

# 粒子滤波融合跟踪方法

刘宗礼 刘涛 曹洁

(兰州理工大学计算机与通信学院, 兰州 730050)

**摘要** 针对 Kalman滤波不能处理多传感器量测信息融合中的非线性问题,提出了一种基于粒子滤波方法的融合跟踪算法。通过对量测方程的非线性分析,利用粒子滤波器计算目标状态估计值,通过线性迭代的方式得到系统的最优估计。仿真结果表明,与采用 Kalman滤波的方法相比,该算法具有更高的估计精度和更少的计算量。相比于单传感器,减少了量测信息的模糊性,提高了资源的利用率。

**关键词** 粒子滤波 多传感器 数据融合 目标跟踪

**中图分类号** TP391.41; TN953; **文献标志码** A

多传感器融合跟踪系统研究是解决复杂环境下目标跟踪的一条有效途径。如何充分发挥多种传感器的互补性,使其满足融合跟踪的需要,是近年来国内外专家研究的热点。

单一传感器获得的仅是环境特征的局部、片面的信息,它的信息量是非常有限的。而且每个传感器还受到自身品质、性能及噪声的影响,采集到的信息往往是不完善的,带有较大的不确定性,有时甚至是错误的。因此,对大量不同来源的信息进行融合是十分必要的。近二十年来,多传感器数据融合技术得到了蓬勃的发展,其应用领域日趋广泛,解决问题的能力也逐渐得到人们的肯定。早期的融合方法研究是针对数据处理的,因此也把信息融合称为数据融合(Data Fusion)<sup>[1]</sup>。比较典型的融合方法有:加权平均、Kalman滤波、贝叶斯估计、统计决策理论、D-S证据推理、模糊推理、粗糙集、小波变换和神经网络技术。Davidson等人<sup>[2]</sup>详细描述了采用传感器的数据融合信息进行多假设跟踪,跟踪效果较单一传感器要好。Volker Schatz<sup>[3]</sup>提出一种现场可编程门阵列策略,解决了多种传感器之间数据不同步的问题。文献[4]采用粒子滤波融合算法在

复杂背景下能够稳健可靠地跟踪目标。Peng等人<sup>[5]</sup>采用改进的扩展 Kalman滤波进行状态估计,一定程度上解决了非线性问题,但是估计精度有所下降。当传感器只能观测到目标的部分属性时,局部估计将会产生一定的动态误差。此时可以考虑将多个传感器量测进行加权或者组合再进行滤波来得到最优的目标状态估计。采用粒子滤波方法对多传感器量测信息进行递推估计,减小了跟踪误差,解决了非线性、非高斯问题,提高了系统的容错性和鲁棒性,对目标在复杂场景下和杂波环境下做到准确的跟踪。

## 1 多传感器融合

多传感器信息融合的基本原理就是充分利用多个传感器资源,对观测到的信息进行合理支配和使用,把时间和空间的冗余或互补信息按照某种准则进行组合,以获取对被观测目标的一致性认识。所以它又被称作多源关联、多源合成、传感器混合、多传感器数据融合或多传感器融合。多传感器融合系统与所有单传感器信号处理或低层次的多传感器数据处理方式相比,可以更大程度地获得被探测目标和环境的信息量。使用单一传感器的三维目标的跟踪研究还很缺乏,目标运动在单一视角下

2008年12月15日收到 甘肃省自然科学基金(0803RJZA025)资助  
第一作者简介:刘宗礼(1963-),男,甘肃人,高级工程师,博士,研究方向:信息融合,模式识别。

由于遮挡或深度影响容易产生歧义现象,因此使用多传感器进行三维跟踪和恢复的优点是很明显的。同时,多传感器的使用不仅可以扩大监视的有效范围,而且可以提供多个不同的方向视角以用于解决目标遮挡问题。很明显,未来的目标跟踪系统将极大受益于多传感器的使用。

## 2 一种基于粒子滤波的融合跟踪方法

状态估计的目的是对目标过去状态进行平滑、对目标现在状态进行滤波和将状态进行预测。状态向量估计算法能够并行执行且是最优方差估计,但是算法中的信息交互比较耗费时间,并且当应用在实际非线性的导航或者目标跟踪系统中时效率很低。因此, J A. Roecker等人提出了量测信息融合思想<sup>[6]</sup>。目前,常使用的 Kalman滤波器<sup>[7]</sup>是一个递归、线性、无偏和方差最小的滤波器,在解决线性系统高斯问题能发挥最佳特性。粒子滤波作为一类新型的滤波算法受到越来越多的重视,它在处理强非线性问题时不需要进行线性化和高斯假设,使得它在实际中具有极其广阔的应用前景。数据融合算法通过对传感器的输入信息进行学习、理解,确定权值的分配,完成知识的获取、信息的融合,进而对输出模式做出解释,将输出数值向量转换成高层逻辑概念。提出一种融合多传感器的方法,采用粒子滤波对量测信息实现融合跟踪。该算法可以解决多种传感器量测不同步的问题,解决跟踪系统的非线性问题,同时提高系统的估计能力和预测性能。

### 2.1 粒子滤波方法

粒子滤波器 (Particle filter PF)<sup>[8]</sup>是一种基于贝叶斯估计的序贯重要性采样方法,是解决非线性非高斯问题的有效算法。其基本思想是用随机样本来描述概率分布,这些样本被称为“粒子”,然后在测量的基础上,通过调节各粒子权值的大小和样本的位置来近似实际概率分布,以样本的均值作为系统的估计值。粒子滤波器在目标跟踪中的一般流程:

#### 2.1.1 系统动态模型的建立

首先,根据目标的运动形式建立一个系统动态模型,有些文献也称之为状态转换模型,因为系统动态模型描述了粒子的传播过程,而传播是一种随机运动过程。简单的可以表示为一个一阶系统:

$$x_t = Ax_{t-1} + Bw_{t-1} \quad (1)$$

#### 2.1.2 设计粒子的表示方式,确定粒子数目并初始化粒子

粒子表示方式的考虑要和系统动态模型结合,尽量使整个系统更简洁。用 $\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ 表示粒子, $x_k^i$ 是粒子的位置参数,一般用向量表示,通常是表示位置、速度等的量。初始化粒子包括根据初始位置计算所有粒子的位置参数。系统状态模型中系统噪声是粒子分散开的主要动力。粒子的权值为 $\frac{1}{N}$ 。

#### 2.1.3 系统观测模型

粒子滤波器中用观测值来修正由系统动态模型得到的状态的先验概率,从而得到状态的后验概率。但是在未获得目标真实位置的情况下,无法得到目标在当前时刻的观测值,一般是利用当前帧目标的特征和初始帧目标的特征的相似度表示观测值,而用相似度的高斯调制直接获得 $p(z_k | x_k^i)$ 。然后用下面的公式更新所有粒子的权值

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i) \quad (2)$$

#### 2.1.4 目标位置的确定

利用加权准则确定目标的最终位置

$$x_k^{opt} = \sum_{i=1}^M x_k^i w_k^i \quad (3)$$

#### 2.1.5 重采样

重采样实质就是一个不断选择粒子的过程。其目的在于减少权值较小的粒子数目,使得权值大的粒子衍生出较多的“后代”粒子。重采样并不能减少粒子的数目,只是抛弃掉一些权值极小的粒子,重新选择了状态更合理的权重粒子,然后将新产生的粒子赋予相同的权值。这些新粒子传播进下一帧的计算中,利用系统动态模型改变粒子位置,观测模型改变粒子的权值,确定目标位置,重采样不断循环进行。

## 2.2 量测信息融合算法

在实际非线性目标跟踪系统中时,必须进行线性化处理才能进行 Kalman 滤波,线性化过程中所造成的模型误差使 Kalman 滤波效率大大降低。故采用粒子滤波方法进行量测信息融合,由量测得到状态的后验均值来跟踪状态值,解决了系统的非线性问题,提高了跟踪精度和计算效率。

假定传感器 1 和传感器 2 同地配置,同地采样,设在直角坐标系中的目标动态模型为:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (4)$$

(4)式中,  $\mathbf{x}_k$  为状态向量,  $\mathbf{F}_k$  为状态转移矩阵,  $\mathbf{w}_k$  为过程噪声。

(1)利用量测信息和协方差矩阵,按粒子滤波方法计算预测状态  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$  和协方差矩阵  $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 。

(2)然后分别计算传感器 1 测量的一步提前预测  $\hat{\mathbf{z}}'_{k|k-1}$  和相应的协方差阵  $\mathbf{S}'_k$ , 以及传感器 2 测量的提前一步预测  $\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$  和新息协方差矩阵  $\hat{\mathbf{S}}_k$ 。

(3)利用粒子滤波器分别对传感器 1、2 的量测信息进行状态估计,得到  $\hat{\mathbf{x}}'_{k|k}$ ,  $\mathbf{P}'_{k|k-1}$ ,  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  和  $\hat{\mathbf{P}}_{k|k-1}$ 。

(4)对状态估计值进行线性迭代。令

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}'_{k|k} + \hat{\mathbf{x}}_{k|k} + \mathbf{S}'_k + \hat{\mathbf{S}}_k \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{P}'_{k|k-1} + \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1} \quad (6)$$

(5)在按照上述方法反复迭代得到基于两个传感器的状态估计后,则量测信息的最优估计为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \mathbf{E}[\mathbf{x}_k | \hat{\mathbf{z}}'_k, \hat{\mathbf{z}}_k] \quad (7)$$

## 3 实验结果及分析

为了验证量测信息融合算法的性能和算法的有效性,分别用基于 Kalman 滤波和本文提出的融合跟踪算法做 100 次仿真试验。假设目标在三维空间作匀速直线运动,目标初始位置 (2 km, 5 km, 0.05 km), 速度为 (0.03 km/s, 0.03 km/s, 0 km/s), 过程噪声方差  $\sigma = 0.01$  km。传感器 1 位于公共参考坐标系的原点,传感器 2 的位置为 (1km, 1 km, 0 km)。采样周期  $T = 8$  s。算法在 Pentium4 1.5 G CPU 和 512 M 内存的计算机上运行,通过 Matlab 6.5 中的 CPU TIME 函数进行测量。

表 1 两种融合算法计算效率比较

算法	平均耗时 /s	更新周期 /s
Kalman 融合算法	1.697 4	0.193 4
PF 融合算法	0.963 2	0.131 4

表 2 一次仿真实验中两种融合算法的估计均值和方差的比较

算法	传感器 1		传感器 2	
	均值	方差	均值	方差
Kalman 融合算法	0.26	$1.8 \times 10^{-4}$	0.53	$0.36 \times 10^{-3}$
PF 融合算法	0.25	$0.7 \times 10^{-4}$	0.47	$0.27 \times 10^{-3}$

从表 1 和表 2 中可以明显地看出,现提出的融合算法的平均消耗时间要比基于 Kalman 的融合算法少得多,大约减少了 43%,更新周期也要小得多。通过比较两个传感器的估计均值和方差,基于粒子滤波的融合算法比基于 Kalman 滤波的融合算法有更高的估计精度和较小的计算量。

## 4 结束语

针对非线性跟踪系统中传感器量测信息的融合问题,重点研究了基于粒子滤波融合跟踪算法。同时考虑多个传感器的量测信息,并将其和目标的运动状态组合在同一状态估计方程中,可以更精确地估计出被测参数的值,提高了测量系统的抗干扰能力和结果的可靠性。通过理论分析和算法仿真可知,多传感器信息融合能够增加测量的维数和置信度,改进系统的探测性能,扩展空间和时间的覆盖范围,克服了单传感器的缺陷。此融合跟踪算法在改善跟踪性能的同时又保持跟踪滤波的计算结构尽可能简单,提高了目标的跟踪精度。

## 参 考 文 献

- 1 韩崇昭,朱洪艳,段战胜,等. 多源信息融合. 北京:清华大学出版社, 2006
- 2 Symons D G, Everett S, Portsmouth M. Sensor fusion system for infrared and radar. Signal Processing Solutions for Homeland Security. 2005
- 3 Volker S. Synchronised data acquisition for sensor data fusion in air-home surveying. 11th International Conference on Information Fusion. Cologne Germany. 2008. 1-6

(下转第 1760 页)

## Deadlock Detection Algorithm for Process Networks

FANG Xiao QI De-yu

(School of Computer Science & Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, P. R. China)

[Abstract] Kahn Process Network (KPN) is a popular model for data streaming applications. Since it is impractical to implement an idealized KPN model with unbounded channel capacities, a bounded scheduling policy has been proposed by T. M. Parks. However, this policy would lead to artificial deadlocks in PN (refer to KPNs with bounded channels as PNs). Several deadlock detection mechanisms have been proposed to address this problem. An efficient deadlock detection algorithm DRAP is proposed which extends M. Prieto's algorithm for PN using message cooperation. It achieves a message complexity of  $O(n)$  and finds the bottleneck channel to resolve the artificial deadlock.

[Key words] deadlock detection process network message complexity

(上接第 1753 页)

- 4 胡昭华, 宋耀良, 梁德群, 等. 复杂背景下多信息融合的粒子滤波跟踪算法. 光电子·激光, 2008; 19(5): 680-685
- 5 Peng Zhizhan, Feng Jinfu, Wu Youli et al. Data fusion approach with MMW radar and IR sensor based on MEKF. Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, Harbin, China, 2007; 1992-1996
- 6 Roecker J.A., Meoillen C.D. Comparison of two sensor tracking meth-

- ods based on state vector fusion and measurement fusion. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1988; 24(4): 447-449
- 7 张开禾, 富力, 范耀祖. 基于卡尔曼滤波的信息融合算法优化研究. 中国惯性技术学报, 2006; 14(5): 32-35
- 8 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述. 控制与决策, 2005; 20(4): 361-371

## Fusion Tracking Algorithm Based on Particle Filter

LIU Zong-li LIU Tao CAO Jie

(School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, P. R. China)

[Abstract] Aiming at the restriction of Kalman filter in dealing with nonlinear problems of measurement information in multi-sensor data fusion, a fusion tracking algorithm based on particle filter is proposed. It uses particle filter to calculate state estimated values by the non-linear analysis of measurement equation, and then the system optimal estimation is obtained in the linear iterative way. The simulation results show that compared with the Kalman filter, the proposed algorithm improves the estimation accuracy and reduces the computational complexity. It also reduces the fuzziness of measurement information and improves resource utilization compared to the single sensor.

[Key words] particle filter multi-sensor data fusion object tracking