

基于时滞测量的复杂网络分布式状态估计研究

滕达¹ 徐雍¹ 鲍鸿¹ 王卓^{2,3} 鲁仁全¹

摘要 研究一类存在一步随机时滞的复杂网络分布式状态估计问题,采用伯努利随机变量刻画测量值的随机时滞情况.基于复杂网络模型和不可靠测量值,分别设计复杂网络的状态预测器和分布式状态估计器,基于杨氏不等式消除节点之间的耦合项,通过优化杨氏不等式引进的参数,优化状态预测协方差.通过设计估计器增益,获得状态估计误差协方差,同时结合预测误差协方差,获得状态估计误差协方差的迭代公式,并给出估计误差协方差稳定的充分条件.最后,对由小车组成的耦合系统进行数值仿真,验证所设计估计器的有效性.

关键词 复杂网络, 分布式状态估计, 时滞测量, 稳定性分析

引用格式 滕达, 徐雍, 鲍鸿, 王卓, 鲁仁全. 基于时滞测量的复杂网络分布式状态估计研究. 自动化学报, 2024, 50(4): 841-850

DOI 10.16383/j.aas.c210921

Distributed State Estimation for Complex Networks With Delayed Measurements

TENG Da¹ XU Yong¹ BAO Hong¹ WANG Zhuo^{2,3} LU Ren-Quan¹

Abstract This work addresses the distributed state estimation for complex networks with delayed measurements. The Bernoulli process is employed to describe the measurements with randomly occurred one step delay. The state predictor is derived based on the system mode, and the distributed state estimator is designed by using delayed measurements. The coupling term between nodes is eliminated based on Young's inequality, and the covariance of state prediction is improved by optimizing the parameters introduced by Young's inequality. Furthermore, the optimal state estimation error covariance is achieved by designing the estimator gain. Thanks to the state prediction error covariance, the iterative inequality of the state estimation error covariance is derived, and its sufficient condition for stability is established. Finally, the moving vehicles based coupled system is given to illustrate the effectiveness of the designed estimator.

Key words Complex network, distributed state estimation, delayed measurement, stability analysis

Citation Teng Da, Xu Yong, Bao Hong, Wang Zhuo, Lu Ren-Quan. Distributed state estimation for complex networks with delayed measurements. *Acta Automatica Sinica*, 2024, 50(4): 841-850

复杂网络由大量的动态节点互联组成,具有规

模大、链接方式灵活多变、随机性高等特征,各节点之间可以通过相互交换信息协同完成复杂工作^[1-2].复杂网络能够反映真实大系统的内在耦合特性,人们通过研究复杂网络从而量化和预测世界.基于以上优点,复杂网络在人类生产生活的各个领域中得到广泛的应用,如社交网络、生物神经网络、电力网络等^[3-4].文献[5]对小世界模型、无标度模型等具有广义随机复杂特性的动态网络模型进行研究.文献[6]对耦合振荡器网络模型进行总结.复杂网络在受到内部耦合关系影响的同时还受到外部环境干扰.在过去的大半个世纪,高斯噪声是一种重要的噪声模型,得到很多学者关注,并产生了卡尔曼滤波等一系列具有重要影响的工作.文献[7-8]分别针对具有高斯白噪声的无标度复杂网络和移动传感器复杂网络开展研究.然而,受到噪声干扰的复杂网络还需要学者进一步的研究.

近年来,随着计算机和通信技术的高速发展,通过多节点进行信息交换的复杂网络大量应用于具

收稿日期 2021-09-25 录用日期 2022-10-29

Manuscript received September 25, 2021; accepted October 29, 2022

广东省重点领域研发计划(2021B0101410005),国家自然科学基金(62121004, 62006043, U22A2044, 61673041),广东省特支计划本土创新创业团队(2019BT02X353),广东省基础与应用基础研究基金项目(2021B1515420008)资助

Supported by Key Area Research and Development Program of Guangdong Province (2021B0101410005), National Natural Science Foundation of China (62121004, 62006043, U22A2044, 61673041), the Local Innovative and Research Teams Project of Guangdong Special Support Program (2019BT02X353), and Guangdong Basic and Applied Basic Research Foundation (2021B1515420008)

本文责任编辑 葛泉波

Recommended by Associate Editor GE Quan-Bo

1. 广东工业大学自动化学院广东省智能决策与协同控制重点实验室 广州 510006 2. 北京航空航天大学杭州创新研究院(余杭)杭州 310023 3. 北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院 北京 100191

1. Guangdong Provincial Key Laboratory of Intelligent Decision and Cooperative Control, School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006 2. Hangzhou Innovation Institute (Yuhang), Beihang University, Hangzhou 310023 3. School of Instrumentation and Optoelectronic Engineering, Beihang University, Beijing 100191

有空间分布式特征的网络化控制系统^[9-12]. 网络化控制系统通过共享通信网络来传输和交换传感器、控制器和执行器等节点间的信息. 与传统的控制系统相比, 网络化控制系统具有信息共享、灵活易扩展等优势, 在自动控制等领域发挥了重要作用^[13]. 文献 [14] 构建一种针对城市环境的多飞行器协同控制的网络化控制系统. 文献 [15] 通过建立前馈和反馈的混合机制, 研究具有通信时滞的非线性网络化控制系统的跟踪控制问题. 在传统的点对点专用独立连接系统中, 节点间的信息传输不受限, 其测量值不存在时滞. 而与之相比, 网络化控制系统传输信息的共享通信信道带宽受限, 且实际工程系统中不可避免地存在网络拥塞、传感器饱和等因素, 这将导致测量中信号的时滞以不确定的方式出现. 这也会引起系统的不稳定, 影响估计器的性能. 文献 [16] 针对存在不确定时滞的一般复杂网络, 通过自适应反馈控制给出一种用于同时辨识拓扑结构和未知参数的结构辨识方法. 文献 [17] 针对存在一步随机时滞和测量乱序的线性系统, 通过求解一组递推离散时间黎卡提方程, 提出一种新的针对无序测量的最优估计器. 文献 [18] 针对具有通信时延和随机缺失量测的复杂系统, 通过设计分散输出反馈控制达成最优控制. 由此可知, 考虑系统测量值随机时滞是很有必要的.

在现实生活中, 各类系统中的传感器往往不能够完全测量出系统的内部状态值, 因此对系统状态估计问题的研究是具有重要现实意义的. 并且随着当今社会信息化、智能化程度越来越高, 如何对各类复杂网络状态进行较为准确的估计已经成为众多学者所探索的难题^[19-22]. 在过去网络节点数和信息通信量较小时, 网络的状态估计问题常常使用集中式方法解决. 在集中式状态估计中, 由于网络中的每一个节点都能够获得除自身外其他所有节点的观测信息来进行最优估计, 这就保证系统网络中每一个节点都能更为精确地对系统状态进行估计. 由于拥有估计精准度高的优点, 如今集中式状态估计的方法仍广泛应用于各类网络化系统中, 如在电力系统中利用间歇终端数据并采用联合扩展卡尔曼滤波器对发电装置进行集中式动态估计, 得到较好的仿真效果^[23]. 尽管集中式状态估计在最优性上有着不可比拟的优势, 但随着各类系统网络复杂度越来越高, 信息通信量也呈指数级增长, 集中式状态估计方法效率低下等弊端日益凸显. 因此针对各类复杂网络, 如何设计鲁棒性更强、效率更高的分布式状态估计方法成为目前的研究热点. 针对网络拓扑结构会发生切换的复杂系统, 文献 [24-25] 给出估计误差均方有界的估计策略. 分布式状态估计方法还在应对节点发生故障或系统模型发生参数扰动等常

见的问题时有着较强的适应性^[26], 即使对带有不确定性的非线性系统, 分布式估计也能达到较好的估计效果^[27]. 针对存在测量时滞的各类复杂网络^[28], 如何为其设计精准的分布式状态估计器也是亟需研究的重要问题之一.

结合上述讨论分析, 本文主要研究存在随机测量时滞的复杂网络分布式状态估计问题. 本文的创新性总结如下:

1) 基于复杂网络模型设计状态预测器, 并得到状态预测误差协方差. 通过杨氏不等式解决节点之间状态的耦合问题, 基于矩阵迹范数和配方法给出杨氏不等式引进参数的最优值. 与现有文献 [25] 没有优化杨氏不等式引进参数的情况相比, 有效地降低了状态预测误差协方差.

2) 基于存在一步随机时滞的测量值, 设计复杂网络的分布式状态估计器. 采用配方法设计使估计器性能最优的增益, 得到相应的状态估计误差协方差. 与文献 [24] 不同, 通过与优化后的状态预测误差协方差相结合, 给出了状态估计误差协方差的迭代公式.

3) 针对所获得的状态估计误差协方差迭代公式, 基于估计误差协方差向量化的方法, 给出了估计误差协方差稳定的一个充分条件.

本文将按照以下结构对问题进行叙述. 第 1 节对复杂网络和时滞测量模型进行描述, 并设计状态预测器与分布式估计器. 在第 2 节中, 给出预测误差协方差和估计误差协方差, 并得到估计误差协方差的迭代不等式. 第 3 节分析估计误差协方差的稳定性. 第 4 节通过数值实例分析验证所得算法的有效性. 第 5 节给出本文的结论.

注 1. 本文中, \mathbf{R}^n 表示 n 维实数列向量集合, $\text{diag}\{\cdot\}$ 表示对角矩阵, $\text{tr}(\cdot)$, $\rho(\cdot)$ 和 $\text{vec}(\cdot)$ 分别表示矩阵的迹、谱半径和矩阵向量化, 正定矩阵 (半正定矩阵) M , 记为 $M \succ 0$ ($M \succeq 0$). $P\{\cdot\}$ 表示随机变量的概率, $E\{\cdot\}$ 表示随机变量的数学期望, 上标“ -1 ”表示矩阵的逆. $A \otimes B$ 表示矩阵 A 和矩阵 B 的克罗内克积. I_n 代表维度为 n 的单位矩阵. $\|\mathbf{x}\|$ 表示向量 \mathbf{x} 的欧几里得范数.

1 问题描述

1.1 复杂网络描述

本文考虑如下由 N 个节点组成的离散复杂网络

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{i,k+1} = A_i \mathbf{x}_{i,k} + \sum_{j=1}^N \Psi_{ij} \Gamma \mathbf{x}_{j,k} + \boldsymbol{\omega}_{i,k} \\ \mathbf{z}_{i,k} = B_i \mathbf{x}_{i,k} + \mathbf{v}_{i,k} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}_{i,k} \in \mathbf{R}^n$, $\mathbf{z}_{i,k} \in \mathbf{R}^m$ 分别表示复杂网络第 i 个节点在 k 时刻的状态向量和测量向量; $\boldsymbol{\omega}_{i,k} \in \mathbf{R}^n$ 和 $\mathbf{v}_{i,k} \in \mathbf{R}^m$ 为第 i 个节点均值为 0 的高斯过程噪声和高斯测量噪声. A_i , B_i 是具有适当维度的已知矩阵. 复杂网络各节点之间的连接关系由有向图 (\mathcal{V}, E, Ψ) 描述, 其中 \mathcal{V} 表示节点的集合, E 表示边的集合, $\Psi = [\Psi_{ij}]_{N \times N}$ 为复杂网络的外耦合矩阵, $\Psi_{ij} > 0$ ($i \neq j$) 表示节点 \mathcal{V}_i 的信息可以传到节点 \mathcal{V}_j , 同时满足 $\Psi_{ii} = -\sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}$. $\Gamma = \text{diag}\{r_1, \dots, r_n\}$ 为复杂网络的内耦合矩阵. 针对复杂网络 (1), 给出如下假设^[29-30]:

假设 1. 节点 i 的过程噪声 $\boldsymbol{\omega}_{i,k}$ 和测量噪声 $\mathbf{v}_{i,k}$ 相互独立, 它们的均值为 0, 且方差分别为 $Q_i = E\{\boldsymbol{\omega}_{i,k} \boldsymbol{\omega}_{i,k}^T\} \succeq 0$ 和 $V_i = E\{\mathbf{v}_{i,k} \mathbf{v}_{i,k}^T\} \succ 0$.

假设 2. 系统参数组 (A_i, B_i) 能检测.

假设 3. 节点 i 的初始值 $\mathbf{x}_{i,0}$ 独立于过程噪声 $\boldsymbol{\omega}_{i,k}$ 和测量噪声 $\mathbf{v}_{i,k}$, 它的均值和方差分别为 $\bar{\mathbf{x}}_{i,0}$ 和 $\bar{P}_{i,0} = E\{(\mathbf{x}_{i,0} - \bar{\mathbf{x}}_{i,0})(\mathbf{x}_{i,0} - \bar{\mathbf{x}}_{i,0})^T\} \succ 0$.

1.2 时滞测量描述

由于传感器测量存在不确定干扰, 另外测量值有时需要通过无线网络传输, 因此, 测量时滞成为不可避免的问题. 本文考虑每个时刻接收的测量值存在最多一个步长的随机延滞, 其测量模型描述为

$$\mathbf{y}_{i,k} = \theta_k \mathbf{z}_{i,k-1} + (1 - \theta_k) \mathbf{z}_{i,k} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{y}_{i,k} \in \mathbf{R}^m$ 表示在 k 时刻收到复杂网络第 i 个节点的测量值, θ_k 是取值为 0 或者 1 的伯努利随机变量, 具有如下随机特性

$$\begin{cases} P\{\theta_k = 1\} = p \\ P\{\theta_k = 0\} = 1 - p \end{cases} \quad (3)$$

$0 < p < 1$ 为已知常数. 基于随机变量 θ_k 的概率特性 (3), 进一步可得随机变量 θ_k 的均值和二阶矩为

$$\begin{cases} E\{\theta_k\} = p \\ E\{\theta_k^2\} = p \end{cases} \quad (4)$$

由式 (3) 可知, 随机变量 θ_k 的取值反映了当前时刻测量值是否发生一步时滞. 即当 $\theta_k = 1$ 时, 表示当前时刻的测量值发生一步时滞; 当 $\theta_k = 0$ 时, 则表示当前时刻的测量值没有发生时滞.

1.3 状态预测器与状态估计器

接下来将基于节点 i 的模型 (1) 和随机时滞的测量值 (2), 通过设计状态预测器和分布式状态估计器估计节点 i 的状态. 该估计器 $k+1$ 时刻的状态预测值和状态估计值分别记为 $\hat{\mathbf{x}}_{i,k+1|k}$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_{i,k+1|k+1}$.

针对复杂网络模型 (1), 设计如下状态预测方程

$$\hat{\mathbf{x}}_{i,k+1|k} = A_i \hat{\mathbf{x}}_{i,k|k} + \sum_{j=1}^N \Psi_{ij} \Gamma \hat{\mathbf{x}}_{j,k|k} \quad (5)$$

基于随机时滞测量值 (2), 复杂网络 (1) 节点 i 的分布式状态估计器设计为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{i,k+1|k+1} = & \\ & \hat{\mathbf{x}}_{i,k+1|k} + K_{i,k+1} \left[\theta_{k+1} (\mathbf{z}_{i,k} - \hat{\mathbf{z}}_{i,k|k}) + \right. \\ & \left. (1 - \theta_{k+1}) (\mathbf{z}_{i,k+1} - \hat{\mathbf{z}}_{i,k+1|k}) \right] \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $K_{i,k+1} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ 为节点 i 待设计的估计器增益矩阵, $\hat{\mathbf{z}}_{i,k|k} = B_i \hat{\mathbf{x}}_{i,k|k}$, $\hat{\mathbf{z}}_{i,k+1|k} = B_i \hat{\mathbf{x}}_{i,k+1|k}$.

注 2. 本文所设计的估计器充分利用估计器邻居的信息, 这也要求各个节点能够进行信息通信, 获得相邻节点的状态估计值以及状态协方差等信息.

将复杂网络节点 i 的状态预测误差 $\mathbf{e}_{i,k+1|k}$ 和状态估计误差 $\mathbf{e}_{i,k+1|k+1}$ 以及它们的协方差分别定义为

$$\begin{cases} \mathbf{e}_{i,k+1|k} = \mathbf{x}_{i,k+1} - \hat{\mathbf{x}}_{i,k+1|k} \\ \mathbf{e}_{i,k+1|k+1} = \mathbf{x}_{i,k+1} - \hat{\mathbf{x}}_{i,k+1|k+1} \\ P_{i,k+1|k} = E\{\mathbf{e}_{i,k+1|k} \mathbf{e}_{i,k+1|k}^T\} \\ P_{i,k+1|k+1} = E\{\mathbf{e}_{i,k+1|k+1} \mathbf{e}_{i,k+1|k+1}^T\} \end{cases} \quad (7)$$

由复杂网络 (1)、状态预测方程 (5) 和状态预测误差定义 (7), 可以得到复杂网络节点 i 的状态预测误差 $\mathbf{e}_{i,k+1|k}$ 为

$$\mathbf{e}_{i,k+1|k} = A_i \mathbf{e}_{i,k|k} + \sum_{j=1}^N \Psi_{ij} \Gamma \mathbf{e}_{j,k|k} + \boldsymbol{\omega}_{i,k} \quad (8)$$

同理, 基于复杂网络 (1)、状态估计方程 (6) 和状态估计误差定义 (7), 可以得到复杂网络节点 i 的状态估计误差为

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_{i,k+1|k+1} = & \\ & \mathbf{e}_{i,k+1|k} - K_{i,k+1} [\theta_{k+1} (B_i \mathbf{e}_{i,k|k} + \mathbf{v}_{i,k}) + \\ & (1 - \theta_{k+1}) (B_i \mathbf{e}_{i,k+1|k} + \mathbf{v}_{i,k+1})] \end{aligned} \quad (9)$$

本文的主要目标是针对存在随机时滞的测量值, 设计估计器增益 K_k 优化估计误差协方差. 下文将会用到杨氏不等式引理.

引理 1. 对于任意两个矩阵 $X \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $Y \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 和一个正标量 γ , 则以下不等式成立^[31]

$$XY^T + YX^T \preceq \gamma XX^T + \gamma^{-1} YY^T \quad (10)$$

2 主要结果

本节将对所设计状态估计器的估计误差协方差

进行分析, 并求出使得状态估计误差协方差最小的滤波器增益矩阵 $K_{i,k+1}$, 进而得出状态估计误差协方差的迭代式.

根据状态预测误差协方差的定义 (7) 和预测误差方程 (8), 可得复杂网络的状态预测误差协方差为

$$\begin{aligned}
 P_{i,k+1|k} = & (A_i + \Psi_{ii}\Gamma)P_{i,k|k}(A_i + \Psi_{ii}\Gamma)^T + Q_i + \\
 & \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}\Gamma E\{e_{j,k|k}e_{i,k|k}^T\}(A_i + \Psi_{ii}\Gamma)^T + \\
 & \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}(A_i + \Psi_{ii}\Gamma)E\{e_{i,k|k}e_{j,k|k}^T\}\Gamma^T + \\
 & \sum_{j=1, j \neq i}^N \sum_{h=1, h \neq i}^N \Psi_{ij}\Psi_{ih}\Gamma E\{e_{j,k|k}e_{h,k|k}^T\}\Gamma^T
 \end{aligned} \quad (11)$$

同理, 结合状态估计误差协方差定义 (7) 和状态估计误差方程 (9), 状态估计误差协方差为

$$\begin{aligned}
 P_{i,k+1|k+1} = & P_{i,k+1|k} - (1-p)(K_{i,k+1}B_iP_{i,k+1|k} + \\
 & P_{i,k+1|k}B_i^TK_{i,k+1}^T) - pK_{i,k+1}B_i \times \\
 & E\{e_{i,k|k}e_{i,k+1|k}^T\} - pE\{e_{i,k+1|k}e_{i,k|k}^T\} \times \\
 & B_i^TK_{i,k+1}^T + K_{i,k+1}\{B_i[pP_{i,k|k} + \\
 & (1-p)P_{i,k+1|k}]B_i^T + V_i\}K_{i,k+1}^T
 \end{aligned} \quad (12)$$

基于状态预测误差协方差 (11) 和状态估计误差协方差 (12), 可得状态估计误差协方差的迭代式及对应的最优估计器增益如定理 1 所示.

定理 1. 复杂网络 (1) 中节点 i 的分布式状态估计器增益设计为

$$\begin{aligned}
 K_{i,k+1}^* = & P_{i,k+1|k}B_i^T \left(\frac{p(1+\gamma_{2,i}^{-1})}{1-p} B_iP_{i,k|k}B_i^T + \right. \\
 & \left. \frac{V_i}{1-p} + B_iP_{i,k+1|k}B_i^T \right)^{-1}
 \end{aligned} \quad (13)$$

则复杂网络 (1) 中节点 i 的状态估计误差协方差 $P_{i,k+1|k+1}$ 满足

$$\begin{aligned}
 P_{i,k+1|k+1} \leq & p(\gamma_{2,i} + 1) \left[\left(1 + \gamma_{1,i}^{-1*} \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij} \right) \times \right. \\
 & (A_i + \Psi_{ii}\Gamma)P_{i,k|k}(A_i + \Psi_{ii}\Gamma)^T + Q_i + \\
 & \left. \left(\sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij} + \gamma_{1,i}^* \right) \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}\Gamma P_{j,k|k}\Gamma^T \right] +
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & \left[\left((1-p) \left(1 + \gamma_{1,i}^{-1*} \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij} \right) (A_i + \right. \right. \\
 & \Psi_{ii}\Gamma)P_{i,k|k}(A_i + \Psi_{ii}\Gamma)^T + \left. \left(\gamma_{1,i}^* + \right. \right. \\
 & \left. \left. \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij} \right) \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}\Gamma P_{j,k|k}\Gamma^T + Q_i \right)^{-1} + \\
 & \left. B_i^T \left(p(1 + \gamma_{2,i}^{-1}) B_iP_{i,k|k}B_i^T + V_i \right)^{-1} B_i \right]^{-1}
 \end{aligned} \quad (14)$$

其中,

$$\begin{cases} \gamma_{1,i,k}^* = \sqrt{\frac{\text{tr}(M_{1,i,k})}{\text{tr}(M_{2,i,k})}}, M_{2,i,k} = \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}\Gamma P_{j,k|k}\Gamma^T \\ M_{1,i,k} = \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}(A_i + \Psi_{ij}\Gamma)P_{i,k|k}(A_i + \Psi_{ij}\Gamma)^T \end{cases} \quad (15)$$

证明. 针对状态预测误差协方差 (11) 中的耦合项, 运用引理 1 的杨氏不等式可得

$$\begin{aligned}
 & \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}\Gamma E\{e_{j,k|k}e_{i,k|k}^T\}(A_i + \Psi_{ii}\Gamma)^T + \\
 & \sum_{j=1, j \neq i}^N (A_i + \Psi_{ii}\Gamma)E\{e_{i,k|k}e_{j,k|k}^T\}\Gamma^T \Psi_{ij} \leq \\
 & \sum_{j=1, j \neq i}^N [\gamma_{1,i,k} \Psi_{ij}\Gamma P_{j,k|k}\Gamma^T + \gamma_{1,i,k}^{-1} \Psi_{ij}(A_i + \\
 & \Psi_{ii}\Gamma)P_{i,k|k}(A_i + \Psi_{ii}\Gamma)^T]
 \end{aligned} \quad (16)$$

同理, 可得

$$\begin{aligned}
 & \sum_{j=1, j \neq i}^N \sum_{h=1, h \neq i}^N \Psi_{ij}\Psi_{ih}\Gamma E\{e_{j,k|k}e_{h,k|k}^T\}\Gamma^T \leq \\
 & \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij} \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}\Gamma P_{j,k|k}\Gamma^T
 \end{aligned} \quad (17)$$

将消去耦合项的不等式 (16) 和 (17) 代入状态预测误差协方差 (11), 可得

$$\begin{aligned}
 P_{i,k+1|k} \leq & \left(1 + \gamma_{1,i,k}^{-1} \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij} \right) (A_i + \Psi_{ii}\Gamma)P_{i,k|k} \times \\
 & (A_i + \Psi_{ii}\Gamma)^T + Q_i + \left(\sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij} + \gamma_{1,i,k} \right) \times \\
 & \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}\Gamma P_{j,k|k}\Gamma^T
 \end{aligned} \quad (18)$$

由式 (18) 可知, 不等式右边与变量 $\gamma_{1,i,k}$ 有关. 为优化变量 $\gamma_{1,i,k}$, 基于矩阵迹和式 (18), 定义如下函数

$$\zeta(\gamma_{1,i,k}) = \left(\sqrt{\frac{\text{tr}(M_{1,i,k})}{\gamma_{1,i,k}}} - \sqrt{\text{tr}(M_{2,i,k})\gamma_{1,i,k}} \right)^2 + 2\sqrt{\text{tr}(M_{1,i,k})\text{tr}(M_{2,i,k}) + \text{tr}(M_{3,i,k})} \quad (19)$$

其中,

$$M_{3,i,k} = (A_i + \Psi_{ii}\Gamma)P_{i,k|k}(A_i + \Psi_{ii}\Gamma)^T + Q_i + \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij} \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}\Gamma P_{j,k|k}\Gamma^T$$

根据式 (19) 可知, 当 $\gamma_{1,i,k} = \gamma_{1,i,k}^*$ 时, 由不等式 (18) 可以得到

$$P_{i,k+1|k} \preceq \left(1 + \gamma_{1,i,k}^{-1*} \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij} \right) (A_i + \Psi_{ii}\Gamma)P_{i,k|k} \times (A_i + \Psi_{ii}\Gamma)^T + \left(\gamma_{1,i,k}^* + \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij} \right) \times \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}\Gamma P_{j,k|k}\Gamma^T + Q_i \quad (20)$$

接下来, 将基于式 (12) 分析状态估计误差协方差 $P_{i,k+1|k+1}$ 的迭代公式及估计器的设计. 首先, 根据引理 1 中的杨氏不等式对估计误差协方差 (12) 中的耦合项进行解耦, 可得

$$-p \left(\mathbb{E} \{ e_{i,k+1|k} e_{i,k|k}^T \} B_i^T K_{i,k+1}^T + K_{i,k+1} B_i \mathbb{E} \{ e_{i,k|k} e_{i,k+1|k}^T \} \right) \preceq p \left(\gamma_{2,i} P_{i,k+1|k} + \gamma_{2,i}^{-1} K_{i,k+1} B_i P_{i,k|k} B_i^T K_{i,k+1}^T \right) \quad (21)$$

将式 (21) 代入式 (12), 可得以下关于状态估计误差协方差 $P_{i,k+1|k+1}$ 的不等式

$$P_{i,k+1|k+1} \preceq (1 + p\gamma_{2,i})P_{i,k+1|k} - (1-p) \left(K_{i,k+1} B_i \times P_{i,k+1|k} + P_{i,k+1|k} B_i^T K_{i,k+1}^T \right) + K_{i,k+1} \times \left[p \left(1 + \gamma_{2,i}^{-1} \right) B_i P_{i,k|k} B_i^T + V_i + (1-p) B_i P_{i,k+1|k} B_i^T \right] K_{i,k+1}^T \quad (22)$$

由式 (22) 可知, 状态估计误差协方差 $P_{i,k+1|k+1}$ 可以通过设计估计器增益 $K_{i,k+1}$ 进行优化, 通过配方可以将式 (22) 转化为

$$P_{i,k+1|k+1} \preceq (1-p) \left[K_{i,k+1} - P_{i,k+1|k} B_i^T \left(\frac{p(1 + \gamma_{2,i}^{-1})}{1-p} B_i \times P_{i,k|k} B_i^T + \frac{V_i}{1-p} + B_i P_{i,k+1|k} B_i^T \right)^{-1} \right] \times \left(\frac{p(1 + \gamma_{2,i}^{-1})}{1-p} B_i P_{i,k|k} B_i^T + \frac{V_i}{1-p} + B_i \times P_{i,k+1|k} B_i^T \right) \left[K_{i,k+1} - P_{i,k+1|k} B_i^T \left(\frac{V_i}{1-p} + \frac{p(1 + \gamma_{2,i}^{-1})}{1-p} B_i P_{i,k|k} B_i^T + B_i P_{i,k+1|k} B_i^T \right)^{-1} \right]^T - (1-p)^2 P_{i,k+1|k} B_i^T \left[p \left(1 + \gamma_{2,i}^{-1} \right) B_i P_{i,k|k} B_i^T + V_i + (1-p) B_i P_{i,k+1|k} B_i^T \right]^{-1} B_i P_{i,k+1|k} + (1 + p\gamma_{2,i}) P_{i,k+1|k} \quad (23)$$

结合估计器增益 (13), 不等式 (23) 右边可以取到最小值, 即

$$P_{i,k+1|k+1} \preceq (1 + p\gamma_{2,i}) P_{i,k+1|k} - (1-p)^2 P_{i,k+1|k} B_i^T \times \left[p \left(1 + \gamma_{2,i}^{-1} \right) B_i P_{i,k|k} B_i^T + V_i + (1-p) \times B_i P_{i,k+1|k} B_i^T \right]^{-1} B_i P_{i,k+1|k} = p(\gamma_{2,i} + 1) P_{i,k+1|k} + \left[\left((1-p) P_{i,k+1|k} \right)^{-1} + B_i^T \left(p \left(1 + \gamma_{2,i}^{-1} \right) B_i P_{i,k|k} B_i^T + V_i \right)^{-1} B_i \right]^{-1} \quad (24)$$

基于状态预测协方差 (20) 和状态估计协方差 (24), 可得式 (14) 所示的状态估计协方差迭代公式. \square

3 稳定性分析

本节将分析第 2 节所得的估计误差协方差的稳定性. 记预测误差协方差 (18) 与估计误差协方差 (22) 的上界分别为 $\Omega_{i,k+1|k}$ 和 $\Omega_{i,k+1|k+1}$. 采用向量化^[32]方法, 定义 $\text{vec}(\Omega_{k+1|k+1}) = [\text{vec}(\Omega_{1,k+1|k+1})^T, \dots, \text{vec}(\Omega_{N,k+1|k+1})^T]^T$, 则根据式 (20) 和式 (22) 可得如下线性系统:

$$\text{vec}(\Omega_{k+1|k+1}) = \Xi_{K_{k+1}} \text{vec}(\Omega_{k|k}) + \Pi_{K_{k+1}} \quad (25)$$

其中

$$\Xi_{K_{k+1}} = \begin{bmatrix} \bar{\Xi}_{1, K_1, k+1} & \cdots & \bar{\Phi}_{1, N, K_1, k+1} \\ \bar{\Phi}_{2, 1, K_2, k+1} & \cdots & \bar{\Phi}_{2, N, K_2, k+1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{\Phi}_{N, 1, K_N, k+1} & \cdots & \bar{\Xi}_{N, K_N, k+1} \end{bmatrix}$$

$$\bar{\Xi}_{i, K_i, k+1} = \alpha_i G_i ((A_i + \Psi_{ii} \Gamma) \otimes (A_i + \Psi_{ii} \Gamma)) + p(1 + \gamma_{2,i}^{-1})(K_{i, k+1} B_i) \otimes (K_{i, k+1} B_i)$$

$$\bar{\Phi}_{i, j, K_i, k+1} = \beta_i \Psi_{ij} G_i (\Gamma \otimes \Gamma)$$

$$\alpha_i = 1 + \gamma_{1,i,k}^{-1*} \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}$$

$$\beta_i = \gamma_{1,i,k}^* + \sum_{j=1, j \neq i}^N \Psi_{ij}$$

$$G_i = 1 + p\gamma_{2,i} + (1-p)(K_{i, k+1} B_i) \otimes (K_{i, k+1} B_i) - (1-p)I_n \otimes (K_{i, k+1} B_i) - (1-p)(K_{i, k+1} B_i) \otimes I_n$$

$$\Pi_{K_{k+1}} = \begin{bmatrix} G_1 \text{vec}(Q_1) + K_{1, k+1} \otimes K_{1, k+1} \text{vec}(V_1) \\ \vdots \\ G_N \text{vec}(Q_N) + K_{N, k+1} \otimes K_{N, k+1} \text{vec}(V_N) \end{bmatrix}$$

基于以上线性系统, 估计误差协方差稳定的充分条件总结如下.

定理 2. 基于预测器 (5) 和估计器 (6) 得到的状态估计误差协方差 $P_{i, k+1|k+1}$ 有界的充分条件为存在常增益矩阵集合 $K = \{K_1, \dots, K_N\}$, 参数集合 $\gamma_1 = \{\gamma_{1,1}, \dots, \gamma_{1,N}\}$ 和 $\gamma_2 = \{\gamma_{2,1}, \dots, \gamma_{2,N}\}$, 使得如下不等式成立:

$$\rho(\Xi(K, \gamma_1, \gamma_2)) < 1 \tag{26}$$

其中, $\Xi(K, \gamma_1, \gamma_2) = \Xi_{K_{k+1}}$.

证明. 如果存在 $K = \{K_1, \dots, K_N\}$, $\gamma_1 = \{\gamma_{1,1}, \dots, \gamma_{1,N}\}$ 和 $\gamma_2 = \{\gamma_{2,1}, \dots, \gamma_{2,N}\}$, 使得式 (26) 成立, 则由式 (19) 可知

$$\rho(\Xi(K, \gamma_{1,k}^*, \gamma_2)) \leq \rho(\Xi(K, \gamma_1, \gamma_2)) < 1 \tag{27}$$

进一步, 由式 (13) 最优估计器增益的设计可得

$$\rho(\Xi(K_{k+1}^*, \gamma_{1,k}^*, \gamma_2)) \leq \rho(\Xi(K, \gamma_{1,k}^*, \gamma_2)) < 1 \tag{28}$$

基于谱半径 (28), 可知向量 $\text{vec}(\Omega_{k+1|k+1})$ 是渐进稳定的. 根据式 (20) 和式 (23) 可得

$$P_{i, k+1|k+1} \leq \Omega_{i, k+1|k+1} \tag{29}$$

根据不等式 (29), 可知 $P_{i, k+1|k+1}$ 是有界稳定的. \square

4 仿真验证

4.1 小车耦合系统描述

基于文献 [33] 中的单目标追踪模型, 本节考虑由 4 个小车组成的编队系统. 定义小车 i 的状态为 $\mathbf{x}_{i, k} = [s_{i, k}^x, \nu_{i, k}^x, s_{i, k}^y, \nu_{i, k}^y]^T$, 其中, $s_{i, k}^x, s_{i, k}^y$ 和 $\nu_{i, k}^x, \nu_{i, k}^y$ 分别代表该小车在 X, Y 轴上的位移 (m) 和速度 (m/s). 图 1 显示了小车信息的耦合关系, 小车间的箭头表示信息的流向. 小车之间的位置与速度信息可以通过专网进行交换, 或者通过测量相对信息换算获得. 由小车构成的耦合系统协同完成任务时, 一般相距较近同时采用专网通讯, 因此本文不考虑耦合信息的时滞问题^[34-35]. 综上, 可得系统 (1) 的参数为

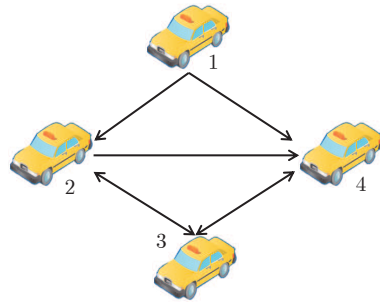


图 1 小车耦合系统的拓扑
Fig.1 The topology of coupled systems consisted of vehicles

$$A_1 = A_2 = A_3 = A_4 = \begin{bmatrix} 1 & T_s & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T_s \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Q_1 = Q_2 = Q_3 = Q_4 = q \begin{bmatrix} \frac{T_s^3}{3} & \frac{T_s^2}{2} & 0 & 0 \\ \frac{T_s^2}{2} & T_s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{T_s^3}{3} & \frac{T_s^2}{2} \\ 0 & 0 & \frac{T_s^2}{2} & T_s \end{bmatrix}$$

另外, 考虑系统的采样时间为 $T_s = 0.1$ s, 参数 $q = 0.01 \text{ m}^2/\text{s}^3$. 小车之间的外部和内部耦合矩阵为

$$\Psi = \begin{bmatrix} -0.3 & 0.2 & 0 & 0.1 \\ 0 & -0.3 & 0.1 & 0.2 \\ 0 & 0.1 & -0.3 & 0.2 \\ 0 & 0 & 0.2 & -0.2 \end{bmatrix}$$

$$\Gamma = \text{diag}\{0.2, 0.2, 0.4, 0.4\}$$

针对以上给出的小车耦合系统, 每个小车的初始值为

$$\begin{aligned}\mathbf{x}_{1,0} &= [1 \quad 1.2 \quad 1 \quad 1]^T \\ \mathbf{x}_{2,0} &= [0 \quad 1 \quad 1 \quad 1]^T \\ \mathbf{x}_{3,0} &= [1 \quad 1.2 \quad 0 \quad 1]^T \\ \mathbf{x}_{4,0} &= [0 \quad 1 \quad 0 \quad 1]^T\end{aligned}$$

图 2 给出了小车的实际运动轨迹.

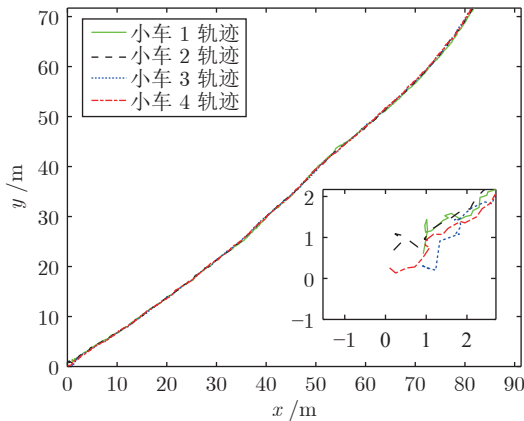


图 2 小车的实际运动轨迹

Fig.2 The actual motion trajectories of vehicles

4.2 状态估计

令模型 (1) 中各个节点的量测矩阵为

$$B_1 = B_2 = B_3 = B_4 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

即测量信息为小车在 X, Y 轴的坐标, 其对应的量测噪声方差分别为

$$V_1 = V_2 = \text{diag}\{0.03, 0.03\}$$

$$V_3 = \text{diag}\{0.04, 0.04\}$$

$$V_4 = \text{diag}\{0.05, 0.05\}$$

由以上参数可知, 对于每个节点 i , (A_i, B_i) ($i = 1, 2, 3, 4$) 是可观测的. 最后, 设传感器网络发生一步时滞的概率为 $P(\theta_k = 1) = 0.03$. 估计器的状态初始值为

$$\hat{\mathbf{x}}_{1,1|0} = \hat{\mathbf{x}}_{2,1|0} = \hat{\mathbf{x}}_{3,1|0} = \hat{\mathbf{x}}_{4,1|0} = \mathbf{0}$$

以及初始协方差为

$$P_{1,1|0} = P_{2,1|0} = P_{3,1|0} = P_{4,1|0} = I$$

下面将从两个方面进行对比仿真验证:

1) 没有对杨氏不等式产生的变量进行优化^[25], 即杨氏不等式产生的变量为常数, 假设 $\gamma_{1,i,k} = 1$, $\gamma_{2,i} = 0.7$.

2) 采用迹范数及配方法对 $\gamma_{1,i,k}^*$ 进行优化, 即 $\gamma_{1,i,k}^* = \sqrt{\text{tr}(M_{1,i,k})/\text{tr}(M_{2,i,k})}$, $\gamma_{2,i} = 0.7$.

为比较两种方法的差别, 对系统的每个节点进行 $l = 100$ 次蒙特卡洛仿真, 同时, 每次仿真的时间总和为 100 s, 得到平均均方误差 (Mean squared error, MSE), 其定义为

$$\text{MSE}_{i,k|k} = \frac{1}{l} \sum_{o=1}^l \|\mathbf{x}_{i,k}^o - \hat{\mathbf{x}}_{i,k|k}^o\|^2$$

其中, $\mathbf{x}_{i,k}^o$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_{i,k|k}^o$ 是第 o 次的轨迹和状态估计轨迹.

根据图 3 所示, 可知最优值 $\gamma_{1,k}^*$ 随着时间趋向于稳定. 结合 $\gamma_{1,k}^*$ 和最优估计器增益 (13), 图 4 ~ 7

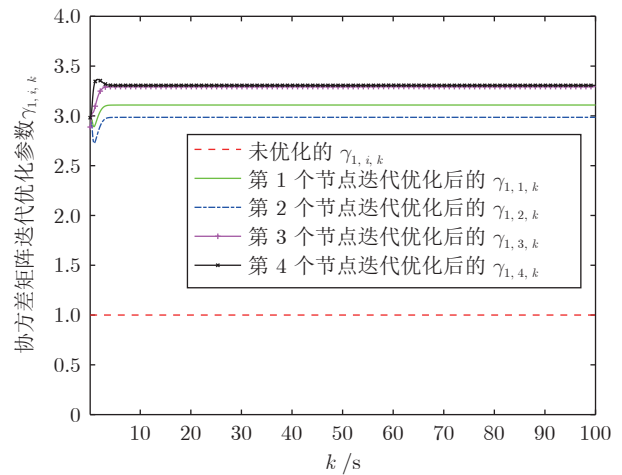


图 3 优化和未优化的 $\gamma_{1,i,k}$

Fig.3 $\gamma_{1,i,k}$ with and without optimization

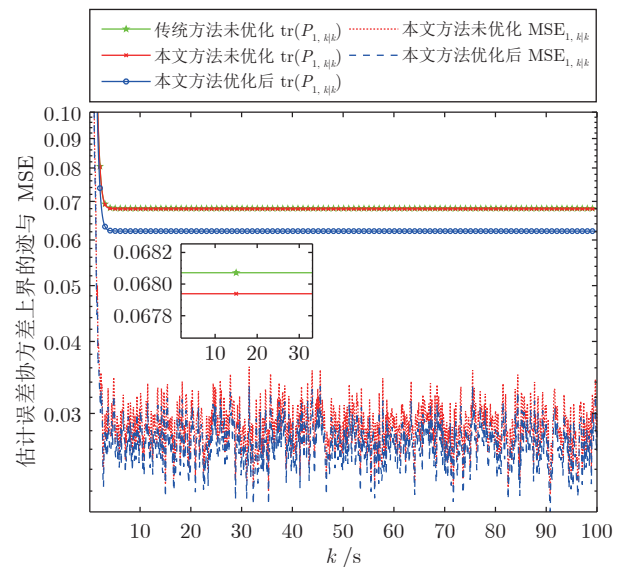


图 4 基于优化和未优化 $\gamma_{1,1,k}$ 的第 1 个节点的估计误差协方差上界的迹和 MSE

Fig.4 The trace of upper bound of the estimation error covariance and the MSE of the node 1 based on $\gamma_{1,1,k}$ with and without optimization

分别给出优化和未优化 $\gamma_{1,k}$ 情况下小车耦合系统的估计误差协方差上界的迹和 $MSE_{i,k|k}$, 其中纵坐标轴采用对数坐标轴. 从图 4 ~ 7 可以得出本文所提出估计器的估计精度有一定提升, 即优化 $\gamma_{1,i,k}$ 后, 估计误差协方差 $P_{i,k|k}$ 上界的迹明显下降, $MSE_{i,k|k}$

也得到改善. 另外由表 1 和表 2 的数据也可得优化 $\gamma_{1,i,k}$ 后, 估计误差协方差 $P_{i,k|k}$ 上界的迹和 $MSE_{i,k|k}$ 都有所降低.

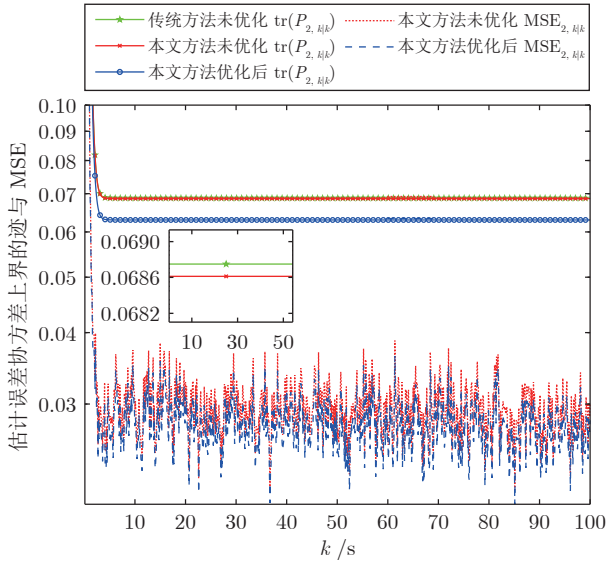


图 5 基于优化和未优化 $\gamma_{1,2,k}$ 的第 2 个节点的估计误差协方差上界的迹和 MSE

Fig.5 The trace of upper bound of the estimation error covariance and the MSE of the node 2 based on $\gamma_{1,2,k}$ with and without optimization

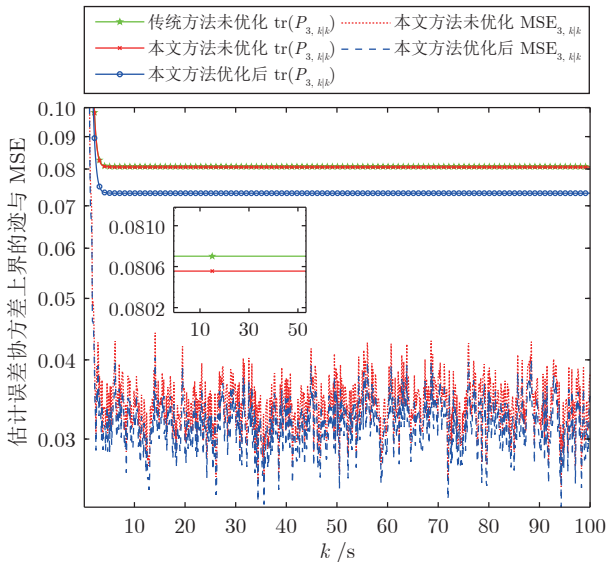


图 6 基于优化和未优化 $\gamma_{1,3,k}$ 的第 3 个节点的估计误差协方差上界的迹和 MSE

Fig.6 The trace of upper bound of the estimation error covariance and the MSE of the node 3 based on $\gamma_{1,3,k}$ with and without optimization

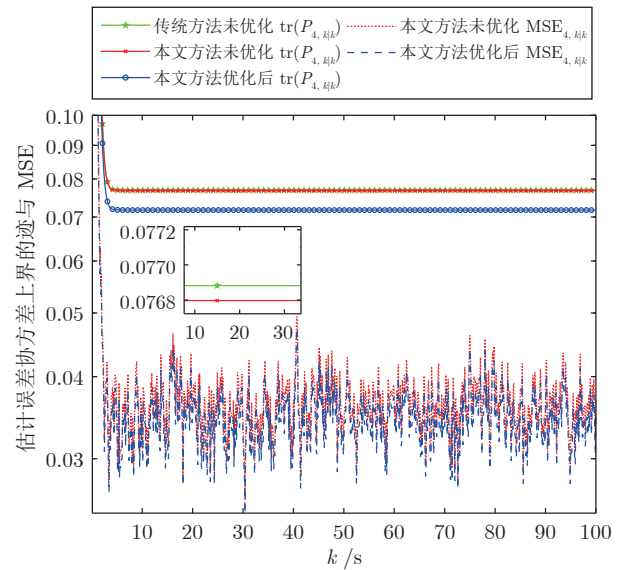


图 7 基于优化和未优化 $\gamma_{1,4,k}$ 的第 4 个节点的估计误差协方差上界的迹和 MSE

Fig.7 The trace of upper bound of the estimation error covariance and the MSE of the node 4 based on $\gamma_{1,4,k}$ with and without optimization

表 1 基于优化和未优化的 $\gamma_{1,i,k}$ 的上界 $tr(P_{i,k|k})$

Table 1 The upper bound $tr(P_{i,k|k})$ based on $\gamma_{1,i,k}$ with and without optimization

节点 i	未优化 $tr(P_{i,k k})$ 上界	优化后 $tr(P_{i,k k})$ 上界	优化幅度 (%)
1	0.0679	0.0622	8.50
2	0.0686	0.0630	8.23
3	0.0806	0.0733	9.04
4	0.0768	0.0717	6.60

表 2 基于优化和未优化的 $\gamma_{1,i,k}$ 的 $MSE_{i,k|k}$

Table 2 The $MSE_{i,k|k}$ based on $\gamma_{1,i,k}$ with and without optimization

节点 i	未优化 $MSE_{i,k k}$ 均值	优化后 $MSE_{i,k k}$ 均值	优化幅度 (%)
1	0.0357	0.0338	5.23
2	0.0364	0.0347	4.82
3	0.0424	0.0400	5.73
4	0.0456	0.0438	3.83

5 结束语

本文研究了一类存在一步时滞的复杂网络分布式状态估计问题, 并采用伯努利随机变量刻画随机

变化的时滞情况. 本文分别设计了复杂网络的状态预测器和分布式状态估计器. 基于杨氏不等式消除了耦合项, 基于迹范数结合配方法优化了状态预测误差协方差. 通过采用杨氏不等式和设计估计器增益, 获得了状态估计误差协方差, 同时基于预测误差协方差, 获得了状态估计误差协方差的迭代公式. 本文给出了估计误差协方差稳定的一个充分条件, 通过一个由小车组成的复杂网络系统, 验证了所设计估计器的有效性.

References

- Boccaletti S, Latora V, Moreno Y, Chavez M, Hwang D U. Complex networks: Structure and dynamics. *Physics Reports*, 2006, **424**(4-5): 175-308
- Li W L, Jia Y M, Du J P. Variance-constrained state estimation for nonlinearly coupled complex networks. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2018, **48**(2): 818-824
- Rad A, Khadivi A, Hasler M. Information processing in complex networks. *IEEE Circuits and Systems Magazine*, 2010, **10**(3): 26-37
- Xi Yu-Geng. Large-scale systems control and complex networks—Exploration and thinking. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(11): 1758-1768
(席裕庚. 大系统控制论与复杂网络——探索与思考. 自动化学报, 2013, **39**(11): 1758-1768)
- Li X, Chen G R. Synchronization and desynchronization of complex dynamical networks: An engineering viewpoint. *IEEE Transactions on Circuits and Systems Part I Fundamental Theory and Applications*, 2003, **50**(11): 1381-1390
- Dorfler F, Bullo F. Synchronization in complex networks of phase oscillators: A survey. *Automatica*, 2014, **50**(6): 1539-1564
- Yi Y H, Zhang Z Z, Patterson S. Scale-free loopy structure is resistant to noise in consensus dynamics in complex networks. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2020, **50**(1): 190-200
- Xu Y F, Choi J. Spatial prediction with mobile sensor networks using Gaussian processes with built-in Gaussian Markov random fields. *Automatica*, 2012, **48**(8): 1735-1740
- Li Q, Shen B, Wang Z D, Huang T W, Luo J. Synchronization control for a class of discrete time-delay complex dynamical networks: A dynamic event-triggered approach. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2018, **49**(5): 1979-1986
- Meng C, Wang T M, Chou W S, Luan S, Zhang Y R, Tian Z M. Remote surgery case: Robot-assisted teleneurosurgery. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2004, **1**: 819-823
- Walsh G C, Ye H, Bushnell L G. Stability analysis of networked control systems. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2002, **10**(3): 438-446
- Xu Yong, Rao Hong-Xia, Wang Zhuo, Lu Ren-Quan, Li Zong. State estimation for networked uncertain nonlinear systems with time-delays. *Scientia Sinica Informationis*, 2022, **52**(8): Article No. 1513
(徐雍, 饶红霞, 王卓, 鲁仁全, 李宗. 带有随机通信时滞的状态估计. 中国科学信息科学, 2022, **52**(8): Article No. 1513)
- Hespanha J P, Naghshtabrizi P, Xu Y G. A survey of recent results in networked control systems. *Proceedings of the IEEE*, 2007, **95**(1): 138-162
- Samad T, Bay J S, Godbole D. Network-centric systems for military operations in urban terrain: The role of UAVs. *Proceedings of the IEEE*, 2007, **95**: 92-107
- Ren W, Xiong J L. Tracking control of nonlinear networked and quantized control systems with communication delays. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2019, **65**(8): 3685-3692
- Liu H, Lu J A, Lv J H, Hill D J. Structure identification of uncertain general complex dynamical networks with time delay. *Automatica*, 2009, **45**(8): 1799-1807
- Yang Yuan-Hua, Fu Min-Yue, Zhang Huan-Shui. State estimation subject to random communication delays. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(3): 237-243
(杨园华, 付敏跃, 张焕水. 带有随机通信时滞的状态估计. 自动化学报, 2013, **39**(3): 237-243)
- Wang Y, Xiong J L, Ho D W C. Decentralized control scheme for large-scale systems defined over a graph in presence of communication delays and random missing measurements. *Automatica*, 2018, **98**: 190-200
- Xu Y, Zhou J Y, Rao H X, Lu R Q, Xie L H. Reset moving horizon estimation for quantized discrete time systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2021, **66**(9): 4199-4205
- Xu Y, Yang L X, Wang Z, Rao H X, Lu R Q. State estimation for networked systems with Markov driven transmission and buffer constraint. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, **51**(12): 7727-7734
- Hu J, Wang Z D, Alsaadi F E, Hayat T. Event-based filtering for time-varying nonlinear systems subject to multiple missing measurements with uncertain missing probabilities. *Information Fusion*, 2017, **38**: 74-83
- Hao J, Sun S. Distributed Kalman filtering for sensor networks with random sensor activation, delays, and packet dropouts. *International Journal of Systems Science*, 2022, **53**(3): 575-592
- Paul A, Kamwa I, J6os G. Centralized dynamic state estimation using a federation of extended Kalman filters with intermittent PMU data from generator terminals. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, **33**(6): 6109-6119
- Liu Y, Wang Z D, Zhou D H. Scalable distributed filtering for a class of discrete-time complex networks over time-varying topology. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, **31**(8): 2930-2941
- Li W L, Jia Y M, Du J P. State estimation for stochastic complex networks with switching topology. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017, **62**(12): 6377-6384
- Liu Y, Wang Z D, Zhou D H. Resilient actuator fault estimation for discrete-time complex networks: A distributed approach. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2021, **66**(9): 4214-4221
- Duan P H, Duan Z S, Lv Y Z, Chen G R. Distributed finite-horizon extended Kalman filtering for uncertain nonlinear systems. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, **51**(2): 512-520
- Basu H, Yoon S S. Distributed state estimation by a network of observers under communication and measurement delays. *Systems and Control Letters*, 2019, **133**: 1-10
- Anderson B D O, Moore J B. *Optimal Filtering*. New York: Dover publication, 2012.
- Sinopoli B, Schenato L, Franceschetti M, Poolla K, Jordan M I, Sastry S S. Kalman filtering with intermittent observations. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2004, **1**(9): 1453-1464
- Jin H, Sun S L. Distributed filtering for sensor networks with fading measurements and compensations for transmission delays and losses. *Signal Processing*, 2022, **190**: Article No. 108306
- Peng H, Zeng B R, Yang L X, Xu Y, Lu R Q. Distributed extended state estimation for complex networks with nonlinear uncertainty. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023, **34**(9): 5952-5960
- Huang Z H, Marelli D, Xu Y, Fu M Y. Distributed target tracking using maximum likelihood Kalman filter with non-linear measurements. *IEEE Sensors Journal*, 2021, **21**(24): 27818-27826
- Lin Z Y, Wang L L, Han Z M, Fu M Y. Distributed formation control of multi-agent systems using complex laplacian. *IEEE*

Transactions on Automatic Control, 2014, **59**(7): 1765–1777

- 35 Dong X W, Hua Y Z, Zhou Y, Ren Z, Zhong Y S. Theory and experiment on formation-containment control of multiple multirotor unmanned aerial vehicle systems. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2019, **16**(1): 229–240



滕 达 广东工业大学硕士研究生. 2015 年获得中国矿业大学徐海学院学士学位. 主要研究方向为具有测量受限的复杂网络状态估计.

E-mail: 18852141796@163.com

(**TENG Da** Master student at Guangdong University of Techno-

logy. He received his bachelor degree from Xuhai College of China University of Mining and Technology in 2015. His research interest covers complex network state estimation with measurement constraints.)



徐 雍 广东工业大学自动化学院教授. 2007 年获得南昌航空大学信息工程学士学位, 2010 年获得杭州电子科技大学控制科学与工程硕士学位, 2014 年获得浙江大学控制科学和工程博士学位. 主要研究方向为网络化控制系统, 状态估计与滤波, 水空两栖无人机和智能无人艇. 本文通信作者.

E-mail: xuyong809@163.com

(**XU Yong** Professor at the School of Automation, Guangdong University of Technology. He received his bachelor degree in information engineering from Nanchang Hangkong University in 2007, his master degree in control science and engineering from Hangzhou Dianzi University in 2010, and his Ph.D. degree in control science and engineering from Zhejiang University in 2014. His research interest covers networked control systems, state estimation and filtering, water and air amphibious unmanned aerial vehicle, and intelligent unmanned boat. Corresponding author of this paper.)

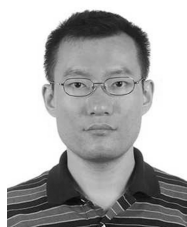


鲍 鸿 广东工业大学自动化学院教授. 1999 年获得华中科技大学控制科学与工程博士学位. 主要研究方向为复杂系统控制理论研究.

E-mail: bhong@gdut.edu.cnk

(**BAO Hong** Professor at the School of Automation, Guangdong

University of Technology. She received her Ph.D. degree in control science and engineering from Huazhong University of Science and Technology in 1999. Her main research interest is complex system control theory.)



王 卓 北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院教授. 2013 年获得美国伊利诺伊大学芝加哥分校电子与计算机工程系博士学位. 主要研究方向为基于数据的系统辨识、建模、分析、优化与控制, 自适应动态规划方法, 非线性自适应控制, 基于原子自旋效应的惯性/磁场测量技术, 自旋原子系统控制(操控)方法. E-mail: zhuowang@buaa.edu.cn

E-mail: zhuowang@buaa.edu.cn

(**WANG Zhuo** Professor at the School of Instrumentation and Optoelectronic Engineering, Beihang University. He received his Ph.D. degree from the Electrical and Computer Engineering Department, University of Illinois at Chicago, USA, in 2013. His research interest covers data-based system identification, modeling, analysis, optimization and control, adaptive dynamic programming methods, nonlinear adaptive control, atomic-spin-effect-based inertial/magnetic field measurement technology, and atomic ensemble control (manipulation) methods.)



鲁仁全 广东工业大学自动化学院教授. 2004 年获得浙江大学控制科学与工程专业博士学位. 主要研究方向为复杂系统, 网络控制系统, 非线性系统, 变结构无人机, 智能无人车, 多旋翼大型无人机, 无人自主系统的编队与协同控制.

E-mail: rqlu@gdut.edu.cn

(**LU Ren-Quan** Professor at the School of Automation, Guangdong University of Technology. He received his Ph.D. degree in control science and engineering from Zhejiang University in 2004. His research interest covers complex systems, networked control systems, nonlinear systems, variable structure unmanned aerial vehicles (UAVs), intelligent unmanned vehicles, large multi-rotor UAVS, and formation and cooperative control of unmanned autonomous systems.)