

文章编号: 1001-9014(2010)03-0230-06

毫米波/红外多传感器融合跟踪算法研究

潘 勃, 冯金富, 李 骞, 李 斌

(空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要:毫米波/红外(MMW/IR)传感器是各国发展多模复合制导技术的重点. 针对平方根无迹卡尔曼滤波(SR-UKF)的估计算法存在线性化误差及粒子滤波中得到优化的重要性密度函数比较困难的问题, 将平方根无迹卡尔曼滤波与粒子滤波相结合, 提出一种序贯融合的平方根无迹卡尔曼粒子滤波(SR-UK-PF)算法. 利用平方根无迹卡尔曼算法得到的状态更新矩阵和误差协方差矩阵, 构造粒子滤波的重要性密度函数, 这样重要性密度函数能够融入最新观测信息, 进而更加符合真实状态的后验概率分布. 为验证算法的有效性, 以地空导弹中 MMW/IR 传感器复合制导为背景进行仿真研究与分析, 结果表明, 该算法克服了粒子滤波法难以得到优化重要性密度函数的缺陷, 能有效提高多传感器系统状态估计的精度.

关键词:毫米波/红外; 闪烁噪声; 平方根无迹卡尔曼滤波; 粒子滤波; 重要性密度函数

中图分类号: TP273 文献标识码: A

TRACKING ALGORITHM FOR MMW/IR MULTI-SENSORS FUSION

PAN Bo, FENG Jin-Fu, LI Qian, LI Bin

(College of Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an, 710038, China)

Abstract: Millimeter wave(MMW)/infrared (IR) sensor is a key technology for composite guidance system of missiles. Aiming to solve the problems that there were linear errors in the algorithm of square-root unscented Kalman filter (SR-UKF) and it was difficult to obtain the importance density function for the algorithm of particle filter(PF), a square-root unscented Kalman particle filter (SR-UK-PF) algorithm with the sequential fusion was presented by combining SR-UKF with PF. The main idea of this algorithm was to calculate the state transition matrix and the error covariance matrix by SR-UKF, and to construct the importance density function by the sequential fusion of particle filter. Thus, the importance density function could integrate the latest observation into system state transition density, and the proposal distribution could be more in line with the distribution of real states. To demonstrate the effectiveness of this model, simulations were carried out based on tracking algorithm for the surface-to-air missile with MMW/IR sensor. The results show that this technique can overcome the flaw that it is hard to get the optimization importance density function in the particle filter, and it can significantly improve the accuracy of state estimation for the system with multi-sensors.

Key words: millimeter wave/infrared(MMW/IR); glint noise; square-root unscented Kalman filter(SR-UKF); particle filter(PF); importance density function

引言

毫米波/红外(MMW/IR)复合制导技术是近年来导弹制导技术发展的一个方向. 就导弹导引头而言, 毫米波雷达既能提供角度信息, 又能提供距离信息, 但很容易受到干扰和攻击. 红外传感器的角分辨率较高, 且不向空中辐射能量, 可以克服雷达易被侦察和干扰的缺点, 但不能测距. 把两者结合起来使用, 利用空间或

时间上的冗余或互补信息依据某种准则进行组合, 获得被测对象的一致性解释或描述, 就可以实现性能互补, 提高对目标的跟踪能力, 实现精确制导^[1,2].

针对非线性问题, 经典的滤波算法如扩展卡尔曼滤波器(EKF)、无迹卡尔曼滤波器(UKF)受到线性 Kalman 滤波算法结构的制约, 对于非高斯分布的状态模型, 若仍简单地采用均值和方差表征状态概率分布, 将导致滤波性能变差. 粒子滤波器(particle

收稿日期: 2008-09-10, 修回日期: 2009-05-21

Received date: 2008-09-10, revised date: 2009-05-21

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863)项目(2007AAJ127); 空军预研项目(KJ08053)

作者简介: 潘 勃(1981-), 男, 辽宁清原人, 博士生, 研究方向为武器系统控制与仿真

filter)采用随机采样方式逼近非线性分布,处理非线性、非高斯问题^[3]. 针对粒子滤波中得到优化的重要性密度函数比较困难的问题,研究了基于毫米波/红外的多传感器数据融合和粒子滤波,采用平方根无迹卡尔曼滤波(SR-UKF)和序贯融合的方法,通过将雷达/红外数据序贯融合后,利用SR-UKF得到的误差协方差矩阵和系统状态更新矩阵来构造粒子滤波的重要性密度函数,并产生预测样本,使重要性密度函数能够融入最新观测信息. 仿真结果表明,在非高斯噪声条件下,该改进算法使滤波精度得到提高,特别适用于目标作大角度机动条件下的跟踪.

1 空中机动目标跟踪模型

在机动目标运动模型方面,匀速(CV)模型、匀加速(CA)模型、匀速转弯(CT)模型和当前(CU)统计模型都是常用的运动模型.

文献[4]提出的机动目标“当前”统计模型由于对于大机动目标适应能力较强而得到了广泛的应用,本文“当前”统计模型采用修正瑞利分布的加速度密度函数.

在“当前”统计模型在估计目标状态的同时,还可以辨识出机动加速度均值,从而实时地修正加速度分布,并通过方差反馈到下一时刻的滤波增益中,实现自适应跟踪.

雷达可以直接测量目标的距离、方位角及俯仰角. 设 $r_R(k)$, $\theta_R(k)$, $\phi_R(k)$ 为目标距离、方位角及俯仰角的测量值, $v_{r_R}(k)$, $v_{\theta_R}(k)$, $v_{\phi_R}(k)$ 为测量噪声. 其测量方程为式(2):

$$z_k^R = \begin{bmatrix} r_R(k) \\ \theta_R(k) \\ \phi_R(k) \end{bmatrix} + v_k^R$$

$$= \begin{bmatrix} \sqrt{x^2(k) + y^2(k) + z^2(k)} \\ \arctan \frac{y(k)}{x(k)} \\ \arctan \frac{z(k)}{\sqrt{x^2(k) + y^2(k)}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{r_R}(k) \\ v_{\theta_R}(k) \\ v_{\phi_R}(k) \end{bmatrix}. \quad (2)$$

红外传感器只能直接测量目标的方位角 $\theta_I(k)$ 及俯仰角 $\phi_I(k)$, $v_{\theta_I}(k)$ 和 $v_{\phi_I}(k)$ 为测量噪声. 其测量方程为式(3)

$$z_k^I = h^I(x_k) + v_k^I$$

$$= \begin{bmatrix} \arctan \frac{y(k)}{x(k)} \\ \arctan \frac{z(k)}{\sqrt{x^2(k) + y^2(k)}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{\theta_I}(k) \\ v_{\phi_I}(k) \end{bmatrix}. \quad (3)$$

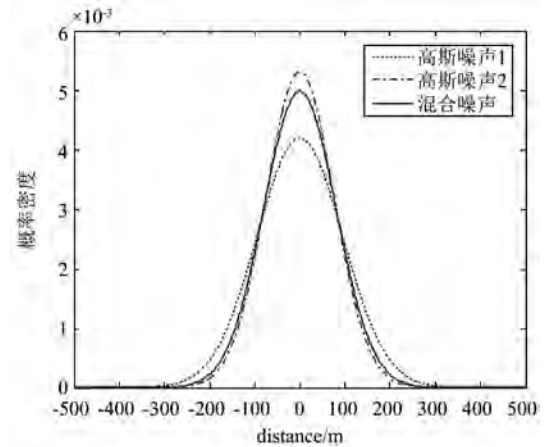


图1 闪烁噪声概率密度分布

Fig. 1 The probability density distribution of glint noise

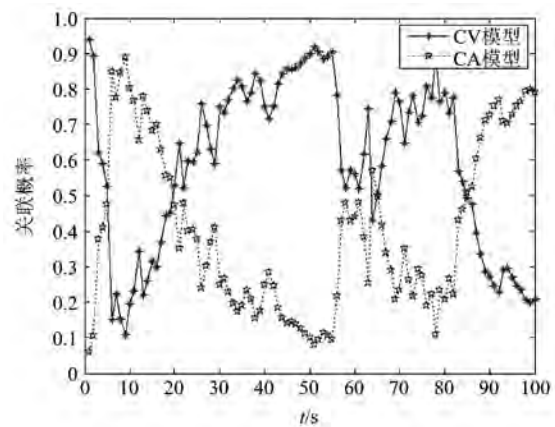


图2 各模型各时刻的概率分布

Fig. 2 The probability density distribution at different time

值得注意的是, v_k^R , v_k^I 不一定符合零均值高斯白噪声模型假设,如角度闪烁则有可能使主动毫米波雷达和红外传感器的量测噪声特性呈现出混合高斯分布等.

2 闪烁噪声下的跟踪算法

在雷达目标跟踪中,由于复杂目标不同部位的散射强度和相对相位的随机变化,造成回波相位波前面的畸变,尤其是对测量角的影响. 这种现象引起的测量噪声称之为闪烁噪声. 当距离目标较近时,闪烁噪声严重影响跟踪精度.

闪烁噪声的一、二阶矩按照文献[5]的方法计算,然后应用集中式融合算法跟踪. 图1和图2给出了闪烁噪声概率密度分布情况. 其中两条虚线表示不同方差的高斯噪声的概率密度分布;而闪烁噪声用两者的加权和来建模,闪烁噪声的概率密度分布用实线表示. 图2中CV,CA分别代表目标的匀速模

型和匀加速模型. 针对上述两种观测噪声情况, 重点研究闪烁噪声下的目标跟踪, 对闪烁噪声采用不同方差的高斯噪声加权来建模, 闪烁噪声概率密度函数可以表示为

$$p(\omega) = (1 - \varepsilon)N(\omega; \mu_1, P_1) + \varepsilon N(\omega; \mu_2, P_2) \quad (4)$$

式中, $N(\omega; \mu_i, P_i)$ 表示均值为 μ_i 、方差为 P_i 的高斯分布在 ω 处的概率密度. EKF 算法对闪烁噪声采用矩匹配的方法, 闪烁噪声的一、二阶矩为

$$\mu = E[\omega] = (1 - \varepsilon)\mu_1 + \varepsilon\mu_2 \quad (5)$$

$$P = E[(\omega - \mu)(\omega - \mu)^T] = (1 - \varepsilon)P_1 + \varepsilon P_2 + \tilde{P} \quad (6)$$

其中, $\tilde{P} = (1 - \varepsilon)\mu_1\mu_1^T + \varepsilon\mu_2\mu_2^T - \mu\mu^T$.

权值的递推公式为

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i p(z/x_k^i) \quad (7)$$

3 基于平方根无迹卡尔曼滤波的序贯融合

3.1 SR-UKF 序贯融合的算法步骤

基于平方根无迹卡尔曼滤波的序贯融合算法的过程是: 将毫米波雷达误差协方差平方根阵 S_k^R 替换红外传感器预测误差协方差平方根阵 S_{k-1}^I ; 毫米波雷达状态滤波值 \hat{x}_k^R 替换红外传感器状态值 \hat{x}_{k-1}^I . 经过两次滤波后, 最终组成全局状态滤波 \hat{x} 、全局状态滤波误差协方差平方根阵 S_k , 具体的算法步骤如下:

步骤 1: 毫米波雷达滤波初始化, 计算 \hat{x}_0^R, S_0^R ;

步骤 2: 计算毫米波雷达无迹卡尔曼滤波 Sigma 点 χ_{k-1}^R ;

步骤 3: 计算毫米波雷达状态一步预测 $\hat{x}_{k|k-1}^R$ 和预报误差协方差平方根阵 $S_{k|k-1}^R$;

步骤 4: 毫米波雷达滤波状态更新, 计算毫米波雷达状态估计 \hat{x}_k^R 和协方差平方根估计 $S_{x,k}^R$;

步骤 5: 计算红外传感器无迹卡尔曼滤波 Sigma 点 χ_{k-1}^I

$$\chi_{k-1}^I = [\hat{x}_k^R \quad \hat{x}_k^R + \sqrt{(L+\lambda)}S_k^R \quad \hat{x}_k^R - \sqrt{(L+\lambda)}S_k^R];$$

步骤 6: 计算红外传感器状态一步预测 $\hat{x}_{k|k-1}^I$ 和预报误差协方差平方根阵 $S_{k|k-1}^I$

$$\hat{x}_{k|k-1}^I = F_k \hat{x}_{k-1|k-1}^I + U_k \bar{a} \quad (8)$$

$$S_{k|k-1}^I = q r^T \{ \sqrt{W_1^{I,c}} (\chi_{1:2L,k|k-1}^I - \hat{x}_{k|k-1}^I) \sqrt{Q_k^I} \} \quad (9)$$

$$S_{k|k-1}^I = cholupdate\{S_{k|k-1}^I \quad \chi_{0,k|k-1}^I - \hat{x}_{k|k-1}^I \quad W_0^{I,c}\} \quad (10)$$

步骤 7: 全局状态更新, 计算全局状态滤波 \hat{x}_k 和全局状态滤波误差协方差阵 $S_{k|k}$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1}^I + K_k (z_k^I - z_{k|k-1}^I) \quad (11)$$

$$U_k = K_k S_{z_{k|k-1}}^I \quad (12)$$

$$S_{k|k} = cholupdate\{S_{k|k-1}^I \quad U_k \quad -1\} \quad (13)$$

其中, $chol\{\square\}$ 为矩阵 Cholesky 分解算子, $cholupdate\{S_{k|k-1}^I \quad U_k \quad -1\}$ 表示对矩阵 S 进行 Cholesky 更新.

以上七步构成基于 SR-UKF 的 MMW/IR 序贯融合跟踪算法. 它是一个次最优的和完全启发式的算法, 待反馈的航迹融合算法与中心式融合算法具有相同的性能. 在航迹融合过程中引入反馈的主要优势是可以减小局部估计误差的协方差阵, 即:

$$\hat{P}_{k|k}^i \leq P_{k|k}^i, i = 1, 2, \dots, N$$

但序贯融合算法要求后验概率分布为高斯的, 这使它在非高斯分布的场合难以得到好的效果. 为此这里仅用它的误差协方差矩阵和系统状态更新矩阵构造粒子滤波的重要性密度函数, 并产生预测样本.

3.2 SR-UKF 序贯融合算法运算量分析

在计算复杂度方面, 经典的 EKF 融合跟踪算法的计算复杂度主要集中在矩阵求逆上, 基于 EKF 的分布式 MMW/IR 融合跟踪算法计算复杂度约为 $O(L^3)$ (L 为矩阵维数), 而基于 EKF 的集中式 MMW/IR 融合跟踪算法采用并行滤波方式, 矩阵维数的增加将增大计算复杂度.

基于 SR-UKF 的 MMW/IR 融合跟踪算法的计算量则主要集中在每次时间更新时计算新的 sigma 点集上. 基于 SR-UKF 的集中式 MMW/IR 融合跟踪算法采用序贯滤波方式, 没有对矩阵进行扩维处理, 因而也没有增加太大的计算复杂度. 基于 SR-UKF 的 MMW/IR 融合跟踪算法和基于 EKF 的分布式 MMW/IR 融合跟踪算法有着相当的计算复杂度 $O(L^3)$.

4 基于粒子滤波器的全局估计融合

文献[7]验证了平方根无迹卡尔曼滤波算法 (SR-UKF) 能得到状态的最大后验概率估计, 并证明其性能要优于传统的 EKF 和 UKF, 本文基于该方法构建毫米波雷达/红外传感器目标融合跟踪系统的平方根无迹卡尔曼粒子滤波算法.

该全局粒子滤波算法的中心思想是: 通过局部并行融合后的数据更新粒子, 即利用 SR-UKF 并行融合算法得到的误差协方差矩阵和系统状态更新矩阵构造粒子滤波的重要性密度函数, 并产生预测样本, 这样可以考虑新观测到的数据, 使滤波精度得到

提高. 具体算法是^[8]:

步骤 1 初始化粒子, $k=0$, 对已知概率密度函数 $p(x_0)$ 进行采样, 生成 N 个服从 $p(x_0)$ 分布的样本集 $\{x_0^i\}_{i=1}^N, i=0, \dots, N$, 并将所有样本的权值设为 N^{-1} ;

步骤 2 用局部融合后的数据使用 SR-UKF 算法更新粒子, 用式(13)更新协方差阵 P_k^i , 用式(11)更新系统 \hat{X}_k^i ;

步骤 3 利用 P_k^i 和 \hat{X}_k^i 构造重要性密度函数;

$x_k^i \sim q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k) = N(\hat{x}_k^i, p_k^i)$, 产生预测样本;

步骤 4 计算重要性权值: $k = k + 1$, 对上述重要性函数进行采样, 利用 $\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k^i | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)}$

计算每个粒子的加权系数 ω_k^i , 并归一化权值 $\bar{w}_k^i = \frac{\omega_k^i}{\sum_{i=1}^N \omega_k^i}$;

步骤 5 重新采样, 从 $\{x_k^i, i=1, 2, \dots, N\}$ 集中, 根据重要性权值重新采样得到新的 N 个粒子的集合, 并重新分配粒子权值 $x_k^i = \bar{w}_k^i = 1/N$;

步骤 6 输出状态估计,

$$\hat{x}_k^i = \sum_{i=1}^N w_k^i \hat{x}_k^i,$$

方差估计,

$$P_k = \sum_{i=1}^N w_k^i (\hat{x}_k^i - \hat{x}_k) (\hat{x}_k^i - \hat{x}_k),$$

返回步骤 2, 继续计算.

5 仿真分析

俯冲机动是飞机进行俯冲轰炸时的机动动作, 这里将飞行实体看做一个具有部分刚体特性质点的方法来简化运动模型. 设目标起始位置为 $[1600 \ 1900 \ 12000]$, 运动速度为 250 m/s . 前 20 s 内目标作方位角、俯仰角都为 45° 的匀速直线飞行, 接着历时 20 s 做俯冲运动, 至 40 s 飞行结束, 目标飞行轨迹如图 3 所示.

为验证基于 SR-UK-PF 的融合跟踪算法在非高斯噪声条件下的性能, 本文选用图 2 中的 CV 模型和 CA 模型, 两个模型间的马尔科夫转移矩阵为

$$\Pi = \begin{bmatrix} 0.98 & 0.02 \\ 0.02 & 0.98 \end{bmatrix}. \quad (15)$$

仿真条件: 考虑导弹和目标的相对运动, 假定传感器均位于原点, 且数据已经配准. 为验证 SR-UK-PF 融合算法在非高斯条件下目标跟踪的性能, 假设毫米波雷达的量测噪声为闪烁噪声. 设闪烁噪声测距标准差为 25 m , 测角噪声标准差为 0.01 rad , 闪烁

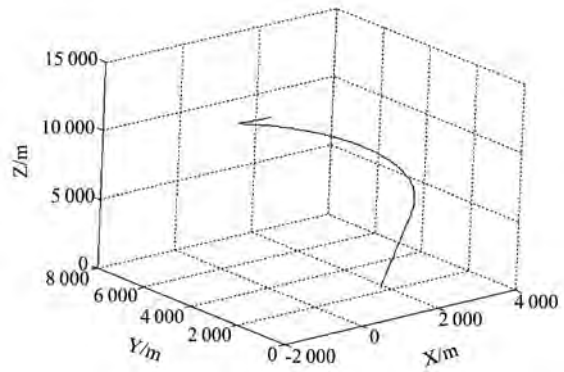


图 3 目标运动轨迹

Fig. 3 The target's moving trace

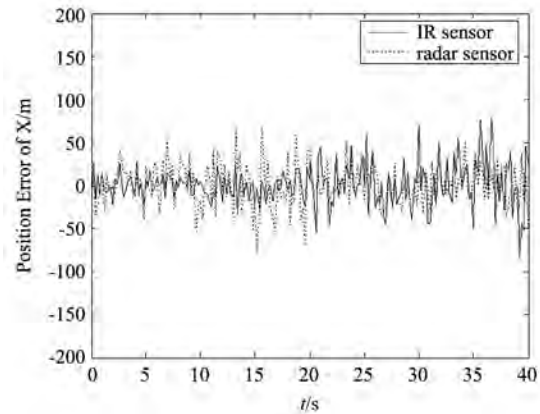


图 4 MMW/IR 平方根无迹卡尔曼滤波 X 轴位置误差比较
Fig. 4 The comparison of X axis position error by using MMW/IR SR-UKF

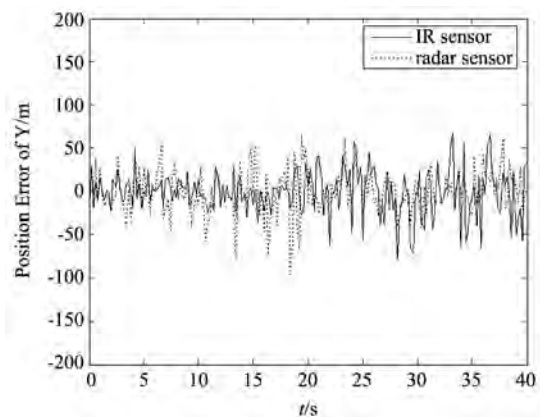


图 5 MMW/IR 平方根无迹卡尔曼滤波 Y 轴位置误差比较
Fig. 5 The comparison of Y axis position error by using MMW/IR SR-UKF

效应对应的测角噪声标准差为 0.025 rad , 所占的权值为 0.3 . 对于 PF 算法, 采样粒子数 N 取 150 . Monte Carlo 仿真次数为 150 次.

计算融合跟踪算法评估指标, 并绘制图表. 图 4

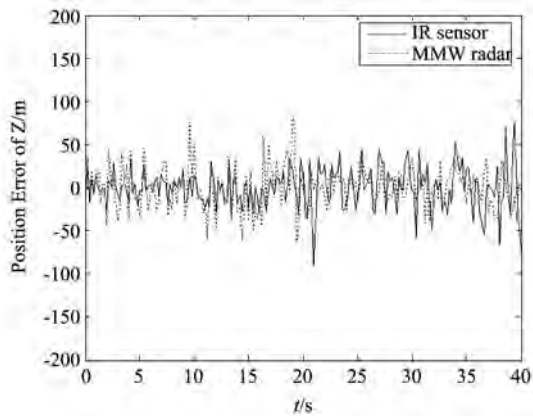


图6 MMW/IR 平方根无迹卡尔曼滤波 Z 轴位置误差比较
Fig. 6 The comparison of Z axis position error by using MMW/IR SR-UKF

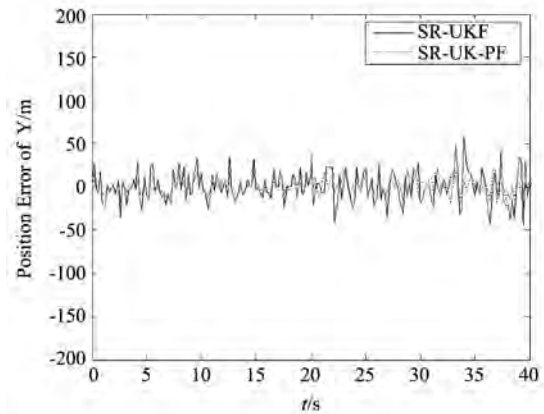


图8 Y 轴位置均方根误差比较
Fig. 8 The comparison of fusion position error of Y

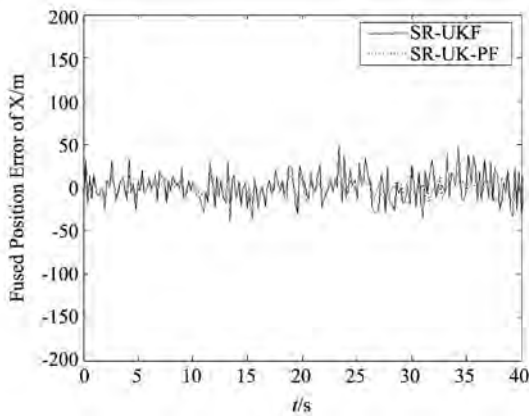


图7 X 轴位置均方根误差比较
Fig. 7 The comparison of fusion position error of X

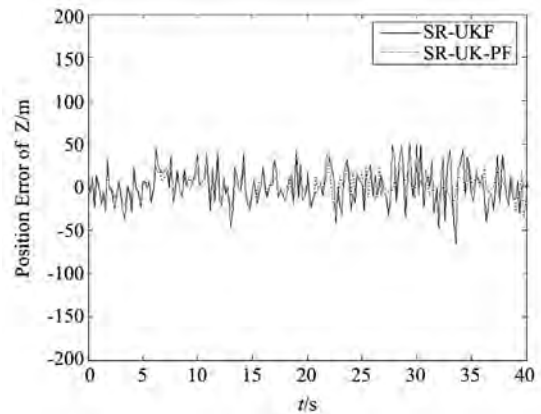


图9 Z 轴位置均方根误差比较
Fig. 9 The comparison of fusion position error of Z

~图6分别为雷达和红外传感器各自平方根无迹卡尔曼滤波滤波在 X 轴、Y 轴、Z 轴上的位置估计误差曲线。图7~图9分别为融合后的平方根无迹卡尔曼滤波算法和平方根无迹卡尔曼粒子滤波算法在 X 轴、Y 轴、Z 轴上的位置估计误差曲线。

在仿真中,将基于 SR-UK-PF 的融合跟踪算法与基于 SR-UKF 的融合跟踪算法进行了比较。从仿真结果可以看出,在目标作常速运动时,两种滤波方法都能较好地估计目标,且基于 SR-UK-PF 的融合跟踪算法的均方根误差明显小于 SR-UKF 的融合跟踪算法的均方根误差;在目标机动期间,即在目标机动的后 20 s 时间里,SR-UKF 的融合跟踪算法估计误差较大,且有逐渐发散的趋势;而 SR-UK-PF 的融合跟踪算法的位置均方根误差明显小于 SR-UKF 融合跟踪算法,且估计误差始终保持在一个稳定的范围内。

表1给出了几种经典滤波算法和平方根无迹卡尔曼粒子滤波算法在俯冲机动模型条件下 Z 轴上位置均

方根误差、速度均方根误差及加速度均方根误差的比较情况。经仿真比较,本文提出的改进多传感器数据融合跟踪算法明显优于其它经典的滤波算法,特别适用于目标作大角度机动条件下的跟踪,缺点是耗时较长。

6 结论

针对粒子滤波中得到优化的重要性密度函数困难的问题,设计了一种基于序贯融合的毫米波/红外传感器平方根无迹卡尔曼粒子滤波算法。采用该算法对毫米波/红外传感器的目标状态信息进行了融合,能够明显提高目标跟踪系统在线性、非高斯噪声条件下的抗干扰能力,增强了系统对环境变化的适应能力,具有一定的工程应用背景和较广泛的实用价值。

同时应该指出,该跟踪算法最大的不足是其计算量较大,耗时较长,运用于弹载平台还需要研究降低该算法计算复杂度的方法,将快速粒子滤波技术应用于本文提出的算法将是下一步研究的重点。

表 1 几种融合算法的误差比较

Table 1 The comparison of the errors for different fusion algorithms

融合算法	Z 轴位置均方根误差(m)	Z 轴速度均方根误差(m/s)	Z 轴均方加速度根误差/(m/s ²)
EKF	39.8577	7.1630	9.2347
UKF	37.4360	7.1065	9.1057
SR-UKF	35.6612	6.4644	8.4645
PF	28.8577	3.2217	7.3870
SR-UK-PF	20.4826	1.2945	3.9738

REFERENCES

- [1] CUI Zhi-She, ZENG Tao, LONG Teng. Target tracking for IR/MMW combined seeker based on data fusion[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (崔智社, 曾涛, 龙腾. 采用信息融合技术的 IR/MMW 复合导引头的目标跟踪. *红外与毫米波学报*), 2002, **21**(6):460—464.
- [2] CUI Zhi-She, ZENG Tao, LONG Teng. Novel algorithms to improve the precision of tracking for IR/MMW combined-seeker based on data fusion[J]. *ACTA ARMAMENTARII* (崔智社, 曾涛, 龙腾. 基于数据融合提高红外/毫米波复合导引头跟踪精度的新算法. *兵工学报*), 2003, **24**:199—302.

- [3] Li X R, Jilkov P V. Survey of maneuvering target tracking: III. Measurement models[J]. *Proceedings of the International Society for Optical Engineering*, 2001, **4473**:423—446.
- [4] HAN Chong-Zhao, ZHU Hong-Yan, DUAN Zhan-Sheng. *Multi-source information fusion* [M]. Beijing: Tsinghua University Press (韩崇昭, 朱宏艳, 段战胜等. 多源信息融合. 北京: 清华大学出版社), 2006, 233—238.
- [5] PENG Zhi-Zhuan. Research on information fusion algorithms for MMW Radar/IR composite guidance[D]. Xi'an: Dissertation for Doctor of Philosophy of Air Force Engineering University (彭志专. 毫米波雷达红外传感器复合制导信息融合算法研究. 西安: 空军工程大学博士学位论文), 2007:90—91.
- [6] Van der Merwe R, Wan E A. The square-root unscented Kalman filter for state and parameter-estimation. *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing* [C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001. 3461—3464.
- [7] CHENG Jian, ZHOU Yue, CAI Nian, et al. Infrared object tracking based on particle filters[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (程建, 周越, 蔡念等. 基于粒子滤波的红外目标跟踪. *红外与毫米波学报*), 2006, **25**(1):113—117.

(上接第 209 页)

多波段图像融合, 空域的 PCA 方法和变换域的 DWT 方法的效果相差不大. 因此, 从计算效率和实现难易方面考虑, 寻找融合效果较好的空域方法可能更适用于高光谱图像的融合处理.

REFERENCES

- [1] Shaw G, Manolakis D. Signal processing for hyperspectral image exploitation[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, **19**(1):12—16.
- [2] MA Yi-De. *Pulse Coupled Neural Network and Digital Image Processing* [M]. Beijing: Science Press (马义德等著. 脉冲耦合神经网络与数字图像处理. 北京: 科学出版社), 2008:16—23, 86—87.
- [3] PENG Zhen-Ming, JIANG Biao, XIAO Jun, et al. A novel method of image segmentation based on parallelized firing PCNN[J]. *Acta Automatica Sinica* (彭真明, 蒋彪, 肖峻等. 基于并行点火 PCNN 模型的图像分割新方法. *自动化学报*), 2008, **34**(9):1169—1173.
- [4] Yongqiu T, Shaofa L, Minqin W. Modified PCNN Model and Its Application to Mixed-noise Removal[C]. *Proc. of IEEE Conference on Robotics and Biomimetics*, 2007, **12**:1333—1338.
- [5] Chacon M, Mario I, Prieto R, et al. A Soft Edge Detection

- Approach Based on the Time Matrix of a PCNN[C]. *IEEE Congress on Computational Intelligence*, 2008, **6**:463—469.
- [6] LIU Sheng-Peng, FANG Yong. Infrared image fusion algorithm based on contourlet transform and improved pulse coupled neural network[J]. *J. Infrared Millim. Wave* (刘盛鹏, 方勇. 基于 Contourlet 变换和 IPCNN 的融合算法及其在可见光与红外图像融合中的应用. *红外与毫米波学报*), 2007, **26**(3):217—221.
- [7] WANG Zhao-Bin, MA Yi-De. Dual-channel PCNN and its application in the field of image fusion[C]. *Proc. of the 3rd International Conference on Natural Computation*, 2007, **1**:755—759.
- [8] MA Yi-De, ZHAN Kun, QI Chun-Liang. Study on self-adaptive pulse coupled neural network and its application in fields of image processing[J]. *Journal of System Simulation* (马义德, 琏琨, 齐春亮. 自适应脉冲耦合神经网络在图像处理中的应用. *系统仿真学报*), 2008, **20**(11):2897—2900.
- [9] LIU Kun, GUO Lei, CHANG Wei-Wei. Regional feature self-adaptive image fusion algorithm based on contourlet transform[J]. *Acta Optica Sinica* (刘坤, 郭雷, 常威威. 基于 Contourlet 变换的区域特征自适应图像融合算法. *光学学报*), 2008, **28**(4):681—686.
- [10] Zhou Wang, Bovik A C. A universal image quality index [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, **9**(3):81—84.