

基于 IMMCKF 的机动目标跟踪算法

陈 海, 单甘霖

(军械工程学院 石家庄 050003)

摘 要: 针对非线性机动目标跟踪中滤波器易发散、跟踪精度低等问题, 将容积卡尔曼滤波器(CKF)引入到交互式多模型算法(IMM)中, 设计了交互式多模型容积卡尔曼滤波算法(IMMCKF)。该算法采用 Markov 过程描述多个目标模型间的切换, 利用 CKF 滤波器对每个模型进行滤波, 将各滤波器状态输出的概率加权融合作为 IMMCKF 的输出。仿真结果表明, 与 IMMUKF 算法相比, IMMCKF 算法跟踪精度更高, 模型切换速度更快, 计算量更小, 该算法具有重要的工程应用价值。

关键词: 机动目标跟踪; 交互式多模型; 容积卡尔曼滤波

中图分类号: V271.4; TP39 文献标志码: A 文章编号: 1671-637X(2011)10-0001-05

Maneuvering Target Tracking Based on IMMCKF Algorithm

CHEN Hai, SHAN Ganlin

(Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: In nonlinear maneuvering target tracking, the tracking filters are liable to diverge and the tracking precision is low. To solve this problem, an Interacting Multiple Model Cubature Kalman Filter (IMMCKF) was designed by introducing CKF into IMM algorithm. This method used Markov process to describe switching probability among the models, and used CKF filter for filtering each model. The weighted sum of the outputs of all parallel CKF was taken as the output of IMMCKF. Simulation shows that IMMCKF has higher precision, quicker model switching speed, and smaller calculation cost compared with IMMUKF. The algorithm is of great engineering application value.

Key words: maneuvering target tracking; Interacting Multiple Model (IMM); cubature Kalman Filter

0 引言

目前公认的最有效的机动目标跟踪算法是由 Blom 和 Shalom 在广义伪随机算法的基础上提出的交互多模型算法(IMM)^[1], 它以混合状态系统的观点为基础, 使用不同的子模型来描述目标运动状态, 各模型并行计算, 并且能通过马尔可夫转移矩阵的控制自动平滑切换。由于目标的运动模型和观测模型一般是非线性的, 因而, 利用非线性滤波器结合 IMM 算法跟踪机动目标, 精度更高、效果更好^[2]。

解决非线性滤波最常用的方法是 EKF(Extended Kalman Filter)方法^[2], 该方法在线性化过程中会引入模型误差, 容易引起滤波发散, 而且滤波过程需计算

Jacobian 矩阵, 增加了运算量, 因此, EKF 算法在实际应用过程中受到了极大的限制。近几年发展起来的近似条件分布密度函数来获得高阶滤波的方法, 对解决非线性系统滤波问题非常有效^[3], 其中 PF(Particle Filter)因计算量太大, 不利于推广^[4]。而 UKF(Unscented Kalman Filter)对于任何非线性系统精度都能达到二阶以上, 精度高于 EKF, 计算量远小于 PF, 因此, IMM 与 UKF 有机的结合取得了广泛的应用^[5-7]。

CKF(Cubature Kalman Filter)是新近提出的基于曲面径向准则的非线性卡尔曼滤波算法^[8-10], 它采用一组等权值的 Cubature 点集来解决贝叶斯滤波的积分问题, 与 EKF、UKF 等传统高斯域非线性滤波算法相比, 该算法具有更优的非线性逼近性能(二阶矩)、数值精度以及滤波稳定性^[8]。为进一步改善机动目标跟踪滤波器的整体性能, 结合 CKF 滤波器和 IMM 算法的优势, 设计了交互式多模型容积卡尔曼滤波算法(IMMCKF)。仿真表明, 与 IMMUKF 相比, IMMCKF 具有更高的估计精度、更快的模型切换速度, 并且实时性提

收稿日期: 2011-05-02 修回日期: 2011-05-18

基金项目: 武器装备军内科研项目

作者简介: 陈 海(1982—)男, 河北定州人, 博士生, 研究方向为火控、指控及制导系统理论与应用。

高了大约 32.6% ,便于工程应用。

1 递归式贝叶斯估计

贝叶斯估计^[5]是根据目标状态和噪声的先验信息来构造目标的概率密度函数,通常我们关心的是离散系统的状态估计问题,假设系统的状态方程和量测方程分别为

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

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_k 为 k 时刻的状态向量; \mathbf{z}_k 为量测向量; \mathbf{u}_k 为控制输入向量; $f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1})$ 、 $h(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k)$ 是已知的确定函数, \mathbf{w}_{k-1} 和 \mathbf{v}_k 是相互独立且统计特性已知过程噪声和测量噪声。贝叶斯准则下的目标状态估计是条件均值,即 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = E[\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k]$, 其中 $\mathbf{Z}^k = \{\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_{k-1}, \mathbf{z}_k\}$, 其关键是计算目标状态的后验概率分布 $P[\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k]$ 。假设已知 $k-1$ 时刻的概率分布表达式 $P[\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Z}^{k-1}]$ 利用已知的信息,可以给出下一时刻的后验分布 $P[\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k]$, 其递推过程如下所述。

1) 计算目标状态一步预测的概率密度函数。

$$P[\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^{k-1}] = \int P[\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}] P[\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Z}^{k-1}] d\mathbf{x}_{k-1} \quad (3)$$

式中:

$$P[\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}] = \int P[\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{w}_{k-1}] P[\mathbf{w}_{k-1} | \mathbf{x}_{k-1}] d\mathbf{w}_{k-1} = \int \delta[\mathbf{x}_k - f(\mathbf{x}_{k-1}) - \mathbf{w}_{k-1}] P[\mathbf{w}_{k-1}] d\mathbf{w}_{k-1}$$

2) 根据获得的观测值,计算 k 时刻修正的概率分布 $P[\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k]$

$$P[\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k] = \frac{P[\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k] P[\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^{k-1}]}{P[\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}^{k-1}]} \quad (4)$$

式中 $P[\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k] = \int \delta[\mathbf{z}_k - h(\mathbf{x}_{k-1}) - \mathbf{v}_{k-1}] P[\mathbf{v}_{k-1}] d\mathbf{v}_{k-1}$,

$P[\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}^{k-1}] = \int P(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) P(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^{k-1}) d\mathbf{x}_k$, $P[\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}^{k-1}]$ 为量测一步预测的概率密度函数。

2 CKF 滤波算法

CKF 滤波算法基于高斯假设的贝叶斯估计基本框架,而递归式贝叶斯估计要求给出 $P[\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k]$ 的严密表达式,这在许多实际情况中是难以实现的,CKF 采用一组等权值的 Cubature 点集来近似 $P[\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k]$, 这样非线性滤波可归结为非线性函数与高斯概率密度的积分求解问题,即,

$$I(f) = \int_{R^n} f(\mathbf{x}) \exp(-\mathbf{x}^T \mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (5)$$

式中: $I(f)$ 为所求积分; \mathbf{x} 为滤波估计状态向量; $f(\mathbf{x})$ 为求积非线性函数; R^n 为积分域。

对于形如上式的积分问题,CKF 滤波算法采用 Spherical-Radial 原则,利用一组 $2n$ 个等权值分布的 Cubature 点 $\{\xi_i, \omega_i\}$ 实现非线性逼近,即

$$I_N(f) \approx \sum_{i=1}^m \omega_i f(\xi_i) \quad (6)$$

Cubature 点及其权值取作

$$\xi_i = \sqrt{\frac{1}{m}} [1]_i \quad (7)$$

$$\omega_i = \frac{1}{m}, \quad i = 1, 2, \dots, m = 2n \quad (8)$$

式中: ξ_i 为 Cubature 点向量; ω_i 为对应的权重; n 为系统状态变量维数; $[1] \in R^n$ 为生成算子,以 $n=2$ 为例, $[1]_i$ 表示如下所示点集中的第 i 个元素,即

$$\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix} \right\} \quad (9)$$

若系统的状态方程和量测方程如式(1)和式(2),将上述非线性逼近及积分计算的思想应用于贝叶斯估计,可得标准 CKF 算法^[9]。

状态预测如下。

1) 采用 Cholesky 或者奇异值方法分解协方差。

$$\mathbf{P}_{k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} (\mathbf{S}_{k-1|k-1})^T \quad (10)$$

2) 计算容积点 $i = 1, 2, \dots, m$ 。

$$\chi_{i,k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \xi_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (11)$$

其中: $m = 2n$, n 为状态向量的维数。

3) 计算预测状态容积点。

$$\chi_{i,k|k-1}^* = f(\chi_{i,k-1|k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (12)$$

4) 估计预测状态。

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \chi_{i,k|k-1}^* \quad (13)$$

5) 估计预测协方差。

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \chi_{i,k-1|k-1}^* \chi_{i,k-1|k-1}^{*T} - \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (14)$$

量测更新如下。

1) 分解预测协方差。

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} (\mathbf{S}_{k|k-1})^T \quad (15)$$

2) 计算容积点 $i = 1, 2, \dots, m$ 。

$$\chi_{i,k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \xi_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (16)$$

3) 计算预测量测容积点。

$$\mathbf{z}_{i,k|k-1} = h(\chi_{i,k|k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (17)$$

4) 估计预测量测值。

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{z}_{i,k|k-1} \quad (18)$$

5) 估计新息协方差矩阵。

$$\mathbf{P}_{z,k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{z}_{i,k|k-1} \mathbf{z}_{i,k|k-1}^T - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^T + \mathbf{R}_k \quad (19)$$

6) 估计互协方差矩阵。

$$P_{xz|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \chi_{i|k-1} z_{i|k-1}^T - \hat{x}_{k|k-1} \hat{z}_{k|k-1}^T \quad (20)$$

7) 计算滤波增益。

$$W_k = P_{xz|k-1} P_{zz|k-1}^{-1} \quad (21)$$

8) 估计状态更新。

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + W_k (z_k - \hat{z}_{k|k-1}) \quad (22)$$

9) 估计状态协方差。

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - W_k P_{zz|k-1} W_k^T \quad (23)$$

其中采样点的选取规则为

$$\xi_i = \sqrt{\frac{m}{2}} [1]_i \quad (24)$$

3 IMMCKF 滤波算法

IMMCKF 算法将 IMM 和 CKF 有机结合起来,兼具两种算法的优点,是一种优越的非线性机动目标跟踪算法。该算法与 IMMUKF、IMMEKF 在输入、输出交互以及概率更新步骤是相同的,不同之处在于 IMMCKF 模型滤波的均值和协方差是通过一组 $2n$ 个等权值分布的 Cubature 点 $\{\xi_i, \omega_i\}$ 来实现,其滤波过程包括输入交互、CKF 滤波、模型概率更新和输出综合 4 部分。IMMCKF 算法结构如图 1 所示。

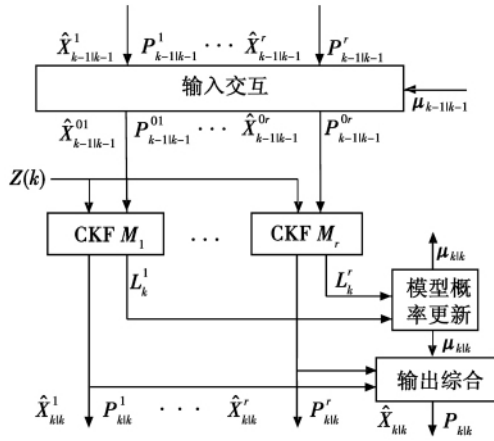


图 1 IMMCKF 算法结构图

Fig. 1 IMMCKF algorithm configuration

详细滤波过程如下所述。

1) 输入交互过程。

$$u_{k-1|k-1}^{i/j} = \frac{p_{ij} u_{k-1}^i}{C_j} \quad (25)$$

$$\hat{X}_{k-1|k-1}^{0j} = \sum_{i=1}^r \hat{X}_{k-1|k-1}^i u_{k-1|k-1}^{i/j} \quad (26)$$

$$P_{k-1|k-1}^{0j} = \sum_{i=1}^r u_{k-1|k-1}^{i/j} \{P_{k-1|k-1}^i + [\hat{X}_{k-1|k-1}^i - \hat{X}_{k-1|k-1}^{0j}] [\hat{X}_{k-1|k-1}^i - \hat{X}_{k-1|k-1}^{0j}]^T\} \quad (27)$$

其中: $C_j = \sum_{i=1}^r p_{ij} u_{k-1}^i$ 为 $k-1$ 时刻的模型 i 的条件概率; u_{k-1}^i 为 $k-1$ 时刻模型 i 的概率; $\hat{X}_{k-1|k-1}^{0j}$ 为模型 j 的初始均值; $P_{k-1|k-1}^{0j}$ 为初始协方差; $\hat{X}_{k-1|k-1}^i$ 为模型 i 在 $k-1$ 时刻的估计; $P_{k-1|k-1}^i$ 为对应的协方差。

2) 模型 CKF 滤波。

将混合初始条件和当前的测量 Z_k 作为 k 时刻每个滤波器的输入, CKF 的状态预测和量测更新如式 (10) ~ 式 (24) 所示, 产生新的模型估计 $\hat{X}_{k|k}^j$ 、点迹预测 $Z_{k|k-1}^j$ 和残差 S_k^j , 并计算各模型的似然度:

$$L_k^j = N(Z_k; Z_{k|k-1}^j, S_k^j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi S_k^j}} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}[Z_k - \hat{Z}_{k|k-1}^j]^T (S_k^j)^{-1} [Z_k - \hat{Z}_{k|k-1}^j]\right) \quad (28)$$

3) 模型概率更新。

模型概率的计算是假设检验过程, 一般采用贝叶斯假设检验方法, 同时检验滤波器组各个滤波器的残差。由卡尔曼滤波理论可知, 如果滤波器模型与实际模型匹配, 则滤波残差为零均值方差为 $S(k)$ 的高斯白噪声, 因此, 由 k 时刻的模型匹配 m_i 的似然函数可得模型概率更新:

$$u_k^j = \frac{L_k^j C_j}{\sum_{j=1}^{n_m} L_k^j C_j} \quad (29)$$

4) 联合输出。

各滤波器估计值的模型概率加权融合, 即 IMMCKF 的最终输出结果为

$$\hat{X}_{k|k} = \sum_{j=1}^r \hat{X}_{k|k}^j u_k^j \quad (30)$$

$$P_{k|k} = \sum_{j=1}^r u_k^j \{P_{k|k}^j + [\hat{X}_{k|k}^j - \hat{X}_{k|k}] [\hat{X}_{k|k}^j - \hat{X}_{k|k}]^T\} \quad (31)$$

4 仿真分析

以二维平面内的机动目标方位跟踪为例, 考虑二维空间中目标的位置和速度估计问题。所有仿真均在 2.00 GHz 主频 2.00 GB 内存的台式计算机上运行。

若系统在 k 时刻的状态变量为 $X_k = [x \ \dot{x} \ y \ \dot{y}]^T$, 则系统方程定义为

$$X_k = F \cdot X_{k-1} + P_{\text{noise}} \quad (32)$$

其中: x 和 y 分别为 k 时刻目标的直角坐标分量; \dot{x} 和 \dot{y} 分别为 k 时刻目标的速度分量; F 为系统转移矩阵; P_{noise} 表示系统噪声。

设定跟踪系统子模型分别为匀速直线模型 (CV)、匀速左转弯模型 (LCT) 和匀速右转弯模型 (RCT)。匀速直线模型的系统转移矩阵为

$$F_{cv} = \begin{bmatrix} 1 & dt & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & dt \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (33)$$

匀速转弯运动系统转移矩阵为

$$F(\omega) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\omega \cdot dt)}{\omega} & 0 & \frac{\cos(\omega \cdot dt) - 1}{\omega} \\ 0 & \cos(\omega \cdot dt) & 0 & \sin(\omega \cdot dt) \\ 0 & \frac{1 - \cos(\omega \cdot dt)}{\omega} & 1 & \frac{\sin(\omega \cdot dt)}{\omega} \\ 0 & -\sin(\omega \cdot dt) & 0 & \cos(\omega \cdot dt) \end{bmatrix} \quad (34)$$

其中: ω 为转弯角速度; dt 为采样时间间隔。于是, 可定义匀速左转弯系统转移矩阵为

$$F_{LCT}(\omega) = F(-3 \cdot \pi/180) \quad (35)$$

匀速右转弯系统转移矩阵为

$$F_{RCT}(\omega) = F(3 \cdot \pi/180) \quad (36)$$

若系统在 k 时刻的测量为 $Z_k = [L \ \alpha]^T$, 则可定义系统测量方程为

$$Z_k = \begin{bmatrix} L \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2} \\ \arctan(y/x) \end{bmatrix} + m_{\text{noise}} \quad (37)$$

其中: L 为目标到测量传感器的斜距离; α 为目标方位角; m_{noise} 表示测量噪声, 显然该系统为非线性系统。

目标初始状态定义为 $X_0 = [2000 \text{ m}, -180 \text{ m/s}, -3000 \text{ m}, 200 \text{ m/s}]^T$, 初始协方差为 $P_0 = \text{diag}[1000, 200, 1000, 200]$, 过程噪声方差阵为 $Q = \text{diag}[80, 10, 80, 10]$, 测量方差阵为 $R = \text{diag}[200, 0.1]$, 采样时间间隔为 $dt = 1 \text{ s}$, 仿真时间为 200 s , 其中, 目标在 $20 \sim 70 \text{ s}$ 为右转弯机动, 转弯角速度为 $3(^{\circ})/\text{s}$, 在 $120 \sim 170 \text{ s}$ 为左转弯机动, 转弯角速度为 $-3(^{\circ})/\text{s}$, 其他时间为匀速直线运动。

文献[6]已经证实 IMMUKF 比 IMMEKF 具有更强的跟踪性能, 因此, 本文只将 IMMCKF 与 IMMUKF 比较。假定传感器测量噪声为均匀分布, 噪声级别分别为 $n_L \sim \text{unif}(-20 \text{ m}, 20 \text{ m})$, $n_\alpha \sim \text{unif}(-1.5^{\circ}, 1.5^{\circ})$ 。IMMUKF 算法中使用的相关参数分别为 $\alpha = 0.01$, $\mu = 0$, $\beta = 2$ 。设定 IMM 算法使用的模型转移概率为

$$p_{ij} = \begin{bmatrix} 0.90 & 0.05 & 0.05 \\ 0.05 & 0.90 & 0.05 \\ 0.05 & 0.05 & 0.90 \end{bmatrix}$$

采用 100 次的 Monte Carlo 仿真, 得到 IMMUKF 和 IMMCKF 的目标跟踪轨迹如图 2 所示, 位置均方根误差曲线和速度均方根误差曲线分别如图 3 和图 4 所示, 模型转换概率曲线如图 5 所示, 表 1 为两种算法跟踪性能对比。

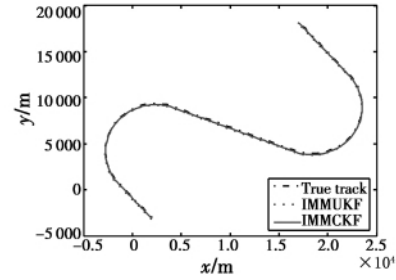


图 2 目标跟踪轨迹

Fig. 2 Target tracking trajectory

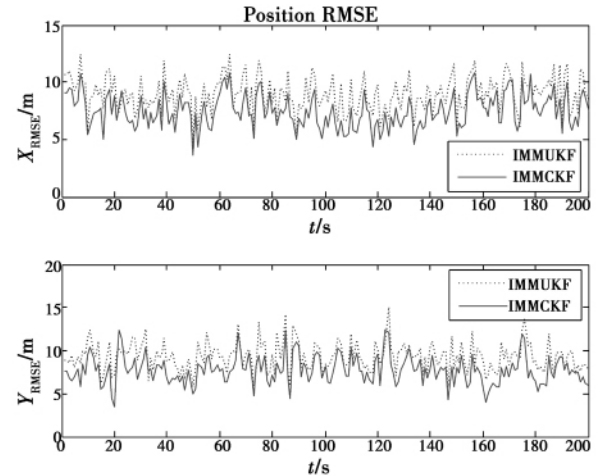


图 3 位置均方根误差曲线比较

Fig. 3 Comparison of position RMSE

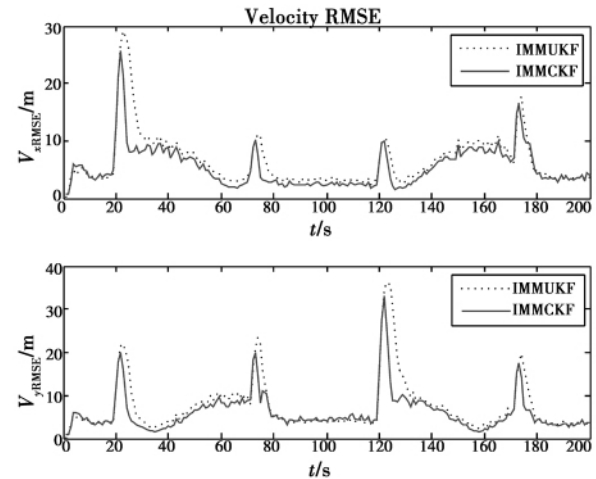


图 4 速度均方根误差曲线比较

Fig. 4 Comparison of velocity RMSE

从图 2 看出, IMMCKF 与 IMMUKF 算法都能很好地跟踪机动目标, 没有出现滤波发散现象。但与 IMMUKF 算法相比, 本文提出的 IMMCKF 算法具有更强的跟踪性能, 这主要表现在以下 3 个方面:

1) 无论目标发生机动与否, 在 x 方向和 y 方向, IMMCKF 算法都具有较小的位置和速度跟踪误差, 如图 3、图 4 及表 1 所示, 其中实线代表了 IMMCKF 的均方根误差曲线, 虚线代表了 IMMUKF 的均方根误差曲

线;

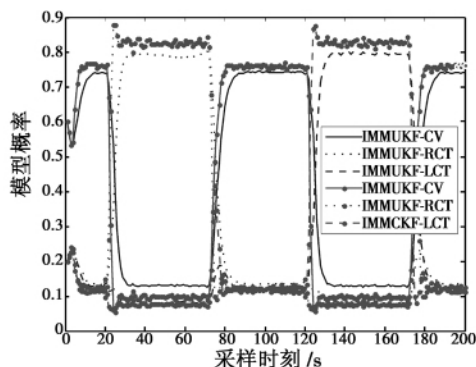


图 5 模型概率曲线

Fig. 5 Comparison of model probability

2) IMMCKF 算法具有模型切换速度快的特点,如图 5 所示,从图中可以很容易的观察到在 $t = 20\text{ s}$, $t = 70\text{ s}$, $t = 120\text{ s}$, $t = 170\text{ s}$ 目标机动时刻,IMMCKF 算法模型切换速度更快,而 IMMUKF 算法模型切换时刻却总是滞后于 IMMCKF 算法;

3) 从表 1 可以看出,IMMCKF 具有计算量小的优点,IMMUKF 平均处理时间为 0.290 s ,而 IMMCKF 平均处理时间为 0.196 s ,实时性大约提高了 32.6% 。

表 1 两种算法跟踪性能比较

Table 1 Comparison of algorithm performance

Filter	IMMUKF	IMMCKF
X_{RMSE}/m	9.162 1	8.273 4
Y_{RMSE}/m	9.443 8	8.482 9
$V_{\text{aRMSE}}/\text{m}$	6.609 0	5.807 2
$V_{\text{jRMSE}}/\text{m}$	7.419 4	6.428 1
Time/s	0.290 8	0.196 0

5 结束语

本文提出的 IMMCKF 滤波算法,克服了传统 EKF 滤波器容易发散的问题,有较强的稳定性,并且跟踪精度、模型切换速度及计算量都优于 IMMUKF 算法,从整体上提升了跟踪性能,因此 IMMCKF 算法具有重要

的工程应用价值。

参考文献

- [1] BLOM H A P, BAR-SHALOM Y. The interacting multiple algorithm for systems with Markovian switching coefficients [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1987, 33(8): 780-783.
- [2] 江宝安, 万群. 基于 UKF-IMM 的双红外机动目标跟踪算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(18): 1454-1459.
- [3] 臧荣春, 崔平远, 崔祜涛, 等. 基于 IMM-UKF 的组合导航算法 [J]. 控制理论与应用, 2007, 24(4): 634-638.
- [4] 郭艺夺, 童宁宁, 王凯. 适于无源阵列跟踪机动目标的 IMM-PF 算法 [J]. 电光与控制, 2009, 16(1): 39-41, 46.
- [5] HAYKIN S. Congition is the key to the next generation of radar systems [J]. IEEE 13th Digital Signal Processing workshop and 5th IEEE Signal Processing Education Workshop, 2009(4): 463-467.
- [6] 孙庆鹏, 孔祥维, 卢聪聪, 等. 用于非线性机动目标跟踪的新型 IMM 算法 [J]. 电光与控制, 2008, 15(8): 14-19, 31.
- [7] 孙松斌, 宋建梅, 张倩. 超低空拦截导弹武器系统的 UKF-IMM 目标跟踪算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(10): 2367-2371.
- [8] 刘江, 蔡伯根, 唐涛, 等. 基于 CKF 的 GNSS/SS 列出组合定位鲁棒滤波算法 [J]. 交通运输工程学报, 2010, 10(5): 102-107.
- [9] ARASARATNAM I, HAYKIN S. Cubature Kalman filters [J]. IEEE Transaction on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [10] FERNANDEZ C, VILA-VALLS J. Bayesian nonlinear filtering using quadrature and cubature rules applied to sensor data fusion for positioning [C]//IEEE International Conference on Communications, 2010: 1-5.

欢迎订阅

欢迎登广告