

鲁棒的高斯和容积卡尔曼滤波红外目标跟踪算法

吴昊*, 陈树新, 杨宾峰, 陈坤
(空军工程大学 信息与导航学院, 陕西 西安 710077)

摘要:为提高恶劣测量环境下单站红外搜索与跟踪系统的跟踪性能,提出了一种鲁棒的高斯和容积卡尔曼滤波算法.首先,为改善滤波初值模糊问题,在容积卡尔曼滤波框架下将滤波器分为若干不同初值的子滤波器,利用似然函数逐步减小初值偏差较大的子滤波器权值;其次构建非线性程度判别量,在高非线性情况下将预测密度沿最大特征向量方向进行分割,提高滤波精度;最后利用等价权函数改善新息协方差,减小异常误差对滤波准确性和稳定性造成的影响.实验结果表明,不存在异常误差时,所提算法跟踪结果优于传统算法;存在异常误差时,传统滤波方法的精度明显降低,而所提算法依然能够得到准确可靠的跟踪结果.

关键词:红外搜索与跟踪;容积卡尔曼滤波;高斯和滤波;等价权函数

中图分类号:TN971 **文献标识码:**A

Robust improved Gaussian-sum cubature Kalman filter for infrared target tracking

WU Hao*, CHEN Shu-Xin, YANG Bin-Feng, CHEN Kun
(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: In order to improve tracking performance of the single-observer infrared search and tracking (IRST) system, an algorithm called the robust improved Gaussian-sum cubature Kalman filter (RIG-SCKF) was proposed. For the initial value fuzzy problem, the cubature Kalman filter framework was firstly divided into a set of weighted sub-filters, each with a different initial value, where the weights were determined by the likelihood function. In the measurement update, the predictive density was split in the direction of the maximum eigenvector and was merged according to sub-filters when nonlinear degree exceeded a threshold. It is certified that the method makes the tracking more accurate. Furthermore, to deal with the contaminated Gaussian noise in the measurements, the weights of outliers were reduced according to equivalent weight function which could improve the innovation covariance efficiently. Simulations show that the RIGSCKF performs superior accuracy when there are no outliers. On the contrary, when outliers appear, the performance of conventional algorithms degrades rapidly, but that of the RIGSCKF is still accurate and robust.

Key words: infrared search and tracking, cubature Kalman filter, Gaussian-sum filter, equivalent weight function

PACS: 05.45.-a

引言

红外搜索与跟踪(Infrared search and tracking, IRST)系统因隐蔽性好、抗干扰能力强等优点,在军

事领域得到了广泛的研究和应用^[1].单站 IRST 系统通过探测目标的红外辐射来获得角度信息,进而对目标进行跟踪,是典型的单站被动只测角跟踪(Bearings-only tracking, BOT)系统^[2].目前对于

收稿日期:2015-01-26,修回日期:2015-04-22

Received date: 2015-01-26, revised date: 2015-04-22

基金项目:国家自然科学基金(51377172, 51577191)

Foundation items: Supported by the National Natural Science Foundation of China (51377172, 51577191)

作者简介(Biography): 吴昊(1988-),男,陕西汉中,人,博士生,主要研究领域为红外单站目标跟踪. E-mail: wuhaostudy@163.com

* 通讯作者(Corresponding author): E-mail: wuhaostudy@163.com

BOT 系统的研究主要集中在两个方面,一是观测器运动轨迹优化,改善系统的可观测性以得到更准确的跟踪结果;二是目标状态跟踪算法,即利用一定的方法估计出目标的状态. 本文主要研究后者.

扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)是最早的单站 IRST 算法之一,其利用泰勒公式一阶展开来解算系统模型,但会造成较大的线性化误差. 粒子滤波具有较好的滤波精度,但会带来巨大运算量,难以满足实时性要求高的场合. 容积卡尔曼滤波(cubature Kalman filter, CKF)^[3]利用三阶径向球面容积准则来克服系统的非线性,滤波精度高,成为近年来非线性滤波的研究热点. 为进一步提高其精度,有关学者进行了一系列研究,例如 Jia 等^[4]推导的高阶 CKF, Leong 等^[5]提出的高斯和 CKF(Gaussian-sum CKF, GSCKF)算法等.

总体来说,以上算法均是围绕如何克服系统非线性来展开研究的. 事实上,在军事应用中,由于测量环境恶劣、各类干扰较多、仪器故障等因素,红外只测角跟踪中很容易出现非对称分布的异常误差. 文献[6]指出,被异常误差污染的测量数据约占总数据的 1%~10%,这种测量的不确定也可能导致滤波结果不准确甚至发散.

为进一步减小非线性以及测量不确定性带来的影响,本文提出一种新的单站红外目标跟踪算法,即鲁棒的高斯和容积卡尔曼滤波(Robust Improved GSCKF, RIGSCKF)算法. 算法以 CKF 为框架,首先引入距离参数化(range parameterized, RP)策略,将滤波器按先验初值范围划分为若干个子滤波器,按照子区间大小确定子滤波器先验权重,并设置权重门限^[7],逐步剔除小权重子滤波器;然后采用自适应高斯分割和合并方法构建标准化全局非线性判别量^[8],当非线性程度较高时,将预测高斯密度沿最大特征向量方向进行分割,并在测量更新后合并,提高 IRST 跟踪算法的有效性和可靠性;最后将异常误差看作来自未知干扰分布的样本,并根据红外只测角目标跟踪的特点构建等价权函数,通过调节新息协方差来改善异常误差对滤波的影响,从而避免连续异常误差、大异常误差导致的滤波发散,提高算法鲁棒性.

1 系统模型和容积卡尔曼滤波

1.1 红外只测角跟踪系统模型

假定目标做受加速度干扰的匀速直线运动,其状态向量为 $\mathbf{x}_k^t = [x_k^t, y_k^t, \dot{x}_k^t, \dot{y}_k^t]^T$,其中 (x_k^t, y_k^t) 和

$(\dot{x}_k^t, \dot{y}_k^t)$ 分别为 k 时刻的位置向量和速度向量,红外被动只测角观测站的状态 $\mathbf{x}_k^o = [x_k^o, y_k^o, \dot{x}_k^o, \dot{y}_k^o]^T$,则目标的相对状态向量为:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k^t - \mathbf{x}_k^o = [x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k]^T$$

其中, $k = 1, 2, \dots, n$, n 为测量次数. 于是,红外目标只测角跟踪系统的状态-空间模型可表示为:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} - \mathbf{u}_{k-1,k} \quad (1)$$

$$z_k = h(\mathbf{x}_k) + e_k = \arctan \frac{x_k}{y_k} + e_k \quad (2)$$

式(1)、(2)分别为状态方程和测量方程,其中 $\mathbf{x}_k \in \mathbf{B}^{n_x}$, n_x 为状态维数,这里 $n_x = 4$. \mathbf{v}_{k-1} 为过程噪声,假设其服从均值为 $\mathbf{0}$,协方差矩阵 \mathbf{Q} 为的高斯分布, \mathbf{F} 为状态转移矩阵, $\mathbf{u}_{k-1,k}$ 为确定性输入. 则 \mathbf{Q} , \mathbf{F} 和 $\mathbf{u}_{k-1,k}$ 可分别表示为:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \Delta t^3/3 & 0 & \Delta t^2/2 & 0 \\ 0 & \Delta t^3/3 & 0 & \Delta t^2/2 \\ \Delta t^2/2 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & \Delta t^2/2 & 0 & \Delta t \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{u}_{k-1,k} = \begin{bmatrix} x_k^o - x_{k-1}^o - \Delta \dot{x}_{k-1}^o \\ y_k^o - y_{k-1}^o - \Delta \dot{y}_{k-1}^o \\ \dot{x}_k^o - \dot{x}_{k-1}^o \\ \dot{y}_k^o - \dot{y}_{k-1}^o \end{bmatrix},$$

其中, Δt 为测量间隔, q 为过程噪声强度. e_k 为测量噪声,一般假设其服从均值为 0,方差为 σ_z^2 的高斯分布.

1.2 容积卡尔曼滤波

CKF 的容积点可表示为 $\xi_j = \sqrt{n_x}[\mathbf{I}_{n_x}, -\mathbf{I}_{n_x}]_j$,其中, \mathbf{I}_{n_x} 为 n_x 维单位矩阵, $[\cdot]_j$ 代表矩阵 $[\cdot]$ 的第 j 列, $j = 1, 2, \dots, 2n_x$. 其滤波过程如下:

将先验协方差矩阵进行柯西分解,即 $\mathbf{P}_{k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \mathbf{S}_{k-1|k-1}^T$,计算容积点:

$$\mathbf{X}_{j,k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \xi_j + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (3)$$

容积点传播:

$$\mathbf{X}_{j,k-1|k}^* = g(\mathbf{X}_{j,k-1|k-1}) \quad (4)$$

因此,预测状态和预测协方差矩阵可表示为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} = \frac{1}{2n_x} \sum_{j=1}^{2n_x} \mathbf{X}_{j,k-1|k}^* \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_{k,k-1} = \frac{1}{2n_x} \sum_{j=1}^{2n_x} \mathbf{X}_{j,k-1|k}^* \mathbf{X}_{j,k-1|k}^{*T} - \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (6)$$

对预测协方差矩阵进行柯西分解,得到 $\mathbf{P}_{k,k-1} = \mathbf{S}_{kl,k-1} \mathbf{S}_{kl,k-1}^T$,计算容积点:

$$\alpha_{j,k,k-1} = \mathbf{S}_{kl,k-1} \xi_j + \hat{\mathbf{x}}_{kl,k-1} \quad , \quad (7)$$

容积点传播:

$$\beta_{j,kl,k-1} = h(\alpha_{j,kl,k-1}) \quad , \quad (8)$$

计算预测测量:

$$\hat{z}_{kl,k-1} = \frac{1}{2n_x} \sum_{j=1}^{2n_x} \beta_{j,kl,k-1} \quad , \quad (9)$$

卡尔曼增益为:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xz,kl,k-1} \mathbf{P}_{zz,kl,k-1}^{-1} \quad , \quad (10)$$

其中,新息协方差矩阵 $\mathbf{P}_{xz,kl,k-1}$ 和互协方差矩阵 $\mathbf{P}_{zz,kl,k-1}$ 分别为:

$$\mathbf{P}_{zz,kl,k-1} = \frac{1}{2n_x} \sum_{j=1}^{2n_x} \beta_{j,kl,k-1} \beta_{j,kl,k-1}^T - \hat{z}_{kl,k-1} \hat{z}_{kl,k-1}^T + \mathbf{R}_k \quad ,$$

$$\mathbf{P}_{xz,kl,k-1} = \frac{1}{2n_x} \sum_{j=1}^{2n_x} \alpha_{j,kl,k-1} \beta_{j,kl,k-1}^T - \hat{\mathbf{x}}_{kl,k-1} \hat{z}_{kl,k-1}^T \quad .$$

因此,状态向量和协方差矩阵可更新如下:

$$\hat{\mathbf{x}}_{kl,k} = \hat{\mathbf{x}}_{kl,k-1} + \mathbf{K}_k (z_k - \hat{z}_{kl,k-1}) \quad , \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{kl,k} = \mathbf{P}_{kl,k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{zz,kl,k-1} \mathbf{K}_k^T \quad . \quad (12)$$

2 鲁棒的高斯和容积卡尔曼滤波

2.1 距离参数化初值选取策略

假定滤波初始时刻目标离红外观测站距离的估计区间为 (r_{\min}, r_{\max}) , 将其等比例分 N_F 次, 并以每个区间作为子滤波器的滤波初值, 则公比为 $\rho = (r_{\max}/r_{\min})^{\frac{1}{N_F}}$, 故各子滤波器的先验均值和标准差分别为:

$$\bar{r} = r_{\min} \frac{\rho^{i-1} + \rho^i}{2}, \sigma_{r_i} = r_{\min} \frac{\rho^i - \rho^{i-1}}{2}$$

其中, $i = 1, 2, \dots, N_F$. 这样就得到了 N_F 个不同初值的 CKF 滤波器, 子滤波器的状态和协方差估计可以通过式(3) ~ 式(12)更新. 这里设每个子滤波器的初始权值与子区间的大小成正比, 即 $w_0^i = (r_i - r_{i-1}) / (r_{\max} - r_{\min})$, r_i 为区间分界点, 且 $r_0 = r_{\min}, r_{N_F} = r_{\max}, i = 1, 2, \dots, N_F$. 这比等权重更为合理地反映了子区间划分和相应权值的关系, 鲁棒性更强. 利用贝叶斯理论, 得到 k 时刻每个子滤波器的权重:

$$w_k^i = \frac{p(z_k | x_k, i) w_{k-1}^i}{\sum_{j=1}^{N_F} p(z_k | x_k, j) w_{k-1}^j} \quad , \quad (13)$$

其中, $p(z_k | x_k, i)$ 为第 i 个子滤波器 k 时刻的似然函数. 可表示为:

$$p(z_k | x_k, i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{z_k - \hat{z}_{kl,k-1}^i}{\sigma_i}\right)^2\right] \quad , \quad (14)$$

式中, $\hat{z}_{kl,k-1}^i$ 和 σ_i 表示 k 时刻第 i 个子滤波器的预测测量和新息协方差. 因此, k 时刻状态向量和协方差

矩阵的估计值可表示为子滤波器相应参数的加权和, 即:

$$\hat{\mathbf{x}}_{kl,k} = \sum_{i=1}^{N_F} w_k^i \hat{\mathbf{x}}_k^i \quad , \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{kl,k} = \sum_{i=1}^{N_F} w_k^i [\mathbf{P}_{kl,k} + (\hat{\mathbf{x}}_{kl,k}^i - \hat{\mathbf{x}}_{kl,k}) (\hat{\mathbf{x}}_{kl,k}^i - \hat{\mathbf{x}}_{kl,k})^T] \quad . \quad (16)$$

于是就利用似然函数增加了准确初值对应子滤波器的权重, 减小了初值模糊带来的滤波不准确.

多数场景下, 初值远离真实值的子滤波器的权值会迅速下降并接近于 0, 为此, 本文设置权值门限 γ_w , 当 $w_k^i < \gamma_w$ 时, 将其对应的子滤波器移除, 再对剩余子滤波器重新定权, 这不仅可以减小运算量, 还能提高滤波的准确度和稳定性.

2.2 自适应高斯密度分割和合并

单站 IRST 系统每一时刻的非线性程度是不同的, 在非线性程度较高的时刻, 可以认为单一的预测高斯密度不能合理地描述容积点的传播, 进而无法有效克服系统非线性的影响, 于是本文采用高斯和方法, 当非线性程度较高时, 将预测密度分割为若干个子密度, 并在测量更新时进行合并, 从而减小非线性的影响.

高斯和方法的核心是构建系统非线性程度判别量和设计高斯分割与合并方法. 对于前者, 常用的方法有线性匹配法和期望最大法. 事实上, 对于红外只测角跟踪系统, 容积传播点的二阶统计偏差^[8]更能反映系统的非线性程度, 于是引入全局非线性程度判别量:

$$\eta_k^i = \sqrt{1 - \frac{\text{tr}(\mathbf{P}_{\alpha\beta,kl,k-1}^i (\mathbf{P}_{kl,k-1}^i)^{-1} (\mathbf{P}_{\alpha\beta,kl,k-1}^i)^T)}{\text{tr}(\mathbf{P}_{\beta\beta,kl,k-1})}} \quad , \quad (17)$$

式中, $\mathbf{P}_{\alpha\beta,kl,k-1}^i$ 为 $\alpha_{j,k,k-1}^i$ 和 $\beta_{j,k,k-1}^i$ 的互协方差矩阵, $\mathbf{P}_{\beta\beta,kl,k-1}^i$ 为 $\beta_{j,k,k-1}^i$ 的方差, 显然 $\eta_k^i \in [0, 1]$. 与传统方法相比, 上式提供了更为准确的标准化统计量.

如果 η_k^i 超过门限 γ_n , 就认为这一时刻该子滤波器的非线性程度较高, 将预测密度分割为 N_G 个高斯密度之和:

$$N(\mathbf{x}_k; \mathbf{x}_{kl,k-1}^i, \mathbf{P}_{kl,k-1}^i) \approx \sum_{g=1}^{N_G} w_{k-1}^{i,g} N(\mathbf{x}_k; \mathbf{x}_{kl,k-1}^{i,g}, \mathbf{P}_{kl,k-1}^{i,g}) \quad , \quad (18)$$

其中, $\mathbf{x}_{kl,k-1}^{i,g}$ 和 $\mathbf{P}_{kl,k-1}^{i,g}$ 分别表示第 g 个高斯元素的预测均值和协方差, $w_{k-1}^{i,g}$ 为相应的权值. 相反, 如果 η_k^i 未超过非线性判别门限 γ_n , 则不分割高斯密度, 即

$N_G = 1$.

文献[6]将高斯密度相继均分2次,得到4个高斯子密度,这不仅带来较大运算量,而且没有充分利用子密度的传播特性来抵抗非线性的影响,效率较低.为此,综合考虑各容积点的传播情况,对各容积点与预测密度之间的差值方向以其传播的非线性程度作为系数进行加权求和,并根据容积点的对称性,得到非线性影响最大的方向为^[9]:

$$\psi_{klk-1}^i = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^{n_x} \|\beta_{m,klk-1}^i + \beta_{m+n_x,klk-1}^i - 2h(\hat{x}_{klk-1}^i)\|^2 \frac{\alpha_{m,klk-1}^i - \hat{x}_{klk-1}^i}{\|\alpha_{m,klk-1}^i - \hat{x}_{klk-1}^i\|}, \quad (19)$$

然后采用文献[10]中任意方向分割方法,将高斯密度沿 ψ_{klk-1}^i 的最大特征向量方向分为3个元素,其中各高斯密度分割元素的权值 $[w_k^{i,1}, w_k^{i,2}, w_k^{i,3}] = [2/3, 1/6, 1/6]$,均值、协方差分别为:

$$[x_{klk-1}^{i,1}, x_{klk-1}^{i,2}, x_{klk-1}^{i,3}] = [x_{klk-1}^i, x_{klk-1}^i + \kappa\varphi, x_{klk-1}^i - \kappa\varphi]$$

$$P_{klk-1}^{i,1} = P_{klk-1}^{i,2} = P_{klk-1}^{i,3} = P_{klk-1}^i - \frac{1}{3}\kappa\varphi\varphi^T,$$

式中, φ 为 ψ_{klk-1}^i 方向的单位向量, $\kappa \in [0, \sqrt{3}]$,本文选取 $\kappa = 0.6\sqrt{3}$.

高斯密度分割后,第*i*个滤波器就分成了3个子密度,利用式(7)~(12)可以得到各子密度的状态估计值.所有子密度计算后,将其按照所属子滤波器进行合并,于是子滤波器的状态估计值和协方差矩阵可计算为:

$$\hat{x}_{klk}^i = \sum_{g=1}^{N_{G,i}} w_k^{i,g} \hat{x}_{klk}^{i,g}, \quad (20)$$

$$P_{klk}^i = \sum_{g=1}^{N_{G,i}} w_k^{i,g} [P_k^{i,g} + (\hat{x}_k^{i,g} - \hat{x}_{klk}^i)(\hat{x}_k^{i,g} - \hat{x}_{klk}^i)^T] \quad (21)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, N_F$.再利用式(15)和式(16),即可得到滤波解的自适应递推更新.与标准GSCKF相比,本文IGSCKF(Improved GSCKF)运算量更低,有效性和可靠性更好.

2.3 基于鲁棒估计的IGSCKF

对红外目标跟踪来讲,当测量条件较好时,IGSCKF能够得到准确的滤波结果,然而当测量条件较差,异常误差会使新息协方差和RP策略中的似然函数恶化,进而导致滤波性能降低甚至发散.

考虑第*i*个子滤波器的第*g*个分割密度在*k*时刻的观测残差:

$$s_k^{i,g} = \hat{z}_k^{i,g} - z_k \quad (22)$$

其绝对值大小反映了测量误差的情况.若观测出现

异常误差,则该时刻的观测残差绝对值也会出现异常.因此可以利用观测残差来判断是否存在异常误差,然后根据异常误差的大小来调整新息协方差,降低异常误差的权值,即:

$$\bar{P}_{zz,klk-1}^{i,g} = \frac{1}{2n_x} \sum_{j=1}^{2n_x} (\beta_{klk-1,j}^{i,g} - \hat{z}_{klk-1,j}^{i,g})(\beta_{klk-1,j}^{i,g} - \hat{z}_{klk-1,j}^{i,g})^T + \bar{\sigma}_z^2, \quad (23)$$

式中, $\bar{\sigma}_z^2 = \sigma_z^2 / \bar{w}_k^{i,g}(m)$ 为等价方差,代表该异常误差所在干扰分布的方差, $\bar{w}_k(m)$ 为等价权函数.

从以上讨论可以看出,等价权函数的引入实质是将未知的异常误差当作干扰分布中的样本,其等价方差为 $\bar{\sigma}_z^2$.于是问题就转化为设计合适的等价权函数,使其随着异常误差的增大而减小,进而减小异常误差对滤波造成的不利影响.等价权函数通常包括两个部分:对测量数据的划分和相应的权值.将测量数据划分为有效数据和异常数据,并对异常数据降权的等价权函数称为两段权函数.将异常数据进一步分为可用数据和有害数据,并降低可用数据的权值,剔除有害数据的权函数叫做三段权函数.对于非线性滤波来讲,权值为0会使新息协方差矩阵无穷大,进而导致滤波失败,因此这里采用两段权函数,例如Danish权函数.事实上,Danish权函数随残差的增加下降较快,一方面,权值过小会引起新息协方差异常;另一方面,角度对跟踪的影响是有限的,于是对其最小权值进行限制,得到改进的Danish函数,即:

$$\bar{w}_k^{i,g}(m) = \begin{cases} 1 & |s_k^{i,g}| < p_0 \\ \exp[1 - (|\tilde{s}_k^{i,g}|/p_0)^2] & r_0 \leq |\tilde{s}_k^{i,g}| < p_1 \\ \exp[1 - (p_1/p_0)^2] & |\tilde{s}_k^{i,g}| \geq p_1 \end{cases}, \quad (24)$$

将以上权函数称为p-Danish函数.其中, \tilde{s}_k 为标准化残差, p_0 和 p_1 为判决门限,代表权函数对异常误差的敏感程度.当 $\tilde{s}_k \geq p_1$ 时,测量权值不再减小.当出现异常误差时,等价权函数能够自动识别并降低异常误差的权值,从而改善了恶劣条件下的滤波精度.与此同时,由于角度的有界性以及改进权函数对误差权值的限制,有效避免了异常误差过大造成的滤波发散.此外,等价权函数在一定程度上改善了式(14)所示的似然函数.若在这种情况下异常误差仍然使子滤波器权值不可更新,为保证滤波的连续性,此时采用上时刻的子滤波器权值.

3 仿真实验

设观测站做折线运动,其初始位置为(0,0),速

度为 3 km/h,测量间隔 $\Delta t = 1$ min. 定义时刻的位置均方根误差(root mean square error, RMSE)为:

$$RMSE_k = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{j=1}^L (\hat{x}_{k,j}^t - x_{k,j}^t)^2 + (\hat{y}_{k,j}^t - y_{k,j}^t)^2}, \quad (25)$$

式中, L 为蒙特卡罗仿真次数,这里设 $L = 200$.

定义一次滤波中均方根误差的平均值为:

$$\bar{\delta}_n = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\hat{x}_k - x_k)^2 + (\hat{y}_k - y_k)^2}. \quad (26)$$

假定过程噪声强度 $q = 10^{-10} \text{ km}^2/\text{s}^3$, 测量误差 $\sigma_z = 0.8 \text{ deg}$, 目标速度为 $s = 3 \text{ knots}$, 航向角为 $c = 140 \text{ deg}$, 与观测站的初始距离为 $r = 4 \text{ km}$, 设 CKF、UKF 的初始距离估计服从 $\hat{r}_{ini} \sim N(r, \sigma_r^2)$, 其中 $\sigma_r = 0.7 \text{ km}$. 目标初始速度估计为 $\hat{s}_{ini} \sim N(s, \sigma_s^2)$, 其中 $\sigma_s = 2 \text{ knot}$. 对于 GSCKF, 令子滤波器个数 $N_F = 5$, 初始距离估计范围 $(r_{min}, r_{max}) = (r - 3\sigma_r, r + 3\sigma_r)$, 权值门限 $\gamma_w = 0.01$, 非线性判别门限 $\gamma_n = 0.1$. RIGSCKF 的等价权函数选取 p-Danish 权函数, 并令 $p_0 = 1.8, p_1 = 6$, 其它设置与 GSCKF 相同.

仿真实验 1: 无异常误差时红外目标跟踪算法性能比较. 各算法的位置 RMSE 如图 1 所示. 记算法的平均 RMSE 为 200 次仿真中最后测量时刻的平均位置 RMSE; 并设阈值 $\eta = 1$, 若 $\bar{\delta} < \eta$, 判定滤波收敛. 各算法平均 RMSE 和收敛率如表 1 所示.

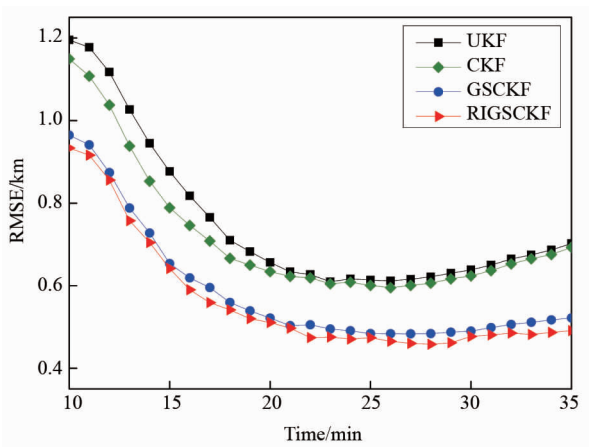


图 1 不存在异常误差时算法 RMSEs 比较
Fig. 1 Comparison of the RMSEs when no outliers

表 1 算法平均 RMSE 和收敛率

Table 1 Average RMSE and convergence rate of algorithms	UKF	CKF	GSCKF	RIGSCKF
平均 RMSE/km	0.702	0.693	0.522	0.491
收敛率/%	81	83	94.5	96

仿真实验 2: 存在异常误差时算法性能比较. 选取两种类型的异常误差, 连续小异常误差和单个大异常误差. 连续小异常误差出现于 26 ~ 30 min, 其大小为 $5\sigma_r$; 单个大异常误差出现于 33 min, 大小为 $40\sigma_r$. 各算法的位置 RMSE 如图 2 所示.

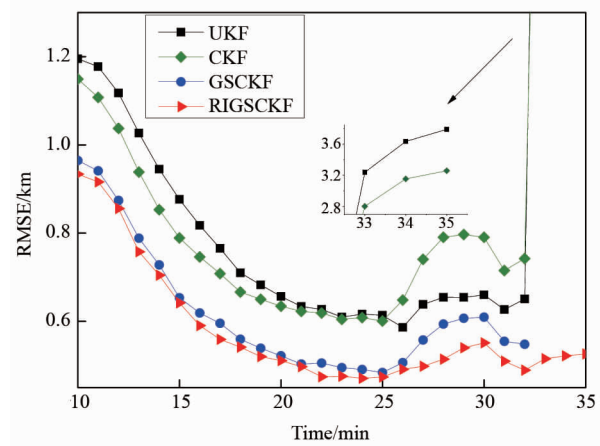


图 2 存在异常误差时算法 RMSEs 比较
Fig. 2 Comparison of the RMSEs when outliers exist

从以上仿真实验可以看出:

(1) 如图 1 所示, 不存在异常误差时, 各算法随着测量时间的增加趋于收敛. 其中 RIGSCKF 和 GSCKF 性能明显优于 UKF 和 CKF, 这是因为它们采用了初值参数化策略, 有效减小了因滤波初值模糊而导致的滤波结果不准确, 并通过高斯分割和合并方法减小了非线性带来的影响. 相比较而言, RIGSCKF 算法优于 GSCKF 算法, 这说明采用的 RP 策略、非线性程度判别和高斯分割方法更加有效. 当然, 由于应用场景的不确定性, 系统若出现在某一时刻不可观测的情况, 一方面, 可以在该时刻仅利用运动模型对状态进行预测, 不进行测量更新, 以保证滤波的稳定性和连续性; 另一方面, 可以利用观测站机动来改善系统的可观测性.

(2) 从收敛速度来看, 图 1 显示达到同样的精度, RIGSCKF 所用的时间最短; 从收敛率来看, 表 2 显示 UKF 和 CKF 的稳定性在一定程度上受到滤波初值和测量噪声的影响, 收敛率分别为 81% 和 83%. 而所提算法将滤波初值离散化并对测量噪声进行分割, 有效避免了单滤波初值、测量噪声不确定性可能导致的滤波发散, 收敛率分别达到了 96%. 此外, 增加滤波初值的个数能够进一步提高算法的收敛精度和收敛速度, 然而其运算量也会相应增加. 因此在实际应用中需要综合考虑算法的性能和运算

量,从而选择合适的滤波初值个数.

(3)如图2所示,存在异常误差时,RIGSCKF算法能够趋于收敛,所受影响较小,而其他算法均受到不同程度的影响.当出现连续异常误差(26min~30min)时,UKF、CKF、GSCKF算法曲线上升较快,所受影响较大,而RIGSCKF算法曲线较为平缓.当出现大异常误差(33 min)时,UKF、CKF结果明显受到扭曲,算法趋于发散,GSCKF算法因为似然函数急剧恶化导致滤波失败,而RIGSCKF算法利用等价权函数降低异常数据的权值,保持了较高的滤波精度.

4 结论

提出了一种新的单站IRST只测角目标跟踪算法,即RIGSCKF算法.该算法改进了RP初值选取策略,采用新的非线性判别和高斯分割合并方法,并引入鲁棒估计思想,有效提高了恶劣测量环境下IRST系统的跟踪精度的滤波稳定性.仿真实验表明,所提算法能够有效克服高非线性和异常误差带来的不利影响,性能优于传统算法.下一步可以利用红外实测数据来分析所提算法的性能,并进一步改善其精度.

References

[1] XIN Yun-Hong, YANG Wan-Hai. Pseudo-linear Kalman filter with application to the passive tracking of multi-sta-

tions IRSTS [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (辛云宏,杨万海.基于伪线性卡尔曼滤波的多站IRST系统跟踪技术. *红外与毫米波学报*), 2005, **24**(5): 374-377.

- [2] XIN Yun-Hong, YANG Wan-Hai. A method of maneuvering target tracking with IRSTS [J]. *Acta Photonica Sinica* (辛云宏,杨万海.IRST系统的单站机动目标跟踪算法研究. *光子学报*), 2004, **33**(9): 1131-1135.
- [3] Arasratham I, Haykin S. Cubature Kalman filters [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, **54**(6): 1254-1269.
- [4] JIA B, XIN M, CHENG Y. High-degree cubature Kalman filter [J]. *Automatica*, 2013, **49**: 510-518.
- [5] Leong P H, Arulampalam S, Lamahewa T A, et al. A Gaussian-sum based cubature Kalman filter for bearings-only tracking [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2013, **49**(2): 1161-1176.
- [6] YANG Yuan-Xi. *Adaptive navigation and kinematic positioning* [M]. Beijing: Surveying and Mapping press (杨元喜.自适应动态导航定位.北京:测绘出版社), 2006.
- [7] Peach N. Bearings-only tracking using a set of range-parameterised extended Kalman filters [J]. *IEE Proc. Control Theory Applications*, 1995, **142**(1): 73-80.
- [8] Dunik J, Straka O, Simiandl M. Nonlinearity and non-Gaussianity measures for stochastic dynamic systems: 16th International Conference on Information Fusion, Turkey, 2013 [C]. Istanbul, 2013: 204-211.
- [9] Leong P H, Arulampalam S, Lamahewa T A, et al. Gaussian-sum cubature Kalman filter with improved robustness for bearings-only tracking [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, **21**(5): 513-517.
- [10] Leutnant V, Krueger A, Haeb-Umbach R. A versatile Gaussian splitting approach to non-linear state estimation and its application to noise-robust ASR: *Interspeech*, Italy, 2011 [C]. Florence 2011: 1641-1644.

(上接46页)

[8] LIANG Bang-Li, XIA Guan-Qun, HUANG Zhi-Ming, et al. Determining the band gap of $Ga_xIn_{1-x}As_ySb_{1-y}$ quaternary alloy by infrared ellipsometric spectroscopy [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (梁帮立,夏冠群,黄志明,等.红外椭圆偏振光谱研究 $Ga_xIn_{1-x}As_ySb_{1-y}$ 材料的禁带宽度. *红外与毫米波学报*), 2000, **19**(3): 188-190.

[9] ADACHI S. Optical properties of $In_{1-x}Ga_xAs_yP_{1-y}$ alloys [J]. *Physical Review B*, 1989, **39**(17): 12612-12621.

[10] ANDREWS A M, ROMANOV A E, SPECK J S, et al. Development of cross-hatch morphology during growth of lattice mismatched layers [J]. *Applied Physics Letters*, 2000, **77**(23): 3740-3742.

[11] WALLACE S G, ROBINSON B J, MASCHER P, et al. Refractive indices of InGaAsP lattice-matched to GaAs at wavelengths relevant to device design [J]. *Applied Physics Letters*, 2000, **76**(19): 2791-2793.

[12] BELENKY G, DONETSKY D, KIPSHIDZE G, et al. Properties of unrelaxed $InAs_{1-x}Sb_x$ alloys grown on compositionally graded buffers [J]. *Applied Physics Letters*, 2011, **99**(14): 141116.

[13] LEIBIGER G, GOTTSCHALCH V, SCHUBERT M. Optical functions, phonon properties, and composition of InGaAsN single layers derived from far- and near-infrared

spectroscopic ellipsometry [J]. *Journal of Applied Physics*, 2001, **90**(12): 5951-5958.

- [14] ZOLLNER S. Model dielectric functions for native oxides on compound semiconductors [J]. *Applied Physics Letters*, 1993, **63**(18): 2523-2524.
- [15] PASKOV P P. Refractive indices of InSb, InAs, GaSb, $InAs_xSb_{1-x}$, and $In_{1-x}Ga_xSb$: Effects of free carriers [J]. *Journal of Applied Physics*, 1997, **81**(4): 1890-1898.
- [16] CHARLES C K, GARLAND J W, RACCAH P M. Modeling the optical dielectric function of the alloy system $Al_xGa_{1-x}As$ [J]. *Physical Review B*, 1993, **47**(4): 1876-1888.
- [17] ADACHI S. Band gaps and refractive indices of AlGaAsSb, GaInAsSb, and InPAsSb: Key properties for a variety of the 2~4 μm optoelectronic device applications [J]. *Journal of Applied Physics*, 1987, **61**(10): 4869-4876.
- [18] WOOLLEY J C, WARNER J. Optical energy-gap variation in InAs-InSb alloys [J]. *Canadian Journal of Physics*, 1964, **42**: 1879-1885.
- [19] WIEDER H H, CLAWSON A R. photo-electronic properties of InAsSb films [J]. *Thin Solid Films*, 1973, **15**: 217-221.