非高斯噪声下的车载 GPS 信号定位算法

陈宇波,宋迎春

(中南大学 信息物理工程学院,湖南 长沙,410083)

摘 要:针对车载 GPS 定位算法中卡尔曼滤波对异常的观测噪声非常敏感,严重影响车载 GPS 定位的精度问题,应用 Bayes 定理,给出观测噪声服从污染正态分布的 Bayes 滤波算法。研究结果表明:该滤波算法能够有效地抑制异常噪声对车载 GPS 定位算法的影响;实例解算结果验证了该算法的有效性和可靠性。
关键词:卡尔曼滤波;非高斯噪声;Bayes 估计;车载 GPS 定位
中图分类号:TP301.6 文献标志码:A 文章编号:1672-7207(2010)04-1462-05

A Bayes filter algorithm with non-Gaussian noises based on location of vehicular GPS

CHEN Yu-bo, SONG Ying-chun

(School of Info-Physics and Geomatics Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: Based on the fact that the precision of location of vehicular GPS is significantly affected by the gross errors since Kalman filtering is very sensitive to them, a robust Bayesian estimator for the state parameters of one kind of dynamic models was given based on Bayesian theory with non-Gaussian noises. The results show that this Bayes filter algorithm can resist efficiently affection of abnormal noises. Example proves that the modified Kalman filter is effective and reliable.

Key words: Kalman filtering; non-Gaussian noises; Bayes estimation; location of vehicular GPS

在车载 GPS 动态定位中,由于受多路径效应、大 气扰动等影响,周跳可能频频发生。此外,车载 GPS 途径高大建筑或树木时,其信号受阻断。在某一历元, 可能有1颗卫星发生周跳,也可能几颗卫星同时发生 周跳(简称多周跳现象)。动态滤波系统自身无法消除 这些粗差(周跳)的影响。目前,关于粗差的有效辨识 和剔除,人们在理论上和实际工程中均建立了一些具 有针对性的实用方法,如抗差 Kalman 滤波法^[1-3]、自 适应滤波法^[4-6]、自适应抗差滤波法^[4,7-8]、以拟准检定 法检测观测方程中的粗差^[9]、针对粗差的自适应 Kalman 滤波法^[10]以及粗差探测修复法^[11]。实践结果表 明:这些方法各有其特点和相应的应用场合,但都

未考虑或利用未知参数的先验信息。为此,本文作者 应用 Bayes 定理,给出观测噪声服从污染正态分布的 Bayes 滤波算法,以便有效地抑制异常噪声对车载GPS 定位算法的影响。

1 标准卡尔曼滤波

利用卡尔曼滤波处理动态定位数据的滤波模型可 概括为:

$$\boldsymbol{x}_{k} = \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1} \boldsymbol{x}_{k-1} + \boldsymbol{w}_{k} \quad , \quad \boldsymbol{z}_{k} = \boldsymbol{H}_{k} \boldsymbol{x}_{k} + \boldsymbol{v}_{k} \tag{1}$$

其中: x_k 为状态向量; z_k 为观测向量; $\boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}$ 为状态

收稿日期:2009-11-27;修回日期:2010-04-29

基金项目:国家自然科学基金资助项目(40874005);国家教育部博士点基金资助项目(200805331086);国家教育部博士后基金资助项目(20090451489) 通信作者:陈宇波(1966-),男,湖南宁乡人,博士,从事车载 GPS 定位信息处理与研究;电话:15308408228;E-mail:cyb@transfar.com

转移矩阵; H_k 为观测系数矩阵;状态噪声 w_k 、量测噪声 v_k 、系统的初始状态 x_0 均服从于正态分布且相互独立,相应的卡尔曼滤波公式为:

$$\boldsymbol{x}_{k} = \boldsymbol{\varphi}_{k,k-1} \boldsymbol{x}_{k-1}$$
$$\boldsymbol{M}_{k} = \boldsymbol{\varphi}_{k,k-1} \boldsymbol{P}_{k-1} \boldsymbol{\varphi}_{k,k-1}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_{k-1}$$
$$\boldsymbol{K}_{k} = \boldsymbol{M}_{k} \boldsymbol{H}_{k}^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{H}_{k} \boldsymbol{M}_{k} \boldsymbol{H}_{k}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_{k})^{-1}$$
$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k} = \overline{\boldsymbol{x}}_{k} + \boldsymbol{K}_{k} (\boldsymbol{z}_{k} - \boldsymbol{H}_{k} \overline{\boldsymbol{x}}_{k})$$
$$\boldsymbol{P}_{k} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_{k} \boldsymbol{H}_{k}) \boldsymbol{M}_{k}$$

其中: $\hat{\mathbf{x}}_{k} = E[\mathbf{x}_{k} | \mathbf{Z}_{k}]$; $\mathbf{P}_{k} = E[(\mathbf{x}_{k} - \hat{\mathbf{x}}_{k})(\mathbf{x}_{k} - \hat{\mathbf{x}}_{k})^{\mathrm{T}} | \mathbf{Z}_{k}]$; $\mathbf{x}_{k} = E[\mathbf{x}_{k} | \mathbf{Z}_{k}]$; $\mathbf{M}_{k} = E[(\mathbf{x}_{k} - \overline{\mathbf{x}}_{k})(\mathbf{x}_{k} - \overline{\mathbf{x}}_{k})^{\mathrm{T}} | \mathbf{Z}_{k}]$; $\mathbf{Z}_{k} = (\mathbf{z}_{1}, \mathbf{z}_{2}, \dots, \mathbf{z}_{k})$ 。

但是,只有当系统的状态方程和量测方程的所有 变量都服从于正态分布,并且式(1)的函数关系为线性 关系时,由卡尔曼滤波公式所获得的估计量是有效的、 无偏的,并且是最小方差估计。为了论述方便,引入 记号 *N*(*x*;*µ*,*P*)表示均值为*µ*、方差为*P*的多维正态 分布,即

$$N(\boldsymbol{x};\boldsymbol{\mu},\boldsymbol{P}) =$$

$$(2\pi)^{-n/2} |\boldsymbol{P}|^{-1/2} \exp\{-\frac{1}{2}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{P}^{-1}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})\}$$
(2)

引理^[12] 设 N(z; Hx, R) 是观测误差的高斯密度 分布函数, $N(x; x_P, C_P)$ 是状态预测的先验高斯密度 分布函数, 则:

$$N(\boldsymbol{z}; \boldsymbol{H}\boldsymbol{x}, \boldsymbol{R})N(\boldsymbol{x}; \boldsymbol{x}_{P}, \boldsymbol{C}_{P}) =$$
$$N(\boldsymbol{z}; \boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_{P}, \boldsymbol{R} + \boldsymbol{H}\boldsymbol{C}_{P}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}})N(\boldsymbol{x}; \boldsymbol{x}_{F}, \boldsymbol{C}_{F})$$
(3)

其中: $x_F = x_P + C_F H^T R^{-1} (z - H x_P) = C_F (C_P^{-1} x_P + H^T R^{-1} z)$, $C_F^{-1} = C_P^{-1} + H^T R^{-1} H$ 。

2 非高斯噪声下的 Bayes 滤波算法

在式(1)表示的量测方程中,若 v_k是非高斯噪声,则可以用一加权正态分布来逐次逼近^[13-15],即

$$\boldsymbol{v}_k \cdot \boldsymbol{\alpha}_1 N(\boldsymbol{v}_k; 0, \boldsymbol{R}_1) + \boldsymbol{\alpha}_2 N(\boldsymbol{v}_k; 0, \boldsymbol{R}_2)$$
(4)

根据动态线性模型的理论知识,由式(4)可知给定 *x*_k时,*z*_k的先验条件分布密度为:

$$p(\boldsymbol{z}_{k} | \boldsymbol{x}_{k}) = \alpha_{1} N(\boldsymbol{z}_{k}; \boldsymbol{H}_{k} \boldsymbol{x}_{k}, \boldsymbol{R}_{1}) + \alpha_{2} N(\boldsymbol{z}_{k}; \boldsymbol{H}_{k} \boldsymbol{x}_{k}, \boldsymbol{R}_{2})$$
(5)

设 给 定 Z_{k-1} 时 , x_k 的 先 验 条 件 分 布 密 度 $p(x_k | Z_{k-1})$ 以及给定 Z_{k-1} 时 z_k 的预报条件密度函数 $p(z_k | Z_{k-1})$ 两阶可导,则滤波公式为:

$$\hat{\boldsymbol{x}}_k = \overline{\boldsymbol{x}}_k + \boldsymbol{M}_k \boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} \boldsymbol{g}_k(\boldsymbol{z}_k)$$
(6)

$$\boldsymbol{P}_{k} = \boldsymbol{M}_{k} - \boldsymbol{M}_{k} \boldsymbol{H}_{k}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{G}_{k}(\boldsymbol{z}_{k}) \boldsymbol{H}_{k} \boldsymbol{M}_{k}$$
(7)

$$\overline{\boldsymbol{x}}_{k} = \boldsymbol{\varPhi}_{k,k-1} \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1} \tag{8}$$

$$\boldsymbol{M}_{k+1} = \boldsymbol{\Phi}_{k+1,k} \boldsymbol{P}_{k} \boldsymbol{\Phi}_{k+1,k}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_{k}$$
(9)

其中: $g_k(z_k)$ 为代价函数,是1个列向量,其向量元 素为

$$\{\boldsymbol{g}_{k}(\boldsymbol{z}_{k})\}_{i} = -\left[\frac{\partial p(\boldsymbol{z}_{k} | \boldsymbol{Z}_{k-1})}{\partial (\boldsymbol{z}_{k})_{i}}\right] [p(\boldsymbol{z}_{k} | \boldsymbol{Z}_{k-1})]^{-1} \quad (10)$$

 $G_k(z_k)$ 为矩阵,其矩阵元素为:

$$\{\boldsymbol{G}_{k}(\boldsymbol{z}_{k})\}_{ij} = \frac{\partial\{\boldsymbol{g}(\boldsymbol{z}_{k})\}_{i}}{\partial(\boldsymbol{z}_{k})_{j}}$$
(11)

可以看出: $G_k(z_k)$ 为代价函数 $g_k(z_k)$ 的导数。

在上述滤波算法中,关键是要计算预测的概率密度 $p(z_k | Z_{k-1})$ 。下面首先计算给定 Z_{k-1} 时 x_k 的先验条件分布密度 $p(x_k | Z_{k-1}) = N(x_k; \bar{x}_k, M_k)$ 。由式(5),通过引理可以得到:

$$p(\boldsymbol{z}_{k} \mid \boldsymbol{Z}_{k-1}) =$$

$$\alpha_{1}N(\boldsymbol{z}_{k}; \boldsymbol{H}_{k} \boldsymbol{\overline{x}}_{k}, \boldsymbol{E}_{k,1}) + \alpha_{2}N(\boldsymbol{z}_{k}; \boldsymbol{H}_{k} \boldsymbol{\overline{x}}_{k}, \boldsymbol{E}_{k,2}) \quad (12)$$

其中: $E_{k,i} = H_k M_k H_k^{T} + R_i$; *i*=1, 2。 记 $E(z_k | Z_{k-1}) = \overline{z}_k$, $E\{(z_k | Z_{k-1})(z_k | Z_{k-1})^{T}\} = E_k$,考虑到 $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$,有 $E_k = \alpha_1 E_{k,1} + \alpha_2 E_{k,2}$ 。式(5)和(12)都是在没有得到第 *k* 时刻测量值 z_k 时得到的,即得到的是所谓的预报方程 或时间修正方程。利用式(10)~(12)可以求得:

 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k} = \overline{\boldsymbol{x}}_{k} + \boldsymbol{K}_{k}\boldsymbol{v}_{k}$

 $\boldsymbol{P}_{k} = (\boldsymbol{I}_{n} - \boldsymbol{M}_{k} \boldsymbol{H}_{k}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{B}_{k} \boldsymbol{H}_{k}) \boldsymbol{M}_{k}$

其中:

$$K_{k} = M_{k}H_{k}^{T}(\alpha_{k,1}E_{k,1}^{-1} + \alpha_{k,2}E_{k,2}^{-1}) ;$$

$$B_{k} = \alpha_{k,1}E_{k,1}^{-1} + \alpha_{k,2}E_{k,2}^{-1} - F_{k} ;$$

$$F_{k} = \alpha_{k,1}\alpha_{k,2}(E_{k,1}^{-1} - E_{k,2}^{-1})v_{k}v_{k}^{T}(E_{k,1}^{-1} - E_{k,2}^{-1})^{T} ;$$

$$\alpha_{i}N(z_{k}; H_{k}\bar{x}_{k}, E_{k,i})$$

$$\alpha_{k,i} = \frac{1}{\alpha_1 N(\boldsymbol{z}_k; \boldsymbol{H}_k \overline{\boldsymbol{x}}_k, \boldsymbol{E}_{k,1}) + \alpha_2 N(\boldsymbol{z}_k; \boldsymbol{H}_k \overline{\boldsymbol{x}}_k, \boldsymbol{E}_{k,2})};$$

i=1,2; $\alpha_{k,1}$ 和 $\alpha_{k,2}$ ($\alpha_{k,2}$ =1- $\alpha_{k,1}$)分别为 Z_k 来自于正 常量测(如 $N(z_k; H_k x_k, R_1)$)和粗差量测(如 $N(z_k; H_k x_k, R_2)$)的后验概率。

3 实例计算分析

为了验证 Bayes 滤波算法在实际解算中的效果, 采用一组机载 GPS 动态实测数据,并采用2台 Trimble-4000SSE 型接收机:一台固定于参考站,另一 台安置于飞机上。经过10 min 初始化,飞机起飞,整 个飞行时间约为90 min。为了分析和比较多种 Kalman 滤波结果中飞机非平稳扰动时对状态估计的影响,用 高精度的载波相位双差解作为参考值,而用 C/A 码和 双差 P 码进行各种滤波解算,将计算结果与参考值进 行比较。为了检验抗差估计的效果,每隔 500 历元(其 中,历元为时间单位)给2号卫星人为加入30 m 定位 粗差。滤波模型采用常速度模型,其位置、速度、C/A 和 P2 码的初始方差分别取 0.2 m²,9×10⁻⁶ m²/s²,1 m² 和 1 m²,速度的谱密度取 0.01 m²/s³。状态模型方差-协方差阵直接采用文献[7]中的模型。

因为本文研究的重点是非高斯噪声的情形,因而 只选择了一段数据较平稳(机动幅度小)的数据段:从 第 4 000 历元到 6 000 历元。观测值为 3 个轴上的位移 采样,由于不知道污染率和污染分布的相关参数,假 设污染率 $\alpha_1 = 0.90$, $\alpha_2 = 0.10$,设观测值噪声 v_k 污染 正态分布为:

$$\mathbf{v}_{k} \cdot \alpha_{1} N(\mathbf{v}_{k}; 0, \mathbf{R}_{1}) + \alpha_{2} N(\mathbf{v}_{k}; 0, \mathbf{R}_{2})$$

$$\ddagger \mathbf{P} : \mathbf{R}_{1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}; \mathbf{R}_{2} = \begin{pmatrix} 81 & 0 & 0 \\ 0 & 81 & 0 \\ 0 & 0 & 81 \end{pmatrix}.$$

图 1~6 所示为利用 Matalb 编程解算的结果。2 种 滤波方法的均方误差(*R*_{MS})比较结果见表 1。



Fig.1 Standard error of Kalman filtering in X direction





















Fig.6 Standard error of Bayes filtering in Z direction

表1	2种滤波方法的均方误差(R _{MS})比较
----	---------------------------------

Tabla 1	Rue comparisor	oftwo	filtering	methods
Table 1	KMS COMDANSOL	1 01 LWO	meme	methous

滤波方法	X/m	<i>Y</i> /m	Z/m
标准 Kalman 滤波	0.658 8	0.621 5	0.848 2
标准 Bayes 滤波	0.348 3	0.218 5	0.366 7

从图 1、图 3 和图 5 可以看出 :在 *X*, *Y* 和 *Z* 方向, 由于测量噪声异常而利用标准 Kalman 滤波来进行定 位解算,有较大的偏差,特别是 *Z* 方向的偏差更加 明显。

比较图 1 和图 2,图 3 和图 4 以及图 5 和图 6 可 以发现:当把测量噪声看作是带有污染正态分布的测 量噪声时,利用本文提供的 Bayes 滤波,可以很好地 改善滤波结果,一些大的偏差已经被修正。

从表 1 可以看出:本文提供的 Bayes 滤波从整体 上优于标准 Kalman 滤波;相对于其他的自适应卡尔 曼滤波,Bayes 滤波不需要确定合适的抗差因子和权 因子。

4 结论

(1) Kalman 滤波算法要求测量噪声是高斯噪声, 而车载 GPS 动态定位观测噪声通常是非高斯噪声,它 严重降低车载 GPS 动态定位的精度。

(2) 当观测噪声是非高斯噪声时,车载 GPS 动态 定位利用本文提供的 Bayes 滤波算法,可以有效抵制 车载观测噪声异常的影响,从而得到更高的定位精度。

(3)本文给出的状态估计与污染率和粗差的协方 差阵之间的关系对于抗差估计的研究有一定的理论 意义。

参考文献:

 杨元喜. 动态系统的抗差 Kalman 滤波[J]. 郑州测绘学院学报, 1997, 14(2): 79-84.

YANG Yuan-xi. Robust Kalman filtering for dynamic system[J]. Journal of Zhengzhou Institute of Surveying and Mapping, 1997, 14(2): 79–84.

[2] 周江文. 抗差最小二乘法[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1997: 30-50.

ZHOU Jiang-wen. Robust least squares method[M]. Wuhan: Press of Huazhong University of Science and Technology, 1997: 30–50.

- Koch K R, Yang Y. Robust Kalman filter for rank deficient observation model[J]. Journal of Geodesy, 1998, 72(8): 436–441.
- [4] Yang Y, He H, Xu G. Adaptively robust filtering for Kinematic geodetic positioning[J]. Journal of Geodesy, 2001, 75(2/3): 109–116.
- [5] 杨元喜,张双成. 导航解算中的系统误差及其协方差矩阵拟 合[J]. 测绘学报, 2004, 33(3): 189-194.
 YANG Yuan-xi, ZHANG Shuang-cheng. Fittings of systematic errors and covariance matrices in navigation[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2004, 33(3): 189-194.
- [6] 杨元喜. 动态定位自适应滤波解的性质[J]. 测绘学报, 2003, 32(3): 189-192.
 YANG Yuan-xi. Properties of the adaptive filtering for Kinematic positioning[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2003, 32(3): 189-192.
- [7] 杨元喜,何海波,徐天河.论动态自适应滤波[J].测绘学报, 2001, 30(4): 293-298.

YANG Yuan-xi, HE Hai-bo, XU Tian-he. Adaptive robust

filtering for Kinematic GPS positioning[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2001, 30(4): 293–298.

- [8] YANG Yuan-xi, XU Tian-he, HE Hai-bo. On adaptively Kinematic filtering[C]//English Edition of Acta Geodetica et Cartographica Sinica. Beijing: Surveying and Mapping Press, 2001.
- [9] 欧吉坤, 柴艳菊, 袁运斌. 自适应选权滤波[C]//大地测量与地 球动力学进展. 武汉: 科学技术出版社, 2004: 816-823.
 Ou Ji-kun, CHAI Yan-ju, YUAN Yun-bin. Adaptive filtering for kinematic positioning by selection of the parameter weights[C]// Progress in Geodesy and Geodynamics. Wuhan: Science & Technology Press, 2004: 816-823.
- [10] 王国富,朱建军. 含有粗差观测值的自适应滤波[J]. 测绘通报, 2004(4): 19-21.
 WANG Guo-fu, ZHU Jian-jun. Adaptive filtering under the observation contaminated the gross error[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2004(4): 19-21.
- [11] 宋迎春,朱建军,陈正阳. 动态定位解算中测量粗差的探测 与修复[J]. 测绘科学, 2003, 31(5): 39-41.
 SONG Ying-chun, ZHU Jian-jun, CHEN Zheng-yang. The detection and correction of gross error in observed value for

Kalman filter[J]. Science of Surveying and Mapping, 2003, 31(5): 39-41.

- [12] Fruhwirth R. Track fitting with non-Gaussian noise[J]. Computer Physics Communication, 1997, 100: 1–16.
- [13] 田铮,肖华勇. 一类动态模型状态参数的稳健贝叶斯估计[J]. 数理统计与应用概率, 1995, 10(3): 35-42.
 TIAN Zheng, XIAO Hua-yong. Robust Bayesian for the parameters of one kind of dynamic models[J]. Mathematical Statistics and Applied Probability, 1995, 10(3): 35-42.
- [14] 孙志东,孙增圻. 一种对成片野值不敏感的鲁棒卡尔曼滤波
 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 1994, 34(1): 55-61.
 DENG Zhi-dong, SUN Zeng-qi. Robust Kalman filtering insensitive to continuous outlier[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 1994, 34(1): 55-61.
- [15] 王志军,朱建军. 污染模型下的最优估计[J]. 测绘学报, 1999, 28(1): 51-56.

WANG Zhi-jun, ZHU Jian-jun. Optimal estimation under contaminated error model[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 1999, 28(1): 51–56.

(编辑 陈灿华)