

控制与决策

Control and Decision

两种网络约束下NNSs分布式有限时域FIR融合估计器

顾昊伦, 赵国荣, 王兵, 高超

引用本文:

顾昊伦,赵国荣,王兵,高超. 两种网络约束下NNSs分布式有限时域FIR融合估计器[J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 2091–2100.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1695>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于自适应事件触发的时滞系统分布式 l_2-l_∞ 滤波

Distributed l_2

控制与决策. 2022, 37(4): 1074–1080 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1281>

丢包和量化约束下的不确定系统分布式滚动时域估计

Distributed moving horizon estimation for stochastic uncertain system with packet dropouts and quantized measurements

控制与决策. 2021, 36(7): 1771–1778 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1603>

测量数据丢失的随机不确定系统滚动时域估计

Moving horizon estimation for stochastic uncertain system with missing measurements

控制与决策. 2021, 36(2): 450–456 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0648>

基于T-S模糊模型的多时滞非线性网络切换控制系统非脆弱 H_∞ 控制

Non-fragile H_∞ control for multi-delay nonlinear network switching control system based on T-S model

控制与决策. 2021, 36(5): 1087–1094 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1098>

分布式最小二乘估计中隐匿FDI攻击策略的设计

Hidden FDI attack strategy for distributed least square estimation

控制与决策. 2021, 36(8): 1963–1969 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1688>

两种网络约束下 NNSs 分布式有限时域 FIR 融合估计器

顾昊伦^{1†}, 赵国荣¹, 王兵², 高超¹

(1. 海军航空大学 岸防兵学院, 山东 烟台 264001; 2. 中国人民解放军第 91001 部队, 北京 100854)

摘要: 针对带宽受限和网络拓扑随机切换约束下组网导航系统 (NNSs) 的分布式位姿状态估计问题, 建立网络约束综合作用下的离散组网滤波增广系统模型, 提出一种分布式有限时域 FIR 融合估计算法. 目标节点从邻节点集合中接收经量化效应和饱和效应处理后的普通数据包和跟踪数据包, 在给出无偏约束条件的前提下, 以使得状态估计值的估计误差满足最小方差为准则, 充分考虑有色噪声的影响, 设计有限时域 FIR 估计器及其差分形式, 通过普通数据包得到目标节点状态的区域估计值, 建立系统本地状态估计的统一机制. 同时, 考虑网络约束, 将跟踪数据包引入系统的融合过程, 在以均方准则确定时变加权矩阵的前提下, 给出最优权值所满足的线性代数方程以及融合误差协方差的差分形式, 将目标节点状态的区域估计值与各邻节点随机发送的协作估计值加权融合, 得到目标节点状态的全局融合估计值. 最后通过算例仿真验证算法的有效性.

关键词: 有限时域; FIR; 分布式融合估计; NNSs; 带宽受限; 网络拓扑随机切换

中图分类号: V249.32+9

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1695

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 顾昊伦, 赵国荣, 王兵, 等. 两种网络约束下 NNSs 分布式有限时域 FIR 融合估计器 [J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 2091-2100.

Decentralized receding horizon FIR fusion estimator for state estimation of NNSs with two network constraints

GU Hao-lun^{1†}, ZHAO Guo-rong¹, WANG Bing², GAO Chao¹

(1. Coast Guard Institute, Naval Aviation University, Yantai 264001, China; 2. Unit 91001 of the PLA, Beijing 100854, China)

Abstract: In order to solve the problem of distributed pose state estimation for networked navigation systems (NNSs) with bandwidth constraints and network topology random switching constraints, a distributed finite time-domain FIR fusion estimation algorithm is proposed based on the model of the discrete-time filtering augmented system under the above network constraints. The target node receives the general data packet and tracking data packet processed by quantization effect and saturation effect from the set of adjacent nodes. Under the premise of unbiased constraint, the estimation error of state estimation meets the minimum variance as the criterion, and the influence of colored noise is fully considered. The finite time domain FIR estimator and its difference form are designed, the target is obtained through the ordinary data packet, and a unified mechanism of local state estimation is established. At the same time, considering the network constraints, the tracking data packet is introduced into the system fusion process. Under the premise of determining the time-varying weighting matrix based on the mean square criterion, the linear algebraic equation satisfied by the optimal weight and the difference form of fusion error covariance are given. The regional estimation value of the target node state is weighted fused with the cooperative estimation value sent by each neighbor node randomly to obtain the global fusion estimator of the target node state. Finally, an example is given to verify the effectiveness of the algorithm.

Keywords: finite time domain; FIR; distributed fusion estimation; NNSs; finite channel capacity; randomly switching topologies

0 引言

组网导航技术的定义可以概略描述为: 以组网运动体的实时导航、定位、测姿和信息共享为核心

任务, 以导航信息的无线组网和信息交互为手段, 以无线信道为主要传输媒介, 以统一装订的网络协议为信息交互规则, 以网络终端为主要导航设备, 以组网

收稿日期: 2020-12-06; 录用日期: 2021-04-21.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61903374).

责任编辑: 柴利.

[†]通讯作者. E-mail: 736747967@qq.com.

运动体之间的共享信息为主要辅助信源的导航技术的总和^[1]. 相比于单传感器导航状态估计, 组网导航系统(NNSs)采取的多传感器融合估计充分利用多个传感器的量测信息, 并根据某种准则进行融合处理, 得到更为全面精确的导航状态信息描述, 提高了冗余度, 具有更高的容错性和可靠性. 与传统导航技术相比, 组网导航的信源质量受到各种网络约束的影响, 其中带宽受限(finite channel capacity, FCC)和网络拓扑随机切换(randomly switching topologies, RST)为两种常见的NNSs传输过程约束, 且将诱导产生出量化效应、饱和效应、有色噪声、异步异构、不等采样速率等网络诱导误差^[2-6]. 针对这两种网络约束诱导的误差, 文献[7]将所有传感器有限时域下融合估计误差协方差矩阵的迹的和作为代价函数, 通过最小化代价函数的上界得到一组一致性滤波增益. 文献[8]在文献[7]的基础上, 考虑了量化输入和量化状态对系统状态估计误差值的影响, 给出了饱和传输和量化效应下线性系统同步性和稳定性的相关结论. 文献[9]则针对模型参数不确定的随机系统, 研究其在饱和传输约束下的状态估计问题. 上述文献对两种网络约束诱导的量化效应、饱和效应误差问题给出了解决方案, 但互补量观测值、有色噪声、不等采样速率等问题并未解决, 且研究对象均针对网络控制系统中的传感器, 与NNSs中的传感器特性并未完全一致, 存在通信协议约束及其他不可控因素的影响.

文献[10]针对异步、异构问题提出了一种TkBD粒子滤波器, 主要适用于低信噪比的应用场景, 但其算法复杂度很高, 且不适用于NNSs网络环境. 文献[11]则针对不等采样速率问题, 利用双速率传感器将系统分解为高速率子系统和低速率子系统, 将高速率子系统的滤波残差与低速率子系统传感器测量值进行融合, 得到了基于双速率传感器的状态估计器. 文献[12]在文献[11]的基础上, 针对高速率子系统的特性, 对扩展单速率 H_2 或 H_∞ 滤波器进行改进, 得到了一种高速率状态估计器. 文献[13]则不仅仅局限于采样速率, 还综合考虑了模型状态更新速率、估计值刷新速率、估计值输出速率以及量测采样速率, 给出了四速率状态估计问题的LMV估计器. 但上述文献所提及算法均未考虑NNSs系统具有随机时变参数这一特性, 且传感器噪声均未考虑有色噪声的情形.

本文针对两种网络约束所诱导的误差, 在模型建立时充分考虑网络诱导误差的影响, 并将离散组网滤波问题建立一个增广系统模型, 以此为基础提出一种面向NNSs的分布式有限时域FIR融合估计器. 目

标节点通过接收邻节点集合的普通数据包(NP)和跟踪数据包(TP), 得到区域估计值(RE)和协作估计值(CE), 并对两种估计值加权融合得到全局融合估计值. 这一过程充分考虑各种网络诱导误差所带来的影响: 1) 邻节点发送CE值的频率特性不同, 使得算法时窗长度(horizon-time length, HTL)难以统一; 2) NP与TP遵循不同的时序安排; 3) 本地状态估计时由于有色噪声的影响可能导致奇异问题; 4) 量化效应和饱和效应.

1 问题描述

假设NNSs中节点个数为 M , 每个节点均可建模成一个MIMO离散随机系统. 考虑如下节点空间动态描述:

$$x(t+1) = F(t)x(t) + G(t)w(t). \quad (1)$$

其中: $x(t) \in \mathbf{R}^n$ 表示 t 时刻的系统状态, $w(t) \in \mathbf{R}^n$ 表示有色噪声, $F(t) \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $G(t) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 表示实时变矩阵. $w(t)$ 具体模型如下:

$$w(t) = \phi(t-1, t)w(t-1) + \sigma(t-1). \quad (2)$$

其中: $\phi(t-1, t)$ 代表 $t-1$ 时刻到 t 时刻的状态转移矩阵, $\sigma(t-1) \sim N(0, S_\phi)$ 代表零均值白噪声, $\sigma(t-1)$ 与 $w(t)$ 不相关, $\phi(t-1, t)$ 的协方差 S_ϕ 满足

$$\begin{aligned} E[w(t)w^T(t-1)] &= \\ E[\phi(t-1, t)w(t-1)w^T(t-1) + \\ \sigma(t-1)w^T(t-1)] &= \phi(t-1, t)S_\phi. \end{aligned} \quad (3)$$

将节点之间的数据包传输建模为一种加权有向图 $G = (K_g, E_g, R_g)$. 其中: $K_g \in 1, 2, \dots, M$ 表示节点集合; $E_g \subseteq K_g \times K_g$ 表示边的集合; $R_g = l^{i \rightarrow j} \in \mathbf{R}^{M \times M}$ 表示由节点 i 到节点 j 的通信半径的集合. 节点 i 的邻节点集合为 $N^i = \{j \in K_g : (i, j) \in E_g\}$, 其中 (i, j) 代表节点 i 到节点 j 的有向节点对.

将NNSs目标节点记为 T , 则目标节点在某一时刻 t 的邻节点集合为 $N^T = 1, 2, \dots, M', M' \leq M-1$. T 的所有邻节点在该时刻的网络状态有3种可能: 1) 邻节点 i 向 T 发送自身状态更新值, 即NP, 记为 $\hat{x}^i(t)$, 并假设此状态更新值的HTL为 L^T ; 2) 邻节点 i 向 T 发送协作估计值, 即TP, 记为 $\hat{x}^{i \rightarrow T}(t)$, 并假设此协作估计值的HTL为 $L^{i \rightarrow T}$; 3) 邻节点不发送任何信息, 处于休眠或侦听状态. NP和TP遵循不同的时序安排^[14], L^T 与 $L^{i \rightarrow T}$ 各不相同.

根据上述设定, 节点 T 的组网状态估计流程可以分为3个步骤:

- 1) 节点 T 接收来自空间邻节点发送的数据包.

2) 节点 T 采用基于测距或基于方向的无线测量方法^[15], 利用 NP 数据包求解协作观测值 $z^i(t)$. 与此同时, 节点 T 利用 TP 数据包得到协作估计值 (CE), 将两种协作信息通过分布式有限时域 FIR 融合估计器得到自身状态估计值.

3) 节点 T 将融合估计值压缩并添加到 NP 或 TP 数据包, 在自己的发送时隙广播至其余邻节点.

上述组网状态估计流程形成了一个理想情况下的基于网络数据包的闭环协作状态估计流程. 下面对实际情况下的这一过程进行具体建模描述.

步骤 2) 中发送节点 i 和目标节点 T 的协作观测值 $z^i(t)$ 在理想情况下可以建模为如下形式:

$$z^i(t) = f[\hat{x}^i(t), x(t)] = A^i(t)x(t), \quad i \in N^T. \quad (4)$$

其中: f 函数根据文献 [15] 中的描述, 可以采用 $f[\hat{x}^i(t), x(t)] = \|\hat{x}^i(t) - x(t)\|$ 表示距离函数, 也可以采用角度函数 $f[\hat{x}^i(t), x(t)] = \angle \hat{x}^i(t)x(t)$ 表示, 或者两种函数的综合; $A^i(t) \in \mathbf{R}^{M'' \times n}$ 表示复信道增益, M'' 是 t 时刻目标节点 T 随机出现的所有邻节点中发送 NP 的邻节点的个数, $M'' \leq M'$.

考虑 FCC 和 RST 诱导的网络误差的影响, 步骤 1) 中节点 T 在接收到 NP 和 TP 前, 数据包会受到量化效应、饱和效应的影响, 因此, 将式 (4) 重新调整为如下形式:

$$y^i(t) = g[z^i(t)] + \nu^i(t), \quad i \in N^T. \quad (5)$$

其中: g 函数为考虑网络约束后的关于 $z^i(t)$ 的非线性函数, $\nu^i(t) \in \mathbf{R}^{M''}$ 为节点 i 与节点 T 之间传递 NP 时的有色量测噪声, $y^i(t)$ 为考虑约束后的邻节点 i 的实际协作观测值. 下面对 g 函数与 $\nu^i(t)$ 进行具体说明.

有色量测噪声 $\nu^i(t)$ 的数学模型如下所示:

$$\nu^i(t) = \varphi(t-1, t)\nu^i(t-1) + \varrho^i(t-1). \quad (6)$$

其中: $\varphi(t-1, t)$ 代表 $t-1$ 时刻到 t 时刻的状态转移矩阵, $\varrho^i(t-1) \sim N(0, S_\varphi)$ 代表零均值白噪声, $\varrho^i(t-1)$ 与 $\nu^i(t)$ 不相关, $\varphi(t-1, t)$ 协方差 S_φ 满足

$$\begin{aligned} E[\nu^i(t)\nu^{iT}(t-1)] &= \\ E[\varphi(t-1, t)\nu^i(t-1)\nu^{iT}(t-1) + \\ \varrho^i(t-1)\nu^{iT}(t-1)] &= \varphi(t-1, t)S_\varphi. \end{aligned} \quad (7)$$

g 函数实际上描述的是目标节点 T 接收到 NP 前, 数据包经量化后通过饱和信道传输这一过程. 下面对量化效应和饱和效应进行具体建模分析.

量化器 $q(\cdot)$ 建模时采取对数量化形式, 则对于每个子量化器 $q_i(\cdot)$, $i = 1, 2, \dots, M''$, 量化等级 $\pm u_i^j$ 的集合^[16-19]为

$$U = \{\pm u_i^j | u_i^j = (\rho_i)^j \cdot u_i^0, j = 0, \pm 1, \pm 2, \dots\} \cup \{0\}. \quad (8)$$

其中: ρ_i 表示 $q_i(\cdot)$ 的量化密度, $0 \leq \rho_i \leq 1$; u_i^0 表示初始量化值. 根据式 (8), $q_i[z^i(t)]$ 可作如下定义:

$$q_i[z^i(t)] \triangleq \begin{cases} u_i^j, & u_i^j < z^i(t) < u_i^{j'}; \\ 0, & z^i(t) = 0; \\ -q_i[-z^i(t)], & z^i(t) < 0. \end{cases} \quad (9)$$

其中: $u_i^{j'} = u_i^j/(1+c_i)$, $u_i^{j''} = u_i^j/(1-c_i)$, $c_i = (1-\rho_i)/(1+\rho_i)$. 实际应用中, 式 (9) 通常需要简化. 采取文献 [16] 提及的简化方法, 式 (9) 可以写成如下形式:

$$q_i[z^i(t)] = [I + \Delta(t)]A^i(t)x(t). \quad (10)$$

其中: $A^i(t)x(t)$ 与式 (4) 中的定义一致, I 是维数为 M'' 的单位阵, $\Delta(t)$ 是维数为 M'' 的对角阵, $\Delta(t) = \text{diag}\{\Delta^1(t), \Delta^2(t), \dots, \Delta^{M''}(t)\}$, $\Delta^i(t) \in [-u_i^j, u_i^j]$, $\|\Delta(t)\| \leq \pi_t$. 综上, 根据式 (10) 可定义量化后的理想协作观测值为 $\tilde{z}^i(t) \triangleq q_i[z^i(t)]$.

饱和函数 $\psi: \mathbf{R} \rightarrow \mathbf{R}$ 可定义为如下形式:

$$\psi(x) = \text{sign}(x)\min\{1, \|x\|\}. \quad (11)$$

将 $\tilde{z}^i(t)$ 代入式 (11) 可得

$$\psi[\tilde{z}^i(t)] = \text{sign}[[I + \Delta(t)]A^i(t)x(t)]\min\{1, \|\tilde{z}^i(t)\|\}, \quad (12)$$

其中 sign 为符号函数. 综合式 (5)、(10)、(12) 可得到考虑约束后的邻节点 i 的实际协作观测值为

$$y^i(t) = \psi[q_i[z^i(t)]] + \nu^i(t). \quad (13)$$

以上是考虑 FCC 和 RST 诱导的网络误差情况下最终保存在节点 T 堆栈中的网络协作观测值. 实际上, 保存在节点 T 堆栈中的 TP 也经过同样的过程, 即 $\tilde{\hat{x}}^{i \rightarrow T}(t) = q_i[\hat{x}^{i \rightarrow T}(t)]$, $\tilde{X}^{i \rightarrow T}(t) = \psi[q_i[\hat{x}^{i \rightarrow T}(t)]] + \nu^i(t)$, 注意此处的 $\nu^i(t)$ 是节点 i 与节点 T 之间传递 TP 时的有色量测噪声.

综上所述, 将该离散组网滤波问题建立为如下所示的增广系统模型 (仅以发送 NP 为例, TP 同理可得相似形式):

$$\begin{aligned} \tilde{x}(t+1) &= \tilde{F}(t)\tilde{x}(t) + \tilde{G}(t)\tilde{w}(t), \\ y^i(t) &= \tilde{A}^i(t)\tilde{x}(t) + \tilde{\nu}^i(t). \end{aligned} \quad (14)$$

其中

$$\begin{aligned} \tilde{x}(t) &\triangleq [x^T(t), w^T(t), \nu^{iT}(t)]^T, \\ \tilde{w}(t) &\triangleq [I^T(t), \sigma^T(t), \varrho^{iT}(t)]^T, \quad \tilde{\nu}^i(t) \triangleq 0, \end{aligned}$$

$$\tilde{F}(t) \triangleq \begin{bmatrix} F(t) & G(t) & 0 \\ 0 & \phi(t, t+1) & 0 \\ 0 & 0 & \varphi(t, t+1) \end{bmatrix},$$

$$\tilde{G}(t) \triangleq \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & I \end{bmatrix},$$

$$\tilde{A}^i(t) \triangleq [\psi[[I + \Delta(t)]A^i(t)] \quad 0 \quad I].$$

由式(14)可知增广系统的噪声协方差为

$$\tilde{Q} \triangleq \text{cov}\{\tilde{w}(t), \tilde{w}^T(t)\} = \begin{bmatrix} I & & \\ & S_\phi & \\ & & S_\varphi \end{bmatrix}, \quad (15)$$

$$\tilde{R} \triangleq \text{cov}\{\tilde{v}^i(t), \tilde{v}^{iT}(t)\} = 0. \quad (16)$$

2 分布式有限时域FIR融合估计器

2.1 本地状态估计统一机制

引理1^[20] 假设常规跟踪优化(GTO)问题可以表示为

$$\begin{aligned} \min \text{tr}[(HA - B)C(HA - B)^T + HDH^T]; \\ \text{s.t. } HE = F. \end{aligned} \quad (17)$$

其中: A, B, C, D, E, F 为常值矩阵, $C = C^T > 0$, $D = D^T > 0$, 则GTO问题的唯一解为

$$H^* = [F \quad B] \begin{bmatrix} (E^T \lambda^{-1} E)^{-1} E^T \lambda^{-1} \\ CA^T \lambda^{-1} [I - E(E^T \lambda^{-1} E)^{-1} E^T \lambda^{-1}] \end{bmatrix}, \quad (18)$$

其中 $\lambda = ACA^T + D$.

通过定理1给出满足无偏约束和最小方差准则的最优区域估计值(RE).

定理1 假设增广系统(14)在一个临近时窗 $[t - L^T, t]$ 内的有限时域FIR估计器为

$$\hat{x}(t|t-1) = \sum_{k=t-L^T}^{t-1} A(t-k)y(k) = A'y'_{t-1}. \quad (19)$$

其中: $A' \triangleq [A(L^T) \quad A(L^T - 1) \quad \dots \quad A(1)]$, $y'_{t-1} \triangleq [y^T(t_{L^T}) \quad y^T(t_{L^T} + 1) \quad \dots \quad y^T(t-1)]^T$, $t_{L^T} = t - L^T$. 则当 $\{\tilde{F}(k), \tilde{A}(k)\} (k \in [t_{L^T}, t])$ 可观测且 $L^T \geq n$ 时, 存在 $F'(L^T)$ 和 $\theta'(L^T)$, 使得增广系统(14)满足无偏和最小方差准则的RE为

$$\begin{aligned} \hat{x}(t|t-1) &= [F'^T(L^T)\theta'^{-1}(L^T)F'(L^T)]^{-1} \cdot \\ &F'^T(L^T)\theta'^{-1}(L^T)y'_{t-1}. \end{aligned} \quad (20)$$

证明 由假设可知 y'_{t-1} 为 $[t - L^T, t]$ 内的有限数量的增广协作观测值, 而在时域 $[t - L^T, t]$ 中, y'_{t-1} 的簇形式为

$$\begin{aligned} y'_{t-1} &= \\ F'(L^T)\tilde{x}(t_{L^T}) &+ A'(L^T)w'(t-1) + \nu'(t-1). \end{aligned} \quad (21)$$

其中

$$F'(L^T) \triangleq \begin{bmatrix} \tilde{A}(t_{L^T}) \prod_{i=0}^{L^T-1} \tilde{F}^{-1}(t_{L^T} + i) \\ \tilde{A}(t_{L^T} + 1) \prod_{i=1}^{L^T-1} \tilde{F}^{-1}(t_{L^T} + i) \\ \vdots \\ \tilde{A}(t-1)\tilde{F}^{-1}(t-1) \end{bmatrix};$$

$$A'(L^T) \triangleq \begin{bmatrix} A'_1 \\ A'_2 \\ \vdots \\ A'_{L^T} \end{bmatrix},$$

$$A'_1 = \begin{bmatrix} (\tilde{A}(t_{L^T})\tilde{F}^{-1}(t_{L^T})\tilde{G}(t_{L^T}))^T \\ (\tilde{A}(t_{L^T}) \prod_{i=0}^1 \tilde{F}^{-1}(t_{L^T} + i)\tilde{G}(t_{L^T}))^T \\ \vdots \\ (\tilde{A}(t_{L^T}) \prod_{i=0}^{L^T-1} \tilde{F}^{-1}(t_{L^T} + i)\tilde{G}(t_{L^T}))^T \end{bmatrix}^T,$$

$$A'_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ (\tilde{A}(t_{L^T} + 1)\tilde{F}^{-1}(t_{L^T} + 1)\tilde{G}(t_{L^T} + 1))^T \\ \vdots \\ (\tilde{A}(t_{L^T} + 1) \prod_{i=0}^{L^T-2} \tilde{F}^{-1}(t_{L^T} + i)\tilde{G}(t_{L^T} + 1))^T \end{bmatrix}^T,$$

$$A'_{L^T} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ (\tilde{A}(t-1)\tilde{F}^{-1}(t-1)\tilde{G}(t-1))^T \end{bmatrix}^T;$$

$$w'(t-1) \triangleq$$

$$[\tilde{w}^T(t_{L^T}) \quad \tilde{w}^T(t_{L^T} + 1) \quad \dots \quad \tilde{w}^T(t-1)]^T;$$

$$\nu'(t-1) \triangleq [\tilde{v}^T(t_{L^T}) \quad \tilde{v}^T(t_{L^T} + 1) \quad \dots \quad \tilde{v}^T(t-1)]^T.$$

式(21)中, 噪声项均值为0, 协方差为

$$\theta'(L^T) = A'(L^T)Q'(L^T)A'^T(L^T) + R'(L^T). \quad (22)$$

其中: $Q'(L^T) = \text{diag}(\tilde{Q}, \tilde{Q}, \dots, \tilde{Q})$, $R'(L^T) = \text{diag}(\tilde{R}, \tilde{R}, \dots, \tilde{R})$. \tilde{Q} 和 \tilde{R} 的个数均为 L^T 个. 将式(21)代入(19)可得

$$\begin{aligned} \hat{x}(t|t-1) &= A'y'_{t-1} = \\ A'F'(L^T)\tilde{x}(t_{L^T}) &+ A'[A'(L^T)w'(t-1) + \nu'(t-1)]. \end{aligned} \quad (23)$$

对式(23)求期望得 $E[\hat{x}(t|t-1)] = A'F'(L^T)E[\tilde{x}(t_{L^T})]$,

因此若要满足无偏条件,则

$$A'F'(L^T) = I. \tag{24}$$

对满足式(24)约束的所有 A' , 寻求一个最优矩阵 A'^* , 使得增广系统(14)的状态估计值的估计误差 $\hat{x}(t) - \hat{\tilde{x}}(t|t-1)$ 满足最小方差要求,即

$$\begin{aligned} & \arg \min E\{\text{tr}[\tilde{x} - \hat{\tilde{x}}]^T [\tilde{x} - \hat{\tilde{x}}]\}; \\ & \text{s.t. } A'F'(L^T) = I. \end{aligned} \tag{25}$$

注意到,式(25)可以利用引理1进行求解,只需进行以下对应:将 $A'(L^T)$ 对应于引理1中的 A ;将零矩阵 O 对应于引理1中的 B ;将 $Q'(L^T)$ 对应于引理1中的 C ;将 $R'(L^T)$ 对应于引理1中的 D ;将 $F'(L^T)$ 对应于引理1中的 E ;将单位阵 I 对应于引理1中的 F . 则当 $\{\tilde{F}(k), \tilde{A}(k)\}(k \in [t_{L^T}, t])$ 可观测且 $L^T \geq n$ 时,增广系统(14)满足无偏和最小方差准则的RE为

$$\begin{aligned} & \hat{\tilde{x}}(t|t-1) = \\ & [I \ 0] \begin{bmatrix} [F'^T \theta'^{-1} F']^{-1} F'^T \theta'^{-1} \\ * \end{bmatrix} y'_{t-1} = \\ & [F'^T \theta'^{-1} F']^{-1} F'^T \theta'^{-1} y'_{t-1}. \end{aligned} \tag{26}$$

综上,定理1得证. \square

定理1所得结论是增广系统的RE,由增广系统(14)中 $\hat{\tilde{x}}(t)$ 的定义可知,目标节点 T 的RE为

$$\hat{x}(t|t) = [I \ 0 \ 0] [F'^T \theta'^{-1} F']^{-1} F'^T \theta'^{-1} y'_{t-1}. \tag{27}$$

式(27)为簇形式有限时域FIR估计器,其涉及到大量矩阵求逆运算,且矩阵的维数会随着 L^T 的增加而增大,一旦出现奇异情况,算法将无法继续运行. 定理2给出了有限时域FIR估计器的差分形式.

定理2 假设 $\tilde{F}^{-1}(t_{L^T}), \tilde{F}^{-1}(t_{L^T}+1), \dots, \tilde{F}^{-1}(t-1), \tilde{F}^{-1}(t)$ 非奇异, $\{\tilde{F}(t_{L^T}+i), \tilde{A}(t_{L^T}+i)\}(i = 0, 1, \dots, L^T)$ 可观测,在有限时域 $[t_{L^T}, t]$ 上的有限时域FIR估计器的差分形式如下:

$$\hat{x}(t|t) = [I \ 0 \ 0] \zeta^{-1}(L^T) \zeta(t), \tag{28}$$

$\zeta(L^T)$ 和 $\zeta(t)$ 可通过如下表达式迭代求出:

$$\zeta(i+1) = \xi^{-1}(i) \tilde{F}^{-T}(t) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix} \gamma^{-1}(i), \tag{29}$$

$$\begin{aligned} & \zeta(t_{L^T}+i+1) = \\ & \xi^{-1}(i) \tilde{F}^{-T}(t) [\zeta(t_{L^T}+i) + \tilde{A}(t) \tilde{R}^{-1} y(t_{L^T}+i)]. \end{aligned} \tag{30}$$

其中

$$\xi(i) = I + \tilde{F}^{-T}(\zeta(i) + \tilde{A}^T \tilde{R}^{-1} \tilde{A}) \tilde{F}^{-1} \tilde{G} \tilde{Q} \tilde{G}^T, \tag{31}$$

$$\gamma(i) = \text{diag}\{\theta'(i), \tilde{R}\}. \tag{32}$$

证明 根据簇形式的有限时域FIR估计器表达

式(27),令

$$\zeta(i) \triangleq F'^T(i) \theta'^{-1}(i) F'(i), \tag{33}$$

$$\begin{aligned} & \zeta(t_{L^T}+i) \triangleq \zeta(i) \tilde{\hat{x}}(t_{L^T}+i|t-1) = \\ & F'^T(i) \theta'^{-1}(i) y'_{t_{L^T}+i-1}. \end{aligned} \tag{34}$$

初始条件为 $\zeta(0) = 0, \zeta(t_{L^T}) = 0$. 由式(22)可得

$$\begin{aligned} & \theta'(i) = \\ & A'(i) \text{diag}(\tilde{Q}, \dots, \tilde{Q}) A'^T(i) + \text{diag}(\tilde{R}, \dots, \tilde{R}) = \\ & \begin{bmatrix} \theta'(i-1) & 0 \\ 0 & \tilde{R} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} F'(i-1) \\ \tilde{A}(t-1) \end{bmatrix} \varpi(t-1) \begin{bmatrix} F'(i-1) \\ \tilde{A}(t-1) \end{bmatrix}^T, \end{aligned} \tag{35}$$

其中

$$\begin{aligned} & \varpi(t-1) = \\ & \tilde{F}^{-1}(t-1) \tilde{G}(t-1) \tilde{Q} \tilde{G}^T(t-1) F^{-T}(t-1). \end{aligned} \tag{36}$$

将式(35)和(36)代入(33),可将 $\zeta(i+1)$ 表示为离散Riccati方程形式

$$\begin{aligned} & \zeta(i+1) = \\ & F'^T(i+1) \theta'^{-1}(i+1) F'(i+1) = \\ & \tilde{F}^{-T}(t) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix}^T \left(\gamma(i) + \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix} \varpi(t) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix}^T \right)^{-1} = \\ & \tilde{F}^{-T}(t) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix}^T \left\{ \gamma^{-1}(i) - \gamma^{-1}(i) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix} \tilde{F}^{-1}(t) \times \right. \\ & \tilde{G}(t) \left(\tilde{Q}^{-1} + \tilde{G}^T(t) \tilde{F}^{-T}(t) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix}^T \gamma^{-1}(i) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix} \times \right. \\ & \left. \left. \tilde{F}^{-1}(t) \tilde{G}(t) \right)^{-1} \tilde{G}^T(t) \tilde{F}^{-T}(t) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix}^T \gamma^{-1}(i) \right\} = \\ & \left\{ I - \tilde{F}^{-T}(t) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix}^T \gamma^{-1}(i) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix} \tilde{F}^{-1}(t) \tilde{G}(t) \times \right. \\ & \left. \left(\tilde{Q}^{-1} + \tilde{G}^T(t) \tilde{F}^{-T}(t) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix}^T \gamma^{-1}(i) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix} \times \right. \right. \\ & \left. \left. \tilde{F}^{-1}(t) \tilde{G}(t) \right)^{-1} \tilde{G}^T(t) \right\} \tilde{F}^{-T}(t) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix}^T \gamma^{-1}(i) = \\ & \xi^{-1}(i) \tilde{F}^{-T}(t) \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix} \gamma^{-1}(i). \end{aligned} \tag{37}$$

将式(37)代入(34)可得

$$\begin{aligned} & \zeta(t_{L^T}+i+1) = \\ & \xi^{-1} \tilde{F}^{-T} \begin{bmatrix} F'(i) \\ \tilde{A}(t) \end{bmatrix}^T \gamma^{-1} \begin{bmatrix} y'_{t_{L^T}+i+1} \\ y(t_{L^T}+i) \end{bmatrix} = \end{aligned}$$

$$\xi^{-1}(i)\tilde{F}^{-T}(t)[\zeta(t_{L^T} + i) + \tilde{A}(t)\tilde{R}^{-1}y(t_{L^T} + i)]. \quad (38)$$

综上,定理2得证. □

式(28)~(32)即为分布式有限时域FIR融合估计器的本地状态估计统一机制,该过程不涉及与CE的融合,下文将CE引入融合流程.需要特别说明的是,CE值 $\hat{X}^{i \rightarrow T}$ 是由部分邻节点*i*通过主动估计策略生成^[1,20],该策略与引理1所提目标跟踪策略类似,并遵循邻节点自身的时序,因此不同邻节点可能具有不同的HTL.此外,每个邻节点独立收发CE,因此不同的协作邻节点可以并行处理.

2.2 分布式融合估计机制

设在某一时刻*t*,目标节点*T*的全局状态估计值

$$\hat{x}_{\text{fus}}(t) = \sum_{i=1}^{M'} \tau^{i \rightarrow T}(t)\hat{X}^{i \rightarrow T}(t) + \tau^T(t)\hat{x}(t). \quad (39)$$

其中: $\hat{X}^{i \rightarrow T}(t)$ 为邻节点*i*的CE值, $\tau^{i \rightarrow T}(t)$ 和 $\tau^T(t)$ 是根据均方准则确定的时变加权矩阵,且满足如下关系:

$$\sum_{i=1}^{M'} \tau^{i \rightarrow T}(t) + \tau^T(t) = I_n. \quad (40)$$

定理3 最优权值 $\tau^{i \rightarrow T}(t)$ 与 $\tau^T(t)$ 满足如下方程:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^{M'} \tau^{i \rightarrow T}[\delta^{ij} - \delta^{iM'}] + \tau^T[\delta^{Tj} - \delta^{TM'}] &= 0, \\ \sum_{i=1}^{M'} \tau^{i \rightarrow T} + \tau^T &= I_n. \end{aligned} \quad (41)$$

其中: $\delta^{ij}(t)$ 为邻节点*i*和邻节点*j*的协方差矩阵,其表达式为

$$\delta^{ij}(t) = \text{cov}\{e^{i \rightarrow T}(t), e^{j \rightarrow T}(t)\}. \quad (42)$$

当*i* ≠ *j*时, $\delta^{ij}(t)$ 表示邻节点*i*和邻节点*j*对目标节点*T*协作估计值的交互协方差矩阵;当*i* = *j*时, $\delta^{ij}(t)$ 表示邻节点*i*的局部协方差矩阵,由式(28)~(32)确定, $\delta^{ii} = \text{cov}\{(x - \hat{x}), (x - \hat{x})\}$, *i, j* = 1, 2, ..., *M'*. 式(41)解析形式如下:

$$\tau^{i \rightarrow T}(t) = \sum_{j=1}^{M'} \Gamma^{ij}(t) \left(\sum_{a,b=1}^{M'} \Gamma^{ab}(t) \right)^{-1}, \quad (43)$$

其中 $\Gamma^{ij}(t)$ 表示将矩阵 $(\delta^{ij}(t))^{-1}$ 分块后处于第*i*行、第*j*列的子矩阵.若定义融合误差为 $e_{\text{fus}}(t) = x(t) - \hat{x}_{\text{fus}}(t)$,则融合协方差为

$$\begin{aligned} \delta_{\text{fus}}(t) &= \sum_{i=1}^{M'} \tau^{i \rightarrow T}(t)\delta^{ij}(t)[\tau^{j \rightarrow T}(t)]^T + \\ &\tau^T(t)\delta^{Tj}(t)[\tau^j(t)]^T. \end{aligned} \quad (44)$$

定理3的证明可以通过文献[21]中的最小方差

意义下的矩阵加权最优融合估计算法得到,为表述简便,此处不予详细证明.式(39)~(44)定义了权值和融合误差协方差,下文主要通过定理4给出式(42)在有限时域内的差分形式.

定理4 1) 给定CE序列 $\hat{X}^{i \rightarrow T}(t - L^i|t)$ 和 $\hat{X}^{j \rightarrow T}(t - L^j|t)$, *i, j* = 1, 2, ..., *M'*.若 $t - L^i < t - L^j$,则式(42)满足如下差分方程:

$$\begin{aligned} \delta^{ij}(k+1) &= \\ \mu^{i \rightarrow T}(k)\delta^{ij}(k) + \delta^{ij}(k)[\mu^{j \rightarrow T}(k)]^T + Q(k). \end{aligned} \quad (45)$$

其中 $k \in [t - L^i, t]$,且

$$\mu^{i \rightarrow T}(k) = F(k) - \tau^{i \rightarrow T}(k)A^{i \rightarrow T}(k). \quad (46)$$

2) 差分方程(45)具有时域初始条件

$$\begin{aligned} \delta^{ij}(t - L^i) &= \\ \delta(t - L^i) - \text{cov}\{x(t - L^i), \hat{X}^{j \rightarrow T}(t - L^i)\}, \end{aligned} \quad (47)$$

其中 $\text{cov}\{x(t - L^i), \hat{X}^{j \rightarrow T}(t - L^i)\}$ 描述了 $\Omega^j(t - L^i)$ 的非对角元素

$$\Omega^{j \rightarrow T} = \begin{bmatrix} \text{cov}\{x, x\} & \text{cov}\{x, \hat{X}^{j \rightarrow T}\} \\ \text{cov}\{\hat{X}^{j \rightarrow T}, x\} & \text{cov}\{\hat{X}^{j \rightarrow T}, \hat{X}^{j \rightarrow T}\} \end{bmatrix}. \quad (48)$$

式(48)可通过Lyapunov方程^[22]表示为

$$\begin{aligned} \Omega^{j \rightarrow T}(k+1) &= \\ &\begin{bmatrix} F(k) & 0 \\ \tau^{j \rightarrow T}(k)A^{j \rightarrow T}(k) & \mu^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix} \Omega^{j \rightarrow T}(k) + \\ \Omega^{j \rightarrow T}(k) &\begin{bmatrix} F(k) & 0 \\ \tau^{j \rightarrow T}(k)A^{j \rightarrow T}(k) & \mu^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix}^T \times \\ &\begin{bmatrix} G(k) & 0 \\ 0 & \tau^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q(k) & 0 \\ 0 & R^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix} \times \\ &\begin{bmatrix} G(k) & 0 \\ 0 & \tau^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix}^T, \end{aligned} \quad (49)$$

其中 $k \in [t - L^j, t - L^i]$.式(48)的初始条件为

$$\Omega^{j \rightarrow T}(t - L^j) = \begin{bmatrix} \delta(t - L^j) & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (50)$$

证明 邻节点*i*和邻节点*j*的CE误差满足如下关系:

$$\begin{aligned} e^{i \rightarrow T}(k_i + 1) &= \\ \mu^{i \rightarrow T}(k_i)e^{i \rightarrow T}(k_i) - \\ \tau^{i \rightarrow T}(k_i)w^{i \rightarrow T}(k_i) + G(k_i)\nu(k_i), \\ e^{j \rightarrow T}(k_j + 1) &= \\ \mu^{j \rightarrow T}(k_j)e^{j \rightarrow T}(k_j) - \\ \tau^{j \rightarrow T}(k_j)w^{j \rightarrow T}(k_j) + G(k_j)\nu(k_j). \end{aligned} \quad (51)$$

其中: $k_i \in [t - L^i, t], k_j \in [t - L^j, t]$, 且满足 $t - L^j < t - L^i$.

在时域 $k_i \in [t - L^i, t]$ 上, 将式(51)写成如下增广形式:

$$S^{ij}(k+1) \triangleq \begin{bmatrix} e^{i \rightarrow T}(k+1) \\ e^{j \rightarrow T}(k+1) \end{bmatrix},$$

$$S^{ij}(k+1) = \begin{bmatrix} \mu^{i \rightarrow T}(k) & 0 \\ 0 & \mu^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix} S^{ij}(k) + \begin{bmatrix} -\tau^{i \rightarrow T}(k) & 0 & G(k) \\ 0 & -\tau^{j \rightarrow T}(k) & G(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w^{i \rightarrow T}(k) \\ w^{j \rightarrow T}(k) \\ \nu^T(k) \end{bmatrix}. \quad (52)$$

增广后的时域初始条件为

$$S^{ij}(t - L^j + 1) = \begin{bmatrix} x(t - L^i) - \widehat{X}^{i \rightarrow T}(t - L^i) \\ x(t - L^i) - \widehat{X}^{j \rightarrow T}(t - L^i) \end{bmatrix}. \quad (53)$$

记 $\begin{bmatrix} w^{i \rightarrow T}(k) \\ w^{j \rightarrow T}(k) \\ \nu^T(k) \end{bmatrix} = \bar{\Lambda}(k)$, 有 $\bar{\Lambda}(k) \sim N(0, \bar{Q}(k))$,

$\bar{Q}(k) = \text{diag}\{R^{i \rightarrow T}(k), Q(k), R^{j \rightarrow T}(k)\}$. 式(52)所示增广形式的协方差的差分形式满足

$$B^{ij}(k+1) = \begin{bmatrix} \mu^{i \rightarrow T}(k) & 0 \\ 0 & \mu^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix} B^{ij}(k) + B^{ij}(k) \begin{bmatrix} \mu^{i \rightarrow T}(k) & 0 \\ 0 & \mu^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix}^T + \begin{bmatrix} -\tau^{i \rightarrow T}(k) & 0 & G(k) \\ 0 & -\tau^{j \rightarrow T}(k) & G(k) \end{bmatrix} \bar{Q}(k) \times \begin{bmatrix} -\tau^{i \rightarrow T}(k) & 0 & G(k) \\ 0 & -\tau^{j \rightarrow T}(k) & G(k) \end{bmatrix}^T. \quad (54)$$

注意到

$$B^{ij}(k) = \begin{bmatrix} \text{cov}\{e^{i \rightarrow T}, e^{i \rightarrow T}\} & \text{cov}\{e^{i \rightarrow T}, e^{j \rightarrow T}\} \\ \text{cov}\{e^{j \rightarrow T}, e^{i \rightarrow T}\} & \text{cov}\{e^{j \rightarrow T}, e^{j \rightarrow T}\} \end{bmatrix}, \quad (55)$$

将式(55)代入(54)可得

$$\delta^{ij}(k) = \text{cov}\{e^{i \rightarrow T}(k), e^{j \rightarrow T}(k)\}. \quad (56)$$

时域初始条件可由式(53)推导得出, 有

$$\delta^{ij}(t - L^i) = \text{cov}\{e^{i \rightarrow T}(t - L^i), e^{j \rightarrow T}(t - L^i)\} = \delta(t - L^i) - \text{cov}\{x(t - L^i), \widehat{X}^{j \rightarrow T}(t - L^i)\}. \quad (57)$$

将式(1)与(28)合并可得

$$J^{j \rightarrow T}(k+1) \triangleq \begin{bmatrix} x(k+1) \\ \widehat{X}^{j \rightarrow T}(k+1) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} F(k) & 0 \\ \tau^{j \rightarrow T}(k) A^{j \rightarrow T}(k) & \mu^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix} J^{j \rightarrow T}(k) + \begin{bmatrix} G(k) & 0 \\ 0 & \tau^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w^{j \rightarrow T}(k) \\ \nu(k) \end{bmatrix}. \quad (58)$$

其中 $\begin{bmatrix} w^{j \rightarrow T}(k) \\ \nu(k) \end{bmatrix}$ 的协方差为

$$Q^{j \rightarrow T}(k) = \text{diag}\{Q(k), R^{j \rightarrow T}(k)\},$$

$$k \in [t - L^j, t - L^i].$$

因此, $J^{j \rightarrow T}(k)$ 的协方差为

$$\Omega^{j \rightarrow T} = \begin{bmatrix} \text{cov}\{x, x\} & \text{cov}\{x, \widehat{X}^{j \rightarrow T}\} \\ \text{cov}\{\widehat{X}^{j \rightarrow T}, x\} & \text{cov}\{\widehat{X}^{j \rightarrow T}, \widehat{X}^{j \rightarrow T}\} \end{bmatrix}, \quad (59)$$

即

$$\Omega^{j \rightarrow T}(k+1) = \begin{bmatrix} F(k) & 0 \\ \tau^{j \rightarrow T}(k) A^{j \rightarrow T}(k) & \mu^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix} \Omega^{j \rightarrow T}(k) + \Omega^{j \rightarrow T}(k) \begin{bmatrix} F(k) & 0 \\ \tau^{j \rightarrow T}(k) A^{j \rightarrow T}(k) & \mu^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix}^T \times \begin{bmatrix} G(k) & 0 \\ 0 & \tau^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q(k) & 0 \\ 0 & R^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} G(k) & 0 \\ 0 & \tau^{j \rightarrow T}(k) \end{bmatrix}^T. \quad (60)$$

综上, 定理4得证. \square

综上所述, 式(19)~(60)即为分布式有限时域

FIR融合估计器的完整算法.

3 算例仿真

假设NNSs系统目标节点 T 的空间动态描述为

$$x(t+1) = \begin{bmatrix} 0.1t_s^2 \mathbf{1}_{3 \times 1} \\ t_s \mathbf{1}_{3 \times 1} \end{bmatrix} \phi(t-1, t) w(t-1) + \begin{bmatrix} I_3 & t_s I_3 \\ O_{3 \times 3} & I_3 \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} 0.1t_s^2 \mathbf{1}_{3 \times 1} \\ t_s \mathbf{1}_{3 \times 1} \end{bmatrix} \sigma(t-1),$$

$$z^i(t) = \begin{bmatrix} \alpha_p^j \mathbf{1}_{3 \times 1} \\ \alpha_v^j \mathbf{1}_{3 \times 1} \end{bmatrix}^T x(t) + \varphi(t-1, t) \nu^i(t-1) + \varrho^i(t-1).$$

其中: $E[\sigma(t)\sigma^T(j)] = 0.02\pi_{t-j}$, $E[\sigma(t)\varrho^{iT}(j)] = 0$, $E[\varrho^i(t)\varrho^{iT}(j)] = 0.04\pi_{t-j}I_6$, $\mathbf{1}_{3 \times 1}$ 代表3行1列元素全为1的矩阵. 采样周期 $t_s = 0.1\text{ s}$, 状态 $x(t) = [x_p^T(t) \ x_v^T(t)]^T$. 其中: $x_p(t) \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 表示目标节点 T 的三维局部坐标信息, $x_v(t) \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 表示目标节点 T 在局部坐标系下沿三轴方向的速度信息.

量化器参数 $\rho_i = 0.4$, $u_i^0 = 5$. 饱和函数表达式为

$$\psi[\tilde{z}^i(t)] = \begin{cases} 0.05, & \tilde{z}^i(t) > 0.05; \\ [I + \Delta(t)]A^i(t)x(t), & \|\tilde{z}^i(t)\| \leq 0.05; \\ -0.05, & \tilde{z}^i(t) < -0.05. \end{cases}$$

仿真时间设置为 500 s , 初始状态 $\hat{x}(0|0) = [70, 68.2, 65, 0, 0, 0]^T$, $\delta(0|0) = \text{diag}\{20^2 I_3, 0.05^2 I_3\}$. 节点总数 $N_{\text{node}} = 60$, 随机分布在 $x \in [0, 500\text{ m}]$, $y \in [0, 500\text{ m}]$, $z \in [64\text{ m}, 66\text{ m}]$ 的区域内. 采取文献[23]中的分簇算法形成簇群结构, 目标节点的期望轨迹以及网络初始拓扑结构如图1所示.

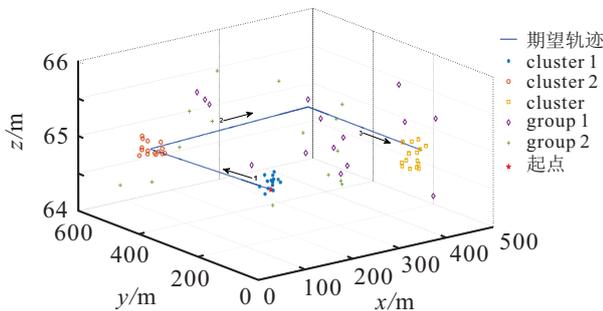
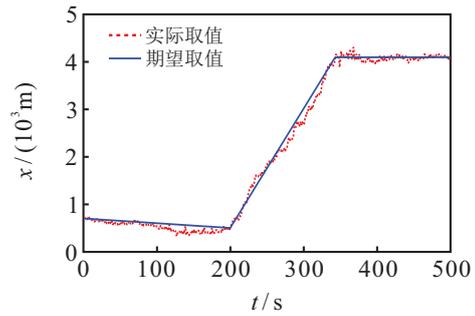


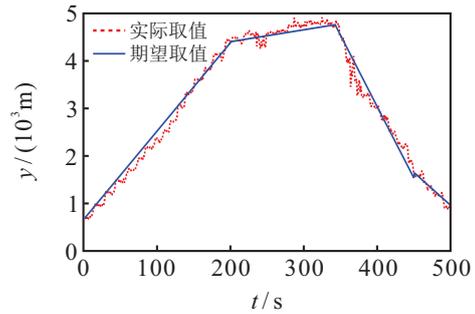
图1 目标节点期望轨迹及网络初始拓扑图

仿真采取文献[24]中提及的TOA与AOA相结合的算法来测量节点间的相对位置和方向, 其算法前提假设: TOA测量误差标准偏差为 $1/6 \times 10^{-6}\text{ s}$; AOA测量误差标准偏差为 0.05° ; 初始位置估计误差为 5 m ; 初始速度估计误差为 2 m/s ; 初始位置估计误差协方差为 85 m^2 ; 初始速度估计误差协方差为 $8\text{ m}^2/\text{s}^2$.

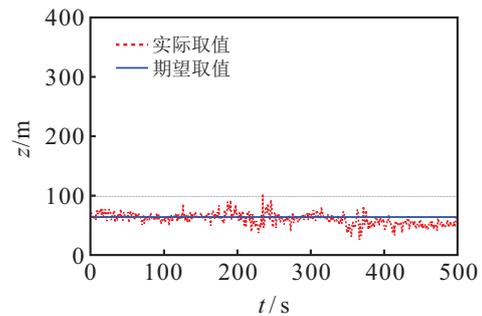
本文采取文献[1]中提及的集值估计算法作为分布式有限时域FIR融合估计器的对比. 图2为采取分布式有限时域FIR融合估计器的三轴状态估计效果. 图3为采取分布式有限时域FIR融合估计器后目标节点期望轨迹与实际轨迹的对比曲线. 图4为集值估计算法的三轴状态估计效果. 图5为采取集值估计算法后目标节点期望轨迹与实际轨迹对比曲线. 图6为两种不同算法在三轴方向的RMSE对比曲线.



(a) 目标节点 x 轴方向期望取值与实际取值



(b) 目标节点 y 轴方向期望取值与实际取值



(c) 目标节点 z 轴方向期望取值与实际取值

图2 分布式有限时域FIR融合估计器三轴坐标估计效果

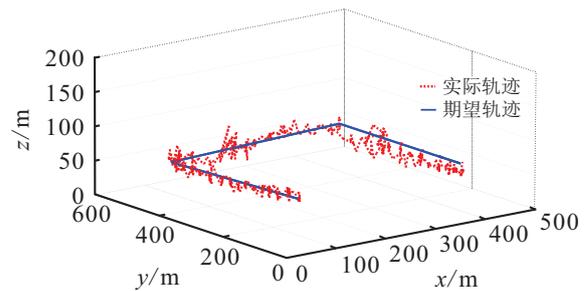
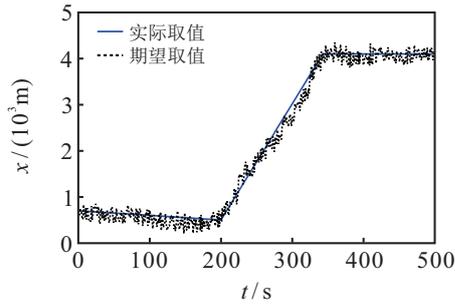
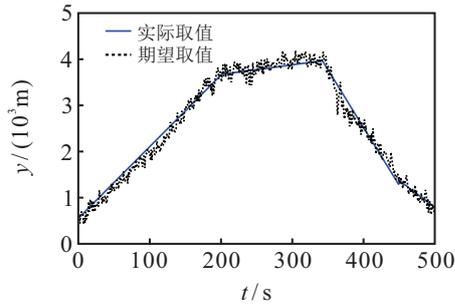


图3 目标节点期望轨迹和实际轨迹(1)

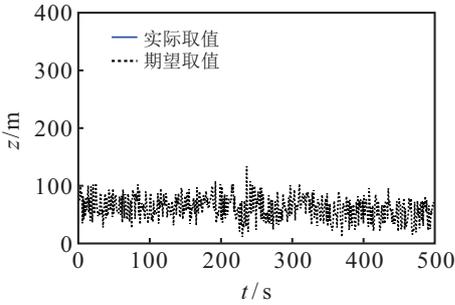
由仿真结果可以看出, 分布式有限时域FIR融合估计器与集值估计器相比具有较好的估计效果, 原因在于分布式有限时域FIR融合估计器在有限时域内采用了多个协作观测值和协作估计值且考虑了有色噪声; 而集值估计器仅采用了一步观测数据, 且认为量测噪声为高斯白噪声. 此外, 由于有限时域FIR融合估计器采取了差分形式, 减少了算法复杂度, 使其获得了较快的收敛速度, 与仅采用一步观测数据的集值估计器的收敛速度几乎一致.



(a) 目标节点 x 轴方向期望取值与实际取值



(b) 目标节点 y 轴方向期望取值与实际取值



(c) 目标节点 z 轴方向期望取值与实际取值

图 4 集值估计器三轴坐标估计效果图

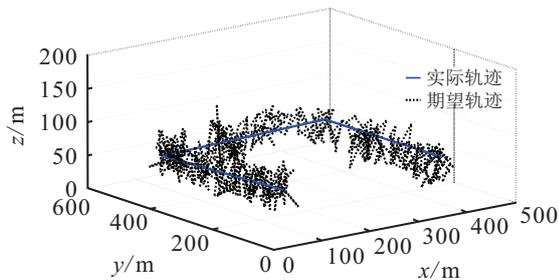
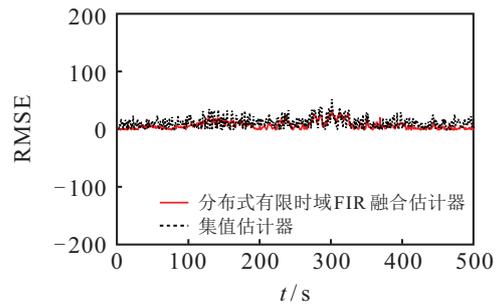


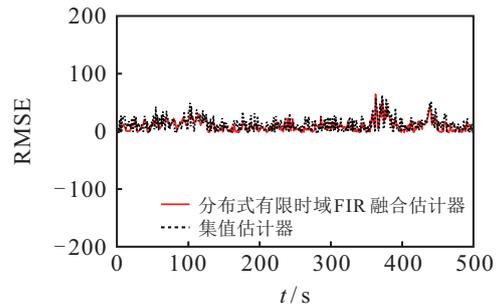
图 5 目标节点期望轨迹和实际轨迹(2)

4 结论

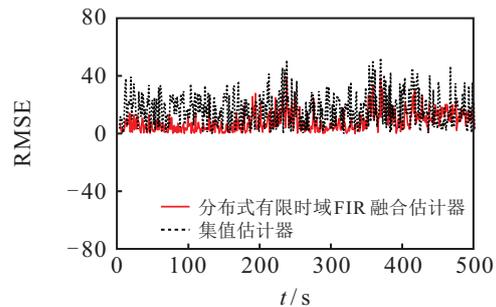
本文针对两种网络约束所诱导的误差,提出了一种面向NNSs的分布式有限时域FIR融合估计器.在估计器设计过程中为解决算法复杂度过大极有可能出现的矩阵奇异问题,设计了本地状态估计统一机制以及分布式融合机制的差分形式.仿真结果表明,与集值估计器相比,本文设计的估计器状态估计效果更好,验证了算法的有效性.在实际NNSs工作场景中,还存在时延与丢包等问题,如何考虑其余网络约束下NNSs状态估计问题是下一步的研究方向.



(a) 目标节点两种算法下x轴坐标估计值RMSE对比



(b) 目标节点两种算法下y轴坐标估计值RMSE对比



(c) 目标节点两种算法下z轴坐标估计值RMSE对比

图 6 两种算法在三轴方向的RMSE比较

参考文献(References)

- [1] Gao C, Zhao G R, Lu J H, et al. Decentralized navigational state estimation for networked navigation systems with finite channel capacity and randomly switching topologies[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2018, 232(2): 201-214.
- [2] Liu M, Wang Q L, Li H Y. State estimation and stabilization for nonlinear networked control systems with limited capacity channel[J]. Journal of the Franklin Institute, 2011, 348(8): 1869-1885.
- [3] Zhou B, Gao H J, Lin Z L, et al. Stabilization of linear systems with distributed input delay and input saturation[J]. Automatica, 2012, 48(5): 712-724.
- [4] Song H Y, Yu L, Zhang D. Distributed set-valued estimation in sensor networks with limited communication data rate[J]. Journal of the Franklin Institute, 2013, 350(5): 1264-1283.
- [5] Cao Y C, Ren W, Meng Z Y. Decentralized finite-time

- sliding mode estimators and their applications in decentralized finite-time formation tracking[J]. *Systems & Control Letters*, 2010, 59(9): 522-529.
- [6] Song I Y, Shin V. Distributed mixed continuous-discrete receding horizon filter for multisensory uncertain active suspension systems with measurement delays[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2013, 7(15): 1922-1931.
- [7] 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.
(Lu J H, Han X, Li J X. Consensus-based distributed fusion estimator with communication bandwidth constraints[J]. *Control and Decision*, 2016, 31(12): 2155-2162.)
- [8] Liu Y, Liu J, Xu C, et al. Fully distributed variational Bayesian non-linear filter with unknown measurement noise in sensor networks[J]. *Science China Information Sciences*, 2020, 63(11): 1-14.
- [9] Rupasinghe J, Filizadeh S, Gole A M, et al. Multi-rate co-simulation of power system transients using dynamic phasor and EMT solvers[J]. *The Journal of Engineering*, 2020, 2020(10): 854-862.
- [10] Wettergren T A. Performance of search via track-before-detect for distributed sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(1): 314-325.
- [11] Huang C, Mei P, Wang J. Event-triggering robust fusion estimation for a class of multi-rate systems subject to censored observations[J]. *ISA Transactions*, 2021, 110: 28-38.
- [12] Shen Y X, Wang Z D, Shen B, et al. H_∞ filtering for multi-rate multi-sensor systems with randomly occurring sensor saturations under the p-persistent CSMA protocol[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2020, 14(10): 1255-1265.
- [13] Liang Y, Chen T W, Pan Q. Multi-rate optimal state estimation[J]. *International Journal of Control*, 2009, 82(11): 2059-2076.
- [14] Gao C, Zeng B, Lu J H, et al. Dynamic cooperative MAC protocol for navigation carrier ad hoc networks: A DiffServ-based approach[J]. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 2017, 6(3): 14.
- [15] Khan M, Khan M W, Salman N, et al. On the positioning of sensors with simultaneous bearing and range measurement in wireless sensor networks[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2019, 52(24): 334-339.
- [16] Duan R R, Li J M. Finite-time distributed H_∞ filtering for Takagi-Sugeno fuzzy system with uncertain probability sensor saturation under switching network topology: Non-PDC approach[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2020, 371: 124961.
- [17] Panić M, Abella J, Quiñones E, et al. Adapting TDMA arbitration for measurement-based probabilistic timing analysis[J]. *Microprocessors and Microsystems*, 2017, 52: 188-201.
- [18] Gao C, Zhao G R, Lu J H, et al. A grid-based cooperative QoS routing protocol with fading memory optimization for navigation carrier ad hoc networks[J]. *Computer Networks*, 2015, 76: 294-316.
- [19] Hadded M, Toumi K, Laouiti A, et al. A trust framework for centralized TDMA scheduling mechanism in vehicular ad hoc networks[J]. *International Journal of Interdisciplinary Telecommunications and Networking*, 2020, 12(4): 74-87.
- [20] Choi H D, Ahn C K, Lim M T. Time-domain filtering for estimation of linear systems with colored noises using recent finite measurements[J]. *Measurement*, 2013, 46(8): 2792-2797.
- [21] Sun S L, Deng Z L. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter[J]. *Automatica*, 2004, 40(6): 1017-1023.
- [22] Cao W P, Zhu Q X. Razumikhin-type theorem for pth exponential stability of impulsive stochastic functional differential equations based on vector Lyapunov function[J]. *Nonlinear Analysis: Hybrid Systems*, 2021, 39: 100983.
- [23] Gao C, University N A A A, Zhao G R, et al. Distributed multi-weight data-gathering and aggregation protocol in fleet wireless sensor networks: Optimal and heuristic algorithms[J]. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 2009, 2(4): 1-8.
- [24] Yuan P, Zhang T T, Yang N, et al. Energy efficient network localisation using hybrid TOA/AOA measurements[J]. *IET Communications*, 2019, 13(8): 963-971.

作者简介

顾昊伦(1997—), 男, 硕士生, 从事组网导航位姿估计算法、组网导航通信协议设置的研究, E-mail: 736747967@qq.com;

赵国荣(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 从事飞行器综合导航系数、飞行器先进控制算法等研究, E-mail: GRZhao6881@163.com;

王兵(1989—), 男, 助理工程师, 博士, 从事多智能体任务规划的研究, E-mail: 394461530@qq.com;

高超(1985—), 男, 工程师, 博士, 从事多智能体组网导航的研究, E-mail: gaochao.shd@163.com.

(责任编辑: 孙艺红)