

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417767

# 基于 RBFNN 的地电流场强区域指纹库构建方法<sup>\*</sup>

张志诚<sup>1,2</sup> 苏中<sup>1,2</sup> 赵辉<sup>1,2</sup> 李霏<sup>1,2</sup> 孙振振<sup>1,2</sup>

(1.北京信息科技大学高动态导航技术北京市重点实验室 北京 100192;2.北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192)

**摘要:** 基于场强为特征的地电流场广泛应用于物探、地震监测、透地通信等领域,由于区域地电流场强存在变异,难以建立地电流场强区域指纹库。本研究提出一种基于 RBFNN 的地电流场强区域指纹库构建方法。通过分时十字注入构建区域地电流场,在不同检测点通过正交电极检测地电流场信号提取地电流场强指纹特征。采用 RBFNN 拟合 Kriging 插值中的场强变异函数模型,通过 Kriging 插值估计细粒度地电流场强区域指纹特征,根据估计结果构建出地电流场强区域指纹库。在 150 m×50 m 自然环境进行了地电流场强区域指纹库构建实验,结果表明,所构建的 0.1 m×0.1 m 细粒度地电流场强区域指纹库,平均构建精度为 89.84%,最高构建精度为 95.46%。

**关键词:** 地电流场;指纹库构建;Kriging 插值;RBFNN

**中图分类号:** TN92; TN929.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2

## Construction method of regional fingerprint database of ground current field strength based on RBFNN

Zhang Zhicheng<sup>1,2</sup> Su Zhong<sup>1,2</sup> Zhao Hui<sup>1,2</sup> Li Fei<sup>1,2</sup> Sun Zhenzhen<sup>1,2</sup>

(1. Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2. Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology, Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

**Abstract:** The ground current field characterized by field strength is widely applied in fields such as geophysical exploration, seismic monitoring, and through-earth communication. However, due to the variability of regional ground current field strength, it is challenging to establish a regional fingerprint database for ground current field strength. This paper proposes a method for constructing a regional fingerprint database of ground current field strength based on RBFNN. By employing time-division cross-injection to construct a regional ground current field and using orthogonal electrodes to detect ground current field signals at different detection points, fingerprint features of the ground current field strength are extracted. RBFNN is used to fit the field strength variation function model in Kriging interpolation, and Kriging interpolation is then employed to estimate fine-grained fingerprint features of the ground current field strength. Based on the estimation results, a regional fingerprint database of ground current field strength is constructed. An experiment to construct the fingerprint database was conducted in a natural environment of 150 m×50 m. The results show that the constructed fine-grained (0.1 m×0.1 m) regional fingerprint database of ground current field strength achieves an average construction accuracy of 89.84%, with the highest accuracy reaching 95.46%.

**Keywords:** ground current field; Fingerprint database construction; Kriging interpolation; RBFNN

## 0 引言

基于接收信号强度(receive signal strength indication, RSSI)构建指纹库的方法因其部署灵活,受到广泛关注<sup>[1]</sup>。现阶段,针对 RSSI 构建指纹库的研究,在 WiFi、蓝牙中都

取得较为成熟的应用<sup>[2-3]</sup>。然而因地质环境影响,构建地电流场强区域指纹库受到限制。

地电流场是通过在地表埋设电极并注入低频地电流场信号形成的电流场,已广泛应用于地球物理勘探<sup>[4]</sup>、地震预报<sup>[5]</sup>与透地通信<sup>[6]</sup>等领域,受地质环境约

收稿日期:2024-12-30

\* 基金项目:国家自然科学基金(61971048)、北京市自然科学基金(4244091)项目资助

束,区域地电流场强存在变异,很难得到场强指纹特征,且采集地电流场强指纹特征的检测点之间尺度大,不能沿用RSSI建库常用的全采法<sup>[7]</sup>,如何通过有限检测点采集的场强指纹特征数据,获得对目标区域内细粒度场强指纹特征的精确估计,成为构建地电流场强区域指纹库亟待解决的问题。

为提升对未采样点指纹特征的估计精度,人们将空间插值法<sup>[8]</sup>引入指纹库构建过程,通过对有限检测点的已知指纹特征进行空间外推,在较少采样点情况下,估计未采样点的指纹特征。其中,克里金(Kriging)插值因基于变异函数理论,能够充分表征指纹特征在空间上的相关性,成为构建指纹库的重要工具<sup>[9]</sup>,Jan等<sup>[10]</sup>则采用Kriging插值方法构建指纹库;Zuo等<sup>[11]</sup>针对不同时间段内室内人员活动度不同,采用Kriging插值法构建相应时段的位置指纹库;刘辉元等<sup>[12]</sup>提出一种改进Kriging插值方法,采用退火算法优化Kriging插值方法以提高基于RSSI指纹库的构建精度。总体而言,Kriging插值通过对区域内指纹特征数据的变异函数进行拟合,实现对未知点场强的最优无偏估计<sup>[13]</sup>。然而,Kriging插值依赖于变异函数经验拟合模型,导致Kriging插值方法无法保证较高的插值精度。为此,考虑到神经网络的非线性拟合与泛化能力,人们开始探索将神经网络等非线性拟合方法引入变异函数拟合过程,从而提升Kriging插值的精度<sup>[14]</sup>。其中,径向基函数神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)作为一种前向神经网络,针对复杂数据具有良好的映射能力和较强的逼近能力<sup>[15]</sup>,为变异函数的拟合提供有效解决途径。

因此,本研究提出一种基于RBFNN的地电流场强区域指纹库构建方法。通过在地表布设电极注入低频电流形成区域地电流场,结合有限采样点的场强指纹特征,采用Kriging插值估计区域内未采样位置的场强指纹特征,并在插值过程中结合RBFNN对场强变异函数进行拟合,从而构建细粒度地电流场强区域指纹库。

## 1 地电流场强指纹特征提取

### 1.1 地电流场信号采集

如图1所示,本研究通过电流源以人工注入地电流场信号的形式在地表构建地电流场<sup>[16]</sup>。注入端以十字形式布设两组相互正交的注入电极对A、B与C、D,形成2个注入方向。检测端通过布设正交电极组a、b与a、c以检测地电流场信号。注入端需分时依次在注入方向①与注入方向②注入地电流场信号。地电流场注入信号如图2所示,频率为10 Hz,由MSK与正弦波组成。其中正弦波信号为有效信号,MSK信号为同步头。

### 1.2 地电流场信号处理与质量检测

在检测端获取原始地电场信号后,对其进行10Hz带通滤波,滤波后的地电流场检测信号波形如图3所示。

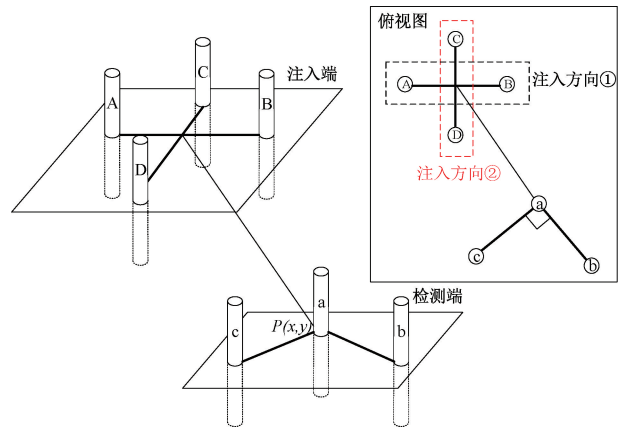


图1 地电流场注入与检测示意图

Fig. 1 Ground current field injection and detection

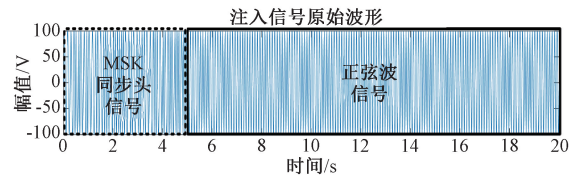


图2 注入信号波形图

Fig. 2 Injection signal waveform diagram

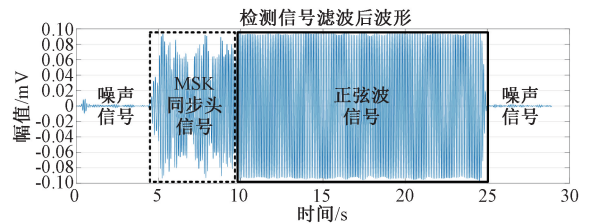


图3 检测信号波形图

Fig. 3 Detection signal waveform diagram

针对所获取的地电流场信号处理流程如图4所示。完成滤波后,将MSK同步头模板信号与滤波后信号进行如式(1)所示的滑动相关计算,找到滑动相关系数最大时采样点位置,在该点后截取正弦波信号片段。然后,通过计算截取信号幅值和初始相位,构建标准正弦波信号,并将截取信号与标准正弦波信号进行相关计算,设定阈值为0.9,判断相关系数是否大于阈值。若大于阈值,则截取信号有效;反之截取信号无效,需重新进行信号获取。

$$r_{MSK_i} = \frac{\sum_{n=i}^{i+l_{MSK}-1} (tbt_{MSK_n} - \overline{tbt_{MSK}})(s_n - \bar{s})}{\sqrt{\left[ \sum_{n=i}^{i+l_{MSK}-1} (tbt_{MSK_n} - \overline{tbt_{MSK}})^2 \right] \left[ \sum_{n=i}^{i+l_{MSK}-1} (s_n - \bar{s})^2 \right]}} \quad (1)$$

式中: $s$ 为滤波后检测信号, $s$ 有 $l_s$ 个采样点; $tbt_{MSK}$ 为MSK同步头信号, $tbt_{MSK}$ 有 $l_{MSK}$ 个采样点; $r_{MSK_i}$ 为第 $i$ 个滑动相关系数, $i=1,2,3,\dots,q_{MSK}$ ,其中 $q_{MSK}$ 的表达式为:

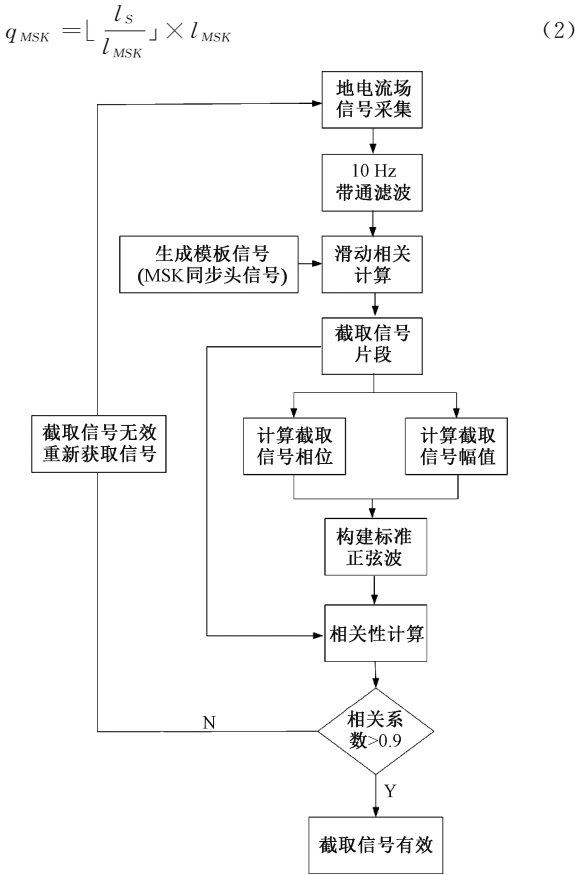


图 4 地电流场信号处理流程图

Fig. 4 Flowchart of ground current field signal processing

1.3 场强指纹特征提取

地电流注入与检测电极的布设方式如图 1 所示,当注入端为注入方向①时,点  $P(x, y)$  处经地电流场信号处理与质量检测后的检测场强表达式为:

$$E_{a方向①} = \sqrt{[(U_{ab方向①})/l_{ab}]^2 + [(U_{ac方向①})/l_{ac}]^2} \quad (3)$$

式中:  $U_{ab方向①}$  与  $U_{ac方向①}$  分别为检测端 a、b 与 a、c 电极边的有效截取信号幅值,  $l_{ab}$  与  $l_{ac}$  为 a、b 与 a、c 电极间距;同理,当注入方向②注入时,  $P(x, y)$  处检测场强表达式为:

$$E_{a方向②} = \sqrt{[(U_{ab方向②})/l_{ab}]^2 + [(U_{ac方向②})/l_{ac}]^2} \quad (4)$$

由式(3)与(4)可得  $P(x, y)$  处场强指纹特征,表达式为:

$$E = \sqrt{(E_{a方向①})^2 + (E_{a方向②})^2} \quad (5)$$

2 基于 RBFNN 的场强变异函数拟合方法

2.1 Kriging 插值方法

Kriging 插值方法<sup>[7]</sup>针对区域内某个未采样点  $(x, y)$ ,通过计算部分参考检测点场强指纹特征的加权和估计其场强指纹特征,表达式如式(6)所示<sup>[12]</sup>。

$$\hat{E}(x, y) = \sum_{i=1}^n \lambda_i E(x_i, y_i) \quad (6)$$

式中:  $n$  是可以所有决定该点场强指纹特征的点数量,  $\lambda_i$  代表第  $i$  个参考点的权重,它是根据变异函数所确定的。其中变异函数  $\gamma(h)$  反映测试区域内不同位置场强指纹特征的空间结构性变化和随机性变化<sup>[17]</sup>。对于距离为  $h$  的两个检测点,其变异函数表达式为:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [E(x_i) - E(x_i + h)]^2 \quad (7)$$

式中:  $E(x_i)$  和  $E(x_i + h)$  分别是场强指纹特征在位置  $x_i$  和  $x_i + h$  的值,  $N(h)$  是距离等于  $h$  的检测点个数。计算未采样点  $x_0$  的权重  $\lambda_i$ ,需在无偏性和最小方差的条件下根据变异函数  $\gamma(h)$  进行计算,其表达式为:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma(x_i - x_j) + \mu = \gamma(x_0 - x_j), (1 \leq j \leq n) \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 = 0 \end{cases} \quad (8)$$

根据式(8),计算权重  $\lambda_i$  的表达式为:

$$\begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma(x_1 - x_1) & \cdots & \gamma(x_1 - x_n) & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \gamma(x_1 - x_n) & \cdots & \gamma(x_1 - x_n) & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \gamma(x_0 - x_1) \\ \vdots \\ \gamma(x_0 - x_n) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

经过式(9)计算可以得到  $\lambda_i$ ,将其代入式(6)可得到未采样点的场强指纹特征估计值。Kriging 插值通过拟合变异函数,可准确描述构建范围内每个检测点间场强指纹特征的关系,如图 5 所示。

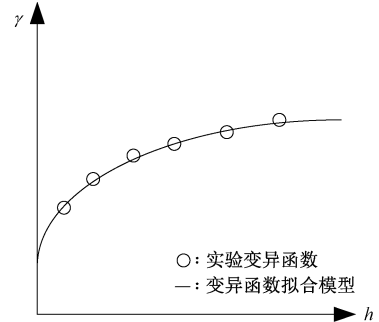


图 5 变异函数拟合示意图

Fig. 5 Semi-variogram fitting diagram

但是,目前针对 Kriging 中变异函数的拟合通常是选取球形经验拟合模型<sup>[12-13,17]</sup>,其表达式为:

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0, h = 0 \\ C_0 + C_1 \left( \frac{3h}{2a} - \frac{h^3}{2a^3} \right), 0 < h \leq a \\ C_0 + C_1, h > a \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $C_0$  为块金值,  $C_1$  为偏基台值,  $a$  为变程。若 Kriging 插值仅根据经验模型进行变异函数拟合,往往拟合效果不好,故本研究使用 RBFNN 进行场强变异函数拟合。

2.2 RBFNN 拟合场强变异函数

RBFNN 是一种广泛应用的神经网络模型,与传统的多层感知器不同,其采用径向基函数作为隐含层激活函数,具有较好的局部逼近能力和非线性映射能力<sup>[15]</sup>。本文提出利用 RBFNN 进行场强变异函数拟合,RBFNN 的结构如图 6 所示,以距离为输入,在隐含层采用如式(13)所示的激活函数进行训练,输出为场强变异函数。

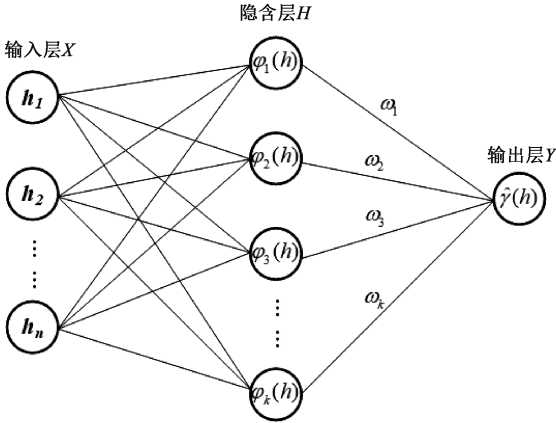


图 6 RBFNN 结构示意图  
Fig. 6 RBFNN structure

为提高变异函数拟合的准确性,在 RBFNN 训练前需对原始数据进行预处理。设定距离区间  $h$ , 将检测点之间的距离  $[h_1, h_2, h_3, \dots, h_m]$  按区间  $h$  归类,对于每一组距离  $h_k$ , 其中  $1 \leq k \leq m$ , 计算该区间内所有检测点的变异函数的均值,若区间  $h_k$  内有  $n_k$  个变异函数  $\gamma_i(h_k)$ , 则该区间的变异函数  $\bar{\gamma}(h_k)$  为:

$$\bar{\gamma}(h_k) = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} \gamma_i(h_k) \quad (11)$$

针对原始变异函数经分组均值后得到若干样本  $\{h_i, \bar{\gamma}_i\}$ 。RBFNN 的目标是通过学习训练距离  $h_i$  与变异函数  $\bar{\gamma}_i$  之间的非线性关系,得到映射函数  $\hat{\gamma}(h)$ , 以此预测新输入距离样本的变异函数。基于 RBFNN 所构建的变异函数拟合模型  $\hat{\gamma}(h)$  表达式为:

$$\hat{\gamma}(h) = \sum_{i=1}^{N_h} [\omega_i \cdot \varphi(h, h_i)] \quad (12)$$

式中:  $N_h$  为隐含层中心数量,  $\omega_i$  为第  $i$  隐含层权重,  $\varphi(h, h_i)$  为每个隐含层中神经元的激活函数,其表达式为:

$$\varphi(h, h_i) = \exp\left(-\frac{\|h - h_i\|}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

式中:  $h_i$  为第  $i$  个隐含层中心,采用直接算法从输入样本中选取;  $\sigma$  为宽度参数,  $\|h - h_i\|$  为距离样本  $h$  与中心点  $h_i$  之间的欧式距离。

在训练拟合模型过程中,针对权重  $\omega_i$  的更新,本研究采用梯度下降方法,分为以下 3 个步骤:

1) 定义损失函数

拟合模型的训练目标是最小化误差函数  $Loss$ , 其表达式为:

$$Loss = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^n [\bar{\gamma}(h_i) - \hat{\gamma}(h_i)]^2 \quad (14)$$

2) 计算梯度

计算拟合模型中损失函数与权重的梯度是梯度下降法的核心,对于权重  $\omega$ , 其梯度可表达式为:

$$\frac{\partial Loss}{\partial \omega} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \{ [\bar{\gamma}(h_i) - \hat{\gamma}(h_i)] \cdot \varphi_i \} \quad (15)$$

式中:  $N$  为训练样本总数,  $\varphi_i$  表示第  $i$  个样本输入后,通过式(13)的激活函数映射在隐含层的矩阵,其表达式为:

$$\varphi_i = [\varphi(h_i, h_1), \varphi(h_i, h_2), \dots, \varphi(h_i, h_n)] \quad (16)$$

3) 权重更新

对于  $t$  时刻下权重  $\omega$  的更新方式为:

$$\omega(t+1) = \omega(t) - \alpha \cdot \frac{\partial Loss(t)}{\partial \omega(t)} \quad (17)$$

式中:  $\alpha$  为学习率,控制权重  $\omega$  更新的步长。

3 地电流场强区域指纹库构建

3.1 构建原理

本文采用十字分时注入,正交检测的形式构建地电流场强区域指纹库,其构建原理如图 7 所示。

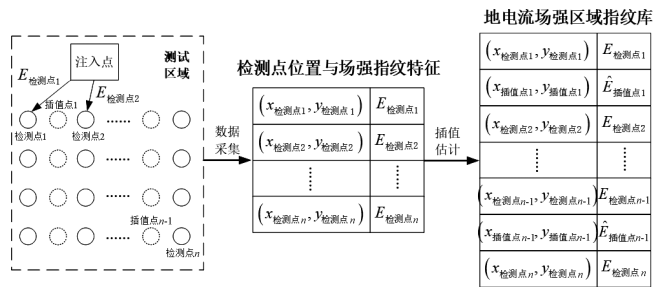


图 7 地电流场强区域指纹库构建原理图  
Fig. 7 Principle of ground current field intensity fingerprint database construction

在地电流场强区域指纹库的构建过程中,由已知检测点对未采样点的场强指纹特征插值估计方法原理如图 8 所示。首先,分别对已知检测点的位置和场强指纹特征进行数据预处理,得到检测点之间的距离与场强变异函数。其次,利用 RBFNN 将距离作为输入,场强变异函数作为输出进行拟合训练,得到场强变异函数拟合模型。最后,依次将测试区域内所有未采样的插值点距离代入拟合模型得到场强变异函数,通过计算 Kriging 插值的权重,结合式(6)得到插值点场强指纹特征估计值。这种方法的优势在于结合了 RBFNN 的非线性映射能力与 Kriging 插值的空间统计特性,使得在有限检测点的情况下,能实现对未采样区域场强指纹特征的高精度估计。

3.2 构建流程

地电流场强区域指纹库的整体构建流程如图 9 所示。

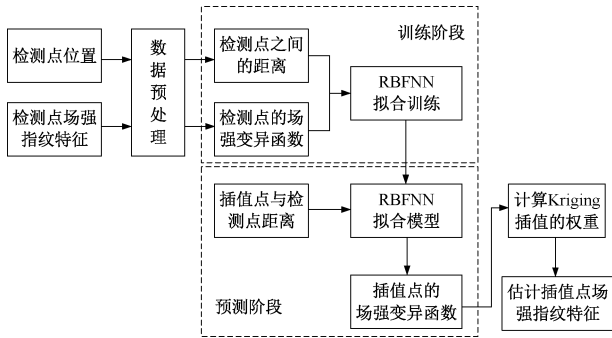


图 8 RBFNN 拟合变异函数的 Kriging 插值方法原理图

Fig. 8 The Kriging interpolation method for variogram fitting using RBFNN

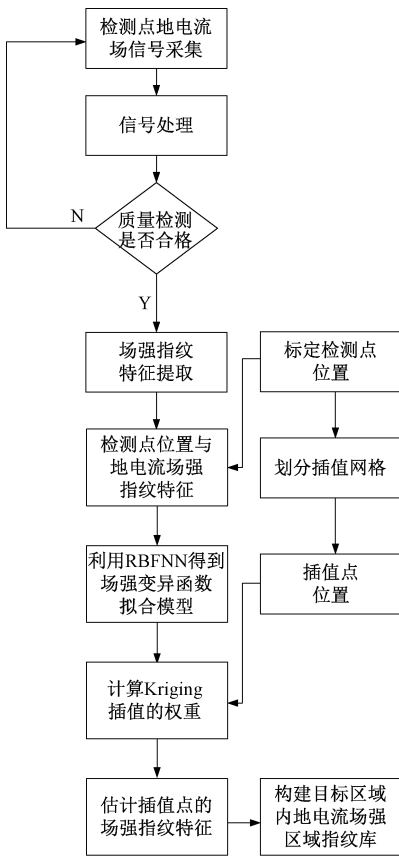


图 9 地电流场强区域指纹库构建流程框图

Fig. 9 Flowchart of ground current field intensity fingerprint database construction

首先采集地电流场信号,通过信号处理与质量检测筛选有效信号,从中提取场强指纹特征,每个地电流场信号经多次采集,使用均值滤波方法增加测量准确度。然后,标定检测点位置坐标,划分细粒度的插值网格得到插值点位置。通过 RBFNN 拟合场强变异函数的 Kriging 插值方法,在测试区域内估计所有插值点的场强指纹特征,进而构建出地电流场强区域指纹库。

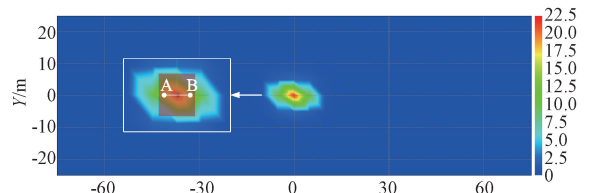
### 3.3 仿真测试

为评估在 150 m×50 m 自然区域内使用本文方法构建细粒度地电流场强区域指纹库的效果,在仿真环境下进行如图 1 所示的单点注入多点检测。在注入点周围,检测点以 5 m 间距均匀分布采集场强指纹特征。仿真环境参数设置如表 1 所示,仿真结果如图 10 所示,经式(5)计算的检测点仿真场强指纹特征如图 11 所示。

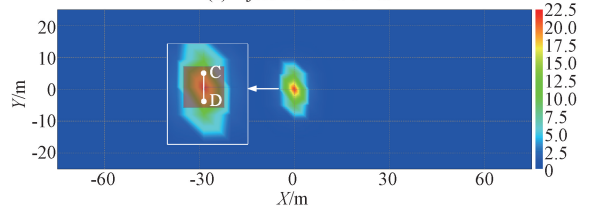
表 1 仿真参数设置

Table 1 Simulation environment parameters

电导率 ( $S \cdot m^{-1}$ )	电极半 径/m	电极长 度/m	电极埋 深/m	注入电 极间距/m	信号幅 值/V	信号频 率/Hz
0.01	0.015	0.7	0.5	5	100	10



(a) 注入方向①  
(a) Injection direction ①



(b) 注入方向②  
(b) Injection direction ②

图 10 实测区域仿真结果图

Fig. 10 Simulation results figure of the measured area

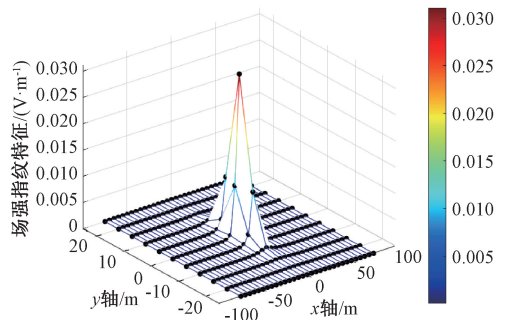


图 11 检测点场强指纹特征仿真结果图

Fig. 11 Simulation results figure of the measured area

利用图 11 中经仿真得到的所有检测点场强指纹特征,将基于 RBFNN 拟合变异函数的 Kriging 插值与基于球形模型拟合场强变异函数的传统 Kriging 插值进行地电流场强区域指纹库构建精度对比。在目标区域内以 0.1 m×0.1 m 的细粒度网格进行插值,采用如图 12 所示的留一法交叉

验证(leave-one-out cross validation, LOOCV)策略<sup>[7]</sup>。在全部  $n$  个场强指纹特征数据中,每次将其中一个检测點選作测试点,其余  $n-1$  个检测点的场强指纹特征作为训练集,利用训练集进行插值以构建地电流场强区域指纹库。

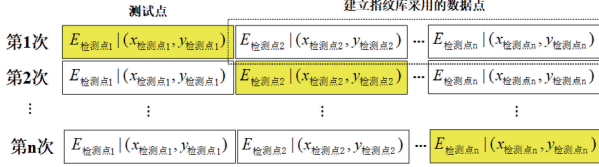


图 12 留一法交叉测试示意图  
Fig. 12 LOOCV schematic diagram

经插值生成指纹库后,基于测试点的坐标及其场强指纹特征,计算该次插值结果的误差,并通过式(18)评估指纹库构建精度  $Acc$ 。

$$Acc = \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( 1 - \left| \frac{E_{est_i} - E_{true_i}}{E_{true_i}} \right| \right) \right] \times 100\% \quad (18)$$

式中:  $E_{true}$  为测试点实际场强指纹特征,  $E_{est}$  为测试点经插值方法计算得到的估计场强指纹特征。上述过程针对每种插值方法重复进行  $n$  次,以确保每个点都轮流作为测试点进行验证,最终计算构建精度均值。针对每个检测点,经本文方法与传统 Kriging 插值进行 LOOCV 后的结果如图 13 (a)与(b)所示。

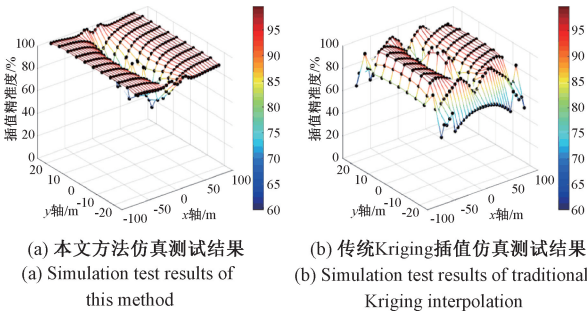


图 13 仿真测试各检测点 LOOCV 结果图

Fig. 13 LOOCV results for detection point in the simulation test

根据式(18),在仿真环境下,经本文方法所构建的地电流场强区域指纹库的精度为 92.98%,经传统 Kriging 插值所构建的地电流场强区域指纹库的精度为 86.18%,提升了 6.8%。这种提升归因于 RBFNN 在非线性数据拟合中的优势,使插值结果更加贴近数据的实际分布,克服传统 Kriging 插值利用经验拟合模型中拟合场强变异函数的局限性。同时,从图 13 中可见本研究方法在边界点和场强变化较大的区域的插值结果更为精确。

## 4 测试结果与分析

### 4.1 测试环境搭建

为评估本研究方法构建地电流场强区域指纹库的性能,选取 150 m×50 m 的自然区域进行测试,如图 14 所示。在实测区域内共布设有 40 个检测点,这 40 个检测点

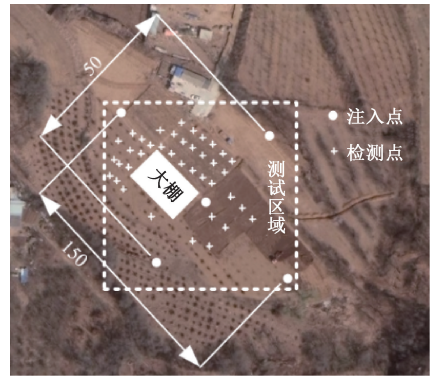


图 14 测试区域示意图

Fig. 14 Experiment area schematic diagram

是选取图 13 中精度较高的仿真检测点,为测试不同注入位置下所构建的地电流场强指纹库精度,设置有 5 个注入点。注入与检测点布设均采用如图 15 所示的硬铝材质电极,该电极为空心管状结构,长度为 0.7 m,直径为 0.03 m,注入点与检测点的电极埋地深度均为 0.5 m。



图 15 埋地电极

Fig. 15 Buried electrode

本文用于构建人工地电流场的设备如图 16 所示,在注入端通过导线将图 16(a)所示的地电流移动注入终端与注入电极相连,注入 100 V 的 10 Hz 的地电流场信号,在检测端通过图 16(b)所示的地电场微信号检测设备,使用导线连接电极检测注入信号,按式(5)计算场强指纹特征。



(a) 地电流移动注入终端 (b) 地电场微信号检测设备  
(a) Ground current mobile injection terminal (b) Ground current field micro-signal detection

图 16 地电流场注入与检测设备

Fig. 16 Current field injection and detection equipment

在测试区域内的各检测点按图 17(b)所示完成布设,检测电极间距为 1 m,检测点编号为 JC1 至 JC40;各个注入点按图 17(a)所示进行布设,注入电极间距为 5 m,注入点编号为 ZR1 至 ZR5。通过架设 RTK 设备对注入以及检测点的位置进行精确标定,设备型号为 BT-982K2,其具体参数如表 2 所示。通过高精度 RTK 设备进行位置标定,以确保获取注入与检测点位置参数的可靠性。经转换得到以 ZR5 为原点的直角坐标系,各点相对位置如图 18 所示。

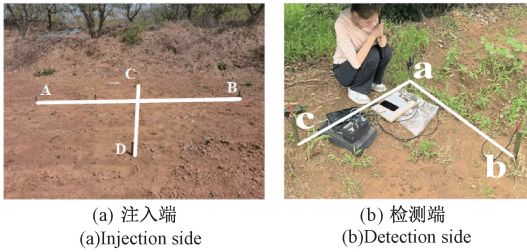


图 17 注入与检测埋地电极布设现场

Fig. 17 Injection and detection buried electrode field layout

表 2 RTK 具体参数

Table 2 RTK specific parameters

参数名称	数值
平面精度	0.8 cm+1 ppm
高程精度	1.5 cm+1 ppm
数据更新率	20 Hz

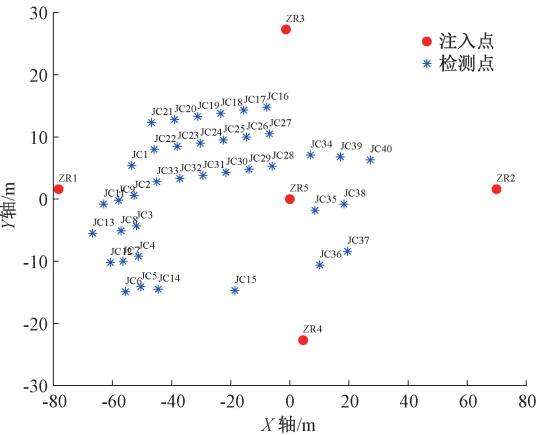


图 18 测试区域注入与检测点坐标图

Fig. 18 Experiment area injection and detection point coordinate

4.2 实验结果

为评估实测场景本研究方法所构建指纹库的精度,将其与 3 种基线模型进行比较,分别是传统 Kriging 插值和文献[12]的改进 Kriging 插值以及反距离加权 (inverse distance weighting, IDW)插值方法<sup>[18]</sup>,通过依次在 ZR1 至 ZR5 进行十字分时注入,提取检测点的场强指纹特征数据,插值网格设置为 0.1 m×0.1 m,其中 RBFNN 的具体参数设置如表 3 所示。利用 LOOCV 策略评估构建精度,针对不同模型下拟合场强变异函数的结果如图 19 所示。

表 3 RBFNN 参数设置

Table 3 RBFNN parameter settings

参数名称	数值
神经元数目	24
宽度系数	0.005
学习率	0.1

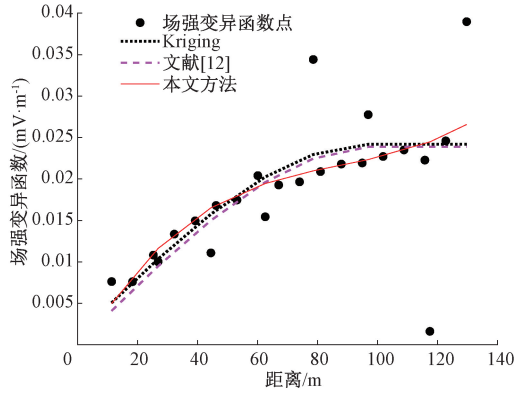


图 19 场强变异函数拟合结果图

Fig. 19 Field strength semi-variant function fitting results

从图 19 场强变异函数拟合的曲线趋势中可见,相较于其他模型,本文方法所拟合的曲线变化更贴近场强变异函数的分布,而 Kriging 以及文献[12]方法所得到的场强变异函数拟合模型较为固定。在不同注入下各个插值方法的指纹库构建精度结果如图 20 以及表 3 所示。

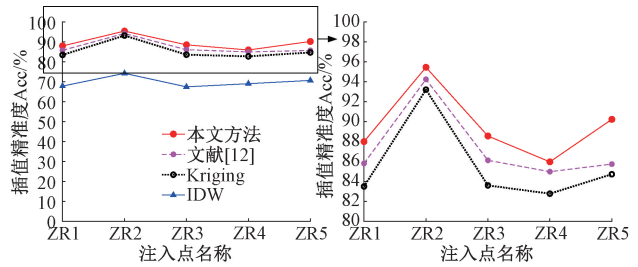


图 20 不同注入点下的插值结果图

Fig. 20 Interpolation result under different injection points

表 4 不同注入点下的构建精度

Table 4 Result under different injection points %

插值方法	ZR1	ZR2	ZR3	ZR4	ZR5
本文方法	87.99	95.46	88.56	85.97	90.23
文献[12]	85.81	94.25	86.12	84.98	85.74
Kriging	83.50	93.21	83.60	82.77	84.72
IDW	67.86	74.25	67.47	69.05	70.70

从图 20 以及表 4 中可见,本文方法所构建的地电流场强区域指纹库,平均构建精度达到 89.84%,最高构建精度为 95.46%,相较于 Kriging 插值方法(85.16%)、文献[12]方法(87.78%)和 IDW 插值方法<sup>[18]</sup>(69.07%),分别提高 4.68%、2.06%和 20.77%。结果表明,使用本研究方法构建的地电流场强区域指纹库具有较高精度。

5 结论

本研究采用分时十字注入与正交电极检测的方法构建区域地电流场,采集场强指纹特征,通过采用基于 RBFNN 拟合变异函数的 Kriging 插值方法以 0.1 m×0.1 m 的细

粒度构建地电流场强区域指纹库。在  $150\text{ m} \times 50\text{ m}$  的自然区域测试结果表明,通过结合 RBFNN 拟合场强变异函数,与传统 Kriging 插值和改进 Kriging 插值方法相比可以提高构建精度。该方法在不同位置的注入点注入下,所构建指纹库的平均精度为 89.84%,最高构建精度为 95.46%,为自然环境中地电流场强区域指纹库构建与匹配定位提供参考。

## 参考文献

- [1] 汪杰,宋书林,秦宁宇.信号指纹测量下双度量协同的室内定位方法[J].电子测量与仪器学报,2024,38(3):133-142.  
WANG J, SONG SH L, QIN N N. Indoor localization method based on dual-metric coordination of signal fingerprint measurement [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38 (3): 133-142.
- [2] 蒲巧林,陈有坤,周牧,等.基于改进对比学习和并行融合神经网络的室内 WiFi 定位算法[J].仪器仪表学报,2024,45(1):101-110.  
PU Q L, CHEN Y K, ZHOU M, et al. Indoor WiFi localization algorithm based on the improved contrastive learning and parallel fusion neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 101-110.
- [3] 张烈平,陈耀,郑新鹏,等.基于改进 KNN-RF 的信息补全算法[J].电子测量技术,2024,47(13):74-80.  
ZHANG L P, CHEN Y, ZHENG X P, et al. Information completion algorithm based on improved KNN-RF [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(13): 74-80.
- [4] 刘立仁,徐慧,吕明杰,等.神府矿区采空区精细化综合勘探技术研究[J].煤炭工程,2024,56(4):28-35.  
LIU L R, XU H, LYU M J, et al. Research on refined integrated exploration technology for goaf in the Shen fu mining area [J]. Coal Engineering, 2024, 56(4): 28-35.
- [5] 王桥,唐新功,胡文宝.地中电偶极源极低频电磁场的分布与传播特征[J].地球物理学报,2024,67(4):1527-1545.  
WANG Q, TANG X G, HU W B. Distribution and propagation characteristics of the extremely low-frequency electromagnetic field from subsurface electric dipole sources [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2024, 67(4): 1527-1545.
- [6] 徐湛,张旭,杨小龙.面向地电极电流场透地通信的两阶段长相关信号捕获方法[J].电子与信息学报,2024,46(12):4504-4512.  
XU ZH, ZHANG X, YANG X L. Two-stage long-correlation signal acquisition method for through-the-earth communication of the ground electrode current field [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(12): 4504-4512.
- [7] 齐传艺.5G 终端指纹定位算法及指纹库构建方法研究[D].南京:东南大学,2022.  
QI CH Y. Research on 5G terminal fingerprint positioning algorithm and fingerprint database construction method [D]. Nanjing: Southeast University, 2022.
- [8] 张海平,周星星,代文.空间插值方法的适用性分析初探[J].地理与地理信息科学,2017,33(6):14-18,105.  
ZHANG H P, ZHOU X X, DAI W. Preliminary study on the applicability analysis of spatial interpolation methods [J]. Geography and Geo-Information Science, 2017, 33(6): 14-18, 105.
- [9] QING W, GAO W D. A fingerprint database construction method based on universal kriging interpolation for outdoor localization. [C]. 2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China, IEEE, 2020.
- [10] JAN S S, YE H S J, LIU Y W. Received signal strength database interpolation by Kriging for a Wi-Fi indoor positioning system [J]. Sensors, 2015, 15(9): 21377-21393.
- [11] ZUO J B, LIU SH, XIA H, et al. Multi-phase fingerprint map based on interpolation for indoor localization using iBeacons [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(8): 3351-3359.
- [12] 刘辉元,马金辉,黄琼.基于改进克里金插值的室内定位位置指纹库构建方法[J].重庆邮电大学学报(自然科学版),2017,29(6):751-757.  
LIU H Y, MA J H, HUANG Q. Indoor positioning fingerprint database construction method based on improved kriging interpolation [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2017, 29(6): 751-757.
- [13] 刘夏,莫树培.改进克里金插值算法的井下无线定位指纹库构建方法[J].传感技术学报,2019,32(7):1100-1106.  
LIU X, MO SH P. Wellbore wireless positioning fingerprint database construction method based on improved kriging interpolation algorithm [J]. Journal of Sensors and Technology, 2019, 32(7): 1100-1106.
- [14] 曾金迪,张丰,吴森森,等.基于空间自回归神经网络模型的空间插值研究[J].浙江大学学报(理学版),2020,47(5):572-581.  
ZENG J D, ZHANG F, WU S S, et al. Spatial interpolation research based on spatial autoregressive neural network model [J]. Journal of Zhejiang



- University (Science Edition), 2020, 47(5): 572-581.
- [15] HAN Z Y, QIAN X SH, HUANG H, et al. Efficient design of multicolumn RBF networks [ J ]. Neurocomputing, 2021, 450: 253-263.
- [16] 徐湛, 温晓雯, 张滢. 极低频电流场透地通信路径损耗建模与分析[J]. 电讯技术, 2024, 64(3): 376-381.  
XU ZH, WEN X W, ZHANG G. Modeling and analysis of path loss in extremely low-frequency current field through-earth communication [ J ]. Telecommunication Technology, 2024, 64 ( 3 ): 376-381.
- [17] 郭学斌, 李长庚, 高山流水. 稀疏参考点下的室内定位方法[J]. 信号处理, 2022, 38(5): 954-963.  
GUO X B, LI CH G, GAO SH L SH. Indoor positioning method with sparse reference points [ J ]. Signal Processing, 2022, 38(5): 954-963.
- [18] BI J X, WANG J H, CAO H J, et al. Inverse distance weight-assisted particle swarm optimized indoor localization [ J ]. Applied Soft Computing, 2024, 164: 112032.

### 作者简介

**张志诚**, 硕士研究生, 主要研究方向为自主定位。

E-mail: 2022020439@bistu.edu.cn

**苏中**(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为高动态导航与控制, 盲环境智能导航。

**赵辉**, 博士, 副教授, 主要研究方向为高动态导航与控制。

E-mail: zhhui@bistu.edu.cn

**李霏**, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能感知, 优化控制。

E-mail: lifei@bistu.edu.cn

**孙振振**, 硕士研究生, 主要研究方向为自主定位。

E-mail: 2022020407@bistu.edu.cn