

文章编号: 1672-2892(2010)05-0510-05

基于序列批处理 Kalman 滤波的跟踪算法

李世泽, 鄢丹青, 钟苏川, 罗懋康

(四川大学 数学学院, 四川 成都 610065)

摘要: 提高跟踪准确度是雷达发展的重要方向之一, 本文通过建立的雷达跟踪模型, 从批处理的角度, 将多个状态矢量联合进行处理, 并改进了量测方程, 给出了一种使用序列批处理 Kalman 滤波(SBKF)以提高雷达跟踪准确度的新手段。通过仿真实验看出, 相比传统扩展卡尔曼滤波(EKF)算法, 序列批处理 Kalman 滤波的结果更接近真实值, 有更好的收敛性, 能得到更加稳定的滤波结果, 有效地抑制了量测方程非线性化和野值带来的影响。

关键词: 序列批处理 Kalman 滤波; 野值; 非线性化

中图分类号: TN919.5

文献标识码: A

Target tracking technology based on sequential block Kalman filter

LI Shi-ze, YAN Dan-qing, ZHONG Su-chuan, LUO Mao-kang

(Department of Mathematics, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610065, China)

Abstract: In radar system, one of the most important direction of research is how to improve the accuracy of target tracking. In this study, a new algorithm, Sequential Block Kalman Filter(SBKF), was proposed based on the traditional radar tracking model, from the perspective of batch process. This algorithm jointed different state vectors together and modified the measurement equation to improve the track accuracy. It is proved by simulation that SBKF is superior in filtering precision and convergence to traditional Extended Kalman Filter(EKF). This new algorithm can obtain more stable results, and can also suppress the effect of nonlinear measurement equation and the wild value.

Key words: Sequential Block Kalman Filter(SBKF); outlier; nonlinear

跟踪雷达能连续跟踪目标并测量目标的距离、方位角、俯仰角和目标回波的多普勒频移等参数。但因为设备、信道等各方面原因, 雷达所测得的数据会有一定误差, 为了得到更精确的结果就需要对测得的数据进行滤波处理, Kalman 滤波便是一种常用的处理手段。一般情况下, 目标的量测方程是非线性的, 对于非线性滤波问题, 至今尚未得到完善的解法, 通常的处理方法是利用线性化技巧将非线性滤波问题转化为一个近似的线性滤波问题, 套用线性滤波理论得到求解原非线性滤波问题的次优滤波算法, 常用的线性化方法就是泰勒级数展开, 用泰勒展式的低阶项作为原非线性问题的近似^[1]。这样处理的问题在于滤波结果的好坏受初值和野值的影响很大, 很容易发散。本文借鉴文献[2-5]的思想, 提出一种有效的批处理 Kalman 算法, 可以减小滤波结果受初值和野值的影响, 得到更加平滑、精确的滤波结果。批处理算法在数字信号处理领域有广泛的应用, 批处理 Kalman 滤波可分为并行批处理 Kalman 滤波(Parallel Block Kalman Filter)和序列批处理 Kalman 滤波(SBKF)。并行批处理 Kalman 滤波的优势在于同时处理的数据量大, 可提高效率, 节约计算时间; 序列批处理 Kalman 滤波的优势在于得到的滤波结果更平滑、精确, 可以减小滤波结果受到野值的影响。

本文通过一雷达跟踪模型, 建立 Kalman 滤波的状态方程及量测方程, 分别使用 EKF 和序列批处理 Kalman 算法进行滤波, 大量仿真试验表明, 该方法和传统 EKF 相比可得到更优的滤波结果。

1 跟踪模型

鉴于雷达在方位角、俯仰角可用类似的处理方法, 这里考虑一跟踪模型^[6-8]如下:

收稿日期: 2010-01-04; 修回日期: 2010-02-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(10731050)

雷达位于坐标原点，目标 M 初始位置位于雷达侧上方，坐标为 (x_M, y_M) ，以速度 (v_x, v_y) 作匀速运动。

选取状态矢量 $\mathbf{X}_k = (x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k)^T$ ，其中 x_k, y_k 为目标在水平和垂直方向上的位置分量， \dot{x}_k, \dot{y}_k 为目标在水平和垂直方向上的速度分量。故有线性状态方程如下：

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{X}(k) + \mathbf{U}(k) \tag{1}$$

式中： $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ 为状态转移矩阵， T 为平台的观测周期； $\mathbf{U}(k)$ 为零均值、协方差为 \mathbf{Q}_k 的高斯白噪声序列。

为确定目标位置，选取量测值 $(R(k), \theta(k), \dot{\theta}(k))$ ，其中 $R(k)$ 为雷达到目标的距离， $\theta(k)$ 为目标的俯仰角， $\dot{\theta}(k)$ 为目标俯仰角变化率^[9-10]。可得量测方程：

$$\mathbf{Y}(k) = \mathbf{H}[\mathbf{X}(k), k] + \mathbf{V}(k) \tag{2}$$

式中： $\mathbf{H}[\mathbf{X}(k), k] = \begin{bmatrix} R_k \\ \theta_k \\ \dot{\theta}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \\ \arctan \frac{y_k}{x_k} \\ \frac{x_k \dot{y}_k - y_k \dot{x}_k}{x_k^2 + y_k^2} \end{bmatrix}$ ； $\mathbf{V}(k)$ 为均值为零，协方差阵为 \mathbf{R}_k 的高斯白噪声序列。由于量测方程是

非线性的，因此将量测方程在估计值处作泰勒展开，利用泰勒展开的前 2 项来线性逼近非线性量测方程。下面对上述模型的量测方程作线性化处理。

$$\mathbf{H}(k) \triangleq \left. \frac{\partial \mathbf{H}[\mathbf{X}(k), k]}{\partial \mathbf{X}(k)} \right|_{\mathbf{X} = \hat{\mathbf{X}}[k|k-1]} = \begin{bmatrix} \frac{x_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2}} & \frac{y_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2}} & 0 & 0 \\ \frac{-y_k}{x_k^2 + y_k^2} & \frac{x_k}{x_k^2 + y_k^2} & 0 & 0 \\ \frac{-x_k^2 \dot{y}_k + y_k^2 \dot{x}_k + 2x_k y_k \dot{x}_k}{(x_k^2 + y_k^2)^2} & \frac{-x_k^2 \dot{x}_k + y_k^2 \dot{y}_k - 2x_k y_k \dot{y}_k}{(x_k^2 + y_k^2)^2} & \frac{-y_k}{x_k^2 + y_k^2} & \frac{x_k}{x_k^2 + y_k^2} \end{bmatrix} \tag{3}$$

利用泰勒级数展开的前 2 项，得到非线性函数的线性逼近为：

$$\mathbf{H}[\mathbf{X}(k), k] \approx \mathbf{H}[\hat{\mathbf{X}}(k|k-1), k] + \mathbf{H}(k)[\mathbf{X}(k) - \hat{\mathbf{X}}(k|k-1)] \tag{4}$$

从上式可知，传统的 EKF 算法在对量测方程进行线性化以后，舍弃了泰勒展开的高阶项，如果状态矢量的预测值与状态矢量的真实值相差较大，忽略泰勒展开的高阶项会对量测值带来较大的误差，而且会对下一步的状态矢量估计产生不利影响，从而导致算法的不收敛^[6]。

2 序列批处理 Kalman 滤波

从本文建立的模型中可看出，量测值的变化是比较平滑的，相邻观测时间点的量测值变化不大，为了获取更为平滑的滤波曲线及减小野值对滤波值的影响，使用序列批处理 Kalman 滤波算法改进上述模型并作滤波处理。传统 EKF 作状态更新时，状态矢量只作 1 次更新：

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1)\mathbf{v}(k+1) \tag{5}$$

而序列批处理 Kalman 滤波为了得到更好的效果，一个状态矢量要作多次更新：

$$\hat{\mathbf{X}}(k) = \begin{bmatrix} E(x(k-n+1) | y(0) \cdots y(k-n)) \\ E(x(k-n+2) | y(0) \cdots y(k-n+1)) \\ \vdots \\ E(x(k) | y(0) \cdots y(k-1)) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} E(x(k-n+1) | z(k-n+1)) \\ E(x(k-n+2) | z(k-n+2)) \\ \vdots \\ E(x(k) | z(k)) \end{bmatrix} \tag{6}$$

在对量测数据作估计时，也采用了 n 组数据：

$$\bar{\mathbf{Y}}(k) = \sum_{l=0}^{n-1} a_l \mathbf{H}(k-l) \mathbf{A}^l \mathbf{X}(k-l) + \mathbf{V}(k) \tag{7}$$

如上的改进使得序列批处理 Kalman 具有比传统 EKF 滤波结果更加平滑、精确的特点,下面详细介绍序列批处理 Kalman 的步骤。

状态方程和量测方程如式(1)、式(2)所示,把连续的 n 个状态数据作为 1 批数据,根据这 n 个时刻的状态对量测数据影响的不同,确定系数 a_l ,得到新的量测方程为:

$$\bar{Y}(k) = \sum_{l=0}^{n-1} a_l \mathbf{H}(k) \mathbf{A}^l \mathbf{X}(k-l) + \mathbf{V}(k) \quad (8)$$

定义与之相应的状态矢量:

$$\mathbf{S}(nm+j) = \begin{bmatrix} \mathbf{X}(n(m-1)+j)^T & \mathbf{X}(n(m-1)+j+1)^T & \cdots & \mathbf{X}(nm+j-1)^T \end{bmatrix}^T \quad (9)$$

式中: n 为 1 批数据的个数; j 取 $0,1,\dots,n-1$; $k = nm + j$ 。

$$\text{新的状态转移矩阵为: } \bar{\mathbf{A}} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{I} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & & \mathbf{I} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{A} \end{bmatrix}$$

$$\text{量测矩阵为: } \bar{\mathbf{H}}(k) = \begin{bmatrix} a_{n-1} \mathbf{H}(k) \mathbf{A}^{n-1} & a_{n-2} \mathbf{H}(k) \mathbf{A}^{n-2} & \cdots & a_0 \mathbf{H}(k) \end{bmatrix}$$

定义 $\bar{\mathbf{B}} = [\mathbf{0} \ \cdots \ \mathbf{0} \ \mathbf{I}]^T$, 可得到新的状态方程和量测方程:

$$\begin{cases} \mathbf{S}(k+1) = \bar{\mathbf{A}}\mathbf{S}(k) + \bar{\mathbf{B}}\mathbf{U}(k) \\ \bar{\mathbf{Y}}(k) = \bar{\mathbf{H}}(k)\mathbf{S}(k) + \mathbf{V}(k) \end{cases} \quad (10)$$

相应的更新方程如下:

状态预测:

$$\mathbf{S}(k) = \bar{\mathbf{A}}\mathbf{S}(k-1) \quad (11)$$

协方差预测:

$$\mathbf{P}(k) = \bar{\mathbf{A}}\mathbf{P}(k-1)\bar{\mathbf{A}}^T + \bar{\mathbf{B}}\bar{\mathbf{B}}^T \sigma_U^2 \quad (12)$$

增益:

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k)\bar{\mathbf{H}}(k)^T \left[\bar{\mathbf{H}}(k)\mathbf{P}(k)\bar{\mathbf{H}}(k)^T + \sigma_V^2 \right]^{-1} \quad (13)$$

新息:

$$\mathbf{Z}(k) = \bar{\mathbf{Y}}(k) - \bar{\mathbf{H}}(k)\mathbf{S}(k) \quad (14)$$

状态更新方程:

$$\mathbf{S}(k) = \mathbf{S}(k) + \mathbf{K}(k)\mathbf{Z}(k) \quad (15)$$

协方差更新方程:

$$\mathbf{P}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\bar{\mathbf{H}}(k)]\mathbf{P}(k) \quad (16)$$

从式(6)和如上序列批处理 Kalman 滤波的步骤可以看出,其状态矢量 $\mathbf{X}(k)$ 不同于传统的 EKF 算法作 1 次更新,而是在连续 n 次批处理中均作了更新,因而得到的量测值会更加准确;量测值根据当前时刻和之前的连续 n 个时刻的状态矢量做修正,保证了得到的滤波值变化更为平滑,受野值的影响更小。

3 仿真试验

假设目标初始时刻位于 (100 m, 5000 m) 处,速度为 (1000 m/s, -100 m/s)。雷达以 $T = 0.05$ s 的采样周期获得目标的量测数据,观测时间为 25.6 s,共获得 512 组量测数据。序列批处理 Kalman 滤波算法中取 $n = 4$,每相邻 4 个数据作为 1 组。用 Matlab 对 EKF 和序列批处理 Kalman 进行仿真试验,2 种算法使用相同的初值和高斯白噪声。图 1~图 3 为在上述条件下的仿真结果,分别为 2 种算法对距离、俯仰角以及俯仰角变化率滤波的结果与真实之间的对比,图 4 为经过 100 次 Monte-Carlo 仿真实验 2 种算法定位准确度的对比。

为了比较 2 种算法的定位准确度,定义相对位置误差 $RPE = \frac{\sqrt{(x_{\text{true}} - \hat{x})^2 + (y_{\text{true}} - \hat{y})^2}}{\sqrt{x_{\text{true}}^2 + y_{\text{true}}^2}} \times 100\%$,其中, $(x_{\text{true}}, y_{\text{true}})$ 表示目标真实坐标, (\hat{x}, \hat{y}) 为目标坐标估计值。

从仿真结果可以看出,对于非线性化程度较小的变量估计(如距离)等,2 种算法滤波结果差异不大。但是由

于这里的定位问题不仅仅需要距离信息的估计,还涉及角度、角度变化率,而後者的量测方程非线性化程度较高,导致传统的 EKF 算法滤波过程出现较大偏差,而本文提出的批处理 Kalman 滤波仍能比较精确地估计其值。因此,在总体的定位准确度的比较上,序列批处理 Kalman 滤波有更高的滤波准确度,是一种有效的算法。

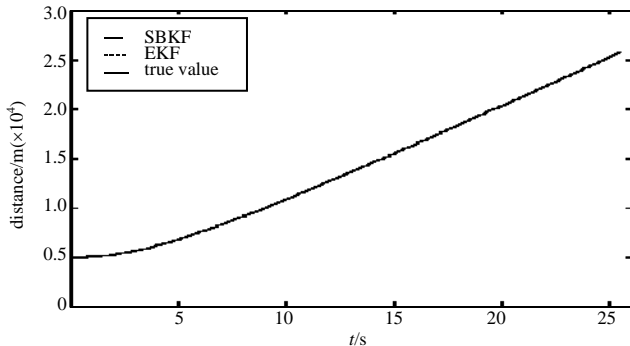


Fig.1 Distance
图 1 距离

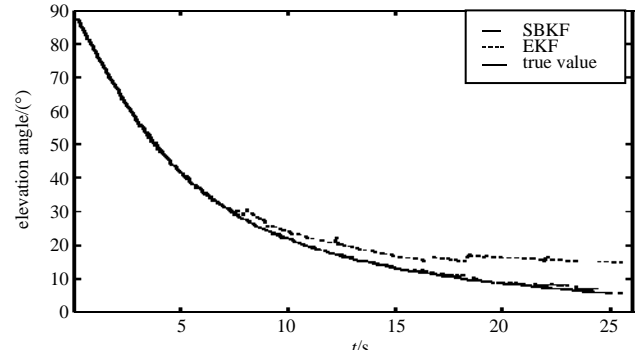


Fig.2 Elevation angle
图 2 俯仰角

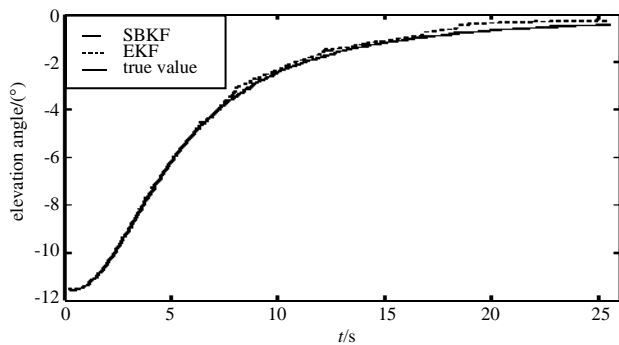


Fig.3 Elevation angle changing rate
图 3 俯仰角变化率

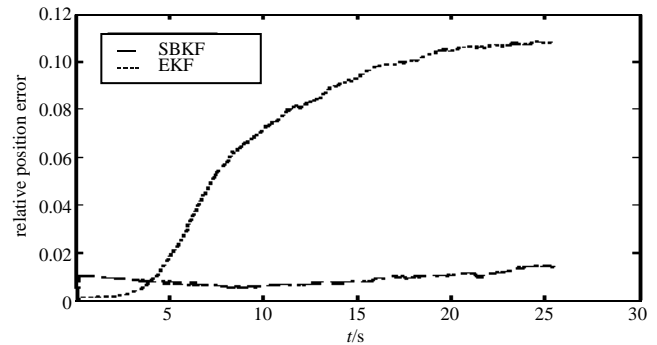


Fig.4 Relative position error
图 4 相对位置误差

4 结论

提高跟踪准确度一直是雷达界孜孜以求的目标, EKF 是一种传统的提高雷达跟踪准确度的有效手段。本文针对雷达跟踪模型,给出了一种序列批处理 Kalman 滤波算法,大量仿真试验说明,序列批处理 Kalman 滤波对提高跟踪准确度是有效的,比 EKF 算法有更高的滤波准确度,在雷达跟踪领域有重要的理论意义和应用前景。

参考文献:

- [1] 何友,修建娟,张晶炜,等. 雷达数据处理及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2008:42-46,76-77.
- [2] Roy S,Iltis R. Application of the block Kalman filter to multisensor estimation with uncertain measurements[C]// IEEE International Conference on Acoustics,Speech and Signal Processing. Tokyo,Japan:[s.n.],1986:2815-2818.
- [3] Azimi-Sadjadi Mahmood R,Lu Tongxin,Nebot Eduardo M. Parallel and sequential block Kalman filtering and their implementations using systolic arrays[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991,39(1):137-147.
- [4] Azimi-Sadjadi Mahmood R,Bannour Sami. Two-dimensional adaptive block Kalman filtering of radar imagery[C]// IEEE International Symposium on Circuits and Systems. New Orleans,LA,USA:[s.n.],1990:246-249.
- [5] Azimi-Sadjadi Mahmood R,Bannour Sami. Two-dimensional adaptive block Kalman filtering of SAR imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1991,29(5):742-753.
- [6] 龚享铤,周良柱. 一种变换状态空间的稳定卡尔曼滤波算法[J]. 电子与信息学报,2005,27(6):896-899.
- [7] 郁春来,占荣辉,万建伟. 基于极坐标的稳定 UKF 单站无源目标跟踪算法研究[J]. 国防科技大学学报,2008,30(5):73-79.
- [8] 刘国霞,吴慈伶,汪圣利. 基于距离参数的混合坐标系下 UKF 纯方位单站目标跟踪算法[J]. 自动化技术与应用,2007,28(2):111-115.
- [9] 郭福成,李腾,冯道旺,等. 基于运动学原理的地对空单站被动跟踪研究及试验[J]. 火控雷达技术,2006,35(2):5-8.
- [10] 占荣辉,王玲,万建伟. 稳健的单站无源目标跟踪算法研究[J]. 信号处理,2007,23(3):464-468.

(下转第 520 页)