

异类传感器集中观测融合 UKF 滤波算法

彭会萍, 曹晓军

(兰州商学院 商务信息技术实验中心, 甘肃 兰州 730020)

摘 要: 由于雷达具有较好的测距性能, 红外传感器具有高精度的测角性能. 雷达和红外传感器是异类传感器系统的一个典型组合, 但是异类传感器信息融合因没有现成的数学工具和方法而面临诸多困难. 本文首次将 UKF(unscented Kalman filter) 引入到异类传感器的信息融合, 并且利用集中式观测融合 UKF, 解决同步配置、同步采样的异类传感器的信息融合问题. 仿真结果表明, 本算法的 SMSE 要小得多.

关键词: 异类传感器; 集中观测融合; UKF

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)01-0123-03

The UKF Filter Algorithm of Heterogeneous Sensors Combination

PENG Hui-ping, CAO Xiao-jun

(Business Information Technology Experiment Center, Lanzhou University
of Finance and Economics, Lanzhou 730020, China)

Abstract: Radars have sound performance in orientation and infrared sensors have excellent performance in angle measure. Radar and infrared sensor is exceptional sensor system of a typical heterogeneous sensors combination, but heterogeneous sensors information fusion for no mathematical tools and methods and are facing many difficulties. This paper first introduced UKF(unscented Kalman filter) to heterogeneous sensors combination. And it used the centralized measurement fusion UKF to solve the information fusion of heterogeneous sensors combination of synchronization configuration and synchronous sampling. The simulation results show that This algorithm of SMSE are much smaller.

Key words: heterogeneous sensors; centralized measurement fusion; UKF(unscented Kalman filter)

1 引言

多目标跟踪中通常需要使用多个异类传感器配合使用^[1]. 雷达和红外是异类传感器系统中最常见的一种组合类型, 利用雷达高精度的距离测量和红外高精度的角度测量, 可以给出目标位置的精确估计.

异类传感器系统的状态方程和测量方程存在较大的非线性特征, 使得此类系统无法应用最小均方误差估计得到经典 Kalman 滤波器(KF). 而扩展卡尔曼滤波器(extend Kalman filter, EKF)对非线性环节的 Taylor 展开式进行一阶线性化截断, 并用雅

克比矩阵代替 KF 滤波方程中的状态转移矩阵, 线性化误差容易增大, 很难与系统实际状态保持一致, 经常给出不可靠的状态估计量^[2]. Julier 等提出的针对非线性系统的 UKF 算法^[2-4], 它的最大特点是减小了 EKF 滤波中引入的线性化误差.

关于非线性滤波器 UKF 的多传感器信息融合问题是国内外众多学者研究的热点领域, 其中有 Julier 提出的分布式数据融合^[3], 彭志专等提出的基于 IMM-PE 的分布式融合^[4], 以及李丹等的联邦滤波器信息融合算法^[5]等. 但是这些算法都是针对同类多传感器系统的信息融合. 本文首次将 UKF(unscented Kalman filter)引入到异类传感器的信

息融合,并且利用集中式观测融合 UKF,解决同步配置、同步采样的异类传感器的信息融合问题。

2 传感器组合描述

假定雷达和红外同地配置、同步采样,设在直角坐标系中的目标动态模型为^[1]:

$$x_{k+1} = F_k x_k + w_k \quad (1)$$

其中, x_k 为状态向量, F_k 为状态转移矩阵,表示了非线性系统的过程模型, w_k 为过程噪声,假定 w_k 是零均值的 Gauss 白噪声,即满足: $E[w_k w_j^T] = Q_w$

可将状态方程(1)式写为

$$x_{k+1} = f(x(k), k) + w_k \quad (2)$$

设雷达为传感器 1, 红外为传感器 2, 传感器的测量模型为

$$z_k^{(j)} = H_k^{(j)} x_k + v_k^{(j)}, \quad j=1, 2; \quad k=0, 1, 2, \dots \quad (3)$$

式中 $H_k^{(j)}$ 是测量矩阵, 表示了非线性观测模型, 可将测量方程(3)式写为:

$$z_k^{(j)} = h^{(j)}(x(k), k) + v_k^{(j)}, \quad j=1, 2; \quad k=0, 1, 2, \dots \quad (4)$$

当 $j=1$ 时对应雷达测量, 对于 3D 雷达

$$z_k^{(1)} = [\theta_k, \varphi_k, r_k]^T + v_k^{(1)} \quad (5)$$

其中 r_k, θ_k, φ_k 分别表示距离、方位角和俯仰角; 当 $j=2$ 时对应红外传感器的测量, 它包括方位角和俯仰角, 即

$$z_k^{(2)} = [\theta_k, \varphi_k]^T + v_k^{(2)} \quad (6)$$

$v_k^{(j)}$ 是具有已知协方差阵 $R^{(j)}$ 的 Gauss 白噪声, 对于 3D 雷达, 其协方差阵为

$$\text{cov}(v_k^{(1)}) = R^{(1)} = \begin{bmatrix} q_{\theta 1} & 0 & 0 \\ 0 & q_{\varphi 1} & 0 \\ 0 & 0 & q_r \end{bmatrix} \quad (7)$$

对于红外传感器, 其协方差阵为

$$\text{cov}(v_k^{(2)}) = R^{(2)} = \begin{bmatrix} q_{\theta 2} & 0 \\ 0 & q_{\varphi 2} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中 $q_{\theta 1}, q_{\varphi 1}, q_r$ 分别是雷达的方位角、俯仰角和距离测量噪声的方差; $q_{\theta 2}, q_{\varphi 2}$ 分别是红外传感器的方位角和俯仰角测量噪声的方差。

3 UKF 滤波算法

UKF(unscented Kalman filter)是 Julier 等提出的一种新的非线性滤波方法, 它是利用无味变换(unscented transform, UT)在估计点附近确定采样, 用这些采样点表示高斯密度近似状态概率密度

函数, 是一种矩匹配方法^[5-6]。

针对式(2)和式(4), 描述 UKF 算法的流程如图 1 所示。

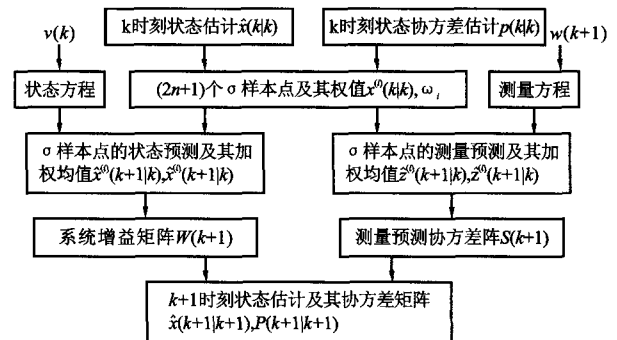


图 1 UKF 滤波算法流程图

4 异类传感器集中观测融合 UKF 滤波算法描述

为描述简便起见, 我们假定只有一个 3D 雷达和一个 2D 红外传感器, 实际应用中若为多个, 用此方法扩展即可。

将 3D 雷达和 2D 红外传感器的观测方程式(5)和式(6)增广得到集中式观测融合方程

$$z^{(0)}(k) = h^{(0)}(x(k), k) + v^{(0)}(k) \quad (9)$$

其中:

$$z^{(0)}(k) = [z^{(1)}(k)^T, z^{(2)}(k)^T]^T \quad (10)$$

而:

$$z^{(1)}(k) = [\theta_k, \varphi_k, r_k]^T + v^{(1)}(k) \quad (11)$$

$$z^{(2)}(k) = [\theta_k, \varphi_k]^T + v^{(2)}(k) \quad (12)$$

$$v^{(0)}(k) = [v^{(1)}(k)^T, v^{(2)}(k)^T]^T \quad (13)$$

$$R^{(0)} = E(v^{(0)}(t) \cdot v^{(0)}(t)^T) = \begin{bmatrix} R^{(1)} & 0 \\ 0 & R^{(2)} \end{bmatrix} \quad (14)$$

式(14)中的 $R^{(1)}$ 和 $R^{(2)}$ 参考式(7)和式(8)。

下面讲述异类传感器集中观测融合 UKF 滤波算法的具体过程。

(1) σ 点采样点向量 $\chi^{(i)}$ 和相应的权值 ω_i

$$\{\chi_i\} = (\bar{x}, \bar{x} + \sqrt{(n+k)P_{xx}}, \bar{x} - \sqrt{(n+k)P_{xx}}) \quad i=0, 1, \dots, n, n+1, \dots, 2n \quad (15)$$

$$\{\omega_i\} = (\frac{k}{n+k}, \frac{1}{2(n+k)}, \frac{1}{2(n+k)}) \quad i=0, 1, \dots, n, n+1, \dots, 2n \quad (16)$$

对于式(2)和式(4)确定的系统, 由于系统过程噪声和观测噪声为加性噪声, 故采用简化的 UKF 算法。基于 3D 雷达和 2D 红外传感器观测 $z^{(j)}(0) \dots$

$z^{(j)}(k)$ ($j=1,2$)的 σ 采样点计算:

$$\begin{aligned} \{\chi_i^{(j)}(k|k)\} = \\ (\hat{x}^{(j)}(k|k), \hat{x}^{(j)}(k|k) + \sqrt{(n+k)P_{\chi}^{(j)}(k|k)}, \\ \hat{x}^{(j)}(k|k) - \sqrt{(n+k)P_{\chi}^{(j)}(k|k)}) \\ i=0,1,\dots,n,n+1,\dots,2n \end{aligned} \quad (17)$$

其中初值条件为

$$\hat{x}^{(j)}(0|0) = E(x(0)) \quad (18)$$

$$P_{\chi}^{(j)}(0|0) = E\{(x(0) - \hat{x}^{(j)}(0))(x(0) - \hat{x}^{(j)}(0)|0))^T\} \quad (19)$$

(2)预测方程

σ 样本点的状态一步预测^[7]

$$\begin{aligned} \chi_i^{(j)}(k+1|k) = f(\chi_i^{(j)}(k|k), k) \\ i=0,1,\dots,n,n+1,\dots,2n \end{aligned} \quad (20)$$

系统状态一步预测为样本点一步预测的加权平均值

$$\hat{x}^{(j)}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i \chi_i^{(j)}(k+1|k) \quad (21)$$

状态预测协方差

$$\begin{aligned} P^{(j)}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i (\chi_i^{(j)}(k+1|k) - \hat{x}^{(j)}(k+1|k) \\ |k) \cdot (x_i^{(j)}(k+1|k) - \hat{x}^{(j)}(k+1|k))^T + Q_w \end{aligned} \quad (22)$$

σ 样本点的测量预测

$$\hat{z}_i^{(j)}(k+1|k) = h(\chi_i^{(j)}(k+1|k), k+1) \quad (23)$$

按照集中观测融合算法,将 σ 样本点的测量预测方程增广得到 σ 样本点集中式观测融合方程

$$\hat{z}_i^{(0)}(k+1|k) = [\hat{z}_i^{(1)}(k+1|k), \hat{z}_i^{(2)}(k+1|k)] \quad (24)$$

其中:

$$\hat{z}^{(1)}(k+1|k) = [\vartheta(k+1|k), \varphi(k+1|k), r(k+1|k)] + v^{(1)}(k+1|k) \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \hat{z}^{(2)}(k+1|k) = [\vartheta(k+1|k), \varphi(k+1|k)] + v^{(2)} \\ (k+1|k) \end{aligned} \quad (26)$$

根据集中观测融合 UKF^[8]得到的式(10),系统的测量预测为所有 σ 样本点集中观测的加权平均值

$$\hat{z}^{(0)}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i \hat{z}_i^{(0)}(k+1|k) \quad (27)$$

系统测量预测协方差

$$\begin{aligned} S(k+1) = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i [\hat{z}_i^{(0)}(k+1|k) - \hat{z}^{(0)}(k+1|k)] \\ \cdot [\hat{z}_i^{(0)}(k+1|k) - \hat{z}^{(0)}(k+1|k)]^T \end{aligned} \quad (28)$$

(3)更新方程

系统增益矩阵

$$W^{(0)}(k+1) =$$

$$\begin{aligned} \{ \sum_{i=0}^{2n} \omega_i [\hat{x}(k+1|k) - \hat{x}_i(k+1|k)] \cdot [\hat{z}_i^{(0)}(k+1|k) - \hat{z}^{(0)}(k+1|k)] \} \cdot S(k+1)^{-1} \end{aligned} \quad (29)$$

系统状态估计及其协方差矩阵

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + W^{(0)}(k+1) \cdot$$

$$[z^{(0)}(k+1) - \hat{z}(k+1|k)] \quad (30)$$

$$\begin{aligned} P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - W^{(0)}(k+1)S(k+1) \\ W^{(0)}(k+1)^T \end{aligned} \quad (31)$$

5 计算机仿真

本算法的评价准则函数为累计均方误差函数 (Sum of Mean Square Error, SMSE)^[6],其定义方式为

$$\text{SMSE}(k) = \frac{1}{L} \sum_{t=0}^k \sum_{i=1}^L (x(t) - \hat{x}_i(t|t))^T (x(t) - \hat{x}_i(t|t)) \quad (32)$$

$\hat{x}_i(t|t)$ 表示第*i*次 Monte Carlo 仿真滤波估值. SMSE 仿真曲线如图 2 所示.

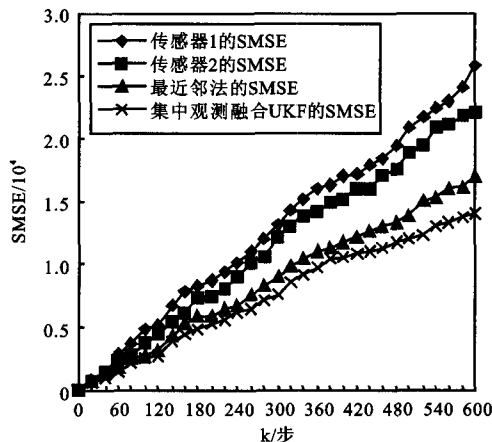


图2 单个传感器和两种融合方法的 SMSE 曲线

将本算法进行 30 次的 Monte Carlo 仿真试验,其中 w_k 和 v_k 的噪声方差为 $Q_w, R^{(0)}$ 在 $(0,1)$ 区间上均匀的随机取值.如图 2 所示,一个 3D 雷达和一个 2D 的红外传感器的 SMSE 与最近邻法和集中观测融合 UKF 的 SMSE 曲线比较结果表明,集中观测融合 UKF 的 SMSE 明显要小得多.

参考文献:

- [1] 彭冬亮,文成林.多传感器多源信息融合理论及应用[M].北京:科学出版社.
- [2] 王学伟.红外目标跟踪技术研究.海军航空工程学院学位论文,1998.
- [3] JULIER S J. Estimation and exploiting the degree of independent information in distributed data fusion [C] //The 12th International Conference on Information Fusion. Piscataway, NJ: IEEE, 2009:772-779.

(下转第 130 页)

- SNDR[C]//IEEE International Symposium on Date of Conference, Electronic Design, Test and Applications[s. l.]:IEEE,2008:79-84.
- [6] Gerfers F, Ortmanns M. Continuous-time sigma-delta A/D conversion fundamentals, performance limits and robust implementations(springer series in advanced microelectronics)[M]. BekLin: Springer,2006:158-190.
- [7] Fang Chen, Till Kuendiger, Shervin Erfani. Design of a wideband low-power continuous-time $\Sigma\Delta$ modulator in 90 nm CMOS technology[J]. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 2008(54):187-199.
- [8] Yiran Li, Jianqiu Chen, Jun Xu. A 20mW 200 MHz CMOS continuous-time sigma-delta modulator with 5 MHz signal bandwidth and 12 bits of resolution[C]//proceedings of the 7th International Conference on, Date of Conference Gulin:IEEE,2007:700-702.
- [9] HeungJun Jeon, Yong-Bin Kim, Minsu Choi. Offset voltage analysis of dynamic latched comparator[C]//Circuits and Systems(MWSCAS), 2011 IEEE 54th International Midwest Symposium on, Seoul:IEEE, 2011:1-4.
- [10] Kong-pang Pun, Shouri Chatterje, Peter Kinget. A 0.5V 74 dB SNDR 25kHz CT $\Sigma\Delta$ Modulator with Return-to-Open DAC[C]//2006 IEEE International Solid-State Circuits Conference [S. L.]: IEEE, 2006: 71-72.

作者简介:



李 亮 男, (1979—), 工学硕士. 研究方向为混合信号 CMOS 集成电路设计.

陈珍海 男, (1982—), 工学硕士. 研究方向为数模混合集成电路设计、为高性能 A/D 及 D/A 转换器设计.

(上接第 125 页)

- [4] 彭志专, 冯金富, 钟咏兵, 等. 基于 IMM-PF 的分布式估计融合算法[J]. 控制与决策, 2007, 23(7): 837-840.
- [5] 李丹, 刘建业, 熊智, 等. 应用联邦自适应 UKF 的卫星多传感器数据融合[J]. 应用科学学报, 2009, 27(4): 359-364.
- [6] 彭会萍, 曹晓军. 基于决策距离测量的 D-S 证据理论冲突处理方法[J]. 计算机应用与软件, 2011(4): 174-177.
- [7] 邓自立, 郝钢. 自校正多传感器观测融合 Kalman 估计值及其收敛性分析[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(5): 845-852.
- [8] 郝钢, 叶秀芬, 陈亭. 加权观测融合非线性无迹卡尔曼滤波算法[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(6): 753-758.

作者简介:

彭会萍 女, (1971—), 硕士, 教授. 研究方向为无线通信与信息融合.

曹晓军 男, (1967—), 副教授. 研究方向为计算机网络.