

# 一种带波门修正的事件触发机制及其在光电探测网中的应用

陈 焯<sup>1</sup> 盛安冬<sup>2</sup> 李银伢<sup>2</sup> 戚国庆<sup>2</sup>

**摘 要** 本文针对一类通信资源有限的集中式目标状态估计问题进行了研究, 提出一种带波门修正的事件触发机制. 当事件触发条件不满足时, 相应探测器按通信系统设计带宽发送完整量测新息至融合中心. 当事件触发条件满足时, 相应探测器将量化量测新息发送给融合中心. 减少数据传输量, 减轻通信系统的负担. 随后推导机制下的融合中心最小均方误差状态估计算法并对其性能进行了理论分析. 最后给出一个光电探测网的应用算例, 表明了其在工程应用中的有效性及可行性.

**关键词** 波门修正, 事件触发机制, 最小均方误差估计算法, 光电探测网

**引用格式** 陈焯, 盛安冬, 李银伢, 戚国庆. 一种带波门修正的事件触发机制及其在光电探测网中的应用. 自动化学报, 2020, 46(5): 971–985

**DOI** 10.16383/j.aas.2018.c170461

## A Gate-corrected Event-triggered Mechanism and Its Application to the Optic-electric Sensor Network

CHEN Ye<sup>1</sup> SHENG An-Dong<sup>2</sup> LI Yin-Ya<sup>2</sup> QI Guo-Qing<sup>2</sup>

**Abstract** This article focuses on the problem of the centralized target state estimation with constrained communication resources. This article proposes a novel gate-corrected event-triggered mechanism. When the event-triggered condition is satisfied, the corresponding sensor only sends the quantization of the innovation to the fusion center. It reduces the data transmission amount and eases the burden of the communication system. When the event-triggered condition is not satisfied, the sensor sends the whole innovation to the fusion center. This article also derives the minimum mean square error estimation algorithm with the proposed mechanism. The algorithm's performance is also analyzed in this article. At last, its application to an optic-electric sensor network verifies the efficiency and feasibility of the proposed mechanism.

**Key words** Gate-corrected, event-triggered mechanism, the minimum mean square error state estimation algorithm, the optic-electric sensor network

**Citation** Chen Ye, Sheng An-Dong, Li Yin-Ya, Qi Guo-Qing. A gate-corrected event-triggered mechanism and its application to the optic-electric sensor network. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(5): 971–985

近年来, 探测器网络被广泛应用于环境监测、战场监视、远程医疗及危险区域搜救等领域, 得到了国内外研究人员的广泛关注<sup>[1–5]</sup>. 在实际应用某些场合中, 探测器节点由电池供电, 频繁更换电池或对电池进行再充电极不便利. 如何有效利用能量完成探测器网络的估计任务, 是当前探测器网络研究的热点问题之一<sup>[6–7]</sup>.

经研究发现, 探测器网络中各节点进行数据传输时消耗的能量占据了探测器总耗能的主要部分<sup>[8–9]</sup>. 降低探测器节点的传输数据量可直接减少探测器节点的能量消耗, 并可在一定程度上改善网络拥塞问题. 为减少探测器节点的传输数据量, 2006年, Ribeiro 等针对线性系统提出了一种仅需利用量测新息符号即可更新状态估计的量测新息符号卡尔曼滤波算法 (Sign of innovation Kalman filter, SOI-KF)<sup>[10]</sup>. 随后 Msechu 等对 SOI-KF 算法进行了进一步研究, 提出了一种更一般的量测新息量化卡尔曼滤波算法, 可将量测新息量化为任意 bit 位<sup>[11]</sup>. 2015 年, You 对一类带有固定速率量化器的网络化线性系统的参数估计问题进行了研究, 给出了一种自适应新息量化器并推导了相应的状态估计算法<sup>[12]</sup>. 2016 年, Zhang 等针对一类能量及带宽受限的无线探测网, 提出了一种多级新息量化器, 并推导了贝叶斯估计框架下的分布式状态估计算法<sup>[13]</sup>.

上述研究成果均可降低目标探测网络的传输数据量, 但当某一时刻运动目标发生机动或其他原因

收稿日期 2017-08-22 录用日期 2018-02-15  
Manuscript received August 22, 2017; accepted February 15, 2018

国家自然科学基金 (61871221), 国防基础科研重点项目 (JCKY2018209B010), 南京工程学院科研基金 (YKJ201864) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (61871221), National Defense Basic Research Project of China (JCKY2018209B010), and Nanjing Institute of Technology Research Foundation (YKJ201864)

本文责任编辑 曹向辉

Recommended by Associate Editor CAO Xiang-Hui

1. 南京工程学院人工智能产业技术研究院 南京 211167 2. 南京理工大学自动化学院 南京 210094

1. Artificial Intelligence Institute of Industrial Technology, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167 2. College of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094

导致量测值与一步递推估计值相差较大时,上述方法会导致融合中心估计性能大幅下降.为此我们引入事件触发的思想来解决这一问题.

事件触发机制最早由 Doherty 等在 1990 年的一份有关海洋机械的科技报告中提出<sup>[14]</sup>,随后得到了国内外研究人员的广泛关注.赵国荣等对带宽受限的探测器网络估计问题进行了深入研究,提出了一种基于数据驱动传输策略的分布式融合估计器,并给出了融合估计误差均方差一致有界的条件<sup>[15]</sup>.Wu 等针对单探测器情形下分析了估计精度与通信频率之间的关系,并给出了最小均方误差估计算法<sup>[16]</sup>.

针对上述问题,本文从一般量化模式角度入手,通过设置事件触发条件,协调各探测器与融合中心间的信息交互过程.当触发条件满足时,相应探测器发送量化新息至融合中心,在保证满足给定估计精度的前提下,降低传输数据量,减轻通信系统的负担.1 bit 量化作为一般量化模式中的一种最基本也是最简单的形式,仅取量测新息符号发送至融合中心.在一般量化模式中,所需通信资源最少.并且在防空火控系统中,可利用 1 bit 量化后的新息符号对光电跟踪系统波门中心位置进行修正.

在本文中  $\mathbf{R}$  表示实数,  $\mathbf{N}$  表示非负整数.  $\text{tr}(M)$  表示矩阵  $M$  的迹,  $M^T$  表示向量或矩阵的转置.  $E[X]$  表示  $X$  的期望,  $\text{Var}[X]$  表示  $X$  的方差.  $\mathbf{a} \sim N(\bar{a}, A)$  表示向量  $\mathbf{a}$  满足均值为  $\bar{a}$ , 方差为  $A$  的高斯分布.  $\text{diag}_i\{a_i\}$  表示斜对角元素为  $a_i$ , 其余元素均为 0 的斜对角阵.  $I_n$  表示  $n$  维单位阵.  $\text{col}_i(M^i) = [M^1 \cdots M^i \cdots]^T$ .  $\otimes$  表示矩阵间的克罗内克乘积.  $\text{mod}(a, b)$  表示  $a$  除以  $b$  的余数.

## 1 问题描述

考虑线性离散时不变系统如下

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= A\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}_k^i &= C^i\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k^i, 1 \leq i \leq M \end{aligned} \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$  表示  $k$  时刻的状态变量,  $\mathbf{w}_k$  表示  $k$  时刻的过程噪声, 满足  $\mathbf{w}_k \sim N(0, Q)$ .  $\mathbf{y}_k^i \in \mathbf{R}^m$  表示第  $i$  个探测器  $k$  时刻的量测值,  $\mathbf{v}_k^i$  为其量测噪声, 满足  $\mathbf{v}_k^i \sim N(0, R^i)$ , 其中  $R^i$  为探测器  $i$  的量测噪声协方差矩. 探测网络中探测器总数目为  $M$ . 初始状态  $\mathbf{x}_k$  为零均值高斯变量, 方差为  $P_0$ . 假设  $A, Q$  组成的状态方程稳定不发散,  $A, C$  决定的量测系统满足可探测性条件. 其中  $C = \text{col}_i(C^i)$ .

定义  $\mathbf{y}_k^i = [y_{1,k}^i, \cdots, y_{l,k}^i, \cdots, y_{m,k}^i]^T, 1 \leq l \leq m$ , 其中  $y_{l,k}^i$  表示  $\mathbf{y}_k^i$  的第  $l$  个量测量. 定义二元变量  $r_{l,k}^i$  表示  $k$  时刻  $y_{l,k}^i$  所对应的新息分量是否经过量化再发送给融合中心.  $r_{l,k}^i = 1$  表示  $y_{l,k}^i$

对应的量测新息分量量化后发送给融合中心, 反之表示将完整量测新息分量发送给融合中心. 定义  $\mathbf{r}_k^i = \text{diag}\{r_{l,k}^i\}$ .  $k$  时刻融合中心获取的信息集合表示为  $\mathcal{I}_k = \{\mathbf{r}_k^1, \mathbf{y}_k^1, \cdots, \mathbf{r}_k^i, \mathbf{y}_k^i, \cdots, \mathbf{r}_k^M, \mathbf{y}_k^M\}$ , 累积信息集合为  $\hat{\mathcal{I}}_k = \{\mathcal{I}_0, \mathcal{I}_1, \cdots, \mathcal{I}_k\}$ . 在贝叶斯估计框架下, 融合中心关于  $\mathbf{x}_k$  的先验最小均方误差估计及相应预测估计误差协方差阵分别记作  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ ,  $P_{k|k-1}$ . 融合中心关于  $\mathbf{x}_k$  的后验最小均方误差估计及相应预测估计误差协方差阵分别记作  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ ,  $P_{k|k}$ .

探测器  $i$  在  $k$  时刻的量测新息

$$\mathbf{s}_k^i = \mathbf{y}_k^i - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}^i = \mathbf{y}_k^i - C^i\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$$

相应的量测新息分量  $s_{l,k}^i$  的协方差阵为

$$\begin{aligned} \text{Var}[s_{l,k}^i | \hat{\mathcal{I}}_k] &= \\ E[(y_{l,k}^i - \hat{y}_{l,k}^i) \cdot (y_{l,k}^i - \hat{y}_{l,k}^i)^T | \hat{\mathcal{I}}_k] &= \\ C_l^i P_{k|k-1} (C_l^i)^T + R_{ll}^i \end{aligned}$$

其中  $C_l^i$  为矩阵  $C^i$  的第  $l$  行元素组成的矩阵,  $R_{ll}^i$  为  $R^i$  的第  $l$  行  $l$  列元素.  $\text{Var}[s_{l,k}^i | \hat{\mathcal{I}}_k]$  在一定程度上可表示新息  $s_{l,k}^i$  对融合中心估计精度影响的大小.  $\text{Var}[s_{l,k}^i | \hat{\mathcal{I}}_k]$  越大, 表示其对融合中心估计精度影响越高<sup>[17]</sup>. 当  $\text{Var}[s_{l,k}^i | \hat{\mathcal{I}}_k]$  大于一定阈值时, 对  $s_{l,k}^i$  进行量化后再发送至融合中心会大大降低融合中心的估计性能. 为弥补这一不足, 本文提出事件触发机制如下

$$r_{l,k}^i = \begin{cases} 1, & \text{如果 } C_l^i P_{k|k-1} (C_l^i)^T + R_{ll}^i \leq \delta_l^i \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (2)$$

其中  $\delta_l^i$  为  $s_{l,k}^i$  对应的门限因子,  $\delta_l^i$  越大,  $s_{l,k}^i$  量化后再发送给融合中心的概率越高.

由上述所提事件触发机制可知, 探测器各量测量分量间事件触发条件满足与否是互相独立的. 在实际应用中, 可根据各量测新息分量重要程度的不同分别设置门限因子, 以满足实际工程应用中具体精度指标的要求.

当  $r_{l,k}^i = 1$  时, 量测新息分量  $s_{l,k}^i$  经量化后发送给融合中心. 参照文献 [11], 相应的新息分量量化器  $q$  定义为:

$$b_{l,k}^i = q(s_{l,k}^i), \quad q(\cdot) : \mathbf{R} \rightarrow \mathcal{B} \quad (3)$$

其中  $b_{l,k}^i$  表示  $r_{l,k}^i = 1$  时相应新息分量量化后的新息分量,  $\mathcal{B}$  为量化后信息集合. 详细量化规则如下:

令量测新息分量空间划分为  $N$  段, 即  $\mathcal{S}_q = [\kappa_q, \kappa_{q+1})$ ,  $i \in \mathcal{B} = 1, \cdots, N$ . 则

$$b_{l,k}^i = q, \text{ 如果 } s_{l,k}^i \in [\kappa_q, \kappa_{q+1})$$

线性系统 (1) 应用本文所提事件触发机制 (2) 后, 在新息量化器 (3) 作用下, 融合中心如何根据各时刻所得信息计算最终状态估计值, 及引入的事件触发机制对算法的估计性能有何影响, 是本文接下来要研究的问题。

## 2 事件触发新息量化最小均方误差估计

不失一般性地, 令  $m = l = 1, M = i = 1$ . 在不引起符号混乱的前提下,  $\delta_l^i, b_{l,k}^i, C^i, R^i, r_{l,k}^i$  可简写为  $\delta, b_k, C, R, r_k$ .

### 2.1 精确状态估计算法

在贝叶斯估计体系中, 最小均方误差估计为所有已知信息下状态变量  $\mathbf{x}_k$  的条件期望<sup>[10-13, 18]</sup>, 因而可由下述两步计算得出所提事件触发机制 (2) 下的最小均方误差估计值。

#### 2.1.1 时间更新

融合中心关于  $\mathbf{x}_k$  的先验最小均方误差估计

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbb{E}[\mathbf{x}_k | \hat{\mathcal{I}}_{k-1}] = \int_{\mathbf{R}^n} \mathbf{x} f_x(\mathbf{x}_k | \hat{\mathcal{I}}_{k-1}) dx$$

其中  $f_x(\mathbf{x}_k | \hat{\mathcal{I}}_{k-1})$  为状态变量  $\mathbf{x}$  的先验概率密度函数. 相应的估计误差协方差矩阵

$$P_{k|k-1} = \mathbb{E}[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \cdot (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T | \hat{\mathcal{I}}_{k-1}] = \int_{\mathbf{R}^n} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \times (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T \cdot f_x(\mathbf{x}_k | \hat{\mathcal{I}}_{k-1}) dx$$

#### 2.1.2 量测更新

受文献 [16] 中定理 3.2 证明部分的启发, 可将量测更新模块分为量测新息量化与未量化两种情形进行讨论。

1)  $r_k = 1$ , 量测新息量化后发送至融合中心, 此时  $\bar{\mathcal{I}}_k = \hat{\mathcal{I}}_{k-1} \cup \{b_k\}$ . 后验状态估计值

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \mathbb{E}[\mathbf{x}_k | \bar{\mathcal{I}}_k] = \int_{\mathbf{R}^n} \mathbf{x} f_x(\mathbf{x}_k | \bar{\mathcal{I}}_k) dx$$

相应的后验估计误差协方差阵  $P_{k|k}$  为

$$P_{k|k} = \int_{\mathbf{R}^n} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k})(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k})^T \cdot f_x(\mathbf{x}_k | \bar{\mathcal{I}}_k) dx$$

其中后验概率密度函数

$$f_x(\mathbf{x}_k | \bar{\mathcal{I}}_k) = \frac{f(\mathbf{x}_k | \hat{\mathcal{I}}_{k-1}) \int_{\Sigma} f(b_k | \mathbf{x}_k, \hat{\mathcal{I}}_{k-1}) db_k}{\int_{\Sigma} f(b_k | \hat{\mathcal{I}}_{k-1}) db_k}$$

其中

$$f(b_k | \mathbf{x}_k, \hat{\mathcal{I}}_{k-1}) = \mathcal{Q} \left[ \frac{C(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{x}_k)}{R_k} \right]$$

其中  $\mathcal{Q}(x) = \int_x^\infty \mathcal{N}(u; 0, 1) du$ . 集合  $\Sigma \subset \mathbf{R}^n$  为

$$\Sigma = \{\varpi \in \mathbf{R}^n | CP_{k|k-1}C^T + R < \delta\}$$

2)  $r_k = 0$ , 将完整量测新息发送给融合中心,  $\hat{\mathcal{I}}_k = \hat{\mathcal{I}}_{k-1} \cup \{s_k\}$ . 融合中心关于  $\mathbf{x}_k$  的后验估计值

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \mathbb{E}[\mathbf{x}_k | \hat{\mathcal{I}}_k] = \int_{\mathbf{R}^n} \mathbf{x} f_x(\mathbf{x}_k | \hat{\mathcal{I}}_k) dx$$

相应的估计误差协方差阵

$$P_{k|k} = \int_{\mathbf{R}^n} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k})(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k})^T f_x(\mathbf{x}_k | \hat{\mathcal{I}}_k) dx$$

其中

$$f_x(\mathbf{x}_k | \hat{\mathcal{I}}_k) = \frac{f_x(\mathbf{x}_k | \hat{\mathcal{I}}_{k-1}) f(s_k | \hat{\mathcal{I}}_{k-1}, \mathbf{x}_k)}{f(s_k | \hat{\mathcal{I}}_{k-1})}$$

由第 2.1.1 节及第 2.1.2 节可得所提事件触发机制 (2) 下关于  $\mathbf{x}_k$  的最小均方误差估计值. 但上述计算过程需进行高维数值积分运算, 由其带来的高额计算负担等制约了上述精确状态估计算法在实际工程中的应用, 因此我们需推导一种计算量较小的近似状态估计算法。

### 2.2 近似状态估计算法

在非线状态估计算法中, 为避免由高维数值积分运算带来的高额计算负担, 通常有如下假设。

**假设 1.**  $f_x(\mathbf{x}_k | \hat{\mathcal{I}}_{k-1})$  满足如下高斯分布

$$f_x(\mathbf{x}_k | \hat{\mathcal{I}}_{k-1}) = \mathcal{N}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, P_{k|k-1})$$

这一假设可大幅降低计算状态估计值及相应估计误差协方差阵的运算复杂度, 被非线性状态估计领域中的众多研究学者广泛使用<sup>[10-11, 19-20]</sup>. 相关假设 1 对状态估计算法最优性等方面的影响可参考文献<sup>[21]</sup>. 假设 1 下融合中心关于  $\mathbf{x}_k$  的最小均方误差估计可由如下步骤计算得出。

**引理 1**<sup>[18]</sup>. 令  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n, \mathbf{y} \in \mathbf{R}^m$  满足联合高斯概率分布, 期望和方差分别为

$$\boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{x}} \\ \bar{\mathbf{y}} \end{bmatrix}, \Gamma = \begin{bmatrix} \Gamma_{xx} & \Gamma_{xy} \\ \Gamma_{yx} & \Gamma_{yy} \end{bmatrix}$$

则条件概率分布  $f_x(x|y)$  满足高斯分布  $\mathcal{N}(\bar{\mathbf{x}} + \Gamma_{xy}\Gamma_{yy}^{-1}(\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}}), \Gamma_{xx} - \Gamma_{xy}\Gamma_{yy}^{-1}\Gamma_{yx})$ .

### 2.2.1 时间更新

融合中心关于  $\mathbf{x}_k$  的先验最小均方误差估计

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = A\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$$

相应的估计误差协方差阵

$$P_{k|k-1} = AP_{k-1|k-1}A^T + Q \quad (4)$$

### 2.2.2 量测更新 (Measurement Update)

1)  $r_k = 0$ , 探测器将完整量测新息发送至融合中心.

由于  $E[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \cdot (\mathbf{s}_k)^T | \hat{\mathcal{I}}_{k-1}] = P_{k|k-1}(C)^T$ , 由引理 1 得

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + P_{k|k-1}C^T(CP_{k|k-1}C^T + R)^{-1} \mathbf{s}_k$$

相应的估计误差协方差阵

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - P_{k|k-1}C^T(CP_{k|k-1}C^T + R)^{-1} \times CP_{k|k-1} \quad (5)$$

2)  $r_k = 1$ , 量测新息量化后发送至融合中心. 此时融合中心获取到的信息集合为  $\bar{\mathcal{I}}_k = \{\bar{\mathcal{I}}_{k-1}, b_k\}$

参考文献 [11] 中的 Proposition 1, 可得

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \rho_{q,k}W_k$$

相应的估计误差协方差阵

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - \rho_{q,k}W_kW_k^T \quad (6)$$

其中

$$W_k = P_{k|k-1}C^T \sqrt{R + CP_{k|k-1}C^T}^{-1}$$

$$\rho_{q,k} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{\exp\left(-\frac{\Xi_{q,k}^2}{2}\right) - \exp\left(-\frac{\Xi_{q+1,k}^2}{2}\right)}{Q} (\Xi_{q,k}) - Q(\Xi_{q+1,k})$$

$$Q(\Xi_{q+1,k}) = \rho_{q,k}^2 - \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times \frac{\Xi_{q,k} \exp\left(-\frac{\Xi_{q,k}^2}{2}\right) - \Xi_{q+1,k} \exp\left(-\frac{\Xi_{q+1,k}^2}{2}\right)}{Q(\Xi_{q,k}) - Q(\Xi_{q+1,k})}$$

当探测器向融合中心发送的量测新息为向量 ( $m > 1$ ) 时, 定义量测新息内各分量间的偏序关系后, 可得向量新息时的状态估计算法. 具体如下所示.

**算法 1.** 向量新息最小均方误差状态估计算法时间更新

融合中心  $k$  时刻先验估计值  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = A\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$

相应估计误差协方差阵  $P_{k|k-1} = AP_{k-1|k-1}A^T + Q$

量测更新  
for  $1 \leq l \leq m$

if  $r_{l,k} = 0$

估计增益阵的第  $l$  列

$$W_{l,k} = P_{k|k-1}C_l^T \cdot [C_l P(k|k-1, l-1)C_l^T + R_{ll}]^{-1}$$

相应的新息第  $l$  个分量为

$$s_{l,k} = y_{l,k} - C_l \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$$

else

估计增益阵的第  $l$  列

$$W_{l,k} = \frac{P_{k|k-1}C_{l,0}^T}{\sqrt{1 + C_{l,0}P_{k|k-1}(C_{l,0})^T}}$$

相应的新息第  $l$  个分量为

$$b_{l,k} = \rho_{q,k}$$

end for

$k$  时刻融合中心估计值

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + W_k \cdot \mathbf{s}_k$$

$$W_k = [W_{1,k} \cdots W_{l,k} \cdots W_{m,k}]$$

$$\mathbf{s}_k = [(1 - r_{1,k}) \cdot s_{1,k} + r_{1,k} \cdot b_{1,k} + \cdots +$$

$$(1 - r_{m,k}) \cdot s_{m,k} + r_{m,k} \cdot b_{m,k}]^T \quad (7)$$

相应的估计误差协方差阵

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - W_k C_{r_0} P_{k|k-1} - \frac{\rho_{q,k} P_{k|k-1} (C_{r_1})^T C_{r_1} P_{k|k-1}}{CP_{k|k-1}C^T + R} = P_{k|k-1} - \frac{P_{k|k-1} (C_{r_0})^T C_{r_0} P_{k|k-1}}{C^i P_{k|k-1} C^T + R} - \frac{\rho_{q,k} P_{k|k-1} C_{r_1}^T C_{r_1} P_{k|k-1}}{CP_{k|k-1}C^T + R}$$

其中  $C_{r_0} = (I - R_{f,k})C$ ,  $C_{r_1} = R_{f,k}C$ ,  $R_{f,k} = \text{diag}\{r_{l,k}\}$ .

当探测器数目大于 1 时, 定义各探测器量测新息偏序关系后, 可按标准批处理算法形式对算法 1 进行拓展, 进而得到多探测器情形下的状态估计算法, 因篇幅限制, 不再赘述.

### 2.3 仅发送新息分量符号的状态估计算法

光电探测网的一个重要用途在于其可通过激光、红外、可见光等波段的光电探测器实现目标信息的采集, 进而为防空火控系统提供量测信息. 目前现有单体防空火控系统中, 通信系统能力有限, 随着近年来对单体火控系统组网的需求越来越大, 防空

火控通信系统负担不断加重. 在此应用背景下, 本文利用量化滤波算法, 尽可能地减轻防空火控系统中通信系统的负担. 与此同时, 本文所提出的事件触发机制可进一步协调各光电探测器与融合中心间的量化通信过程, 在减轻通信系统负担的同时, 保证融合中心精度指标满足要求. 在防空火控系统中, 各探测器每时刻发送至融合中心的数据量越多, 融合中心估计精度越高. 因此, 今后可从系统通信资源限制与系统估计精度指标需求两个方面考虑, 采取尽可能多的量化位数.

1 bit 量化作为一般量化模式中最基本也是最简单的形式, 仅取量测新息符号发送至融合中心. 在一般量化模式中, 所需通信资源最少. 同时其在防空火控系统物理意义层面, 量测新息三个方向分量的正负号可以表征此时火控系统跟踪波门与目标实际运动位置间的超前或滞后关系. 因此 1 bit 量化不仅可节省通信资源, 并可利用所得分量符号信息对跟踪波门中心的预测位置进行修正, 但同时也会带来量化意义下的精度损失.

当量化位数为 1 bit 时, 上文中近似状态估计算法量测更新步骤中  $r_k = 1$  时, 估计算法可简化为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \frac{\sqrt{\frac{2}{\pi}} P_{k|k-1} C^T}{\sqrt{C P_{k|k-1} C^T + R}} b_k$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - \frac{2 P_{k|k-1} C^T C P_{k|k-1}}{\pi C P_{k|k-1} C^T + R}$$

### 3 带波门修正的事件触发机制性能分析

所提事件触发机制会对融合中心估计性能造成何种程度的影响, 是本文研究的重难点问题之一. 为后文分析方便, 假设  $\mathbf{x}(k)$  和量测值  $\mathbf{y}(k)$  均为标量, 即  $n = m = 1$ . 此时状态转移阵  $A$ , 量测阵  $C$ , 量测方差阵  $R$ , 过程噪声方差阵  $Q$  均为标量, 为表示区别, 用小写字母表示. 为下文行文方便, 给出定义 1 及定义 2 如下.

**定义 1**<sup>[21]</sup>. 定义函数  $h: \text{dom}(h) \rightarrow \mathbf{R}^n$ ,  $p(k+1) = h(p(k))$ ,  $p(0) \geq 0$ .  $\text{dom}(h)$  表示函数  $h$  的定义域. 当函数  $h(\cdot)$  在点  $p$  应用  $m$  次时, 记作  $h^m(p)$ . 则对  $p^* \in \text{dom}(h)$ , 如果点  $p^*$  满足  $h^N(p^*) = p^*$ , 称点  $p^*$  为  $h^N$  的一个固定点, 点  $p^*$  为函数  $h(\cdot)$  的  $N$  周期固定点.

**定义 2**<sup>[17]</sup>. 假设点  $p^*$  为函数  $h(\cdot)$  的  $N$  周期固定点, 对于任意初值  $p_0 \geq 0$ , 当  $\lim_{t \rightarrow \infty} h^{tN}(p_0) = p^*$  时, 称  $h$  为近似  $N$  周期函数.

令  $p_k = P_{k|k-1}$ , 联立式 (4)~(6) 可得

$$p_{k+1} = a^2 p_k + q - \frac{\frac{2}{\pi} \cdot a^2 c^2 p_k^2}{c^2 p_k + r}$$

$$\mathbf{1}_{c^2 p_k + r > \delta} \cdot \frac{\frac{\pi-2}{\pi} \cdot a^2 c^2 p_k^2}{c^2 p_k + r} \quad (8)$$

其中  $\mathbf{1}_{c^2 p_k + r > \delta}$  为二元指示变量, 当  $c^2 p_k + r > \delta$  时, 值为 1; 反之, 值为 0.

不失一般性, 假设  $q = r = 1$ ,  $a > 0, c > 0$ , 式 (8) 可记作

$$p_{k+1} = h(p_k) \quad (9)$$

其中函数  $h$  定义为

$$h: [0, +\infty) \mapsto [0, +\infty)$$

$$p \mapsto a^2 p + 1 - \frac{\frac{2}{\pi} \cdot a^2 c^2 p^2}{c^2 p + 1} - \mathbf{1}_{c^2 p + 1 > \delta} \cdot \frac{\frac{\pi-2}{\pi} \cdot a^2 c^2 p^2}{c^2 p + 1}$$

假设对任意时刻, 事件触发条件均不满足, 即每时刻探测器均将完整量测新息发送至融合中心, 此时本文所提滤波算法与标准 Kalman 滤波算法等价. 式 (8) 可化为

$$p_{k+1} = a^2 p_k + 1 - \frac{a^2 c^2 p_k^2}{c^2 p_k + 1} \quad (10)$$

显然, 式 (10) 为标准 Kalman 滤波算法的离散代数黎卡提方程, 其稳态解记作  $\underline{p}$ , 当  $k \rightarrow \infty$  时, 相应标准 Kalman 滤波器的预测误差协方差阵收敛至  $\underline{p}$ .

假设对任意时刻, 事件触发条件均满足, 即每时刻探测器均仅将量测新息符号发送至融合中心, 此时本文所提算法与 SOI-KF 算法等价, 式 (8) 可化为

$$p_{k+1} = a^2 p_k + 1 - \frac{\frac{2}{\pi} \cdot a^2 c^2 p_k^2}{c^2 p_k + 1} \quad (11)$$

式 (11) 为 SOI-KF 算法的离散代数黎卡提方程, 稳态解记作  $\bar{p}$ , 当  $k \rightarrow \infty$  时, 相应 SOI-KF 算法的预测误差协方差阵收敛至  $\bar{p}$ .

经上述分析可得, 当事件触发条件一直满足时, 式 (8) 的稳态解为  $\bar{p}$ , 对应的触发门限  $\bar{\delta} = c^2 \bar{p} + r$ ; 事件触发条件一直不满足时, 式 (8) 的稳态解为  $\underline{p}$ , 其对应的触发门限为  $\underline{\delta} = c^2 \underline{p} + r$ . 进一步, 由简单数学推导可得  $\underline{p} < \bar{p}$ .

为便于对式 (8) 性质进行分析, 定义函数  $f_1(p)$ ,  $f_2(p)$  如下:

$$f_1(p) = a^2 p + 1 - \frac{a^2 c^2 p^2}{c^2 p + 1}$$

$$f_2(p) = a^2 p + 1 - \frac{\frac{2}{\pi} \cdot a^2 c^2 p^2}{c^2 p + 1}$$

函数  $f_1(p)$ ,  $f_2(p)$  的单调性如引理 2 所示.

**引理 2.** 函数  $f_1(p)$  在区间  $(-\infty, -\frac{1}{c^2})$  上单调递增, 在区间  $(-\frac{1}{c^2}, +\infty)$  上单调递增. 在区间  $(0, \underline{p})$  上  $f_1(p) > p$ , 在区间  $(\underline{p}, +\infty)$  上  $f_1(p) < p$ ; 函数  $f_2(p)$  在区间  $(-\infty, -\frac{1}{c^2})$  上单调递增, 在区间  $(-\frac{1}{c^2}, +\infty)$  上单调递增. 在区间  $(0, \bar{p})$  上  $f_2(p) > p$ , 在区间  $(\bar{p}, +\infty)$  上  $f_2(p) < p$ .

**证明.** 由简单的数学求导运算即可得, 因篇幅限制省略过程.  $\square$

在引理 2 下, 我们可得触发条件门限因子取值范围与离散代数黎卡提方程的解变化规律的关系, 具体如定理 1 所示.

**定理 1.** 针对系统 (1), 应用事件触发机制 (2), 当触发条件中的门限因子  $\delta \leq \underline{\delta}$  时, 离散代数黎卡提方程 (8) 的解收敛至  $\underline{p}$ ; 当触发条件中的门限因子  $\delta \geq \bar{\delta}$  时, 离散代数黎卡提方程 (8) 的解收敛至  $\bar{p}$ .

**证明.**

1) 当  $\delta \leq \underline{\delta}$  时, 根据初始  $p_0$  的大小分类讨论.

a) 当  $p_0 \leq \underline{p}$  时, 由于  $\delta \leq \underline{\delta}$ , 无法进一步比较  $\delta_{p_0} = c^2 p_0 + 1$  与  $\delta$  的大小, 需进一步按  $\delta_{p_0}$  与  $\delta$  的大小关系进行分组讨论.

i) 当  $\delta_{p_0} > \delta$  时, 事件触发条件不满足, 此时式 (8) 等价于式 (10), 由标准 Kalman 滤波算法的性质可知, 此时黎卡提方程 (8) 的解会逐渐变小直至收敛至  $\underline{p}$ . 又由于  $\delta \leq \underline{\delta}$ , 因此在此过程中事件触发条件均不满足, 式 (8) 一直等价于式 (10), 因此离散代数黎卡提方程 (8) 的解收敛至  $\underline{p}$ .

ii) 当  $\delta_{p_0} \leq \delta$  时, 事件触发条件满足, 式 (8) 等价于式 (11). 由引理 2, 对  $0 < \delta_{p_0} \leq \delta \leq \underline{\delta}$ , 即  $p_0 \leq \underline{p} < \bar{p}$ ,  $p_{k+1} = f_2(p_k)$  逐渐变大, 因此存在  $k_1 \in \mathbf{N}$ , 使得当  $k > k_1$  时,  $\delta_{p_k} = c^2 p_k + 1 > \delta$ , 此时, 式 (8) 等价于式 (10), 由标准 Kalman 滤波算法的性质可知, 此时黎卡提方程 (8) 的解逐渐减小收敛至  $\underline{p}$ . 由于  $\delta_{p_k} > \delta$ ,  $\underline{\delta} \geq \delta$ , 函数  $f_1(p)$  在区间  $(0, +\infty)$  上为单调函数, 因此在此过程中事件触发条件均不满足, 不会出现黎卡提方程跳变的情况.

b) 当  $p_0 > \underline{p}$  时, 由于  $\delta \leq \underline{\delta}$ ,  $c^2 p_0 + 1 > \delta$ . 此时, 式 (8) 等价于式 (10), 由标准 Kalman 滤波算法的性质可知, 此时黎卡提方程 (8) 的解收敛至  $\underline{p}$ . 在此过程中, 事件触发条件一直不成立, 不会出现黎卡提方程跳变的情况.

综合 a), b) 可得, 当触发条件中的门限因子  $\delta \leq \underline{\delta}$  时, 离散代数黎卡提方程 (8) 的解收敛至  $\underline{p}$ .

2) 类似地, 当  $\delta \geq \bar{\delta}$  时, 可得离散代数黎卡提方程 (8) 的解收敛至  $\bar{p}$ .  $\square$

定理 1 中仅对  $\delta \leq \underline{\delta}$  及  $\delta \geq \bar{\delta}$  这两种情形进行了分析. 为下文便于分析  $\underline{\delta} < \delta < \bar{\delta}$  时预测误差协方差阵的变化情况. 给出引理 3~9 如下所述.

**引理 3**<sup>[21]</sup>. 定义  $\|\cdot\|$  为  $\mathbf{R}^n$  上的范数,  $S$  为

$\mathbf{R}^n$  上的闭子集. 假设  $f : S \rightarrow S$  为  $S$  上的压缩映射, 即存在  $0 \leq L < 1$ , 对任意的  $p, \tilde{p} \in S$ , 有  $\|f(p) - f(\tilde{p})\| \leq L\|p - \tilde{p}\|$ . 则  $f$  在  $S$  中有唯一固定点  $p^*$ . 进一步地, 假设  $p(k+1) = f(p(k))$ , 对任意  $p(0) \in S$ , 有

$$\|p(k) - p^*\| \leq \frac{L^k}{1-L} \|p(1) - p(0)\| (k \geq 0)$$

上式说明对任意的  $p(0) \in S$ , 当  $k \rightarrow \infty$  时,  $p(k)$  收敛至  $p^*$ .

**引理 4**<sup>[17]</sup>. 令  $\mathcal{Q} = \{Q_1, \dots, Q_i, \dots, Q_N\}$  表示由  $N$  个非空区间组成的区间集合, 且两两交集为空. 其中  $Q_i = [a_i, b_i]$ . 则区间集合  $\mathcal{Q}$  可由集合  $\mathcal{L}$  和  $\mathcal{U}$  表示. 其中  $\mathcal{L} = \{a_1, \dots, a_i, \dots, a_N\}$ ,  $\mathcal{U} = \{b_1, \dots, b_i, \dots, b_N\}$ . 若存在另一区间集合  $\hat{\mathcal{Q}} = \{\hat{Q}_1, \dots, \hat{Q}_i, \dots, \hat{Q}_N\}$ ,  $\hat{Q}_i = [\hat{a}_i, \hat{b}_i]$ ,  $\hat{\mathcal{Q}}$  可用集合  $\hat{\mathcal{L}}$  和  $\hat{\mathcal{U}}$  表示.  $\hat{\mathcal{L}} = \{\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_i, \dots, \hat{a}_N\}$ ,  $\hat{\mathcal{U}} = \{\hat{b}_1, \dots, \hat{b}_i, \dots, \hat{b}_N\}$ . 如果  $\mathcal{L} = \hat{\mathcal{L}}$  且  $\mathcal{U} = \hat{\mathcal{U}}$ , 则  $\mathcal{Q} = \hat{\mathcal{Q}}$ .

定义

$$\begin{aligned} q_1 &= a^2 p_\delta + 1 - \frac{a^2 c^2 p_\delta^2}{c^2 p_\delta + 1} \\ q_2 &= a^2 p_\delta + 1 - \frac{\frac{2}{\pi} \cdot a^2 c^2 p_\delta^2}{c^2 p_\delta + 1} \end{aligned} \quad (12)$$

**引理 5.** 当事件触发条件中的门限因子  $\underline{\delta} < \delta < \bar{\delta}$  时, 对任意初值  $p_0 \in (0, +\infty)$ , 存在  $k_m \in \mathbf{N}$ , 使得  $h^{k_m}(p_0) \in (q_1, q_2)$ .

**证明.** 当  $\underline{\delta} < \delta < \bar{\delta}$ , 由于  $\delta = c^2 p_\delta + 1$ , 相应地, 可得  $\underline{p} < p_\delta < \bar{p}$ . 按初值  $p_0$  大小进行分组讨论.

由于  $\underline{p} < p_\delta < \bar{p}$ , 由引理 2 可得,  $q_1 < p_\delta < q_2$ .

1) 当  $0 < p_0 \leq q_1 < p_\delta < \bar{p}$ , 即  $\delta_{p_0} < \delta$ , 此时事件触发条件满足, 有  $p_{k+1} = f_2(p_k)$ , 由引理 2 可得,  $p_{k+1} > p_k$ . 又由于式 (11) 收敛于  $\bar{p} > p_\delta$ , 因此对于  $0 < p_0 < q_1$ , 存在  $k_4 \in \mathbf{N}$ , 使得当  $k < k_4$  时,  $\delta_{p_k} < \delta$ , 当  $k \geq k_4$  时,  $\delta_{p_k} \geq \delta$ , 事件触发条件不满足. 式 (8) 等价于式 (10),  $p_{k+1} = f_1(p_k)$ , 由于  $p_k > p_\delta > \underline{p}$ , 由引理 2 可得,  $p_{k+1} < p_k$ . 由于  $p_{k_4} > p_\delta$ ,  $f_1(p)$  在  $[0, +\infty)$  上为增函数, 因此  $p_{k_4+1} > q_1$ .

由于  $p_{k_4-1} < p_\delta$ ,  $f_2(p)$  在  $(0, +\infty)$  上为增函数, 因此  $p_{k_4} < q_2$ , 进而可得  $q_1 < p_\delta < p_{k_4} < q_2$ .

2) 当  $q_1 < p_0 < q_2$  时, 经分析可得  $h((q_1, q_2)) = (q_1, h(q_2)) \cup (h(q_1), q_2) \subseteq (q_1, q_2)$ .

3) 同样, 当  $p_0 > q_2$  时,  $p_0 > q_2 > p_\delta$ , 经分析可得对  $p_0 > q_2$ , 存在  $k_5 \in \mathbf{N}$ , 使得  $h^{k_5}(p_0) \in (q_1, q_2)$ .

综上可得, 对  $\underline{\delta} < \delta < \bar{\delta}$ , 对任意初值  $p_0 \in (0, +\infty)$  存在  $k_m \in \mathbf{N}$ , 使得  $h^{k_m}(p_0) \in (q_1, q_2)$ .  $\square$

由引理 5 可得,  $h((q_1, q_2)) = (q_1, h(q_2)) \cup$

$(h(q_1), q_2)$ , 且为单射, 因此可定义函数  $h(\cdot)$  的反函数  $h^{-1}(\cdot)$  如下

$$h^{-1} : (q_1, h(q_2)) \cup (h(q_1), q_2) \rightarrow (q_1, q_2)$$

由于  $h((q_1, q_2)) = (q_1, h(q_2)) \cup (h(q_1), q_2)$  是间断区间, 显然函数  $h^{km}(\cdot)$  在区间  $(q_1, q_2)$  上的定义域也为间断区间. 可用如下算法求其间断点.

**算法 2.**

```

 $d_1 = \delta$ 
while  $d_i \in \text{dom}(h^{-1})$ 
     $d_{i+1} = h^{-1}(d_i)$ 
     $i = i + 1$ 
end while
    
```

end while

定义  $N = i + 1$ .

**假设 2.** 对于给定的初始条件, 函数  $h^N$  在区间  $(q_1, q_2)$  上存在有限个间断点, 即算法 2 一定会终止.

**假设 3.**  $h(q_2) \neq d_{N-1}$ .

在假设 2~3 下, 有引理 6 如下所示.

**引理 6.** 函数  $h^i(\cdot), i \leq N - 1$  在区间  $(q_1, q_2)$  上的间断点集合记作  $D_i = \{d_1, \dots, d_i\}$ , 函数  $h^i(\cdot)$  在区间  $(q_1, q_2) \setminus D_i$  上是连续的,  $(q_1, q_2) \setminus D_i$  表示区间  $(q_1, q_2)$  除去  $D_i$  剩下的区间; 函数  $h^N(\cdot)$  在区间  $(q_1, q_2) \setminus D_{N-1}$  上是连续的.

**证明.** 由假设 1 可得, 当  $i \neq j$  时,  $d_i \neq d_j$ . 由算法 2 可知,  $d_{N-1} \notin \text{dom}(h^{-1})$ . 进而可得  $d_{N-1} \in (h(q_2), h(q_1))$ . 显然函数  $h$  在区间  $(q_1, q_2) \setminus D_1$  上是连续的. 其中  $D_1 = \{d_1\}$ ,  $(q_1, q_2) \setminus D_1$  表示除去点集  $D_1$  剩下的区间. 不妨假设当  $i = j < N - 2$  时, 函数  $h^j$  在区间  $(q_1, q_2) \setminus D_j$  上是连续的, 则当  $i = j + 1$  时,  $h^{j+1}(p) = h(h^j(p))$ , 因此  $h^{j+1}(\cdot)$  在区间  $(q_1, q_2)$  上除了点集  $D_j$  以及点  $d_{j+1}$  ( $h^j(d_{j+1}) = d_1$ ) 是连续的,  $d_{j+1} = h^{-j}(d_1) = h^{-1}(d_j)$ . 因此函数  $h^{j+1}$  在区间  $(q_1, q_2) \setminus D_{j+1}$  上是连续的. 因此由数学归纳法可得函数  $h^i(\cdot)$  在区间  $(q_1, q_2) \setminus D_i$  上是连续的.

同理可得函数  $h^N(\cdot)$  在区间  $(q_1, q_2) \setminus D_{N-1}$  上除了点  $\hat{p}$  ( $h^{N-1}(\hat{p}) = d_1$ ) 是连续的. 由于  $h(\hat{p}) = d_{N-1} \in (h(q_2), h(q_1))$ , 因此  $\hat{p} \notin \text{dom}(h^{-1})$ . 进而可得函数  $h^N(p)$  在区间  $(q_1, q_2) \setminus D_{N-1}$  上是连续的. □

显然, 由引理 6 可知, 点集  $D_{N-1}$  将区间  $(q_1, q_2)$  分为  $N$  个子区间

$$\begin{aligned} \mathcal{Q} &= \{Q_N, \dots, Q_i, \dots, Q_{\bar{i}}\} \\ Q_i &= [d_i, d_{\Lambda(\Lambda^{-1}(i)+1)}) \\ Q_{\bar{i}} &= [d_{\bar{i}}, q_2) \\ Q_N &= (q_1, d_{\bar{i}}) \end{aligned}$$

其中函数  $\Lambda(\cdot)$  表示将点集  $D_{N-1}$  中的点按大小排

序, 即  $d_{\Lambda(i)} < d_{\Lambda(i+1)}$ ,  $Q_N$  表示最左侧的子区间,  $Q_{\bar{i}}$  表示最右侧的子区间.  $\Lambda(1) = \bar{i}$ ,  $\Lambda(N - 1) = \bar{i}$ .

定义符号  $\varphi_{-N}(a, b)$

$$\varphi_{-N}(a, b) = \begin{cases} \text{mod}(a - b, N), & \text{如果 } \text{mod}(a - b, N) > 0 \\ N, & \text{如果 } \text{mod}(a - b, N) = 0 \end{cases}$$

在符号定义  $\varphi_{-N}(a, b)$  及引理 4 下, 有引理 7 如下.

**引理 7.** 对区间集合  $\mathcal{Q}$ , 有  $h(Q_i) \subseteq Q_{\varphi_{-N}(i,1)}$ ,  $h(Q_{i,\text{int}}) \subseteq Q_{\varphi_{-N}(i,1),\text{int}}$ ,  $1 \leq i \leq N$ ;  $\forall Q_i \in \mathcal{Q}$ ,  $h^N(Q_i) \subseteq Q_i$ ,  $h^N(Q_{i,\text{int}}) \subseteq Q_{i,\text{int}}$ .

**证明.** 定义符号  $\xrightarrow{h}$  表示  $Q_1 \xrightarrow{h} Q_2 \leftrightarrow \forall Q_1 \in Q_1, \exists Q_2 \in Q_2, \text{s.t. } h(Q_1) \subseteq Q_2$ .

进而可定义区间集合  $\mathcal{Q}$  在映射  $h$  下的映射区间集合  $\mathcal{Q}_h$  为  $\mathcal{Q} \xrightarrow{h} \mathcal{Q}_h$ .

由引理 4, 区间集合  $\mathcal{Q}$  可用下述两个点集唯一表示.

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{\mathcal{Q}} &= \{q_1, d_1, \dots, d_{N-1}\} \\ \mathcal{U}_{\mathcal{Q}} &= \{d_1, \dots, d_{N-1}, q_2\} \end{aligned}$$

定义区间集合  $\mathcal{Q}_{\text{int}}$  如下

$$\mathcal{Q}_{\text{int}} = \{(q_1, d_{\Lambda(1)}), \dots, (d_{\Lambda(i-1)}, d_{\Lambda(i)}), \dots, (d_{\Lambda(N-1)}, q_2)\}$$

由引理 4 经进一步分析可得  $\mathcal{Q} \xrightarrow{h} \mathcal{Q}$ ,  $\mathcal{Q}_{\text{int}} \xrightarrow{h} \mathcal{Q}_{\text{int}}$ .

即  $\forall Q_i \in \mathcal{Q}, \exists h(Q_i) \in \mathcal{Q}, \text{s.t. } Q_i \xrightarrow{h} h(Q_i)$ ;  $\forall Q_{i,\text{int}} \in \mathcal{Q}_{\text{int}}, \exists h(Q_{i,\text{int}}) \in \mathcal{Q}_{\text{int}}, \text{s.t. } Q_{i,\text{int}} \xrightarrow{h} h(Q_{i,\text{int}})$ .

又由于  $\mathcal{Q}$  中各区间两两交集为空, 因此仅参照各区间左端点映射值即可确定映射关系, 易得

$$\begin{aligned} h(Q_i) &\subseteq Q_{\varphi_{-N}(i,1)}, h(Q_{i,\text{int}}) \subseteq Q_{\varphi_{-N}(i,1),\text{int}}, \\ 1 \leq i \leq N; \forall Q_i \in \mathcal{Q}, h^N(Q_i) &\subseteq Q_i, h^N(Q_{i,\text{int}}) \subseteq Q_{i,\text{int}}. \end{aligned}$$

进一步可得

$$\begin{aligned} h^N(Q_i) &\subseteq Q_i, \quad \forall Q_i \in \mathcal{Q} \\ h^N(Q_{i,\text{int}}) &\subseteq Q_{i,\text{int}}, \quad \forall Q_{i,\text{int}} \in \mathcal{Q}_{\text{int}} \end{aligned} \quad \square$$

定义闭区间  $\hat{Q}_i, 1 \leq i \leq N - 1$  为

$$\begin{aligned} \hat{Q}_{N-1} &= h^{\bar{i}+1}([d_{\bar{i}}, q_2]) \\ \hat{Q}_{\varphi_{-N}(i,1)} &= h(\hat{Q}_i), \forall 1 \leq i \leq N - 1 \end{aligned}$$

**引理 8.** 对上述定义的闭区间  $\hat{Q}_i$ , 有  $h^N(\hat{Q}_i) \subseteq \hat{Q}_i$ ;  $h^{2N}(Q_i) \subseteq \hat{Q}_i$ .

证明. 由于

$$h([d_i, q_2]) = [h(d_i), h(q_2)] \subseteq \hat{Q}_{\varphi-N(\bar{i},1)}$$

进而由上式可得

$$h^{\bar{i}}([d_i, q_2]) = h^{\bar{i}-1}(h([d_i, q_2])) \subseteq h^{\bar{i}-1}(Q_{\varphi-N(\bar{i},1)}) \subseteq Q_N$$

因此

$$\hat{Q}_{N-1} = h(h^{\bar{i}}([d_i, q_2])) \subseteq h(Q_N) \subseteq Q_{N-1, \text{int}} \subseteq Q_{N-1} \quad (13)$$

假设  $\hat{Q}_i \subseteq Q_{i, \text{int}} \subseteq Q_i$ , 当  $i = \varphi-N(i, 1)$  时,

$$\hat{Q}_{\varphi-N(i,1)} = h(\hat{Q}_i) \subseteq h(Q_{i, \text{int}}) \subseteq Q_{\varphi-N(i,1), \text{int}} \subseteq Q_{\varphi-N(i,1)} \quad (14)$$

进而由数学归纳法, 分情况讨论, 可得  $h^{2N}(Q_i) \subseteq \hat{Q}_i$ . □

下面对函数  $h^N(\cdot)$  在区间集合  $Q_{\text{int}}$  上的单调性进行研究. 具体如引理 9 所示.

**引理 9.** 函数  $h^N(\cdot)$  在区间集合  $Q_{\text{int}}$  上可导, 且对  $\forall p \in Q_{i, \text{int}}$ , 有  $dh^N(p)/dp < 1$ .

**证明.**  $\forall Q_i \in \mathcal{Q}, \forall p \in Q_{i, \text{int}}$ , 由于  $h(p)$  在点  $p$  处可导,  $h(p)$  在  $h(p) \in Q_{j, \text{int}}, Q_{j, \text{int}} \in \mathcal{Q}$  可导, 进而  $h^2(p) = h(h(p))$  在点  $p$  处也可导, 由数学归纳法易得  $h^N(p)$  在点  $p$ , 点  $h^i(p), 1 \leq i \leq N-1$  处均可导.

进而有

$$\frac{dh^N(p)}{dp} = h'(h^{N-1}(p)) \times h'(h^{N-2}(p)) \times \dots \times h'(h(p)) \times h'(p) = \prod_{i=0}^{N-1} h'(h^i(p))$$

当  $q_1 \leq h^i(p) \leq p_\delta$  时,

$$h'(h^i(p)) = f'_2(h^i(p)) = \frac{a^2 + \frac{\pi-2}{\pi}a^2c^4(h^i(p))^2 + \frac{2\pi-4}{\pi}a^2c^2h^i(p)}{(c^2h^i(p) + 1)^2}$$

$$h''(h^i(p)) = \frac{-\frac{4}{\pi}a^2c^2}{(c^2h^i(p) + 1)^3} < 0$$

因此, 当  $q_1 \leq h^i(p) \leq p_\delta$  时,  $h'(h^i(p))$  为严格单调减函数, 因此  $h'(h^i(p)) < h'(q_1)$ .

当  $p_\delta < h^i(p) < q_2$  时,

$$h'(h^i(p)) = f'_1(h^i(p)) = \frac{a^2}{(c^2h^i(p) + 1)^2}$$

$$h''(h^i(p)) = \frac{-a^2c^2}{(c^2h^i(p) + 1)^3} < 0$$

因此当  $h^i(p) > p_\delta$  时,  $h'(h^i(p))$  为严格单调减函数. 进而可得  $h'(h^i(p)) < h'(p_\delta)$ .

假设  $h^i(p)$  在区间  $(q_1, p_\delta]$  中有  $l_h$  个点, 在区间  $(p_\delta, q_2)$  中有  $r_h$  个点, 则由上述分析可得

$$\frac{dh^N(p)}{dp} = \prod_{i=0}^{N-1} h'(h^i(p)) < (h'(q_1))^{l_h} \cdot (h'(p_\delta))^{r_h}$$

由于  $p < p_\delta < \bar{p}$ , 易得  $h'(q_1) < 1, h'(p_\delta) < 1$ . 进一步可得

$$\frac{dh^N(p)}{dp} = \prod_{i=0}^{N-1} h'(h^i(p)) < (h'(q_1))^{l_h} \cdot (h'(p_\delta))^{r_h} < 1$$

□

由引理 9 及中值定理可得: 对  $\forall \hat{Q}_i \in \hat{\mathcal{Q}}$ , 函数  $h^N(\cdot)$  是区间  $\hat{Q}_i$  上的一个压缩映射, 即  $\exists 0 \leq L < 1$  s.t.  $\|h^N(p_1) - h^N(p_2)\| < L\|p_1 - p_2\|, \forall p_1, p_2 \in \hat{Q}_i, \forall \hat{Q}_i \in \hat{\mathcal{Q}}$ .

根据上述分析结果, 进一步可得定理 2 如下所示.

**定理 2.** 当触发条件中的门限因子  $\underline{\delta} < \delta < \bar{\delta}$  时, 离散代数黎卡提方程 (8) 的解为近似  $N$  周期的;

**证明.** 由引理 5 可得,  $\forall p_0 > 0, \exists m \in \mathbf{N}$ , s.t.  $h^{mN}(p_0) \in (q_1, q_2)$ .

进而可得,  $\forall p_0 > 0, \exists Q_i \in \mathcal{Q}$ , s.t.  $h^{mN}(p_0) \in Q_i$ .

由引理 8 可得,  $h^{(m+2)N}(p_0) \in \hat{Q}_i$ .

由于  $\hat{Q}_i$  为闭区间, 且函数  $h^N(\cdot)$  是区间  $\hat{Q}_i$  上的一个压缩映射, 因此由引理 3 可得  $\forall \hat{Q}_i \in \hat{\mathcal{Q}}, \forall \hat{p} \in \hat{Q}_i$ , 函数  $h^N(\cdot)$  有唯一固定点  $p^*$ , 使得

$$\lim_{m \rightarrow \infty} h^{mN}(\hat{p}) = p^*$$

由定义 2 可得, 当  $\underline{\delta} < \delta < \bar{\delta}$  时, 离散代数黎卡提方程 (8) 的解为近似  $N$  周期的. □

需要注意的是, 由于假设 1 的存在, 本节性能分析部分中的  $P_{k|k-1}$  已不是真正的预测估计误差协方差阵. 其就算法本身而言仅可作为算法自身默认的预测估计误差协方差阵. 但由于真实的预测估计误差协方差阵较难获得, 在一定偏差允许范围内, 其可当作真实的预测估计误差协方差阵对算法性能进行分析.

#### 4 仿真结果及分析

为验证上一部分中的结论, 建立离散标量系统如下



$$x_{k+1} = ax_k + w_k$$

量测方程为  $y_k = cx_k + v_k$ , 其中过程噪声  $w_k \in \mathbf{R}$  为零均值高斯噪声, 方差  $q = 1$ . 量测噪声  $v_k$  为零均值高斯噪声, 方差  $r = 1$ .

运用本文算法对上述系统状态变量  $x_k$  进行估计. 系统参数为  $a = 1.2, c = 1$ , 初始值  $x_0 = 1$ , 初始估计误差协方差  $P_0 = 0.1$ . 仿真总时长  $T_{\text{all}} = 50 \text{ s}$ . 经计算可得  $\underline{p} = 1.952, \bar{p} = 3.603$ . 针对文中事件触发条件 (2), 计算可得  $\underline{\delta} = 2.952, \bar{\delta} = 4.603$ . 当  $\delta$  分别为 2.9, 3.5 及 4.7 时的仿真结果如图 1~4 及表 1 所示. 其中 KF 表示每时刻均将完整量测新息发送至融合中心时的标准卡尔曼滤波算法, SOI-KF 表示每一时刻仅将新息符号发送至融合中心时的 SOI-KF 算法, ET-SOI-KF 表示本文所提出的事件触发机制下的最小均方误差估计算法.

不失一般地, 假设当  $1 \leq k \leq T_{\text{all}}$  时,  $0 < x(k) \leq 2^8$ . 进而可得当将完整量测新息发送至融合中心时, 传输信息量  $D_a = 8 \text{ bit}$ ; 当仅取新息符号发送至融合中心时, 传输信息量  $D_a = 1 \text{ bit}$ . 各量化机制下所需平均带宽及累积均方根误差 (Accumulation root mean square error, ARMSE) 如表 1 所示.

表 1 各通信机制性能比较

Table 1 The comparison of each communication mechanism's performance

通信机制	KF	SOI-KF	ET-SOI-KF		
			$\delta = 2.9$	$\delta = 3.5$	$\delta = 4.7$
平均通信量	8	1	7.72	4.36	1
精度	0.806	1.288	0.808	0.978	1.288

由图 1 及图 4(a) 可以看出, 当本文中所提的事件触发机制中门限因子  $\delta \leq \underline{\delta}$  时,  $\exists k_1 \in \mathbf{N}$ , s.t. 当  $k > k_1$  时, 事件触发条件一直不满足, 各探测器均将完整量测新息发送至融合中心, 因此应用本文所提事件触发机制时融合中心估计性能与应用标准卡尔曼滤波算法时性能相当, 式 (8) 的解收敛到  $p$ .

由图 2 及图 4(b) 可以看出, 当本文中所提的事件触发机制中门限因子  $\underline{\delta} < \delta < \bar{\delta}$  时,  $\exists k_1 \in \mathbf{N}$ , s.t. 当  $k > k_1$  时事件触发条件近似周期性满足, 式 (8) 的解为近似  $N$  周期函数; 在本文所提事件触发机制下, 融合中心的估计精度介于标准卡尔曼滤波与 SOI-KF 算法之间, 探测器与融合中心间的传输数据量介于标准卡尔曼滤波算法与 SOI-KF 算法之

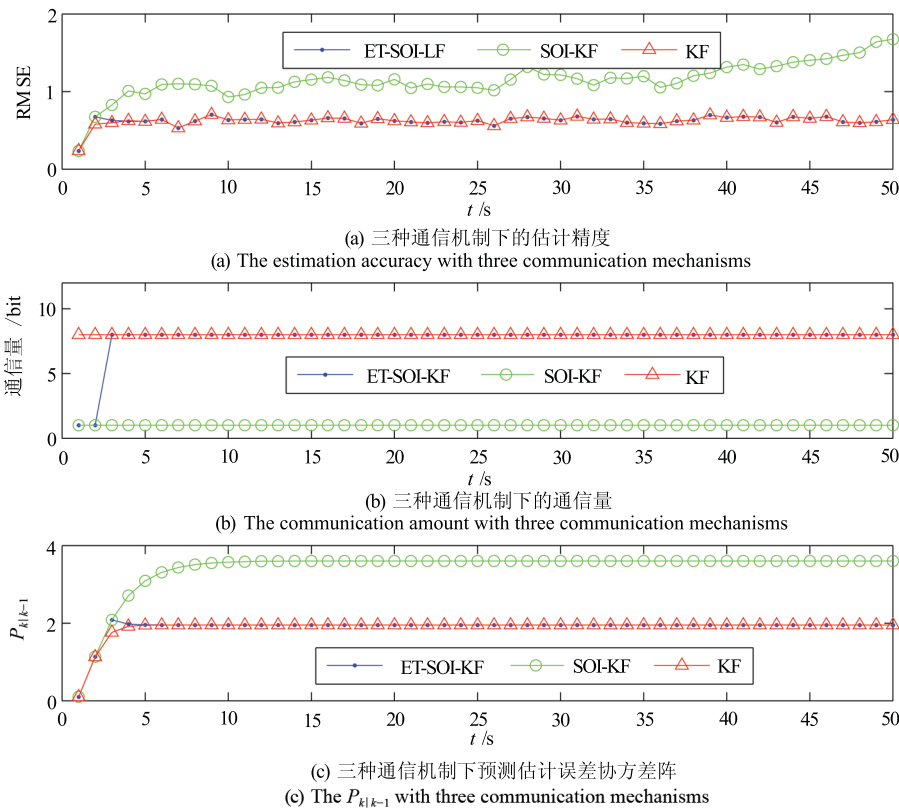


图 1  $\delta = 2.9$  时仿真结果

Fig. 1 The simulation results when  $\delta = 2.9$

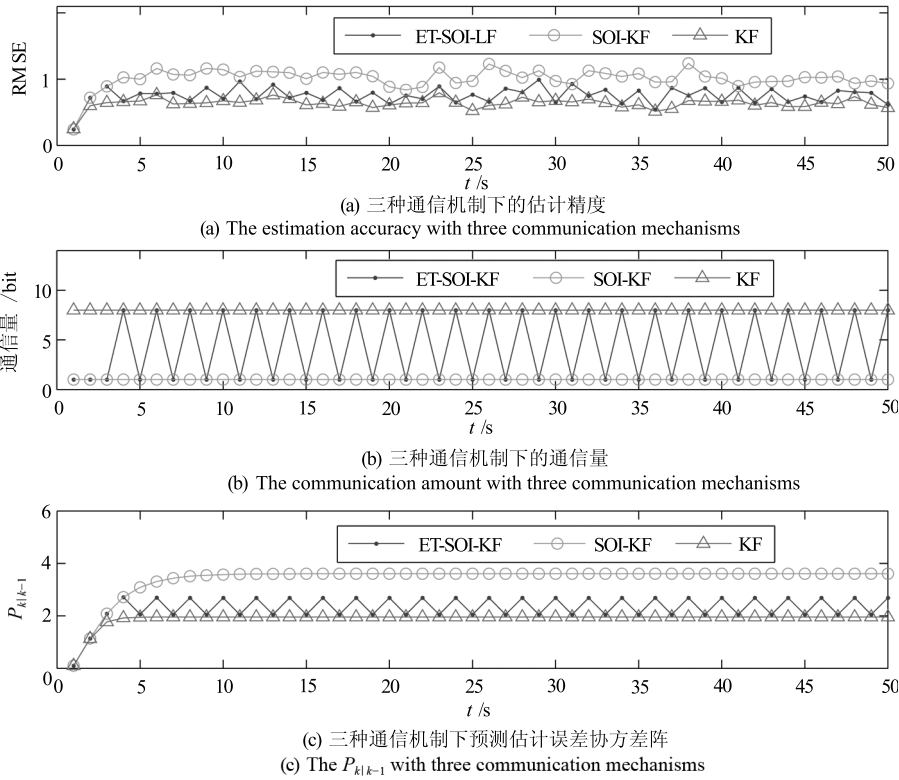


图 2  $\delta = 3.5$  时仿真结果

Fig. 2 The simulation results when  $\delta = 3.5$

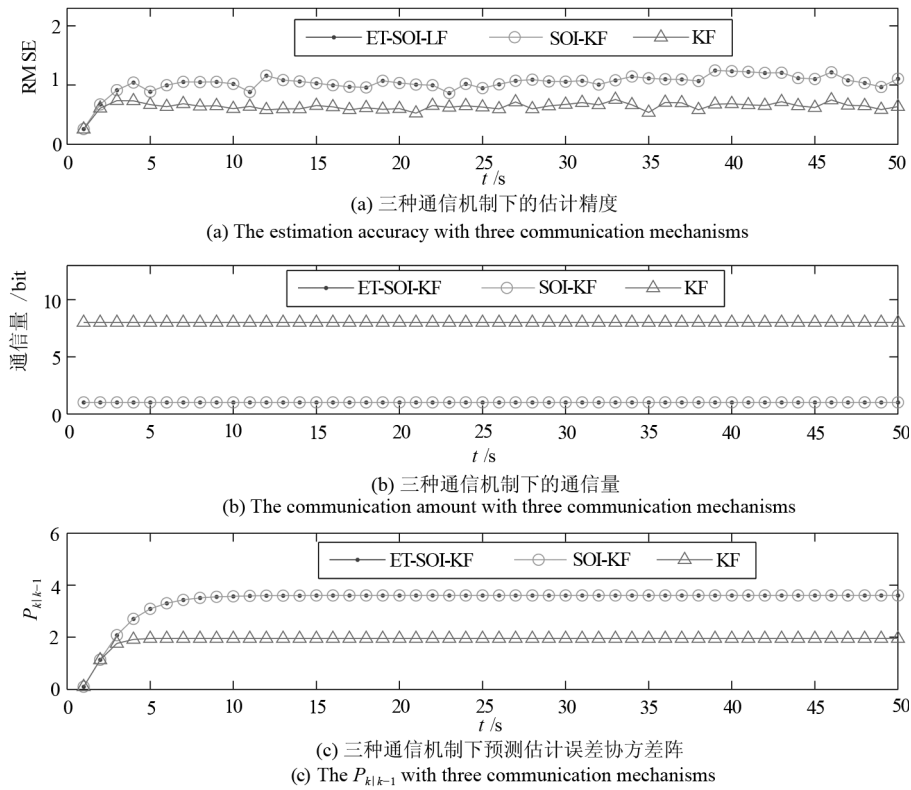


图 3  $\delta = 4.7$  时仿真结果

Fig. 3 The simulation results when  $\delta = 4.7$

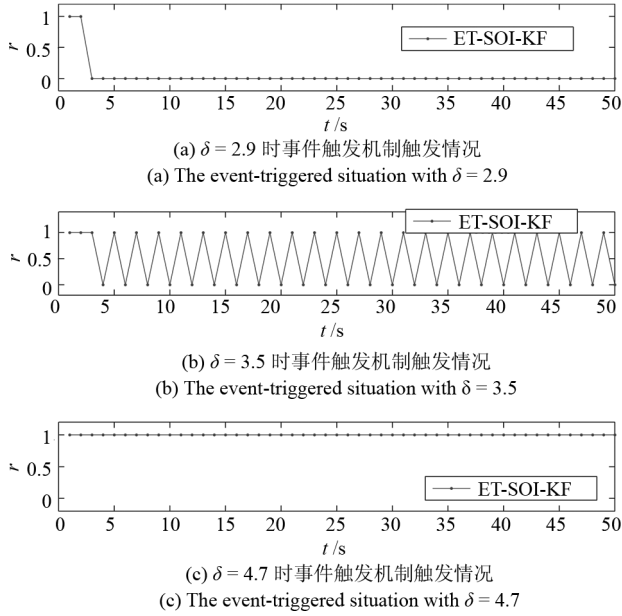


图 4 各门限因子下的事件触发机制触发情况

Fig. 4 The triggering condition of the variance-triggered innovation quantization with different  $\delta$ 

间. 由此分析不难发现, 当  $\underline{\delta} < \delta < \bar{\delta}$  时, 虽然应用本文所提事件触发机制会导致融合中心估计性能降低, 但探测器网络与融合中心间的通信资源会得到节约, 满足某些通信资源受限应用场合的需求.

由图 3 及图 4(c) 可以看出, 当本文中所提的事件触发机制中门限因子  $\delta \geq \bar{\delta}$  时,  $\exists k_1 \in \mathbf{N}$ , s.t. 当  $k > k_1$  时事件触发条件一直满足, 在本文所提事件触发机制下, 融合中心的估计性能与应用 SOI-KF 算法时性能相当, 式 (8) 的解收敛到  $\bar{\delta}$ .

由此不难发现, 本文所提出的事件触发机制门限因子取值范围不同时, 融合中心的估计性能也有较大差异. 在工程应用中可根据实际需求, 在离线计算出  $\underline{\delta}$  及  $\bar{\delta}$  时, 对门限因子进行赋值, 以满足各项指标要求.

## 5 光电探测网中的应用

光电探测网主要通过激光、红外、可见光谱段的光电探测器实现目标信息的获取, 并以有线或无线通信的方式实现网络的构建及信息共享, 在近距离防空负责探测目标、量测目标信息等多项任务<sup>[22-23]</sup>. 在光电探测网络中, 各节点与融合中心间存在大量的信息传输, 在某些应用场合下, 通信系统通信资源有限<sup>[24-25]</sup>, 将本文所提出的带波门修正的事件触发机制应用至光电探测网, 可节约通信系统的通信资源, 减轻通信系统的负担.

为验证本文所提事件触发机制在光电探测网中应用的可行性, 设置两条目标运动航路: 匀速直线航

路 (A)、匀速圆周航路 (B) 两种航路中目标运动轨迹图如下图所示.

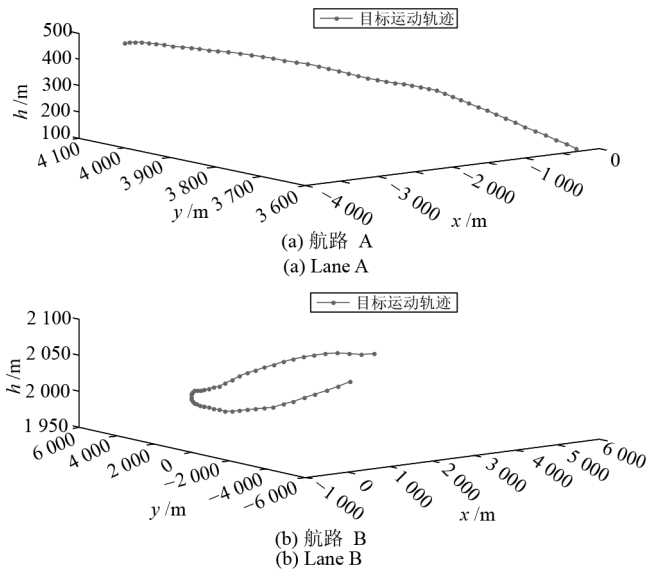


图 5 目标运动轨迹图

Fig. 5 The diagram of the target motion trajectory

运动目标建模为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \Phi \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k$$

其中状态向量  $\mathbf{x}_k = [x_{\text{pos}} \ x_{\text{vel}} \ y_{\text{pos}} \ y_{\text{vel}} \ h_{\text{pos}} \ h_{\text{vel}}]^T$ ,  $[x_{\text{pos}} \ y_{\text{pos}} \ h_{\text{pos}}]^T$  表示运动目标的位置,  $[x_{\text{vel}} \ y_{\text{vel}} \ h_{\text{vel}}]^T$  表示运动目标的速度.  $\mathbf{w}_k$  为过程噪声.

由 6 个光电探测器组成的光电探测网对上述目标进行量测,  $k$  时刻光电探测器  $i$  对运动目标的量测方程如下

$$\begin{cases} \varphi_k^i = \arctan \frac{y_{\text{pos}} - s_y^i}{x_{\text{pos}} - s_x^i} + \tilde{\varphi}_k^i \\ \theta_k^i = \arctan \frac{h_{\text{pos}} - s_h^i}{\sqrt{(x_{\text{pos}} - s_x^i)^2 + (y_{\text{pos}} - s_y^i)^2}} + \tilde{\theta}_k^i \\ d_k^i = \sqrt{(x_{\text{pos}} - s_x^i)^2 + (y_{\text{pos}} - s_y^i)^2 + (h_{\text{pos}} - s_h^i)^2} + \tilde{d}_k^i \end{cases}$$

其中  $\varphi_k^i, \theta_k^i, d_k^i$  为  $k$  时刻以光电探测器  $i$  为原点对目标方位角、高低角、斜距离的测量值,  $\tilde{\varphi}_k^i, \tilde{\theta}_k^i, \tilde{d}_k^i$  为相应的加性量测噪声, 假定它们均为零均值高斯白噪声序列, 相应的方差分别为  $\sigma_{\varphi_k^i}^2, \sigma_{\theta_k^i}^2, \sigma_{d_k^i}^2$ ,  $[s_x^i \ s_y^i \ s_h^i]^T$  为光电探测器  $i$  的笛卡尔坐标.

光电探测网络中激光测距精度  $\sigma_{d_k^i} = 5 \text{ m}$ , 方位角量测精度  $\sigma_{\varphi_k^i} = 1 \text{ mrad}$ , 高低角量测精度  $\sigma_{\theta_k^i} = 1 \text{ mrad}$ .

为更为明确地说明仅取新息分量符号可节约光电探测网络的通信资源, 将本文中的 SOI-KF 与 2bit 量化卡尔曼滤波算法 (2bitQKF) 及使用完整量测信息时的 KF 算法进行比较. 这三种算法对场

景 2 中目标位置及速度估计精度及所需通信资源比较如下所示.

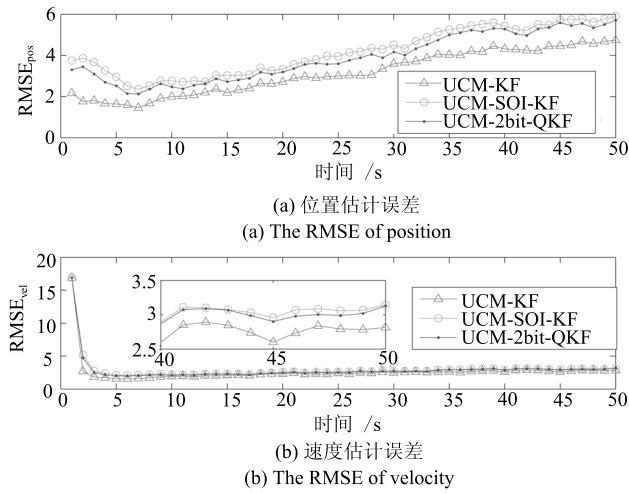


图 6 三种算法估计精度

Fig. 6 The diagram of estimation accuracy of three algorithms

另一方面, 三种算法所需通信资源如图 7 所示.

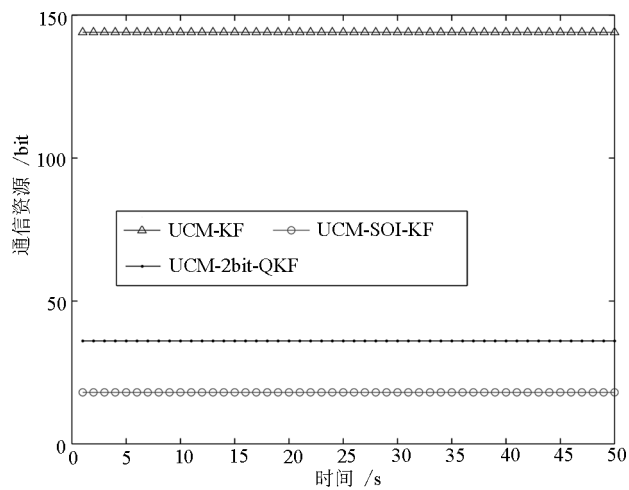


图 7 三种算法所需通信资源

Fig. 7 The diagram of communication resources of three algorithms

由图 6 及图 7 可看出仅取量测新息分量符号的 SOI-KF 算法相比较 2bitQKF 算法及采用完整量测新息的标准 KF 算法, 其估计精度最低, 但其所需通信资源也是最低的. 相比较于 2bitQKF 算法及标准 KF 算法可最大程度地减轻通信系统的负担. 在后续研究中, 可将系统通信资源约束与估计精度要求结合起来, 从提高融合中心估计精度的角度出发, 选取折中的量化位数.

由于此时各探测器量测方程是非线性的, 无法直接使用本文所提出的事件触发新息量化机制, 故

引入量测去偏转换模块 (Unbiased converted measurements, UCM)<sup>[26]</sup>, 引入后的事件触发新息量化机制下的光电探测网目标跟踪流程图如图 8 所示.

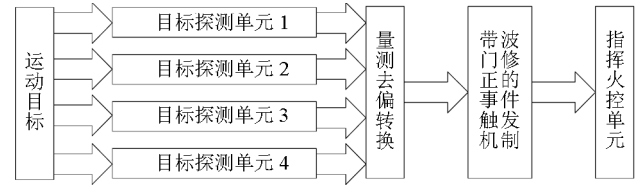


图 8 事件触发新息量化机制下光电探测网目标跟踪示意图

Fig. 8 The diagram of the target tracking of the optic-electric sensor network with the variance-triggered innovation quantization mechanism

在实际应用中, 由于去偏转换模块的存在, 导致各探测器去偏转换后的笛卡尔坐标系中的量测噪声方差是时变的. 可实时依据航路数据计算此时去偏转换标准 Kalman 滤波算法的预测误差协方差阵以及去偏转换 1 bit 量化 Kalman 滤波算法的预测误差协方差阵, 进而根据需求选取合适的  $x, y, h$  三个通道的事件触发新息量化机制门限因子. 在本系统中, 令  $\delta_x < \underline{\delta}, \underline{\delta} < \delta_y < \bar{\delta}, \delta_h > \bar{\delta}$ .

航路 A、B 中各通信机制下融合中心对目标位置和速度估计精度及光电探测网络与融合中心之间的通信量如图 9 和图 10 所示.

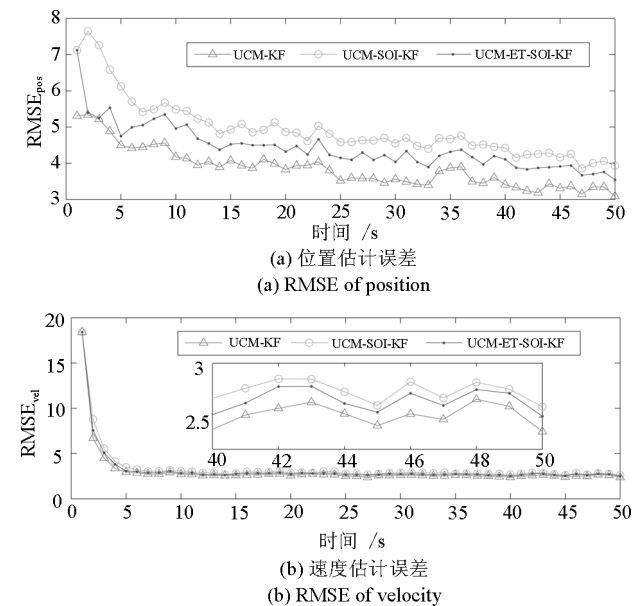
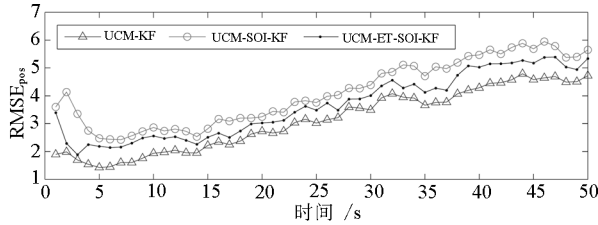


图 9 航路 A 各通信机制下融合中心对目标位置及速度估计精度

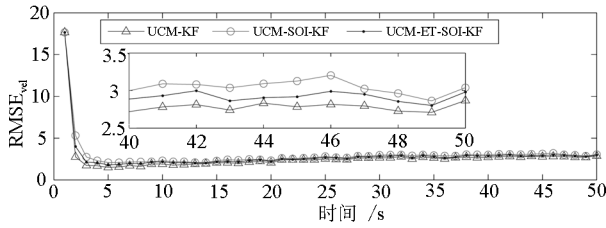
Fig. 9 The RMSE<sub>pos</sub>, RMSE<sub>vel</sub> of the fusion center with three communication mechanisms of lane A

由图 9~12 可以看出, 应用去偏转换事件触发机制后, 融合中心对目标位置及速度的估计精度介于通信机制一 (每时刻均将完整新息发送至融合中

心) 与通信机制二 (每时刻仅发送新息符号至融合中心) 之间. 而且去偏转换事件触发机制应用时光电探测网与融合中心之间的通信量介于此两种通信机制之间. 换言之, 应用所提事件触发机制后, 虽然融合中心估计精度低于每时刻均将完整量测新息发送至融合中心时的估计精度, 但是其所需带宽及通信量低于此通信机制, 可满足某些通信资源受限时的光电探测网与融合中心间的数据传输需求.



(a) 位置估计误差  
(a) RMSE of position



(b) 速度估计误差  
(b) RMSE of velocity

图 10 航路 B 各通信机制下融合中心对目标位置及速度估计精度

Fig. 10 The RMSE<sub>pos</sub>, RMSE<sub>vel</sub> of the fusion center with three communication mechanisms of lane B

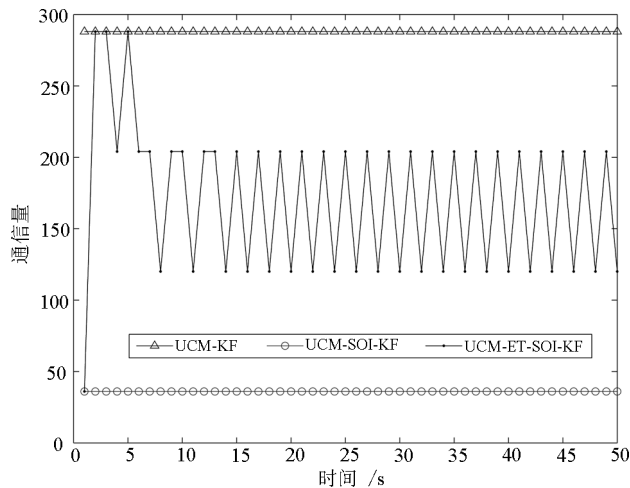


图 11 航路 A 各通信机制下光电探测网与融合中心间通信量

Fig. 11 The communication cost between the optic-electric sensor network and the fusion center with three communication mechanisms of lane A

各通信机制下对目标的预测估计误差协方差阵  $P_{k|k-1}$  各对角元素变化情况如图 13 和图 14 所示.

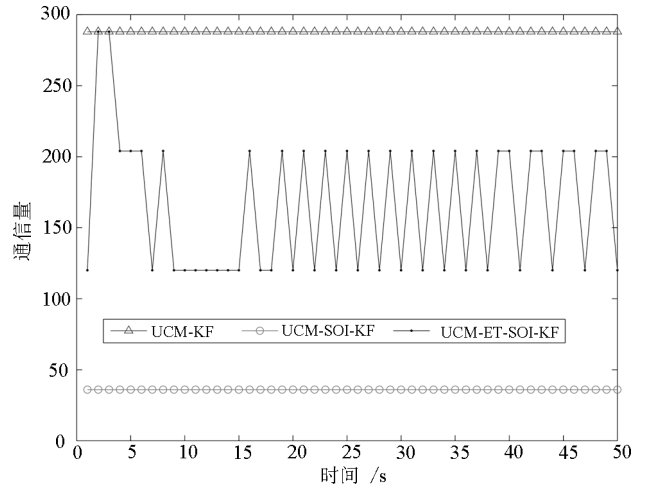


图 12 航路 B 各通信机制下光电探测网与融合中心间通信量

Fig. 12 The communication cost between the optic-electric sensor network and the fusion center with three communication mechanisms of lane B

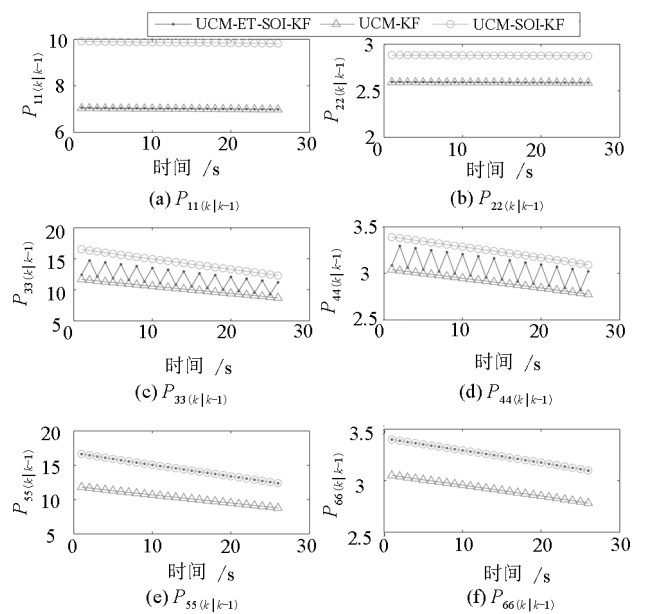


图 13 航路 A 各通信机制下  $P_{k|k-1}$  对角元素变化情况

Fig. 13 The variation of diagonal elements with three communication mechanisms of lane A

如前文所述由于  $\delta_x < \underline{\delta}, \underline{\delta} < \delta_y < \bar{\delta}, \delta_h > \bar{\delta}$ , 因此应用去偏转换事件触发新息量化机制后,  $x$  通道对应的  $P_{11,k|k-1}$ 、 $P_{22,k|k-1}$  变化曲线与去偏转换后每时刻均发送完整量测新息至融合中心时的  $P_{11,k|k-1}$ 、 $P_{22,k|k-1}$  相同.  $y$  通道对应的  $P_{33,k|k-1}$ 、 $P_{44,k|k-1}$  的值介于去偏转换每时刻发送完整量测新息至融合中心与去偏转换每时刻仅发送新息符号至融合中心之间.  $h$  通道对应的  $P_{55,k|k-1}$ 、 $P_{66,k|k-1}$  变化曲线与去偏转换每时刻仅

发送新息符号发送至融合中心时  $P_{55,k|k-1}$ 、 $P_{66,k|k-1}$  的相同。

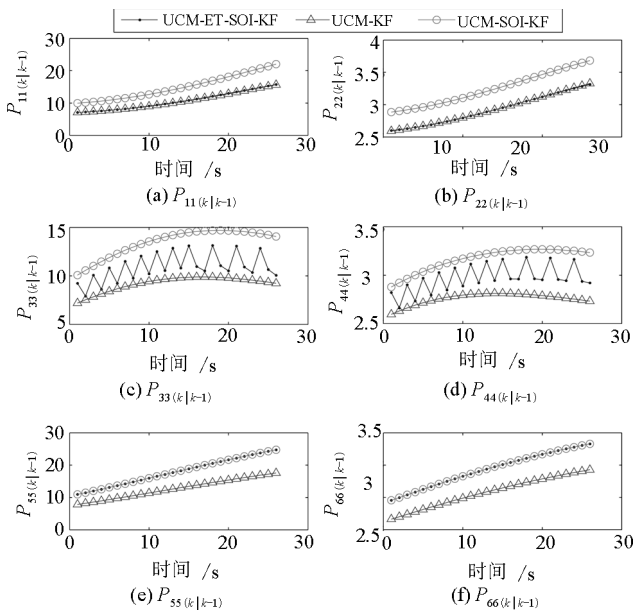


图 14 航路 B 各通信机制下  $P_{k|k-1}$  对角元素变化情况  
Fig. 14 The variation of diagonal elements of  $P_{k|k-1}$  with three communication mechanisms of lane B

由上述分析可得, 本文所提出的去偏转换事件触发机制是各量测通道相互独立的, 在实际应用中可离线计算出各量测通道对应的  $\delta$  及  $\bar{\delta}$ , 再根据通信资源限制及各通道估计精度需求指标的不同合理设置各门限因子。

## 6 结论与展望

本文针对一类通信资源受限的集中式融合中心状态估计问题, 提出了一种新颖的带波门修正的事件触发量化机制, 管理探测器各量测新息分量是否仅取新息符号发送至融合中心, 并推导了这一事件触发机制下的最小均方误差估计算法。并对状态变量为标量形式下的估计算法性能进行了分析, 指出门限因子取值范围的不同时, 本文所推导算法的预测误差协方差阵会有不同的变化情况, 为实际应用中门限因子的选取提供了一定的参考准则。

文中所提估计算法同样适用于状态变量为向量的系统, 但相关的性能分析尚未在文中给出, 是将来的研究方向之一。同样地, 如何将本文中的事件触发机制运用到异步探测网络也是有待解决的问题。

## References

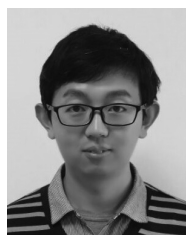
1 Yue Yuan-Long, Zuo Xin, Luo Xiong-Lin. Improving measurement reliability with biased estimation for multi-sensor data fusion. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(9): 1843–1852

(岳元龙, 左信, 罗雄麟. 提高测量可靠性的多传感器数据融合有偏估计方法. *自动化学报*, 2014, **40**(9): 1843–1852)

- 2 Xue Dong-Guo, Chen Bo, Zhang Wen-An, Yu Li. Kalman fusion estimation for networked multi-sensor fusion systems with communication constraints. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(1): 203–208  
(薛东国, 陈博, 张文安, 俞立. 通信受限下网络化多传感器系统的 Kalman 融合估计. *自动化学报*, 2015, **41**(1): 203–208)
- 3 You Kang-Yong, Yang Li-Shan, Guo Wen-Bin. Hierarchical greedy matching pursuit for multi-target localization in wireless sensor networks using compressive sensing. *Acta Automatica Sinica*, 2019, **45**(3): 480–489  
(游康勇, 杨立山, 郭文彬. 无线传感器网络上基于压缩感知的多目标分层贪婪匹配定位. *自动化学报*, 2019, **45**(3): 480–489)
- 4 Bokareva T, Hu W, Kanhere S, Ristic B, Gordon N, Bessell T, et al. Wireless sensor networks for battlefield surveillance. In: *Proceedings of the 2006 Land Warfare Conference*. Brisbane, Australia: APDR, 2006. 1–8
- 5 Santini S, Ostermaier B, Vitaletti A. First experiences using wireless sensor networks for noise pollution monitoring. In: *Proceedings of the 2008 Workshop on Real-World Wireless Sensor Networks*. Glasgow, Scotland: ACM, 2008. 61–65
- 6 Gungor V C, Hancke G P. Industrial wireless sensor networks: challenges, design principles, and technical approaches. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2009, **56**(10): 4258–4265
- 7 Gungor V C, Lu B, Hancke G P. Opportunities and challenges of wireless sensor networks in smart grid. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2010, **57**(10): 3557–3564
- 8 Feeney L M, Nilsson M. Investigating the energy consumption of a wireless network interface in an ad hoc networking environment. In: *Proceeding of the 20th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies*. Anchorage, Alaska, USA: IEEE, 2001. 1548–1557
- 9 Shnayder V, Hempstead M, Chen B, Allen G W, Welsh M. Simulating the power consumption of large-scale sensor network applications. In: *Proceedings of the 2nd International Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. Baltimore, Maryland, USA: ACM, 2004. 188–200
- 10 Ribeiro A, Giannakis G B, Roulmeliotis S I. SOI-KF: distributed Kalman filtering with low-cost communications using the sign of innovations. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, **54**(12): 4782–4795
- 11 Msechu E J, Roulmeliotis S I, Ribeiro A, Giannakis G B. Decentralized quantized Kalman filtering with scalable communication cost. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, **56**(8): 3727–3741
- 12 You K Y. Recursive algorithms for parameter estimation with adaptive quantizer. *Automatica*, 2015, **52**: 192–201
- 13 Zhang Z, Li J X, Liu L. Distributed state estimation and data fusion in wireless sensor networks using multi-level quantized innovation. *Science China Information Sciences*, 2016, **59**(2): 1–15
- 14 Doherty K W, Butman C A. A time-or event-triggered automated, serial plankton pump sampler. *Advanced Engineering Laboratory Project Summaries*. WHOI Technical Report, 1990.

- 15 Zhao Guo-Rong, Han Xu, Lu Jian-Hua. A decentralized fusion estimator using data-driven communication strategy subject to bandwidth constraints. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(9): 1649–1658  
(赵国荣, 韩旭, 卢建华. 一种基于数据驱动传输策略的带宽受限的分布式融合估计器. *自动化学报*, 2015, **41**(9): 1649–1658)
- 16 Wu J F, Jia Q S, Johansson K H, Shi L. Event-based sensor data scheduling: trade-off between communication rate and estimation quality. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2013, **58**(4): 1041–1046
- 17 Trimpe S, D'Andrea R. Event-based state estimation with variance-based triggering. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2014, **59**(12): 3266–3281
- 18 Anderson B D O, Moore J B. *Optimal Filtering*. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, 1979.
- 19 Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filters. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, **54**(6): 1254–1269
- 20 Shi D W, Chen T W, Shi L. An event-triggered approach to state estimation with multiple point- and set-valued measurements. *Automatica*, 2014, **50**(6): 1641–1648
- 21 Elaydi S. *An Introduction to Difference Equations* (Third edition). New York: Springer, 2005.
- 22 Chen Li. Research on estimation performance of optic-electric tracking systems with intermittent observations and filters developments [Ph.D. Dissertation]. Nanjing University of science and technology, China, 2009  
(陈黎. 不完全量测下光电跟踪系统估计性能研究及其滤波器实现 [博士学位论文], 南京理工大学, 中国, 2009)
- 23 Lu Jun, Lv Tong-Guang. Application and development of optoelectronic detection technology in fire control system. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, **41**(4): 1047–1051  
(陆君, 吕彤光. 光电探测技术在火控系统中的应用及发展. *红外与激光工程*, 2012, **41**(4): 1047–1051)
- 24 Zhao Meng, Zuo Yan, Li Ming-Di, Guo Bao-Feng. Distributed multi-sensor target collaborative tracking algorithm under communication constraints. *Fire Control & Command Control*, 2017, **42**(6): 6–9  
(赵猛, 左燕, 李明地, 郭宝峰. 通信受限下分布式多传感器协同跟踪算法. *火力与指挥控制*, 2017, **42**(6): 6–9)
- 25 Hong Jia-Xiang. Practical technology of asynchronous track fusion under condition of limited communication. *Computer Engineering and Applications*, 2016, **52**(2): 250–255  
(洪嘉翔. 通信受限条件下的异步航迹融合实用技术. *计算机工程与应用*, 2016, **52**(2): 250–255)

- 26 Duan Z S, Han C Z, Li X R. Comments on “Unbiased converted measurements for tracking”. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, **40**(4): 1374



**陈焯** 南京工程学院人工智能产业技术研究院讲师. 主要研究方向为多源信息融合. E-mail: 0711370107@163.com  
(**CHEN Ye** Lecturer at the Artificial Intelligence Institute of Industrial Technology, Nanjing Institute of Technology. His main research interest is multi-sensor information fusion.)



**盛安冬** 南京理工大学自动化学院教授. 主要研究方向为多源信息融合, 非线性估计理论及应用. 本文通信作者. E-mail: shengandong@mail.njust.edu.cn  
(**SHENG An-Dong** Professor at the College of Automation, Nanjing University of Science and Technology. His research interest covers multi-source information fusion and the nonlinear estimation theory and its application. Corresponding author of this paper.)



**李银佺** 南京理工大学自动化学院副教授. 主要研究方向为非线性估计理论及应用. E-mail: liyinya@mail.njust.edu.cn  
(**LI Yin-Ya** Associate professor at the College of Automation, Nanjing University of Science and Technology. His research interest covers nonlinear estimation theory and application.)



**戚国庆** 南京理工大学自动化学院副教授. 主要研究方向为多传感器数据融合. E-mail: qiguqing@mail.njust.edu.cn  
(**QI Guo-Qing** Associate professor at the College of Automation, Nanjing University of Science and Technology. His main research interest is multi-sensor information fusion.)