

文章编号: 1001-0920(2008)04-0460-04

基于无迹卡尔曼滤波的被动多传感器融合跟踪

杨柏胜, 姬红兵

(西安电子科技大学 电子工程学院, 西安 710071)

摘要: 针对被动传感器观测的非线性问题, 将无迹变换引入卡尔曼滤波算法中. 进一步, 针对其弱可观测性, 采用多个被动传感器集中式融合跟踪策略, 提出了基于无迹卡尔曼滤波的被动多传感器融合跟踪算法. 以 3 个被动站跟踪为例进行仿真研究, 结果表明所提出的算法可达到比经典的扩展卡尔曼滤波算法更高阶的跟踪精度.

关键词: 无迹卡尔曼滤波; 集中式融合跟踪; 可观测性; 非线性

中图分类号: TN976

文献标识码: A

Multi-passive-sensor fusion tracking based on unscented Kalman filter

YANG Bai-sheng, JI Hong-bing

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China. Correspondent: YANG Bai-sheng, E-mail: tfybs@163.com)

Abstract: According to the nonlinear problem for the passive-sensor system, unscented transformation is introduced into Kalman filter based on passive target tracking algorithm. Then, multi-passive-sensor fusion scheme is adopted to deal with the difficulty of observability problem for single passive sensor system. Thus, multi-passive-sensor fusion tracking algorithm based on unscented Kalman filter (UKF) is proposed. Simulation results show that the proposed algorithm perform better than extended Kalman filter (EKF) in target tracking for a three-passive-sensor system.

Key words: Unscented Kalman filter; Multi-sensor central fusion tracking; Observability; Nonlinearity

1 引言

技术水平日益提高的 4 大威胁——电子干扰、反辐射导弹、隐身飞机和低空/超低空突防给雷达等有源定位带来一系列新的障碍. 被动跟踪, 尤其是红外被动跟踪系统在战术应用和技术性能方面可以弥补有源定位的不足, 是目标跟踪领域研究的热点^[1].

通常被动跟踪系统只能获取目标的方位/俯仰信息, 属于不完全观测; 直角坐标系下的观测方程为非线性方程, 是一个弱可观测强非线性系统. 解决被动跟踪系统的可观测性问题通常采取两种途径: 1) 采用移动单站跟踪, 但这对载机运动提出了苛刻的要求, 其性能也不尽人意^[2-4]; 2) 采用多站融合跟踪, 由于其搜索范围大、作用距离远和可靠性高等显著特点, 越来越受到人们的重视. 多站融合跟踪系统主要有分布式和集中式两种结构^[5]. 集中式融合跟踪将各观测站的量测数据送至融合中心进行融合跟踪处理, 在融合中心处理机及通信带宽的性能满足跟

踪系统要求的情况下, 可实时地跟踪目标.

对于非线性问题, 经典算法是扩展卡尔曼滤波 (EKF), 它通过对非线性函数的 Taylor 展开式进行一阶线性化截断, 从而将非线性问题转化为线性. 尽管 EKF 得到了广泛的使用, 但它存在如下不足: 1) 当系统呈现强非线性时, 线性化会使系统产生较大的误差, 使滤波器不稳定; 2) 许多实际问题很难得到非线性函数的雅克比矩阵求导; 3) EKF 需要求导, 无法作到黑盒封装, 难以模块化应用.

对 EKF 有众多的改进方法, 如高阶截断 EKF, 迭代 EKF 等, 但上述问题仍难以彻底解决. 由于近似非线性函数的概率密度分布比近似非线性函数更容易, 人们考虑使用采样方法近似非线性分布来解决非线性问题. 很多学者提出了基于采样的非线性滤波算法, 其中具有代表性的是粒子滤波 (PF) 算法和无迹卡尔曼滤波 (UKF) 算法. PF 计算量较大, 且粒子经过迭代后还会产生退化问题. 尽管目前已有

收稿日期: 2006-12-28; 修回日期: 2007-04-16.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60677040).

作者简介: 杨柏胜 (1980—), 男, 辽宁铁岭人, 博士生, 从事多传感器优化布站、目标跟踪等研究; 姬红兵 (1963—), 男, 陕西榆林人, 教授, 博士生导师, 从事雷达目标识别、目标跟踪等研究.

一些降低粒子退化的方法,但仍无法彻底提高粒子滤波计算负担大的问题. UKF 采用的是确定性采样,避免了 PF 的粒子退化问题,计算量基本与 EKF 算法相当,但性能优于 EKF. UKF 算法优点总结如下^[9]:1) 对非线性函数的概率密度分布进行近似,而不是对非线性函数进行近似;2) 非线性分布统计量的计算精度至少达到 2 阶,对于采用特定采样策略,如高斯分布 4 阶采样和偏度采样等可达到更高阶精度;3) 不要求求导计算雅克比矩阵;4) 可处理非加性噪声情况以及离散系统,扩展了应用范围;5) 计算量与 EKF 同阶次;6) 采用确定性采样策略,避免了粒子衰退问题.

本文将 UKF 算法与集中式融合跟踪算法相结合,解决了被动传感器系统存在的弱可观测及非线性问题,取得比 EKF 更高的跟踪精度. 鉴于完整性考虑,本文首先简要介绍多被动传感器集中式融合跟踪原理,然后给出无迹变换(UT)及 UKF 集中式融合跟踪算法. 仿真结果表明了本文算法的有效性.

2 多站被动传感器集中融合跟踪问题

本文主要考虑笛卡尔坐标系下的多站被动传感器的单个点目标跟踪,当目标为多像素时,取目标位置为多像素的质心. 以二维情况为例,选取坐标系如图 1 所示, $S_i(x_{s_i}, y_{s_i})$ 为 N 个被动传感器, $i = 1, 2, \dots, N$, $X_k(x_k, y_k)$ 为 k 时刻目标位置.

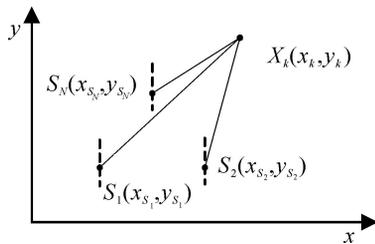


图 1 k 时刻目标测站空间位置

采用维纳过程加速模型,目标离散时间状态方程为

$$\begin{aligned}
 X(k) &= X(k-1) + GW(k-1), \\
 &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T & 0 & T^2/2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \\
 G &= \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 & T & 0 & 1 & 0 \\ 0 & T^2/2 & 0 & T & 0 & 1 \end{bmatrix}^T. \quad (1)
 \end{aligned}$$

其中: T 为采样周期, G 为状态一步转移矩阵, $X(k) = [x(k), y(k), v_x(k), v_y(k), a_x(k), a_y(k)]^T$ 为 k 时

刻的目标状态, $W(k-1) = W = [w_x, w_y]^T$ 为模型位置噪声, G 为模型噪声转移矩阵,模型噪声协方差矩阵为

$$Q(k) = \text{cov}[GW(k-1)]. \quad (2)$$

k 时刻由 N 个被动式观测站提供的在同一坐标系内的测量数据同时送到融合中心进行融合跟踪处理. 第 i 个被动式观测站提供的在同一坐标系内的测量数据为

$$\begin{aligned}
 z_{s_i}(k) &= s_i(k) + v_{s_i}(k) = \\
 &h_{s_i}[X(k)] + v_{s_i}(k), \\
 &i = 1, 2, \dots, N. \quad (3)
 \end{aligned}$$

其中

$$h_{s_i}[X(k)] = s_i(k) = \arctan \frac{y_{s_i} - y(k)}{x_{s_i} - x(k)},$$

$z_{s_i}(k)$ 是第 i 个被动式观测站的方位观测, $v_{s_i}(k)$ 是观测噪声,假设为零均值白噪声,方差为 $\frac{2}{s_i}$,则系统的观测噪声协方差矩阵为

$$R(k) = \begin{bmatrix} \frac{2}{s_1} & & & & & 0 \\ & \frac{2}{s_2} & & & & \\ & & \ddots & & & \\ 0 & & & & & \frac{2}{s_N} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

可以看出,式(3)所示的方位观测方程为目标状态向量的非线性函数. 经典的 EKF 由于其对非线性方程的近似误差,会带来诸多问题,本文所采用的 UKF 可以有效解决 EKF 的不足. 为了更好地理解 UKF,下面以最常用的尺度无迹变换(SUT)为例介绍 UT 原理^[6].

3 UT 原理

考虑一个 n_x 维随机变量 X 通过非线性函数 $g: R^{n_x} \rightarrow R^{n_y}$ 变换成 Y ,

$$Y = g(X). \quad (5)$$

给定 X 的均值 \bar{X} 和协方差 P_x ,采用 UT 计算 Y 的(一阶、二阶矩)统计量. 首先,选定 $2n_x + 1$ 个加权 sigma 采样点 $S_i = \{W_i, s_i\}, i = 0, 1, \dots, 2n_x$,这些采样点能捕获随机变量 X 的均值和方差. 满足该要求的 sigma 点选取方案如下:

$$s_0 = \bar{X}, \quad (6)$$

$$s_i = \bar{X} + (\sqrt{(n_x + 1) P_x})_i, \quad i = 1, 2, \dots, n_x, \quad (7)$$

$$s_i = \bar{X} - (\sqrt{(n_x + 1) P_x})_i, \quad i = n_x + 1, n_x + 2, \dots, 2n_x. \quad (8)$$

对应的 sigma 点权值为

$$W_0^{(m)} = 1 / (n_x + 1), \quad (9)$$

$$W_0^{(d)} = 1 / (n_x + 1) + (1 - 2 + 2^2), \quad (10)$$

$$W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = 1/\{2(n_x + 1)\},$$

$$i = 1, 2, \dots, 2n_x. \quad (11)$$

完整的 SU T 如下:

1) 选择参数 α 和 β . 选定 $\alpha > 0$, 确保协方差矩阵为半正定的, 通常默认 $\alpha = 0$. 选择 $0 < \beta < 1, 0$. 当系统表现为强非线性时, 选定 β 为一个很小的数来限制采样的非局部效应. β 为非负加权量, 用来表现高阶矩信息, 对于高斯输入, 最优值为 $\beta = 2$.

2) 令 $\lambda = 2(n_x + 1) - n_x$ 为复合尺度参数, 计算出 $2n_x + 1$ 个尺度 sigma 点加权值.

3) 对每个 sigma 点进行非线性变换

$$x_i = g(x_i), \quad i = 0, 1, \dots, 2n_x. \quad (12)$$

计算变换后的均值和方差为

$$\bar{Y} = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i^{(m)} x_i, \quad (13)$$

$$P_y = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i^{(c)} \{x_i - \bar{Y}\} \{x_i - \bar{Y}\}^T. \quad (14)$$

在 UT 变换算法中, 最重要的是确定 Sigma 点采样策略, 即确定使用 Sigma 点的个数、位置以及相应权值. Sigma 点的选择应确保体现输入变量 X 的最重要的特征. 目前已有的 Sigma 点采样策略有对称采样、单形采样、3 阶矩偏度采样以及高斯分布 4 阶矩对称采样等, 普遍使用的是对称采样.

4 基于 UKF 多站被动传感器集中融合跟踪算法

UKF^[7,8] 将 SU T 直接用于回归最小均方差估计, 由 Julier 等于 1997 年提出. 该算法重新定义系统状态变量为原始状态与噪声变量之和, $X(k)^a = \{X(k)^T, [GW(k-1)]^T, V^T\}^T$, 然后将无迹变换的 sigma 点选择方案用于扩展状态来计算对应的 sigma 点及权值. 完整的 UKF 算法如下:

1) 初始化.

$$X(0) = X(0/0), \quad (15)$$

$$P(0) = P(0/0) =$$

$$E\{[X(0) - X(0)][X(0) - X(0)]^T\}. \quad (16)$$

2) 状态空间扩维.

$$X^a(0) = [X(0) \quad 0 \quad 0], \quad (17)$$

$$P^a(0) =$$

$$E\{[X^a(0) - X^a(0)][X^a(0) - X^a(0)]^T\} =$$

$$\begin{bmatrix} P(0) & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix}. \quad (18)$$

3) 参照第 3 节计算 sigma 点 $x_i^a(k-1)$ 及对应权值 $W_i^{(m)}, W_i^{(c)}$.

4) 时域更新.

$$x(k/k-1) = x^{GW(k-1)}(k-1), \quad (19)$$

$$X(k/k-1) = \sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(m)} x_i^a(k/k-1). \quad (20)$$

5) 状态估计误差协方差阵的一步预测.

$$P(k/k-1) = \sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(c)} \{x_i^a(k/k-1) - X(k/k-1)\} \{x_i^a(k/k-1) - X(k/k-1)\}^T. \quad (21)$$

6) 观测方程更新.

$$s_i(k/k-1) = h_{s_i}(x(k/k-1), v(k-1)), \quad (22)$$

$$\hat{s}_{s_i}(k/k-1) = \sum_{n=0}^{2n_a} W_n^{(m)} s_i(n, k/k-1), \quad (23)$$

$$P_{Z(k)Z(k)} = \sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(c)} \{s_i(k/k-1) - Z(k/k-1)\} \{s_i(k/k-1) - Z(k/k-1)\}^T. \quad (24)$$

其中

$$s_i(k/k-1) = [s_{s_1}(i, k/k-1) \dots s_{s_N}(i, k/k-1)]^T,$$

$$Z(k/k-1) =$$

$$[\hat{s}_{s_1}(k/k-1) \dots \hat{s}_{s_N}(k/k-1)]^T,$$

$$P_{X(k)Z(k)} =$$

$$\sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(c)} \{s_i(k/k-1) - X(k/k-1)\} \{s_i(k/k-1) - Z(k/k-1)\}^T. \quad (25)$$

7) 计算卡尔曼滤波增益矩阵

$$K(k) = P_{X(k)Z(k)} P_{Z(k)Z(k)}^{-1}. \quad (26)$$

8) 融合状态估值

$$X(k) =$$

$$X(k/k-1) + K(k) \{Z(k) - Z(k/k-1)\}, \quad (27)$$

$$P(k) = P(k/k-1) - K(k) P_{Z(k)Z(k)} K^T(k). \quad (28)$$

其中

$$X^a(k) = [X^T \quad [GW(k-1)]^T \quad V^T],$$

$$a = [x^T \quad (GW(k-1))^T \quad (v)^T]^T,$$

为复合尺度参数, W_i 为 sigma 点的尺度权值, $n_a = n_x + n_v + n_n$, K 为 KF 的增益.

5 仿真结果分析

本文采用二维平面内静止的 3 个红外被动观测站测量同一平面上单个运动目标, 假设多站数据已

在数据融合中心配准,且互不相关,采用正三角形布站(各观测站均无虚警及漏检发生),位置坐标为(20,20),(30,20),(25,28.66),每个观测站方位角测量误差为

$$s_i = 1 \text{ m} \cdot \text{rad}, i = 1, 2, 3.$$

实际量测值 $z_{s_i}(k)$ 通过每个红外观测站的测量值 $s_i(k)$ 加上噪声强度为 1×10^{-3} 的零均值白噪声得到. 采样周期 $T = 1$, 按照真实情况仿真目标(一般情况下,战斗机攻击时速度为 0.120 km/s ;最大加速度为 0.005 km/s^2 ;最大速度为 0.6 km/s),进行 1 000 次 Monte Carlo 仿真,表 1 给出了仿真统计结果. 图 2 给出目标做机动时的跟踪误差比较结果,目标初始状态为 $v_x = 0.129 \text{ km/s}, v_y = -0.005 \text{ km/s}, a_x = 0.004 \text{ km/s}^2, a_y = -0.0031 \text{ km/s}^2$. 图 3 给出了匀速运动的误差比较结果,目标初始状态为 $v_x = 0.129 \text{ km/s}, v_y = 0 \text{ km/s}, a_x = 0 \text{ km/s}^2, a_y = 0 \text{ km/s}^2$. 由图 2 和图 3 可以看出,两种情况下 UKF 的跟踪精度明显高于 EKF.

表 1 跟踪精度比较

	EKF 平均误差	UKF 平均误差	精度提高
图 2	9.28	7.62	1.66
图 3	13.62	11.03	2.59

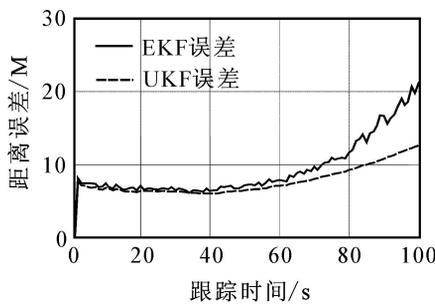


图 2 目标机动时的跟踪误差比较

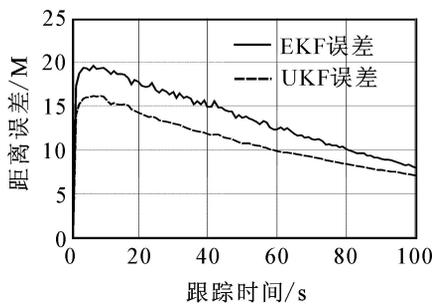


图 3 目标匀速时跟踪误差比较

6 结 论

本文将 UKF 与集中式融合相结合用于多站被动目标跟踪,解决了被动观测系统的可观测性问题,取得了比经典的 EKF 算法更高的跟踪精度.

目前虽然已经得到 UT 变换的精确证明,但对于 UT 变换与卡尔曼滤波相结合来处理非线性问题的 UKF 算法尚不能像 EKF 那样给出稳定性分析.

参考文献(References)

- [1] 舒金龙,陈良瑜,朱振福. 国外红外搜索跟踪系统的研制现状与发展趋势[J]. 现代防御技术, 2003, 31(4): 47-51.
(Shu Jin-long, Chen Liang-yu, Zhu Zhen-fu. Current situation and development trend of infrared searching and tracking system[J]. Modern Defense Technology, 2003, 31(4): 47-51.)
- [2] Fogel E, Gavish M. Nth-order dynamics target observability from angle measurements[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1988, 24(2): 305-308.
- [3] Moorman M J, Bullock T E. A stochastic perturbation analysis of bias in the extended Kalman filter as applied to bearings-only estimation [C]. Proc 31st Conf on Decision and Control. Tucson, 1992: 3778-3783.
- [4] Blackman S, Popoli R. Design and analysis of modern tracking system[M]. Norwood: Artech House, 1999.
- [5] Bar-shalom Y, Li X R. Multitarget-multisensor tracking: Principles and techniques[M]. Storrs: YBS Publishing, 1995.
- [6] Julier S J, Uhlmann J K, Durrant-Whyten H F. A new approach for filtering nonlinear system[C]. Proc of the American Control Conf. Washington: Seattle, 1995: 1628-1632.
- [7] Julier S J, Uhlmann J K. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems[C]. The Proc of Aero Sense: 11th Int Symposium Aero space/Defense Sensing, Simulation and Controls. Orlando, 1997: 54-65.
- [8] Rudolph van der Merwe, Arnaud Douce, Nando de Freitas. The unscented particle filter[R]. 2000.
- [9] 潘泉, 杨峰, 叶亮. 一类非线性滤波器——UKF 综述 [J]. 控制与决策, 2005, 20(5): 481-494.
(Pan Quan, Yang Feng, Ye Liang. Survey of a kind of nonlinear filters — UKF [J]. Control and Decision, 2005, 20(5): 481-494.)