

引用格式:武青海,曲朝阳.基于IMM-极限迭代UFIR的机动目标跟踪算法[J].电光与控制,2018,25(6):35-38,51. WU Q H, QU Z Y. Maneuvering target tracking algorithm based on IMM-ultimate iterative UFIR[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(6):35-38, 51.

基于 IMM - 极限迭代 UFIR 的机动目标跟踪算法

武青海¹, 曲朝阳²

(1. 吉林农业科技学院电气与信息工程学院, 吉林 吉林 132101; 2. 东北电力大学信息工程学院, 吉林 吉林 132012)

摘要:为提高非高斯噪声条件下机动目标跟踪的精度,提出基于交互式多模型极限迭代无偏有限脉冲响应滤波(IMM-极限迭代UFIR)算法。采用对噪声统计特性不敏感的极限迭代无偏有限脉冲响应滤波(UFIR)作为其子滤波器,对各模型进行状态估计,最后通过对各模型的输出结果综合得到机动目标状态。仿真结果表明,在噪声条件复杂的情况下,该算法比交互式多模型卡尔曼滤波(IMM-KF)具有更高的跟踪精度和稳定性,计算量小于IMM-PF,算法能较好地兼顾跟踪精度和计算量两方面性能。

关键词: 机动目标; 目标跟踪; 交互式多模型; 极限迭代UFIR; 状态估计

中图分类号: TP953 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.06.008

Maneuvering Target Tracking Algorithm Based on IMM-Ultimate Iterative UFIR

WU Qing-hai¹, QU Zhao-yang²

(1. School of Electrical and Information Engineering, Jilin Agricultural Science and Technology University, Jilin 132101, China;
2. School of Information Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China)

Abstract: To improve the precision of maneuvering target tracking under non-Gaussian noise condition, a tracking algorithm based on Interactive Multi-Model ultimate iterative Unbiased Finite Impulse Response (IMM-ultimate iterative UFIR) filter is proposed. The algorithm takes the ultimate iterative UFIR, which has lower sensitivity to errors in the noise statistics, as its sub-filter to estimate the state of each model, and the state of maneuvering target is obtained by fusing the states of multiple models. Simulation results show that: under complex noise conditions, IMM-iterative UFIR has a higher precision than that of the Interactive Multiple Model Kalman Filter (IMM-KF), and less calculation cost than that of IMM-PF, which has a good balancing between the tracking precision and calculation amount.

Key words: maneuvering target; target tracking; interactive multi-model; ultimate iterative UFIR; state estimation

0 引言

目标跟踪技术广泛应用于军事、交通、航海和导航等领域,在目标跟踪算法中,通常应对目标运动模型进行合理建模,才能得到目标的速度和位置信息的正确估计,然而对机动目标来讲,其运动规律会发生改变,会造成所建模型与目标实际运动不匹配,此时需要采用机动目标跟踪算法进行跟踪。

IMM算法可并行计算,并采用不同子模型描述目

标不同运动规律,能够较好地描述目标的机动,因此在机动目标跟踪中得到广泛研究和应用。文献[1-4]分别采用卡尔曼滤波(KF)、扩展卡尔曼滤波(EKF)、不敏卡尔曼滤波(UKF)和容积卡尔曼滤波(CKF)作为IMM算法的子模型,以跟踪高斯系统的机动状态,但不适用于噪声条件非高斯的系统。文献[5]采用粒子滤波(PF)作为IMM算法子滤波器,能够处理非高斯噪声假设,但多个子模型采用大量粒子,计算量过大。

文献[6-10]中提到了无偏有限脉冲响应滤波(UFIR)算法,由于该算法对噪声统计特性不敏感,能够不计初始状态的影响,且具有较好的鲁棒性,能够处理非噪声条件下系统的跟踪问题,与KF相比,在实际应用中可获得更好的效果。文献[11]提出一种简单

收稿日期:2017-04-28

修回日期:2017-08-18

基金项目:吉林省科技发展计划项目(20180623004TC)

作者简介:武青海(1978—),男,黑龙江双城人,博士,教授,研究方向为算法分析与设计、软件工程。

形式的极限迭代 UFIR 算法,其迭代形式更加简洁,能够较好地应用于实际工程。

针对噪声假设不满足高斯假设的机动目标跟踪问题,本文提出基于 IMM-极限迭代 UFIR 的机动目标跟踪算法,采用极限迭代 UFIR 算法作为 IMM 算法子模型,交互输出跟踪结果,提升算法对非高斯机动目标的跟踪能力,相比 IMM-PF 算法,计算耗时问题得到改善。

1 系统模型

由于非线性系统可以通过类似 EKF 的方法进行线性化,极限迭代 UFIR 算法的优势不会受到影响,在此以线性系统为例进行阐述^[2]。系统状态方程为

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}(k) * \mathbf{X}(k) + \mathbf{\Pi}(k) * \xi(k) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}(k) \in \mathbf{R}^n$ 为 k 时刻目标状态矢量; $\mathbf{F}(k) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为 k 时刻状态转移矩阵; $\mathbf{\Pi}(k) \in \mathbf{R}^{n \times p}$ 为 k 时刻过程噪声增益; $\xi(k) \in \mathbf{R}^p$ 为 k 时刻过程噪声。

量测方程为

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k) * \mathbf{X}(k) + \phi(k) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{Z}(k) \in \mathbf{R}^e$ 为 k 时刻目标量测矢量; $\mathbf{H}(k) \in \mathbf{R}^{e \times n}$ 为 k 时刻量测矩阵; $\phi(k)$ 为 k 时刻量测噪声。

对于时不变系统,系统的状态转移矩阵和量测矩阵可以简化为 \mathbf{F} 和 \mathbf{H} 。

2 极限迭代 UFIR 算法

与 KF 不同,极限迭代 UFIR 算法获取时刻 $m = k - N + 1$ 与时刻 k 之间的 N 个量测后进行滤波,既不需要初始状态 X_0 和初始协方差 P_0 ,也不需要噪声统计特性 Q 和 R 。为了最小化均方根误差,产生最接近最优值的状态, N 的取值必须是最优的。为进行迭代,UFIR 算法在时刻 $m + K - 1$ (K 为系统状态个数)采用一个短数组的形式自我计算状态 $\hat{\mathbf{X}}_{m+K-1}$,然后采用循环方式迭代更新状态,在时刻 k 产生最优值,这样,算法不用涉及协方差 P ,这是极限迭代 UFIR 算法相对 KF 的最大优势^[11]。

采用极限迭代 UFIR 算法对该系统状态进行估计,为进行迭代,首先计算时刻 $s = m + K - 1$ 的初始值

$$\hat{\mathbf{X}}_s = \mathbf{F}^{s-m} * \bar{\mathbf{h}}_{s,m}^{-1} * \mathbf{Z}_{s,m} \quad (3)$$

$$\mathbf{G}_s = \mathbf{F}^{s-m} * (\mathbf{H}_{s,m}^T * \mathbf{H}_{s,m})^{-1} * (\mathbf{F}^{s-m})^T \quad (4)$$

极限迭代 UFIR 算法与其他 UFIR 算法不同之处在于,采用最小可得数组形式计算初始状态,该时刻范围为 $[m, m + K - 1]$,否则式(3)中的逆不存在。 k 为估计状态的时刻, N 为滤波算法的处理窗长。且有

$$\bar{\mathbf{h}}_{s,m}^{-1} = (\mathbf{H}_{s,m}^T * \mathbf{H}_{s,m})^{-1} * \mathbf{H}_{s,m}^T \quad (5)$$

$$\mathbf{H}_{s,m} = \mathbf{H}'_{s,m} * \mathbf{F}'_{s,m} \quad (6)$$

$$\mathbf{H}'_{s,m} = \text{diag} \left(\underbrace{\mathbf{H} \quad \mathbf{H} \quad \cdots \quad \mathbf{H}}_N \right) \quad (7)$$

$$\mathbf{F}'_{s,m} = [(\mathbf{F}^{N-1})^T \quad \cdots \quad \mathbf{F}^T \quad \mathbf{I}]^T \quad (8)$$

$$\mathbf{Z}_{s,m} = [\mathbf{Z}_s^T \quad \cdots \quad \mathbf{Z}_m^T] \quad (9)$$

获取迭代前状态后,变量 l 从 $s + 1$ 时刻到 k 时刻按照如下公式进行迭代,直至输出 k 时刻状态 $\hat{\mathbf{X}}(k)$ 。为克服极限迭代 UFIR 算法新息增益只随状态方程改变而改变的不足,参考文献[2]中思想,引入广义噪声功率增益调整系数的概念,有

$$\mathbf{G}(l) = \gamma(l) [\mathbf{H}^T * \mathbf{H} + (\mathbf{F} * \mathbf{G}(l-1) * \mathbf{F}^T)^{-1}]^{-1} \quad (10)$$

式中

$$\gamma(l) = \frac{1}{[N/2]} \sum_{i=l_0}^l \lambda(i) \quad (11)$$

式中: $l_0 = l - [N/2] + 1$, $[N/2]$ 表示对 $N/2$ 求整数,广义噪声功率增益的调整只能从 $m + K + [N/2]$ 时刻开始;

$$\lambda(i) = \sqrt{\frac{\eta(i)}{\eta(i-1)}} \quad (12)$$

式中, $\eta(i)$ 表示第 i 时刻偏差的均方根

$$\eta(i) = \sqrt{\frac{(\mathbf{Z}(i) - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}(i))^T (\mathbf{Z}(i) - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}(i))}{\kappa}} \quad (13)$$

式中, κ 表示目标运动维数。

$$\mathbf{K}(l) = \mathbf{G}(l) \mathbf{H}^T \quad (14)$$

$$\hat{\mathbf{X}}(l) = \mathbf{F} * \hat{\mathbf{X}}(l-1) + \mathbf{K}(l) * (\mathbf{Z}(l) - \mathbf{H} * \mathbf{F} * \hat{\mathbf{X}}(l-1)) \quad (15)$$

与 KF 类似,极限迭代 UFIR 算法的每个循环都包含“预测”和“更新”两个步骤,由于极限迭代 UFIR 算法不需要噪声的统计特性,预测过程只计算一个值——先验状态估计, $\hat{\mathbf{X}}(l|l-1) = \mathbf{F} * \hat{\mathbf{X}}(l-1)$ 。更新过程通过迭代将先验状态更新为后验状态,这个过程采用的值包括 $\mathbf{G}(l)$ 、量测残差 $\mathbf{Z}(l) - \mathbf{H} * \hat{\mathbf{X}}(l|l-1)$ 、偏差关联增益 $\mathbf{K}(l) = \mathbf{G}(l) \mathbf{H}^T$ (非 Kalman 增益),然后通过式(15)完成后验状态估计。

极限迭代 UFIR 算法中唯一需要确定的参数是滤波器处理窗长 N ,为最小化状态估计的均方根误差, N 需取最优值 N_{opt} ,由于真实状态无法获取,可结合量测值,通过最小化均方值的迹的导数计算该值,为

$$N_{\text{opt}} \cong \underset{N}{\text{argmin}} \left\{ \frac{\partial}{\partial k} \text{tr} L_k(N) \right\} \quad (16)$$

式中,

$$L_k = E \{ (\mathbf{Z}(k) - \mathbf{H} * \hat{\mathbf{X}}(k)) * (\mathbf{Z}(k) - \mathbf{H} * \hat{\mathbf{X}}(k))^T \} \quad (17)$$

3 IMM-极限迭代 UFIR 算法

IMM 算法采用并行计算方式,通过对不同运动状态的模型进行加权求和来处理机动目标问题,其子模型可灵活多变;极限迭代 UFIR 算法对模型噪声统计特性不敏感,能够处理噪声条件复杂的系统。以极限

迭代 UFIR 算法作为 IMM 算法的子模型,提出 IMM - 极限迭代 UFIR 算法,可兼顾两种算法的优点,能够处理复杂噪声条件的机动目标跟踪问题。算法结构如图 1 所示,包括输入初始化、输入交互、极限迭代 UFIR 滤波、模型概率更新和综合输出。

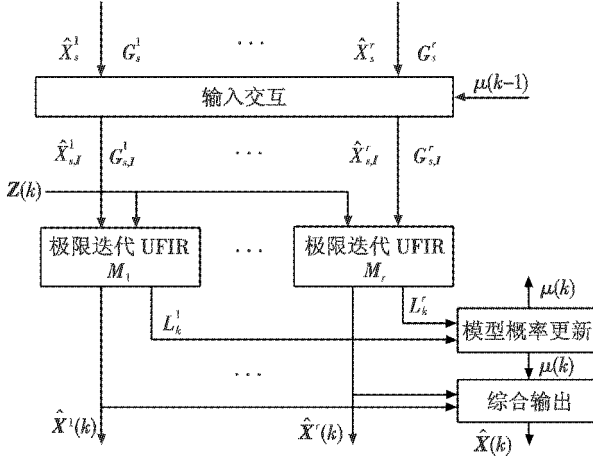


图 1 IMM - 极限迭代 UFIR 算法框架

Fig. 1 The frame of IMM-ultimate iterative UFIR algorithm

算法详细过程如下。

1) 输入初始化。

采用式(3) ~ (9)计算各个子模型的初始状态 \hat{X}_s^f 和 G_s^f ($f=1, \dots, r$, 其中, r 为所采用子模型的个数)。

2) 输入交互。

计算 $k-1$ 时刻模型 i 的条件概率

$$\mu^{i,j}(k-1) = q_{i,j} * u^i(k-1) / C_j \quad (18)$$

式中

$$C_j = \sum_{i=1}^r q_{i,j} * \mu^i(k-1) \quad (19)$$

式中, $\mu^i(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻模型 i 的概率。

各模型交互后输入为

$$\hat{X}_{s,l}^j = \sum_{i=1}^r \mu^{i,j}(k-1) * \hat{X}_s^i \quad j = 1, \dots, r \quad (20)$$

$$G_{s,l}^j = \sum_{i=1}^r \mu^{i,j}(k-1) * \{ G_s^i + [\hat{X}_s^i - \hat{X}_{s,l}^j] * [\hat{X}_s^i - \hat{X}_{s,l}^j]^T \} \quad j = 1, \dots, r \quad (21)$$

3) 极限迭代 UFIR 滤波。

将交互后的输入和当前量测值 $Z(k)$ 作为 k 时刻各个子模型的输入,采用式(10) ~ (12)进行迭代输出第 i 个模型的估计值 $\hat{X}^i(k)$ 以及 $G^i(k)$, 并有

$$G^i(k) = S_k^i (S_k^i)^T \quad (22)$$

计算各模型的似然度

$$L_k^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi} S_k^i} \exp\left(-\frac{1}{2} [Z(k) - H * F * \hat{X}^*(k-1)]^T * (S_k^i)^{-1} [Z(k) - H * F * \hat{X}^*(k-1)]\right) \quad (23)$$

式中, $\hat{X}^*(k-1)$ 为迭代过程中 $k-1$ 时刻产生的估计值。

4) 模型概率更新。

模型概率的计算是假设检验过程,一般采用贝叶斯假设检验方法,同时检验滤波器组各个滤波器的残差。 k 时刻的模型概率更新为

$$\mu_k^i = \frac{L_k^i C_i}{\sum L_k^i C_i} \quad (24)$$

5) 联合输出。

对各滤波器输出值进行加权求和得到 k 时刻目标状态估计值为

$$\hat{X}(k) = \sum_{i=1}^r \mu_k^i * \hat{X}^i(k) \quad (25)$$

4 仿真分析

为验证算法的有效性,以二维平面内目标的位置和速度跟踪为例进行说明,仿真硬件条件为 2.00 GHz 主频和 2.00 GB 内存台式计算机。

定义系统状态向量为 $X(k) = [x, v_x, y, v_y]^T$, 分别为 X 轴、 Y 轴的位置和速度分量。分别采用 3 种运动模型:直线、匀速左转弯和匀速右转弯运动模型。对于采样间隔 dt , 式(1)中状态转移矩阵为

$$F_1 = \begin{bmatrix} 1 & dt & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & dt \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (26)$$

对于转弯速度为 ω 的匀速转弯模型,有

$$F_\omega = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\omega * dt)}{\omega} & 0 & \frac{\cos(\omega * dt) - 1}{\omega} \\ 0 & \cos(\omega * dt) & 0 & \sin(\omega * dt) \\ 0 & \frac{1 - \cos(\omega * dt)}{\omega} & 1 & \frac{\sin(\omega * dt)}{\omega} \\ 0 & -\sin(\omega * dt) & 0 & \cos(\omega * dt) \end{bmatrix} \quad (27)$$

定义量测向量 $Z(k) = [x, y]^T$, 目标初始状态为 $[5000 \text{ m}, -180 \text{ m/s}, -8000 \text{ m}, 200 \text{ m/s}]^T$, 采样间隔为 1 s, 过程噪声为高斯白噪声, 其协方差矩阵为 $\text{diag}([100, 10, 100, 10])$, 量测噪声为 $\text{unif}(-20 \text{ m}, 20 \text{ m})$ 的均匀分布。仿真时间为 200 s, 其中, 30 ~ 80 s 为右转弯, 130 ~ 180 s 为左转弯, 其他时间为匀速直线运动。

采用 IMMKF 算法和 IMMPF 算法做对比, 其中, IMMPF 算法各滤波器粒子数量为 500, 本文算法中滤波器窗口长度 $N = 50$, 批处理窗口长度 $K = 5$, 各模型

$$\text{之间的转移概率为 } q_{i,j} = \begin{bmatrix} 0.85 & 0.075 & 0.075 \\ 0.075 & 0.85 & 0.075 \\ 0.075 & 0.075 & 0.85 \end{bmatrix}$$

采用蒙特卡罗仿真方法对结果进行对比, 次数为

100。各坐标轴位置和速度跟踪 RMSE 对比如图 2 ~ 图 3 所示。

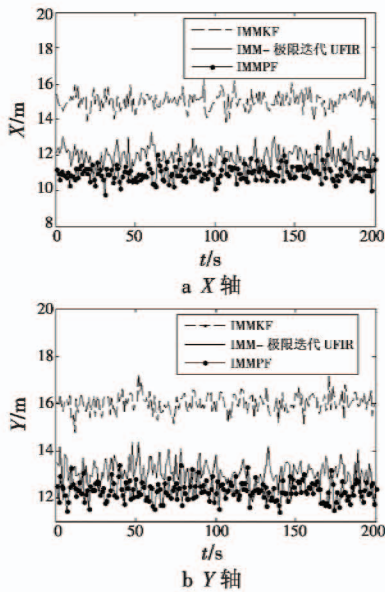


图 2 位置跟踪 RMSE 对比

Fig. 2 The comparison of position tracking RMSE

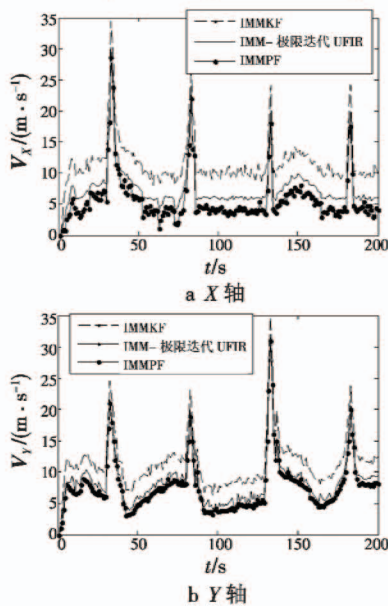


图 3 速度跟踪 RMSE 对比

Fig. 3 The comparison of velocity tracking RMSE

从图 2 和图 3 的结果可以看出,3 种算法都能实现对机动目标的跟踪。由于目标量测噪声为非高斯噪声,IMMKF 算法采用的 KF 子滤波器对该噪声滤波效果差,故其估计误差最大。IMM-极限迭代 UFIR 算法和 IMM-PF 算法都可以处理非高斯机动目标,估计误差都小于 IMMKF 算法,IMM-PF 算法稍优于前者。由于机动检测存在延时,各跟踪算法在模型切换过程中对速度的跟踪都存在一定震荡。

对跟踪结果和计算耗时进行统计,结果见表 1。

表 1 跟踪结果对比

Table 1 The comparison of tracking results

	IMMKF	IMM-极限迭代 UFIR	IMM-PF
X 轴位置误差/m	15.4	11.6	11.0
Y 轴位置误差/m	16.3	12.6	12.5
X 轴速度误差/(m·s ⁻¹)	10.8	6.2	5.9
Y 轴速度误差/(m·s ⁻¹)	10.5	6.3	5.8
耗时/s	0.034	1.298	14.834

从表 1 可以看出,跟踪精度方面,IMM-PF 算法和 IMM-极限迭代 UFIR 算法都要优于 IMMKF 算法,这是由于二者都能有效处理非高斯问题。但在耗时方面,IMM-PF 算法最大,IMM-极限迭代 UFIR 算法在跟踪精度与 IMM-PF 算法相差不大的前提下,耗时仅为 IMM-PF 算法的 8.75%。

从仿真分析可以看出,IMM-极限迭代 UFIR 算法采用不依赖噪声统计的极限迭代 UFIR 算法作为子滤波器,能有效跟踪非高斯机动目标,较好地兼顾了跟踪精度和耗时两方面性能。

5 结论

针对噪声假设不满足高斯条件下机动目标跟踪问题,提出基于 IMM-极限迭代 UFIR 的机动目标跟踪算法,以极限迭代 UFIR 算法作为 IMM 子滤波器,对不同运动模型进行滤波,综合输出目标的状态估计,实现 IMM 和极限迭代 UFIR 算法的融合,兼顾二者的优点,能够有效跟踪非高斯机动目标,仿真验证了算法的有效性。

参考文献

- [1] KIM J W, LEE M S, LEE S S. Vehicular pitch estimation algorithm with ACF/IMMKF based on GPS/IMU/OBD data fusion[J]. The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, 2015, 40(9): 1837-1845.
- [2] 付锦斌,孙进平,卢松涛,等. 针对机动目标的改进 UFIR 跟踪算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(1): 77-82.
- [3] YANG F, PAN Q, LIANG Y, et al. Interacting multiple model unscented Kalman filter[C]//The 24th Chinese Control Conference, 2005: 314-317.
- [4] 陈海,单甘霖. 基于 IMMCKF 的机动目标跟踪算法[J]. 电光与控制, 2011, 18(10): 1-5.
- [5] SU X H, WANG S, PECHT M, et al. Interacting multiple model particle filter for prognostics of lithium-ion batteries[J]. Microelectronics Reliability, 2017, 70: 59-69.

(下转第 51 页)

5 结论

本文在 D-S 证据理论框架下,提出了基于 Deng 熵理论的加权信度熵以度量信息不确定度。新的信度熵不仅包含了传统信度熵中 mass 函数所涉及的不确定信息,还建模了辨识框架的规模信息。据此,通过处理信息源中的更多信息,使得信息处理过程中的信息损失减少。随后,基于新的加权信度熵,提出了一种传感器冲突数据融合与目标识别方法。通过算例分析与实验结果比较,验证了本文方法的合理性和有效性。

参考文献

- [1] 张堃,周德云,王谦,等. 基于模糊决策树的机载多传感器智能管理方法[J]. 计算机应用,2011,31(12):3255-3257.
- [2] 王越,周德云,杨维,等. 多种异类传感器联合跟踪的异步航迹融合算法[J]. 弹箭与制导学报,2014,34(2):153-156.
- [3] 柳毅,高晓光,卢广山,等. 基于加权证据组合的多传感器目标识别[J]. 系统工程与电子技术,2003,25(12):1475-1477.
- [4] 宋建辉,张俊,刘砚菊,等. 基于 LBP-PCA 的多传感器目标识别算法[J]. 火力与指挥控制,2017,42(2):60-63.
- [5] DEMPSTER A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(2):325-339.
- [6] SHAFER G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton:Princeton University Press, 1976.
- [7] YANG Y, HAN D. A new distance-based total uncertainty measure in the theory of belief functions[J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 94:114-123.
- [8] SONG Y, WANG X, LEI L, et al. Uncertainty measure for interval-valued belief structures[J]. Measurement, 2016, 80:241-250.
- [9] DENG Y. Deng entropy[J]. Chaos Solitons & Fractals, 2016, 91:549-553.
- [10] DENG Y, SHI W, ZHU Z, et al. Combining belief functions based on distance of evidence[J]. Decision Support Systems, 2004, 38(3):489-493.
- [11] MURPHY C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1):1-9.
- (上接第 10 页)
- based on joint TDOA and DOA estimation using 2-D matrix pencil algorithms and IEEE 802. 11ac[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(5):2440-2454.
- [6] WANG H, WANG J, ZHONG L, et al. Mismatched filter for analogue TV-based passive bistatic radar[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2011, 5(5):573-581.
- [7] 孙鹏,熊伟. 测向交叉定位系统中的 K-means 聚类融合算法[J]. 电光与控制,2016,23(10):36-40.
- [8] 张杰,蒋建中,郭军利. 基于两步最小二乘定位的偏差改进算法[J]. 航空学报,2016,37(2):695-705.
- [9] 关欣,陶李,衣晓. 滑窗式无偏多平台无源定位算法[J]. 系统工程与电子技术,2016,38(9):1981-1986.
- [10] 莫成坤,陈树新,吴昊,等. 基于抗差估计的三维测向无源定位算法[J]. 电光与控制,2015,22(2):22-26.
- [11] 宗军君,崔逊学. 多站测向交叉定位的加权最大似然估计算法及其精度分析[J]. 电光与控制,2015,22(11):11-13.
- [12] WERTHMANN J. A step-by-step description of a computational efficient version of multiple hypothesis tracking[C]//SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, 1992:288-300.
- [13] BLACKMAN S, POPOLI R. Design and analysis of modern tracking systems[M]. London:Artech House Publishers, 1999.
- (上接第 38 页)
- [6] CHOI I H, PAK J M, AHN C K, et al. New preceding vehicle tracking algorithm based on optimal unbiased finite memory filter[J]. Measurement, 2015, 73:262-274.
- [7] PAK J M, AHN C K, SHMALIY Y S, et al. Switching extensible FIR filter bank for adaptive horizon state estimation with applications[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 24(3):1052-1058.
- [8] SHMALIY Y S, SIMON D. Iterative unbiased FIR state estimation;a review of algorithms[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2013, 113(1):1-16.
- [9] SHMALIY Y S. An iterative Kalman-like algorithm ignoring noise and initial conditions[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(6):2465-2473.
- [10] KIM P S, LEE M E. A new FIR filter for state estimation and its applications[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2007, 22(5):779-784.
- [11] SHMALIY Y S, KHAN S, ZHAO S Y. Ultimate iterative UFIR filtering algorithm[J]. Measurement, 2016, 92:236-242.