



燕山大學
YANSHAN UNIVERSITY

博士学位论文

DOCTORAL DISSERTATION

论文题目 面向车联网多样化通信服务需求的资源
优化研究

作者姓名

学科专业 控制科学与工程

指导教师

2022 年 6 月

中图分类号: xxx

学校代码: 10216

UDC: xxx

密级: 公开

工学博士学位论文

面向车联网多样化通信服务需求的 资源优化研究

博 士 研 究 生:

导 师:

申 请 学 位: 工学博士

学 科 专 业: 控制科学与工程

所 属 学 院: 电气工程学院

答 辩 日 期: 2022 年 5 月

授 予 学 位 单 位: 燕山大学

A Dissertation in Control Science and Engineering

**RESEARCH ON RESOURCE OPTIMIZATION
FOR DIVERSIFIED COMMUNICATION SERVICE
DEMANDS OF INTERNET OF VEHICLES**

by

Supervisor:

Yanshan University

June, 2022

燕山大学博士学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的博士学位论文《面向车联网多样化通信服务需求的资源优化研究》，是本人在导师指导下，在燕山大学攻读博士学位期间独立进行研究工作所取得的成果。论文中除已注明部分外不包含他人已发表或撰写过的研究成果。对本文的研究工作做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明。本声明的法律结果将完全由本人承担。

作者签字： 日期： 年 月 日

燕山大学博士学位论文使用授权书

《面向车联网多样化通信服务需求的资源优化研究》系本人在燕山大学攻读博士学位期间在导师指导下完成的博士学位论文。本论文的研究成果归燕山大学所有，本论文的研究内容不得以其它单位的名义发表。本人完全了解燕山大学关于保存、使用学位论文的规定，同意学校保留并向有关部门送交论文的复印件和电子版本，允许论文被查阅和借阅。本人授权燕山大学，可以采用影印、缩印或其它复制手段保存论文，可以公布论文的全部或部分内容。

保密☐，在 年解密后适用本授权书。

本学位论文属于

不保密☐。

(请在以上相应方框内打“√”)

作者签名： 日期： 年 月 日

导师签名： 日期： 年 月 日

摘要

随着汽车保有量的逐年攀升，城市交通拥堵日趋严重，交通事故日渐频发，同时也引发了诸多环境和能源问题。为了提升交通效率并保障交通安全，缓解相应的环境和能源危机，智能、灵活及可提供多样化服务的车联网应运而生。为实现有效、精准的车路信息协同，需要依赖高可靠、高安全的车对车(Vehicle-to-Vehicle, V2V)及车对路边基础设施(Vehicle-to-Infrastructure, V2I)通信。然而，现有的车联网研究缺乏对其实际信道模型、网络拓扑变化、以及车辆动态行为的考量，因而难以满足车联网精准、高效的多样化服务需求。为了综合考虑上述这些因素，本文在满足链路可靠性或隐蔽性等服务要求的同时，最大化了车联网的频谱效率、能量效率、及隐蔽速率等性能指标，最终实现了车联网通信服务的多样化。具体内容如下：

(1) 研究了上行车辆自组网在车辆高密度场景下的功率控制方案，并采用基于速度的 V2V 信道模型来描述多普勒频移对信道的影响。考虑到移动信道的快时变特性和车辆的高移动性，构建了在预定中断概率约束下最大化所有 V2V 链路传输速率和的鲁棒优化问题。由于该问题是非凸的，使用了均值-方差方法将含有随机 V2V 信道增益的中断概率约束转化为确定性约束，并利用逐次凸逼近转化得到凸问题。通过对偶分解，确定了每个用户的最优传输功率。仿真结果验证了算法的有效性及鲁棒性，尤其适用于动态的车联网场景。

(2) 研究了在蜂窝网络中多条终端直通的车辆通信(Device-to-Device enabled V2V, D2D-V)链路在复用蜂窝用户信道时的鲁棒功率控制方案，使得在保证蜂窝用户通信服务质量的同时最大化所有 D2D-V 链路的速率和。为了真实地反映 D2D-V 系统中车辆移动通信链路的服务需求，蜂窝用户的服务质量约束可表示为概率约束。通过 Bernstein 近似，该难处理的概率约束转化为具有可分离结构的确定性约束。由于具有对数求和形式的目标函数是非凸的，采用逐次凸逼近将该问题转化为凸问题，并利用对偶分解方法确定了车辆的最优传输功率，提出了一种分布式鲁棒功率控制算法来实现该网络高可靠与高速率的通信需求。仿真结果表明该算法大大提升了移动车辆的通信服务质量。通过与现有方法对比，进一步验证了该优化方案的有效性。

(3) 研究了混合网络架构下联合车辆分簇和鲁棒功率控制方案来最大化该网络

的谱效和能效。通过同步切换所有车簇内的有效链路，得到了易于确定的簇头处聚合干扰。信道的随机波动使得簇头处的干扰限定约束可表示为概率约束，并引入了一种基于定价的效用函数来实现谱效和能效最大化问题的统一优化。由于概率约束难以处理，且统一效用函数是非凸的，因此采用 Bernstein 近似和逐次凸逼近将该难处理的非凸问题转化为易处理的凸问题。通过对偶分解方法，最终得到了两种鲁棒功率控制算法来分别确定固定价格 C 和最优价格 C^* 对应的近似最优解。数值仿真表明算法大大提升了该混合架构下车辆的通信服务质量。通过与现有方案比较，进一步验证了联合分簇方法和鲁棒功率控制方案的有效性。

(4) 研究了基于反向散射通信的 V2I 安全信息传输方案。传统大规模部署的路侧单元不仅会导致高额能耗，也会引发信息安全风险，尤其是当邻近的车辆被操纵成恶意的监视车辆进而威胁到合法车辆的信息安全。因而在基于反向散射通信的车联网中考虑隐蔽通信来实现节能且安全的车路通信。在基站广播的加密信息下，路侧标签因需要反射其密钥信息会有较高的速率需求，容易暴露其反射密钥的行为。因此，通过干扰机产生的随机人工噪声以增强反射链路的隐蔽性。此外，为了安全隐蔽地获得反向散射链路的最大传输速率，在随机信道衰落和干扰机人工噪声的辅助下，分别推导了监视车辆最小检测误差率和反向散射链路的中断概率。根据监视车辆的平均检测错误率，调整标签的反射系数，最大化密钥信息在隐蔽约束下的有效隐蔽传输速率。数值结果表明了优化反射系数可实现高效的车路信息安全传输。

关键词：车联网；不确定信道；鲁棒功率控制；安全传输；速率和；能效

Abstract

With the increasing number of vehicles year by year, urban traffic congestion has become more and more serious and accidents have become more and more frequent, causing many environmental and energy issues. To improve the efficiency and security of transportation, so as to alleviate the corresponding environmental and energy crisis, the smart and flexible Internet of Vehicles (IoVs), which can provide diversified service requirements, has emerged as the times require. To achieve effective and accurate vehicle-road information collaboration, reliable and secure Vehicle-to-Vehicle (V2V) and Vehicle-to-Infrastructure (V2I) communications are essential. However, the existing IoVs research lacks consideration of the real-world channel model, network topology changes, and dynamic behaviors of vehicles. Thus, it is hard to meet the requirement of precise and efficient services of IoVs. To comprehensively considers these factors, this thesis optimizes the spectral efficiency, energy efficiency, and covert rate under the premise of guaranteeing the preset reliability or covertness of the link, eventually achieves the diversity of communication services. The research details are as follows:

(1) The power control scheme of the uplink vehicular ad hoc network in the case of high vehicle density is studied, and a V2V channel model with speed parameters is proposed to evaluate the impact of Doppler frequency shift on the channel. Considering the fast time-varying nature of mobile wireless channels and the high mobility of vehicles, a robust optimization problem is proposed to maximize the sum rates of all uplinks under the constraint of predetermined outage probability. Since the problem is non-convex, the mean-variance method is used to transform the intractable probabilistic constraints with the random V2V channel gains into deterministic constraints, and Successive Convex Approximation (SCA) is further used to obtain a convex one. The dual decomposition is used to determine the optimal transmission power for each user. The numerical simulation results show the effectiveness and robustness of the proposed algorithm, which is especially true for dynamic IoVs scenarios.

(2) The robust power control scheme for the cellular network-based Device-to-Device

enabled V2V (D2D-V) system where multiple D2D-V links reuse the channel of one cellular user (CU) is studied to maximize the sum rates of all D2D-V links under the quality of service (QoS) constraint of CU. To truly reflect the service requirements of these mobile vehicular links, the deterministic QoS constraint of CU is formulated as a probability constraint. Under the Bernstein approximation, this intractable probability constraint is reduced to two deterministic constraints with separable structures. Since the objective function with the logarithmic summation form is non-convex, a SCA is used to transform the non-convex problem into a convex one, dual decomposition is used to determine the optimal transmission powers of vehicles, and a distributed robust power control algorithm is used to achieve high-reliability and high-rate service requirements. Simulation results show that the proposed algorithm greatly improves the QoS of vehicular communications. The effectiveness of the proposed scheme is further verified by comparison with existing solutions.

(3) In the hybrid architecture of IoVs, a joint clustering and robust power control scheme is studied to maximize the spectral-energy efficiency. By synchronously switching the effective links in all clusters, the aggregated interference at the cluster head can be easily determined. The random channel fluctuation shapes the interference-limited QoS constraint at the cluster head into a probability constraint, and a pricing-based utility function is introduced to realize the unified optimization of maximizing spectral-energy efficiency. Since probability constraints are hard to handle and the unified utility function is non-convex, Bernstein approximation and SCA are used to transform the problem into an easy one. Through the dual decomposition, two robust power control algorithms are finally obtained to determine the near-optimal solutions related to the fixed price C and the optimal price C^* , respectively. Numerical simulation shows that these algorithms greatly improve the QoS of vehicular communications under the hybrid architecture. By comparison, the effectiveness of the joint clustering and robust power control scheme is further verified.

(4) The secure information transmission scheme for backscatter communication-based V2I is studied. The large-scale deployment of traditional RSUs not only lead to high energy

consumption, but also cause information security risks, especially when the adjacent vehicles can be manipulated into malicious surveillance vehicles and threaten the information security of legal vehicles. Hence, covert communication is considered in the backscatter communication-based IoVs to realize energy-saving and secure vehicle-road communication. Under the encrypted information broadcasted by the base station, the roadside tag requires a relatively high rate to reflect its key information, and easily exposes the behavior of its reflection. The covertness of the reflected link is enhanced by utilizing random artificial noise generated by the assisted jammers. Moreover, to obtain the maximum transmission rate of the backscatter link securely and covertly, under both random channel fading and artificial noise conditions, the minimum detection error rate of the surveillance vehicle and the outage probability of the backscatter link are derived. According to the average detection error rate of the surveillance vehicle, the reflection coefficient of the tag is optimized to maximize the effective covert transmission rate of the key information under covert constraints. The numerical results indicate the optimized reflection coefficient can achieve an efficient secure transmission of vehicle-road information.

Keywords: Internet of vehicle; Uncertain channel; Robust power control;
Secure transmission; Sum rates; Energy-efficiency

缩略语

- 服务质量(Quality of Service, QoS)
- 车-云通信(Vehicle-to-Cloud, V2C)
- 车-车通信(Vehicle-to-Vehicle, V2V)
- 车-路边基础设施通信(Vehicle-to-Infrastructure, V2I)
- 车-人通信(Vehicle-to-Pedestrian, V2P)
- 车内通信(On-Board Communication, OBC)
- 车与 X 通信(Vehicle-to-Everything, V2X)
- 智能交通系统(Intelligent Transport System, ITS)
- 长期演进(Long Term Evolution, LTE)
- 车辆自组织网络 (Vehicular Ad-hoc Networks, VANETs)
- 专用短距离通信技术(Dedicated Short-Range Communications, DSRC)
- 基于蜂窝技术的 V2X 通信技术(Cellular based V2X, C-V2X)
- 终端的直接通信(Device-to-Device, D2D)
- 第三代合作伙伴计划(3rd Generation Partnership Project, 3GPP)
- 信道状态信息(Channel State Information, CSI)
- 虚警(False Alarm, FA)
- 漏检(Missed Detection, MD)
- D2D 使能的车辆通信(D2D enabled Vehicle-to-Vehicle, D2D-V)
- 逐次凸逼近(Successive Convex Approximation, SCA)
- 簇头(Cluster Head, CH)
- 簇成员(Cluster Members, CMs)
- 信干噪声比(Signal-to-Interference-Plus-Noise Ratio, SINR)
- 概率分布函数(Probability Distribution Function, PDF)
- 鲁棒功率控制算法(Robust Power Control, RPC)
- 实际中断概率(Real Outage Probabilities, ROPs)
- 全球定位系统(Global Positioning System, GPS)
- 蜂窝用户(Cellular User, CU)

- 演进节点 B(Evolved Node B, eNB)
- 蜂窝用户到路设基础设施(Cellular User to Infrastructure, CU-I)
- 蜂窝用户到车辆(Cellular User to Vehicle, CU-V)
- 高斯-马尔可夫过程(Gauss-Markov Process, GMP)
- 两个凹函数差(Difference of two Concave functions, D.C.)
- 谱效 (Spectral Efficiency, SE)
- 能效(Energy Efficiency,EE)
- 信号强度(Received Signal Strength, RSS)
- 时分多址(Time Division Multiple Access,TDMA)
- 物理层安全(Physical Layer Security, PLS)
- 人工噪声(Artificial Noise, AN)

目 录

摘 要	I
Abstract	III
缩略语	VI
第 1 章 绪 论	1
1.1 研究背景和意义	1
1.2 车联网的概念及其特性	2
1.2.1 车联网通信的概念	2
1.2.2 车联网通信的特征	4
1.3 车联网通信发展现状	5
1.3.1 车联网通信现有的主流技术路线	6
1.3.2 车联网通信面向的应用场景及服务需求	7
1.4 基于车联网通信服务需求的资源优化研究现状	8
1.4.1 基于干扰管理的资源优化	9
1.4.2 基于安全传输的资源优化	10
1.4.3 基于多种服务需求的资源优化	11
1.4.4 现有工作的不足	14
1.5 论文的主要研究内容	15
第 2 章 基于 VANET 系统资源优化	18
2.1 引言	18
2.2 系统模型与问题阐述	19
2.2.1 系统模型	19
2.2.2 问题阐述	20
2.3 鲁棒功率控制策略和算法	22
2.3.1 概率约束的转化	22
2.3.2 目标函数的转化	27
2.3.3 优化问题的求解	28
2.3.4 迭代算法	28
2.4 数值结果及性能分析	32
2.5 本章小结	37
第 3 章 基于蜂窝网络的 D2D-V 通信系统资源优化	38
3.1 引言	38
3.2 系统模型与问题描述	39

3.2.1 系统模型	39
3.2.2 信道模型	40
3.2.3 优化问题描述	42
3.3 非凸问题转化	43
3.3.1 概率约束近似	43
3.3.2 具有无界支集的误差信道增益的情形	45
3.3.3 目标函数的逐次凸逼近	46
3.4 分布式功率控制迭代算法	47
3.4.1 l_∞ 近似问题的迭代算法	47
3.4.2 l_1 近似问题的迭代算法	49
3.5 数值结果及性能分析	50
3.6 本章小结	57
第 4 章 基于混合架构的车辆通信资源优化与调度	58
4.1 引言	58
4.2 基于时分多址的多簇网络	59
4.2.1 系统模型	59
4.2.2 成簇方案	60
4.2.3 时间调度策略	60
4.2.4 信道模型	61
4.3 基于定价问题的建模与转化	62
4.3.1 基于定价的鲁棒功率控制问题	62
4.3.2 概率约束的不确定性转化	63
4.3.3 非线性目标函数的转化	65
4.4 最优的功率控制与定价求解	66
4.4.1 最优 C 定价的功率控制算法	66
4.4.2 基于最优价格 C^* 的能效最大化问题	68
4.5 数值结果及性能分析	71
4.6 本章小结	77
第 5 章 基于反向散射通信的 V2I 安全信息传输	78
5.1 引言	78
5.2 系统模型和检测机制	79
5.2.1 系统模型	79
5.2.2 监视车辆 Warden 的检测机制	81
5.3 车辆反向散射链路的性能优化	82

5.3.1 监视车辆 Warden 的最小检测误差率	82
5.3.2 平均检测误差率	84
5.3.3 反向散射链路的中断概率	85
5.3.4 最优反射系数 α^* 和隐蔽速率	86
5.4 数值结果及性能分析	87
5.5 本章小结	89
结 论	90
附录	92
参考文献	94
攻读博士学位期间承担的科研任务与主要成果	104

第1章 绪论

1.1 研究背景和意义

随着我国汽车制造水平与经济实力的不断提升，国民汽车保有量逐年攀升。然而，汽车的大规模普及导致了城市交通拥堵、交通事故等问题的频发，也引发了诸多环境和能源问题。据世界卫生组织 2018 年 12 月发布的《2018 年全球道路安全现状报告》^[1]强调，每年死于道路交通事故的人数高达 135 万，造成的经济损失大约 5180 亿美元，相当于各个国家生产总值的 1%-3%。2020 年发布的《上海市道路交通拥堵指数分析报告》^[2]指出近 5 年来上海快速路拥堵指数总体呈上升趋势，年均增幅约 3%。此外，相关调查^[3,4]表明，欧洲和美国交通行业二氧化碳排放量分别各占其二氧化碳排放总量的 25%和 32%。这不仅需要消耗数以万计的化石能源，还使得全球气候变暖等环境问题进一步恶化。由此可见，当代社会的因为交通、环境、能源问题已经越发突出，依靠传统的道路机车设施建设和交通管理等方式无法从根本上解决此类问题。近年来，以物联网、云计算、大数据等为核心的第三次技术浪潮，为中国智慧城市的建设与发展提供了千载难逢的机遇。由“物联网”衍生的“车联网”，作为一项实现智慧城市、智能交通的重要手段，车联网被寄予厚望^[5]。

车联网是指车上的车载设备通过无线通信技术，对信息网络平台中的所有车辆动态信息以及基础设施收集的信息进行有效利用，在车辆运行中提供不同功能的服务。例如，车联网能够保障车与车之间的安全间距，大大减少车辆发生交通事故的几率；还能帮助车主实时导航，通过与其它车辆和路边基础设施系统的通信，提高交通运行的效率^[6]。考虑到智能交通系统很大程度上依赖于车辆的实时信息共享和感知，这就给车联网提出了更高的要求。从安全信息广播分发，行车环境感知数据共享，再到车载娱乐影音服务，都对车联网提出了多样化的通信服务质量(Quality of Service, QoS)需求（如可靠性、时延和速率要求等）^[7]。然而，传统的无线网络大多是针对静态或者低速的场景，网络架构单一、灵活性较差，很难满足车联网业务多样化的通信 QoS 需求，尤其是对于具有高速度、高密度、高复杂性等高动态特点的车辆通信场景。此外，车联网下的多种不确定性因素严重影响到链路的可靠传输，也难以保证网络 QoS 需求的实时性和精准性。一方面，车辆节点在室外环境中因移

动、遮挡、天气、多径等多因素导致了其信号衰落的不确定性。另一方面，在频谱共享的模式下，网络内授权用户享有对频谱资源使用的高优先权，众多车联网用户和非授权用户为接入到有限的可用信道而相互竞争，因此网络能够提供给竞争用户的可用频谱资源存在着较大的不确定性。同时，车辆节点快速移动导致的周边环境频繁变化以及无线网络拓扑快速切换也给车辆实现精准的 QoS 需求带来了严峻挑战。

为了实现车辆用户多样且精准的通信 QoS 需求，需要对现有有限的车联网络资源进行有效、合理地配置。对车联网用户而言，资源存在的两种基本形式为频谱资源和功率资源。而车辆用户对信道具有选择性，对功率具有可控性^[8]。因此可以通过合理配置这两种资源在确保信息高可靠传输前提下满足车联网通信业务的诸多 QoS 需求（如最大化网络频谱效率和）^[9, 10]。本章节首先介绍了车联网的基本概念及其特性。在此基础上，分析了车联网通信发展现状，指出了基于车联网通信服务需求的资源优化研究现状，并概括了全文的主要内容。最后，本章末尾提供了本文章节组织架构，以及后续的章节安排。

1.2 车联网的概念及其特性

1.2.1 车联网通信的概念

车联网是指借助先进的信息通讯、传感定位、计算控制等技术使车辆具备复杂的环境感知和决策能力，实现车内、车与人、车与车、车与路、车与服务平台的全方位网络连接，提升汽车智能化水平和自动驾驶能力，构建汽车和交通服务新业态，从而提高交通效率，减少交通事故，改善汽车驾乘感受，为用户提供智能、舒适、安全、节能、高效的综合服务^[11]。

如图 1-1 所示，常见的车联网通信主要分为以下五类：车-云通信(Vehicle-to-Cloud, V2C)、车-车通信(Vehicle-to-Vehicle, V2V)、车-路边基础设施通信(Vehicle-to-Infrastructure, V2I)、车-人通信(Vehicle-to-Pedestrian, V2P)和车内通信(On-Board Communication, OBC)等。其中，V2V 与 V2I 通信是车联网最关键的两种通信方式。

(1) V2V 通信

V2V 通信是指通过车辆间车载终端的通信来实时获取周围车辆的车速、位置、行车情况等信息^[11]。通常，V2V 通信主要是基于专用短距离通信(Dedicated Short-

Range Communications, DSRC)和设备到设备的直接通信(Device-to-Device, D2D)。一般来说, V2V 通信可有效确保车辆安全应用, 例如提前避免撞车。通过使用类似于 Wi-Fi 的无线通信协议, 车辆可通过 V2V 通信协议来获取周围其他车辆的速度和位置信息。然后, 这些数据会被用来提醒司机注意潜在的危险, 帮助减少事故和交通拥堵。V2V 通信可以检测 300 米范围内的危险交通和路况、地形问题和天气威胁, 以实现更可靠的预测和更安全的驾驶活动。

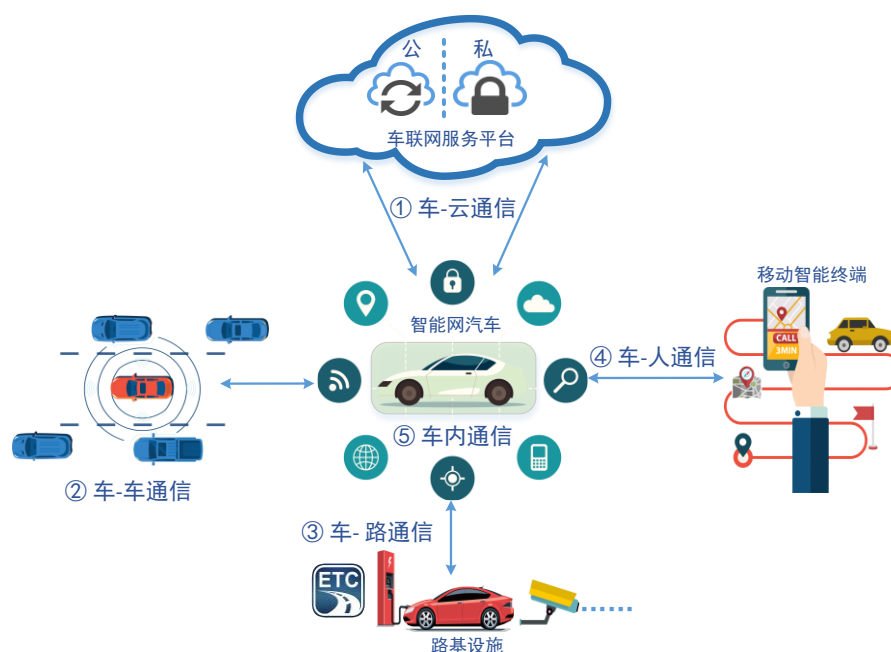


图 1-1 常见的车联网通信类型

Fig. 1-1 Common types of vehicular communications

(2) V2I 通信

V2I 通信是指车载设备与路侧基础设施（如红绿灯、交通摄像头、路侧单元等）进行通信, 路侧基础设施也可以获取附近区域车辆的信息并发布各种如交通拥堵、天气咨询、桥梁净空水平、交通灯状态等实时信息, 并告知驾驶员他们需要了解哪些有助于安全的情况^[11]。由于 V2I 提供支持的智能交通信号灯可帮助驾驶员更好地了解交通状况, 帮助估计准确的到达时间, 因而可以大大提高交通效率。V2I 的未来可能会带来更好的驾驶辅助系统, 例如智能停车和自动驾驶汽车, 这也将进一步加强未来交通车道、停车场等城市规划。

由于 V2V 通信链路具有更高的移动自由度, 其网络拓扑相比于 V2I 链路更易发

生变化,也更易发生链路中断^[12,13]。而 V2I 通信相比于 V2V 通信覆盖范围更广、拓扑异构性强,更容易遭受恶意攻击^[14,15]。因此,针对 V2V 链路的动态性能以及移动信道对其通信性能的影响,本文侧重在保证 V2V 通信链路可靠性的同时满足网络的多样化服务需求;而针对开放的 V2I 通信易引起的安全传输问题,本文侧重在保证 V2I 通信链路安全传输的同时满足网络的安全方面的服务需求。

1.2.2 车联网通信的特征

为有效地实现车联网中“车路信息协同”的目的,需要针对 V2V 与 V2I 这两种类型的通信链路的本质特征来综合考虑它们的 QoS 需求(如链路连接的高可靠性需求,信息传输的低时延需求以及车辆敏感信息传输的安全性要求)。相对于传统单一的蜂窝通信网络,车联网具有以下三个主要特性:

车联网移动环境下的高复杂性^[16]。车联网的移动环境的高复杂性主要从行车环境和通信环境两个方面反映。在行车环境上,车辆、道路、行人以及驾驶员等元素使得车辆的运动行为体现出高度的复杂特性。此外,受空间因素(城乡、高速道路环境,车辆成簇以及交通要塞等)以及时间因素(单双号限行,上下班高峰以及节假日等)影响,也使得车辆的行车环境表现出复杂的时空变化规律,具体体现为车辆的分布状态特征(如车辆密度、车流量、车辆的平均速度等)。在通信环境上,考虑无线电波传输过程中因移动、遮挡、天气、多径、多普勒频移等诸多因素引起的信道的高不确定性,这使得信息传输的可靠性和安全性呈现复杂的时空变化规律,具体表现可以用相应的信道统计特征参数来刻画(如信道估计参数、信道误差、中断概率等)。

车联网网络拓扑的快频变特性^[17]。由于车联网中车辆节点的快速移动,节点间的位置发生快速变化,进而引起其网络拓扑频繁变化,导致车辆间信道的特征发生快速改变,使得车辆节点间的通信质量不稳定、容易发生中断,最终产生频繁的车联网拓扑结构切换。这一特征使得车联网通信业务的服务质量遭受了严峻的挑战,需要统筹设计一个有效的车联网网络架构以及最优的无线资源分配方案来应对车联网网络拓扑的快速变化。

车联网业务需求的多样性^[18]。车联网业务主要可分为:非安全相关业务与安全相关业务。非安全相关业务侧重于提供娱乐影音服务,以缓解乘驾人的疲劳并提升

乘驾人的体验。而安全相关业务主要传输实时的敏感数据或者安全相关信息（如车辆警告信息，车辆的故障数据等）。这两种截然不同的业务对车联网提出了不同的服务需求。如非安全的业务虽然不需要达到相应的安全级别，但是却需要较高的传输速率来提供极速的娱乐影音服务体验。而敏感数据或者安全相关信息却更加关注数据隐私安全以及信息传输的安全性和可靠性。除了关注数据本身的传输速率，车辆通信的能效问题也需要引起重视，以实现绿色高效出行的目的。然而传统的单一无线网络架构和解决方案无法满足这些多样的服务需求。现有的车联网需加以完善来实现其多样的服务需求。

1.3 车联网通信发展现状

车联网是物联网技术应用于智能交通系统(Intelligent Transport System, ITS)领域的具体形式，是以车内网，车际网和车载互联网为基础，按照约定的通信协议和数据交换标准，在车车之间，车路之间以及车与互联网之间，进行无线通讯信息交换的网络系统^[19]。车联网通信能够实现信息通讯、互联网及交通运输等行业的高度融合，并能推动科技进步，极大地改善人们生活，促进社会发展。车联网广泛而深远的影响力引起了世界工业界和学界的高度关注。目前，美国、欧洲以及日本的相关研究均处在世界前列，并站在国家战略高度制定了一系列政策法规，推动了车联网行业的发展。2010年，美国交通部发布了“智能交通战略研究计划(2010-2014)”详细规划部署了车联网技术，并在2015年发布了“智能交通战略研究计划(2015-2019)”，重点放在“自动驾驶”和“互联汽车”等领域^[20]。日本的通信部和内务也于2016年积极成立研究组来推动车联网的进步和发展，并宣布要于2020年前完成车与X通信(Vehicle-to-Everything, V2X)的市场化与研发，实现交通信息开放数据的共享与应用。欧盟委员会于2011年发布了《欧盟一体化交通白皮书》，旨在发展车辆信息化、智能安全以及交通安全管理，并在2013年和2015年相继出台了相应政策来推动自动驾驶的应用。相比之下，我国车联网起步较晚，但发展迅速。2010年9月，在中国无锡成功举办的世界物联网大会标志着我国车联网产业的诞生。2018年11月，工业和信息化部印发《车联网（智能网联汽车）直连通信使用5905-5925MHz频段管理规定（暂行）》，规划了频段共20MHz带宽的专用频率资源。相较于欧美日等先行国家的频谱分配计划，我国目前仅分配了20MHz，为C-V2X后续扩展空间保留

了位置。2020年2月工信部、国家发改委等11个部委联合发布了《智能汽车创新发展战略》，车联网正式上升到国家创新发展战略^[21]。

1.3.1 车联网通信现有的主流技术路线

车辆的高速移动性容易导致 V2X 链路发生通信中断，进而影响车联网的服务质量。因此，学界和工业界提出了两种主流的车联网技术路线来提升 V2X 通信链路的服务质量。这两种主流的技术路线是基于 IEEE 802.11p 协议的车辆自组织网络 (Vehicular Ad-hoc Networks, VANETs) 和基于蜂窝标准的 LTE 通信^[22]，并分别形成了两种车联网通信范式，即专用短距离通信技术 (Dedicated Short-Range Communications, DSRC) 和基于蜂窝技术的 V2X 通信技术 (Cellular based V2X, C-V2X)。DSRC 是由美国最先主导的，其标准制定于 2004 年开始，并于 2010 年完成发布；C-V2X 主要是利用蜂窝网络技术演进 (如 LTE/5G) 的优势，实现蜂窝通信和设备到设备的直接通信 (Device-to-Device, D2D)，支持包括车-路、路-人、车-车、车-人等类型的链路。

(1) 基于 IEEE 802.11p 协议的 DSRC

IEEE 802.11p 协议的本质是利用载波侦听多路访问实现无线接入，进而形成自组织网络。与基于蜂窝网络的 V2X 技术路线相比，基于 IEEE 802.11p 协议的 DSRC 具有成本低、部署方便的优势。欧盟在 5.9GHz 频段为 V2X 通信保留 70MHz (5855MHz-5925MHz) 带宽，其中 30MHz (5875MHz-5905MHz) 带宽专用于道路安全相关的业务^[23]。美国地区也在 5.9GHz 频段为 V2X 通信划分了 75MHz 带宽 (5850MHz-5925MHz)，旨在为安全相关服务保留一个 10MHz 专用频段 (5885MHz-5895MHz)，为公共安全通信业务预留了 10MHz 专用频段 (5915MHz-5925MHz)，其余频段由其它车联网业务共享^[24]。为了进一步适应动态车联网环境，业界提出了 IEEE 1609 协议簇，并称之为 WAVE (Wireless Access in Vehicular Environment) 框架，实现了车载自组网通信系统的基本架构。另一方面，在 IEEE 802.11p 协议的基础上，许多研究者已经开展了关于无碰撞接入控制方案的研究。为了提高可靠性，这些研究通过为每个车辆分配专用的时频资源来解决接入碰撞的问题^[25, 26]。

(2) 基于蜂窝技术的 C-V2X

C-V2X 使用第三代合作伙伴计划 (3rd Generation Partnership Project, 3GPP) 标准

化的 4G LTE或5G移动蜂窝链接，将信号从车辆发送到其他车辆，行人或路边基础设施，如交通信号灯。与基于 IEEE 802.11p 协议的车联网网络相比，C-V2X 能够实现更广泛的车辆覆盖范围^[22]，因此，C-V2X 可以更好地保障快速 V2X 链路的通信质量。另一方面，C-V2X 具有集中式的网络架构，可以集中式地调度网络中的资源，使车联网具有更高的稳定性。虽然第一到第三代蜂窝网络主要针对静止或低速的移动用户，但是依然有些研究者尝试利用并改进蜂窝网络以支持 V2V 通信。文献[27]提出了一种用于 V2V 通信的基于 IEEE 802.11p 协议的自组织网络架构，通过引入蜂窝网络可大大缓解车联网中由隐藏终端引起的接入碰撞。由于第四代 LTE 移动通信系统关注高速移动用户的通信服务需求，基于 LTE 协议的 V2X 通信系统可以较好地保证通信的可靠性。3GPP 在 2016 年颁布的 LTE-V 协议支持车辆用户的低延迟和高度可靠的 V2X 通信传输。在 LTE-V 标准中，引入了增强的 D2D 接口以确保 V2V 链路的可靠性，车辆既能使用车联网专用频段，也能和蜂窝用户共享无线频谱资源^[25]。

虽然 C-V2X 在如通信范围和抗干扰等方面的性能都优于 DSRC，但是 DSRC 却部署成本和平均延时更低。下表给出了这两种技术的详细对比。

表 1-1 DSRC 技术与 C-V2X 技术对比

Table 1-1 DSRC versus C-V2X

	DSRC	C-V2X
标准	IEEE 802.11p: WAVE	C-V2X Rel. 14/15 (4G-LTE) 和 Rel. 16 (5G NR)
技术成熟性	标准化进程始于 2004，现已完成，并已实地测试。	始于 2017 年，正在进行时。
部署成本	成本低	成本相对较高
技术演进路线	尚不清楚	非常清晰，且后向兼容
最高车速限制	200km/h	250km/h
平均延时	低 (小于 50 ms)	高 (大于 50 ms)
蜂窝连接性	其混合异构模型可用于任何蜂窝网络(4G/5G)非安全服务场景 自组织	蜂窝运营商可选择性应用理论上的实时控制来实现更高的网络利用率
通信技术	无线局域网	蜂窝技术 (LTE/5G)

1.3.2 车联网通信面向的应用场景及服务需求

根据 3GPP Release 14-16，车联网通信的应用场景可分为以下三类^[8]：

(1) 面向道路安全的车联网通信：这类通信是车联网通信的最重要的一个应用场景，可以有效避免交通事故的发生。例如碰撞前预警通信可通过检测碰撞让车辆

提前获取即将发生或不可避免的碰撞信息，刹车失灵警告会告知周边驾驶员采取措施避免碰撞，行人预警信息会告知路上行人和自行车注意车辆行驶过程中的危险。该类信息对于数据传输延迟和可靠性有着非常严格的要求。在所有道路安全相关的车联网通信应用场景中，碰撞预警信息的QoS需求最严格。欧洲电信标准协会ETSI定义了预警信息的最大传输延迟和广播频率分别为50ms和10Hz，美国运输部和3GPP定义最大的往返延迟为20ms。相比之下，对于其他类型的道路安全应用场景，最大允许的延迟时间为100ms。具体参数可在表1-2中找到。

(2) **面向信息娱乐的车联网通信：**信息娱乐是指和驾驶无关的信息和娱乐业务。该类业务包含视频共享，在线游戏，社交网络以及广告推送。面向信息娱乐的V2X通信旨在为驾驶员和乘客提供舒适、愉悦的乘车服务。该类业务对数据传输延迟要求不严格(500–1000ms)。但为了满足车辆用户不断攀升的数据流量需求，该类业务的速率需求和传统蜂窝用户的一样高。

(3) **面向交通效率的车联网通信：**该类业务旨在提升道路交通效率和个人车辆的行驶效率。例如，协同自适应巡航控制机制使得车辆能够与其他团体车辆交换信息，以避免道路拥挤，同时提高燃油效率。道路交通流量优化可通过集中控制服务器为不同的车辆提供最优的行驶路径，缓解交通堵塞。远程诊断和及时维修通知应用能帮助汽车维修中心对抛锚的汽车进行本地/远程诊断。

从表1-2中可以看出，不同的车辆通信场景会对车联网通信提出不同的服务需求。因此，需要针对车联网不同的通信场景以及网络架构实现其多样化的通信服务需求。

表 1-2 车联网通信应用场景和服务需求

Table 1-2 Internet of Vehicles use cases and service requirements

车联网应用场景	时延需求	可靠性需求	速率需求
面向道路安全的车联网	20-100ms	超高可靠	超高速率
面向信息娱乐的车联网	500-1000ms	较高可靠	高速率
面向交通效率的车联网	100-5000ms	高可靠	较高速率

1.4 基于车联网通信服务需求的资源优化研究现状

由于车联网不断密集化的趋势，有限的网络资源难以在保证移动车辆可靠通信的同时实现众多车辆用户多样化的服务需求。一方面，密集车辆场景下多个车辆共

用同一频谱资源虽然会使网络频谱利用率得到一定提升，但是信道复用模式下的V2X通信也引发网络的共信道干扰问题，最终阻碍单个车辆用户通信性能的提升。另一方面，车辆移动通信场景下信道状态信息(Channel State Information, CSI)往往不够精确，而不精确的CSI也容易导致通信链路的中断，进而影响到对系统实时通信性能的实现。因此，需要针对现有有限的车联网络资源（频谱资源和功率）进行有效、合理地配置，在确保车辆可靠传输的同时满足车联网络通信的诸多QoS需求。具体来说，无线网络中资源优化往往结合以下三个方面：

1.4.1 基于干扰管理的资源优化

在高密度的车辆场景下，由于有限的频谱资源，多个车辆不可避免地需要共用同一信道。然而，当多个车辆共用同一信道时，信道中严重的相互干扰问题将会影响车辆用户或者整个网络的通信服务质量。而合理资源优化方法不仅能够抑制网络的共信道干扰，也可以有效提升整个网络的通信服务性能。因此，如何实现车联网络中有效的干扰管理是其资源优化的关键。无线网络资源主要表现为功率资源、频谱资源、时间资源、空间资源等。常见的干扰管理方法主要通过配置功率与频谱这两种资源^[8]。

功率控制是干扰管理最为直接的方法。通过合理调节车辆用户的发射功率，可以在保证用户可靠通信前提下实现其多样的通信服务需求。文献[31]在基于D2D通信的车联网络中提出了V2V链路与V2I链路一对一匹配的功率分配策略。文献[3]基于拍卖匹配的方法，提出了联合中继选择与频谱分配的功率控制算法。文献[32]通过一种级联匈牙利信道分配算法简化了异构车联网络的资源分配问题，在机会式约束规划下得到了一种鲁棒功率分配算法。然而，以上这些文献的功率控制策略相对简单，不能达到理论上功率控制的最优。

当网络中存在大量车联网络用户时，合理的频谱（信道）分配策略可有效缓解网络中的相互干扰。基于不同链路的信道状态信息，合理的信道分配方法可以使得车辆用户整体的网路性能最优。文献[33]利用了一种基于车辆位置的资源分配方法，以实现空间域的资源复用。文献[34]通过图论的方法对车联网络的资源进行求解。Zhou et al.提出了一种组合拍卖的方法对车联网络中资源进行配置^[3]。然而，这些文献采用的信道选择方法特别依赖车辆实时的位置，也会造成大量的计算开销。因此，

考虑车辆的移动特性，本文采用了一种轮询分组的策略以实现计算开销低、网络拓扑稳定的信道分配^[22]。虽然轮询分组会缓解车辆之间的相互干扰，但高车辆密度下多车共用一个信道的情况不可避免。为了实现一个最优的系统通信性能，需要协调好所有用户的发射功率。文献[35]研究了基于网络所有共信道用户的速率和最大化的非凸问题，并提出了一种基于几何规划的功率控制方法确定用户的最优发射功率。此外，分支定界的方法也被提出用来解决类似非凸的网络优化问题^[36]。相比于这两种方法，逐次凸逼近的计算复杂度更低，被广泛用于解决多用户共信道干扰下的无线资源优化问题^[37]。因此，针对本文多用户共信道干扰下的资源优化问题，这里也采用了逐次凸逼近的方法来实现用户最优的功率控制，以实现系统通信性能的最优。

1.4.2 基于安全传输的资源优化

随着车联网的普及，其网络架构越发灵活，车辆接入方式也越来越繁多。在此背景下，车联网的无线媒体和信息相对开放和暴露，也极易受到潜在非法用户的恶意攻击^[38]。一旦无线传输的敏感信息（如车辆的状态信息，控制命令）遭到攻击者窃听截获，将会造成重大的交通事故。相比于 V2V 通信链路，V2I 通信链路因其通信范围广、异构性强，更容易遭受攻击^[14, 15]。因此，如何实现车联网中 V2I 链路信息的安全传输也是一个重要的课题。现有许多无线网络安全方面的解决方案^[39-44]。传统的实现信息安全的方法是利用加密算法^[39]，这增加了相当大的计算开销和系统复杂性^[40, 41]。于是，物理层安全作为一种替代方案，它利用无线信道的随机性来增强安全性，广泛应用于无线网络安全^[42-44]。从本质上讲，物理层安全的方法不受加密方法产生的这些问题的影响，并能够巧妙地保护用户隐私。然而，由于物理层安全主要是防止敌对者知道发送者发送的消息，所以其只能提供一个较低级别的信息安全。不同于物理层安全，隐蔽通信能够迷惑攻击者，使其无法知道是否发生了传输。如果攻击者不能检测到链路传输，它将无法发动进一步的攻击，因而隐蔽通信能够实现更高等级的安全。

隐蔽通信，又称低检测概率通信，旨在在目标用户的特定隐蔽率的要求下，向警惕的敌对者掩盖其合法无线传输的存在。历史上采用扩频技术，通过将发射信号的功率分散到一个大的时频空间来实现隐蔽通信，但它的隐蔽性无法得到很好的分析。因而利用信道伪影如加性高斯白噪声信道来隐藏通信。文献[45]探讨了随机信

道下隐蔽通信的基本信息论极限（即平方根定律）。特定的隐蔽通信技术，例如人工噪声或干扰信号广泛用于防止攻击者检测到用户的合法传输。相比于加密方法和物理层安全等方案，隐蔽通信主要有以下三大优势^[46]：1) 能够同时有效地对抗多个无线攻击（如窃听攻击，重放攻击，干扰攻击等），具有更高的安全等级。2) 与加密技术不同，隐蔽通信成本低，复杂度低，不需要额外的加密/解密算法，且其性能不依赖于对手的计算能力。3) 隐蔽通信具有广泛的兼容性，极易补充到其他先进的无线网络系统中，例如反向散射标签辅助的车辆定位系统。因此，隐蔽通信在近几年得到了广泛研究^[45, 47, 48]。文献[47]针对基于非正交多址的车联网提出了一种基于友好干扰机辅助的隐蔽传输策略。文献[48]在多中继辅助的物联网系统中优化了中继的隐蔽传输功率，在满足隐蔽性要求下最大化了链路的隐蔽速率。因此，在车联网系统中，可利用隐蔽通信来实现 V2I 链路信息的安全传输。

1.4.3 基于多种服务需求的资源优化

在车联网通信资源优化和配置过程中，车联网的服务需求可利用优化问题的目标函数或效用函数（服务目标）以及约束条件（服务要求）来描述。车联网的通信服务目标主要为谱效（速率和）最大化以及能效最大化。而链路的中断概率约束和隐蔽安全约束用来描述车辆通信链路的高可靠性以及信息传输的安全性等服务要求。

(1) 基于谱效或能效最大化的服务目标

虽然现有的车联网通信技术路线在静态环境中都能够满足 V2X 多样的服务需求，但在动态环境中，车辆的数目及周边的可接入的设备是不确定的，往往需要考虑最差的情况（车辆和接入的无线设备的密度足够大）来确保最终配置的车联网优化策略的有效性和鲁棒性。当车辆数目较多时，众多车辆共用频谱资源会使得整个信道的频谱利用率得到提高，但共信道车辆之间的相互干扰严重阻碍了频谱效率的提升，给车联网信息的可靠传输带来巨大挑战。因此，需要在保障和提升车辆用户的 QoS 服务质量的前提下，合理配置用户功率资源来最大化系统频谱利用率，并确保车辆用户之间信息的高可靠传输。文献[22]研究了基于 D2D 通信车辆编队的功率控制框架以最大化所有 V2V 链路的速率和，即系统谱效。文献[29]在满足车辆用户的时延和可靠性要求的前提下，以比例带宽公平的方式使蜂窝用户的传输速率和最大化。此外，文献[49]在 underlay 模式下，研究了车载用户设备的资源调度和功率分配问

题,在保证 V2V 通信时延和可靠性的前提下,最大化下行蜂窝用户的速率和。但是,这些文献都是根据完美信道状态信息(Channel State Information, CSI)或者慢时变 CSI 来优化的车辆用户的传输速率和,没有结合更现实的快时变衰落来真实地描述 V2X 链路的高可靠需求。

然而,一味地追求频谱效率的最大化也会给众多的无线设备带来巨大的能量消耗。虽然这种能耗相比于汽车运行过程中化石燃料的消耗是微不足道的,但是当大规模的无线设备参与通信时,这种能量消耗是不容忽视的。在 5G 时代,通信行业产生的电力消耗巨大,预计到 2025 年,通信行业将消耗全球 20%的电力^[50]。因而车联网能效最大化问题也受到诸多学者的关注。在考虑蜂窝用户 QoS 要求和保证车辆用户时延和可靠性的前提下,文献[51]采用了一种新的两层功率控制和资源分配方案来实现车辆用户能效最大化的资源管理。文献[52]针对 D2D 技术使能的 V2X 通信网络,提出了一种基于多个 QoS 约束的能效最大化功率分配方法。此外,文献[3]通过研究了 D2D 使能的车辆通信(D2D enabled Vehicle-to-Vehicle, D2D-V)的协同两跳车对车的信息传输,提出了一种两阶段能量高效资源分配算法来实现绿色城市节能的车辆异构网络。虽然现有的相关工作都是在满足车联网多样的 QoS 需求的前提下来最大化其网络的能效和谱效,但却忽略了车辆的空间位置、速度以及成簇行为等特征对整个动态车辆通信系统的影响。为了真实地反映动态车联网的通信服务需求,有必要考虑更细致的车辆动态特性以实现其车辆用户的能效最优。

(2) 基于通信可靠性或安全的服务要求

与前面的服务目标类似,车联网的服务要求可描述成其网络资源优化问题中给定的约束条件。这些服务要求主要包括额定功率约束,超低时延约束,高可靠性约束,以及信息安全传输约束。在优化问题当中,目标函数和约束条件相辅相成,互为补充,可以互换。由于功率约束一般是线性的,所以这里简化了相关讨论。而低时延往往正相关于系统的高可靠,出于对车辆在移动通信环境中可靠性的关注,这里重点对车辆通信的高可靠约束作出了描述和分析。此外,前面提到车辆信息传输有非安全相关业务与安全相关业务之分,对于那些有明确安全要求的业务,需要在保证其安全指标的约束前提下实现其信息的安全可靠传输。

车联网移动环境下的高复杂和其网络拓扑的快速频变特性使得基站或者接收者很难获得车辆的准确 CSI,这也造成 V2V 和 V2I 通信链路的不稳定,严重的甚至会

发生链路中断^[29]。因此，对车辆用户设置严格的可靠性或者接入要求是非常必要的^[53]。例如欧盟项目 METIS 认为，1600 字节的数据包需要满足 99.999% 的传输可靠性以确保交付安全高效的交通应用^[37]。然而，大多数文献^[54-56]假设接收者能够完全并且准确知道所有 V2I 和 V2V 链路的瞬时 CSI（即考虑车辆用户是静态的或者是缓慢移动的），这种假设对于快速移动的车辆通信场景（信道呈现快速变化）是特别悲观的，并且不切实际的^[29]。因此，需要同时考虑信道的快、慢衰落以实现 V2V 和 V2I 链路的 CSI 更精准的描述。由于快、慢衰落常常服从某种统计分布，因而一般的不确定性约束无法实现对 V2V 和 V2I 链路的精确刻画，需要采用更准确的概率约束。常见的无线通信网络的可靠性概率约束可描述为干扰概率约束^[57-59]和中断概率约束^[60-62]。文献^[57]考虑了网络中更实际的信道估计误差，利用统计信道模型对干扰信道中的不确定性进行了建模，并使用了 Bernstein 近似方法对得到的干扰概率约束进行了转化。文献^[58]在考虑网络中频谱感知不完善和信道不确定性的情况下，最大化用户的总吞吐量，同时采用干扰概率约束控制对宏用户的干扰低于其可承受的阈值，这个含有多个随机变量概率约束最终依靠 Bernstein 近似方法转化为确定性约束。文献^[59]考虑了基于 D2D-V 通信中带延时的 CSI 反馈的情况，最大化所有共信道车辆用户的总吞吐量，并使用干扰概率约束控制对路边蜂窝用户的干扰低于其可承受的阈值，最终使用 Bernstein 近似方法将概率约束中含多个统计特性的信道误差转化为确定性约束里面的确定性参数。虽然这些含很多随机变量的干扰概率约束是非凸的和难处理的，并且最后使用了 Bernstein 的近似方法使得原有的概率约束顺利转化为确定性的干扰约束，但是在转化过程中采取的安全近似参数是粗糙的，没有经过一个细致严谨的数学分析和推导。因此，本文针对现有使用 Bernstein 方法的局限性，细致严谨地推导了每一个安全近似参数并给出了更加精确的鲁棒优化约束边界。文献^[60, 61]研究了网络通信链路的 CSI 为不完美时的鲁棒上行功率控制方案，并利用 CSI 的统计特征（即均值和方差）获取了中断概率约束的封闭表达式。文献^[62]提出了一种基于层级博弈的鲁棒上行功率控制方案，利用信道增益的均值特征仅仅处理了有效链路的不确定性，却忽略了干扰链路的信道不确定性。此外，虽然文献^[60, 61]中均值-方差方法成功将涉及多个随机变量的中断概率约束转化为确定性约束，但是该方法几乎都是针对于静态通信场景，尚未应用到车联网这种具有高移动性的通信场景。因此，本文考虑了车速产生的多普勒频移对信道衰落的影响，

并创新地使用含多个随机变量的中断概率约束来保证动态车辆通信的可靠性要求。

对于安全相关的约束，这里主要考虑了通信链路的隐蔽率约束。隐蔽通信旨在隐藏某一条通信链路的存在。当发送者向合法接收者传输合法信息时，可能会遭到恶意第三方(Warden)监听信道。一旦恶意第三方检测到合法链路的信息传输，将会对合法链路发起网络攻击，进而严重影响到合法链路的通信安全。为了检测出合法链路的存在，Warden 需要对接收的信号进行双择假设检验，即通过比较相应的检测阈值判别发送者是否存在无线传输。而 Warden 存在两种类型的检测错误：1) 当发送者静默时，通过引入随机人工噪声或者干扰使 Warden 错误地检测到接收信号的平均功率大于其检测阈值，最终判定发送者在通信，即虚警(False Alarm, FA)。2) 当发送者在通信时，Warden 误检测到接收信号的平均功率小于其检测阈值，判定其静默，即为漏检(Missed Detection, MD)。不妨以 P_{FA} 和 P_{MD} 分别表示 Warden 的虚警和漏检概率。通常假设隐蔽通信中发送者先验等概率。因此，Warden 的平均检测错误概率可以用虚警和漏检概率之和来表示。而为了保证链路的高隐蔽性要求，这个安全约束可以表示为 $P_{FA} + P_{MD} \geq 1 - \varepsilon_{cov}$ ，其中 $\varepsilon_{cov} > 0$ 为任意小的隐蔽率阈值。 ε_{cov} 刻画了 Warden 的检测性能， ε_{cov} 越小，检测性能越差，足够小的 ε_{cov} 表明越隐蔽，越能够满足通信安全的需求。现有文献[63-66]主要针对不同通信场景下存在监视者的情况给出了相应的隐蔽约束，目前尚没有考虑 V2I 链路的隐蔽通信以实现其安全传输的研究工作。对于 V2I 通信场景，由于车辆移动速度快，接触路边基础设施如定位标签的时间就很短^[67]。因此，需要在保证 V2I 链路指定的隐蔽性要求下实现其安全速率的最大化。例如，在后向散射标签（标签部署在路边）辅助的车辆定位系统中，移动车辆接触标签的时间短^[67]，这需要高速率的数据采集。

1.4.4 现有工作的不足

虽然近年来有关车联网通信资源优化的研究已经取得了大量的成果，但是却忽略了车辆动态特性对其通信资源优化的影响。在此背景下，如何设计精准的面向车联网多样化通信服务需求的资源优化方案依然是一个严峻的挑战。现有工作主要主要存在以下三点不足：

(1) 现有的 V2X 信道模型难以真实地描述 V2X 链路的高可靠需求^[22, 28]。

现有的无线资源分配策略主要依据链路准确的 CSI 来实现精准的功率控制策略，

进而保障 V2X 业务的高可靠性需求。然而，现有的工作往往采用完美或仅考虑慢衰落的信道模型，没有考虑多径效应引起的快衰落以及因信道的量化误差、接收机的信号解码时延等导致的信道高不确定性。因此，需要精确刻画这些信道误差及其不确定性（如考虑速度参数），以实现更完善、更精准的车联网系统资源配置。

(2) 现有的车联网资源优化缺乏对其网络拓扑变化以及车辆动态行为的考虑^[22, 29]。

在车辆行驶过程中，车辆的动态行为和通信行为相互影响，共同决定着整个通信系统的稳定性和可靠性。一方面，车辆高移动性导致的多普勒频移会影响链路的通信质量。另一方面，其移动导致的网络拓扑变化也会使得 V2X 信道状态发生改变，进而使得通信系统越发不稳定。然而，现有工作缺乏对动态网络拓扑的考量，往往采用单一固定的网络拓扑，无法真实反映动态车联网的服务需求。作为一种提升车辆通信稳定性的策略，车辆动态成簇行为往往单独研究。因此，需要综合考虑车辆成簇与网络拓扑变化给系统通信带来的影响，结合相应的资源优化策略来实现最优的时、空、频车联网资源调度。

(3) 现有资源优化框架以及网络架构难以实现 V2X 精准、高效的多样化需求^[11, 30]。

对于车联网同一类型的通信业务服务需求，单一的资源优化框架或网络架构很容易满足。然而，对于具有不同类型的业务服务需求（谱效和能效最大化，安全性和可靠性要求）的网络而言，无论是单一的资源优化框架或网络架构都无法同时实现，尤其是涉及到 V2V 信道的不确定性。例如，统一的资源优化框架使得目标为谱效和能效最大化问题能够被高效地研究。值得说明的是，隐蔽通信的隐蔽性约束能够考虑信道的不确定性，可以与描述链路可靠性要求的中断概率约束相互补充，实现一种综合、统一、高效的资源优化框架。此外，考虑到 DSRC 技术和 C-V2X 各自的优势，可整合 DSRC 与 C-V2X 技术，实现多样、精准、鲁棒的业务服务目标。

因此，本文需要针对车联网通信环境的高复杂性、网络拓扑的快频变特性、业务服务需求的多样性，构建精准、鲁棒、全面高效的车联网资源优化框架来满足车辆多样化的通信服务需求。

1.5 论文的主要研究内容

针对现有车联网通信资源优化研究方面存在的不足，本文在各章节中综合性地给出了如下改进：

(1) 为真实地描述 V2V 链路的高可靠需求, 本文第 2-4 章考虑了高动态车联网下突出的信道不确定性, 并采用基于车速的 V2V 信道模型和一阶高斯马尔可夫过程的信道模型刻画了多普勒频移对信道的影响。由于这些模型中涉及随机变量, 需使用相应的概率约束来描述其真实的可靠性需求。通过均值-方差方法或 Bernstein 近似, 最终得到了这些概率约束的封闭形式, 实现了对 V2V 链路高可靠需求的精准量化。

(2) 为系统地考虑车辆网络拓扑变化及其动态行为, 本文第 2-4 章在兼顾车辆成簇行为的同时, 也涉及了车速引起的多普勒频移对系统通信性能的影响。由于采用的 V2V 信道模型同时考虑了车辆相对距离和相对速度引起的路径损失和多普勒效应, 车联网动态特性可被更加真实地反映, 并可实现最优的时、空、频车联网资源调度。

(3) 为实现 V2X 精准、高效的多样化业务服务需求, 本文首先在网络架构上考虑了综合的网络系统来实现更多样的业务服务。其次, 针对网络的业务服务需求, 本文设计了多个目标与约束组合的多样化资源优化框架。最后, 为了实现这些业务服务目标之间的快速无缝切换, 这里提出了一种通用的基于价格激励的框架。作为服务目标多样化的补充, 这里综合考虑了 V2I 链路可靠性与安全性的服务要求以确保车联网信息的安全可靠传输。

总的来说, 本文研究了针对 V2V 和 V2I 通信的鲁棒资源优化问题, 并根据 V2V 和 V2I 通信的特点有侧重性地制定了不同的通信服务需求。本论文的主要研究内容和结构安排如图 1-2 所示, 共分为以下六个章节:

第 1 章为绪论, 概述了车联网的研究背景和意义, 介绍了车联网的基本概念和其行业的发展现状, 进一步分析了其研究现状和存在的问题, 最后阐述了本文的主要贡献和论文结构。

第 2 章研究了基于车载自组网 VANET 系统的资源优化问题, 即在保证车辆用户中断概率约束前提下最大化 V2V 链路速率和需求。针对高密度下车辆自组网的同频干扰链路以及动态变化的网络拓扑, 考虑车速带来多普勒频移对信道的影响, 分别采用了均值-方差和逐次凸逼近方法实现了应对动态场景的鲁棒且有效的算法。

第 3 章研究了基于蜂窝网络的 D2D-V 通信系统的资源优化问题, 即在保障蜂窝链路通信服务质量的前提下最大化其它与之共信道 D2D-V 链路的传输速率和。针对问题中难处理的概率约束及非凸的目标函数, 分别采用了 Bernstein 近似和逐次凸逼近的方法, 最终得到了有效且计算开销低的分布式算法。

第4章研究了混合架构下车联网的资源优化和调度问题，即在保证同步时隙调度簇内有效链路通信服务质量的前提下最大化基于统一效用函数的系统能效和谱效。针对车辆高移动性导致的快速拓扑变化以及信道不确定性，联合了车辆成簇行为和鲁棒功率控制策略来实现稳定的车辆通信。

第5章研究了基于反向散射通信的V2I安全信息传输问题。传统路侧单元大规模部署的让车路系统的能耗和通信安全面临挑战。因而这里将隐蔽通信整合到基于反向散射通信的车路系统中以实现安全且节能的信息传输。考虑在基站加密的广播信号给路侧标签供能并反射其密钥用于合法车辆解密的情形下，确保传输密钥的反射链路不被附近的监视车辆发现并最大化密钥的有效隐蔽率。为增强V2I链路的隐蔽性，利用了干扰机的人工噪声并优化了标签的反射系数来实现最优的资源配置。

结论部分对本文的研究工作进行了总结概括，并展望了未来车联网通信系统的研究方向。

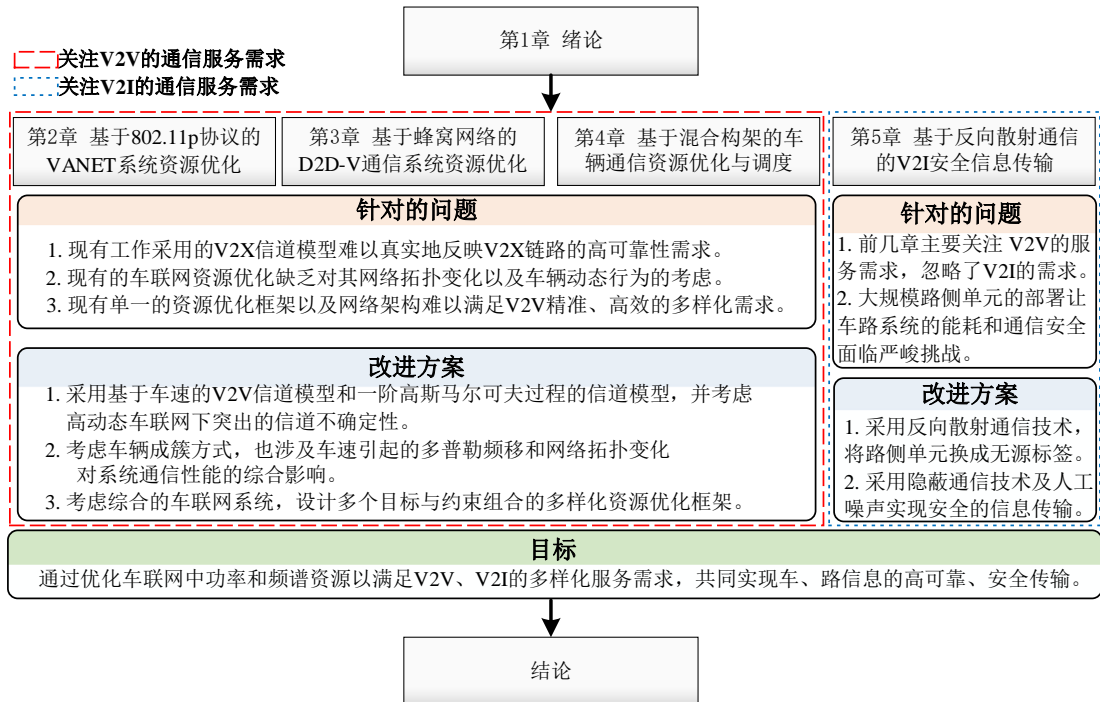


图 1-2 论文组织结构示意图

Fig. 1-2 The organization structure of this dissertation

第 2 章 基于 VANET 系统资源优化

2.1 引言

当前车联网通信的两种主流技术路线分别是车辆自组网通信和基于蜂窝标准的 LTE 通信。由于基于 IEEE 802.11p 协议的 VANET 能够通过其独有的车辆成簇方式实现该车联网易部署、低成本以及稳定的动态拓扑连接等优势，本章将 VANET 技术应用于更普遍的城区高密度车辆场景，以实现对车联网的低成本且灵活的部署。

然而，高速行驶的车辆不仅会引起快速的信道波动，也会频繁地改变网络拓扑结构，最终导致整个车辆通信系统的不稳定甚至是链路中断。因此，考虑移动自组网中车辆高速移动带来的信道高不确定性，保证 V2V 通信业务的可靠性是一个难题。为了更真实、准确地满足 V2V 通信链路的可靠性服务需求，很多学者尝试建立更精确的 V2V 信道模型^[68-71]，并对相关参数(如用户功率)进行优化，以保证用户的业务服务需求。现有两种基于时变参数的 V2V 信道模型，即基于几何的确定性模型^[68]和随机模型^[69, 70]。由于这些含时变参数的信道模型要求很高的信令开销和计算复杂度^[72]，因而采用统计衰落信道模型^[71]来实现车联网资源优化和服务需求是更合理的。

另一方面，高密度车辆场景会带来严重的共信道干扰问题，最终降低 V2V 链路通信的可靠性。作为有效的解决方案，需要考虑信道分配^[22]和功率控制策略^[73]来实现对密集用户的干扰管理。此外，现有的文献^[22, 29]在对车联网通信系统进行信道分配和功率控制时忽略了速度引起的多普勒频移（红移和蓝移）和动态拓扑变化对信道不确定性的影响，这种不合理的简化妨碍了对车联网多种业务需求的精准实现。

因此，考虑动态信道的不确定性，本文在确保 V2V 链路高可靠性满足的前提下最大化该车联网速率和的目标需求。其中，由于考虑了速度引起的多普勒频移和网络拓扑变化，这里将涉及速度参数的中断概率约束表征 V2V 通信的可靠性，而目标函数为受到两种多频勒影响的所有有效 V2V 链路的速率和。由于包含多个信道不确定性参数的中断概率约束和涉及相互干扰的目标函数都是非凸的，最终通过均值-方差以及逐次凸逼近(Successive Convex Approximation, SCA)的方法将原问题转化为标准的凸优化问题，并提出了一种有效的鲁棒资源优化算法来最大化网络的速率和。

2.2 系统模型与问题阐述

由于大规模的移动车辆系统通常采用 VANETs，因而常常利用车辆分簇来提高 VANETs 的业务性能和交通效率^[74, 75]。车联网的结构可以描述为层级网络；将簇头 (Cluster Head, CH) 到基站的上行传输链路视为上层网络；将车辆之间的传输链路视为下层网络。真实环境中的上层 V2I 通信网络与下层 V2V 通信网络是等价的，基于以下原因：

(1) 上层 V2I 通信网络独立于下层 V2V 通信网络。为了避免同频干扰，V2V 通信网络和 V2I 通信网络分别部署在不同的频带上。

(2) V2I 和 V2V 通信网络都是基于自组网的。所有簇成员 (Cluster Members, CMs) 与其 CH 之间 (即 V2V 部分) 的网络拓扑与所有 CH 与其基站之间 (即 V2I 部分) 的网络拓扑是等价的。此外，在上下层网络之间还共享一套子信道分配机制。

由于上下两层网络是等价且相互独立的，因此可以基于任意层网络来求解整个系统的优化问题。为了简化问题并突显车辆动态特性，后面的部分只讨论了 V2V 通信网络层。

2.2.1 系统模型

当关注于 V2V 通信时，这里考虑了一个高车辆密度的上行单簇网络。如图 2-1 所示，在时间间隔为 T_0 的时隙内，位于簇中央的 CH 同时并周期性地从其簇内所有的 CMs 收集交通相关信息、车辆状态信息以及相应的指令请求。假设公路是单向的，簇的覆盖半径为 R ，在较小的时间间隔内，所有车辆的车速假设为常数。由于车速的差异，CH 与 CMs 之间的距离是时变的。链路的信道增益会受到由相对速度差引起的多普勒频移以及不断变化的相对位置导致的路径损耗共同影响。当 CH 和 CMs 之间的距离超过 VANET 网络的适用通信范围时，就会自发地分簇。由于密集车辆场景下簇内车辆数目远远多于有限频谱资源具有的固定信道数目 S 。因此，需要多个 CMs 共用一个子信道。为了适应交通的特点并且确保每个信道具有数量均衡的 CMs，采用一种轮询子信道分配的方法^[22]来分配所有 V2V 链路到 S 个信道中。具体来说，当一个 CMs 进入 CH 的通信范围内，CM 首先向该 CH 发送请求注册，完成注册以后将分配 S 个信道中的其中一个子信道。例如，假定当前的 CM 标号为第 i 辆

车, 将会分配标号为 $\text{mod}\{i, S\}+1$ 的子信道。当另外一辆 CM 进入该簇时, 这个新 CM 会被标号为 $i+1$ 且分配标号为 $\text{mod}\{i+1, S\}+1$ 的子信道。这样, 所有的 CMs 能够使用总数为 S 的子信道。图 2-1 展现了 V2V 链路子信道分配策略, 其中 $S=3$ 。实心箭头表示信号相对较强带有多普勒蓝移的 V2V 信号链路, 虚线箭头表示信号相对较差具有多普勒红移的 V2V 信号链路。带有不同颜色 (黑色、蓝色或绿色) 或标记 (方形、圆形或无) 的箭头表示分配有不同子信道的相应 V2V 信号链路。需要说明的是在两辆车的相对运动中, 当信号源(CM)向其接收机(CH)移动时, 就会发生蓝移。多普勒蓝移意味着波长变短且频率升高。相反的情况称之为红移。

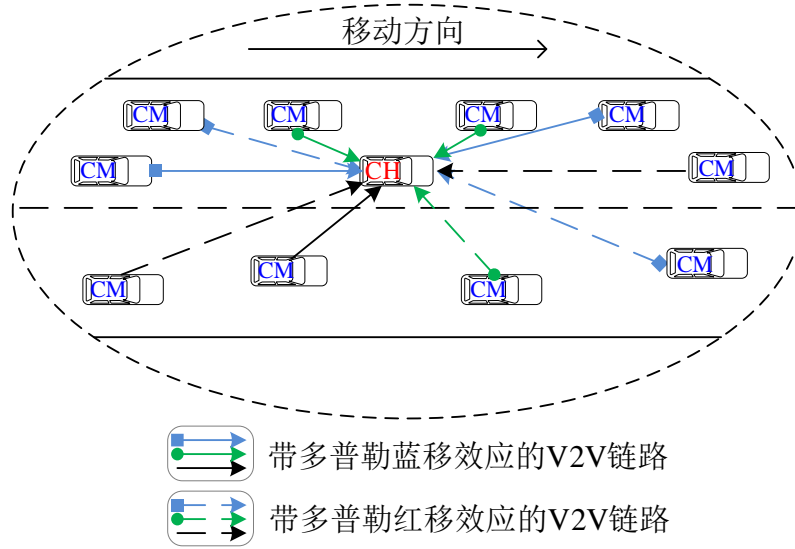


图 2-1 系统模型

Fig. 2-1 System model

2.2.2 问题阐述

由于簇网络内具有的 S 个子信道相互正交, 功率控制策略实际上是在每个子信道上进行的。因此, 这里以其中的子信道为例, 并提出了相应的功率控制算法。对于分配到同一子信道且总数为 $m+n$ 的 V2V 链路, 这里考虑其中 m 条链路具有多普勒蓝移, 另外 n 条链路具有多普勒红移。假设所有 CMs 到 CH 的上行链路具有相同的背景噪声 δ^2 。 C_0 代表位于簇中央的 CH。 $U_i^B (i \in M)$ 和 $U_j^R (j \in N)$ 分别代表发生多普勒蓝移的 CMs 中的第 i 个车辆以及发生多普勒红移的 CMs 中的第 j 个车辆。 p_i^B 和 p_j^R 分别表示车辆 U_i^B 和 U_j^R 的发射功率。那么, 定义在 C_0 处接收到来自 U_i^B (发生多

普勒蓝移) 的信干噪声比(Signal-to-Interference-Plus-Noise Ratio, SINR)为:

$$\gamma_i^B = \frac{p_i^B g_i^B}{\sum_{k=1, k \neq i}^m g_k^B p_k^B + \sum_{j=1}^n g_j^R p_j^R + \delta^2}, i \in M \quad (2-1)$$

其中, g_i^B 是从 U_i^B 到 C_0 的实际的信道增益, 而 g_j^R 是 U_j^R 到 C_0 的实际的信道增益。

同样地, 定义在 C_0 处接收到来自 U_j^R (发生多普勒红移) 的 SINR 为:

$$\gamma_j^R = \frac{p_j^R g_j^R}{\sum_{i=1}^m g_i^B p_i^B + \sum_{k=1, k \neq j}^n g_k^R p_k^R + \delta^2}, j \in N \quad (2-2)$$

在统一的通信协议中, 车辆的所有通信设备的通信要求通常是相同的, 因此所有 V2V 链路采用相同的预先设定的 SINR 阈值 Γ 。在移动通信环境中, 由于信道增益不确定, 计算复杂度高, 因此实时获得用户 SINR 是不切实际的。然而, 当时间间隔很小时, 通过车辆之间的信息共享和信道估计技术可以很容易地获得长期 SINR。因此, 在周期 T_0 内考虑信道不确定性, 一种基于中断概率服务要求的簇网络内所有 V2V 链路速率和最大化问题可描述为:

$$\begin{aligned} & \max W \sum_{i=1}^m \log_2(1 + \bar{\gamma}_i^B) + W \sum_{j=1}^n \log_2(1 + \bar{\gamma}_j^R) \\ & s.t. \quad \begin{cases} \Pr\{\gamma_i^B \geq \Gamma\} \geq 1 - \varepsilon_i^B, & i \in M \\ \Pr\{\gamma_j^R \geq \Gamma\} \geq 1 - \varepsilon_j^R, & j \in N \\ 0 \leq p_i^B \leq p_{i,max}^B, & i \in M \\ 0 \leq p_j^R \leq p_{j,max}^R, & j \in N \end{cases} \end{aligned} \quad (2-3)$$

其中, W 是共信道带宽; $\bar{\gamma}_i^B$ 和 $\bar{\gamma}_j^R$ 分别代表 C_0 从 U_i^B 和 U_j^R 接收到的在一个短时限内的长期 SINR。式(2-3)中的目标函数是对网络中具有多普勒红移或蓝移的 V2V 链路速率求和, 而两种概率约束分别描述了具有多普勒蓝移和红移的两种链路基于中断概率的服务要求。 $\varepsilon_i^B \in (0,1)$ 和 $\varepsilon_j^R \in (0,1)$ 分别代表 U_i^B 和 U_j^R 的目标中断概率阈值; $p_{i,max}^B$ 和 $p_{j,max}^R$ 分别代表 U_i^B 和 U_j^R 发射功率的最大值。由于式(2-3)中目标函数和概率约束分别是非凸的和难处理的, 因此需要对该问题进行进一步的转化。

2.3 鲁棒功率控制策略和算法

在本节中，基于非 CSI 反馈方式，建立了相应的 V2V 信道增益模型。通过均值-方差方法，公式(2-3)中概率约束可转化为非凸的鲁棒优化问题。通过逐次凸逼近对其目标函数进行处理，当前问题将进一步地转化为确定性凸优化问题。针对这一确定性凸优化问题，提出了相应的功率迭代算法。

2.3.1 概率约束的转化

(1) 信道模型

在高移动性车辆通信环境中，信道的快衰落需要进行特别地处理。因此，这里将 V2V 通信场景视为一个无 CSI 反馈的场景^[60]。然而，相比于传统的静态蜂窝网络，这个 V2V 信道模型式更复杂的。一般地，统计信道模型包含两个组成成分，即大尺度慢衰落以及小尺度快衰落^[71]。因此，在研究的信道上第 i 个 CM 到其 CH 的 V2V 信道增益, g_i , 可以描述为：

$$g_i = L_i \Psi_i \quad (2-4)$$

其中， L_i 代表大尺度衰落包括路径损耗和阴影衰落， Ψ_i 代表服从瑞利分布的小尺度快衰落。为了简便，将多普勒频移效应考虑到简化的路损模型^[76]当中。因此，对移动信道的大尺度衰落建模如下：

$$L_i = K_i \left(1 \pm \frac{\Delta f_i}{\Delta f_{max}} \right) \quad (2-5)$$

其中， $K_i = K_c' l_i^{-B}$ 代表了路损， B 为室外路损指数， l_i 代表第 i 个 CM 到 CH 的距离，且其距离可以通过对车辆位置周期性采样计算得到。 K_c' 代表 V2V 信道中路损的比例因子。文献[76]中的路损模型给出 $K_{c,dB} = 30 \log_{10} f_c - 71 \text{dB}$ ，其中 f_c 代表载波频率，减去的 71dB 是信道增益误差修正系数。在 V2V 信道中，使用了更高的载波频率会对应一个负的数值上更小的修正值。由于 V2V 信道中存在多普勒频移效应，频移的载波频率可以表示为 $f_c' = f_c (1 \pm \Delta f / \Delta f_{max})$ ，其中 Δf 代表 f_c' 与 f_c 之间的频率偏差； Δf_{max} 表示是该 V2V 信道模型中发生频率偏移的最大值。当 Δf 前面取负号且数值上等于 Δf_{max} 时，没有信道增益。公式(2-5)中正负号分别对应多普勒频移的蓝移和红移。

1) 当 Δf 前面符号为正时，V2V 信道存在多普勒蓝移，此时 $f_c' > f_c$ ，可由公式

(2-4)和(2-5)可知, V2V 信道增益较好。

2) 当 Δf 前面符号为负时, V2V 信道存在多普勒红移, 此时 $f'_c < f_c$, 由公式(2-4)和(2-5)可知, V2V 信道增益较差。

因此, 信道增益 g_i 可以重新表示为:

$$g_i = K_i \Psi_i \left(1 \pm \frac{\Delta f_i}{\Delta f_{max}} \right) \quad (2-6)$$

$\Delta V = \lambda \Delta f$, 其中 λ 是电磁波在载波频率 f_c 处的波长, ΔV 代表发射车和接收车之间的相对速度差。因此, 这里能够进一步得到:

$$g_i = K_i \Psi_i \left(1 \pm \frac{\Delta V_i}{\lambda \Delta f_{max}} \right) \quad (2-7)$$

其中 ΔV_i 代表第 i 个 CM 与其 CH 的相对速度差。

在这样的系统模型中, 至多会存在两种发生不同多普勒频移的 ΔV 。为了更好地解释这一事实, 图 2-2 展现了四种不同的 V2V 链路来概述所有可能情况。中央的 CH, 其簇内的 CMs 包括 CM A, CM B, CM C 和 CM D 分别以 V_0 , V_1 , V_2 , V_3 , 和 V_4 的速度行驶。其中, V_1 和 V_2 都大于 V_0 ; V_3 和 V_4 都小于 V_0 。由于 CH 和四个 CMs 之间相对位置关系和相对速度关系是不同的, 因此四个 CMs 产生的多普勒效应也不同。然而, 这些多普勒效应可以分为多普勒蓝移和多普勒红移。为便于理解, 将车辆的运动方向作为参考方向。CMs 和 CH 之间的实线和虚线的箭头方向说明了速度从高到低的下降方向。例如, 箭头方向是从 CMA 到 CH, 因为 $V_1 > V_0$ 。如果箭头方向与参考方向相同, 由于信号源(CM)向其接收器(CH)移动, CM 在所有位置都会发生多普勒蓝移。如果箭头方向与参考方向不同, 由于信号源(CM)远离其接收器(CH), CM 将产生多普勒红移。因此, 在图 2-2 中, CMB 和 CM C 会产生多普勒蓝移, CMA 和 CMD 会产生多普勒红移。

因为控制信道增益 g_i 中的正负号是不实际的, 所以 g_i 可分类成具有多普勒蓝移的信道增益 g_i^B 和具有多普勒红移的信道增益 g_i^R 两种信道增益。 g_i^B 和 g_i^R 可表示为:

$$\begin{cases} g_i^B = K_i \Psi_i \left(1 - \frac{\Delta V_i}{\lambda \Delta f_{max}} \right), & i \in M \\ g_j^R = K_j \Psi_j \left(1 + \frac{\Delta V_j}{\lambda \Delta f_{max}} \right), & j \in N \end{cases} \quad (2-8)$$

其中, Ψ_i 和 Ψ_j 分别代表从 U_i^B 和 U_j^R 到 C_0 上行链路中的瑞利衰落。 ΔV_i 和 ΔV_j 分别代表 U_i^B , U_j^R 和 C_0 之间依照参考方向的相对速度差。 K_i 和 K_j 分别代表 U_i^B , U_j^R 和 C_0 之间的路损。

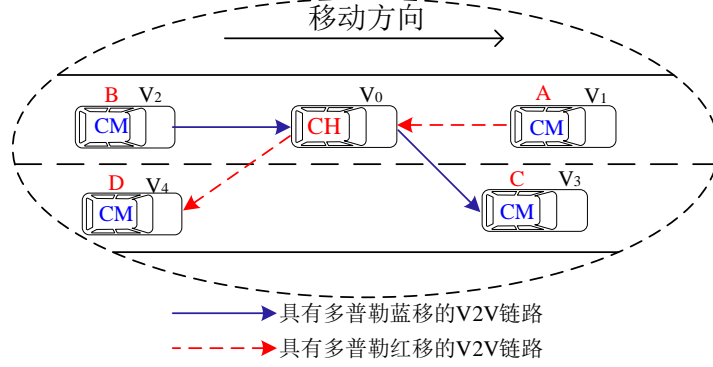


图 2-2 两种 ΔV 的示意图

Fig. 2-2 Illustration of two kinds of ΔV

(2) 基于均值 \mathbf{d} 和方差 Σ 的转化

定义

$$\mathbf{d}_i^B = (g_1^B, \dots, -\frac{g_i^B}{\Gamma}, \dots, g_m^B, g_1^R, \dots, g_n^R)^T \quad (2-9)$$

$$\mathbf{d}_j^R = (g_1^B, \dots, g_m^B, g_1^R, \dots, -\frac{g_j^R}{\Gamma}, \dots, g_n^R)^T \quad (2-10)$$

$$\mathbf{p} = (p_1^B, \dots, p_m^B, p_1^R, \dots, p_n^R)^T \quad (2-11)$$

$$\mathbf{p}_{max} = (p_{1,max}^B, \dots, p_{m,max}^B, p_{1,max}^R, \dots, p_{n,max}^R)^T \quad (2-12)$$

然后, 将公式(2-3)的概率约束转换为如下形式:

$$\begin{cases} \Pr\{\mathbf{d}_i^{B^T} \mathbf{p} \leq b\} \geq 1 - \varepsilon_i^B, & i \in M \\ \Pr\{\mathbf{d}_j^{R^T} \mathbf{p} \leq b\} \geq 1 - \varepsilon_j^R, & j \in N \end{cases} \quad (2-13)$$

其中 $b = -\delta^2$ 。

考虑一般的约束条件 $\Pr\{\mathbf{d}^T \mathbf{p} \leq b\} \geq 1 - \varepsilon, \varepsilon \in (0, 1)$, 其中, \mathbf{d} 和 $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^n$ 。定义 $\varphi(\mathbf{p}) = \mathbf{d}^T \mathbf{p}, \mathbf{d}^T = \mathbb{E}\{\mathbf{d}^T\}, \hat{\varphi}(\mathbf{p}) = \mathbb{E}\{\varphi(\mathbf{p})\} = \mathbf{d}^T \mathbf{p}, \Sigma = \text{Cov}(\mathbf{d}, \mathbf{d})$ 和 $\sigma^2(\mathbf{p}) = \mathbb{D}\{\varphi(\mathbf{p})\} = \mathbf{p}^T \Sigma \mathbf{p}$ 。用 $\nu \leq n+1$ 表示 Σ 的秩并用一个满秩的 $\Sigma_f \in \mathbb{R}^{n+1, \nu}$ 使得 $\Sigma = \Sigma_f \Sigma_f^T$ 。

定理 2-1: 假设 $\mathbf{d} \in \mathbb{R}^n$ 服从任意的分布且其均值和方差分别为 \mathbf{d} 和 Σ 。那么, 对于任意的 $\varepsilon \in (0, 1)$, 这个机会式约束

$$\inf_{\mathbf{d} \sim (\mathbf{d}, \Sigma)} \Pr\{\mathbf{d}^T \mathbf{x} \leq b\} \geq 1 - \varepsilon \quad (2-14)$$

可以转变为以下形式的凸二阶锥约束:

$$\kappa \sqrt{\mathbf{x}^T \Sigma \mathbf{x}} + \mathbf{d}^T \mathbf{x} - b \leq 0 \quad (2-15)$$

其中, $\kappa = \sqrt{(1-\varepsilon)/\varepsilon}$ 。

证明: 定义 $\mathbf{d} = \mathbf{d} + \Sigma_f \mathbf{z}$, 其中 $\mathbb{E}\{\mathbf{z}\} = \mathbf{0}$, $\mathbf{Cov}(\mathbf{z}, \mathbf{z}) = \mathbf{I}$ 。下面分两种情况讨论:

$$1) \Sigma_f^T \mathbf{x} = 0。则有 \mathbf{x}^T \Sigma \mathbf{x} = 0, \mathbf{d}^T \mathbf{x} = \mathbf{d}^T \mathbf{x}。 \inf_{\mathbf{d} \sim (\mathbf{d}, \Sigma)} \Pr\{\mathbf{d}^T \mathbf{x} \leq b\} = \inf_{\mathbf{d} \sim (\mathbf{d}, \Sigma)} \Pr\{\mathbf{d}^T \mathbf{x} \leq b\} = 1$$

等价于公式(2-15)。

2) $\Sigma_f^T \mathbf{x} \neq 0$ 。根据文献[77]中 Olkin 与 Marshall 的经典结果, 可以得到

$$\sup_{\mathbf{d} \sim (\mathbf{d}, \Sigma)} \Pr\{\mathbf{d}^T \mathbf{x} \geq b\} = \sup_{\mathbf{z} \sim (\mathbf{0}, \mathbf{I})} \Pr\{\mathbf{z}^T \Sigma_f^T \mathbf{x} \geq b - \mathbf{d}^T \mathbf{x}\} = 1/(1+q^2), \text{ 其中, } q^2 = \inf_{\mathbf{z}^T \Sigma_f^T \mathbf{x} \geq b - \mathbf{d}^T \mathbf{x}} \|\mathbf{z}\|^2。$$

如果 $\mathbf{d}^T \mathbf{x} > b$, 这里可以得到下确界 $q^2 = 0$ 当且仅当 $\mathbf{z} = \mathbf{0}$ 时。故

$$\sup_{\mathbf{d} \sim (\mathbf{d}, \Sigma)} \Pr\{\mathbf{d}^T \mathbf{x} \geq b\} = 1, \text{ 这与 } \varepsilon < 1 \text{ 相互矛盾。因此, } \mathbf{d}^T \mathbf{x} \leq b。 \text{ 接下来, 可以确定原点到}$$

超平面 $\{\mathbf{z} : \mathbf{z}^T \Sigma_f^T \mathbf{x} = b - \mathbf{d}^T \mathbf{x}\}$ 的距离的平方。因为 $\Sigma_f^T \mathbf{x} \neq 0$, 存在广义逆矩阵 $(\Sigma_f^T \mathbf{x})^-$ 。

那么, $\mathbf{z}^T = (b - \mathbf{d}^T \mathbf{x})(\Sigma_f^T \mathbf{x})^-$ 。

于是, $q^2 = \|\mathbf{z}\|^2 = \mathbf{z}^T \mathbf{z} = (b - \mathbf{d}^T \mathbf{x})^2 / \mathbf{x}^T \Sigma \mathbf{x}$ 。因此, 约束(2-15)是满足的当且仅当 $1/(1+q^2) \leq \varepsilon$ 。令 $\kappa = \sqrt{(1-\varepsilon)/\varepsilon}$, 可得 $\kappa \sqrt{\mathbf{x}^T \Sigma \mathbf{x}} + \mathbf{d}^T \mathbf{x} - b \leq 0$ 。证明完毕。

基于公式(2-8)中的信道增益模型, Ψ_i 和 Ψ_j 的概率密度函数(Probability Distribution Function, PDF)可以分别假设为 $f(\psi_i) = \psi_i e^{-\frac{\psi_i^2}{2}}$ 和 $f(\psi_j) = \psi_j e^{-\frac{\psi_j^2}{2}}$ 。因此, 可以得到

$$\begin{cases} \hat{g}_i^B = \mathbb{E}\{g_i^B\} = K_i \left(1 - \frac{\Delta V_i}{\lambda_{\Delta} f_{\max}}\right) \sqrt{\frac{\pi}{2}} \\ \hat{g}_j^R = \mathbb{E}\{g_j^R\} = K_j \left(1 + \frac{\Delta V_j}{\lambda_{\Delta} f_{\max}}\right) \sqrt{\frac{\pi}{2}} \end{cases} \quad (2-16)$$

$$\begin{cases} \mathbb{E}\{g_i^B\} = K_i^2(1 - \frac{\Delta V_i}{\lambda \Delta f_{max}})^2(2 - \frac{\pi}{2}) \\ \mathbb{E}\{g_j^R\} = K_j^2(1 + \frac{\Delta V_j}{\lambda \Delta f_{max}})^2(2 - \frac{\pi}{2}) \end{cases} \quad (2-17)$$

其中，由于车辆以恒定的速度行驶，故 $\mathbb{E}\{\Delta V_i\} = \Delta V_i$ ， $\mathbb{E}\{\Delta V_j\} = \Delta V_j$ ；此外，考虑到通过周期性采样获取的车辆位置不会在较短的时间间隔内更新， $\mathbb{E}\{K_i\} = K_i$ ， $\mathbb{E}\{K_j\} = K_j$ 。

结合定理 2-1，公式(2-3)中的鲁棒功率控制(Robust Power Control, RPC)问题可以重新阐述为：

$$\begin{aligned} & \max W \sum_{i=1}^{m+n} \log_2(1 + \bar{\gamma}_i) \\ \text{s.t. } & \begin{cases} \kappa_i^B \sqrt{\mathbf{p}^T \Sigma_i^B \mathbf{p}} + \mathbf{d}_i^B \mathbf{p} + \delta^2 \leq 0, & i \in M \\ \kappa_i^R \sqrt{\mathbf{p}^T \Sigma_i^R \mathbf{p}} + \mathbf{d}_i^R \mathbf{p} + \delta^2 \leq 0, & i \in N \\ 0 \leq p_i \leq p_{i,max}, & i \in I \end{cases} \end{aligned} \quad (2-18)$$

其中， $\bar{\gamma}_i$ 是 C_0 从 $U_i (i \in I)$ 接收的长期 SINR， $p_{i,max}$ 代表 U_i 的传输功率的最大值。

$$\mathbf{d}_i^B = \mathbb{E}\{\mathbf{d}_i^B\}, \quad \mathbf{d}_i^R = \mathbb{E}\{\mathbf{d}_i^R\}, \quad \Sigma_i^B = \mathbf{Cov}(\mathbf{d}_i^B, \mathbf{d}_i^B), \quad \Sigma_i^R = \mathbf{Cov}(\mathbf{d}_i^R, \mathbf{d}_i^R),$$

$$\kappa_i^B = \sqrt{(1 - \varepsilon_i^B) / \varepsilon_i^B} (i \in M), \kappa_i^R = \sqrt{(1 - \varepsilon_i^R) / \varepsilon_i^R} (i \in N)。$$

为了获得统一的数学表达式来表述公式(2-18)，给出了以下定义：

$$\kappa = (\sqrt{(1 - \varepsilon_1^B) / \varepsilon_1^B}, \dots, \sqrt{(1 - \varepsilon_m^B) / \varepsilon_m^B}, \sqrt{(1 - \varepsilon_1^R) / \varepsilon_1^R}, \dots, \sqrt{(1 - \varepsilon_n^R) / \varepsilon_n^R}),$$

$$\bar{\gamma}_i = \frac{p_i \hat{g}_i}{\sum_{k \neq i}^{m+n} p_k \hat{g}_k + \delta^2}, i \in I, \tilde{\Sigma} = (\Sigma_1^B, \dots, \Sigma_m^B, \Sigma_1^R, \dots, \Sigma_n^R), \tilde{\mathbf{d}} = (\mathbf{d}_1^B, \dots, \mathbf{d}_m^B, \mathbf{d}_1^R, \dots, \mathbf{d}_n^R),$$

其中， \hat{g}_i 代表一段短时段间隔下从 U_i 到 C_0 的平均信道增益。当 \hat{g}_i 是有效的 V2V 信道增益的时候， \hat{g}_k 代表从 U_k 到 C_0 的平均干扰信道增益。

因此，问题(2-18)可以重新阐述为：

$$\begin{aligned}
 & \max W \sum_{i=1}^{m+n} \log_2(1 + \bar{\gamma}_i) \\
 \text{s.t. } & \begin{cases} \kappa_i \sqrt{\mathbf{p}^T \tilde{\Sigma}_i \mathbf{p}} + \tilde{\mathbf{d}}_i^T \mathbf{p} + \delta^2 \leq 0, & i \in I \\ 0 \leq p_i \leq p_{i,\max}, & i \in I \end{cases}
 \end{aligned} \tag{2-19}$$

基于信道增益向量的期望矩阵和协方差矩阵，将概率约束问题转化为确定性约束问题。由于目标函数是两个凸函数的差值，这一问题是 NP-hard 问题^[78]，难以求解。因此，可利用逐次凸逼近方法将目标函数转化为凸优化问题。

2.3.2 目标函数的转化

在本小节中，采用逐次凸逼近的方法来重新表述目标函数的对数近似。关于逐次凸逼近方法的介绍如下：

一个形如公式(2-20)的非凸问题为

$$\begin{aligned}
 & \min h_0(\mathbf{x}) \\
 \text{s.t. } & h_i(\mathbf{x}) \leq 1, i = 1, 2, \dots, n
 \end{aligned} \tag{2-20}$$

其中， $h_0(\mathbf{x})$ 通常是一个凸函数， $h_i(\mathbf{x})$ 是非凸的 $\forall i$ 。当 $h_0(\mathbf{x})$ 是一个非凸函数时，通过引入一个辅助标量变量 t 使得 $h_0(\mathbf{x}) - t \leq 0$ ，可以将目标函数转换为约束函数之一。一系列近似函数 $h_i(\mathbf{x}) \approx \tilde{h}_i(\mathbf{x})$ 可用于解决问题(2-20)，并且每次近似可以用一个简单的方法来处理。而近似函数 $\tilde{h}_i(\mathbf{x})$ 的选取需要满足以下三个条件：

- (1) 对于所有的 \mathbf{x} ， $h_i(\mathbf{x}) \leq \tilde{h}_i(\mathbf{x})$ ；
- (2) $h_i(\mathbf{x}_0) \leq \tilde{h}_i(\mathbf{x}_0)$ ，其中 \mathbf{x}_0 是近似问题的最优解。
- (3) $\nabla h_i(\mathbf{x}_0) \leq \nabla \tilde{h}_i(\mathbf{x}_0)$ ；然后这一系列近似问题的解将收敛到满足原始问题的 Karush–Kuhn–Tucker (KKT) 条件^[79]。

特别地，条件(1)确保了近似的 $\tilde{h}_i(\mathbf{x}_0)$ 是公式(2-20)中约束的进一步收紧，近似问题的任意解都可以看作是公式(2-20)中原问题的可行解；条件(2)保证每个近似问题的解都可以用来降低代价函数： $h_0(\mathbf{x}^{(k)}) \leq h_0(\mathbf{x}^{(k-1)})$ ，这里 $\mathbf{x}^{(k)}$ 是第 k 次近似问题的解；条件(3)确保了公式(2-20)中原问题经过一系列的近似收敛后都能满足其原问题的 KKT 条件。存在一些逐次凸逼近的例子，如对数近似，单冷凝法，和双冷凝法等^[80]。

另外，采用逐次凸逼近来松弛式(2-19)中的非凸目标函数，可以用到以下下界：

$$\alpha \log z + \beta \leq \log(1 + z) \tag{2-21}$$

其中参数 $\alpha = \frac{z_0}{1+z_0}$, $\beta = \log(1+z_0) - \frac{z_0}{1+z_0} \log z_0$, z_0 为近似问题的最优解处对应的最优的信噪比值。

这个不等式会变得相当紧的, 当且仅当在选定的 z_0 下且常数 α 和 β 按照前面指定的方式选取。

将式(2-21)与式(2-19)中的目标函数进行整合, 可以得到如式(2-22)的松弛函数:

$$\begin{aligned} & \max \frac{W}{\ln 2} \sum_{i=1}^{m+n} \alpha_i \ln(\bar{\gamma}_i(\mathbf{p})) + \beta_i \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \kappa_i \sqrt{\mathbf{p}^T \tilde{\Sigma}_i \mathbf{p}} + \tilde{\mathbf{d}}_i^T \mathbf{p} + \delta^2 \leq 0, & i \in I \\ 0 \leq p_i \leq p_{i,\max}, & i \in I \end{cases} \end{aligned} \quad (2-22)$$

其中, α_i 和 β_i 都是常系数。这个问题仍然是非凸的, 因为目标函数关于 \mathbf{p} 非凸的。

2.3.3 优化问题的求解

为了提出一个标准的凹鲁棒优化问题, $\tilde{p}_i = \ln p_i$ 的对数变量代换可用于式(2-22)中。一个标准的关于 \tilde{p}_i 凹最大化问题可以描述为:

$$\begin{aligned} & \max \frac{W}{\ln 2} \sum_{i=1}^{m+n} \alpha_i \ln(\bar{\gamma}_i(e^{\tilde{\mathbf{p}}})) + \beta_i \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \kappa_i \sqrt{(e^{\tilde{\mathbf{p}}})^T \tilde{\Sigma}_i e^{\tilde{\mathbf{p}}} + \tilde{\mathbf{d}}_i^T e^{\tilde{\mathbf{p}}} + \delta^2 \leq 0, & i \in I \\ 0 \leq \tilde{p}_i \leq \ln p_{i,\max}, & i \in I \end{cases} \end{aligned} \quad (2-23)$$

其中, $e^{\tilde{\mathbf{p}}}$ 代表对数域向量 $\tilde{\mathbf{p}}$ 的逐个元素操作。由于每个约束都是凸的二阶锥约束(因此是凸的), 因此将该问题转化为一个标准的凹最大化问题。目标和是凹的, 因为每一项由线性项和凹项的和组成, 而对数的指数和函数是凸的^[81], 即

$$\ln(\bar{\gamma}_i(e^{\tilde{\mathbf{p}}})) = \ln \hat{g}_i + \tilde{p}_i - \ln(\sum_{k \neq i}^{m+n} \hat{g}_k e^{\tilde{p}_k} + \delta^2)。$$

2.3.4 迭代算法

凸优化问题往往采用拉格朗日对偶分解方法来求解^[81]。问题(2-23)的拉格朗日函数可以表示为:

$$L(\tilde{\mathbf{p}}, \boldsymbol{\lambda}) = \frac{W}{\ln 2} \sum_{i=1}^{m+n} (\alpha_i \ln(\bar{\gamma}_i(e^{\tilde{\mathbf{p}}})) + \beta_i) - \sum_{i=1}^{m+n} \lambda_i \left[\kappa_i \sqrt{(e^{\tilde{\mathbf{p}}})^T \tilde{\Sigma}_i e^{\tilde{\mathbf{p}}} + \tilde{\mathbf{d}}_i^T e^{\tilde{\mathbf{p}}} + \delta^2} \right] \quad (2-24)$$

其中, $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \dots, \lambda_i, \dots, \lambda_{m+n}] \geq \mathbf{0}$ 代表非负的拉格朗日的乘子向量。

相应的对偶问题可以表示为 $\min_{\boldsymbol{\lambda}} \max_{\tilde{\mathbf{p}}} L(\tilde{\mathbf{p}}, \boldsymbol{\lambda})$ 。因此, 其乘子 λ_i 可通过子梯度下降的方法得到以下迭代式:

$$\lambda_i^{(k+1)} = \left[\lambda_i^{(k)} + \epsilon \left(\kappa_i \sqrt{(e^{\tilde{\mathbf{p}}^{(k)}})^T \tilde{\Sigma}_i e^{\tilde{\mathbf{p}}^{(k)}} + \tilde{\mathbf{d}}_i^T e^{\tilde{\mathbf{p}}^{(k)}} + \delta^2} \right) \right]^+ \quad (2-25)$$

其中, $[x]^+ = \max[0, x]$, ϵ 是一个不断减小的变步长, k 代表迭代次数。每个 λ_i 通过整合每个样本中的 CM 信息来迭代更新。

为了确定最优分配功率, 关于 $\tilde{\mathbf{p}}$ 的内层对偶最大化问题可用梯度上升法求解:

$$\tilde{p}_i^{(k+1)} = \tilde{p}_i^{(k)} + \xi \frac{\partial L}{\partial \tilde{p}_i^{(k)}} \quad (2-26)$$

其中 ξ 是一个不断递减的步长。公式(2-26)中拉格朗日函数关于 \tilde{p}_i 的偏导可表示为:

$$\frac{\partial L}{\partial \tilde{p}_i} = \frac{W}{\ln 2} \left(\alpha_i - \sum_{j \neq i}^{m+n} \alpha_j \frac{e^{\tilde{p}_i} \hat{g}_i}{e^{\tilde{p}_j} \hat{g}_j} \bar{\gamma}_j(e^{\tilde{\mathbf{p}}}) \right) - \sum_{j=1}^{m+n} \lambda_j \left(\frac{\kappa_j \tilde{\Sigma}_j^{i,i} e^{2\tilde{p}_i}}{\sqrt{(e^{\tilde{\mathbf{p}}})^T \tilde{\Sigma}_j e^{\tilde{\mathbf{p}}} + \tilde{d}_j^T e^{\tilde{\mathbf{p}}} + \delta^2}} + \tilde{d}_j^i e^{\tilde{p}_i} \right) \quad (2-27)$$

其中, $\tilde{\Sigma}_j^{i,i}$ 代表簇内第 j 条通信链路为有效通信链路时所有链路信道增益的协方差矩阵 $\tilde{\Sigma}_j$ 的第 i 行第 i 列元素。 \tilde{d}_j^i 是第 j 条通信链路为有效通信链路时所有链路信道增益的平均值向量 $\tilde{\mathbf{d}}_j$ 的第 i 个元素。

定理 2-2: 当考虑式(2-23)中约束 $-\infty < \tilde{p}_i \leq \ln p_{i,max}$, 最终的最优变量 $\tilde{\mathbf{p}}^*$ 在经过式(2-28)第 $k+1$ 次 (k 的初始值为 1) 迭代后收敛到最优解, 且其迭代方程可表示为:

$$\tilde{p}_i^{(k+1)} = \min \left\{ \left[\tilde{p}_i^{(k)} + \xi \frac{\partial L}{\partial \tilde{p}_i^{(k)}} \right], \ln p_{i,max} \right\}, \quad \forall i \in I \quad (2-28)$$

证明: 因为转化后的数学问题是一个标准的凸优化问题, 所以当拉格朗日函数对 $\tilde{p}_i (\forall i \in I)$ 的偏导等于零时, 可以得到最终的最优解。因此, 这里有

$$\frac{\partial L}{\partial \tilde{p}_i} = \frac{W}{\ln 2} \left(\alpha_i - \sum_{j \neq i}^{m+n} \alpha_j \frac{e^{\tilde{p}_i} \hat{g}_i}{e^{\tilde{p}_j} \hat{g}_j} \bar{\gamma}_j(e^{\tilde{\mathbf{p}}}) \right) - \sum_{j=1}^{m+n} \lambda_j \left(\frac{\kappa_j \tilde{\Sigma}_j^{i,i} e^{2\tilde{p}_i}}{\sqrt{(e^{\tilde{\mathbf{p}}})^T \tilde{\Sigma}_j e^{\tilde{\mathbf{p}}} + \tilde{d}_j^T e^{\tilde{\mathbf{p}}} + \delta^2}} + \tilde{d}_j^i e^{\tilde{p}_i} \right) = 0 \quad (2-29)$$

通过式(2-29)，可以进一步得到

$$p_i = \frac{\alpha_i / \hat{g}_i}{\sum_{j \neq i} \frac{\alpha_j}{p_j \hat{g}_j} \bar{\gamma}_j(\mathbf{p}) + \frac{\ln 2}{W \hat{g}_i} \sum_{j=1}^{m+n} \lambda_j \left(\frac{\kappa_j \tilde{\Sigma}_j^{i,i} p_i}{\sqrt{\mathbf{p}^T \tilde{\Sigma}_j \mathbf{p}}} + \tilde{d}_j^i \right)} \geq 0 \quad (2-30)$$

通过式(2-30)，可以得到分母项

$$\sum_{j \neq i} \frac{\alpha_j}{p_j \hat{g}_j} \bar{\gamma}_j(\mathbf{p}) + \frac{\ln 2}{W \hat{g}_i} \sum_{j=1}^{m+n} \lambda_j \left(\frac{\kappa_j \tilde{\Sigma}_j^{i,i} p_i}{\sqrt{\mathbf{p}^T \tilde{\Sigma}_j \mathbf{p}}} + \tilde{d}_j^i \right) > 0 \quad (2-31)$$

公式(2-30)的右边可重写为以下的简化形式：

$$G_i(\mathbf{p}) = \frac{D_i}{\sum_{j \neq i} \frac{F_j}{H_j + \mathbf{J}^T \mathbf{p}_{-j}} + C'(\mathbf{p}) E_i} \quad (2-32)$$

其中， $D_i = \alpha_i / \hat{g}_i$ ， $C'(\mathbf{p}) = \sum_{j=1}^{m+n} \lambda_j \left(\kappa_j \tilde{\Sigma}_j^{i,i} p_i / \sqrt{\mathbf{p}^T \tilde{\Sigma}_j \mathbf{p}} + \tilde{d}_j^i \right)$ ， $E_i = \ln 2 / (W \hat{g}_i)$ ，和

$$\sum_{j \neq i} \frac{F_j}{H_j + \mathbf{J}^T \mathbf{p}_{-j}} = \sum_{j \neq i} \frac{\alpha_j \bar{\gamma}_j(\mathbf{p})}{p_j \hat{g}_j}。D_i, E_i, F_j, 和 H_j 都是非负常数。J 是不包括有效链路$$

在内的所有链路信道增益构成的列向量。 \mathbf{p}_{-j} 是一个 $(m+n-1)$ 长度的列向量，即缺少第 j 个元素的列向量。基于文献[82]的标准干扰函数框架，公式(2-32)中 $G_i(\cdot)$ 为干扰函数矩阵 $\mathbf{G}(\cdot)$ 的第 i 个元素。标准干扰函数保证了任何初始值 $\mathbf{p}(0)$ 在经过 $\mathbf{p}(t+1) = \mathbf{G}(\mathbf{p}(t))$ 迭代后能够收敛到唯一的不动点。

为了证明 $G_i(\cdot)$ 是一个标准干扰函数，这里需要满足以下三个性质：

(1) 正定性。根据公式(2-32)，可得其正定性满足。

(2) 单调性。令 $\mathbf{p} = \eta \mathbf{q}$ ，且 $\eta \geq 1$ ，通过式(2-33)可知其单调递增，即单调性满足。

$$G_i(\mathbf{p}) = \frac{D_i}{\sum_{j \neq i} \frac{F_j}{H_j + \eta \mathbf{J}^T \mathbf{q}_{-j}} + \sum_{j=1}^{m+n} \lambda_j \left(\frac{\kappa_j \tilde{\Sigma}_j^{i,i} \eta q_i}{\sqrt{(\eta \mathbf{q})^T \tilde{\Sigma}_j (\eta \mathbf{q})}} + \tilde{d}_j^i \right) E_i} \geq \frac{D_i}{\sum_{j \neq i} \frac{F_j}{H_j + \mathbf{J}^T \mathbf{q}_{-j}} + C'(\mathbf{q}) E_i} = G_i(\mathbf{q}) \quad (2-33)$$

(3) 可扩展性。令 $\eta \geq 1$ ，通过式(2-34)可知其可扩展性满足。

$$\eta G_i(\mathbf{p}) = \frac{D_i}{\sum_{j \neq i} \frac{1}{\eta} \frac{F_j}{H_j + \mathbf{J}^T \mathbf{p}_{-j}} + \frac{1}{\eta} C'(\mathbf{p}) E_i} > \frac{D_i}{\sum_{j \neq i} \frac{F_j}{H_j + \mathbf{J}^T \mathbf{p}_{-j}} + C'(\mathbf{p}) E_i} = \frac{D_i}{\sum_{j \neq i} \frac{F_j}{H_j + \eta \mathbf{J}^T \mathbf{q}_{-j}} + C'(\eta \mathbf{q}) E_i} = G_i(\eta \mathbf{q}) \quad (2-34)$$

因此，构建的标准干扰函数矩阵 $\mathbf{G}(\cdot)$ 可最终收敛到固定点，当且仅当公式(2-26)中 $\partial L / \partial \tilde{p}_i = 0$ 。因此，这里提出的逐次凸逼近算法式收敛的，证明完毕。

总的来说，通过整合逐次凸逼近方法，最终得到一种鲁棒功率控制算法，并在算法 2.1 中对此做出了详细的说明。

算法 2.1 基于逐次凸逼近方法的鲁棒功率控制算法

Algorithm 2.1 SCA-based robust power control algorithm

算法 2.1 基于逐次凸逼近方法的鲁棒功率控制算法伪码：

1. 设置最大的迭代次数 T ；
2. 初始化 $t \leftarrow 0, k \leftarrow 0, s \leftarrow m+n, \mathbf{p} \leftarrow \mathbf{p}_0$ ；
3. 初始化所有 $\alpha_i(t) = 1/(s+1), \beta_i(t) = \ln(1+1/s) + 1/(s+1) \ln s$ ；
4. **Repeat**
5. **Repeat**
6. 对于所有 $i \in I$ ，通过(2-25)更新 $\tilde{p}_i^{(k+1)}(t)$ ，
7. 通过(2-28)更新 $\lambda_i^{(k+1)}(t)$ ，
8. **Until** 所有的 $\tilde{p}_i(t)$ 和 $\lambda_i(t)$ 分别同时收敛到 $\tilde{\mathbf{p}}^*(t)$ 和 $\boldsymbol{\lambda}^*(t)$ 。
9. 在 $z_0 = \bar{\gamma}_i(e^{\tilde{\mathbf{p}}^*(t)})$ 处更新 $\alpha_i(t+1) = z_0 / (1+z_0), \beta_i(t+1) = \ln(1+z_0) - \alpha_i(t+1) \ln(z_0)$ 。
10. $t \leftarrow t+1$ 。
11. **Until** 算法收敛或者迭代次数 $t > T$ 。

需要说明的是，算法 2.1 包含了两个嵌套循环。其中，外层的循环可用其最大循环次数 T 来描述其线性的时间复杂度。内层子梯度算法的计算复杂度是 $O(K(m+n))$ ，其中 K 是内层循环的最大循环次数， $(m+n)$ 是参与通信的 CMs 数目。因此，对于整个簇网络使用算法 2.1 的计算复杂度是 $O(KT(m+n))$ 。信令开销定义为每个更新周期内的消息交换次数。算法 2.1 表明在功率更新的过程中存在一些必要的信息需要去交换。当一个 CM 加入这个簇以后，这个 CM 会发送包含了传输功率的信息给 CH，CH 在通过收集这些 V2V 链路信道增益的均值和协方差矩阵之后连同这些 CM 的功率信息广播给各个 CM。各个 CM 通过执行算法 2.1 得到自身的最优功率。这一过程发生的总信息交换次数为 $2(m+n)$ 。由此可以看出，该网络下进行通信资源分配时所采用算法导致的计算时延是相当低的，能够满足相应通信业务的时延需求。

2.4 数值结果及性能分析

本节做了一些仿真来验证提出的算法 2.1 的有效性，并进一步地评估了使用算法 2.1 以后的系统性能。该仿真是基于三个 CMs 共用一个子信道的典型场景，因为三个用户的情况会是更加普遍的并且产生较低的信令开销。此外，三个 CMs 的情况更便于讨论和分析动态拓扑变化对系统的影响。首先，为了更好地说明算法 2.1 的适用性并论证车辆密度对系统性能的影响，这里将具有三个 CMs 的网络拓展到具有更多车辆共子信道的情况。在存在三个 CMs 的情况下，仿真模拟了具有两个 CMs 发生多普勒蓝移以及一个 CMs 发生多普勒红移的典型场景，可以记为 $m=2$ ， $n=1$ 。需要说明的是，在接下来的仿真结果中，有标记的蓝色曲线（如圆圈和十字）表示的是蓝移的 CMs，而有标记的红色曲线表示的是红移的 CMs。两个蓝移 CMs 与 CH 的相对速度差分别是 $\Delta V_1 = 22\text{m/s}$ 和 $\Delta V_2 = 28\text{m/s}$ ，而另外的一红移的 CM 与 CH 之间相对速度差是 $\Delta V_3 = -3\text{m/s}$ 。系统参数可参考表 2-1。

表 2-1 系统参数

Table 2-1 System parameters

参数	数值
载波频率 (f_c)	5.9 GHz
最大多普勒频移阈值 (Δf_{max})	790 Hz
带宽 (W)	10 MHz
最大传输功率 ($P_{i,max}$)	0.05 W
簇半径 (R)	50 m
户外路损指数 (B)	4
固定传输损耗 (K'_c)	2.95×10^4
采样时间间隔 (T_0)	5 ms
背景噪声的平均值 (σ^2)	10^{-9}
预先定义的 SINR 阈值 (Γ)	0.06

因为在问题求解过程中存在功率向量 \mathbf{p} 的对数转化，所有 CMs 的初始功率通过调整参数 $\tilde{\mathbf{p}}$ 来设置。 $\tilde{\mathbf{p}}$ 中的每个元素的初始值可设为-7。根据各自不同的中断概率要求，三个 CMs 的目标中断阈值设置为 $\varepsilon_1 = 0.1$ ， $\varepsilon_2 = 0.2$ ，和 $\varepsilon_3 = 0.15$ 。

由图 2-3(a)和图 2-3(b)可知, CMs 的发射功率和乘子在第 15 次迭代后均收敛。算法的快速收敛性表明算法 2.1 具有良好的性能。然而, 三个 CMs 的仿真结果并不能证明该算法的通用性。因此, 当一个子信道中有 4 ~ 6 个 CMs 时, 可通过相应仿真验证其算法的有效性。相应的功率收敛结果如图 2-4 所示。这些结果表明了算法 2.1 的有效性和广泛的适用性。值得注意的是, 图 2-3 和图 2-4 都显示了共同的功率控制特性, 即信道增益较差的多普勒红移 CMs 需要更高的发射功率才能在中断概率约束下最大化原始目标函数。这种现象可能是由强加在所有 CMs 上的中断概率约束引起的。随着 CMs 数量的增加, 系统性能尤其是各 CM 的平均速率下降。每个 CM 的平均速率(即 \bar{R})等于长期速率总和(即 R_{sum})除以所研究的子通道中 CM 的总数(即 $m+n$)。 $\bar{R} = R_{sum} / (m+n)$ 的平均速率比长期和速率更适合作为性能指标, 因为这种指标更公平。为了进一步说明 CMs 数量增加对系统性能的影响, 这里利用图 2-4 的结果计算每个 CM 的平均速率。平均速率与 CMs 总数的对应关系见表 2-2。从表中可以看出, 每个 CM 的平均速率随着 CM 总数的增加而降低。这主要是由于当前子信道中总的相互干扰增加造成的。此外, 图 2-4 显示, 当 CMs 总数增加到 5 或 6 时, 具有多普勒红移的 CMs 功率值不再增加。因此, 在当前设置的子信道中, 应该限制 CMs 的最大数量为 4 个, 以实现每个 CM 较高的平均速率。

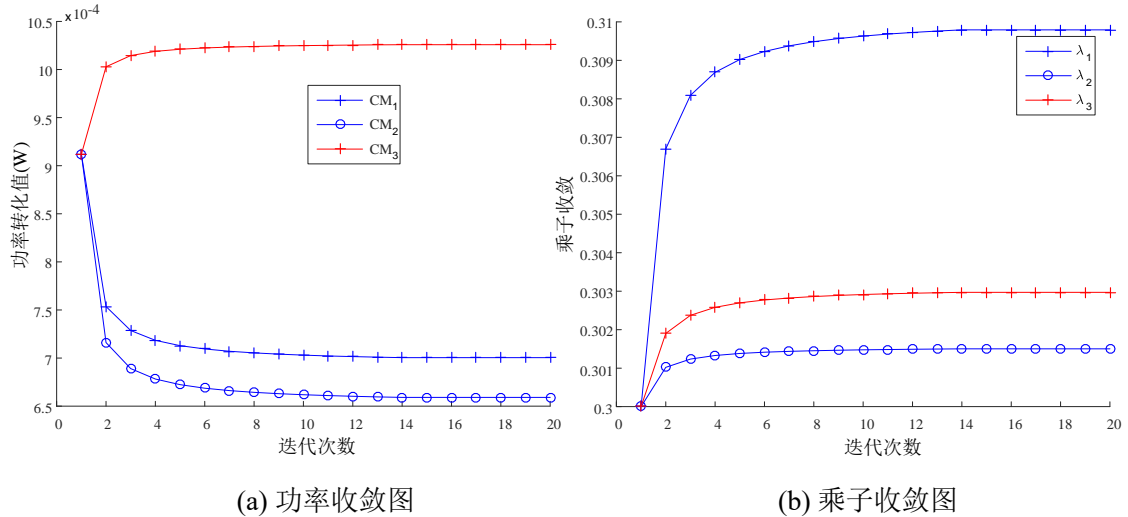

 图 2-3 算法 2.1 性能($m=2, n=1$)

 Fig. 2-3 Algorithm performance when $m=2, n=1$

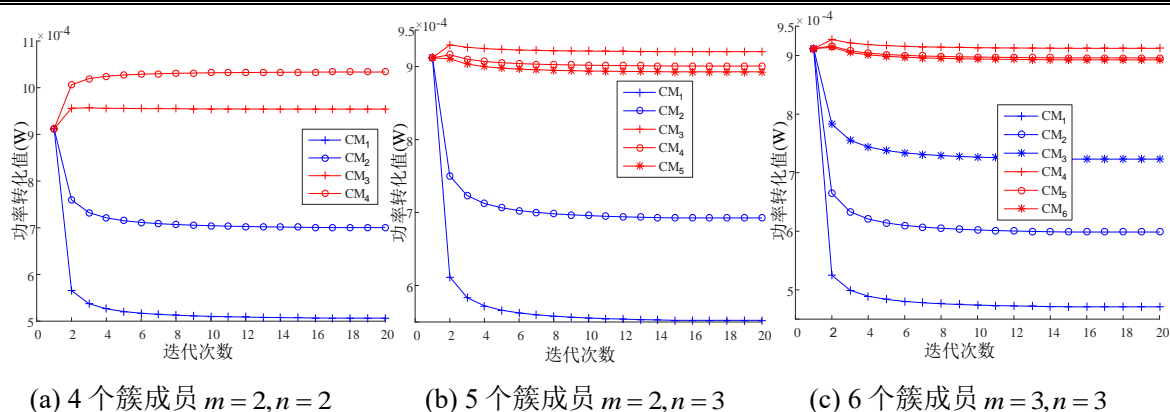


图 2-4 4~6 个簇成员功率收敛结果

Fig. 2-4 Power convergence results with four to six CMs

表 2-2 平均速率与 CMs 总数的关系

Table 2-2 Relationship between the average rate and the total number of CMs

CMs 的总数	3	3	4	5	6
m, n 的取值	(1, 2)	(2, 1)	(2, 2)	(2, 3)	(3, 3)
\bar{R} (Mb/s)	6.09	5.92	4.19	3.23	2.64

为了验证系统的鲁棒性，在图 2-5 中考虑了两个连续场景。图 2-5 为网络拓扑动态变化引起的多普勒频移效应跳变现象。更具体地说，由于 CM A 和 CH 的速度不同，CM A 从图 2-5(a)中的一个位置移动到图 2-5(b)中的另一个位置。CM A 的多普勒频移效应由多普勒蓝移转化为多普勒红移。从图 2-5 可以看出，CMA 的相对速度差最大。当多普勒频移效应发生跳跃时，CM A 对系统的影响非常严重。因此，在两个场景中模拟了所有 CMs 的实际中断概率(Real Outage Probabilities, ROPs)。在仿真中，涉及到如下系统参数：场景 I 中 $\Delta V_1 = 15\text{m/s}$ ， $\Delta V_2 = 7\text{m/s}$ ， $\Delta V_3 = -5\text{m/s}$ 以及场景 II 中 $\Delta V_1 = -15\text{m/s}$ ， $\Delta V_2 = 7\text{m/s}$ ， $\Delta V_3 = -5\text{m/s}$ 。为了进一步分析该动态系统的鲁棒稳定性，接下来的数值模拟将中断概率目标值 ε 从 0.05 更改为 0.2。对于每个特定的目标值，首先使用迭代算法来计算 CMs 的最优功率。在进行功率计算后，利用公式(2-8)中的信道增益，利用蒙特卡罗算法模拟 CMs 的 ROPs。从图 2-6(a)和图 2-6(b)的 ROPs 可以看出，当 CM A 的多普勒频移效应从多普勒蓝移跳到多普勒红移时，系统鲁棒性最差。然而，从图 2-6(a)和图 2-6(b)可以看出，随着 ε 的增加，所有 CMs 的 ROPs 都远远小于目标值 ε 。结果表明，在这两种动态场景下，所有 CMs 都满足中断概率约束。仿真结果验证了该功率控制算法的有效性。图 2-7 给出了中断概率

目标 ε 与子信道中所有 CMs 的长期和速率之间的关系。图 2-7 显示，当 ε 从 0.05 变化到 0.2 时，两个场景的长期和速率都增加了。在同一中断概率目标下，场景一的长期和速率小于场景二的长期和速率。因此，该动态系统的鲁棒性满足要求，多普勒蓝移 CMs 较多的场景具有更低的长期和速率。

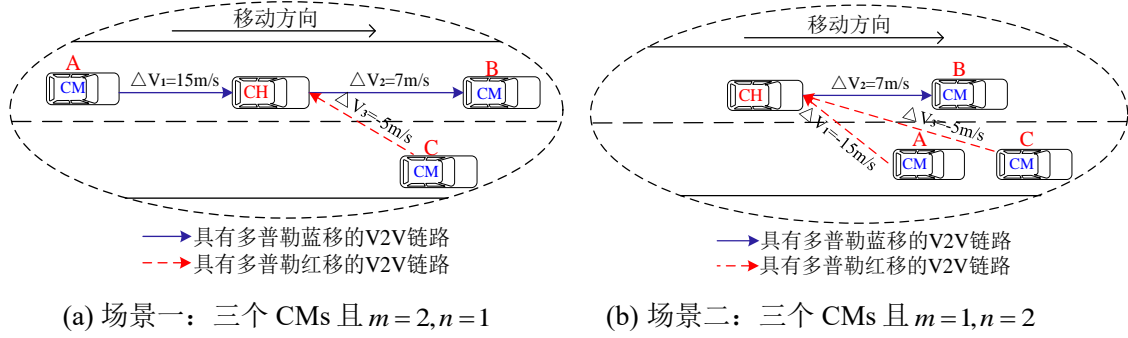


图 2-5 三个 CMs 的动态系统性能

Fig. 2-5 Dynamic system performance of three CMs

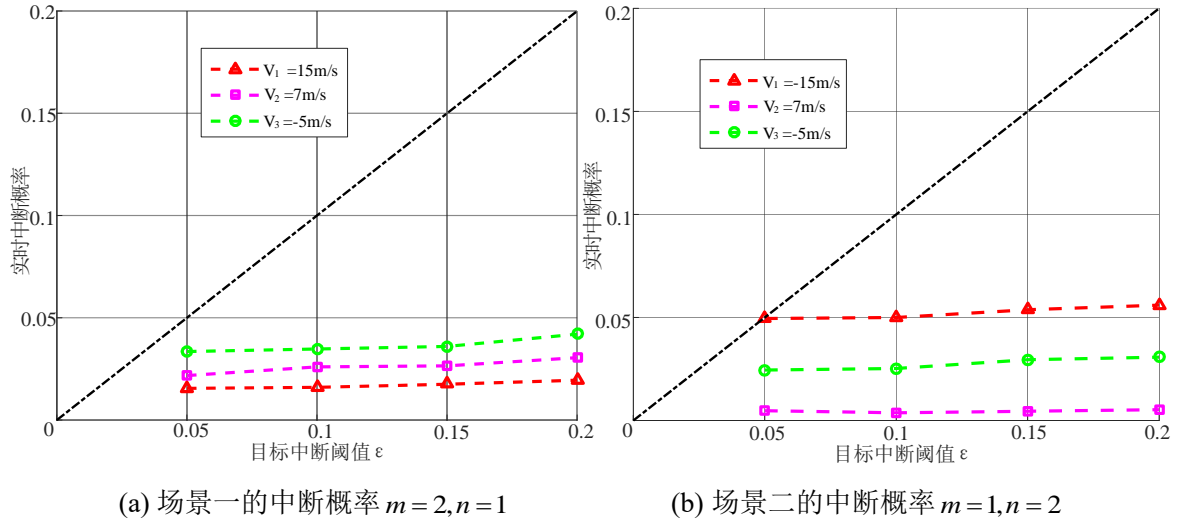


图 2-6 三个 CMs 的动态系统性能

Fig. 2-6 Dynamic system performance of three CMs

为了进一步说明算法 2.1 的有效性，这里使用了两个额外的性能指标，即在同一个子信道下最高通信中断链路的 ROPs 和其所有 CMs 的长期和速率。仿真参数与场景一相同，并在三种不同的情况下重复使用。三种不同的情况分别为：情况一，采用不完美的 CSI 且考虑多普勒频移效应；情况二，采用完美的 CSI 但考虑多普勒频移效应；情况三，采用不完美的 CSI 而不考虑多普勒频移效应。此外，由于假设所有 CMs 的 CSI 都是完美的，因此在情况二中只使用 SCA 方法；在情况一中，采用本文提出的算法 2.1，并结合均值-方差和 SCA 方法；当情况一的所有 CMs 与 CH

相对速度设为零，情况三和情况一等价。三种情况下对应结果如图 2-8 所示。图 2-8(a)表现出最高的通信中断链路的 ROPs(即在场景一中具有多普勒红移的 CM C 的链路)。图 2-8(a)中的圆圈部分表明情况一的表示 CM C 的 ROPs 的线是低于情况二的。此外，情况二中 CM C 的链路在相对较小的中断概率阈值($\varepsilon \leq 0.06$)内中断，且该情况下 CM C 的链路的策略过于保守，无法跟踪系统波动并实现适当的调整。这些结果表明，由于算法 2.1 具有良好的鲁棒性，且对变化的中断概率阈值具有较高的灵敏度，因此算法 2.1 对情况一是有效的。图 2-8(b)显示了长期和速率的结果。从图中可以看出，ROPs 越高，长期和速率越高。这一结果表明，当要求更高的系统鲁棒性时，需要消耗更多的功率来对抗信道波动，进而干扰的增加会使得该系统的长期和速率降低。此外，还需要考虑速度对系统性能的影响。从图 2-8 可以看出，存在多普勒频移效应的情况具有较高的长期和速率，但其 RoPs 要高于不存在多普勒频移效应的情况。这一现象在一定程度上说明当信道模型中存在更多的不确定因素时，系统性能可能会更好。这一现象也证明了提出的算法 2.1 对于考虑多普勒频移效应的场景是有效的。

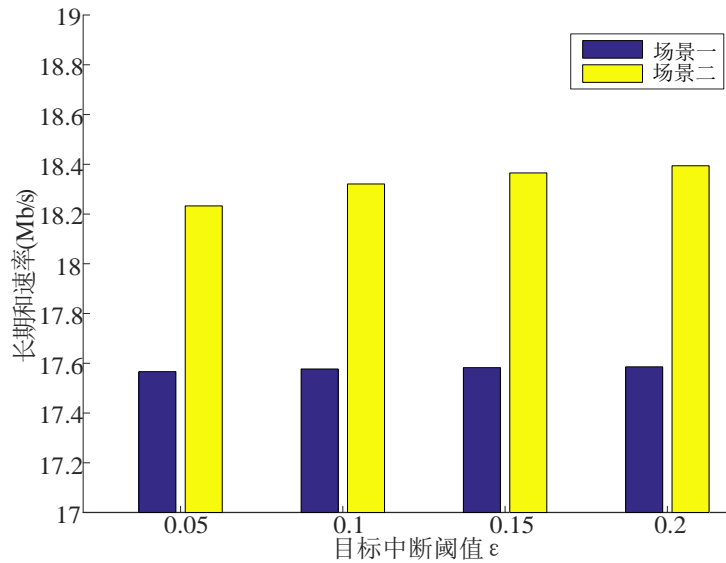


图 2-7 两种场景下的长期和速率对比

Fig. 2-7 Comparison of the long-term sum rates in two scenes

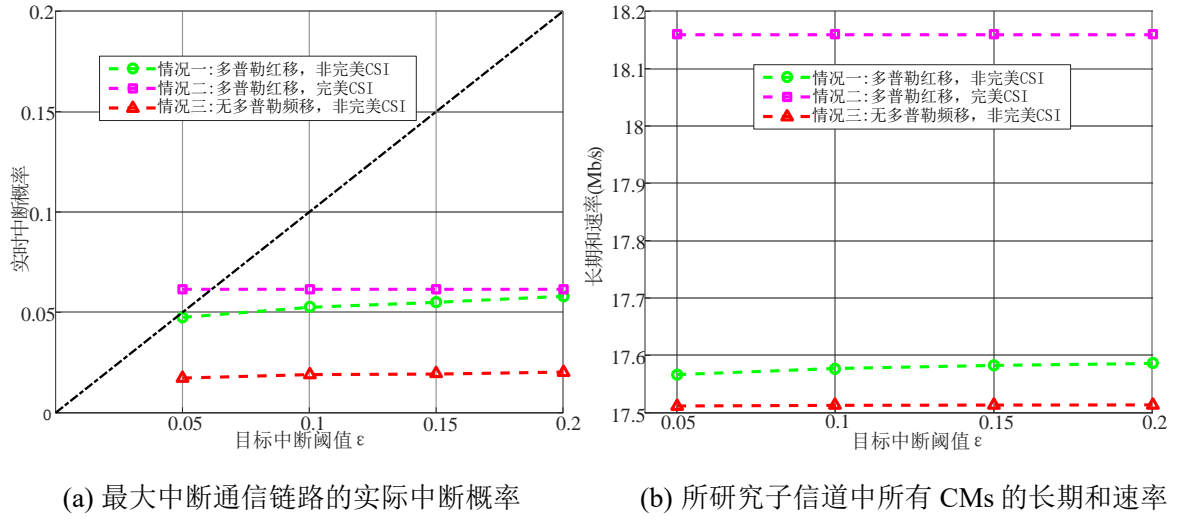


图 2-8 三种情况下的相关性能指标

Fig. 2-8 Related performance indicators in three cases

2.5 本章小结

在基于 802.11p 协议的 VANET 系统中, 车辆高移动性导致的多普勒频移、动态拓扑变化、以及信道的高不确定性对车辆通信系统提出了高可靠的要求。此外, 现有的高密度车辆场景会带来更严重的共信道干扰问题, 进一步降低 V2V 链路通信的可靠性。因此, 针对这一挑战, 本章联合考虑车辆高移动性对信道的影响, 并提出了相应的鲁棒功率控制策略来增强系统的可靠性和最大化网络速率和。由于优化问题中的难处理的概率约束以及非凸的目标函数形式, 最终采用了均值-方差以及逐次凸逼近方法来解决。求解得到的算法能够保证该车辆通信系统的可靠性, 对车辆动态拓扑变化也具有一定的鲁棒性, 进一步确保了系统通信性能的稳定。

第3章 基于蜂窝网络的 D2D-V 通信系统资源优化

3.1 引言

作为车联网的另一种主流的技术路线,基于蜂窝标准的 C-V2X 通信具有覆盖范围广、鲁棒性强及演进路线清晰等优势。然而,在传统的蜂窝网络系统中,V2V 通信的数据包必须要通过基站中继^[83, 84],这给 V2V 通信带来更高的时延和更差的可靠性。因此,作为集中式蜂窝架构的补充,引入邻近式 D2D 通信来提供直接的、低延迟的本地消息传播。通过整合传统蜂窝网络和自组网的优势,D2D 底层通信可视为一种满足车辆通信多样服务需求的至关重要的解决方案。

不同于传统低速的 D2D 网络,D2D-V 终端具有以下特点。一方面,由于相邻车辆的从属位置关系,D2D-V 终端不再服从二维的泊松点过程。因而需要考虑了更实际的交通流模型,如常速度运动模型^[85]和 Cowan 的 M3 模型^[86]。另一方面,由于车辆的高移动性,需要周期性更新 CSI 和全球定位系统(Global Positioning System, GPS)消息来辅助车辆完成 D2D-V 分组策略和分布式功率控制算法。然而,该 D2D-V 系统存在两种限制。一方面,以往的研究^[71, 87]大多考虑蜂窝用户(Cellular User, CU)的任意信道最多与一条 D2D 链路复用的配置,但高密度的车辆场景需要多路 D2D-V 链路和蜂窝链路共用一个信道,以通过较多的 D2D 链路数量来提高频谱效率^[88, 89]。由于相互干扰,这可能降低系统的性能。另一方面,大多文献^[90, 91]假设基站感知所有 D2D 和蜂窝链路的全局的瞬时 CSI,但这一假设不适用于快速移动的 D2D-V 系统,因为无法满足其真实的服务需求。

受 D2D-V 系统的两大限制启发,本章利用干扰管理策略并考虑 CSI 的不确定性,提出了一种鲁棒功率控制方案在保证 CU 的 QoS 的同时最大限度地提高所有 D2D-V 链路的速率和。针对第一种限制,本章考虑了一个更合理的 D2D 应用场景,即多条 D2D-V 链路复用一蜂窝链路信道。对于多用户干扰的非凸速率最大化问题,采用了计算复杂度低的 SCA 方法,并将非凸优化目标函数转化为凸优化目标函数。针对第二种限制,本章采用一阶高斯-马尔可夫过程的移动信道模型来描述多普勒频移效应,以此考虑动态车联网的高信道不确定性。为了得到包含 CSI 不确定性的机会约束的封闭形式,采用了 Bernstein 方法。因此,本章不同于现有受上述一到两个限制的文献^[71, 87, 90, 91],一举突破了这两个限制,并提出了有效的鲁棒功率控制方案。

3.2 系统模型与问题描述

3.2.1 系统模型

如图 3-1 所示, 本章考虑了位于半径为 R 的单个蜂窝小区内的 D2D-V 车联网。其中演进基站(Evolved Node B, eNB)位于蜂窝中心, 单向的公路横穿其覆盖区域。从 eNB 到高速公路的距离表示为 D , 蜂窝覆盖的高速公路长度可表示为 $d = 2\sqrt{R^2 - D^2}$ 。假设蜂窝覆盖的道路区域存在很多簇。当两辆相邻车辆之间的距离超过 D2D 通信的适用距离时, 直接通信链路的中断会导致该相邻的两车辆分属于不同的簇内。随着车辆动态移动, 也会导致新的链路中断, 分簇过程自发进行。根据已有 Cowan 的 M3 模型表明, 相邻簇之间的距离遵循截断指数分布。因此, 当考虑一个较小的时间间隔, 并假设车辆速度满足恒速运动模型时, 每个成形的簇内会存在单个或多个邻近车对。虽然每对车辆之间的距离通常较小, 但需要满足最小安全距离要求。具体来说, 所有车辆都是双工的, 每辆车都配备了一个发射天线和一个接收天线。为了避免 D2D-V 车辆用户双工通信的自干扰, 假设车辆上的收发天线在不同的信道上工作。每个车对通过复用 CU 的上行链路信道来进行直接的 D2D 通信, 来自不同车簇的两邻近车辆需要通过 eNB 利用专用信道进行相互通信^[88]。因此, 当 N 个正交上行链路信道分配给路边的 CU 时, 其中 $M (M \leq N)$ 个信道由 D2D-V 链路复用通信。在真实的通信环境中, 车辆的数量远远大于可重复使用的上行链路信道的数量。因此, 就信道资源利用情况来说, 多个车辆必将共用同一上行信道。

为了减少共用同一上行信道的 D2D-V 通信链路之间的相互干扰, Ren 等人^[22]提出了一种轮询信道选择的方式。在这种方法中, eNB 需要将所有 D2D-V 链路划分为 M 个不同组, 这些组在逻辑上对应于 M 个可由 D2D-V 车辆通信链路复用的信道。当一个 D2D-V 链路从另一个小区进入所研究的单蜂窝内时, 需要向 eNB 注册自己的 ID 信息, 并分配对应这 M 组其中之一的编号。例如, 假设任意一个 D2D-V 链路用 i 进行编号, 则将组编号为 $\text{mod}\{i, M\} + 1$ 分配给这个车辆。当下一个 D2D-V 链路进入该覆盖区域内时, 该链路用 $i+1$ 进行编号, 并使用组编号为 $\text{mod}\{i+1, M\} + 1$ 进行分配。因此, 邻近的 D2D-V 链路都将分到公路路段的不同组。图 3-1 展示出了 D2D-V 分组策略, 以 $M=3$ 为例, 每个簇内的车辆通信链路将通过轮询信道选择的方式依次分配到不同编号的信道。

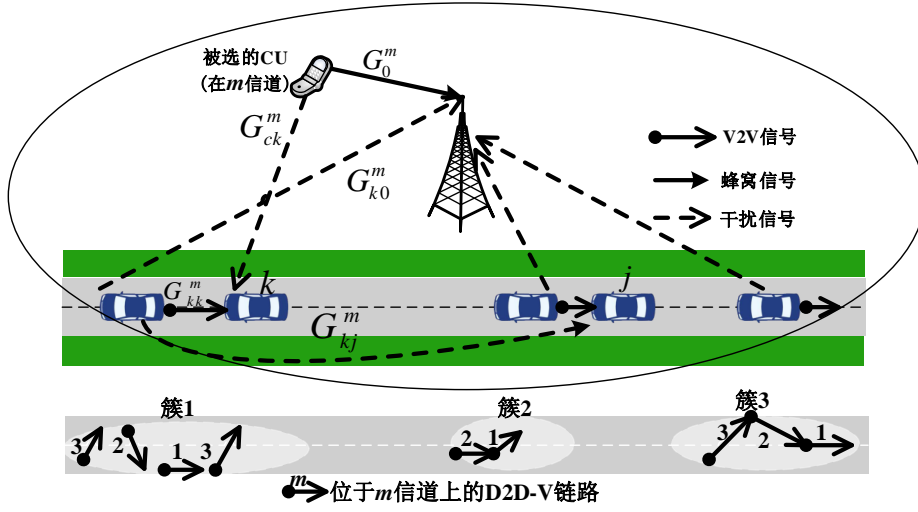


图 3-1 系统模型

Fig. 3-1 System model

3.2.2 信道模型

D2D-V 系统包含 CU-I、V2I、V2V 和 CU-V 等四种通信链路。通常使用两类信道模型来处理这四种通信链路。具体来说，第一类的信道模型用于描述无移动性的通信链路(如 CU-I 链路)，第二类的信道模型专门用于描述具有高移动性的通信链路(如 V2I 链路、V2V 链路和 CU-V 链路)。

第一类信道模型(CU-I 链路): 对第 n 个信道上 CU-I 链路（位于静止 CU 和 eNB 之间）的信道功率增益 G_0^n 可表示为

$$G_0^n = L_0^n |h_0^n|^2, \quad n \in \mathcal{N} \quad (3-1)$$

式中， L_0^n 表示包括阴影衰落和路径损耗的大尺度衰落效应， h_0^n 表示小尺度快衰落分量，该分量假定服从参数为 $\mathcal{CN}(0,1)$ 且独立同分布的复高斯分布^[31]。因此，小尺度快衰落 $\psi_0^n = |h_0^n|^2$ 是一个指数随机变量，参数 $\Upsilon=1$ ，如下所示：

$$\psi_0^n \sim E(1). \quad (3-2)$$

第二类信道模型(V2I 链路、V2V 链路和 CU-V 链路): 由于车辆的移动速度通常很快，因此很难估计出与车辆相连的其他移动链路的准确 CSI。为了估计更准确的移动信道增益，假设 V2I 链路的 CSI 以时间 T_0 周期性地报告给 eNB，并且 V2V 链路和 CU-V 链路的 CSI 以时间 $T_1 (T_1 < T_0)$ 周期性地广播给车辆。此外，本文采用一阶高斯-马尔可夫过程(Gauss-Markov Process, GMP)^[92]来模拟快衰落信道随周期性的

波动,

$$h = \epsilon \hat{h} + e \quad (3-3)$$

其中 h 和 \hat{h} 分别表示移动链路在当前时刻和前一时刻的信道响应。系数 ϵ ($0 \leq \epsilon < 1$) 量化了两个连续时隙之间的信道相关性; e 是服从 $\mathcal{CN}(0, 1-\epsilon^2)$ 分布的信道差异项, 且独立于 \hat{h} 。在 Kim 等人的统计模型^[92]中, ϵ 可用 $\epsilon = J_0(2\pi f_D T)$ 表示, 其中, $J_0(\cdot)$ 是零阶贝塞尔函数。 $f_D = v f_c / c$ 为最大多普勒频率, 其中 $c = 3 \times 10^8$ m/s; f_c 为载波频率, v 为车辆速度。 T 表示 CSI 反馈时间间隔的变量, 前面的 T_0 和 T_1 是 T 的特定常数值。

对于 V2I 和 V2V 链路, 其信道功率增益模型统一的表达式如下:

$$G_{kj}^m = L_{kj}^m ((\epsilon_{kj}^m \hat{h}_{kj}^m)^2 + |e_{kj}^m|^2), j \in \mathcal{J}, k \in \mathcal{K}, m \in \mathcal{M} \quad (3-4)$$

式中, L_{kj}^m 表示大尺度衰落效应, 包括阴影衰落和在信道 m 中从第 k 个发射机到第 j 个接收机的路径损耗。式(3-4)由大尺度衰落的 L_{kj}^m 和小尺度快速衰落的分量(3-3)组成, 这与式(3-1)相似。令 $\hat{g}_{kj}^m = L_{kj}^m (\epsilon_{kj}^m \hat{h}_{kj}^m)^2$ 和 $\tilde{g}_{kj}^m = L_{kj}^m |e_{kj}^m|^2$, 公式(3-4)可以进一步转化为:

$$G_{kj}^m = \hat{g}_{kj}^m + \tilde{g}_{kj}^m, \quad j \in \mathcal{J}, k \in \mathcal{K}, m \in \mathcal{M} \quad (3-5)$$

式中, G_{k0}^m 表示 $j=0$ 时, 位于第 m 组的第 k 个 D2D-V 链路发射机到 eNB 的信道增益, G_{kj}^m 表示 $j \neq 0$ 时, 位于第 m 组的第 k 个 D2D-V 链路发射机到第 j 个 D2D-V 链路接收机的干扰信道增益, G_{kk}^m 表示位于第 m 组的第 k 个 D2D-V 链路发射机到第 k 个 D2D-V 链路接收机的有效信道增益, 此外, \hat{g}_{kj}^m 和 \tilde{g}_{kj}^m 分别为前一时刻的采样信道增益和这些移动信道之间的误差信道增益。其中, \hat{g}_{kj}^m 为测量常数, \tilde{g}_{kj}^m 是一个服从参数为 $1/[L_{kj}^m(1-\epsilon_{kj}^{m2})]$ 的指数随机变量。

对于 CU-V 链路, 从第 m 个 CU 到第 k 个 D2D-V 链路的干扰信道增益 G_{ck}^m 可以通过式(3-3)和车辆采样周期 T_1 来估计。

在 eNB 处收到来自第 m ($m \in \mathcal{M}$) 个复用信道 CU 的 SINR 可定义为:

$$\gamma_0^m = \frac{p_0^m G_0^m}{\sum_{k=1}^K p_k^m G_{k0}^m + \delta^2} \quad (3-6)$$

在第 m 个信道上第 k 条 D2D-V 链路的 SINR 定义为:

$$\gamma_k^m = \frac{p_k^m G_{kk}^m}{\sum_{j=1, j \neq k}^K p_j^m G_{jk}^m + p_c^m G_{ck}^m + \delta^2} \quad (3-7)$$

式中, p_c^m 和 p_k^m 分别表示第 m 信道中的第 m 个 CU 和第 k 个 D2D-V 发射机的发射功率。由于 CU 的发射功率可以是确定且不可控的, 所以 p_c^m 可作为一个常数来考虑。 δ^2 是噪声功率。

3.2.3 优化问题描述

当 D2D 底层通信与车联网系统的通信架构相结合时, 必须要满足 CU 的 SINR 需求。因此, D2D-V 链路的发射机功率约束也必须满足。为了最大限度地提高 D2D-V 系统的性能, 必须优化 SINR 和发射机的功率, 在保证 CU 到基站链路的高 SINR 的同时实现 D2D-V 链路相对高的传输速率。这可通过一种有效的功率控制方案来实现。由于 M 个用于复用的上行信道是相互正交的, 因此在整个单小区蜂窝网络中不存在信道间干扰。因此, 整个系统的性能优化可以在单个信道上进行。在车辆通信场景中, 获得一个准确的全局 CSI 是不可能实现的。本章结合已有的信道增益统计模型, 提出了相应的鲁棒功率控制策略来优化 D2D-V 系统性能。

图 3-2 是一个简化的系统模型, 其中总数为 K 个 D2D-V 链路复用一個 CU 的上行链路信道。该图还显示了 D2D-V 链接从 1 到 K 个编号排列。基于式(3-7), 第 $k(k \in K)$ 个 D2D-V 链路在所复用信道的 SINR $\gamma_k(\mathbf{p})$ 可以表述为:

$$\gamma_k(\mathbf{p}) = \frac{p_k G_{kk}}{\sum_{j=1, j \neq k}^K p_j G_{jk} + p_c G_{ck} + \delta^2} \quad (3-8)$$

其中 p_k 为第 k 个 D2D-V 链路的功率, $\mathbf{p} \triangleq [p_1, p_2, \dots, p_K]$ 为 D2D-V 链路的功率矢量。

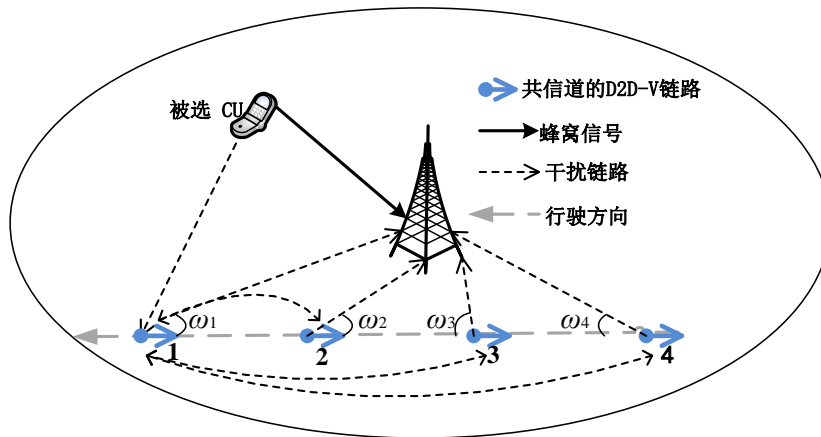


图 3-2 简化的系统模型 ($K=4$)

Fig. 3-2 Simplified system model ($K=4$)

然而，由于信道增益是时变的，且计算成本较高，在车辆通信系统中捕获实时 SINR 是不现实的。这里只能通过使用车辆共享状态信息的信道估计技术，在非常小的时间间隔内测量长期的 SINR。当使用简化的场景时，由于 CSI 反馈的时间间隔非常小，长期的 SINR 将取代实时的 SINR。因此，为了在 CU 干扰概率约束下最大化所有 K 个 D2D-V 链路的长期和速率^[93]，本章提出了一个鲁棒优化问题为

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{p}} W \sum_{k=1}^K \log_2(1 + \bar{\gamma}_k(\mathbf{p})) \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \Pr \left\{ \sum_{k=1}^K G_{k0} p_k \leq I_{th} \right\} \geq 1 - \varepsilon \\ 0 \leq p_k \leq p_{k,max} \end{cases} \end{aligned} \quad (3-9)$$

这里 W 表示复用信道的带宽， $\bar{\gamma}_k(\mathbf{p})$ 表示在使用短 CSI 反馈时间间隔场景下的第 k 个 D2D-V 链路的长期 SINR； $p_{k,max}$ 表示第 k 个 D2D-V 链路的最大发射功率， I_{th} 为 eNB 的可容忍干扰阈值；干扰概率约束的目的是在移动信道不确定的情况下确保所有 K 个 D2D-V 链路引起的聚合干扰尽可能大地小于 I_{th} 。 $\varepsilon \in (0,1)$ 为概率阈值。

3.3 非凸问题转化

在本节中，利用 Bernstein 方法和 SCA 方法将式(3-9)中的非凸原问题转化为标准凹最大化问题。利用适当的边界，进一步确定了两个具有独立结构的近似干扰约束，去得到近似最优解。本章提出了两种具有有界或无界支集的误差信道增益，并利用 Bernstein 方法分别对这两种误差信道增益进行了优化以满足条件。

3.3.1 概率约束近似

为了解决式(3-9)中概率约束的难处理问题，本章提出了一种凸逼近方法，即 Bernstein 近似法^[94-96]。概率约束(3-10)可表示为

$$\Pr \left\{ f_0(\mathbf{p}) + \sum_{n=1}^N \eta_n f_n(\mathbf{p}) \leq 0 \right\} \geq 1 - \varepsilon \quad (3-10)$$

式中， \mathbf{p} 是确定性变量向量， $\{\eta_n\}$ 是服从边缘分布为 $\{\xi_n\}$ 的随机变量。如果给定的 $\{\eta_n\}$ 分布族想要满足约束条件(3-10)，则必须基于以下假设：

- (1) $\{f_n(\mathbf{p})\}$ 是关于 \mathbf{p} 的仿射函数；
- (2) $\{\eta_n\}$ 每个都是相互独立的；

(3) $\{\xi_n\}$ 有界限制在区间 $[-1,1]$ 内, 即 $-1 \leq \xi_n \leq 1, \forall n=1,2,\dots,N$ 。

则式(3-10)可以保守地近似为以下凸不等式:

$$\inf_{\rho>0} \left[f_0(\mathbf{p}) + \rho \sum_{n=1}^N \Omega_n(\rho^{-1} f_n(\mathbf{p})) + \rho \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right) \right] \leq 0 \quad (3-11)$$

式中, $\Omega_n(y) = \max_{\xi_n} \ln(\int \exp(xy) d\xi_n(x))$ 。由于式(3-11)是凸的^[94-96], 如果 $\Omega_n(y)$ 可以有效地计算, 式(3-11)可用于解决式(3-9)。通常采用 $\Omega_n(y)$ 的上界来执行相应的计算, 该上界可表示为

$$\Omega_n(y) \leq \max\{\mu_n^- y, \mu_n^+ y\} + \frac{\sigma_n^2}{2} y^2, n=1,\dots,N \quad (3-12)$$

式中, $\mu_n^-, \mu_n^+, (-1 \leq \mu_n^- \leq \mu_n^+ \leq 1)$ 和 $\sigma_n \geq 0$ 是给定的概率分布族确定常数。在文献[94]表 1 中给出了一些例子, 但表中没有给出指数分布的参数。当需要更多的先验知识时, 近似就变得更加复杂。因此, 计算期望和方差只是为了确定指数分布的随机变量的相关安全近似参数。**附录 A.1** 展示了 μ^-, μ^+ 和 σ 的取值获得过程。

当式(3-11)中的 $\Omega_n(\cdot)$ 用其上界和算术几何不等式替换时, 式(3-10)的一个凸保守替代可以表示为

$$f_0(\mathbf{p}) + \sum_{n=1}^N \max\{\mu_n^- f_n(\mathbf{p}), \mu_n^+ f_n(\mathbf{p})\} + \sqrt{2 \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} \left(\sum_{n=1}^N \sigma_n^2 f_n(\mathbf{p})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \leq 0 \quad (3-13)$$

这里假定 \tilde{g}_{k0} 的分布位于区间 $[a_k, b_k]$ 内, 无界支集的情况将在下一小节中讨论。常量 $\alpha_k = (b_k - a_k)/2 \neq 0$ 和 $\beta_k = (b_k + a_k)/2$ 用于在归一化其分布到支集 $[-1,1]$ 范围内, 其支集形式可表示为

$$\xi_k = \frac{\tilde{g}_{k0} - \beta_k}{\alpha_k} \in [-1,1] \quad (3-14)$$

给定 $f_0(\mathbf{p}) = -I_{th} + \sum_{k=1}^K (\hat{g}_{k0} + \beta_k) p_k$ 和 $f_k(\mathbf{p}) = \alpha_k p_k, k \in \mathcal{K}$, 概率约束式(3-10)等价于式(3-9)。因此, 将 $f_0(\mathbf{p})$ 和 $f_k(\mathbf{p})$ 代入式(3-13), 该约束可以重新表述为

$$-I_{th} + \sum_{k=1}^K (\hat{g}_{k0} + \beta_k) p_k + \sum_{k=1}^K \mu_k^+ \alpha_k p_k + \sqrt{2 \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} \left(\sum_{k=1}^K (\sigma_k \alpha_k p_k)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \leq 0 \quad (3-15)$$

在式(3-15)的最后一项中, 变量 p_k 是非线性耦合的。因此, 当 K 增加时, 确定最优 \mathbf{p} 的计算复杂度也会随之迅速增加。为了降低计算复杂度, 本章采用了对偶分解方

法。这种方法适用于解决具有可分离结构的问题。将约束重新表示为拉格朗日形式后，只需要较小的计算量即可解决这个优化问题。为了构造一个可分结构，式(3-15)中的最后一项包含向量 $[\sigma_1 \alpha_1 p_1, \dots, \sigma_K \alpha_K p_K]$ 的 l_2 范数可由 $\|\mathbf{x}\|_2 \leq \sqrt{K} \|\mathbf{x}\|_\infty$ ($\mathbf{x} \in \mathbb{R}^K$)进一步近似。因此，式(3-15)可重新表述为：

$$\sum_{k=1}^K \chi_k p_k + \sqrt{2K \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} \max_{k \in \mathcal{K}} \sigma_k \alpha_k p_k \leq I_{th} \quad (3-16)$$

式中， $\chi_k = \hat{g}_{k0} + \mu_k^+ \alpha_k + \beta_k$ 。

另外，根据 $\|\mathbf{x}\|_2 \leq \|\mathbf{x}\|_1$ ，可得式(3-9)的另一个替代方案为

$$\sum_{k=1}^K \chi_k p_k + \sqrt{2 \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} \sum_{k=1}^K |\sigma_k \alpha_k p_k| \leq I_{th} \quad (3-17)$$

因此，当概率约束(3-9)分别由(3-15)、(3-16)和(3-17)替换时，概率约束(3-9)可以相应称为 l_2 、 l_∞ 和 l_1 近似问题。

虽然相应的概率约束是非凸的或难以获得封闭形式的近似，但如果分布支集的有界性的三个条件都得到满足，则应用 Bernstein 近似就是合理的。下面的小节讨论在理想环境下具有无界支集的误差信道增益。

3.3.2 具有无界支集的误差信道增益的情形

在上一小节中，Bernstein 近似用于确定有界误差信道增益。在实际无线通信系统中，采用有界误差信道增益是可行的，但对于不确定参数的更具体的特征信息可能会带来对概率约束的更宽松的近似。因此，本章讨论具有无界支集的误差信道增益 \tilde{g}_{k0} 是有必要。

定义 $I \triangleq \sum_k G_{k0} p_k$ 。通过将 $G_{k0} = \hat{g}_{k0} + \tilde{g}_{k0}$ 代入式(3-9)中， $\Pr\{I \leq I_{th}\}$ 可表示为

$$\begin{aligned} \Pr\{I \leq I_{th}\} &= \Pr\{I \leq I_{th} \mid \mathbf{a} \leq \tilde{\mathbf{g}} \leq \mathbf{b}\} \Pr\{\mathbf{a} \leq \tilde{\mathbf{g}} \leq \mathbf{b}\} + \\ &\quad \Pr\{I \leq I_{th} \mid \tilde{\mathbf{g}} \leq \mathbf{a}, \tilde{\mathbf{g}} \geq \mathbf{b}\} \Pr\{\tilde{\mathbf{g}} \leq \mathbf{a}, \tilde{\mathbf{g}} \geq \mathbf{b}\} \end{aligned} \quad (3-18)$$

式中， $\tilde{\mathbf{g}} = [\tilde{g}_{10}, \dots, \tilde{g}_{K0}]^T$ ， $\mathbf{a} = [a_1, \dots, a_K]^T$ 和 $\mathbf{b} = [b_1, \dots, b_K]^T$ 都是适当的常数。

$\Pr\{\mathbf{a} \leq \tilde{\mathbf{g}} \leq \mathbf{b}\}$ 可以进一步表示为

$$\theta \triangleq \Pr\{\mathbf{a} \leq \tilde{\mathbf{g}} \leq \mathbf{b}\} \in (1 - \varepsilon, 1) \quad (3-19)$$

因式(3-18)中的最后一项小于 $(1 - \theta)$ ，故可忽略此项。式(3-9)可以保守地近似为

$$\Pr\{I \leq I_{th} | \mathbf{a} \leq \tilde{\mathbf{g}} \leq \mathbf{b}\} \approx \frac{\Pr\{I \leq I_{th}\}}{\Pr\{\mathbf{a} \leq \tilde{\mathbf{g}} \leq \mathbf{b}\}} \geq \frac{1-\varepsilon}{\theta} \triangleq 1-\varepsilon' \quad (3-20)$$

该式可通过(3-16)和(3-17)来进行近似, 并用 ε' 替代 ε 。当假设理想的 CSI 反馈条件成立时, \tilde{g}_{k0} 是一个具有无界支集的指数随机变量。 \tilde{g}_{k0} 的 PDF 可表示为

$$f_{\tilde{g}_{k0}}(x) = \frac{1}{\bar{g}_{k0}} \exp\left(-\frac{x}{\bar{g}_{k0}}\right) \quad (3-21)$$

式中, 均值为 $\bar{g}_{k0} = L_{k0}(1-\epsilon_{k0}^2)$ 。基于独立性假设, $\Pr\{\mathbf{a} \leq \tilde{\mathbf{g}} \leq \mathbf{b}\}$ 可以详细阐述为

$$\Pr\{\mathbf{a} \leq \tilde{\mathbf{g}} \leq \mathbf{b}\} = \prod_{k=1}^K \Pr\{a_k \leq \tilde{g}_{k0} \leq b_k\} = \prod_{k=1}^K \left[\exp\left(-\frac{a_k}{\bar{g}_{k0}}\right) - \exp\left(-\frac{b_k}{\bar{g}_{k0}}\right) \right] = \theta \quad (3-22)$$

由于 \tilde{g}_{k0} 的概率密度峰值位于原点处, 因此下界可以选择 $\mathbf{a} = \mathbf{0}$ 。为了确定 \mathbf{b} 的值, 所有 V2I 链路的 $\Pr\{0 \leq \tilde{g}_{k0} \leq b_k\}$ 都将设置为一个常量值。因此, \mathbf{b} 的值可以通过如下表达式获得。

$$b_k = \bar{g}_{k0} \ln \frac{1}{1-\theta^{1/N}} \quad (3-23)$$

基于 Bernstein 近似, 当信道增益涉及到有界支集或无界支集时, 概率约束可以转化为确定性凸约束。然而, 目标函数是一个依赖于功率向量 \mathbf{p} 的两个凹函数差 (Difference of two Concave functions, D.C.) 的函数。由于这个问题涉及到 D.C. 结构, 所以这是一个 NP 难问题^[62], 很难确定式(3-17)中的全局最优解。因此, 本章通过逐次凸逼近方法将目标函数转化为凸优化问题, 这将在下一节中进行讨论。

3.3.3 目标函数的逐次凸逼近

由于(3-9)中的目标函数关于 \mathbf{p} 是非凸的, 因此通过逐次凸逼近将式(3-9)转化为一个凸优化问题。当使用下界进行近似处理时, 式(3-24)可以用来计算简化系统中所有 K 个 D2D-V 链路的长期和速率 R_{sum} 。

$$R_{sum} = W \sum_{k=1}^K \log_2(1 + \bar{\gamma}_k(\mathbf{p})) \geq \frac{W}{\ln 2} \sum_{k=1}^K [A_k \ln(\bar{\gamma}_k(\mathbf{p})) + B_k] \triangleq R_{sum,lb} \quad (3-24)$$

式中, 对于任意给定的 $\varsigma_k > 0$ ^[82], A_k 和 B_k 的选取可依照 $A_k = \varsigma_k / (1 + \varsigma_k)$ 和 $B_k = \ln(1 + \varsigma_k) - A_k \ln(\varsigma_k)$ 。不等式(3-24)中的等式仅在 $A_k = \bar{\gamma}_k(\mathbf{p}) / (1 + \bar{\gamma}_k(\mathbf{p}))$ 和 $B_k = \ln(1 + \bar{\gamma}_k(\mathbf{p})) - A_k \ln(\bar{\gamma}_k(\mathbf{p}))$ 都有效时才有效。当 $\bar{\gamma}_k(\mathbf{p})$ 接近正无穷大时,

$(A_k, B_k) = (1, 0)$ 。证明过程详见附录 A.2。

因此，式(3-9)中的目标函数可通过设定如下下界来近似为

$$\max_{\mathbf{p}} \frac{W}{\ln 2} \sum_{k=1}^K [A_k \ln(\bar{\gamma}_k(\mathbf{p})) + B_k] \quad (3-25)$$

当前的公式(3-25)仍然是一个非凸问题。通过变换 $\tilde{p}_k = \ln p_k$ ，一组标准的凹最大化问题可以将 l_1 和 l_∞ 近似问题中的变量用新变量 \tilde{p}_k 进行代换。由于 \tilde{p}_k 是解耦变量，文献[97]已证明了具有确定性约束的替代目标函数是标准的凹最大化问题。

3.4 分布式功率控制迭代算法

本章最大化长期和速率的功率控制问题已具有可分离的结构。这个功率控制问题的优化可以通过优化 $\tilde{\mathbf{p}} = [\tilde{p}_1, \dots, \tilde{p}_K]$ 中的每个变量来实现。 l_1 的近似问题在 $\tilde{\mathbf{p}}$ 中明显是可分离的。对于 l_∞ 近似问题，通过引入辅助变量 $\mathbf{v} \triangleq [v_1, \dots, v_K]$ [81]，可将式(3-16)重新转化为可分离约束(3-26)和(3-27)，

$$\sum_{k=1}^K \chi_k e^{\tilde{p}_k} + \sqrt{2 \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} \sum_{k=1}^K v_k \leq I_{th} \quad (3-26)$$

$$\sqrt{K} \sigma_k \alpha_k e^{\tilde{p}_k} \leq \sum_{k'=1}^K v_{k'}, \quad k \in \mathcal{K} \quad (3-27)$$

由式(3-26)和(3-27)，提出了功率控制算法。 l_1 的近似问题将在后续章节中简要讨论。

3.4.1 l_∞ 近似问题的迭代算法

基于式(3-26)、(3-27)和(3-25)中给出的可分离约束以及目标函数，将式(3-9)中的鲁棒优化问题可以重新转化为

$$\begin{aligned} & \max_{\tilde{\mathbf{p}}} \frac{W}{\ln 2} \sum_{k=1}^K [A_k \ln(\bar{\gamma}_k(e^{\tilde{\mathbf{p}}})) + B_k] \\ & \text{s.t.} \begin{cases} \sqrt{K} \sigma_k \alpha_k e^{\tilde{p}_k} \leq \sum_{k'=1}^K v_{k'}, & k \in \mathcal{K} \\ \sum_{k=1}^K \chi_k e^{\tilde{p}_k} + \sqrt{2 \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} \sum_{k=1}^K v_k \leq I_{th} \\ -\infty \leq \tilde{p}_k \leq \ln p_{k,max}, & k \in \mathcal{K} \end{cases} \end{aligned} \quad (3-28)$$

当将对偶变量 $\mu \geq 0$ 和 $\lambda \triangleq [\lambda_1, \dots, \lambda_K]^T \geq 0$ 整合到(3-26)和(3-27)中时, 凸问题可用拉格朗日对偶分解技术^[81]求解。式(3-28)的拉格朗日函数可表示为

$$L(\tilde{\mathbf{p}}, \mathbf{v}; \mu, \lambda) = \frac{W}{\ln 2} \sum_{k=1}^K [A_k \ln(\bar{\gamma}_k(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})) + B_k] - \mu \left(\sum_{k=1}^K \chi_k e^{\tilde{p}_k} + \sqrt{2 \ln \left(\frac{1}{\varepsilon} \right)} \sum_{k=1}^K v_k - I_{th} \right) - \sum_{k=1}^K \lambda_k \left(\sqrt{K} \sigma_k \alpha_k e^{\tilde{p}_k} - \sum_{k'=1}^K v_{k'} \right) \quad (3-29)$$

因此, 相应的对偶函数可表示为

$$D(\mu, \lambda) = \max_{-\infty \leq \tilde{p}_k \leq \ln p_{k, \max}} L(\tilde{\mathbf{p}}, \mathbf{v}; \mu, \lambda) = \max_{-\infty \leq \tilde{p}_k \leq \ln p_{k, \max}} \sum_{k=1}^K \left\{ \frac{W}{\ln 2} [A_k \ln(\bar{\gamma}_k(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})) + B_k] - \left(\mu \chi_k + \lambda_k \sqrt{K} \sigma_k \alpha_k \right) e^{\tilde{p}_k} + \left(\sum_{k'=1}^K \lambda_{k'} - \mu \sqrt{2 \ln \left(\frac{1}{\varepsilon} \right)} \right) v_k \right\} + \mu I_{th} \quad (3-30)$$

式中, $\mu = (-2 \ln \varepsilon)^{-\frac{1}{2}} \sum_{k'=1}^K \lambda_{k'}$ 。该对偶问题可以重新表述为

$$\min_{\lambda \geq \mathbf{0}, \mu \geq 0} D(\mu, \lambda). \quad (3-31)$$

接下来, 通过使用次梯度法来更新 λ , 其更新过程如下:

$$\lambda_k^{(t+1)} = \left[\lambda_k^{(t)} + \phi_k \left(\sqrt{K} \sigma_k \alpha_k e^{\tilde{p}_k} + \frac{\sum_{k=1}^K \chi_k e^{\tilde{p}_k} - I_{th}}{\sqrt{-2 \ln \varepsilon}} \right) \right]^+, \forall k \in \mathcal{K} \quad (3-32)$$

式中, $[x]^+ = \max[0, x]$, $\phi_k > 0$ 表示逐渐递减的变步长, t 表示迭代次数。

通过确定式(3-29)关于 λ 和 $\tilde{\mathbf{p}}$ 的平稳点, 可实现内部对偶函数 $D(\mu, \lambda)$ 的最大化:

$$\frac{\partial L(\tilde{\mathbf{p}}, \mathbf{v}; \mu, \lambda)}{\partial \tilde{p}_k} = \frac{W}{\ln 2} A_k - \left(\frac{W}{\ln 2} \sum_{j \neq k} A_j \frac{\bar{\gamma}_j(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) \overline{G_{kj}}}{e^{\tilde{p}_j} \overline{G_{jj}}} + \mu \chi_k + \lambda_k \sqrt{K} \sigma_k \alpha_k \right) e^{\tilde{p}_k} = 0 \quad (3-33)$$

这里 $\overline{G_{jk}}$ 和 $\overline{G_{jj}}$ 分别为 G_{jk} 和 G_{jj} 的期望; $\overline{G_{jk}} = \mathbb{E}\{G_{jk}\} = \hat{g}_{jk} + \bar{g}_{jk}$, 有 $\mathbb{E}\{\hat{g}_{jk}\} = \hat{g}_{jk}$ 和 $\mathbb{E}\{\bar{g}_{jk}\} = \bar{g}_{jk}$; 同样的, $\overline{G_{jj}} = \mathbb{E}\{G_{jj}\} = \hat{g}_{jj} + \bar{g}_{jj}$, 也有 $\mathbb{E}\{\hat{g}_{jj}\} = \hat{g}_{jj}$ 和 $\mathbb{E}\{\bar{g}_{jj}\} = \bar{g}_{jj}$ 。而 $\bar{\gamma}_j(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})$ 表示第 j 个 D2D-V 链路的长期 SINR, 并可表示为

$$\bar{\gamma}_j(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) = \frac{e^{\tilde{p}_j} \overline{G_{jj}}}{\sum_{k=1, k \neq j}^K e^{\tilde{p}_k} \overline{G_{kj}} + p_c \overline{G_{cj}} + \delta^2} \quad (3-34)$$

基于式(3-33)，功率分配的迭代式 $\tilde{\mathbf{p}}^{(t+1)}$ 可以表述为：

$$\tilde{p}_k^{(t+1)} = \left[\ln \left(\frac{WA_k^{(t)}}{\ln 2} \right) - \ln \left(\frac{W}{\ln 2} \sum_{j \neq k}^K A_j^{(t)} \frac{\bar{\gamma}_j^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) \overline{G_{kj}}}{p_j^{(t)} \overline{G_{jj}}} + \mu^{(t)} \chi_k + \lambda_k^{(t)} \sqrt{K} \sigma_k \alpha_k \right) \right]_{-\infty}^{\ln p_{k,\max}} \quad (3-35)$$

这里 $[x]_a^b = \min\{\max\{x, a\}, b\}$ ， $\mu^{(t)} = \sum_{k=1}^K \lambda_k^{(t)} / \sqrt{-2 \ln \varepsilon}$ 和 $A_k^{(t)} = \bar{\gamma}_k^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) / (1 + \bar{\gamma}_k^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}))$ 。

式(3-35)中功率迭代是通过信息测量和传递^[37]的组合来实现分布式的。根据已有文献[82]中的标准干涉函数可证明其收敛性。基于逐次凸逼近(Successive Convex Approximation, SCA)方法，本章提出了分布式鲁棒功率控制算法。

算法 3.1 基于 SCA 方法的分布式鲁棒功率控制算法

Algorithm 3.1 Distributed robust power control algorithm based on the SCA method.

算法 3.1 基于 SCA 方法的分布式鲁棒功率控制算法伪码：

输入：设置最大的迭代次数 I_{\max} ，步长 ϕ 和对数域功率向量 $\tilde{\mathbf{p}}_0$ 。

输出：车辆用户最优的传输功率 $\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}^*}$ 。

1：初始化：初始化计数器 $t = 1$ ，为 l_{∞} 近似问题设置初始的拉格朗日乘子向量 λ 。[或为 l_1 近似问题设置初始的拉格朗日乘子 μ]。

2：Repeat

3： $\forall k \in \mathcal{K}$ 计算 $\bar{\gamma}_k^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})$ ，有 $A_k^{(t)} \leftarrow \bar{\gamma}_k^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) / (1 + \bar{\gamma}_k^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}))$, $B_k^{(t)} \leftarrow \ln(1 + \bar{\gamma}_k^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})) - A_k^{(t)} \ln(\bar{\gamma}_k^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}))$ 。

4：使用公式(3-35)和(3-32)分别更新 $\tilde{\mathbf{p}}$ 和 λ ， $\mu^{(t)} = \sum_{k=1}^K \lambda_k^{(t)} / \sqrt{-2 \ln \varepsilon}$ 。[或用公式(3-37)和(3-38)分别更新 $\tilde{\mathbf{p}}$ 和乘子 μ]。

5： $t \leftarrow t + 1$ 。

6：Until $\tilde{\mathbf{p}}$ 和 λ 同步收敛到最优解 $\tilde{\mathbf{p}}^*$ 和 λ^* 或 $t > I_{\max}$ 。[或 $\tilde{\mathbf{p}}$ 和 μ 收敛到 $\tilde{\mathbf{p}}^*$ 和 μ^* 或 $t > I_{\max}$]。

由时间复杂度，易得 l_{∞} 与 l_1 近似算法复杂度为 $O(KI_{\max})$ ，其中 K 为发射车用户数。

3.4.2 l_1 近似问题的迭代算法

同样，本小节利用对偶方法求解 l_1 的近似问题。当拉格朗日乘子 $\mu \geq 0$ 代入到式(3-17)中时，转换后的功率向量 $\tilde{\mathbf{p}}$ 的迭代函数可以确定为

$$\frac{\partial L(\tilde{\mathbf{p}}; \mu)}{\partial \tilde{p}_k} = \frac{W}{\ln 2} A_k - \left(\frac{W}{\ln 2} \sum_{j \neq k}^K A_j \frac{\bar{\gamma}_j(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) \overline{G_{kj}}}{e^{\tilde{p}_j} \overline{G_{jj}}} + \mu \left(\chi_k + \sqrt{2 \ln \left(\frac{1}{\varepsilon} \right)} |\sigma_k \alpha_k| \right) \right) e^{\tilde{p}_k} = 0 \quad (3-36)$$

$$\tilde{p}_k^{(t+1)} = \left[\ln \left(\frac{WA_k^{(t)}}{\ln 2} \right) - \ln \left(\frac{W}{\ln 2} \sum_{j \neq k}^K A_j^{(t)} \frac{\bar{\gamma}_j^{(t)} (e^{\tilde{p}}) \bar{G}_{kj}}{p_j^{(t)} \bar{G}_{jj}} + \mu^{(t)} \left(\chi_k + \sqrt{2 \ln \left(\frac{1}{\varepsilon} \right) |\sigma_k \alpha_k|} \right) \right) \right]_{-\infty}^{\ln p_{k,max}} \quad (3-37)$$

拉格朗日乘子 μ 也可以通过次梯度法进行更新，其更新表达式如下：

$$\mu^{(t+1)} = \left[\mu^{(t)} + \phi \left(\sum_{k=1}^K \chi_k e^{\tilde{p}_k} + \sqrt{2 \ln \left(\frac{1}{\varepsilon} \right) \sum_{k=1}^K |\sigma_k \alpha_k|} e^{\tilde{p}_k} - I_{th} \right) \right]^+ \quad (3-38)$$

3.5 数值结果及性能分析

本节利用数值仿真来评估算法 3.1 的性能。仿真采用简化的 D2D-V 系统进行模拟，该系统包含五个共信道的 D2D-V 链路对。主要的系统及信道模型参数分别见表 3-2 与表 3-3，这些参数主要参考文献[31]，其余参数根据实际情况设置。若要选择其他载波频率或带宽参数，应考虑忽略的物理参数（如热噪声）的影响。高速公路的交通流模型是模拟 Cowan 的 M3 模型^[86]，处于同一簇内的两相邻车辆会建立 D2D-V 链路。假设车速在某个较小的时隙内为常数^[85]。表 3-4 给出了五个共信道 D2D-V 链路对的速度及所有 V2V 和 V2I 链路的相对速度， θ 和 I_{th} 的值分别设为 $1-0.5\varepsilon$ 和 10^{-4} 。由于 V2I 的链路和行驶方向不共线，两车相对速度需要乘以 V2I 链路与行驶方向^[98]的夹角的余弦来获得的。

表 3-2 系统参数

Table 3-2 System parameters

参数	数值
载波频率 (f_c)	2 GHz
蜂窝小区半径 (R)	500 m
从公路到 eNB 的距离 (D)	10 m
eNB 的采样周期 (T_0)	0.5 ms
车辆的采样周期 (T_1)	0.1 ms
车辆的平均速度	30 m/s
背景噪声的平均值 (δ^2)	-30 dBm
带宽 (W)	10 MHz
D2D-V 功率的最大值 ($p_{k,max}$)	0.05 W

表 3-3 V2V 和 V2I 链路的信道模型

Table 3-3 Channel Models for V2V and V2I links

参数	V2V 和 V2I 链路
路损模型	$128.1 + 37.6 \log_{10} d, d \text{ km}$
阴影衰落分布	对数正态
阴影衰落标准差	3 dB
快衰落	瑞利衰落

表 3-4 所有 V2I 和 V2V 链路的相对速度 $|\Delta v|$ Table 3-4 Relative velocity $|\Delta v|$ for all V2V and V2I links

收发车辆(横纵向)	D ₁	D ₂	D ₃	D ₄	D ₅
相对速度差(斜向)	(32m/s)	(30m/s)	(34m/s)	(34m/s)	(30m/s)
D ₁ ' (32m/s)	0m/s	2m/s	2m/s	2m/s	2m/s
D ₂ ' (30m/s)	2m/s	0m/s	4m/s	4m/s	0m/s
D ₃ ' (34m/s)	2m/s	4m/s	0m/s	0m/s	4m/s
D ₄ ' (34m/s)	2m/s	4m/s	0m/s	0m/s	4m/s
D ₅ ' (30m/s)	2m/s	0m/s	4m/s	4m/s	0m/s
eNB(0m/s)	31.06m/s	11.96m/s	9.91m/s	15.48m/s	25.55m/s

图 3-3 和图 3-4 分别展示了具有有界和无界 CSI 的五个 D2D-V 发射机的发射功率。图 3-3 用 P1-P5 的图例来描述这五条 D2D-V 链路的传输功率，并且图中显示了每个 D2D-V 链路的传输功率可以收敛到一个平衡状态。图 3-3 中的结果表明，当使用算法 3.1 时，所有有界 CSI 的情况都可以收敛。而且，图 3-3(a)展示了当使用 l_1 近似算法时，6 次迭代后所有 D2D-V 链路的传输功率都可以收敛。图 3-3(b)展示了当使用 l_∞ 近似算法时，7 次迭代后所有链路的传输功率都能收敛。图 3-4 展示了在考虑无界 CSI 时，五个 D2D-V 链路传输功率的收敛情况。图 3-4(a)显示了当使用 l_1 近似算法时，经 5 次迭代后所有链路的传输功率都可以收敛。图 3-4(b)显示，当使用 l_∞ 近似算法时，6 次迭代后所有链路的传输功率都可以收敛。与图 3-3(a)和图 3-3(b)的收敛结果相比，图 3-4(a)和图 3-4(b)表明算法 3.1 在考虑了无界 CSI 的情况下可以获得较低的收敛值和较快的收敛速度。这四张图对比结果也说明 l_1 近似算法比 l_∞ 近似算法具有更快的收敛速度。

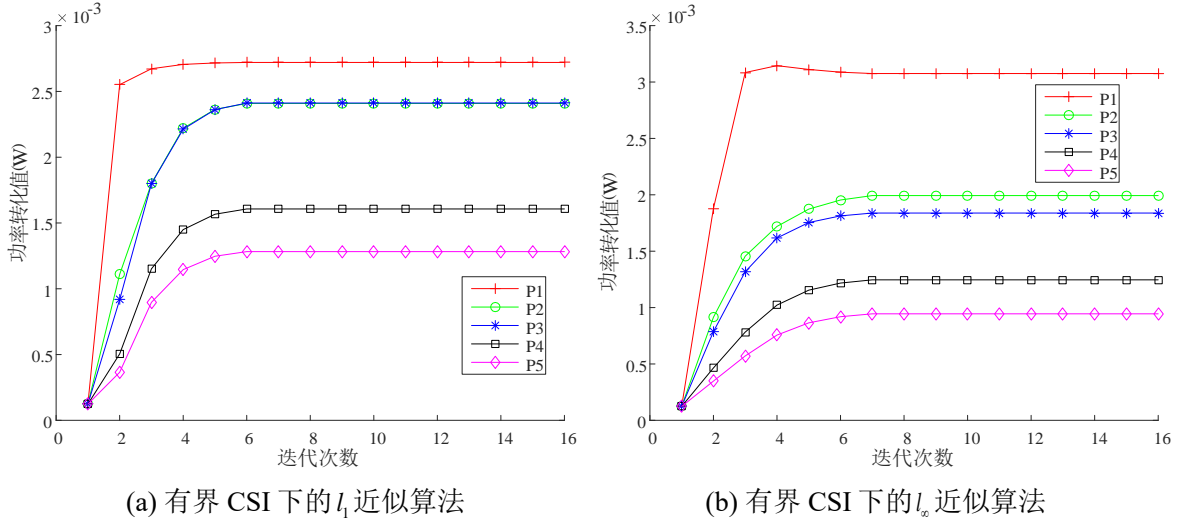


图 3-3 有界 CSI 下的功率收敛性能

Fig. 3-3 Power convergence performance with bounded CSI

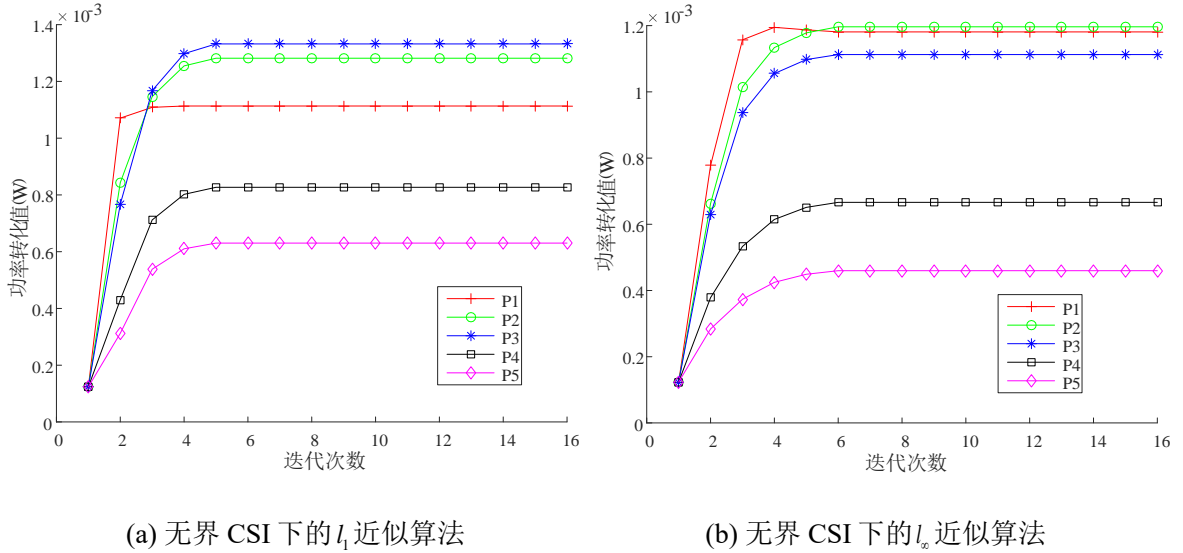


图 3-4 无界 CSI 下的功率收敛性能

Fig. 3-4 Power convergence performance with unbounded CSI

为了进一步验证本章所提方法的性能, 图 3-5 描述了在不同 ε 值下的长期和速率。带有下三角形的实线代表 V2V 和 V2I 链路的 CSI 完全已知。在这种情况下, 式(3-9)中的约束是一个确定性的干扰约束。因此, 长期和速率与 ε 的取值无关。其他情况的结果表明, 当 ε 增加时, 长期和速率也随之增加。这是因为 ε 越大, 机会约束就越宽松。因此, l_1 近似算法的性能略优于 l_∞ 近似算法。Bernstein 近似的算法下有界 CSI 的速率和要高于无界 CSI 的情况。这是因为 CSI 的波动范围越大, 传输功率的取值范围就越有限。这些结果表明信道的不确定性对系统性能有显著的影响。

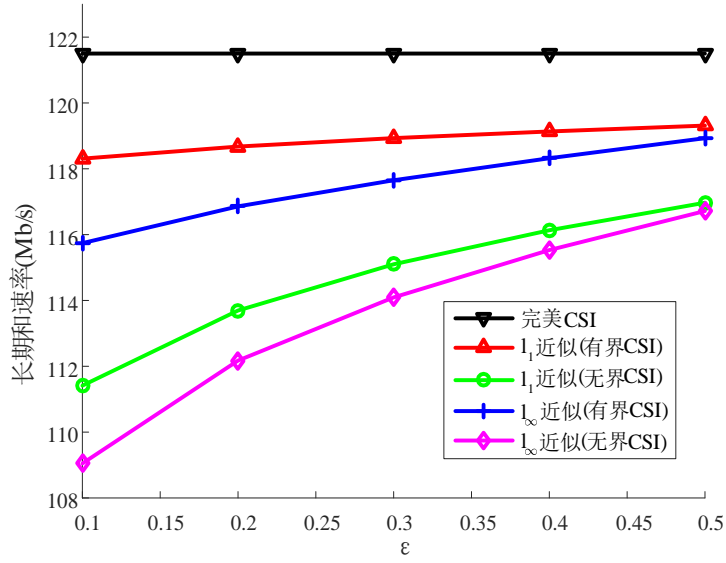


图 3-5 不同情况下的长期和速率

Fig. 3-5 Long term sum rates using in different cases

对于无界 CSI 的情况，图 3-6 显示了长期和速率对不同的 θ 和中断概率 ($\varepsilon = 0.1$ 或 $\varepsilon = 0.3$) 敏感度。当 $\theta = 1 - 0.8\varepsilon$ 时， l_1 近似的性能最大，并在使用不同的 θ 时表现出较强的鲁棒性。然而，当 $\theta = 1 - 0.5\varepsilon$ 时， l_∞ 近似的性能最大，并且与 l_1 近似相比，其鲁棒性相对较差。当使用一个不同的中断概率 ε 时，可以发现类似的特征。

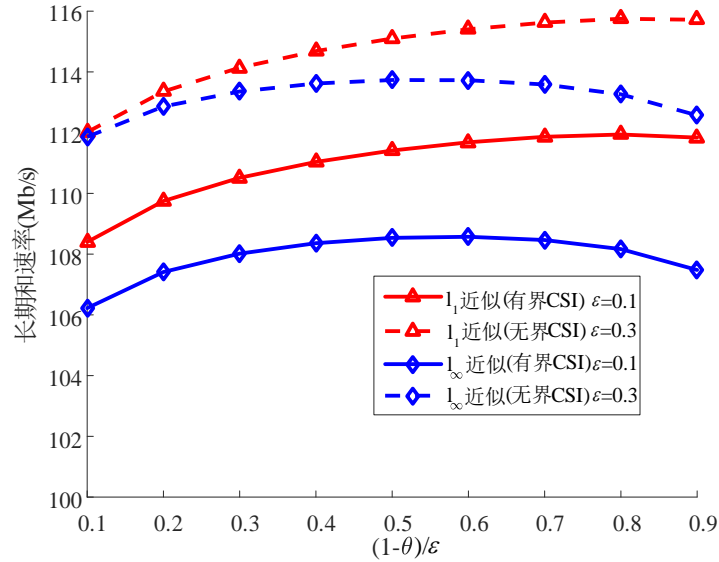

 图 3-6 长期和速率随 θ 的性能变化

 Fig. 3-6 Long term sum rates versus θ

图 3-7 展示了当使用不同的干扰阈值 I_{th} 时，基于 Bernstein 近似算法的长期和速

率的趋势。如上所述,在大多数情况下,由一个信道中的所有 D2D-V 链路引起的聚合干扰需要小于 I_{th} 。显然,当使用相同的中断概率时,增加的 I_{th} 可以改善 D2D-V 链路的性能,因为更高的传输功率可以实现消息更成功地传输。图 3-7 的结果表明基于 Bernstein 近似算法的性能随着 I_{th} 的增加而增加。另外,与无界 CSI 的情况相比,有界 CSI 情况下的长期和速率更高。

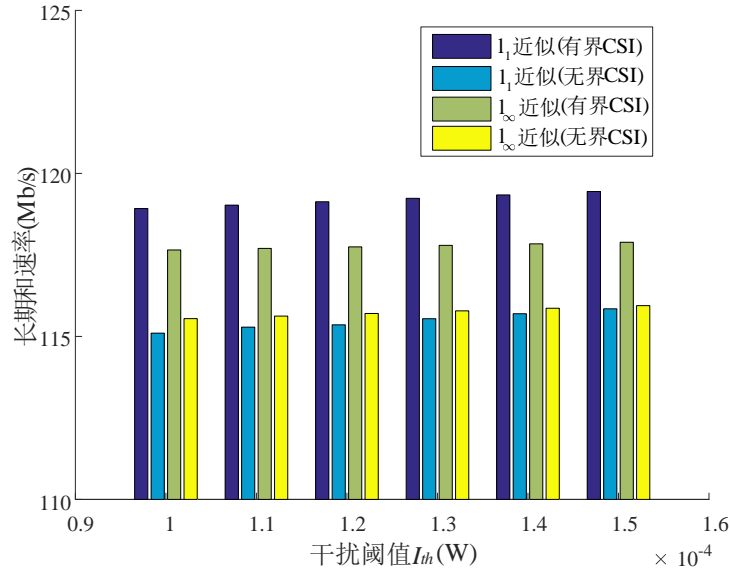


图 3-7 当 $\varepsilon = 0.3$ 时长期和速率随 I_{th} 的性能变化

Fig. 3-7 Long term sum rates versus I_{th} when $\varepsilon = 0.3$

为了进一步验证系统的鲁棒性,图 3-8 展示了在考虑有界和无界情况时概率审计的比较。本章通过对统计信道模型进行 10^4 次实验来捕获实际中断百分比(ROP)。具体来说,图 3-8(a)和图 3-8(b)分别显示了在考虑有界 CSI 和无界 CSI 的情况时,ROP 和目标中断阈值 ε 之间的关系。两个子图中的两条黑点虚线都表明目标中断阈值 ε 等于 ROPs。当使用相同的目标中断阈值时, I_1 近似下的 ROP 小于 I_∞ 近似值的 ROP。这些结果表明 I_1 近似更为保守。另外,图 3-8(b)显示了当将 ε 替换为 ε' 时的结果。这模拟了使用 Bernstein 近似将无界 CSI 转换为有界 CSI 的情况。与图 3-8(b)中的无界 CSI 情况不同,图 3-8(a)展示了可以实现更高的 ROP。因此,无界 CSI 的情况比有界 CSI 的情况更为保守。由于所有的 ROP 都小于目标值 ε , 因此可以保证 D2D-V 系统可实现良好稳定的通信。

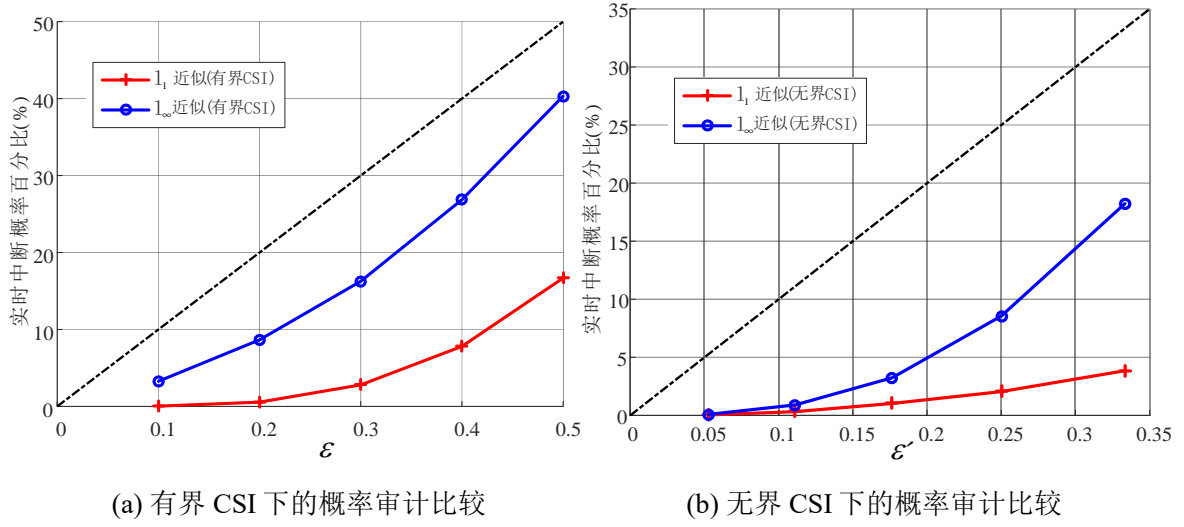


图 3-8 不同情况下的概率审计比较

Fig. 3-8 Comparison of probabilistic audit in different cases

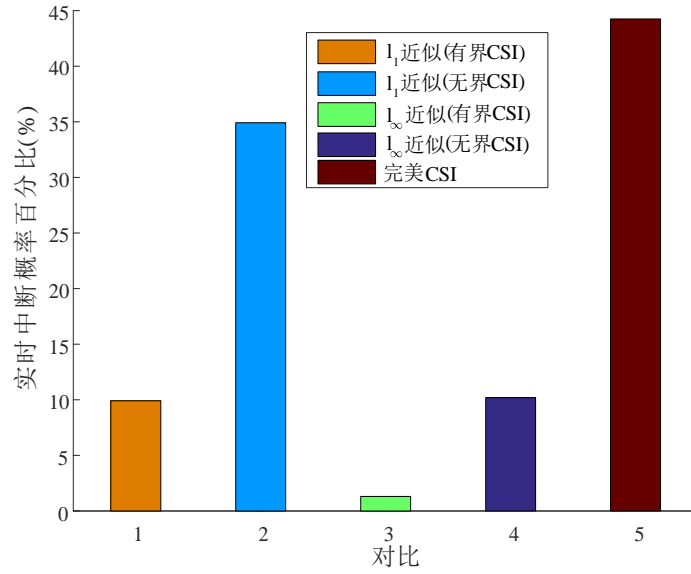


图 3-9 不考虑多普勒频移的实时中断概率

Fig. 3-9 The real outage probability without Doppler shifts

为了说明本章所提出的方法在 ROP 中的优势, 这里将其性能指标与[22]中提出的方法进行了比较。在[22]中, 系统模型与所提出的方法相同。然而, 确定性约束只能适用于 CU 的干扰描述, 并且该约束不能应对信道不确定性的影响。图 3-9 显示在不考虑速度引起的多普勒频移时, 这里的四种情况与在[22]中具有完美 CSI 的情况进行了比较。为了实现这样的模拟环境, 所有车辆的速度都将设置为零。由于本

章提出方法得到的四种情况下的 ROP 都小于完美的 CSI 情况下的 ROP。这一结果表明，提出的能够解决信道不确定性的功率控制方案比现有方案^[22]更具有鲁棒性。比较结果还表明具有有界 CSI 的 l_∞ 近似具有最强的抗信道波动的鲁棒性。另外，仿真图 3-10 显示了在考虑多普勒效应时，本章提出的方法与现有方法^[22]的比较。所有车辆速度如表 3-4 所示。与图 3-9 相比，图 3-10 表明在所有情况下都可以实现更高的 ROP。对比的结果证明了多普勒频移对 D2D-V 系统的不利影响。

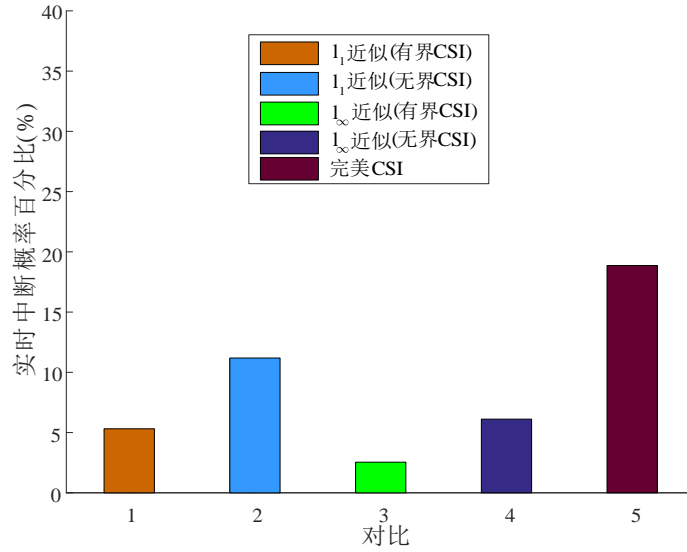
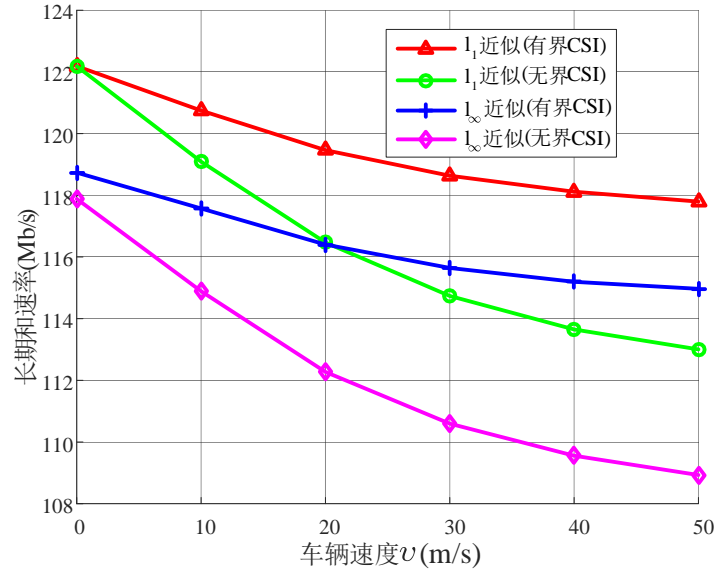


图 3-10 考虑多普勒频移的实时中断概率

Fig. 3-10 The real outage probability with Doppler shifts

图 3-11 验证了在车辆高移动环境下模拟不同车辆速度对系统性能的影响。在这个仿真中，所有的车辆速度都是相同的，网络拓扑结构也是相同的。因此，V2I 链路和车辆速度方向之间夹角的余弦也是相同的。由于 V2V 链路之间的相对速度差为零，所以可以忽略 V2V 链路的多普勒效应。因此，系统性能的影响主要是由 V2I 链路之间的相对速度差造成的。从图中可以看出，当车辆的速度统一从 0 增加到 50 m/s 时，D2D-V 链路的长期和速率降低。由于较高的速度会导致较大的多普勒频移，增加了 V2I 链路的信道不确定性，进而导致系统总容量下降。实验结果表明当车辆速度增加时， l_1 近似的下降趋势与 l_∞ 近似相同，且具有无界 CSI 的系统总容量比具有有界 CSI 的下降得更快。该现象表明相比于 CSI 无界的情况，CSI 有界的情况对车速波动更为鲁棒。

图 3-11 长期和速率随 v 的变化Fig. 3-11 Long term sum rates versus v

基于仿真结果可得：良好的 D2D-V 系统设计需要考虑适当的系统裕度以抵抗干扰和信道波动，因为随机干扰信号的叠加很可能导致 CU 的连接中断；而更高的 CU 干扰阈值不仅能提高所有 D2D-V 链路的总速率，还能增强系统的鲁棒性；若 CSI 的先验知识更全面，应使用具有无界 CSI 的功率控制方案来设计最优策略，因为更多的先验知识可以实现更精确的逼近。由于 I_1 近似算法比 I_∞ 近似算法更为保守，所以建议采用 I_1 近似算法来设计针对真实动态环境的最优策略。

3.6 本章小结

本章提出了一种新颖的优化方案用于解决具有高信道不确定性的功率控制问题。在功率控制问题中，原目标函数和概率约束是非凸的且难以处理的。该方案采用 SCA 和 Bernstein 凸近似方法来得到一个凸优化问题。在提出的方案中，将约束条件重新表述为两个带可分离结构的易处理的近似约束，从而可以更容易地找到有效的近似最优解。为了解决这两种形式的信道不确定性，本文利用对偶分解理论提出了一种分布式迭代算法，用于求解整合了有界 CSI 和无界 CSI 情况下带有两种可分离结构约束的优化问题。虽然仿真结果表明，车辆的速度对系统性能有不利的影响，但本文所提出的优化方案对移动信道波动具有鲁棒性。因此，在高机动性车辆环境中存在高信道不确定性时，本章所提出的算法是有效的。

第 4 章 基于混合架构的车辆通信资源优化与调度

4.1 引言

第 2、3 章的资源优化问题分别基于现有的两种主流车联网技术路线即基于 IEEE 802.11p 协议的自组网通信和基于蜂窝标准的 LTE 通信。为实现这两种技术的优势互补，本章考虑采用一种混合的车联网架构。例如，LTE 蜂窝通信虽然具有自组网通信没有的优点（如覆盖范围广、鲁棒性强），但也存在一些明显的不足（如延迟大、网络安全防御弱），而成熟的 VANET 可以很好地弥补这些不足^[99, 100]。

然而，该混合架构下的两种技术融合又引发了新的技术挑战。一方面，VANET 中的成簇机制和蜂窝网络中的功率控制往往独立设计，而新架构下车辆空间位置和速度变化却会共同影响车辆的成簇和传输功率。为应对该网络快速的拓扑变化和信道波动，需要在新架构下联合设计这两种策略以实现一个鲁棒、稳定的系统。另一方面，多样的服务需求和庞大的体系给混合架构下的网络谱效 (Spectral Efficiency, SE) 和能效 (Energy Efficiency, EE) 提出了更高的要求。为在不同场景下实现这两种服务需求的快速无缝切换，需要设计一种统一且有效的网络服务框架。

传统的分簇机制通常仅考虑车辆位置^[101, 102]或速度^[103]，但这样的考虑会使簇的持久性更短，稳定性更差，因而需要综合考虑车辆的位置和速度参数来成簇。此外，考虑车辆相对距离和速度变化分别导致的路损变化和多普勒频移，针对密集车辆场景下的多车共用一个信道的情形（类似第 3 章），需要实施鲁棒功率控制策略来确保有效的干扰管理。由于使用了 Bernstein 近似法来处理同步时隙下的车辆干扰概率约束，这里不再赘述。就目标需求而言，许多文献[22, 71, 104, 105]仅考虑了 SE 或 EE 需求之一。然而，实际动态应用场景对这两种目标的无缝切换和性能均衡提出了更高要求。文献[106]采用了一种基于定价的方法实现了 SE 和 EE 统一优化及均衡，其中将网络价格考虑到总功耗中以作为可实现速率的惩罚。因此，考虑先前提到的分簇机制以及鲁棒功率控制策略，该定价方法可实现多目标统一、高效的资源配置。

与第 2、3 章相似，本章在链路的干扰概率约束下也最大化了系统的传输速率。不同于第 2、3 章，本章基于价格的统一效用框架额外实现了对系统 EE 的优化，且其联合的分簇机制和鲁棒功率控制策略最终实现了该车联网通信资源的最优配置。

4.2 基于时分多址的多簇网络

4.2.1 系统模型

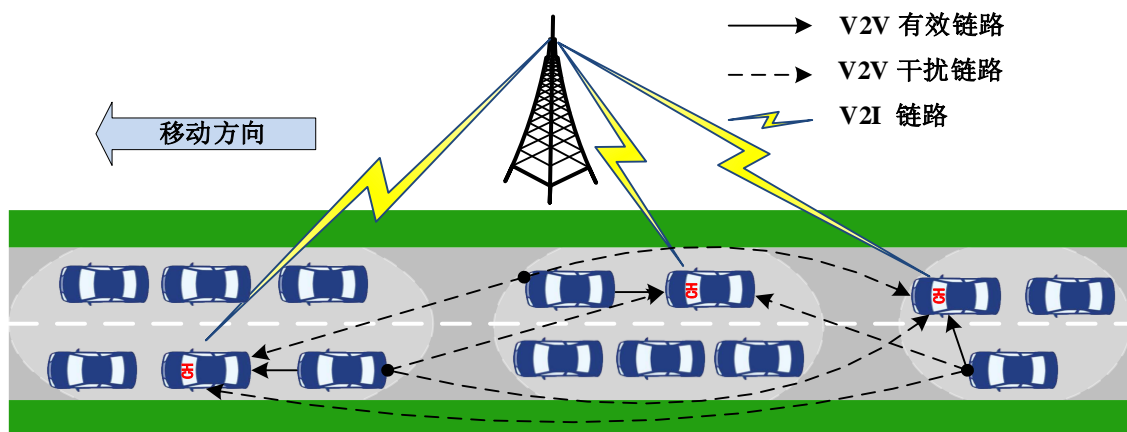


图 4-1 系统模型

Fig. 4-1 System model

如图 4-1 所示，这里考虑了一个具有 IEEE 802.11p-LTE 混合架构的簇网络。LTE 蜂窝基站位于单向双车道道路一边，具有三个簇的路段由基站的通信服务区域覆盖。根据 Cowan 的 M3 模型^[86]的描述，相邻簇之间的距离服从截断指数分布，并假设车辆在每个时隙的速度满足常速度运动模型^[85]。为了确保所有有效链路都具有高的 QoS，车辆成簇的边界由最小的接收的信号强度(Received Signal Strength, RSS)需求确定。通过比较测得的车辆 RSS 参数与最小 RSS 阈值，CH 决定是否将当前的车辆纳为自己的 CM。在每个簇内存在一个 CH 以及总数不确定的 CM。由于该簇网络系统采用时分多址(Time Division Multiple Access, TDMA)技术，每个 CH 只能在一个时间段内与簇内的一个 CM 通信，簇内的其他 CM 按照之前分配的时间顺序与各自的 CH 通信。考虑到所有在基站覆盖下的簇使用相同的时间调度策略，它们的有效链路共存，并且在任何一个时隙上同步切换。需要注意的是，车辆拥有两个接口：基于 IEEE 802.11p 和 LTE 的接口。CMs 只能通过基于 IEEE 802.11p 的接口与它们的 CH 通信。而 CHs 可通过 IEEE 802.11p 接口与它们的 CMs 通信，并通过 LTE 蜂窝网络与基站通信。数据包传输的参考时间尺度是毫秒级的。假设车速变化在参考时间间隔内可忽略不计，从发射车到接收车的所有信号都通过视线传播(LOS)传输。

4.2.2 成簇方案

详细的车辆成簇方案贯穿以下两个阶段。

(1) **初始成簇阶段**: 基站首先根据车辆入场顺序为新车辆分配一个节点 ID。之后, 所有节点定期广播 Hello 报文, 并根据收到的其他节点的 Hello 报文建立邻近用户列表。需要注意的是, 当超车操作发生时, 它们的节点 ID 将发生交换。通过计算和比较, 选择在其邻域中相对移动性最小的节点作为 CH。当 CH 的相邻节点在 CH 的有效通信范围内时, 它们被接受为该 CH 的 CMs。在考虑位置和速度信息的基于 RSS 的判别准则下, 与 CH 相对速度差较小的车辆更有可能确定为 CM。为了防止在车辆节点密度较高的区域等待服务时间过长, 每个簇内 CMs 的最大数目限制为 N_v 。

(2) **簇的维持阶段**: 这里需要考虑 CM 与其 CH 之间短期连接中断。在固定长度的时隙内, 如果 CM 提前离开其 CH 覆盖的区域, 剩下的时隙会被下一个活跃的 CM 提前使用。为了通过最小计算来保持相对最优的整体性能, 下一个活跃的 CM 的功率应该与离开的 CM 的功率是一样的。此外, 如果 CM 与其 CH 之间的短期连接中断是由信道波动引起的, 提出的鲁棒功率控制是一个适当的解决方案。在此阶段, 两个邻近的簇也可能随着节点的移动而进入到彼此的有效覆盖区域。这可能会导致一辆车的 RSS 同时面临两个 CHs 认可并允许接入 (由于单向双车道场景, 本系统模型考虑最多存在两个 CHs 同时允许 CM 接入)。由于此处考虑了同向的运动, 因此最适合的 CH 选择策略是基于连接的持续时间。如果 CM 的速度不等于两个 CH 的速度, CM 将加入 CH 接近它的簇。如果 CM 的速度等于两个 CHs 的速度, CM 将加入能为 CM 提供更高的 RSS 通信链路的簇。

4.2.3 时间调度策略

当新的车辆进入基站的覆盖区域时, 它通过 LTE 蜂窝网络向基站注册, 然后车辆从基站接收一些广播命令。这些命令要求车辆定期广播 Hello 数据包, 并建立邻近车辆列表。此外, 需要校准新加入车辆的时间, 以确保所有簇中的相同时隙切换。一旦 CH 得到确定, 将会评估该 CH 的邻近车辆的状态信息。如果邻近车辆的 RSS 合格, 它将成为该 CH 的 CM, 新拓展的时隙作为最后时序会由 CH 分配给新的车辆。如果车辆提前离开簇, 位于该车之后的车辆的次序将会在时间表中整体前移一

位。为了清楚起见，图 4-2 在时间轴上显示了三种类型的时间段（即，传输周期、调度周期和 CSI 反馈周期）。传输周期是这些固定长度的时隙，它们根据 ID 顺序交替分配给 CM₁-CM₄；每个 CM 传输周期结束时有个重叠的短调度周期 Δt 用于收集和簇内所有车辆的最新状态信息，然后 CH 再作新的时间调度；固定的 CSI 反馈周期 T 也小于传输周期，并且由于信号解调和车辆移动，来自当前活跃的 CM 到其 CH 的 CSI 反馈会不太精确并存在一定延迟。

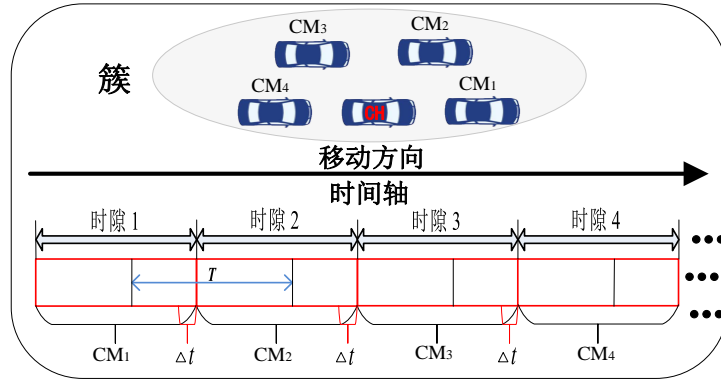


图 4-2 TDMA 时隙调度原则

Fig. 4-2 TDMA slots scheduling principle

4.2.4 信道模型

系统信道模型主要是移动 V2V 信道模型。由于车辆的快速移动，很难准确估计其 CSI。移动链路的 CSI 按照相应的周期 T 周期性地报告给 CH。考虑到车辆速度对信道增益的影响，采用一阶 GMP^[92]对相应时隙内的信道快衰落分量进行建模

$$h = \varpi \hat{h} + e \quad (4-1)$$

其中， h 和 \hat{h} 分别为移动链路当前时间和前一时间的信道快速衰落分量。系数 $\varpi (0 \leq \varpi < 1)$ 量化相邻时间间隔之间的信道相关性， e 是独立于 \hat{h} 并服从 $CN(0, 1 - \varpi^2)$ 的信道差异项。对于 Jakes 的统计模型^[92]， ϖ 可公式化为 $\varpi = J_0(2\pi f_d T)$ ，其中 $J_0(\cdot)$ 是零阶贝塞尔函数； $f_d = |\Delta v| f_c / c$ 代表在光速 $c = 3 \times 10^8$ m/s 且载波中心频率 $f_c = 5.9$ GHz 处多普勒频移的最大值， $|\Delta v|$ 表示相对车速。

因此，第 m 个时隙内有效链路和干扰链路的移动 V2V 信道功率增益可表示为统一的表达式：

$$G_{ij}^m = H_{ij}^m ((\varpi^m \hat{h}_{ij}^m)^2 + |e_{ij}^m|^2), i \in \mathcal{I}, j \in \mathcal{J}, m \in \mathcal{M} \quad (4-2)$$

其中, H_{ij}^m 表示在第 m 个时隙内路段上的第 i 个发送者到第 j 个接收者之间包括阴影衰落和路损的大尺度衰落效应。并且公式(4-2)包含了大尺度衰落 H_{ij}^m 和公式(4-1)中小尺度快衰落分量。

通过定义 $\hat{g}_{ij}^m = H_{ij}^m (\varpi_{ij}^m \hat{h}_{ij}^m)^2$, 和 $\tilde{g}_{ij}^m = H_{ij}^m |e_{ij}^m|^2$, 公式(4-2)等价于以下表达式:

$$G_{ij}^m = \hat{g}_{ij}^m + \tilde{g}_{ij}^m, \quad i \in \mathcal{I}, j \in \mathcal{J}, m \in \mathcal{M} \quad (4-3)$$

其中, G_{ij}^m 是第 m 个时隙内第 i 个 CM 发送者到第 j 个 CH 接收者之间的干扰信道增益 ($i \neq j$), G_{ii}^m 表示第 i 个簇内的有效信道增益 ($i = j$)。此外, \hat{g}_{ij}^m 和 \tilde{g}_{ij}^m 分别代表在这些簇内前一时刻捕获的信道增益估计值和信道误差增益。 \tilde{g}_{ij}^m 是个服从指数分布的随机变量, 其参数为 $1/[H_{ij}^m(1-\varpi_{ij}^m)]$ 。

由于这些簇的所有有效通信链路都是同步切换的, 因此可以分布式地实现新配置链路的资源分配。整个时间段内的功率控制问题可以简化为一般时隙内的功率控制问题。

因此, 任意时隙中 N 个簇的干扰信道增益矩阵可以表示为:

$$\mathbf{I} = (\mathbf{G}_1, \dots, \mathbf{G}_j, \dots, \mathbf{G}_N)_{N \times N} \quad (4-4)$$

其中, $\mathbf{G}_j = (G_{1j}, \dots, G_{j-1,j}, 0, G_{j+1,j}, \dots, G_{Nj})^T \forall j \in \mathcal{J}$; $\mathbf{G}_j = \hat{\mathbf{g}}_j + \tilde{\mathbf{g}}_j$ 且 $\hat{\mathbf{g}}_j = (\hat{g}_{1j}, \dots, \hat{g}_{j-1,j}, 0, \hat{g}_{j+1,j}, \dots, \hat{g}_{Nj})^T$, $\tilde{\mathbf{g}}_j = (\tilde{g}_{1j}, \dots, \tilde{g}_{j-1,j}, 0, \tilde{g}_{j+1,j}, \dots, \tilde{g}_{Nj})^T$ 。

在共享的时隙中, 第 j 个簇的 CH 来自其活跃的 CM 的 SINR 可以写为:

$$\gamma_j(\mathbf{p}) = \frac{G_{jj} p_j}{\mathbf{G}_j^T \mathbf{p} + \delta^2} \quad (4-5)$$

其中, p_j 表示在第 j 个簇内的活跃的 CM 的传输功率, 且 $\mathbf{p} = [p_1, \dots, p_j, \dots, p_N]$ 是所有活跃 CMs 传输功率的向量, \mathbf{G}_j 代表从其他簇的 CM 发射车到第 j 个簇的 CH 接收车的干扰信道增益向量, δ^2 是背景噪声功率。

4.3 基于定价问题的建模与转化

4.3.1 基于定价的鲁棒功率控制问题

在一般时隙中, 由于移动信道快速变化且包含随机估计误差, 每个簇的有效链路的干扰约束可以设置成概率约束; 并且目标函数中实时 SINR $\gamma(\mathbf{p})$ 可用更大的时

间尺度下的平均 SINR $\bar{\gamma}(\mathbf{p})$ ^[93] (也称为长期 SINR) 替代。此外, 定义了消耗功率资源的网络价格 C 以确定网络成本, 并在确保 V2V 链路可靠性通信服务需求的前提下最大化公式(4-6)中的效用函数 (即所有簇内有效 V2V 链路的传输速率和与消耗功率所用成本的差)。因此, 该基于定价的鲁棒功率控制问题可以表述为:

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{p}} U(\mathbf{p}) = & \sum_{i=1}^N \log_2(1 + \bar{\gamma}_i(\mathbf{p})) - C \left(\sum_{i=1}^N \zeta_i p_i + P_C \right) \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \Pr\{\mathbf{G}_j^T \mathbf{p} \leq I_{th}\} \geq 1 - \varepsilon, & j \in \mathcal{J}, \\ 0 \leq p_i \leq p_{i,max}, & i \in \mathcal{I}, \end{cases} \end{aligned} \quad (4-6)$$

其中, $U(\mathbf{p})$ 代表由网络价格 C 决定的 EE 或者 SE 最大化问题。共信道带宽归一化为 1。 $\bar{\gamma}(\mathbf{p})$ 是第 i 个簇内有效链路的长期 SINR, $\zeta > 1$ 为第 i 个簇内活跃 CM 的放大系数。 $p_{i,max}$ 是第 i 个簇中活跃 CM 的最大发射功率。 P_C 表示相关时隙中所有活跃 CM 的电路损耗。 I_{th} 是所有 CHs 的最大可容忍的干扰阈值, 并且这些在公式(4-6)中概率约束描述了每个 CH 受到来自于其他簇活跃 CMs 的总干扰在大多情况下不应该超过 I_{th} 。

需要注意的是, 当 $C \rightarrow 0$ 时, 这意味着消耗功率的成本几乎为零, 问题退化为速率和最大化问题。随着价格的上涨, 网络效用变成了一个类似于 EE 的优化目标。尤其是在 $C \rightarrow \infty$ 时, 不存在最优的功率分配策略来优化网络效用。

4.3.2 概率约束的不确定性转化

实际上, 由于严重的信道衰落环境和 A/D 转换器, 信道误差增益的波动范围是有限的, 并且更符合截断指数分布。基于这种类型的信道不确定性, 公式(4-6)中的概率约束时非凸的且难处理的。因此, 介绍了一种合适的凸逼近方法, 即 Bernstein 近似^[94-96]。

定义 4-1: \mathbf{p} 是一个确定性参数向量, $\{\eta_n\}$ 是带有边缘分布为 $\{\xi_n\}$ 的随机变量。下面的概率约束(4-7)式

$$\Pr\left\{f_0(\mathbf{p}) + \sum_{n=1}^N \eta_n f_n(\mathbf{p}) \leq 0\right\} \geq 1 - \varepsilon \quad (4-7)$$

可替换成以下保守的近似

$$\inf_{\rho>0} \left[f_0(\mathbf{p}) + \rho \sum_{n=1}^N \Omega_n(\rho^{-1} f_n(\mathbf{p})) + \rho \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right) \right] \leq 0 \quad (4-8)$$

其中需要满足以下几个假设：

- (1) $\{f_n(\mathbf{p})\}$ 是关于 \mathbf{p} 的仿射函数。
- (2) $\{\eta_n\}$ 满足一个给定的分布族并且相互独立。
- (3) $\{\xi_n\}$ 具有相同的有界支集 $[-1, 1]$ ，即 $-1 \leq \xi_n \leq 1, \forall n=1, 2, \dots, N$ 。

其中，在式(4-8)中， $\Omega_n(y) = \max_{\xi_n} \ln\left(\int \exp(xy) d\xi_n(x)\right)$ 。若 $\Omega_n(y)$ 能够被有效地计算

出来，Bernstein 近似会对公式(4-7)有一个良好的凸近似。此外，在公式(4-8)中， $\Omega_n(y)$ 可以由以下的上边界替代：

$$\Omega_n(y) \leq \max\{\mu_n^- y, \mu_n^+ y\} + \frac{\sigma_n^2}{2} y^2, n=1, \dots, N \quad (4-9)$$

其中， $-1 \leq \mu_n^- \leq \mu_n^+ \leq 1$ 和 $\sigma_n \geq 0$ 均为给定概率分布的常数。

通过使用算术-几何不等式替换公式(4-9)中 $\Omega_n(\cdot)$ 的上边界，不等式(4-8)可以进一步表示为：

$$f_0(\mathbf{p}) + \sum_{n=1}^N \max\{\mu_n^- f_n(\mathbf{p}), \mu_n^+ f_n(\mathbf{p})\} + \sqrt{2 \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} \left(\sum_{n=1}^N \sigma_n^2 f_n(\mathbf{p})^2\right)^{\frac{1}{2}} \leq 0 \quad (4-10)$$

上式是公式(4-7)的一个凸保守替代。

需要说明的是，这些参数（即 μ_n^- , μ_n^+ 和 σ_n ）的取值通常是通过文献[94]表 1 直接求解的。然而，截断指数分布的此类参数在该表中并不能立即获得。因此，可参照附录 A.1 中参数求解过程来获得相关参数。

假设 $\{\tilde{g}_{ij}\} (i \neq j)$ 的截断分布具有有界支集 $[a_{ij}, b_{ij}]$ 。引入 $\alpha_{ij} = \frac{1}{2}(b_{ij} - a_{ij}) \neq 0$ 和

$\beta_{ij} = \frac{1}{2}(b_{ij} + a_{ij})$ ，将其支集归一化到 $[-1, 1]$ 如下：

$$\xi_{ij} = \frac{\tilde{g}_{ij} - \beta_{ij}}{\alpha_{ij}} \in [-1, 1] \quad (4-11)$$

其中， $\mathbf{a}_j = [\alpha_{1j}, \dots, \alpha_{j-1,j}, 0, \alpha_{j+1,j}, \dots, \alpha_{Nj}]^T$ ， $\mathbf{\beta}_j = [\beta_{1j}, \dots, \beta_{j-1,j}, 0, \beta_{j+1,j}, \dots, \beta_{Nj}]^T$ 。

令 $f_{0j}(\mathbf{p}) = -I_{th} + \sum_{i=1, i \neq j}^N (\hat{g}_{ij} + \beta_{ij})p_i$ 和 $f_{ij}(\mathbf{p}) = \alpha_{ij}p_i$ ，对于所有 $i \in \mathcal{I}$ ， $j \in \mathcal{J}$ 。公式(4-6)中的所有概率约束等价于公式(4-7)。对式(4-10)中的 $f_{0j}(\mathbf{p})$ 和 $f_{ij}(\mathbf{p})$ 进行替换，可以得到：

$$-I_{th} + \sum_{i \neq j}^N (\hat{g}_{ij} + \beta_{ij})p_i + \sum_{i \neq j}^N \mu_{ij}^+ \alpha_{ij} p_i + \sqrt{2\ln(\frac{1}{\varepsilon})} \left(\sum_{i \neq j}^N (\sigma_{ij} \alpha_{ij} p_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \leq 0, j \in \mathcal{J} \quad (4-12)$$

其中， $\boldsymbol{\mu}_j^+ = [\mu_{1j}^+, \dots, \mu_{j-1,j}^+, 0, \mu_{j+1,j}^+, \dots, \mu_{Nj}^+]^T$ ， $\boldsymbol{\sigma}_j = [\sigma_{1j}, \dots, \sigma_{j-1,j}, 0, \sigma_{j+1,j}, \dots, \sigma_{Nj}]^T$ 。

变量 p_i 在公式(4-12)的最后一项中是非线性耦合的，并且搜索最优解 \mathbf{p}^* 的复杂度是随着 N 的增加而快速增加的。为了缓解这一问题，(4-12)式中包含向量 $\mathbf{z} = [\sigma_{1j} \alpha_{1j} p_1, \dots, \sigma_{j-1,j} \alpha_{j-1,j} p_{j-1}, 0, \sigma_{j+1,j} \alpha_{j+1,j} p_{j+1}, \dots, \sigma_{Nj} \alpha_{Nj} p_N]$ 二范数结构的最后一项可进一步通过 $\|\mathbf{z}\|_2 \leq \|\mathbf{z}\|_1$ ($\forall \mathbf{z} \in \mathbb{R}^N$) 简化。此外，这些参数（即 σ_{ij} 和 α_{ij} ）通过附录 A.1 可推出都为正数。基于这些事实，公式(4-12)中的约束可以进一步表示为：

$$\sum_{i=1}^N \chi_{ij} p_i + \sqrt{2\ln(\frac{1}{\varepsilon})} \sum_{i=1}^N \sigma_{ij} \alpha_{ij} p_i \leq I_{th}, j \in \mathcal{J} \quad (4-13)$$

其中， $\chi_{ij} = \hat{g}_{ij} + \mu_{ij}^+ \alpha_{ij} + \beta_{ij}$ 。

为了追求(4-13)的简单形式，介绍了一种关于两个矩阵的运算，即 Hadamard 乘积^[107]。

定义 4-2：给定两个具有相同维度（不一定是方阵）的矩阵 $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ 和 $\mathbf{B} = [b_{ij}]$ ， \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 之间的 Hadamard 乘积可用给定的运算符号 (\circ) 表示这两个矩阵之间的元素的乘积，即 $\mathbf{A} \circ \mathbf{B} \equiv [a_{ij} b_{ij}]$ ，其结果也具有与 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 同样的维度。

因此，不等式(4-13)可以表示为

$$\boldsymbol{\chi}_j^T \mathbf{p} + \sqrt{2\ln(\frac{1}{\varepsilon})} (\boldsymbol{\sigma}_j \circ \boldsymbol{\alpha}_j)^T \mathbf{p} \leq I_{th}, j \in \mathcal{J} \quad (4-14)$$

其中， $\boldsymbol{\chi}_j = \hat{\mathbf{g}}_j + \boldsymbol{\mu}_j^+ \circ \boldsymbol{\alpha}_j + \boldsymbol{\beta}_j$ 。

结果，公式(4-6)中难以处理的概率约束转化为易处理的确定性约束。

4.3.3 非线性目标函数的转化

考虑到公式(4-6)中长期和速率为关于向量 \mathbf{p} 的非凸目标函数，是难处理的。由于 SCA 是一种低计算开销的方法，单位带宽单位时隙下的所有 N 条有效链路实现的

长期和速率，即 $SE(R_s(\mathbf{p}), \text{bits/s/Hz})$ 通过 SCA 构造一个更低的凸下界为

$$\begin{aligned} R_s(\mathbf{p}) &= \sum_{i=1}^N \log_2(1 + \bar{\gamma}_i(\mathbf{p})) \\ &\geq \frac{1}{\ln 2} \sum_{i=1}^N [X_i \ln(\bar{\gamma}_i(\mathbf{p})) + Y_i] \triangleq R_{s,lb}(\mathbf{p}) \end{aligned} \quad (4-15)$$

其中， X_i 和 Y_i 通过 $X_i = \tau_i / (1 + \tau_i)$ 和 $Y_i = \ln(1 + \tau_i) - X_i \ln \tau_i$, $\forall \tau_i > 0$ 更新。事实上，不等式(4-15)成立当且仅当 $X_i = \bar{\gamma}_i(\mathbf{p}) / (1 + \bar{\gamma}_i(\mathbf{p}))$ 和 $Y_i = \ln(1 + \bar{\gamma}_i(\mathbf{p})) - X_i \ln(\bar{\gamma}_i(\mathbf{p}))$ ，而且该不等式满足当 $\bar{\gamma}_i(\mathbf{p}) \rightarrow \infty$, $(X_i, Y_i) = (1, 0)$ 。

基于公式(4-14)和(4-15)，优化问题(4-6)可以重新表述为：

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{p}} U_{lb}(\mathbf{p}) &= R_{s,lb}(\mathbf{p}) - C(\sum_{i=1}^N \zeta_i p_i + P_C) \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} \boldsymbol{\chi}_j^T \mathbf{p} + \sqrt{2 \ln(\frac{1}{\varepsilon})} (\boldsymbol{\sigma}_j \circ \mathbf{a}_j)^T \mathbf{p} \leq I_{th}, & j \in \mathcal{J} \\ 0 \leq p_i \leq p_{i,max}, & i \in \mathcal{I} \end{cases} \end{aligned} \quad (4-16)$$

其中， $U_{lb}(\mathbf{p})$ 是 $U(\mathbf{p})$ 的紧下界并被认为是 $U(\mathbf{p})$ 的等价的效用函数。

对于功率向量 \mathbf{p} ，(4-16)式中的优化问题仍然是非线性和难处理。然而，当对功率向量 \mathbf{p} 的每个元素执行对数转化的时候，即 $\tilde{p}_i = \ln p_i$ ，(4-16)式转化后的问题可以证明是一个标准的凹最大化问题。

4.4 最优的功率控制与定价求解

本节首先提出 C 定价算法，该算法为最大化 EE/SE 提供了一个通用的框架。当 $C \rightarrow 0$ 时，可以直接获得最大的 SE。然而，在最优的价格 C^* 处却不能直接得到最大的 EE，这是因为最优的价格 C^* 需要额外的程序去求解。因此，提出了基于 C 定价算法的 EE 最大化算法进一步得到最优的价格 C^* ，即该车联网的最大 EE。

4.4.1 最优 C 定价的功率控制算法

通过功率向量的对数转化，公式(4-16)可转化为如下形式：

$$\begin{aligned} \max_{\tilde{\mathbf{p}}} U_{lb}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} \boldsymbol{\chi}_j^T \mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}} + \sqrt{2 \ln(\frac{1}{\varepsilon})} (\boldsymbol{\sigma}_j \circ \mathbf{a}_j)^T \mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}} \leq I_{th}, & j \in \mathcal{J} \\ -\infty \leq \tilde{p}_i \leq \ln p_{i,max}, & i \in \mathcal{I} \end{cases} \end{aligned} \quad (4-17)$$

为了获得用于求解问题(4-17)的迭代算法，利用了拉格朗日对偶分解技术来最大化原函数在给定系数 X_i 和 Y_i 的下边界。值得注意的是，这两个系数应该随迭代更新，以保证下边界性能的单调递增。

$$\begin{aligned}\mathcal{L}(\tilde{\mathbf{p}}, \boldsymbol{\lambda}) &= U_{lb}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) - \sum_{j=1}^N \lambda_j \left(\chi_j^T \mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}} + \sqrt{2 \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} (\boldsymbol{\sigma}_j \circ \mathbf{a}_j)^T \mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}} - I_{th} \right) \\ &= \frac{1}{\ln 2} \sum_{i=1}^N \left[X_i \ln(\bar{\gamma}_i(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})) + Y_i \right] - C \left(\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i} + P_C \right) \\ &\quad - \sum_{j=1}^N \lambda_j \left(\chi_j^T \mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}} + \sqrt{2 \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} (\boldsymbol{\sigma}_j \circ \mathbf{a}_j)^T \mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}} - I_{th} \right)\end{aligned}\quad (4-18)$$

其中， $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \dots, \lambda_N] \geq \mathbf{0}$ 是(4-17)式中所有 CH 的干扰约束的拉格朗日乘子向量。

公式(4-17)中最优的解决方案可以通过它的对偶问题来求解，其最终的对偶问题可重新表述为：

$$\min_{\boldsymbol{\lambda} \geq \mathbf{0}} \max_{\tilde{\mathbf{p}}} \mathcal{L}(\tilde{\mathbf{p}}, \boldsymbol{\lambda}) \quad (4-19)$$

对偶问题是在子问题和主问题之间的交替迭代的模式下实现的。在子问题中通过固定乘子向量 $\boldsymbol{\lambda}$ 更新对数域向量 $\tilde{\mathbf{p}}$ ，而主问题可以通过已经分配的对数域功率向量 $\tilde{\mathbf{p}}$ 来更新 $\boldsymbol{\lambda}$ 中的每一个乘子。

子问题求解：为了得到关于 \tilde{p}_i 的功率迭代式，令式(4-18)关于的 \tilde{p}_i 偏导等于 0。因此，第 $(t+1)$ 次功率迭代可以推导出以下不动点迭代式：

$$\tilde{p}_i^{(t+1)} = \left[\ln\left(\frac{X_i^{(t)}}{\ln 2}\right) - \ln\left(\frac{1}{\ln 2} \sum_{j \neq i}^N X_j^{(t)} \frac{\bar{\gamma}_j^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) \bar{G}_{ij}}{\mathbf{e}^{\tilde{p}_j^{(t)}} \bar{G}_{jj}} + C \zeta_i + \sum_{j \neq i}^N \lambda_j^{(t)} \left(\chi_{ij} + \sqrt{2 \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)} \sigma_{ij} \alpha_{ij} \right) \right) \right]_{-\infty}^{\ln P_{i, \max}} \quad (4-20)$$

其中， $[x]_a^b = \min\{\max\{x, a\}, b\}$ ， \bar{G}_{ij} 和 \bar{G}_{jj} 分别是 G_{ij} 和 G_{jj} 在单位时隙下的均值。 $\bar{G}_{ij} = \mathbb{E}\{G_{ij}\} = \hat{g}_{ij} + \bar{g}_{ij}$ 因为 $\mathbb{E}\{\hat{g}_{ij}\} = \hat{g}_{ij}$ 和 $\mathbb{E}\{\tilde{g}_{ij}\} = \bar{g}_{ij}$ ； $\bar{G}_{jj} = \mathbb{E}\{G_{jj}\} = \hat{g}_{jj} + \bar{g}_{jj}$ 因为 $\mathbb{E}\{\hat{g}_{jj}\} = \hat{g}_{jj}$ 和 $\mathbb{E}\{\tilde{g}_{jj}\} = \bar{g}_{jj}$ 。此外， $X_j^{(t)} = \bar{\gamma}_j^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) / (1 + \bar{\gamma}_j^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}))$ 。特别地，第 j 个簇内有效链路的长期 SINR， $\bar{\gamma}_j(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})$ ，可以通过以下式子更新：

$$\bar{\gamma}_j^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) = \frac{\bar{G}_{jj} \mathbf{e}^{\tilde{p}_j^{(t)}}}{\sum_{i=1, i \neq j}^N \bar{G}_{ij} \mathbf{e}^{\tilde{p}_i^{(t)}} + \delta^2} \quad (4-21)$$

值得注意的是，根据文献[97]中测量和消息传递相结合的方法，在式(4-20)中对数域

功率迭代可以视为一种分布式功率迭代。此外，文献[82]中的这类标准干扰函数可证明该功率迭代算法的收敛性。

主问题求解：

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\tilde{\mathbf{p}}, \boldsymbol{\lambda})}{\partial \lambda_j} = -((\chi_j + \sqrt{2 \ln(\frac{1}{\varepsilon})} \boldsymbol{\sigma}_j \circ \mathbf{a}_j)^T \mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}} - I_{th}) \quad (4-22)$$

基于式(4-22)，使用次梯度法更新 $\boldsymbol{\lambda}$ 的过程描述如下：

$$\lambda_j^{(t+1)} = [\lambda_j^{(t)} + \phi_j ((\chi_j + \sqrt{2 \ln(\frac{1}{\varepsilon})} \boldsymbol{\sigma}_j \circ \mathbf{a}_j)^T \mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}} - I_{th})]^+ \quad (4-23)$$

其中， $[x]^+ = \max[0, x]$ ，而且 ϕ_j 是一个随着迭代次数 t 增加而减小的正步长。

基于 C 定价的鲁棒功率控制问题的分布式迭代算法总结在以下算法 4.1 中：

算法 4.1 基于 C 定价的鲁棒功率控制算法

Algorithm 4.1 C -price based RPC algorithm

算法 4.1 基于 C 定价的鲁棒功率控制算法伪码：

输入：设置最大的迭代次数 \mathcal{T}_{max} ，固定价格 C 和步长 ϕ 。

输出：车辆用户最优的传输功率 $\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}^*}$ 。

1：初始化：初始化计数器 $t = 1$ ，对数域功率向量 $\tilde{\mathbf{p}}$ 和拉格朗日乘子向量 $\boldsymbol{\lambda}$ 。

2：Repeat

3：计算 $\bar{\gamma}_i^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})$, $X_i^{(t)} \leftarrow \bar{\gamma}_i^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) / (1 + \bar{\gamma}_i^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}))$ 和

$$Y_i^{(t)} \leftarrow \log_2(1 + \bar{\gamma}_i^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})) - X_i^{(t)} \log_2(\bar{\gamma}_i^{(t)}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})), \forall i \in \mathcal{I}。$$

4：使用公式(4-20)和(4-23)分别更新 $\tilde{\mathbf{p}}$ 和 $\boldsymbol{\lambda}$ 。

5： $t \leftarrow t + 1$ 。

6： Until $\tilde{\mathbf{p}}$ 和 $\boldsymbol{\lambda}$ 同步收敛到最优解 $\tilde{\mathbf{p}}^*$ 和 $\boldsymbol{\lambda}^*$ 或 $t > \mathcal{T}_{max}$ 。

需要注意的是，算法 4.1 包含的循环可用其最大循环次数 \mathcal{T}_{max} 来描述其线性的时间复杂度。因为这里有 N 个簇要用到它们各自的功率迭代来优化其功率，所以算法 4.1 的计算复杂度为 $O(N\mathcal{T}_{max})$ 。考虑到算法 4.1 是作为算法 4.2 的内层循环体，算法 4.2 的计算复杂度为 $O(KN\mathcal{T}_{max})$ ，其中 K 为外层循环的最大次数。

4.4.2 基于最优价格 C^* 的能效最大化问题

通过调整网络价格 C ，该网络的 EE 和 SE 之间会存在一个均衡。当固定的价格

C 设置为零时, 算法 4.1 旨在最大化整个车联网的 SE。随着该价格从零不断增加到无穷, 不可避免地存在一个能够实现该网络 EE 最大化的最优价格 C^* 。

系统的 EE($\eta_{EE}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})$, bits/Hz/Joule) 定义为可实现的长期和速率与总功率消耗的比:

$$\eta_{EE}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) = \frac{R_s(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})}{\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i} + P_C} = \frac{\sum_{i=1}^N \log_2(1 + \bar{\gamma}_i(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}))}{\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i} + P_C} \quad (4-24)$$

定理 4-1: 价格 C^* 是最优的网络价格, 当且仅当效用函数 $U(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})$ 最优的对数域功率解 $\tilde{\mathbf{p}}^*$ 关于 C^* 满足下面的平衡方程:

$$U(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}^*}) = R_s(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}^*}) - C^* (\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i^*} + P_C) = 0 \quad (4-25)$$

证明:

(1) **充分性:** 凸问题(4-17)可行域集合可用 \mathcal{F} 表示。 $\tilde{\mathbf{p}}^*$ 是关于最优价格 C^* 的最优对数域功率向量, 可以得到:

$$\tilde{C} \triangleq \frac{R_{s,lb}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}^*})}{\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i^*} + P_C} \geq \frac{R_{s,lb}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})}{\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i} + P_C}, \forall (\tilde{\mathbf{p}}) \in \mathcal{F} \cap \mathcal{B} \quad (4-26)$$

其中, $(\tilde{\mathbf{p}}^*)$ 是半径不同的同心圆集合 \mathcal{B} 的圆心。因此, 根据以下公式(4-27), $(\tilde{\mathbf{p}}^*)$ 是凸问题(4-17)在 $C = \tilde{C}$ 时的最优解。

$$\begin{aligned} R_{s,lb}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) - \tilde{C} (\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i} + P_C) &\leq 0 \\ &= R_{s,lb}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}^*}) - \tilde{C} (\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i^*} + P_C), \forall (\tilde{\mathbf{p}}) \in \mathcal{F} \cap \mathcal{B} \end{aligned} \quad (4-27)$$

通过式(4-26)和(4-27), \tilde{C} 是能够实现最大的 EE 最优的价格, 且其对应的最优功率向量 $\tilde{\mathbf{p}}^*$ 可使得等式 $R_{s,lb}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}^*}) - \tilde{C} (\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i^*} + P_C) = 0$ 成立。

(2) **必要性:** 根据(4-25)的平衡方程以及 $(\tilde{\mathbf{p}}^*)$ 处的最优性, 可以得到:

$$\begin{aligned} R_{s,lb}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}}) - C^* (\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i} + P_C) \\ \leq R_{s,lb}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}^*}) - C^* (\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i^*} + P_C) = 0, \forall (\tilde{\mathbf{p}}) \in \mathcal{F} \cap \mathcal{B} \end{aligned} \quad (4-28)$$

不等式(4-28)可重新表述为:

$$\frac{R_{s,lb}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})}{\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i} + P_C} \leq C^* = \frac{R_{s,lb}(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}^*})}{\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i^*} + P_C}, \forall (\tilde{\mathbf{p}}) \in \mathbf{F} \cap \mathbf{B} \quad (4-29)$$

因此，可以证明满足该平衡方程的 C^* 是最优的价格，证明完毕。

在实际应用中用户的传输功率必须存在，因此在最优价格 $C^* = 0$ 时无法得到最大的 EE。为了实现 EE 的最大化，给出以下定理来说明获得最优价格 C^* 的迭代过程。

定理 4-2: 定义 $\tilde{\mathbf{p}}^*(k)$ 是第 k 次迭代的效用函数 $U(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}})$ 在网络价格取得 $C(k)$ 时的局部最优解。如果第 $k+1$ 次价格的迭代是按照

$$C(k+1) = \frac{R_s(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}^*(k)})}{\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i^*(k)} + P_C} \quad (4-30)$$

那么 $C(k)$ 关于迭代次数 k 单调递增直到价格在 $C(l), (l \geq k)$ 处收敛。该最优的价格

$C^* = \lim_{l \rightarrow \infty} C(l)$ 满足平衡方程(4-25)。

证明: 为了证明以上定理，先定义 $D(C(k)) = R_s(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}(k)}) - C(k)(\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i(k)} + P_C)$ 。因(4-17)中最大化问题是凹的，不等式 $D(C(k)) \geq R_s(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}(k-1)}) - C(k)(\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i(k-1)} + P_C) = 0$ 成立。通过在(4-30)式中 $C(k+1)$ 中的迭代，可以得到

$$\begin{aligned} D(C(k)) &= R_s(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}(k)}) - C(k)(\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i(k)} + P_C) \\ &= (\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i(k)} + P_C)(C(k+1) - C(k)) \geq 0 \end{aligned} \quad (4-31)$$

由于功率消耗 $(\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i(k)} + P_C) \geq 0$ ，最终可得 $C(+1) \geq C(k)$ 。因此， $C(k)$ 关于迭代次数 k 单调递增至收敛。

假设网络价格在 $C(l) = \hat{C}, (l \geq k)$ 处收敛。通过矛盾法可证明收敛的价格序列 $\{C(l) = \hat{C}\}_{l \rightarrow \infty}$ 是最优价格。若将 \hat{C} 视为非最优值，由**定理 4-1**，平衡方程不成立，即

$$R_s(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}^*(l)}) - C(l)(\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i^*(l)} + P_C) \neq 0 \quad (4-32)$$

通过联立公式(4-25)和(4-32)，可以得到

$$C(l) \neq \frac{R_s(\mathbf{e}^{\tilde{\mathbf{p}}^*(l)})}{\sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{e}^{\tilde{p}_i^*(l)} + P_C} = C(l+1) \quad (4-33)$$

这与 $C(l) = C(l+1)$ 的事实不一致。故最优的价格 $C^* = \lim_{l \rightarrow \infty} C(l)$ 满足平衡方程(4-25)。

算法 4.2 基于 C^* 能效最大化的鲁棒功率控制算法伪码：

输入：设置收敛性容忍度 ϵ 。

输出：车辆用户最优的传输功率 $\mathbf{e}^{\mathbf{p}^*}$ ，最优价格 C^* 。

1：初始化：初始化外层循环计数器 $k=1$ 和网络价格 $C(1)=0.1$ 。

2: **Repeat**

3：根据算法 4.1 求得当 $C=C(k)$ 时的最优对数域功率向量 $\tilde{\mathbf{p}}^*$ 。

4：使用公式(4-26)更新 $C(k+1)$ 。

5: $t \leftarrow t+1$ 。

6: **Until** $|C(k+1)-C(k)| \leq \epsilon$ 。

4.5 数值结果及性能分析

本节将给出数值仿真来评估提出的算法 4.1 和算法 4.2 的性能。这里选择了一个基于簇的车联网系统作为基本仿真场景，该系统在一定的时间段内包含了五个簇。表 4-2 中列出了主要的系统参数，主要参数依据文献[31, 100]设置。由于涉及车辆速度对信道的影响，表 4-3 中提供了所有车辆速度和所有 V2V 链路的相对速度。除非另有说明， I_{th} 的参数值通常都是 10^{-6} ，中断概率阈值为 $\varepsilon=0.1$ 。

表 4-2 系统参数

Table 4-2 System parameters

参数	数值
载波频率 (f_c)	5.9 GHz
簇有效通信半径 (R)	15 m
无线电覆盖范围 (R_a)	300 m
CM 最大传输功率 ($p_{i,max}$)	0.05 W
车辆的平均速度	25 m/s
车辆的 CSI 反馈周期 (T)	1 ms
背景噪声的平均值 (δ^2)	-30 dBm
路损指数 (θ)	3
对数正态阴影标准差	10 dB
路损模型	$d^{-\theta}$, m 为单位

表 4-3 所有 V2V 链路在某一时间段的相对速度 $|\Delta v|$ Table 4-3 Relative velocity $|\Delta v|$ for all V2V links at a certain time slot

收发车辆(横纵向)	CH ₁	CH ₂	CH ₃	CH ₄	CH ₅
相对速度差(斜向)	(20m/s)	(27m/s)	(22m/s)	(26m/s)	(29m/s)
CM ₁ (26m/s)	6m/s	1m/s	4m/s	0m/s	3m/s
CM ₂ (20m/s)	0m/s	7m/s	2m/s	6m/s	9m/s
CM ₃ (28m/s)	8m/s	1m/s	6m/s	2m/s	1m/s
CM ₄ (30m/s)	10m/s	3m/s	8m/s	4m/s	1m/s
CM ₅ (20m/s)	0m/s	7m/s	2m/s	6m/s	9m/s

图 4-3(a)和图 4-3(b)分别显示了算法 4.2 中每个 CM 发射机的功率和相应的乘子的收敛性能。事实上，这两个图（即算法 4.1 中的固定价格 $C = C^*$ ）也说明了算法 4.1 具有快速收敛性能，因为功率和相应的乘子在第 4 次迭代时同步收敛。图 4-3 中的这些现象表明，所提出的两种算法可以收敛到一个平衡点。此外，图 4-4 表明，所研究的指标（一个时隙中的平均 EE 和 SE）最终在迭代算法 4.2 中达到稳态性能。更具体地说，系统平均 EE (η_{EE}) 明显相对于图 4-4 中的迭代次数单调增加。这个现象也证实了**定理 4-2**的结论。此外，该系统的平均 SE 随着网络价格 C （即平均 EE）的增加而降低。在追求最大 EE 的过程中，动态功耗 $\sum_{i=1}^N \zeta_i p_i$ 应该随着价格 C 的增加而降低，特别是考虑到它们实现的总速率和低于最大 SE 效率 ($C = 0$)。当用户的功率水平相对降低时，SINR 表达式中的背景噪声 δ^2 相对提升，最终导致较小的速率和。这解释了为什么该系统的平均 SE 随着网络价格 C 的增加而降低。

为了评估提出方法的性能，图 4-5 显示了在不完美 CSI 下当网络价格 $C = 0.1$ （即平均 SE 最大化）和 $C = C^*$ （即平均 EE 最大化）时平均 EE 和 SE 对 ε 的趋势。更具体地说，图 4-5(a)显示平均 EE 随着 ε 的增加而减少，而平均 SE 与 ε 成正比例关系。根据式(4-24)中 η_{EE} 的定义，这种现象是合理的。作为 η_{EE} 分子部分的平均 SE， R_s 随着功率向量 \mathbf{p} 的增加而对数增加，而的 η_{EE} 分母部分随着功率向量 \mathbf{p} 的增加而线性增加。因此，当功率向量增大时， η_{EE} 的分子的增长速度比分母的增长速度慢。一般来说， ε 越大，发射机的功率水平越高。因此，平均 EE 与 ε 呈反比关系。此外，图 4-5(b)显示平均 SE 和 EE 相对于 ε 具有相同的增长趋势。这个现象可以用**定理 4-1**来说明。当平均 EE 为 C^* 且传输功率随着 ε 同时增加时，平均 SE 即 R_s 不可避免地增加，从而使等式(4-25)成立。与图 4-5(a)相比，图 4-5(b)中的平均 SE 和 EE 随 ε 的变

化较小。这些结果表明，具有双循环迭代结构的算法 4.2 比具有单循环结构的算法 4.1 在平均 SE 和 EE 上表现出更稳定的性能。

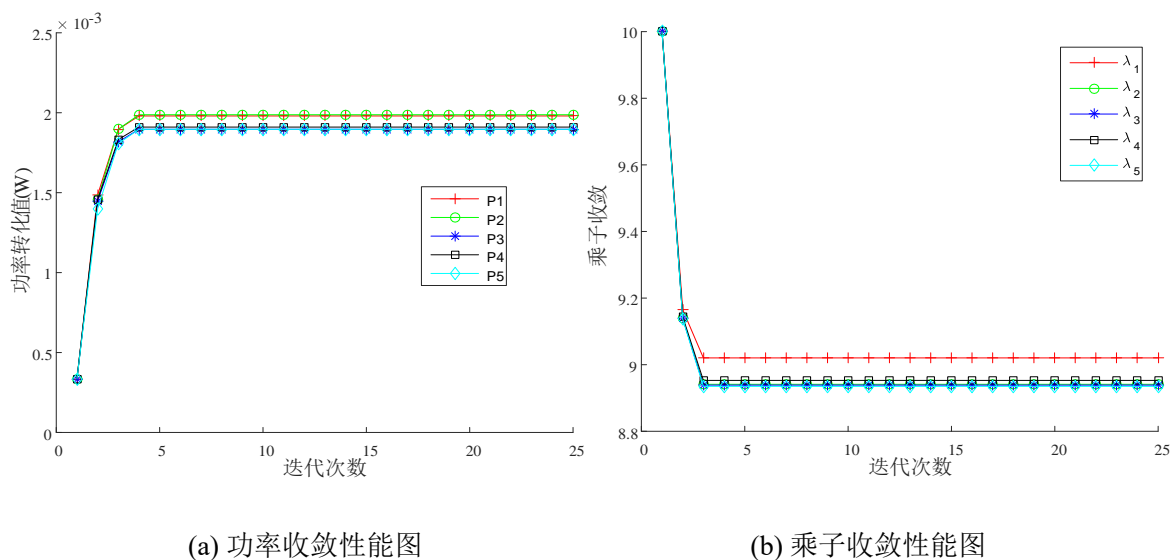


图 4-3 提出的算法收敛性能

Fig. 4-3 Convergence performances of the proposed algorithms

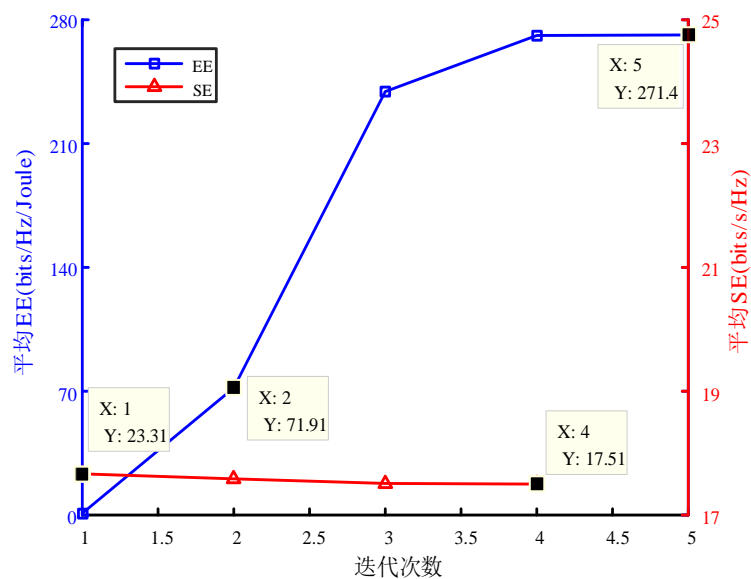
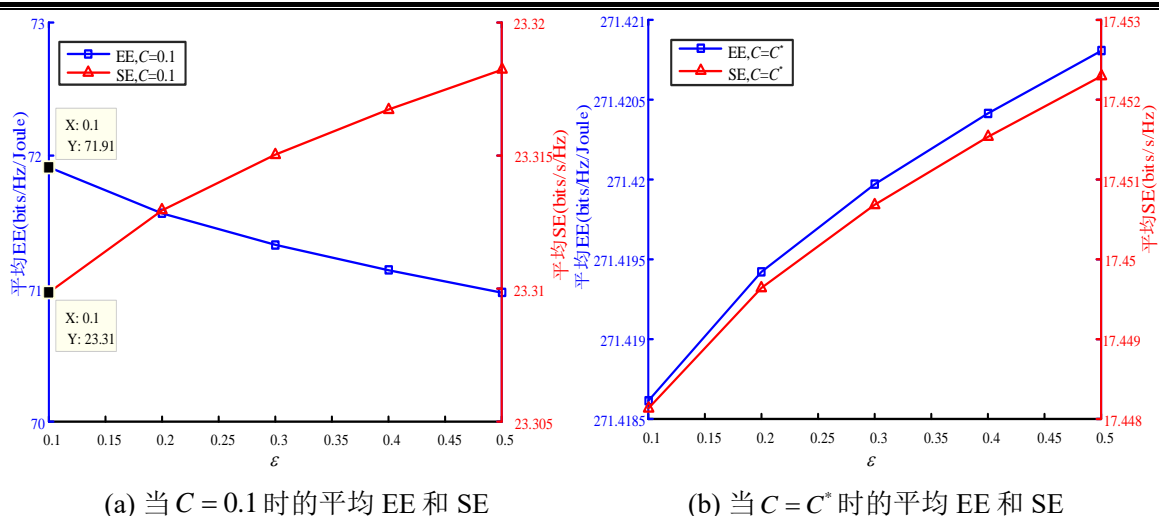
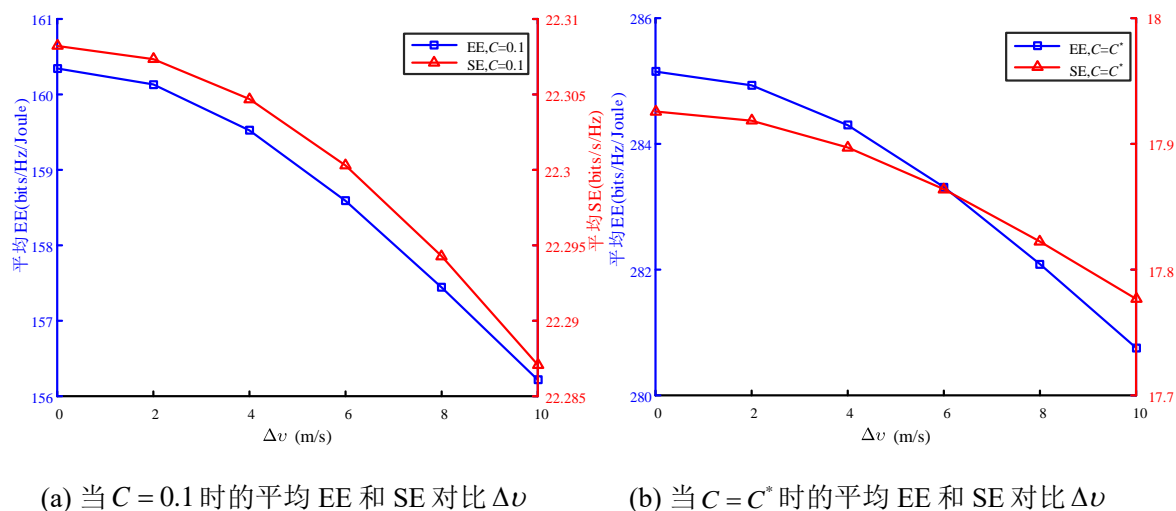


Fig. 4-4 Average EE and SE performances of Algorithm 4.2

图 4-5 在不完美 CSI 下平均 EE 和 SE 对 ε 的性能Fig. 4-5 Average EE and SE versus ε under imperfect CSI

为了进一步说明多普勒频移对系统性能的影响，在系统中模拟了不同的相对车速。仿真中所有 CHs 的速度相同（即 20 m/s），并且所有 CMs 的速度在相同的网络拓扑中同时从 20 m/s 增加到 30 m/s。这种配置导致一个事实，即所有活跃的 V2V 链路都与多普勒效应有关。图 4-6 表明相对速度引起的多普勒效应对最大平均 SE（即 $C = 0.1$ ）和最大平均 EE（即 $C = C^*$ ）是不利的。当图 4-6(a) 中 V2V 链路的相对速度从 0 增加到 10 m/s 时， $C = 0.1$ 处的平均 SE 降低，对应的平均 EE 也降低。图 4-6(b) 显示在 $C = C^*$ 处的平均 EE 和 SE 随着所有 V2V 链路相对速度的增加具有相同的下降趋势。图 4-6 结果也证明了所提出的倾向于较小相对速度的分簇方法是有效的。

图 4-6 当 $\varepsilon = 0.1$ 时平均 EE 和 SE 对比 Δv Fig. 4-6 Average EE and SE versus Δv when $\varepsilon = 0.1$

为了验证本章提出方法的鲁棒性,图4-7和图4-8给出了不完美和完美CSI下的实际中断比较。值得一提的是,本章的方法适用于不完美CSI的情况,而在文献[106]针对的网络场景属于完美CSI的情况。在这些仿真中,所有情况下的实际中断百分比(ROP)都是通过执行蒙特卡洛实验获得的,模拟信道中的随机部分包含两个分量:对数正态分布的阴影衰落和瑞利衰落的快速衰落。无论CSI是否完美,每个案例都分为两大类(即 $C=0.1$ 和 $C=C^*$)进行讨论。在图4-7中,带有 CH_1 - CH_5 的图例表示与 CH_1 - CH_5 相连的相应有效链路。图4-8中CH的指代也是如此。图4-7显示两个子图中ROP的所有实线都在代表不断增长的中断概率阈值 ε 的黑色虚线下方。这些结果表明,在配置该方法的系统在抵抗信道固有衰落和多普勒效应方面具有良好的鲁棒性。具体来说,图4-7(b)显示的比图4-7(a)更强的保守性说明了算法4.2的鲁棒性优于算法4.1。此外,图4-8表明所有涉及完美CSI的有效链路的ROPs远高于ROPs在10%处的红色实顶线。与图4-7中的两个子图相比,图4-8表现出使用文献[106]中方法优化的网络系统容易中断和失效,这是由于图4-8中的ROPs显著高于图4-7中的ROPs。此外,图4-8揭示无论 C 的取值是多少,具有多普勒效应的有效链路的ROPs都高于没有多普勒效应的链路。这一现象还表明多普勒效应对系统的影响就有效链路的ROP而言是有害的。然而,在考虑多普勒效应后,图4-7中的这些结果仍然合格。因此,提出的RPC方案是有效的。

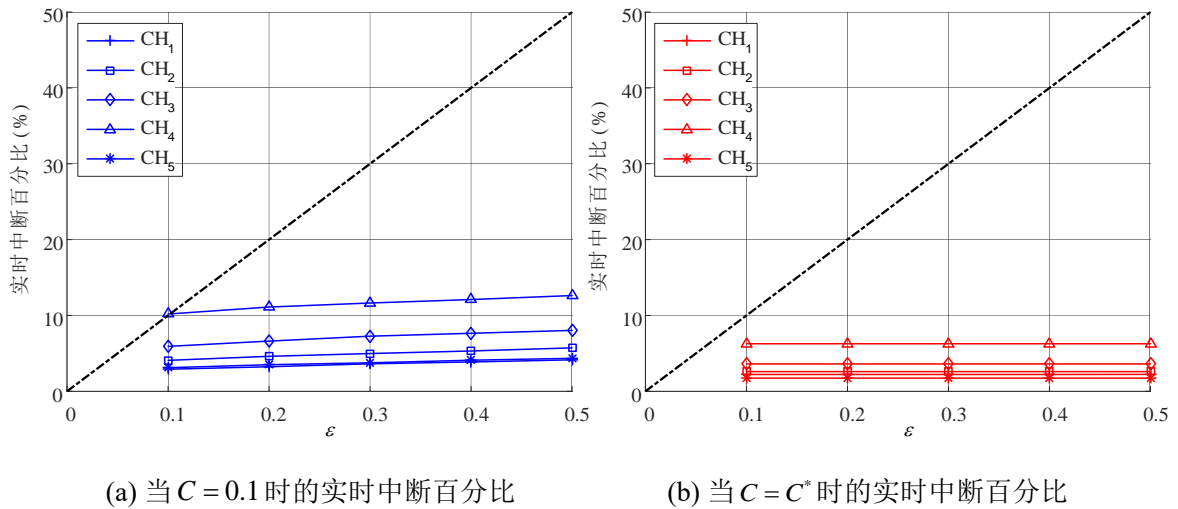


图4-7 在非完美CSI情况下的实时中断比较

Fig. 4-7 Real outage comparison under imperfect CSI

图4-9描述了不同网络价格 C 对算法4.1的平均EE和SE性能之间权衡的影响。

很明显，平均的 SE 性能会随着价格 C 的增长而降低，但存在一个最优的价格在 $C = 271.4$ 处使网络达到最大的平均 EE 值。价格为 $C = 250$ 或 $C = 300$ 的平均 EE 不是最大的平均 EE，因为它在数值上不等于固定价格 C 。因此，在平均 EE 和 SE 之间进行权衡时，调整 C 的价格至关重要。

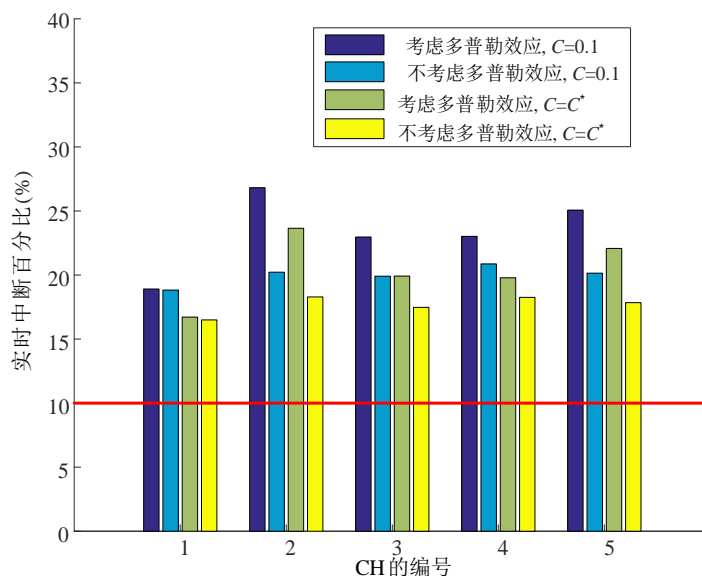


图 4-8 在完美 CSI 情况下的实时中断比较

Fig. 4-8 Real outage comparison under perfect CSI

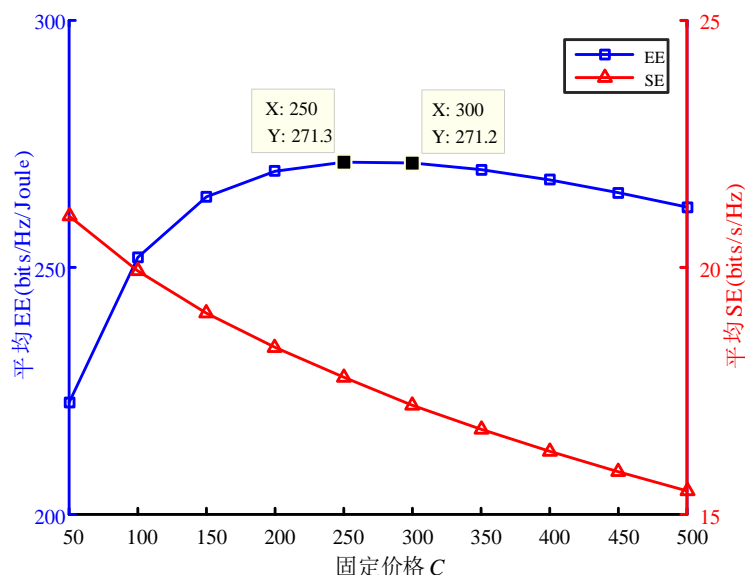


图 4-9 不同网络价格 C 下的平均 EE 和 SE

Fig. 4-9 Average EE and SE for different network prices C

为了说明车辆密度对平均 EE 和 SE 性能的影响，在仿真场景中，车簇的数量从 5 到 15 不等。此外，所有 CHs 的速度设置为 20 m/s，所有 CMs 的速度设置为 25 m/s。

设置相同速度的目的是实现更有效的比较。为简单起见，只涉及一种情况（即价格 $C = C^*$ ）。在图 4-10 中，平均 EE 和 SE 性能都随着车簇数量的增加而增加。然而，这两条曲线的增长率是不断下降的。这些结果表明，即使有效通信链路的数量增加，车辆密度增加导致不断增加的总干扰水平也会引起平均 EE 和 SE 性能的增长率降低。因此，当车辆密度较高时，应设置合理的网络内最大成簇数目，以使每个用户具有相对较高的性能。

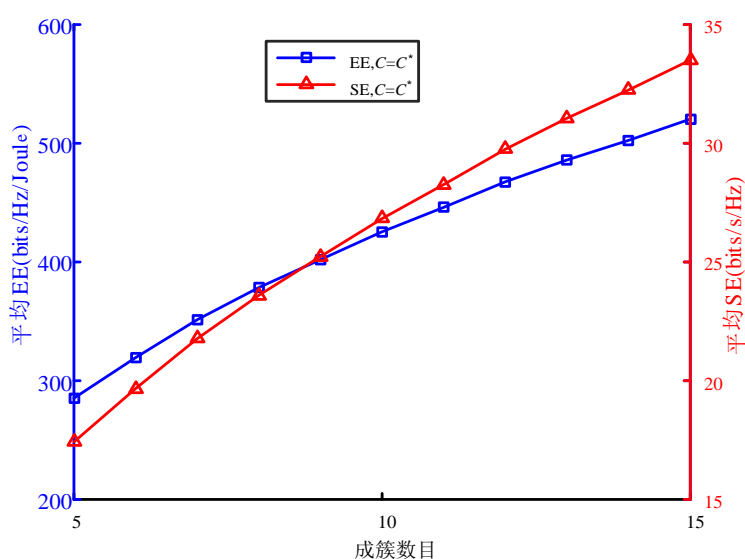


图 4-10 平均 EE 和 SE 与成簇数目的关系

Fig. 4-10 Average EE and SE versus number of clusters

4.6 本章小结

本章提出了在高移动网络中实现预期性能的 RPC 方案。使用基于定价的效用函数来平衡功率消耗和总传输速率。此外，还引入了分簇机制和干扰概率约束，以应对动态网络中快速的拓扑变化和高信道不确定性。由于效用函数是非凸的，且概率约束是难以处理的，因此开发了包含 SCA 和 Bernstein 近似的框架来解决凸优化问题。为了进一步最大化不完全 CSI 中的系统 EE 和 SE，提出了两种基于固定价格 C 和最优价格 C^* 的 RPC 算法。尽管多普勒效应对平均 EE 和 SE 和链路可靠性有不利影响，但仿真结果表明所提出的车辆成簇方法和 RPC 是有效的。此外，为了达到预期的 EE 和 SE 性能，还推荐了合适的价格 C 和合理的网络内最大成簇数。该设计框架为未来绿色稳健的车辆网络提供了有意义的参考。

第 5 章 基于反向散射通信的 V2I 安全信息传输

5.1 引言

第 2、3 和 4 章主要关注的是移动车辆环境中 V2V 通信的服务需求，却忽略了 V2I 通信的服务需求。考虑到车路协同的重要性，V2I 通信的服务需求也需引起重视。由于路侧单元部署规模大、基站覆盖范围广等特点，V2I 通信系统面临两个主要挑战。一方面，大量部署在路边以协助车路信息更有效共享的路侧单元会产生高额的能量消耗。由于反射标签的低成本及高效节能，这里考虑了具有反射标签的无源路侧单元实现车路信息的可持续协同。另一方面，车路网络的开放性、多样性、和复杂性使得基站在广播共享的信息时极易被恶意车辆窃听或截获^[108-111]，并发起恶意的网络攻击，严重危害交通系统的安全。因此，亟需提供一种安全的车路信息共享机制来保障整个交通系统的稳定运行。传统上，有关安全传输方面的研究常采用加密^[39]和物理层安全(Physical Layer Security, PLS)的方法^[42-44]。然而，加密的过程却造成相当大的计算开销和系统复杂性^[40, 41]。而 PLS 虽是轻量级的安全传输方案^[112]，其应对的攻击类型（如窃听攻击）十分有限，无法实现系统的高等级安全^[36]。因此，这里考虑了一种低代价、高效、高安全级别的隐蔽通信^[46]。目前关于反向散射系统中隐蔽通信的研究还很少^[113, 114]。文献[113]提出了一种隐蔽的单站反向散射系统，其发射机使用随机的人工噪声(Artificial Noise, AN)来迷惑监视者并避免被检测，却没考虑信道衰落和标签反射系数的影响。之后，文献[114]提出了一种基于双站反向散射系统的隐蔽通信框架，使用含 AN 的专用载波信号来支持标签的反向散射通信，并降低监视者的检测性能。然而，发射机或载波发射端的产生时变 AN 成本高且难以处理，而且依赖环境中的噪声也不现实。因此，在该反射系统中考虑已知分布 AN 的干扰机更为合理。由于全双工接收机的高可控性，文献[115]考虑了使用全双工接收机来产生 AN，并探讨了无线衰落信道中隐蔽通信的可能性和条件。然而，在该反向散射系统中考虑全双工接收机是现实的，但优化标签的反射系数可弥补无全双工接收机的限制，并平衡随机干扰以及对抗信道衰落。

以上工作^[113-115]考虑了反向散射系统中的安全传输问题，通过利用已知 AN 分布的干扰机以及优化标签的反射系数在确保 V2I 链路隐蔽性的同时最大化链路的安全传输速率。然而，在 V2I 通信方面同时考虑反向散射通信和隐蔽通信来实现车联网

的节能和安全需求的工作几乎没有。受上述研究启发，本章利用干扰机和反向散射通信使能的路侧单元来实现绿色的 V2I 通信系统的安全传输。此外，不同于第 2、3 和 4 章中相对单一的链路中断约束，本章联合随机信道和 AN 得到了基于链路中断的隐蔽安全约束，并通过反射系数优化实现了反射标签内密钥的安全传输。

5.2 系统模型和检测机制

5.2.1 系统模型

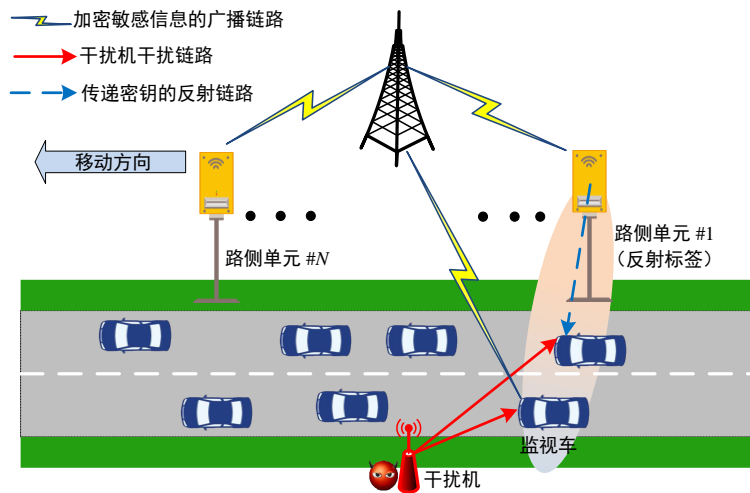


图 5-1 系统模型

Fig. 5-1 System model

如图 5-1 所示，这里考虑了一个具有干扰机的反向散射通信使能的车联网络。在某个时段，基站需要给路上具有合法 ID 的车辆广播相应的敏感信息（如非法恶意车辆通告，合法车辆行驶状态信息，以及相应的道路控制要求等）。由于道路或者路边会存在恶意的监视车辆(Warden)，他们会对这些敏感信息加以利用进而威胁到合法车辆的行驶安全。因此，基站对其敏感信息加密后广播给所有的车辆。为了不让合法车辆附近的恶意车辆知道其敏感信息，路侧单元标签事先感知靠近车辆 ID 的合法性。如果为恶意车辆 ID，路侧单元标签完全吸收来自基站的射频能量。如果为合法车辆 ID，路侧单元标签需要隐蔽地给行驶到相应位置（图中椭圆形信号反射区域）的合法车辆反射其内部用于解密敏感信息的密钥信息，以防止同时位于该反射区域的其他潜在的恶意车辆检测到用于传输密钥的反射链路。为了进一步提高反射

链路传输密钥的隐蔽性，该系统引入了一个能够产生人工噪声的干扰机。为了便于表示，简化后的系统模型如图 5-2 所示。需要说明的是，图中所有的节点都是单天线的，每个时隙包含 n 个可使用的信道。此外，假设在一个时隙中信道增益是一个常数但是会随着不同的时隙独立变化。基站到 Warden、基站到路侧标签、基站到接收车辆、干扰机到 Warden、干扰机到接收车辆、路侧标签到 Warden (Tag-W) 和路侧标签到接收车辆 (Tag-R) 的信道响应可以分别表示为 $g_{sw}, g_{st}, g_{sr}, g_{jw}, g_{jr}, h_{tw}$ 和 h_{tr} 。考虑到 Tag-W 和 Tag-R 链路进行的是短距离通信，因此假设其相应的信道响应 h_{tw} 和 h_{tr} 在衰落状态 ν 下满足块衰落模型^[116]。该衰落状态 ν 可使相应的信道响应维持好几个时隙不变。因此，Tag-W 和 Tag-R 链路的瞬时信道响应可统一表示为 h_{ij}^ν ，其中 $ij \in \{tw, tr\}$ 并且 h_{ij}^ν 是常数。不同于这两个链路，基站和干扰机距离其他终端相对较远，这些远距离链路会具有明显的多径效应。因此， $g_{sw}, g_{st}, g_{sr}, g_{jw}$ 和 g_{jr} 假设服从瑞利衰落，并且其平均信道增益可表示为 $1/\lambda_{kl}$ ，其中 $kl \in \{sw, st, sr, jw, jr\}$ 。

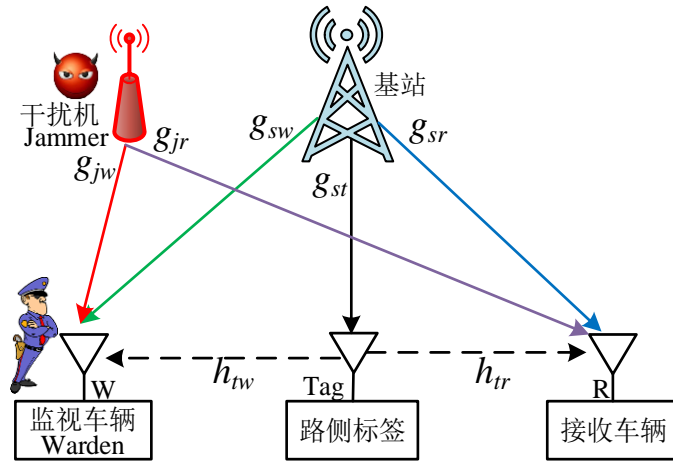


图 5-2 简化的系统模型

Fig. 5-2 Simplified system model

来自路侧标签含密钥的反射信号为 $\mathbf{x}(i) = \sqrt{\alpha P} g_{st} \mathbf{e}(i) \mathbf{s}(i)$ ，其中 $i = 1, 2, \dots, n$ 是每个使用到信道的编号， α 是路侧标签的反射系数， P 是基站广播加密的敏感信息用到的传输功率。由于干扰信号本身是比较微弱并且随机变化的，所以这里忽略了干扰机在路侧标签处的反射信号。用向量 \mathbf{e} 中的第 i 个元素 $\mathbf{e}(i)$ 表示使用第 i 个信道时的基站广播信号，而 $\mathbf{s}(i)$ 为在标签处调制的密钥信号。需要注意的是 $\mathbb{E}[\mathbf{e}(i) \mathbf{e}^*(i)] = 1$ 和 $\mathbb{E}[\mathbf{s}(i) \mathbf{s}^*(i)] = 1$ 。在信号接收车辆处接收到的信号为：

$$\mathbf{y}_r(i) = h_{tr}^\nu \mathbf{x}(i) + \left(\sqrt{\phi P} g_{sr} \mathbf{e}(i) + \sqrt{\phi J} g_{jr} \mathbf{j}(i) \right) + \mathbf{n}_r(i) \quad (5-1)$$

其中, $\mathbf{j}(i)$ 和 J 分别代表干扰机在第 i 个信道上的人工噪声信号和传输功率, 并且满足 $\mathbb{E}[\mathbf{j}(i)\mathbf{j}^*(i)] = 1$ 。 $\mathbf{n}_r(i)$ 是在信号接收车处的高斯白噪声, 其功率为 σ_r^2 , $\phi \in [0, 1]$ 是干扰消除系数且 $\phi = 0$ 表示完美的干扰消除^[115, 117]。 $\mathbf{x}(i)$, $\mathbf{e}(i)$, 和 $\mathbf{j}(i)$ 假设为循环对称复高斯随机变量^[100]。

5.2.2 监视车辆 Warden 的检测机制

在该车联网系统中, 基站、干扰机、路侧标签和接收车辆一同合作来隐藏 Tag-R 反射链路传输密钥的行为。路侧标签因此也提前知道干扰机功率的分布, 并能相应地优化其反射系数 α 。基站的功率 P 是固定的并且所有终端都知道它的功率值。然而, 人工噪声功率 J 随时隙的变化而变化并在区间 $[0, \bar{J}]$ 内服从可积的均匀分布, 其 PDF 可以表示为:

$$f_J(x) = \begin{cases} \frac{1}{\bar{J}}, & 0 \leq x \leq \bar{J} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (5-2)$$

因为 Warden 知道关于 g_{sw} , g_{jw} 和 h_{tw}^v 的先验知识, 这里引入随机的干扰机传输功率来让 Warden 处接收到不确定的信号功率。那么, Warden 就不太清楚是因为反射链路存在还是因为干扰机发射功率的波动导致其接收到的功率的增加。此外, 考虑到 Warden 可以捕获关于反向散射通信中的密钥信息, Warden 通过观测一个时隙中的向量 $\mathbf{y}_w(i)$ ^[118]来实现其二元假设检验, 其中路侧标签吸收在零假设 H_0 中的入射信号但却反射在另一个假设 H_1 中的入射信号。

在这些假设中, Warden 接收到的复合信号向量 \mathbf{y}_w 在第 i 个信道上可以表示为:

$$\mathbf{y}_w(i) = \begin{cases} \sqrt{P}g_{sw}\mathbf{e}(i) + \sqrt{J}g_{jw}\mathbf{j}(i) + \mathbf{n}_w(i), & H_0 \\ \sqrt{P}g_{sw}\mathbf{e}(i) + \sqrt{J}g_{jw}\mathbf{j}(i) + \mathbf{x}(i)h_{tw}^v + \mathbf{n}_w(i), & H_1 \end{cases} \quad (5-3)$$

其中, $\mathbf{n}_w(i)$ 是在 Warden 处功率为 σ_w^2 的高斯白噪声。

这里考虑 H_0 与 H_1 的先验概率相等。检测错误率 ξ , 即误警率和漏检率之和, 可定义为:

$$\xi = P_{FA} + P_{MD} \quad (5-4)$$

其中 $P_{FA} = \Pr\{D_1 | H_0\}$ 和 $P_{MD} = \Pr\{D_0 | H_1\}$ 分别表示误警率和漏检率。由于二元假设检验, D_1 和 D_0 分别代表推断路侧标签是否反射密钥的二元决策。

结合 Neyman-Pearson 准则和似然比检验^[119]，给出了使 Warden 检测误差最小的最优决策规则：

$$P_w \stackrel{D_1}{\underset{D_0}{\gtrless}} \tau \quad (5-5)$$

其中 $P_w = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\mathbf{y}_w(i)|^2$ 是 Warden 在一个时隙中接收的平均功率，并且 τ 为 Warden 的检测阈值。根据大数定律，当考虑有无数信道的时候，即 $n \rightarrow \infty$ ，有：

$$P_w = \begin{cases} P |g_{sw}|^2 + J |g_{jw}|^2 + \sigma_w^2, & H_0 \\ P |g_{sw}|^2 + J |g_{jw}|^2 + \alpha P |g_{st}|^2 |h_{tw}^\nu|^2 + \sigma_w^2, & H_1 \end{cases} \quad (5-6)$$

5.3 车辆反向散射链路的性能优化

在本小节中，首先推导了 Warden 的最小检测误差率和反向散射通信中断概率，分别用于评估反向散射链路的隐蔽性和可靠性。相应地，构造并求解了基于 Warden 平均检测误差率的隐蔽约束下的数据速率最大化问题。

5.3.1 监视车辆 Warden 的最小检测误差率

引理 5-1：对任意检测阈值 τ ，在 Warden 处的误警率和漏检率由以下公式确定：

$$P_{FA}(\tau) = \begin{cases} 1, & \tau < q_1 \\ 1 - \frac{\tau - q_1}{\bar{J} |g_{jw}|^2}, & q_1 \leq \tau \leq q_2 \\ 0, & \tau > q_2 \end{cases} \quad (5-7)$$

$$P_{MD}(\tau) = \begin{cases} 0, & \tau < q_3 \\ \frac{\tau - q_3}{\bar{J} |g_{jw}|^2}, & q_3 \leq \tau \leq q_4 \\ 1, & \tau > q_4 \end{cases}$$

其中，参数 $q_1 = P |g_{sw}|^2 + \sigma_w^2$ ， $q_2 = P |g_{sw}|^2 + \bar{J} |g_{jw}|^2 + \sigma_w^2$ ， $q_3 = P(|g_{sw}|^2 + Q) + \sigma_w^2$ ， $Q = \alpha |g_{st}|^2 |h_{tw}^\nu|^2$ ， $q_4 = P(|g_{sw}|^2 + Q) + \bar{J} |g_{jw}|^2 + \sigma_w^2$ 。

证明：根据式(5-6)，在 Warden 处的误警率可以通过以下式子确定：

$$\begin{aligned}
 P_{FA}(\tau) &= \Pr\{P|g_{sw}|^2 + J|g_{jw}|^2 + \sigma_w^2 > \tau\} \\
 &= \begin{cases} 1, & \tau < q_1 \\ \Pr\{J > \frac{\tau - \sigma_w^2 - P|g_{sw}|^2}{|g_{jw}|^2}\}, & q_1 \leq \tau \leq q_2 \\ 0, & \tau > q_2 \end{cases} \quad (5-8)
 \end{aligned}$$

同样地，漏检率可通过以下式子确定：

$$\begin{aligned}
 P_{MD}(\tau) &= \Pr\{P(|g_{sw}|^2 + Q) + J|g_{jw}|^2 + \sigma_w^2 < \tau\} \\
 &= \begin{cases} 0, & \tau < q_3 \\ \Pr\{J < \frac{\tau - \sigma_w^2 - P(|g_{sw}|^2 + Q)}{|g_{jw}|^2}\}, & q_3 \leq \tau \leq q_4 \\ 1, & \tau > q_4 \end{cases} \quad (5-9)
 \end{aligned}$$

其中，采用了干扰机的随机发射功率 J 的均匀 PDF，证明完毕。

根据引理 5-1，可以进一步推出检测阈值 τ 的最优值 τ^* 。

定理 5-1：可以得到在 Warden 处的最优检测阈值为：

$$\tau^* = \begin{cases} [q_2, q_3], & q_2 < q_3 \\ [q_3, q_2], & q_2 \geq q_3 \end{cases} \quad (5-10)$$

并且其相应的最小的检测误差率可以表示为：

$$\xi^* = \begin{cases} 0, & q_2 < q_3 \\ 1 - \frac{\alpha P |g_{st}|^2 |h_{tw}^\nu|^2}{\bar{J} |g_{jw}|^2}, & q_2 \geq q_3 \end{cases} \quad (5-11)$$

证明：需注意 $q_1 < q_3$ 且 $q_4 \geq \max(q_2, q_3)$ 。当 $q_2 < q_3$ 时，Warden 的检测误差率为：

$$\xi = \begin{cases} 1, & \tau < q_1 \\ 1 - \frac{\tau - q_1}{\bar{J} |g_{jw}|^2}, & q_1 \leq \tau < q_2 \\ 0, & q_2 \leq \tau \leq q_3 \\ \frac{\tau - q_3}{\bar{J} |g_{jw}|^2}, & q_3 \leq \tau \leq q_4 \\ 1, & \tau > q_4 \end{cases} \quad (5-12)$$

因此，Warden 容易设置 $\tau \in [q_2, q_3]$ 使 $\xi = 0$ 。在该情况下， $\alpha P |g_{st}|^2 |h_{tw}^\nu|^2 > \bar{J} |g_{jw}|^2$ ，Warden 能够百分之百地检测到这个反射链路的传输。

当 $q_2 \geq q_3$ 时，在 Warden 处的检测误差率为：

$$\xi = \begin{cases} 1, & \tau < q_1 \\ 1 - \frac{\tau - q_1}{\bar{J} |g_{jw}|^2}, & q_1 \leq \tau < q_3 \\ 1 - \frac{\alpha P |g_{st}|^2 |h_{tw}^\nu|^2}{\bar{J} |g_{jw}|^2}, & q_3 \leq \tau \leq q_2 \\ \frac{\tau - q_3}{\bar{J} |g_{jw}|^2}, & q_2 \leq \tau \leq q_4 \\ 1, & \tau > q_4 \end{cases} \quad (5-13)$$

因此，当 $\tau \in [q_3, q_2]$ 时， $\xi = 1 - \alpha P |g_{st}|^2 |h_{tw}^\nu|^2 / (\bar{J} |g_{jw}|^2)$ 是一个常数。然而，在条件 $\tau \in [q_1, q_3]$ 下， $\xi = 1 - (\tau - q_1) / (\bar{J} |g_{jw}|^2)$ 是随着 τ 严格单调递减的。此外，当检测阈值 $\tau \in [q_2, q_4]$ 时， $\xi = (\tau - q_3) / (\bar{J} |g_{jw}|^2)$ 是随着 τ 严格单调递增的。因此，当最优的检测阈值为 $\tau^* \in [q_3, q_2]$ 时可实现最小的检测误差率 $\xi^* = 1 - (\alpha P |g_{st}|^2 |h_{tw}^\nu|^2) / (\bar{J} |g_{jw}|^2)$ 。

值得注意的是，在 Warden 处的噪声方差 σ_w^2 不影响最小检测误差率 ξ^* ，即使该噪声方差会影响最优的检测阈值。最小的检测误差率 ξ^* 主要由标签的反射系数 α 和基站的发射功率 P 和干扰机的最大人工噪声功率 \bar{J} 比值共同确定，因为当 $\alpha \rightarrow 0$ 或者 $P / \bar{J} \rightarrow 0$ 时， $\xi^* \rightarrow 1$ 。

5.3.2 平均检测误差率

由于信道不确定性，式(5-11)表现了 Warden 最小检测误差率的两种情况。因此，这里考虑在这两种情况下的 ξ^* 的平均值来作为反射链路的隐蔽性指标。相应地，其隐蔽性约束可以表示为 $\mathbb{E}\{\xi^*\} \geq 1 - \varepsilon$ ，其中 $\mathbb{E}\{\xi^*\}$ 是 Warden 的平均检测误差率，并且 $\varepsilon \in [0, 1]$ 代表一个预先定义的隐蔽性阈值。

定理 5-2： 在最优检测阈值 τ^* 下，Warden 的平均检测误差率可确定为：

$$\mathbb{E}\{\xi^*(\beta)\} = 1 - \beta^2 + \beta \ln \beta, \quad (5-14)$$

其中， $\beta \triangleq (\alpha P |h_{tw}^\nu|^2 \lambda_{jw}) / (\alpha P |h_{tw}^\nu|^2 \lambda_{jw} + \lambda_{st} \bar{J}) \in (0, 1)$ 。

证明： 通过公式(5-11)，Warden 最小检测误差 ξ^* 的均值可以确定为：

$$\mathbb{E}\{\xi^*\} = \Pr\{q_2 < q_3\} \times 0 + \Pr\{q_2 \geq q_3\} \times \mathbb{E}\{\xi^* | q_2 \geq q_3\} \quad (5-15)$$

于是，可以得到：

$$\begin{aligned}
 \Pr\{q_2 \geq q_3\} &= \Pr\left\{|g_{st}|^2 \leq \frac{\bar{J}|g_{jw}|^2}{\alpha P|h_{tw}^\nu|^2}\right\} \\
 &= \int_0^{+\infty} \int_0^{\frac{\bar{J}|g_{jw}|^2}{\alpha P|h_{tw}^\nu|^2}} f_{|g_{st}|^2}(x) f_{|g_{jw}|^2}(y) dx dy \\
 &= \frac{\lambda_{st} \bar{J}}{\alpha P|h_{tw}^\nu|^2 \lambda_{jw} + \lambda_{st} \bar{J}},
 \end{aligned} \tag{5-16}$$

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E}\{\xi^* | q_2 \geq q_3\} &= \mathbb{E}\left\{1 - \frac{\alpha P|g_{st}|^2|h_{tw}^\nu|^2}{\bar{J}|g_{jw}|^2} | q_2 \geq q_3\right\} \\
 &= 1 + \frac{\alpha P|h_{tw}^\nu|^2 \lambda_{jw}}{\lambda_{st} \bar{J}} \left\{ \frac{\lambda_{st} \bar{J}}{\alpha P|h_{tw}^\nu|^2 \lambda_{jw} + \lambda_{st} \bar{J}} - \ln\left(1 + \frac{\lambda_{st} \bar{J}}{\alpha P|h_{tw}^\nu|^2 \lambda_{jw}}\right) \right\}
 \end{aligned} \tag{5-17}$$

带入式(5-16)和(5-17)到式(5-15)中即可完成证明。

5.3.3 反向散射链路的中断概率

通过公式(5-1)，合法接收车辆的 SINR 可以表示为：

$$\text{SINR}_{ar} = \frac{\alpha P|g_{st}|^2|h_{tr}^\nu|^2}{\phi P|g_{sr}|^2 + \phi J|g_{jr}|^2 + \sigma_r^2} \tag{5-18}$$

考虑反向散射链路的传输速率是预先确定的并表示为 R 。鉴于 $|g_{st}|^2$ ， $|g_{sr}|^2$ ， $|g_{jr}|^2$ 和 J 中的随机性，当 $C < R$ 时，反向散射链路很容易以一定的中断概率中断，其中 C 是反向散射链路的信道容量。

引理 5-2： 反向散射链路的中断概率可表示为

$$\theta = 1 - \lambda_{sr} \lambda_{jr} e^{-b\lambda_{st}} \frac{\ln(c\bar{J}\lambda_{st} + \lambda_{jr}) - \ln(\lambda_{jr})}{c\bar{J}\lambda_{st}(cP\lambda_{st} + \lambda_{sr})} \tag{5-19}$$

其中， $c = \mu\phi > 0$, $b = \mu\sigma_r^2 > 0$, $\mu = \frac{2^R - 1}{\alpha|h_{tr}^\nu|^2 P} > 0$ 。

证明： 反向散射链路的中断概率可表示为

$$\theta = \Pr\left\{\frac{\alpha P|g_{st}|^2|h_{tr}^\nu|^2}{\phi P|g_{sr}|^2 + \phi J|g_{jr}|^2 + \sigma_r^2} \leq 2^R - 1\right\} = \int_0^{\bar{J}} \int_0^{+\infty} \int_0^{+\infty} \int_0^M f(x, y, z, w) dx dy dz dw \tag{5-20}$$

其中， $f(x, y, z, w) = f_{|g_{st}|^2}(x) f_{|g_{sr}|^2}(y) f_{|g_{jr}|^2}(z) f_J(w)$ ， $M = cPy + cwz + b$ ， θ 的闭式表达

式可通过计算式(5-20)中的积分求得。

5.3.4 最优反射系数 α^* 和隐蔽速率

为了在某个隐蔽约束（安全需求）的车辆系统中最大化有效隐蔽率（有效密钥信息传输），可将问题构建为以下数学模型：

$$\begin{aligned} & \max_{\alpha} R_c \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} 0 < \alpha \leq 1 \\ \mathbb{E}\{\xi^*\} \geq 1 - \varepsilon \end{cases} \end{aligned} \quad (5-21)$$

其中， $R_c = R(1 - \theta)$ 。

定理 5-3：在已知基站发射功率 P 和干扰机功率的分布下，可以得到在给定的隐蔽性阈值 ε 下最大化反向散射链路隐蔽率对应的最优反射系数 α^* 为

$$\alpha^* = \min\left\{\frac{\lambda_{st} \bar{J} \beta_{\varepsilon}}{(1 - \beta_{\varepsilon}) P |h_{tr}^v|^2 \lambda_{jw}}, 1\right\} \quad (5-22)$$

并且其最大的有效隐蔽速率可以通过以下式子确定，即

$$R_c = R \lambda_{sr} \lambda_{jr} e^{-\mu^* \sigma_r^2 \lambda_{st}} \frac{\ln(\mu^* \phi \bar{J} \lambda_{st} + \lambda_{jr}) - \ln(\lambda_{jr})}{\mu^* \phi \bar{J} \lambda_{st} (\mu^* \phi P \lambda_{st} + \lambda_{sr})} \quad (5-23)$$

这里 $\mu^* = \max\left\{\frac{(2^R - 1)(1 - \beta_{\varepsilon}) |h_{tr}^v|^2 \lambda_{jw}}{\beta_{\varepsilon} |h_{tr}^v|^2 \bar{J} \lambda_{st}}, \frac{2^R - 1}{|h_{tr}^v|^2 P}\right\}$ ， β_{ε} 是等式 $\mathbb{E}\{\xi^*(\beta)\} = 1 - \varepsilon$ 的最优

解， $\mathbb{E}\{\xi^*(\beta)\}$ 的具体表达式参见式(5-14)。

证明： $\mathbb{E}\{\xi^*(\beta)\}$ 的一阶和二阶偏导可分别表示为 $\mathbb{E}\{\xi^*(\beta)\}' = -2\beta + \ln \beta + 1$ 以及 $\mathbb{E}\{\xi^*(\beta)\}'' = -2 + \frac{1}{\beta}$ 。通过求解， $\mathbb{E}\{\xi^*(\beta)\}'$ 的最大值为 $\mathbb{E}\{\xi^*(1/2)\}' = -\ln 2 < 0$ ，这表

明 $\mathbb{E}\{\xi^*(\beta)\}$ 随 β 单调递减。由于 α 与 β 之间的正相关性， $\mathbb{E}\{\xi^*\}$ 也随 α 单调递减。于是，能够证明优化的密钥隐蔽速率 R_c ，随 α 单调递增。从式(5-19)可得 $R_c = R \lambda_{sr} \lambda_{jr} g(c) f(c)$ ，其中

$$g(c) = \frac{e^{-c \sigma_r^2 \lambda_{st} / \phi}}{c P \lambda_{st} + \lambda_{sr}} > 0, f(c) = \frac{\ln(c \bar{J} \lambda_{st} + \lambda_{jr}) - \ln(\lambda_{jr})}{c \bar{J} \lambda_{st}} > 0 \quad (5-24)$$

为分别获取函数 $g(c)$ 和 $f(c)$ 关于 c 的单调性，它们的一阶偏导可分别表示为：

$$\begin{aligned}
 g'(c) &= \frac{\lambda_{st}(\sigma^2(cP\lambda_{st} + \lambda_{sr})/\phi + P)e^{-c\sigma^2\lambda_{st}/\phi}}{(cP\lambda_{st} + \lambda_{sr})^2} < 0 \\
 f'(c) &= \frac{\frac{c\bar{J}\lambda_{st}}{c\bar{J}\lambda_{st} + \lambda_{jr}} - \ln(c\bar{J}\lambda_{st} + \lambda_{jr}) + \ln(\lambda_{jr})}{c^2\bar{J}\lambda_{st}} = \frac{m(c)}{c^2}
 \end{aligned} \tag{5-25}$$

为了进一步确定函数 $f(c)$ 关于 c 的单调性，这里定义了一个函数 $m(c) \triangleq c / (c\bar{J}\lambda_{st} + \lambda_{jr}) - (\ln(c\bar{J}\lambda_{st} + \lambda_{jr}) - \ln(\lambda_{jr})) / (\bar{J}\lambda_{st})$ 。于是， $m(c)$ 的一阶偏导为

$$m'(c) = -\frac{c\bar{J}\lambda_{st}}{(c\bar{J}\lambda_{st} + \lambda_{jr})^2} \leq 0 \tag{5-26}$$

注意因为 $c > 0$, $m'(c) < 0$ 。这表明 $m(c)$ 随 c 单调递减。可得 $m(c) < m(0) = 0$, $f'(c) < 0$, 且 $g'(c) < 0$ 。这表明函数 $g(c)$ 和 $f(c)$ 都关于 c 单调递减。结合式(5-24)可得 R_c 关于 c 单调递减。但是由于 α 与 c 之间的负相关关系， R_c 会随 α 单调递增。考虑到 $\mathbb{E}\{\xi^*\}$ 随 α 单调递减，最优的反射系数 α^* 可以设置为如式(5-22)。

5.4 数值结果及性能分析

这里考虑了如文献[114]中的大尺度信道衰落模型。因此， $|h_{ij}^\nu|^2 = \kappa^2 G_{ij} d_{ij}^{-\nu}$ ，并且 $1/\lambda_{kl} = \kappa^2 G_{kl} d_{kl}^{-\varphi}$ ，其中 $\kappa = \lambda/4\pi$ 为取决于载波波长 λ 的常数， φ 和 ν 分别代表短距离链路和长距离链路的路损指数。 G 和 d 分别代表天线增益和节点之间的距离。此外，设置干扰消除系数 $\phi = 0.01$ ，载波频率为 915 MHz， $\nu = 2$ ，且 $\varphi = 4$ ， $d_{st} = d_{sr} = d_{sw} = 100$ m， $d_{jr} = d_{jw} = 80$ m， $d_{tw} = 5$ m，且 $d_{tr} = 1$ m。

图 5-3 显示了在 R 和 σ_r^2 的不同值下，传输中断概率 θ 和 α 之间的关系。事实上，结果进一步表明，中断概率 θ 是 α 的单调递减函数。原因是 α 的增加产生了更好的后向散射链路质量，可以更稳健地对抗波动干扰。此外，图 5-3 说明了 θ 随着预设速率 R 和接收车辆处收到的噪声功率 σ_r^2 的增加而增加。

图 5-4 描述了 Warden 的平均检测误差率 $\mathbb{E}\{\xi^*\}$ ，在 P 和 \bar{J} 的不同取值下随 α 单调递减。此外，可以观察到 \bar{J} 的增加导致 Warden 的平均检测误差率较高，而 P 的增加导致检测误差率较低。原因是产生人工噪声的随机干扰功率阻碍了 Warden 的检测过程，但基站固定功率的提升增加了反向散射链路暴露的概率。结果还表明，当 $\alpha \rightarrow 0$ 时，几乎无法检测到反射链路的隐蔽传输（即 $\mathbb{E}\{\xi^*\} \rightarrow 1$ ）。特别是当最大的

人工噪声功率 \bar{J} 足够大时, 图 5-4 显示了 $\mathbb{E}\{\xi^*\} \rightarrow 1$ 。

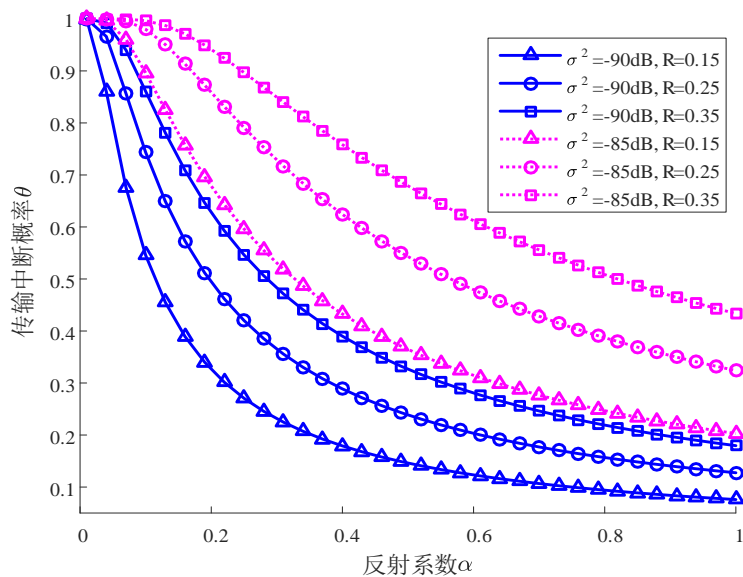


图 5-3 中断概率 θ 对 α 的关系

Fig. 5-3 Outage probability θ vs. α , where $\bar{J}=0\text{dB}$ and $P=30\text{dB}$

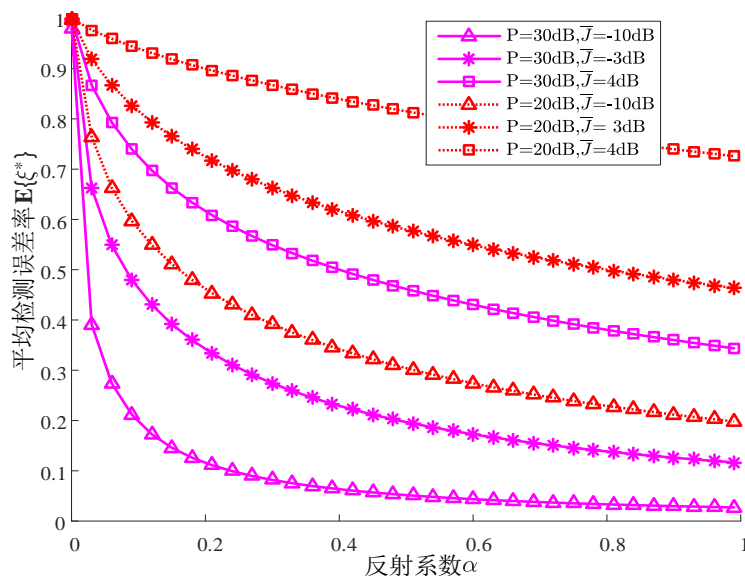


图 5-4 平均检测误差率 $\mathbb{E}\{\xi^*\}$ 对 α 的关系

Fig. 5-4 Mean detection error rate $\mathbb{E}\{\xi^*\}$ vs. α

图 5-5 显示了在不同阈值 ε 下可实现的有效隐蔽率 R_c 与 α 之间的关系。在这个图中, 可以观察到 R_c 随着 α 单调递增, 而 $\mathbb{E}\{\xi^*\}$ 则有相反的趋势。这一事实最终导致了一个明显的解决方案 (即式(5-22)中的最优反射系数 α^*), 最大的有效隐蔽率 R_c^* 可以由图中圈出的交点确定。图 5-5 表示较低的阈值 ε 对应于较低的最佳隐蔽率

R_c^* 和较小的最佳反射系数 α^* 。如果由于边界限制 ε 指定为足够大（例如， $\varepsilon = 0.4$ ）， $\alpha^* = 1$ ，则相应的 R_c^* 达到 R_c 的上限。总之，这些结果验证了定理 5-2 和 5-3。

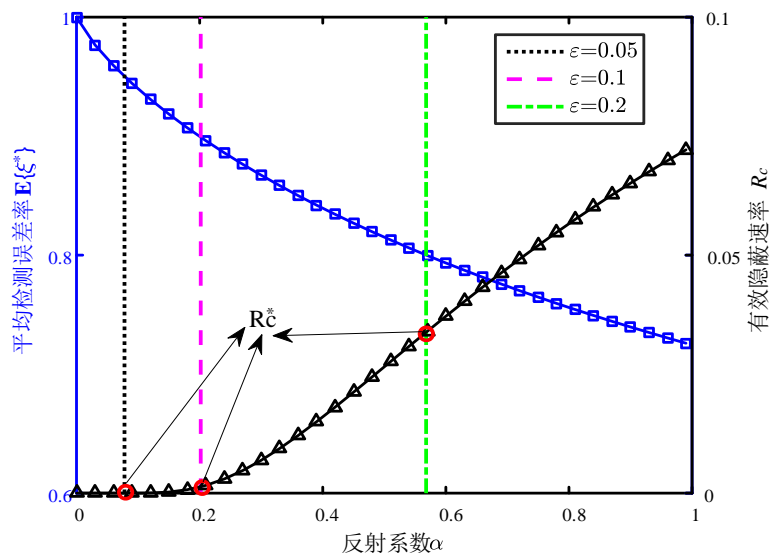


图 5-5 不同阈值 ε 下 $\mathbb{E}\{\xi^*\}$ 和 R_c 对 α 的关系

Fig. 5-5 $\mathbb{E}\{\xi^*\}$ and R_c vs. α under various thresholds ε

5.5 本章小结

本章研究了在干扰机产生的干扰信号的帮助下，部署在路旁的路侧标签实现对其密钥信息的隐蔽安全传输。为了评估传输密钥的反向散射链路的隐蔽性和可靠性，分别推导了一旁监视车辆的最小检测错误率和链路的中断概率。然后，根据监视车辆的平均检测错误率制定了反向散射链路的隐蔽约束。在该隐蔽约束下，对标签的反射系数进行优化，使其有效的安全传输速率达到最大。数值结果验证了该车路协同系统的信息安全传输的可行性。此外，相关分析表明，该反向散射链路需要在其安全传输速率和信息传输的隐蔽性之间进行权衡。

结 论

为了实现一个功能完善、运营良好、满足用户多样化服务需求的智能交通系统,车联网无线资源的优化与其网络框架的设计起着至关重要的作用。本论文主要研究了在高动态通信环境下车联网的安全可靠传输问题。针对其多样化的业务服务需求(高速率、高效能、高可靠、高安全等),并基于 V2X 链路的可靠性和隐蔽性,构建了多类目标的优化问题。其主要创新成果与结论可以归纳为以下四个方面:

(1) 针对高密度下车辆自组网的同频干扰链路以及动态变化的拓扑,提出了一种 V2V 信道模型来评估多普勒频移对信道增益的影响。考虑到移动信道的快时变特性,提出了在保证用户中断概率约束下最大化 V2V 链路速率和的鲁棒优化问题。通过利用 V2V 信道增益的均值、方差及逐次凸逼近方法,含概率约束和非线性目标函数的原问题可转化为确定的标准凸问题。最终,问题的最优解及仿真对比表明了算法的有效性和可靠性。

(2) 针对 D2D-V 车辆通信系统中蜂窝用户和车辆用户的不同业务需求,在保证蜂窝用户通信服务质量的前提下最大化共信道 D2D-V 链路的传输速率和。为考虑车辆移动对信道的影响,采用了包含多普勒频移的统计信道模型,并将蜂窝用户的确定性干扰限制约束描述成概率约束。针对问题中概率约束的难处理性以及目标函数的非凸性,分别采用了 Bernstein 近似和逐次凸逼近的方法得到了易处理的确定性约束以及复杂度更低的凸目标函数,进而得到一种有效且计算开销低的分布式迭代算法。

(3) 针对现有单一的车联网架构并不能有效地支撑 V2X 多样的业务需求的问题,提出了基于 IEEE 802.11p-LTE 混合架构车联网。考虑到车辆高移动性导致的快速拓扑变化以及信道不确定性,本文联合了成簇和鲁棒功率控制策略来实现稳定的车辆通信,有效的成簇策略有利于建立稳定的拓扑结构,而鲁棒功率控制策略能够有效地应对移动信道衰落波动。此外,重点考虑到无线车联网络通信对高资源效率的需求,提出了一种基于价格激励的通用框架以实现谱效和能效等性能指标的优化。

(4) 针对大规模 V2I 通信链路在节能通信及安全信息传输上的需求,这里结合反向散射和隐蔽通信来支持合法车辆获取准确安全的交通状态信息。通常隐蔽通信需要隐藏无线链路的存在来确保合法用户的信息安全和隐私。在基站广播的加密信

息下，路侧标签因需要反射其密钥信息会有较高的速率需求，从而容易暴露。因此，在恶意监视车辆存在的情况下，路侧标签会利用干扰机的人工噪声将信息秘密地发送给反向散射通信单元。最后，在监视者平均检测误差的隐蔽约束下，本文优化了标签的反射系数来最大化有效隐蔽速率。数值结果表明了隐蔽通信能有效地实现该 V2I 通系统的安全。

本文结合车联网的多样化服务需求对其无线资源优化的方法做出了相关研究，也取得了一系列成果，但是现有工作需要进一步完善，主要包括以下几点：

(1) 本文实验环境主要是通过对车联网移动信道数值模拟而建立的，并在此基础上对车联网系统的无线资源进行了优化，信道模型相对单一，也没有考虑实际的车辆移动导致周边场景及相应信道模型的变化。真实的车辆移动场景会更加复杂，会涉及更多复杂的时变参数。因此，在今后的研究当中，需要更加关注交通的时变特性，并从状态控制的角度实现对车联网无线资源的实时优化。

(2) 本文主要从通信的角度衡量了车辆用户多样的服务需求，但忽略了服务器处理各类实时数据及应用在计算方面的服务需求。目前，为满足车辆计算能力的扩展需求并弥补云计算时延较长的缺点，移动边缘计算是一种很有前景的方法。但移动边缘计算有限的计算资源往往决定着其任务卸载的成本，也会伴随车辆数目的增多而限约任务卸载带来的收益，并且还需要考虑任务卸载时带宽限制问题。因此，考虑移动边缘计算技术，车联网的通信-计算资源综合优化问题也是今后的拓展方向。

附录

A.1 μ^-, μ^+ 和 σ 的取值:

假设 \tilde{g}_{k0} 的分布是一个关于 $[0, 2L_{k0}(1-\epsilon_{k0}^2)]$ 的有界支集, 其中 \tilde{g}_{k0} 拥有均值为 $\bar{g}_{k0} = L_{k0}(1-\epsilon_{k0}^2)$ 的 PDF 表达式:

$$f_{\tilde{g}_{k0}}(x) = \frac{1}{\bar{g}_{k0}} e^{-\frac{x}{\bar{g}_{k0}}} \quad (\text{A-1})$$

因此, 得到 $\alpha_k = \beta_k = L_{k0}(1-\epsilon_{k0}^2)$ 。基于(3-14)、 $\xi_k \in [-1, 1]$ 和 $\xi_k \sim E(1)$ 。 ξ_k 的 PDF 表示为:

$$f_{\xi_k}(x) = e^{-(x+1)}, x \in [-1, 1] \quad (\text{A-2})$$

ξ_k 的期望和方差如下:

$$\mathbb{E}\{\xi_k\} = \int_{-1}^1 x f_{\xi_k}(x) dx = \int_{-1}^1 x e^{-(x+1)} dx = -\frac{2}{e^2} \approx -0.271 \quad (\text{A-3})$$

$$\mathbb{D}\{\xi_k\} = \int_{-1}^1 x^2 f_{\xi_k}(x) dx = \int_{-1}^1 x^2 e^{-(x+1)} dx = 1 - \frac{5}{e^2} \approx 0.323 \quad (\text{A-4})$$

参照文献[79]的表 1, μ_k^+ 和 r_k 的值设置为:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\{\xi_k\} \approx -0.271 < \mu_k^+ = 0.5 < r_k = \frac{\sqrt{2}}{2} \\ \mathbb{D}\{\xi_k\} \approx 0.323 < r_k^2 = 0.5 < 1 \end{aligned} \quad (\text{A-5})$$

相应地, 可以定义(A-6)如下:

$$q_{\mu,r}(t) \triangleq \begin{cases} \ln\left(\frac{(1-\mu)^2 e^{\frac{t(\mu-r^2)}{1-\mu}} + (r^2 - \mu^2)e^t}{1-2\mu+r^2}\right), t \geq 0 \\ \ln\left(\frac{(1+\mu)^2 e^{\frac{t(\mu+r^2)}{1+\mu}} + (r^2 - \mu^2)e^{-t}}{1+2\mu+r^2}\right), \text{否则} \end{cases} \quad (\text{A-6})$$

σ_k 的值可以通过求解得到:

$$\sigma_k = \min\{c \geq 0: q_{\mu_k^+, r_k}(t) \leq \mu_k^+ t + \frac{c^2}{2} t^2, \forall t\} \quad (\text{A-7})$$

由于 $t \geq 0$, 当 $\mu_k^+ = 0.5$ 和 $r_k = \sqrt{2}/2$, $q_{\mu_k^+, r_k}(t) = \ln(1/2 + e^t/2)$ 。

$$g(t) = \frac{1}{2}t + \frac{c^2}{2}t^2, t \geq 0 \quad (\text{A-8})$$

$$f(t) = g(t) - q_{\mu,r}(t) = \frac{1}{2}t + \frac{c^2}{2}t^2 - \ln\left(\frac{1}{2} + \frac{1}{2}e^t\right), t \geq 0$$

当 $t=0$, $f(0)=0$, $f'(0)=0$ 时, $g(t)$ 的函数图像在 $t=0$ 与 $q_{\mu,r}(t)$ 相切, $f(t)$ 的一阶导数 $f'(t)$ 表达式可以表示为:

$$f'(t) = \frac{1}{2} + c^2t - \frac{e^t}{1+e^t} \quad (\text{A-9})$$

为了满足(A-7)的条件, $f'(t) \geq 0, \forall t \geq 0$, (A-9)可以详细阐述为:

$$f'(t) \geq 0 \Rightarrow c^2 \geq \frac{(e^t - 1)}{2(e^t + 1)t} \quad (\text{A-10})$$

当 $t > 0$ 和 $t \rightarrow 0$, $c^2 \geq \lim_{t \rightarrow 0} \frac{(e^t - 1)}{2(e^t + 1)t} = \frac{1}{4}$ 。由于 $c \geq 0$, 最终可得 $\sigma_k = c_{\min} = 0.5$ 。

A.2 式(3-24)不等式证明

函数 $\log(1+x)$ 的近似下界近似值的表达式为:

$$\log(1+x) \geq \alpha \log(x) + \beta, \forall x > 0 \quad (\text{A-11})$$

式中, $\alpha > 0$ 和 β 是需要确定的两个系数。假设这个界在 $x = x_0$ 处很紧, 即 $\alpha \log(x_0) + \beta = \log(1+x_0)$ 。基于此紧密性条件, 可以将不等式(A-11)转换为:

$$\left(\frac{x}{x_0}\right)^\alpha \geq \frac{1+x}{1+x_0}, \forall x > 0 \quad (\text{A-12})$$

公式(A-12)表明了以下三个事实:

- (1) 任何满足(A-12)的 α 都是下界近似的有效系数;
- (2) 系数 α 必须小于 1。否则, 如果 $\alpha \geq 1$, $(x/x_0)^\alpha$ 是一个凹函数, 并且存在一些 $x > 0$, 导致公式(A-12)无效;

- (3) 函数 $y = (1+x)/(1+x_0)$ 是表示 $y = (x/x_0)^{\frac{x_0}{1+x_0}}$ 在 $x = x_0$ 处的切线。

基于这三个事实, 得出结论, $\alpha = x_0/(1+x_0)$ 是满足(A-12)的最大值。因此, 在

本文中, 选择了这两个系数为 $\alpha = \frac{x_0}{1+x_0}$ 和 $\beta = \log(1+x_0) - \frac{x_0}{1+x_0} \log(x_0)$ 。

参考文献

- [1] World Health Organization. Global status report on road safety 2018: summary[R]. World Health Organization, 2018.
- [2] 上海市城乡建设和交通发展研究院.上海市道路交通拥堵指数分析报告[R].上海: 上海市城乡建设和交通发展研究院, 2020.
- [3] Zhou Z, Xiong F, Xu C, et al. Energy-efficient vehicular heterogeneous networks for green cities[J]. IEEE Transactions on industrial Informatics, 2018, 14(4): 1522-1531.
- [4] d'Orey P M, Ferreira M. ITS for sustainable mobility: A survey on applications and impact assessment tools[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(2): 477-493.
- [5] Ji B, Zhang X, Mumtaz S, et al. Survey on the internet of vehicles: Network architectures and applications[J]. IEEE Communications Standards Magazine, 2020, 4(1): 34-41.
- [6] 依克热木·阿木提.解析车联网技术发展与应用前景[J].汽车与配件,2018,(32):50-51.
- [7] 梅杰. 高效可靠的车联网无线传输及协作通信机制研究[D]. 北京邮电大学, 2019.
- [8] 李小帅. V2X 通信无线资源管理关键技术研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2020.
- [9] Talpur A, Gurusamy M. Reinforcement learning-based dynamic service placement in vehicular networks[C]//2021 IEEE 93rd Vehicular Technology Conference (VTC2021-Spring). IEEE, 2021: 1-7.
- [10] Chen J, Wu H, Lyu F, et al. Multi-Dimensional Resource Allocation for Diverse Safety Message Transmissions in Vehicular Networks[C]//ICC 2021-IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2021: 1-6.
- [11] 中国信息通信研究院. 车联网白皮书 (C-V2X 分册)[J]. 2019.
- [12] Khan M A, Ghosh S, Busari S A, et al. Robust, Resilient and Reliable Architecture for V2X Communications[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(7): 4414-4430.
- [13] Yan Q, Hu B J, Wen Q. Joint Resource Allocation and Power Control for V2V Communication of High-density Vehicle Network[C]//2021 IEEE 93rd Vehicular Technology Conference (VTC2021-Spring). IEEE, 2021: 1-6.

-
- [14] Zhou F, Li Y, Ding Y. Practical V2I secure communication schemes for heterogeneous VANETs[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(15): 3131.
- [15] Ayoub T, Mazri T. Security challenges in V2I architectures and proposed solutions[C]//2018 IEEE 5th International Congress on Information Science and Technology (CiSt). IEEE, 2018: 594-599.
- [16] Hou X, Li Y, Jin D, et al. Modeling the impact of mobility on the connectivity of vehicular networks in large-scale urban environments[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 65(4): 2753-2758.
- [17] Wang H, Liu R P, Ni W, et al. VANET modeling and clustering design under practical traffic, channel and mobility conditions[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2015, 63(3): 870-881.
- [18] Zhou H, Xu W, Chen J, et al. Evolutionary V2X technologies toward the Internet of vehicles: Challenges and opportunities[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2020, 108(2): 308-323.
- [19] 惠宁, 伍杰, 周一青, 等. 未来车辆雾计算网络[J]. *电信科学*, 2020, 36(6): 14-27.
- [20] 汤立波, 康陈. 车联网产业融合发展趋势[J]. *电信科学*, 2019, 35(11): 96-100.
- [21] 徐志刚, 张宇琴, 王羽, 等. 我国自动驾驶汽车行业发展现状及存在问题的探讨[J]. *汽车实用技术*, 2019, 1.
- [22] Ren Y, Liu F, Liu Z, et al. Power control in D2D-based vehicular communication networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(12): 5547-5562.
- [23] The European table of frequency allocations and applications in the frequency-range 8.3KHz to 3000GHz (ECA table) [R]. Brussels, Belgium: European Research Council 2016.
- [24] MacHardy Z, Khan A, Obana K, et al. V2X access technologies: Regulation, research, and remaining challenges[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(3): 1858-1877.
- [25] Molina-Masegosa R, Gozalvez J. LTE-V for sidelink 5G V2X vehicular communications: A new 5G technology for short-range Vehicle-to-Everything communications [J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2017, 12(4):30-39.
- [26] Omar, Aboubakr H, Zhuang, et al. VeMAC: A TDMA-based MAC protocol for reliable broadcast in VANETs[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2013, 12(9):1724-1736.
- [27] Ucar S, Ergen S C, Ozkasap O. Multihop-cluster-based IEEE 802.11p and LTE hybrid architecture for VANET safety message dissemination[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 65(4): 2621-2636.

- [28] Nguyen K K, Duong T Q, Vien N A, et al. Distributed deep deterministic policy gradient for power allocation control in D2D-based V2V communications[J]. IEEE Access, 2019, 7: 164533-164543.
- [29] Sun W, Ström E G, Brännström F, et al. Radio resource management for D2D-based V2V communication[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 65(8): 6636-6650.
- [30] Si X. On the energy and spectral efficiency tradeoff in D2D-enabled vehicular communication networks[C]//2019 IEEE 19th International Conference on Communication Technology (ICCT). IEEE, 2019: 1147-1152.
- [31] Liang L, Kim J, Jha S C, et al. Spectrum and power allocation for vehicular communications with delayed CSI feedback[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2017, 6(4): 458-461.
- [32] Guo S, Zhou X. Robust resource allocation with imperfect channel estimation in NOMA-based heterogeneous vehicular networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 67(3): 2321-2332.
- [33] Kim J, Lee J, Moon S, et al. A position-based resource allocation scheme for V2V communication[J]. Wireless Personal Communications, 2018, 98(1): 1569-1586.
- [34] Liang L, Xie S, Li G Y, et al. Graph-based resource sharing in vehicular communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(7): 4579-4592.
- [35] Chiang M, Tan C W, Palomar D P, et al. Power control by geometric programming[J]. IEEE transactions on wireless communications, 2007, 6(7): 2640-2651.
- [36] Yang K, Martin S, Xing C, et al. Energy-efficient power control for device-to-device communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(12): 3208-3220.
- [37] Papandriopoulos J, Evans J S. SCALE: A low-complexity distributed protocol for spectrum balancing in multiuser DSL networks[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(8): 3711-3724.
- [38] Tang X, Ren P, Han Z. Distributed power optimization for security-aware multi-channel full-duplex communications: A variational inequality framework[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(9): 4065-4079.
- [39] Granjal J, Monteiro E, Silva J S. Security for the internet of things: a survey of existing protocols and open research issues[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(3): 1294-1312.
- [40] Khan R, Kumar P, Jayakody D N K, et al. A survey on security and privacy of 5G technologies:

- Potential solutions, recent advancements, and future directions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 22(1): 196-248.
- [41] Zou Y, Wang X, Shen W, et al. Security versus reliability analysis of opportunistic relaying[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 63(6): 2653-2661.
- [42] Tang W, Feng S, Ding Y, et al. Physical layer security in heterogeneous networks with jammer selection and full-duplex users[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(12): 7982-7995.
- [43] Ma C, Liu J, Tian X, et al. Interference exploitation in D2D-enabled cellular networks: A secrecy perspective[J]. IEEE Transactions on Communications, 2014, 63(1): 229-242.
- [44] Liu Z, Wang S, Liu Y, et al. Secrecy transmission for femtocell networks against external eavesdropper[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(8): 5016-5028.
- [45] Bash B A, Goeckel D, Towsley D. Limits of reliable communication with low probability of detection on AWGN channels[J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2013, 31(9): 1921-1930.
- [46] Lu X, Luong N C, et al. Secure Wirelessly Powered Networks at the Physical Layer: Challenges, Countermeasures, and Road Ahead[J]. Proceedings of the IEEE, 2021, 110(1): 193-209.
- [47] Li Q, Ren P, Xu D, et al. Covert non-orthogonal multiple access vehicular communications with friendly jamming[C]//2020 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). IEEE, 2020: 1-6.
- [48] Gao C, Yang B, Jiang X, et al. Covert communication in relay-assisted IoT systems[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(8): 6313-6323.
- [49] Yu N, Mei J, Zhao L, et al. Radio resource allocation for D2D-based V2V communications with Lyapunov optimization[C]//2017 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). IEEE, 2017: 1-6.
- [50] 吕婷, 张猛, 曹亘, 等. 5G 基站节能技术研究[J]. 邮电设计技术, 2020, 5: 46-50.
- [51] Gao L, Hou Y, Tao X, et al. Energy-efficient power control and resource allocation for V2V communication[C]//2020 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). IEEE, 2020: 1-6.
- [52] Xiao H, Zhu D, Chronopoulos A T. Power allocation with energy efficiency optimization in cellular D2D-based V2X communication network[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation

- Systems, 2019, 21(12): 4947-4957.
- [53] Osseiran A, Boccardi F, Braun V, et al. Scenarios for 5G mobile and wireless communications: the vision of the METIS project[J]. IEEE communications magazine, 2014, 52(5): 26-35.
- [54] Hou Y, Wu X, Tang X, et al. Radio resource allocation and power control scheme in v2v communications network[J]. IEEE Access, 2021, 9: 34529-34540.
- [55] Hisham A, Sun W, Ström E G, et al. Power control for broadcast V2V communications with adjacent carrier interference effects[C]//2016 IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2016: 1-6.
- [56] Zhang S, Hou Y, Xu X, et al. Resource allocation in D2D-based V2V communication for maximizing the number of concurrent transmissions[C]//2016 IEEE 27th annual international symposium on personal, indoor, and mobile radio communications (PIMRC). IEEE, 2016:1-6.
- [57] Xiao S, Zhou X, Yuan-Wu Y, et al. Robust resource allocation in full-duplex-enabled OFDMA femtocell networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(10): 6382-6394.
- [58] Zhang Y, Wang S. Resource allocation for cognitive radio-enabled femtocell networks with imperfect spectrum sensing and channel uncertainty[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 65(9): 7719-7728.
- [59] Liu Z, Han X, Liu Y, et al. D2D-based vehicular communication with delayed CSI feedback[J]. IEEE Access, 2018, 6: 52857-52866.
- [60] Liu Z, Zhang P, Guan X, et al. Robust power control for femtocell networks under outage-based QoS constraints[J]. Computer Networks, 2016, 102: 145-156.
- [61] Liu Z, Wang J, Xia Y, et al. Power allocation robust to time-varying wireless channels in femtocell networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 65(4): 2806-2815.
- [62] Liu Z, Li S, Ma K, et al. Robust power allocation based on hierarchical game with consideration of different user requirements in two-tier femtocell networks[J]. Computer Networks, 2017, 122: 179-190.
- [63] Gao C, Yang B, Jiang X, et al. Covert communication in relay-assisted IoT systems[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(8): 6313-6323.
- [64] Wang J, Tang W, Zhu Q, et al. Covert communication with the help of relay and channel uncertainty[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 8(1): 317-320.

-
- [65] Sobers T V, Bash B A, Guha S, et al. Covert communication in the presence of an uninformed jammer[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(9): 6193-6206.
- [66] Zhou X, Yan S, Hu J, et al. Joint optimization of a UAV's trajectory and transmit power for covert communications[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(16): 4276-4290.
- [67] Han K, Huang K, Ko S W, et al. Joint frequency-and-phase modulation for backscatter-tag assisted vehicular positioning[C]//2019 IEEE 20th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). IEEE, 2019: 1-5.
- [68] Karedal J, Tufvesson F, Czink N, et al. Measurement-based modeling of vehicle-to-vehicle MIMO channels[C]//2009 IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2009: 1-6.
- [69] Sen I, Matolak D W. Vehicle-vehicle channel models for the 5-GHz band[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2008, 9(2): 235-245.
- [70] Cheng L, Stancil D D, Bai F. A roadside scattering model for the vehicle-to-vehicle communication channel[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(9): 449-459.
- [71] Liang L, Li G Y, Xu W. Resource allocation for D2D-enabled vehicular communications[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(7): 3186-3197.
- [72] Botsov M, Klügel M, Kellerer W, et al. Location dependent resource allocation for mobile device-to-device communications[C]//2014 IEEE wireless communications and networking conference (WCNC). IEEE, 2014: 1679-1684.
- [73] Al-Shatri H, Weber T. Achieving the maximum sum rate using DC programming in cellular networks[J]. IEEE Transactions on signal processing, 2011, 60(3): 1331-1341.
- [74] Wang J, Liu K, Xiao K, et al. Dynamic clustering and cooperative scheduling for vehicle-to-vehicle communication in bidirectional road scenarios[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 19(6): 1913-1924.
- [75] Rémy G, Senouci S M, Jan F, et al. LTE4V2X—Collection, dissemination and multi-hop forwarding[C]//2012 IEEE international conference on communications (ICC). IEEE, 2012: 120-125.
- [76] Chandrasekhar V, Andrews J G, Muharemovic T, et al. Power control in two-tier femtocell networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8(8): 4316-4328.
- [77] Bertsimas D, Popescu I. Optimal inequalities in probability theory: A convex optimization

- approach[J]. SIAM Journal on Optimization, 2005, 15(3): 780-804.
- [78] Horst R, Tuy H. Global optimization: Deterministic approaches[M]. Springer Science & Business Media, 2013.
- [79] Marks B R, Wright G P. A general inner approximation algorithm for nonconvex mathematical programs[J]. Operations research, 1978, 26(4): 681-683.
- [80] Chiang M, Tan C W, Palomar D P, et al. Power control by geometric programming[J]. IEEE transactions on wireless communications, 2007, 6(7): 2640-2651.
- [81] Boyd S, Boyd S P, Vandenberghe L. Convex optimization[M]. Cambridge university press, 2004.
- [82] Yates R D. A framework for uplink power control in cellular radio systems[J]. IEEE Journal on selected areas in communications, 1995, 13(7): 1341-1347.
- [83] Gyawali S, Xu S, Qian Y, et al. Challenges and solutions for cellular based V2X communications[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020, 23(1): 222-255.
- [84] Zheng K, Zheng Q, Chatzimisios P, et al. Heterogeneous vehicular networking: A survey on architecture, challenges, and solutions[J]. IEEE communications surveys & tutorials, 2015, 17(4): 2377-2396.
- [85] Fiore M, Härri J. The networking shape of vehicular mobility[C]//Proceedings of the 9th ACM international symposium on Mobile ad hoc networking and computing. 2008: 261-272.
- [86] Vasconcelos L, Silva A B, Seco A, et al. Estimating the parameters of Cowan's M3 headway distribution for roundabout capacity analyses[J]. The Baltic Journal of Road and Bridge Engineering, 2012, 7(4): 261-268.
- [87] Feng D, Lu L, Yuan-Wu Y, et al. Device-to-device communications underlaying cellular networks[J]. IEEE Transactions on communications, 2013, 61(8): 3541-3551.
- [88] Cheng X, Yang L, Shen X. D2D for intelligent transportation systems: A feasibility study[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(4): 1784-1793.
- [89] ElSawy H, Hossain E, Alouini M S. Analytical modeling of mode selection and power control for underlay D2D communication in cellular networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2014, 62(11): 4147-4161.
- [90] Asadi A, Wang Q, Mancuso V. A survey on device-to-device communication in cellular networks[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(4): 1801-1819.

-
- [91] Wu M, Ren Y, Wang P, et al. Location-partition-based resource allocation in D2D-supported vehicular communication networks[C]//2018 IEEE 87th vehicular technology conference (VTC Spring). IEEE, 2018: 1-6.
- [92] Kim T, Love D J, Clerckx B. Does frequent low resolution feedback outperform infrequent high resolution feedback for multiple antenna beamforming systems?[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 59(4): 1654-1669.
- [93] Han Q, Yang B, Miao G, et al. Backhaul-aware user association and resource allocation for energy-constrained HetNets[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 66(1): 580-593.
- [94] Ben-Tal A, Nemirovski A. Selected topics in robust convex optimization[J]. Mathematical Programming, 2008, 112(1): 125-158.
- [95] Nemirovski A, Shapiro A. Convex approximations of chance constrained programs[J]. SIAM Journal on Optimization, 2007, 17(4): 969-996.
- [96] Soltani N Y, Kim S J, Giannakis G B. Chance-constrained optimization of OFDMA cognitive radio uplinks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(3): 1098-1107.
- [97] Papandriopoulos J, Evans J S. Low-complexity distributed algorithms for spectrum balancing in multi-user DSL networks[C]//2006 IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2006, 7: 3270-3275.
- [98] Noh S K, Kim P, Yoon J H. Doppler effect on V2I path loss and V2V channel models[C]//2016 international conference on information and communication technology convergence (ICTC). IEEE, 2016: 898-902.
- [99] Filippi A, Moerman K, Martinez V, et al. IEEE 802.11p ahead of LTE-V2V for safety applications[J]. Autotalks NXP, 2017: 1-19.
- [100] Filippi A, Moerman K, Daalderop G, et al. Ready to roll: Why 802.11p beats LTE and 5G for V2X[J]. NXP Semiconductors, Cohda Wireless and Siemens White Paper, 2016.
- [101] Gupta S K, Khan J Y, Ngo D T. Cluster-based D2D architecture for safety services in vehicular ad hoc networks[C]//2018 IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW). IEEE, 2018: 43-48.
- [102] Zhang R, Cheng X, Yao Q, et al. Interference graph-based resource-sharing schemes for vehicular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(8): 4028-4039.

- [103] Basu P, Khan N, Little T D C. A mobility-based metric for clustering in mobile ad hoc networks[C]//Proceedings 21st international conference on distributed computing systems workshops. IEEE, 2001: 413-418.
- [104] Xiong K, Fan P, Lu Y, et al. Energy efficiency with proportional rate fairness in multi-relay OFDM networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(5): 1431-1447.
- [105] Zhou Z, Ota K, Dong M, et al. Energy-efficient matching for resource allocation in D2D enabled cellular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 66(6): 5256-5268.
- [106] Singh K, Ku M L. Toward green power allocation in relay-assisted multiuser networks: A pricing-based approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 14(5): 2470-2486.
- [107] Horn R A. The hadamard product[C]//Proc. Symp. Appl. Math. 1990, 40: 87-169.
- [108] Zhang J, Zhong H, Cui J, et al. An extensible and effective anonymous batch authentication scheme for smart vehicular networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(4): 3462-3473.
- [109] Kamel J, Ansari M R, Petit J, et al. Simulation framework for misbehavior detection in vehicular networks[J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2020, 69(6): 6631-6643.
- [110] Sağlam E T, Bahtiyar Ş. A survey: Security and privacy in 5G vehicular networks[C]//2019 4th International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK). IEEE, 2019: 108-112.
- [111] El-Rewini Z, Sadatsharan K, Selvaraj D F, et al. Cybersecurity challenges in vehicular communications[J]. Vehicular Communications, 2020, 23: 100214.
- [112] Jameel F, Wyne S, et al. A comprehensive survey on cooperative relaying and jamming strategies for physical layer security[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 21(3): 2734-2771.
- [113] Shahzad K, Zhou X. Covert communication in backscatter radio[C]//ICC 2019-2019 IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2019: 1-6.
- [114] Wang Y, Yan S, Yang W, et al. Energy-efficient covert communications for bistatic backscatter systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(3): 2906-2911.
- [115] Shahzad K, Zhou X, Yan S, et al. Achieving covert wireless communications using a full-duplex receiver[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(12): 8517-8530.
- [116] Kang X, Zhang R, Liang Y C, et al. Optimal power allocation strategies for fading cognitive

- radio channels with primary user outage constraint[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2011, 29(2): 374-383.
- [117] Lyu B, You C, Yang Z, et al. The optimal control policy for RF-powered backscatter communication networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 67(3): 2804-2808.
- [118] Hu J, Wu Y, Chen R, et al. Optimal detection of UAV's transmission with beam sweeping in covert wireless networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 69(1): 1080-1085.
- [119] Lann E. Testing statistical hypotheses[M]. Wiley, New York, 1959.

攻读博士学位期间承担的科研任务与主要成果

（一）主持的科研项目

- [1] 第一主持人，河北省研究生创新资助项目.

（二）参与的科研项目

- [1] 第七参与者，国家自然科学基金资助项目.
[2] 第六参与者，河北省自然科学基金重点资助项目.

（三）发表的期刊论文

- [1] 第一作者, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020. (SCI 二区 TOP, IF: 5.978)
[2] 第一作者, *IEEE Network*, 2022. (一区 TOP, IF:10.693, 已录用)
[3] 第一作者, *IEEE Internet of Things Journal*, 2022. (二轮评审中, IF: 9.471)
[4] 第二作者, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019. (SCI 二区 TOP, IF: 5.978)
[5] 第二作者, *IEEE Systems Journal*, 2019. (SCI 二区, IF: 3.931)
[6] 第三作者, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. (已录用, IF: 9.144)
[7] 第三作者, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021. (SCI 二区 TOP, IF: 5.978)
[8] 第三作者, *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 2021. (SCI 二区, IF: 3.183)
[9] 第三作者, *Peer-to-Peer Networking and Applications*, 2021. (SCI 三区, IF: 3.307)

（四）发表的会议论文

- [1] 第一作者, *2019 3rd International Symposium on Autonomous Systems (ISAS)*. IEEE, 2019.
[2] 第三作者, *2017 36th Chinese Control Conference (CCC)*. IEEE, 2017.
[3] 第三作者, *2022 International Conference on Communications (ICC)*. IEEE, 2022. (已录用)