

文章编号:1001-9081(2009)02-0494-02

基于粒子群优化算法的 WSNs 节点定位研究

王晓乐,徐家品

(四川大学 电子信息学院,成都 610065)

(wxl821013@163.com;jiapinxu@scu.edu.cn)

摘要:为了提高无线传感器网络节点定位的精度,提出一种基于粒子群优化估计的无线传感器网络节点定位算法。该算法简单易实现,可调参数少,通过多次迭代寻优,提高定位精度。仿真结果表明,新算法与常用的极大似然估计算法相比可以显著提高节点定位的精度和稳定度。

关键词:无线传感器网络;定位;极大似然估计;粒子群优化算法

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A

Research on node localization based on particle swarm optimization for WSNs

WANG Xiao-le, XU Jia-pin

(School of Electronics and Information, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610065, China)

Abstract: In order to improve the localization accuracy, a new localization algorithm was proposed based on particle swarm optimization for wireless sensor networks. The new algorithm is easy to achieve and has a few parameters to adjust. Through multiple iterative optimization, it can improve the localization accuracy. The experimental results show that the localization accuracy and stability of the new algorithm are significantly superior to that of the maximum likelihood estimation algorithm.

Key words: wireless sensor networks; localization; maximum likelihood estimation; particle swarm optimization

0 引言

无线传感器网络^[1] (Wireless Sensor Networks, WSNs)就是由部署在监测区域内大量的廉价微型传感器节点组成,它集传感器技术、嵌入式计算技术、分布式信息处理技术和无线通信技术于一体,通过传感器与外界交互,完成数据采集、处理及通信等功能,广泛应用于军事、环境监测与预报、健康护理、智能家居、城市交通及空间探索等领域。定位作为无线传感器网络的关键技术之一,它不仅用来报告事件发生的地点,还可用于协助路由,为地理路由协议提供节点位置信息;进行网络管理,如构建网络拓扑,实现网络负载均衡等;进行目标跟踪,实时监控目标的行动路线,预测目标的前进轨迹。在网络部署初期,为所有节点安装全球定位系统(Global Positioning System, GPS)接收机将会受到成本、功耗、体积等限制,在很多场合是不现实的,因此需要采用一定的机制与算法实现 WSN 节点的自身定位。为了满足多数场合对节点定位高精度的要求,本文将粒子群优化算法应用于 WSN 节点定位中,并通过 Matlab 仿真,与目前 WSN 节点定位中常用的极大似然估计算法比较,该算法可显著提高定位的精度和稳定度。

1 WSN 节点定位机制

节点定位机制^[2]是指依靠有限的位置已知节点(即锚节点),确定布设区域中其他节点(即未知节点)的位置,在传感器节点间建立起空间关系的机制。锚节点在网络节点中所占的比例很小,可以通过携带 GPS 定位设备等手段获得自身的精确位置。未知节点通过与临近锚节点的通信,获得锚节点的位置及锚节点到自身节点的距离,根据一定的定位算法计算出自身的位置。

1.1 三边测量法

已知 A、B、C 三个锚节点的坐标以及它们到未知节点 D 的距离。分别以 A、B、C 三个锚节点为圆心,以它们到未知节点 D 的距离为半径做三个圆,则这三个圆的公共交点即为未知节点^{[1]138}。

1.2 极大似然估计法

实际中,由于测距误差的存在,三个圆常常不交于一点。这时就需要通过一些冗余信息,采用极大似然估计法(Maximum Likelihood estimation, ML)获得节点 D 的坐标。已知 $n(n > 3)$ 个锚节点的坐标,以及它们到未知节点 D 的距离,其中这 n 个距离存在测距误差。由这 n 个距离公式,可以得出矩阵方程^{[1]139}:

$$AX = b \quad (1)$$

由于实际中测距误差的存在,合理的线性模型应该是:

$$AX + N = b \quad (2)$$

其中, N 为 $n-1$ 维随机误差向量。利用最小二乘原理^[3-4], X 的值应当使模型误差 $N = b - AX$ 达到最小,即用最小化 $Q(x) = \|N\|^2 = \|b - AX\|^2$, 求 X 的估计,数学表达式为:

$$\hat{x} = \arg\{\min \|b - AX\|^2\} = \arg\{\min (b - AX)^T (b - AX)\} \quad (3)$$

对于 $Q(x)$ 关于 X 求导并令其等于 0,可以求得未知节点的极大似然估计及最小二乘估计位置:

$$\hat{x}_{LS} = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (4)$$

2 粒子群优化算法

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)最早是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种全局优化算法,是一种智能估计(Intelligence Estimation, IE)算法,其源于对鸟群群体运动行为的研究。PSO 算法简单,易于实现,可调

收稿日期:2008-08-06;修回日期:2008-09-16。

作者简介:王晓乐(1982-),男,河南巩义人,硕士研究生,主要研究方向:多媒体通信、信息系统; 徐家品(1957-),男,四川成都人,副教授,主要研究方向:多媒体通信、信息系统。

参数少,是非线性连续优化问题、组合优化问题和混合整数非线性优化问题的有效优化工具。

2.1 粒子群优化算法描述

粒子群优化算法的数学描述为^[5-6]:假设在一个 D 维的目标空间中,有 N 个代表潜在问题解的粒子组成一个群,其中第 i 个粒子表示为一个 D 维的向量, $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]^T$, $i = 1, 2, \dots, N$;第 i 个粒子在 D 维搜索空间中的位置是 X_i ,飞行速度是 $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]^T$;记 P_i 为第 i 个粒子迄今为止搜索到的个体最优位置, $P_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}]^T$;记 P_g 为粒子群迄今为止搜索到的全局最优位置, $P_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}]^T$;每次迭代中粒子按照如式(5)更新速度与位置:

$$V_i^{t+1} = wV_i^t + c_1r_1(P_i^t - X_i^t) + c_2r_2(P_g^t - X_i^t) \quad (5)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (6)$$

式中 $i = 1, 2, 3, \dots, N$; t 为迭代次数; w 为加权因子,在 $0.1 \sim 0.9$ 之间; c_1, c_2 为学习因子,分别调节向个体最好粒子和全局最好粒子方向飞行的最大步长,合适的 c_1, c_2 可以加快收敛且不易陷入局部最优^[7],通常令 $c_1 = c_2 = 2$; r_1, r_2 是 $[0, 1]$ 之间的随机数。粒子通过不断学习更新,最后找的 P_g 就是全局最优解。

2.2 粒子群优化算法参数的改进

在更新速度和位置的过程中,为了防止粒子远离搜索空间,粒子的每一维速度 v_d 都会被钳位于 $[-v_{dmax}, +v_{dmax}]$ 之间, v_{dmax} 太大,粒子将飞离最好解,太小将会陷入局部最优。假设搜索空间的第 d 维定义为区间 $[-x_{dmax}, +x_{dmax}]$,则通常

$$v_{dmax} = kx_{dmax} \quad (7)$$

其中, $0.1 \leq k \leq 1.0$,每一维都用相同的设置方法。

当粒子群优化算法在解空间内搜索坐标时,较大的 w 可以增强 PSO 的全局搜索能力,而较小的 w 能加强局部搜索能力^[8],为了避免粒子在全局最优解附近出现“振荡”现象,将加权因子做如下改进:随着迭代次数的增加,速度更新公式中的因子 w 由最大加权因子 w_{max} 线性减小到最小加权因子 w_{min} ,即

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{T} \times t \quad (8)$$

式中, t 为当前迭代次数, T 为总的迭代次数。

为了在迭代中寻找最优解,在本算法中,取适应度值:

$$fit(z_i) = (b - AX)^T(b - AX) \big|_{z_i} \quad (9)$$

此适应度值越小,得到的解越优,粒子坐标矢量:

$$z_i = (x_i, y_i)^T \quad (10)$$

式中, (x_i, y_i) 为待估计的坐标。

3 仿真实验

3.1 实验设计

为了验证粒子群优化算法在无线传感器网络节点定位中的有效性,本实验采用 Matlab^[9]仿真平台对算法进行仿真,并与目前无线传感器网络定位中较常用的极大似然估计算法进行对比分析。

在本实验中,设节点的通信范围为 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的二维区域,此区域也为粒子群优化算法的全局搜索区域。在此区域内随机部署5个节点,其中前4个节点为锚节点,它们的坐标分别为 $A(38.5120, 45.1241)$, $B(-3.5144, 36.6828)$, $C(15.8288, -2.3145)$, $D(40.8250, 20.8282)$ 。剩下的一个节点作为未知节点,其真实坐标为 $E(25.1230, 30.8520)$ 。

PSO 参数设定:加速因子 $c_1 = c_2 = 2$,最大惯性权重 $w_{max} = 0.9$,最小惯性权重 $w_{min} = 0.1$,粒子更新最大速度 $v_{dmax} = 10\text{ m/次}$,粒子群的种群大小 $N = 30$,总的迭代次数 $T = 20$,图1为该算法的一条收敛曲线,可见经过20次迭代

就可达到相当满意的解空间。

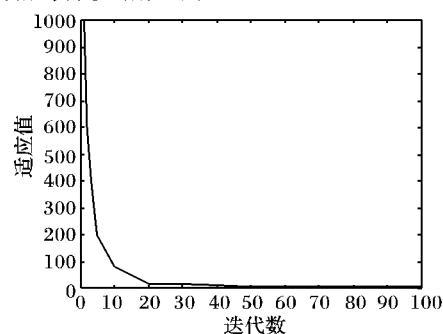


图1 PSO收敛图

3.2 实验过程

在无线传感器网络节点定位过程中,测量距离是其中最关键的一步,而测距误差则直接决定着定位的精度和稳定度。因此本实验以测距误差作为实验的前提条件,在不同测距误差条件下比较 PSO 算法与 ML 算法的性能优劣。在引入相同测距误差条件下,分别对 PSO 算法和 ML 算法做100次的自定位运算,并在不同测距误差情况下,重复进行上述实验。实验的评价指标为:平均估计坐标 MV,即 $E[(\hat{x}, \hat{y})]$;平均定位误差 $AVE = E[\sqrt{(\hat{x} - x_0)^2 + (\hat{y} - y_0)^2}]$;定位均方误差 $MSE = E[(\hat{x} - x_0)^2 + (\hat{y} - y_0)^2]$;相对定位误差 $REL = \frac{MLAVE - PSOAve}{MLAVE} \times 100\%$ 。其中, (x_0, y_0) 为待定位点 $E(25.1230, 30.8520)$ 的真实坐标。

表1 PSO算法和ML算法MV比较及相对误差

测距误差 / %	PSO 算法 MV	ML 算法 MV	相对误差 REL / %
5	(25.1338, 30.8960)	(25.1135, 30.8155)	9.50
10	(25.1279, 30.8195)	(25.2193, 30.9457)	6.56
15	(25.1820, 30.7853)	(25.0756, 30.7712)	10.41
20	(25.2095, 30.7654)	(25.0597, 30.7442)	9.55
25	(25.1469, 30.8261)	(25.0704, 30.8312)	11.83

从表1可以看出,两种算法平均定位坐标都很接近实际坐标,说明两种算法平均定位精度都很高。相对误差始终为正,说明在不同测距误差条件下,PSO 算法平均定位误差均小于 ML 算法平均定位误差,且在测距误差为15%、20%、25%时相对误差较大,表明在较大测距误差条件下,PSO 算法相对 ML 算法平均定位精度更高。以上分析说明 PSO 算法平均定位精度高于 ML 算法。

图2显示不同测距误差条件下,PSO 算法平均定位误差小于 ML 算法平均定位误差,PSO 算法定位更精确。图3显示不同测距误差条件下,PSO 算法定位均方误差小于 ML 算法定位均方误差,PSO 算法定位稳定度更高。

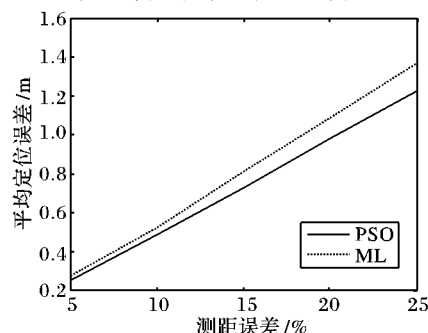


图2 平均定位误差

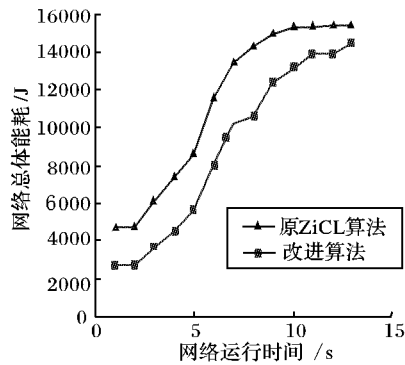


图4 网络总体能量消耗

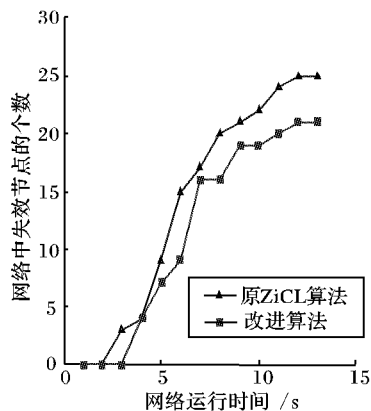


图5 网络总体失效节点的个数

5 结语

本文对基于 ZigBee MESH 网络结构的 ZiCL 分簇算法做

了一些改进,在路由过程中根据节点能耗和 ZigBee 节点特性来选择路由,从而实现了节能的效果。但是该算法在路由过程中有可能为了避开能量偏低的节点而增加了数据传输的延迟。未来的工作对该算法进一步优化,使网络路由在时效上有所提高。

参考文献:

- [1] LEE K K, KIM S H, CHOI Y S, *et al.* A mesh routing protocol using cluster label in the ZigBee network[C]// 2006 IEEE International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems. New York: IEEE, 2006: 801 - 806.
- [2] 王智军. 短距离无线通信 ZigBee 技术及其应用[J]. 赤峰学院学报: 自然科学版, 2008(1): 78 - 81.
- [3] LIANG N C, CHEN P C, SUN T, *et al.* Impact of node heterogeneity in ZigBee mesh network routing [C]// Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. New York: IEEE, 2006: 187 - 191.
- [4] ONDREJ S, ZDENEK B, SUN F, *et al.* ZigBee technology and device design[C]// Proceedings of the International Conference on Networking, International Conference on Systems and International Conference on Mobile Communications and Learning Technologies. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006: 129.
- [5] BARONTI P, PILLAI P, CHOOK V, *et al.* Wireless sensor networks: A survey on the state of the art and the 802.15.4 and ZigBee standards[EB/OL]. [2008 - 07 - 23]. <http://ee.psu.ac.th/~wiklom/PhDSeminar/zigbee.pdf>.
- [6] RAN PENG, SUN MAO-HENG, ZOU YOU-MIN. ZigBee routing selection strategy based on data services and energy-balanced ZigBee routing[C]// 2006 IEEE Asia-Pacific Conference on Services Computing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006: 400 - 404.

(上接第 495 页)

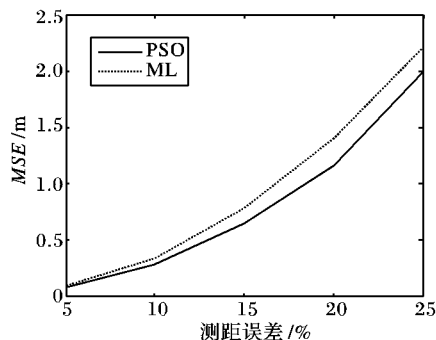


图3 定位均方差

由以上实验结果可知,在无线传感器网络节点定位中, PSO 算法性能要优于 ML 算法,尤其在测距误差较大情况下, PSO 算法与 ML 算法相比有更高的精度和稳定度。这主要因为, ML 算法采用 LS 算法,在测距误差很小情况下,引入 LS 算法的噪声影响可以忽略, ML 算法性能接近最优解。当测距误差增大后,引入 LS 算法的噪声影响变大且不可忽略,致使 ML 算法性能恶化。而 PSO 算法无论在测距误差较小还是较大情况下,都能通过多次迭代寻找最优解,从而减弱了测距误差引入的噪声影响,其性能较 ML 算法优越。而且 PSO 算法主要是一些加、减、乘运算,不涉及复杂的矩阵求逆运算,其算法复杂度也较 ML 算法优越。但 PSO 算法需要多次的迭代寻优,其运行速度较 ML 算法慢。

4 结语

本文将粒子群优化算法应用于无线传感器网络节点定位

中,该算法首先初始化一个随机粒子群,然后根据适应度值更新粒子速度和位置,通过迭代搜索最佳坐标。仿真实验表明: PSO 算法性能优于 ML 算法,尤其在测距误差较大情况下,与 ML 算法相比有更高的精度和稳定度,在 WSN 应用中具有可行性。但这只是对粒子群优化算法在无线传感器网络节点定位应用中的初步探索,对于这两种算法的计算量和能耗大小还有待进一步研究。

参考文献:

- [1] 孙利民, 李建中, 陈渝, 等. 无线传感器网络[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 135 - 155.
- [2] 于海斌, 曾鹏. 智能无线传感器[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 165 - 170.
- [3] 王建刚. 加权最小二乘估计在无线传感器网络定位中的应用[J]. 计算机应用研究, 2006, 23(9): 40 - 43.
- [4] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 49 - 59.
- [5] 杨维, 李歧强. 粒子群优化算法综述[J]. 中国工程科学, 2004, 6(5): 87 - 93.
- [6] 李俊峰. 粒子群优化算法在 TDOA 定位中的应用[J]. 应用科技, 2005, 32(10): 7 - 9.
- [7] EBERHART R C, SHI Y H. Particle swarm optimization: developments, applications and resources[C]// Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 2001: 81 - 86.
- [8] PARASPOULOS K E, PLAGIANAKOS V P, MAGOULAS G D, *et al.* Improving particle swarm optimizer by function stretching[M]. The Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 2001: 445 - 457.
- [9] 侯志荣, 吕振肃. 基于 Matlab 的粒子群优化算法及其应用[J]. 计算机仿真, 2004, 20(10): 68 - 70.