

文章编号:1671-251X(2018)04-0074-06

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.17296

矿井人员融合定位系统

吴静然¹, 崔冉¹, 赵志凯³, 有鹏¹, 张雷^{2,3}

(1. 中国矿业大学 徐海学院, 江苏 徐州 221008; 2. 中国矿业大学 信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116; 3. 中国矿业大学 物联网(感知矿山)研究中心, 江苏 徐州 221008)

摘要:针对基于传统接收信号强度指示(RSSI)指纹定位算法的井下人员定位系统在离线采样阶段指纹数据库采集工作量大、易受井下环境影响,基于行人航迹推算(PDR)算法的定位系统存在误差累计的问题,设计了一种基于改进RSSI指纹定位算法和PDR算法的矿井人员融合定位系统。该系统采用GS1011控制器和MPU9150惯性传感器构成智能终端,将采集的惯性传感器、RSSI和时间戳数据通过井下WiFi网络上传至地面监控中心定位服务器;定位服务器采用扩展卡尔曼滤波对RSSI指纹定位算法和PDR算法的定位信息进行融合,实现井下人员定位。试验结果表明,该系统平均定位误差为1.79 m,小于单独采用RSSI指纹定位算法或PDR算法的系统定位误差,定位精度满足井下人员定位要求。

关键词:井下巷道;矿井人员定位;指纹定位;信号强度指示;行人航迹推算;PDR定位;扩展卡尔曼滤波融合定位

中图分类号:TD67 文献标志码:A 网络出版时间:2018-03-15 13:58

网络出版地址:<http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20180314.1528.001.html>

Mine personnel fusion location system

WU Jingran¹, CUI Ran¹, ZHAO Zhikai³, YOU Peng¹, ZHANG Lei^{2,3}

(1. Xuhai College, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China;

2. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology,

Xuzhou 221116, China; 3. Internet of Thing (Perception Mine) Research Center,

China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China)

Abstract: For problems that mine personnel location system based on traditional received signal strength indication (RSSI) fingerprint location algorithm had heavy workload in fingerprint database collection during off-line stage and was easily influenced by underground environment, and the location system based on pedestrian dead reckoning (PDR) algorithm had accumulative error, a mine personnel fusion location system was proposed which was based on an improved RSSI fingerprint location algorithm and PDR algorithm. The system uses intelligent terminals consisting of GS1011 controller and MPU9150 inertial sensor to send the data of inertial sensor, RSSI and timestamp to location server on the ground through underground WiFi network. The location server fuses location information of RSSI fingerprinting location algorithm and PDR algorithm by use of extended Kalman filter, so as to realize underground personnel location. The test result shows that the average location error of the system is 1.79 m and smaller than the one of RSSI fingerprint location algorithm or PDR algorithm, and location accuracy

收稿日期:2017-10-19;修回日期:2018-03-05;责任编辑:李明。

基金项目:江苏省自然科学基金青年基金资助项目(BK20140216);江苏省高校自然科学研究面上经费资助项目(17KJD510007)。

作者简介:吴静然(1989—),女,河北保定人,讲师,硕士,研究方向为嵌入式开发、异构网络融合、煤矿井下定位,E-mail:1025108703@qq.com。

引用格式:吴静然,崔冉,赵志凯,等. 矿井人员融合定位系统[J]. 工矿自动化,2018,44(4):74-79.

WU Jingran, CUI Ran, ZHAO Zhikai, et al. Mine personnel fusion location system[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(4): 74-79.

satisfies underground personnel location requirement.

Key words: underground tunnel; mine personnel location; fingerprint location; signal strength indication; pedestrian dead reckoning; PDR location; extended Kalman filter fusion location

0 引言

目前矿井定位系统大多采用基于测距的定位方法,其中 RSSI(Received Signal Strength Indicator,接收信号强度指示)定位方法技术成熟,无需额外设备,成本较低。文献[1]采用 RSSI 定位方法,利用煤矿井下上千米巷道仅在一定长度内结构具有不变性的特点,根据传输模型对巷道进行合理分段,求解损耗因子,并对位置坐标进行动态辅助修正,实现了精确定位。文献[2-3]采用 RSSI 指纹定位算法实现井下定位,根据 RSSI 和物理位置的相关性进行定位,易于在终端上实现,但需要以一定间隔(如 2 m)进行 RSSI 信号采集,耗时费力,成本较高。因井下巷道为受限空间且呈长链状,RSSI 信号受周围环境影响大,直接将传统 RSSI 指纹定位算法应用于井下效果差强人意。

PDR(Pedestrian Dead Reckoning,行人航迹推算)算法对短距离定位的精度较高,受周围环境影响小,但存在定位误差累计的缺点。文献[4]通过采集加速度计、陀螺仪和磁力计数据,结合粒子滤波解决了传感器漂移误差关键技术问题,实现了井下定位,但并未提及初始定位位置对准问题。

本文充分考虑 RSSI 指纹定位算法和 PDR 算法^[5]特点,将 2 种算法进行 EKF(Extended Kalman Filter,扩展卡尔曼滤波)融合,设计了一种兼顾定位精度和系统成本的矿井人员融合定位系统。该系统通过智能终端采集惯性传感器、RSSI 和时间戳数据,将数据通过井下 WiFi 网络和工业以太环网上传至地面监控中心定位服务器;定位服务器对 RSSI 指纹定位算法和 PDR 算法的定位数据进行 EKF 融合,实现井下人员定位。该系统减小了指纹离线采样阶段指纹数据库采集难度,解决了定位累计误差大的问题,提高了井下定位精度。

1 系统组成

矿井人员融合定位系统主要由地面监控中心、井下工业以太环网、本质安全型 AP(Access Point,接入点)和智能终端组成,如图 1 所示。本质安全型 AP 构成无线 WiFi 网络,实现井下无线网络覆盖;地面监控中心通过千兆工业以太环网和无线 WiFi

网络实现对智能终端的监测^[6-7]。

智能终端集环境采集、人员定位、信息交互等功能于一体,由矿工随身携带。矿工通过智能终端实时获取井下温度、瓦斯浓度、当前时间等信息,查看调度、救援信息^[6]。智能终端组成如图 2 所示。惯性传感器采用 MPU9150。控制器采用 GS1011,其

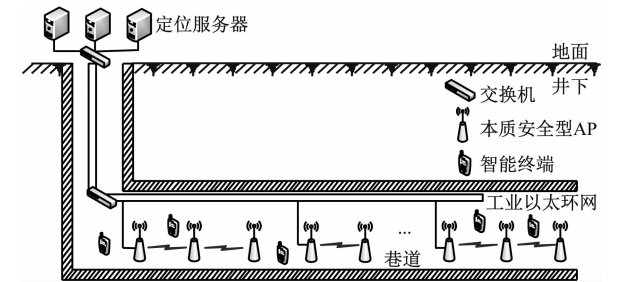


图 1 矿井人员融合定位系统组成
Fig. 1 Composition of mine personnel fusion location system

内部集成无线 WiFi 模块,将 MPU9150 采集的加速度、角速度、磁场方向,以及智能终端接收的 RSSI 数据上传至地面监控中心定位服务器,利用 RSSI 指纹库和 PDR 算法进行 EKF 融合定位。

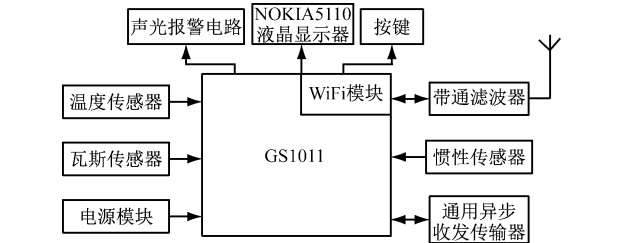


图 2 智能终端组成
Fig. 2 Composition of intelligent terminal

2 系统关键技术

2.1 系统 AP 布置方式

煤矿井下为受限空间,巷道呈长链状,实际宽度为 3~4 m,长度达几十千米。井下巷道近似线型的分布方式降低了 AP 间的相互影响,可看成一维定位环境,只考虑巷道长度方向。结合巷道电缆和通风设备安装规范,在主巷道或永久性巷道内沿巷道壁一侧布置 AP,如图 3 所示。采用 Aero Scout Analysis 无线信号分析软件测试后发现,普通巷道内 AP 的覆盖范围为 180~200 m。为保证井下 WiFi 网络全覆盖,设定 AP 间距为 90 m。

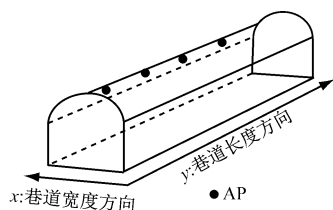


图3 矿井人员融合定位系统 AP 布置

Fig. 3 AP distribution of mine personnel fusion location system

2.2 PDR 算法

PDR 算法利用惯性传感器提供的数据,结合初始位置,估计出运动步频、步长和方向角,利用式(1)估计下一时刻的定位位置。

$$\begin{cases} x_{p+1} = x_p + l_{p+1} \sin \varphi_{p+1} \\ y_{p+1} = y_p + l_{p+1} \cos \varphi_{p+1} \end{cases} \quad (1)$$

式中: (x_p, y_p) 为人员第 p 步所在位置的坐标; l_{p+1} 为第 $p+1$ 步的步长; φ_{p+1} 为第 $p+1$ 步的方向角。

PDR 算法的关键在于估计运动步频、步长和方向角。系统根据加速度传感器 x, y, z 方向上的分量 a_x, a_y, a_z , 获得原始传感器数据 $a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}$, 采用高斯平滑滤波对含有噪声的 a 进行滤波处理, 采用峰值检测法检测运动步频。

经典步长估计模型有步长和步频线性模型^[8]、非线性模型(如 Weinberg Approach 模型^[9])、自适应学习步长模型等。系统采用稳定性和复杂性适中的 Weinberg Approach 模型进行补偿估计, 如式(2)所示。

$$l = C \sqrt[4]{\omega_{\max} - \omega_{\min}} \quad (2)$$

式中: l 为步长; C 为常数, 可根据实际步长进行修正; $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别为行走中的最大和最小角速度。

系统采用四元数法^[7]估计方向角。对惯性导航数据进行滤波、去噪, 采用四元数法求解姿态矩阵, 计算出智能终端姿态角度, 进而得到其运动方向。

2.3 改进 RSSI 指纹定位算法

RSSI 指纹定位算法包括离线采样阶段和定位匹配阶段^[10]。离线采样阶段对一些标定位置进行 RSSI 信息采集, 建立样本点指纹数据库。定位匹配阶段对终端获得的信号强度与指纹库中的指纹信息进行匹配, 获得终端位置。

现有的井下 RSSI 指纹定位算法存在的问题:

① 离散采样多采用全监督方式^[2,5,11], 每隔 2~3 m 进行 1 次指纹采集, 不适用于井下狭长巷道, 耗费人力、物力。② 井下环境复杂, RSSI 信号易受终端运动方向、使用者身体遮挡等因素的影响, 在同一位

置、不同运动方向, 终端接收到 AP 的 RSSI 值可能不同。

考虑到煤矿井下可看成一维环境, 在离散采样阶段采用连续采样和线性内插的半监督采样方式^[12]建立指纹数据库, 以提高定位精度。在指纹数据库中引入终端运动方向信息, 通过优化指纹数据库, 采用区域定位方式实现井下快速定位。改进的 RSSI 指纹定位算法原理如图 4 所示。

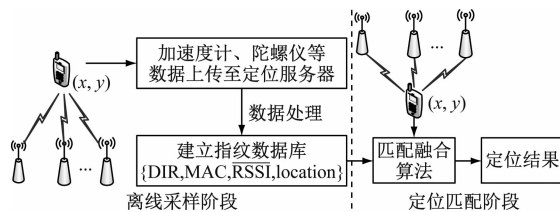


图4 改进的 RSSI 指纹定位算法原理

Fig. 4 Principle of improved RSSI fingerprint location algorithm

(1) 离线采样阶段。人员手持智能终端, 沿选定采样路径以 1 m/s 匀速行进, 终端每隔 1 s 采样 1 次数据, 遍历巷道。已知采样路径起始位置 $L_{\text{start}}(x_{\text{start}}, y_{\text{start}})$ 、结束位置 $L_{\text{end}}(x_{\text{end}}, y_{\text{end}})$ 及每个参考点的采样时间戳 T (由智能终端提供), 利用线性内插公式(式(3)), 计算路径中每个参考点的位置 $L(x, y)$ 。

$$L(x, y) = L_{\text{start}}(x_{\text{start}}, y_{\text{start}}) + \frac{T_i - T_{\text{start}}}{T_{\text{end}} - T_{\text{start}}} \times (L_{\text{end}}(x_{\text{end}}, y_{\text{end}}) - L_{\text{start}}(x_{\text{start}}, y_{\text{start}})) \quad (3)$$

式中: T_i 为采样时间; T_{start} 为采样开始时间; T_{end} 为采样结束时间。

通过测试发现, 当背对 AP 时, RSSI 值达到最低。在离线采样阶段, 人员分别沿选定路径匀速往返测量多次, 分别将终端运动方向、每个采样点接收到各 AP 的 RSSI 值及采样时间戳 T 上传至定位服务器。

定位服务器接收到数据后, 通过数据处理建立指纹数据库 $\{\text{DIR}, \text{MAC}, \overline{\text{RSSI}}, \text{location}\}$, 其中 DIR 为终端运动方向, location 为与之对应的当前位置 (x, y) , MAC, $\overline{\text{RSSI}}$ 分别为终端接收到 AP 的 MAC 地址和 RSSI 平均值。考虑到在同一固定位置、同一运动方向处接收到的来自同一 AP 的信号服从高斯分布, 对同一固定位置、同一运动方向多次测量的 RSSI 取均值, 并将其存入指纹数据库。

(2) 定位匹配阶段。通过查找终端接收到 AP 的 RSSI 最大值及与之对应的 MAC 地址, 锁定终端

所在区域。根据方向角确定终端运行方向,利用改进欧式距离公式(式(4))和K近邻算法,找出终端接收AP的RSSI与指纹数据库中包含该MAC地址的RSSI距离最短的K个样本,求其质心作为定位点的估计位置。

$$L = \sqrt{\sum_{i=1}^m A_i (I_i - \bar{I}_i)^2} \quad (4)$$

式中: L 为终端锁定区域内所有接收到AP的RSSI与对应RSSI平均值的欧氏距离; m 为接收到AP的RSSI个数; A_i 为第*i*个AP所占的权重; $I_i, \bar{I}_i$ 分别为接收到第*i*个AP的RSSI和RSSI平均值。

$$A_i = \frac{|1/I_i|}{\left| \sum_{i=1}^m (1/I_i) \right|} \quad (5)$$

定位匹配流程如图5所示。

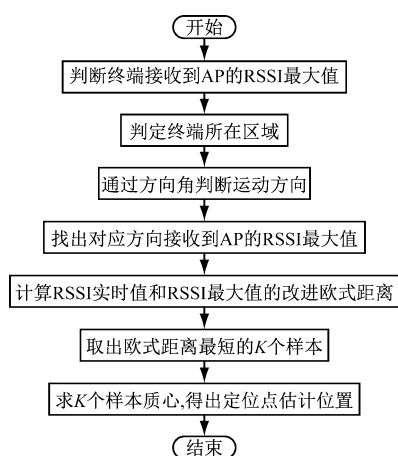


图5 定位匹配流程

Fig. 5 Location matching process

2.4 EKF 融合定位算法

定位服务器接收到智能终端发来的RSSI、惯性传感器数据后,通过PDR算法估计出运动步频、步长和方向角;将RSSI数据和方向角利用改进欧式距离和K近邻算法进行指纹匹配,估计出定位结果;最后利用WiFi定位获得PDR定位的初始位置,采用EKF进行融合定位。EKF融合定位流程如图6所示。

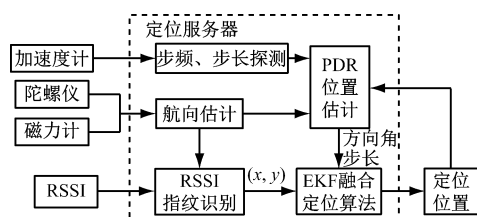


图6 EKF融合定位流程

Fig. 6 EKF fusion location process

阶段,使用上一次的估计值预测当前状态;在更新阶段,通过当前的测量值进一步优化预测阶段预测值。

系统状态模型^[13-15]:

$$\mathbf{X}_k = f(\mathbf{X}_{k-1}) + \mathbf{n}_k = \begin{bmatrix} x_{k-1} + l \sin \varphi_{k-1} + n_x \\ y_{k-1} + l \cos \varphi_{k-1} + n_y \\ \varphi_{k-1} + \Delta \varphi_k + n_\varphi \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{X}_k$ 为*k*时刻的状态向量, $\mathbf{X}_k = [x_k \ y_k \ \varphi_k]^T$, (x_k, y_k) 为*k*时刻的位置, φ_k 为*k*时刻的方向角; $f(\mathbf{X}_{k-1})$ 为系统状态模型在*k*时刻与*k-1*时刻的非线性转换函数; $\mathbf{n}_k$ 为过程高斯白噪声矢量, $\mathbf{n}_k = [n_x \ n_y \ n_\varphi]^T$, $n_x, n_y, n_\varphi \sim (0, \mathbf{Q}_k)$, $\mathbf{Q}_k$ 为 $\mathbf{n}_k$ 的协方差矩阵; $\Delta \varphi_k$ 为*k*时刻的方向角变化量。

矿井人员融合定位系统处于非线性工作状态,采用EKF将非线性状态模型线性化,得到*k*时刻状态转移矩阵近似值:

$$\Phi_k \approx \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & l \cos \varphi_{k-1} \\ 0 & 1 & -l \sin \varphi_{k-1} \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

系统测量模型:

$$\mathbf{Z}_k = h(\mathbf{X}_k) + \mathbf{w}_k \quad (8)$$

式中: $\mathbf{Z}_k$ 为*k*时刻的测量向量; $h(\mathbf{X}_k)$ 为*k*时刻测量模型与状态模型的非线性转换函数; $\mathbf{w}_k$ 为观测高斯白噪声矢量, $\mathbf{w}_k = [w_x \ w_y \ w_\varphi]^T$, $w_x, w_y, w_\varphi \sim (0, \mathbf{R}_k)$, $\mathbf{R}_k$ 为 $\mathbf{w}_k$ 的协方差矩阵。

采用EKF方程(式(9)~式(13))进行迭代运算,实现位置预测和估计。

$$\mathbf{X}'_k = f(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}) \quad (9)$$

$$\mathbf{P}'_k = \Phi_k \mathbf{P}_{k-1} \Phi_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (10)$$

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{P}'_k \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}'_k \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \mathbf{X}'_k + \mathbf{M}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{Z}'_k) \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{M}_k \mathbf{H}) \mathbf{P}'_k \quad (13)$$

式中: $\mathbf{X}'_k, \hat{\mathbf{X}}_k$ 分别为系统*k*时刻状态的预测值和估计值; $\mathbf{P}'_k, \mathbf{P}_k$ 分别为系统*k*时刻预测值协方差矩阵和估计值协方差矩阵; $\mathbf{M}_k$ 为*k*时刻卡尔曼增益矩阵; $\mathbf{H}$ 为测量矩阵; $\mathbf{Z}'_k$ 为*k*时刻测量向量的预测值, $\mathbf{Z}'_k = h(\mathbf{X}'_k)$; $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。

3 系统性能测试

在某瓦斯爆炸重点实验室长138 m、宽2.2 m、高2.33 m的模拟巷道内对矿井人员融合定位系统进行性能测试。模拟巷道中2个Ruckus AP(采用5 dBi全向天线)布局如图7所示。

卡尔曼滤波包含预测和更新2个阶段。在预测

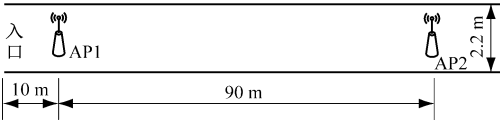


图7 模拟巷道 AP 布局

Fig. 7 AP distribution in simulated tunnel

在离线采样阶段,测试人员手持智能终端,以 AP1 为起点,沿巷道中心线以 1 m/s 的速度匀速行进,终端每隔 1 s 采样 1 次,行至 AP2 时停止,重复 10 次,建立进入巷道指纹数据库。然后以 AP2 为起点,沿反方向匀速行进,行至 AP1 时结束,重复 10 次,建立离开巷道指纹数据库。

在定位匹配阶段,测试人员手持智能终端以 1 m/s 的速度沿定位路线 AP1→AP2→AP1 运动,重复进行 15 组测试。分别采用传统 RSSI 指纹定位算法、PDR 算法和 EKF 融合定位算法进行定位,定位误差如图 8 所示。

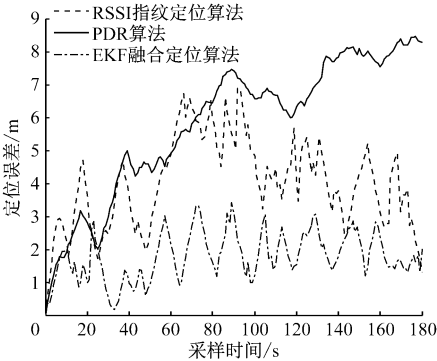


图8 3种定位算法的定位误差

Fig. 8 Location error of three location algorithms

由图 8 可知,传统 RSSI 指纹定位算法误差跳动性较大,因测试者运动方向改变及身体遮挡等原因,进入巷道后定位误差明显比离开巷道时小,在接近 AP 时定位精度较高。PDR 算法初始定位精度较高,但存在定位误差累计问题。当测试者行进约 40 m 后,误差超过 4 m。EKF 融合定位算法的定位误差较其他 2 种算法小。

15 组测试定位误差见表 1。可看出采用 RSSI 指纹定位算法时,系统最大定位误差为 6.71 m,平均误差为 4.04 m。采用 PDR 算法时,系统测试位移总误差为 4.67%(测试范围总位移为 180 m);为便于对比,将偏移量转换为绝对误差量,得最大累计误差为 8.40 m,15 次测量的最大累计误差平均值为 8.23 m,累计误差较大;整个定位过程平均误差为 5.58 m。采用 EKF 融合定位算法时,系统最大定位误差为 2.78 m,平均定位误差为 1.79 m,精度明显高于其他 2 种算法,对于长达几千米的巷道而

言,完全满足定位精度要求。

表 1 3 种定位算法的最大误差和平均误差

Table 1 The maximum error and average error of three location algorithms

算法	最大误差/m	平均误差/m
RSSI 指纹定位算法	6.71	4.04
PDR 算法	8.40	5.58
EKF 融合定位算法	2.78	1.79

4 结语

考虑煤矿井下环境特征和定位影响因素,充分利用井下现有 WiFi 网络,设计了一种矿井人员融合定位系统。该系统采用智能终端将采集的惯性传感器、RSSI 和时间戳等数据上传到地面定位服务器,定位服务器采用基于改进 RSSI 指纹定位算法和 PDR 算法的 EKF 融合定位算法,实现井下人员定位。测试结果表明,该系统最大定位误差为 2.78 m,平均定位误差为 1.79 m,满足井下定位精度要求。

参考文献(References):

[1] 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.
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.

[2] 李论,丁恩杰,郝丽娜,等. 一种改进的煤矿井下指纹定位匹配算法[J]. 传感技术学报, 2014, 27(3): 388-393.
LI Lun, DING Enjie, HAO Lina, et al. An improved location fingerprint localization matching algorithm in coal mine [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2014, 27(3):388-393.

[3] 王桃. 基于位置指纹的煤矿井下定位算法研究[D]. 徐州:中国矿业大学, 2015.

[4] 李世银,王铨,张楠. 基于 MEMS 惯性传感器的井下人员定位系统[J]. 煤矿安全, 2017, 48(4):111-114.
LI Shiyin, WANG Quan, ZHANG Nan. Underground personnel positioning system based on MEMS inertial sensors [J]. Safety in Coal Mines, 2017, 48(4): 111-114.

[5] 马京,胡青松,宋泊明,等. 基于指纹膜与航迹推算的井下人员定位系统[J]. 工矿自动化, 2016, 42(5): 19-23.

- MA Jing, HU Qingsong, SONG Boming, et al. Underground personnel positioning system based on fingerprint and dead-reckoning[J]. Industry and Mine Automation, 2016, 42(5): 19-23.
- [6] 吴静然, 李秀凤, 吴倩. 基于WiFi的煤矿井下智能终端设计[J]. 工矿自动化, 2013, 39(4): 5-8.
- WU Jingran, LI Xiufeng, WU Qian. Design of underground intelligent terminal based on WiFi[J]. Industry and Mine Automation, 2013, 39(4): 5-8.
- [7] 杨海, 李威, 罗成名, 等. 基于捷联惯导的采煤机定位定姿技术实验研究[J]. 煤炭学报, 2014, 39(12): 2550-2556.
- YANG Hai, LI Wei, LUO Chengming, et al. Experimental study on position and attitude technique for shearer using SINS measurement[J]. Journal of China Coal Society, 2014, 39(12): 2550-2556.
- [8] LEVI R W, JUDD T. Dead reckoning navigational system using accelerometer to measure foot impacts: US5583776[P]. 1996-10-12.
- [9] WEINBERG H. Using the ADXL202 in pedometer and personal navigation applications[EB/OL]. [2017-10-10]. <http://www.docin.com/p-1743985325.html>.
- [10] HASTIE T, TIBSHIRANI R. Discriminant adaptive nearest neighbor classification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(6): 607-616.
- [11] 刘晓文, 张秀均, 郝丽娜, 等. 基于WI-FI的井下定位算法研究[J]. 传感技术学报, 2012, 25(6): 854-858.
- LIU Xiaowen, ZHANG Xiujun, HAO Lina, et al. Research on underground fingerprint localization algorithm based on WI-FI[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2012, 25(6): 854-858.
- [12] 原野. 室内WiFi指纹定位系统中的半监督训练方法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2015.
- [13] 姚志锋. 基于WiFi和惯性传感器的多信息融合室内定位系统的设计与实现[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.
- [14] 陈国良, 张言哲, 汪云甲, 等. WiFi-PDR室内组合定位的无迹卡尔曼滤波算法[J]. 测绘学报, 2015, 44(12): 1314-1321.
- CHEN Guoliang, ZHANG Yanzhe, WANG Yunjia, et al. Unscented Kalman filter algorithm for WiFi-PDR integrated indoor positioning [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(12): 1314-1321.
- [15] 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.
- SUN Jiping, 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.