



多基站多切片场景下的 QoS 与能耗优化 研究摘要

刘一童

2025 年 8 月 12 日

目录

1 摘要	3
2 问题重述	4
3 问题分析	4
3.1 问题一的分析	4
3.2 问题二的分析	4
3.3 问题三的分析	5
3.4 问题四的分析	5
3.5 问题五的分析	5
4 模型假设	6
5 符号说明	6
6 模型的建立与求解	7
6.1 问题一：单基站、静态资源块分配方案	7
6.1.1 各类切片的用户服务质量函数	7
6.1.2 判决条件 (传输速率、延迟) 求解	7
6.1.3 整数规划分配资源块	8
6.1.4 求解资源块分配方案	8
6.2 问题二：单基站、10 次决策的动态资源块分配方案	9
6.2.1 需求导向型资源块数量分配模型	9
6.2.2 优先级评分模型	9
6.2.3 模型协同与动态决策流程	9
6.2.4 模型求解	10
6.3 问题三：多基站、用户接入与功率协同优化	10
6.3.1 适配度评分机制	10
6.3.2 遗传算法功率控制模型	11
6.3.3 模型协同	12
6.3.4 遗传算法有效性检验	12
6.3.5 模型求解	13
6.4 问题四：多基站混合协同下的动态接入与资源适配问题	13
6.4.1 动态接入评分模型	13
6.4.2 多资源适配与调度模型	14
6.4.3 α_k 和 ω_k 的取值判定	14
6.4.4 模型求解	15
6.5 问题五：多基站能耗优化与服务质量协同模型	16
6.5.1 系统总能耗混合型整数非线性规划	16
6.5.2 模型求解	17
7 模型灵敏度分析	18

8 模型的评价、改进与推广	18
8.1 模型的优点	18
8.2 模型的缺点	18
8.3 模型的改进	19
8.4 模型的推广	19

1 摘要

随着 5G/6G 网络的演进,异构蜂窝网络与网络切片技术的融合已成为满足多场景通信需求的核心手段。本文围绕 URLLC、eMBB 和 mMTC 三类切片的无线资源与功率优化问题,针对单基站、动态多周期、多基站协同、宏微混合接入及能耗优化五个典型场景建立数学模型并设计算法。

在问题一中,针对单个微基站(50 个资源块)服务单用户任务的静态场景,建立以总用户服务质量(QoS)最大化为目标的整数线性规划模型(ILP)。模型考虑三类切片的最小资源需求、传输速率与时延 SLA 约束,决策变量为各切片的资源块分配数。求解结果表明,最优方案将资源块分配为 URLLC 19 个、eMBB 24 个、mMTC 7 个,在满足各类任务需求的同时实现服务质量最大化。

在问题二中,针对单基站多用户、多任务概率到达与信道动态变化的场景,提出动态多周期资源分配模型。通过需求导向的比例分配机制初步分配资源,再利用优先级评分(结合时延紧迫性与服务价值)进行精细调度,实现当前积压任务与未来预测任务的平衡。结果表明,10 个决策周期累计 QoS 达到 206.03,显著提升整体服务质量。

在问题三中,扩展至多个微基站的协同优化问题,考虑频谱复用引发的干扰,需同时优化用户接入与基站发射功率。本文构建接入适配度评分机制,引导用户选择信道质量与负载均衡最佳的基站;同时利用遗传算法在全局范围内搜索最优功率配置,降低干扰并提升整体服务质量。结果表明,总 QoS 达到 2687.75,有效抑制干扰并提升频谱利用率。

在问题四中,研究宏基站与多个微基站混合部署的异构网络,需同时决策用户接入模式、切片资源划分及发射功率配置。本文提出多维度接入评分函数,综合切片优先级、传输速率及基站负载,实现精准的“用户-基站-切片”匹配,并设计资源差异化分配机制以充分发挥宏基站广覆盖与微基站低时延的优势。结果表明,总 QoS 达到 1670.45,实现了资源均衡分配与高效接入。

在问题五中,引入能耗约束,构建多基站能耗最小化与服务质量保障的协同优化模型。能耗计算包含固定功耗、资源块激活功耗及发射功耗,并以服务质量不低于问题四最优解为约束条件。通过混合整数非线性规划模型(MINLP),优化用户接入、资源块分配与发射功率配置,实现绿色通信目标。结果表明,在能耗降至 3146.73 W 的同时,总 QoS 保持在 2133.10。

本文提出的分层、动态与协同优化框架,综合运用了整数规划、优先级调度、启发式分配和遗传算法等方法,实现了服务质量、频谱利用率和能耗的平衡,具备良好的扩展性和实用性,为未来智能无线资源管理提供了可行方案。

关键词: 网络切片 服务质量优化 无线资源与功率优化 异构蜂窝网络 多基站协同 动态多周期调度

2 问题重述

随着物联网设备的快速增长，移动通信需求激增，异构蜂窝网络（宏基站与微基站混合部署）成为提升网络容量与用户体验的重要架构。在此基础上，5G 引入的网络切片技术通过正交频分多址接入技术，将基站总频谱划分为多个资源块，灵活分配给高可靠低时延（URLLC）、增强移动宽带（eMBB）和大规模机器通信（mMTC）三类切片 [1]，以适配多样化业务需求。

为进一步优化无线网络服务质量，试就某异构蜂窝网络场景的相关情况，建立数学模型分析研究以下问题：

- 单个微基站（50 个资源块）场景下，在仅 1 个任务到达时，如何将资源块分配给三类切片，使该任务的服务质量最大化。
- 综合考虑用户任务的概率性到达、移动性导致的信道变化，以及排队任务的影响，在 1000ms 内进行 10 次资源决策，确定每次三类切片的最优资源块分配，以最大化整体用户服务质量。
- 多个微基站场景下，为缓解频谱复用带来的干扰，给出同时优化各基站的资源块分配与发射功率（10-30dBm）最佳方案，使得系统整体用户服务质量最优。
- 宏基站（100 个资源块，功率 10-40dBm）与多个微基站（各 50 个资源块）构成异构网络场景下，给出用户接入模式、各基站切片划分及发射功率的最佳方案，使得用户服务质量最大化。
- 在问题四的基础上，平衡服务质量与能耗（含固定能耗、资源块激活能耗、发射能耗），制定资源分配策略，在保证最大用户服务质量的同时使能耗最低。

3 问题分析

3.1 问题一的分析

在单基站服务单个用户任务的场景中，用户同时存在 URLLC、eMBB、mMTC 三类切片的发送需求，三类切片需求差异显著，且基站配备 50 个固定数量的资源块（RB）。核心目标是为三类切片合理分配资源块，最大化用户整体服务质量（QoS）。该问题转化为静态环境下的单资源分配整数规划问题。

用户任务到达后，分配 50 个资源块给三类切片，响应用户的下行传输需求。根据假设 4，用户服务质量由各切片任务的服务质量，经求和等聚合运算后综合判定。由网络切片参数表和三类切片任务的服务质量函数可知，URLLC 对时延敏感、eMBB 追求高传输速率、mMTC 侧重连接可靠性。据此，我们提出以下资源块分配原则：（1）以由三类切片任务服务质量聚合而成目标函数值最大为优；（2）每类切片分配的资源块数量不得少于发送所需的最少资源块数量。对于资源块，其分配的决策变量为整数，因此，可用整数规划的思想建立模型。[2]

3.2 问题二的分析

在单基站多用户任务的场景中，用户在 1000ms 内以概率多次发起任务请求，任务会积压形成排队队列。资源分配需同时考量“当前积压任务”与“未来潜在到达任务”，平衡短期服务质量与长期队列稳定性。此外，用户移动导致信道条件（如大尺度衰减、小尺度衰落）随时间变化，传输速率、时延等服务质量指标与信道强相关，需不断调整资源分配，适配信道波动。该问题转化为动态多周期整数非线性规划问题。

为解决多任务竞争资源的问题,我们设计优先级评分机制,量化任务对资源的“紧急度”与“价值度”。然后基于优先级评分,采用比例分配法动态分配 50 个资源块。据此,我们提出以下资源块分配原则:(1) 将任务放入各自切片种类队伍内排队;(2) 对于同类用户任务实行“先到达、先服务、先分配”的准则;(3) 当前时段内未完成的任务放入下一时段队列中继续排队。在动态环境中,通过“任务分类入队-优先级量化-启发式分配-跨周期优化”的闭环流程,实现资源块的精准调度,既要解决当前任务的紧急需求,又要预判未来任务的资源缺口,最终达成 10 个周期累计服务质量的最大化。

3.3 问题三的分析

在多微基站的场景中,不同基站采用相同频谱资源下行传输以提高频谱资源利用率,但在用户侧进行信息解调时,会发生信号混杂,质量下降 [5]。在此情境下,我们需要解决以下问题:(1) 用户的基站选择,综合考虑信干噪比和基站当前任务量,选择最佳基站;(2) 功率动态控制,以用户服务质量为目标函数,选择使总用户服务质量最大化的基站发设功率。该问题转化为带干扰约束的动态多目标优化问题。

对于基站选择问题,我们设计了适配度评分机制,综合考虑信道质量与基站负载,优先选择评分高的基站接入;对于功率控制,考虑到涉及多变量和强干扰耦合,我们采用遗传算法 [3] 求解全局最优功率配置,以追求总用户服务质量函数值最大化。

3.4 问题四的分析

在多基站(SBS、MBS 混合部署)场景中,用户接入选择与资源分配需同时适配多基站类型差异和切片业务特性。宏基站(MBS)持有 100 个资源块,覆盖范围广,但用户多、干扰复杂,适合承载广域、高吞吐量任务;微基站(SBS)持有 50 个资源块,但部署密集、覆盖范围小,适合处理局部高需求或低时延任务。问题核心为构建精准的“用户-基站-切片”匹配机制,实现系统服务质量最优。该问题可以转化为带异构约束的多目标匹配问题。

基于上述分析,我们设计多维度接入评分函数,综合切片权重、基站速率、基站负载,量化“用户-基站-切片”匹配的优劣,通过评分函数引导用户接入。此外,我们还需平衡不同基站的负载,保障三类切片的 SLA 需求,最终达成系统整体服务质量的最大化。

3.5 问题五的分析

在多基站(SBS、MBS 混合部署)场景中,基站能耗由固定功耗、RB 激活功耗以及发射能耗组成。降低功耗会导致资源不足、功率下降,影响用户 QoS;反之,保障 QoS 往往需要更多资源和更高功率,推高能耗。我们需平衡“系统能耗最小化”与“服务质量(QoS)保障”两大目标,核心是在满足用户 QoS 约束下,优化基站的接入模式、资源块(RB)分配及功率配置,实现绿色通信与服务质量的协同。

为此,我们构建总耗能目标函数,设置系统总 QoS、资源块容量 [5]、基站发射功率范围三项约束条件。该问题转化为带约束的多目标优化问题。在满足用户 QoS 约束的前提下,最小化多基站系统能耗,解决绿色通信与服务质量保障的矛盾。

4 模型假设

- **资源块同质且相邻分配**：资源块在频域上的跨度为 360kHz，在时域上的跨度为 1ms。同一切片在频域上占用的资源块连续，且同一时隙内个切片间资源块完全正交，不存在干扰。
- **用户服务质量仅由上述三类切片各自的服务质量函数及任务状态（延迟、速率、接入情况）决定**：通过量化各切片任务的服务质量并聚合，即可表征系统整体用户服务质量。
- **干扰只发生在同频微基站之间，单个微基站工作时不考虑其他微基站对其造成的干扰**：在下行传输时，宏基站和微基站通常会使用不同的频谱进行传输，互不干扰。但因频谱资源有限，微基站之间会进行频率复用，此时会产生信号干扰。
- **忽略接入切换开销**：在每个 100ms 的调度周期内，已成功接入网络的用户保持与当前基站的连接状态，因漫游切换或切片间业务迁移等产生的信令交互及其可能引入的时延，均不纳入资源分配方案性能的评估范围。
- **基站在每个决策时刻拥有完备的状态信息**：基站在每个 100ms 的调度周期开始时即可获知当前全部用户的队列长度、瞬时信道增益以及未来 1000ms 内的任务到达序列，从而预测该周期内切片任务量。
- **切片发射功率受基站统一设置并受上下限约束**：在每个基站中，三类切片分别配置为某一恒定发射功率，且同一切片内的所有资源块使用相同功率。微基站的发射功率可在 10-30 dBm 区间内进行调节，宏基站的发射功率可在 10-40 dBm 区间内进行调节。
- **基站能耗可由能耗模型计算得出**。

5 符号说明

符号	说明	单位
$y^{\text{URLLC}}, y^{\text{eMBB}}, y^{\text{mMTC}}$	用户服务质量	/
L_i	URLLC、eMBB、mMTC 用户任务的服务质量函数	/
L	用户任务的总延迟，由排队延迟和传输延迟组成	ms
Q	任务排队延迟	ms
T	传输延迟	ms
L_0	所能接受的最长延迟时间	ms
r_{SL4}	切片的传输速率	Mbps
$M^{\text{URLLC}}, M^{\text{eMBB}}, M^{\text{mMTC}}$	URLLC、eMBB、mMTC 用户任务超时的惩罚值绝对值	/
α	URLLC 用户任务有效和折扣系数	/
RB_x	一个基站所持有的最大资源块数	/
RB	资源块	/
$L_t(l)$	t 时刻基站的 l 负载系数	/

表 1: 符号说明及单位

6 模型的建立与求解

6.1 问题一：单基站、静态资源块分配方案

6.1.1 各类切片的用户服务质量函数

(1) 可靠低时延切片：

基于 URLLC 的低时延和高可靠性要求，采用下式评估 URLLC 用户任务服务质量。其中 α 为 URLLC 用户任务效用折扣系数，取 0.95； L 为用户任务的总延迟，题目中排队延迟为 0，只考虑传输延迟。当总延迟超过 $L_{SLA} = 5ms$ 时，给予 $-M^{URLLC}$ 的惩罚值， M^{URLLC} 取 5。

$$y^{URLLC} = \begin{cases} \alpha^L & L \leq L_{SLA} \\ -M^{URLLC} & L > L_{SLA} \end{cases} \quad (1)$$

(2) 增强移动宽带切片：

基于 eMBB 的高速率数据传输需求，采用下式评估 eMBB 用户任务服务质量。其中， r 为用户某时刻的传输速率； r_{SLA} 为 eMBB 切片的传输速率。当总延迟超过 $L_{SLA} = 100ms$ 时，给予 $-M^{eMBB}$ 的惩罚值， M^{eMBB} 取 3。

$$y^{eMBB} = \begin{cases} 1 & r \geq r_{SLA} \text{ \& } L \leq L_{SLA} \\ \frac{r}{r_{SLA}} & r < r_{SLA} \text{ \& } L \leq L_{SLA} \\ -M^{eMBB} & L > L_{SLA} \end{cases} \quad (2)$$

(3) 大规模机器通信切片

基于 mMTC 的海量设备连接需求，采用下式评估 mMTC 用户任务服务质量。当总延迟超过能忍受的最大值 $L_{SLA} = 500ms$ 时，给予 $-M^{mMTC} = -1$ 的惩罚值。

$$y^{mMTC} = \begin{cases} 1 & L \leq L_{SLA} \\ -M^{mMTC} & L > L_{SLA} \end{cases} \quad (3)$$

6.1.2 判决条件 (传输速率、延迟) 求解

(1) 传输速率

由信号传输模型可知，白噪声可表示为：

$$N_0 = -174 + 10 \log_{10}(ib) + NF$$

其中，接收机的噪声系数 $NF = 7$ ， i 为用户持有的资源块数量， b 为单个资源块的带宽，本题取 360kHz。

由假设 4 可知，忽略其他微基站对研究微基站的干扰影响，此时信干噪比可由信噪比替换：

$$\gamma = \gamma' = \frac{p_{r,x}}{N_0}$$

其中， $p_{r,x}$ 为接收信号的功率，可以表示为：

$$p_{r,x} = 10^{\frac{p_{n,k} - \phi_{n,k}}{10}} * |h_{n,k}|^2$$

其中， $p_{n,k}$ 为发射功率，题中取 30dBm； $\phi_{n,k}$ 为大规模瑞利衰减， $|h_{n,k}|^2$ 为小规模衰减。

由此，根据香农公式可得用户的传输速率为：

$$r = i * b * \log_{10}(1 + \gamma)$$

(2) 延迟

由 5.1.1 中分析可知， L 为用户任务的总延迟，题中排队延迟为 0，只考虑传输延迟。

$$L = T = \frac{D}{r}$$

其中， D 为任务流。

6.1.3 整数规划分配资源块

(1) 决策变量

设 URLLC、eMBB、mMTC 三类用户任务所占用的资源块数量分别为 x_1, x_2, x_3 。

(2) 确定目标函数

目标函数：要使用户服务质量达到最大，应使各切片服务质量函数值总和最大。其值越大，表示用户服务质量越好，即：

$$QoS = y^{URLLC} + y^{eMBB} + y^{mMTC}$$

(3) 约束条件

a. 资源块总量的约束。一个微基站拥有 50 个资源块用于分配，分配的资源块总量不能超出 50：

$$x_1 + x_2 + x_3 \leq 50$$

b. 资源完整性的约束。资源块数量应为整数：

$$x_i \in N_+, i = 1, 2, 3$$

c. 三类切片最少资源块占用量的约束。URLLC、eMBB、mMTC 用户任务至少分别占用 10、5、2 个资源块。

$$\begin{cases} x_1 \geq 10 \\ x_2 \geq 5 \\ x_3 \geq 2 \end{cases} \quad (4)$$

d. 传输速率的约束。每个资源块的带宽为 360 kHz，假设该链路的信干噪比为 γ_{ref} ，则用户的瞬时下行速率为：

$$R_k(x_i) = x_i B \log_2(1 + \gamma_{ref}), (k \in u, e, m)$$

要求应达到各自速率阈值 r_{SLA} ，故：

$$r_k(x_i) \geq r_{SLA} \rightarrow x_i \geq \frac{r_{SLA}}{B \log_2(1 + \gamma_{ref})}$$

6.1.4 求解资源块分配方案

根据上述模型，利用 Python 软件编程，最后可以得到资源块最优分配方案。在最优分配方案中，URLLC、eMBB、mMTC 三类用户任务所占用的资源块数量分别为 19、24 和 7，此时对应的用户服务质量函数有最大值，为 15.8050。

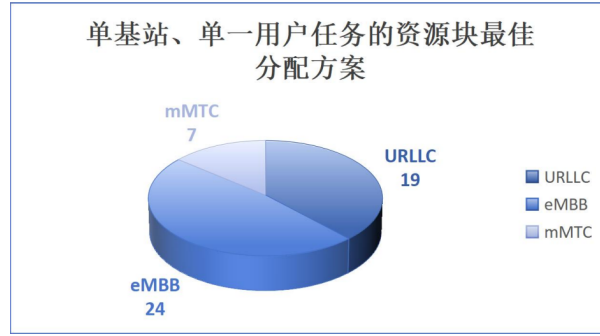


图 1: 单基站、单一用户任务的资源块最佳分配方案

6.2 问题二：单基站、10 次决策的动态资源块分配方案

6.2.1 需求导向型资源块数量分配模型

在动态多周期资源分配中，需平衡当前积压任务需求与未来任务预测需求，我们通过下式“加权求和 - 比例分配”机制，将 50 个资源块（总量约束）分配给三类切片，实现“需求驱动”的动态调度：

$$x_k = \frac{D_k + \lambda \hat{A}_i}{\sum_{j=1}^3 D_j + \lambda \hat{A}_j} * 50, k = 1, 2, 3$$

其中， x_k 为第 k 类切片在当前周期分配的资源块数量； D_k 为当前周期队列中，第 k 类切片的积压任务资源总需求； \hat{A}_k 为预测的下一周期中，第 k 类切片的任务资源需求； $\lambda (\lambda \in (0, 1))$ 为未来需求预留系数，平衡“当前积压任务”与“未来任务”的资源分配权重。 λ 越大，越侧重预留资源应对未来任务； λ 越小，越优先处理当前积压任务。此处我们取 $\lambda = 0.85$ 。

6.2.2 优先级评分模型

不同切片任务对“时延-速率”的敏感性差异显著，需通过“优先级评分”量化任务的紧急度与服务质量价值，指导资源分配的“精细化调度”。

下式为第 i 个任务（归属地 k 类切片）的优先级评分，评分越高优先分配资源块。

$$score_i = \frac{y_i}{x_k} * \omega_i$$

其中， y_i 为第 i 个任务的服务质量函数值，函数表达式同 5.1.1； x_k 为第 k 类切片在当前周期分配的资源块数量； ω_i 为第 i 个任务的时间紧迫度权重。 ω_i 的计算公式如下式所示：

$$\omega_i = \frac{1}{1 + \frac{Q_i + T_i}{L_{SLA}}}$$

其中分母 $\frac{Q_i + T_i}{L_{SLA}}$ 表示“已消耗容忍时延比例”，其中 Q_i 为排队延迟， T_i 为排队延迟， L_{SLA} 为切片最大的容忍时延。

6.2.3 模型协同与动态决策流程

(1) 任务状态更新

收集当前周期的积压任务队列，基于历史数据预测下一周期任务到达量。

(2) 需求导向分配

代入 $D_k \hat{A}_k \lambda$, 计算三类切片的资源块分配比例, 初步得到 x_k 。

(3) 优先级精细调度

对每类切片的积压任务, 用 $score_i$ 排序, 将 x_k 资源块按优先级分配给高紧急度任务。

(4) 跨周期优化

根据统计所得数据预测下一周期三类切片任务数量, 优化分配三类切片的资源块数量, 使得 10 次决策之后的累计服务质量函数值最大。

6.2.4 模型求解

根据上述模型, 利用 Python 软件编程, 最后可以得到资源块最优分配方案。开始时, 我们没有根据已知历史数据对下一周期的资源块分配进行预测, 只是根据决策时积压的任务量与下一周期的第一个 100ms 内的任务量进行简单的推断, 发现结果并不理想, QoS 仅为 161.39, 下图可以直观看出两种方案的服务质量对比。

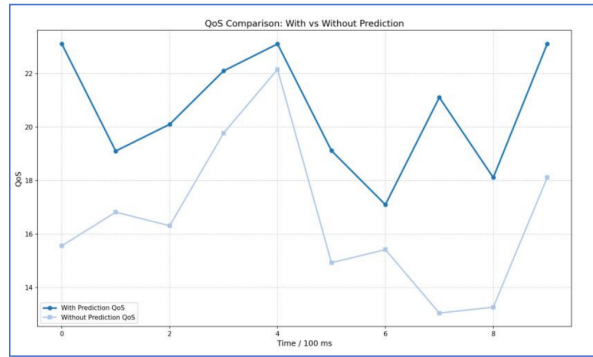


图 2: 有无历史数据预测的服务质量对比

修改后得到的资源块最优分配方案如下表所示:

决策次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
QoS	23.10	19.10	20.09	22.09	23.10	19.1	17.09	21.10	18.10	23.10
$URLLC$	59	13	96	36	16	15	86	36	98	52
$eMBB$	15	10	10	9	15	10	10	9	15	10
$mMTC$	25	30	25	31	25	30	30	30	30	30

表 2: 10 次决策每次资源块分配情况及服务质量

在最优分配方案中, 每次 $URLLC$ 、 $eMBB$ 、 $mMTC$ 三类用户任务所占用的资源块数量如图所示, 此时对应的总用户服务质量函数有最大值, 为 206.034028。

6.3 问题三: 多基站、用户接入与功率协同优化

6.3.1 适配度评分机制

为实现用户与基站的合理匹配, 综合信道质量和基站负载, 构建接入评分函数:

$$score_{i,j}(t) = \frac{SINR_{i,j}(t)}{0.01 + L_j(t)}$$

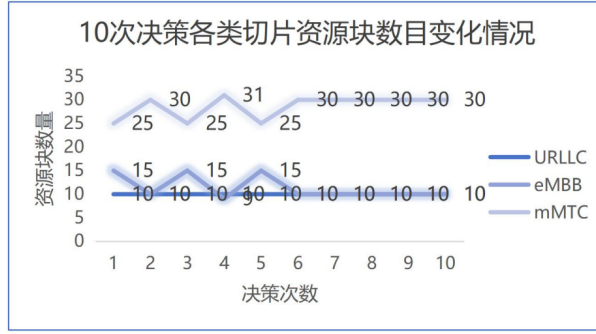


图 3: 10 次决策各类切片资源块数目变化情况

其中, $SINR_{i,j}(t)$ 表示时刻 t 用户 i 接入基站 j 时的信干噪比, 反映信道传输质量, 与基站发射功率、用户-基站距离、信道衰减特性相关, 计算公式为公示 (2); $L_j(t)$ 为时刻 t 基站 j 的负载系数, 定义为已分配资源块数量与基站最大资源块数量的比值, 反映基站繁忙程度, 数值越大, 新接入用户服务质量下降风险越大, 计算公式为公式 (3)。

$$SINR_{i,j}(t) = \frac{p_j * 10^{-\frac{\phi_{i,j}}{10}} * |h_{i,j}|^2}{N_0 + \sum_{k \neq j} p_k * 10^{-\frac{\phi_{i,k}}{10}} * |h_{i,k}|^2}$$

$$L_j(t) = \frac{RB_{use}}{50}$$

在 t 时刻用户 i 选择接入评分最高的基站, 即:

$$j^* = \arg \max_j score_{i,j}(t)$$

6.3.2 遗传算法功率控制模型

由于第三问的优化问题属于典型的混合整数非线性规划 (MINLP), 包含用户接入的 0-1 离散变量与功率分配的连续变量, 同时 QoS 计算涉及干扰耦合项, 导致目标函数非凸, 传统的凸优化方法难以在合理时间内获得全局最优解。

而遗传算法是一种基于自然选择与遗传机制的全局优化方法, 能够在复杂非凸搜索空间中有效探索近似最优解。为此, 我们采用遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) [3] 作为求解策略。

(1) 染色体编码

将三个基站的发射功率决策编码为长度为 3 的向量, 即染色体为 $p = [p_{j,1}, p_{j,2}, p_{j,3}]$, 其中 $p_{j,k} \in [10, 30] \text{dBm}$, 每个染色体代表一种功率配置方案。

(2) 种群初始化

随机生成 50 个初始染色体, 确保功率值在 $[10, 30] \text{dBm}$ 区间内均匀分布, 保证初始解的多样性, 为算法搜索全局最优解提供基础。

(3) 适应度函数

以系统整体用户服务质量 (QoS) 总和作为适应度函数, 衡量功率配置方案的优劣, 即:

$$= \sum_{i=1}^N QoS_i$$

其中 QoS_i 为用户 i 的服务质量, 依据其接入切片类型, 根据问题一、二中的 QoS 函数计算, 结合接入基站的功率、资源块分配以及信道条件进行计算。

(4) 遗传操作

- **选择 (锦标赛法)**: 随机选取 15 组染色体, 选取每组中适应度最高的染色体作为父代, 模拟“适者生存”机制, 保留优质基因。
- **交叉**: 对选中的父代染色体, 随机选择一个交叉点, 交换基因片段生成新染色体。
- **变异**: 以小概率随机调整染色体中某个基因位的功率值 (在 $[10, 30]$ dBm 内小幅扰动), 避免算法陷入局部最优, 增强搜索全局最优解的能力。
- **优胜劣汰**: 每代进化保留适应度最高的染色体, 确保优质功率配置方案不丢失, 加速算法收敛。

(5) 终止迭代

当算法迭代达到最大代数或种群适应度收敛 (连续多代适应度变化小于阈值) 时, 算法终止, 输出当前最优功率配置染色体。

6.3.3 模型协同

(1) 接入与功率的耦合: 功率配置改变 $SINR_{i,j}(t)$, 影响用户接入评分和基站选择; 接入结果决定基站负载 $L_j(t)$, 反作用于功率控制的适应度计算 (负载高的基站需合理调整功率以平衡服务质量和干扰)。

(2) 多代迭代优化: 通过遗传算法多代进化, 逐步优化功率配置, 使系统适应度不断提升, 最终收敛到全局最优或近似最优解。

6.3.4 遗传算法有效性检验

在遗传算法求解功率控制模型的过程中, 对算法迭代过程的跟踪分析是检验其有效性的关键环节。从迭代过程的结果来看, 以服务质量 QoS 相关指标 (如系统整体用户服务质量总和, 即适应度函数值) 为观测对象, 随着迭代次数的逐步增加, 该服务质量指标呈现出清晰的变化规律: 随着迭代次数的增加, 服务指令的值逐渐增大后渐趋平稳。

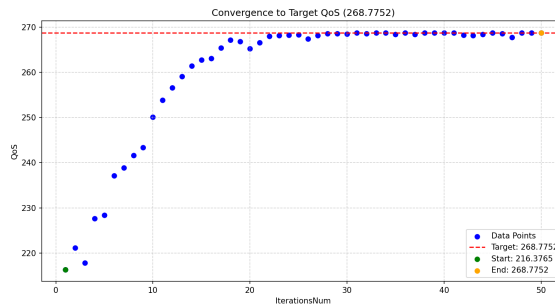


图 4: 服务质量 QoS 的变化趋势

初始阶段, 由于种群中染色体 (功率配置方案) 具有较强的随机性, 不同功率配置对服务质量的影响差异较大。在自然选择与遗传操作的作用下, 优质的功率配置方案逐步在种群中占据主导。反映在指标上, 服务质量的值随着迭代次数增加而快速增大, 这一过程对应算法对解空间中优质区域的聚焦搜索, 不断淘汰低质量的功率配置, 保留并优化高质量方案。

当迭代进行到一定程度后, 种群内的染色体逐渐趋于相似, 优质方案的改进空间缩小, 服务质量指标的增长速度放缓, 最终渐趋平稳。这表明算法已在解空间中找到相对稳定的优质区域, 后续迭代虽仍有微小波动, 但整体已收敛到一个近似最优的功率配置方案。

这种“快速上升 - 渐趋平稳”的变化趋势，充分验证了遗传算法的有效性：一方面，算法能够在复杂的混合整数非线性规划解空间（包含用户接入离散变量、功率分配连续变量及干扰耦合项）中，有效探索并筛选出优质解，实现服务质量的提升；另一方面，算法具备良好的收敛特性，可在合理的迭代次数内稳定在近似最优解附近，避免陷入无休止的无效搜索。相较于传统凸优化方法在处理此类非凸、多变量耦合问题时的局限性，遗传算法展现出在复杂场景下寻找全局近似最优解的优势，能够为功率控制模型提供切实可行且质量可靠的求解策略，为后续基于该功率配置的系统性能优化奠定基础。

6.3.5 模型求解

根据上述模型，利用 Python 软件编程，最后可以得到最优资源块分配和功率控制方案。模型相关参数设置如下表所示：

参数	取值
种群规模	50
最大迭代代数	50
交叉概率	0.9
变异概率	0.15

表 3: 模型相关参数

得到的最优资源块分配和功率控制方案如下表所示。

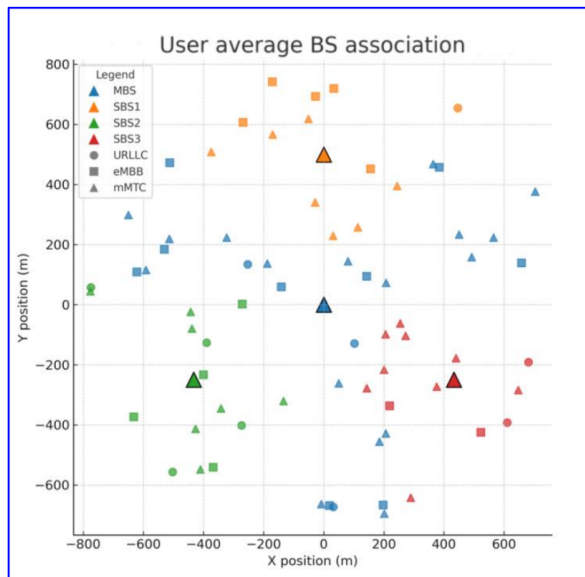


图 5: 最优资源块分配和功率控制方案

如此，系统总服务质量函数值最大，即 $QoS = 2687.752781$ 。

6.4 问题四：多基站混合协同下的动态接入与资源适配问题

6.4.1 动态接入评分模型

为实现多基站（SBS、MBS）与多切片业务的精准匹配，构建综合切片优先级、传输速率、基站负载的接入评分函数，量化用户-基站-切片匹配的优劣程度。

构建下列评分函数：

$$score_{i,j,k} = \frac{\omega_k * R_{i,j,k}}{(L_j(t) + \varepsilon)^{\alpha_k}}$$

其中， $score_{i,j,k}$ 是用户 i 接入基站 b 对应的切片 k 的接入评分，评分越高越优先匹配； $R_{i,j,k}$ 为用户 i 接入基站 n 时，切片 k 对应的传输速率 ε 为基站空载补偿常数，为了防止分母取 0，本模型中取 $\varepsilon = 0.01$ 。

α_k 为切片 k 的负载敏感系数，体现切片对基站负载的容忍程度，此处，我们取 $\alpha_{URLLC} = 1.3, \alpha_{eMBB} = 2.6, \alpha_{mMTC} = 2.3$

ω_k 是切片 k 的业务优先级权重，体现不同切片对时间延迟的需求差异，此处，我们取 $\omega_{URLLC} = 1.7, \omega_{eMBB} = 2.3, \omega_{mMTC} = 1.9$

α_k 和 ω_k 的取值详细分析见 5.4.3.

$L_j(t)$ 为时刻 t 基站 b 的负载系数，反映基站繁忙程度，计算公式：

$$L_j(t) = \frac{RB_{use}}{RB_{max}}$$

6.4.2 多资源适配与调度模型

(1) 接入决策流程

实时采集用户位置、信道状态、基站负载等信息，针对用户 i 、基站 j 、切片 k ，计算接入评分 $score_{i,j,k}$ ，比较宏基站和最近距离微基站的评分，选择评分高的“用户-基站-切片”组合，确定用户接入方案，同时更新基站已分配资源块数和负载系数 $L_j(t)$ 。

(2) 资源动态调整机制

当检测到某基站负载系数 $L_j(t)$ 过高，限制该基站新用户接入，引导用户优先接入低负载 SBS 或 MBS，并对高负载基站上的非关键切片资源进行适度调整，释放资源给高优先级切片。针对不同切片需求特性，实现资源差异化分配，优先为 URLLC 切片分配 SBS 资源，利用 SBS 低时延特性满足其需求；对于 eMBB 切片，根据基站负载情况，动态分配 SBS 和 MBS 资源，在 SBS 负载低时优先分配，以提升速率；对于 mMTC 切片，适配 MBS 广覆盖、大容量特性，承载海量设备连接，合理分配资源保障连接稳定性和低功耗需求。

6.4.3 α_k 和 ω_k 的取值判定

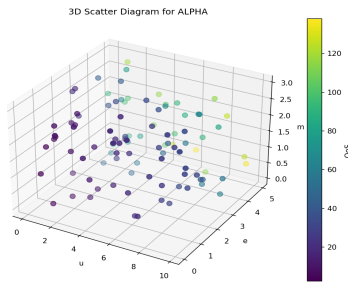


图 6: alpha

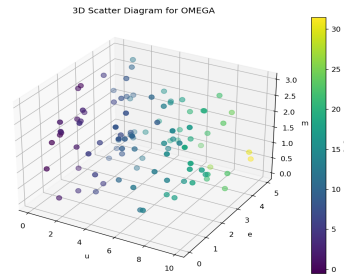


图 7: omega

在多基站协同的动态接入与资源适配场景中，切片负载敏感系数 α_k 和切片优先级权重 ω_k 的取值直接影响“用户-基站-切片”匹配策略，需综合业务特性、服务质量需求与基站负载影响考虑。

首先,随机分别选定三类切片的负载敏感系数 α_k 和切片优先级权重 ω_k 的值,然后据此分析计算得到对应的系统总服务质量函数 QoS 的值。由图可见,颜色越趋近于黄色,QoS 值越大, α_k, ω_k 的取值越合理。

最终我们选定: $\alpha_{URLLC} = 1.3, \alpha_{eMBB} = 2.6, \alpha_{mMTC} = 2.3, \omega_{URLLC} = 1.7, \omega_{eMBB} = 2.3, \omega_{mMTC} = 1.9$

6.4.4 模型求解

由于宏基站与微基站采用不同的频谱进行传输,相互之间不存在信号干扰。且此问不考虑能耗,功率越大、信干噪比越大,进而得到的速率越大,有利于信号传输,故我们假设宏基站发射功率取 40 dBm。

根据上述模型,利用 Python 软件编程,最后可以得到最优分配方案。

决策次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	共计
微基站 1	URLLC	10	10	10	10	10	10	10	10	10	
	eMBB	24	33	36	34	33	35	26	28	26	
	mMTC	16	7	4	6	7	5	16	12	16	
	P/W	19.3	15	28.2	23.1	19.8	28	20.7	25.6	17.5	30
	Users	16	18	17	17	18	16	17	17	18	16
微基站 2	URLLC	10	10	10	10	10	10	10	10	10	
	eMBB	33	32	35	35	32	33	32	35	32	
	mMTC	7	8	5	5	8	7	8	5	8	
	P/W	18.5	16.2	17.9	20.2	20.2	24.2	17.1	22.1	13.4	27
	Users	18	18	16	20	18	16	18	17	18	18
微基站 3	URLLC	10	10	10	10	10	10	10	10	10	
	eMBB	23	28	28	28	22	29	26	29	26	
	mMTC	17	12	12	12	18	11	14	11	14	
	P/W	11.9	10.5	17.5	14.1	14.8	22.7	13.9	17.5	10	22.2
	Users	20	24	22	22	21	22	23	22	22	21
宏基站	URLLC	10	10	10	10	10	10	10	10	10	
	eMBB	75	65	86	80	84	79	85	86	84	
	mMTC	15	25	4	10	6	11	5	4	6	
	P/W	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40
	Users	16	10	15	11	13	16	12	14	12	15

图 8: 用户接入、每个基站的切片划分以及基站的发射功率分配

此时,对应的总用户服务质量函数有最大值,为 1670.452505。

考虑到用户移动对于整个基站组覆盖面积可以忽略不计,选取每名用户在 10 次决策中接入次数最多的基站作为该用户的接入决策偏好基站,下图直观展示了各个用户的基站接入策略,分析可得,宏基站的建立为整个地区通信传输带来了质的飞跃,大幅提升了该地区的服务质量。

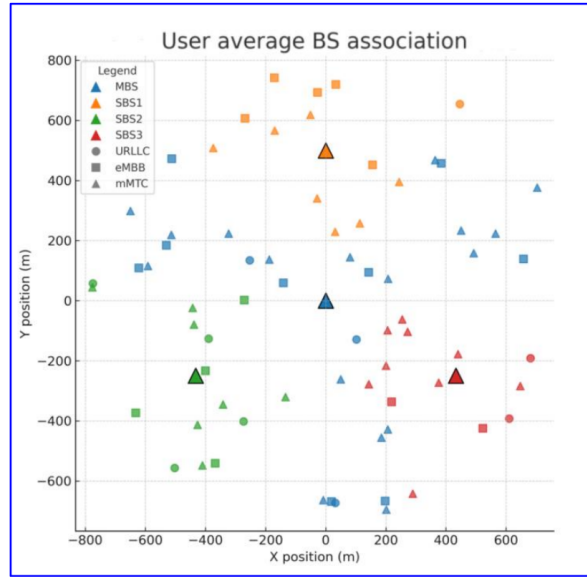


图 9: 用户接入决策示意图

6.5 问题五：多基站能耗优化与服务质量协同模型

6.5.1 系统总能耗混合型整数非线性规划

(1) 决策变量

此题构建构建三维决策变量空间：

- $x_{j,k}$: 基站 j 分配给切片 k 的资源块数；
- $p_{j,k}$: 基站 j 给切片 k 配置的发射功率；
- $a_{u,j}$: 用户接入基站选择，

(2) 目标函数

以多基站系统总能耗最小为核心优化目标，综合固定功耗、资源块激活功耗和发射功耗，构建目标函数：

$$\min_{p_{j,k}, r_{j,k}, x_{j,k}} \sum (P_{static,j} + P_{RB,j} + P_{tx,j})$$

其中， $P_{static,j}$ 为基站 j 的固定功耗，MBS 取 28W, SBS 取 15W； $P_{RB,j}$ 为基站 j 的资源块激活功耗，计算公式见下方公式，其中 $\delta = 0.75W/RB$ 为单 RB 能耗系数， $N_{active,j}$ 为基站 j 激活的 RB 总数； $P_{tx,j,k}$ 为发射功耗，计算公式见下方公式，其中 $\eta = 0.35$ 为功率放大器效率， $P_{j,k}$ 为基站 j 为切片 k 配置的发射功率。

$$P_{RB,j} = \delta * N_{active,j}$$

$$P_{tx,j,k} = \frac{1}{\eta} * 10^{\frac{P_{b,k}-30}{10}}$$

(3) 约束条件

a. 系统总 QoS 约束：保障优化后服务质量不低于问题四的最优水平。

$$QoS_{total}(p, r, x) \geq QoS(Q_4)$$

b. 资源块容量约束：

$$\sum_k x_{j,k} \leq RB_j$$

c. 发射功率限制:

$$\begin{cases} MBS : & P \in [10, 40]dBm \\ SBS : & P \in [10, 30]dBm \end{cases} \quad (5)$$

6.5.2 模型求解

根据上述模型，利用 Python 软件编程，最后可以得到最佳方案。

决策 次数 消耗 功率/W	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	共计
微基站 1	18.5	16.2	17.9	14.1	14.8	22.7	17.1	22.1	13.4	27	
微基站 2	11.9	10.5	17.5	14.1	14.8	22.7	23.1	19.8	28	20.7	
微基站 3	12.5	15.3	18.7	10.8	19.4	14.2	16	11.9	17.6	16.4	
宏基站	23.7	28.4	35.1	20.5	39.8	31.2	25	36.6	22.3	26.9	
共计											3146.7253

图 10: 最低能耗方案

此时，消耗的总功率为 3146.7253，对应的总用户服务质量函数有最大值，为 2133.0997。

下图为在考虑能耗的情况下，平均用户-基站接入情况。对比图 6、图 7 可得，宏基站接入用户数量减少，工作压力减小，功率优化空间更大。微基站接入用户数量增加，利用率上升，避免部分资源闲置浪费。宏基站与微基站的用户分布更加均衡，形成更平衡的 MBS/SBS 接入格局。

下图为用户接入决策示意图：

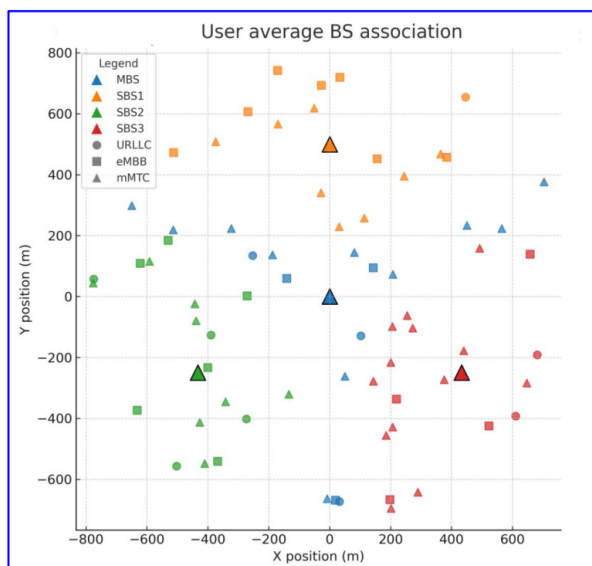


图 11: 用户接入决策示意图

7 模型灵敏度分析

为评估模型在不同网络负载条件下的适应性，本文对关键调节参数进行单因素灵敏度分析。在分析过程中，保持其他参数（信道条件、功率配置、任务分布等）不变，仅调整目标参数取值，并观测整体服务质量（QoS）及资源分配策略的变化趋势。

以未来任务预留系数 β 为例，该参数用于平衡当前周期积压任务与预测未来任务的资源分配权重。在问题二与问题四的仿真中，将 β 从 0.1 逐步增加至 0.9 的结果表明：在高任务到达率场景下，QoS 随 β 增大显著提升，最大提升幅度约为 7.8%；而在低任务到达率场景下，QoS 变化幅度较小。这说明在高负载环境中，提高 β 有助于提前为未来任务预留资源，从而降低后续周期的资源短缺风险，而在低负载环境中， β 的调整对性能影响有限。

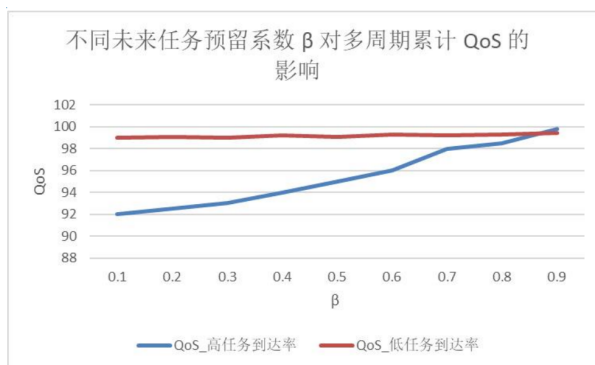


图 12: 不同 β 取值下多周期积累 QoS 的变化趋势

8 模型的评价、改进与推广

8.1 模型的优点

- 模型提出了优先级评分机制，将任务的时延紧迫性（延迟占 SLA 比例）与任务类型的服务价值（QoS 函数值）相结合，比单纯按到达顺序或任务类型分配更能兼顾高价值业务与时延敏感业务。
- 在动态场景下，资源分配不仅考虑当前队列积压量，还引入预测的未来任务量，并通过未来任务预留系数 β 进行权衡，有效降低未来周期的资源短缺风险。
- 模型采用整数规划、动态优先级调度、遗传算法等方法，结合 Python 编程实现，具有可重复性和可扩展性，便于实际网络部署时进行二次开发。
- 对用户的任务到达、信道条件变化、排队延迟等因素进行动态建模，使资源分配策略更贴近真实 5G/6G 网络环境。

8.2 模型的缺点

- 采用基于之前系数预留策略预测未来任务量，可能在高动态场景下分配精度不足。
- 为了保证优化结果的精确度，模型在多基站与联合功率控制场景下引入了较多决策变量与约束条件，这虽然提升了求解精度，但也导致计算复杂度较高，直接求解耗时较长，不适用于毫秒级实时决策。

8.3 模型的改进

- 利用机器学习方法（如 LSTM）对未来任务到达量进行预测，提高资源预留的准确性。
- 在信道状态与任务到达等关键参数中引入不确定性建模，提升模型对随机波动的鲁棒性。
- 引入分层优化框架，将资源分配与功率控制分解为子问题交替求解，以降低大规模求解的计算开销。

8.4 模型的推广

- 向 6G 网络场景扩展，引入太赫兹通信、可重构智能表面（RIS）等新型信道模型与资源管理机制。
- 结合移动边缘计算（MEC），实现任务计算卸载与无线资源联合优化。
- 推广至卫星-地面融合网络、车联网（V2X）等跨域场景，验证模型在更复杂网络中的适用性。

参考文献

- [1] 刘鸥鸣. Ip 网络与 5g 网络切片技术及应用分析. 数字通信世界, (07):107–109, 2025.
- [2] 吴闻笛 and 吴征天. 基于深度强化学习的整数规划算法优化. 苏州科技大学学报 (自然科学版), 42(02):76–84, 2025.
- [3] 张科, 尹聪聪, and 张雨前. 基于遗传算法优化的电力网络线损率降低策略. 电气技术与经济, (07):321–324, 2025.
- [4] 李亚鹏, 马骏宇, 李强, and 葛晓虎. 可重构智能表面辅助的通信抗干扰性能优化. 电信科学, pages 1–15.
- [5] 白智升. 考虑干扰情况的毫米波频段下无线通信基站部署策略. 长江信息通信, 38(01):229–231, 2025.
- [6] 韩东升, 武霏云, and 宁晨. 基于多维效用函数的多基站运行成本优化方法. 电子测量技术, 47(03):156–165, 2024.