

一种交叉多目标跟踪算法*

廖小云 高嵩 陈超波
(西安工业大学 西安 710021)

摘要:为了解决多目标跟踪过程中由目标轨迹交叉引起的跟踪算法复杂度增加以及跟踪精度降低的问题,提出了一种改进的基于随机有限集的交叉多目标跟踪算法。该算法以高斯混合参数代替概率密度假设来降低算法复杂度和减小跟踪误差。最后在线性高斯条件下进行了 MATLAB 仿真实验,模拟多目标的运动过程,应用本文提出的改进算法和传统的基于数据关联的算法对多目标进行跟踪,对比试验结果表明所提出的改进算法对交叉多目标具有更加良好的跟踪性能。

关键词:交叉多目标;多目标跟踪;随机有限集;线性高斯

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6020

Algorithm for cross-multi-target tracking

Liao Xiaoyun Gao Song Chen Chaobo
(Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: In order to solve the problem that the crossover of target trajectory would make the algorithm more complex and make the tracing accuracy lower in the process of multi-target tracking, this paper proposed a cross-multi-target tracking algorithm based on random finite sets. The proposed algorithm substituted the Gaussian mixture probability parameter for the probability hypothesis density in order to decrease the complexity and reduce the tracing error. The MATLAB simulation is implemented under linear Gaussian assumptions, this paper simulated the moving process of multiple targets, and used the improved algorithm proposed in this paper and the traditional data association algorithm for tracking multiple targets, the experimental results show that the proposed algorithm has better performance for the cross-multi-target tracking.

Keywords: cross-multi-target; multi-target tracking; RFS; linear Gaussian

1 引言

随着现代控制技术的飞速发展,多目标跟踪技术也越来越受到各界研究人员的重视,目前已经在众多领域得以应用。所谓多目标跟踪实际上就是根据某种跟踪算法对传感器采集到的测量数据进行预测、更新,最后得到多目标的运动状态。

多目标跟踪算法主要有数据关联和非数据关联两大类。数据关联多目标跟踪方法必须先将传感器的测量与对应目标相关联再进行状态估计^[1,2]。文献[3-5]提出的联合概率数据关联(JPDA)算法是理论上的最优算法,但是该算法计算复杂,存在组合爆炸的问题,难以实现。文献[4,6-7]提出的多假设跟踪(MHT)算法适用于检测概

率较低及杂波密度较高的非理想环境,但是对于目标和杂波的先验知识依赖性较强,计算量较大。更重要的是在实际的多目标跟踪过程中很可能会出现目标轨迹交叉,在这种情况下数据关联算法更为复杂,并且可能出现误跟踪、漏跟踪的情况。而文献[8]提出的概率密度假设(PHD)算法是一种基于随机集理论的多目标跟踪算法,这种方法避免了数据关联过程,且跟踪结果更加准确。

综上所述,针对数据关联类多目标跟踪算法在跟踪交叉多目标时算法复杂,难以实现,并且存在失跟的问题,本文主要研究改进了一种基于随机有限集的滤波算法。将高斯混合概率密度假设滤波算法应用于交叉多目标跟踪中,该算法不但具有较严格的理论基础,而且易于实现。为验证算法的可行性根据文献[11]建立线性高斯多目标

收稿日期:2016-01

* 基金项目:国家自然科学基金面上项目(6127362)

运动模型,并且在 MATLAB 中对算法进行仿真。

2 概率密度假设滤波

多目标贝叶斯滤波^[9]的基本思想是:引入随机有限集的思想,分别对多目标的状态集和观测集建立模型,其中集合中各元素表示单个目标的状态或传感器的测量,集合中元素的个数表示目标的数目。然而,从多目标贝叶斯的递推公式可以看出该公式含有多重积分,这使得多目标贝叶斯滤波算法难以应用于一般情况下。为解决这一问题将多目标后验概率密度近似为后验概率密度的一阶矩。于是多目标估计问题可以描述为如下形式的 PHD 滤波器^[13]

预测方程:

$$D_{k|k-1}(x) = \int p_{s,k}(\zeta) f_{k|k-1}(x | \zeta) D_{k-1}(\zeta) d\zeta + \int \beta_{k|k-1}(x | \zeta) D_{k-1}(\zeta) d\zeta + \gamma_k(x) \quad (1)$$

更新方程:

$$D_k(x) = [1 - p_{D,k}(x)] D_{k|k-1}(x) + \sum_{z \in Z_s} \frac{p_{D,k}(x) g_k(z | x) D_{k|k-1}(x)}{\kappa_k(z) \int p_{D,k}(\zeta) g_k(z | \zeta) D_{k|k-1}(\zeta) d\zeta} \quad (2)$$

式中, $D_k(\cdot)$ 表示多目标随机集的后验概率密度假设, $D_{k|k-1}(\cdot)$ 表示多目标随机集的预测后验概率密度假设, $\gamma_k(x)$ 表示产生新目标的概率密度, $\beta_{k|k-1}(x | \zeta)$ 表示目标的产生衍生目标的概率密度, $\kappa_k(z)$ 表示杂波概率密度, $p_{D,k}(x)$ 表示传感器检测概率, $p_{s,k}(\zeta)$ 表示每个已存在目标的存活概率, $f_{k|k-1}(x_k | x_{k-1})$ 表示单个目标的状态转移概率密度, $g_k(z | \zeta)$ 表示传感器的似然函数。

3 高斯混合概率密度假设滤波

在递归方程(1)和(2)中存在积分运算,所以并没有一个解析形式的解,大多数情况下还要进行数值近似。文献[10]提出的粒子 PHD(P-PHD)滤波虽然适用于非线性、非高斯系统,但是该方法存在多目标状态提取困难、计算量大等问题。而高斯混合概率密度假设滤波方法将 Kalman 滤波算法的思想引入到概率密度假设滤波方法中,在线性高斯情况下,利用混合高斯性质预测和更新随机集的概率假设密度,并估计出目标的状态。

高斯混合概率密度假设滤波算法的主要思想是:在线性高斯条件下,利用高斯分布的性质得到概率密度假设滤波器的解析表达式。以高斯混合的形式分别表示目标存活、目标衍生、目标新生以及过程噪声和观测噪声的概率分布,和卡尔曼滤波算法类似的通过高斯分布的参数如均值、方差和权值进行递推运算。在高斯混合的演化过程中可以实时的跟踪获得多目标的状态和数目。

3.1 高斯混合模型建立

高斯混合模型是把一个过程的概率表示成若干高斯概率密度函数和的模型,并且利用高斯概率密度的参数对

过程进行估计。在线性高斯条件下,假设每个目标的运动过程都服从线性高斯模型,并且各个目标的存活概率和传感器检测到的概率都是相互独立的。

每个目标的动态模型为:

$$f_{k|k-1}(x | \zeta) = N(x; \mathbf{F}_{k-1}\zeta, \mathbf{Q}_{k-1}) \quad (3)$$

传感器的观测模型为:

$$g_k(z | x) = N(z; \mathbf{H}_k x, \mathbf{R}_k) \quad (4)$$

每个目标在下一时刻的存活概率为:

$$P_{S,k}(x) = P_{S,k} \quad (5)$$

每个目标在某一时刻被传感器检测到的概率为:

$$P_{D,k}(x) = P_{D,k} \quad (6)$$

产生新生目标的强度函数为:

$$\gamma_k(x) = \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k}} \omega_{\gamma,k}^{(i)} N(x; m_{\gamma,k}^{(i)}, P_{\gamma,k}^{(i)}) \quad (7)$$

产生衍生目标的强度函数为:

$$\beta_{k|k-1}(x | \zeta) = \sum_{j=1}^{J_{\beta,k}} \omega_{\beta,k}^{(j)} N(x; \mathbf{F}_{\beta,k-1}^{(j)} \zeta + d_{\beta,k-1}^{(j)}, \mathbf{Q}_{\beta,k}^{(j)}) \quad (8)$$

式中: $N(\cdot; m, p)$ 表示均值为 m , 协方差为 p 的高斯密度; \mathbf{F}_{k-1} 表示目标的状态转移矩阵, \mathbf{Q}_{k-1} 表示线性高斯系统的过程噪声协方差矩阵, \mathbf{H}_k 表示传感器的观测矩阵, \mathbf{R}_k 表示传感器的观测噪声协方差矩阵。 $J_{\gamma,k}$, $\omega_{\gamma,k}^{(i)}$, $m_{\gamma,k}^{(i)}$, $P_{\gamma,k}^{(i)}$, $i = 1, \dots, J_{\gamma,k}$ 决定新生目标随机集的概率假设密度; $J_{\beta,k}$ 表示 k 时刻产生的新目标的高斯成分的数目; $m_{\beta,k}^{(j)}$ 表示新生目标的均值, 决定了新生目标随机集概率密度的峰值; $P_{\gamma,k}^{(i)}$ 表示新目标的协方差, 决定了概率密度在峰值附近的分布; $\omega_{\gamma,k}^{(i)}$ 表示权值, 给出了从 $m_{\gamma,k}^{(i)}$ 可能产生的新目标的数目。 $J_{\beta,k}$, $\omega_{\beta,k}^{(j)}$, $\mathbf{F}_{\beta,k-1}^{(j)}$, $d_{\beta,k-1}^{(j)}$, $\mathbf{Q}_{\beta,k}^{(j)}$, $j = 1, \dots, J_{\beta,k}$ 则决定了由目标 ζ 衍生的目标随机集的概率假设密度, 衍生出来的目标一般都在目标 ζ 的附近。例如, 若 ζ 对应于 $k-1$ 时刻一艘航空母舰的状态, 则 $\mathbf{F}_{\beta,k-1}^{(j)} \zeta + d_{\beta,k-1}^{(j)}$ 表示 k 时刻从航空母舰衍生出的战斗机的期望状态。

3.2 递归方程

对于线性高斯多目标模型, 以下两组方程给出了 PHD 递归方程的解析形式。

预测方程:

假定 $k-1$ 时刻的多目标的后验强度为如下形式的高斯混合形式为:

$$\nu_{k-1}(x) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} \omega_{k-1}^{(i)} N(x; m_{k-1}^{(i)}, P_{k-1}^{(i)}) \quad (9)$$

新生目标随机有限集的概率密度假设的高斯混合形式为:

$$\gamma_k(x) = \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k}} \omega_{\gamma,k}^{(i)} N(x; m_{\gamma,k}^{(i)}, P_{\gamma,k}^{(i)}) \quad (10)$$

则可得 k 时刻预测的概率密度也是如下的高斯混合形式:

$$\nu_{k|k-1}(x) = \nu_{S,k|k-1}(x) + \nu_{\beta,k|k-1}(x) + \gamma_k(x) \quad (11)$$

上式中, $\gamma_k(x)$ 由(10)式给出,

$$\nu_{S,k|k-1}(x) = p_{S,k} \sum_{j=1}^{J_{k-1}} \omega_{k-1}^{(j)} N(x; \mathbf{m}_{S,k|k-1}^{(j)}, \mathbf{P}_{S,k|k-1}^{(j)}) \quad (12)$$

$$\mathbf{m}_{S,k|k-1}^{(j)} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{m}_{k-1}^{(j)} \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_{S,k|k-1}^{(j)} = \mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^{(j)} \mathbf{F}_{k-1}^T \quad (14)$$

$$\nu_{\beta,k|k-1}(x) = \sum_{j=1}^{J_{k-1}} \sum_{l=1}^{J_{k-1}} \omega_{k-1}^{(j)} \omega_{\beta,k-1}^{(l)} N(x; \mathbf{m}_{\beta,k|k-1}^{(j,l)}, \mathbf{P}_{\beta,k|k-1}^{(j,l)}) \quad (15)$$

$$\mathbf{m}_{\beta,k|k-1}^{(j,l)} = \mathbf{F}_{\beta,k-1}^{(l)} \mathbf{m}_{k-1}^{(j)} + \mathbf{d}_{\beta,k-1}^{(l)} \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_{\beta,k|k-1}^{(j,l)} = \mathbf{Q}_{\beta,k-1}^{(l)} + \mathbf{F}_{\beta,k-1}^{(l)} \mathbf{P}_{k-1}^{(j)} (\mathbf{F}_{\beta,k-1}^{(l)})^T \quad (17)$$

更新方程:

假定 k 时刻的多目标预测概率密度可以表示成如下的高斯混合形式:

$$\nu_{k|k-1}(x) = \sum_{r=1}^{J_{k-1}} \omega_{k|k-1}^{(r)} N(x; \mathbf{m}_{k|k-1}^{(r)}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{(r)}) \quad (18)$$

则可得 k 时刻多目标的后验概率密度的高斯混合形式为:

$$\nu_k(x) = (1 - p_{D,k}) \nu_{k|k-1}(x) + \sum_{z \in Z_k} \nu_{D,k}(x; z) \quad (19)$$

式中:

$$\nu_{D,k}(x; z) = \sum_{j=1}^{J_{k-1}} \omega_k^{(j)}(z) N(x; \mathbf{m}_{k|k}^{(j)}(z), \mathbf{P}_{k|k}^{(j)}(z)) \quad (20)$$

$$\omega_k^{(j)}(z) = \frac{p_{D,k} \omega_{k|k-1}^{(j)} q_k^{(j)}(z)}{\kappa_k(z) + p_{D,k} \sum_{l=1}^{J_{k-1}} \omega_{k|k-1}^{(l)} q_k^{(l)}(z)} \quad (21)$$

$$q_k^{(j)}(z) = N(z; \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}, \mathbf{R}_k + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \mathbf{H}_k^T) \quad (22)$$

$$\mathbf{m}_{k|k}^{(j)}(z) = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)} + \mathbf{K}_k^{(j)}(z - \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}) \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(j)} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^{(j)} \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \quad (24)$$

$$\mathbf{K}_k^{(j)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (25)$$

3.3 算法流程

步骤 1: 建立模型

目标运动模型和观测模型的建立可以参考文献[18]中 4.2 小节目标动态模和 4.3 小节量测模型。

步骤 2: 目标预测

已知: $\{\omega_{k-1}^{(i)}, \mathbf{m}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{J_{k-1}}$, 目标量测集为 Z_k

新目标预测:

$i = 0$,

for $j = 1, \dots, J_{\gamma,k}$

$i := i + 1$,

$$\omega_{k|k-1}^{(i)} = \omega_{\gamma,k}^{(j)}, \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{m}_{\gamma,k}^{(j)}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{P}_{\gamma,k}^{(j)}$$

end

for $j = 1, \dots, J_{\beta,k}$

for $l = 1, \dots, J_{k-1}$

$i := i + 1$,

$$\mathbf{w}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{w}_{k-1}^{(l)} \mathbf{w}_{\beta,k}^{(j)},$$

$$\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{d}_{\beta,k-1}^{(l)} + \mathbf{F}_{\beta,k-1}^{(l)} \mathbf{m}_{k-1}^{(l)},$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{Q}_{\beta,k-1}^{(l)} + \mathbf{F}_{\beta,k-1}^{(l)} \mathbf{P}_{k-1}^{(l)} (\mathbf{F}_{\beta,k-1}^{(l)})^T.$$

end

end

存活目标预测:

for $j = 1, \dots, J_{k-1}$

$i := i + 1$,

$$\mathbf{w}_{k|k-1}^{(i)} = p_{S,k} \mathbf{w}_{k-1}^{(j)},$$

$$\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{m}_{k-1}^{(j)},$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^{(j)} (\mathbf{F}_{k-1}^T).$$

end

$J_{k|k-1} = i$.

步骤 3: 目标更新

高斯组成结构更新:

for $j = 1, \dots, J_{k|k-1}$

$$\boldsymbol{\eta}_{k|k-1}^{(j)} = \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)},$$

$$\mathbf{S}_k^{(j)} = \mathbf{R}_k + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \mathbf{H}_k^T,$$

$$\mathbf{K}_k^{(j)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \mathbf{H}_k^T [\mathbf{I} - \mathbf{I}],$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(j)} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^{(j)} \mathbf{H}_k^T] \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)}.$$

end

目标状态更新:

for $j = 1, \dots, J_{k|k-1}$

$$\omega_k^{(j)} = (1 - p_{D,k}) \omega_{k|k-1}^{(j)},$$

$$\mathbf{m}_k^{(j)} = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}, \mathbf{P}_k^{(j)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)}.$$

end

for each $z \in Z_k$

$l := l + 1$,

for $j = 1, \dots, J_{k|k-1}$

$$\omega_k^{(U_{s_{i+1}+j})} = p_{D,k} \omega_{k|k-1}^{(j)} N(z; \boldsymbol{\eta}_{k|k-1}^{(j)}, \mathbf{S}_k^{(j)}),$$

$$\mathbf{m}_k^{(U_{s_{i+1}+j})} = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)} + \mathbf{K}_k^{(j)}(z - \boldsymbol{\eta}_{k|k-1}^{(j)}),$$

$$\mathbf{P}_k^{(U_{s_{i+1}+j})} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)},$$

end

$$\omega_k^{(U_{s_{i+1}+j})} = \frac{\omega_k^{(U_{s_{i+1}+j})}}{\kappa_k(z) + \sum_{i=1}^{J_{s_{i+1}}} \omega_k^{(U_{s_{i+1}+i})}},$$

for $j = 1, \dots, J_{k|k-1}$

end

$$J_k = UJ_{k|k-1} + J_{k|k-1}.$$

$$\{\omega_k^{(i)}, \mathbf{m}_k^{(i)}, \mathbf{P}_k^{(i)}\}_{i=1}^{J_k}.$$

步骤 4: 枝剪与合并

设高斯分量舍弃门限 T , 高斯分量合并门限 U , 最多保留高斯分量的数目 J_{\max} .

set $l = 0$, and $I = \{i = 1, \dots, J_k \mid \omega_k^{(i)} > T\}$.

repeat

$l := l + 1$,

$$j := \arg \max_{i \in I} \omega_k^{(i)}.$$

$$L := \{i \in I \mid (\mathbf{m}_k^{(j)} - \mathbf{m}_k^{(i)})^T (\mathbf{P}_k^{(i)})^{-1} (\mathbf{m}_k^{(j)} - \mathbf{m}_k^{(i)}) \leq U\},$$

$$\tilde{\omega}_k^{(l)} = \sum_{i \in L} \omega_k^{(i)}.$$

$$\tilde{\mathbf{m}}_k^{(l)} = \frac{1}{\tilde{\omega}_k^{(l)}} \sum_{i \in L} \omega_k^{(i)} \mathbf{x}_k^{(i)}.$$

$$\tilde{\mathbf{P}}_k^{(l)} = \frac{1}{\tilde{\omega}_k^{(l)}} \sum_{i \in L} \omega_k^{(i)} (\mathbf{P}_k^{(i)} + (\tilde{\mathbf{m}}_k^{(l)} - \mathbf{m}_k^{(i)}) (\tilde{\mathbf{m}}_k^{(l)} - \mathbf{m}_k^{(i)})^T).$$

$m_k^{(i)})^T$.

$I := I \setminus L$.

until $I = \emptyset$.

if $l > J_{\max}$ then replace $\{\tilde{w}_k^{(l)}, \tilde{m}_k^{(l)}, \tilde{P}_k^{(l)}\}_{i=1}^l$ by those of the J_{\max} gaussian with largest weights.

$\{\tilde{w}_k^{(l)}, \tilde{m}_k^{(l)}, \tilde{P}_k^{(l)}\}_{i=1}^l$

步骤 5: 状态提取

set $\tilde{X}_k = \emptyset$.

for $i = 1, \dots, J_k$

if $w_k^{(i)} > 0.5$,

for $j = 1, \dots, \text{round}(w_k^{(i)})$

update $\tilde{X}_k := [\tilde{X}_k, w_k^{(i)}]$

end

end

end

目标状态估计值: \tilde{X}_k

4 仿真实验与分析

假设目标检测区域为 $[-1\ 000, 1\ 000] \times [-1\ 000, 1\ 000]$ (m), 目标数目不定且随时间变化, 并且观测区域内存在杂波。单个目标的状态变量为 $\mathbf{x}_k = [p_{x,k}, p_{y,k}, \dot{p}_{x,k}, \dot{p}_{y,k}]^T$, 其中 $p_{x,k}$ 和 $p_{y,k}$ 分别表示目标在 X 轴和 Y 轴方向的坐标, $\dot{p}_{x,k}$ 和 $\dot{p}_{y,k}$ 分别表示目标在 X 方向和 Y 方向的速度。存在目标的存活概率 $p_{S,k} = 0.99$, 传感器的检测概率 $p_{D,k} = 0.98$ 。

转态转移矩阵: $\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_2 & \Delta \mathbf{I}_2 \\ 0_2 & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix}$, 过程噪声驱动矩

$$\text{阵 } \mathbf{Q}_k = \sigma_v^2 \begin{bmatrix} \frac{\Delta^4}{4} \mathbf{I}_2 & \frac{\Delta^3}{2} \Delta \mathbf{I}_2 \\ \frac{\Delta^3}{2} \mathbf{I}_2 & \Delta^2 \mathbf{I}_2 \end{bmatrix}。$$

式中: $\Delta = 1$ s 为采样周期, 过程噪声为标准差为 $\sigma_v = 5$ m/s 的高斯白噪声, 新生目标强度为: $\gamma_k(x) = 0.1N(x; \mathbf{m}_y^{(1)}, P_y) + 0.1N(x; \mathbf{m}_y^{(2)}, P_y)$; $\mathbf{m}_y^{(1)} = [250, 250, 0, 0]^T$, $\mathbf{m}_y^{(2)} = [-250, -250, 0, 0]^T$, $\mathbf{P}_y = \text{diag}([100, 100, 25, 25]^T)$ 。衍生目标强度: $\beta_{k|k-1}(x | \zeta) = 0.05N(x; \zeta, \mathbf{Q}_\beta)$, $\mathbf{Q}_\beta = \text{diag}([100, 100, 400, 400]^T)$ 。

如图 1 所示为目标真实轨迹, 如图 2 所示为目标在 x 方向和 y 方向的跟踪, 如图 3 所示为多目标的数目估计, 如图 4 所示为基于数据关联算法的状态估计, 如图 5 所示为基于数据关联算法的数目估计。

由图 1 可以看出从 $k=0$ 时刻起在传感器的观测区域内有目标 1 和目标 2 两个目标, 并且目标 1 和目标 2 在运动过程中轨迹出现了一次交叉, 而目标 3 是目标 2 在 $k=66$ 时刻衍生而来的新目标。图 2 和图 3 为改进算法的跟踪结果, 而图 4 和图 5 为传统算法的跟踪结果。由图 4 可以看出目标 1 和目标 2 交叉之后, 状态估计的结果和目标

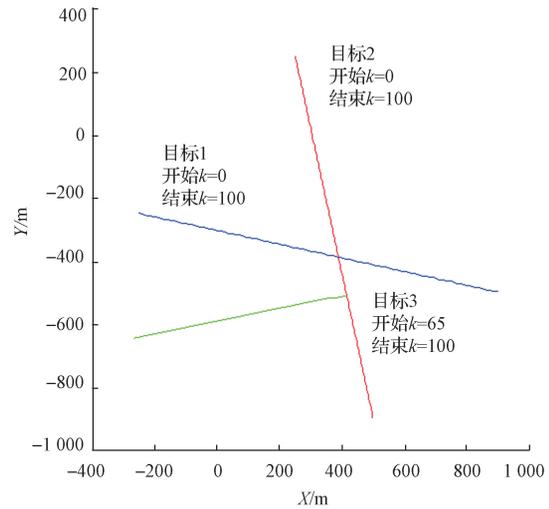


图 1 目标的真实轨迹

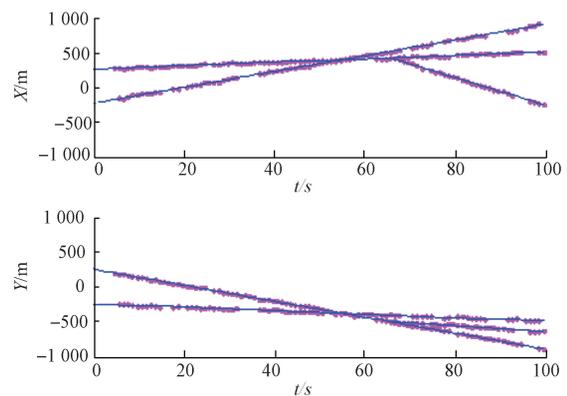


图 2 目标在 X 和 Y 方向的跟踪

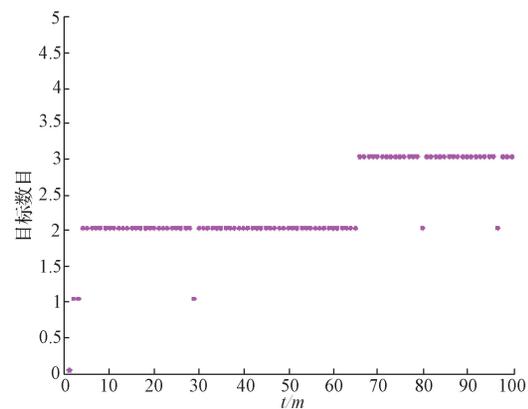


图 3 多目标的数目估计

的真实轨迹偏差较大, 同样从图 5 中目标数目估计的结果也可以看出, 目标交叉后漏跟踪现象更为严重。而由图 2 和图 3 可以看出目标轨迹交叉对跟踪结果并无影响。通过对图 2 和图 4 的对比以及图 3 和图 5 的对比可以看出, 在对多目标的跟踪过程中, 本文改进算法的状态估计和数目估计都比传统算法准确, 并且在目标 1 和目标 2 交叉之

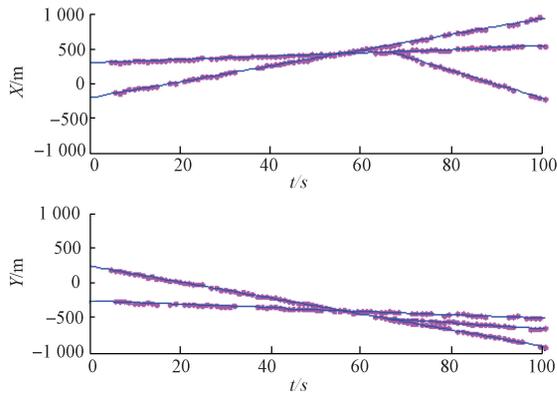


图4 基于数据关联算法的状态估计

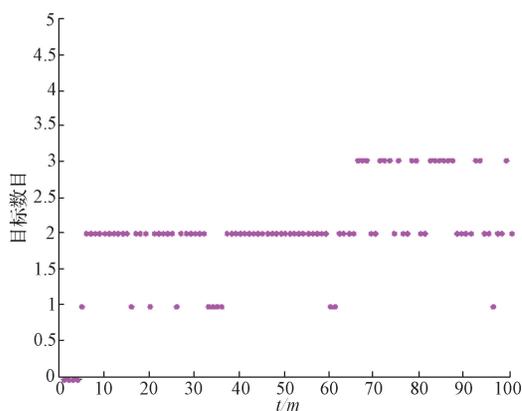


图5 基于数据关联算法的数目估计

后,传统算法出现了漏跟和误跟的情况,而改进后的算法在目标轨迹交叉后跟踪结果依然准确。

5 结 论

在多目标跟踪过程中,由于目标轨迹交叉导致数据关联算法复杂,增大了传统的基于数据关联的多目标跟踪算法的复杂度。本文采用基于随机有限集的多目标跟踪算法,在线性高斯条件下,用高斯混合的形式对多目标的运动过程和传感器的观测过程进行建模,结合卡尔曼滤波算法对高斯混合的参数进行递归运算来降低算法的复杂度并且减小跟踪误差。仿真实验结果表明,改进后的概率密

度假设滤波算法降低了多目标跟踪算法的复杂度并提高了跟踪精度。

参 考 文 献

- [1] 李良群.信息融合系统中的目标跟踪及数据关联技术研究[D].西安:西安电子科技大学,2007.
- [2] 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.
- [3] 任航.基于拟蒙特卡洛滤波的改进式粒子滤波目标跟踪算法[J].电子测量与仪器学报,2015,29(2):289-295.
- [4] 龚萍,张辉,毛征,等.融合局部熵二维熵的空中目标跟踪算法研究[J].国外电子测量技术,2014,33(1):32-35.
- [5] 陈小林.运动目标捕获跟踪方法研究[J].仪器仪表学报,2015,35(增刊1):49-53.
- [6] 王晓东,贾继鹏.一种基于 IMM-PDA-UKF 的机动目标跟踪算法[J].电子测量技术,2014,37(10):5-8.
- [7] 王栋,朱虹,康凯,等.基于背景补偿引导的动态场景下目标跟踪算法[J].仪器仪表学报,2015,35(6):1433-1440.
- [8] MAHLER R. PHD filters of higher order in target number[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(4): 1523-1543.
- [9] 胡士强,敬忠良.粒子滤波原理及其应用[M].北京:科学出版社,2010.
- [10] VO BN, SINGH S, DOUCET A. Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 2005,41(4):1224 - 1245.
- [11] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜.多源信息融合[M].北京:清华大学出版,2006

作 者 简 介

廖小云,1989年出生,硕士研究生。主要研究方向为多源数据融合、智能信息处理。