

基于量子粒子群优化的 WSN 节点定位改进

王新芳 张 冰 冯友兵

(江苏科技大学电子信息学院 镇江 212003)

摘 要 针对无线传感器网络定位低成本、低功耗和高精度的要求,在基于接收信号强度(RSSI)测距的基础上,提出了一种量子粒子群优化(QPSO)的改进加权质心定位算法,即采用 QPSO 优化 WCLA 的估计坐标来改善定位误差,并改进收缩扩展系数增强 QPSO 算法的收敛速度。仿真表明,改进的算法与 WCLA 算法和经过粒子群优化的 WCLA 算法相比,其节点定位精度得到显著提高,且能克服粒子群优化算法的收敛速度慢、易陷入局部极小值的缺点。

关键词 无线传感器网络,接收信号强度指示,加权质心算法,量子粒子群优化算法,节点定位

中图分类号 TP316 **文献标识码** A

Improvement of Node Localization in Wireless Sensor Networks Based on Quantum-behaved Particle Swarm Optimization

WANG Xin-fang ZHANG Bing FENG You-bing

(College of Electronic Information, Jiangsu University of Science & Technology, Zhenjiang 212003, China)

Abstract Focusing on the requirements of low cost and high accuracy in wireless sensor network(WSN), an improvement method of weighted centroid localization algorithm was introduced based on received signal strength indicator(RSSI) which used the quantum-behaved particle swarm optimization(QPSO) to optimize WCLA evaluation coordinates to decrease the localization error, moreover, the convergence rate was quickened by improving expand/ contract coefficient. The simulation shows that the localization accuracy of the new algorithm is significantly superior to that of weighted centroid localization algorithm and weighted centroid localization optimized by PSO, and it could also overcome the short-coming of PSO that convergent slowly and easy to fall into local minimum.

Keywords Wireless sensor networks, RSSI, Weighted centroid localization algorithm, Quantum-behaved particle swarm optimization, Node localization

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)由大量低成本、具有感知、计算和通信能力的传感器组成,被广泛应用于对复杂环境的监测和追踪,节点定位是其主要支撑技术之一。目前提出的定位算法大体分为:基于测距的与无需测距的。无需测距的定位算法不需要测量节点之间的距离和角度信息,根据网络连通性等信息来实现节点定位,但精度较低。常用的测距技术有接收信号强度(RSSI)、到达时间(TOA)、到达时间差(TDOA)、到达角度(AOA)等,其中基于RSSI的测距技术因所需硬件设备少、成本低而受到关注,但在实际环境中,障碍物、传播模型等条件往往都是变化的,因此定位精度有待提高。针对基于RSSI测距或无需测距的定位算法定位精度低的问题,可以通过一定的智能优化算法来提高定位精度。

文献[1]使用了遗传算法,文献[2]提出一种基于模拟退火算法的定位方法,但是这两种算法对于节点来说计算量都比较大、耗时长。文献[3]提出构建位置校正矢量,使用粒子群优化方法得到节点校正步长,但该方法需要测量信号方向的设备,在成本和能量消耗上存在明显的劣势。文献[4]都采

用粒子群算法优化定位结果,但粒子初始值误差较大,算法不易收敛。文献[5,6]分别采用自适应粒子群和混沌粒子群优化定位结果,虽然算法的收敛能力增强,但该方法涉及自适应变异操作和混沌变量的映射和逆映射,增加了算法的复杂度。本文在不需要额外硬件支持的RSSI测距基础上,将量子粒子群算法用于改进加权质心定位算法,其算法简单易行、计算量小且参数更少,可克服粒子群优化算法易陷入局部最优解的缺点,搜索能力更强,收敛速度更快,精度更高。

1 无线电传播路径损耗模型分析

常用的模型有自由空间传播模型、对数距离路径损耗模型、哈它模型和对数-常态分布模型等。自由空间传播模型的路径损耗为:

$$PL(d) = 32.4 + 10\lg(d) + 10k\lg(f) \quad (1)$$

式中, d 为发射节点与接收节点之间的距离,单位为km; $PL(d)$ 为经过距离 d 后的路径损耗,单位为dB; f 为发射频率,单位为MHz; k 为路径衰减因子,取值范围在2~4之间。实际应用中由于环境的复杂性和节点性能的分散性,无线电传

王新芳(1987-),女,硕士生,主要研究方向为无线传感器网络,E-mail:54wangxinfang@163.com;张冰(1967-),女,博士,教授,主要研究方向为信号与信息处理、船舶控制;冯友兵(1978-),男,博士,讲师,主要研究方向为无线传感器网络。

播的路径损耗并非出现在自由空间这种理想环境,因此对数-常态分布模型更加合理:

$$PL(d) = PL(d_0) + 10k \lg\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\sigma \quad (2)$$

式中, X_σ 为均值为 0 的高斯随机变量, 其标准差取值范围为 4 ~ 10, 取 $d = 1\text{m}$, 代入式(1), 即为 $PL(d_0)$ 值。根据上式可以得到各节点的 RSSI 值为:

$$RSSI = P + G - PL(d) \quad (3)$$

式中, P 为发射功率, G 为天线增益, 通过接收到 RSSI 值和式(1)~式(3)可得到距离 d , 从而实现基于 RSSI 测距的各种定位。

2 加权质心定位算法模型(WCLA)

加权质心定位算法针对质心算法对数据利用不足的缺点, 利用锚节点和盲节点间 RSSI 值转化的距离来计算每个锚节点的权值, 即:

$$\begin{cases} x = \sum_{i=1}^n \rho_i x_i \\ y = \sum_{i=1}^n \rho_i y_i \end{cases} \quad (4)$$

$$\rho_i = \frac{1}{d_i \sum_{j=1}^n \frac{1}{d_j}} \quad (5)$$

式中, x_i, y_i 为锚节点 i 的横、纵坐标, n 为待定位节点通信范围内的锚节点数, ρ_i 为加权因子, 代表锚节点 i 对质心的影响程度, d_i 是该盲节点到锚节点 i 的测量距离。

3 量子粒子群优化改进加权质心定位算法(WCLA-QPSO)

粒子群(PSO)算法与量子粒子群^[7](QPSO)算法都属于进化算法, 它们都具有群体智能、迭代过程相对简单等优点。但在 PSO 系统搜索过程中, 粒子有最大速度的限制, 因此, PSO 算法具有搜索空间有限、容易陷入局部最优等缺陷。QPSO 算法对整个 PSO 算法的进化搜索策略进行改变, 在进化方程中只需位置向量, 而不需速度向量, 使得进化方程的形式更简单、参数更少且更易控制。因此, 为了进一步提高定位算法的收敛速度和定位精度, 提出将量子粒子群优化算法运用到定位算法中。

3.1 量子粒子群算法

QPSO 算法为了保证其收敛性, 每个粒子必须收敛于各自的 p 点, $p = (p_1, p_2, \dots, p_d)$, 第 i 个粒子 p 点的第 d 维坐标为:

$$p_d = (\varphi_1 \times p_{id} + \varphi_2 \times p_{gd}) / (\varphi_1 + \varphi_2) \quad (6)$$

式中, $\varphi_1 = \text{rand}(0, 1)$, $\varphi_2 = \text{rand}(0, 1)$ 。

在粒子群中引入一个全局点 $mbest$ 来计算粒子的下一代迭代变量, 它定义为所有粒子局部最好位置的平均值:

$$mbest = (1/M) \sum_{i=1}^M P_i = (1/M) \sum_{i=1}^M P_{i1}, (1/M) \sum_{i=1}^M P_{i2}, \dots, (1/M) \sum_{i=1}^M P_{id} \quad (7)$$

式中, M 是粒子的个数, P_i 是粒子 i 的局部最好位置。于是粒子的迭代方程变为:

$$x(t+1) = p \pm \beta \times |mbest - x(t)| \times \ln(1/u) \quad (8)$$

式(7)、式(8)被称为具有量子行为的粒子群算法。其中,

$u = \text{rand}(0, 1)$, β 被称为收缩扩展系数, 调节它的值能控制算法的收敛速度。一般而言, β 值在从 1.0 线性减小到 0.5 时就可达到较好效果。而在粒子基于种群搜索过程中, 期望早期进行大规模的搜索, 以便种群能够保持足够的多样性而收敛到全局最优解。因此, 本文对该变量做了如下改进, 将 β 按式(9)中描述的以余弦规律变化进行搜索, 搜索初期保持较大值的时间较长, 以提高搜索效率; 搜索后期保持较小值的时间较长, 以提高搜索精度。

$$\beta = (1.5 + 0.5 \cos(t\pi/T)) / 2 \quad (9)$$

式中, T 为最大迭代次数, t 为当前迭代次数。

在量子粒子群优化的改进加权质心定位算法中, 粒子即为盲节点, 粒子位置即为盲节点的坐标。考虑到 WSN 节点的特殊性, 本文对 QPSO 算法做了改进: 在更新位置的过程中, 为了防止粒子远离搜索空间, 粒子的每一维 p 点坐标和粒子位置都限制在 $[0, L]$ 之间, L 为区域的边长。

盲节点到锚节点的测量距离和算法本身都存在误差, 定位问题就是使节点位置误差最小化, 优化节点的位置实质上可转化为盲节点和锚节点距离与测量距离误差最小化, 因此适应度函数为:

$$\text{fitness}(\hat{X}) = \sum_{i=1}^n \rho_i f_i(\hat{X}) \quad (10)$$

$$f_i(\hat{X}) = d_i - |\hat{X} - B_i| \quad (11)$$

式中, $\hat{X}(x, y)$ 是由式(5)计算得出的盲节点估计位置; n 为盲节点通信范围内的锚节点数; B_i 为盲节点通信范围内第 i 个锚节点坐标; ρ_i 是锚节点 i 的加权因子, 体现锚节点 i 对质心的影响程度, 由加权质心算法阶段得到; d_i 是盲节点到锚节点 i 的测量距离。粒子的适应值越小, 得到的解越优, 当达到设置的迭代次数后停止运算, 以当前找到的最优解作为盲节点的最终估算位置。

3.2 WCLA-QPSO 算法流程

①锚节点周期性地向周围环境中广播自身信息: 节点 ID、位置信息。

②任一盲节点 i 只接收锚节点数据, 对接收到的同一锚节点 RSSI 求均值, 通过式(1)~式(3)得到与其通信范围内任一锚节点 j 间的测量距离 d_{ij} 。

③将 d_{ij} 按从小到大的顺序排序, 将排在前 4 个的锚节点(距离自身节点距离最近)代入式(5)、式(6)进行加权质心定位计算, 得到自身估计位置。

④将得到的估计位置代入 WCLA-QPSO 定位算法, 得到优化后的盲节点位置。

4 仿真结果

Matlab 仿真环境设置: 在一个 $10\text{m} \times 10\text{m}$ 的正方形区域内随机分布 20 个盲节点和 9 个锚节点, 节点通信半径为 10m , 无线信号载频为 2.4GHz , 根据式(1)~式(3)生成 RSSI 数据, 并添加均值为 0、方差为 11 的高斯噪声代替实际环境中的反射、多径等影响。衰减系数 n 取 3, 按照算法步骤进行定位仿真。定位算法的评价标准是平均定位误差, 即:

$$AvErr = \frac{\sum_{i=1}^N |\hat{X}_i - X_i|}{N \times R} \times 100\% \quad (12)$$

式中, N 是盲节点个数, \hat{X}_i 是盲节点 i 的估计位置, X_i 是盲节

点实际位置, R 是节点的通信半径。本文在节点分布相同的情况下, 对 CLA、WCLA 和 WCLA-PSO 和 WCLA-QPSO 算法进行仿真, 各算法重复运行 10 次后求均值, PSO 和 QPSO 的迭代次数都为 100, 其仿真结果如图 1、图 2 所示。

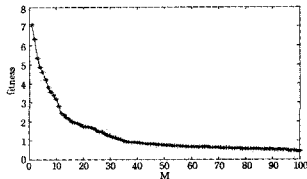
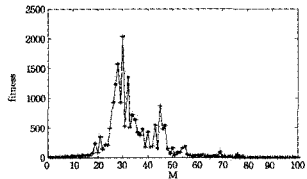


图 1 WCLA-PSO 定位算法收敛图 图 2 WCLA-QPSO 定位算法收敛图

图 1、图 2 中横坐标 M 是迭代次数, 纵坐标是每次迭代的适应值。根据图 1 分析其收敛性可知, WCLA-PSO 算法容易陷入局部极值, 其适应值从第 18 次到第 57 次迭代之间突变较大, 从第 68 次到 79 次迭代仍然有较小抖动, 81 次以后趋于稳定, 其适应值为 3.4895, 第 100 次时适应值为 3.4333。

图 2 所示的 WCLA-QPSO 算法的适应值随迭代次数递减, 收敛速度快, 能有效地克服 WCLA-PSO 算法极易陷入局部极小值的缺点。第 1 次迭代适应值为 7.0831, 从第 35 次迭代开始适应值小于 1, 最后一次迭代适应值为 0.4278。

图 3 中横坐标是各盲节点, 纵坐标是各盲节点的平均定位误差。从图 3 可以看出, 由 QPSO 优化的节点定位精度与由 PSO 优化的相比, 其改善明显。进一步从误差均值、误差方差、计算量方面进行比较分析, 如表 1 所列。

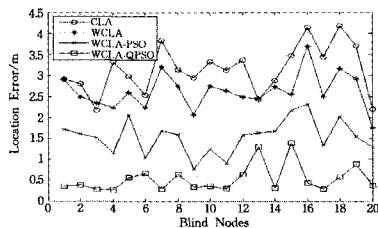


图 3 CLA、WCLA、WCLA-PSO 和 WCLA-QPSO 算法的平均定位误差比较

从表 1 可以看出, WCLA-QPSO 算法的均方误差均值最

小, 方差最小, 计算量比 PSO 减少接近一半, 更容易在相对较短的时间内获得较高精度, 且定位精度的稳定度更高。

表 1 定位算法性能指标比较

定位算法	平均定位误差均值	平均定位误差方差	计算量(s)
CLA	3.1413	0.3251	0.3750
WCLA	2.6177	0.1862	0.3947
WCLA-PSO	1.5355	0.1675	1.5197
WCLA-QPSO	0.5265	0.1058	0.8291

结束语 在加权质心定位算法的基础上, 提出了结合 RSSI 测距技术的量子粒子群优化算法, 并对其收缩扩展系数进行了改进。从结果可以分析出: 量子粒子群优化改进加权质心定位算法收敛速度快, 定位精度高, 计算量小。因此, 利用量子粒子群优化改进加权质心定位算法对无线传感器网络节点定位, 能在不增加额外硬件和通信量的基础上有效地获取目标位置。同时, 该方法对移动通信等其它定位问题也具有一定的应用价值。

参考文献

- [1] Kannan A, Guoqiang M, Vucetic B. Simulated annealing based wireless sensor network localization with flip ambiguity mitigation[A]// IEEE 63rd Vehicular Technology Conference[C]. VTC 2006-Spring-Proceedings, 2006:1022-1026
- [2] 章磊, 段莉莉, 钱紫鹃, 等. 基于遗传算法的 WSN 节点定位技术[J]. 计算机工程, 2010, 10(36): 85-87
- [3] 王取凤, 王岩. 基于矢量的无线传感器网络节点定位综合算法[J]. 通信学报, 2008, 29(11): 227-231
- [4] 陈星舟, 廖宏宏, 林建华. 基于粒子群优化的无线传感器网络节点定位改进[J]. 计算机应用, 2010, 30(7): 1736-1738
- [5] 姚金杰, 韩炎. 基于改进自适应粒子群算法的目标定位方法[J]. 计算机科学, 2010, 37(10): 190-192
- [6] 史洪宇, 燕莎, 曹建忠. 无线传感器网络节点定位的混沌粒子群优化算法[J]. 探测与控制学报, 2010, 32(10): 46-49
- [7] Sun J, Feng B, Xu W B. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]// Proceedings of 2004 Congress on Evolution Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2004: 25-331
- [8] 张俊. 构建 REST 风格的 Web 应用程序[D]. 北京: 北京邮电大学, 2009
- [9] 李峰, 李春旺. Mashup 关键技术研究[J]. 现代图书情报技术, 2009(1): 44-49
- [10] Fielding R. Architectural styles and the design of network-based software architectures[D]. Citeseer, 2000
- [11] 姚鹤岭. 基于 REST 的 GIS Web 服务研究[D]. 郑州: 中国人民解放军信息工程大学, 2005
- [12] 詹睿. 基于 Ajax/REST 的 GIS WEB 服务研究与实现[D]. 北京: 中国地质大学, 2008
- [13] Mazzetti P, Nativab S, Caronc J. RESTful implementation of geospatial services for Earth and Space Science applications[J]. International Journal of Digital Earth, Supplement 1, 2009, 2
- [14] 李新通, 何建邦. GIS 互操作与 OGC 规范[J]. 地理信息世界, 2003(5)
- [15] 杨靖宇, 谢超, 柯希林, 等. 地理信息服务的思考与探索[J]. 测绘工程, 2009(1)
- [16] 高升, 陈能成, 龚健雅, 等. 基于多协议的地理信息服务集成[J]. 测绘信息与工程, 2006(06)
- [17] Pautasso C, Zimmermann O, Leymann F. Restful Web services vs. bigWeb services; making the right architectural decision[C]// ACM. 2008: 805-814
- [18] OGC. Open GIS Web Map Service implementation specification [S/OL]. http://portal.opengeospatial.org/files/?artifact_id=5316, 2004
- [19] OGC. Open GIS Web Feature Service implementation specification2. 1 [S/OL]. [https://portal.opengeospatial.org/files/\(accessed05-05-2007\)](https://portal.opengeospatial.org/files/(accessed05-05-2007)), 2005
- [20] 王建涛. 基于 Web 的地理信息服务的研究与实践[D]. 郑州: 中国人民解放军信息工程大学, 2005
- [21] Al-Zoubi K, Wainer G. Using REST Web-Services Architecture for Distributed Simulation[J]. Pads 2009; 23rd Workshop on Principles of Advanced and Distributed Simulation, Proceedings, 2009: 114-121, 153
- [22] 张敏芳. 基于 REST 与 Ajax 的地理信息服务研究与应用[D]. 西安: 西安交通大学, 2010

(上接第 112 页)

- [2] 张俊. 构建 REST 风格的 Web 应用程序[D]. 北京: 北京邮电大学, 2009
- [3] 李峰, 李春旺. Mashup 关键技术研究[J]. 现代图书情报技术, 2009(1): 44-49
- [4] Fielding R. Architectural styles and the design of network-based software architectures[D]. Citeseer, 2000
- [5] 姚鹤岭. 基于 REST 的 GIS Web 服务研究[D]. 郑州: 中国人民解放军信息工程大学, 2005
- [6] 詹睿. 基于 Ajax/REST 的 GIS WEB 服务研究与实现[D]. 北京: 中国地质大学, 2008
- [7] Mazzetti P, Nativab S, Caronc J. RESTful implementation of geospatial services for Earth and Space Science applications[J]. International Journal of Digital Earth, Supplement 1, 2009, 2
- [8] 李新通, 何建邦. GIS 互操作与 OGC 规范[J]. 地理信息世界, 2003(5)
- [9] 杨靖宇, 谢超, 柯希林, 等. 地理信息服务的思考与探索[J]. 测绘工程, 2009(1)