

# 一种基于 RSSI 的煤矿井下 WSN 节点快速定位算法

徐晓菊,唐翔,黄为勇

(徐州工程学院信电工程学院,江苏 徐州 221111)

**[摘要]** 为提高煤矿井下传感器网络节点定位的实时性,提出了一种基于接收信号强度(RSSI)的快速定位算法.该算法在井下巷道锚节点双链式部署结构的基础上,运用高斯密度函数对节点接收到的锚节点信号强度最大的 RSSI 信号进行滤波处理,再应用指数因子和滤波后 RSSI 值直接计算确定未知节点的坐标.指数因子采用一种改进的量子粒子群优化算法及定位均方根误差最小的准则进行优化.所提出的算法具有定位速度快、计算量小的优点,仿真实验结果验证了算法的可行性与有效性,适用于煤矿井下无线传感器网络实时定位系统中.

**[关键词]** 无线传感器网络,煤矿井下节点定位,接收信号强度指示,高斯滤波,量子粒子群优化算法

**[中图分类号]** TP393 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1001-4616(2014)04-0158-07

## A Fast Node Localization Algorithm for Coal-mine Underground Based on RSSI

Xu Xiaoju, Tang Xiang, Huang Weiyong

(School of Information and Electrical Engineering, Xuzhou Institute of Technology, Xuzhou 221111, China)

**Abstract:** To improve the realtime performance of node localization in coal-mine underground wireless sensor networks, a fast node localization algorithm based on RSSI is proposed. On the base of the double-chain deployment structure of anchor nodes in coal-mine underground, the largest RSSI signals received from the anchor nodes are processed by the filter with Gauss density function, and the coordinates of the unknown nodes are calculated directly by the filtered RSSI signals and exponential factors. The exponential factors are optimized by an improved quantum-behaved particle swarm optimization algorithm and the criterion of the root mean square error minimum. The algorithm proposed has the advantage of fast positioning speed and low computational complexity and the simulation results verify the feasibility and effectiveness of the algorithm, which can be suitable for real time positioning system in coal mine underground wireless sensor networks.

**Key words:** wireless sensor networks(WSN), coal-mine underground node localization, received signal strength indicator(RSSI), Gauss filter, quantum-behaved particle swarm optimization(QPSO)

煤矿井下恶劣的工况环境对煤矿井下安全生产带来巨大威胁,导致各类事故频繁发生.随着国家对煤矿安全生产工作的日益重视,煤矿生产管理现代化的需求日益强烈,目前无线传感器网络技术已成为保障煤矿安全生产和煤矿信息化的一个重要手段,煤矿井下节点定位技术已成为煤矿无线传感器网络的一个核心课题<sup>[1]</sup>.

至今为止,人们提出了许多节点定位算法,这些算法具有一个共同前提:一部分节点位置是已知的,称为锚节点(anchor node);另一部分节点的位置的未知的,称为未知节点(unknown node).现有定位算法大致可分为基于测距的算法和基于非测距的算法两大类.由于煤矿井下巷道的传感器网络节点部署很难保证非测距定位所需的各向同性密集性的要求<sup>[2]</sup>,目前成本低廉、应用方便的基于 RSSI(received signal strength indicator)测距的定位算法在煤矿井下节点定位中得到了广泛的应用<sup>[3]</sup>.

收稿日期:2014-08-16.

基金项目:国家自然科学基金(51274202)、江苏省高校自然科学研究重大项目(13KJA520007)、江苏省基础研究计划(BK20131124)、江苏省高校自然科学研究项目(12KJD510013).

通讯联系人:徐晓菊,讲师,研究方向:无线传感器网络、矿井通信及监控. E-mail: xiaoju\_xu@163.com

针对传统基于 RSSI 的定位算法需要“先测距、再定位”而导致定位速度慢的问题,本文在井下巷道锚节点双链式部署方案的基础上,提出了一种基于 RSSI 的节点快速定位算法,简称 RFL(RSSI-based Fast Localization). 该算法应用指数因子对滤波后 RSSI 值直接计算确定节点价值位置的坐标,避免了传统算法中的环境参数估计以及应用传播模型测距等步骤,具有运行速度快、计算量小的优点,具有较好的实用价值.

## 1 相关工作

无线信号传输的一个重要特点就是信号强度随着距离的增大而衰减, RSSI 测距原理是将信号强度的衰减转化为信号传播距离,再应用信号衰减与距离之间的函数关系来近似估计距离. 研究表明,考虑应用环境中存在的多径效应、障碍物、绕射等诸多因素影响,实际应用环境中 RSSI 值可表示为:

$$\text{RSSI} = A - 10n \lg r + \varepsilon. \quad (1)$$

式(1)中:  $r$  为收发单元之间的距离; RSSI 为用 dBm 表示的距发射节点为  $r$  处的接收信号强度;  $A$  为传输距离为 1 m 时接收信号的功率;  $n$  为传播因子,传播因子的数值大小取决于无线信号传播的环境;  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ ,  $A$ 、 $n$  和  $\sigma^2$  是具体环境密切相关且不依赖距离的环境参数.

由式(1)可看出,实际测量的 RSSI 值会产生一定的波动, RSSI 值的随机性对定位系统的精度有着较大影响. 研究表明,采用滤波处理后平均 RSSI 值可在一定程度上降低随机因素对测距的影响,滤波后平均 RSSI 值中包含未知节点与锚节点之间的距离信息,这也是基于 RSSI 定位方法的理论依据.

近年来,关于 RSSI 定位算法的研究取得了许多成果,总起来说,主要采用“先测距、再定位”的两步定位方法. 该类方法首先根据测得的平均 RSSI 值,根据不同的环境参数及对应的信号传播模型来估计未知节点与锚节点之间的距离,再应用三边算法、极大似然估计算法或加权质心定位算法等来计算未知节点的坐标位置.

三边测量法实现起来比较容易,但由于测量误差是不可避免的,导致三边定位算法在应用时会出现三圆无法交于一点的情况. 采用极大似然估计法时,常会出现矩阵求逆不能计算而存在无确定解. 质心定位算法是南加州大学学者提出的一种仅基于网络连通性的定位算法<sup>[4]</sup>,其基本思想是未知节点以所有在其通信范围内的锚节点的几何质心作为该未知节点的位置. 假设这些坐标分别为  $(x_1, y_1)$ 、 $(x_2, y_2)$ 、 $\dots$ 、 $(x_m, y_m)$ ,则可根据下式计算出未知节点的坐标:

$$(X, Y) = \left( \sum_{i=1}^m \frac{x_i}{m}, \sum_{i=1}^m \frac{y_i}{m} \right). \quad (2)$$

上述算法虽然实现简单、通信开销小,在实际应用中的误差相当大.

为提高节点定位精度,有学者提出了一种基于测距的加权定位算法<sup>[4]</sup>. 该算法在测距的基础上,通过为每一个锚节点分配一个权值,距离较近的锚节点权值较大,这样较近的锚节点在计算未知节点坐标时的贡献就要比较远的锚节点的贡献多,其公式表达如下:

$$\begin{cases} X = \frac{\frac{1}{r_1}x_1 + \frac{1}{r_2}x_2 + \dots + \frac{1}{r_m}x_m}{\frac{1}{r_1} + \frac{1}{r_2} + \dots + \frac{1}{r_m}}, \\ Y = \frac{\frac{1}{r_1}y_1 + \frac{1}{r_2}y_2 + \dots + \frac{1}{r_m}y_m}{\frac{1}{r_1} + \frac{1}{r_2} + \dots + \frac{1}{r_m}}, \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中,  $r_i$  为未知节点到第  $i$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ) 个锚节点的距离.

一些学者在基本算法的基础上做了许多改进<sup>[5]</sup>,但由于该类算法需要先进行测距运算,再根据测距的结果进行定位,极大地增加了定位算法的复杂性和能量消耗,大大降低了定位的实时性. 另一方面,由于在许多情况下获取准确的环境参数是困难的,即使得到环境参数,采用固定的信号传播模型来描述 RSSI 与节点间信号传播距离的转换关系也是不准确的,因此根据测距结果再进行定位操作得到的定位坐标显然是存在较大定位误差.

根据无线信道传输模型可知,传输距离越远,信号衰减越大,信号强度就越小,因此 RSSI 值越大说明

两节点之间的距离越近,此锚节点对于未知节点坐标求解的影响越大.根据这一原理,文献[6]直接将接收信号强度 RSSI 值作为估值权重,其定位公式如式(4)所示:

$$\begin{cases} X = \frac{\text{RSSI}_1 x_1 + \text{RSSI}_2 x_2 + \cdots + \text{RSSI}_m x_m}{\text{RSSI}_1 + \text{RSSI}_2 + \cdots + \text{RSSI}_m}, \\ Y = \frac{\text{RSSI}_1 y_1 + \text{RSSI}_2 y_2 + \cdots + \text{RSSI}_m y_m}{\text{RSSI}_1 + \text{RSSI}_2 + \cdots + \text{RSSI}_m}, \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中用  $\text{RSSI}_i$  取代了公式(3)中的距离倒数权重  $1/r_i$ ,其中  $\text{RSSI}_i$  为锚节点收到锚节点  $i$  发出的 RSSI 值.

该算法最大的优点在于,取消了环境参数估计以及应用信号传播模型估计未知节点与锚节点距离的过程,从而避免了距离计算误差的引入,降低了算法的计算复杂度.

然而,我们的实验结果表明,该算法的定位误差明显高于常规基于距离的加权定位算法,许多情况下误差相当大,定位误差大大超出了工程应用可以接受的范围.为了提高定位精度,需要对该方法进一步改进与完善.

## 2 一种改进的基于 RSSI 加权定位算法

通过理论分析与实际测量可知, RSSI 值与距离之间不存在线性关系,而且成一种近似的对数关系,因此式(4)与式(3)不等价,这是该算法比常规基于距离的 RSSI 定位算法误差大的根本原因.

为提高定位性能,本文在引进调整指数因子  $k_i$  的基础上,对上述基于 RSSI 的加权定位算法进行了改进,未知节点的位置公式如式(5)所示:

$$\begin{cases} X = \frac{(\text{RSSI}_1)^{k_1} x_1 + (\text{RSSI}_2)^{k_2} x_2 + \cdots + (\text{RSSI}_m)^{k_m} x_m}{(\text{RSSI}_1)^{k_1} + (\text{RSSI}_2)^{k_2} + \cdots + (\text{RSSI}_m)^{k_m}}, \\ Y = \frac{(\text{RSSI}_1)^{k_1} y_1 + (\text{RSSI}_2)^{k_2} y_2 + \cdots + (\text{RSSI}_m)^{k_m} y_m}{(\text{RSSI}_1)^{k_1} + (\text{RSSI}_2)^{k_2} + \cdots + (\text{RSSI}_m)^{k_m}}, \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中采用指数因子  $k_i$  对相应的 RSSI 值进行调整,消除 RSSI 与距离的非线性关系对定位坐标误差的影响,提高定位精度.

设在未知节点的周围  $m$  个 RSSI 信号最强的锚节点的标号为  $i$  ( $i=1,2,3,\cdots,m$ ),记锚节点收到锚节点  $i$  发出的平均 RSSI 值为  $\text{RSSI}_i$ .由于以 dBm 为单位 RSSI 值为负数,为了便于应用指数因子进行处理,避免指数运算出现复数的情况,这里将 RSSI 值取绝对值运算.本文提出的一种改进的基于 RSSI 加权定位算法流程描述如下:

步骤1:锚节点周期性向周围节点广播自身相关信息,所发送信息包含自身 ID 和坐标位置;

步骤2:未知节点需要定位时,对于同一个锚节点,多次记录该锚节点所广播的信息,并对所接收到的该锚节点信号强度进行滤波,获取该平均 RSSI 值.

步骤3:将所有锚节点的平均 RSSI 值归一化到  $[0,1]$  区间.

步骤4:未知节点将接收到的各锚节点信号按平均 RSSI 值强度进行升序排序,设排列后的序列为  $\{\text{RSSI}_{t_1}, \text{RSSI}_{t_2}, \cdots, \text{RSSI}_{t_m}\}$  (其中  $t_1, t_2, \cdots, t_m$  为节点编号).

步骤5:调用智能优化算法,按定位均方根误差最小的准则智能优化选择调整指数因子  $k_i$ .

步骤6:应用式(6)计算出未知节点的坐标位置值  $(X, Y)$ .

$$\begin{cases} X = \frac{(\text{RSSI}_{t_1})^{k_1} x_{t_1} + (\text{RSSI}_{t_2})^{k_2} x_{t_2} + \cdots + (\text{RSSI}_{t_m})^{k_m} x_{t_m}}{(\text{RSSI}_{t_1})^{k_1} + (\text{RSSI}_{t_2})^{k_2} + \cdots + (\text{RSSI}_{t_m})^{k_m}}, \\ Y = \frac{(\text{RSSI}_{t_1})^{k_1} y_{t_1} + (\text{RSSI}_{t_2})^{k_2} y_{t_2} + \cdots + (\text{RSSI}_{t_m})^{k_m} y_{t_m}}{(\text{RSSI}_{t_1})^{k_1} + (\text{RSSI}_{t_2})^{k_2} + \cdots + (\text{RSSI}_{t_m})^{k_m}}, \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中,  $(x_{t_i}, y_{t_i})$  为编号为  $t_i$  的锚节点坐标 ( $i=1,2,3,\cdots,m$ ).

步骤7:返回步骤2,将重复多次计算的结果的平均值作为最终节点位置坐标.

上述算法的优点在于:(1)无需对井下工作环境的参数进行估计,也无需应用信号传播模型估计未知节点与锚节点之间的距离;(2)通过建立测试点数据样,由智能优化算法选择最佳调整指数因子  $k_i$ ,根据

测得的 RSSI 值直接进行定位,因此算法的时间复杂度与空间复杂度都较小,适合节点的快速定位。

显然,上述基于 RSSI 加权定位算法中的指数因子  $k_i$  的值直接影响其定位坐标,指数因子  $k_i$  的选择恰当与否对定位精度具有重要影响,为此本文采用具有优化效果好、参数设置方便的一种改进的量子粒子群优化算法选择与优化指数因子  $k_i (i=1,2,3,\dots,m)$ 。

### 3 一种改进的量子粒子群优化算法

在一个  $n$  维的目标搜索空间中, QPSO 算法有  $m$  个代表潜在问题解的粒子组成群体  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ , 在  $t$  时刻, 第  $i$  个粒子的位置为  $x_i(t) = \{x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{in}(t)\}$ ,  $i=1,2,\dots,m$ . 粒子没有速度向量. 个体最好的位置  $P_i(t) = \{P_{i1}(t), P_{i2}(t), \dots, P_{in}(t)\}$ ; 群体全局最好的位置为  $P_g(t) = \{P_{g1}(t), P_{g2}(t), \dots, P_{gn}(t)\}$ , 其中  $g$  为处于全局最好位置粒子的下标,  $g \in \{1,2,\dots,m\}$ 。

粒子的状态用波函数来描述且满足薛定谔方程, 用蒙特卡罗 (Monte Carlo) 法得到粒子的位置方程, 其表达式为:

$$\begin{cases} x_{ij}(t+1) = p_{ij}(t) \pm \frac{L_{ij}(t)}{2} \ln[1/u_{ij}(t)], \\ u_{ij}(t) \sim U(0,1), \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中  $L_{ij}(t)$  被定义为:

$$L_{ij}(t) = 2\alpha \cdot |m_{\text{best}}(t) - x_{ij}(t)|. \quad (8)$$

式(8)中,  $\alpha$  称为收缩扩张系数,  $m_{\text{best}}(t)$  为所有粒子最好位置的随机平均值。

标准的 QPSO 算法中通过引进平均最优位置  $m_{\text{best}}(t)$  对  $L_{ij}(t)$  进行评价, 如式(7)所示:

$$m_{\text{best}}(t) = (m_{\text{best}1}(t), m_{\text{best}2}(t), \dots, m_{\text{best}n}(t)) = \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m r_i(t) P_{i1}(t), \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m r_i(t) P_{i2}(t), \dots, \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m r_i(t) P_{in}(t) \right). \quad (9)$$

为进一步提高其优化性能, 这里在 QPSO 算法迭代过程的第  $t$  代产生  $m$  个  $[0 \sim 1]$  区间上的随机数构成向量  $\mathbf{r}(t)$ :

$$\mathbf{r}(t) = (r_1(t), r_2(t), \dots, r_m(t)), \quad (10)$$

对式(10)中  $m$  个随机数构成的向量  $\mathbf{r}(t)$  进行归一化后的向量为:

$$\mathbf{s}(t) = (s_1(t), s_2(t), \dots, s_m(t)), \quad (11)$$

式(11)中,

$$s_i(t) = \frac{r_i(t)}{\sum_{i=1}^m r_i(t)}, \quad \text{其中 } i=0,1,2,\dots,m. \quad (12)$$

将式(12)中  $\mathbf{s}(t)$  的各个分量作用于每个粒子的  $\mathbf{P}_i(t)$ , 记  $\mathbf{P}_i(t) = (P_{i1}(t), P_{i2}(t), \dots, P_{in}(t))^T$ 。

随机加权平均值平均最优位置  $\text{crm}_{\text{best}}(t)$  可表示为:

$$\text{crm}_{\text{best}}(t) = \mathbf{s}(t) \times \mathbf{P}(t) = \left( \sum_{i=1}^m s_i(t) P_{i1}(t), \sum_{i=1}^m s_i(t) P_{i2}(t), \dots, \sum_{i=1}^m s_i(t) P_{in}(t) \right), \quad (13)$$

得到粒子的进化公式变为:

$$\begin{cases} x_{ij}(t+1) = p_{ij}(t) \pm \alpha \cdot |\text{crm}_{\text{best}}(t) - x_{ij}(t)| \cdot \ln[1/u_{ij}(t)], \\ u_{ij}(t) \sim U(0,1). \end{cases} \quad (14)$$

该算法具有算法简单、运行速度快、参数设置少和优化性能好等特点, 除了种群规模、问题维和最大迭代次数参数以外, 收缩-扩张系数  $\alpha$  是唯一需要人为设定的参数, 当  $\alpha < 1.781$  时, 量子粒子群算法具有全局收敛性<sup>[7]</sup>。

## 4 仿真实验与结果分析

### 4.1 煤矿井下巷道信标节点双链式部署结构

针对井下巷道狭小细长, 不利于锚节点的部署的特点, 文献[3]提出了一种仅在煤矿井下巷道的一侧



且间隔等距安装锚节点的单链式密集部署结构. 我们的研究表明, 相比上述单链式密集部署结构, 在巷道的两侧等距安装锚节点的双链式密集部署结构更适合煤矿井下的工作环境, 其网络的可靠性更高, 不仅有利于节点之间的数据交换, 而且也有利于提高节点的定位性能. 其节点部署结构示意图如图 1 所示.

锚节点双链式部署结构参数设置如下:

(1) 锚节点的双链式部署结构采用等距离布置方式, 设传感器模块的有效传输距离为 50 m, 为保证与两侧的 2 个锚节点保持通信, 每侧的节点按间隔 20 m 等距离布置, 同时保证系统的可靠性和定位性能, 一侧的节点在另一侧的中间位置布置, 即两侧节点在纵向的间隔距离为 10 m.

(2) 在测距时, 未知节点在周围选择 4 个平均 RSSI 信号最强的锚节点.

(3) 井下巷道宽度取 3 m.

(4) 所有锚节点的电气性能参数相同.

#### 4.2 RSSI 信号的高斯滤波处理

由于 RSSI 值对定位系统的精度有着较大影响, 必须对 RSSI 信号进行有效的滤波处理. 目前在定位系统中应用最为广泛的是均值滤波算法. 该算法将采集到的同一个锚节点的  $n$  个 RSSI 值进行平均处理, 通过调节  $n$  值来平衡实时性与精确性, 具有算法简单、易于实现的特点. 但该算法具有两个缺陷<sup>[8]</sup>: 一是外部因素的影响往往使测量结果变小, 二是偶然因素的影响使得取样次数太少, 达不到效果, 取样次数过多会增加能耗, 计算的实时性会恶化, 这里采用高斯滤波处理对 RSSI 信号进行滤波.

高斯分布密度函数为:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (15)$$

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad (16)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2, \quad (17)$$

式(16)和式(17)中,  $x_i$  为节点接收到的第  $i$  个 RSSI 测量值,  $n$  为信号的个数.

根据文献[9], 当高斯分布密度函数值满足:

$$p_0 \leq \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \leq 1, \quad (18)$$

时( $p_0$  为设定的某一个临界值), 可以认为所对应的 RSSI 值为高概率发生值, 反之则可以认为所对应的 RSSI 值为小概率随机事件, 因此只要选择未知节点接收到的 RSSI 测量值中满足式(18)的 RSSI 值, 再取平均值, 即得到滤波后的 RSSI 值.

上述采用高斯分布密度函数对 RSSI 测量数据进行处理, 能减少一些小概率和大干扰事件对整体测量的影响, 比均值滤波处理能更好地提高定位精度, 特别是对近距离的 RSSI 测量效果的改善更明显. 我们的实验对比研究表明, 采用该方法的 RSSI 值的测量误差明显小于平均值方法.

#### 4.3 实验参数设置

在实验中的各参数设置如下:

(1) 根据图 1 所示的煤矿井下巷道锚节点双链式部署结构, 不失一般性, 设距离未知节点  $N$  最近的 4 个锚节点的编号为 1、2、3、4. 4 个节点的坐标分别为  $(0, 0)$ 、 $(10, 3)$ 、 $(30, 3)$  和  $(20, 0)$ , 4 个锚节点的分布位置如图 2 所示.

(2) 在分布区域内取测试样本 11 个, 实际坐标位置如表 1 所示.

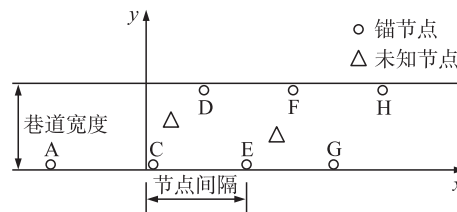


图 1 煤矿井下巷道锚节点双链式部署结构示意图

Fig. 1 Double-chain deployment structure of anchor nodes in coal-mine underground

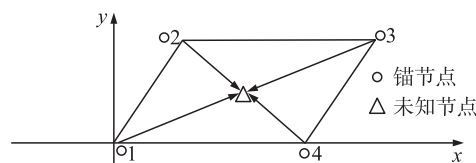


图 2 定位区域的锚节点分布示意图

Fig. 2 Anchor nodes distribution in localization area

(3)定位环境参数为:传输距离为 1 m 时接收信号的功率  $A$  为 -30,传播因子  $n$  为 2.6.

(4)考虑到实际环境中的反射、多径传播、障碍物阻隔等对信号的影响,在仿真实验中分别引入了均值为 0,标准差  $\sigma^2$  为 20 的高斯噪声.

(5)滤波时高斯分布密度函数临界  $p_0$  为 0.6.

(6)为了便于选择最优的指数因子,采用式(19)所示的规一化方法将所有平均 RSSI 值指标归一化到  $[0,1]$  区间.

$$z_i = \frac{x_i}{\max\{x_i\}}, \quad (19)$$

式(19)中: $x_i$  为第  $i$  个平均 RSSI 值, $z_i$  为  $x_i$  规一化后的值.

(7)量子粒子群算法的种群规模为 50,种群初始值为 0.1 ~ 3 之间的随机数,问题维数为 4,最大迭代次数为 500,收缩-扩张系数采用从 1.0 线性减小至 0.5 的控制策略,适应度函数表达式为:

$$\text{fitness} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{X}_i - X_i)^2}, \quad (20)$$

式(20)中: $\hat{X}_i$  为算法输出值, $X_i$  为期望输出值, $n$  为测试样本数,这里取 11.

(8)算法重复运行次数为 3,将重复 3 次定位结果的平均值作为最终的定位坐标.

#### 4.4 实验结果分析

将改进的量子粒子群优化算法得到指数因子向量参数  $k$  存放在在未知节点中,定位时,利用滤波后的平均 RSSI 值和指数因子向量  $k$ ,根据式(6)直接计算出节点的位置坐标.

为了评价其定位性能,考虑煤矿井下巷道狭长的实际情况,采用定位误差 ERR1 和纵向误差 ERR2 两个性能指标,其定义如下:

(1)定位误差 ERR1

$$\text{ERR1} = \sqrt{(\hat{x}-x)^2 + (\hat{y}-y)^2}. \quad (21)$$

(2)纵向误差 ERR2

$$\text{ERR2} = |\hat{x}-x|, \quad (22)$$

式(21)和式(22)中, $(x,y)$  为定位节点实际坐标, $(\hat{x},\hat{y})$  为节点定位坐标.

表 1 中列出了 11 个测试节点的实际坐标、定位结果和相应的定位误差.

Table 1 表 1 11 个节点定位结果  
Table 1 Localization results of 11 nodes

节点编号	实际坐标	定位坐标	定位误差/m	节点编号	实际坐标	定位坐标	定位误差/m
1	(5,0)	(4.655 4,0.680 7)	0.763 0	7	(15,3)	(13.662 6,0.762 9)	2.606 4
2	(5,1.5)	(4.686 8,0.586 0)	0.966 2	8	(20,1.5)	(21.715 7,0.900 2)	1.817 5
3	(10,0)	(7.585 6,0.395 3)	2.446 5	9	(20,3)	(21.601 4,0.899 7)	2.641 2
4	(10,1.5)	(7.515 0,0.687 8)	2.614 4	10	(25,1.5)	(22.364 0,0.746 6)	2.741 6
5	(15,0)	(15.433 5,0.842 6)	0.947 6	11	(25,3)	(22.712 1,0.844 3)	3.143 5
6	(15,1.5)	(15.373 0,0.839 3)	0.758 7				

根据表 1,经计算可知,本文所提方法的最小定位误差为 0.937 4 m,最大定位误差为 3.143 5 m,平均定位误差为 1.947 9 m;最小纵向误差为 0.313 2 m,最大纵向误差为 2.636 0 m,平均纵向误差为 1.449 3 m.由此可以看出,本文所提出的方法是可行的,定位精度能够满足实际工程应用的定位要求.

## 5 结论

针对传统基于距离的 RSSI 节点定位算法需要“先测距、再定位”而带来的计算复杂和定位速度慢的问题,本文在煤矿井下锚节点双链式部署结构的基础上,通过引进调整指数因子对锚节点的 RSSI 值直接计算得到传感器节点的位置坐标值,指数因子采用改进的量子粒子群优化算法进行选择与优化.

本文提出的算法的突出优点在于,无需对井下工作环境的参数进行估计,也无需应用信号传播模型估计未知节点与锚节点之间的距离,具有运行速度快、成本低的优点.仿真实验结果验证了算法的可行性与有效性,具有较好的实用价值.后续的工作是开展高精度定位模型研究,以进一步提高定位性能.

## [参考文献]

- [1] 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):523-528.
- [2] 王福豹,史龙,任丰原. 无线传感器网络中的自身定位系统和算法[J]. 软件学报,2005,16(5):857-868.
- [3] 乔钢柱,曾建潮. 锚节点链式部署的井下无线传感器网络定位算法[J]. 煤炭学报,2010,35(7):1 229-1 233.
- [4] Bulusu N, Heidemann J, Estrin D. GPS-less low cost outdoor localization for very small devices [J]. IEEE Personal Communications,2000,7(5):28-34.
- [5] 方旺盛,高银. 狭长直隧道环境中 WSN 的 RSSI 加权质心定位算法[J]. 传感技术学报,2014,27(2):247-251.
- [6] 李文辰,张雷. 无线传感器网络加权质心定位算法研究[J]. 计算机仿真,2013,30(2):191-194.
- [7] 吴涛,严余松,陈曦. 基于随机评价机制的量子粒子群优化算法及其参数控制[J]. 计算机应用,2013,30(10):2 815-2 818.
- [8] 詹杰同,吴伶俐,唐志军. 无线传感器网络 RSSI 测距方法与精度分析[J]. 电讯技术,2010,50(4):73-87.
- [9] 陈丽,王学东,孙晶晶,等. 基于改进高斯滤波的室内无线定位算法[J]. 电气自动化,2014,36(3):31-34.

[责任编辑:陆炳新]