

# 基于AI算法的Massive MIMO 波束权值优化研究与应用

## Research and Application of Massive MIMO Beam Weight Optimization Based on AI Algorithm

周 灿<sup>1</sup>,史文祥<sup>1</sup>,李 犇<sup>2</sup>,赵春芹<sup>2</sup>,郭云霄<sup>1</sup>(1. 中讯邮电咨询设计院有限公司,北京 100048;2. 上海大唐移动通信设备有限公司,上海 200233)

Zhou Can<sup>1</sup>,Shi Wenxiang<sup>1</sup>,Li Ben<sup>2</sup>,Zhao Chunqin<sup>2</sup>,Guo Yunxiao<sup>1</sup>(1. China Information Technology Designing & Consulting Institute Co.,Ltd.,Beijing 100048,China;2. Shanghai Datang Mobile Communication Equipment Co.,Ltd.,Shanghai 200233,China)

### 摘 要:

针对Massive MIMO波束权值优化的难点,提出了一种基于GBDT机器学习的回归预测算法,通过实测及仿真,研究该算法在不同场景下各种波束权值的覆盖能力,基于机器学习模型,利用研究结果结合三维地图、建筑物数据、MR数据、仿真/测试数据等进行机器学习建模,输出Massive MIMO波束自适应覆盖优化算法。在现网的应用结果表明,该算法能够有效地提升5G网络覆盖质量。

### 关键词:

5G;Massive MIMO;波束权值优化;GBDT  
doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2022.07.004  
文章编号:1007-3043(2022)07-0015-04  
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:

Aiming at the difficulty of Massive MIMO beam weight optimization, a GBDT based machine learning regression prediction algorithm is proposed. The algorithm studies the coverage ability of various beam weights in different scenarios through measurement and simulation. Based on the machine learning model, the research results are combined with the three-dimensional map, building data, MR data, simulation / test data to carry out machine learning modeling, and output massive MIMO beam adaptive coverage optimization algorithm. The application results show that the algorithm can effectively improve the coverage quality of 5G network.

### Keywords:

5G;Massive MIMO;Beam weight optimization;GBDT

引用格式:周灿,史文祥,李犇,等. 基于AI算法的Massive MIMO波束权值优化研究与应用[J]. 邮电设计技术,2022(7):15-18.

## 1 概述

相比4G,5G系统引入了Massive MIMO技术,与4G多天线技术存在较大的差异。5G系统Massive MIMO技术基于超大规模天线的多波束赋形,可提升网络覆盖、小区总吞吐率及频谱效率,减少干扰,以满足5G网络大容量、覆盖要求高的需求。同时,5G的切换将从小区级切换转变为波束切换,Massive MIMO波束的规划优化不仅直接影响整个5G网络的覆盖、容量,对5G新移动性管理也有着至关重要的作用。

## 2 Massive MIMO波束权值优化难点

Massive MIMO技术在5G中的配置将更加复杂,面临应用场景多样,权值选择空间更多的难题,相对4G网络的插花部署,5G网络中大规模天线连续组网和联合优化,将对寻找区域最优及全局最优的波束参数配置提出更高挑战。而5G Massive MIMO波束由于扫描,不仅是动态波束,而且除原有的下倾角、水平/垂直波宽外还新增了方向角的属性,组合数量将达到上万种可能,这已超出了现有专家经验可优化的范畴,因此需要通过人工智能技术自动识别小区及波束覆盖的场景,通过机器学习算法建模,为各小区匹配最

收稿日期:2022-05-30

佳的波束,实现 Massive MIMO 波束自配置算法,解决 5G Massive MIMO 波束组合数量大、人工规划优化困难的问题。

### 3 基于GBDT 机器学习的 Massive MIMO 波束权值优化

针对 Massive MIMO 波束优化困难的问题,本文提出的算法充分考虑场景、建筑分布、地物分布、用户分布等与波束权值的关系,并通过机器学习将各种因素与 Massive MIMO 波束权值调整进行关联映射,从而为每个小区分配一个最佳的 Massive MIMO 波束配置,以满足 5G 网络规划优化的需求。本文所提出的算法引入了人工智能进行智能化的波束自适应调整。Massive MIMO 波束配置整体规划方法可以分为建模过程和输出过程 2 个部分,建模过程主要通过仿真对样本小区各种波束配置的性能进行评价,构建 Massive MIMO 波束自配置训练样本库,并通过机器学习算法进行建模。输出过程主要对规划小区进行场景特征提取,根据已经训练出的模型为每个待规划小区匹配一个最佳的 Massive MIMO 波束配置(见图 1)。

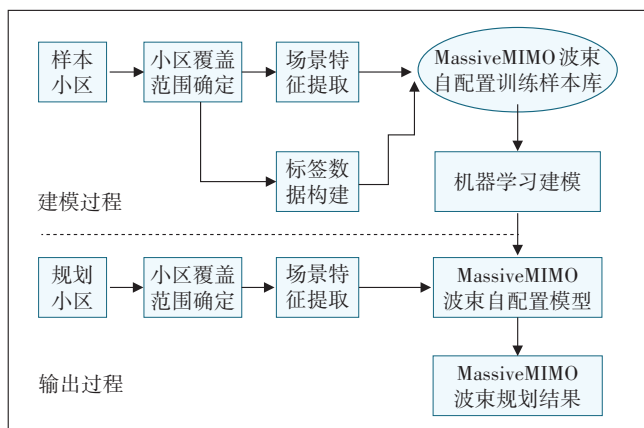


图1 波束权值优化整体设计思路

#### 3.1 小区覆盖范围确定

本文的算法通过提取每个小区的场景特征来匹配最佳的波束权值,所以首先需要确定小区的覆盖范围,然后从每个小区的覆盖范围内提取对应的场景特征。小区覆盖范围确定根据是否有仿真地图、MR (Measurement report) 数据,一般有以下几种方法。

a) 基于地理位置的覆盖范围确定。基于基站的位置、角度、站间距等使用几何方法确定每个小区的覆盖范围,以基站的位置为圆心,画半径为  $n$  的扇形 ( $n$  取决于站间距),其中天线的方向角穿过扇形的正中

间,其扇形覆盖的范围即 5G 小区覆盖范围,如图 2 所示。

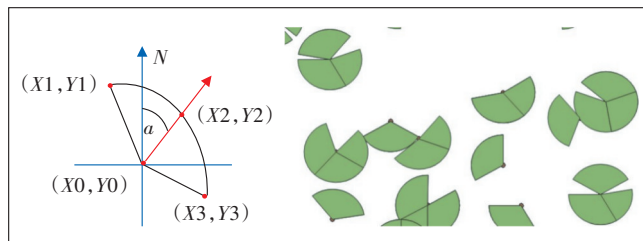


图2 基于地理位置的小区覆盖范围确定

b) 基于 MR 数据的小区覆盖范围确定。根据现网采集到的 MR 进行定位,使用定位后的栅格化 MR 数据获得每个小区的覆盖范围。

c) 基于仿真的小区覆盖范围确定。使用仿真软件通过射线追踪模型结合 5G 波束特性进行 5G 覆盖仿真,通过仿真确定每个小区的覆盖范围。

#### 3.2 特征工程

##### 3.2.1 标签构建

以某市的 10 000 个小区作为样本数据来构建标签,将仿真获得的小区最优波束权值作为样本标签,形成波束权值优化样本集。标签的构建的步骤如下。

a) 获取波束权值数据及对应天线图文件,本文算法中使用到的部分波束配置(标签)如表 1 所示。

b) 在仿真软件中导入仿真地图、工参、天线数据。

c) 对每个小区使用多种波束权值配置进行仿真,得到仿真结果。

d) 对比各权值之间的性能优劣获取每个小区的最优权值作为样本标签;不同权值的性能优劣需要考虑在提升本小区覆盖的同时尽量降低对周边小区的干扰,因此本文采用综合覆盖栅格数来评价波束权值性能的优劣,综合覆盖栅格数定义如下:

综合覆盖栅格数=本小区满足覆盖栅格数-干扰

表1 波束权值配置表

配置	水平角最大增益值/dB	垂直角最大增益值/dB	水平 3 dB 波宽/ $^{\circ}$	垂直 3 dB 波宽/ $^{\circ}$
1	24.50	24.50	110	6
2	20.83	20.83	65	25
3	24.49	24.49	25	12
4	24.53	24.53	65	6
5	24.47	24.47	45	6
6	21.16	21.16	110	12
7	21.07	21.07	90	12
8	24.45	24.45	15	25

系数×该小区对周边小区干扰栅格数

### 3.2.2 特征提取

对于一个小区来说,其覆盖面积、覆盖范围内的建筑信息、地物信息及自身的一些工参信息会对波束权值选择产生较大的影响,本文提取的特征信息主要如下。

a) 根据小区工参信息表关联其建筑物信息,并计算出建筑的特征值:建筑物与基站的距离、建筑物相对于基站的方位角。

b) 小区工参特征:基站高度、方向角、总下倾角。

c) 小区内建筑物信息有:楼的高度、面积、建筑物与基站的距离、建筑物相对于基站的方位角,将小区内建筑物信息分段统计,如楼的高度,分别统计间隔20 m楼高的数量,将其作为小区特征信息。

d) 计算出小区内楼的高度和面积的方差,高度和面积的均值。

e) 统计出各小区室内栅格数、室外栅格数、室内栅格占比,估算出小区总面积。

最终小区的特征包括方向角、下倾角(电子下倾角+机械下倾角)、基站高度、小区天线高度的分段统计信息、楼的高度的分段统计信息、面积的分段统计信息、建筑物与基站的距离的分段统计信息、建筑物相对于基站的方位角的分段统计信息,小区内楼的高度方差、小区内楼的高度均值、小区内楼的面积方差、小区内楼的面积均值、室内栅格数、室外栅格数,室内栅格占比和小区总面积。

### 3.2.3 样本划分

采用交叉验证法验证模型的准确性,将数据分为5个大小相似的子集,即  $A = A_1 \cup A_2 \cup A_3 \cup A_4 \cup A_5$ ,用其中的4个子集作为训练数据,剩下1个作为验证集。交叉验证模型准确率,最终取5次交叉验证的结果均值。

### 3.3 GBDT 模型训练

本文采用了以下方式实现模型训练,流程如图3所示。首先对处理过的特征利用随机森林(Random Forest, RF)的特征进行选择,选出评分比较高的TOP15的特征子集,将特征子集用GBDT(Gradient Boosting Decision Tree)分类模型进行分类。

RF是一种基于 Bagging 的集成分类器,由多棵完全生长的决策树组成。RF 中每棵决策树的训练集由自助重采样产生,即从数量为  $N$  的原始训练集中有放回地重复随机抽取  $N$  个样本。而其余没被抽到的样本

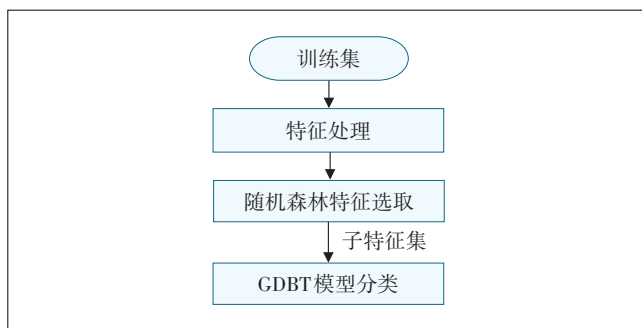


图3 模型实现流程

构成袋外数据,用于计算特征的重要性。之所以可以用这个表达式作为相应特征的重要性的度量值是因为:若给某个特征随机加入噪声之后,袋外的准确率大幅度降低,则说明这个特征对于样本的分类结果影响很大,也就是说它的重要程度比较高。选择TOP15特征做最终 GBDT 模型特征,特征为基站高度、方向角、总下倾角、小区内室内栅格占比、小区的室外栅格、小区平面室内栅格、小区内立体栅格、小区面积、小区内楼的数量、小区内楼的高度在(0, 20 m]室内栅格数量、小区内楼的高度在(20, 40 m]室内栅格数量、小区内楼的高度在(40, 60 m]室内栅格数量、小区内楼的高度在(60, 80 m]室内栅格数量、小区内楼的高度在(80, 100 m]室内栅格数量、小区内楼的高度大于100 m室内栅格数量。

GBDT 经过多轮迭代,每轮迭代产生一个弱分类器,每个分类器在上一轮分类器的残差基础上进行训练。分类器一般会选择为 CART TREE(也就是分类回归树)。由于上述高偏差和简单的要求,每个分类回归树的深度不会很深。最终的总分类器是将每轮训练得到的弱分类器加权求和得到的(也就是加法模型)。模型最终可以描述为:

$$F_m(x) = \sum_{i=1}^m T(x_i, \theta_m)$$

模型一共训练  $M$  轮,每轮产生一个弱分类器  $T(x_i, \theta_m)$ 。弱分类器的损失函数为:

$$\hat{\theta} = \arg_{\theta_m} \min \sum_{i=1}^N \left\{ L[y_i, F_{m-1}(x_i)] + T(x_i, \theta_m) \right\}$$

模型准确率公式为: Accuracy = 测试样本分类正确的数量/测试样本的总数量,对5次计算出的准确率值求平均;模型验证结果如表2所示。

## 4 现网应用

某市前期5G站点开通较少且未形成连续覆盖,道

表2 模型验证结果

配置	Accuracy	配置	Accuracy
1	0.76	5	0.77
2	0.75	6	0.69
3	0.81	7	0.74
4	0.73	8	0.79

路覆盖整体较差,同4G覆盖相比还存在很大差距,通过RF优化手段改善不明显,遂采用本文的波束权值优化算法进行覆盖优化。本次波束权值优化采用了覆盖仿真和道路测试2种对比方式,同步确定算法性

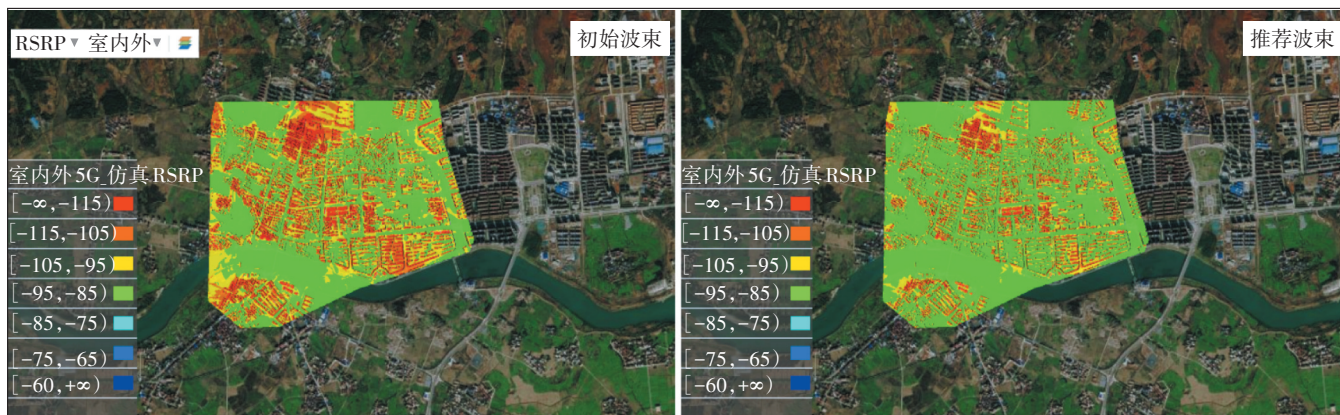


图4 波束权值优化前后仿真覆盖图对比

#### 4.2 Massive MIMO 波束优化实测结果

波束权值优化前后路测对比如表4所示。

表4 波束权值优化前后路测对比

类型	RSRP/ dBm	SINR/ dB	覆盖率 (RSRP> -105 dBm)/%	SSB SINR >0 dB 占 比/%	SSB综合覆盖率 (RSRP>-110 dBm且 SSB SINR>-3 dB)/%
优化前	-92.79	10.19	78.09	87.26	85.08
优化后	-87.68	15.61	88.97	97.41	94.49

从道路测试结果可以看出:相比优化前,优化后的道路上5G小区的RSRP、SINR、覆盖率都有大幅提升。

### 5 总结

5G Massive MIMO波束权值灵活多变,并且需要联合考虑波束的方向角下倾角,组合数量巨大,传统方法已经无法完成5G波束权值的优化。因此,本文提出了一种基于AI算法的Massive MIMO波束权值优化算法,该算法通过机器学习建立了小区特征参数与波束权值之间的映射关系。仿真和测试结果表明本算法可以很好地提升5G网络覆盖质量,具有较高的应用价值。

能。

#### 4.1 Massive MIMO 波束优化仿真结果对比

本次优化前后的仿真统计结果如表3所示,覆盖对比如图4所示,仿真结果表明使用本算法优化波束权值后,覆盖效果有了较大提升。

表3 波束权值优化前后仿真对比

时间段	平均RSRP/ dBm	平均SINR/ dB	覆盖率(RSRP>-110 dBm且 SINR>-3 dB)/%
优化前	-98.922	3.597 9	78.31
优化后	-93.223	4.958 8	89.80

#### 参考文献:

- [1] SIMONSSON A, THURFJELL M, HALVARSSON B, et al. Beam-forming gain measured on a 5G test-bed[C]//2017 IEEE 85th Vehicular Technology Conference (VTC Spring). Sydney, NSW, Australia; IEEE, 2017: 1-5.
- [2] ZHAO X W, DU F, GENG S Y, et al. Playback of 5G and beyond measured MIMO channels by an ANN-based modeling and simulation framework[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(9): 1945-1954.
- [3] Manual on setting up, using, and understanding random forests V3.1 [EB/OL]. [2022-05-05]. [https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/Using\\_random\\_forests\\_V3.1.pdf](https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/Using_random_forests_V3.1.pdf).
- [4] 谢瑞勤. 5G室内分布系统发展趋势与对策探究[J]. 现代信息技术, 2019, 3(19): 79-80, 83.
- [5] 韩玮, 江海, 李晓彤. 5G网络设计与规划优化探讨[J]. 中兴通讯技术, 2019, 25(4): 59-66.

#### 作者简介:

周灿, 毕业于武汉大学, 工程师, 硕士, 主要从事无线网络规划优化工作; 史文祥, 毕业于重庆邮电大学, 高级工程师, 硕士, 主要从事无线网络规划优化工作; 李霖, 毕业于华南理工大学, 高级工程师, 硕士, 主要从事5G网络规划优化工作; 赵春芹, 毕业于上海大学, 机器学习算法工程师, 硕士, 主要从事无线网络规划优化工作; 郭云霄, 毕业于重庆邮电大学, 助理工程师, 硕士, 主要从事无线网络优化工作。