

# 一种基于 IMMPDA-UKF 的机动目标跟踪算法

王晓东 贾继鹏

(91245 部队 葫芦岛 125001)

**摘要:** 为了实现对在航捷点附近做机动运动目标的精确跟踪,提出采用不敏卡尔曼滤波(UKF)作为底层的滤波算法,解算出方位和俯仰的角度变化率,通过角度变化率解算出目标的切向速度,在过航捷时建立新的跟踪模型,将切向速度扩充到观测方程中,并结合交互多模型概率数据关联算法(IMMPDA)实现对过航捷机动目标的跟踪。仿真结果表明,该算法跟踪精度高,在航捷点附近无论是转弯机动还是加速运动,都可以保持对目标的持续跟踪,稳定性较高,可以直接应用于工程实践。

**关键词:** 航捷;扩维跟踪;交互多模型概率数据关联;不敏卡尔曼滤波

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## A maneuvering target tracking algorithm based on IMMPDA-UKF

Wang Xiaodong Jia Jipeng

(Unit 91245, Huludao 125001, China)

**Abstract:** In order to achieve the accurate tracking maneuvering target at approach point, proposed an bottom filtering algorithm using unscented kalman filter(UKF). The algorithm can calculate the azimuth and elevation angle changing rate, then can calculate the target tangential velocity. The new model of the maneuvering target is established when the target at approach point, tangential velocity would be extended to the observation equation, combined with the interacting multiple model probabilistic data association algorithm(IMMPDA) can achieve the accurate tracking maneuvering target at approach point. The simulation results show that the algorithm has high tracking accuracy and high stability, at approach point, both turn maneuver or accelerated motion Can keep continuous tracking of targets. The algorithm can be directly applied to engineering practice.

**Keywords:** approach point; augmented dimensional tracking; interactive multi-model probability data association; unscented Kalman filter

## 1 引言

机动目标跟踪算法的研究一直是目标跟踪领域研究的热点和难点问题。在对目标进行跟踪时,我们不仅要估计出它的运动状态,同时还需要实时辨识出目标在该时刻的运动模式。机动目标跟踪问题实际上是一个混合估计问题,现阶段有关这一问题的研究都是基于模型的<sup>[1]</sup>。文献[2-9]提出的跟踪算法都是基于速度和加速度参数,文献[10-11]分别采用自动阈值检测和抛物线波束内插预处理方法以及自适应归一化的模糊交互多模型算法主要用于慢速目标精确跟踪。当所跟踪的高速目标在航捷附近做机动时,雷达测量的目标径向速度为零,导致多普勒频率跟踪回路不闭合、跟踪模型不匹配,因而造成目标丢失。

在上述文献的基础上,提出采用 UKF 作为底层数据滤波,通过解算目标切向速度,将其扩充到观测方程中,并结合交互多模型概率数据关联算法(IMMPDA)实现对径向速度为零机动目标的跟踪。

## 2 系统模型的建立

为了分析问题方便,也不失一般性,在二维直角坐标系建立模型,如图 1 所示,以雷达旋转中心作为坐标原点,目标和雷达之间的径向距离为  $r$ ,  $k$  时刻相对运动状态矢量  $x_k = [x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k]^T$ , 采用多模型对系统进行建模,系统的状态方程和观测方程可表示为:

$$\begin{cases} x_{k+1} = F_k x_k + B_k w_k = f(x_k, w_k) & i = 1, 2, 3 \\ z_k = h(x_k) + v_k = [\beta_k \hat{\beta}_k r_{dk}] + v_k \end{cases} \quad (1)$$

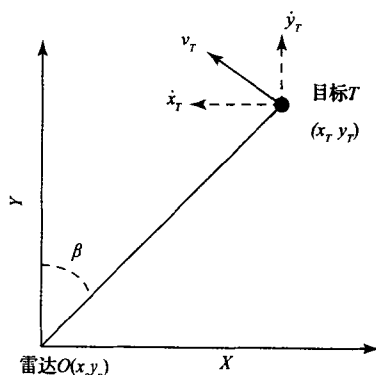


图 1 雷达与目标的二维空间几何

采用 3 个模型,其中第 1 个模型为 CV 模型:

$$F_{1k} = \begin{bmatrix} I_2 & TI_2 \\ 0 & I_2 \end{bmatrix}, B_{1k} = \begin{bmatrix} \frac{T^2 I_2}{2} \\ I_2 \end{bmatrix}$$

第 2 个模型采用 CA 模型:

$$F_{2k} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, B_{2k} = \begin{bmatrix} \frac{T^3 I_2}{3} \\ \frac{T^2 I_2}{2} \\ I_2 \end{bmatrix}$$

第 3 个模型为 CT 模型,转弯角速度为  $\omega$ :

$$F_{3k} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin\omega T}{\omega} & 0 & \frac{\cos\omega T - 1}{\omega} \\ 0 & \cos\omega T & 0 & -\sin\omega T \\ 0 & \frac{1 - \cos\omega T}{\omega} & 1 & \frac{\sin\omega T}{\omega} \\ 0 & \sin\omega T & 0 & \cos\omega T \end{bmatrix}, B_{3k} = \begin{bmatrix} \frac{T^3}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

式中:  $T$  为测量周期,  $I_2$  分别为二阶单位阵;  $w_k$  为状态噪声;  $v_k = [v_\beta v_\theta v_r]^\top$  为观测噪声,各噪声相互独立且  $E[w_k] = E[v_k] = 0$ ,且当目标距离雷达很远时,可以认为加速度噪声可以忽略,由运动学原理可得观测变量表达式:

$$\begin{cases} \beta_k = \arctan(\frac{x_k}{y_k}) \\ \dot{\beta}_k = \frac{y_k \dot{x}_k - x_k \dot{y}_k}{x_k^2 + y_k^2} \\ r_k = \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \end{cases} \quad (2)$$

### 3 跟踪滤波算法

由于上节所建立的系统模型的非线性较为严重,传统的基于线性最优估计的 KF 算法或  $\alpha\beta$  算法已不能满足要求,在非线形严重时存在近似精度低,协方差易出现病态,从而导致滤波器稳定性差,易发散的问题。基于 UT 变换的 UKF 算法并没有近似非线性过程和系统模型,而直接利用真实的系统模型。用一组

采样点集去表示状态高斯随机变量的后验分布 (GRV),当状态量通过实际的非线性系统之后,这些样本点能捕获到 GRV 的均值和协方差,并可以精确到 3 阶(泰勒展开),且对任何非线性系统都有这一特点。因此本文采用 UKF 作为底层的滤波算法,并结合交互多模型概率数据关联算法 (IMMPDA) 完成对过航捷机动目标的跟踪。IMMPDA-UKF 算法的框架如图 2 所示。

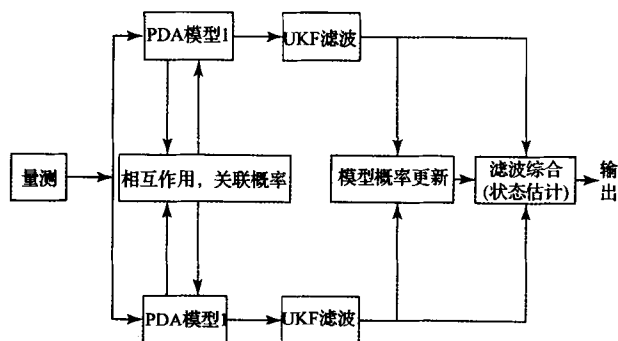


图 2 IMMPDA-UKF 算法

算法的具体流程如下:

令  $M_k$  示  $k$  时刻正确的模型,并假设模型  $M^{(i)}$  的初始概率  $\mu_0^i$ ,以及由模型  $M^{(i)}$  到模型  $M^{(j)}$  的转移概率  $\pi_{ij}$  已知,分别为:

$$\begin{cases} \mu_0^i = P(M_0 = M^{(i)}), i = 1, 2, 3 \\ \pi_{ij} = P(M_{k+1} = M^{(j)} | M_0 = M^{(i)}), i, j = 1, 2, 3 \\ \{\hat{x}_{k-1|k-1}^{(i)}, \mu_{k-1}^{(i)}, i = 1, 2, 3\} \end{cases} \quad (3)$$

1) 初始化,计算关联概率

由初始状态  $\{\hat{x}_{k-1|k-1}^{(i)}, \mu_{k-1}^{(i)}, i = 1, 2, 3\}$ , 计算与模型  $M^{(j)}$  匹配的滤波器的混合初始条件  $\{\hat{x}_{k-1|k-1}^{(j)}, \hat{P}_{k-1|k-1}^{(j)}, j = 1, 2, 3\}$ , 由全概率公式得:

$$\hat{x}_{k-1|k-1}^{(j)} = \sum_{i=1}^3 \hat{x}_{k-1|k-1}^{(i)} \mu_{k-1}^{(i,j)} \quad (4)$$

其中混合概率  $\mu_{k-1|k-1}^{(i,j)}$  为:

$$\mu_{k-1|k-1}^{(i,j)} = \frac{\pi_{ij} \mu_{k-1}^{(i)}}{c_j} \quad (5)$$

式中:  $\bar{c}_j$  是模型  $M^{(j)}$  的预测概率,  $\bar{c}_j = \sum_{i=1}^3 \pi_{ij} \mu_{k-1}^{(i)}$ , 相应的混合初始状态协方差阵为:

$$\hat{P}_{k-1|k-1}^{(j)} = \sum_{i=1}^3 \mu_{k-1|k-1}^{(i,j)} \{ \hat{P}_{k-1|k-1}^{(i)} + [\hat{x}_{k-1|k-1}^{(i)} - \hat{x}_{k-1|k-1}^{(j)}] \cdot [\hat{x}_{k-1|k-1}^{(i)} - \hat{x}_{k-1|k-1}^{(j)}]^\top \} \quad (6)$$

2) UKF 滤波: 基于混合初始条件和其协方差矩阵, 应用 UKF 和 PDA 算法计算  $k$  时刻基于模型  $M^{(j)}$  的状态估计  $\hat{x}_k^{(j)}$  和协方差阵  $\hat{P}_k^{(j)}$  的估计:

UT 是一种计算随机变量经非线性传递后的统计特性的方法。假设  $x$  是一个  $L$  维的随机变量, 其均值和协方差分别为  $\bar{x}$  和  $P_x$ , 它经过非线性变换后得到  $y = g(x)$ 。为了计

算  $y$  的统计特性,需要选取  $2L+1$  个 Sigma 样点  $x_i$ 。这些样点按照以下规则取值:

$$\begin{cases} x_0 = \bar{x}, & i = 0 \\ x_i = \bar{x} + (\sqrt{(L+\lambda)P_x})_i, & i = 1, \dots, L \\ x_i = \bar{x} - (\sqrt{(L+\lambda)P_x})_{i-L}, & i = L+1, \dots, 2L \end{cases}$$

式中:  $\lambda = \alpha^2(L+k) - L$  为一个尺度因子,  $\alpha$  决定了选取的样点与均值  $\bar{x}$  之间的距离,即  $\bar{x}$  周围 Sigma 点的范围,通常设置为一个很小的常数 ( $10^{-4} \leq \alpha \leq 1$ ),  $k$  是一个辅助尺度因子;  $(\sqrt{(L+\lambda)P_x})_i$  为矩阵方根的第  $i$  列。将这些 Sigma 样点通过非线性变换,即:

$$y = g(x_i), \quad i = 0, 1, \dots, 2L$$

另外又设定加权:

$$\begin{cases} W_0^{(m)} = \lambda / (L + \lambda) \\ W_0^{(c)} = \lambda / (L + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = 1 / \{2(L + \lambda)\}, i = 1, \dots, 2L \end{cases}$$

式中:  $W_i^{(m)}$  是计算均值时的权值,  $W_i^{(c)}$  是计算协方差矩阵时的权值。  $\beta$  根据  $x$  的先验分布而设值,如果  $x$  服从高斯分布则  $\beta$  设为 2。

① 计算采样点:

$$\hat{x}_{k-1|k-1} = [\hat{x}_{k-1|k-1}^a \quad \hat{x}_{k-1|k-1}^w \pm \sqrt{(L+\lambda)P_{k-1|k-1}^{(j)}}] \quad (7)$$

② 状态变换预测(时间更新)

$$\hat{x}_k^{a(j)} = f(\hat{x}_{k-1|k-1}^a, x_{k-1|k-1}^w) \quad (8)$$

$$\hat{x}_k^{(j)} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \hat{x}_{i,k}^{a(j)} \quad (9)$$

$$\hat{P}_k^{(j)} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\hat{x}_{i,k}^{a(j)} - \hat{x}_k^{(j)}][\hat{x}_{i,k}^{a(j)} - \hat{x}_k^{(j)}]^T + Q^w \quad (10)$$

③ 量测变换预测

$$\hat{z}_k^{(j)} = h(\hat{x}_k^{(j)}, x_{k-1|k-1}^w) \quad (11)$$

$$\hat{z}_k^{(j)} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \hat{z}_{i,k}^{(j)} \quad (12)$$

$$\hat{P}_{z,z_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\hat{z}_k^{(j)} - \hat{z}_k^{(j)}][\hat{z}_k^{(j)} - \hat{z}_k^{(j)}]^T + R^w \quad (13)$$

④ 状态、测量预测互协方差

$$\hat{P}_{x,z_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\hat{x}_{i,k}^{a(j)} - \hat{x}_k^{(j)}][\hat{z}_k^{(j)} - \hat{z}_k^{(j)}]^T \quad (14)$$

⑤ 权增益及状态更新

$$k_k = \hat{P}_{x,z_k} \hat{P}_{z,z_k}^{-1} \quad (15)$$

$$\hat{x}_k^{(j)} = \hat{x}_{k-1|k-1}^{(j)} + k_k (z_k^{(j)} - \hat{z}_k^{(j)}) \quad (16)$$

$$\hat{P}_k^{(j)} = \hat{P}_{k-1|k-1}^{(j)} - k_k \hat{P}_{z,z_k} k_k^T \quad (17)$$

3) 模型概率更新:基于量测计算模型概率为:

$$\mu_k^{(j)} = \frac{\Lambda_k^{(j)} \bar{c}_j}{c} \quad (18)$$

其中似然函数  $\Lambda_k^{(j)}$  是多量测新息的联合概率密度函数

$$\Lambda_k^{(j)} = V_k^{-m_j} \gamma_0(m_k) + V_k^{-m_j+1} \sum_{i=1}^{m_j} P_G^{-1} \Lambda_{k,i}^{(j)} \gamma_i(m_k) \quad (19)$$

$$c = \sum_{j=1}^3 \Lambda_k^{(j)} \bar{c}_j \quad (20)$$

这里的  $V_k^{m_j}$  和  $\gamma_0(m_k)$  采用椭球跟踪门,具体取值参考相应文献。

4) 滤波综合:利用前述结果得到状态估计值及误差协方差阵的估计:

$$\hat{x}_k|k = \sum_{j=1}^3 \hat{x}_k^{(j)} \mu_k^{(j)} \quad (21)$$

$$\hat{P}_k|k = \sum_{j=1}^3 \hat{P}_k^{(j)} + [\hat{x}_k|k - \hat{x}_k^{(j)}][\hat{x}_k|k - \hat{x}_k^{(j)}]^T \mu_k^{(j)} \quad (22)$$

## 4 计算机仿真及结果分析

方便起见,假设雷达布置于原点,目标的初始速度为  $v=250$  m/s,设置 3 个仿真场景:

1) 目标做 S 形机动;

2) 目标做圆周运动,转弯角速度为  $\omega = 3.6 \times \pi / 180$  rad/s;

3) 目标作类似往返运动,在航线方向的航捷点做加速运动,  $a = 10$  m/s<sup>2</sup>,在返回时的航捷点处做减速运动,  $a = -10$  m/s<sup>2</sup>。持续时间均为 15 s。

雷达的测量误差设置如下:  $\sigma_r = 5$  m,  $\sigma_\beta = 0.5$  mrad,  $\sigma_\dot{\beta} = 0.1$  mrad/s,  $P_D = 0.98$ ,  $P_G = 0.99$ ,杂波密度设为 2,仿真结果如图 3~8 所示。

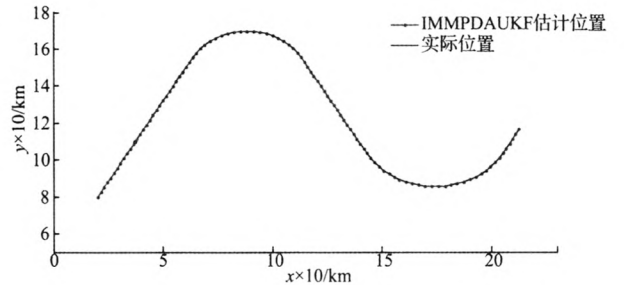


图 3 仿真场景 1 时的跟踪轨迹

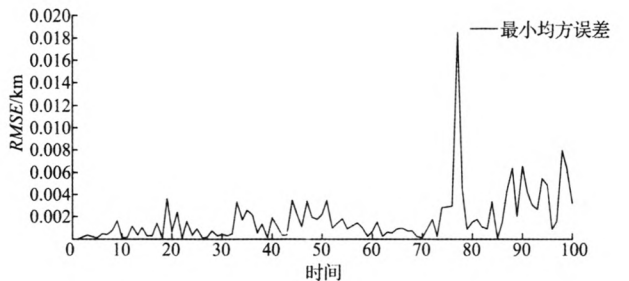


图 4 仿真场景 1 时跟踪的径向距离最小跟踪误差

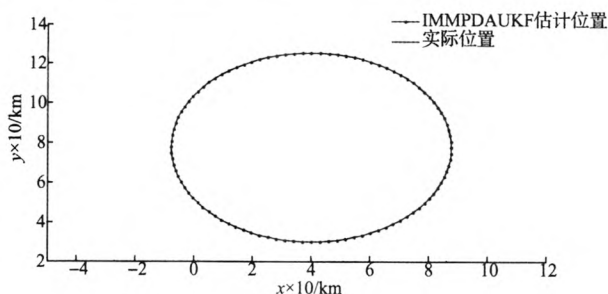


图 5 仿真场景 2 时的跟踪轨迹

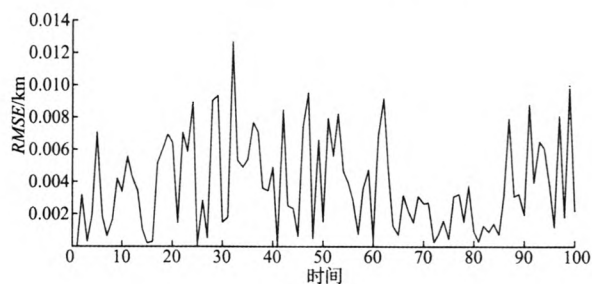


图 6 仿真场景 2 时跟踪的径向距离最小跟踪误差

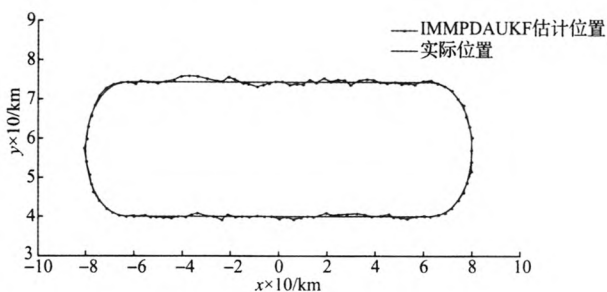


图 7 仿真场景 3 时的跟踪轨迹

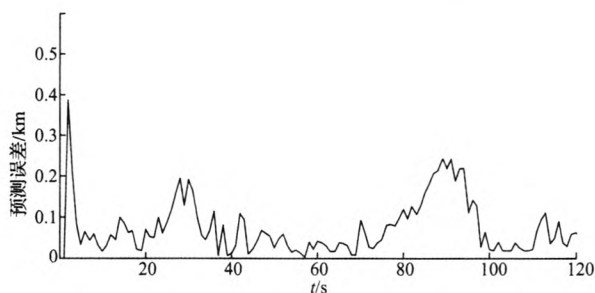


图 8 仿真场景 3 时跟踪的径向距离最小跟踪误差

从仿真结果可以看出,所提的 IMMPDA-UKF 算法利用目标切向信息进而对目标进行扩维跟踪,对常见的机动目标的有较好的跟踪效果,在航捷点附近无论是转弯机动还是加速运动,都可以保持对目标的持续跟踪,稳定性较高,在目标高度机动的在仿真场景 3 中最大的 RMSE 不超过 0.4 km,在仿真场景 1 和 2 中,最大的 RMSE 不超过 0.018 km,由此可以看出所提算法具有较高的跟踪精度。

因此可以得出结论,利用本文所提方法和算法可以提高雷达对高速机动目标过航捷时的跟踪能力。

## 5 结 论

提出采用间接测量目标切向信息进而对目标进行扩维跟踪的方法,结合交互多模型概率数据关联不敏卡尔曼滤波算法(IMMPDA-UKF)实现对机动目标的跟踪,仿真结果表明,该算法跟踪精度高,在航捷点附近无论是转弯机动还是加速运动,都可以保持对目标的持续跟踪,稳定性较高,可以直接应用于工程实践。

## 参考文献

- [1] 胡傲,冯新喜,李鸿艳,等.基于 UKF 的曲线模型自适应跟踪算法[J].探测与控制学报,2010,32(2):73-77.
- [2] 董凯,关欣,刘瑜,等.基于交互式当前统计模型的变采样率跟踪算法[J].空军预警学院学报,2013,27(2):115-117.
- [3] 崔彦凯,梁晓庚,贾晓洪,等.改进的机动目标当前统计模型自适应跟踪算法[J].计算机仿真,2013,30(3):42-44.
- [4] 刘长江,袁俊泉,马维嵘,等.径向速度量测在机动目标跟踪中的应用[J].现代雷达,2010,32(6):31-34.
- [5] 王敏,李言俊,张科.基于多普勒信息的 UKF 目标跟踪算法[J].计算机仿真,2010,27(10):40-43.
- [6] 宫淑丽,王帮峰,吴红兰,等.基于 IMM 算法的机场场面运动目标跟踪[J].系统工程与电子技术,2011,33(10):2322-2326.
- [7] 郭睿利,郭云飞,张云龙,等.基于一种改进 IMMJPDA 算法的地面目标跟踪[J].信息与电子工程,2012,10(4):406-411.
- [8] 张翔宇,王国宏,王娜,等.基于 UKF 的雷达和机载 ESM 扩维跟踪[J].国外电子测量技术,2011,30(9):30-33.
- [9] 李红岩,毛征,袁建建,等.一种基于算法融合的运动目标跟踪算法[J].国外电子测量技术,2013,32(12):36-40.
- [10] 李峥,李宇,黄勇,等.水下目标自主连续跟踪与定位算法研究[J].仪器仪表学报,2012,33(3):520-527.
- [11] 刘瑞兰,陈小惠.基于模糊交互多模型的机动目标被动跟踪算法[J].电子测量与仪器学报,2012,26(10):846-850.

## 作者简介

王晓东,1966 年出生,工学硕士,高级工程师,主要研究方向为雷达信号处理。

E-mail:wxd19920312@163.com

贾继鹏,1981 年出生,工学硕士,工程师,主要研究方向为雷达信号处理。