

基于 $\mu + \lambda$ 进化计算的传感器网络定位算法

叶 苗, 程小辉, 邓 昀

(桂林理工大学 信息科学与工程学院, 广西 桂林 541004)

摘 要: 基于接受信号强度(RSS)测距的定位方法是无线传感器网络中成本低而普遍使用的方法,但容易受到干扰降低定位精度. 本文通过运用贝叶斯法则对 RSS 信号测距的概率模型进行详尽分析后,依据最大似然估计法则建立了更加合理的概率定位模型,然后针对模型不好求解的特点,结合传感器网络传输特点设计了基于 $\mu + \lambda$ 进化计算的求解算法. 最后通过仿真实验证明了建立的概率定位模型和设计的基于 $\mu + \lambda$ 进化计算求解算法能降低环境干扰的影响,提高传感器节点的定位精度.

关键词: 传感器网络; RSS 定位; 贝叶斯法则; 最大似然估计; 概率模型; $\mu + \lambda$ 进化算法

中图分类号: TP212

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)02-0009-04

Location Estimation in Wireless Sensor Networks Based on $\mu + \lambda$ Evolutionary Algorithm

YE Miao, CHENG Xiao-hui, DENG Yun

(College of Information Science and Engineering, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: One of the most commonly-used location methods in distance measurements is based on received signal strength (RSS) because this method is cheap for wireless sensor networks. However, its precision in location is easily affected by the interference of the circumstances. This paper employs the principle of the Bayesian chaining rule to thoroughly analyze the probability model of RSS-based distance measurements and set up a more reasonable probability location model based on the principle of maximum likelihood estimation. Considering the characteristics of the transmission of sensor networks, this paper designs an algorithm based on evolutionary algorithm since the model is difficult to work out. Through simulation experiment, the newly established probability location model and the algorithm based on evolutionary algorithm are finally proven to reduce the circumstantial interference and improve the location precision of the sensor nodes.

Key words: wireless sensor networks; RSS-based location; principle of the Bayesian chaining rule; maximum likelihood estimation; probabilistic model; $\mu + \lambda$ evolutionary algorithm

1 引言

传感器节点的物理位置信息在很多协议设计和应用中都具有举足轻重的作用,比如地理路由协议设计和环境检测、目标跟踪等应用.

传感器节点的坐标位置可以通过预先配置或者装备全球定位系统(GPS)获得. 预先配置需要将每

个节点放在已知坐标位置的地点,这样的方式只适用于传感器网络覆盖区域方便到达、节点数量规模不大的情况. 为每个节点装备 GPS 花费的成本大,在室内定位场合中还会失效. 因此通常的做法是只对少量的传感器节点(通常称为信标节点或者锚节点)通过预先配置或者装备 GPS 获得自身位置,其余的节点(称为普通节点)位置信息通过利用与锚节

收稿日期: 2012-05-25; **修回日期:** 2012-06-30

基金项目: 国家自然科学基金项目(61063001, 61262075); 广西自然科学基金项目(0832264); 广西高等学校重大科研项目(201201ZD012)

点的测量信号进行估计得到. 比如三角测量法是利用普通节点与三个信标节点的测量信号中得到的测量距离, 通过最小方差方法估计得到节点位置. 常见的测量信号有信号指示强度 (RSS), 到达时间 (TOA), 到达时间差 (TDOA), 到达方位角 (AOA) 等^[1]. 由于目前的传感器节点都直接内置有 RSS 值读取功能, 因此对硬件的成本需求是最低的. 缺点是 RSS 值容易受到环境干扰, 和通信半径相比, 测量距离的绝对误差有时能达到 50%^[2]. 基于这样大误差的测量距离估计出来的定位位置误差就会很大, 因此本文进行了深入研究.

2 基于最大似然估计的传感器概率定位模型

无线信号是一种电磁波信号, 考虑自由传播的球面波形式, RSS 接受信号的理论值 (单位: dB) 随着距离成指数衰减, 在不同传播介质中衰减因子也不同, 一般都大于 2, 可由式(1)表示:

$$RSS = RSS_0 - 10\eta \log_{10}(d/d_0) \quad (1)$$

其中 RSS 表示接收端接收到的信号强度值, d 是发射点到测量点的实际距离, d_0 表示参考距离, 一般取为 1 米, RSS_0 是在参考距离 d_0 处接收到的信号强度值, η 是路径损失因子, 即衰减因子, 这被称为对数距离路径损耗模型.

但一般都会存在噪声, 测量的 RSS 值都有偏差, 大量实验证明, 损耗的功率可以表示为符合对数正态分布的随机变量, 式(1)可以表示为

$$RSS = RSS_0 - 10\eta \log_{10}(d/d_0) + N_{\sigma_N} \quad (2)$$

说明变量 $RSS - RSS_0 + 10\eta \log_{10}(d/d_0)$ 在节点距离确定为 d 的条件下是一个服从均值为 0 方差为 σ_N^2 标准正态分布的随机变量. 因此, 给定链路实际距离为 d_i 的条件下测得信号值为 RSS_i 的条件概率可以表示为

$$\begin{aligned} P(RSS_i | d_i) &= \frac{1}{\sigma_N \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(r-0)^2}{2\sigma_N^2}} \\ &= \frac{1}{\sigma_N \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(RSS_i - RSS_0 + 10\eta \log_{10}(d_i/d_0))^2}{2\sigma_N^2}} \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $d_i = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}$, 表示位置点 (x, y) 到信标节点 (x_i, y_i) 的距离; σ_N 表示 RSS 测量信号的标准差, 在不同地点统计出的 RSS 信号样本标准差 σ_N 应该是不同的, 因此式(3)表示的概率分布函数是比较复杂的. 多数文献^[3]都将 σ_N 作为常数处理的方式, 方便对模型做简单近似的求解.

考虑在平面区域内分布的无线传感器节点定位问题, 共有 n 个信标节点. 待定位的普通节点位置坐

标用 (x, y) 表示, d_i 表示第 i 个信标节点到普通节点的欧几里得距离, $P(d_i)$ 表示距离为 d_i 的先验概率, $(RSS_1, RSS_2, \dots, RSS_n)$ 表示普通未知节点接收到 n 个信标节点 RSS 信号的集合. 则 $P(d_i | RSS_i)$ 表示在测量信号 RSS_i 已知而实际距离为 d_i 的概率. 概率可能性最大就是要找出估计位置点 $(\tilde{x}, \tilde{y})$, 使得后验概率 $P((d_1, d_2, \dots, d_n) | (RSS_1, RSS_2, \dots, RSS_n))$ 最大. 由于各个 RSS_i 信号测量是独立概率事件, 根据概率乘法定理和贝叶斯法则, 对定位的位置点 $(\tilde{x}, \tilde{y})$ 可以表示为如下优化问题:

$$\begin{aligned} (\tilde{x}, \tilde{y}) &= \operatorname{argmax}_{x, y} \{PM(x, y)\}, \\ PM(x, y) &= P((d_1, d_2, \dots, d_n) | \\ &\quad (RSS_1, RSS_2, \dots, RSS_n)) \\ &= \prod_{i=1}^n P(d_i | RSS_i) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\text{其中 } P(d_i | RSS_i) = \frac{P(RSS_i | d_i) P(d_i)}{P(RSS_i)}.$$

由于 $P(RSS_i)$ 与坐标变量 (x, y) 无关, 因此可将其作为常数考虑, 由此(4)式可以表示为

$$\begin{aligned} (\tilde{x}, \tilde{y}) &= \operatorname{argmax}_{x, y} \{PM(x, y)\}, \\ PM(x, y) &= \prod_{i=1}^n P(RSS_i | d_i) P(d_i) \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_N \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(RSS_i - RSS_0 + 10\eta \log_{10}(d_i/d_0))^2}{2\sigma_N^2}} P(d_i) \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $d_i = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}$, 表示位置点 (x, y) 到信标节点 (x_i, y_i) 的距离; σ_N 表示 RSS_i 测量信号的标准差, 由前面分析将 σ_N 作为常数处理; $P(d_i)$ 表示距离第 i 个信标节点坐标 (x_i, y_i) 距离为 d_i 的先验概率, 类似文献^[3]中的做法, $P(d_i)$

$$= \frac{m(d_i)}{\int m(d_i) dd_i}, m(d_i) \text{ 近似表示为}$$

$$m(d_i) \approx \begin{cases} 2\pi \cdot d_i, & d_i \leq R \\ 0, & R < d_i \end{cases}$$

其中, R 表示场地最大尺寸. 假设节点通信范围大于 R , 表示位置点落在半径为 d_i 的环形区域占整个区域的比例.

3 基于 $\mu - \lambda$ 进化算法的求解算法

传感器概率定位模型式(5)本质上是数学中的优化问题. 很多文献将遗传算法、蚁群算法、模拟退火、禁忌搜索等智能算法应用到了无线传感器网络的讨论中. 在传感器定位问题上, 应用智能优化算法

的文献[4,5]等多数是基于对最小误差平方和目标函数的讨论,或者是类似形式的变种^[6],对目标函数为类似式(5)概率形式的应用智能算法讨论的文献还很少。 $\mu-\lambda$ 进化算法作为一种智能随机搜索算法,求解问题不需要导数信息,受到目标函数复杂性影响相对较低。本文结合传感器网络传输特点,对求解式(5)设计了如下形式的 $\mu-\lambda$ 进化算法。

(1)种群初始化:假设传感器定位区域为一个平面区域,随机的在平面上取 μ 个位置点作为初始解, $X(0) = B\{X^1(0), X^2(0), \dots, X^\mu(0)\}$,其中 $X^i(0) = (x^i(0), y^i(0))^T$, $x^i(0), y^i(0)$ 表示第 i 个点 $X^i(0)$ 的横坐标和纵坐标,令 $k = 0$ 。

(2)重复执行以下步骤 λ 次:

①令 $i = 0$;

②凸组合交叉算子:由于定位区域可以被限制在一个凸区域中(即使不是凸区域,也可以找到其凸闭包),设计采用三个点的凸组合交叉方式。以等概率方式选取当前群体的三个点 $X^{i_1}(k), X^{i_2}(k), X^{i_3}(k)$,计算 $X^i(k) = \sum_{j=1}^3 \theta_{ij} \cdot X^{i_j}(k)$, $\theta_{ij} =$

$\begin{bmatrix} \theta_{i_1,1} & 0 \\ 0 & \theta_{i_1,2} \end{bmatrix}$ 是对角元素为0和1之间的随机数对角矩阵, $j = 1, \dots, 3$,并且 θ_{ij} 满足凸组合的约束条件:

$$\sum_{j=1}^3 \theta_{i_1,j} = 1, \sum_{j=1}^3 \theta_{i_2,j} = 1.$$

③自适应高斯变异算子:假设变异后的个体用 $M^i(k)$ 表示,采用高斯变异,变异的扰动分量用 ΔX 表示, $\Delta X \sim N(0, \sigma_k^2) = (N(0, \sigma_{k_1}^2), N(0, \sigma_{k_2}^2))$ 表示在两个坐标分量分别做了变化量为 $N(0, \sigma_{k_1}^2)$ 和 $N(0, \sigma_{k_2}^2)$ 的改变,即有 $M^i(k) = X^i(k) + \Delta X$ 。考虑到测量的RSS_{*i*}信号值服从高斯正态分布,而且RSS信号样本标准差 σ_N 严格讲是不同的,根据文献[7]提到的,式(5)模型中的 $\sigma_N \propto \text{RSS}_i$,结合式(1)中 $\text{RSS} = \text{RSS}_0 - 10\eta \log_{10}(d/d_0) + N_{\sigma_N}$,设计高斯变异中标准差为自适应形式 $\sigma_{k_1}^2 = \sigma_{k_2}^2 = \frac{\alpha}{n} \sum_{i=1}^n (\text{RSS}_i - \overline{\text{RSS}} + 1)^2$,表示高斯变异参数与各个信标节点RSS_{*i*}信号的均匀程度成正比, $\overline{\text{RSS}}$ 为 n 个RSS_{*i*}信号的均值,加数项中的1是考虑到 $\sum_{i=1}^n (\text{RSS}_i - \overline{\text{RSS}})$ 有可能为0的情况, α 为预先确定的比例常数。

④若 $M^i(k) \in \Omega$ (搜索空间或可行域)转⑤,否则转入②;

⑤若 $i = \lambda$ 转(3),否则 $i = i + 1$,转入②;

(3)选择:以式(5)作为适应度目标函数值,从当前群体和变异后的群体的合集 $X(k) \cup \{M^1(k), M^2(k), \dots, M^\mu(k)\}$ 中选出 μ 个最好的个体位置点作为下一代群体 $X(k+1)$ 。所谓最好就是使得 $PM(x, y)$ 取值最大的坐标点对应的个体;

(4)若终止条件成立,则停止,否则 $k = k + 1$,转(2);其中,终止条件为进化到最大进化代数,或者和一步相比,适应度目标函数值 $PM(x, y)$ 的最大值几乎不变。

4 算法性能分析

式(5)属于数学上的最优化问题,在整个定位区域求估计位置点 (x, y) ,使目标函数 $PM(x, y)$ 的值取最大。数学上有传统的优化方法,比如牛顿法、单纯形法等,但都要求目标函数 $PM(x, y)$ 的导数信息,缺点是计算复杂,计算量大,还容易陷于局部最优。文献[8]采用网格法求解类似的问题。将定位区域划分成很多的网格,计算每个网格的代表点(比如中心点)的目标函数 $PM(x, y)$ 值,找出其中值最好的一个网格,网格的中心位置即为定位位置点。还有一些网格法的变种^[9],在网格法的基础上设计了模糊贴进度,求取贴进度最大的网格。但基本思想还是网格的划分。缺点是网格大小的划分影响定位精度,定位区域越大,网格数量越多,计算量也越大,计算量与定位区域大小有直接关系。而本文设计实现的 $\mu-\lambda$ 进化算法,不要求解目标函数 $PM(x, y)$ 的导数,避免了传统数学优化方法的复杂处理,只要设置适当的群体规模和迭代次数,还可以避免在网格法中算法性能受定位区域大小影响的缺陷,定位区域大小的改变不会影响到计算量。在设计的凸组合交叉算子、自适应高斯变异算子和保留 μ 个最好个体的选择算子的共同作用下,设计实现的 $\mu-\lambda$ 进化算法能收敛到目标函数 $PM(x, y)$ 的全局最优解。

5 仿真实验

本节通过仿真实验对本文提出的定位模型和求解算法进行验证,并和三边测量法进行比较。在Matlab 7.0中建立如下实验场景:在20m×20m的正方形区域上随机分布50个普通节点,在该正方形区域的4个角上放置信标节点,因此 $n = 4$,参考RSS传播模型和文献[10]中实际采集数据时的参数设置,取路径衰减因子 $\eta = 2.3022$,参考距离 d_0 取为1(单位m),在参考距离 d_0 处接收到的信号强度值RSS₀为-37.4663;在仿真试验中考虑RSS信

号样本标准差 σ_N 分别取 0.5、1、1.5、2、4、8 几个不同常数的情况。 $\mu - \lambda$ 进化算法中的种群规模 μ 取 30, λ 取 20, 自适应变异比例常数 α 取 25. 采用绝对平均误差来评价定位性能

$$e = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(X_i - x_i)^2 + (Y_i - y_i)^2}$$

X_i, Y_i 表示普通节点的真实位置坐标, x_i, y_i 表示估计定位的位置坐标.

图 1 表示标准差 σ_N 取不同常数值 0.5、1、1.5、2、4、8 时对应的平均误差变化关系, 由此可以观察到标准差 σ_N 取值为 1 时, 平均误差达到最小 0.869 米. 图 2 是对 50 个普通定位节点的定位向量场图, (a) 表示用三边测量法求解得到的结果, 平均误差为 1.432 米, (b) 表示用设计的 $\mu + \lambda$ 进化算法求解得到的结果, 平均误差为 0.869 米, 定位精度提高了 39.3%. 说明建立的概率定位模型和设计的 $\mu + \lambda$ 进化求解算法确实能提高定位精度. 图 3 是对坐标为 (10.432, 15.315) 普通节点进行定位的进化过程示意图, 图中表示进化群体中的个体分布情况, 进化的最大代数设置为 1000 代, 第 0 代是群体随机分布的初始个体点. 最终定位位置为 (10.473, 15.846), 仅仅偏离实际位置为 0.531 米. 从图 3 中可以看到, 随着演变进化代数的增加, 虽然群体的多样性丢失, 但确实是在向真实位置靠拢, 在 50 代以后, 定位点变化不大, 和 999 代群体个体位置几乎重叠. 说明设计的定位模型和设计的 $\mu + \lambda$ 进化算法不但可以达到一定精度, 还可以取得较好的定位速度.

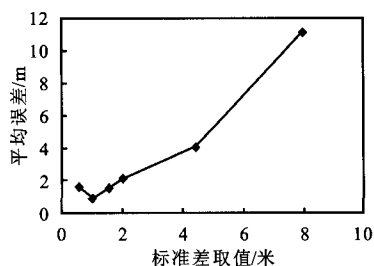


图 1 不同标准差常数对应的平均误差

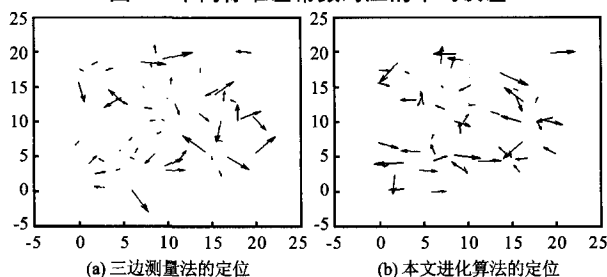


图 2 在 20m×20m 区域内 50 个普通节点定位向量场图

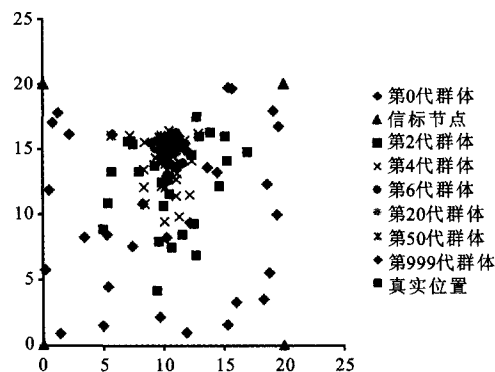


图 3 节点地位的进化过程示意图

6 结束语

本文依据最大似然估计法则建立了更加合理的概率定位模型, 结合传感器网络传输特点设计了基于 $\mu + \lambda$ 进化计算的求解算法. 理论分析表明, 文中所提方法能克服网格法中算法性能受定位区域大小影响、网格划分过细影响时间性能的缺陷. 通过仿真实验验证了建立的概率定位模型和设计的基于 $\mu + \lambda$ 进化计算求解算法能降低环境干扰的影响, 提高传感器节点的定位精度. 进一步改进工作: 一是 RSS_i 方差(标准差)变化关系的讨论; 二是设计平行的进化算法, 在提高精度的同时可以提高算法的时间性能.

参考文献:

- [1] Wang J, Ghosh R K, Das S K. A survey on sensor localization[J]. Journal of Control Theory and Applications, 2010, 8(1): 2 - 11.
- [2] Zanca G, Zorzi F, Zanella A, et al. Experimental comparison of RSSI-based localization algorithms for indoor wireless sensor networks[C] // Proceedings of the 3rd Workshop on Real-World Wireless Sensor Networks (REALWSN '08). New York, USA. ACM, 2008: 1 - 5.
- [3] Chia-Hung Chang, Wanjin Liao. A probabilistic model for relative location estimation in wireless sensor networks[J]. IEEE CL, 2009, 13(12): 893 - 895.
- [4] Chehri A, Forier P T, Geo P M. Location with wireless sensor networks using nonlinear optimization[J]. International Journal of Computer Science and Network Security(IJCSNS), 2008, 8(1): 145 - 154.
- [5] Anushiya A Kannan, Guoqiang Mao, Branka Vucetic. Simulated annealing based wireless sensor network localization with flip ambiguity mitigation [J]. JC, 2006, 1(2): 1022 - 1026.

(下转第 17 页)

样本,测试得到最优参数下的分类器 AUC 为 0.92,耗时 221s,而用 PSO 算法在同样耗时下的最大 AUC 仅为 0.77.

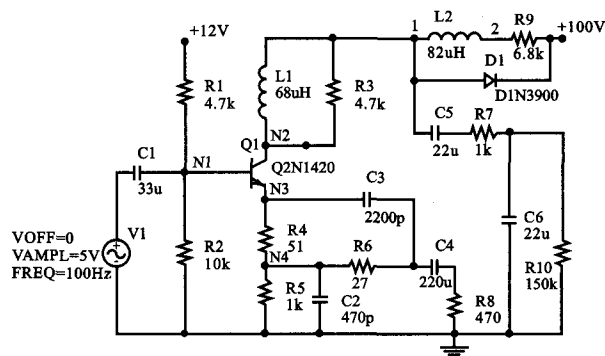


图6 视频放大电路原理图

5 结束语

文中针对 SVDD 训练过程中的参数优化问题,提出了一种有限穷举—局部遗传算法,并将其应用到电路故障检测中.仿真验证了算法有效性,电路故障检测应用表明:算法能以更短的耗时逼近最优解.

参考文献:

- [1] Tax D, Duin R. Support vector domain description [J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20(11/13): 1191—1199.

- [2] 徐图,何大可.超球体多类支持向量机理论[J].控制理论与应用,2009,26(11):1293—1297.
- [3] 唐明珠,王岳斌,阳春华.一种改进的支持向量数据描述故障诊断方法[J].控制与决策,2011,26(7):967—972.
- [4] 赵峰,张军英,刘敬.一种改善支撑向量域描述性能的核优化算法[J].自动化学报,2008,34(9):1122—1127.
- [5] Newman D J, Hettich S, Blake C L, et al. UCI repository of machine learning databases[EB/OL]. (2008—10—19). <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/ML-Repository.html>.
- [6] 汪鹏,杨士元.模拟电路故障诊断测试节点优选新算法[J].计算机学报,2006,29(10):1780—1785.

作者简介:

蔡金燕 女,(1961—),教授,博士生导师.研究方向为检测理论、故障诊断、可靠性共性技术.

杜敏杰 男,(1984—),博士研究生.研究方向为武器系统性能检测与故障诊断.

孟亚峰 男,(1971—),博士,副教授.研究方向为武器系统性能检测与故障诊断.

朱赛 男,(1987—),博士研究生.研究方向为武器系统性能检测与故障诊断.

(上接第12页)

- [6] 赵仕俊,孙美玲,唐懿芳.基于遗传模拟退火算法的无线传感器网络定位算法[J].计算机应用与软件,2009,26(10):189—192.
- [7] 张原.基于高斯混合模型的无线传感器网络节点定位算法的研究[D].吉林,吉林大学,2010.
- [8] Jang-Ping Sheu, Jian-Ming Li. A distributed location estimating algorithm for wireless sensor networks [C] //Bob Werner. Proceedings of the IEEE International Conference on Sensor Networks, Ubiquitous, and Trustworthy Computing. Taichung: IEEE Press, 2006.
- [9] 朱剑,赵海,徐久强,等.无线传感器网络中的定位模

型[J].软件学报,2011,22(7):1612—1625.

- [10] Neal Patwari, Alfred O, Hero III, matt perkins, neiyer correal, and robert [EB/OL]. [2006—10—17]. <http://www.eecs.umich.edu/~hero/localize/>.

作者简介:

叶苗 男,(1977—),博士研究生.副教授.研究方向为网络技术、进化计算.

程小辉 男,(1961—),博士,教授.研究方向为计算机网络技术、嵌入式系统、数据库技术.

邓昀 男,(1980—),硕士,讲师.研究方向为嵌入式系统、计算机网络.