

文章编号:1671-251X(2019)11-0024-07

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.17420

基于改进高斯混合滤波的矿井加权质心定位算法

张楠

(山西大同大学 机电工程学院, 山西 大同 037003)



扫码移动阅读

摘要:针对煤矿井下复杂环境中无线信号的非视距传播导致 RSSI 定位算法存在测距误差大及定位结果不准确的问题,提出了一种基于改进高斯混合滤波的矿井加权质心定位算法。首先根据最大期望算法对未知节点的相应 RSSI 测量数据进行聚类,将它们划分为多个高斯概率密度函数模型;然后根据数据特征,利用赤池信息量准则对采样数据进行优化,得到精确的测量值;最后计算未知节点的初始坐标,将未知节点初始坐标和真实坐标间的误差值作为权值因子,结合质心定位算法计算得到未知节点的最终坐标,实现目标定位。仿真与实验结果表明,该定位算法可实现煤矿井下人员的高精度定位,平均定位误差为 1.83 m。

关键词:矿井人员定位;无线传感器网络;接收信号强度指示;高斯混合滤波;赤池信息量准则;加权质心算法

中图分类号:TD655 文献标志码:A

Mine weighted centroid positioning algorithm based on improved Gaussian mixture filter

ZHANG Nan

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Shanxi Datong University, Datong 037003, China)

Abstract: In view of the problems that RSSI positioning algorithm has large ranging error and inaccurate positioning result due to non-line-of-sight propagation of wireless signals in complex environment of underground coal mine, a mine weighted centroid positioning algorithm based on improved Gaussian mixture filter was proposed. Firstly, corresponding RSSI measurement data of unknown nodes are clustered according to the maximum expectation algorithm, and the data are divided into multiple Gaussian probability density functions models. Then, according to the characteristics of the data, the sampling data is optimized by using Akaike information criterion, and the accurate measured values are obtained. Finally, the initial coordinates of the unknown node are calculated, the error between the initial coordinates of the unknown node and the real coordinates are used as the weight factor, and the final coordinates of the unknown node are calculated combining with the centroid positioning algorithm, so as to realize target positioning. The simulation and experimental results show that the positioning algorithm can realize high precision personnel positioning in underground coal mine, and the average positioning error is 1.83 m.

Key words: mine personnel positioning; wireless sensor network; received signal strength indicator; Gaussian mixture filter; Akaike information criterion; weighted centroid algorithm

收稿日期:2019-04-08;修回日期:2019-10-18;责任编辑:张强。

基金项目:中国高等教育学会高等教育科学研究“十三五”规划课题;2018 年度工程教育专项课题资助项目(2018GCLYB08);山西省教育科学“十三五”规划“1331 工程”研究专项课题资助项目(ZX-18049)。

作者简介:张楠(1981—),男,山西大同人,副教授,硕士,主要研究方向为煤矿安全监控、井下通信,E-mail:henst2006@163.com。

引用格式:张楠. 基于改进高斯混合滤波的矿井加权质心定位算法[J]. 工矿自动化,2019,45(11):24-30.

ZHANG Nan. Mine weighted centroid positioning algorithm based on improved Gaussian mixture filter[J]. Industry and Mine Automation,2019,45(11):24-30.

0 引言

当煤矿井下发生灾害时,精确的人员定位可以让救援团队迅速、准确地确定受困人员位置,大大提高救援效率,保障作业人员的生命安全。随着国家对煤矿安全生产日益重视,建立智能化、现代化的人员管理系统是一大趋势^[1-2]。无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)是确保煤矿生产和煤矿信息化安全的重要手段,基于 WSN 的煤矿井下人员精确定位已成为安全生产的核心问题^[3]。

WSN 定位算法大致分为基于非测距的定位算法和基于测距的定位算法^[4-5]。基于非测距的定位算法是根据节点之间的跳数以及网络的连通度进行定位,质心算法、Amorphous 算法、DV-Hop 算法等都属于非测距定位算法,这类算法计算简单,成本低,但定位精度不高^[6]。在基于测距的定位算法中,常用的方法有信号到达时间(Time of Arrival, TOA)、信号到达时间差(Time Difference of Arrival, TDOA)、信号到达角度(Angle of Arrival, AOA)以及接收信号强度(Received Signal Strength Indicator, RSSI)等,该类算法利用测距技术,根据节点之间的距离确定目标的位置,定位精度较高,能够满足大部分场景的应用^[7-8]。相比于 TOA、TDOA、AOA 等, RSSI 成本更低,获取信号更加容易,在煤矿井下定位中最为常用。但由于井下环境复杂多变,非视距、温湿度等因素均会影响 RSSI 信号的传播,使得定位结果出现较大偏差。为了减小井下定位误差,研究人员对 RSSI 井下定位方法进行了改进。文献[9]采用加权二乘拟合的方式计算环境参量并构建特定的 RSSI 信号传输模型,根据最小均方差迭代算法计算未知节点坐标。文献[10]建立了信号衰减模型,动态获取无线信号的路径衰落指数,以提高测距精度,并通过改进的加权质心算法计算未知节点坐标。文献[11]利用链路质量指示(Link Quality Indicator, LQI)指标处理 RSSI 测量数据,并使用联合估计方法计算环境参数以优化测量距离,再根据最小二乘法进行节点定位。文献[12]利用无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)优化 RSSI 测距值,并根据实际的定位精度需求使用不同密度的锚节点进行定位。文献[13]利用概率分布的方式对节点间的测距误差进行修正,并根据质心算法求出定位结果。但由于煤矿井下环境复杂,利用上述定位方法并不能得到精确的定位结果,为此,本文提出了一种基于改进高斯混合滤波的矿井加权质心定位算法,以提高井下定位精度。首

先根据聚类思想,利用最大期望(Expectation Maximization, EM)算法^[14]对同一节点产生的 RSSI 值进行聚类,即根据高斯混合滤波模型(Gaussian Mixture Model, GMM)处理测量数据,将其划分为多个高斯概率密度函数模型,并计算不同模型下的赤池信息量准则(Akaike Information Criterion, AIC)^[15]值,将具有最小 AIC 值的分布当作处理 RSSI 测量数据的滤波分布,优化 RSSI 测量值,求出节点间的精确距离,对由质心算法求出的定位结果进行加权处理,得到未知节点的最终坐标。相比于现有的同类型煤矿井下定位算法,本文提出的改进算法能够更加精确地估计井下目标的位置坐标。

1 基于改进高斯混合滤波的矿井加权质心定位算法

1.1 基于高斯混合滤波模型的 RSSI 测距优化

1.1.1 矿井信号衰减模型

在 RSSI 测距中,当测量节点间的距离增加时,信号强度逐渐下降。常用的煤矿井下信号衰减模型为

$$RSSI_l = RSSI_0 + 10\xi\lg\left(\frac{d_l}{d_0}\right) + \epsilon \tag{1}$$

式中:RSSI_l为接收信号强度值;RSSI₀为参考距离为 d₀ 时的 RSSI 值, d₀ 的值常设置为 1 m; ξ 为无线信号衰减因子; d_l 为测量节点间的实际距离; ε 为高斯随机参数,其平均值为 0。

由于煤矿井下巷道环境复杂, RSSI 信号容易受到环境噪声、多径衰减、障碍物、温度和湿度的影响,导致产生异常的 RSSI 值,影响定位精度。常用的 RSSI 滤波算法主要有高斯滤波、中值滤波等,但它们往往只能降低短期环境干扰对 RSSI 值的影响,对于多径衰减等因素造成的测量值异常效果不明显。本文利用高斯混合模型处理 RSSI 采样数据,以获得理想的 RSSI 测距值。

1.1.2 高斯混合滤波模型

高斯混合滤波模型可分为 3 种,即 RSSI 测量数据分布模型分为以下 3 种: 1 个 Component(Component₁)、2 个 Component(Component₂)、3 个 Component(Component₃)。当采样值的分布模型大于 3 个 Component 时,使用 3 个 Component 滤波模型对采样值进行处理效果更佳。

(1) 具有 1 个 Component 的高斯滤波模型。模型的概率密度函数为

$$f(RSSI) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\frac{(RSSI - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \tag{2}$$

其中:

$$\begin{cases} \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{RSSI}_i \\ \sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\text{RSSI}_i - \mu)^2 \end{cases} \quad (3)$$

式中： μ 为 RSSI 样本均值； n 为 RSSI 测量数据的个数； σ^2 为 RSSI 样本方差； RSSI_i 为第 i 次测量得到的 RSSI 信号强度值。

根据经验，当 $f(\text{RSSI}) < 0.6$ 时，RSSI 测量值误差较大，应该舍弃；当 $f(\text{RSSI}) \geq 0.6$ 时，RSSI 测量值的偏差较小，应该保留，并对其求平均值，得到优化后的 RSSI 值。

$$\begin{cases} p(\text{RSSI}_i)_1 = \frac{\tau_1 f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2)}{\tau_1 f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) + (1 - \tau_1) f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2)} \\ p(\text{RSSI}_i)_2 = \frac{(1 - \tau_1) f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2)}{\tau_1 f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) + (1 - \tau_1) f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2)} \end{cases} \quad (4)$$

式中 τ_1 为 Componet₁ 对应的高斯滤波模型的权重。

根据 M-Step 算法计算 RSSI 测量数据的均值 μ 、方差 σ^2 、概率密度函数 $f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2)$ 和 $f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2)$ ，进而得到 $p(\text{RSSI}_i)_1$ 、 $p(\text{RSSI}_i)_2$ 的值。如果 $p(\text{RSSI}_i)_1 > p(\text{RSSI}_i)_2$ ，则该 RSSI 值属于 Component₁，算法重复执行时，RSSI_i 会被分到 Component₁ 中；如果 $p(\text{RSSI}_i)_1 < p(\text{RSSI}_i)_2$ ，则该 RSSI 值属于 Component₂，算法重复执行时，RSSI_i 会被分到 Component₂ 中。

$$\begin{cases} p(\text{RSSI}_i)_1 = \frac{\tau_1 f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2)}{\tau_1 f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) + \tau_2 f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2) + (1 - \tau_1 - \tau_2) f(\text{RSSI}_i; \mu_3, \sigma_3^2)} \\ p(\text{RSSI}_i)_2 = \frac{\tau_2 f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2)}{\tau_1 f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) + \tau_2 f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2) + (1 - \tau_1 - \tau_2) f(\text{RSSI}_i; \mu_3, \sigma_3^2)} \\ p(\text{RSSI}_i)_3 = \frac{(1 - \tau_1 - \tau_2) f(\text{RSSI}_i; \mu_3, \sigma_3^2)}{\tau_1 f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) + \tau_2 f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2) + (1 - \tau_1 - \tau_2) f(\text{RSSI}_i; \mu_3, \sigma_3^2)} \end{cases} \quad (5)$$

式中 τ_2 为 Componet₂ 对应的高斯滤波模型的权重。

比较这 3 个概率值的大小，确定每个 RSSI 值的归属，并对 RSSI 测量数据进行遍历操作，直到 (μ_1, σ_1^2) 、 (μ_2, σ_2^2) 、 (μ_3, σ_3^2) 以及 τ_1 、 τ_2 收敛。

1.1.3 最佳高斯滤波模型选取

AIC 可用于精准评估模型的数据拟合结果，以便选择最佳滤波模型。AIC 可以表示为

$$\text{AIC} = 2c - 2\ln L \quad (6)$$

式中： c 为高斯滤波模型中参数的数量； L 为似然函数。

选择 AIC 值最小的分布模型作为最佳滤波

$$\begin{cases} L_2 = \prod_{i=1}^n [\tau_1 f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) + (1 - \tau_1) f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2)] \\ \ln L_2 = \sum_{i=1}^n \ln [\tau_1 f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) + (1 - \tau_1) f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2)] \\ \text{AIC}_2 = 10 - 2 \sum_{i=1}^n \ln [\tau_1 f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) + (1 - \tau_1) f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2)] \end{cases} \quad (8)$$

(2) 具有 2 个 Component 的高斯混合滤波模型。对于包含 2 个 Component 的高斯混合滤波模型，利用 EM 算法对 RSSI 测量值进行聚类处理，即使用 EM 算法中的 E-Step 算法和 M-Step 算法分别计算 RSSI 测量值的后验概率以及概率密度函数，并根据后验概率重新对 RSSI 测量数据进行聚类处理。重复执行以上 2 种算法，直到 RSSI 数据的似然性达到最大。

利用 E-Step 算法计算 RSSI 测量数据的后验概率，RSSI_i 属于 Component₁ 和 Component₂ 的后验概率分别为

对 RSSI 测量数据进行遍历操作，直到 (μ_1, σ_1^2) 、 (μ_2, σ_2^2) 以及 τ_1 收敛。

(3) 具有 3 个 Component 的高斯混合滤波模型。类似于具有 2 个 Component 的高斯混合滤波模型，对于具有 3 个 Component 的高斯混合滤波模型而言，根据 E-Step 算法和 M-Step 算法计算 RSSI_i 属于 Component₁、Component₂、Component₃ 的后验概率：

具有 1 个 Component 的高斯分布共有 2 个参数： (μ_1, σ_1^2) ，所以 $c=2$ ，且

$$\begin{cases} L_1 = \prod_{i=1}^n f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) \\ \ln L_1 = \sum_{i=1}^n \ln f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) \\ \text{AIC}_1 = 4 - 2 \sum_{i=1}^n \ln f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) \end{cases} \quad (7)$$

具有 2 个 Component 的高斯混合分布共有 5 个参数： (μ_1, σ_1^2) 、 (μ_2, σ_2^2) 、 τ_1 ，所以 $c=5$ ，且

具有 3 个 Component 的高斯混合分布共有 $c=8$, 且 8 个参数: $(\mu_1, \sigma_1^2), (\mu_2, \sigma_2^2), (\mu_3, \sigma_3^2), \tau_1, \tau_2$, 所以

$$\begin{cases} L_3 = \prod_{i=1}^n [\tau_1 f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) + \tau_2 f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2) + (1 - \tau_1 - \tau_2) f(\text{RSSI}_i; \mu_3, \sigma_3^2)] \\ \ln L_3 = \sum_{i=1}^n \ln [\tau_1 f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) + \tau_2 f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2) + (1 - \tau_1 - \tau_2) f(\text{RSSI}_i; \mu_3, \sigma_3^2)] \\ \text{AIC}_3 = 16 - 2 \sum_{i=1}^n \ln [\tau_1 f(\text{RSSI}_i; \mu_1, \sigma_1^2) + \tau_2 f(\text{RSSI}_i; \mu_2, \sigma_2^2) + (1 - \tau_1 - \tau_2) f(\text{RSSI}_i; \mu_3, \sigma_3^2)] \end{cases} \quad (9)$$

计算出每种情况下的 AIC 值, 将具有最小 AIC 值的分布当作处理 RSSI 测量值的滤波分布, 计算出相对应的 Component 平均值, 并将其作为优化后的 RSSI 值代入信号衰减模型中计算节点间的距离。

1.2 改进的加权质心定位算法

1.2.1 质心算法

假设未知节点的坐标为 (x, y) , 在未知节点通信半径内的 m 个锚节点的坐标分别为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$, 经过混合高斯滤波算法处理后的锚节点到未知节点的距离分别为 $d_1, d_2, \dots, d_m$, 则有

$$\begin{cases} (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 = d_1^2 \\ (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 = d_2^2 \\ \vdots \\ (x - x_m)^2 + (y - y_m)^2 = d_m^2 \end{cases} \quad (10)$$

式(10)中, 前 $m-1$ 个等式分别减去最后一个等式, 经过整理可以表示为 $\mathbf{AX} = \mathbf{b}$ 的形式, 且 $\mathbf{A} =$

$$\begin{bmatrix} 2(x_1 - x_m) & 2(y_1 - y_m) \\ 2(x_2 - x_m) & 2(y_2 - y_m) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_{m-1} - x_m) & 2(y_{m-1} - y_m) \end{bmatrix}; \mathbf{X} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}; \mathbf{b} = \begin{bmatrix} x_1^2 - x_m^2 + y_1^2 - y_m^2 + d_m^2 - d_1^2 \\ \vdots \\ x_{m-1}^2 - x_m^2 + y_{m-1}^2 - y_m^2 + d_m^2 - d_{m-1}^2 \end{bmatrix}.$$

根据最小二乘法, 未知节点的估计坐标为

$$\mathbf{X} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (11)$$

利用 RSSI 测距进行定位时, 根据单组测量数据得到的未知节点的定位结果误差较大, 考虑到计算复杂度和定位开销问题, 一般选取 3 组测量数据进行重复定位, 求出定位结果为

$$(x_0, y_0) = \frac{(\hat{x}_1, \hat{y}_1) + (\hat{x}_2, \hat{y}_2) + (\hat{x}_3, \hat{y}_3)}{3} \quad (12)$$

式中: (x_0, y_0) 为利用质心算法计算出来的坐标; $(\hat{x}_1, \hat{y}_1), (\hat{x}_2, \hat{y}_2), (\hat{x}_3, \hat{y}_3)$ 分别为根据 3 组数据计

算得到的初始坐标。

1.2.2 改进加权质心算法

在式(12)中, 根据 3 组测量数据求出的定位坐标在最终坐标计算时所占权重是相同的。但正如式(11)所示, $\mathbf{b}$ 值越精确, 未知节点的计算坐标越接近真实坐标; $\mathbf{b}$ 值误差越大, 计算结果偏离真实坐标的程度就越大。因此, 本文利用加权质心算法计算未知节点的最终坐标。定义权值因子 ω_i 为未知节点初始坐标和真实坐标之间误差值的倒数:

$$\omega_i = \frac{1}{\text{norm} \left[\mathbf{A}_i \begin{bmatrix} \hat{x}_i \\ \hat{y}_i \end{bmatrix} - \mathbf{b}_i \right]} \quad (13)$$

式中: $(\hat{x}_i, \hat{y}_i) (i=1, 2, 3)$ 表示根据第 i 组数据计算得到的初始坐标; $\mathbf{A}_i, \mathbf{b}_i$ 表示根据第 i 组数据计算得到的方程系数; $\text{norm}()$ 表示二范数。

由加权质心算法求出未知节点的最终坐标为

$$\begin{cases} x = \frac{\sum_{i=1}^3 \omega_i \hat{x}_i}{\sum_{i=1}^3 \omega_i} \\ y = \frac{\sum_{i=1}^3 \omega_i \hat{y}_i}{\sum_{i=1}^3 \omega_i} \end{cases} \quad (14)$$

在改进的加权质心算法中, 不同初始定位结果对最终定位结果的影响各不相同, 误差大的初始结果所占权值较小, 误差小的初始结果所占权值较大, 使得算法的定位精度有了很大的提升。

1.3 算法步骤

基于改进高斯混合滤波的矿井加权质心定位算法具体步骤如下:

(1) 在设定的阈值范围内, 每个未知节点接收并存储来自锚节点的 RSSI 测量数据。

(2) 利用 EM 算法对未知节点的相应 RSSI 测量数据进行聚类, 并将其划分为多个高斯概率密度函数模型。

(3) 计算不同高斯概率密度函数模型下的 AIC

值,将具有最小 AIC 值的分布当作处理 RSSI 测量数据的滤波分布,以优化 RSSI 测量数据,得到精确的测距值。

(4) 根据质心算法,选取 3 组测距值计算未知节点的初始坐标。

(5) 计算未知节点初始坐标和真实坐标之间的误差值,将其倒数作为权值因子,并根据加权质心算法计算未知节点的最终坐标。

2 仿真结果分析

2.1 RSSI 测距优化

为了验证本文的算法性能,进行了仿真实验。在 20 m×2.5 m 的矩形仿真区域内设置 4 个锚节点,坐标分别为 A(0,0)、B(14,0)、C(20,2.5)、D(7,2.5),并设置 8 个未知节点,如图 1 所示。为保证 RSSI 测量的准确性,根据式(1),由最小二乘法拟合测量数据,得到信号传播距离为 d 时的距离损耗模型为

$$\text{RSSI} = -34.51 - 7.69 \ln \frac{d}{m} \tag{15}$$

仿真测试中,每个未知节点收集来自锚节点的

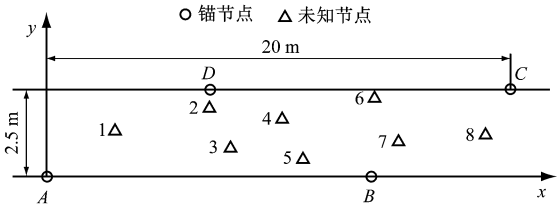


图 1 RSSI 数据滤波优化实验布局

Fig. 1 Experiment layout of RSSI data filtering optimization
200 个 RSSI 值,分别利用高斯滤波算法和本文提出的改进高斯混合滤波算法对这些 RSSI 值进行处理,得到优化的 RSSI 值,并根据式(15)计算相应的距离,由式(16)计算测距误差:

$$\Delta d = |d_{\text{rel}} - d_{\text{est}}| \tag{16}$$

式中: Δd 为测距误差; d_{rel} 和 d_{est} 分别为未知节点和锚节点之间的实际距离和测量距离。

表 1 为经过 2 种滤波算法处理后计算得到的锚节点和未知节点间的平均测距误差。从表 1 可看出,高斯混合滤波算法对于 RSSI 数据的滤波效果比经典高斯滤波算法好,利用经典高斯滤波算法得到的平均测距误差为 0.81 m,利用高斯混合滤波算法得到的平均测距误差为 0.62 m,其测距精度比经典高斯滤波算法提高了 30.6%。

表 1 经 2 种滤波方法处理后计算得到的锚节点和未知节点间的平均测距误差

Table 1 Average ranging error between anchor nodes and unknown nodes calculated by two filtering methods

未知节点	平均测距误差/m							
	经典高斯滤波算法				高斯混合滤波算法			
	锚节点 A	锚节点 B	锚节点 C	锚节点 D	锚节点 A	锚节点 B	锚节点 C	锚节点 D
1	0.71	0.86	1.02	0.79	0.47	0.72	0.85	0.56
2	0.62	0.79	0.95	0.68	0.43	0.66	0.89	0.50
3	0.93	0.85	0.98	0.76	0.73	0.65	0.81	0.52
4	1.01	0.64	0.89	0.53	0.81	0.55	0.78	0.41
5	0.89	0.51	0.76	0.69	0.70	0.38	0.55	0.46
6	0.98	0.49	0.72	0.87	0.82	0.31	0.52	0.68
7	1.05	0.71	0.67	0.85	0.91	0.44	0.49	0.73
8	1.11	0.76	0.55	0.92	0.93	0.53	0.42	0.76

2.2 仿真结果分析

在上述条件下对本文定位算法、文献[10]算法、文献[13]算法进行仿真比较。为了减小算法的偶然性带来的误差,将各个算法重复运行 50 次,取平均值作为最终的仿真结果。利用 3 种算法得到的各未知节点误差如图 2 所示,3 种算法的最大误差、最小误差以及平均误差见表 2。对比可知,文献[10]算法的最大误差为 4.87 m,最小误差为 3.84 m,平均

误差为 4.33 m,定位结果误差较大。文献[13]算法的最大误差为 3.52 m,最小误差为 2.23 m,平均误差为 3.01 m。本文算法的最大误差为 2.21 m,最小误差为 1.39 m,平均误差为 1.83 m。本文算法的定位误差最小,且整体的定位效果更加稳定。本文算法利用高斯混合滤波处理 RSSI 测量值,减小了测距误差,并结合带有权值的质心算法求出未知节点的坐标,使得最终的定位结果精度更高。

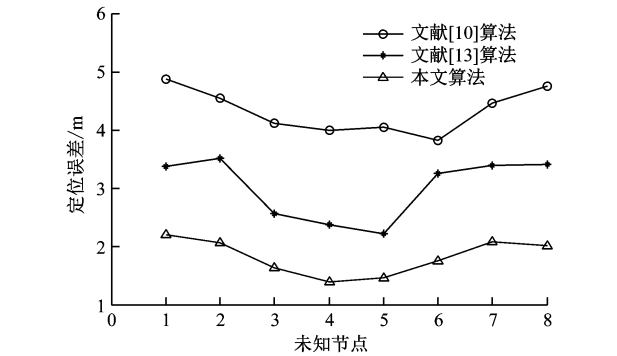


图2 3种算法定位误差仿真结果

Fig.2 Positioning error simulation results of three kinds of algorithms

表2 3种算法定位误差比较

Table 2 Positioning error comparison of three kinds of algorithms				m
算法	最大误差	最小误差	平均误差	
文献[10]算法	4.87	3.84	4.33	
文献[13]算法	3.52	2.23	3.01	
本文算法	2.21	1.39	1.83	

3 实验结果分析

3.1 实验场景布置

在长为 20 m、宽为 2.5 m 的模拟巷道内(图 3)进行数据采集实验。利用 CC2530 测距节点进行 RSSI 信号的发射与接收,在模拟巷道两侧分别放置 2 个锚节点,中间任意位置放置 8 个未知节点。为了使 RSSI 信号更好地传输与接收,所有节点均放置在高为 1.5 m 的支架上。

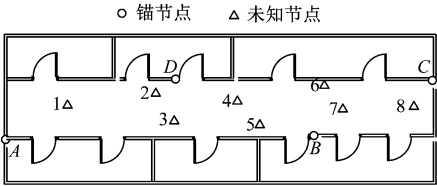


图3 RSSI 数据采集模拟巷道

Fig.3 Simulation roadway of RSSI data collection

3.2 实验结果分析

将未知节点接收到的 RSSI 数据导入到 3 种定位算法中,可计算得到每个未知节点的定位坐标及定位误差,如表 3 和图 4 所示。由表 3 和图 4 可知,利用本文算法求出的未知节点的坐标误差始终小于其余 2 种算法求得的坐标误差。当未知节点的实际坐标为(11 m,1.7 m)时,本文算法计算得到的坐标为(12.5 m,0.9 m),误差为 1.70 m;文献[10]算法计算得到的坐标为(8.1 m,3.7 m),误差为 3.52 m;

文献[13]算法计算得到的坐标为(8.7 m,0.8 m),误差为 2.47 m。实验得到的本文算法的最大误差和最小误差与仿真结果相一致,本文算法可以获得更高的定位精度。

表3 未知节点实际坐标与计算坐标对比

Table 3 Comparison of actual coordinates and calculated coordinates of unknown nodes					m
未知节点	实际坐标	计算坐标			
		文献[10]算法	文献[13]算法	本文算法	
1	(3,1.4)	(7.4,0.6)	(6.5,2.6)	(5.1,2.6)	
2	(7,2.0)	(4.1,5.6)	(4.9,4.2)	(5.3,3.5)	
3	(8,0.9)	(12.5,2.9)	(5.5,0.6)	(9.4,2.2)	
4	(11,1.7)	(8.1,3.7)	(8.7,0.8)	(12.5,0.9)	
5	(12,0.6)	(15.7,-1)	(15.1,2.3)	(10.9,1.4)	
6	(15,2.4)	(11.7,0.3)	(12.7,4.6)	(13.4,1.6)	
7	(16,1.1)	(11.9,3.6)	(19.6,2.7)	(17.9,1.5)	
8	(19,1.3)	(24.6,1.9)	(15.4,0.4)	(20.6,2.7)	

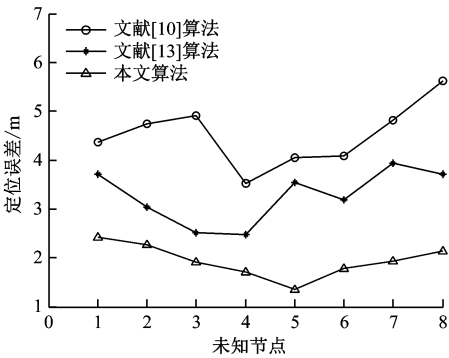


图4 3种算法定位误差实测结果

Fig.4 Positioning error measurement results of three kinds of algorithms

4 结语

提出了一种改进高斯混合滤波的矿井加权质心定位算法,以提高煤矿井下目标的定位精度。该算法利用高斯混合滤波模型处理同一节点接收到的 RSSI 测量数据,根据数据的特征以及赤池信息量准则选择最合适的滤波模型对数据进行优化,得到精确的节点间测量距离,将未知节点初始坐标和真实坐标间的误差值作为权值因子,结合质心定位算法计算得到未知节点的最终坐标。仿真与实验结果表明,该算法的平均定位误差约为 1.83 m,能够满足矿井巷道中人员和设备的定位需求。

参考文献(References):

[1] 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 Hongjun, ZHOU Yu, 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.

[2] HAN D S, YANG W, LIU X, et al. A weighted centroid localization algorithm based on received signal-strength indicator for underground coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2013, 38 (3) : 522-520.

[3] 龙佳,张然,闫玉萍,等. 基于 nanoPAN5375 的煤矿井下一维目标跟踪定位系统[J]. 煤矿安全, 2017, 48(2):105-108.

LONG Jia, ZHANG Ran, YAN Yuping, et al. One-dimensional target tracking and positioning system in coal mine based on nanoPAN5375[J]. Safety in Coal Mines,2017,48(2):105-108.

[4] 谢芝玉,刘雄飞,胡志坤. 基于 Taylor 展开的 UWB 井下定位算法研究与实现[J]. 计算机工程与应用, 2017,53(2):231-235.

XIE Zhiyu, LIU Xiongfei, HU Zhikun. Research and design of UWB underground coal mine positioning method based on Taylor algorithm [J]. Computer Engineering and Applications,2017,53(2):231-235.

[5] ZAIDI S, ASSAF A E, AFFES S, et al. Accurate range-free localization in multi-hop wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016,64(9):3886-3900.

[6] SHUAI H, GONG Z, MENG W, et al. Automatic precision control positioning for wireless sensor network[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16 (7) : 2140-2150.

[7] WANG X, GAO L, MAO S, et al. CSI-based fingerprinting for indoor localization; a deep learning approach [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2017,66(1):763-776.

[8] 王峰,尚超,籍锦程,等. 基于 TDOA 和 AOA 的煤矿井下三维定位算法[J]. 工矿自动化, 2015, 41 (5) : 78-82.

WANG Feng, SHANG Chao, JI Jincheng, et al. Three-dimensional positioning algorithm based on TDOA and AOA in coal mine underground [J]. Industry and Mine Automation 2015,41(5):78-82.

[9] 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.

[10] 韩东升,杨维,刘洋,等. 煤矿井下基于 RSSI 的加权质心定位算法[J]. 煤炭学报, 2013, 38(3):522-528.

HAN Dongsheng, YANG Wei, LIU Yang, et al. A weighted centroid localization algorithm based on received signal strength indicator for underground coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2013, 38(3):522-528.

[11] XING Zhipeng, LI Chunwen, LU Sicong, et al. Coal mine underground personnel localization algorithm based on LQI filter and joint parameters estimation [J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(6): 1628-1633.

[12] 余修武,刘琴,张枫,等. 基于 UKF 的深井监测移动节点定位算法[J]. 中国安全生产科学技术, 2017, 13(9):72-76.

YU Xiuwu, LIU Qin, ZHANG Feng, et al. Positioning algorithm for mobile nodes monitoring in deep mine based on UKF [J]. Journal of Safety Science and Technology,2017,13(9):72-76.

[13] 候倍倍,宋玉龙,曹硕. 基于 RSSI 的偏移误差修正的井下定位算法[J]. 工矿自动化, 2017, 43(11):63-69.

HOU Beibei, SONG Yulong, CAO Shuo. An underground positioning algorithm of offset error correction based on RSSI [J]. Industry and Mine Automation,2017,43(11):63-69.

[14] KUJAWIŃSKA A, ROGALEWICZ M, DIERING M. Application of expectation maximization method for purchase decision-making support in welding branch [J]. Management & Production Engineering Review, 2016,7(2):29-33.

[15] 贺小星,花向红,鲁铁定,等. 时间跨度对 GPS 坐标序列噪声模型及速度估计影响分析[J]. 国防科技大学学报, 2017, 39(6):12-18.

HE Xiaoxing, HUA Xianghong, LU Tieding, et al. Effect of time span on GPS time series noise model and velocity estimation [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2017, 39 (6) : 12-18.