

基于Massive MIMO的5G基站 能效优化研究

Research on 5G Base Station Energy Efficiency Optimization Based on Massive MIMO

吴远¹,郝佳佳¹,朱文涛²,王西点²,张晨曦² (1. 中国移动通信集团设计院有限公司浙江分公司,浙江 杭州 310020; 2. 中国移动通信集团设计院有限公司,北京 100080)

Wu Yuan¹, Hao Jiajia¹, Zhu Wentao², Wang Xidian², Zhang Chenxi² (1. China Mobile Communications Group Design Institute Zhejiang Branch, Hangzhou 310020, China; 2. China Mobile Communication Group Design Institute Co., Ltd., Beijing 100080, China)

摘要:

5G网络已成熟商用,但其能效问题一直影响着5G发展,Massive MIMO技术是提升网络覆盖、用户体验和系统容量的核心技术,可作为提升5G网络能效的一种手段。开展了基于蚁群算法的迭代寻优算法的研究,解决海量MIMO参数组合最优解迭代问题。同时构建了基于数字孪生技术的功率优化模型,实现5G网络能效的优化。模型实验和现网验证结果显示:该算法能够达到预期效果,为后续基站的能效优化和MIMO智慧优化演进提供参考。

关键词:

能效优化;数字孪生;Massive MIMO;蚁群算法
doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2024.07.011
文章编号:1007-3043(2024)07-0056-04
中图分类号:TN929.5
文献标识码:A
开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

5G network has been mature for commercial use, but the energy efficiency problems have been puzzling the development of 5G. Massive MIMO technology is the core technology of 5G to improve network coverage, user experience and system capacity. It can be used as a means to improve 5G network energy efficiency. Therefore, an iterative optimization algorithm based on ant colony algorithm is developed to solve the iterative problem of the combinatorial optimization of massive MIMO parameters, and a power optimization model based on digital twinning technology is constructed to realize the energy efficiency optimization of 5G networks. The results of the model experiment and on-line verification, the algorithm can achieve the expected results, which provides a reference for future base station energy efficiency optimization and MIMO intelligent optimization evolution.

Keywords:

Energy efficiency optimization; Digital twin; Massive MIMO; Ant colony algorithm

引用格式:吴远,郝佳佳,朱文涛,等. 基于Massive MIMO的5G基站能效优化研究[J]. 邮电设计技术, 2024(7): 56-59.

1 概述

5G时代引入大规模天线阵列技术(MIMO),天线覆盖由4G的水平单波束变为水平和垂直多波束,MIMO技术对天馈调整领域提供了新的思路和方法,对基站天线调整的效率、频次都产生了变革。

但是MIMO技术也带来了新的挑战,一是天线通道数增加带来功耗的增大,使得基站电费成本持续增

大,二是目前MIMO波束优化更多是依赖人工分析,优化目标集中在单个小区的覆盖,准确率、效率等都存在局限性,特别是小区间方案相互影响,无法充分考虑区域整体网络质量的提升。5G建站更为密集,5G波束权值配置组合高达上万种,如何在上万种MIMO权值中快速准确找到最适合当前场景的配置是一个巨大的挑战,因而结合AI智能算法和数字孪生技术,加快研究面向不同场景的5G波束方案,实现网络能效提升已经迫在眉睫。

本文通过研究基于数字孪生、蚁群MIMO智能寻

收稿日期:2024-05-07

优算法在5G网络能效优化中的应用,使5G网络在能耗降低、效率提升方面都取得一定的成效。

2 5G基站能效优化模型构建

参考文献[1]对基站能耗和MIMO技术的关系进行了剖析,并阐述了MIMO技术对基站能效的影响,在5G MIMO系统中,发射天线数和发射功率都对基站能效有较大影响,证明了最优的发射功率和MIMO方案可以使5G能效最大,但是当前5G MIMO方案的寻优空间已经远超人脑的计算范围,因而借助智能化算法构建优化模型极为关键。

本文提出的基于数字孪生+蚁群MIMO迭代算法可有效解决上述难题。首先,蚁群算法可面向区域内多小区联合迭代最优解问题,而数字孪生技术可仿真区域内等效基站功率问题,实现基站功耗下降、效率提升,在蚁群和数字孪生技术的二次迭代优化基础上,最终输出基站的5G MIMO方案和功率分配方案(见图1)。

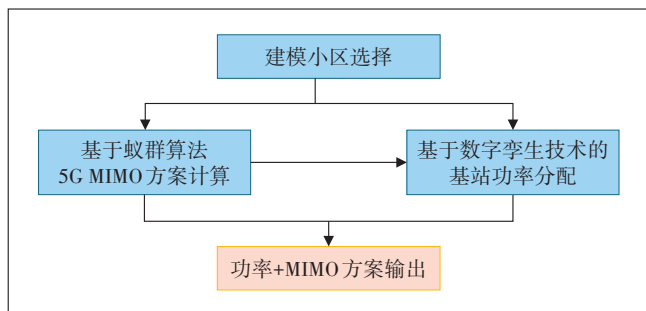


图1 5G基站能效优化模型

3 基于蚁群算法的MIMO寻优算法研究

按照上述模型首先对待优化小区进行初始MIMO方案计算,关于多小区联合调整,参考文献[2]和文献[3]均对联合寻优提出了智能化算法,但是遗传算法、粒子群算法都容易陷入局部最优解,为达到全局最优的目标,本文研究了蚁群群体寻优算法,该算法既能提升联合迭代效率,又能获取全局最优解。方案先基于基站的MDT数据计算得到每个小区的波束权值候选方案集合后,以基于路损模型的RSRP预测值作为蚁群算法迭代期望值的目标价值函数,利用价值函数对区域进行最佳联调方案寻优,输出区域方案最优解。总流程步骤分为波束权值组合预处理和蚁群算法迭代最优解两大步骤,方案核心算法蚁群迭代最优

解分为:初始化参数设置、初始化位置更新、权值更新选择、信息素更新和判断收敛5个过程。

假设某一区域 N 个小区的权值组合配置,目标要找到每个小区联合调整的最优解,即 $I=[I_1, I_2, \dots, I_N]$ (I_i 表示第 i 个小区的权值配置)的最优解,可按照以下5个步骤进行搜索。

步骤1:初始化参数设置。将蚂蚁个数 m 、最大迭代次数 $iter_max$ 、信息素挥发因子 ρ 、信息启发式因子 α 、期望启发式因子 β 等参数初始化,比如 $m=100$, $iter_max=80$ 。

步骤2:初始化位置更新。依据步骤1输出的波束权值组合候选集,随机选取任意一个小区的一个权值作为一个蚂蚁的初始位置。

步骤3:权值更新选择。该步骤为算法最关键的步骤,每个小区在选择权值时,主要依据的是权值选择概率,表达式为:

$$P_i^k = \frac{\tau_i(t)^\alpha \eta_i(t)^\beta}{\sum_{i \in I} \tau_i(t)^\alpha \eta_i(t)^\beta} \quad (1)$$

其中, P_i^k 表示蚂蚁 k 选择权值 i 的概率, $\tau_i(t)$ 表示 t 时刻权值 i 上的信息素浓度, $\eta_i(t)$ 表示 t 时刻权值 i 上的期望程度。若权值 i 的信息素浓度 $\tau_i(t)$ 和期望程度 $\eta_i(t)$ 越高,则 P_i^k 越高,权值 i 越有可能被选中。在初次计算 P_i^k 时,将信息素初始浓度记为 τ_0 ,期望初始值记为 η_0 ,每个权值选择概率初始值为 $1/M$ (M 为单个小区可选权值方案个数)。

a) 轮盘赌选择权值。为了确保蚁群选择权值的随机性,在选择权值时使用轮盘赌的方法来选择(见图2)。在计算得到每个权值的概率后,将每个权值的概率看作是轮盘的一个扇面,旋转轮盘,指针停在哪个扇面上就选择对应概率的权值,通过使用一个 $[0, 1]$ 的随机数 $rand$ 来模拟指针停止时指向的扇面。假设权值方案A、B、C、D、E对应选择概率分别为0.15、

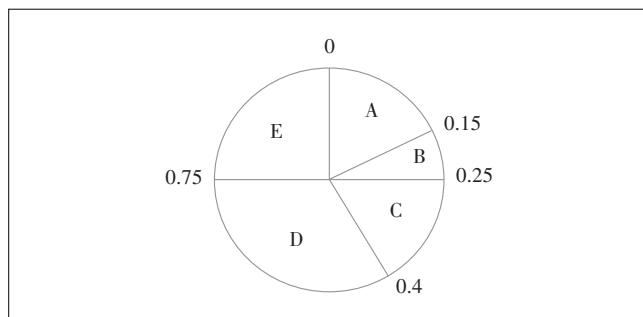


图2 轮盘赌示意

0.1、0.15、0.35、0.25,则rand取值可对应权值方案的选择概率,如 $0.25 < \text{rand} \leq 0.4$ 对应权值C扇面。

b) 期望值 $\eta_i(t)$ 更新方式。后续更新 P_i^k 涉及到期望值 $\eta_i(t)$ 的计算,这里将期望值与迭代目标函数关联起来。设置迭代目标函数为小区的RSRP电平值,通过MDT数据中真实反馈的电平情况并基于传播模型预测目标电平,迭代整个区域多小区的最优电平,实现整个区域权值寻优。

(a) 基于路损模型预测RSRP。天线理论中的弗里斯传输公式有:

$$P_r = P_t \frac{G_t G_r \lambda^2}{(4\pi R)^2} \quad (2)$$

其中, P_r 为接收功率, P_t 为发射功率, G_t 为发射端增益, G_r 为接收端增益, λ 为传输电磁波的波长, R 为发射端到接收端的距离。对两边取对数计算后,一条特定链路电平可由式(3)来表示:

$$\text{RSRP} = P + G_{\text{TX}} - L + G_{\text{RX}} \quad (3)$$

其中, P 为参考信号发射功率, G_{TX} 为天线增益, L 为各种损耗,包括路径损耗、建筑物穿透损耗等。 G_{RX} 为终端天线接收增益。由于本文仅考虑路径损耗和线路损耗,而线路损耗和终端接收增益在优化过程中保持不变,若设 L_p 为栅格与天线之间的路径损耗。RSRP的计算可简化为:

$$\text{RSRP} = P + G_{\text{TX}} - L_p \quad (4)$$

MDT数据包含终端测量到的服务小区和邻小区RSRP。将MDT采样点投撒到栅格中,计算栅格内所有采样点RSRP均值,可知小区到达每个栅格的RSRP。设小区 i 在栅格 j 的实际测量RSRP为 RSRP_0 ,则路径损耗 L_p 可估算为: $L_p = P + G_{\text{TX}} - \text{RSRP}_0$ 。对于某一固定栅格,在迭代优化过程中,它和天线的位置、传播环境均不变,可认为路径损耗也不变。设第 t 次迭代预测的RSRP为:

$$\text{RSRP}(t) = P(t) + G_{\text{TX}}(t) - L_p \quad (5)$$

其中,天线增益 $G_{\text{TX}}(t)$ 可结合天线方位角、下倾角以及栅格相对天线的方向,根据不同场景的天线方向图计算得到。在得到小区到达每个栅格的RSRP值后,计算小区平均RSRP值,并将其作为迭代目标函数。

(b) 期望值 $\eta_i(t)$ 与RSRP关联方式。对RSRP做归一化处理,将RSRP映射为 $(0, 1]$ 的数据,并将映射后的数据赋给期望值 $\eta_i(t)$ 。

步骤4:信息素更新。蚁群算法的特点是在蚂蚁经过某一路径释放信息素后,该路径上积累的信息素

将按照一定程度进行挥发。对应到本文的权值寻优中,每个权值历史积累的信息素挥发因子为 ρ 。当所有蚂蚁完成一次权值搜索后,每个小区的每个权值信息素将做以下更新:

$$\begin{cases} \tau(t+1) = (1-\rho) \times \tau(t) + \Delta\tau \\ \Delta\tau = \sum_{k=1}^N \Delta\tau_k \end{cases} \quad (6)$$

其中, $\Delta\tau_k$ 表示第 k 只蚂蚁在该权值上释放的信息素浓度:

$$\Delta\tau_k = \begin{cases} Q \times \eta, & \text{蚂蚁选中该权值} \\ 0, & \text{蚂蚁未选择该权值} \end{cases} \quad (7)$$

其中 Q 为信息素增加强度系数的常数, η 为期待值; $\Delta\tau$ 表示所有蚂蚁在该权值释放的信息素浓度之和, $\Delta\tau_k$ 依据Ant Cycle System模型进行更新,该模型是在蚂蚁走完全程后利用全局信息进行更新。

步骤5:判断收敛。判断是否满足终止条件,即达到最大迭代次数。若满足终止条件,则结束搜索过程,输出小区MIMO权值组合;若不满足,则继续进行迭代优化。

图3为基于蚁群算法的MIMO方案计算流程。

4 基于数字孪生的等效功率分配算法研究

数字孪生技术是充分利用物理模型、运行历史等数据,集成多学科、多物理量、多尺度、多概率的仿真过程,在虚拟空间中完成映射,从而反映相对应的实体装备的全生命周期过程。参考文献[4]描述了基站功率在能效优化中的作用以及基于仿真技术实现功率分配的技术,参考该方案本文进一步迭代数字孪生技术,在5G领域应用数字孪生技术,通过提取MIMO天线方向特征,研究基于覆盖率、功率分配等参数的仿真方案,实现基站功率自动分配的目标。

基于第3章中计算出来的MIMO最优方案,应用数字孪生技术,设置区域内 N 个小区等效RSRP目标值,在RSRP保持等效的情况下,进行基站功率最优分配,实现基站能耗下降。

5 实验效果

为了验证能效优化方案的效果,本文验证了蚁群迭代的全局收敛效果和运营商网络指标。

图4所示为利用3种算法进行权值MIMO寻优的进化曲线,横坐标为迭代次数,纵坐标为小区RSRP迭代预测值。3条曲线都是收敛趋势,遗传算法(GA)和

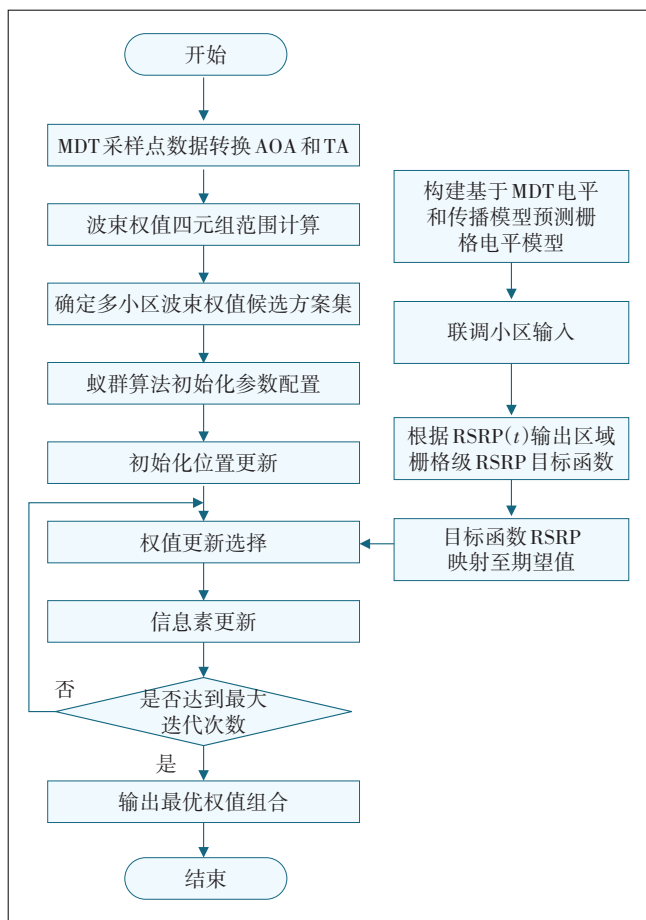


图3 基于蚁群算法的MIMO方案计算流程

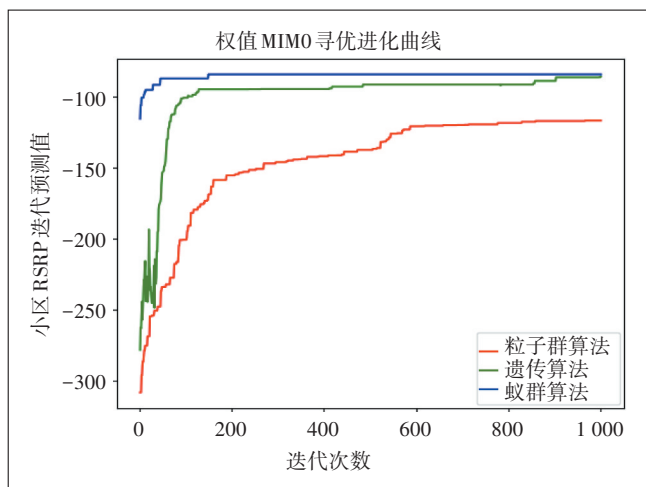


图4 蚁群算法对比其他算法迭代效果

粒子群算法(PSO)的初始RSRP值明显偏低,在迭代800次后才接近最终收敛RSRP值,收敛速度缓慢,而蚁群算法(ACO)的初始RSRP已接近最终收敛RSRP,迭代200次后已收敛,收敛速度非常快。结合曲线和

上述分析可知,ACO在运行速度、稳定性、最优解方面都是3种算法中表现最佳的。同时GA和PSO都要维持一个群体,而ACO只需要一只蚂蚁就能完成任务,占用内存更小。因此,ACO算法在时间复杂度、空间复杂度、解的质量等各个方面都完胜另外2个算法,非常适合权值MIMO组合优化问题的求解。

本文从等功率覆盖变化和等覆盖功率变化2个方面开展验证,实验结果显示:该方案能够实现基站能耗下降和业务量提升的目标,进而有效节省网络投资。从某地(市)多个区域的应用情况来看,在基站等覆盖情况下,功率从优化前的210 W降低到优化后的170 W,平均降低40 W,覆盖RSRP从优化前的-96.1 dBm提高到优化后的-94.3 dBm,提高2 dBm,实现了能耗降低、效率提升的目标。

6 结束语

针对5G能效优化问题,本文提出了一种基于AI算法和数字孪生技术的优化模型,运用5G MIMO技术,实现网络能效提升,可有效降低10%的基站功耗,同时模型自动化后能够将基站方案输出效率提升2倍以上。5G能效提升已成为未来重点工作,通过本文的研究,在5G网络多个覆盖场景发挥MIMO技术的能力,实现网络节能和效率提升,为构建绿色能效网络提供一个探索方向。

参考文献:

- [1] 邓爱林,冯钢,刘梦婕.不同基站计算架构Massive MIMO基带能效建模和趋势研究[J].电子科技大学学报,2022,51(4):514-521.
- [2] 湛晓明,关军,全力.一种基于人工蜂群和遗传算法的Massive MIMO天线权值优化方法的研究及应用[J].电信工程技术与标准化,2022,35(7):28-31.
- [3] 吴远,沈鹏飞,朱震海,等.改进粒子群算法在Massive MIMO波束优化的应用研究[C]//2021年5G网络创新研讨会论文集.北京:TD产业联盟移动通信杂志社,2021:54-58.
- [4] 郭琪,陈铭洁,李展.基于仿真的5G基站最优化功率自适应算法研究[J].江苏通信,2022,38(6):100-103.

作者简介:

吴远,工程师,学士,主要从事4G/5G网络研究、通信网优化、软件平台开发工作;郝佳佳,助理工程师,硕士,主要从事Massive MIMO、人工智能等算法和应用研究工作;朱文涛,高级工程师,硕士,主要从事4G/5G天馈系统优化及网优仪表研发及应用工作;王西点,教授级高级工程师,硕士,主要研究方向为移动通信无线网、人工智能算法应用等;张晨曦,工程师,硕士,主要从事4G/5G天馈系统优化及网优仪表研发及应用工作。