

## 基于监测数据的电磁频谱地图构建与验证\*

查 淞<sup>1</sup>, 夏海洋<sup>1</sup>, 黄纪军<sup>1</sup>, 刘继斌<sup>1</sup>, 马 晨<sup>2</sup>, 李 冰<sup>3</sup>

(1. 国防科技大学 电子科学学院, 湖南 长沙 410073; 2. 中国人民解放军 32035 部队, 陕西 西安 710060;  
3. 中国人民解放军 31007 部队, 北京 100000)

**摘要:**提出基于广义回归神经网络拟合和聚类克里金的构建方法,通过趋势面拟合,将电磁频谱地图构建分解为路径衰减和阴影衰落分量的估计问题,以提升构建精度;设计监测数据聚类和自适应最优邻域选取机制,在保证构建精度的条件下减小计算数据量,以提升构建速度,从而利用数量有限的电磁环境监测数据,在不需要先验信息的条件下实现电磁频谱地图的准确、快速构建。设计并实现电磁频谱地图验证系统,搭建车载数据采集设备,利用实测电磁环境监测数据,验证所提方法的可行性及构建性能。

**关键词:**电磁频谱地图;电磁环境监测数据;广义回归神经网络;聚类克里金;实测数据  
**中图分类号:**TN911.7 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2023)02-171-08

## Construction and verification of spectrum map by using monitoring data

ZHA Song<sup>1</sup>, XIA Haiyang<sup>1</sup>, HUANG Jijun<sup>1</sup>, LIU Jibin<sup>1</sup>, MA Chen<sup>2</sup>, LI Bing<sup>3</sup>

(1. College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;  
2. The PLA Unit 32035, Xi'an 710060, China; 3. The PLA Unit 31007, Beijing 100000, China)

**Abstract:** A spectrum map construction method based on general regression neural network fitting and clustering Kriging was proposed, in which the path-loss and shadowing components were estimated by general regression neural network for trend-surface fitting to improve the construction accuracy. In order to improve construction efficiency and guarantee the accuracy meanwhile, monitoring data clustering and optimal neighborhood selection were utilized to reduce the amount of calculated data. The proposed method can realize the accurate and fast construction without prior information by only using limited amount electromagnetic environment monitoring data. A spectrum map prototype verification system was designed and implemented, real measured data from vehicle-based collection system was utilized for testification of the feasibility and performance of the proposed method.

**Keywords:** spectrum map; electromagnetic environment monitoring data; general regression neural network; clustering Kriging; real measured data

电磁频谱地图(spectrum map)<sup>[1-2]</sup>也被称之为无线电环境地图(radio environment map)或无线电地图(radio map),可从时间、空间、频率和能量等多个维度对电磁环境进行定量描述<sup>[3]</sup>,并结合地理信息系统进行可视化展示。电磁频谱地图为电磁空间认知与控制利用等诸多军民应用提供基础信息<sup>[4]</sup>,其用途主要有四个方面:一是获取电磁频谱资源分布状况<sup>[5-6]</sup>,支撑频谱资源精细化动态管理,实现电磁频谱资源高效利用;二是获取电磁辐射分布状况,为电磁污染监测与防治提供量化依据;三是获取电磁干扰行为规律,支撑黑广播、伪基站等违法行为查处,维护用频秩序;四

是在军事应用领域<sup>[7]</sup>,电磁频谱地图可为电磁态势生成、装备部署运用、作战用频规划和用频冲突消解等应用<sup>[8]</sup>提供辅助决策信息。因此,准确、快速构建电磁频谱地图具有十分重要的意义<sup>[9]</sup>。

根据是否需要辐射源与传播模型等先验信息,电磁频谱地图构建方法<sup>[3,10]</sup>通常分为直接构建法、间接构建法和混合构建法三类。直接构建法主要包括最近邻(nearest neighbour, NN)法<sup>[11]</sup>、自然邻点(natural neighbour interpolation, NNI)法<sup>[12]</sup>、反距离加权(inverse distance weighted, IDW)法<sup>[13]</sup>、样条(splines)法<sup>[14]</sup>、改进Shepard法<sup>[15]</sup>和梯度距离平方反比(gradient plus

\* 收稿日期:2021-05-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61901486, U19A2058)

作者简介:查淞(1987—),男,江西庐山人,副教授,博士,硕士生导师, E-mail: zhasong0551@163.com;

夏海洋(通信作者),男,湖南武冈人,博士研究生, E-mail: easonhsia@sina.com

inverse distance squared, GIDS) 法<sup>[16]</sup>等确定性插值法、克里金 (Kriging) 法<sup>[17]</sup>等地统计学变分插值法以及基于张量补全的多维频谱地图构建算法<sup>[18]</sup>。间接构建法需利用辐射源和传播模型等先验信息, 主要包括基于完备先验信息的正演法、基于发射机位置的估计法<sup>[19]</sup>、接收信号强度差分法<sup>[20]</sup>和信噪比辅助法<sup>[21]</sup>等。混合构建法将直接构建法和间接构建法相结合, 包括基于图像处理的混合构建法<sup>[22]</sup>、基于传播模型参数先验信息的贝叶斯估计构建法<sup>[23-24]</sup>、利用克里金法对传播模型构建结果进行修正的混合构建法<sup>[25-26]</sup>和基于多中心幂函数拟合的混合构建法<sup>[27]</sup>等。当前投入应用的电磁频谱地图<sup>[10]</sup>主要包括欧盟的“基于认知无线电系统测量与建模的感知无线电接入”项目和美国国防部高级研究计划局的“先进射频地图”项目等, 其中前者使用的主要构建方法就是克里金法。

实际应用中, 常由于存在非合作辐射源以及传播环境特性未知等原因, 难以获得辐射源和传播模型相关的先验信息, 使得依赖先验信息的间接构建法和混合构建法适用范围受限。与此同时, 信息技术的普及使得各类设备可采集得到大量电磁环境监测数据, 其中尤其以幅度的监测最为普遍。因此, 如何利用接收功率监测数据, 在不依赖于先验信息的条件下进行电磁频谱地图构建, 成为电磁频谱地图构建研究的热点。现有构建方法中, 克里金法由于其结果为最佳线性无偏估计, 具备构建精度高等优点, 故而应用更为广泛<sup>[28-29]</sup>。然而针对电磁频谱地图准确、快速构建的需求, 克里金法仍存在如下局限性<sup>[10]</sup>: 一是电磁频谱地图构建不满足克里金法所需的准二阶平稳假设或准内蕴假设前提条件, 因而制约其构建精度; 二是克里金法的计算复杂度随监测数据量的三次方增大, 因而严重限制其构建速度。

针对上述问题, 本文提出了一种基于广义回归神经网络拟合和聚类克里金的构建方法, 通过趋势面拟合, 将电磁频谱地图构建分解为路径衰减和阴影衰落分量的估计问题, 以提升构建精度; 设计监测数据聚类和自适应最优邻域选取机制, 在保证构建精度的条件下减小计算数据量, 以提升构建速度, 从而利用数量有限的电磁环境监测数据, 在不需要先验信息的条件下实现电磁频谱地图的准确、快速构建。设计并实现电磁频谱地图验证系统, 搭建车载数据采集设备实测电磁环境监测数据, 对所提方法的可行性及构建性能进

行验证。

## 1 问题表述

不失一般性, 考虑感兴趣二维空间  $R$  内有  $M$  个辐射源和  $N$  个监测点, 其中辐射源辐射功率及其位置分别表示为  $\{P_r(m)\}_{m=1}^M$  和  $\{s_r(m)\}_{m=1}^M$ , 监测点接收功率及其位置分别表示为  $\{P_r(n)\}_{n=1}^N$  和  $\{s_r(n)\}_{n=1}^N$ 。假设衰落效应的影响已通过多次测量取均值的方式予以消除, 则第  $n$  ( $n=1, 2, \dots, N$ ) 个监测点的接收功率可表示为:

$$P_r(n) = P_{r,pl}(n) + V(n) \quad (1)$$

式中,  $P_{r,pl}(n)$  和  $V(n)$  分别为确定性的路径衰减分量和随机性的阴影衰落分量。

路径衰减由辐射功率扩散及传播特性造成, 因此路径衰减分量  $P_{r,pl}(n)$  为所有辐射源路径衰减影响的叠加, 第  $m$  个辐射源在第  $n$  个监测点处的路径衰落影响<sup>[30]</sup>可表示为:

$$P_{r,pl}(n, m) = P_r(m) + K + 10\eta \lg d_0 - 10\eta \lg \|s_r(m) - s_r(n)\| \quad (2)$$

式中,  $K$  为路径衰减系数,  $\eta$  为路径衰减指数,  $d_0$  为天线远场参考距离,  $\|\cdot\|$  表示向量的 2 范数。

阴影衰落由障碍物阻挡产生的阴影效应造成, 现有研究表明, 阴影衰落分量为服从对数正态分布的空间相关随机量, 常采用 Gudmundson 模型<sup>[31]</sup>对其建模, 位置  $s_r(n_i)$  与  $s_r(n_j)$  处的阴影衰落分量间的协方差为:

$$C(s_r(n_i), s_r(n_j)) = \sigma_\psi^2 \exp\left(-\frac{\|s_r(n_i) - s_r(n_j)\|}{d_c}\right) \quad (3)$$

式中,  $\sigma_\psi$  为阴影衰落标准差,  $d_c$  为反映衰落变化快慢的相关距离。

本文所解决的基于监测数据的电磁频谱地图构建问题即为利用有限数量的监测点处的接收功率  $\{P_r(n)\}_{n=1}^N$  及其位置信息  $\{s_r(n)\}_{n=1}^N$ , 估计感兴趣区域  $R$  内任意位置  $s_0 \in R$  处的接收功率。实际应用中, 监测数据采集任务可由专用电磁环境监测设备执行, 也可由通信、雷达、侦察等用频设备在不影响其主要功能的前提下执行。此外, 智能手机、物联网终端等各类具备无线收发功能设备的“爆炸式”普及也为电磁环境监测数据的获取提供了众多可能。

## 2 基于广义回归神经网络和聚类残差克里金的构建方法

由经验传播模型可知, 路径衰减分量表征区域内监测数据的主要变化趋势, 而阴影衰落分量

则可看成是叠加在主要变化趋势上的加性噪声,单个辐射源信号强度随源距离变化基于仿真数据的曲线如图 1 所示。

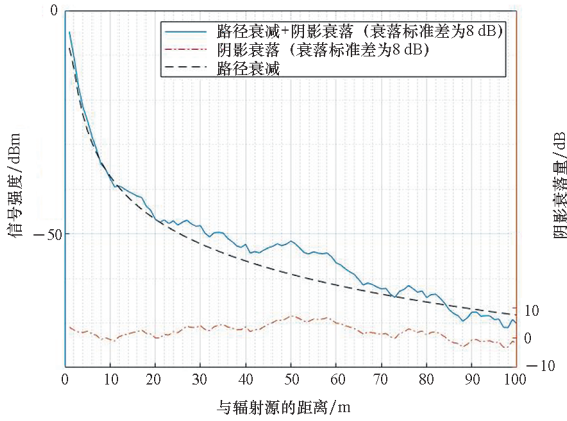


图 1 单个辐射源信号强度随源距离变化曲线

Fig. 1 Curve of signal strength against distance from source on the condition of single radiation source

根据式(1)~(3)可知,由于确定性路径衰减分量  $P_{r,pl}(n)$  的存在,监测数据  $P_r(n)$  不满足克里金法所需的准二阶平稳假设或准内蕴假设前提,而其中的阴影衰落分量  $V(n)$  数学期望为 0,且协方差函数仅与两点之间的距离相关,满足二阶平稳假设。因此,首先使用广义回归神经网络对趋势面进行拟合获得路径衰减分量估计,然后将监测数据与对应位置的路径衰减分量估计值作差,针对残差监测数据使用克里金法获得阴影衰落分量估计,以满足克里金法应用前提条件,提升电磁频谱地图构建精度。此外,克里金法的计算复杂度随数据量的三次方增大,然而由式(3)可知,不同位置阴影衰落分量的相关性随着距离的增加而减小,因而与待估计位置距离越远的残差监测数据参与计算所能获得的构建精度提升越小,同时还会急剧增加克里金法的计算复杂度。本文在阴影衰落分量估计时首先根据监测数据位置进行聚类,然后以克里金方差作为度量选取最优邻域参与计算,从而在保证构建精度的条件下减小参与克里金法计算的数据量,提升电磁频谱地图构建速度。

基于此,为实现电磁频谱地图的准确、快速构建,提出基于广义回归神经网络和聚类克里金的构建方法,实现流程如图 2 所示,主要包括基于广义回归神经网络的路径衰减分量估计和基于聚类克里金的阴影衰落分量估计两部分。

### 2.1 基于广义回归神经网络的路径衰减分量估计

广义回归神经网络<sup>[32]</sup> (general regression neural network, GRNN)是径向基神经网络的一种

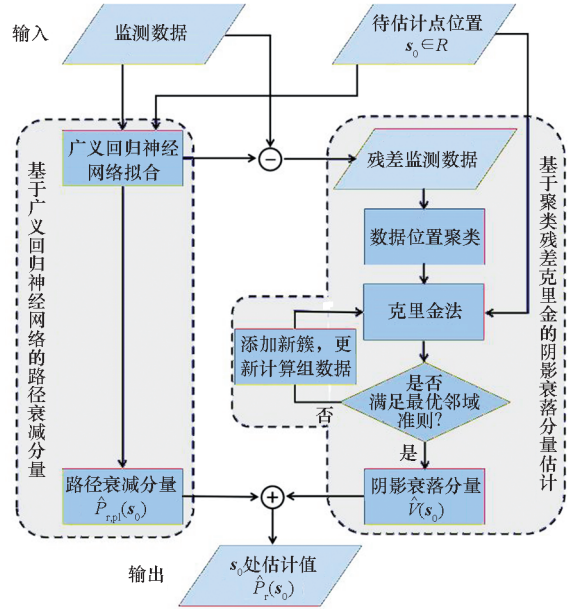


图 2 基于广义回归神经网络和聚类克里金的构建方法流程图

Fig. 2 Flowchart of map construction method based on general regression neural network and clustering Kriging

变形形式,以样本数据为后验条件,输出是输入的径向基函数和神经元参数的线性组合。GRNN 以非线性回归分析理论为基础,兼具数据的内插和外推功能,具有非线性映射能力强、收敛速度快的特点,在样本数量较少时有较好的预测效果,对于不稳定的数据也有较强的处理性能。因此本文在趋势面拟合中采用 GRNN 进行路径衰减分量估计,包含输入层、隐含层、加和层和输出层四层,其估计流程如图 3 所示。

输入层接收待估计点位置  $s_0 = (x_0, y_0)^T$ ,其神经元的数量与位置向量  $s_0$  的维数相等,传输函数使用简单的线性函数。隐含层为径向基层。由于路径衰减分量随距离按指数形式变化,因此采用高斯函数作为基函数,即:

$$\Phi_n(s_0) = \exp\left(-\frac{\|s_0 - s_r(n)\|^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (4)$$

式中:监测数据位置  $s_r(n)$  为基函数的中心向量; $\sigma_s$  为平滑因子,控制感兴趣区域  $R$  内路径衰减分量整体趋势的平滑程度,也是广义回归神经网络对于环境特征的描述,与路径衰减指数密切相关。

图 4 即为仿真实验中,不同平滑因子条件下,广义回归神经网络对于路径衰减趋势面拟合效果的对比。路径衰减指数为 3 的情况下,由图可见,平滑因子的取值在 2~6 之间能较好地对比路径衰减分量进行拟合。

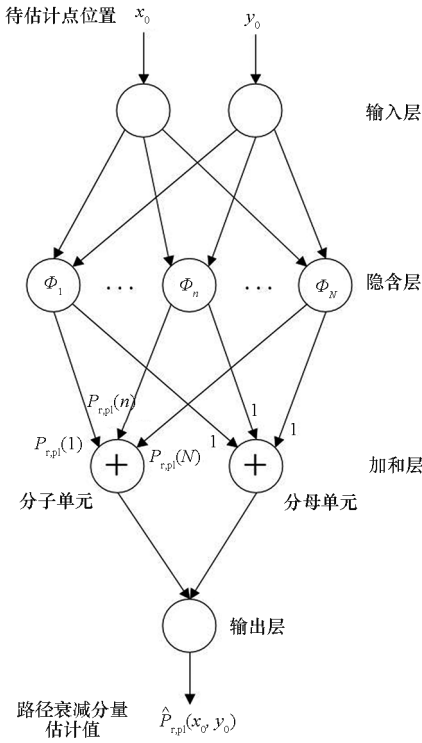
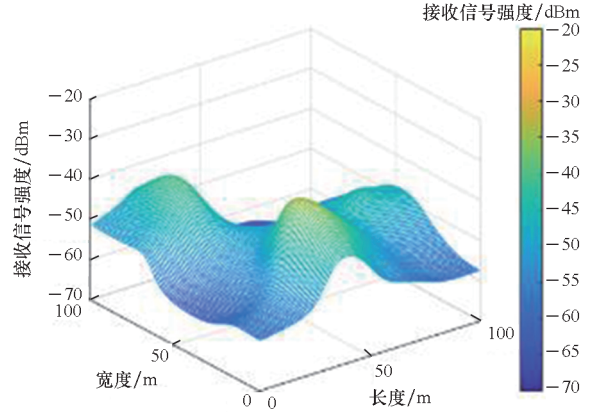
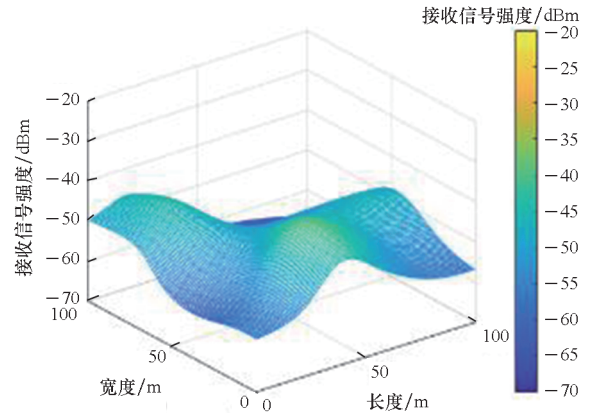


图 3 路径衰减分量估计流程图

Fig. 3 Flowchart of path-loss component estimation



(c)  $\sigma_s = 10$



(d)  $\sigma_s = 14$

图 4 不同平滑因子条件下 GRNN 趋势面拟合效果对比  
Fig. 4 Comparisons of GRNN trend-surface fitting of different smoothing factors

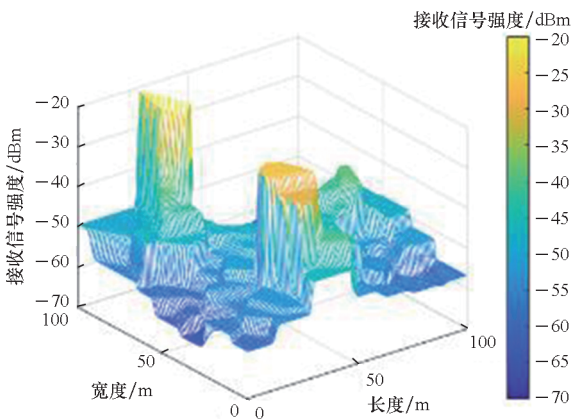
加和层则包含两种神经元:第一种为计算隐含层各神经元的代数和,即分母单元;第二种为计算隐含层神经元的加权和,权值为各训练样本的期望输出值,即分子单元。输出层将加和层的分子单元、分母单元的输出相除,作为待估计点位置的路径衰减分量估计值,即:

$$\hat{P}_{r,pl}(s_0) = \frac{\sum_{n=1}^N \Phi_n(s_0) P_{r,pl}(n)}{\sum_{n=1}^N \Phi_n(s_0)} \quad (5)$$

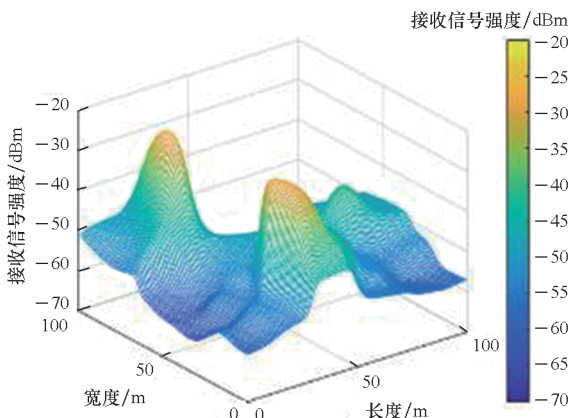
### 2.2 基于聚类残差克里金的阴影衰落分量估计

根据式(4)和式(5)获得路径衰减分量估计后,将监测数据与对应位置的路径衰减分量估计值作差得到残差监测数据  $\{P_{re}(n)\}_{n=1}^N$ , 然后进行阴影衰落分量估计,包括残差监测数据聚类、克里金法估计和最优邻域选取三个步骤。

**步骤 1:** 残差监测数据聚类。近邻传播 (affinity propagation, AP) 聚类<sup>[33]</sup>是一种基于近邻信息传递的聚类方法,在线性递归的过程中实现



(a)  $\sigma_s = 2$



(b)  $\sigma_s = 6$

所有点到最近的类代表点的相似度和最大,可在不预设类数量等信息的前提下自适应聚类,适应基于监测数据的电磁频谱地图构建中监测数据空间采样率低、分布随机性强等特点。定义不同监测数据位置 $s_r(n_i)$ 和 $s_r(n_j)$ 的相似度和为 $m(i, j)$ ,其表达式为:

$$m(i, j) = -\|s_r(n_i) - s_r(n_j)\|^2 \quad (6)$$

使用 $N$ 阶零矩阵初始化“吸引力”矩阵 $\mathbf{R}$ 和“归属度”矩阵 $\mathbf{A}$ ,并通过式(7)、式(8)分别对两个矩阵中的第 $i$ 行、第 $j$ 列元素进行更新。

$$r(i, j) \leftarrow m(i, j) - \max_{j' \neq j} \{a(i, j') + m(i, j')\} \quad (7)$$

$$a(i, j) \leftarrow \begin{cases} \min \{0, r(i, j) + \sum_{i' \in \{1, j\}} \max \{0, r(i', j)\}\}, & i \neq j \\ \sum_{i' \neq j} \max \{0, r(i', j)\}, & i = j \end{cases} \quad (8)$$

当迭代运算后聚类边界不再发生变化时,或达到预设的最大迭代次数后停止迭代。聚类结果按照与待估计位置 $s_0$ 距离由近至远标记为 $C_1, C_2, \dots, C_K$ ,其中 $K$ 为簇的数量。

**步骤2: 克里金法估计。**首先使用 $C_1$ 初始化最优邻域 $C_{\text{opt}} = \{s_{\text{opt}}(n)\}_{n=1}^{N_{\text{opt}}}, \{P_{\text{re, opt}}(n)\}_{n=1}^{N_{\text{opt}}}$ 为对应残差监测数据,构建 $s_0$ 处阴影衰落分量估计值为:

$$\hat{V}(s_0)|_1 = \sum_{n=1}^{N_{\text{opt}}} \omega_n P_{\text{re, opt}}(n) \quad (9)$$

为保证式(9)的估计结果为最优无偏估计,根据二阶平稳假设,式(9)中的克里金权重系数由式(10)求得

$$\mathbf{K}\boldsymbol{\lambda} = \mathbf{M} \quad (10)$$

$$\text{式中, } \boldsymbol{\lambda} = \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \vdots \\ \omega_{N_{\text{opt}}} \\ -L \end{bmatrix}, \mathbf{M} = \begin{bmatrix} \gamma(s_{\text{opt}}(1), s_0) \\ \gamma(s_{\text{opt}}(2), s_0) \\ \vdots \\ \gamma(s_{\text{opt}}(N_{\text{opt}}), s_0) \\ 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} \gamma(s_{\text{opt}}(1), s_{\text{opt}}(1)) & \dots & \gamma(s_{\text{opt}}(1), s_{\text{opt}}(N_{\text{opt}})) & 1 \\ \vdots & & \vdots & \vdots \\ \gamma(s_{\text{opt}}(N_{\text{opt}}), s_{\text{opt}}(1)) & \dots & \gamma(s_{\text{opt}}(N_{\text{opt}}), s_{\text{opt}}(N_{\text{opt}})) & 1 \\ 1 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix}。$$

其中,理论变差函数 $\gamma(\cdot)$ 定量描述阴影衰落分量的空间相关性,由残差监测数据计算得到的实验变差函数配以相应理论模型拟合得到。

同时,式(9)估计精度由克里金方差表示:

$$\sigma_{s_0}^2|_1 = \sum_{n=1}^{N_{\text{opt}}} \omega_n \gamma(s_{\text{opt}}(n), s_0) + L \quad (11)$$

式中, $L$ 为拉格朗日常数,由式(10)求解。

**步骤3: 最优邻域选取。**由于阴影衰落分量空间相关性随着间距增加而减小,因而与位置 $s_0$ 相距较远的残差监测数据构建式(9)所能获得的精度提升有限,同时还会显著增加式(10)求解的计算复杂度。为量化新增数据对估计结果的贡献,使用增添数据前后克里金方差的相对变化作为最优邻域选取准则。

$$\left| \frac{\sigma_{s_0}^2|_k - \sigma_{s_0}^2|_{k-1}}{\sigma_{s_0}^2|_{k-1}} \right| > \eta \quad (12)$$

式中, $\sigma_{s_0}^2|_k$ 表示与 $s_0$ 距离最近的 $k$ 个簇参与式(9)所示克里金估计时的克里金方差,由式(11)计算得到。当满足式(12)时,对最优邻域进行更新 $C_{\text{opt}} \leftarrow C_{\text{opt}} \cup C_{k+1}$ ;如不满足,则停止添加,输出当前估计结果为待估计点位置 $s_0$ 处的阴影衰落分量估计值 $\hat{V}(s_0)$ 。

### 3 实验验证与性能分析

为验证本文方法的可行性及性能,本节设计并实现电磁频谱地图验证系统,搭建车载数据采集设备实测电磁环境监测数据,并选取应用最为广泛的IDW法、NN法以及普通克里金(ordinary Kriging, OK)法<sup>[17]</sup>作为参考方法,进行对比分析。

#### 3.1 验证系统组成与实测数据测试

电磁频谱地图验证系统组成如图5所示,主要包含数据采集控制、频谱地图构建、可视化交互和数据库4个软件模块以及数据采集外设。系统工作过程中,数据采集控制模块控制数据采集外设采集预设频段内的监测数据,电磁频谱地图构建模块使用监测数据实现电磁频谱地图构建,可视化交互模块将构建结果结合地理信息(行政图、卫星影像图等)进行展示,数据库模块用于管理监测数据和地理信息等数据。

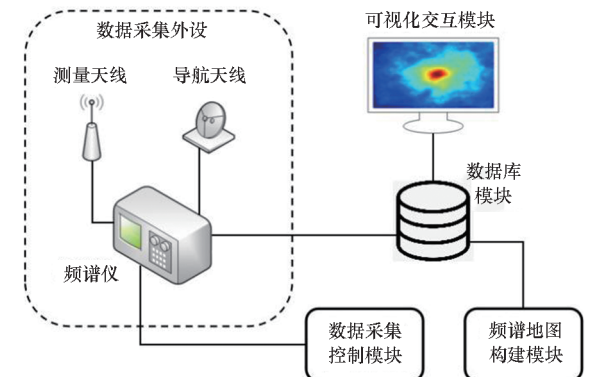


图5 电磁频谱地图验证系统组成

Fig.5 Composition of spectrum map verification system

电磁频谱地图验证系统实物图如图 6 所示,为提升监测数据采集效率,图中将系统搭载于汽车平台。系统中的数据采集外设由频谱仪、导航天线和测量天线等部分构成。频谱仪采用 Tektronix 公司 RSA507A 便携式频谱分析仪,工作频率范围为 9 kHz ~ 7.5 GHz,实时分析带宽为 40 MHz,内置标准 GPS/北斗接收机获取监测数据位置信息。导航天线选用商用四星多频蝶形天线。测量天线根据所需监测频率范围进行选取。鉴于移动通信频段的电磁环境相对稳定,图 5 中使用工作频段为 800 ~ 2 700 MHz 的全向天线进行数据采集。系统软件部分采用 BS 架构,使用 Java 语言开发,各软件模块共用同一界面,如图 6 所示。

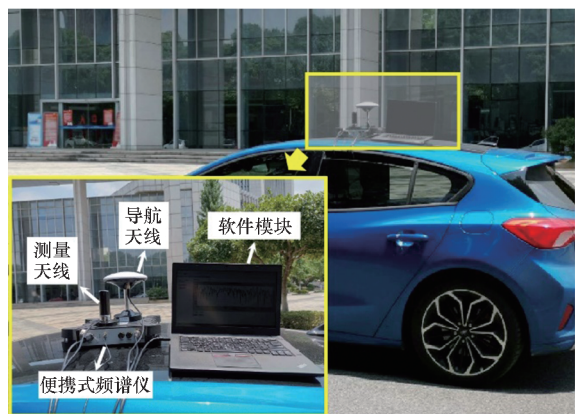


图 6 电磁频谱地图验证系统实物图  
Fig. 6 Thermal profile of spectrum map verification systems

选取长沙市星沙工业园某区域实地采集监测数据,区域尺寸约为 2 km × 2 km,便携式频谱分析仪频率范围设置为 800 ~ 2 700 MHz。为使实测数据可整体、准确反映电磁频谱空间,数据采集点在感兴趣区域中应当尽可能地分散。因此,在实验数据采集过程中车速保持在 20 km/h 左右,每隔 5 s 存储接收功率与位置信息,图 7 中右下方为某一位置处的功率 - 频率图,水滴状符号为此次数据采集任务中所有监测数据的位置。通过对感兴趣区域的监测数据进行网格化处理,获得 243 个有效的监测数据,再随机选取一定数量的监测数据,使用本文所提方法构建电磁频谱地图,得到图 7 所示热力图。某一频率上,区域内的接收信号强度在 -64 ~ -28 dBm 范围内,且不同位置的信号强弱可通过热力图颜色进行区分。

### 3.2 算法性能对比分析

考虑到电磁态势生成等电磁频谱地图具体应用中,构建精度和构建速度是电磁频谱地图构建的关键,因此本部分选取均方误差 (mean-square error, MSE) 和构建时间作为评价指标,以 OK 方法作为参考方法,使用 3.1 节中实地采集的监测数据,通过十折交叉验证方式,与本文方法进行性能对比分析。

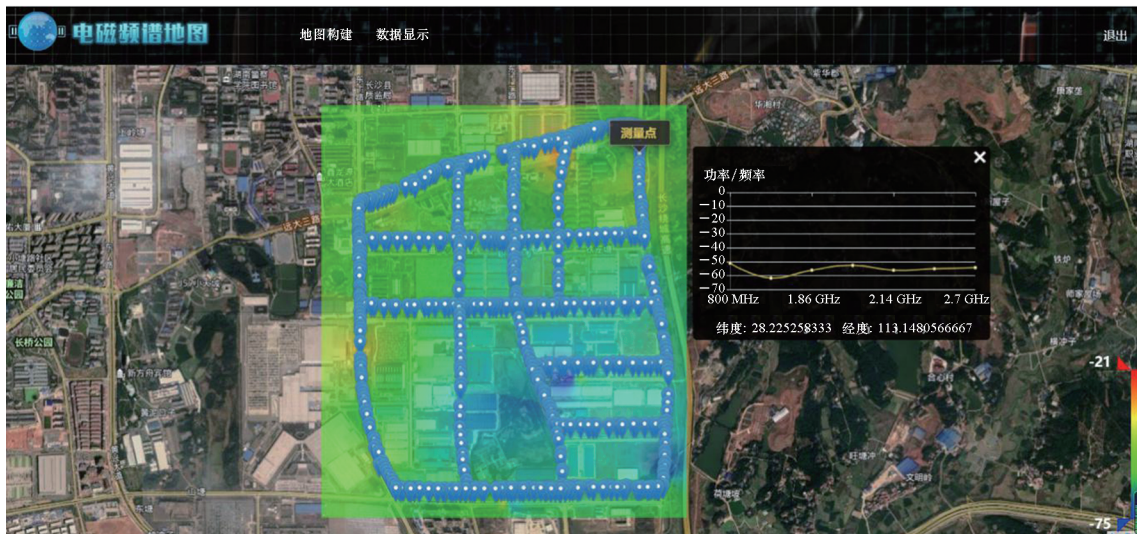


图 7 系统软件界面与构建结果  
Fig. 7 System software interface and construction result

图 8 给出了不同监测数据量条件下本文方法与 DIW、NN 和 OK 方法的均方误差。可以看出:  
①四种方法的 MSE 都随着数据量的增大而减小。表明获取的监测数据越多,电磁频谱地图构建精

度越高。②在相同的数据量条件下,本文方法的 MSE 均明显小于其余方法的,且本文方法与 OK 方法精度较为接近,但两者之间的差值随着数据量的增大而逐渐增大。这表明使用相同数量的监

测数据构建电磁频谱地图,本文方法能获得较其  
余构建方法更高的构建精度,且随着监测数据的  
增多,本文方法在构建精度方面的优势更显著。

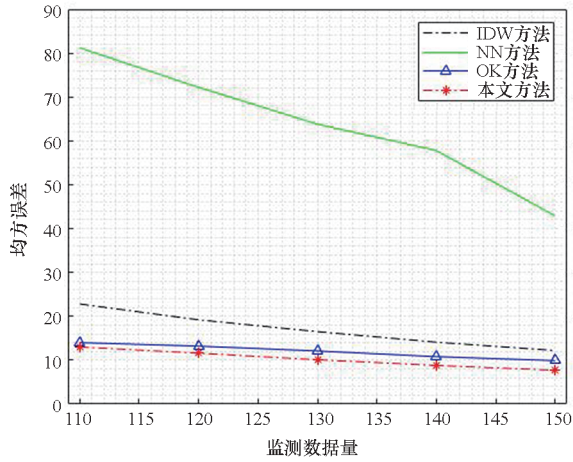


图8 不同监测数据量条件下的均方误差对比

Fig. 8 MSE comparison on conditions of different amount of monitoring data

由于路径衰减分量的存在,监测数据并不满足克里金法应用前提,相较于直接对监测数据应用克里金法的OK方法,本文方法仅对去除路径衰减分量影响的残差监测数据使用克里金法,更符合克里金法应用前提,因而实现了构建精度的提升。此外,监测数据越多,GRNN对于路径衰减趋势面的拟合效果越好,因而利用残差监测数据通过克里金法估计阴影衰落的效果也就越好,所以相较于OK方法,本文方法构建精度的提升更明显。上述结果说明,将电磁频谱地图构建分解为路径衰减和阴影衰落分量的估计,分别使用广义回归神经网络和克里金法进行拟合和求解,可提升构建精度。

由于构建精度是评价电磁频谱地图构建算法最重要的指标,且本文方法与OK方法相较其余两种方法构建精度更高,因此仅对本文方法和OK方法的时间成本进行对比。图9给出了不同监测数据量条件下本文方法与OK方法的时间成本。可以看出:①两种方法的时间成本均随着数据量的增大而增大。这表明参与计算的监测数据越多,电磁频谱地图构建速度越慢。②在相同的数据量条件下本文方法的时间成本均小于OK方法的,且两者之间的差值随着数据量的增大而逐渐增大。这表明使用相同数量的监测数据构建电磁频谱地图,本文方法能获得较OK方法更优的构建速度,且随着监测数据的增多,本文方法在构建速度方面的优势更显著。

与OK方法使用所有监测数据不同,本文方法

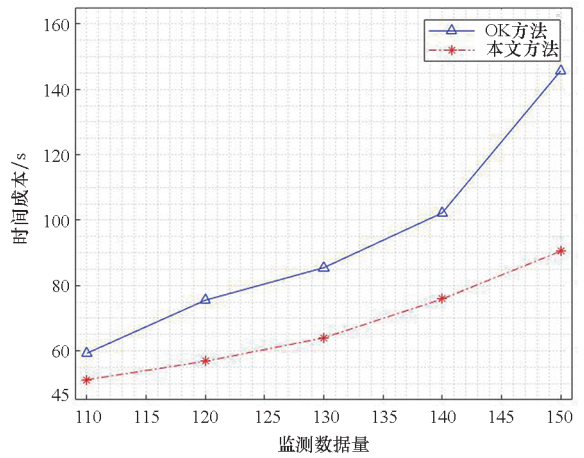


图9 不同监测数据量条件下的时间成本对比

Fig. 9 Time cost comparison on conditions of different amount of monitoring data

从监测数据的空间相关性出发,通过监测数据聚类  
和最优邻域选取,极大减少了参与克里金法计算的  
数据量,因而获得构建速度的提升。且随着监测数  
据量的增大,构建速度方面的提升更明显。上述结  
果说明,通过监测数据聚类和最优邻域选取可在保  
证构建精度的条件下提升构建速度,且式(12)所示  
最优邻域选取标准是合理有效的。

## 4 结论

针对电磁频谱地图高精度快速构建问题,本文  
提出基于广义回归神经网络拟合和聚类克里金的  
构建方法,通过趋势面拟合,将电磁频谱地图构  
建分解为路径衰减和阴影衰落分量的估计问题,  
以提升构建精度;设计监测数据聚类和自适应最  
优邻域选取机制,在保证构建精度的条件下减小  
计算数据量,以提升构建速度,从而利用数量有  
限的电磁环境监测数据,在不需要先验信息的条  
件下实现电磁频谱地图的准确、快速构建。设计  
并实现电磁频谱地图验证系统,搭建车载数据采  
集设备实测电磁环境监测数据,验证了所提方法  
的可行性及构建性能。

下一步将研究泛在感知条件下的电磁频谱地  
图构建,重点解决基于多精度监测数据的电磁频  
谱地图构建问题。

## 参考文献 (References)

- [1] ZHAO Y P, LE B, REED J H. Chapter 11 - Network support: the radio environment map [M]//FETTE B A. Cognitive radio technology. 2nd ed. USA: Academic Press, 2009: 337-363.
- [2] ZHEN P, ZHANG B N, XU Y Q, et al. Radio environment map construction based on Gaussian process with positional uncertainty [J]. IEEE Wireless Communications Letters,

- 2022, 11(8): 1639 – 1643.
- [3] PESKO M, JAVORNIK T, KOŠIR A, et al. Radio environment maps: the survey of construction methods[J]. *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 2014, 8(11): 3789 – 3809.
- [4] RUFANDA S I, LEU J S, SU K W, et al. Construction of an indoor radio environment map using gradient boosting decision tree[J]. *Wireless Networks*, 2020, 26(8): 6215 – 6236.
- [5] RODRIGUEZ A C S, HAIDER N, HE Y, et al. Network optimisation in 5G networks: a radio environment map approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(10): 12043 – 12057.
- [6] 朱加荣, 张振伟, 吴兆根, 等. 频谱资源的战略地位与稀缺性[J]. *中国无线电*, 2015(1): 16 – 17.  
ZHU J R, ZHANG Z W, WU Z G, et al. Strategic position and scarcity of spectrum resources [J]. *China Radio*, 2015(1): 16 – 17. (in Chinese)
- [7] 李硕, 李祯静, 朱松, 等. 美军电磁频谱战发展分析及启示[J]. *中国电子科学研究院学报*, 2020, 15(8): 721 – 724.  
LI S, LI Z J, ZHU S, et al. Analysis and enlightenment of the development of US military electromagnetic spectrum warfare[J]. *Journal of China Academy of Electronics and Information Technology*, 2020, 15(8): 721 – 724. (in Chinese)
- [8] 康国钦, 李凯, 赵志远. 电磁频谱作战策略体系构建与表征问题研究[J]. *现代雷达*, 2020, 42(1): 77 – 81.  
KANG G Q, LI K, ZHAO Z Y. A study on construction and formalization of electromagnetic spectrum operation strategy system[J]. *Modern Radar*, 2020, 42(1): 77 – 81. (in Chinese)
- [9] KAKALOU I, PSANNIS K, GOUDOS S K, et al. Radio environment maps for 5G cognitive radio network [C]// *Proceedings of the 8th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies (MOCAST)*, 2019.
- [10] 夏海洋, 查淞, 黄纪军, 等. 电磁频谱地图构建方法研究综述及展望[J]. *电波科学学报*, 2020, 35(4): 445 – 456.  
XIA H Y, ZHA S, HUANG J J, et al. Survey on the construction methods of spectrum map[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2020, 35(4): 445 – 456. (in Chinese)
- [11] UMER M, KULIK L, TANIN E. Spatial interpolation in wireless sensor networks: localized algorithms for variogram modeling and Kriging[J]. *GeoInformatica*, 2010, 14(1): 101.
- [12] DENKOVSKI D, ATANASOVSKI V, GAVRILOVSKA L, et al. Reliability of a radio environment map: case of spatial interpolation techniques [C]// *Proceedings of the 7th International ICST Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (CROWNCOM)*, 2012.
- [13] SHEPARD D. A two-dimensional interpolation function for irregularly-spaced data [C]// *Proceedings of the 23rd ACM National Conference*, 1968.
- [14] AZPURUA M A, DOS RAMOS K. A comparison of spatial interpolation methods for estimation of average electromagnetic field magnitude[J]. *Progress in Electromagnetics Research M*, 2010, 14: 135 – 145.
- [15] RENKA R J. Multivariate interpolation of large sets of scattered data [J]. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 1988, 14(2): 139 – 148.
- [16] NALDER I A, WEIN R W. Spatial interpolation of climatic normals: test of a new method in the Canadian boreal forest[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1998, 92(4): 211 – 225.
- [17] BILONICK R A. An introduction to applied geostatistics[J]. *Technometrics*, 1991, 33(4): 483 – 485.
- [18] 吴启晖, 唐梦云. 基于张量补全的多维频谱地图构建[J]. *信号处理*, 2017, 33(增刊1): 47 – 52.  
WU Q H, TANG M Y. Multi-dimensional spectrum map construction based on tensor completion scheme[J]. *Journal of Signal Processing*, 2017, 33(Suppl 1): 47 – 52. (in Chinese)
- [19] YILMAZ H B, TUGCU T. Location estimation-based radio environment map construction in fading channels [J]. *Wireless Communications & Mobile Computing*, 2015, 15(3): 561 – 570.
- [20] ALFATTANI S, YONZACOGLU A. Indirect methods for constructing radio environment map [C]// *Proceedings of IEEE Canadian Conference on Electrical & Computer Engineering (CCECE)*, 2018.
- [21] SUN G L, VAN DE BEEK J. Simple distributed interference source localization for radio environment mapping [C]// *Proceedings of IFIP Wireless Days*, 2010.
- [22] BOLEA L, PÉREZ-ROMERO J, AGUSTÍ R. Received signal interpolation for context discovery in cognitive radio [C]// *Proceedings of the 14th International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC)*, 2011.
- [23] XU Y Q, ZHANG B N, DING G R, et al. Radio environment map construction based on spatial statistics and Bayesian hierarchical model [J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2021, 7(3): 767 – 779.
- [24] ZHANG G Y, WANG J, CHEN X N, et al. Spectrum cartography using the variational Bayesian EM algorithm [C]// *Proceedings of International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, 2020.
- [25] SATO K, INAGE K, FUJII T. On the performance of neural network residual Kriging in radio environment mapping[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 94557 – 94568.
- [26] ISSELMOU Y O, WACKERNAGEL H, TABBARA W, et al. Geostatistical interpolation for mapping radio-electric exposure levels [C]// *Proceedings of the 1st European Conference on Antennas and Propagation*, 2008.
- [27] ZHA S, HUANG J J, QIN Y J, et al. An novel non-parametric algorithm for spectrum map construction [C]// *Proceedings of International Symposium on Electromagnetic Compatibility*, 2018.
- [28] MAO D L, SHAO W, QIAN Z P, et al. Constructing accurate radio environment maps with kriging interpolation in cognitive radio networks [C]// *Proceedings of Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference (CSQRWC)*, 2018.
- [29] XIANG T L, WANG H J. Research on distributed 5G signal coverage detection algorithm based on PSO-BP-kriging [J]. *Sensors*, 2018, 18(12): 4390.
- [30] CHOWDAPPA V P, BOTELLA C, SAMPER-ZAPATER J J, et al. Distributed radio map reconstruction for 5G automotive[J]. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2018, 10(2): 36 – 49.
- [31] GUDMUNDSON M. Correlation model for shadow fading in mobile radio systems [J]. *Electronics Letters*, 1991, 27(23): 2145 – 2146.
- [32] SPECHT D F. A general regression neural network[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1991, 2(6): 568 – 576.
- [33] FREY B J, DUECK D. Clustering by passing messages between data points[J]. *Science*, 2007, 315(5814): 972 – 976.