

协方差交叉法处理无序量测问题

胡建旺, 袁丁, 吉兵, 梁伟
(军械工程学院信息工程系, 石家庄 050003)

摘要: 针对目标跟踪系统中存在的无序量测问题, 在前向预测的基础上, 提出使用协方差交叉法处理无序量测的滤波算法。新算法首先在前向预测框架下, 构建包含延迟量测信息的重构航迹, 而后采用协方差交叉法对重构航迹与已有航迹进行融合, 实现再更新。通过采用信息滤波器和协方差交叉法, 避免了状态转移矩阵求逆及求解航迹相关性等复杂运算, 新算法可处理一步和多步延迟无序量测情形。理论分析和仿真实验说明, 新算法在保证滤波精度的基础上, 减小了存储量与计算量, 实时性更好。

关键词: 目标跟踪; 航迹融合; 无序量测; 协方差交叉; 信息滤波

中图分类号: V271.4; TP212

文献标志码: A

文章编号: 1671-637X(2014)04-0001-04

A Covariance Intersection Method for Out-of-Sequence Measurement Problem

HU Jian-wang, YUAN Ding, JI Bing, LIANG Wei

(Department of Information Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: Since Out-of-Sequence Measurement(OOSM) problem may occur in target tracking system, a filtering algorithm using covariance intersection was proposed to solve the problem on the basis of forward prediction. Based on forward prediction, a reconstructed track containing delay measurement information was established. Then the covariance intersection method was applied to fuse the reconstructed track with the existing track to achieve the update again. Through adopting information filter and covariance intersection method, the complex operations, such as calculating the inverse of state transition matrix and track correlation, were not needed again. The new algorithm can deal with both the one-step-lag and multi-step-lag OOSM situations. Theoretical analysis and simulation results show that the new algorithm achieves better real-time performance with less storage and computation cost while keeping the filtering precision.

Key words: target tracking; track fusion; OOSM; covariance intersection; information filter

0 引言

在目标跟踪系统中, 由于各传感器处理时间及通信延迟的不同, 传感器量测到达融合中心的顺序经常被打乱, 出现了无序量测(Out-of-Sequence Measurement, OOSM), 即“负时间量测”^[1-2]问题。传统的滤波器不能直接处理这些无序量测, 会对跟踪精度产生不良影响。

目前针对无序量测的滤波算法主要可以分为4种: 重新滤波法、数据缓存法、丢弃延迟量测法和直接更新法。其中, 直接更新法因其滤波输出没有滞后, 且

具有潜在的高精度滤波性能, 成为国内外学者研究的重点。直接更新法是直接利用 OOSM 和已存储的目标状态充分估计量, 对当前状态估计直接进行再更新, 以得到新的状态估计及其估计误差协方差矩阵, 其算法大体可以分为后向预测与前向预测两类^[3]。

基于后向预测的滤波算法以最小方差估计(LMMSE)准则建立, 但算法在求解过程中大都都需要计算状态转移矩阵的逆, 且算法性能依赖于过程噪声的离散化模型^[4-6], 而基于前向预测的滤波算法则避免了这些问题。前向预测滤波算法借助于信息滤波器建立, 其本质是通过重新构建一条包含延迟量测的航迹, 将重构航迹与已有航迹融合, 从而达到再更新的目的。但算法在融合过程中, 面临重构航迹与已有航迹存在相关性的问题。现有算法大都通过解相关或加权算法处理

收稿日期: 2013-06-05

修回日期: 2013-06-24

基金项目: 军械工程学院科学研究基金(YJJXM11014)

作者简介: 胡建旺(1967—), 男, 河北石家庄人, 副教授, 硕导, 研究方向为信息融合、目标跟踪、指挥控制系统。

这种相关性^[7-9],计算方法复杂。

对此,本文提出使用协方差交叉法(Covariance Intersection, CI)处理无序量测问题的滤波算法。算法在前向预测框架下,采用协方差交叉法实现重构航迹与已有航迹的融合,在不计算相关性的情况下实现再更新。算法可以处理一步延迟和多步延迟的情形,并在滤波精度、计算量与存储量之间做有效平衡。

1 系统描述

考虑如下线性离散系统

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

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

其中: \mathbf{x}_k 为目标状态; $\mathbf{F}_{k,k-1}$ 为状态转移矩阵; \mathbf{H}_k 为量测矩阵;过程噪声 $\mathbf{w}_{k,k-1}$ 和量测噪声 \mathbf{v}_k 分别是协方差为 $\mathbf{Q}_{k,k-1}$ 和 \mathbf{R}_k 的零均值高斯白噪声。这里,假定过程噪声和量测噪声互不相关,目标运动的初始状态与过程噪声和量测噪声之间互不相关。

假定在时刻 $t = t_k$,融合中心有

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \mathbf{E}^*[\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k] \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \text{cov}[\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k] \quad (4)$$

其中,在时刻 t_k 累积的量测集合为 $\mathbf{Z}^k = \{\mathbf{z}_i\}_{i=1}^k$ 。

随后,来自时刻 t_d 的较早量测 \mathbf{z}_d 在 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 已经计算出来以后到达。这里有 $t_{k-l} < t_d < t_k$,其中, $1 \leq l \leq s$, s 为传感器量测到达融合中心的最大延迟时间,这表示 \mathbf{z}_d 可以是一步延迟量测,也可以是多步延迟量测。

现在要解决的问题是,使用延迟达到的量测 \mathbf{z}_d 对状态估计进行再更新,即计算

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k,d} = \mathbf{E}^*[\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k, \mathbf{z}_d], \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_{k|k,d} = \text{cov}[\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k, \mathbf{z}_d]. \quad (6)$$

2 协方差交叉法

文献[1]提到协方差交叉法,在分布式融合估计中计算局部估计误差之间的相关性是相当复杂的一件事情。CI融合不需要计算局部估计误差之间的相关性,而是通过优化一定的目标函数,得到一种保守的分布式融合估计。

假定现有 a, b 两个相关估计量,其对应的协方差矩阵分别为 $\mathbf{P}_{aa}, \mathbf{P}_{bb}$,现要将 a, b 融合后得到估计量 c 及其协方差矩阵 \mathbf{P}_{cc} 。

采用加权融合算法处理这一问题,可以得到

$$\mathbf{c} = \mathbf{W}_a\mathbf{a} + \mathbf{W}_b\mathbf{b} \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{cc} = \mathbf{W}_a\mathbf{P}_{aa}\mathbf{W}_a^T + \mathbf{W}_a\mathbf{P}_{ab}\mathbf{W}_b^T + \mathbf{W}_b\mathbf{P}_{ba}\mathbf{W}_a^T + \mathbf{W}_b\mathbf{P}_{bb}\mathbf{W}_b^T \quad (8)$$

其中,通过选择权值 $\mathbf{W}_a, \mathbf{W}_b$ 使 \mathbf{P}_{cc} 的迹最小。但注意到式(8)中需要计算 a, b 之间的相关性,即计算互协方差矩阵 \mathbf{P}_{ab} 和 \mathbf{P}_{ba} ,这种相关性的计算往往比较复杂,尤

其是涉及到无序量测情形时。

采用CI融合处理,可以得到

$$\mathbf{P}_{cc}^{-1} = \omega\mathbf{P}_{aa}^{-1} + (1-\omega)\mathbf{P}_{bb}^{-1} \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_{cc}^{-1}\mathbf{c} = \omega\mathbf{P}_{aa}^{-1}\mathbf{a} + (1-\omega)\mathbf{P}_{bb}^{-1}\mathbf{b} \quad (10)$$

其中, $\omega \in [0, 1]$ 。

参数 ω 决定了分配给 a 和 b 的权值,以 \mathbf{P}_{cc} 的迹或行列式值最小为目标函数,通过0.618法可快速搜索得到 ω 的最优值^[10]。

但要注意的是,虽然CI融合估计量具有一致性,但由式(9)得到的 \mathbf{P}_{cc} 的估计值(此处记为 $\mathbf{P}_{cc\text{-CI}}$)并非真正的融合值 $\mathbf{P}_{cc\text{-real}}$,算式为^[11]

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{cc\text{-real}} &= \mathbf{E}[\tilde{\mathbf{x}}_{\text{CI}}\tilde{\mathbf{x}}_{\text{CI}}^T] = \\ &\mathbf{P}_{cc\text{-CI}}[\omega^2\mathbf{P}_{aa}^{-1} + \omega(1-\omega)\mathbf{P}_{aa}^{-1}\mathbf{P}_{ab}\mathbf{P}_{bb}^{-1} + \\ &\omega(1-\omega)\mathbf{P}_{bb}^{-1}\mathbf{P}_{ba}\mathbf{P}_{aa}^{-1} + (1-\omega)^2\mathbf{P}_{bb}^{-1}]\mathbf{P}_{cc\text{-CI}} \quad (11) \end{aligned}$$

3 前向预测的滤波算法

在此提出使用协方差交叉法处理无序量测问题的新算法,算法包括两部分:首先,基于前向预测,构建包含延迟量测 \mathbf{z}_d 的重构航迹;其次,采用CI融合将重构航迹与已有航迹融合,实现再更新。

假定融合中心接收到延迟量测 \mathbf{z}_d 时,已经更新得到状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 及估计误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k|k}$ 。在前向预测框架下,还需要延迟量测产生前一时刻 t_{d-1} 的状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{d-1|d-1}$ 和估计误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_{d-1|d-1}$ 。算法的具体步骤如下所述。

1) 从 $t_{d-1} \rightarrow t_d$,计算 t_d 时刻的状态 $\hat{\mathbf{x}}_{d|d}$ 及估计误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_{d|d}$ 。

$$\mathbf{P}_{d|d}^{-1} = \mathbf{P}_{d|d-1}^{-1} + \mathbf{H}_d^T\mathbf{R}_d^{-1}\mathbf{H}_d \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{d|d} = \mathbf{P}_{d|d}[\mathbf{P}_{d-1|d-1}^{-1}\hat{\mathbf{x}}_{d-1|d-1} + \mathbf{H}_d^T\mathbf{R}_d^{-1}\mathbf{z}_d] \quad (13)$$

2) 从 $t_d \rightarrow t_k$,将 $\hat{\mathbf{x}}_{d|d}$ 向前预测至 t_k ,得到重构航迹。

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|d} = \mathbf{F}_{k,d}\hat{\mathbf{x}}_{d|d} \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{k|d} = \mathbf{F}_{k,d}\mathbf{P}_{d|d}\mathbf{F}_{k,d}^T + \mathbf{Q}_{k,d} \quad (15)$$

注意,当 \mathbf{z}_d 为多步延迟量测,根据连续系统离散化模型,有

$$\mathbf{F}_{k,d} = \mathbf{F}_{k-l+1,d}\mathbf{F}_{k-l+2,k-l+1}\cdots\mathbf{F}_{k,k-1}, \quad (16)$$

$$\mathbf{Q}_{k,d} = \mathbf{Q}_{k-l+1,d} + \mathbf{Q}_{k-l+2,k-l+1} + \cdots + \mathbf{Q}_{k,k-1}. \quad (17)$$

3) 使用CI融合方法,将重构航迹与已有航迹融合,实现再更新,得到状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k,d}$ 及估计误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k|k,d}$ 。

$$\mathbf{P}_{k|k,d}^{-1} = \omega\mathbf{P}_{k|d}^{-1} + (1-\omega)\mathbf{P}_{k|k}^{-1} \quad (18)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k,d} = \mathbf{P}_{k|k,d}[\omega\mathbf{P}_{k|d}^{-1}\hat{\mathbf{x}}_{k|d} + (1-\omega)\mathbf{P}_{k|k}^{-1}\hat{\mathbf{x}}_{k|k}] \quad (19)$$

其中, $\omega \in [0, 1]$,且极小化性能指标为: $\min_{\omega} \text{tr} \mathbf{P}_{k|k,d} = \min_{\omega \in [0,1]} \text{tr} \{[\omega\mathbf{P}_{k|d}^{-1} + (1-\omega)\mathbf{P}_{k|k}^{-1}]^{-1}\}$, tr 表示矩阵的迹。由此,推导得到了可以处理一步延迟和多步延迟无序

量测的滤波新算法。

4 算法分析

针对无序量测问题,新算法在前向预测框架下,采用协方差交叉法实现再更新,并在滤波精度、计算量与存储量之间做了有效平衡。采用前向预测框架,使算法性能不依赖于过程噪声离散化模型,减小了算法的计算量与存储量。采用协方差交叉法,避免了复杂的求解相关性的运算,最终提高了算法实时性。

1) 存储量。

本文算法作为直接处理法的一种,与重新滤波法等方法比较,不需要存储过往时刻的量测或状态估计等信息。

对于多步延迟无序量测问题,本文需要存储:① t_{d-1} ;② $\hat{x}_{d-1|d-1}$, n 个标量;③ $P_{d-1|d-1}$, $n(n+1)/2$ 个标量,因此所需的存储量为 $(n^2 + 3n + 2)/2$ 。而由文献[5]可知,对于基于后向预测的处理算法 All,其所需的存储量为 $[(n^2 + 3n + 2)s]/2$ 。其中, s 为最大延迟步数。

2) 计算量。

与后向预测算法相比,新算法避免了状态转移矩阵求逆的过程,同时也避免了计算重构航迹与已有航迹相关矩阵。此外,由于采用了信息滤波器,在量测信息维数大于状态向量维数的情况下,可进一步减小计算量。

5 仿真实验

考虑目标为匀速直线运动情形。假定目标运动方程为

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k,k-1} \quad (20)$$

其中:过程噪声 $w_{k,k-1} \sim N(0, \mathbf{Q})$, $\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{bmatrix} \times q$, q 为目标的随机扰动参数, $q = 0.25 \text{ m}^2/\text{s}^2$;传感器采样间隔为 $T = 1 \text{ s}$ 。

量测方程为

$$z_k = [1 \ 0] \mathbf{x}_k + v_k \quad (21)$$

其中,量测噪声 $v_k \sim N(0, R)$, $R = 1$ 。

此外,设定目标初始状态为 $\mathbf{x}_0 = \begin{bmatrix} 10 \\ 11 \end{bmatrix}$,初始状态估

计误差协方差矩阵为 $\mathbf{P}_{1|1} = \begin{bmatrix} R & R/T \\ R/T & 2R/T^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$ 。

假设延迟量测在最后的采样间隔到达,考虑一步延迟和多步延迟的情形,假定延迟步数 $l = 1, 2, 3$,即延迟到达的量测分别为: z_8, z_7, z_6 。

仿真中,对新算法、加权处理算法以及正常时序滤波算法进行比较。进行 100 次 Monte Carlo 仿真实验。

此外,如式(10)、式(11)所示,通过协方差交叉法得到的协方差估计值并非真正融合值。因此,选取滤波输出的位置分量的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为指标,对算法滤波性能进行比较。比较结果如表 1 所示。此外,图 1 给出了不同延迟情形下的滤波输出航迹。

表 1 位置分量的均方根误差

Table 1 RMS error of position components

	重新滤波法	协方差交叉法	加权处理方法
$l=1$	0.6687	0.7492	1.1757
$l=2$	0.6807	1.2048	1.2342
$l=3$	0.6765	1.3158	1.4637

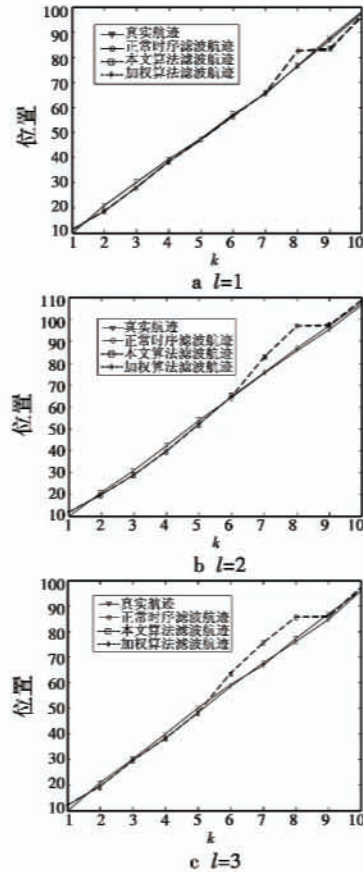


图 1 不同延迟步数下滤波输出航迹

Fig. 1 Target trajectory with different delay lags

对比分析表 1 和图 1,可以得到以下 3 点。

1) 对比图 1 数据可以看出,在无序量测产生时刻,状态估计会出现偏差,因此,处理无序量测是有必要的。对比最后时刻状态估计可以看出,本文算法和加权处理算法处理无序量测后得到的估计值,都接近真实值,说明两个算法都可以处理一步和多步延迟无序量测。

2) 对比表 1 数据可以看出,在不同延迟情形下,

本文算法滤波精度均优于加权处理算法。同时,考虑到本文算法减小了算法的存储量与计算量,提高了实时性,算法性能更优。

3) 虽然本文算法和加权算法都可以处理多步延迟的情形,但随着延迟步数的增加,两种算法性能都有所下降。这主要是因为两种算法在构建重构航迹的过程中都忽略了噪声相关性。

6 结 论

针对目标跟踪系统中存在的无序量测问题,在前向预测的基础上,采用协方差交叉法处理无序量测问题。新算法在前向预测框架下构建重构航迹,而后采用协方差交叉法对重构航迹和已有航迹进行融合,实现再更新,新算法既可以处理一步延迟,也可以处理多步延迟。算法在保证滤波精度的基础上,减小了存储量与计算量,提高了算法实时性,仿真实验也验证了算法的有效性。本文算法适用于线性模型,但在实际系统中可能会面临非线性情形,需在今后进一步研究。

参 考 文 献

- [1] 韩崇昭,朱红艳,段战胜,等. 多源信息融合[M]. 2版. 北京:清华大学出版社,2010:368-379.
HAN C Z, ZHU H Y, DUAN Z S, et al. Multi-source information fusion[M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2010:368-379.
- [2] 王洪峰,周磊,单甘霖. 国外军事信息融合理论与应用的研究进展[J]. 电光与控制,2007,14(4):13-17.
WANG H F, ZHOU L, SHAN G L. Theory and application development of military information fusion[J]. Electronics Optics & Control, 2007, 14(4):13-17.
- [3] 王炜,黄心汉,王敏. 无序量测滤波更新算法综述[J]. 控制与决策,2012,27(1):1-5.
WANG W, HUANG X H, WANG M. Survey of sequence measurement filtering algorithm[J]. Control and Decision, 2012, 27(1):1-5.
- [4] BAR-SHALOM Y. Update with out-of-sequence measurements in tracking: Exact solution[J]. IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems, 2002, 38(3):769-778.
- [5] BAR-SHALOM Y, CHEN H M, MALLICK M. One-step solution for the multi-step out of sequence measurement problem in tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems, 2004, 40(1):27-37.
- [6] 周文辉,李琳,陈国海,等. 单步延迟无序量测滤波算法的最优性分析[J]. 中国科学 E 辑:信息科学,2007,37(4):564-580.
ZHOU W H, LI L, CHEN G H, et al. Optimality analysis of one-step OOSM filtering algorithms in target tracking[J]. Science in China Series E: Information Sciences, 2007, 37(4):564-580.
- [7] FRANCOIS R, BENASKEUR A R. Forward prediction-based approach to target-tracking with out-of-sequence measurements[C]//Proceedings of the 47th IEEE Conference on Decision and Control, 2008, 12:1326-1333.
- [8] 王炜,黄心汉,徐忠昌,等. 一种新的无序量测处理算法[J]. 电子与信息学报,2009,31(8):1996-2000.
WANG W, HUANG X H, XU Z C, et al. A new algorithm for out of sequence measurement problem[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(8):1996-2000.
- [9] 黄细风,吴钦章. 加权融合法处理无序量测问题[J]. 计算机工程与应用,2012,48(30):157-161.
HUANG X F, WU Q Z. Weighted fusion method for out of sequence measurement problem[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(30):157-161.
- [10] 张建. 基于乱序数据传输的信息融合估计[D]. 哈尔滨:黑龙江大学,2012.
ZHANG J. Research on out-of-sequence data transmission information fusion[D]. Harbin: Master Degree of Heilongjiang University, 2012.
- [11] 张鹏,齐文娟,邓自立,等. 协方差交叉融合鲁棒 Kalman 滤波器[J]. 控制与决策,2012,27(6):904-908.
ZHANG P, QI W J, DENG Z L, et al. Covariance intersection fusion robust steady-state Kalman filter[J]. Control and Decision, 2012, 27(6):904-908.

欢迎投稿 <http://www.dgykz.com>