

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105856

基于改进 TDOA 在煤矿井下超宽带定位算法的研究*

陈浩^{1,2,3} 李起伟^{1,2,3} 王子龙^{1,2,3}(1.煤炭科学技术研究院有限公司 北京 100013; 2.煤炭资源高效开采与洁净利用国家重点实验室 北京 100013;
3.北京市煤矿安全工程技术研究中心 北京 100013)

摘要: 针对煤矿井下定位复杂度高,定位精度要求高等特点。为提升煤矿井下精确定位的精度与效率,保证人员安全等需要,提出了基于改进 TDOA 的超宽带定位算法。根据井下巷道条件不同,采用不同训练与滤波的方法,最大程度保证了井下定位的精度与效率。实验表明,联合算法在视距与非视距情况下,定位均值精度均能够保持在 10 cm 以下,且与基础 TDOA 算法相比,在视距与非视距条件下,均值精度分别提高了 20 与 35 cm;而在视距情况下,运用训练完成的神经网络进行高速定位,提升了定位效率。因此,联合算法能够实现在不同环境下定位精度与定位效率的兼顾,可满足井下高精度定位的要求,适用于矿山井下人员定位。

关键词: 精确定位;改进 TDOA 算法;BP 神经网络;粒子滤波;视距;非视距

中图分类号: TN925 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1020

Based on improved TDOA in underground mine research on
UWB location algorithmChen Hao^{1,2,3} Li Qiwei^{1,2,3} Wang Zilong^{1,2,3}(1.Coal Science and Technology Research Institute Co., Ltd., Beijing 100013, China;
2.State Key Laboratory for Efficient Mining and Clean Utilization of Coal Resources, Beijing 100013, China;
3.Beijing Coal Mine Safety Engineering Technology Research Center, Beijing 100013, China)

Abstract: Aiming at the characteristics of high complexity and high accuracy of underground coal mine positioning. For improving the accuracy and efficiency of coal mine precise positioning and ensure the safety of personnel, an ultra wideband positioning algorithm based on improved TDOA is proposed. According to the different conditions of underground roadway, different training and filtering methods are adopted to ensure the accuracy and low complexity of underground positioning. The experimental results show that the average positioning accuracy of the combined algorithm can be maintained below 10 cm in both LOS and NLOS, and compared with the basic TDOA algorithm, the average positioning accuracy is improved by 20 and 35 cm in LOS and NLOS, respectively; while in LOS, the trained neural network is used for high-speed positioning to improve the positioning efficiency. Therefore, the combined algorithm can achieve the balance of positioning accuracy and efficiency in different environments, meet the requirements of high-precision positioning underground, and is suitable for underground personnel positioning.

Keywords: precise location; improved TDOA algorithm; BP neural network; particle filter; sight distance; non-sight distance

0 引言

根据目前《煤矿安全规程》等相关要求,井下人员精确定位系统均要求配备,该系统是保障井下人员安全的重要系统之一^[1-2]。而脉冲无线电超宽带技术(Ultra-Wideband, UWB),此技术基于脉宽极窄的基带脉冲来携带信息。在目前的井下精确定位系统中,被广泛应用。与其他传统的定位技术相比,UWB 技术有着高精度,远距离定位等特

点,相比于蓝牙(Bluetooth)定位,WiFi 等定位技术有更加广泛的应用前景^[3-4]。同时,在 UWB 定位技术中,常用的定位算法有 TDOA、TOA、TOF、TWR 等,而 TDOA 的定位算法有较好的实用性,精确度和容载量^[5-6]。标准的 UWB 超宽带定位技术,定位精度与其他定位技术相比,精度较高,可以达到几十厘米。通过对定位算法的不断优化与改进,可以使定位误差继续减小。

UWB 技术具有一系列技术优点,其响应频率可达到

收稿日期:2021-02-28

* 基金项目:天地科技股份有限公司科技创新创业资金专项(2020-TD-MS001)、煤科院基础基金项目(2019CX-II-15)资助

• 96 •

10~40 Hz,同时脉冲宽度为纳秒或亚纳秒级,具有穿透力强,抗多径衰弱等特点^[7]。该技术可基于到达时间法(TOA)和时间差法(TDOA)^[8],标准 TDOA 相对于标准 TOA 算法而言,测量误差相对更小、成本较低且不受发送设备和接收设备时钟完全同步的影响^[9],适用于 UWB 定位技术。但标准的 TDOA 算法受到定位分站时钟同步的影响,如果各个定位分站时间不同步,会使得该算法的定位精确度受到影响。

在目前的矿山井下定位算法中,许多学者基于 TOF、TDOA 或 TWR 算法及其改进算法,进行了大量井下一定位的定位研究。文献[10-11]中在 TDOA 算法方面提出了改进意见,其中文献[10]利用模态分解进行干扰过滤,文献[11]中通过转化 TDOA 方程组,利用 Taylor 级数展开等方式进行解算,文献[12]中利用异步测时进行定位求解,文献[13-14]将特定算子运用到 TOA 定位中,去对非视距误差进行修正。但在目前的定位算法中,算法场景多用于一种环境,并没有兼顾到不同的应用场景下,无法同时满足各个场景的定位效率和精确度。在以上的研究中,TDOA 算法相比其他算法而言,具有更大的容载量且适合高维度定位,有良好的井下应用前景。因此,单一定位算法很难满足所有巷道的定位要求。本文根据井下巷道不同的环境,提出联合定位算法,在视距(LOS)情况下——主巷或较为笔直的巷道,采用训练完成的 BP 神经网络算法,以提高运算效率与定位精度;在非视距(NLOS)情况下——巷道环境复杂,切换为粒子滤波法。实验预期结果能将定位精度在各环境中保持在 10 cm 左右,在视距巷道条件下定位效率大幅提高。

1 标准 TDOA 与改进 TDOA

1.1 标准 TDOA 算法

目前,根据煤矿事故救援与防治要求,对定位精度、维度提出了更高的要求。TDOA 二维定位法一般称为做双曲线定位法^[15],需要设置不少于 3 个定位基站($N \geq 3$),以 3 个基站为例,其中 1 个为定位主站,2 个为定位分站,由定位卡(待测点)发射 UWB 信号到各定位基站,各定位基站记录信号到达时间,定位卡只发射不接收信号,如图 1 所示,每组双曲线产生的交汇点就是定位卡(待测点)的所处位置,则待测点的公式为:

$$\begin{aligned} \sqrt{(x-x_2)^2+(y-y_2)^2}-\sqrt{(x-x_1)^2+(y-y_1)^2} &= d_2-d_1=c(t_2-t_1) \\ \sqrt{(x-x_3)^2+(y-y_3)^2}-\sqrt{(x-x_1)^2+(y-y_1)^2} &= d_3-d_1=c(t_3-t_1) \\ &\dots \\ \sqrt{(x-x_n)^2+(y-y_n)^2}-\sqrt{(x-x_1)^2+(y-y_1)^2} &= d_n-d_1=c(t_n-t_1) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $x_1 \sim x_n$ 为基站(参考点)的横坐标; $y_1 \sim y_n$ 为基站(参考点)的纵坐标; (x, y) 为定位卡(待测点)的二维坐标; $d_1 \sim d_n$ 为定位卡(待测点)到基站(参考点)的距离; $t_1 \sim t_n$ 为卡发射 UWB 信号到定位基站的时间。

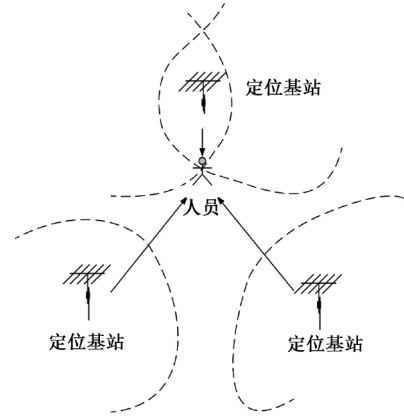


图 1 标准 TDOA 定位

解方程组可得出定位卡(即待测点)坐标 (x, y) 。TDOA 定位都需要确保各个基站(参考点)时钟保持同步,若不同步,则影响定位精度。

由于此算法要求各个定位基站各自分别记录 UWB 基带脉冲信号到达时间,对于井下环境而言,各站之间计时精准且时钟保持同步困难较大,定位精度易受到各个定位站计时误差的影响,如在井下部署时,各定位站需通过授时方式,实现时间同步,较为困难和繁琐。

1.2 改进 TDOA 算法

标准 TDOA 技术受定位分站时钟同步影响,存在定位误差,对井下精确定位的精度有一定影响,为降低定位误差,满足煤矿事故救援与防治要求,提高定位精度,改进的 TDOA 算法不再依赖各个定位基站的时钟同步,上文所述,需要设置不少于 3 个定位基站, ($N \geq 3$) 其中 1 个为定位主站,2 个为定位分站,由 1 个定位主站发送 UWB 信号到整个网络,其他分站在收到主站的信号后立即发射 UWB 信号给定位卡 P。定位卡 P 在接收到定位主站的信号后,记录下该信号的到达时间,然后一直等待,直到来自各分站的信号到达(如图 2 所示),定位记录从所有分站到达定位卡的到达时间,主站的信号到达时间为 t_1 ,各分站到达时间差为 $(t_2-t_1), (t_3-t_1), \dots, (t_n-t_1)$,则可得到公式:

$$\begin{aligned} \sqrt{(x_1-x_2)^2+(y_1-y_2)^2}+\sqrt{(x-x_2)^2+(y-y_2)^2}-\sqrt{(x-x_1)^2+(y-y_1)^2} &= d_2-d_1=c(t_2-t_1) \\ \sqrt{(x_1-x_3)^2+(y_1-y_3)^2}+\sqrt{(x-x_3)^2+(y-y_3)^2}-\sqrt{(x-x_1)^2+(y-y_1)^2} &= d_3-d_1=c(t_3-t_1) \\ &\dots \\ \sqrt{(x_1-x_n)^2+(y_1-y_n)^2}+\sqrt{(x-x_n)^2+(y-y_n)^2}-\sqrt{(x-x_1)^2+(y-y_1)^2} &= d_n-d_1=c(t_n-t_1) \end{aligned} \quad (2)$$

式中:已知定位主站其二维点坐标为 (x_1, y_1) , 各定位分站其二维坐标为 $(x_2, y_2) \sim (x_n, y_n)$ 。时间 t_1 为主站 UWB 基带脉冲信号到达定位卡的时间, 时间 $t_2 \sim t_n$ 为定位卡记录的各分站 UWB 基带脉冲信号到达时间, 通过解方程组可得到定位卡(即待测点的二维坐标) (x, y) 的值, 从而实现定位, 布置如图 2 所示。

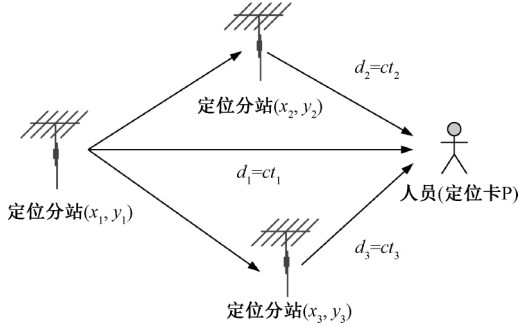


图 2 改进 TDOA 定位

改进 TDOA 算法可以不受各定位基站时钟同步影响, 由定位卡的本地时钟依次记录各主分站信号到达时间, 消除了各定位分站时钟不同步而产生的测量误差。定位分站不需要时钟同步可以减少有线部署, 从而采用无线部署的方式, 使部署更加灵活, 省时, 且各定位卡相对独立。

由于改进 TDOA 算法在精度上相比于标准 TDOA 算法有更好的精度, 本文以改进 TDOA 算法进行定位, 以测得的 TDOA 值作为基准值, 作为联合算法的输入值进行井下定位。联合算法在 LOS 巷道环境下, 运用大量测得的 TDOA 值作为神经网络的输入值, 进行网络训练, 训练完成以后运用训练好的神经网络进行快速精确定位; 而在 NLOS 巷道环境下, 运用测得的 TDOA 值进行粒子滤波, 最大程度的保证定位精确度。

各定位分站测得 TDOA 值时, 由通信程序统一处理上传, 根据不同定位分站所处环境及分站 IP 的不同, 上位机软件程序进行不同算法的应用。如井口下定位分站所处环境为 LOS 环境下, IP 为 192.168.12.13, 采用神经网络进行快速定位; 主运皮带巷分站所处环境为 NLOS 环境下, IP 为 192.168.12.16, 采用粒子滤波进行定位。综合各井下分站的实际情况应用算法, 最终的定位数据呈现在用户系统网页或软件上。

2 视距 LOS 情况下一BP 神经网络

2.1 神经网络的形成

在主巷道或巷道较为笔直的情况下, 通过运用 BP 神经网络^[16], 以测得的改进值(TDOA)为输入, 保证输入神经网络的数据经过初期优化, 从而使网络输出的定位精度更高。神经网络隐蔽层数根据自身要求选择, 一般来讲, 隐蔽层数越多, 运算难度越大, 网络模型越复杂, 本文的网络结构如图 3 所示, 分别为输入层、隐蔽层和输出层, 输

入层为 3 个输入(3 个测算得到的 TDOA 值), 输出层为 2 个输出(预测用户位置的二维坐标)。

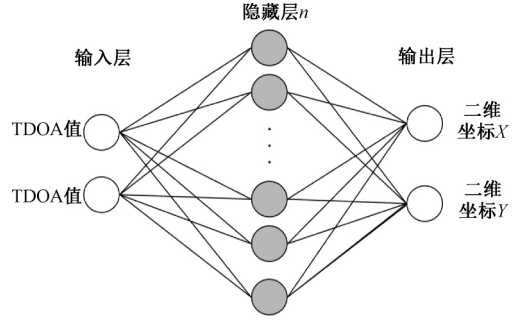


图 3 神经网络层结构

首先将实际测得的 TDOA 值和与定位卡实际位置作为样本数据, 测得的 TDOA 为输入值, 定位卡(待测点)实际位置的二维点坐标为输出值, 代入到参数设定好的神经网络, 初始神经网络, 不断进行训练及迭代, 当迭代次数及训练达到目标值后, 神经网络即可形成, 此过程为收集数据, 及离线训练过程, 流程如图 4 所示。

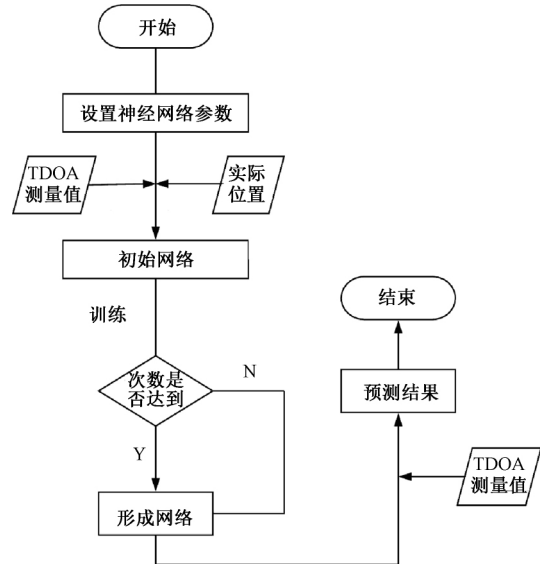


图 4 神经网络流程

2.2 神经网络的应用

在神经网络形成后, 进入实时定位阶段, 在视距情况下, 在巷道部署定位分站, 然后将实际环境中测得的 TDOA 值输入到此神经网络中, 网络输出就是所需要的预测用户位置, 即待测点的二维坐标 (x, y) 。

神经网络在离线形成后, 在实时定位阶段不需要额外运算, 运算时间可达到秒级以下, 大大降低了数据处理速度, 提高了数据运算效率。

3 非视距 NLOS 情况下一粒子滤波

在巷道条件较差且非视距情况下, 优先采用粒子滤波法, 粒子滤波(PF)可用于非线性, 非高斯情况下^[17-18], 追

踪定位目标。采用粒子滤波可提高在非视距下 TDOA 算法的定位精度,使精度可以逼近最优估计,该滤波法将贝叶斯理论和蒙特卡洛理论相结合,包含状态转移方程与观测方程,利用观测值对估计值进行不断修正,系统的状态转移方程为:

$$x_k = F(x_{k-1}) + U_{k-1} \quad (3)$$

式中: x_k 为系统状态; U_{k-1} 为过程噪声。

而观测方程以改进的 TDOA 测量值作为观测数据,其观测方程可以表示为:

$$y_k = [d_{n,1} d_{n,2} d_{n,3} \cdots d_{n,m}]^T + V_k \quad (4)$$

其中,

$$d_{n,1} = d_n - d_1 = \sqrt{(x_1 - x_n)^2 + (y_1 - y_n)^2} - \sqrt{(x - x_n)^2 + (y - y_n)^2} + \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2} \quad (5)$$

式中: $d_{n,1}$ 为第 n 个定位基站到第 1 个定位基站的距离差值; y_k 为观测值; V_k 为观测误差。

贝叶斯滤波包含两个重要过程,分别是预测和更新过程,其中预测过程可理解为对系统模型预测状态的先验概率密度的运用——由 $p(x_{k-1} | Y_{k-1})$ 得到 $p(x_k | Y_{k-1})$,而更新过程可理解为运用最新的测量值对上述先验概率密度进行修正,从而得到后验概率密度——由 $p(x_k | Y_{k-1})$ 得到 $p(x_k | Y_k)$ 。

1) 预测过程推导如下:

$$p(x_k, x_{k-1} | Y_{k-1}) = p(x_k | x_{k-1}, Y_{k-1}) p(x_{k-1} | Y_{k-1}) \quad (6)$$

当 x_{k-1} 给定时, x_k 与 Y_{k-1} 相互独立,则公式可转变为:

$$p(x_k, x_{k-1} | Y_{k-1}) = p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | Y_{k-1}) \quad (7)$$

对式(6)中 x_{k-1} 求积分,得到方程:

$$p(x_k | Y_{k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | Y_{k-1}) dx_{k-1} \quad (8)$$

2) 更新过程推导如下:

应用 k 时刻的测量 y_k , 进行先验概率密度修正与更新,后验概率为:

$$p(x_k | Y_k) = \frac{p(y_k | x_k, Y_{k-1}) p(x_k | Y_{k-1})}{p(y_k | Y_{k-1})} \quad (9)$$

如 x_k 决定 y_k , 则公式可写为:

$$p(x_k | Y_k) = \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | Y_{k-1})}{p(y_k | Y_{k-1})} \quad (10)$$

式中: $p(y_k | Y_{k-1})$ 为归一化常数,则归一化函数公式为:

$$p(y_k | Y_{k-1}) = \int p(y_k | x_k) p(x_k | Y_{k-1}) dx_k \quad (11)$$

由于粒子滤波法采用蒙特卡采样来求解后验概率,通过求和达到近似积分操作,则后验概率公式可由积分公式近似逼近为:

$$p(x_k | Y_k) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_k - x_k^i) \quad (12)$$

式中: $\delta(x_k - x_k^i)$ 为单位冲击函数又称狄拉克函数。

但实际情况下,蒙特卡洛采样无法从后验概率中直接采样,需引入重要性采样法,设重要性概率密度函数为 $q(x_k | Y_k)$,产生采样粒子,根据这些随机样本的加权和来逼近后验概率密度函数 $p(x_k | Y_k)$,后验概率密度可以表示为:

$$p(x_k | Y_k) \approx \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \delta(x_k - x_k^{(i)}) \quad (13)$$

式中: $w_k^{(i)}$ 为每个 $x_k^{(i)}$ 的权重,后验概率密度函数。从式(11)中的求加权平均转化为求加权和,不同粒子拥有不同权重,通过求解加权和,从而得到移动待测目标的位置。

4 仿真与分析

4.1 视距 LOS 情况下一BP 神经网络仿真

训练:在 2.9 GHz Intel Core i5, Memory 为 8 GB 的硬件环境下,运用 MATLAB R2019b,作为训练神经网络的工具,以实际测得的 1 000 组 TDOA 值作为训练样本输入到设定好参数的神经网络,实际坐标位置作为网络输出,不断进行迭代,以调整阈值和权重,使神经网络性能达到最佳,本文的神经网络神经元个数依据经验公式^[19-20]:

$$x = \sqrt{m+n} + a \quad (14)$$

式中: m 和 n 依次对应输入层与输出层的节点数; a 为调节常数; X 为隐蔽层节点数。

该网络训练在 727 次后达到收敛,同时,最小均方误差(MSE)达到目标值,训练过程如图 5 所示。

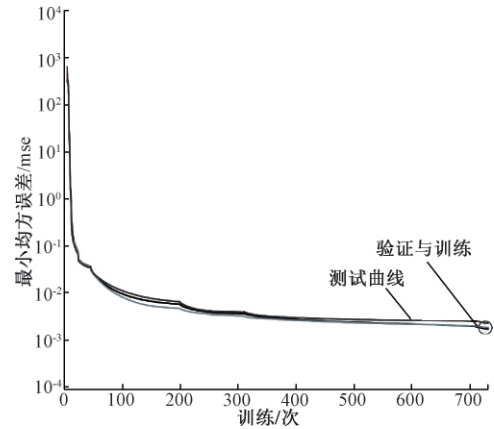


图 5 神经网络训练

如图 6 所示,在训练完成后,随机选取若干组 TDOA 值输入到训练完成的神经网络,以验证该网络性能,由误差直方图可知,定位误差主要集中在 10 cm 之下。

仿真:仿真环境设置为 LOS 环境下,长宽为 100 m×5 m 的井下主巷或直巷(二维空间),目标移动速度为 1 m/s 的匀速运动,且区域内四角部署 4 个 UWB 定位基站,每 0.1 s 读取一次测距信息,仿真轨迹如图 7 所示。

由图 7 可知,BP 神经网络(虚线),在 LOS 环境下,与移动目标的行走路线更加接近且轨迹平滑,而改进的 TDOA 算

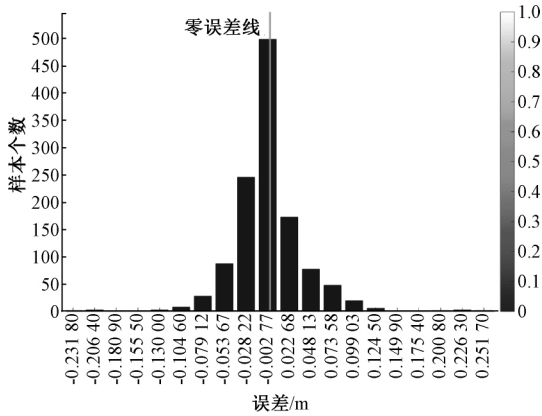


图 6 神经网络测试

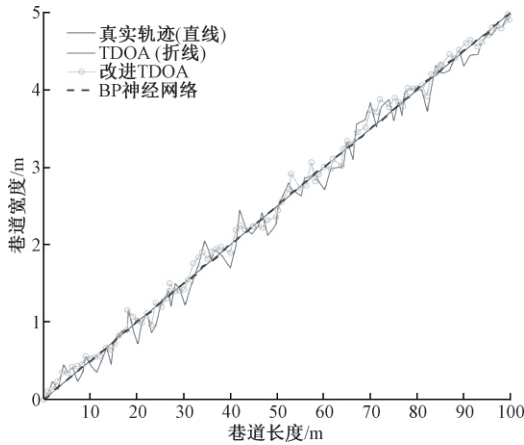


图 7 LOS 环境下各算法轨迹

法, 相对于标准 TDOA 算法而言, 行走轨迹相对较好。

如图 8 所示, BP 神经网络(虚线), 在视距情况下, BP 神经网络算法精度较高, 且训练完成后的运算时间较块, 误差以欧氏距离为计算标准, 神经网络运算得到的目标二位坐标值为 (x_1, y_1) , 目标实际坐标值为 (x_2, y_2) , 则误差为:

$$Meas_distance_error = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (15)$$

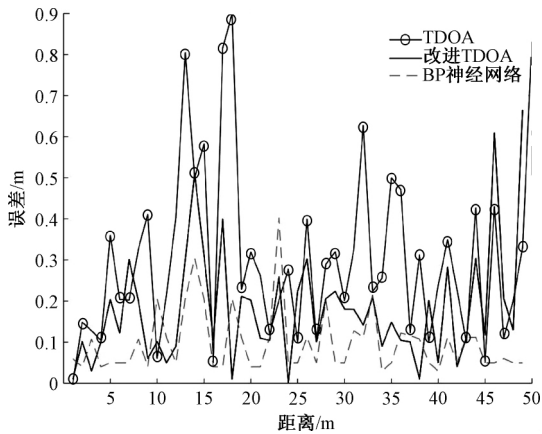


图 8 LOS 环境下各算法误差

如表 1 所示, BP 神经网络算法, 在 LOS 环境下, 定位精度显著提高, 定位精度相比 TDOA 算法和改进 TDOA 算法分别提升了 68% 和 45% 左右, 适用于 LOS 环境下高精度定位。

表 1 LOS 环境下误差

环境	算法	最大误差	最小误差	均值
视距	TDOA	0.8953	0.0542	0.3058
	改进 TDOA	0.6649	0.0317	0.1803
	BP 神经网络	0.4031	0.0142	0.0978

4.2 非视距 NLOS 情况下一粒子滤波仿真

仿真: 仿真环境设置为 NLOS 环境下, 采用 CM8 信道, 模拟井下 NLOS 环境, 区域设置参数与 LOS 环境下一致, 以改进 TDOA 作为观测数据, 进行定位, 仿真轨迹如图 9 所示。

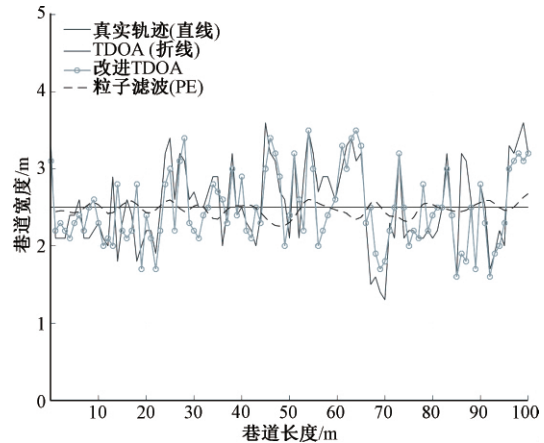


图 9 NLOS 环境下各算法轨迹

在 NLOS 情况下, TDOA 测量值会出现偏差大, 数据跳动等现象, BP 神经网络对输入到网络的测量值要求较高, 而 NLOS 环境下, 预测目标位置容易出现偏差。粒子滤波(虚线)在 NLOS 环境下, 较 BP 神经网络与卡尔曼滤波有较好的精确度与稳定性, 定位误差较小, 如图 10 所示。

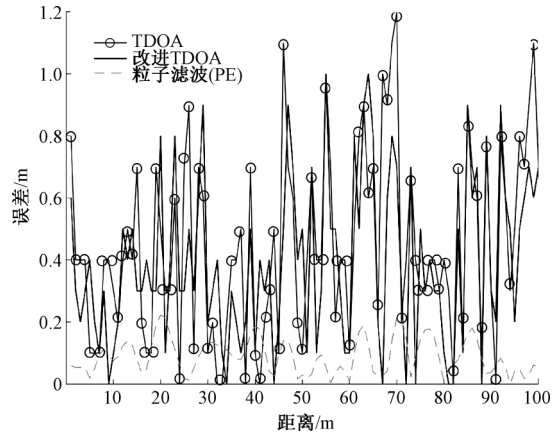


图 10 NLOS 环境下各算法误差

如表 2 所示,粒子滤波,在 NLOS 环境下,定位精度均值可达到 0.09 m 左右,定位精度相比 TDOA 算法和改进 TDOA 算法分别提升了 80% 和 77% 左右,适用于 NLOS 环境下高精度定位。

表 2 NLOS 环境下误差 m

环境	算法	最大误差	最小误差	均值
	TDOA	1.197 6	0.081 3	0.451 0
非视距	改进 TDOA	1.022 3	0.066 2	0.397 0
	粒子滤波	0.220 7	0.002 2	0.090 0

5 井下实例

以山东省新泰市某矿井为实际测试场景,如图 11、12 所示,井口下巷道因视距且现场环境较好,采用神经网络算法;主运输巷因非视距且现场环境较差采用粒子滤波算法进行实际测试。以 10 张定位卡为测试样本,各卡各取 100 条数据,分站放置坐标为 (0,0),定位卡放置坐标为 (150,0)。



图 11 井口下巷道实验环境



图 12 主运输巷实验环境

如表 3 所示,在环境较好的巷道条件下,神经网络算法定位误差均值相对粒子滤波算法有较好的稳定性与精确度,而粒子滤波各卡误差均值有较大的波动与较差的稳定性。

如表 4 所示,在环境较差的巷道环境下,粒子滤波算法有较好的稳定性与精确度,且粒子滤波算法在定位精度和稳定性上表现较优异,可以满足复杂环境下高精度定位的要求。

表 3 井口下巷道环境下测试

巷道环境	类型	卡号	位置	最大误差/m	平均误差/m
井口下 巷道(视距, 环境较好)	训练完成的 神经网络	11001	150	0.15	0.09
		11002	150	0.08	0.03
		11003	150	0.11	0.03
		11004	150	0.06	0.01
		11005	150	0.08	0.02
		11006	150	0.13	0.05
		11007	150	0.13	0.06
		11008	150	0.08	0.02
		11009	150	0.26	0.15
		11010	150	0.30	0.20
主运输 巷道 (非视距, 环境较差)	粒子滤波	11001	150	0.35	0.30
		11002	150	0.47	0.41
		11003	150	0.31	0.27
		11004	150	0.24	0.20
		11005	150	0.22	0.17
		11006	150	0.33	0.24
		11007	150	0.09	0.05
		11008	150	0.12	0.10
		11009	150	0.24	0.19
		11010	150	0.29	0.20

表 4 主运输巷环境下测试

巷道环境	类型	卡号	位置	最大误差/m	平均误差/m
主运输 巷道 (非视距, 环境较差)	训练完成的 神经网络	11001	150	0.85	0.74
		11002	150	0.68	0.51
		11003	150	0.71	0.60
		11004	150	0.96	0.78
		11005	150	0.88	0.68
		11006	150	0.93	0.80
		11007	150	0.83	0.63
		11008	150	0.78	0.61
		11009	150	0.94	0.83
		11010	150	0.95	0.82
主运输 巷道 (非视距, 环境较差)	粒子滤波	11001	150	0.21	0.18
		11002	150	0.01	0.004
		11003	150	0.04	0.02
		11004	150	0.09	0.05
		11005	150	0.12	0.07
		11006	150	0.14	0.08
		11007	150	0.05	0.02
		11008	150	0.07	0.03
		11009	150	0.08	0.03
		11010	150	0.17	0.10

6 结 论

本文采用改进 TDOA 算法,同时结合煤矿实际应用场景,提供了适合煤矿的定位方法。由于矿井条件复杂,不同于室内或地面定位,且井下定位易受到多径效应等因素的干扰,根据不同的巷道情况,采用不同的滤波与定位方法,解决了煤矿井下使用单一定位算法所产生的较大定位误差。本文提出的方法能较好的兼顾定位精度与运算时间,为实现 UWB 矿井井下高精度定位提供了新思路、新方法。

目前,由于 UWB 频段处于高频段范围,其绕射能力和抗遮挡性较差,在今后的研究中,算法可以进一步优化,以弥补技术上的不足。

参考文献

- [1] 孙继平.煤矿信息自动化技术与发展[J].煤炭科学技术, 2016,44(1):19-23.
- [2] 孙继平.2016 年版《煤矿安全规程》监控与通讯条款解析[J].工矿自动化,2016,42(5):1-8.
- [3] LI X H, ZHANG T L. Research on improved UWB localization algorithm in NLOS environment[C]. 2018 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City(ICITBS),2018:707-711.
- [4] YANG Z, WANG Y J, CHEN G L, et al. Research on high precision indoor positioning technology of UWB [J]. Journal of Avigation and Positioning, 2014, 24: 31-35.
- [5] YAO L, WU Y W A, YAO L, et al. An integrated IMU and UWB sensor based indoor positioning system[C]. 2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation(IPIN),2017:1-8.
- [6] WANG B, FU ZH Q. The research of TDOA indoor three-dimensional positioning algorithm based on ultra-wide-band technology [J]. Microcomputer and its Applications,2013,32(14):83-86.
- [7] 刘世森.基于 UWB 的矿井人员精准定位技术[J].煤矿安全,2019,50(6):118-120.
- [8] 陆博,周俊武,赵建军.基于 UWB 系统的井下车辆高精度定位研究[J].有色金属,2015,67(6):57-61.
- [9] 孙哲星.煤矿井下人员精确定位方法[J].煤炭科学技术, 2018,46(3): 130-134.
- [10] 朱国辉,冯大政,周延,等.一种线性校正到达时间差定位算法[J].电子与信息学报,2015,37(1):85-90.
- [11] 苗晟,董亮,何丽波,等.一种基于信息过滤的无线电定位方法[J].国外电子测量技术,2014,33(3):31-34.
- [12] 孙哲星,孙继平.异步测时矿井人员精确定位方法[J].煤炭学报,2018,43(5):1464-1470.
- [13] 徐彤阳.NLOS 环境下无线传感器网络 TOA 定位算法[J].计算机工程,2013,39(12):93-96.
- [14] 刘立红,冷文,王安国.基于改进 Teager-Kaiser 算子的来波时间估计[J].电子测量技术,2014,37(10):50-58.
- [15] 邹洪良.基于改进 TDOA 的超宽带室内定位技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2012.
- [16] 陈雯柏.神经网络原理与实践[M].西安:西安电子科技大学出版社,2016.
- [17] 许鹏程.基于粒子群优化的煤矿井下机器人 FASTSLAM 算法研究[D].北京:煤炭科学研究总院,2017.
- [18] 魏小华,巫少龙,叶志斌.基于改进粒子滤波的视觉目标跟踪算法研究[J].电视技术,2018,42(11):72-77.
- [19] 张晋晶.基于随机梯度下降的神经网络权重优化算法[D].重庆:西南大学,2018.
- [20] 孙 晔,肖 竹,李小蓓.UWB 定位中基于神经网络的 TDOA 解算方法[J].航空计算技术,2019,49(2):6-9.

作者简介

陈浩,工程师,硕士,主要从事煤矿精确定位的研发工作。

E-mail:chenhao@ccrise.cn