



浙江工业大学

硕士学位论文

基于通信特征学习的网络化控制系统设计

作者姓名	许德衡
指导教师	赵云波 教授
学科专业	控制科学与工程
学位类型	工学硕士
培养类别	全日制学术型硕士
所在学院	信息工程学院

提交日期：2020年06月

Design of Networked Control System Based on Communication Feature Learning

Dissertation Submitted to

Zhejiang University of Technology

in partial fulfillment of the requirement

for the degree of

Master of Engineering



by

De-heng XU

Dissertation Supervisor: Prof. Yun-bo ZHAO

Jun. 2020

浙江工业大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所提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研究成果。除文中已经加以标注引用的内容外，本论文不包含其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果，也不含为获得浙江工业大学或其它教育机构的学位证书而使用过的材料。对本文的研究作出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人承担本声明的法律责任。

作者签名：许德衡

日期：2020年 06月

学位论文版权使用授权书

本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，允许论文被查阅和借阅。本人授权浙江工业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。

本学位论文属于：

- 1、保密□，在一年解密后适用本授权书。
- 2、保密□，在二年解密后适用本授权书。
- 3、保密□，在三年解密后适用本授权书。
- 4、不保密。

(请在以上相应方框内打“√”)

作者签名：许德衡

日期：2020年 06月

导师签名：李斌

日期：2020年 06月

中图分类号 TP273

学校代码 10337

UDC 621.3

密级 公开

研究生类别 全日制学术型硕士研究生



浙江工业大学

工学硕士学位论文

基于通信特征学习的网络化控制系统设计

Design of Networked Control System Based on
Communication Feature Learning

作者姓名 许德衡

第一导师 赵云波 教授

学位类型 工学硕士

学科专业 控制科学与工程

培养单位 信息工程学院

研究方向 网络化控制

答辩日期: 2020 年 5 月 17 日

基于通信特征学习的网络化控制系统设计

摘 要

网络化控制系统是指通过数字通信网络将分布在不同地理位置的传感器、控制器和执行机构连接而形成的闭环控制系统。与传统控制系统相比，网络化控制系统由于网络带来了低成本、易维护和远程控制等优点，已经广泛应用于智能家居、远程医疗、智能交通和工业自动化等领域。然而，数字通信网络的非实时性挑战了控制系统的实时性要求，对存在丢包、时延等通信约束的网络化控制系统的设计和分析引起了广大学者的关注。

在以往的研究当中，无论是基于传统的控制算法来应对通信约束的研究还是通信与控制联合设计方法的研究，大多需要知道网络通信特征。对此通常做法是直接假设网络通信特征已知。但在一些网络环境复杂、通信特征易变化的场景，系统运行时实际的通信特征也是容易发生变化的，且变化规律未知。所以在给定丢包率或者时延值基础上设计的控制器往往不能满足控制系统实时性要求，甚至由于网络状态的变化导致系统性能恶化甚至失稳。

本文研究了网络化控制系统中动态变化的网络通信特征，并在此基础上提出了相应的最优控制策略和动态数据包打包方案的设计与分析。具体工作总结如下：

(1) 针对网络化控制系统中网络丢包特征存在动态变化的问题，提出了一种丢包特征学习算法，并根据学习结果设计了最优控制器，解决了传统最优控制器设计时需要事先假设丢包率已知的问题。首先，针对网络化控制系统中通信网络存在的丢包问题建立初始伯努利模型，基于贝叶斯推断提出了一种学习当前网络丢包模型的方法。然后，通过最新的丢包模型实时地估计网络的丢包率。继而，根据实时的丢包率估计值进行最优控制器设计。最后，通过 MATLAB 数值仿真证明本文基于丢包率特征学习的最优控制器在改善传统最优控制器系统性能改善方面的有效性。

(2) 针对共享网络下的网络化控制系统中网络时延特征存在动态变化的问题，提出了一种时延特征学习算法，并根据学习结果设计了动态打包方案，解决了共享网络环境下控制系统消耗太多网络资源的问题。首先，针对网络化控制系统中存在丢包时延等问题进行了通信约束建模，并基于第二章中介绍到的贝叶斯推断方法提出了一种利用近期时延数据的模型学习、更新方案。然后，设计了一种根据实时的通信特征模型的时延估计方法。继而考虑基于包的控

资源有效利用的问题，利于对网络时延的实时估计设计出一种动态打包方案。最后，通过 MATLAB 数值仿真来验证该方案在节约网络资源方面的有效性。

关键词：网络化控制系统，通信特征，贝叶斯推断，最优控制，打包方案

DESIGN OF NETWORK CONTROL SYSTEM BASED ON COMMUNICATION FEATURE LEARNING

ABSTRACT

Networked control system is a closed-loop control system formed by connecting sensors, controllers and actuators distributed in different geographical locations through digital communication network. Compared with traditional control system, networked control system has been widely used in intelligent home, telemedicine, intelligent transportation, industrial automation and other fields because of its advantages of low cost, easy maintenance and remote control. However, the non real-time nature of digital communication network challenges the real-time requirements of control system, and the design and analysis of networked control system with communication constraints such as packet loss and delay have attracted the attention of scholars.

In the past research, whether it is based on traditional control algorithm to deal with communication constraints or communication and control joint design method, most of them need to know the characteristics of network communication. It is usually assumed that the characteristics of network communication are known. However, in some complex network environment, communication characteristics are easy to change, the actual communication characteristics are also easy to change when the system is running, and the law of change is unknown. Therefore, the controller designed on the basis of given packet loss rate or delay value can not meet the real-time requirements of the control system, even the system performance deterioration or even instability due to the change of network state.

In this thesis, the characteristics of dynamic network communication in networked control system are studied, and the corresponding optimal control strategy and the design and analysis of dynamic data package are proposed. The specific work is summarized as follows:

(1) In view of the dynamic change of packet loss characteristics in networked control system, a learning algorithm of packet loss characteristics is proposed, and the optimal controller is designed according to the learning results, which solves the problem that the packet loss rate should be assumed in advance when the traditional

optimal controller is designed. Firstly, the initial Bernoulli model is established to solve the packet loss problem in the communication network of networked control system. Based on Bayesian inference, a method of learning the current network packet loss model is proposed. Then, the packet loss rate of the network is estimated in real time by the latest packet loss model. Then, the optimal controller is designed according to the real-time estimation of packet loss rate. Finally, the effectiveness of the optimal controller based on packet loss rate learning in improving the performance of traditional optimal controller system is proved by MATLAB numerical simulation.

(2) Aiming at the problem of dynamic change of network delay characteristics in networked control system under shared network, a learning algorithm of delay characteristics is proposed, and a dynamic packing scheme is designed according to the learning results, which solves the problem of control system consuming too much network resources under shared network environment. Firstly, communication constraint modeling is carried out to solve the problem of packet loss delay in networked control system. Based on the Bayesian inference method introduced in Chapter 2, a model learning and updating scheme using the recent delay data is proposed. Then, a delay estimation method based on real-time communication characteristic model is designed. Then, the problem of effective utilization of network resources in the packet based control framework is considered, which is conducive to the design of a dynamic packet scheme for real-time estimation of network delay. Finally, the effectiveness of the scheme in saving network resources is verified by MATLAB numerical simulation.

KEY WORDS: networked control system, communication characteristics, Bayesian inference, optimal control, packing scheme

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	III
目 录	V
插图清单	VII
第一章 绪 论	1
1.1 网络化控制系统的背景和意义	1
1.2 网络化控制系统特点	2
1.3 研究现状	4
1.3.1 基于经典控制算法的研究现状	5
1.3.2 控制与通信联合设计的研究现状	5
1.4 本文组织结构	7
第二章 预备知识：贝叶斯方法	9
2.1 贝叶斯定理及其应用	9
2.2 贝叶斯推断	10
2.2.1 三种信息	10
2.2.1 先验分布和后验分布	10
2.3 贝叶斯推断在网络化控制系统中的应用	11
2.4 本章小结	12
第三章 基于通信特征学习的最优控制策略	13
3.1 问题描述	13
3.2 丢包特征学习算法	15
3.3 最优控制策略	18
3.4 仿真验证	20
3.5 本章小结	22
第四章 基于通信特征学习的动态打包方案	23
4.1 问题描述	23
4.1.1 研究对象	23
4.1.2 研究目的	25
4.2 时延特性学习算法	25
4.3 动态数据包打包方案	28

4.4 仿真验证	31
4.5 本章小结	33
第五章 结论与展望	34
5.1 结论	34
5.2 展望	35
参考文献	37
致 谢	41
作者简介	43
1 作者简历	43
2 攻读硕士学位期间发表的学术论文	43
3 参与的科研项目及获奖情况	43
4 发明专利	43
学位论文数据集	45

插图清单

图 1-1	传统的网络化控制系统结构框图.....	2
图 3-1	所考虑的网络化控制系统结构框图.....	14
图 3-2	常见的 β 概率分布	17
图 3-3	基于网络特性学习最优控制策略图.....	20
图 3-4	丢包率后验分布对比图.....	20
图 3-5	两种控制器下得系统状态轨迹.....	21
图 3-6	两种控制器下的系统代价函数.....	22
图 4-1	与其他应用共享网络的网络化控制系统.....	24
图 4-2	传统的数据包结构.....	24
图 4-3	动态打包方案下系统结构示意图.....	30
图 4-4	两种控制器下的系统状态轨迹.....	32
图 4-5	两种控制器下的控制信号.....	32

第一章 绪 论

1.1 网络化控制系统的背景和意义

过去的十几年，各领域科学技术的快速发展和人们不断增长的需求使得学科之间交叉应用成为了一种必然的趋势。与此同时，如今的控制系统规模也变得越来越大，空间分布也越来越广泛，传统的点对点有线连接的控制系统已经无法满足社会对控制系统应用的需求。在这样的社会背景下，传统的控制系统迎来了巨大变化，网络化控制系统应运而生。网络化控制系统指的是将分布在地理位置的传感器设备、控制器设备和执行机构通过一个共享的、有限带宽的数字通信网络连接起来，从而形成的一种通过通信网络实现闭环的控制系统，可以看作是通信网络 and 传统控制系统的结合体。

网络化控制系统的发展得益于快速发展的通信技术、传感器技术和计算机技术。从通信技术的角度来看，从现场总线控制系统到以太网远程控制系统，再发展到今天的无线网络控制系统，控制系统已经不再有高昂的布线成本，并且克服了传统控制系统可扩展性差，不易维护等弊端^[1]。对控制系统一步步的发展影响深远的不仅是通信技术。无线传感器技术的长足发展带来了高精度、低成本的传感器，连接了通信网络和传统的控制系统，让网络化控制系统更加广泛的应用到物理世界中；计算机技术的进步所带来的更强算力、更小体积的计算单元同样对于有着高时效要求的控制系统有着至关重要的作用。这些技术的引入赋予网络化控制系统许多更符合当今社会对控制系统应用所需求的，但传统控制系统所不具备的优势。因此，由通信技术、无线传感器技术、计算机技术以及控制科学等多个领域交叉形成的网络化控制系统在工业自动化、航空航天、远程医疗、交通控制等领域得到广泛应用^[2]，在学术界也引起了广大学者们的关注，成为国际控制领域的一个热门课题。

传统的控制系统通过专线来连接各个组成部分，而网络化控制系统将通信网络引入其中，这是两者之间最大的区别^[3]。网络的引入使控制系统克服了诸多弊端，其带来的优势是传统的网络化控制系统无可比拟的：一方面，网络能使得网络化控制系统实现资源共享，同时也为远程操作和控制带来了可能。另一方面，网络的引入消除了各个部分的有线连接，大大减少了布线。整个系统的耦合性大大降低，使系统的配置更加灵活、维护更加简单。这意味着，当用户需要对控制系统

进行升级或者修改时，可以仅仅在局部进行增删或者更换系统部件，避免“牵一发而动全身”的情况。从控制工程的角度来看，网络化控制系统极大的降低了系统实际成本（布线成本以及布线造成的空间成本等）。因此，网络化控制系统从形成之初就广泛的应用在各个领域。在早期，CAN总线与控制系统的结合在汽车行业得到了成熟的应用，大大的减少了汽车的布线成本，也增加了车辆的控制性能；现在，网络化控制系统被广泛应用在智能交通，智慧城市，智能电网等各个领域，在提升社会的智能化的进程中发挥着重大作用。可以预见，网络化控制系统是未来控制系统发展的必然趋势。

但事物总有两面性，网络也是把双刃剑，在体现优势的同时，也带来诸多挑战。尽管网络化控制有着前所未有的优势，但因引入网络导致的一些问题我们无法忽视。在网络化控制系统中的信息传输主要是通过通信网络，而由于网络自身特性（比如带宽有限、资源共享），引入网络的同时也势必将网络的不可靠性，复杂性带入控制系统中。这些消极因素对控制系统的性能造成了极大的影响，甚至会影响系统的稳定性。而智能化的今天，网络化控制系统渗透到社会的各个方面。因此，其中存在的问题也受到了学术界和工业界广泛关注。如何做到让通信网络 and 控制系统更好的结合，以减少网络对控制系统的影响有着极大的学术价值和工程意义。

1.2 网络化控制系统特点

网络化控制系统简单结构示意图如图 1-1 所示，它是一种通过通信网络实现闭环的控制系统，其各系统部件（控制器、传感器、执行机构等）通过通信网络连接^[4]。

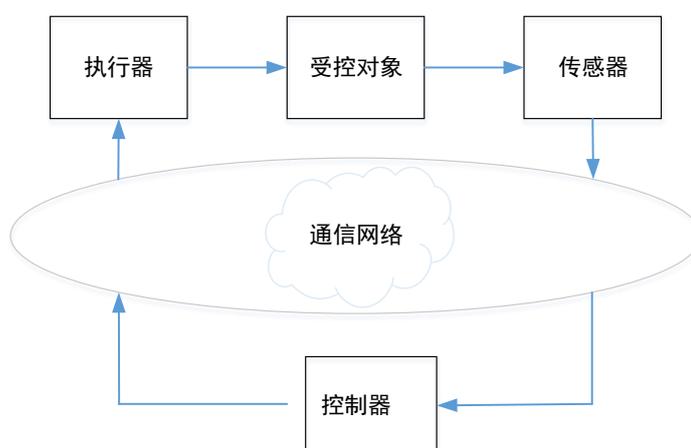


图1-1 传统的网络化控制系统结构框图

Figure 1-1. Traditional network control system structure diagram

因此，系统中的测量信息、控制信号和反馈信号的传输都可以通过网络完成。而网络是一条非理想的数字通道，数据在传输前需要先进行编码，在编码时必然存在量化误差等问题。同时，数据在传输过程中也存在诸如网络诱导时延、数据包丢失、数据包时序错乱等问题^[5]，在本文中统称为通信约束。并且这些问题也会因网络结构和通信协议的不同而产生变化。因为控制系统高实时性的要求，这些问题通常被认为是降低控制系统性能或破坏系统稳定的来源。为了强调这些问题对控制系统的影响，将在下面进行一一描述。

1) 网络诱导时延。数据包的传输在网络化控制中，引起时延的因素很多，可能是有限的带宽也可能是网络流量、通信协议等等。在共享的网络环境下，控制系统数据传输时，这些因素将导致数据包发送时发生碰撞，这种碰撞会引起数据包发送前在节点的排队等待时延；在数据包发送后，也会因之产生一定的传输时延。这种网络原因导致的时延统称为“网络诱导时延”。值得注意的是，在网络化控制系统中，网络诱导时延的主要是数据包在节点的排队等待导致的。根据网络诱导时延的发生地点可以分为两大类：传感器到控制器的时延和控制器到执行器时延。前者表示从物理信号采样到生成相应的控制信号的时间，后者指控制信号从控制器传输到执行器的时间。一般情况下我们只关注系统环路时延，即两者之和。网络诱导时延在很大程度上取决于网络条件和网络类型，在 MAC 层采用轮询访问的情况（比如 Token-Ring, Token-Bus），时延将被视为固定时延；如果 MAC 层采用随机访问机制（比如 Internet 和 CAN 网络），则时延是不确定时延。但在大多数情况下，他们通常是随机的、时变的。

2) 数据包丢失。传感器数据和控制器数据因网络原因无法作用于控制器和执行器的现象叫做数据包丢失。数据包丢失的原因通常有两种，一种是网络原因，即带宽有限的网络在流量过载时，发生传输超时或传输出错。另外一种是在控制系统的主动丢弃。当数据包因网络原因发生丢失时，即便有些网络协议允许采取重传措施也依然可能出现数据包“乱序”，导致先发送的信息比后发送的信息更晚到达目标机构。因为控制系统有着较高的实时性要求，这些过时的信息对网络化控制系统的分析和设计并不是很有用，因此系统将主动放弃而选择使用最新发送的数据。

3) 采样。在连续时间信号通过通信网络传输之前，需要对其进行采样。采样一般有以下两种方法，第一种叫做事件触发。时间触发采样表示采样时按周期进行，即两个采样时刻的时间间隔是固定的。这种采样方式的分析和设计比较简单，因此在早期的数字控制系统中被广泛使用。另外，当采样的周期接近零时，离散控制系统的性能可以近似等价于相应的连续时间系统的性能。虽然实际操作不太

现实，但这也反应了事件触发方式中越短的时间周期能带来越好的系统性能这一特性。第二种触发方式叫做事件触发方式，顾名思义，某事件导致了采样的触发。在网络化控制系统中这里的“事件”一般指“信号的定量变化”。信息量越大，网络的负载就越大，流量拥塞的概率就更大。因此在网络化控制系统中，较小周期的采样不能确保更好的性能。而事件触发方式则能有效的减少网络流量。如果说事件触发是表征“何时”触发采样，那么事件触发方法则是表征“为什么”触发采样。

4) 能源效率。在实际应用中，能源的有效利用一直是工程问题的重中之重。在网络化控制中，信息通过通信网络传输过程要经过若干个节点。这些节点的分布非常的广，无法使用电网供电，每个节点的供电一般使用电池，因此节点处的能源都是有限的、珍贵的。所以尽可能的有效的利用无线网络节点的能量，减少各节点的电源的更换频率一直是网络化控制系统在实际应用中的关键问题。在无线网络中，数据传输的可靠性越高，时延越低意味着的能量也就越高。但另一方面，更实时的信息对控制系统更有利。能量的消耗和系统的性能这两者的权衡问题对于网络化控制系统在实际中的应用与实施至关重要。

5) 网络资源。网络化控制系统使用的往往是与其他应用共享的通信网络。特别的，多个控制系统也可以共享同一网络通信。在这种情况下，网络的有限带宽不能同时满足多个应用的信息传输，这意味着这些共享同一网络的控制系统需要竞争。这也势必导致有些子系统将无法接入到网络进行信息传输。因此，这就需要设计一种有效的调度算法，在保证各子系统的性能前提下最小化对网络资源的使用。另一网络资源的优化问题是对于中间节点的选择即信道的选择，时间使用固定的一些节点将导致这些节点比其他节点能量耗尽的更快，提前“退休”。这将影响经过这些节点的其他应用的性能，也导致该系统自身运行的下一阶段只能被迫选择其他次优路径。因此兼顾网络节点能量和系统性能的折中路径选择策略也引起广大学者的兴趣。

1.3 研究现状

从控制工程的角度来看，网络化控制系统不同于传统的控制系统，因为它包含了通信网络，从而引入了上述通信约束，为了将 NCS 技术应用于实际，必须解决以下关键问题:即在通信约束条件下，如何优化控制系统性能？近几年来，控制领域权威期刊上出现众多研究成果来处理数据交换过程中的通信约束，从传统控制理论的数学建模和分析到控制器的设计和性能评价^[6,7]，还有从通信技术角度来设计面向控制系统的通信协议等等^[8,9]。在众多研究工作中，其研究方法可大致分为两类，一类是把引入网络所产生的丢包、时延等通信约束看作是系统约束条件，

只要这些条件能够在传统的控制系统框架内表述出来，就可以按照经典控制系统的理论进行建模和控制器设计。另一类是设计者充分考虑通信网络，将控制理论和通信技术两者结合考虑。近几年，这种所谓的联合设计方法受到了越来越多的关注，笔者认为这将是网络化控制系统未来研究的发展趋势。下面我们将分别介绍这两类的研究现状。

1.3.1 基于经典控制算法的研究现状

对于网络化控制系统中存在的数据包丢失问题，已经有了许多重要的研究成果^[10]。通常情况下，都先对数据包丢失的过程建立模型继而将网络化控制系统模型转化成切换系统^[11,12]、随机系统^[13,14]和马尔科夫链转移系统^[15,16]。Mahmoud^[17]等人将丢包过程看是伯努利随机过程，提出了具有时变时延并受非平稳包丢失影响的 NCS 的稳定性分析和控制器综合问题。Dolz^[18]等人设计了一个次优但计算效率高的估计器来应对丢包问题，他们提出当到达过程被建模为一个马尔可夫链时，它比伯努利过程更通用。而另一种观点是，由于在马尔可夫链中很难获得精确的转移概率，因此引入了随机伯努利过程来模拟网络控制系统中的随机丢包现象^[19]。当然，在众多研究成果中也有不假设任何统计模型的数据丢失过程的成果，Sabih M^[20]和 Leong^[21]在文献中他们提出在传感器段放置一个卡尔曼滤波器来估计数据包的丢失而不假设任何丢包模型。另外，在应对上文提到的系统主动丢包情形时，Hetel^[22]和 Xiong^[23]等人分别提出了零阶保持、信息拒绝（message rejection）技术。

针对网络化控制系统存在的时延问题同样也有着丰富的研究成果^[24]。网络化控制系统中有四种主要的随机时延模型：恒定延时模型、相互独立的随机延迟模型、马尔科夫链时延模型^[25]和隐马尔科夫时延模型^[26]。Nilsson 等人是最早研究时延问题的研究团队之一，他们在早期成果中^[27]描述了网络时延的特征，并推导出网络化控制系统最初形式的随机稳定条件。Nilsson 更多的工作还包括提出了 LQG 最优调节器与传感器和控制器之间的有界延迟，控制器和执行器之间的有界延迟^[28]。在这项工作中，没有提供临界概率值的界限，也没有最优控制器的解析解。随着研究的深入，zhang^[29]总结了马尔科夫时延模型方法，将马尔科夫跳变理论和网络化控制系统的稳定性关联，并推导出系统随机稳定的充分必要条件。广泛应用于传统控制系统的最优控制理论在网络化控制系统中也得到了有效的结合。对于利用最优控制进行网络化控制系统设计的研究，可以查阅 Schenato^[30]、Imer OC^[31]、Seiler P^[32]、Sahebsara M^[33]等人的文献。

1.3.2 控制与通信联合设计的研究现状

上述这些基于传统的控制理论的方法保证了系统的稳定性。然而，这种给定网络通信参数再结合传统控制理论的处理方式给网络化控制系统的设计和分析带来了较大的保守性。考虑到这种控制性能的保守性和网络化控制系统中特有的资

源有限特点,近年来,一类通信和控制相结合的联合设计方法,得到了控制界的许多学者和工程师们青睐。

网络化控制系统中,各个子系统共享着同一个通信网络。这些现有工作的共同特点是网络控制系统和通信网络相互分离,忽略了子系统之间的相互作用。尽管模型简化了很多,分析方法也随之简化了很多,但 NCSs 同时涉及控制系统和通信网络,因此从全局视角和联合设计的方案出发,应该对共享该网络的所有网络有很大价值。在特定的网络控制系统的设计考虑不仅包括该网络控制系统的控制质量(QoC),还包括通信网络的整体服务质量(QoS)^[34,35]。对整个网络化控制系统来说,单个系统的优化设计除了控制质量的优化好应该尽可能减少通信资源的使用^[36,37]。在一定程度上这也是对其他子系统的优化^[37]。Liu G P^[38]等人提出了一种基于数据包的控制框架。在预测控制的基础上,提出了一种主动补偿的方案解决通信约束的影响并设计了一种打包策略优化网络资源的利用。另一种有效提高网络资源利用率的方法是通过设计各个子系统的调度策略。AL-Areqi^[39]通过设计一种事件触发的控制器和调度策略有效的提高了网络资源的利用率。Peters^[40]同时考虑控制器和调度器设计了一种独特的联合设计算法,解决了 802.15.4 协议中控制器需要采用基于竞争接入策略并同时保证部分可调度的问题。

本节从基于经典控制算法和联合设计两个主流研究角度介绍了网络化系统的研究现状。但是,现在的大多数研究在一些特定的场景下还存在一定的不足。在目前的研究成果中大多都是在现有经典控制方法上,针对网络化控制系统独有的网络进行扩充,都假设网络通信特征是已经知道的。在一定程度上,在对系统进行分析与设计时还存在着一定的保守性和局限性,因为没有充分利用网络化控制系统独有的网络通信特性。

一方面,在考虑通信网络时,把网络的通信状态做已知的假设是十分不合理的。原因有二,其一是网络本身具有较大的复杂性,网络的丢包率以及时延对于用户来说很难实时的获取,所以直接给定假设很难符合实际情况。其二,在设计控制器时,控制系统稳定的前提是在文章假设的丢包率或者时延上界的前提下,而网络在运行过程中其特征往往是动态变化的,这种设计方法并不能保证在其他的通信状态下系统的稳定性。在实际运行过程系统可能会因为通信特征的变化恶化系统性能甚至使系统失去稳定性。

另一方面,从工程的角度来讲,系统性能与系统的稳定性同样重要,有学者把这两者列为网络化控制系统研究的两大根本问题。稳定性的保证是为了控制系统能正常运行,但是在实际应用中仅保证系统运行时远远不够的,在运行的基础上还需要进一步的考虑控制系统性能的问题。目前国内外对系统性能的研究大多还停留在传统控制系统的稳定性研究上,对于网络化控制系统性能特别是网络通

信约束对系统性能的影响的研究还有待进一步的发展。

综上所述，在设计控制系统时应当结合实时的动态网络通信特征，这对系统的稳定性和性能都有着至关重要的作用。本文的工作针对一般化的网络化控制系统，从最优控制器设计和数据包打包方案设计两个角度讨论网络通信特征动态学习对系统性能的影响。

1.4 本文组织结构

本文主要针对存在通信约束的网络化控制系统，通过设计学习算法得到动态网络通信特征信息，考虑通信和控制的联合设计方法，设计最优控制器以及在基于包的控制框架下设计新的动态打包方案。从最优控制器控制性能和通信网络资源的有效利用两个方面讨论其对系统性能的影响。全文的结构安排与主要内容可以归纳如下：

本文共分五章。

第一章，首先介绍了网络化控制研究背景和意义，然后叙述了网络化控制系统的特点，最后从两个角度介绍了关于网络化控制系统的研究现状，并总结全文的主要工作。

第二章，介绍通信特性学习的数学工具：贝叶斯推断。首先，简单介绍了贝叶斯理论的相关概念以及它在各个工程领域和数理统计中的应用。然后，着重介绍贝叶斯推断，明确在应用贝叶斯推断这一工具时的三大要素和若干基本概念，并在介绍几类常见的这一工具的应用场景后描述它在各场景下的独特优势。最后叙述了在网络化控制系统这类场景中贝叶斯推断是如何得到应用并体现其优势的。

第三章，主要工作是针对存在丢包的网络化控制系统，学习关于丢包的通信特征并据此来指导控制系统设计最优控制器，并证明了对网络的特征学习在系统控制性能改善方面的作用。首先，针对网络化控制系统中通信网络存在的丢包问题建立初始伯努利模型，基于第二章中介绍的贝叶斯推断提出了一种学习当前网络丢包模型的方法。然后，通过最新的丢包模型实时地估计网络的丢包率。继而，根据实时的丢包率估计值进行最优控制器设计。最后，通过 MATLAB 数值仿真证明本文基于丢包率特征学习的最优控制器在改善传统最优控制器系统性能改善方面的有效性。

第四章，主要工作是针对与其他应用共用网络进行通信的网络化控制系统，通过对共享网络的特征学习设计了一种基于包的控制框架下的动态打包方案，并证明了网络特征学习在网络资源有效利用方面的促进作用。首先，针对网络化控

制系统中存在丢包时延等问题进行了通信约束建模，并基于第二章中介绍到的贝叶斯推断方法提出了一种利用近期时延数据的模型学习、更新方案。然后，设计了一种根据实时的通信特征模型的时延估计方法。继而考虑基于包的控制框架中网络资源有效利用的问题，利于对网络时延的实时估计设计出一种动态打包方案。最后，通过 MATLAB 数值仿真来验证该方案在节约网络资源方面的有效性。

第五章，对全文的主要工作做了总结，指出了研究的不足和有限性，并进一步展望了本课题以后的研究方向。

第二章 预备知识：贝叶斯方法

本节作为预备知识章节，首先简单陈述贝叶斯定理和相关应用。但由于该领域的知识体系非常庞大，本文为了保证全文逻辑完整性和文章可读性的必要，只简单介绍基本概念。然后，重点介绍贝叶斯推断方法以及说明贝叶斯推断在网络化控制系统的设计和分析中的应用和优势。

2.1 贝叶斯定理及其应用

贝叶斯定理的公式形式非常简单：

$$P(B|A) = \frac{P(B)P(A|B)}{P(A)} \quad (2-1)$$

其中 $P(A)$ 、 $P(B)$ 分别表示事件 A 、 B 为真的概率， $P(B|A)$ 的意思是假设 A 为真时 B 的概率， $P(A|B)$ 则是假设 B 事件为真时 A 事件发生的概率。

贝叶斯定理是概率论中的一个定理，它描述在一些已知条件下某一件事发生的概率。比如，如若已知某癌症和抽烟的关系，则可以使用贝叶斯定理通过了解某人的抽烟史来更加准确地计算他患癌症的概率。在实际情况中，通常事件 A 在事件 B 已经发生的条件下发生的概率，和事件 B 在已知事件 A 发生的条件下发生的概率是不一样的。但是，这两个概率是有确定的关系的，而贝叶斯定理就是用来描述这两者的关系。

贝叶斯方法是有贝叶斯公式引申而来的。从贝叶斯公式的形式上来看，他只是条件概率定义的简单推导，但其中包含的归纳推理的思想被后来的学者发展成一种关于统计推断的系统理论和方法。数理统计中的“贝叶斯学派”发展了多年，贝叶斯方法在现在来看影响深远，具有很强的实用价值。以此为基础理论衍生出了许多技术应用也越来越广泛，正在变得越来越流行。在工程上，贝叶斯理论的应用在智能化系统中已经得到了重要的应用，已经成功应用到医疗诊断^[41]、统计决策^[42]、学习预测^[43]等各个领域。在目前非常火热的机器学习领域，贝叶斯分析被称为“整个机器学习的基础框架”。日愈火热的人工智能领域中贝叶斯网络更是被看做其分支之一。可以看出，以贝叶斯方法为基础理论的相关技术正推动着社会朝着智能化大步迈进，让人工智能走进千家万户。

2.2 贝叶斯推断

正如上文提到，由贝叶斯理论衍生了影响深远的技术与应用。在数理统计学中，基于贝叶斯方法的基本观点下形成一种统计推断方法，称之为“贝叶斯推断”。这个新诞生的数理统计方法与在此之前被广为接受的经典频率学派统计方法产生了激烈的争论。为了更加清楚的介绍贝叶斯推断以及与传统统计方法的区别，本文先介绍统计推断通常用到的三种信息。

2.2.1 三种信息

总体分布。在统计过程中把样本总体看做是存在概率分布的随机变量时，那么它的概率分布就称为总体信息。显然，总体信息的获得需要付出巨大代价。

样本信息。从样本总体中抽样所获的到信息称为样本信息，样本信息随样本的增加而增加。统计推断的过程也就是对样本的加工与整理，希望通过这些信息对总体分布的参数或者其他统计特征作出推断。

先验信息。在进行抽样之前，根据经验或者是历史统计资料得到的有关统计推断过程中总体分布参数的信息。对这种先验信息进行加工、整理得到的分布称为先验分布。一定场景下有效利用来自经验的先验信息对推断结果的影响不可忽视^[44]。

在统计推断过程中仅使用总体信息和样本信息的理论与方法称为经典统计学。可以看出，经典统计学只使用了上述三种信息的前两种，这在贝叶斯学派观点下无疑始终浪费，忽略了先验信息的价值。是否使用先验信息是贝叶斯统计推断和经典统计学的主要区别。贝叶斯统计推断强调收集先验信息，并进一步对其进行加工使之成为统计推断过程中能利用的参数先验分布。

2.2.1 先验分布和后验分布

前文提到，样本总体存在参数为 θ 的概率分布。在贝叶斯的基本观点下，该参数 θ 为随机变量。一般来讲，参数空间 Θ 上的任一概率分布都称为先验分布。在本文中用 $\pi(\theta)$ 来表示参数 θ 的概率分布，即先验分布。先验分布可以看作是在进行抽样之前，对参数 θ 可能取值的先验知识。进行样本抽样之后，在此基础上补充样本中包含的关于参数的信息。因此，人们对参数 θ 的认识就会在这个过程中发生变化。调整后的对 θ 的新认识称之为后验部分，记为 $\pi(\theta|x)$ ，表示给定样本信息 x 时随机变量 θ 的概率密度函数，其累计分布函数记为 $F^\pi(\theta|x)$ 。因此，后验分布可以看作是，用总体信息和样本信息对先验信息校正的结果，是三者的融合。为了增强可读性，下面给出后验分布的数学表达式：

$$\pi(\theta|x) = \frac{h(x,\theta)}{m(x)} = \frac{f(x|\theta)\pi(\theta)}{\int_{\Theta} f(x|\theta)\pi(\theta)d\theta} \quad (2-2)$$

其中, $h(x, \theta)$ 为样本 X 和参数 θ 的联合分布, $m(x)$ 为样本 X 的边缘分布, 即

$$h(x, \theta) = f(x|\theta)\pi(\theta) \quad (2-3)$$

$$m(x) = \int_{\Theta} f(x|\theta)\pi(\theta)d\theta \quad (2-4)$$

在贝叶斯的观点下, 后验分布集中了总体、样本和先验三种信息中包含关于参数 θ 的所有信息, 因此, 在获得后验分布 $\pi(\theta|x)$ 后, 所有有关统计推断的过程都应该从后验分布 $\pi(\theta|x)$ 出发。

2.3 贝叶斯推断在网络化控制系统中的应用

在这节回到应对网络化控制系统中通信约束的讨论。主要阐述有关贝叶斯推断在网络化控制中应用的一些思考。

网络化控制系统与传统控制系统的主要区别是引入了网络实现闭环, 随之带来的网络通信特性也是传统控制系统中没有的。所以在进行网络化控制系统设计时就有了新思路: 充分利用网络信息, 在设计控制系统前先通过统计推断得到网络通信特性。正如前文提到的, 在应对时延和丢包等通信约束时, 网络化控制系统的设计与分析需要清楚网络通信特性。而当前大多数的研究工作都是建立在假设已知时延上界或者丢包率上, 这给控制系统的设计与分析带来了较大的保守性。降低这种保守性应该打破这种在实际中较难满足的前提假设, 考虑更加一般化的、动态变化的网络通信过程。换言之, 在设计控制系统时应该结合实时的动态网络通信特征。网络化控制系统通过网络交换数据时, 时延和丢包等通信约束的发生是随机事件, 因此丢包和时延的估计可以看作是统计推断的过程。

结合上述贝叶斯推断的介绍, 考察网络化控制系统通过网络通信时贝叶斯统计学中必要的三种信息:

1) 总体信息。在网络化控制系统中丢包通常可以被建模成伯努利或者马尔科夫模型等模型; 时延通常可以被看作符合指数分布的随机过程。因此, 在网络化控制系统中无论是时延还是丢包, 样本总体的模型信息是可以得到的。

2) 样本信息。在系统运行过程, 可利用时间戳的相关技术来收集到历史的网络通信的信息, 即丢包与否和时延值。因此, 样本的获取也是容易的。

3) 先验信息。用户可以根据经验和历史数据对网络进行初步的判断。因此, 先验信息在网络化控制系统中也是可以得到的。另外需要说明的是, 这个初步的判断不要求十分准确。正如上文提到的, 在进行统计推断的过程会利用总体信息和样本信息对先验信息调整、修正得到后验信息, 而所有的推断都是以后验信息为出发点的。

基于上述讨论，网络化控制系统中具备对网络通信特性进行统计推断的必要条件。因此，贝叶斯推断给实时推断估计网络的通信特性带来了可能。

2.4 本章小结

本章主要介绍了在接下来的章节中要用到的贝叶斯方法以及一些基本概念。首先简单的介绍贝叶斯理论及应用领域。然后重点介绍统计推断方法贝叶斯推断，明确这种方法中的三大要素和几个基本概念。最后叙述了在网络化控制系统这类场景中贝叶斯推断是如何得到应用并体现其优势的。

第三章 基于通信特征学习的最优控制策略

在网络化控制系统中，网络丢包是影响控制系统性能的主要因素之一。在围绕无线传感器网络设计反馈控制系统时，由于网络的非理想传输，数据不一定能被利用。虽然经典控制理论提供了丰富的分析结果，但是他们都严重依赖于通信技术的理想假设。在实际无线通信环境中，忽略丢包等非理想因素对系统的性能将导致很严重的影响。幸运的是，从最近几年领域内发表的研究文献来看，学者们对这种更加实际的非理想数据传输给予了足够的重视。

目前，对于网络化控制系统的丢包问题，许多文献都将网络的丢包过程建立成伯努利过程或者是马尔科夫链。在这些工作中都隐含有一个假设，他们将网络的丢包率看做是固定的、已知的。但是这在实际中是很难成立的，所以这些假设增加了网络化控制系统在实践中应用的难度。正如前文中提到的，由于网络环境的复杂性，网络化控制系统的丢包率不可能是不变的。另一方面，又因为网络化控制系统的网络状态往往受外界环境的很大影响，丢包率是难以得到确实值的。所以给定丢包率设计的控制器可能面临在实际中动态变化的网络环境中运行时无法保证控制系统性能的情况。另外，在设计控制器时如果能充分使用使用更具体的关于网络通信特征的信息也更有利于设计出性能更佳的控制系统。与传统控制系统不同，网络化控制系统具有其独特的网络，网络通信特性的信息也是独有的，在设计控制器时应该得到充分利用。因此，研究网络丢包特性的不确定性、考虑网络丢包特征的动态变化及其对控制系统的影响是有必要的，这对于推广网络化控制系统在实践中得到更广泛的应用也是有实际意义的。

3.1 问题描述

考虑图 3-1 所示网络化控制系统。传感器按事件触发规则采样观测数据，并通过存在丢包的信道传送给控制器。类似的，控制器在得到观测数据后计算得到控制信息，然后再通过同一通信网络将控制信息传回到和传感器位于同一地点的执行器。

本文考虑存在数据包丢失的线性离散网络化控制系统，受控对象模型为：

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \quad (3-1)$$

其中， $x(k) \in \mathbf{R}^m$, $A \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $B \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 。

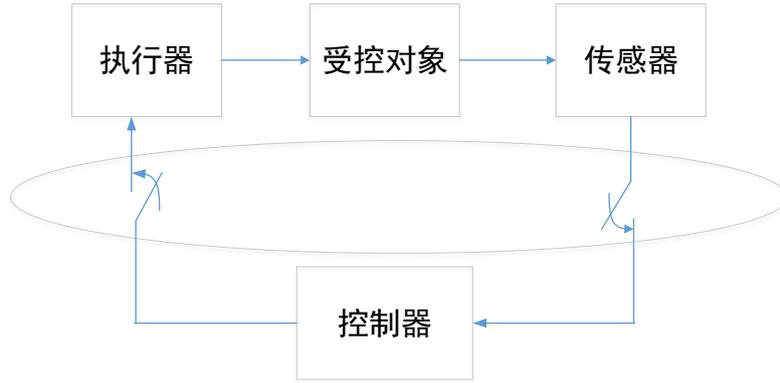


图 3-1 所考虑的网络化控制系统结构框图

Figure 3-1. Structure diagram of networked control system considered

在本章节中，考虑两种类型的丢包，分别是传感器到控制器（S-C）信道和控制器到到执行器（C-A）信道的丢包。我们用两个独立同分布的伯努利随机变量 v_k 、 γ_k 分别描述 k 时刻两个通道的丢包情况，即：

$$v_k = \begin{cases} 1, & \text{C-A通道数据传输成功} \\ 0 & \text{C-A通道数据传输失败} \end{cases} \quad (3-2)$$

$$\gamma_k = \begin{cases} 1, & \text{S-C通道数据传输成功} \\ 0 & \text{S-C通道数据传输失败} \end{cases} \quad (3-3)$$

首先需要明确的是本章节只考虑丢包情况，我们假设信道中没有时延存在。网络的带宽往往是有限的，在实际通信网络中一般会同时存在丢包和时延，这个假设较为强烈但是合理。原因可以从两方面说明，其一是随着网络化控制的深入发展和广泛应用，丢包问题成为了一个较为核心的问题需要单独考虑^[45]。其二是因为本文旨在关注网络的丢包以及讨论获得丢包的动态变化过程控制系统带来的积极影响，所以在考虑问题时假设整个系统没有时延的。另外，控制器到执行器和传感器到控制器两端的信道是同一网络，所以两条信道在任意时刻 k 发生丢包概率相同，即

$$P(v_k = 0) = P(\gamma_k = 0) = 1 - \theta_k \quad (3-4)$$

其中 θ_k 表示 k 时刻信道数据传输成功（数据到达目的地，并被使用）的概率。

如前面提到的，在关于存在丢包的网络化控制系统的文献中，大多数成果都是建立在已知这个传输成功率 θ 的假设上。一方面，他们并没有考虑如何得到信道丢包概率，其次他们忽略了网络环境的不确定性。但是由于网络的复杂性，我们很难获得网络的丢包率。已知丢包率的假设在实际中其实很难满足。同时，大多数网络化控制系统使用的是共享网络，而共享网络很容易受到环境的干扰，所以网络的通信特征会发生变化。在应对网络丢包给控制系统带来的损害时，丢包率已

知且不发生变化的假设在一定程度上太过于强，不符合实际情况。这样的保守性也可能会限制系统性能，增加控制成本。在更一般的情景下，笔者认为至少有以下两个方面的问题需要关注：

1、因为网络的复杂性，网络的丢包率很难获得。

2、环境干扰会引起网络通信特征的突变。突变后，丢包率的变化可能使得在此之前设计的控制器会使系统性能下降，甚至是无法稳定突变后的控制系统。

现有的论文都没有很好的考虑到这两方面的问题。因此，在设计控制器之前，开展怎么估计网络丢包率、怎么应对网络通信特性变化的研究是很有必要的，这将是本章的工作的内容之一。另外从控制工程的角度看，控制器设计是有某一特定的控制目标，比如稳定性、鲁棒性或优化其他性能指标。在本文中，我们对网络实时的丢包率进行估计后，根据估计得到的丢包率去设计控制器以优化控制性能。另一方面，大量的文献对网络信道建模来分析网络丢包对网络化控制系统各方面性能的影响，其中在稳定裕度、稳定性和稳定性判据的成果更是十分丰富^[29]，我们的工作并不是那些成果的替代方法，而是做出了一些进一步的补充。与他们相比，我们更加关注网络丢包概率分布的学习，而不是控制系统的设计方法。

综上所述，给出本章考虑的具体问题：考虑如图 3-1 所示的网络化控制系统，该通信网络存在随机丢包，文章将设计网络丢包概率分布的学习算法，从而估计当前网络丢包概率，并据此设计动态控制策略，提升了系统性能，验证了估计丢包率在优化系统性能工作中的重要作用。

3.2 丢包特征学习算法

本节先讨论丢包率的建模，描述网络不确定性继而给出网络丢包后验概率的学习模型，之后根据学习模型给出网络丢包率的学习算法。

本节的内容基于上面讨论的事实：网络通信特性存在不确定性，网络丢包率 θ 既不易确定大小也不是固定。基于这个观点，传统文献中把 θ 当作常量的处理方式已经不太妥当，更加合理的是将其当作一个变量去考察。参数 θ 是随机变量意味着丢包率存在不确定性。本节工作根据实际经验对网络的初始状态（即丢包率 θ 的先验信息）做出预测，当作丢包率的先验概率分布。然后根据网络近期丢包数据并基于贝叶斯框架去更新丢包率的概率分布，得到丢包率后验分布。根据贝叶斯推断的知识，这个结论显而易见：因为加入了历史信息，后验概率分布会比先验概率分布更加地准确，同时，从后验信息出发的统计推断更合理。

首先，我们定义 D_k 为 k 时刻收集的历史数据，并设定其长度为 n 。那么就会出现两种情况。第一种情况，当 $k > n$ 时， D_k 表示 k 时刻之前的 n 个丢包数据（0

或者 1)。第二种情况, 当 $k \leq n$ 时, k 时刻之前的数据不足 n 个, 那么此时我们只有 k 个数据。这样我们有:

$$D_k = \begin{cases} (\gamma_{k-n}, \dots, \gamma_k), & k > n \\ (\gamma_0, \dots, \gamma_k), & k \leq n \end{cases} \quad (3-5)$$

其中, γ_k 来表示传感器到控制器通道 k 时刻的丢包情况。这些用来统计推断的数据主要来自于传感器到控制器通道在过去 n 个时刻的丢包情况。这些信息是能被控制器收集的。因为在我们的考虑的系统不考虑时延, 所以若 k 时刻控制器接收到数据包即认为网络没有发生丢包, 此时记 γ_k 为 1, 否则记为 0。本文使用便于采集的传感器端到控制器端的丢包数据 D_k 来学习网络丢包概率分布。实际上这样统计推断的学习结果也是控制器端到执行器端信道的网络丢包概率分布, 因为控制器到执行器和传感器到控制器的通信使用的是同一共享网络。

然后, 我们通过参数 θ 的后验分布来描述网络丢包率存在的不确定性, 即用参数的后验分布描述丢包网络中的通信特征。基于贝叶斯框架给出参数 θ 的后验概率迭代关系式。

$$P(\theta_{k+1} | D_k) = \frac{P(D_k | \theta_0)P(\theta_0)}{P(D_k)} \quad (3-6)$$

其中, $P(\theta_0)$, $P(\theta_{k+1} | D_k)$ 分别是参数 θ 的先验概率分布和 $k+1$ 时刻的后验概率分布。 $P(D_k | \theta_0)$ 是表示在无先验知识下 k 个历史丢包数据发生的概率。若 k 时刻网络发生丢包, 即 $\gamma_k = 0$, 此时 $P(\gamma_k | \theta) = 1 - \theta$, 否则 $P(\gamma_k | \theta) = \theta$ 。于是, 结合式 (3-5) 我们可以将式 (3-6) 中 $P(D_k | \theta_0)$ 进一步具体的表示为:

$$P(D_k | \theta_0) = \begin{cases} \prod_{i=0}^k P(\gamma_i | \theta_0), & k \leq n \\ \prod_{i=k}^n P(\gamma_i | \theta_0), & k > n \end{cases} \quad (3-7)$$

注意到式 (3-6) 中 $P(D_k)$ 可视为归一化系数, 所以可以简化为

$$P(\theta_{k+1} | D_k) \propto P(D_k | \theta_0)P(\theta_0) \quad (3-8)$$

可以看出, 式 (3-8) 连接了先验概率分布和后验概率分布, 是整个推断过程的核心原理。在这里, 我们假设网络丢包的伯努利模型参数的先验分布服从 *Beta* 分布, 即

$$P(\theta_0) = \text{Beta}(\alpha, \beta) \quad (3-9)$$

其中, 参数 α, β 的取值将在下文讨论。

为了更好地解释这个假设的合理性, 先说明几点 *Beta* 分布的特性。首先, *Beta* 分布曲线形式多样, 不同的参数能灵活的表示多种形式的 (0,1) 区间的连续分布^[46], 如图 3-2 所示。其次, 根据概率论和数理统计的相关理论知识, *Beta* 分布和伯努利分布是一对共轭分布, 这意味着 (3-8) 的后验概率分布能由一个 *Beta* 分布

和一个伯努利分布推导得到另外一个参数不同的 *Beta* 分布。更具体的，我们有引理 1。

引理 1 对于参数 x 的服从 *Beta* 分布的伯努利过程，采样 $s + f$ 次随机变量，其中 s 次成功， f 次失败。如果 θ 的先验分布最初为 $Beta(\alpha, \beta)$ ，那么经过上述采样过程后， θ 的后验分布可以更新为 $Beta(\alpha + s, \beta + f)$ 。

下面总结选取 *Beta* 分布作为先验分布的合理性。本文估计的对象为伯努利参数 θ ，它表示伯努利实验成功的概率值，并随机分布在 $(0, 1)$ 区间内。而 *Beta* 分布不同的参数能表示多种形式的 $(0, 1)$ 区间的连续分布，所以用 *Beta* 分布作为 θ 的先验分布是合理的。另一方面，随之观测数据的收集， θ 的分布根据贝叶斯规则更新。*Beta* 分布的共轭特性能够保证在更新的过程中后验概率分布仍然是 *Beta* 分布。同时，引理 1 给出了后验概率的参数更新规则。*Beta* 分布作为先验分布所提供的方便，在实际中是十分有意义的。总之，我们在符合参数 θ 的分布在 $(0, 1)$ 这一事实的基础上，考虑在实际中应用时的方便，我们采用 *Beta* 分布当作参数 θ 的先验分布。这种合理且在计算上有很大优势的建模方法在强化学习领域的相关文献中也很常见^[47,48]。

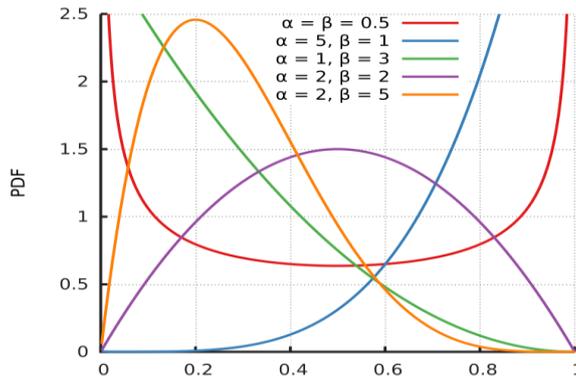


图 3-2 常见的 beta 概率分布

Figure 3-2. Common beta probability distribution

在上文中，通过贝叶斯估计框架(3-8)对丢包率的不确定性进行了描述，给出了丢包率后验概率的学习模型，并确定了丢包率 θ 的先验概率分布(3-9)。更进一步的，将在此基础上我们将在总结出丢包率学习算法,这也是本章的核心贡献之一。

网络丢包率学习算法:

步骤一(选取先验分布): 根据用户对网络关于丢包率的初步的了解，可以在 *Beta* 分布的概率分布图像 (3-2) 中选取一个较为符合的丢包过程参数 θ 的分布情况。注意到分布 $Beta(1, 1)$ 等于 $[0, 1]$ 区间上的均匀分布,本文选取概率分布 $Beta(1, 1)$ 作为 θ 的先验概率分布。并令 $k = 0$ ， $\alpha_k = 1$ ， $\beta_k = 1$ 。

步骤二：对于时刻 k ，输入过去 n 个时刻的丢包情况 D_k ，把历史数据集 D_k 中值为1的个数记为 q_k 。这意味着过去的 n 个时刻传感器到控制器之间网络丢包发生了 $n - q_k$ 次。根据引理1的结论，参数 θ_k 的后验概率可以被更新为 $Beta(\alpha_k + q_k, \beta_k + n - q_k)$ 。

步骤三：对网络丢包率后验概率分布 $Beta(\alpha_k + q_k, \beta_k + n - q_k)$ 随机采样，估计出当前网络丢包概率的 θ_k 。令 $\alpha_k = \alpha_k + q_k, \beta_k = \beta_k + n - q_k, k = k + 1$ ，并返回步骤二。

基于贝叶斯推断框架，通过学习过去 n 时刻网络的丢包数据，更新网络丢包的先验概率分布，给出了关于丢包率的后验分布。此时丢包率还是存在不确定性，为了符合这一事实，本文所设计的学习算法将采用对后验概率分布进行随机采样的方法来估计丢包率。

3.3 最优控制策略

在上一节中，我们给出了网络丢包率分布的学习算法，通过对后验概率分布随机采样，估计出每一个时刻的丢包概率。本节将在考虑实时网络丢包率的基础上结合传统控制理论进一步设计最优控制器。

假设传感器为时间驱动，执行器为事件驱动。当考虑网络丢包情况时，系统模型(3-1)可以改写为

$$x(k+1) = Ax(k) + v_k Bu(k) \quad (3-10)$$

$$y(k) = \gamma_k Cx(k) \quad (3-11)$$

在本章节中，最优反馈控制律的推导和对应的目标函数最小化将遵循基于二次型代价函数的动态规划方法^[49]。定义以下代价函数：

$$J_k = \min_{u(k)} E \left(x(k) Q_k x(k)^T + v_k u(k) R_k u(k)^T + x(k) Q_N x(k)^T \right) \quad (3-12)$$

与传统的最优控制器设计不同，本文中代价函数中包含当前学习算法输出的丢包率估计值。运用动态规划的方法求解代价函数(3-12)，有以下定理成立：

定理 3-1 在闭环网络化控制系统(3-1)中定义代价函数(3-12)，能改写成

$$J_k = \min_{u(k)} E \left(x(k) S_k x(k)^T \right) + c_k \quad (3-13)$$

其中矩阵 S_k 和标量 c_k 分别是：

$$S_k = A^T S_{k+1} A + Q_k - \theta_k A^T S_{k+1} B \left(B^T S_{k+1} B + R_k \right)^{-1} B^T S_{k+1} A \quad (3-14)$$

$$c_k = \text{trace} \left(A^T S_{k+1} A + Q_k - S_k \right) + \text{trace} \left(S_{k+1} \right) + E \left(c_{k+1} \right) \quad (3-15)$$

θ_k 为上节丢包率学习算法的输出（即 k 时刻的丢包率），初值 $S_N = Q_N$ 、 $c_N = 0$ 。进一步的可以得到最优控制增益：

$$u(k) = -\left(B^T S_{k+1} B + R_k\right)^{-1} B^T S_{k+1} A x(k) \quad (3-16)$$

证明：使用归纳推理法来证明该结论：

- 1) $k = N$ 时, $S_N = Q_N$ 、 $c_N = 0$, 结论显然成立。
- 2) 假设 $k+1$ 时成立, 即 $J_{k+1} = \min_{u(k)} E\left[x(k+1) S_k x(k+1)^T\right] + c_{k+1}$
- 3) 第 k 步时,

$$\begin{aligned} J_k &= \min_{u(k)} E[x(k) Q_k x(k)^T + v_k u(k)^T R_k u(k) + J_{k+1}] \\ &= \min_{u(k)} E[x(k) Q_k x(k)^T + v_k u(k)^T R_k u(k)] \\ &\quad + \min_{u(k)} E[x(k+1) S_{k+1} x(k+1)^T + c_{k+1}] \\ &= \min_{u(k)} E[x(k) Q_k x(k)^T + v_k u(k)^T R_k u(k)] \\ &\quad + \text{trace}(S_{k+1}) + E(c_k) \\ &\quad + \theta_k \min_{u(k)} E\left[u(k)^T (R_k + B^T S_{k+1} B) u(k) + 2u(k)^T B S_{k+1} A x(k)\right] \end{aligned} \quad (3-17)$$

注意到代价函数 J_k 是输入的二次型函数, 所以对于 J_k 的最小值可以通过求解

$\frac{\partial J_k}{\partial u(k)} = 0$ 求解, 得到的结果是式(3-16)。将值 $u(k)$ 带回到 (3-17) 可以得到

$$\begin{aligned} J_k &= \min_{u(k)} E[x(k) Q_k x(k)^T + v_k u(k)^T R_k u(k) + J_{k+1}] \\ &= \min_{u(k)} E[x(k) Q_k x(k)^T + v_k u(k)^T R_k u(k)] \\ &\quad + \min_{u(k)} E[x(k+1) S_{k+1} x(k+1)^T + c_{k+1}] \\ &= E\left[x(k) Q_k x(k)^T + x(k)^T A^T S_{k+1} A x(k) - \theta_k x(k)^T A^T S_{k+1} B\right] \\ &\quad + \text{trace}(S_{k+1}) + E(c_k) \\ &\quad + \theta_k \text{trace}\left(A^T S_{k+1} B (R_k + B^T S_{k+1} B)^{-1} B^T S_{k+1}\right) \end{aligned} \quad (3-18)$$

因此, 当条件 (3-14) (3-15) 成立时, 对于每一步 k 、所有的 $x(k)$, 代价函数 (3-13) 都成立。同时, 也推导出了最优控制律 $u(k)$ 。可以看出, 每个时刻的控制律的计算都需要用到丢包率学习算法的输出结果 θ_k 。

与传统最优控制不同, 在本章的设计中系统每一步运行, 丢包率学习算法都将给出一个当前网络的丢包率估计值。这个过程能实时更新网络通信特征, 及时的用使用到控制系统的设计中。具体的, 该基于网络特征学习的控制策略总结如图 3-3 所示:

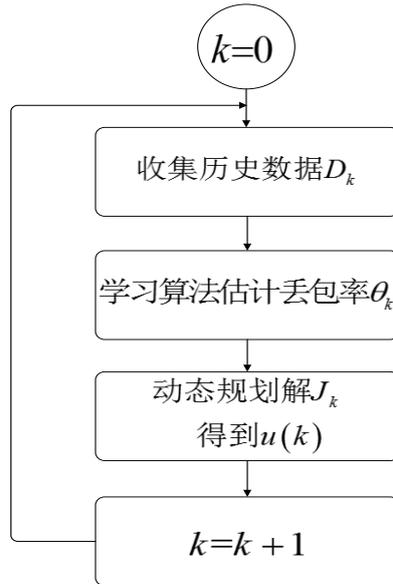


图 3-3 基于网络特性学习最优控制策略图

Figure 3-3. Learning optimal control strategy based on network characteristics

3.4 仿真验证

本节使用数值仿真的方法，来验证本章提出的方法的有效性。

考虑到对网络丢包特性的学习先于控制增益的计算，在本章的仿真中，先介绍网络丢包率的学习仿真的基本情况。根据 3.2 节的丢包率学习算法，本仿真取初始时刻网络丢包率服从分布 $Beta(1,1)$ 。为了验证丢包率学习算法的有效性，取了丢包率为 0.5 的网络丢包数据进行丢包率学习的仿真，图 3-4 给出系统运行十步和运行一百步后的后验分布情况

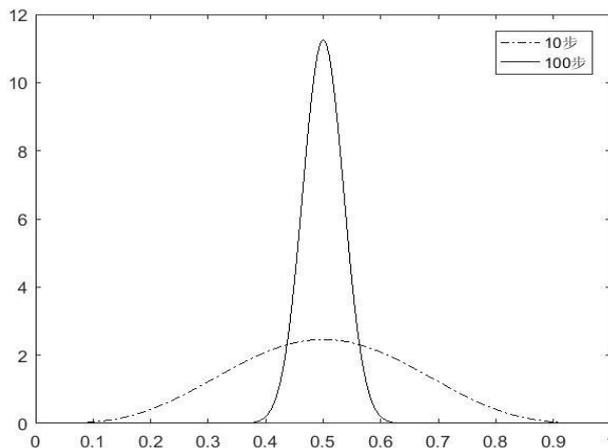


图 3-4 丢包率后验分布对比图

Figure 3-4. Posterior distribution comparison of packet loss rate

因为本文设计的学习算法考虑了网络丢包率分布的不确定性，所方差越小的后验分布越能保证算法对网络丢包率的估计值。从图 3-4 中可以看出，在系统运行的前期，丢包率的分布相对分散，其分布方差较大。随着学习步数的增多其概率分布往期望值集中，所得到的后验概率分布方差变小。这意味着，随着系统的运行，学习算法的输出结果也会越来越准确，向真值逼近。

紧接着，考虑系统 (3-1) 并如下设置系统：

$$A = \begin{pmatrix} 1.2943 & 0.0163 & 0.6935 & -0.5260 \\ -0.0740 & 0.5459 & -0.0217 & 0.0868 \\ 0.0986 & 0.4490 & 0.4520 & 0.4733 \\ -0.0049 & 0.4488 & 0.1104 & 0.8062 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 0.0146 & -0.1827 \\ 0.6413 & 0.0038 \\ 0.3782 & -0.3143 \\ 0.3777 & -0.0320 \end{pmatrix}$$

$$Q = \begin{pmatrix} 5 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 1 \end{pmatrix}, \quad R = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$$

取初值为 $x_0 = [-0.4 \ 0.1 \ 0.2 \ 0]^T$ ，考虑系统运行 100 步的情况。为了在比较的基础上验证方法的有效性，我们对同一系统分别采用了本文最优控制策略和传统的 LQR 控制器进行仿真，其中传统的 LQR 控制器不考虑网络动态的丢包特性。我们希望，本文的方法能够使得系统稳定，同时在代价函数的对比上要比传统的最优控制要更有优势，因此在任一时刻控制器都是在得到学习算法输出的当前丢包率后再根据实时的丢包计算控制增益并发送给执行器。我们把基于网络丢包特征学习的最优控制策略设置为 sys1，传统的最优控制器设置为 sys2。下面给出两种控制方法下系统的状态轨迹。

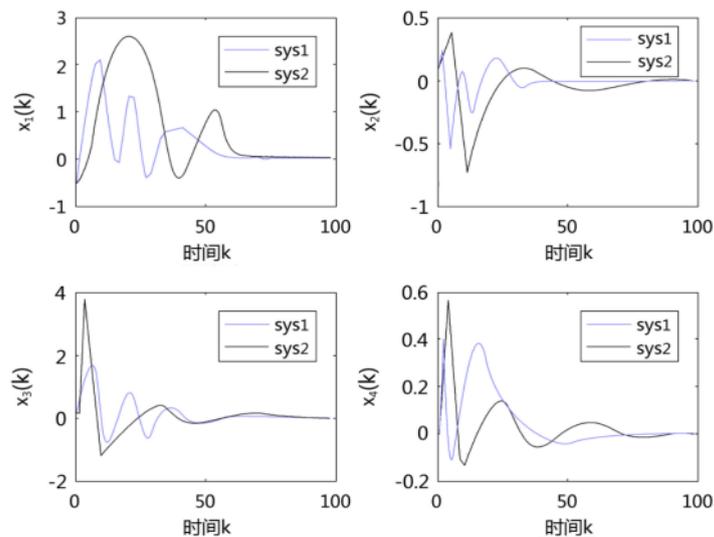


图 3-5 两种控制器下得系统状态轨迹

Figure 3-5. System state trajectories under two kinds of controllers

如图 3-5 所示,本文基于网络丢包特征学习的最优控制策略和传统的最优控制均在在 100 步之内达到稳定。并且,尽管本文设计的方案前期的状态抖动比较频繁,但是从最后的收敛速度来看,并不会落后于传统的最优控制方法。

在对比两种控制器下得系统演化过程后,我们再看在两种方法的代价函数对比情况:

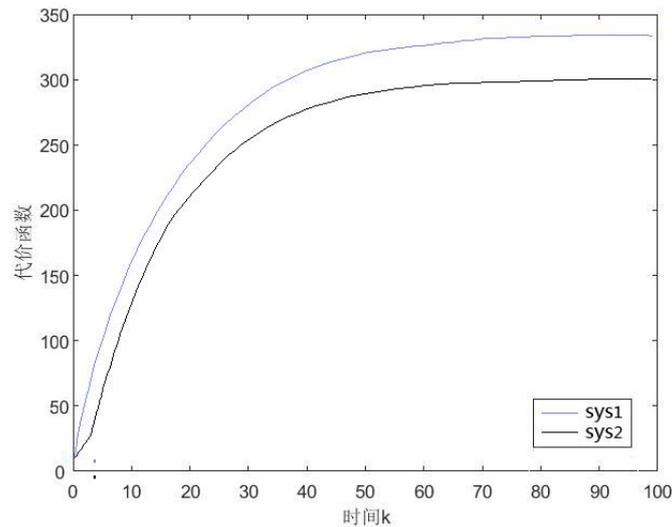


图 3-6 两种控制器下的系统代价函数

Figure 3-6. System cost function under two kinds of controllers

对比图 3-6 中两者的代价函数曲线,可以发现本文的控制方法有更小的控制代价。因为对比给定丢包率的传统最优控制策略,丢包率的学习能够适应网络通信状态的变化,提供实时的丢包率给控制器,节省了控制系统控制成本。

综上所述,本文设计的控制策略在系统收敛速度上和传统的最优控制器持平,但是有更低的控制代价。

3.5 本章小结

本章主要针对网络化控制系统中丢包率动态变化影响系统性能的问题,基于贝叶斯方法的基本框架,设计了一种丢包率在线学习的估计算法。该算法输出每个时刻的网络丢包率估计值。进一步的,运用最优控制理论设计方法结合每时刻的丢包率估计值,设计了一种基于网络特征学习的最优控制系统控制策略,达到了改善系统的控制性能的目标,最后给出了整个控制策略的流程图并通过仿真实验验证了方法的有效性。

第四章 基于通信特征学习的动态打包方案

在第三章中，主要针对存在丢包网络化控制系统，讨论了基于网络特征学习下的控制策略及其对控制性能的影响。网络时延是网络通信特性的另一个重要的参数，本章针对存在的时延网络化控制系统，讨论基于网络特征在线学习的动态打包方案对网络资源有效利用率的影响。

与传统控制系统的本地连接不同，网络化控制系统利用通信网络连接各部分，而通常情况下，通信网络是共享的。使用该网络的可能还有其他子控制系统也可能是其他类型的应用。因此，在设计控制系统时需要从全局的角度出发。特定的网络化控制系统的设计考虑不仅包括目标网络化控制系统的控制性能还应该包括通信网络的资源使用率以保证整体的服务质量。这意味着，除了优化设计系统控制性能还应该尽可能的减少网络通信资源，这样能使得其他共享网络的应用也得到优化。也就是说，需要在控制系统的控制性能和通信网络资源之间取得平衡，这种全局的观点是传统控制理论所没有的。

一种称为网络化控制系统的“联合设计”能够有效的利用网络资源，平衡控制性能的保证和网络资源消耗。文献^[36]在控制器端设置一个比较机制，判断当控制量的发生达到一定值时才使用网络传输，以高效利用通信网络。与之类似，文献^[37]在传感器端的比较机制减少了网络通道中的数据交换。在这两种机制下，单个数据包中所有的有效负载都被控制系统使用。但是对于与其他应用程序共用网络资源的控制系统来说，这种最大程度的使用数据包容量的做法不利于网络的使用效率。文献^[50]应用基于包的控制框架，假设通信网络的时延变化近似分段常数，给定波动范围在补偿时延的同时考虑网络资源消耗的平衡关系。一方面，这种假设和波动范围在一定情况下难以获得，并且网络中其他应用程序的接入和退出都将导致网络特性的改变；另一方面，确定波动范围太依赖用户的经验，存在较大的不确定性。因此，这种方法虽然考虑了网络资源消耗但同时还存在着一定的保守性。本章节避免了给定通信特征的假设，根据实际产生的历史数据估计动态网络通信特征，并以此来指导基于包的控制框架下的打包方案。

4.1 问题描述

4.1.1 研究对象

与图 3-1 所示的一般化网络控制系统不同，本节考虑连接在共享网络上的网络

化控制系统，如图 4-1 所示。在如图 3-1 所示的一般化的网络化控制系统中，网络专用于控制系统。而在本节，通信网络的使用者不只有控制系统，还有许多其他的应用程序，甚至可能不是控制系统。

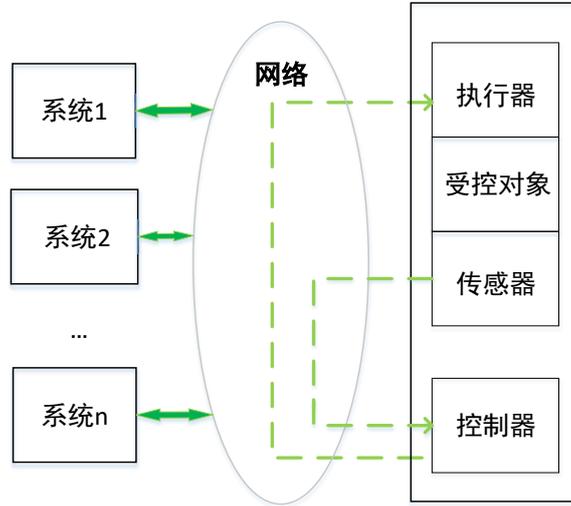


图 4-1 与其他应用共享网络的网络化控制系统

Figure 4-1. Networked control system sharing network with other applications

更具体地说，本章节的研究对象经网络传送的数据包与其他应用共享。如图 4-2 所示的数据包结构，除了数据帧的帧头和帧尾之外，中间的有效负载被划分为多个部分。该部分是所有共享此网络的应用程序所共用的，本章所考虑的控制系统的只共享其中的一部分，但使用的数量会随着网络资源的变化而变化。



图 4-2 传统的数据包结构

Figure 4-2. Traditional packet structure

由于本章主要基于网络特性的学习讨论共享通信资源的有效利用问题，所以控制系统采用以下简单的线性离散系统模型

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \quad (4-1)$$

其中， $x(k) \in \mathbb{R}^m, A \in \mathbb{R}^{n \times n}, B \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 。

为了简单起见，本章只考虑这样一个没有观测的系统模型。但需要指出的是，在本章提出的方案是更侧重于通信方面，是独立于系统模型的。因为几乎可以应用于任何系统，所以在这里只采用简单的线性系统模型。

4.1.2 研究目的

正如第一章提到的，系统性能和稳定性是控制系统的两大根本性问题。在如图 4-1 所示的系统设置下，由于通信网络的共享性质，使得关于系统性能的研究增加了新的挑战。这个系统涉及到控制、通信和各个子系统多方面，因此在系统设计时需要在保证我们所考虑的控制系统性能同时兼顾其他系统的性能，也就是要兼顾通信网络资源的利用，尽量减少单个数据包空间的使用。

在传统的控制系统设计时，几乎都是每一步产生一个控制信号，并发送。这意味着每一次闭环传输，控制系统只占用如图 4-2 所示的数据包有效负载中的单个长度。另一方面，在基于包的控制框架下^[51]，系统每一步都尽可能多的发送控制量，这意味着每一次的闭环传输系统都占据所有数据包有效负载空间，这将极大的浪费网络资源，对于其他应用程序来说无疑是不利的。

这是两种极端情况，在本文的工作中，我们的目标是在这两种极端的情况之间找到一种良好的平衡：一种动态的打包方案。它能够在保证一定要求的系统性能的基础上，更有效的使用通信资源，兼顾其他共享网络的系统性能。在基于包的控制框架下，保证所考虑的控制系统的性能的前提是知道当前网络的通信状态，特别是关于时延和丢包的信息。这也就引出了本章完整的研究目标：为了保证系统性能的同时兼顾网络资源的有效使用，同时也为了尽可能多的使用网络本身的数据而不是设置假设条件，基于网络通信特征的学习设计均衡控制系统性能和网络资源使用的动态打包方案。

综上所述，给出具体的研究问题：考虑图 4-1 所示的、存在时延的网络化控制系统，根据学习到的动态网络通信特征设计动态打包方案以达到均衡控制性能和网络资源使用的目标。

4.2 时延特性学习算法

在本节中，首先对网络通道中时延的发生建立模型，然后基于贝叶斯框架设计模型的学习算法，目的是到达实时的后验模型，最后基于该后验模型做统计推断，目的是得到关于时延的估计值。

在网络化控制系统中，网络诱导时延来源于两个阶段：数据包在节点的排队等待时延和传输中造成的时延。其中，节点的排队等待时延是网络化控制系统时延的主要来源^[52]。如果数据包的传输路径是固定的，那么整个闭环时延的抖动主要是由于节点处排队时延的波动造成的。因此，在本章节中只考虑节点的排队等待时延，用具有确定性偏移量的指数分布来模拟网络中的信道时延。用 τ 表示时延，则可以建模如下：

$$p(\tau) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda(\tau-d)} & \tau \geq d \\ 0 & \tau < d \end{cases} \quad (4-2)$$

其中 d 是偏移量，表征数据包在传输过程中产生时延。需要强调的是，上述模型只是网络时延特性的初始概率模型。并且，与传统的时延模型不同，在这里模型中的参数 λ 中与偏移量 d 是随机变量，但是假设服从某种先验分布。在第一章介绍的贝叶斯分析中提到贝叶斯统计推断需要三种信息：总体信息、样本信息和先验信息。本节通过对时延模型的建立给出了总体信息，为了得到贝叶斯框架下统计推断的后验信息，还必需样本信息和先验信息。

本文通过收集系统运行过程中的时延数据作为样本信息。因为控制器能够借助时间戳技术获得从传感器段到控制器段的时延数据。而连接控制器端和执行器端的网络和前向通道的网络是同一网络，具有相同的通信特性，所有把前向通道的历史时延信息作为推断网络通信特征的样本信息是合理的。而由于网络会受很多因素的影响而产生波动，距当前时刻太远的的数据并不能反应当前网络的状态，所以我们取离当前时刻最近的大小为 l 的窗口作为被用于推断的数据长度。具体的， k 时刻的样本数据如下：

$$X^k = \begin{cases} x_0, x_1, \dots, x_k, k < l \\ x_{k-l}, x_{k-l+1}, \dots, x_k, k \geq l \end{cases} \quad (4-3)$$

为了推导出时延的后验信息，我们假设第一个参数 λ 服从 **Gamma** 分布，第二个参数 d 服从均匀分布：

$$p(\lambda) = \begin{cases} \frac{a \exp(-a\lambda)(a\lambda)^{b-1}}{\Gamma(b)} & \lambda \geq 0 \\ 0 & \lambda < 0 \end{cases} \quad (4-4)$$

$$p(d) = \frac{1}{\alpha - \beta} \quad (4-5)$$

这意味着本文选取 $\text{Gamma}(\lambda, a, b)$ 作为参数 λ 的先验信息。在贝叶斯推断中，**Gamma** 分布是常用的先验概率^[53]，在这里对其假设的合理性不做累述。

到目前为止，本文给出了推导后验概率分布的所有信息。进一步的，可以基于贝叶斯推断框架推导出时延模型中参数 λ 和参数 d 的后验概率分布：

$$\begin{aligned}
 p(\lambda | X^k, d) &= \frac{p(\lambda) p(X^k | \lambda, d)}{p(x)} \propto p(\lambda) p(X^k | \lambda, d) \\
 &= \frac{a \exp(-a\lambda) (a\lambda)^{b-1}}{\Gamma(b)} \lambda^l \exp\left[-\lambda \left(\sum_{j=k-l}^k x_j - nd\right)\right] \quad (4-6)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &\propto \text{Gamma}\left(\lambda, a + \sum_{j=k-l}^k x_j - nd, l + b\right) \\
 p(d | X^k, \lambda) &= \frac{p(d) p(X^k | d, \lambda)}{p(x)} \\
 &\propto p(d) p(X^k | d, \lambda) \quad (4-7) \\
 &= \frac{\lambda^l \exp(-\lambda ld)}{\alpha - \beta}
 \end{aligned}$$

注意到式 (4-6) 中除了 d 之外，其他的都是常量，所以更进一步的有参数 d 的后验概率分布：

$$p(d | X^k, \lambda) \propto \exp(-\lambda ld) \quad (4-8)$$

在上文中，首先对网络时延特性建立了模型并设定了模型参数的先验分布，然后根据贝叶斯推断框架得到了参数的后验概率分布。本小节将根据参数的后验概率分布给出时延特征学习算法，实时估计网络时延特征。

因为时延模型中存在两个参数，不能同时更新，所以本文采用蒙特卡洛贝叶斯方法 (Monte Carlo Bayesian methods) 进行更新。基本思路是：考虑到两个参数的后验概率分布中都包含彼此，所以先对单个参数进行确定并带入另外一个参数的后验概率分布更新该参数的后验分布并采样得到该参数，然后将此参数带到之前确定参数的后验概率中，更新后验分布并采样得到参数的当前值，如此往复能交替更新两个参数的后验分布。更具体，该算法总结如下

时延特性学习算法：

初始化： 对参数的先验分布式 (4-4) (4-5) 采样得到 λ^0 、 d^0

对于所有的 $j = 1, 2, \dots, N$

步骤一： 给定 d^{j-1} ，根据式 (4-6) 对参数 λ 的后验分布采样：

$$\lambda^j \sim p(\lambda | X^{k-1}, d^{j-1}) \quad (4-9)$$

步骤二： 由步骤一给定 λ^j ，根据式 (4-8) 对参数 d 的后验分布采样：

$$d^j \sim p(d | X^{j-1}, \lambda^j) \quad (4-10)$$

步骤三： 将步骤一、二的结果更新到模型式 (4-2) 中，得到实时的时延模型：

$$p(\tau_j) = \begin{cases} \lambda^j e^{-\lambda^j(\tau-d^j)} & \tau_j \geq d^j \\ 0 & \tau_j < d^j \end{cases} \quad (4-11)$$

需要强调的是，该算法可以根据系统的历史时延数据获得实时的时延特性模型，这将对控制器提供更详细的网络时延信息。这些信息来源于系统实际运行过程中产生的历史时延而不是实际中难以满足的假设。在下一节中，这些信息将被用来指导数据包动态打包长度的设计。

4.3 动态数据包打包方案

本节给出了动态数据打包方案。该方案的基本原理是基于学习得到的网络时延特性获得实时时延上界从而确定当前的数据包打包长度以达到有效使用网络资源优化其他系统性能的目的。首先详细讨论了从时延特性中提取打包方案所需要的信息即当前时延上界的过程，然后介绍了基于网络时延特性学习的动态数据打包方案。

上述的时延特征学习算法的输出结果是当前时刻网络时延的概率分布函数，该分布真是体现当前的网络通信特征。在此基础上的统计推断比传统控制系统设计中直接给定假设估计时延值或者时延上界的做法更加合理。考虑到这点，本节根据实时的时延特性后验分布估计得到时延上界，而不是直接根据经验假设。首先，本文将设置一个阈值 $W \in (0,1)$ 。当上述学习算法的输出时延概率分布模型的累积函数值超过该阈值时，则此时时延的临界值 T 作为当前网络的时延上界。一般来说，阈值 W 应该足够大，使得概率分布模型中的绝大部分被包括。当 $(0,T)$ 的时延累积分布函数的函数值足够大，也就能够保证时延值基本在区间 $(0,T)$ 。这意味只要阈值取得合适，实时的时延值在范围 $[0,T)$ 的置信度是足够的。因此，把这个 T 值当作当前网络的时延上界的估计值是合理的。更具体的，有下列关系：

$$\int_0^T p(\tau) d\tau \leq W \quad (4-12)$$

$$\int_0^{T+1} p(\tau) d\tau > W \quad (4-13)$$

紧接着，讨论基于网络时延特性学习的动态数据打包方案。与经典的基于分组的控制方法一样，我们需要计算一个包含多个控制预测步骤的前向控制序列，然后将它们一起发送到执行器的一个数据包中。在经典的基于分组的控制方法中，为了使网络诱导的延迟能够主动补偿，这个正向控制序列通常是占据整个数据帧的有效负载，或者基于关于时延值的假设调整控制序列的长度。人们可能会意识到，传统的方法可能过于依赖对时延的假设。另一方面这个前向控制序列可能包

含大量的数据要通过网络发送到执行器，这样势必造成巨大的网络负担。

在前文的工作中，已经得到了关于当前网络时延上界的估计，并且在这个时延上界的估计值的估计过程中没有对网络进行额外的假设。另外，注意到在网络化控制系统中有以下事实： k 时刻，传感器端发送的状态量将在 $k + \tau_k$ 时刻作用于控制器端计算控制量，并在 $k + t_k$ 时作用于执行器；根据 $k + 1$ 时刻的状态量计算得到的控制量将在 $k + 1 + t_{k+1}$ 时作用于执行器，所以两个相邻的数据包作用于执行器的间隔为 $(k + 1 + t_{k+1}) - (k + t_k)$ 。在基于包的框架中，下一个包到达之前执行器将继续使用最近到达的数据包中的控制量，以补偿时延。这就意味着，执行器需要从上一个数据包中选择 $(k + 1 + t_{k+1}) - (k + t_k) + 1$ 个控制量。也就是说， k 时刻可以根据 t_k 和 t_{k+1} 的值来设定 k 时刻的控制序列的长度。

更具体的，可以总结以下数据包长度设计方案：

数据包长度设计方案

对任一时刻有：

步骤一： k 时刻控制器接收源自传感器端的信号，提取时延值 τ_k 并输入时延特征学习算法中，得到时延特征的实时概率分布。

步骤二：根据式(4-9)得到时延上界的估计值 T_k 。

此时值 T_k 的可以看做对当前网络通信状态的描述：在控制系统中，数据通过该网络一次会经历时延的最大值为 T_k 。于是可以得到当前数据包经历的环路时延为 $t_k = T_k + \tau_k$ 。其次，下一次的数据包传送也发生在相近时刻，因此可以用 T_k 来近似的估计下一个数据包经历的环路时延，即为 $t_{k+1} = 2T_k$ 。

步骤三：由相邻两个时刻的环路时延 t_k 和 t_{k+1} 可以得到相邻两个数据包到达执行器的时间间隔为 $s_k = (k + 1 + t_{k+1}) - (k + t_k) + 1 = T_k - \tau_k + 2$ ，即打包长度设置为 s_k 。

因此，在本文的动态打包方案设计下，每个时刻控制器仅仅需要计算和发送 s_k 个控制序列，如下所示：

$$U(k | k - \tau_k) = [u(k | k - \tau_k), u(k + 1 | k - \tau_k), \dots, u(k + s_k - 1 | k - \tau_k)] \quad (4-14)$$

其中， $u(k + i | k - \tau_k) = K(k + i | k - \tau_k)x(k - \tau_k)$ 是根据控制器到执行器之间的时延($i = 0, 1, \dots, T_k$)。

采用经典的基于分组的控制方法，根据当前网络条件，从正向控制序列中选择合适的控制信号。这是由一个叫做控制增益选择器的设备实现的。通过这种选择机制可以做到的对系统时延进行补偿的。然而对于任何时延的发生，不总是可以在这个前向控制序列中找到相应的控制信号。在我们的设计中网络时延的上界

是估计值，尽管保证了较高的置信度但还是可能出现这种情况：时延大小超过本文估计值 T_k 。为了解决这种情况，可以设计一种切换策略：当执行器端的控制增益选择器收到数据包时提取时延信息，如果时延值超过估计上界 T_k 则使用传统控制算法中的静态反馈控制增益 K ，即

$$u(k+i|k-\tau_k) = \begin{cases} K(k+i|k-\tau_k)x(k|k-\tau_k), & i \in [0, T_k] \\ Kx(k|k-\tau_k), & \text{其他} \end{cases} \quad (4-15)$$

现在可以将网络化控制系统动态数据包打包方案的实现过程总结如下，其结构示意图如图 4-3 所示。

数据包打包方案

步骤一：由数据包长度设计方案给出包长度 s_k 。

步骤二：根据式 (4-14) 计算长度为 s_k 的前向控制序列，并发送给执行器端增益选择器。

步骤三：增益选择器根据式 (4-15) 选择相应的控制量发送给执行机构。

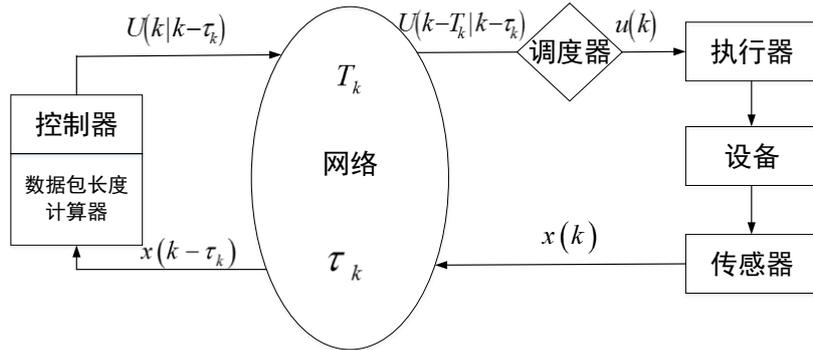


图 4-3 动态打包方案下系统结构示意图

Figure 4-3. The system structure under dynamic packing scheme

本文的工作重点关注网络通信特征学习下的动态打包方案的设计，而为了保证网络化控制系统设计的完整性应该给出控制器的设计。但需要强调的是，无论网络时延特性学习算法还是动态打包方案从控制工程的角度讲，都是如图 4-1 所示的系统设置通用框架。只要能够产生适当的正向控制序列都可以在这个动态打包方案的框架下使用。所以本文只简单介绍一种常见的产生控制序列的控制器设计方法模型预测控制作为补充。

控制器设计：

考虑式 (4-1) 中的网络化控制系统，定义如下 k 时刻的目标函数：

$$J_k = X^T(k|k-\tau_k)QX(k|k-\tau_k) + U^T(k|k-\tau_k)RU(k|k-\tau_k) \quad (4-16)$$

其中， $U(k|k-\tau_k) = [u(k|k-\tau_k), u(k+1|k-\tau_k), \dots, u(k+N|k-\tau_k)]^T$ 是前

向控制序列, $X(k|k-\tau_k) = [x(k|k-\tau_k), x(k+1|k-\tau_k), \dots, x(k+N|k-\tau_k)]^T$ 是状态预测矩阵, Q 和 R 是权重矩阵。在本文的工作中假设 N 大于 s_k , 这是为了保证从 k 到 $k+s_k$, 所有的控制量都能获得。一般来说, N 越大, 系统的稳定性更能得到保证, 系统性能会越好, 但是以此同时也会增加计算的复杂度。因此为了保证性能, N 存在下界但也不是越大越好, 它的取值必须同时受计算资源和系统性能两方面的约束。

按照传统的模型预测控制的理论, 在 k 时刻状态可通过 $k-\tau_k$ 时刻的状态预测:

$$x(k+j|k-\tau_k) = A^{j+\tau_k} x(k-\tau_k) + \sum_{l=-\tau_k}^{j-1} A^{j-l-1} B u(k+l|k-\tau_k) \quad (4-17)$$

因此, 预测状态可以以向量形式表示如下:

$$X(k|k-\tau_k) = E_{\tau_k} x(k-\tau_k) + F_{\tau_k} U(k|k-\tau_k) \quad (4-18)$$

其中, $E_{\tau_k} = [A^T \dots (A^{N+\tau_k})^T]^T$, F_{τ_k} 是一个下三角矩阵, 其非空元素定义为

$$(F_{\tau_k})_{ij} = A^{\tau_k+i-j} B, j-i \leq \tau_k。$$

将式 (4-15) 带入式 (4-13) 并最小化目标函数 J_k , 推导出状态反馈控制器:

$$U(k|k-\tau_k) = K_{\tau_k} x(k-\tau_k) \quad (4-19)$$

其中控制增益向量 K_{τ_k} 为:

$$K_{\tau_k} = (F_{\tau_k})^T Q F_{\tau_k} + R^{-1} F_{\tau_k}^T Q E_{\tau_k} \quad (4-20)$$

因此, 在模型预测控制理论下设计控制器时, 式 (4-11) 的前向控制序列可由式 (4-17) 给出。

如前所述, 模型预测控制器只是完成动态数据打包方案设计的一个介绍性示例, 任何可以产生前向控制序列的控制器设计方法都是用于这个基本框架。

4.4 仿真实证

考虑系统 (4-1), 并如下设置系统参数:

$$A = \begin{pmatrix} -0.58 & 0.271 & -0.388 \\ 0.372 & 0.181 & 0.24 \\ 0.002 & 0.3081 & 0.307 \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} 0.4 & 0.2 \\ 0.3 & -0.5 \\ 0.1 & 0.6 \end{pmatrix}$$

并取初始状态为 $x_0 = [-0.1 \ -0.4 \ -0.4]^T$ 。在仿真中我们对运行系统 150 步, 在这段时间内, 实际网络初始阶段的时延上界设置为 10, 但是我们考虑网络存在动态的变化的场景, 因此设定网络的时延上界在后续每十步发生一次变化。为了通过

对比验证本文设计的打包方案能有效节省网络资源，我们还考虑了文献^[51]中介绍的基于包的框架下传统不考虑网络时延特性变化的打包方案。两种方案系统演化过程和控制输入如图 4-4 和图 4-5 所示。和预期的一样，本文的提出的打包方案能使系统稳定，虽然对比基于包的控制方法存在一些抖动，但总体性能不会差很多。

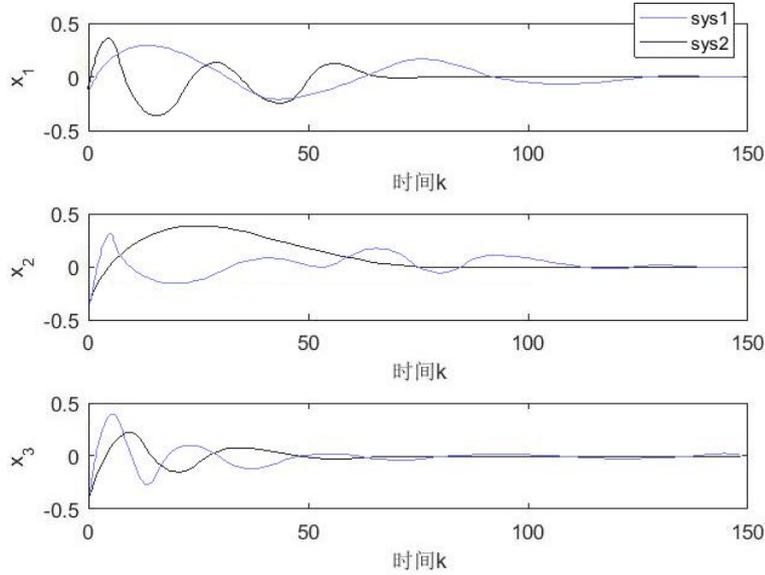


图 4-4 两种控制器下的系统状态轨迹

Figure 4-4. System state trajectory under two controllers

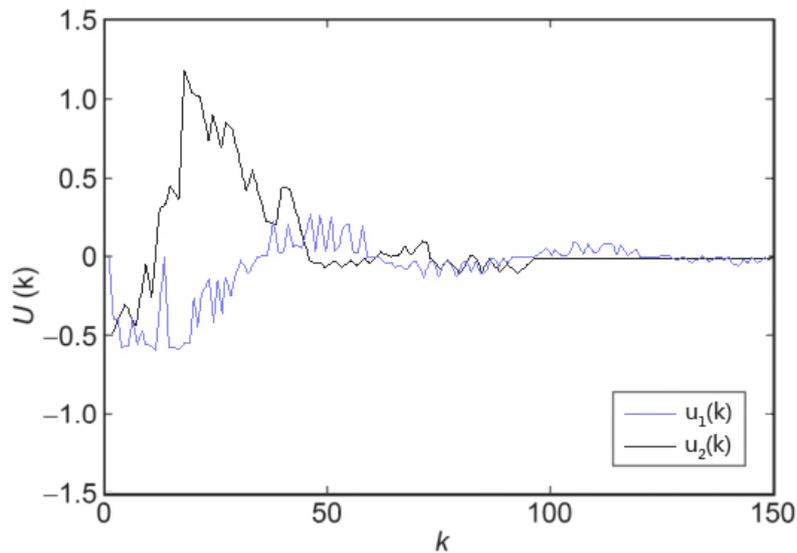


图 4-5 动态打包方案下的控制信号

Figure 4-5. Control signals under dynamic data packing scheme

在传统基于包的控制框架下，当网络的丢包上界始终设定为 10，每次需要打包发送的控制序列个数是 11，在我们运行系统 150 次期间，这种方案通过网络发送控制序列共计 1650 个。而在本文设计的学习方案下，由于历史的时延值能够及

时跟随这种网络时延特性的变化，在仿真中我们发现在 150 次的运行期间，本文基于时延特征学习的打包方案累计发送 1074 个控制序列，对比传统打包方案节约网络资源约 34%。

4.5 本章小结

本章针对共享网络的网络化控制系统中存在的网络资源利用和系统性能均衡设计问题，先提出了一种动态时延特征学习算法，得到当前时刻的时延特征；然后，根据实时的时延特征设计了一种基于包控制框架下的动态打包方案。该打包方案能随着网络通信状态变化实时对打包长度作出改变，在保证系统控制性能的同时减少了数据包有效负载的使用，优化其他共享网络的系统性能，为整体网络服务质量带来了提升。然后，设计了一个模型预测控制器作为动态打包方案的介绍性示例，并通过 MATLAB 的数值仿真对基于该动态打包方案的控制系统进行仿真，验证了该方案的有效性。

第五章 结论与展望

5.1 结论

现有考虑通信约束的网络化控制系统的设计和分析中常常忽略了网络的通信特征动态变化，这给系统性能的分析带来了很大的保守性。本文重点关注网络通信特性的动态变化，学习了实时的网络丢包特性和时延特性。进一步的，本文讨论了在设计控制系统时，考虑动态变化的网络通信特性对控制系统性能积极影响。对于单个系统来说，在进行控制系统设计时考虑实时的动态丢包特性能在系统的控制性能上能带来改善；对于网络共享的控制系统来说，基于动态网络通信特性设计数据包的打包策略能在保证系统控制性能的基础上减少网络资源的使用，优化整体网络服务质量，这对其他应用来说也是有意义的。本文的研究成果可以总结如下：

(1) 针对网络化控制系统中网络丢包特征存在动态变化的问题，考虑了在设计控制系统时提前假设已知丢包率的问题。在容易发生变化的网络环境中，忽略丢包特性动态变化而根据固定的丢包率设计的控制系统，会影响系统的控制性能。本文在第三章中提出了一种丢包特征学习算法，并根据学习结果设计了最优控制器，解决了传统最优控制器设计时假设丢包率已知的问题，很大程度上优化了系统的控制性能。

(2) 针对共享网络下的网络化控制系统中网络时延特征存在动态变化的问题，考虑了基于包的控制框架下数据包打包方案的设计问题。在这类问题中，如果忽略网络时延的变化采用单一的打包方案会额外地占用共享网络资源，进而影响整体网络服务质量。本文在第四章提出了一种时延特征学习算法，并根据学习结果设计了动态的数据包打包方案，解决了共享网络环境下控制系统消耗额外的网络资源的问题。

从仿真结果上来看，本文研究的基于网络通信特征学习的方法能在一定程度上体现到当前的网络通信状态，给控制系统的设计提供了实时网络信息，更紧密的结合了通信和控制，也给系统的控制性能和整体网络服务质量带来了明显的改善。

5.2 展望

一直以来，网络化控制系统都是学术界和工程界的研究热点。而如今，物联网热度的上涨和云计算技术的逐渐成熟，网络化控制系统提供远程操作的优势被不断放大，受到了越来越多的关注和研究。怎么解决网络固有的通信约束和控制系统实时性要求之间的矛盾是日久弥新的热点话题。近几年中控制领域的极大期刊中刊载了许多种类在各种场景下解决通信约束的方法。本文破除了对网络通信特征的传统假设，考虑了网络通信特性动态变化特性，并讨论了基于它进行控制系统设计在系统性能上带来的积极影响，取得了一定成果。但总的来讲考虑动态的网络通信特征，基于通信特征学习下的控制系统设计和分析还需要进一步的研究。今后的研究可以从以下几个方面展开：

(1) 在本文中，对网络通信特性的学习算法目前还只能针对时延特性或丢包单个特征进行学习，不利于广泛的应用于实践中。在现实中的绝大多数场景，时延和丢包都是同时存在的。在控制系统设计时，更加合理的方式是同时考虑两者的存在。所以，如何找到一种更好的、能同时包括时延和丢包建模方式，使之能融入本文提出的基于贝叶斯推断的学习框架中。继而实现更合理的控制系统设计方案，将网络化控制系统更广泛的应用于实践。

(2) 从效果来讲，本文提出的学习算法能输出令人满意的网络通信特征，但是本文并没有针对该学习算法提出一种定量的评价方案。这是今后可以深入考虑的研究工作之一。

(3) 可以看到，本文虽然考虑了网络通信特征的动态变化，得到了实时的特征信息，但是在后续讨论通信特征对控制系统性能的影响时是在已有的控制框架下进行的。这些控制框架是一些通用框架，在后续的工作中，可以深入考虑如何在学习得到网络通信特征之后设计专用的控制器设计方案，最大程度的挖掘学习网络通信特征的价值，使得该方案能深入结合实际中各种类型的应用场景中。

参考文献

- [1] GE X, YANG F, HAN Q-L. Distributed networked control systems: A brief overview[J]. *Information Sciences*, 2017, 380: 117-131.
- [2] ZHANG HAN, SHI Y, WANG J, et al. A new delay-compensation scheme for networked control systems in controller area networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(9): 7239-7247.
- [3] 游科友, 谢立华. 网络控制系统的最新研究综述[J]. *自动化学报*, 2013, 39(2): 101-118.
- [4] HETEL L, FIFTER C, OMRAN H, et al. Recent developments on the stability of systems with aperiodic sampling: An overview[J]. *Automatica*, 2017, 76: 309-335.
- [5] ZHANG D, SHI P, WANG Q-G, et al. Analysis and synthesis of networked control systems: A survey of recent advances and challenges[J]. *ISA Transactions*, 2017, 66: 376-392.
- [6] HU J, WANG Z, LIU S, et al. A variance-constrained approach to recursive state estimation for time-varying complex networks with missing measurements[J]. *Automatica*, 2016, 64: 155-162.
- [7] WANG J, CHEN M, SHEN H, et al. A Markov jump model approach to reliable event-triggered retarded dynamic output feedback H_∞ control for networked systems[J]. *Nonlinear Analysis: Hybrid Systems*, 2017, 26: 137-150.
- [8] TIPSUWAN Y, CHOW M-Y. Gain scheduler middleware: a methodology to enable existing controllers for networked control and teleoperation-part I: networked control[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2004, 51(6): 1218-1227.
- [9] WU X, XIE L. Performance evaluation of industrial Ethernet protocols for networked control application[J]. *Control Engineering Practice*, 2019, 84: 208-217.
- [10] NA X, ZHAN Y, Xia Y, et al. Control of networked systems with packet loss and channel uncertainty[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2016, 10(17): 2251-2259.
- [11] SUN Y, QIN S. Stability of networked control systems with packet dropout: an average dwell time approach[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2011, 5(1): 47-53.
- [12] MA D, LIU J-C. Robust exponential stabilization for network-based switched control systems[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2010, 8(1): 67-72.
- [13] LIU S, LIU X P, EI SADDIK A, et al. Modeling and stochastic control of networked control system with packet losses[C]. //2011 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2011: 1-5.
- [14] XU H, JAGANNATHAN S, Lewis F L. Stochastic optimal control of unknown linear networked control system in the presence of random delays and packet losses[J]. *Automatica*, 2012, 48(6): 1017-1030.
- [15] HUA C-C, Yu S-C, GUAN X-P. A robust H_∞ control approach for a class of networked control systems with sampling jitter and packet-dropout[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2014, 12(4): 759-768.
- [16] ZOU Y, LAM J, NIU Y, et al. Constrained predictive control synthesis for quantized systems with Markovian data loss[J]. *Automatica*, 2015, 55: 217-225.

- [17] MAHMOUD M, SELIM S, Shi P, et al. New results on networked control systems with non-stationary packet dropouts[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2012, 6(15): 2442-2452.
- [18] DOLZ D, PENRROCHA I, SANCHIS R. Jump state estimation with multiple sensors with packet dropping and delaying channels[J]. *International Journal of Systems Science*, 2016, 47(4): 982-993.
- [19] LU Q, ZHANG L, BASIN M, et al. Analysis and synthesis for networked control systems with uncertain rate of packet losses[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2012, 349(7): 2500-2514.
- [20] MAHMOUD M S, SABIH M, ELSHAFEI M. Event-triggered output feedback control for distributed networked systems[J]. *ISA Transactions*, 2016, 60: 294-302.
- [21] LEING A S, QUEVEDO D E, TANAKA T, et al. Event-based transmission scheduling and LQG control over a packet dropping link[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2017, 50(1): 8945-8950.
- [22] CLOOSTERMAN M B, HETEL L, VAN DE WOUW N, et al. Controller synthesis for networked control systems[J]. *Automatica*, 2010, 46(10): 1584-1594.
- [23] XIONG J, LAM J. Stabilization of networked control systems with a logic ZOH[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, 54(2): 358-363.
- [24] HAN X, MA Y. Sampled-data Robust H_∞ Control for TS Fuzzy Time-delay Systems with State Quantization[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2019, 17(1): 46-56.
- [25] LI F, WANG X, SHI P. Robust quantized H_∞ control for network control systems with Markovian jumps and time delays[J]. *INT J INNOV COMPUT I*, 2013, 9(12): 4889-4902.
- [26] GE Y, CHEN Q, JIANG M, et al. Modeling of random delays in networked control systems[J]. *Journal of Control Science and Engineering*, 2013, 2013.
- [27] NILSSON J. Real-time control systems with delays[D]. Department of Automatic Control: Lund Institute of Technology (LTH), 1998.
- [28] NILSSON J, BERNHARDSSON B, WITTENMARK B. Stochastic analysis and control of real-time systems with random time delays[J]. *Automatica*, 1998, 34(1): 57-64.
- [29] ZHANG L, GAO H, KAYNK O. Network-induced constraints in networked control systems—A survey[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2012, 9(1): 403-416.
- [30] SCHENATO L, SINOPOLI B, FTANCESCHETTI M, et al. Foundations of control and estimation over lossy networks[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2007, 95(1): 163-187.
- [31] IMER O C, YUKSEL S, BASART. Optimal control of LTI systems over unreliable communication links[J]. *Automatica*, 2006, 42(9): 1429-1439.
- [32] SEILER P, SENGUPTA R. An H_∞ approach to networked control[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2005, 50(3): 356-364.
- [33] SAHEBSARA M, CHEN T, SHAH S L. Optimal H_∞ filtering in networked control systems with multiple packet dropouts[J]. *Systems & Control Letters*, 2008, 57(9): 696-702.
- [34] KAFI M A, DJENOURI D, BEN-OTHMAN J, et al. Congestion control protocols in wireless sensor networks: A survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2014, 16(3): 1369-1390.
- [35] ARAUJO J. Design and implementation of resource-aware wireless networked control systems[D]. KTH Royal Institute of Technology, 2011.

- [36] ZHAO Y-B, LIU G-P, REES D. Packet-based dead-band control for internet-based networked control systems[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2009, 18(5): 1057-1067.
- [37] ZHAO Y-B, KIM J, LIU G-P. Error bounded sensing for packet-based networked control systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 58(5): 1980-1989.
- [38] LIU G, MU J, REES D, et al. Design and stability analysis of networked control systems with random communication time delay using the modified MPC[J]. International Journal of Control, 2006, 79(4): 288-297.
- [39] AL-AREQI S, GORGES D, LIU S. Event-based networked control and scheduling codesign with guaranteed performance[J]. Automatica, 2015, 57: 128-134.
- [40] PETERS E G, QUEVEDO D E, FU M. Controller and scheduler codesign for feedback control over IEEE 802.15. 4 networks[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 24(6): 378-387.
- [41] MCNALLY R, MAIR P, MUGNO B, et al. Co-morbid obsessive-compulsive disorder and depression: A Bayesian network approach[J]. Psychological Medicine, 2017, 47(7): 1204-1214.
- [42] BOURGOIN E, BUCHHOLZ C A, KESLER E M, et al. Bayesian network based hybrid machine learning: Google Patents[P]. US20190065939A1, 2019.
- [43] HOSSEINI S, BARKER K. A Bayesian network model for resilience-based supplier selection[J]. International Journal of Production Economics, 2016, 180: 68-87.
- [44] JAMESO.BERGER, 贾乃光, 吴喜之, et al. 《统计决策论及贝叶斯分析》[J]. 数理统计与管理, 2000, 19(2): 50-50.
- [45] WANG Y, Li C, LIU X. Consensus-based filter designing for wireless sensor networks with packet loss[J]. ISA Transactions, 2014, 53(2): 578-583.
- [46] MADONALD J B, RANSOM M: The generalized beta distribution as a model for the distribution of income: estimation of related measures of inequality. Modeling Income Distributions and Lorenz Curves[M]. New York: Springer, 2008: 147-166.
- [47] MANNOR S, TSITSIKLIS J N. The sample complexity of exploration in the multi-armed bandit problem[J]. Journal of Machine Learning Research, 2004, 5(Jun): 623-648.
- [48] KULESHOV V, PRECUP D. Algorithms for multi-armed bandit problems[J]. arXiv preprint arXiv:1402.6028, 2014.
- [49] BERTASEKAS D P, TSITSIKLIS J N. Neuro-dynamic programming: an overview[C]. //Proceedings of 1995 34th IEEE Conference on Decision and Control, 1995: 560-564.
- [50] KANG Y, ZHAO Y J S C T S. Dynamic data packing towards the optimization of QoC and QoS in networked control systems[J]. SCIENCE CHINA Technological Sciences 2016, 59(1): 72-80.
- [51] ZHAO Y-B, LIU G-P, REES D. Design of a packet-based control framework for networked control systems[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2009, 17(4): 859-865.
- [52] ZHANG X, WANG H, TIAN Y, et al. Model-free based neural network control with time-delay estimation for lower extremity exoskeleton[J]. Neurocomputing, 2018, 272: 178-188.
- [53] 刘乐平, 高磊, 杨娜. MCMC 方法的发展与现代贝叶斯的复兴[J]. 统计与信息论坛, 2014, 2: 3-11.

致 谢

岁月如歌，学生时代即将结束，研究生生涯步入尾声。这段经历对我整个人生影响深远，毕生难忘。在毕业论文即将完成之际，我要向所有在此期间帮助过我、关心过我的人表达我最诚挚的感谢。

首先，我最想要感谢的是我的导师赵云波教授。赵老师谦虚和蔼，在这三年中我深深受益于老师的开明与气度。感谢赵老师为我提供了良好的学习环境，给了足够的选择空间让我能做自己感兴趣的课题，让我能选择适合自己的科研方式，并在这些选择过程中层层把关，保驾护航。在最关键最困难的时候老师也能给予帮助，悉心指导，助我度过难关。回顾科研之路，赵老师充分培养了我独立思考、独立解决问题的能力，这是我学生时代最重要的收获。在此谨向赵老师表示我最诚挚的敬意和感谢，苍白的文字无法表达我对他的感情，所有想说的只化为一句：这三年辛苦您了，赵老师！

还要感谢浙江工业大学网络化智能控制实验室的全体同学。尤其是感谢李鹏飞师兄和潘晓康同学在课题研究过程中提供的帮助和指导，是你们一次次的耐心指导才让我有了一次次进步；也感谢吕文君师兄和韩康师兄的关心和讨论，感谢各位师兄、师姐在这三年中所有的答疑解惑，感谢师弟师妹的鼓励。这几年的时光朝夕相处，共同进步，感谢你们的帮助与陪伴。同窗之谊，我将终生难忘。

需要特别感谢的是我的父母。父母的养育之恩无以为报。将近二十年的求学之路，他们是我求学路上坚强的后盾，无论是情感还是物质。他们日夜劳作，靠着微薄的收入支撑着我的学生时代，他们是最伟大的人！另外，我还要感谢我的女朋友张雪珂同学。无论是科研路上还是学位论文撰写阶段，不管遇到多大的困难，她都能给予我最好的安慰、鼓励与陪伴，感谢她的善解人意、感谢她的爱！

在此，也要感谢我的母校——浙江工业大学。母校给了我更好的学习平台，让我在这三年不断的吸取新知，取得了长足的进步。也要感谢相遇的各位老师，感谢你们的指导和帮助。

作者简介

1 作者简介

1993年09月出生，出生于江西上饶。

2013年09月—2017年06月，沈阳理工大学自动化学院测控技术与仪器专业学习，获得工学学士学位。

2017年09月—2020年06月，浙江工业大学信息工程学院控制科学与工程专业学习，获得工学硕士学位。

2 攻读硕士学位期间发表的学术论文

- [1] ZHAO Y-B, XU D-H, HE J-T, XI X-G, KANG Y. Model-based Network Scheduling and Control for Systems over the IEEE 802.15.4 Network[J]. Journal of Systems Science & Complexity, 2020.

3 参与的科研项目及获奖情况

- [1] 基于资源调度和预测控制的无线网络化控制系统的联合设计. 中国国家自然科学基金项目(61673350).

4 发明专利

- [1] 赵云波, 许德衡, 唐敏. 一种基于贝叶斯推断的网络丢包率学习方法[P]. 2020102554943, 2020-04-03.
- [2] 赵云波, 许德衡, 唐敏. 一种基于贝叶斯推断的动态数据包打包方法[P]. 2020102555024, 2020-04-03.

学位论文数据集

密 级*	中图分类号*	UDC*	论文资助
公开	TP271	621.3	
学位授予单位名称*	学位授予单位代码*	学位类型*	学位级别*
浙江工业大学	10337	全日制学术型硕士研究生	硕士
论文题名*	基于通信特征学习的网络化控制系统设计		
关键词*	网络化控制系统, 通信特征, 贝叶斯推断, 最优控制, 打包方案		论文语种*
并列题名	Design of Networked Control System Based on Communication Feature Learning		中文
作者姓名*	许德衡	学 号*	2111703071
培养单位名称*	培养单位代码*	培养单位地址*	邮政编码*
浙江工业大学信息 学院	10337	杭州市留和路 288 号	310023
学科专业*	研究方向*	学 制*	学位授予年*
控制科学与工程	网络化控制	3 年	2020 年
论文提交日期*	2020.06		
导师姓名*	赵云波	职 称*	教授
评阅人	答辩委员会主席*	答辩委员会成员	
盲审	石崇源	赵云波、宣琦、陈晋音、黄亮	
电子版论文提交格式: 文本 () 图像 () 视频 () 音频 () 多媒体 () 其他 ()			
电子版论文出版 (发布) 者		电子版论文出版 (发布) 地	版权声明
论文总页数*	44		
注: 共 33 项, 其中带*为必填数据, 为 25 项。			

