

文章编号: 1001-0920(2012)01-0001-07

## 无序量测滤波更新算法综述

王 炜<sup>1,2</sup>, 黄心汉<sup>1</sup>, 王 敏<sup>1</sup>

(1. 华中科技大学 控制科学与工程系, 武汉 430074; 2. 海军工程大学 理学院, 武汉 430033)

**摘 要:** 各种传感器的广泛应用促进了多传感器信息融合问题的研究. 由于不同类型的传感器具有不同的采样率、预处理时间以及数据通信延迟, 导致出现多个传感器量测无序到达融合中心的现象. 对此, 综述了在国外主要文献上发表的无序量测更新算法, 并对进一步的研究方向提出了建议.

**关键词:** 估计融合; 无序量测; 滤波算法

**中图分类号:** TP273

**文献标识码:** A

### Survey of sequence measurement filtering algorithm

WANG Wei<sup>1,2</sup>, HUANG Xin-han<sup>1</sup>, WANG Min<sup>1</sup>

(1. Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science Technology, Wuhan 430074, China, 2. School of Science, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China. Correspondent: WANG Wei, E-mail: lidan0520@163.com)

**Abstract:** The widely application of various sensors promotes the research on the problem of multi-sensor information fusion. Because various sensors have different sampling rates, pretreatment time and data transmission delays, the phenomenon that measurements produced by sensors typically arrive at a central processor out of sequence will occur. Therefore, this paper surveys the filtering algorithms for out of sequence measurements appeared in foreign publications, and the suggestions on further research contents are given.

**Key words:** estimation fusion; out of sequence measurement; filtering algorithm

### 1 引 言

估计融合理论通常可分为同步融合和异步融合两类. 同步融合是指各传感器同步对目标进行量测, 并将所得量测数据同步传送至融合中心. 但在实际中, 由于各种传感器具有不同的采样率、预处理时间和数据通信延迟, 因而会出现传感器量测不同步到达融合中心的现象, 这即是所谓的异步融合问题. 进一步, 当较早时刻产生的量测在较晚时刻产生的量测之后到达融合中心时, 无序量测(OOSM)问题便出现了.

许多实际的多传感器系统会出现 OOSM 问题, 例如地面动目标指示(GMTI)雷达网<sup>[1-2]</sup>, 声呐网<sup>[3]</sup>, 组合导航系统<sup>[4]</sup>, 车载雷达防撞系统<sup>[5]</sup>, 机器人系统<sup>[6]</sup>等. 尤其是量测值经通信网络传送至融合中心, 而该通信网络又具有频发、不规则和先验未知的随机延迟时, OOSM 可能会频繁出现, 从而影响并恶化系统性能, 导致系统不稳定<sup>[7]</sup>.

依照问题的复杂程度, OOSM 问题可分为单个 OOSM 和多个 OOSM 更新问题两类. 单个 OOSM 情形是指任意一个 OOSM 在下一个 OOSM 的产生时刻之前到达融合中心. 除单个情形之外, 在一个 OOSM 的产生时刻和到达时刻之间, 也可能产生其他的 OOSMs. 这些 OOSMs 或者多个(近似)同时到达融合中心; 或者分别在不同时刻到达; 或者先产生的 OOSM 后到达, 而后产生的 OOSM 先到达, 形成交叉等.

一般地, 融合中心只保留目标状态的充分统计量, 即状态估计及其协方差矩阵. 传感器通常会为每个量测提供一个“时戳”以表明量测的产生时刻. 假定目标的最近状态估计在  $k$  时刻被更新后, 一个先前产生的时戳为  $d$  的量测随即到达融合中心. 由于时戳  $d$  小于  $k$ , 此时面临一个“负时间量测更新问题<sup>[8]</sup>”. 因为传统的滤波更新算法都以“量测产生的时间顺序和量

收稿日期: 2011-01-15; 修回日期: 2011-06-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60873032); 海军工程大学校基金项目(HGDQNJ0001).

作者简介: 王炜(1975-), 男, 讲师, 博士, 从事多源信息融合的研究; 黄心汉(1946-), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、传感器信息融合等研究.

测到达的先后顺序保持一致”这一假设为基础,所以它们对 OOSM 更新问题不再适用,必须有针对性地提出处理 OOSM 的更新算法.

本文综述了国外主要文献中为解决 OOSM 更新问题所做的工作(受篇幅所限,基本上未对国内的工作进行评述),并且范围限定如下:1) 主要讨论离散时间 OOSM 滤波算法;2) OOSMs 具有相同状态;3) 单目标情形;4) 随机延迟的具体模式未知;5) 任一 OOSM 的所有分量都具有相同的延迟间隔.此外,文中没有讨论 OOSM 滤波更新算法的计算量和存储量,相关研究可参见文献[9-10].

## 2 OOSM 更新算法的分类

OOSM 更新算法有多种分类方式<sup>[11]</sup>,依照量测源的不确定性,该算法可分为 OOSM 滤波算法和 OOSM 跟踪算法两类. OOSM 滤波算法使用 OOSM 更新目标状态估计及其协方差矩阵,不涉及杂波的处理; OOSM 跟踪算法则涉及数据关联、似然计算、杂波环境、低检测概率以及假设管理等问题.目前,大多数学者把研究重心放在前者.

首先, OOSM 滤波算法可分为单模型算法和多模型算法:单模型滤波算法适于估计非机动目标的状态,多模型滤波算法则适用于目标机动情形.另外,单模型滤波算法可用作多模型算法的模型匹配滤波器.按照 OOSM 延迟的采样步数, OOSM 滤波算法又可分为 OOSM 单步延迟算法和 OOSM 任意步延迟算法.单步延迟是指 OOSM 的延迟步数在一个时间步内;若 OOSM 的延迟步数大于一个时间步,则它为多延迟 OOSM.按照 OOSM 问题的分类,该滤波算法又可分为单个 OOSM 和多个 OOSM 滤波算法两类.

目前,最适合对 OOSM 作实时处理的滤波思想是直接更新法<sup>[12]</sup>.该方法利用 OOSM 和已存储的目标状态充分统计量,对当前时刻状态估计直接进行再更新以得到新的状态估计及其误差协方差矩阵.在这一滤波思想下, OOSM 滤波算法大致可分为后向预测和前向预测两类.一般地,基于前向预测的滤波算法大都借助于信息滤波器建立,基于后向预测的滤波算法则借助于线性最小方差估计(LMMSE)准则建立.基于前向预测的 OOSM 算法可方便地将 OOSM 产生时刻与到达融合中心时刻之间的所有状态估计进行更新修正,也易于处理 OOSM 交叉现象(交叉的定义:在一个 OOSM 产生时刻与到达时刻之间可能会有别的 OOSM 产生并到达).然而,基于后向预测的滤波算法在处理上述问题时比较困难.另外,采用信息滤波更新思想对维数不同的传感器量测也是较为适用的.

## 3 单个 OOSM 滤波算法

### 3.1 问题框架与描述

给定离散时间系统

$$\mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_{t-1}, t) + \mathbf{w}_{t,t-1}, \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_t = h(\mathbf{x}_t, t) + \mathbf{v}_t. \quad (2)$$

其中:  $\mathbf{x}_t$  是目标状态;  $f(\cdot)$  是状态转移函数;  $h(\cdot)$  是量测函数; 累积过程噪声  $\mathbf{w}_{t,t-1}$  和量测噪声  $\mathbf{v}_t$  分别是具有协方差  $\mathbf{R}_t$  和  $\mathbf{Q}_{t,t-1}$  的零均值高斯白噪声. 目标运动的初始时刻、过程噪声和量测噪声三者之间互不相关. 若状态方程(1)是线性的,则  $f(\mathbf{x}_{t-1}, t) = \mathbf{F}_{t,t-1}\mathbf{x}_{t-1}$ ; 若测量方程(2)是线性的,则  $h(\mathbf{x}_t, t) = \mathbf{H}_t\mathbf{x}_t$ .

假定到  $t$  时刻为止,融合中心已求得后验状态估计  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  及其协方差  $\mathbf{P}_{k|k}$ . 随后,较早时刻  $d(d < k)$  产生的量测  $\mathbf{z}_d$  到达. 现在的问题是如何直接用量测  $\mathbf{z}_d$  将  $k$  时刻的状态估计更新为  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k,d}$  和  $\mathbf{P}_{k|k,d}$ . 由于时戳  $d < k$ , 必须使用 OOSM 滤波算法来处理. 若时戳  $d$  满足条件  $k-l < d < k-l+1 < \dots < k$ , 则量测  $\mathbf{z}_d$  为  $l$  步延迟 OOSM. 若  $l=1$ , 则  $\mathbf{z}_d$  为单步延迟 OOSM; 否则,为多步延迟 OOSM.

### 3.2 线性离散系统的滤波算法

#### 3.2.1 后向预测法

一般地, LMMSE 准则下的 OOSM 最优更新公式<sup>[12]</sup>为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k,d} = \mathbf{E}^*(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}^k, \mathbf{z}_d) = \hat{\mathbf{x}}_{k|k} + \mathbf{K}_d(\mathbf{z}_d - \hat{\mathbf{z}}_{d|k}), \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{k|k,d} = \mathbf{P}_{k|k} - \mathbf{P}_{k,d|k}^{\mathbf{xz}} \mathbf{S}_d^{-1} (\mathbf{P}_{k,d|k}^{\mathbf{xz}})^{\mathbf{T}}, \quad (4)$$

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

$$\mathbf{K}_d = \mathbf{P}_{k,d|k}^{\mathbf{xz}} (\mathbf{P}_{d,d|k}^{\mathbf{zz}})^{-1} = \mathbf{P}_{k,d|k}^{\mathbf{xz}} \mathbf{S}_d^{-1}, \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{k,d|k}^{\mathbf{xz}} = \text{cov}\{\mathbf{x}_k, \mathbf{z}_d | \mathbf{Z}^k\} = \mathbf{E}\{\tilde{\mathbf{x}}_{k|k} \tilde{\mathbf{z}}_{d|k}^{\mathbf{T}}\}, \quad (7)$$

$$\mathbf{S}_d = \mathbf{P}_{d,d|k}^{\mathbf{zz}} = \text{cov}(\mathbf{z}_d, \mathbf{z}_d | \mathbf{Z}^k) = \mathbf{E}(\tilde{\mathbf{z}}_{d|k} \tilde{\mathbf{z}}_{d|k}^{\mathbf{T}}), \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_{d|k} = \text{cov}(\mathbf{x}_d | \mathbf{Z}^k) = \mathbf{E}(\tilde{\mathbf{x}}_{d|k} \tilde{\mathbf{x}}_{d|k}^{\mathbf{T}}). \quad (9)$$

经分析,若要确定  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k,d}$  和  $\mathbf{P}_{k|k,d}$ , 则必须先确定 3 个量  $\hat{\mathbf{x}}_{d|k} = \mathbf{E}^*(\hat{\mathbf{x}}_d | \mathbf{Z}^k)$ ,  $\mathbf{P}_{d|k} = \text{MSE}(\hat{\mathbf{x}}_{d|k} | \mathbf{Z}^k)$  和  $\mathbf{P}_{k,d|k}^{\mathbf{xz}}$ . 在该准则下,可以开发出各种基于后向预测的 OOSM 滤波算法.

1) 单步延迟算法. Bar-Shalom 的 A1 算法<sup>[8]</sup>考虑了 OOSM 从产生到可用这一时间段上的非零均值过程噪声,而 B1 算法和 C1 算法<sup>[13]</sup>没有考虑,因而仅是该算法的近似版本. Zhou 等人<sup>[14]</sup>指出,状态转移可分为有序状态转移和无序状态转移两种.在过程噪声连续离散化模型(DCM)下,两种转移对应的状态估计是相同的;但在过程噪声直接离散化模型(DDM)条件下,它们是不相同的. A1 算法仅在 DCM 下是最优的,

在DDM下并非最优. 随后, 文献[14]基于OOSM最优更新公式推导出一种DDM下最优的A1-DDM算法.

2) 多步延迟算法. ZI算法<sup>[15]</sup>和Xia的算法<sup>[16]</sup>是LMMSE准则下的最优多步延迟算法, 它们仅在DCM下最优. ZI算法是针对OOSM的不同先验信息, 且以只存储所有必要信息这一约束条件为前提而开发的. Xia的算法在计算增益时使用了误差协方差迹最小规则. 在计算 $\hat{x}_{d|k}$ 和 $P_{d|k}$ 时, ZI算法使用了最优平滑估计方法, 但Xia的算法没有使用. B1算法<sup>[17]</sup>, A1I算法和B1I算法<sup>[18]</sup>是子优多步延迟算法. B1算法借助于B1算法框架, 将OOSM表达成当前状态估计的函数, 形成“等效OOSM”, 然后计算当前状态估计和等效OOSM之间的互协方差. 该互协方差可以递推获取, 但这一递推过程需要已存储的过去 $l$ 步的滤波增益和量测矩阵, 计算量较大. A1I算法是将OOSM产生和到达时刻之间的多个量测表示为单个“等价量测”后, 使用A1算法来实现的. Challa等人<sup>[19]</sup>给出了“等价量测”的贝叶斯基础. B1I算法是A1I算法的近似版本, 它假设后向预测过程噪声为零, 从而使得计算量大为减少. 但是B1I算法较之A1I算法, 其性能损失率仅为1%.

大多数基于后向预测的OOSM滤波算法要求计算状态转移矩阵的逆, 其算法性能依赖于过程噪声离散化模型.

### 3.2.2 前向预测法

基于前向预测的OOSM滤波算法大都是在有序状态转移方式下建立的. 几乎所有这类算法全部或部分地借助了信息滤波器(IF). Thomopoulos算法<sup>[20]</sup>完全借助了IF, 但由于信息滤波器的时间更新步骤较复杂, 导致Thomopoulos算法更复杂. 为此, 人们使用“卡尔曼滤波器和信息滤波器在代数上等价”这一结论, 通过将卡尔曼滤波器的时间更新部分和信息滤波器的量测更新部分相结合, 提出了更简洁有效的OOSM滤波算法. 如: AA1算法<sup>[14]</sup>, AA1算法<sup>[21]</sup>, Shen的算法<sup>[22]</sup>, IF-A1算法<sup>[23]</sup>, FPDF算法<sup>[24]</sup>和IFasyn算法<sup>[9]</sup>等. AA1算法是单步最优的; AA1算法, Shen的算法, IF-A1算法和IFasyn算法是多步最优的; FPDF算法在处理单步OOSM时是最优的, 对于多步OOSM则是近优的. 实际上, 将AA1算法稍作改动便可得到FPDF算法. AA1算法, Shen的算法和IFasyn算法也可以处理OOSMs出现交叉的情形. 另外, 通过使用等价变换(或替换)可以看出, 在处理单个OOSM时, AA1算法, Shen的算法, IF-A1算法和IFasyn算法在数学上是等价的. 在多数OOSM算法的具体设计中, 使

用了如下关系式:

$$\hat{i}_k = \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{z}_k = \mathbf{P}_{k|k}^{-1} \hat{x}_{k|k} - \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \hat{x}_{k|k-1}, \quad (10)$$

$$\mathbf{I}_k = \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k = \mathbf{P}_{k|k}^{-1} - \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}. \quad (11)$$

而Thmopoulos算法使用了关系式

$$\mathbf{I}_{k+1}^+ = \mathbf{M}_k^T + \mathbf{A}_k \mathbf{G}_k (\mathbf{G}_k^T \mathbf{A}_k \mathbf{G}_k + \mathbf{Q}_k^{-1})^{-1} \mathbf{G}_k^T \mathbf{A}_k - [\mathbf{A}_k \mathbf{G}_k + \mathbf{M}_k^T \mathbf{G}_k] [\mathbf{G}_k^T \mathbf{A}_k \mathbf{G}_k + \mathbf{G}_k^T \mathbf{A}_k^T \mathbf{G}_k + \mathbf{Q}_k^{-1}]^{-1} [\mathbf{A}_k \mathbf{G}_k + \mathbf{M}_k^T \mathbf{G}_k]^T, \quad (12)$$

$$\hat{i}_{k+1}^+ = \mathbf{F}_{k+1,k}^{-T} \hat{i}_k + [\mathbf{A}_k \mathbf{G}_k \Sigma_k^{-1} \mathbf{G}_k^T] \mathbf{F}_{k+1,k}^{-T} \hat{y}_{k|k} - [(\mathbf{A}_k \mathbf{G}_k + \mathbf{A}_k^T \mathbf{G}_k) (\Sigma_k + \mathbf{G}_k^T \mathbf{A}_k^T \mathbf{G}_k)^{-1} \mathbf{G}_k^T] \times \mathbf{F}_{k+1,k}^{-T} (\hat{y}_{k|k} + \hat{i}_k) + \mathbf{I}_{k+1}^+ \mathbf{B}_k \bar{u}_k. \quad (13)$$

大多数基于前向预测的OOSM滤波算法具有如下优点: 1) 不要求计算状态转移矩阵的逆; 2) 不需要平滑运算; 3) 算法性能有可能不依赖于过程噪声离散化模型的具体形式.

### 3.2.3 Imputation方法

由于OOSM问题与不完全数据问题有关, Twala<sup>[25-26]</sup>使用基于模型的imputation策略来解决OOSM问题. imputation过程是将缺失数据或数据的缺失部分作一替换. 多imputation方法一般分为3步: 1) 在缺失时刻使用 $M$ 个恰当的模型产生 $M$ 个可能值. 它们反映了缺失数据导致的不确定性. 每一个可能值都被用于填补缺失值, 从而可产生 $M$ 个完全数据集. 2) 使用完全数据方法分析这 $M$ 个数据集. 3) 组合来自 $M$ 个完全数据集的结果. 在实现多imputation时, Twala使用了期望最大化(EM)算法和数据扩充(DA)算法. 然而, 该方法需要对传感器数据有深入理解的领域专家作指导.

### 3.2.4 状态扩充方法

Challa<sup>[27]</sup>在贝叶斯框架下使用扩充状态卡尔曼滤波器(ASKF)来解决多步延迟OOSM问题. 该解法涉及到与OOSM有关的当前和历史状态的联合概率密度函数, 并使用这些与OOSM有关的状态来定义扩充状态. ASKF算法可以处理多种OOSM问题(包括多个OOSMs的更新问题), 而无需像A1I和B1I等算法那样考虑非零过程噪声, 计算OOSM和当前状态的互协方差等问题. 另外, 将该方法与“等价量测”相结合, 可以解决无序航迹(OOST)融合问题. 但是, 该方法计算量很大且存在所谓“离散化误差”现象. Challa指出, 该算法要处理的OOSM的最大时延不应大于离散时间运动模型对应的采样频率. Matveev和Savkin<sup>[28]</sup>也提出了状态扩充法, 并经由迭代状态扩充法设计了降阶线性无偏估计器, 该方法经证明是指数稳定的.

扩充状态法的优势在于扩充状态模型保持了标准“状态空间”形式,因而可直接扩展到其他滤波估计技术(如无迹卡尔曼滤波器(UKF),粒子滤波器(PF)等)和带约束的估计问题中<sup>[29]</sup>.

### 3.2.5 其他方法

Koch<sup>[30]</sup>使用目标累积状态密度(ASD)方法解决 OOSM 问题. ASD 方法可获取当前状态和历史状态(包括 OOSM 产生时刻所对应的状态)的联合估计,该方法基于 RTS 平滑方法导出. ASD 也可以用来量化讨论 OOSM 的有用程度,即“信息老化”问题. Larson 等人<sup>[31]</sup>提出了量测外推法,借助与 OOSM 正确对应的残差计算出最优增益,从而更新了当前状态估计.该算法在 OOSM 产生与到达中心时刻之间没有其他量测时才是最优的. Hong<sup>[32]</sup>使用多尺度思想处理 OOSM 问题,而多尺度概念本身是较为复杂的.

## 3.3 非线性离散系统的滤波算法

### 3.3.1 非线性高斯噪声系统

对于弱非线性高斯系统,可以通过求解非线性函数的雅可比或海赛矩阵(即泰勒级数展开),获得一阶或二阶近似线性状态转移矩阵或量测矩阵.这样,扩展卡尔曼滤波器(EKF)便可应用于线性系统下开发的 OOSM 滤波算法中.另外,有些作者针对线性运动方程和非线性量测方程情形,使用了去偏量测转换技术<sup>[33]</sup>,这也保证了线性系统下的 OOSM 算法可直接使用.因为基于 EKF 的 OOSM 算法要求雅可比或海赛矩阵存在,所以当雅可比或海赛矩阵不存在时,这些算法便无法工作;而且,对系统作泰勒级数展开的误差越大,滤波算法的误差也会越大. Chen<sup>[34]</sup>基于无迹变换(UT)提出了精度更好的 OOSM 滤波算法.无迹变换的思想是,使用一组选好的采样点及其权值来近似概率密度函数.无迹变换的主要优点是:不需要计算雅可比或海赛矩阵,而且对于非线性程度较强的函数仍能保证较好的近似性能.然而,对于非线性程度更高的系统,如被动跟踪系统,上述方法导致的滤波估计误差还是很大的.为此,文献[35]提出了基于高斯粒子滤波器的 OOSM 算法,并证明了它的渐近最优性.另外, Ranganathan<sup>[36]</sup>将 OOSM 滤波问题转化为以状态方程为约束条件的二次型最小化问题.

### 3.3.2 非线性非高斯噪声系统

Ortan<sup>[37]</sup>修正了经典贝叶斯滤波公式,得到了加入 OOSM  $z_\tau(k-l < \tau < k-l+1)$  后的后验密度,即

$$p(\mathbf{x}_{0:k,\tau} | \mathbf{Z}^{k,\tau}) = \frac{p(z_\tau | \mathbf{x}_\tau) p(\mathbf{x}_\tau | \mathbf{x}_{k-l}, \mathbf{x}_{k-l+1})}{p(z_\tau | \mathbf{Z}^k)} p(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{Z}^k). \quad (14)$$

这是 Ortan 的 OOSM-PF 算法的主要方程.随后,依照最优重要性采样函数定理,Ortan 针对线性高斯运动系统  $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_{k+1,k} \mathbf{x}_k + \mathbf{Q}_{k+1,k}^{1/2} \mathbf{u}_k$ , 从密度  $p(\mathbf{x}_\tau | \mathbf{x}_{k-l}^{(i)}, \mathbf{x}_{k-l+1}^{(i)})$  中采样,从而利用式(14)计算出  $p(\mathbf{x}_{0:k,\tau} | \mathbf{Z}^{k,\tau})$  的粒子和权值.但是,该算法需要预先存储大量的粒子和权值.随着近似概率密度的粒子增多,该算法将接近于最优.

Orgumer<sup>[38]</sup>提出了存储有效性粒子滤波(SEPF)算法.它仅存储历史粒子集对应的充分统计量.算法运行时没有改变粒子集  $\{\mathbf{x}_k^{(i)}\}$  本身,而只改变其权值.权值更新方程为

$$\mathbf{w}_{0:k,\tau}^{(i)} \propto p(z_\tau | \mathbf{x}_k^{(i)}, \mathbf{Z}^k) \mathbf{w}_{0:k}^{(i)}, \quad (15)$$

其中  $\mathbf{w}_{0:k,\tau}^{(i)}$  和  $\mathbf{w}_{0:k}^{(i)}$  分别表示处理 OOSM  $z_\tau$  之前和之后的权值.计算  $p(z_\tau | \mathbf{x}_k^{(i)}, \mathbf{Z}^k)$  可分为两步.首先,用扩充卡尔曼平滑器(EKS)近似  $p(\mathbf{x}_\tau | \mathbf{x}_k^{(i)}, \mathbf{Z}^k)$ , 这里需将粒子  $\mathbf{x}_k^{(i)}$  当作“量测”处理;然后,借助  $p(z_\tau | \mathbf{x}_\tau)$  的 EKF 近似构造  $p(z_\tau | \mathbf{x}_k^{(i)}, \mathbf{Z}^k)$ .运行一次 SEPF-EKS 与执行一步 PF 的计算量相当.但是,该算法对“信息量”充分大的 OOSM 会失效.

## 4 多个 OOSM 滤波算法

### 4.1 线性离散系统的滤波算法

Shen<sup>[39]</sup>分别基于与 ZI 和 A1 算法同样的求解思路,采用状态扩维滤波法推导出最优 CZI 和 CAI 算法,随后又使用同样的“等价量测”思想<sup>[18]</sup>导出近优的 CAI1 和 CB11 算法.它们都可以处理多个同时到达融合中心的 OOSMs.利用证明“顺序量测中心式卡尔曼估计融合与顺序量测分布式卡尔曼估计融合等价”这一结论时的相同思路<sup>[40-41]</sup>,可将文献[39]的最优中心式估计算法推广为最优分布式估计算法<sup>[42]</sup>.文献[43]以最小均方误差为准则,提出一种不带反馈的多传感器异步航迹融合算法.该算法可以处理局部航迹延迟到达或无序到达融合中心时的航迹融合问题,同时也适用于各传感器间的观测误差相关的情形.然而,该算法需要计算局部航迹之间的互协方差,且计算量相当大.文献[44]针对过程噪声互相关的异步多传感器系统提出了最优算法.该算法将异步采样系统转换成伪同步采样系统,然后利用去相关技术去除各种噪声间的相关性.由此,可得到一个等价的噪声间不相关的同步采样系统,从而可使用传统的滤波技术来处理量测问题<sup>[45]</sup>.该算法适用于多个单步延迟 OOSMs 同时到达融合中心的情形<sup>[46]</sup>.

### 4.2 非线性离散系统的滤波算法

针对非线性目标状态空间模型, Liu 和 Oreshki 等人<sup>[47-48]</sup>基于 SEPF 算法和 Re-run 粒子滤波器,提出了可处理多个任意延迟 OOSMs 的选择性融合算

法. 该算法可在不消耗大量计算资源的同时, 比 SEPF 算法获得更好的状态估计精度.

## 5 选择性融合 OOSM

Tasoulis<sup>[49]</sup>通过实验研究信噪比 (SNR) 与 OOSM 之间的联系后得出结论: OOSM 的延迟步数越大, 它对状态估计性能的影响越小; SNR 越高, 越没必要融合更多的 OOSM, 因为状态估计性能并没随之有多大改善. 所以, 没有必要无选择地融合所有 OOSM.

选择性融合 OOSM 的优点是: 1) 在不降低估计性能的同时, 系统处理 OOSM 的计算量可明显减小; 2) 有潜力节省传感器网络的能量耗费, 可使含信息量小 (对估计性能的改善影响不大) 的 OOSMs 避免被传送. 当 OOSM 仅含目标运动信息时, 是否需要处理 OOSM, 可依照 OOSM 的精确度, OOSM 的延迟时间, 先验航迹的精度, 以及系统对航迹精度的需求等条件来决定.

Ortan<sup>[37]</sup>主张遗弃延迟时间超过某个时间常数的所有 OOSM, 而该常数可由经验来确定. Tasoulis<sup>[49]</sup>提出了基于假设检验技术的门限方法来选择 OOSMs, 但该方法只适用于线性系统. 针对非线性系统, Liu<sup>[47]</sup>使用互信息和 K-L 分辨力等信息度量估计 OOSM 的“信息量”, 并人工设定门限 (门限 1) 来选取“信息量”大的 OOSMs; 然后, 使用 SEPF 算法处理这些被选中的 OOSMs. 由于 SEPF 算法在处理“信息量”充分大的 OOSMs 后, 会导致有效粒子数减少和多样性丧失, Liu 又通过另一个人工设定门限 (门限 2) 来挑选“信息量”充分大的 OOSMs, 并使用粒子重新滤波法进行处理. 其中, 该方法所使用的粒子源于历史时刻粒子分布的高斯近似量.

上述方法都是启发式方法, 并没有真正评估出 OOSM 改进状态估计性能的潜力. Oreshki<sup>[48]</sup>对 Liu 的算法做出改进, 没有使用信息度量来设置门限 1, 而是以状态估计误差为目标函数, 使用约束最优化方法来实现门限 1 自适应的 OOSM 选择, 从而可评估出“OOSM 减少状态估计误差的潜力”. 这样, 可更好地挑选出最富含“信息量”的 OOSMs 以保证状态估计误差最大限度地减小.

尽管选择性融合算法有其优势, 但若 OOSM 还包含精确的目标分类信息 (如 GMTI-HRR) 时, 即使 OOSM 没有明显改善状态估计性能, 但为了能够连续识别目标身份 (ID), 处理所有 OOSMs 还是很有必要的<sup>[50]</sup>.

## 6 删除 OOSM 的滤波算法

有些实际系统<sup>[51]</sup>要求可从当前状态估计中删除旧量测. Bar-Shalom<sup>[52]</sup>将需要删除的量测也称为

OOSM. 重新滤波法 (需要使用历史量测) 是现实所不允许的, 因为系统一般只存储状态估计及其误差协方差矩阵. Bar-Shalom<sup>[52]</sup>和 Shen<sup>[22]</sup>分别使用“等价量测”与信息滤波思想, 从当前状态估计中删除了 OOSM. Shen 的方法是全局最优的, 并且可以更新受 OOSM 影响的航迹段. Bar-Shalom 的方法只能更新当前状态估计. 随后, Bar-Shalom<sup>[52]</sup>将其方法用于标准交互多模型 (IMM) 算法中, 从而可从机动目标的当前状态估计中删除 OOSM. Zhang 指出<sup>[53]</sup>, 由于受过程噪声“后效性”的影响, Bar-Shalom 的方法在机动因子较高时会变差; OOSM 的步数为 1 时, 该方法存在 Rank Deficiency 问题. 随后, Zhang<sup>[53]</sup>基于信息滤波思想, 提出了 IFMRIS 算法和 IFMR 算法. 前者是一步解, 不存在 Rank Deficiency 问题; 后者是多步最优解, 不受过程噪声“后效性”的影响.

## 7 OOSM 滤波算法的应用

Bar-Shalom<sup>[18]</sup>将 B/I 算法用于基于 GMTI 雷达网的目标跟踪系统, 并将 B/I 算法与 IMM 算法结合起来跟踪机动目标<sup>[33]</sup>. Challa<sup>[54]</sup>基于扩充状态 OOSM 算法处理了杂波环境下的机动目标跟踪问题. 在 B/I 算法框架下, Zhang<sup>[55]</sup>使用带 Joseph 形式状态误差协方差的 Schmidt 卡尔曼滤波器 (SKF-OOSM 算法) 来处理多传感器条件下的 OOSM 和 residual biases 组合问题. 该方法的主要优点是明显改善了滤波算法的“一致性”. 针对杂波环境和线性状态空间模型, Challa<sup>[19]</sup>基于固定滞后平滑框架提出了扩充状态概率数据关联滤波器. Ortan<sup>[37]</sup>使用 OOSM-PF 算法来处理杂波环境下的纯方位多目标跟踪问题. Simon Maskell<sup>[56]</sup>利用由图模型描述的贝叶斯框架重新表述了已存在的一些 OOSM 算法. Stephanie Chan<sup>[57]</sup>将简化的 OOSM 算法用于概率多假设跟踪器 (PMHT) 中. Muntzinger<sup>[58]</sup>应用 A1, A/I, FPDF 算法和联合概率数据关联 (JPDA) 算法来提高汽车的正面预防撞系统的撞击检测概率.

## 8 进一步的研究建议

尽管基于 OOSM 的多源信息融合问题研究目前已取得一些成果, 但仍有一些问题值得关注:

1) 目前绝大多数 OOSM 滤波算法建立在过程噪声与量测噪声之间不相关, 以及不同时刻的噪声间不相关假设下. 而这些假设条件对于某些实际系统是不适用的, 因此有必要研究噪声相关背景下的 OOSM 滤波更新问题.

2) 网络时延会影响基于网络的控制系统的稳定性, 所以 OOSM 滤波算法的严密稳定性分析和使用 OOSM 算法后的实时控制系统的稳定性问题有必要

深入研究<sup>[59]</sup>.

3) 多数研究者只关注集中式和无反馈分层融合结构下的 OOSM 融合问题,而在有反馈(重置)分层融合式、完全分布式和混合式融合结构下的 OOSM 融合问题还有待研究.

4) 单包传输网络化(控制)系统中的数据包所含数据是完整的.但在多包传输网络化(控制)系统中,一个数据被分割成多个数据包进行传输,当这些数据包从源节点到达目标节点时,不仅一个数据的多个数据包是无序的,而且不同时刻数据的不同数据包也会无序到达<sup>[60]</sup>.因此,需进一步研究量测的不同分量具有不同延迟间隔时的 OOSM 滤波更新问题.

5) 目前还没有很有效的 OOSM 自适应选择性融合方法.如果能够借鉴其他思想(如传感器管理方法)找到恰当的 OOSM 有效性评估方法,则 OOSM 选择性融合方法无疑将更为实用.

6) 人们大多将 OOSM 问题研究聚焦在单目标跟踪(滤波)上,而多目标跟踪背景下的 OOSM 问题研究也是很迫切的.传统的多目标跟踪研究会涉及数据关联问题,且数据关联问题本身就是一个很复杂的难题.然而,基于随机有限集的跟踪方法避开了数据关联问题,这为更有效地研究多目标跟踪问题提供了新途径.若将 OOSM 更新问题与随机有限集理论结合起来,则能有效地解决网络化环境下的多目标跟踪问题<sup>[61]</sup>.

#### 参考文献(References)

- [1] Blackman S S, Popoli R. Design and analysis of modern tracking systems[M]. Boston: Artech House, 1999: 595-660.
- [2] Mallick M, Kirubarajan T, Arulampalam S. Out of sequence measurement processing for tracking ground target using particle filters[C]. Proc of IEEE Aerospace Conf. Montana, 2002, 4: 1809-1818.
- [3] Stefano Coraluppi, Doug Grimmett. Intra-ping timing issues in multistatic sonar tracking[C]. Proc of the 7th Int Conf on Information Fusion. Stockholm, 2001: 510-517.
- [4] van der Merwe R. Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models[D]. School of Science Engineering, Oregon Health Science University, Portland, 2004.
- [5] Muntzinger M M, Schroder F, Zuther S. Reliable automotive pre-crash system with out-of-sequence measurement processing[C]. 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium(IV). San Diego, 2010: 1022-1027.
- [6] Zhen Jia, Arjuna Balasuriya, Subhash Challa. Recent developments in vision based target tracking for autonomous vehicles navigation[C]. 2006 IEEE Intelligent Transportation Systems Conf. Toronto, 2006: 765-770.
- [7] Alexey S Matveev, Andrey V Savkin. The problem of state estimation via asynchronous communication channels with irregular transmission times[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2003, 48(4): 670-676.
- [8] Bar-Shalom Y. Update with out of sequence measurements in tracking: Exact solution[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(3): 769-778.
- [9] Eva Besada-Portas, Jose A Lopez-Orozco, Juan A Besada, et al. Multisensor out of sequence data fusion for estimating the state of discrete control systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2009, 54(7): 1728-1732.
- [10] Eva Besada-Portas, Jose A Lopez-Orozco, Juan A Besada, et al. Multisensor fusion for linear control systems with asynchronous, out of sequence and erroneous data[J]. Automatic, 2011, 49(7): 1399-1408.
- [11] Kalandros M K, Trailovic L, Pao L Y, et al. Tutorial on multisensor management and fusion algorithms for target tracking[C]. American Control Conf. Boston, 2004: 4734-4748.
- [12] Han Chong-zhao, Zhu Hong-yan, Duan Zhan-sheng. Multi-source information fusion[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006: 338-363.
- [13] Hilton R D, Martin D A, Blair W D. Tracking with time delayed multisensor systems[M]. Dahlgren: Naval Surface Warfare Center, 1993.
- [14] Zhou Wenhui, Li Lin, Chen Guohai, et al. Optimality analysis of one-step OOSM filtering algorithms in target tracking[J]. Science in China, Series F: Information Sciences, 2007, 50(2): 170-187.
- [15] Zhang K S, Li X R, Zhu Y M. Optimal update with out of sequence updates for distributed filtering[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2005, 53(6): 1992-2004.
- [16] Xia Yuanqing, Shang Jizong, Chen Jie, et al. Networked data fusion with packet losses and variable delays[J]. IEEE Trans on System, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2009, 39(5): 1107-1120.
- [17] Mallick M, Coraluppi S, Carthel C. Advances in asynchronous and decentralized estimation[C]. Proc of 2001 IEEE Aerospace Conf. Big Sky, 2001, 4: 1873-1888.
- [18] Bar-Shalom Y, Mallick M, Chen H, et al. One-step solution for the general out-of-sequence measurement problem in tracking[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(1): 27-37.
- [19] Challa S, Wang X, Legg J. Track-to-track fusion using out-of-sequence tracks[C]. Proc of Int Conf on Information Fusion. Annapolis, 2002: 919-926.
- [20] Thomopoulous S, Zhang L. Decentralized filtering with random sampling and delay[J]. Information Sciences-

- informatics and Computer Science: An Int J, 1994, 81(1/2): 117-131.
- [21] Wenhui Z, Lin L, Guohai C, et al. Optimal update with multistep out-of-sequence measurements in target tracking[C]. Proc of the 8th Int Conf on Singnal Processing. Guilin, 2006: 281-284.
- [22] Shen X J, Song E B, Zhu Y M. Globally optimal distributed kalman fusion with local out of sequence measurement updates[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2009, 54(8): 1928-1934.
- [23] Shuo Zhang, Yaakov Bar-Shalom, Gregory Watson. Tracking with multisensor out of sequence measurements with residual biases[J]. J of Advances in Information Fusions, 2011, 6(1): 3-23.
- [24] Rheaume F, Benaskeur A. Forward prediction based approach to target tracking with out of sequence measurements[C]. Proc of the 47th IEEE Conf on Decision and Control. Cancún, 2008: 1326-1333.
- [25] Twala B. Handling out of sequence data using model based statistical imputation[J]. Electronics Letters, 2010, 46(4): 302-304.
- [26] Twala B. Handling out of sequence data: Kalman filter methods or statistical imputation?[J]. Defence Science J, 2010, 60(1): 87-99.
- [27] Challa S, Evans R, Wang X. A Bayesian solution and its approximations to out of sequence measurement problems[J]. J of Information Fusion, 2003, 4(3): 185-199.
- [28] Matveev A, Savkin A. The problem of state estimation via asynchronous communication channels with irregular transmission times[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2003, 48(4): 670-676.
- [29] Ajit Gopalakrishnan, Niket S Kaisare, Shankar Narasimhan. Incorporating delayed and infrequent measurements in extended Kalman filter based nonlinear state estimation[J]. J of Process Control, 2011, 21: 119-129.
- [30] Koch W. On accumulad state densities with applications to out of sequence measurement processing[C]. Proc of the 12th Int Conf on Information Fusion. Seattle, 2009: 2201-2208.
- [31] Larsen T, Poulsen N, Andersen N, et al. Incorporation of time delayed measurements in a discrete-time Kalman filter[C]. CDC'98. Tampa, 1998: 3972-3977.
- [32] Hong L, Cong S, Wicker D. Distributed multirate interacting multiple model fusion(DMRIMMF) with application to out-of-sequence GMTI data[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2004, 49(1): 102-107.
- [33] Bar-Shalom Y, Chen H. IMM estimator with out-of-sequence measurements[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(1): 90-98.
- [34] Chen Jinguang, Li Jie, Gao Xinbo. Single-step-lag OOSM algorithm based on unscented transformation[J]. Science China: Information Science, 2011, 54: 664-673.
- [35] Wang Wei, Huang Xinhan, Wang Min. Out-of-sequence measurement algorithm based on gaussian particle filter[J]. Information Technology J, 2010, 8(5): 942-948.
- [36] Ranganathan A, Kaess M, Dellaert F. Fast 3D pose estimation with out of sequence measurements[C]. IEEE Int Conf on Intelligent Robots and Systems. San Diego, 2007: 2486-2493.
- [37] Orton M, Marrs A. Particle filters for tracking with out of sequence measurements[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(2): 673-702.
- [38] Umut Orguner, Fredrik Gustafsson. Storage efficient particle filters for the out of sequence measurement problem[C]. Proc of the 11th Int Conf on Information Fusion. Cologne, 2008: 1-8.
- [39] Shen Xiaojing, Zhu Yunmin, Song Enbin, et al. Optimal centralized update with multiple local out-of-sequence measurements[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(4): 1551-1562.
- [40] Chong C Y, Chang K C, Mori S. Distributed tracking in distributed sensor networks[C]. Proc of 1986 Americam Control Conf. Seattle, 1986: 1863-1868.
- [41] Hashmipour H R, Roy S, Laub A J. Decentralized structure for parallel Kalman filtering[J]. IEEE Trans on Auomatic Control, 1988, 33: 88-93.
- [42] Shen Xiaojing, Song Enbin, Zhu Yunmin, et al. Globally optimal distributed kalman fusion with local out-of-sequence measurement update[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2009, 54(8): 1928-1934.
- [43] ALI T Alouani, John E. Gray theory of distributed estimation using multiple asynchronous sensors[J]. IEEE Trans on Aerospace and Elctronic Systems, 2005, 41(2): 717-722.
- [44] Wen Cheng-lin, Ge Quan-bo, Feng Xiao-liang. Optimal recursive fusion estimator for asynchronous systems[C]. Proc of the 7th Asian Control Conf. Hong Kong, 2009: 148-153.
- [45] Wen Chenglin, Lv Bing, Ge Quanbo. A data fusion algorithm based on filtering step by step[J]. Acta Electronica Sinica of China, 2004, 32(8): 264-267.
- [46] Feng Xiaoling, Ge Quanbo, Wen Chenglin. Optimal update with one step out-of-sequence measurements for wireless multisensor network[C]. Int Conf on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Hong Kong, 2008: 826-831.
- [47] Liu X, Oreshkin B N, Coates M J. Efficient delay-tolerant particle filtering through selective processing of out-of-sequence measurements[C]. Proc of ISIF Int Conf on Information Fusion. Edinburgh, 2010: 1-8.