

## 基于高斯和SCKF的姿态角辅助三维目标跟踪

张凯, 单甘霖

(军械工程学院 电子与光学工程系, 石家庄 050003)

**摘要:** 首先, 根据目标运动与姿态角的关系, 分析目标在偏航角和俯仰角下的速度变化, 进而推导出姿态角辅助三维目标跟踪模型; 然后, 针对姿态角量测非高斯情况, 在分析均方根容积卡尔曼滤波的基础上, 提出新的高斯和均方根容积卡尔曼滤波算法, 以提高非线性非高斯的处理能力; 最后, 结合不同运动模式下姿态角分量的特点, 建立姿态角分量不同的跟踪模型, 通过模型切换实现对姿态角机动的跟踪. 仿真结果验证了所提出跟踪模型和滤波算法的正确性和有效性.

**关键词:** 目标跟踪; 均方根容积卡尔曼滤波; 高斯和滤波; 模型切换

**中图分类号:** TP95

**文献标志码:** A

## Pose angle aided 3D target tracking based on Gaussian sum square-root cubature Kalman filter

ZHANG Kai, SHAN Gan-lin

(Department of Electronic and Optical Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China.  
Correspondent: ZHANG Kai, E-mail: wodezhangkai@126.com)

**Abstract:** Pose angle aided 3D target tracking models are derived based on the analysis of target velocity variation under the yaw and pitch angle, with the relationship between the pose angle and the motion. Aiming to the non-Gaussian characteristic of pose angle measurements, the Gaussian sum square-root cubature Kalman filter(GSSCKF) is proposed based on the analysis of square-root cubature Kalman filter(SCKF), and the filtering ability of non-Gaussian nonlinear is improved. According to the pose angle variation law during target motion, tracking models with different pose angle components are established, and the maneuvering pose angle is estimated by model switch. The simulation results show the effectiveness and correctness of the tracking model and the filtering algorithm.

**Keywords:** target tracking; square-root cubature Kalman filter; Gaussian sum filter; model switch

### 0 引言

传统机动目标跟踪算法只利用了目标的位置信息, 难以进一步提高其跟踪精度(如IMMKF<sup>[1]</sup>和IMMPF<sup>[2]</sup>). 多传感器信息融合能够利用大量互补和冗余量测信息, 已被广泛应用于目标的跟踪、识别、导航以及图像融合、遥感、故障诊断等方面. 目标跟踪是多传感器信息融合在军事应用上的重要内容.

与类别、结构等目标属性信息相比, 姿态角与目标运动状态的关系更加密切, 能够很好地预测目标的运动状态, 因此, 姿态角估计<sup>[3-4]</sup>和姿态角辅助目标跟踪算法<sup>[5-7]</sup>得到广泛关注. 文献[5]建立了包含15个状态方程和9个量测方程的刚体模型, 验证了姿态角对目标跟踪的辅助作用, 但方程复杂性导致其离散化和

线性化难度大, 模型实用性不强; 文献[6]根据横滚角与横向加速度的关系, 建立了维数增加的非线性滤波模型, 提高了目标跟踪精度, 但模型不适合非合作目标, 且无法反映铅垂平面内的机动; 文献[7]为克服传统刚体模型复杂度高的缺点, 定义了“姿态角量测-运动模式”的模糊关联度, 并将其应用到模型概率更新中, 使得模型切换更加符合真实情况, 但算法只是对传统算法的参数进行修正, 对精度的提高有限.

利用姿态角辅助目标跟踪的前提是获取精确的量测信息, 并对量测噪声进行合理的建模. 文献[3]采用模板匹配方法对高分辨雷达图像进行姿态角估计, 其误差均值为1.3897°、1.6380°、0.5378°; 文献[4]计算了目标与摄像机之间的相对姿态角, 其误差均值大

收稿日期: 2013-11-08; 修回日期: 2014-01-08.

基金项目: 国防预研基金项目(513270203).

作者简介: 张凯(1987-), 男, 博士生, 从事目标跟踪与信息融合的研究; 单甘霖(1962-), 男, 教授, 博士生导师, 从事信息融合和电子系统性能检测与故障诊断等研究.



$$\begin{aligned} \dot{x}_{\psi,\theta,k+\Delta t} = & \\ & - \dot{z}_k \cos(\psi_k + \dot{\psi}_k \Delta t) \sin(\dot{\theta}_k \Delta t) + \\ & \sqrt{\dot{x}_k^2 + \dot{y}_k^2} \cos(\psi_k + \dot{\psi}_k \Delta t) \cos(\dot{\theta}_k \Delta t), \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \dot{y}_{\psi,\theta,k+\Delta t} = & \\ & - \dot{z}_k \sin(\psi_k + \dot{\psi}_k \Delta t) \sin(\dot{\theta}_k \Delta t) + \\ & \sqrt{\dot{x}_k^2 + \dot{y}_k^2} \sin(\psi_k + \dot{\psi}_k \Delta t) \cos(\dot{\theta}_k \Delta t), \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \dot{z}_{\psi,\theta,k+\Delta t} = & \\ & \dot{z}_k \cos(\dot{\theta}_k \Delta t) + \sqrt{\dot{x}_k^2 + \dot{y}_k^2} \sin(\dot{\theta}_k \Delta t), \end{aligned} \quad (14)$$

其中  $\dot{x}_{\psi,\theta,k+\Delta t}$ 、 $\dot{y}_{\psi,\theta,k+\Delta t}$ 、 $\dot{z}_{\psi,\theta,k+\Delta t}$  为姿态角下目标速度. 对式(12)~(14)在区间[0,1]积分,可以得到目标单位时间内位置变化量,进而对目标下一时刻位置进行预测,得

$$\begin{aligned} x_{k+1} = x_k + \int_0^1 \dot{x}_{\psi,\theta,k+\Delta t} d\Delta t = & \\ x_k + \sqrt{\dot{x}_k^2 + \dot{y}_k^2} \left( \cos(\psi_k) \left( \frac{\sin(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)}{2(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)} + \right. \right. & \\ \left. \left. \frac{\sin(\dot{\theta}_k - \dot{\psi}_k)}{2(\dot{\theta}_k - \dot{\psi}_k)} \right) + \sin(\psi_k) \left( \frac{\cos(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k) - 1}{2(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)} + \right. \right. & \\ \left. \left. \frac{\cos(\dot{\psi}_k - \dot{\theta}_k) - 1}{2(\dot{\psi}_k - \dot{\theta}_k)} \right) \right) + \dot{z}_k \left( \cos(\psi_k) \times \right. & \\ \left. \left( \frac{\cos(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k) - 1}{2(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)} + \frac{\cos(\dot{\theta}_k - \dot{\psi}_k) - 1}{2(\dot{\theta}_k - \dot{\psi}_k)} \right) - \right. & \\ \left. \sin(\psi_k) \left( \frac{\sin(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)}{2(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)} - \frac{\sin(\dot{\theta}_k - \dot{\psi}_k)}{2(\dot{\theta}_k - \dot{\psi}_k)} \right) \right), \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} y_{k+1} = y_k + \int_0^1 \dot{y}_{\psi,\theta,k+\Delta t} d\Delta t = & \\ y_k + \sqrt{\dot{x}_k^2 + \dot{y}_k^2} \left( \sin(\psi_k) \left( \frac{\sin(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)}{2(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)} + \right. \right. & \\ \left. \left. \frac{\sin(\dot{\theta}_k - \dot{\psi}_k)}{2(\dot{\theta}_k - \dot{\psi}_k)} \right) + \cos(\psi_k) \left( \frac{1 - \cos(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)}{2(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)} + \right. \right. & \\ \left. \left. \frac{1 - \cos(\dot{\psi}_k - \dot{\theta}_k)}{2(\dot{\psi}_k - \dot{\theta}_k)} \right) \right) + \dot{z}_k \left( -\sin(\psi_k) \times \right. & \\ \left. \left( \frac{1 - \cos(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)}{2(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)} + \frac{1 - \cos(\dot{\theta}_k - \dot{\psi}_k)}{2(\dot{\theta}_k - \dot{\psi}_k)} \right) + \right. & \\ \left. \cos(\psi_k) \left( \frac{\sin(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)}{2(\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k)} - \frac{\sin(\dot{\theta}_k - \dot{\psi}_k)}{2(\dot{\theta}_k - \dot{\psi}_k)} \right) \right), \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} z_{k+1} = z_k + \int_0^1 \dot{z}_{\psi,\theta,k+\Delta t} d\Delta t = & \\ z_k + \frac{\sqrt{\dot{x}_k^2 + \dot{y}_k^2} (1 - \cos(\dot{\theta}_k))}{\dot{\theta}_k} + \frac{\dot{z}_k \sin(\dot{\theta}_k)}{\dot{\theta}_k}. \end{aligned} \quad (17)$$

## 1.2 姿态角辅助三维目标跟踪模型

式(12)~(14)中的 $\Delta t$ 取值为1,可以得到目标下一时刻速度,再结合式(15)~(17),得到目标状态在姿态角下的变化.建立状态向量包含姿态角的跟踪模型,状态向量

$$\mathbf{X} = [x \ \dot{x} \ y \ \dot{y} \ z \ \dot{z} \ \psi \ \dot{\psi} \ \theta \ \dot{\theta}]^T,$$

系统状态模型为

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{k+1} = f(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k = & \\ \begin{bmatrix} \text{式(15)} \\ \text{式(12) where } \Delta t = 1 \\ \text{式(16)} \\ \text{式(13) where } \Delta t = 1 \\ \text{式(17)} \\ \text{式(14) where } \Delta t = 1 \\ \psi_k + \dot{\psi}_k \\ \dot{\psi}_k \\ \theta_k + \dot{\theta}_k \\ \dot{\theta}_k \end{bmatrix} + \mathbf{V}_k. \end{aligned} \quad (18)$$

其中过程噪声 $\mathbf{V}_k$ 为零均值的高斯白噪声.

当目标进行直线运动或者近似直线运动时,状态模型分母中 $\dot{\psi}_k$ 、 $\dot{\theta}_k$ 以及 $\dot{\theta}_k + \dot{\psi}_k$ 、 $\dot{\theta}_k - \dot{\psi}_k$ 取值很小;当目标在平面内做转弯运动时, $\dot{\theta}_k$ 取值很小,其计算过程中可能会产生很大误差,此时可采用文献[15]中极限运算法则的方法对状态模型近似.

系统量测模型表示为

$$\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} \sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2} \\ a \tan(y_k/x_k) \\ a \tan(z_k/\sqrt{x_k^2 + y_k^2}) \\ \psi_k \\ \theta_k \end{bmatrix} + \mathbf{W}_k. \quad (19)$$

其中:量测为雷达及基于模板匹配获取的姿态角量测; $\mathbf{W}_k$ 为量测噪声,姿态角分量部分为非零均值噪声,采用高斯和形式表示.

## 2 GSSCKF 非线性非高斯滤波算法

CKF和SCKF通过 $2n$ 个等权值容积点来拟合非线性,均值和方差的精度可达到三阶,精度高于EKF,且克服了EKF只适用于弱非线性化的缺点.由于采用确定的容积点,避免了PF的粒子退化和计算量大的问题.CKF和SCKF采用比UKF更少的采样点,且在维数大于3的时候精度优于UKF.因此,CKF和SCKF具有比传统非线性滤波算法更好的性能.而SCKF避免对协方差直接开方,稳定性优于CKF,其基本实现步骤见文献[13].但CKF和SCKF都是用高斯分布来逼近系统状态的后验概率密度,在非高斯条件下将产生极大的误差.本文将稳定性更好的SCKF引入到GSF框架下,提出GSSCKF算法,以提高算法对非线性非高斯系统的处理能力.

### 2.1 高斯和均方根容积卡尔曼滤波算法

利用SCKF对GSF每个高斯项的均值和协方差进行预测和更新,得到一种新的GSSCKF算法.新算法解决了SCKF对非高斯情况滤波效果差的问题,同

时融合了SCKF良好的非线性处理能力,能够提高对非线性非高斯系统的滤波效果.姿态角量测噪声表示如下:

$$p(\mathbf{W}_k) = \sum_{j=1}^{J_k} \beta_k^j \mathbf{N}(\mathbf{W}_k; \mathbf{W}_k^j, \mathbf{R}_k^j). \quad (20)$$

其中:  $\beta_k^j$  为  $k$  时刻第  $j$  个高斯项的权值,  $\mathbf{W}_k^j$  为高斯分量均值,  $\mathbf{R}_k^j$  为高斯分量方差. 同时有

$$\sum_{j=1}^{J_k} \beta_k^j = 1. \quad (21)$$

### 2.1.1 时间更新

由过程噪声的形式可得

$$p(\mathbf{X}_{k+1}|\mathbf{X}_k) = \mathbf{N}(\mathbf{X}_{k+1}; f_{k+1}^s(\mathbf{X}_k), \mathbf{S}_Q \mathbf{S}_Q^T). \quad (22)$$

其中:  $\mathbf{S}_Q$  为状态噪声协方差矩阵的开方;  $f_{k+1}^s(*)$  为当前所选跟踪模型,其切换方式将在后面阐述. 假设  $k$  时刻状态后验分布满足

$$p(\mathbf{X}_k|\mathbf{Z}_k) = \sum_{i=1}^{I_k} \alpha_k^i \mathbf{N}(\mathbf{X}_k; \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^i, \mathbf{S}_{k|k}^i (\mathbf{S}_{k|k}^i)^T). \quad (23)$$

结合式(22)和(23)可得

$$\begin{aligned} p(\mathbf{X}_{k+1}|\mathbf{Z}_k) &= \int p(\mathbf{X}_{k+1}|\mathbf{X}_k) p(\mathbf{X}_k|\mathbf{Z}_k) d\mathbf{X}_k = \\ &= \int \sum_{i=1}^{I_k} \alpha_k^i \mathbf{N}(\mathbf{X}_k; \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^i, \mathbf{S}_{k|k}^i (\mathbf{S}_{k|k}^i)^T) \times \\ &= \mathbf{N}(\mathbf{X}_{k+1}; f_{k+1}^s(\mathbf{X}_k), \mathbf{S}_Q \mathbf{S}_Q^T) d\mathbf{X}_k. \end{aligned} \quad (24)$$

由文献[11]的引理1和引理2,式(24)可表示为

$$p(\mathbf{X}_{k+1}|\mathbf{Z}_k) \approx \sum_{i=1}^{I_k} \alpha_k^i \mathbf{N}(\mathbf{X}_{k+1}; \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i, \mathbf{S}_{k+1|k}^i (\mathbf{S}_{k+1|k}^i)^T). \quad (25)$$

SCKF对高斯项进行预测,计算均值的容积点

$$\hat{\mathbf{X}}_{l,k|k}^i = \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^i + \mathbf{S}_{k|k}^i \boldsymbol{\xi}_l, \quad (26)$$

其中  $\boldsymbol{\xi}_l = \sqrt{2n/n}[\mathbf{l}]_l$  为容积点向量,以二维为例生成算子  $\mathbf{l}$  为

$$\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix} \right\}.$$

高斯项的状态预测为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i = \sum_{l=1}^{2n} f_k^s(\hat{\mathbf{X}}_{l,k|k}^i) / 2n; \quad (27)$$

高斯项的协方差开方预测为

$$\mathbf{S}_{k+1|k}^i = \text{Tria}([\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k}^{i*}, \mathbf{S}_Q, ]). \quad (28)$$

其中  $\text{Tria}(*)$  表示对  $M \times N$  矩阵的转置矩阵进行QR分解,取  $\mathbf{R}$  矩阵的前  $M \times M$  部分的转置,且有

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k}^{i*} &= \\ &= 1/\sqrt{2n}[f_k^s(\hat{\mathbf{X}}_{1,k|k}^i) - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i, f_k^s(\hat{\mathbf{X}}_{2,k|k}^i) - \\ &= \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i, \dots, f_k^s(\hat{\mathbf{X}}_{2n,k|k}^i) - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i]. \end{aligned} \quad (29)$$

### 2.1.2 量测更新

量测更新方程为

$$p(\mathbf{X}_{k+1}|\mathbf{Z}_{k+1}) = \frac{p(\mathbf{Z}_{k+1}|\mathbf{X}_{k+1})p(\mathbf{X}_{k+1}|\mathbf{Z}_k)}{\int p(\mathbf{Z}_{k+1}|\mathbf{X}_{k+1})p(\mathbf{X}_{k+1}|\mathbf{Z}_k) d\mathbf{X}_{k+1}}. \quad (30)$$

由量测噪声的形式可得

$$p(\mathbf{Z}_{k+1}|\mathbf{X}_{k+1}) = \sum_{j=1}^{J_{k+1}} \beta_{k+1}^j \mathbf{N}(\mathbf{Z}_{k+1}; \mathbf{h}_{k+1}(\mathbf{X}_{k+1}) + \mathbf{W}_{k+1}^j, \mathbf{S}_R^j (\mathbf{S}_R^j)^T). \quad (31)$$

将式(25)和(31)代入式(30),整理可得

$$p(\mathbf{X}_{k+1}|\mathbf{Z}_{k+1}) \approx \sum_{i'=1}^{I_{k+1}} \alpha_{k+1}^{i'} \mathbf{N}(\mathbf{X}_{k+1}; \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^{i'}, \mathbf{S}_{k+1|k+1}^{i'} (\mathbf{S}_{k+1|k+1}^{i'})^T). \quad (32)$$

利用SCKF完成高斯项的更新,步骤如下.

Step 1: 计算每个高斯项均值预测值的容积点.

$$\hat{\mathbf{X}}_{l,k+1|k}^i = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i + \mathbf{S}_{k+1|k}^i \boldsymbol{\xi}_l. \quad (33)$$

Step 2: 高斯项的量测预测.

$$\hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^{i'} = \sum_{l=1}^{2n} \mathbf{h}(\hat{\mathbf{X}}_{l,k+1|k}^i) / 2n + \mathbf{W}_{k+1}^j. \quad (34)$$

Step 3: 高斯项的量测预测协方差开方.

$$\mathbf{S}_{ZZ,k+1|k}^{i'} = \text{Tria}(\hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k}^{i'*}, \mathbf{S}_R^j), \quad (35)$$

其中  $\mathbf{S}_R^j$  为量测噪声第  $j$  个高斯项的协方差开方,且有

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k}^{i'*} &= \\ &= 1/\sqrt{2n}[\mathbf{h}(\hat{\mathbf{X}}_{1,k+1|k}^i) + \mathbf{W}_{k+1}^j - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^{i'}, \\ &= \mathbf{h}(\hat{\mathbf{X}}_{2,k+1|k}^i) + \mathbf{W}_{k+1}^j - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^{i'}, \dots, \\ &= \mathbf{h}(\hat{\mathbf{X}}_{2n,k+1|k}^i) + \mathbf{W}_{k+1}^j - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^{i'}]. \end{aligned} \quad (36)$$

Step 4: 高斯项的量测与状态协方差.

$$\mathbf{P}_{XZ,k+1|k}^{i'} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k}^{i'*} (\hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k}^{i'*})^T, \quad (37)$$

其中

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k}^{i*} &= \\ &= 1/\sqrt{2n}[\hat{\mathbf{X}}_{1,k+1|k}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i, \hat{\mathbf{X}}_{2,k+1|k}^i - \\ &= \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i, \dots, \hat{\mathbf{X}}_{2n,k+1|k}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i]. \end{aligned} \quad (38)$$

Step 5: 高斯项的增益矩阵.

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_{k+1}^{i'} &= \\ &= \mathbf{P}_{XZ,k+1|k}^{i'} (\mathbf{S}_{ZZ,k+1|k}^{i'} (\mathbf{S}_{ZZ,k+1|k}^{i'})^T)^{-1}. \end{aligned} \quad (39)$$

Step 6: 高斯项的状态更新.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^{i'} &= \\ &= \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i + \mathbf{K}_{k+1}^{i'} (\mathbf{z}_{k+1} - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^{i'}). \end{aligned} \quad (40)$$

Step 7: 高斯项的协方差开方更新.

$$\mathbf{S}_{k+1|k+1}^{i'} = \text{Tri}(\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k}^{i'*} - \mathbf{K}_{k+1}^{i'} \hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k}^{i'*} \mathbf{K}_{k+1}^{i'} \mathbf{S}_R^j). \quad (41)$$

完成上述每个高斯项均值和协方差开方的更新, 然后对高斯项数及高斯项的权重更新, 则有

$$I_{k+1} = I_k J_{k+1}, \quad (42)$$

$$\alpha_{k+1}^{i'} = \frac{\eta_{k+1}^{i'} q(\hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^{i'})}{\sum_{i'=1}^{I_{k+1}} \eta_{k+1}^{i'} q(\hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^{i'})}. \quad (43)$$

其中

$$\eta_{k+1}^{i'} = \alpha_k^i \beta_{k+1}^j, \quad (44)$$

$$\mathbf{P}_{ZZ}^{i'} = \hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k}^{i'*} (\hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k}^{i'*})^T. \quad (45)$$

且有

$$q(\hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^{i'}) = N(\mathbf{Z}_{k+1}; \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^{i'}, \mathbf{S}_R^j (\mathbf{S}_R^j)^T + \mathbf{P}_{ZZ}^{i'}). \quad (46)$$

权重归一化, 得

$$\alpha_{k+1}^i = \frac{\alpha_{k+1}^{i'}}{\sum_{i'=1}^{I_{k+1}} \alpha_{k+1}^{i'}}, \quad i = 1, 2, \dots, I_{k+1}. \quad (47)$$

全局状态估计, 得

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \sum_{i=1}^{I_{k+1}} \alpha_{k+1}^i \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^i. \quad (48)$$

随着时间的推移, 算法的实时性越来越差. 为同时保证算法的实时性和精度, 采用限制最大高斯项数的方法, 即每次滤波后保留最大数目权重较大的子高斯项.

## 2.2 跟踪模型的切换

GSF算法一般采用同一模型, 很难跟踪机动. 结合目标三维运动姿态角的变化规律, 建立偏航角速率为0、 $\dot{\psi}_r$ 、 $-\dot{\psi}_r$  ( $\dot{\psi}_r > 0$ ), 俯仰角速率为0、 $\dot{\theta}_r$ 、 $-\dot{\theta}_r$  ( $\dot{\theta}_r > 0$ )的跟踪模型, 表征目标的直线、左转弯、右转弯、进入跃升或改出俯冲、进入俯冲或改出跃升等运动. 模型之间的切换基于状态向量中姿态角分量的机动检测. 设定门限值 $\pm\psi_T$ 、 $\pm\theta_T$ , 当新息向量中姿态角分量未超过门限值时, 继续采用上一时刻状态模型进行跟踪. 为提高模型切换的鲁棒性, 防止由于噪声引起的错误切换, 规定在连续 $M$ 个时刻超过阈值时进行切换, 如下所示:

$$\begin{cases} \dot{\psi}_{k+1} = \dot{\psi}_k + \dot{\psi}_r, \\ \nu(\psi_{k-M+1}), \dots, \nu(\psi_{k-1}), \nu(\psi_k) > \psi_T; \\ \dot{\psi}_{k+1} = \dot{\psi}_k - \dot{\psi}_r, \\ \nu(\psi_{k-M+1}), \dots, \nu(\psi_{k-1}), \nu(\psi_k) < -\psi_T. \end{cases} \quad (49)$$

$$\begin{cases} \dot{\theta}_{k+1} = \dot{\theta}_k + \dot{\theta}_r, \\ \nu(\theta_{k-M+1}), \dots, \nu(\theta_{k-1}), \nu(\theta_k) > \theta_T; \\ \dot{\theta}_{k+1} = \dot{\theta}_k - \dot{\theta}_r, \\ \nu(\theta_{k-M+1}), \dots, \nu(\theta_{k-1}), \nu(\theta_k) < -\theta_T. \end{cases} \quad (50)$$

其中:  $\dot{\psi}_k$ 、 $\dot{\psi}_{k+1}$ 、 $\dot{\theta}_k$ 、 $\dot{\theta}_{k+1}$ 为 $k$ 和 $k+1$ 时刻状态向量中偏航角速率和俯仰角速率的值,  $\nu(\psi_k)$ 、 $\nu(\theta_k)$ 为 $k$ 时刻新息向量中偏航角和俯仰角的值. 多次实验结果得到 $\psi_T$ 、 $\theta_T$ 的值为 $0.75 \times \dot{\psi}_r$ 、 $0.75 \times \dot{\theta}_r$ . 基于新息的机动检测存在滞后, 采用平滑方法对模型切换前 $M$ 个时刻的状态进行修正. 整个算法如图2所示.

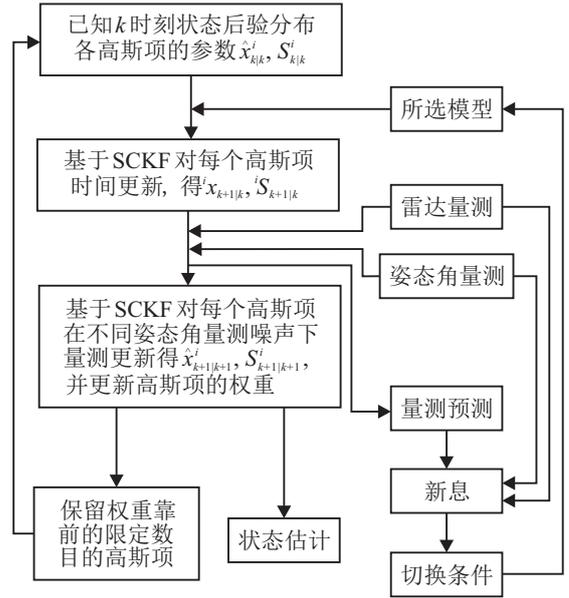


图2 算法框图

## 3 仿真实验

对三维坐标系中目标典型运动进行100次 Monte Carlo 仿真. 假设初始状态为

$$[17000 \quad -400 \quad 20000 \quad 0 \quad 5000 \quad 0],$$

姿态角初始状态为 $[180 \quad 0 \quad 0 \quad 0]$ , 仿真时间为200s, 时间间隔为1s. 目标在10~40s左转弯, 50~70s进入跃升, 70~90s改出跃升, 110~130s进入俯冲, 130~150s改出俯冲, 160~190s右转弯, 每个动作的角速率都为 $3^\circ/\text{s}$ , 其他时间为匀速直线运动. 高斯项数上限设定为10个, 模型切换的参数 $M$ 取值为3. IMMKF采用匀速、匀速右转弯、匀速左转弯、俯仰角增大和俯仰角减小5个子模型, 初始概率为

$$[0.6 \quad 0.1 \quad 0.1 \quad 0.1 \quad 0.1].$$

IMMPF同样采用上述的5个子模型, 粒子数为100. GSUKF算法中UKF的尺度参数选择为2.

基于文献[16]中的方法获取姿态角量测. 首先, 根据目标先验知识, 采用视景仿真方法, 获取目标在不同姿态角下的图像信息, 构成模板库; 然后, 在传感器获取目标图像信息后, 采用降维动态模型库十字搜

索算法将其与模板库匹配; 最后, 以匹配效果最好模板的姿态角作为当前时刻目标姿态角. 根据姿态角估计误差的统计特性, 姿态角量测噪声表示为

$$p(\mathbf{W}_p) = 0.4N(0, (0.4\pi/180)^2) + 0.3N(-0.2\pi/180, (0.2\pi/180)^2) + 0.3N(0.2\pi/180, (0.2\pi/180)^2).$$

目标位置均方根误差采用下式计算, 其他均方根误差均采用相同方法计算.

$$\sigma_p = \sqrt{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + \sigma_Z^2}.$$

其中:  $\sigma_p$  为位置均方根误差,  $\sigma_X$ 、 $\sigma_Y$ 、 $\sigma_Z$  分别为目标 X、Y、Z 轴的位置均方根误差.

图 3 为姿态角和姿态角速率的对比, 其中姿态角速率量测为姿态角相邻量测之差.

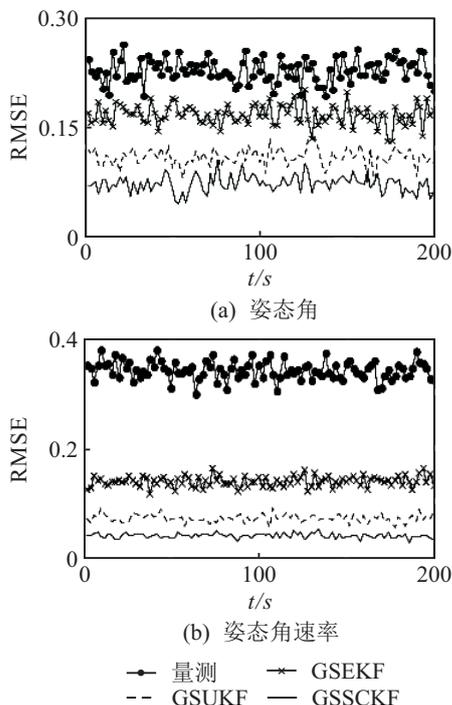


图 3 姿态角跟踪结果对比

从图 3 可知: 建立状态向量包含姿态角的跟踪模型, 采用 GSF 算法以不同子滤波器进行滤波, 使得姿态角和姿态角速率滤波值更加接近真实值; GSSCKF 的效果优于 GSEKF 和 GSUKF, 为辅助三维目标跟踪提供了更加精确的姿态角支撑. 姿态角跟踪数据对比如表 1 所示.

表 1 姿态角跟踪数据对比

	姿态角/(°)	姿态角速率/(°/s)
量测	0.242	0.353
GSEKF	0.185	0.146
GSUKF	0.141	0.081
GSSCKF	0.112	0.052

目标状态的跟踪结果如图 4 所示.

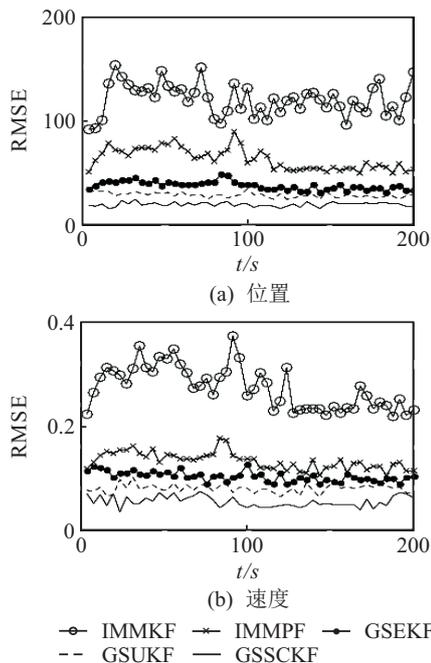


图 4 状态跟踪结果对比

从图 4 可知: IMMPF 优于 IMMKF, 但 IMMKF 和 IMMPF 只采用雷达量测进行滤波, 而本文所建立的姿态角辅助三维目标跟踪模型有效地融合了姿态角量测, 更能反映目标的真实状态, 滤波效果优于 IMMKF 和 IMMPF 算法; GSSCKF 采用 SCKF 为子滤波器, 处理非线性非高斯的能力要优于 GSUKF 和 GSEKF. 状态跟踪数据对比如表 2 所示.

表 2 状态跟踪数据对比

	位置/m	速度/(m/s)	平均耗时/ms
IMMKF	117.4	66.1	0.65
IMMPF	61.7	34.2	181.37
GSEKF	39.1	25.4	6.72
GSUKF	28.2	19.8	31.25
GSSCKF	19.9	14.4	20.66

## 4 结 论

根据姿态角对三维目标运动的指导作用, 本文分析了姿态角下目标状态的变化, 建立了状态向量包含姿态角信息的跟踪模型, 实现了姿态角信息与位置信息的有效融合; 结合姿态角量测特点, 以 SCKF 为子滤波器, 提出了新的 GSSCKF 算法, 并采用模型切换的方式使得 GSF 算法能够跟踪机动姿态角. 仿真结果表明, 所提出的模型能够很好地反映目标的运动状态, 且算法提高了对非线性非高斯的处理能力, 改进了目标跟踪的性能.

## 参考文献(References)

[1] Zhao W B, Chen W, Zheng G Z, et al. Study on UAV video reconnaissance based adaptive tracking algorithm for the ground moving target[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2012, 6838: 282-289.

- [2] Yang Y B, Zou J, Yang F, et al. An adaptive particle filter based on the mixing probability[C]. 5th Int Congress on Image and Signal Processing. Chongqing: IEEE, 2012: 1480-1484.
- [3] 樊建鹏, 范红旗, 卢再齐. 基于高分辨距离像的目标姿态角估计算法[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(12): 2413-2417.  
(Fan J P, Fan H Q, Lu Z Q. Pose estimation algorithm based on high range resolution profile[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(12): 2413-2417.)
- [4] Li L, Deng Z Q, Li B, et al. Fast vision-based pose estimation iterative algorithm[J]. Optik, 2013, 124(12): 1116-1121.
- [5] Dominick A, Frank P K, Daniel G. A nonlinear tracker using attitude measurements[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1986, 22(5): 533-539.
- [6] Demetrios G L, Ioannis A M, Sokratis K K. Adaptive nonlinear algorithms for radar tracking with roll angle measurements of maneuvering targets[C]. Proc of Electrotechnical Conf. Antalya: IEEE, 1994: 96-100.
- [7] Zhou Y F, Shan G L, Mei W. An interacting multiple model tracking algorithm based on rigid-body model of target[C]. IEEE Int Conf on Networking, Sensing and Control. Sanya: IEEE, 2008: 993-997.
- [8] 李理敏, 马陆, 任前义, 等. 基于衰减记忆高斯和滤波的星间精密测距技术[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(2): 295-299.  
(Li L M, Ma L, Ren Q Y, et al. Precise intersatellite ranging technique based on fading memory Gaussian sum filtering[J]. J of Electronics and Information Technology, 2011, 33(2): 295-299.)
- [9] Kwok N M, Dissanayake G, Ha Q P. Bearing-only SLAM using a SPRT based Gaussian sum filter[C]. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Barcelona: IEEE, 2005: 1109-1114.
- [10] Shinji I, Masaki Y. Unscented Gaussian sum filtering for interval constrained nonlinear systems[C]. ICROS-SICE Int Joint Conf. Fukuoka: IEEE, 2009: 4495-4498.
- [11] 李振华, 宁磊, 徐胜男. 基于均差滤波与高斯和的非线性非高斯系统滤波算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(1): 129-134.  
(Li Z H, Ning L, Xu S N. Nonlinear non-Gaussian system filtering based on Gaussian sum and divided difference filter[J]. Control and Decision, 2012, 27(1): 129-134.)
- [12] Jayesh H K, Petar M D. Gaussian sum particle filtering for dynamic state space models[C]. IEEE Int Conf on Acoustics, Speech and Signal Processing. Salt Lake City: IEEE, 2001: 3465-3468.
- [13] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filter[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [14] 方振平. 飞机飞行动力学[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2005: 42-44.  
(Fang Z P. Aircraft flight dynamics[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2005: 42-44.)
- [15] 夏佩伦. 目标跟踪与信息融合[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010: 95-96.  
(Xia P L. Target tracking and information fusion[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010: 95-96.)
- [16] 吉兵. 基于电视跟踪图像的目标姿态角估计及应用[D]. 石家庄: 军械工程学院光学与电子工程系, 2010: 33-50.  
(Ji B. Target pose estimation based on television tracking images and its applications[D]. Shijiazhuang: Department of Electronic and Optical Engineering, Ordnance Engineering College, 2010: 33-50.)

(责任编辑: 齐 霖)