

# 基于移动开窗法协方差估计和方差分量估计的自适应滤波

杨元喜<sup>1</sup> 徐天河<sup>1</sup>

(1 西安测绘研究所, 西安市雁塔路中段 1 号, 710054)

**摘要:** 基于移动窗口协方差估计和方差分量估计, 提出了一种新的自适应 Kalman 滤波技术。计算结果证实, 该方法能有效地控制观测异常和载体状态扰动异常对动态系统参数估值的影响。

**关键词:** 移动窗口 协方差估计; 自适应估计; 抗差估计; 方差分量估计

中图分类号: P207.2

运动定位与导航一般应用 Kalman 滤波算法。为平衡观测值和动力学状态方程对参数估值的贡献大小, 通常附加一个模型误差方差-协方差矩阵对随机模型进行补偿。Jazwinski 提供了该协方差矩阵的一些特殊形式<sup>[1]</sup>。然而, 这些方法在动态定位中并未取得令人满意的结果。为了控制异常误差的影响, 许多学者提出了抗差 Kalman 滤波<sup>[2~6]</sup>。另一种方法是函数模型补偿法, 有关这方面的内容可参见文献[1, 7]。函数模型补偿法通过引入附加参数用于补偿系统误差或动力学模型误差影响, 但增加了计算负担。

移动窗口协方差估计滤波是动态大地测量中经常用到的一种自适应滤波技术<sup>[8~10]</sup>, 它采用历史历元残差序列估计观测向量的协方差阵和状态误差协方差阵。在状态和观测误差稳定的情况下, 移动窗口协方差估计滤波的效果较好。因为在这种情况下, 开窗法能够为观测向量和预测状态提供合理的协方差矩阵。

杨元喜等提出了一种更为灵活的自适应滤波<sup>[5]</sup>, 并构造了一个自适应因子用于平衡观测值和预测状态间的权重, 由此可以控制先验预测状态异常的影响。在初始滤波中, 当前历元的预测状态的权矩阵或协方差阵必须预先给定, 且自适应因子确定通常带有主观性或凭经验获得。

为了分析各滤波的特点, 先给出经典 Kalman 滤波的基本公式。设  $t_k$  时刻的观测模型和动力学模型方程分别为:

$$L_k = A_k X_k + \Delta_k \quad (1)$$

$$X_k = \Phi_{k, k-1} X_{k-1} + W_k \quad (2)$$

式中,  $X_k$  为  $t_k$  时刻的  $u$  维状态向量;  $\Phi_{k, k-1}$  为  $u \times u$  维状态转移矩阵;  $W_k$  为状态噪声向量;  $L_k$  为  $n_k$  维观测向量;  $A_k$  为  $n_k \times u$  维设计矩阵;  $\Delta_k$  为观测噪声向量。设  $W_k$  和  $\Delta_k$  的协方差矩阵分别为  $\Sigma_{W_k}$  和  $\Sigma_k$ ,  $W_k$ 、 $W_j$ 、 $\Delta_k$ 、 $\Delta_j$  互不相关。又设状态预测向量为:

$$X_k = \Phi_{k, k-1} X_{k-1} + W_k \quad (3)$$

其解向量为:

$$X_k = X_k + K_k (L_k - A_k X_k) \quad (4)$$

式中,

$$K_k = \Sigma_k A_k^T (A_k \Sigma_k A_k^T + \Sigma_k)^{-1} \quad (5)$$

$$\Sigma_k = \Phi_{k, k-1} \Sigma_{k-1} \Phi_{k, k-1}^T + \Sigma_{W_k} \quad (6)$$

残差向量和新息向量分别为:

$$V_k = A_k X_k - L_k \quad (7)$$

$$V_k = A_k X_k - L_k \quad (8)$$

其对应的协方差矩阵为:

$$\Sigma_{V_k} = \Sigma_k + A_k \Sigma_k A_k^T \quad (9)$$

$$\Sigma_{V_k} = \Sigma_k - A_k \Sigma_k A_k^T \quad (10)$$

## 1 移动窗口协方差估计自适应滤波

### 1.1 观测噪声协方差矩阵的自适应开窗估计法 观测噪声协方差阵的自适应估计一般采用开

窗法, 即由  $m$  个历元新息向量或残差向量估计当前观测残差的协方差矩阵。前者简称为 IAE (innovation-based adaptive estimation) 滤波, 后者可称为 RAE (residual-based adaptive estimation) 滤波。这两种开窗自适应估计法已在多篇论文中作过介绍<sup>9, 10</sup>。如果取计算窗口为  $m$ , 则由 IAE 和 RAE 滤波求得  $t_k$  时刻观测信息的协方差矩阵  $\Sigma_k$  分别为:

$$\Sigma_k = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^m V_{k-j} V_{k-j}^T - A_k \Sigma_{X_k} A_k^T \quad (11)$$

和

$$\Sigma_k = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^m V_{k-j} V_{k-j}^T + A_k \Sigma_{X_k} A_k^T \quad (12)$$

在计算  $t_k$  时刻的观测信息的协方差矩阵  $\Sigma_k$  时, 为了避免利用  $\Sigma_{X_k}$ , 可以通过  $t_{k-1}$  之前的  $m$  个历元的信息求解, 即

$$\Sigma_k = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^{m+1} V_{k-j} V_{k-j}^T + A_{k-1} \Sigma_{X_{k-1}} A_{k-1}^T \quad (13)$$

式(11)和式(13)是有区别的, 在利用这两个公式进行滤波时, 须注意以下问题。

1) 由 IAE 和 RAE 法估算都要利用  $m$  个历元的残差或新息向量, 一方面增加了历史信息的存贮, 而且窗口宽度  $m$  也是一个难以确定的变数。

2) 无论由式(11)还是式(13)计算  $\Sigma_k$ , 都是对历史精度信息的平均, 这种计算结果很难表征当前历元的观测信息的离散程度。于是, 这种自适应估计很难真正实现“自适应”。

3) 无论由 IAE 还是 RAE 法估算  $\Sigma_k$ , 都要求各历元观测向量不仅维数相同, 而且观测类型也要相同, 否则根本不可能由式(11)或式(13)计算  $\Sigma_k$ 。这一问题正是 IAE 和 RAE 法估算  $\Sigma_k$  存在的最本质的缺陷。这一问题导致 IAE 和 RAE 开窗法几乎不可能应用于动态导航定位, 因为载体在运动过程中, 不可能保证每一历元载体上观测设备获取相同分布的信息。

4) IAE 估计  $\Sigma_k$  还有可能出现负定现象, 即  $\Sigma_{V_k}$  可能小于  $A_k \Sigma_{X_k} A_k^T$ 。

### 1.2 动态模型噪声矩阵 $\Sigma_W$ 的开窗估计

令状态预报向量的改正数向量  $\Delta X_k$  为:

$$\Delta X_k = X_k - X_k \quad (14)$$

注意到  $E(\Delta X_k) = 0$ , 则  $\Delta X_k$  的协方差可表示成:

$$\Sigma_{\Delta X} = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^m \Delta X_{k-j} \Delta X_{k-j}^T \quad (15)$$

容易推得动态模型噪声矩阵的估计公式为:

$$\Sigma_{W_k} = \Sigma_{\Delta X_k} + \Sigma_{X_k} - \Phi_{k, k-1} \Sigma_{X_{k-1}} \Phi_{k, k-1}^T \quad (16)$$

然而, 由式(16)估计  $\Sigma_{W_k}$  存在如下问题。

1) 表达式中含有  $t_k$  历元的状态参数估值的

协方差矩阵  $\Sigma_{X_k}$ , 而  $\Sigma_{X_k}$  的求解往往需要先求得  $\Sigma_{W_k}$ 。

2)  $\Sigma_{W_k}$  中含有  $\Sigma_{\Delta X_k}$ , 而  $\Sigma_{\Delta X_k}$  是由  $m$  个历元的  $\Delta X_j = X_j - X_j$  求得, 其中包含  $t_k$  历元的  $X_k - X_k$ , 这也要求先解  $\Sigma_{W_k}$ 。

3) 即使可以用  $t_{k-1}$  之前  $m$  个历元的  $\Delta X_j$  估算  $\Sigma_{\Delta X_{k-1}}$  和  $\Sigma_{W_{k-1}}$ , 并由此作为  $\Sigma_{W_k}$  的近似, 但由于  $t_{k-1}$  历元状态有时不能可靠地反映  $t_k$  历元的状态扰动, 且由  $m$  个历元  $\Delta X_j \Delta X_j^T$  的平均值来估计  $\Sigma_{\Delta X_{k-1}}$  也不能反映  $t_{k-1}$  历元的状态噪声水平, 尤其当运动状态产生大的扰动时, 这种  $\Sigma_{W_k}$  的“自适应估计”很难保证  $\Sigma_{W_k}$  “适应”实际运动载体的动态噪声水平。

最后应该指出, 上述自适应滤波过程还存在着另一对矛盾, 即若利用自适应估计法增大状态噪声协方差矩阵, 则相当于减小观测噪声协方差, 反之亦相反。但若同时增大或减少  $\Sigma_{W_k}$  和  $\Sigma_k$ , 则会出现矛盾, 有时甚至会造成死循环, 导致滤波结果发散。

## 2 抗差自适应滤波

抗差自适应滤波是基于式(4)构造得到的<sup>3</sup>:

$$X_k = (A_k^T P_k A_k + \alpha P_{X_k})^{-1} (A_k^T P_k L_k + \alpha P_{X_k} X_k) \quad (17)$$

$$\Sigma_{X_k} = (A_k^T P_k A_k + \alpha P_{X_k})^{-1} \sigma_0^2 \quad (18)$$

式中,  $\sigma_0^2$  为方差因子;  $P_k$  为观测值的等价权矩阵, 可由抗差估计计算<sup>4</sup>;  $\alpha$  为待定的自适应因子。式(17)是广义抗差自适应滤波估计。当  $\alpha \neq 0$ , 通过矩阵恒等变换, 式(17)可写成:

$$X_k = X_k + \Sigma_{X_k} A_k^T (A_k \Sigma_{X_k} A_k^T + \alpha \Sigma_{X_k})^{-1} (L_k - A_k X_k) \quad (19)$$

式中  $\alpha$  为<sup>[5]</sup>:

$$\alpha = \begin{cases} 1, & |\delta X_k| \leq c_0 \\ \frac{c_0}{|\delta X_k|} \left( \frac{c_1 - |\delta X_k|}{c_1 - c_0} \right)^2, & c_0 < |\delta X_k| \leq c_1 \\ 0, & |\delta X_k| > c_1 \end{cases} \quad (20)$$

式中,  $c_0$  可取 1.0~1.5,  $c_1$  可取 3.0~4.5。如果其统计量小于  $c_0$ , 则预测状态在可以接受的范围, 此时的自适应滤波就等价于经典 Kalman 滤波。如果其统计量大于  $c_1$ , 则该预测状态不能在滤波中利用。如果其值界于  $c_0$  和  $c_1$  之间, 则应对预测状态降权。式(20)中的统计量为:

$$|\delta X_k| = \|X_k - X_k\| / \sqrt{\text{tr}\{\Sigma_{X_k}\}} \quad (21)$$

式中,  $X_k$  是状态向量(位置向量)的抗差估值, 它仅仅利用当前时刻  $t_k$  的观测值计算, 而不包含原始的速度观测值。  $X_k$  通过式(3)预测得到的也不包含先验速度信息。 因此, 认为由式(21)表示的位置的变化能够反映速度的扰动。 抗差自适应 Kalman 滤波已得到了广泛的应用, 并取得了很好的效果<sup>5]</sup>。

### 3 基于方差分量估计构造的自适应因子

理论上, 可以通过方差分量估计构造出新的自适应因子。 把观测值  $L_k$  和预测状态  $X_k$  看作两类观测值, 它们的 Helmert 方差分量估计为<sup>[11, 12]</sup>:

$$\sigma_{0k}^2 = \frac{V_k^T P_k V_k}{r_k - \text{tr}(N^{-1} N_k)} \quad (22)$$

$$\sigma_{0X_k}^2 = \frac{\Delta X_k^T P_{X_k} \Delta X_k}{s_k - \text{tr}(N^{-1} P_{X_k})} \quad (23)$$

式中,  $\sigma_{0k}^2$  和  $\sigma_{0X_k}^2$  分别为  $L_k$  和  $X_k$  方差分量估值;  $r_k$  为  $t_k$  时刻观测值的个数;  $s_k$  为预测状态参数的个数, 且

$$N_k = A_k^T P_k A_k, \quad N = N_k + P_{X_k} = A_k^T P_k A_k + P_{X_k} \quad (24)$$

第  $J$  次循环时,

$$P_k^J = P_k / (\sigma_{0k}^{2(J-1)} \dots \sigma_{0k}^{2(0)}) = \alpha_1 P_k \quad (25)$$

$$P_{X_k}^J = P_{X_k} / (\sigma_{0X_k}^{2(J-1)} \dots \sigma_{0X_k}^{2(0)}) = \alpha_2 P_{X_k} \quad (26)$$

式中,  $\sigma_{0k}^{2(J-1)} \dots \sigma_{0k}^{2(0)}$  和  $\sigma_{0X_k}^{2(J-1)} \dots \sigma_{0X_k}^{2(0)}$  分别为前  $J-1$  次循环;  $L_k$  和  $X_k$  各自方差分量估值的乘积。 令

$$\alpha_1 = \frac{1}{\sigma_{0k}^{2(J-1)} \dots \sigma_{0k}^{2(0)}} \quad (27)$$

$$\alpha_2 = \frac{1}{\sigma_{0X_k}^{2(J-1)} \dots \sigma_{0X_k}^{2(0)}} \quad (28)$$

于是自适应因子可以确定为:

$$\alpha = \frac{\alpha_2}{\alpha_1} = \frac{\sigma_{0k}^{2(J-1)} \dots \sigma_{0k}^{2(0)}}{\sigma_{0X_k}^{2(J-1)} \dots \sigma_{0X_k}^{2(0)}} \quad (29)$$

它用来平衡观测值和预测状态在滤波中的贡献大小。

通常初值  $\sigma_{0k}^{2(0)}$  与  $\sigma_{0X_k}^{2(0)}$  不相等, 通过几次循环和方差分量及权矩阵  $P_k$ 、 $P_{X_k}$  的修正, 可以得到:

$$\sigma_{0k}^{2(J)} \approx \sigma_{0X_k}^{2(J)} \quad (30)$$

采用近似 Helmert 方差分量估计公式, 可以得到一种简化的自适应因子计算公式为:

$$\sigma_{0X}^2 \approx \frac{\Delta X^T P_X \Delta X}{s_k} \quad (31)$$

和

$$\sigma_{0k}^2 \approx \frac{V_k^T P_k V_k}{r_k} \quad (32)$$

用它们的比值可以作为检验统计量:

$$S = \frac{\sigma_{0X}^2}{\sigma_{0k}^2} \approx \frac{\Delta X^T P_X \Delta X}{m_k \sigma_{0k}^2} \quad (33)$$

得到的自适应因子公式类似于式(20):

$$\alpha = \begin{cases} 1 & S \leq c_0 \\ \frac{c_0}{S} \left( \frac{c_1 - S}{c_1 - c_0} \right)^2 & c_0 < S \leq c_1 \\ 0 & S > c_1 \end{cases} \quad (34)$$

### 4 基于移动窗口协方差估计和方差分量估计的自适应 Kalman 滤波

在自适应抗差 Kalman 滤波中<sup>[5]</sup>, 状态模型方差-协方差阵取为<sup>[13]</sup>:

$$\Sigma_{W_t} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} Q_2 \Delta t^3 & \frac{1}{2} Q_2 \Delta t^2 \\ \frac{1}{2} Q_2 \Delta t^2 & Q_2 \Delta t \end{bmatrix} \quad (35)$$

式中,  $Q_2$  为速度谱密度;  $\Delta t$  为采样间隔。 如果观测历元的个数小于移动窗口协方差估计滤波中窗口的宽度  $m$ , 则  $\Sigma_{W_k}$  在给出新的自适应滤波中仍需预先给定。 反之, 便可用移动窗口协方差估计法估计出  $\Sigma_{W_k}$ 。 新的自适应滤波公式与式(17)形式相同, 但  $\Sigma_k$  和  $\alpha$  的确定方法不同。 这里  $\Sigma_k$  是观测向量的等价协方差矩阵, 它可以通过方差膨胀模型确定<sup>[14]</sup>。  $\alpha$  由(34)式确定,  $P_{X_k}$  或  $\Sigma_{X_k}$  通过下面公式计算:

$$P_{X_k} = \Sigma_{X_k}^{-1} \approx (\Sigma_{\Delta X_k} + \Sigma_{X_{k-1}})^{-1} \quad (36)$$

### 5 计算与比较

本文算例与文献中相同<sup>[5]</sup>, 即拟对一组机载动态 GPS 观测数据进行处理。 数据采集于 1996 年 9 月 20 日。 两台 Trimble 4000SSE 型接收机, 一台固定于参考站, 另一台安置于飞机上。 飞机的初始位置距固定站约 1km。 经过约 10min 的初始化后, 飞机起飞, 整个飞行时间约 90min。

为了分析和比较多种 Kalman 滤波结果中飞机非平稳扰动对状态参数的影响, 笔者用高精度的载波相位双差解作为参考值, 而用双差单  $P$  码进行各种滤波解算, 其结果与参考值作差进行比较。 滤波模型采用常速度模型。 位置、速度和  $P$  码的初始方差分别取为  $0.2\text{m}^2$ 、 $9 \times 10^{-6}\text{m}^2\text{s}^{-2}$  和  $1\text{m}^2$ , 而速度的谱密度取为  $0.2\text{m}^2\text{s}^{-2}$ 。

本文共采用如下 6 种方案进行计算比较:

① 经典 Kalman 滤波; ② 最小二乘估计; ③ 移动窗口协方差估计自适应滤波(开窗法); ④ 抗差自适应滤波; ⑤ 基于方差分量估计的自适应滤波; ⑥ 基于移动窗口协方差估计法和方差分量估计的自适应 Kalman 滤波。

在方案③和⑥中, 窗口的宽度  $m$  分别取 5, 10 和 15, 限于篇幅, 本文仅给出了  $m=10$  的计算结果。而方案⑤和⑥中的  $\alpha$  是通过式(33)和式(34)确定的。

但须指出的是, 基于式(29)的自适应因子和式(30)的收敛条件的自适应滤波有可能会滤波发散。在这种情况下, 移动窗口协方差估计滤波也无济于事。其主要原因是由于预测状态的精度过度乐观, 以至于方差分量估计结果出现偏差, 最终导致滤波发散。为了证明新的综合滤波方法的有效性, 在状态出现明显变化的历元 850 到 1 000 间和历元 3 400 到 3 550 间, 笔者对 6 种方案的均方根和最大值进行了统计, 结果见表 1。

表 1 统计结果/ $m$   
Tab. 1 Statistical results

方案	历元: 850~1 000		历元: 3 400~3 550	
	均方根	最大值	均方根	最大值
1	4.135 7	9.832 8	2.347 6	5.380 8
2	0.672 2	2.434 3	0.480 9	1.965 2
3	1.019 3	2.302 3	0.645 5	2.192 9
4	0.580 3	1.836 2	0.433 0	2.174 0
5	0.678 4	2.562 9	0.517 4	1.865 4
6	0.605 5	1.716 9	0.429 6	1.825 8

由计算结果, 可以得出以下几点。

1) 飞机飞行状态有两处显著非平稳状态, 一处在大约 1 000 历元, 即飞机起飞时; 另一处在 3 000 历元到 4 000 历元之间, 即飞机拐弯时。这两处的“抖动”对经典 Kalman 滤波有明显的影

响, 见图 1。

2) 最小二乘估计没有从状态方程获取中任何预测状态信息, 因此估计出参数值不受动力学模型误差的影响。

3) 由图 3 可以看出, 移动窗口协方差估计自适应滤波在一定程度上能抵制动态模型误差的影响, 其结果优于经典的 Kalman 滤波, 但结果并不十分明显。因为移动窗口协方差估计自适应滤波并不能真正实现“自适应”, 而且窗口的宽度  $m$  也是一个难以确定的变数。若  $m$  取得过小, 所用的历史信息不足, 不能求得表征飞机运动状态扰动的动态模型的方差-协方差矩阵。若  $m$  过大, 则由于使用了大量历史信息的平滑, 很难反映瞬时历元运动状态出现的扰动。

4) 抗差自适应滤波能实现真正意义上的“自适应”, 特别是在载体“抖动”处, 其结果明显优于经典 Kalman 滤波和移动窗口协方差估计自适应滤波。它不但可灵活地控制动态模型噪声异常的影响, 而且可控制观测异常对状态参数估值的影响(见图 4)。笔者已证明了抗差自适应滤波对观测异常的抵制能力, 故本算例中未在观测样本中施加任何观测异常。

5) 图 5 给出的是仅基于方差分量比值的自适应滤波结果。该滤波在试验中实际上并没有很好地调整观测值和预测状态间的贡献。其原因可能是由于预测状态的方差分量是通过其 3 个坐标改正数确定的, 并不能可靠地反映预测状态的方差。由降权函数式(34)确定的方差分量比值的自适应滤波能控制状态方程的误差影响。

6) 从图 6 和表 1 可以看出, 综合移动窗口协方差估计滤波和方差分量估计的新自适应滤波优于各单独形式的滤波。它不仅容易地平衡观测值和预

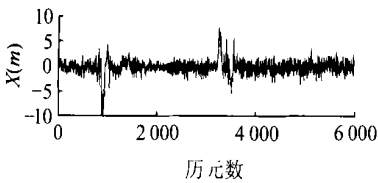


图 1 经典 Kalman 滤波  
Fig. 1 Classic Kalman Filtering

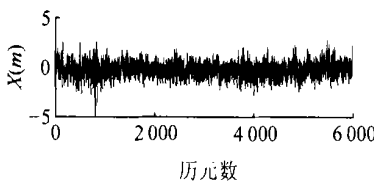


图 2 最小二乘估计  
Fig. 2 Least Squares Adjustment

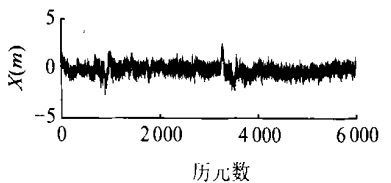


图 3 自适应滤波( $m=10$ )  
Fig. 3 Aptive Filtering ( $m=10$ )

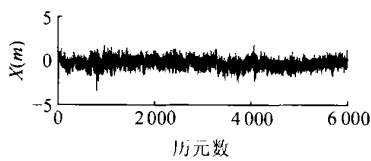


图 4 自适应抗差 Kalman 滤波  
Fig. 4 Adaptively Robust Kalman Filtering

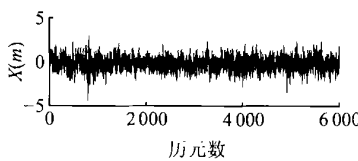


图 5 基于方差分量估计的自适应滤波  
Fig. 5 Adaptive Filtering Based on Variance Components

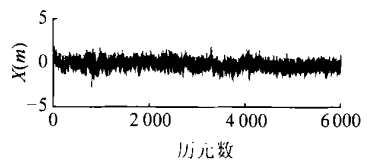


图 6 基于移动窗口协方差估计法和方差分量估计的自适应 Kalman 滤波  
Fig. 6 Adaptive Kalman Filtering

测状态间的贡献,而且能充分利用历史信息。由于它利用移动窗口协方差估计滤波估计状态噪声的协方差矩阵,因此窗口宽度的确定也是一个问题。

### 参 考 文 献

- 1 Jazwinski A H. Stochastic Processes and Filtering Theory. Mathematics in Science and Engineering. New York: Academic Press, 1970
- 2 Koch K R, Yang Y. Robust Kalman Filter for Rank Deficient Observation Model. Journal of Geodesy, 1998, 72 (8): 436~441
- 3 Wang Y J, Kubik K K. Robust Kalman Filter and Its Geodetic Applications. Manuscripta Geodaetica, 1993, 18(6): 349~354
- 4 Yang Y X. Robust Bayesian Estimation. Bulletin Geodesique, 1991, 65(3): 145~150
- 5 Yang Y X, He H, Xu G. A New Adaptively Robust Filtering for Kinematic Geodetic Positioning. Journal of Geodesy, 2001, 75(2): 109~116
- 6 Yang Y X, He H, Xu T H. On Adaptive Filtering. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2001, 30(4): 294~298
- 7 Teunissen P J G. Quality Control in Integrated Navigation Systems. IEEE Aerospace and Electronics Systems Magazine, 1990, 5 (7): 35~41
- 8 胡国荣, 欧吉坤. 改进的高动态 GPS 定位自适应卡尔曼滤波方法. 测绘学报, 1999, 28(4): 290~294
- 9 Mohamed A H, Schwarz K P. Adaptive Kalman Filtering for INS/GPS. Journal of Geodesy, 1999, 73 (4): 193~203
- 10 Wang J, Stewart M P, Tsakiri M. Adaptive Kalman Filtering for Integration of GPS with GLONASS and INS. IUGG/IAG, Brimingham, 1999
- 11 Koch K R. Einführung in die Bayes-Statistik. Berlin Heidelberg-New York; Springer, 2000
- 12 Koch K R, Kusche J. Regularization of Geopotential Determination from Satellite Data by Variance Components. Journal of Geodesy, 2002, 76: 259~268
- 13 Schwarz K P, Cannon M E, Wong R V C. A Comparison of GPS Kinematic Models for Determination of Position and Velocity Along a Trajectory. Manuscripta Geodaetica, 1989, 14(6): 345~353
- 14 Yang Y X, Song L, Xu T H. Robust Estimator for Correlated Observations Based on Bifactor Equivalent Weights. Journal of Geodesy, 2002, 76: 353~358

第一作者简介: 杨元喜, 教授, 博士生导师。现主要从事动态大地测量数据处理理论研究, 已发表论文 140 余篇, 出版专著和合著 4 部。  
E-mail: yuanxi@pub. xaonline.com

## An Adaptive Kalman Filter Combining Variance Component Estimation with Covariance Matrix Estimation Based on Moving Window

YANG Yuanxi<sup>1</sup> XU Tianhe<sup>1</sup>

(1 Xi'an Research Institute of Surveying and Mapping, 1 Mid-Yanta Road, Xi'an, China, 710054)

**Abstract:** An adaptive filtering based on moving window covariance estimation is introduced after the shortcomings of covariance matrices formed by windowing residual vectors, innovation vectors and correction vectors of the dynamic states are analyzed. A new adaptive Kalman filter is developed by combining the moving window covariance and the variance component estimation. It shows that the new adaptive filtering is not only simple in calculation but also robust in controlling the measurement outliers and kinematic state disturbance.

**Key words:** moving window covariance estimation; adaptive estimation; robust estimation; variance components

**About the first author:** YANG Yuanxi, professor, Ph. D supervisor. His research field is data processing for kinematic geodetic positioning and navigation. He has published more than 140 papers, one monograph and three co-author books.

E-mail: yuanxi@pub. xaonline.com

(责任编辑: 晓晨)