

# 基于机器学习的5G共建共享站址 选取方法


## A Method of Selecting Site in 5G Co-construction and Sharing Based on Machine Learning

沈浩<sup>1</sup>, 钟勇<sup>2</sup> (1. 中讯邮电咨询设计院有限公司, 北京 100048; 2. 山东省邮电工程有限公司, 山东 济南 250001)  
Shen Hao<sup>1</sup>, Zhong Yong<sup>2</sup> (1. China Information Technology Designing & Consulting Institute Co., Ltd., Beijing 100048, China; 2. Shandong P&T Engineering Co., Ltd., Ji'nan 250001, China)

### 摘要:

5G是未来移动通信网络的发展方向,相比4G移动网络,5G网络建设投资成本巨大。网络共享将是运营商加快5G商用进程及降低成本增加效益的有效途径,共建共享研究将会是未来5G建设中关键一环。在共建共享工作中,对双方现网站点的建设优先级筛选非常重要。为了更加方便快捷地分析出合理的选址方案,把机器学习方法利用在选址规划当中,从共建共享规划开始,进行科学的5G基站布局建设,增强5G网络的市场竞争力,提升网络效益。

### 关键词:

5G网络;共建共享;机器学习;BP神经网络  
doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2021.01.009  
文章编号:1007-3043(2021)01-0047-03  
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 is the future direction of mobile communication network, compared with 4G mobile network, 5G network construction investment cost is huge. Network sharing will be an effective way to speed up 5G business process and reduce costs and increase benefits. Co-construction and sharing research will be a key link in 5G construction in the future. The priority filtering of existing network sites of both sides will be an important issue in the work of co-construction and sharing. In order to analyze the location scheme more conveniently and quickly, using the machine learning method in the location planning, and starting from the co-construction and sharing planning, scientific 5G base station layout construction is carried out to enhance the market competitiveness of 5G network and enhance the network efficiency.

### Keywords:

5G Network; Co-construction and sharing; Machine learning; Back propagation neural networks

引用格式:沈浩,钟勇. 基于机器学习的5G共建共享站址选取方法[J]. 邮电设计技术, 2021(1):47-49.

## 1 概述

随着移动数据的需求爆炸式增长,现有移动通信系统难以满足未来的业务需求,5G网络应运而生。5G网络建设的投资将远远超过4G。根据预测,如果中国按照3家运营商各自建网的方式,5G总投资预计将达到1.15万亿元人民币,远高于4G。面对如此巨大的投资压力,运营商采用5G共建共享的方式,就可以

有效分摊网络建设和维护成本,快速实现5G网络覆盖,及早具备5G业务服务能力。5G共建共享工作中,对现网站点的优先级规划是重要的基础工作,需要网络建设经验丰富的人员通过分析网络布局与业务分布进行规划,分析过程复杂费时。为了更加方便快捷地进行合理的站址规划,结合机器学习中计算机模拟或实现人类的学习行为,利用BP神经网络进行建模,通过输入现网站点的各类基础信息与初期网络建设人员给出的划分结果,训练站点分类模型,后续只需要将其他站点的基础信息输入站点分类模型,就能自

收稿日期:2020-12-18

动得出合理的站址规划, 节省人工分析成本, 加快5G共建共享建设进度。

## 2 站点基础数据类型选取

要使用BP神经网络进行建模, 需要先选取输入神经网络的参数类型。为了训练5G站点建设的分类模型, 需要提供能够影响5G站点建设的基础参数。参考以往3G/4G网络建设经验与5G网络技术特点, 认为运营商现有基站的布局结构参数与业务能力是影响网络建设的关键因素。基站与周围站点的站间距是体现网络布局结构的关键参数; 基站的站高能够影响基站的覆盖范围, 是影响站点建设的重要因素; 基站日均业务量是衡量基站覆盖范围内业务能力的常用指标; 本次建模将采用布局结构参数中的站高、站间距、日均业务量等关键参数作为BP神经网络的输入参数。

本次BP神经网络建模的输入数据以中国某中部城市运营商市区1027个基站的基础数据, 包括站高、周围最近基站的站间距、2019年12月的日均4G业务量为样本, 该样本中80%的条目作为训练输入数据, 另外20%的条目作为验证站点分类模型准确性的校验集。

## 3 BP神经网络

BP神经网络是一种通过输出误差逆向传播训练的多层神经网络, 是机器学习中目前应用最广泛的神经网络模型之一。BP神经网络能够反向学习输入数据与输出数据之间映射关系的数学方程。它的学习是通过使用最速下降法, 把输出的误差反向传播来不断调整整个神经网络的权值和阈值, 使网络的误差平方之和达到理想值。BP神经网络模型拓扑结构包括输入层、隐藏层和输出层, 如图1所示。

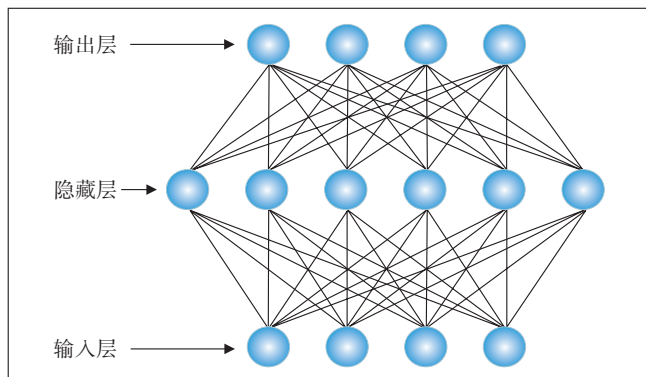


图1 BP神经网络结构图

隐藏层的节点个数经验公式为:

$$L = 1 + [m \times (n + 2)]^{0.5} \quad (1)$$

式中:

$L$ ——隐藏层的节点个数

$m$ ——输入节点数

$n$ ——输出节点数

当模型的实际输出与期望输出不符时, 由于隐藏层节点的误差无法直接计算, 需要反向传播算法利用输出层节点的预测误差计算上一层隐藏节点的误差, 即从后往前逐层把误差反向传播到输入层, 从而实现对整个神经网络节点权重的调整, 输出层的误差按梯度下降法反向修正各层权重。BP神经网络的学习过程就是不断地正向传播输入信息与反向传播误差, 反向传播算法不断地调整各层权重, 直到神经网络输出层的误差减少到期望值, 或者达到预先设定的学习次数为止。

在BP神经网络中, 设模型权重矩阵  $W = (W_1, W_2, \dots, W_j, \dots, W_l)$ , 其中列向量  $W_j = (W_{j1}, W_{j2}, \dots, W_{jm})$  表示输出层神经元  $j$  与隐藏层神经元  $k$  的连接权重。

对于神经网络的输出层有:

$$O_k = f(\text{net}_k), \text{net}_k = \sum_{j=0}^m w_{jk} y_j \quad (2)$$

对于神经网络的隐藏层有:

$$y_j = f(\text{net}_j), \text{net}_j = \sum_{r=0}^n v_{rj} x_r \quad (3)$$

当神经网络的输出与期望的输出差距较大时, 这个差距即为输出误差, 其定义如下:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - O_k)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \left( d_k - f\left(\sum_{j=0}^m w_{jk} y_j\right) \right)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \left( d_k - O_k \right)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \left( d_k - f\left(\sum_{r=0}^n v_{rj} x_r\right) \right)^2 \quad (4)$$

根据式(4)可以看出, 神经网络输出的误差  $E$  是关于各层权值的函数, 所以可以通过改变神经网络各层的权值来改变误差  $E$  的大小。为了使误差  $E$  不断减少, 要求权值的调整量与误差的负梯度成正比, 即:

$$\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}}, \Delta v_{rj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{rj}} \quad (5)$$

式(5)中, 比例系数  $\eta$  为常数, 它就是神经网络训练中的学习速率。

所以可以把权值的具体计算公式扩展为:

$$\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \eta (d_k - O_k) O_k (1 - O_k) y_j,$$

$$\Delta v_{rf} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{rf}} =$$

$$\eta \left( \sum_{k=1}^l (d_k - o_k) o_k (1 - o_k) W_{jk} \right) y_j (1 - y_j) x_r \quad (6)$$

最终根据以上公式,可以通过python编程实现BP神经网络训练代码,输入现网站点的各类基础信息与初期网络建设人员给出的划分结果,训练站点分类模型。

#### 4 神经网络训练结果

根据BP神经网络权值计算公式通过python编程实现后,把参数样本中80%的条目作为训练输入数据,隐藏层按照经验值公式取4,训练站点分类模型。为了评估训练出的站点分类模型的泛用性,把样本中剩下的20%条目作为校验集,验证站点分类模型在训练样本之外的准确性。隐藏层为4的情况下训练的站点分类模型校验准确率为55.6%,分类效果不理想。

在增加隐藏层数量后,分类模型校验准确率逐步提升。在设置隐藏层数量为10之后,站点分类模型校验准确率最高,隐藏层数量继续增加后校验准确率下降,出现过拟合的趋势。隐藏层数量为10的校验准确率达到94.6%,分类效果较为理想,能够准确分辨站点的建设优先级情况。

在验证模型分类对于检验集的校验准确率达到90%以上后,我们还将此方法用来对中国某中部城市运营商基站进行5G建设优先级划分,模型筛选出来的高建设优先级的基站与该城市2019年5G建设站点重叠率在80%以上,整个分类运算时间在1h之内,效率远高于人工排序,这表明在逐步调整优化算法与参数后,此方法将具备很高的实用潜力。

#### 5 总结

随着5G共建共享的需求越来越迫切,基于多家运营商现有基站的建设优先级规划也越来越重要。本文把机器学习中的BP神经网络利用到建设优先级规划中来,通过计算机模拟经验丰富的网络规划人员进行建设优先级规划工作,训练模型的排序结果与人工排序结果的重叠度能够达到90%以上,训练模型在某城市基站5G建设优先级排序的结果也与该城市前期建设站点重叠度超过80%,准确性较高。可以预见,采用机器学习模拟网络规划人员进行建设优先级规划工作,能够释放繁琐的人工排序工作,极大地提

升5G共建共享站址选取的效率,加快运营商提供5G业务服务的能力,具备广阔的应用前景。

#### 参考文献:

- [1] ANNA H. Using neural network for classification tasks: some experiments on datasets and practical advice[J]. Journal of Operation Research Society, 1992(43): 215-226.
- [2] YAON Y, SW LES C T, et al. A comparison of discriminant analysis versus artificial neural networks[J]. Journal of Peratia Research Society, 1993(44): 51-60.
- [3] BEAVER W H. Financial ratios as predictors of failure[J]. Journal of Accounting Research, 1966. Supplement: 71-111.
- [4] 杨淑娥,徐伟刚.上市公司财务预警模型的实证研究[J].中国软科学, 2003(1): 56-60
- [5] 王建成,高大启.改进的遗传和BP杂交算法及神经网络经济预警系统设计[J].系统工程理论与实践, 1998, 18(4): 136-141.
- [6] 张立明.人工神经网络的模型及其应用[M].上海:复旦大学出版社, 1995: 1-92.
- [7] 焦李成.神经网络系统理论[M].西安:西安电子科技大学出版社, 1990: 30-42.
- [8] 雷鸣,伊申明,杨叔子.神经网络自适应学习研究[J].系统工程与电子技术, 1994(3): 29-36.
- [9] KANDEL E R, SCHW ARTS J. Principles of neural science [M]. Elsevier, 1985: 1-49.
- [10] 余莉,张治中,程方,等.第5代移动通信网络体系架构及其关键技术[J].重庆邮电大学学报(自然科学版), 2014, 26(4): 427-433+560.
- [11] 周宏成.基于分布式基站的5G无线网络规划方案[J].电子科学技术, 2017, 4(4): 125-128.
- [12] 冷华.基于分布式基站的5G无线网络规划方案[J].电子测试, 2018, 393(12): 66-68.
- [13] 汤向栋.5G无线网络规划与城市规划结合策略研究[J].信息通信, 2016(10): 236-237.
- [14] 庞松涛,李雪雷.浅析5G网络技术特点与无线网络规划[J].通讯世界, 2019, 26(5): 117-118.
- [15] 曲志彬.分布式基站基础上的5G无线网络规划[J].电子技术与软件工程, 2018(22): 13-14.
- [16] 宋巍,郑志刚,顾翀.基于多维度数据的5G站址选择评估体系[J].移动通信, 2020(5).
- [17] 李达.5G密集异构网络下的基站休眠技术研究[D].北京:北京邮电大学, 2018.

#### 作者简介:

沈浩,工程师,硕士,主要从事移动无线网络相关咨询设计工作;钟勇,工程师,学士,主要从事移动无线网络相关咨询设计工作。

