

# 多通道解耦事件触发机制及其在光电传感网络中的应用

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

**摘 要** 针对传感器网络融合估计中由能量受限引发的通信资源受限问题, 提出了一种基于多通道解耦的事件触发量测传输机制. 单独设计各传感器输出分量的事件触发条件并给出了估计算法误差有界性的条件, 在保证融合估计精度的同时, 可一定程度上降低传感器网络数据传输量. 与现有三种方法的对比仿真结果以及火力控制系统中的光电传感网络实例, 表明了所提算法的有效性和工程应用的可行性.

**关键词** 集中式融合估计算法, 多通道解耦事件触发机制, 通信量频率, 光电传感网络

**引用格式** 陈焯, 李银伢, 戚国庆, 盛安冬. 多通道解耦事件触发机制及其在光电传感网络中的应用. 自动化学报, 2017, 43(2): 227–237

**DOI** 10.16383/j.aas.2017.c160088

## A Multi-channel Decoupled Event Triggered Transmission Mechanism and Its Application to Optic-electric Sensor Network

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

**Abstract** This paper deals with the problem of the communication constraint caused by energy limitation on the sensor network fusion system. We propose a multi-channel decoupled event-triggered measurement transmission mechanism which is based on the designed event-triggered condition for each output component of each sensor separately. Meanwhile we propose the condition which guarantees the boundary of the estimation error. The algorithm proposed in this article ensures the accuracy of the fusion system while the data transmitted is reduced at each time instant. The effectiveness and the feasibility of the proposed mechanism is verified through the optic-electric sensor network experiment in the fire control system and the simulation for comparison between our method and three other techniques.

**Key words** Centralized fusion estimation algorithm, a multi-channel decoupled event-triggered mechanism, data transmission amount rate, the optic-electric sensor network

**Citation** Chen Ye, Li Yin-Ya, Qi Guo-Qing, Sheng An-Dong. A multi-channel decoupled event triggered transmission mechanism and its application to optic-electric sensor network. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(2): 227–237

多传感器网络的融合估计算法因诸多优点被广泛用于网络化控制、目标跟踪、环境监测及危险区域搜救等领域, 受到中外学者的广泛关注, 成为当前研究的一个热点领域<sup>[1–7]</sup>. 在工程实际中, 传感器网络中各节点一般由电池供电, 实际应用中, 频繁地更换电池或对电池进行再充电极不便利, 因此受到能量等因素的制约, 如何有效利用能量完成估计任务, 成为当前传感器网络研究的热点问题之一<sup>[8–11]</sup>.

经研究发现, 网络中各节点进行数据传输时的耗能占据了传感器能量消耗的主要部分<sup>[12–13]</sup>. 降低传感器的数据通信量可直接减少传感器的能量消耗, 并可在一定程度上改善网络拥堵问题. 近来, 基于事

件触发的估计算法可在有限通信资源的情况下尽可能保持估计精度, 受到国内外研究学者的广泛关注. 赵国荣等对带宽受限的传感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>[3]</sup>. Imer 和 Li 等分别研究了被估计量分别为标量和向量的有限时间传感器量测值事件触发传输机制<sup>[14–16]</sup>. Wu 等针对单传感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>[17]</sup>. 随后 Shi 等针对多传感器情形下的事件触发估计问题提出了一种点量测与集合量测融合的估计算法<sup>[18]</sup>. Battistelli 等针对事件触发下的量测传输机制与局部估计值传输机制分别设计了估计算法<sup>[19]</sup>.

在上述事件触发估计算法中, 事件触发机制是将量测值作为一个整体代入事件触发条件进行计算, 可称之为多通道耦合事件触发量测传输机制. 实际系统中, 同一段时间内其状态向量不同分量之间的变化情况是不同的, 可能在某些时刻某些分量变化

收稿日期 2016-01-27 录用日期 2016-04-09  
Manuscript received January 27, 2016; accepted April 9, 2016  
国家自然科学基金 (61104186, 61273076) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (61104186, 61273076)  
本文责任编辑 陈积明  
Recommended by Associate Editor CHEN Ji-Ming  
1. 南京理工大学自动化学院 南京 210094  
1. College of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094

较为剧烈, 其余分量变化较为平缓甚至不发生变化, 此时使用多通道耦合事件触发机制, 会将量测向量作为一个整体进行发送或不发送, 浪费网络的通信资源.

本文针对这一问题提出了多通道解耦事件触发机制, 即各量测分量单独设置触发条件进行判断该分量是否发送至融合中心. 提出了相应的集中式融合估计算法. 给出了估计算法误差有界性的条件并对这种事件触发量测传输机制下的数据传输率进行了分析. 通过仿真实验说明了多通道解耦事件触发量测传输机制相比于多通道耦合机制, 减少传感器网络能量消耗的同时保证了系统的估计精度.

光电传感网络中各节点与融合中心间存在大量的信息传输, 将多通道解耦事件触发机制引入光电传感网络可以在大幅度减少网络通信量的同时保证估计精度, 一方面可以减少通信资源的耗费, 另一方面由于通信数据量的减少可以降低光电传感网络被侦破的概率, 增强其隐蔽性, 具有一定的工程参考价值.

本文中,  $\mathbf{R}$  表示实数域,  $\mathbf{N}$  表示非负整数域.  $\xi_{M,\delta} = \{\zeta | \zeta^T M \zeta \leq \delta\}$  表示中心在原点的由  $M$  及  $\delta$  描述椭圆集合.  $\text{diag}_i\{M_i\}$  表示对角线上分别为  $M_1 \cdots M_i \cdots$  的块对角阵.  $\text{col}_i(M_i) = [M_1^T \cdots M_i^T \cdots]^T$ .

## 1 问题描述

考虑线性时不变离散系统如下:

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

其中,  $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$  是状态变量,  $\mathbf{w}_k \in \mathbf{R}^n$  是过程噪声, 满足  $\mathbf{w}_k \sim N(0, Q_k)$ ,  $Q_k$  为过程噪声的协方差矩阵. 状态变量初值  $\mathbf{x}_0$  是零均值高斯变量, 协方差为  $P_0$ .

设由  $M$  个节点组成的传感器网络对上述系统进行量测. 各节点量测方程如下:

$$\mathbf{y}_k^i = C^i \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k^i, \quad 1 \leq i \leq M, i \in \mathbf{N} \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{y}_k^i \in \mathbf{R}^m$  表示第  $i$  个节点  $k$  时刻的量测值,  $\mathbf{v}_k^i \in \mathbf{R}^m$  是量测噪声, 满足  $\mathbf{v}_k^i \sim N(0, R_k^i)$ .  $R_k^i$  为  $k$  时刻节点  $i$  的量测噪声协方差矩阵.  $\mathbf{x}_0, \mathbf{w}, \mathbf{v}^i$  互不相关. 假设  $(A, C)$  完全可观, 其中  $C = \text{col}_i(C^i)$ .

目前研究人员设计的多通道耦合事件触发传输机制<sup>[3, 12, 16-19]</sup> 均将量测向量作为一个整体代入触发条件进行判断, 同一传感器不同量测分量间的传输是互相耦合的, 满足触发条件时, 所有分量一起发送至融合中心, 反之均不发送至融合中心. 例如文献 [19] 中的事件触发条件设计为

$$r_k^i = \begin{cases} 0, & \text{若 } \mathbf{y}_k^i - \tilde{\mathbf{y}}_k^i \in \xi_{W_k^i, \delta_i}, 1 \leq i \leq M \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中, 二元变量  $r_k^i = 1$  表示  $k$  时刻传感器  $i$  发送量测向量至融合中心, 反之不发送.  $W_k^i$  为待设计矩阵,  $\tilde{\mathbf{y}}_k^i$  为待设计向量, 文献 [19] 给出了详细设计方法.  $\delta_i$  表示门限因子, 当  $\delta_i$  越大时, 量测向量  $\mathbf{y}_k^i$  发送至融合中心的概率越低, 反之越高.

令  $\mathbf{u}_k^i = \|\mathbf{y}_k^i - \tilde{\mathbf{y}}_k^i\|$ , 则式 (3) 中条件根据  $\xi_{W_k^i, \delta}$  定义可化为

$$\sum_{l=1}^m W_k^i(l, l) \times \mathbf{u}_k^i(l, 1)^2 \leq \delta_i$$

其中,  $W_k^i(l, l)$  为  $W_k^i$  的第  $l$  行第  $l$  列元素,  $\mathbf{u}_k^i(l, 1)$  为  $\mathbf{u}_k^i$  第  $l$  行第 1 列元素.

不失一般地, 假设  $\mathbf{x}_k$  中第  $q$  个分量变化较大, 其余分量变化不大, 第  $q$  个分量对应的  $\mathbf{u}_k^i(l, 1)$  变化较大,  $\mathbf{u}_k^i$  其余分量变化不大, 此时若事件触发条件满足, 发送量测值  $\mathbf{y}_k^i$  至融合中心, 则变化不大的量测分量也被一起发送至融合中心, 造成网络通信资源的浪费.

为进一步节省传感器网络通信资源, 在本文中各传感器节点各量测分量是否发送至融合中心单独设置条件进行判断, 示意图如图 1 所示.

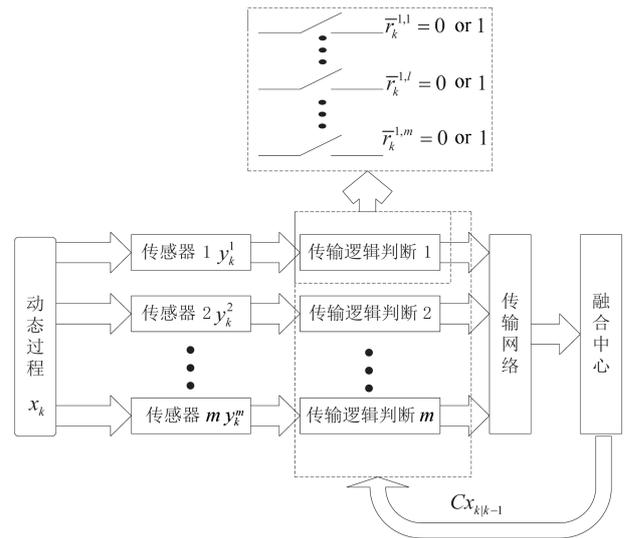


图 1 多通道解耦的事件触发估计算法

Fig. 1 The multi-channel decoupled event triggered estimation algorithm

定义二元变量  $\bar{r}_k^{i,l}$  表示  $k$  时刻传感器节点  $i$  的量测分量  $l$  ( $1 \leq l \leq m$ ) 是否发送至融合中心, 等于 1 发送, 等于 0 不发送. 相应的多通道解耦事件触发机制如下:

$$\bar{r}_k^{i,l} = \begin{cases} 0, & \text{若 } G^l(\mathbf{y}_k^i - \tilde{\mathbf{y}}_k^i) \in \xi_{\bar{W}_{k,i}^l, \bar{\delta}_i^l} \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $G^l$  表示第  $l$  行第  $l$  列为 1, 其余元素均为 0 的  $m$  维方阵.  $\bar{\delta}_i^l$  为传感器  $i$  的第  $l$  个量测量传输机制中的门限因子, 满足  $\sum_{l=1}^m \bar{\delta}_i^l = \delta_i$ . 当  $\bar{\delta}_i^l$  越大时, 传感器  $i$  的第  $l$  个量测量被传输至融合中心的概率越低, 反之越高. 在实际工程应用中, 传感器各量测量重要程度不一, 可能某些起到关键作用的量测量变化缓慢, 此时可根据实际情况适当降低此量测量对应的门限因子  $\bar{\delta}_i^l$  保证此类量测量的发送概率符合需求.

令  $\bar{r}_k^{i,1} = \bar{r}_k^{i,2} = \dots = \bar{r}_k^{i,m}$ , 多通道解耦事件触发机制与事件触发机制 (3) 等价.

对本文所提出的事件触发量测传输机制, 我们需设计相应的集中式融合估计算法并给出估计误差有界的条件, 具体内容下文给出.

## 2 多通道解耦事件触发估计算法

受文献 [19] 中引理 1 的启发, 给出定理 1.

**定理 1.** 考虑量测模型 (2) 及事件触发机制 (4), 当  $k$  时刻传感器  $i$  有量测量未发送至融合中心时, 可等价为由如下虚拟量测通道产生的虚拟量测发送至融合中心.

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_k^i &= T_k^i \mathbf{y}_k^i - (T_k^i - I) \boldsymbol{\eta}_k^i = \\ & T_k^i C^i \mathbf{x}_k + T_k^i \mathbf{v}_k^i - (T_k^i - I) \boldsymbol{\eta}_k^i \end{aligned} \quad (5)$$

其中,  $T_k^i = \text{diag}\{\bar{r}_k^{i,1}, \bar{r}_k^{i,2}, \dots, \bar{r}_k^{i,m}\}$ ,  $I$  为适维单位阵. 下文中的  $I$  均指适维单位阵.  $\boldsymbol{\eta}_k^i \in \Omega_k^i$  且与  $\mathbf{x}_k$ ,  $\mathbf{v}_k^i$  无关.

$$\Omega_k^i = \left\{ \boldsymbol{\omega} | G^l(\mathbf{y}_k^i - \boldsymbol{\omega}) \in \xi_{\bar{W}_{k,i}^l, \bar{\delta}_i^l} \right\}$$

**证明.** 不失一般性, 假设  $k$  时刻传感器  $i$  除量测量  $l$  外, 其余分量均发送至融合中心. 由贝叶斯公式可得状态变量后验概率密度函数

$$p_{\mathbf{x}_k | \bar{r}_k^{i,l}}(\mathbf{x}_k | 0) \propto \int_{\tilde{\mathbf{y}} + \xi_{\bar{W}_{k,i}^l, \bar{\delta}_i^l}} p_{\mathbf{v}_k^i}(\boldsymbol{\varrho} - C^i \mathbf{x}_k) d\boldsymbol{\varrho} p_{\mathbf{x}_k}(\mathbf{x}_k) \quad (6)$$

其中,  $p_{\mathbf{x}_k | \bar{r}_k^{i,l}}(\cdot | \cdot)$  表示条件分布概率密度函数,  $p_{\mathbf{x}_k}(\mathbf{x}_k)$  表示此时刻状态变量  $\mathbf{x}_k$  的先验概率密度函数.

为简便起见, 令

$$\begin{aligned} T_k^i \mathbf{v}_k^i &= \boldsymbol{\varsigma}_k^i \\ (T_k^i - I) \boldsymbol{\eta}_k^i &= \boldsymbol{\varepsilon}_k^i \end{aligned}$$

由两个独立随机变量的概率密度之和等于这两个随机变量的概率密度函数的卷积, 可得

$$p_{\boldsymbol{\varsigma}_k^i - \boldsymbol{\varepsilon}_k^i}(\boldsymbol{\varsigma}_k^i) = \int_{\mathbf{R}^m} p_{\boldsymbol{\varepsilon}_k^i}(\boldsymbol{\varepsilon}_k^i) p_{\boldsymbol{\varsigma}_k^i}(\boldsymbol{\varsigma}_k^i + \boldsymbol{\varepsilon}_k^i) d\boldsymbol{\varepsilon}_k^i \propto \int_{\xi_{\bar{W}_{k,i}^l, \bar{\delta}_i^l}} p_{\boldsymbol{\varsigma}_k^i}(\boldsymbol{\varsigma}_k^i + \boldsymbol{\varepsilon}_k^i) d\boldsymbol{\varepsilon}_k^i$$

由式 (5) 可得

$$p_{\mathbf{z}_k^i | \mathbf{x}_k}(\mathbf{z}_k^i | \mathbf{x}_k) = p_{\boldsymbol{\varsigma}_k^i - \boldsymbol{\varepsilon}_k^i}(\mathbf{z}_k^i - C^i \mathbf{x}_k) \propto \int_{\xi_{\bar{W}_{k,i}^l, \bar{\delta}_i^l}} p_{\boldsymbol{\varsigma}_k^i}(\mathbf{z}_k^i - C^i \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\varepsilon}_k^i) d\boldsymbol{\varepsilon}_k^i$$

由贝叶斯公式可得

$$p_{\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k^i}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k^i) \propto \int_{\xi_{\bar{W}_{k,i}^l, \bar{\delta}_i^l}} p_{\boldsymbol{\varsigma}_k^i}(\mathbf{z}_k^i - C^i \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\varepsilon}_k^i) d\boldsymbol{\varepsilon}_k^i p_{\mathbf{x}_k}(\mathbf{x}_k)$$

式 (6) 进行变量替换  $\boldsymbol{\varrho} = \boldsymbol{\varepsilon}_k^i + \mathbf{z}_k^i$ , 可推导出

$$p_{\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k^i}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k^i) = p_{\mathbf{x}_k | \bar{r}_k^{i,l}}(\mathbf{x}_k | 0)$$

在贝叶斯估计体系中, 状态变量  $\mathbf{x}_k$  的后验概率密度函数可精确描述融合中心对状态变量  $\mathbf{x}_k$  的估计值, 两者的后验概率密度函数相等说明当传感器  $i$  中有量测量未发送至融合中心时, 可等价为由虚拟量测通道 (5) 产生的虚拟量测发送至融合中心.  $\square$

由式 (4) 易得  $\tilde{\mathbf{y}}_k^i \in \Omega_k^i$ . 在式 (5) 中可令  $\boldsymbol{\eta}_k^i = \tilde{\mathbf{y}}_k^i$ , 得虚拟量测值表达式  $\mathbf{z}_k^i = T_k^i \mathbf{y}_k^i + (I - T_k^i) \tilde{\mathbf{y}}_k^i$ . 因此由定理 1 可得, 当事件触发条件满足时, 量测量  $l$  不发送给融合中心, 相当于虚拟量测值  $\mathbf{z}_k^i$  发送至融合中心.

不失一般性, 假设  $\Omega_k^i$  定义中的  $G^l(\mathbf{y}_k^i - \boldsymbol{\omega})$  在  $\xi_{\bar{W}_{k,i}^l, \bar{\delta}_i^l}$  满足一致分布, 则虚拟量测  $\mathbf{z}_k^i$  对应的量测噪声协方差

$$\begin{aligned} E[(\boldsymbol{\varsigma}_k^i - \boldsymbol{\varepsilon}_k^i)(\boldsymbol{\varsigma}_k^i - \boldsymbol{\varepsilon}_k^i)^T] &= \\ E[\boldsymbol{\varsigma}_k^i (\boldsymbol{\varsigma}_k^i)^T] + E[\boldsymbol{\varepsilon}_k^i (\boldsymbol{\varepsilon}_k^i)^T] &= \\ R_k^i + (I - T_k^i) \frac{\bar{\delta}_i^l}{3} (\bar{W}_{k,i}^l)^{-1} (I - T_k^i)^T &= \\ R_k^i + (I - T_k^i) \frac{\bar{\delta}_i^l}{3} (\bar{W}_{k,i}^l)^{-1} & \end{aligned} \quad (7)$$

进而可得  $k$  时刻所有传感器量测值

$$\mathbf{z}_k = \text{col}_i(T_k^i \mathbf{y}_k^i + (I - T_k^i) \tilde{\mathbf{y}}_k^i) \quad (8)$$

$\mathbf{z}_k$  对应的量测噪声协方差阵为

$$\bar{R}_k = \text{diag}_i \{ R_k^i + (I - T_k^i) R_u^i \} \quad (9)$$

其中,  $R_u^i = \text{diag}_l \{ \bar{\delta}_i^l / 3 (\bar{W}_{k,i}^l)^{-1} \}$ .

融合中心关于  $x$  的估计值  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  可由标准 Kalman 滤波公式计算得出.

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} &= A\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \\ P_{k|k-1} &= AP_{k-1|k-1}A^T + Q_k \\ S_k &= \bar{R}_k + CP_{k|k-1}C^T \\ K_k &= P_{k|k-1}C^T S_k^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k} &= \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + K_k(\mathbf{z}_k - C\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \\ P_{k|k} &= P_{k|k-1} - P_{k|k-1}C^T S_k^{-1} CP_{k|k-1}\end{aligned}$$

通过上述公式可由虚拟量测通道 (5) 得到的量测值对应的最优线性无偏估计.

**定理 2.** 采用事件触发机制 (4), 如果所有的权重矩阵  $\bar{W}_{k,i}^l$  满足条件  $\bar{W}_{k,i}^l \geq \mu_l^i I$ , 则融合中心估计误差  $\mathbf{e}_k = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  均方意义下一致有界. 即满足

$$\limsup_{k \rightarrow \infty} E \|\mathbf{e}_k\|^2 < +\infty$$

**证明.**  $\tau$  时刻由真实量测向量  $\bar{\mathbf{z}}_\tau = \text{col}_i(\mathbf{y}_\tau^i)$  生成的估计值记为  $\bar{\mathbf{x}}_{k|k}$ ,  $\tau \leq k$ . 可做如下分解:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \bar{\mathbf{x}}_{k|k} + \boldsymbol{\vartheta}_k \quad (10)$$

其中

$$\boldsymbol{\vartheta}_k = \sum_{\tau=1}^k \left[ \prod_{h=\tau+1}^k (I - K_h C) A \right] K_\tau (\mathbf{z}_\tau - \bar{\mathbf{z}}_\tau)$$

用  $\mathbf{x}_k$  减去式 (10) 等号两边再取期望, 有

$$\begin{aligned}E \{ \|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}\|^2 \} &\leq \\ 2E \{ \|\mathbf{x}_k - \bar{\mathbf{x}}_{k|k}\|^2 \} &+ 2E \{ \|\boldsymbol{\vartheta}_k\|^2 \} \quad (11)\end{aligned}$$

令

$$\begin{aligned}\check{R}_k &= \text{diag}_i \{ R_k^i + \check{R}_u^i \} \\ \check{R}_u^i &= \text{diag}_l \left\{ \frac{\bar{\delta}_i^l}{3\mu_l^i} \right\}\end{aligned}$$

由定理 2 中条件可得  $\bar{R}_k \leq \check{R}_k$ .

由于  $\bar{\mathbf{x}}_{k|k}$  是基于真实量测向量  $\bar{\mathbf{z}}_\tau$  计算得到的, 因此

$$E \{ \|\mathbf{x}_k - \bar{\mathbf{x}}_{k|k}\|^2 \} \leq \limsup_{k \rightarrow \infty} \text{tr}(P_{k|k}) \leq \text{tr}(\bar{P}) \quad (12)$$

其中,  $\bar{P}$  是下述离散代数黎卡提方程的正定解

$$\bar{P} = A\bar{P}A^T + Q_k - A\bar{P}C^T(C\bar{P}C^T + \check{R}_k)^{-1}C\bar{P}A^T$$

对于  $\|\boldsymbol{\vartheta}_k\|$ , 可得

$$\|\boldsymbol{\vartheta}_k\| \leq \sum_{\tau=1}^k \left\| \left[ \prod_{h=\tau+1}^k (I - K_h C) A \right] K_\tau \right\| \|\mathbf{z}_\tau - \bar{\mathbf{z}}_\tau\|$$

由式 (9) 可得  $R_k \leq \bar{R}$ . 引用文献 [20] 的定理 5.3, 可得

对于任意的  $a, b$  满足  $0 \leq a < 1, b \geq 0$

$$\left\| \left[ \prod_{h=\tau+1}^k (I - K_h C) A \right] K_\tau \right\| \leq ba^{k-\tau} \quad (13)$$

对于节点  $i$ , 其各分量加权矩阵  $\bar{W}_{k,i}^l$ , 满足  $\bar{W}_{k,i}^l \geq \mu_l^i I$ , 令

$$\mu^i = \min_{1 \leq l \leq m} \mu_l^i, \quad \bar{\delta}^i = \max_{1 \leq l \leq m} \bar{\delta}_i^l$$

可以得到

$$\|G^l(\mathbf{y}_k^i - \tilde{\mathbf{y}}_k^i)\|^2 \leq \frac{\bar{\delta}_i^l}{\mu_l^i} \leq \frac{\bar{\delta}^i}{\mu^i}$$

根据  $G^l$  的定义, 可知对于任意的  $l$ , 均有向量  $\|\mathbf{y}_k^i - \tilde{\mathbf{y}}_k^i\|$  的第  $l$  个元素小于  $\bar{\delta}^i / \mu^i$ , 进而可得

$$\begin{aligned}\|\mathbf{y}_k^i - \tilde{\mathbf{y}}_k^i\|^2 &\leq \frac{m\bar{\delta}^i}{\mu^i} \\ \|\mathbf{z}_\tau - \bar{\mathbf{z}}_\tau\|^2 &= \sum_{i=1}^M \|(I - T_k)(\mathbf{y}_k^i - \tilde{\mathbf{y}}_k^i)\|^2 \leq \\ &\sum_{i=1}^M \|I - T_k\|^2 \frac{m\bar{\delta}^i}{\mu^i} \quad (14)\end{aligned}$$

联立式 (13) 和式 (14), 可得

$$\|\boldsymbol{\vartheta}_k\|^2 \leq \left( \sum_{\tau=0}^k ba^{k-\tau} \right)^2 \sum_{i=1}^M \|I - T_k\|^2 \frac{m\bar{\delta}^i}{\mu^i}$$

对上式两边求期望, 可得

$$E \{ \|\boldsymbol{\vartheta}_k\|^2 \} \leq \left( \frac{b}{1-a} \right)^2 \sum_{i=1}^M \|I - T_k\|^2 \frac{m\bar{\delta}^i}{\mu^i} \quad (15)$$

联立式 (12) 和式 (15), 可得

$$\limsup_{k \rightarrow \infty} E \|\mathbf{e}_k\|^2 < +\infty$$

□

为便于比较本文中提出的多通道解耦事件触发估计算法与文献 [19] 中的算法的差别, 参照文献 [19] 中的参数, 令

$$\tilde{\mathbf{y}}_k^i = \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}^i = C^i \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (16)$$

$$(\bar{W}_{k,i}^l)^{-1} = G^l \frac{C^i P_{k|k-1} (C^i)^T + R_k^i}{\text{tr}(C^i P_{k|k-1} (C^i)^T + R_k^i)} \quad (17)$$

显然, 式 (17) 满足定理 2 中的条件, 可保证融合中心估计误差的有界性.

### 3 网络传输数据量分析

**定义 1.**  $k$  时刻传感器节点  $i$  发送至融合中心的传输数据量指的是此时节点  $i$  发送至融合中心的量测分量数目;  $k$  时刻传感器网络传输数据量指的是此时传感器网络中各节点传输数据量之和.

由定义 1 可得  $k$  时刻在多通道解耦触发机制下传感器节点  $i$  发送至融合中心的传输数据量

$$V_{dc}^i(k) = \sum_{l=1}^m \bar{r}_k^{i,l} \quad (18)$$

$k$  时刻多通道解耦事件触发机制下传感器网络传输数据量

$$V_{dc}(k) = \sum_{i=1}^M V_{dc}^i(k) = \sum_{i=1}^M \sum_{l=1}^m \bar{r}_k^{i,l} \quad (19)$$

$k$  时刻在正常通信机制 (即每时刻传感器网络各节点将全部量测分量发送至融合中心) 下传感器节点  $i$  发送至融合中心的传输数据量

$$V_n^i(k) = m \quad (20)$$

$k$  时刻正常通信机制下传感器网络传输数据量

$$V_n(k) = \sum_{i=1}^M V_n^i(k) = mM \quad (21)$$

类似地, 可得  $k$  时刻多通道耦合触发机制下传感器节点  $i$  发送至融合中心的传输数据量

$$V_c^i(k) = r_k^i m \quad (22)$$

$k$  时刻多通道耦合触发机制下传感器网络传输数据量

$$V_c(k) = \sum_{i=1}^M V_c^i(k) = \sum_{i=1}^M r_k^i m \quad (23)$$

由多通道解耦事件触发机制 (4) 及多通道耦合事件触发机制 (3) 可得,  $k$  时刻对传感器节点  $i$  有

$$\begin{aligned} \sum_{l=1}^m G^l (\mathbf{y}_k^i - \tilde{\mathbf{y}}_k^i) &= \mathbf{y}_k^i - \tilde{\mathbf{y}}_k^i \\ \sum_{l=1}^m \delta_l^i &= \delta_i \end{aligned} \quad (24)$$

因此, 在多通道解耦触发机制下, 当节点  $i$  各量测分量触发条件均满足 (即  $\bar{r}_k^{i,1} = \dots = \bar{r}_k^{i,m} = 1$ ) 时, 对于同一量测向量, 在多通道耦合机制下可得其

触发条件一定满足 ( $r_k^i = 1$ ). 即说明此时传感器节点  $i$  在多通道解耦事件触发机制 (4) 和多通道耦合机制 (3) 下发送至融合中心的传输数据量相等, 均为  $m$ .

反过来, 当  $k$  时刻传感器节点  $i$  在多通道耦合事件触发机制下满足触发条件时, 节点  $i$  发送给融合中心的传输数据量为  $m$ . 此时对于同一量测向量, 在多通道解耦事件触发机制下, 由于各量测分量是否发送是独立进行判断的, 无法保证每一分量均满足触发条件, 因此节点  $i$  发送至融合中心的传输数据量  $V_{dc}^i$  满足  $0 < V_{dc}^i \leq m$ .

由上述分析可得, 就传感器网络的传输数据量而言, 在最不利的情况下, 两种机制等价. 一般情形下, 多通道解耦事件触发机制通常优于多通道耦合机制.

### 4 仿真结果及分析

仿照文献 [19] 中的仿真环境. 考虑由  $M = 10$  个传感器组成的传感器网络对二维匀速直线运动目标进行观测, 目标运动方程为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k$$

其中,  $\Delta = 1$  为采样间隔, 目标状态变量  $\mathbf{x}_k = [p_x \ v_x \ p_y \ v_y]^T$ ,  $[p_x \ p_y]^T$  表示目标位置,  $[v_x \ v_y]^T$  表示目标速度. 目标初始状态  $\mathbf{x}_0$  为  $[-10 \ 10 \ -10 \ 10]^T$ . 初始估计误差协方差阵  $P_0 = 10^3 \times I$ .

过程噪声  $\mathbf{w}_k$  协方差阵为

$$Q = q \begin{bmatrix} \frac{\Delta^3}{3} & \frac{\Delta^2}{2} & 0 & 0 \\ \frac{\Delta^2}{2} & \Delta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\Delta^3}{3} & \frac{\Delta^2}{2} \\ 0 & 0 & \frac{\Delta^2}{2} & \Delta \end{bmatrix}$$

其中,  $q = 1$ .

各传感器节点对目标量测方程为

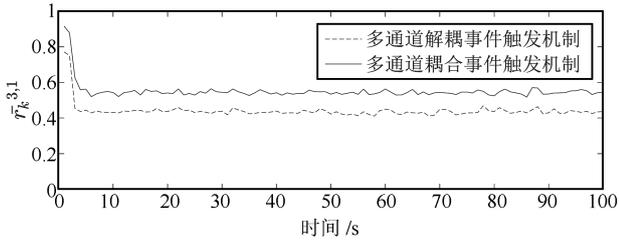
$$\mathbf{y}_k^i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k^i, \quad 1 \leq i \leq M, \ i \in \mathbf{N}$$

其中,  $\mathbf{y}_k^i$  是笛卡尔坐标系中传感器  $i$  对目标位置的量测向量. 量测噪声  $\mathbf{v}_k^i$  协方差阵为

$$R_k^i = \text{diag}\{5\sqrt{i} \ 5\sqrt{i}\}$$

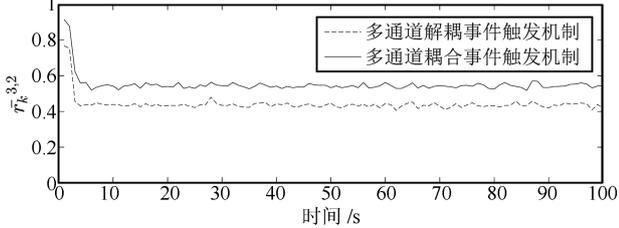
本文中提出的多通道解耦触发机制与文献 [19] 中多通道耦合传输机制下单一传感器 (以节点 3 为

例) 每时刻发送  $x$  位置量测量分量及  $y$  位置量测量分量至融合中心统计意义下的概率由图 2 给出. 为保证两种传输机制门限因子一致, 令  $\delta_i = 30$ ,  $\bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 15$ .



(a) 3号传感器发送  $x$  位置量测量分量至融合中心的概率

(a) The probability of the  $x$  position sent by sensor No. 3 to fusion center



(b) 3号传感器发送  $y$  位置量测量分量至融合中心的概率

(b) The probability of the  $y$  position sent by sensor No. 3 to fusion center

图 2  $\delta_i = 30$ ,  $\bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 15$  时 3 号传感器发送  $x$  位置及  $y$  位置量测量分量至融合中心的概率

Fig. 2 The probability of the  $x$  position and  $y$  position measurement sent by sensor No. 3 to fusion center

per second when  $\delta_i = 30$ ,  $\bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 15$

由图 2 可以看出, 对于同一传感器网络, 本文提出的多通道解耦事件触发机制相比较于文献 [19] 中的多通道耦合事件触发机制, 可减少每时刻单个传感器各量测量分量发送至融合中心的概率.

不同门限因子下传感器网络在三种通信机制下每时刻网络传输数据量及相应估计精度, 即均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 如图 3~5. 统计意义下的估计精度及通信量频率如表 1~3. 本文中传感器网络的通信量频率指的是传感器网络各节点各量测通道单位时间内发送至融合中心的量测量分量个数算术平均值. 多通道解耦机制下通信量频率  $f_{dc}$  与多通道耦合机制下通信量频率  $f_c$  计算公式如下:

$$f_{dc} = \frac{\sum_{k=1}^T \sum_{i=1}^M \sum_{l=1}^m \bar{r}_k^{i,l}}{mMT}$$

$$f_c = \frac{\sum_{k=1}^T \sum_{i=1}^M r_k^i}{MT}$$

图 3~5 中最上方的三幅图像分别描述不同门限因子时同一传感器网络在三种不同通信机制 (多通道解耦事件触发机制、文献 [19] 中的多通道耦合

表 1  $\delta_i = 6$ ,  $\bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 3$  时通信量频率及  $RMSE_{av}$

Table 1 The data transmission amount rate and  $RMSE_{av}$  when  $\delta_i = 6$ ,  $\bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 3$

	多通道解耦	多通道耦合
通信量频率	0.7500	0.8986
$RMSE_{av}$	1.8733	1.8716

表 2  $\delta_i = 12$ ,  $\bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 6$  时通信量频率及  $RMSE_{av}$

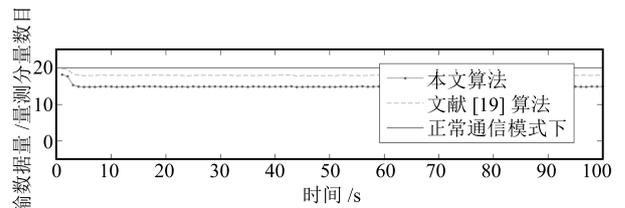
Table 2 The data transmission amount rate and  $RMSE_{av}$  when  $\delta_i = 12$ ,  $\bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 6$

	多通道解耦	多通道耦合
通信量频率	0.6645	0.8091
$RMSE_{av}$	1.8878	1.8845

表 3  $\delta_i = 30$ ,  $\bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 15$  时通信量频率及  $RMSE_{av}$

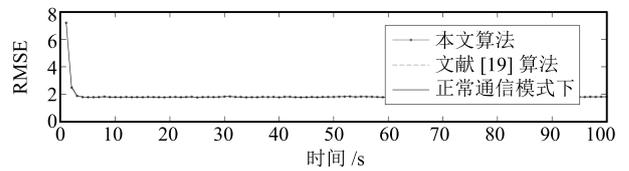
Table 3 The data transmission amount rate and  $RMSE_{av}$  when  $\delta_i = 30$ ,  $\bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 15$

	多通道解耦	多通道耦合
通信量频率	0.4785	0.5987
$RMSE_{av}$	1.9654	1.9608



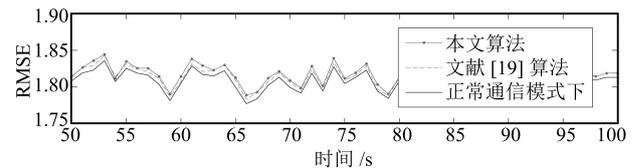
(a) 传感器网络每时刻传输数据量

(a) The sensor network data transmission amount per second



(b) 传感器网络估计精度

(b) The RMSE of the sensor network



(c) 传感器网络稳态估计精度

(c) The steady state RMSE of the sensor network

图 3  $\delta_i = 6$ ,  $\bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 3$  时传感器网络每时刻传输数据量及对应估计精度

Fig. 3 The RMSE of the estimation of the network and its corresponding data transmission amount per second

when  $\delta_i = 6$ ,  $\bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 3$

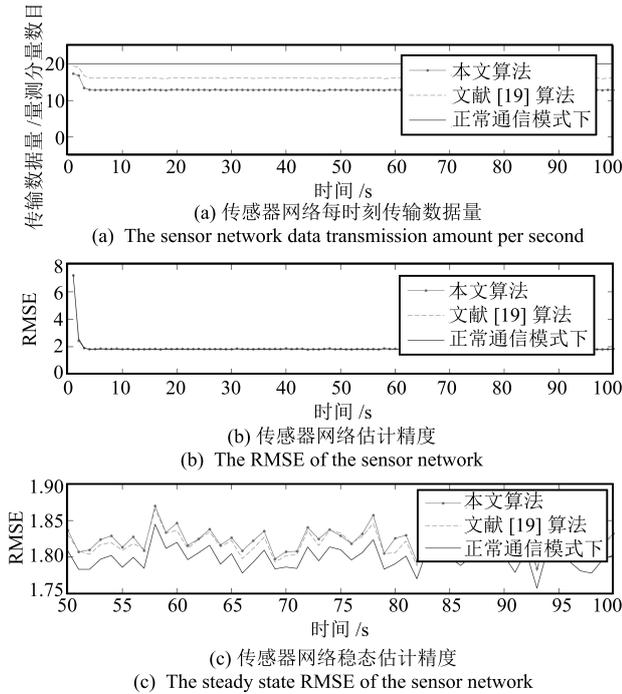


图 4  $\delta_i = 12, \bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 6$  时传感器网络每时刻传输数据量及对应估计精度

Fig. 4 The RMSE of the estimation of the network and its corresponding data transmission per second when  $\delta_i = 12, \bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 6$

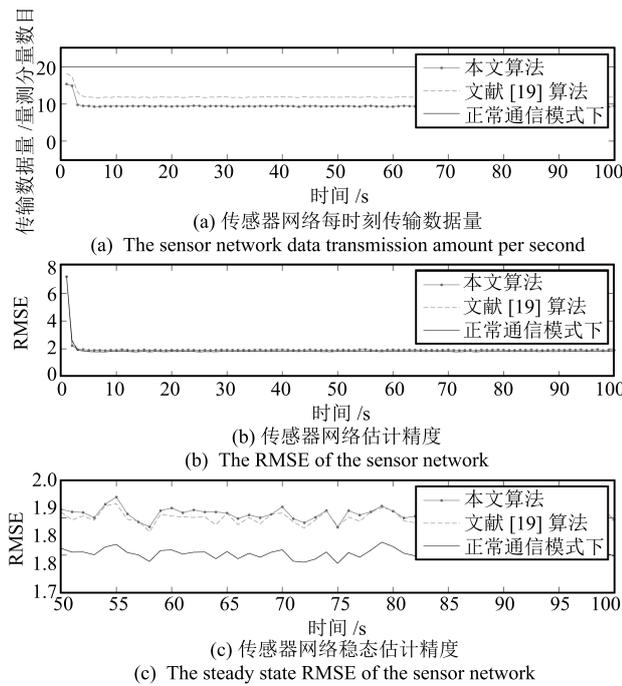


图 5  $\delta_i = 30, \bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 15$  时传感器网络每时刻传输数据量及对应估计精度

Fig. 5 The RMSE of the estimation of the network and its corresponding data transmission per second when  $\delta_i = 30, \bar{\delta}_i^1 = \bar{\delta}_i^2 = 15$

事件触发机制、正常通信机制) 下与融合中心的传输数据量, 由图 3~5 中最上方的三幅图像可以看出多通道解耦事件触发机制可以显著降低传感器网络与融合中心的传输数据量。

图 3~5 中间三幅图像分别描述不同门限因子时融合中心在三种不同通信机制下的估计精度。由于图中三条曲线较为接近, 为更加清晰表示估计精度, 在图 3~5 最下方的三幅图像中绘制稳态估计精度曲线。由此 6 幅图像及表 1~3 可以看出, 多通道解耦事件触发机制下的估计精度相比较于文献 [19] 中的多通道耦合事件触发机制, 其估计误差仅略微有所增加, 在可接受范围之内。

为进一步说明多通道解耦事件触发机制相比于多通道耦合机制在降低传感器网络传输数据量方面的作用, 分别与文献 [17] 和文献 [18] 中的多通道耦合事件触发机制进行了比较, 限于篇幅, 本文中未给出相关理论推导过程, 仅给出仿真结果对比加以说明, 如图 6 和图 7 所示。

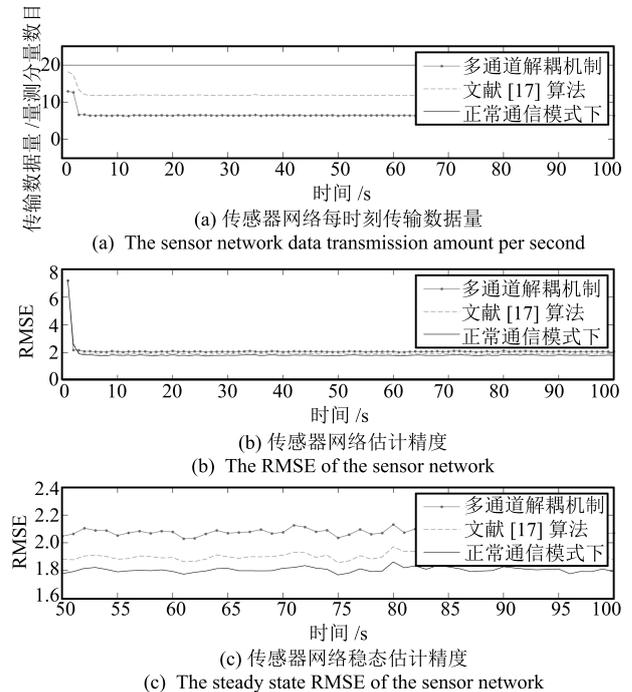


图 6 多通道解耦事件触发机制与文献 [17] 中多通道耦合机制下传感器网络每时刻数据传输量及对应估计精度

Fig. 6 The RMSE of the estimation of the network and its corresponding data transmission per second of multi-channel coupled and decoupled mechanism in [17]

从图 6 和图 7 可以看出, 多通道解耦事件触发机制相比较于文献 [17] 和文献 [18] 中的多通道耦合机制可以进一步减少传感器网络与融合中心的传输数据量, 虽然估计精度误差有所增加, 但在可接受范围之内。

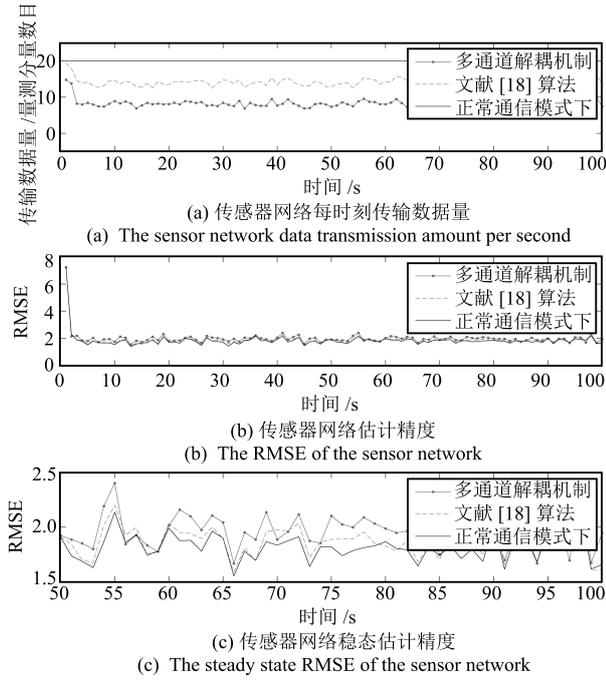


图 7 多通道解耦事件触发机制与文献 [18] 中多通道耦合机制下传感器网络每时刻数据传输量及对应估计精度  
Fig. 7 The RMSE of the estimation of the network and its corresponding data transmission per second of multi-channel coupled and decoupled mechanism in [18]

综上所述, 由多通道解耦事件触发机制与文献 [17]、文献 [18] 及文献 [19] 中的多通道耦合机制的仿真对比可得, 多通道解耦事件触发机制在保证融合中心估计精度的同时, 大大降低了传感器网络与融合中心的传输数据量, 具有一定的工程应用价值. 下一节将详细描述多通道解耦事件触发机制在光电传感网络中的应用.

### 5 应用实例

光电传感网络主要通过激光、红外、可见光谱段的光电传感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, 在近距离防空中负责探测目标、量测目标信息等多项任务.

光电传感网络量测目标运动模型如下:

$$\mathbf{X}_{k+1} = F_k \mathbf{X}_k + \mathbf{w}_k$$

其中,  $F_k$  为状态转移矩阵.  $\mathbf{X}_k = [x_k \ \dot{x}_k \ y_k \ \dot{y}_k \ z_k \ \dot{z}_k]^T$  为状态向量,  $[x_k \ y_k \ z_k]^T$  表示笛卡尔坐标系中运动目标的位置,  $[\dot{x}_k \ \dot{y}_k \ \dot{z}_k]^T$  表示笛卡尔坐标系中运动目标的速度.  $\mathbf{w}_k$  为过程噪声, 假定它为零均值高斯白噪声序列, 相应的方差表示为  $\mathbf{Q}$ .

$k$  时刻光电传感器  $i$  对运动目标的量测方程如下:

$$\begin{cases} \varphi_k^i = \arctan\left(\frac{y_k}{x_k}\right) + \tilde{\varphi}_k^i \\ \theta_k^i = \arctan\left(\frac{z_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2}}\right) + \tilde{\theta}_k^i \\ d_k^i = \sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2} + \tilde{d}_k^i \end{cases}$$

其中,  $\varphi_k^i, \theta_k^i, d_k^i$  为  $k$  时刻以光电传感器  $i$  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  $\sigma_{\varphi_k^i}^2, \sigma_{\theta_k^i}^2, \sigma_{d_k^i}^2$ .

光电传感网络作为传感器网络的一种, 本文中提出的多通道解耦事件触发机制可以运用到光电传感网络中, 减少光电传感网与融合中心的网络传输数据量, 在一定程度上增强光电传感网络的隐蔽性, 示意图如图 8 所示.

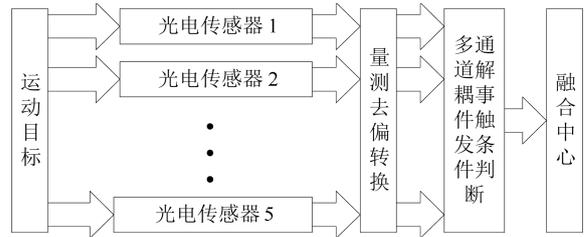


图 8 多通道解耦事件触发机制下的光电传感网络目标跟踪示意图

Fig. 8 The diagram of target tracking of the optic-electric sensor network with the multi-channel decoupled event triggered mechanism

为更清晰地解释多通道解耦事件触发机制相较于多通道耦合机制可进一步减少光电传感网络的传输数据量, 以光电传感网络中火控系统空情信息核心数据发送协议为例加以说明. 相关协议内容如表 4.

表 4 火控系统空情信息核心数据发送协议  
Table 4 The core data transmission protocol of the fire control system

	$x$ 位置	$x$ 速度	$y$ 位置	$y$ 速度	$z$ 位置	$z$ 速度
字长	2 字节					

以传感器节点  $i$  为例, 在多通道解耦机制 (4) 下, 当各量测分量触发条件同时满足时, 传感器节点  $i$  向融合中心发送的传输数据量  $U_{dc}^i(k) = 12$  字节. 由于多通道耦合机制 (3) 和多通道解耦机制 (4) 满足式 (24), 对于同一量测向量, 在多通道耦合事件触发机制 (3) 下必定满足触发条件, 传感器节点  $i$  向融合中心发送的传输数据量为  $U_c^i(k) = 12$  字节.

反过来, 在多通道耦合事件触发机制 (3) 下, 当

触发条件满足时, 传感器节点  $i$  向融合中心发送的传输数据量为  $U_c^i(k) = 12$  字节. 对于同一量测向量, 在多通道解耦机制 (4) 下, 由于各分量是否发送至融合中心是分开进行判断的, 无法保证满足每一量测分量触发条件, 因此传感器节点  $i$  向融合中心发送的传输数据量  $U_{dc}^i(k)$  满足  $0 < U_{dc}^i(k) \leq 12$  字节.

由上述分析可知, 就火控系统光电传感网络的传输数据量而言, 在最不利的情况下, 上述两个机制是等效的. 一般工程应用情形下, 多通道解耦事件触发机制通常优于多通道耦合事件触发机制, 在一定程度上增强了系统的隐蔽性.

为了更清晰地表现出多通道解耦事件触发机制在光电传感网络中降低传输数据量的优势, 在仿真中对运动目标设置三种航路, 匀速直线航路 A、匀速圆周航路 B 及蛇形机动航路 C. 目标运动航路水平投影图如图 9 所示.

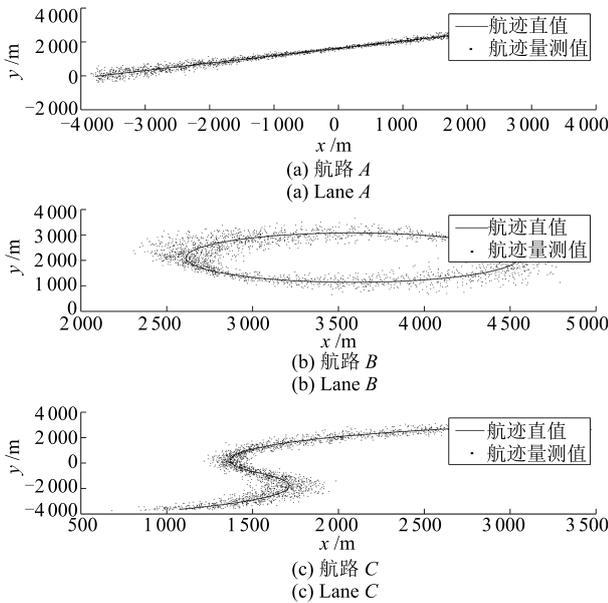


图 9 目标运动轨迹水平投影  
Fig.9 The horizontal projection of target motion trajectory

光电传感网络中激光测距精度  $\sigma_d = 15$  m, 方位角量测精度  $\sigma_\varphi = 2.5$  mil, 高低角量测精度  $\sigma_\theta = 2$  mil. 滤波器初始状态向量及误差方差矩阵分别为

$$X_0 = [1000 \ 10 \ 1000 \ 10 \ 1000 \ 10]^T$$

$$P_0 = 10^2 \times I$$

航路 A、航路 B 及航路 C 中多通道解耦事件触发机制、多通道耦合机制及正常通信机制下 UCMKF 算法<sup>[21]</sup> 对目标的估计精度及网络传输数据量如图 10~12 所示.

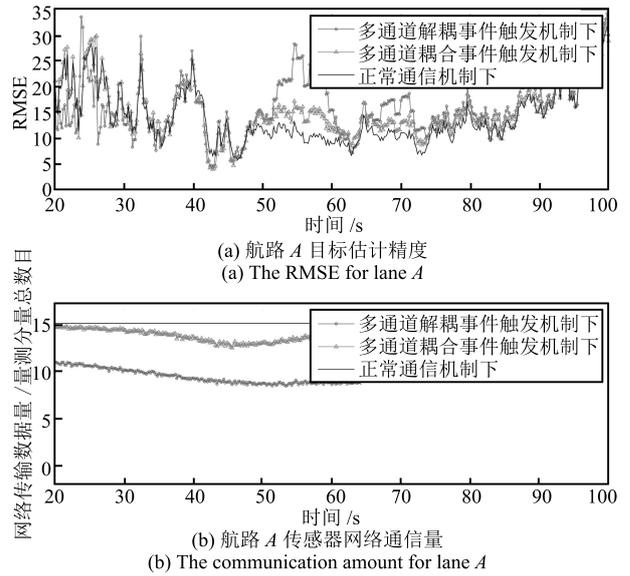


图 10 航路 A 三种通信机制下对目标估计精度及通信量  
Fig.10 The RMSE and communication amounts under three communication mechanism for lane A

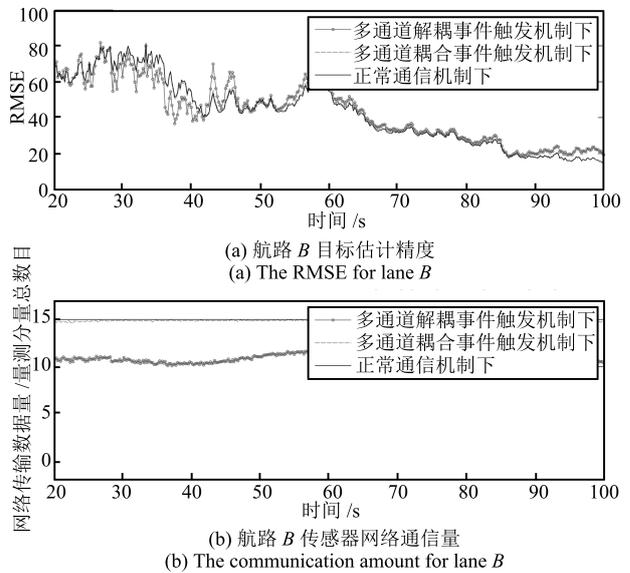


图 11 航路 B 三种通信机制下对目标估计精度及通信量  
Fig.11 The RMSE and communication amounts under three communication mechanism for lane B

从图 10~12 可以看出, 多通道解耦事件触发机制相比于多通道耦合事件触发机制及正常通信机制光电传感网络与融合中心间的传输数据量得到了显著的降低, 与此同时, 其估计误差略有增加但在一定范围之内. 因此在工程实际应用中, 本文提出的多通道解耦事件触发机制可以显著减少光电传感网络与融合中心的传输数据量, 在一定程度上增强了光电传感网络的隐蔽性, 同时保证了对目标的估计精度, 具有一定的工程应用价值.

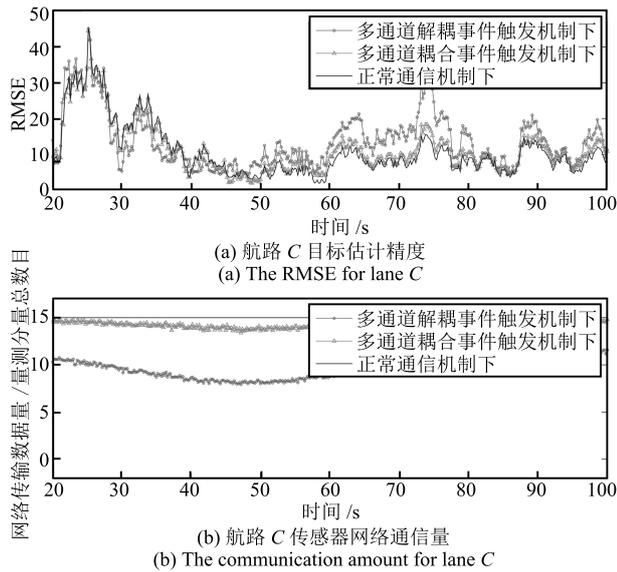


图 12 航路 C 三种通信机制下对目标估计精度及通信量  
Fig. 12 The RMSE and communication amounts under three communication mechanism for lane C

## 6 结论

本文针对传感器网络集中式融合估计算法, 提出了一种基于多通道解耦的事件触发量测传输机制, 并提出了相应的估计算法. 文中给出了所提出估计算法估计误差有界的条件. 分析了每时刻网络传输数据量, 并与文献 [17]、文献 [18] 和文献 [19] 中的多通道耦合事件触发机制进行了仿真对比分析. 通过仿真实验比较说明本文提出的多通道解耦事件触发机制相较于目前通用的多通道耦合事件触发机制, 可以在减少传感器网络通信数据量的同时, 在一定程度上保证融合中心的估计精度. 最后通过火力控制系统中的光电传感网络应用实例验证了所提算法在工程应用中的可行性.

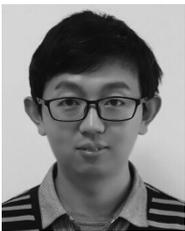
## References

- 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)
- 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)
- 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)

- Cattivelli F S, Lopes C G, Sayed A H. Diffusion recursive least-squares for distributed estimation over adaptive networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, **56**(5): 1865–1877
- Bokareva T, Hu W, Kanhere S, Ristic B, Gordon N, Bessell T, Rutten M, Jha S. Wireless sensor networks for battlefield surveillance. In: Proceedings of the 2006 Land Warfare Conference. Brisbane, Australia: APDR, 2006. 1–8
- Huo H W, Xu Y Z, Yan H R, Mubeen S, Zhang H K. An elderly health care system using wireless sensor networks at home. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Sensor Technologies and Applications. Athens/Glyfada, Greece: IEEE, 2009. 158–163
- Santini S, Ostermaier B, Vitaletti A. First experiences using wireless sensor networks for noise pollution monitoring. In: Proceedings of the 3rd ACM Workshop on Real-World Wireless Sensor Networks. Glasgow, Scotland: ACM, 2008. 61–65
- 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
- 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
- Trimpe S, D'Andrea R. Event-based state estimation with variance-based triggering. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2014, **59**(12): 3266–3281
- Åström K J, Bernhardsson B M. Comparison of Riemann and Lebesgue sampling for first order stochastic systems. In: Proceedings of the 41st IEEE Conference on Decision and Control. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2002. 2011–2016
- Feeney L M, Nilsson M. Investigating the energy consumption of a wireless network interface in an ad hoc networking environment. In: Proceedings of the 20th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Anchorage, Alaska, USA: IEEE, 2001. 1548–1557
- 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
- Imer O C, Basar T. Optimal estimation with limited measurements. In: Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control. Seville, Spain: IEEE, 2005. 1029–1034
- Rabi M, Moustakides G V, Baras J S. Multiple sampling for estimation on a finite horizon. In: Proceedings of the 45th IEEE Conference on Decision and Control. San Diego, USA: IEEE, 2006. 1351–1357
- Li L C, Lemmon M, Wang X F. Event-triggered state estimation in vector linear processes. In: Proceedings of the 2010 American Control Conference. Baltimore, Maryland, USA: IEEE, 2010. 2138–2143

- 17 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
- 18 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
- 19 Battistelli G, Benavoli A, Chisci L. Data-driven communication for state estimation with sensor networks. *Automatica*, 2012, **48**(5): 926–935
- 20 Anderson B D O, Moore J B. Detectability and stabilizability of time-varying discrete-time linear systems. *SIAM Journal on Control and Optimization*, 1981, **19**(1): 20–32
- 21 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): 1374–1377



**陈焯** 南京理工大学自动化学院博士研究生. 主要研究方向为多源信息融合, 事件触发估计算法. 本文通信作者.

E-mail: 0711370107@163.com

(**CHEN Ye** Ph.D. candidate at the College of Automation, Nanjing University of Science and Technology. His research interest covers information fusion and event-triggered estimation algorithm. Corresponding author of this paper.)

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.)



**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.

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.)