

一种视距与非视距混合环境下 RSS 定位方法

郭 青^{1,2,4}, 柯 炜^{1,2,4}, 唐万春^{1,2,4}, 张雪英^{3,4}, 盛业华^{3,4}

(1.南京师范大学物理科学与技术学院,江苏 南京 210023)

(2.南京师范大学江苏省光电技术重点实验室,江苏 南京 210023)

(3.南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室,江苏 南京 210023)

(4.江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心,江苏 南京 210023)

[摘要] 针对当前视距与非视距混合环境下无线定位精度不高且结果不太稳定问题,提出一种基于接收信号强度的动态定位方法.该方法采用混合高斯模型来同时刻画视距与非视距传播的影响,克服了现有方法中视距与非视距传播识别的难题,并利用动态期望最大算法来实时调整模型参数,以适应环境的时变特性.进一步,考虑到实际定位中测试位置几何关系对定位精度的影响,提出了基于最佳几何精度衰减因子组合的测试点选取方法.仿真实验表明,在视距与非视距混合环境下该方法不仅具有较高的定位精度,而且能够适应环境的动态变化.

[关键词] 视距,非视距,混合高斯模型,DEM 算法,最佳几何精度衰减因子

[中图分类号] TN911 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2017)04-0071-08

Research on the Positioning Technology of RSS in the Mixed Environment of the Line of Sight and Non-line of Sight

Guo Qing^{1,2,4}, Ke Wei^{1,2,4}, Tang Wanchun^{1,2,4}, Zhang Xueying^{3,4}, Sheng Yehua^{3,4}

(1.School of Physics and Technology, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2.Jiangsu Key Laboratory on Opto-electronics Technology, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(3.Key Laboratory of Virtual Geographic Environment of Ministry of Education, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(4.Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing 210023, China)

Abstract: A dynamic positioning method based on the received signal strength(RSS) is proposed to solve the problem of low accuracy and low robustness of wireless location in the mixed environment of the line of sight(LOS) and non line of sight(NLOS). This method adopts a mixed Gauss model to describe the communicative effects of both the LOS and NLOS environment to overcome problem of identifying them existing in current methods. Moreover, a dynamic expectation maximum (DEM) algorithm is presented for real-time adjust of the model parameters, which can be suitable for environment time-varying characteristics. Furthermore, considering the influence on locating accuracy caused by the geometric relation of test positions, a method of test points selection is proposed on the basis of geometric dilution of precision(GDOP). The simulation results show that the algorithm presented in this paper can not only have a high positioning accuracy, but also fit the dynamic changes of the environment.

Key words: LOS, NLOS, mixed Gauss model, DEM algorithm, GDOP

随着信息技术的不断发展,位置信息已成为当前社会众多行业不同应用场合中的重要基础信息.利用无线定位技术,确定移动终端或其持有者的位置信息,实现对物品或其持有者定位、跟踪和监控等功能,这在紧急搜救、移动通信、智能交通等领域中都有广泛的应用价值.

传统的无线定位技术,如 Chan^[1]、Fang^[2]、Taylor 级数展开^[3]等算法都未考虑非视距(non-line-sight, NLOS)误差的影响,从而导致这些方法的定位精度大大降低.为了降低 NLOS 影响,国内外学者作了大量的研究工作.文献[4]总结了静态定位系统中解决 NLOS 问题的常见方法,但在动态目标跟踪系统中效果并不明显.文献[5]提出了一种能够规避直射路径遮挡现象的三维定位框架.文献[6]提出一种结合

收稿日期:2017-06-07.

基金项目:国家自然科学基金(61571232)、教育部高等学校博士学科点专项科研基金(20133207120007).

通讯联系人:柯炜,博士,副教授,研究方向:通信信号处理、无线定位. E-mail: wkykw@sina.com

NLOS 误差直接估计的基于扩展卡尔曼滤波(extend Kalman filter, EKF)跟踪算法. 文献[7]提出利用卡尔曼滤波器消除到达时间(time of arrival, TOA)中非视距误差的算法. 文献[8]提出一种利用高斯混合模型, 对含有 NLOS 误差的距离测量信息进行训练, 以获得接近真实值, 并采用粒子群算法对期望最大化算法进行优化以取得高精度定位效果. 虽然上述算法在一定程度上降低了 NLOS 带来的定位误差, 但算法依赖的运算过于复杂, 针对的 NLOS 条件相对单一, 且不同环境存在的条件概率需要通过实验或经验进行设定, 因而在时变环境下很难自适应地改变, 缺乏时效性.

在以往的定位研究中, 众多研究学者很少考虑甚至不考虑测试点位置几何关系对定位精度的影响. 例如, 文献[9]直接将测试基站坐标设置在规则菱形的 4 个顶点处进行仿真实验. 文献[10]将测试点设置在规则多边形顶点以及规则多边形中心处进行算法验证. 上述布局方法虽然可以提高定位精度, 但存在很大的偶然性. 在实际实验中, 很难甚至找不到符合情况的布局部署.

针对上述定位方法存在的问题, 本文提出一种基于接收信号强度(received signal strength, RSS)的动态定位方法. 采用高斯混合模型来同时刻画视距(line-of-sight, LOS)与 NLOS 传播的影响, 并利用动态期望最大(dynamic expectation maximum, DEM)算法来实时调整模型参数以适应环境的时变特性. 同时, 针对测试点布局问题, 本文采用基于最佳几何精度衰减因子(geometric dilution of precision, GDOP)组合来指导测试点的布局选取. 仿真实验表明, 在 LOS 与 NLOS 混合环境下该方法不仅能够适应环境的动态变化, 而且具有较高的定位精度.

1 定位系统

本文主要针对典型的室外城市环境, 定位场景如图 1 所示. 图 1 是无线电信号在 LOS 与 NLOS 混合环境下的传播模型. 从图 1 可以看出, 发射源 S 向空间发射信号, 测试点 A 和测试点 C 分别通过传播路径 1 和传播路径 8 直接接收来自发射源 S 的信号(即信号在 LOS 条件下进行传播); 由于发射源 S 和测试点 B 之间存在建筑、树木等遮挡, 发射源 S 发出的信号无法直接抵达测试点 B 处, 只能经过反射或多次反射通过传播路径 2, 3 或传播路径 4, 5 或传播路径 6, 7 到达测试点 B 处(即信号在 NLOS 条件下传播). 由此可见, 无线电信号在现实条件下的传播环境非常复杂, 通常伴随着 LOS 与 NLOS 混合的情况.

随着定位技术的不断成熟, 各种定位方法不断涌现. 其中基于距离的定位算法 TOA、TDOA(time different on arrival)、AOA(angle of arrival)和 RSS 是目前的研究热点. TOA、TDOA 定位技术需要各测试点之间精确的时间同步, 硬件要求相对较高. AOA 定位技术由于需要特殊方向性天线, 成本极高且定位精度易受外界环境影响. 相比之下, RSS 的定位技术实现成本低, 且定位精度具有一定的提高空间, 普遍受到研究学者的青睐. 本文选用基于 RSS 的定位算法.

本文利用 RSS 的测量值进行目标源点的位置估计. 假设待定的目标源点位置 $\mathbf{X}=[x, y]^T$, 已知的测试点位置 $\mathbf{X}_j=[x_j, y_j]^T, j=1, 2, \dots, S$. 由于信号传播环境非常复杂, 在电磁学领域中无线电传播的精确模型很难获取, 因此本文采用基于 RSS 信号传播的经验模型^[11-12]:

$$r_j = P_T - A - 10B \log_{10}(d_j/d_0) + v_j, \quad (1)$$

式中, P_T 是目标源的发射功率(dBm); A 是参考距离 $d_0 = 1 \text{ m}$ 处的路径损耗值(dB); B 是路径损耗指数(dB), 其值一般在 1~6 之间波动且在自由空间一般假设为 2; $d_j = \|\mathbf{X} - \mathbf{X}_j\|$ 表示每个测试点与目标源点之间真实的欧几里德距离(m); v_j 是测量噪声(dB). 每个测试点的接收机接收到的 RSS 值 r_j 存放于向量 \mathbf{r} 中.

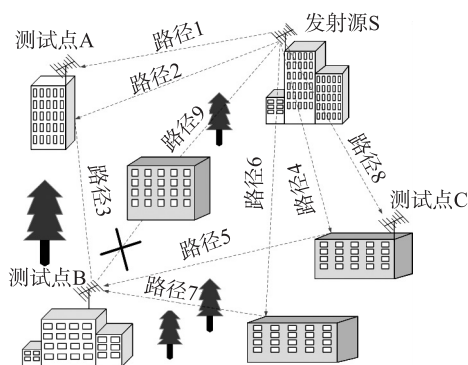


图 1 LOS 与 NLOS 混合环境下无线电传播模型
Fig. 1 Radio propagation model in LOS and NLOS hybrid environment

2 基于混合高斯模型的动态定位方法

由上述内容可知,无线电信号传播的环境通常伴随着 LOS 与 NLOS 混合的情况. 当仅考虑 LOS 影响时,信号传播环境相对简单,采用单个零均值高斯分布就可以刻画 LOS 的影响:

$$p(v_{\text{LOS}}) = \alpha_{\text{LOS}} N(v_{\text{LOS}}; 0, \sigma_{\text{LOS}}^2), \quad (2)$$

式中, α_{LOS} 是 LOS 出现的概率; σ_{LOS}^2 是 LOS 环境下的噪声方差.

然而在实际定位研究中发现,在信号测量过程中由于周围建筑物、行人甚至实验人员的存在都会导致 NLOS 情况的发生,进而导致定出目标源点的不确定性因素增加. 为了更加精确刻画实际环境影响,本文采用混合高斯模型来同时刻画 LOS 与 NLOS 的影响. 由于 LOS 与 NLOS 的出现概率随环境变化而随机出现,本文假设每个测试点接收信号机的测量噪声都是独立同分布且服从混合高斯模型:

$$p(v_{\text{LOS/NLOS}}) = \alpha_{\text{LOS}} N(v_{\text{LOS}}; 0, \sigma_{\text{LOS}}^2) + \alpha_{\text{NLOS}} N(v_{\text{NLOS}}; 0, \sigma_{\text{NLOS}}^2), \quad (3)$$

式中, α_{NLOS} 是 NLOS 出现的概率; σ_{NLOS}^2 是 NLOS 环境下的噪声方差.

该模型中的辅助参数 $A, B, \alpha_{\text{LOS}}, \alpha_{\text{NLOS}}, \sigma_{\text{LOS}}^2, \sigma_{\text{NLOS}}^2$ 并非像传统定位方法那样事先给定初值后便不再随环境而变化,进而导致定位误差增大. 本文所提的动态定位算法时时调整更新辅助参数值并将其与目标源位置同步迭代得出,这种自适应的定位算法更符合环境的时变特性,从而提高了该定位方法的适用性.

为方便阐述,令 $\theta = [\theta_a^T, \theta_p^T]^T$, 其中, $\theta_a = [A, B, \alpha_{\text{LOS}}, \alpha_{\text{NLOS}}, \sigma_{\text{LOS}}^2, \sigma_{\text{NLOS}}^2]^T$, $\theta_p = [\mathbf{x}, \mathbf{y}]^T$. 本文利用 DEM 算法进行 θ 的最大似然估计. 同时引入新的矢量 \mathbf{z} , 其元素 z_j 表示 RSS 测量值发生时所对应的 LOS 或 NLOS 的环境条件. 则对于 RSS 测量值的似然函数为:

$$P(\mathbf{r}|\theta) = \sum_{j=1}^S P(\mathbf{r}, \mathbf{z}|\theta). \quad (4)$$

为方便计算,取式(4)的对数形式,可得:

$$L(\theta|\mathbf{r}) = \ln P(\mathbf{r}|\theta) = \ln \sum_{j=1}^S P(\mathbf{r}, \mathbf{z}|\theta). \quad (5)$$

则求解模型参数的极大似然估计为:

$$\theta = \arg\max_{\theta} L(\theta|\mathbf{r}) = \arg\max_{\theta} \ln \sum_{j=1}^S P(\mathbf{r}, \mathbf{z}|\theta). \quad (6)$$

然而若利用式(6)直接求解 θ 是非常困难的. 因此,本文引入每个测试点接收到 RSS 测量值时所对应的不同环境下的条件概率,并定义为 $P_r\{z_j=l|\mathbf{r}; \theta^{(\eta)}\}$, 其中, $l=1$ 表示此时信号在 LOS 条件下传播, $l=2$ 表示信号在 NLOS 环境下传播. 通过概率计算将问题转化为:

$$L(\theta|\mathbf{r}, \mathbf{z}) = \ln P(\mathbf{r}, \mathbf{z}|\theta) = \sum_{j=1}^S \ln P(\mathbf{r}, \mathbf{z}|\theta) P_r. \quad (7)$$

进一步,将 LOS/NLOS 不同环境下所对应的参数全部代入式(7),表示对数似然函数 $\ln P(\mathbf{r}, \mathbf{z}|\theta)$ 在给定 RSS 测量值 \mathbf{r} 和当前对应的环境条件概率 P_r 时的期望,这一期望函数称为 Q 函数:

$$Q(\theta; \theta^{(\eta)}) = \sum_{j=1}^S \sum_{l=1}^2 \ln(\alpha_l N(r_j; P_T + PL_j, \sigma_l^2)) \tilde{P}_{l,j}^{(\eta)}. \quad (8)$$

式中,条件概率为:

$$\tilde{P}_{l,j}^{(\eta)} = P_r\{z_j=l|\mathbf{r}; \theta^{(\eta)}\} = \frac{\alpha_l^{(\eta)} N(r_j; P_T + PL_j^{(\eta)}, \sigma_l^{2,(\eta)})}{\sum_{l'=1}^2 \alpha_{l'}^{(\eta)} N(r_j; P_T + PL_{l'}^{(\eta)}, \sigma_{l'}^{2,(\eta)})}, \quad (9)$$

并定义

$$PL_j = -A^{(\eta+1)} - 10B^{(\eta+1)} \log_{10}(\|\mathbf{X}^{(\eta)} - \mathbf{X}_j^{(\eta)}\|/d_0). \quad (10)$$

用 Q 函数对模型参数 $A, B, \alpha_l, \sigma_l^2$ 进行求偏导^[13-14]计算,进而得到模型参数的更新迭代公式:

$$\alpha_l^{(\eta+1)} = \frac{1}{|S|} \sum_{j=1}^S \tilde{P}_{l,j}^{(\eta)}, \quad (11)$$

$$\sigma_l^{2,(\eta+1)} = \frac{\sum_{j=1}^S \tilde{P}_{l,j}^{(\eta)} (r_j - P_T - PL_j^{(\eta+1)})^2}{|S| \alpha_l^{(\eta+1)}}, \quad (12)$$

$$[A^{(\eta+1)}, B^{(\eta+1)}]^T = (\Sigma^T W \Sigma)^{-1} \Sigma^T W (r - P_T). \quad (13)$$

式中,

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ -1 & -10\log_{10}(\|X^{(\eta)} - X_j^{(\eta)}\|/d_0) \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix}_{S \times 2}, \quad (14)$$

$$W = \text{diag}\left(\cdots, \frac{\tilde{P}_{1,j}^{(\eta)}}{\sigma_1^{2,(\eta)}} + \frac{\tilde{P}_{2,j}^{(\eta)}}{\sigma_2^{2,(\eta)}}, \cdots\right)_{S \times S}. \quad (15)$$

进一步根据均方误差最小原则,求解目标源位置参数转化为求解如下函数最小值^[15]:

$$f(\theta_P) = \sum_{j=1}^S \sum_{l=1}^2 \frac{\tilde{P}_{l,j}^{(\eta)} (r_j - P_T - PL_j)^2}{\sigma_l^2}. \quad (16)$$

式(16)是二次连续可微函数,可以利用 BFGS 拟牛顿法^[16]来求解.

为完整起见,整个算法具体流程如表 1 所述.

表 1 算法具体流程

Table 1 Specific process of algorithm

算法:基于 RSS 的动态期望最大(DEM)算法
1.选取最佳 GDOP 组合下的测试点位置 2.初值设置:定义最大迭代次数 k ;选择合适的收敛公差 ε ;定义参数初值 $\theta^{(\eta=0)} = [A^{(0)}, B^{(0)}, \alpha_1^{(0)}, \alpha_2^{(0)}, \sigma_1^{2,(0)}, \sigma_2^{2,(0)}, x_0, y_0]^T$ 3.在第 $\eta+1$ 次迭代中, (1)根据式(10)计算 PL_j (2)利用式(11)-(15)来更新计算 $\theta_\alpha^{(\eta+1)} = [A^{(\eta+1)}, B^{(\eta+1)}, \alpha_1^{(\eta+1)}, \alpha_2^{(\eta+1)}, \sigma_1^{2,(\eta+1)}, \sigma_2^{2,(\eta+1)}]^T$ 4.利用拟牛顿法(BFGS)来求解更新式(16)的目标函数 (1)获得搜索方向 $S_k = -H_k \nabla f(\theta_k)$,其中 $\nabla f(\theta_k) = \left[\frac{\partial f(\theta)}{\partial x} \bigg _{\theta=\theta_k}, \frac{\partial f(\theta)}{\partial y} \bigg _{\theta=\theta_k} \right]^T$ (2)寻找合适的步长 α_k (3)根据 $\theta_{k+1} = \theta_k + \alpha_k S_k$ (4)定义 $\delta_k = \alpha_k S_k, \gamma_k = \nabla f(\theta_{k+1}) - \nabla f(\theta_k)$ (5)根据 BFGS 数学公式,更新海森矩阵 $H_{k+1} = H_k + \left(1 + \frac{\gamma_k^T H_k \gamma_k}{\delta_k^T \gamma_k} \right) \frac{\delta_k \delta_k^T}{\delta_k^T \gamma_k} - \left(\frac{\delta_k \gamma_k^T H_k + H_k \gamma_k \delta_k^T}{\delta_k^T \gamma_k} \right)$ (6)当 $\ \theta_{k+1} - \theta_k\ < \varepsilon$ 或迭代次数超过最大迭代次数 k 时,迭代停止,否则重新回到步骤 3

3 测试节点的布局选取

测试点布局的选取对定位精度的影响是不容忽视的,然而目前绝大部分研究学者都是在默认测试点处于最优布局情况下进行定位算法研究的.在实际实验中,由于目标源点位置未知以及实际测量布局受建筑、道路、河流甚至来往车辆人群等诸多因素限制,导致无法轻易找到最佳分布下的测试点位置分布.

为进一步探究测试点几何位置关系对定位精度的影响,本文为此做了几组在测试点不同分布条件下的定位情况,具体测量布局如图 2 所示.图中五角星表示处于 $90 \text{ m} \times 120 \text{ m}$ 的规则矩形中心处的目标源,4 个实心圆圈表示处在 $90 \text{ m} \times 120 \text{ m}$ 的规则矩形顶点处的 4 个测试点,这就是目前定位方法研究中常用的理想测试点位置.为了对比,另选了 3 组随机分布的测试点.每 4 个相同形状的图形分别代表一组随机分布的测试点组合.

表 2 表示每组测试点布局如图 2 分布情况下的定位结果.本文采用均方根误差(root mean square error, RMSE)来

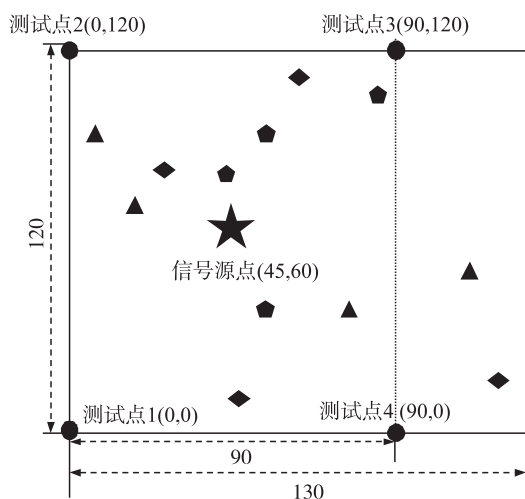


图 2 测试点布局

Fig. 2 Layout of test points

刻画算法的定位性能. 由表 2 可知,无论是本文所提算法还是经典的最小二乘算法,当测试点随机分布时,定位精度都大大降低. 由此可见,测试点如何部署对算法的定位性能影响很大.

表 2 测试点不同布局条件下算法定位结果

Table 2 Location results of algorithms under different layout of test points

算法		测试点布局			
		规则矩形顶点处	随机分布组 1	随机分布组 2	随机分布组 3
定位误差	本文所提算法	9.06	21.56	27.12	25.48
RMSE(m)	最小二乘算法	11.18	26.39	32.13	30.78

为了降低由测试点布局不佳所带来的定位误差,本文引入几何精度衰减因子(GDOP)的概念. GDOP 最初被用来描述陆地导航系统的性能,后来被用来评估卫星构建的几何效应对 GPS 定位精度的影响. 随着各学科领域知识的不断渗入融合,GDOP 逐渐发展成为衡量几何图形优劣的一个量度. 本文借鉴其思想,采用 GDOP 来评估不同测试点间几何位置关系对定位系统性能的影响.

假设待定位的目标源点 $X=[x,y]$, 已知的测试点位置 $X_j=[x_j,y_j], j=1,2,\cdots,S$. $d_j=\|X-X_j\|$ 表示每个测试点与目标源点之间真实的欧几里德距离(m). 则 GDOP 被定义为^[17]:

$$GDOP=\sqrt{\text{tr}(\boldsymbol{H}^T\boldsymbol{H})^{-1}}, \tag{17}$$

式中,

$$\boldsymbol{H}=\begin{bmatrix} a_{x_1} & a_{y_1} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{x_S} & a_{y_S} & 1 \end{bmatrix}, \quad a_{x_j}=\frac{(x_j-x)}{d_j}, \quad a_{y_j}=\frac{(y_j-y)}{d_j}. \tag{18}$$

图 3 表示分别在测试点最优分布(即此刻该组测试点布局下 GDOP 值最小)和测试点随机分布条件下的定位精度. 由图 3 可知,GDOP 最小值测试点分布下的定位精度比随机分布条件下的定位精度要提高 62.3%.

同时基于前人研究分析得知,GDOP 值的大小代表定位系统布局的优劣程度. 文献[18]提出在 2 维定位系统中,当测试点位于正多边形的顶点且目标源点位于正多边形的中心时,GDOP 值取得最小值 $2/\sqrt{S}$,此时定位系统布局最优,定位精度最高. 因此,本文在进行仿真实验时随机生成众多测试点并从中找出 GDOP 最小值情况下的测试点组合,作为本文定位系统布局.

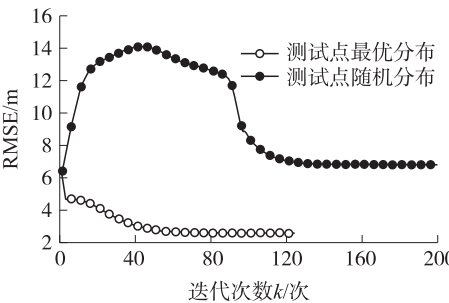


图 3 不同布局下的定位误差
Fig. 3 Positioning accuracy under different layouts

4 仿真结果

为反映所提出算法的性能,本文在城市宏蜂窝环境下进行了仿真分析. 仿真实验设定定位区域大小为 500 m×500 m 区域范围,接收天线选用全向天线. 仿真参数如表 3 所示.

表 3 初始参数设置

Table 3 Initial parameter settings

发射功率 P_T /dBm	工作频率 F /MHz	路径损耗 A /dB	损耗指数 B /dB	α_{LOS}	α_{NLOS}	σ^2_{LOS} /dB	σ^2_{NLOS} /dB	目标源真实位置
40	900	31.48	2.3	0.2	0.8	6	12	(45,60)

其中,路径损耗指数 B 一般在 1~6 之间变化波动^[11],LOS/NLOS 环境概率和始终为 1. 上述仿真参数值的设定均由经验所得,且在以往的定位研究中,绝大多数学者不曾考虑参数值随环境变化的情况,而是通常将参数值由经验设置成固定值代入到实验中,从而导致定位算法无法适应时变电磁环境.

4.1 参数影响分析

4.1.1 环境变化对模型参数影响

图 4(a)、(b) 分别表示参考路径损耗值 A 与路径损耗指数 B 随迭代的变化情况. 由图 4 可知,单位距离处的路径损耗值随着迭代次数的增加而增大,而路径损耗指数却呈现下降趋势;但两者最终都会随着迭

代的增加而趋于收敛,此刻便是最适合环境下的模型参数值. 因此,可以指导后期实验时模型参数值的设定,如设置参考路径损耗值 A 为 52.5 dB,路径损耗指数 B 为 1.6 dB.

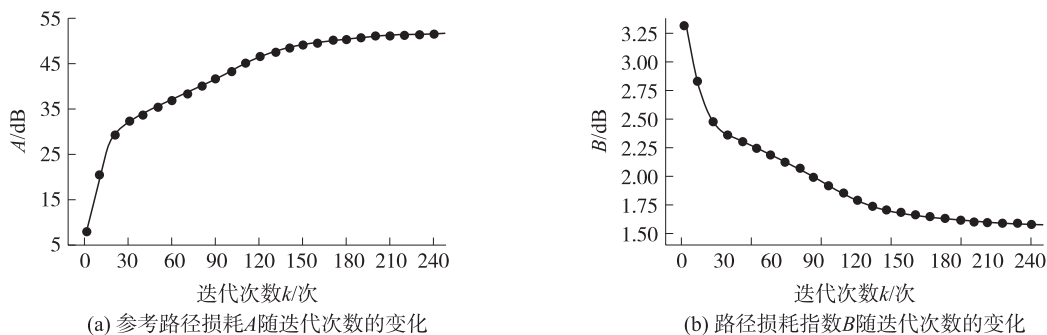


图 4 损耗参数随迭代次数的变化

Fig. 4 Change of loss parameter with iteration number

图 5(a)、(b)分别显示的是实验条件处于 LOS 和 NLOS 环境下的概率随迭代次数的变化规律. 由图 5 可知,实验环境处于 LOS 与 NLOS 的概率和始终等于 1. 实验初期,设定的概率初值并不是最理想的情况,两者都随迭代次数的变化而不停地自适应调整直至达到收敛状态. 同时说明实验环境处于稳定状态时, NLOS 的影响甚至大于 LOS 的影响,因而在进行定位研究时考虑 NLOS 影响是非常必要的. 在后期进行实验时,可依据此模拟仿真的结果设置实验模型的参数,如设置 LOS 环境出现概率约为 0.123, NLOS 环境出现的概率约为 0.877.

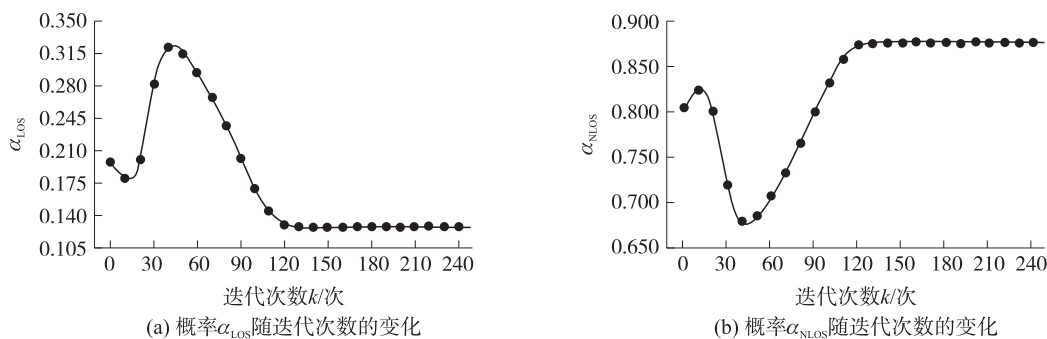


图 5 不同环境下的概率随迭代次数的变化

Fig. 5 Changes of probabilities in different environments with the number of iterations

图 6(a)、(b)分别表示实验条件处于 LOS 和 NLOS 下的噪声方差随迭代次数的变化趋势. 由图 6 可知,设定的噪声方差初值并不是最理想的情况;二者都随迭代次数的变化而不断更新,直至达到动态平衡状态即收敛状态;当环境达到相对稳定的平衡状态时, LOS 和 NLOS 下的噪声方差均大概处于 6.8 dB ~ 7.1 dB 范围内.

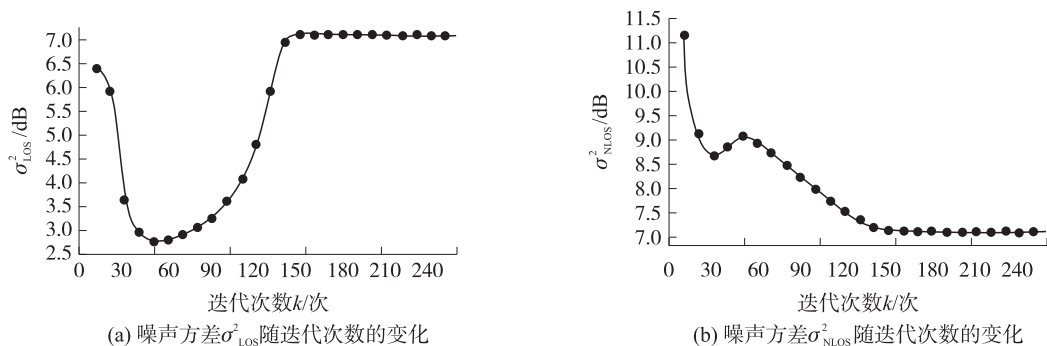


图 6 不同环境下噪声方差随迭代次数的变化

Fig. 6 Variation of noise variance with iteration number in different environments

4.1.2 测试点个数对 GDOP 最小值及定位精度的影响

本节考虑测试点选取问题,综合考虑定位成本与运算时间,利用 MATLAB 软件平台随机生成 20 个测试点. 图 7 表示 GDOP 最小值随测试点个数的变化规律. 当选取 3 个测试点时就会产生 1 140 种组合,每种组合对应不同的 GDOP 值并从中挑选出最小的 GDOP 值所对应的 3 个测试点位置作为此时系统的最优分布. 依次类推可得 GDOP 最小值随测试点个数的增加而减小,现象如图 7 所示.

图 8 表示测试点不同组合最优分布时的定位误差随测试点个数的变化规律. 由图 8 可知,当每组测试点布局同为最优分布的情况下(即每组测试点位置布局都是在各自所对应的最佳 GDOP 组合下选取的),定位误差总体随着测试点个数的增多而降低;当节点个数达到 9 时,定位误差的波动逐渐减小;考虑并权衡定位精度与定位成本,本文决定在此后的实验中,选取 9 个测试点来进行实验与仿真.

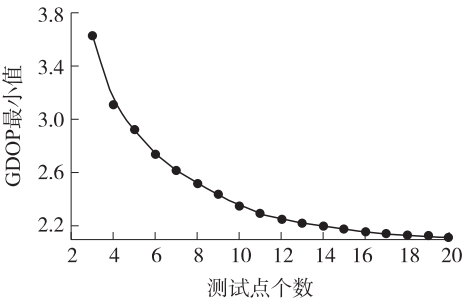


图 7 GDOP 最小值随测试点个数的变化
Fig. 7 Variation of GDOP minimum with the number of test points

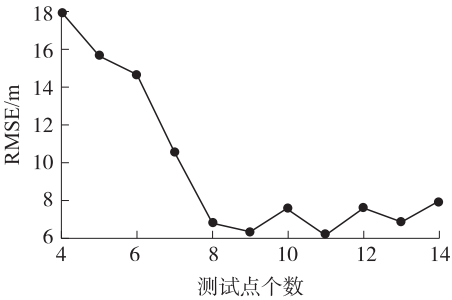


图 8 定位精度随测试点个数的变化
Fig. 8 Variation of positioning accuracy with the number of test points

4.2 定位性能比较

为了能够全面反映本文的算法性能,选取经典的最小二乘算法与之进行对比. 图 9 表示本文算法与最小二乘算法的定位精度随测试点个数的变化情况. 从图 9 可以看出,两种算法的定位误差随测试点个数的增加基本呈现下降趋. 最小二乘算法的定位性能不稳定,波动性比较大,定位精度较低;本文所提定位算法不仅定位性能相对稳定,且定位精度相对较高,相较于最小二乘算法,本文算法定位精度平均提高近 32.09%.

表 4 给出了两种算法在同等条件下的均方根误差. 从表 4 可以看出,本文所提算法的定位误差远远低于最小二乘算法的定位误差. 在 LOS 与 NLOS 混合环境下,本文所提算法的定位误差在 11.49 m 以内的达到 65%,在 21.39 m 以内的高达 95%,相较于同等条件下的最小二乘算法,定位精度分别提高 28.5%、25.3%.

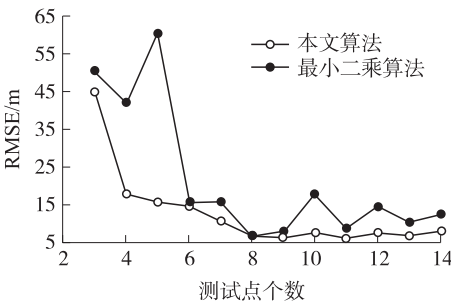


图 9 不同算法定位误差随测试点个数变化
Fig. 9 Variation of different algorithms with the number of test points

表 4 两种算法的性能比较

Table 4 Comparison of the performance of the two algorithms				
算法类型	本文算法 (DEM)		最小二乘算法 (LS)	
定位误差 (%)	65	95	65	95
均方根误差 RMSE (m)	11.49	21.39	16.07	28.63

5 结语

本文通过对当前 LOS/NLOS 混合环境下无线定位精度不高且不稳定问题进行分析研究,提出一种基于 RSS 的动态定位方法,并利用混合高斯模型来刻画 LOS 和 NLOS 传播的影响,克服了现有方法中 LOS 与 NLOS 传播识别的难题,同时采用 DEM 算法来实时调整模型参数,以适应环境的时变特性. 进一步,考虑到实际定位中测试位置几何关系对定位精度的影响,本文提出了基于最佳 GDOP 组合的测试点选取方法. 通过将本文所提算法与最小二乘算法的定位结果进行对比得出,在 LOS/NLOS 混合环境下,本文所提定位方法更具有普适性,不仅能够适应环境的动态变化,而且具有较高的定位精度.

[参考文献](References)

- [1] CHAN Y T, HO K C. A simple and efficient estimator for hyperbolic location[J]. IEEE transactions on signal processing, 1994, 42(8): 1 905–1 915.
- [2] FANG B T. Simple solutions for hyperbolic and related position fixes[J]. IEEE transactions on aerospace and electronic systems, 1990, 26(5): 748–753.
- [3] FOY W H. Position-location solutions by Taylor-series estimation[J]. IEEE transactions on aerospace and electronic systems, 1976, 12(2): 187–194.
- [4] GUVENC I, CHONG C C. A survey on TOA based wireless localization and NLOS mitigation techniques[J]. IEEE communications surveys and tutorials, 2009, 11(3): 107–124.
- [5] 肖竹, 陈杰, 王东, 等. 严重遮挡非视距环境下的三维定位方法[J]. 通信学报, 2015, 36(8): 68–75.
XIAO Z, CHEN J, WANG D, et al. Three-dimensional location under severely obstructed NLOS environment[J]. Journal on communications, 2015, 36(8): 68–75. (in Chinese)
- [6] 柯伟, 吴乐南. 基于非视距误差直接估计的定位跟踪算法[J]. 信号处理, 2010, 26(12): 1 858–1 863.
KE W, WU L N. Location tracking algorithm based on direct NLOS error estimation[J]. Journal of signal processing, 2010, 26(12): 1 858–1 863. (in Chinese)
- [7] 李静, 刘琨. 用卡尔曼滤波器消除 TOA 中 NLOS 误差的三种方法[J]. 通信学报, 2005, 26(1): 130–135.
LI J, LIU J. NLOS error mitigation in TOA using Kalman filter[J]. Journal on communications, 2005, 26(1): 130–135. (in Chinese)
- [8] 崔玮, 吴成东, 张云洲, 等. 基于高斯混合模型的非视距定位算法[J]. 通信学报, 2014, 35(1): 99–106.
CUI W, WU C D, ZHUANG Y Z, et al. GMM-based location algorithm under NLOS conditions[J]. Journal on communications, 2014, 35(1): 99–106. (in Chinese)
- [9] 欧阳宁烽. LOS/NLOS 混合环境中基于交互式多模型的鲁棒目标跟踪[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2013.
OUYANG N F. Interactive-multiple-model based robust target tracking in LOS/NLOS hybrid environments[D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2013. (in Chinese)
- [10] LOHRASBIPEYDEH H, GULLIVER T A, AMINDAVAR H. Blind received signal strength difference based source localization with system parameter errors[J]. IEEE transactions on signal processing, 2014, 62(17): 4 516–4 531.
- [11] RAPPAPORT T. Wireless Communications: principles and practice[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 1996.
- [12] YIN F, ZOUBIR A M, FRITSCH C, et al. Robust cooperative sensor network localization via the EM criterion in LOS/NLOS environments[C]//Signal Processing Advances in Wireless Communications. Darmstadt, Germany: IEEE, 2013: 505–509.
- [13] PATWARI N, HERO A O, PERKINS M, et al. Relative location estimation in wireless sensor networks[J]. IEEE transactions on signal processing, 2003, 51(8): 2 137–2 148.
- [14] BILMES J A. A gentle tutorial on the EM algorithm and its application to parameter estimation for Gaussian mixture and hidden Markov models[R]. USA, CA: University of California, 1998.
- [15] YIN F, LI A, ZOUBIR A M, et al. RSS-based sensor network localization in contaminated Gaussian measurement noise[C]//2013 IEEE 5th International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing. Saint Martin: IEEE, 2014: 121–124.
- [16] YIN F, ZOUBIR A M. Robust positioning in NLOS environments using nonparametric adaptive kernel density estimation[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Tyoto, Japan: IEEE, 2012: 3 517–3 520.
- [17] BHARADWAJ R, PARINI C, ALOMAINY A. Ultrawideband-based 3-D localization using compact base-station configurations[J]. IEEE antennas and wireless propagation letters, 2014, 13(2): 221–224.
- [18] QUAN Q. Low bounds of the GDOP in absolute-range based 2-D wireless location systems[C]//International Conference on Information Science and Digital Content Technology. Jeju, South Korea: IEEE, 2012: 135–138.

[责任编辑: 严海琳]