

文章编号: 2095-4980(2022)01-0047-06

基于电磁环境大数据的智能基站布设方法

陈昱帆, 邵尉, 于宝泉, 刘瑾, 钱祖平, 黄启量, 俞璐

(陆军工程大学通信工程学院, 江苏南京 210007)

摘要: 基站选址优化问题是移动通信中的研究热点, 一个好的基站选址方案不仅能够节约资源, 而且可以提高用户的通信体验。然而, 基站布设常面对的是一个多参数、多约束、非线性的复杂问题, 难以通过传统的优化方法进行求解。本文提出一种基于大数据的智能基站布设方法, 根据实测电磁环境大数据构建基于深度学习的电波传播模型, 使传播模型更加精确; 采用空间自适应学习方法, 在传播模型的基础上构建基站选址优化模型。通过在每次迭代过程中以较小概率选择性能较差的基站布设点, 从而避免算法陷入局部最优。

关键词: 基站选址; 深度学习; 电波传播模型; 空间自适应学习

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA2021165

Intelligent base station layout method based on big data of electromagnetic environment

CHEN Yufan, SHAO Wei, YU Baoquan, LIU Jin, QIAN Zuping, HUANG Qiliang, YU Lu
(College of Communication Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing Jiangsu 210007, China)

Abstract: Base station location optimization is a research hotspot in mobile communication. A good base station location scheme can not only save resources, but also improve users' communication experience. However, the base station layout is often faced with a complex problem of multi-parameter, multi-constraint and nonlinearity, which is difficult to be solved by traditional optimization methods. In this paper, an intelligent base station layout method based on big data is proposed. Firstly, the radio wave propagation model based on deep learning is built according to the measured big data of electromagnetic environment, which makes the propagation model more accurate. Then, the spatial adaptive learning method is utilized to construct the base station location optimization model on the basis of the propagation model. By selecting the base station placement points having poor performance with a small probability in each iteration process, the algorithm can avoid falling into local optimality. The experimental simulation results show that the proposed base station layout method has fast convergence speed, wide coverage rate and good user communication experience.

Keywords: base station location; deep learning; wave propagation model; spatial adaptive learning

随着移动通信技术的不断发展, 通信基站数量显著增多, 给基站选址布设方案的设计带来了很大的挑战。基站的合理布设可起到高效利用通信资源、减少通信资源浪费、有效规避通信干扰、提高网络通信性能、优化用户体验、做好战时通信保障等作用^[1]。

近年来, 优化基站布设逐渐成为一个研究热点, 我国学术界和工业界也进行了一系列相关的工作。基站的选址不仅关系到通信网的覆盖情况, 对资金投入、后期维护等方面也起到关键性作用, 其中覆盖率是基站布设考虑的最重要的因素^[2]。优化基站布设是顺应我国通信现状、提升用户体验、减少资源浪费的重要举措, 还可以提升传感器网络的性能, 这在物联网时代显得尤为重要。合理的基站布设可以有效规避干扰, 保证通信畅通; 基站在布设时还需考虑军事应用, 做好战时通信保障的准备。

免疫算法、遗传算法是求解基站选址模型的常用算法。文献[3]提出了基于遗传算法的基站选址方案; 文献[4]

收稿日期: 2021-04-20; 修回日期: 2021-06-08

基金项目: 江苏省自然科学基金资助项目(BK20160080)

结合遗传算法和人工免疫算法构建了基站选址模型,解决了遗传算法的“早熟”问题。对于现有智能化算法易于陷入局部收敛的问题,唐丽晴等在文献[5]中提出一种鲸鱼优化改进算法,利用神经网络学习能力,使改进算法具有更加全面的优化性能;文献[6]提出一种迭代优化算法,将最大覆盖范围和最小建设成本作为优化目标;Gonzales-Brevis 等在文献[7]考虑到用户分布的随机情况,利用最优化理论进行基站选址,但文章中并未考虑到每一个基站承载用户数量的不同;文献[8-9]将基站选址地域理想化为平原,未考虑到实际地形因素的影响,这也是目前大多基站选址方案存在的问题。

通过分析上述文献发现,基站选址过程中,首先要保证用户通信的质量,其次要考虑到不同位置基站的承载用户数量,继而要尽可能模拟选址所在地的地理环境,加强对基站布设后该区域内部场强分布情况的分析。因此在设计基站布设方案之前,应当建模出待布设区域的电波传播模型。针对电波传播模型的建模与仿真,前人已提出了许多方法^[10-13]。随着通信的不断发展,无线设备日渐增多,电磁环境日趋复杂^[14],传统的传播模型不能很好地刻画当今复杂电磁环境下的电波传播过程,成为影响无线通信发展的掣肘问题。大数据和人工智能的发展为解决这个难题提供了新的契机,利用大量涌现的通信数据,并从数据中得到待布设区域的场强分布特征,从而更加精确地反映地形因素带来的场强分布变化。机器学习可作为实现优化现有电波传播模型的一种手段,通过在已有经验模型中添加多维变量来表述复杂场景,并通过大量实测数据进行未知参数求解,可进一步对传统电波传播模型进行优化,从而适用于较为复杂的传输环境,提高预测信息的准确度。基于机器学习的电波传播模型虽然较传统模型在可靠性等方面有所提升,但其是通过多参量的表达式进行特定表述,即考虑的因素越多,模型越复杂。而且,对于一些隐藏的潜在因素,单靠传统的经验难以进行特定表述。因此,作为机器学习的一个特殊技术分支,深度学习成为构建精细化、智能化电波传播模型的理想工具。

据此,本文依靠深度学习构建传播模型,分析出基站布设后的场强分布状况,研究设计更加精细化、高效化的基站布设方案。

1 基于深度学习的电波传播模型构建

电波传播模型是频谱管理和无线通信等领域的关键内容,能否对其精准刻画将直接影响到传播损耗计算、频谱态势生成、用频兼容分析等实际效果。现有电波传播模型简便易用,接受度高,但无线信道会受到多种环境因素的影响,会导致无线信号在传播过程中经历更加复杂、难以模拟的衰减效应,而这些复杂的影响因素很难用有限的变量参数去表达。因此,构建具有多场景适应性的精细化、智能化电波传播模型,具有现实意义和研究价值。

1.1 数据准备

深度学习的可靠性是以数据量和数据类型的多少为基础,因此,预先收集大量实时监测数据是构建精细化、智能化电波传播模型的前提。这些信息主要包括基站信息、接收机信息、传播路径距离等,并对地形起伏、植被覆盖、建筑物密集度等因子进行分级划类,同时记录信号收集时的天气状况等条件。但大量的数据并不能直接被用于训练深度神经网络,需要对收集到的海量数据进行信息的预处理,如,地理位置的坐标化、监测数据的有效性判断、环境因子的表示等。基于以上预处理的海量数据,对网络模型进行构建及训练。

本文收集南京市范围内的路测场强数据和固定站监测数据,数据中包含了多个辐射源坐标和发射频率信息,通过开发路测回放软件和频谱数据处理软件进行数据的前期清洗和处理工作。

1) 数据采集与存储。本文通过路测得到频谱数据实测场强值,并将其导出为 csv 格式以方便用于数据处理的模型训练。即使在同一个城市内,每一个辖区的电波传播模型也不尽相同,因此需要对不同辖区数据进行封装。本文收集的数据为南京市各辖区实测频谱数据。

2) 数据清洗与组织。数据清洗是指检查数据的一致性,将存在的无效值和缺失值部分剔除,从而便于模型的训练。数据组织指对数据进行坐标转换、归一化等操作,生成可用于训练的数据。

在获得的路测数据中,基站点和路测点坐标为参考椭球面上的经纬度坐标。为得到路测点和基站点之间的距离和方位,需将大地坐标系下的经纬度坐标转换为空间直角坐标系下的平面坐标。以 WGS84 为投影基准,首先根据 6 度带公式 $L_n = [\text{int}(L/6)+1] \times 6 - 3$ 计算数据当地的中央子午线经度,采用高斯-克吕格投影正算公式,计算出给定的经纬度坐标(B,L)的平面直角坐标(x,y),计算平面直角坐标系下的两点距离和方位角。

1.2 基于深度学习的电波传播模型

提出的基于深度学习的电波传播模型如图 1 所示。该模型由 5 个全连接层和 4 个线性激活函数组成。经过前

期数据预处理与组织后的训练样本数据，包括单点位置与发射基站的距离和方位角两类信息，输入数据大小为 $2 \times n$ 。由于低维数据包含的语义信息有限，需要增加特征维数以提取更高层面的特征，以及深度特征之间的关联。因此首先利用 3 个全连接层网络结构逐步实现对输入样本数据的升维，并利用线性激活函数提高网络的学习性能，避免因参数过多导致的梯度不稳定问题；随后利用一个全连接层和激活函数对高层特征进行降维，在提高模型非线性表达能力的同时降低模型的复杂度；最后单独的全连接层将特征数降为 1，以将网络模型学习到的分布式特征表示映射到样本值空间，回归出所需要的单点场强值。整个网络采用 rmsprop 优化器，将求得的单点场强值与标签场强值求均方误差，从而反向指导网络训练。

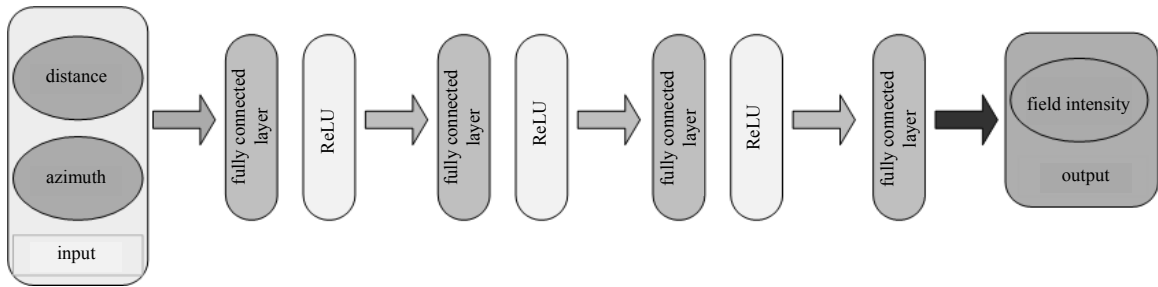


Fig.1 Deep network model of radio wave propagation
图 1 电波传播深度网络模型

以上基于深度学习训练所得到的电波传播模型是利用特定场景所测得的数据进行学习构建的，因此在实际应用时，新的目标数据也应该保持相同的地貌特征或环境信息，如城市、郊区、丘陵、山谷等。这使得训练出的传播模型应用场景相对局限，只能准确预测属于同一环境区域的电波传播损耗。当更换场景时，需要再次收集训练数据并重新进行模型训练。这不但增加了工作量，而且不符合智能化电波传播模型的设计理念。因此，在大量数据所训练得到的模型基础上，引入迁移学习的方法优化预训练模型，使深度学习模型具有良好的泛化性，即不会局限于同一场景的应用。相比于传统机器学习方法对每一个不同的环境都要重新训练传播模型，迁移学习把关注点放在目标本身，源任务仅用来获取先验知识，重点学习有利于目标集的知识。

1.3 仿真实验

表 1 给出了仿真实验时使用的若干辐射源位置、频率、带宽等部分属性信息。通过不同辐射源的频率对应路测数据，选择不同的频点，保证距离和角度计算的准确性。由于频谱检测站提供的数据仅有坐标信息和路测场强数据，因此初步根据发射点和接收点的地理坐标实现了利用深度学习对电波传播模型做回归预测。

表 1 辐射源信息表

Table1 Information table of radiation source

emitter	bandwidth/kHz	frequency/MHz	coordinates
emitter 1	120	93.7	(118.750 393 5, 32.065 690 12)
emitter 2	120	101.1	(118.750 393 5, 32.065 690 12)
emitter 3	120	97.5	(118.750 393 5, 32.065 690 12)
emitter 4	120	89.7	(118.750 393 5, 32.065 690 12)
emitter 5	120	99.7	(118.750 393 5, 32.065 690 12)
emitter 6	120	91.4	(118.750 393 5, 32.065 690 12)
emitter 7	120	95.2	(118.750 393 5, 32.065 690 12)
emitter 8	120	100.5	(118.750 393 5, 32.065 690 12)
emitter 9	120	105.8	(118.750 393 5, 32.065 690 12)
emitter 10	120	104.3	(118.750 393 5, 32.065 690 12)
emitter 11	120	95.8	(118.600 393 7, 32.106 758 75)
emitter 12	120	107.5	(118.600 393 7, 32.106 758 75)

以 101.1 MHz 为选定频率，辐射源 2 为选定辐射源，使用南京市中山南路附近采集到的频谱数据，将 GPS 坐标转换为投影坐标，并计算与辐射源的距离和相位角，训练数据的坐标表示为(距离，相位角)。图 2 为模型的部分预测结果，任选其中 3 个预测点，第一测试点坐标为(118.798 8,32.040 7)，实测场强为 45.97 dB μ V/m，模型预测的结果为 47.495 dB μ V/m。第二测试点坐标为(118.798 3, 32.039 2)，实测场强为 46.3505 dB μ V/m，模型预测的结果为 47.383 dB μ V/m。第三测试点坐标为(118.797 9,32.037 87)，实测场强为 47.9794 dB μ V/m，模型预测结果为 47.142 dB μ V/m。由于实测的数据没有给出高精度地图的具体地理属性信息，可用训练信息有限，在固定频率为 101.1 MHz 的情况下，训练得到的传播模型平均误差为 3.2 dB。训练数据的维度包含的环境因素和地理信息越多，则得到的传播模型越精确。

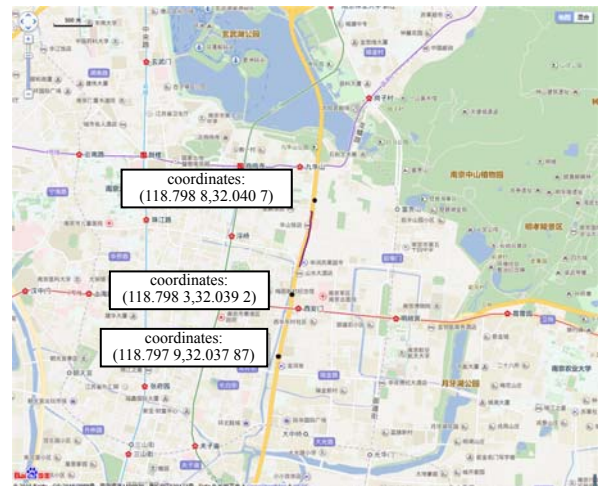


Fig.2 Comparison of model predicted value and actual value
图 2 模型预测值与实际值对比图

2 基于空间自适应学习的智能基站布设方法

2.1 问题描述

在根据深度学习得到区域场强分布后, 本文通过优化基站布设位置提高网络服务用户数。假设可供架设基站的位置集合为 \mathcal{I} , 总数为 $I=|\mathcal{I}|$ 。基站和待接入节点的集合分别为 \mathcal{J}, \mathcal{N} , 其对应的总数分别为 $J=|\mathcal{J}|$ 和 $N=|\mathcal{N}|$ 。

由于待接入网络的节点可能具有移动性, 这会导致待接入节点的数目和位置发生变化, 从而影响基站布设的结果。因此, 假设待接入节点数目和位置为长期统计结果。定义布设系数 α_{ij} , 当基站 j 部署在位置 i 处时, $\alpha_{ij}=1$; 否则, $\alpha_{ij}=0$ 。当基站覆盖区域存在重叠时, 重叠区域的用户可自行选择信号较强的基站进行接入。在满足用户

上行和下行传输速率的条件下, 目标函数为系统可承载的总用户数 $n = \sum_{j=1}^J n_j$, 其中 n_j 为基站 j 所服务的用户数。

值得说明的是, 当基站部署在不同位置时, 用户接入基站的方案也会发生改变, 由此导致系统可承载的用户数也各不相同。对此, 优化问题可以表示为:

$$\max_{\alpha} n = \sum_{j=1}^J n_j \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^I \alpha_{ij} \leq 1 \quad (2)$$

$$n_j \leq n_j^{\max} \quad (3)$$

$$r_{k,\text{up}} \geq r_{k,\text{up}}^{\min} \quad (4)$$

$$r_{k,\text{down}} \geq r_{k,\text{down}}^{\min} \quad (5)$$

其中, 约束条件(2)保证同一个位置最多只能布设一部基站, 约束条件(3)为基站所承载的用户数不能超过其可承载用户数的上界, 式(4)~(5)为用户接入基站后的传输速率约束。

2.2 基于空间自适应学习的基站布设方法

为获得最佳的基站布设方案以最大化网络接入用户数, 使用空间自适应学习来获得最佳基站布设方案。在每次迭代中随机选择一个基站进行学习, 并以较大概率选择性能较好的布设点, 从而提高网络性能。在线布设基站过程中, 中央控制器管理和决策基站布设, 其主要框架如图 3 所示。

算法的具体实现步骤为:

第一步: 输入各个用户和可布设基站点的位置信息以及基站参数。

第二步: 中央控制器随机选择一个基站进行线上部署。

第三步: 采用 ε 贪婪机制判断被选基站是否选择最佳的可部署点。具体方法为, 基站以概率 $1-\varepsilon$ 选择性能增益最大的可部署点, 以概率 ε 从所有空闲可部署点以概率

$$P_{ij} = \frac{\exp[\beta n(\alpha_{ij}=1)]}{\sum_{i' \in \mathcal{I}_{wv}} \exp[\beta n(\alpha_{i'j}=1)]}$$
 选择位置进行部署,

其中, $n(\alpha_{ij}=1)$ 为该基站选择可部署点 i 时, 系统所承载的总用户数, ε 随着迭代次数逐渐减小, 最后, 基站每次都会选择性能增益最大的可部署点。

第四步: 更新 $\varepsilon = 0.9^{t-1}$, $\beta = 0.9t$ 。

第五步: 迭代算法, 直至达到最大迭代次数。

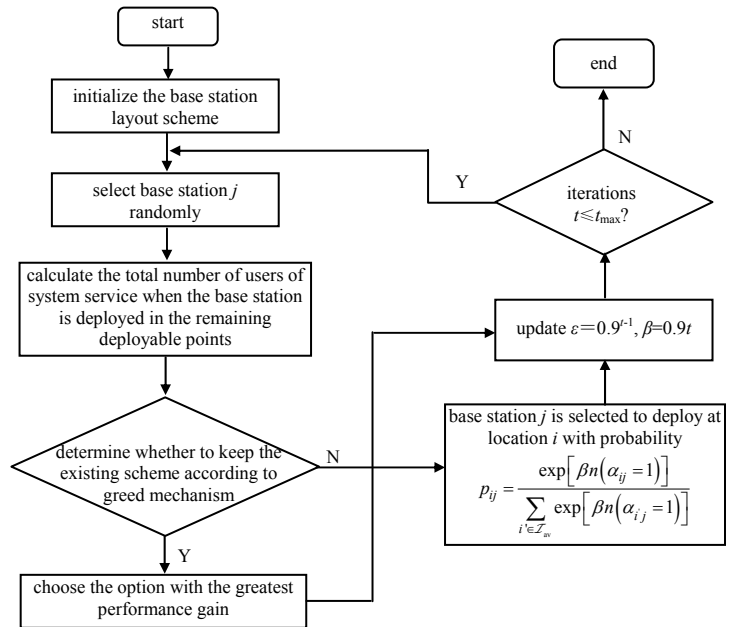


Fig.3 Base station location decision based on spatial adaptive learning

图 3 基于空间自适应学习的基站位置决策框架图

2.3 仿真验证

设计了一个可视化界面来验证所提算法性能，如图 4 所示，在 2 000 m×2 000 m 的地图上随机产生若干个用户。然后，根据实际工程需要，选择基站的部署点。之后，在地图上随机选择 20 个基站部署位置，并以三角形标注。采用可视化界面输入对应基站参数后，便可输出最终的基站部署位置。

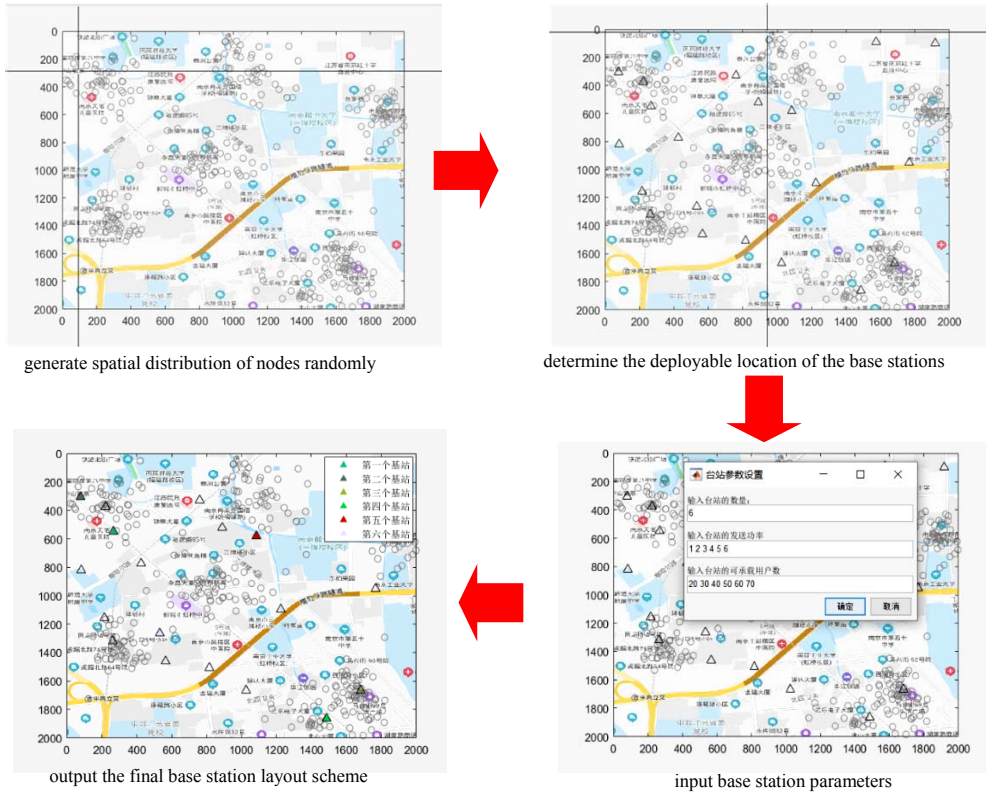


Fig.4 Simulation process
图 4 算法仿真过程图

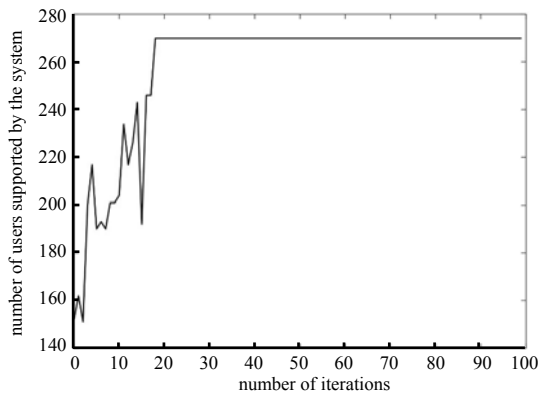


Fig.5 Number of users supported by the system
the number of iterations
图 5 系统所服务用户数随迭代次数变化图

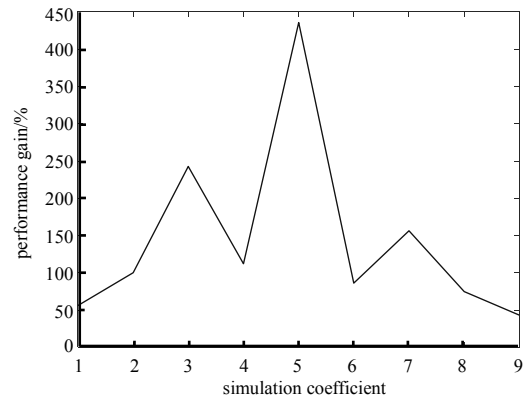


Fig.6 Performance gain of the system
图 6 系统性能增益图

图 5 为系统可服务用户数随迭代次数变化图。随着迭代次数的增大，系统可服务用户数逐渐增大，最终收敛至一个最大值。在算法收敛之前，系统性能会产生波动，甚至会出现性能下降的情况，这主要是因为每次迭代过程中，为避免算法陷入局部最优点，基站会以一定概率选择性能较差的方案，但最终算法可以收敛，并输出基站布设方案。图 6 为系统性能增益图。为进一步证明所提算法性能增益，进行了 9 次仿真。本文将成功接入基站的个数作为衡量算法性能的指标，从图中可以发现，优化后的基站布设方案要优于初始方案，平均性能增益约为 145%，进一步说明了所提算法的有效性。

3 结论

本文创新性地提出了基于大数据的智能基站布设方法。以城市环境实测数据为基础构建了基于深度学习的电波传播模型,在此基础上,提出了一种基于空间自适应学习的基站布设方法。以模型精确度为目标,结合城市电磁环境大数据构建基于深度学习的电波传播模型;以覆盖率和用户通信体验为优化目标,结合电波传播模型提出基于空间自适应学习的基站布设方法,仿真结果表明该方法不仅具有高性能增益,且能够有效避免优化过程陷入局部最优。

参考文献:

- [1] 马宝罗,贾振红,覃锡忠,等. 改进免疫算法在无线网络基站选址优化中的应用[J]. 传感器与微系统, 2016,35(5): 154-157. (MA Baoluo, JIA Zhenhong, QIN Xizhong, et al. Application of improved immune algorithm in wireless network base station location planning optimization[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2016,35(5):154-157.)
- [2] 焦良全,孙宜军,李广平. 铁塔公司通信站址规划方法研究[J]. 中国新通信, 2016,18(6):23-25. (JIAO Liangquan, SUN Yijun, LI Guangping. Research on planning method of communication station of tower company[J]. China New Telecommunications, 2016,18(6):23-25.)
- [3] 刘玉亮,李卫华,陈强辉. 无线基站的选址方法研究[J]. 信息系统与网络, 2015(11):15-17. (LIU Yuliang, LI Weihua, CHEN Qianghui. Research of wireless base station location[J]. Information Systems and Networks, 2015(11):15-17.)
- [4] 刘霄,任毅. 无线基站选址原则与实践[J]. 电信工程技术与标准化, 2007(3):20-22. (LIU Xiao, REN Yi. Project for wireless base station location[J]. Telecom Engineering Technics and Standardization, 2007(3):20-22.)
- [5] 唐丽晴,应忠于,罗云. 基于鲸鱼优化改进算法的基站选址[J]. 计算机与现代化, 2020(9):100-105. (TANG Liqing, YING Zhongyu, LUO Yun. Base station location planning based on improved Whale Optimization Algorithm[J]. Computer and Modernization. 2020(9):100-105.)
- [6] 张英杰,毛赐平,祖云霄,等. 基于免疫算法的 TD-SCDMA 网络基站选址优化[J]. 通信学报, 2014,35(5):44-48. (ZHANG Yingjie, MAO Ciping, ZU Yunxiao, et al. Immune algorithm-based base station location optimization in the TD-SCDMA network[J]. Journal on Communications, 2014,35(5):44-48.)
- [7] 刘艳. 基于改进遗传算法的 GSM 基站选址问题研究[J]. 湖北成人教育学院学报, 2014,20(5):2-8. (LIU Yan. Research on location problem of GSM base station based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Hubei Adult Education Institute, 2014,20(5):2-8.)
- [8] 谢许凯,程松林. 基于免疫遗传算法的 5G 基站选址规划[J]. 现代信息科技, 2020,4(2):4-6. (XIE Xukai, CHENG Songlin. Location planning of 5G base station based on immune genetic algorithm[J]. Modern Information Technology, 2020,4(2):4-6.)
- [9] 王博. 改进的粒子群算法在商业网点选址中的应用[D]. 兰州:兰州交通大学, 2014. (WANG Bo. The application of improved particle swarm optimization algorithm to commercial retail net location[D]. Lanzhou, China: Lanzhou Jiaotong University, 2014.)
- [10] 李明,徐一鸥,姜日敏. 5G 传播模型研究与分析[J]. 中国新通信, 2020,22(19):49-50. (LI Ming, XU Yiou, JIANG Rimin. Research and analysis of 5G propagation model[J]. China New Telecommunications, 2020,22(19):49-50.)
- [11] 林惠娇,梁正,冯永翔,等. 城市地形对电波传播的影响研究[J]. 无线互联科技, 2020,17(5):14-16. (LIN Huijiao, LIANG Zheng, FENG Yongxu, et al. Study on the influence of urban topography on radio wave propagation[J]. Wireless Internet Technology, 2020,17(5):14-16.)
- [12] 彭俊,范行知,曹宝龙. 基于机器学习的无线智能传播模型[J]. 南京工程学院学报(自然科学版), 2020,18(3):24-27. (PENG Jun, FAN Xingzhi, CAO Baolong. Wireless intelligent propagation model based on machine learning[J]. Journal of Nanjing Institute of Technology, 2020,18(3):24-27.)
- [13] 胡尚贤. 深度学习方法在智能无线传播模型中的应用[D]. 石家庄:河北经贸大学, 2020. (HU Shangxian. Application of deep learning method in intelligent wireless propagation model[D]. Shijiazhang, China: Hebei University of Economics and Business, 2020.)
- [14] 陈国通,刘琪,孙敬. 复杂电磁环境下的高速频谱分析技术[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2020,18(6):1020-1024. (CHEN Guotong, LIU Qi, SUN Jing. High-speed spectrum analysis technology in complex electromagnetic environment[J]. Journal of Terahertz Science and Electronics Information Technology, 2020,18(6):1020-1024.)

作者简介:

陈昱帆(1996-),男,在读博士研究生,主要研究方向为深度学习和自动调制分类.email:cyf@aeu.edu.cn.

邵尉(1980-),男,博士,副教授,主要研究方向为智能频谱管理和通信信号处理.