

基于 TI-UKF 的短航迹在线空间配准方法

康 莉 黄建军 李莹莹

(深圳大学 ATR 国防科技重点实验室, 深圳, 518000)

摘 要: 为了提高多传感器系统的综合性能, 对时空配准的理论和方法进行探索具有重大的现实意义。近程跟踪定位系统中, 由于目标距离近且速度快, 导致可用于配准的数据量很小, 航迹短, 在配准算法尚未收敛时观测数据已结束, 从而为多传感器的时空配准带来困难。本文针对近程跟踪定位系统中的这些特征, 将航迹迭代的思想结合近程系统航迹较短的特点, 提出一种基于航迹迭代的无迹卡尔曼滤波(TI-UKF)的空间配准方法, 对以雷达和红外传感器为探测手段获取的目标数据实现空间配准。实验采用曲线运动模型, 模拟 4 条航迹, 对雷达和红外传感器的空间配准进行实验, 验证本文所提算法的有效性和系统偏差的收敛速度。实验结果表明, 所提算法是有效的, 且具有较强的应用价值。

关键词: 无迹滤波; 空间配准; 航迹迭代

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2011)09-1402-04

Online Spatial Alignment for Short Tracks Based on TI-UKF

KANG Li HUANG Jian-jun LI Ying-ying

(ATR Key Lab of National Defence, Shenzhen University, Shenzhen, 518000, China)

Abstract: In order to enhance the integrated performance of multi-sensor multi-target tracking system, it is extreme important to study on the theory and method of spatial alignment. For tracking and location system in short range, it is very difficult for spatial alignment of multi-sensor because of the fast velocity, short data and short track. It often happens that the measurement data has been over before the convergence of the spatial alignment process. This paper proposes a new method, in which the track iteration is employed to solve the difficulty brought by short track. The proposed method links a few short tracks together, and keeps system biases changeless for several points. Based on the above, the proposed method improves the UKF(Unscented Kalman Filter) algorithm properly to complete the spatial alignment algorithm in the short-range system formed by radar and infrared sensors. In computer simulation, four tracks are set up according to proper curve moving model, which is used to validate the efficiency of the proposed method and the convergent performance of system biase. To sum it up, the performance of the improved UKF, TI_UKF is better than the improved EKF.

Key words: Unscented Kalman Filter; spatial alignment; track iteration

1 引言

多传感器数据融合技术在军事领域、工业领域和商业领域中得到了广泛的应用, 具有广阔的发展前景。时空配准技术作为数据融合的基本组成部分, 目前已成为数据融合领域的一个研究热点。为提高多传感器系统的综合性能, 探索时空配准的理论和方法具有重大的现实意义。

研究多传感器的空间配准, 一般都需要把来自于同一航迹的若干数据点进行迭代计算, 才能实现配准的收敛。然而, 在近程系统中, 由于距离短, 传感器采集数据时间不够长, 获得的有效数据少, 通常在配准过

程还未收敛时, 数据采集过程就已结束。针对近程跟踪系统中数据量短导致的配准困难问题, 本文以雷达和红外传感器组成的多传感器近程跟踪系统为例, 提出将航迹迭代的思想结合近程系统航迹较短的情况, 采用改进的 UKF 算法, 将滤波过程和配准过程同步进行, 实现多传感器系统的短航迹空间配准, 达到提高近程系统多传感器空间配准精度的目的。

2 UKF

无迹变换(Unscented Transformation, UT)的基本思想最初由 Julier 等首先提出。无迹变换是近年来发展的用于计算经过非线性变换的随机变量统计量的一种

新方法,其核心是近似状态向量的概率密度函数(PDF)。近似化后的 PDF 仍然是高斯分布,但它变为一系列 δ 采样点。

假设 X 为一个 n_x 维随机向量, $g:R^{n_x} \mapsto R^{n_y}$ 为一非线性函数,并且 $y=g(x)$ 。 X 的均值和协方差分别为 \bar{X} 和 P_x 。计算 UT 变换的步骤可简单叙述如下。

首先计算 $(2n_x+1)$ 个 δ 采样点 ξ_i :

$$\begin{cases} \chi_0 = \bar{X} & i=0 \\ \chi_i = \bar{X} + (\sqrt{(n+\kappa)P})_i & i=1, \dots, n \\ \chi_{i+n} = \bar{X} - (\sqrt{(n+\kappa)P})_i & i=1, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

相对应的权值 W_i :

$$\begin{cases} W_0 = \kappa / (n+\kappa) & i=0 \\ W_i = 1 / [2(n+\kappa)] & i=1, \dots, n \\ W_{i+n} = 1 / [2(n+\kappa)] & i=1, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

其中, κ 是一个尺度参数,可以为任何数值,只要 $(n+\kappa) \neq 0$ 。 $(\sqrt{(n+\kappa)P})_i$ 是 $(n+\kappa)P$ 均方根矩阵的第 i 行或第 j 列, n 为状态向量的维数。

每个 δ 采样点通过非线性函数传播,得到:

$$y_i = g(\chi_i) \quad i=0, \dots, 2n_x \quad (3)$$

y 的估计值和协方差估计如下:

$$\bar{y} = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i y_i \quad (4)$$

$$P_y = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i (y_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})^T \quad (5)$$

3 TI-UKF 在线空间配准

由图 1 可看出,无论方位角偏差还是俯仰角偏差都需要近 40 个点才能够稳定输出。然而分析近程跟踪定位系统中的实际量测到的航迹数据点并不多,只有 20 多个,假如用 UKF 算法,则会产生配准偏差还没收敛航迹就已经结束,导致配准精度下降的问题。

为了解决 UKF 算法的收敛时间长、近程系统中实际数据短的问题,需要将几条不同的航迹拼接在一起,以保证有足够多过状态向量和状态协方差的初始化,对第 1 条航迹 S_1 而言,初始化 8 维状态向量

$$X^1(t_k^1) = [\rho(t_k^1), \theta(t_k^1), \eta(t_k^1), \dot{x}(t_k^1), \dot{y}(t_k^1), \dot{z}(t_k^1), \Delta\theta(t_k^1), \Delta\eta(t_k^1)]^T$$

并初始化状态协方差矩阵,经过 UKF 滤波算法后可以得到一组系统偏差 $(\Delta\theta^1, \Delta\eta^1)$ 。除此之外,第 l ($2 \leq$

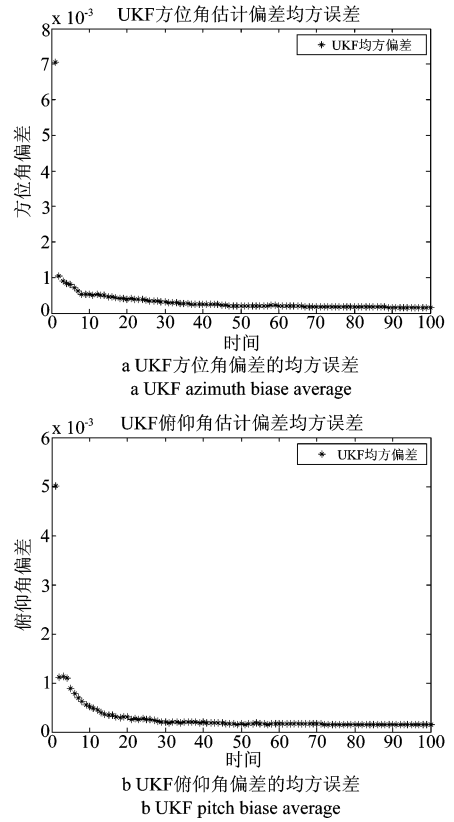


图 1 UKF 方位角偏差和俯仰角偏差的均方差
Fig. 1 UKF azimuth and pitch bias average

$l \leq m$) 条航迹 S_l 只对 6 维状态向量 $X_1^l(t_k^l) = [\rho(t_k^l), \theta(t_k^l), \eta(t_k^l), \dot{x}(t_k^l), \dot{y}(t_k^l), \dot{z}(t_k^l)]^T$ 和状态协方差矩阵做初始化,而状态向量 $X_2^l(t_k^l) = [\Delta\theta(t_k^l), \Delta\eta(t_k^l)]^T$ 则用第 $l-1$ 条航迹 S_{l-1} 经过 UKF 滤波后得到的系统偏差值 $X_2^{l-1}(t_k^{l-1}) = [\Delta\theta(t_k^{l-1}), \Delta\eta(t_k^{l-1})]^T$ 来初始化。状态向量的初始化总存在一定的误差,导致每条航迹的前面 U ($0 < U < N_m$) 个点的滤波跟踪都不稳定,目标的位置值和速度值会发生较大的变化,假如此时将初始化以后第 l 条航迹 S_l 经过 UKF 算法迭代,并将每一次的 8 维状态向量 $X^l(t_k^l)$ 都用前一个时刻 UKF 迭代得到的 $X^l(t_{k-1}^l)$ 更新,会使配准偏差像目标的位置值和速度值一样产生震荡现象,使滤波速度减慢,在每条航迹点数更少时甚至出现不收敛的情况。因此,在 UKF 算法的状态更新和量测更新过程中,令状态量 $X_2^l(t_k^l) = [\Delta\theta(t_k^l), \Delta\eta(t_k^l)]^T$ 保持不更新,直到第 U 个点的滤波跟踪较稳定时,再更新状态向量 $X^l(t_k^l) = [X_1^l(t_k^l)^T, X_2^l(t_k^l)^T]^T$ 。

由前所述,已经获得了扩维的系统状态方程和量测方程,以下为雷达和红外传感器在近程系统中用短航迹进行空间配准的详细过程:

假设共有 m 条航迹: S_1, S_2, \dots, S_m 。 $(\rho_r(t_k^l), \theta(t_k^l), \eta_r(t_k^l))$ 表示雷达在 k 时刻对第 l ($l \leq m$) 条航迹 S_l

的量测值, $(\theta_i(t_k^l), \eta_i(t_k^l))$ 表示红外传感器在 k 时刻对第 l 条航迹 S_l 的量测值, $(\Delta\theta(t_k^l), \Delta\eta(t_k^l))$ 表示在 k 时刻由第 l 条航迹 S_l 获得的红外传感器相对于雷达的偏差, 则有输入向量:

$$Y(t_k^l) = [\rho_r(t_k^l), \theta_r(t_k^l), \eta_r(t_k^l), \theta_i(t_k^l), \eta_i(t_k^l), \Delta\theta(t_k^l), \Delta\eta(t_k^l)]^T \quad (6)$$

输入向量的协方差:

$$P_Y = \text{diag}([R, P_d]) \quad (7)$$

Step 1: 取第 l 条航迹, 令 $l=1$ 。

Step 2: 初始化第 l 条航迹, 包括状态向量和状态协方差的初始化。

Step 3: 第 l 条航迹的空间配准

(1) 取时刻 $k=1$

(2) 计算 sigma 采样点及其权值

1) 输入状态向量和状态协方差:

$$Y(t_k^l) = \hat{x}_k^{(l)a} = [X^l(k)^T \quad 0 \quad 0]^T \quad (8)$$

$$P_Y^l = P^{(l)a} = \begin{bmatrix} P^l(k) & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix} \quad (9)$$

2) 计算协方差矩阵的 cholesky 分解:

根据输入的协方差矩阵 P_Y^l , 得到矩阵 $(n+\lambda)P_Y^l$, 其元素用 p_{ij} 表示, 矩阵 B 为 cholesky 分解的结果, 其元素用 b_{ij} 表示, 则每个元素的可经计算得:

$$\begin{cases} b_{jj} = \left(p_{jj} - \sum_{k=1}^{j-1} b_{jk}^2 \right)^{\frac{1}{2}} \\ b_{ij} = \left(p_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} b_{ik} b_{jk} \right) / b_{jj} \end{cases} \quad (10)$$

其中 $i=j+1, \dots, n$, $j=1, 2, \dots, n$, n 为状态向量的维数。

3) 计算 sigma 采样点及对应的权值:

根据输入向量 $Y(t_k^l)$ 和矩阵 B , 得到输入变量的 sigma 点集 $\{\chi_i\}$ 及对应的权值 W_i^m 和 W_i^c 。其中 $i=1, 2, \dots, 2n$, n 为状态向量的维数。 W_i^m 为均值加权所用权值, W_i^c 为协方差加权所用权值, 具体式子如下:

$$\begin{cases} \chi_0 = Y(t_k) \\ \chi_i = Y(t_k) + b_i \quad i=1, \dots, n \\ \chi_i = Y(t_k) - b_i \quad i=n+1, \dots, 2n \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} W_0^m = \lambda / (n+\lambda) \\ W_0^c = \lambda / (n+\lambda) + (1-\alpha^2 + \beta) \\ W_i^m = W_i^c = 1 / (2n+2\lambda) \quad i=1, \dots, 2n \end{cases} \quad (12)$$

其中, 扩散因子 $\lambda = \alpha^2(n+k) - n$, α 为 sigma 向量围绕 \bar{x} 分布的扩展因子 (一般为较小的正值), k 为另一个扩

展因子 (通常设为 0), β 为表示 $Y(t_k^l)$ 先验分布的因子 (对于高斯分布来说, 通常设为 2)。 b_i 是协方差矩阵 P_Y^l 的 cholesky 分解矩阵的第 i 列。

(3) UKF 滤波过程

根据前面得到的状态向量和协方差的初始值, 以及计算出的采样点和权值, 再经过 4.2 节所介绍的 UKF 算法滤波过程, 可以得到 $\hat{x}_{k|k}^l$, 即为:

$$X^l(k) = [X_1^l(t_k^l)^T, X_2^l(t_k^l)^T]^T \\ = [\rho(t_k^l), \theta(t_k^l), \eta(t_k^l), \dot{x}(t_k^l), \dot{y}(t_k^l), \dot{z}(t_k^l), \Delta\theta(t_k^l), \Delta\eta(t_k^l)]^T \quad (13)$$

1) 航迹号 $l=1$ 时:

保存状态更新结果, 令 $k=k+1$, 返回步骤 (2)。

2) 航迹号 $2 \leq l \leq m$ 时, 由于初始化的误差问题, 每条航迹的前面 N_j 个点的滤波跟踪都不稳定, 直角坐标轴方向的速度值也会发生较大变化, 假如此时对状态向量全部更新, 配准偏差会发生震荡, 影响滤波收敛速度, 严重时甚至导致不收敛。因此:

若 $N_j < U$, 此时只保存状态更新的

$$X_1^l(t_k^l) = [\rho(t_k^l), \theta(t_k^l), \eta(t_k^l), \dot{x}(t_k^l), \dot{y}(t_k^l), \dot{z}(t_k^l)]^T$$

而状态更新中的系统偏差值并不更新, 即 $X_2^l(t_k^l) = [\Delta\theta(t_{k-1}^l), \Delta\eta(t_{k-1}^l)]^T$ 。令 $k=k+1$, 返回步骤 (2)。

若 $N_j \geq U$, 保存状态更新结果, 令 $k=k+1$, 返回步骤 b。

Step 4: 第 l 条航迹的空间配准已经结束, 保存配准偏差 $(\Delta\theta(t_k^l), \Delta\eta(t_k^l))$, 且 $l=l+1$, 返回 step 2。

4 实验结果

在近程系统中航迹较短的情况下, 利用 TI-UKF 算法进行雷达和红外传感器的空间配准实验, 检验算法的有效性和系统偏差的收敛速度。

采用曲线运动模型, 模拟四条航迹。雷达的测量噪声标准差为 $(0.15\text{km}, 0.00175\text{rad}, 0.00175\text{rad})$, 红外传感器的测量噪声标准差为 $(0.00035\text{rad}, 0.00035\text{rad})$, 红外传感器的系统偏差为 $(0.0035\text{rad}, 0.0025\text{rad})$ 。同样按照上文提到的方法确定系统的状态初始值和协方差初始值, 新航迹的系统偏差不初始化, 且令系统偏差保持前 3 个点不变、前 5 个点不变, TI-UKF 算法结合空间模型进行 50 次 Monte Carlo 仿真实验, 仿真平台为 VC++6.0, 仿真结果如图 2 和图 3 所示。

航迹 1: 目标的运动轨迹如下, 观测间隔 T 为 2.5s, 采集 25 个数据点: $x = 13 + 15 \times \sin(0.06 \times (T+1))$, $y = 9 + 5 \times (T+1)$, $z = 10 \times (T+1)$

航迹 2: 目标的运动轨迹如下, 观测间隔 T 为 2.5s, 采集 26 个数据点: $x = 20 + 26 \times (T+1)$, $y = 6 + 3 \times \sin(0.06 \times (T+1))$, $z = 3 + 7 \times (T+1)$

航迹 3: 目标的运动轨迹如下, 观测间隔 T 为 2.5s, 采集 27 个数据点: $x = 70 + 20 \times (T+1)$, $y = 9 + 5 \times$

$$(T+1), z = 30 + 9 \times \sin(0.06 \times (T+1))$$

航迹 4: 目标的运动轨迹如下, 观测间隔 T 为 $2.5s$, 采集 24 个数据点: $x = 9 + 12 \times \sin(0.06 \times (T+1))$, $y = 27 + 37 \times (T+1)$, $z = 49 + 8 \times (T+1)$

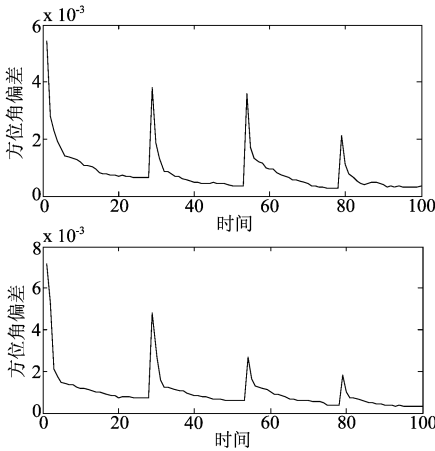


图 2 3 个点不更新的方位角系统偏差均方值
Fig.2 azimuth biase average with 3 points unchanged

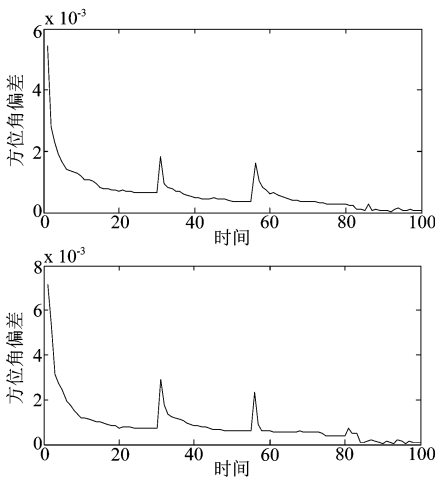


图 3 5 个点不更新的方位角系统偏差均方值
Fig.3 azimuth biase average with 5 points unchanged

表 1 TI-UKF 算法的运行时间

Tab.1 CPU time for TI-UKF

TI-UKF 算法运行时间 (四条航迹,105 个数据点)	目标做直线运动	目标做曲线运动
3 个点不更新(s)	0.303338	0.308931
5 个点不更新(s)	0.298138	0.303741

由实验结果可得,与 TI-EKF 算法相比, TI-EKF 算法复杂度小,运行时间短,但 TI-EKF 的非线性变换方式存在误差大且雅可比矩阵不稳定甚至不存在; TI-UKF 算法运行时间比 TI-EKF 大 10% 左右,但由于不需要对非线性系统进行线性化,并可以很容易地应用于非线性系统的状态估计,因此得到的系统偏差的精度高,且 TI-UKF 算法稳定,具有较高的应用价值。

5 总结

针对近程跟踪定位系统中的多传感器数据空间配准需求,本文提出基于航迹迭代的方法实现短航迹数据的空间配准方法。论文阐述了方法的详细步骤,并给出详尽的实验结果,实验结果中,对跟踪稳定前,保持 3 个点和 5 个点系统偏差保持不变,得出了相应的方位角系统偏差均方值,验证了 TI-UKF 算法的稳定性,说明其具有较高的实际应用价值。

参考文献

[1] Bing Chen, J. K. Tugnait. Multisensor Tracking of a Manuevering Target in Clutter Using IMM-PDA Fix-lag Smoothing[J]. IEEE Trans On AES,2000,36(3):983-991.

[2] Takenga, C. M. Anne, K. R. Kyamakya, K. Chedjou, J. C. Comparison of gradient descent method, Kalman filtering and decoupled Kalman in training neural networks used for fingerprint-based positioning [C]. Vehicular Technology Conference,2004,26(6):4146-4150.

[3] 潘平俊,冯新喜,孙鹏,刘佳. UKF 和 KF 两级滤波的雷达与红外配准算法[J]. 光电工程,2008,35(4):28-34. Pan Pingjun, Feng Xixi, Sun Peng, et al. Registration Algorithm of Radar and IR Sensor Based on Two Stage Filtering of UKF and KF. Opto-Electronic Engineering, 2008,35(4):28-34. (in Chinese)

作者简介

康 莉(1977-),女,深圳大学博士后,研究方向:红外目标检测与跟踪,数据融合等。E-mail:lili-kang@163.com

黄建军(1971-),男,深圳大学教授,博士生导师,研究方向:智能信息处理等。E-mail:huangjin@szu.edu.cn

李莹莹(1986-),女,深圳大学硕士研究生,研究方向:智能信息处理等。E-mail:lili-kang@163.com