

分类号: TP183

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210320108



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

# 硕士学位论文

题目 基于通信受限切换神经网络的状态估计研究

论文作者 章冉

指导教师 刘宏建 教授

学科(专业) 控制科学与工程

研究方向 复杂系统建模、控制与优化

论文提交日期: 2024 年 05 月 31 日

分类号: TP183

单位代码: 10363

密 级: 公开

学号: 2210320108

题 目 基于通信受限切换神经网络的状态估计研究

题 目 STATE ESTIMATION BASED ON COMMUNICATION  
CONSTRAINTS SWITCHED NEURAL NETWORK

学生姓名: 章冉

指导教师: 刘宏建 教授

专 业: 控制科学与工程

研究方向: 复杂系统的建模、控制与优化

论文答辩日期: 2024 年 05 月 22 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：章冉

日期：2024年05月24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或部分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：

章冉

指导教师签名：

刘宏建

日期：2024 年 05 月 24 日

日期：2024 年 05 月 24 日

## 基于通信受限切换神经网络的状态估计研究

### 摘 要

近数十年来，在信号处理、组合优化和模式识别等多个领域，人工神经网络已经得到了广泛的应用。然而现实中，由于复杂多变的实际环境，有很多神经网络系统都伴随着复杂网络的特征即具有强耦合性、随机性以及非线性等特性，导致我们不能准确的获取神经网络状态的相关实时信息。对于具体复杂的神经网络建模，一些内部因素和外部因素常常会导致神经网络系统伴有“切换”的现象。如网络环境的变化，随机传感器饱和故障，混合网络攻击等。在现实生活中机器人控制，汽车加速档的切换等具有“切换”特性。从数学和工程的角度出发，将具有动力学切换的复杂神经网络可描述为切换系统神经网络，此外实际工程中描述系统动态规律的内部状态往往不可测，因此需要根据所测量的数据来估计系统的内部状态，即状态估计问题。近几年来，切换神经网络的状态估计问题已经引起了越来越多的关注。

本文研究了离散时间具有时变时滞的切换神经网络系统在通信受限下的状态估计问题。同时，根据实际工程中的需要，所考虑的复杂神经网络系统会受到切换特性、随机发生的传感器饱和、混合网络攻击、比特率受限以及动态事件触发机制等影响。具体的相关研究内容如下：

第一部分：介绍了切换时滞神经网络的相关特点、当前和国内外研究现状和相关的网络诱导现象，同时还介绍了相关的通讯协议并分析了其相关特点。

第二部分：研究了基于传感器缺陷和混合网络攻击的离散时滞切换随机神经网络的  $H_\infty$  状态估计。考虑到传感器饱和对系统的稳定性能具有一定的影响，并且传感器饱和在实际情况中很可能以随机的方式发生，为此我们引用一个服从伯努利分布的白序列来描述传感器缺失的随机性。在系统测量输出的同时可能会受到相关的网络攻击，网络攻击对系统的相关性能有很大的影响，常用的攻击方法有三种，分别是欺骗攻击、拒绝服务攻击和重放攻击。但往往很少有研究考虑到多种网络攻击并存的情况。为此，我们建立了具有传感器缺陷和混合网络攻击的切换神经网络模型。本课题的研究目标在于设计一种状态估计器，使得估计误差动态系统满足  $H_\infty$  相关性能。其次，通过解一系列线性矩阵不等式来获得系统的状态估值增益。最后，我们提供了相关的仿真数值示例，从而验证了该方法的实用有效性。

第三部分：研究了一类比特率受限和动态事件触发机制下的切换神经网络系统的状态估计问题。为了使信号在传输过程中更加符合实际，本文采用了编解码通信协议以加强信息在传输过程中安全性，同时也考虑到信息在传输的过程中会受到网络传输的比特率限制。相比于传统的静态事件触发，引入动态事件触发机制可以在一定程度上节省通信资源。这部分的研究目的是设计一个状态估计器，使得在比特率受限和动态事件触发机制下切换神经网络系统的估计误差满足

指数最终有界。最后，通过应用 Lyapunov 稳定性原理，我们确定了估计误差满足预期的性能标准时估计器存在的充分条件，接下来，利用线性矩阵不等式和 MATLAB 进行分析求解出相关的估计增益。最后利用 MATLAB 数值仿真实验验证该状态估计方法的有效性。

**关键词：**切换系统神经网络，状态估计，比特率约束，动态事件触发，传感器饱和，混合网络攻击，线性矩阵不等式

# STATE ESTIMATION BASED ON COMMUNICATION CONSTRAINTS SWITCHED NEURAL NETWORK

## ABSTRACT

In recent decades, artificial neural networks have been widely applied in multiple fields such as signal processing, combinatorial optimization, and pattern recognition. However, in reality, due to the complex and changeable actual environment, many neural network systems are accompanied by the characteristics of complex networks, such as strong coupling, randomness and nonlinearity, which leads to the inability to accurately obtain the relevant real-time information of neural network state. For specific complex neural network modeling, some internal and external factors often lead to the phenomenon of "switching" in neural network system. Such as the change of network environment, random sensor saturation failure, mixed network attack and so on. In real life, robot control and automobile acceleration gear switching have "switching"



characteristics. From the point of view of mathematics and engineering, the complex neural network with dynamic switching can be described as switched system neural network. In addition, in practical engineering, the internal state describing the dynamic law of the system is often unmeasurable, so it is necessary to estimate the internal state of the system according to the measured data, that is, the state estimation problem. In recent years, the state estimation of switched neural networks has attracted more and more attention.

In this thesis, the state estimation of discrete-time switched neural network systems with time-varying delays under communication constraints is studied. At the same time, according to the needs of practical engineering, the complex neural network system considered will be affected by handover characteristics, random sensor saturation, mixed network attacks, bit rate constraints and dynamic event-triggered mechanism. Specific related research contents are as follows:

The first part: introduces the related characteristics of switched time-delay neural networks, current and domestic and foreign research status and related network-induced phenomena, and also introduces the related communication protocols and analyzes their related characteristics.

In the second part: state estimation of discrete time-delay switched stochastic neural networks based on sensor defects and mixed network attacks is studied. Considering the influence of sensor saturation on the

stability of the system and the fact that sensor saturation is likely to occur in a random way, we use a white sequence obeying Bernoulli distribution to describe the randomness of sensor imperfection. While the system measures the output, it may be subjected to related network attacks, which have a great impact on the related performance of the system. There are three common attacks, namely deception attack, denial of service attack and replay attack. However, few studies often consider the coexistence of multiple network attacks. Therefore, we establish a switched neural network model with sensors imperfection and mixed network attacks. The main purpose of this study is to design a state estimator so that the estimation error dynamic system satisfies the related performance. Secondly, the state estimator gain is obtained by solving a set of linear matrix inequalities. Finally, the effectiveness of the proposed estimator design is verified by relevant simulation examples.

In the third part: the state estimation problem of switched neural network systems with a class of bit-rate constrained and dynamic event-triggered mechanism is studied. In order to improve the signal transmission process more in line with reality, this thesis uses a code communication protocol to enhance the information in the transmission process without interference, while considering that the information in the transmission process will be limited by the bit rate of network transmission. Compared to traditional static event-triggered mechanism, introducing a dynamic

event-triggered mechanism in communication protocols can save resources to a certain extent. The research objective of this section is to design a state estimator so that the neural network of switched systems can achieve exponential ultimate boundedness under bit rate constraint and dynamic event-triggered mechanism. By using Lyapunov stability theory, performance index that satisfy the expected estimation error are obtained, and sufficient conditions for the existence of the estimator are given. Next, the linear matrix inequality and MATLAB solution are used to analyze. Finally, MATLAB numerical simulation experiments are used to verify the effectiveness of the state estimation method.

-----

Ran Zhang(Control Science and Engineering)

Supervised by Prof. Hongjian Liu

**KEY WORDS:** Switched system neural networks, state estimation, bit rate constraints, dynamic event-triggered mechanism, sensor saturation, hybrid network attacks, linear matrix inequalities

## 目录

|                                                          |      |
|----------------------------------------------------------|------|
| 摘 要 .....                                                | I    |
| ABSTRACT .....                                           | IV   |
| 目录 .....                                                 | VIII |
| 第 1 章 绪论 .....                                           | 1    |
| 1.1 课题研究的意义 .....                                        | 1    |
| 1.1.1 切换神经网络的发展 .....                                    | 1    |
| 1.2 国内外研究现状 .....                                        | 3    |
| 1.2.1 切换神经网络的状态估计概述 .....                                | 3    |
| 1.2.2 切换神经网络系统中存在的网络诱导现象 .....                           | 5    |
| 1.2.3 通讯协议 .....                                         | 6    |
| 1.2.4 网络攻击 .....                                         | 7    |
| 1.2.5 传感器饱和与缺失 .....                                     | 8    |
| 1.2.6 比特率受限 .....                                        | 8    |
| 1.3 本文的创新点和内容安排 .....                                    | 9    |
| 第 2 章 基于传感器缺陷和混合网络攻击的离散时滞切换随机神经网络 $H_\infty$ 的状态估计 ..... | 11   |
| 2.1 引言 .....                                             | 11   |
| 2.2 问题介绍 .....                                           | 11   |
| 2.3 问题描述 .....                                           | 13   |
| 2.4 状态估计器分析设计研究 .....                                    | 18   |
| 2.5 数值仿真 .....                                           | 26   |
| 2.6 本章小结 .....                                           | 32   |
| 第 3 章 具有约束比特率的离散时滞切换神经网络 .....                           | 33   |
| 3.1 引言 .....                                             | 33   |
| 3.2 问题介绍 .....                                           | 33   |
| 3.3 问题描述 .....                                           | 34   |
| 3.4 状态估计器分析设计研究 .....                                    | 39   |
| 3.5 数值仿真 .....                                           | 44   |
| 3.6 本章小结 .....                                           | 50   |
| 第 4 章 总结与展望 .....                                        | 51   |
| 4.1 总结 .....                                             | 51   |
| 4.2 展望 .....                                             | 52   |
| 参考文献 .....                                               | 54   |
| 致谢 .....                                                 | 61   |
| 攻读学位期间所发表的学术论文 .....                                     | 62   |

## 第 1 章 绪论

### 1.1 课题研究的意义

#### 1.1.1 切换神经网络的发展

近几十年来，由于计算机，网络通信技术，以及控制科学迅猛发展，人工神经网络得到了人们的广泛的关注<sup>[1-4]</sup>。其在相关领域中具有前瞻性的应用，如图像处理、知识工程、专家系统，以及组合优化等<sup>[5-13]</sup>。人工神经网络作为一种崭新的智能信息处理途径，其灵感源于对人脑应对问题机理的模拟，它着力于通过对人脑内视觉记忆及联想记忆机制的仿真，以实现复杂现象的研究与抽象化处理。从而达到类似于人类大脑的学习、识别、记忆等信息加工功能。该系统具有自学习，自组织性，容错能力，高度非线性，鲁棒性强，联想记忆，推理知觉等特点<sup>[14-22]</sup>。

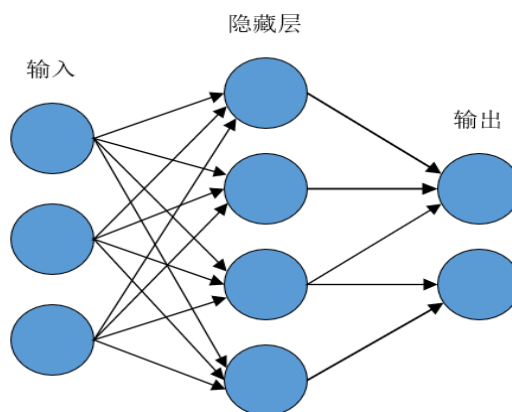


图 1-1 多层人工神经网络

现实生活中有许多被控对象的行为都不是单一组成的，它们既有离散过程又有连续过程，对于具有这类特征的系统我们称为“混杂系统”。混杂系统在现实生活中具有十分重要的意义。而从控制的角度出发，在复杂系统建模过程中，混杂系统通常被建模为切换系统，在“混杂系统”中，切换系统目前相关的研究也有许多成果<sup>[23-27]</sup>。切换系统由一组离散（或连续）的子系统 and 一条切换规则组成，

用于协调子系统动态特性以及相应切换规则之间的协同作用,规则的适当选取,不仅可以决定系统的动态性能(稳定性),还可以准确的描述各个子系统复杂的动态行为<sup>[28-32]</sup>。在许多实际工程中都具有切换的例子,例如,汽车调速系统<sup>[33]</sup>, 移动机器人控制<sup>[34]</sup>, 电力系统<sup>[35]</sup>以及智慧交通信号灯等。

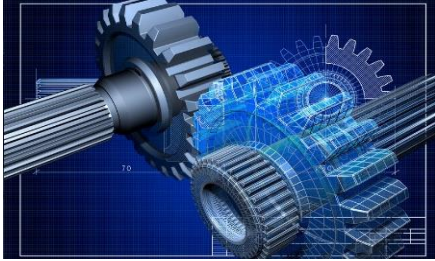


图 1-2 汽车调速系统



图 1-3 移动机器人控制



图 1-4 智慧交通信号灯



图 1-5 电力系统

切换神经网络系统在控制理论实践过程中也有很多应用,与一般神经网络相比,切换神经网络在自适应控制、预测控制、优化计算方面能表现出更为优越的性能。另外,切换系统与普通动态系统相比,也有许多明显的特点:其一,切换特性使得非线性动态问题更加复杂;二、各个子系统之间的如何协调使得系统的综合分析变得更为困难。针对上述的非线性切换神经网络系统,如何给出一套易于工程应用具有相应的挑战性,比如系统稳定性的研究。因此,研究切换神经网络的课题是具有重要深远的意义。

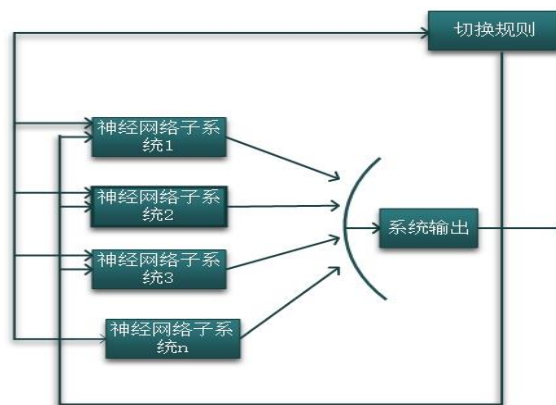


图 1-6 切换神经网络切换结构示意图

由图 1-6 的神经网络切换结构示意图所示,神经网络作为切换系统的子系统,并且受到切换规则的协调,同时整个系统的最终状态受控于我们给定的切换规则。

## 1.2 国内外研究现状

### 1.2.1 切换神经网络的状态估计概述

近些年来随着工程实践的日益复杂,切换系统频繁地运用在工程实践中。在复杂网络领域中,多智能体的协同控制问题往往涉及到拓扑结构的切换<sup>[36-38]</sup>,在马尔科夫切换信号下的切换系统,信号之间通常会形成一个马尔可夫链,除此之外 DNA 序列的基因分析也同样利用到了切换系统。切换系统常常被描述成以下形式:

$$\dot{\delta}(x(t)) = f_{\sigma(t)}(x(t), u(t), v(t)). \quad (1-1)$$

其中  $x(t) \in \mathbb{R}^n$  是系统的状态向量,  $u(t) \in \mathbb{R}^m$  是系统的控制输入,  $v(t) \in \mathbb{R}^l$  是系统的扰动输入。

$\sigma(t)$  是系统的切换信号。其中  $\sigma(t)$  通常被描述为: (1) 是一个受限切换信号,在制定设计规则时,通常会依据特定的条件或标准进行; (2)  $\sigma(t)$  是随机信号,即切换系统的切换是随机的; (3)  $\sigma(t)$  依赖于系统的某种状态的函数,即当切换系统的状态满足一定条件才能完成相应的切换。本文采用(3)这种方式。其次,对于切换系统的稳定性研究,也是控制领域研究的重中之重。Daniel 和 Morse 在文献<sup>[39]</sup>,针对切换系统,我们对其稳定性进行了如下三种类型的探究: (1) 在任意切换规则下,寻找确保切换系统稳定性的必要条件; (2) 受限切换规则下的稳定性分析问题; (3) 构造切换规则使不稳定的子系统在切换规则的设计下达到稳定状态。第三种模式更多地关注到切换系统稳定性的设计问题。

神经网络是一种非线性系统,它具备并行处理、自我学习和非线性映射等多种特性。美国心理学家 W.S.McCulloch 与数学家 W.A.Pitts 于 1943 年共同提出了神经元模型,其作为基础的模型在相关研究中占据重要地位,也就是我们所说的 M-P 模型<sup>[40]</sup>。美国生物物理学家 Hopfield 于 1982 年使用完全互连型神经网络模型,利用已有的计算能量函数,建立了 Hopfield 模型<sup>[41]</sup>。提供了网络的稳定性判

据,这极大地推动了神经网络模型研究的复兴,并且,这一成果对后世产生了持久而深刻的影响。由 Hopfield 所创制的神经网络体系,被命名为“Hopfield 神经网络模型”而广为人知。神经网络在实际运行中不同单元之间可能会发生相应的变化,进而会导致神经网络单元的结构发生变化,随之会形成新的复杂网络结构,而将“切换”的思想引入随之变化的神经网络中,不仅可以很好的处理上述因神经元单元结构变化带来的复杂性,而且在图像处理、控制优化等方面表现出更优越的性能。

状态估计也称为滤波,状态估计问题一直是控制领域研究的基础性课题之一。早期,在状态估计理论的发展过程中,最先提出的一种估计算法是经典 Weiner 滤波<sup>[42]</sup>。随着现代科技的进步,最有影响的要数 60 年代 R. Kalman 提出的 Kalman 最优滤波器理论<sup>[43]</sup>,后者很好地解决了 Weiner 滤波许多关键性的问题,而  $H_\infty$  状态估计由于其能够有效地处理模型的不确定性以及对噪声的约束,使得状态估计受到了越来越多的关注<sup>[44-49]</sup>。在实际建模的过程中由于复杂网络的强耦合性,以及构建复杂网络系统会受到外部各种扰动的影响使得测量设备在使用上会有所限制,导致系统的输出不易测量,很难准确获取相关神经元的状态信息。为此可以通过重构状态用来估计系统的时间状态,即状态估计。

到目前为止,关于切换神经网络的状态估计已经有了颇为丰富的研究文献,通过应用线性矩阵不等式以及 Lyapunov 稳定性原理。Chen 等研究了时变时滞离散切换神经网络的  $l_2-l_\infty$  状态估计<sup>[50]</sup>; Gao 等研究了带能量采集传感器的忆阻神经网络编解码  $H_\infty$  状态估计的方差约束方法<sup>[51]</sup>; Fan 等研究了一类具有部分不稳定子系统和混合时滞离散时间 Markov 切换神经网络的指数均方稳定性问题<sup>[52]</sup>; Suo 等研究了具有持续驻留时间切换规则和传感器饱和离散时滞切换神经网络的事件触发  $H_\infty$  状态估计问题<sup>[53]</sup>; Tian 等研究了基于指数扩展耗散性的切换神经网络滤波<sup>[54]</sup>。

综上所述,对于上述切换神经网络系统所述的切换规则、稳定性问题、以及切换神经网络系统在实际中有如何应用等问题是我们所迫切关注的焦点。本文研究在建立切换神经网络系统时,考虑了时滞、非线性、噪声、网络攻击以及通信协议等,如何构造切换规则使神经网络子系统达到稳定,以及 Lyapunov 函数如何选取,对我们进行切换神经网络系统建模具有非常重要的意义。



### 1.2.2 切换神经网络系统中存在的网络诱导现象

由于通信网络的硬件条件的制约,当需要传输大量的信号时,网络会出现负载过大的情况,网络的传输环境会很差,信号将发生堵塞。此时,下一个节点接收到上一个节点传来的信号时,通信网络中极易出现网络诱导现象。常见的网络诱导现象包括传输时滞、传感器延迟、传感器饱和、信号量化等。其中,在复杂系统的建模过程中,时滞是比较常见的现象,它的存在会降低系统的性能,不仅使系统受到当前状态的影响,同时还受到过去时刻的影响,甚至会破坏系统的稳定性。导致系统出现振荡行为,或者混沌现象。常见的时滞有以下几类:时变时滞、分布式时滞以及神经网络的泄露时滞。为此,研究者们只有不断地减小因时滞带来的消极影响。在过去的几十年内,关于切换神经网络具有时滞的研究已经有大量成果。比如 Zhou 等研究了一类具有时滞神经网络非脆弱输出反馈控制持续驻留时间切换:一种系统模式和时间调度双重相关设计<sup>[55]</sup>; Cui 等研究了一类基于时变时滞切换非线性系统的神经网络自适应有限时间跟踪控制<sup>[56]</sup>; Wu 等研究了一类具有多平衡点共存与局部稳定性分数阶状态相关切换竞争神经网络时变时滞系统<sup>[57]</sup>; Sang 等基于时变时滞切换广义神经网络的事件触发同步和异步控制<sup>[58]</sup>; Ge 等基于采样数据指数同步的无界时滞切换耦合神经网络<sup>[59]</sup>。

在对系统进行状态估计中,如何准确获取系统的测量输出非常关键。在实际应用中,由于传感器的瞬间故障或者通道的带宽有限,都会造成测量数据的局部丢失,我们称为测量数据的损失。在众多的网络诱导现象中,这些现象所带来的负面影响一般是测量数据的丢失。测量数据丢失在网络系统中是比较常见的。从某种意义上来说数据丢失会影响我们所测数据的准确性。为此,如何刻画测量数据的丢失较为关键,我们一般采取的方法有以下几种:(1)用伯努利分布为 0 或 1 白序列来刻画观测数据的丢失; Tao 等研究了具有随机发生拒绝服务攻击下的忆阻神经网络  $H_\infty$  状态估计<sup>[60]</sup>; Wen 等研究了具有随机非线性和缺失测量的状态饱和系统的递归滤波<sup>[61]</sup>; Liu 等研究了离散时间随机忆阻神经网络的稳定性分析同时具有泄露时滞和概率时滞<sup>[62]</sup>。(2)选用 Markovian 跳过程来描述测量数据的丢失; Shi 等研究了具有模态相关时滞跳变系统的鲁棒滤波<sup>[63]</sup>。(3)在伯努利分布和 Markovian 跳的基础上,提出了一种基于随机对角矩阵的多传感器故障检测模型; Wei 等研究了具有随机非线性和多重性测量丢失的鲁棒滤波<sup>[64]</sup>。(4)采用示性函

数可以表示出测量数据丢失和传感器随机延迟现象的测量的模型。He 等研究了具有多状态时滞网络系统的鲁棒  $H_\infty$  滤波<sup>[65]</sup>。示性函数表示：

$$x_A = \begin{cases} 1, x \in A \\ 0, x \notin A \end{cases} \quad (1-2)$$

示性函数可以很好地研究随机变量。虽然针对具有不完全测量的复杂网络状态估计问题的研究已经获得了一些成果，但结合混合网络攻击(欺骗攻击和拒绝服务攻击)和传感器的随机缺失的相关研究还是较少的。基于这种不完全测量，本文所采取的是(1)的方法来描述测量数据过程中的丢失。采用服从伯努利分布的随机变量模拟表示传感器出现缺失的情况；对于系统的混合网络攻击也采用相同的方案。

### 1.2.3 通讯协议

在网络化系统中，随着通信技术的发展，人们对信息技术的需求也越来越大。在实际的数据传输中，通信的带宽和容量常常受到限制，所需要传输的信息并不能够得到及时且有效的传输。为了避免数据出现堵塞，提高数据传输效率，我们在切换神经网络建模过程中引入通讯协议来处理通信节点时间的调度。在通讯协议的调度下，网络系统的元器件会按照调度规则来使用网络中的传输数据，从而有效的避免了数据冲突的发生。虽然，通讯协议的引入缓解了数据传输压力，但会让系统变得复杂，涉及到具体神经网络系统问题的研究往往情况不是单一的，为此也为后续的研究带来了不同寻常的挑战。虽然目前针对通讯协议影响下的神经网络系统有了一些初步的工作，但依然存在一些有待解决的问题。

常见的通讯协议有以下几种：Round-Robin(RR)协议、Weighted Try-Once-Discard(WTOD)协议、随机通讯协议、FlexRay(FR)协议、动态事件触发机制等。其中，RR 协议是一种静态通讯协议，该协定是根据通讯网路的使用权，以固定的次序，逐一的传入共享通信通道；与 RR 协议不同，WTOD 是一种动态的通信协议，该协议采用竞争方式对网络的节点进行调度；前两种通讯协议都是确定性的协议，而随机通讯协议是随机性的，所有的网络节点具有相同的优先级；而 FR 协议融合了 RR 协议和 WTOD 协议的混合触发协议，它不仅支持时间触发，而且还支持事件触发。FR 协议在传输的过程中为网络通讯传输时间提供了很高的保障，在灵活性和可靠性方面有很好的优势。而在上述通讯协议中，动态事件触

发是目前比较广泛使用的协议之一,其在通信的过程中能够减少不必要的资源消耗。在实现传感器到估计器的通信时,事件触发机制也是一种非常有效的条件,只有满足规定的触发条件才能发送当前数据。值得注意的是,已有的研究大多数采用静态的方法,触发条件的临界值是固定的(而不是通过自适应或者动态的条件)。为实现资源消耗的进一步优化,可在构建神经网络模型阶段引入动态事件触发机制,在每个时间点都会动态的调整参数。Liu 等研究了离散时间随机延迟忆阻神经网络的弹性  $H_\infty$  状态估计:一种动态事件触发机制<sup>[66]</sup>; Zhao 等研究了欺骗攻击下基于观测器的动态事件触发 PID 安全控制方法<sup>[67]</sup>; Li 等研究了具有切换拓扑的复杂网络在传感器随机故障情况下的动态事件触发递归滤波方法<sup>[68]</sup>; Xu 等研究了一种新的动态事件触发的动态平均一致性机制<sup>[69]</sup>。

#### 1.2.4 网络攻击

近些年来随着网络化程度的不断加深,传统的信息安全防御技术已经不能满足当下网络安全的需要。如何设计合理有效的防御机制成为了人们研究的热点。在网络攻击的情境中,物理攻击与通信攻击属常见之列。其中通信攻击又分为以下几种:拒绝服务攻击(Denial of Service)、欺骗攻击(Deception attack)、以及重放攻击(Replay Attacks)。Dos 攻击的目的是阻断通信信道,往传输信道注入大量的虚假无用的数据,以便消耗有限的带宽资源。在网络攻击中,Dos 攻击方式简单,成本低,是最常见的攻击方式之一。Li 等研究了 DoS 攻击下基于观测器的输出反馈事件触发多智能体的有界一致性<sup>[70]</sup>。Xue 等研究了 DoS 攻击下分布式边缘事件触发多智能体共识<sup>[71]</sup>。Dos 攻击主要是向原始数据中植入虚假数据,使其无法正常工作。考虑到攻击存在一定的能量消耗且攻击的强度是有限的。因此,在工程实践中,一般用一个变量表示攻击者向控制系统发送错误的测量信号,该信号变量符合范数有界条件,以保证误差的有界性。Wu 等研究了欺骗攻击下的马尔科夫跳变自适应神经网络控制<sup>[72]</sup>; Yan 等研究了欺骗攻击下忆阻神经网络均方指数镇定的采样数据控制<sup>[73]</sup>。欺骗攻击是一种自然策略,在欺骗攻击中,攻击者会剽窃传输的信号并存储在相应的存储器中,然后从存储器中随机选择过去存储的信号进行传输,这种攻击特征不需要系统信息,一般为了方便工程和数学的可处理性,假设攻击方信息储存存在一个上界  $\zeta$ 。重放攻击是将当前时间的信号篡

改到过去的某个时间点上,然后再插入真实的信号,所以它是隐藏的。Wen 等人研究了信息物理攻击下的重放攻击模型<sup>[74]</sup>; Wen 等人研究了针对多智能体系统信息交互过程,存在重放攻击时观测器设计问题<sup>[75]</sup>。

### 1.2.5 传感器饱和与缺失

随着工业和现代科技进程的加快,传感器在收集和采集数据中扮演者重要的角色,在捕获数据的灵敏度上、实时反馈、数据分析等都是首选的最佳工具。传感器是指将收集到的信息转成设备能处理的信号的原件或装置,其在控制领域被广泛使用,但相应的传感器饱和现象也是不可避免的。饱和是控制系统中较为普遍的非线性现象之一,由于硬件参数的设置,当信号强度过大时,无论是传感器还是执行器,都不可避免地存在着“饱和”的缺点。在外界输入到达某一临界值后,再继续增大输入,不但不会给系统带来正面的效果,还会使系统的性能变差,甚至失稳。Wu 等研究了具有随机传感器饱和的多路复用网络的  $H_\infty$  状态估计<sup>[76]</sup>; Zhan 等研究了具有拒绝服务攻击和传感器饱和的多传感器网络系统的分布式  $H_\infty$  融合滤波<sup>[77]</sup>; Li 等研究了具有输出传感器饱和的马尔可夫跳跃系统的异步故障检测滤波<sup>[78]</sup>。然而,目前已有的研究主要集中于传感器饱和的情况,很少有研究涉及传感器饱和的随机性和丢失。当传感器饱和时,可能会出现随机故障,本课题拟将其定义为满足伯努利分布的随机变量,用以刻画传感器失效的随机性。因而,当传感器具有随机饱和且随机失效时,对其模型的搭建以及控制问题的研究会更有意义。

### 1.2.6 比特率受限

比特率,也称数据速率,它用于评估通信网络容量规模的关键指标。在通信过程中,为了提升信息传输的抗干扰能力我们采用编解码通信协议方式,同时我们也考虑到信息传输会受到比特率的限制。在编解码的过程中,每个神经元节点都可以很好的解码来自各个神经元的编码信息,在编解码机制设计的过程中,解码精度在很大程度上取决于网络的比特率。一般而言,较大的比特率带来的解码数据的失真更小,这被认为是网络带宽的标准。引入比特率约束模型可以很好反应部分神经元节点的带宽分配原则,不同信道分配协议为每个节点分配适量可用

的比特率，目的是为了减少数据冲突。Wang 等研究了受限比特率下基于事件的状态估计：一种编码-解码方法<sup>[79]</sup>。Li 等研究了无线传感器网络中约束比特率下的分布式滤波：处理比特率分配协议<sup>[80]</sup>。

### 1.3 本文的创新点和内容安排

根据上一小节对神经网络建模过程中存在的网络诱导现象、传感器饱和与缺失、混合网络攻击、比特率受限等相关问题的叙述，本文的主要内容是研究基于通讯受限离散随机切换神经网络的状态估计问题。在考虑具有时变时滞切换神经网络的基础上，分别研究了混合网络攻击和随机传感器饱和与缺失以及动态事件触发机制和比特率受限下对系统性能的影响，并设计相应的状态估计器，通过 Lyapunov 稳定性理论，得出了满足预期性能时状态估计器存在的充分条件。

一、本文的主要创新点概况以下几个部分：

(1)目前关于切换神经网络的状态估计问题的相关成果已有很多，切换机制的处理方法相对比较固定，但大多数关于切换驻留时间的方式研究比较多样。一般涉及时间驻留的类型有以下两种方式：平均驻留时间(ADT)、持续驻留时间(PDT)。二者对切换后神经网络系统稳定性研究方案有所不同，本课题均采用平均驻留时间的方案。在实际应用中，对基于切换神经网络的状态估计课题进行探究，其必要性不言而喻。同时考虑了传感器饱和与缺失和混合网络攻击影响，设计一个估计器使系统满足指数均方稳定。

(2)一方面：考虑动态事件触发机制相比静态事件触发在阈值参数上是自适应、动态调整。因此能够很好的节约资源。另一方面：为了提高传输信息的抗干扰能力采用了编解码协议，且在编解码的过程中为每个神经元节点分配了相应的比特率。为了更加贴合实际工程的应用，本文研究了基于离散延迟切换神经网络在受限比特率和动态事件触发机制下的状态估计问题。给出了满足指数均方有界的条件，并得出了估计误差满足均方指数最终有界时估计器存在的充分条件。

二、本文的内容安排如下：

第 1 章 绪论。介绍选题研究的背景和意义，结合相关的参考文献介绍了神经网络、切换系统的问题研究以及发展状况。介绍了时变时滞和传感器饱和这两种常见的网络诱导现象的相关研究现状，同时还分析了切换机制，以及切换之后

稳定性的相关研究，并引出了如何构造与切换相关的 Lyapunov 函数，之后研究了稳定性的相关性能。最后分析了本文所涉及到的相关创新点。

第 2 章 基于传感器缺陷和混合网络攻击的离散时滞切换随机神经网络的  $H_\infty$  状态估计。研究了一类具有时变时滞的非线性切换神经网络系统，考虑到传感器饱和与缺陷，对于传感器饱和我们可以利用相应的饱和函数解决此饱和，对于缺陷这种情况，我们可以采用服从伯努利分布的随机变量来描述。同时考虑到系统受外界的混合网络攻击的影响，对于混合网络攻击，我们同样采用服从伯努利分布的随机变量来描述，通过相应的仿真分析，我们可以得出在某一时刻有没有发生传感器的缺失，以及有没有受到欺骗攻击或者拒绝服务攻击。结合以上两种情形对系统的影响，合理的对切换神经网络系统进行建模，并设计一个使得估计误差满足相应的性能的状态估计器，然后通过求解一组线性矩阵不等式解得相应的估计器增益，最后通过仿真实例验证所提出估计设计方案的有效性。

第 3 章 具有约束比特率的离散时滞切换神经网络的动态事件触发状态估计。随着网络通讯的进步，信息数据在传输的过程中资源难免会有一定的损耗，如何将资源损耗最小化，是研究者所密切关注的。为了减少资源损耗，本研究采用了动态事件触发机制，该方案可以动态、自适应地调整相关的阈值，相比于传统的静态事件触发，该方案可以降低数据的传输频率并节省资源消耗。其次，通过编解码通信的协议方式可以提升信息传输的抗干扰能力，同样的信息在传输的过程中会受到比特率的限制。本章在切换神经网络建模的过程中，考虑了具有比特率约束和动态事件触发机制的影响。设计一个估计器，结合 Lyapunov 稳定性理论，得到了满足状态估计器存在的充分条件，然后利用线性矩阵不等式计算出相应的估计器增益矩阵。最后给出一个数值仿真示例，验证所得估计器的有效性。

第 4 章 总结和展望。总结了全文内容，并展望了未来研究的主要方向。

## 第2章 基于传感器缺陷和混合网络攻击的离散时滞切换随机神经网络的 $H_\infty$ 状态估计

### 2.1 引言

本文研究了一类具有传感器缺陷和混合网络攻击的离散时滞切换随机神经网络的状态估计问题。本文的主要目的是设计一种状态估计器，使状态估计的动态误差在给定的  $H_\infty$  性能指标下是稳定的。为了消除传感器缺失引起的系统不稳定现象，引入未知失效系数（随机变量）描述有缺陷的传感器，由于系统会受到外部的网络攻击，降低系统的稳定性能。为了进一步改善系统的性能，引用随机变量来描述这些网络攻击的发生。本文采取了平均驻留时间的切换策略，通过构造相关的 Lyapunov-Krasovskii 泛函，提出了一些准则，以保证估计误差系统满足指数均方稳定。最后，通过仿真实例验证了所提出的估计器设计方案的有效性。

### 2.2 问题介绍

在过去的几十年里，人工神经网络作为一种模拟人脑思维模式孕育而出的革新性智能信息处理技术，已深深渗透到模式识别、信号处理、知识工程、专家系统、组合优化及机器人控制等诸多领域。该网络体系由无数基本神经元单元集结而成，形成一个复杂的非线性动力系统。其核心在于通过对人脑内视觉记忆与联想记忆机制的精确模拟与抽象化提炼，从而实现对各类复杂数据智能信息处理。从而达到类似于人类大脑的学习、识别、记忆等信息加工功能。该方法具有自学习能力强、组织能力强、容错能力强、非线性程度高、鲁棒性强、联想记忆能力强、推理意识强等优点。

切换系统可以更好地对具有切换特性的许多系统和过程进行建模。众所周知，稳定性是神经网络的前提和关键特性之一。与一般的离散时间神经网络相比，其稳定性分析相对复杂。当控制律以数字方式实现时，离散时间切换神经网络吸引了越来越多的研究兴趣。然而，神经网络可能具有有限数量的模式，并且可能在

不同的时刻从一种模式切换到另一种模式。通常，该系统包括一系列的连续或离散的子系统，以及用于在各子系统间进行切换的切换规则。切换规则是切换控制的一个关键问题，该规则指定在每个序列的时刻激励哪个子系统。需要注意的是，本文中的切换性能被假设为在平均驻留时间内保持一定的模式，而不是使用马尔可夫的切换形式。此外，还证明了根据预定规则切换多个控制律的方案比传统策略具有一定的优势。特别是，有些论文的研究成果显示切换机制可以提高系统的性能。

在工程实践中，传感器具有饱和特性。当系统的控制输出超过传感器输出的上限和下限时，将发生传感器输出饱和，系统的控制性能将会下降，严重时甚至会导致系统不稳定。本文研究的传感器缺陷包括两个部分：一部分是传感器饱和，如果处理不当，可能导致系统性能严重恶化，甚至不稳定。另一部分是传感器缺失，引用缺失系数来衡量传感器在工作中的状态。值得注意的是，具有缺陷传感器的神经网络的状态估计还没有得到足够的研究关注，更不用说具有切换特性的神经网络了。

对于神经网络，它们会受到来自外部的攻击，因此安全性也是需要考虑的因素。一般的网络攻击可分为三类：欺骗攻击、拒绝服务攻击及重放攻击。一般来说，欺骗攻击是人们应该注意的最重要的攻击之一，它通过注入错误信息严重破坏数据的完整性。例如，在一些研究成果中，论述了欺骗攻击下离散时间马尔可夫跳跃奇摄动系统的非平稳量化控制问题；研究了耦合神经网络在随机欺骗攻击下的同步问题。拒绝服务攻击是网络攻击中最有害的攻击模式之一，它阻止了数据在网络通道中的正常传输。然而，值得注意的是，现实生活中攻击者可能会同时发出这两种网络攻击以增强破坏性。例如，在现有的文献中，讨论了具有动态事件触发机制和拒绝服务攻击的非线性网络系统的  $H_\infty$  弹性滤波器问题；所考虑的离散时间网络系统将遭受拒绝服务攻击等。然而，很少有人研究混合网络攻击，更不用说交换系统神经网络下的混合攻击了，这是我们的研究动机之一。在复杂网络中，综合考虑网络攻击对我们来说更有现实意义。

基于以上讨论，本文研究了在传感器缺陷和混合网络攻击下切换系统的神经网络的  $H_\infty$  状态估计问题。本文的主要贡献如下：(1)研究了一类具有切换系统的神经网络的  $H_\infty$  状态估计问题；(2)在神经网络的背景下，我们考虑了传感器的饱



和与缺陷,使该研究在工程实践中更有意义;(3)基于外部网络攻击,我们综合考虑了混合网络攻击对系统的影响,使建模过程更加符合实际意义。

### 2.3 问题描述

考虑以下一类离散延迟随机切换神经网络系统:

$$\begin{cases} x(k+1) = A_{\sigma(k)}x(k) + B_{\sigma(k)}f_{\sigma(k)}(x(k)) \\ \quad + D_{\sigma(k)}g_{\sigma(k)}(x(k-\theta(k))) + G_{\sigma(k)}v(k) \\ y(k) = \delta^f(C(k)x(k)) \\ z(k) = L_{\sigma(k)}x(k) \end{cases} \quad (2-1)$$

其中  $x(k) = [x_1(k) \ x_2(k) \ \cdots \ x_n(k)]^T \in \mathbb{R}^n$  是神经网络的状态向量;  
 $y(k) = [y_1(k) \ y_2(k) \ \cdots \ y_m(k)]^T \in \mathbb{R}^m$  表示理想的可测量输出以及  
 $z(k) = [z_1(k) \ z_2(k) \ \cdots \ z_q(k)]^T \in \mathbb{R}^q$  表示待估计的信号;  $\sigma: N \rightarrow \Omega = \{1, 2, \dots, \hat{r}\}$ ,  
 其中  $\sigma$  是切换信号,  $\hat{r}$  是子系统的数目,它是时间的分段常数函数。 $\theta(k)$  表示时  
 变时滞,且满足  $\theta_0 \leq \theta(k) \leq \theta_1$ ,  $\theta_1$  和  $\theta_0$  是已知的非负整数;  $v(k) \in l_2[0, +\infty)$  表示外  
 部扰动输入矢量。对于  $\sigma \in \Omega$ ,  $A_{\sigma} = \text{diag}\{a_{1\sigma}, a_{2\sigma}, \dots, a_{n\sigma}\}$ ,  $|a_{i\sigma}| \leq 1 (i=1, 2, \dots, n)$ ,  
 $B_{\sigma} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $D_{\sigma} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $G_{\sigma} \in \mathbb{R}^{n \times l}$ ,  $L_{\sigma} \in \mathbb{R}^{q \times n}$  是已知具有适当维数的矩阵;  
 $f_{\sigma}(x(k)) = [f_{1\sigma}(x_1(k)), f_{2\sigma}(x_2(k)), \dots, f_{n\sigma}(x_n(k))]^T$   $g_{\sigma}(x(k-\theta(k))) = [g_{1\sigma}(x(k-\theta(k)))$   
 $, g_{2\sigma}(x(k-\theta(k))), \dots, g_{n\sigma}(x(k-\theta(k)))]^T$  非线性函数代表神经元激励函数。 $\delta^f$  是饱  
 和函数。

**假设 2.1:** 神经元激励函数  $f_{\sigma}$  和  $g_{\sigma}$  满足  $f_{\sigma}(0)=0$ ,  $g_{\sigma}(0)=0$ .

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

其中  $s_1, s_2, k_{i\sigma}^-, k_{i\sigma}^+, \pi_{i\sigma}^-$  和  $\pi_{i\sigma}^+ (i=1, 2, \dots, n)$  是常数且  $s_1 \neq s_2$ 。定义以下切换规则与序列  $\mathfrak{S} = \{x_{k_0}; (i_0, k_0), (i_1, k_1), \dots, (i_m, k_m), \dots, | i_m \in \mathbb{N}, m \in \mathbb{R}^+\}$ 。当  $k \in [k_m, k_{m+1})$  第  $k$  个子系统被激励。当发生切换时，系统(2-1)的状态不会改变。

**定义 2.1:** 对于任意  $k \geq k_0$  和给定的切换信号  $\sigma(\varsigma)$ ，其中  $k_0 \leq \varsigma < k$ 。  $N_\sigma(k_0, k)$  表示区间  $[k_0, k]$  中切换信号  $\sigma(\varsigma)$  的切换次数。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  $N_0$  分别称为平均驻留时间和颤振界。在本文中，我们选择  $N_0 = 0$ 。

考虑以下传感器饱和与缺失：

$$\begin{cases} \delta^f(Cx(k)) = (1 - \rho)\delta(Cx(k)) & 0 \leq \rho < 1 \\ \delta(C(k)x(k)) = \text{sign}(C(k)x(k)) \min\{|C(k)x(k)|, 1\} \end{cases} \quad (2-3)$$

其中  $\delta^f(C(k)x(k))$  表示当达到饱和时且缺失的传感器。 $\rho$  是一个随机变量，用于表示失效系数， $p(\rho = 0) = 1 - \bar{\rho}$ ， $p(\rho = 1) = \bar{\rho}$ ， $\bar{\rho} \in [0, 1]$ 。Sign() 是 signum 函数的缩写：

$$[\delta C((k)x(k)) - rC(k)x(k)]^T [\delta C(k)x(k) - C(k)x(k)] \leq 0. \quad (2-4)$$

对于标量  $r \in (0, 1)$ 。

**注解 2.1:** 饱和是导致系统不稳定的因素之一。在实际系统中，传感器饱和是一种极其常见且不可避免的现象，这一点吸引了研究人员的关注。当遇到较大的扰动时，传感器饱和状况将引发系统性能下降，甚至使原处于稳定状态的闭合回路系统陷入动荡。

由于神经网络节点的脆弱性，实际测量输出会受到混合网络攻击的影响，其混合攻击模型如下：

$$\bar{y}(k) = \gamma_k [\alpha_k y(k) + (1 - \alpha_k) \xi_k]. \quad (2-5)$$

其中  $\bar{y} \in \mathbb{R}^m$  是接收到的测量输出， $\gamma_k$  和  $\alpha_k$  是随机变量，服从伯努利分布，分别表示拒绝服务攻击和欺骗攻击。此外，随机变量  $\xi_k \in \mathbb{R}^m$  表示攻击者向控制系统

发送了错误的测量信号。为了提高实际工程的安全性，可以将发生攻击的保守概率确定为如下：

$$\begin{aligned} p(\alpha_k = 0) &= 1 - \bar{\alpha}, p(\alpha_k = 1) = \bar{\alpha}, \\ p(\gamma_k = 0) &= 1 - \bar{\gamma}, p(\gamma_k = 1) = \bar{\gamma}. \end{aligned} \quad (2-6)$$

其中  $\bar{\alpha} = [0, 1]$ ,  $\bar{\gamma} = [0, 1]$  是给定的标量。

**注解 2.2:** 本文使用有界但未知的变量来模拟随机欺骗攻击。对手将以非零强度发动不间断的攻击。在工程实践中，用参数  $\alpha_k$  来描述欺骗攻击信号由于物理约束而随机衰减的现象。这一模型能较好地模拟欺骗攻击的动力学演变。

考虑到攻击的能量消耗，攻击信号的强度是有限的。因此，对外部攻击信号施加一个范数有界条件，以保证误差的有界性。其中非零  $\xi_k$  是任意有界的能量信号。

**注解 2.3:** 值得注意的是(2-5)，混合网络攻击模型的采用非常全面。在统一框架下，混合网络攻击模型包括欺骗攻击和拒绝服务攻击，假设其中欺骗信号符合混合高斯分布。当  $\gamma_k = 1$  时，表示系统此时受到拒绝服务攻击，相应的测量值为  $y_k = 0$ ， $\gamma_k = 1$  和  $\alpha_k = 0$  表示系统中发生欺骗攻击，这种情况下的实际测量值为  $y_k = \xi_k$ 。

在本文中，我们使用以下状态估计器来估计随机切换神经网络(2-1)的神经元状态：

$$\begin{cases} \hat{x}(k+1) = A_{\sigma(k)} \hat{x}(k) + B_{\sigma(k)} f_{\sigma(k)}(\hat{x}(k)) + D_{\sigma(k)} g_{\sigma(k)}(\hat{x}(k - \theta(k))) \\ \quad + K_{\sigma(k)} [\bar{y}(k) - C \hat{x}(k)] \\ \hat{z}(k) = L_{\sigma(k)} \hat{x}(k) \end{cases} \quad (2-7)$$

其中  $\hat{x}(k) \in \mathbb{R}^n$ ,  $\hat{z}(k) \in \mathbb{R}^q$  表示  $x(k)$  和  $z(k)$  的估计，并且  $K_{\sigma(k)} \in \mathbb{R}^{n \times m}$  是需要设计的估计器增益。设误差  $\varepsilon(k) = x(k) - \hat{x}(k)$ ,  $\tilde{z}(k) = z(k) - \hat{z}(k)$  估计误差动力学系统为：

$$\begin{cases} \varepsilon(k+1) = A_{\sigma(k)} \varepsilon(k) + B_{\sigma(k)} \tilde{f}_{\sigma(k)}(\varepsilon(k)) + D_{\sigma(k)} \tilde{g}_{\sigma(k)}(\varepsilon(k - \theta(k))) \\ \quad - K_{\sigma(k)} \gamma_k (1 - \alpha_k) \xi_k - K_{\sigma(k)} \gamma_k \alpha_k (1 - \rho) \delta(C(k)x(k)) \\ \quad + G_{\sigma(k)} v(k) + K_{\sigma(k)} Cx(k) - K_{\sigma(k)} C \varepsilon(k) \\ \tilde{z}(k) = L_{\sigma(k)} \varepsilon(k) \end{cases} \quad (2-8)$$

其中  $\tilde{f}_{\sigma(k)}(\varepsilon(k)) = f_{\sigma(k)}(x(k)) - f_{\sigma(k)}(\hat{x}(k))$ ,  $\tilde{g}_{\sigma(k)}(\varepsilon(k - \theta(k))) = g_{\sigma(k)}(x(k - \theta(k))) - g_{\sigma(k)}(\hat{x}(k - \theta(k)))$ 。

设置  $\eta(k) = [x^T(k), \varepsilon^T(k)]^T$  那么我们就有了下面的增广系统:

$$\begin{cases} \eta(k+1) = \tilde{A}_{\sigma(k)}\eta(k) + \tilde{B}_{\sigma(k)}\zeta_{1\sigma(k)}(k) + \tilde{D}_{\sigma(k)}\zeta_{2\sigma(k)}(k - \theta(k)) \\ \quad + \tilde{G}_{\sigma(k)}v(k) + (p_1 - p_2)\tilde{K}_{\sigma(k)}\delta(C\Psi_1\eta(k)) \\ \quad + ((\gamma_k - \bar{\gamma}) + \bar{\gamma} - p_1)\tilde{K}_{\sigma(k)}\xi_k \\ \tilde{z}(k) = \tilde{L}_{\sigma(k)}\eta(k) \end{cases} \quad (2-9)$$

$$\tilde{A}_{\sigma(k)} = \begin{bmatrix} A_{\sigma(k)} & 0 \\ K_{\sigma(k)}C & A_{\sigma(k)} - K_{\sigma(k)}C \end{bmatrix}, \tilde{B}_{\sigma(k)} = \begin{bmatrix} B_{\sigma(k)} & 0 \\ 0 & B_{\sigma(k)} \end{bmatrix}, \tilde{D}_{\sigma(k)} = \begin{bmatrix} D_{\sigma(k)} & 0 \\ 0 & D_{\sigma(k)} \end{bmatrix},$$

$$\tilde{G}_{\sigma(k)} = \begin{bmatrix} G_{\sigma(k)} \\ G_{\sigma(k)} \end{bmatrix}, \tilde{L}_{\sigma(k)} = \begin{bmatrix} 0 & L_{\sigma(k)} \end{bmatrix}, \zeta_{2\sigma(k)}(k - \theta(k)) = \begin{bmatrix} g_{\sigma(k)}(x(k - \theta(k))) \\ \tilde{g}_{\sigma(k)}(\varepsilon(k - \theta(k))) \end{bmatrix}$$

$$\zeta_{1\sigma(k)}(k) = \begin{bmatrix} f_{\sigma(k)}(x(k)) \\ \tilde{f}_{\sigma(k)}(\varepsilon(k)) \end{bmatrix}, \tilde{K}_{\sigma(k)} = \begin{bmatrix} 0 \\ -K_{\sigma(k)} \end{bmatrix}, \Psi_1 = \begin{bmatrix} I_n & 0 \end{bmatrix}.$$

定义:  $p_1 = (\gamma_k - \bar{\gamma})(\alpha_k - \bar{\alpha}) + \bar{\gamma}(\alpha_k - \bar{\alpha}) + \bar{\alpha}(\gamma_k - \bar{\gamma}) + \bar{\gamma} * \bar{\alpha}$ .

类似的我们可以得到:

$$\begin{aligned} p_2 &= (\gamma_k - \bar{\gamma})(\alpha_k - \bar{\alpha})(\rho - \bar{\rho}) + \bar{\rho}(\gamma_k - \bar{\gamma} + \bar{\gamma})(\alpha_k - \bar{\alpha} + \bar{\alpha}) \\ &\quad + \bar{\alpha}(\gamma_k - \bar{\gamma} + \bar{\gamma})(\rho - \bar{\rho} + \bar{\rho}) - \bar{\alpha} * \bar{\rho}(\gamma_k - \bar{\gamma} + \bar{\gamma}) \\ &\quad + \bar{\gamma}(\rho - \bar{\rho} + \bar{\rho})(\alpha_k - \bar{\alpha} + \bar{\alpha}) - \bar{\gamma} * \bar{\rho}(\alpha_k - \bar{\alpha} + \bar{\alpha}) \\ &\quad - \bar{\gamma} * \bar{\alpha}(\rho - \bar{\rho} + \bar{\rho}) + \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho}. \end{aligned} \quad (2-10)$$

**注解 2.4:** 随机变量  $\alpha_k, \gamma_k, \rho$  均服从伯努利分布白序列, 根据公式(2-6), 取数学期望, 我们可以得到以下结果, 这为以后计算 Lyapunov-Krasovskii 泛函提供了方便。随机变量取值为 0 或 1, 服从如下的概率分布:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\{p_1\} &= \bar{\gamma} * \bar{\alpha}, \mathbb{E}\{p_2\} = \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho}, \\ \mathbb{E}\{p_1 - p_2\} &= \bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho}. \end{aligned} \quad (2-11)$$

**定义 2.2:** 在切换信号  $\sigma(k)$  下, 切换神经网络系统(2-10)被认为在  $v(k) = 0$  时满足指数均方稳定的, 如果存在标量  $\mathcal{K} > 0$  和  $0 < \mathcal{X} < 1$  使得解  $\eta(k)$  满足:

$$\mathbb{E}\{\|\eta(k)\|\} < \mathcal{K}\mathcal{X}^{(k-k_0)}\|\eta(k_0)\|. \quad (2-12)$$

对于任何  $k \geq k_0$ ,  $\mathcal{X}$  称为衰变率  $\|\eta(k_0)\| = \sup_{k \geq k_0} \|\eta(k)\|$ 。

我们将寻求适当的增益矩阵  $K_{\sigma(k)} (\sigma \in \Omega)$  以及切换信号  $\sigma(k)$ , 使得同时满足以下两个要求:

(1)  $v(k)=0$  时的增广系统(2-9)是指数均方稳定的。

(2) 在零初始条件下, 对于所有非零向量  $v(k)$  和给定的扰动抑制水平  $\nu > 0$ ,

如果存在  $0 < \alpha < 1$ , 则输出估计误差  $\tilde{z}(k)$  满足:

$$\sum_{s=k_0}^{+\infty} (1-\alpha)^s \mathbb{E}\{\|\tilde{z}(k)\|^2\} \leq \nu^2 \sum_{s=k_0}^{+\infty} \mathbb{E}\|v(k)\|^2. \quad (2-13)$$

考虑(2-4), 饱和函数  $\delta$  满足:

$$[\delta(C\Psi_1\eta(k)) - RC\Psi_1\eta(k)]^T [\delta(C\Psi_1\eta(k)) - C\Psi_1\eta(k)] \leq 0. \quad (2-14)$$

其中  $R = \text{diag}\{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ , 对于标量  $r_i \in (0, 1)$ 。

**引理 2.1 (Schur Complement):** 给定常数矩阵  $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$  其中  $\Omega_1 = \Omega_1^T$  和  $\Omega_2 > 0$ , 则

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

当且仅当

$$\begin{bmatrix} \Omega_1 & \Omega_3^T \\ \Omega_3 & -\Omega_2 \end{bmatrix} < 0, \begin{bmatrix} -\Omega_2 & \Omega_3 \\ \Omega_3^T & \Omega_1 \end{bmatrix} < 0. \quad (2-15)$$

从假设 2.1 中, 可以得到:

$$\begin{bmatrix} x^T(k) & f_\sigma^T(x(k)) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{1\sigma} & -U_{2\sigma} \\ -U_{2\sigma} & I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ f_\sigma(x(k)) \end{bmatrix} \leq 0, \quad (2-16)$$

$$\begin{bmatrix} \varepsilon^T(k) & \tilde{f}_\sigma^T(\varepsilon(k)) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{1\sigma} & -U_{2\sigma} \\ -U_{2\sigma} & I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon(k) \\ \tilde{f}_\sigma(\varepsilon(k)) \end{bmatrix} \leq 0, \quad (2-17)$$

$$\begin{bmatrix} x^T(k - \theta(k)) & g_\sigma^T(x(k - \theta(k))) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} U_{3\sigma} & -U_{4\sigma} \\ -U_{4\sigma} & I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k - \theta(k)) \\ g_\sigma(x(k - \theta(k))) \end{bmatrix} \leq 0, \quad (2-18)$$

$$\begin{aligned} & \left[ \varepsilon^T(k - \theta(k)) \quad \tilde{g}_\sigma^T(x(k - \theta(k))) \right] \times \\ & \begin{bmatrix} U_{3\sigma} & -U_{4\sigma} \\ -U_{4\sigma} & I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon(k - \theta(k)) \\ \tilde{g}_\sigma(\varepsilon(k - \theta(k))) \end{bmatrix} \leq 0. \end{aligned} \quad (2-19)$$

其中  $U_{1\sigma}, U_{2\sigma}, U_{3\sigma}, U_{4\sigma} (\sigma \in \Omega)$  是给定的

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

## 2.4 状态估计器分析设计研究

在本节中，针对具有混合网络攻击、随机传感器饱和的估计误差系统(2-9)处理分析问题。给出了输出估计误差满足  $H_\infty$  性能指标时的充分条件。

**定理 2.1:** 给定估计器增益  $K_{\sigma(k)}$  和干扰衰减水平  $\nu > 0$ ，保证了系统(2-9)在  $v(k)=0$  的情况下的指数均方稳定性，对于任何切换信号  $\sigma(k)$ ，如果存在  $\mu > 1, 0 < \alpha < 1, \lambda_{i\sigma} > 0, (i=1, 2, 3, 4)$ ，满足以下条件：

$$T_a \geq T_a^* = \left\lceil \frac{-\ln \mu}{\ln(1-\alpha)} \right\rceil, \quad (2-20)$$

如果存在正定矩阵  $P_\sigma, Q_\sigma (\sigma \in \Omega)$ .

$$P_j \leq \mu P_i, Q_j \leq \mu Q_i \quad \forall i, j \in \Omega, \quad (2-21)$$

使得以下矩阵成立：

$$\begin{bmatrix} \Phi & S_\sigma^T \\ S_\sigma & -P_\sigma^{-1} \end{bmatrix} \leq 0, \quad (2-22)$$

其中

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & 0 & \Phi_{13} & 0 & \Phi_{15} & 0 \\ * & \Phi_{22} & 0 & \Phi_{24} & 0 & 0 \\ * & * & \Phi_{33} & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & \Phi_{44} & 0 & 0 \\ * & * & * & * & \Phi_{55} & 0 \\ * & * & * & * & * & \Phi_{66} \end{bmatrix},$$

$$S_{\sigma} = [\tilde{A}_{\sigma(k)} \ 0 \ \tilde{B}_{\sigma(k)} \ \tilde{D}_{\sigma(k)} \ (\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho}) \tilde{K}_{\sigma(k)} \ (\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha}) \tilde{K}_{\sigma(k)}]$$

$$\Phi_{11} = (\theta_1 - \theta_0 + 1)Q_{\sigma} - (1 - \alpha)P_{\sigma} - \lambda_{1\sigma}(I_2 \otimes U_{1\sigma}) - \lambda_{3\sigma}\Psi_1^T C^T R C \Psi_1 + \lambda_{4\sigma}M^T M,$$

$$\Phi_{22} = -(1 - \alpha)^{\theta_1} Q_{\sigma} - \lambda_{2\sigma}(I_2 \otimes U_{3\sigma}), \Phi_{33} = -\lambda_{1\sigma}I_{2n},$$

$$\Phi_{44} = -\lambda_{2\sigma}I_{2n}, \Phi_{55} = -\lambda_{3\sigma}I_m, \Phi_{66} = -\lambda_{4\sigma}I_m,$$

$$\Phi_{13} = \lambda_{1\sigma}(I_2 \otimes U_{2\sigma}), \Phi_{15} = \frac{\lambda_{3\sigma}}{2}\Psi_1^T C^T (R + I_m), \Phi_{24} = \lambda_{2\sigma}(I_2 \otimes U_{4\sigma}).$$

证明：考虑以下 Lyapunov-Krasovskii 泛函：

$$V_{\sigma}(k) = V_{1\sigma}(k) + V_{2\sigma}(k) + V_{3\sigma}(k), \quad (2-23)$$

其中

$$V_{1\sigma}(k) = \eta^T(k)P_{\sigma}\eta(k), \quad (2-24)$$

$$V_{2\sigma}(k) = \sum_{i=k-\theta(k)}^{k-1} (1-\alpha)^{k-i-1} \eta^T(i)Q_{\sigma}\eta(i), \quad (2-25)$$

$$V_{3\sigma}(k) = \sum_{j=k-\theta_1+1}^{k-\theta_0} \sum_{i=j}^{k-1} (1-\alpha)^{k-i-1} \eta^T(i)Q_{\sigma}\eta(i). \quad (2-26)$$

对于  $\sigma \in \Omega, \sigma = 1, 2, 3$  计算沿  $v(k) = 0$  的增广系统 (2-9) 的差值

$\Delta V_{i\sigma}(k) = V_{i\sigma}(k+1) - V_{i\sigma}(k)$  根据数学预期，我们得出：

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}\{\Delta V_{1\sigma}(k) + \alpha V_{1\sigma}(k)\} \\ &= \mathbb{E}\{\eta^T(k+1)P_{\sigma}\eta(k+1) - (1-\alpha)\eta^T(k)P_{\sigma}\eta(k)\} \\ &= \mathbb{E}\{\tilde{A}_{\sigma(k)}\eta(k) + \tilde{B}_{\sigma(k)}\zeta_{1\sigma}(k) + \tilde{D}_{\sigma(k)}\zeta_{2\sigma(k)}(k-\theta(k)) \\ & \quad + (p_1 - p_2)\tilde{K}_{\sigma(k)}\delta(C\Psi_1\eta(k)) \\ & \quad + ((\gamma_k - \bar{\gamma}) + \bar{\gamma} - p_1)\tilde{K}_{\sigma(k)}\xi_k\}^T P_{\sigma}\{\tilde{A}_{\sigma(k)}\eta(k) + \tilde{B}_{\sigma(k)}\zeta_{1\sigma}(k) \\ & \quad + \tilde{D}_{\sigma(k)}\zeta_{2\sigma(k)}(k-\theta(k)) + (p_1 - p_2)\tilde{K}_{\sigma(k)}\delta(C\Psi_1\eta(k)) \\ & \quad + ((\gamma_k - \bar{\gamma}) + \bar{\gamma} - p_1)\tilde{K}_{\sigma(k)}\xi_k\} - (1-\alpha)\eta^T(k)P_{\sigma}\eta(k) \\ &= \mathbb{E}\{\tilde{A}_{\sigma(k)}\eta(k) + \tilde{B}_{\sigma(k)}\zeta_{1\sigma}(k) + \tilde{D}_{\sigma(k)}\zeta_{2\sigma(k)}(k-\theta(k)) \\ & \quad + (\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho})\tilde{K}_{\sigma(k)}\delta(C\Psi_1\eta(k)) \\ & \quad + (\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha})\tilde{K}_{\sigma(k)}\xi_k\}^T P_{\sigma}\{\tilde{A}_{\sigma(k)}\eta(k) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & +\tilde{B}_{\sigma(k)}\zeta_{1\sigma}(k)+\tilde{D}_{\sigma(k)}\zeta_{2\sigma(k)}(k-\theta(k)) \\
 & +(\bar{\gamma}*\bar{\alpha}-\bar{\gamma}*\bar{\alpha}*\bar{\rho})\tilde{K}_{\sigma(k)}\delta(C\Psi_1\eta(k)) \\
 & +(\bar{\gamma}-\bar{\gamma}*\bar{\alpha})\tilde{K}_{\sigma(k)}\xi_k\} \\
 & -(1-\alpha)\eta^T(k)P_\sigma\eta(k),
 \end{aligned} \tag{2-27}$$

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E}\{\Delta V_{2\sigma}(k)+\alpha V_{2\sigma}(k)\} \\
 & =\mathbb{E}\left\{\sum_{i=k+1-\theta(k+1)}^k(1-\alpha)^{k-i}\eta^T(i)Q_\sigma\eta(i)\right. \\
 & \quad -\sum_{i=k-\theta(k)}^{k-1}(1-\alpha)^{k-i-1}\eta^T(i)Q_\sigma\eta(i) \\
 & \quad \left.+\alpha\sum_{i=k-\theta(k)}^{k-1}(1-\alpha)^{k-i-1}\eta^T(i)Q_\sigma\eta(i)\right\} \\
 & =\mathbb{E}\left\{\sum_{i=k+1-\theta(k+1)}^k(1-\alpha)^{k-i}\eta^T(i)Q_\sigma\eta(i)\right. \\
 & \quad \left.-\sum_{i=k-\theta(k)}^{k-1}(1-\alpha)^{k-i}\eta^T(i)Q_\sigma\eta(i)\right\} \\
 & \leq\mathbb{E}\left\{\sum_{i=k+1-\theta_1}^{k-1}(1-\alpha)^{k-i}\eta^T(i)Q_\sigma\eta(i)+\eta^T(k)P_\sigma\eta(k)\right. \\
 & \quad \left.-\sum_{i=k+1-\theta_0}^{k-1}(1-\alpha)^{k-i}\eta^T(i)Q_\sigma\eta(i)\right. \\
 & \quad \left.-(1-\alpha)^{\theta_1}\eta^T(k-\theta(k))Q_\sigma\eta(k-\theta(k))\right\} \\
 & =\mathbb{E}\left\{-(1-\alpha)^{\theta_1}\eta^T(k-\theta(k))Q_\sigma\eta(k-\theta(k))\right. \\
 & \quad \left.+\sum_{i=k-\theta_1+1}^{k-\theta_0}(1-\alpha)^{k-i}\eta^T(i)Q_\sigma\eta(i)+\eta^T(k)Q_\sigma\eta(k)\right\},
 \end{aligned} \tag{2-28}$$

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E}\{\Delta V_{3\sigma}(k)+\alpha V_{3\sigma}(k)\} \\
 & =\mathbb{E}\left\{\sum_{j=k-\theta_1+2}^{k+1-\theta_0}\sum_{i=j}^k(1-\alpha)^{k-i}\eta^T(i)Q_\sigma\eta(i)-\right. \\
 & \quad \sum_{i=k-\theta_1+1}^{k-\theta_0}\sum_{i=j}^{k-1}(1-\alpha)^{k-i-1}\eta^T(i)Q_\sigma\eta(i) \\
 & \quad \left.+\alpha\sum_{i=k-\theta_1+1}^{k-\theta_0}\sum_{i=j}^{k-1}(1-\alpha)^{k-i-1}\eta^T(i)Q_\sigma\eta(i)\right\} \\
 & =\mathbb{E}\left\{\sum_{j=k-\theta_1+1}^{k-\theta_0}\sum_{i=j+1}^{k-1}(1-\alpha)^{k-i}\eta^T(i)Q_\sigma\eta(i)\right. \\
 & \quad \left.-\sum_{j=k-\theta_1+1}^{k-\theta_0}\sum_{i=j}^{k-1}(1-\alpha)^{k-i}\eta^T(i)Q_\sigma\eta(i)\right\}
 \end{aligned} \tag{2-29}$$



$$\begin{aligned}
 & + \sum_{i=k-\theta_1+1}^{k-\theta_0} \eta^T(k) Q_\sigma \eta(k) \} \\
 & = \mathbb{E} \{ (\theta_1 - \theta_0) \eta^T(k) Q_\sigma \eta(k) - \sum_{i=k-\theta_1+1}^{k-\theta_0} (1-\alpha)^{k-i} \eta^T(i) Q_\sigma \eta(i) \}.
 \end{aligned}$$

定义:  $\xi(k) = [\eta^T(k) \ \eta^T(k-\theta(k)) \ \zeta_{1\sigma(k)}^T(k) \ \zeta_{2\sigma(k)}^T(k-\theta(k)) \ \delta^T(C\Psi_1\eta(k)) \ \xi_k^T]^T$ ,

考虑  $\mathbb{E}\{\gamma_k - \gamma\} = 0$ , 在现有的结果中, 根据数学可处理性, 注入的欺骗信号通常被视为与时间相关或与状态相关。因此, 非零能量信号  $\xi_k$  满足任意有界性, 满足关系式  $\|\xi_k\| \leq \|M\eta(k)\|$ ,  $M$  是具有适当维数的有界矩阵。根据(2-11), (2-27)-(2-29)可得:

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E}\{\Delta V_{i\sigma}(k) + \alpha V_{i\sigma}(k)\} \\
 & = \sum_{i=1}^3 \mathbb{E}\{V_{i\sigma}(k+1) - (1-\alpha)V_{i\sigma}(k)\} \\
 & \leq \mathbb{E}\{\eta^T(k) [\tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{A}_{\sigma(k)} + (\theta_1 - \theta_0 + 1)Q_\sigma - (1-\alpha)P_\sigma] \eta(k) \\
 & \quad - \eta^T(k - \theta(k)) (1-\alpha)^{\theta_1} Q_\sigma \eta(k - \theta(k)) \\
 & \quad + \zeta_{1\sigma(k)}^T \tilde{B}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{B}_{\sigma(k)} \zeta_{1\sigma(k)}(k) \\
 & \quad + \zeta_{2\sigma(k)}^T (k - \theta(k)) \tilde{D}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{D}_{\sigma(k)} \zeta_{2\sigma(k)}(k - \theta(k)) \\
 & \quad + (\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho})^2 \delta^T(C\Psi_1\eta(k)) \tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{K}_{\sigma(k)} \delta(C\Psi_1\eta(k)) \\
 & \quad + (\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha})^2 \xi_k^T \tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi_k \\
 & \quad + 2\eta^T(k) \tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{B}_{\sigma(k)} \zeta_{1\sigma(k)}(k) \\
 & \quad + 2\eta^T(k) \tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{D}_{\sigma(k)} \zeta_{2\sigma(k)}(k - \theta(k)) \\
 & \quad + 2(\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho}) \eta^T(k) \tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{K}_{\sigma(k)} \delta(C\Psi_1\eta(k)) \\
 & \quad + 2(\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha}) \eta^T(k) \tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi_k \\
 & \quad + 2\zeta_{1\sigma(k)}^T(k) \tilde{B}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{D}_{\sigma(k)} \zeta_{2\sigma(k)}(k - \theta(k)) \\
 & \quad + 2(\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho}) \zeta_{1\sigma(k)}^T(k) \tilde{B}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{K}_{\sigma(k)} \delta(C\Psi_1\eta(k)) \\
 & \quad + 2(\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha}) \zeta_{1\sigma(k)}^T(k) \tilde{B}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi_k \\
 & \quad + 2(\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho}) \zeta_{2\sigma(k)}^T(k - \theta(k)) \tilde{D}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{K}_{\sigma(k)} \delta(C\Psi_1\eta(k)) \\
 & \quad + 2(\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha}) \zeta_{2\sigma(k)}^T(k - \theta(k)) \tilde{D}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi_k \\
 & \quad + 2(\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho}) (\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha}) \delta^T(C\Psi_1\eta(k)) \tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi_k \\
 & \quad - \lambda_{1\sigma} [\zeta_{1\sigma}^T(k) \zeta_{1\sigma}(k) - 2\eta^T(k) (I_2 \otimes U_{2\sigma}) \zeta_{1\sigma}(k) + \eta^T(k) (I_2 \otimes U_{2\sigma}) \eta(k)] \\
 & \quad - \lambda_{2\sigma} [\zeta_{2\sigma}^T(k - \theta(k)) \zeta_{2\sigma}(k - \theta(k)) - 2\eta^T(k - \theta(k)) (I_2 \otimes U_{4p}) \zeta_{2\sigma}(k - \theta(k))
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & +\eta^T(k-\theta(k))(I_2 \otimes U_{3\sigma})\eta(k-\theta(k))] \\
 & -\lambda_{3\sigma}[\delta(C\Psi_1\eta(k)) - RC\Psi_1\eta(k)]^T[\delta(C\Psi_1\eta(k)) - C\Psi_1\eta(k)] \\
 & +\lambda_{4\sigma}[\eta^T(k)M^TM\eta(k) - \xi_k^T\xi_k] \\
 & = \mathbb{E}\{\xi^T(k)S_\sigma^TP_\sigma S_\sigma\xi(k) + \xi^T(k)\Phi\xi(k)\}.
 \end{aligned} \tag{2-30}$$

鉴于 LMI 和 Schur 补引理。根据定理 2.1，我们可以得到  $\xi^T(k)S_\sigma^TP_\sigma S_\sigma\xi(k) + \xi^T(k)\Phi\xi(k) \leq 0$ 。因此对于任意  $k > 0$ ，我们很容易得到  $\Delta V_{i\sigma}(k) + \alpha V_{i\sigma}(k) \leq 0$  进一步  $V_{\sigma(k)}(k+1) - V_{\sigma(k)}(k) \leq -\alpha V_{\sigma(k)}(k)$  意味着  $V_{\sigma(k)}(k) \leq (1-\alpha)^{k-k_i} V_{\sigma(k_i)}(k_i)$ ，进一步我们可以得到：

$$\begin{aligned}
 V_{\sigma(k)}(k) & \leq (1-\alpha)^{k-k_i} V_{\sigma(k_i)}(k_i) \\
 & \leq (1-\alpha)^{k-k_i} \mu V_{\sigma(k_{i-1})}(k_i) \\
 & \leq \mu(1-\alpha)^{k-k_i} (1-\alpha)^{k_i-k_{i-1}} V_{\sigma(k_{i-1})}(k_{i-1}) \\
 & = \mu(1-\alpha)^{k-k_{i-1}} V_{\sigma(k_{i-1})}(k_{i-1}) \\
 & \leq \dots \leq \mu^{N_\sigma(k_0,k)} (1-\alpha)^{k-k_0} V_{\sigma(k_0)}(k_0).
 \end{aligned} \tag{2-31}$$

因此根据定义 2.1，我们知道  $N_\sigma(k_0, k) \leq (k-k_0)/T_a$ 。那么(2-31)可以改写成

$$V_{\sigma(k)}(k) \leq [(1-\alpha)\mu^{\frac{1}{T_a}}]^{k-k_0} V_{\sigma(k_0)}(k_0). \tag{2-32}$$

另一方面，存在两个标量  $\beta_1$  和  $\beta_2$ ，使得  $V_{\sigma(k_0)}(k_0) \leq \beta_2 \|\eta(k_0)\|^2$ ， $V_{\sigma(k)}(k) \geq \beta_1 \|\eta(k)\|^2$ ， $\beta_1 = \min_{\forall \sigma \in \Omega} \lambda_{\min}(P_\sigma)$ ， $\beta_2 = \max_{\forall \sigma \in \Omega} \lambda_{\max}(P_\sigma) + \max_{\forall \sigma \in \Omega} (\theta_1 - \theta_0 + 1) \lambda_{\max}(Q_\sigma)$ 。利用(2-32)中的上述不等式，并取数学期望，我们得到：

$$\begin{aligned}
 \beta_1 \mathbb{E}\{\|\eta(k)\|^2\} & \leq [(1-\alpha)\mu^{\frac{1}{T_a}}]^{k-k_0} \beta_2 \|\eta(k_0)\|^2 \\
 \mathbb{E}\{\|\eta(k)\|^2\} & \leq \frac{\beta_2}{\beta_1} \mathcal{X}^{2(k-k_0)} \|\eta(k_0)\|^2.
 \end{aligned} \tag{2-33}$$

其中  $\mathcal{X}^2 = (1-\alpha)\mu^{\frac{1}{T_a}}$ ，然后，通过使用  $T_a$  可以容易地获得  $\mathcal{X} < 1$ 。因此，根据定义 2.2 和(2-22)，当  $v(k)=0$  时，增广系统(2-9)是指数均方稳定的。

**定理 2.2:** 设估计器的增益  $K_{\sigma(k)}$  和衰减水平  $\nu > 0$ 。然后，系统(2-9)是指数均方稳定，并且满足  $H_\infty$  约束(2-13)，如果存在正定矩阵  $P_\sigma$ ， $Q_\sigma$ ，使得：

$$\begin{bmatrix} \Phi_1 & \tilde{S}_\sigma^T \\ \tilde{S}_\sigma & -P_\sigma^{-1} \end{bmatrix} \leq 0. \quad (2-34)$$

其中  $\tilde{S}_\sigma = [\tilde{A}_{\sigma(k)} \ 0 \ \tilde{B}_{\sigma(k)} \ \tilde{D}_{\sigma(k)} \ (\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho}) \tilde{K}_{\sigma(k)} \ (\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha}) \tilde{K}_{\sigma(k)} \ \tilde{G}_{\sigma(k)}]$ .

$$\Phi_1 = \begin{bmatrix} \tilde{\Phi}_{11} & 0 & \Phi_{13} & 0 & \Phi_{15} & 0 & 0 \\ * & \Phi_{22} & 0 & \Phi_{24} & 0 & 0 & 0 \\ * & * & \Phi_{33} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & \Phi_{44} & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & * & \Phi_{55} & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & \Phi_{66} & 0 \\ * & * & * & * & * & 0 & \Phi_{77} \end{bmatrix},$$

$$\tilde{\Phi}_{11} = \Phi_{11} + L_{\sigma(k)}^T L_{\sigma(k)}, \quad \Phi_{77} = -\nu^2 I_l.$$

其余参数在定理 2.1 已有说明。

**证明：**不等式(2-22) (2-34)可以得出，系统(2-9)的指数均方稳定由定理 2.1 包含。对于期望  $H_\infty$  性能的分析，从上述数学期望的性质中，我们知道  $\mathbb{E}\{\gamma_k - \gamma\} = 0$ ，我们有：

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}\{\Delta V_{1\sigma}(\eta(k)) + \alpha V_{1\sigma}(\eta(k))\} \\ &= \mathbb{E}\{\eta^T(k+1)P_\sigma\eta(k+1) - (1-\alpha)\eta^T(k)P_\sigma\eta(k)\} \\ &= \mathbb{E}\{\tilde{A}_{\sigma(k)}\eta(k) + \tilde{B}_{\sigma(k)}\zeta_{1\sigma}(k) + \tilde{D}_{\sigma(k)}\zeta_{2\sigma(k)}(k - \theta(k)) \\ & \quad + (p_1 - p_2)\tilde{K}_{\sigma(k)}\delta(C\Psi_1\eta(k)) \\ & \quad + [(\gamma_k - \bar{\gamma}) + \bar{\gamma} - p_1]\tilde{K}_{\sigma(k)}\xi_k + \tilde{G}_{\sigma(k)}v(k)\}^T P_\sigma \\ & \quad \{\tilde{A}_{\sigma(k)}\eta(k) + \tilde{B}_{\sigma(k)}\zeta_{1\sigma}(k) + \tilde{D}_{\sigma(k)}\zeta_{2\sigma(k)}(k - \theta(k)) \\ & \quad + (p_1 - p_2)\tilde{K}_{\sigma(k)}\delta(C\Psi_1\eta(k)) \\ & \quad + [(\gamma_k - \bar{\gamma}) + \bar{\gamma} - p_1]\tilde{K}_{\sigma(k)}\xi_k + \tilde{G}_{\sigma(k)}v(k)\} \\ & \quad - (1-\alpha)\eta^T(k)P_\sigma\eta(k) \\ &= \mathbb{E}\{\eta^T(k)\tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{A}_{\sigma(k)}\eta(k) \\ & \quad + \zeta_{1\sigma(k)}^T(k)\tilde{B}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{B}_{\sigma(k)}\zeta_{1\sigma(k)}(k) \\ & \quad + \zeta_{2\sigma(k)}^T(k - \theta(k))\tilde{D}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{D}_{\sigma(k)}\zeta_{2\sigma(k)}(k - \theta(k)) \\ & \quad + (\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho})^2 \delta^T(C\Psi_1\eta(k))\tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{K}_{\sigma(k)}\delta(C\Psi_1\eta(k)) \\ & \quad + (\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha})^2 \xi_k^T \tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_\sigma \tilde{K}_{\sigma(k)}\xi_k\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & +v^T(k)G_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} G_{\sigma(k)} v(k) \\
 & +2\eta^T(k)\tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{B}_{\sigma(k)} \zeta_{1\sigma}(k) \\
 & +2\eta^T(k)\tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{D}_{\sigma(k)} \zeta_{2\sigma(k)}(k-\theta(k)) \\
 & +2(\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho})\eta^T(k)\tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{K}_{\sigma(k)} \delta(C\Psi_1 \eta(k)) \\
 & +2(\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha})\eta^T(k)\tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi_k \\
 & +2\eta^T(k)\tilde{A}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{G}_{\sigma(k)} v(k) \\
 & +2(\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho})\zeta_{1\sigma(k)}^T(k)\tilde{B}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{K}_{\sigma(k)} \delta(C\Psi_1 \eta(k)) \\
 & +2(\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha})\zeta_{1\sigma(k)}^T(k)\tilde{B}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi_k \\
 & +2\zeta_{1\sigma(k)}^T(k)\tilde{B}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi_k \\
 & +2\zeta_{1\sigma(k)}^T(k)\tilde{B}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{G}_{\sigma(k)} v(k) \\
 & +2(\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho})\zeta_{2\sigma(k)}^T(k-\theta(k))\tilde{D}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{K}_{\sigma(k)} \delta(C\Psi_1 \eta(k)) \\
 & +2(\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha})\zeta_{2\sigma(k)}^T(k-\theta(k))\tilde{D}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi_k \\
 & +2\zeta_{2\sigma(k)}^T(k-\theta(k))\tilde{D}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{K}_{\sigma(k)} G_{\sigma(k)} v(k) \\
 & +2(\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho})(\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha})\delta^T(C\Psi_1 \eta(k))\tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{K}_{\sigma(k)} \xi_k \\
 & +2(\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho})\delta^T(C\Psi_1 \eta(k))\tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{G}_{\sigma(k)} v(k) \\
 & +2(\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha})\xi_k^T \tilde{K}_{\sigma(k)}^T P_{\sigma} \tilde{G}_{\sigma(k)} v(k) \\
 & -(1-\alpha)\eta^T(k)P_{\sigma}\eta(k).
 \end{aligned} \tag{2-35}$$

其中  $\mathbb{E}\{\Delta V_{2\sigma}(k) + \alpha V_{2\sigma}(\eta(k))\}$  和  $\mathbb{E}\{\Delta V_{3\sigma}(k) + \alpha V_{3\sigma}(\eta(k))\}$  与上述(2-28)和(2-29)有相同的计算方式，因此在这里省略。

定义：

$$\xi_1(k) = [\eta^T(k) \quad \eta^T(k-\theta(k)) \quad \zeta_{1\sigma(k)}^T(k) \quad \zeta_{2\sigma(k)}^T(k-\theta(k)) \quad \delta^T(C\Psi_1 \eta(k)) \quad \xi_k^T v^T(k)]^T.$$

根据(2-28) (2-29)以及(2-35)我们可以得到：

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E}\{\Delta V_{i\sigma}(k) + \alpha V_{i\sigma}(\eta(k)) + \tilde{z}^T(k)\tilde{z}(k) - v^2 v^T(k)v(k)\} \\
 & = \sum_{i=1}^3 \mathbb{E}\{V_{i\sigma}(\eta(k+1)) - (1-\alpha)V_{i\sigma}(\eta(k)) \\
 & \quad + \eta^T(k)L_{\sigma(k)}^T L_{\sigma(k)} \eta(k) - v^2 v^T(k)v(k)\} \\
 & = \mathbb{E}\{\xi_1^T(k)\tilde{S}_{\sigma}^T P_{\sigma} \tilde{S}_{\sigma} \xi_1(k) + \xi_1^T(k)\Phi_1 \xi_1(k)\} \leq 0.
 \end{aligned} \tag{2-36}$$

其中其他参数在定理 2.1 中。

接下来，对于所有的非零扰动  $v(k)$ ，通过使用(2-36)，可以容易地获得：

$$V_{i\sigma(k)}(k_1) \leq (1-\alpha)V_{i\sigma}(k_0) - \tilde{z}^T(k_0)\tilde{z}(k_0) + v^2 v^T(k_0)v(k_0). \tag{2-37}$$

迭代上述不等式，我们得到：

$$V_{i\sigma(k)}(k) \leq (1-\alpha)^{k-k_0} V_{i\sigma(k_0)}(k_0) - \sum_{s=k_0}^{k-1} (1-\alpha)^{k-s-1} (\tilde{z}^T(k) \tilde{z}(k) - v^2 v^T(k) v(k)). \quad (2-38)$$

现在，要建立系统的  $H_\infty$  性能指标，考虑以下性能指标：

$$J \triangleq \sum_{s=k_0}^{\infty} (1-\alpha)^{k-s-1} (\tilde{z}^T(k) \tilde{z}(k) - v^2 v^T(k) v(k)). \quad (2-39)$$

根据(2-21)和(2-38)我们得到相应的递归式

$$V_{i\sigma(k)}(k) \leq (1-\alpha)^{k-k_t} V_{i\sigma(k_t)}(k_t) - \sum_{s=k_t}^{k-1} (1-\alpha)^{k-s-1} (\tilde{z}^T(k) \tilde{z}(k) - v^2 v^T(k) v(k)) \quad (2-40)$$

然后，通过类似的方法，在零初始条件下，很容易得到：

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

意味着

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

因此，从定理 2.2 中，我们得出结论，具有给定性能衰减水平的切换系统 (2-10) 是指数均方稳定的。这就完成了证明。

**定理 2.3:** 设  $H_\infty$  扰动干扰衰减水平的相应参数为： $\nu > 0$ ， $\mu > 1$ ，和  $0 < \alpha < 1$ 。

假设 2.1, (2-22) 成立。 $v(k) = 0$  的增广系统 (2-9) 满足  $H_\infty$  性能指标且指数均方稳定，

并且在零初始条件下，对于非零向量  $\tilde{z}(k)$ ，如果存在正定矩阵  $P_{\sigma(k)} = \text{diag}\{P_{1\sigma}, P_{2\sigma}\}$ ，

$Q_\sigma (\sigma \in \Omega)$ 。正数  $\lambda_{1\sigma}, \lambda_{2\sigma}, \lambda_{3\sigma}, \lambda_{4\sigma} (\sigma \in \Omega)$ 。使得常数矩阵满足以下条件：

$$\begin{bmatrix} \Phi_1 & \hat{S}_\sigma^T \\ \hat{S}_\sigma & -P_\sigma \end{bmatrix} \leq 0. \quad (2-42)$$

其中  $\hat{S}_\sigma = [\hat{A}_{\sigma(k)} \quad 0 \quad P_\sigma \tilde{B}_{\sigma(k)} \quad P_\sigma \tilde{D}_{\sigma(k)} \quad (\bar{\gamma} * \bar{\alpha} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha} * \bar{\rho}) \hat{K}_{\sigma(k)} \quad (\bar{\gamma} - \bar{\gamma} * \bar{\alpha}) \hat{K}_{\sigma(k)} \quad \hat{G}_{\sigma(k)}]$ ，

$$\hat{A}_{\sigma(k)} = \begin{bmatrix} P_{1\sigma} A_{\sigma(k)} & 0 \\ X_\sigma C & P_{2\sigma} A_{\sigma(k)} - X_\sigma C \end{bmatrix}, \quad \hat{K}_{\sigma(k)} = \begin{bmatrix} 0 \\ -X_\sigma \end{bmatrix}, \quad \hat{G}_{\sigma(k)} = \begin{bmatrix} P_{1\sigma} G_{\sigma(k)} \\ P_{2\sigma} G_{\sigma(k)} \end{bmatrix}.$$

此外, 如果(2-42)是可行的, 那么

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

**证明:** 该证明很容易从定理 2.3 的证明中得出, 因此省略。

## 2.5 数值仿真

为了验证结果的有效性和适用性, 给出了一个实例来说明理论结果。考虑  $n=3$  和  $m=2$  的延迟随机切换神经网络(2-1)。所有参数如下:

$$\begin{aligned} A_1 &= \begin{bmatrix} 0.9 & 0 & 0 \\ 0 & 0.21 & 0 \\ 0 & 0 & 0.22 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.45 & 0 \\ 0 & 0 & 0.46 \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} 0.5 & -0.22 & 0.18 \\ 0 & 0.21 & 0.12 \\ -0.11 & -0.11 & 0.21 \end{bmatrix}, \\ B_2 &= \begin{bmatrix} 0.5 & -0.32 & 0.19 \\ 0 & 0.19 & 0.11 \\ -0.1 & -0.1 & 0.2 \end{bmatrix}, D_1 = \begin{bmatrix} -0.2 & -0.19 & 0.11 \\ 0.23 & 0.11 & -0.18 \\ 0.21 & -0.11 & 0.21 \end{bmatrix}, \\ D_2 &= \begin{bmatrix} -0.12 & -0.21 & 0.12 \\ 0.42 & 0.1 & -0.19 \\ 0.2 & 0.09 & -0.12 \end{bmatrix}, G_1 = \begin{bmatrix} -0.9 \\ 0.21 \\ 0.11 \end{bmatrix}, G_2 = \begin{bmatrix} -0.1 \\ 0.2 \\ 0.09 \end{bmatrix}, \\ L_1 &= [0.01 \quad -0.01 \quad -0.01], C = \begin{bmatrix} 2.1 & 1.5 & 4 \\ 0.4 & 3 & -2.5 \end{bmatrix}, \\ L_2 &= [0.02 \quad -0.02 \quad -0.02], \end{aligned}$$

所选激励函数表示为:

$$\begin{aligned} f_1(x(k)) &= \begin{bmatrix} -x_1(k) + \tanh(0.1x_1(k)) \\ -1.2x_2(k) + \tanh(0.2x_2(k)) \\ -1.2x_3(k) + \tanh(0.2x_3(k)) \end{bmatrix}, f_2(x(k)) = \begin{bmatrix} -x_1(k) - \tanh(0.1x_1(k)) \\ -x_2(k) - \tanh(0.2x_2(k)) \\ -2x_3(k) + \tanh(0.1x_3(k)) \end{bmatrix}, \\ g_1(x(k)) &= \begin{bmatrix} -2x_1(k) + \tanh(0.3x_1(k)) \\ -x_2(k) + \tanh(0.1x_2(k)) \\ -2x_3(k) - \tanh(0.1x_3(k)) \end{bmatrix}, g_2(x(k)) = \begin{bmatrix} -2x_1(k) + \tanh(0.2x_1(k)) \\ -x_2(k) + \tanh(0.2x_2(k)) \\ -2.2x_3(k) + \tanh(0.2x_3(k)) \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

控制系统的外部扰动函数为:  $v(k) = \sin(k)e^{-0.2k}$ 。

设  $f_1$ ,  $f_2$ ,  $g_1$ , 和  $g_2$  满足假设 2.1 的条件:

$$\begin{aligned}
 U_{11} &= \begin{bmatrix} 0.9 & 0 & 0 \\ 0 & 1.2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.42 \end{bmatrix}, U_{12} = \begin{bmatrix} 1.1 & 0 & 0 \\ 0 & 1.1 & 0 \\ 0 & 0 & 3.8 \end{bmatrix}, \\
 U_{21} &= \begin{bmatrix} -0.95 & 0 & 0 \\ 0 & -1.1 & 0 \\ 0 & 0 & -2.05 \end{bmatrix}, U_{22} = \begin{bmatrix} -1.05 & 0 & 0 \\ 0 & -1.05 & 0 \\ 0 & 0 & -1.95 \end{bmatrix}, \\
 U_{31} &= \begin{bmatrix} 3.4 & 0 & 0 \\ 0 & 3.9 & 0 \\ 0 & 0 & 4.2 \end{bmatrix}, U_{32} = \begin{bmatrix} 3.6 & 0 & 0 \\ 0 & 0.8 & 0 \\ 0 & 0 & 4.4 \end{bmatrix}, \\
 U_{41} &= \begin{bmatrix} -1.85 & 0 & 0 \\ 0 & -0.95 & 0 \\ 0 & 0 & -2.05 \end{bmatrix}, U_{42} = \begin{bmatrix} -1.9 & 0 & 0 \\ 0 & -0.9 & 0 \\ 0 & 0 & -2.1 \end{bmatrix}.
 \end{aligned}$$

时变延迟函数为  $\theta(k) = 1 + (\sin(k\pi))^2$ 。其上界为  $\theta_1 = 2$ ，下界为  $\theta_0 = 1$ 。  $H_\infty$  性能衰减水平设置为  $\nu = 0.8212$ 。在(2-20)中，平均驻留时间参数  $\alpha = 0.9$ ，和  $\mu = 10.2$ 。通过 MATLAB 工具箱，解出了关于 LMI 的可行解：

$$\begin{aligned}
 P_{11} &= \begin{bmatrix} 0.0481 \times 10^{-4} & 0.0137 \times 10^{-4} & 0.032 \times 10^{-4} \\ 0.0137 \times 10^{-4} & 0.0831 \times 10^{-4} & -0.0706 \times 10^{-4} \\ 0.0320 \times 10^{-4} & -0.0706 \times 10^{-4} & 0.1156 \times 10^{-4} \end{bmatrix}, \\
 P_{21} &= \begin{bmatrix} 0.0480 \times 10^{-4} & 0.0052 \times 10^{-4} & 0.0214 \times 10^{-4} \\ 0.0052 \times 10^{-4} & 0.1601 \times 10^{-4} & -0.1891 \times 10^{-4} \\ 0.0214 \times 10^{-4} & -0.1891 \times 10^{-4} & 0.2542 \times 10^{-4} \end{bmatrix}, \\
 P_{12} &= \begin{bmatrix} 0.0001 & -0.0002 & 0.0004 \\ -0.0002 & 0.0004 & -0.0009 \\ 0.0004 & -0.0009 & 0.0020 \end{bmatrix}, \\
 P_{22} &= \begin{bmatrix} 0.0005 & -0.0010 & 0.0022 \\ -0.0010 & 0.0020 & -0.0046 \\ 0.0022 & -0.0046 & 0.0106 \end{bmatrix}.
 \end{aligned}$$

根据等式(2-43)，可以如下直接获得估计增益：

$$K_1 = \begin{bmatrix} 0.1799 & -0.0871 \\ -0.0350 & 0.0147 \\ -0.0316 & 0.0137 \end{bmatrix},$$

$$K_2 = \begin{bmatrix} 0.0204 & -0.0040 \\ 0.0546 & -0.0131 \\ 0.0195 & -0.0049 \end{bmatrix}.$$

模拟结果如图2-1-2-7所示，其中图2-1,2-2,2-3分别描述了  $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_3$  的每个时刻的状态及其状态估计值，初始值分别设置为0.15, 0.1, 0.11。图2-4描述了同一种切换信号下的两种不同模式，并且在该模式中的平均驻留时间设置为2秒，图2-5是  $z(k)$  的输出估计误差。图2-6分别描述了欺骗攻击，拒绝服务攻击以及随机发生的传感器饱和，且都服从伯努利分布，将各个随机出现的概率设置成为： $\alpha_k = 0.9$ ,  $\gamma_k = 0.9$ ,  $\bar{\rho} = 0.1$ 。图2-7高斯混合分布的概率密度函数，采用高斯混合分布。由仿真模拟图可以看出这与我们的理论分析是一致的。因此，我们可以得出结论，该估计器的设计是有效的。

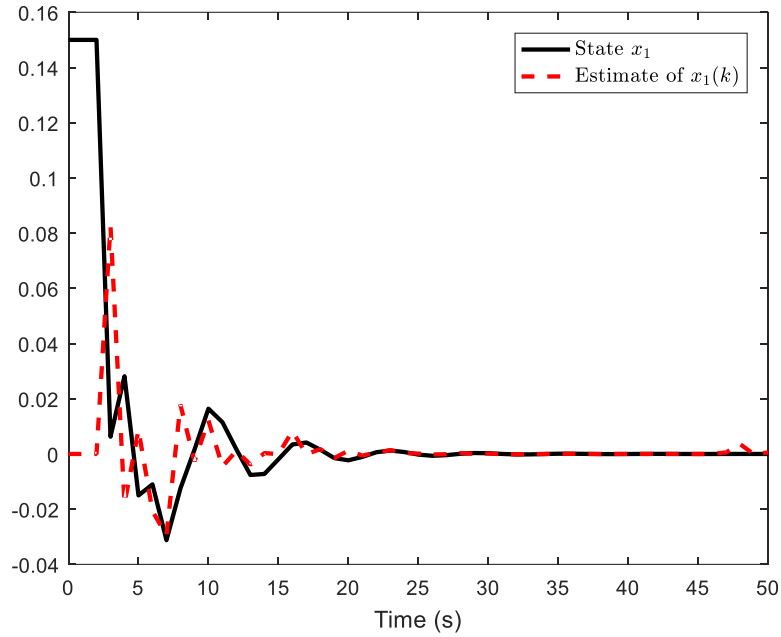


图 2-1:  $x_1$  的状态及其它的估计



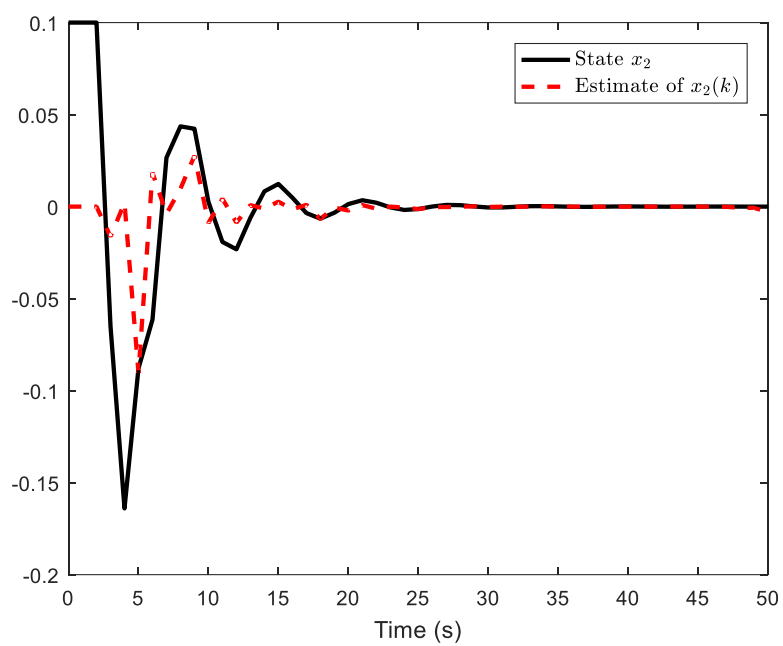


图 2-2:  $x_2$  的状态及其它的估计

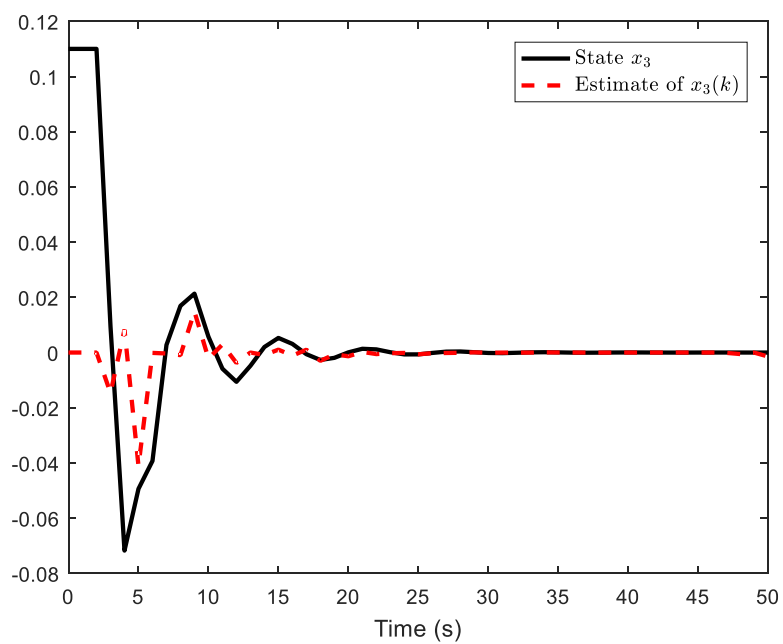


图 2-3:  $x_3$  的状态及其它的估计

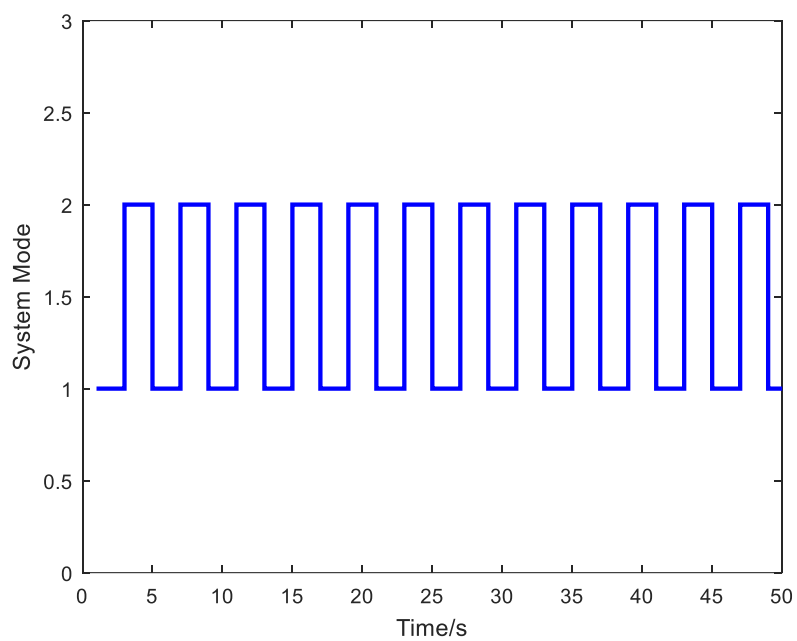


图 2-4: 切换信号  $\sigma_k$  的两种模式

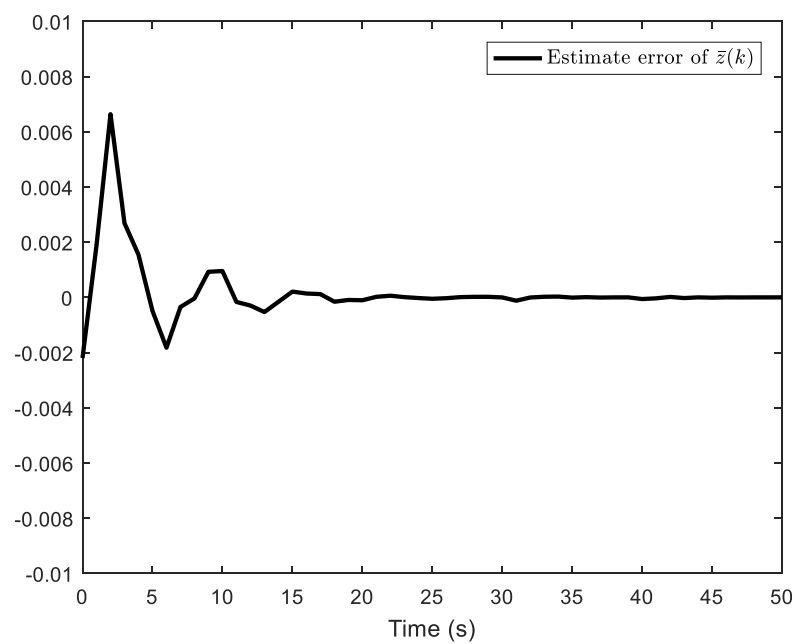


图 2-5:  $z(k)$  输出的估计误差

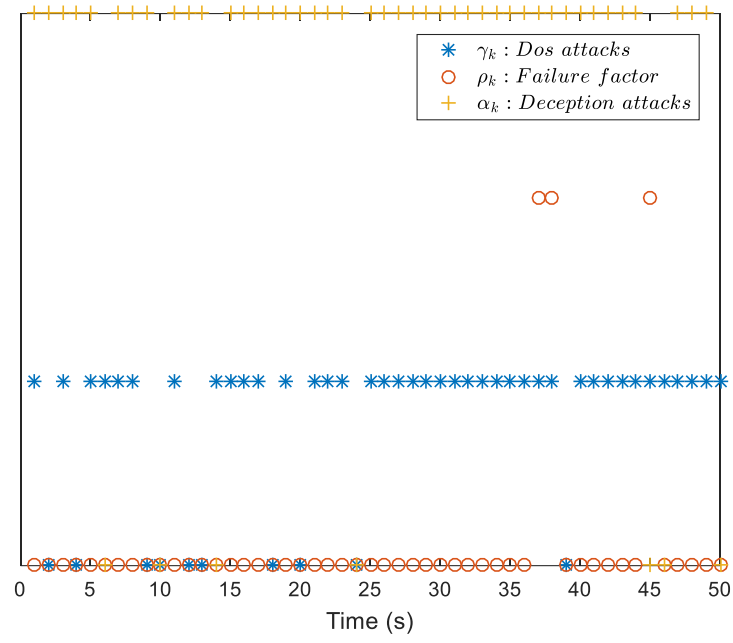


图 2-6: 不同时刻的网络攻击以及传感器缺失

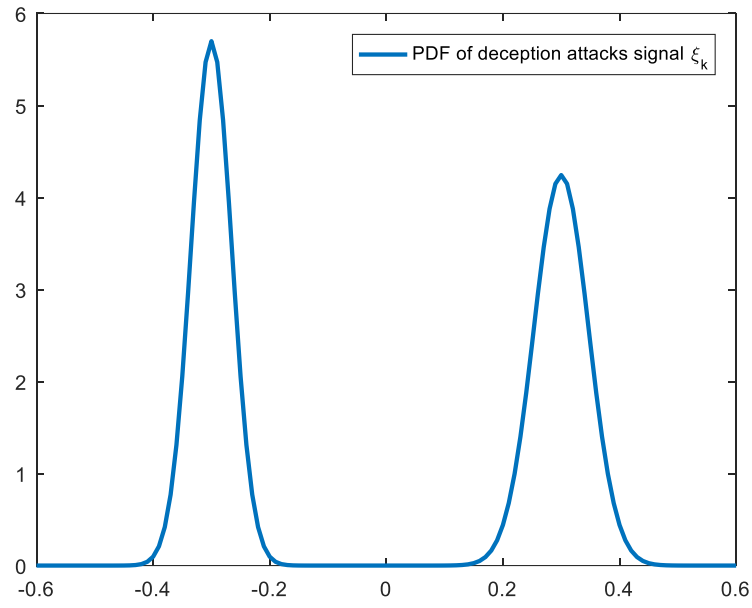


图 2-7: 高斯混合分布的概率密度函数

## 2.6 本章小结

在本章节中,我们同时解决了具有传感器缺陷和混合网络攻击的切换系统的神经网络的状态估计问题。其中,神经网络系统中含有时变时滞,激励函数,以及三个满足伯努利分布的随机变量。随机变量包括传感器的缺陷系数 $\rho$ 、描述拒绝服务攻击的 $\gamma_k$ 和欺骗攻击的 $\alpha_k$ 。结合 Lyapunov-Krasovskii 泛函,线性矩阵不等式(LMI)平均驻留时间方法,给出了切换后不同模式下稳定的充分条件,并给出了相应的估计增益 $K_{\sigma(k)}$ 。LMI 条件保证了在增广误差系统中给出的 $H_\infty$ 扰动抑制衰减水平上的指数均方稳定性。最后,通过一系列仿真验证了该方法的有效性。

## 第3章 具有约束比特率的离散时滞切换神经网络的动态事件触发状态估计

### 3.1 引言

本文研究了一类具有 DETM 和约束比特率的离散时间延迟切换神经网络。为了降低传输频率，减轻传感器和估计器之间不必要的资源损失，引入了一种 DETM。传感器到估计器的数据传输是通过受约束的比特率信道实现的。因此，为了反映可访问神经元节点的带宽分配规则，引入了比特率约束模型，并开发了编码解码机制协议。本文使用了平均驻留时间(ADT)方案，通过 MATLAB 中的线性矩阵不等式，给出了具有 DETM 和约束比特率的切换神经网络指数最终有界的充分条件。最后，借助实例对实验结果的有效性予以验证。

### 3.2 问题介绍

近十年来，神经网络已在图像处理、模式识别乃至组合优化等多个领域取得显著成果。其中，人工神经网络正是类比于大脑解决问题过程的模拟中逐步发展而成。该系统具有较强的适应性、较高的非线性和较强的容错性。随着科学技术的发展，切换神经网络逐渐成为人们关注的焦点。它由一系列连续或离散的子系统以及协调这些子系统之间切换的规则组成。例如，在汽车速度控制系统、智能交通控制、航空航天等领域发挥着重要作用。近年来，许多学者对切换神经网络的鲁棒指数稳定性、全局指数同步和有限时间同步进行了深入研究。

值得注意的是，传感器和估计器之间的数据大量交换可能会导致严重的通信堵塞。幸运的是，我们在通信网络中引入了事件触发机制(ETM)，它不仅可以减轻通信负担，数据包的发送与否取决于满不满足给定触发条件和阈值，当参数阈值都是给定情况时，此时这种通讯机制被称为静态事件触发机制。为了进一步提高资源的利用率，提出了 DETM，与传统的静态 ETM 相比，它可以动态调整触发条件，有效降低事件触发的频率。基于这一优点，在现有的文献中，非线性网络系统和忆阻神经网络中都可以见到与动态事件触发机制相关的研究成果。

在交换信息时，沟通渠道不可避免地会被阻断。时间延迟和比特丢失是常见的现象。比特率被定义为通过数字通信网络每秒传输的比特数。对于神经网络的多个节点，神经元的每个节点通常只分布总比特率的一部分。这导致了比特率限制。本文考虑了量化、编码和解码的步骤，给出了不同比特率下的解码误差，并给出了系统满足最终有界的充分条件。因此，在比特率受限的环境下，开发一种切换神经网络的数据传输方法具有重要的工程实用意义。例如，在现有的研究成果中，论述了比特率约束的复杂网络的状态估计，并提出了一种具有有限比特率的编码和解码机制。

基于上述讨论，很少有论文研究具有比特率约束的切换神经网络，更不用说具有 DETM 和比特率约束。这是我们研究的动机之一。本文的主要贡献如下：(1)研究了一类切换神经网络动态估计误差有界的充分条件；(2)在神经网络的背景下，考虑了 DETM，有效地减轻了通信负担，减少了资源损失；(3)基于有限的网络带宽，每个时刻只允许传输有限的比特率，因此考虑了具有有限比特率的切换神经网络。

### 3.3 问题描述

考虑以下一类延迟随机切换神经网络系统：

$$\begin{cases} x(\varphi+1) = A_{\sigma(\varphi)}x(\varphi) + B_{\sigma(\varphi)}f(x(\varphi)) \\ \quad + G_{\sigma(\varphi)}g(x(\varphi - \theta(\varphi))) + E_{\sigma(\varphi)}v(\varphi) \\ y(\varphi) = Cx(\varphi) + Dv(\varphi) \\ z(\varphi) = L_{\sigma(\varphi)}x(\varphi) \end{cases} \quad (3-1)$$

其中  $x(\varphi) = [x_1(\varphi) \ x_2(\varphi) \ \cdots \ x_n(\varphi)]^T \in \mathbb{R}^n$ ,  $y(\varphi) = [y_1(\varphi) \ y_2(\varphi) \ \cdots \ y_m(\varphi)] \in \mathbb{R}^m$  分别表示神经元的状态和理想的测量输出。 $z(\varphi) = [z_1(\varphi) \ z_2(\varphi) \ \cdots \ z_q(\varphi)]^T \in \mathbb{R}^q$ ，表示待估计的信号。 $\sigma(\varphi)$  是取有限集值的切换信号，有限集值的集合表示为  $\mathcal{J} = \{1, 2, \dots, \wp\}$ ，其中  $\wp$  代表切换信号的数目。 $\theta(\varphi)(0 < \theta_0 \leq \theta(\varphi) \leq \theta_1)$  代表时变时滞，其中  $\theta_0$  是下界， $\theta_1$  是上界。 $v(\varphi) \in l_2[0, +\infty)$  是扰动输入矢量。

$A_{\sigma(\varphi)} = \text{diag}\{a_{1\sigma(\varphi)}, a_{2\sigma(\varphi)}, \dots, a_{n\sigma(\varphi)}\}$  ,  $|a_{i\sigma(\varphi)}| \leq 1 (i=1, 2, \dots, n)$  ,  $B_{\sigma(\varphi)} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  ,  
 $G_{\sigma(\varphi)} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  ,  $E_{\sigma(\varphi)} \in \mathbb{R}^{n \times l}$  ,  $L_{\sigma(\varphi)} \in \mathbb{R}^{q \times n}$  ,  $C \in \mathbb{R}^{m \times n}$  和  $D \in \mathbb{R}^{m \times l}$  都是已知的矩阵。

**假设 3.1:** 神经元激励函数  $f(x(\varphi))$  和  $g(x(\varphi))$  满足以下条件:

$$[f(x) - f(y) - \Psi_1(x - y)]^T [f(x) - f(y) - \Psi_2(x - y)] \leq 0. \quad (3-2)$$

$$[g(x) - g(y) - Y_1(x - y)]^T [g(x) - g(y) - Y_2(x - y)] \leq 0. \quad (3-3)$$

对于  $\forall x, y \in \mathbb{R}^n (x \neq y)$ , 其中  $\Psi_1$ ,  $\Psi_2$ ,  $Y_1$ ,  $Y_2$  是常数矩阵。

为了减少传感器和估计器之间数据传输的资源消耗, 提出了一种动态事件触发机制(DETM)。将触发瞬间序列表示为  $0 \leq \varphi_0 < \varphi_1 < \dots < \varphi_s < \dots$ , 那么下一个触发时刻可以描述为:

$$\varphi_{s+1} = \min_{i \in N} \{i \mid \frac{q(\varphi)}{\tau} + \vartheta - \epsilon^T(\varphi) \epsilon(\varphi) \leq 0\}. \quad (3-4)$$

在上述不等式中,  $\tau$  和  $\vartheta$  是正标量,  $\epsilon(\varphi) = y(\varphi) - y(\varphi_t)$ 。  $y(\varphi_t)$  和  $y(\varphi)$  分别表示最近触发时间  $\varphi_t$  的测量输出和当前采样时间  $\varphi$  的测量输出,  $q(\varphi)$  是内部动态变量, 满足以下动态方程

$$q(\varphi+1) = \kappa q(\varphi) + \vartheta - \epsilon^T(\varphi) \epsilon(\varphi). \quad (3-5)$$

其中  $\kappa \in (0, 1)$  是给定的正常数,  $q(0) \geq 0$  表示初始条件。

**注解 3.1:** 本文将 DETM 应用于离散时滞切换神经网络的状态估计器设计。

注意到  $q(\varphi)$  在(3-4)中是根据等式(3-5)自适应地调整的动态参数。从(3-4)中可以看出, 触发条件的变化取决于系统的状态。在传输过程中, 如果满足触发条件(3-4), 则新的可测量信号将通过传感器释放到通信网络中。当  $\tau \rightarrow \infty$  时, DETM 将成为传统的静态事件触发机制。

在不失一般性的情况下, 在 DETM 之后, 方程(3-1)中第  $i$  个神经元节点的测量输出可以表示为:

$$y_i(\varphi_t) = C_i x_i(\varphi) + D_i v_i(\varphi). \quad (3-6)$$

其中  $C_i \in \mathbb{R}^{m \times n}$  和  $D_i \in \mathbb{R}^{m \times l}$  是已知的矩阵,  $x_i(\varphi)$  代表第  $i$  个神经元节点,  $y_i(\varphi_t)$  是经过 DTEM 之后的测量值。方程(3-1)中的测量输出是一个增广模型。

由于输出信息是在带宽有限的数字通信网络上传输的, 因此不可避免地会发生数据冲突。根据信道分配协议, 每个神经元节点将分配特定的比特率, 以减少数据冲突。因此, 我们建立了以下比特率约束模型:

$$\sum_{i=1}^n R_i \leq R_s. \quad (3-7)$$

其中  $R_s$  是总比特率,  $R_i$  是分配给每个神经元节点的比特率。

通过编码过程, 每个可访问节点的测量值被编码为从大小为  $2^{R_i}$  的字母  $\mathbb{A}^{R_i}$  中选择的二进制代码串。为了便于编码和解码过程, 本文提出了以下统一量化器。

对于  $y(\varphi) \in \mathbb{R}^m$ , 参考下面的超矩形:

$$\mathcal{B}_b = \{y \in \mathbb{R}^m : |y_i| \leq b, i = 1, 2, \dots, m\}. \quad (3-8)$$

其中  $b$  表示缩放参数, 接下来, 将区间  $[-b, b]$  平均划分为  $N$  个子区间。每个子区间表示为:

$$\begin{aligned} \mathcal{B}_{1i}(b) &\triangleq \{y_i \mid -b \leq y_i < -b + \frac{2b}{N}\} \\ \mathcal{B}_{2i}(b) &\triangleq \{y_i \mid -b + \frac{2b}{N} \leq y_i < -b + \frac{4b}{N}\} \\ &\vdots \\ \mathcal{B}_{Ni}(b) &\triangleq \{y_i \mid b - \frac{2b}{N} \leq y_i < b\}. \end{aligned} \quad (3-9)$$

根据公式 (3-9), 我们知道超矩形被划分为  $N^m$  个子类型矩形  $\mathcal{B}_{s_1}(b) \times \mathcal{B}_{s_2}(b) \times \dots \times \mathcal{B}_{s_m}(b)$ , 其中  $s_1, s_2, \dots, s_m \in \{1, 2, \dots, N\}$ 。因为每个神经元节点为数据通信分配  $R_i$  比特率。根据平均分配协议, 每个  $\mathcal{B}_{s_i}(b)$  的量化级别由  $\bar{N}_i = 2^{R_i}$  来确定。因此,  $\mathcal{B}_b$  的中心定义为:

$$h_b(s_1, s_2, \dots, s_m) \triangleq [c_1, c_2, \dots, c_m]^T. \quad (3-10)$$



其中  $c_i \triangleq -b + \frac{(2s_i-1)b}{N_i}, i=1,2,\dots,m$  , 得到  $y(\varphi)$  唯一对应于

$\mathcal{B}_{s_1}(b) \times \mathcal{B}_{s_2}(b) \times \dots \times \mathcal{B}_{s_m}(b)$  , 此外,  $y(\varphi)$  与  $\mathcal{B}_b$  的中心距离满足:

$$\|y(\varphi) - \bar{h}_b(s_1, s_2, \dots, s_m)\| \leq \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{1}{2^{2R_i}} b}. \quad (3-11)$$

编码机制: 给定  $y(\varphi)$  。如果  $y(\varphi) \in \mathcal{B}_{s_1}(b) \times \mathcal{B}_{s_2}(b) \times \dots \times \mathcal{B}_{s_m}(b)$  , 则  $y(\varphi)$  编码为:

$$\mathcal{X}_R = [s_1, s_2, \dots, s_m]. \quad (3-12)$$

解码机制: 当接收到生成的码字  $\mathcal{X}_R$  时, 解码的测量输出被定义为:

$$\begin{aligned} \bar{y}(\varphi) &= \varphi(\mathcal{X}_R) \\ &= \begin{bmatrix} -b + \frac{(2s_1-1)b}{2^{R_1}} \\ -b + \frac{(2s_2-1)b}{2^{R_2}} \\ \vdots \\ -b + \frac{(2s_m-1)b}{2^{R_m}} \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (3-13)$$

神经元节点  $i$  的解码误差定义为  $d_i(\varphi) = y_i(\varphi) - \bar{y}_i(\varphi)$  . 根据(3-10)-(3-13),

解码误差的有界性定义为:

$$\|d(\varphi)\| \leq \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{1}{2^{2R_i}} b}. \quad (3-14)$$

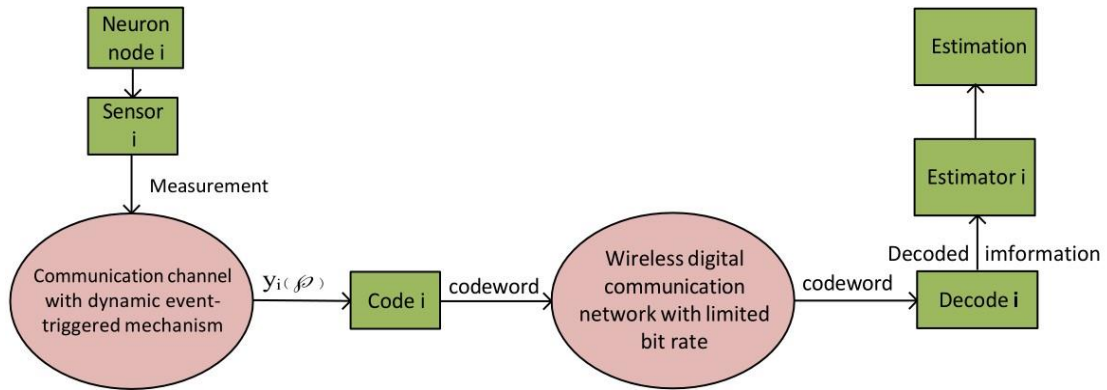


图 3-1: 经过 DETM 与比特率受限下的状态估计

图 3-1 描述了经过 DETM 后的输出值  $y_i(\varphi)$  , 最终的解码误差值  $\bar{y}_i(\varphi)$  是经过比特率受限后得到的, 最终获得系统的估计值。

根据上述神经元节点的解码测量。切换神经网络模型(3-1)的状态估计器构造如下：

$$\begin{aligned}\hat{x}_i(\varphi+1) = & A_{\sigma(\varphi)}\hat{x}_i(\varphi) + B_{\sigma(\varphi)}f(\hat{x}_i(\varphi)) + G_{\sigma(\varphi)}g(\hat{x}_i(\varphi-\theta(\varphi))) \\ & + E_{\sigma(\varphi)}(\bar{y}_i(\varphi) - C_i\hat{x}_i(\varphi)).\end{aligned}\quad (3-15)$$

其中  $K_{\sigma(\varphi)} \in \mathbb{R}^{n \times m}$  是估计的参数。

定义误差为：  $e_i(\varphi) = x_i(\varphi) - \hat{x}_i(\varphi)$ ，因此，我们有：

$$\begin{aligned}e_i(\varphi+1) = & (A_{\sigma(\varphi)} - K_{\sigma(\varphi)}C_i)e_i(\varphi) + B_{\sigma(\varphi)}f(e_i(\varphi)) \\ & + G_{\sigma(\varphi)}g(x_i(\varphi-\theta(\varphi))) + (E_{\sigma(\varphi)} - K_{\sigma(\varphi)}D_i)v_i(\varphi) \\ & + K_{\sigma(\varphi)}d_i(\varphi).\end{aligned}\quad (3-16)$$

其中  $f(e_i(\varphi)) = f(x_i(\varphi)) - f(\hat{x}_i(\varphi))$ ，  $g(e_i(\varphi-\theta(\varphi))) = g(x_i(\varphi-\theta(\varphi))) - g(\hat{x}_i(\varphi-\theta(\varphi)))$ 。

为了进一步简化，我们设置：

$$\begin{aligned}e(\varphi) = & \text{col}_n(e_i(\varphi)), f(e_i(\varphi)) = \text{col}_n f(e_i(\varphi)), \\ g(e(\varphi-\theta(\varphi))) = & \text{col}_n g(e_i(\varphi-\theta(\varphi))), \\ v(\varphi) = & \text{col}_l(v_i(\varphi)), d(\varphi) = \text{col}_m(d_i(\varphi)).\end{aligned}$$

为了便于计算，我们定义：

$$\begin{aligned}\mathcal{A} = & A_{\sigma(\varphi)} - K_{\sigma(\varphi)}C, \\ \mathcal{E}_{\sigma(\varphi)} = & E_{\sigma(\varphi)} - K_{\sigma(\varphi)}D.\end{aligned}\quad (3-17)$$

误差系统可以重新写成：

$$\begin{aligned}e(\varphi+1) = & \mathcal{A}e(\varphi) + B_{\sigma(\varphi)}f(e(\varphi)) + G_{\sigma(\varphi)}g(e(\varphi-\theta(\varphi))) \\ & + K_{\sigma(\varphi)}\epsilon(\varphi) + \mathcal{E}_{\sigma(\varphi)}v(\varphi) + K_{\sigma(\varphi)}d(\varphi).\end{aligned}\quad (3-18)$$

**定义 3.1：** 假设存在常数  $\delta > 0$ ，  $\rho > 0$ ，和  $\varphi > 0$ ，则估计误差(3-18)的动力学被称为指数最终有界，使得以下不等式成立：

$$\|e(\varphi)\|^2 \leq \delta^\varphi \rho + \frac{\varphi}{b}.\quad (3-19)$$

其中  $\delta \in [0,1)$  其中表示衰变率，  $\frac{\varphi}{b}$  表示  $\|e(\varphi)\|^2$  的界限。

**定义 3.2：** 对于任意的  $\varphi \geq \varphi_0$  和任何切换信号  $\varphi_0 \leq \varsigma < \varphi$ ，其中  $N_\sigma(\varphi_0, \varphi)$  表示切换信号  $\sigma(\varsigma)$  在区间  $[\varphi_0, \varphi]$  内的切换次数。如果存在  $N_0 \geq 0$  和  $T_a > 0$  使得

$N_{\sigma}(\varphi_0, \varphi) \leq N_0 + (\varphi - \varphi_0)/T_a$ ，则  $T_a$  和  $N_0$  分别被称为平均驻留时间和颤振界限。

在本文中，我们选择  $N_0=0$ 。

**引理 3.1:** 给定常数矩阵  $\mathbf{\bar{U}}_1, \mathbf{\bar{U}}_2, \mathbf{\bar{U}}_3$ ，其中  $\mathbf{\bar{U}}_1 = \mathbf{\bar{U}}_1^T$  且  $\mathbf{\bar{U}}_2 > 0$ ，则

$$\mathbf{\bar{U}}_1 + \mathbf{\bar{U}}_3^T \mathbf{\bar{U}}_2^{-1} \mathbf{\bar{U}}_3 < 0,$$

当且仅当

$$\begin{bmatrix} \mathbf{\bar{U}}_1 & \mathbf{\bar{U}}_3^T \\ \mathbf{\bar{U}}_3 & -\mathbf{\bar{U}}_2 \end{bmatrix} < 0, \begin{bmatrix} -\mathbf{\bar{U}}_2 & \mathbf{\bar{U}}_3 \\ \mathbf{\bar{U}}_3^T & \mathbf{\bar{U}}_1 \end{bmatrix} < 0. \quad (3-20)$$

### 3.4 状态估计器分析设计研究

**定理 3.1:** 给定  $K_{\sigma(\varphi)}$ ，在条件(3-19)下，状态估计误差系统最终有界，若存在正标量  $\lambda_i > 0 (i=1,2,3,4,5)$ ,  $0 < \alpha < 1, \mu > 1$  和正定矩阵  $P_{\sigma}$  和  $Q_{\sigma}$ 。对于任何切换信号  $\sigma(\varphi)$ ，满足以下条件：

$$T_a \geq T_a^* = \left\lceil \frac{-\ln \mu}{\ln(1-\alpha)} \right\rceil, \quad (3-21)$$

$$P_j \leq \mu P_i, Q_j \leq \mu Q_i, \forall i, j \in \Omega, \quad (3-22)$$

使得以下不等式成立：

$$\begin{bmatrix} \Phi & S_{\sigma}^T \\ S_{\sigma} & -P_{\sigma}^{-1} \end{bmatrix} \leq 0, \quad (3-23)$$

其中

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & 0 & \Phi_{13} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & \Phi_{22} & 0 & \Phi_{24} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & \Phi_{33} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & \Phi_{44} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & * & \Phi_{55} & 0 & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & \Phi_{66} & 0 & 0 \\ * & * & * & * & * & 0 & \Phi_{77} & 0 \\ * & * & * & * & * & 0 & 0 & \Phi_{88} \end{bmatrix}, \quad (3-24)$$

$$\begin{aligned}
 S_\sigma &= [\mathcal{A} \ 0 \ B_{\sigma(\wp)} \ G_{\sigma(\wp)} \ \mathcal{E}_{\sigma(\wp)} \ K_{\sigma(\wp)} \ K_{\sigma(\wp)} \ 0], \\
 \Phi_{11} &= (\theta_1 - \theta_0 + 1)Q_\sigma - (1 - \alpha)P_\sigma - \lambda_1 \Psi_1^T \Psi_2, \\
 \Phi_{22} &= -(1 - \alpha)^{\theta_1} Q_\sigma - \lambda_2 \Upsilon_1^T \Upsilon_2, \\
 \Phi_{33} &= -\lambda_1 I, \Phi_{44} = -\lambda_2 I, \Phi_{55} = -\lambda_4 I, \\
 \Phi_{66} &= -\lambda_5 I, \Phi_{77} = -\frac{1}{\tau} I - \lambda_3 I, \\
 \Phi_{88} &= \frac{\kappa - 1 + \alpha}{\tau} I + \frac{\lambda_3}{\tau}, \Phi_{13} = \lambda_1 \text{sym}\{\frac{1}{2} \Psi_1^T \Psi_2\}, \\
 \Phi_{24} &= \lambda_2 \text{sym}\{\frac{1}{2} \Upsilon_1^T \Upsilon_2\}.
 \end{aligned}$$

证明：考虑以下 Lyapunov-Krasovskii 泛函：

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

$$V_{1\sigma}(\wp) = e^T(\wp) P_\sigma e(\wp), \quad (3-26)$$

$$V_{2\sigma}(\wp) = \sum_{i=\wp-\theta(\wp)}^{\wp-1} (1 - \alpha)^{\wp-i-1} e^T(i) Q_\sigma e(i), \quad (3-27)$$

$$V_{3\sigma}(\wp) = \sum_{j=\wp-\theta_1+1}^{\wp-\theta_0} \sum_{i=j}^{\wp-1} (1 - \alpha)^{\wp-i-1} e^T(i) Q_\sigma e(i), \quad (3-28)$$

$$V_{4\sigma}(\wp) = \frac{q(\wp)}{\tau}. \quad (3-29)$$

对于  $\sigma \in \Omega$   $\sigma = 1, 2, 3, 4$ , 计算差值  $\Delta V_{i\sigma}(\wp) = V_{i\sigma}(\wp + 1) - V_{i\sigma}(\wp)$  沿着(3-18), 我们可以得到：

$$\begin{aligned}
 &\mathbb{E}\{\Delta V_{1\sigma}(\wp) + \alpha V_{1\sigma}(\wp)\} \\
 &= \mathbb{E}\{e^T(\wp + 1) P_\sigma e(\wp + 1) - (1 - \alpha) e^T(\wp) P_\sigma e(\wp)\} \\
 &= \mathbb{E}\{(\mathcal{A}e(\wp) + B_{\sigma(\wp)} f(e(\wp)) + G_{\sigma(\wp)} g(e(\wp - \theta(\wp)))) \\
 &\quad + \mathcal{E}_{\sigma(\wp)} v(\wp) + K_{\sigma(\wp)} \epsilon(\wp) + K_{\sigma(\wp)} d(\wp))^T P_\sigma (\mathcal{A}e(\wp) \\
 &\quad + B_{\sigma(\wp)} f(e(\wp)) + G_{\sigma(\wp)} g(e(\wp - \theta(\wp)))) + \mathcal{E}_{\sigma(\wp)} v(\wp) \\
 &\quad + K_{\sigma(\wp)} \epsilon(\wp) + K_{\sigma(\wp)} d(\wp)) - (1 - \alpha) e^T(\wp) P_\sigma e(\wp)\} \\
 &= \mathbb{E}\{e^T(\wp) \mathcal{A}^T P_\sigma \mathcal{A} e(\wp) + f^T(e(\wp)) B_{\sigma(\wp)}^T P_\sigma B_{\sigma(\wp)} f(e(\wp)) \\
 &\quad + g^T(e(\wp - \theta(\wp))) G_{\sigma(\wp)}^T P_\sigma G_{\sigma(\wp)} g(e(\wp - \theta(\wp))) \\
 &\quad + v^T(\wp) \mathcal{E}_{\sigma(\wp)}^T P_\sigma \mathcal{E}_{\sigma(\wp)} v(\wp) + \epsilon^T(\wp) K_{\sigma(\wp)}^T P_\sigma K_{\sigma(\wp)} \epsilon(\wp) \\
 &\quad + d^T(\wp) K_{\sigma(\wp)}^T P_\sigma K_{\sigma(\wp)} d(\wp) + 2e^T(\wp) \mathcal{A}^T P_\sigma B_{\sigma(\wp)} f(e(\wp))\}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & +2e^T(\varphi)\mathcal{A}^T P_\sigma G_{\sigma(\varphi)}g(e(\varphi-\theta(\varphi))) + 2e^T(\varphi)\mathcal{A}^T P_\sigma \mathcal{E}_{\sigma(\varphi)}v(\varphi) \\
 & +2e^T(\varphi)\mathcal{A}^T P_\sigma K_{\sigma(\varphi)}\epsilon(\varphi) + 2e^T(\varphi)\mathcal{A}^T P_\sigma K_{\sigma(\varphi)}d(\varphi) \\
 & +2f^T(e(\varphi))B_{\sigma(\varphi)}^T P_\sigma G_{\sigma(\varphi)}g(e(\varphi-\theta(\varphi))) \\
 & +2f^T(e(\varphi))B_{\sigma(\varphi)}^T P_\sigma \mathcal{E}_{\sigma(\varphi)}v(\varphi) \\
 & +2f^T(e(\varphi))B_{\sigma(\varphi)}^T P_\sigma K_{\sigma(\varphi)}\epsilon(\varphi) \\
 & +2f^T(e(\varphi))B_{\sigma(\varphi)}^T P_\sigma K_{\sigma(\varphi)}d(\varphi) \\
 & +2g^T(e(\varphi-\theta(\varphi)))G_{\sigma(\varphi)}^T P_\sigma \mathcal{E}_{\sigma(\varphi)}v(\varphi) \\
 & +2g^T(e(\varphi-\theta(\varphi)))G_{\sigma(\varphi)}^T P_\sigma K_{\sigma(\varphi)}\epsilon(\varphi) \\
 & +2g^T(e(\varphi-\theta(\varphi)))G_{\sigma(\varphi)}^T P_\sigma K_{\sigma(\varphi)}d(\varphi) \\
 & +2v^T(\varphi)\mathcal{E}_{\sigma(\varphi)}^T P_\sigma K_{\sigma(\varphi)}\epsilon(\varphi) \\
 & +2v^T(\varphi)\mathcal{E}_{\sigma(\varphi)}^T P_\sigma K_{\sigma(\varphi)}d(\varphi) + 2\epsilon^T(\varphi)K_{\sigma(\varphi)}^T P_\sigma K_{\sigma(\varphi)}d(\varphi)\} \\
 & -(1-\alpha)e^T(\varphi)P_\sigma e(\varphi),
 \end{aligned} \tag{3-30}$$

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E}\{\Delta V_{2\sigma}(\varphi) + \alpha V_{2\sigma}(\varphi)\} \\
 & = \mathbb{E}\left\{ \sum_{i=\varphi+1-\theta(\varphi+1)}^{\varphi} (1-\alpha)^{\varphi-i} e^T(i)Q_\sigma e(i) \right. \\
 & \quad - \sum_{i=\varphi-\theta(\varphi)}^{\varphi-1} (1-\alpha)^{\varphi-i-1} e^T(i)Q_\sigma e(i) \\
 & \quad \left. + \alpha \sum_{i=\varphi-\theta(\varphi)}^{\varphi-1} (1-\alpha)^{\varphi-i-1} e^T(i)Q_\sigma e(i) \right\} \\
 & = \mathbb{E}\left\{ \sum_{i=\varphi+1-\theta(\varphi+1)}^{\varphi} (1-\alpha)^{\varphi-i} e^T(i)Q_\sigma e(i) \right. \\
 & \quad \left. - \sum_{i=\varphi-\theta(\varphi)}^{\varphi-1} (1-\alpha)^{\varphi-i} e^T(i)Q_\sigma e(i) \right\} \\
 & \leq \mathbb{E}\left\{ \sum_{i=\varphi+1-\theta_1}^{\varphi-1} (1-\alpha)^{\varphi-i} e^T(i)Q_\sigma e(i) + e^T(\varphi)P_\sigma e(\varphi) \right. \\
 & \quad - \sum_{i=\varphi+1-\theta_0}^{\varphi-1} (1-\alpha)^{\varphi-i} e^T(i)Q_\sigma e(i) \\
 & \quad \left. - (1-\alpha)^{\theta_1} e^T(\varphi-\theta(\varphi))Q_\sigma e(\varphi-\theta(\varphi)) \right\} \\
 & = \mathbb{E}\left\{ -(1-\alpha)^{\theta_1} e^T(\varphi-\theta(\varphi))Q_\sigma e(\varphi-\theta(\varphi)) \right. \\
 & \quad \left. + \sum_{i=\varphi+1-\theta_1}^{\varphi-\theta_0} (1-\alpha)^{\varphi-i} e(i)Q_\sigma \eta(i) + e^T(\varphi)Q_\sigma e(\varphi) \right\},
 \end{aligned} \tag{3-31}$$

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E}\{\Delta V_{3\sigma}(\wp) + \alpha V_{3\sigma}(\wp)\} \\
 &= \mathbb{E}\left\{ \sum_{j=\wp-\theta_1+2}^{\wp+1-\theta_0} \sum_{i=j}^{\wp} (1-\alpha)^{\wp-i} e^T(i) Q_{\sigma} e(i) \right. \\
 &\quad - \sum_{i=\wp-\theta_1+1}^{\wp-\theta_0} \sum_{i=j}^{\wp-1} (1-\alpha)^{\wp-i-1} e^T(i) Q_{\sigma} e(i) \\
 &\quad \left. + \alpha \sum_{i=\wp-\theta_1+1}^{\wp-\theta_0} \sum_{i=j}^{\wp-1} (1-\alpha)^{\wp-i-1} e^T(i) Q_{\sigma} e(i) \right\} \\
 &= \mathbb{E}\left\{ \sum_{j=\wp-\theta_1+1}^{\wp-\theta_0} \sum_{i=j+1}^{\wp-1} (1-\alpha)^{\wp-i} e^T(i) Q_{\sigma} e(i) \right. \\
 &\quad - \sum_{j=\wp-\theta_1+1}^{\wp-\theta_0} \sum_{i=j}^{\wp-1} (1-\alpha)^{\wp-i} e^T(i) Q_{\sigma} e(i) \\
 &\quad \left. + \sum_{i=\wp-\theta_1+1}^{\wp-\theta_0} e^T(\wp) Q_{\sigma} e(\wp) \right\} \\
 &= \mathbb{E}\{(\theta_1 - \theta_0) e^T(\wp) Q_{\sigma} e(\wp) \\
 &\quad - \sum_{i=\wp-\theta_1+1}^{\wp-\theta_0} (1-\alpha)^{\wp-i} e^T(i) Q_{\sigma} e(i)\}, \tag{3-32}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E}\{\Delta V_{4\sigma}(\wp) + \alpha V_{4\sigma}(\wp)\} \\
 &= \mathbb{E}\left\{ \frac{1}{\tau} q(\wp+1) - (1-\alpha)q(\wp) \right\} \tag{3-33} \\
 &= \mathbb{E}\left\{ \frac{\kappa-1+\alpha}{\tau} q(\wp) + \frac{\mathcal{G}}{\tau} - \frac{\epsilon^T(\wp)\epsilon(\wp)}{\tau} \right\}.
 \end{aligned}$$

定义:  $\bar{q} = q^{\frac{1}{2}}(\wp)$ ,  $\xi(\wp) = [e^T(\wp) \ g^T(e(\wp - \theta(\wp))) \ f^T(e(\wp)) \ g^T(e(\wp - \theta(\wp)))$

$v^T(\wp) \ d^T(\wp) \ \epsilon^T(\wp) \ \bar{q}^T(\wp)]^T$ 。考虑到条件(3-4)和假设(3-2)–(3-3)得到:

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E}\{\Delta V_{\sigma}(\wp) + \alpha V_{\sigma}(\wp)\} \\
 &\leq \mathbb{E}\left\{ \sum_{i=1}^4 \mathbb{E}\{V_{i\sigma}(\eta(\wp+1)) - (1-\alpha)V_{i\sigma}(\eta(\wp))\} \right. \\
 &\quad - \lambda_1 [f(e(\wp)) - \Psi_1 e(\wp)]^T [f(e(\wp)) - \Psi_2 e(\wp)] \\
 &\quad - \lambda_2 [g(e(\wp - \theta(\wp))) - \Upsilon_1 e(\wp - \theta(\wp))]^T [g(e(\wp - \theta(\wp))) \\
 &\quad - \Upsilon_2 e(\wp - \theta(\wp))] + \lambda_3 \left[ \frac{\bar{q}^T \bar{q}}{\tau} + \mathcal{G} - \epsilon^T(\wp)\epsilon(\wp) \right] \\
 &\quad \left. + \lambda_4 v(\wp)^T v(\wp) + \lambda_5 d(\wp)^T d(\wp) \right\} \tag{3-34} \\
 &= \mathbb{E}\{ \xi^T(\wp) S_{\sigma}^T P_{\sigma} S_{\sigma} \xi(\wp) + \xi^T(\wp) \Phi \xi(\wp) \} \\
 &\quad + \frac{\mathcal{G}}{\tau} + \lambda_4 v(\wp)^T v(\wp) + \lambda_5 d(\wp)^T d(\wp).
 \end{aligned}$$

我们定义  $\varphi = \frac{g}{\tau} + \lambda_4 v_0^2 + \lambda_5 d^2(\varphi)$ , 公式(3-34)可以写成以下形式:

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}\{\Delta V_\sigma(\varphi) + \alpha V_\sigma(\varphi)\} \\ & \leq \mathbb{E}\{\xi^T(\varphi) S_\sigma^T P_\sigma S_\sigma \xi(\varphi) + \xi^T(\varphi) \Phi \xi(\varphi)\} + \varphi. \end{aligned} \quad (3-35)$$

根据 Schur 补引理(3-20)我们知道  $\xi^T(\varphi) S_\sigma^T P_\sigma S_\sigma \xi(\varphi) + \xi^T(\varphi) \Phi \xi(\varphi) < 0$ , 因此, 我们得到  $\Delta V_\sigma(\varphi) + \alpha V_\sigma(\varphi) \leq \varphi$ , 即  $V_{\sigma(\varphi)}(\varphi+1) - V_{\sigma(\varphi)}(\varphi) \leq -\alpha V_{\sigma(\varphi)}(\varphi) + \varphi$ , 这意味着:

$$\begin{aligned} V_{\sigma(\varphi)}(\varphi) & \leq (1-\alpha)^{\varphi-\varphi_t} V_{\sigma(\varphi_t)}(\varphi_t) + \varphi \\ & \leq (1-\alpha)^{\varphi-\varphi_t} \mu V_{\sigma(\varphi_{t-1})}(\varphi_t) + \varphi \\ & \leq \mu(1-\alpha)^{\varphi-\varphi_t} (1-\alpha)^{\varphi_t-\varphi_{t-1}} V_{\sigma(\varphi_{t-1})}(\varphi_{t-1}) + \varphi \\ & = \mu(1-\alpha)^{\varphi-\varphi_{t-1}} V_{\sigma(\varphi_{t-1})}(\varphi_{t-1}) + \varphi \\ & \leq \dots \leq \mu^{N_\sigma(\varphi_0, \varphi)} (1-\alpha)^{\varphi-\varphi_0} V_{\sigma(\varphi_0)}(\varphi_0) + \varphi. \end{aligned} \quad (3-36)$$

因此, 根据定义 3.1, 我们知道  $N_\sigma(\varphi_0, \varphi) \leq (\varphi - \varphi_0) / T_a$ , 然后, 我们有

$$V_{\sigma(\varphi)}(\varphi) \leq [(1-\alpha)\mu^{\frac{1}{T_a}}]^{\varphi-\varphi_0} V_{\sigma(\varphi_0)}(\varphi_0) + \varphi. \quad (3-37)$$

存在两个标量  $a$  和  $b$ , 使得  $V_{\sigma(\varphi_0)}(\varphi_0) \leq b \|e(\varphi_0)\|^2$  和  $V_{\sigma(\varphi)}(\varphi) \geq a \|e(\varphi)\|^2$ , 其中  $a = \min_{\forall \sigma \in \Omega} \lambda_{\min}(P_\sigma)$ ,  $b = \max_{\forall \sigma \in \Omega} \lambda_{\max}(P_\sigma) + \max_{\forall \sigma \in \Omega} (\theta_1 - \theta_0 + 1) \lambda_{\max}(Q_\sigma)$ 。使用(3-37), 我们得到:

$$\begin{aligned} a \mathbb{E}\{\|e(\varphi)\|^2\} & \leq [(1-\alpha)\mu^{\frac{1}{T_a}}]^{\varphi-\varphi_0} b \|e(\varphi_0)\|^2 + \varphi \\ \mathbb{E}\{\|e(\varphi)\|^2\} & \leq \frac{b}{a} \mathcal{X}^{2(\varphi-\varphi_0)} \|e(\varphi_0)\|^2 + \frac{\varphi}{b}. \end{aligned} \quad (3-38)$$

其中  $\delta = \mathcal{X}^2 = (1-\alpha)\mu^{\frac{1}{T_a}}$ ,  $\rho = \frac{a}{b} \mathcal{X}^{-2\varphi_0} \|e(\varphi_0)\|^2$ 。然后, 通过使用  $T_a$ , 我们得到了

$\mathcal{X} < 1$ 。原始公式(3-37)可以写成:

$$\mathbb{E}\{\|e(\varphi)\|^2\} \leq \delta^\varphi \rho + \frac{\varphi}{b}. \quad (3-39)$$

根据定义 3.1, 我们知道系统(3-18)是指数最终有界。上限可以通过以下公式计算:

$$\frac{\frac{g}{\tau} + \lambda_4 v_0^2 + \lambda_5 \sum_{i=1}^n \frac{1}{2^{2R_i}}}{b}. \quad (3-40)$$

**定理 3.2:** 给定  $\mu$ ,  $\alpha$ 。假设 3.1 和(3-21)成立。如果存在  $P_\sigma, Q_\sigma$ ,  $\lambda_i (i=1,2,3,4,5)$  和  $\mathcal{K}$ , 则估计误差动态系统(3-18)满足指数均方有界性条件, 使得以下不等式成立:

$$\begin{bmatrix} \Phi_1 & \hat{S}_\sigma^T \\ \hat{S}_\sigma & -P_\sigma \end{bmatrix} \leq 0. \quad (3-41)$$

其中  $\hat{S}_\sigma = [\hat{\mathcal{A}} \ 0 \ P_\sigma B_{\sigma(\varphi)} \ P_\sigma G_{\sigma(\varphi)} \ \hat{\mathcal{E}}_{\sigma(\varphi)} \ P_\sigma K_{\sigma(\varphi)} \ P_\sigma K_{\sigma(\varphi)} \ 0]$ ,  $\hat{\mathcal{A}} = P_\sigma A_{\sigma(\varphi)} - \mathcal{K}C$ ,

$$\hat{\mathcal{E}}_{\sigma(\varphi)} = P_\sigma E_{\sigma(\varphi)} - \mathcal{K}D.$$

估计增益矩阵  $K_\sigma$  设计为:

$$K_\sigma = P_\sigma^{-1} \mathcal{K}. \quad (3-42)$$

证明: 该证明很容易从定理 3.2 的证明中得出, 因此省略。

### 3.5 数值仿真

在本节中, 通过一个例子来说明理论结果的有效性。对于  $n=3$  和  $m=2$ , 切换神经网络(3-1)具有以下参数:

$$\begin{aligned} A_1 &= \begin{bmatrix} 0.78 & 0 & 0 \\ 0 & 0.76 & 0 \\ 0 & 0 & 0.7 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} 0.62 & 0 & 0 \\ 0 & 0.74 & 0 \\ 0 & 0 & 0.72 \end{bmatrix}, \\ B_1 &= \begin{bmatrix} 0.2 & -0.21 & 0.18 \\ 0 & 0.2 & 0.2 \\ -0.11 & -0.11 & 0.21 \end{bmatrix}, B_2 = \begin{bmatrix} 0.22 & -0.32 & 0.19 \\ 0 & 0.19 & 0.11 \\ -0.1 & -0.1 & 0.2 \end{bmatrix}, \\ G_1 &= \begin{bmatrix} -0.11 & -0.19 & 0.11 \\ 0.23 & 0.11 & -0.18 \\ 0.21 & 0.11 & -0.11 \end{bmatrix}, G_2 = \begin{bmatrix} -0.1 & -0.21 & 0.12 \\ 0.42 & 0.1 & -0.19 \\ 0.2 & 0.09 & -0.12 \end{bmatrix}, \\ E_1 &= [0.35 \ 0.48 \ 0.3], E_2 = [0.32 \ 0.49 \ 0.32], \\ \Psi_1 &= \begin{bmatrix} 0.02 & 0 & 0 \\ 0 & 0.13 & 0 \\ 0 & 0 & 0.12 \end{bmatrix}, \Psi_2 = \begin{bmatrix} 0.02 & 0 & 0 \\ 0 & 0.13 & 0 \\ 0 & 0 & 0.4 \end{bmatrix}, \end{aligned}$$



$$Y_1 = \begin{bmatrix} 0.02 & 0 & 0 \\ 0 & 0.12 & 0 \\ 0 & 0 & 0.2 \end{bmatrix}, Y_2 = \begin{bmatrix} 0.04 & 0 & 0 \\ 0 & 0.12 & 0 \\ 0 & 0 & 0.3 \end{bmatrix},$$

$$D = [0.2 \quad 0.24], C = \begin{bmatrix} 3 & 2 & 6 \\ 0.8 & 3.2 & -3.2 \end{bmatrix}.$$

神经元激励函数  $f(x(\varphi))$  和  $g(x(\varphi))$  被选择为:

$$f(x(\varphi)) = \begin{bmatrix} -1.2x_1(\varphi) - \tanh(0.1x_1(\varphi)) \\ -1.2x_2(\varphi) - \tanh(0.2x_2(\varphi)) \\ -2x_3(\varphi) + \tanh(0.1x_3(\varphi)) \end{bmatrix},$$

$$g(x(\varphi)) = \begin{bmatrix} -2.1x_1(\varphi) + \tanh(0.3x_1(\varphi)) \\ -x_2(\varphi) + \tanh(0.1x_2(\varphi)) \\ -2.2x_3(\varphi) + \tanh(0.2x_3(\varphi)) \end{bmatrix}.$$

外部扰动为  $v(\varphi) = \sin(\varphi)e^{-0.075\varphi}$ .  $\theta(\varphi) = 1 + (\sin(\varphi\pi))^2$ . 它的上界分别为  $\theta_1 = 2$  和  $\theta_0 = 1$ . 在(3-21)中, 平均驻留时间参数  $\alpha = 0.1$  和  $\mu = 1.2$ . 通过求解线性矩阵不等式可以获得一组可行的解, 如下所示:

$$P_1 = \begin{bmatrix} 0.3168 & 0.0274 & -0.0006 \\ 0.0274 & 0.3965 & -0.1501 \\ -0.0006 & -0.1501 & 0.5473 \end{bmatrix},$$

$$P_2 = \begin{bmatrix} 0.3235 & 0.0355 & -0.0168 \\ 0.0355 & 0.3476 & -0.1458 \\ -0.0168 & -0.1458 & 0.5164 \end{bmatrix}.$$

根据不等式(3-42), 我们可以直接得到估计增益  $K_\sigma$  的解为:

$$K_1 = \begin{bmatrix} 0.0545 & 0.0493 \\ 0.0535 & 0.1262 \\ 0.0672 & -0.0685 \end{bmatrix}, K_2 = \begin{bmatrix} 0.0431 & 0.0388 \\ 0.0520 & 0.1227 \\ 0.0690 & -0.0706 \end{bmatrix}.$$

模拟结果如图 3-2-3-9 所示, 其中图 3-2、图 3-3 和图 3-4 表示了它们各自的状态估计。图 3-5 描述了切换信号下的不同模式。图 3-6 和图 3-7 描绘了不同参数下的解码误差轨迹。图 3-8 和图 3-9 分别描绘了动态和静态事件触发机制中的事件触发时刻。最后, 仿真结果验证了估计方案的有效性。

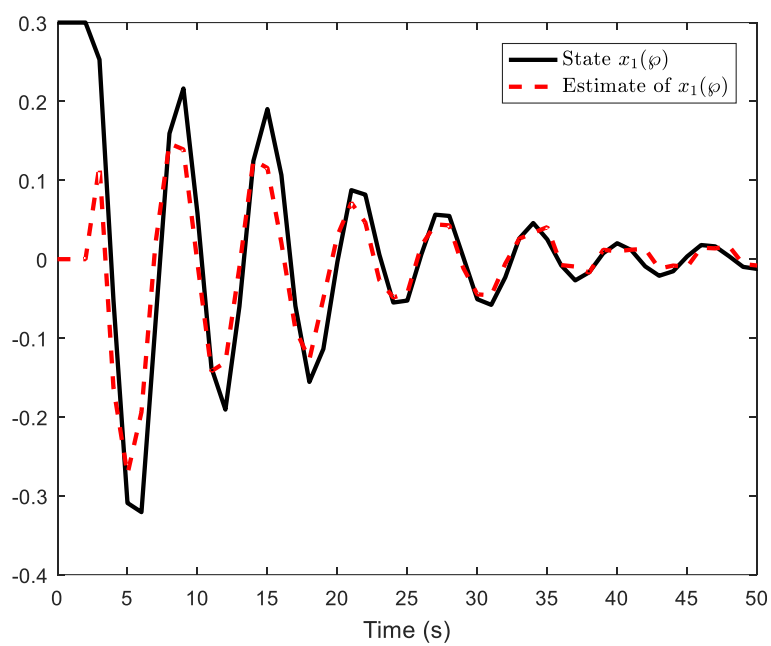


图 3-2:  $x_1$  的状态及其它的估计

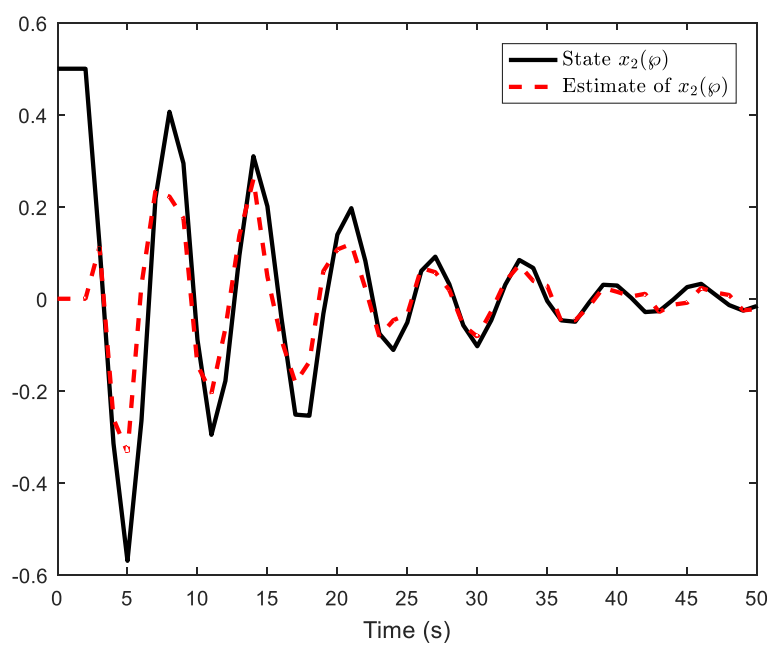


图 3-3:  $x_2$  的状态及其它的估计

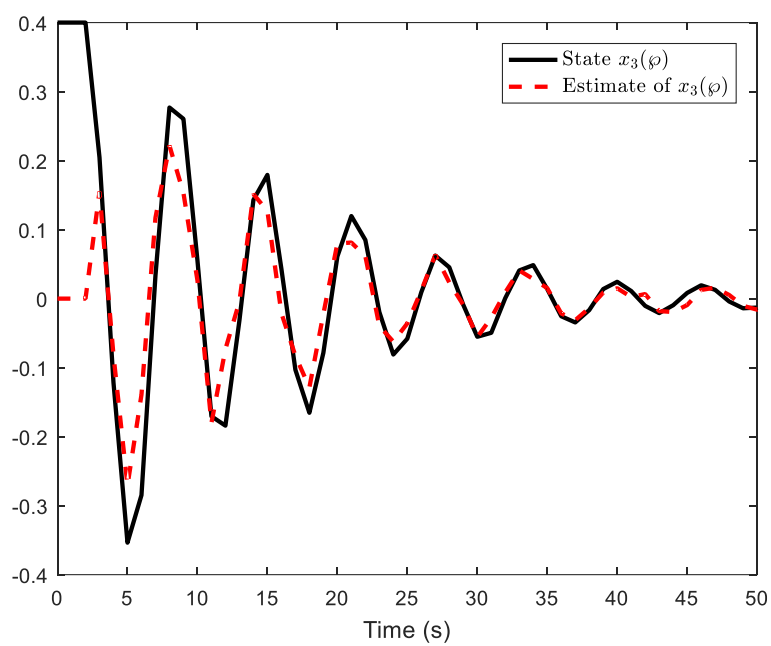


图 3-4:  $x_3$  的状态及其它的估计

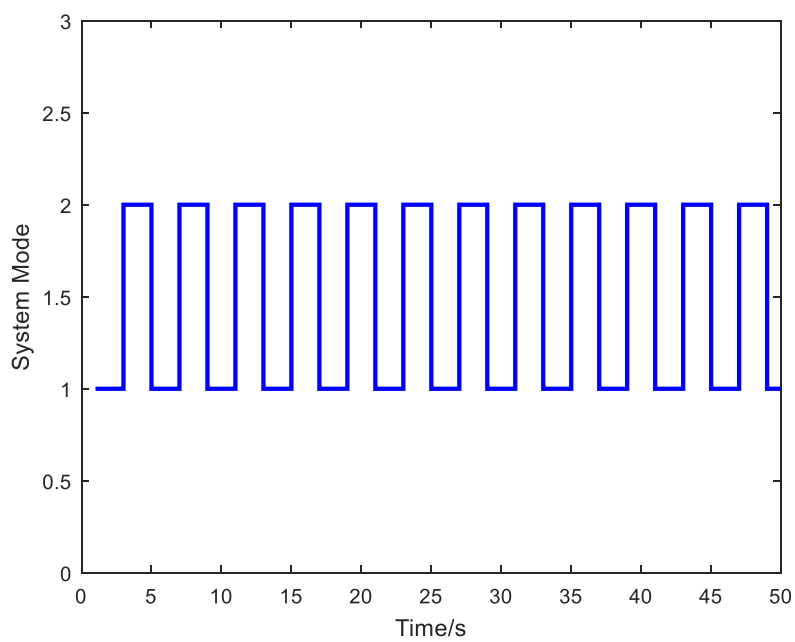


图 3-5: 切换信号  $\sigma(\varphi)$  的两种切换模式

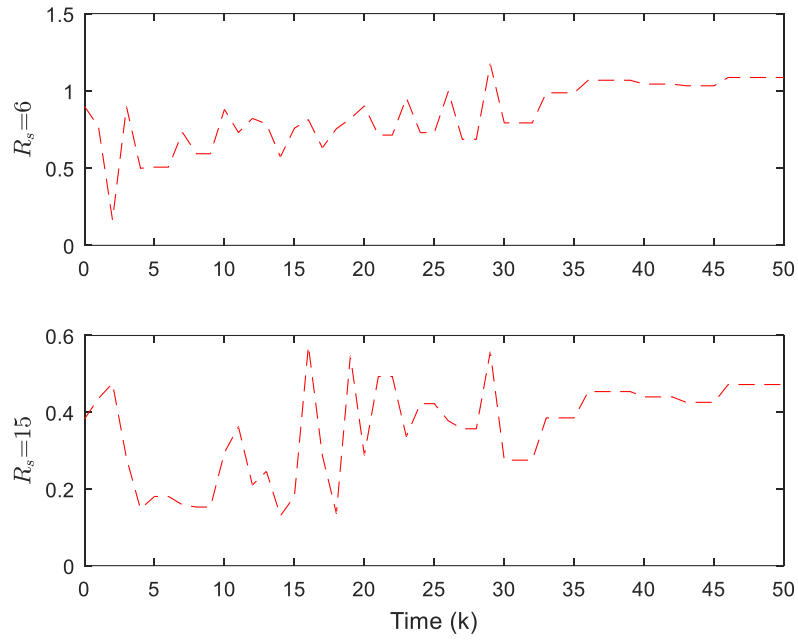


图 3-6: 在  $R_s=6$  bps 和  $R_s=15$  bps 下的  $d(\varphi)$  的轨迹误差

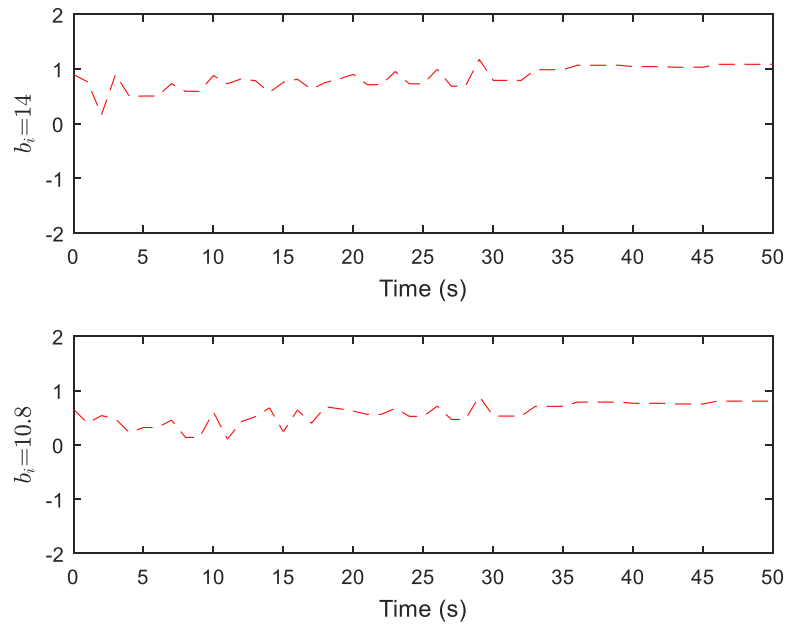


图 3-7: 在  $b_i=10.8$  和  $b_i=14$  下的  $d(\varphi)$  的轨迹误差

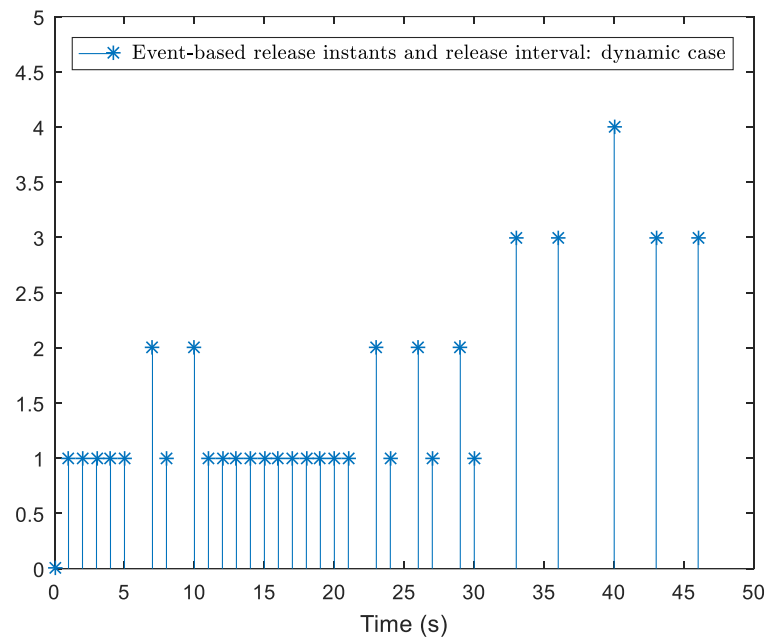


图 3-8: 基于事件的触发时刻和触发间隔: 动态案例

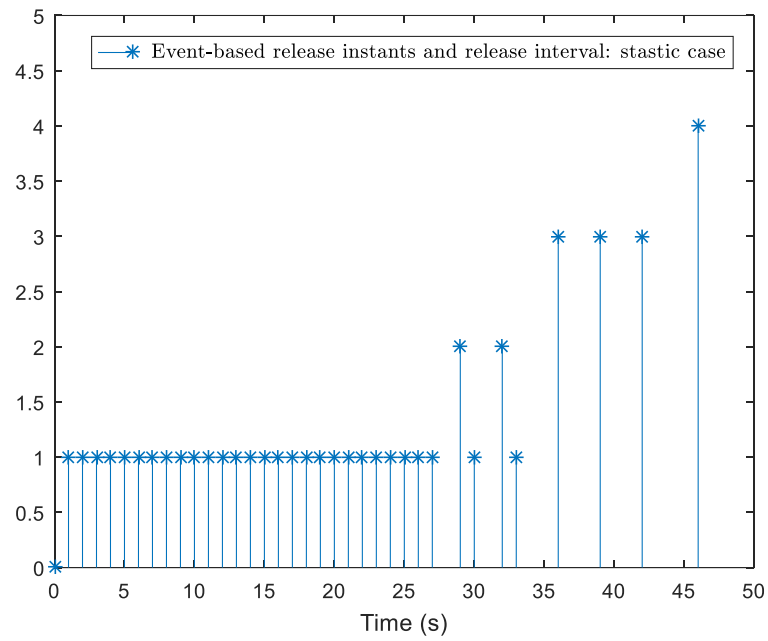


图 3-9: 基于事件的触发时刻和触发间隔: 静态案例

### 3.6 本章小结

在本文中，我们解决了具有 DETM 和比特率约束的切换神经网络的指数有界状态估计问题。切换神经网络包括时滞、激励函数和切换信号。为了满足网络带宽的要求，采用了统一的基于量化的编解码机制。此外，经 DETM 调度之前的测量输出是被编码成特定的数字码字，目的是占用更少的通信资源。基于李雅普诺夫理论，给出了切换神经网络在不同模式下指数最终有界的充分条件，并得到了相应的增益参数  $K_\sigma$ ，由事件触发机制的静态案例和动态案例图像，可以看出，静态案例由 40 点发生触发，而动态案例有 35 点触发，所以通过静态案例和动态案例的对比，有效的节省通信资源的消耗。最后通过相应的状态估计仿真图，得出了仿真实例的有效性。

## 第 4 章 总结与展望

### 4.1 总结

本文主要研究了一类离散时间具有时变时滞的切换神经网络状态估计问题。分别考虑了传感器饱和与缺失、网络攻击、比特率受限、以及动态事件触发机制等因素，综合以上因素对其切换神经网络系统进行相应合理的建模。同时根据工程实践的需求，需要考虑噪声存在的影响，根据以上相关网络诱导现象，我们充分研究系统的特性，对其相关性能进行合理的分析，给出满足相应系统性能的状态估计器存在的充分条件。并结合 Lyapunov 稳定性理论，使用线性矩阵不等式解出相应的估计增益。最后通过仿真实验，证明相关实验的有效性与合理性。

第一部分：研究了基于传感器缺陷和混合网络攻击的离散时滞切换随机神经网络的  $H_\infty$  状态估计问题。一方面，相较于传统的静态事件触发机制，动态事件触发机制因其触发阈值具备自适应性或动态特性，能够有效降低数据传输频率，从而节省资源。另一方面，系统会有随时受到外界的网络攻击的影响，在此基础上，本部分综合考虑了两种常见的网络攻击，作为混合网络攻击的模型，即欺骗攻击和拒绝服务攻击。根据以上两个方面，对切换神经网络系统进行合理的建模，结合分段的 Lyapunov 函数，给出了系统满足指数均方稳定的性能指标时相应估计器存在的充分条件。使用 MATLAB 软件求解一组满足线性矩阵不等式来得到相应的估计增益。

第二部分：在实现传感器到估计器之间的通信，一方面，考虑到动态事件触发机制相比于传统的静态事件触发机制在触发阈值上是自适应或者动态的且可以降低数据的传输频率并节省资源。另一方面，为了提升信息传输的抗干扰能力我们采用编解码通信协议方式。在防止数据冲突方面，我们为每个神经元节点分配相应的比特率，以便减少通信所带来的负担。结合以上两种情形，我们建立了切换神经网络系统的相关模型，利用 Lyapunov 稳定性理论，得出了估计误差满足指数最终有界的充分条件，并用 MATLAB 工具中的线性矩阵不等式解出满足

充分条件所存在估计增益矩阵。最后通过仿真实验证明所提出状态估计算法的合理性以及有效性。

## 4.2 展望

本文考虑了基于传感器缺陷和混合网络攻击的离散时滞切换随机神经网络的  $H_\infty$  状态估计以及具有约束比特率的离散时滞切换神经网络的动态事件触发状态估计。并结合工程实践综合考虑到了噪声，以及编解码协议等。但针对规模宏大的切换神经网络和众多复杂环境的影响等因素，这些研究也仅仅是基础性的研究，在具有切换神经网络状态估计的相关研究的问题上还有大量的问题需要我们发现和解决。

1.本文的研究对象是具有时变时滞切换神经网络系统，在进行复杂系统建模的过程中，切换系统的稳定性研究是很重要的一方面。本文主要采用的是构造切换规则使不稳定的子系统在切换规则的设计下达到稳定状态。因为该模式下更加关注稳定性的分析，但其余两种（前面已经给出）本课题没有涉及到。还有关于切换后神经网络子系统 1 从神经网络子系统 2 跳跃后时间的选取，本课题仅仅研究了平均驻留时间(ADT)情况而没有关注到持续驻留时间(PDT)，在持续驻留时间的影响下，切换神经网络子系统的在对应系统模式下的时间一般不固定。所以在切换神经网络系统建模过程中，我们全面考虑其它情形会为工程实践带来更重要现实意义。

2.本课题在同时处理传感器缺陷以及混合网络攻击时采用了三个服从伯努利分布的随机变量来刻画在不同时刻发生的情形，发生与不发生概率取值的大小，在一定程度上影响着系统的状态估计。在与事件触发机制相比较下，虽然，已经降低了触发频率，减少了资源的损耗。但动态事件触发机制与静态相比较其动态情形在触发时刻上效果尚不明显。基于传感器缺陷和混合网络攻击的离散时滞切换随机神经网络的  $H_\infty$  状态估计仿真示意图很难唯一确定。在该研究设计过程中，由于存在部分随机项，我们在选取状态估计图时，需要选取一组最佳，而舍弃其余的情况，在程序运行的过程中，也需要相应的时间等待。所以在状态估计图的选取中，对参数的设置，还需要进一步探索。



3.本文在前人的基础上,对具有通信受限切换神经网络的状态估计做了一些研究,但未来这方面的研究空间很大,包括但不限于探索新方法使切换系统稳定、对切换系统神经网络进行合理的建模、构造合适的 Lyapunov 函数都值得进一步探究。同时本课题目前阶段只限于理论基础的研究,在运用到实践中可能会遇到诸多新的问题,如何将理论成果运用于实践将会是未来研究的重要方向。

## 参考文献

- [1] 严亚萍, 王刚, 姜盛基等. 人工神经网络在环境领域中的研究进展[J]. 应用化工, 2022, 51 (01): 170-176.
- [2] 彭瑞岚, 肖继荣. 人工神经网络在护理中的应用现状及发展前景[J]. 全科护理, 2023, 21(08): 1060-1062.
- [3] 匡奕敦. 基于 `neuralnet` 人工神经网络的农作物预测模型研究[J]. 湖北农业科学, 2022, 61(14): 178-182.
- [4] Dai. T, Liu. S, Liu. J, etc. Development of a new dynamic smagorinsky model by an artificial neural network for prediction of outdoor airflow and pollutant dispersion[J]. Building and Environment, 2023, 243(1): 110624.
- [5] 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.
- [6] Ding. J, Chen. B, Liu. H, etc. Convolutional neural network with data augmentation for SAR target recognition[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(3): 364-368.
- [7] F. G. Harmon, A. A. Frank, and S. 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, 2016, 18(5): 772-780.
- [8] Jin. L, Li. S, X. Luo, etc. Manipulability optimization of redundant manipulators using dynamic neural networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(6): 4170-4720.
- [9] Li. Y, Wang. G, Nie. L, etc. Distance metric optimization driven convolutional neural network for age invariant face recognition[J]. Pattern Recognition, 2018, 75(5): 51-62.
- [10] 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): 3-7.
- [11] Shi. B, Bai. X and C. Yao. An end-to-end trainable neural network for image-based

- sequence recognition and its application to scene text recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016. 39(11): 2298-2304.
- [12]T. Vemuri, M. Polycarpou, and S. A. Diakourtis. Neural network based fault detection in robotic manipulators[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1998, 14(2): 34-38.
- [13]Zhang. C, He. Y, Jiang. L, etc. Stability analysis for delayed neural networks considering both conservativeness and complexity[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 27(7): 1486-1501.
- [14]祝涛, 海洋. 高鲁棒性的多层级卷积特征目标跟踪算法研究[J]. 光学与光电技术, 2019, 17(04): 16-21.
- [15]郭创新, 景雷, 梁年生等. 一种鲁棒 BP 算法及其在非线性动态系统辨识中的应用[J]. 信息与控制, 1996, (06): 35-41.
- [16]姜雪莹, 施惠元, 苏成利等. 基于 TSA 的非线性神经网络预测控制[J]. 应用科学学报, 2018, 36(05): 870-878.
- [17]程媛媛. 基于神经网络的通用非线性神经自适应控制研究[J]. 电脑知识与技术, 2015, 11(27): 139-141.
- [18]李欢, 王友国. 一类非线性神经网络中噪声改善信息传输[J]. 物理学报, 2014, 63(12): 63-69.
- [19]刘开宇, 张弘强. 一类具 M-P 型非线性神经网络模型的渐近性与指数稳定[J]. 湖南师范大学自然科学学报, 2007, (02): 6-10.
- [20]郭创新, 景雷, 梁年生等. 一种鲁棒 BP 算法及其在非线性动态系统辨识中的应用[J]. 信息与控制, 1996, (06): 35-41.
- [21]C. Joseph and Jin. Y. Computational modeling of neural plasticity for self-organization of neural networks[J]. Biosystems, 2014, 122(7): 43–54.
- [22]W. Noguchi, H. Lizuka and M. Yamamoto. Cognitive map self-organization from subjective visuomotor experiences in a hierarchical recurrent neural network[J]. Adaptive Behavior, 2017, 25(3): 129-146.
- [23]Li. C, Feng. G and Huang. T. On hybrid impulsive and switching neural networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2008, 38(6):

1549-1560.

- [24]Sun. Y and Wang. L. On stability of a class of switched nonlinear systems[J]. Automatica, 2013, 49(1): 305-307.
- [25]Xie. G and Wang. L. Controllability and stabilizability of switched linear-system[J]. Systems Control Letters, 2003, 48(2): 135-155.
- [26]Zhao. X, Zhang. L, Shi. P, etc. Stability and stabilization of switched linear systems with mode-dependent average dwell time[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 57(7): 1809-1815.
- [27]Guan. Z, J. Hill and Shen. X. On hybrid impulsive and switching systems and application to nonlinear control[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2005, 50(7): 1058-1062.
- [28]C. K. Ahn. An  $H_\infty$  approach to stability analysis of switched Hopfield neural networks with time-delay[J]. Nonlinear Dynamics, 2010, 60(4): 703-711.
- [29]Lian. J, Feng. Z and Shi. P. Observer design for switched recurrent neural networks: An average dwell time approach[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(10): 1547-1556.
- [30]V. Vesely and D. Rosinova. Robust MPC controller design for switched systems using multi-parameter dependent Lyapunov function[J]. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 2014, 10(1): 269-280.
- [31]J. P. Hespanha and A. S. Morse. Stability of switched systems with average dwell time[J]. IEEE Conference on Decision and Control, 1999, 3(6): 2655-2660.
- [32]Zhang. G, Han. C, Guan. Y, etc. Exponential stability analysis and stabilization of discrete-time nonlinear switched systems with time delays[J], International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 2012, 8(3): 1973-1986.
- [33]Ren. H, Zong. G and H. R. Karimi. Asynchronous finite-time filtering of networked switched systems and its application: An event-driven method[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2018, 66(01): 391-402.
- [34]T. C. Lee and Z. P. Jiang. Uniform asymptotic stability of nonlinear switched systems with an application to mobile robots[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2008, 53(05): 1235-1252.

- [35]G. K. Furlas, K. J. Kyriakopoulos and C. D. Vournas. Hybrid systems modeling for power systems[J]. IEEE Circuits and Systems Magazine, 2004, 4(3): 16-23.
- [36]王雪鉴, 文永明, 石晓荣等. 多智能体多耦合任务混合式智能决策架构设[J]. 航空学报, 2024, 1-9.
- [37]陈世明, 叶舒康, 马旭阳等. 基于事件触发的不确定多智能体系统自适应一致性[J]. 控制理论与应用, 2024, 1-8.
- [38]姜田, 生宁. 带死区的多智能体系统事件触发协同控制[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2024, 1-8.
- [39]D. Liberzon and A. S. Morse. Basic problems in stability and design of switched systems[J]. IEEE Control Systems, 1999, 19(5): 59-70.
- [40]W. S. McCulloch and W. Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in neuron activity[J]. Bulletin of Mathematical Biology, 1943, 5(4): 115-133.
- [41]J. J. Hopfield. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1982, 79(8): 2554-2558.
- [42]N. Winner. Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series[M]. Massachusetts, USA: The MIT Press, 1950, 113(3): 413-414.
- [43]R. Kalmana. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Transactions of the ASME Journal of Basic Engineering, 1960,82(25): 35-45.
- [44]Su. X, Wu. L and Shi. P. Sensor networks with random link failures: distributed filtering for T-S fuzzy systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 9(3):1739-1750.
- [45]Dong. H, Wang. Z, Gao. H, etc. Distributed filtering in sensor networks with randomly occurring saturations and successive packet dropouts[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2014, 24(12): 1743-1759.
- [46]Liu. Q, Wang. Z, He. X, etc. Event-based recursive distributed filtering over wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2015, 60(9): 2470-2475.
- [47]R. Olfati-saber. Distributed Kalman filtering for sensor networks[C]. IEEE Conference on Decision and Control, 2007, 5492-5498.

- [48]J. Read, K. Achutegut and J. Mfiguez. A distributed particle filter for nonlinear tracking in wireless sensor networks[J]. Signal Processing, 2014, 64(6): 121-134.
- [49]Liu. M and Chen. H.  $H_\infty$  state estimation for discrete-time delayed systems of the neural network type with multiple missing measurements[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 26(12): 2987-2998.
- [50]Cheng. Y, Liu. L, Qian. W, etc.  $l_2-l_\infty$  state estimation for discrete-time switched neural networks with time-varying delay [J]. Neurocomputing, 2018, 282(22), 25-31.
- [51]Gao. Y, Hu. J, Chi. K, etc. A variance-constrained method to encoding-decoding  $H_\infty$  state estimation for memristive neural networks with energy harvesting sensor [J]. Neurocomputing, 2024, 579(28): 127448.
- [52]Fan. L and Zhu. Q. Mean square exponential stability of discrete-time Markov switched stochastic neural networks with partially unstable subsystems and mixed delays[J]. Information Sciences, 2021, 580: 243-259.
- [53]Suo. J, Li. N and Li. Q. Event-triggered  $H_\infty$  state estimation for discrete-time delayed switched stochastic neural networks with persistent dwell-time switching regularities and sensor saturations[J]. Neurocomputing, 2021, 455(30): 297-307.
- [54]Tian. Y, Su. X, Chen. C, etc. Exponentially extended dissipativity-based filtering of switched neural networks [J]. Automatica, 2024, 161: 111470.
- [55]Zhou. J, Ma. X, Yan. Z, etc. Non-fragile output-feedback control for time-delay neural networks with persistent dwell time switching: A system mode and time scheduler dual-dependent design[J]. Neural Networks, 2024, 169: 733-743.
- [56]Cui. D, Zou. W, Guo. J, etc. Neural network-based adaptive finite-time tracking control of switched nonlinear systems with time-varying delay[J]. Applied Mathematics and Computation, 2022, 428(1): 127216.
- [57]Wu. Z, Nie. X and Cao. B. Coexistence and local stability of multiple equilibrium points for fractional-order state-dependent switched competitive neural networks with time-varying delays[J]. Neural Networks, 2023, 160: 132-147.
- [58]Sang. H, Nie. H and Zhao. J. Event-triggered asynchronous synchronization control for switched generalized neural networks with time-varying delay[J].

- Neurocomputing, 2022, 505(21): 154-165.
- [59]Ge. C, Chang. C, Liu. Y, etc. Sampled-data-based exponential synchronization of switched coupled neural networks with unbounded delay[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2023, 117: 106931.
- [60]Tao. H, Tan. H, Chen. Q, etc.  $H_\infty$  state estimation for memristive neural networks with randomly occurring DoS attacks[J]. Systems Science & Control Engineering 2022, 10(1): 154-165.
- [61]Wen. C, Wang. Z, Hu. J, etc. Recursive filtering for state-saturated systems with randomly occurring nonlinearities and missing measurements[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2018, 28(5): 1715-1727.
- [62]Liu. H, Wang. Z, Shen. B, etc. Stability analysis for discrete-time stochastic memristive neural networks with both leakage and probabilistic delays[J]. Neural Networks, 2018, 102: 1-9.
- [63]Shi. P, M. Mahmoud, S. Kiong, etc. Robust filtering for jumping systems with mode-dependent delays[J]. Signal Processing 2006, 86(1): 140-152.
- [64]Wei. G, Wang. Z and Shu. H. Robust filtering with stochastic nonlinearities and multiple missing measurements[J]. Automatica, 2009, 45(3): 836-841.
- [65]He. X, Wang. Z and Zhou. D. Robust  $H_\infty$  filtering for networked systems with multiple state delays[J]. International Journal of Control 2007, 80(8): 1217-1232.
- [66]Liu. H, Wang. Z and Ma. L. Resilient  $H_\infty$  state estimation for discrete-time stochastic delayed memristive neural networks: A dynamic event-triggered mechanism[J]. IEEE Trans on Cybernetics, 2022, 52(5): 3333-3341.
- [67]Zhao. D, Wang. Z, Wei. G, etc. A dynamic event-triggered approach to observer-based PID security control subject to deception attacks[J]. Automatica, 2020, 120(13): 109128.
- [68]Li. Q, Wang. Z, Li. N, etc. A dynamic event-triggered approach to recursive filtering for complex networks with switching topologies subject to random sensor failures[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 31(10): 4381-4388.
- [69]Xu. T, Duan. Z, Wen. G, etc. A novel dynamic event-triggered mechanism for

- dynamic average consensus [J]. *Automatica*, 2024, 161: 111495.
- [70] Li. H, and Cao. J. Observer-based output feedback event-triggered bounded consensus of multi-agent systems under DoS attacks[J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2024, 131: 107843.
- [71] Xue. S, Li. H, Cao. H, etc. Distributed edge-event-triggered consensus of multi-agent system under DoS attack[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2023, 174: 118-123.
- [72] Wu. J, Qin. G, Cheng. J, etc. Adaptive neural network control for Markov jumping systems against deception attacks[J]. *Neural Networks*, 2023, 168: 206-213.
- [73] Yan. L, Wang. Z, Zhang. M, etc. Sampled-data control for mean-square exponential stabilization of Memristive neural networks under deception attack[J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2023, 174: 113787.
- [74] Chen. B, Hu. G, Yu. L, etc. Secure fusion estimation for bandwidth constrained Cyber-Physical systems under replay attacks[J]. *IEEE Trans on Cybernetics*, 2018, 48(6): 1862-1876.
- [75] 文成林, 杨力. 信息物理系统攻击威胁的防御策略综述[J]. *控制理论与应用*, 2023, 1-13.
- [76] Wu. X and Bao. H. State estimation for multiplex networks with randomly occurring sensor saturations[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2023, 437(15): 127538.
- [77] Zhang. L and Sun. S. Distributed  $H_\infty$  fusion filtering for multi-sensor networked systems with DoS attacks and sensor saturations[J]. *Digital Signal Processing*, 2023, 134(15): 103908.
- [78] Li. X, Lu. D and Zhang. W. Asynchronous fault detection filtering for Markovian jump systems without put sensor saturation[J]. *ISA Transactions* 2023, 135: 233-243.
- [79] Wang. L, Wang. Z. Event-based state estimation under constrained bit rate: An encoding–decoding approach[J]. *Automatica*, 2022, 1143: 10421.
- [80] Li. J, Wang. Z, Zhao. D, etc. Distributed filtering under constrained bit rate over wireless sensor networks: dealing with bit rate allocation protocol[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2023, 68(3): 1642-1654.



## 致谢

行文至此，回首三年的研究生学习时光，何其匆匆，思绪万千。想起刚入学时，站在校门口，拿出手机随手拍下气势恢宏的校园大门，我深知自己要在这里求学三年。入校后，在志愿者的带领下，我来到宿舍。安顿好后，逛了逛我期待的最美校园。夕阳西下时的校园，有着不可抗拒的魅力，那是一种祥和安静，泛黄的落叶随风飘落，仿佛一切都在诉说着、欢迎新生的到来，这里是充满知识的学校，在这里可以填补人生的些许遗憾，在这里可以完成自己的梦想……

在安工程学习和生活的三年，是我人生中比较充实的些许时光。对于在工作中被锻炼过的上班族来说，我非常珍惜这来之不易的学习机会，重拾书本，完成自己未来的梦想，成为了我奋斗的目标。初见老师是在 A 座 603，见面后，仔细聆听老师对我未来三年的研究生学习规划，通过英语六级、读哪几位老师的博士论文部分章节、上课的时候坐在最前排等。在这里我要衷心地感谢我的恩师刘宏建教授。刘老师不仅在学术上给予我悉心的指导，在生活上也无微不至的关照着。我从最开始的学术小白，到了了解自己的领域并撰写出相关论文。虽然撰写过程很艰难，但在刘老师的指导下，我还是感受到科研给我带来的喜悦，也正是在刘老师悉心的指导下，我才能轻松且不留遗憾地完成我的三年研究生学习生涯。

感恩遇见，不负韶华。感谢夏遵安、陈麒文、杜峰、于晨晨我的四位师兄，在学习的过程中，他们给予我很大的帮助。自己也很幸运地融入到这个温馨的团队里来。在此，我也要特别感谢对待学术严谨的谭海龙老师、循循善诱的刘钰妃老师，兢兢业业的张雪康老师以及潜移默化的张志娜老师。真诚地感谢各位老师对我的关心和帮助，也祝福团队迈向更高的目标。

同窗数载，知己难忘。感谢 507 实验室的小伙伴，感谢我的同门，他们使我的研究生生涯增添了许多不一样色彩，感谢我的室友，他们也给予了很大的帮助。

最后感谢我的父母，他们的无私奉献、支持与鼓励是我走过这段路的动力。

## 攻读学位期间所发表的学术论文

### (1) 科研论文:

- [1] Zhang. R, Liu. H, etc.  $H_{\infty}$  State Estimation for Discrete-Time Delayed Switched Stochastic Neural Networks with Sensor Imperfection and Hybrid Cyber-Attacks *Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society* (已录用).
- [2] Zhang. R, Liu. H, etc. Dynamic Event-Triggered State Estimation for Discrete-Time Delayed Switched Neural Networks with Constrained Bit Rate. *Systems Science & Control Engineering*, (已录用).

### (2) 项目:

安徽省新时代育人质量工程项目: 全天候无人机抗干扰控制关键技术研究, 参与.

### (3) 所获奖励:

2021 年 11 月, 获得校级二等学业奖学金;

2022 年 11 月, 获得校级二等学业奖学金;

尚德敏学 唯实惟新

