

文章编号: 2095-4980(2019)05-0811-07

基于 IRSRCKF 高超声速目标跟踪

李志飞¹, 周宏宇², 张剑云¹, 张正言¹, 马 驹³, 韩 旭³

(1.国防科技大学 电子对抗学院, 安徽 合肥 230037; 2.南京电子技术研究所, 江苏 南京 210013; 3.77627 部队, 西藏 日喀则 857000)

摘 要: 以临近空间高超声速目标作为研究对象, 提出一种迭代简化平方根容积卡尔曼滤波算法(IRSRCKF)。该算法以平方根容积卡尔曼滤波算法(SRCKF)为理论框架, 针对SRCKF算法对于系统的状态方程为线性时需用容积点进行加权求和的缺点, 对SRCKF算法的时间更新环节线性简化, 提高了实时性; 结合迭代运算的思想, 充分利用量测信息, 对量测更新过程进行迭代运算, 提高了跟踪精确度。仿真验证结果表明, 该算法具有较高的精确性和有效性, 为临近空间高超声速目标的跟踪提供了一种新方法。

关键词: 临近空间; 平方根容积卡尔曼滤波器; 线性简化; 迭代

中图分类号: TN911.72

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201905.0811

Tracking algorithm based on Iterated Reduced Square-Root Cubature Kalman Filter for hypersonic targets

LI Zhifei¹, ZHOU Hongyu², ZHANG Jianyun¹, ZHANG Zhengyan¹, MA Ju³, HAN Xu³

(1.College of Electronic Engineering, National University of Defense Technology, Hefei Anhui 230037, China; 2.Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing Jiangsu 210013, China; 3.Unit 77627 of PLA, Xigaze Tibet 857000, China)

Abstract: Based on the near space hypersonic targets, Iterated Reduced Square-Root Cubature Kalman Filter(IRSRCKF) is proposed. The algorithm takes SRCKF as the basic theory framework. Firstly, when the state equation of system is linear, the algorithm substitutes the SRCKF algorithm that needs to calculate cubature point. That simplifies the time update step and improves the real time performance. Then, combining iteration operation, the measurement is fully used by this algorithm to improve the tracking accuracy. Finally, simulation results show the accuracy and effectiveness of the algorithm. The algorithm is applied to track the near space hypersonic targets as a novel method.

Keywords: near space; Square-Root Cubature Kalman Filter(SRCKF); linear simplification; iteration

随着航空航天技术的不断发展, 人类对于空间的探索日趋活跃。临近空间作为近年来发现的一块具有巨大开发利用价值的空间, 美国、俄罗斯等军事强国已经投入了大量财力、物力对其进行研究。临近空间^[1]是指距海平面 20~100 km 的空域, 目标在临近空间飞行时具有工作时间长, 覆盖范围广, 隐身性能好等其他空域无法比拟的优点, 掌握对临近空间的制空权能极大提高作战效能^[2]。

临近空间高超声速目标具有高速度、高机动性等特点, 虽然现有的跟踪算法数不胜数, 但在我国乃至世界对其跟踪都处于起始阶段。近年来, Arasaratnam 等采用球面径向容积准则提出了容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman Filter, CKF)算法^[3], 该算法克服了扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法和不敏卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)算法在非线性程度大时的局限性, 在目标跟踪领域得到了广泛应用, 但滤波过程需要对协方差矩阵进行 Cholesky 变换, 容易影响其稳定性。平方根容积卡尔曼滤波(SRCKF)算法^[4-5]在滤波时通过对协方差矩阵平方根的形式进行递推更新, 保证了滤波过程中的稳定性, 降低了运算复杂度。针对系统状态转移方程为线性的特点, 文献[6]对 SRCKF 算法的时间更新环节线性简化, 代替了 SRCKF 算法需用 $2n$ 个容积点进行加权求和的过程, 减少了计算量。

利用非线性滤波算法得到某一时刻的状态更新值和协方差矩阵后, 采用迭代方法, 充分利用量测信息, 可以提高滤波的精确度。文献[7-15]分别对 EKF、UKF、粒子滤波(Particle Filter, PF)算法和 CKF 进行了迭代运算, 尽

管采用了不同的滤波器,但都将迭代思想运用到算法中,且取得了较好的效果。基于此,本文以简化平方根容积卡尔曼滤波(RSRCKF)算法为基础,引入迭代运算思想,形成迭代简化平方根容积卡尔曼滤波(IRSCKF)算法,在前向滤波已经消除了大量噪声的情况下,通过对量测更新过程进行迭代运算,提高了滤波精确度和稳定性,通过仿真验证了该算法对于跟踪临近空间目标具有较好的结果。

1 简化平方根容积卡尔曼滤波(RSRCKF)算法

1.1 平方根容积卡尔曼滤波(SRCKF)算法

对于离散时间非线性系统:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (1)$$

式中: $k \in N$ 为时间指标; $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$ 为 k 时刻系统的状态向量; $\mathbf{Z}_k \in \mathbf{R}^m$ 为 k 时刻对系统状态的量测向量; $\mathbf{F}_k$ 为系统状态转移矩阵; $\mathbf{h}_k: \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^m \rightarrow \mathbf{R}^m$ 为量测映射; $\mathbf{w}_k$ 为 n 维状态噪声; $\mathbf{v}_k$ 为 m 维量测噪声, 状态噪声和量测噪声相互独立且 $\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$, $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$ 。

对于式(1), 在 CKF 中将协方差矩阵的平方根引入进行递推滤波运算, 通过 QR 分解代替 Cholesky 分解, 形成 SRCKF 算法。该算法不仅降低了运算量和协方差矩阵的正定性要求, 而且提高了滤波过程的精确性和稳定性, 其滤波算法流程如下。

假设系统在 k 时刻的后验概率密度函数为 $p(\mathbf{x}_k | D_k) = N(\hat{\mathbf{x}}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k})$, 则:

1) 时间更新

a) 计算协方差矩阵 Cholesky 分解的平方根:

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{S}_{k|k} \mathbf{S}_{k|k}^T \quad (2)$$

b) 计算容积点以及其经过状态方程传播的容积点 ($i=1, 2, \dots, m^*$):

$$\mathbf{X}_{i,k|k} = \mathbf{S}_{k|k} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k} \quad (3)$$

式中: $m^* = 2n$; $\boldsymbol{\xi}_i = \sqrt{m^*/2} \times [1]_i$, $[1]_i$ 表示矩阵 $[1]$ 的第 i 列。假设 $[1] \in \mathbf{R}^2$, 则其表示一系列点集: $\left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix} \right\}$ 。

$$\mathbf{X}_{i,k+1|k}^* = \mathbf{F}_k \mathbf{X}_{i,k|k} \quad (4)$$

c) 计算状态向量的一步预测值:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \frac{1}{m^*} \sum_{i=1}^{m^*} \mathbf{X}_{i,k+1|k}^* \quad (5)$$

d) 计算一步预测协方差阵的平方根:

$$\mathbf{S}_{k+1|k}^T = \text{Tri} \left(\begin{bmatrix} \mathbf{X}_{k|k-1}^* & \mathbf{S}_{Q,k} \end{bmatrix}^T \right) \quad (6)$$

式中:

$$\mathbf{X}_{k|k-1}^* = \frac{1}{\sqrt{m^*}} \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{1,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}, \mathbf{X}_{2,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}, \dots, \mathbf{X}_{m^*,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\mathbf{Q}_k = \mathbf{S}_{Q,k} \mathbf{S}_{Q,k}^T \quad (8)$$

2) 量测更新

a) 计算量测的一步预测值:

$$\hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k} = \frac{1}{m^*} \sum_{i=1}^{m^*} \mathbf{Z}_{i,k+1|k} \quad (9)$$

b) 计算新息协方差矩阵的平方根:

$$\mathbf{S}_{zz,k+1|k} = \text{Tri} \left(\begin{bmatrix} \mathbf{Z}_{k+1|k} & \mathbf{S}_{R,k+1} \end{bmatrix} \right) \quad (10)$$

式中:

$$\mathbf{Z}_{k+1|k} = \frac{1}{\sqrt{m^*}} \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_{1,k+1|k} - \hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k}, \mathbf{Z}_{2,k+1|k} - \hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k}, \dots, \mathbf{Z}_{m^*,k+1|k} - \hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\mathbf{R}_{k+1} = \mathbf{S}_{R,k+1} \mathbf{S}_{R,k+1}^T \quad (12)$$

c) 计算互协方差阵:

$$\mathbf{P}_{xz,k+1|k} = \mathbf{X}_{k+1|k} \mathbf{Z}_{k+1|k}^T \quad (13)$$

式中:

$$\mathbf{X}_{k+1|k} = \frac{1}{\sqrt{m^*}} \left[\mathbf{X}_{1,k+1|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}, \mathbf{X}_{2,k+1|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}, \dots, \mathbf{X}_{m^*,k+1|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \right] \quad (14)$$

d) 计算增益矩阵:

$$\mathbf{K}_{k+1} = \left(\mathbf{P}_{xz,k+1|k} / \mathbf{S}_{zz,k+1|k}^T \right) / \mathbf{S}_{zz,k+1|k} \quad (15)$$

e) 计算状态向量的更新值:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} \left(\mathbf{Z}_{k+1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k} \right) \quad (16)$$

f) 计算协方差阵平方根的更新值:

$$\mathbf{S}_{k+1|k+1} = \text{Triu} \left(\left[\mathbf{X}_{k+1|k} - \mathbf{K}_{k+1} \times \mathbf{Z}_{k+1|k}, \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{S}_{R,k+1} \right] \right) \quad (17)$$

1.2 简化的平方根容积卡尔曼滤波(RSRCKF)算法

对于式(1)所示的系统,其状态方程为线性方程,若在 SRCKF 算法的时间更新环节依然计算 $2n$ 个容积点来加权计算状态和协方差矩阵平方根的一步预测值,这显然增大了计算量,对于跟踪高超声速这样的目标,其实时性受到了影响。因此,可以利用基本 Kalman 算法的思想通过状态转移矩阵直接求取状态和协方差矩阵平方根的一步预测值,减少计算量。其算法简化流程为^[6]:

状态向量的一步预测值简化:

将式(3)、(4)代入式(5),则:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \frac{1}{m^*} \sum_{i=1}^{m^*} \mathbf{F}_k \mathbf{X}_{i,k|k} = \frac{1}{m^*} \sum_{i=1}^{m^*} \mathbf{F}_k \left(\mathbf{S}_{k|k} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k} \right) = \frac{1}{m^*} \sum_{i=1}^{m^*} \mathbf{F}_k \mathbf{S}_{k|k} \boldsymbol{\xi}_i + \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \frac{1}{m^*} \mathbf{F}_k \mathbf{S}_{k|k} \sum_{i=1}^{m^*} \boldsymbol{\xi}_i + \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k} \quad (18)$$

由于 $\sum_{i=1}^{m^*} \boldsymbol{\xi}_i = \mathbf{0}$, 则式(18)可表达为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k} \quad (19)$$

根据 QR 分解的定义,式(6)可表示为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X}_{k+1|k}^* & \mathbf{S}_{Q,k} \end{bmatrix}^T = \mathbf{H} \mathbf{S}_{k+1|k}^T \quad (20)$$

式中 $\mathbf{H}$ 为 Hermite 矩阵,满足 $\mathbf{H}^T \mathbf{H} = \mathbf{I}$ 。记 $\mathbf{A} = \mathbf{H} \mathbf{S}_{k+1|k}^T$, 则:

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \left(\mathbf{H} \mathbf{S}_{k+1|k}^T \right)^T \mathbf{H} \mathbf{S}_{k+1|k}^T = \mathbf{S}_{k+1|k} \mathbf{H}^T \mathbf{H} \mathbf{S}_{k+1|k}^T = \mathbf{S}_{k+1|k} \mathbf{S}_{k+1|k}^T \quad (21)$$

式(21)左边部分:

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{X}_{k+1|k}^* \left(\mathbf{X}_{k+1|k}^* \right)^T + \mathbf{S}_{Q,k} \mathbf{S}_{Q,k}^T \quad (22)$$

将式(7)~(8)代入式(22)中,则:

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \frac{1}{m^*} \sum_{i=1}^{m^*} \left(\mathbf{X}_{i,k+1|k}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \right) \left(\mathbf{X}_{i,k+1|k}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \right)^T + \mathbf{Q}_k \quad (23)$$

根据式(3)~(4)、式(19)可将式(23)化为:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}^T \mathbf{A} &= \frac{1}{m^*} \sum_{i=1}^{m^*} \mathbf{F}_k \left(\mathbf{X}_{i,k|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k} \right) \left(\mathbf{X}_{i,k|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k} \right)^T \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k = \frac{1}{m^*} \sum_{i=1}^{m^*} \mathbf{F}_k \left(\mathbf{S}_{k|k} \boldsymbol{\xi}_i \right) \left(\mathbf{S}_{k|k} \boldsymbol{\xi}_i \right)^T \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k = \\ &= \frac{1}{m^*} \sum_{i=1}^{m^*} \mathbf{F}_k \mathbf{S}_{k|k} \boldsymbol{\xi}_i \boldsymbol{\xi}_i^T \mathbf{S}_{k|k}^T \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k = \mathbf{F}_k \mathbf{S}_{k|k} \left(\frac{1}{m^*} \sum_{i=1}^{m^*} \boldsymbol{\xi}_i \boldsymbol{\xi}_i^T \right) \mathbf{S}_{k|k}^T \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \end{aligned} \quad (24)$$

由 $\sum_{i=1}^{m^*} \boldsymbol{\xi}_i \boldsymbol{\xi}_i^T = m \mathbf{I}$, 结合式(21), 式(24)可得

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (25)$$

因此, RSRCKF 算法步骤可表示为:

1) 时间更新

对矩阵进行 Cholesky 分解时, 要求等式被分解的矩阵必须是正定的, 然而在进行计算机仿真过程中, 由于计算机字长等因素的限制, 随着迭代的不断进行, 很容易因为舍入误差的累积而破坏被分解矩阵的正定性。为改善 RSRCKF 算法的稳定性, 同时又能够保持 RSRCKF 算法的估计精确度和实时性, 本文对矩阵分解作如下改进: 对矩阵 A 进行 QR 分解所得到的上三角矩阵等于矩阵 AA^T 的 Cholesky 因子^[16], 因此采用式(26)来计算 $S_{k+1|k}$, 不仅计算量更小且稳定性更好。

通过计算式(19)和(26)得到状态向量的一步预测值和误差协方差矩阵平方根的更新值:

$$S_{k+1|k} = \text{Tri}\left(\begin{bmatrix} F_k S_{k|k} & S_{Q,k} \end{bmatrix}\right) \quad (26)$$

2) 量测更新

计算式(9)~(17), 完成量测更新过程。

2 迭代简化平方根容积卡尔曼滤波(IRSRCKF)算法

IRSRCKF 算法利用基本 Kalman 算法的思想, 利用前一时刻状态向量迭代运算和当前量测向量来修正当前时刻状态向量的预测值, 因此前一时刻的状态向量的估计精确度对以后时刻状态向量的精确度产生很大影响。该算法的核心思想是将量测更新过程进行迭代运算, 在前向滤波过程已经消除大量噪声的情况下, 充分利用量测信息, 减小滤波误差, 提高滤波精确度和稳定性, 其算法流程如下:

1) 时间更新

在 k 时刻, 按照 RSRCKF 算法计算状态的一步预测值 $\hat{x}_{k+1|k}$ 和协方差矩阵的一步预测值 $S_{k+1|k}$ 。

2) 量测更新

运行 RSRCKF 算法得到 $S_{k+1|k}$ 和 $\hat{x}_{k+1|k+1}$, 当 $j=1$ 时, 令 $\hat{x}_{k+1|k+1}^1 = \hat{x}_{k+1|k+1}^1 = \hat{x}_{k+1|k+1}$, 同理 $S_{k+1|k+1}^1 = S_{k+1|k+1}^1 = S_{k+1|k+1}$ 。对于第 $j=1, 2, \dots, N_{\max}$ 步迭代预测值, 按照以下步骤进行更新:

a) 计算量测的一步预测值:

$$\hat{Z}_{k+1|k}^j = \frac{1}{m^*} \sum_{i=1}^{m^*} Z_{i,k+1|k}^j \quad (27)$$

b) 计算新息协方差矩阵的平方根:

$$S_{zz,k+1|k}^j = \text{Tri}\left(\begin{bmatrix} Z_{k+1|k}^j & S_{R,k+1} \end{bmatrix}\right) \quad (28)$$

式中:

$$Z_{k+1|k}^j = \frac{1}{\sqrt{m^*}} \left[Z_{1,k+1|k}^j - \hat{Z}_{k+1|k}^j, Z_{2,k+1|k}^j - \hat{Z}_{k+1|k}^j, \dots, Z_{m^*,k+1|k}^j - \hat{Z}_{k+1|k}^j \right] \quad (29)$$

c) 计算互协方差矩阵:

$$P_{xz,k+1|k}^j = X_{k+1|k}^j \left(Z_{k+1|k}^j \right)^T \quad (30)$$

式中:

$$X_{k+1|k}^j = \frac{1}{\sqrt{m^*}} \left[X_{1,k+1|k}^j - \hat{x}_{k+1|k+1}^j, X_{2,k+1|k}^j - \hat{x}_{k+1|k+1}^j, \dots, X_{m^*,k+1|k}^j - \hat{x}_{k+1|k+1}^j \right] \quad (31)$$

d) 计算状态向量的更新值:

$$\hat{x}_{k+1|k+1}^{j+1} = \hat{x}_{k+1|k+1}^j + K_{k+1}^j \left(Z_{k+1|k}^j - \hat{Z}_{k+1|k}^j \right) \quad (32)$$

e) 计算误差协方差矩阵平方根的更新值:

$$S_{k+1|k+1}^{j+1} = \text{Tri}\left(\begin{bmatrix} X_{k+1|k}^j - K_{k+1}^j \times Z_{k+1|k}^j & K_{k+1}^j S_{R,k+1} \end{bmatrix}\right) \quad (33)$$

当 $\|\hat{x}_{k+1|k+1}^{j+1} - \hat{x}_{k+1|k+1}^j\| \leq \varepsilon$ (为迭代阈值) 或 $j=N_{\max}$ 时, 迭代过程停止, 否则 $j=j+1$, 当迭代次数为 N 时, $k+1$ 时刻的状态更新值和误差协方差平方根的更新值为 $\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k+1}^{N+1}$ 和 $S_{k+1|k+1} = S_{k+1|k+1}^{N+1}$, 显然, 当迭代次数为 0 时, IRSRCKF 算法与 RSRCKF 算法一致。

3 仿真结果分析

3.1 飞行轨迹设置

目标初始状态 $\mathbf{x}_0 = [60 \text{ km}, 500 \text{ m/s}, 0 \text{ m/s}^2, 25 \text{ km}, 0 \text{ m/s}, 0 \text{ m/s}^2]^T$, 运动过程历时 450 s。在 50~70 s 做 $w_1=9 \text{ rad/s}$ 左转弯运动, 且保持匀速; 在 120~180 s 做 $w_2=3 \text{ rad/s}$ 右转弯运动, 保持匀速; 在 220~232 s 做 $w_3=14 \text{ rad/s}$ 左转弯运动, 保持匀速; 在 280~320 s 做 $a_x=40 \text{ m/s}^2$, $a_y=30 \text{ m/s}^2$ 的转弯运动, 保持匀速; 360~390 s 做 $a_x=-60 \text{ m/s}^2$, $a_y=-55 \text{ m/s}^2$ 的转弯运动, 保持匀速, 其余时间目标都做匀速运动。

3.2 仿真分析比较

本文采用的离散系统为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{G}_k \bar{\mathbf{a}}_k + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (34)$$

“当前”统计模型各矩阵的具体表达式见文献[17], 其参数设置为: 机动频率 $1/\alpha = 20 \text{ s}$, $a_{x,\max} = 70 \text{ m/s}^2$, $a_{x,\min} = -100 \text{ m/s}^2$, $a_{y,\max} = 100 \text{ m/s}^2$, $a_{y,\min} = -100 \text{ m/s}^2$ 。采用三站测时间差得到量测数据^[18]。仿真过程中, 本文利用三点初始化设置初始的状态向量, 假设雷达采样间隔 $T=1 \text{ s}$, 目标到主基站和到副站 1 的时间差 $\mathbf{v}_1 \sim N[0, (20 \times 10^{-9})^2]$; 到

主基站和到副站 2 的时间差 $\mathbf{v}_2 \sim N[0, (20 \times 10^{-9})^2]$, 将 RSRCKF 与 IRSRCKF 算法进行仿真对比, 目标运动轨迹如图 1 所示。对 2 种算法的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)进行对比, 蒙特卡洛仿真次数 $M=300$, 最大迭代次数 $N_{\max}=20$, 仿真结果如图 2~7 所示。由图 2~7 可知, 2 种算法对目标的位置、速度、加速度进行跟踪都有较好的精确度, 但在目标进行转弯等强机动时, IRSRCKF 算法明显优于 RSRCKF 算法, 而且 RMSE 曲线起伏较小, 表明了该算法在跟踪过程中优良的稳定性。ISRCKF 和 RSRCKF 两组算法性能指标如表 1~2 所示。

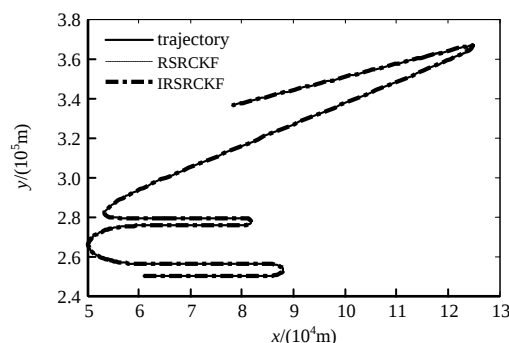


Fig.1 Comparison of filtering trajectory and real trajectory
图 1 滤波轨迹与真实轨迹比较

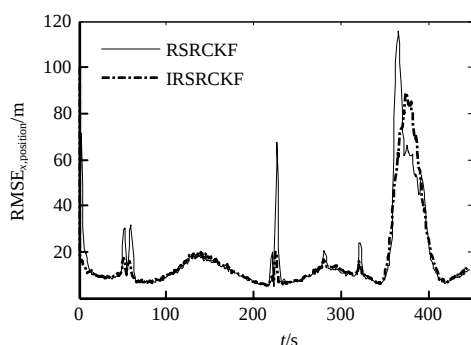


Fig.2 Position RMSE in the x direction
图 2 x 方向位置的 RMSE

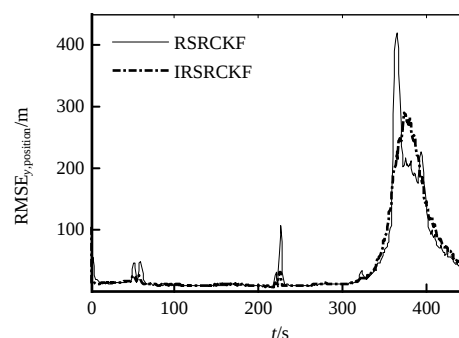


Fig.3 Position RMSE in the y direction
图 3 y 方向位置的 RMSE

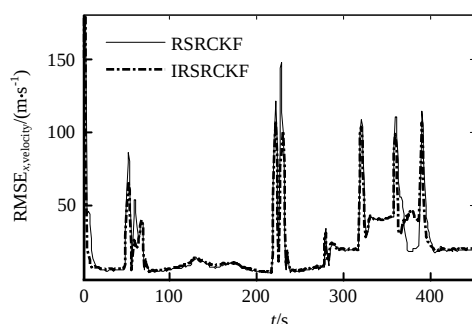


Fig.4 Velocity RMSE in the x direction
图 4 x 方向速度的 RMSE

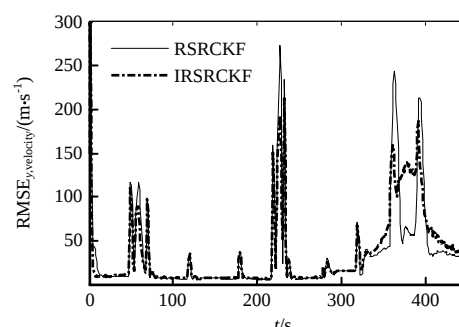


Fig.5 Velocity RMSE in the y direction
图 5 y 方向速度的 RMSE

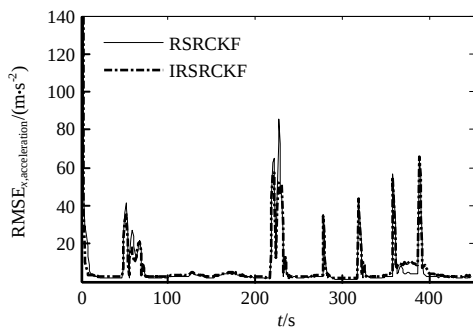


Fig.6 Acceleration RMSE in the x direction
图 6 x 方向加速度的 RMSE

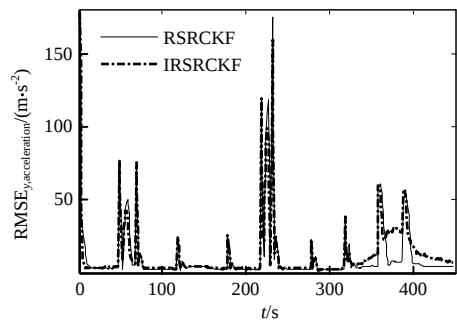


Fig.7 Acceleration RMSE in the y direction
图 7 y 方向加速度的 RMSE

通过表 1~2 对 2 种算法的性能比较可知, IRSRCKF 算法的稳定性明显优于 RSRCKF 算法, 稳定性提高了 4.84%~14.67%。在计算量方面, RSRCKF 算法的单次蒙特卡洛时间为 0.069 6 s, IRSRCKF 算法的单次蒙特卡洛时间为 0.196 s, 这是因为 IRSRCKF 算法需要在量测更新时进行迭代计算, 虽然相比时间较长, 但满足实际需要; 此外, 在加速度方面, RSRCKF 算法的 RMSE 均值略优于 IRSRCKF 算法, 但 IRSRCKF 算法的 RMSE 均值总体上提高得更多, 尤其是在目标进行转弯机动时, 更能够体现迭代思想的优越性, 对于跟踪临近空间这样机动性强的目标更加具有优越性。

表 1 两种算法的 RMSE 均值对比
Table1 Comparison of RMSE mean of the two algorithms

algorithm	RMSE mean					
	x/m	y/m	$v_x/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_y/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$a_x/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	$a_y/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$
SRCKF	16.556	41.675	22.607	35.349	8.021	11.622
IRSRCKF	15.558	39.922	21.691	34.323	8.012	12.657

表 2 两种算法的 RMSE 标准差对比
Table2 Comparison of RMSE standard deviation of the two algorithms

algorithm	RMSE standard deviation					
	x/m	y/m	$v_x/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_y/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$a_x/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	$a_y/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$
SRCKF	18.665	71.338	31.131	51.696	20.962	26.058
IRSRCKF	15.926	63.701	27.771	44.485	19.948	24.199

4 结论

本文以 SRCKF 算法为基础, 针对系统状态方程为线性的特点, 对 SRCKF 算法进行线性简化, 提高了算法的实时性; 引入迭代运算思想, 结合 RSRCKF 算法, 提出 IRSRCKF 算法。该算法利用 RSRCKF 算法的高效性等优点, 提高了算法的稳定性, 为其他非线性滤波领域尤其是临近空间目标的跟踪提供了一种新思路。

参考文献:

[1] 关欣,赵静,何友. 临近空间高超声速飞行器跟踪技术[J]. 四川兵工学报, 2011,32(8):4-6. (GUAN Xin,ZHAO Jing,HE You. Near space hypersonic vehicle tracking technique[J]. Journal of Sichuan Military Engineering, 2011,32(8):4-6.)

[2] 秦雷,李君龙. 基于多站交互式多模型算法跟踪临近空间目标[J]. 系统仿真学报, 2014,26(10):2486-2491. (QIN Lei, LI Junlong. Multi-station interactive multi-model algorithm for tracking near space targets[J]. Journal of System Simulation, 2014,26(10):2486-2491.)

[3] 秦雷,李君龙,周荻,等. 基于 AGIMM 的临近空间机动目标跟踪滤波算法[J]. 系统工程与电子技术, 2015,37(5):1009-1014. (QIN Lei,LI Junlong,ZHOU Di,et al. AIMM-based near-space maneuvering target tracking and filtering algorithm[J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2015,37(5):1009-1014.) DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2015.05.05.

[4] ARASARATNAM I,HAYKIN S. Cubature Kalman filters[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009,54(6):1254-1269.

[5] 徐树生,林孝工,李新飞. 强跟踪自适应平方根容积卡尔曼滤波算法[J]. 电子学报, 2014,42(12):2394-2400. (XU Shusheng,LIN Xiaogong,LI Xinfei. Strong-tracking adaptive square-root Cubature Kalman filter algorithm[J]. Electronic Journal, 2014,42(12):2394-2400.) DOI:10.3969/j.issn.0372-2112.2014.12.009.

[6] 戴定成,蔡宗平,牛创. 基于简化平方根容积卡尔曼滤波的跟踪算法[J]. 电光与控制, 2015,22(3):12-14. (DAI Dingcheng, CAI Zongping,NIU Chuang. Tracking algorithm based on simplified square root Cubature Kalman filter[J]. Electronics Optics & Control, 2015,22(3):12-14.) DOI:10.3969/j.issn.1671-637X.2015.03.003.

- [7] 张俊根,姬红兵. IMM 迭代扩展卡尔曼粒子滤波跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2010,35(5):1116–1120. (ZHANG Jungen, JI Hongbing. IMM iterative extended Kalman particle filter tracking algorithm[J]. Journal of Electronics and Information, 2010,35(5):1116–1120.) DOI:10.3724/SP.J.1146.2009.00298.
- [8] 程水英,余莉. 迭代无味卡尔曼滤波器的算法实现与应用评价[J]. 系统工程与电子技术, 2011,33(11):2546–2553. (CHENG Shuiying, YU Li. Algorithm implementation and application evaluation of iterative Unscented Kalman Filter[J]. System Engineering and Electronic Technology, 2011,33(11):2546–2553.) DOI:10.3969/j.issn.1001–506X.2011.11.38.
- [9] 徐征,曲长文. 多机无源跟踪迭代 UKF 算法[J]. 系统工程与电子技术, 2014,36(2):220–223. (XU Zheng, QU Changwen. Multi-aircraft passive tracking iterative UKF algorithm[J]. System Engineering and Electronic Technology, 2014,36(2):220–223.) DOI:10.3969/j.issn.1001–506X.2014.02.0
- [10] 刘大鹏,马晓川,朱昀,等. 基于混合迭代 UKF 的捷联惯导对准算法设计[J]. 系统仿真学报, 2010,22(10):2404–2606. (LIU Dapeng, MA Xiaochuan, ZHU Yun, et al. Design of agile inertia alignment algorithm based on mixed iterative UKF[J]. Journal of System Simulation, 2010,22(10):2404–2606.)
- [11] WIELITZKA M, DAGEN M, ORTMAIER T. Joint unscented Kalman filter for state and parameter estimation in vehicle dynamics[C]// 2015 IEEE Conference on Control Applications. Sydney, NSW, Australia: IEEE, 2015:1945–1950.
- [12] 孙雷,李东,易冬云. 基于迭代 UKF 的主动段弹道跟踪算法研究[J]. 计算机工程与科学, 2014,36(1):121–125. (SUN Lei, LI Dong, YI Dongyun. Research on active segment trajectory tracking algorithm based on iterative UKF[J]. Computer Engineering and Science, 2014,36(1):121–125.) DOI:10.3969/j.issn.1007–130X.2014.01.021.
- [13] ZHAN R H, WAN J W. Iterated unscented Kalman filter for passive target tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007,43(3):1155–1163. DOI:10.1109/TAES.2007.4383605.
- [14] 穆静,蔡远利. 迭代容积卡尔曼滤波算法及其应用[J]. 系统工程与电子技术, 2011,33(7):1454–1457. (MU Jing, CAI Yuanli. Iterative cubature Kalman filter algorithm and its application[J]. System Engineering and Electronic Technology, 2011,33(7):1454–1457.) DOI:10.3969/j.issn.1001–506X.2011.07.05.
- [15] 高伟,张亚,孙骞,等. 基于迭代平方根 CKF 的 SLAM 算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2014,46(12):120–124. (GAO Wei, ZHANG Ya, SUN Qian, et al. SLAM algorithm based on iterative square root CKF[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2014,46(12):120–124.)
- [16] VAN DER MERWE R, WAN E A. The square-root unscented Kalman filter for the state and parameter-estimation[C]// Proceedings 2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Salt Lake City, USA: IEEE, 2001:3461–3464.
- [17] 何友. 雷达数据处理及应用[M]. 2 版. 北京:电子工业出版社, 2009. (HE You. Radar data processing and application[M]. 2nd ed. Beijing: Electronic Industry Press, 2009.)
- [18] 郭福成. 基于 TOA 和 DOA 的固定单站无源雷达跟踪方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2015,13(6):908–912. (GUO Fucheng. Fixed single station passive radar tracking method based on TOA and DOA[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2015,13(6):908–912.) DOI:10.11805/TKYDA201506.0908.

作者简介:



李志飞(1991–), 男, 呼和浩特市人, 在读博士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理、目标跟踪、人工智能. email: gfkju_lzf0912@hotmail.com.

张正言(1991–), 男, 安徽省安庆市人, 在读博士研究生, 主要研究方向为阵列信号处理、MIMO 雷达信号处理.

周宏宇(1975–), 女, 长春市人, 工程师, 主要研究方向为电子对抗.

张剑云(1963–), 男, 浙江省龙泉市人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为雷达及目标环境模拟、雷达信号处理、高速信号处理.

马 驹(1985–), 男, 贵州省瓮安县人, 少校, 助理工程师, 主要研究方向为通信工程.

韩 旭(1985–), 男, 吉林省吉林市人, 上尉, 主要从事信息系统运行维护工作.