

多传感器多目标滤波算法中的计算问题探讨

李金明, 黄建华, 王银锁

(兰州石化职业技术学院 电子电气工程系, 兰州 730060)

摘要:多传感器多目标跟踪已广泛应用于军事、工业、农业及人们的日常生活之中。多目标跟踪是将传感器接收到的众多量测值按照来源分类, 给出各跟踪目标的运动轨迹, 并分析运动轨迹的准确性和可靠性。该文利用有限统计理论(FISST)、高斯型单目标、多目标滤波近似似然函数, 对多目标滤波算法中存在的精度计算问题进行研究, 为多传感器多目标的检测、数据融合及预测提供了一个简化、全概率运算依据。

关键词:多传感器; FISST; 似然函数; 滤波算法

中图分类号: O23 文献标志码: A 文章编号: 1000-0682(2013)06-0009-03

Discussion on calculation of multi-sensor multi-target filtering algorithm

LI Jinming, HUANG Jianhua WANG Yinsuo

(Lanzhou Petrochemical College of Technology, Lanzhou 730060, China)

Abstract: Multi-sensor multi-target tracking has been widely used in military, industry, agriculture and people's daily life. Multiple target tracking is many received sensor measurements in accordance with the source classification, the trajectory tracking, and motion trajectory analysis accuracy and reliability. This paper uses finite statistical theory (FISST), Gauss type single objective, multi-objective filter approximate likelihood function, to study the calculation problems of multi objective filtering algorithm, for multi-sensor multi-target detection, data fusion and prediction provides a simplified, the probability calculation basis.

Key words: multi-sensor; FISST; likelihood function; filtering algorithm

0 引言

多目标跟踪技术除在现代军事上应用以外, 在工业及民用应用领域越来越广泛, 应用技术也越来越成熟, 因此目标跟踪技术的研究和发展也受到人们的广泛关注。近年来, 跟踪技术的研究取得了丰硕的成果, 在目标跟踪系统中, 由于多目标跟踪在数据处理过程中, 具有结构和参数多变现象, 采用多模型(Multiple Model, MM)目标跟踪滤波算法可将复杂问题简单化。根据各模型间有无交互, 多模型算法可分为静态多模型算法、交互式多模型算法以及变结构多模型算法。其中, 交互式多模型算法由于

使用多个不同的运动模型匹配运动模式, 且各模型之间存在交互, 在目标跟踪系统中不仅可以提高跟踪精度, 还具有较高的效能比, 因此受到较多的关注和重视。研究交互式多模型算法的重点主要集中于对模型、跟踪、识别以及最优鲁棒贝叶斯数据融合技术等方面的改进。同时, 随着遗传算法、模糊算法、神经网络和小波算法等学科的不断发展和日益成熟, 越来越多的研究者将交互式多模型滤波算法与这些算法结合, 来提高多模型多目标算法在跟踪精度、实时性等方面的性能。为了提高跟踪精度, 对多传感器多目标滤波算法的计算问题进行探讨。

1 多传感器多目标滤波算法方程

多传感器多目标的测量和运动模型、概率质量函数以及 FISST(有限统计理论)多源多目标微积分是研究目标跟踪的基础; 多目标传感器以及运动模型的信任质量函数 $\beta(S)$, 在多传感器多目标统计中

收稿日期: 2013-04-28

基金项目: 甘肃省财政厅、甘肃省科技厅科技支撑计划项目(甘财教[2011]82号-61)

作者简介: 李金明(1964), 男, 陕西富平人, 硕士, 教授, 研究方向为信号处理, 工程控制。

所起的作用,和概率质量函数 $p(S)$ 在单目标统计中的作用相同;积分 $\int f(z) dz$ 和导数 dp/dz 是常规单传感器单目标统计计算的一般形式;多传感器多目标统计计算的方法是利用多目标积分 $\int f(z) dz$ 和多目标导数 $d\beta/dz$,可以利用微积分转换规则,使用 FISST 微积分加以证明。在工程计算中,依据微积分转换规则,可以使用普通的牛顿微积分,同理,对于 FISST 微积分,相应的微积分转换规则也是存在和适用的。例如:

$$\frac{d}{dz}[\alpha_1\beta_1(S) + \alpha_2\beta_2(S)] = \alpha_1 \frac{d\beta_1}{dz}(S) + \alpha_2 \frac{d\beta_2}{dz}(S) \tag{1}$$

$$\frac{d}{dz}[\beta_1(S)\beta_2(S)] = \alpha_1 \frac{d\beta_1}{dz}(S)\beta_2(S) + \beta_1(S) \frac{d\beta_2}{dz}(S) \tag{2}$$

$$\frac{d}{dz}[\beta_1(S)\beta_2(S)] = \sum_{w \in z} \frac{d\beta_1}{dW}(S) \times \frac{d\beta_2}{d(z - W)}(S) \tag{3}$$

其中: $p(S|x) = \int f(z|x) dx$ 为概率质量函数; S 为自变量, $\beta(S)$ 是多传感器多目标测量模型或多目标运动模型的信任质量函数。 $\beta(S) = \int \frac{d\beta}{dX}(\varphi) dX$ 为集

积分。设 x 为传感器的随机变化状态,那么 $\int f(z|x)$ 为多传感器多目标传感器模型的多目标似然函数。

多传感器多目标贝叶斯递归滤波递归算法;实际上卡尔曼滤波器也是贝叶斯离散时间非线性滤波器的一个特例^[3]。利用 FISST 可以将滤波公式(4)和(5)推广到多传感器问题中。假定采集到一个准确的多传感器多目标观测时间序列 $Z^{(k)} = \{Z_1, \dots, Z_k\}$,其中 $Z_k = \{z_{j,1}, \dots, z_{j,m(j)}\}$;那么可用后验密度 $f_{k/k}(X_k|Z^{(k)})$ 来描述多目标系统的状态。假定在给定的 $k+1$ 时刻,希望给予一个新的观测集 Z_{k+1} ,将 $f_{k/k}(X_k|Z^{(k)})$ 更新为一个多目标后验密度 $f_{k+1/k+1}(X_{k+1}|Z^{(k+1)})$ 。那么非线性滤波式(4)和式(5)将变为式(6)和式(7)。

$$f_{k+1/k+1}(x_{k+1}|Z^k) = \int f_{k+1/k}(x_{k+1}|x_k) f_{k/k}(x_k|Z^k) dx_k \tag{4}$$

$$f_{k+1/k+1}(x_{k+1}|Z^{k+1}) =$$

$$\frac{f(z_{k+1}|x_{k+1})f_{k+1/k}(x_{k+1}|Z^k)}{F(z_{k+1}|Z^k)} \tag{5}$$

其中: $f(z_{k+1}|Z^k) = \int f(z_{k+1}|y_{k+1})f_{k+1/k}(y_{k+1}|Z^k) \times dy_{k+1}$ 为贝叶斯归一化常量, $f(z|x)$ 是传感器似然函数, $f_{k-1/k}(x_{k+1}|x_k)$ 是马尔可夫转移密度, $f_{k/k}(x_k|Z^k)$ 是以数据流 $Z^k = \{z_1, z_2, \dots, z_k\}$ 为条件的后验分布, $f_{k+1/k}(x_{k+1}|Z^k)$ 是后验 $f_{k/k}(x_k|Z^k)$ 在 $k+1$ 的时间预测。

$$f_{k+1/k}(x_{k+1}|Z^{(k)}) = \int f_{k+1/k}(x_{k+1}|x_k) f_{k/k}(x_k|Z^{(k)}) dx_k \tag{6}$$

$$f_{k+1/k+1}(x_{k+1}|Z^{(k+1)}) \propto f(Z_{k+1}|X_{k+1}) f_{k+1/k}(X_{k+1}|Z^{(k)}) \tag{7}$$

其中: $f_{k+1/k}(x_{k+1}|Z^{(k)}) = \int f(Z_{k+1}|Y) f_{k+1/k}(Y|Z^{(k)}) \times dY$ 为归一化常量,且这里的 2 个积分为集积分。

2 多目标滤波算法中的计算问题

为了提高跟踪精度,传感器单目标贝叶斯非线性滤波式(4)和式(5),在计算方面要求很高,如果要实现多目标非线性滤波计算难度将更高。

如何近似的实现多目标非线性滤波计算是滤波算法中的一个现实问题^[1]。下面以高斯单目标滤波近似计算和准高斯多目标分布计算进行讨论,讨论滤波算法的计算问题。

2.1 高斯单目标滤波近似计算

首先,引入类似于单目标非线性贝叶斯滤波公式(4)和公式(5),大多数研究滤波技术的工程人员都熟悉卡尔曼滤波方程,单卡尔曼滤波方程实际是贝叶斯离散时间递归非线性滤波器的一个特例^[2],这种一般滤波器仅仅是非线性贝叶斯滤波公式(4)和公式(5)等函数的递归应用。其高斯近似使用等式为^[4]:

$$N_A(x-a)N_B(x-b) = N_{A+B}(a-b)N_C(x-c) \tag{8}$$

其中: $C^{-1} \triangleq A^{-1} + B^{-1}$ 和 $C^{-1}c \triangleq A^{-1}a + B^{-1}b$;这显示了贝叶斯规则对于高斯分布是封闭的,同时也说明贝叶斯规则的预测和归一化积分满足封闭性、可积分函数特性。

$$\int N_A(x-a)N_B(x-b) dx = N_{A+B}(a-b) \tag{9}$$

设 $f(Z|X)$ 是对应于一个高斯传感器的多个目标的似然函数,如果考虑到漏检和虚警,给定一个多目标分布族,它将有一个类似于式(5),具有封闭性、可积分性质的函数,使用该分布族即使设定的所

有运动模型的数目不是固定的,计算上也是可行的^[5]。

2.2 多目标高斯滤波近似计算

如果一个单高斯型传感器有检漏,由 FISST 对其多目标微积分,对于 $Z = (z_1, z_2, \dots, z_m)$ 和 $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ 其多目标似然函数为^[1]:

$$\int (\{z_1, z_2, \dots, z_m\} | \{x_1, x_2, \dots, x_m\}) = \rho_D^m (1 - \rho_D)^{n-m} \times \sum_{1 \leq i_1 \neq \dots \neq i_m \leq n} N_Q(z_1 - Bx_{i_1}) \cdots N_Q(z_m - Bx_{i_m}) \quad (10)$$

该高斯型传感器具有统计独立、状态独立的杂波干扰(设其密度为 $k(Z)$),那么多目标似然函数为:

$$\int_{\text{clutter}} (Z | X) = \sum_{W \subseteq Z} \int (W | Z)_k (Z - W) \quad (11)$$

通过对 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 和 $X' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_n)$ 以及 $C_{n',n} = n! / (n' - n)!$ 的定义为:

$$N_{Q,q}(X | X') \triangleq q(n | n') C_{n',n}^{-1} \times \sum_{1 \leq i_1 \neq \dots \neq i_n \leq n'} N_Q(x_1 - x'_{i_1}) \cdots N_Q(x_n - x'_{i_n})$$

整理得:

$$N_{Q,q,k}(X | X') \triangleq \sum_{W \subseteq X} N_{Q,q}(W | X')_k (X - W) \quad (12)$$

由以上推理可知,当 $n > n'$ 或 $n < 0$ 时, $q(n, n') \geq 0$, $\sum_{n=0}^{n'} q(n | n') = 1$ 。分布似然函数 $N_{Q,q,k}(X | X')$ 就是准高斯密度^[1];也就是说高斯型传感器的多目标似然函数是准高斯的。实际上,对于准高斯

型量的乘积的封闭积分运算,可以推广到一般的马尔科夫密度运算^[1]。因此,如果被积函数中的密度函数是准高斯型的,那么就可以利用封闭的形式计算多目标预测积分和多目标贝叶斯归一化常量;此方法和单目标滤波器中的高斯计算类似^[6]。

3 总结

为了提高传感器跟踪精度,单传感器单目标贝叶斯非线性滤波公式在计算方面要求很高,如果要实现多目标非线性滤波计算难度将更大;利用有限统计理论(FISST)、高斯型单目标、多目标滤波近似似然函数推理,可为多源多目标多传感器的检测,数据融合及预测提供一个简化、全概率运算依据。也就是说被积函数中的密度函数如果是准高斯型的,就可以利用封闭的形式计算多目标预测积分和多目标贝叶斯常量。

参考文献:

- [1] D L HALL. Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion[M]. Boston Artech House, Inc, 1992: 179-187.
- [2] Bar - Shalom Y, Li X - R. Estimation and Tracking: principles, Techniques and Software [M]. Artech House, Ann Arbor, MI, 1993.
- [3] Jazwinski A H. Stochastic Processes and Filtering Theory [M]. New York: Academic Press, 1970.
- [4] 李安平. 复杂环境下的视频目标跟踪算法研究[D]. 上海交通大学, 2007.
- [5] Machler R. The sensor for tractable Bayes multitarget filters[C]. in SPIE proc., 2000: 310.

(上接第8页)

3 结束语

本文采用 TMS320VC5416 DSP 和 TLV320AIC23 构成实时语音增强系统。在实现过程中,利用 McBSP0 串口、DMA4 组成系统的语音输入通道, McBSP0 串口、DMA5 组成系统的语音输出通道, CPU 专注于语音信号的增强处理,从而实现了带噪语音的实时增强处理。系统在设计、实现过程中所涉及到的关键技术及解决方案进行了详细分析和说明。该系统可以作为语音信号处理与识别系统的前端预处理部分,也可以作为语音增强处理的实时实现平台。

参考文献:

- [1] 杨行峻,迟惠生. 语音信号数字处理[M]. 北京:电子

工业出版社,1995.

- [2] 胡光锐. 语音处理与识别[M]. 上海:上海科学技术文献出版社,1994.
- [3] 张雄伟,陈亮,杨吉斌. 现代语音信号处理技术与应用[M]. 北京:机械工业出版社,2003.
- [4] 徐科军. 信号处理技术[M]. 武汉:武汉理工大学出版社,2001.
- [5] 李宏伟. 基于帧间重叠谱减法的语音增强方法[J]. 解放军理工大学学报,2001(1): 41-44.
- [6] 孔祥波. 基于短时幅度谱估计的语音增强方法研究[D]. 大连理工大学,2000.
- [7] 朱琦. 单麦克风和双麦克风语音增强系统的研究[J]. 电讯技术,1996,36(6): 32-37.