

## 基于高斯混合模型的非视距定位算法

崔玮, 吴成东, 张云洲, 贾子熙, 程龙

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

**摘要:** 针对无线传感器网络室内节点定位, 在分析定位误差模型的基础上, 结合高斯混合模型提出了一种无需先验知识的节点定位算法。利用高斯混合模型, 对含有非视距误差的距离测量信息进行训练, 以获得接近真实值的距离估计值。为取得高精度的定位效果, 采用粒子群算法对期望最大化 (EM)算法进行优化。同时结合优选残差加权算法对所得的距离值进行定位估计, 得出目标节点坐标估计值。仿真实验结果证实了算法的有效性。

**关键词:** 非视距; RSSI; 残差加权算法; 粒子群优化算法; 高斯混合模型

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2014)01-0099-08

## GMM-based localization algorithm under NLOS conditions

CUI Wei, WU Cheng-dong, ZHANG Yun-zhou, JIA Zi-xi, CHENG Long

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

**Abstract:** Aiming at indoor node localizations of WSN, a node localization algorithm, where priori-knowledge is not necessary, was proposed. on basis of analyzing the error model, combined with Gaussian mixture model (GMM). By training the distance measurements containing NLOS errors, the more accurate range estimations can be obtained. For higher localization accuracy, the particle swarm optimization (PSO) was introduced to optimize the expectation-maximization (EM)algorithm. Finally, by using the residual weighting algorithm to estimate the distance, the estimation coordinates of target nodes can be determined. The proposed algorithm was proved to be effective through simulation experiments.

**Key words:** NLOS; RSSI; residual weighting algorithm; particle swarm optimization algorithm; Gaussian mixture model

### 1 引言

随着计算技术、通信技术、传感器技术的发展和相互融合, 无线传感器网络(WSN, wireless sensor network)应运而生<sup>[1]</sup>。WSN的出现引起了全球军事界、学术界和工业界的极大关注。无线传感器网络有广阔的应用前景, 能广泛用于环境监测和预报、城市交通、军事以及医疗护理等领域。

位置信息在无线传感网络的监测工作中至关重要, 节点定位问题是 WSN 诸多应用的前提, 也是无线传感器网络进行目标跟踪、目标识别、监测等应用的前提和基础, 对传感器网络的有效性起着关键作用。近几年对无线传感器网络节点定位问题的

研究也很广泛。但在实际环境中, 如果目标节点和锚节点之间无线电传播的视距(LOS)路径被建筑物等阻挡, 电波只能以折射、反射等非视距(NLOS)传播方式进行传播。与视距路径情形下相比, 测量值中会产生一个正向超量时延, 该正向时延即为非视距误差。若把这种含有较大误差的测量值应用于对目标节点的定位估计, 将使定位算法性能显著下降, 无法取得目标节点位置信息准确的最大似然估计, 继而导致估计结果产生较大偏差。由于在实际环境中非视距传播广泛存在, 要提高室内环境下节点定位的准确性, 就必须研究如何削弱非视距误差带来的影响。

近年来, 国内外的科研人员在非视距误差削弱

收稿日期: 2013-09-06; 修回日期: 2013-11-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61273078)

**Foundation Item:** The National Natural Science Foundation of China(61273078)

算法研究方面做了很多工作：WYLIE<sup>[2]</sup>提出如下算法：找出是否有非视距误差或通过与在视距环境下模型进行偏差比较，然后在NLOS环境下重建LOS传播模型，但是需要进行多次通信得到误差信息分布的统计特性，在WSN中，多次通信会消耗大量的节点能量。在文献[3]中，提出使用卡尔曼滤波重构非视距信号，该方法需要获得信号的统计特性，但是在实际环境下获得这些先验知识特别困难。基于泰勒级数展开的加权最小二乘估计（TS-LS）虽是一种广泛使用的定位算法，但其需要用于确定权重的统计信息<sup>[4]</sup>。CHEN<sup>[5]</sup>提出了残差加权法，用以减轻在测量范围内无法识别非视距测量值时的非视距误差。文献[6]中利用RT (residual test)识别非视距误差，之后仅利用视距测量值进行位置估计；文献[7]利用ML函数推导出包含封闭解的近似最大似然估计算法；SCHMIDT在其发表的文章中提出了一种新型TDOA定位算法<sup>[8]</sup>；文献[9]提出了一种基于时间差测量值的非参数近似的定位估计法，在非视距环境下具有较好的定位精度；文献[10]将隐马尔可夫模型(HAM)的应用于定位估计中，文献[11,12]提出使用滤波的方法克服非视距误差的定位算法。SHURJEE等人分析了非视距环境下波束受到的散射，并建立非视距环境下波束的传播模型<sup>[13]</sup>。OSAMA提出一种协同定位方式，通过与邻居节点协同削弱NLOS对定位的干扰<sup>[14]</sup>。澳大利亚CSIRO研究中心的YU等人提出了一种基于约束条件的减小或消除非视距误差的定位算法，同时提出比CRLB更准确的判据准则<sup>[15]</sup>。武汉理工大学贺远华等人在分析经典非视距误差抑制算法的基础上，提出了优选残差加权定位算法，减小了计算量，进一步削弱了非视距影响<sup>[16]</sup>。在文献[17]中应用卡尔曼或扩展卡尔曼滤波解决定位问题，其中，主要原理为利用时间的累积加入新的信息，降低误差，该算法的精度较高，适用于非平稳随机过程，可以用于跟踪运动目标，但该算法中需要不同时间的定位参数，且在某些情况下算法可能不收敛。文献[18]提出应用交互式多模型解决非视距定位问题，但是该方法需要先验信息，有一定的局限性。定位过程中，因测量值个数要比所要求的最少参数多，所以对目标节点的定位由非线性方程求解可转化成求解非线性最优化估计问题。对此，许多学者也展开大量的实验研究，并取得了一定的成果<sup>[19]</sup>。

以上都是针对削弱非视距误差的定位算法进

行的研究，可以看出，无线传感器网络定位中非视距误差削弱算法的设计向着低计算量、高精度的方向发展。本文提出一种新颖的算法：在没有先验信息的情况下，对距离测量值应用粒子群优化的高斯混合模型进行训练，得出距离估计值，继而使用优选残差加权算法进行定位，从而有效减弱NLOS带来的影响。

## 2 测距模型

### 2.1 RSSI 测距模型

无线传感器网络定位可分为：基于测距技术的定位和无须测距技术的定位。无须测距技术的定位不需要测量节点间距离或方位，如APIT算法、质心算法等。此类算法可以降低能量消耗和硬件配置方面的要求，但缺点是定位精度较低。基于测距技术的定位对硬件的要求高、能耗大，但定位精度较高。在基于测距的定位方法中，节点间角度或距离的测量是无线传感器网络节点定位的基础。而节点间的距离或角度是通过提取接收信号中的特征参数来实现的，根据提取特征参数的不同，现有的测量技术可分为信号到达时间(TOA, time of arrival)、信号到达时间差(TDOA, time difference on arrival)、接收信号强度(RSSI, received signal strength indicator)和信号到达角度(AOA, angle of arrival)等。由于RSSI定位机制具有低成本、不需额外硬件、计算简单等优点，因此，本文使用RSSI定位机制。

RSSI定位机制是根据测出的接收信号的强度和已知的频道衰落模型来估计发射机和接收机之间的距离，根据多个距离测量值可得到目标节点的位置。通过一次信号的强度测量将目标节点锁定在以锚节点为中心的轨道上，由接收到的信号强度值确定圆的半径，通常情况下，通过3个锚节点就可确定目标节点位置。

因为信号在传播过程中信号强度会逐步减弱，根据接收机接收到的信号强度，即可估计出发射机与接收机之间的距离。通常情况下，信号衰减数学模型为

$$P(r) = P_0 - 10n \lg(r/r_0) \quad (1)$$

其中， $r$ 为发射机和接收机之间的距离； $r_0$ 为参考距离； $n$ 为信道衰减指数，一般取2~4； $P_0$ 为距离发射机 $r_0$ 处的信号强度，可由经验得出，也可由硬件规范定义得到； $P_r$ 为距离发射机 $r$ 处的信号强度。

## 2.2 测距误差模型

基于上述RSSI的测距模型，本文提出如下测量误差模型

$$\hat{r} = \begin{cases} r + m_{\text{LOS}}^F + N_{\text{LOS}}, & \text{LOS} \\ r + m_{\text{NLOS}}^{F,O} + N_{\text{NLOS}}, & \text{NLOS} \end{cases} \quad (2)$$

其中， $\hat{r}$ 为距离测量值， $r$ 为接收机与发射机之间的真实距离， $m_{\text{LOS}}^F$ 代表在LOS环境下多径影响引起的误差， $F$ 为射频影响， $m_{\text{NLOS}}^{F,O}$ 代表NLOS引起的误差， $O$ 代表障碍物影响，在非视距环境下 $m_{\text{NLOS}}^{F,O}$ 为正数。在视距及非视距环境中都会产生由于测量导致的误差，用 $N_{\text{LOS}}$ 、 $N_{\text{NLOS}}$ 表示。测量误差是受实验装置以及操作人员等因素所产生的误差噪声，因此通常远远小于非视距误差， $m_{\text{NLOS}}^{F,O}$ 由于受到障碍物影响，要远远大于 $m_{\text{LOS}}^F$ ，不难得出以下大小关系

$$|N_{\text{LOS}}|, |N_{\text{NLOS}}| \leq |m_{\text{LOS}}^F| \leq |m_{\text{NLOS}}^{F,O}| \quad (3)$$

对于 $m_{\text{LOS}}^F$ ，在室内环境下，可以由式(1)消除误差，本文主要讨论对 $m_{\text{NLOS}}^{F,O}$ 的消除方法。

## 3 高斯混合模型及其在距离估计中的应用

在实际测量中，信号受到障碍物干扰产生NLOS误差，与真实距离值相比，测量值存在正向偏差，由于视距环境下和非视距环境下的距离估计值都服从高斯分布<sup>[20]</sup>。因此，本文使用高斯混合模型(GMM)描述距离估计值的分布。在高斯混合模型中，LOS和NLOS距离估计值可用高斯模型中的不同概率分布模型来描述。

### 3.1 高斯混合模型描述

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 为 $N$ 维距离估计值的矢量，其中包括LOS及NLOS环境下的距离估计值。在视距条件下的距离估计值的概率密度函数满足 $f_{\text{LOS}}(x) \sim N(r_{\text{LOS}} + m_{\text{LOS}}^F, \delta_{\text{LOS}}^2)$ ， $r_{\text{LOS}}$ 表示在视距环境下的真实距离， $m_{\text{LOS}}^F$ 在室内环境稳定的情况为定值，在不存在较大偏差的情况下，将该值设为0， $\delta_{\text{LOS}}^2$ 表示视距环境下的方差。在非视距环境下的距离估计值服从高斯分布： $f_{\text{NLOS}}(x) \sim N(r_{\text{NLOS}}, \delta_{\text{NLOS}}^2)$ ，其中， $r_{\text{NLOS}} = r_{\text{LOS}} + m_{\text{NLOS}}^F$ 。由此可得一个 $K$ 阶的混合高斯模型的概率密度函数，可表示为

$$f(x; \theta) = p_1 f_{\text{LOS}} + \sum_{k=2}^K p_k f_{\text{NLOS},k} = \sum_{i=1}^K p_k g(x; r_k, \sigma_k) \quad (4)$$

其中， $g(x; r_k, \sigma_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-r_k}{\sigma_k}\right)^2}$ 为每个子分布的 $N$ 维联合高斯概率分布， $p_k$ 为混合加权重，且满足约束条件 $\sum_{k=1}^K p_k = 1$ 。 $\sigma_k$ 为协方差矩阵， $r_k$ 为每个高斯混合模型的均值矢量，表示目标节点与锚节点间的距离值。一般情况下，完整的混合高斯模型由协方差矩阵、参数均值向量和混合权重组成，可表示为 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) = ((p_1, r_1, \sigma_1), (p_2, r_2, \sigma_2), \dots, (p_k, r_k, \sigma_k))$ 。其中，均值表示距离估计值的大小，类别数表示误差分布的种类数，包括视距下的测量误差、非视距情况下强弱不同的非视距误差。大规模数据的情况下，非视距误差的概率密度函数通常是平滑的，所以有限数目的高斯密度函数就能够对测量值的密度函数形成平滑逼近。通过适当地选择高斯混合模型分量，设置适当的均值、协方差和混合权重，可实现对某一概率密度函数的模型建立。

由于NLOS误差为大于零的正数，因此，接收机与发射机之间最接近真实距离的估计值应为所有距离估计值中的最小值。

### 3.2 高斯混合模型的参数估计

用高斯混合模型表示出测量距离值矢量就是将这些特征矢量进行分类，各个类别的特征矢量的概率密度函数可视为一个服从高斯分布的函数，这个类别的中心为该高斯分布的均值，协方差矩阵为这一类别的离散度。

高斯混合模型的参数估计是通过给定的一组测量数据，根据某种准则求出模型的参数，从而使确定的高斯混合模型能最佳地描述距离估计值的概率分布。常用的估计算法是最大似然(ML, maximum likelihood)估计，可设置一组用于训练的距离估计值矢量序列为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 。

GMM的似然度表示为

$$F(x; \theta) = \prod_{i=1}^K p_k g(x; r_k, \sigma_k) \quad (5)$$

训练的目的在于找到一组参数 $\theta^*$ ，使 $F(x, \theta)$ 最大，即

$$\theta^* = \arg_{\theta} \max F(x; \theta) \quad (6)$$

式(6)是关于 $\theta$ 的非线性函数，通常情况下很难直接求得使 $F(x, \theta)$ 最大的参数 $\theta$ 。一般采用EM(expectation maximization)算法。EM算法是极大似

然估计算法在实际运用中的一种替代算法，它是一种递归最大似然算法，主要用于从训练数据序列中得到模型参数的估计值。它的计算都是由参数 $\theta$ 的初始值开始，根据公式估计出下一组新的参数，能够使新的参数的似然度满足 $F(x; \theta^*) \geq F(x; \theta)$ 。将新的模型参数视为新的初始模型参数继续进行训练，不断迭代运算进行下去，一直到模型收敛为止。EM算法混合权值的重估、均值的重估、方差的重估的迭代过程(第 $k$ 步)如下。

1) 概率权值的重估迭代公式为

$$p_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N p(k|n) \quad (7)$$

2) 均值的重估迭代公式为

$$r_k = \frac{\sum_{n=1}^N p(k|n)x_n}{\sum_{n=1}^N p(k|n)} \quad (8)$$

3) 方差的重估迭代公式为

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N p(k|n)(x_n - r_k)^2}{\sum_{n=1}^N p(k|n)}} \quad (9)$$

上述三式中的 $p(k|n)$ 为后验概率，可表示为

$$p(k|n) = \frac{p_k g(x_n; r_k, \sigma_k)}{\sum_{i=0}^K p_i g(x_n; r_i, \sigma_i)} \quad (10)$$

上述公式将EM算法中的求期望值(E步)和最大化(M步)同步执行。对上述公式的不断迭代，也是对EM算法中E步、M步的迭代更新。终止迭代的条件是找到似然函数的极大值。EM算法能较好地解决使用极大似然算法估计训练样本的高斯混合模型参数的问题。

### 3.3 聚类和初始参数设置

由上述分析可得，高斯混合模型参数估计可使用EM算法，由于EM算法搜索得到的是局部最大值，因此，在算法中参数初始值的取值非常重要。高斯混合模型初始参数的设定包含对混合系数、均值向量、协方差矩阵、高斯模型类别数的设定。其中，高斯混合模型分量数通常都是基于经验值的设定。通常情况下，若GMM的混合数太少，训练得出的高斯混合模型不能有效地描述距离值的分布

特征，还原真实值的性能下降。GMM的混合数越多，GMM模型的模拟误差分布的准确度就越高，能模拟的非视距误差分布就越复杂越细，能更有效地刻画定位误差分布。由于随着混合数的增加，模型参数会更多，计算量会相应地急剧增加，所以混合数并不是越多越好。

对EM算法参数的初始化一般情况下采用2种不同的方法，一种是随机选取训练数据序列中若干个矢量作为模型的初始参数。另外，可使用聚类算法大致估计出样本的分布，以此为根据设定均值初值，可获得更好的初值。可简单地设协方差矩阵为对角阵。

聚类是把特征矢量划分到每个类别中，继而依次计算每个类别的均值和协方差，将其作为初始的均值和协方差，权值指每个类别中包含的特征矢量个数占总特征矢量个数的比例。在实际中，一般采用的算法是K-均值聚类选择法，其作用是把 $n$ 个样本划分到 $K$ 个类别中去，使同一个类别中的样本具有最大的相似度，也可以说是使各个样本与其所在的类别的均值的误差平方和达到最小，这里的类别数就是高斯混合模型中的高斯分量的数目。由于在此类方法中，各个特征向量能被完整地分配到某一类中，因此，此类算法又被称为硬聚类方法，本文使用K均值聚类对EM算法进行初始化。

K均值算法的目标函数定义为

$$J = \sum_{i=1}^k \left( \sum_{x_j \in G_i} d_{ij}^2 \right) = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n \mu_{ij} d_{ij}^2 \quad (11)$$

第 $i$ 类的目标函数可表示为

$$J_i = \sum_{x_j \in G_i} d_{ij}^2 \quad (12)$$

其中， $d_{ij}$ 表示第 $i$ 类聚类中心 $m_i$ 和第 $j$ 个数据 $x_j$ 间的距离，通常用欧式距离表示。

$\mu_{ij}$ 被定义为

$$\mu_{ij} = \begin{cases} 1, & |x_j - m_i| \leq |x_j - m_k|, i \neq k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

当 $\mu_{ij}=1$ 时，表示数据 $x_j$ 属于第 $i$ 类；当 $\mu_{ij}=0$ 时，表示数据 $x_j$ 不属于第 $i$ 类。 $\mu_{ij}$ 应满足下面的约束条件：

$$\sum_{i=1}^k \mu_{ij} = 1, \quad j \in [1, n] \quad (14)$$

K均值算法的步骤可简要描述如下。

**step1** 设置聚类类别数 $K$ ，对聚类中心 $m_i, i=1,$

2, ..., K进行初始化, 通常的做法是随机选取K个点。

**step2** 确定 $\mu_{ij}$ , 把所有 $\mu_{ij}=1$ 归入第*i*类。

**step3** 使用下式对K个聚类中心重新进行计算。

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x_j \in G_i} x_j \quad (15)$$

其中,  $N_i$ 表示属于第*i*类 $G_i$ 的样点个数。

**step4** 计算式(11)中的目标函数值。

**step5** 返回step2, 直到目标函数减小到某一阈值下。

以上所述每一次的迭代过程都是朝着目标函数值减小的方向进行的, 最终的聚类结果是使目标函数值取得极小值, 达到较优的聚类效果。通过聚类, 将距离估计值中视距情形下的含有测量误差的距离估计值、非视距情形下强弱的不同非视距误差距离测量值区分出来。根据非视距误差为正值这一特征, 选取其中最小的距离估计值作为估计结果。

## 4 基于高斯混合模型的非视距定位算法设计

### 4.1 基于粒子群优化的EM算法

根据上文的分析可知初始值的选取对EM估计算法的精度至关重要。因此, 本文首先使用K均值算法获得初始值, 为获得较好估计结果, 本文将粒子群优化算法应用于高斯混合模型中EM算法的优化。粒子群优化(PSO)算法属于进化算法的一种。它从随机解出发, 通过不断迭代寻找最优解, 使用适应度评价解的品质, 通过追随当前寻找到的最优值来寻找全局最优解。PSO算法具有实现容易、收敛快、精度高等优点。本文使用粒子群算法对K均值分类得到的初始值进行优化。优化参数包括混合系数、均值向量、协方差矩阵3个初始值。因此设定粒子群的解空间为三维, 粒子的群体数目为*m*, 任一粒子*i*的位置可表示为 $X_i=(x_1, x_2, \dots, x_m)$ , 设定此时的目标函数为

$$fitness = F(x; \theta) = \prod_{i=1}^K p_k g(x; r_k, \sigma_k) \quad (16)$$

基于粒子群优化的EM算法的具体步骤如下。

**step1** 初始化粒子群, 给定粒子的群体数目*m*和任一粒子*i*的初始位置为 $P_g=(p_{g_1}, p_{g_2}, \dots, p_{g_m})$ , 初始速度为 $V_i=(v_{i_1}, v_{i_2}, \dots, v_{i_m})$ 。

**step2** 计算各粒子的适应度值 $fitness(i)$ , 并更新当前自身最优位置 $p_{best}$ 与种群最优位置 $g_{best}$ 。

**step3** 对种群位置 $g_{best}$ 执行一次EM算法迭代, 即执行一次E步和一次M步进行更新。比较更新后的位置与 $g_{best}$ 位置, 若更新后的位置比原来的 $g_{best}$ 位置更优, 则 $g_{best}$ 位置为更新后的位置; 否则 $g_{best}$ 位置保持不变。

**step4** 检验位置 $g_{best}$ 是否已满足要求。若满足要求, 则结束, 并取位置 $g_{best}$ 的对应参数作为EM算法的初始参数; 否则转至step5。

**step5** 更新粒子群的位置和速度参数并转向执行step2。

### 4.2 优选残差加权算法的应用

CHEN提出的残差加权定位法在NLOS误差统计特性未知的前提下, 可以获得较好的定位效果, 但是计算繁琐、消耗大。本文使用优选残差加权算法(SRWgh)对EM算法所得的距离值进行定位估计。

以二维坐标系为例, 假设目标节点目前可以得到 $N(N>3)$ 个距离测量值, 分别来自不同的锚节点。则对优选的残差加权算法(SRWgh)描述如下。

1) 对于*N*个信标节点提供的*N*个测量值, 取3个距离测量值的子集合, 共 $K=C_N^3$ 个, 定义每种组合的信标节点索引基为 $\{S_k | k=1, 2, \dots, N\}$ , 对所有组合, 进行最小二乘估计。

2) 在K组集合中, 计算每组的平均距离残差平方, 定义平均距离残差平方为

$$\overline{Res}(\hat{X}_k, S_k) = \frac{Res(\hat{X}_k, S_k)}{Size\ of \cdot S_k} \quad (17)$$

选出得到的K组平均距离残差平方值中残差值最小的一组, 记为 $S_{min}$ 。

3)  $S_{min}$ 中元素个数表示为*P*,  $S_{min}$ 的补集表示为*Q*。取出*Q*中的每一元素, 各自加入 $S_{min}$ , 构成元素个数为*N-P*的集合 $\{S_k | k=1, 2, \dots, N-P\}$ 。对集合依次使用最小二乘算法计算坐标估计和平均距离残差平方。将其中平均距离残差平方最小的集合记为 $S_{min}$ 。

4) 当*P*<*N*时重复步骤3); 当*P*=*N*时进入步骤5)。

5) 对所有组合所对应的坐标估计及平均距离残差平方, 用下式实现加权平均

$$\hat{X} = \frac{\sum_{k=1}^N \hat{X}_k \left( \overline{Res}(\hat{X}_k, S_k) \right)^{-1}}{\sum_{k=1}^N \left( \overline{Res}(\hat{X}_k, S_k) \right)^{-1}} \quad (18)$$

其中, *V*表示所有出现过的组合*S*的个数。

由于该类算法的计算量主要集中在最小二乘估计上, 对比 Rwgh 算法, Swgh 算法在锚节点个数  $N$  较大时可以节省大量的最小二乘计算。

当锚节点个数为  $N$  时, 残差加权算法的最小二乘估计数为

$$K_{Rwgh} = \sum_{k=3}^N C_N^k \quad (19)$$

优选残差加权算法的最小二乘估计数为

$$K_{Swgh} = C_N^N + C_N^{N-1} + C_N^{N-2} + \dots + C_4^3 \quad (20)$$

当距离测量值越多时, 越能体现优选残差加权算法在计算量上的优越性。因此在锚节点个数比较多的传感器网络中, 优选残差加权在计算数量上占一定优势, 实现了算法的低复杂度运算。

采集大量距离测量值后, 通过粒子群算法优化 EM 算法的初始值, 再通过 EM 算法得出距离估计值, 继而应用优选残差加权算法进行定位估计, 得出目标节点的坐标估计值。

### 5 仿真实验及分析

本文设定实验环境: 大小为  $10\text{ m} \times 10\text{ m}$  且节点随机分布的教室, 将所有节点布置在与地面距离为  $1\text{ m}$  的高度, 选择课间休息, 学生来回走动时采集距离测量值, 基于此实验环境, 进行仿真实验, 设置测量噪声为  $\mu$  均值,  $\delta$  标准差的高斯分布。性能评价指标是均方根误差 (RMSE)。

$$RMSE = \sqrt{E[(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2]} \quad (21)$$

在仿真中, 比较了本文提出算法的定位性能与传统残差加权算法对样本距离值的平均值进行定位的结果。经过大量实验验证,  $K$ -均值聚类类别数应选为 2, 图 1 给出了算法性能随锚节点个数变化的算法效果对比; 图 2~图 4 显示了算法的定位精度随误差的变化; 图 5 为算法的累积误差分布图比较。

图 1 中, 随着锚节点数目的增加, 2 种算法的均方根误差都相应减小, 取平均值使用传统残差加权定位算法进行定位所得均方根误差较大, 而本文提出的基于粒子群优化 GMM 定位算法大大提高了定位精度。粒子群优化的 GMM 所得曲线图更趋于平稳, 具有较好的顽健性。

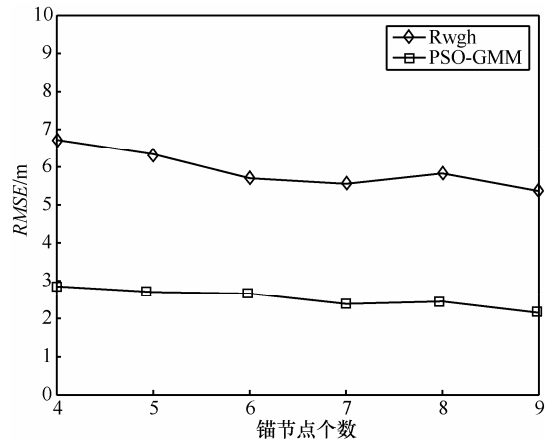


图 1 算法性能随锚节点个数变化的比较

图 2~图 4 显示了误差不同时不同的实验结果, 设置 6 组不同高斯分布的误差组别, 不同组别的误差分布如表 1 所示。为了增加结果的可信性, 对锚节点个数为 5、7、9 的情况均进行实验, 由柱状图可以看出, 与传统残差加权定位算法相比, 本文提出算法的定位精度有明显提高, 同时顽健性也较强。

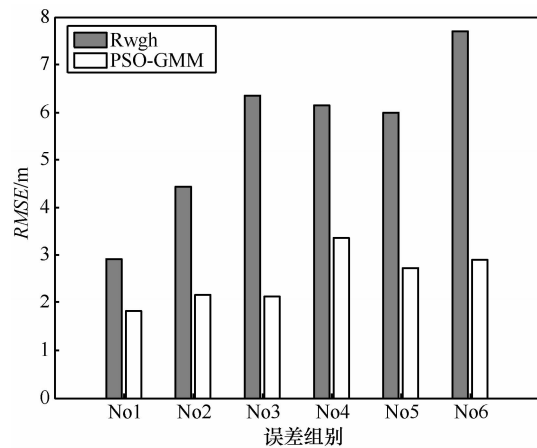


图 2 误差变化时算法性能的比较(锚节点个数为 5)

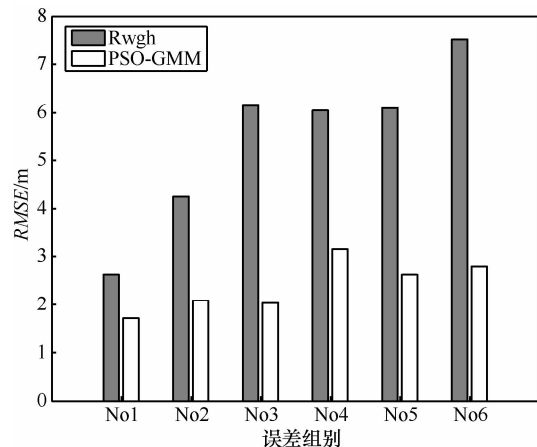


图 3 误差变化时算法性能的比较(锚节点个数为 7)

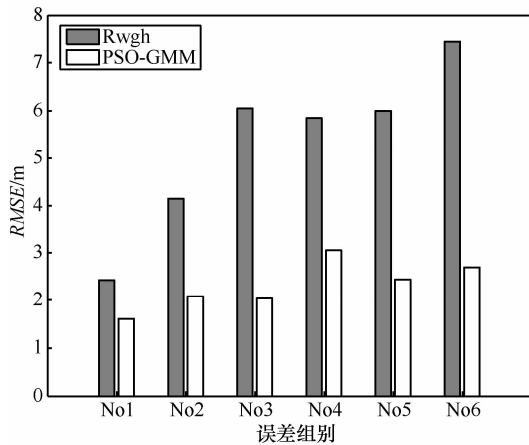


图 4 误差变化时算法性能的比较(锚节点个数为 9)

表 1 误差分布设置

误差组别	误差分布
No1	$\{N(0,3), N(0,2), N(0,2) N(0,1) N(2,1) N(4,2)\}$
No2	$\{N(0,3), N(0,2), N(0,1) N(2,2) N(4,1) N(5,2)\}$
No3	$\{N(0,2), N(0,1), N(2,1) N(4,2) N(5,3) N(6,2)\}$
No4	$\{N(0,1), N(2,1), N(2,2) N(4,2) N(5,3) N(6,2)\}$
No5	$\{N(2,1), N(2,1), N(2,2) N(4,2) N(5,3) N(6,2)\}$
No6	$\{N(0,3), N(2,2), N(4,1) N(5,2) N(6,1) N(8,2)\}$

图 5 采用累积分布函数来比较 2 种不同算法的性能, GMM 模型的 CDF 曲线在误差值为 3 时已近似平滑, 进一步证实了本文提出的定位算法优异的定位性能。

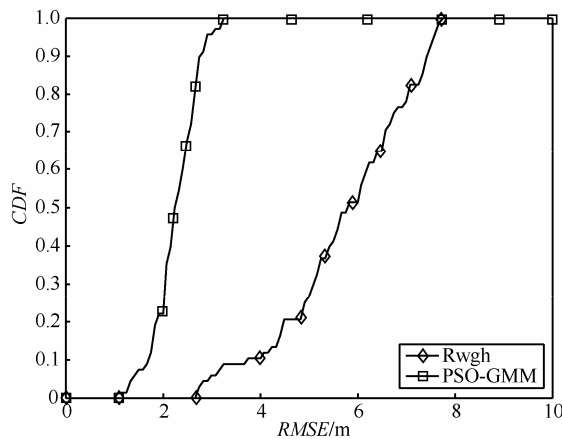


图 5 算法的累积分布函数图比较

## 6 结束语

本文主要针对无线传感器网络节点定位中非视距误差削弱算法进行深入研究, 在分析误差模型

的基础上, 结合高斯混合模型提出一种无需先验知识的节点定位算法。该算法对所得的距离测量信息使用高斯混合模型进行训练得到距离估计值, 为了得到最接近真实值的距离估计值采用粒子群算法对 EM 算法进行优化, 结合优选残差加权算法对所得的距离估计值进行定位估计得出最终节点坐标。该算法能够排除严重失真的定位结果, 因此在一定程度上克服了 NLOS 的影响。此外, 该算法计算简单, 降低了计算复杂度, 是一种简单实用的节点定位方法。仿真实验结果表明, 该算法能有效提高定位精度并具有一定顽健性。

## 参考文献:

- [1] GEHRKE J, LING L. Guest editors' introduction: sensor-network applications[J]. IEEE Internet Computing, 2006, 10(2): 16-17.
- [2] WYLIE M P, HOLTZMAN J. The non-line-of-sight problems in mobile location estimation[A]. IEEE International Conference on Universal Personal Communications Record[C]. Cambridge, MA, 1996.827-831.
- [3] 李静, 刘据. 用卡尔曼滤波器消除 TOA 中 NLOS 误差的 3 种方法[J]. 通信学报, 2005, 26(1): 132-137.
- [4] LI J, LIU J. NLOS error mitigation in TOA using Kalman filter[J]. Journal on Communications, 2005, 26(1): 132-137.
- [5] CHAN Y T, KC H. A simple and efficient estimator for hyperbolic location[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 8(42): 1905-1915.
- [6] CHEN P C. A non-line-sight error mitigation algorithm in location estimation[A]. Proceedings of Wireless Communication and Networking Conference[C]. New Orleans, LA, 1999.316-320.
- [7] CHAN Y T, TSUI W Y, SO H C. Time-of-arrival based localization under NLOS conditions[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2006, 55(1):17-24.
- [8] CHAN Y T, HANG Y C H, CHING P C. Exact and approximate maximum likelihood localization algorithms[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2006, 55(1):10-16.
- [9] SCHMIDT R. A new approach to geometry of range difference location[J]. IEEE Transactions on Aero space and Electronic Systems, 1972, 8:821-835.
- [10] MCGUIR M. Location of mobile terminals using time measurements and survey points[A]. PACRIM 2001[C]. Victoria, BC, Canada, 2001. 635-638.
- [11] MANGOLD S. Applying pattern recognition techniques based on hidden Markov models for vehicular position location in cellular networks[A]. IEEE VTC'99[C]. Boston, 1999.780-784.

- [11] MU L, KUO G S, TAO N. A novel location algorithm based on dynamic compensation using linear location prediction in NLOS situations[A]. IEEE Vehicular Technology Conference[C]. Calgary, Canada, 2006. 594-598.
- [12] LIN C H, CHENG J L, WU C. Mobile location estimation using density-based clustering technique for NLOS environments[J]. Cluster Computing, 2007, 10(1):3-16.
- [13] SHURJEEL W, KATSUYUKI H, SYLVAIN R. Beamforming effects on measured mm-wave channel characteristics[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 11(10): 3553-3559.
- [14] OSAMA A. A secure cooperative approach for nonline-of-sight location verification in VANET[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 60(1):275-285.
- [15] KEGEN Y, GUO Y J. Improved positioning algorithms for nonline-of-sight environments[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(4): 2342-2353.
- [16] 贺远华, 黎洪生. 无线传感器网络节点的非视距定位方案研究[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(25):82-84.  
HE Y H, LI H S. Research on non-line-of-sight nodes localization scheme for wireless sensor networks[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(25): 82-84.
- [17] 付梦印, 邓志红, 张继伟. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 2001.  
FU M Y, DENG Z H, ZHANG J W. Kalman Filtering Theory and Its Application in the Navigation System[M]. Beijing: Science Press, 2001.
- [18] BLOM H A P, BAR-SHALOM Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988, 33(8): 780-783.
- [19] 王巍, 熊瑾焯, 朱中梁. 考虑非视距误差的一种新定位算法[J]. 通信学报, 2005, 26(1):59-65.  
WANG W, XIONG J H, ZHU Z L. A new location algorithm considering non-line-of-sight errors[J]. Journal on Communications, 2005, 26(1): 59-65.
- [20] BORRAS J, HATRACK P. Decision theoretic framework for NLOS identification[A]. Proc 48th IEEE Vehicular Technology Conference[C]. Ottawa, Canada, 1998. 1583-1587.

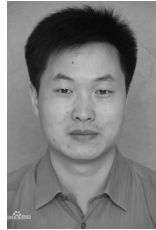
## 作者简介:



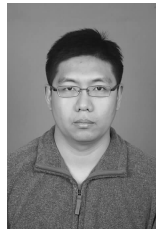
崔玮 (1991-), 女, 山西临汾人, 东北大学博士生, 主要研究方向为无线传感器网络定位。



吴成东 (1960-), 男, 辽宁沈阳人, 博士, 东北大学教授、博士生导师, 主要研究方向为图像智能处理、无线传感器网络、建筑智能化技术、机器人控制、多源信息融合。



张云洲 (1974-), 男, 河南浉池人, 博士, 东北大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为无线传感器网络、智能机器人。



贾子熙 (1981-), 男, 辽宁沈阳人, 博士, 东北大学讲师, 主要研究方向为基于无线传感器网络的定位和跟踪。



程龙 (1985-), 男, 山东济宁人, 东北大学博士生, 主要研究方向为无线传感器网络定位、跟踪技术。