
分类号：O231.3

单位代码：10363

密 级：公开

学 号：2221030101

题 目 具有通信协议的传感器网络分布式估计

题 目 **Distributed estimation of sensor networks**
with communication protocols

学 生 姓 名 : 申亚港

指 导 教 师 : 刘宏建 教授

专 业 : 系统科学

研 究 方 向 : 复杂系统建模与控制

论文答辩日期: 2025 年 5 月 14 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：王强

日期：2025 年 5 月 14 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

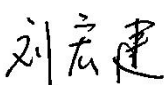
保密 ☐，在 ____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名： 

日期：2025 年 5 月 14 日

指导教师签名： 

日期：2025 年 5 月 14 日

具有通信协议的传感器网络分布式估计

摘 要

近年来,状态估计与滤波已成为系统科学和信号处理领域的研究热点,广泛应用于工业控制、航天工程、精密导航及现代通信系统等多个领域,这些技术已被证实为多学科交叉应用中不可或缺的核心工具。经过近 50 年的发展,状态估计已经在提高数据精度、增加系统的鲁棒性和可靠性等方面展现了巨大的优势。然而,在建模或信息传输过程中,由于物理设备的限制以及外部环境的复杂性和不确定性,不可避免地会产生网络诱导现象,这将极大地降低系统性能。

研究表明,通信协议的选择对网络化系统的性能具有显著影响。常见的协议包括静态的 Round-Robin 协议 (RRP) 和动态的 Try-Once-Discard 协议 (TODP)。RRP 通过时间顺序分配传输权限,确保每个节点公平接入,而 TODP 则根据节点的优先级动态调度,优先允许差异最大的节点发送数据。Flexray 协议(FRP)则结合了时间触发协议和事件触发协议的优点,被认为是在工业应用中取得成功的代表性混合通信协议。

本文旨在研究具有通信协议的传感器网络分布式状态估计问题,综合考虑可能存在的网络诱导现象,如丢包,时滞等问题。针对这些新的问题,本文构造了新的数学模型来描述经过 FRP 调度之后的测量。随后,采用李雅普诺夫稳定性理论和矩阵理论等方法,研究了一类基于 FRP 的传感器网络分布式状态估计问题。具体而言,本文工作如下:

在第一部分中,我们着重研究了基于 FlexRay 协议的带有测量丢

失的传感器网络分布式 H_∞ 一致性滤波问题。本章的核心目标是设计一个滤波器，使滤波误差在给定的 H_∞ 性能指标下随机稳定。为了减少资源消耗和计算成本，网络中的传感器节点通过配备 FRP 的通信网络相互通信。在 FRP 的影响下，建立了多速率系统的数学模型。通过求解一组矩阵不等式计算所需滤波器参数。最后，通过数值模拟实验验证所提滤波策略的有效性和适用性。

在第二部分中，我们研究了混合时滞离散时间切换神经网络的 H_∞ 状态估计问题。为了减轻通信负担和缓解网络拥塞，在传感器中引入了 FRP，用来减少传感器和估计器之间通信信道中不必要的网络拥塞。在具有混合时滞的情况下，通过李雅普诺夫泛函理论来保证期望估计量的存在性，然后通过求解一组凸优化问题得到估计器增益。最后，通过一个算例验证方法的有效性。

关键词：FlexRay 协议， H_∞ 一致滤波，时滞，传感器网络，神经网络

DISTRIBUTED ESTIMATION IN SENSOR NETWORKS WITH COMMUNICATION PROTOCOLS

ABSTRACT

In recent years, state estimation and filtering techniques have emerged as a prominent research focus in the fields of systems science and signal processing, with extensive applications spanning industrial control, aerospace engineering, precision navigation, and modern communication systems. These methodologies have been substantiated as indispensable core tools in multidisciplinary applications. Over the past five decades, state estimation has demonstrated substantial advantages in enhancing data accuracy, improving system robustness, and increasing reliability. However, during modeling or information transmission processes, network-induced phenomena inevitably arise due to physical device limitations and the complexity and uncertainty of external environments, which significantly degrade system performance.

The research indicates that the selection of communication protocols profoundly impacts the performance of networked systems. Conventional protocols include the static Round-Robin Protocol (RRP) and the dynamic Try-Once-Discard Protocol (TODP). RRP allocates transmission privileges in a time-sequential manner, ensuring fair access for each node, while TODP dynamically schedules based on node priorities, preferentially allowing nodes with the greatest differential to transmit data. The FlexRay Protocol (FRP), which combines the advantages of time-triggered and event-triggered protocols, is recognized as a successful representative hybrid communication protocol in

industrial applications.

This study is dedicated to exploring the distributed state estimation problem in sensor networks with communication protocol constraints, comprehensively considering potential network-induced phenomena such as packet loss and time delays. To address these emerging challenges, novel mathematical models are constructed to describe measurements after FRP scheduling. Subsequently, employing Lyapunov stability analysis and matrix theory, we study a class of distributed state estimation problems in sensor networks based on FRP. Specifically, the contributions of this work are as follows:

In the first part, we focus on the distributed H_∞ -consensus filtering problem in sensor networks with measurement loss under the FlexRay protocol. The primary objective of this chapter is to design a filter that ensures stochastic stability of the filtering error under given performance metrics. To reduce resource consumption and computational costs, sensor nodes in the network communicate through an FRP-equipped communication network. Under the influence of FRP, a digital model in multirate systems is established. The optimal filter coefficients are determined through the solution of a series of linear matrix inequalities. Subsequently, comprehensive numerical experiments are conducted to demonstrate the computational efficiency and practical feasibility of the developed filtering approach.

In the second part, we focus on the H_∞ state estimation problem for discrete-time switched neural networks with mixed delays. To alleviate communication burden and mitigate network congestion, FRP is introduced in sensors to reduce unnecessary network congestion in communication channels between sensors and estimators. In the presence of mixed delays, the existence of desired estimators is guaranteed through Lyapunov functional methods, and estimator gains are obtained by

solving a set of convex optimization problems. The practical efficacy of the proposed method is subsequently verified through a numerical example.

Shen Yagang (system science)

Supervised by Prof. Liu Hongjian

KEY WORDS: FlexRay protocol, H_∞ -consensus filtering, time-delays, Sensor networks , Neural network

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	III
符号说明	3
第 1 章 绪论	4
1.1 课题研究背景	4
1.2 内容提纲	7
第 2 章 基于 FLEXRAY 协议的带有测量丢失的传感器网络分布式 H_∞ 一致性 滤波	9
2.1 问题描述	9
2.2 主要结果	13
2.3 数值实例及其仿真	19
2.4 本章总结	22
第 3 章 基于 FLEXRAY 协议的混合时滞离散时间切换神经网络的 H_∞ 状态估 计	24
3.1 问题描述	24
3.2 主要结果	27
3.3 数值实例及其仿真	34
3.4 本章总结	37
第 4 章 总结与展望	39
4.1 总结	39
4.2 展望	40
参考文献	41
攻读硕士期间取得的学术成果	48

致 谢.....	49
----------	----

符号说明

$\mathbb{R}^n$	n 维欧几里德空间
$\mathbb{R}^{n \times m}$	$n \times m$ 实矩阵集合
M^T	实数矩阵 M 的转置
M^{-1}	方阵 M 的逆
$tr\{M\}$	方阵 M 的迹
I	具有合适维数的单位矩阵
O	具有合适维数的零矩阵
$\text{diag}\{\}$	块对角矩阵
$\text{diag}_L\{\}$	$\text{diag}_L\{A\} = \underbrace{[A, \dots, A]}_L$
$\text{col}_L\{A\}$	$\text{col}_L\{A\} = \underbrace{[A^T \dots A^T]^T}_L$
$\ M\ $	矩阵 M 的范数且定义为 $\ M\ = \sqrt{\text{tr}(A^T A)}$
$\delta(a)$	克罗内克函数, $\delta(a) = 1$ 当且仅当 $a = 0$
$*$	对称分块矩阵中由对称性所决定的项的省略符号
$\mathbb{E}\{\alpha\}$	随机变量 α 的期望
$\text{mod}(a, b)$	整数 a 除以整数 b 的余数

第1章 绪论

在过去的几十年里，人们对传感器网络的各个方面进行了不断的研究。传感器网络在信息采集、环境监测^[6, 14, 30]、工业自动化、智能建筑和战场监视^[22-24]，等领域的广泛应用，激发了人们对该领域研究的兴趣。特别是对传感器网络的分布式滤波或估计问题的研究近年来被广泛关注。与单个传感器相比，传感器网络中的滤波器根据给定的传感器网络拓扑结构，根据传感器 i 及其相邻传感器的测量值来估计系统状态^[26, 29, 34]。迄今为止，关于分布式 H_∞ 一致滤波器问题^[8, 9, 18, 19]的文献非常丰富^[10, 12, 13, 27]。

由于测量中的某些故障、间歇性传感器故障、某些收集数据的意外丢失等，任何观测结果都存在非零概率仅由噪声组成，因此，如何对系统内部状态进行有效地估计具有重要的理论创新价值和工程实践意义。

其次，为了有效地降低传感器网络中的数据拥堵，我们在传感器网络中引入了通信协议。通信协议的引入对网络化系统的性能存在着影响^[61]，使得针对传统的网络化系统所设计的状态估计方法无法适用。因此，我们需要设计新的估计方法来解决通信协议影响下网络化系统的状态估计问题。

综上所述，本文研究了基于通信协议的传感器网络分布式估计问题。

1.1 课题研究背景

1.1.1 网络通信协议

在网络化控制系统中，通信协议的核心功能在于对共享信道内的信号传输行为进行规范化管理。此类协议通过定义节点间的数据传输规则，显著影响网络化控制系统（NCS）的动态特性与性能表现。当前，针对不同通信协议下系统行为的分析及协同优化问题已逐渐成为研究热点。需特别指出的是，受协议约束的网络服务动态响应主要受以下两个维度的影响：其一为协议调度机制，其二为信号补偿策略。前者通过动态或静态的节点调度策略，明确各传输时刻的节点优先级与数据发送权限；后者则定义了未获传输权限节点数据的补偿机制，以缓解信息缺失对系统性能的潜在干扰。此类调度与补偿行为的综合作用可视为协议诱导的

动态效应对网络控制系统的叠加影响。在工程实践中，零阶保持器（ZOH）法与零输入（ZI）法是两种主流的信号补偿方法。此外，现有研究广泛探讨的通信协议主要包括以下三类：动态优先级调度的 Try-Once-Discard 协议（TODP）、周期轮询的 Round-Robin 协议（RRP），以及兼具静态与动态段调度的混合型 FlexRay 协议。

1.1.1.1 Round-Robin Protocol

RR 协议作为一种基于静态优先级分配的周期性通信协议，其核心机制在于通过预定义节点序列实现网络资源的确定性调度。在该协议框架下，各网络节点依据预设的循环次序周期性获取信道访问权限，且任意时刻仅允许单一节点进行数据传输。由于该协议无需动态优先级判定机制，其实现复杂度显著降低，因而在工业控制领域受到广泛关注。现有研究针对 RRP 调度机制的建模方法主要包含两类技术路径：其一采用克罗内克函数的矩阵运算方法，将调度后信号表征为原始信号与克罗内克对角化矩阵的线性乘积；其二基于时滞效应下的信号表征模型，直接将调度后信号建模为时滞信号。为深入分析轮询协议对系统性能的影响，研究首先构建基于测量增广的复合状态空间模型，精确刻画协议调度后的多节点测量特性。在此基础上，通过引入切换系统理论框架，将原系统转化为周期切换模式，进而推导出保证估计误差在均方意义下一致收敛的充分稳定性条件。

1.1.1.2 Try-Once-Discard protocol

TOD 协议是一种动态通信协议，在 TOD 协议的调度下，获得传输权限的节点并不是预先确定的，而是根据协议的调度规则动态选择的。TOD 协议的选择是根据当前要传输的信号与上一次传输信号的差值来决定的，选择差值最大的节点来给予传输权限。相对于 RR 协议，该协议可以通过优化调度规则的参数矩阵来灵活地调整节点的通信，具有更高的动态可重构特性，因此也受到了广泛的研究和应用。文献[7]研究了 TOD 协议下时滞系统的集员滤波问题，将 TOD 协议引入到传感器和滤波器之间，给出了估计误差有界的充分条件，该文章利用 S-procedure 技术，将 TOD 协议的调度规则引入到了最后的结果中，降低了保守性。

文献[16]研究了一类具有混合时滞的离散记忆神经网络，在加权尝试一次丢弃协议下的状态估计问题，利用递归矩阵不等式技术，获得了期望存在的充分条件。

1.1.1.3 Flexray protocol

不同于静态的 RRP 和动态的 TODP, FRP 则是一种混合协议。它的一个通信周期被划分为一个静态段和一个动态段,在静态段上使用静态通信协议(如 RR 协议)来对节点传输进行调度,在动态段上则使用动态通信协议(如 TOD 协议)来进行调度。这样的结构虽然使得 FRP 更加灵活、可靠且具有较强的普适性,但是同时也给 FRP 下网络化控制系统的分析和综合带来了很大的困难。文献[54]研究了 FRP 下非线性网络化系统的观测器设计问题,协同设计了观测器和 FRP。该文章首先在假设 FRP 不存在的情况下,单纯针对非线性系统设计了合适的观测器。然后再考虑 FRP,给出了引入 FRP 后,观测器的观测误差能够仍然保持稳定所需要的网络条件,分别得到了静态段和动态段上的最大允许传输间隔。另一方面,基于 FRP 的网络化系统的控制问题也只得到了初步的研究。值得注意的是,在仅有的关于 FRP 的研究成果中,并没有针对 FRP 下的信号传输建立一个准确合理的数学模型。因此,我们亟待深入了解 FR 协议的调度规则,构建合理的 FRP 下的信号传输模型,为研究 FRP 影响下网络化系统滤波问题提供必要的理论支撑。

1.1.2 传感器网络

传感器网络由多个离散分布的节点构成,每个节点不仅能够采集自身的测量数据,还能通过预设的网络拓扑结构获取邻近节点的信息^[61]。传感器网络在多个关键领域展现出显著的应用价值^[17,20]。例如,在军事应用中,传感器网络可以协助进行入侵检测和识别,为作战单元的协同调度提供决策支持。对于自然灾害预警领域,传感器网络可以感知和探测周边环境,以便在灾害发生之前进行预测。关于传感器网络的状态估计问题引起了广大学者的兴趣^[55-57]。但到目前为止,关于 FRP 的传感器网络分布式状态估计问题研究较少^[21,25,32,33,35,36],在[18]中研究了传感器网络上一类具有非高斯噪声的时变系统的集员状态估计问题。

1.1.3 神经网络

神经网络作为机器学习领域的重要分支,其发展历程与生物神经系统的仿生学探索密不可分。现代神经网络通常由输入层、隐藏层和输出层构成层次化结构。输入层接收原始数据(如图像像素或文本向量),隐藏层通过非线性激活函

数（如 ReLU）逐层提取抽象特征，最终由输出层完成分类或回归任务。这种层级特征学习机制使其在复杂模式识别任务中展现出独特优势。神经网络在自然语言处理、医学影像分析、自动驾驶等领域取得显著进展^[39-43]。文献[50]中研究了一类具有混合时延和丢包的离散时间交换神经网络的事件触发有限时间 H_∞ 估计器设计, 根据分段 Lyapunov-Krasovskii 泛函理论, 给出了估计误差系统随机有限时间有界并具有有限时间指定的 H_∞ 性能的充分条件。文献[51]研究了具有多速率人工神经网络的 H_∞ 状态估计问题, 然后通过求解一定的线性矩阵不等式验证了所提出的 H_∞ 状态估计方案的有效性。但是目前为止, 基于 FRP 的神经网络的状态估计问题研究较少^[47, 48, 49, 52, 53]。

1.1.4 网络控制系统

网络控制系统是在传统控制基础上形成的一种新的控制系统, 具有安装成本低与维护便捷、系统灵活性高, 便于系统扩展和信息共享等优点^[1-5]。但是具有这些优点的同时, 也伴随着一些新的挑战。例如, 由于网络带宽资源是有限的, 各种信息传输和共享就会存在网络拥堵、数据包排队等待处理、测量丢失^[11, 28, 31, 44]和网络时滞^[15, 37, 38, 45, 46]问题。由于这些问题的存在会对控制系统的稳定性产生影响, 甚至严重的情况下可能会破坏控制系统的稳定性而使控制系统发生崩溃的情况。而网络结构本身也存在着不确定性和时变等问题。这些问题都给系统的分析带来诸多的挑战^[62]。

综上所述, 虽然针对网络通信协议影响下传感器网络的状态估计问题有了初步的研究成果, 但是基于 FRP 的分布式状态估计问题研究较少, 因此本文研究具有重要的理论意义和工程价值。

1.2 内容提纲

本文研究了基于通信协议的传感器网络分布式估计问题。首先, 研究了包含多个测量丢失的离散系统的 H_∞ 一致性滤波问题, 然后, 通过引入 Flexray 协议来减轻网络负担, 降低了数据冗余率, 并设计了滤波器。其次, 研究了基于 Flexray 协议的一类带有切换拓扑的传感器网络的集员状态估计问题, 设计了一种状态估

计器。本文内容提纲总体概括如下：

第一章介绍了课题的研究背景及现状，包括传感器网络的研究背景，网络通信协议及 RR 协议、TOD 协议和 Flexray 协议的研究现状，最后列出了本文内容提纲。

第二章研究了具有多个缺失测量值的传感器网络的分布式 H_∞ 一致滤波问题。网络中的传感器节点通过配备 FlexRay 协议的通信网络相互通信。通过建立多速率下的带有 Flexray 协议的数学模型设计了一个 H_∞ 一致滤波器，随后采用线性矩阵不等式来求解得到所需的滤波器参数。最后，通过一个数值模拟验证了所提滤波策略的可行性。

第三章研究了一类基于 Flexray 协议的混合延迟离散记忆神经网络。为了降低传感器和估计器之间的传输频率和不必要的资源损失，采用 Flexray 协议减少传感器和估计器之间通信信道中不必要的网络拥塞。然后利用 Lyapunov-Krasovskii 方法给出时延相关准则以保证期望估计量的存在性。然后，通过求解一组凸优化问题得到估计器增益。最后通过一个数值模拟说明了所提方法的有效性

第四章是对全文的总结和展望。

第2章 基于 FlexRay 协议的带有测量丢失的传感器网络分布式 H_∞ 一致性滤波

本文研究了具有多个缺失测量值的传感器网络的分布式 H_∞ 一致滤波问题。为了减少资源消耗和计算成本，网络中的传感器节点通过配备 FlexRay 协议的通信网络相互通信。首先，利用提升技术建立了 FlexRay 协议在多速率系统中的数学模型。然后，导出了保证 H_∞ 一致性性能约束的充分条件。随后，设计了一个 H_∞ 一致滤波器，通过求解一组矩阵不等式计算所需滤波器参数。最后，通过数值模拟实验验证了所提滤波策略的有效性和适用性。

2.1 问题描述

2.1.1 系统模型

在本节中，考虑以下离散系统：

$$\begin{cases} x(T_{k+1}) = Ax(T_k) + Bv(T_k) \\ z(T_k) = Mx(T_k) \end{cases} \quad (2-1)$$

其中， $x(T_k) \in \mathbb{R}^n$ 表示系统状态， $v(T_k) \in \mathbb{R}^n$ 是属于 $\mathbb{L}_2[0, n-1]$ 的外部扰动， A, M 和 B 是已知的适维矩阵。设 $h \triangleq T_{k+1} - T_k (k \in \mathbb{N}^+)$ ，其中 $T_0 = 0$ ， h 为系统更新周期的正标量， $z(T_k) \in \mathbb{R}^m$ 表示估计输出。

在不失一般性的前提下，对于每一个 $i (1 \leq i \leq N)$ ，传感器节点 i 的模型如下：

$$y_i(t_k) = \Lambda_i C_i x(t_k) + D_i \xi_i(t_k) \quad (2-2)$$

其中 $y_i(T_k) \in \mathbb{R}^m$ 表示传感器节点 i 接收到的测量输出，设 $bh \triangleq t_{k+1} - t_k (k \in \mathbb{N}^+)$ ，随机变量 Λ_i 为伯努利分布白序列，取值分别为 1 和 0，其中 $\text{Prob}\{\Lambda_i = 1\} = \beta_i$ ， $\text{Prob}\{\Lambda_i = 0\} = 1 - \beta_i$ 且 $\beta_i \in [0, 1]$ 为已知常数， $\xi_i(T_k) \in \mathbb{R}^m$ 是属于 $\mathbb{L}_2[0, n-1]$ 的外部扰动， C 和 D 是已知的适维矩阵，另外，本文假设所有随机变量 Λ_i 在 i 中都是相互独立的。

2.1.2 FlexRay 协议

我们假设在静态段中使用 RRP，在动态段中使用 TODP。由于测量信号中不同节点的实时性要求不同，在不失通用性的前提下，采用 RRP 调度前 l 个节点，TODP 调度后 $N-l$ 个节点。对于传感器节点 i ，RRP 调度的邻居节点数用 c_i 表示。这些邻域的集合用 $\hat{N}_i \triangleq \{\hat{n}_1, \hat{n}_2, \dots, \hat{n}_{c_i}\}$ 表示；类似地，对于传感器节点 i ，TODP 调度的邻居节点数用 d_i 表示，这些邻居的集合用 $\tilde{N}_i \triangleq \{\tilde{n}_1, \tilde{n}_2, \dots, \tilde{n}_{d_i}\}$ 表示，我们可以得到 $\hat{N}_i \cup \tilde{N}_i = N_i$ 。

为了减少数据传输，我们提高了数据传输的灵活性。对于传感器节点 i ，每个采样时刻只允许一个邻居向其传输数据。FRP 用于调度哪个邻居节点获得访问权。一般来说，FRP 的通信周期由四个部分组成：静态段、动态段、符号窗口和网络空闲时间，分别用 $\mathcal{R}_1, \mathcal{R}_2, \mathcal{R}_3$ 和 $\mathcal{R}_4$ 表示。由于符号窗口长度和网络空闲时间可以忽略，因此 $\mathcal{R}_3 = \mathcal{R}_4 = 0$ 。这里，我们假设 $\mathcal{R}_1 = c_i bh$ 和 $\mathcal{R}_2 = bh$ 。因此，对于传感器的节点 i ，一个通信周期的时间长度为 $\bar{c}_i bh (\bar{c}_i \triangleq c_i + 1)$ 。

从上面的讨论中可以知道，对于传感器节点 i ，我们令 RRP 在时间间隔 $\mathcal{D}_{i,s}^r \triangleq [s\bar{c}_i bh, s\bar{c}_i bh + (\bar{c}_i - 2)bh]$, $(s = 0, 1, 2, \dots)$ 使用，然后令 TODP 在时间瞬间 $\mathcal{D}_{i,s}^t \triangleq \{s\bar{c}_i bh + c_i bh\}$, $(s = 0, 1, 2, \dots)$ 使用。更具体地说，RRP 和 TODP 下选择的相邻传感器节点用 $\lambda_i(T_k)$ 和 $\sigma_i(T_k)$ 表示。

为了表达方便，我们首先提供以下定义：

$$\begin{aligned}
 y_i(T_k) &\triangleq [(y_i^{(1)}(T_k))^T, (y_i^{(2)}(T_k))^T]^T, \\
 \bar{y}_i(T_k) &\triangleq [(\bar{y}_i^{(1)}(T_k))^T, (\bar{y}_i^{(2)}(T_k))^T]^T, \\
 y_i^{(1)}(T_k) &\triangleq [y_{i\hat{n}_1}^T(T_k), \dots, y_{i\hat{n}_{c_i}}^T(T_k)]^T, \\
 y_i^{(2)}(T_k) &\triangleq [y_{i\tilde{n}_1}^T(T_k), \dots, y_{i\tilde{n}_{d_i}}^T(T_k)]^T, \\
 \bar{y}_i^{(1)}(T_k) &\triangleq [\bar{y}_{i\hat{n}_1}^T(T_k), \dots, \bar{y}_{i\hat{n}_{c_i}}^T(T_k)]^T, \\
 \bar{y}_i^{(2)}(T_k) &\triangleq [\bar{y}_{i\tilde{n}_1}^T(T_k), \dots, \bar{y}_{i\tilde{n}_{d_i}}^T(T_k)]^T
 \end{aligned} \tag{2-3}$$

1) Round-Robin Protocol

$$\lambda_i(T_k) = \begin{cases} \text{mod}(\lfloor \frac{q}{\bar{c}_i} \rfloor, c_i) + 1 & \text{for } T_k \in \mathcal{D}_{i,s}^r, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2-4)$$

其中 $\lambda_i(T_k) \in \hat{N}_i$ 。

2) Try-Once-Discard Protocol

$$\sigma_i(T_k) = \begin{cases} \text{argmax}_{j \in \tilde{N}_i} \{ \tilde{y}_j^T(T_k) \Omega_j \tilde{y}_j(T_k) \} & \text{for } T_k \in \mathcal{D}_{i,s}^T, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2-5)$$

其中 $\sigma_i(T_k) \in \tilde{N}_i$, $\tilde{y}_j(T_k) \triangleq y_j(T_k) - \bar{y}_j(T_{k-1}) (j \in \tilde{N}_i)$, Ω_j 为正定矩阵且 $\bar{y}_j(T_{k-1})$ 为传感器节点 j 最近传输瞬间的测量输出。

2.1.3 测量模型

下面使用矢量提升技术将系统的通信周期设为 $\bar{c}_i b h$ 。具体如下

$$\bar{x}(t_{k+1}) = \bar{A} \bar{x}(t_k) + \bar{B} \bar{v}(t_k), \quad (2-6)$$

其中 $t_{k+1} - t_k \triangleq \bar{c}_i b h = g b h, t_0 = 0$ 。

$$\begin{aligned} \bar{x}(t_k) &\triangleq \text{col} \{ x(t_{k-1} + h), x(t_{k-1} + 2h), \dots, x(t_k) \}, \\ \bar{v}(t_k) &\triangleq \text{col} \{ v(t_k), v(t_k + h), \dots, v(t_k + (g-1)h) \}, \\ \bar{A} &\triangleq \text{col} \{ A_1, A_2, \dots, A_g \}, \\ A_i &\triangleq \text{col} \{ \underbrace{0, \dots, 0}_{g-1}, (A^i)^T \}^T, i = 1, \dots, g, \\ \bar{B} &\triangleq \text{col} \{ B_1^{(g)}, B_2^{(g-1)}, \dots, B_g^{(1)} \}, \\ B_t^{(r)} &\triangleq \begin{cases} [B \underbrace{0, \dots, 0}_{g-1}], t = 1, r = g, \\ [\bar{B}_1^{(r)} \dots \bar{B}_{t-1}^{(r)} \underbrace{B \underbrace{0, \dots, 0}_{g-t}}_{g-t}], \\ t = 2, \dots, g, r = g - t + 1. \end{cases} \end{aligned} \quad (2-7)$$

在此基础上，系统被转化为单速率，现在，我们讨论 FlexRay 的影响，考虑 RRP 规则和 TODP 规则， $\bar{y}_i(t_k)$ 可以表示为：

$$\bar{y}_i(t_k) = \hat{C}_i \bar{x}(t_k) + \bar{D}_i \bar{\xi}_i(t_k) + I_2 (I - \Delta_{\sigma_i(t_k)}) \bar{y}_i^{(2)}(t_{k-1}) \quad (2-8)$$

其中

$$\begin{aligned}
 I_l &\triangleq [I_{\hat{n}_{c_i} \times \hat{n}_{c_i}}, 0_{\bar{n}_{d_i} \times \bar{n}_{d_i}}]^T, \quad I_2 \triangleq [0_{\hat{n}_{c_i} \times \hat{n}_{c_i}}^T, I_{\bar{n}_{d_i} \times \bar{n}_{d_i}}]^T, \\
 \hat{C}_i &\triangleq I_l \tilde{C}_{il} + I_2 \dot{C}_i, \quad \bar{D}_i \triangleq I_l \tilde{D}_{il} + I_2 \dot{D}_i, \\
 \tilde{C}_i &\triangleq \tilde{C}_{il} + \tilde{C}_{i2} \bar{A}, \quad \tilde{D}_i \triangleq \tilde{C}_{i2} \bar{B} + \tilde{D}_{il}, \\
 \dot{C}_i &\triangleq \Delta_{\sigma_i(t_k)} \tilde{C}_i \bar{A}, \quad \dot{D}_i \triangleq \Delta_{\sigma_i(t_k)} \tilde{C}_i \bar{B} + \Delta_{\sigma_i(t_k)} \tilde{D}_i, \\
 \tilde{C}_i &\triangleq [\tilde{C}_{i\bar{n}_l}, \dots, \tilde{C}_{i\bar{n}_{d_i}}], \quad \tilde{D}_i \triangleq [\tilde{D}_{i\bar{n}_l}, \dots, \tilde{D}_{i\bar{n}_{d_i}}], \\
 \tilde{C}_{i\bar{n}_i} &\triangleq [\underbrace{0, \dots, 0}_{g-2}, \beta_{i\bar{n}_i} C_{i\bar{n}_i}, 0], \quad \tilde{D}_{i\bar{n}_i} \triangleq [\underbrace{0, \dots, 0}_{g-l}, D_{i\bar{n}_i}], \\
 \tilde{C}_{il} &\triangleq [\tilde{C}_{i\bar{n}_l}^T, \underbrace{0, \dots, 0}_{c_i-l}]^T, \quad \tilde{C}_{i\bar{n}_l} \triangleq [\underbrace{0, \dots, 0}_{g-l}, \beta_{i\bar{n}_l} C_{i\bar{n}_l}], \\
 \tilde{C}_{i2} &\triangleq [0, \tilde{C}_{i\bar{n}_2}^T, \dots, \tilde{C}_{i\bar{n}_{c_i}}^T]^T, \quad \tilde{D}_{il} \triangleq [\tilde{D}_{i\bar{n}_l}^T, \dots, \tilde{D}_{i\bar{n}_{c_i}}^T]^T, \\
 \tilde{C}_{i\bar{n}_j} &\triangleq [\underbrace{0, \dots, 0}_{j-2}, \beta_{i\bar{n}_j} C_{i\bar{n}_j}, \underbrace{0, \dots, 0}_{g+l-j}], \\
 \tilde{D}_{i\bar{n}_r} &\triangleq [\underbrace{0, \dots, 0}_{r-l}, D_{i\bar{n}_r}, \underbrace{0, \dots, 0}_{g-r}], \\
 \bar{\xi}_i(t_k) &\triangleq \text{col}\{\xi_i(t_k), \xi_i(t_k+h), \dots, \xi_i(t_k+(g-l)h)\}, \\
 \Delta_{\sigma_i(t_k)} &\triangleq \text{diag}\{\delta(\bar{n}_l - \sigma_i(t_k)), \dots, \delta(\bar{n}_{d_i} - \sigma_i(t_k))\}.
 \end{aligned} \tag{2-9}$$

让 $\tilde{x}(t_k) \triangleq [\bar{x}^T(t_k), \bar{y}_i^{(2)}(t_{k-l})^T]^T$ ，我们可以得到：

$$\begin{cases} \tilde{x}(t_{k+l}) = \bar{A}\tilde{x}(t_k) + \bar{B}\bar{w}_i(t_k), \\ \bar{y}_i(t_k) = \bar{C}_i\tilde{x}(t_k) + \bar{D}_i\bar{w}_i(t_k), \\ z(t_k) = \bar{M}\tilde{x}(t_k) \end{cases} \tag{2-10}$$

其中

$$\begin{aligned}
 \bar{A} &= \begin{pmatrix} \bar{A} & 0 \\ \dot{C}_i & I - \Delta_{\sigma_i(t_k)} \end{pmatrix}, \quad \bar{B} = \begin{pmatrix} \bar{B} & 0 \\ 0 & \dot{D}_i \end{pmatrix}, \\
 \bar{C}_i &= (\hat{C}_i \quad I_2(I - \Delta_{\sigma_i(t_k)})), \quad \bar{D}_i = (0 \quad \bar{D}_i), \\
 \bar{M} &= (M \quad 0), \quad \bar{w}_i(t_k) = \begin{bmatrix} \bar{v}^T(t_k) & \bar{\xi}_i^T(t_k) \end{bmatrix}^T.
 \end{aligned}$$

2.1.4 滤波器设计

在传感器网络中，传感器节点 i 上滤波器可用的信息不仅来自传感器 i ，还来自它的邻居节点。基于此，传感器节点 i 上的滤波器结构如下：

$$\begin{cases} \hat{x}_i(t_{k+1}) = \bar{A}\hat{x}_i(t_k) + L_i(\bar{y}_i(t_k) - \bar{C}\hat{x}_i(t_k)) + \sum_{j \in N_i} K_{ij} f_{ij} \hat{x}_j(t_k), \\ \hat{z}_i(t_k) = \bar{M}\hat{x}_i(t_k) \end{cases} \quad (2-11)$$

其中 $\hat{x}_i(t_k) \in R^{n_x}$ 表示节点 i 的估计, K_{ij} 和 L_i 为滤波器的性能指标。

令 $e_i(t_k) \triangleq \tilde{x}(t_k) - \hat{x}_i(t_k)$ 和 $\tilde{Z}_i \triangleq Z(t_k) - \hat{Z}_i(t_k)$, 节点 i 的滤波动态误差可以表示为:

$$\begin{cases} e_i(t_{k+1}) = [\bar{A} - L_i \bar{C}]e_i(t_k) + (\bar{B} - L_i \bar{D})\bar{w}_i(t_k) + \sum_{j \in N_i} K_{ij} f_{ij} e_j(t_k) - \sum_{j \in N_i} K_{ij} f_{ij} \tilde{x}(t_k), \\ \tilde{z}_i(t_k) = \bar{M}e_i(t_k) \end{cases} \quad (2-12)$$

为了便于以后的分析, 定义 $\eta_i(t_k) \triangleq [\tilde{x}^T(t_k), e_i^T(t_k)]^T$, 然后可以得到:

$$\begin{cases} \eta_i(t_{k+1}) = \bar{A}\eta_i(t_k) + \bar{B}\bar{w}_i(t_k) + \sum_{j \in N_i} H_{ij}\eta_j(t_k), \\ \tilde{z}_i(t_k) = \bar{M}\eta_i(t_k) \end{cases} \quad (2-13)$$

其中

$$\begin{aligned} \bar{A} &= \begin{pmatrix} \bar{A} & 0 \\ -\sum_{j \in N_i} K_{ij} f_{ij} & \bar{A} - L_i \bar{C} \end{pmatrix}, \bar{M} = \begin{bmatrix} 0 & \bar{M} \end{bmatrix}, \\ \bar{B} &= \begin{pmatrix} \bar{B} & 0 \\ 0 & \bar{B} - L_i \bar{D} \end{pmatrix}, \sum_{j \in N_i} H_{ij} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \sum_{j \in N_i} K_{ij} f_{ij} \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

本文致力于实现以下要求: 如果下列不等式成立, 则认为滤波误差系统满足扰动干扰水平为 $\gamma > 0$ 的 H_∞ 一致性性能约束,

$$\sum_{t_k=0}^{\infty} E\{\Phi(\tilde{z}(t_k))\} \leq \gamma^2 \sum_{i=1}^N (\eta_i^T(0) \mathcal{S}_i \eta_i(0) + \|\bar{w}_i(t_k)\|_{U_i}^2) \quad (2-14)$$

其中

$$\begin{aligned} \Phi(\tilde{z}(t_k)) &= \sum_{i=1}^N \left[\sum_{j \in N_i} \|\tilde{z}_i(t_k) - \tilde{z}_j(t_k)\|_{Q_i}^2 + \|\tilde{z}_i(t_k)\|_{R_i}^2 \right], \\ \tilde{z}(t_k) &\triangleq [\tilde{z}_1^T(t_k), \tilde{z}_2^T(t_k), \dots, \tilde{z}_m^T(t_k)]^T. \end{aligned}$$

2.2 主要结果

本节将借助矢量耗散理论, 讨论分布式 H_∞ 一致性滤波器的分析和设计问题,

为方便分析，我们提供如下注解：

$$S_i(\tilde{z}(t_k), \bar{w}_i(t_k)) \triangleq \gamma^2 \bar{w}_i^T(t_k) U_i \bar{w}_i(t_k) - \left(\sum_{j \in N_i} \|\tilde{z}_i(t_k) - \tilde{z}_j(t_k)\|_{Q_i}^2 + \|\tilde{z}_i(t_k)\|_{R_i}^2 \right). \quad (2-15)$$

对于向量值供给率函数，滤波误差动态(2-13)是严格随机的矢量耗散

$$S(\tilde{z}(t_k), \bar{w}(t_k)) \triangleq [S_1(\tilde{z}(t_k), \bar{w}_1(t_k)), S_2(\tilde{z}(t_k), \bar{w}_2(t_k)), \dots, S_n(\tilde{z}(t_k), \bar{w}_n(t_k))]^T. \quad (2-16)$$

如果存在向量值存储函数

$V(\eta(t_k)) \triangleq [V_1(\eta_1(t_k)), \dots, V_n(\eta_n(t_k))]^T$ (其中 $V(0)=0$, $V_i(\eta_i(t_k)) \geq 0$)，且有一个耗散矩阵序列 $\mathcal{W}(t_k) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ，使得以下不等式成立：

$$E\{V(\eta(t_{k+1}))\} \leq \mathcal{W}(t_k) E\{V(\eta(t_k))\} + E\{S(\tilde{z}(t_k), \bar{w}(t_k))\}. \quad (2-17)$$

下面，我们开始建立滤波动力学(2-13)的矢量耗散，为方便起见，记为：

$$G_{qi} = \begin{cases} \left(0, \frac{I+q_i}{2q_i}\right), & \text{if } q_i \neq 0, \\ (0, I], & \text{if } q_i = 0 \end{cases} \quad (2-18)$$

定理 2.1: 对于给定实数 $\gamma > 0$ ，常数序列 $\alpha_i \in G_{qi}$ ，矩阵 $R_i > 0, Q_i > 0, U_i > 0$ ，滤波器参数 L_i, K_{ij} ，如果存在一个向量值存储函数 $V(\eta(t_k))$ (其元素为 $V_i(\eta_i(t_k)) = \eta_i^T(t_k) \mathcal{P}_i \eta_i(t_k)$)，则对于向量值供给率函数 $S(\tilde{z}(t_k), \bar{w}(t_k))$ ，滤波误差动态(2-13)是严格随机矢量耗散的，并且满足 H_∞ 一致性能约束(2-14)，其中 $\{\mathcal{P}_i\}$ 为初始条件 $\mathcal{P}_0 \leq \gamma^2 \mathcal{S}_i$ 的正定矩阵序列，使得以下条件：

$$\begin{cases} Y_i(t_k) \triangleq \begin{bmatrix} Y_i^{11}(t_k) & Y_i^{12}(t_k) \\ * & Y_i^{22}(t_k) \end{bmatrix}, \\ \Psi_i(t_k) \triangleq P_i^{-1} - \frac{I}{\gamma^2} \tilde{B} U_i^{-1} \tilde{B}^T > 0. \end{cases} \quad (2-19)$$

其中

$$\begin{aligned}
 \rho_i &= \frac{1+q_i(1-\alpha_i)}{1+q_i}, \\
 Y_i^{11}(t_k) &= \tilde{A}\Psi_i^{-1}(t_k)\tilde{A} + \tilde{M}^T(Q_i + R_i)\tilde{M} - \rho_i\mathcal{P}_i, \\
 Y_i^{12}(t_k) &= \left[\tilde{A}\Psi_i^{-1}(t_k)H_{ij_i} - \tilde{M}^T R_i \tilde{M} \dots \tilde{A}\Psi_i^{-1}(t_k)H_{ij_{p_i}} - \tilde{M}^T R_i \tilde{M} \right], \\
 Y_i^{22}(t_k) &= \left[H_{ij_i} \dots H_{ij_{p_i}} \right]^T \Psi_i^{-1}(t_k) \left[H_{ij_i} \dots H_{ij_{p_i}} \right] \\
 &\quad - \text{diag} \left\{ \frac{\alpha_{j_{i1}}}{1+q_{j_{i1}}} \mathcal{P}_{j_{i1}} - \tilde{M}^T R_i \tilde{M} \dots \frac{\alpha_{j_{ip_i}}}{1+q_{j_{ip_i}}} \mathcal{P}_{j_{ip_i}} - \tilde{M}^T R_i \tilde{M} \right\}.
 \end{aligned}$$

证明: 对于节点 $i(i=1,2,\dots,N)$, 由(2-13)可以直接得出

$$\begin{aligned}
 &E\{V_i(\eta_i(t_{k+l})) | \eta_i(t_k)\} \\
 &= E\{\eta_i^T(t_{k+l})\mathcal{P}_i\eta_i(t_{k+l})\} \\
 &= E\left\{ \left(\tilde{A}\eta_i(t_k) + \tilde{B}\bar{w}_i(t_k) + \sum_{j \in N_i} H_{ij}\eta_j(t_k) \right)^T \mathcal{P}_i \left(\tilde{A}\eta_i(t_k) \right. \right. \\
 &\quad \left. \left. + \tilde{B}\bar{w}_i(t_k) + \sum_{j \in N_i} H_{ij}\eta_j(t_k) \right) \right\} \\
 &= \eta_i^T(t_k) \tilde{A}^T \mathcal{P}_i \tilde{A} \eta_i(t_k) + \bar{w}_i^T(t_k) \tilde{B}^T \mathcal{P}_i \tilde{B} \bar{w}_i(t_k) \\
 &\quad + \sum_{j \in N_i} \eta_j^T(t_k) H_{ij}^T \mathcal{P}_i \sum_{j \in N_i} H_{ij} \eta_j(t_k) + 2\eta_i^T(t_k) \tilde{A}^T \mathcal{P}_i \sum_{j \in N_i} H_{ij} \eta_j(t_k) \\
 &\quad + 2\eta_i^T(t_k) \tilde{A}^T \mathcal{P}_i \tilde{B} \bar{w}_i(t_k) + 2\bar{w}_i^T(t_k) \tilde{B}^T \mathcal{P}_i \sum_{j \in N_i} H_{ij} \eta_j(t_k) \\
 &\quad - \gamma^2 \bar{w}_i^T(t_k) U_i \bar{w}_i(t_k) + \gamma^2 \bar{w}_i^T(t_k) U_i \bar{w}_i(t_k).
 \end{aligned} \tag{2-20}$$

显然 $\Psi_i(t_k) > 0$, 应用 Schur 补引理由下列不等式得 $\Phi_i^{-1}(t_k) = \gamma^2 U_i - \tilde{B}^T \mathcal{P}_i \tilde{B} > 0$

$$\begin{aligned}
 &(\bar{w}_i(t_k) - \Phi_i(t_k) \tilde{B}^T \mathcal{P}_i \tilde{A} \eta_i(t_k) - \Phi_i(t_k) \tilde{B}^T \mathcal{P}_i \sum_{j \in N_i} H_{ij} \eta_j(t_k))^T \Phi_i^{-1}(t_k) \\
 &(\bar{w}_i(t_k) - \Phi_i(t_k) \tilde{B}^T \mathcal{P}_i \tilde{A} \eta_i(t_k) - \Phi_i(t_k) \tilde{B}^T \mathcal{P}_i \sum_{j \in N_i} H_{ij} \eta_j(t_k)) \geq 0,
 \end{aligned}$$

进一步得到

$$\begin{aligned}
 &\bar{w}_i^T(t_k) [\tilde{B}^T \mathcal{P}_i \tilde{B} - \gamma^2 U_i] \bar{w}_i(t_k) + 2\eta_i^T(t_k) \tilde{A}^T \mathcal{P}_i \tilde{B} \bar{w}_i(t_k) \\
 &+ 2\bar{w}_i^T(t_k) \tilde{B}^T \mathcal{P}_i \sum_{j \in N_i} H_{ij} \eta_j(t_k) \\
 &\leq \eta_i^T(t_k) \tilde{A}^T \mathcal{P}_i \tilde{B} \Phi_i(t_k) \tilde{B}^T \mathcal{P}_i \tilde{A} \eta_i(t_k) \\
 &+ \sum_{j \in N_i} \eta_j^T(t_k) H_{ij}^T \mathcal{P}_i \tilde{B} \Phi_i(t_k) \tilde{B}^T \mathcal{P}_i \sum_{j \in N_i} H_{ij} \eta_j(t_k) \\
 &+ 2\eta_j^T(t_k) \tilde{A}^T \mathcal{P}_i \tilde{B} \Phi_i(t_k) \tilde{B}^T \mathcal{P}_i \sum_{j \in N_i} H_{ij} \eta_j(t_k).
 \end{aligned} \tag{2-21}$$

根据矩阵逆公式, 推导出

$$\begin{aligned} \mathcal{P}_i \tilde{B} \Phi_i^{-l}(t_k) \tilde{B}^T \mathcal{P}_i + \mathcal{P}_i &= \left(\mathcal{P}_i^{-l} - \frac{l}{\gamma^2} \tilde{B} U_i^{-l} \tilde{B}^T \right)^{-l} \\ &= \Psi_i^{-l}(t_k). \end{aligned} \quad (2-22)$$

由 (2-20) 和 (2-22) 不难验证

$$\begin{aligned} E\{V_i(\eta_i(t_{k+l})) | \eta_i(t_k)\} &\leq \eta_i^T(t_k) \tilde{A}^T \Psi_i^{-l}(t_k) \tilde{A} \eta_i(t_k) \\ &\quad + \sum_{j \in N_i} \eta_j^T(t_k) H_{ij}^T \Psi_i^{-l}(t_k) \sum_{j \in N_i} H_{ij} \eta_j(t_k) \\ &\quad + 2 \eta_i^T(t_k) \tilde{A}^T \Psi_i^{-l}(t_k) \sum_{j \in N_i} H_{ij} \eta_j(t_k) + \gamma^2 \bar{w}_i^T(t_k) U_i \bar{w}_i(t_k) \\ &\triangleq \bar{\chi}_i^T(t_k) \bar{\Pi}_i(t_k) \bar{\chi}_i(t_k) + \gamma^2 \bar{w}_i^T(t_k) U_i \bar{w}_i(t_k) \end{aligned} \quad (2-23)$$

其中

$$\begin{aligned} \bar{\chi}_i(t_k) &= [\eta_i^T(t_k) \quad \eta_{N_i}^T(t_k)]^T, \eta_{N_i}(t_k) = [\eta_{j_1}^T(t_k) \dots \eta_{j_{p_i}}^T(t_k)]^T, \\ \bar{\Pi}_i(t_k) &\triangleq \begin{bmatrix} \bar{\Pi}_i^{11}(t_k) & \bar{\Pi}_i^{12}(t_k) \\ * & \bar{\Pi}_i^{22}(t_k) \end{bmatrix}, \bar{\Pi}_i^{11}(t_k) = \tilde{A}^T \Psi_i^{-l}(t_k) \tilde{A}, \\ \bar{\Pi}_i^{22}(t_k) &= [H_{ij_1} \dots H_{ij_{p_i}}]^T \Psi_i^{-l}(t_k) [H_{ij_1} \dots H_{ij_{p_i}}], \\ \bar{\Pi}_i^{12}(t_k) &= [\tilde{A}^T \Psi_i^{-l}(t_k) H_{ij_1} \dots \tilde{A}^T \Psi_i^{-l}(t_k) H_{ij_{p_i}}], \end{aligned}$$

而且

$$\begin{aligned} &\bar{\chi}_i^T(t_k) \bar{\Pi}_i(t_k) \bar{\chi}_i(t_k) + \sum_{j \in N_i} \|\tilde{z}_i(t_k) - \tilde{z}_j(t_k)\|_{Q_i}^2 + \|\tilde{z}_i(t_k)\|_{R_i}^2 \\ &- \sum_{j \in N_i} \frac{\alpha_j}{l + q_j} \eta_j^T(t_k) \mathcal{P}_j \eta_j(t_k) - \rho_i \eta_i^T(t_k) \mathcal{P}_i \eta_i(t_k) \\ &= \bar{\chi}_i^T(t_k) Y_i(t_k) \bar{\chi}_i(t_k) < 0. \end{aligned} \quad (2-24)$$

然后,

$$\begin{aligned} \bar{\chi}_i^T(t_k) \bar{\Pi}_i(t_k) \bar{\chi}_i(t_k) &< - \sum_{j \in N_i} \|\tilde{z}_i(t_k) - \tilde{z}_j(t_k)\|_{Q_i}^2 \\ &\quad - \|\tilde{z}_i(t_k)\|_{R_i}^2 + \sum_{j \in N_i} \frac{\alpha_j}{l + q_j} \eta_j^T(t_k) \mathcal{P}_j \eta_j(t_k) + \rho_i \eta_i^T(t_k) \mathcal{P}_i \eta_i(t_k). \end{aligned} \quad (2-25)$$

由(2-23)-(2-25)可以得出以下结论:

$$\begin{aligned}
 & E\{V_i(\eta_i(t_{k+l})) | \eta_i(t_k)\} \\
 & \leq \bar{\chi}_i^T(t_k) \bar{\Pi}_i(t_k) \bar{\chi}_i(t_k) + \gamma^2 \bar{w}_i^T(t_k) U_i \bar{w}_i(t_k) \\
 & < \gamma^2 \bar{w}_i^T(t_k) U_i \bar{w}_i(t_k) - \sum_{j \in N_i} \|\tilde{z}_i(t_k) - \tilde{z}_j(t_k)\|_{Q_i}^2 - \|\tilde{z}_i(t_k)\|_{R_i}^2 \\
 & \quad + \sum_{j \in N_i} \frac{\alpha_j}{l+q_j} \eta_j^T(t_k) \mathcal{P}_j \eta_j(t_k) + \rho_i \eta_i^T(t_k) \mathcal{P}_i \eta_i(t_k) \\
 & = \left[\frac{f_{i1} \alpha_1}{l+q_1}, \dots, \rho_i, \dots, \frac{f_{iN} \alpha_N}{l+q_l} \right] V(\eta(t_k)) + S_i(\tilde{z}(t_k), \bar{w}_i(t_k)).
 \end{aligned} \tag{2-26}$$

由(2-26)可构造矩阵 $\mathcal{W}(t_k)$ ，显然 $\mathcal{W}(t_k)$ 是严格对角占优矩阵，也是次随机矩阵，

因此， $\mathcal{W}(t_k)$ 就是耗散矩阵，即由上式可以得到：

$$\begin{aligned}
 & E\{V_i(\eta_i(t_{k+l})) | \eta_i(t_k)\} \\
 & \leq E\left\{ \left[\mathcal{W}(t_k) V(\eta(t_k)) \right]_i \right\} + S_i(\tilde{z}(t_k), \bar{w}_i(t_k)).
 \end{aligned} \tag{2-27}$$

利用条件期望得性质，可以得到：

$$\begin{aligned}
 & E\{V_i(\eta_i(t_{k+l}))\} \\
 & \leq E\left\{ \mathcal{W}(t_k) V(\eta(t_k)) \right\} + E\left\{ S_i(\tilde{z}(t_k), \bar{w}_i(t_k)) \right\}.
 \end{aligned} \tag{2-28}$$

将上式进行增广写成向量形式

$$\begin{aligned}
 & E\{V(\eta(t_{k+l}))\} \\
 & \leq E\left\{ \mathcal{W}(t_k) V(\eta(t_k)) \right\} + E\left\{ S(\tilde{z}(t_k), \bar{w}(t_k)) \right\}.
 \end{aligned} \tag{2-29}$$

接下来证明了一致性的性能指标

$$\begin{aligned}
 & E\{\mathbf{1}^T V(\eta(t_{k+l}))\} \\
 & \leq E\left\{ \mathbf{1}^T \mathcal{W}(t_k) V(\eta(t_k)) \right\} + E\left\{ \mathbf{1}^T S(\tilde{z}(t_k), \bar{w}(t_k)) \right\}.
 \end{aligned} \tag{2-30}$$

定义 $v(\eta(t_k)) \triangleq \mathbf{1}^T V(\eta(t_k))$ ，上式改写成

$$\begin{aligned}
 & E\{v(\eta(t_{k+l}))\} \\
 & \leq \sum_{i=1}^N E\left\{ S_i(\tilde{z}_i(t_k), \bar{w}_i(t_k)) \right\} + E\{v(\eta(t_k))\}.
 \end{aligned} \tag{2-31}$$

然后

$$\begin{aligned}
 & E\{v(\eta(t_{k+l}))\} - E\{v(\eta(t_k))\} + E\{\Phi(\tilde{z}(t_k))\} \\
 & < \sum_{i=1}^N \gamma^2 \bar{w}_i^T(t_k) U_i \bar{w}_i(t_k).
 \end{aligned} \tag{2-32}$$

上式两边对 t_k 从 0 到 ∞ 相加得到

$$\sum_{t_k=0}^{\infty} E\{\Phi(\tilde{z}(t_k))\} \leq \sum_{i=1}^N (\eta_i^T(t_0) \mathcal{P}_0 \eta_i(t_0) + \gamma^2 \|\bar{w}_i(t_k)\|_{U_i}^2). \quad (2-33)$$

到此 H_{∞} 一致性性能指标得到满足。

定理 2.2: 设实数 $\gamma > 0$, 常数序列 $\alpha_i \in G_{qi}$, 矩阵 Q_i, R_i 和 U_i , 如果存在一个矩阵序列 $\mathcal{P}_i \triangleq \text{diag}\{P_i^1, P_i^2\}$ ($P_i^1 > 0$ and $P_i^2 > 0$) 且矩阵 E_i 和 F_i 满足初始条件 $\mathcal{P}_i \leq \gamma^2 \mathcal{S}_i (\forall i=1, 2, \dots, N)$, 则滤波误差系统 (2-13) 达到 H_{∞} 一致性性能指标, 从而满足以下矩阵不等式:

$$\left\{ \begin{array}{l} \Sigma_i(t_k) \triangleq \begin{bmatrix} \Sigma_i^{11}(t_k) & \Sigma_i^{12}(t_k) & \Sigma_i^{13}(t_k) & 0 & 0 \\ * & \Sigma_i^{22}(t_k) & \Sigma_i^{23}(t_k) & 0 & 0 \\ * & * & \Sigma_i^{33}(t_k) & \Sigma_i^{34}(t_k) & 0 \\ * & * & * & \Sigma_i^{44}(t_k) & 0 \\ * & * & * & * & \Sigma_i^{55}(t_k) \end{bmatrix}, \\ \forall i=1, 2, \dots, N \end{array} \right. \quad (2-34)$$

其中

$$\begin{aligned} \vec{A} &= \begin{pmatrix} \vec{A} & 0 \\ -\sum_{j \in N_i} F_{ij} f_{ij} & \vec{A} - E_i \vec{C} \end{pmatrix}, \\ \Sigma_i^{11}(t_k) &= \vec{M}^T Q_i \vec{M} + \vec{M}^T R_i \vec{M} - \rho_i \mathcal{P}_i, \\ \Sigma_i^{12}(t_k) &= -\left[\underbrace{\vec{M}^T Q_i \vec{M}, \dots, \vec{M}^T Q_i \vec{M}}_{P_i} \right], \\ \Sigma_i^{13}(t_k) &= (\mathcal{P}_i \vec{A})^T, \Sigma_i^{23}(t_k) = [\bar{H}_{i_{j1}}, \dots, \bar{H}_{i_{j_{pi}}}]^T, \\ \Sigma_i^{22}(t_k) &= -\text{diag} \left\{ \frac{\alpha_{j_{i1}}}{1+q_{j_{i1}}} \mathcal{P}_{j_{i1}} - \vec{M}^T R_i \vec{M}, \dots, \frac{\alpha_{j_{i_{pi}}}}{1+q_{j_{i_{pi}}}} \mathcal{P}_{j_{i_{pi}}} - \vec{M}^T R_i \vec{M} \right\}, \\ \Sigma_i^{33}(t_k) &= -\mathcal{P}_i, \Sigma_i^{34}(t_k) = \mathcal{P}_i \vec{B}, \\ \Sigma_i^{44}(t_k) &= -\gamma^2 U_i, \Sigma_i^{55}(t_k) = -\text{diag}_r \{ \mathcal{P}_i \}, \\ \bar{H}_{ij}(t_k) &= \text{diag} \{ 0, F_{ij} \}, \\ K_{ij} &= (\mathcal{P}_i^2)^{-1} F_{ij}, \quad L_i = (\mathcal{P}_i^2)^{-1} E_i. \end{aligned}$$

证明: 两边同时乘以矩阵 $\text{diag} \left\{ I, I, \mathcal{P}_i^{-1}, I, \underbrace{\mathcal{P}_i^{-1}, \dots, \mathcal{P}_i^{-1}} \right\}$, 可以得到:

$$\begin{bmatrix} \Sigma_i^{11}(t_k) & \Sigma_i^{12}(t_k) & \overline{\Sigma_i^{13}}(t_k) & 0 & 0 \\ * & \Sigma_i^{22}(t_k) & \overline{\Sigma_i^{23}}(t_k) & 0 & 0 \\ * & * & \overline{\Sigma_i^{33}}(t_k) & \overline{\Sigma_i^{34}}(t_k) & 0 \\ * & * & * & \Sigma_i^{44}(t_k) & 0 \\ * & * & * & * & \overline{\Sigma_i^{55}}(t_k) \end{bmatrix} \quad (2-35)$$

其中

$$\begin{aligned} \overline{\Sigma_i^{13}}(t_k) &= \tilde{A}^T, \quad \overline{\Sigma_i^{23}}(t_k) = \left[H_{i_{j1}}, \dots, H_{i_{j_{p_i}}} \right]^T, \\ \overline{\Sigma_i^{33}}(t_k) &= -\mathcal{P}_i^{-1}, \quad \overline{\Sigma_i^{34}}(t_k) = \tilde{B}, \\ \overline{\Sigma_i^{55}}(t_k) &= -\text{diag}_r \{ \mathcal{P}_i^{-1} \}. \end{aligned}$$

同时利用负定矩阵的性质，可以得到

$$\begin{bmatrix} \overline{\Sigma_i^{33}}(t_k) & \overline{\Sigma_i^{34}}(t_k) \\ * & \Sigma_i^{44}(t_k) \end{bmatrix} \leq 0. \quad (2-36)$$

然后，很容易验证下列关系

$$\begin{aligned} \Sigma_i^{13}(t_k) &= \overline{\Sigma_i^{13}}(t_k) \mathcal{P}_i, \quad \Sigma_i^{23}(t_k) = \overline{\Sigma_i^{23}}(t_k) \mathcal{P}_i, \\ \Sigma_i^{33}(t_k) &= \mathcal{P}_i \overline{\Sigma_i^{33}}(t_k) \mathcal{P}_i, \quad \Sigma_i^{34}(t_k) = \mathcal{P}_i \overline{\Sigma_i^{34}}(t_k), \\ \Sigma_i^{55}(t_k) &= \text{diag}_r \{ \mathcal{P}_i^{-1} \} \overline{\Sigma_i^{55}}(t_k) \text{diag}_r \{ \mathcal{P}_i^{-1} \}, \\ E_i &= \mathcal{P}_i^2 L_i, \quad F_{ij} = \mathcal{P}_i^2 K_{ij}. \end{aligned}$$

再运用 Schur 补引理，我们可以立即从(2-35)中得出结论，即满足条件(2-14)。

2.3 数值实例及其仿真

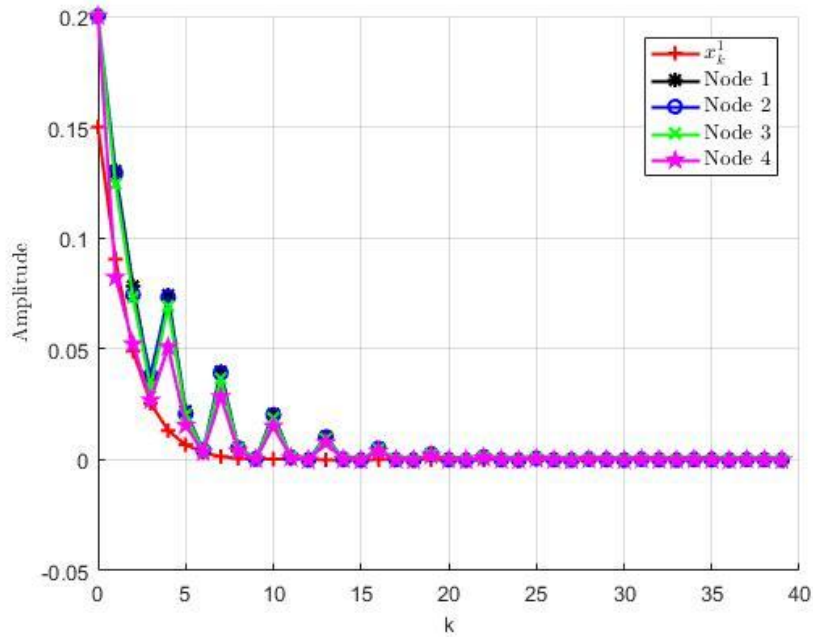
在本节中，通过一个数值模拟来说明所提出的设计方案的有效性。给定一个有 4 个节点的传感器网络，其拓扑由有向图 $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E}, \mathcal{F})$ 表示，其中节点集为 $\mathcal{V} = \{1, 2, 3, 4\}$ ，边集为 $\mathcal{E} = \{(1, 1), (1, 3), (1, 4), (2, 1), (2, 2), (3, 2), (3, 3), (3, 4), (4, 4)\}$ ，可以推断出 $p1 = p3 = 3$, $p2 = 2$, $p4 = 1$, $q1 = q2 = q3 = 2$, $q4 = 3$ ，参数设为：

$$A = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.06 & 0.03 & 0.03 \\ -0.05 & 0.3 & 0.02 & 0.05 \\ 0.02 & 0.05 & 0.2 & -0.01 \\ 0.02 & 0.02 & 0.02 & 0.1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.4 \\ 0.3 \\ 0.2 \end{bmatrix},$$

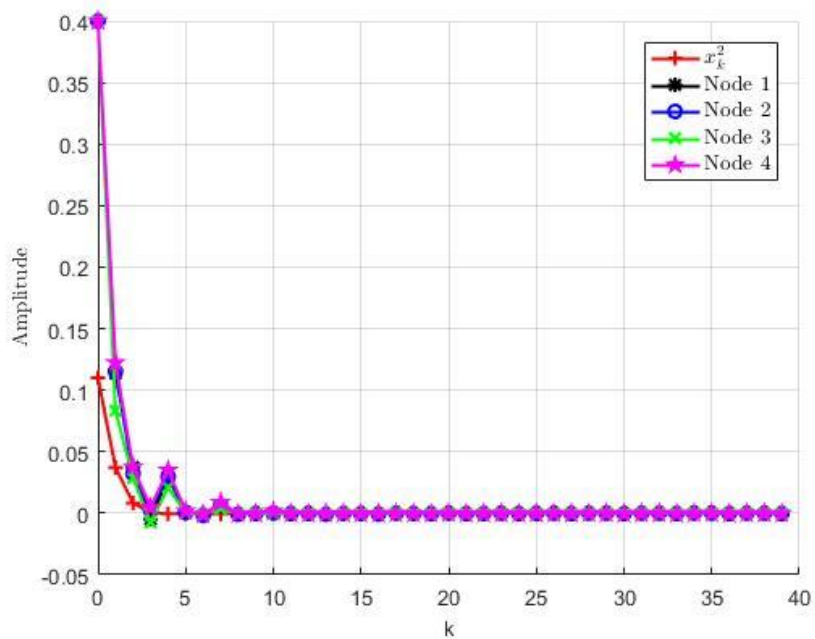
$$C = \begin{bmatrix} 1.1 & 0.05 & 0.02 & 0.03 \\ -0.02 & 1.1 & 0.01 & 0.01 \\ 0.05 & 0.04 & 1 & 0.02 \\ 0.02 & 0.03 & 0.04 & 1.1 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.3 \\ 0.2 \\ 0.1 \end{bmatrix}.$$

另外，其他参数分别设为 $t=39$ ， $\gamma^2=0.16$ ， $\alpha_i=0.5$ ， $\mathcal{P}_0=\text{diag}\{I, 5I\}$ ， $\mathcal{S}_i=100\mathcal{P}_0$ 和 $U_i=\text{diag}\{I, I\}$ 。

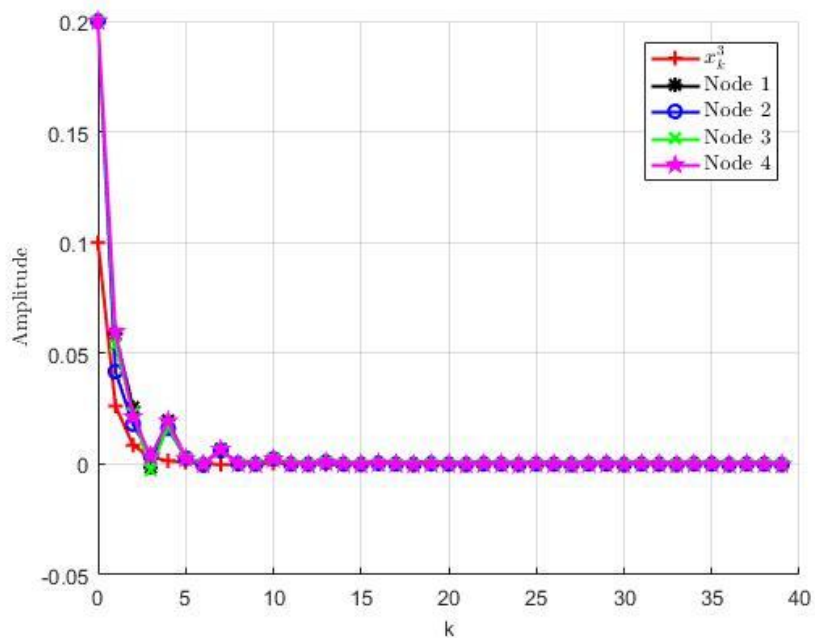
初始值设为 $x_0=[0.15 \ 0.11 \ 0.1 \ 0.2]^T$ ， $\hat{x}_1=[0.2 \ 0.4 \ 0.2 \ 0.1]^T$ ， $\hat{x}_2=[0.2 \ 0.4 \ 0.1 \ 0.1]^T$ ， $\hat{x}_3=[0.2 \ 0.3 \ 0.2 \ 0.1]^T$ ， $\hat{x}_4=[0.1 \ 0.4 \ 0.2 \ 0.1]^T$ ，其中 $v(T_k)=-0.001\cos(-lk)$ ， $\xi_i(t_k)=-0.001\cos(-lk)$ 。

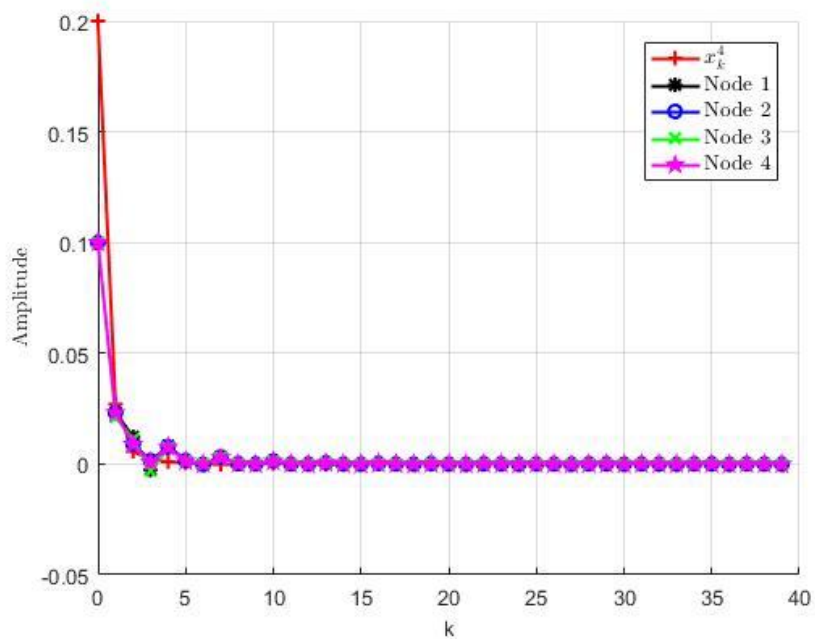


图(2-1) 状态 x_k^1 及其估计

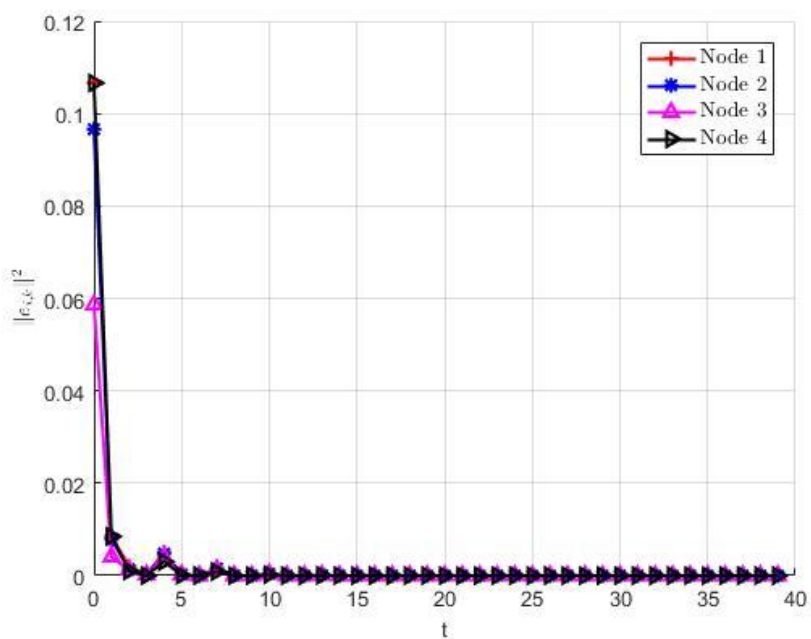
图(2-2) 状态 x_2 及其估计

仿真结果如图 (2-1) - (2-5) 所示。可以得出结论, 仿真结果表明了所设计的基于通信协议的估计器设计方案具有良好的估计性能。

图(2-3) 状态 x_3 及其估计



图(2-4) 状态 x_k 及其估计



图(2-5) 误差的平方根范数

2.4 本章总结

本文研究了一类基于 Flexray 协议的测量丢失传感器网络的分布式 H_∞ 一致滤波问题，缺失测量现象通过一组伯努利分布变量反映出来，建立了一个新的

H_∞ 一致性性能指标，以反映 Flexray 协议和缺失测量对滤波误差动态的影响，建立了满足指定的 H_∞ 一致性能要求的充分条件。最后通过仿真算例验证了主要结果的有效性。

第3章 基于 Flexray 的混合时滞离散时间切换神经网络的 H_∞ 状态估计

在本章中，研究了一类基于 Flexray 协议的混合时滞离散记忆神经网络。为了降低传感器和估计器之间的传输频率和不必要的资源损失，采用 Flexray 协议减少传感器和估计器之间通信信道中不必要的网络拥塞。然后利用 Lyapunov-Krasovskii 方法给出时延相关准则以保证期望估计量的存在性。然后，通过求解一组凸优化问题得到估计器增益。最后通过一个数值模拟说明了所提方法的有效性。

3.1 问题描述

3.1.1 切换神经网络模型

考虑以下一类延迟随机切换神经网络：

$$\begin{cases} x(k) = A_{\sigma(k)}x(k-l) + B_{\sigma(k)}f_{\sigma(k)}x(k) + G_{\sigma(k)}g_{\sigma(k)}(x(k-\theta(k))) + E_{\sigma(k)}v(k) \\ z(k) = L_{\sigma(k)}x(k) \end{cases} \quad (3-1)$$

其中， $x(k) \in \mathbb{R}^n$ 表示神经状态， $z(k) \in \mathbb{R}^q$ 表示待估计的信号， σ_k 是切换信号，取有限集合 $\mathfrak{N} = \{1, 2, \dots, r\}$ 的值，其中 r 表示切换信号的个数， $\theta(k)$ 表示满足 $\theta_0 \leq \theta(k) \leq \theta_l$ 的时变延迟，其中 θ_0 和 θ_l 为已知的非负整数， l 为泄露延迟，表示神经元与神经网络的外部输入断开连接，需要时间复位到隔离状态， $v(k) \in l_2[0, +\infty)$ 表示外部干扰向量 $A_\sigma = \text{diag}\{a_{1\sigma}, a_{2\sigma}, \dots, a_{n\sigma}\}, |a_{i\sigma}| \leq 1 (i=1, 2, \dots, n)$, $B_\sigma \in \mathbb{R}^{n \times n}, G_\sigma \in \mathbb{R}^{n \times n}, E_\sigma \in \mathbb{R}^{n \times l}, L_\sigma \in \mathbb{R}^{q \times n}$ 表示已知的适维矩阵。

假设 3.1: 神经元激活函数 f_σ 和 g_σ 满足 $f_\sigma(0)=0, g_\sigma(0)=0$ 。

$$\begin{aligned} k_\sigma^- &\leq \frac{f_\sigma(s_1) - f_\sigma(s_2)}{s_1 - s_2} \leq k_\sigma^+ \\ \pi_\sigma^- &\leq \frac{g_\sigma(s_1) - g_\sigma(s_2)}{s_1 - s_2} \leq \pi_\sigma^+ \end{aligned} \quad (3-2)$$

对于第 i 个节点，测量输出 $y_i(t_k) \in \mathbb{R}^{n_y}$ ，采样周期为 $b \triangleq t_{k+l} - t_k$ ，即

$$y_i(t_k) = C_i x_i(t_k) \quad (3-3)$$

其中 $C \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 是已知的实常数矩阵。

3.1.2 FlexRay 协议

为了便于分析，我们将通信周期的时间长度、FRP 的静态段和动态段分别定义为 $\mathcal{L}b(\mathcal{L} < N)$, $\mathcal{L}_1b$, 和 $\mathcal{L}_2b(\mathcal{L}_2 < \mathcal{L}_1)$ ，很明显 $\mathcal{L} = \mathcal{L}_1 + \mathcal{L}_2$ 。基于 FRP 的原理，RRP 在静态段期间是活跃的，而 Weight-try-Once-Discard protocol 在动态段期间执行。考虑到不同的要求，我们将前 $\mathcal{L}_1$ 属于集合 $\mathcal{S}_1 \triangleq \{1, 2, \dots, \mathcal{L}_1\}$ ，并使用 RRP 对它们进行调度，剩下 $N - \mathcal{L}_1$ 属于 $\mathcal{S}_2 \triangleq \{\mathcal{L}_1 + 1, \mathcal{L}_1 + 2, \dots, N\}$ 使用 WTODP 调度。

现在，让我们来说明 FRP 是如何调度的，我们知道，RRP 和 WTODP 在特定的时间间隔 $\mathcal{Y}_{1,i} \triangleq [i\mathcal{L}b, i\mathcal{L}b + \mathcal{L}b]$ 和 $\mathcal{Y}_{2,i} \triangleq [i\mathcal{L}b + \mathcal{L}b, (i+1)\mathcal{L}b (i = 0, 1, 2, \dots)]$ 是活跃的，我们用 ε_{t_k} 表示在 RRP 下获得访问权限，用 ϵ_{t_k} 表示在 WTODP 下获得访问权限，可以推导出以下关系：

$$\begin{cases} \mu(t_k) = \text{mod}(k - \lfloor \frac{k}{\mathcal{L}} \rfloor, \mathcal{L} - 1) + 1, \text{ for } t_k \in \mathcal{Y}_{1,i} \\ 0 \text{ otherwise} \end{cases} \quad (3-4)$$

$$\begin{cases} \epsilon(t_k) = \text{argmax}_{j \in \mathcal{S}_2} \bar{y}_j(t_k)^T \Pi_j \bar{y}_j(t_k), \text{ for } t_k \in \mathcal{Y}_{2,i} \\ 0 \text{ otherwise} \end{cases} \quad (3-5)$$

其中 Π_j 是给定的正定矩阵，并且 $\bar{y}_j(t_k) \triangleq y_j(t_k) - y_j^*(t_k)$ ，其中 $y_j^*(t_k)$ 为节点 j 的最新传输测量值。

在 FRP 调度后，第 i 个估计量的测量值为：

$$\tilde{y}_i(t_k) = \begin{cases} \delta(\mu_{t_k}, i) y_i(t_k), \text{ for } i \in \mathcal{S}_1 \\ \delta(\epsilon_{t_k}, i) y_i(t_k), \text{ for } i \in \mathcal{S}_2 \end{cases} \quad (3-6)$$

其中 $\delta(\cdot, \cdot)$ 为克罗内克函数，由于 $\varepsilon_{t_k} = i$ 和 $\epsilon_{t_k} = i$ 不能同时满足，进一步有

$$\tilde{y}_i(t_k) = \delta(\mu_{t_k}, i) y_i(t_k) + \delta(\epsilon_{t_k}, i) y_i(t_k), \text{ for } 1 \leq i \leq N. \quad (3-7)$$

为了简化后续的分析，我们将统一状态和测量的采样率，通过引入

$$\eta(k) \triangleq \begin{cases} 1 & \text{if } k/b \in N \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-8)$$

设 $\mu_k = 0, \epsilon_k = 0$ (for $k/b \notin N$)，则原始测量 $y_i(t_k)$ 为：

$$y_i(k) = \eta(k) C_i x_i(k) \quad (3-9)$$

并且估计器接收到的测量值 $\tilde{y}_i(t_k)$ 为：

$$\tilde{y}_i(k) = \bar{\delta}_i(k) y_i(k), \quad \text{for } l \leq i \leq N \quad (3-10)$$

其中

$$\bar{\delta}_i(k) \triangleq \delta_i(\mu_k, i) + \delta(\epsilon_k, i) \quad (3-11)$$

在本文中，估计器的设计形式如下：

$$\begin{cases} \hat{x}(k+l) = A_{\sigma(k)} \hat{x}(k-l) + B_{\sigma(k)} f_{\sigma(k)}(\hat{x}(k)) \\ \quad + G_{\sigma(k)} g_{\sigma(k)}(\hat{x}(k-\theta(k))) + K_{\sigma(k)} (\bar{C}x(k) - \bar{C}\hat{x}(k)) \\ \hat{z}(k) = L_{\sigma(k)} \hat{x}(k) \end{cases} \quad (3-12)$$

其中 K_i 为待确定的增益矩阵， $\bar{C}_i \triangleq \bar{\delta}_i(k) \eta(k) C_i$ ，我们让

$$\begin{aligned} \hat{x}(k) &\triangleq [\hat{x}_1^T(k), \hat{x}_2^T(k), \dots, \hat{x}_N^T(k)]^T, \\ \bar{C} &\triangleq [\bar{C}_1^T, \bar{C}_2^T, \dots, \bar{C}_N^T]^T, \end{aligned}$$

令误差为 $\varepsilon(k) = x(k) - \hat{x}(k)$ ，设 $\tilde{z}(k) = z(k) - \hat{z}(k)$ ，可以得到

$$\begin{cases} \varepsilon(k+l) = A_{\sigma(k)} \varepsilon(k-l) + B_{\sigma(k)} \tilde{f}_{\sigma(k)}(\varepsilon(k)) \\ \quad + G_{\sigma(k)} \tilde{g}_{\sigma(k)}(\varepsilon(k-\theta(k))) + E_{\sigma(k)} v(k) - K_{\sigma(k)} \bar{C} \varepsilon(k) \\ \tilde{z}(k) = L_{\sigma(k)} \varepsilon(k) \end{cases} \quad (3-13)$$

其中

$$\begin{aligned} \tilde{f}_{\sigma(k)}(\varepsilon(k)) &= f_{\sigma(k)}(x(k)) - f_{\sigma(k)}(\hat{x}(k)) \\ \tilde{g}_{\sigma(k)}(\varepsilon(k-\theta(k))) &= f_{\sigma(k)}(x(k-\theta(k))) - f_{\sigma(k)}(\hat{x}(k-\theta(k))) \end{aligned}$$

设 $\xi(k-l) = [x^T(k-l) \quad \varepsilon^T(k-l)]^T$ ， $\xi(k) = [x^T(k) \quad \varepsilon^T(k)]^T$ ，我们得到如下增广系统

$$\begin{cases} \xi(k+l) = \tilde{A}_{\sigma(k)} \xi(k-l) + \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi(k) + \tilde{B}_{\sigma(k)} \zeta_1(k) + \tilde{G}_{\sigma(k)} \zeta_2(k-\theta(k)) + \tilde{E}_{\sigma(k)} v(k) \\ \tilde{z}(k) = \tilde{L}_{\sigma(k)} \xi(k) \end{cases} \quad (3-14)$$

$$\begin{aligned}
 A_{\sigma(k)} &= \begin{bmatrix} A_{\sigma(k)} & 0 \\ 0 & A_{\sigma(k)} \end{bmatrix} B_{\sigma(k)} = \begin{bmatrix} B_{\sigma(k)} & 0 \\ 0 & B_{\sigma(k)} \end{bmatrix} \\
 K_{\sigma(k)} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -K_{\sigma(k)} \bar{C} \end{bmatrix} L_{\sigma(k)} = \begin{bmatrix} L_{\sigma(k)} & 0 \\ 0 & L_{\sigma(k)} \end{bmatrix} \\
 \zeta_l(k) &= \begin{bmatrix} f_{\sigma(k)}(x(k)) \\ \tilde{f}_{\sigma(k)}(\varepsilon(k)) \end{bmatrix} G_{\sigma(k)} = \begin{bmatrix} G_{\sigma(k)} & 0 \\ 0 & G_{\sigma(k)} \end{bmatrix} \\
 \zeta_2(k - \theta(k)) &= \begin{bmatrix} g_{\sigma(k)}(x(k - \theta(k))) \\ \tilde{g}_{\sigma(k)}(\varepsilon(k - \theta(k))) \end{bmatrix} \tilde{E}_{\sigma(k)} = \begin{bmatrix} E_{\sigma(k)} \\ E_{\sigma(k)} \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

定义 1: 对于任意 $k \geq k_0$, 给定切换信号 $\sigma(\varsigma)$, 其中 $k_0 \leq \varsigma < k$. $N_\sigma(k_0, k)$ 表示切换信号 $\sigma(\varsigma)$ 在区间 $[k_0, k]$ 的切换数。如果存在 $N_0 \geq 0$ 和 $T_a > 0$, 使得 $N_\sigma(k_0, k) \leq N_0 + (k - k_0)/T_a$, 则 T_a 和 N_0 分别称为平均停留时间和振颤界, 在本文中, 我们选择 $N_0 = 0$ 。

定义 2: 我们称 $v(k) = 0$ 的切换神经网络在切换信号 $\sigma(k)$ 下是指数均方稳定的, 如果存在标量 $\mathcal{K} > 0$ 和 $0 < \mathcal{X} < 1$, 使得 $\eta(k)$ 满足

$$\mathbb{E}\{\|\eta(k)\|\} < \mathcal{K}\mathcal{X}^{(k-k_0)}\|\eta(k_0)\| \quad (3-15)$$

对于任意 $k \geq k_0$, $\mathcal{X}$ 称为衰减率, $\|\eta(k_0)\| = \sup_{k \geq k_0} \|\eta(k)\|$ 。

我们将寻求合适的增益矩阵 $K_{\sigma(k)} (\sigma \in \Omega)$ 和切换信号 $\sigma(k)$, 使其同时满足以下两个要求:

- (1) 当 $v(k) = 0$ 时, 增广系统是指指数均方稳定的。
- (2) 在零初始条件下, 对于所有非零 $v(k)$ 和给定扰动水平 $\gamma > 0$, 若存在 $0 < \alpha < 1$, 则系统输出估计误差 $\tilde{z}(k)$ 满足:

$$\sum_{s=k_0}^{+\infty} (1-\alpha)^s \mathbb{E}\{\|\tilde{z}(k)\|^2\} \leq \gamma^2 \sum_{s=k_0}^{+\infty} \mathbb{E}\|v(k)\|^2 \quad (3-16)$$

3.2 主要结果

3.2.1 指数均方稳定性分析

引理 3.1 Schur 补

给定常数矩阵 $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$, 其中 $\Omega_1 = \Omega_1^T$, $\Omega_2 > 0$, 则

$$\Omega_1 + \Omega_3^T \Omega_2^{-1} \Omega_3 < 0$$

当且仅当

$$\begin{bmatrix} \Omega_1 & \Omega_3^T \\ \Omega_3 & -\Omega_2 \end{bmatrix} < 0, \begin{bmatrix} -\Omega_2 & \Omega_3 \\ \Omega_3^T & \Omega_1 \end{bmatrix} < 0. \quad (3-17)$$

根据假设 1, 我们知道

$$\begin{bmatrix} x^T(k) & f_\sigma^T(x(k)) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{1\sigma} & -U_{2\sigma} \\ -U_{2\sigma} & I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ f_\sigma(x(k)) \end{bmatrix} \leq 0 \quad (3-18)$$

$$\begin{bmatrix} \varepsilon^T(k) & \tilde{f}_\sigma^T(\varepsilon(k)) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{1\sigma} & -U_{2\sigma} \\ -U_{2\sigma} & I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon(k) \\ \tilde{f}_\sigma(\varepsilon(k)) \end{bmatrix} \leq 0 \quad (3-19)$$

$$\begin{bmatrix} x^T(k - \theta(k)) & g_\sigma^T(x(k - \theta(k))) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} U_{3\sigma} & -U_{4\sigma} \\ -U_{4\sigma} & I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k - \theta(k)) \\ g_\sigma(x(k - \theta(k))) \end{bmatrix} \leq 0 \quad (3-20)$$

$$\begin{bmatrix} \varepsilon^T(k - \theta(k)) & \tilde{g}_\sigma^T(x(k - \theta(k))) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} U_{3\sigma} & -U_{4\sigma} \\ -U_{4\sigma} & I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon(k - \theta(k)) \\ \tilde{g}_\sigma(\varepsilon(k - \theta(k))) \end{bmatrix} \leq 0 \quad (3-21)$$

其中 $U_{1\sigma}, U_{2\sigma}, U_{3\sigma}$ 和 $U_{4\sigma} (\sigma \in \Omega)$ 满足

$$\begin{aligned} U_{1\sigma} &= \text{diag}\{k_{1\sigma}^- k_{1\sigma}^+, k_{2\sigma}^- k_{2\sigma}^+, \dots, k_{n\sigma}^- k_{n\sigma}^+\}, \\ U_{2\sigma} &= \text{diag}\{\frac{k_{1\sigma}^- + k_{1\sigma}^+}{2}, \frac{k_{2\sigma}^- + k_{2\sigma}^+}{2}, \dots, \frac{k_{n\sigma}^- + k_{n\sigma}^+}{2}\}, \\ U_{3\sigma} &= \text{diag}\{\pi_{1\sigma}^- \pi_{1\sigma}^+, \pi_{2\sigma}^- \pi_{2\sigma}^+, \dots, \pi_{n\sigma}^- \pi_{n\sigma}^+\}, \\ U_{4\sigma} &= \text{diag}\{\frac{\pi_{1\sigma}^- + \pi_{1\sigma}^+}{2}, \frac{\pi_{2\sigma}^- + \pi_{2\sigma}^+}{2}, \dots, \frac{\pi_{n\sigma}^- + \pi_{n\sigma}^+}{2}\}. \end{aligned}$$

定理 3.1: 给定估计器增益 $K_{\sigma(k)}$ 和干扰衰减水平 $\nu > 0$, 则对于任意切换拓扑信号 $\sigma(k)$, 若存在 $\mu > 1, 0 < \alpha < 1$ 和 $\lambda_{i\sigma} > 0, (i=1,2,3,4)$, 则保证系统在 $\nu(k) = 0$ 时的指数均方稳定性, 且满足下列条件:

$$T_a \geq T_a^* = \lceil \frac{-\ln \mu}{\ln(1-\alpha)} \rceil \quad (3-22)$$

若存在正定矩阵 $P_\sigma, Q_\sigma (\sigma \in \Omega)$

$$P_j \leq \mu P_i, \quad Q_j \leq \mu Q_i \quad \forall i, j \in \Omega \quad (3-23)$$

使下式成立

$$\begin{bmatrix} \Phi & S_\sigma^T \\ S_\sigma & -P_\sigma^{-1} \end{bmatrix} \leq 0 \quad (3-24)$$

其中

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & \Phi_{22} & 0 & \Phi_{24} & 0 \\ * & * & \Phi_{33} & 0 & \Phi_{35} \\ * & * & * & \Phi_{44} & 0 \\ * & * & * & * & \Phi_{55} \end{bmatrix}$$

$$S_\sigma = [\tilde{A}_{\sigma(k)} \quad \tilde{K}_{\sigma(k)} \quad 0 \quad \tilde{B}_{\sigma(k)} \quad \tilde{G}_{\sigma(k)}],$$

$$\Phi_{11} = -(I - \alpha)^l Z_\sigma, \Phi_{12} = 0, \Phi_{13} = 0, \Phi_{14} = 0, \Phi_{15} = 0,$$

$$\Phi_{22} = Z_\sigma + (\theta_l - \theta_0 + I)Q_\sigma - (I - \alpha)P_\sigma - \lambda_l(I_{2n} \otimes U_{1\sigma})$$

$$\Phi_{23} = 0, \Phi_{24} = \lambda_l(I_2 \otimes U_{2\sigma}), \Phi_{25} = 0,$$

$$\Phi_{33} = -(I - \alpha)^{\theta_l} Q_\sigma - \lambda_2(I_2 \otimes U_{3\sigma}), \Phi_{34} = 0,$$

$$\Phi_{35} = \lambda_2(I_2 \otimes U_{4\sigma}), \Phi_{44} = -\lambda_{1\sigma}I_{2n}, \Phi_{45} = 0,$$

$$\Phi_{55} = -\lambda_2I_{2n},$$

证明：考虑以下 Lyapunov-Krasovskii 泛函

$$V_\sigma(k) = V_{1\sigma}(k) + V_{2\sigma}(k) + V_{3\sigma}(k) + V_{4\sigma}(k) \quad (3-25)$$

$$V_{1\sigma}(k) = \xi^T(k)P_\sigma\xi(k)$$

$$V_{2\sigma}(k) = \sum_{i=k-\theta(k)}^{k-l} (I - \alpha)^{k-i-l} \xi^T(i)Q_\sigma\xi(i)$$

$$V_{3\sigma}(k) = \sum_{j=k-\theta_l+1}^{k-\theta_0} \sum_{i=j}^{k-l} (I - \alpha)^{k-i-l} \xi^T(i)Q_\sigma\xi(i) \quad (3-26)$$

$$V_{4\sigma}(k) = \sum_{i=k-l}^{k-l} (I - \alpha)^{k-i-l} \xi^T(i)Z_\sigma\xi(i)$$

其中 $\sigma \in \Omega, \sigma = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ ，对于增广系统 (3-15)，我们计算 $v(k) = 0$ 的差

$\Delta V_{i\sigma}(k) = V_{i\sigma}(k+1) - V_{i\sigma}(k)$ ，取数学期望，有：

$$\begin{aligned} \Delta V_l(k) + \alpha V_l(k) &= \xi^T(k+1)P_\sigma\xi(k+1) - (I - \alpha)\xi^T(k)P_\sigma\xi(k) \\ &= [\tilde{A}_{\sigma(k)}\xi(k-l) + \tilde{K}_{\sigma(k)}\xi(k) + \tilde{B}_{\sigma(k)}\zeta_l(k) \\ &\quad + \tilde{G}_{\sigma(k)}\zeta_2(k - \theta(k))]^T P_\sigma [\tilde{A}_{\sigma(k)}\xi(k-l) \\ &\quad + \tilde{K}_{\sigma(k)}\xi(k) + \tilde{B}_{\sigma(k)}\zeta_l(k) + \tilde{G}_{\sigma(k)}\zeta_2(k - \theta(k))] \\ &\quad - (I - \alpha)\xi^T(k)P_\sigma\xi(k) \end{aligned} \quad (3-27)$$

$$\begin{aligned}
 & \Delta V_2(k) + \alpha V_2(k) \\
 &= \sum_{i=k+l-\theta(k+l)}^k (1-\alpha)^{k-i} \xi^T(i) Q_\sigma \xi(i) - \sum_{i=k-\theta(k)}^{k-l} (1-\alpha)^{k-i-l} \xi^T(i) Q_\sigma \xi(i) \\
 & \quad + \alpha \sum_{i=k-\theta(k)}^{k-l} (1-\alpha)^{k-i-l} \xi^T(i) Q_\sigma \xi(i) \} \\
 &= \sum_{i=k+l-\theta(k+l)}^k (1-\alpha)^{k-i} \xi^T(i) Q_\sigma \xi(i) - \sum_{i=k-\theta(k)}^{k-l} (1-\alpha)^{k-i} \xi^T(i) Q_\sigma \xi(i) \} \\
 &\leq \sum_{i=k+l-\theta_l}^{k-l} (1-\alpha)^{k-i} \xi^T(i) Q_\sigma \xi(i) + \xi^T(k) Q_\sigma \xi(k) \\
 & \quad - \sum_{i=k+l-\theta_0}^{k-l} (1-\alpha)^{k-i} \xi^T(i) Q_\sigma \xi(i) - (1-\alpha)^{\theta_l} \xi^T(k-\theta(k)) Q_\sigma \xi(k-\theta(k)) \\
 &= -(1-\alpha)^{\theta_l} \xi^T(k-\theta(k)) Q_\sigma \xi(k-\theta(k)) \\
 & \quad + \sum_{i=k+l-\theta_l}^{k-\theta_0} (1-\alpha)^{k-i} \xi(i) Q_\sigma \xi(i) + \xi^T(k) Q_\sigma \xi(k)
 \end{aligned} \tag{3-28}$$

$$\begin{aligned}
 & \Delta V_{3\sigma}(k) + \alpha V_{3\sigma}(k) \\
 &= \sum_{j=k-\theta_l+2}^{k+l-\theta_0} \sum_{i=j}^k (1-\alpha)^{k-i} \xi^T(i) Q_\sigma \xi(i) - \sum_{i=k-\theta_l+1}^{k-\theta_0} \sum_{i=j}^{k-l} (1-\alpha)^{k-i-l} \xi^T(i) Q_\sigma \xi(i) \\
 & \quad + \alpha \sum_{i=k-\theta_l+1}^{k-\theta_0} \sum_{i=j}^{k-l} (1-\alpha)^{k-i-l} \xi^T(i) Q_\sigma \xi(i) \} \\
 &= \sum_{j=k-\theta_l+1}^{k-\theta_0} \sum_{i=j+l}^{k-l} (1-\alpha)^{k-i} \xi^T(i) Q_\sigma \xi(i) - \sum_{j=k-\theta_l+1}^{k-\theta_0} \sum_{i=j}^{k-l} (1-\alpha)^{k-i} \xi^T(i) Q_\sigma \xi(i) \\
 & \quad + \sum_{i=k-\theta_l+1}^{k-\theta_0} \xi^T(k) Q_\sigma \xi(k) \\
 &= (\theta_l - \theta_0) \xi^T(k) Q_\sigma \xi(k) - \sum_{i=k-\theta_l+1}^{k-\theta_0} (1-\alpha)^{k-i} \xi^T(i) Q_\sigma \xi(i)
 \end{aligned} \tag{3-29}$$

$$\begin{aligned}
 & \Delta V_{4\sigma}(k) + \alpha V_{4\sigma}(k) \\
 &= \sum_{i=k+l-l}^k (1-\alpha)^{k-i} \xi^T(i) Z_\sigma \xi(i) - \sum_{i=k-l}^{k-l} (1-\alpha)^{k-i-l} \xi^T(i) Z_\sigma \xi(i) \\
 & \quad + \alpha \sum_{i=k-l}^{k-l} (1-\alpha)^{k-i-l} \xi^T(i) Z_\sigma \xi(i) \} \\
 &= \sum_{i=k+l-l}^k (1-\alpha)^{k-i} \xi^T(i) Z_\sigma \xi(i) - \sum_{i=k-l}^{k-l} (1-\alpha)^{k-i} \xi^T(i) Z_\sigma \xi(i) \\
 &= \xi^T(k) Z_\sigma \xi(k) - (1-\alpha)^l \xi^T(k-l) Z_\sigma \xi(k-l)
 \end{aligned} \tag{3-30}$$

由(3-28)-(3-30)，定义 $\omega(k) = [\xi^T(k-l) \xi^T(k) \xi^T(k-\theta(k)) \zeta_l^T(k) \zeta_2^T(k-\theta(k))]^T$ ，

然后我们得到

$$\begin{aligned}
 & \Delta V_{i\sigma}(k) + \alpha V_{i\sigma}(k) \\
 &= \sum_{i=1}^3 \{V_{i\sigma}(k+1) - (1-\alpha)V_{i\sigma}(k)\} \\
 &= \xi^T(k-l)[\tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{A}_{\sigma(k)} - (1-\alpha)^l Z_{\sigma}] \xi(k-l) + \xi^T(k)[\tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{K}_{\sigma(k)} \\
 &\quad - (1-\alpha)P_{\sigma} + (\theta_l - \theta_0 + l)Q_{\sigma} + Z_{\sigma}] \xi(k) + \zeta_l^T \tilde{B}_{\sigma(k)}^T(k) P_{\sigma} \tilde{B}_{\sigma(k)} \zeta_l(k) \\
 &\quad + \zeta_2^T(k - \theta(k))[\tilde{G}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{G}_{\sigma(k)} - (1-\alpha)^{\theta_l} Q_{\sigma}] \zeta_2((k - \theta(k))) \\
 &\quad + 2\xi^T(k-l)\tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi(k) + 2\xi^T(k-l)\tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{B}_{\sigma(k)} \zeta_l(k) \\
 &\quad + 2\xi^T(k-l)\tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{G}_{\sigma(k)} \zeta_2(k - \theta(k)) + 2\xi^T(k)\tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{B}_{\sigma(k)} \zeta_l(k) \\
 &\quad + 2\xi^T(k)\tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{G}_{\sigma(k)} \zeta_2(k - \theta(k)) + 2\zeta_l^T(k)\tilde{B}_{\sigma(k)} P_{\sigma} \tilde{G}_{\sigma(k)} \zeta_2(k - \theta(k)) \\
 &\quad - \lambda_{l\sigma}[\zeta_{l\sigma}^T(k)\zeta_{l\sigma}(k) - 2\xi^T(k)(I_2 \otimes U_{2\sigma}) + \xi^T(k)(I_2 \otimes U_{l\sigma})\xi(k)] \\
 &\quad - \lambda_{2\sigma}[\zeta_{2\sigma}^T(k - \theta(k))\zeta_{2\sigma}(k - \theta(k)) - 2[\xi^T(k - \theta(k))(I_2 \otimes U_{4\sigma})\zeta_{2\sigma}(k - \theta(k)) \\
 &\quad + \xi^T(k - \theta(k))(I_2 \otimes U_{3\sigma})\xi(k - \theta(k))]] \\
 &= \{\omega^T(k)S_{\sigma}^T P_{\sigma} S_{\sigma} \omega(k) + \omega^T(k)\Phi \omega(k)\}
 \end{aligned} \tag{3-31}$$

根据定理 1，可以得到 $\omega^T(k)S_{\sigma}^T P_{\sigma} S_{\sigma} \omega(k) + \omega^T(k)\Phi \omega(k) \leq 0$ 。因此，对于所有 k ，很容易得到 $\Delta V_{i\sigma}(k) + \alpha V_{i\sigma}(k) \leq 0$ ，然后我们得到 $V_{\sigma(k)}(k+1) - V_{\sigma(k)}(k) \leq -\alpha V_{\sigma(k)}(k)$ ，这意味着 $V_{\sigma(k)}(k) \leq (1-\alpha)^{k-k_t} V_{\sigma(k_t)}(k_t)$ ，我们可以得到：

$$\begin{aligned}
 V_{\sigma(k)}(k) &\leq (1-\alpha)^{k-k_t} V_{\sigma(k_t)}(k_t) \\
 &\leq (1-\alpha)^{k-k_t} \mu V_{\sigma(k_{t-1})}(k_t) \\
 &\leq \mu(1-\alpha)^{k-k_t} (1-\alpha)^{k_t-k_{t-1}} V_{\sigma(k_{t-1})}(k_{t-1}) \\
 &= \mu(1-\alpha)^{k-k_{t-1}} V_{\sigma(k_{t-1})}(k_{t-1}) \\
 &\leq \dots \leq \mu^{N_{\sigma}(k_0, k)} (1-\alpha)^{k-k_0} V_{\sigma(k_0)}(k_0).
 \end{aligned} \tag{3-32}$$

由定义 1 可知， $N_{\sigma}(k_0, k) \leq (k-k_0)/T_a$ 就变成了

$$V_{\sigma(k)}(k) \leq [(1-\alpha)\mu^{\frac{1}{T_a}}]^{k-k_0} V_{\sigma(k_0)}(k_0). \tag{3-33}$$

从 (3-26) 可知，存在两个标量 a 和 b 。 $V_{\sigma(k_0)}(\xi(k_0)) \leq b \|\xi(k_0)\|^2$ 和

$V_{\sigma(k)}(\xi(k)) \geq a \|\xi(k)\|^2$ ，其中

$$a = \min_{\forall \sigma \in \Omega} \lambda_{\min}(P_{\sigma}), b = \max_{\forall \sigma \in \Omega} \lambda_{\max}(P_{\sigma}) + \max_{\forall \sigma \in \Omega} (\theta_l - \theta_0 + l) \lambda_{\max}(Q_{\sigma}) + \max_{\forall \sigma \in \Omega} \lambda_{\min}(Z_{\sigma})$$

取数学期望，然后我们可以得到：

$$\begin{aligned}
 a\mathbb{E}\{\|\xi(k)\|^2\} &\leq [(1-\alpha)\mu^{\frac{1}{T_a}}]^{k-k_0} b\|\xi(k_0)\|^2 \\
 \mathbb{E}\{\|\xi(k)\|^2\} &\leq \frac{b}{a} \mathcal{X}^{2(k-k_0)} \|\xi(k_0)\|^2
 \end{aligned} \tag{3-34}$$

其中 $\mathcal{X}^2 = (1-\alpha)\mu^{\frac{1}{T_a}}$ ，然后利用 T_a 可以很容易得到 $\mathcal{X} < 1$ ，因此由定义 2 和(3-25)可知，增广系统(3-15)在 $v(k) = 0$ 时是指数均方稳定的。

定理 3.2: 对于给定的估计器增益 $K_{\sigma(k)}$ 和扰动衰减水平 $\nu > 0$ ，若存在正定矩阵 P_σ, Q_σ ，则系统(3-14)的指数均方有界性可被严格保证，且满足 H_∞ 约束(3-17)，

$$\begin{bmatrix} \Phi_l & \tilde{S}_\sigma^T \\ \tilde{S}_\sigma & -P_\sigma^{-1} \end{bmatrix} \leq 0 \tag{3-35}$$

其中

$$\begin{aligned}
 \Phi_l &= \begin{bmatrix} \tilde{\Phi}_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & \Phi_{22} & 0 & \Phi_{24} & 0 & 0 \\ * & * & \Phi_{33} & 0 & \Phi_{35} & 0 \\ * & * & * & \Phi_{44} & 0 & 0 \\ * & * & * & * & \Phi_{55} & 0 \\ * & * & * & * & 0 & \Phi_{66} \end{bmatrix} \\
 \tilde{S}_\sigma &= \begin{bmatrix} \tilde{A}_{\sigma(k)} & \tilde{K}_{\sigma(k)} & 0 & \tilde{B}_{\sigma(k)} & \tilde{G}_{\sigma(k)} & \tilde{E}_{\sigma(k)} \end{bmatrix}, \\
 \tilde{\Phi}_{11} &= \Phi_{11} + L_{\sigma(k)}^T L_{\sigma(k)}, \quad \Phi_{66} = -\gamma^2 I_l.
 \end{aligned}$$

证明：

$$\begin{aligned}
 &\Delta V_l(k) + \alpha V_l(k) \\
 &= \xi^T(k+l) P_\sigma \xi(k+l) - (1-\alpha) \xi^T(k) P_\sigma \xi(k) \\
 &= [\tilde{A}_{\sigma(k)} \xi(k-l) + \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi(k) + \tilde{B}_{\sigma(k)} \zeta_l(k) \\
 &\quad + \tilde{G}_{\sigma(k)} \zeta_2(k-\theta(k)) + \tilde{E}_{\sigma(k)} v(k)]^T P_\sigma [\tilde{A}_{\sigma(k)} \xi(k-l) + \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi(k) + \tilde{B}_{\sigma(k)} \zeta_l(k) \\
 &\quad + \tilde{G}_{\sigma(k)} \zeta_2(k-\theta(k)) + \tilde{E}_{\sigma(k)} v(k)] - (1-\alpha) \xi^T(k) P_\sigma \xi(k) \\
 &= \xi^T(k-l) \tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{A}_{\sigma(k)} \xi(k-l) \\
 &\quad + \xi^T(k) \tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi(k) + \zeta_l^T \tilde{B}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{B}_{\sigma(k)} \zeta_l(k) \\
 &\quad + \zeta_2^T(k-\theta(k)) \tilde{G}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{G}_{\sigma(k)} \zeta_2(k-\theta(k)) \\
 &\quad + v^T(k) \tilde{E}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{E}_{\sigma(k)} v(k) + 2 \xi^T(k-l) \tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi(k) \\
 &\quad + 2 \xi^T(k-l) \tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{B}_{\sigma(k)} \zeta_l(k) + 2 \xi^T(k-l) \tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{G}_{\sigma(k)} \zeta_2(k-\theta(k)) \\
 &\quad + 2 \xi^T(k-l) \tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{E}_{\sigma(k)} v(k) + 2 \xi^T(k) \tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{B}_{\sigma(k)} \zeta_l(k)
 \end{aligned} \tag{3-36}$$

$$\begin{aligned}
 & + 2\xi^T(k)\tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{G}_{\sigma(k)} \zeta_2(k-\theta(k)) + 2\xi^T(k)\tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{E}_{\sigma(k)} v(k) \\
 & + 2\zeta_l^T \tilde{B}_{\sigma(k)}^T(k) P_{\sigma} \tilde{G}_{\sigma(k)} \zeta_2(k-\theta(k)) + 2\zeta_l^T \tilde{B}_{\sigma(k)}^T(k) P_{\sigma} \tilde{E}_{\sigma(k)} v(k) \\
 & + 2\zeta_2^T(k-\theta(k)) \tilde{G}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{E}_{\sigma(k)} v(k) - (1-\alpha)\xi^T(k) P_{\sigma} \xi(k)
 \end{aligned}$$

$\Delta V_{2\sigma}(k) + \alpha V_{2\sigma}(\eta(k))$, $\Delta V_{3\sigma}(k) + \alpha V_{3\sigma}(\eta(k))$ 和 $\Delta V_{4\sigma}(k) + \alpha V_{4\sigma}(\eta(k))$ 计算和上面是一样, 所以是省略的。

定义 $\omega_l(k) = [\xi^T(k-l)\xi^T(k)\xi^T(k-\theta(k))\zeta_l^T(k)\zeta_2^T(k-\theta(k))v(k)]^T$, 根据 (3-28)-(3-31) 和 (3-37), 我们可以得到

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E}\{\Delta V_{i\sigma}(k) + \alpha V_{i\sigma}(\eta(k)) + z^T(k)z(k) - \gamma^2 v^T(k)v(k)\} \\
 & = \sum_{i=l}^3 \mathbb{E}\{V_{i\sigma}(\eta(k+l)) - (1-\alpha)V_{i\sigma}(\eta(k)) \\
 & \quad + \eta^T(k)L_{\sigma(k)}^T L_{\sigma(k)} \eta(k) - \gamma^2 v^T(k)v(k)\} \\
 & = \mathbb{E}\{\omega_l^T(k) S_{\sigma}^T P_{\sigma} S_{\sigma} \omega_l(k) + \omega_l^T(k) \Phi_l \omega_l(k)\} \leq 0
 \end{aligned} \tag{3-37}$$

其他参数在定理 1 中。

其次, 对于所有非零 $v(k)$, 利用 (3-31), 很容易得到:

$$V_{i\sigma(k)}(k_l) \leq (1-\alpha)V_i(k_0) - z^T(k_0)z(k_0) + \gamma^2 v^T(k_0)v(k_0). \tag{3-38}$$

对上面的不等式进行迭代, 我们得到

$$\begin{aligned}
 V_{i\sigma(k)}(k) & \leq (1-\alpha)^{k-k_0} V_{i\sigma(k_0)}(k_0) \\
 & \quad - \sum_{s=k_0}^{k-l} (1-\alpha)^{k-s-l} (z^T(k)z(k) - \gamma^2 v^T(k)v(k)).
 \end{aligned} \tag{3-39}$$

现在, 为了建立系统的指数 H_{∞} 性能, 考虑以下性能指标:

$$J \triangleq \sum_{s=k_0}^{\infty} (1-\alpha)^{k-s-l} (z^T(k)z(k) - \gamma^2 v^T(k)v(k)). \tag{3-40}$$

然后可以得到

$$V_{\sigma(k)}(k) \leq (1-\alpha)^{k-k_l} V_{\sigma(k)}(k_l) - \sum_{s=k_l}^{k-l} (k-s-l) (z^T(k)z(k) - \gamma^2 v^T(k)v(k))$$

在零初始条件下, 很容易得到:

$$\sum_{s=k_0}^{k-l} (1-\alpha)^s (1-\alpha)^{k-s-l} z^T(k)z(k) \leq \sum_{s=k_0}^{k-l} (1-\alpha)^{k-s-l} \gamma^2 v^T(k)v(k)$$

这意味着

$$\sum_{s=k_0}^{\infty} (1-\alpha)^s (z^T(k)z(k)) \leq \sum_{s=k_0}^{\infty} \gamma^2 (v^T(k)v(k)). \quad (3-41)$$

因此, 根据定理 1, 我们得出在给定衰减水平 $\gamma > 0$ 下的切换系统(2-14)是指数均方稳定的, 这就完成了证明。

3.2.2 估计器设计

定理 3.3: 设 H_{∞} 扰动干扰水平 $\nu > 0, \mu > 1$ 和 $0 < \alpha < 1$, 假设假设 1, 2, (3-36)成立, 如果存在正定矩阵 $P_{\sigma(k)} = \text{diag}\{P_{1\sigma}, P_{2\sigma}\}, Q_{\sigma}, (\sigma \in \Omega)$, 正常数 $\lambda_{1\sigma}, \lambda_{2\sigma}$ 和常数矩阵 X_{σ} , 则 $v(k)=0$ 的增广系统(3-15)是指数均方稳定的, 满足零初始条件下所有非零 $z(k)$ 的 H_{∞} 性能约束(3-17)

$$\begin{bmatrix} \Phi_l & \hat{S}_{\sigma}^T \\ \hat{S}_{\sigma} & -P_{\sigma} \end{bmatrix} \leq 0 \quad (3-42)$$

其中

$$\begin{aligned} \hat{S}_{\sigma} &= \begin{bmatrix} P_{\sigma} \tilde{A}_{\sigma(k)} & \hat{K}_{\sigma(k)} & 0 & P_{\sigma} \tilde{B}_{\sigma(k)} & P_{\sigma} \tilde{G}_{\sigma(k)} & P_{\sigma} \tilde{E}_{\sigma(k)} \end{bmatrix}, \\ \hat{K}_{\sigma(k)} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -X_{\sigma} \bar{C} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

更进一步, 如果(3-43)是可行的, 那么

$$K_{\sigma(k)} = P_{2\sigma}^{-1} X_{\sigma}, \sigma \in \Omega. \quad (3-43)$$

3.3 数值实例及其仿真

本节通过一个数值算例对所提出估计器的性能进行系统性验证与评估。

$$\begin{aligned} A_1 &= \begin{bmatrix} 1.9 & 0.98 & 0.99 \\ 0 & 0.9 & 0.6 \\ 0.1 & 0.4 & 1.55 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} -0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.05 & 0 \\ 0.5 & 0.5 & -0.3 \end{bmatrix}, \\ B_1 &= \begin{bmatrix} 0.05 & -0.2 & 0.18 \\ 0 & 0.21 & 0.12 \\ -0.11 & -0.11 & -0.11 \end{bmatrix}, E_1 = \begin{bmatrix} -0.9 \\ 0.21 \\ 0.11 \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

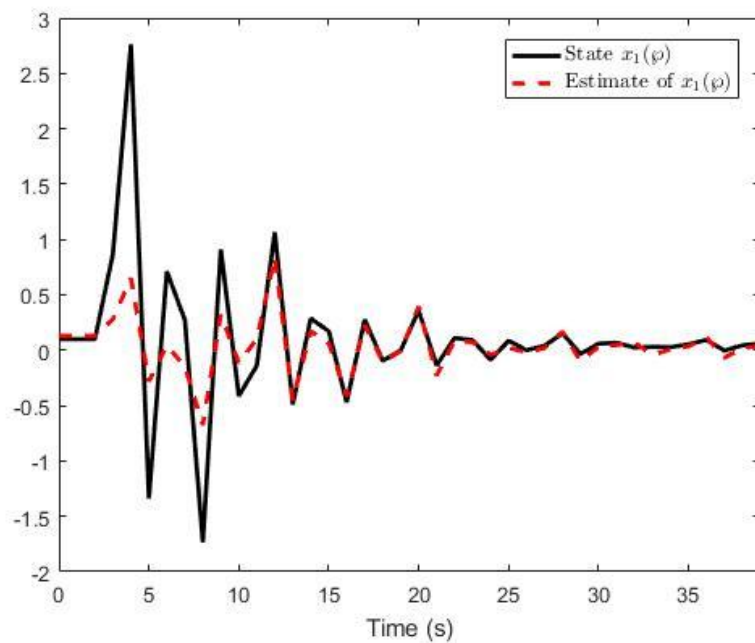
$$\begin{aligned}
 B_2 &= \begin{bmatrix} 0.05 & -0.32 & 0.19 \\ 0 & 0.19 & 0.11 \\ -0.1 & -0.1 & 0.7 \end{bmatrix}, E_2 = \begin{bmatrix} -0.1 \\ 0.2 \\ 0.09 \end{bmatrix}, \\
 G_1 &= \begin{bmatrix} -0.12 & -0.19 & 0.11 \\ 0.23 & 0.11 & -0.18 \\ 0.21 & 0.11 & -0.11 \end{bmatrix}, U_{11} = \begin{bmatrix} 0.2 & 0 & 0 \\ 0 & 1.2 & 0 \\ 0 & 0 & 4.2 \end{bmatrix}, \\
 G_2 &= \begin{bmatrix} -0.12 & -0.21 & 0.12 \\ 0.42 & 0.1 & -0.19 \\ 0.2 & 0.09 & -0.12 \end{bmatrix}, U_{12} = \begin{bmatrix} 1.1 & 0 & 0 \\ 0 & 1.1 & 0 \\ 0 & 0 & 3.8 \end{bmatrix}, \\
 U_{21} &= \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix}, U_{22} = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix}, \\
 U_{31} &= \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix}, U_{32} = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix}, \\
 U_{41} &= \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix}, U_{42} = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix}, \\
 C &= \begin{bmatrix} 2 & 1.5 & 0.5 \\ 0.4 & 1 & -5.5 \end{bmatrix}.
 \end{aligned}$$

其中

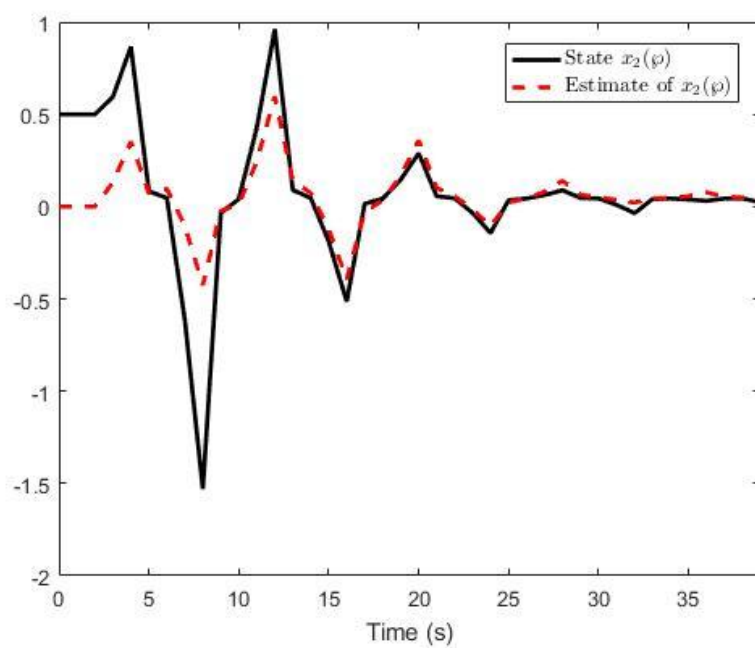
$$v(k) = \sin(k)e^{-0.95k}$$

根据(3-45)，我们可以得到 K_σ 的参数为

$$K_1 = \begin{bmatrix} 0.0038 & -0.0111 \\ -0.0163 & 0.0075 \\ -0.0072 & -0.0080 \end{bmatrix}, K_2 = \begin{bmatrix} -0.0034 & -0.0074 \\ 0.0136 & -0.0008 \\ -0.0028 & 0.0018 \end{bmatrix}.$$



图（3-1） 状态 x_1 及其估计



图（3-2） 状态 x_2 及其估计

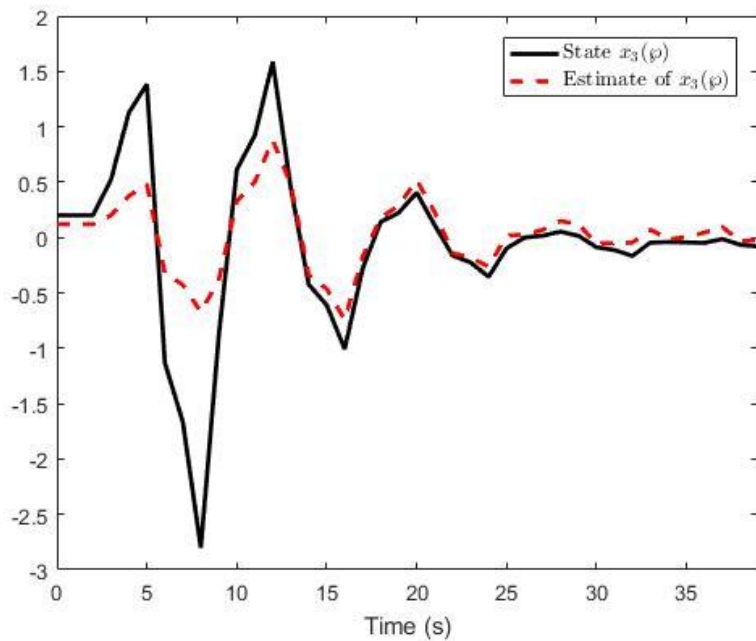
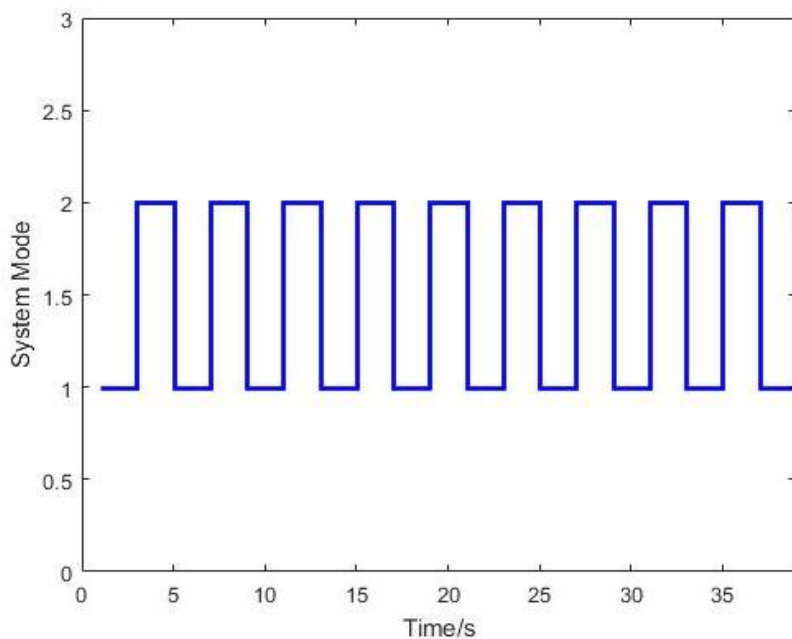
图 (3-3) 状态 x_3 及其估计

图 (3-4) 切换信号的不同模式

仿真结果如图 (3-1) - (3-4) 所示。更具体地说, 真实状态的曲线及其估计如图 (3-1) - (3-3) 所示。切换信号作用的不同模式如图 (3-4) 所示。

3.4 本章总结

在这项研究中, 我们解决了 Flexray 协议约束下的离散时间切换神经网络状

态估计问题，其中网络动态特性被建模为包含时变时滞、非线性激活函数及离散切换信号的多模态系统。为优化网络资源利用率，基于 Flexray 协议的动态调度机制被设计用于节点通信管理，基于 Lyapunov-Krasovskii 泛函方法，切换神经网络在不同模式下的稳定性被严格分析，并获得了相应的增益参数。最后通过数值模拟证实了所提出方法在估计精度和计算效率方面的优越性能。

第4章 总结与展望

4.1 总结

本文主要研究了具有通信协议的传感器网络分布式估计问题。分别为以下两类：1.基于 Flexray 协议的带有缺失测量的传感器网络分布式 H_∞ 一致性滤波问题；2.基于 Flexray 协议的混合时滞离散切换神经网络的 H_∞ 状态估计问题

首先，基于 Flexray 协议，研究了一类测量丢失的离散系统的滤波问题，然后通过求解线性矩阵不等式得到滤波增益矩阵，设计了相应的 H_∞ 一致滤波器；通过构建矢量耗散函数，网络化系统的稳定性分析被证明，从而设计出了满足要求的 H_∞ 滤波器；最后，为了验证所提出方法的可行性，我们设计了一个数值实例来进行仿真实验。

随后，我们研究了基于 Flexray 协议离散切换神经网络状态估计问题，引入混合时滞，采用 Flexray 协议来提高信号在网络传输中的效率，基于线性矩阵不等式的解得到估计器增益，设计了相应的 H_∞ 状态估计器，然后通过构建 Lyapunov-Krasovskii 泛函，网络化控制系统的稳定性被严格证明，随后设计出相应的估计器算法；最后，为了验证该算法的可行性，设计了一个数值实例来进行仿真实验。

本文的创新点如下：

第一，尽管传感器网络的状态估计问题已经取得显著进展，然而在具有混合通信协议条件下，存在测量丢失的离散系统的滤波问题研究明显不足。因此，本文从工程实际的角度出发，综合考虑测量丢失现象对滤波器性能产生影响，首先，利用提升技术建立了多速率系统 Flexray 协议的数学模型，然后，通过严格的数学推导获得了 H_∞ 一致性性能约束的充分条件，在此理论基础上，设计滤波器，通过求解线性矩阵不等式得到滤波器增益，最后，通过一个数值实例验证了所设计算法的有效性。

第二，本文将 Flexray 协议引入神经网络，来调节数据包在传输过程中的拥堵现象，考虑了混合时滞以及引入 Flexray 协议时对系统带来的影响，然后设计

了相应的状态估计器，通过构造 Lyapunov-Krasovskii 泛函，其稳定性已经被严格证明，随后，采用凸优化技术求解得到估计器增益，最后，通过一个算例验证了所设计滤波算法的有效性。

4.2 展望

本文通过采用不同的状态估计算法和滤波器设计算法对传感器网络和神经网络的状态估计问题进行了研究，然而，受限于研究者的理论水平，对问题的综合性分析仍存在不足，需要后续深入研究。以下是对后续研究课题的一些思考：

1. 我们研究的理论框架主要建立在线性系统或弱非线性系统的分析基础之上，然而在工程实践领域中，由于设备性能和工业环境的限制，研究的系统可能是强非线性系统，如何确定强非线性系统的模型结构，并设计估计算法值得更深入的研究。

2. 本文主要研究的 FRP 是基于 RRP 和 TODP 的一种综合考虑动态端和静态端的信号调度的混合式协议。因此研究如何在节省网络资源的情况下推广至其它通信协议，是一个具有重要理论价值和实践价值的研究方向。

3. 神经网络作为学术界的研究热点，基于通信协议设计合适的状态估计算法在理论意义和工程实际具有极大价值。

4. 本文目前的研究成果尚处于理论阶段，将本文的现有研究成果应用到无人机侦查、智能网联汽车的自动驾驶等实际工程场景中是值得研究的课题。

参考文献

- [1] 陈军勇, 沈志萍, 邬依林. 加性噪声下网络化多输入离散系统均方可镇定[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(05): 1145-1152.
- [2] 陈自然. 事件触发机制下网络化模糊系统建模与综合[D]. 江苏: 南京理工大学, 2020.
- [3] 丁翔. 拒绝服务攻击下基于事件触发机制的网络化离散系统的 H_∞ 滤波器设计[D]. 江苏: 南京邮电大学, 2021.
- [4] 付海靖. 基于通信协议的离散网络化系统 H_∞ 估计与控制[D]. 黑龙江: 东北石油大学, 2021.
- [5] 韩聪. 通信协议下网络化离散系统的集员滤波研究[D]. 黑龙江: 哈尔滨理工大学, 2022.
- [6] 张红旭. 不完全信息下网络化系统的鲁棒滑模控制方法研究[D]. 黑龙江: 哈尔滨理工大学, 2021.
- [7] X. Bu, H. Dong, F. Han, etc. Distributed filtering for time-varying systems over sensor networks with randomly switching topologies under the Round-Robin protocol[J]. Neurocomputing, 2019, 346: 58-64.
- [8] Z. Gu, G. Han, H. Zeng, Q, etc. Security-aware mapping and scheduling with hardware co-processors for flexray-based distributed embedded systems[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2016, 27(10): 3044-3057.
- [9] Y. Guo, B. Huang. State estimation incorporating infrequent, delayed and integral measurements[J]. Automatica, 2015, 58: 32-38.
- [10] F. Han, Y. Song, S. Zhang, etc. Local condition-based finite-horizon distributed H_∞ -consensus filtering for random parameter system with event-triggering protocols[J]. Neurocomputing, 2017, 219: 221-231.

-
- [11]F. Han, G. Wei, D. Ding, etc. Local condition based consensus filtering with stochastic nonlinearities and multiple missing measurements[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2017, 62(9): 4784-4790.
 - [12]D. Hou, D. Chen, N. Yang. State estimation for discrete neural networks with false data injection attacks under weighted try-once-discard protocol[C]. 2020 39th Chinese Control Conference (CCC), 2020: 4592-4597.
 - [13]J. Hu, Z. Wang, G. P. Liu, etc, R. Navaratne. A prediction-based approach to distributed filtering with missing measurements and communication delays through sensor networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2021, 51(11): 7063-7074.
 - [14]H. M. La, W. Sheng. Distributed sensor fusion for scalar field mapping using mobile sensor networks[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(2): 766-778.
 - [15]Q. Li, B. Shen, Z. Wang, etc. An event-triggered approach to distributed H_∞ state estimation for state-saturated systems with randomly occurring mixed delays[J]. Journal of the Franklin Institute, 2018, 355(6): 3104-3121.
 - [16]H. Liu, Z. Wang, W. Fei, etc. On state estimation for discrete time-delayed memristive neural networks under the WTOD protocol: a resilient set-membership approach[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(4): 2145-2155.
 - [17]S. Liu, Z. Wang, L. Wang, etc. On quantized H_∞ filtering for multi-rate systems under stochastic communication protocols: The finite-horizon case[J]. Information Sciences, 2018, 459: 211-223.
 - [18]S. Liu, Z. Wang, L. Wang, etc. Recursive set-membership state estimation over a flexray network[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(6): 3591-3601.
 - [19]S. Liu, Z. Wang, L. Wang, etc. Finite-horizon H_∞ filtering via a high-rate network with the flexray Protocol[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2023, 68(6): 3596-3603.

-
- [20]L. Ma, Z. Wang, H. K. Lam, etc. Distributed event-based set-membership filtering for a class of nonlinear systems with sensor saturations over sensor networks[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(11): 3772-3783.
 - [21]A. De Paola, S. Gaglio, G. L. Re, etc. Adaptive distributed outlier detection for WSNs[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45(5): 902-913.
 - [22]B. Shen, Z. Wang, Y. S. Hung. Distributed H_∞ -consensus filtering in sensor networks with multiple missing measurements: the finite-horizon case[J]. Automatica, 2010, 46(10): 1682-1688.
 - [23]B. Shen, Z. Wang, Y. S. Hung, etc. Distributed H_∞ filtering for polynomial nonlinear stochastic systems in sensor networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(5): 1971-1979.
 - [24]B. Shen, Z. Wang, X. Liu. A stochastic sampled-data approach to distributed H_∞ filtering in sensor networks[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2011, 58(9): 2237-2246.
 - [25]Y. Shen, Z. Wang, B. Shen, etc. 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.
 - [26]Y. Shen, Z. Wang, B. Shen, etc. Recursive state estimation for networked multirate multisensor systems with distributed time-delays under round-robin protocol[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(6): 4136-4146.
 - [27]M. Srivastava, R. Muntz, M. Potkonjak. Smart kindergarten: sensor-based wireless networks for smart developmental problem-solving environments[C]. International Conference on Mobile Computing & Networking, 2001.
 - [28]W. Sun, Z. Wang, X. Lv, etc. H_∞ observer design for networked Hamiltonian systems with sensor saturations and missing measurements[J]. Information Sciences, 2022, 593: 577-590.
 - [29]S. Susca, S. Martinez, F. Bullo. Monitoring environmental boundaries with a robotic sensor network[C]. American Control Conference, 2006.

- [30] V. Ugrinovskii. Distributed robust filtering with H_∞ consensus of estimates[J]. Automatica, 2011, 47(1): 1-13.
- [31] L. Wang, Z. Wang, Q. L. Han, etc. Event-based variance-constrained H_∞ filtering for stochastic parameter systems over sensor networks with successive missing measurements[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018, 48(3): 1007-1017.
- [32] Z. Wang, D. Wang, B. Shen, etc. Centralized security-guaranteed filtering in multirate-sensor fusion under deception attacks[J]. Journal of the Franklin Institute, 2018, 355(1): 406-420.
- [33] Y. Xu, R. Lu, P. Shi, etc. Finite-time distributed state estimation over sensor networks with round-robin protocol and fading channels[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018, 48(1): 336-345.
- [34] Y. Yoon, Y. H. Kim. An efficient genetic algorithm for maximum coverage deployment in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(5): 1473-1483.
- [35] W. Yu, G. Chen, Z. Wang, etc. Distributed consensus filtering in sensor networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2009, 39(6): 1568-1577.
- [36] S. Zhu, C. Chen, W. Li, etc. Guan. Distributed optimal consensus filter for target tracking in heterogeneous sensor networks[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(6): 1963-1976.
- [37] S. Arik. A modified Lyapunov functional with application to stability of neutral-type neural networks with time delays[J]. Journal of the Franklin Institute, 2019, 356(1): 276-291.
- [38] Y. Cui, Y. Liu, W. Zhang, etc. Stochastic stability for a class of discrete-time switched neural networks with stochastic noise and time-varying mixed delays[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2018, 16(1): 158-167.

- [39]J. Ding, B. Chen, H. Liu, etc. Convolutional neural network with data augmentation for SAR target recognition[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(3): 364-368.
- [40]B. Gu, V. S. Sheng. A robust regularization path algorithm for μ -support vector classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 28(5): 1241-1248.
- [41]Frederick G. Harmon, Andrew A. Frank, Sanjay S. Joshi. The control of a parallel hybrid-electric propulsion system for a small unmanned aerial vehicle using a CMAC neural network[J]. Neural Networks, 2005, 18(5): 772-780.
- [42]L. Jin, S. Li, H. M. La, etc. Manipulability optimization of redundant manipulators using dynamic neural networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(6): 4710-4720.
- [43]Y. Li, G. Wang, L. Nie, etc. Distance metric optimization driven convolutional neural network for age invariant face recognition[J]. Pattern Recognition, 2018, 75: 51-62.
- [44]J. Liang, Z. Wang, X. Liu. State estimation for coupled uncertain stochastic networks with missing measurements and time-varying delays: the discrete-time case[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(5): 781-793.
- [45]Y. Liu, Z. Wang, J. Liang, etc. Stability and synchronization of discrete-time markovian jumping neural networks with mixed mode-dependent time delays[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(7): 1102-1116.
- [46]Y. Liu, Z. Wang, X. Liu. Global exponential stability of generalized recurrent neural networks with discrete and distributed delays[J]. Neural Networks, 2006, 19(5): 667-675.
- [47]Y. Luo, B. Song, J. Liang, etc. Dobaie. Finite-time state estimation for jumping recurrent neural networks with deficient transition probabilities and linear fractional uncertainties[J]. Neurocomputing, 2017, 260: 265-274.

-
- [48] F. Moretti, S. Pizzuti, S. Panzieri, etc. Urban traffic flow forecasting through statistical and neural network bagging ensemble hybrid modeling[J]. *Neurocomputing*, 2015, 167: 3-7.
- [49] J. Qiu, H. Gao, S. X. Ding. Recent advances on fuzzy-model-based nonlinear networked control systems: a survey[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(2): 1207-1217.
- [50] H. Sang, J. Zhao. Finite-time H_∞ estimator design for switched discrete-time delayed neural networks with event-triggered strategy[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(3): 1713-1725.
- [51] Y. Shen, Z. Wang, B. Shen, etc. H_∞ state estimation for multi-rate artificial neural networks with integral measurements: a switched system approach[J]. *Information Sciences*, 2020, 539: 434-446.
- [52] X. Wang, D. Ding, H. Dong, X. M. Zhang. Neural-network-based control for discrete-time nonlinear systems with input saturation under stochastic communication protocol[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, 8(4): 766-778.
- [53] Z. Wang, D. W. C. Ho, X. Liu . State estimation for delayed neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2005, 16(1): 279-284.
- [54] W. Wang, Dragan Nešić, Romain Postoyan. Observer design for networked control systems with flexray[J]. *Automatica*, 2017, 82: 42-48.
- [55] 何文韬, 陈欣, 薛鹏翔, 等. 基于传感器网络的时延补偿分布式状态估计[J]. *电光与控制*, 2023, 30(10): 57-63.
- [56] 李同德, 严怀成, 周革, 等. 异步多速率多传感器网络及在导航制导中的分布式融合估计[J]. *空天防御*, 2021, 4(03): 92-98.
- [57] 沈楷. 基于一致性的传感器网络分布式融合[D]. 上海: 上海交通大学, 2019.
- [58] 王国庆. 无线传感器网络信息融合估计算法研究[D]. 黑龙江: 哈尔滨工程大学, 2019.
- [59] 王杰. 无线传感器网络中几类远程状态估计问题研究[D]. 北京: 中国科学技术大学, 2021.

- [60] 王有刚, 武怀勤. 事件触发调度下带有动态偏差的传感器网络分布式融合状态估计[J]. 江苏: 南京信息工程大学学报: 1-14.
- [61] 朱凤增. 基于切换拓扑传感器网络的分布式滤波方法研究[D]. 江苏: 江南大学, 2021.
- [62] 申雨轩. 基于通信协议的多速率网络化系统滤波问题研究[D]. 上海: 东华大学, 2020.
- [63] 周学德. 事件触发网络控制系统的控制器设计[D]. 江苏: 江南大学, 2024.

攻读硕士期间取得的学术成果

已发表的学术论文：

[1] 第一作者， H_∞ State Estimation for Discrete-Time Switched Neural Network with Mixed Delay: The Flexray Protocol, ISF 2025 已录用。

[2] 第一作者， Distributed H_∞ -Consensus Filtering for Sensor Network with Missing Measurements over Flexray Protocol , Internation Journal of Systems Science(SCI), 返修中。

致 谢

岁月不居，时节如流。转眼间，三年的硕士研究生生涯即将画上句号。回首这段求学之路，恍如昨日，历历在目。此刻，心中百感交集，既有对过往岁月的留恋，也有对未来生活的憧憬，更有对一路走来给予我帮助和支持的老师、同学、家人和朋友的无限感激。

“落红不是无情物，化作春泥更护花。”首先，我要将最诚挚的谢意献给我的导师刘宏建教授。刘老师学识渊博、治学严谨，在学术上给予我悉心指导和无私帮助。从论文选题的反复推敲，到实验方案的精心设计，再到论文撰写的字斟句酌，刘老师始终倾注着极大的热情和耐心。每当我遇到困难和挫折时，刘老师总是循循善诱，鼓励我迎难而上；每当我取得一点进步时，刘老师又会及时给予肯定，激励我继续前行。刘老师不仅是我学术道路上的引路人，更是我人生道路上的榜样。他严谨的治学态度、精益求精的科研精神以及谦逊平和的为人处世之道，都将使我受益终身。

“新竹高于旧竹枝，全凭老干为扶持。”感谢谭海龙老师、张志娜老师、刘钰妃老师等各位老师在我论文撰写过程中对我倾力指导，帮我不断拓宽认知视野、提高学术理解与推理能力。不仅提高了我的科研技巧，更是帮助我掌握了学习方法，实是受益匪浅，影响深远；此外，特别感谢安徽工程大学，数理与金融学院的所有任课老师，研究生阶段三年的求学生涯，正是你们的悉心帮助和认真栽培，才能安心、稳定地走到这段学术生涯的终点。

“海内存知己，天涯若比邻。”感谢我的师兄章冉、潘德发、董鹏博、于晨晨、杜峰和师姐张境霏等，他们在我初入实验室时给予我无私的帮助和指导，让我能够快速融入科研环境，掌握实验技能。感谢我的同门王博、李中原、张心怡、王也等，我们一起学习、一起讨论、一起攻克难题，共同度过了难忘的科研时光。感谢我的室友袁飞、王博，他们让我的研究生生活充满了欢声笑语，也在我遇到困难时给予我鼓励和支持。感谢实验室的刘威、朱一新、丁汝葭、杨露、汪炜桀、盛梦瑶、张吉等，三年时光，有你们相伴实乃我之荣幸。

“谁言寸草心，报得三春晖。”特别感谢我的父母和李桃女士，你们始终如一地支持我、鼓励我，是我最坚强的后盾。你们让我能够心无旁骛地投入到学习

和科研中，也让我在面对挫折时能够勇敢前行。

“路漫漫其修远兮，吾将上下而求索。”最后，我要感谢所有参与我论文评审和答辩的专家教授，感谢你们在百忙之中抽出时间审阅我的论文，并提出宝贵的意见和建议。

“长风破浪会有时，直挂云帆济沧海。”三年的研究生生活，我收获了知识，提升了能力，也收获了珍贵的友谊。这段经历将成为我人生中宝贵的财富，激励我在未来的道路上不断前行。

“此情可待成追忆，只是当时已惘然。”此刻，千言万语汇成一句：感谢！