

doi:

基于 CWPA 模型的最优平滑算法性能及其应用研究

程建华^{1,2}, 陈岱岱^{1*}, 赵琳¹, 王冰玉¹, 雷内·兰德里²

1. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001
2. 魁北克大学 ETS学院, 蒙特利尔 H3C 1K3

摘要: 针对线性高斯系统的平滑问题, 分析了RTS固定区间平滑与双滤波器固定区间平滑两种算法, 提出了一种滤波存储数据更少的RTS平滑新算法。结合平面内的运动追踪问题, 基于二维CWPA模型, 仿真分析了卡尔曼滤波、RTS固定区间平滑以及双滤波器平滑算法的估计性能。仿真结果表明, 两种固定区间平滑算法的估计效果等效, 精度均优于卡尔曼滤波, 对于实际问题中固定区间平滑算法的选用具有一定的参考价值。最后, 结合双滤波器结构提出了一种基于双平滑器的机载武器惯导传递对准精度评估方法, 结果表明新方法相比于单一的平滑算法, 可以获取更优的综合平滑性能, 特别提升了水平姿态对准误差的平滑估计性能。

关键词: 最优平滑; 卡尔曼滤波; RTS平滑器; 双滤波器平滑器; CWPA模型; 传递对准精度评估

中图分类号: U666.1 文献标识码: A 文章编号: 1000-6893 (2014) XX-XXXX-XX

最优估计是指从受噪声影响的量测量中估计出所需的状态量, 且使性能指标达到特定条件下的最优^[1]。通常基于估计指标的不同, 将最优估计方法进行了分类。例如, 最小二乘估计, 其估计指标是使量测量与由状态估计确定的量测估计之差的平方和最小; 经典卡尔曼滤波方法, 其估计指标是状态估计值为状态实际值在量测量上的线性最小方差估计。由于最优估计理论不仅能获取状态的估计值, 往往还可以同时获取能够表征状态估计性能的指标量, 在自动控制、信号处理、通讯、图像处理、导航、测绘、石油勘探和经济等诸多领域得到了极为广泛的应用^[2]。

在已知一个时间段内量测信息的条件下, 依据待估计状态与该时间段所属时间的关系, 可将

最优估计问题分为三类: 预测、滤波和平滑。滤波估计具有良好的实时性, 能够满足绝大多数应用要求, 因此得到了最为广泛的研究与发展。对于平滑估计, 在一定程度上属于基于滤波估计的数据再处理算法, 其较高的解算复杂程度和实时性的不足, 限制了平滑的应用范围^[3]。

最优平滑算法可分为固定区间平滑、固定点平滑和固定滞后平滑三类^[4]。固定区间平滑算法, 可以利用在固定的时间区间内得到的所有量测值, 去估计该时间区间内某一时刻的状态值。因此, 往往可以获得比固定点平滑和固定滞后平滑较高估计精度, 因此在对参数估计精度要求较高的惯性导航领域得到了较多的应用。例如, 文献[5]利用RTS固定区间平滑算法评估了舰载武器

收稿日期: 2013-xx-xx; 退修日期: 2013-xx-xx; 录用日期: 2014-xx-xx; 网络出版时间:
网络出版地址:

基金项目: 国家自然科学基金 (基金号 61374007, 61104036); 中央高校基本科研业务费专项资金 (基金号 HEUCFX41309)

*通讯作者. Tel.: 0451-82518478 E-mail: ins_dai@163.com

引用格式: Zhang M, Lu M M, Zhuge M, et al. Title title title title title title [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(x): xxx-xxx. 张某某, 吕某某, 诸葛某某, 等. 中文题名中文题名中文题名中文题名 [J]. 航空学报, 2014, 35(x): xxx-xxx.

惯导系统传递对准的性能, 获得了比固定点平滑更优的效果。文献[6]利用RTS固定区间平滑算法有效实现了陀螺漂移模型的参数辨识, 且表明固定区间平滑算法比卡尔曼滤波方法的估计精度更高。文献[7]将RTS固定区间平滑算法应用于实际飞行状态的实时估计中。文献[8]将固定区间平滑算法应用到了GPS/INS组合导航系统中, 采用事后处理的方法, 获得了较好的定位精度。

本文结合线性状态空间系统模型, 依次分析了最为常用的RTS平滑算法和双滤波器平滑算法。针对RTS平滑数据存储量大的问题, 提出了改进的RTS平滑算法。并结合CWPA数学模型, 通过仿真分析了两种平滑算法在噪声驱动状态估计问题中的性能。最后, 设计了一种基于双滤波器结构的机载武器惯导传递对准精度评估方法, 提高了评估系统的性能, 特别是水平姿态的平滑精度。

1 高斯线性模型与卡尔曼滤波

1.1 状态空间模型

在现代控制理论中, 通常将离散化后的线性系统表示为如下状态空间模型形式:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\Phi_{k,k-1}$ 为一步转移阵; \mathbf{H}_k 为量测阵; \mathbf{W}_{k-1} 、 \mathbf{V}_k 分别为系统噪声、量测噪声。

当系统噪声与量测噪声均设置为高斯白噪声时, 该线性系统同时具备高斯及线性特性。

1.2 经典卡尔曼滤波

基于系统高斯线性假设, Kalman 于 1960 年提出了经典的线性滤波方法^[9]。滤波方法可表示为:

(1) 基于系统状态模型的一步预测, 并给出表征一步预测性能的协方差阵。

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}^f = \Phi_{k,k-1}^f \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^f \\ \mathbf{P}_{k,k-1}^f = \Phi_{k,k-1}^f \mathbf{P}_{k-1}^f [\Phi_{k,k-1}^f]^T + \mathbf{Q}_{k-1} \end{cases} \quad (2)$$

式中, $\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}^f$ 表示一步预测值; $\mathbf{P}_{k,k-1}^f$ 为一步预测协方差阵; \mathbf{P}_{k-1}^f 为滤波协方差阵; \mathbf{Q}_{k-1} 为系统噪声阵。

(2) 计算卡尔曼滤波增益矩阵, 基于系统量测信息的状态修正, 并给出表征滤波性能的协方

差阵。

$$\begin{cases} \mathbf{K}_k^f = \mathbf{P}_{k,k-1}^f \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k,k-1}^f \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k]^{-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_k^f = \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}^f + \mathbf{K}_k^f [\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}^f] \\ \mathbf{P}_k^f = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^f \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k,k-1}^f [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^f \mathbf{H}_k]^T + \mathbf{K}_k^f \mathbf{R}_k [\mathbf{K}_k^f]^T \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\hat{\mathbf{X}}_k^f$ 为待估计状态变量 \mathbf{X} 的滤波值; \mathbf{Z}_k 为量测量; \mathbf{H}_k 为量测阵; \mathbf{K}_k^f 为滤波增益阵; \mathbf{R} 为量测噪声阵; 上标“ f ”表示滤波过程, $k=1,2,\dots,N$ 。

2 RTS固定区间平滑算法

在 Kalman 及 Bucy 建立经典最优线性滤波方法理论体系后, Rauch、Tung 和 Striebelrts 于 1965 年提出了经典的固定区间平滑算法, 因此也称为 RTS 固定区间平滑算法^[10]。

文献[11]在贝叶斯意义下, 将 RTS 固定区间的平滑问题用条件概率分布表示为

$$p(x_k | \mathbf{Z}_{1:N}) \quad (4)$$

结合条件概率密度公式, 相邻时刻状态的联合概率密度可表示为

$$p(x_k, x_{k+1}, \mathbf{Z}_{1:N}) = p(x_{k+1} | x_k) p(x_k | \mathbf{Z}_k) \cdot p(\mathbf{Z}_{k+1}, \dots, \mathbf{Z}_N | x_{k+1}) p(\mathbf{Z}_k) \quad (5)$$

基于高斯假设条件, 利用极大似然估计准则, 可推导出 RTS 平滑算法的表达式为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_k^s = \hat{\mathbf{X}}_k^f + \mathbf{K}_k^s [\hat{\mathbf{X}}_{k+1}^s - \Phi_{k+1,k}^f \hat{\mathbf{X}}_k^f] \\ \mathbf{K}_k^s = \mathbf{P}_k^f [\Phi_{k+1,k}^f]^{-1} [\mathbf{P}_{k,k-1}^f]^{-1} \\ \mathbf{P}_k^s = \mathbf{P}_k^f + \mathbf{K}_k^s [\mathbf{P}_{k+1}^s - \mathbf{P}_{k+1,k}^f] [\mathbf{K}_k^s]^T \\ \hat{\mathbf{X}}_N^s = \hat{\mathbf{X}}_N^f, \mathbf{P}_N^s = \mathbf{P}_N^f \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\hat{\mathbf{X}}_k^s$ 为系统 k 时刻状态的最优平滑估计; \mathbf{K}_k^s 为平滑增益阵; \mathbf{P}_k^s 为平滑协方差阵; $\hat{\mathbf{X}}_0^s$ 为系统初始状态 \mathbf{X}_0 的最优平滑估计; 最终的平滑结果就是获取 $\hat{\mathbf{X}}_0^s$ 的值; 上标“ s ”表示平滑过程, $k=N-1, N-2, \dots, 0$ 。

由式(6)可知, RTS 固定区间平滑有以下特性:

(1) 平滑解算过程相对于滤波过程是逆向的。因此, RTS 固定区间平滑算法在传递对准精度评估等侧重于初始状态获取的应用中, 最终平滑值的读取方式与普通前向滤波器估计值的读取方式相反。

(2) 平滑过程利用了前向滤波过程中所产生的数据。因此, 平滑解算需要在滤波过程中实时

存储数据, 所存储的数据为 4 个矩阵, 分别为: 估计值 \hat{X}_k^f , 一步转移阵 $\Phi_{k,k-1}^f$, 估计的均方差阵 P_k^f , 和一步预测均方差阵 $P_{k,k-1}^f$ 。

RTS 平滑算法的解算流程图, 如图 1 所示。

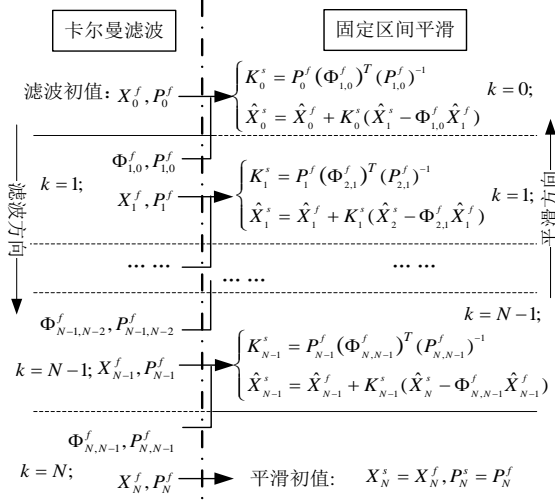


图 1 RTS平滑算法解算流程图

Fig. 1 Calculation flow chart for RTS smoother

由于平滑值的解算与平滑估计协方差阵的解算是相互独立的, 在某些应用中, 可以利用这一特性提升计算效率。例如, 在传递对准精度评估中, 只需求平滑结果, 则可以在方案确定后, 去除平滑协方差阵的迭代解算, 直接减少计算量。并在每一个滤波解算周期结束后, 插入平滑增益矩阵的解算, 将数据存储量缩为 3 个矩阵(估计值 \hat{X}_k^f , 一步转移阵 $\Phi_{k,k-1}^f$, 平滑增益阵 K_k^s), 进而减少数据存储量以及数据读取量, 在获取相同平滑性能的同时, 达到提升计算效率的目的。

图 2 给出了改进型 RTS 固定区间平滑的解算流程。

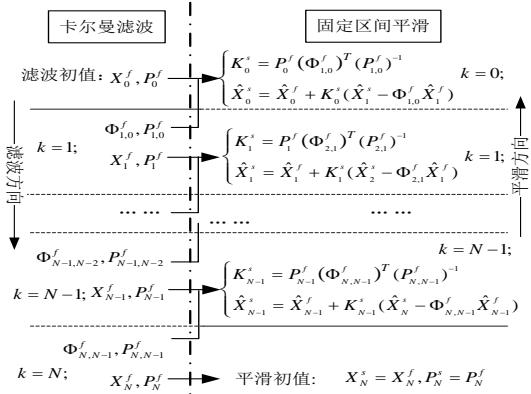


图 2 改进型RTS平滑算法解算流程图

Fig. 2 Calculation flow chart for advanced RTS smoother

3 双滤波器固定区间平滑

双滤波器固定区间平滑(Two-Filter Smoother, TFS), 也被称为前向-后向滤波器。其滤波结构由前向滤波器、后向滤波器以及数据融合三部分组成^[12]。

前向滤波器在线性高斯估计问题中, 等同于 1.2 节中所论述的标准卡尔曼滤波器。后向滤波器则用于提供后向虚拟轨迹和后向量测更新^[13]。

后向滤波方程的表示形式与前向滤波非常相似, 但是后向滤波过程中的时间更新相对于实际时间是逆序过程。假设量测量所在的固定时间区间为 $[0, N]$, 记前向滤波步数为 k , 后向滤波步数为 τ , 则有 $\tau = N - k$, $\tau = N, N-1, \dots, 0$ 。

基于相同状态空间模型, 以及时间逆序, 可得后向滤波器的解算表达式为

$$\begin{cases} K_{k-1}^b = P_{k-1}^b [P_{k-1}^b + Q_{k-1}^{-1}]^{-1} \\ \hat{X}_{k-1,k}^b = \Phi_{k-1,k} [I - K_{k-1}^b] \hat{X}_k^b \\ P_{k-1,k}^b = \Phi_{k-1,k}^T [I - K_{k-1}^b] P_k^b \Phi_{k-1,k} \\ \hat{X}_{k-1}^b = \hat{X}_{k-1,k}^b + H_{k-1}^T R_{k-1}^{-1} Z_{k-1} \\ P_{k-1}^b = P_{k-1,k}^b + H_{k-1}^T R_{k-1}^{-1} H_{k-1} \end{cases} \quad (7)$$

式中, 上标 “b” 表示后向滤波。

TFS 固定区间平滑中, 还包含了信息融合过程, 其表达式为

$$\begin{cases} P_k^s = [(P_k^f)^{-1} + (P_k^b)^{-1}]^{-1} \\ \hat{X}_k^s = P_k^s [(P_k^f)^{-1} \hat{X}_k^f + (P_k^b)^{-1} \hat{X}_k^b] \end{cases} \quad (8)$$

图 3 给出了双滤波器平滑的结构示意图。

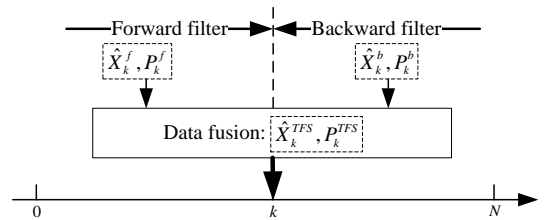


图 3 TFS平滑算法解算流程图

Fig. 3 Calculation flow for TFS smoother

为了保证后向滤波器解算的独立性, 需要避免将前向滤波的结果提供给后向滤波器。因此, 对于虚拟的后向滤波过程, 其后向滤波初值 \hat{X}_N^b 及后向滤波协方差阵 P_N^b 很难精确获取, 这在很

大程度上限制了 TFS 平滑算法的应用。

而惯导系统属于推算导航系统, TFS 的后向滤波解算, 可以通过外部提供最终导航状态, 进行逆向解算较为容易地实现^[14]。因此, TFS 在惯导领域具有特别的适用性。

4 两种固定区间平滑算法性能分析

4.1 二维CWPA模型

针对上述两种基本固定区间平滑算法, 展开基于 CWPA 模型的平滑算法性能对比研究。本文引入了连续维纳加速(Continue Wiener Process Acceleration, CWPA)模型^[15]。考虑平面内运动体的位置跟踪问题。该问题可描述为有一受高斯白噪声影响的定位传感器, 通过该传感器获取运动体在二维平面内的坐标以实现定位, 并期望同时获取运动体的速度及加速度信息。该模型可视为简化后的二维平面惯导解算模型。

对该问题进行数学描述, 状态变量为

$$\mathbf{X} = (x_k \ y_k \ \dot{x}_k \ \dot{y}_k \ \ddot{x}_k \ \ddot{y}_k)^T \quad (9)$$

式中, x_k 、 y_k 分别表示运动体位置的横、纵坐标; \dot{x}_k 、 \dot{y}_k 分别表示运动体速度在横、纵坐标的投影; \ddot{x}_k 、 \ddot{y}_k 分别表示运动加速度在横、纵坐标的投影。

运动体的追踪问题可用线性时变模型表示为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{B}\mathbf{W} \\ \mathbf{Z} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{V} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0_{4 \times 2} & \mathbf{I}_{4 \times 4} \\ 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 4} \end{bmatrix}$, $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0_{4 \times 2} \\ \mathbf{I}_{2 \times 2} \end{bmatrix}$,

$\mathbf{H} = [\mathbf{I}_{2 \times 2} \ 0_{2 \times 4}]$, \mathbf{W} 为系统噪声, \mathbf{V} 为量测噪声, 均为白噪声。

由于所述的卡尔曼滤波及两种固定区间平滑算法, 均基于离散系统模型, 因此需用泰勒级数展开法将式(10)离散化, 记离散化相关时间为 Δt , 则有

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 & 0.5\Delta t^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 & 0.5\Delta t^2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

4.2 仿真条件设置

系统噪声矩阵为

$$\mathbf{Q} = E[\mathbf{W}^T \mathbf{W}] = \text{diag}\{(0.2)^2, (0.2)^2\} \quad (12)$$

其量测噪声矩阵为

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{V}^T \mathbf{V}] = \text{diag}\{(10)^2, (10)^2\} \quad (13)$$

初始速度及加速度均设置为 0, 仿真进行 50 步。由系统随机产生一组真实运动轨迹及其量测轨迹, 如图 4 所示。图中, 细实线表示运动体真实的运动轨迹, 离散点表示传感器测得的量测量。图中圆圈处表示轨迹初始点。由图 4 可知, 由于传感器存在量测噪声, 直接测量结果并不能很好的反应真实轨迹。

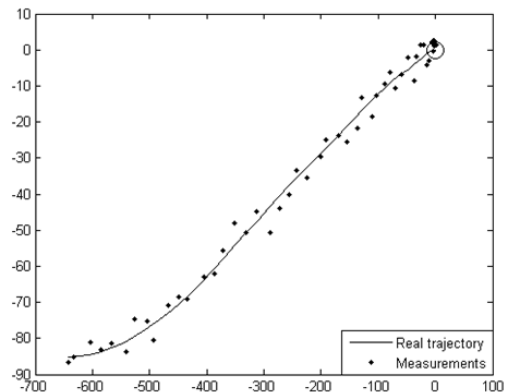


图 4 真实运动轨迹及其量测量

Fig. 4 The real trajectory and measurements of the moving object

4.3 仿真结果

针对基于二维 CWPA 模型的运动追踪估计问题, 分别利用标准离散卡尔曼滤波, RTS 平滑算法以及 TFS 平滑算法进行仿真分析。

首先, 利用卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)进行仿真, 获取实时位置与速度滤波估计值。所得的滤波估计轨迹, 如图 5 所示。图中, 虚线表示真实的运动轨迹与速度, 实线表示 KF 估计得到的轨迹与速度, 圆圈所示为运动起始点。

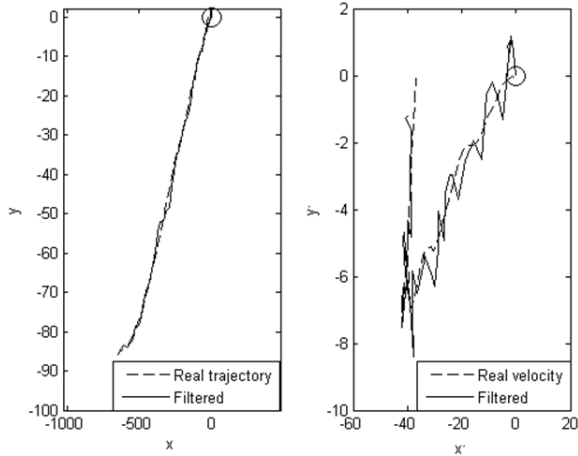


图 5 真实运动参数与卡尔曼滤波估计结果对比
Fig. 5 The real motion parameters and estimates by KF

由图 5 可知，对于运动轨迹，KF 估计得到的轨迹较为理想；但 KF 估计得到的速度与真实速度存在较大误差。

利用 RTS 算法估计得到的平滑结果，如图 6 所示。图中，虚线表示真实的运动轨迹与速度，实线表示 RTS 算法估计得到的轨迹与速度。

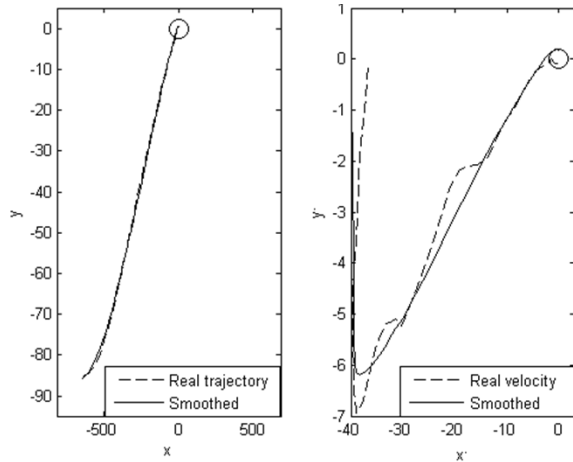


图 6 真实运动参数与RTS平滑估计值对比
Fig. 6 The real motion parameters and estimates by RTS smoother

由图 6 可知，对于运动轨迹，利用 RTS 平滑算法估计得到的轨迹，与真实轨迹几乎重合；但 RTS 平滑算法估计得到的速度曲线更加平滑，数据稳定性增强了，与真实速度误差较小，估计效果要优于卡尔曼滤波结果。

利用 TFS 平滑算法估计得到的平滑结果，如图 7 所示。

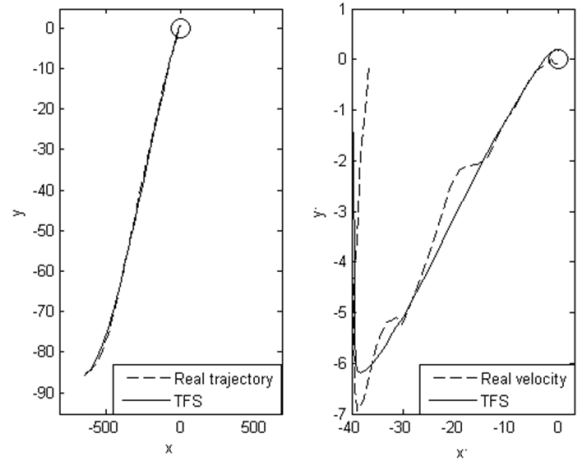


图 7 真实运动参数与TFS平滑估计值对比
Fig. 7 The real motion parameters and estimates by TFS smoother

结合图 6、图 7 可知，RTS 和 TFS 固定区间平滑的估计效果几乎一致，均能较好的跟踪真实轨迹，得到的速度估计曲线也较为平滑。

三种估计方法的位置估值均方误差，如表 1 所示。

表 1 三种估计方法位置估计值的均方误差
Table 1 Covariances for the three algorithms

Algorithm	KF	RTS	TFS
Mean square error	2.780 1	0.971 3	0.971 3

三种估计方法的速度估值均方误差，如表 2 所示。

表 2 三种估计方法速度估计值的均方误差
Table 2 Covariances for the three algorithms

Algorithm	KF	RTS	TFS
Mean square error	1.412 5	0.267 8	0.267 8

由仿真图及均方误差表可知，RTS 及 TFS 两种平滑算法的估计性能均优于 KF。这主要是由于两种平滑算法都充分利用了平滑前滤波过程所产生的数据，提高了估计精度。而 RTS 与 TFS 两种固定区间平滑算法，估计结果曲线及各估计值的均方误差均一致。这表明这两种平滑算法的估计效果是等效的。

上述结论，对于平滑算法的应用具有重要的实际意义。一方面，由于 RTS 平滑算法在平滑值解算时，需要进行矩阵求逆，这有可能导致误差

协方差阵失去正定性,从而导致平滑结果失效。此时,可以用 TFS 平滑算法替代。另一方面, TFS 平滑算法对于后向滤波有着较高的要求,如果应用信息滤波或者虚拟后向滤波方法无法获取理想效果,可以利用 RTS 平滑算法替代,而且两种算法具有同等的估计性能。

5 基于双滤波器结构的双平滑器精度评估方法

机载武器惯导系统传递对准的精度评估,是最优平滑算法较为常见的应用之一。在机载武器惯导系统完成传递对准后,立即转入评估过程,基于传递对准误差在导航信息中传播的特性,利用机载武器惯导相对外部精确信息基准的误差量测,结合 RTS 平滑、固定点平滑(Fixed Point Smoother, FPS)等最优平滑算法,对对准结束时刻的对准误差进行平滑估计。

但现有的对准精度评估研究,存有两个明显的特征:

(1) 所研究的内容侧重于评估方案的改进。文献[F-16]论述了平滑估计方案相对于光学物理检测手段的优势,确立进行性能评估的经典方法。而文献[3]、[5]均提出引入高精度航向基准信息对提升方位对准误差评估性能的重要性,并解决外部基准信息引入所带来的问题,则属于对估计器匹配方法的改进、优选。

(2) 所应用是单一经典平滑算法。一方面,算法的选用范畴仍然局限于经典的 RTS 或 FPS 平滑算法;另一方面,算法使用时只选用单一的平滑算法。

针对上述问题,结合对平滑算法的性能研究,基于双滤波器结构提出一种新的双平滑器传递对准精度评估方法。双平滑器平滑(Two Smoother Smoothing, TSS)中涉及的前向估计器选用 FPS 算法,后向估计器选用 RTS 平滑算法。该方法的解算流程图,如图 8 所示。

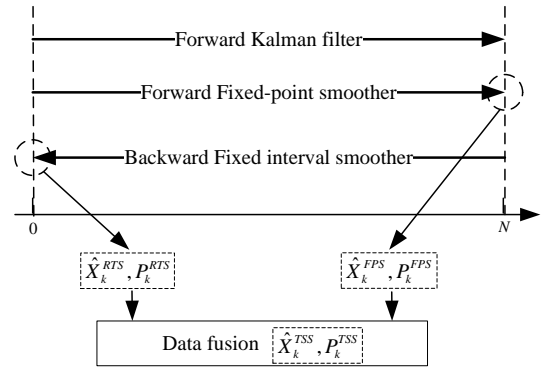


图 8 基于TSS算法的精度评估方法示意图

Fig. 8 Evaluation scheme based on TSS

执行该方法时,首先进行前向的卡尔曼滤波及 FPS 解算,实时存储 RTS 平滑解算所需的 4 个滤波矩阵数据,并在前向解算结束时刻,存储 FPS 的平滑结果,即 $\hat{X}_k^{FPS}, P_k^{FPS}$; 然后,进行 RTS 平滑解算,并存储 RTS 平滑解算的结果,即 $\hat{X}_k^{RTS}, P_k^{RTS}$; 最后,结合式(8)进行平滑信息融合,并得到双平滑器平滑结果 $\hat{X}_k^{TSS}, P_k^{TSS}$ 。

该方法的前向平滑中, FPS 解算过程相对于 KF 解算过程独立;后向平滑中, RTS 平滑基于经典 KF,并呈后向解算的算法特性。因此,所设计的 TSS 算法能够保证前向、后向平滑解算过程的独立性。

通过对式(8)进行转换,可得:

$$[P_k^{TSS}]^{-1} = [P_k^{FPS}]^{-1} + [P_k^{RTS}]^{-1} \quad (14)$$

式(14)表明: TSS 算法对全部状态量的综合估计性能要优于采用单一的前向 FPS 或后向 RTS 算法。

针对对准精度评估中最为关注的对准姿态误差,表 3 给出了 FPS、RTS 及 TSS 算法在对准精度评估中水平姿态误差估计值的均方误差。

表3 三种平滑方法水平姿态对准误差估计值的均方误差

Table 3 Title in English

Algorithm	FPS	RTS	TSS
均方差值	0.0959	0.0988	0.0840

由表 3 可知,所提出的 TSS 算法水平姿态对准误差估计值的均方误差,要优于 FPS 及 RTS。但必须指出,由于 FPS 算法的数据稳定性较差,重复仿真中会出现多次偏差明显很大的估计值,应予以剔除。否则所得到 FPS 的水平姿态估计值均方误差将过大,间接影响后续的数据融合,以

及对 TSS 算法的评价结果。因此, 表 3 中 FPS 的均方误差值稍优于 RTS。此外, 鉴于 FPS 算法对方位姿态对准误差的估计数据稳定性较差, 且受不同评估方案影响很大, 因此表 3 中未对方位姿态对准误差进行分析。

基于双滤波器结构的平滑算法还可以作为平滑算法框架, 针对前向平滑算法或后向平滑算法进行优化(例如对前向 FPS 的平滑数据稳定性进行改进), 甚至扩展至非线性平滑领域。对于一些静态应用对象, 还可以作为估计算法框架, 针对性地对前向估计器及后向估计器进行优选, 例如引入 EKF 等非线性滤波器^[16], 设计出最适用于该对象的估计算法。

6 结论

综上所述, 本文得到下述结论:

(1) 所提出的改进型 RTS 固定区间平滑算法, 可以减少其滤波过程所存储的数据, 进而提升 RTS 平滑算法的计算效率;

(2) 仿真结果表明, RTS 固定区间平滑算法与 TFS 平滑算法的估计性能具有等效性, 可以获取同等精度的轨迹、速度估计结果;

(3) 所提出的基于双滤波结构的舰载武器惯导传递对准精度评估方法, 可以获取较传统单一 FPS 或 RTS 算法更优的平滑性能。最后, 展望了基于该算法框架的后续研究方向。

参 考 文 献

- [1] Qin Y Y, Zhang H Y, Wang S H. Kalman filter and the principle of integrated navigation[M]. Xian: Northwestern Polytechnical University Press, 1998: 5-7, 16-20, 34. (in Chinese)
秦永元, 张洪钺, 汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1998: 5-7页, 16-20页, 34页.
- [2] Gelb, Arthur. Applied optimal estimation[M]. The MIT press, 1974: 1-5.
- [3] Cheng Jianhua, Chen Daidai, Tian Jun. Transfer alignment accuracy evaluation for SINS based on classified factors adaptive filter[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2013, 21(5): 598-603. (in Chinese)
程建华, 陈岱岱, 田军. 基于分类因子自适应滤波的惯导传递对准精度评估方法[J], 中国惯性技术学报, 2013, 21(5): 598-603页.
- [4] Shi Zhongke. The calculation method of the optimal estimate[M]. Beijing: Science Press, 2001: 36-37. (in Chinese)
史忠科. 最优估计的计算方法[M]. 北京: 科学出版社, 2001: 36-37页.
- [5] Cheng Jianhua, Chen Daidai. Transfer alignment accuracy evaluation based on DGPS assisted with the ship attitudes[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2012, 33(12): 1509-1514. (in Chinese)
程建华, 陈岱岱. 舰船姿态辅助 DGPS 的传递对准精度评估方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2012, 33(12): 1509-1514页.
- [6] Nash R A, Kasper J F, Crawford B, et al. Application of optimal smoothing to the testing and evaluation of inertial navigation systems and components[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1971, 16(6): 806-816.
- [7] Shi Zhongke. A new algorithm of fixed-interval smoother and its application to flight test[J]. ACTA Automatic Sinica, 1991, 17(03): 323-329. (in Chinese)
史忠科. 固定区间平滑新算法及其在飞行试验中的应用[J]. 自动化学报, 1991, 17(03): 323-329页.
- [8] Gong Xiaolin, Zhang Rong, Fang Jiancheng. Fixed-interval smoother and its applications in integrated navigation system[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2012, 20(06): 687-693. (in Chinese)
宫晓琳, 张蓉, 房建成. 固定区间平滑算法及其在组合导航系统中的应用[J]. 中国惯性技术学报, 2012, 20(06): 687-693页.
- [9] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems. Transactions of the ASME, Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1): 35-45.
- [10] Rauch H E, Tung F, Striebel C T. Maximum likelihood estimates of linear dynamic systems. AIAA Journal, 1965, 3(8): 1445-1450.
- [11] Ait-El-Fquih B, Desbouvries F. On Bayesian fixed-interval smoothing algorithms[J]. Automatic Control, IEEE Transactions on, 2008, 53(10): 2437-2442.
- [12] Särkkä S. Bayesian filtering and smoothing[M]. Cambridge University Press, 2013: 139-142.

- [13] Liu H, Nassar S, El-Sheimy N. Two-filter smoothing for accurate INS/GPS land-vehicle navigation in urban centers[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(9): 4256-4267.
- [14] Shin E. Estimation Techniques for Low-Cost Inertial Navigation[D]. Calgary: The University of Calgary, 2005.
- [15] Jouni H, Arno S, Särkkä S. Optimal Filtering with Kalman Filters and Smoothers: a Manual for the Matlab toolbox EKF/UKF[R]. Aalto University, 2011: 11-13.
- [16] Yu J, Lee J G, Park C G, et al. An off-line navigation of a geometry PIG using a modified nonlinear fixed- interval smoothing filter[J]. Control engineering practice, 2005, 13(11): 1403-1411.

致谢

感谢芬兰阿尔托大学Simo Särkkä研究员就贝叶斯平滑问题的有益指导与交流。

作者简介: (投稿时请将作者简介删除)

姓名 程建华, 男, 工学博士, 副教授。主要研究方向: 惯性导航与定位技术、组合导航技术。

Tel: 15045055388

E-mail: ins_cheng@163.com

陈岱岱 男, 博士研究生。主要研究方向: xxxxxxxxxx。

Tel: 13945147624

E-mail: ins_dai@163.com

Research of the Performance of Optimal Smoothing Algorithm Based on CWPA Model and its Application

CHENG Jianhua^{1,2}, CHEN Daidai^{1*}, ZHAO Lin¹, WANG Bingyu¹, René Jr. LANDRY²

1. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

2. Ecole de Technologie Supérieure, Université du Québec, Montreal H3C 1K3, Canada

Abstract: Aim at the gaussian smoothing problem for linear systems, RTS smoother and two-filter smoother are analyzed. A novel RTS smoother is proposed with less filtering data need to be stored than that of traditional. To study the object motion tracking problem by using estimators in plane, continue wiener process acceleration(CWPA) model is introduced. Based on the CWPA model, the estimate performances of Kalman filter, RTS smoother and two-filter smoother are studied by simulation, and the results show that the estimation effects of the two smoothers are equivalent, both are better than that of Kalman filter. Finally, according with the framework of two-filter smoother, a two smoother based transfer alignment accuracy evaluation approach for airborne slave inertial navigation system is presented. And compared with the conventional schemes in which only single smoother is adopted, this new approach appears a better entire smoothing performance, especially for the evaluation of residual horizontal misalignment attitudes.

Key words: optimal smoothing; Kalman filter; RTS smoother; two-filter smoother; CWPA model; transfer alignment accuracy evaluation

* Received: 2013-xx-xx; Revised: 2013-xx-xx; Accepted: 2014-xx-xx; Published online:
URL:

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (No. 61104036, 61374007), the Fundamental Research Funds for the Central Universities under the grant of HEUCFX41309 and HEUCF0414

*Corresponding author. Tel.: 0451081528478 E-mail: ins_dai@163.com