

分类号: TN929.5

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210330163



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 面向 5G 网络的 D2D 通信功率优化
和资源智能分配算法研究

论 文 作 者 唐卫

校 内 导 师 孙瑞霞

校 外 导 师 郭全全

专业学位类别 电子信息

研究方向(领域) 人工智能

论文提交日期: 2024 年 5 月 31 日

分类号: TN929.5

单位代码: 10363

密 级: 公开

学 号: 2210330163

题 目 面向 5G 网络的 D2D 通信功率优化和资源智能
分配算法研究

题 目 Research On D2D Communication Power
Optimization And Resource Intelligent
Allocation Algorithm For 5G Networks

学生姓名: 唐卫

指导教师: 孙瑞霞副教授

专 业: 电子信息

研究方向: 人工智能

论文答辩日期:

2024/5/19

安徽工程大学学位论文原创性声明

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

学位论文作者签名： 唐卫

日期： 2024 年 5 月 30 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

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

保密 ☐，在 __ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☐。

学位论文作者签名：

唐卫

指导教师签名：

孙海波

日期： 2024 年 5 月 30 日

日期： 2024 年 5 月 30 日

面向 5G 网络的 D2D 通信功率优化和资源智能分配算法研究

摘要

伴随着无线通信技术迅速发展，全球移动终端设备数量激增，导致频谱资源变得更加稀缺。为了提高现有频谱资源的利用效率，通信领域的研究人员提出了设备到设备直通（Device-to-Device，简称D2D）技术来缓解这一问题。在传统蜂窝系统中，引入D2D技术可以使得两个位置相邻的D2D终端通过复用蜂窝用户链路资源的方式，有效地提升系统频谱资源的利用效率，减轻基站的负荷，提高通信效率。然而，这种复用蜂窝用户的通信方式会使得通信用户之间产生大量的同频干扰，导致了系统性能下降。因此，如何合理有效的解决用户之间的干扰问题成为通信学者的研究重点。

本文主要针对混合通信系统中D2D用户复用蜂窝用户上行链路资源时带来的同频干扰问题，把系统吞吐量和用户公平性作为评价指标，分别对其展开合理有效的资源分配优化算法研究，不仅降低了系统间的干扰，而且提高了资源利用率以及系统的性能。本文主要的研究内容分为以下两部分：

（1）以系统吞吐量作为评价指标，提出一种基于新型鲸鱼优化算法的D2D通信功率控制方案。该方案首先建立了单小区混合通信系统模型，在满足用户通信质量的前提下，建立以用户发射功率和SINR（Signal-to-Noise Ratio，简称信噪比）为约束条件，以求解系

统吞吐量最大值为目标的约束优化问题，针对鲸鱼优化算法收敛速度慢以及寻优精度低等问题，改进了线性收敛因子和加入自适应惯性权重系数，提出了一种新型鲸鱼优化算法来动态调节D2D用户的发射功率，通过功率控制的方式对系统间的干扰进行有效控制，从而提升系统频谱利用率。仿真结果表明，所提方案在提高系统吞吐量的同时系统性能也有所提升。

(2) 以用户公平性作为评价指标，提出了一种基于改进比例公平算法的 D2D 通信资源分配方案。该方案是在最大化系统吞吐量的基础上考虑了边缘 D2D 用户资源调度问题，在基础比例公平算法上，加入不同用户的信噪比权重，提出了改进比例公平算法将用户的调度优先级从高到低依次排序，用户的优先级越高优先被调度，优先级越高，其传输速率就越大，优先级较低的用户也会获得调度机会，这样既保证了系统吞吐量最大化，也保证了边缘用户或者信道质量较差的用户能有效获得频谱资源。仿真结果验证，与基础比例公平算法相比，所提算法在最大化系统吞吐量的同时有效提高了 D2D 用户之间调度的公平性。

关键词：D2D 通信，资源分配，功率控制，鲸鱼算法，吞吐量，公平性

RESEARCH ON D2D COMMUNICATION POWER OPTIMIZATION AND RESOURCE INTELLIGENT ALLOCATION ALGORITHM FOR 5G NETWORKS

ABSTRACT

With the rapid development of wireless communication technology, the number of mobile terminal devices worldwide has surged, leading to a scarcity of spectrum resources. In order to improve the utilization efficiency of existing spectrum resources, researchers in the communication field have proposed Device to Device (D2D) technology to alleviate this problem. In traditional cellular systems, the introduction of D2D technology can enable two adjacent D2D terminals to effectively improve the utilization efficiency of system spectrum resources, reduce the load on base stations, and improve communication efficiency by reusing cellular user link resources. However, this communication method of reusing cellular users will generate a large amount of co frequency interference between communication users, leading to a decrease in system performance. Therefore, how to reasonably and effectively solve the interference problem between users has become a research focus of communication scholars.

This article mainly focuses on the co-frequency interference problem

caused by D2D users reusing cellular user uplink resources in hybrid communication systems. The system throughput and user fairness are used as evaluation indicators, and reasonable and effective resource allocation optimization algorithms are studied separately. This not only reduces inter system interference, but also improves resource utilization and system performance. The main research content of this article is divided into the following two parts:

(1) A D2D communication power control scheme based on a novel whale optimization algorithm is proposed, with system throughput as the evaluation indicator. This scheme first establishes a single cell hybrid communication system model. Under the premise of meeting the quality of user communication, a constraint optimization problem is established with user transmission power and Signal to Noise Ratio (SINR) as constraints, aiming to solve the maximum system throughput. To address the problems of slow convergence speed and low optimization accuracy of the Whale Optimization Algorithm, the linear convergence factor is improved and an adaptive inertia weight coefficient is added. A new Whale Optimization Algorithm is proposed to dynamically adjust the transmission power of D2D users, effectively control the interference between systems through power control, and thus improve the system spectrum utilization. The simulation results show that the proposed scheme not only improves system throughput but also improves system performance.

(2) A D2D communication resource allocation scheme based on an improved proportional fairness algorithm is proposed, with user fairness as the evaluation indicator. This scheme considers the edge D2D user resource scheduling problem on the basis of maximizing system throughput. On the basis of the basic proportional fairness algorithm, different users' signal-to-noise ratio weights are added, and an improved proportional fairness algorithm is proposed to sort the scheduling priorities of users from high to low. The higher the priority of users, the higher their transmission rate. Users with lower priority will also have scheduling opportunities, which not only ensures the maximization of system throughput but also ensures that edge users or users with poor channel quality can effectively obtain spectrum resources. The simulation results verify that compared with the basic proportional fairness algorithm, the proposed algorithm effectively improves the fairness of scheduling between D2D users while maximizing system throughput.

KEY WORDS: D2D communication, resource allocation, power control, whale algorithm, throughput, fairness

目录

摘要	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题的研究背景及意义	1
1.1 国内外研究现状	3
1.3 论文研究内容和创新点.....	5
1.4 论文结构安排.....	6
第 2 章 D2D 通信及其关键技术简介	8
2.1 D2D 通信技术	8
2.1.1 D2D 通信技术的优势	9
2.1.2 D2D 通信技术的应用场景	10
2.1.3 D2D 通信会话建立的流程.....	11
2.1.4 D2D 通信技术中存在的挑战.....	12
2.2 D2D 通信系统的干扰控制技术.....	13
2.2.1 模式选择.....	13
2.2.2 资源分配	14
2.2.3 资源调度.....	14
2.2.4 功率控制.....	16
2.3 本章小结	16
第 3 章 基于新型鲸鱼算法的 D2D 通信功率控制方案.....	18
3.1 系统模型	18
3.2 问题描述	19
3.3 算法设计	21
3.3.1 鲸鱼优化算法	21
3.3.2 新型鲸鱼优化算法	23
3.3.3 算法分析	26
3.3.4 基于新型鲸鱼优化算法的 D2D 通信功率控制.....	29
3.4 仿真结果及性能分析	30
3.4.1 仿真参数	30
3.4.2 复杂度分析	30
3.4.3 仿真结果分析	31
3.5 本章小结	34

第 4 章 基于改进比例公平算法的 D2D 通信资源分配方案	35
4.1 系统模型	35
4.2 基于改进比例公平算法的 D2D 通信资源分配方案	37
4.2.1 公平性准则	37
4.2.2 比例公平调度算法	37
4.2.3 改进的比例公平调度算法	39
4.2.4 方案设计	40
4.3 仿真及结果分析	42
4.4 本章小结	46
第 5 章 总结与展望	47
5.1 论文总结	47
5.2 工作展望	48
参考文献	49
附录 1 攻读硕士期间取得成果	55
附录 2 实验仿真部分程序	56
附录 3 攻读硕士期间参与的科研项目	59
致谢	60

第 1 章 绪论

1.1 课题的研究背景及意义

近些年，随着智能终端的快速普及以及网络通信容量的爆炸式增长，频谱资源匮乏的问题日益加重。现代移动通信需要满足更快的网络传输速率和更好的用户网络体验。因此，提升网络容量、提高系统吞吐量以及频谱利用率是当下移动通信的发展趋势^[1]。如何面对系统中复杂多变的通信环境以及有效合理的使用频谱资源，成为现阶段亟待解决的问题。

从 1946 年到 1970 年代中期，20 世纪 40 年代中期至 60 年代初之间，公用移动通信服务开始逐步发展。在美国联邦通信委员会（FCC）的指导下，贝尔系统于 1946 年在圣路易斯市首次建立了全球首个公用汽车电话网络，被称为“城市系统”。紧接着，在 60 年代中期到 70 年代中期，美国推出了 IMTS 改进型移动电话系统，频段为 150MHz 和 450MHz，采用大区域、中小容量设计，实现了自动选择无线频道和接入公用电话网络的功能。同时，德国也推出了技术水平相当的 B 网。这些具有里程碑意义的发展为无线通信技术的未来进步奠定了扎实的基础^[2]。

其次，在 20 世纪 70 年代中期至 80 年代中期，移动通信技术经历了迅猛发展的黄金时期。1973 年，世界上第一部 1G 手机诞生。1987 年，广东省开通了全国第一个移动通信网，首批有 700 名用户。在这阶段，人们开始使用第一代移动通信系统（The 1st Generation，简称 1G），如北欧的 Nordic 移动电话（Nordic Mobile Telephone，简称 NMT）系统和美国的高级移动电话（Advanced Mobile Phone System，简称 AMPS）系统。这些系统采用了模拟技术，具有语音传输功能^[3]。接下来，从 20 世纪 90 年代初期至 2000 年代中期，是移动通信的数字化时代。在这个阶段，第二代移动通信系统（The 2st Generation，2G）开始出现并得到广泛应用。其中最为著名的是欧洲的全球移动通信系统（Global System for Mobile Communications，简称 GSM）和美国的码分多址（Code Division Multiple Access，简称 CDMA）系统。这些系统采用了数字技术，不仅具有语音传输功能，还可以进行短消息传输和数据传输^[3]。

从 2000 年代中期至 2010 年代初期，是移动通信的 3G 时代。3G 时代具有高

频宽和稳定的速度，使得影像电话和大数据传送更为普遍，行动通讯有了多样化的应用^[4]。再接下来，从2010年代初期至今，是移动通信的4G时代，在这个阶段，第四代移动通信系统（The 4st Generation，简称4G）开始出现并得到广泛应用。4G通信技术融合了3G与WLAN的优势，能够在不同网络系统、平台及无线通信界面间智能选择最优通信路径，实现数据、音频、视频的即时高效传输。该技术大幅提升了数据传输速度，相较于家用宽带，速度提升显著，其下行宽带网络稳定运行在100Mbps至150Mbps区间，峰值速度更是高达18.75MB/s，充分展现了其超高速的数据处理能力。4G通信技术以其高速、智能、高质量传输等特点，为用户提供了更加丰富的通信体验，推动了移动互联网的快速发展。

第五代移动通信系统（The 5st Generation，简称5G），是新一代蜂窝移动通信技术。与前几代移动通信技术相比，5G具有更高的数据传输速率、更低的延迟和更大的连接密度，是物联网、大数据、云计算、人工智能等^[5]新技术领域的关键基础设施。在关键技术方面，5G技术包含了超密集异构网络、自组织网络、内容分发网络等多种创新技术^[6]。超密集异构网络通过减小小区半径、增加低功率节点数量，实现了对移动数据流量爆炸式增长的支持；自组织网络则通过智能化手段，降低了网络部署和运维的成本，提升了网络优化的效果；内容分发网络则有效解决了大规模用户音频、视频、图像等业务增长带来的网络流量压力，提升了用户访问互联网的服务质量。

伴随着5G时代的发展和物联网（Internet of Things，简称IoT）生活的普及，人们越来越追求高速率、大容量、低时延的QoS，然而，频谱资源作为无线通信的核心要素，其有限性成为了制约通信业务持续增长的瓶颈，因此，如何在有限的频谱资源中实现更高效的利用已成为一项紧迫而富有挑战性的任务。工信部针对频谱资源短缺的问题，已经开展了一系列的工作和研究。资料显示，由于移动通信技术的快速发展和移动用户数量的激增，频谱资源的需求也急剧增加。特别是在5G时代，频谱资源的短缺问题更加凸显，对我国未来的产业需求提出了更高的考验。因此，D2D通信技术作为5G通信中的核心技术之一^[7-9]，在提高频谱资源利用率、降低基站负载等方面有重大的突破，可以有效的解决这一系列问题^[10-12]。

D2D通信是一种在无需基站转发的情况下，允许两个或多个邻近的终端设

备直接进行通信的技术。这种通信方式使得用户设备共享蜂窝网络的资源，提高资源利用率，并改善用户的体验。与传统的通过基站进行通信的方式相比，D2D通信具有更低的延迟和更高的可靠性。由于通信是直接进行的，不需要经过基站转发，因此可以减少通信延迟，提高通信效率。同时，D2D通信还可以减轻基站的负载，降低网络拥堵的可能性。

总的来说，D2D 通信技术的发展历程充满了创新和挑战，其凭借着优良的性能和广泛的应用前景，已经在移动通信领域占据了重要地位，并将在 5G 时代及未来发挥更大的作用^[13-14]。我们期待 D2D 通信技术在未来的发展中能够解决更多的问题，为人们的生活带来更多的便利。

1.1 国内外研究现状

D2D 通信技术是在 2008 年由美国高通公司在第三代合作伙伴计划（Third Generation Partnership Project，简称 3GPP）组织举办的 IMT-A workshop 会议上首次提出，这一技术的提出，为无线通信领域注入了新的活力。

从 2013 年开始，3GPP 组织着重对 D2D 技术进行研讨，使得 D2D 通信技术在 4G 技术中占据了重要地位，并逐渐发展成为 4G、5G 的关键技术之一^{错误!未找到引用源。}。在此过程中，D2D 通信技术得到了不断的优化和完善，包括必须通过基站协调建立通信，发展到可以由基站协调或者基站完全不参与的情况，极大地提升了 D2D 通信技术的灵活性和应用范围。

随着 5G 时代的到来，D2D 通信技术更是被视为 5G 网络发展的关键技术之一。在 5G 网络的发展中，D2D 通信技术的应用将使得网络架构具有超强的承载和通信能力，以满足未来大量设备的连接和高速数据传输的需求。同时，D2D 通信技术也将与物联网、云计算等新技术深度融合，共同推动通信技术的发展。

虽然 D2D 通信技术在提高系统能效和频谱利用率方面展现出显著优势，特别是在 LTE-A（LTE-Advanced）系统中，D2D 通信通过复用蜂窝频谱资源的方式，如上行链路和下行链路的频谱资源，进一步提高频谱利用效率，然而采用复用模式，会产生同频干扰，这种干扰会影响网络的通信质量，使网络环境变得恶劣。因此，研究者们致力于开发有效的干扰管理和消除策略，以确保 D2D 通信的稳定性和可靠性。目前，学者们针对 D2D 通信系统的研究主要集中于模式选择^[16-错误!未找到引用源。]、资源分配^{错误!未找到引用源。-19]}和功率控制^{错误!未找到引用源。-23]}等方面。

D2D用户通常有三种不同的通信模式^{错误!未找到引用源。错误!未找到引用源。}，分别是蜂窝模式、专用模式和复用模式，其中后两种是专为D2D通信设计的模式。当用户选择专用模式时，其通信资源将与蜂窝用户的资源完全分开，互不干扰，确保了通信的稳定性，但这也导致了资源利用效率的降低。而在复用模式下，D2D用户与蜂窝用户共享资源，从而实现了资源的高效利用，但这也导致了两者之间的通信干扰问题。至于蜂窝模式，它主要适用于D2D通信链路质量不佳，难以直接建立通信的情况。在这种情况下，D2D用户会像传统的蜂窝用户一样^[25]，通过基站（BS）来转发数据，确保通信的可靠进行。文献[27]提出了一种基于自适应遗传算法的功率控制算法，建立以最大化系统吞吐量为目标，使用自适应遗传算法的改进方案来动态调整D2D用户的发射功率，在保证蜂窝和D2D用户的QoS前提下，对系统间的干扰进行可控，仿真结果表明有效地提高了系统吞吐量。文献[28]针对D2D通信复用模式下产生干扰问题，提出了一种基于保证蜂窝用户QoS的功率控制算法，该算法是在保证蜂窝用户SINR的前提下，建立以最大化D2D用户吞吐量为目标的凸优化问题，通过Lagrange对偶理论，转化为求解原问题的对偶问题，从而确定最优D2D用户的发射功率，仿真结果显示在保证蜂窝用户的QoS前提下，整体提升了系统的吞吐量。文献[29]提出了一种基于烟花算法的D2D资源分配方案，该方案在保证系统公平性的前提下，以最大化加权和速率为目标，引入改进的烟火算法求解系统最大吞吐量，仿真结果表明在用户资源公平的同时，系统吞吐量和频谱资源利用率都有所提升。文献[30]提出了一种基于匈牙利算法的快速联合功率控制算法，该算法是在传统的联合功率控制方法上，引入了匈牙利算法对该方法进行资源分配阶段的优化，加以对D2D用户和蜂窝用户发射功率的控制，仿真表明，这两种算法优化的结合提高了通信时延、节省了发射功率和降低系统干扰。文献[31]针对D2D通信复用蜂窝资源带来同频干扰问题，结合了模式选择、信道分配和功率控制相结合的方案，该方案将NP-hard问题分为两个子问题，其一是通过模式选择和信道分配两方面为每个D2D用户选择通信模式及为分配信道资源，其二是引入改进的灰狼优化算法动态的调整D2D和蜂窝用户的发射功率，仿真结果表明，本方案能有效降低系统干扰，并提高了系统吞吐量和系统性能。

以上研究主要依赖传统的优化算法和功率控制策略来降低系统干扰。然而，

随着近年来人工智能技术的蓬勃发展，众多学者开始采用人工智能技术来探索这一领域，为解决相关问题提供了新的思路和方法。

文献[32]提出了一种基于无监督学习的强化学习信道分配算法，该方法利用深度强化学习算法来优化信道和功率的分配，从而实现了D2D用户信息传输速率的最大化。文章将整体优化问题细化为信道分配和功率分配两个子问题，并借助深度强化学习算法来寻找最优的分配策略，实验仿真验证，基于深度强化学习的资源分配算法与传统算法相比，不仅具有更低的时间复杂度，而且在实验性能上也表现更为出色。文献[33]针对蜂窝系统中D2D用户的资源分配问题，提出了一种创新的两阶段资源分配方法。该方法将复杂的优化问题分解为两个阶段：CU频谱资源分配阶段和D2D用户资源复用阶段。在第一阶段，采用了基于公平性的FCBGM算法，旨在将现有的资源块公平地分配给所有CU，从而最大化系统的蜂窝和速率。进入第二阶段，进一步提出了BGRR算法和GRR算法，这两个算法的核心目标是将已分配给CU的资源块重新分配给D2D用户使用，以进一步提升系统的整体和速率，同时确保CU的基本速率需求得到满足。通过仿真实验验证，与现有典型算法相比，提出的这种两阶段资源分配方法不仅能够显著提高系统的和速率，增加D2D用户的接入率，还能在保障用户公平性和QoS方面展现出优越的性能。文献[34]首先介绍了一种基于多智能深度Q网络（DQN）的资源分配算法。该算法具备自主学习最佳资源分配策略的能力，然而，也存在着一些不足，比如较高的时间复杂度和相对较差的泛化能力。为了克服这些问题，进一步提出了一种基于卷积神经网络（CNN）的资源分配算法。新的算法在保持系统性能的同时，有效地降低了时间复杂度，并显著提升了泛化性能。

综上所述，以上方法在一定程度上抑制了D2D通信中的同频干扰问题，这些方法主要集中在资源分配和功率控制的研究上。但依然存在着不足，比如，需进一步降低同频干扰，同时提高系统最大吞吐量和公平性等性能。

1.3 论文研究内容和创新点

本文主要是针对传统蜂窝网络中引入D2D通信技术，D2D用户在复用蜂窝用户上行链路资源时带来的同频干扰问题，把系统总吞吐量和用户公平性作为关键的评价指标，通过对D2D通信系统的干扰控制技术中的功率控制、模式选

择以及资源分配三个方面展开研究，分别对这两个评价指标提出有效的解决方案，降低系统间的干扰，本文的工作内容和创新点如下：

首先，本文对系统间的干扰问题展开大量的研究和分析发现，通过功率控制的方法可以对系统间的干扰加以控制，因此，本文在第 3 章中提出了一种基于新型鲸鱼优化算法的 D2D 通信功率控制方案，该方案是把系统吞吐量作为评价指标，在单小区混合通信系统模型中，满足用户发射功率和信噪比为约束的情况下，建立求解吞吐量最大值为目标的约束优化问题，通过新型鲸鱼优化算法动态调整 D2D 用户的发射功率，进而降低了系统间的干扰，提升了资源利用率。这一部分创新点是在传统鲸鱼优化算法上加以改进，传统算法在寻找目标值时收敛速度慢、寻优精度低等缺陷，通过改进线性收敛因子以及加入自适应惯性权重系数，不仅提高寻优过程中的收敛慢和精度低等问题，而且提升算法的性能。

其次，本文考虑到混合通信系统中，边缘用户分配资源的公平性问题，把公平性作为评价指标，在最大化系统吞吐量基础上，要保证用户之间资源分配的公平性。因此，在第 4 章提出了一种基于改进比例公平调度算法的 D2D 通信资源分配方案，该方案是在满足用户 QoS 的前提下，通过改进比例公平算法，将用户调度优先级从高到低依次排序，优先级高的用户优先分配频谱资源，优先级低的用户也同样获得分配频谱资源的机会，优先级越高用户的传输速率越大。这一部分的创新点是在基础比例公平算法上，加入信噪比权重，信道质量好的用户其信噪比越大，会优先被调度，在最大化系统的吞吐量同时，也保证用户在调度时的公平性。

1.4 论文结构安排

本论文分为以下五章内容，具体如下：

第 1 章：绪论。本章首先回顾了移动通信的发展历程，描述了 D2D 通信技术在 5G 网络中的重要性。接着，对 D2D 通信技术的研究现状进行了深入分析。最后，对本文研究内容和创新点进行了总结。

第 2 章：D2D 通信及其关键技术简介。本章对 D2D 通信技术进行简要概述，探讨其主要应用场景及未来所面临的挑战。其中，重点分析了减少 D2D 同频干扰的关键技术，包括模式选择、功率控制和资源分配，并对 5G 资源调度中常用

的方法进行了介绍。

第 3 章：基于新型鲸鱼优化算法的D2D通信功率控制方案。本章主要是为了更好的控制复用蜂窝资源的D2D用户带来的干扰。首先，建立了以求解吞吐量最大值为目标，D2D用户发射端传输功率等为变量的优化问题。其次提出一种基于新型鲸鱼优化算法的D2D功率控制方案来求解D2D用户的最优发射功率。最后，经仿真验证了本文算法能很好的提升系统吞吐量。

第 4 章：基于改进的比例公平调度算法的D2D通信资源分配方法。本章主要在最大化系统吞吐量基础上的考虑了边缘D2D用户资源分配公平性的问题，提出了一种改进的比例公平算法的D2D资源分配方法，该算法根据改进比例公平系数将用户的优先级从大到小依次排序。仿真验证了本文所提算法能够在最大化系统吞吐量的基础上保证边缘用户资源调度的公平性，并与传统比例公平算法相比较，有效的提高了公平性。

第 5 章：总结与展望。针对论文撰写的内容进行总结，并结合当前研究现状及未来存在场景进行分析，提出适应实际应用场景的D2D通信技术研究方向。

第 2 章 D2D 通信及其关键技术简介

近年来，互联网行业飞速进步，万物互联的概念逐渐成为现实，导致智能终端设备不断涌现。这种爆炸式的增长也导致了频谱资源的紧张。为了更有效地利用频谱资源，推动通信行业的持续发展，3GPP组织提出了将D2D通信技术融入未来通信系统的设想，并将其视为关键技术之一。与此同时，5G通信系统的到来，以其超高速率、超大带宽、超大规模以及出色的数据处理能力，为D2D通信技术的发展提供了更广阔的空间。作为 5G的关键技术之一，D2D通信技术将在其中发挥不可或缺的作用。

2.1 D2D 通信技术

D2D通信技术，是一种短距离设备之间的通信技术，指的是两个距离较近的设备在进行通信数据传输时不需要通过基站中继转发就可以直接建立用户间的通信，从而实现了更为迅速和灵活的数据传输与资源共享。

在D2D通信网络中，用户节点不仅具备信号的收发能力，还能自动路由和转发消息^[35]。这些节点共享其硬件资源，如信息处理、存储及网络连接等，使得资源能够直接为网络中的其他用户所用，无需经过任何中间环节。因此，在D2D通信网络中，每个用户节点既是服务的提供者，也是服务的接收者，它们相互感知并自发组织成一个虚拟或真实的群体^[36]，共同构成高效、灵活的通信网络，能够根据需要动态调整资源分配，提高了整个网络的资源利用率。

在传统的蜂窝系统中引入D2D通信技术后，D2D终端设备能够直接共享蜂窝用户上行或下行链路频谱资源，节省了系统频谱资源，相当于在小区频谱资源受限的情况下，实现了终端接入数量的翻倍，从而显著提高了频谱资源的利用率和系统吞吐量。由于D2D用户之间的距离相对较近，因此无需高功率传输就能实现高质量的通信，降低了小区基站的负载压力，减少了信号传输时延。此外，通过降低设备功耗，D2D通信技术还能延长设备的待机时间，减少充电次数，从而延长电池的使用寿命^[37-38]。自 2013 年 3GPP组织在全球通信会议上开始重点讨论D2D通信技术以来，这一技术已成为业界关注的焦点。随着技术的不断成熟，相信D2D通信技术在 5G及未来通信系统中将发挥重要作用。

2.1.1 D2D 通信技术的优势

D2D通信技术作为一种创新性的通信方式，正在为无线通信领域带来前所未有的变革。它以其高效、灵活和可靠的特性^[39-40]，为用户带来了全新的通信体验。随着研究的深化和技术的持续进步，D2D通信技术无疑将在未来适应万物互联时代中移动通信业务的多样化需求，进一步丰富人们的生活，并创造更多的可能性。

D2D技术与传统的短距离通信技术（如蓝牙、Wi-Fi直连）相比，在多个关键方面展现出明显的差异。传统的短距离通信技术依赖于设备间的点对点连接，尽管这种连接模式稳定可靠，但操作相对繁琐，通常需要用户手动进行设备匹配和设置。此外，蓝牙技术的通信范围相对有限，通常仅限于 10 米左右，且随着距离的增加，干扰问题逐渐凸显，这限制了其在某些场景中的应用。相比之下，D2D技术在连接建立上更为便捷和智能。它无需用户手动配置连接对象，用户数据可以在终端之间直接传输。更重要的是，D2D通信的覆盖范围更广，可以达到约 100 米，而且具有D2D功能的终端设备还能作为中继节点转发消息，从而进一步扩大网络通信范围。这种特性使得D2D通信在无网络覆盖或网络信号不佳的地区仍能实现设备间的连接和数据传输。以下是引入D2D通信技术的一些优势：

（1）提升频谱利用率：在D2D通信模式下，用户数据实现了端到端的直接传输，从而摒弃了传统蜂窝通信中必须经过基站转发的环节。这种直接通信的方式不仅显著缩短了数据传输的延迟时间，还实现了频谱资源的高效利用，提升了频谱的利用效率。更为值得一提的是，D2D用户之间以及D2D与蜂窝用户之间的资源可以实现共享和复用，从而进一步提升了整体资源的利用率。

（2）扩展通信应用：D2D通信技术具备构建Ad Hoc^[41]网络的能力，这种网络无需依赖传统的基础设施即可实现设备间的通信。在无线通信基础设施受损或无法覆盖的地区，D2D通信仍然可以保持设备间的顺畅通信，从而极大地拓宽了通信应用的边界。此外，D2D通信技术在公共安全和紧急服务、车联网等多个领域也展现出巨大的应用潜力，能够实现设备间快速且可靠的通信，为这些领域的发展提供了有力支持。

（3）提升用户体验：D2D通信技术为相邻用户间的资源共享、小范围社交

互动以及本地特色业务提供了强有力的支持，从而显著提升了用户的整体体验。以文件传输、实时游戏和视频共享等实际应用场景为例，D2D通信技术能够实现更为迅速且稳定的数据传输，为用户带来更加流畅和满意的通信体验。

（4）数据传输可靠性高：D2D通信使用授权频段进行数据传递，有效确保了通信环境的稳定性，进而提升了数据传输的可靠性，降低了外界干扰的风险。与其他基于ISM频段的短距离通信技术相比，如蓝牙和Wi-Fi Direct等，D2D通信在数据传输速度、稳定性以及安全性方面展现出了显著的优势。这使得D2D通信在复杂多变的通信环境中，能够为用户提供更为可靠、高效的通信体验。

2.1.2 D2D 通信技术的应用场景

D2D通信作为5G网络中重要技术之一，它显著提高了频谱利用效率，使得系统传输速率大幅提升，同时有效降低了通信传输时延和缓解频谱资源紧张的问题。此外，D2D技术还增强了无线数据的覆盖性和连通性，确保信息传输更为广泛和稳定。D2D通信技术凭借其高效、可靠和低功耗的特性，在多个领域都有广泛的应用场景。主要涵盖了以下几个领域：

（1）智能家居和物联网设备：在智能家居环境中，D2D通信技术能够实现设备间的直接通信，包括智能门锁、地锁等设备的互联。这种通信方式不仅功耗较低，而且响应迅速，满足了本地控制的需求。此外，通过D2D通信，设备间的信息交换不再过度依赖中央服务器，从而减少了通信负担，提升了整个系统的运行效率和稳定性。

（2）车联网（V2V）通信：在道路交通中，车辆间的通信扮演着提升安全性和效率的关键角色。D2D通信技术为车辆间的实时数据交换提供了有力支持^[42]，使得防撞预警、交通流量管理和协同驾驶等功能得以实现。通过这些功能的应用，D2D通信有效减少了交通事故的发生，同时显著提升了道路的通行效率，为公众带来了更为安全、顺畅的出行体验。

（3）内容共享：用户借助D2D通信技术，能够直接且轻松地在不同设备间共享视频、图像和文件等内容，无需依赖中央服务器进行中转。这对于快速、有效地共享大文件尤为有用，为用户提供了更加便捷和高效的分享体验。

(4) 公共安全和紧急服务：在紧急情况或公共安全事件期间，D2D通信可以实现设备之间的直接通信。即使蜂窝网络过载或不可用，急救人员和遇险人员之间也能实现快速、可靠的通信。

2.1.3 D2D 通信会话建立的流程

D2D通信会话链路的建立是一个复杂但高效的过程，它充分利用了设备间的直接通信能力，有效提升了通信的整体性能和用户体验，为用户带来了更加流畅、高效的通信服务。若两个D2D通信设备需要进行通信，首先需要在通信网络中建立链路会话。只有当D2D通信会话链路成功建立，并实现了数据的交互后，后续的资源分配和信息传递过程才得以正常进行。假设两个要建立D2D通信链路会话的设备分别是UA和DA，辅助控制链路连接过程的是BS。以下是D2D链路会话建立的关键步骤：

(1) D2D用户发出会话请求：在蜂窝小区中，假设用户UA希望与另一个地理位置相近的用户DA通过D2D通信进行数据交互。该用户UA首先需要向其所在小区的基站BS发出请求，旨在与目标DA建立D2D会话。此请求中需包含目标设备DA的相关信息，以确保通信的准确性和有效性。

(2) BS请求用户UA和DA的测量报告：基站接收到UA提出的建立会话请求后，会分别向UA和DA发送D2D信道测量信令。随后，基站会要求这两个用户终端向其反馈相应的测量报告信息，以便基站能够准确评估信道状况并作出后续的通信决策。

(3) 用户UA和DA返回测量报告：当用户UA和DA收到基站发出的控制信令后，会对自身的信道状态进行测量。随后，这些用户会生成相应的测量报告，并将其发送给基站。基站将利用这些报告来判断两个目标用户之间是否满足建立D2D会话的要求，从而确保通信的顺畅和高效。

(4) 允许建立D2D会话：基站接收到UA和DA的信道测量报告后，会首先评估这两用户是否满足建立D2D通信会话的条件。如果满足条件，基站会迅速发送相应的控制信令给UA和DA，协助两者顺利建立D2D通信会话，确保数据传输的顺利进行。

(5) 建立D2D会话：一旦UA和DA接收到基站发送的允许建立会话的指令，它们之间的D2D通信会话便会立即启动。随后，两个用户将开始逐步进行数据

传输，实现高效、直接的通信交互。

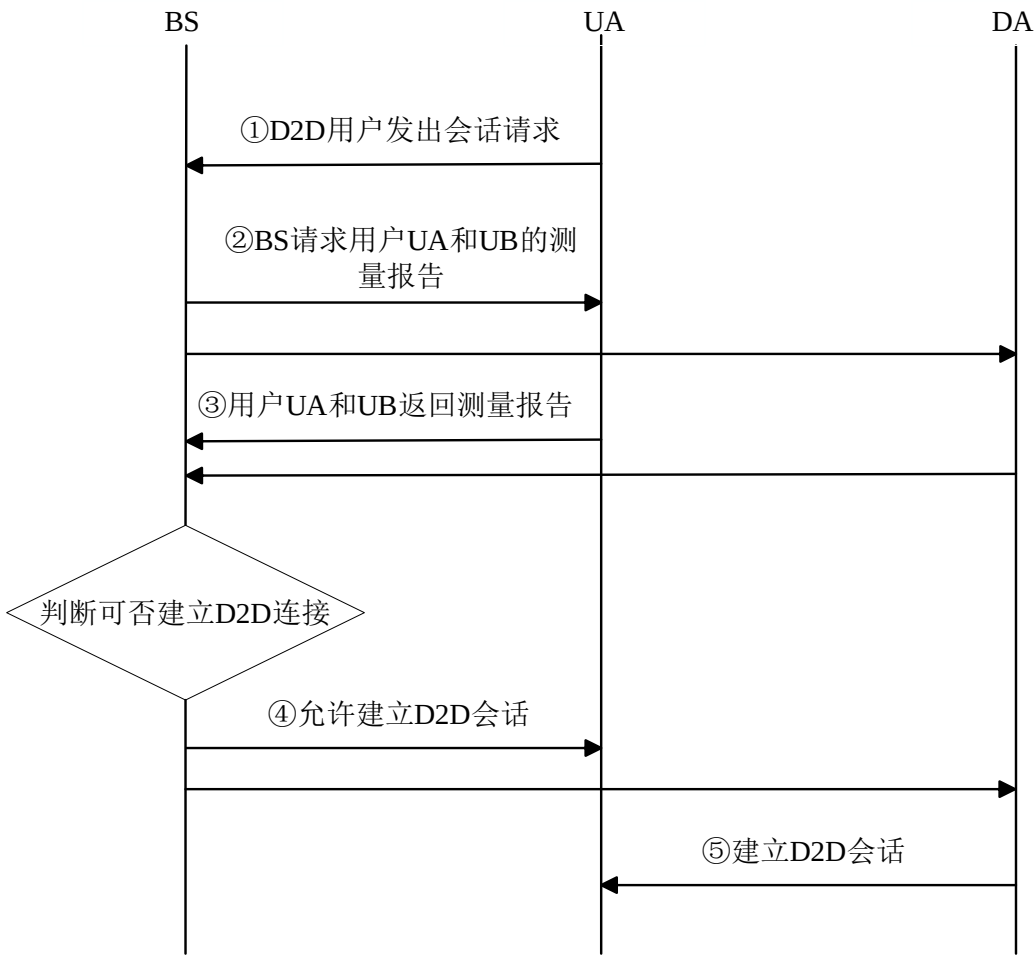


图 2-1 D2D 通信会话建立流程图

2.1.4 D2D 通信技术中存在的挑战

在 5G 及未来移动通信领域，由于多样化的应用场景不断涌现，无线通信面临着系列新的需求。鉴于 5G 网络架构所具备的复杂性、灵活性和高效性等特性，D2D 通信技术作为近距离通信场景的重要解决方案，仍需持续优化和完善。然而，在现有的蜂窝通信系统中，融入 D2D 通信技术仍然面临诸多挑战^[43]，需要我们进一步努力克服。以下是 D2D 通信技术中存在的一些挑战：

（1）干扰控制。在 D2D 通信过程中，设备间的直接通信方式可能引发干扰问题。特别是当多个 D2D 对同时利用相同的频段进行通信时，它们之间的信号可能会相互干扰，从而降低通信的质量。此外，D2D 通信活动还可能对正在使用蜂窝网络的其他用户造成不必要的干扰。因此，如何有效地管理和减少这些干扰，成为 D2D 通信技术发展中必须面对的关键挑战之一。

(2) 资源分配与优化。在D2D通信中，如何公平、有效地分配无线资源是一个重要问题。D2D通信和蜂窝通信可能需要共享频谱资源，这就需要在满足蜂窝通信需求的同时，优化D2D通信的资源分配。此外，随着D2D通信的广泛应用，如何动态调整资源分配以适应不同场景的需求，也是一个亟待解决的问题。

(3) 能耗与效率。D2D通信技术虽然通过减少基站转发降低了能耗，但设备间的直接通信同样可能引发额外的能耗问题。因此，在确保通信质量的同时，如何有效降低能耗并提升通信效率，成为了D2D通信技术面临的又一重要挑战。

2.2 D2D 通信系统的干扰控制技术

D2D通信技术实现用户设备间的直接通信，融入蜂窝网络后，显著提升了通信的灵活性，减轻了基站负担，并优化了频谱使用效率。其优势在于降低发射功率、扩大通信覆盖、高效利用频谱，有效缓解了通信资源紧张问题。然而，D2D通信在复用蜂窝网络资源时可能产生干扰，需进行妥善管理，以保障通信系统的稳定运行。因此，制定一个既能满足D2D用户需求又能兼顾蜂窝用户需求的资源管理策略至关重要。研究学者们正致力于根据各种优化目标，对D2D通信系统进行有针对性的优化。D2D通信系统的干扰控制技术主要包括模式选择、资源分配和功率控制三种方式，其核心目标在于提高系统的接入率、频谱利用率和吞吐量等关键指标。接下来，将介绍这几种资源管理方式。

2.2.1 模式选择

D2D通信的模式选择是一个复杂而关键的过程，它直接关系到通信效率、资源利用率以及系统性能。在进行模式选择时，需要综合考虑多种因素，D2D通信的模式选择是在通信双方建立会话之前进行的一个重要步骤，它涉及到系统中的用户根据不同的通信场景和需求，选择适合的传输模式。通过合理设定通信模式，可以确保数据传输的顺利进行，满足各种通信场景下的需求。目前，D2D通信中主要存在三种主要的传输模式，它们分别是蜂窝模式、专用模式以及复用模式。每种模式都有其独特的适用场景和优势，选择合适的模式对于优化D2D通信的性能至关重要。以下是D2D的几种通信模式介绍：

(1) 蜂窝模式：此模式是传统的通信模式，D2D建立通信连接受基站的控制，基站是作为发送和接受信号的角色，这种模式在D2D通信不能建立或通信

质量较差的场景下较为适用。然而，由于所有用户都通过基站进行通信，频谱利用率相对较低。

(2) 专用模式：此模式为D2D通信分配专用的频谱资源，以避免与蜂窝通信之间的干扰。这种模式下，D2D通信可以独立运行，不会受到蜂窝通信的任何影响。然而，专用模式的一个潜在缺点是可能导致频谱资源的浪费。特别是在D2D通信量相对较小的情况下，部分分配的频谱可能得不到充分利用，进而降低了频谱的整体使用效率。

(3) 复用模式：在这种模式下，D2D通信与蜂窝通信可以共享相同的频谱资源。通过精细的资源调度策略以及功率控制技术，D2D通信与蜂窝通信能够和谐共存，实现资源的有效利用。复用模式可以提升频谱资源的利用率，但同样会给系统造成移动的干扰^[44-45]。

2.2.2 资源分配

在D2D通信中，资源分配主要聚焦于频谱资源，即合理地为D2D用户分配通信信道所使用的频段，这一过程涵盖了无线资源的有效利用和管理，目的在于确保D2D通信与蜂窝通信能够和谐共存。资源分配的核心目的在于提升频谱利用率、优化整体系统性能，并减少通信干扰。特别是在异构网络中，频谱资源紧张时，D2D用户多选择复用模式进行通信，这可能会对蜂窝用户间的通信造成干扰。因此，资源分配成为解决D2D与蜂窝通信同频干扰问题的关键措施。

在D2D系统中，对设备进行资源的分配可以分为集中式和分布式两种方式^[46]。在此基础上，集中式分配机制使得基站能够在建立通信之前，直接获得D2D用户的信道信息，对资源进行统一规划，从而提高了系统的性能。但是，其最大的缺点就是频谱利用率比较低。而分布式分配机制，就是让D2D用户根据相邻信道的变化，自主地选择最适合自己的频谱资源。这种方法能够快速响应信道信息的变化，避免了时延，但也可能增加D2D用户的负载，并且可能无法使系统达到最优的通信状态。

2.2.3 资源调度

在无线通信系统中，频谱资源是一种宝贵的有限资源。为了更有效地利用这些资源，无线资源调度技术应运而生，其核心目标是通过合理高效的方法将有限的资源分配给终端设备，从而确保通信服务质量不受影响，同时也要满足

数据传输速率、吞吐量等关键指标的要求。然而，由于所承载的服务种类繁多，这些服务通常要求不同的数据传输速率。例如，视频流媒体服务可能需要极高的数据速率，而语音通话则可能更注重稳定和低延迟。这种多样性导致了资源分配上的冲突。当每个移动终端试图以超出信道容量上限的速率传输数据时，系统就会出现拥堵，从而降低整个网络的整体性能。因此，为了应对这一挑战，必须制定有效的资源调配策略，以优化频谱使用效率并保证用户体验质量，从而根据不同的服务来进行决策。为了优化资源的分配，目前常见有三种调度算法：轮询调度算法（RR）、最大载干比调度算法（Maximum C/I）和比例公平调度算法（PF）^[47]。这些算法根据不同的优化指标进行资源的合理分配，以确保无线通信系统的高效和稳定运行。下面对三种算法进行详细介绍：

（1）RR调度算法：RR调度算法是一种旨在实现资源公平分配的资源调度策略。它遵循预定的调度顺序，对用户进行依次调度，以确保每个用户获得使用频谱资源的机会均等。然而，这种算法并不考虑用户的实际数据传输需求、QoS等因素。因此，在采用轮询调度算法的系统中，无论用户是否拥有空闲资源或资源是否紧缺，每个用户被调度的概率都是相同的。这种调度方式在用户数量众多、业务类型多样化的场景中表现尤为不佳。由于轮询调度算法并没有考虑到系统的状态，因此，对于处于较差信道条件下的用户和处于良好状态的用户，其所得到的调度机会是一样的。这导致了系统性能的下降，无法为用户提供优质的服务质量。

（2）Maximum C/I调度算法：Maximum C/I算法是一种高效并追求最大化系统吞吐量的资源调度策略。它基于用户的信道状态信息和接受信号的瞬时载干比值来确定用户的优先级。通过这种优先级排序，算法能够确保在任何时刻，服务都优先分配那些具有最佳瞬时载干比值的用户，这种机制有效地提高了系统的频谱利用率，但这导致信道质量较差的用户得不到充分的服务，因此，尽管这种算法能够尽可能提升系统整体的吞吐量，但无法实现资源的公平分配。这种调度方式可能导致用户间的服务质量差异显著，无法普遍提升用户的服务质量等指标。

（3）PF调度算法：PF算法在资源分配中展现出了其独特的优势。它巧妙结合了RR算法的公平性原则和Maximum C/I算法对吞吐量的提升追求。该算法

的核心在于能够根据实时数据分析用户的当前速率，并与历史平均速率进行比较，以此来确定一个动态调整后的调度优先级。这种优先级是根据用户在时间间隙中所展现的实际传输能力变化的，因此，PF算法能够在保证每个用户都能公平地使用资源进行通信的同时，实现系统吞吐量的增加。这种算法不仅确保了系统整体的公平性，还有效提升了系统的性能，为用户提供了更优质的通信体验。

2.2.4 功率控制

D2D功率控制是指在D2D蜂窝通信系统中，通过调整D2D用户发送端^[48]的发送功率，来减少因频谱资源共享所带来的干扰，不仅可以提升系统吞吐量和频谱利用率，还能确保用户的QoS得到保证。D2D功率控制主要有静态控制和动态控制两种方式^[49]，以适应不同的通信需求和环境条件。

静态功率控制是D2D通信中的一种预先设定策略。在D2D通信链路建立之前，基站会依据信道状态信息（Channel State Information，简称CSI）计算得出链路增益，并据此为两种不同类型的用户设定最大发射功率的限制。这一限制的核心目的在于控制信道上产生的干扰强度，从而确保用户的服务质量。一旦D2D通信开始，这个预先设定的功率限制阈值将保持不变，直至通信结束。该方法的优势在于其结构简单明了，控制精度较高，稳定性也相对较好。然而，由于其应用场景存在局限性，通常更适用于那些负载变化相对固定的环境。同时，由于该方法在通信过程中无法根据实时情况进行调整，其通信性能可能受到一定限制。

动态功率控制是根据信道增益和干扰状况实时调整功率输出。与静态功率控制相比，这种动态方式能显著提升系统性能并优化用户体验。但因其需要实时调整，所以需要额外的控制信息来实时监控链路增益情况。在D2D通信中，动态功率控制对于优化通信效果和干扰管理尤为重要。通过实时监测信道状态和用户需求，动态功率控制可以实时调整D2D发送端的发射功率，以最大化系统吞吐量并保障用户的服务质量。这种灵活性使得动态功率控制能够适应各种通信环境和用户需求的变化，从而提高通信的效率和可靠性。

2.3 本章小结

本章主要对D2D通信技术进行了相关介绍，首先从D2D通信技术的优势、

应用场景、会话建立的流程以及存在的挑战这几个方面对D2D技术做一些简单的概括，着重探究了D2D通信技术中的干扰控制技术，包括模式选择、资源分配、功率控制以及资源调度。指出了D2D作为 5G关键技术之一，在 5G及未来通信中有着至关重要的作用。

第3章 基于新型鲸鱼算法的 D2D 通信功率控制方案

D2D通信技术作为 5G系统中的核心技术，可以为通信设备带来灵活的通信方式，不仅提高了系统吞吐量，而且提升了资源利用率。然而，蜂窝系统中引入D2D技术会带来用户之间的同频干扰问题，系统吞吐量是衡量一个系统性能的重要指标，因此，如何合理有效的降低系统间干扰来最大化系统吞吐量成为了研究关键。

本章的主要内容是针对传统蜂窝系统中引入 D2D 通信技术，D2D 用户复用蜂窝用户上行链路资源时带来严重的同频干扰问题，提出了一种基于新型鲸鱼优化算法的 D2D 通信功率控制方法。该方法是在保证用户 QoS 的前提下，把满足用户的发射功率和 SINR 最小阈值作为联合约束条件，建立了混合通信系统模型，通过新型鲸鱼优化算法动态地调节 D2D 用户的发射功率，对系统间的干扰加以控制，来最大化系统总吞吐量，从而提升了整个系统性能。

3.1 系统模型

本章研究的是蜂窝系统下单小区中多个D2D用户复用单个蜂窝用户资源的场景，系统通信模型如图 3-1 所示。做出如下的假设，蜂窝小区的半径为 R ，整个通信系统是由基站（BS）、蜂窝用户（CU）和D2D通信用户对（DU）三者组成，BS位置位于中心区域，D2D用户对DU和蜂窝用户CU位置随机分布在基站周围，一个D2D用户对包含一个发射端（D2D-s）和一个接收端（D2D-r）。

在蜂窝系统中，蜂窝用户链路方式主要有上行链路和下行链路两种工作方式，上行链路指的是用户向基站发送消息或数据，而下行链路则是基站向用户进行发送消息或数据。D2D 用户对存在两种工作模式，即专用模式和复用模式，由于上行链路相较于下行链路，其干扰更加可控，因此本章主要研究是 D2D 用户对复用蜂窝用户上行通信链路资源。

假设系统由 X 个蜂窝用户 CU 和 Y 个 D2D 用户对组成，蜂窝用户数用集合 C 表示为 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_i, \dots, C_X\}$ ，其中 i 代表第 i 个蜂窝用户，D2D 用户对数用集合 D 表示为 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_j, \dots, D_Y\}$ ，其中 j 代表第 j 个 D2D 用户对，并且蜂窝用户数大于 D2D 用户对的数量，即 $X > Y$ 。

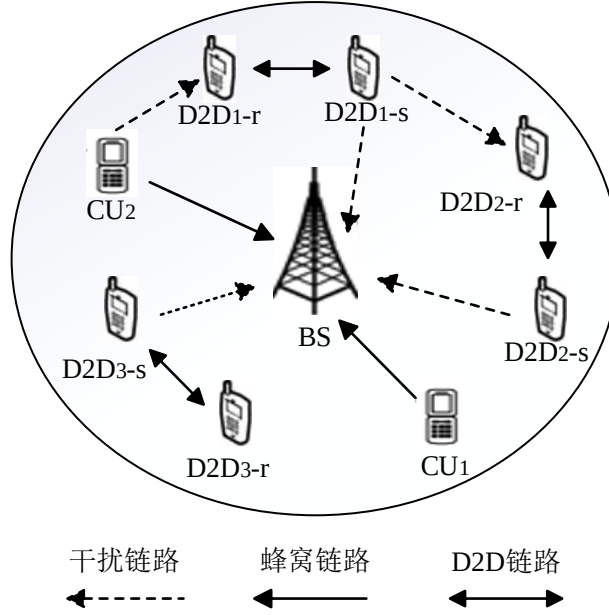


图 3-1 系统通信模型

3.2 问题描述

根据文献[50]可知：蜂窝用户 i 和 D2D 用户 j 的路径损耗（ PL ）模型可表示为

$$PL_i^{CU} = 35.24 + 35 \lg v_i + 30 \lg f^c \quad (3-1)$$

$$PL_j^{DU} = 38.47 + 20 \lg v_j + 26 \lg \left(\frac{f^c}{0.5} \right) \quad (3-2)$$

其中： v_i 、 v_j 分别表示蜂窝用户 CU 与基站之间、D2D 用户对发射端和接收端之间的距离，单位为 m， f^c 表示系统的载波频率，其取值为 2GHz。

假设任意一条通信链路的信道增益会同时受到路径损耗、快衰落和慢衰落的影响。因此，信道增益数学模型^[51]表示为

$$T = \ell \alpha \beta d^{-\lambda} \quad (3-3)$$

其中： ℓ 表示为路径损耗常数， α 表示为快衰落增益系数， β 表示为服从对数正态分布的慢衰落增益， λ 表示为路径损耗指数， d 表示用户到基站之间的距离。

在混合通信系统中当 D2D 用户复用 CU 上行链路频谱资源时，系统中会出现三种类型的干扰，包括基站受到 D2D 用户对发射端干扰、D2D 用户对接收端受到蜂窝用户干扰，以及 D2D 用户发射端和接收端之间的干扰。

这时，蜂窝用户 i 的信噪比（ $SINR$ ）表示为

$$SINR_i^{CU} = \frac{P_i^{CU} T_{i,B}}{\sigma_0^2 + \sum_{j=1}^Y \eta_{i,j} P_j^{DU} T_{js,B}} \quad (3-4)$$

其中： P_i^{CU} 、 P_j^{DU} 分别表示第 i 个CU和第 j 个D2D用户对发射端的发射功率， $T_{i,B}$ 、 $T_{js,B}$ 分别表示蜂窝用户 i 与基站之间、D2D用户发射端到基站之间的信道增益， σ_0^2 表示为噪声功率， $\eta_{i,j}$ 表示为DU的复用变量，取值为 0 或 1，当 $\eta_{i,j}=1$ 时，表示DU复用CU链路资源，当 $\eta_{i,j}=0$ ，表示DU不在复用CU链路资源。

D2D用户 j 接收端的信噪比（ $SINR$ ）表示为

$$SINR_j^{DU} = \frac{P_j^{DU} T_{js,jr}}{\sigma_0^2 + P_i^{CU} T_{i,jr} + \sum_{m=1, m \neq j}^Y \eta_{i,j} P_m^{DU} T_{ms,jr}} \quad (3-5)$$

其中： P_j^{DU} 、 P_m^{DU} 分别表示第 j 个DU的发射功率和第 m 个DU的发射功率， $T_{js,jr}$ 、 $T_{i,jr}$ 、 $T_{ms,jr}$ 分别表示第 j 个DU发射端和接收端之间的信道增益、CU与D2D用户 j 接收端之间的信道增益，以及第 m 个DU发射端到第 j 个DU接收端之间的信道增益。

根据Shannon可知，则蜂窝用户 i 和D2D用户 j 信道容量的数学模型分别表示为

$$Z_i^{CU} = W \log_2(1 + SINR_i^{CU}) \quad (3-6)$$

$$Z_j^{DU} = W \sum_{i=1}^Y \eta_{i,j} \log_2(1 + SINR_j^{DU}) \quad (3-7)$$

其中： W 表示为系统带宽，则系统的总吞吐量为

$$C^* = \sum_{i=1}^X Z_i^{CU} + \sum_{j=1}^Y Z_j^{DU} \quad (3-8)$$

本章建立的系统模型是在满足CU和D2D的QoS为前提下求解系统吞吐量的最大值，则系统目标函数和约束条件如下：

$$T^* = \max_{\eta_{i,j} \in (1,0), i \in C, j \in D} C^* \quad (3-9)$$

$$s.t. \quad SINR_i^{CU} \geq SINR_{i,min}^{CU} \quad \forall i \in C \quad (3-10)$$

$$SINR_j^{DU} \geq SINR_{j,min}^{DU} \quad \forall j \in D \quad (3-11)$$

$$0 \leq P_i^{CU} \leq P_{\max}^{CU} \quad (3-12)$$

$$0 \leq P_j^{DU} \leq P_{\max}^{DU} \quad (3-13)$$

$$\sum_{i \in C, j \in D} \eta_{i,j} \leq 1 \quad \forall i \in C, \forall j \in D \quad (3-14)$$

$$\eta_{i,j} \in \{0,1\} \quad \forall i \in C, \forall j \in D \quad (3-15)$$

其中：式（3-9）为目标函数，式（3-10）和式（3-11）表示满足通信 QoS 条件，式（3-12）和式（3-13）表示蜂窝用户和 D2D 用户不能超过其最大发射功率，式（3-14）表示多个 D2D 用户可以复用一個蜂窝用户。

根据式（3-9）~（3-15）可知，本文定义的目标函数和约束条件属于混合非线性规划问题，通过一般的方法求解最优解时过程繁琐、复杂度较高。鲸鱼优化算法（WOA）是一种群智能优化算法，具有结构简单、涉及参数少、复杂度低、跳出局部寻优能力强等优点，在图像处理^[52]、路径优化^[53]等众多领域上有着广泛的应用。但同样的是，鲸鱼优化算法本身也存在一些缺点，比如在寻优过程中，收敛速度慢和收敛精度低等^[54]缺点，因此，本文通过新型鲸鱼优化算法（NWOA）来提高其寻优过程中收敛问题，更好更快地找到最优解。

3.3 算法设计

3.3.1 鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法（Whale Optimization Algorithm，简称 WOA）是由 Seyedali Mirjalili 等人^[55]于 2016 年提出的一种新型启发式优化算法，该算法是受到座头鲸的狩猎行为而启发的，通过模拟座头鲸的捕食行为，WOA 在解决优化问题时展现出高效的搜索能力和优化能力。其捕食行为如下图 3-2。



图 3-2 座头鲸的捕食行为

(1) 包围猎物阶段

在包围猎物过程中，搜索空间中的鲸鱼各自占据一个位置，这些位置构成了问题的解向量。由于在狩猎初期，无法确定最优个体在搜索空间中的位置，定义初始化阶段最接近猎物的个体被视为当前全局最优个体，其所在位置为当前最优解。通过共享搜索空间中所有鲸鱼的位置信息，并不断更新最优位置，种群中的个体会不断向最优个体的位置靠近，以更新和优化自身的位置，从而逐渐接近猎物。位置更新的数学模型为

$$D_1 = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (3-16)$$

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D_1 \quad (3-17)$$

其中： t 为当前的迭代次数； $X(t)$ 为第 t 次迭代中寻优个体的位置向量； $X^*(t)$ 为第 t 次迭代中最优个体的位置向量； D_1 表示为最优个体位置与当前个体位置之间的距离； A 和 C 为系数向量，表示鲸鱼个体的寻优方式，其寻优的数学模型为

$$A = 2a \cdot r - a \quad (3-18)$$

$$C = 2 \cdot r \quad (3-19)$$

$$a = 2 - 2t / T_{\max} \quad (3-20)$$

其中： r 为[0,1]之间的随机数； a 为收敛因子，随着 t 的增加，在[2,0]之间线性递减，用于控制向量 A 的大小； t 为迭代次数； $T_{\max}$ 为最大的迭代次数。

(2) 气泡网攻击阶段

鲸鱼捕食阶段主要有两种运算机制：收缩包围机制和螺旋更新位置机制。由式（3-18）可知，收敛因子 a 控制着系数向量 A 的大小，由式（3-20）可知， a 在[2,0]之间线性递减，此时 A 会在 $[-a, a]$ 之间取值。当 $|A| < 1$ 时，鲸鱼个体更新位置逐渐朝着目标猎物靠近，进行收缩包围，位置更新的数学模型为

$$D_2 = |X^*(t) - X(t)| \quad (3-21)$$

$$X(t+1) = D_2 \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) \quad (3-22)$$

其中： b 为常数，用于控制其呈螺旋方式； l 为[-1,1]之间的随机数。

当座头鲸在接近猎物的过程中，会同时采取收缩包围和螺旋更新位置的行

为，以形成有效的气泡网攻击。为了模拟这种独特的捕食策略，设定座头鲸有相等的机会（即各 50%的概率）选择进行收缩包围或是螺旋更新位置。其数学模型为

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D_1 & p < 0.5 \\ D_2 \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (3-23)$$

其中： p 是[0,1]之间的随机数。

（3）随机搜索阶段

在猎物搜索阶段，鲸鱼群体会根据 $|A|$ 值的大小来进行随机搜索，当 $|A| \geq 1$ 时，鲸鱼群体会扩大搜索范围，进行全局搜索，其目的是保证搜索范围，提高种群的多样性，确保最优解的准确性。位置更新的数学模型为

$$D_3 = |C \cdot X_{rand} - X(t)| \quad (3-24)$$

$$X(t+1) = X_{rand} - A \cdot D_3 \quad (3-25)$$

其中： X_{rand} 表示鲸鱼群体中随机鲸鱼个体的位置向量； D_3 表示随机鲸鱼个体位置与猎物位置之间的距离。

3.3.2 新型鲸鱼优化算法

通过上述 WOA 原理介绍可知，WOA 具有结构简单、涉及参数少等优点，但易陷入局部寻优、收敛精度低、收敛速度慢等缺点。本小节主要对传统的鲸鱼优化算法进行多方面改进，提出了一种新型鲸鱼优化算法（NWOA），改进点为以下几个方面：一是采用了一种非线性收敛因子，目的是在算法前期，相对增加 a 值的变化，有利于提高算法的全局寻优，避免易早熟现象，在算法后期，相对减少 a 值的变化，有利于提高算法后期的局部搜索。二是结合粒子群优化算法，加入一种自适应惯性权重系数，目的是保证种群的搜索范围，提高搜索精度和收敛速度。

（1）采用非线性收敛因子

传统鲸鱼优化算法中收敛因子 a 随着迭代次数的增加在[2,0]之间线性递减， a 的值影响 A 的变化，而 A 又控制算法的寻优方式，当 $|A| > 1$ 时，算法进行全局寻优， $|A| \leq 1$ 时，算法进行局部寻优，线性变化的收敛因子会在算法后期收敛精度慢、易陷入局部寻优。因此，为提高算法全局搜索和局部搜索能力，提出

一种非线性的收敛因子，在算法寻优前期 a 变化较快，有利于全局搜索，在算法后期， a 变化缓慢，有利于局部搜索，更容易找到最优解。非收敛因子 a 的数学模型为

$$a = 2 - 2 \sin \left(\frac{t}{T_{\max}} \times \frac{\pi}{2} \right) \quad (3-26)$$

非收敛因子的图像如图 3-3:

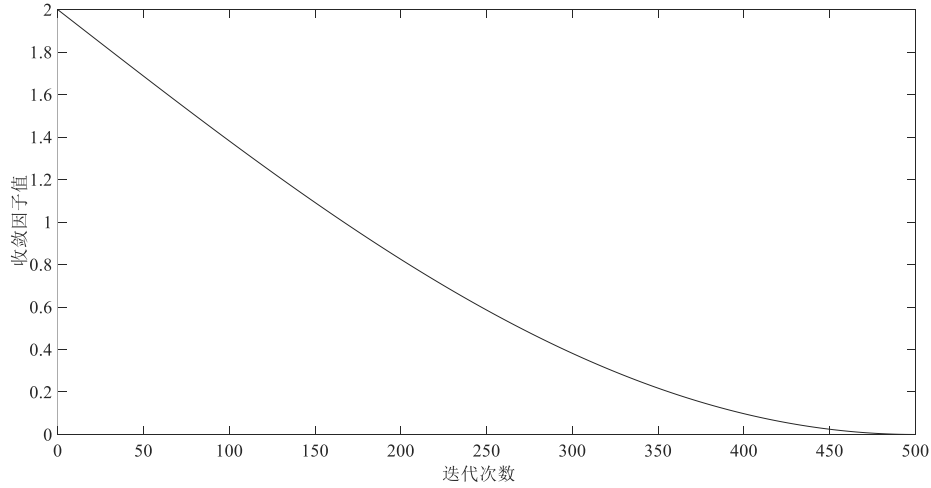


图 3-3 非线性收敛因子 a 变化曲线图

由图 3-3 分析可知，非收敛因子 a 的图像从[2,0]呈非线性递减的，迭代次数为 500 次，在迭代次数 250 次之前，曲线下降趋势较快， a 变化趋势加快，有利于算法前期的全局搜索，增加了种群的搜索范围，在迭代次数 250 次之后，曲线下降趋势较慢， a 变化趋势减慢，有利于算法后期的局部搜索，从而便于快速的寻找最优解。

(2) 引入自适应惯性权重系数

基础鲸鱼优化算法中鲸鱼位置随着迭代次数的变化的更新缓慢，这会导致在算法后期易陷入局部寻优的结果。因此引入了一种呈指数变化的自适应惯性权重系数，权重值 ω 会随着迭代次数的增加而非线性减小，在前期， ω 较大，实现较强的全局搜索性能，保证了种群的多样性，在后期，接近最优解时， ω 呈指数减小，实现较强的局部搜索性能，提高了收敛精度。引入的自适应惯性权重因子为：

$$\omega = e^{-\left(\frac{5t}{T_{\max}}\right)^2} \quad (3-27)$$

引入自适应惯性权重因子后，收缩包围、螺旋更新位置和搜索阶段的数学模型如下：

$$X(t+1) = \begin{cases} \varpi \cdot X^*(t) - A \cdot D_1 & P < 0.5 \\ \varpi \cdot X^*(t) + D_2 \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) & P \geq 0.5 \end{cases} \quad (3-28)$$

$$X(t+1) = \varpi \cdot X_{rand}(t) - A \cdot D_3 \quad (3-29)$$

基于以上改进的策略后，NWOA 算法流程图如图 3-4 所示：

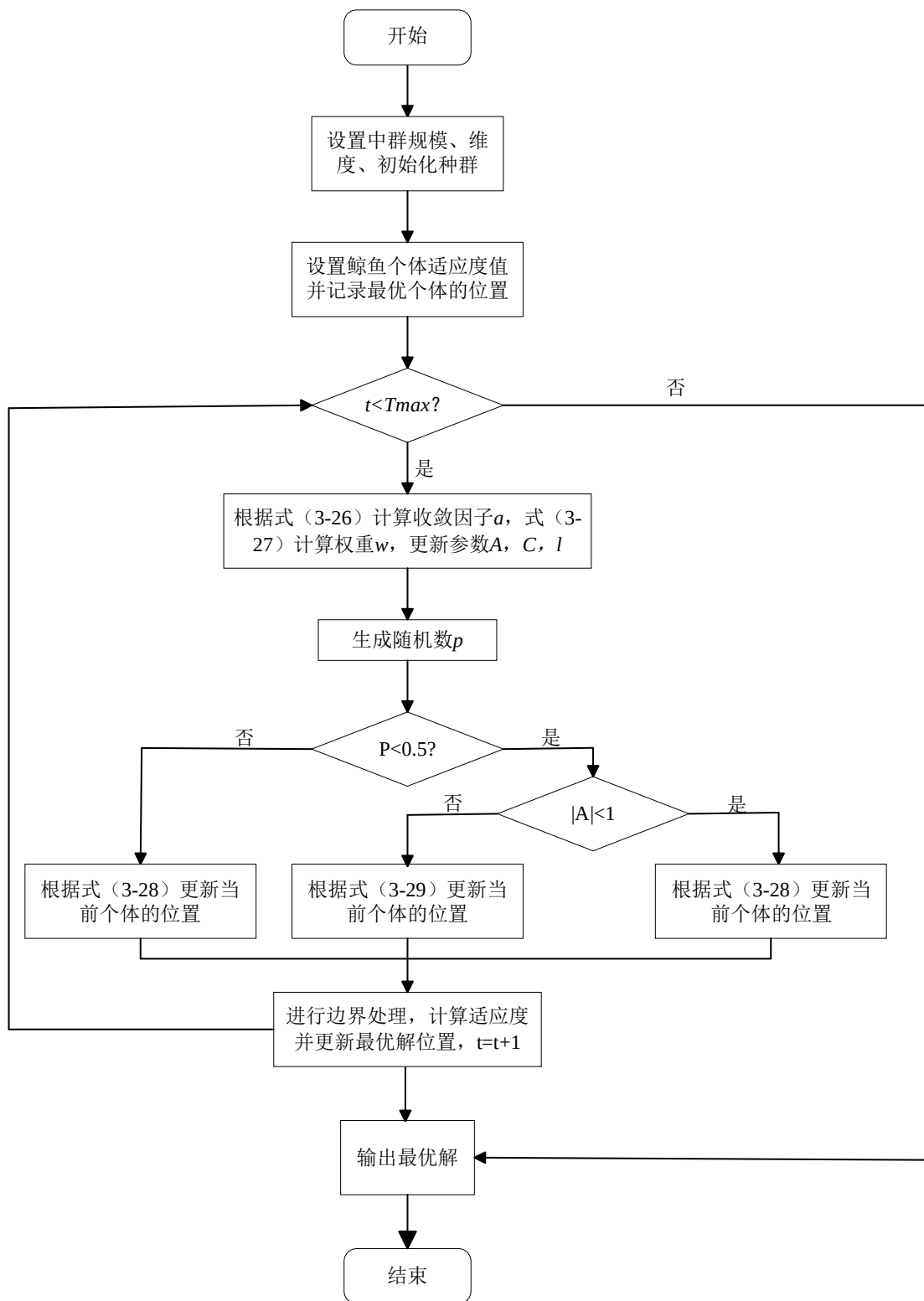


图 3-4 NWOA 算法流程图

3.3.3 算法分析

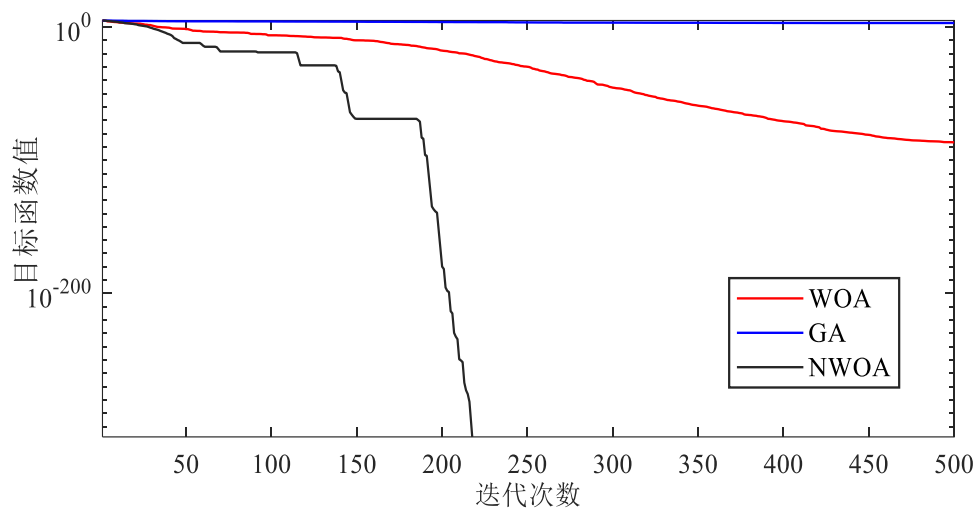
为了验证本文提出的 NWOA 的有效性和优越性, 将 NWOA、WOA 和 GA

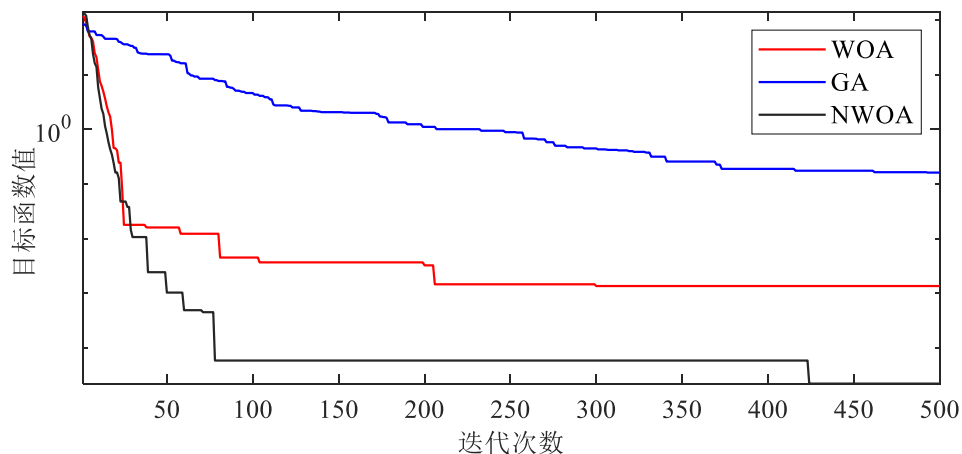
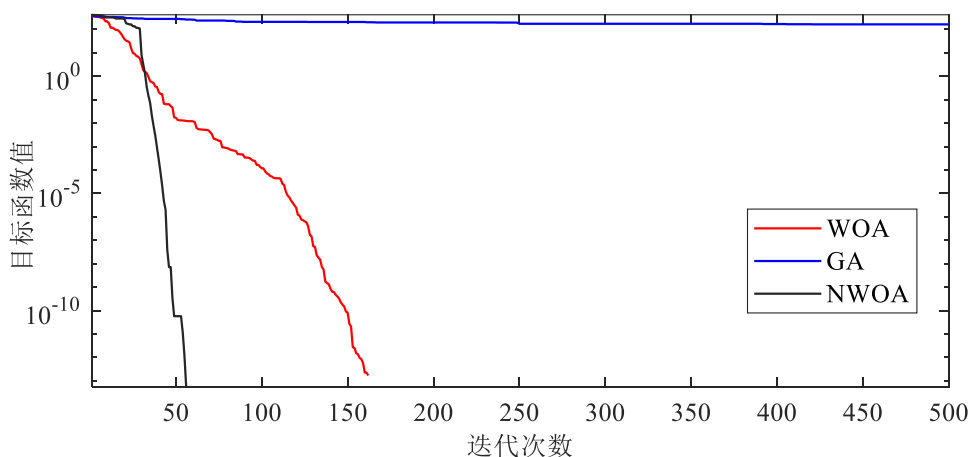
三种算法进行对比实验，选取了 F_1 、 F_2 和 F_3 三种基准函数作为测试函数（其中： F_1 、 F_2 为单模态的基准测试函数， F_3 为多模态的基准测试函数），仿真实验平台为 MATLAB，测试函数表达式如表 3-1 所示。

表 3-1 测试函数

函数表达式	搜索范围	维度
$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100,100]$	30
$F_2(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0,1)$	$[-1.28,1.28]$	30
$F_3(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-5.12,5.12]$	30

本文将对 NWOA 算法与基础的 WOA 和 GA 算法，通过评估其收敛速度和寻优精度来判定算法的优劣。若算法收敛速度快且精度高，则表明其寻优性能强大。三组测试函数的理论最优解为 0，最大迭代次数为 500 次，测试函数（ F_1 、 F_2 和 F_3 ）的收敛曲线图如下图 3-5 到 3-7 所示。

图 3-5 F_1 收敛曲线图

图 3-6 F_2 收敛曲线图图 3-7 F_3 收敛曲线图

通过以上三种测试函数收敛曲线图（图 3-5~图 3-7）可知，不论是在单模态、多模态测试函数中，本文提出的NWOA在精度和收敛性上都高于WOA和GA，说明了本文提出的NWOA的可行性。

为了进一步验证本文算法与其他算法的性能优劣，种群的大小设定为 50，最大迭代次数为 500。同时为了确保实验结果的可靠性和准确性，对每一种优化算法都进行了 30 次的独立运行。由于均值能够反映算法的寻优能力，而标准差则能够直观地展示算法的鲁棒性和稳定性，因此，通过对比各算法在 30 次独立运行中所获得的最优适应度的均值和标准差，来评估各种算法的性能表现。通过三种算法得到的均值和标准差如表 3-2 所示。

表 3-2 不同算法获得的性能值

函数	WOA	GA	NWOA		均值	标准差
	均值	标准差	均值	标准差		
F_1	1.41e-30	4.91e-30	2.53e-16	9.67e-17	1.56e-22	5.07e-23
F_2	0.072581	0.39747	7.35487	1.741452	0.016361	0.00236
F_3	1.06e-21	2.39e-21	0.055655	0.194074	1.75e-28	2.58e-30

根据表 3-2 所示，可以得知NWOA在均值和标准差上都优于其他几种算法，说明NWOA的收敛精度和算法的稳定性要优于其他算法，搜索性能更好。

3.3.4 基于新型鲸鱼优化算法的 D2D 通信功率控制

本文通过新型鲸鱼优化算法来解决D2D通信资源分配优化问题，算法的实现步骤如下：

步骤 1：系统模型参数初始化。系统模型中所涉及的参数变量，包含D2D用户对数目、蜂窝用户数目、路径损耗参数、小区半径大小、最大迭代次数。

步骤 2：种群初始化。将符合式（3-12），（3-13）的CU和DU映射为一个鲸鱼个体，生成发射功率集合。

步骤 3：计算适应度。将式（3-9）作为适应度函数，计算每个个体的适应度值，将适应度值最小的个体作为当前最优的个体并记录其位置向量。

步骤 4：位置更新。每进行一次迭代，更新其相关参数，判断 A 值，若 $|A| < 1$ ，则按照式（3-28）进行位置更新，否则，按照式（3-29）进行位置更新。

步骤 5：计算更新后的适应度。计算位置更新后的每个个体的适应度值，确定最优发射功率。

步骤 6：算法终止条件。判断迭代次数是否到达最大迭代次数，若是，则算法终止，输出功率最优解，否则，返回步骤 3。

以上是本章详细介绍新型鲸鱼优化算法在求解式（3-9）最大化问题的具体步骤，当算法运行结束时，所保留下来的个体即为能实现最大系统吞吐量的发射功率值。

3.4 仿真结果及性能分析

3.4.1 仿真参数

本章的仿真场景为单小区下多对 D2D 用户复用单个蜂窝用户，通过 MATLAB 工具来对本文所提的算法进行仿真实验，验证算法的有效性。假设系统中的各用户随机分布在区域中，BS 在小区中间位置。系统中主要的仿真参数如下表 3-3 所示。

表 3-3 仿真参数

参数	参数值
基站半径	500m
D2D 用户最大距离	50m
蜂窝用户数	50
D2D 对数	20
D2D 的最大发射功率	24 dBm
蜂窝用户的传输功率	23 dBm
噪声功率	-174 dBm / Hz
系统带宽	180 kHz
路径损耗指数	0.08
路径损耗常数	4
蜂窝用户的最小 SINR	10 dB
D2D 用户的最小 SINR	10 dB

3.4.2 复杂度分析

算法的复杂度是评价一个算法的重要指标，本文的算法复杂度主要体现在新型鲸鱼优化算法对整体算法的影响，其功率控制部分的复杂度影响较小。假设鲸鱼的种群大小为 P ，迭代次数为 T ，计算适应度的时间复杂度为 $O(N)$ ，那么新型鲸鱼优化算法的时间复杂度为 $O(P \times T \times N)$ 。相较于传统的 WOA，NWOA 加入了非线性收敛因子和呈指数的权重，算法的复杂度会有略微的增加，但系统的吞吐量得到了有效的提升，并且算法性能也优于传统算法，因此，相比于略微的增加复杂度，后者更值得。

3.4.3 仿真结果分析

通过新型鲸鱼优化算法NWOA来最终得到设定的 20 个D2D用户的最优发射功率值如表 3-4 所示。

表 3-4 20 个D2D用户的最优发射功率值

D2D用户编号	最优发射功率值/dBm
1	7.9855
2	1.0112
3	24
4	3.7235
5	2.3654
6	1.5589
7	24
8	24
9	24
10	5.2330
11	24
12	24
13	24
14	24
15	24
16	24
17	6.0628
18	1.7262
19	24
20	24

在仿真参数和仿真环境相同的前提下，从信道利用率、系统吞吐量和累计分布函数（CDF）这三个维度，将本文提出的NWOA与WOA、GA进行对比实验，验证分析本章算法的性能。

本章的 D2D 用户对数设为 20，图 3-8 表示的是 3 种资源分配优化算法的信道利用率变化曲线，由图分析可知，随着 D2D 用户数的增加，系统的信道利用率会逐渐下降，这是由于系统间的干扰会越来越严重，进而影响了信道的有效利用。在相同的实验条件下，本文提出的 NWOA 在信道利用率上要优于 WOA 和 GA，结果表明，本章算法在处理复杂干扰情况下的信道利用率优化方面具有

更好的效果。

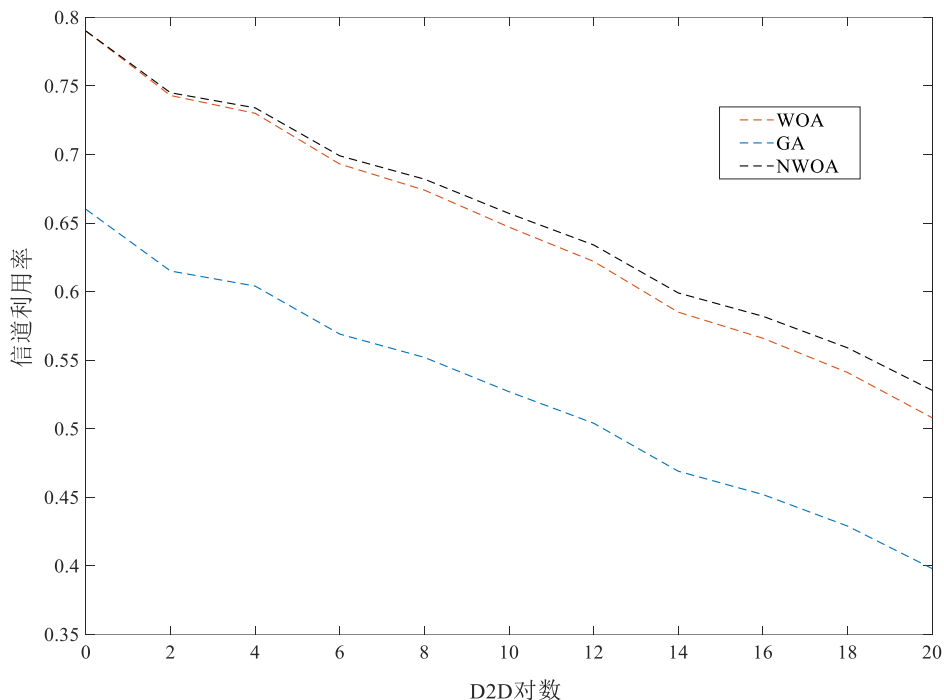


图 3-8 D2D对数与信道利用率关系曲线

图 3-9 表示的三种资源分配优化算法的平均吞吐量变化曲线，随着 D2D 用户对数的增加，系统的平均吞吐量会逐渐增加，当 D2D 用户数增加到一定量时，系统间的同频干扰会增加，曲线变化会缓慢增加。实验结果显示表明，本文提出的 NWOA 在平均吞吐量上均优于其他两种资源分配算法的平均吞吐量，验证了本文所提算法的优越性。

为了进一步验证本文方案下 D2D 用户的通信性能，采用累计分布函数图来展示 NWOA 和 WOA 在系统吞吐量方面的分布状况，图 3-10 表示的是 NWOA 和 WOA 的累计分布函数曲线图，可以看出，在相同的 CDF 取值下，本文算法所实现的系统吞吐量要优于传统的鲸鱼优化算法，说明在本文方案下系统的性能得以提高。

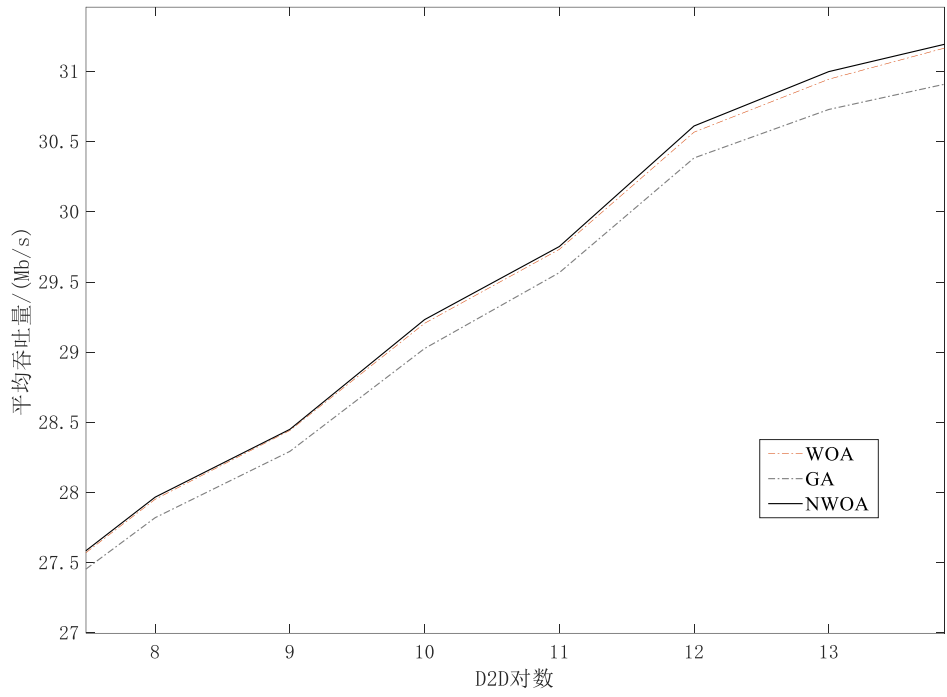


图 3-9 D2D对数与系统吞吐量关系曲线

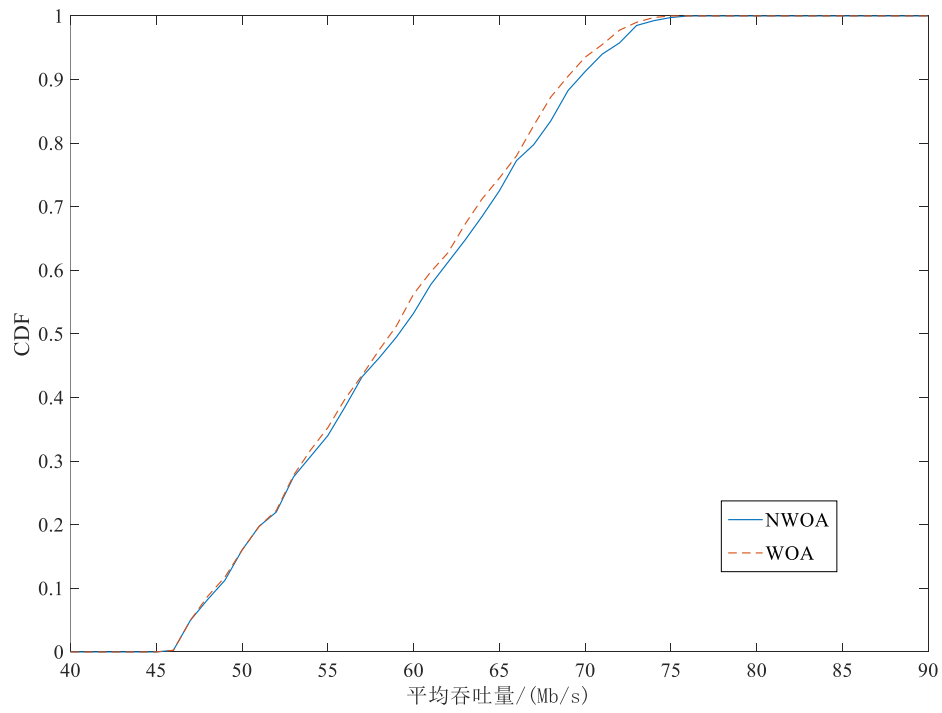


图 3-10 系统平均吞吐量的累计分布函数图

3.5 本章小结

本章研究的是在传统蜂窝系统引入D2D技术时，多个D2D用户在复用蜂窝用户上行链路资源带来的同频干扰问题，提出了一种基于新型鲸鱼优化算法的D2D功率控制方案。该方案首先建立了以求解系统吞吐量最大值为目标、满足用户发射功率和信噪比阈值为约束条件的优化问题，通过新型鲸鱼优化算法动态地调整用户的发射功率，在保证用户QoS的前提下，求解出D2D用户的最优发射功率，从而达到系统吞吐量的最大化，降低系统间的干扰，提高频谱利用率。最后，仿真结果验证了本文所提出的新型鲸鱼优化算法相较于传统的WOA和GA算法，在提升吞吐量和系统性能方面表现出显著的优势。

第4章 基于改进比例公平算法的 D2D 资源分配方案

由上一章的研究可知，蜂窝系统中引入D2D技术可以有效的提升系统吞吐量，降低系统间干扰，缓解了频谱资源匮乏的问题。然而没有考虑边缘D2D用户资源调度的问题，可能由于长期处在边缘区域或者信道条件较差的状态，无法分配频谱资源。因此如何进行有效的资源分配成为研究关键。

本章在最大化系统吞吐量基础上，把公平性作为评价指标，保证处于边缘或者信道质量较差的DU同样能进行资源调度。提出了一种改进比例公平算法的D2D资源分配方案，该方案根据改进比例公平算法调度原则，将D2D用户的调度优先级从大到小依次排列，优先级高的用户优先调度，优先级差的用户也有调度机会，从而实现在最大化系统吞吐量的基础上保证用户的公平性。

4.1 系统模型

本章研究的通信系统是单小区混合通信系统中 D2D 用户对复用蜂窝用户 CU 上行链路资源，系统模型如图 4-1 所示。小区中存在一个中心基站、多对 D2D 用户对和蜂窝用户 CU，其中一个 D2D 用户对包含一个 Du-t 发射端和一个 Du-r 接收端，CU 和 DU 随机位于蜂窝系统中。假设 D2D 用户已经完成设备之间的配对并建立了数据传输连接，基站可以检测到 D2D 用户的信道状态信息^[56]。在数据传输链路中，频谱资源通常以物理资源块（Resource Block，简称 RB）的形式表示，每个 RB 包含 12 个连续载波，带宽^[57]为 180KHz。在数据传输过程中，路径损耗主要由两个用户间的物理距离导致的损耗以及阴影衰落决定。而 CU 用户的通信资源采用多址频分正交方式，这种正交性提升了用户处理业务的能力。在小区内，每个 CU 用户与 RB 资源一一对应，同时 D2D 用户也一对一地占用 CU 用户的信道资源。

假设系统中有 N 个 CU 和 M 个 DU 用户，CU 用户数为 $C_n = \{C_1, C_2, \dots, C_N\}$ 其中 $n = \{1, 2, \dots, N\}$ ，DU 用户数为 $D_m = \{D_1, D_2, \dots, D_M\}$ ，其中 $m = \{1, 2, \dots, M\}$ ，信道数与蜂窝用户数量相同且 CU 数大于 DU 数，即 $N > M$ 。通信链路的信道增益模

型受路径损耗和阴影衰落的影响，其表达式为 $g = \mathcal{G}\gamma^{-\omega}$ ^[58]。

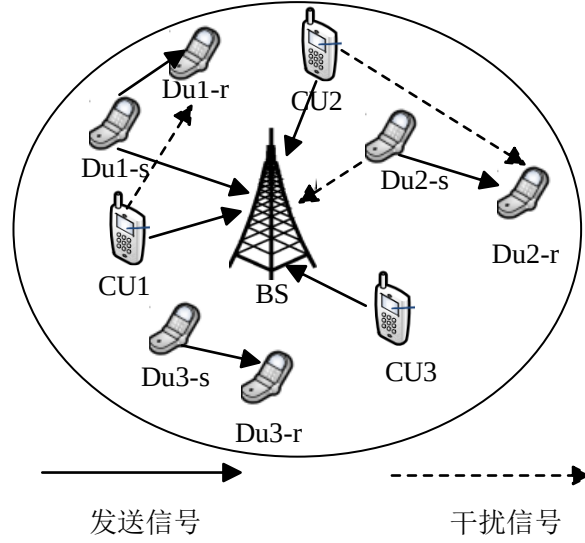


图 4-1 蜂窝小区系统通信模型

在混合通信系统中，当 D2D 复用 CU 上行链路频谱资源时，系统中通常产生三种同频干扰，本章只考虑 BS 与 Du-s 之间的干扰以及 CU 与 Du-r 之间的干扰，此时，Du-t 和 BS 之间的 SINR 数学模型为：

$$SINR_m^{DU} = \frac{P_m^{DU} g_{ms,mr}}{K_0 + P_{\max}^{CU} g_{n,mr}} \quad (4-1)$$

其中： P_m^{DU} 表示第 m 个 DU 的发射功率， $P_{\max}^{CU}$ 表示 CU 的最大发射功率， $g_{ms,mr}$ 表示第 m 个 Du-t 与 Du-r 之间的信道增益， $g_{n,mr}$ 表示第 n 个 CU 与 Du-r 之间的信道增益， K_0 表示高斯白噪声功率（ $K_0 = \lambda B$ ，其中 λ 为噪声功率谱密度， B 为系统带宽）。

CU 与 Du-r 之间的 SINR 数学模型为：

$$SINR_n^{CU} = \frac{P_{\max}^{CU} g_{n,mr}}{K_0 + \eta_{n,m} P_m^{DU} g_{mt,B}} \quad (4-2)$$

其中， $g_{n,mr}$ 表示第 n 个 CU 与 BS 之间的信道增益， $g_{mt,B}$ 表示第 m 个 Du-t 与 BS 之间的信道增益， $\eta_{n,m}$ 表示复用因子，取值为 0 或 1，当 $\eta_{n,m} = 1$ 时，表示第 m 个 DU 在复用第 n 个 CU 的频谱资源， $\eta_{n,m} = 0$ 时，表示 DU 不在复用 CU 的频谱资源。

将式（4-1）和（4-2）分别代入 Shannon 公式中，第 m 个 DU 和第 n 个 CU 的吞吐量数学模型分别如下：

$$R_m^{DU} = B \log_2(1 + SINR_m^{DU}) \quad (4-3)$$

$$R_n^{CU} = B \log_2(1 + SINR_n^{CU}) \quad (4-4)$$

由式（4-3）和式（4-4）得出系统总吞吐量数学模型为：

$$R^* = \sum_{n=1}^N R_n^{CU} + \sum_{m=1}^M R_m^{DU} \quad (4-5)$$

4.2 基于改进比例公平算法的 D2D 通信资源分配方案

吞吐量是评价通信质量的重要指标，但 BS 在分配频谱资源时，不应仅追求吞吐量的最大化。在混合通信系统中，用户信道质量差异。若 BS 仅仅以吞吐量最大化为目标，可能导致资源过度集中于信道质量最佳的用户。而质量较差或者边缘用户长时间处于缓冲状态，无法获得必要的通信资源。这种资源分配方式显然缺乏公平性，无法确保所有用户都能获得良好的通信体验。因此，在资源分配过程中，BS 需要综合考虑吞吐量和用户公平性，寻找一个更加均衡和合理的分配方案。

4.2.1 公平性准则

在无线资源分配过程中，公平性作为另一个重要性能指标，其关键在于确保用户能够均等合理的分配频谱资源，目前 Max-min 公平性、QoE 公平性^[59]和 Jain 公平性^[60]等是常见的公平性衡量标准，本章以 Jain 公平性作为公平性系数计算表达式，如（4-6）所示。

$$\xi(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_s) = \frac{(\sum_{i=1}^s \mu_i)^2}{s \cdot \sum_{i=1}^s \mu_i^2} \quad (4-6)$$

其中： μ_i 代表第*i*个用户传输速率， ξ 为公平性因子， ξ 越大，其公平性越好。

4.2.2 比例公平调度算法

在资源调度中，比例公平调度算法（PF）作为经典调度算法之一，被广泛的应用。该算法巧妙地融合了轮询算法（RR）与最大载干比算法（Maximum C/I）的优点，既保证了资源分配的公平性，又提升了系统的吞吐量。PF算法工作原理是首先会为每一个用户计算一个优先级指标，随后基于这个指标来决定资源的分配，这个优先级指标的计算，通常依据用户的瞬时速率和平均速率，旨在让信道状况好的用户能够获得更多的资源，而信道状况较差的用户也能获得必要的资源，从而实现了资源的优化分配。PF算法的优先级表示式为

$$P_i(t) = \frac{R_i(t)}{\bar{R}_i(t)} \quad (4-7)$$

其中： $i = \{1, 2, 3, \dots, I\}$ ， I 为用户数， t 为调度时刻， $R_i(t)$ 表示用户 i 在 t 时刻的瞬时传输速率， $\bar{R}_i(t)$ 表示用户 i 在到达 t 时刻这段时间内的平均吞吐量。当一次调度时刻结束后， $\bar{R}_i(t)$ 会进行更新，更新如下式所示

$$\bar{R}_i(t) = \begin{cases} (1 - \frac{1}{t})\bar{R}_i(t-1) + \frac{1}{t}R_i(t), & \text{用户 } i \text{ 被调度} \\ (1 - \frac{1}{t_c})\bar{R}_i(t-1), & \text{用户 } i \text{ 不被调度} \end{cases} \quad (4-8)$$

其中： t_c 表示在当前调度时刻以前参考的时隙数。

在PF算法中，用户的调度优先级基于某时刻数据传输速率和此时刻之前的平均吞吐量来确定的，在调度初期，信道质量最佳用户因高速率而最先被调度，随着调度进行，用户的平均吞吐量会逐渐累计，其调度权重会逐渐降低，此时，原本信道质量较弱的用户逐渐获得调度机会，确保了整个无线通信系统能够保持公平的资源分配。

比例公平调度算法的流程图如图 4-2 所示，具体步骤如下：

Step1：调度开始，查询并计算各用户的瞬时传输速率。

Step2：计算用户调度时刻内的平均吞吐量。

Step3：检查系统是否仍有剩余资源，如果有则进行Step4，否则调度结束。

Step4：按式（4-7）计算每个用户的调度优先级。

Step5：将Step4所求优先级从大到小依次排列。

Step6：给优先级最大的用户分配资源，并更新剩余的资源数量。

Step7：检查所有用户是否都获得资源，若满足条件则调度结束，否则返回Step4继续进行资源分配。

尽管现有的 PF方法兼顾了系统的吞吐量与资源的公平性，但仍有一些不足，如导致用户服务质量下降，系统吞吐量提升幅度不大。由于通信环境的动态性和不确定性，每个用户的信道状态都会发生变化，这就使得在同一信道上对资源的需求不尽相同。这种不一致性给PF算法带来了局限性。在理想状态下，假设所有通信用户均处于相似的信道条件之下，PF算法理应能达到一个相对平衡且公平的资源分配效果。但是，在实际情况中，由于信道的差异性，每个用户

的实时状况和需求是多变的，这就导致了即使在最理想的情况下，也难以保证资源分配的均衡性。

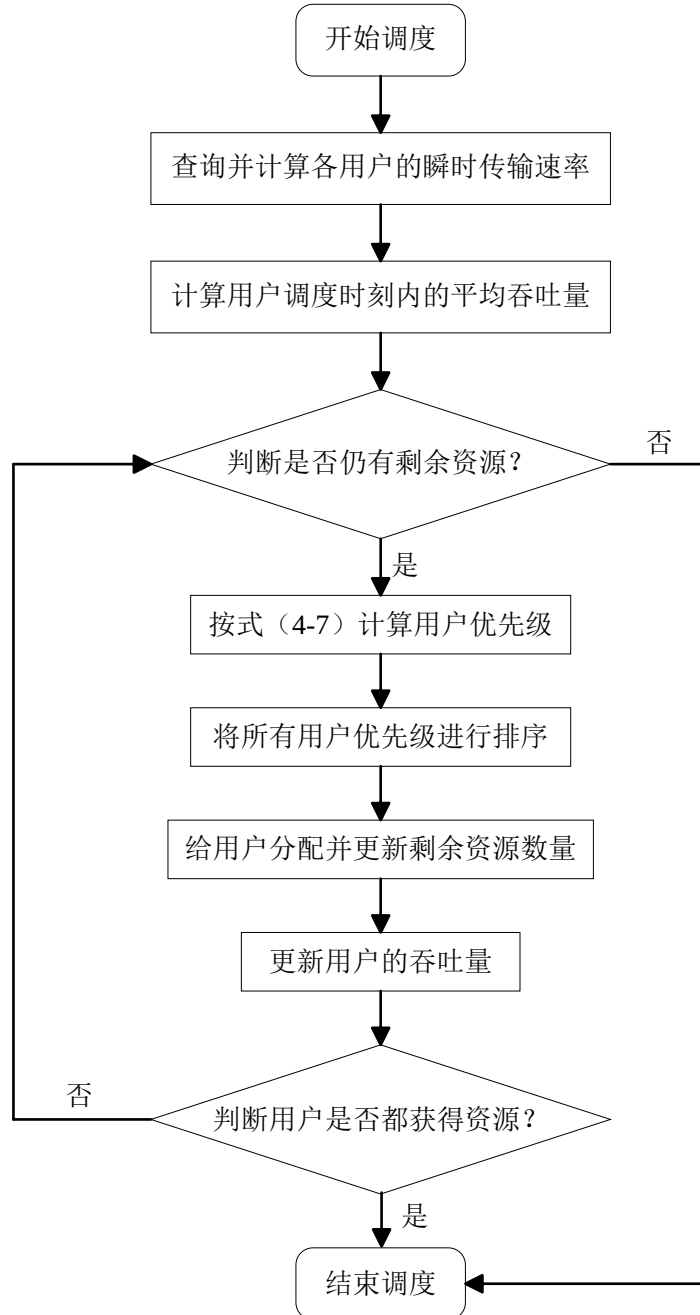


图 4-2 比例公平算法流程图

4.2.3 改进的比例公平调度算法

在传统蜂窝系统中，由于各个用户之间相对独立，比例公平算法在调度时只需单独考虑每个蜂窝用户的调度优先级。然而，在D2D与蜂窝共存的通信系统中，DU有复用和专用两种通信模式，在复用模式下，DU会复用CU的链路资源，这两种用户会进行资源的共享，因此，将这种资源复用模式下的两类用户

视为一个整体用户，在调度时要同时考虑配对中的CU和DU。在专用模式下，D2D用户和蜂窝用户之间相互独立，调度时只需单独考虑D2D用户的优先级。PF算法在调度用户优先级时只考虑了单个用户，没有考虑同时多个用户的调度优先级，基于此，引出了一种基于模式选择的比例公平调度算法，当DU在复用模式下，调度时用户的优先级会将这两类用户作为一个整体进行计算，在专用模式下，PF算法就可以适用。优先级的表达式为

$$P_{m,n}(t) = \frac{R_m(t) + \varphi_{m,n} R_n(t)}{\overline{R_m(t)} + \varphi_{m,n} \overline{R_n(t)}} \quad (4-9)$$

其中： $R_m(t)$ 、 R_n 表示在 t 时刻第 m 个DU和第 n 个CU的瞬时传输速率， $\overline{R_m(t)}$ 、 $\overline{R_n(t)}$ 表示第 m 个DU和第 n 个CU到达 t 时刻之前的平均吞吐量， $\varphi_{m,n}$ 表示复用因子，取值为0或者1，当DU在复用模式下，此时 $\varphi_{m,n}=1$ ，在专用模式下， $\varphi_{m,n}=0$ 。

考虑到用户的QoS，在理想状态下，用户经历着相同的信道瞬时状态条件，能够实现资源的公平分配，QoS就越好，然而在非理想状态下，用户之间的信道瞬时状态条件差距较大时，QoS就越差，资源的分配就越不公平，公式（4-8）适用于理想条件下的CSI，信噪比SINR与CSI有着密切的联系，SINR越高，CSI就越好，用户QoS越好，在保证系统吞吐量的情况下，公平性也得到提高。因此，在公式（4-8）的基础上加入信噪比权重，权重越大，用户调度优先级就越高，改进的比例公平算法（IPF）调度优先级表达式如下式：

$$P_{m,n}(t) = \frac{R_m(t)SINR_m(t) + \varphi_{m,n} R_n(t)SINR_n(t)}{\overline{R_m(t)} + \varphi_{m,n} \overline{R_n(t)}} \quad (4-10)$$

其中： $SINR_m(t)$ 、 $SINR_n(t)$ 分别表示D2D用户 m 和CU用户 n 在 t 时刻的信噪比权重。

4.2.4 方案设计

本章方案设置的系统是100个D2D用户对与400个蜂窝用户共存的系统，其中，D2D用户有专用和复用两种通信模式，在复用模式下，D2D共享蜂窝用户的上行链路资源，考虑到多对D2D用户复用一個CU会增加系统的干扰以及系统复杂度，在模型设定中一个CU有且只能被一个D2D用户复用，在专用模式下，D2D用户选择独立信道进行通信。为了保证用户的QoS，D2D用户的发

射功率阈值为 $[P_{\min}^{DU}, P_{\max}^{DU}]$, $P_{\min}^{DU}$ 、 $P_{\max}^{DU}$ 分为 D2D 用户的最小最大发射功率, 并且 BS 能够检测到链路的信道状态信息。

本章研究的是在满足用户 QoS 的前提下, 在最大化系统吞吐量的基础上按照式 (4-10) 调度 D2D 用户的优先级, 保证用户的公平性, 因此, 该问题可以建立为以用户发射功率、信噪比以及比例公平系数是否存在为约束, 以求解系统吞吐量最大值为目标的约束优化问题, 该问题的数学模型如下。

$$\max_{\eta_{n,m} \in (0,1)} R^* = \max_{\eta_{n,m} \in (0,1)} \left(\sum_{n=1}^N R_n^{CU} + \sum_{m=1}^M R_m^{DU} \right) \quad (4-11)$$

$$st: SINR_m^{DU} \geq SINR_{\min}^{DU}, m \in [1, M] \quad (4-12)$$

$$SINR_n^{CU} \geq SINR_{\min}^{CU}, n \in [1, N] \quad (4-13)$$

$$\sum_{m=1}^M \eta_{m,n} \leq 1, \sum_{n=1}^N \eta_{m,n} \leq 1, \eta_{n,m} \in \{0,1\} \quad (4-14)$$

$$P_{m,n}(t) \leq 1, m \in [1, M], n \in [1, N] \quad (4-15)$$

$$P_n^{CU} \leq P_{\max}^{CU}, P_{\min}^{DU} \leq P_m^{DU} \leq P_{\max}^{DU}, m \in [1, M], n \in [1, N] \quad (4-16)$$

其中: P_n^{CU} 和 P_m^{DU} 分别表示CU和DU的发射功率, $SINR_{\min}^{CU}$ 和 $SINR_{\min}^{DU}$ 分别表示CU和DU信噪比的最小阈值, (4-12)、(4-13) 表示满足用户的QoS, (4-14) 表示在复用模式下一个D2D用户有且只能复用一個CU用户频谱资源。(4-16) 表示满足CU和DU的发射功率范围。

改进比例公平算法的资源分配方法步骤如下:

Step1: 系统初始化。根据输入的D2D用户数、DU用户数、小区半径随机初始D2D、CU用户的位置, 计算每个用户的位置及信道数据、分配信道。

Step2: 计算信道质量, 根据式 (4-12)、(4-13) 求出满足D2D发射功率范围, 即得到每个D2D用户的功率上下限。

Step3: 根据公式 (4-10) 计算D2D用户优先级, 从大到小依次排序进行资源调度。

Step4: 根据每个D2D用户的优先级确定为其分配功率。

Step5: 若已经为所有用户分配功率则结束, 否则重复Step3 和Step4。

本章提出的改进比例公平算法的D2D资源分配方案流程图如图 4-3 所示。

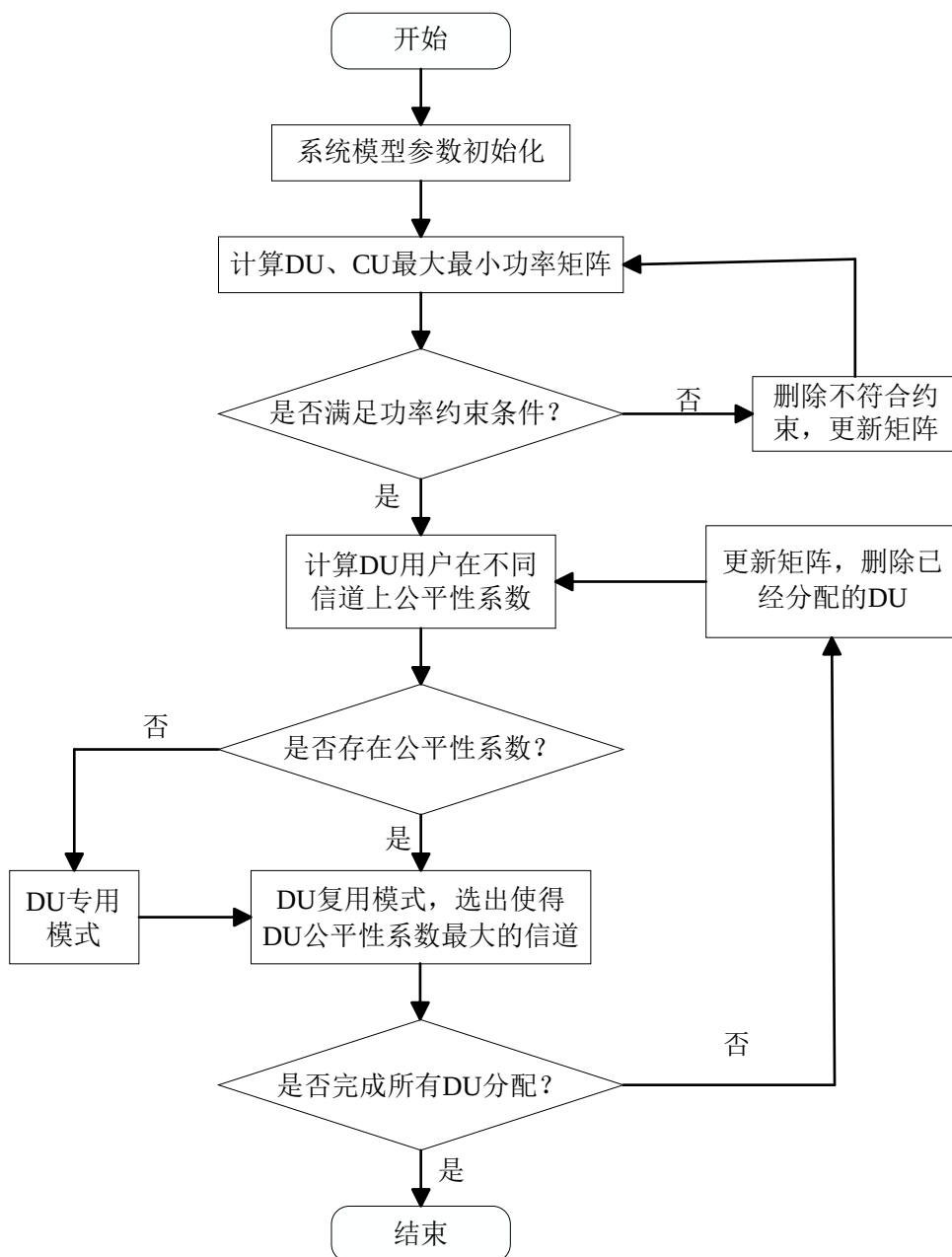


图 4-3 改进比例公平资源分配方案流程图

4.3 仿真及结果分析

本章仿真场景是单个小区一个D2D用户复用一個CU，小区中存在一个BS，多个CU和DU，BS位于小区中心，CU和DU随机分布于小区周边，系统主要仿真参数如表 4-1，本章的实验在Matlab2019b平台上进行的，图 4-4 表示的DU和CU位置分布图。

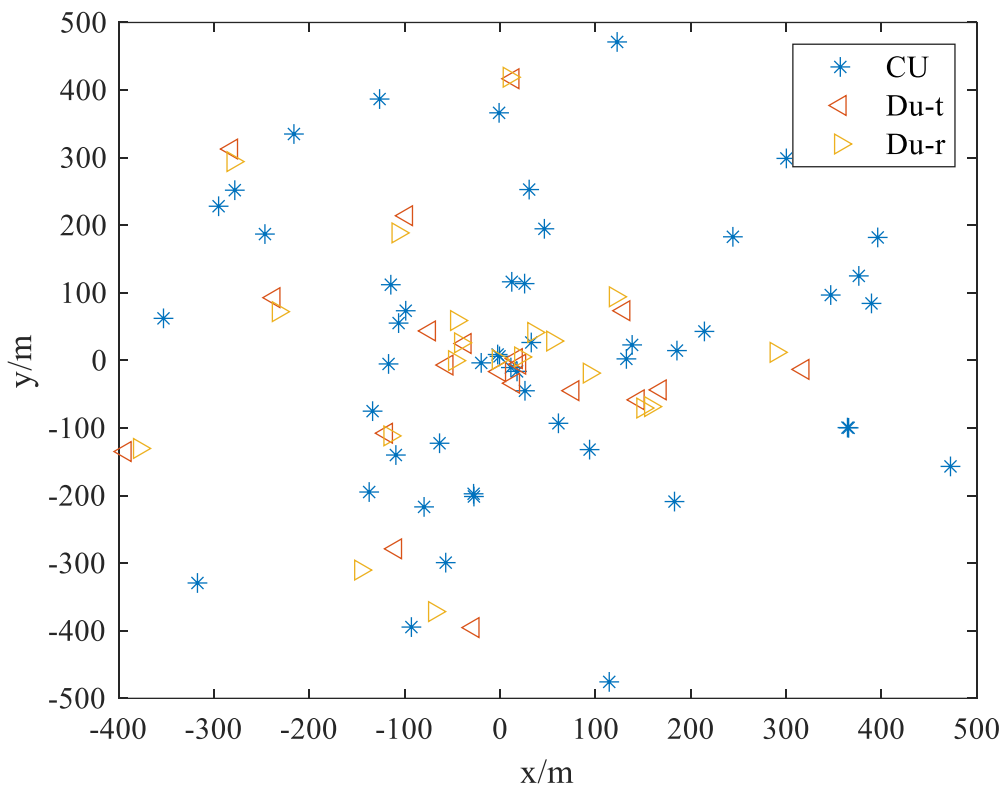


图 4-4 DU、CU位置分布图

表 4-1 系统参数

参数	参数值
小区半径	500m
蜂窝用户数	400
子信道带宽	180KHz
D2D 通信对数	100
用户到基站的最小距离	25m
D2D 通信对最大距离	50m
蜂窝用户最大发射功率	24dBm
D2D 用户发射功率区间	[5,21]dBm
D2D 用户最小 SINR	5dBm
蜂窝用户最小 SINR	8dBm
噪声功率谱密度	-174dBm/Hz
路径损耗衰减因子	4
路径损耗衰减指数	0.08

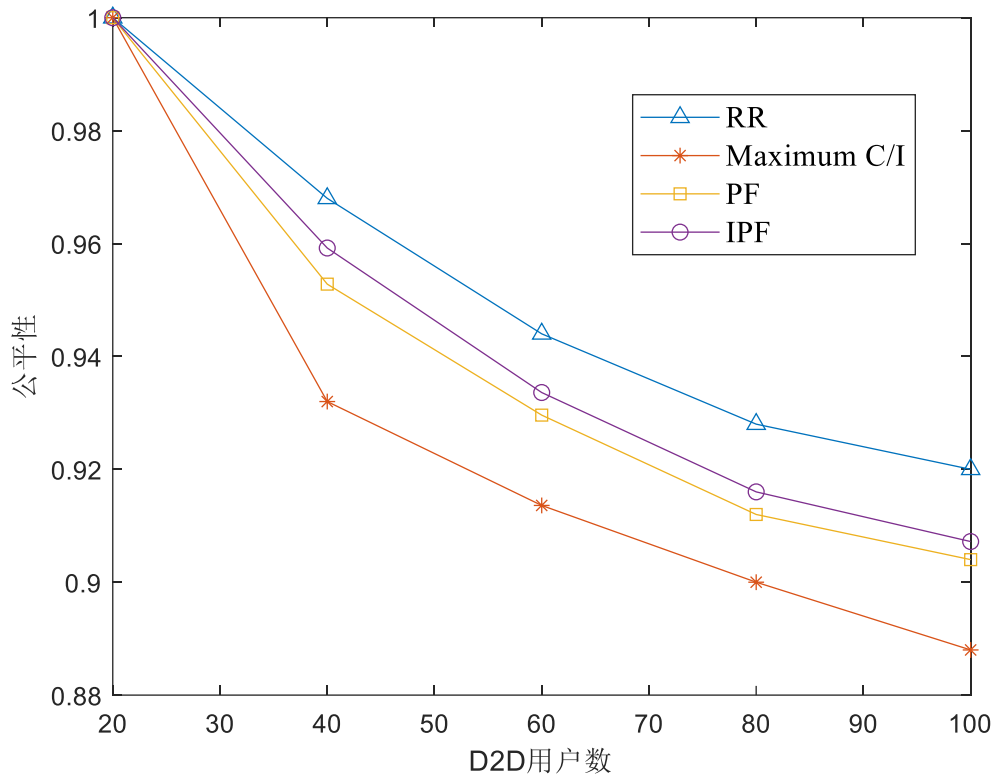


图 4-5 公平性随D2D用户数的变化曲线

图 4-5 表示的是公平性随 D2D 用户数的变化曲线，随着 D2D 用户数的增加，四种算法下的用户公平性方面都有所降低，其中 RR 算法的公平性最高，效果最好，而 Maximum C/I 算法的公平性最低，效果最差，这是由于 RR 算法按照原先设定顺序将用户依次进行调度，其每个用户调度资源的机会是一样的，所以其公平性最好，而 Maximum C/I 按照载干比的大小分配资源，载干比大的用户会一直分配资源，所以公平性最差。IPF 算法和 PF 算法权衡在吞吐量和公平性之间，仿真结果显示，IPF 算法的公平性要高于 PF 算法，表明了所提本文所提算法的有效性。

图 4-6 表示的是 D2D 用户数与总吞吐量的变化曲线，随着 D2D 对数目增加，四种算法下系统总吞吐量也在增加，但增加速度较为缓慢，这是由于 D2D 用户数越多，复用 CU 频谱资源带来的同频干扰越大，导致吞吐量增加缓慢，其 Maximum C/I 算法按照载干比大小进行调度，其吞吐量最大，RR 算法保证了用户公平性，其吞吐量最小，仿真结果显示，IPF 算法让信道较差的用户进行调度，其系统吞吐量要高于 PF 算法下的系统吞吐量。验证了算法的性能得以提高。

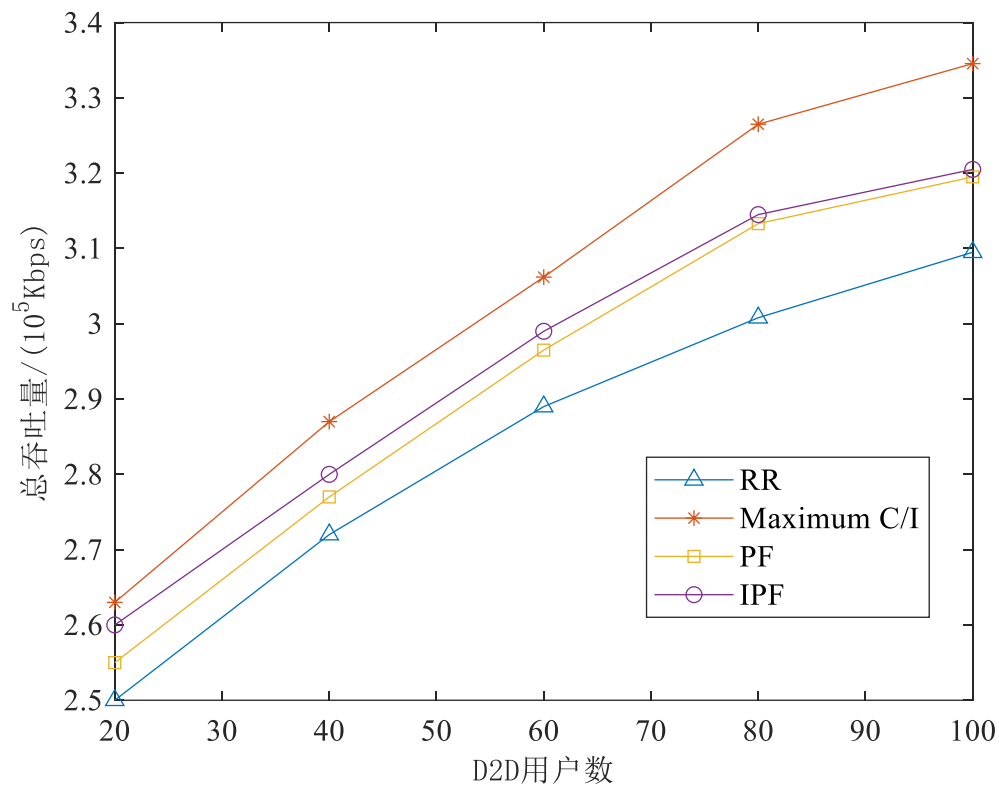


图 4-6 D2D用户数与总吞吐量的变化曲线

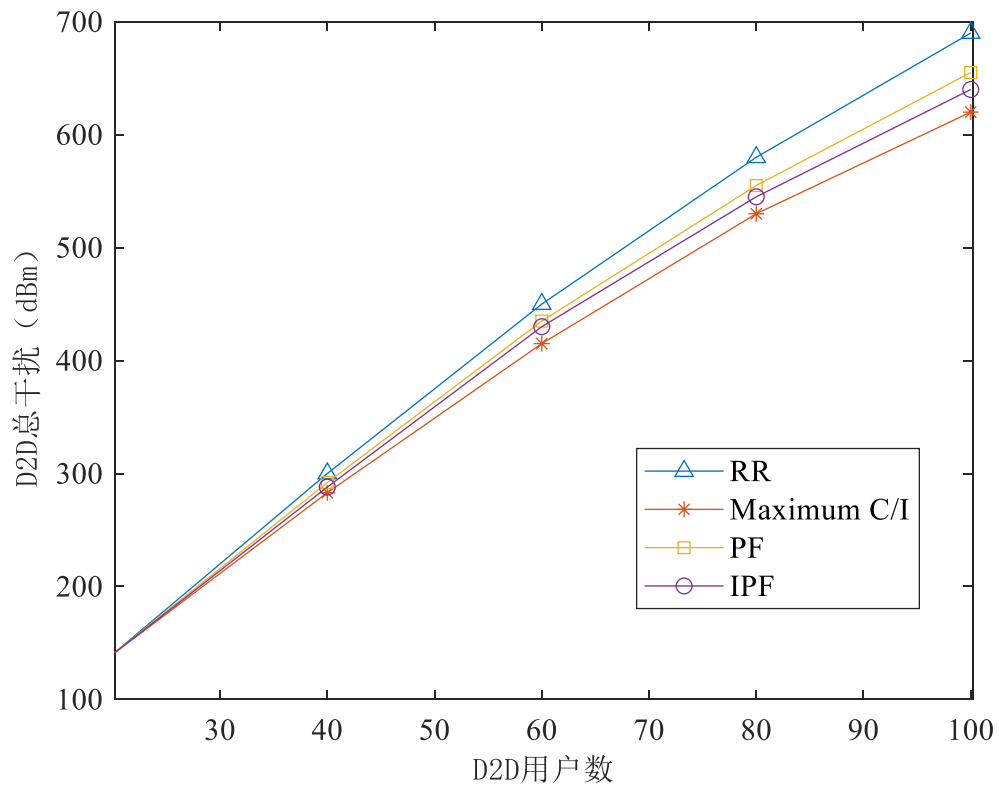


图 4-7 D2D用户数与系统总干扰的变化曲线

图 4-7 表示的是 D2D 用户数与系统总干扰的变化曲线图，从分析可知，随着 D2D 用户数的增加，四种算法下系统的总干扰都在增大，其中，Maximum C/I 算法的总干扰最小，RR 算法的总干扰最大，这是由于 Maximum C/I 算法的吞吐量最大，RR 算法的吞吐量最小。仿真结果显示，PF 算法总干扰高于 IPF 算法，其吞吐量低于 IPF 算法，再一次验证了算法的优越性。

综上所述，本章所提的 IPF 算法综合吞吐量和公平性两个方面优于其他三种算法，Maximum 算法性能最好，但公平性最差，RR 算法公平性最好，但性能最差，IPF 算法在吞吐量和公平性上都有优于 PF 算法。

4.4 本章小结

本章是在最大化系统吞吐量基础上，把公平性作为评价指标，保证处于边缘或者信道质量较差的 DU 同样能进行资源调度。提出了一种改进比例公平算法的 D2D 资源分配方案，该方案根据改进比例公平算法调度原则，将 D2D 用户的调度优先级从大到小依次排列，优先级高的用户优先调度，优先级差的用户也有调度机会，所提算法相较于基础 PF 算法，提高了用户公平性。

第5章 总结与展望

5.1 论文总结

本文的主旨是针对单小区下传统的蜂窝系统引入D2D通信技术带来的干扰问题以及资源分配问题分别进行研究。首先对整个无线通信的发展史进行了叙述，并引出了D2D技术作为5G网络中的核心技术之一，能够解决在如今万物互联的时代，频谱资源稀缺的问题。紧接着描述了其研究背景、意义以及国内外研究现状，得出了D2D技术在解决频谱资源稀缺的问题时会带来系统间的同频干扰问题以及如何去降低系统间干扰问题，随后介绍了D2D通信技术，包括D2D通信链路如何连接的、D2D技术的发展前景、D2D技术的优势以及存在的挑战性，着重介绍了D2D通信中的干扰控制技术，对于干扰控制主要有模式选择、资源分配以及功率控制三种方式，对于无线资源的分配也介绍了三种调度算法，分别是PF算法、RR算法以及Maximum C/I算法，为接下来本文展开的研究奠定了基础。本文的研究内容主要分为两部分：

(1) 针对传统蜂窝系统中引入D2D技术带来的同频干扰问题，把系统吞吐量作为评价指标，通过功率控制的方法来降低系统间的干扰问题。首先建立了混合通信系统模型，在满足用户QoS的前提下，以发射功率和信噪比阈值为约束条件，以求解系统吞吐量最大值为目标的约束优化问题，提出了一种基于鲸鱼优化算法的D2D通信功率控制方案，通过新型鲸鱼优化算法来动态的调节D2D用户发射功率，从而求出满足系统吞吐量最大化下D2D最优发射功率，该算法是基于传统WOA进行改进，仿真结果验证了，NWOA相比于WOA，在吞吐量上以及系统的性能上都有所提升。

(2) 针对上部分研究吞吐量最大化的基础上，考虑了边缘D2D用户资源分配不公平性的问题，把用户公平性作为评价指标，通过资源分配中的IPF调度算法来提高D2D用户调度资源的公平性。IPF算法按照用户的调度优先级从大到小一次排序，优先级大的用户优先被调度，优先级低的用户也会获得调度机会，这样既保证了系统吞吐量最大化，也保证用户调度的公平性。仿真结果显示，IPF相比于PF，其吞吐量和公平性都有所提升。

5.2 工作展望

本文针对的是单小区混合通信系统中的 D2D 功率控制算法以及 D2D 资源分配算法研究，其研究不够透彻以及局限性较高，下一步的工作中会进行深入的探索，以下是未来工作中考虑的方向：

（1）考虑多小区应用场景。本文只是考虑了单小区中的 D2D 用户复用蜂窝用户的场景，但在实际中，多小区的场景较为广泛，多小区场景会考虑邻近小区之间的干扰以及资源分配问题。

（2）考虑多业务需求。本文研究的 D2D 通信系统只是一种 D2D 用户状态下的场景，但在如今 5G 网络中，有增强型移动宽带（eMBB）、超高可靠低时延通信（uRLLC）以及机器通信（mMTC）三大应用场景，其会有高速率、低时延、大容量的业务需求用户。所以基于多业务需求的 D2D 用户也是下一步工作考虑在内的。

（3）鲸鱼优化算法中的改进。本文改进的鲸鱼优化算法只是在收敛因子和位置更新上面做了改进，其算法的效果还是不够理想，下一步工作会在种群初始化中进行研究，采用混合策略的种群初始化会增加初始化种群的多样性。

参考文献

- [1] Noura M, Nordin R. A survey on interference management for device-to-device (D2D) communication and its challenges in 5G networks[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2016, 71: 130-150.
- [2] 马魁, 郑运生, 徐小明. 现代无线通信技术的现状分析及其发展前景[J]. 数字通信世界, 2022(08): 81-83.
- [3] 张勇敢, 章伟飞, 张森洪. 1~6G移动通信系统发展综述[J]. 信息与电脑(理论版), 2020, 32(17): 157-160.
- [4] Lien S Y, Chien C C, Tseng F M, etc. 3GPP device-to-device communications for beyond 4G cellular networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(3): 29-35.
- [5] Zong L, Memon F H, Li X, etc. End-to-end transmission control for cross-regional industrial Internet of Things in Industry 5.0[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 18(6): 4215-4223.
- [6] Agiwal M, Roy A, Saxena N. Next generation 5G wireless networks: A comprehensive survey[J]. IEEE communications surveys & tutorials, 2016, 18(3): 1617-1655.
- [7] Fakhfakh E, Hamouda S, Tabbane S. Enhanced traffic offloading with D2D communications under noise rise constraint[C]. Messina: 2016 IEEE Symposium on Computers and Communication (ISCC). IEEE, 2016: 1112-1116.
- [8] Eslami L, Mirjalily G. Throughput Enhancement of D2D-enabled Cellular Systems using a Situation-aware Mode Selection Approach[C]. Shenzhen: 2018 IEEE 3rd International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP). IEEE, 2018: 552-556.
- [9] Khoshafa M H, Ngatched T M N, Ahmed M H. Reconfigurable Intelligent Surfaces-Aided Physical Layer Security Enhancement in D2D Underlay Communications[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 25(5): 1443-1447.
- [10] Ranjan H, Dwivedi A K, Prakasam P. An optimized architecture and algorithm for resource allocation in D2D aided fog computing[J]. Peer-to-Peer Networking and

- Applications, 2022, 15(2): 1294-1310.
- [11] Boumaalif A, Zytoune O. Power distribution of device-to-device communications under Nakagami fading channel[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2020, 21(6): 2158-2167.
- [12] Singh I, Singh N P. Outage probability and ergodic channel capacity of underlay device-to-device communications over κ - μ shadowed fading channels[J]. Wireless Networks, 2020, 26(1): 573-582.
- [13] Moghaddas-Gholian N, Solouk V, Kalbkhani H. Relay selection and power allocation for energy-load efficient network-coded cooperative unicast D2D communications[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2022, 15(2): 1281-1293.
- [14] Wang J, Song X, Ma Y. A novel resource allocation scheme in NOMA-based cellular network with D2D communications[J]. Future Internet, 2020, 12(1): 8.
- [15] Le M, Pham Q V, Kim H C, etc. Enhanced resource allocation in D2D communications with NOMA and unlicensed spectrum[J]. IEEE Systems Journal, 2022, 16(2): 2856-2866.
- [16] CHAKRABARTI S, D S. Energy Harvesting Enabled Adaptive Mode Selection for Cognitive Device-to-Device Communication in a Hybrid Wireless Network: A Stochastic Geometry Perspective[J]. Wireless Personal Communications, 2023, 129(3): 1693-1716.
- [17] Liu X, Xiao H, Chronopoulos A T. Joint Mode Selection and Power Control for Interference Management in D2D-Enabled Heterogeneous Cellular Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(9): 9707-9719.
- [18] Yu S, LEE J W. Deep reinforcement learning based resource allocation for D2D communications underlay cellular networks[J]. Sensors, 2022, 22(23): 9459.
- [19] 郑奕佳, 杜永文, 黄菊, 等. D2D 联合模式选择与资源分配的研究[J]. 数据与计算发展前沿, 2023, 5(6): 173-184.
- [20] Yu S, Lee J W. Deep reinforcement learning based resource allocation for D2D communications underlay cellular networks[J]. Sensors, 2022, 22(23): 9459.
- [21] Huang X, Wu K, Jiang M, etc. Distributed resource allocation for general energy

- efficiency maximization in offshore maritime device-to-device communication[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(6): 1344-1348.
- [22] Tan J J, Liang Y C, Zhang L, etc. Deep Reinforcement Learning for Joint Channel Selection and Power Control in D2D Networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 20(2): 1363-1378.
- [23] Zeb J, Hassan A, Nisar M D. Joint power and spectrum allocation for D2D communication overlaying cellular networks[J]. Computer Networks, 2021, 184: 107683.
- [24] Zhao L Q, Ren L M, Li L. Interference Aware Channel Assignment Algorithm for D2D Multicast Underlying Cellular Networks[J]. KSII Transactions on Internet & Information Systems, 2022, 16(8).
- [25] 潘帆. 蜂窝网络中D2D通信的资源分配策略研究[D]. 吉林大学,2023.
- [26] Jiang F, Zhang L, Sun C, etc. Clustering and resource allocation strategy for D2D multicast networks with machine learning approaches[T]. China Communications, 2021, 18(1):196-211.
- [27] 安浩杰. D2D通信中模式选择及资源分配策略研究[D]. 昆明理工大学, 2021.
- [28] 韩春燕. D2D通信中基于保证蜂窝用户通信质量的功率分配算法[J]. 计算机应用与软件, 2015, 32 (12): 83-87.
- [29] 刘辉,颜飙,赵瑞雪. 基于烟花算法的D2D资源分配方案[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(08): 86-91.
- [30] 周秦阳. 蜂窝网络中D2D通信资源分配和功率控制策略的研究[D]. 北京邮电大学, 2023.
- [31] 赵家乐,赵凌霄,马丹,等. D2D通信中联合模式选择和资源分配方案研究[J]. 现代电子技术, 2019, 42(13): 33-37.
- [32] 张珍凤,李芳. 基于深度强化学习的无线资源分配算法[J]. 现代信息科技, 2023, 7(17): 8-14.
- [33] 申滨,孙万平,张楠,等. 基于加权二部图及贪婪策略的蜂窝网络D2D通信资源分配[J].电子与信息学报,2023,45(03):1055-1064.
- [34] 侯庚旺. 基于机器学习的IRS辅助SWIPT-D2D通信资源分配算法研究[D]. 郑

州大学, 2022.

- [35] Lin Z, Gao Z, Huang L, etc. Hybrid Architecture Performance Analysis for Device-to-Device Communication in 5G Cellular Network[J]. Mobile Networks and Applications, 2015, 20(6): 713-724.
- [36] Chen C Y, Sung C A, Chen H H. Capacity Maximization Based on optimal Mode Selection in Multi-Mode and Multi-Pair D2D Communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(7): 6524-6534.
- [37] Xu X, Zhang Y, Sun Z, etc. Analytical Modeling of Mode Selection for Moving D2D-Enabled Cellular Networks[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(6): 1203-1206.
- [38] Li X S, Lin M, Yubin X, etc. Joint power control and proportional fair scheduling for D2D communication underlying cellular networks[C]. Chengdu: 2016 IEEE 13th International Conference on Signal Processing (ICSP). IEEE, 2016: 1307-1312.
- [39] Chamran M K, Yau K L A, Noor R M, etc. An Experimental study on D2D route selection mechanism in 5G scenarios[J]. Electronics, 2021, 10(4): 387.
- [40] Lee C. A collaborative power control and resources allocation for D2D (device-to-device) communication underlying LTE cellular networks[J]. Cluster Computing, 2017, 20(1): 559-567.
- [41] Kılıç G, Girici T. Joint channel and power allocation for device-to-device underlay[J]. Ad Hoc Networks, 2019, 83: 158-167.
- [42] 杨震. 基于D2D的车联网通信资源分配研究[D]. 东北石油大学, 2023.
- [43] Ding H, Ma S, Xing C. Feasible D2D communication distance in D2D-enabled cellular networks[C]. Macau: 2014 IEEE International Conference on Communication Systems. IEEE, 2014: 1-5.
- [44] Zhou L, Wu Y, Yu H. A two-layer, Energy-Efficient Approach for Joint Power Control and Uplink–Downlink Channel Allocation in D2D Communication[J]. Sensors, 2020, 20(11): 3285.
- [45] Hou G, Chen L. D2D communication mode selection and resource allocation in 5G wireless networks[J]. Computer Communications, 2020, 155: 244-251.

- [46] Lin Z, Song H, Pan D. A joint power and channel scheduling scheme for underlay D2D communications in the cellular network[J]. *Sensors*, 2019, 19(21): 4799.
- [47] 胡靖. D2D蜂窝通信系统中公平资源分配与调度算法研究[D]. 南京邮电大学, 2017.
- [48] Hayat O, Ngah R, Hashim S Z M. Performance Analysis of Device Discovery Algorithms for D2D Communication[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2020, 45(3): 1457-1471.
- [49] Najeh S. Joint mode selection and power control for D2D underlaid Cellular networks[J]. *Physical Communication*, 2020, 38(7): 100-109.
- [50] Min H, Seo W, Lee J, etc. Reliability improvement using receive mode selection in the device-to-device uplink period underlaying cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2010, 10(2): 413-418.
- [51] Wei L, Hu R Q, Qian Y, etc. Energy Efficiency and Spectrum Efficiency of Multihop Device-to-Device Communications Underlaying Cellular Networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 65(1): 367-380.
- [52] 邬博文,朱良宽,王璟瑀. 基于差分进化鲸鱼优化算法的森林冠层图像分割[J]. *西北林学院学报*, 2022, 37(1): 67-73,136.
- [53] 陈亮,姚懿轩. 基于AGA-WOA算法融合的移动机器人路径规划[J]. *今日制造与升级*, 2021 (12): 41-43.
- [54] Sun Y, Chen Y. Multi-population improved whale optimization algorithm for high dimensional optimization[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 112: 107854.
- [55] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm[J]. *Advances in engineering software*, 2016, 95: 51-67.
- [56] Wang J P, Song X. Ma Y T. A Novel Resource Allocation Scheme in NOMA-Based Cellular Network with D2D Communications[J]. *Future Internet*, 2020, 12(1):8-30.
- [57] Liu M, Zhang L, You Y. Joint Power and Channel Allocation for Underlay D2D Communications with Proportional Fairness. Morocco: 2019 15th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC), 2019. 1333-1338.

- [58] 胡靖,郑武. D2D通信蜂窝网络中的比例公平与加权和速率最大化[J].计算机应用, 2017, 37(05):1321-1325.
- [59] Georgopoulos P, Elkhatab Y, Broadbent M, etc. Towards network-wide QoE fairness using openflow-assisted adaptive video streaming[C]. Proceedings of the 2013 ACM SIGCOMM workshop on Future human-centric multimedia networking. 2013: 15-20.
- [60] Bukh P N D. The art of computer systems performance analysis, techniques for experimental design, measurement, simulation and modeling[J]. 1992: 113-115.

附录 1 攻读硕士期间取得成果

- [1] Tang W, Sun R, Cheng F. A novel whale algorithm-based optimization method for D2D resource allocation[C]//2023 IEEE 18th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). IEEE, 2023: 66-71.


```

elseif abs(A)<1
    D_Loader=abs(C*Leader_pos(j)-Positions(i,j));
    w1=exp(-(5*t/Max_iter).^2); %对应本文 (3-27)
    Positions(i,j)=w1*Leader_pos(j)-A*D_Loader;
end
elseif p>=0.5
    distance2Leader=abs(Leader_pos(j)-Positions(i,j));
    w2=exp(-(5*t/Max_iter).^2); %对应本文 (3-27)
    Positions(i,j)=distance2Leader*exp(b.*l).*cos(l.*2*pi)+w2*Leader_pos(j);
end
end
end
t=t+1;
Convergence_curve(t)=Leader_score;
end

%%%%%%%%%%%%仿真环境参数设置%%%%%%%%%%%%
BS=500;% 通信半径
MaxD=50;% D2D 用户最大距离 发射 接收
Cn=50;% 蜂窝用户数量
Mn=20;% D2D 对数
PvDm=24;% D2D 最大发射功率 dbm
PvCU=23;% 蜂窝发射功率 dbm
ParaE=[0.01 4 1.2 1.1578];%ParaE=[0.01 4 1.2 1.1578];
% 路径损耗常熟 路径损耗指数 多径衰落 阴影衰落
ParaB=-174;% 噪声功率 dbm/Hz
ParaSc=10;% 蜂窝用户的最小 SINR/dB
ParaSm=10;% D2D 用户的最小 SINR/dB
B=180;%系统带宽/ Khz
Coorcenter=[0 0];
CoorC=zeros(Cn,2);% 蜂窝用户的数量
for i=1:Cn
    R=BS*rand;
    A=pi*rand*2;
    CoorC(i,1)=R*cos( A);
    CoorC(i,2)=R*sin( A);
end
CoorM=zeros(Mn,5);% D2D 的数量
for i=1:Mn
    R=(BS-MaxD)*rand;
    A=pi*rand*2;
    CoorM(i,1)=R*cos( A);
    CoorM(i,2)=R*sin( A);
    R=MaxD*rand;

```

```

A=pi*rand*2;
CoorM(i,3)= CoorM(i,1)+R*cos( A);
CoorM(i,4)=CoorM(i,2)+R*sin( A);
CoorM(i,5)=sqrt(sum((CoorM(i,1:2)-CoorM(i,3:4)).^2))/1000;
end
Distcb=pdist2(CoorC,Coorcenter);% 蜂窝用户到达基站的距离
Distmb=pdist2(CoorM(:,1:2),Coorcenter);% 发射端到达基站的距离
Distcd=pdist2(CoorC,CoorM(:,3:4));% 蜂窝用户到达接收端的距离
%% 信道匹配
F=max(max(Distcd));
E=F-Distcd;
[Matching,Cost] = Hungarian(E);% 信道分配
for i=1:Mn
    Slec(i)=find(Matching(:,i)==1);
end
%%
expRcb=exprnd(1,Cn,1);
expRmb=exprnd(1,Mn,1);
expRcd=exprnd(1,Cn,Mn);% 随机产生 多径衰落

normRcb=normrnd(0,8,Cn,1);
normRmb=normrnd(0,8,Mn,1);
normRcd=normrnd(0,8,Cn,Mn);% 随机产生 阴影衰落
normRcb(normRcb<0)=1;
normRmb(normRmb<0)=1;
normRcd(normRcd<0)=1;

```

附录 3 攻读硕士期间参与的科研项目

1.科技项目动态及综合管理系统的研发，产学研项目，安徽轶惠信息科技有限公司，2021 年 6 月-2022 年 5 月

2.高效增亮的背光模组及液晶显示屏研发，产学研项目，芜湖德仓光电有限公司，2021 年 10 月-2022 年 9 月

3.伺服驱动器位置控制系统及方法的研发，产学研项目，芜湖清能德创电子技术有限公司，2021 年 10 月-2022 年 12 月

致谢

在这段漫长而充满挑战的研究生学习旅程中，我得到了许多宝贵的支持和帮助，我深感荣幸能在此表达我的感激之情。

首先，我要向我的导师孙老师表示最深切的感谢。孙老师不仅以其深厚的学术造诣和严谨的科研态度为我树立了榜样，而且在我遇到困难和挫折时，总是耐心地给予我指导和鼓励。他的专业建议和人生智慧对我的成长和学术发展有着不可估量的影响。

其次，我特别感谢我的同学们，他们与我分享了知识、经验和快乐时光。我们共同度过的日夜，无论是在图书馆的埋头苦读，还是在实验室的紧张实验，都将成为我宝贵的记忆。

对于我的家人，我深感感激。他们无条件的爱和支持是我前进的动力。在我面临压力和挑战时，家人的理解和鼓励是我最大的安慰。

最后，我要感谢所有在论文撰写过程中给予我帮助的人，包括审稿人、编辑以及所有提供反馈的同行。他们的宝贵意见使我的论文更加完善。

在这段旅程的每一步，我都收到了无数的帮助和支持。我衷心地感谢每一位给予我帮助的人，你们的贡献对我的学术生涯和个人成长都有着不可磨灭的影响。