

文章编号:1671-6833(2008)03-0047-04

基于 Unscented 卡尔曼滤波的目标跟踪仿真分析

时少旺, 谭守林

(第二炮兵工程学院 作战保障系, 陕西 西安 710025)

摘要: 卡尔曼滤波技术是目标跟踪的理论基础之一。在工程应用中, 多采用非线性滤波的方法对目标进行跟踪。介绍了 Unscented 变换, 通过使用 Unscented 卡尔曼滤波(UKF)对目标跟踪进行仿真实验, Unscented 卡尔曼滤波有效地克服了传统的扩展卡尔曼滤波算法(EKF)的缺陷, 给出了最佳估计的二阶近似, 提高了对目标跟踪的精度和稳定性。仿真结果表明, 该算法对目标在位置、速度跟踪方面均有良好的效果; 针对目标机动, 采用多模型滤波算法能够实现目标机动的精确跟踪。

关键词: 无味变换; 目标跟踪; Unscented 卡尔曼滤波; 多模型算法

中图分类号: TN 957.51

文献标识码: A

0 引言

目标跟踪有两个理论基础, 即数据关联和卡尔曼滤波技术^[1]。由于在实际的目标跟踪中, 跟踪系统的状态模型和量测模型多是非线性的, 因此采用非线性滤波的方法。传统的非线性滤波的方法主要是扩展卡尔曼滤波算法(EKF), 但是该算法存在着精度不高、稳定性差、对目标机动反应迟缓等缺点^[2]。近年来, 文献[3]提出了一种非线性滤波算法—Unscented 卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, 即 UKF)。它是根据 Unscented 变化(无味变换)和卡尔曼滤波相结合得到的一种算法。这种算法主要运用卡尔曼滤波的思想, 但是在求解目标后续时刻的预测值和量测值时, 则需要应用采样点来计算。UKF 通过设计加权点 δ , 来近似表示 n 维目标采样点, 计算这些 δ 点经由非线性函数的传播, 通过非线性状态方程获得更新后的滤波值^[4], 从而实现了目标的跟踪。UKF 有效地克服了扩展卡尔曼滤波的估计精度低、稳定性差的缺陷。

1 目标跟踪系统的 Unscented 变换

Unscented 变换是一种计算一个随机变量的非线性变换的统计量的方法。目标跟踪的关键是通过已知目标信息(目标的位置、速度等)推算出下一时刻以及后续时刻的目标信息。假设在目标

跟踪系统中, X 是 k 时刻目标跟踪的采样点, 其均值为 \bar{X} , 协方差为 P_{xx} ; Y 是 $k+1$ 时刻目标采样点, Y 同 X 满足的非线性关系: $Y = g(X)$, 目标跟踪需要解决的是如何利用 k 时刻的采样值, 计算 $k+1$ 时刻的均值 \bar{Y} 和协方差 P_{yy} 。Unscented 变换是选择一些目标采样点使得其样本均值和样本协方差分别为 \bar{X} 和 P_{xx} , 将这些采样点中的每个点代入目标跟踪系统得到变换后的点, 而且 \bar{Y} 和 P_{yy} 就是这些变换后点均值和协方差。目标跟踪系统的 Unscented 变换原理如图 1 所示。

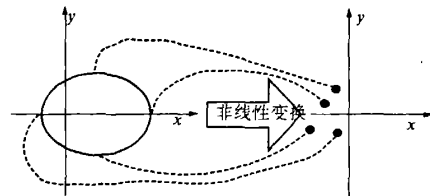


图1 目标跟踪系统的无味变换

Fig.1 Unscented transformation of target tracking system

均值为 \bar{X} 和协方差为 P_{xx} 的 n 维目标采样点 X 可以用 $2n+1$ 个加权 δ 点近似表示:

$$X_0 = \bar{X}, \quad \omega_0 = \frac{\lambda}{n + \lambda} \quad (i=0) \quad (1)$$

$$X_i = \bar{X} + (\sqrt{(n + \lambda)P_{xx}})_i \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

$$X_j = \bar{X} - (\sqrt{(n + \lambda)P_{xx}})_j \quad (j=n+1, \dots, 2n) \quad (3)$$

$$\omega_0^{(m)} = \frac{\lambda}{n + \lambda}, \quad \omega_0^{(l)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (4)$$

$$\omega_i^{(m)} = \omega_i^{(l)} = \frac{1}{2(n + \lambda)} \quad (i=1, 2, \dots, 2n) \quad (5)$$

收稿日期:2008-06-01;修订日期:2008-07-20

作者简介:时少旺(1984-),男,山东滨州人,第二炮兵工程学院硕士研究生,主要研究领域为军事建模、仿真与火力运用, E-mail: shishaowang@126.com.

式中: $\lambda = \alpha^2(n+k) - n$ 是一个比例因子. 其中 k 也是一个比例因子; α 决定 \bar{X} 周围的 δ 点范围, 一般取一个小的正值. $\beta \geq 0$, 其作用是改变 ω_0^i , 调节 β 的数值可以提高方差的精度, 控制估计状态的峰值误差. α 和 β 的值随 X 分布的不同而不同.

$(\sqrt{(n+\lambda)P_{xx}})_i$ 是 $(n+\lambda)P_{xx}$ 矩阵均方根的第 i 行或第 j 列, 可以利用 QR 分解得到矩阵 $(n+\lambda)P_{xx}$ 的均方根. ω_0^m 是求一阶统计特性时的权系数, ω_0^l 是求二阶统计特性时的权系数.

变换过程如下:

(1) 按照公式 (1) ~ (5) 计算目标采样点 X 的值, 得到 $2n+1$ 个调整后的采样点值 X_i 及其权值;

(2) 将 $2n+1$ 个点 δ 代入目标跟踪系统, 得到目标采样点的变换点, $Y_i = g(X_i)$;

(3) 求出目标跟踪系统变换点的均值及协方差:

$$\bar{Y} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(m)} Y_i \quad (6)$$

$$P_{yy} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(l)} (Y_i - \bar{Y})(Y_i - \bar{Y})^T \quad (7)$$

以上就是对目标跟踪系统实现了 Unscented 变换, 使其满足了线性条件下的卡尔曼滤波体系.

2 目标跟踪的 Unscented 卡尔曼滤波建模及解算

UKF 是 Unscented 变换和标准滤波 kalman 滤波体系的结合. UKF 是通过 Unscented 变换使目标跟踪系统方程适用于线性假设下的标准 kalman 滤波体系, 而 EKF 则是通过线性化非线性函数实现递推滤波.

假设在时刻 k , 跟踪目标的状态估计和协方差分别为 $\hat{X}(k|k)$, $P(k|k)$, 跟踪系统的状态方差和测量方程分别为:

$$\hat{X}(k+1|k) = f(\hat{X}(k|k)) + W(k) \quad (8)$$

$$Z(k) = h(X(k)) + V(k) \quad (9)$$

式中: $Z(k)$ 、 $W(k)$ 、 $V(k)$ 分别为 k 时刻目标跟踪系统下的量测值、状态噪声变量、量测噪声变量.

UKF 算法如下:

(1) 利用公式 (1) ~ (5) 计算目标采样点 $\hat{X}^i(k|k)$ 和权值 $\omega_i (i=0, 1, \dots, 2n)$;

(2) 利用状态方程传递目标采样点 $\hat{X}^i(k+1|k) = f(\hat{X}^i(k|k))$

(3) 计算预测均值 $\bar{X}(k+1|k)$ 和协方差 $P(k+1|k)$;

$$\bar{X}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i \hat{X}^i(k+1|k) \quad (10)$$

$$P(k+1|k) = Q(k+1) + \sum_{i=0}^{2n} \omega_i M M^T \quad (11)$$

式中:

$$M = \hat{X}(k+1|k) - \bar{X}(k+1|k).$$

$Q(k+1)$ 为 $k+1$ 时刻目标跟踪的状态噪声协方差矩阵.

(4) 预测下一时刻的目标测量采样点, 并计算其均值和协方差:

$$\hat{Z}^i(k+1|k) = h(\hat{X}^i(k+1|k)) \quad (12)$$

$$\bar{Z}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i \hat{Z}^i(k+1|k) \quad (13)$$

$$P_{zz} = R(k+1) + \sum_{i=0}^{2n} \omega_i N N^T \quad (14)$$

$$P_{xz} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i [\hat{X}^i(k+1|k) - \bar{X}(k+1|k)] \cdot [\hat{Z}^i(k+1|k) - \bar{Z}(k+1|k)]^T$$

式中:

$$N = \hat{Z}^i(k+1|k) - \bar{Z}(k+1|k).$$

这里, $h(\hat{X}^i(k+1|k))$ 为非线性函数, P_{zz} 是测量协方差矩阵, P_{xz} 是状态向量 X 和测量值 Z 的协方差矩阵, $R(k+1)$ 为 $k+1$ 时刻量测噪声协方差.

(5) 计算 UKF 增益 $A(k+1)$, 更新目标跟踪系统的状态向量和方差:

$$A(k+1) = P_{xz} P_{zz}^{-1} \quad (15)$$

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \bar{X}(k+1|k) + A(k+1)(Z(k+1) - \bar{Z}(k+1|k)) \quad (16)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - A(k+1)P_{zz}A(k+1)^T \quad (17)$$

这里, $\hat{X}(k+1|k+1)$ 是 $k+1$ 时刻的滤波值, $P(k+1|k+1)$ 是 $k+1$ 时刻的协方差值. 在已知 k 时刻目标采样点信息时, 通过 Unscented 卡尔曼滤波得出 $k+1$ 时刻的目标信息值; 然后将 $k+1$ 时刻的目标信息值作为已知条件, 推导出 $k+2$ 时刻以及后续时刻的目标信息值, 从而实现了目标的跟踪. 调整跟踪时间步长, 可以提高目标跟踪点的密度, 获得更为可靠的目标跟踪信息.

Unscented 卡尔曼滤波通过两个计算回路即: 滤波计算回路和增益计算回路, 实现了目标跟踪信息的获取和更新, 其解算的流程图如图 2 所示.

图中:

$$M = \hat{X}(k+1|k) - \bar{X}(k+1|k).$$

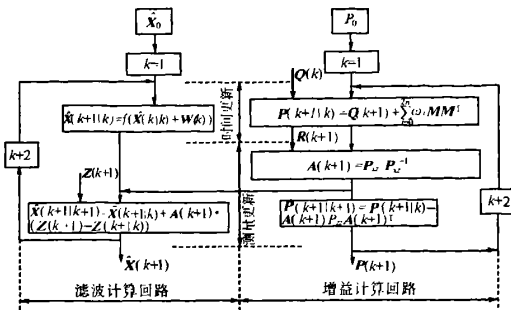


图2 Unscented 卡尔曼滤波的计算回路和更新问题

Fig.2 The calculation loop and regeneration loop of unscented transformation

3 目标跟踪仿真

3.1 条件假设

在仿真时给予以下假设:坐标系定义如图3所示,目标观察者位于 O 点;目标的初始位置在 $(24\text{ km}, 20\text{ km}, 18\text{ km})$ 处,在 $1 \sim 100\text{ s}$ 之间,目标做匀速直线运动,其中 x 方向速度为 480 m/s , y 方向速度为 320 m/s , z 方向速度为 0 。雷达传感器位于点 O ,扫描周期为 $T=1\text{ s}$ 。假定在整个航路上,目标跟踪过程噪声设置为 $Q=(25^2)I$;雷达传感器方向量测标准差为 25 m , θ 方向量测标准差为 0.004 rad , φ 方向量测标准差为 0.004 rad 。

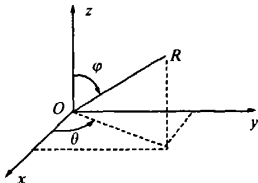


图3 坐标系方向

Fig.3 Coordinatc orientation

3.2 仿真计算

分别按照EKF算法和UKF算法,进行100次独立的蒙特卡罗仿真试验,得到两种算法的位置和速度的跟踪数值及误差,其误差变化曲线如图4、图5所示。

3.3 跟踪精度分析

图4、图5是用EKF和UKF两种算法分别对目标实际运动情况的跟踪仿真,从图中可以看出,UKF算法较EKF算法在对目标跟踪的精度和稳定性方面都有了明显的提高;从计算的速度来看,由于UKF算法比EKF算法的存储量高得多,所以UKF算法在计算速度上比EKF算法要慢一些,但是现在计算机完全能够满足算法的需要,计算速度已经不是问题。

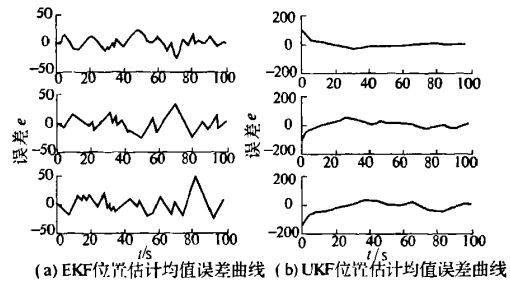


图4 EKF与UKF位置估计均值比较

Fig.4 Position estimate comparison of EKF and UKF

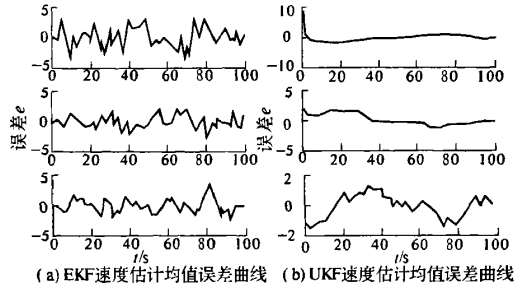
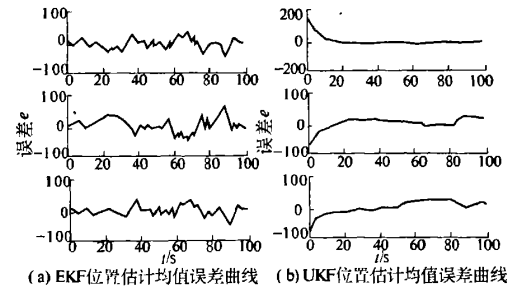
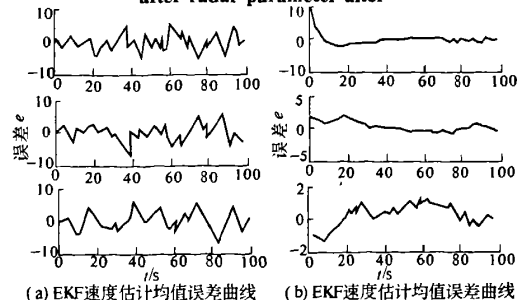


图5 EKF与UKF速度估计均值比较

Fig.5 Velocity estimate comparison of EKF and UKF

改变雷达的传感量测参数, R 方向量测标准差增大到 45 m , θ 方向的量测标准差增大到 0.005 rad , φ 方向量测标准差增大到 0.005 rad 。参数改变后,对两种算法的位置和速度估计进行仿真,如图6、图7所示:

图6 雷达参数改变后EKF与UKF位置估计均值比较
Fig.6 Position estimate comparison of EKF and UKF after radar parameter alter图7 雷达参数改变后EKF与UKF速度估计均值比较
Fig.7 Velocity estimate comparison of EKF and UKF after radar parameter alter

从图6、图7可看出,在雷达量测参数改变的情况下,UKF算法相比EKF算法来说,仍能维持较好的滤波估计性能,其对传感器的量测误差具有较好的鲁棒性.当目标出现机动时,依靠 Unscented 卡尔曼滤波在目标跟踪方面有较高的精度和稳定性,同时借助于其他的模型,例如:Singer模型、Helferty模型等解决突然机动和转弯问题,然后通过概率计算和组合估计得出机动情况下目标跟踪和定位,即多模型滤波算法,其处理流程如图8所示.

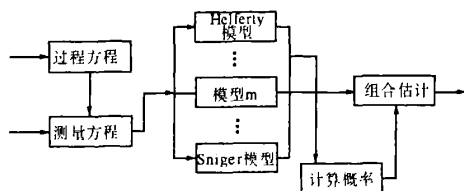


图8 多模型滤波器算法

Fig.8 Multiple model aigorithm

4 结束语

在工程实践中,UKF作为一种非线性滤波,有效地克服了扩展卡尔曼滤波的稳定性差、精度低的缺陷,并且能够给出最佳估计的二阶近似,其

估计精度比EKF要高,且可用标准的向量和矩阵运算来计算均值和协方差,不需算EKF中需计算的雅可比矩阵,该方法计算量不大,因此在工程上适用范围较广.

参考文献:

- [1] 王志贤. 最优目标状态估计与系统辨识[M]. 西安: 西北工业大学, 2004: 1-28.
- [2] 张有为. 维纳与卡尔曼滤波理论导论[M]. 北京: 人民教育出版社, 1980: 5-59.
- [3] JUNIER S J, UHLMANN J K. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimator[J], IEEE Trans on AC, 2000, 45 (3): 477-478.
- [4] 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: 67-98.
- [5] 张金槐. 线性模型参数估计及其改进[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1985: 234-278.
- [6] VANDER MERWE R, WAN E A. the Square-Root unscented kalman filter for state and parameter-estimation[C]//In: Proceedings of the International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Salt Lake City, Utah, 2001.

Simulation Analysis of Target Tracking Method Based on Unscented Kalman Filter

SHI Shao-wang, TAN Shou-lin

(Department of Campaign Safeguard, The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China)

Abstract: Kalman Filter technology is one of the theory bases of target tracking. In engineering application, nonlinear filter algorithm is mostly used for target tracking. In this paper, Unscented Kalman Filter(UKF) is introduced to make simulation analysis of target tracking. For target tracking, The UKF overcomes the disadvantages of conventional Extended Kalman Filter (EKF) effectively and gives the optimal estimation approximation. The UKF improves the accuracy and stability. The simulation shows that the model proposed in this paper can well estimate the position and velocity of target tracking. For target manoeuver, accurate tracking is obtained with the multiple model algorithm.

Key words: Unscented transformation; target tracking; Unscented Kalman filter; multiple model algorithm