高技术通讯 2022 年 第32 卷 第5 期:493-501

doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2022.05.006

基于事件触发传输机制的分布式融合估计①

岳细鹏②　王如生　陈　博③　俞　立

(浙江工业大学信息工程学院　杭州 310023)

摘　要　在网络化多传感器系统中,信息传输往往受到通信带宽和资源的限制。有必要设计一种事件触发传输机制来克服这种缺陷。本文研究了一类通信受限下网络化多传感器系统的分布式融合估计问题,当考虑存在未知有界噪声的网络化多传感器融合系统时,首先引入一种事件触发机制(ETM)以解决网络资源受限问题,并提出一种基于事件触发信息的局部估计器和分布式融合准则。然后基于有界递归优化思想,构建事件触发估计器均方误差上界,通过建立并求解凸优化问题以获得局部估计器增益和分布式加权融合。最后,通过仿真示例验证了本文所提方法的有效性。

关键词　网络化多传感器系统;通信受限;分布式融合估计;事件触发机制(ETM);凸优化

0　引　言

近年来,随着通信技术、网络技术和传感器技术的飞速发展,多传感器信息融合(multi-sensor information fusion, MSIF)在信号处理领域成为了备受关注的研究课题[1-5]。MSIF 的基本原理就像人脑综合处理信息的过程一样,充分利用多个传感器的冗余信息提高了系统的估计性能和可靠性。多传感器信息融合估计作为信息融合领域的一个重要分支,在诸多军事和民事领域有着重要的应用价值,如防空[6]、目标跟踪与导航[7-8]、智慧医疗[9]和工业安全监测[10]等,给日常工作和生活带来了极大的便利。在传统的 MSIF 系统中,传感器与融合中心通过专线连接,布线复杂度和设计难度随着传感器数量的增多而大幅增加。通信网络作为信息传输的枢纽开始进入人们的视野时,出现了网络化多传感器融合系统(networked multi-sensor fusion systems, NMFSs)[11]。这种网络化系统极大地增强了系统的可扩展性和可维护性,降低了布线的复杂度和设计成本,提高了系统的可靠性和故障容错能力。因此,NMFSs 估计已经成为一个重要的发展趋势,其应用范围和作用在不断扩大。然而,多传感器融合系统中通信网络的引入使得信息传输机制发生了根本变化,也必然带来通信受限的问题。大量的传感器节点通过无线网络来传输它的局部信息,不可避免地会增加网络通信负载。此外,在许多场景下,传感器节点是由能量有限的电池来进行供电,使得系统的性能在一定程度上受到能量的约束[12]。因此,本文研究了一类通信受限下网络化多传感器系统的融合估计问题。

由于通信带宽受限,每个采样周期内往往只有部分测量信息能通过网络信道传输到融合中心并用于融合估计。在此情况下,文献[13]提出了一种周期性分组传输策略,对每个子系统分别进行卡尔曼滤波,得到最优局部估计,再通过矩阵加权得到线性最小方差意义下的最优融合估计。文献[14]通过选取局部估计信号部分分量,采取压缩降维策略来解决通信带宽约束问题。文献[15]利用量化的方

① 国家自然科学基金(61973277,62073292)资助项目。

② 男,1990 年生,硕士生;研究方向:网络化控制系统,分布式融合估计;E-mail: control_yueyue@163.com。

③ 通信作者,E-mail: bchen@zjut.edu.cn。

(收稿日期:2021-01-05)

法,通过减小传感器测量信息的包长来降低各节点与融合中心的通信量,满足带宽要求的同时节省了能量,然而多维信号的直接量化是非常困难的[16]。

当前,基于事件触发的数据传输机制在学界引起了广泛讨论,被普遍认为是解决上述问题的一种有效方式和途径[17]。所谓事件触发(event-triggered, ET),是指控制任务是否执行由事先给定的事件触发条件决定,而不是根据时间情况。与传统的周期触发控制机制相比,事件触发控制方案可以有效减少计算资源,降低通信量[18-19]。近年来,基于事件触发所设计的数据传输策略层出不穷,依据事件触发条件的设计原理可以将这些策略大致可以分为 4 种:(1)基于方差的事件触发策略[20];(2)基于状态的事件触发策略[21-22];(3)基于量测输出的事件触发策略[23-24];(4)基于新息的事件触发策略[25-26]。目前在基于事件触发的状态估计问题中,文献[20]设计了基于估计误差方差的事件触发机制,通过选择合适的方差阈值,在减少通信量的同时保证了估计性能。结合状态估计与误差协方差,文献[22]提出了一种新的基于事件触发的一致卡尔曼滤波算法,证明了每个节点的状态估计误差均方有界,保证了滤波器的稳定性。文献[24]探讨了含有参数不确定性离散系统的状态估计问题,对于网络带宽有限的约束,设计了事件触发机制和对数量化器来降低数据传输。文献[25]利用一种随机事件触发调度策略,推导出了最小均方误差估计器,并保持了系统状态的高斯特性。文献[27]则在文献[25]的基础上,将这种随机事件触发调度策略推广到了多传感器系统中。随后,文献[28]通过引入一组二进制数值来模拟信息传输过程,提出了一种基于事件触发的分布式融合卡尔曼滤波算法,且设计了新的信息补偿策略。文献[29]则进一步通过设计基于事件触发的最小均方误差估计器,提出了基于事件触发的分布式融合估计算法。

值得注意的是,上述基于事件触发的分布式融合估计算法都是考虑协方差已知的高斯白噪声,然而在实际应用中,噪声的高斯特性假设难以满足,且协方差也难以准确获取。为了克服这种缺点,文献[30]提出了一种噪声统计特性未知下的分布式融合估计算法,但未考虑通讯受限的网络化多传感器系统。因此,本文针对一类通信受限的网络化多传感器系统,设计了一种噪声统计特性未知下基于事件触发机制的分布式融合估计算法。由于网络带宽和节点电池容量受限,在每个采样周期内,只有当满足预先给定的事件触发条件时,传感器才会将量测数据通过通信网络发送给估计器,更新量测数据;否则,就保持上一次发送的量测数据不变。本文基于有界递归优化思想[30],通过充分利用事件触发机制后的量测数据设计了局部估计器和分布式融合准则,从而在保证估计精度的基础上减少通信资源。最后,通过一个仿真例子验证了本文所提方法的有效性。

1　问题描述与分析

考虑通信受限情况下的网络化多传感器分布式融合估计问题,其结构框架如图 1 所示,离散状态空间模型描述为

$$\begin{cases} x(t+1) = \boldsymbol{A}(t)\boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{B}(t)\omega(t) \\ y_i(t) = \boldsymbol{C}_i\boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{D}_i v_i(t),\ i = 1,2,\cdots,L \end{cases} \tag{1}$$

其中, $\boldsymbol{x}(t)$ 为系统的状态向量, $y_i(t)$ 为系统第 i 个传感器的量测输出。假设 $(\boldsymbol{A}(t),\ \boldsymbol{C}_i)$ 可观, $\boldsymbol{A}(t) \in R^{n\times n}$ 和 $\boldsymbol{B}(t) \in R^{n\times m}$ 均为时变矩阵, $\boldsymbol{C}_i$、$\boldsymbol{D}_i$ 是具有适当维数的常数矩阵。$\omega(t) \in R^m$ 和 $v_i(t) \in R^{q_i}$ 分别是过程和量测噪声,即

$$\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{\omega}(t) \leqslant \delta_\omega,\ v_i^{\mathrm{T}}(t)v_i(t) \leqslant \delta_{v_i} \tag{2}$$

其中, δ_ω 和 δ_{v_i} 是未知参数。

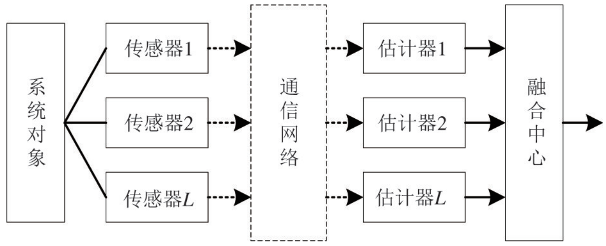


图 1　网络化多传感器分布式融合估计框架图

将系统式(1)中的第 i 个测量方程记为系统式(1)的第 i 个子系统,并假设每个估计器都有能力

计算系统式(1)的局部最优状态估计。当所有子系统通过通信网络将局部状态估计发送到融合中心时,必然导致巨大的数据流通过网络,造成网络的负载量急剧增加。同时,这些数据流会参杂着大量的冗余信息,极大地浪费了网络带宽资源和节点能量。为了节省资源和降低通信带宽的占用,本文提出了一种基于事件触发的数据传输机制,并将其应用到网络化多传感器分布式融合估计框架中。与文献[30]相比,本文所设计的基于事件触发的分布式融合算法,在保证估计性能的前提下,有效地降低了网络中的数据传输量,节省了网络资源。

2 传感器的事件触发机制

对于第 i 个单传感器子系统,其基于事件触发的局部状态估计框架图如图 2 所示,系统由传感器、事件触发机制(event-triggered mechanism, ETM)、零阶保持器(zero-order hold, ZOH)以及局部估计器(local state estimator, LSE)组成,传感器与远程估计器通过无线网络进行数据传输。

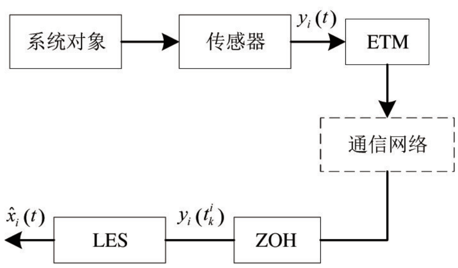


图 2　基于事件触发的局部状态估计框架图

基于事件触发机制的数据传输机制,只有在满足特定的事件触发条件时,才将传感器的测量信息发送给远端的估计器,使得远端估计器更新输入信号。其中,零阶保持器用于保存上一次局部估计器的输入信号,直到下一个事件触发时刻产生。本文基于量测误差设计一种离散事件触发机制[24],事件触发条件由量测输出值和事件触发产生的量测误差决定。这种事件触发机制优点在于量测输出值易于获取,不需要连续对事件触发条件进行检测,只需要在离散时刻点来检测是否满足事件触发条件,可以方便在标准的时间尺度嵌入式软件中实现。其具体设计如下。

第 i 个传感器的量测数据传输时刻 $\{t_k^i\}_{k\geqslant 0}$($t_0=0$),其定义为

$$t_{k+1}^i = \min_{t>t_k^i}\{t \mid [y_i(t)-y_i(t_k^i)]^{\mathrm{T}}[y_i(t)-y_i(t_k^i)] \geqslant \delta_i y_i^{\mathrm{T}}(t_k^i)y_i(t_k^i)\} \quad (3)$$

其中,$\delta_i\in[0,1)$ 是事件触发参数,传感器的量测输出数据仅在 t_k^i 时刻更新。

另外,定义量测输出误差为

$$e_{y_i}(t) = y_i(t_k^i) - y_i(t),\ t\in[t_k^i,\ t_{k+1}^i) \quad (4)$$

由数据传输时刻式(3)定义如下事件触发条件:

$$[e_{y_i}(t)]^{\mathrm{T}}e_{y_i}(t) \leqslant \delta_i y_i^{\mathrm{T}}(t_k^i)y_i(t_k^i),\quad \forall t\in[t_k^i,\ t_{k+1}^i) \quad (5)$$

基于以上分析,第 i 个通信信道的传感器 ETM 总结如下。

(1) 量测误差无法满足式(5)时,传感器的量测输出得到更新,局部估计器的输入 $y_i(t_k^i)=y_i(t)$。

(2) 量测误差满足式(5)时,局部估计器的输入保持上一时刻输入不变,即 $y_i(t_k^i)=y_i(t_{k-1}^i)$。

3 基于事件触发的局部状态估计

本小节将给出系统模型式(1)在事件触发机制下局部估计器的设计方案。为便于后续证明,引入以下引理。

引理 1(Schur 补引理[31]) 假设一个对称矩阵 $\boldsymbol{S}$ 能够划分为以下 4 个部分。

$$\boldsymbol{S} = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} \\ S_{21} & S_{22} \end{bmatrix}$$

其中,S_{11} 和 S_{22} 也是对称的,则以下 3 个条件等价。

(1) $\boldsymbol{S}<0$;

(2) $S_{11}<0, S_{22}-S_{12}^{\mathrm{T}}S_{11}^{-1}S_{12}<0$;

(3) $S_{22}<0, S_{11}-S_{12}S_{22}^{-1}S_{12}^{\mathrm{T}}<0$。

根据上文分析,在每个传感器中,量测信息的传输由其 ETM 决定。因此,系统式(1)局部状态估计 $\hat{x}_i(t)$ 设计为

$$\hat{x}_i(t) = \boldsymbol{A}(t-1)\hat{x}_i(t-1) + \boldsymbol{L}_i(t-1)(y_i(t_k^i) - \boldsymbol{C}_i\hat{x}_i(t-1)) \quad (6)$$

其中,$\boldsymbol{L}_i(t-1)$ 是第 i 个局部估计器的增益矩阵,

$y_i(t_k^i)$ 是第 i 个局部估计器在 t 时刻基于 ETM 收到的量测数据。

由式(4)可知 $y_i(t_k^i) = e_{y_i}(t) + y_i(t)$，则式(6)可重写为

$$\begin{aligned}\hat{x}_i(t) = &[\boldsymbol{A}(t-1) - \boldsymbol{L}_i(t-1)\boldsymbol{C}_i]\hat{x}_i(t-1) \\ &+ \boldsymbol{L}_i(t-1)e_{y_i}(t-1) + \boldsymbol{L}_i(t-1)\boldsymbol{C}_i x(t-1) \\ &+ \boldsymbol{L}_i(t-1)\boldsymbol{D}_i v_i(t-1)\end{aligned} \tag{7}$$

定理1 对于给定的事件触发参数 $\delta_i \in (0,1)$，最优局部估计器增益 $\boldsymbol{L}_i(t)$ 可通过求解如下的凸优化问题获得：

$$\min_{r_i(t)>0,\ P_i(t)>0,\ \Xi_i(t)>0} Tr\{\Xi_i(t) - \Lambda_{i_3}\} + Tr\{P_i(t) - \Lambda_{i_1}\}$$

$$\text{s.t.}:\begin{cases}\begin{bmatrix} -I & A_{f_i}^L(t-1) & B_{f_i}^L(t-1) \\ * & -P_i(t) + \Lambda_{i_1} & \Lambda_{i_2} \\ * & * & -\Xi_i(t) + \Lambda_{i_3}\end{bmatrix} < 0 \\ P_i(t) - \Lambda_{i_1} - r_i(t) I < 0 \\ r_i(t) < 1\end{cases} \tag{8}$$

其中，

$$\begin{cases}\Lambda_{i_1} = \delta_i(\boldsymbol{C}_i M_1)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_i M_1 \\ \Lambda_{i_2} = \delta_i(\boldsymbol{C}_i M_1)^{\mathrm{T}}Q_2 + \delta_i(\boldsymbol{C}_i M_1)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_i Q_1 M_2 \\ \Lambda_{i_3} = \delta_i(\boldsymbol{D}_i Q_1 M_2)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{D}_i Q_1 M_2) + \delta_i \boldsymbol{Q}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_i Q_1 M_2 \\ \qquad + \delta_i(\boldsymbol{D}_i Q_1 M_2)^{\mathrm{T}}Q_2 + (\delta_i - 1)Q_2^{\mathrm{T}}Q_2 \\ A_{f_i}^L(t-1) = \mathrm{diag}\{\boldsymbol{A}(t-1), \boldsymbol{A}(t-1) - \boldsymbol{L}_i(t-1)\boldsymbol{C}_i\} \\ B_{f_i}^L(t-1) = [\bar{B}_i(t-1) \quad \bar{E}_i(t-1)] \\ \bar{B}_i(t-1) = \begin{bmatrix} B(t-1) & 0 \\ B(t-1) & -\boldsymbol{L}_i(t-1)D_i\end{bmatrix} \\ \bar{E}_i(t-1) = col\{0, -\boldsymbol{L}_i(t-1)\}\end{cases} \tag{9}$$

在此情况下，$\hat{x}_i(t)$ 的平方误差是有界的，即存在一个正实数 $p_i > 0$，使得：

$$\lim_{t\to\infty} e_i^{\mathrm{T}}(t)e_i(t) < p_i \tag{10}$$

证明 令局部估计误差 $e_i(t) \triangleq x(t) - \hat{x}_i(t)$，由式(1)和式(7)可得：

$$\begin{aligned}e_i(t) = &[\boldsymbol{A}(t-1) - \boldsymbol{L}_i(t-1)\boldsymbol{C}_i]e_i(t-1) \\ &+ B(t-1)\omega(t-1) - \boldsymbol{L}_i(t-1)e_{y_i}(t-1) \\ &- \boldsymbol{L}_i(t-1)\boldsymbol{D}_i v_i(t-1)\end{aligned} \tag{11}$$

定义 $\boldsymbol{\eta}_i(t) \triangleq col\{x(t), e_i(t)\}$，$\boldsymbol{\omega}_{F_i}(t) \triangleq col\{\boldsymbol{\omega}(t), v_i(t)\}$，$\xi_i(t-1) \triangleq col\{\boldsymbol{\omega}_{F_i}(t-1), e_{y_i}(t-1)\}$。为便于计算，进行如下变量代换 $x(t) \triangleq \underbrace{[I \quad 0]}_{M_1}\boldsymbol{\eta}_i(t)$，$v_i(t) \triangleq \underbrace{[0 \quad I]}_{Q_1}\boldsymbol{\omega}_{F_i}(t)$，$\boldsymbol{\omega}_{F_i}(t) \triangleq \underbrace{[I \quad 0]}_{M_2}\xi_i(t)$，$e_{y_i}(t) \triangleq \underbrace{[0 \quad I]}_{Q_2}\xi_i(t)$。结合式(1)和式(11)可得：

$$\boldsymbol{\eta}_i(t) = A_{f_i}^L(t-1)\boldsymbol{\eta}_i(t-1) + B_{f_i}^L(t-1)\xi_i(t-1) \tag{12}$$

其中 $A_{f_i}^L(t-1)$ 和 $B_{f_i}^L(t-1)$ 如式(9)中定义。

引入如下的性能指标[30]：

$$\begin{aligned}J_i(t) \triangleq &\boldsymbol{\eta}_i^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{\eta}_i(t) - \boldsymbol{\eta}_i^{\mathrm{T}}(t-1)P_i(t)\boldsymbol{\eta}_i(t-1) \\ &- \xi_i^{T}(t-1)\Xi_i(t)\xi_i(t-1)\end{aligned} \tag{13}$$

其中 $P_i(t) > 0$，$\Xi_i(t) > 0$。根据事件触发条件式(5)，令

$$\boldsymbol{\Omega}_i(t) \triangleq \delta_i y_i^{\mathrm{T}}(t_k^i)y_i(t_k^i) - [e_{y_i}(t)]^{\mathrm{T}}e_{y_i}(t) \tag{14}$$

易知 $\boldsymbol{\Omega}_i(t) > 0$，经变量代换后，整理可得：

$$\boldsymbol{\Omega}_i(t) = \begin{bmatrix}\boldsymbol{\eta}_i(t-1) \\ \xi_i(t-1)\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}\begin{bmatrix}\Lambda_{i_1} & \Lambda_{i_2} \\ * & \Lambda_{i_3}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\boldsymbol{\eta}_i(t-1) \\ \xi_i(t-1)\end{bmatrix} \tag{15}$$

其中 Λ_{i_1}、Λ_{i_2} 和 Λ_{i_3} 如式(9)中定义。

此外，引入事件触发机制后，原性能指标 $J_i(t)$ 可改写为

$$\bar{J}_i(t) = J_i(t) + \boldsymbol{\Omega}_i(t) \tag{16}$$

整理可得：

$$\bar{J}_i(t) = \begin{bmatrix}\boldsymbol{\eta}_i(t-1) \\ \xi_i(t-1)\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}\underbrace{\begin{bmatrix}Y_{i_1}(t) & Y_{i_2}(t) \\ * & Y_{i_3}(t)\end{bmatrix}}_{Y_i(t)}\begin{bmatrix}\boldsymbol{\eta}_i(t-1) \\ \xi_i(t-1)\end{bmatrix} \tag{17}$$

其中，

$$\begin{cases}Y_{i1}(t) \triangleq [A_{f_i}^L(t-1)]^{\mathrm{T}}A_{f_i}^L(t-1) - P_i(t) + \Lambda_{i_1} \\ Y_{i2}(t) \triangleq [A_{f_i}^L(t-1)]^{\mathrm{T}}B_{f_i}^L(t-1) + \Lambda_{i_2} \\ Y_{i3}(t) \triangleq [B_{f_i}^L(t-1)]^{\mathrm{T}}B_{f_i}^L(t-1) - \Xi_i(t) + \Lambda_{i_3}\end{cases}$$

结合式(1)和式(4)，式(14)可改写为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\Omega}_i(t) = &\boldsymbol{\eta}_i^{\mathrm{T}}(t-1)\Lambda_{i_1}\boldsymbol{\eta}_i(t-1) \\ &+ 2\boldsymbol{\eta}_i^{\mathrm{T}}(t-1)\Lambda_{i_2}\xi_i(t-1) \\ &+ \xi_i^{\mathrm{T}}(t-1)\Lambda_{i_3}\xi_i(t-1)\end{aligned} \tag{18}$$

由引理 1 可知,式(8)中的第 1 个不等式等价于 $Y_i(t)<0$,也意味着式(8)中第 1 个不等式成立有 $\bar{J}_i(t)<0$,因此有:

$$\begin{aligned}\eta_i^{\mathrm{T}}(t)\eta_i(t) &< \eta_i^{\mathrm{T}}(t-1)P_i(t)\eta_i(t-1)\\ &\quad+\xi_i^{\mathrm{T}}(t-1)\Xi_i(t)\xi_i(t-1)-\Omega_i(t)\end{aligned} \tag{19}$$

当式(8)中第 2 个不等式 $P_i(t)-\Lambda_{i_1}-r_i(t)I<0$ 成立时,则有 $\lambda_{\max}(P_i(t)-\Lambda_{i_1})<r_i(t)$,那么式(19)可写为

$$\begin{aligned}\eta_i^{\mathrm{T}}(t)\eta_i(t) &< r_i(t)\eta_i^{\mathrm{T}}(t-1)\eta_i(t-1)\\ &\quad+\xi_i^{\mathrm{T}}(t-1)\Xi_i(t)\xi_i(t-1)-\Omega_i(t)\end{aligned} \tag{20}$$

根据式(20)可导出:

$$\begin{aligned}\eta_i^{\mathrm{T}}(t)\eta_i(t) &< \Big(\prod\nolimits_{\kappa=0}^{t-1}r_i(t-\kappa)\Big)\eta_i^{\mathrm{T}}(0)\eta_i(0)\\ &\quad+\sum\nolimits_{\kappa=0}^{t-1}\Big\{\prod\nolimits_{\tau=0}^{\kappa-1}r_i(t-\tau)\\ &\quad\times[\xi_i^{T}(t-\kappa-1)(\Xi_i(t-\kappa)\\ &\quad-\Lambda_{i_3})\xi_i(t-\kappa-1)\\ &\quad-2\eta_i^{T}(t-\kappa-1)\Lambda_{i_2}\eta_i(t-\kappa-1)]\Big\}\end{aligned} \tag{21}$$

此外,当式(8)中第 3 个不等式 $r_i(t)<1$ 成立时,则有[30]:

$$\lim_{t\to\infty}\prod\nolimits_{\kappa=0}^{t-1}r_i(t-\kappa)=0,\ \lim_{\kappa\to\infty}\prod\nolimits_{\tau=0}^{\kappa-1}r_i(t-\tau)=0 \tag{22}$$

因此,由式(21)和式(22)可知 $\lim\limits_{t\to\infty}\eta_i^{\mathrm{T}}(t)\eta_i(t)$ 是有界的。根据式(19)可得:

$$\eta_i^{\mathrm{T}}(t)\eta_i(t)<g_i(t-1)^{\mathrm{T}}\Lambda_i(t)g_i(t-1) \tag{23}$$

其中,$g_i(t-1)\triangleq col\{\eta_i(t-1),\xi_i(t-1)\}$,$\Lambda_i(t)\triangleq\begin{bmatrix}P_i(t)-\Lambda_{i_1} & -\Lambda_{i_2}\\ * & \Xi_i(t)-\Lambda_{i_3}\end{bmatrix}$。注意到,$g_i^{\mathrm{T}}(t-1)\Lambda_i(t)g_i(t-1)\leqslant\lambda_{\max}(g_i(t-1)g_i^{\mathrm{T}}(t-1))\,Tr\{\Lambda_i(t)\}$,且 $Tr\{\Lambda_i(t)\}=Tr\{\Xi_i(t)-\Lambda_{i_3}\}+Tr\{P_i(t)-\Lambda_{i_1}\}$,则式(23)可写为

$$\begin{aligned}\eta_i^{\mathrm{T}}(t)\eta_i(t) &< \lambda_{\max}(g_i(t-1)g_i^{\mathrm{T}}(t-1))\\ &\quad Tr\{\Xi_i(t)-\Lambda_{i_3}\}+Tr\{P_i(t)-\Lambda_{i_1}\}\end{aligned} \tag{24}$$

显然,在每一个时间步长里,不等式(24)右项可视为 $\eta_i^{\mathrm{T}}(t)\eta_i(t)$ 的一个上界,当式(8)中第 3 个不等式成立时,$\eta_i(t)$ 与其初值取值无关。因此,在每一时间步长内,选择 $\min Tr\{\Xi_i(t)-\Lambda_{i_3}\}+\{P_i(t)-\Lambda_{i_1}\}$ 作为优化目标。证毕。

4 基于事件触发的分布式融合估计

融合估计算法的关键问题是如何高效地融合来自多个传感器信息,以减少系统中不确定性,提高系统的估计精度[32]。本节基于文献[30]所提出的融合估计算法,针对网络化多传感器系统,设计了基于事件触发的分布式融合估计算法。上一节根据每个子系统的事件触发机制设计了局部状态估计器。接下来,将局部状态估计传递给融合中心,通过分布式融合算法来进一步提高估计精度。

定理 2 基于局部状态估计式(7),分布式融合估计 $\hat{x}(t)$ 为

$$x(t)=\sum\nolimits_{i=1}^{L}\boldsymbol{W}_i(t)x_i(t) \tag{25}$$

其中,$\sum\nolimits_{i=1}^{L}\boldsymbol{W}_i(t)=\boldsymbol{I}$,则分布式加权融合矩阵 $\boldsymbol{W}_1(t),\cdots,\boldsymbol{W}_L(t)$ 可通过求解如下的凸优化问题获得:

$$\begin{aligned}&\min_{W(t),Y(t),\Gamma(t)>0,H(t)>0}Tr\{\boldsymbol{\Gamma}(t)\}+Tr\{\boldsymbol{H}(t)\}\\ &\text{s.t.}:\begin{bmatrix}-\boldsymbol{I} & \boldsymbol{W}(t)A_F^L(t) & \boldsymbol{W}(t)B_F^L(t)\\ * & -\Gamma(t) & -\Upsilon(t)\\ * & * & -H(t)\end{bmatrix}<0\end{aligned} \tag{26}$$

其中,

$$\begin{cases}\boldsymbol{W}(t)\triangleq[\boldsymbol{W}_1(t),\cdots,\boldsymbol{W}_{L-1}(t),\boldsymbol{I}-\sum\nolimits_{i=1}^{L-1}\boldsymbol{W}_i(t)]\\ \bar{A}_{f_i}^L(t)\triangleq[\boldsymbol{A}(t)-\boldsymbol{L}_i(t)\boldsymbol{C}_i]\\ A_F^L(t)\triangleq=\mathrm{diag}\{A_{f_1}^L(t),\cdots,A_{f_L}^L(t)\}\\ \bar{B}_{f_i}^L(t)\triangleq[\boldsymbol{B}(t)\quad\underset{i-1}{0\cdots0}\quad-\boldsymbol{L}_i(t)\boldsymbol{D}_i\\ \qquad\qquad\underset{L-1}{0\cdots0}\quad-\boldsymbol{L}_i(t)\quad\underset{L-i}{0\cdots0}]\\ B_F^L(t)\triangleq\mathrm{diag}\{\bar{B}_{f_1}^L(t),\cdots,\bar{B}_{f_L}^L(t)\}\end{cases} \tag{27}$$

证明 定义融合估计误差 $e_o(t)\triangleq x(t)-\hat{x}(t)$,由式(1)和式(25)可得:

$$e_o(t)=\sum_{i=1}^{L}\boldsymbol{W}_i(t)e_i(t) \tag{28}$$

为了设计式(25)中的加权融合矩阵,由文献[24]可知,误差融合系统可通过局部估计误差式(11)和融合估计误差式(28)来构造,即

$$\begin{cases} e_F(t) = A_F^L(t)e_F(t-1) + B_F^L(t)\psi(t-1) \\ e_o(t) = \boldsymbol{W}(t)e_F(t) \end{cases} \tag{29}$$

其中, $e_F(t) \triangleq col\{e_1(t),\cdots,e_L(t)\}$, $\psi(t) \triangleq col\{\omega(t),\ v_1(t),\cdots,v_L(t),e_{y_1}(t),\cdots,e_{y_L}(t)\}$。此外, $A_F^L(t)$、$B_F^L(t)$ 和 $\boldsymbol{W}(t)$ 如式(27)定义。

令 $\bar{\xi}(t) \triangleq col\{e_F(t),\psi(t)\}$, 引入 3 个矩阵 $\boldsymbol{Y}(t)$、$\boldsymbol{\Gamma}(t) > 0$ 和 $\boldsymbol{H}(t) > 0$, 使得

$$e_o^{\mathrm{T}}(t)e_o(t) < \bar{\xi}^{\mathrm{T}}(t-1)\begin{bmatrix} \boldsymbol{\Gamma}(t) & \boldsymbol{Y}(t) \\ * & \boldsymbol{H}(t) \end{bmatrix}\bar{\xi}(t-1) \tag{30}$$

为保证式(30)的右项是 $e_o^{\mathrm{T}}(t)e_o(t)$ 的上界,须满足如下不等式:

$$\bar{\xi}^{\mathrm{T}}(t-1)\underbrace{\begin{bmatrix} \boldsymbol{\Phi}_1(t) & \boldsymbol{\Phi}_2(t) \\ * & \boldsymbol{\Phi}_3(t) \end{bmatrix}}_{\Phi(t)}\bar{\xi}(t-1) < 0 \tag{31}$$

其中,

$$\begin{cases} \boldsymbol{\Phi}_1(t) \triangleq [A_F^L(t)]^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{W}(t)A_F^L(t) - \boldsymbol{\Gamma}(t) \\ \boldsymbol{\Phi}_2(t) \triangleq [A_F^L(t)]^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{W}(t)B_F^L(t) - \boldsymbol{Y}(t) \\ \boldsymbol{\Phi}_3(t) \triangleq [B_F^L(t)]^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{W}(t)B_F^L(t) - \boldsymbol{H}(t) \end{cases}$$

利用引理 1 可知,式(26)中的第 1 个不等式等价于 $\boldsymbol{\Phi}(t) < 0$, 注意到 $Tr\left\{\begin{bmatrix} \boldsymbol{\Gamma}(t) & \boldsymbol{Y}(t) \\ * & \boldsymbol{H}(t) \end{bmatrix}\right\} = Tr\{\boldsymbol{\Gamma}(t)\} + Tr\{\boldsymbol{H}(t)\}$, 则式(30)可写为

$$\begin{aligned} e_o^{\mathrm{T}}(t)e_o(t) &< \lambda_{\max}(\bar{\xi}(t-1)\bar{\xi}^{\mathrm{T}}(t-1)) \\ &\quad \times Tr\{\boldsymbol{\Gamma}(t)\} + Tr\{\boldsymbol{H}(t)\} \end{aligned} \tag{32}$$

因此,在设计加权融合矩阵的时候,选择 $\min Tr\{\boldsymbol{\Gamma}(t)\} + Tr\{\boldsymbol{H}(t)\}$ 作为优化目标。证毕。

综上所述,基于事件触发的分布式融合估计算法如算法 1 所示。

算法 1　基于 ETM 的分布式状态融合估计算法

步骤 1　由事件触发机制式(5)确定量测信息 $y_i(t_k)(i = 1,\cdots,L)$;

步骤 2　通过求解凸优化问题式(8)计算局部估计器增益 $\boldsymbol{L}_i(t)(i = 1,\cdots,L)$;

步骤 3　通过求解凸优化问题式(26)计算加权融合矩阵 $\boldsymbol{W}_i(t)(i = 1,\cdots,L)$;

步骤 4　将步骤 1 和步骤 2 的结果带入式(6)得到局部状态估计 $\hat{x}_i(t)(i = 1,\cdots,L)$;

步骤 5　通过式(25)计算分布式融合估计 $\hat{x}(t)$;

步骤 6　令 $x(t+1) = \boldsymbol{x}(t)$, 返回步骤 1,依次实现步骤 1 ~ 5。

5　仿真示例

考虑一个具有 2 个传感器的网络化系统。定义系统状态向量 $\boldsymbol{x}(t) \triangleq col\{x_1(t),\ x_2(t)\}$, 则其离散状态模型表述为

$$\begin{cases} x(t+1) = \boldsymbol{A}(t)\boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{B}(t)\omega(t) \\ y_i(t) = \boldsymbol{C}_i\boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{D}_i v_i(t),\ i = 1,2 \end{cases} \tag{33}$$

其中,

$$\boldsymbol{A}(t) = \begin{bmatrix} 0.65 + f(t) & 0.1 + 0.05 \times f(t) \\ 0.01 + 0.01 \times f(t) & 0.75 + f(t) \end{bmatrix},$$

$\boldsymbol{B}(t) = col\{0.3 + f(t),1\}$, $f(t) = 0.1 \times \sin t$, 量测方程中所涉及的参数 $C_1 = [2\ \ 1]$, $C_2 = [1\ \ 2]$, $D_1 = 0.4$ 和 $D_2 = 0.2$。$\omega(t)$ 是过程噪声, $v_i(t)$ $(i = 1,2)$ 是第 i 个传感器的测量噪声,其参数设置如下: $\omega(t) = 0.1\varphi_1(t) - 0.05$, $v_1(t) = 0.02\varphi_2(t) - 0.01$, $v_2(t) = 0.05\varphi_3(t) - 0.02$, 其中 $\varphi_i(t)(\in [0,1])$ 是一个随机变量。

考虑系统通信受限,引入式(5)中的事件触发机制,并分别设置 2 个传感器的事件触发参数 $\delta_1 = 0.2$, $\delta_2 = 0.1$。同时引入 R_{ET} 来衡量传感器量测输出信息的传输率:

$$R_{ET} = \frac{N_1}{N_2} \times 100\%$$

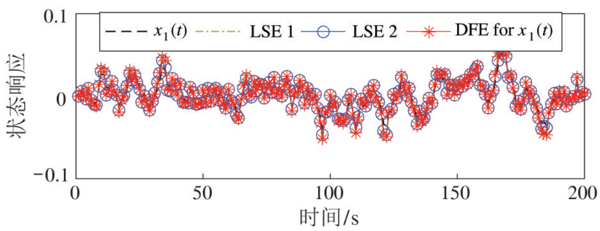
其中, N_1 表示采用 ETM 的传感器量测输出传输次数, N_2 表示未采用 ETM 的传感器量测输出传输次数。

为了验证所设计基于事件触发的分布式融合估计器的性能,利用算法 1,通过 Matlab 中 LMI 工具箱求解式(8)和式(26),得到:

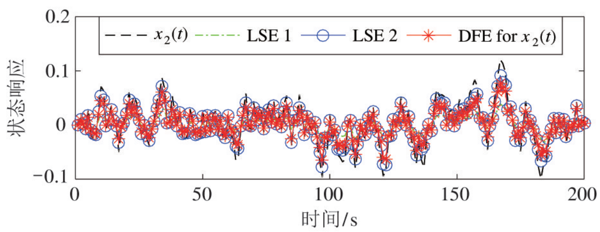
$$\boldsymbol{L}_1 = \begin{bmatrix} 0.2432 \\ 0.1431 \end{bmatrix},\ \boldsymbol{L}_2 = \begin{bmatrix} 0.1505 \\ 0.2664 \end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{W} = \begin{bmatrix} 0.7226 & 0.0304 & 0.2774 & -0.0304 \\ -0.1611 & 0.2525 & 0.1611 & 0.7475 \end{bmatrix}$$

系统的真实轨迹,局部状态估计轨迹和融合估计轨迹如图 3 所示。由图可见,本文所设计的基于事件触发传输机制的局部估计器和分布式融合估计器,在通信受限和有界噪声情况下,仍能较好地跟踪目标状态真实轨迹。此外,局部估计误差和融合估计误差如图 4 所示,由图可知,分布式融合估计的误差曲线均位于局部估计器的误差曲线下方,表明了本文设计的融合估计器相较于局部估计器有更好的估计精度。因此,在事件触发数据传输机制的影响下,本文提出的分布式融合算法仍有较好的估计性能。



(a) 状态 $x_1(t)$ 及其 LSE、DFE 轨迹曲线



(b) 状态 $x_2(t)$ 及其 LSE、DFE 轨迹曲线

图 3　真实状态及其 LSE、DFE 轨迹的对比曲线

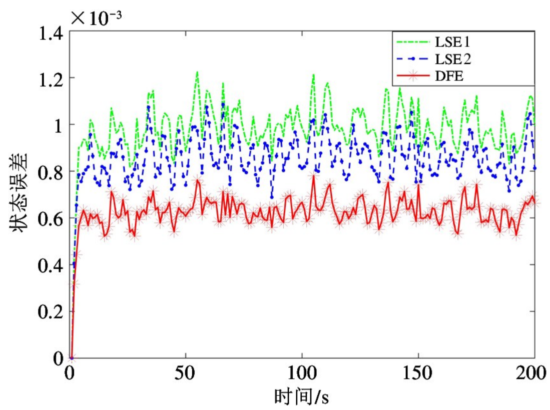
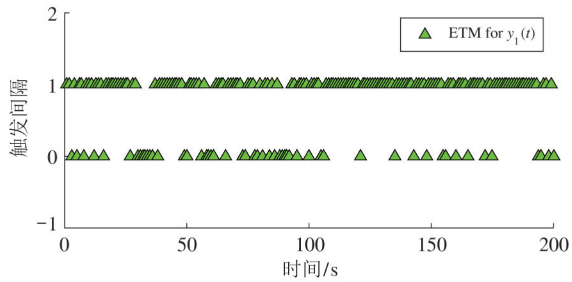


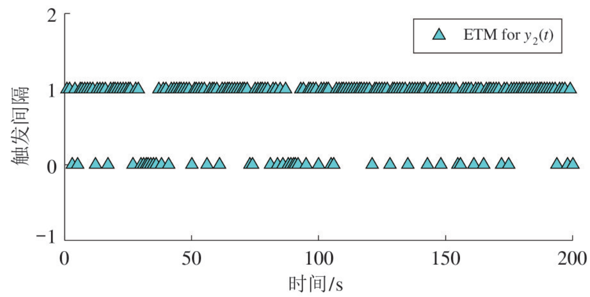
图 4　局部估计误差与融合估计误差对比曲线

图 5 描绘了传感器量测输出信息的事件触发数据传输模态,图中纵坐标数值为 1 时,表明此刻满足事件触发条件,传感器当前的量测信息通过无线网络传输给局部估计器,估计器的输入得到更新;纵坐标数值为 0 时,表明此刻不满足事件触发条件,局部估计器的输入保持上一时刻不变。具体量测传输数据如表 1 所示。

从表 1 中可以看出,针对量测输出 $y_1(t)$ 的传输率 $R_{ET} = 74.5\%$,比未采用 ETM 的数据传输策略节约了 25.5% 的网络资源;针对量测输出 $y_2(t)$ 的传输率 $R_{ET} = 78\%$,比未采用 ETM 的数据传输策略节约了 22% 的网络资源。由此可见,事件触发数据传输机制的引入,使得估计器在保证估计性能的前提下,有效降低了网络中的数据传输量,节省了网络资源。



(a) 量测输出 $y_1(t)$ 的事件触发传输模态



(b) 量测输出 $y_2(t)$ 的事件触发传输模态

图 5　量测输出的事件触发传输模态

表 1　实验数据分析

量测输出	N_1	N_2	R_{ET}	$1-R_{ET}$
$y_1(t)$	149	200	74.5%	25.5%
$y_2(t)$	156	200	78.0%	22.0%

6　结　论

本文考虑了一类通信受限情况下网络化多传感器的分布式融合估计问题。首先,给出了传感器的

事件触发传输机制,每个传感器的测量输出由所设计的事件触发机制决定。然后,利用量测信息和原状态构建的增广的分布式事件触发误差系统,再基于有界递归优化思想,提出了一种基于事件触发的局部估计器和融合估计准则。进一步,利用线性矩阵不等式将问题转化为凸优化问题,并通过求解凸优化问题得到相应的局部估计增益和分布式加权融合矩阵。最后,通过一个仿真示例验证了所设计的分布式融合估计算法的有效性。

参考文献

[1] 罗俊海, 杨阳. 基于数据融合的目标检测方法综述[J]. 控制与决策, 2020, 35(1): 1-15

[2] 赵国荣, 廖海涛, 韩旭等. 能量和带宽受限下的分布式一致性融合估计器[J]. 控制与决策, 2020, 35(1): 16-24

[3] CHEN B, HO D W C, ZHANG W A, et al. Networked fusion estimation with bounded noises[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017, 62(10): 5415-5421

[4] 张冬梅, 茹安狄, 程善. 通信受限下网络化多传感器系统序贯卡尔曼滤波加权融合[J]. 控制与决策, 2017, 32(12): 2162-2168

[5] 杨春山, 杨智博, 邓自立. 带不确定噪声方差保性能鲁棒集中式融合 Kalman 预报器[J]. 控制与决策, 2016, 31(6): 1133-1137

[6] SHIVANAND G, REDDY K V K, PRASAD D B N. An innovative asynchronous, multi-rate, multi-sensor state vector fusion algorithm for air defence applications[J]. *IFAC-Papers OnLine*, 2016, 49(1): 337-342

[7] FENG Z. Research on integrated guidance system based on data fusion of multi-sensor[C]//2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference, Chongqing, China, 2020: 2638-2643

[8] LUO J, ZHANG C, WANG C. Indoor multi-floor 3D target tracking based on the multi-sensor fusion[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 36836-36846

[9] LIN K, LI Y, SUN J, et al. Multi-sensor fusion for body sensor network in medical human-robot interaction scenario[J]. *Information Fusion*, 2020, 57: 15-26

[10] ZHOU X, PENG T. Application of multi-sensor fuzzy information fusion algorithm in industrial safety monitoring system[J]. *Safety Science*, 2020, 122: 104531

[11] 陈博. 网络化多传感器信息融合估计算法研究[D]. 杭州: 浙江工业大学信息工程学院, 2013: 3-5

[12] XIAO K, WANG R, DENG H, et al. Energy-aware scheduling for information fusion in wireless sensor network surveillance[J]. *Information Fusion*, 2019, 48: 95-106

[13] 薛东国,陈博, 张文安, 等. 通信受限下网络化多传感器系统的 Kalman 融合估计[J]. 自动化学报, 2015, 41(1): 203-208

[14] 卢建华, 韩旭, 李冀鑫. 带宽受限下的基于一致性的分布式融合估计器[J]. 控制与决策, 2016, 31(12): 2155-2162

[15] LI J, AlREGIB G. Distributed estimation in energy-constrained wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(10): 3746-3758

[16] FANG J, LI H. Hyperplane-based vector quantization for distributed estimation in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2009, 55(12): 5682-5699

[17] 杨飞生, 汪璟, 潘泉. 基于事件触发机制的网络控制研究综述[J]. 控制与决策, 2018, 33(6): 969-977

[18] ÅARZÉN K E. A simple event-based PID controller[J]. *IFAC Proceedings Volumes*, 1999, 32(2): 8687-8692

[19] ÅSTRÖM K J, BERNHARDSSON B. Comparison of periodic and event based sampling for first-order stochastic systems[J]. *IFAC Proceedings Volumes*, 1999, 32(2): 5006-5011

[20] TRIMPE S, D'ANDREA R. Event-based state estimation with variance-based triggering[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2014, 59(12): 3266-3281

[21] TAN Q, DONG X, LI Q, et al. Distributed event-triggered cubature information filtering based on weighted average consensus[J]. *IET Control Theory and Applications*, 2017, 12(1): 78-86

[22] BATTISTELLI G, CHISCI L, SELVI D. A distributed Kalman filter with event-triggered communication and guaranteed stability[J]. *Automatica*, 2018, 93: 75-82

[23] SHI D, CHEN T, DAROUACH M. Event-based state estimation of linear dynamic systems with unknown exogenous inputs[J]. *Automatica*, 2016, 69: 275-288

[24] MENG X, CHEN T. Event triggered robust filter design for discrete-time systems[J]. *IET Control Theory and Ap-

plications, 2014, 8(2): 104-113

[25] HAN D, MO Y, WU J, et al. Stochastic event-triggered sensor schedule for remote state estimation[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2015, 60(10): 2661-2675

[26] LI L, YU D, XIA Y, et al. Remote nonlinear state estimation with stochastic event-triggered sensor schedule [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 49(3): 734-745

[27] WEERAKKODY S, MO Y, SINOPOLI B, et al. Multi-sensor scheduling for state estimation with event-based, stochastic triggers[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2015, 61(9): 2695-2701

[28] YAN H, LI P, ZHANG H, et al. Event-triggered distributed fusion estimation of networked multisensor systems with limited information[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2020, 50(12): 5330-5337

[29] YU D, XIA Y, LI L, et al. Event-triggered distributed state estimation over wireless sensor networks[J]. *Automatica*, 2020, 118: 109039

[30] CHEN B, HU G, HO D W C, et al. A new approach to linear/nonlinear distributed fusion estimation problem [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2018, 64(3): 1301-1308

[31] 俞立. 鲁棒控制:线性矩阵不等式处理方法[M]. 北京:清华大学出版社, 2002: 8-9

[32] KHALEGHI B, KHAMIS A, KARRAY F O, et al. Multisensor data fusion: a review of the state-of-the-art[J]. *Information Fusion*, 2013, 14(1): 28-44

Distributed fusion estimation based on event-triggered transmission mechanism

YUE Xipeng, WANG Rusheng, CHEN Bo, YU Li

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

As the communication bandwidth and resources are always limited in the networked multi-sensor fusion systems, it is necessary to design an event-triggered communication mechanism to overcome this drawback. This paper is concerned with the fusion estimation problem for networked multi-sensor systems with communication constraints. When considering the networked multi-sensor systems with unknown but bounded noises, firstly, an event-triggered mechanism (ETM) is introduced to solve the problem of network resource constraints, and the local estimators and distributed fusion criterion based on event-triggered information are proposed. Then, based on the idea of bounded recursive optimization, the upper bound of mean square error of event-triggered estimator is constructed. By establishing and solving different convex optimization problems, the gains of local estimators and the weighting fusion criterion can be obtained. Finally, an illustrative example is given to show the effectiveness of the proposed method in this paper.

Key words: networked multi-sensor system, communication constraint, distributed fusion estimation, event-triggered mechanism (ETM), convex optimization