

基于 SVR-Kriging 插值的矿井工人二维指纹定位数据库构建算法

王红军 周宇* 王伦文
(电子工程学院 合肥 230037)

摘要: 为突破矿井工人指纹定位中 1 维模型在定位精度上的局限性, 该文提出一种矿井工人 2 维指纹定位数据库构建算法, 并通过 SVR-Kriging 插值法解决因 2 维模型带来的数据采集工作量大的问题。首先, 通过高斯滤波对采集的采样点位置指纹信息进行预处理, 并利用支持向量回归由采样点数据拟合变异函数。然后采用 Kriging 插值法补全 2 维网格划分中的未采样区域的位置指纹信息。最后综合采样点与插值点的位置指纹信息建立矿井工人指纹信息数据库, 为后续矿井工人指纹定位奠定基础。仿真结果表明, 该文算法在减少数据采集工作量的同时保证了算法的可行性与有效性, 且在进行位置指纹定位时能够保证较高的精度。

关键词: 矿井工人定位; 高斯滤波; 变异函数; 支持向量回归; Kriging 插值

中图分类号: TN929.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)11-2571-08

DOI: 10.11999/JEIT170058

Establishment Algorithm of Two Dimensional Fingerprint Database for Mine Workers Based on SVR-Kriging Interpolation

WANG Hongjun ZHOU Yu WANG Lunwen
(Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

Abstract: In order to overcome the limitation of one-dimensional model in accuracy of mine workers' fingerprint location, a two-dimensional fingerprint location database algorithm for mine workers is proposed. The problem of the large data acquisition workload brought by the two-dimensional model is also solved by SVR-Kriging interpolation. Firstly, Gaussian filtering is used to preprocess the fingerprint information of the collected sampling point and the variation function is fitted by the Support Vector Regression (SVR). Then, the Kriging interpolation is used to complete the position fingerprint information of the un-sampled area in the two-dimensional meshing. Finally, the fingerprint location database of the mine workers is established by integrating the location fingerprint information of the sampling points and the interpolation points, laying the foundation for the follow-up mine workers' fingerprint location. The simulation results show that the proposed algorithm can reduce the workload of data acquisition while ensuring the feasibility and the effectiveness of the algorithm and can guarantee high accuracy when positioning is performed through the location fingerprint.

Key words: Mine positioning; Gauss filter; Variogram; Support Vector Regression (SVR); Kriging interpolation

1 引言

由于我国煤矿地质构造复杂, 且多为地下矿井巷道式开采。矿井巷道空间狭小、空气潮湿、通风不畅, 导致由瓦斯浓度过高引起的爆炸等煤矿事故严重威胁井下工人的生命安全。在发生意外时, 对地下矿井工人的定位直接影响到救援工作开展的效率与成功率。因此, 对地下矿井工人的精确定位具有重大的意义^[1]。

与地下矿井工人定位的类似研究多为室内定位并且取得了突破性进展。文献[2]提出一种基于贝叶

斯滤波的室内定位方法, 利用 Chrip 扩频测距克服了非视距带来的影响, 提高了算法的鲁棒性和定位精度; 文献[3]基于鞍型表面模型, 利用无线链路的阴影效应实现了目标精确定位。但是上述算法与本文所研究的矿井中冗长狭小的巷道应用场景不同。结合地下矿井工人定位的特殊性, 文献[4]提出一种基于 RFID 的定位系统, 通过部署在巷道中的读卡器读取标签来估计工人的位置, 结构原理简单, 技术较为成熟, 但是依靠读卡器的位置来估计工人位置为精度较低的区域定位。文献[5]在矿井 Wi-Fi 网络架构基础上, 提出了一种基于接收信号强度 RSSI 的工人定位方法, 将工人终端接收的 RSSI 值对比现有的 Wi-Fi 无线接入点 AP(Access Point, AP)的信号传播损耗模型估计出工人终端与 AP 的距离, 然后以终端附近 3 个或 3 个以上的 AP 的测量距离

收稿日期: 2017-01-16; 改回日期: 2017-04-12; 网络出版: 2017-06-14

*通信作者: 周宇 yu_zhou1993@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61273302)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61273302)

通过三角测量法或极大似然估计确定工人的位置。文献[6]通过测量工人终端发射的无线电信号到达多个 AP 的时间差(Time Difference of Arrival, TDOA)实现了矿井工人定位。这两种方法在理论上都有较高的定位精度,但是在冗长的巷道环境下,信号传播的多径效应和驻波对测距会产生较大的影响。且巷道中 AP 部署于近似一条直线,在实施三角测量时也会带来误差。文献[7]另辟蹊径,利用 Wi-Fi 网络架构提出一种指纹定位算法,该方法主要分为离线阶段和在线阶段。在离线阶段,对需定位的区域进行间隔遍历采样,将每个定位点所接收到的附近多个 AP 的 RSSI 值作为该定位点的指纹并存储在数据库中;在线阶段主要完成定位功能,将工人终端接收的各 AP 的 RSSI 利用匹配算法与数据库中信息进行匹配定位。该方法不需要测距,克服了巷道复杂电磁环境带来的影响。但是为提高定位精度需要大量的数据采样。为减少工作量,该文献在巷道建模时将 2 维巷道简化为 1 维模型。但是,忽略实际巷道的宽度对定位精度会产生一定影响。

因此,本文提出一种 2 维指纹定位数据库构建算法。该算法在稀疏采样的数据基础上,通过 SVR-Kriging 插值对未采样区域进行插值估计,从而达到减少数据采样的工作量的同时,提高指纹库定位的精度目的。

2 矿井巷道环境特征建模与算法架构

2.1 矿井巷道环境特征建模

在进行指纹定位采样时,首先需要对矿井巷道进行建模分析。虽然矿井巷道长达几百米到几千米,宽度为 4~5 m。但是岔口较少,即使变向,每段大致亦呈直线形状。为研究方便,模型建立时假设巷道为直线型^[8]。图 1 所示为截取的典型的巷道示意图。

在类似于图 1 所示的狭长巷道进行无线 AP 部署时,为达到较好的无线信号覆盖,一般采用单个逐步排列式部署。由于巷道狭长,所需的无线 AP 较多,从而在进行指纹定位数据采样时维度较高,导致算法复杂度大。事实上,并不是参与定位的 AP 数目越多,定位的精度就越高,有些较远距离的弱信号 AP 反而会影响算法的定位精度。因此本文采用文献[9]所提出的区域划分方法,其 AP 部署模型如图 2 所示,采用 2 维部署,即纵向两个 AP 分别部署在巷道两侧,横向部署的 AP 之间的距离依据 AP 的有效覆盖半径^[9]。不失一般性,论文设定为 50 m。在进行数据采集时,工人终端仅记录所在区域内邻近的 4 个 AP 发送的信号强度值。

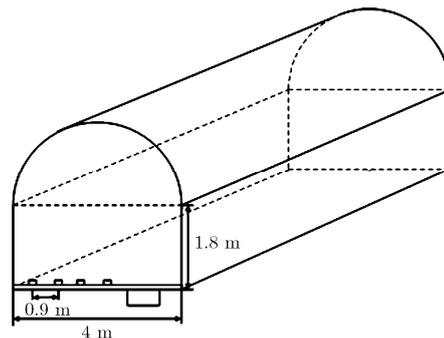


图 1 矿井巷道示意图

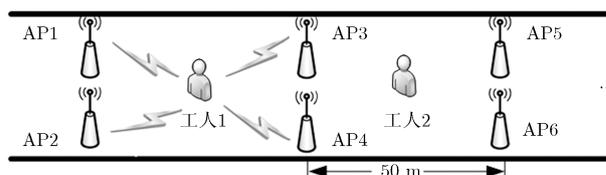


图 2 AP 部署模型

如图 2 所示,工人 1 在进行信息采集时,仅记录 AP1, AP2, AP3 和 AP4 的 RSSI 值,一般为所接收的信号强度最高的 4 个 AP 的 RSSI 值。由于 AP 按顺序进行编号,如果接收的 RSSI 值所对应的 AP 序号出现个别偏差,可以根据其它未产生偏差的 AP 的 MAC 地址进行甄别。由于每个区域中的数据采样方法类似,为研究方便,本文选取工人 1 所在区域进行研究。其采样点的位置指纹可按表 1 所示格式存储。

表 1 采样点指纹信息存储格式

采样点	AP1	AP2	AP3	AP4
(x_1, y_1)	RSSI ₁₁	RSSI ₁₂	RSSI ₁₃	RSSI ₁₄
(x_2, y_2)	RSSI ₂₁	RSSI ₂₂	RSSI ₂₃	RSSI ₂₄
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
(x_n, y_n)	RSSI _{n1}	RSSI _{n2}	RSSI _{n3}	RSSI _{n4}

2.2 矿井工人 2 维指纹定位数据库构建算法架构

本文针对矿井巷道中工人指纹定位算法中数据库构建展开研究,主要目的是在减少工作量的前提下完成 2 维矿井巷道的数据采集和插值估计。其算法架构如图 3 所示。

为便于采样点与插值点的选取,算法首先对定位区域进行均匀正方形网格划分,具体网格划分大小可依据矿井巷道环境所要求的定位精度调整,精度越高,网格越密。其次为算法的主体,由采样和插值两个阶段构成。其中采样阶段主要完成采样点的选取、样本指纹信息采集以及指纹信息处理 3 个功能。插值阶段实现对未采样的网格区域的插值估

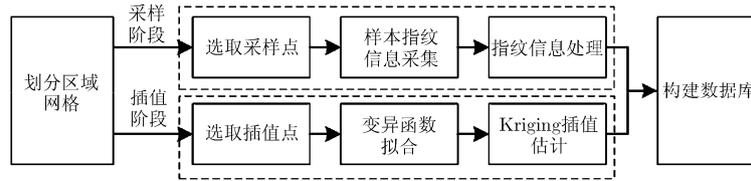


图 3 矿井工人 2 维指纹定位数据库构建算法架构

计，包括插值点选取、变异函数拟合和 Kriging 插值估计 3 个部分。最后，将采样的指纹信息和插值估计的指纹信息存储在数据库中以供后续定位阶段参考使用。

3 矿井工人 2 维指纹定位数据库构建算法实现

以 2.1 节建立的模型展开研究，假设研究区域巷道宽 4 m，长 50 m。在不影响性能的前提下，假设平均定位精度要求达到 2 m，则在进行网格划分时将区域均匀划分为 25×2 维的网格区域，AP 位于区域的四角。

3.1 采样阶段

采样阶段主要完成采样点选取、指纹信息采集和指纹信息处理。首先，为防止采样点选取过于集中，采用间隔遍历取样法，每间隔一个网格选取一个采样点，共计 25 个。其次，为避免测量误差，在样本指纹信息采集时进行多次采样并按表 1 所示的格式进行存储。最后，对存储的样本指纹信息进行滤波处理。

已知每个采样点多次采集的数据之间相互独立，则其多次采集的 RSSI 值服从高斯分布^[10]，可以通过高斯滤波除去离群点噪声，得到较精确的采样点 RSSI 值。以所接收的 AP1 的 RSSI 值为例，其采集结果 x 的密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (1)$$

其中， n 为采集次数， μ 为数据集的均值， σ 为标准差。选取 $0.6 \leq f(x) \leq 1$ 范围内对应的 RSSI 值，求其几何平均值作为采样点所采集的 AP1 的 RSSI 值^[11]。

3.2 插值阶段

插值阶段主要包括插值点选取、变异函数拟合和 Kriging 插值估计 3 个部分。其中插值点为区域网格中除去 3.1 节的采样点所剩余的 25 个网格点的中心点。

3.2.1 Kriging 插值估计 Kriging 插值法是一种用于矿山储量的地质统计网格化计算方法。其原理主要是通过插值点邻域范围内的采样点属性来估计插值

点的属性，该方法在数学上被证明为一种线性无偏估计方法^[12]。

设区域内满足二阶平稳或本征的插值点区域变化量为 $Z(x_0)$ ，其邻域范围内 m 个满足二阶平稳样本的区域变化量为 $Z(x_i)(i = 1, 2, \dots, m)$ 。通过对已知的 $Z(x_i)$ 值加权求和可以估计出插值点所要估计的 $Z(x_0)$ ，即

$$Z(x_0) = \sum_{i=1}^m \lambda_i Z(x_i) \quad (2)$$

在本文背景下， $Z(x_0)$ 为待估计插值点 RSSI 值， $Z(x_i)$ 为已知采样点的 RSSI 值， λ_i 是 m 个参与插值估计的区域变化量 $Z(x_i)$ 的权重，从本征假设的条件可得 $\sum_{i=1}^m \lambda_i = 1$ 。从式(2)中可以看出，Kriging 插值法的关键在于 λ_i 的计算。由区域变化量 $Z(x_i)$ 满足二阶平稳可得：

$$\left. \begin{aligned} E[Z(x_i) - Z(x_j)] &= 0 \\ D[Z(x_i) - Z(x_j)] &= E\left\{[Z(x_i) - Z(x_j)]^2\right\} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

假设 $Z(x_0)$ 的无偏估计为 $Z^*(x_0)$ ，此时插值点 x_0 估计方差最小。

$$D_{\min} = D[Z(x_0) - Z^*(x_0)] = E\left\{[Z(x_0) - Z^*(x_0)]^2\right\} \quad (4)$$

通过引入 Lagrange 乘子 μ 求条件极值，可表示为

$$\frac{\partial}{\partial \lambda_i} E\left\{[Z(x_0) - Z^*(x_0)]^2 - 2\mu \sum_{i=1}^m \lambda_i\right\} = 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

经过公式推导得到 Kriging 方程组：

$$\left. \begin{aligned} \sum_{i=1}^m \lambda_i \gamma(x_i - x_j) + \mu &= \gamma(x_0 - x_j), \\ \sum_{i=1}^m \lambda_i &= 1, \quad j = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中， $\gamma(x_i - x_j) = \frac{1}{2} E[Z(x_i) - Z(x_j)]^2$ 表示 x_i 与 x_j 之间的变异函数值。通过对式(6)求解可以得到权重 λ_i ，从而问题转化为对变异函数值的求解及其变异函数曲线的拟合。

3.2.2 基于 SVR 的变异函数拟合 作为 Kriging 插值法的核心部分，变异函数是为了描述插值点的空间特征而提出的。通过变异函数能够利用样本数据属性值随位置距离变化的规律推断出插值点的特征

属性值。空间变异函数值的计算如式(7):

$$\gamma(h_i) = \frac{1}{2N_{h_i}} \sum_{j=1}^{N_{h_i}} [Z(x_j+h_i) - Z(x_j)]^2 \quad (7)$$

其中, h_i 表示空间区域一对采样点的距离, N_{h_i} 表示所有采样点对中相距 h_i 的个数。根据式(7)可以计算出所有分离距离的变异函数值, 通过这些变异函数值拟合出变异函数曲线 $\gamma(h)$, 从而根据曲线可以计算出待估计插值点与邻域内参与估计的采样点的变异函数值, 将其代入式(6)可求得权重 λ_i 。

在进行变异函数曲线拟合时, 通常使用模型代入法^[13]。常见的变异函数模型有线性模型、球形模型、高斯模型等。但是这种拟合方法通常根据经验选取模型, 缺乏可靠的依据, 无法排除人为主观因素的干扰。而且选取现有的模型存在无法完全吻合实际样本数据的问题, 往往需要选取多个变异函数模型进行比对选取。为了解决此类问题, 本文从支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)的角度对样本变异函数值直接进行拟合, 突破了变异函数模型的局限性。

SVR 的基本思想是寻找一个最优分类面使训练样本离该分类面的误差最小^[14]。在变异函数拟合时, 函数曲线多为非线性拟合情况。而 SVR 都是进行线性回归拟合。为此, 通过非线性映射函数将样本数据映射到高维特征空间进行线性回归。

为不失一般性, 给定含有 l 个样本的训练集 $T = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_l, y_l)\} \in (R^n \times R)$ 。其中, $\mathbf{x}_k (k \in (1, l))$ 表示第 k 个训练样本的输入向量, y_k 为对应的输出值。设在高维特征空间中的线性回归函数为

$$f(\mathbf{x}) = w\Phi(\mathbf{x}) + b \quad (8)$$

其中, $\Phi(\mathbf{x})$ 即为非线性映射函数。引入 ε 线性不敏感损失函数:

$$L(f(\mathbf{x}), y, \varepsilon) = \max(0, |y - f(\mathbf{x})| - \varepsilon) \quad (9)$$

其中, $f(\mathbf{x})$ 为式(8)输出的预测值, y 为样本的真实值。引入松弛变量 ξ_k, ξ_k^* 可以将线性支持向量回归问题表示为

$$\min_{w, b, \xi, \xi^*} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{k=1}^l (\xi_k + \xi_k^*) \right\} \quad (10)$$

$$\text{s.t. } y_k - [w\Phi(\mathbf{x}) + b] \leq \varepsilon + \xi_k, w\Phi(\mathbf{x}) + b - y_k \leq \varepsilon + \xi_k^*,$$

$$\xi_k \geq 0, \xi_k^* \geq 0, k=1, 2, \dots, l \quad (11)$$

其中, C 为惩罚参数。通过求解式(10)式(11)得到 w, b 代入式(8)可以构建出高维特征空间中的回归函数。在求解时, 引入 Lagrange 函数转换为原问题的对偶形式:

$$\min_{\alpha, \alpha^*} \left\{ \varepsilon \sum_{k=1}^l (\alpha_k^* + \alpha_k) + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_k^* - \alpha_k) \cdot (\alpha_j^* - \alpha_j) K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_j) - \sum_{k=1}^l (\alpha_k - \alpha_k^*) y_k \right\} \quad (12)$$

$$\text{s.t. } \sum_{k=1}^l (\alpha_k^* - \alpha_k) = 0, 0 \leq \alpha_k \leq C, 0 \leq \alpha_k^* \leq C \quad (13)$$

其中, α_k, α_k^* 为 Lagrange 乘子, $K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_j) = \Phi(\mathbf{x}_k)\Phi(\mathbf{x}_j)$ 为核函数。式(12)、式(13)的求解是一个凸二次优化问题^[15], 则假设 $\bar{\alpha} = [\bar{\alpha}_1, \bar{\alpha}_2, \dots, \bar{\alpha}_l]$ 和 $\bar{\alpha}^* = [\bar{\alpha}_1^*, \bar{\alpha}_2^*, \dots, \bar{\alpha}_l^*]$ 为该问题最优解, 则参数 w, b 可表示为

$$w^* = \sum_{k=1}^l (\bar{\alpha}_k^* - \bar{\alpha}_k) \Phi(\mathbf{x}_k) \quad (14)$$

$$b^* = \frac{1}{N_{\text{NSV}}} \left\{ \sum_{\bar{\alpha}_k \in (0, C)} \left[y_k - \sum_{\mathbf{x}_i \in \text{SV}} (\bar{\alpha}_i - \bar{\alpha}_i^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_k) - \varepsilon \right] + \sum_{\bar{\alpha}_k^* \in (0, C)} \left[y_k - \sum_{\mathbf{x}_j \in \text{SV}} (\bar{\alpha}_j - \bar{\alpha}_j^*) K(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k) + \varepsilon \right] \right\} \quad (15)$$

其中, N_{NSV} 表示支持向量的个数, 对于采样点 \mathbf{x}_i , 若其对应的 $(\alpha_i - \alpha_i^*)$ 不为 0, 则该采样点为支持向量。将式(14)、式(15)代入式(8)得出回归函数:

$$f(\mathbf{x}) = w^* \Phi(\mathbf{x}) + b^* = \sum_{k=1}^l (\bar{\alpha}_k^* - \bar{\alpha}_k) \Phi(\mathbf{x}_k) \Phi(\mathbf{x}) + b^* = \sum_{k=1}^l (\bar{\alpha}_k^* - \bar{\alpha}_k) K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}) + b^* \quad (16)$$

由式(15)、式(16)可知, 需要确定核函数 $K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x})$ 和惩罚参数 C 。常用的核函数主要有 Sigmoid 核函数、多项式核函数和 RBF 径向基核函数等。在进行变异函数曲线拟合时, RBF 核函数效果较优^[16], 其表达式为

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\sigma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2\right), \sigma > 0 \quad (17)$$

其中, σ 为核参数。因此, 主要需要确定参数 σ 和 C 。本文在进行变异函数拟合时, 采用文献[17]提出的一种基于均匀试验设计快速求取高精度模型参数的方法。

综上所述, 基于 SVR 的变异函数拟合具体步骤如下:

(1) 根据式(7)计算所有样本数据对的距离 h_i 以及对应的变异函数值 $\gamma(h_i)$ 组成数据集 $[h_i, \gamma(h_i)]$;

(2) 从数据集中随机抽取数据生成训练集 $T = \{[h_1, \gamma(h_1)], [h_2, \gamma(h_2)], \dots, [h_l, \gamma(h_l)]\}$, 其余数据作为测试集;

(3) 采用支持向量回归对训练集 T 进行训练, 拟合出变异函数曲线 $\gamma(h)$;

(4) 使用步骤(2)中生成的测试集对变异函数曲

线 $\gamma(h)$ 进行性能评价，若达到预期要求则输出变异函数曲线 $\gamma(h)$ ，否则修改 SVR 参数并返回步骤(3)重新拟合。

4 仿真实验分析

为了验证算法的有效性与可行性，本文基于模拟巷道中的实测数据从变异函数拟合性能分析、SVR-Kriging 插值估计性能分析和矿井工人 2 维指纹定位数据库定位精度分析 3 个角度设计了 3 个实验。

4.1 变异函数拟合性能分析

变异函数拟合的性能是决定插值估计性能的重要指标。以接收到的 AP1 的信号强度为依据计算 25 个采样点之间的变异函数值，并利用 Matlab 进行基于 SVR 的变异函数曲线拟合，随机选取 80% 的变异函数值作为训练集，其余作为测试集，得到结果如图 4 所示。

图 4(a)所示为训练集拟合的结果，图 4(b)为测试集数据分布与训练集所拟合曲线的对比结果。为了更加直观地衡量算法性能，针对训练集拟合结果与测试集测试结果作 QQ 图，如图 5 所示。

训练集拟合结果的 QQ 图如图 5(a)所示，可以看出在对角线左下角显著性较低的位点拟合值与期望值一致，证明了 SVR 回归拟合模型的合理性。在对角线的右上角，显著性较高的位点拟合值均超过

了期望值，说明模型涵盖了关联性较高的位点，证明了模型的准确性。图 5(b)所示为拟合模型与测试集的对比 QQ 图，其性能与图 5(a)基本吻合，再次证明了模型的合理性与准确性。

同时针对随机选择的训练集采用传统 Kriging 插值算法中所采用的高斯模型、指数模型和球形模型进行变异函数拟合，其结果如图 6 所示。

为了更好地对比各模型的性能，计算各模型的均方根误差 RMSE 与决定系数 R^2 ，其结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出 SVR 拟合 RMSE 较低， R^2 较高，性能较好。其次为高斯模型、球形模型、指数模型。由此可见，本文提出的基于 SVR 的变异函数拟合方法与传统模型拟合法相比效果较好。

4.2 SVR-Kriging 插值估计性能分析

4.2.1 算法复杂度分析 为验证本文算法的可行性，分别对本文算法与普通 Kriging 插值进行时间复杂度分析。普通 Kriging 插值的时间复杂度为 $O(n^3)$ [18]。而 SVR 的时间复杂度也为 $O(n^3)$ [19]，因此本文所提

表 2 不同模型变异函数拟合性能对比

性能参数	高斯模型	指数模型	球形模型	SVR
RMSE	41.089	44.040	43.400	40.333
R^2	0.9443	0.9339	0.9361	0.9716

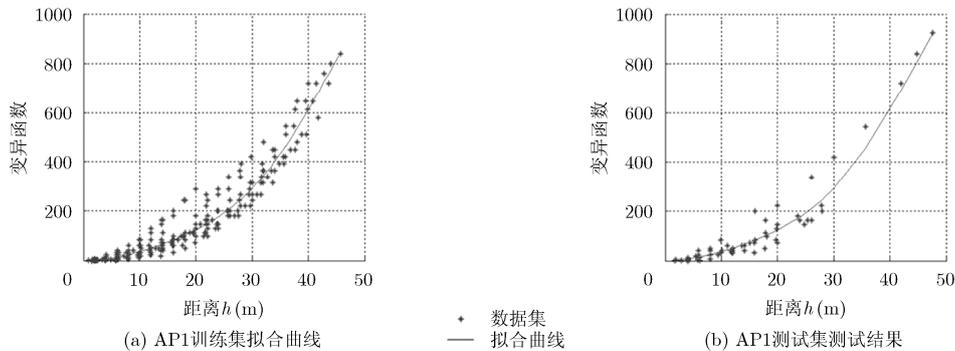


图 4 SVR 变异函数曲线拟合结果

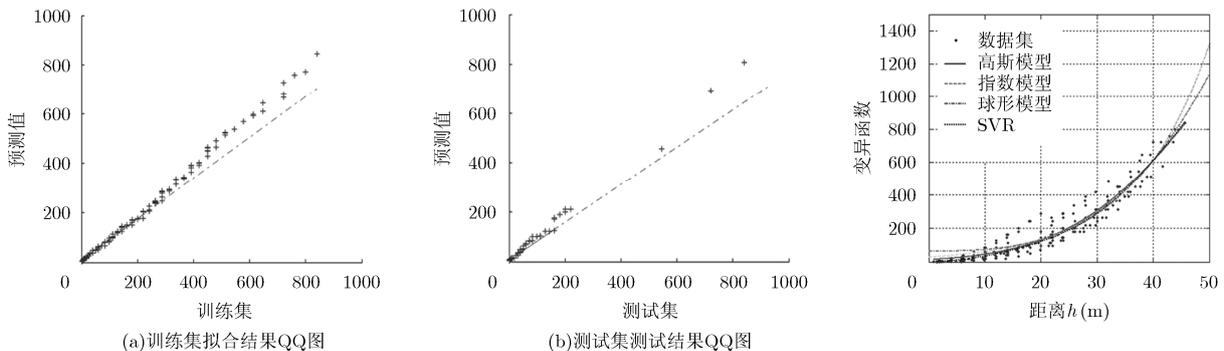


图 5 SVR 变异函数曲线拟合 QQ 图

图 6 不同模型变异函数拟合曲线

出的 SVR-Kriging 插值法的时间复杂度为 $O(n^3 + n^3) = O(n^3)$, 与普通 Kriging 插值相比未增加时间复杂度, 因此具有一定的可行性。

4.2.2 插值估计性能分析 为验证 SVR-Kriging 插值算法的有效性。将本文算法与反距离权重插值法 (IDW) 和普通 Kriging 插值法对 25 个插值点分别进行插值估计并与其实际测量值对比, 其结果如图 7 所示。

分别计算 3 个算法的 RMSE 进行比较。其中本文算法为 1.2930, 反距离权重插值法为 3.2574, 普通 Kriging 插值法为 1.7713。因此, 本文算法在插值估计性能上较好, 具有一定的有效性。

综上所述, IDW 插值精度和算法复杂度较低。而本文算法插值精度较以上两种方法都有所改善, 且算法复杂度与普通 Kriging 插值相同。因此综合考虑算法复杂度与插值精度, 当计算能力较低且定

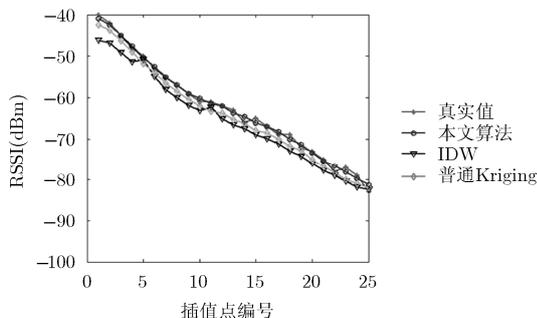
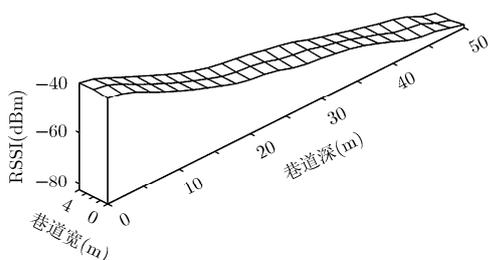
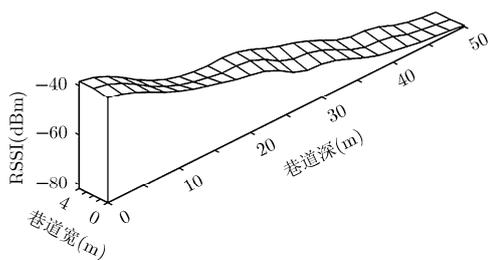


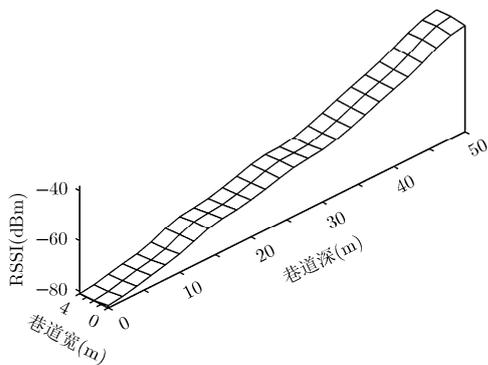
图 7 插值法估值结果对比



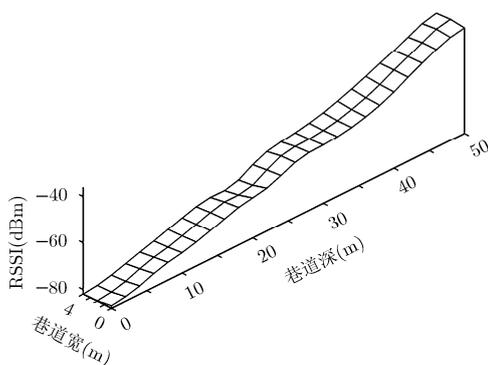
(a) AP1接收信号强度分布



(b) AP2接收信号强度分布



(c) AP3接收信号强度分布



(d) AP4接收信号强度分布

图 8 矿井工人定位指纹信息数据库

位精度要求不太高时, 可以采用 IDW 插值。而当定位精度要求较高可以采用本文算法。鉴于矿井环境下对工人所处位置的精度要求较高, 特别是异常情况发生时便于精确施救, 因此本文重点研究了 SVR-Kriging 插值算法。

4.3 矿井工人 2 维指纹定位数据库定位精度分析

以接收到的 AP1 的信号强度为依据, 实验 1 与实验 2 通过仿真验证了本文算法的有效性和可行性。因此, 以接收到的其他 3 个 AP 的信号强度分别进行插值估计, 最终可以生成所需的指纹信息数据库。为了更为直观地反映矿井工人定位指纹信息数据库, 将各 AP 所对应的信号强度与位置信息结果示于图 8。

图 8 中, x 轴、 y 轴代表矿井工人的坐标, z 轴表示该位置所接收的 AP 信号强度 (dBm)。图 8(a)~图 8(d) 分别为 4 个 AP 的接收信号强度分布示意图, 在进行指纹定位时可以通过矿井工人所处位置接收到的 4 个 AP 的信号强度与图 8 对应的数据库进行匹配, 最终确定工人的位置坐标。

为验证本文算法构建的指纹信息库的定位精度, 从实时定位阶段终端采集的数据集中随机选取 10 个位置点采集的数据, 将数据通过对数权重 LANDMARC 算法^[20]与本文所建立的 2 维位置指纹数据库进行定位仿真。同时, 将本文所采用的数据集利用文献[5]提出的 RSSI 信号传播模型估计法和文献[7]提出的 1 维位置指纹定位方法分别进行了仿真。其对比结果如图 9 所示。

表 3 分别给出了 3 种算法的平均误差、最小误差和最大误差。本文算法的平均误差为 1.330 m，优于文献[5]与文献[7]所提出的算法，达到了所设计的平均定位精度 2 m 的要求，证明了本文所提出数据库构建算法在位置指纹定位中的有效性。

5 结束语

本文针对矿井工人位置指纹定位中存在的模型假设维度过低而导致的定位精度不高的问题，构造了矿井工人 2 维指纹定位数据库构建算法架构。而由于 2 维指纹信息库的建立会导致数据采集工作量增加，因此本文提出采用 Kriging 插值法来减少工作量。同时，对 Kriging 插值算法变异函数拟合进行了基于 SVR 的改进，克服了模型代入法的人为主观因素干扰。最后，通过仿真实验验证了该算法在减少了 50%的工作量的前提下的可行性与有效性。本文算法通过手机 APP 软件进行了工程化，结果表明该算法在矿井工人定位领域具有一定的应用前景。

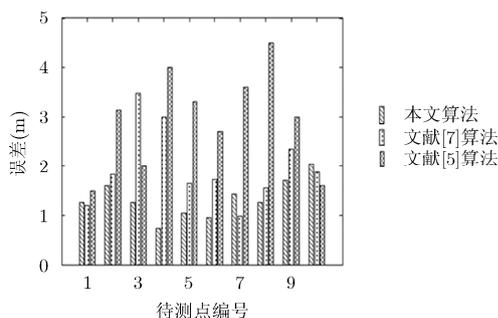


图 9 定位方法误差对比

表 3 3种定位算法的定位效果对比

定位算法	本文算法	文献[5]算法	文献[7]算法
最小误差(m)	0.734	1.498	0.982
最大误差(m)	2.056	4.511	3.483
平均误差(m)	1.330	2.934	2.167

参考文献

- [1] 胡青松, 张申, 吴立新, 等. 矿井动目标定位: 挑战、现状与趋势[J]. 煤炭学报, 2016, 41(5): 1059-1068. doi: 10.13225/j.cnki.jccs.2015.1267.
HU Qingsong, ZHANG Shen, WU Lixin, et al. Localization techniques of mobile objects in coal mines: Challenges, solutions and trends[J]. *Journal of China Coal Society*, 2016, 41(5): 1059-1068. doi: 10.13225/j.cnki.jccs.2015.1267.
- [2] WANG Jie, GAO Qinghua, YU Yan, et al. Toward robust indoor localization based on Bayesian filter using chirp-spread-spectrum ranging[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2012, 59(3): 1622-1629. doi: 10.1109/TIE.2011.2165462.
- [3] WANG Jie, GAO Qinghua, PAN Miao, et al. Toward accurate device-free wireless localization with a saddle surface model[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(8): 6665-6677. doi: 10.1109/TVT.2015.2476495.
- [4] ERRINGTON A F C, DAKU B L F, and PRUGGER A F. Initial position estimation using RFID tags: A least-squares approach[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2010, 59(11): 2863-2869. doi: 10.1109/TIM.2010.2046366.
- [5] YU Gu and REN Fuji. Energy-efficient indoor localization of smart hand-held devices using Bluetooth[J]. *IEEE Access*, 2015, 3: 1450-1461. doi: 10.1109/ACCESS.2015.2441694.
- [6] WEI Jiayi, CHEN Yan, and SUN Shuo. An improved TDOA algorithm applied person localization system in coal mine[C]. 2011 Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, Shanghai, 2011, 1: 428-431. doi: 10.1109/ICMTMA.2011.108.
- [7] 郝丽娜, 张秀均, 郁万里, 等. 基于 RSS 手指模的煤矿井下 WLAN 定位方法[J]. 传感器与微系统, 2012, 31(9): 46-49. doi: 10.13873/j.1000-97872012.09.020.
HAO Lina, ZHANG Xiujun, YU Wanli, et al. Underground coal mine WLAN localization algorithm based on RSS fingerprinting[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2012, 31(9): 46-49. doi: 10.13873/j.1000-97872012.09.020.
- [8] GUO Jiateng, JIANG Jizhou, WU Lixin, et al. 3D modeling for mine roadway from laser scanning point cloud[C]. 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Beijing, 2016: 4452-4455. doi: 10.1109/IGARSS.2016.7730160.
- [9] 王桃. 基于位置指纹的煤矿井下定位算法研究[D]. [硕士学位论文], 中国矿业大学, 2015: 29-39.
WANG Tao. Research of positioning algorithm in coal mine based on location fingerprint[D]. [Master dissertation], China University of Mining & Technology, 2015: 29-39.
- [10] JIANG Qideng, MA Yongtao, LIU Kaihua, et al. A probabilistic radio map construction scheme for crowdsourcing-based fingerprinting localization[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(10): 3764-3774. doi: 10.1109/JSEN.2016.2535250.
- [11] 彭玉旭, 杨艳红. 一种基于 RSSI 的贝叶斯室内定位算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(10): 237-240. doi: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.10.073.
PENG Yuxu and YANG Yanhong. Bayesian indoor location algorithm based on RSSI[J]. *Computer Engineering*, 2012, 38(10): 237-240. doi: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.10.073.
- [12] XIAO Song, ROTARU M, and SYKULSKI J K. Adaptive weighted expected improvement with rewards approach in

- kriging assisted electromagnetic design[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2013, 49(5): 2057–2060. doi: 10.1109/TMGA.2013.2240662.
- [13] ZIMOS E, TOUMPAKARIS D, MUNTEANU A, *et al.* Multiterminal source coding with copula regression for wireless sensor networks gathering diverse data[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2017, 17(1): 139–150. doi: 10.1109/JSEN.2016.2585042.
- [14] WU Qiang and ZHOU Dingxuan. SVM soft margin classifiers: Linear programming versus quadratic programming[J]. *Neural Computation*, 2005, 17(5): 1160–1187. doi: 10.1162/0899766053491896.
- [15] TAKAHASHI N, GUO J, and NISHI T. Global convergence of SMO algorithm for support vector regression[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2008, 19(6): 971–982. doi: 10.1109/TNN.2007.915116.
- [16] SHAMSHIRBAND S, PETKOVIC D, JAVIDNIA H, *et al.* Sensor data fusion by support vector regression methodology — A comparative study[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2015, 15(2): 850–854. doi: 10.1109/JSEN.2014.2356501.
- [17] 李明山, 王正明, 张仪. 基于均匀试验设计的支持向量回归参数选择方法[J]. *系统仿真学报*, 2008, 20(8): 2195–2199. doi: 10.16182/j.cnki.joss.2008.08.067.
- LI Mingshan, WANG Zhengming, and ZHANG Yi. New method for selecting parameters of support vector machine regression based on uniform design[J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(8): 2195–2199. doi: 10.16182/j.cnki.joss.2008.08.067.
- [18] 何飞, 方金云. 基于自适应的并行空间插值算法及仿真实现[J]. *系统仿真学报*, 2014, 26(4): 761–768. doi: 10.16182/j.cnki.joss.2014.04.030.
- HE Fei and FANG Jinyun. Algorithm for spatial interpolation based on self-adaptive parallel programming[J]. *Journal of System Simulation*, 2014, 26(4): 761–768. doi: 10.16182/j.cnki.joss.2014.04.030.
- [19] 陈丽, 陈静, 高清涛, 等. 基于支持向量机与反 K 近邻的分类算法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(24): 135–137.
- CHEN Li, CHEN Jing, GAO Qingtao, *et al.* Classification algorithm research based on support vector machine and reverse K-nearest neighbor[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(24): 135–137.
- [20] NI L M, LIU Y, LAN Y C, *et al.* LANDMARC: Indoor location sensing using active RFID[J]. *Wireless Networks*, 2004, 10(6): 701–710. doi: 10.1023/B:WINE.0000044029.06344.DD.
- 王红军: 男, 1968 年生, 教授, 研究方向为无线通信网络和认知电子战.
- 周宇: 男, 1995 年生, 硕士生, 研究方向为无线传感器网络和认知无线网络.
- 王伦文: 男, 1966 年生, 教授, 研究方向为智能信号处理.