

# 一种基于分布式压缩感知的矿井目标指纹数据库建立方法

田子建\* 贺方圆

(中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院 北京 100083)

**摘要:** 针对目前国内矿井目标定位精度低和定位实时性差的现状, 该文提出一种基于分布式压缩感知原理构造指纹数据库的方法, 该方法在离线阶段只需采集少量巷道中的指纹信息(参考节点ID信息、基于电磁波到达时间(TOA)的距离测量值和实际距离值), 便可高概率重构矿井目标指纹数据库指纹信息, 从而达到减少数据采集工作量和提高工作效率的目的。后续在线阶段, 只需获得某时刻参考节点ID信息和目标节点被参考节点测得的实时TOA距离测量值, 根据模式匹配方法可获得该时刻目标节点距离参考节点的待估距离值, 保证了定位精度和定位实时性。在此基础上, 提出一种改进的压缩采样修正匹配追踪算法(CoSaMMP)进行指纹信息重构, 该算法利用折半法增大裁剪力度从而有效缩短重构数据时间。仿真结果表明所提算法的可行性及有效性。

**关键词:** 分布式压缩感知; 指纹数据库; 压缩采样修正匹配追踪; TOA测距

中图分类号: TD655

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)10-2450-07

DOI: 10.11999/JEIT180857

## A Method of Establishing Mine Target Fingerprint Database Based on Distributed Compressed Sensing

TIAN Zijian HE Fangyuan

(School of Mechanical Electronic and Information Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

**Abstract:** A method of establishing a fingerprint database, which is based on distributed compressed sensing, is proposed to improve the low positioning accuracy and poor real-time positioning that exist in the current mine target positioning in China. Using the method, the fingerprint information of mine target fingerprint database can be reconstructed with high probability by collecting only a few fingerprint information (reference node IDs, Time Of Arrival (TOA) measurements based on electromagnetic wave and actual distance values) in the roadway in the off-line stage. Therefore, the data collection workload can be reduced and the work efficiency can be improved as well. In the subsequent on-line stage, according to the pattern matching method, the estimated distance between the target node and the reference nodes at the certain time can be obtained only by getting the reference node IDs and the real-time TOA measurements measured by the reference nodes at a certain moment, which guarantees the positioning accuracy and positioning real-time performance. Based on this method, an improved Compressive Sampling Modifying Matching Pursuit (CoSaMMP) algorithm is proposed to reconstruct the fingerprint information. The algorithm can effectively shorten the reconstruction time by using the folding method to increase the cutting force. The simulation results show that the proposed algorithm is feasible and effective.

**Key words:** Distributed compressed sensing; Fingerprint database; Compressive Sampling Modifying Matching Pursuit (CoSaMMP); Time Of Arrival (TOA) distance measurement

### 1 引言

矿井目标定位包括矿井人员及车辆等设备的定

位, 尤其是前者在矿井安全生产中一直占据着重要地位。2016年版的《煤矿安全规程》要求所有矿井

收稿日期: 2018-09-03; 改回日期: 2019-05-14; 网络出版: 2019-05-24

\*通信作者: 田子建 tzj@cumtb.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划专项(2016YFC0801804), 国家自然科学基金(51674269)

Foundation Items: The Special Program of the National Key Research and Development Plan of China (2016YFC0801804), The National Natural Science Foundation of China(51674269)

必须装备人员位置监测系统<sup>[1]</sup>，传统的矿井目标位置监测技术是由3个参考节点实时在线测距得到与目标节点的距离，并通过这3个参考节点联立方程组求解得到目标节点坐标，本文将这种定位方式称作“在线测距解算定位方法”，常用的测距方法有TOA (Time Of Arrival), TDOA(Time Difference Of Arrival), RSSI(Received Signal Strength Indication)等<sup>[2-7]</sup>。实现在线测距解算定位方法得到精确的目标定位是非常困难的，在实际工程运用中很难实现，且这种定位方式需要在线测距和实时坐标求解运算，对参考节点的功耗要求很高，但这也提醒了研究人员，精确的矿井目标位置监测系统是一定需要在系统安装使用之前就进行实测的，这为指纹数据库的建立提供了思路。

指纹数据库通过离线和在线两个阶段实现目标定位<sup>[8]</sup>。相比传统的位置监测技术，离线指纹数据库分担了目标定位工作，简化了在线阶段，降低了在线阶段的功耗。同时，电磁信号受多径效应和非视距因素等影响，基于TOA, TDOA等方法测量目标节点和参考节点之间的距离本身就存在误差，在线测距解算得到的位置坐标通常不唯一，而指纹数据库在线阶段通过利用数据匹配将离线阶段实际测量的真实位置作为结果输出，恰恰解决了上述问题。文献<sup>[9]</sup>提出了一种基于卡尔曼滤波和指纹定位的矿井TOA定位方法，消除了NLOS时延对TOA定位精度的不利影响，但其忽略采样数量的考虑；文献<sup>[10]</sup>提出了一种利用电磁波到达场强的RSSI技术来实现矿井人员指纹定位数据库的构建方法，并通过SVR-Kriging插值法解决数据采集工作量大的问题，但RSSI技术因受巷道噪声影响较大并非理想的技术手段。

为此，本文提出一种基于分布式压缩感知的矿井目标指纹数据库建立方法。该方法利用分布式压缩感知原理进行巷道目标指纹数据库构建，缩减了数据采集工作量；后续在线定位阶段，根据模式匹配方法获得目标节点距离参考节点的待估距离值，保证了定位精度和定位实时性。另外本文提出一种改进的CoSaMMP算法进行数据库指纹信息重构，以减少构建指纹数据库的时间。

## 2 分布式压缩感知理论

压缩感知理论通过利用测量矩阵重新描述可压缩信号，直接获取信号的特征信息，这些特征信息包含有足够的信息量，可以通过重建算法恢复出原始信号，因此利用压缩感知原理可有效节省信号的存储空间，提高传输效率，降低工作量和工作时间，但压缩感知原理仅限于1维信号，为了解决多

维信号的情况，Duarte等人<sup>[11]</sup>提出了分布式压缩感知的概念。

记 $l = 1, 2, \dots, L$ ， $\mathbf{y}_l \in \mathbf{R}^{M_l \times 1}$ 是第 $l$ 个信号对应的测量向量，则分布式压缩感知的模型为

$$\mathbf{y}_l = \Phi_l \mathbf{f}_l \quad (1)$$

其中， $\Phi_l \in \mathbf{R}^{M_l \times N}$ 是测量矩阵， $\mathbf{f}_l \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 是稀疏信号， $L$ 代表信号的个数。

现实中很多信号是非稀疏的，不能直接套用式(1)，但若非稀疏信号能在某变换域中稀疏表示，即

$$\mathbf{x}_l = \Psi_l \alpha_l \quad (2)$$

则可根据式(1)得

$$\mathbf{y}_l = \Phi_l \mathbf{x}_l = \Phi_l \Psi_l \alpha_l = \mathbf{A}_l \alpha_l \quad (3)$$

其中， $\mathbf{A}_l \in \mathbf{R}^{M_l \times N}$ 是感知矩阵，具有RIP性质<sup>[12]</sup>， $\Psi_l \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 是稀疏基， $\alpha_l \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 为非稀疏信号 $\mathbf{x}_l$ 在 $\Psi_l$ 上的稀疏表示，是 $K_l$ -稀疏向量。

若记 $\|\alpha_l\|_0 = K_l$ 表示信号 $\alpha_l$ 的非零元素个数，则有 $K_l < M_l < N$ 。这些非零元素在信号向量中位置的下标组成的指标集被称为信号的支撑集，记为 $C$ 。仅有这些非零元素组成的向量记为 $\alpha_C$ ，其长度为 $K_l$ 。将感知矩阵 $\mathbf{A}_l$ 中对应于支撑集中那些指标的列取出，组成一个 $M_l \times K_l$ 矩阵，记为 $\mathbf{A}_{C_l}$ ，显然有 $\mathbf{A}_l \alpha_l = \mathbf{A}_{C_l} \alpha_{C_l}$ <sup>[13]</sup>。

## 3 矿井巷道环境模型构建

虽然矿井巷道长达上百米乃至上千米，但其主要还是以带状或条状分布，岔口相对较少。我国煤矿巷道宽度约为4~6 m，高根据现场地质条件和设备的大小而定。为了方便研究，假设巷道模型为直线型<sup>[14]</sup>。由于矿井目标一般在巷道底板运动，目标高度通常认为不变，因此本文建立矿井目标在巷道平面上的2维示意图，并进行巷道目标节点位置指纹定位节点布置，如图1所示。

其中， $x$ 轴方向为巷道深度， $y$ 轴方向为巷道宽度， $p(x_n, y_n)$ 为待定位目标节点， $A_1, A_2, B_1, B_2$ 为参考节点。宽度方向的参考节点位置分别在巷道两侧，深度方向的参考节点位置依据其有效覆盖半径。

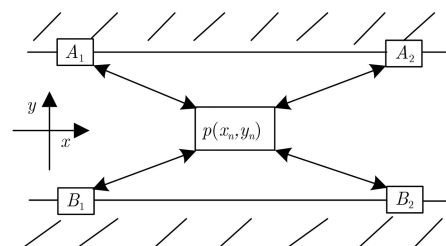


图1 巷道目标节点位置指纹定位节点布置图

### 4 指纹数据库算法模型构建及定位方法实现

矿井目标指纹数据库定位分为离线阶段和在线阶段，其流程图如图2所示。

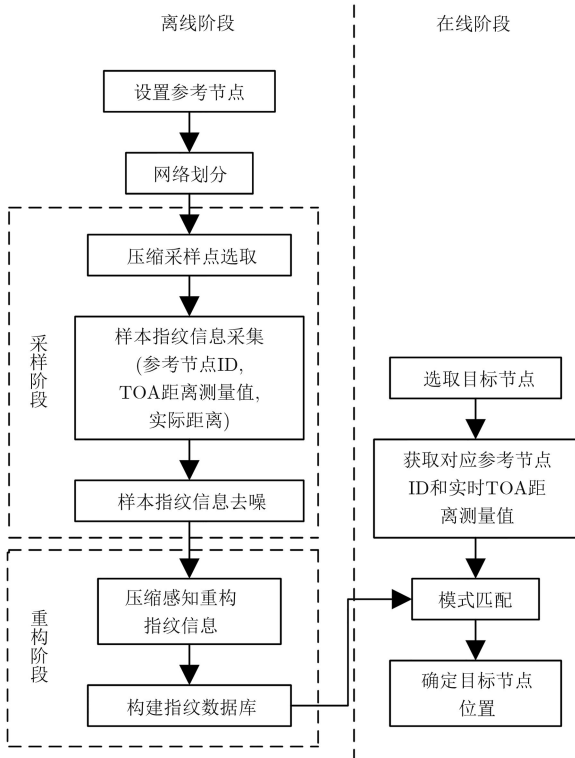


图2 定位流程图

数据库的构建包括采样阶段和重构阶段。采样阶段主要完成样本指纹信息的采集；重构阶段依据样本指纹信息实现数据库完整信息的重构，最后将重构信息存储在数据库中以供后续在线阶段进行数据匹配。

#### 4.1 采样阶段

在采样之前首先对截取的巷道进行区域离散化网格划分<sup>[15]</sup>，以第3节建立的模型为例，设置研究区域的巷道宽度为4 m，预期定位精度为1 m，截取巷道长度为50 m，参考节点置于区域的4个角，则可划分 $4 \times 50 = 200$ 个网格。

##### (1) 压缩采样点选取

已知 $l_{A_1A_2} = l_{B_1B_2} = 50$  m,  $l_{A_1B_1} = l_{A_2B_2} = 4$  m，为防止采样点选取过于集中，可以每间隔1个或多个网格进行采样，采样点取每个网格对角线交点的位置。

##### (2) 样本指纹信息采集

对目标节点 $p(x_n, y_n)$ 进行指纹信息采样，基于TOA测距，测得距ID分别为 $A_1, A_2, B_1, B_2$ 4个参考节点的距离分别为 $d_{n1}(p), d_{n2}(p), d_{n3}(p), d_{n4}(p)$ ，而目标节点距离4个参考节点的实际距离分别为 $d'_{n1}(p), d'_{n2}(p), d'_{n3}(p), d'_{n4}(p)$ ，因此指纹数据存储格式为

$$F(p) = \left( \begin{pmatrix} A_1 & A_2 \\ B_1 & B_2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} d_{n1}(p) & d_{n2}(p) \\ d_{n3}(p) & d_{n4}(p) \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} d'_{n1}(p) & d'_{n2}(p) \\ d'_{n3}(p) & d'_{n4}(p) \end{pmatrix} \right) \quad (4)$$

其中， $\begin{pmatrix} A_1 & A_2 \\ B_1 & B_2 \end{pmatrix}$ 表示参考节点ID信息， $\begin{pmatrix} d_{n1}(p) & d_{n2}(p) \\ d_{n3}(p) & d_{n4}(p) \end{pmatrix}$ 表示目标节点距离相应参考节点的TOA距离测量值， $\begin{pmatrix} d'_{n1}(p) & d'_{n2}(p) \\ d'_{n3}(p) & d'_{n4}(p) \end{pmatrix}$ 表示目标节点距离相应参考节点的实际距离值。

##### (3) 样本信息去噪

为避免测量误差，对样本信息进行多次采样并采用高斯滤波去除离群噪点<sup>[10]</sup>。

#### 4.2 重构阶段

由式(4)可知，指纹数据库的指纹信息包含参考节点ID信息，TOA距离测量值和实际距离值，以参考节点 $A_1, A_2, B_1, B_2$ 之间的位置为例，如果数据库有 $N$ 个位置的指纹数据，则指纹数据可构成 $L = 12$ 条指纹信号，如表1所示。

根据分布式压缩感知理论可知，通过采样少量网格处的指纹信息便可以重构出整个数据库的指纹信息，目标定位问题转化为离散信号的恢复问题。依据式(1)–式(3)及4.1节的分析可知采样阶段的样本指纹信息即为测量向量 $y_l(l = 1, 2, \dots, L, L = 12)$ ，由表1可知指纹信号为非稀疏信号，需要做稀疏处理，接下来若已知稀疏矩阵 $\Psi_l$ 和测量矩阵 $\Phi_l$ ，便可求出完整数据库信息。

##### (1) 稀疏矩阵 $\Psi_l$ 和测量矩阵 $\Phi_l$

因指纹信号为实信号，且平稳没有较多的局部瞬态结构，故选择常用的离散余弦变换(DCT)作为

表1 指纹数据库指纹信号

指纹信号	指纹数据
1	$A_1, A_1, \dots, A_1 (N \text{个 } A_1)$
2	$A_2, A_2, \dots, A_2 (N \text{个 } A_2)$
3	$B_1, B_1, \dots, B_1 (N \text{个 } B_1)$
4	$B_2, B_2, \dots, B_2 (N \text{个 } B_2)$
5	$d_{11}(p), d_{21}(p), \dots, d_{N1}(p)$
6	$d_{12}(p), d_{22}(p), \dots, d_{N2}(p)$
7	$d_{13}(p), d_{23}(p), \dots, d_{N3}(p)$
8	$d_{14}(p), d_{24}(p), \dots, d_{N4}(p)$
9	$d'_{11}(p), d'_{21}(p), \dots, d'_{N1}(p)$
10	$d'_{12}(p), d'_{22}(p), \dots, d'_{N2}(p)$
11	$d'_{13}(p), d'_{23}(p), \dots, d'_{N3}(p)$
12	$d'_{14}(p), d'_{24}(p), \dots, d'_{N4}(p)$

稀疏变换基 $\Psi_l$ ；随机高斯测量矩阵是压缩感知中最常用到的测量矩阵，它与绝大多数正交稀疏矩阵不具有相关性，本文选取随机高斯矩阵作为测量矩阵 $\Phi_l$ 。

## (2) 重构算法

分布式压缩感知理论的核心是重构算法，即由 $M_l$ 次测量向量 $\mathbf{y}_l$ 重构长度为 $N$  ( $M_l < N$ )的稀疏信号 $f_l$ 的过程。本文提出了一种压缩采样修正匹配追踪算法<sup>[6]</sup>的改进算法(Improved Compressive Sampling Modifying Matching Pursuit, ICoSaMMP)，以满足矿井数据库重构条件。

本文算法的模型被简化为<sup>[7]</sup>

$$\mathbf{y}_l = \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha}_l \quad (5)$$

ICoSaMMP算法流程如下：

**输入：**感知矩阵 $\mathbf{A}$ ，测量向量 $\mathbf{y}_l$ ，模糊阈值参数 $a_{pr}$ 及 $b_{pr}$ ，算法停止迭代参数 $S_{to}$ ，初次裁剪参数 $P_{ru}$ 。

**输出：**输入信号的估值 $\hat{\boldsymbol{\alpha}}_l$ 。

步骤1 初始化 (1) $\hat{\boldsymbol{\alpha}}_l^{(0)} = 0$ ，信号的初始估计值；(2) $\mathbf{r} = \mathbf{y}_l$ ，残差的初始值；(3) $k = 1$ ，迭代次数；(4) $C_0 = \phi$ ，信号支撑集的估计 $C$ 的初始值；(5) $z = 1$ ，折半迭代次数。

步骤2 当 $\|\mathbf{r}\|_2 > S_{to} \times \|\mathbf{y}_l\|_2$ ，

(1)  $\mathbf{V} = \left\| \mathbf{A}^T \mathbf{r} \right\|_{\text{row-}\infty}$ ， $T_{hr} = a_{pr} + (b_{pr} - a_{pr})\text{rand}$

(1),  $\Omega = \{i : (\mathbf{V})_i \geq T_{hr} \times \max(\mathbf{V})\}$ ，预选集

$C_k = C_{k-1} \cup \Omega$ ，候选集

(2)  $I = l(C_k) - \left\lfloor \frac{1}{2^z} l(C_k) \right\rfloor$ ， $F = \max(\|\mathbf{A}_{C_k} \mathbf{y}_l\|_{\text{row-}\infty}$ ，

$I$ )， $\mathbf{res} = \mathbf{y}_l - \mathbf{A}_F \mathbf{A}_F^+ \mathbf{y}_b$

If  $\|\mathbf{res}\|_2 \leq \|\mathbf{r}\|_2 \leq P_{ru} \times \|\mathbf{y}_l\|_2$ ，

$C_k = F$ ， $\mathbf{r} = \mathbf{res}$ ， $k = k + 1$

else  $z = z + 1$

重复步骤(2)直到 $1/2^z l(C_k) < 1$

(3)重复步骤2，直到 $\|\mathbf{r}\|_2 \leq S_{to} \times \|\mathbf{y}_l\|_2$

步骤3 (1) $\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{l(C_k)} = \mathbf{A}_{C_k}^+ \mathbf{y}_l$ ；(2) $\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{l(C_k^c)} = 0$

其中， $\mathbf{V}$ 是感知矩阵各列与残差进行匹配并计算行无穷范数， $T_{hr}$ 是模糊阈值， $a_{pr}$ 和 $b_{pr}$ 是两个可供设定的模糊阈值参数，函数 $\text{rand}(1)$ 的作用是产生0~1之间的随机数值，利用模糊阈值 $T_{hr}$ 可对本次产生的预选指标集的容量 $\Omega$ 进行自适应的控制。 $\lfloor 1/2^z l(C_k) \rfloor$ 表示取 $1/2^z l(C_k)$ 的整数部分， $I = l(C_k) - \lfloor 1/2^z l(C_k) \rfloor$ 即利用折半法对支撑集 $C_k$ 进行剪裁， $\mathbf{A}_{C_k}^+ = (\mathbf{A}_{C_k}^T \mathbf{A}_{C_k})^{-1} \mathbf{A}_{C_k}^T$ ， $\mathbf{A}_{C_k}^+ \mathbf{y}_l$ 表示信号估计的最小二乘解，函数 $F = \max(\|\mathbf{A}_{C_k}^+ \mathbf{y}_l\|_{\text{row-}\infty}, I)$ 的作用是返回向量 $\|\mathbf{A}_{C_k}^+ \mathbf{y}_l\|_{\text{row-}\infty}$ 中绝对值最大的 $I$ 个元素

的下标组成的指标集 $F$ ， $C_k^c$ 是 $C_k$ 的补集，已知当 $a_{pr} = 0.8$ ， $b_{pr} = 1$ ， $S_{to} = 6 \times 10^{-4}$ ， $P_{ru} = 10^{-2}$ 时，可以平衡算法的运算时间和重构精度<sup>[16]</sup>。

## 4.3 实时定位

在线定位阶段，只需获得某时刻参考节点的ID信息和目标节点被参考节点测得的实时TOA距离测量值，根据模式匹配方法可获得该时刻目标节点距离相应参考节点的待估距离值，具体匹配定位方法如下：

设 $t$ 时刻进行实时目标距离测量，测量的数据格式为

$$F(t) = \left( \begin{array}{cc} A_1(t) & A_2(t) \\ B_1(t) & B_2(t) \end{array} \right), \left( \begin{array}{cc} d_{n1}(t) & d_{n2}(t) \\ d_{n3}(t) & d_{n4}(t) \end{array} \right), \left( \begin{array}{cc} d_{n1}^2(t) & d_{n2}^2(t) \\ d_{n3}^2(t) & d_{n4}^2(t) \end{array} \right) \quad (6)$$

其中， $\left( \begin{array}{cc} A_1(t) & A_2(t) \\ B_1(t) & B_2(t) \end{array} \right)$ 表示 $t$ 时刻参考节点ID信息，

$\left( \begin{array}{cc} d_{n1}(t) & d_{n2}(t) \\ d_{n3}(t) & d_{n4}(t) \end{array} \right)$ 表示 $t$ 时刻目标节点距离相应参考

节点的TOA距离测量值， $\left( \begin{array}{cc} d_{n1}^2(t) & d_{n2}^2(t) \\ d_{n3}^2(t) & d_{n4}^2(t) \end{array} \right)$ 表示 $t$ 时刻目标节点距离相应参考节点的待估距离值。

将 $t$ 时刻测得的实时数据 $\left( \begin{array}{cc} A_1(t) & A_2(t) \\ B_1(t) & B_2(t) \end{array} \right)$ 和

$\left( \begin{array}{cc} d_{n1}(t) & d_{n2}(t) \\ d_{n3}(t) & d_{n4}(t) \end{array} \right)$ ，和式(4)所示存储格式的离线

阶段数据库预存数据进行对应匹配，首先在预存数据中找出和实时数据 $\left( \begin{array}{cc} A_1(t) & A_2(t) \\ B_1(t) & B_2(t) \end{array} \right)$ 相同的区域，然后在此小范围区域中利用欧几里得距离公式

$$D(F(p), F(t)) = \sqrt{\sum_{i=1}^4 (d_{ni}(p) - d_{ni}(t))^2}, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

找出和实时数据 $\left( \begin{array}{cc} d_{n1}(t) & d_{n2}(t) \\ d_{n3}(t) & d_{n4}(t) \end{array} \right)$ 最为接近(具有

最小欧几里得距离)的一组预存数据 $\left( \begin{array}{cc} d_{n1}(p) & d_{n2}(p) \\ d_{n3}(p) & d_{n4}(p) \end{array} \right)$ ，

将该值对应的实际距离值 $\left( \begin{array}{cc} d'_{n1}(p) & d'_{n2}(p) \\ d'_{n3}(p) & d'_{n4}(p) \end{array} \right)$ 赋给待

估距离值 $\left( \begin{array}{cc} d_{n1}^2(t) & d_{n2}^2(t) \\ d_{n3}^2(t) & d_{n4}^2(t) \end{array} \right)$ ，最终确定 $t$ 时刻目标节点的位置。

## 5 仿真实验

由于实验截取的巷道范围在参考节点 $A_1, A_2, B_1, B_2$ 之间, 则数据库指纹信息的参考节点ID信息不变可忽略, 所以式(4)可以简化为

$$F(p) = \left( \begin{array}{cc} d_{n1}(p) & d_{n2}(p) \\ d_{n3}(p) & d_{n4}(p) \end{array} \right), \\ \left( \begin{array}{cc} d'_{n1}(p) & d'_{n2}(p) \\ d'_{n3}(p) & d'_{n4}(p) \end{array} \right), n = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

为了验证本文算法的性能, 特进行如下实测实验, 实验场地选取某电缆入地工程中电缆隧道, 隧道宽为4 m, 高为2.5 m, 截取50 m长度进行节点布置及数据采集。实验信号收发器的射频芯片为NA5TR1, 定位模块采用SDS-TWR方法<sup>[9]</sup>以消除TOA测距的同步时延和计时误差。现场测试如图3所示, 每次采样进行10次测量取平均(已除去离群噪点)。图4所示为每间隔一个网格进行采样, 即采样数量 $M_l = 100, l = 5, 6, \dots, 12$ 。

### 5.1 算法时间复杂度

对本文算法和SVR-Kriging插值算法时间复杂度进行分析。SVR-Kriging插值法的时间复杂度为 $O(N^3)$ <sup>[10]</sup>, 而压缩采样匹配追踪算法(CoSaMp)的时间复杂度为 $O(MN)$ <sup>[8]</sup>, 因 $(M < N)$ , 所以CoSaMp的时间复杂度小于SVR-Kriging插值法。又因CoSaMp算法的平均时间大概是CoSaMMP的3倍, 并且随着稀疏度 $K$ 的增大这种倍数关系还有增大的趋势<sup>[16]</sup>, 所以CoSaMMP算法的时间复杂度 $O(\text{CoSaMMP}) \leq O(MN)$ , 而本文算法是基于分

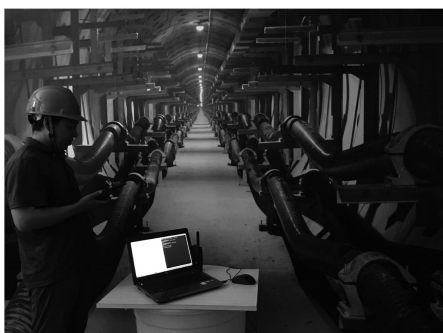


图3 现场实测图

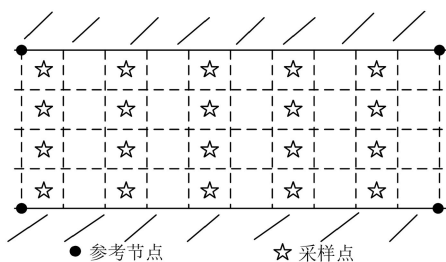


图4 采样方式

布式压缩感知理论在CoSaMMP算法中改进行取无穷范数确定预选集<sup>[13]</sup>以及折半法裁剪候选集, 这两种改进都不会增加算法的复杂度, 所以本文算法的时间复杂度 $O(\text{ICoSaMMP}) \leq O(MN) < O(N^3)$ 。因此可知本文算法的时间复杂度小于SVR-Kriging插值法, 各算法的时间复杂度比较如表2所示。

表2 各算法的时间复杂度

算法	时间复杂度( $M < N$ )
SVR-Kriging	$O(N^3)$
CoSaMP	$O(MN)$
CoSaMMP	$\leq O(MN)$
ICoSaMMP(本文算法)	$\leq O(MN)$

### 5.2 定位精度

本文采取度量精度的计算方式如式(9)所示

$$\text{error}(l) = |X_l - \hat{X}_l|, l = 9, 10, 11, 12 \quad (9)$$

其中,  $X_l$ 是通过实际测量获得的目标节点距离4个参考节点的实际距离值,  $\hat{X}_l$ 是通过本文方法确定的目标节点距离4个参考节点的实际距离值,  $l = 9, 10, 11, 12$ 表示表1中的第9~12个信号, 从式(9)可知 $\text{error}(l)$ 的值越小, 算法的精度越高。若 $N = 200$ ,  $M_l$ 分别取100, 125建立指纹数据库(重构算法运行100次取平均值)。选取参考节点 $A_1$ 为例, 即 $l = 9$ 时, 定位误差按照式(9)进行计算, 其结果如图5所示。

表3给出了目标节点距离4个参考节点的平均误差, 图5所示的平均误差见表3第2列 $l = 9$ 的误差信息。从表3可以看出当 $M_l = 125$ 时, 4个信号的平均误差都小于1 m, 当 $M_l = 100$ 时有一个信号的平均误差略高于1 m, 但4个信号的总平均误差为0.98 m低于1 m。同时, 利用文献[10]提出的SVR-Kriging插值法进行实验, 在现场实测实验中, RSSI值受到巷道内机电设备等一定程度的电磁干扰, 定位精度受到影响。SVR-Kriging插值法采用每间隔一个网格选取一个采样数据, 即采样数 $M_l = 100$ 。表4给出SVR-Kriging插值法和本文算法在采样数 $M_l = 100$ 和 $M_l = 125$ 时的对比数据。从表4中可以看出在 $M_l = 100$ 时, 本文算法的平均误差高于SVR-Kriging插值法, 但当 $M_l = 125$ 时, 本文算法的平均误差低于SVR-Kriging插值法。已知压缩感知重构精度受采样数量的影响, 采样数量越多定位精度越高, 所以可以得出在采样数量 $M_l \geq 125$ 时, 本文算法的重构精度是高于SVR-Kriging插值法的, 证明了本文算法的可行性。

### 5.3 测量数和重构成功概率的比较

若 $M_l$ 分别取25, 50, 75, 100, 125, 150, 175,  $N = 200$ , 算法运行100次。图6所示测量数和重构

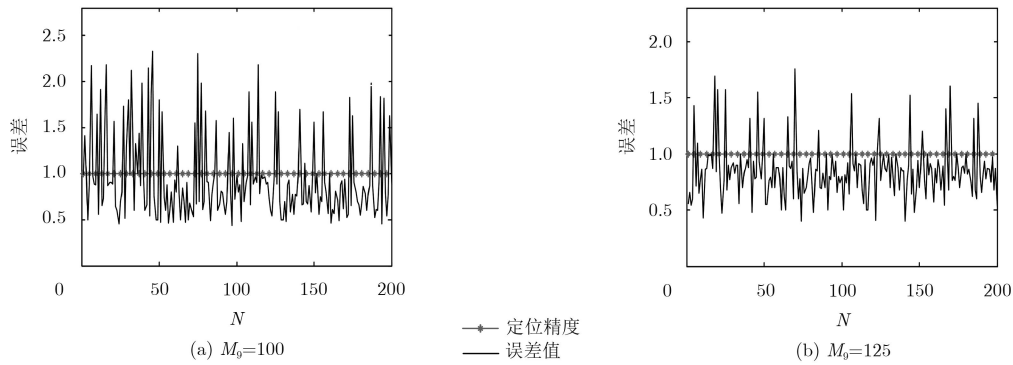


图5 目标节点距离 $A_1$ 的定位误差

表3 本文算法各信号平均误差

采样数	$l = 9$	$l = 10$	$l = 11$	$l = 12$
$M_l = 100$	0.98	1.06	0.90	0.96
$M_l = 125$	0.85	0.76	0.92	0.86

表4 误差对比

定位算法	本文算法		SVR-Kriging算法
采样数	$M_l = 100$	$M_l = 125$	$M_l = 100$
最大误差	2.37	1.85	1.90
最小误差	0.43	0.32	0.39
平均误差	0.98	0.85	0.92

成功概率的对比图，成功是指各信号在每一次重构中误差error都小于1。从图6中可以看出，随着测量数增大重构的成功概率随之增大，这是因为测量数越多包含原始信号的信息就越多。在测量数为125时，重构成功的概率达到0.9以上，即使测量数为信号长度的一半 $M_l = 100$ 时，重构成功的概率也接近于0.8。图6和图7分别可以看出本文算法和基于阈值和裁剪机制的分布式压缩感知算法<sup>[13]</sup>在重构成功概率上相近，但从重构时间上来看明显本文算法用时较少，这是因为本文算法利用折半法增大裁剪数量，缩短了重构时间。

### 6 结论

本文基于指纹数据库定位原理，搭建矿井目标指纹数据库定位模型，设计矿井目标指纹数据库定位方法。本方法在离线阶段存储目标节点到达相应参考节点的指纹信息，在线阶段通过模式匹配方法确定目标节点距离相应参考节点的待估距离值。本方法最终确定的目标节点位置为其距离相应参考节点的实际距离值，提高了定位精度，同时免去了实时坐标求解方程组的运算，提高了定位实时性。

在构建指纹数据库时，基于分布式压缩感知原理，利用少量采样指纹信息便可高概率重构指纹数据库指纹信息，实验数据显示采样数量达到50%时，重构成功概率接近于80%，采样数量超过50%，重构成

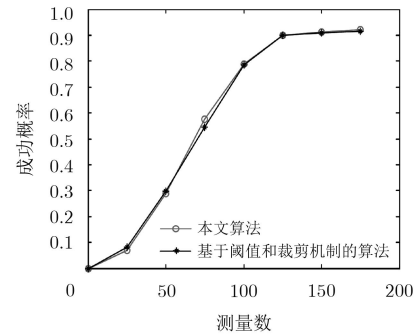


图6 测量数和重构成功概率的对比图

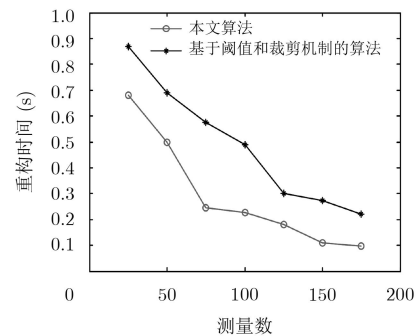


图7 测量数和重构时间对比图

功概率将达到90%以上。在此基础上，本文提出的ICoSaMMP重构算法无需稀疏度作为先验条件，满足矿井数据库建立时稀疏度未知的情况，实验数据显示该算法利用折半法在保证定位精度1 m的情况下增大裁剪力度从而有效缩短重构指纹数据时间。

### 参考文献

[1] 孙继平. 2016年版《煤矿安全规程》监控与通信条款解析[J]. 工矿自动化, 2016, 42(5): 1-8. doi: 10.13272/j.issn.1671-251x.2016.05.001.  
SUN Jiping. Explanations for part of monitoring and communication of Coal Mine Safety Regulations of 2016 Edition[J]. *Industry and Mine Automation*, 2016, 42(5): 1-8. doi: 10.13272/j.issn.1671-251x.2016.05.001.

[2] 邓兵, 孙正波, 杨乐, 等. 存在站址误差时的线性校正TDOA定位算法[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2017, 44(4): 106-111. doi: 10.3969/j.issn.1001-2400.2017.04.019.

- DENG Bing, SUN Zhengbo, YANG Le, *et al.* TDOA localization with linear-correction in the presence of sensor position errors[J]. *Journal of Xidian University*, 2017, 44(4): 106–111. doi: [10.3969/j.issn.1001-2400.2017.04.019](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-2400.2017.04.019).
- [3] 田强, 冯大政, 杨凡, 等. 基于线性校正的TOA联合同步与定位算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2018, 40(2): 245–249. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.02.01](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.02.01).
- TIAN Qiang, FENG Dazheng, YANG Fan, *et al.* Joint TOA-based synchronization and localization via linear-correction technique[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(2): 245–249. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.02.01](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.02.01).
- [4] 徐琨, 刘宏立, 马子骥, 等. 容忍多径效应的无线传感网络测距算法[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(10): 2461–2468. doi: [10.3969/j.issn.0254-3087.2017.10.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.0254-3087.2017.10.014).
- XU Kun, LIU Hongli, MA Ziji, *et al.* Multipath-tolerant ranging algorithm in underground tunnel for wireless sensor networks[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(10): 2461–2468. doi: [10.3969/j.issn.0254-3087.2017.10.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.0254-3087.2017.10.014).
- [5] CHEN Hongyang, LIU Bin, HUANG Pei, *et al.* Mobility-assisted node localization based on TOA measurements without time synchronization in wireless sensor networks[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2012, 17(1): 90–99. doi: [10.1007/s11036-010-0281-3](https://doi.org/10.1007/s11036-010-0281-3).
- [6] WANG Gang and CHEN Hongyang. An importance sampling method for TDOA-based source localization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2011, 10(5): 1560–1568. doi: [10.1109/TWC.2011.030311.101011](https://doi.org/10.1109/TWC.2011.030311.101011).
- [7] 李论, 张著洪, 丁恩杰, 等. 基于RSSI的煤矿巷道高精度定位算法研究[J]. *中国矿业大学学报*, 2017, 46(1): 183–191, 200. doi: [10.13247/j.cnki.jcumt.000632](https://doi.org/10.13247/j.cnki.jcumt.000632).
- LI Lun, ZHANG Zhuhong, DING Enjie, *et al.* Precision positioning algorithm in coal mine tunnel based on RSSI[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2017, 46(1): 183–191, 200. doi: [10.13247/j.cnki.jcumt.000632](https://doi.org/10.13247/j.cnki.jcumt.000632).
- [8] 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](https://doi.org/10.13873/j.1000-97872012.09.020).
- HAO Lina, ZHANG Xiujuan, 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](https://doi.org/10.13873/j.1000-97872012.09.020).
- [9] 孙继平, 李晨鑫. 基于卡尔曼滤波和指纹定位的矿井TOA定位方法[J]. *中国矿业大学学报*, 2014, 43(6): 1127–1133. doi: [10.13247/j.cnki.jcumt.000117](https://doi.org/10.13247/j.cnki.jcumt.000117).
- SUN Jiping and LI Chenxin. Mine time of arrival positioning method based on Kalman filtering and fingerprint positioning[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2014, 43(6): 1127–1133. doi: [10.13247/j.cnki.jcumt.000117](https://doi.org/10.13247/j.cnki.jcumt.000117).
- [10] 王红军, 周宇, 王伦文. 基于SVR-Kriging插值的矿井工人二维指纹定位数据库构建算法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(11): 2571–2578. doi: [10.11999/JEIT170058](https://doi.org/10.11999/JEIT170058).
- WANG Hongjun, ZHOU Yu, and WANG Lunwen. Establishment algorithm of two dimensional fingerprint database for mine workers based on SVR-Kriging interpolation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(11): 2571–2578. doi: [10.11999/JEIT170058](https://doi.org/10.11999/JEIT170058).
- [11] DUARTE M F, SARVOTHAM S, BARON D, *et al.* Distributed compressed sensing of jointly sparse signals[C]. Conference Record of the Thirty-Ninth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, USA, 2005: 1537–1541. doi: [10.1109/ACSSC.2005.1600024](https://doi.org/10.1109/ACSSC.2005.1600024).
- [12] CANDES E J and TAO T. Decoding by linear programming[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(12): 4203–4215. doi: [10.1109/TIT.2005.858979](https://doi.org/10.1109/TIT.2005.858979).
- [13] 徐勇. 分布式压缩感知的算法及其应用研究[D]. [博士学位论文], 中国地质大学, 2015: 2–47.
- XU Yong. The research on algorithms of distributed compressed sensing and their applications[D]. [Ph.D. dissertation], China University of Geosciences, 2015: 2–47.
- [14] 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, Beijing, China, 2016: 4452–4455. doi: [10.1109/IGARSS.2016.7730160](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2016.7730160).
- [15] 徐志明, 田子建, 王文清, 等. 基于压缩感知的区域离散化矿井目标定位方法[J]. *工矿自动化*, 2018, 44(8): 67–70. doi: [10.13272/j.issn.1671-251x.2018020005](https://doi.org/10.13272/j.issn.1671-251x.2018020005).
- XU Zhiming, TIAN Zijian, WANG Wenqing, *et al.* Region discretization mine target positioning method based on compressed sensing[J]. *Industry and Mine Automation*, 2018, 44(8): 67–70. doi: [10.13272/j.issn.1671-251x.2018020005](https://doi.org/10.13272/j.issn.1671-251x.2018020005).
- [16] 甘伟, 许录平, 张华, 等. 一种贪婪自适应压缩感知重构[J]. *西安电子科技大学学报: 自然科学版*, 2012, 39(3): 50–57, 79. doi: [10.3969/j.issn.1001-2400.2012.03.008](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-2400.2012.03.008).
- GAN Wei, XU Luping, ZHANG Hua, *et al.* Greedy adaptive recovery algorithm for compressed sensing[J]. *Journal of Xidian University*, 2012, 39(3): 50–57, 79. doi: [10.3969/j.issn.1001-2400.2012.03.008](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-2400.2012.03.008).
- [17] WANG Qun and LIU Zhiwen. A robust and efficient algorithm for distributed compressed sensing[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2011, 37(6): 916–926. doi: [10.1016/j.compeleceng.2011.09.008](https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2011.09.008).
- [18] NEEDELL D and TROPP J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2009, 26(3): 301–321. doi: [10.1016/j.acha.2008.07.002](https://doi.org/10.1016/j.acha.2008.07.002).
- 田子建: 男, 1964年生, 教授, 研究方向为矿井定位与通信。  
贺方圆: 女, 1987年生, 博士生, 研究方向为矿井定位与通信。