

# 一种基于粒子滤波的联合跟踪与分类算法\*

申屠晗, 郭云飞, 薛安克

(杭州电子科技大学 信息与控制研究所, 浙江 杭州 310018)

**摘要:**针对纯运动学信息联合跟踪与分类问题,提出了一种基于混合无味粒子滤波的联合跟踪与分类算法。在传统粒子滤波联合跟踪与分类算法的基础上,通过采用无味变换,利用多个无味卡尔曼滤波器给出更高质量的粒子建议分布,提高整个算法的性能。理论分析和仿真结果都表明,与传统粒子滤波联合跟踪与分类算法相比,该算法无论在跟踪精度还是在分类正确率上都有明显的提高。

**关键词:**联合跟踪与分类;贝叶斯估计;混合无味粒子滤波;无味变换

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2010)03-0041-04

## A joint tracking and classification algorithm based on particle filtering

SHEN Tu-han, GUO Yun-fei, XUE An-ke

(Institute of Information and Control, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** In order to cope with the joint tracking and classification (JTC) problem, a new mixture unscented particle joint tracking and classification algorithm (MUPF-JTC) was proposed. Based on traditional mixture unscented particle joint tracking and classification algorithm (MPF-JTC), by adopting the methods of unscented transform (UT), several unscented Kalman filters (UKF) were designed in order to get higher quality particle distributions. Mathematical analysis and simulation results confirm that the MUPF-JTC algorithm can achieve better estimation than common MPF-JTC algorithm.

**Key words:** joint tracking and classification (JTC); Bayesian estimation; mixture unscented particle joint tracking and classification algorithm (MUPF-JTC); unscented transform (UT)

## 0 引 言

联合跟踪与分类技术 (joint tracking and classification, JTC) 是在统一的交互式框架下同时处理目标跟踪与分类问题的新兴技术,通过状态估计器和类型识别器的信息互反馈来提高算法的跟踪与分类性能,克服了传统孤立处理跟踪与分类的不足<sup>[1]</sup>。该技术近年来引起了越来越多的学者的关注<sup>[2-4]</sup>。B. Ristic 等针对纯运动信息 JTC 问题提出了完整的贝叶斯框架并给出了基于多模型粒子滤波的次优解法<sup>[5]</sup>, D. Angelova 等提出了一种混合粒子滤波联合跟踪与分类算法 (MPF-JTC),该算法能够同时考虑速度和加速度包线信息,从而使算法的性能更加稳健<sup>[6]</sup>。针对粒子滤波,有学者提出用扩展卡尔曼滤波器或无味卡尔曼滤

波器以得到更好的粒子建议分布函数,进一步提高算法的估计性能<sup>[7-10]</sup>。

本研究在 MPF-JTC 算法的基础上提出一种改进的无味粒子滤波联合跟踪与分类算法 (mixture unscented particle joint tracking and classification filter, MUPF-JTC),采用多个内嵌的 UKF 作为建议分布函数,给出更为合理、准确的粒子建议分布,在此基础上应用多模型 JTC 粒子滤波得到更为准确的状态和类别估计结果。

## 1 问题描述

考察一机动目标,估计其状态向量和类别值。目标的类别值  $c_i$  是一个时不变的离散量,取值于离散集合  $\{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ ,其中  $n$  为可能的类别数。考虑 2 维

收稿日期:2009-11-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60805013)

作者简介:申屠晗(1984-),男,浙江杭州人,主要从事信息融合方面的研究. E-mail: hanshtu@hotmail.com

通信联系人:薛安克,男,教授,博士生导师. E-mail: akxue@hzjee.edu.cn

坐标系,将目标在  $k$  时刻的状态向量记为  $\mathbf{X}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]^T$ , 其中各分量分别表示目标在  $x$  轴和  $y$  轴上的位置和速度值。假设类别  $c_i$  具有  $S_{c_i}$  种机动模式  $\{m_1, m_2, \dots, m_{S_{c_i}}\}$ , 则  $m_{k,j} = [a_x, a_y]$  表示  $k$  时刻目标处于第  $j$  种机动模式, 其中各分量分别表示  $x$  轴和  $y$  轴上的加速度输入特征。

系统的运动方程如下:

$$\mathbf{X}_{k+1} = f_{k+1,k}(\mathbf{X}_k, m_{k,j}, c_i) + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

式中  $f_{k+1,k}$ —关于目标状态向量  $\mathbf{X}_k$ 、输入机动模式  $m_{k,j}$  和目标类别  $c_i$  的非线性映射;  $\mathbf{w}_k$ —零均值高斯白噪声, 误差协方差矩阵为  $Q$ 。

观测方程如下:

$$\mathbf{z}_{k+1} = h_{k+1}(\mathbf{X}_{k+1}) + \mathbf{v}_{k+1} \quad (2)$$

式中  $\mathbf{z}_{k+1}$ — $k+1$  时刻的观测向量,  $h_{k+1}$ —关于状态向量  $\mathbf{X}_{k+1}$  的非线性映射;  $\mathbf{v}_{k+1}$ —零均值高斯白噪声, 量测误差协方差矩阵为  $R$ 。

$\mathbf{w}_k$  和  $\mathbf{v}_k$  在统计上是相互独立的。将到  $k$  时刻为止的累积量测记为  $\mathbf{Z}_k = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_k\}$ 。联合跟踪与分类技术旨在同时估计  $k$  时刻的目标状态向量  $\hat{\mathbf{X}}_k$  和类别概率  $p(c_i | \mathbf{Z}_k)$ 。

## 2 改进的混合无味粒子滤波算法

$k=0$  时刻, 各类别初始概率为  $p(c_i | \mathbf{Z}_0) = 1/n$ , 针对类别  $c_i$ , 各机动模式  $m_{0,j}$  下的初始混合估计  $p(\mathbf{X}_0, c_i, m_{0,j} | \mathbf{Z}_0) = p(\mathbf{X}_0, c_i, m_{0,j})$  先验已知。初始粒子  $\bar{\mathbf{X}}_k^{(i),(j),(\delta)}$  根据  $p(\mathbf{X}_0, c_i, m_{0,j} | \mathbf{Z}_0)$  采样得到,  $\delta = 1, 2, \dots, N, c_i$  类别下的粒子数目为  $l_{c_i}$ ,  $N$  为粒子总数, 初始权重  $\varpi_0^{(i),(j),(\delta)} = 1/N$ 。现基于  $k-1$  时刻的混合估计  $p(\mathbf{X}_{k-1}, c_i, m_{k-1,j} | \mathbf{Z}_{k-1})$  和  $k$  时刻的量测集  $\mathbf{Z}_k$  估计  $k$  时刻的状态向量  $\hat{\mathbf{X}}_k$  和类别概率  $p(c_i | \mathbf{Z}_k)$ 。

基于运动模型演化从  $p(\mathbf{X}_{k-1}, c_i, m_{k-1,j} | \mathbf{Z}_{k-1})$  得到  $k$  时刻的一步混合估计预测分布  $p(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_{k-1})$ 。

应用贝叶斯公式:

$$p(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_k) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j}) \cdot p(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_{k-1})}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{k-1})} \quad (3)$$

式中  $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j})$ —观测似然函数值;  $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{k-1})$ —归一化常数。

在  $c_i$  和  $m_{k,j}$  条件下  $\mathbf{X}_k$  的期望如下:

$$E(\mathbf{X}_k | c_i, m_{k,j}) = \int f_{k,k-1}(\mathbf{X}_{k-1}, m_{k-1,j}) \cdot p(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_k) d\mathbf{X}_k \quad (4)$$

在  $c_i$  条件下  $\mathbf{X}_k$  的期望如下:

$$E(\mathbf{X}_k | c_i) = \sum_{j=1}^{S_{c_i}} \frac{p(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_k) \cdot E(\mathbf{X}_k | c_i, m_{k,j})}{p(\mathbf{X}_k, c_i | \mathbf{Z}_k)} \quad (5)$$

建立建议分布函数  $F(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_k)$ , 对式(4)进行如下代换:

$$E(\mathbf{X}_k | c_i, m_{k,j}) = \int f_{k-1,k}(\mathbf{X}_{k-1}, m_{k-1,j}) \cdot \frac{w_k(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j})}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{k-1})} \cdot F(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_k) d\mathbf{X}_k \quad (6)$$

其中,  $w_k(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j})$  是未归一化的权重因子:

$$w_k(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j}) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j}) \cdot p(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_{k-1})}{F(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_k)} \quad (7)$$

消去归一化常数  $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{k-1})$ , 可以得到:

$$E(\mathbf{X}_k | c_i, m_{k,j}) = \frac{\int f_{k-1,k}(\mathbf{X}_{k-1}, c_i, m_{k,j}) \cdot w_k(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j}) \cdot F(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_k) d\mathbf{X}_k}{\int w_k(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j}) \cdot F(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_k) d\mathbf{X}_k} \quad (8)$$

利用建议分布  $F(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_k)$  对粒子进行贝叶斯重要性采样<sup>[11]</sup>, 得到如下估计:

$$\hat{E}(\mathbf{X}_k | c_i, m_{k,j}) \approx \frac{1/N \sum_{j=1}^{S_{c_i}} \sum_{\delta=1}^{l_{c_i}/S_{c_i}} f_{k,k-1}(\bar{\mathbf{X}}_k^{(i),(j),(\delta)}, m_{k-1,j}) \cdot w_k^{(i),(j),(\delta)}}{1/N \sum_{j=1}^{S_{c_i}} \sum_{\delta=1}^{l_{c_i}/S_{c_i}} w_k^{(i),(j),(\delta)}} = \frac{\sum_{\delta=1}^N f_{k,k-1}(\bar{\mathbf{X}}_k^{(i),(j),(\delta)}, m_{k-1,j}) \cdot \varpi_k^{(i),(j),(\delta)}}{\sum_{\delta=1}^N \varpi_k^{(i),(j),(\delta)}} \quad (9)$$

其中,

$$w_k^{(i),(j),(\delta)} = \frac{p(\mathbf{z}_k | \bar{\mathbf{X}}_k^{(i),(j),(\delta)}, c_i, m_{k,j}) \cdot p(\bar{\mathbf{X}}_k^{(i),(j),(\delta)}, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_{k-1})}{F(\bar{\mathbf{X}}_k^{(i),(j),(\delta)}, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_k)} \quad (10)$$

$$\varpi_k^{(i),(j),(\delta)} = \frac{w_k^{(i),(j),(\delta)}}{\sum_{q=1}^N w_k^{(i),(j),(\delta)}} \quad (11)$$

得到  $k$  时刻的类别估计输出如下<sup>[6]</sup>:

$$p(c_i | \mathbf{Z}_k) = \frac{\left( \sum_{j=1}^{S_{c_i}} \sum_{\delta=1}^{l_{c_i}/S_{c_i}} \varpi_k^{(i),(j),(\delta)} \cdot g_{k,c_i,\delta}(\bar{\mathbf{X}}_k^{(i),(j),(\delta)}) \right) \cdot p(c_i | \mathbf{Z}_{k-1})}{\left( \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{S_{c_i}} \sum_{\delta=1}^{l_{c_i}/S_{c_i}} \varpi_k^{(i),(j),(\delta)} \cdot g_{k,c_i,\delta}(\bar{\mathbf{X}}_k^{(i),(j),(\delta)}) \right)} \quad (12)$$

式中  $g_{k,c_i,\delta}(\bar{\mathbf{X}}_k^{(i),(j),(\delta)})$ —粒子的速度似然函数值<sup>[6]</sup>。

将式(9)代入式(5)可求得 $\hat{E}(\mathbf{X}_k | c_i)$ 的值,得到  $k$  时刻的状态估计输出如下:

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \sum_{i=1}^n \hat{E}(\mathbf{X}_k | c_i) \cdot p(c_i | \mathbf{Z}_k) \quad (13)$$

由式(7)可知,建议分布函数  $F(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_k)$  对粒子权重的分配产生重要影响,式(12)说明粒子权重分配结果对算法的估计输出产生直接影响。因此高质量的建议分布函数是算法性能的保障。MPF-JTC 采用模型演化得到建议分布函数。但是当量测出现在先验分布的尾部或者似然函数非常尖锐的时候,因模型演化造成一小部分粒子拥有很大的粒子权重,这必然会对估计的精度产生不良影响。在实际应用中,这种情况会在目标进行强机动的时候发生。UKF 滤波器在非线形情况下计算后验协方差精确到二阶泰勒级数<sup>[11]</sup>。与普通模型预测相比,UKF 不仅能够对整个算法提供更好的建议分布,而且能更好地保证大多数粒子采样于高似然区域。因此,作为 MPF-JTC 滤波器<sup>[6]</sup>的改进算法,MUPF-JTC 滤波器采用嵌入多个 UKF 滤波器得到建议分布  $F(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_k)$ ,进而求得更加一致和精确的估计结果。为简便记,将上述算法的核心步骤总结如下:

- (1)  $k=0$ ,初始化类别概率  $p(c_i | \mathbf{Z}_0) = 1/n$ ,粒子状态  $\bar{\mathbf{X}}_0^{(i),(j),(\delta)}$  和粒子权重  $\omega_0^{(i),(j),(\delta)}$ 。
- (2)  $k = k + 1$ ,
  - a. 通过 UKF 滤波方法<sup>[11]</sup>得到粒子的建议分布函数  $F(\mathbf{X}_k, c_i, m_{k,j} | \mathbf{Z}_k)$ 。
  - b. 计算粒子的速度似然函数值  $g_{k,c_i,\delta}(\bar{\mathbf{X}}_k^{(i),(j),(\delta)})$ <sup>[6]</sup>,利用式(10)计算粒子权重  $\omega_k^{(i),(j),(\delta)}$ 。
  - c. 利用式(12)、式(13)计算  $k$  时刻状态和类别估计结果。
- (3) 对粒子进行重要性重采样<sup>[7]</sup>。

### 3 仿真实验

仿真目标可能属于武装直升机、巡航弹和小型喷气式飞机中的一类,3类目标的速度和加速度包线信息<sup>[5-6]</sup>已知(如表1所示)。真实目标是巡航弹,其初始状态为  $\mathbf{X}_k = [-6\ 000\ \text{m}, 90\ \text{m/s}, 2\ 000\ \text{m}, 10\ \text{m/s}]^T$ ,常态下作匀速直线运动,首次机动出现于  $21\ \text{s} \sim 31\ \text{s}$ ,此时  $a_x = g, g = 10\ \text{m/s}^2$ ;第二次机动出现于  $32\ \text{s} \sim 40\ \text{s}$ ,此时  $a_x = -g$ ;第三次机动出现于  $51\ \text{s} \sim 55\ \text{s}$ ,此时  $a_x = 2g$ ;第四次机动出现于  $81\ \text{s} \sim 90\ \text{s}$ ,此时  $a_x = -2g, a_y = 2g$ ;最后一次机动出现在  $101\ \text{s} \sim 120\ \text{s}$ ,此时  $a_x = 2g,$

$a_y = -2g$ ,完整的测试轨迹如图1所示。雷达位于坐标原点,扫描周期是  $T = 1\ \text{s}$ ,其观测向量为  $\mathbf{z}_k = [\alpha_k, \beta_k]^T$ ,如图2所示,  $\alpha_k$  是观测角度,标准差为  $\sigma_\alpha = 0.005\ \text{rad}$ ;  $\beta_k$  是观测距离,标准差为  $\sigma_\beta = 50\ \text{m}$ 。

表1 三类目标机动信息表

	速度包线/( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	加速度包线/( $\text{m} \cdot \text{s}^{-2}$ )	模型数量
直升机	$ V_C  \in (0 \sim 100)$	$a_C \in (-g \sim g)$	5
巡航弹	$ V_C  \in (0 \sim 320)$	$a_C \in (-4g \sim 4g)$	25
喷气机	$ V_S  \in (0 \sim 280)$	$a_S \in (-2g \sim 2g)$	13

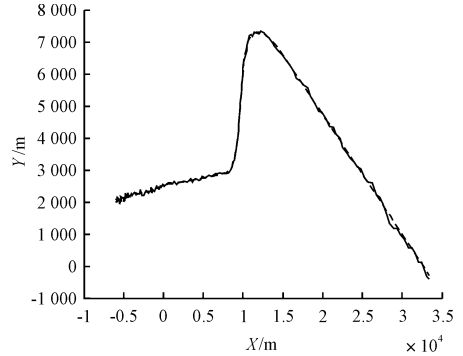


图1 测试轨迹图

MPF-JTC 和 MUPF-JTC 算法分别被赋予 1 500 个和 1 200 个粒子。两算法经过 100 次蒙特卡洛仿真得到均方根误差对比结果如图3所示。基于 100 次蒙特

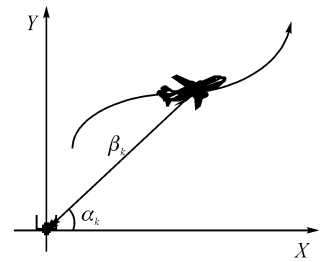


图2 观测示意图

卡洛仿真给出的 MUPF-JTC 算法的分类结果如图4所示。基于 100 次蒙特卡洛仿真的两算法分类正确率结果如表2所示。两算法的单步运行时间如表3所示。

图3表明,MUPF-JTC 算法比 MPF-JTC 算法拥有更高的跟踪精度,特别是当目标做强机动时,MUPF-JTC 算法更具鲁棒性。图4说明 MUPF-JTC 算法能够很好地完成目标分类工作。表2说明在分类正确率上,MUPF-JTC 算法优于 MPF-JTC 算法。由于 MUPF-JTC 利用 UT 变换来预测粒子的建议分布,从而在一定程度上增加了算法的复杂性。

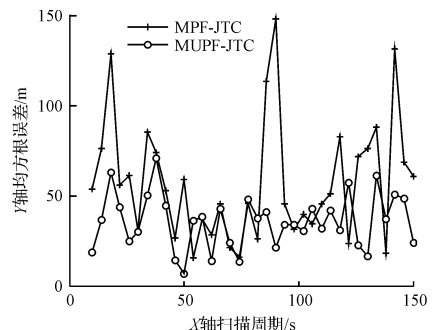


图3 两算法 100 次蒙特卡洛仿真 RMSE 比较图

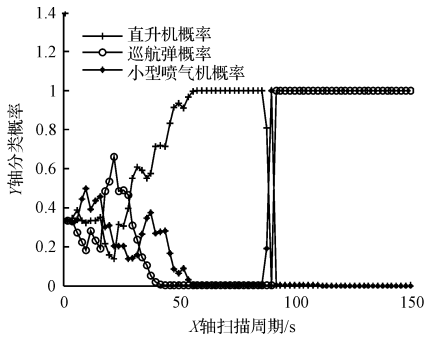


图 4 MUPF-JTC 分类结果图

表 2 两算法 100 次蒙特卡洛仿真分类正确率表

算法	MUPF-JTC	MPF-JTC
分类正确率/%	97.7	93.3

表 3 两算法单步运行时间对比表

算法	MUPF-JTC	MPF-JTC
单步运行时间/s	0.912	0.618

## 4 结束语

传统的粒子滤波器联合跟踪与分类算法在得到粒子的似然分布时严重依赖模型。如果模型不准确(系统高度非线性),或者量测噪声突然增大,都将导致粒子预测分布不能有效地近似概率密度函数的真实分布。改进的无味粒子滤波联合跟踪与分类算法将当前最新的观测信息融入粒子预测过程,利用 UKF 对非线性系统进行后验处理,进而得到粒子的预测分布,并据此估计状态的均值和协方差,使得粒子的预测分布更加接近真实的概率分布,从而提高算法的滤波精度和分类准确性。由于 UKF 预测通过 UT 变换近似真实的概率分布,因而能够有效减少系统高度非线性下模型不准确所带来的线性化误差,也能保证滤波和分类结果在较强量测噪声下具备较好的鲁棒性,适用于各种目标跟踪与分类领域,且比以往滤波算法有更高的滤波精度和更稳定的分类性能,具有较强的实用价值。

## 参考文献 (References):

[1] 单甘霖,梅卫,王春平. 联合目标跟踪与分类技术的进

展及存在问题[J]. 兵工学报,2007,28(6):733-738.

- [2] MILLER M I, SRIVASTAVA A, GRENANDER U. Conditional-mean estimation via jump-diffusion processes in multiple target tracking/recognition[J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**,1995,43(11):2678-2690.
- [3] BOERS Y, DRIESSEN H. Hybrid state estimation: a target tracking application[J]. **Automatic**,2002,38(12):2153-2158.
- [4] MASKELL S. Joint tracking of maneuvering targets and classification of their maneuverability[J]. **EURASIP Journal on Applied Signal Processing**,2004,15(1):2239-2350.
- [5] RISTIC B, GORDON N, BESSELL A. On target classification using kinematic data[J]. **Information Fusion**,2004,5(1):15-21.
- [6] ANGELOVA D, MIHAYLOVA L. Joint target tracking and classification with particle filtering and mixture Kalman filtering using kinematic radar information[J]. **Digital Signal Processing**,2006,16(2):180-204.
- [7] CARPENTER J, CLIFFORD P, FEARNHEAD P. Improved particle filter for nonlinear problems[J]. **IEEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation**,1999,146(1):2-7.
- [8] ARULAMPALAM S, RISTIC B. Comparison of the Particle Filter with Range Parameterised and Modified Polar EKF's for Angle-only Tracking[C]//Proceeding of Signal and Data Processing of Small Targets. USA: DRLANDO,2000:24-27.
- [9] MERWE R, FREITAS N, DOUCET A, et al. The unscented particle filter[R]. Technical Report Cued/F-Infeng/Tr 380, Cambridge: University Department of Engineering, 2000:1-45.
- [10] ARULAMPALAM S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for on-line nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. **IEEE transactions on signal processing**,2002,50(2):174-188.
- [11] JULIER S J, UHLMANN J K. A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems[C]//Proc. of AeroSpace: The 11<sup>th</sup> international symposium on aerospace/defence sensing, simulation and controls. Florida: [s. n.],1997.

[编辑:李辉]