

可处理任意步延迟 OOSMs 的最优更新算法

赵凯, 胡建旺, 吉兵

(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, 因通信延迟会出现传感器量测无序到达融合中心的现象, 从而产生无序量测问题。而在系统实际工作过程中, 面临的常常是多个无序量测问题。针对此问题, 对其常见情形进行分类, 在前向预测框架内提出了 DI 算法。该算法对无序量测融合周期内各时刻状态估计与协方差矩阵进行更新, 可处理任意步延迟无序量测。此外, 针对其中单个无序量测, 推导出融入等价量测的信息滤波器, 无需求状态转移矩阵的逆, 且不依赖过程噪声离散化模型。仿真结果验证了算法的精确性与有效性。

关键词: 目标跟踪系统; 无序量测; 前向预测; 任意步延迟; 等价量测

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1671-637X(2017)05-0048-04

Optimal Updating Algorithm for Processing Out-of-Sequence Measurements with Any Steps of Delay

ZHAO Kai, HU Jian-wang, JI Bing

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

Abstract: In target tracking system, the measurements from different sensors might arrive at the fusion center out of sequence because of the different communication delays, and thus result in the Out-of-Sequence Measurement (OOSM) problem. Usually there are multiple OOSMs in the actual working process of the system. Aiming at this problem, the common situation is classified, and DI algorithm is proposed within the forward prediction filtering framework. The algorithm can update the state estimation and the covariance matrix on each moment of OOSM fusion period, and deal with multiple OOSMs with arbitrary steps of delay. In addition, the equivalent measurement information filter is deduced for single OOSM without requiring the inverse of the state transition matrix and the discrete model of process noise. Simulations verify the precision and effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: target tracking system; OOSM; forward prediction; arbitrary-step-lag; equivalent measurement

0 引言

在目标跟踪系统中, 由于各传感器具有不同采样速率与通信延迟, 测量同步很难被保证, 会导致传感器信息到达融合中心不同步, 即异步问题发生^[1-3]。更进一步, 会出现来自同一目标的较早的量测在较晚的量测之后到达融合中心, 即无序量测 (Out-of-Sequence Measurement, OOSM) 现象。而传统的滤波算法并不能直接处理这些无序量测, 需要研究相应的滤波算法。

目前, 最适合对无序量测进行实时处理的滤波思想是直接更新法, 即直接利用无序量测与已储存的目

标状态充分估计量, 对当前状态估计进行再更新, 得到新的状态估计与估计误差协方差矩阵^[4]。针对单无序量测问题, 已有诸多成熟的更新算法提出, 如 A1 算法、B1 算法、A11 算法、FPFD 算法^[5-8]。其中: A1 算法是基于后向预测的更新算法, 可处理单步延迟的无序量测; 若忽略 A1 算法中的过程噪声, 可得到次优形式的 B1 算法; 将“等价量测”方法融入到 A1 算法中, 得到适用于任意步延迟无序量测的 A11 算法; 而 FPFD 算法可通过恒等变换, 与 A1 算法相互转化。对于多无序量测问题, 文献[9]利用量测扩维的思想, 在 A1 算法的基础上提出了改进的 CAI 算法, 但无法在直接离散时间模型 (Direct Discrete-time Model, DDM) 下达到较高精度, 且由于需要排列一定时间的量测, 故存在输出延迟。文献[10-11]提出两种处理多无序量测的滤波

算法,但只能处理单步延迟量测;文献[12]提出基于最小均方误差准则的航迹融合算法,可处理多无序量测更新问题,该算法需要计算局部航迹间互协方差,计算量相当大。

因此,在线性最小均方误差准则下,提出一种基于前向预测^[13]的多无序量测更新算法,可处理任意步延迟量测。新算法在前向滤波框架内,无需计算状态转移矩阵的逆与各时刻状态的互协方差来更新航迹,减小了计算量;更新多无序量测周期内各时刻统计量,提高了滤波精度。

1 问题描述

假定系统动态与量测模型为

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

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

式中: $\mathbf{x}(k) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 为目标状态向量; $\mathbf{z}(k) \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ 为量测向量; $\mathbf{F}(k, k-1) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为 t_{k-1} 时刻到 t_k 时刻的状态转移矩阵; $\mathbf{H}(k) \in \mathbb{R}^{p \times n}$ 为量测矩阵;累积过程噪声 $\mathbf{w}(k, k-1) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 与量测噪声 $\mathbf{v}(k) \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ 为零均值高斯白噪声,且协方差矩阵满足

$$E\{\mathbf{w}(k, k-1)\mathbf{w}(j, j-1)^T\} = \mathbf{Q}(k, k-1)\delta(k, j) \quad (3)$$

$$E\{\mathbf{v}(k)\mathbf{v}(k)^T\} = \mathbf{R}(k) \quad (4)$$

为方便后文描述,在此给出无序量测(OOSM)与顺序量测(ISM)的定义。

定义1 给定一个量测 $\mathbf{z}(k_i)$,若存在另一个量测 $\mathbf{z}(k_j)$,有 $t_{k_i} < t_{k_j}$ 且 $t_{k_i^e} < t_{k_j^e}$,则 $\mathbf{z}(k_i)$ 为顺序量测(In-Sequence Measurement, ISM);若 $t_{k_i} < t_{k_j}$ 且 $t_{k_i^e} > t_{k_j^e}$,则 $\mathbf{z}(k_i)$ 为无序量测,通常记为 $\mathbf{z}(d)$ 。其中, t_{k_i} 与 t_{k_j} 为量测 $\mathbf{z}(k_i)$ 与 $\mathbf{z}(k_j)$ 的时戳, $t_{k_i^e}$ 与 $t_{k_j^e}$ 为到达融合中心的时刻。

给定一个无序量测 $\mathbf{z}(d)$,有两个重要的时刻:起始时刻(Starting Time, ST)与最新时刻(Latest Time, LT),下面给出定义。

定义2 给定一个无序量测 $\mathbf{z}(d)$,若有

$$t_{s(d)} = \max\{t_{k_i}; t_{k_i} < t_d, t_{k_i^e} < t_{d^e}\} \quad (5)$$

则称 $t_{s(d)}$ 为 $\mathbf{z}(d)$ 的起始时刻(ST),也可记为 $t_{k-L(d)}$ 。其中, $l(d)$ 为 $\mathbf{z}(d)$ 的延迟步数,且有 $1 \leq l(d) \leq T_{\max}$, T_{\max} 为无序量测到达融合中心的最大滞后时间。

定义3 给定一个无序量测 $\mathbf{z}(d)$,若有

$$t_{l(d)} = \max\{t_{k_i}; t_{k_i} < t_d\} \quad (6)$$

则称 $t_{l(d)}$ 为 $\mathbf{z}(d)$ 的最新时刻(LT),也可记为 t_k ,将 t_d 时刻到 t_k 时刻称为一个无序量测融合周期。

针对多无序量测情形,将其分为交叉无序量测(IOOSM)与非交叉无序量测(NOOSM)两类。下面给出定义。

定义4 给定两个无序量测 $\mathbf{z}(d_i), \mathbf{z}(d_j)$,有 $t_{d_i} <$

t_{d_j} 且 $t_{d_i^e} < t_{d_j^e}$ 。若 $t_{l(d_i)} \leq t_{s(d_j)}$,即 $\mathbf{z}(d_i)$ 在 $\mathbf{z}(d_j)$ 的融合周期之后起始,则称 $\mathbf{z}(d_i)$ 与 $\mathbf{z}(d_j)$ 为非交叉无序量测;若 $t_{l(d_i)} > t_{s(d_j)}$,则称 $\mathbf{z}(d_i)$ 与 $\mathbf{z}(d_j)$ 为交叉无序量测。如图1、图2所示。

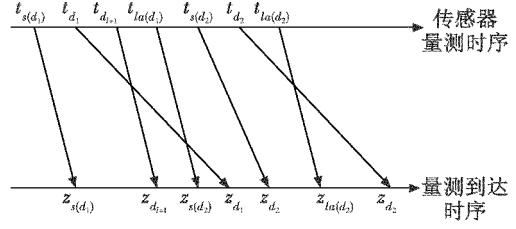


图1 非交叉无序量测示意图

Fig. 1 NIOOSMs schematic diagram

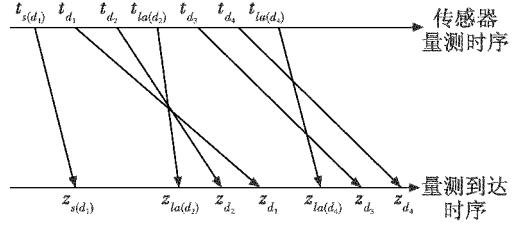


图2 交叉无序量测示意图

Fig. 2 IOOSMs schematic diagram

2 多无序量测最优更新算法

2.1 最优更新过程基本原理

在单无序量测情形中,假设 t_k 时刻已经计算得到状态估计 $\hat{\mathbf{x}}(k|k) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 与协方差矩阵 $\mathbf{P}(k|k) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 。此时, t_d 时刻的无序量测 $\mathbf{z}(d)$ 到达融合中心,则在前向预测框架内,应计算 $t_{k-l(d)} \rightarrow t_d \rightarrow t_k$ 时刻的估计与协方差。

在多非交叉无序量测问题中,在 t_k 时刻融合中心已经收到若干无序量测。假定共有 $n-1$ 个非交叉无序量测已经到达融合中心,即已知

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k, d_1, \dots, d_{n-1}) \triangleq E\{\mathbf{x}(k) | Z^k, \mathbf{z}(d_1), \dots, \mathbf{z}(d_{n-1})\} \quad (7)$$

$$\mathbf{P}(k|k, d_1, \dots, d_{n-1}) \triangleq \text{cov}\{\hat{\mathbf{x}}(k|k, d_1, \dots, d_{n-1})\} \quad (8)$$

随后,第 n 个非交叉无序量测 $\mathbf{z}(d_n)$ 到达融合中心。

根据前文所述,在 $\mathbf{z}(d_n)$ 起始时刻到最新时刻之间,共有 $l(d)$ 个量测到达融合中心,其中包括无序量测与顺序量测,且满足

$$t_{s(d_n)} = t_{k-l(d)} < t_{d_n} < t_{k_1} < \dots < t_{k_{l(d)}} = t_k \quad (9)$$

按照时戳,使用 $n-1$ 个非交叉无序量测对当前状态估计 $\hat{\mathbf{x}}(k|k)$ 进行迭代更新,即计算

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k, d_1, \dots, d_n) \triangleq E\{\mathbf{x}(k) | Z^k, \mathbf{z}(d_1), \dots, \mathbf{z}(d_n)\} \quad (10)$$

$$\mathbf{P}(k|k, d_1, \dots, d_n) \triangleq \text{cov}\{\hat{\mathbf{x}}(k|k, d_1, \dots, d_n)\} \quad (11)$$

由上述过程可知,对于多非交叉无序量测的处理方法,就是将单无序量测前向预测更新算法序贯迭代执行。

而在多交叉无序量测问题中,若按照上述方法进

行更新,则只能更新 t_d 时刻与 t_k 时刻的状态估计与协方差矩阵,没有对该无序量测融合周期内其他时刻的状态进行更新,因此在前向预测框架内,无法处理该周期内其他无序量测。

在此,对于一般的多无序量测情形,给出一种可行的处理方法。针对其中的单无序量测,假设 t_k 时刻已经计算得到状态估计 $\hat{x}(k|k)$ 与协方差 $P(k|k)$ 。此时, t_d 时刻的无序量测 $z(d)$ 到达融合中心。需要计算

$$\{\hat{x}(d|k-l(d), d), P(d|k-l(d), d)\} \quad (12)$$

$$\{\hat{x}(i|i, d), P(i|i, d)\}_{i=k-l(d)+1}^k \quad (13)$$

这样,一个无序量测融合周期内每个时刻的状态估计与协方差矩阵都得到了更新,对于多无序量测,需要将这个方法序贯执行。将以上方法称为 DI 算法,该算法是针对多无序量测情形的通用算法。

2.2 DI 算法最优性分析

假设共有 n 个无序量测,当算法对第 i 个无序量测 $z(d_i)$ 执行更新时,会得到该无序量测融合周期 $(t_{s(k_i)}, t_{k_i})$ 内各个时刻的包含无序量测 $z(d_i)$ 信息的状态估计与协方差矩阵,相当于融合中心按正常顺序接收到 $z(d_i)$ 时产生的最优估计 $\hat{x}(k_i|k_i, d_i)$ 。当第 $i+1$ 个无序量测 $z(d_{i+1})$ 执行更新时,若 $z(d_i)$ 的起始时刻 $t_{s(d_{i+1})} > t_{k_i}$,则与 $z(d_i)$ 的更新过程相同,得到最优估计 $\hat{x}(k_{i+1}|k_{i+1}, d_{i+1})$;若 $t_{s(d_{i+1})} < t_{k_i}$,即在 $z(d_i)$ 的无序量测融合周期内接收到另一个无序量测 $z(d_{i+1})$,此时该周期内各时刻状态估计已包含了 $z(d_i)$ 信息,故相当于 $z(d_{i+1})$ 的无序量测融合周期内仅含单无序量测,可以得到最优的更新结果。以此类推,可得到与正常顺序处理结果相同的最优估计。

2.3 融入等价量测的信息滤波器

文献[14]中提出了使用信息滤波器(Information Filtering, IF)解决单无序量测的单步延迟问题。在此,提出融入等价量测的信息滤波方法(Equivalent Measurements Information Filtering, EMIF),解决任意步延迟的无序量测。无需求状态转移矩阵的逆,且不依赖过程噪声离散化模型。

首先,定义等价量测的信息矩阵形式,状态分量与信息增量分别为

$$I(k) = P(k|k)^{-1} \hat{x}(k|k) - P(k|k-d)^{-1} \cdot \hat{x}(k|k-d) = H(k)^T R(k)^{-1} z(k) \quad (14)$$

$$J(k) = P(k|k)^{-1} - P(k|k-d)^{-1} = H(k)^T R(k)^{-1} H(k) \quad (15)$$

在融合中心接收到无序量测 $z(d)$ 后,计算 $t_{s(d)}$ 至 t_d 时刻的状态估计与协方差矩阵分别为

$$\hat{x}(d|d) = \hat{x}(d|k-l(d)) + K(d)[z(d) -$$

$$H(d)x(d|k-l(d))] \quad (16)$$

$$P(d|d) = \hat{x}(d|k-l(d)) - K(d)[H(d) \cdot$$

$$P(d|k-l(d))H(d)^T + R(d)]K(d) \quad (17)$$

其中

$$\begin{aligned} \hat{x}(d|k-l(d)) &= F(d, k-l(d)) \cdot \\ &\hat{x}(k-l(d)|k-l(d)) \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} P(d|k-l(d)) &= F(d, k-l(d)) \cdot \\ P(k-l(d)|k-l(d))F(d, k-l(d)) &+ \\ Q(d, k-l(d)) \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} K(d) &= P(d, k-l(d))H(d) \cdot \\ [H(d)P(d|k-l(d))H(d)^T + R(d)]^{-1} \end{aligned} \quad (20)$$

随后,将滤波过程依次推进至 t_i 时刻, $i = [k-l(d)+1]:k$, 分别对该时刻估计与协方差矩阵进行预测

$$\hat{x}(i|i-1) = F(i, i-1)\hat{x}(i-1|i-1) \quad (21)$$

$$\begin{aligned} P(i|i-1) &= F(i, i-1)P(i-1|i-1) \cdot \\ F(i, i-1) + Q(i, i-1) \end{aligned} \quad (22)$$

定义等价量测的信息矩阵形式、状态分量与信息增量分别为

$$\begin{aligned} I(i) &= P(i|i)^{-1} \hat{x}(i|i) - P(i|i-1)^{-1} \cdot \\ \hat{x}(i|i-1) &= H(i)^T R(i)^{-1} z(i) \end{aligned} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} J(i) &= P(i|i)^{-1} - P(i|i-1)^{-1} = \\ H(i)^T R(i)^{-1} H(i) \end{aligned} \quad (24)$$

最终得到 t_i 时刻更新后的状态估计与协方差分别为

$$P(i|i, i-1) = [P(i|i-1) + I(i)]^{-1} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \hat{x}(i|i, i-1) &= [I - P(i|i, i-1)I(i)]\hat{x}(i|i-1) + \\ P(i|i, i-1)J(i) \end{aligned} \quad (26)$$

3 仿真实验

针对多无序量测情形,对提出的新算法做仿真实验,并与顺序处理量测、Cal 算法、丢弃量测法滤波结果做出对比。比较项目为各算法处理量测的位置估计、位置分量均方根误差(RMSE)与协方差矩阵的迹(Trace)。其中,位置分量均方根误差定义为

$$E_{RMSE} = (\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_t^k - \hat{x}_t^k)^2)^{1/2} \quad (27)$$

式中: N 为迭代次数; x_t^k 为滤波输出的位置分量; \hat{x}_t^k 为真实状态的位置分量。

假定目标沿 x 轴做匀速运动,系统方程与量测方程为

$$x(k) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x(k-1) + w(k, k-1) \quad (28)$$

$$z(k) = [1 \ 0] x(k) + v(k) \quad (29)$$

式中: $T=1$ s 为采样周期;过程噪声 $w(k, k-1) \in \mathbf{R}^{2 \times 1}$ 为零均值高斯白噪声,且满足式(3); $Q(k, k-1) = \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{bmatrix} \cdot q$ 为过程噪声协方差矩阵, $q = 1.0$

m^2/s^2 为目标随机扰动参数, $\delta(k, j) = \begin{cases} 1 & k=j \\ 0 & k \neq j \end{cases}$; 量测

噪声 $v(k)$ 为零均值高斯白噪声, 满足式(4); $R(k) = 1 \text{ m}^2$ 为量测噪声协方差。

滤波起始于 $t_0 = 1$ 时刻, 且初始状态估计与协方差矩阵分别为 $\hat{x}(0) = [0 \ 0]$ 和 $P(0) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 。

3.1 仿真 1

假设融合中心收到的无序量测都为非交叉无序量测, 各量测到达顺序与时截如表 1 所示, 各算法结果比较如表 2 所示。

表 1 仿真 1 各量测到达顺序

Table 1 Arrival sequence of each measurement in Simulation 1

参数		数值									
时截/s	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
到达顺序	1	2	4	3	5	6	9	7	8	10	

表 2 仿真 1 中各算法结果比较

Table 2 Results of the algorithms in Simulation 1

比较项	顺序处理量测	新算法	CAI 算法	丢弃量测法
RMSE	0	1.4917	1.6764	2.3629
Trace	0.8008	0.8109	0.8077	0.8044
运行时间/ms	0.548	0.601	0.723	0.413

由表 2 可以看出, 当收到的无序量测都是非交叉无序量测时, 新算法的精度最接近顺序处理量测, 略好于 CAI 算法, 远高于丢弃量测法。但从协方差矩阵的迹可以看出, 新算法稳定性稍弱于其他几种算法, 但差距较小。在算法运行时间对比中, 可以看出, 丢弃量测法因为处理的量测数量较少, 因而时间最短, 而新算法时间介于最优的顺序处理量测与 CAI 算法之间, 取得了实时性与滤波精度的平衡。

图 3 中新算法的状态估计与顺序处理量测的重合度最高, CAI 算法由于只更新最新时刻状态估计, 故在中间时刻的误差较大。

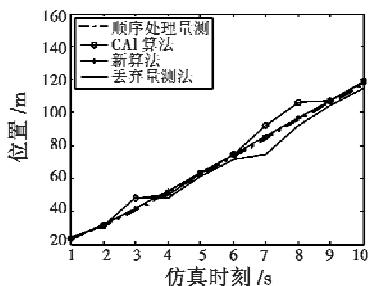


图 3 仿真 1 各算法状态估计

Fig. 3 State estimation of the algorithms in Simulation 1

3.2 仿真 2

假设融合中心收到的无序量测为非交叉无序量测与交叉无序量测, 各量测到达顺序与时截如表 3 所示。

表 3 仿真 2 各量测到达顺序

Table 3 Arrival sequence of each measurement in Simulation 2

参数	数值									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
到达顺序	1	2	4	5	3	6	7	9	8	10

使用各算法对量测进行处理, 结果见表 4、图 4。

表 4 仿真 2 中各算法结果比较

Table 4 Results of the algorithms in Simulation 2

比较项	顺序处理量测	新算法	CAI 算法	丢弃量测法
RMSE	0	1.4917	1.6764	2.3629
Trace	0.8008	0.8109	0.8077	0.8044
运行时间/ms	0.550	0.712	0.820	0.409

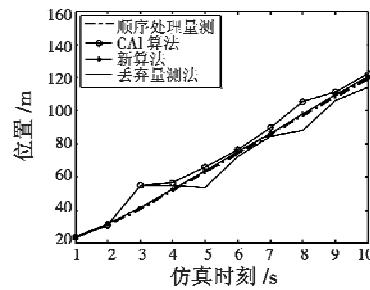


图 4 仿真 2 各算法状态估计

Fig. 4 State estimation of the algorithms in Simulation 2

在表 4 中可以看出, 当收到的无序量测包含交叉无序量测与非交叉无序量测时, 新算法的精度仍然较高, 而 CAI 算法因为没有更新无序量测融合周期内其他时刻状态, 故性能下降严重。图 3 中各算法状态估计变化也给出了直观证明。另外, 此类多无序量测情形较为复杂, 因而导致 CAI 算法与新算法的运行时间有了不同程度的增加。

4 总结

针对线性高斯系统中多无序量测情形, 给出了基于前向预测的可处理任意步延迟无序量测的更新算法。将常见的多无序量测情形进行分类, 对每个无序量测融合周期内各时刻估计进行更新, 总结出最优的 DI 算法, 借助融入等价量测的信息滤波器, 更新得到最新时刻状态估计与协方差矩阵, 计算机仿真也验证了算法的可行性和有效性。但算法在无序量测数量较多时, 计算量也大大增加, 今后可在减小计算量方面继续研究。

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] ZHANG S. GMTI radar track segment association and out-of-sequence measurement processing [D]. Storrs: University of Connecticut, 2005. (下转第 81 页)

梁结构进行损伤检测定位；

2) 数据采集中,测点布置数量适中即可,当测点数量过多或过少时,会引入误差因素,一般测点间距与梁宽度稍小时,检测效果较理想;

3) 采用前2阶模态振型时,不能很好地获得检测结果,一般采用前3阶模态振型能够较准确地判断损伤位置;

4) 传感器数量对梁试件损伤检测没有太明显的影响,但是传感器位置要避免布置在试件的共振点处。

参 考 文 献

- [1] 赵培仲,吉伯林,魏华凯,等.飞机战伤抢修研究中的建模仿真简述[J].电光与控制,2014,21(2):55-59.
- [2] 李桂青,马斌.应变模态对梁结构损伤的变化特性研究[J].低温建筑技术,2013(3):59-61.
- [3] 樊爽,符强,张学成.悬臂梁结构损伤检测方法研究[J].山西建筑,2009,35(14):62-63.
- [4] 刘文光,李俊,严铖,等.弹性梁损伤识别模态应变能法[J].中国机械工程,2014,25(12):1651-1654.
- [5] HU H W, WANG B T, LEE C H, et al. Damage detection of surface cracks in composite laminates using modal analysis and strain energy method [J]. Composite Structures, 2006, 74(4):399-405.
- [6] 郭惠勇,盛懋.基于模态应变能的不同损伤指标对比[J].河海大学学报:自然科学版,2014,42(5):444-450.
- [7] 曹树谦,张文德,萧龙翔.振动结构模态分析:理论、实验与应用[M].2版.天津:天津大学出版社,2014:111-145.
- [8] 王志华,赵勇刚,马宏伟.梁结构中裂纹参数识别方法研究[J].计算力学学报,2006,23(3):307-312.
- [9] 谢春强,邹龙庆,付海龙.石油钻具损伤检测方法研究与应用[J].中国测试,2011,37(6):34-37.
- [10] 宫振,肖宗萍,杨斌.基于模态振型的简支梁损伤识别[J].湖南工程学院学报:自然科学版,2012,22(4):65-67.
- [11] 李永忠,朱浩,吴浪.基于模态应变能的梁结构损伤识别[J].广东建材,2010(5):113-115.
- [12] 袁立侠,李大伟,李霆.悬臂梁结构损伤诊断的模式识别方法研究[J].五邑大学学报:自然科学版,2005,19(1):35-38.
- [13] 王雅瑞,刘然,吕智慧,等.含不同埋深分层损伤复合材料弯曲破坏声发射监测[J].中国测试,2015,41(10):117-120.
- [14] 张翌娜,刘美菊.梁式结构损伤诊断应变模态理论研究与仿真分析[J].黄河水利职业技术学院学报,2013,25(3):25-29.
- [15] 吕红明.边界条件对端梁结构有限元分析影响的研究[J].工程设计学报,2013,20(4):321-325.
- [16] 顾培英.基于应变模态技术的结构损伤诊断直接指标法研究[D].南京:河海大学,2006.
- [17] 董广明.结构损伤全局检测若干方法研究及应用[D].上海:上海交通大学,2007.
- [18] 徐典.结构损伤识别方法与传感器优化布置研究[D].重庆:重庆大学,2011.
- [19] 宋丽红,陈殿云,张传敏.层合梁自由振动的微分求积分析[J].河南科技大学学报:自然科学版,2005,26(2):89-92.

(上接第51页)

- city of Connecticut, 2011.
- [3] 王洪锋,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):13-18.
- [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] 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.
- [6] HILTON R D, MARTIN D A, BLAIR W D. Tracking with timedelayed multisensor systems [M]. Dahlgren: Naval Surface Warfare Center, 1993.
- [7] BAR-SHALOM Y, MALLICK M, CHEN H, et al. One-step solution for the general out-of-sequence-measurement problem in tracking [C]//Aerospace Conference Proceedings, IEEE, 2002:4-1551-4-1559.
- [8] RHEAUME F, BENASKEUR A R. Forward prediction-based approach to target-tracking with of out-of-sequence measurements [C]//Proceedings of the 47th IEEE Conference on

Decision and Control, 2008:1326-1333.

- [9] SHEN X J, ZHU Y M, SONG E B, et al. Optimal centralized update with multiple local out-of-sequence measurements [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57 (4): 1551-1562.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 黄细凤,吴钦章.顺序更新式无序量测处理算法[J].传感技术学报,2012,25(2):224-228.
- [14] 周文辉,李琳,陈国海,等.单步延迟无序量测滤波算法的最优化分析[J].中国科学,2007,37(4):564-580.