

基于AI算法的天馈自调优系统

Self-tuning System of Antenna Feeder Based on AI Algorithm

盛莉莉,张进(中国联通江苏分公司,江苏南京210019)
Sheng Lili, Zhang Jin(China Unicom Jiangsu Branch, Nanjing 210019, China)

摘要:

天馈系统参数设置直接影响了无线移动网络的性能和质量,因此天馈系统的优化至关重要。基站数量近年呈指数增长趋势,网络优化的复杂度也急剧增大。以改进的粒子群算法作为天馈自调优系统的智能自动寻优算法,基于基站工参、数字地图、天线增益文件、MR/MDT等数据源,针对综合覆盖率等指标,通过迭代寻优,达到目标区域的最佳覆盖,并给出最优调节方案。

关键词:

覆盖分析;智能优化;MR栅格;粒子群算法
doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2019.11.002
中图分类号:TN929.5
文献标识码:A
文章编号:1007-3043(2019)11-0006-05

Abstract:

The parameter setting of antenna system directly affects the performance and quality of wireless mobile network, so the optimization of antenna feed system is very important. In recent years, the number of base stations is increasing exponentially, and the complexity of network optimization is also increasing rapidly. The improved particle swarm optimization algorithm is used as the intelligent automatic optimization algorithm for the antenna feed self-tuning system. Based on the base station engineering parameters, digital map, antenna file, MR/MDT data and other data sources, aiming at optimizing the comprehensive coverage rate, the optimal coverage of the target area is achieved by iterative optimization, and the optimal adjustment scheme is given.

Keywords:

Coverage analysis; Intelligent optimization; MR grid; Particle swarm optimization

引用格式:盛莉莉,张进. 基于AI算法的天馈自调优系统[J]. 邮电设计技术,2019(11):6-10.

1 概述

随着移动互联网业务的普及,人们对无线移动网络质量的要求越来越高。天馈系统的性能直接影响了无线移动网络的性能和质量,因此对天馈系统的优化至关重要。传统的天馈优化依赖优化人员经验,存在资源投入大、数据参数不准确、优化效率低等问题。近年来,为了解决传统天馈优化诸多局限性问题,提

出了一些天馈智能优化方法,比如基于最小化路测的天馈智能优化方法^[1]和基于MEC和K-means聚类的优化方法^[2]。其中,基于MDT的天馈智能优化方法需要支持MDT的移动终端上报包含经纬度的测量报告信息,但是移动终端并非全部支持MDT功能;而基于MEC和K-means聚类的优化方法在大规模数据集上收敛较慢,容易陷入局部最小值。文献[3]利用MDT与MR采集用户无线质量数据及经纬度信息,然后使用基于密度的聚类方法和自适应聚类算法,对采集的无线覆盖指标和经纬度等数据进行聚类分析。ACP

收稿日期:2019-09-18

(Automatic Cell Planning)是利用智能自动寻优技术,基于工参、电子地图、天线方向图、负载、MR或MDT等数据源,针对重叠覆盖度和下行速率等目标,通过迭代寻优,解决网络覆盖、容量和质量等问题,达到网络总体性能最优^[4]。随着基站数量急剧增长,如何高效保质完成天馈智能优化成为亟待解决的问题。

本文设计了天馈自调优系统,对天线簇中的各个天线输出优化调整方案。由于解空间随着天线数目的增加呈指数增长,因此穷举寻优方法无法满足工程应用需求。本文使用群智能算法来提高寻优效率。群体智能优化算法主要模拟了昆虫、兽群、鸟群和鱼群的群集行为,群体中的每个成员通过学习自身和其他成员的经验来不断地改变搜索的方向,利用了种群的群体智慧进行协同搜索,从而在解空间内找到最优解。常见的群智能算法有蚁群算法、粒子群算法、菌群优化算法、蛙跳算法、人工蜂群算法等,其中粒子群算法简单易于实现,是目前应用最为广泛的群智能优化算法之一。本文基于标准的粒子群算法^[5]进行改进,解决了标准粒子群算法在大规模数据集情况下频繁超出寻优空间的问题,利用改进的粒子群优化算法对天线参数寻优,并通过应用实例验证自寻优系统的性能。

2 基于PSO算法的天馈自调优系统设计

天馈调优主要是针对天线簇的优化调整,从一片区域的多个基站的视角出发,利用仿真API模拟各种工参组合,用智能算法寻求区域最佳天线覆盖效果。

2.1 天馈自调优系统的基本原理及设计思路

某个待优化目标区域由多个基站覆盖,将目标区域按照地理经纬度信息域划分为简单方形栅格,通过天线的增益文件和仿真地图建立传播模型,可得到每根天线在该区域的信号场强分布。由于无线信号的路径损耗,部分栅格会存在弱覆盖;由于天线之间的重叠,会有重叠覆盖的栅格。

本文所述天馈自调优系统的目标是通过智能算法优化每个基站天线的高度、下倾角、方向角,使得待优化区域的弱覆盖和过覆盖(重叠覆盖)的栅格数目达到最小,系统寻优流程如图1所示。根据选定的调优区域,设定优化参数的寻优范围,结合天线参数和MR/MDT数据,折算调整后的栅格电平值,根据PSO算法寻找最优天线参数,并输出优化方案。

图1所示系统流程中,天线的调整指标包括站高

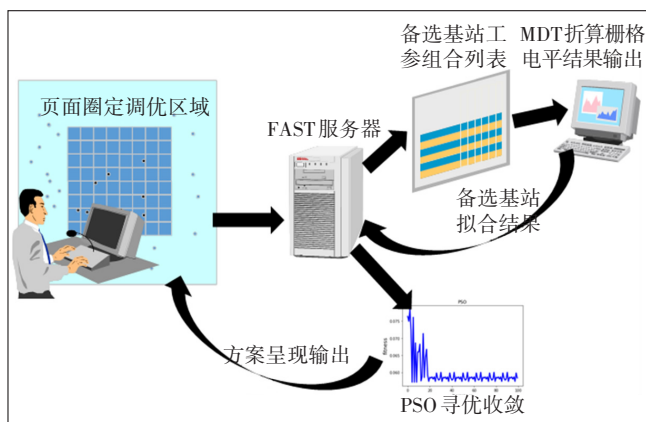


图1 天馈自调优系统寻优流程

h 、方向角 a 、下倾角 d ,这些指标同时影响目标区域的网络覆盖质量,工程上难以对上述参数进行连续的精确优化,本系统按照固定步长对其进行优化,这些参数的取值集合定义为: $H = \{h_1, h_2, \dots, h_{h_n}\}$ 、 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_{d_n}\}$ 、 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{a_n}\}$ 。针对此离散优化问题,建立如下优化模型。

$$\min_{h, d, a} w_1 p_{weak} + w_2 p_{overlap} \quad h \in H, d \in D, a \in A \quad (1)$$

其中, w_1 、 w_2 分别表示弱覆盖率和重叠覆盖率的加权系数, $w_1 + w_2 = 1$ 。式(1)的弱覆盖率和重叠覆盖率根据不同天线参数组合及工参组合仿真得到。

针对待优化的问题区域,综合考虑覆盖这片区域的 N 个基站,每个小区有3种不同的工参组合,通过仿真或者折算的方式预测场强。因此,根据不同天线参数组合,可以得到不同的覆盖预测值矩阵。

如图2所示,通过输入配置文件、基站工参、数字地图、天线文件、MR/MDT等数据实现对每个栅格的覆盖电平值的仿真预测。根据覆盖电平矩阵,在天线不同参数的离散空间中,通过PSO算法寻找最优的参数组合,实现系统的自动调优。概括起来,系统设计的主要技术思路如图3所示。

2.2 栅格电平矩阵预测

MR数据由于不具备地理化位置信息,因此无法直接做栅格化处理,需要利用MDT数据上报的经纬度位置信息、邻区特征、各小区电平特征以及工参数据,实现对MR数据的定位,并将定位后的MR数据填充到地理化栅格中。然后以“小区天线位置经纬度”所在栅格为中心,按“平均覆盖半径”划出一个 $(2 \times 8 + 1)^2$ 的正方形区域作为一个映射结果记录单位,即 17×17 的栅格矩阵。由于需要取MDT数据对MR数据进行辅助

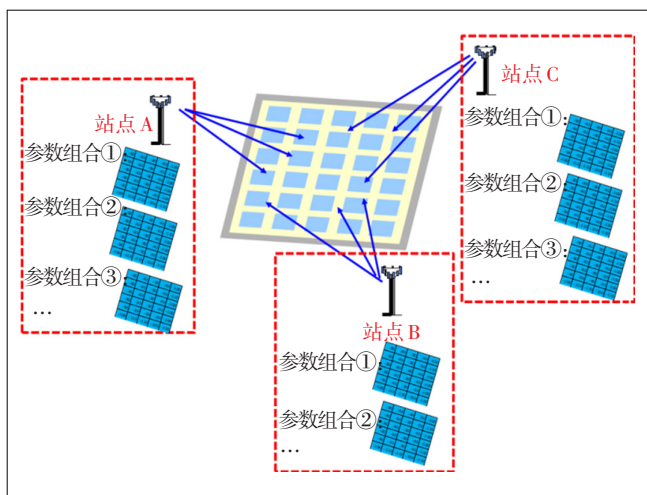


图2 参数优化的栅格模型示意图

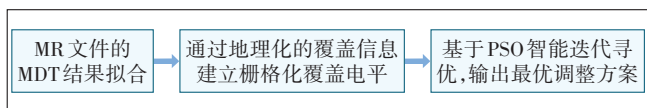


图3 系统设计技术思路

定位,因此MDT栅格占比要求达到评估区域的25%以上才能有较好的效果。获取栅格电平矩阵后,对每个栅格进行传播模型矫正,并利用仿真获得参数调整后的每个栅格的电平覆盖预测值,或者基于天线文件结合算法对天线参数调整后每个栅格内的覆盖电平进行折算,从而获得预测值。

对于该区域内已有的MDT数据栅格,取MDT平均电平值直接做填充,其余栅格的电平值按照MR与MDT折算后MR的平均电平值做填充。由于需要取MDT数据做折算、校准,因此MDT栅格占比要求达到评估区域25%以上才能有较好的折算效果。

图4中左图是一种天线工参组合下的区域覆盖场强,按图4右图的映射关系,存为整型2进制文件,文件名为:小区ECI号_参数组合号.bil。这样一个小区ECI不同的参数组合,会对应不同的bil文件,以供算法优选。

2.3 基于改进的PSO算法的天馈优化

粒子群算法的基本思想是利用群体中的个体对信息的共享使得整个群体的运动在问题求解空间中产生从无序到有序的演化过程,从而获得问题的最优解。针对式(1)的优化问题,为克服标准粒子群算法在大规模数据集下收敛速度较慢的问题,本系统基于粒子群算法的优化方法,在标准粒子群算法基础之上,对算法初始化过程及寻优迭代过程进行改进,采

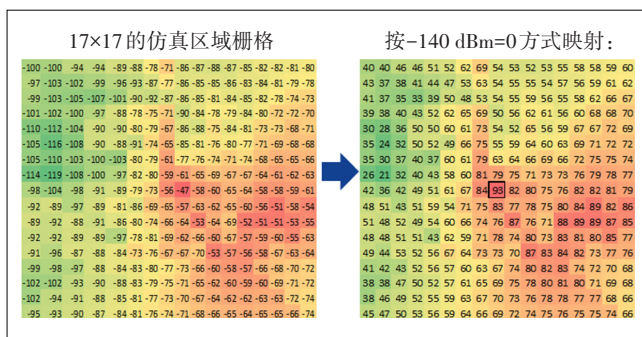


图4 栅格电平矩阵存储结果

用改进的PSO算法对天线参数优化,输出最优参数配置与优化方案,改进的PSO算法流程如图5所示。

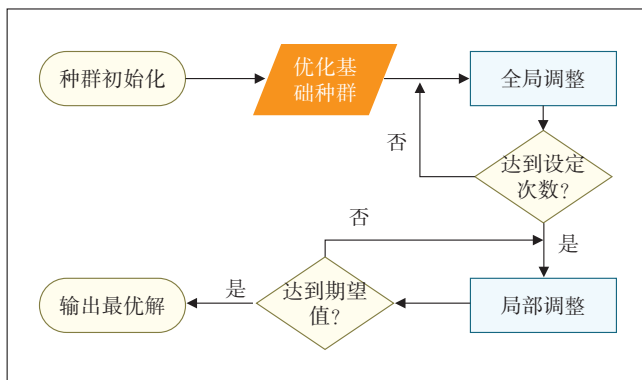


图5 改进的PSO算法流程图

a) 初始化:首先随机初始化一组粒子组成粒子群,计算每个粒子的适应值,然后每次随机产生一个粒子A,当A的适应值大于原来种群中拥有最差适应值的粒子B时,用B替换掉A。经过一定次数的替换后,会得到一个每个粒子都有较优适应值的基础群。因为每个粒子是随机初始化产生的,所以相互之间在搜索空间中都相隔一定距离,为后续优化提供了空间,从而避免了陷入局部最优。

b) 全局调节:每次参数调整范围涉及寻优区域内所有小区,每个小区的参数组合列表是按照高度、下倾角、方向角分别在可行范围内扫描得到的参数序列组合。如表1所示,对需要寻优的小区,按照寻优范围和步幅,预设参数序列组合,并按序映射成不同的groupid。高度寻优范围:±10 m波动,步长5 m;角度寻优范围:±40°波动,步长5°;倾角寻优范围:±10°波动,步长2°。

做全局调节时是对寻优范围内所有的小区,在每个小区当前参数组合方案归属的groupid附近选择新一轮的参数组合方案,即在当前groupid基础上+1或

表1 参数组合示例

ENBID	ECI	vlogiccelltype	referencesignalpower	站高/m	下倾角/°	方向角/°	groupid
336724	86201385	Outdoor	15.2	53	1	100	1
336724	86201385	Outdoor	15.2	53	3	100	2
336724	86201385	Outdoor	15.2	53	5	100	3
336724	86201385	Outdoor	15.2	53	7	100	4
336724	86201385	Outdoor	15.2	53	9	100	5

者-1的范围内去探索适应度更好的参数组合,这一点直接模仿了优化工作中的天线微调动作。假设表1中小区86201385当前为第3号方案,则下一次选择时随机选取2号或者4号方案。这样可以在较短时间内找出较为满意的种群,即期望值较高的多组解。

c) 局部调节:全局调节是对寻优区域所有小区的参数组合按照一定规则同时修改,尝试获取大的动态范围下的最优参数结果。后期阶段,是在上一步最优解的基础上,按照指定寻优次数,随机选取某个小区,对单个小区的参数组合方案做修改,每次迭代时只对单个天线的参数组合做出调整,如果变好则更新,如果变差则选择该天线的下一组参数组合,这一点直接模仿了优化工作中的单个小区的天线微调动作。迭代过程中如果达到期望值门限,也可终止局部调节。

3 系统应用实例与系统测试

本文通过一片包含10个宏站(含30个小区)的区域进行仿真和寻优测试,步骤如下。

a) 设定一个寻优的范围(图6中的蓝色区域),可以根据GIS上画定的范围,整理成一个多边形(更简单的话可以是一个矩形)。

b) 设置参与调优的小区(图6中的红色区域)。

c) 对蓝色小区(buffer区域)做标记,设置属性F_RETUNE=0,当F_RETUNE设置为0时,其他参数如天线高度、方向角、下倾角取值范围参数无效。

d) 对红色小区(调优区域)做标记,设置属性F_RETUNE=1。

e) 对红色小区的参数设置寻优范围,包括天线高度、下倾角、方向角。寻优区域设定后,选择参与计算的小区,对需要寻优的小区,预设参数为高度±10m波动,步长为5m;下倾角±10°波动,步长为2°;方向角±40°波动,步长为5°。

f) 生成需要送给MDT折算的CSV文件。

g) 根据2.3节改进PSO算法步骤,优化天线参数。

h) 寻优过程的控制和监督,如图7所示,其中数

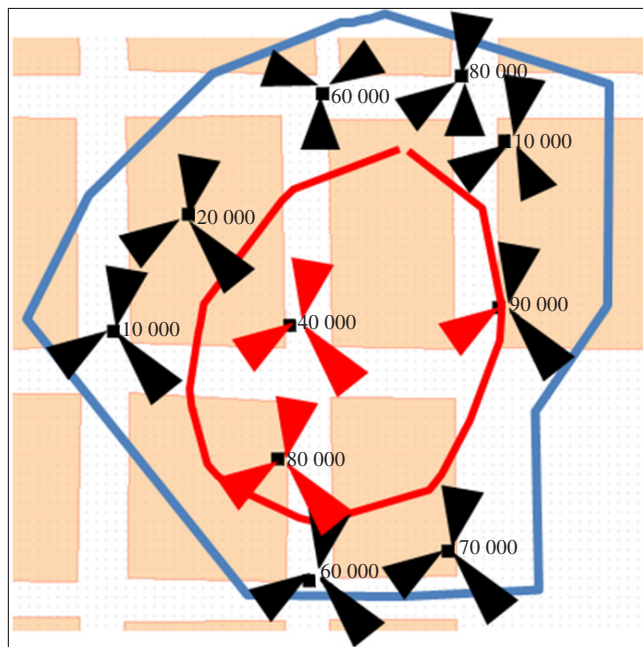


图6 区域选择示意图

字A-B表示第A步的第B次迭代下的适应度值,适应度值=1-区域内标记为覆盖正常的栅格数/区域内所有栅格数。

i) 从PSO.log里可以得到最终寻优方案,粒子群算法的算法开销如图8所示,测试区域内的不正常栅格(弱覆盖或者重叠覆盖高的栅格)占比由原来的34.9%降低到最优的24.8%,本应用实例下,输出的最优调节方案如图9所示。

4 结论

智能天馈自调优系统基于基站工参、数字地图、天线文件、MR/MDT MR等数据源,针对综合覆盖率等指标,通过改进的粒子群算法迭代寻优,达到目标区域的最佳覆盖。本文给出了自调优系统的设计流程及关键算法,并通过应用实例对系统进行了验证分析,结果表明测试区域内的不正常栅格(弱覆盖或者重叠覆盖高的栅格)占比,由原来的34.9%降低到最优的24.8%,网络覆盖性能有效提升。

```
C:\Python\Python36\Python.exe E:/PythonCode/AIRF/runPso.py
将覆盖仿真数据加入字典 global_mat...
加载完成,耗时 0min6s
初始适应度:0.349715
目标适应度:减少 30.0% 达到 0.24480049999999998
粒子群初始化...
粒子群初始化完成! used 0min15s
1-1: 适应度:[0.349715, 0.390313, 0.342593, 0.310541, 0.301282, 0.316239, 0.353276, 0.366809, 0.376068, 0.388177],最佳为:0.301282
1-2: 适应度:[0.349715, 0.316239, 0.342593, 0.310541, 0.301282, 0.316239, 0.320513, 0.344729, 0.345442, 0.324074],最佳为:0.301282
1-3: 适应度:[0.338319, 0.316239, 0.342593, 0.310541, 0.301282, 0.316239, 0.320513, 0.336895, 0.330484, 0.324074],最佳为:0.301282
1-4: 适应度:[0.325499, 0.316239, 0.315527, 0.310541, 0.301282, 0.316239, 0.320513, 0.333333, 0.330484, 0.324074],最佳为:0.301282
1-5: 适应度:[0.325499, 0.316239, 0.315527, 0.310541, 0.301282, 0.316239, 0.320513, 0.324786, 0.330484, 0.324074],最佳为:0.301282
1-6: 适应度:[0.316952, 0.316239, 0.315527, 0.310541, 0.301282, 0.316239, 0.320513, 0.285613, 0.272792, 0.324074],最佳为:0.272792
```

图7 寻优过程示例

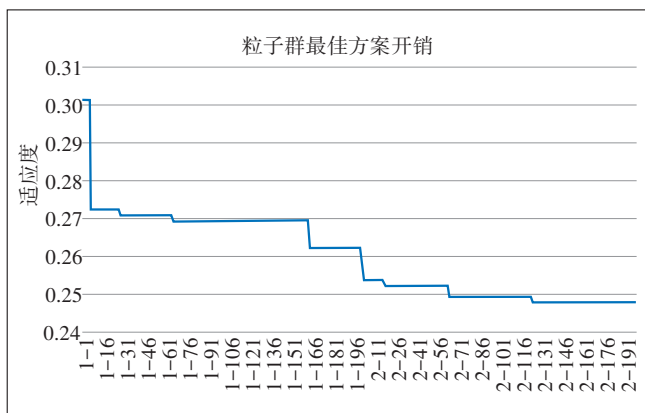


图8 粒子群算法开销

```
完成耗时: 0 h 39 min 0 s.
得到最优解:0.248575;
CGI方案:['10000_7', '10001_203', '10002_126', '20000_30',
'20001_223', '20002_128', '30000_163', '30001_97',
'30002_90', '40000_88', '40001_69', '40002_230',
'50000_206', '50001_230', '50002_82', '60000_151',
'60001_137', '60002_117', '70000_247', '70001_52',
'70002_256', '80000_167', '80001_262', '80002_148',
'90000_120', '90001_14', '90002_41', '110000_97',
'110001_86', '110002_56']
```

图9 最佳方案输出

参考文献:

- [1] 赵俊德. 一种基于最小化路测(MDT)数据的天馈智能优化方法[J]. 电信工程技术与标准化, 2017(12): 47-49.
- [2] 李连本, 张阳, 胡博, 等. 基于MEC和K-means聚类的天馈智能优化系统及方法设计[J]. 电信工程技术与标准化, 2019(8).
- [3] 钟其柱, 吴修权, 罗耀满. 基于MDT智能分析LTE无线干扰的研究与应用[J/OL]. [2019-07-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2103.TN.20190801.1241.004.html>.
- [4] 温庆华, 黄沛江, 王斌. 基于MDT MR数据的ACP网络优化系统[J]. 中国新通信, 2018, 20(20): 50-51.
- [5] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[J]. Pro-

ceedings of 1995 IEEE International Conference of Neural Networks, 2011, 4(8): 1942-1948.

- [6] 孙家泽, 王曙燕. 群体智能优化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2018.
- [7] 邱春艳. 群体智能算法改进及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2019.
- [8] 高鹰. 仿生智能计算种的例子群优化算法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2018.
- [9] 汪定伟, 王俊伟, 王洪维, 等. 智能优化算法[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007.
- [10] 夏永康, 梁晓雯. LTE网络天线倾角自优化算法[J]. 无线电工程, 2014(3).
- [11] 连晓灿, 张彭园, 谭国平, 等. 长期演进网络中基于粒子群的天线倾角自优化方法[J]. 计算机应用, 2017, 37(1): 97-102.
- [12] 谷欣杏, 韦再雪, 李高斯, 等. 基于遗传算法的LTE系统网络覆盖优化方法[J]. 移动通信, 2018, 42(4): 54-59.
- [13] 杨正洪, 郭良越, 刘玮. 人工智能域大数据技术导论[M]. 北京: 清华大学出版社, 2018.
- [14] GOODFELLOW I J, BENGIO J, COURVILLE A. 深度学习[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2017.
- [15] 史春奇, 卜晶祎, 施智平. 机器学习: 算法背后的理论与优化[M]. 北京: 清华大学出版社, 2019.
- [16] 杨家珠. 基于无线用户感知的智能优化分析[J]. 电信快报, 2019, 572(2): 15-20.
- [17] 程晓军, 苗守野, 景洪水, 等. 基于用户感知的移动网络优化体系及关键技术[J]. 邮电设计技术(11): 54-58.
- [18] 林浩. 用户感知基础的网络优化研究[J]. 数字通信世界, 2017(5): 285-286.

作者简介:

盛莉莉, 毕业于东南大学, 高级工程师, 硕士, 主要从事无线网优支撑系统建设工作; 张进, 毕业于南京邮电大学, 高级工程师, 硕士, 主要从事无线网络优化工作。

