

# 基于测距和自学习粒子群算法的 WSN 节点定位\*

姚汝贤, 王晓涓

(黄淮学院 信息工程学院, 河南 驻马店 463000)

**摘要:**针对 WSN 中现有节点定位方法具有的定位精度不高的缺点,提出了一种基于 RSSI 测距和改进量子粒子群算法的节点定位方法。首先,描述了基于 RSSI 接收信号强度指示的节点定位原理,在此基础上,采用最小二乘法估算节点位置进行节点粗定位。然后,定义了一种基于改进量子粒子群算法的节点定位算法进行节点终定位,为了提高算法的全局收敛能力,在每个粒子中放置学习自动机,使得粒子具有自学习能力,在量子可行空间中自适应地选择对应的动作。最后,通过仿真实验对所提方法进行验证。实验结果表明:文中方法能较为精确地进行节点定位,与其他方法相比,具有测距误差和定位误差小的优点,具有一定的优越性。

**关键词:**RSSI 测距;节点定位;量子粒子群;自学习

**中图分类号:**TP393

**文献标志码:**A

**文章编号:**1672-6693(2015)01-0111-05

无线传感器网络<sup>[1-2]</sup>是在无线通信技术、微电子技术、分布式技术和传感器技术的基础上发展而来,通过将传感器布置在监测区域进行实时数据采集和控制,目前已在军事探测、医疗防护、智能家居和农业监控等领域引起高度关注<sup>[3-5]</sup>。

监测区域中传感器节点的位置信息对于监控系统至关重要,当监控中心获得了节点采集的数据并进行了分析后,当需要对节点所在位置进行控制时,只有知道节点的位置,才能对具体的节点进行定位和跟踪,否则监测活动就失去了意义<sup>[6]</sup>。

根据节点定位过程中是否需要测距,可以将现有的传感器节点定位方法分为基于测距(Ranged-Based)的定位方法和无需测距(Range-Free)的定位方法。基于测距的方法需要借助硬件设备,并通过测距技术测量节点之间的距离或角度来实现节点定位,具有计算量大和精度相对高的优点,其代表为 RSSI、TOA、TDOA 和 AOA。无需测距的方法不需要借助硬件设备,仅需根据连通度等信息即可获得节点的位置,其代表有质心定位算法、凸规划算法、DV-Hop 算法和 MDS-MAP 算法等。

文献[7]设计了一种基于凸包划分的无需测距节点定位方法 CHP,首先将参考节点划分到凸包中,然后按路径最短原则将未知节点加入到凸包,再根据凸包中的参考节点对未知节点进行定位。文献[8]设计了一种基于 Aitken 迭代原则的节点定位方法,首先采用 DV-Hop 算法进行初次定位,然后通过 Aitken 迭代模型,在节点初定位的基础上进行迭代求解求得定位结果。文献[9]将定位问题转换为全局优化问题,在 DV-Hop 算法的基础上,通过人工蜂群算法来优化 DV-Hop 坐标优化结果。文献[10]通过将 2 个锚节点和一个未知节点组成三角形,并将未知节点与 2 个锚节点的 RSSI 值作为边进行定位。文献[11]将加权机制和邻居选择机制相结合,采用最速下降法优化目标,以提高节点定位精度和测距误差。

上述文献均研究了节点定位问题,具有重要意义,但也存在着如定位精度不高和定位时间长的缺点。因此,本文在上述工作的基础上,利用监测系统中的传感器节点<sup>[12-13]</sup>配备了无线通信模块,具有不需要增加额外硬件设备的优点,提出了一种基于改进量子粒子群算法的节点定位方法,仿真实验证明了文中方法的有效性。

## 1 基于 RSSI 的节点粗定位

### 1.1 RSSI 测距原理

接收信号强度指示(Received signal strength indicator, RSSI)是一种能指示当前介质中电磁波能量的数值。

\* 收稿日期:2013-09-10 修回日期:2013-10-01 网络出版时间:2015-1-7 16:04

资助项目:河南省科技攻关计划项目(No. 142102210335)

作者简介:姚汝贤,男,副教授,研究方向为计算机网络、无线网络技术,E-mail:tywzlxr@163.com

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20150107.1604.022.html>

基于 RSSI 的节点定位方法首先根据获得的发送节点与接收节点之间的信号衰减,然后将其转换为相应的信号传播距离,最后依据距离根据某种方法计算节点位置。

依据考虑环境的不同,RSSI 传播模型分为:自由空间传播模型(Free space propogation)、哈它模型(Hata model)、对数距离路径损耗模型(Log-distance path loss model)和对数-常态模型(Log-distance distribution)。

假设在初始时刻,监测区域中随机布置了一些锚节点,即坐标已知的节点,采用对数-常态模型作为仿真模型,采用其计算未知节点接收到锚节点发送消息时对应的路径损耗,如公式(1)所示。

$$PL(d) = \overline{PL}(d_0) + 10\rho \lg\left(\frac{d}{d_0}\right) + \mu_\sigma, \quad (1)$$

其中, $d$ 表示发送节点与接收节点之间的距离(m), $d_0$ 为参考距离,通常取值为 1 m, $PL(d)$ 是当传播距离为  $dm$  时接收节点的接收信息功率(dBm), $\overline{PL}(d_0)$ 是当传播的参考距离为 1 m 时的接收信息功率(dBm), $\mu_\sigma$ 为均值为 0、方差为  $\sigma^2$  的高斯随机变量(dBm), $\rho$ 为路径损耗系数。当接收节点和发送节点分别为未知节点和锚节点时,对公式(1)两边同时取对数,可以得到未知节点收到的 RSSI 值与两者之间距离  $d$  之间的关系可以描述为

$$RSSI(d) = \delta_0 - 10\rho \lg d + \mu_\nu, \quad (2)$$

其中, $RSSI(d)$ 为未知节点收到的距离为  $d$  的锚节点的 RSSI 信号强度, $\delta_0 = 10 \lg P_r(d_0)$ 表示信号传播距离为  $d_0$  时的接收信号功率,则未知节点距离锚节点的距离为

$$d = 10^{\frac{\delta_0 - RSSI(d) + \mu_\nu}{10 * \rho}}. \quad (3)$$

## 1.2 节点粗定位

当未知节点通过公式(3)获得的 3 个锚节点的位置信息后,可以通过三边定位测量法求取节点坐标,即

$$\begin{cases} (x-x_{r1})^2 + (y-y_{r1})^2 = D_{r1}, \\ (x-x_{r2})^2 + (y-y_{r2})^2 = D_{r2}, \\ (x-x_{r3})^2 + (y-y_{r3})^2 = D_{r3}, \end{cases} \quad (4)$$

其中, $(x, y)$ 为未知节点的坐标, $(x_{r1}, y_{r1})$ 、 $(x_{r2}, y_{r2})$ 和 $(x_{r3}, y_{r3})$ 分别为 3 个参考锚节点( $p_1, p_2, p_3$ )的坐标, $D_{r1}$ 、 $D_{r2}$ 和 $D_{r3}$ 为(3)式估算的未知节点与 3 个参考锚节点( $p_1, p_2, p_3$ )之间距离。

由于传播过程中会出现一定的测距误差,因此,采用三边测量法具有误差大的缺点。最小二乘法能通过引入更多的锚节点提高定位精度,以减少个别测距误差对节点定位结果的影响,即

$$\begin{cases} (x-x_{r1})^2 + (y-y_{r1})^2 + (z-z_{r1})^2 = D_{r1}, \\ (x-x_{r2})^2 + (y-y_{r2})^2 + (z-z_{r2})^2 = D_{r2}, \\ \vdots \\ (x-x_{r3})^2 + (y-y_{r3})^2 + (z-z_{r3})^2 = D_{r3}. \end{cases} \quad (5)$$

对公式(5)所示的非线性方程组进行变换,将前  $n-1$  个等式减去最后一个等式,将其转换为线性方程组  $\mathbf{AL}=\mathbf{B}$ ,其中, $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{L}$ 和 $\mathbf{B}$ 分别为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2(x_{r1}-x_m) & 2(y_{r1}-y_m) \\ 2(x_{r2}-x_m) & 2(y_{r2}-y_m) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_{m-1}-x_m) & 2(y_{m-1}-y_m) \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} x_{r1}^2 - x_m^2 + y_{r1}^2 - y_m^2 + D_{r1}^2 - D_m^2 \\ x_{r2}^2 - x_m^2 + y_{r2}^2 - y_m^2 + D_{r2}^2 - D_m^2 \\ \vdots \\ x_{m-1}^2 - x_m^2 + y_{m-1}^2 - y_m^2 + D_{m-1}^2 - D_m^2 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

因此,未知节点的坐标 $(x, y)$ 可以通过下式获得:

$$\mathbf{L} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A}^{-1}) \mathbf{A}^T \mathbf{B} \quad (9)$$

## 2 基于自学习量子粒子群的节点终定位

### 2.1 QPSO 算法

为了改善粒子群优化算法(Particle swarm optimization algorithm,PSOA)易于出现的早熟收敛和陷入局部

最优解的缺陷, Sun J 提出了量子粒子群算法(Quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO), 使得粒子能在整个可行解空间内搜索可行解, 大大提高了算法的全局寻优能力。

在时刻  $t$ , 量子空间中的粒子  $s_i$  仅有位置向量:

$$x_i(t) = (x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{iD}(t)). \quad (10)$$

个体的最优位置  $p_i(t)$ 、粒子种群的全局最优位置  $p_g(t)$  以及粒子个体平均最优位置  $p_{avg}(t)$  可以表示为

$$\begin{cases} p_i(t) = (p_{i1}(t), p_{i2}(t), \dots, p_{iD}(t)), \\ p_g(t) = (p_{g1}(t), p_{g2}(t), \dots, p_{gD}(t)), \\ p_{avg}(t) = \left( \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_{i1}, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_{i2}, \dots, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_{iD} \right), \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $D$  为粒子维数, 具体根据粒子编码位数来确定,  $M$  为粒子种群中的粒子数。

在时刻  $t$  时, 粒子位置  $x(t)$  通过蒙特卡洛方法进行模拟可以表示为

$$\begin{cases} x(t) = x_o(t) \pm \frac{L}{2} \ln\left(\frac{1}{u}\right), \\ x_o(t) = \alpha p_i(t) + (1-\alpha) p_g(t), \\ L(t+1) = 2\beta |x_o(t) - x(t)|. \end{cases} \quad (12)$$

则在时刻  $t+1$  时, QPSO 算法中粒子的位置可以通过下式来估计。

$$x(t+1) = x_o(t) \pm \beta |p_{avg}(t) - x(t)| \ln\left(\frac{1}{u}\right). \quad (13)$$

## 2.2 自学习粒子

在 QPSO 算法中, 限定粒子的运动方式为: (12) 式所示的平移运动和柯西运动, 柯西随机运动可以表示为

$$\begin{cases} x_o(t) = \frac{\alpha p_i(t) + \beta p_g(t)}{\alpha + \beta}, \\ x(t+1) = x_o(t) \pm \beta |p_{avg}(t) - x(t)| \ln\left(\frac{1}{u}\right). \end{cases} \quad (14)$$

其中,  $\alpha$ ,  $\beta$  和  $u$  为满足柯西分布的 Cauchy(0, 1) 的随机数。

粒子在量子空间中运动时, 在任意时刻, 随机地选择平移运动或柯西运动, 由于粒子没有学习能力, 不能快速实现收敛和获取全局最优解。因此在每个粒子中加入学习自动机(Learning automation, LA), 根据粒子的适应度来计算粒子下一刻选择动作的概率实现自学习, 其学习过程可以表示为: 1) 设当前时刻为  $t$ , 对于种群中的每个粒子, 初始化动作选择概率矩阵所有元素为 1; 2) 选择动作选择概率矩阵中的最大元素值对应的动作执行  $a$ , 如果有多个最大值, 随机选择其中一个; 3) 粒子执行对应的动作  $a$ , 对粒子的适应度进行评价: 如果适应度优于或等于粒子种群的全局最优位置  $p_g(t)$  对应的适应度, 则通过对其施加奖励  $g$ , 并将其在时刻  $t+1$  时的动作选择概率更新为

$$pro_j(t+1) = \begin{cases} pro_j(t) + g[1 - pro_j(t)], j = i, \\ (1-g)pro_j(t), \forall j \neq i, \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $i$  表示当前粒子。

反之, 通过对其施加惩罚  $h$  将其在时刻  $t+1$  时的动作选择概率更新为

$$pro_j(t+1) = \begin{cases} (1-h)pro_j(t), j = i, \\ (1-h)pro_j(t) + \frac{h}{r-1}, \forall j \neq i, \end{cases} \quad (16)$$

其中,  $r$  表示粒子运动方式数目。

4) 重复执行 2) 到 3) 直到某相邻时刻对应的动作选择概率矩阵中的元素最大差值不大于某预设阈值。

## 2.3 基于自学习量子粒子群的节点终定位算法

初始化: 奖励变量  $g$ , 惩罚变量  $h$ , 柯西随机数  $\alpha$ ,  $\beta$  和  $u$ , 粒子种群规模  $M$ , 误差阈值  $th$ , 学习误差  $eh$ ;

步骤 1: 监测区域中的所有未知节点根据接收到的锚节点的 RSSI 信号强度, 采用最小二乘法进行分布式节点定位;

步骤 2: 所有未知节点将自身的粗定位结果发送给 Sink 节点;

步骤 3: Sink 节点将所有节点编码为粒子,粒子的维数为节点个数,粒子的每维分量为各节点 RSSI 粗定位坐标值,生成种群规模  $M$  的粒子群;

步骤 4: 根据(17)式计算所有粒子的适应度,并根据其值更新粒子个体的最优位置  $p_i(t)$ 、粒子种群的全局最优位置  $p_g(t)$ 以及粒子个体平均最优位置  $p_{avg}(t)$ 。

$$f = 1 / \min \sum_{i=1}^n \frac{\sqrt{(x_i - x_{0i})^2 + (y_i - y_{0i})^2}}{r}, \quad (17)$$

其中,  $(x_i, y_i)$ 和  $(x_{0i}, y_{0i})$ 分别对应了是节点的估算坐标和实际坐标,节点个数为  $n$ ,  $r$ 为节点通信半径。

步骤 5: 所有粒子运行自学习算法对粒子的动作选择概率进行更新,直到学习误差小于阈值  $eh$ ;

步骤 6: 所有粒子根据动作选择概率矩阵选择对应的运动方式,并根据(17)式计算粒子适应度。

步骤 7: 所有粒子根据其适应度值更新粒子个体的最优位置  $p_i(t)$ 、粒子种群的全局最优位置  $p_g(t)$ 以及粒子个体平均最优位置  $p_{avg}(t)$ 。

步骤 8: 重复步骤 6 到步骤 7,直到粒子种群的全局最优位置  $p_g(t)$ 对应的定位坐标的误差小于阈值  $th$ 。

### 3 仿真实验

在某监测区域中布置网络,使用 Matlab 工具对文中方法进行仿真,对网络中的未知节点进行定位,并与文献[9-10]所示的方法从测距误差和定位误差进行比较。

网络环境参数设置如下:网络节点总数为 100,网络区域大小为(100, 100),节点通信半径为 10,未知节点占总节点的比例为 70%。

文中算法参数初始化如下:奖励变量  $g=2$ ,惩罚变量  $h=3$ ,柯西随机数  $\alpha=0.4$ ,  $\beta=0.6$ 和  $u=0.5$ ,粒子种群规模  $M=100$ ,误差阈值  $th=0.05$ ,学习误差  $eh=0.1$ ;

测距误差即真实距离与根据(3)式计算的近似距离的差值,得到的结果如图 1 所示。

从图 1 中可以看出,当网络区域中的锚节点增加时,三种方法对应的测距误差都降低,但文中方法的测距误差远低于文献[9]和文献[10]所示方法,其平均测距误差较文献[9]和文献[10]方法分别降低了 2.75 m 和 1.75 m。

定位误差率即为待定位节点坐标  $(x', y')$ 和节点真实坐标  $(x, y)$ 之间欧式距离与节点通信半径的商值,即

$$e_l = \sqrt{(x' - x)^2 + (y - y')^2} / r. \quad (18)$$

三种方法对应的平均节点定位误差率如图 2 所示。

从图 2 中可以看出,文中方法对应的平均节点定位误差率远低于文献[9]和文献[10]所示方法,这是因为文中方法首先采用 RSSI 信号强度测距并采用最小二乘法进行初定位,再利用改进的量子粒子群算法进行节点终定位,所以,文中方法定位精度较高,其平均定位误差率较文献[9]方法相比,降低了 22.5%;较文献[10]方法降低了 12.38%,同时文中方法获得节点位置的总定位时间为 338 ms,文献[9]方法和文献[10]方法分别为 850 ms 和 1 246 ms,显然,文中方法在保持了较高定位精确度的同时具有较少的定位时间,因此,文中方法更优。

### 4 结语

监测区中的节点位置信息对于监测事件来说至关重要,只有获取了采集和检测数据的节点位置,才能准确定位在具体的某位置发生了什么事情。因此,为了解决监测区域中的节点定位问题,设计了一种基于 RSSI 测距和量子粒子群算法的节点定位方法,首先采用最小二乘法进行节点粗定位,然后采用改进的具有自学习能力的量子粒子群算法进行结果最终定位。下一步的工作是进一步提高算法的性能,并考虑当节点邻居节点发生故障时的节点定位问题。

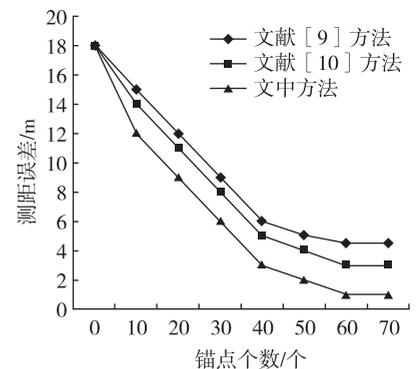


图 1 测距误差对比

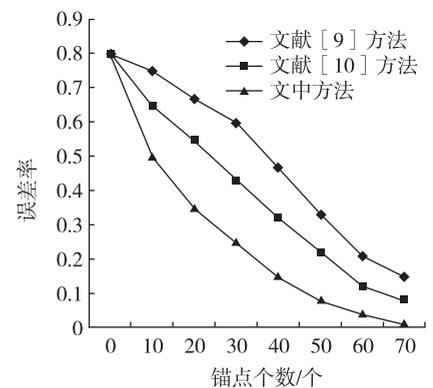


图 2 总定位误差率对比

## 参考文献:

- [1] Gomez C, Paradells J. Wireless home automation networks: a survey of architectures and technologies[J]. *Consumer Communications and Networking*, 2010(6):92-101.
- [2] Chen Z N, Nan G F. Optimization of sensor deployment for mobile wireless sensor networks[C]//International conference on computational intelligence and vehicular system. Washington D C: IEEE Computer Society, 2010:218-221.
- [3] 史玉珍, 马丽. 物联网下的智能血糖监控系统的研究[J]. *计算机测量与控制*, 2012, 20(2):374-376.  
Shi Y Z, Ma L. Research on intelligent glucose monitoring system based on internet of things[J]. *Computer Measurement & Control*, 2012, 20(2):374-376.
- [4] 常波, 张新荣, 胡荣林. 基于 WSNs 的大型楼宇空气质量监控系统设计[J]. *传感器与微系统*, 2011, 30(3):105-110.  
Chang B, Zhang X R, Hu R L. Design on the air quality monitoring system of large buildings based on wireless sensor networks[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2011, 30(3):105-110.
- [5] 严萍, 张兴敢, 柏业超, 等. 基于物联网技术的智能安居系统[J]. *南京大学学报:自然科学版*, 2012, 48(1):26-32.  
Yan P, Zhang X G, Bai Y C, et al. Smart home based on Internet of things[J]. *Journal of Nanjing University*, 2012, 48(1):26-32.
- [6] 汪凌. 无线传感器网络定位技术的研究[D]. 南京, 南京邮电大学, 2013.  
Wang L. Research on localization technology for wireless network[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2013.
- [7] 黄河, 陈国良, 孙玉娥, 等. 复杂区域节点定位算法研究[J]. *计算机研究与发展*, 2011, 48(3):364-373.  
Huang H, Chen G L, Sun Y E, et al. Localization algorithm in complex area[J]. *Journal of Computer Research and Development*[J]. 2011, 48(3):364-373.
- [8] 张炜, 彭力, 赵龙. Aitken 迭代法在无线传感器网络节点定位中的应用[J]. *小型微型计算机系统*, 2012, 33(2):330-333.  
Zhang W, Peng L, Zhao L. Aitken iterative method used in the node positioning for wireless sensor network[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2012, 33(2):330-333.
- [9] 李牧东, 熊伟, 梁青. 基于人工蜂群改进算法的无线传感器网络定位算法[J]. *传感技术学报*, 2013, 26(2):241-244.  
Li M D, Xiong W, Liang Q. Wireless sensor networks node localization algorithm based on improved ABC algorithm[J]. *Chinese Journal of Sensor and Actuators*, 2013, 26(2):241-244.
- [10] 万国峰, 钟俊. 基于三角形理论的无线传感器网络定位算法[J]. *计算机应用研究*, 2013, 30(1):249-251.  
Wan G F, Zhong J. Triangle-based localization algorithm for wireless sensor networks[J]. *Application Research of Computers*, 2013, 30(1):249-251.
- [11] 王新生, 胡玉兰, 刘永帅. 一种改进的传感器节点多维标度定位算法[J]. *小型微型计算机系统*, 2013, 34(4):727-731.  
Wang X S, Hu Y L, Liu Y S. An improved sensor node multidimensional scaling localization algorithm[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2013, 34(4):727-731.
- [12] 杨奎武. 嵌入式无线传感器网络网关节点的设计与实现[J]. *重庆师范大学学报:自然科学版*, 2007, 24(3):54-56.  
Yang K W. Design and implement gateway based on GPRS model in wireless sensor networks[J]. *Journal of Chongqing Normal University: Natural Science*, 2007, 24(3):54-56.
- [13] 赵璠, 徐伟恒. 基于 AT89S52 的无线传感器网节点前端设计[J]. *电子设计工程*, 2013, 21(11):144-146.  
Zhao F, Xu W H. Design of wireless sensor network node based on AT89S52[J]. *Electronic Design Engineering*, 2013, 21(11):144-146.

## Sensor Node Localization Based on RSSI Ranging and Self-Study Particle Swarm Algorithm

YAO Ruxian, WANG Xiaojuan

(Department of Information Engineering, Huanghuai University, Zhumadian Henan 463000, China)

**Abstract:** Aiming at the given methods having the defects of low localization precision problem, a localization method for sensor node based on RSSI ranging and improved Quantum-behaved Particle Swarm optimization algorithm was proposed. Firstly, the node localization principle for RSSI was described, and the node initial localization process based on least square method was given. Then, the improved Quantum-behaved Particle Swarm algorithm for node localization was defined, in order to improve the global convergence, the learning automation was set in every particle to improve the self-study ability of particle, and the particle can select the action in solution space adaptively. Finally, the method in this paper was simulated, and the simulation result shows: the proposed method is accurate in sensor node localization, and compared with other methods, it has the advantages of low ranging and localization error. Therefore, it has big priority.

**Key words:** RSSI ranging; node localization; quantum-behaved particle swarm; self study

(责任编辑 游中胜)