

# 井下复合定位系统框架

范涌高<sup>1</sup>, 周怡敏<sup>2</sup>, 张玉玺<sup>1</sup>, 闫宋锟<sup>2</sup>, 朱丽娜<sup>2</sup>

(1. 中国电子科技集团公司第三十六研究所, 浙江 嘉兴 314000;

2. 西安电子科技大学通信工程学院, 西安 710071)

**摘要:** 提出了一种包含粗定位和高精定位在内的复合定位系统, 该系统可对井下作业人员的位置进行实时监测, 从而实现及时救援和人员管理的目的; 由于井下作业人员的位置会持续发生变化, 所以信息采集过程中的位置信息具有滞后性, 这对快速持续的高精度定位带来了巨大的挑战; 基于该问题, 提出了一种基于层次聚类的粗定位方法, 通过对现有完整数据和目标可能位置进行信息融合和冗余去除来预测实际位置; 然后, 再在粗定位的范围内布设当前已有的高精度定位设备以实现高精度定位; 仿真结果证明, 提出的复合定位系统可以将定位范围从 15 km 缩小至 500 m, 且能够实现 100% 的拓扑预测精度。

**关键词:** 实时定位; 粗定位; 层次聚类; 信息融合; 矿井

## Composite Positioning System Framework of Underground Coal Mine

FAN Yonggao<sup>1</sup>, ZHOU Yimin<sup>2</sup>, ZHANG Yuxi<sup>1</sup>, YAN Songkun<sup>2</sup>, ZHU Lina<sup>2</sup>

(1. 36th Research Institute of CETC, Jiaxing 314000, China;

2. School of Telecommunications Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** A rough and high-precise compound positioning system is proposed. The system can realize timely rescue and personnel management by performing real-time monitoring for the location of workers. Since the position of the workers usually change, the position information in the process of information collection has a lag. Then, a huge challenge is brought to fast and continuous positioning. Therefore, a rough positioning method based on hierarchical clustering is proposed, which predicts the actual position by information fusion and redundant removal of the existing complete data and the possible position of the target. Then, the current existing high-precise positioning equipment is deployed in the range of rough positioning to achieve high-precise positioning. The simulation results show that the proposed compound positioning system can reduce the positioning range from 15 km to 500 m, and can achieve the topology prediction accuracy by 100%.

**Keywords:** real-time positioning; rough positioning; hierarchical clustering; information fusion; coal mine

## 0 引言

复合定位系统技术是一种包含粗定位和高精定位在内的技术, 可以实现系统的精确定位功能, 可以应用到通信、军事、民生等各种领域。本文从矿井下的应用开展研究。

煤炭是我国重要的能源供给来源<sup>[1]</sup>, 但是煤炭资源很大部分都在地下<sup>[2]</sup>, 这就对开采增加了困难, 尤其在我国, 煤炭资源的开采大都需要以开井的方式进行<sup>[3-5]</sup>。然而由于井下环境复杂, 作业人员发生危险的可能性很大<sup>[6-8]</sup>, 因此, 对井下作业人员进行实时的位置监控, 尤其是在发生矿难等特殊情况下的人

收稿日期: 2021-07-21; 修回日期: 2021-08-30。

基金项目: 国家青年科学基金项目(61601344); 国家重点研发计划(2020YFB1807700)

作者简介: 范涌高(1987-), 男, 浙江兰溪人, 硕士, 工程师, 主要从事系统集成方向的研究。

通讯作者: 朱丽娜(1986-), 女, 江苏徐州人, 博士, 副教授, 主要从事车联网、路由协议与拓扑分析方向的研究。

引用格式: 范涌高, 周怡敏, 张玉玺, 等. 井下复合定位系统框架[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(2): 201-206.

员快速定位,是实现及时救援和人员管理的重要保障。然而,井下作业人员的位置持续在变化,这导致采集定位相关信息的过程中,位置信息的滞后性。而在这种移动环境中,会涉及到数据可用性和安全性等重要问题<sup>[9-11]</sup>。这对快速持续的定位提出了巨大的挑战。

为了解决这个问题,目前已有了解了很多可参考的工作。为了实现多目标定位,有研究学者提出了一种基于时差定位的算法<sup>[12-15]</sup>。该算法需要先关联目标,然后根据时间差定位多个目标。但是目标关联所需的时延较高,无法满足实时位置监测的要求。尤其是发生矿难特殊状态下,地下设备大概率损毁,这类方法很难实现对深埋地下的人员定位<sup>[16]</sup>。同时,此类方法的定位精度也与各数据收集节点的工作时间息息相关,因此若有数据采集节点出现了暂时的毁坏,定位精度会大打折扣。此外,在<sup>[17-19]</sup>中,广泛使用了纯方位定位技术,通过计算多个监测节点采集到的目标的方位角来实现简单的目标定位。此类方法更适合用于对静止目标进行定位,在这种情况下可以获得较高的定位精度。然而一旦目标开始移动,单纯的使用纯方位定位技术只能得到移动目标在上一时刻的位置,无法及时判断出移动节点的位置。因此该方法虽然简单,但是在复杂的移动环境下会出现定位出过多冗余节点、无法确保定位精度问题。总的来说,研究设计一种可以预测移动目标位置的定位方法是实现实时监控井下作业人员位置的重要前提。

在本文中,我们提出了一种井下复合定位系统框架。该方法包括粗定位和高精定位两部。面向井下场景,首先,我们提出了一种基于层次聚类的粗定位方法,利用目标测向数据,可以对目标进行范围定位,给出目标所在范围圈。第二部利用现有的高精度定位技术,在范围内高精度搜索,最终可以实现对目标的高精度定位。

本文的后续安排如下。第一部分介绍了基于层次聚类的粗定位方法。在第二部分,进行了综合仿真以验证所提出方法的有效性。最后,我们在第三部分总结了这项工作。

## 1 井下复合定位系统框架

本文提出的井下复合定位系统框架重点面向井下

人员和设备定位。该系统主要包括粗定位和高精定位两步。

为了快速检测井下人员或设备目标的位置,本文提出先对目标进行粗粒度的定位,即利用简单的测向设备,采集目标的纯方位测向信息,在此基础上提出了一种基于层次聚类的粗定位方法,该方法支持对监测节点采集到的信息进行检测、关联、组合和估计处理,实现信息融合和信息冗余并快速响应移动节点的变化。具体来说,我们首先使用纯方位定位算法作为初始定位方法,记录移动节点可能的位置。然后,基于复杂的监测信息,我们再利用层次聚类算法来计算多个监测点同时检测到的移动节点的位置。通过这个粗定位方法,我们可以缩小定位范围,从而降低高精度定位设备的使用数量,进而降低成本。

在粗粒度定位后,已经获取到目标的范围信息,在该范围内,进行高精度定位设备的使用,如能实现 1 米以内精度的 RFID 定位、UWB 等定位技术,进而可快速捕获目标的高精度位置信息。

由于现有的高精度定位方法和设备已有较多研究成果<sup>[20-26]</sup>,但当前的测向粗粒度定位方向,目前使用较多的还是交叉定位方法,具有定位出冗余节点、定位精度差等问题,因此本文提出了一种新的利用层次聚类技术实现粗定位的方法。

## 2 基于层次聚类的粗定位方法

在本节中,我们将详细介绍所提出的定位方法。首先,我们采用纯方位定位算法作为初始定位方法,将可能的节点位置记录在初始集合  $D_i$  中。然后,根据复杂的监测信息(如节点数、起始频率、终止频率、频率数、驻留时间、信号电平、方位角和置信度),计算  $D_i$  中多个监测节点同时检测到的移动节点位置以获取拓扑结构。该方法主要包括以下 6 个步骤,流程如图 1 所示。

1) 场景初始化。假设有  $M$  个监控节点和  $N$  个移动节点(即井下作业人员),它们的通信范围都是  $r$ ,监测范围为  $R$ 。两种类型的节点都随机分布在该区域中。另外,每个监控节点的位置是已知的和固定的,而每个移动节点的位置是未知的和变化的。然后,通过监测节点收集移动节点的信息,为计算位置提供数据。供参考的节点分布如图 2 所示。在这个场

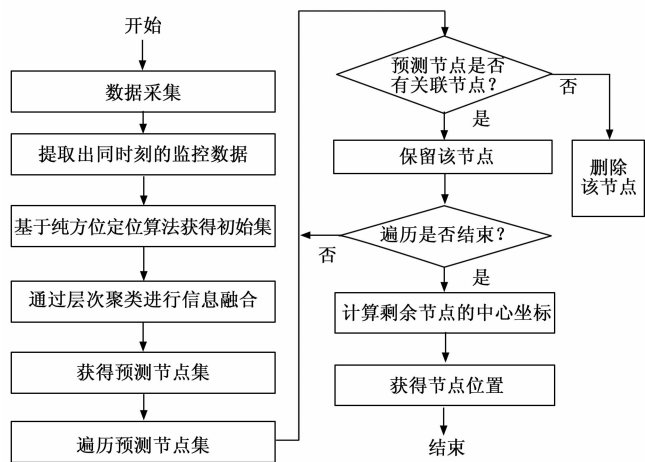


图 1 基于层次聚类的井下定位系统流程图

景中, 我们综合选择 M4 作为控制中心处理信息。每个节点的定位方法都是一样的。因此, 我们引入以节点 T 为参考的井下定位系统, 它同时被 M1 和 M2 检测到。

2) 数据采集。监测节点向 M4 上报 T 的监测数据, 包括节点编号、起始频率、终止频率、频率个数、驻留时间、信号电平、方位角、置信度等核心信息。

3) 数据预处理。控制中心 M4 过滤出同时、同频采集的数据, 再根据纯方位定位算法简单地计算出 T 的位置, 并将结果记录到中。具体计算原理如下。

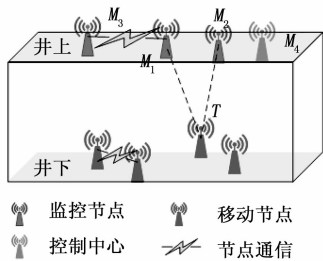


图 2 节点分布情况

纯方位定位算法主要是基于两个监测点的数据, 通过视线交汇得到交点位置, 从而求得目标位置的方法。假设目标与监测点在同一平面运动。纯方位交汇定位算法原理如图 3 所示。

首先建立二维坐标系, 假设监测点  $i$ 、 $j$  的 X 轴指向方向为正东方向, Y 轴指向方向为正北方向。两个监测点位置可由 GPS 测得, 分别为  $(x_i, y_i)$ 、 $(x_j, y_j)$ 。两个监测点的距离即基线长度为  $L_{ij}$ , 基线与正东

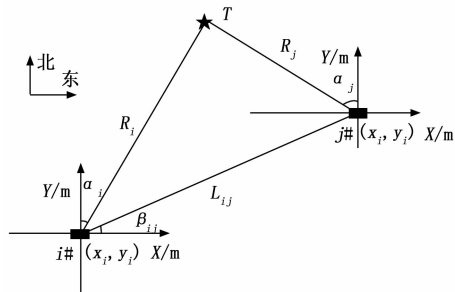


图 3 纯方位定位算法原理

方向的夹角为  $\beta_{ij}$ , 测得的目标方位角分别为  $\alpha_i, \alpha_j$  方位角区分正负: 规定以正北方向为基准, 顺时针方向取正值, 逆时针方向取负值。

分布式监测点与目标的距离分别为  $R_i, R_j$ 。由几何关系有:

$$\begin{cases} R_i \sin \alpha_i - R_j \sin \alpha_j = L_{ij} \cos \beta_{ij} \\ R_i \cos \alpha_i - R_j \cos \alpha_j = L_{ij} \sin \beta_{ij} \end{cases}$$

进一步可得:

$$\begin{cases} R_i = L_{ij} \left| \frac{\cos(\alpha_j + \beta_{ij})}{\sin(\alpha_j - \alpha_i)} \right| \\ R_j = L_{ij} \left| \frac{\cos(\alpha_i + \beta_{ij})}{\sin(\alpha_j - \alpha_i)} \right| \end{cases}$$

由此可得, 目标 T 的大地坐标:

$$\begin{cases} x = x_i + R_i \sin \alpha_i = x_j + R_j \sin \alpha_j \\ y = y_i + R_i \cos \alpha_i = y_j + R_j \cos \alpha_j \end{cases}$$

4) 层次聚类。在实际情况下, 所采集的 T 的信息可能会出现延迟, 这意味着仅根据纯方位定位算法无法利用这些信息准确得到 T 的当前位置。因此, 我们提出了一种基于层次聚类的位置预测方法, 通过对现有完整数据和可能位置进行信息融合和冗余去除, 提取关键信息并计算 T 的当前位置。然后将获得的位置记录到预测节点集  $D_p$  中。

层次聚类算法分成凝聚的和分裂的两种, 取决于层次分解是以自底向上(合并)还是以自顶向下(分裂)方式形成。所谓从底而上地合并, 就是每次找到距离最短的两个簇, 然后进行合并成一个大的簇, 直到全部合并为一个簇, 整个过程就是建立一个树结构。而自顶向下的策略首先是将所有对象置于一个簇中, 然后按照某种既定的规则逐渐细分为越来越小的簇(比如最大的欧式距离), 直到达到某个终结条件(簇数目或者簇距离达到阈值)。

考虑到多个监测节点采集到的信息都是分散的,

若想要通过层次聚类获得目标节点的位置信息,采用凝聚的层次聚类方法是可行的。凝聚的层次聚类方法使用自底向上的策略,假设  $N$  个对象,开始时每个对象自己是独立的类,然后不断合并成越来越大的类,直到所有的对象都在一个类中,或者满足某个终止条件。合并过程中,找出两个距离最近的类合并形成一个类,所以最多进行  $N$  次迭代即可将所有对象合并到一起。具体的层次聚类流程如下:

步骤一:输入样本集合  $D$ , 聚类数目  $k$  或者某个条件(一般是样本距离的阈值,这样就可不设置聚类数目)。

步骤二:将样本集  $D$  中的所有的样本点  $c_i$  都当作一个独立的类簇。其中,  $c_i$  表示第  $i$  个样本在集合  $D$  中的位置,坐标可以表示为  $c_i = \{c_{i,1}, c_{i,2}, \dots, c_{i,n_i}\}$ ,  $c_{i,n_i}$  表示第  $i$  个样本的第  $n_i$  个特征。

步骤三:计算两两类簇之间的距离,即  $c_i$  和  $c_j$  之间的距离  $D(c_i, c_j)$ , 其中  $i \neq j$ ,  $D(c_i, c_j)$  的计算方法如下:

$$D(c_i, c_j) = \sqrt{(c_{i,1} - c_{j,1})^2 + (c_{i,2} - c_{j,2})^2 + \dots + (c_{i,n_i} - c_{j,n_j})^2}$$

步骤四:在所有的距离  $D(c_i, c_j)$  中,找出最小值  $D(c_m, c_n)$ , 即类簇  $c_m$  和  $c_n$  是距离最近的两个类簇。

步骤五:合并类簇  $c_m$  和  $c_n$  为一个新的类簇;

步骤六:重复步骤三至步骤五,直到达到聚类的数目或者达到设定的条件。

5) 节点确认。利用时间、频率与历史轨迹匹配法,判断预测节点集中的点是否真实被监测节点探测到,若是,则该点作为探测到的移动节点位置输出;否则则删除该点。

6) 节点坐标。对保留集合中的节点,计算中心坐标,即为最终预测点的位置。将预测点保存到控制中心。

### 3 仿真结果与分析

在这个部分,我们给出了基于层次聚类的粗定位方法的仿真结果,以验证其有效性。

#### 3.1 仿真参数设置

我们假设在  $15 \text{ km} \times 15 \text{ km}$  的范围内对井下移动节点进行粗定位。具体地,以均匀分布的方式随机部署 10~25 个移动节点,以及 8 个监测节点。其中,移动节点按照随机游走模型移动,且监测节点不移

动。监测节点的最大探测范围是 5 km,模拟监测节点对移动节点的探测情况。通过我们所提出的移动节点定位方法根据监测节点的探测到的方位角、频率和监测节点的坐标计算并预测移动节点的位置。具体的仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数设置

参数	参数值
场景大小/ $\text{km}^2$	$15 \times 15$
探测半径/ $\text{km}$	5
移动节点数量	10、15、20、25
监测节点数量	8
部署方式	均匀分布
移动节点频率数量	256
频率精度/Hz	1 000

#### 3.2 仿真结果分析

图 4 给出了态势形成时间随移动节点数目的变化曲线。从图中可以看出,随着节点数目的增多,态势行程时间呈现明显增大的趋势,这是因为态势分析的算法的处理速度受数据限制,随着移动节点数目的增多,产生的数据量急剧增加,因此,态势形成时间增大。从图中可见,当移动节点数目为 10 时,态势形成时间仅为 0.068 s。当节点数目增加至 25 时,态势形成时间为 0.929 s。

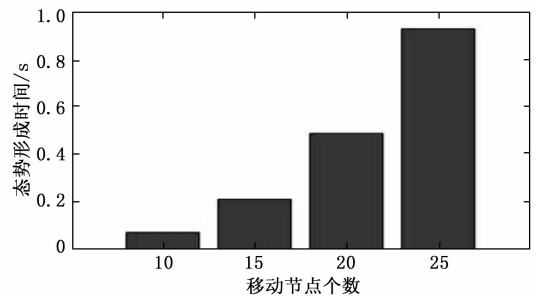


图 4 态势形成时间随移动节点个数变化曲线

图 5 反映了位置误差随敌方节点个数变化趋势,节点增多,数据量变大,误差变大,但没有较大起伏,当节点数目较少时,可以将定位范围缩小至 500 m 左右。图 6 描述了位置与节点个数的关系。从图 6 中可以看出本文所提出的定位方法的位置预测精度可达到 100%。图 7 描述了移动节点的拓扑关系。可以看出,随着移动节点数目增加,拓扑预测精度依然能达到 100%。因此,我们可以得出结论,我们的

粗定位方法可以在缩小的定位范围内得到准确的节点位置和拓扑关系, 且不会出现冗余定位。

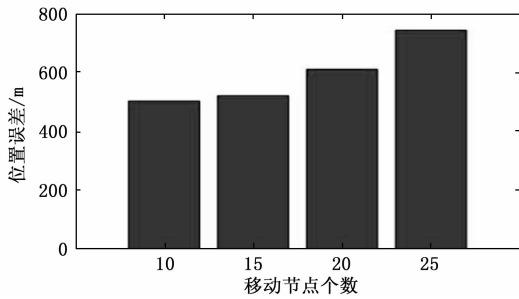


图 5 位置误差随敌方节点个数变化趋势

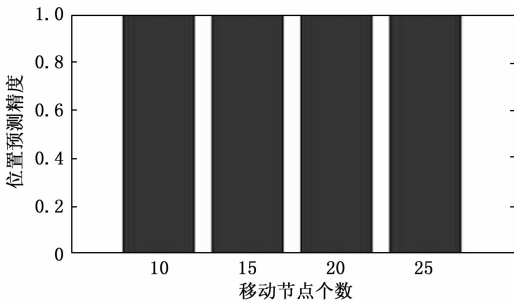


图 6 位置预测精度随移动节点个数变化趋势

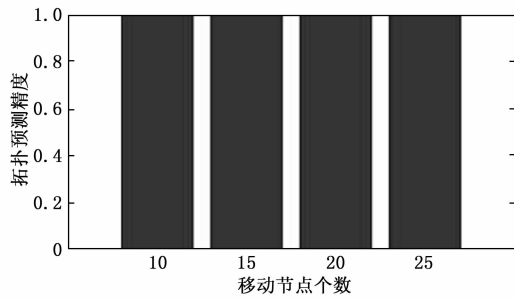


图 7 拓扑预测精度随移动节点个数变化趋势

从图 8、9 中可以看出, 数据融合后的信息数大幅度减少, 说明了融合算法的有效性。图 8 显示了信息数量与去冗率随移动节点数变化的趋势, 即使在高密度移动节点个数下, 也能保证 98% 以上的去冗余率。图 9 表示信息数量与关键信息提取率随移动节点数的变化, 在低节点密度时, 可以保证 100% 的关键信息提取率, 在高节点密度下, 也可以保证 98% 以上的提取率。

#### 4 结束语

在本文中, 我们提出了一种井下复合定位系统框架来监测移动节点的位置变化, 其分为粗定位和

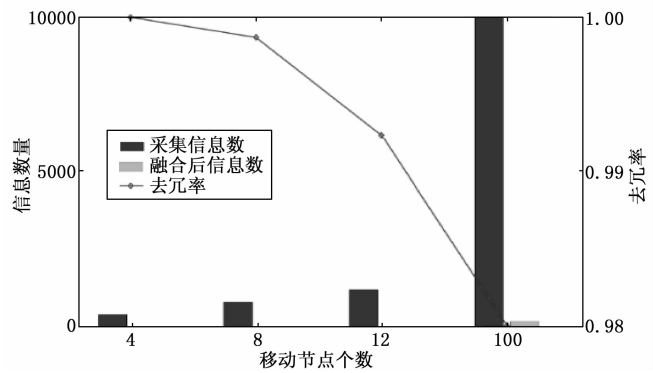


图 8 信息数量与去冗率随移动节点数变化曲线

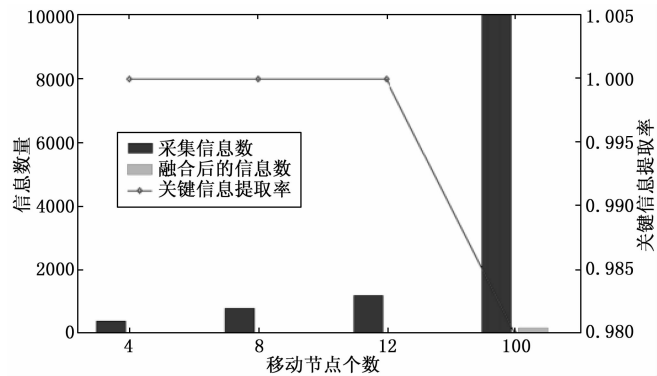


图 9 信息数量与关键信息提取率随移动节点数变化曲线

高精定位。我们研究了一种基于层次聚类的粗定位方法, 可以缩小定位范围, 并确定范围内节点的个数与拓扑结构, 从而减少高精度定位设备的布设数量并降低成本。具体地, 我们首先提取出同时、同频采集的位置数据。然后, 使用纯方位定位算法作为初始定位方法。随后, 为了克服信息滞后的问题, 我们使用层次聚类算法进行数据融合, 通过对现有完整数据和节点可能位置进行信息融合和冗余去除来预测位置。最后, 我们对所提出的系统进行了全面的模拟。仿真结果证明我们的方法是有效的。该方法可以将定位范围从 15 km 缩小至 500 m, 并能得到范围内准确率为 100% 的节点位置和拓扑关系, 且不会出现冗余定位。

#### 参考文献:

[1] 逢明祥, 王善培, 李 乾, 等. 一种基于遗传神经网络的煤矿井下定位算法 [J]. 实验室研究与探索, 2021, 40 (4): 8-12.

- [2] 张楠, 霍羽. 复杂煤矿环境下人员的移动无线传感器节点协同定位算法 [J/OL]. 吉林大学学报 (工学版): 1-7.
- [3] 李治锦. 关于 WiFi 通信技术的煤矿井下人员定位系统改进的研究 [J]. 煤矿现代化, 2021, 30 (3): 204-206.
- [4] 张传江, 殷鹏, 姚磊, 等. 煤矿物联网单兵智能装备系统研发与应用 [J]. 中国煤炭, 2021, 47 (6): 28-33.
- [5] 孙继平, 李月. 基于双目视觉的矿井外因火灾感知与定位方法 [J]. 工矿自动化, 2021, 47 (6): 12-16, 78.
- [6] 倪云峰, 石小红, 陈松林, 等. 物联网技术在井下人员定位中的应用 [J]. 测试技术学报, 2020, 34 (2): 127-132.
- [7] 王钰宁, 周绍军, 刘晓霞. 基于物联网多源协同感知井下精准定位算法研究 [J]. 软件工程, 2021, 24 (1): 35-38.
- [8] 张靓. 煤矿精确人员定位系统研究与设计 [J]. 山西电子技术, 2021 (4): 88-90.
- [9] IMANISHI Y, IHOSHI Y, OKUDA Y, et al. Model-less locationbased vehicle behavior prediction for intelligent vehicle [C] //IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2020: 716-722.
- [10] KIRICHEK R, GRISHIN I, OKUNOVA D, et al. Development of a node-positioning algorithm for wireless sensor networks in 3d space [C] //International Conference on Advanced Communication Technology, 2016: 279-282.
- [11] LI Y, LEI L, YAN M. Mobile user location prediction based on user classification and Markov model [C] //International Joint Conference on Information, Media and Engineering (IJCIME), 2019: 440-444.
- [12] XU X, CHEN W, JIANG M. Multi-target passive location based on the algorithm of TDOA-Camberra [C] //Chinese Control and Decision Conference (CCDC), 2013: 881-885.
- [13] LIU C, YUN J, JUAN S U. Direct solution for fixed source location using well-posed TDOA and FDOA measurements [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31 (4): 666-673.
- [14] LI H, LI C. TDOA based data association and multi-targets passive localization algorithm [C] //International Congress on Image and Signal Processing, 2014: 1120-1124.
- [15] TANG H, ZHAO Y, WANG Y. The multi-target association algorithm based on multi-feature [C] //IEEE International Conference on Computational Electromagnetics (ICCEM), 2018: 1-3.
- [16] 叶伟. 煤矿井下目标定位的研究现状与展望 [J]. 中国矿业, 2021, 30 (1): 82-89, 105.
- [17] YAN Q, WANG C. Research on multi-platform direction finding cross location technology [C] //IEEE International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA), 2020: 167-171.
- [18] DENG F. Research on multi-platforms passive location for multi-targets [C] //IEEE Aerospace Conference, 2018: 1-11.
- [19] MING L, LIANG T. A cluster-based passive direction finding cross location method [C] //International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE), 2016: 9-12.
- [20] 陈华生, 邱义. 基于 Wi-Fi 的信息采集与定位系统设计 [J]. 长江信息通信, 2021, 34 (2): 198-201.
- [21] 任进, 姬丽彬. 基于压缩感知的室内多目标无线定位算法 [J]. 电讯技术, 2021, 61 (7): 827-832.
- [22] 范绍帅, 荣志强, 田辉, 等. 基于时变钟差消除的室内载波相位定位算法 [J]. 通信学报, 2021, 42 (9): 165-172.
- [23] 谢瑞. 基于 DV-HOP 的信息通信节点精准定位算法 [J]. 长江信息通信, 2021, 34 (6): 46-48.
- [24] HAGIWARA T, ISHIZAKI H, NAKAZATO N. Development of automatic driving position information positioning system using Tacan technology [C] //International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), 2019: 870-872.
- [25] CAO J, ZHANG X, LV J, et al. Research on indoor positioning algorithm based on information fusion [C] //IEEE International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP), 2020: 844-850.
- [26] GONG K, ZHAO J, ZHAO J, et al. A high-precision position detection method for mover based on CTA [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16 (3): 1625-1634.