

## 一种新的无序量测处理算法

王 炜<sup>①②</sup> 黄心汉<sup>①</sup> 徐忠昌<sup>②</sup> 彭 刚<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(华中科技大学控制科学与工程系 武汉 430074)

<sup>②</sup>(海军工程大学理学院 武汉 430033)

**摘 要:** 在中心式多传感器目标跟踪系统中, 当从不同的传感器发送量测到处理中心时, 会出现不同的时间延迟。这导致源自同样目标的量测会出现无序到达中心的现象, 由此产生无序量测处理问题。该文受分布式/航迹融合理论中“中心式估计的重构”思想启发, 通过组合前向预测与等价量测方法, 提出一种新的处理无序量测的方法, 该方法涉及到状态估计的去相关问题。最后通过理论分析和仿真试验表明: 该算法对于一步延迟是最优的, 且当过程噪声很小, 系统航迹的更新速率相当高时, 该算法表现出的性能下降是很小的。

**关键词:** 目标跟踪; 无序量测; 前向预测; 等价量测

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)08-1996-05

## A New Algorithm for Out of Sequence Measurement Problem

Wang Wei<sup>①②</sup> Huang Xin-han<sup>①</sup> Xu Zhong-chang<sup>②</sup> Peng Gang<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(Dept. of Control Science & Engineering, Huazhong University of Science Technology, Wuhan 430074, China)

<sup>②</sup>(School of Science, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

**Abstract:** In multisensor tracking systems that operate in a centralized manner, there are usually different time delays in transmitting the scans or frames from the various sensors to the center. This can lead to situations where measurements from the same target arrive out of sequence. Thus, such “Out-Of-Sequence” Measurement (OOSM) problem is result in. Inherited from the idea of “reconstruction of Centralized Estimate”, a new algorithm for out of sequence measurement problem, by fusing forward prediction and equivalent measurement approach, is presented. The algorithm involves a decorrelation problem. Theoretical Analysis and Monte Carlo Simulation results indicate that the new algorithm corresponding to the 1-step lag OOSM case is optimal, and when the process noise is small, and/or the update rate of system tracks is reasonably high, the degradation in performance of the algorithm has been shown to be small.

**Key words:** Target tracking; Out of sequence measurement; Forward prediction; Equivalent measurement

### 1 引言

在中心式融合跟踪系统中, 所有传感器量测在中心处理器进行综合处理。由于通信延迟, 及各传感器不同的量测预处理时间, 将多传感器量测传输到中心处理器时, 常会发生量测不按正常时序到达的情况<sup>[1]</sup>, 即所谓的无序量测(Out Of Sequence Measurement, OOSM)现象。由于卡尔曼滤波算法只适于处理顺序量测(In Sequence Measurement, ISM), 这样就出现如何使用OOSM (量测时间为 $t_d$ )更新当前时刻 $t_k$  ( $t_d < t_k$ )的状态估计的负时间量测更新问题。

OOSM滤波方法主要有4类: 丢弃延迟量测法、重新滤波法、数据缓存法和直接更新法。丢弃延迟

量测法会随所丢弃量测的增多, 导致目标跟踪精度下降甚至丢失目标。重新滤波法或数据缓存法把过去一段时间的量测缓存起来, 从产生OOSM的时刻起重新滤波, 从而能得到与将量测顺序处理时相同的结果, 但其所需存储量和计算量会随传感器数目、目标数目及延迟时间的增长而显著增加, 这是实际应用中不允许的。直接更新法<sup>[2-10]</sup>既不丢弃OOSM, 又不缓存历史量测, 直接使用OOSM更新当前时刻的状态估计, 使其能达到或逼近将量测顺序处理时的滤波精度。

目前, 直接更新法是国内外学者的研究重点。针对OOSM问题, Bar-Shalom提出处理单步延迟OOSM的最优滤波算法, 即A1算法<sup>[2]</sup>, 同时命名Hilton等提出的次优算法为B1算法<sup>[3]</sup>。随后, Bar-Shalom等<sup>[4]</sup>提出解决多步延迟OOSM滤波问题的A11和B11算法, 其基本思路是用量测等效法将多步

延迟问题等效为单步延迟问题,再使用A1和B1算法进行处理。进一步,Bar-Shalom<sup>[5]</sup>提出多模型框架下处理OOSM的滤波算法。周文辉等<sup>[6]</sup>指出:A1算法仅在过程噪声连续离散化模型下最优,同时周又提出一种与过程噪声离散化模型无关的最优OOSM滤波算法。Yu<sup>[7]</sup>基于线性最小方差估计准则提出一种可统一处理单、多和混合步延迟的OOSM子滤波算法。Zhang<sup>[8]</sup>基于Li Xiao Rong等提出的最优线性无偏估计融合准则,给出了带完全、不完全和无先验信息三种情形下的最优OOSM算法。文献[11]将OOSM下的目标状态更新问题转换为不同时刻间的航迹融合问题,由此提出基于异步航迹融合的OOSM处理算法。文献[12]导出基于OOSM的最优分布式卡尔曼滤波融合算法,并声称其性能等价于量测顺序到达处理器时的中心式卡尔曼滤波算法。

上述方法皆基于“后向预测”思想<sup>[13]</sup>,其难点在于如何处理“后向预测”过程中的过程噪声。本文受航迹融合理论中“中心式估计的重构”<sup>[14]</sup>思想启发,通过组合“前向预测”和“等价量测”<sup>[10,15,16]</sup>方法,提出一种新的处理OOSM的方法。正如Novoselsky<sup>[9]</sup>提到的,“等价量测”方法涉及状态估计的去相关问题。

## 2 OOSM问题的描述

假定对一目标跟踪,相应的运动方程和量测方程为

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

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

其中 $\mathbf{F}_{k,k-1}$ 是从 $t_{k-1}$ 时刻到 $t_k$ 时刻的状态转移矩阵, $\mathbf{H}_k$ 是 $t_k$ 时刻的量测矩阵, $\mathbf{w}_{k,k-1}$ 是从 $t_{k-1}$ 时刻到 $t_k$ 时刻的累积过程噪声, $\mathbf{v}_k$ 为 $t_k$ 时刻的量测噪声。

假定过程噪声 $\mathbf{w}_{k,k-1}$ 和量测噪声 $\mathbf{v}_k$ 为具有零均值的高斯白噪声,相应协方差阵分为 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 。另外,假定目标运动的初始状态、过程噪声和量测噪声三者之间互不相关。

假定在 $t_k$ 时刻,已有状态估计

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

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

其中 $\mathbf{Z}^k$ 是到 $t_k$ 时刻为止处理器接收到的累积顺序量测集合,即 $\mathbf{Z}^k = \{\mathbf{z}_i\}_{i=1}^k$ 。随后,来自较早时刻 $t_d$ 的量测 $\mathbf{z}_d$ ,在状态 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 被计算出后到达中心处理器。接下来的工作是:用较早时刻 $t_d$ 的量测 $\mathbf{z}_d$ 来更新 $t_k$ 时刻的估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ ,即计算

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

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

## 3 等价量测

文献[10,15,16]提到等价量测方法。Frenkel<sup>[15]</sup>指出:在分布式融合估计中,“等价量测”去除了传感器级航迹和系统级航迹间的所有交叉相关性,从而可将“等价量测”看作是正常传感器所接收到的具有白噪声特性的“真实量测”。图1说明了传感器航迹与系统航迹融合的基本原理<sup>[14]</sup>,由各传感器的量测生成的传感器级航迹,被周期性地融合以得到系统航迹。由图知:传感器航迹 $\hat{\mathbf{x}}_j$ 和系统航迹 $\hat{\mathbf{x}}$ 共享传感器航迹 $\bar{\mathbf{x}}_j$ 中的相同量测, $\bar{\mathbf{x}}_j$ 已在早些时刻被传送并与系统航迹相融合。

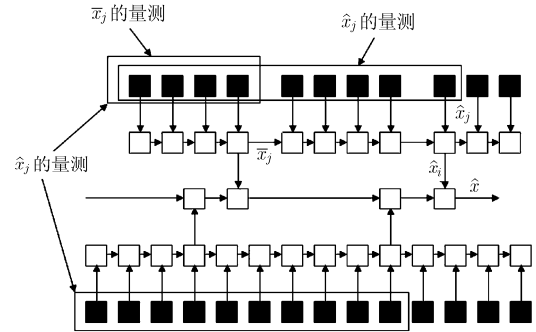


图1 集中式估计的重构

由航迹 $\hat{\mathbf{x}}_j$ 及误差协方差 $\mathbf{P}_j$ 和先前航迹 $\bar{\mathbf{x}}_j$ 及误差协方差 $\bar{\mathbf{P}}_j$ 得到的等价量测 $\mathbf{u}_j$ 和误差协方差阵 $\mathbf{U}_j$ 分别为(假定上面的航迹都传播到相同的融合时刻)

$$\mathbf{u}_j = \bar{\mathbf{x}}_j + \bar{\mathbf{P}}_j(\bar{\mathbf{P}}_j - \mathbf{P}_j)^{-1}(\hat{\mathbf{x}}_j - \bar{\mathbf{x}}_j) \quad (7)$$

$$\mathbf{U}_j = \bar{\mathbf{P}}_j(\bar{\mathbf{P}}_j - \mathbf{P}_j)^{-1}\mathbf{P}_j \quad (8)$$

此时,等价量测的误差和系统航迹的估计误差条件不相关。这样,Kalman滤波器中的更新方程可用来融合等价量测和当前的系统航迹。系统航迹的更新方程和估计误差协方差分别为

$$\hat{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{x}}_i + \hat{\mathbf{P}}_i(\hat{\mathbf{P}}_i + \mathbf{U}_j)^{-1}(\mathbf{u}_j - \hat{\mathbf{x}}_i) \quad (9)$$

$$\mathbf{P} = \hat{\mathbf{P}}_i - \hat{\mathbf{P}}_i(\hat{\mathbf{P}}_i + \mathbf{U}_j)^{-1}\hat{\mathbf{P}}_i \quad (10)$$

## 4 向前预测的直接更新法

假定在OOSM $\mathbf{z}_d$ 未处理前,当前时刻 $t_k$ 的系统级状态估计及误差协方差阵分别为 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}$ 。为能利用 $\mathbf{z}_d$ 更新 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ ,需将 $\mathbf{z}_d$ 前向预测至时刻 $t_k$ 。依照卡尔曼滤波理论,此时要用到 $t_{d-1}$ 时刻的状态 $\hat{\mathbf{x}}_{d-1|d-1}$ 。下面是基于OOSM $\mathbf{z}_d$ 的前向预测方程:

$$\hat{\mathbf{x}}_{d|d-1} = \mathbf{F}_{d,d-1}\hat{\mathbf{x}}_{d-1|d-1} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{d|d-1} = \mathbf{F}_{d,d-1}\mathbf{P}_{d-1|d-1}\mathbf{F}_{d,d-1}^T + \mathbf{Q}_{d|d-1} \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{d|d}^f = \hat{\mathbf{x}}_{d|d-1} + \mathbf{K}_d(\mathbf{z}_d - \mathbf{H}_d\hat{\mathbf{x}}_{d|d-1}) \quad (13)$$

$$\mathbf{K}_d = \mathbf{P}_{d|d-1} \mathbf{H}_d^T (\mathbf{H}_d \mathbf{P}_{d|d-1} \mathbf{H}_d^T + \mathbf{R}_d)^{-1} \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{d|d}^f = \mathbf{P}_{d|d-1} - \mathbf{P}_{d|d-1} \mathbf{H}_d^T (\mathbf{H}_d \mathbf{P}_{d|d-1} \mathbf{H}_d^T + \mathbf{R}_d)^{-1} \mathbf{H}_d \mathbf{P}_{d|d-1} \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|d}^f = \mathbf{F}_{k,d} \hat{\mathbf{x}}_{d|d}^f \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_{k|d}^f = \mathbf{F}_{k,d} \mathbf{P}_{d|d}^f \mathbf{F}_{k,d}^T + \mathbf{Q}_{k,d} \quad (17)$$

注意 由于  $t_d$  时刻  $z_d$  延迟到达处理器, 导致  $t_d$  时刻处理器并未按时产生状态估计  $\hat{\mathbf{x}}_{d|d}$  和协方差  $\mathbf{P}_{d|d}$ , 所以上式中的对应量附加了“ $f$ ”标志。

由于  $\hat{\mathbf{x}}_{k|d}^f$  和  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  都与  $\hat{\mathbf{x}}_{d-1|d-1}$  以及  $t_{d-1}$  与  $t_k$  之间的预测模型相关, 又由于 OOSM  $z_d$  在  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  计算之后才到达处理器, 所以由式(11)-式(17)知,  $\hat{\mathbf{x}}_{k|d}^f$  和  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  之间的冗余信息为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|d-1} = \mathbf{F}_{k,d-1} \hat{\mathbf{x}}_{d-1|d-1} \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_{k|d-1} = \mathbf{F}_{k,d-1} \mathbf{P}_{d-1|d-1} \mathbf{F}_{k,d-1}^T + \mathbf{Q}_{k,d-1} \quad (19)$$

使用等价量测思想<sup>[10,15,16]</sup>, 可得  $\hat{\mathbf{x}}_{k|d}^f$  和  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  间的去相关预测:

$$\mathbf{u}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k|d-1} + \mathbf{P}_{k|d-1} (\mathbf{P}_{k|d-1} - \mathbf{P}_{k|d}^f)^{-1} (\hat{\mathbf{x}}_{k|d}^f - \hat{\mathbf{x}}_{k|d-1}) \quad (20)$$

$$\mathbf{U}_k = \mathbf{P}_{k|d-1} (\mathbf{P}_{k|d-1} - \mathbf{P}_{k|d}^f)^{-1} \mathbf{P}_{k|d} \quad (21)$$

此时,  $\mathbf{u}_k$  的误差与  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  的误差条件不相关。利用卡尔曼更新方程, 便可用去相关预测当前状态  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  更新为最新状态。相应的状态估计和协方差阵为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|d} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k,d} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k} + \mathbf{P}_{k|k} (\mathbf{P}_{k|k} + \mathbf{U}_k)^{-1} (\mathbf{u}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}) \quad (22)$$

$$\mathbf{P}_{k|d} = \mathbf{P}_{k|k,d} = \mathbf{P}_{k|k} - \mathbf{P}_{k|k} (\mathbf{P}_{k|k} + \mathbf{U}_k)^{-1} \mathbf{P}_{k|k} \quad (23)$$

由于涉及  $\mathbf{P}_{s|t}$  和  $\mathbf{U}_k$  的计算中存在减法和求逆运算, 故宜用UD分解等稳定数值方法计算。

## 5 算法分析

### 5.1 最优性分析

对于新算法, 当在时间段  $[t_{d-1}, t_k]$  内除 OOSM  $z_d$  外再无其它量测时, 由式(11)-式(17)中过程噪声与状态估计的相关性, 以及Kalman滤波的最优性可知: 新算法对一步延迟 OOSM 情形是最优的。当在时间段  $[t_{d-1}, t_k]$  内除 OOSM  $z_d$  外, 还存在一个以上量测, 那么在该时间段应用Kalman滤波器计算每时刻状态时, 必然涉及到过程噪声, 因而过程噪声  $\mathbf{Q}$  与状态估计  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  相关, 又由式(20)-式(23)可知: 等价量测  $\mathbf{u}_k$  依赖  $\mathbf{P}_{k|d}^f$ , 进而与  $\mathbf{Q}_{k,d}$  有关, 因此新算法此时非最优。但不难分析: 当过程噪声很小, 且系统航迹的更新率相当高时, 该算法表现出的性能下降是很小的。

### 5.2 数据存贮

因新算法可处理多步延迟 OOSM 问题, 故这里只对多步延迟 OOSM 处理算法比较, 且只讨论数据

存储量较小的A11, B11算法及本算法。对于  $l$  步问题, 在未收到 OOSM 之前,  $l$  未知, 为讨论方便, 假定最大延迟步数  $s$  是固定的。由文献[4]知, A11和B11算法额外存储量分别为  $[(n^2 + 3n + 2)s]/2$  和  $[(n^2 + n + 2)s]/2$ 。新算法需要存储: (1)  $t_{d-1}$ , (2)  $\hat{\mathbf{x}}_{d-1|d-1}$ ,  $n$  个标量, (3)  $\mathbf{P}_{d-1|d-1}$ ,  $n(n+1)/2$  个标量, 因而所需额外存储量为  $(n^2 + 3n + 2)/2$ 。

## 6 仿真

考虑如下目标跟踪情形。假定目标作匀速直线运动, 目标开始位置为  $\mathbf{x}_0 = 0$  m, 并沿  $\mathbf{x}$  轴以  $\mathbf{v} = 10$  m/s 的速度运动。

运动方程为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_{k+1,k} \quad (24)$$

其中  $\mathbf{v}_{k+1,k}$  是离散化零均值, 白色高斯过程噪声, 对应协方差为

$$E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T] = \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{bmatrix} q \quad (25)$$

其中  $q$  是连续时间过程噪声的功率谱密度。传感器采样间隔为  $T = 1$  s 和  $q = 0.5$  m<sup>2</sup>/s<sup>3</sup>。

量测方程为

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (26)$$

其中  $\mathbf{w}_k$  是零均值, 白色高斯量测噪声, 对应协方差为

$$E[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T] = \mathbf{R} = 1 \quad (27)$$

在  $t_5 = 5$  时刻, 状态被更新后, OOSM 到达处理器(这里假定在时间段  $(t_0, t_5)$  内只有一个 OOSM)。假定对应于延迟步数  $l = 1, 2, 3$ , 相应的传感器量测时刻分别为 4 s, 3 s 和 2 s。

仿真中, 我们对新算法, A11算法, B11算法以及缓存滤波算法, 在不同延迟步数下处理 OOSM 后所得的协方差矩阵(迹)做出比较, 比较结果显示在表1和表2中。

从比较结果可知: 新算法与A11算法有相同性能, B11算法略微差些。但也看到新算法性能随着延迟步数的增加而逐渐下降。表2中前三个算法所算出的迹相对于最优迹的偏差结果显示在表2的每个小括号里。实际上, 新算法的性能下降是由过程噪声与状态估计间的相关性所导致的。

## 7 结论

本文简要回顾了无序量测算法的开发历史, 然后受“中心式估计的重构”思想启发, 通过组合前

表1 不同延迟步数下的协方差矩阵

延迟步数	新算法		A11算法		B11算法		缓存滤波算法(最优)	
1	0.6975	0.3907	0.6975	0.3907	0.7107	0.4411	0.6975	0.3907
	0.3907	0.6427	0.3907	0.6427	0.4411	0.6438	0.3907	0.6427
2	0.7816	0.6460	0.7816	0.6460	0.8134	0.6755	0.7920	0.6616
	0.6460	0.7003	0.6460	0.7003	0.6755	0.7028	0.6616	0.7045
3	0.8896	0.6998	0.8896	0.6998	0.9012	0.6988	0.8704	0.6720
	0.6998	0.7030	0.6998	0.7030	0.6988	0.7012	0.6720	0.7054

表2 相应表1中协方差矩阵的迹及其与最优迹的偏差

延迟步数	新算法	A11算法	B11算法	缓存滤波算法(最优)
1	1.3402(0%)	1.3402(0%)	1.3539(1.02%)	1.3402
2	1.4819(-0.98%)	1.4819(-0.98%)	1.5162(1.32%)	1.4965
3	1.5926(1.07%)	1.5926(1.07%)	1.6024(1.64%)	1.5758

向预测与等价量测方法, 提出一种处理无序量测的方法, 该方法涉及状态估计的去相关问题。最后通过理论分析和仿真试验表明: 该算法对一步延迟最优, 但当过程噪声很小, 且传感器航迹的更新速率相当高时, 所表现出的性能下降很小。由于本算法对于多步延迟问题, 没有有效去除过程噪声对系统当前状态更新的影响, 因此如何有效去除过程噪声与状态估计之间的相关性是今后值得研究的一个问题。最近, 作者基于新算法, 也对引入无序量测的交互多模型UKF算法和多传感器无序航迹融合算法作了研究。

### 参 考 文 献

- [1] Mallick M, Coraluppi S, and Carthel C. Advances in asynchronous and decentralized estimation [C]. Proceedings of the 2001 IEEE Aerospace Conference, Big Sky, Montana, USA, March, 2001, (4): 1873-1888.
- [2] 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.
- [3] Hilton R D, Martin D A, and Blair W D. Tracking with time delayed data in multisensor systems [R]. Technical Report NSWCDD/TR-93/351, AD-A355269, Dahlgren, VA, August 1993.
- [4] Bar-Shalom Y, Chen H M, and 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.
- [5] Bar-Shalom Y and Chen H M. IMM estimator with out-of-sequence measurements [J]. *IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems*, 2005, 41(1): 90-98.
- [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 Wen-hui, Li Lin, and Chen Guo-hai, *et al.* Optimality analysis of one-step lag out-of-sequence measurement filtering algorithm [J]. *Science in China (Series E): Information Science*, 2007, 37(4): 564-580.
- [7] Yu An-xi, Liang Dian-nong, and Hu Wei-dong, *et al.* A unified out-of-sequence measurements filter [C]. 2005 IEEE International Radar Conference, Washington, USA, MAY 2005: 453-458.
- [8] Zhang K S, Li X R, and Zhu Y M. Optimal update with out-of-sequence measurements for distributed filtering [C]. Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion, Annapolis, MD, 2002, (7): 1519-1526.
- [9] Novoselsky A and Sklarz S E, *et al.* Track to track fusion using out of sequence track information [C]. Proceedings of the 10th International Conference on Information Fusion, Québec, Canada, July 2007: 1-5.
- [10] Black S and Popoli R. Design and Analysis of Modern Tracking Systems [M]. London, England, Artech House, 1999, Chapter 3.
- [11] Li Lin, He Fang, and Huang Ke-di. Asynchronous track fusion based out of sequence measurement algorithm [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University(China)*, 2008, 42(4): 458-461.
- [12] Wang Donghua, Zhu Yunmin, and Shen Xiaojing. Distributed Multisensor Estimation Fusion with Out of Sequence Measurements [C]. The 2008 International Conference on Embedded Software and Systems, Chengdu, China, 2008: 390-395.
- [13] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜等. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006: 338-363.

- Han Chong-zhao, Zhu Hong-yan, and Duan Zhan-sheng, *et al.*. Multi-source Information Fusion [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006: 338-363.
- [14] Chong Chee-Yee, Shozo Mori, and Chang Kuo-Chu. Architectures and algorithms for track association and fusion [J]. *IEEE Aerospace and Electronic System Magazine*, 2000, 15(1): 5-13.
- [15] Frenkel G. Multisensor tracking of ballistic targets [C]. Proc. of SPIE, 1995, 2561: 337-346.
- [16] Drummond O. Feedback in track fusion without process noise [C], Proc. of SPIE, 1995, 2561: 369-383.
- 王 炜: 男, 1975 年生, 讲师, 研究方向为信息融合、导航制导、信息信号处理.
- 黄心汉: 男, 1946 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能控制、多传感器集成与数据融合等.
- 徐忠昌: 男, 1969 年生, 副教授, 研究方向为信息信号处理等.
- 彭 刚: 男, 1973 年生, 副教授, 研究方向为智能控制、导航制导等.