

扩展卡尔曼滤波器和无迹卡尔曼滤波器的性能对比研究

战 帅¹, 冯世民²

(解放军 92419 部队 辽宁 葫芦岛 125001 2.解放军 92941 部队 辽宁 葫芦岛 125001)

摘要 针对扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)和无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)两种常用非线性估值滤波算法的性能优劣问题,文章从算法基本原理出发,对 EKF 和 UKF 在线性估计器意义上的一致性、在线性化方式上的区别以及滤波器调参特点等方面进行了理论分析,并给出了一种用于 EKF 的调参方法。分别通过经典非线性滤波问题对两种算法设计了仿真实验,分析和仿真结果表明,UKF 的采样散布问题会严重降低其滤波性能,得到劣于 EKF 的结果,而调参后的 EKF 提高了其在大初始偏差条件下的性能。

关键词 卡尔曼滤波;非线性;扩展卡尔曼滤波;无迹卡尔曼滤波;线性化

中图分类号 O212

文献标识码 A

文章编号 1673-1131(2018)05-0035-02

0 引言

扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF)和无迹卡尔曼滤波器(unscented Kalman filter, UKF)是次优卡尔曼滤波器的两类典型实现^[2-4]。本文将针对 EKF 和 UKF 两种常用非线性估值滤波算法的性能优劣问题,从算法基本原理出发,对 EKF 和 UKF 在线性估计器意义上的一致性、在线性化方式上的区别以及滤波器调参特点等方面进行了理论分析,分析表明 UKF 并非具有实际的二阶矩估计精度,而仅仅是能够与前两阶矩保持一致,且存在样本散布问题。通过经典非线性滤波问题对两种算法设计了仿真实验,结果表明,在适合的初始条件下,UKF 的性能优于 EKF,但在初始估计误差较大时,UKF 的采样散布问题会严重降低其滤波性能,得到劣于 EKF 的结果,而调参后的 EKF 能够提高其在大初始偏差条件下的性能。

1 线性估计器与矩近似

线性估计器假设未知状态 x 的估计值 \hat{x} 能够被表示为观测值的仿射变换(Affine Transformation),根据无偏性要求 $E[(x - \hat{x})] = 0$,可将估计误差表示为:

$$\tilde{x} = x - \hat{x} = A(y - \bar{y}) \quad (1)$$

类似于最小二乘法的几何定义,由于线性估计器是要在线性观测空间内近似地表示未知状态量,使得估计状态与未知状态均方误差最小。得到最优线性估计器的 MSE 矩阵为:

$$P_{xx|y} = P_{xx} - P_{xy} (P_{yy})^{-1} (P_{xy})^T \quad (2)$$

则线性估计器即是估值滤波器,显然问题转化为求解矩量 \bar{y} , P_{xy} , P_{xx} 和 P_{yy} ,这均可等价求解高斯随机量 $x \sim N(\bar{x}, P)$ 经过非线性变换 $g(x): R^n \rightarrow R^m$ 后的高斯近似分布 $g(x) \sim N(\bar{g}, P^{(gg)})$,即只求解非线性变换后随机变量的前两阶(中心)矩。因此,从这个意义上看, EKF 与 UKF 只是在求解该近似分布采用的方法不同。

UKF 采用 Unscented 变换(UT)求解矩近似, UKF 给出的(一阶)矩近似结果为[TUKF]

$$\bar{y}_j^{UT} = g_j(\bar{x}) + \frac{(\nabla^T P_{xx} \nabla) g_j(x)|_{x=\bar{x}}}{2} + \frac{\sum_{i=1}^{2n} \left[\sum_{l=2}^{\infty} \frac{1}{(2l)!} D_{\sigma_{x_i}}^{2l} g_j \right]}{2(n+\kappa)} \quad (3)$$

UKF 的(一阶)矩近似只是在前两阶上一致,而误差均包含在高阶项之中,此外,当系统函数非线性较强(如指数函数和三角函数)或先验状态误差较大时,此时高阶项引入的误差是不可忽略的,将严重影响滤波性能。此外,其高维条件下的性能将进一步恶化。

对于 EKF 采用的一阶线性化, EKF 给出的矩近似结果为:

$$\bar{g}_{EKF} = g(\bar{x}), P_{EKF}^{(gg)} = \bar{H} P \bar{H}^T \quad (4)$$

EKF 直接忽略了二阶及以上项,故仅具有一阶矩估计精度。由于 KLD 是真实分布与近似分布之间的差异,故增大 R 能够减小 KLD,因此可对 EKF 的滤波增益增加一个调节参数 α ,即令

工单应该尽快完成。最后时限的算法为 deadline=创建时间-优先级*权值,权值的单位为秒。最后时限越小的工单,越先被处理。在工单导入环节按时间,工单 ID 从开通接口表导出数据到内存,排序后生成优先级队列。所有的优先级队列都按 deadline 排序,当 deadline 相同时,按工单 ID 排序,同时优先级队列采用二叉树的方式存储,每次处理最左叶子节点(优先级最高)的工单,保证高优先级工单能及时处理,同时随着时间的推移,较早时间进来的低优先级工单会慢慢移入左树枝,最终被取走处理,避免了低优先级工单长时间无法处理的情况。

4 系统部署建议

统一开通系统的部署引入了分布式架构,通过将系统不同功能模块部署到集群的不同服务节点上,并确保主备关系的服务器部署在不同机架,从而提高系统的可用性、稳定性,同时提高大数据量处理效率。

工单调度采用主备模式,工单调度主机做 HA 互备,如果出现单节点故障,自动在备机上启动;

拆分处理集群模式,拆分处理主机分布式部署,任意节点故障,工单调度应用将工单分发至其余节点处理;

网元处理集群,网元处理主机分布式部署,任意节点故障,拆分处理应用将工单分发至其余节点处理;

数据库服务器部署在高可靠型服务器上,部署生产数据库和容灾数据库各 1 套。

5 结语

基于分布式架构统一开通系统的设计方案,通过分布式部署及开通机制优化,提高了系统开通效率,从而提高客户满意度。应用主机的分布式部署,支持系统水平扩展,系统扩容周期可以大大缩短。建设开通运营管理平台,提供可视化运维能力,提高系统的运维效率。

参考文献:

- [1] 第三代业务支撑系统总体架构规范.
- [2] 第三代业务支撑系统-BOSS 系统总体技术规范.
- [3] 第三代业务支撑系统开通中心试点方案.

$$\begin{aligned} K(\alpha) &= P_0 \bar{H}^T (\Phi_0 + R_1(\alpha))^{-1} \\ R_1(\alpha) &= \alpha \Phi_0 + R \end{aligned} \quad (5)$$

其中 α 一般取0~1.5. 需要指出, 当 R 时, 虽然KLD可以取得很小的值, 但并不意味着近似分布最接近真实分布, 此时反应的情况实际上是近似分布区域远大于真实分布。

2 仿真结果与分析

本节采用基于角度距离观测的平面内目标跟踪问题进一步对EKF和UKF的性能进行分析, 目标状态 $x_k = [p_k^T, v_k^T]^T$ 。其中 p_k 为 k 时刻目标空间直角坐标系位置矢量, v_k 为速度矢量。观测矢量为 $y_k = [b_k, r_k]^T$, b_k 为观测点 $[0, 0]^T$ 到目标的方位角, r_k 为观测点到目标的距离。

采用EKF、UKF以及采用 $\alpha=0.5$ 作为调节参数的EKF(下文称 α -EKF)对上述模型分别在以下初始滤波参数条件下进行目标跟踪仿真计算,

(1)理想初始条件:

$$x_0 = [-115, -115, -5, -5]^T, P_0 = \text{diag}([20, 5, 20, 5]^2)$$

(2)大初始误差条件:

$$x_0 = [-115, -115, -5, -5]^T, P_0 = \text{diag}([200, 5, 200, 5]^2)$$

(3)大初始偏差条件:

$$x_0 = [0, 0, 0, 10^{-6}]^T, P_0 = \text{diag}([120, 5, 120, 5]^2)$$

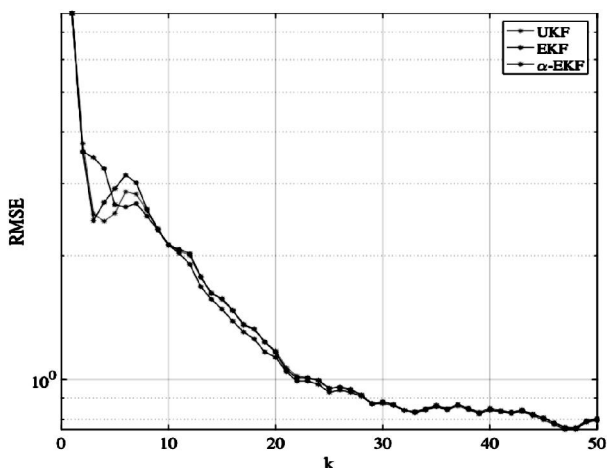


图1 条件(1)下各滤波器的RMSE

在上述条件下分别对三种滤波器进行200次Monte-Carlo计算, 图1给出了采用初始条件(1)时, 各个滤波器的RMSE结果, 可见在理想初始条件下, UKF的性能略优于EKF; EKF与UKF的性能相当;

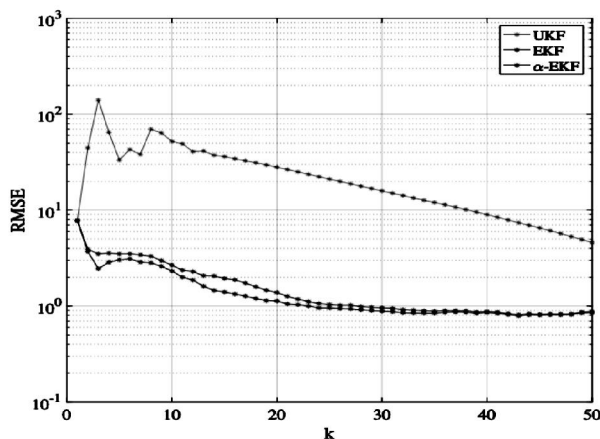


图2 条件(2)下各滤波器的RMSE

图2给出了采用初始条件(2)时各个滤波器的RMSE结

果, 可见在大初始误差条件下, UKF由于采样散布问题导致滤波性能大幅下降, 出现了滤波发散, 导致了不可用的估计结果。而EKF与 α -EKF误差相对较小, 这表明EKF算法受大初始误差的影响相比UKF较小。

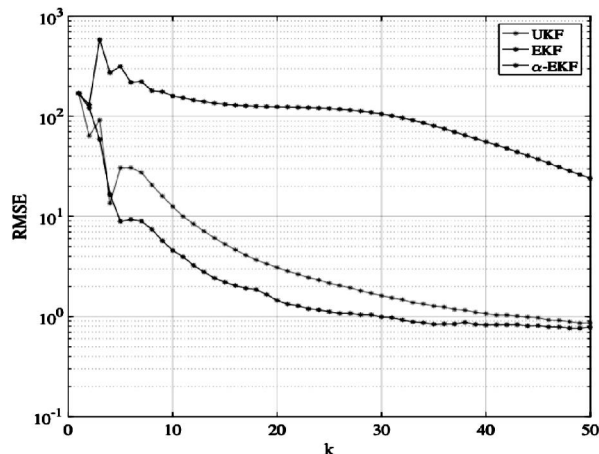


图3 条件(3)下各滤波器的RMSE

图3给出了采用初始条件(3)时各个滤波器的RMSE结果, 可见当初始状态估计值与初始状态真实值偏差较大时, EKF性能较差, UKF性能优于EKF, 而 α -EKF给出了优于UKF的结果, 因此, 结合条件(1)和条件(2)的结果, 调参后的EKF更适合于处理大初始偏差的情况, 在其他情况下与EKF的性能相当。

3 结语

本文针对EKF和无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)两种常用非线性估值滤波算法的性能优劣问题, 本文从算法基本原理出发, 对EKF和UKF在线性估计器意义上的一致性、在线性化方式上的区别以及滤波器调参特点等方面进行了理论分析, 并给出了一种用于EKF的调参方法。分别通过经典非线性滤波问题对两种算法设计了仿真实验, 通过分析实验结果, 得出结论:

(1)UKF的非线性处理能力较强, 相比EKF更适于过程非线性较强的问题模型, 当初始误差较大时, 采样散布问题会严重影响滤波性能, 甚至导致滤波发散, 此时性能反而劣于EKF。

(2)当初始偏差比较大时, 如果初始误差矩阵给定比较接近真实情况, UKF的收敛性能将优于EKF, 而EKF经过调参后性能可以大幅提升。

参考文献:

- [1] Kalman R. New results in linear prediction and filtering theory Trans. AMSE[J]. J Basic Eng, 1961, 83:95-108.
- [2] A. H. Jazwinski, Stochastic Processes and Filtering Theory. New York, NY, USA: Academic, 1970.
- [3] Julier S, Uhlmann J, Durrantwhyte H F. A new method for nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimates[J]. IEEE Trans.onAutomat.contr, 2000, 45(3): 477-482.
- [4] Sarkka S. On Unscented Kalman Filtering for State Estimation of Continuous-Time Nonlinear Systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2007, 52(9):1631-1641.