

基于选择融合中的任意步滞后无序量测滤波算法

张 辰^{1a}, 彭玉旭^{1b}, 赵 凯²

(1. 长沙理工大学 a. 计算机与通信工程学院; b. 综合交通运输大数据智能处理湖南省重点实验室, 长沙 410114;

2. 军械工程学院 信息工程系, 石家庄 050003)

摘 要: 在目标跟踪系统中, 由于传感器具有不同的预处理时间与采样速率, 以及信道固有的随机通信延迟, 传感器量测数据可能出现无序到达融合中心的现象, 即无序量测问题。在系统工作过程中, 通常有多个无序量测相继或同时出现。为此, 将多无序量测情形进行分类, 基于选择融合提出任意步滞后无序量测滤波算法。利用基于对数似然比的假设检验筛选出需要处理的无序量测。在前向预测框架内, 根据无序量测最优滤波过程, 采用融入等价量测的信息滤波方法对目标状态估计与误差协方差矩阵进行更新。仿真结果验证了算法的精确性与有效性。

关键词: 目标跟踪; 无序量测; 选择融合; 任意步滞后; 前向预测; 信息滤波

中文引用格式: 张 辰, 彭玉旭, 赵 凯. 基于选择融合中的任意步滞后无序量测滤波算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(2): 310-315.

英文引用格式: ZHANG Chen, PENG Yuxu, ZHAO Kai. Filtering Algorithm on Arbitrary-Step-Lag Out-of-Sequence Measurement Based on Selective Fusion[J]. Computer Engineering, 2018, 44(2): 310-315.

Filtering Algorithm on Arbitrary-Step-Lag Out-of-Sequence Measurement Based on Selective Fusion

ZHANG Chen^{1a}, PENG Yuxu^{1b}, ZHAO Kai²

(1a. School of Computer and Communication Engineering; 1b. Hunan Provincial Key Laboratory of

Intelligent Processing of Big Data on Transportation, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China;

2. Department of Information Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

【Abstract】 In target tracking system, because the sensor has different preprocessing time and sampling rate, and the inherent random communication delay of the channel, the phenomenon of random arrival of the fusion center may appear in the sensor data, that is, the problem of disorder measurement. In the process of system operation, there are usually a number of Out-of-Sequence Measurement (OOSM) appearing in succession or at the same time. Aiming at this problem, classifying multiple disorder measurements, a filtering algorithm on arbitrary-step-lag out-of-sequence measurements based on selective fusion is put forward. The algorithm uses log likelihood ratio hypothesis test to choose the out-of-sequence measurements. Then, according to the optimal OOSM filtering process, the state estimation and the covariance matrix with the information filtering method blended in equivalent measurement within the forward prediction framework is updated. Simulation results verify the precision and effectiveness of the proposed algorithm.

【Key words】 target tracking; Out-of-Sequence Measurement (OOSM); selective fusion; arbitrary-step-lag; forward prediction; information filtering

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2018.02.053

0 概述

目标跟踪系统是现代防空作战体系的核心, 可在全时段对广阔空域进行侦察监视, 实现情报的录取、处理与传送^[1]。在系统工作过程中, 传感器对目标进行观测, 产生量测数据并通过信道传输到融合中心。

但由于各传感器的数据预处理时间、采样速率存在差异, 及信道的随机通信延迟, 系统无法保证传感器产生的量测数据完全有序地到达融合中心, 致使无序量测 (Out-of-Sequence Measurement, OOSM) 问题发生^[2]。而传统的滤波算法是基于量测有序到达这一前提建立的, 若直接处理这些 OOSM, 会引起误差的

作者简介: 张 辰 (1992—), 男, 硕士研究生, 主研方向为目标跟踪; 彭玉旭, 副教授、博士; 赵 凯, 博士研究生。

收稿日期: 2017-02-28

修回日期: 2017-04-22

E-mail: 462326676@qq.com

增大,故需要研究相应的滤波算法。

目前,对 OOSM 的处理方法有重新滤波法、缓存数据法、丢弃滞后量测法与直接更新法^[3]。其中,直接更新法可在已有的目标充分统计量基础上,直接利用滞后到达的 OOSM 进行再更新,得到最新时刻状态估计及误差协方差矩阵^[4]。该方法可在实时性与精确性之间达到平衡,因而成为无序量测的主流处理方法。针对单 OOSM 问题,文献[5]提出了适用于单步滞后 OOSM 的 B1 算法;文献[6]提出了最优的 A1 算法,并向多步滞后情形拓展,提出了 A11 算法^[7]。经过学者们的不断研究,单 OOSM 滤波算法日趋成熟。而在系统实际工作过程中,通常会有若干 OOSM 相继或同时出现,上述单 OOSM 滤波算法不能很好地解决这种 OOSM 问题。对此,文献[8]提出了 CA1 算法。CA1 算法在本质上是扩维形式的 A1 算法,在直接离散时间模型(Direct Discrete-time Model,DDM)下是次优的,且由于建立了量测缓存区,状态输出存在一定的延迟^[9]。文献[10]提出了一种基于均方误差最小化准则(Minimization Criterion of Mean-square Error, MCME)的“航迹-航迹”融合算法,可用于处理 OOSM 问题。但该算法中相关航迹间互协方差的运算较为复杂,导致应用困难。文献[11-12]提出了2种OOSM滤波算法,但仅适用于单步滞后 OOSM,实际应用受到局限。此外,当 OOSM 数量较大时,若处理全部 OOSM,则可能会浪费大量系统资源。因此,需要某种准则对 OOSM 进行筛选,选出满足条件的 OOSM 进行处理。

本文在线性最小均方误差准则下,提出一种基于选择融合中的任意步滞后 OOSM 滤波算法,实现对多个 OOSM 的选择融合。

1 问题描述

考虑线性离散系统:

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

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

其中, \mathbf{x}_k 为目标在 k 时刻的状态, \mathbf{z}_k 为 k 时刻量测向量, $\mathbf{F}_{k,k-1}$ 为 M_k 到 N_k 时刻的状态转移矩阵, \mathbf{H}_k 为 k 时刻的量测矩阵, t_{k-1} 到 t_k 时刻过程噪声 $\mathbf{w}_{k,k-1} \sim N(0, \mathbf{Q}_{k,k-1})$, $k-1$ 时刻量测噪声 $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$ 。

$\mathbf{w}_{k,k-1}$ 与 \mathbf{v}_k 满足以下假设:

假设1 $\mathbf{w}_{k,k-1}$ 与 \mathbf{v}_k 不相关。

假设2 初始状态 $\mathbf{x}(0)$ 满足以下条件:

$$E[\mathbf{x}_0] = \mu_0, \text{Cov}[\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_0^T] = \mathbf{P}_0 \quad (3)$$

$$\text{Cov}[\mathbf{x}_0, \mathbf{w}_{k,k-1}^T] = 0, \text{Cov}[\mathbf{x}_0, \mathbf{v}_k^T] = 0 \quad (4)$$

已知在某一时间段内出现了若干 OOSM,且对于其中每个 OOSM,均已知其最新时刻状态估计与误差协方差矩阵:

$$\mathbf{x}_{k^i|k^i} \triangleq E[\mathbf{x}_{k^i} | \mathbf{Z}^{k^i}], \mathbf{P}_{k^i|k^i} \triangleq \text{Cov}[\mathbf{x}_{k^i} | \mathbf{Z}^{k^i}] \quad (5)$$

其中, $\mathbf{Z}^{k^i} \triangleq \{\mathbf{z}_j\}_{k^i=1}$ 是由滤波起始至 t_{k^i} 时刻间的有序量测集合(包括已用于更新的无序量测)。

随后,来自 t_{d^i} 时刻的单步或多步滞后 OOSM \mathbf{z}_{d^i} 到达。此时,需要用量测 \mathbf{z}_{d^i} 更新上式中的 Θ_k 时刻统计量,即计算:

$$\mathbf{x}_{k^i|k^i,d^i} \triangleq E[\mathbf{x}_{k^i} | \mathbf{Z}^{k^i}, \mathbf{z}_{d^i}] \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{k^i|k^i,d^i} \triangleq \text{Cov}[\mathbf{x}_{k^i} | \mathbf{Z}^{k^i}, \mathbf{z}_{d^i}] \quad (7)$$

2 OOSM 情形分类

文献[13]提出按照融合周期的重合程度,将 OOSM 分为3类情形。然而,这种分类方法相互间存在重复。对此,按照滞后方式的不同,提出一种更为准确的分类:非交织无序量测(Non-interlaced Out-of-Sequence Measurement, NOOSM)与交织无序量测(Interlaced Out-of-Sequence Measurement, IOOSM)。下面给出两者的定义。

定义 给定2个 OOSM \mathbf{z}_{d_i} 、 \mathbf{z}_{d_j} ,有 $t_{d_i^e} < t_{d_j^e}$ 且 $t_{d_i} < t_{d_j}$ 。若 $t_{l_{d_i}} \leq t_{s_{d_j}}$,即 \mathbf{z}_{d_i} 的产生时刻在 \mathbf{z}_{d_j} 的 OOSM 融合周期之后,则称 \mathbf{z}_{d_i} 与 \mathbf{z}_{d_j} 为非交织无序量测;若 $t_{l_{d_i}} > t_{s_{d_j}}$,即 \mathbf{z}_{d_j} 的产生时刻包含在 \mathbf{z}_{d_i} 的 OOSM 融合周期中,2个周期有部分重合,则称 \mathbf{z}_{d_i} 、 \mathbf{z}_{d_j} 为交织无序量测。

t_{d_i} 与 t_{d_j} 为量测 \mathbf{z}_{d_i} 与 \mathbf{z}_{d_j} 的时间戳, $t_{d_i^e}$ 与 $t_{d_j^e}$ 分别为 \mathbf{z}_{d_i} 、 \mathbf{z}_{d_j} 到达融合中心的时刻, $t_{l_{d_i}}$ 为 \mathbf{z}_{d_i} 的最新时刻, $t_{s_{d_j}}$ 为 \mathbf{z}_{d_j} 的起始时刻。两者的具体形式如图1所示。

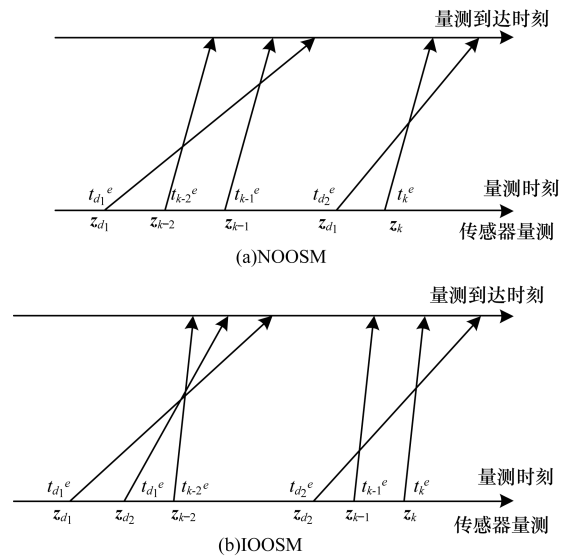


图1 NOOSM 与 IOOSM 示意图

交织无序量测指的并不是示意图上若干个连接线相交,而可通俗地理解为:从某个 OOSM 产生至到达融合中心的时间段内,还有另外的 OOSM 产生或到达。因此,对 IOOSM 的处理要考虑其他 OOSM 的影响。

3 OOSM 滤波算法分析

对 OOSM 滤波算法进行研究。首先,针对 OOSM 情形分类,提出 OOSM 最优滤波过程;然后,基于改进的对数似然比假设检验对全体 OOSM 进行选择;最后,将等价量测应用于信息滤波器,提出融入等价量测的信息滤波方法,用于处理其中单个 OOSM。

3.1 OOSM 最优滤波过程

对于滤波过程中出现的某个 OOSM,假设已得到其最新时刻充分统计量 $\hat{x}_{k|k}$ 与 $P_{k|k}$;然后,发生滞后后的量测 z_d 到达融合中心。在前向预测框架内,按照 $t_{k-l_d} \rightarrow t_d \rightarrow t_k$ 的顺序,递推得到融入 z_d 信息的目标状态估计。

首先讨论类型 1。在 NOOSM 滤波问题中,由于各 OOSM 融合周期没有交集,因而不存在 OOSM 间相互影响的问题,故可将传统的 OOSM 滤波算法序贯迭代执行。

再讨论类型 2 的处理方法。文献[8]提出了 CAI 算法,在 AI 算法基础上将多个 OOSM 堆叠成“增广矩阵”的形式,以批处理的方式对其进行更新。CAI 算法没有考虑 OOSM 之间的相互影响,且只能处理单步滞后的 OOSM。对于 IOOSM,若使用 CAI 算法进行处理,则只能对 $x_{k|k,d}^i$ 、 $P_{k|k,d}^i$ 时刻的状态估计进行更新,而忽略了该周期内其他相关时刻,即不能处理周期内产生或结束的其他 OOSM 造成的叠加误差,且各个 OOSM 间还可能存在相关性问题。

对此,考虑一般的 OOSM 情形,给出一种最优的滤波方法。考虑其中的某个 OOSM,当 P_d 时刻的 OOSM z_d 到达融合中心后,需要计算:

$$\{\hat{x}_{d|k-l_d,d}, P_{d|k-l_d,d}\} \quad (8)$$

$$\{\hat{x}_{i|i,d}, P_{i|i,d}\}_{i=k-l_d+1}^k \quad (9)$$

这样,不同 OOSM 融合周期重合时刻的状态估计与误差协方差矩阵也得到了更新,消除了 OOSM 之间的相互影响。在处理 OOSM 时,需将状态分量与信息增量求解公式序贯执行。将上述方法称为 OOSM 最优滤波过程。下面具体阐述该方法的最优性。

假设算法处理第 t_k 个 OOSM z_{d_i} 时,对其 OOSM 融合周期 $[t_{s_{k_i}}, t_{k_i}]$ 与前一个 OOSM 融合周期重合的时刻都进行了更新,则更新后的结果等同于有序估计。当处理第 $i+1$ 个 OOSM $z_{d_{i+1}}$ 时,若 $t_{s_{d_{i+1}}} > t_{k_i}$,即其 OOSM 融合周期与前一个没有交织,则易得最优估计 $\hat{x}_{k_{i+1}|k_{i+1},d_{i+1}}$;若 $t_{s_{d_{i+1}}} < t_{k_i}$,即 $z_{d_{i+1}}$ 在前一个 OOSM 融合周期内产生,而重合时刻的状态估计已包含了 z_{d_i} 信息,故可将 $z_{d_{i+1}}$ 的处理简化为单一 OOSM 处理过程,同样易得最优状态估计。

3.2 基于对数似然比假设检验的 OOSM 选择算法

恶劣的传输环境可能会导致 OOSM 大量出现,不论采用全部丢弃还是全部处理的策略,都无法得到很理想的效果——前者使滤波结果的偏差过大,后者会大量消耗系统资源。因此,需要对 OOSM 进行选择,丢弃对状态估计影响较小的 OOSM,而仅对较为重要的 OOSM 进行处理。对此,提出采用假设检验的方式,对 OOSM 进行选择,选出更有价值的 OOSM。

定义量测“新息”为:

$$\epsilon_k = z_k - H_k x_{k|k-1} \quad (10)$$

则 l 步滞后 OOSM 的状态“新息”协方差矩阵可表示为:

$$P_{l_d} = \text{var}(z_d - H_k x_{k|k-l_d}) \quad (11)$$

由此, P_{l_d} 将 OOSM 的“价值”进行了量化。令假设 $H_0: P_{l_d} = P_{l_d+1}$, 即 l_d 与 l_d+1 步滞后 OOSM 均对滤波结果产生影响。备择假设 $H_1: l_d+1$ 步滞后 OOSM 对滤波结果的影响可以忽略。下面应用改进的对数似然比对其进行检验^[14]。

定义变量为:

$$A = a \ln(|C|) + (a_{l_d+1} - 1) \ln(|P_{l_d+1}|) + (a_{l_d} - 1) \ln(|P_{l_d}|) \quad (12)$$

$$B = 1 - \frac{(a-1)a_{l_d+1} + (a-1)a_{l_d} - a_{l_d}a_{l_d+1} + 3 - 2a}{(a_{l_d+1} - 1)(a_{l_d} - 1)(a-2)} \cdot \frac{2n^2 + 3n - 1}{6n + 6} \quad (13)$$

其中, a_{l_d+1} 与 a_{l_d} 分别为用于计算 P_{l_d+1} 与 P_{l_d} 的全部量测数量, $a = a_{l_d+1} + a_{l_d}$, n 为状态向量中元素数量, AB 服从自由度为 $\frac{n^2+n}{2}$ 的 χ^2 分布。

定义门限为:

$$C = \frac{(a_{l_d} - 1)P_{l_d} + (a_{l_d+1} - 1)P_{l_d+1}}{a - 2} \quad (14)$$

当 $AB > C$ 时,有充足的证据拒绝 H_0 的假设,即表示 l_d+1 步滞后 OOSM 几乎不会对状态估计产生负面作用,可将其进行忽略处理。因此,利用假设检验,构造出了一个自适应的选择算法。

3.3 融入等价量测的信息滤波方法

文献[15]提出将信息滤波器应用于 OOSM 的更新过程中。对目标跟踪系统而言,实际情况下目标的量测值数量要远大于状态数量,此时信息滤波器的计算效率要高于传统的卡尔曼滤波。然而,文献[15]提出的基于信息滤波器的 OOSM 滤波算法,其时间更新过程过于复杂,实用性不强。因此,对信息滤波器进行改进,提出利用融入等价量测的信息滤波(Equivalent Measurement Information Filtering, EMIF)方法,处理任意步滞后 OOSM 问题。

首先,给出信息矩阵形式的等价量测,定义其状

态分量与信息增量分别为:

$$\mathbf{I}_k = \mathbf{P}_{k|k}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{k|k} - \mathbf{P}_{k|k-l_d}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-l_d} = \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{z}_k \quad (15)$$

$$\mathbf{J}_k = \mathbf{P}_{k|k}^{-1} - \mathbf{P}_{k|k-l_d}^{-1} = \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k \quad (16)$$

其含义是利用信息滤波器的充分统计量去更新状态估计,且满足以下性质:

性质1 状态分量 \mathbf{I}_k 与信息增量 \mathbf{J}_k 对集合 $\{\hat{\mathbf{x}}_{d|k-l_d,d}, \mathbf{P}_{d|k-l_d,d}\}$ 、 $\{\hat{\mathbf{x}}_{i|i,d}, \mathbf{P}_{i|i,d}\}_{i=k-l_d+1}^k$ 中所有 d 有效。

性质2 信息增量矩阵 \mathbf{J}_k 是非负定的。

利用量测序列 $\{\mathbf{Z}^{k-l_d}, \mathbf{z}_d\}$ 将滤波推至 t_d 时刻:

$$\hat{\mathbf{x}}_{d|k-l_d,d} = \hat{\mathbf{x}}_{d|k-l_d} + \mathbf{K}_d [\mathbf{z}_d - \hat{\mathbf{x}}_{d|k-l_d}] \quad (17)$$

$$\mathbf{P}_{d|k-l_d,d} = \mathbf{P}_{d|k-l_d} - \mathbf{K}_d [\mathbf{H}_d \mathbf{P}_{d|k-l_d} \mathbf{H}_d^T + \mathbf{R}_d] \mathbf{K}_d^T \quad (18)$$

其中:

$$\hat{\mathbf{x}}_{d|k-l_d} = \mathbf{F}_{d,k-l_d} \hat{\mathbf{x}}_{k-l_d|k-l_d} \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{d|k-l_d} = \mathbf{F}_{d,k-l_d} \mathbf{P}_{d,k-l_d|k-l_d} \mathbf{F}_{d,k-l_d}^T + \mathbf{Q}_{d,k-l_d} \quad (20)$$

$$\mathbf{K}_d = \mathbf{P}_{d,k-l_d} \mathbf{H}_d^T [\mathbf{H}_d \mathbf{P}_{d,k-l_d} \mathbf{H}_d^T + \mathbf{R}_d]^{-1} \quad (21)$$

随后,将滤波过程依次推进至 $\mathbf{P}_{k,d|k,ww} = \mathbf{Q}_{k,d} - \mathbf{Q}_{k,d} \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{H}_k \mathbf{Q}_{k,d}$ 时刻, $i = [k-l_d+1]:k$, 进行一步预测:

$$\hat{\mathbf{x}}_{i|i-1} = \mathbf{F}_{i,i-1} \hat{\mathbf{x}}_{i-1|i-1} \quad (22)$$

$$\mathbf{P}_{i|i-1} = \mathbf{F}_{i,i-1} \mathbf{P}_{i-1|i-1} \mathbf{F}_{i,i-1}^T + \mathbf{Q}_{i,i-1} \quad (23)$$

此后,可以得到量测序列 $\{\mathbf{z}_{k-l_d+1}, \mathbf{z}_{k-l_d+2}, \dots, \mathbf{z}_k\}$, 可通过迭代使用信息滤波器的方法获得所需的状态估计与误差协方差矩阵,即:

$$\mathbf{P}_{j|j,d}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j|j,d} = \mathbf{P}_{j|j-1,d}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j|j-1,d} + \mathbf{H}_j^T \mathbf{R}_j^{-1} \mathbf{z}_j \quad (24)$$

$$\mathbf{P}_{j|j,d}^{-1} = \mathbf{P}_{j|j-1,d}^{-1} + \mathbf{H}_j^T \mathbf{R}_j^{-1} \mathbf{H}_j \quad (25)$$

$$j = k-l_d+1, k-l_d+2, \dots, k$$

由式(17)、式(18)进行预测得到 $\hat{\mathbf{x}}_{i|i-1}$ 与 $\mathbf{P}_{i|i-1}$, 需要用最新时刻的量测进行更新,而这些量测是无法直接得到的。因此,可用等价量测的信息矩阵形式来代替。根据式(12)、式(13)得 \mathbf{z}_j 的等价量测为:

$$\mathbf{I}_j = \mathbf{H}_j^T \mathbf{R}_j^{-1} \mathbf{z}_j = \mathbf{P}_{j|j-1}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j|j-1} - \mathbf{P}_{j|j-1}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j|j-1} =$$

$$\mathbf{P}_{j|j}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j|j} - \mathbf{P}_{j|j-1}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j|j-1} \quad (26)$$

$$\mathbf{J}_j = \mathbf{H}_j^T \mathbf{R}_j^{-1} \mathbf{H}_j = \mathbf{P}_{j|j-1}^{-1} - \mathbf{P}_{j|j-1}^{-1} = \mathbf{P}_{j|j}^{-1} - \mathbf{P}_{j|j-1}^{-1} \quad (27)$$

其中:

$$\hat{\mathbf{x}}_{j|j-1} = \mathbf{F}_{j,j-1} \hat{\mathbf{x}}_{j-1|j-1} \quad (28)$$

$$\mathbf{P}_{j|j-1}^{-1} = [\mathbf{F}_{j,j-1} \mathbf{P}_{j-1|j-1} \mathbf{F}_{j,j-1}^T + \mathbf{Q}_{j,j-1}]^{-1} \quad (29)$$

将式(19)、式(20)代入可得:

$$\mathbf{y}_{j|j,d} \triangleq \mathbf{P}_{j|j,d}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j|j,d} = \mathbf{P}_{j|j-1,d}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j|j-1,d} +$$

$$\mathbf{P}_{j|j}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j|j} - \mathbf{P}_{j|j-1}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j|j-1}$$

$$\mathbf{Y}_{j|j,d} \triangleq \mathbf{P}_{j|j,d}^{-1} = \mathbf{P}_{j|j-1,d}^{-1} + \mathbf{P}_{j|j}^{-1} - \mathbf{P}_{j|j-1}^{-1} \quad (30)$$

$$j = k-l_d+1, k-l_d+2, \dots, k \quad (31)$$

其中:

$$\hat{\mathbf{x}}_{j|j-1,d} = \mathbf{F}_{j,j-1} \hat{\mathbf{x}}_{j-1|j-1,d} \quad (32)$$

$$\mathbf{P}_{j|j-1,d}^{-1} = [\mathbf{F}_{j,j-1} \mathbf{P}_{j-1|j-1} \mathbf{F}_{j,j-1}^T + \mathbf{Q}_{j,j-1}]^{-1} \quad (33)$$

最终可求得:

$$\hat{\mathbf{x}}_{j|j,k} = \mathbf{P}_{j|j,d} \mathbf{y}_{j|j,d} \quad (34)$$

$$\mathbf{P}_{j|j,d} = \mathbf{Y}_{j|j,d}^{-1} \quad (35)$$

综上所述,将利用融入等价量测的信息滤波方法更新 OOSM 的过程总结如下:

步骤1 利用3.2节给出的选择算法决定是否更新该无序量测。

步骤2 由式(17)、式(18)计算可得 $\hat{\mathbf{x}}_{d|k-l_d,d}$ 、 $\mathbf{P}_{d|k-l_d,d}$ 。

步骤3 for $j = (k-l_d+1):k$

1) if $j = k-l_d+1$ 通过式(22)、式(23)计算

$\hat{\mathbf{x}}_{j|j-1,d}$ 与 $\mathbf{P}_{j|j-1,d}^{-1}$;

else 通过式(32)、式(33)计算 $\hat{\mathbf{x}}_{j|j-1,d}$ 与 $\mathbf{P}_{j|j-1,d}^{-1}$;
end if

2) 通过式(26)、式(27)计算 \mathbf{z}_j 的等价量测;

3) 通过式(30)、式(31)计算 $\mathbf{P}_{j|j,d}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j|j,d}$ 与 $\mathbf{P}_{j|j,d}^{-1}$;

4) 通过式(34)、式(35)得到 $\hat{\mathbf{x}}_{j|j,k}$ 与 $\mathbf{P}_{j|j,d}$ 。

End Loop

4 仿真实验

首先,对多个 OOSM 情形,分别用本文算法、CAI 算法、丢弃滞后法进行处理,将所得滤波结果与目标真实值做对比,比较的指标为目标位置估计、位置分量均方根误差,此时不对 OOSM 进行选择。此外,在无序量测频发的情形下,对提出的无序量测选择算法的必要性与效果进行验证。

沿 $D_k(x)$ 轴做匀速运动的动态系统可描述为:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k,k-1} \quad (36)$$

$$\mathbf{z}_k = [1 \quad 0] \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (37)$$

其中, $T=1$ s 为采样周期,状态向量 \mathbf{x}_k 由位置与速度构成,即 $\mathbf{x}_k = [x \quad \dot{x}]^T$, 过程噪声 $\mathbf{w}_{k,k-1} \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$, $\mathbf{Q}_k =$

$$\begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{bmatrix} \cdot q, \text{目标随机扰动参数 } q = 10 \text{ m}^2/\text{s}^2; \mathbf{z}_k$$

为量测向量,量测噪声 $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$, $\mathbf{R}_k = 5 \text{ m}^2$ 。滤波

起始于 (w_k^j, μ_k^j, P_k^j) 时刻,初始值为 $\hat{\mathbf{x}}_0 = [20 \quad 11]^T$,

$$\mathbf{P}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

仿真1 给定数量为10的量测序列,其中到达顺序为5、9的量测发生了滞后,具体时序如表1所示。分别使用本文算法与丢弃滞后量测法进行处理,但不进行 OOSM 选择,滤波结果如图2、图3所示。

表 1 仿真 1 量测时序

到达顺序	时间戳/s	到达顺序	时间戳/s
1	1	6	6
2	2	7	7
3	4	8	9
4	5	9	8
5	3	10	10

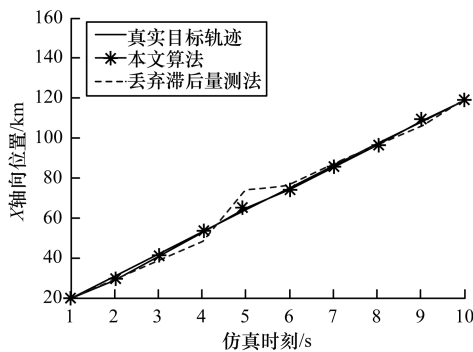


图 2 仿真 1 各算法状态估计

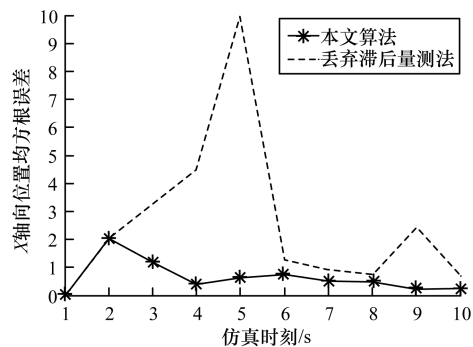


图 3 仿真 1 各算法位置均方根误差

显然,给定的 OOSM 各自的融合周期没有出现交织,即为多步滞后的 NOOSM。由 2 种算法的状态估计易知,当到达融合中心的无序量测都是 NOOSM 时,本文算法最接近于真实目标轨迹,远高于丢弃滞后量测法。另外,本文算法的位置均方根误差波动较小且数值较低,表现出可靠、精确的滤波效果。

仿真 2 同样给定数量为 10 的量测序列,其中到达顺序为 4、5、9、10 的量测发生了滞后,具体时序如表 2 所示。分别使用本文算法、CAI 算法、丢弃滞后量测法进行处理,仍不进行 OOSM 选择,滤波结果如图 4、图 5 所示。

表 2 仿真 2 量测时序

到达顺序	时间戳/s	到达顺序	时间戳/s
1	1	6	6
2	2	7	7
3	5	8	10
4	4	9	8
5	3	10	9

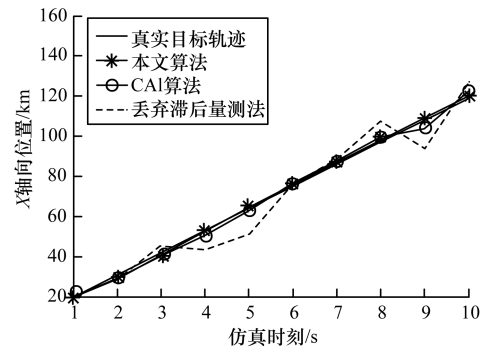


图 4 仿真 2 各算法状态估计

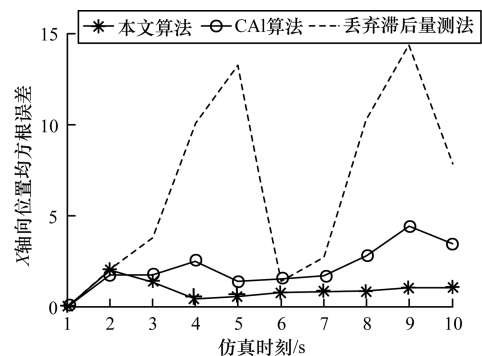


图 5 仿真 2 各算法位置均方根误差

显然,给定的 OOSM 各自融合周期出现了交织,即为多步滞后 IOOSM。在图 4 中可以看出,由于对 OOSM 融合周期内完整时刻进行更新,因此本文算法滤波结果最接近于真实目标轨迹;而 CAI 算法由于只更新每个 OOSM 产生时刻与最新时刻的状态估计,因此最终结果出现较大偏差。图 5 对比了不同处理算法得到的位置均方根误差,在 IOOSM 到达时刻,CAI 算法的位置均方根误差波动较大,本文算法一直平稳,同样说明只对最新时刻状态估计进行更新是不精确的。此外,无论本文算法还是 CAI 算法,其滤波效果都要远好于丢弃滞后量测法。

仿真 3 对 OOSM 选择算法的必要性进行验证。将滤波时刻延长至 40 s,假设在 $t=30$ s 时,融合中心收到了 10 个随机滞后步数的 OOSM。人为对 OOSM 进行选择,分别利用融入等价量测的信息滤波方法融合 1 个~9 个 OOSM,计算出该时刻的状态估计与真实值的比值,结果如表 3 所示。

表 3 仿真 3 运行结果

OOSM 融合数量	与真实值的比值
1	0.44
2	0.63
3	0.76
4	0.88
5	0.90
6	0.93
7	0.94
8	0.95
9	0.95

一般说来,融合的 OOSM 数量越多,滤波精度越高,表 3 中的数据可以证明这一结论。然而,随着融合数量的增加,滤波精度的提高是非线性的,其增幅逐渐降低。这一现象表明,在系统资源有限的情况下,若融合全部 OOSM,其性价比不高;有必要选出对滤波结果作用较大的 OOSM 进行处理,而舍弃剩余 OOSM,以减小系统负担,换取系统其他方面性能的提升。

对 OOSM 选择算法的效果进行验证。将滤波时刻延长至 80 s,其中 32 个量测出现了随机步数的滞后。利用 OOSM 选择算法进行选择,共选出 15 个 OOSM 进行处理。将所得结果与丢弃滞后量测法、真实值作对比,如图 6 所示。

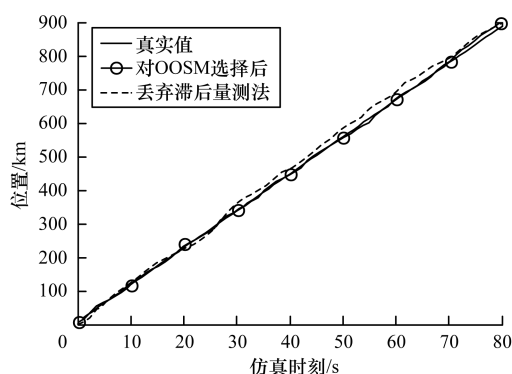


图6 滤波结果与真实值比较

从图 6 可以看出,在无序量测选择算法的作用下,只有部分 OOSM 被用于状态估计的更新,但所得滤波结果与真实值较为接近;而使用丢弃滞后量测法进行处理后,目标状态相关信息大量丢失,滤波精度下降明显,与真实值偏差增大,验证了无序量测选择算法的有效性。

5 结束语

本文按照滞后方式的差异,对 OOSM 情形进行分类,进而提出了基于选择融合中的任意步滞后 OOSM 滤波算法。通过分析不同类型的 OOSM,给出适用于一般情形的 OOSM 最优滤波过程,并进行最优性分析。利用一种改进的对数似然比检验方法对 OOSM 进行选择,以相对较少的 OOSM 融合数量达到较高的滤波精度。提出使用融入等价量测的信息滤波器,在前向预测框架内更新 OOSM,得到最新时刻状态估计。仿真结果表明,本文算法可有效地对多个 OOSM 进行选择融合,达到了良好的滤波精度,并且降低了系统处理 OOSM 的负担。今后将研究 OOSM 滤波算法的性能指标,进一步提升 OOSM 选择处理的效率。

参考文献

- [1] 曹雷. 指挥信息系统[M]. 北京:国防工业出版社,2013.
- [2] SHAVER J, ZHANG Shuo. Gmti Radar Track Segment Association and Out-of-Sequence Measurement Processing[D]. Storrs, USA: University of Connecticut, 2011.
- [3] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜. 多源信息融合[M]. 北京:清华大学出版社,2006.
- [4] 吴卫华,江晶. 无序量测问题研究综述[J]. 传感器与微系统,2014,33(12):5-9.
- [5] HILTON R D, MARTIN D A, BLAIR W D. Tracking with Time-delayed Data in Multisensor Systems[EB/OL]. (1993-08-06). <http://www.dtic.mil/get-tr-doc/pdf?AD=DA271334>.
- [6] BAR-SHALOM Y, MALLICK M, CHEN H, et al. One-step Solution for the General Out-of-Sequence Measurement Problem in Tracking[C]//Proceedings of Aerospace Conference. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2002: 1551-1559.
- [7] BAR-SHALOM Y. Update with Out-of-Sequence Measurements in Tracking: Exact Solution[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2002, 38(3):769-777.
- [8] SHEN Xiaojing, ZHU Yunmin, SONG Enbin, et al. Optimal Centralized Update with Multiple Local Out-of-Sequence Measurements[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(4):1551-1562.
- [9] 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:信息科学,2007, 37(4):564-580.
- [10] ALOUANI A T, GRAY J E, MCCABE D H. Theory of Distributed Estimation Using Multiple Asynchronous Sensors[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2005, 41(2):717-722.
- [11] 王炜,黄心汉,王敏,等. 可处理多个无序量测的前向滤波算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2012, 40(7):11-14.
- [12] 柴中,冯肖亮,文成林. 多传感器一步延迟 OOSMs 序贯融合滤波[J]. 杭州电子科技大学学报, 2011, 31(6):143-146.
- [13] ZHANG Shuo, BAR-SHALOM Y. Optimal Update with Multiple Out-of-Sequence Measurements with Arbitrary Arriving Order[J]. IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems, 2012, 48(4):3116-3132.
- [14] GUPTA A K, TANG J. Distribution of Likelihood Ratio Statistic for Testing Equality of Covariance Matrices of Multivariate Gaussian Models[J]. Biometrika, 1984, 71(3):555-559.
- [15] THOMOPOULOS S C A, ZHANG Lei. Decentralized Filtering with Random Sampling and Delay[J]. Information Sciences, 1994, 81(1-2):117-131.

编辑 顾逸斐