

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205233

面向矿井动目标的 PSO-SVR 模型与 UWB Chan 优化距离指纹融合定位方法

王红尧^{1,2,3} 郑鸿林^{1,3} 田 劼^{1,3} 彭志远^{1,3} 唐文锦^{1,3}

(1. 中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院 北京 100083; 2. 无损检测技术教育部重点实验室 南昌 330063;
3. 中国矿业大学(北京)煤矿智能化与机器人创新应用应急管理部重点实验室 北京 100083)

摘要:针对目前井下人员、车辆、设备等移动目标位置精确管理存在的不足,本文对面向矿井动目标的定位算法与指纹定位模型进行研究。设计出一种基于改进粒子群优化 SVR 模型与 Chan 优化距离指纹匹配融合定位方法。首先,构建一种基于 STM32 ARM 主控制器和 DWM1000 的超宽带(UWB)核心节点模型,通过双边双向测距和飞行时间法(TOF)对传输距离数据进行计算。在此基础上,通过依次在特定点采集距离指纹,基于改进的 PSO-SVR 模型进行移动目标路线拟合,预测目标的移动路径。再将其与 Chan 指纹进行结合,拓展出优化距离指纹融合定位方法。实验结果表明,本文提出的指纹优化匹配融合定位方法能够较好地预测出移动路径,最大误差不超过 20 cm,平均误差不超过 1 cm。本文研究对矿井智能化建设及安全生产具有重要意义。

关键词: 矿井动目标;双边双向测距;PSO-SVR 模型;指纹定位

中图分类号: TD76; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 440.75

Fusion location method of PSO-SVR model and UWB Chan optimal fingerprint matching for mine moving target

Wang Hongyao^{1,2,3} Zheng Honglin^{1,3} Tian Jie^{1,3} Peng Zhiyuan^{1,3} Tang Wenjin^{1,3}

(1. School of Mechanical Electronic and Information Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China; 2. Key Laboratory of Nondestructive Testing (Nanchang Hangkong University), Ministry of Education, Nanchang 330063, China; 3. Key Laboratory of Coal Mine Intelligence and Robot Innovative Application, Ministry of Emergency Management, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: Aiming at improving the deficiency of positioning accuracy of moving targets such as underground personnel, vehicles and equipment, this paper studies the location algorithm and fingerprint location model of mine moving target and a fusion location method based on SVR model optimized by improved particle swarm optimization and Chan distance fingerprint is proposed. Firstly, an ultra wideband (UWB) core node model based on STM32 ARM main controller and DWM1000 is designed, and the transmission distance data are analyzed through bilateral bidirectional ranging and time of flight (TOF). On this basis, the moving path of the target is predicted by successively collecting distance fingerprints at specific points and the moving target route fitting within the improved PSO-SVR model. Then it is combined with the Chan algorithm fingerprint, and expand the optimized distance fingerprint fusion location method. The experimental results show that the optimized distance fingerprint fusion location method can correctly predict the moving path, with the maximum error of no more than 20 cm and the average error of no more than 1 cm. The study is of great significance to mine intelligent construction and safety production.

Keywords: mine moving target; bilateral two-way ranging; PSO-SVR model; fingerprint location

收稿日期: 2022-03-06 Received Date: 2022-03-06

* 基金项目: 中央高校基本科研业务费项目(2021YQJD02)、南昌航空大学重点科研基地开放基金(EW202180222)、北京市优秀人才项目(2015000020124G120)资助

0 引言

我国是一个“富煤、贫油、少气”的国家。煤炭工业是关系国民经济命脉和国家能源安全重要基础产业,近年来尽管煤炭生产和消费占比下降,但仍处于主体能源地位^[1]。不断提升煤矿安全生产技术水平一直是党、政府及行业高度重视并致力追求的目标。煤矿井下人员、车辆、设备等移动目标的智能管控技术对煤矿安全生产具有重要作用。

鉴此,世界各主要产煤国的科研学者都较重视井下移动目标的定位与安全管控技术研究。代表性的有:美国的“煤矿井下人员管理系统”,每个重要设备都有标识卡,在井下工作面安装无线 RFID 读卡器,系统用户能在监测工作站上实时监测井下人员和设备的状态,统计井下人员的数量、分布情况及设备运行状态^[2];英国和澳大利亚矿山技术公司的 MS 系统、井下人员定位系统具备动态目标定位的能力^[3];Moridi 等^[4]利用 WSN 建立了一个可靠的 ZigBee 网络模型,用于地下矿井的监测和通信;Ranjan 等^[5]提出了多模式通道模型,并进行了一系列测量,以描述地下矿井隧道中无线网络的传播行为;Chehri 等^[6]对地下矿井的定位系统进行了数据传输的路径优化,提高了矿井环境下的传播性能。国内,Wang 等^[7]研究提出一种基于 TDOA 指纹的 UWB 定位基站选择方法;李世银等^[8]提出一种基于稀疏自编码器与随机森林相结合的三维室内定位方法;王红军等^[9]研究分析了基于 SVR-Kriging 插值的指纹定位库构建方法;蒋恩松^[10]给出了井下巷道的 CSS 测距模型,探讨了一种 Wi-Fi 和 TOA 定位二合一的系统解决方案;肖开泰^[11]初步设计了基于 UWB 技术的人员定位系统,实验测试定位精度为 30 cm;Wang 等^[12]为提高 UWB 定位精度,给出了一种基于遗传算法的参考节点排列方法。

综上,目前国内外专家学者已对动目标定位与管控技术进行了前期大量研究。基于此,我国大部分煤矿也实现了对下井人员及车辆的位置管理,在煤矿安全生产中发挥了不可或缺的作用。但受井下空间环境复杂、多狭小巷道空间、长带状、多跳接力、网络拓扑不固定等因素影响,现有用于煤矿井下的人员、车辆等动目标精确定位方法还存在不足。目前比较成熟的算法大多依据地面自由空间无线电波场强的衰减公式,难以适应煤矿巷道空间的无线电波传输的多径模式,受移动设备影响非常大,造成动目标定位误差和大范围波动。总之,现在成型的技术直接应用于煤矿井下动目标定位,需要解决精准性、稳定性等问题。而该内容是当前智能化煤矿建设中安全生产技术不可缺少的一个关键环节。

1 总体设计

本文提出面向矿井动目标的 PSO-SVR 模型与 UWB Chan 优化距离指纹匹配融合定位方法研究。论文组织结构如图 1 所示,在深入研究当前最新 UWB 测距理论基础,设计出基于 STM32 ARM 处理器和 DWM1000 的矿用动目标精准定位节点,通过双向双向测距和飞行时间 (time of flight, TOF) 相结合的方法对传输距离数据进行解算。将在若干固定点处求得的距离指纹作为训练集,将移动路线采集到的陌生指纹作为测试集,使用改进的粒子群优化支持向量回归机 (PSO-SVR) 作为解算算法,在最优参数下对移动目标进行路线预测。在此基础上将 TDOA 与 Chan 优化距离指纹定位算法相结合,获得精度更高的定位方法。

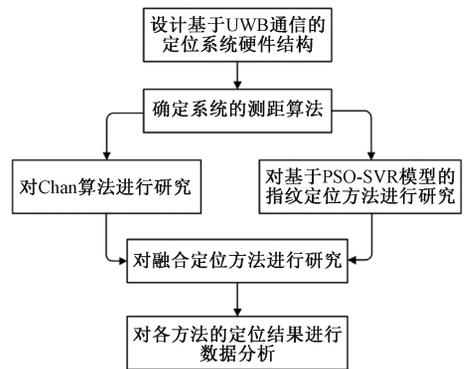


图 1 论文组织结构

Fig. 1 Research roadmap

定位系统总体结构如图 2 所示。系统分为地面的上位机和井下巷道中的下位机两个部分,其中,下位机包括定位基站和标签。基站以一定规律布置于固定位置,标签由移动目标携带。基站、标签之间进行通信得到距离信息之后,可通过任意基站进行串口通信,上位机可在地面得到所有距离信息,进行数据解算,完成空间上的定位。

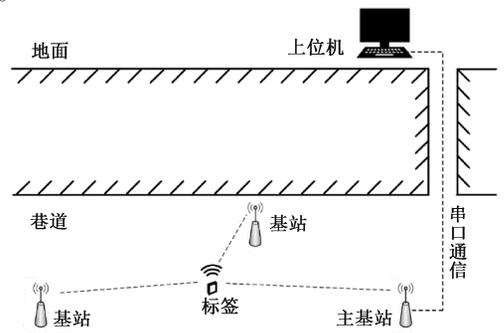


图 2 工作框架图

Fig. 2 Working frame diagram

UWB 定位模块由 ST 公司的 STM32F103T8U6 芯片作为微控制器, DWM1000 作为定位器, 二者组合成一个子节点, 硬件设计与实物如图 3 所示。UWB 定位节点一共由 4 个子节点和一个上位机组成, 其中 3 个子节点设为基站, 一个子节点设为标签。

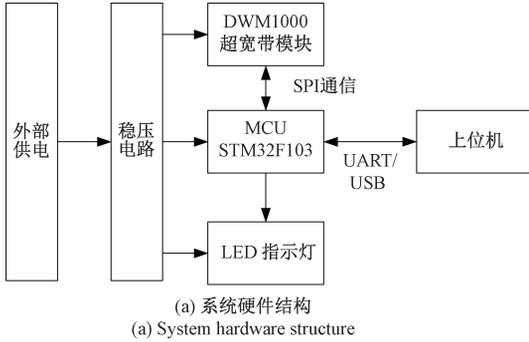


图 3 系统硬件设计与定位节点实物
Fig. 3 Physical and experimental connection test of positioning node

STM32 中的控制程序控制着与上位机的串口通信和 DWM1000 模块的工作, DWM1000 模块中的程序用于完成基站与标签之间的数据包的收发, 并进行距离的计算, 将距离数据通过串口通信发送到上位机后, 再运行解算程序, 即可得到所求标签在空间坐标系上的坐标位置。

2 双边双向测距算法设计

TOA 测距方法利用发射信号的传播延迟来估计移动设备与基站之间的距离, 由于超宽频信号提供了高时间分辨率, 该方法通常是超宽频系统的首选^[13]。而以 TOA 为原型提出的飞行时间法 TOF 中的双边双向测距算法就是本文选用的测距算法。

双边双向测距是在单向双边的基础上提出的改进方案, 在单边测距算法的基础上增加了一次反向的通信^[14], 这样可以通过使正反两次时钟误差相抵消, 抑制了 UWB 晶振的时钟漂移问题, 实现分米级别的高精度定位^[15]。图 4 为该方法的示意图。

飞行时间 T_{prop} 的计算公式如下:

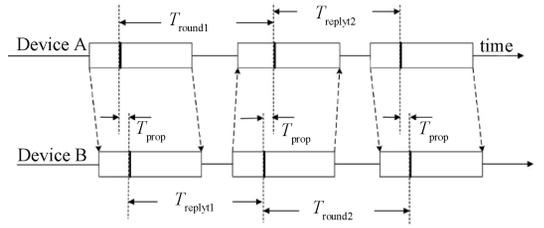


图 4 双边测距示意图

Fig. 4 Schematic diagram of bilateral ranging

$$T_{prop} = \frac{t_{round1} \cdot t_{round2} - t_{reply1} \cdot t_{reply2}}{t_{round1} - t_{reply1} + t_{round2} - t_{reply2}} \quad (1)$$

这种方法可以消除 t_{reply1} 和 t_{reply2} 不相等引发的误差^[16]。

得到飞行时间后, 将其乘以飞行速度, 即可得到两者间的距离。其飞行速度可以用光速代替, 得到:

$$D = T_{prop} \cdot c \quad (2)$$

其中, D 为 A、B 设备间的距离; c 为光速, 约为 3×10^8 m/s。

3 Chan 定位算法

Chan 算法是一种非递归双曲线解法, 具有解析表达式。其主要特点是当测量误差服从理想的高斯分布时, 它的定位精度高、计算量小, 并且可以通过增加基站数目的方式来提高算法的精度。该算法的推导前提是基于测量误差位服从均值为 0 的高斯随机分布, 对于实际环境中误差值均值较大的环境, 如非视距误差环境下, 该算法的性能会显著下降^[17]。

首先假设 3 个基站、一个标签的坐标点为 (X_1, Y_1) 、 (X_2, Y_2) 、 (X_3, Y_3) 、 (x, y) , 令 $K_i = X_i^2 + Y_i^2$, 列出每个基站到标签的距离 d_i :

$$d_i^2 = K_i - 2X_i x - 2Y_i y + x^2 + y^2 \quad (3)$$

令 $d_{i,1} = d_i - d_1$, 有 $d_i^2 = (d_{i,1} + d_1)^2$, 联立得到:

$$d_{i,1}^2 + 2d_{i,1}d_1 + d_1^2 = K_i - 2X_i x - 2Y_i y + x^2 + y^2 \quad (4)$$

取 $i=1$, 得:

$$d_1^2 = K_1 - 2X_1 x - 2Y_1 y + x^2 + y^2 \quad (5)$$

上两式相减, 并令 $X_{i,1} = X_i - X_1, Y_{i,1} = Y_i - Y_1$, 得:

$$d_{i,1}^2 + 2d_{i,1}d_1 = (K_i - K_1) - 2X_{i,1}x - 2Y_{i,1}y \quad (6)$$

代入 $i=2, 3$, 列出方程组:

$$\begin{cases} d_{2,1}^2 + 2d_{2,1}d_1 = (K_2 - K_1) - 2X_{2,1}x - 2Y_{2,1}y \\ d_{3,1}^2 + 2d_{3,1}d_1 = (K_3 - K_1) - 2X_{3,1}x - 2Y_{3,1}y \end{cases} \quad (7)$$

此时 $d_{i,1}, K_i, X_{i,1}, Y_{i,1}$ 为已知, x, y, d_1 为未知项, 先假定 d_1 已知进行计算, 将其看作二元一次方程组求解, 先移项:

$$\begin{cases} 2X_{2,1}x + 2Y_{2,1}y = (K_2 - K_1) - (d_{2,1}^2 + 2d_{2,1}d_1) \\ 2X_{3,1}x + 2Y_{3,1}y = (K_3 - K_1) - (d_{3,1}^2 + 2d_{3,1}d_1) \end{cases} \quad (8)$$

表示成矩阵形式即为 $\begin{bmatrix} X_{2,1} & Y_{2,1} \\ X_{3,1} & Y_{3,1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{C_1}{2} \\ \frac{C_2}{2} \end{bmatrix}$, 最

后可得:

$$\begin{cases} x = \frac{Y_{3,1}C_1 - Y_{2,1}C_2}{2(X_{2,1}Y_{3,1} - X_{3,1}Y_{2,1})} \\ y = \frac{X_{2,1}C_2 - X_{3,1}C_1}{2(X_{2,1}Y_{3,1} - X_{3,1}Y_{2,1})} \end{cases} \quad (9)$$

式中:只要求出 d_1 的值即可算出横纵坐标值,而求 d_1 ,只需将式(9)代入式(5)即可。解出 d_1 后,剔除负根,带回方程组,就可以得到目标点的估计坐标值。

4 指纹定位模型

指纹定位是指通过收集若干个特定位置特征信息作为该位置的指纹并生成指纹库,然后通过智能算法,将陌生的指纹信息与指纹库进行比对,来确定该指纹可能对应的位置。

本文在离线阶段位置的 TOF 指纹采集完毕后,在线阶段使用 PSO-SVR 算法进行位置预测。工作流程如图 5 所示。

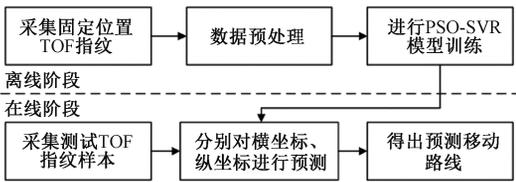


图 5 指纹定位流程

Fig. 5 Fingerprint location flow chart

4.1 离线距离指纹采集

本文选择在 1 800 mm×4 800 mm 的矩形区域内进行试验,使用设备包括一个移动的标签和 3 个固定的基站,其中 3 个基站靠近边缘,布置在(0,0)、(2 400,1 800)、(4 800,0)处。

如图 6 所示,3 个三角形点为基站,圆形点与方形点是指纹采集的点位,其中方形点在两圆形相邻点中点取得,共 58 个点位。圆形点的横向与纵向间隔均为 600 mm,在每个采样点上获取 10 组标签到 3 个基站所测量的距离,这 580 组距离信息就是所需的指纹信息,称之为距离指纹。

接下来使用这些指纹数据对 PSO-SVR 模型进行训

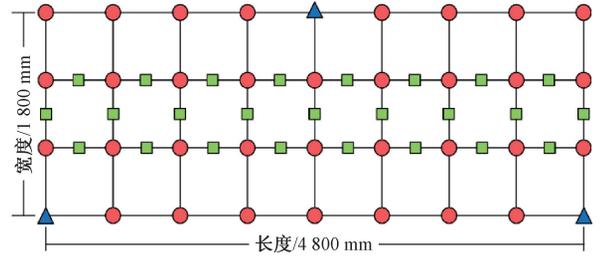


图 6 采样点示意图

Fig. 6 Schematic diagram of sampling points

练,得到训练模型,以用于在线阶段的预测使用。

4.2 PSO-SVR 模型训练

该模型的设计思路是通过粒子群算法优化 SVR 模型中的惩罚系数 c 和核函数参数 γ ,再选出最优预测结果下的参数,用于后续的预测。

支持向量回归机(SVR)的原型支持向量机(SVM)的工作方式是通过将多维的数据映射到一个高维空间中,找到一个能够将两类数据点最优平分的一个平面。而该平面在分类的同时,展现出了良好的回归性能,因此可将 SVR 用于解决线性回归问题。

本文使用的模型是 ν -SVR 模型,其目标是构造出线性回归函数 $f(x) = (w \cdot x) + b$,在 ε -SVR 的基础上引入 ν 来自动计算 ε 的取值,具有更好的回归性能。

最优化问题列式如下:

$$\min_{\xi^{(*)} \in R^{2l}, \varepsilon, b \in R} \tau(w, \xi^{(*)}, \varepsilon) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \left(\nu \varepsilon + \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right) \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \text{s. t.} \quad & ((w \cdot x_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ & y_i - ((w \cdot x_i) + b) \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ & \xi_i^{(*)} \geq 0, \varepsilon \geq 0 \end{aligned}$$

其中, $\xi^{(*)} = (\xi_1, \xi_1^*, \dots, \xi_l, \xi_l^*)^T$ 是松弛变量。

引入 Lagrange 函数:

$$\begin{aligned} L(w, b, \alpha^{(*)}, \beta, \xi^{(*)}, \varepsilon, \eta^{(*)}) = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C\nu\varepsilon + \frac{C}{l} \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) - \\ & \beta\varepsilon - \sum_{i=1}^l (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) - \\ & \sum_{i=1}^l \alpha_i (\xi_i + y_i - (w \cdot x_i) - b + \varepsilon) - \\ & \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (\xi_i^* + (w \cdot x_i) + b - y_i + \varepsilon) \end{aligned} \quad (11)$$

其中,乘子 $\alpha_i^{(*)}, \eta_i^{(*)}, \beta \geq 0$,分别对 $w, b, \varepsilon, \xi^{(*)}$ 计算偏导值,求极小值,并对 $\alpha_i^{(*)}$ 求极大值,可得到原始问题的对偶问题:

$$\min_{\alpha^{(*)} \in \mathbb{R}^{2l}} W(\alpha^{(*)}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^l - \alpha_j) (x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^l (\alpha_i^i - \alpha_i) y_i$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^l (\alpha_2 - \alpha_i^*) = 0$$

$$0 \leq \alpha_i^{(*)} \leq \frac{C}{l}, i = 1, \dots, l$$

$$\sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) \leq C \cdot \nu \quad (12)$$

然后引入满足 KKT 条件的核函数 K , 将输入数据映射到高维空间^[18], 最终推导出非线性 ν -SVR 的决策函数如下:

$$f(x) = \sum_{i=0}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x_i, x) + b \quad (13)$$

本文中使用的核函数 K 为径向基核函数 (RBF):

$$K(x_i, x) = \exp(-\gamma \|x_i - x\|^2) \quad (14)$$

其中, c 和 γ 是两个重要参数, 可以使用粒子群算法自动选择最佳参数。

粒子群算法是通过设定若干个粒子组成一个种群, 确定迭代次数, 按一定规律迭代、变异, 最终找出最优的参数。

在本文中, 需要对 c, γ 两个参数进行预测, 可设 n 个粒子为 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$, 其中每个粒子为 $X_i = (c_i, \gamma_i)^T$, 生成初始种群后, 按如下公式进行迭代更新, 根据所设参数下训练并预测训练集中的数据, 以均方误差 (MSE) 作为评价标准, 决定是否替换更优的粒子^[19]。其中粒子的移动速度和位置的更新公式如下:

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1r_1(p_i^k - x_i^k) + c_2r_2(p_g^k - x_i^k) \quad (15)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1}$$

其中, k 为迭代次数, p_i^k 为个体最优值, p_g^k 为全局最优值, w 为惯性权重; c_1, c_2 为加速因子。

4.3 在线预测

在线阶段采集实际移动的数据, 预处理后, 输入到已经训练好的 SVR 模型, 分别对横坐标、纵坐标进行两次预测, 即可得到对应的移动的路线图。工作流程如图 7 所示。

图 7 中的预处理步骤在实验中是将数据归一化到 $[-1, 1]$ 范围内; 距离指纹采集方式见 4.1 节。

5 移动路线预测试验

5.1 实验测试环境

实验测试的井下巷道环境如图 8(a) 所示。该巷道呈圆拱形, 是一类特殊的长距离室内巷道, 空间狭窄受

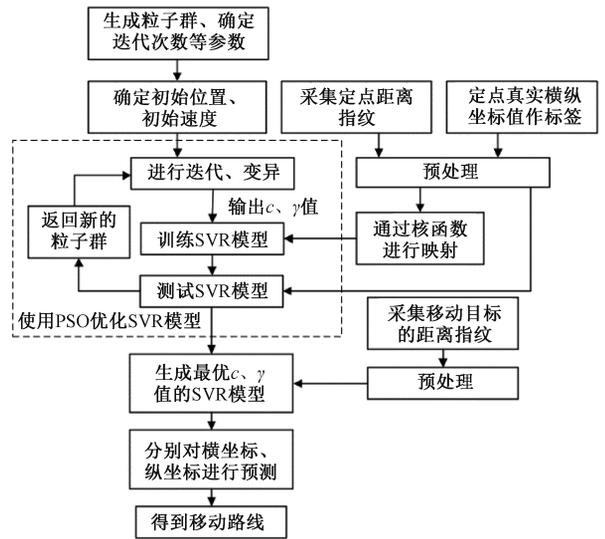


图 7 PSO-SVR 模型工作流程

Fig. 7 Workflow diagram of PSO-SVR model

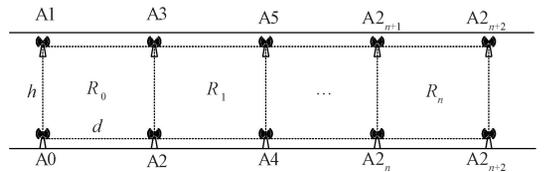
限、长带状, 且光线较暗、两帮粗糙、环境潮湿。

结合巷道实际情况, 井下基站分布如图 8(b) 所示, 通过合理部署, 将井下巷道划分为 n 个定位区域, 每个区域由 3 个基站组成, 如 R_0 区域对应 A_0, A_1, A_2 , R_1 区域对应 A_2, A_3, A_4 , 依此类推, 分别为 R_0, R_1, \dots, R_n 。基站 A_0 与 A_1 之间的距离 h 视实际巷道宽度而定, 基站 A_0 与 A_2 之间的距离的与设备的最远通信距离有关。定位系统首先通过获取定位标签与周围邻近 3 个基站的距离, 判定目标所处区域, 然后通过 TDOA 定位法解算出标签的具体坐标。



(a) 巷道环境

(a) Roadway environment



(b) 井下基站分布图

(b) Distribution map of underground base stations

图 8 井下测试环境

Fig. 8 Coal mine underground test environment

5.2 传统算法测试

首先,使用传统的 Chan 算法对移动路线进行预测,如图 9 所示。

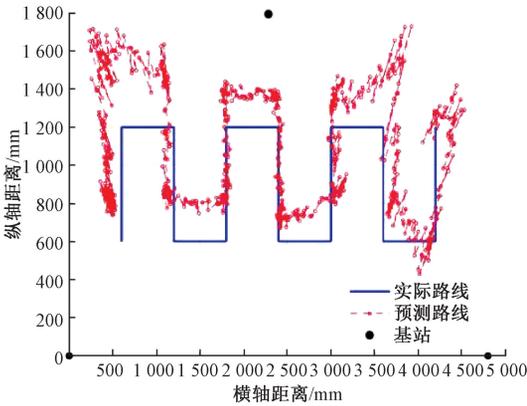


图 9 Chan 算法预测路线

Fig. 9 Chan algorithm prediction roadmap

从图 9 中可以看出,由于测距信号受到干扰,Chan 算法在本例中由于测量距离不准确,在整体上产生了偏移。为了进行矫正,可以使用 PSO-SVR 模型来优化预测路线。

5.3 PSO-SVR 模型优化路线

为了降低 Chan 算法导致的误差,可以使用指纹算法来预测不同位置下该算法可能出现的误差。

只需将图 7 中的定点的距离指纹的基础上,再增加一个计算的横或纵坐标值;再将标签改为预测误差,即可预测每个移动点时可能的误差,并进行修正,即可得到优化的路线图,如图 10 所示。

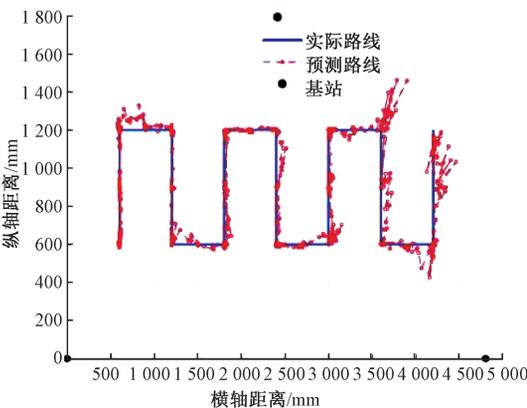


图 10 优化 Chan 算法预测路线

Fig. 10 Optimized Chan algorithm prediction roadmap

为了保证程序运行效率,设置 MSE 的阈值为 10^{-6} ,即在某个 c, γ 值下,使用定点指纹训练出的模型能够预测定点指纹自身,且均方误差在 10^{-6} 以下,则视为得到

合适的 c, γ 值,完成寻优步骤。

为便于与其他指纹定位方法进行比较,采用与后面几种方法相同的预测方式:在预测阶段训练模型,然后分别对每个点单独进行预测。为保证结果的准确性,以的预测结果,都是程序运行 5 遍取均值后的结果。

5.4 原始 PSO-SVR 模型预测路线

下面用图 7 的方法,使用 3 个距离信息作指纹,纵横坐标作标签,对移动路线进行预测。

为了优化预测结果,在预测阶段,使用精简训练集的方法来优化预测结果。实验发现,当使用与未知指纹邻近的定点指纹作为训练集训练模型时,预测效果会比使用全部指纹训练的模型更好。

由于训练集和测试集的数据全部归一化到了 $[-1, 1]$,因此可对每组陌生指纹寻找大于或小于 0.4 范围内的距离指纹作为训练集,即设测试集的某一点处陌生的距离指纹为 $d_i (i = 1, \dots, 3)$,训练集的距离指纹为 $D_i (i = 1, \dots, 3)$,找满足 $(D_i - 0.4 < d_i < D_i + 0.4)$ 的点作为训练集,训练模型,进行预测。将此方法称为“距离指纹法”。预测路线如图 11 所示。

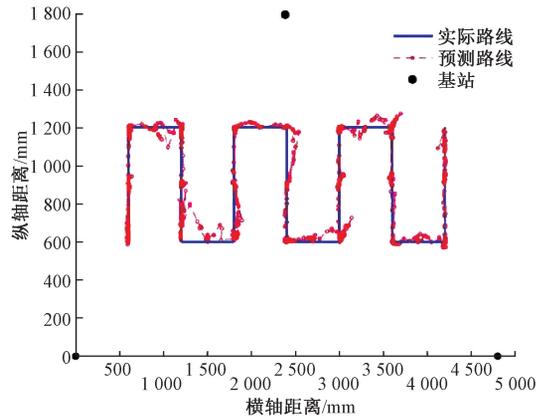


图 11 距离指纹法预测路线

Fig. 11 Distance fingerprint method prediction roadmap

5.5 融合预测路线

为了进一步增加准确性,下面考虑将距离指纹定位和 Chan 算法结合起来。

在 5.4 节的预测方法的基础上,将原 Chan 算法计算出的坐标值扩充为新的指纹,参与到预测中,以下称作“优化距离指纹融合定位法”,预测结果如图 12 所示。

6 试验结果分析

下面对优化 Chan 算法、距离指纹法、优化距离指纹融合定位法 3 种预测方法与与实际路线偏离程度方面进行分析。

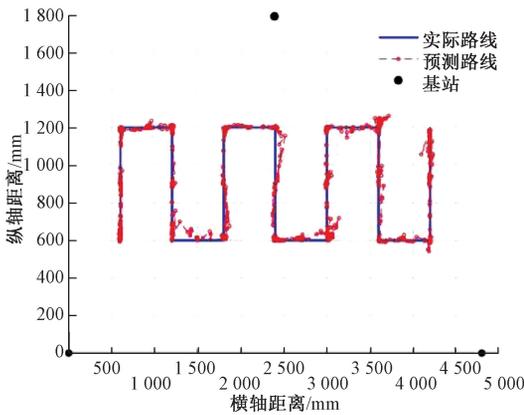


图 12 优化距离指纹融合定位法预测路线

Fig. 12 The location roadmap of the optimized distance fingerprint fusion location method

本文的移动路线共采集到了 670 组陌生指纹,需要对这些点的预测结果进行误差分析。

为了有效地计算出误差值,首先要查出每个点在真实路径中的哪一部分,是水平路径上还是竖直路径上,然后再计算该点到这条路径的距离,将这个距离值作为误差值。

得到误差曲线图如图 13 所示,横坐标值表示第 n ($n=1, \dots, 670$) 个点,纵坐标为对应误差值。第 5 节的任意预测图中,从左端到右端蛇形连线上的每个点对应着图 13 中从左至右共 670 个点。

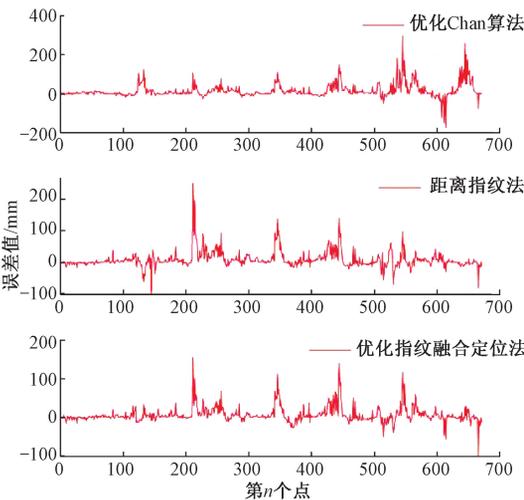


图 13 各种算法的误差值分析图

Fig. 13 Error value analysis diagram of various algorithms

由图 13、表 1 可见,本文提出的优化距离指纹融合定位法的最大误差在 200 mm 以内,且平均误差最低,为 6.19 mm。该算法相较优化 Chan 算法和距离指纹法平均误差分别减少 60.32% 和 19.08%。可见融合后的算法预测的准确性都有显著提升。

表 1 各种预测方式平均误差

Table 1 Average error of five prediction methods

算法	平均误差/mm
优化 Chan 算法	15.60
距离指纹法	7.65
优化距离指纹融合定位法	6.19

7 结 论

煤矿井下人员、车辆和在用设备等移动目标的精准定位与智能管控技术对煤矿安全生产和智能化建设具有重要作用。针对目前我国大部分煤矿井下人员及车辆的精确位置管理存在的问题,提出了基于 UWB 的改进粒子群优化 PSO-SVR 模型与优化距离指纹匹配融合定位方法研究。设计一套基于 STM32 ARM 处理器和 DWM1000 节点的矿用动目标精准定位装置。通过双边双向测距以及飞行时间法 (TOF) 相结合方法对距离进行计算。研究建立了 PSO-SVR 模型,与 Chan 定位算法结合,进一步融入指纹算法之中,将其应用于移动目标的定位,并对定位效果进行了分析。结论如下:

1) 使用 PSO-SVR 模型可以对距离指纹数据进行训练,并且能够良好拟合、预测,能够应对传统定位算法无法准确预测的情况。适合应用于煤矿井下信号传输受特殊环境影响的复杂情况。

2) 基于 PSO-SVR 模型,提出了基于距离指纹实现定位的方法,简称“距离指纹法”。在此基础上通过与 Chan 算法计算值相结合的方式,拓展出优化距离指纹融合定位法。然后进行了移动路线的预测,能够完成定位任务,并且最大误差不超过 20 cm,平均误差均不超过 1 cm。

参考文献

[1] 王双明. 对我国煤炭主体能源地位与绿色开采的思考[J]. 中国煤炭, 2020, 46(2) : 11-16.
WANG SH M. Thoughts about the main energy status of coal and green mining in China[J]. China Coal, 2020, 46(2) : 11-16.

[2] 王国法, 刘峰, 孟祥军, 等. 煤矿智能化(初级阶段)研究与实践[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(8) : 1-36.
WANG G F, LIU F, MENG X J, et al. Research and practice on intelligent coal mine construction (primary stage)[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(8) : 1-36.

[3] 刘宇佳. 基于透地通信系统的井下人员定位技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
LIU Y J. Research on underground personnel positioning technology based on through-the-earth [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018.

[4] MORIDI M A, SHARIFZADEH M, KAWAMURA Y, et

- al. Development of wireless sensor networks for underground communication and monitoring systems (the cases of underground mine environments) [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2018, 73: 127-138.
- [5] RANJAN A, SAHU H B, MISRA P. Modeling and measurements for wireless communication networks in underground mine environments [J]. Measurement, 2020, 149: 106980.
- [6] CHEHRI A, SAADANE R, HAKEM N, et al. Enhancing energy efficiency of wireless sensor network for mining industry applications [J]. Procedia Computer Science, 2020, 176: 261-270.
- [7] WANG M, YANG F, ZHOU Z, et al. Base station selection method for UWB indoor positioning based on TDOA fingerprint [C]. 2021 IEEE 5th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). IEEE, 2021, 5: 1587-1593.
- [8] 李世银,朱媛,刘江,等. 基于 SAE-RF 的三维 UWB 室内定位方法研究[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(8): 46-49.
LI SH Y, ZHU Y, LIU J, et al. Research on 3D UWB indoor positioning method based on SAE-RF [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40(8): 46-49.
- [9] 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.
WANG H J, ZHOU Y, WANG L W. Construction algorithm of two-dimensional fingerprint location database of mine workers based on SVR-Kriging interpolation [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(11): 2571-2578.
- [10] 蒋恩松. 矿井扩频测距定位方法研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2018.
JIANG EN S. Research of the mine positioning method based on spread spectrum ranging [D]. Beijing: China University of Mining and Technology (Beijing), 2018.
- [11] 肖开泰. 基于 UWB 超宽带的煤矿定位系统设计[J]. 煤矿安全, 2020, 51(8): 128-131.
XIAO K T. Design of coal mine positioning system based on UWB [J]. Safety in Coal Mines, 2020, 51(8): 128-131.
- [12] WANG S, WANG S, LIU W, et al. A study on the optimization nodes arrangement in UWB localization[J]. Measurement, 2020, 163: 108056.
- [13] PALA S, JAYAN S, KURUP D G. An accurate UWB based localization system using modified leading edge detection algorithm [J]. Ad Hoc Networks, 2020, 97: 102017.
- [14] 王春琦,冯大权,何春龙. 基于 UWB 的增强非对称双边双向测距算法研究[J]. 南昌航空大学学报(自然科学版), 2019, 33(1): 66-73.
WANG CH Q, FENG D Q, HE CH L. Enhanced asymmetric double side two-way ranging algorithm for UWB ranging system [J]. Journal of Nanchang Hangkong University (Natural Sciences), 2019, 33(1): 66-73.
- [15] 高健,陆阳,李庆巧. 采用三次通信的 TOF 与 TDOA 联合定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 66-73.
GAO J, LU Y, LI Q Q. Joint positioning algorithm of TOF and TDOA using three-communication [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(3): 66-73.
- [16] 严嘉祺. 基于 UWB 的室内定位系统的算法与误差分析[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
YAN J Q. Algorithm and error analysis of indoor positioning system based on UWB [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.
- [17] WANG S, WANG S, LIU W, et al. A study on the optimization nodes arrangement in UWB localization[J]. Measurement, 2020, 163: 108056.
- [18] 漆祖芳,姜清辉,周创兵,等. 基于 v-SVR 和 MVPSO 算法的边坡位移反分析方法及其应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2013, 32(6): 1185-1196.
QI Z F, JIANG Q H, ZHOU CH B, et al. Back analysis method of slope displacement based on v-SVR and MVPSO algorithm and its application [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2013, 32(6): 1185-1196.
- [19] 胡云霄,李占福,童昕. 基于 PSO-SVR 双层非平行振动筛分性能的数值仿真[J]. 机械设计与研究, 2021, 37(3): 198-202, 207.
HU Y X, LI ZH F, TONG X. Numerical simulation of double-layer non parallel vibration screening performance based on PSO-SVR [J]. Machine Design & Research, 2021, 37(3): 198-202, 207.

作者简介



王红尧, 2004 年于中国矿业大学获得学士学位, 2009 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为中国矿业大学(北京)副教授, 主要研究方向为矿山安全技术及装备、矿山物联网技术、无损检测技术。

E-mail: hongyaowang2004@163.com

Wang Hongyao received his B. Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2004, and Ph. D. degree from China University of Mining and Technology in 2009, respectively. Now he is an associate professor in China University of Mining and Technology, Beijing. His main research interests include coal mine safety technology, internet of things for coal mine, and nondestructive testing and so on.



郑鸿林, 2021 年于中国矿业大学(北京)获得学士学位, 现为中国矿业大学(北京)硕士研究生, 主要研究方向为机械电子工程、无损检测技术。

E-mail: 783277057@qq.com

Zheng Honglin received his B. Sc. degree from China University of Mining and Technology, Beijing in 2021. Now he is a M. Sc. candidate in China University of Mining and Technology, Beijing. His research interests include mechanical electronic engineering, nondestructive testing and so on.



田劫(通信作者), 2004 年于中国矿业大学(北京)获得学士学位, 2006 年于中国矿业大学(北京)获得硕士学位, 2010 年于中国矿业大学(北京)获得博士学位, 现为中国矿业大学(北京)副教授, 主要研究方向为机械故障诊断、自动控制和无损检测技术。

E-mail: tianj@cumt.edu.cn

Tian Jie (Corresponding author) received her B. Sc. degree from China University of Mining and Technology, Beijing in 2004, M. Sc. degree from China University of Mining and Technology, Beijing in 2006 and Ph. D. degree from China University of Mining and Technology, Beijing in 2010, respectively. Now she is an associate professor in China University of Mining and Technology, Beijing. Her main research interests include machinery fault diagnosis, automatic control, and nondestructive testing and so on.