

文章编号: 2095-4980(2023)11-1357-08

## 一种基于 GRNN 模型的 5G 基站电磁辐射预测方法

周晓雅<sup>1</sup>, 石丹<sup>1</sup>, 张朋<sup>1</sup>, 马红兵<sup>2</sup>, 钟志刚<sup>3</sup>, 马俊<sup>4</sup>, 张方建<sup>5</sup>

(1.北京邮电大学 电子工程学院, 北京 100876; 2.中国联合网络通信集团有限公司, 北京 100048;  
3.中讯邮电咨询设计院有限公司郑州分公司, 河南 郑州 450007; 4.中兴通讯股份有限公司, 广东 深圳 510000;  
5.中国铁塔股份有限公司河南省分公司, 河南 平顶山 467036)

**摘要:** 为更好地表征 5G 基站电磁辐射水平, 本文针对电磁辐射预测方法进行研究, 提出了一种基于广义回归神经网络(GRNN)模型的基站电磁辐射环境表征方法, 对基站周围的理论最大辐射点接地平面处的瞬时宽带电场强度进行预测。在给定天线发射功率、5G 基站与其理论最大辐射点的距离和数据传输时间的情况下, 利用 80% 的数据作为训练集, 20% 的数据作为测试集, 所得平均绝对百分比误差(MAPE)为 0.087 1, 运行时间为 3~5 min, 表现出较好的预测精确度和较快的运行速度。与其他模型进行对比, 预测精确度和求解效率大幅提高, 且随着基站周围区域面积增大, 优势愈发明显, 具有很好的场景适用性。

**关键词:** 基站电磁辐射; GRNN 模型; 电场强度; 电磁环境表征

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2022226

## A prediction method of 5G base station electromagnetic radiation based on GRNN model

ZHOU Xiaoya<sup>1</sup>, SHI Dan<sup>1</sup>, ZHANG Peng<sup>1</sup>, MA Hongbing<sup>2</sup>, ZHONG Zhigang<sup>3</sup>, MA Jun<sup>4</sup>, ZHANG Fangjian<sup>5</sup>

(1.School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2.China United Network Communication Group Co., Ltd., Beijing 100048, China;

3.China Information Technology Designing & Consulting Institute Co., Ltd., Zhengzhou Henan 450007, China;

4.ZTE Corporation, Shenzhen Guangdong 510000, China;

5.Henan Branch of China Tower Co., Ltd., Pingdingshan Henan 467036, China)

**Abstract:** The electromagnetic radiation prediction method of 5G base station is studied. A General Regression Neural Network(GRNN) model-based electromagnetic radiation environment representation method for base station is proposed, and the instantaneous broadband electric field strength at the ground plane of the theoretical maximum radiation point around the base station is predicted. 80% of the data is taken as the training set and 20% as the test set. Given the antenna transmission power, the distance between the 5G base station and its theoretical maximum radiant point, the data transmission time, the obtained Mean Absolute Percentage Error(MAPE) is 0.087 1, and the operating time is 3~5 min. The method shows good prediction accuracy and fast running speed. At the same time, by comparing with other models, the superiority of the method is verified, which is manifested in the substantial improvement of prediction accuracy and efficiency. With the increase of the prediction range around the base station, the advantages become more obvious, and the method has good applicability to different scenarios.

**Keywords:** electromagnetic radiation of base station; GRNN model; electric field strength; electromagnetic environment characterization

随着城市经济快速发展、人口剧增和现代电磁技术的广泛应用, 各种频率电磁波的交互作用使城市中人为电磁能量显著增加, 电磁安全引起众多关注, 而基站辐射是否影响环境与人身安全一直没有定论。由于移动通

收稿日期: 2022-11-15; 修回日期: 2023-01-03

基金项目: 北京邮电大学研究生创新创业资助项目(2022-YC-A052)

信基站大规模建在城市居民密集区,部分居民“谈辐色变”,出现了多起拒绝建站、毁坏基站设备、剪断馈线等破坏行为,阻碍了通信的发展,影响了人们的生活<sup>[1]</sup>。为避免居民对基站辐射的担心,生态环境部于2018年颁布《移动通信基站电磁辐射环境监测方法》(HJ 972-2018)<sup>[2]</sup>,并于2020年修订发布《5G移动通信基站电磁辐射环境监测方法》(HJ 1151-2020)<sup>[3]</sup>,要求对所有基站电磁辐射进行环境评价测试,以确定其是否符合国家要求。截至2022年6月末,全国移动通信基站总数达1 035万个,全国5G基站总数占移动基站总数的17.9%<sup>[4]</sup>。在此背景下,对移动通信基站电磁辐射水平的评估迫在眉睫,需要更加准确可靠的方法来预测基站电磁辐射情况。根据IEC 62232:2017第B.3.1.2节中所述的现场射频暴露测量方法,使用带有各向同性探头的场强分析仪测量选定测试地点的电磁场暴露水平,在每一个频率步长处,用分析仪测量均方根场强,且需按照ICNIRP指南所述,每个地点的测量值取6 min的平均值<sup>[5-6]</sup>。在大规模点位测量时,若每个点位都测6 min,会消耗大量的人力物力。因此,如何在较短时间内以及较少测量值情况下,实现基站电磁辐射准确预测是一个需要重点关注的问题。

目前预测方法主要分为2种:一种基于电磁场理论,利用3D电磁仿真软件等进行建模,预测基站电磁辐射情况<sup>[7-11]</sup>。如澳门大学谭锦荣团队于2012年针对900 MHz的全球移动通信系统(Global System for Mobile Communications, GSM)天线,提出了高阶基函数(High-Order Basis, HOBs)的多目标优化(Multi-Objective Modified, MoM)预测模型,利用电磁(Electromagnetic, EM)场模拟研究移动电话基站天线的辐射水平<sup>[7]</sup>;浙江省计量科学研究院陈习全等于2012年基于射线跟踪算法,采用三维实体环境建模、反向射线跟踪路径搜索和辐射场源射线多途径传播的场强合成算法,对城市小区移动通信基站附近的电磁辐射场强进行仿真计算<sup>[9]</sup>;郑州大学申金媛教授团队于2012年基于移动通信基站电磁辐射特性,提出了一种时分(Time Division, TD)基站天线非轴线方向进行电磁辐射强度预测的方法<sup>[10]</sup>。另一种采用机器学习等方法建模,预测基站电磁辐射水平<sup>[12-15]</sup>。如湘潭大学杨万春教授团队于2020年针对工作频段1 860~1 880 MHz、带宽为20 MHz,中心频率为1 870 MHz的长期演进(Long Term Evolution, LTE)基站,使用便携式频谱分析仪N9918A进行测量,并建立了基于高斯函数分布的基站电磁辐射预测模型<sup>[12]</sup>;北京交通大学陶成教授团队于2020年利用深度学习方法,提出基于神经网络的电场强度预测模型,用于基站周边电磁分布特性的预测<sup>[14]</sup>;桂林电子科技大学丁勇教授团队于2019年提出了基于K-近邻非参数核回归的改进预测算法,用于数据处理与预测模块计算预测点的信号场强值<sup>[15]</sup>。可以看出,这两种方法分别从计算电磁路径损耗和统计电磁辐射数据出发,研究基站电磁辐射变化规律。随着机器学习方法的不断升级,依据统计少量电磁辐射数据来研究基站电磁辐射预测的方案越来越盛行。

因此,为了更好地优化针对5G基站电磁辐射的预测方法,本文从统计电磁辐射监测数据出发,借助机器学习算法,提出一种基于GRNN模型的基站电磁辐射预测方法,解决基站共站电磁辐射水平表征问题。

## 1 基站电磁辐射预测模型选取

基站最大辐射方向上,距离为 $D$ 的接收点处产生的场强振幅值为<sup>[16]</sup>:

$$|\mathbf{E}_0| = \frac{\sqrt{60P_t D_t}}{D} \quad (1)$$

式中: $P_t$ 为基站发射功率; $D_t$ 为发射天线的方向性系数。

本文中,测量点位于5G基站的理论最大辐射点处,因此 $D$ 为5G基站与其理论最大辐射点之间的距离。

5G基站在建设过程中往往是共站建设,设 $P_1$ 为中国移动天线发射功率; $P_2$ 为中国联通天线发射功率; $P_3$ 为中国电信天线发射功率,则各运营商天线在基站最大辐射方向距离为 $D$ 的接收点处产生的场强振幅值为:

$$\begin{cases} |\mathbf{E}_1| = \frac{\sqrt{60P_1 D_1}}{D} \\ |\mathbf{E}_2| = \frac{\sqrt{60P_2 D_2}}{D} \\ |\mathbf{E}_3| = \frac{\sqrt{60P_3 D_3}}{D} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $D_1$ 为中国移动天线的方向性系数; $D_2$ 为中国联通天线的方向性系数; $D_3$ 为中国电信天线的方向性系数。则有

$$|\mathbf{E}_0| = \sqrt{|\mathbf{E}_1|^2 + |\mathbf{E}_2|^2 + |\mathbf{E}_3|^2} \quad (3)$$

此外，在测试过程中发现，5G 数据流量传输时间越长，则电磁辐射越大。综上，选取的输入特征参数和输出特征参数如表 1 所示。

表 1 输入特征参数和输出特征参数

Table1 Input feature parameters and output feature parameters

symbol	description	property
$P_1$	transmitted power of antennas belonging to China Mobile	input
$P_2$	transmitted power of antennas belonging to China Unicom	input
$P_3$	transmitted power of antennas belonging to China Telecom	input
$D$	distance between 5G base station and its theoretical maximum radiation point	input
$T$	data transferring time between 5G terminal and 5G base station	input
$t$	moment in the test duration ( $0 \leq t \leq 360$ s)	input
$ E $	instantaneous electric field intensity at the given time $t$	output

在北京海淀、房山、顺义、昌平等地区，使用搭载 EF0691 天线的 Narda NBM550 综合场强仪，针对 5G 基站单站和共站的多个场景进行测量，获取数据 10 800 条。

考虑到机器学习模型具有较强的非线性映射能力，自我学习和数据自适应性较好，且模型具有好的并行、分布式处理结构，能够实现局部数据操作，可以将学习模型的总误差降到最低。因此本文针对基站辐射预测问题，选取广义回归神经网络(GRNN)模型，以更好地预测 5G 基站产生的电磁辐射，并将其与 BP 神经网络<sup>[17]</sup>反向传播前馈神经网络(Backpropagation Neural Networks, BNN)模型和支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)模型预测结果进行对比，衡量几种方法的优劣。

### 1.1 BP 神经网络模型

BP 神经网络包括输入层、隐含层和输出层。BP 神经网络的隐含层可以为一层或多层，一个包含 2 层隐含层的 BP 神经网络的拓扑结构如图 1 所示。

BP 神经网络的输入层为样本的基站发射功率  $P_i$  (包括中国移动天线发射功率  $P_1$ 、中国联通天线发射功率  $P_2$  以及中国电信天线发射功率  $P_3$ )、5G 基站与其理论最大辐射点之间的距离  $D$ 、数据传输时间  $T$  以及测量点持续测量时间  $t$ ，输出层为测量点综合电场强度值。隐含层的个数需参照已有的优异模型，通过迁移和微调的方式确定。一般来说，多个隐含层可用于拟合任何非线性函数，但更多的层数容易产生过拟合问题，增加训练难度，因此，还需要依据已有经验来调整隐含层的个数。

隐藏层中的神经元数目在经验公式确定的范围内选取，较为常用的经验公式为：

$$n_h = 2\sqrt{n_i + n_o} + m \tag{4}$$

式中： $n_h$  为隐藏层神经元数； $n_i$  为输入层神经元数； $n_o$  为输出层神经元数； $m$  为常数，且  $m \in [1, 10]$ 。

为减少输入因子的数据差距，提高网络的收敛速度和模型的稳定性，需对网络的输入按式(5)进行线性归一化。

$$y = (y_{\max} - y_{\min}) \times \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} + y_{\min} \tag{5}$$

式中： $x$  为实际值； $x_{\min}$  和  $x_{\max}$  为数据中的最小值和最大值； $y$  为归一化值； $y_{\min}$  和  $y_{\max}$  为归一化到某个区间  $[y_{\min}, y_{\max}]$  的边界值，即数据映射到区间  $[y_{\min}, y_{\max}]$  上。

### 1.2 SVR 模型

SVR 模型是美国学者 Corinna Cortes 和 Vladimir Vapnik 于 1995 年提出的<sup>[18]</sup>，其主要原理是通过先验选择的某种非线性映射，将输入向量映射至某个高维特征空间上，在此空间中构造具有特殊性质的线性决策曲面，从而保证网络具有较高的泛化能力。SVR 模型会使样本点到超平面的距离尽可能小，从而能够找到最优的回归平面，如图 2 所示。

获得的模型函数，即最佳超平面公式为：

$$f(x) = \omega x + b \tag{6}$$

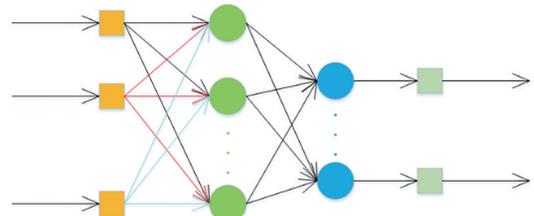


Fig.1 Block diagram of BP neural network model  
图 1 BP 神经网络模型的原理框图

式中： $\omega$ 为函数广义参数； $b$ 为回归偏置。

图中最佳间隔为  $2\varepsilon$ ， $\varepsilon$ 为容忍偏差，通常为人工设定的经验值，隔离带上下边缘分别为  $f(x) - \varepsilon$  和  $f(x) + \varepsilon$ 。当样本到最佳超平面的投影大于  $\varepsilon$  时，才会计算损失。若样本落入到间隔带内，则不计算损失，认为样本预测正确<sup>[9]</sup>。

按照式(6)，最终建立的回归函数式应为：

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i^* - a_i)(x_i, x_j) + b \quad (7)$$

式中： $a_i$ 和  $a_i^*$ 为引入的拉格朗日乘子； $b$ 为回归偏置。

SVR的最终优化目标  $R$  为：

$$R = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c\xi \quad (8)$$

式中： $\omega$ 为函数广义参数； $c$ 为模型的惩罚因子； $\xi$ 为松弛因子。

式(7)中的内积运算需通过核函数  $K(x_i, x_j)$  替代，本文依据特征参数分布特性，选取了收敛域较宽的径向基核函数(Radial Basis Function, RBF)，即：

$$K(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) \quad (9)$$

式中  $g$  为核参数，该参数和惩罚因子  $c$  会影响 SVR 模型的预测精确度。

### 1.3 GRNN 模型

GRNN 模型为径向基神经网络的一种<sup>[20]</sup>。GRNN 由输入层、模式层、求和层和输出层构成。网络输入为：

$$\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T \quad (10)$$

输出为：

$$\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_p)^T \quad (11)$$

本文中，输入层神经元的数目  $p$  为输入特征参数的个数，即  $p=5$ 。模式层的神经元数目为输入样本的数目  $M$ 。模式层的传递函数为：

$$p_i = \exp\left[-\frac{(x-x_i)^T(x-x_i)}{2\sigma^2}\right], i=1, 2, \dots, M \quad (12)$$

式中： $\sigma$ 为平滑因子； $x$ 为网络输入变量； $x_i$ 为第  $i$  个神经元相对应的学习样本。

求和层有 2 种类型的神经元。一类为分母单元，进行算术求和，传递函数为：

$$S_D = \sum_{i=1}^M p_i \quad (13)$$

另一类为分子单元，对所有模式层的输出进行加权求和，传递函数为：

$$S_{N_j} = \sum_{i=1}^M y_{ij} p_i \quad (j=1, 2, \dots, k) \quad (14)$$

式中  $y_{ij}$  为模式层中第  $i$  个神经元与求和层中第  $j$  个分子之间的连接权值。

本文中输出为基站电磁辐射综合场强的预测值，即  $k=1$ ，数学表达式为：

$$y_j = \frac{S_{N_j}}{S_D}, j=1, 2, \dots, k \quad (15)$$

### 1.4 评估指标

为测量预测值和实际值之间的差异，采用平均绝对百分比误差(MAPE)作为评估预测精确度的指标。

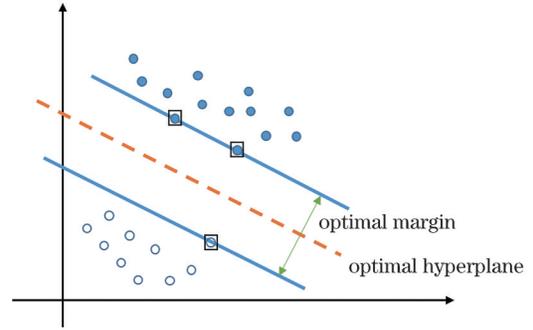


Fig.2 Schematic diagram of SVR model  
图2 SVR 模型示意图

$$E_{\text{MAP}} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{|E| - |\hat{E}|}{|E|} \right| \quad (16)$$

式中： $n$ 为测试集中的数据量； $|E|$ 为实际测量值； $|\hat{E}|$ 为预测值。

为评估求解效率，使用运行时间来进行评估。

## 2 结果分析

本文数据量为 10 800，使用 80% 的数据作为训练集，20% 的数据作为测试集，BP 神经网络模型、SVR 模型和 GRNN 模型所用的测试样本一致。所用工作站的处理器为 Intel(R) Xeon(R) Bronze 3104 CPU@1.70 GHz，已安装内存(RAM)为 32.0 GB。详细训练结果如下。

### 2.1 BP 神经网络模型结果分析

当隐含层数量为 1 时，设置节点数为 10，使用 BP 神经网络模型预测结果如图 3 所示。从图 3 中可以看出，2 条曲线整体重合度较差，特别是当点数为 1 000 时，预测结果与实际测量结果产生了较大的误差。整个测试集的预测误差为  $E_{\text{MAP}}=0.230 4$ 。

当隐含层数量为 2 时，设置第 1 层节点数为 13，第 2 层节点数为 14，使用 BP 神经网络模型预测结果如图 4 所示。从图 4 中可以看出，使用 2 个隐含层的预测结果相较使用 1 个隐含层的预测结果更为准确。整个测试集的预测误差为  $E_{\text{MAP}}=0.166 8$ 。

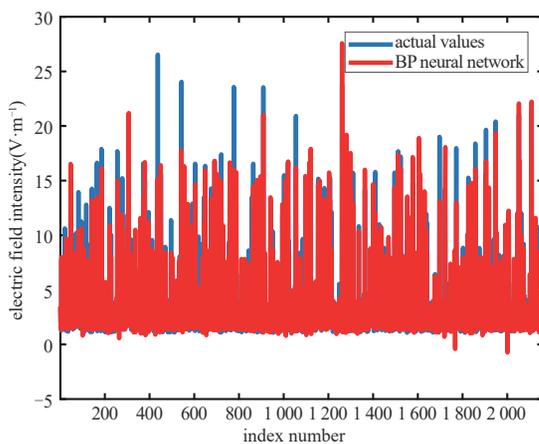


Fig.4 The predicted result of BP neural network model( $l=2$ )  
图 4 BP 神经网络模型预测结果( $l=2$ )

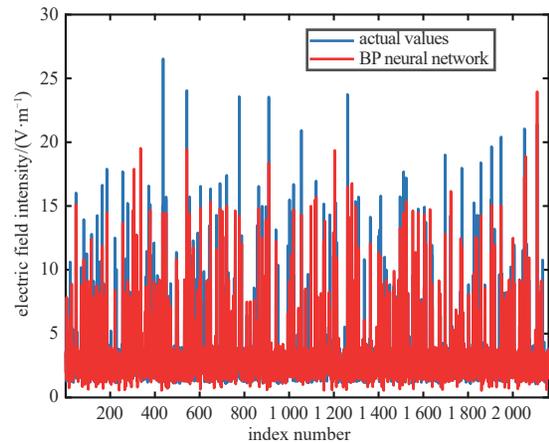


Fig.3 The predicted result of BP neural network model( $l=1$ )  
图 3 BP 神经网络模型预测结果( $l=1$ )

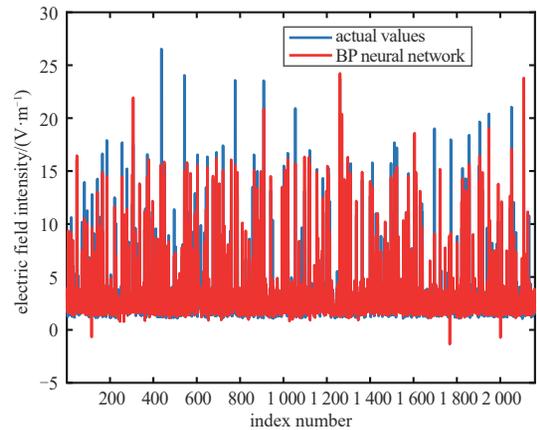


Fig.5 The predicted result of BP neural network model( $l=3$ )  
图 5 BP 神经网络模型预测结果( $l=3$ )

当隐含层数量为 3 时，设置第 1 层节点数为 13，第 2 层节点数为 8，第 3 层节点数为 2，使用 BP 神经网络模型预测结果如图 5 所示。从图 5 中可以看出，使用 3 个隐含层的预测结果与使用 2 个隐含层的预测结果相差不大，整个测试集的预测误差为  $E_{\text{MAP}}=0.1695$ 。

综上所述，当隐含层数量  $l=2$  时，MAPE 最小，因此可认为：当隐含层数量  $l=2$  时，BP 神经网络模型预测结果最优。

### 2.2 SVR 模型结果分析

经过观察和分析特征参数的分布特性，本文选取不同的惩罚因子  $c$  和核参数  $g$  来调整模型的预测精确度，最终在  $c=4$ ， $g=0.8$  的情况下，获得了最优的预测结果，使用 SVR 模型预测的结果如图 6 所示。

根据 SVR 模型预测结果可知，整个测试集的预测误差为  $E_{\text{MAP}}=0.091 7$ ，运行时间为 2 min 左右。

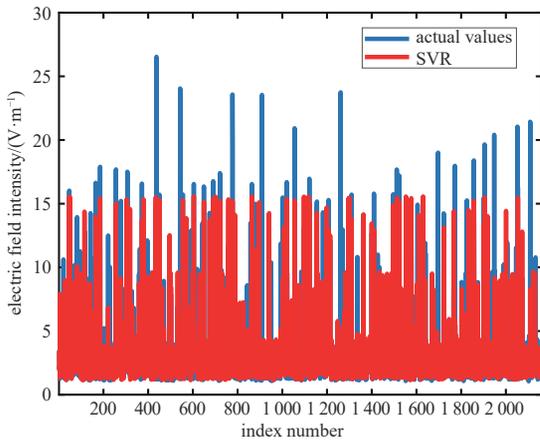


Fig.6 The predicted result of SVR model  
图 6 SVR 模型预测结果

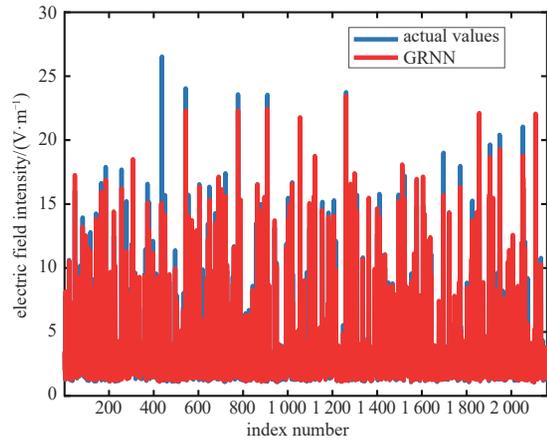


Fig.7 The predicted result of GRNN model  
图 7 GRNN 模型预测结果

### 2.3 GRNN 模型结果分析

根据实际监测获取到的特征数据，将 GRNN 模型输入层神经元的数目设定为 5，得到的预测结果如图 7 所示。根据 GRNN 模型预测结果可知，整个测试集的预测误差为  $E_{MAP} = 0.0871$ ，运行时间为 3~5 min。

### 2.4 基站电磁辐射预测方法对比

图 8 为不同模型的预测值和实际值之间的差异情况。

根据 2.1、2.2 和 2.3 的结果，可得表 2。

由图 8 和表 2 可得，当数据量为 10 800 时，与 BP 神经网络模型相比，SVR 模型虽然减少了预测运行时间，但精确度提高不明显，主要原因是在多因素影响的情况下，缺少了类似神经网络模型那样依据预测误差不断调整网络权值优化训练模型的过程。

GRNN 模型预测精确度和求解效率相对较高，相较于 BP 神经网络模型，GRNN 模型 MAPE 的最小值减小了  $\frac{0.1668 - 0.0871}{0.1668} \times 100\% = 47.78\%$ 。

GRNN 模型与 SVR 模型相比，虽然在求解效率方面稍显不足，但从预测精确度看，GRNN 模型远高于 SVR 模型，并随着区域面积增大，优势愈发明显。

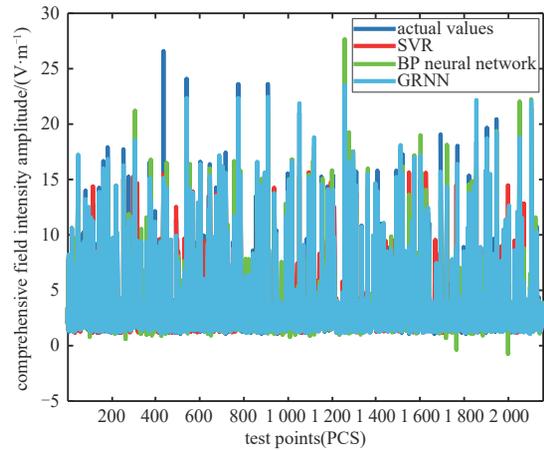


Fig.8 Comparison of three electromagnetic radiation prediction models for base stations

图 8 三种基站电磁辐射预测模型的结果对比

表 2 基站电磁辐射预测方法对比

Table 2 Comparison of electromagnetic emission prediction methods of base stations

method	MAPE	runtime/min
the results of BP neural network model prediction evaluation ( $l=1$ )	0.225 0	5~6
the results of BP neural network model prediction evaluation ( $l=2$ )	0.158 3	5~6
the results of BP neural network model prediction evaluation ( $l=3$ )	0.162 7	5~6
the results of SVR model prediction evaluation	0.193 5	about 2
the results of GRNN model prediction evaluation	0.087 1	3~5

## 3 结论

本文主要针对 5G 基站电磁辐射预测方法进行研究，提出了一种基于 GRNN 模型的基站电磁辐射预测方法，提高了预测的精确度和效率，解决了基站共站、多制式状态下电磁辐射水平难以预测的问题。需要注意的是，本文研究是在假设基站功率最大且恒定不变的情况下进行的，但实际基站工作时，其功率不稳定时有发生，可能会影响预测结果的准确性，需进一步研究。

## 参考文献：

- [1] 赖红珍. 环境中移动通信基站的电磁辐射分布研究[J]. 资源节约与环保, 2015(8):123. (LAI Hongzhen. Research on electromagnetic radiation distribution of mobile communication base station in environment[J]. Resource Conservation and Environmental Protection, 2015(8):123.) doi:10.16317/j.cnki.12-1377/x.2015.08.113.
- [2] 中华人民共和国生态环境部. HJ 972-2018 移动通信基站电磁辐射环境监测方法[S]. 北京:中国环境科学出版社, 2018. (Ministry of Ecology and Environment, PRC. HJ 972-2018 Monitoring method for electromagnetic radiation environment of mobile communication base station[S]. Beijing:China Environmental Press, 2018.)
- [3] 中华人民共和国生态环境部. HJ 1151-2020 5G 移动通信基站电磁辐射环境监测方法[S]. 北京:中国环境科学出版社, 2020. (Ministry of Ecology and Environment, PRC. HJ 1151-2020 Monitoring method for electromagnetic radiation environment of 5G mobile communication base station[S]. Beijing:China Environmental Press, 2020.)
- [4] 中国信息通信研究院. 全国移动网络质量监测报告(第 2 期)[EB/OL]. (2022-09-05). <http://www.caict.ac.cn/kxyj/qwfb/qwsj/202209/P020220905362668924283.pdf>. (China Academy of Information and Communications Technology. National Mobile Network Quality Monitoring Report(Issue 2) [EB/OL]. (2022-09-05). <http://www.caict.ac.cn/kxyj/qwfb/qwsj/202209/P020220905362668924283.pdf>.)
- [5] International Electro Technical Commission. IEC/EN 62232:2017. Determination of RF field strength and SAR in the vicinity of radio communication base stations for the purpose of evaluating human exposure[S]. 2017.
- [6] International Commission on Non-Ionizing Radiation Protection(ICNIRP). Guidelines for limiting exposure to time-varying electric, magnetic, and electromagnetic fields(up to 300 GHz)[J]. Health Physics, 1998,97(3):257-258.
- [7] CHIO C K, TING S W, ZHAO X, et al. Prediction model for radiation from base-station antennas using electromagnetic simulation[C]// 2012 Asia Pacific Microwave Conference Proceedings. Kaohsiung, Taiwan: IEEE, 2012: 1082-1084. doi:10.1109/APMC.2012.6421831.
- [8] 罗勇. 5G 基站电磁环境测试和研究[D]. 北京:北京邮电大学, 2021. (LUO Yong. Testing and research on electromagnetic environment of 5G base station[D]. Beijing, China: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021.) doi:10.26969/d.cnki.gbydu.2021.001679.
- [9] 陈习权, 孙杰, 韩海林. 城市小区移动通信基站电磁辐射场强的计算机仿真[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(30):7821-7825. (CHEN Xiquan, SUN Jie, HAN Hailin. Computer simulation of electromagnetic radiation field intensity around mobile communication base stations in urban residential quarters[J]. Science, Technology and Engineering, 2012, 12(30):7821-7825.) doi:10.3969/j.issn.1671-1815.2012.30.003.
- [10] 陈园园. TD-SCDMA 基站电磁辐射测量和预测方法研究[D]. 郑州:郑州大学, 2012. (CHEN Yuanyuan. Research on electromagnetic radiation measurement and prediction method of TD-SCDMA base station[D]. Zhengzhou, Henan, China: Zhengzhou University, 2012.)
- [11] 付松. 5G 基站电磁辐射评估[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2021, 19(6):1053-1056. (FU Song. Electromagnetic radiation assessment of 5G base station[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2021, 19(6):1053-1056.) doi:10.11805/TKYDA2020198.
- [12] 尹斐. 基于泊松簇过程的异构蜂窝网络基站电磁辐射预测[D]. 湘潭:湘潭大学, 2020. (YI Fei. Electromagnetic radiation prediction of heterogeneous cellular network base station based on Poisson cluster process[D]. Xiangtan, Hunan, China: Xiangtan University, 2020.) doi:10.27426/d.cnki.gxtd.2020.000451.
- [13] 周凯. TD-SCDMA 基站电磁辐射预测方法研究[D]. 湘潭:湘潭大学, 2017. (ZHOU Kai. Research of prediction method for TD-SCDMA base stations electromagnetic radiation[D]. Xiangtan, Hunan, China: Xiangtan University, 2017.)
- [14] 施佩克. 基于射线追踪的共址高压输电铁塔移动基站电磁分布特性研究[D]. 北京:北京交通大学, 2020. (SHI Peike. Research of electromagnetic distribution characteristics of mobile base station co-located with high voltage transmission tower based on ray-tracing method[D]. Beijing, China: Beijing Jiaotong University, 2020.) doi:10.26944/d.cnki.gbfju.2020.002268.
- [15] 熊宁. 基于非参数核回归预测的无线信号源定位技术研究[D]. 桂林:桂林电子科技大学, 2019. (XIONG Ning. Research on wireless signal source location technology based on nonparametric kernel regression prediction[D]. Guilin, Guangxi, China: Guilin University of Electronic Technology, 2019.)
- [16] 李莉. 天线与电波传播[M]. 北京:科学出版社, 2009. (LI Li. Antenna and propagation[M]. Beijing: Science Press, 2009.)