

## 基于变方差概率模型和进化计算的 WSN 定位算法\*

叶苗<sup>1,2</sup>, 王宇平<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(西安电子科技大学 计算机学院, 陕西 西安 710071)

<sup>2</sup>(桂林理工大学 信息科学与工程学院, 广西 桂林 541004)

通讯作者: 叶苗, E-mail: ym@mail.xidian.edu.cn, http://www.xidian.edu.cn

**摘要:** 定位是无线传感器网络技术和应用的重要基础. 基于接收信号强度(received signal strength, 简称 RSS)的定位方法是实际应用中比较重要的定位方法. 考虑到实际应用中不同地点 RSS 测量信号的方差有所不同这一特点, 运用最大概率似然理论, 建立了更加符合实际的基于 RSS 测量的概率定位模型. 对于模型中目标表达式高度非线性不好求解的特点, 运用进化计算理论设计出符合传感器通信特征的定位算法(location in probability maximum with evolutionary algorithm, 简称 PME)求解概率可能性最大的位置坐标点, 并用随机过程在数学上证明了算法的收敛性. 最后, 通过对实际公开数据集的实验, 证实所提出的概率模型和 PME 算法确实能够提高 RSS 测距定位的精度.

**关键词:** 传感器网络; RSS 定位; 概率模型; 变化方差; 进化算法

中图分类号: TP393 文献标识码: A

中文引用格式: 叶苗, 王宇平. 基于变方差概率模型和进化计算的 WSN 定位算法. 软件学报, 2013, 24(4): 859-872. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4255.htm>

英文引用格式: Ye M, Wang YP. Location estimation in wireless sensor networks based on probabilistic model with variant variance and evolutionary algorithm. Ruanjian Xuebao/Journal of Software, 2013, 24(4): 859-872 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4255.htm>

### Location Estimation in Wireless Sensor Networks Based on Probabilistic Model with Variant Variance and Evolutionary Algorithm

YE Miao<sup>1,2</sup>, WANG Yu-Ping<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)

<sup>2</sup>(College of Information Science and Engineering, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China)

Corresponding author: YE Miao, E-mail: ym@mail.xidian.edu.cn, http://www.xidian.edu.cn

**Abstract:** Location is a crucial part of wireless sensor networks technologies and applications. RSS-based (based on received signal strength) location estimations play an important role in practice. Considering the characteristic that the variance of RSS varies in different estimation points, a practical RSS-based probabilistic model is tailored and established according to the probability-based maximum likelihood in this paper. Next, taking the highly nonlinear characteristic of the object function in this probabilistic model, a location approach using the probability maximum with evolutionary algorithm (PME), which corresponds more to the characteristic of communication of the sensors, is proposed to find out the maximum likelihood point. The convergence is proved by the stochastic process. The results of the proposed algorithm, when implemented in a public dataset, show that this proposed probabilistic model and PME outperform existing solutions in terms of RSS-based location estimation accuracy.

**Key words:** wireless sensor network; RSS-based location; probabilistic model; variant variance; evolutionary algorithm

定位问题是无线传感器网络中基本而必不可少的关键问题<sup>[1,2]</sup>. 很多传感器网络的应用和通信协议的设计, 比如覆盖范围、目标和入侵者跟踪、地理路由都离不开传感器节点的位置信息. “没有传感器位置信息的传感

\* 基金项目: 国家自然科学基金(60873099, 61272119, 61203372); 国家教育部博士点基金(20090203110005)

收稿时间: 2011-10-11; 定稿时间: 2012-04-24

数据是毫无意义的”<sup>[3]</sup>。由于传感器网络一般都是由成百上千个低成本的传感器节点组成,因此,为每个传感器节点配备一个定位设备(比如全球定位系统 GPS)是不现实的。更加合理的解决办法是,让一部分传感器节点通过配备 GPS 得到自身确切的位置坐标信息,这些节点称为锚点或信标节点;其余不带位置信息节点(称为未知节点或普通节点)的位置信息可以通过与信标节点的通信来估计。

在实际工程和理论文献中都出现了很多针对无线传感器定位的算法。不同的分类标准会有不同的分类结果<sup>[4]</sup>,比如可分为物理定位和符号定位<sup>[5]</sup>、绝对定位与相对定位<sup>[5]</sup>、集中式计算定位与分布式计算定位<sup>[6]</sup>、基于测距技术的定位和无需测距技术的定位<sup>[7]</sup>、三角测量、场景分析和接近度定位<sup>[8]</sup>。本文讨论的定位方法属于基于测距技术的定位,基于测距技术的定位是通过借助于两个节点之间的距离或角度信息,使用三边测量、三角测量或最大似然估计定位法来估计普通节点的位置。常见的测量技术有到达时间(TOA)<sup>[9]</sup>、到达时间差(TDOA)<sup>[10]</sup>、到达方位角(AOA)<sup>[11]</sup>、接收信号强度(received signal strength,简称 RSS)<sup>[12]</sup>(也有很多文献称为接受信号强度指示器 RSSI)。基于 RSS 定位方法消耗功率低、成本低,但如果单独使用,一般测量的误差都比较大,相对误差高达 50%<sup>[13]</sup>。因此,一般都要使用一些方法来提高精度,比如多次测量<sup>[14]</sup>、循环定位求精<sup>[15]</sup>、概率信息最大<sup>[16]</sup>等方法。多次测量会增加额外的通信开销,概率信息方法能够通过简单的测量得到一些先验信息,避免多次测量和循环定位求精方法增加额外通信开销的弊端。

在目前所用的概率信息方法的求解模型中,基本上假设 RSS 信号的方差是常数。所用的求解方法主要分为两种:一种是传统的数学优化方法<sup>[17]</sup>,如最速下降法、共轭梯度法等。这些方法的缺点是需要用到导数信息,而且容易陷于局部最优,计算量大,比较复杂;另一种方法是网格法,将空间区域划分成很多的网格<sup>[18,19]</sup>,直接计算各个网格中代表点(比如质心点)的概率密度目标函数值。文献[17]将两种方法混合,在划分的网格上应用了传统的 EM 算法。还有基于求模糊贴近度的网格划分法<sup>[20,21]</sup>,基本思想还是和网格法一样,求取贴近度最大的网格。这类方法的优点是实现简单,缺点是误差受到划分的网格大小的影响,如果网格划分过细,计算量会相应地增加,而且空间中很多不需要计算的点都重复进行了计算。

基于以上分析,针对实际应用中不同地点 RSS 测量信号的方差有所不同这一特点,本文运用最大概率似然理论,建立了更加符合实际的基于 RSS 测量的变方差概率定位模型。对于模型中目标表达式高度非线性不好求解的特点,运用进化计算理论设计出符合传感器通信特征的定位算法(location in probability maximum with evolutionary algorithm,简称 PMEAL)求解概率可能性最大(或最大似然)的位置坐标点,并用随机过程在数学上证明了算法的收敛性。最后,通过对实际公开数据集的实验,验证了我们提出的概率定位模型和 PMEAL 算法确实能够提高 RSS 测距定位的精度。

## 1 基于变方差概率模型的传感器定位方法

### 1.1 基于传感器RSS的距离测量

无线信号是一种电磁波信号。在各向同性的传播空间中,考虑球面波的形式,由能量守恒定理可以推导出 RSS 接受信号的理论值(单位是 dB)随着距离呈指数衰减,衰减因子为 2。实际测量中的平均功率也证实了这一点,只是在不同的传播介质中衰减因子会有所不同,一般都大于 2。这可以通过以下公式(1)来表示,其中,  $RSS(d)$  表示接收端接收到的信号强度值(单位是 dB);  $d$  是到测量点的实际距离;  $d_0$  表示参考距离,一般取为 1(单位是 m);  $PL0$  是在参考距离  $d_0$  为 1m 时的接收信号强度值(单位是 dB);  $\eta$  是路径损失因子,即衰减因子。

$$RSS(d) = PL0 - 10\eta \log_{10}(d/d_0) \quad (1)$$

由于噪声的存在,测量的 RSS 值往往有一定的偏差,因此,  $RSS(d) = PL0 - 10\eta \log_{10}(d/d_0) + N_{\sigma_N}$ 。

其中,  $N_{\sigma_N}$  是一个零均值的高斯正态分布的随机变量,方差为  $\sigma_N^2$ 。在下一节会指出,不同地点测量 RSS 信号的高斯分布的  $\sigma_N$  是不一样的。由此,公式(1)可表示为

$$R\tilde{S}(\tilde{d}) = PL0 - 10\eta \log_{10}(\tilde{d}/d_0)$$

其中,  $R\tilde{S}(\tilde{d})$  表示测量得到的 RSS 值,  $\tilde{d}$  表示测量距离。由上式可以得到测量距离  $\tilde{d}$  的表达式为

$$\tilde{d} = d_0 10^{\left( \frac{RSS(\tilde{d}) - PL0}{10\eta} \right)} \quad (2)$$

## 1.2 基于方差概率模型的传感器定位方法

假设在平面区域内分布的无线传感器节点,其中的信标节点有  $n$  个.如果待定位的普通节点坐标用  $(x,y)$  表示,  $d_i$  表示第  $i$  个信标节点到该普通节点的实际欧几里德距离,  $P(d_i)$  表示距离为  $d_i$  的先验概率,  $\tilde{d}_i$  表示通过公式(2)计算测量出来的估计距离,并假定每个普通节点能接收到周围  $n$  个信标节点的信息,变量  $D = (\tilde{d}_1, \tilde{d}_2, \tilde{d}_3, \dots, \tilde{d}_n)$  表示对应的从普通未知节点到锚点  $1, 2, 3, \dots, n$  的测量距离的集合,则  $P(d_i | \tilde{d}_i)$  表示在测量距离  $\tilde{d}_i$  已经确定的情况下,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  $P((\tilde{x}, \tilde{y}) | D)$  最大.根据独立概率事件的性质和贝叶斯法则,估计位置点  $(\tilde{x}, \tilde{y})$  可以表示为

$$(\tilde{x}, \tilde{y}) = \arg \max_{x,y} \{PM(x, y)\} \quad (3)$$

其中,  $PM(x, y) = \prod_{i=1}^n PM_i(x, y)$ ,  $PM_i(x, y) = P(d_i | \tilde{d}_i) = P(\tilde{d}_i | d_i)P(d_i) / P(\tilde{d}_i)$ .

公式(3)是直接将概率函数作为似然函数.由于  $P(\tilde{d}_i)$  与坐标变量  $(x,y)$  无关,作为常数考虑,则公式(3)可以表示为

$$(\tilde{x}, \tilde{y}) = \arg \max_{x,y} \{PM(x, y)\} \quad (4)$$

其中,  $PM(x, y) = \prod_{i=1}^n PM_i(x, y)$ ,  $PM_i(x, y) = P(\tilde{d}_i | d_i)P(d_i)$ .

公式(4)中的  $P(\tilde{d}_i | d_i)$  可以从传播模型中得到.令  $RSS_i$  表示测量时接收第  $i$  个信标节点的信号强度,测量值  $RSS_i$  和相应的测量距离的关系可以表示为  $\tilde{d}_i = g(RSS_i) = 10^{\frac{RSS_i - PL0}{10\eta}}$ , 该式表示将公式(2)应用到第  $i$  个信标节点,并且取  $d_0=1$ .

因此,在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

$$P(RSS_i | d_i) = \frac{1}{\sigma_N \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(r1-0)^2}{2\sigma_N^2}} \quad (5)$$

其中,  $r1 = RSS_i - PL0 + 10\eta \log_{10}(d_i)$ .

将公式(5)代入公式(4),公式(4)中的  $P(\tilde{d}_i | d_i)$  可以表示为

$$P(\tilde{d}_i | d_i) = P(RSS_i | d_i) \cdot \left| \frac{dg}{dRSS_i} \right| = \frac{1}{\sigma_N \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(10\eta \log_{10}(d_i / \tilde{d}_i))^2}{2\sigma_N^2}} \cdot \tilde{d}_i \cdot \frac{\ln 10}{10\eta} \quad (6)$$

依据对同分布概率事件的统计要求,每次随机事件发生的初始条件必须相同.公式(5)表示的分布虽然同为高斯分布,但是由于是对不同地点进行的  $RSS$  测量,场景不一样,随机事件发生的初始条件也不一样.因此,公式(5)和公式(6)中的  $\sigma_N$  也就不一样<sup>[22]</sup>.在很多的文献<sup>[23,24]</sup>中,将这里的  $\sigma_N$  作为常数来处理,仅仅是为了模型简单处理的需要,以减少计算的复杂度,方便求解,这是以精度减少作为代价的.少量的文献考虑了不是常数的情况.文献

[22]中给出并证明了结论  $E[\tilde{d}] = C \cdot d$ , 其中,  $C = \exp \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{\ln 10}{10} \cdot \frac{\sigma_N}{n_p} \right)^2 \right]$ , 这个式子说明对距离  $d$  的估计  $\tilde{d}$  是一个有

偏估计,不同距离  $d$  处测量的估计值和真实值的比值肯定不同.当然,不同地点的  $C$  值也就有所不同,从而不同地点的  $\sigma_N$  也不同.由此可以看出,  $\sigma_N$  确实不是常数.但是,文献[22]后面的讨论中只对  $C$  的上界作了处理,认为“一般地,  $C \approx 1.2$ , 加上 20% 的偏差”,认为最大偏差不会超过 20%,这实际上又是对  $\sigma_N(d_i)$  作了常数化的处理.而在文献[17]中,直接认为  $\sigma_N \propto rssi$ , 相当于对  $\sigma_N$  随着  $d_i$  的变化作了模型假设,但没有给出理由,并且没有考虑到公式(4)中的

$P(d_i)$  项.其测量结果显示了一定的效果,原因在于引入了一个权重项  $w_{ij} = e^{-d_{ij}} / \sum_{k=1}^n e^{-d_{ik}}$ , 认为距离越近,权系数

越大.这相当于对常数化处理的方差作了间接处理,认为方差和权重有关,但没有给出这样选取权系数的具体依据,也就无从判断其合理性.

综上所述,问题的关键就在于如何确定方差  $\sigma_N^2(d_i)$  随距离  $d_i$  的变化关系.较为简单也较为合理的解决方法是,从实验测量中发现  $\sigma_N(d_i)$  的变化规律,建立变化模型.本文通过实验得到了与文献[20]中方差特性相似的实验结果.文献[20]中使用实际的两个传感器 MicaZ 节点,在发射功率恒定为 15dB 的条件下,在不同距离上采集了 1 000 次测量值,统计出标准差与距离的关系,如图 1 所示.

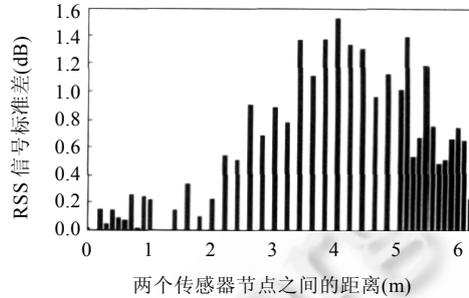


Fig.1 Variation of RSS variance along with the change of relative distance

图 1 RSS 信号标准差随距离变化关系图

图 1 中的变化关系很类似于高斯函数,设想用高斯函数  $\sigma_N(d) = ae^{-\frac{(d-d_0)^2}{b^2}}$  拟合图 1 的标准差  $\sigma_N(d_i)$  曲线,  $a, b, d_0$  参数可以从实验测试中找到合适的取值.这样变化的特点其实是有共性的:在越靠近锚点的地方,受到的噪声影响越小,标准差  $\sigma_N$  也越小;随着距离的增加,噪声影响增加,  $\sigma_N$  也变大;再随着距离的增加, RSS 信号会减弱,在有限噪声影响的情况下,  $\sigma_N$  也随之减小.只是不同类型、不同厂家的无线传感器器件的  $a, b, d_0$  参数不同,在具体进行某种定位测量之前,先要进行多次的测量实验,通过拟合方式确定好  $a, b, d_0$  参数值,得到这些先验信息,再将这些参数值存入各个传感器的局部存储器中,方便后面实际计算时使用.虽然多了这一步,但可以换来具体应用中精度的提高.

因此,公式(6)可以表示为

$$P(\tilde{d}_i | d_i) = \frac{1}{\sigma_N(d_i)\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(10\eta \log_{10}(d_i/\tilde{d}_i))^2}{2\sigma_N^2(d_i)}} \cdot \tilde{d}_i \cdot \frac{10\eta}{\ln 10} \quad (7)$$

其中,  $\sigma_N(d_i) = ae^{-\frac{(d_i-d_0)^2}{b^2}}$ . 代入公式(4)中可以得到:

$$\begin{aligned} PM(x, y) &= \prod_{i=1}^n PM_i(x, y) \\ &= \prod_{i=1}^n P(\tilde{d}_i | d_i) P(d_i) \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_N(d_i)\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(10\eta \log_{10}(d_i/\tilde{d}_i))^2}{2\sigma_N^2(d_i)}} \cdot \tilde{d}_i \cdot \frac{10\eta}{\ln 10} P(d_i) \\ &= \left( \frac{10\eta}{\ln 10 \sqrt{2\pi}} \right)^n \cdot \prod_{i=1}^n \tilde{d}_i \cdot \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_N(d_i)} e^{-\frac{(10\eta \log_{10}(d_i/\tilde{d}_i))^2}{2\sigma_N^2(d_i)}} P(d_i), \end{aligned}$$

其中,  $\left( \frac{10\eta}{\ln 10 \sqrt{2\pi}} \right)^n \cdot \prod_{i=1}^n \tilde{d}_i$  都是与位置坐标  $(x, y)$  无关的项,可以不加以考虑.

因此,公式(4)又可以表示成:

$$\left. \begin{aligned}
 &(\tilde{x}, \tilde{y}) = \arg \max_{x,y} \{PM(x, y)\} \\
 &PM(x, y) = \prod_{i=1}^n PM_i(x, y) = \prod_{i=1}^n P(\tilde{d}_i | d_i) P(d_i) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_N(d_i)} e^{-\frac{(10\eta \log_{10}(d_i/\tilde{d}_i))^2}{2\sigma_N^2(d_i)}} P(d_i)
 \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中,  $d_i = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}$ ,  $\sigma_N(d_i) = ae^{-\frac{(d_i-d_0)^2}{b^2}}$ ;  $P(d_i)$  表示与第  $i$  个锚点坐标  $(x_i, y_i)$  距离为  $d_i$  的先验概率;

$P(d_i) = m(d_i) / \int m(d_i) dd_i$ , 类似于文献[23]中的做法,  $m(d_i)$  近似表示为  $m(d_i) \approx \begin{cases} 2\pi \cdot d_i, & d_i \leq R \\ 0, & R < d_i \end{cases}$ ,  $R$  表示场地最大尺寸, 假设节点通信范围大于  $R$ , 则其含义是落在半径为  $d_i$  的环形区域占整个区域的比例。

## 2 求解传感器变方差概率定位模型的 PME A 算法

公式(8)属于数学上的优化问题, 目标函数式是一个高度非线性复杂的表达式, 用传统的数学方法求解这样的最优解是非常困难的. 变量  $d_i = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}$  几乎出现在了各项因子中, 其对  $x, y$  的导数项比公式(8)的目标函数式更加复杂. 这也是很多文献假设方差为常数的原因. 必须设计出合理的求解算法才能完成传感器节点的定位功能.

近年来, 有文献<sup>[25,26]</sup>提出了用计算智能优化的方法解决传感器的定位问题, 但多数是对目标函数为最小误差平方和  $\sum (\tilde{d}_{ij} - d_{ij})^2$  的形式. 比如, 文献[25]在节点限制为凸组合、对目标函数为误差平方和的情况下, 使用禁忌搜索、遗传算法、模拟退火等算法求解, 但由于节点分布的性质, 需要再加上修正步骤, 这是比较麻烦的<sup>[27-29]</sup>.

目前, 对目标函数为概率形式使用智能优化算法求解最优坐标点  $(x^*, y^*)$  的文献还很少. 智能优化算法是一种随机搜索算法, 求解时不需要函数的导数信息, 函数形式复杂性对求解的影响相对较低. 本文运用进化计算的智能优化方法, 结合无线传感器通信特征, 设计了适合求解公式(8)这样高度非线性问题的定位算法, 称为概率可能性最大的进化定位算法 PME A. 具体的相关进化算子设计、算法步骤设计及分析如下:

第 1 步. 种群初始化.

在定位平面上随机地产生  $\mu$  个点作为初始解  $P(0) = \{P^1(0), P^2(0), \dots, P^\mu(0)\}$ , 其中,  $P^j(0) = (x^j(0), y^j(0))^T$ ,  $P^j(0)$  表示平面上的第  $j$  个点坐标.

对任意的初始个体  $P^j(0), j=1, \dots, \mu$ , 对每个信标节点  $A_q, q=1, \dots, n$ , 在连线  $\overline{P^j(0)A_q}$  方向运用传统数学方法, 即通过对  $d_i$  求导的方法, 对函数  $PM_q(x, y)$  求解局部最大值点, 记找到  $PM_q(x, y)$  最大值的点为  $L^{jq}(k), k=1$ . 比如, 如图 2 所示的个体  $P^1$  对应信标点  $A_1$  而言找到的最大值点为  $L^{11}(1)$ .

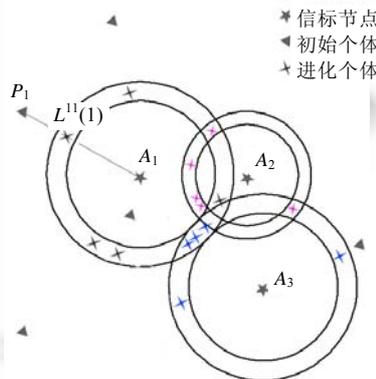


Fig.2 Sketch map of the initial population and the local search

图 2 初始群体和局部搜索示意图

分析:这里没有使用  $PM(x, y) = \prod_{i=1}^n PM_i(x, y)$  作为目标函数对变量  $x, y$  求导,可以避免对  $x, y$  求偏导的复杂处理,而对单个  $PM_i(x, y)$  对单变量  $d_i$  求导不但简单,而且可用的方法很多,比如梯度法、插值法等。

对个体  $P^j(0)$  和函数  $PM_q(x, y)$  而言,同一信标节点  $A_q$ ,函数值  $PM_q(x, y)$  只与到圆心  $A_q$  的距离有关.经过对所有初始个体的处理后,对不同的个体  $P^j(0)$  对应的最优点  $L^{qj}(k)$  (其中,  $k=1$ ) 一定分布在以  $A_q$  为圆心的某个圆环上,如图 2 所示.若总共有  $n$  个信标节点,则应有  $n$  个圆环,每个圆环上分布了  $\mu$  个点  $L^{qj}(1), j=1, \dots, \mu$ , 则总共有  $n \cdot \mu$  个这样的局部最优点.而且对不同的圆环,  $q$  不同,使用的目标函数  $PM_q(x, y)$  也不同,相互之间没有交互,各自的处理方式和计算量也一致.这很适合作分布并行的处理,正好符合传感器网络的特点.

但最终要求得的是  $PM(x, y) = \prod_{i=1}^n PM_i(x, y)$  的最大值点,因此还需有下面的步骤.

第 2 步.对各自圆心为  $A_q$  的圆环上的  $\mu$  个个体  $L^{qj}(k), j=1, \dots, \mu$  作为父代群体,  $k=1$ , 以  $PM(x, y) = \prod_{i=1}^n PM_i(x, y)$  作为适应度函数,迭代地使用如下交叉、变异和选择方式进行进化.

半角交叉:在处于同一个圆心为  $A_q$  的圆环上的  $\mu$  个个体中任意取两个点  $L^{qj_1}(k), L^{qj_2}(k)$ , 用平分圆心角  $\theta = \angle L^{qj_1}(k)A_qL^{qj_2}(k)$  的方式产生两个子代  $L_c^{qo_1}(k), L_c^{qo_2}(k)$ , 如图 3 所示.如果用  $x^{qo_1}(k)$  和  $y^{qo_1}(k)$  表示子代  $L_c^{qo_1}(k)$  的坐标,则具体计算表达式为

$$x^{qo_1}(k) = x^{A_q}(k) + |\overline{L^{qj_2}(k)A_q}| \cdot \cos(\theta_{qj_2} + \theta/2), y^{qo_1}(k) = y^{A_q}(k) + |\overline{L^{qj_2}(k)A_q}| \cdot \sin(\theta_{qj_2} + \theta/2),$$

其中,  $x^{A_q}(k)$  和  $y^{A_q}(k)$  表示点  $A_q$  的坐标,  $|\overline{L^{qj_2}(k)A_q}|$  表示连线  $\overline{L^{qj_2}(k)A_q}$  的长度,  $\theta_{qj_2}$  为连线  $\overline{L^{qj_2}(k)A_q}$  的水平夹角,  $\theta$  表示圆心角  $\angle L^{qj_1}(k)A_qL^{qj_2}(k)$ . 由于 3 个点  $L^{qj_1}(k), A_q, L^{qj_2}(k)$  的坐标都已知,因此,  $\theta_{qj_2}$  和  $\theta$  可以分别通过反正切函数和反余弦函数求出.类似地可以得到子代  $L_c^{qo_2}(k)$  的坐标  $x^{qo_2}(k), y^{qo_2}(k)$  的表达式.

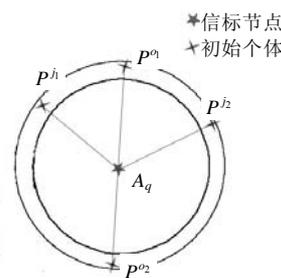


Fig.3 Sketch map of the half central angle crossover

图 3 半角交叉示意图

均匀变异:设定变异概率为  $P_m$ ,对处于圆心为  $A_q$  的圆环上、经过以上交叉后的某个个体  $L_c^{qo_j}(k)$  点,绕圆心  $A_q$  转动一个随机角度  $\theta_{md}$  得到变异后的子代个体  $L_m^{qo_j}(k)$  点,其中,  $\theta_{md}$  表示  $[0, 2\pi]$  之间的一个均匀分布的随机数.

选择:对处于圆心为  $A_q$  的圆环,在父代个体、交叉后个体和变异后的所有个体中,  $\{L^{qj}(k) | j=1, \dots, \mu\} \cup \{L_c^{qo_j}(k) | j=1, \dots, \mu\} \cup \{L_m^{qo_j}(k) | j=1, \dots, \mu\}$  选择最好的  $\mu$  个个体作为下一代群体,  $k=k+1$ .若  $k$  达到事先给定的进化代数  $G_1$ ,则进入第 3 步;否则,转入第 2 步开始的半角交叉继续进化.

分析:这一步中的进化是在每个处于圆心为  $A_q$  的圆环上的  $\mu$  个个体群体独立地进行的,每个圆环上的群体的进化方式(交叉、变异、选择)都相同,使用的适应度函数也相同,都是  $PM(x, y) = \prod_{i=1}^n PM_i(x, y)$ , 因此同样适合作分布并行处理.可以分散平衡传感器节点的计算负载,避免集中计算带来的节点过早“死亡”.每个圆环上群体的进化结果是使得优良个体分布在各个圆环交叉区域的附近.

第3步.对第2步进化得到的  $n \cdot \mu$  个这样的个体(每个圆环上有  $\mu$  个,总共  $n$  个圆环),以  $PM(x, y) = \prod_{i=1}^n PM_i(x, y)$  作为适应度函数,选择最好的  $\mu$  个作为群体,记为  $P^i(t), j=1, \dots, \mu$ ,开始时  $t=0$ ,进行如下方式的进化:

随机凸组合交叉,随机地取当前群体中的 3 个个体  $P^{i_1}(t), P^{i_2}(t), P^{i_3}(t)$ , 计算  $P^i(t) = \sum_{j=1}^3 \theta_{i_j} \cdot P^{i_j}(t)$ ,  $\theta_{i_j}$  为元素在 0 和 1 之间的随机数,并且满足凸组合的约束条件  $1 = \sum_{j=1}^3 \theta_{i_j}$ . 采用这样的交叉方式是由于圆环的交叉区域可以看作是一个凸区域.

多重高斯变异:令  $Q^i(t) = P^i(t) + \Delta P, \Delta P \sim N(0, \sigma_k^2) = (N(0, \sigma_{k_1}^2), N(0, \sigma_{k_2}^2))$ , 表示在位置坐标变量的两个分量上做了分布为高斯分布的正态扰动,且相互独立.这样的变异方式符合传感器 RSS 测量信号服从高斯分布的特点,其中,扰动的分量  $\sigma_{k_1}^2 = \sigma_{k_2}^2$  为事先设定的一个常数.

选择:从  $\{P^i(t)|j=1, \dots, \mu\} \cup \{Q^i(t)|j=1, \dots, \mu\}$  中选  $\mu$  个最好的位置点个体作为下一代群体  $P(t+1)$ . 进化到一定代数  $G_2$  后算法停止,输出最优个体  $P^*(x, y) = (x^*, y^*)$  作为定位结果;否则,返回第3步的交叉算子开始再次进化.

总之, PMEA 定位进化算法分为 3 个阶段:第 1 阶段是初始化进化种群,目的是加速收敛;第 2 阶段是为加速收敛而进行的局部并行进化;第 3 阶段是为提高精度的进化搜索.

### 3 PMEA 算法性能分析

#### 3.1 PMEA 算法收敛性数学分析

本节从数学上讨论 PMEA 算法的收敛性. PMEA 算法是一种随机搜索算法,主要由两个进化阶段组成.如果能够证明两个阶段收敛,那么由收敛的充分性条件性质可知, PMEA 算法是收敛的.为此,先明确数学中随机序列以概率 1 收敛于最优解的确切定义,再证明 PMEA 算法在数学上以概率 1 收敛于最优解.

为了数学上表述方便,先给出如下记号:  $X^* = \{x^* \in S | f(x^*) = \max_{x \in S} f(x)\}$ , 表示全局最优解对应的解;对  $\forall \varepsilon > 0$ ,  $M_\varepsilon = \{x \in S | f(x^*) - f(x) \leq \varepsilon, x^* \in X^*\}$ , 用  $m(M_\varepsilon)$  表示该领域集合  $M_\varepsilon$  的测度,对欧式平面测度空间来讲,  $m(M_\varepsilon)$  即为  $M_\varepsilon$  区域的面积.

**定义 1.** 用  $x^* \in \Omega$  ( $\Omega$  表示搜索可行域) 表示目标函数  $f(x)$  的最优解,若有  $\text{Prob}\{\lim_{t \rightarrow \infty} x^* \in P(t)\} = 1$  成立,则称该进化算法以概率 1 收敛于全局最优解;若有  $\exists x \in P(t), \forall \varepsilon > 0, \text{Prob}\{\lim_{t \rightarrow \infty} x \in M_\varepsilon\} = 1$  成立,则称该进化算法以概率 1 在  $\varepsilon$ -精度上收敛于全局最优解.

显然,如果  $\varepsilon \rightarrow 0$ ,两种以概率 1 收敛的定义是一致的.

**定义 2.** 对进化群体中的两个个体  $a$  和  $b$ ,如果个体  $a$  经过交叉、变异后进化成子代个体  $b$  的概率满足  $\text{Prob}\{MC(a)=b\} > 0$ ,则称个体  $b$  可由个体  $a$  可达;若  $\text{Prob}\{MC(a)=b \in M_\varepsilon\} > 0$ ,则称个体  $b$  可由个体  $a$  在  $\varepsilon$ -精度可达.

显然,如果  $\varepsilon \rightarrow 0$ ,两种可达的定义是一致的.

Bäck<sup>[30]</sup>和 Rudolph<sup>[31]</sup>已经证明:若设计的进化算法满足以下假设,则该进化算法以概率 1(或  $\varepsilon$ -精度)收敛于全局最优解,且与初始群体分布无关:

- 假设 1:可行域空间中的任意两个个体  $a$  和  $b$ ,个体  $b$  可由个体  $a$  ( $\varepsilon$ -精度)可达;
- 假设 2:对于群体序列  $P(0), P(1), \dots, P(k), \dots$  单调,即对  $\forall k$ , 满足

$$\max\{f(x)|x \in P(k+1)\} \geq \max\{f(x)|x \in P(k)\}.$$

基于以上介绍的定义和结论,对上一节提出的 PMEA 进化算法有以下结论成立:

**定理 1.** 对 PMEA 进化算法第 2 步中处于  $A_q$  为圆心的圆环上、按照算法中的半角交叉、平均变异和选择策略进化的群体,以概率 1 收敛于全局最优解,而且与初始群体分布无关.

证明:算法第 2 步中适应度函数为  $PM(x, y) = \prod_{i=1}^n PM_i(x, y)$ , 可行域  $\Omega$  为以  $A_q$  为圆心的圆环,由于适应度函数

在可行域上连续,有确定上下界,最优解集不为空集.任意的两个个体  $a, b$ , 如果用  $c$  表示从父代  $a$  通过半角交叉得到的任一子代个体,发生变异的概率为  $p_m > 0$ , 则个体  $a$  到达个体  $b$  的概率可以表示为

$$\text{Prob}\{MC(a)=b\}=p_m \cdot \text{Prob}\{MC(c)=b\}.$$

若  $\text{Prob}\{MC(c)=b\} > 0$  成立,则说明个体  $a, b$  是可达的.

而可行域  $\Omega$  为以  $A_q$  为圆心的圆环,记为  $C_q$ , 由于采用的是  $[0, 2\pi)$  均匀变异,  $\forall c \in C_q$  变异到另一个体  $b$  的概率为  $\text{Prob}\{MC(c)=b\}=1/2\pi > 0$ , 所以假设 1 满足.

又由于采用保留  $\mu$  个最好个体作为下一代群体的选择策略,每次进化的当前代最好个体肯定比上一代要好,满足单调要求,因此假设 2 也满足.从而定理得证.  $\square$

**定理 2.** 对 PME A 进化算法第 3 步中按照算法中的随机凸组合交叉、高斯变异和选择策略进化的群体,以概率 1 在  $\varepsilon$ -精度收敛于全局最优解.

证明:适应度函数为  $PM(x, y) = \prod_{i=1}^n PM_i(x, y)$ , 可行域  $\Omega$  为传感器有限传输区域,由于适应度函数在可行域上连续,有确定上下界,最优解集不为空集.

先证明满足假设 1. 任意的两个个体  $a, b$ , 用  $c$  表示从父代  $a$  通过半角交叉得到的任一子代个体.记个体  $c$  的坐标分量为  $x_1, x_2$ , 变异成个体  $b$  的分量为  $x'_1, x'_2$ , 由于采用的是分量相互独立的高斯变异,  $x'_i = x_i + \eta_i, i=1, 2$ . 其中,  $\eta_i \sim N(0, \sigma_i^2)$ ,  $\eta = x' - x$ , 所以,

- $\eta_i$  的密度函数为  $p(y_i) = 1/(\sqrt{2\pi}\sigma_i) \cdot \exp(-y_i^2/(2\sigma_i^2))$ ;
- $\eta$  的密度函数为  $p(y) = 1/(\sqrt{2\pi}\sigma_i)^2 \cdot \exp(-(y_1^2 + y_2^2)/(2\sigma_i^2))$ .

由此可得

$$\text{Prob}\{M(c) = b \in M'_\varepsilon\} = \int_{M'_\varepsilon} p(y) dy = \int_{M'_\varepsilon} 1/(\sqrt{2\pi}\sigma_i)^2 \cdot \exp(-(y_1^2 + y_2^2)/(2\sigma_i^2)) dy,$$

其中,  $M'_\varepsilon = \{y | x' - x, x' \in M'_\varepsilon\}$ . 由于  $y_i$  有界,可知  $y_i \leq \theta$ ,  $\theta$  为某个常数.对上式有

$$\text{Prob}\{M(c) = b \in M'_\varepsilon\} \geq \int_{M'_\varepsilon} 1/(\sqrt{2\pi}\sigma_i)^2 \cdot \exp(-(\theta^2)/(2\sigma_i^2)) dy = 1/(\sqrt{2\pi}\sigma_i)^2 \cdot \exp(-(\theta^2)/(2\sigma_i^2)) \cdot m(M'_\varepsilon) > 0.$$

因此,假设 1 满足.

又由于采用保留  $\mu$  个最好个体作为下一代群体的选择策略,每次进化的当前代最好个体肯定比上一代要好,满足单调要求,假设 2 也满足.从而定理得证.  $\square$

**定理 3.** PME A 进化算法以概率 1 在  $\varepsilon$ -精度收敛于全局最优解,  $\varepsilon$  为任一小的数.

证明:PME A 进化算法由 3 个阶段组成:第 1 阶段随机生成群体后,由于使用确定的局部搜索算法,可以保证以概率 1 收敛于全局最优解;由定理 1、定理 2 可知,完成第 2 阶段、第 3 阶段分别在各自可行域上以概率 1 收敛于全局最优解和以概率 1 在  $\varepsilon$ -精度收敛于全局最优解,依据收敛的充分条件性质,可判断 PME A 算法以概率 1 收敛于  $\varepsilon$ -精度全局最优解.  $\square$

### 3.2 PME A 算法复杂度分析

算法分 3 个步骤:第 1 步初始化所花时间与信标节点个数  $n$ 、种群规模大小  $\mu$  成正比,时间复杂度为  $O(\mu n)$ ; 对第 2 步子群体的进化,假设一次半角交叉、一次均匀变异和一次选择操作的时间为  $T_1$ , 则第 2 步所花时间为  $O(n \cdot G_1 \cdot T_1)$ , 其中,  $G_1$  为该阶段的最大进化代数;对第 3 步群体的进化,假设一次随机凸组合交叉、一次高斯变异和一次选择操作的时间为  $T_2$ , 则第 3 步所花时间为  $O(G_2 \cdot T_2)$ ,  $G_2$  为该阶段的最大进化代数. 整个算法时间复杂度即为  $O(\mu n) + O(n \cdot G_1 \cdot T_1) + O(G_2 \cdot T_2)$ . 信标节点个数  $n$  在实际应用时再确定,可以认为是固定的,种群规模大小  $\mu$ 、最大进化代数  $G_1$  和  $G_2$  是进化算法的重要参数,在进化计算的理论中有比较固定的取值方法.提高算法效率的关键在于耗时量  $T_1, T_2$  的实际值,这取决于交叉、变异和选择算子中的浮点数运算量,而其中主要的计算量又集中在目标函数值的计算上.可作如下改进:将标准差随距离的变化关系式  $\sigma_N(d) = ae^{-\frac{(d-d_0)^2}{b^2}}$  以查询表的方式存储在内存中,即  $d$  每隔一段距离(比如 0.3m)对应的  $\sigma_N$  值驻留在各个节点内存中,可以减少因指数函数带来的浮点

数计算时间,近似地达到 $\sigma_N$ 为常数时的运算量效果,节省处理器计算负载和消耗的电量.代价是少量存储空间的增加,例如对室内 15m 范围定位区域,每隔 0.3m 对应一个 $\sigma_N$ 值,只需增加 $(15/0.3) \times 2 = 100$  个单精度数据的存储空间.

#### 4 实验

前面对 PMEAL 算法进行了数学上的收敛性分析和证明,本节从实验上对 PMEAL 算法对解决基于概率模型的传感器定位效果进行测试.与很多用 matLab 仿真的文献不同,本文的概率模型是实际信道模型,因此较为合理的测试方式是对实际的 RSS 数据集进行测试.为了方便验证所提出的概率模型和 PMEAL 算法的可靠性,这里采用了文献[32]中提供的公开数据集,可以从文献[32]下载.该数据集由佛罗里达摩托罗拉通信实验室发布,传感器由摩托罗拉公司提供.实验环境为室内办公室,任何一个节点都在所有其余节点的通信范围内.总共采集了 44 个传感器节点相互之间的 TOA 和 RSS 两种测试数据.本文只需 RSS 数据.文献[32]中用克美罗-雷界估计,利用 RSS 信号完成定位,得到的平均定位误差为 2.18m.

为了对比定位效果,与文献[32]中的处理方法一样,选择 3,10,35,44 号节点作为锚节点(即信标节点),用其余节点与这 4 个锚节点的 RSS 信号值可以分别获得到这 4 个点的测量距离(文献[32]提供的数据集中直接给出了测量估计的距离值).由此可以作为 PMEAL 算法中对普通节点的测量距离进行定位.设用 PMEAL 算法对第  $i$  个普通节点定位得到的位置为  $(x_i^*, y_i^*)$ ,计算其与真实位置  $(x_i, y_i)$  之间的距离  $err_i = \sqrt{((x_i^* - x_i)^2 + (y_i^* - y_i)^2)}$ ,作为第  $i$  个节点的绝对估计误差,总共有 40 个普通节点,计算平均误差  $err = 1/40 \cdot \sum_i err_i$ ,作为衡量算法性能的指标.文献[32]中用克美罗-雷界估计,RSS 信号平均定位误差达到了 2.18m,很多实际定位测量的文献给出的平均误差结果基本都在 2m 以上.

本文用 C 程序实现了 PMEAL 算法.其中,

- 有关群体的参数取值为  $\mu=30, \lambda=30$ ;
- 有关变异的参数中  $\Delta P \sim N(0, \sigma_k^2) = (N(0, \sigma_{k_1}^2), N(0, \sigma_{k_2}^2))$ ,取  $\sigma_{k_1}^2 = 5^2, \sigma_{k_2}^2 = 5^2$ ;
- 对每个普通节点,PMEAL 算法代数设置为  $G_1=100, G_2=100$ .

由于是 4 个信标节点的概率信息定位,如果目标函数取 4 个概率值连乘的形式,数值会非常小,因此,程序中对适应值函数形式进行了一定的修正,让单个锚节点的概率信息值  $\times 1000$  再取对数值,以防在计算适应度值时程序中间数据产生溢出.传感器的通信半径  $R$  取值为 80,其余的传感器参数取与文献[32]中一样的值.概率定位

模型中,有关 RSS 信号值标准差  $\sigma_N(d) = ae^{-\frac{(d-d_0)^2}{b^2}}$  的参数有  $a, b, d_0$ ,可以通过以下实验来找到最佳的取值:

首先,通过实验对比  $\sigma_N(d)$  为常数和变量的定位效果,从而证实多数文献中标准差  $\sigma_N(d)$  为常数的假设是不够理想的判断.选取文献[33]认为是常数的实验方式,图 4 是标准差  $\sigma_N(d)=C$ ,为常数,当  $C$  分别取值为 0.5,0.9,1.0,1.5,2.5,4.0,6.0 时,数据集<sup>[32]</sup>的平均误差  $err$  随不同常数  $C$  变化的折线图,定位算法采用的是 PMEAL 算法.

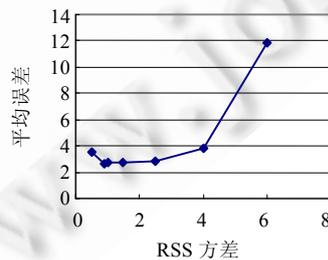


Fig.4 Variation of average error along with the change of constant variance value

图 4 不同方差常数值对应的平均误差

可以观察到,当常数  $C$  取 0.9 时,平均误差达到最小,即 2.67m(但最小定位误差比文献[32]的 2.18m 要大).再考虑本文提到的实际情况中 RSS 标准差  $\sigma_N(d)$  不为常数的情况.

为了确定 RSS 信号值标准差  $\sigma_N(d) = ae^{-\frac{(d-d_0)^2}{b^2}}$  中参数  $a, b, d_0$  的最佳取值,先固定某个  $d_0$  值,然后给  $a, b$  取不同值,运行 PMEA 的 C 语言程序,观察实验结果.比如固定  $d_0=8.0$ ,  $a$  从 0.8 开始取值( $a$  其实表示无论距离  $d$  如何变化,  $\sigma_N(d) = ae^{-\frac{(d-d_0)^2}{b^2}}$  的最大值),引入  $b'$  满足  $b=d_0/\text{sqrt}(\ln(a/b'))$ , 则不同的  $b'$  取值对应于不同的  $b$  值,  $b'$  的含义是曲线  $\sigma_N(d) = ae^{-\frac{(d-d_0)^2}{b^2}}$  与纵轴的交点(理论上是表示距离  $d$  趋近于 0 的假设值,当然,实际中  $d=0$  是不存在的,所以只是理论上的假设值).实验中让  $b'$  取值从 0.1 开始.表 1 是固定  $d_0=8.0$  而取不同  $a, b'$  时的算法运行结果.图 5 是固定  $d_0=8.0$  时,  $a, b'$  取不同值所对应的平均误差  $err$  的折线图.表 1 和图 5 的结果显示,  $a=0.9, b'=0.3$  时平均误差  $err=1.87m$  最小.

再考虑  $b'$  取相同值为 0.3,  $a, d_0$  取不同值的情况.

表 2 是  $a$  取 0.9~1.1,  $d_0$  取 6.5~8.5 得到的平均误差  $err$  的结果,图 6 是对应的折线图.从表 2 和图 6 的结果可以看出,  $b'$  固定取值为 0.3 时,在  $d_0=8.0$  时的平均误差最小,平均误差在 1.86 左右.这不但比前面方差为常数的任何一种情况得到的最小误差 2.67m 要小,而且比文献[32]用克美罗-雷界的 2.18m 的结果还要好,达到了 2m 以下的平均误差.这说明了方差变化的概率定位模型更符合实际.

**Table 1** Variation of average error along with the change of  $a$  and  $b'$  when  $d_0=8.0$

**表 1**  $d_0=8.0$  时不同  $a, b'$  取值对应的平均误差表

$a, d_0$	$b'$	平均误差 $err$	$a, d_0$	$b'$	平均误差 $err$
0.8, 8	0.1	2.558 726 125	0.9, 8	0.1	2.202 078 075
	0.2	1.918 945 35		0.2	1.906 220 05
	0.3	1.973 880 15		0.3	1.870 538 1
	0.4	2.240 049 85		0.4	2.202 414 8
	0.5	2.240 384 05		0.5	2.204 022
	0.6	2.278 121 175		0.6	2.282 927 8
	0.7	2.349 900 425		0.7	2.329 574 675
1.0, 8	0.1	2.466 740 6	1.1, 8.0	0.1	2.569 790 95
	0.2	1.908 250 75		0.2	1.983 825 225
	0.3	1.889 079 275		0.3	1.902 503 925
	0.4	1.999 346 95		0.4	1.979 746 15
	0.5	2.195 934 475		0.5	2.231 713 8
	0.6	2.219 888 75		0.6	2.251 286 5
	0.7	2.270 721 375		0.7	2.270 512 1
1.2, 8.0	0.1	2.542 229 475	1.3, 8.0	0.1	2.611 483
	0.2	1.972 428 4		0.2	2.071 120 4
	0.3	1.923 321 35		0.3	1.949 278 825
	0.4	1.931 247 45		0.4	1.948 726 1
	0.5	2.131 201 85		0.5	1.990 928 225
	0.6	2.271 945 2		0.6	2.178 689 375
	0.7	2.247 305 35		0.7	2.226 783 45
1.4, 8.0	0.1	2.590 935 675	1.5, 8.0	0.1	2.639 611 9
	0.2	2.094 808 4		0.2	2.119 836 1
	0.3	1.940 124 675		0.3	1.957 678 65
	0.4	2.039 331 025		0.4	1.968 933 725
	0.5	2.128 138 7		0.5	2.021 762 2
	0.6	2.123 037 275		0.6	2.053 576 45
	0.7	2.176 832 5		0.7	2.119 737 225

**Table 2** Variation of average error along with the change of  $a$  and  $d_0$  when  $b'=0.3$   
**表 2**  $b'=0.3$  时不同  $a, d_0$  取值所对应的平均误差  $err$

$a, b'$	$d_0$	平均误差 $err$	$a, b'$	$d_0$	平均误差 $err$	$a, b'$	$d_0$	平均误差 $err$
0.9, 0.3	6.5	2.417 854 8	1.0, 0.3	6.5	2.516 161 9	1.1, 0.3	6.5	2.590 192 15
	7	2.073 897 075		7	2.097 956 225		7	2.173 569 075
	7.5	1.891 736 45		7.5	1.868 736 95		7.5	1.899 460 275
	8	1.867 970 75		8	1.901 412 6		8	1.892 954 775
	8.5	1.961 567 325		8.5	1.947 486 9		8.5	1.957 924 475

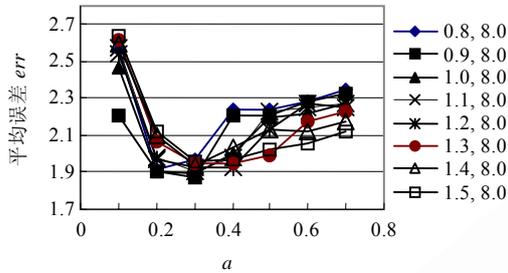


Fig.5 Variation of average error along with the change of  $a$  and  $b'$  when  $d_0=0.8$   
 图 5  $d_0=8$  时  $a, b'$  取不同值所对应的平均误差  $err$  折线图

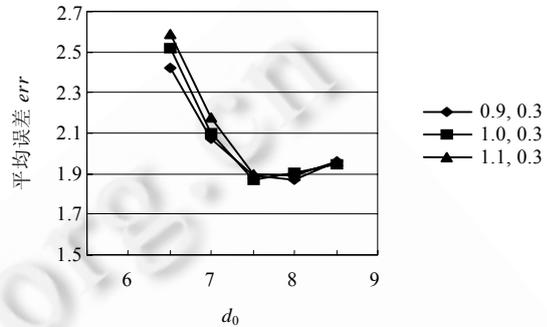


Fig.6 Variation of average error along with the change of  $a$  and  $d_0$  when  $b'=0.3$   
 图 6  $b'=0.3$  时不同  $a, d_0$  取值所对应的平均误差  $err$  折线图

前一节从数学上证明了 PME A 算法的收敛性,本节最后部分通过实验再来测试 PME A 算法的收敛性.对本节前一部分得到的变方差概率模型中的参数  $a, b', d_0$  通过训练后得到的取值分别为 0.9,0.3,8.0.图 7 是 38 号节点的定位示意图,图 7 中标出了文献[32]数据集采集室内环境通信范围内的 PME A 进化算法的位置点进化定位的最终结果(该图省略了中间的进化分布点).在室内通信区域内随机生成 30 个进化个体点,对应到 4 个圆环上,每个圆环上分布 30 个点(有些是半圆环,是由于只考虑了室内通信区域).PME A 算法可以迅速地将定位区域限制于图 7 所示 4 个圆环的交叉区域.在 4 个信标节点对应的圆环交叉区域,找到了 38 号普通节点的定位估计位置(7.74,7.06),与实际位置(7.32,7.54)相比,只偏离了 0.64m.其余的普通节点定位过程和 38 号节点一样.与三角形定位方法相比, PME A 算法省掉了求解定位方程;与网格定位方法相比,PME A 算法可以快速定位到关键区域,不必为了精度事先考虑网格尺寸的大小.从实验上证实了 PME A 算法定位的收敛效果.

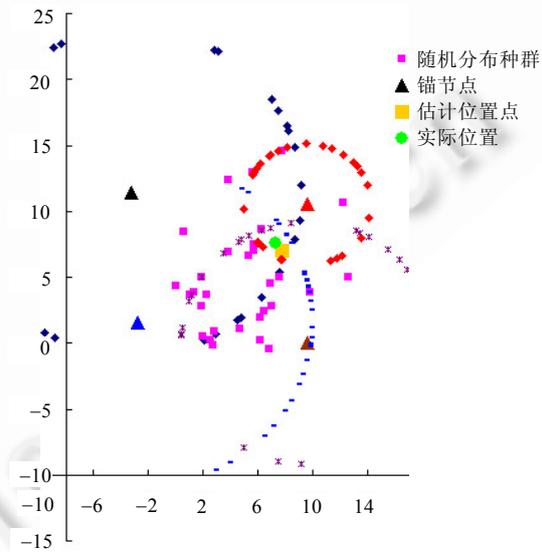


Fig.7 Populations evolution situation  
 图 7 种群分布进化图

## 5 结 论

本文考虑到实际应用中不同地点 RSS 测量信号的方差有所不同这一特点,运用最大概率似然理论,建立了更加符合实际的基于 RSS 测量的概率定位模型.对于模型中目标表达式高度非线性不好求解的特点,运用进化计算理论设计出符合传感器通信特征的定位算法(PMEA)求解概率可能性最大的位置坐标点,并用随机过程在数学上证明了算法的收敛性.最后,通过对实际公开数据集的实验,证实了我们提出的概率模型和 PMEA 算法确实能够提高 RSS 测距定位的精度.不足是,在每次定位前都必须先经过测试,得到不同地点 RSS 方差随距离变化的数据,以此分析确定参数  $a, b', d_0$  的值(另一种可行的办法是建议厂家能在产品出厂前完成这项工作,标识好常见环境下这些参数的值),将这些先验参数值存储在各个传感器节点,或者存储在第 3.2 节中提到的查询表.虽然麻烦些,但从理论和实验分析来看,比方差为常数时定位精度有了明显提高,实际的应用中也是可行的.

**致谢** 在此,我们向对本文的工作给予支持和建议的同行,尤其是西安电子科技大学计算机学院王宇平教授领导的网络优化讨论班上的老师和同学们表示感谢.

### References:

- [1] Chen WP, Meng XF. A cooperative localization scheme for zigbee-based wireless sensor network. In: Kuttan S, ed. Proc. of the 14th IEEE Int'l Conf. on Networks. Singapore: IEEE Press, 2006. 1–5. [doi: 10.1109/ICON.2006.302647]
- [2] Mino R, Iwamoto K, Takashima M, Zemek R, Yanagihara K, Hara S, Kitayama K. A belief propagation-based iterative location estimation method for wireless sensor networks. In: Neuvo Y, ed. Proc. of the 2006 IEEE 17th Int'l Symp. on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Helsinki: IEEE Press, 2006. 1–5. [doi: 10.1109/PIMRC.2006.254179]
- [3] Chen PC. A nonlinear-of-sight error mitigation algorithm in location estimation. In: Proc. of the IEEE Wireless Communications Networking Conf. New Orleans: IEEE Press, 1999. 316–320. [doi: 10.1109/WCNC.1999.797838]
- [4] Wang FB, Shi L, Ren FY. Self-Localization systems and algorithms for wireless sensor networks. Ruanjian Xuebao/Journal of Software, 2005,16(5):857–858 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/16/857.htm> [doi: 10.1360/jos160857]
- [5] Hightower J, Boriello G. Location systems for ubiquitous computing. Computer, 2001,34(8):57–66. [doi: 10.1109/2.940014]
- [6] Want R, Hopper A, Falcao V, Gibbons J. The active badge location system. ACM Trans. on Information Systems, 1992,10(1): 91–102. [doi: 10.1145/128756.128759]
- [7] He T, Huang CD, Blum BM, Stankovic JA, Abdelzaher T. Range-Free localization schemes in large scale sensor networks. In: Proc. of the 9th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking. San Diego: ACM Press, 2003. 81–95. [doi: 10.1145/938985.938995]
- [8] Hightower J, Borriello G. Location sensing techniques. Technical Report, UW CSE 2001-07-30, Seattle: Department of Computer Science and Engineering, University of Washington, 2001. [http://kom.aau.dk/group/05gr999/reference\\_material/location%20techniques/hightower2001techniques.pdf](http://kom.aau.dk/group/05gr999/reference_material/location%20techniques/hightower2001techniques.pdf)
- [9] Harter A, Hopper A, Steggle P, Ward A, Webster P. The anatomy of a context-aware application. In: Proc. of the 5th Annual ACM/IEEE Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking. Seattle: ACM Press, 1999. 59–68. [doi: 10.1145/313451.313476]
- [10] Girod L, Estrin D. Robust range estimation using acoustic and multimodal sensing. In: Proc. of the IEEE/RSJ Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS 2001). Maui: IEEE Robotics and Automation Society, 2001. 1312–1320. [doi: 10.1109/IROS.2001.977164]
- [11] Niculescu D, Nath B. Ad hoc positioning system (APS) using AoA. In: Proc. of the IEEE INFOCOM 2003. San Francisco: IEEE Computer and Communications Societies, 2003. 1734–1743. [doi: 10.1109/INFOCOM.2003.1209196]
- [12] Girod L, Bychovskiy V, Elson J, Estrin D. Locating tiny sensors in time and space: A case study. In: Werner B, ed. Proc. of the 2002 IEEE Int'l Conf. on Computer Design: VLSI in Computers and Processors. Freiburg: IEEE Computer Society, 2002. 214–219. [doi: 10.1109/ICCD.2002.1106773]

- [13] Meguerdichian S, Slijepcevic S, Karayan V, Potkonjak M. Localized algorithms in wireless ad-hoc networks: Location discovery and sensor exposure. In: Proc. of the 2nd ACM Int'l Symp. on Mobile Ad Hoc Networking & Computing. Long Beach: ACM Press, 2001. 106–116. [doi: 10.1145/501431.501432]
- [14] Bergamo P, Mazzini G. Localization in sensor networks with fading and mobility. In: Proc. of the 13th IEEE Int'l Symp. on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Lisbon: IEEE Communications Society, 2002. 750–754. [doi: 10.1109/PIMRC.2002.1047322]
- [15] Savarese C, Rabay J, Langendoen K. Robust positioning algorithms for distributed ad-hoc wireless sensor networks. In: Ellis CS, ed. Proc. of the USENIX Technical Annual Conf. Monterey: USENIX Press, 2002. 317–327.
- [16] Terwilliger M. Location in wireless sensor networks [Ph.D. Thesis]. Michigan: Western Michigan University Kalamazoo, 2006.
- [17] Zhang Y. Research on Gaussian mixture model based location estimation algorithms for WSN [Ph.D. Thesis]. Changchun: Jilin University, 2010 (in Chinese with English abstract).
- [18] Sheu JP, Chen PC, Hsu CS. A distributed localization scheme for wireless sensor networks with improved grid-scan and vector-based refinement. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2008,7(9):1110–1123. [doi: 10.1109/TMC.2008.35]
- [19] Sheu JP, Li JM. A distributed location estimating algorithm for wireless sensor networks. In: Werner B, ed. Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Sensor Networks, Ubiquitous, and Trustworthy Computing. Taichung: IEEE Press, 2006. [doi: 10.1109/SUTC.2006.1636179]
- [20] Zhu J, Zhao H, Xu JQ, Li DZ. Research on a novel fuzzy theory based localization model in WSNs. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(8):1845–1851 (in Chinese with English abstract). [doi: 0372-2112(2010)08-1845-07]
- [21] Sun PG, Zhao H, Luo DD, Zhang XD, Yin ZY. Research on RSSI-based location in smart space. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(7):1240–1245 (in Chinese with English abstract). [doi: 0372-2112(2007)07-1240-06]
- [22] Patwari N, Hero AO, Perkins M, Correal NS, O'Dea RJ. Relative location estimation in wireless sensor networks. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2003,51(8):2137–2148. [doi: 10.1109/TSP.2003.814469]
- [23] Chang CH, Liao WJ. A probabilistic model for relative location estimation in wireless sensor networks. *IEEE Communications Letters*, 2009,13(12):893–895. [doi: 10.1109/LCOMM.2009.12.090502]
- [24] Cheng YY, Lin YY. A new received signal strength based location estimation scheme for wireless sensor network. *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, 2009,55(3):1295–1299. [doi: 10.1109/TCE.2009.5277991]
- [25] Doherty L, Pister KSJ, Ghaoui LE. Convex position estimation in wireless sensor networks. In: Proc. of the IEEE INFOCOM 2001 Conf. on Computer Communications, 20th Annual Joint Conf. of the IEEE Computer and Communications Society. Anchorage: IEEE Press, 2001. 1655–1663. [doi: 10.1109/SURV.2011.040310.00002]
- [26] Kulkarni RV, Förster A, Venayagamoorthy GK. Computational intelligence in wireless sensor networks: A survey. *Communications Surveys & Tutorials*, 2011,13(1):68–96. [doi: 10.1109/SURV.2011.040310.00002]
- [27] Eren T, Goldenburg D, Whiteley W, Yang YR, Morse AS, Anderson BDO, Belhumeur PN. Rigidity, computation, and randomization in network localization. In: Proc. of the 23rd Annual Joint Conf. of the IEEE Computer and Communications Societies. Los Alamitos: IEEE Press, 2004. 2673–2684. [doi: 10.1109/INFCOM.2004.1354686]
- [28] Kannan AA, Mao GQ, Vucetic B. Simulated annealing based wireless sensor network localization. *Journal of Computers*, 2006,1(2):1022–1026. [doi: 10.1109/VETECS.2006.1682979]
- [29] Nekooei SM, Manzuri-Shalmani MT. Location finding in wireless sensor network based on soft computing methods. In: Proc. of the 2011 Int'l Conf. on Control, Automation and Systems Engineering (CASE). Singapore, 2011. 1–5. [doi: 10.1109/ICCSE.2011.5997582]
- [30] Bäck T. *Evolutionary Algorithms in Theory and Practice*. New York: Oxford University Press, 1996. 126.
- [31] Rudolph G. Finite Markov chain results in evolutionary computation: A tour d'horizon. *Fundamenta Informaticae*, 1998,35(1-4): 67–89.
- [32] Patwari N. *Wireless sensor network localization measurement repository*. Salt Lake City, 2006. <http://www.eecs.umich.edu/~hero/localize/>
- [33] Dai LW, Li XY, Cheng Y. Probabilistic localization for wireless sensor networks. *Computer Engineering and Design*, 2009,30(19): 4395–4397 (in Chinese with English abstract). [doi: 1000-7024(2009)19-4395-03]

## 附中文参考文献:

- [4] 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.软件学报,2005,16(5):857-858. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/16/857.htm> [doi: 10.1360/jos160857]
- [17] 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[博士学位论文].长春:吉林大学,2010.
- [20] 朱剑,赵海,徐久强,李大舟.WSNs 中一种新颖的模糊识别定位技术研究.电子学报,2010,38(8):1845-1851.
- [21] 孙佩刚,赵海,罗玎玎,张晓丹,尹震宇.智能空间中 RSSI 定位问题研究.电子学报,2007,35(7):1240-1245.
- [33] 戴立伟,李向阳,程赉.无线传感器网络的 RSSI 定位技术研究.计算机工程与设计,2009,30(19):4395-4397.



叶苗(1977-),男,广西桂林人,博士生,副教授,主要研究领域为网络计算,进化算法,人工智能.  
E-mail: ym@mail.xidian.edu.cn



王宇平(1961-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为人工智能,网络和工程设计中的优化方法,最优化理论,数据挖掘.  
E-mail: ywang@xidian.edu.cn

## 第 15 届国际信息与通信安全会议(ICICS 2013)

## 征 稿 通 知

2013 年国际信息与通信安全会议(ICICS 2013)是第 15 届 ICICS 系列会议.与前 14 届 ICICS 系列会议相同,ICICS 2013 将为国内外信息安全学者与专家齐聚一堂,提供探讨国际信息安全前沿技术的难得机会.作为国际公认的第一流国际会议,ICICS 2013 将进一步促进国内外的学术交流,促进我国信息安全学科的发展.本次学术会议将由中国科学院软件研究所,北京大学软件与微电子学院和中国科学院信息工程研究所信息安全国家重点实验室主办,并得到国家自然科学基金委员会的大力支持.

会议将在信息安全的各个方面展开深入的研讨,ICICS 2013 欢迎来自全世界所有未发表过和未投递过的原始论文,内容包括,但不限于以下内容:

访问控制	计算机病毒与蠕虫对抗	认证与授权	应用密码学
生物安全	数据与系统安全	数据库安全	分布式系统安全
电子商务安全	欺骗控制	网络安全	信息隐藏与水印
知识产权保护	入侵检测	密钥管理与密钥恢复	基于语言的安全性
操作系统安全	网络安全	风险评估与安全认证	云安全
无线安全	安全模型	安全协议	可信计算
可信赖计算	智能电话安全	计算机取证	

作者提交的论文,必须是未经发表或未并行地提交给其他学术会议或学报的原始论文.所有提交的论文都必须是匿名的,没有作者名字,单位名称,致谢或其他明显透露身份的内容.论文必须用英文,并以 PDF 或 PS 格式以电子方式提交.排版的字体大小为 11pt,并且论文不能超过 12 页(A4 纸).所有提交的论文必须在无附录的情形下是可理解的,因为不要求程序委员阅读论文的附录.如果提交的论文未遵守上述投稿须知,论文作者将自己承担论文未通过形式审查而拒绝接受论文的风险.审稿将由 3 位程序委员匿名评审,评审结果为:以论文形式接受;以短文形式接受;拒绝接受.

ICICS 2013 会议论文集将由德国 Springer 出版社作为 LNCS 系列出版,可在会议其间获取.凡接受论文的作者中,至少有 1 位必须参加会议,并在会议上报告论文成果.

## 重要时间和联系方式

投稿截止时间:2013 年 6 月 5 日

通知接受时间:2013 年 7 月 24 日

发表稿提交截止时间:2013 年 8 月 14 日

会议时间:2013 年 11 月 20-22 日

<http://icsd.i2r.a-star.edu.sg/icics2013>