^{-44}	2.37×10^{-20}

尽管先验的滤波噪声参数存在较大偏差, 但通过迭代计算可有效消除其影响, 即使在本文非常极端的先验噪声参数的选取下, 经过多次迭代计算, 待估噪声参数均已收敛.

为了对本文所提 AKF 算法的正确性进行对比验证, 采用估计出的滤波噪声参数对前 8 天的钟差数据进行 Kalman 滤波, 同时进行 2 天的钟差预测, 并将钟差拟合精度和钟差预测精度与文献 [13] 提出的顾及随机噪声模型的开窗分类因子自适应抗差钟差估计算法 (ARKF2) 结果进行对比分析, 具体结果如表 2 和表 3 所列. 从表 2 和表 3 可以看出, AKF 方法的钟差拟合精度为 1.22×10^{-10} s, 钟差预报精度为 1.02×10^{-8} s, 与 ARKF2 方法的钟差拟合精度和钟差预报精度基本相当.

从以上结果可以看出:

1) 当先验噪声参数存在较大偏差时, 其必然对 AKF 方法的噪声估计结果产生影响, 而迭代计算

可有效地消除这类影响, 提高噪声估计精度, 即使是在本文中极端的噪声参数的选取下, 通过迭代计算, 噪声估计结果均能收敛, 表明 AKF 方法具有较好的收敛性;

2) 通过与 ARKF2 方法进行对比分析, 不仅验证了本文所提 AKF 方法的正确性, 同时也可以看出 AKF 方法具有较高的钟差拟合精度和钟差预报精度.

表2 钟差拟合精度

Table 2. Fitting accuracy of clock offset.

	拟合精度/s
ARKF2	1.79×10^{-10}
AKF	1.22×10^{-10}

表3 钟差预测精度

Table 3. Prediction accuracy of clock offset.

	拟合精度/s
ARKF2	1.16×10^{-8}
AKF	1.02×10^{-8}

4 结 论

采用 Kalman 滤波方法进行卫星钟差参数估计时, 其状态噪声协方差矩阵满足特定矩阵结果, 本文提出了一种新的卫星钟差 Kalman 滤波噪声协方差估计方法. 该方法首先构造基于新息的状态空间模型, 同时建立新息的相关函数序列与未知的噪声参数间的线性函数模型, 并采用最小二乘法对未知噪声参数进行估计.

为了对该方法的正确性和有效性进行验证, 选取具有较大偏差的先验噪声参数进行 Kalman 滤波, 并采用本文所提方法对未知的噪声协方差参数进行估计, 同时结合迭代的计算策略. 计算结果表明, 新方法具有较好的收敛性, 通过迭代计算能有效克服先验噪声参数偏差带来的误差影响. 采用估计出的噪声协方差参数进行卫星钟差参数估计和预报, 并与顾及随机噪声模型的自适应抗差钟差估计方法进行对比, 新方法的钟差拟合和预报精度与顾及随机噪声模型的自适应抗差钟差估计方法的钟差拟合和预报精度基本相当, 验证了新方法的正确性和有效性.

参考文献

- [1] Yang Y, He H, Xu G 2001 *J. Geodesy* **75** 109
- [2] Yang Y, Gao W 2005 *J. Navigation* **58** 471
- [3] Yang Y, Gao W 2006 *J. Geodesy* **80** 177
- [4] Yang Y, Cui X 2008 *Survey Rev.* **40** 260
- [5] Hauschild A, Montenbruck O 2009 *GPS Solut.* **13** 173
- [6] Liu Y Y, Lian B W, Zhao H W, Liu Y Q 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 228402 (in Chinese) [刘洋洋, 廉保旺, 赵宏伟, 刘亚擎 2014 物理学报 **63** 228402]
- [7] Chen W D, Liu Y L, Zhu Q G, Chen Y 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 170506 (in Chinese) [陈卫东, 刘要龙, 朱奇光, 陈颖 2013 物理学报 **62** 170506]
- [8] Zhao L 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 104301 (in Chinese) [赵龙 2012 物理学报 **61** 104301]
- [9] Shmaliy Y S 2006 *IEEE Trans. Ultrason. Ferr.* **53** 862
- [10] Contreras-Gonzalez J, Ibarra-Manzano O, Shmaliy Y S 2013 *Measurement* **46** 476
- [11] Huang G W, Yang Y X, Zhang Q 2011 *Acta Geodaet. Cartograph. Sin.* **40** 15 (in Chinese) [黄观文, 杨元喜, 张勤 2011 测绘学报 **40** 15]
- [12] Guo H R, Yang Y X, He H B, Xu T H 2010 *Acta Geodaet. Cartograph. Sin.* **39** 146 (in Chinese) [郭海荣, 杨元喜, 何海波, 徐天河 2010 测绘学报 **39** 146]
- [13] Huang G, Zhang Q 2012 *GPS Solut.* **16** 531
- [14] Guo H R 2006 *Ph. D. Dissertation* (Zhengzhou: Information Engineering University) (in Chinese) [郭海荣 2006 博士学位论文 (郑州: 信息工程大学)]
- [15] Kwon W H, Kim P S, Han S H 2002 *Automatic* **38** 545
- [16] Rajamani M R, Rawlings J B 2009 *Automatic* **45** 142
- [17] Odelson B J, Rajamani M R, Rawlings J B 2006 *Automatic* **42** 303
- [18] Luo Z C, Lin X, Zhou B Y 2012 *Geomat. Inform. Sci. Wuhan Univ.* **37** 1164 (in Chinese) [罗志才, 林旭, 周波阳 2012 武汉大学学报: 信息科学版 **37** 1164]
- [19] International GNSS Service <ftp://igsceb.jpl.nasa.gov/> [2014.10.20.]

A new noise covariance matrix estimation method of Kalman filter for satellite clock errors*

Lin Xu¹⁾ Luo Zhi-Cai^{1)2)3)†}

1) (School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

2) (Key Laboratory of Geospace Environment and Geodesy, Ministry of Education, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

3) (State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan 430079, China)

(Received 21 October 2014; revised manuscript received 27 November 2014)

Abstract

The satellite clock plays a key role in the global navigation satellite system (GNSS). The accuracy of GNSS and its applications depend on the quality of the satellite clock. Therefore, precisely estimating and predicting the satellite clock is an important issue in the fields of GNSS and its application. As an optimal estimation algorithm, Kalman filter has been used to estimate and predict the satellite clock. However, in a conventional Kalman filter algorithm, the noise covariance matrices of satellite clock need to be predetermined, which restricts its further applications since the noise covariance matrices, especially the process noise covariance matrix, are usually unknown in the real cases. With inappropriate noise covariance matrices, the state estimation of conventional Kalman filter is suboptimal. To cope with this problem, a new noise covariance matrix estimation method of Kalman filter is proposed, and then we apply it to the problem of satellite clock estimation and prediction. Considering the fact that the process noise covariance matrix depends on the unknown noise parameters, the problem of estimating process noise covariance matrix can be solved by estimating the unknown noise parameters. First, the correlation between the Kalman innovations is used to establish a linear relationship with the unknown noise parameters. Then the unknown parameters can be estimated by least-squares estimation. Finally, the satellite clock can be estimated and predicted with the estimated noise parameters. In the new method, no prior information about the noise parameters is needed. Even with some extreme prior noise parameters, the new method can also work very well and has good convergence properties. For comparison, we conduct two experiments using the new method and the adaptively robust Kalman filter with classified adaptive factors based on opening windows separately, both results are consistent with each other very well, which verifies the correctness and effectiveness of this new method.

Keywords: satellite clock error, Kalman filter, noise estimation

PACS: 02.10.Ud, 02.30.Yy, 91.10.By, 91.10.Fc

DOI: 10.7498/aps.64.080201

* Project supported by the National Basic Research Program of China (Grant No. 2013CB733302), the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 41174062, 41131067), the Fundamental Research Funds for the Central Universities, China (Grant No. 2012214020206), and the Open Research Fund Program of the Key Laboratory of Geospace Environment and Geodesy, Ministry of Education, China (Grant No. 12-02-09).

† Corresponding author. E-mail: zhcluo@sgg.whu.edu.cn