燕山大学
YANSHAN UNIVERSITY

硕 士 学 位 论 文

MASTER'S DISSERTATION

（学 术 学 位）

论文题目　无人机辅助的车联网络任务卸载与资源分配研究

作者姓名　魏建帅

学科专业　控制科学与工程

指导教师　刘志新 教授

2023 年 6 月

中图分类号： O226　　　　　　　　　　　　学校代码：10216
UDC： 517　　　　　　　　　　　　　　　密级：公开

学术学位硕士学位论文

无人机辅助的车联网络任务卸载与资源分配研究

硕 士 研 究 生： 魏建帅
导　　　　　师： 刘志新 教授
申　请　学　位： 工学硕士
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： 2024 年 6 月
授予学位单位： 燕山大学

A Dissertation in Control Science and Engineering

RESEARCH OF JOINT OPTIMAL ALLOCATION OF COMMUNICATION RESOURCES FOR VEHICLE NETWORKING IN HIGHLY DYNAMIC ENVIRONMENTS

by Wei Jianshuai

Supervisor: Professor Liu Zhixin

School of Electrical Engineering, Yanshan University

June, 2024

燕山大学硕士学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的硕士学位论文《无人机辅助的车联网络任务卸载与资源分配研究》，是本人在导师指导下，在燕山大学攻读硕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

燕山大学硕士学位论文使用授权书

《无人机辅助的车联网络任务卸载与资源分配研究》系本人在燕山大学攻读硕士学位期间在导师指导下完成的硕士学位论文。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　　年解密后适用本协议书。

本学位论文属于

不保密 □。

（请在以上对应方框内打“✓”）

作者签名：　　　　　　　日期：　　　年　　月　　日

导师签名：　　　　　　　日期：　　　年　　月　　日

摘　要

近年来，5G 技术逐步商用化，无线通信技术的快速发展和应用为车联网通信的研究带来了巨大的机遇和挑战。5G 移动技术可有效满足车联网的需求，为车联网的发展带来更好的解决方案。但与此同时，由于 5G 技术信道状态的复杂性以及车联网中移动用户的随机性使得诸多不确定因素共存于系统之中，如用户数量、信道状态、拓扑切换、可用信息以及用户信息安全等方面。可见这种高动态环境对于车联网无线可靠传输提出了新的挑战。本项目将针对 5G 车联中的干扰管理与资源分配以及多种服务指标保证，围绕上述三个学术问题展开研究。重点关注如何克服车联网中不确定因素对网络资源管理效率的影响，提高系统鲁棒性。本项目研究将为建立适应复杂高动态，高密度网络环境的资源管理协议奠定基础，对于提高无线频谱资源利用效率，优化网络性能，推动 5G 网络技术发展具有重要的促进作用。本项目侧重研究通信网络节能优化管理，研究成果可服务于信息产业无线通信领域，符合湖北省产业升级、绿色崛起的发展需求。

关键词： 无人机通信；吞吐量；中断概率；边缘计算；轨迹优化；任务卸载

Abstract

This is the abstract of your paper and it should be ...

This is the abstract of your paper and it should be This is the abstract of your paper and it should be ...

Keywords: Photonic crystal fiber; dispersion; birefringence; genetic algorithm; finite element method; terahertz UAV relay; Throughput; Outage probability; Relay selection; Power control; Trajectory optimization

目 录

第 1 章 绪论

可以不写，那就不写AIAS 编程有道、AIAS 编程有道、AIAS 编程有道

1.1 课题的研究背景及意义

物联网将各种信息传感设备接入到互联网中，能够实时采集相关信息并进行智能化感知、识别和管理，实现物与物、物与人的广泛连接 [1] 。随着网联汽车数量的激增，物联网作为一种使能技术在城市交通系统中有着巨大的应用前景，为实现车与车、车与物、车与用户设备的连接提供了技术支撑 [2]-[3] 。预计到 2025 年，中国将会有超过 2800 万辆网联汽车，并且该数量仍会持续增长。传统的车辆自组织网络（VANET）能够将车辆变为具有路由功能的移动节点，使得车辆之间能够相互连接，形成一个局部的网络，在信号覆盖范围内车辆可以退出和加入网络，形成一个小范围的临时的、随机的、不稳定的移动网络。该网络会受到车辆数量和移动性的影响，使用范围是局部的、离散的，随着道路交通道路环境的复杂化和网联汽车行业的大规模发展，VANET 无法提供可持续性的服务，其发展受到了一定阻碍 [4] 。车联网（IOV）是对 VANET 的升级，扩展了其规模、结构和应用，IOV 由三个网络组成，包含车辆互联的自组织网络、网联车辆远程通信网路、车载移动终端互联网络，能够通过计算和服务提供可持续性增强通信。同时 5G 技术为扩大车联网提供了新的可能性，为构建网联环境提供基础设施和服务，使车联网容量进一步提升 [5][6] 。

1.2 国内外研究现状

随着网联汽车数量的与日俱增和 5G 无线通信技术的发展，车联网用户追求更好的服务体验，在网络覆盖范围、车辆通信距离、信息传输速率、通信可靠性等方面提出了更高的要求。面对这些挑战，中继技术得到了进一步的发展，与传统的蜂窝网络相比，中继网络具有诸多的优点，可以扩大基站信号的覆盖范围，增加通信节点数量；可以进行资源调度，分摊基站的负载压力，提升频谱利用率；可以为终端的接入提供更多的自由度，降低发射功率，节约资源；中继可以方便的布设在通信网络中，运维成本低 [12] 。由于车辆的密集性和快速移动性以及复杂的道路环境，所以会使得信道条件不断的变化从而造成一定程度上的信道衰落和路径损耗，通信质量变差，用户体验降低，传统的固定中继不足以应对车联网中快速变化的拓扑结构，所以引入移动中继主动适应信道条件的变化逐步成为一种主流技术 [13] 。

1.2.1 无线协作网络功率控制

打开 chap-intro.tex 文件。该文件对应论文的第一章“绪论”。然后输入如下内容：

1.2.2 无人机中继轨迹优化

在无人机中继辅助网络中，为了进一步提升系统性能，无人机中继已经不再满足于固定轨迹和随机游走模型。无人机中继的引入可以适应通信网络拓扑结构和信道条件的变化，以抵抗衰落带来的负面影响，随着技术的革新，用户对于通信快速性和可靠性提出了更高的要求。

1.2.3 中继选择与聚类算法

在无人机中继辅助网络中，为了进一步提升系统性能，无人机中继已经不再满足于固定轨迹和随机游走模型。无人机中继的引入可以适应通信网络拓扑结构和信道条件的变化，以抵抗衰落带来的负面影响，随着技术的革新，用户对于通信快速性和可靠性提出了更高的要求。

1.3 研究动机

论文的框架分为：章节条款等，分别由下列一些命令生成。由`\chapter{}`生成章标题，由`\section{}`生成节标题，由`\subsection{}`生成条标题，由`\subsubsection{}`生成款标题。从国内外的研究现状可以发现，目前对于移动中继协作网络的功率控制、轨迹优化和中继选择的研究已经奠定了广泛的基础，并提出了丰富的算法。其中对于功率控制的研究主要包括博弈法、模型法、松弛技术、块坐标下降法、反演算法、集中式迭代法和分散式随机学习算法

1.3.1 车辆非密集网络通信快速性

论文的框架分为：章节条款等，分别由下列一些命令生成。由`\chapter{}`生成章标题，由`\section{}`生成节标题，由`\subsection{}`生成条标题，由`\subsubsection{}`生成款标题。

1.3.2 车辆密集网络通信可靠性

在无人机中继辅助网络中，为了进一步提升系统性能，无人机中继已经不再满足于固定轨迹和随机游走模型。无人机中继的引入可以适应通信网络拓扑结构和信

道条件的变化，以抵抗衰落带来的负面影响，随着技术的革新，用户对于通信快速性和可靠性提出了更高的要求。

1.3.3 双工车联网的可靠性和快速性均衡

在无人机中继辅助网络中，为了进一步提升系统性能，无人机中继已经不再满足于固定轨迹和随机游走模型。无人机中继的引入可以适应通信网络拓扑结构和信道条件的变化，以抵抗衰落带来的负面影响，随着技术的革新，用户对于通信快速性和可靠性提出了更高的要求。 其中的参数“[width=\textwidth]”指定图形的宽度 0.6 倍页宽。最后的效果如图1-1所示。

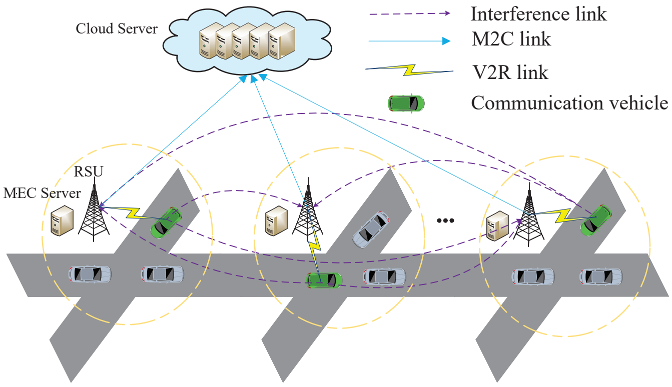

图 1-1 单个居中图形

1.4 论文结构安排

本文以移动无人机中继辅助的车联网为背景，在可视路径下充分体现了车辆用户的移动性，分别研究了车辆非密集网络、车辆密集网络、双工通信网络三个通信场景，在考虑了功率约束、无人机移动性约束、信息因果约束、阈值约束、不完全自干扰消除等条件下，以吞吐量、中断概率为指标，对中继选择、无人机轨迹、功率控制进行联合优化，通过聚类法、注水法、拉格朗日法、极值法、松弛技术、连续迭代法、连续凸优化法、交替近似法等方法进行解决以提升无线通信系统的可靠性和快速性。本文的整体结构流程如图 1-1 所示。

注意！第一章不要有“本章小结”!!!

第 2 章 基于博弈论的鲁棒干扰管理异构车载网络中的大规模空地一体化通信异构车载网络

2.1 引言

作为智能交通系统（ITS）最有前途的解决方案，车联网（IoV）有望满足快速增长的需求，如交通效率、驾驶体验和事故处理。然而，由于车辆密度和用户需求的快速增加，单小区网络的频谱效率较低 [1]。因此，异构车载网络的部署已成为一种趋势。

近年来，空地一体化作为提高无线通信质量的最可行的解决方案之一，引起了工业界和学术界的广泛关注。由于部署灵活、远程操作和中继能力，选择空中无人机来辅助地面网络 [2]。然而，当无人机加入异构场景时，空地综合通信网络将面临两大挑战。首先，当使用信道复用模式来提高频谱效率时，多用户干扰是一个棘手的问题。有效和稳健的通信在很大程度上受到多用户干扰的影响，特别是在不确定的信道环境中，因此实现有效的干扰管理是一个重大挑战 [3]。其次，空地集成异构车辆网络（AGHVN）是分层的，其中蜂窝用户（CUE）和车辆用户（VUE）分别充当领导者和追随者。然而，CUE 和 VUE 是不同的利益相关者，他们为自己的利益而竞争。平衡各方利益是一项挑战。因此，空地一体化异构车载网络的广泛部署仍然带来紧迫的挑战。

2.2 问题构建

2.2.1 系统及信道模型

我们考虑了一种上行链路空地一体化通信场景，在这种场景中，众多车对无人机（V2U）小区覆盖在一个宏蜂窝之下。如图 1 所示，无人机固定悬停并部署在交通拥堵路段，负责接收其覆盖范围内车辆的信号并将其发送到基站（BS）。值得注意的是，所有无人机都是双工的，配备有接收天线和发射天线，因此接收和发射过程可以同时完成。通信中的 CUE 和 VUE 集合分别索引为 $\mathcal{S}_0 := \{0\}$ 和 $\mathcal{S}_l := \{1,2,...,N\}$。为了提高频谱利用率，实现多用户联合通信，V2U 通信重复使用了 CUE 的上行信道。但是会产生严重的多用户干扰，限制了信号链路的通信。如图 1 所示，信号链路（蜂窝链路和同信道 V2U 链路）和干扰链路（CUE-V 链路、V-BS 链路和 V2U 干扰链路）被区分开来。

假设无人飞行器的飞行高度为 H_n，则 VUE_k 与 UAV_n 之间的距离为：

$$h_{k,n} = \sqrt{H_n^2 + (\|W_k - W_n\|)^2}, \quad k \in \mathcal{N}, n \in \mathcal{N} \tag{2-1}$$

其中 W_k 和 W_n 是 VUE_k 与 UAV_n 的位置信息，CUE 与 BS 之间的距离为：

$$h_{0,0} = \sqrt{H_0^2 + (\|W_0 - W_{BS}\|)^2}, \tag{2-2}$$

其中，W_0 和 W_{BS} 为 CUE 和 BS 的位置，H_0 为 BS 上信号接收器的垂直高度。VUE_k 与 BS 之间的距离为 $h_{k,0}$，CUE 与 UAV_n 之间的距离为 $h_{0,n}$。$h_{k,0}$ 和 $h_{0,n}$ 的表达式类似于(2-1)和(2-2)。

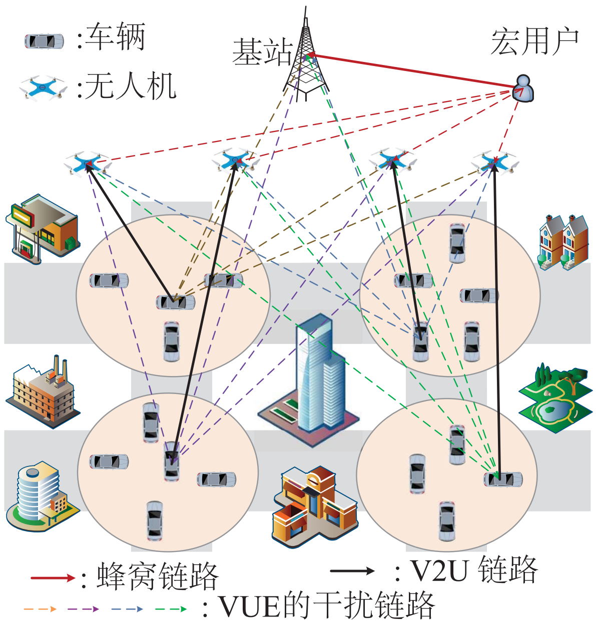

图 2-1 天地网络系统模型

蜂窝链路和同信道 V2U 链路的大规模衰落可分别表示为：

$$g_{0,0} = L_{0,0} h_{0,0}^{-\alpha}, \tag{2-3}$$

$$g_{n,n} = L_{k,n} h_{k,n}^{-\alpha}, \quad k, n \in \mathcal{N}, k = n \tag{2-4}$$

其中，$L_{0,0}$ 和 $L_{n,n}$ 是蜂窝链路和同信道 V2U 链路的阴影衰减效应。α 是路径损耗指数。虽然车辆与无人机之间的传输链路可视为借助无人机在道路上空进行的 LoS 通信，但仍存在一些影响信道增益的因素，如通信终端的相对移动、信道估计误差以及不可避免的信道不确定性。因此，小尺度衰落不容忽视。根据 [3]，它遵循截断指数分布。为了描述信道增益的不确定性，引入了一个参数 G，G 是一个独立的同分布随机变量，其概率密度函数为 $f_G(x) = e^{-x}$ 。信号链路 n 的实时信噪比（SINR）可

表示为：

$$\gamma_n(p_n) = \frac{p_n G g_{n,n}}{I_n}, k \in \mathcal{N}, n \in \mathcal{N}, \tag{2-5}$$

其中，$g_{n,n}$ 是给定时隙内的估计增益。同信道 V2U 链路 n 的干扰可视为测量值，其表达式为：

$$I_n = p_0 g_{0,n} + \sum_{k=1,k\neq n}^{N} p_k g_{k,n} + \delta^2, \quad k \in \mathcal{N}, n \in \mathcal{N}, \tag{2-6}$$

其中，p_k 表示第 k 个 VUE 的传输功率。p_0 是 CUE 的传输功率。δ^2 是噪声干扰。

为处理不确定参数 G，确保 V2U 通信质量，我们引入了以下中断概率约束、

$$\Pr\left\{\gamma_n \leq \gamma_{th}\right\} \geq 1-\varepsilon, \quad n \in \mathcal{N} \tag{2-7}$$

其中，γ_n 表示第 n 个同频 V2U 链路的瞬时 SINR。γ_{th} 是事先给定的阈值，代表目标 SINR。ε 是中断概率阈值，$\varepsilon \in (0,1)$ 。

考虑了不确定的信道增益，并使用遍历容量来显示网络性能。

$$R_{er} = \int_0^{\infty} W \log(1+\gamma_n) \Pr(\gamma_n)\, d(\gamma_n), \tag{2-8}$$

其中，W 是重用信道的带宽，$\Pr(\gamma_n)$ 是 γ_n 的概率分布函数。根据詹森不等式认为

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\{W \log(1+\gamma_n\} &= \textstyle\int_0^{\infty} W \log(1+\gamma_n)\ \Pr(\gamma_n)\, d(\gamma_n) \\ &< W \log(1+\mathbb{E}\{\gamma_n\}) \\ &= W \log(1+\bar{\gamma}_n), \end{aligned} \tag{2-9}$$

其中 $\bar{\gamma}_n = \mathbb{E}\{\frac{p_n G g_{n,n}}{I_n}\} = \frac{p_n g_{n,n}}{I_n}$. 这也是香农容量是遍历容量的上限，通过信道编码技术可以使遍历容量接近上限。因此，根据香农定理计算出的 VUE 的确定性等效传输速率为：

$$R_n = W \log(1+\bar{\gamma}_n(p_n)), \quad n \in \mathcal{N}. \tag{2-10}$$

2.2.2 博弈论问题

在空地一体化异质车载网络（AGHVN）中，频谱所有者 CUE 可以对干扰进行定价，并将 VUE 的收费作为其利润。在 V2U 小区中，VUE 的效用是传输速率与购买干扰成本之间的差额。考虑到 CUE 和 VUE 都是自私自利的，它们都愿意为自己的利益而竞争。因此，数学框架自然符合 Stackelberg 博弈模型，其中 CUE 和 VUE 分别是领导者和追随者。此外，还考虑了 CUE 的通信约束。第 n_{th} 个 V2U 单元的下子博弈可表述为：

$$P_1: \max_{p_n} U_n = R_n - c_n p_n g_{n,0} \tag{2-11}$$

$$\text{s.t. } \Pr\left\{\gamma_n(p_n) \geq \gamma_{th}\right\} \geq 1-\varepsilon \tag{2-11-1}$$

$$0 \leq p_n \leq p_{n,\max} \tag{2-11-2}$$

其中，U_n 是第 n 个 V2U 信号链路的效用，$p_{n,\max}$ 是功率的上限。

作为领导者，价格策略应保证每个用户都有正收益。因此，蜂窝网络的上子博弈可以表述为

$$P_2: \max_{\mathbf{c}} U_0 = \sum_{n=1}^{N} c_n p_n(c_n) g_{n,0} \tag{2-12}$$

$$\text{s.t. } R_n\{p_n(c_n)\} \geq c_n p_n(c_n) g_{n,0} \tag{2-12-1}$$

$$0 \leq c_n \leq c_{n,\max} \tag{2-12-2}$$

其中，U_0 是蜂窝链接的效用。$c_{n,\max}$ 是价格上限。

此外，通过寻找子博弈的纳什均衡（NE），可以得到所提出的斯塔克尔伯格博弈的博弈均衡（GE）。关于（NE）和（GE）的详细描述请参阅 [4]。

2.3 博弈问题求解

2.3.1 概率约束的转化

从 (2-6)和 (2-7)可以看出，中断概率约束可以表示为:

$$\Pr\left\{\frac{p_n G g_{n,n}}{I_n} \geq \gamma_{th}\right\} \geq 1-\varepsilon. \tag{2-13}$$

由于 G 的概率密度函数为 $f_G(x) = e^{-x}$，因此可通过变量积分得到：

$$\int_0^{\frac{\gamma_{th} I_n}{p_n g_{n,n}}} e^{-x}\, dx \leq \varepsilon. \tag{2-14}$$

可以认为：

$$\frac{p_n g_{n,n}}{I_n} \geq \frac{-\gamma_{th}}{\ln(1-\varepsilon)}. \tag{2-15}$$

因此，中断概率约束的确定性表达式可求得如下，

$$\frac{-\gamma_{th} I_n}{\ln(1-\varepsilon)} - p_n g_{n,n} \leq 0, \quad \forall n \in \mathcal{N}. \tag{2-16}$$

2.3.2 求解下层子问题

通过转换概率约束条件，可以得到一个资源分配的确定性优化问题。

$$P_3: \max_{p_n} \quad R_n - c_n p_n g_{n,0} \tag{2-17}$$

$$\text{s.t.} \ \frac{-\gamma_{th} I_n}{\ln(1-\varepsilon)} - p_n g_{n,n} \le 0 \tag{2-17-1}$$

$$0 \le p_n \le p_{n,\max} \tag{2-17-2}$$

由于 P_3 是一个标准的凸优化问题，因此要构造拉格朗日函数来求解最优幂。(2-17) 的拉格朗日函数表述为

$$L_n(p_n,\lambda_n) = R_n - c_n p_n g_{n,0} - \lambda_n \left(\frac{-\gamma_{th} I_n}{\ln(1-\varepsilon)} - p_n g_{n,n}\right), \tag{2-18}$$

其中，λ_n 是拉格朗日乘数，$\lambda_n \ge 0$。

使用子梯度法，可以得到拉格朗日乘数的迭代更新表达式，

$$\lambda_n^{(t+1)} = [\lambda_n^{(t)} + K_\lambda^{(t)}(\frac{-\gamma_{th} I_n^{(t)}}{\ln(1-\varepsilon)} - p_n^{(t)} g_{n,n})]^+, \tag{2-19}$$

其中 $I_n^{(t)} = p_0 g_{0,n} + \sum_{k=1,k\ne n}^{N} p_k^{(t)} g_{k,n}$。$P3$ 的卡鲁什 -库恩 -塔克（KKT）条件为，

$$\begin{cases} \frac{\partial L_n(p_n,\lambda_n)}{\partial p_n} = \frac{W g_{n,n}}{p_n g_{n,n} + I_n} - c_n g_{n,0} - \lambda_n g_{n,n} = 0 \\ \lambda_n\left(\frac{-\gamma_{th} I_n}{\ln(1-\varepsilon)} - p_n g_{n,n}\right) = 0 \\ \lambda_n \ge 0 \end{cases} \tag{2-20}$$

每个 VUE 的最佳传输功率为，

$$p_n^* = \frac{W}{c_n g_{n,0} - \lambda_n^* g_{n,n}} - \frac{I_n^*}{g_{n,n}}. \tag{2-21}$$

此外，迭代表达式如下，

$$p_n^{(t+1)} = \frac{W}{c_n g_{n,0} - \lambda_n^{(t+1)} g_{n,n}} - \frac{I_n^{(t+1)}}{g_{n,n}}. \tag{2-22}$$

要证明 (2-21)是 GE，就要讨论 NE 的存在性和唯一性。

存在性：正如 [5] 中所指出的，在堆积尔伯格子博弈 (2-10)中存在一个 NE，条件是 1) $\mathbf{P}$ 是某个欧几里得空间 $\mathscr{R}^N$ 的非空凸紧凑子集，2) $U_{\mathrm{n}}(p_n)$ 在 $\mathbf{P}$ 中是连续的，在 p_n 中是凹的。

证明 1) 权力策略空间为 $\mathbf{P} = \{p_n : 0 \le p_n \le p_{n,\max}\}$, 它是欧几里得空间 $\mathscr{R}^N$ 的一个非空、凸和紧凑子集。2) 得到效用关于 p_n 的一阶导数、

$$\frac{\partial U_n}{\partial p_n} = \frac{W g_{n,n}}{p_n g_{n,n} + I_n} - c_n g_{n,0}. \tag{2-23}$$

得到关于 p_n 的二阶导数、

$$\frac{\partial^2 U_n}{\partial p_n^2} = -\frac{W(g_{n,n})^2}{\left(p_n g_{n,n} + I_n\right)^2} < 0. \tag{2-24}$$

由于 $U_\mathrm{n}(p_n)$ 相对于 p_n 的二阶导数总是小于 0，所以 $U_\mathrm{n}(p_n)$ 在 p_n 中是凹的。因此，在斯塔克尔伯格子博弈 2-10中存在一个 NE 。

唯一性：当 $g_{n,n} > \sum\limits_{k=0,k\neq n}^{N} g_{k,n}$ 时，在拟议的斯塔克尔伯格子博弈中，NE 是唯一的。

证明 让 $p_{-n}(t) = [p_k(t)]_{k\in\mathcal{K},k\neq n}$，那么

$$G_{-n}p_{-n}(t) = \sum_{k=1,k\neq n}^{N} g_{k,n}p_k(t) \tag{2-25}$$

其中 $G_{-n} = [g_{k,n}]^T_{k\in\mathcal{N},k\neq n}$

定义 $\Delta p_n(t) = p_n(t) - p_n^*$ ，我们得到

$$\begin{aligned} |\Delta p_n(t+1)| &= |p_n(t+1) - p_n^*| \\ &= \left|\frac{\sum_{k=0,k\neq n}^{N} g_{k,n}(p_k^{(t)} - p_k^*)}{g_{n,n}}\right| \\ &= \left\|\frac{\sum_{k=0,k\neq n}^{N} g_{k,n}}{g_{n,n}}\right\|_\infty \left\|\sum_{k=0,k\neq n}^{N} \Delta p_k(t)\right\|_\infty. \end{aligned} \tag{2-26}$$

一般情况下，V2U 信号链路的信道增益大于干扰链路，所以 $g_{n,n} > \sum_{k=0,k\neq n}^{N} g_{k,n}$ 是可行的。然后，我们可以得到 $\|\frac{G_{-n}}{g_{n,n}}\| < 1$ 。根据 $l_\infty-$norm 的定义，我们知道 $\|\sum_{k=0,k\neq n}^{N}\Delta p_k(t)\|_\infty = \max[\Delta p_k(t)]_{k\in\mathcal{N},k\neq n}$。因此，$\delta p_n(t+1)$ 在迭代一段时间后可以趋近于零，而 $p_n(t+1)$ 可以趋近于唯一的最优点 p_n^*。因此，在 Stackelberg 子博弈中，NE 是唯一的。

2.3.3 求解上层子问题

在上层网络中，根据 VUE 的最优传输功率 p_n，原来的上层子博弈可以重写为，

$$P_4 : \max_{\mathbf{c}} \sum_{n=1}^{N} c_n p_n(c_n) g_{n,0} \tag{2-27}$$

$$\text{s.t. } W\log(1 + \frac{p_n(c_n)g_{n,n}}{I_n}) \geq c_n p_n(c_n) g_{n,0} \tag{2-27-1}$$

$$p_n(c_n) = \frac{W}{c_n g_{n,0} - \lambda_n g_{n,n}} - \frac{I_n}{g_{n,n}} \tag{2-27-2}$$

$$0 \leq c_n \leq c_{n,\max} \tag{2-27-3}$$

每个子问题的拉格朗日函数表示如下，

$$L_n(c_n,\mu_n)=(1-\mu_n)c_n g_{n,0}\left(\frac{W}{c_n g_{n,0}-\lambda_n g_{n,n}}-\frac{I_n}{g_{n,n}}\right)\\+\mu_n W\log\left(\frac{W g_{n,n}}{I_n(c_n g_{n,0}-\lambda_n g_{n,n})}\right),\tag{2-28}$$

其中，

$$\mu_n^{(t+1)}=\Big[\mu_n^{(t)}+K_\mu^{(t)}\Big(c_n^{(t)}g_{n,0}\big(\frac{W}{c_n^{(t)}g_{n,0}-\lambda_n g_{n,n}}-\frac{I_n}{g_{n,n}}\big)\\-\mu_n^{(t)}W\log\big(\frac{W g_{n,n}}{I_n(c_n^{(t)}g_{n,0}-\lambda_n g_{n,n})}\big)\Big)\Big]^+.\tag{2-29}$$

通过使用卡鲁什 -库恩 -塔克（KKT）条件的类似求解过程，干扰价格的迭代表达式为，

$$c_n^{(t+1)}=\frac{g_{n,n}}{g_{n,0}}\left(\frac{\sqrt{(W\mu_n^{(t)})^2-4W\lambda_n(\mu_n^{(t)}-1)^2 I_n}}{(\mu_n^{(t)}-1)I_n}+(\lambda_n-\frac{W\mu_n^{(t)}}{2(\mu_n^{(t)}-1)I_n})\right).\tag{2-30}$$

c_n 的 GE 证明与上一小节 2.3.2 中 p_n 的证明类似。此处省略相应内容。

2.4 算法与仿真验证

2.4.1 斯塔克尔伯格博弈的迭代算法

本节提出了一种基于斯台克尔伯格博弈的鲁棒资源分配算法来解决优化问题 (2-11)和 (2-12)。该算法如下所示，

算法 2-1 基于斯坦克尔伯格博弈的鲁棒资源分配算法

Step1：开始。

Step2：初始化功率 $p_n(0)$ 和干扰价格 $c_n(0)$

Step3：设置 $t=1$，$T=20$，$p_n(0)$ 为可行区域内的任意一点，且 $0\le p_n(0)\le p_{n,\max}$。

Step4：设置 $\lambda_n>0$，$\mu_n>0$，$K_\lambda>0$，$K_\mu>0$

Step5：根据 (2-19) 更新乘子 λ_n。

Step6：更新第 n 个 VUE 收到来自 BS 的干扰价格，然后根据 (2-22)计算 $p_n^{(t+1)}$

Step7：BS 收到 D2D-V 用户的最优响应函数和反馈信息后，根据 (2-29)）更新乘子 $\mu_n^{(t+1)}$

Step8：根据 (2-30) 计算干扰价格 $c_n^{(t+1)}$。

Step9：重复执行 Step5 至 Step8，直到满足 p_n 和 c_n 收敛并且 $t<T$

Step10：设置 $t=t+1$

Step11：结束。

2.4.2 仿真分析

本节将进行数值模拟，以评估基于稳健斯塔克尔伯格博弈的资源分配算法的性能。在半径为 500m 的 BS 覆盖范围内，模拟了一个包含 1 个 CU 和 9 个 V2U 集群的简化车辆通信模型，用于模拟异构通信场景。表 2-1 列出了相应的系统参数。

表 2-1 系统仿真参数

符号	参数	数值
R	基站的通信范围	500 m
H_n	无人机的巡航高度	30 m
H_0	基站上信号接收器的垂直高度	30 m
W	信道带宽	10 MHz
L	阴影衰落效果	0.9
α	路径损耗指数	1.4
δ^2	噪声方差	-30 dBm
$p_{i,max}$	最大功率	0.01 W
I_{th}	干扰阈值	10^{-3}
ε	中断概率阈值	0.1

基于鲁棒的斯塔克尔伯格博弈的资源分配算法的收敛性能如图 3-2 和图 3-3所示。九个 VUE 的发射功率用 $p_1 - p_9$ 表示，价格用 $c_1 - c_9$ 表示。如图 3-2 所示，功率在第七步收敛到最优值。根据图 3-3，VUE 的非均匀价格逐渐趋于稳定，最终达到收敛。因此，图 3-2 和图 3-3 中的结果表明，所提出的基于鲁棒博弈的资源分配算法是快速有效的。

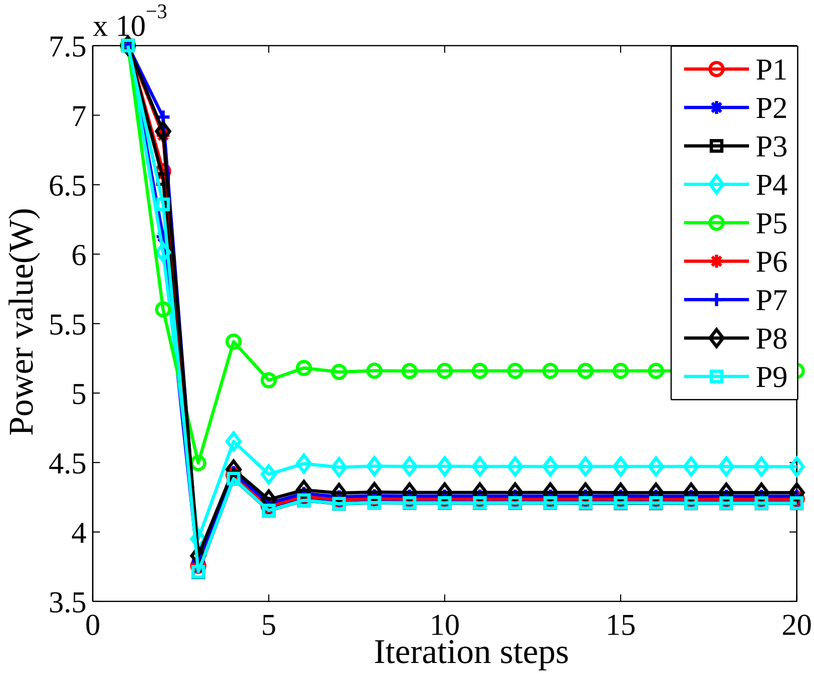

图 2-2 功率收敛性能

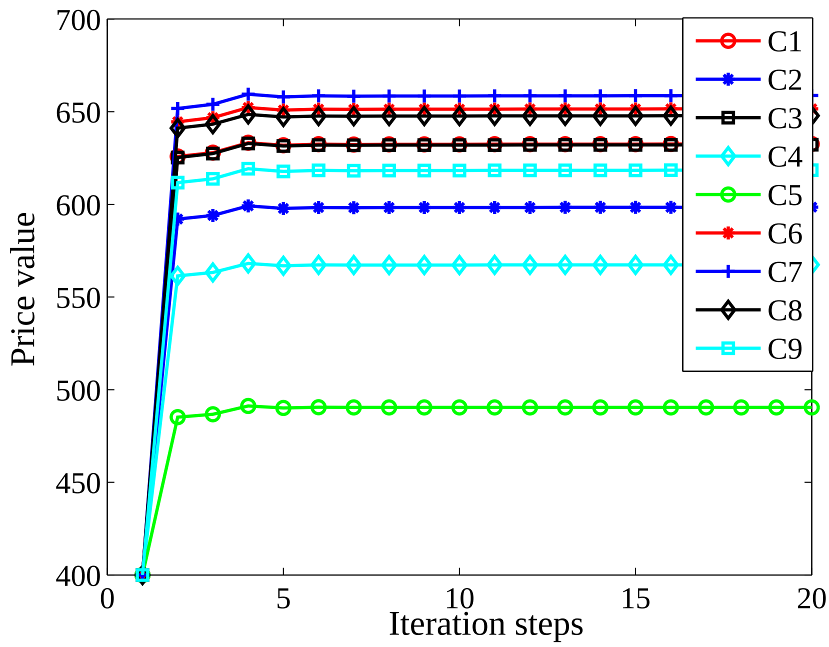

图 2-3 价格收敛性能

为了进一步验证所提算法的性能，图 3-4 和图 3-5 完成了对系统鲁棒性和传输速率的验证。在异质通信场景中，严重的多用户干扰会影响用户的信号传输，甚至造成中断。如图 3-4 所示，当 ε 在 0.1 到 0.4 之间变化时，用户的实际中断概率总是

小于给定的阈值。结果证实，不仅实现了有效的干扰管理，还保证了传输的鲁棒性。通过与 [6] 和基线（目标和实际中断概率相等）比较，本文所有用户的实际中断概率都是最低的。这进一步说明本文提出的基于鲁棒博弈的算法在信道不确定性较高的实际场景中更加稳定。

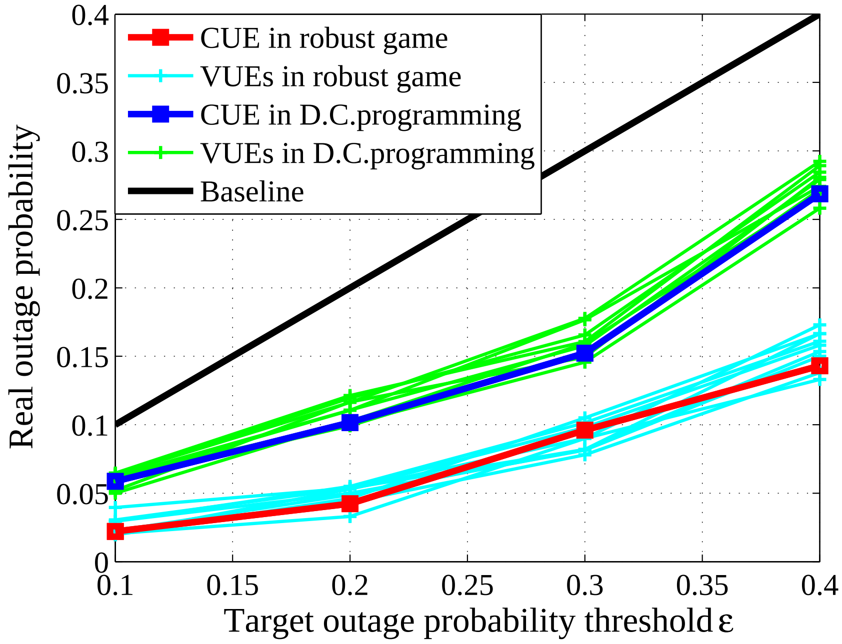

图 2-4 中断概率对比

如图 3-5 所示，本文中 CUE 和 VUE 的传输速率比 [6] 和 [7] 更均衡。这是因为我们构建了一个非合作博弈框架，在这个框架中，VUE 都是自私的，都在为自己的利益而竞争。在原问题 (2-12)和 (2-13)中，价格是实现 VUE 之间平衡的关键变量。当一个 VUE 通过增加功率来提高传输速率时，它将受到来自 BS 的更多干扰费的惩罚。通过多轮博弈，每个用户都达到了自己最满意的状态，因此用户的传输速率得到了很好的平衡，也高于 [6] 和 [7] 中的传输速率。

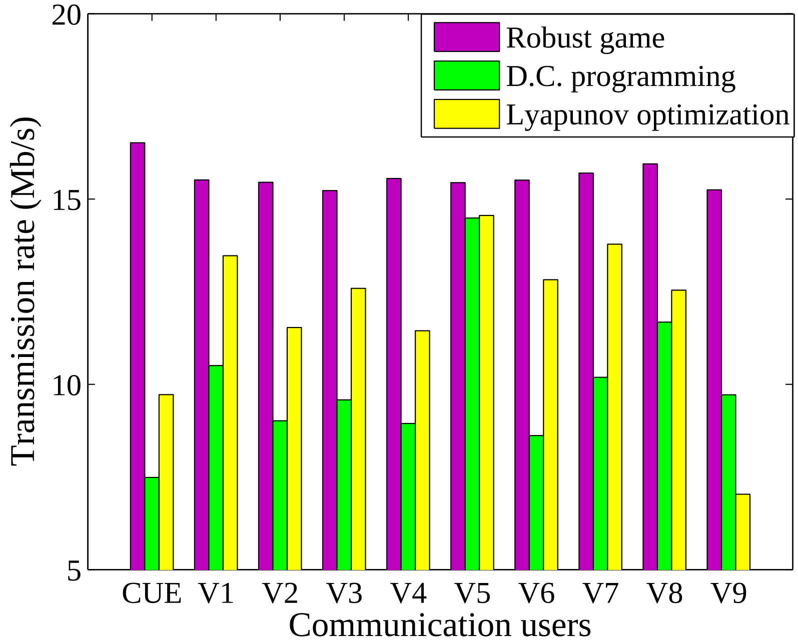

图 2-5 传输速率对比

2.5 本章小结

在章节中，我们提出了一种基于博弈的稳健资源分配算法，以实现 AGHVN 中的有效信息传输。该算法以用户间的博弈关系为核心，制定了实时功率分配和定价策略，在新颖的优化方案中实现了用户利益的最大化。具体而言，为了保证系统的鲁棒性，引入了概率约束，以确保用户服务的可靠性和稳定性。由于信道不确定性的存在，概率形式非凸且难以处理，因此在凸优化过程中采用了指数积分法。根据仿真结果，幂值和价格在几步内收敛到最优值。我们还可以得出结论，斯塔克尔伯格博弈优化方案表现出更好的鲁棒性。因此，所提出的基于鲁棒博弈的资源分配算法在具有复杂多用户干扰和信道不确定性的空地一体化异构车载通信场景下是有效的。

第 3 章 云辅助的车辆网络功率控制与任务卸载

3.1 引言

云辅助移动边缘计算（C-MEC）为车载网络提供了丰富的计算资源，是一种前景广阔的任务卸载解决方案。本文提出了一种稳健的功率控制和任务卸载方案，以卸载计算任务并最大化 C-MEC 网络的效用。然而，不确定的信道状态会严重影响卸载任务的传输稳定性。为了模拟信道的不确定性，采用了一阶马尔可夫过程，并考虑了车辆的移动性。此外，由于频谱资源有限，假设信道重用会导致复杂的同信道干扰。为了克服这些限制，对信号链路实施了概率约束，以确保通信质量。采用伯恩斯坦近似法将原始约束转化为可解约束。此外，还进一步采用了块坐标下降（BCD）方法和连续凸近似（SCA）技术来解决非凸鲁棒性优化问题。为确定最优解，提出了一种鲁棒电源控制和任务卸载调度算法。对提出的算法进行了数值模拟，以评估系统的性能。结果表明，与基准模型相比，该算法非常有效，尤其是在信道不确定的通信环境中。移动边缘计算（MEC）和移动云计算（MCC）是新兴 5G 网络的两种新架构。移动边缘计算（MEC）和移动云计算（MCC）作为新兴的 5G 网络的两种新架构，通常用于支持物联网设备的任务卸载、特别是提供低延迟、高可靠性的计算服务。在网络中心的边缘，MEC 可以减少传输延迟，并为车辆分配计算资源，以缓解计算压力 [3]。然而，当计算任务要求较高时，MEC 的计算资源仍显不足。由于高性能计算由云服务器提供，基于云的计算网络已被部署以满足爆炸式增长的计算卸载需求。然而，云计算中心往往远离主干道，导致云计算延迟较长。[8]. 在高动态车联网中，车辆传输的数据必须实时处理。因此，在网络架构中部署 C-MEC，以提供丰富的计算资源并减少传输延迟。

3.2 系统模型与问题描述

本文研究的 C-MEC 车载网络如图 3-1所示，由 MEC 层和云计算层分层计算卸载架构组成。众多车辆在 RSU 的覆盖范围内被划分为多个地理区域，每个 RSU 下覆盖一个小区，每个 RSU 配备一台 MEC 服务器，为车辆提供计算卸载服务。我们将移动系统中的两组车辆和 MEC 服务器分别记为 $\mathscr{V} = \{1, 2, ..., V\}$ 和 $\mathscr{M} = \{1, 2, ..., M\}$。高速移动无线通信链路称为 V2RSU（V2R）链路，固定有线连接链路称为 RSU 到云（R2C）链路。详细的卸载过程描述如下。首先，车辆通过无线接口向云发送卸载请求信息，其中包括所需的通信资源、任务 ID 和提交时间，以及任务的最大可容

忍服务时间。其次，MEC 服务器根据接收到的请求信息进行调度，包括任务上传服务器和任务计算服务器。最后，任务上传后，任务被推送到服务器队列中，直到服务器执行任务。

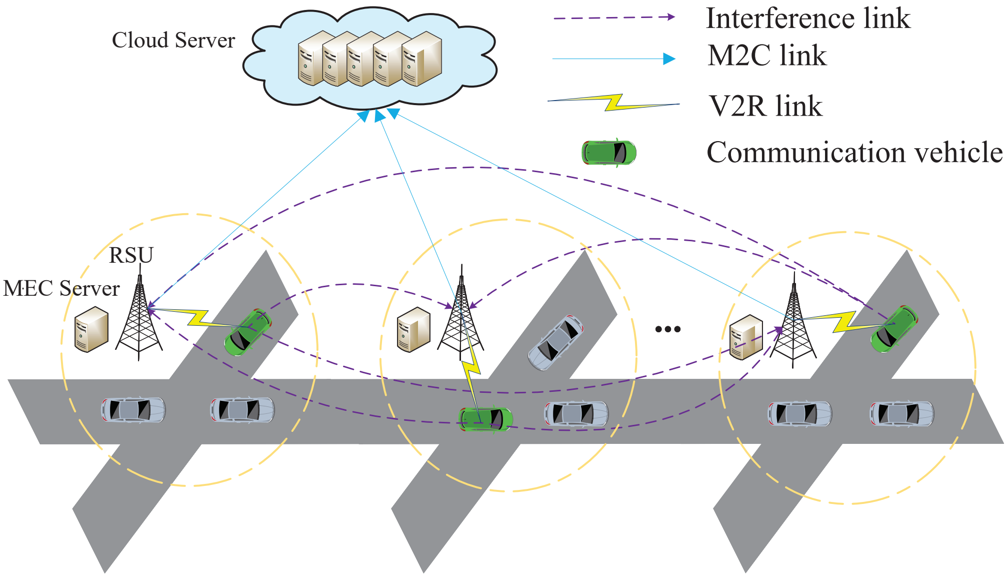

图 3-1 System m

3.2.1 通信模型

由于车辆移动速度快，通信模式与传统的蜂窝通信不同。因此，很难直接获得 CSI。其中，RSU 仅能准确获取车辆到 RSU 链路的大尺度衰落 L^2，而小尺度衰落 h 受多普勒效应引起的快速信道变化影响较大。我们假设 CSI 是通过信道估计获得的，因此，我们利用一阶高斯 -马尔可夫过程 [9] 对每个传输时间间隔内的小尺度衰落信道估计 h 建模如下，

$$h = \xi\widetilde{h} + \sqrt{1-\xi^2}\zeta. \tag{3-1}$$

我们假设估计的信道增益 $\widetilde{h}$ 表示对 h 的估计，$\widetilde{h^2}$ 是指数分布，具有单位平均值 [10]。此外，$\xi \in (0,1)$ 表示 V2R 链路上的相关系数，ζ 表示信道增益，其复高斯分布为 $\zeta \sim CN\left(0,\delta^2\right)$，与 $\widetilde{h}$ 无关。系数 $(0 < \zeta < 1)$ 量化了两个连续时隙之间的信道相关性，我们假设所有车辆都存在相同的时间相关系数 ζ。Jakes 的衰落信道统计模型 [9] 指出：$\zeta = J_0\left(2\pi f_{max} T_s\right)$，其中 J_0 是第一类零阶贝塞尔函数。$f_{max} = \bar{v} f_c/c$ 是最大多普勒频率，其中 $\bar{v}$ 表示车辆速度，f_c 表示 5.9 Ghz 的载波频率，$c = 3\times10^8$m/s，T_s 是周期反馈延迟。发射车和 RSU 都知道实际的 ζ。

根据上述讨论，从第 i 个车辆发射器到第 j 个接收器的第 k 个时隙内，有效链

路和干扰链路的移动 V2R 信道功率增益用共享表达式表示：

$$G_{i,j}^{k} = \widetilde{g}_{i,j}^{k} + \widehat{g}_{i,j}^{k}, \tag{3-2}$$

其中$\widetilde{g}_{i,j}^{k} = L_{i,j}^{2} \widetilde{h}_{i,j}^{2} \xi_{i,j}^{2}$，$\widehat{g}_{i,j}^{k} = L_{i,j}^{2} \left(1 - \xi_{i,j}^{2}\right) \zeta_{i,j}^{2}$ ，$L_{i,j}^{k\,2}$ 表示第 k 个时隙的大规模衰减效应，包括阴影衰减和从道路上第 i 个车辆发射器到第 j 个接收器的路径损耗。此外，$\widehat{g}_{i,j}^{k}$ 是观测值，$\widetilde{g}_{i,j}^{k}$ 表示指数随机变量，参数为 $\frac{1}{L_{i,j}^{k}}^{2}(1 - \zeta_{i,j}^{k\,2})$，该参数基于 [11]。

为了提高频谱利用率并实现多车联合通信，V2R 通信重复使用同一上行链路信道。换句话说，车辆 j 和车辆 i 共享同一个上行链路信道，从而导致它们之间产生干扰。在这种情况下，V2R 链路的信号干扰加噪声比（SINR）计算公式为，

$$\gamma_i(\mathbf{p}) = \frac{p_i g_{i,j}}{\sum_{j=1, j \neq i}^{M} p_j g_{j,i} + \sigma^2}, \tag{3-3}$$

其中，p_j 表示第 j 个发射器车辆的发射功率，σ^2 为背景噪声。因此，根据香农定理计算出车辆的确定性等效传输速率为，

$$R_i(\mathbf{p}) = \log_2\left(1 + \frac{p_i g_{i,j}}{\sum_{j=1, j \neq i}^{M} p_j g_{j,i} + \sigma^2}\right). \tag{3-4}$$

当输入参数为 $d_{i,up}$ 时，车辆 i 向上行链路发送任务输入时的传输时间定义为 $t_{i,up}$。

因此，每个 V2R 链路的上传时间可表述为，

$$t_{i,up} = \frac{d_{i,up}}{W R_i(\mathbf{p})},, \tag{3-5}$$

其中，W 表示多个 V2R 链路重复使用的信道带宽，$d_{i,up}$ 表示输入数据的大小，包括系统设置、程序代码和输入参数，这些数据是程序执行时必须传输的。

通信传输延迟是影响车载网络性能的一个重要因素 [4]。到 RSU 的数据包在传输前必须进入队列，其中传输速度为 R_i。第 i 个 V2R 接收器的数据包到达过程遵循参数为 k_i 的泊松过程，数据包长度为参数为 τ_i 的指数分布。由于基于 $M/M/1$ 队列的方法可以保证车辆通信的可靠性，我们利用 $M/M/1$ 模型对系统进行分析，并将预期时延表示为第 i 条 V2R 链路传输速率的函数，其表达式如下，

$$D_i = \frac{1}{\tau_i R_i - k_i}. \tag{3-6}$$

3.2.2 车辆计算模型

我们将处理车辆 i 的 1 位输入数据所需的 CPU 周期数表示为 c_0 [12]，它不可分割，无法分解为更小的组件 [13]。我们认为，在 $\mathscr{V}$ 中，每辆车每次都有不同的计算任务，记作 T_i，由两个参数组成的元组来定义，即 $\langle d_{i,up}, c_{i,e} \rangle$，其中 $c_{i,e}$ [cycles] 指定

了工作量 [14]。因此，完成任务的计算成本 $c_{i,e}$ 可以通过 $c_0 * d_{i,up}$ 得到。每个任务都被卸载到 MEC 服务器，然后传输到云服务器。通过将计算任务卸载到 MEC 服务器，车辆可以获得更多计算资源。然而，在上行链路方向传输任务输入可能会消耗额外的时间。

每个 RSU 上的 MEC 服务器按时段为车辆提供计算卸载服务。计算资源由固定速率 $\bar{f}$（即每秒 CPU 周期数）量化。第 i 辆车将每个任务的输入数据上传到最近的 RSU。RSU 首先处理小规模、对延迟敏感的数据，然后将剩余数据转发给远程云服务器。云服务器同时为多个 RSU 提供计算服务。RSU 可用的计算资源取决于从云服务器分配的计算速率 f_i，即每秒 CPU 周期数。因此，计算卸载造成的延迟可计算为,

$$t_{i,exe} = \frac{c_{i,e}}{\bar{f} + f_i}. \tag{3-7}$$

3.2.3 问题的定义

如果计算速度为 f_i，则车辆 i 因卸载而产生的总延迟时间为，

$$t_i = \frac{c_{i,e}}{\bar{f} + f_i} + T_c, \tag{3-8}$$

其中，云服务器和 RSU 之间的传输延迟定义为 T_c，通常设为一个常量 [15]。因此，任务完成时间的相对效用函数的特征为,

$$U_{i,exe} = \frac{t_{max} - t_{i,exe}}{t_{max}}, \tag{3-9}$$

其中，t_{max} 为任务完成可容忍阈值的最长时间。换句话说，当任务同时在 MEC 服务器和云上执行时，每辆车都能通过最小化任务执行时间获得更大的效用。否则，就会产生相应的损失。因此，车辆 i 的卸载效用定义为 $\frac{U_{i,exe}}{t_{i,up}}$，即单位时间内的卸载效用函数。

本节将功率控制和任务卸载表述为一个优化问题，试图最小化网络中所有车辆由延迟和传输速率组成的总系统成本。给定上行链路功率分配向量 **p** 和计算速率向量 **f** 后，系统效用被定义为所有车辆卸载效用的加权和。

$$U = \sum_{i=1}^{M} \frac{U_{i,exe}}{t_{i,up}}, \tag{3-10}$$

其中，U 是更大的执行时间效用，上传时间成本较小。我们将稳健优化问题，即电

源控制和任务卸载问题，表述为系统效用最大化问题，

$$\max_{\mathbf{p},\mathbf{f}} \sum_{i=1}^{M} \frac{U_{i,exe}}{t_{i,up}} \tag{3-11}$$

$$\text{s.t. } \Pr\left\{\gamma_i \geq \gamma_{th}\right\} \geq 1-\varepsilon_1, \tag{3-11-1}$$

$$\Pr\left\{\frac{1}{\tau_i R_i - k_i} + \frac{c_{i,e}}{\bar{f} + f_i} \leq D_{max}\right\} \geq 1-\varepsilon_2, \tag{3-11-2}$$

$$\sum_{i=1}^{N} f_i \leq f_{total}, \tag{3-11-3}$$

$$0 \leq p_i \leq p_{max}, \tag{3-11-4}$$

其中，U 表示网络效用。(3-11)中的约束条件解释如下：约束条件 (3-11-1) 保证了车辆的 QoS 要求。然而，网络拓扑结构的时变会导致大量计算。在车辆通信场景中，实时 SINR 难以量化获取。由于 CSI 反馈的时间间隔非常小，因此用长期 SINR 代替实时 SINR。我们用 γ_i 表示第 i 个 V2R 链路的平均 SINR，使用较小的 CSI 反馈时间间隔。为确保任务成功卸载到 RSU，SINR 必须大于 SINR 阈值 [16]。γ_{th} 是检测 V2R 链路通信的 SINR 阈值。$\Pr\{\cdot\}$ 定义了输入 SINR 的概率。中断概率约束保证了车辆链路的可靠性。D_{max} 表示第 i 个 V2R 链路在数据传输过程中允许的最大延迟。此外，ε_1 和 ε_2 分别是与 SINR 和延迟约束相关的中断概率阈值，其中 $\varepsilon_1, \varepsilon_2 \in (0,1)$。约束 (3-11-2)表示通信和计算的总延迟大于延迟阈值。约束 (3-11-3) 确保云服务器必须为与其相关联的 RSU 分配计算资源，约束 (3-11-3) 还确保分配给所有相关联 RSU 的总计算资源不得超过云服务器的计算能力。因此，特定边缘云所服务的应用数量必须低于其容量。在约束条件(3-11-4)中，p_{max} 是车辆通信网络中发射车辆的最大发射功率，且发射功率大于零。

3.3 问题的求解

在本节中，我们提出了一种基于 BCD 的算法来求解优化问题 (3-11)。BCD 方法将复杂的原问题分解为一系列较简单的子问题。BCD 方法首先将所有变量分成两块，交替优化。

为了解决 (3-11)问题，可以通过固定计算率向量 **f** 的优化变量来优化问题。该问题通过交替优化两个子问题来解决。去掉向量 **f** 后，问题 (3-11-1) 可以转化为下面的

问题，

$$\mathbf{P1}:\max_{\mathbf{p}}\sum_{i=1}^{M}\frac{U_{i,exe}}{t_{i,up}} \tag{3-12}$$

$$\text{s.t. } \Pr\left\{\gamma_i \geq \gamma_{th}\right\} \geq 1-\varepsilon_1, \tag{3-12-1}$$

$$\Pr\left\{\frac{1}{\tau_i R_i - k_i}+\frac{c_{i,e}}{\bar{f}+f_i} \leq D_{max}\right\} \geq 1-\varepsilon_2, \tag{3-12-2}$$

$$0 \leq p_i \leq p_{max}, \tag{3-12-3}$$

3.3.1 目标方程中的连续凸逼近方法

由于 $t_{i,up}$ 中的香农定理的形式，目标函数(3-12)是对数形式，因此(3-12-1)是一个非凸和非确定多项式困难（NP-hard）问题。这里使用 SCA 方法将问题 (3-12-1) 简化为可解问题。利用近似约束来近似原始函数如下，

$$\alpha \ln(z)+\beta \leq \ln(1+z), \tag{3-13}$$

其中 $\alpha=\frac{z_0}{1+z_0}$ 并且 $\beta=\ln\left(1+z_0\right)-\frac{z_0}{1+z_0}\ln\left(z_0\right)$。(3-13)中的每个项都可以通过连续凸近似转换为 $A_k\ln\left(\gamma_k\left(e^{\tilde{\mathbf{P}}}\right)\right)+B_k$ 。其中，A_k 和 B_k 分别选为 $A_k=\gamma_i/\left(1+\gamma_i\right)$ 和 $B_k=\ln\left(1+\gamma_i\right)-A_k\ln\left(\gamma_i\right)$，其中 $A_k=1$，$B_k=0$。目标函数的每项都可以写成如下，

$$\frac{1}{\ln 2}\sum_{i=1}^{M}\frac{U_{i,exe}}{d_{i,up}}\left[A_k\ln(\gamma(p))+B_k\right], \tag{3-14}$$

由于 (3-12) 中的目标函数是 SINR 的分数，因此不容易直接计算。因此，我们使用变量替换法，即 $\widehat{p}_i=\ln p_i$，$p_i=e^{\widehat{p}_i}$, and $\widehat{p}_i \leq \ln p_{max}$, $\forall\ 1 \leq i \leq M$

$$U=\max\frac{1}{\ln 2}\sum_{i=1}^{M}\frac{U_{i,exe}}{d_{i,up}}\left[A_k\ln\left(\gamma\left(e^{\widetilde{P}}\right)\right)+B_k\right]. \tag{3-15}$$

3.3.2 中断概率的近似

由于 (3-12-1) 是不确定的，而目标函数 (3-12) 又是一个非凸问题，因此优化 (3-12) 十分困难。有必要设计一种复杂度较低的算法来求解 (3-12)。为了描述不确定信道增益，考虑到快速衰落，采用统计约束来描述不确定性 (3-12-1)。为了进一步简化 (3-12-1)，引入了矩阵形式。信道增益的一般形式描述为：

$$\Pr\left\{\left(\mathbf{G}_m\right)^T e^{\tilde{p}}+\sigma^2 \leq 0\right\} \geq 1-\varepsilon_1, \tag{3-16}$$

其中 $\mathbf{G}_m = \left[G_{1,m}, G_{2,m}, \ldots, -\frac{G_{m,m}}{\gamma_{th}}, \ldots, G_{M,m}\right]^T$。此外，还采用伯恩斯坦方法来近似考虑信道不确定性的概率约束。

所有 V2R 链路的中断概率表示为 $\Pr\left\{\gamma_i \geq \gamma_{th}\right\} \geq 1-\varepsilon_1$ 可以重新表述为可分离的约束条件，

$$\sigma^2 + \sum_{i\neq j}^{M} \chi_{i,j} e^{\widetilde{p}_i} + \sqrt{2\ln\left(\frac{1}{\varepsilon_1}\right)}\left(\sum_{i\neq j}^{M}\left(\sigma_{i,j}\beta_{i,j}p_i\right)^2\right)^{\frac{1}{2}} \leq 0, \tag{3-17}$$

其中 $\chi_{i,j} = \mu_{i,j}^{+}\alpha_{i,j} + \beta_{i,j} + g_{i,j}$. 参数（即 $\sigma_{i,j}$ 和 $\alpha_{i,j}$）在 [**?**] 中被推导为正值。假设 $G_{i,j}$ 的截断分布具有有界范围 $\left[\widetilde{g}_{i,j}^{k} + \alpha_{i,j}, \widetilde{g}_{i,j}^{k} + \beta_{i,j}\right]$，$\widetilde{g}_{i,j}^{k}$ 是 $G_{i,j}$ 的估计值。常数 $\alpha_{i,j} = \frac{1}{2}\left(b_{i,j} - a_{i,j}\right), \beta_{i,j} = \frac{1}{2}\left(b_{i,j} + a_{i,j}\right)$ 用于将范围归一化为 $[-1,1]$ 如下，

$$\xi_{i,j} = \frac{G_{i,j} - \widetilde{g}_{i,j}^{k} - \beta_{i,j}}{\alpha_{i,j}} \in [-1,1]. \tag{3-18}$$

在 (3-17)的最后一项中，变量 p_i 是非线性耦合的。因此，当 k 增加且车辆数量较多时，用伯恩斯坦方法确定一个可接受的良好解 (3-12-1)非常耗时。因此，有必要为 $\mathbb{R}^k$ 中的任意 $\mathbf{x}$ 引入一个 ℓ_2 准则近似问题。因此，包含向量 $\mathbf{x} = \left[\sigma_{i,1}\beta_{i,1}p_i, \cdots, \sigma_{i,M}\beta_{i,M}p_i\right]$ 进一步近似为 $\parallel x \parallel_2 \leq \parallel x \parallel_1$. (3-12)中的约束条件被进一步表述为 (3-19)，复杂度降低，可靠性提高。

$$\sigma^2 + \sum_{i\neq j}^{M} \chi_{i,j} e^{\widetilde{p}_i} + \sqrt{2\ln\left(\frac{1}{\varepsilon_1}\right)} \sum_{i\neq j}^{M} \left|\sigma_{i,j}\beta_{i,j}\right| e^{\widetilde{p}_i} \leq 0, \tag{3-19}$$

为了得到问题 (3-19)的简单形式，我们定义，

$$\Pi_i = \sigma^2 + \sqrt{2\ln\left(\frac{1}{\varepsilon_1}\right)} \sum_{i\neq j}^{M} \left|\sigma_{i,j}\beta_{i,j}\right| e^{\widetilde{p}_i}. \tag{3-20}$$

利用积分变换法重新表述了约束条件 (3-12-2)。根据约束条件 (3-12-2)，$X = widetildeh^2$ 是一个具有单位均值的指数随机变量，即其中 $D_{max} = D_1 + D_2$，$D_1 = \frac{1}{\tau_i R_i - k_i}$，$D_2 = \frac{c_{i,e}}{f_i}$。我们可以确定通信延迟概率的可行功率区域如下，

$$\left[\ln\left(1-\varepsilon_2\right) - \widehat{g}_{i,j}^{k}\right] e^{\widetilde{p}_i} + D^* \leq 0. \tag{3-21}$$

证明求解过程如下，

$$\begin{aligned}
&\Pr\left\{\frac{1}{\tau_i R_i-k_i}+\frac{c_{i,e}}{f_i}\le D_{max}\right\}\\
&=\Pr\left\{R_i\ge\frac{1}{R_i\left(D_{max}-D_2\right)}+\frac{k_i}{\tau_i}\right\}\\
&\le 1-\Pr\left\{p_i\widetilde{g}_{i,j}^k\le\left(I_{th}+\sigma^2\right)2^{\frac{1+k_i\left(D_{max}-D_2\right)}{\tau_i\left(D_{max}-D_2\right)}}-p_i\widehat{g}_{i,j}^k\right\}\\
&=1-\int_0^{\left(I_{th}+\sigma^2\right)2^{\frac{1+k_i\left(D_{max}-D_2\right)}{\tau_i\left(D_{max}-D_2\right)}}-p_i\widehat{g}_{i,j}^k}e^{-x}dx\ge 1-\varepsilon_2.
\end{aligned} \tag{3-22}$$

不等式函数 (3-22) 等价于 (3-23) 为，

$$\left[\ln\left(1-\varepsilon_2\right)-\widehat{g}_{i,j}^k\right]e^{\widetilde{p}_i}+D^*\ \le 0, \tag{3-23}$$

其中 $D^*=\left(I_{th}+\sigma^2\right)2^{\frac{1+k_i\left(D_{max}-D_2\right)}{\tau_i\left(D_{max}-D_2\right)}}$。

因此，将方程 (3-24) 给出的鲁棒功率控制的确定性优化问题进行变换，我们可以将目标函数、停电概率约束和延迟约束重新表述如下：

$$\mathbf{P1}:\max_{\mathbf{p}}\frac{1}{\ln 2}\sum_{i=1}^{M}\frac{U_{i,exe}}{d_{i,up}}\left[A_k\ln\left(\gamma\left(e^{\widetilde{P}}\right)\right)+B_k\right] \tag{3-24}$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{i=1}^{M}\chi_{i,j}e^{\widetilde{p}_i}+\Pi_i\le 0, \tag{3-24-1}$$

$$\left[\ln\left(1-\varepsilon_2\right)-\widehat{g}_{i,j}^k\right]e^{\widetilde{p}_i}+D^*\le 0, \tag{3-24-2}$$

$$-\infty\le\widetilde{p}_i\le\ln p_{i,max}. \tag{3-24-3}$$

3.3.3 优化功率问题

为了解决问题 (3-24)，我们使用了一种迭代算法，即拉格朗日法，当给出两个系数 X_i 和 Y_i 时，最大化原目标的下限。对这两个系数进行更新，以保证下限性能的单调增长。

因此，具有固定系数 X_i 和 Y_i 的 (3-24) 的拉格朗日函数可表述为：

$$\begin{aligned}
L\left(\tilde{\mathbf{p}},\lambda,\mu\right)=&\frac{1}{\ln 2}\sum_{i=1}^{M}\frac{U_{i,exe}}{d_{i,up}}\left[A_k\ln\left(\bar{\gamma}_k\left(e^{\tilde{\mathbf{p}}}\right)\right)+B_k\right]\\
&-\mu_k\left[\left(\ln\left(1-\varepsilon_2\right)-\widehat{g}_{i,j}^k\right)e^{\widetilde{p}_i}+D^*\right]\\
&-\lambda_k\left[\sum_{i=1}^{M}\chi_{i,j}e^{\widetilde{p}_i}+\Pi_i\right],
\end{aligned} \tag{3-25}$$

其中 λ_k 和 μ_k 是拉格朗日乘数，分别为 $\lambda_k\ge 0$ 和 $\mu_k\ge 0$。

微分方程 (3-26) 用于求解迭代函数的幂向量 **p** 。

$$\frac{\partial L(\mathbf{p},\lambda,\mu)}{\partial p_i} = A_i - \Bigg[\sum_{j=1,j\neq i}^{M}\left(A_j\frac{\bar{\gamma}_j\left(e^{\tilde{p}}\right)\bar{G}_{k,j}}{e^{\widetilde{p}_j}\bar{G}_{j,j}}\right) + \lambda_i\Pi_i e^{-\widetilde{p}_i} + \mu_i\widehat{g}_{i,j}^{k}\Bigg]e^{\widetilde{p}_i} = 0, \tag{3-26}$$

根据 (3-26)，功率分配通过以下方式迭代更新，

$$\widetilde{p}^{(t+1)} = \left[\ln A_i + \ln\left(\sum_{j=1,j\neq i}^{M}\left(A_j\frac{\bar{\gamma}_j\left(e^{\tilde{p}}\right)\bar{G}_{k,j}}{e^{\widetilde{p}_j}\bar{G}_{j,j}}\right) + \lambda_i\Pi_i e^{-\widetilde{p}_i} + \mu_i\hat{g}\right)\right]_{-\infty}^{\ln p_{max}}, \tag{3-27}$$

我们可以用次梯度法更新拉格朗日乘数 λ 和 μ ，具体方法如下：

$$\lambda_i^{(t+1)} = \left[\lambda_i^{(t)} + K_\lambda^{(t)}\left(\sum_{j\neq i}^{M}\chi_{i,j}e^{\widetilde{p}_j} + \Pi_i\right)\right]^+, \tag{3-28}$$

$$\mu_{i,j}^{(t+1)} = \left[\mu_{i,j}^{(t)} + K_\mu\left(\left(\ln\left(1-\varepsilon_2\right) - \widehat{g}_{i,j}^{k}\right)e^{\widetilde{p}_i} + D^*\right)\right]^+, \tag{3-29}$$

其中 K_λ 和 K_μ 代表拉格朗日乘法器的步长，$K_\lambda \geq 0$ 和 $K_\mu \geq 0$。变量 t 是迭代指数，变量 x 的正部分定义为 $[x]^+ = \max[0,x]$ 。

3.3.4 计算资源分配

在得到最优向量 **p** 之后，与向量 **f** 有关的问题被重新表述为，

$$\mathbf{P2}:\ \max_{\mathbf{f}}\sum_{i=1}^{N}\frac{U_{i,exe}}{t_{i,up}} \tag{3-30}$$

$$\text{s.t. } \Pr\left\{\frac{1}{\tau_i R_i - k_i} + \frac{c_{i,e}}{\bar{f} + f_i} \leq D_{max}\right\} \geq 1-\varepsilon_2, \tag{3-30-1}$$

$$\sum_{i=1}^{N} f_i \leq f_{total}. \tag{3-30-2}$$

注意到 (3-30-1) 和 (3-30-2) 中的约束条件是凸的。通过使用 f_i 的二阶导数，采用拉格朗日函数来确定最优计算资源。因此，(3-30)的拉格朗日函数表述如下：

$$\begin{aligned} Q(\mathbf{f},\xi,\varphi) = \frac{1}{\ln 2}\sum_{i=1}^{M}\frac{R_i(P)}{d_{i,up}}\left[1-\left(\frac{c_{i,e}}{t_{max}\left(\bar{f}+f_i\right)}\right.\right. \\ \left.\left.+\frac{T_c}{t_{max}}\right)\right]-\xi_k\left(\frac{1}{\tau_i R_i-\lambda_i}+\frac{c_{i,e}}{\bar{f}+f_i}-D_{max}\right) \\ -\varphi_k\left[\sum_{i=1}^{M} f_i-f_{total}\right]. \end{aligned} \tag{3-31}$$

为了证明 (3-30-1)的凹性，我们考虑了 $Q(\mathbf{f},\xi,\varphi)$ 关于 f_i 的一阶导数，

$$\frac{\partial Q(\mathbf{f},\xi,\varphi)}{\partial f_i}=\frac{c_{i,e}}{\ln 2 d_{i,up}t_{max}\left(\bar{f}+f_i\right)^2}=\frac{\Omega_i}{\left(\bar{f}+f_i\right)^2}, \tag{3-32}$$

其中 $\Omega_i=\frac{c_{i,e}}{\ln 2 d_{i,up}t_{max}}$，二阶偏导数为，

$$\frac{\partial^2 Q}{\partial f_i^2}=-\frac{2\cdot\Omega_i}{\left(\bar{f}+f_i\right)^3}\leq 0, \tag{3-33}$$

其中 $Q(\mathbf{f},\xi,\varphi)$ 关于 f_i 的二阶导数总是小于零。因此，$Q(\mathbf{f},\xi,\varphi)$ 是一个关于 f_i 的凹函数。因此，(3-30)是一个凸优化问题，可以用卡鲁什 – 库恩 – 塔克条件求解。

$$\frac{\partial(\mathbf{f},\xi,\varphi)}{\partial f_i}=\frac{\Omega_i R_i(P)}{\left(\bar{f}+f_i\right)^2}-\xi_k\frac{c_{i,e}}{\left(\bar{f}+f_i\right)^2}-\sum_{i=1}^{N}\varphi_k=0. \tag{3-34}$$

让 $\frac{\partial(\mathbf{f},\xi,\varphi)}{\partial f_i}=0$，最佳计算资源分配为，

$$f_i{}^*=\sqrt{\frac{\Omega_y R_i(P)-c_{i,e}\xi_k}{\sum_{i=1}^{N}\varphi_k}}-\bar{f}. \tag{3-35}$$

根据 (3-35)，第 $(t+1)$ 次迭代的最优计算率分配为，

$$\widetilde{f^{(t+1)}}=\left[\sqrt{\frac{\Omega_y R_i(P)-c_{i,e}\xi_k}{\sum_{i=1}^{M}\varphi_k}}-\bar{f}\right]_0^{f_{total}}. \tag{3-36}$$

第 $(t+1)$ 次迭代时的拉格朗日乘数 $\eta,\xi_i^{(t+1)}$ 和 $\varphi_{i,j}^{(t+1)}$ 是通过子梯度法更新的，具体方法如下，

$$\xi_i^{(t+1)}=\left[\xi_i^{(t)}+K_\xi^{(t)}\left(\frac{1}{\tau_i R_i-\lambda_i}+\frac{c_{i,e}}{\bar{f}+f_i}-D_{max}\right)\right]^+, \tag{3-37}$$

$$\varphi_{i,j}^{(t+1)}=\left[\varphi_{i,j}^{(t)}+K_\varphi\left(\sum_{i=1}^{M} f_i-f_{total}\right)\right]^+. \tag{3-38}$$

3.4 算法与仿真验证

3.4.1 鲁棒的功率控制任务卸载调度算法

在将原问题转化为两个凸子问题后，提出了另一种迭代算法来解决这两个凸子问题，该算法总结为算法 3-1。

算法 3-1 鲁棒的功率控制任务卸载调度算法

Step1：开始。
Step2：初始化最大迭代次数 $\mathscr{T}_{max}$ 和迭代初值 $\mathbf{f}$.
Step3：初始化 λ, μ 和 $\mathbf{f}$ 的可行解。
Step4：求解问题 **P1**，并得到最优解 $\widetilde{p^{(t+1)}}$。
Step5：初始化 ξ, φ and $\mathbf{p}$ 的可行解。
Step6：求解问题 **P2**，并得到最优解 $\widetilde{f^{(t+1)}}$。
Step7：重复执行 Step5 至 Step8，直到满足算法收敛或 $t \geq \mathscr{T}_{max}$。
Step8：输出 $\mathbf{f}, \mathbf{p}$。
Step9：结束。

算法 3-1 的时间复杂度由其重复 -until 循环中的最大循环次数 $\mathscr{T}_{max}$ 决定。由于算法 3-1 涉及 V 集群进行功率迭代优化，其计算复杂度为 $O(V\mathscr{T}_{max})$。

3.4.2 仿真分析

本节将通过数值模拟对算法 3-1 的性能进行评估。我们将一个基于 MEC 的车载网络系统作为基本仿真场景，该系统在给定时隙内由五个集群组成。主要系统参数如表 3-1所示。在数值模拟中，带宽 W 设置为 10 MHz。系统假设车辆和 RSU 都只使用一根天线进行发射和接收。此外，我们还假设车辆的速度在参考时间间隔内几乎没有变化。除非另有说明，路径损耗模型假定为 $d^{-\theta}$。

表 3-1 系统仿真参数

符号	参数	数值
R_a	基站的通信范围	300 m
f_c	载波频率	5.9 GHz
T	车辆的 CSI 反馈周期	1 ms
v	平均车速	30 m/s
L	阴影衰落效果	0.9
θ	路径损耗指数	3
δ^2	噪声方差	-30 dBm
$p_{i,max}$	最大功率	0.01 W
I_{th}	干扰阈值	10^{-3}
ε_1	中断概率阈值	0.1
ε_2	中断概率阈值	0.1

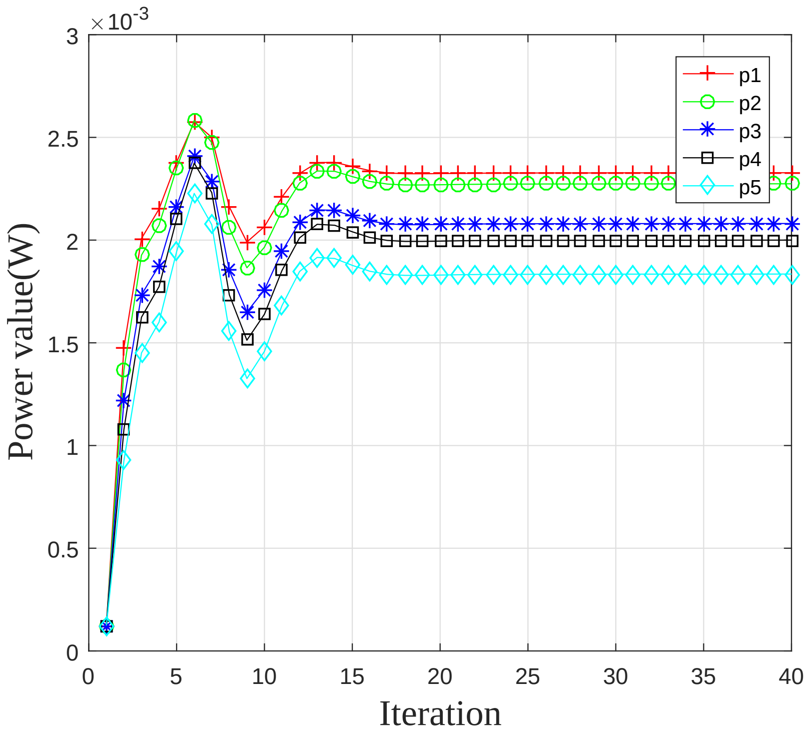

图 3-2 功率收敛性能

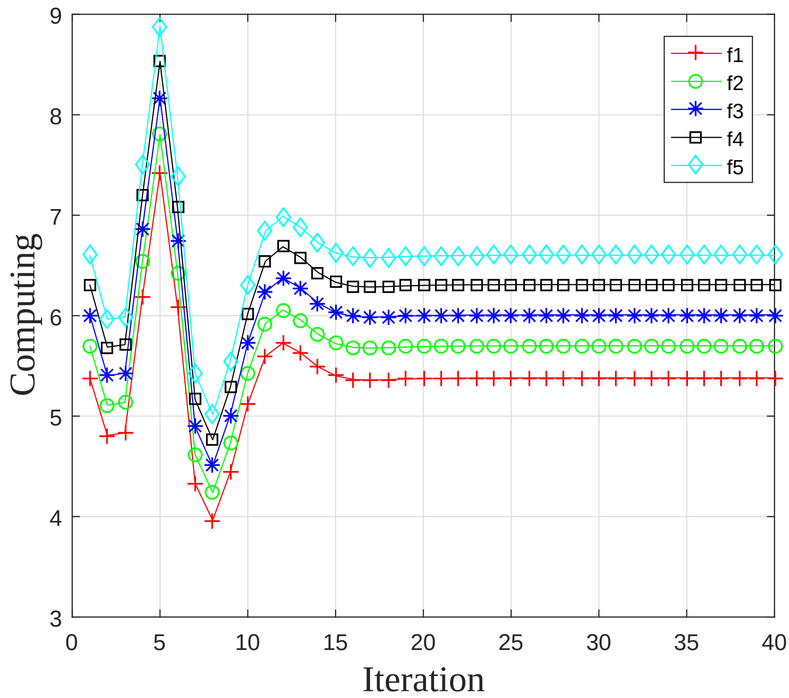

图 3-3 Computational resource of cloud allocation to RSU.

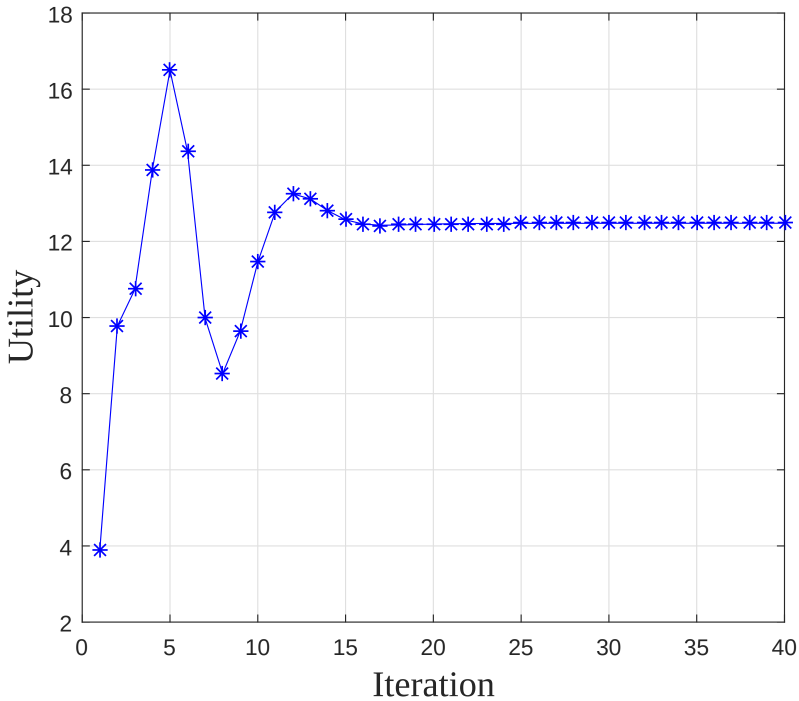

图 3-4 Convergence of average system utility.

图 3-2和图 3-3分别显示了算法 3-1 中每个车载发射机的功率分配和云分配给

RSU 的相应计算资源。从图中可以看出，云端分配的计算资源在第五次迭代时达到峰值，并在达到云端总计算资源 f_{total} 的限制后开始下降。由于鲁棒电源控制和任务卸载调度的计算资源分配，相应的电力资源分配也发生了变化。

图 3-4显示了联合优化时系统总效用的收敛情况。从图中可以看出，网络系统总效用的收敛趋势与功率分配和计算率分配有关。观察到这一现象是合理的，因为方程 (3-10)给出了 U 的定义。随着功率矢量 $\mathbf{p}$ 的增加，R_i 也会对数增加，从而导致边际收益递减。因此，随着迭代次数的增加，效用值的增量会越来越小，最终导致效用值趋于稳定。当功率矢量 $\mathbf{p}$ 和分子部分的执行效用 $t_{i,exe}$ 随着计算功率矢量 $\mathbf{f}$ 的增加而成反比减少时，U 的分母会减少，分子会随着矢量 $\mathbf{f}$ 的增加而增加。

在支持 MEC 的车载云系统中，有必要考虑车辆的移动性。接下来，我们探讨了车辆移动对系统性能的影响。我们假设在指定时间段内车辆速度的任何变化都是微不足道的。为了进一步明确速度引起的多普勒频移对系统性能的影响，我们模拟了在系统中车辆速度恒定的条件下，基准值与增速测量值之间的比较。

图 3-5展示了高流动性车辆环境下不同速度对系统性能的影响。车辆环境下不同速度对系统性能的影响。由于 V2R 链路中的相对速度为零，且同一网络中所有车辆的速度相同，因此不存在多普勒效应。如图 3-5所示，通信过程中的车速分别设置为 20 m/s、30 m/s、40 m/s、50 m/s 和 60 m/s。因为车速越快，网络内的多普勒频移越大，这反过来又会导致信道不确定性增加，效用值随之下降。

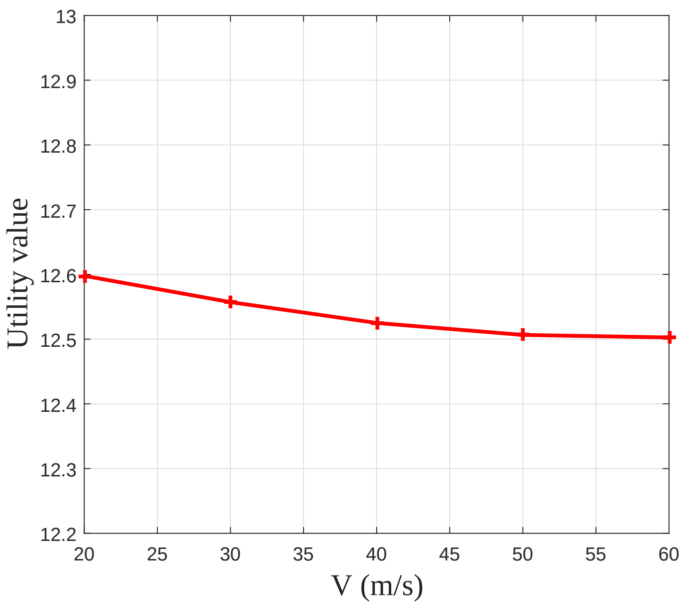

图 3-5 Comparison of average system utilities with different speeds.

在考虑了车辆的流动性之后，进一步验证了所提方案的性能。图 3-6显示了在使用不同的 ε_1 时，每辆车的相同速度和不同速度对总效用的影响。从图中可以看出，当 ε_1 发生变化时，系统效用也会发生变化。每辆车在不同速度下的效用都高于所有车辆在相同速度下的效用。这一结果说明所提出的方法在复杂动态车辆网络中实施时具有很高的鲁棒性。

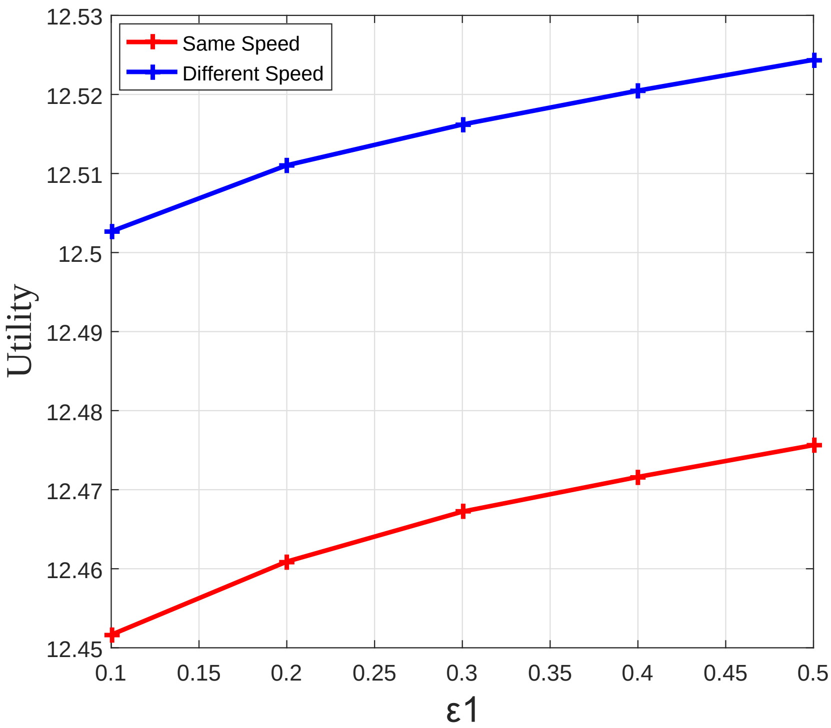

图 3-6 Comparison of average system utility with different ε_1.

在计算率分配方面，我们选择默认的任务输入大小为 $d_u = 420KB$（可参考 [?]）。它试图展示我们提出的算法的收敛性能。仿真结果表明，我们提出的方法优于三种基准方案。基准方案描述如下，

1) 独立卸载和功率控制”（简称”IOP”），即车辆独立执行功率控制和计算率分配，而不考虑彼此的最优值。

2) 在” 无车辆功率控制”（简称”Without-VPC”）情况下，车辆的发射功率设定为卸载期间的平均功率。

3) 无计算速率分配”（表示为”Without-CRA”），即在卸载过程中将云的计算速率分配设为固定值。

图4-3显示了不同情况下系统总效用的迭代收敛情况，图中显示鲁棒联合优化性能优于其他三种方案。从图中可以看出，四种方法在迭代后期都收敛到了一个稳定的值，其中建议方案的性能最好。

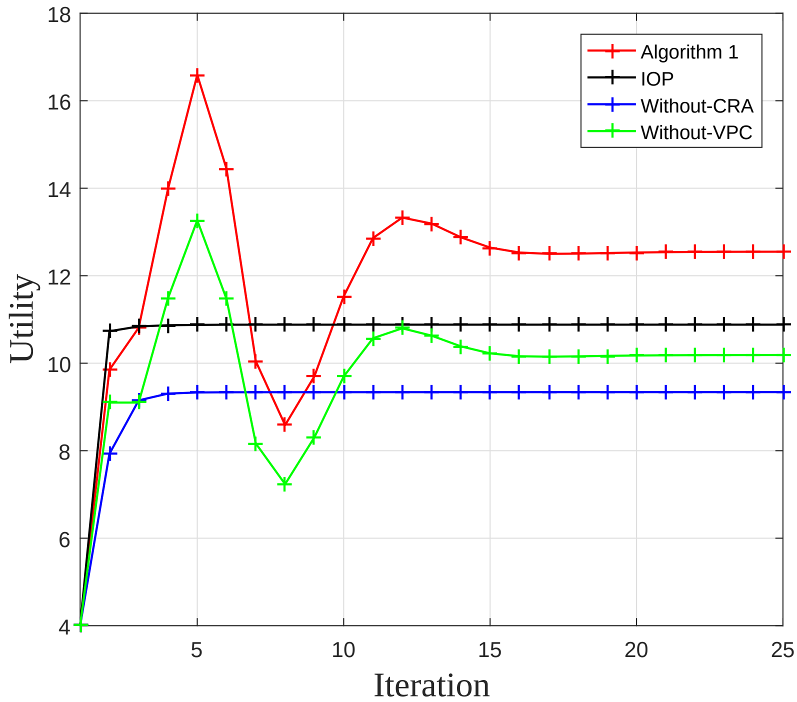

图 3-7 System utility convergence for different methods.

为了反映更真实的情况，每辆车所需的 CPU 任务负载（Megzcycles）往往不同，因此我们将五辆车的 CPU 任务负载（Megzcycles）分别设置为 1600、1700、1800、1900 和 2000。可以看出，随着迭代次数的增加，车辆的平均系统效用逐渐发生变化并趋于稳定。在独立优化过程中，首先进行的是计算率分配，此时还不知道最优功率分配。采用功率和计算率交替优化的方法，每次迭代都能得到相应的最优值。单独优化首先优化功率向量 **p**。得到结果后，利用该结果优化计算率分配，然后优化计算率，得到系统。但是，如果采用联合优化，则两个变量都能达到最优值。

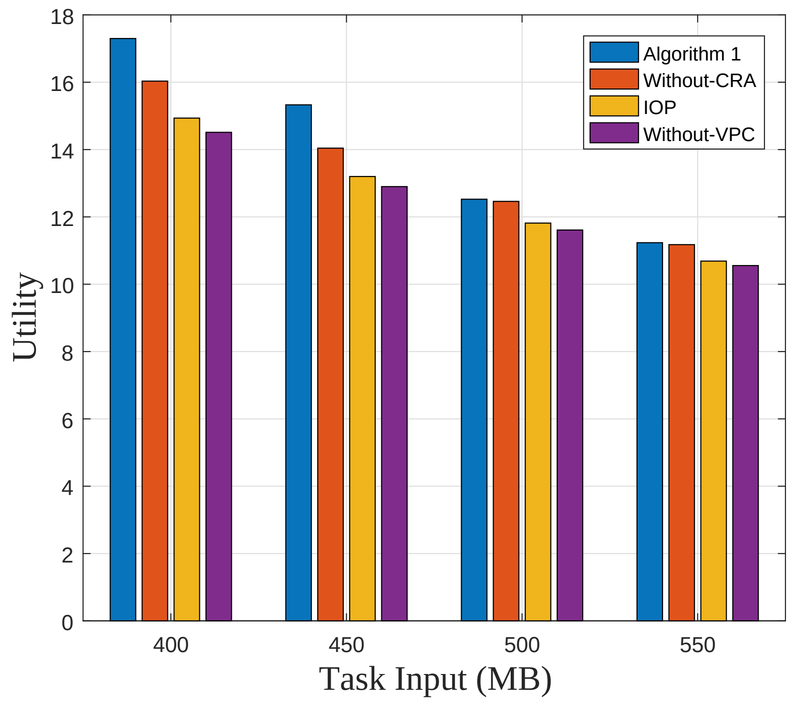

图 3-8 Comparison of average system utility with different task input sizes d_u.

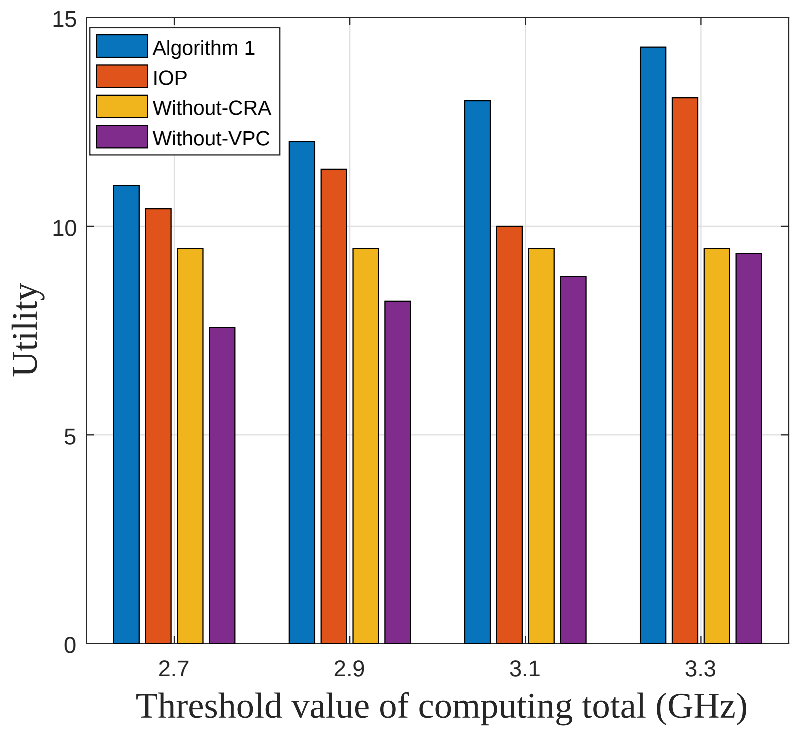

图 3-9 Comparison of average system utility with different f_{total}.

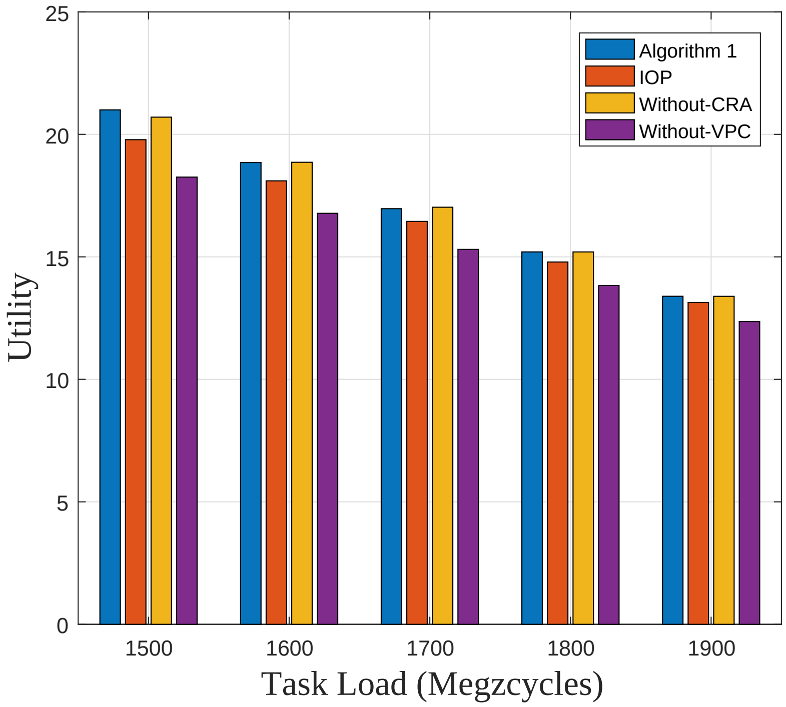

图 3-10 Comparison of average system utility with different task workloads $c_{i,e}$.

图 3-8中绘制了不同任务输入大小 d_u 时四种竞争方案的平均系统效用。从图中可以看出，所有方案的平均系统效用都随着任务输入量的增加而降低。图中还显示，其他方案的性能增益也有类似的趋势。这一现象是合理的，因为根据 (3-10) 中 U 的定义，工作量的增加会对系统性能产生负面影响。图 3-9显示了不同 f_{total} 时的系统总成本比较。由于云的计算能力有限，当计算能力较小时，系统效用较小。从图 3-10中我们可以清楚地看到，当数据规模增大时，系统效用较小。当数据规模较大时，计算任务需要更多的上传时间。

3.5 本章小结

本章研究了车载网络中云辅助 MEC 的稳健功率控制和任务卸载的新方法。优化方案的目的是在最大化效用的同时保证车辆的 QoS。由于信道存在不确定性，优化受到传输速率、计算通信延迟和同信道干扰概率形式的限制。最初的优化问题被表述为鲁棒性功率控制和任务卸载调度问题，很难解决。这里应用了 SCA 技术，将变量耦合的 NP 难问题转化为可处理的凸问题。鲁棒电源控制和任务卸载调度算法用于开发可行的解决方案。仿真结果表明，我们提出的算法得到了近似最优解。与现有方法相比，系统平均卸载效用得到显著改善。

第 4 章 无人机辅助的双向车道边缘计算网络的鲁棒功率控制方法与轨迹优化

4.1 引言

在前一个章节中，主要研究了车联网的地面通信网络，然而随着城市化建设的加深，道路网络越来越复杂，车辆的地面通信网络容易受到建筑物的遮挡，同时地面基站也难以覆盖越来越多的通信车辆。因此本章研究了作为前沿通信技术的无人机作为空中基站辅助车联网通信，并着重考虑了更加实际的双向车道的场景。无人机具有灵活与高机动性的特性，可以更好地解决如今越来越复杂的通信网络。由于本文考虑的车辆环境均为高速移动场景，固定轨迹的无人机难以适应实时变化网络拓扑环境，因此实时优化无人机的飞行的航迹有助于提高辅助车辆通信的服务质量。此外，无人机飞行与作为空中基站时均为耗能设备，所以整个系统的能量效率也应备受关注。

综上所述，本章研究了一个双向车道下无人机辅助车辆网络能效最大化的场景，在这个网络中，车辆高速行驶于双向的高速公路上，地面基站位于道路的一侧，随着对向行驶的车辆的高速移动，向右行驶的车辆会逐渐驶出当前通信小区，无法与地面基站进行通信，此时，无人机可作为空中基站以接收车辆通信信号。无人机以固定的高度平行于道路进行无障碍飞行，我们提出的算法可以实时的判断当前时隙车辆如何选择通信对象使得系统的能量效率最大化。本章的贡献可以做出如下总结：首先，本章提出了一种无人机辅助双向车道场景下规划无人机航迹的系统模型，为了提高整个网络系统的能量效率，我们采用丁克尔巴赫方法与定价机制使得系统在最小的能耗下可以最大化总吞吐量，为了保证地面车辆用户的服务质量，在优化问题中建立了时变的车辆移动模型下的概率约束，尽可能地描述信道的不确定性。

4.2 系统模型

本章考虑了一个天地一体化网络，其中车辆行驶于双向的高速公路上，无人机从基站附近起飞，缓存基站提供的资源供道路上的车辆下载，因为是双向车道，基站位于坐标原点，高度为 h_0，路边单元 RSU 的位置为 dd，D_R 代表了路边单元的覆盖范围的半径长度，我们规定向右为正方向，定义车道索引 $L=1$ 为车辆向右行驶，$L=-1$ 为向左行驶，由于基站位置固定，随者时间的推移，不可避免地存在一个方向的车辆会远离基站，势必影响其通过基站获取信息，此时，无人机向着基站的右

方飞去，进而帮助远离基站的车辆获取需要的信息。为了决策道路上的车辆需要从无人机还是基站获取信息，我们根据由一阶马尔可夫过程预测到车辆到基站的信道状态信息与车辆与空中基站无人机视距链路得到的信道状态信息分别得出车辆与两个数据中中心通信的信噪比，车辆会选择信噪比较大的一方请求资源，$x_m[t]=1$ 为车辆选择无人机进行通信，反之车辆选择基站进行通信。

在时隙 t 内，无人机的水平坐标为 $q_U[t]=\{x_u[t],y_u[t]\}$ 无人机在距离路面高度为 H 进行无障碍飞行，其飞行最大速度为 V_{max}，车辆 M 的初始水平位置为 $q_M[0]=\{x_0,y_0\}$，假设车辆以速度 v_m 匀速直线行驶，根据之前定义的车道索引可以得出车辆 M 在第 t 时刻的水平位置变化为 $x_m[t]=x_0+lv_mt$，车辆 M 的水平位置 $q_M=\{x_m[n],y_0\}$ 根据位置信息我们可以得到在第 t 时刻的距离信息车辆 M 在 t 时隙与路边单元的距离为 $d_{m,R}[t]=\|q_M[t]-q_R\|=\sqrt{x_m[t]^2+{y_0}^2+H^2}$，车辆 M 在 t 时隙与无人机的距离为 $d_{m,U}[t]=\|q_M[t]-q_U[t]\|=\sqrt{\left(x_m[t]-x_u[t]\right)^2+\left(y_m[t]-y_u[t]\right)^2+H^2}$. 系统模型如图 4-1所示。

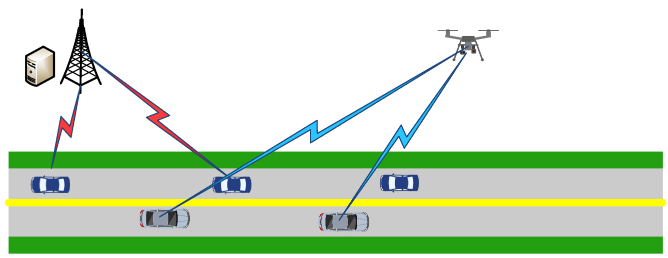

图 4-1 无人机的系统模型

4.2.1 车辆与地面基站通信计算与能耗模型

由于车辆移动的快速性, 对于车辆与路边单元的 V2I 通信，构建类似于前一章的一阶马尔可夫过程，在第 t 时刻的信道状态信息由前一时刻的状态预测得出，即

$$h_m=\widetilde{h_m^2}+\widehat{h_m^2}, \tag{4-1}$$

这里的 $\widetilde{h_m}$ 是一个观测值，$\widehat{h_m}$ 是一个服从参数为 $a=\frac{1}{{L_{i,j}^k}^2(1-{\zeta_{i,j}^k}^2)}$ 的指数分布。在第 t 个时隙，地面基站收到的第 m 辆车的信噪比（SNR）可以表示为：

$$\gamma_{m,R}[t]=\frac{p_m[t]\,h_{m,R}[t]}{\sigma^2} \tag{4-2}$$

根据香农容量定理，车辆向地面基站的传输速率可以表示为：

$$R_{m,R}[t]=\log_2\left(1+\gamma_{m,R}[t]\right) \tag{4-3}$$

车辆向地面基站传输的数据量可以表示为，

$$L_{m,R} = B_0 \sum_{m=1}^{M} \sum_{t=1}^{T} x_m[t] R_{m,R}[t], \tag{4-4}$$

其中 B_0 表示带宽，$x_m[t] = 1$ 表示车辆当前时刻选择向地面基站传输数据，$x_m[t] = 0$ 反之。

附属于路边单元的边缘服务器可以为收到的车辆数据进行数据计算处理，因此计算卸载过程需要计算资源，执行协作计算模型分裂的子任务。第 m 个车辆的整个计算任务记为 A_m，在某个时隙当其将任务分给路边单元时记为 $A_{R,m} = z_m A_m$ 我们定义 f_R 是路边单元的边缘服务器的 CPU 的加速频率，则计算时间可以表示为：

$$t_m^{mec} = \frac{A_{R,m}}{f_R} \quad m \in \mathscr{M}. \tag{4-5}$$

车辆向地面基站路边单元通信时的传输能耗计算如下:

$$E_{m,R} = \sum_{m=1}^{M} \sum_{t=1}^{T} x_m[t] p_m[t] \tag{4-6}$$

4.2.2 车辆与无人机通信与能耗模型

对于车辆与无人机之间的通信中间没有障碍物遮挡，属于视距链路，构建了空中射频链路模型，在第 t 个时隙，第 m 个车辆到无人机的信道增益为

$$h_{m,U}[t] = \frac{\varsigma_0}{d_{m,U}[t]^2} \tag{4-7}$$

这里的 ς_0 为单位距离 1 米下的功率增益，通过以上信息, 无人机到车辆的传输速率为

$$R_{m,U}[t] = \log_2\left(1 + \gamma_{m,U}[t]\right), \tag{4-8}$$

其中

$$\gamma_{m,U}[t] = \frac{p_m[t] h_{m,U}[t]}{\sigma^2}, \tag{4-9}$$

表示车辆到无人机通信的信噪比，车辆向无人机空中基站传输的数据量可以表示为

$$L_{m,U} = B_0 \sum_{m=1}^{M} \sum_{t=1}^{T} x_m R_{m,U}[t], \tag{4-10}$$

其中 B_0 表示带宽，车辆向空中基站无人机通信时的传输能耗计算如下:

$$E_{m,U} = \sum_{m=1}^{M} \sum_{t=1}^{T} y_m[t] p_m[t] \tag{4-11}$$

由于无人机与路边单元之间具有良好的视距链路，因此我们认为车辆发送给无人机的数据可以高效的传输到地面基站并由路边单元附属的边缘服务器进行数据处理。

4.2.3 问题的定义

在本节中，我们为无人机辅助的双向车道车辆制定了能效最大化问题。我们的目的是通过联合优化双向车道上的车辆的发射功率以及无人机的轨迹来使得系统的总能效最大化. 首先，该网络通信系统的能效定义为

$$EE(\mathbf{P},\mathbf{Q})=\frac{L_m(\mathbf{P},\mathbf{Q})}{E_m(\mathbf{P})} \tag{4-12}$$

式中的 $L_m=L_{m,R}+L_{m,U}$ 是车辆向地面基站与空中基站发送的总的数据量，$E_{m,R}$ 与 $E_{m,U}$ 分别是车辆与地面基站空中基站的能量消耗。由于无人机飞行过程中会有能量的消耗, 因此我们会更加关注车辆与无人机通信时的能耗问题，并考虑空中基站通信与地面基站通信的能量权衡，因此系统的总功耗表示为 $E_m=(1-\theta)L_{m,R}+\theta L_{m,U}$，其中 $0\le\theta\le 1$ 是车辆与无人机通信时的能量成本的权重系数。当 θ 较大时意味着我们更加关注无人机的能耗成本。最终的系统能效最大化问题如下表述：

$$\max_{\mathbf{P},\mathbf{Q},\mathbf{X}} EE(\mathbf{P},\mathbf{Q},\mathbf{X}) \tag{4-13}$$

$$\text{s.t. } \Pr\left\{x_m[t]\gamma_{m,R}[t]+y_m[t]\gamma_{m,U}[t]\ge\gamma_{th}\right\}\ge 1-\varepsilon_3,\forall m,t \tag{4-13-1}$$

$$0\le p_m[t]\le p_{max},\forall m \tag{4-13-2}$$

$$x_m[t]+y_m[t]=1,\forall m \tag{4-13-3}$$

$$\frac{D_R}{v_m}\ge t_m^{mec}+t_{wired} \tag{4-13-4}$$

$$q_U^{n+1}-q_U^n\le tV_{max},\forall m \tag{4-13-5}$$

上式子中的(4-13-1)表示了保证车辆通信的中断概率约束来保证服务质量，式子(4-13-2)给出了车辆最大最小发射功率的约束，式(4-13-3)则代表了每个车辆每个时刻的任务只能向无人机或者地面基站进行卸载，γ_{th} 是信噪比的阈值为一个固定值，(4-13-4)表示了需要调度车辆在其驶出路边单元覆盖范围之前服务器要完成完成数据的计算，其中 t_{wired} 是路边单元向边缘服务器发送数据时的固定时间。无人机的飞行轨迹受到(4-13-5)的约束,

4.3 能效最大化问题求解

在本节中，上一章节的能效最大化问题会分解为两个子问题进行求解。对于难以求解的分式规划，可以使用丁克尔巴赫方法将其转化为易于求解的减式规划进行求解。首先固定车辆的发射功率后求解无人机的飞行轨迹，然后固定无人机的飞行轨迹再求解车辆的发射功率，如此进行交替迭代优化，直至算法收敛。注意到前一节中问题(4-13)是一个非凸的问题，我们提出了一种联合功率分配与无人机轨迹规划的方案来有效地处理这个问题，将问题(4-13)解耦成两个子问题。

4.3.1 概率约束的近似与车辆发射功率优化问题

在前一节的式(4-13-1)中我们发现车辆的功率功率在概率约束中存在较为复杂的耦合关系，是难以直接求解的，针对这种情况，我们将采用积分变换的方式将复杂的概率约束问题转化为较为简单的形式。

定理：对于(4-13-1)，车辆用户的中断概率约束

$$\Pr\left\{x_m[t]\gamma_{m,R}[t]+y_m[t]\gamma_{m,U}[t]\geq\gamma_{th}\right\}\geq 1-\varepsilon_3$$

等价于：

$$p_m[t]x_m[t]\ln\left(1-a\varepsilon_3\right)+(\gamma_{th}-y_m[t]\gamma_{m,U})[t]a\sigma^2\leq a p_m[t]x_m[t]\widehat{h}_m[t] \tag{4-14}$$

证明：

$$\frac{x_m[t]p_m[t]h_{m,R}[t]}{\sigma^2}\geq\gamma_{th}-y_m[t]\gamma_{m,U}[t] \tag{4-15}$$

$$\Leftrightarrow p_m[t]\widetilde{h}_m[t]\geq\frac{(\gamma_{th}-y_m[t]\gamma_{m,U}[t])\sigma^2}{x_m[t]}-p_m[t]\widehat{h}_m[t]$$

因此车辆用户的中断概率约束做出重新表述如下：

$$\Pr\left\{x_m[t]\gamma_{m,R}[t]+y_m[t]\gamma_{m,U}[t]\geq\gamma_{th}\right\}\geq 1-\varepsilon_3 \tag{4-16}$$

$$\Leftrightarrow\Pr\left\{\widetilde{h}_m[t]\geq\frac{(\gamma_{th}-y_m[t]\gamma_{m,U}[t])\sigma^2}{p_m[t]x_m[t]}-\widehat{h}_m[t]\right\}\geq 1-\varepsilon_3$$

由于随机变量 $\widetilde{h}$ 的概率密度函数为 $f_x=e^{-ax}$，通过积分变换可得：

$$\int_0^{\frac{(\gamma_{th}-y_m[t]\gamma_{m,U})\sigma^2}{p_m[t]x_m[t]}-\widehat{h}_m[t]}e^{-ax}dx\leq\varepsilon_3 \tag{4-17}$$

$$\Leftrightarrow p_m[t]x_m[t]\ln\left(1-a\varepsilon_3\right)+(\gamma_{th}-y_m[t]\gamma_{m,U}[t])a\sigma^2\leq a p_m[t]x_m[t]\widehat{h}_m[t]$$

为了表达方便，我们定义 $\gamma_{m,U}[t]=p_m[t]\eta_{m,U}[t]$，其中 $\eta_{m,U}[t]=h_{m,U}[t]/\sigma^2$，将式

子(4-17)改写为:

$$p_m[t]x_m[t]\ln\left(1-a\varepsilon_3\right)+(\gamma_{th}-y_m[t]p_m[t]\eta_{m,U}[t])a\sigma^2\le ap_m[t]x_m[t]\widehat{h}_m[t] \tag{4-18}$$

在求解车辆发射功率的过程中，需要每个时隙都要进行功率分配与无人机轨迹规划并进行多次迭代，关于车辆发射功率 $p_m[t]$ 的子问题如下描述：

$$\max_{\mathbf{P}}=\frac{L_m(\mathbf{P})}{(1-\theta)E_{m,R}(\mathbf{P})+\theta E_{m,R}(\mathbf{P})} \tag{4-19}$$

$$\text{s.t. } (4\text{-}13\text{-}1),(4\text{-}13\text{-}4) \tag{4-19-1}$$

注意到问题(4-19)是一个分式规划问题，为了将其转化为减式规划问题，拟采用丁克尔巴赫方法求解。

$$\begin{aligned}F(\chi)=\max_{\mathbf{P}}&\sum_{t=1}^{T}\sum_{m=1}^{M}B_0x_m^{\{l\}}[t]\log_2\left(1+p_m[t]\eta_{m,R}^{\{l\}}[t]\right)\\&+\sum_{t=1}^{T}\sum_{m=1}^{M}B_0x_m^{\{l\}}[t]\log_2\left(1+p_m[t]\eta_{m,U}^{\{l\}}[t]\right)\\&-\chi\sum_{t=1}^{T}\sum_{m=1}^{M}(1-\theta)x_m^{\{l\}}[t]p_m[t]+\theta y_m^{\{l\}}[t]p_m[t]\end{aligned} \tag{4-20}$$

$$\text{s.t. } (4\text{-}13\text{-}1),(4\text{-}13\text{-}4) \tag{4-20-1}$$

上式中的 $\eta_{m,R}^{\{l\}}[t]=h_{m,R}[t]/\sigma^2$，$\eta_{m,U}^{\{l\}}[t]=h_{m,U}[t]/\sigma^2$ 在每 l 次迭代时视为常数，对于凸问题(4-20)，我们可以构建拉格朗日函数并运用拉格朗日对偶法进行求解：

$$\begin{aligned}&L(\mathbf{p},\lambda)\\&=\sum_{t=1}^{T}\sum_{m=1}^{M}B_0x_m^{\{l\}}[t]\log_2\left(1+p_m[t]\eta_{m,R}^{\{l\}}[t]\right)+\sum_{t=1}^{T}\sum_{m=1}^{M}B_0y_m^{\{l\}}[t]\log_2\left(1+p_m[t]\eta_{m,U}^{\{l\}}[t]\right)\\&-\chi\sum_{t=1}^{T}\sum_{m=1}^{M}(1-\theta)x_m^{\{l\}}[t]p_m[t]+\theta y_m^{\{l\}}[t]p_m[t]\\&-\sum_{t=1}^{T}\sum_{m=1}^{M}\lambda_{m,t}\left((\gamma_{th}-y_m[t]p_m[t]\eta_{m,U}[t])a\sigma^2-ap_m[t]x_m[t]\widehat{h}_m[t]+p_m[t]x_m[t]\ln\left(1-a\varepsilon_3\right)\right)\end{aligned} \tag{4-21}$$

其中的拉格朗日乘子 $\lambda_{m,t}\ge 0$，则(4-21)的拉格朗日对偶函数表示为：

$$D(\lambda)=\max_{0\le P_m[t]\le P_{\max}}L\left(\mathbf{p_m},\lambda\right) \tag{4-22}$$

其中(4-22)的对偶问题为：

$$\min_{\lambda_{m,t}\geq 0} D\left(\mathbf{p_m}, \lambda\right) \tag{4-23}$$

问题(4-23)是一个凸问题且满足 Karush-Kuhn-Tucker（KKT）条件，在使用 KKT 条件的类似求解过程中可令其一阶导数为等于零：

$$\begin{aligned}\frac{\partial D\left(\mathbf{p_m}, \lambda, \mu\right)}{\partial p_i} = A_i - \Bigg[\sum_{j=1, j\neq i}^{M}\left(A_j \frac{\bar{\gamma}_j\left(e^{\tilde{p}}\right)\bar{G}_{k,j}}{e^{\tilde{p}_j}\bar{G}_{j,j}}\right) \\ +\lambda_i \Pi_i e^{-\tilde{p}_i} + \mu_i \widehat{g_{i,j}^{k}}\Bigg] e^{\tilde{p}_i} = 0,\end{aligned} \tag{4-24}$$

再加点橙子梯度

4.3.2 无人机飞行轨迹规划问题

通过前一节求得车辆功率的分配时，对于无人机轨迹的优化问题可以如下求解：当每次迭代的车辆发射功率 $\left\{{P_m}^{\{l\}}\right\}$ 和时隙分配给定后，关于无人机的轨迹的优化描述如下：

$$\max_{\mathbf{Q}} = \frac{L_{m,R} + L_{m,U}\left(\mathbf{Q}\right)}{(1-\theta)E_{\mathrm{t}}^{R,\{l\}} + \theta E_{\mathrm{t}}^{U,\{l\}}} \tag{4-25}$$

$$\text{s.t. } (4\text{-}13\text{-}2) \tag{4-25-1}$$

其中，

$$L_{m,U}\left(\mathbf{Q}\right) = \log_2\left(1 + \frac{\varphi_{m,U}^{\{l\}}[t]}{\|q_M[t] - q_U[t]\| + H^2}\right) \tag{4-26}$$

这里的 $\varphi_{m,U}^{\{l\}}[t] = \frac{p_m^{\{l\}}[t]\varsigma_0}{\sigma^2}$，我们注意到问题(4-25)目标函数的分子部分是非凹问题，拟采用连续凸逼近方法对目标函数进行近似。在 $q^{\{l\}}[t]$ 的局部点处，对式(4-25)的分子部分的对数形式进行一阶泰勒展开，过程如下：

$$\begin{aligned}&\log_2\left(1 + \frac{\varphi_{m,U}^{\{l\}}[t]}{\|q_M[t] - q_U[t]\| + H^2}\right) \\ &\geq \left(\omega_m^{\{l\}}[t]\|q_M[t] - q_U[t]\|^2 - \left\|q_M[t] - q_U^{\{l\}}[t]\right\|^2 + \rho_m^{\{l\}}[t]\right) \\ &\triangleq R_{m,U}^{\{l\}}(\mathbf{q}[t])\end{aligned} \tag{4-27}$$

其中，

$$\omega_m^{\{l\}}[t] = \frac{-\varphi_{m,U}^{\{l\}}[t]}{\ln 2\left(\left\|q_M[t]-q_U^{\{l\}}[t]\right\|^2+H^2\right)}\cdot\frac{1}{\left\|q_M[t]-q_U^{\{l\}}[t]\right\|^2+H^2+\varphi_{m,U}^{\{l\}}[t]} \tag{4-28}$$

并且，

$$\rho_m^{\{l\}}[t] = \log_2\left(1+\frac{\varphi_{m,U}^{\{l\}}[t]}{\left\|q_M[t]-q_U^{\{l\}}[t]\right\|+H^2}\right) \tag{4-29}$$

问题(4-25)进一步转化为：

$$\max_{\mathbf{Q}} = \frac{L_{m,R}+\sum_{t=1}^{T}\sum_{m=1}^{M}B_0 y_m^{\{l\}}[t]\,R_{m,U}^{\{l\}}(\mathbf{q}[t])}{(1-\theta)E_{\mathrm{t}}^{R,\{l\}}+\theta E_{\mathrm{t}}^{U,\{l\}}} \tag{4-30}$$

$$\text{s.t. } (4\text{-}13\text{-}2) \tag{4-30-1}$$

至此，问题(4-25)的非凸问题部分转化成了凸的可解的形式，可以使用凸优化工具箱 CVX 求解。

4.3.3 计算时间约束转化与时隙资源分配问题

由不等式(4-13-4)与 $A_{R,m}=z_m A_m$，我们得知时隙的分配受到服务器计算时间的制约，因此可以很容易得到：

$$z_m = \sum_{t=1}^{T} x_m[t], \qquad \forall m\in\mathscr{M} \tag{4-31}$$

即车辆向地面基站通信的所有的时隙加起来要小于车辆在基站的覆盖范围内。当功率和轨迹给定时，关于分配时隙的子问题如下：

$$\max_{\mathbf{X},\mathbf{Y}} = \frac{L_{m,R}(\mathbf{X})+L_{m,U}(\mathbf{Y})}{(1-\theta)E_{\mathrm{t}}^{R,\{l\}}(\mathbf{X})+\theta E_{\mathrm{t}}^{U,\{l\}}(\mathbf{Y})} \tag{4-32}$$

$$\text{s.t. } (4\text{-}13\text{-}3),(4\text{-}13\text{-}4) \tag{4-32-1}$$

这是一个分式规划的问题，我们可以使用与问题(4-19)类似的丁克尔巴赫方法将原问题转化为、易于求解的减式规划，即式子(4-32)等价于一个可以使用凸优化工具箱（CVX）迭代求解的线性规划问题。

4.4 算法与仿真验证

4.4.1 总体算法设计

原始的问题(4-13)被分为三个子问题，它们已在上述小节中分别得到解决。然后使用交替迭代的方法

算法 4-3 基于固定节点功率分配的无人机轨迹优化方案

Step1：开始。

Step2：输入功率矩阵 $\boldsymbol{P}$ 和车辆分簇信息 $\boldsymbol{C}$

Step3：地面基站高度面基站高度面基站高度面基站高度

Step4：计算无人机轨迹

Step5：地面基站高度面基站高度面基站高度面基站高度

Step6：执行 $l = l + 1$

Step7：重复执行 Step3 至 Step5，直到满足收敛条件

Step8：结束。

4.4.2 仿真分析

在本小节中，为了检验算法的有效性并评估其性能，我们提供了数值仿真结果，主要评估了联合优化无人机轨迹和信道功率分配方案（J-TOPA）的性能，并介绍了无人机固定位置悬浮方案与固定无人机轨迹的方式两种方案，并且将我们的方案与之对比。悬浮方案中无人机在固定位置上方悬停以简化计算复杂度，其中我们模拟的双向车道长度为 800 米，宽度为 30 米，除非特别说明道路上选取 6 辆车进行仿真，其中每辆车以不同的速度匀速直线行驶。仿真中的主要参数见表4-1：

表 4-1 系统仿真参数

符号	参数	数值
H	无人机的飞行高度	100
T	时隙个数	70
h	地面基站高度	5
V_{max}	每个时隙无人机最大飞行距离	2.5m
σ^2	噪声方差	5
γ_{th}	信噪比阈值	96dBm
ς_0	路径损耗指数	4

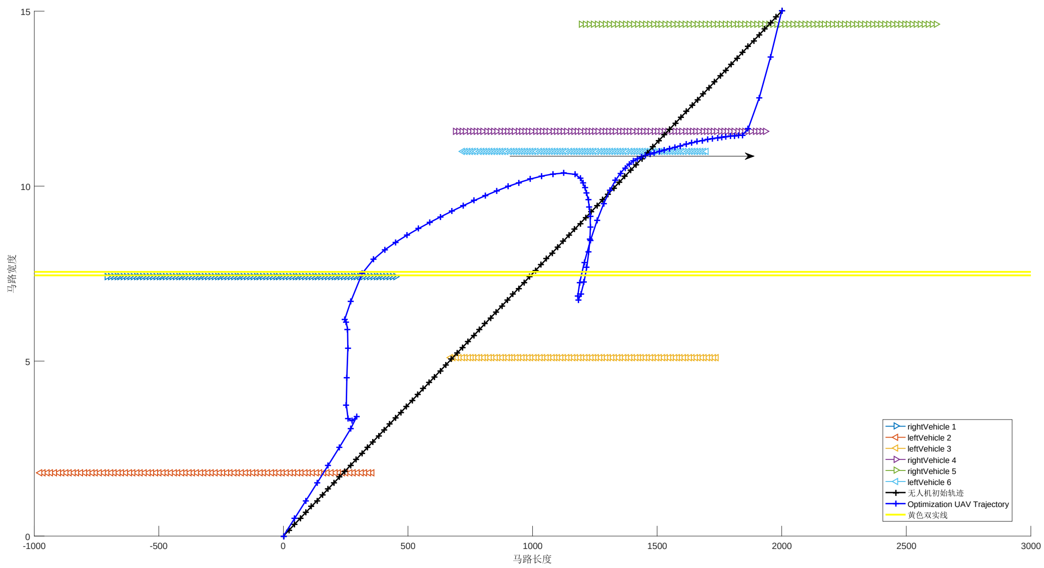

图 4-2 轨迹.

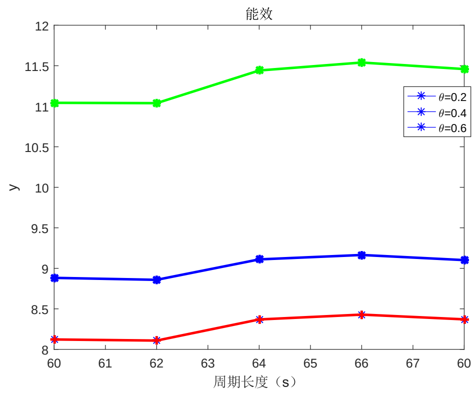

图 4-3 轨迹.

4.5 本章小结

表格的引用同样是使用\ref{} 命令实现的。例如“表\ref{tab:ysubof}”输出的结果为：表4-1。LaTeX 会自动将其替换为表格的编号。例如：4 的效果如下：注意！从第二章开始应有“本章小结”，主要总结本章所做的主要研究工作，研究成果等内容！！！

燕山大学硕士学位论文参考文献规则的表格如表4-1所示。

表 4-2 系统仿真参数

参数	数值
人机高度	100
1 地面基站高度	222
地面基站高度面基站高度面基站高度面基站高度	2222

结　论

结论作为学位论文正文的组成部分，单独排写，不加章标题序号，不标注引用文献。结论内容一般在 2000 字以内。

结论应是作者在学位论文研究过程中所取得的创新性成果的概要总结，不能与摘要混为一谈。结论应包括论文的主要结果、创新点、展望三部分，在结论中应概括论文的核心观点，明确、客观地指出本研究内容的创新性成果（含新见解、新观点、方法创新、技术创新、理论创新），并指出今后进一步在本研究方向进行研究工作的展望与设想。对所取得的创新性成果应注意从定性和定量两方面给出科学、准确的评价，分 (1)、(2)、(3)…条列出，宜用“提出了”、“建立了”等词叙述。此外，结论的撰写还应符合以下基本要求：

(1) 结论具有相对的独立性，不应是对论文中各章小结的简单重复。结论要与引言相呼应，以自身的条理性、明确性、客观性反映论文价值。对论文创新内容的概括，评价要适当。

(2) 结论措辞要准确、严谨，不能模棱两可，避免使用“大概”、“或许”、“可能是”等词语。结论中不应有解释性词语，而应直接给出结果。结论中一般不使用量的符号，而宜用量的名称。

(3) 结论应指出论文研究工作的局限性或遗留问题，如条件所限，或存在例外情况，或本论文尚难以解释或解决的问题。

(4) 常识性的结果或重复他人的结果不应作为结论。

参考文献

[1] Lim W Y B, Huang J, Xiong Z, et al. Towards Federated Learning in Uav-enabled Internet of Vehicles: A Multi-dimensional Contract-matching Approach [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(8): 5140–5154.

[2] Wu Q, Xu J, Zeng Y, et al. A Comprehensive Overview on 5g-and-beyond Networks with Uavs: From Communications to Sensing and Intelligence [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(10): 2912–2945.

[3] Liu Z, Xie Y, Chan K Y, et al. Chance-constrained Optimization in D2d-based Vehicular Communication Network [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(5): 5045–5058.

[4] Liu Z, Su J, Xie Y a, et al. Resource Allocation in D2d Enabled Vehicular Communications: A Robust Stackelberg Game Approach Based on Price-penalty Mechanism [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(8): 8186–8200.

[5] Back Matter [J]. Econometrica, 1968, 36(3/4).

[6] 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.

[7] Zhou Z, Guo Y, He Y, et al. Access Control and Resource Allocation for M2m Communications in Industrial Automation [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(5): 3093–3103.

[8] Liu Q, Gong J, Liu Q. Blockchain-Assisted Reputation Management Scheme for Internet of Vehicles [J]. Sensors, 2023, 23(10).

[9] 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, 2011, 59(4): 1654–1669.

[10] Sakr A, Hossain E. Cognitive and Energy Harvesting-based D2D Communication in Cellular Networks: Stochastic Geometry Modeling and Analysis [J]. IEEE Transactions on Communications, 2014, 63: 1867–1880.

[11] Xie Y a, Liu Z, Chan K Y, et al. Energy-Spectral Efficiency Optimization in Vehicular Communications: Joint Clustering and Pricing-Based Robust Power Control Approach [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(11): 13673–13685.

[12] Zhang K, Mao Y, Leng S, et al. Mobile-Edge Computing for Vehicular Networks: A Promising Network Paradigm with Predictive Off-loading [J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2017, 12(2): 36–44.

[13] Saleem U, Liu Y, Jangsher S, et al. Mobility-aware Joint Task Scheduling and Resource Allocation for Cooperative Mobile Edge Computing [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(1): 360–374.

[14] Tran T X, Pompili D. Joint Task Offloading and Resource Allocation for Multi-Server Mobile-edge Computing Networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(1): 856–868.

[15] 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, 2020, 21(12): 4947–4957.

[16] Liu Z, Su J, Xie Y a, et al. Resource Allocation in D2D-Enabled Vehicular Communications: A Robust Stackelberg Game Approach Based on Price-Penalty Mechanism [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(8): 8186–8200.

攻读硕士学位期间承担的科研任务与主要成果

(一) 参与的科研项目

[1] 参与，国家自然科学基金项目.

[2] 参与，河北省自然科学基金重点项目.

(二) 发表的学术论文

[1] 第二作者 [J]. Computer Networks, 2024.

致 谢

时光荏苒，岁月如梭，这是我在燕山大学的第三个年头首先衷心感谢导师 ××× 教授对本人的精心指导。他的言传身教将使我终生受益。

感谢 ××× 教授，以及实验室全体老师和同窗们的热情帮助和支持！

本课题承蒙 ×××× 基金资助，特此致谢。感谢评审专家抽出宝贵的时间…