

文章编号: 2095-4980(2021)06-1020-07

## 基于 ToA 和误差抑制的大规模网络节点定位

范 宇<sup>1</sup>, 赵书安<sup>2</sup>

(1.江苏城市职业学院 信息工程学院, 江苏 南京 210000; 2.南京理工大学 电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094)

**摘 要:** 针对混合视距/非视距环境中的移动节点定位, 提出一种基于到达时间测量值和误差抑制的定位方案。首先, 配备有超宽带无线电的节点随机移动, 以收集到达时间测量数据, 并执行最短路径距离选择算法得到包括一跳节点距离在内的非视距误差减小后的多跳节点距离; 采用多维标度确定节点的初始位置; 采用迭代三边测量法和误差积累管理相结合来获得定位节点位置。仿真实验结果表明, 提出的定位方案的定位精确度优于其他几种常用方案。

**关键词:** 无线传感网络; 到达时间; 超宽带; 最短路径距离选择; 有偏卡尔曼滤波; 误差抑制; 定位精确度

中图分类号: TP391; TN915

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2020169

## Node localization based on Time-of-Arrival and error mitigation in large-scale network

FAN Yu<sup>1</sup>, ZHAO Shu'an<sup>2</sup>

(1.School of Information Engineering, The City Vocational College of Jiangsu, Nanjing Jiangsu 210000, China;  
2.School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing Jiangsu 210094, China)

**Abstract:** Aiming at the issue of localization for mobile nodes in hybrid Line-Of-Sight/Non-Line-Of-Sight(LOS/NLOS) environments, a large-scale network node localization scheme based on Time-of-Arrival(ToA) measurements and error mitigation is proposed. Firstly, nodes equipped with Ultra-Wide Band(UWB) radio move randomly for collecting ToA measurements, and the shortest path selection algorithm is conducted to obtain the multi-hop node distance including the one-hop node distance with NLOS error mitigation. Then, the initial node positions are determined by using Multi-Dimensional Scaling(MDS). Finally, unlocalized node positions are obtained by the combination of iterative trilateration and error accumulation management. The simulation results show that the location accuracy of the proposed location scheme is superior to that of other common schemes.

**Keywords:** Wireless Sensor Network; Time-of-Arrival; Ultra-Wide Band(UWB); shortest path selection; biased Kalman filter; error mitigation; localization accuracy

随着微电子及机械系统技术的快速进步, 无线传感器网络的应用已经深入到许多方面, 并成为当今众多研究领域中最受关注的一大研究热点。在传感器网络中, 确定每个传感器节点的位置对于感测事件诸如跟踪和导航等应用中的数据处理都非常重要; 全球定位系统在许多情形下(如在建筑物内部部署)是不可行的, 因此, 针对大规模多跳网络的节点位置估计得到广泛研究。文献[1]提出一种迭代多点定位算法, 采用到达时间(Time-of-Arrival, ToA)测量值来定位大量<sup>[1]</sup>节点, 同时从少量锚节点(Anchor Node, AN)开始; 文献[2]提出一种利用图论刚性的鲁棒三边测量算法来避免失效。尽管采用 ToA 测量值的三边测量法可以准确地估计节点位置, 不需考虑不同节点的权重问题, 但迭代三边测量法的精确度不仅依赖于初始位置, 而且还取决于能否成功地控制误差传递; 已应用于传感器网络定位的多维标度(MDS)<sup>[3-4]</sup>技术基于连通性能够提供较精确的初始位置估计<sup>[5]</sup>; 文献[6]提出一种近似三角形内点定位算法和距离向量跳段定位算法相结合的混合定位算法来减少定位误差; 近年来, 协作移动的 Ad-hoc 网络和机器人传感器网络也引起人们极大的关注<sup>[7-8]</sup>; 文献[9]针对静止或移动的传感器节点

收稿日期: 2020-04-23; 修回日期: 2020-05-09

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61263024); 江苏省科技计划项目自然科学基金资助项目(BK20151464)

以自组织和多跳的方式构成的无线网络，提出了自定位技术，以提高定位算法的定位精确度和定位覆盖率；文献[10]提出一种分布式多跳误差估计的能量高效目标位置感知算法。算法采用锚节点的平均跳数的大小以及锚节点间的平均跳距离，求得未知节点的位置坐标，并在得到坐标估计值后引入位置比值来减少定位误差；然而，上述算法都没有考虑非视距(NLOS)链路的网络情形。为此，文献[11]提出了一种基于线性规划的方法来减小 NLOS 误差。但该方法仅当一个节点在其 1 跳邻域(称为锚听(Anchor Heard, AH))中的锚节点数至少为 3 个时才有效，因此不能应用于 NLOS 环境中 AH<3 的大规模多跳网络。对此，本文针对混合视距(LOS)/非视距(NLOS)环境下大规模多跳网络提出了一种定位方案。方案中配备有超宽带(UWB)无线电的节点随机移动，以收集 ToA 测量数据，并应用改进的有偏差卡尔曼滤波(Modified Biased Kalman Filter, MBKF)来减小 NLOS 误差，然后采用最短路径距离选择(Shortest Path Distance Selection, SPDS)方法来进一步减小 NLOS 误差；通过采用 MDS 来初始化节点位置，并采用迭代三边测量法和一种有效的误差积累管理来对节点位置进行估计；仿真结果表明，在具有 AH<3 的矩形和 L 形节点部署时，本文方案的定位精确度优于传统的 MDS-MAP<sup>[4]</sup>和原始迭代三边测量(Primitive Iterative Trilateration, PIT)法。

### 1 问题模型

考虑  $M=M_A+M_u$  个节点部署在一个二维区域上，其中  $M_A$  是锚节点数目，其位置事先已知， $M_u$  是需要定位的节点数目。全部节点都具有无线组网能力，构成一个 Ad-hoc 网络。把构成的 Ad-hoc 网络视为一个图  $G=(V,E)$ ，其中  $V$  是节点集， $E$  是  $\{k,l\}$  之间的无线链路集，其中  $k,l \in V$ 。假设一个节点在其传输范围  $R$  内与其他节点相连接，并假定集合  $E$  既有视距 LOS 链路，也有 NLOS 链路。

定位目标是采用 ToA 测量值来估计未被定位节点的位置。假设 ToA 测量值通过采用 UWB 无线电信号<sup>[12]</sup>获得。在一个 ToA 测量中，一个 LOS 链路发射信号的第一次到达可以通过检测接收节点上的最大幅值精确地获得。然而，如果信号的直接/直通路由于障碍物而被阻塞或高度衰减，则来自散射体的发射信号的反射可能到达接收节点并在 ToA 测量中引入较大的误差，把这种链路称为 NLOS 链路。因此，整个链路集  $E$  应该是采用 LOS 链路指标  $L_i(i=1,2,\dots,m_L, m_L$  表示链路  $L$  的第  $m$  个指标)和 NLOS 链路指标  $L_i(i=m_L+1, m_L+2,\dots,n_L)$  共同表示。一般来说，两个节点之间的 ToA 测量值可以计算为：

$$\hat{r}_i = d_i + \begin{cases} n_i & i=1,2,\dots,m_L \\ n_i + b_i & i=m_L+1, m_L+2,\dots,n_L \end{cases} \quad (1)$$

式中： $d_i$  是两个节点之间的实际距离； $n_i \sim N(0, \sigma_v)$ ； $b_i \sim \zeta(\lambda)$ 。

假设 ToA 测量值  $\hat{r}_i$  是独立同分布的，对于 LOS 链路来说，ToA 测量值中的噪声  $n_i$  建模为一个零均值高斯分布  $N(0, \sigma_v)$ ，具有方差  $\sigma_v$ ；一般来说，对于 NLOS 链路，UWB 多径信号的到达时间建模为泊松分布<sup>[13]</sup>，把 NLOS 误差项  $b_i$  建模为指数分布的随机变量  $\zeta(\lambda)$ ，具有平均值  $\lambda_i$ 。由于多径信号的传播时间比直接/直通信号路径要长，因此假定 NLOS 的误差项  $b_i$  是正的。此外，还假设 NLOS 的误差项  $b_i$  是随空间变化的，这是由于散射体而接收到的多径信号可以重叠或解构重叠<sup>[14]</sup>。

### 2 基于 ToA 测量值和误差抑制的多跳网络节点定位的实现

#### 2.1 原理框图

图 1 所示为本文提出的用于估计未被定位节点位置  $P_i(x_i, y_i)(i=1,2,\dots,M_u)$  实现的原理框图。先对其原理简述如下，后面小节将给出其详细实现过程。

首先，来自于通过无线链路  $L_j(j=1,2,\dots,n_L)$  的接收信号  $s_j(t)$  的 ToA 测量值  $\hat{r}_j(t)$  是在一定时间  $t$  内收集得到的。首先采用 MBKF 来获得 NLOS 误差减小后的距离，然后执行 SPDS 算法

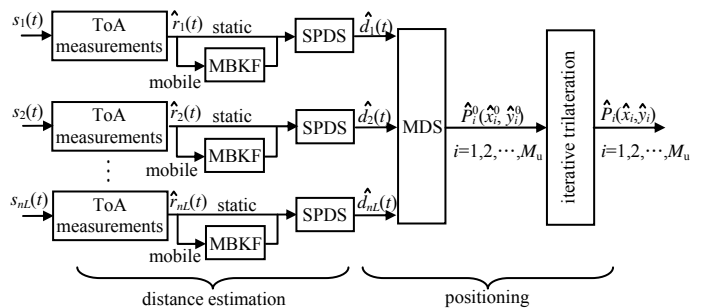


Fig.1 Diagram of the proposed scheme

图 1 本文方案的原理框图

来得到包括一跳节点距离在内的 NLOS 误差减小后的多跳节点距离  $\hat{d}_j$ ；节点初始位置  $\hat{P}_i^0(\hat{x}_i^0, \hat{y}_i^0)$  采用 MDS 来确定；最后，通过采用迭代三边测量法和误差积累管理相结合来获得定位节点的位置  $\hat{P}_i(\hat{x}_i, \hat{y}_i)$ 。

2.2 基于 MBKF 算法的误差抑制

针对 NLOS 误差抑制, 本文提出了式(2)~(9)的 MBKF 算法, 使之适用于 UWB 信道模型。

尽管基于 ToA 测量值的采样标准偏差的假设检验可以用来识别 LOS/NLOS 链路<sup>[15]</sup>, 但采用采样标准偏差并非有效, 因为 LOS/NLOS 链路在受到阻碍的建筑物环境中将很快发生变化。因此, 本文采用基于 UWB 的信道形态来进行 LOS/NLOS 识别, 即采用单个 ToA 测量值, 节点就可以准确识别 LOS/NLOS 条件; 其次, 采用约束式(9)以减少错误估计。

卡尔曼滤波通常用于动态系统的最佳状态估计。对于离散时间系统, 线性动态状态和测量方程可描述为:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \Phi \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \tag{2}$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \tag{3}$$

式中:  $\mathbf{x}_k = [x_k \ \dot{x}_k]^T$  为状态方程, 其中  $x_k$  为两个节点之间的相对距离,  $\dot{x}_k$  为节点速度;  $\mathbf{z}_k$  为测量方程;  $\mathbf{w}_k$  和  $\mathbf{v}_k$  分别为过程噪声和测量噪声, 具有协方差矩阵  $\mathbf{Q} = \sigma_u^2$  和  $\mathbf{R}_k = \sigma_x^2$ , 且:

$$\begin{cases} \Phi = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{H} = [1 \ 0] \end{cases}$$

正如前面所述, ToA 测量值的 NLOS 误差  $b_i$  是动态的, 因此, 可以把 ToA 测量值  $\hat{r}_i(t_i)$  应用到式(3)中, 得到状态估计的测量值更新和估计误差协方差如下:

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{F} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \tag{4}$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{M}_k \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{M}_k \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \tag{5}$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{M}_k - \mathbf{K}_k \mathbf{H} \mathbf{M}_k \tag{6}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \hat{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H} \Phi \hat{\mathbf{x}}_k) \tag{7}$$

为了减小 NLOS 误差, 把式(8)中的权值作为测量协方差矩阵的对角元素应用:

$$\sigma_x = \begin{cases} \beta \sigma_v & \text{NLOS link} \\ \sigma_v & \text{LOS link} \end{cases} \tag{8}$$

由于卡尔曼滤波在  $\sigma_x$  增大时对状态方程有更高的可靠性, 从而减小了 ToA 测量中的 NLOS 误差。但增大  $\sigma_x$  也增加了错误/虚假估计的可能性, 所以权值  $\beta$  是根据在实验过程中获得稳定估计来得到。

在 MBKF 中, 为了减少错误/虚假估计误差, 增加式(9)的约束条件:

$$\text{if } \hat{r}_i(t_i) < \hat{x}_i, \text{ then } \hat{x}_i = \hat{r}_i(t_i) \tag{9}$$

2.3 基于 SPDS 算法的误差抑制

现在, 执行 SPDS 算法来获得多跳距离, 并减小其 NLOS 误差。减小 NLOS 距离误差的 SPDS 特性是从如下三角不等式导出: 假设节点  $v_{src}$  经由  $v_{2,1}, v_{2,2}, \dots, v_{p,q_i-1}$  有  $i$  个路由到达  $v_{dst}$ , 如图 2 所示。实际的中间距离为  $d_{1,1} = d(v_{src}, v_{dst}), d_{2,1} = d(v_{src}, v_{2,1}), d_{2,2} = d(v_{2,1}, v_{dst}), \dots, d_{p,q} = d(v_{p,q_i-1}, v_{dst})$ 。

首先考虑  $p=2, q_2=2$  的简单情形, 即只部署了 3 个节点  $v_{src}, v_{dst}$  和  $v_{2,1}$ , 且  $v_{src}$  估计  $d_{1,1}$  到  $v_{dst}$  的距离, 另外, 还需要式(10)的不等式约束:

$$d_{2,1} + d_{2,2} \geq d_{1,1} \tag{10}$$

式(10)称为三角不等式。当把 NLOS 误差  $b_{i,j} > 0$  加入到每个距离中时, 假设 NLOS 误差远大于高斯噪声即  $b_{i,j} \gg n_{i,j}$ , 则可以得到依赖于  $b_i$  的式(10)的下列 2 种情形:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{q_2} (d_{2,j} + b_{2,j}) \geq d_{1,1} + b_{1,1} > d_{1,1} \\ d_{1,1} + b_{1,1} > \sum_{j=1}^{q_2} (d_{2,j} + b_{2,j}) > d_{1,1} \end{cases} \tag{11}$$

从式(11)可以得到:

$$d_{1,1} + b_{1,1} \geq \min(\sum_{j=1}^{q_2} (d_{2,j} + b_{2,j}), d_{1,1} + b_{1,1}) > d_{1,1} \tag{12}$$

因此, 节点  $v_{src}$  可以通过 SPDS 来减小  $d_{1,1}$  的 NLOS 误差。

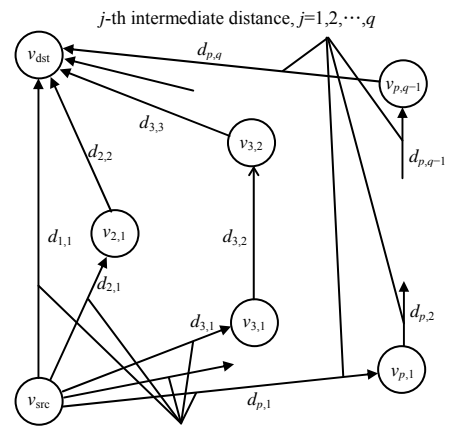


Fig.2 Example of multiple routes for SPDS  
图 2 SPDS 的多路由示例

对于任意的  $p$ , 式(10)可扩展到  $\sum_{j=1}^{q_i} d_{p,j} \geq d_{1,1}$ , 式(12)则给出节点数大于 3 的一般情形:

$$d_{1,1} + b_{1,1} \geq \min(\sum_{j=1}^{q_1} (d_{1,j} + b_{1,j}), \sum_{j=1}^{q_2} (d_{2,j} + b_{2,j}), \dots, \sum_{j=1}^{q_p} (d_{p,j} + b_{p,j})) > d_{1,1} \quad (13)$$

注意, 式(13)意味着 SPDS 可以减小  $d_{1,1}$  的 NLOS 误差。通过采用 SPDS 的距离估计可用于 MDS 和迭代三边测量中。由于 SPDS 不依赖于 NLOS 误差的方差, 因此它可以应用于静止和移动网络。

### 2.4 基于 MDS 的节点初始位置确定

每个节点的位置通过采用传统的 MDS 来初始化。为了处理大规模多跳网络, 本文采用一种融合算法。首先, 全部节点采用 SPDS  $\hat{d}_{\{k,l\}}$  在 2 跳内的全部节点对  $(k,l)$  之间构造距离矩阵; 其次, 节点通过采用传统的 MDS 来估计 2 跳内的节点位置, 并得到局部坐标, 这些局部坐标被反复合并到一组坐标中。

采用 MDS 时操作如下。首先, 生成平方距离矩阵  $\mathbf{D}_i^{(2)} = \{\hat{d}_{\{k,l\}}^{(2)}\}$ , 通过应用双对心方法构造矩阵  $\mathbf{B}_i = -\frac{1}{2} \mathbf{J}_i \mathbf{D}_i^{(2)} \mathbf{J}_i$ , 其中  $\mathbf{J}_i = \mathbf{I}_n - \frac{1}{n} \mathbf{J}_i \mathbf{1} \mathbf{1}^T$ ,  $\mathbf{1}$  是  $n$  维单位向量,  $n$  是  $\mathbf{D}_i$  的长度。将奇异值分解为  $\mathbf{B}_i = \mathbf{U}_i \mathbf{V}_i \mathbf{U}_i^T$ ; 然后, 根据  $\mathbf{X}_i = \mathbf{U}_i \mathbf{A}^{1/2}$  得到坐标矩阵, 通过提取  $\mathbf{X}_i$  的第 1 和第 2 列得到节点初始位置  $\hat{P}_i^0(\hat{x}_i^0, \hat{y}_i^0)$ 。

### 2.5 基于迭代三边测量和误差积累管理的定位节点位置估计

最后, 当在一个节点的 1 跳内至少存在 3 个锚节点时, 该节点基于锚节点对未定位节点的位置执行三边测量。一旦估计出一个未定位节点的位置, 就把它配置为一个伪锚节点, 而且它又对其他未定位节点迭代地执行三边测量。采用三边测量的未定位节点  $i$  的估计位置  $(\hat{x}_i, \hat{y}_i)$  是通过使式(14)的成本函数最小化给出的:

$$\sum_{j=1}^{M_A^1} \left\{ \hat{d}_j - \sqrt{(\hat{x}_i - x_j)^2 + (\hat{y}_i - y_j)^2} \right\}^2 \quad (14)$$

式中:  $(x_j, y_j)$  是锚节点的位置;  $\hat{d}_j$  为在 1 跳之内未定位节点  $i$  到锚节点  $j(j=1,2,\dots,M_A^1)$  的估计距离。

为了避免误差积累, 引入误差累积管理, 它通过采用具有一定迭代次数  $\gamma$  的伪锚节点来限制迭代三边测量。通过实验测试, 确定出  $\gamma=2$  可以避免较大的误差积累。

令  $N(v)$  表示 1 跳节点  $v \in V$  的集合,  $S^A$  表示锚节点的集合,  $U^N$  表示未定位节点的集合。算法 1 所示为采用误差积累管理的迭代三边测量的伪代码。

算法 1 采用误差积累管理的迭代三边测量的伪代码:

- 1) for 未定位节点  $v \in U^N, L(v)=0$  do
- 2)  $N^A(v) = N(v) \cap S^A, \kappa = |N^A(v)|$
- 3) if  $(\kappa \geq 3 \ \&\& \ \frac{\sum_{\kappa} L(N^A(v))}{\kappa} \leq \gamma)$  then
- 4) 采用式(14)对  $v$  执行三边测量
- 5) 把  $v$  配置为伪锚节点
- 6)  $S^A \leftarrow S^A + \{v\}, U^N \leftarrow U^N - \{v\}$
- 7)  $L(v) \leftarrow \frac{\sum_{\kappa} L(N^A(v))}{\kappa} + 1$
- 8) end if
- 9) end for

## 3 方案性能评价

### 3.1 实验环境及仿真参数设置

采用 Matlab 仿真器及实际室内环境对混合 LOS/NLOS 下本文提出方案的性能进行评价。仿真实验中的 2 种实际障碍物部署如图 3 所示, 图 3(a)所示为基于 UWB 信道测量中的矩形建筑物, 图 3(b)所示为 L 形建筑物, 节点随机部署在建筑物内。

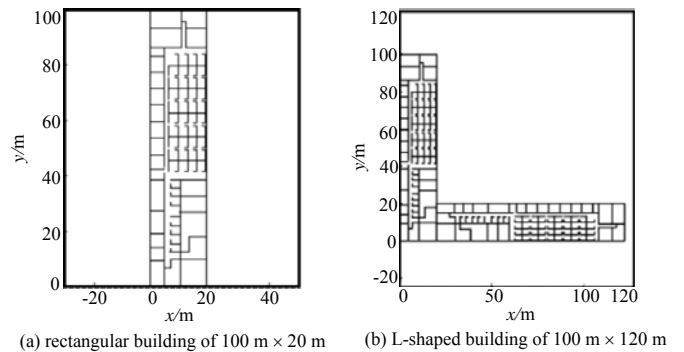


Fig.3 Obstacles deployment  
图 3 障碍物的部署

对于 LOS 和 NLOS，采用 IEEE 802.15.4a 信道建模定义的 UWB 无线传播模型<sup>[13]</sup>，通过办公室室内环境的路径损耗模型确定每个节点的无线电覆盖<sup>[13]</sup>，接收器灵敏度设置为-95 dBm，假设 ToA 测量的覆盖与无线电覆盖相同；设 LOS 测量方差 $\sigma_v=0.25$  m；对于 NLOS 测量噪声，采用文献[16]中给出的多径时延参数和泊松分布对接收到的脉冲簇的到达时间进行建模，多径簇到达率由 $\Lambda(1/\text{ns})$ 给出，NLOS 误差 $\lambda$ 的平均值为 $(1/\Lambda)\times c=2.49$  m，其中  $c$  是光速。

MBKF 的测量更新间隔设为 0.1 s，取 $\beta=12$  和 $\sigma_u^2=0.1$ 。节点沿随机路点移动，速度随机选取为  $0 < v < 2$  m/s，收集 ToA 测量值的观测时间设置为 20 s。

作为定位性能的度量，采用均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)，定义为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M_u} \sum_{i=1}^{M_u} [(\hat{x}_i - x_i)^2 + (\hat{y}_i - y_i)^2]} \quad (15)$$

式中： $(x_i, y_i)$ 表示节点  $i$  的实际位置； $(\hat{x}_i, \hat{y}_i)$ 为估计位置。随机进行 40 次试验求平均值。

将本文提出方案的性能与以下方案进行比较：

- 1) MDS-MAP<sup>[4]</sup>：把通过采用传统 MDS 生成的 2 跳局部地图反复融合来估计全部节点的位置；
- 2) MDS-MAP 的下限(Lower Bound, LB)：把通过采用距离信息构建的 2 跳局部地图应用于 MDS-MAP，并假设全部链路是 LOS(即不考虑障碍物)。显然，这个假设对于 NLOS 环境来说是不可能的，可以采用该情形作为方案的最佳可实现性能基准；
- 3) PIT：把三边测量法反复应用于估计节点位置，初始位置通过在部署区域采用均匀分布随机确定；
- 4) PIT 的 LB：通过采用距离信息执行的 PIT，并假设全部链路是 LOS，初始位置通过在部署区域采用均匀分布随机确定。

### 3.2 仿真实验结果

#### 3.2.1 矩形节点部署

图 4 所示为当锚节点比(Ratio of Anchor Nodes, RAN)为 10%和节点数量从 20 增加到 100 时，不同方案的平均 RMSE 随连通性的变化关系。本文方案(移动)对应于全部节点都可移动的情形，这时 MBKF 和 SPDS 用于减小 NLOS 误差；本文方案(静止)对应于全部节点都是静止的情形，而且仅 SPDS 用于减小 NLOS 误差。从图 4 可见，本文方案(移动)的 RMSE 性能要优于 MDS-MAP。另一方面，本文方案(静止)的 RMSE 性能与 MDS-MAP 接近。例如，当连通性为 18.2 时，本文方案(静止)和本文方案(移动)的准确性比 MDS-MAP 分别提高了约 4%和 27.8%；尽管 PIT 和 PIT 的 LB 对于 4.7 和 9.4 的连通性表现出较好的准确性，但定位节点的百分比相当低。例如，对于连通性分别为 4.7、9.4 和 13.7 来说，PIT 的定位节点的百分比分别为 11.8%、64%和 99.2%；而对于 4.7 的连通性来说，本文方案的定位节点百分比为 100%。值得注意的是，图 4 中的 AH 值小于 3，这表明采用本文方案进行定位是可行的，因此，本文方案对于混合 LOS/NLOS 环境是一种鲁棒性更高的解决方案。

图 5 所示为 RAN 为 15%和节点数量从 20 增加到 100 时不同方案的平均 RMSE 随连通性的变化关系。与图 4 的结果相比，本文方案(静止)的 RMSE 得到了改进，且优于 MDS-MAP，这是由于本文方案采用基于锚节点的 SPDS 进行迭代三边测量；本文方案(移动)的 RMSE 性能明显优于 MDS-MAP，而且非常接近 MDS-MAP 的 LB。例如，本文方案(静止)和本文方案(移动)对于连通性为 16.9 时，比 MDS-MAP 的准确性分别提高了约 13.8%和 40.2%。

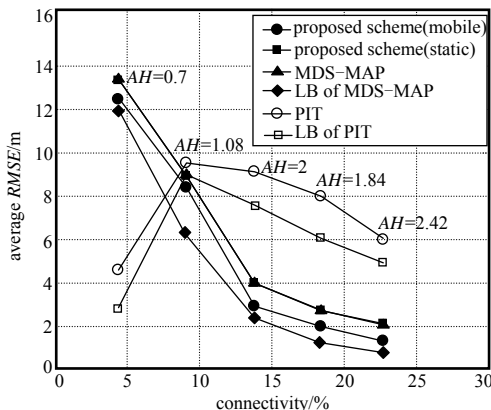


Fig.4 Average RMSE versus connectivity at RAN of 10%  
图 4 当 RAN 为 10%时平均 RMSE 随连通性的变化关系

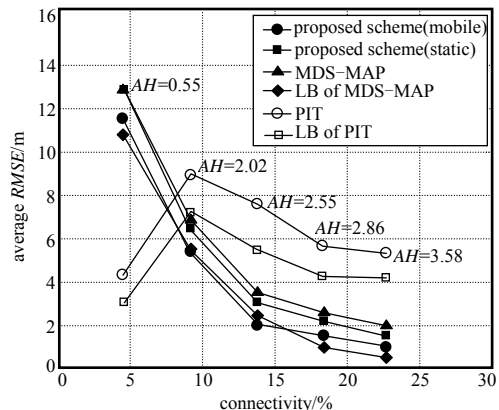


Fig.5 Average RMSE versus connectivity at RAN of 15%  
图 5 当 RAN 为 15%时平均 RMSE 随连通性的变化关系

### 3.2.2 L 型节点部署

图 6 表示当 RAN 为 10% 和节点数量从 50 增加到 170 时不同方案的平均 RMSE 随连通性的变化关系。从图 6 可见, 本文方案(静止)和本文方案(移动)都优于 MDS-MAP。例如, 当连通性为 16.9 时, 本文方案(静止)和本文方案(移动)的准确性比 MDS-MAP 分别有 17.9% 和 26.5% 的提高; 值得注意的是, 本文方案(移动)的 RMSE 性能更接近或在某些情况下要优于 MDS-MAP 的 LB。这是因为 MDS-MAP 在非凸网络中比在凸的网络中性能更差。本文方案通过采用 MDS 技术进行初始化, 采用基于锚节点的迭代三边测量和误差积累管理, 因此对于非凸网络具有更好的鲁棒性。同样, 本文方案仍然具有  $AH < 3$ 。

图 7 表示 RAN 为 15% 和节点数量从 50 增加到 170 时不同方案的平均 RMSE 随连通性的变化关系。从图 7 可见, 在大多数情况下, 本文方案(移动)的 RMSE 性能要优于 MDS-MAP 的 LB; 从图 7 还可看到, 本文方案(静止)的 RMSE 性能也接近于 MDS-MAP 的 LB。当连通性为 16.9 时, 本文方案(静止)和本文方案(移动)的准确性比 MDS-MAP 分别有 27.3% 和 39.9% 的提高。

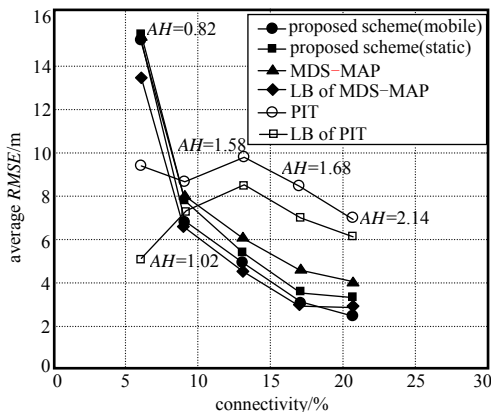


Fig.6 Average RMSE versus connectivity at RAN of 10%  
图 6 当 RAN 为 10% 时平均 RMSE 随连通性的变化关系

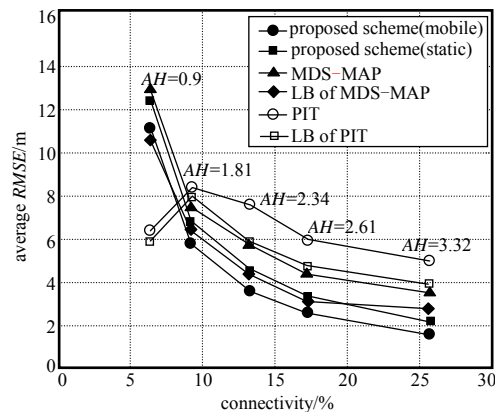


Fig.7 Average RMSE versus connectivity at RAN of 15%  
图 7 当 RAN 为 15% 时平均 RMSE 随连通性的变化关系

## 4 结论

本文提出了实现多跳 Ad-hoc 网络定位过程中的动态 ToA 测量。理论分析表明, 提出的 SPDS 能够减小 NLOS 环境中的定位误差。仿真实验结果表明, 提出的采用 MDS 初始化和迭代三边测量以及误差积累管理的组合定位方法, 当  $AH < 3$  时能提供比其他方案更好的定位性能。

由于硬件所限, ToA 测量能力可能并不适用于所有节点, 所以未来的研究重点将是扩展本文的研究, 准备采用接收信号强度并结合合适的滤波技术例如粒子滤波来实现定位。

### 参考文献:

- [1] HAN G, YANG X, LIU L, et al. A disaster management-oriented path planning for mobile anchor node-based localization in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2017, 8(1): 115-125.
- [2] KNUTH J, BAROOAH P. Distributed collaborative 3D pose estimation of robots from heterogeneous relative measurements: an optimization on manifold approach[J]. Robotica, 2015, 33(7): 1507-1535.
- [3] 赵海军, 王洋. 一种基于多维标度的分布式传感器定位算法[J]. 吉林师范大学学报(自然科学版), 2016, 37(3): 139-143. (ZHAO Haijun, WANG Yang. A distributed sensor positioning algorithm based on multidimensional scaling[J]. Journal of Jilin Normal University (Natural Science Edition), 2016, 37(3): 139-143.)
- [4] LI Q, CHU B, WU Z, et al. RMDS: ranging and multi-dimensional scaling-based anchor-free localization in large-scale wireless sensor networks with coverage holes[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2017, 13(8): 1-17.
- [5] OU X, WU X, HE X. Adaptive iterated UKF based node localization for WSN[J]. Chinese Journal of Sensors & Actuators, 2015, 28(2): 234-238.
- [6] 刘春刚, 刘松林, 杨文超, 等. 无线传感器网络中基于 APIT 与 DV-HOP 的混合定位算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017, 15(3): 432-437. (LIU Chungang, LIU Songlin, YANG Wenchao, et al. Hybrid localization algorithm based on APIT and DV-HOP in wireless sensor networks[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017, 15(3): 432-437.)

- [ 7 ] HUANG J F, CHANG G Y, CHEN G H. A historical-beacon-aided localization algorithm for mobile sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2015,14(6):1109-1122.
- [ 8 ] HALDER S, GHOSAL A. A survey on mobile anchor assisted localization techniques in wireless sensor networks[J]. Wireless Networks, 2015,60(7):1-20.
- [ 9 ] 黄云飞. 基于多跳测距的无线传感器网络定位方法的研究[D]. 沈阳:沈阳理工大学, 2015. (HUANG Yunfei. Research on positioning technology of wireless sensor network based on multi-hop ranging[D]. Shenyang, China: Shenyang Ligong University, 2015.)
- [10] 蒋从元, 杨杰. 基于分布式多跳误差估计目标位置感知算法[J]. 电子技术应用, 2017,43(11):95-98. (JIANG Congyuan, YANG Jie. Energy efficiency target position aware algorithm with distributed multi-hop error estimates[J]. Application of Electronic Technique, 2017,43(11):95-98.)
- [11] SASAKI M, FURUTA T, ISHIZAKI F, et al. A mathematical programming approach to the multi-round topology construction problem in wireless sensor networks[J]. Journal of the Operations Research Society of Japan, 2017,3(3):199-208.
- [12] ALARIFI A, AL-SALMAN A, ALSALEH M, et al. Ultra wideband indoor positioning technologies: analysis and recent advances[J]. Sensors, 2016,16(5):1-36.
- [13] ADEBOMEHIN A A, WALKER S D. Enhanced ultrawideband LOS sufficiency positioning and mitigation for cognitive 5G wireless setting[C]// Proceedings of 2016 39th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP). Vienna, Austria: IEEE, 2016:87-93.
- [14] LAVANYA V, BABU A M, RAO G S. Mobile radio propagation channel characterisation and its performance analysis[C]// Proceedings of 2015 International Conference on Electrical, Electronics, Signals, Communication and Optimization (EESCO). Visakhapatnam, India, 2015:1-6.
- [15] TABAA M, DIOU C, SAADANE R, et al. LOS/NLOS identification based on stable distribution feature extraction and SVM classifier for UWB on-body communications[J]. Procedia Computer Science, 2014,32:882-887.
- [16] CHAIBI H, BELKASMI M, MOHAMMADI Z. UWB outdoor channel characterization and modeling based on measurements[C]// Proceedings of 2015 International Conference on Wireless Networks and Mobile Communications. Marrakech, Morocco: IEEE, 2016:1-5.

#### 作者简介:

范宇(1984-), 男, 南京市人, 硕士, 讲师, 主要研究方向为通信工程、教育技术学、微课与慕课.  
email: qsjin60@163.com.

赵书安(1972-), 男, 江苏省宿迁市人, 博士, 副教授, 主要研究方向为物联网工程.

-----  
(上接第 1019 页)

- [15] GNU Radio Academy. The GNU Radio Scheduler[EB/OL]. [2018-03-29]. <https://wiki.gnuradio.org/index.php/Tutorials/>.
- [16] RSSDR. Twin RX[EB/OL]. [2018-06-20]. <https://www.ettus.com.cn/product/TwinRx.html/>.

#### 作者简介:

荆淑霞(1971-), 女, 河北省廊坊市人, 硕士, 副教授, 主要研究方向为物联网、无线数据传输、智能监控.email:gypib75@163.com.

申同强(1989-), 男, 河北省邯郸市人, 硕士, 讲师, 主要研究方向为嵌入式系统、自动化技术.