

## 基于增强加权质心定位的认知物联网用户频谱接入控制

申滨, 李银波, 梁泉伟

(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

**摘要:** 在认知物联网 (CIoT, cognitive internet of things) 中, 由于主用户 (PU, primary user) 与次级用户 (SU, secondary user) 之间的非合作特性, 单独依靠传统的频谱感知技术判断频谱接入机会存在一定的不可靠性。作为一种重要的辅助信息, PU 与 SU 之间的相互位置信息可以协助判断授权频谱的二次接入可能性。提出了一种低复杂度的基于相邻关系的加权质心定位 (NB-WCL, neighbor-based weighted centroid localization) 算法, 通过解决 CIoT 中 SU 的定位问题, 从而完成 CIoT 中各个地理位置上是否能够进行频谱接入的决策。在理论层面分析了二维位置估计的均方根误差 (RMSE, root mean square error) 性能, 通过仿真验证了通信半径、节点密集度、阴影影响、路径损失、连通性度量值以及发送数据次数等因素对于算法性能的影响。理论推导与实验结果表明, 相对于传统的定位算法, 所提方案为 CIoT 中的 SU 定位算法提供了更为强健和良好的定位误差性能, 能够有效地增强认知物联网中用户频谱接入的可靠性。该方案可以作为认知物联网中的一种高效实用的定位感知方案。

**关键词:** 加权质心定位; 认知物联网; 相邻关系; 性能分析; 频谱接入

**中图分类号:** TN929.5

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2023.00312

## Spectrum access control for cognitive internet of things users based on enhanced weighted centroid localization

SHEN Bin, LI Yinbo, LIANG Xiaowei

School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

**Abstract:** In the cognitive internet of things (CIoT), due to the non-cooperative characteristics between the primary user (PU) and the secondary user (SU), it is unreliable to seek the spectrum access opportunity by merely relying on traditional spectrum sensing technology. As an important type of auxiliary information, the mutual location information between PU and SU can assist in determining the possibility of secondary access to the licensed frequency band (LFB). A low-complexity neighbor-based weighted centroid localization (NB-WCL) algorithm was proposed to solve the localization problem of SUs in CIoT, so as to complete the decision of whether spectrum access can be performed at each geographical location in CIoT. The root mean square root error (RMSE) performance of two-dimensional position estimation was analyzed and the impacts of factors were verified such as communication radius, node density, shadowing influence, path loss exponent, connectivity metric, and the number of data transmitted on the algorithm performance in simulations. The theoretical derivation and experimental results show that the proposed scheme provides more robust and better localization error performance for the SU localization algorithm in CIoT than the traditional localization algorithms, which can effectively enhance the reliability of CIoT for spectrum access. The proposed scheme can serve as a practically effective candidate solution in the CIoT.

**Key words:** weighted centroid localization, cognitive internet of things, neighbor relationship, performance analysis, spectrum access

收稿日期: 2022-07-15; 修回日期: 2022-11-14

通信作者: 申滨, shenbin@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62071078)

**Foundation Item:** The National Natural Science Foundation of China (No.62071078)

## 0 引言

随着物联网应用领域的迅速扩大,无线频谱资源的紧缺给物联网技术发展带来巨大挑战。未来的物联网需要实现大量设备之间的通信,为更多的用户提供优质、高效的通信服务。然而,目前固定的频谱分配策略导致可用频率资源使用效率低,无法满足快速增长的频谱需求。为了突破物联网中资源匮乏的瓶颈,认知物联网(CIoT, cognitive internet of things)应运而生<sup>[1]</sup>。通过融合认知无线电技术,物联网能够共享授权频谱资源,使频谱的利用率大幅度提升<sup>[2]</sup>。在认知物联网中,为了保证尽可能少地对主用户(PU, primary user)产生干扰,CIoT中的次级用户(SU, secondary user)只有在授权频段(LFB, licensed frequency band)上未检测到任何PU活动时,方可暂时性地获得接入机会<sup>[3]</sup>。传统的频谱感知方法在低信噪比条件下往往存在测量不准确的问题,从而可能给PU带来相应的干扰。为了确保PU与SU之间在授权频段上互不干扰,这两种异构用户信号在时空中应满足正交性。如果考虑PU与SU在CIoT中的相对位置信息能够被获取,然后通过它们之间的距离信息判断SU是否能接入授权频段,则结果可能会更加准确和可靠<sup>[4-5]</sup>。然而,现实中如何获取PU与SU的位置信息,面临巨大的技术挑战。

目前,无线用户的位置信息可以通过多种定位算法获得<sup>[6]</sup>。从算法机制和实现方式考量,定位算法大致可分为三大类。第一类是基于测距/非测距的定位<sup>[7-8]</sup>。基于非测距的定位技术利用节点之间的连通性信息进行定位,而基于测距的定位技术需要测量节点间的方位信息或距离信息。基于非测距的定位技术易于实现且不需要额外的硬件设备,但往往存在精度较低的缺陷;基于测距的定位技术精度更高,由于利用了范围测量,现有的范围测量技术又分为到达时间(TOA, time of arrival)、到达时间差(TDOA, time difference of arrival)及接收信号强度(RSS, received signal strength)等。第二类是集中/分布式的定位<sup>[9-12]</sup>。集中式定位技术通过中心处理节点计算所有节点的位置信息,此种方法定位精度较高,但是往返中心处理节点的数据传输会带来大量的通信开销,由此产生较多的能耗。而分布式定位技术要求节点之间相互通信,依靠节点间的信息传递和相互协调,自主执行位置估计。由于缺乏全

局信息,分布式定位技术精度低于集中式定位技术,但却大大降低了通信开销。第三类是锚节点(AN, anchor node)/非锚节点的定位<sup>[9,11]</sup>。通过人工预先布置或者已知坐标的节点(即锚节点)辅助未知节点的定位,增加定位精度。相对地,基于非锚节点的定位仅仅依靠待定位节点自身完成定位,往往定位精度不佳。在CIoT中,用户能量的消耗是值得关注的问题,在用户能耗受限,或节能优先级高时,应优先使用分布式定位方案。当未知节点有定位需求的时候,即调用定位算法实现对自身位置的计算,降低数据传输带来的通信开销,从而减少CIoT中用户的能量消耗。同时为减少定位误差,还可加上位置已知的锚节点进行定位辅助以增加定位精度。锚节点的增加能够在提高定位精度的同时,更好地满足分布式定位的需求,即每一个未知节点通过自身来选择一定数量的锚节点作为邻居,然后利用选择的锚节点来辅助计算自己的位置,从而实现分布式定位。而对于锚节点的选择,传统的无线传感器定位方案中常常考虑基于RSS的选择策略<sup>[6-7]</sup>,若在CIoT中应用这类方案,当有多个SU有接入需求需要定位的时候,每个SU接收到的RSS并不一定适用。此外,由于信号衰落效应的存在,若直接以RSS作为选择锚节点的依据,则可能会使原本距离未知节点较远的锚节点被误判为邻居,参与最终定位结果的计算,导致定位结果出现较大偏差。为了结合CIoT的特性,在基于范围测距技术的基础上,利用非测距连通性信息为每一个未知节点构建与锚节点的相邻关系,通过相邻关系的判断策略为每一个未知节点选择最合适的锚节点集合,并由该集合中的锚节点参与最终定位结果的计算。由此,不仅可以弥补非测距技术精度低的缺陷,还能满足SU在CIoT中接入LFB的需求。

针对PU与SU之间存在的非合作特性,本文结合锚节点和非测距连通性信息设计了一种可行的分布式定位方案,提出一种低复杂度的基于相邻关系的加权质心定位(NB-WCL, neighbor-based weighted centroid localization)算法,利用相邻关系判断策略下所获得的连通性信息,各个未知节点选择对于自身定位有利且可靠的一部分锚节点进行定位。相较于传统WCL集中式定位的大量能量消耗,本文使用基于相邻关系的WCL算法完成分布式定位,在减少能量开销的同时也提升了定位精度。关于WCL算法的研究已经在许多文献中展开,

文献[13]提出了关于 WCL 算法的理论框架并分析了路径损失系数、独立同分布阴影与相关阴影及节点密集度等对 WCL 算法的影响，同时讨论了一维和二维定位误差。对于 WCL 算法而言，最为关键的是其加权系数的确定，如果将系数设定为 1，WCL 算法则退化为文献[14]提出的质心定位算法。文献[15-17]分别讨论了选取不同的加权策略对算法性能的影响。具体地，文献[15]通过选取 3 种不同的加权策略，验证了对数权值可达到的效果最佳，并且鲁棒性明显优于线性权值和普通权值。不同于仅仅选取 RSS 作为加权策略，文献[16]利用循环自相关特性提出了一种基于信号循环自相关的 WCL 算法，并用非渐近循环自相关作为加权系数。文献[17]不再使用算术加权平均，而是利用改进平均数作为权值。此外，无线网络中节点间的相邻关系也在文献[14,18-19]中进行了研究。文献[14]不仅提出了质心定位的概念，同时提出了相邻关系可靠性的基础概念。文献[18-19]提出了节点之间的连通性信息概念。另外，文献[18]在网络配置角度讨论了节点放置与通信范围对定位算法的影响。文献[20]利用雅可比过松弛方法，根据噪声相对测量值分布估计加权质心。在性能分析层面上，定位算法的性能多用均方根误差 (RMSE, root mean square error) 进行衡量。文献[21]将二维定位误差表达成正态变量比率后将理论分析结果与仿真结果进行了对比，同时在基于正态变量比率 RMSE 形式上，忽略阴影效应提出了粗略版 RMSE 表达式，并证明其性能接近于完全版 RMSE 表达式，同时分析了独立同分布阴影和非独立同分布阴影对 RMSE 性能分析的影响。文献[22]推导出不含任何积分的一维和二维定位误差的均方根误差和偏差的闭式表达式。

相对于简单地实现 WCL 算法和优化加权系数提升性能的方法<sup>[13, 15, 21-22]</sup>，本文提出的 NB-WCL 算法基于锚节点与分布式定位，先通过锚节点判断节点之间的相邻关系，在确定定位范围后，通过 WCL 算法对节点进行分布式定位。在对 SU 定位的基础上，最终实现机会性接入授权频段的使能标签设置。本文理论分析了 NB-WCL 算法的 RMSE 性能，并通过仿真验证了本文的算法性能明显优于其他现有典型算法，并且算法鲁棒性强，在各种环境影响变化下误差也同样能保证在小范围内波动。本文的主要贡献总结如下。

- 基于节点之间的相邻关系和样本数据，通过

一定数量的度量值，重新计算相邻关系从而评估邻居节点的可靠性，依靠最终的相邻关系结果判断节点间能否通信。

- 分析了在此方法下 RMSE 的理论计算框架，推导出了 RMSE 的理论表达式。
- 评估了此算法在不同阴影影响因子、路径损耗因子、节点密集度、通信半径、连通性度量值及发送数据次数等情况下的性能表现，从而量化了此 NB-WCL 算法在不同情况下的性能。
- 在 NB-WCL 定位的基础上，完成了 CIoT 中各个地理位置上的授权频段二次接入可能性的判别。

## 1 系统模型

### 1.1 场景描述

将 CIoT 的地理区域划分为多个等面积的网格，总体是在一个面积为  $L(\text{单位: m}) \times L(\text{单位: m})$  的区域中。事先随机均匀分布  $N+M$  个感知节点 (SN, sensor node)，其中有  $M$  个锚节点 (AN, anchor node)，其中第  $a$  个 AN 的坐标为  $\mathbf{L}_a^{\text{AN}} = [x_a^{\text{AN}}, y_a^{\text{AN}}]^T, a=1, 2, \dots, M$ 。假设放置误差在节点之间是独立的，并与接收功率无关。同时有  $N$  个位置未知节点 (LUN, location unknown node)，即待定位节点，坐标为  $\mathbf{L}_u^{\text{U}} = [x_u^{\text{U}}, y_u^{\text{U}}]^T, u=1, 2, \dots, N$ 。

在现实网络场景中，AN 可代表演进型基站 (eNB, evolved node B) 或者小基站 (sNB, small node B)，用 LUN 表示 SU，假设 SU 的位置信息对于 CIoT 中的 PU 和 eNB 而言是未知的，而 eNB 与 PU 的位置信息是已知的，由 AN 执行 NB-WCL 算法定位 LUN。当 SU 的位置信息确定后，即能通过 SU 与 PU 之间的距离信息以判断 SU 是否能接入授权频段，此机制相较于传统的单一门限检测方法会更加准确和可靠。同时，每个 AN 的通信半径设定为  $r_{\text{AN}}$ 。为了进一步说明，设定第  $u$  个 LUN 与第  $a$  个 AN 之间的距离为  $d_{ua}$ ，表示为

$$d_{ua} = \sqrt{(x_u^{\text{U}} - x_a^{\text{AN}})^2 + (y_u^{\text{U}} - y_a^{\text{AN}})^2} \quad (1)$$

对于任意一个 AN 而言，若用其定位某个 LUN，如果它们之间的距离  $d_{ua} \leq r_{\text{AN}}$ ，则认为两个节点能够进行通信，两个节点之间通过通信信道 (CCH, communicating channel) 通信；否则，两个节点之间无法通信。同时，假定在 CIoT 中有  $H$  个主用户发射机 (PUT, PU transmitter)。设定 PUT 的坐标为

$\mathbf{L}_p^{\text{PUT}} = [x_p^{\text{PUT}}, y_p^{\text{PUT}}]^T, p=1, 2, \dots, H$ 。在 CIoT 中, 为了尽可能避免对 PU 产生干扰, SU 通过判断其与 PUT 之间的距离确定是否通过感知信道 (SCH, sensing channel), 即授权频段内的信道, 接入 LFB。CIoT 场景模型如图 1 所示。根据 IEEE 802.22 标准规定的鲁棒性感知要求, 考虑一种 PUT 区域划分策略, 将地理区域划分为浅灰色区域、深灰色区域和白色区域 3 种不同的区域。为了便于分析, 令  $C_1$  为浅灰色区域,  $C_2$  为深灰色区域,  $C_3$  为白色区域, 令  $D_b$ 、 $D_g$ 、 $D_w$  分别为  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$  区域的半径。浅灰色区域以活跃 PUT 为圆心, 在此区域内 SU 严格禁止接入 LFB; 白色区域是以活跃 PUT 为圆心、处于  $D_g$  和  $D_w$  之间的环形区域, 在此区域内 SU 距离 PU 足够远, 产生的干扰足够小, 同时为了解决空间虚警问题<sup>[23-24]</sup>, 避免对正在通信的 PU 接收机 (PUR, PU receiver) 造成干扰, 在此区域内的 SU 在接入前需要考虑 SU 的通信半径  $r_{\text{SU}}$  带来的影响, 则要求 SU 与 PUT 之间的距离大于  $D_g$  的同时还要加上  $r_{\text{SU}}$ , 即  $\|\mathbf{L}_p^{\text{PUT}} - \mathbf{L}_u^{\text{U}}\|_2 > D_g + r_{\text{SU}}$ , 才能接入 LFB 进行通信; 深灰色区域是以活跃 PUT 为圆心、处于  $D_b$  和  $D_g$  之间的环形区域, 用于为 PU 提供保护缓冲。设计缓冲区域的原因在于, 对于  $D_b$  与  $D_w$  大小的设计在理论层面存在各种各样的标准与方法, 但在实际场景中, PUT 的覆盖区域不可能如图 1 中浅灰色的区域那样具有集合匀称性。因此, 在浅灰色区域外设置一个缓冲区, 避免了将地理区域简单划分为接入/不可接入区域, 可以有效地为活动在浅灰色区域边缘处的 PU 接收机提供降低干扰可能性的保护。

图 1 列举了处于不同区域中 SU 的接入判定。 $\mathbf{L}_1^{\text{U}}$  虽处于  $C_3$  区域中离 PU 有一定的距离, 但为解决空间虚警问题, 考虑 SU 的通信半径后, 它离 PUT 的距离并不够远, 所以禁止接入。而  $\mathbf{L}_2^{\text{U}}$  既处于  $C_3$  区域中, 又满足  $\|\mathbf{L}_p^{\text{PUT}} - \mathbf{L}_u^{\text{U}}\|_2 > D_g + r_{\text{SU}}$ , 则允许接入。在缓冲区域  $C_2$  中分布着  $\mathbf{L}_3^{\text{U}}$ , 需要等待着下一步的指示, 不进行禁止接入或者允许接入的判定。 $\mathbf{L}_4^{\text{U}}$  和  $\mathbf{L}_5^{\text{U}}$  分布在  $C_1$  区域中, 会对 PU 接收机产生干扰, 所以禁止接入。

### 1.2 相邻关系

考虑传播环境是幂律路径损耗信道模型加上对数正态阴影环境, 第  $u$  个 LUN 收到来自第  $a$  个 AN 的 RSS 为

$$P_{ua} = P_{\text{Tx}} - P_1(d_0) - 10\alpha \lg \left( \frac{\|\mathbf{L}_a^{\text{AN}} - \mathbf{L}_u^{\text{U}}\|_2}{d_0} \right) + s_{ua} \quad (2)$$

其中,  $P_{\text{Tx}}$  为 AN 的发送功率,  $P_1(d_0)$  为在参考距离为  $d_0$  时候的路径损失, 路径损失系数为  $\alpha$ ,  $s_{ua}$  为第  $u$  个 LUN 对应第  $a$  个 AN 的阴影影响因子, 服从  $s_{ua} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_s^2)$  的正态分布。根据式(2), 由于第  $a$  个 AN 和第  $u$  个 LUN 之间能够通信的最大距离为  $r_{\text{AN}}$ , 可得到两个节点之间最大通信动态 RSS 阈值

$$\theta_{ua} = P_{\text{Tx},a} - P_1(d_0) - 10\alpha \lg \left( \frac{r_{\text{AN}}}{d_0} \right) + \gamma \sigma_s^2 \quad (3)$$

其中,  $\gamma \sigma_s^2$  是根据阴影影响因子  $s_{ua}$  所特指的常量,  $\gamma$  是一个  $0 \sim 1$  可调的参数。依赖于此  $\theta_{ua}$ , 可以判定两个节点的相邻关系。根据式(1), 第  $u$  个 LUN 到第  $a$  个 AN 的距离为  $d_{ua}$ , 令  $\mathbf{d}_u = [d_{u1}, d_{u2}, \dots, d_{uM}]^T$ ,  $M \times N$  维的相邻距离矩阵  $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_N]$ 。基于式(2),  $N$  个 LUN 和  $M$  个 AN 之间  $M \times N$  维的相邻 RSS 关系矩阵为

$$\mathbf{P} = (P_{\text{Tx}} - P_1(d_0)) \mathbf{I}_{MN} - 10\alpha \lg \left( \frac{1}{d_0} \mathbf{D} \right) + \mathbf{S} \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{I}_{MN}$  为  $M \times N$  维的全 1 矩阵,  $\mathbf{S}$  是  $N$  个 LUN 和  $M$  个 AN 对应的阴影影响因子矩阵, 可以进一步表示成  $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_N]$ , 它是由  $M$  个 AN 对于第  $u$  个 LUN 的阴影影响因子向量  $\mathbf{s}$  组成, 满足  $\mathbf{s} = [s_{u1}, s_{u2}, \dots, s_{uM}]^T \sim \mathcal{N}(0, \boldsymbol{\Sigma}_s)$ 。假设阴影影响因子服从独立同分布 (IID, independent identically distributed) 的正态分布, 可得  $\boldsymbol{\Sigma}_s = \sigma_s^2 \mathbf{I}_M$ ,  $\mathbf{I}_M$  为  $M$  维单位矩阵。

根据式(3)得到的  $\theta_{ua}$  和式(4)中的相邻 RSS 关系矩阵  $\mathbf{P}$ , 其中  $\mathbf{P} = [P_{ua}]_{M \times N}$ 。通过判断是否满足阈值要求, 可以得到指标函数  $J_{ua}$ 。当两者之间的 RSS 满足要求的时候,  $J_{ua} = 1$ ; 否则,  $J_{ua} = 0$ 。

$$J_{ua} = \begin{cases} 1, & P_{ua} \geq \tilde{\theta}_{ua} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $\tilde{\theta}_{ua} = \theta_{ua} + E[s_{ua}]$ ,  $E[s_{ua}]$  是阴影影响的均值, 即每个节点的  $P_{ua}$  都是动态变化的。根据此判断条件, 对矩阵  $\mathbf{P}$  进行筛选操作, 可以得到  $N$  个 LUN 与  $M$  个 AN 之间相邻关系的判断结果, 即任意相邻 RSS 关系矩阵  $\mathbf{P}$  中  $P_{ua}$  与 RSS 阈值  $\theta_{ua}$  的判决结果  $J_{ua}$  组成的指标函数矩阵  $\mathbf{J} = [J_{ua}]_{M \times N}$ , 此矩阵存储

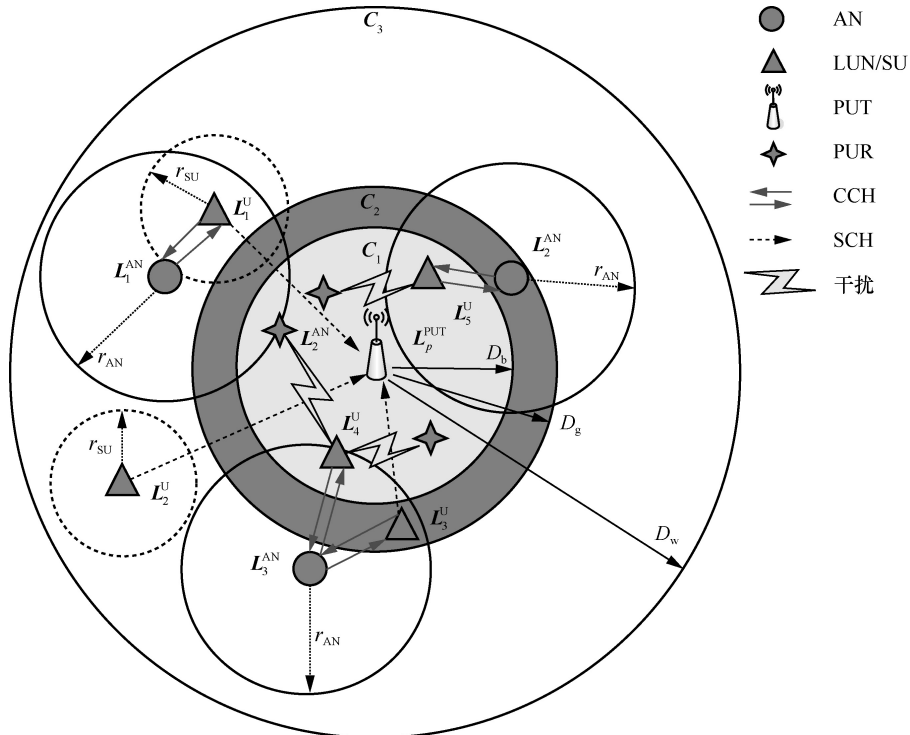


图 1 CIoT 场景模型

了任意两节点能否通信的指标信息。

根据以上的说明，当两个节点之间可以进行通信，即两个节点在各自的通信半径之内，则认为节点之间是连通的，节点相邻关系如图 2 所示。

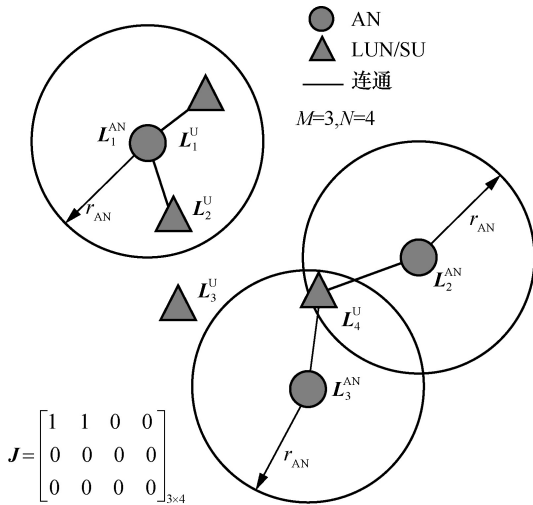


图 2 节点相邻关系

定义  $K$  为信号样本量的大小，每一次发送的样本数据需要重新计算相邻关系从而评估相邻节点之间的关系。根据指标函数矩阵  $J$ ，定义第  $t$  个样本的指标函数矩阵为  $J^{(t)} = [J_{ua}^{(t)}]_{M \times N}^K$ 。同时，令  $M \times N$  维的全 0 矩阵  $C_0$  与  $M \times N$  维全局指标函数

矩阵  $C$ ，最终得到

$$C = C_0 + \sum_{t=1}^K J^{(t)} \quad (6)$$

其中， $C$  是由  $K$  个样本累加后对  $M$  个 AN 与  $N$  个 LUN 判断相邻关系的指标，其中  $C = [C_{ua}]_{M \times N}$ 。对于第  $u$  个 AN，判断它是否能与第  $a$  个 LUN 通信是由  $C_{ua}$  决定，即

$$C_{ua} = \sum_{t=1}^K J_{ua}^{(t)} \quad (7)$$

根据接收到的参考信号，LUN 推断出其与 AN 的接近度，则需要拟定一个连通性度量值阈值  $\lambda$  来保证成为邻居关系的条件，定义连通性度量值的相邻指标  $G_{ua}$ ，同时满足

$$G_{ua} = \begin{cases} 1, & C_{ua} \geq K \times \lambda \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

其中，相邻指标  $G_{ua}$  是对第  $u$  个 AN，判断它是否满足可与第  $a$  个 LUN 相邻通信的条件。通过对每个 AN 和相应的 LUN 判断后，组成  $M \times N$  维的相邻矩阵  $G = \{G_{ua}\}_{M \times N}$ ，即  $G$  中的元素  $G_{ua} = 1$  表示第  $u$  个 LUN 能够成为第  $a$  个 AN 的邻居节点， $G_{ua} = 0$  则不能成为邻居节点。其中，连通性度量值阈值  $\lambda$  的取值在  $0 \sim 1$  之间， $\lambda$  越高表示连通性的要求越高，成为相邻关系的要求越苛刻。

## 2 定位算法与 RMSE 理论分析

### 2.1 NB-WCL 算法分析

根据  $G$  判断节点之间能否进行通信, 进而确定各个节点的邻居节点。在定位中, AN 只能对相邻的 LUN 进行定位, 在对第  $u$  个 LUN 定位的时候, LUN 可以从  $M$  个 AN 中筛选出能用于自身定位的个数— $M_u$ , 令初始状态  $M_u = 0$ , 对所有 AN 遍历后, 得到

$$M_u = \sum_{a=1}^M G_{ua} \quad (9)$$

第  $u$  个 LUN 通过寻找相邻节点过程得到相邻 AN 的个数  $M_u$ , 如果寻找完所有的元素后  $M_u = 0$ , 则表示第  $u$  个 LUN 节点找不到相邻 AN, 因此该节点不能被定位。与此同时, 得出对应的相邻索引值向量  $\mathbf{z}_u = [z_1, z_2, \dots, z_{M_u}]^T, u = 1, 2, \dots, N$ , 并记录了参与定位的  $M_u$  个 AN 索引值。根据  $\mathbf{z}_u$  可从式(4)中的相邻 RSS 关系矩阵  $\mathbf{P}$  中选取第  $u$  个 LUN 的相邻 RSS 信息向量  $\mathbf{p}_u = [P_{z_1}, P_{z_2}, \dots, P_{z_{M_u}}]^T, u = 1, 2, \dots, N$ 。因此, 利用  $\mathbf{p}_u$  和  $P_{\min}$ 、 $P_{\max}$  确定第  $u$  个被定位的 LUN 对应的加权系数向量  $\mathbf{w}_u$  为

$$\mathbf{w}_u = \frac{\mathbf{p}_u^{\text{dB}} - P_{\min}^{\text{dB}} \mathbf{1}_{M_u}}{P_{\max}^{\text{dB}} \mathbf{1}_{M_u} - P_{\min}^{\text{dB}} \mathbf{1}_{M_u}} \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{1}_{M_u}$  是  $M_u$  维全 1 向量,  $P_{\max}$  是所有节点对应的 RSS 中最大的值, 同时  $P_{\max}^{\text{dB}} = 10 \lg P_{\max}$ , 而  $P_{\min}$  是所有节点中能够测量到的最小 RSS 值, 同理  $P_{\min}^{\text{dB}} = 10 \lg P_{\min}$ ,  $\mathbf{p}_u^{\text{dB}} = 10 \lg \mathbf{p}_u$ , 因此  $\mathbf{p}_u^{\text{dB}}$  中子元素  $P_z^{\text{dB}} = 10 \lg P_z$ 。根据所得到的  $\mathbf{z}_u$ , 确定定位第  $u$  个 LUN 的加权系数, 因为  $\mathbf{w}_u$  是由若干个 AN 计算得到的  $w_{un}$  组成的, 即  $\mathbf{w}_u = \{w_{un}\}_{n=1}^{M_u}, u = 1, 2, \dots, N$ 。若  $M_u > 1$  则表明多个 AN 将参与定位,  $w_{un}$  表示第  $n$  个 AN 对第  $u$  个 LUN 进行定位的加权系数, 因此可得到第  $u$  个 LUN 的估计位置为

$$\hat{\mathbf{L}}_u = \frac{\sum_{n=1}^{M_u} w_{un} \mathbf{L}_{un}}{\sum_{n=1}^{M_u} w_{un}}, u = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

其中,  $\hat{\mathbf{L}}_u$  表示第  $u$  个 LUN 的估计坐标,  $\mathbf{L}_{un}$  表示第  $n$  个用于定位第  $u$  个 LUN 的 AN 的坐标, 即用它们的已知位置来计算第  $u$  个 LUN 的坐标位置。需要注

意的是,  $\mathbf{L}_a^{\text{AN}}$  表示的是所有的 AN 坐标, 这里的  $\mathbf{L}_{un}$  只是用于定位的 AN 的坐标。同时,  $\mathbf{L}_{un} = [x_{un}, y_{un}]^T, n = 1, 2, \dots, M_u, u = 1, 2, \dots, N$ 。估计位置  $\hat{\mathbf{L}}_u$  在  $x$  轴和  $y$  轴上的估计坐标为

$$\hat{x}_u = \frac{\sum_{n=1}^{M_u} g_{un} x_{un}}{\sum_{n=1}^{M_u} g_{un}}, u = 1, 2, \dots, N$$

$$\hat{y}_u = \frac{\sum_{n=1}^{M_u} g_{un} y_{un}}{\sum_{n=1}^{M_u} g_{un}}, u = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

其中, 同理可得  $\mathbf{g}_u = \mathbf{p}_u^{\text{dB}} - P_{\min}^{\text{dB}} \mathbf{1}_{M_u} = \{g_{un}\}_{n=1}^{M_u}, u = 1, 2, \dots, N$ ,  $x_{un}$  或者  $y_{un}$  表示对于第  $u$  个 LUN 来说, 第  $n$  个 AN 定位的一维坐标。在此定位方式下, 第  $u$  个 LUN 的定位误差  $\epsilon_u$  与  $N$  个 LUN 定位的误差  $\epsilon_N$  可表示为

$$\epsilon_N = \frac{1}{N} \sum_{u=1}^N \epsilon_u = \frac{1}{N} \sum_{u=1}^N \sqrt{(\hat{x}_u - x_u^U)^2 + (\hat{y}_u - y_u^U)^2} \quad (13)$$

对于每个 SN 节点来说, 需要定义一个标记  $F_L$  来表示每个 SN 的状态, 见表 1。

表 1 SN 状态

变量	状态	含义
$F_L$	0	待定位 LUN
	1	AN
	2	定位成功 LUN

需要注意的是, 对于还未开始定位的 LUN 来说, 它们的  $F_L = 0$ , 由于每个 LUN 不一定能找到它们满足需求的 AN, 所以到定位结束时, 若 LUN 的  $F_L$  仍为 0 则会定位失败, 而  $F_L = 2$  意味着它们具有明确的定位结果。根据  $F_L$ , 可对定位结果进行分类, 得到最终定位结果标志。另外, SU 相对于 PUT 的位置不同, 反映其所对应的区域不同, 得到的  $F_{u, \text{Access}}$  值也不同, 接入 LFB 的权利也不同<sup>[25]</sup>。根据图 1 中的场景设定, PUT 与 SU 的  $F_{u, \text{Access}}$  满足的条件为

$$F_{u, \text{Access}} = \begin{cases} 1, & D_g + r_{\text{SU}} < \|\mathbf{L}_p^{\text{PUT}} - \mathbf{L}_u^U\|_2 \leq D_w, \\ 0, & D_b \leq \|\mathbf{L}_p^{\text{PUT}} - \mathbf{L}_u^U\|_2 \leq D_g, \\ -1, & \|\mathbf{L}_p^{\text{PUT}} - \mathbf{L}_u^U\|_2 < D_b, \end{cases} \quad (14)$$

基于区域的频谱接入判定见表 2。

表 2 基于区域的频谱接入判定

区域	$F_{u,Access}$	接入状态
白色	1	允许接入
深灰色	0	等待接入
浅灰色	-1	禁止接入

整个算法的具体步骤见算法 1。

**算法 1** 基于相邻关系的加权质心定位 (NB-WCL) 算法

输入  $N, M, r_{AN}, P_{ua}, K, \lambda$

输出  $\hat{\mathbf{L}}_u, F_{u,Access}$

用  $r_{AN}$  获取通信门限  $\theta_{ua}$

for  $u = 1, 2, \dots, N$  do

for  $a = 1, 2, \dots, M$  do

根据 AN 与 LUN 之间的 RSS 信息  $P_{ua}$ ，获得相邻 RSS 关系矩阵  $\mathbf{P} = [P_{ua}]_{M \times N}$

用门限  $\theta_{ua}$  确定指标函数矩阵  $\mathbf{J} = [J_{ua}]_{M \times N}$

end for

end for

初始化  $\mathbf{C}_0 = 0$  同时使用连通性度量值门限  $\lambda$

for  $t = 1, 2, \dots, K$  do

$$\mathbf{C} = \mathbf{C}_0 + \sum_{t=1}^K \mathbf{J}^{(t)}$$

end for

for  $u = 1, 2, \dots, N$  do

for  $a = 1, 2, \dots, M$  do

if  $C_{ua} \geq K \times \lambda$  then

得到连通性度量值的相邻指标矩阵

$G_{ua} = 1$

else

得到连通性度量值的相邻指标矩阵

$G_{ua} = 0$

end if

end for

end for

根据  $G_{ua}$  筛选出能够定位的 AN 个数

$$G_{ua} \rightarrow M_u = \sum_{a=1}^M G_{ua}$$

初始化 AN 和 LUN  $\rightarrow$

$F_L = 1, L = 1, 2, \dots, M$  ;

$F_L = 0, L = M, M + 1, \dots, M + N$

for  $u = 1, 2, \dots, N$  do

for  $n = 1, 2, \dots, M_u$  do

根据  $M_u$  得到相邻索引值向量  $\mathbf{z}_u$  同时使用  $\mathbf{P}$  得到向量 RSS 信息向量  $\mathbf{p}_u$

end for

用  $P_{\min}^{\text{dB}}, P_{\max}^{\text{dB}}$  和  $\mathbf{p}_u$  得到加权系数向量  $\mathbf{w}_u$

if  $F_L = 0$  and  $M_u \geq 1$  then

得到第  $u$  个 LUN 的估计位置  $\hat{\mathbf{L}}_u$  同时令它的  $F_L = 2$

else

$F_L = 0$ ，表明 LUN 定位失败

end if

end for

当任意 SU 发起感知频谱请求时，通过 NB-WCL 算法得到其估计位置  $\hat{\mathbf{L}}_u$

利用  $\|\mathbf{L}_p^{\text{PUT}} - \hat{\mathbf{L}}_u\|_2$  对比 PUT 区域划分策略得到的  $F_{u,Access}$ ，决定接入 LFB 的许可标志

## 2.2 RMSE 理论框架分析

下面对定位误差进行分析。将 RMSE 表达成一个基于正态变量二次型的比例的统计分布，此表达形式的 RMSE 的结果更为精确和通用。首先说明以下的分析都是基于  $\mathbf{L}_u^U = [x_u^U, y_u^U]^T$ ， $\hat{\mathbf{L}}_u = [\hat{x}_u, \hat{y}_u]^T$  及  $\mathbf{L}_a^{\text{AN}} = [x_a^{\text{AN}}, y_a^{\text{AN}}]^T$  的结果，定义  $\xi_{u_x} = \hat{x}_u - x_u^U$  和  $\xi_{u_y} = \hat{y}_u - y_u^U$  分别作为第  $u$  个 LUN 的  $x$  轴与  $y$  轴的坐标误差，可得第  $u$  个 LUN 的 RMSE

$$\Upsilon_u = \sqrt{\mathbb{E}[\|\hat{\mathbf{L}}_u - \mathbf{L}_u^U\|_2^2]} = \sqrt{\mathbb{E}[\xi_{u_x}^2 + \xi_{u_y}^2]}, \quad u = 1, 2, \dots, N \quad (15)$$

进而，式(15)中的  $\xi_{u_x}^2 + \xi_{u_y}^2$  也可以表示为

$$\xi_u^2 = \xi_{u_x}^2 + \xi_{u_y}^2 = \left( \frac{\sum_{n=1}^{M_u} g_{un} (x_{un} - x_u^U)}{\sum_{n=1}^{M_u} g_{un}} \right)^2 + \left( \frac{\sum_{m=1}^{M_u} g_{um} (y_{um} - y_u^U)}{\sum_{m=1}^{M_u} g_{um}} \right)^2 = \quad (16)$$

$$\frac{\sum_{n=1}^{M_u} \sum_{m=1}^{M_u} g_{un} g_{um} a_{nm}}{\sum_{n=1}^{M_u} \sum_{m=1}^{M_u} g_{un} g_{um}}, \quad u = 1, 2, \dots, N$$

其中， $a_{nm} = (x_{un} - x_u^U)(x_{um} - x_u^U) + (y_{un} - y_u^U)(y_{um} - y_u^U)$ 。定义  $x'_n = x_{un} - x_u^U$  和  $y'_n = y_{un} - y_u^U$ ，因此  $a_{nm} = x'_n x'_m + y'_n y'_m$ 。为了简化，令矩阵  $\mathbf{A} = [a_{nm}]_{M_u \times M_u}$ ，进一步表示又有  $\mathbf{A} = \mathbf{x}' \mathbf{x}'^T + \mathbf{y}' \mathbf{y}'^T$ ，

其中  $\mathbf{x}' = [x'_1, x'_2, \dots, x'_{M_u}]^T$  和  $\mathbf{y}' = [y'_1, y'_2, \dots, y'_{M_u}]^T$ , 同时令  $\mathbf{g}_u = [g_1, g_2, \dots, g_{M_u}]^T$ . 由于  $\mathbf{A}$  是对称矩阵, 可以由式(16)得到

$$\xi_u^2 = \frac{\mathbf{g}_u^T \mathbf{A} \mathbf{g}_u}{\mathbf{g}_u^T \mathbf{B} \mathbf{g}_u}, u = 1, 2, \dots, N \quad (17)$$

这里, 本文所提方案对应于  $\mathbf{B} = \hat{\mathbf{I}}_{M_u}$ , 即  $\mathbf{B}$  为  $M_u$  阶全 1 矩阵. 因此, 式(15)中第  $u$  个 LUN 的 RMSE 可表示为

$$\Upsilon_u = \sqrt{\mathbb{E} \left[ \frac{\mathbf{g}_u^T \mathbf{A} \mathbf{g}_u}{\mathbf{g}_u^T \mathbf{B} \mathbf{g}_u} \right]}, u = 1, 2, \dots, N \quad (18)$$

其中,  $\mathbf{g}_u \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_u, \sigma_{ua}^2 \mathbf{I}_{M_u})$ , 其中向量  $\boldsymbol{\mu}_u = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{M_u}]^T$ . 不失一般性, 省略式(18)中的  $u$  下标, 可分析单个 LUN 的 RMSE 理论框架, 即

$$\Upsilon' = \sqrt{\mathbb{E} \left[ \frac{\mathbf{g}^T \mathbf{A} \mathbf{g}}{\mathbf{g}^T \mathbf{B} \mathbf{g}} \right]} \quad (19)$$

式(19)中含有正态变量二次型之比的一阶矩, 通过联合矩生成函数<sup>[26]</sup>, 可以得到

$$\mathbb{E} \left[ \frac{\mathbf{g}^T \mathbf{A} \mathbf{g}}{\mathbf{g}^T \mathbf{B} \mathbf{g}} \right] = \int_0^\infty \phi(0, -t) \left( \text{Tr}(\mathbf{R}) + \tilde{\boldsymbol{\mu}}^T \mathbf{R} \tilde{\boldsymbol{\mu}} \right) dt \quad (20)$$

其中

$$\phi(0, -t) = [\det(\mathbf{I}_F + 2t\mathbf{B})]^{-1/2} \times \exp \left( \frac{1}{2} (\boldsymbol{\mu}^T (\mathbf{I}_F + 2t\mathbf{B})^{-1} \boldsymbol{\mu} - \boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu}) \right) \quad (21)$$

这里, 由于  $\mathbf{g}$  为  $M_u$  维向量, 每个 LUN 的  $M_u$  不同, 假设  $M_u = F$  定值, 其中  $\mathbf{I}_F$  为  $F$  维单位矩阵. 为便于分析, 令  $(\mathbf{I}_F + 2t\mathbf{B})^{-1} = \mathbf{C}(t) = \boldsymbol{\ell} \boldsymbol{\ell}^T$ , 又有  $\mathbf{R} = \boldsymbol{\ell}^T \mathbf{A} \boldsymbol{\ell}, \tilde{\boldsymbol{\mu}} = \boldsymbol{\ell}^T \boldsymbol{\mu}$ , 因此  $\mathbf{C}(t) = (\mathbf{I}_F + 2t\hat{\mathbf{I}}_F)^{-1}$ . 根据 Sherman-Morrison 计算式<sup>[27]</sup>可得

$$(\mathbf{X} + \mathbf{u}\mathbf{v}^T)^{-1} = \frac{\mathbf{X}^{-1} \mathbf{u}\mathbf{v}^T \mathbf{X}^{-1}}{1 + \mathbf{v}^T \mathbf{X}^{-1} \mathbf{u}} \quad (22)$$

这里对  $\mathbf{C}(t)$  进行化简, 令式(22)中  $\mathbf{X} = \mathbf{I}_F, \mathbf{v} = \mathbf{1}_F, \mathbf{u} = 2t\mathbf{v}$ , 代入后可以得到

$$\mathbf{C}(t) = \mathbf{I}_F - \frac{2t}{1 + 2tF} \mathbf{B} \quad (23)$$

令  $2t / (1 + 2tF) = \kappa(t)$ , 又因为

$$\begin{aligned} \text{Tr}(\mathbf{R}) &= \text{Tr}(\boldsymbol{\ell}^T \mathbf{A} \boldsymbol{\ell}) = \text{Tr}(\mathbf{A} \boldsymbol{\ell} \boldsymbol{\ell}^T) = \\ \text{Tr}(\mathbf{A} \mathbf{C}(t)) &= \text{Tr}(\mathbf{A}) - \kappa(t) \text{Tr}(\mathbf{A} \mathbf{B}) \end{aligned} \quad (24)$$

和

$$\begin{aligned} \tilde{\boldsymbol{\mu}}^T \mathbf{R} \tilde{\boldsymbol{\mu}} &= \boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\ell} \mathbf{R} \boldsymbol{\ell}^T \boldsymbol{\mu} = \\ \boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\ell} \boldsymbol{\ell}^T \mathbf{A} \boldsymbol{\ell} \boldsymbol{\ell}^T \boldsymbol{\mu} &= \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{W}(t) \boldsymbol{\mu} \end{aligned} \quad (25)$$

其中,  $\mathbf{W}(t) = \mathbf{C}(t) \mathbf{A} \mathbf{C}(t)$ , 代入  $\mathbf{C}(t)$ , 得到

$$\mathbf{W}(t) = \mathbf{A} - \kappa(t) \mathbf{A} \mathbf{B} - \kappa(t) \mathbf{B} \mathbf{A} + \kappa^2(t) \mathbf{B} \mathbf{A} \mathbf{B} \quad (26)$$

进而

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{W}(t) \boldsymbol{\mu} &= \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{A} \boldsymbol{\mu} - \kappa(t) \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{A} \mathbf{B} \boldsymbol{\mu} - \\ \kappa(t) \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{B} \mathbf{A} \boldsymbol{\mu} &+ \kappa^2(t) \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{B} \mathbf{A} \mathbf{B} \boldsymbol{\mu} \end{aligned} \quad (27)$$

其中,  $\boldsymbol{\mu}^T \mathbf{A} \mathbf{B} \boldsymbol{\mu} = \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{B} \mathbf{A} \boldsymbol{\mu}$ , 可以得到

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{W}(t) \boldsymbol{\mu} &= \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{A} \boldsymbol{\mu} - 2\kappa(t) \\ \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{A} \mathbf{B} \boldsymbol{\mu} &+ \kappa^2(t) \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{B} \mathbf{A} \mathbf{B} \boldsymbol{\mu} \end{aligned} \quad (28)$$

利用式(24)和式(27), 可以得到

$$\begin{aligned} \text{Tr}(\mathbf{R}) + \tilde{\boldsymbol{\mu}}^T \mathbf{R} \tilde{\boldsymbol{\mu}} &= \text{Tr}(\mathbf{A}) + \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{A} \boldsymbol{\mu} - \\ \kappa(t) \text{Tr}(\mathbf{A} \mathbf{B}) &- 2\kappa(t) \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{A} \mathbf{B} \boldsymbol{\mu} + \kappa^2(t) \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{B} \mathbf{A} \mathbf{B} \boldsymbol{\mu} \end{aligned} \quad (29)$$

对于式(21), 因为  $\det(\mathbf{I}_F + 2t\mathbf{B}) = 1 + 2tF = 2t / \kappa(t)$ , 也可以进一步化简为

$$\begin{aligned} \phi(0, -t) &= [\det(\mathbf{I}_F + 2t\mathbf{B})]^{-1/2} \times \\ \exp \left( \frac{\boldsymbol{\mu}^T (\mathbf{I}_F + 2t\mathbf{B})^{-1} \boldsymbol{\mu}}{2} - \frac{\boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu}}{2} \right) &= \\ \left( \frac{\kappa(t)}{2t} \right)^{1/2} \exp \left( \frac{\boldsymbol{\mu}^T \mathbf{C}(t) \boldsymbol{\mu}}{2} - \frac{\boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu}}{2} \right) \end{aligned} \quad (30)$$

由式(23)可以将式(30)中的  $(\boldsymbol{\mu}^T \mathbf{C}(t) \boldsymbol{\mu}) / 2 - (\boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu}) / 2$  继续化简为

$$\begin{aligned} \frac{\boldsymbol{\mu}^T \mathbf{C}(t) \boldsymbol{\mu}}{2} - \frac{\boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu}}{2} &= \frac{\boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu}}{2} - \\ \frac{2t}{2(1 + 2tF)} \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{B} \boldsymbol{\mu} &- \frac{\boldsymbol{\mu}^T \boldsymbol{\mu}}{2} = -\frac{\kappa(t) \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{B} \boldsymbol{\mu}}{2} \end{aligned} \quad (31)$$

得到式(30)的最终形式

$$\phi(0, -t) = \left( \frac{\kappa(t)}{2t} \right)^{1/2} \exp \left( -\frac{\kappa(t) \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{B} \boldsymbol{\mu}}{2} \right) \quad (32)$$

将式(29)和式(32)代入式(20), 可以得到

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[ \frac{\mathbf{g}^T \mathbf{A} \mathbf{g}}{\mathbf{g}^T \mathbf{B} \mathbf{g}} \right] &= \int_0^\infty \left( \frac{\kappa(t)}{2t} \right)^{1/2} \exp \left( -\frac{\kappa(t) \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{B} \boldsymbol{\mu}}{2} \right) \times \\ (\text{Tr}(\mathbf{A}) + \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{A} \boldsymbol{\mu} - \kappa(t) \text{Tr}(\mathbf{A} \mathbf{B}) - \\ 2\kappa(t) \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{A} \mathbf{B} \boldsymbol{\mu} &+ \kappa^2(t) \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{B} \mathbf{A} \mathbf{B} \boldsymbol{\mu}) dt \end{aligned} \quad (33)$$

由式(33)得到的表达式只针对  $M_u = F$  情况. 若拓展到任意 LUN, 则对于第  $u$  个 LUN 而言, 同理可得

$$\mathbb{E} \left[ \frac{\mathbf{g}_u^T \mathbf{A} \mathbf{g}_u}{\mathbf{g}_u^T \mathbf{B} \mathbf{g}_u} \right] = \int_0^\infty \left( \frac{\kappa_u(t)}{2t} \right)^{1/2} \exp \left( -\frac{\kappa_u(t) \boldsymbol{\mu}_u^T \mathbf{B} \boldsymbol{\mu}_u}{2} \right) \times \\ \left( \text{Tr}(\mathbf{A}) + \boldsymbol{\mu}_u^T \mathbf{A} \boldsymbol{\mu}_u - \kappa_u(t) \text{Tr}(\mathbf{A} \mathbf{B}) - \right. \\ \left. 2\kappa_u(t) \boldsymbol{\mu}_u^T \mathbf{A} \mathbf{B} \boldsymbol{\mu}_u + \kappa_u^2(t) \boldsymbol{\mu}_u^T \mathbf{B} \mathbf{A} \mathbf{B} \boldsymbol{\mu}_u \right) dt \quad (34)$$

其中,  $\kappa_u(t) = 2t / (1 + 2tM_u)$ 。

由式(18)可得  $N$  个 LUN 的全局 RMSE 为

$$\Upsilon = \sum_{u=1}^N \frac{\Upsilon_u}{N} \quad (35)$$

### 3 仿真结果及分析

在仿真部分, 在参数配置部分设定如下两种情况:

1) 场景 A:  $50 \text{ m} \times 50 \text{ m}$  的地理区域, 通信半径  $r_{\text{AN}} = 10 \text{ m}$ ,  $r_{\text{LUN}} = 5 \text{ m}$  (即 SU 的通信半径), 随机均匀分布 AN、LUN。其中 60 个 AN, 40 个 LUN, 2 个 PUT, 一共 100 个 SN。PUT 的坐标为  $\mathbf{L}_1^{\text{PUT}} = [15, 15]^T$ ,  $\mathbf{L}_2^{\text{PUT}} = [35, 35]^T$ , 同时令 PUT 的划分策略半径  $D_b = 5 \text{ m}$ ,  $D_g = 7 \text{ m}$ ,  $D_w = 14 \text{ m}$ 。

2) 场景 B:  $300 \text{ m} \times 300 \text{ m}$  的地理区域, 通信半径  $r_{\text{AN}} = 30 \text{ m}$ ,  $r_{\text{LUN}} = 15 \text{ m}$  (即 SU 的通信半径), 随机均匀分布 AN、LUN。其中 180 个 AN, 120 个 LUN, 2 个 PUT, 一共 300 个 SN。PUT 的坐标为  $\mathbf{L}_1^{\text{PUT}} = [75, 150]^T$ ,  $\mathbf{L}_2^{\text{PUT}} = [225, 150]^T$ , 同时令 PUT 的划分策略半径  $D_b = 30 \text{ m}$ ,  $D_g = 40 \text{ m}$ ,  $D_w = 60 \text{ m}$ 。

设定 AN 的发送功率  $P_{\text{Tx}} = 4 \text{ dBm}$ , 且所有 AN 的发送功率都是相同的, 参考距离  $d_0 = 1 \text{ m}$ , 路径损失为  $P_l(d_0) = 55 \text{ dB}$ , 传播路径功率损失参数  $\alpha = 4$ , 阴影影响因子  $\sigma_s = 2.5 \text{ dB}$ 。另外, 发送数据的次数  $K = 100$ , 连通性度量值  $\lambda = 0.8$ 。本节给出 MATLAB 环境下的蒙特卡洛仿真结果, 同时在仿真中对比质心定位 (CL, centroid localization) 算法、近似三角形内点测试 (APIT, approximate point-in-triangulation test) 定位算法<sup>[7]</sup>、基于最小二乘接收信息强度指示 (LS-RSSI, least square based received signal strength indication)<sup>[28]</sup>、基于矩形边界框 (bounding-box)<sup>[29]</sup>、基于跳距估计 (DV-Hop, distance vector hop)<sup>[30]</sup> 的定位算法与本文的 NB-WCL 算法。

在仿真实验中, 设定 SU 的位置信息对于 PU 和 sNB 而言是未知的, 而 sNB 与 PU 的位置信息是

已知的, 其中 AN 充当 sNB 的角色, LUN 充当 SU 的角色, sNB 通过控制信道上广播导频信息随后 SU 就能通过测量导频信号强度获得 RSS 值。总的来说, 在 CIoT 中执行的步骤可以分为两个步骤, 第一步, 当某个 SU 产生接入 LFB 的请求时, 其通过 AN 执行 NB-WCL 算法得到 SU 的估计位置。第二步, 因为 PU 的位置信息是已知的, 通过判断和 SU 之间的距离判断是否能够接入 LFB。根据场景 A 的相邻矩阵  $\mathbf{G}$  和 100 个 SN 计算出场景 A 的网络平均连通度为 8.69, 网络的邻居锚节点平均数目为 6.6。根据场景 B 的相邻矩阵  $\mathbf{G}$  和 300 个 SN 计算出场景 B 网络平均连通度为 9.97, 网络的邻居锚节点平均数目为 5.42。基于场景配置的参数与节点分布, 生成节点分布和相邻关系, 如图 3 所示。

场景 A 和场景 B 的 NB-WCL 算法定位结果如图 4 所示。

当定位场景范围增加到中等规模的同时, 本算法的定位效果依旧有着不错的性能表现。从定位结果可以发现, 存在一部分未能被定位到的节点, 因为它们无法满足与 AN 之间成为邻居的条件或者无法满足达到连通性度量值阈值的条件。只有当以上两个条件都满足的时候, LUN 才能被 AN 所定位。由于在每一次通信的过程中数据的随机性, 在分布式进行定位的过程中, 每个 LUN 在成为邻居节点后不一定都能够定位成功, 因为样本量的大小  $K$  和连通性度量值  $\lambda$  都会影响定位结果。由于每个 LUN 的邻居 AN 数目不同带来的影响, 从以上两个场景的定位结果发现不同 LUN 的误差波动不同。这是意料之中的, 基于质心的算法依赖于节点的分布和节点数量, 对于某些 LUN 来说, 它们的相邻 AN 足够多, 能用于定位的节点越多, 误差会更小; 反之, 相邻 AN 少, 误差会变大, 甚至定位失败。

由于不同的 SU 相对于同一个 PUT 的位置不同, 所对应的区域及  $F_{u, \text{Access}}$  值也不同, 接入 LFB 的可能性也不同。根据定位结果, 定位估计 SU 位置结果将会生成  $\hat{F}_{u, \text{Access}}$ , 若  $F_{u, \text{Access}} \neq \hat{F}_{u, \text{Access}}$  将会导致错误接入 LFB。PUT 的区域划分策略将地理区域划分为浅灰色区域、深灰色区域和白色区域 3 种不同的区域, 其中,  $C_1$  为浅灰色区域,  $C_2$  为深灰色区域,  $C_3$  为白色区域。令  $C_i \rightarrow C_j (i, j = 1, 2, 3, i \neq j)$ , 表示将  $C_i$  区域的 SU 错误地定位于  $C_j$  区域。基于定位结果, 区域划分下的错误接入 LFB 概率如图 5

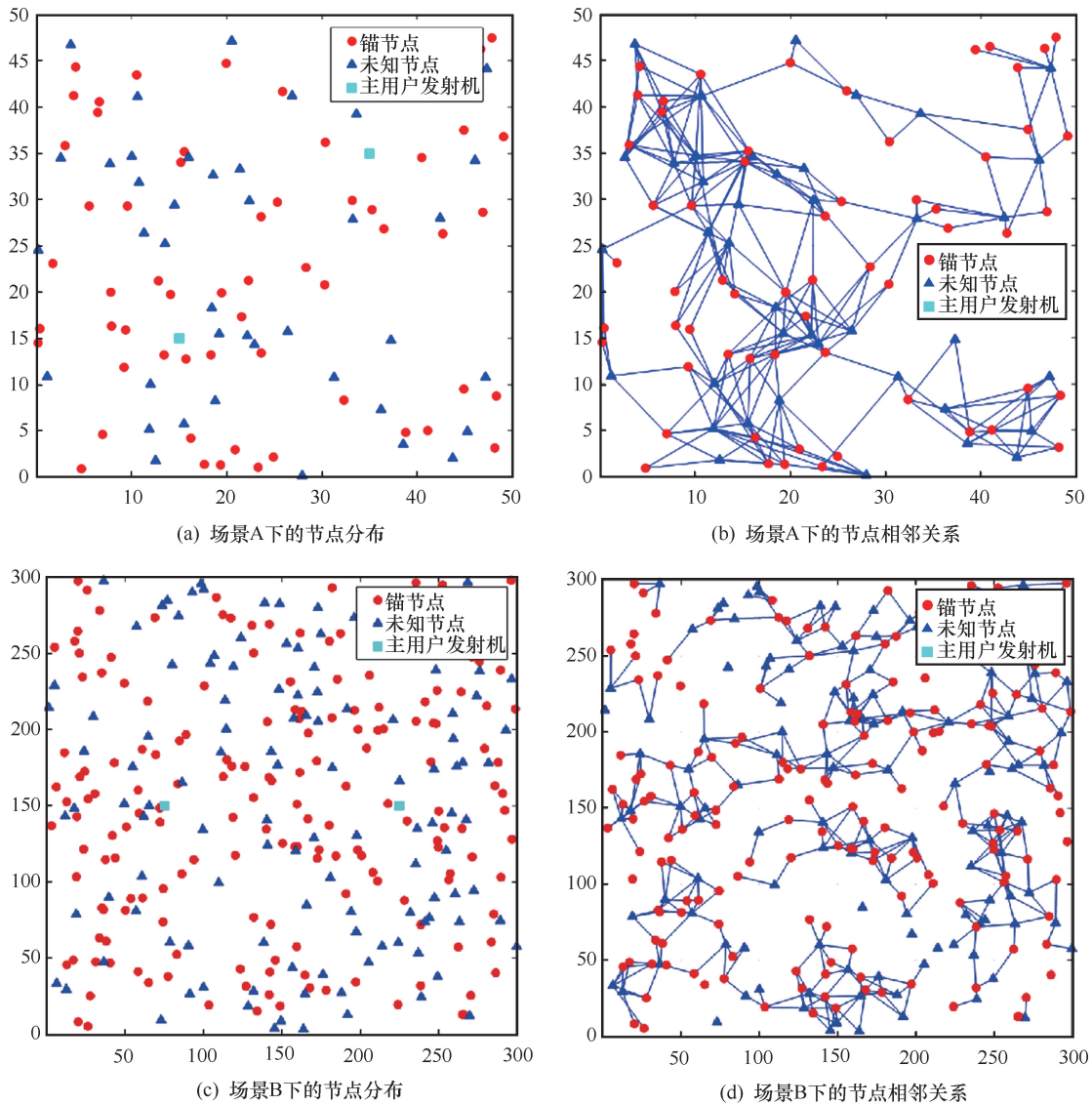


图3 NB-WCL算法的节点分布与相邻关系

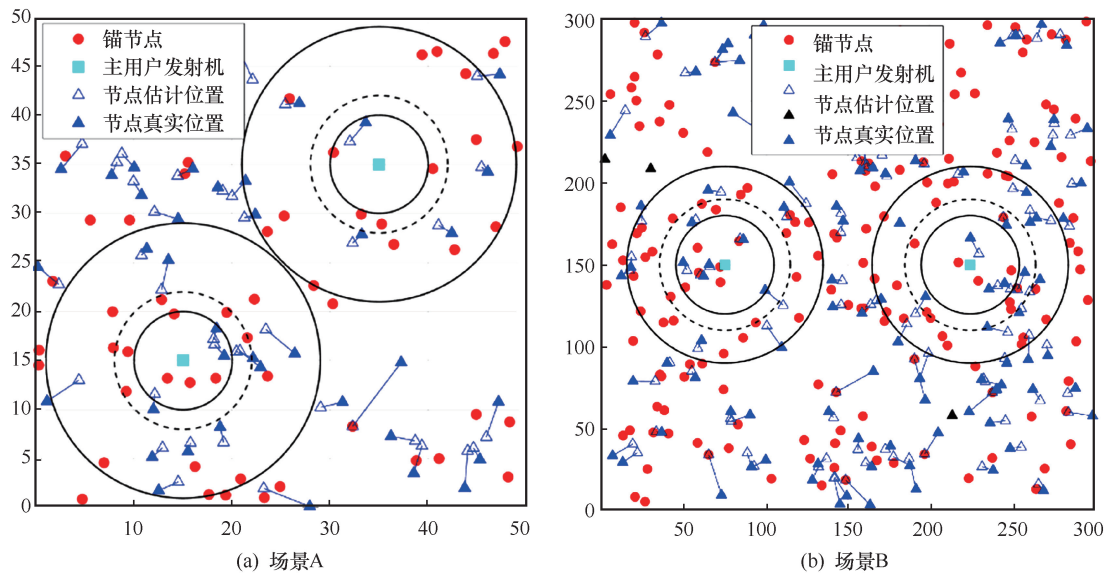


图4 NB-WCL算法定位结果

所示，可以看出，因为  $C_2$  作为连接  $C_1$  和  $C_3$  的环形缓冲区域，将  $C_1$  或者  $C_3$  误判到  $C_2$  和  $C_2$  误判到  $C_1$  或者  $C_3$  的概率会较大。但这种定位偏差造成的结果对于 PU 的影响并不大，因为在此区域内所有的 SU 都在等待接入的下一步指示，对于  $C_1$  或者  $C_3$  误判到  $C_2$  的情况，此时需要等待，并不会 PU 产生干扰；对于  $C_2$  误判到  $C_1$  或者  $C_3$  的情况，本身作为等待区域，执行允许接入或者禁止接入都在期望之内。而  $C_1$  误判到  $C_3$  或者  $C_3$  误判到  $C_1$  的结果会对接入 LFB 造成较大的影响，但两者的概率并不大，且随着 AN 数量的增加，错误接入的概率甚至会减少至 0，从而本文提出的 NB-WCL 算法使 SU 能较大概率正确地接入 LFB。

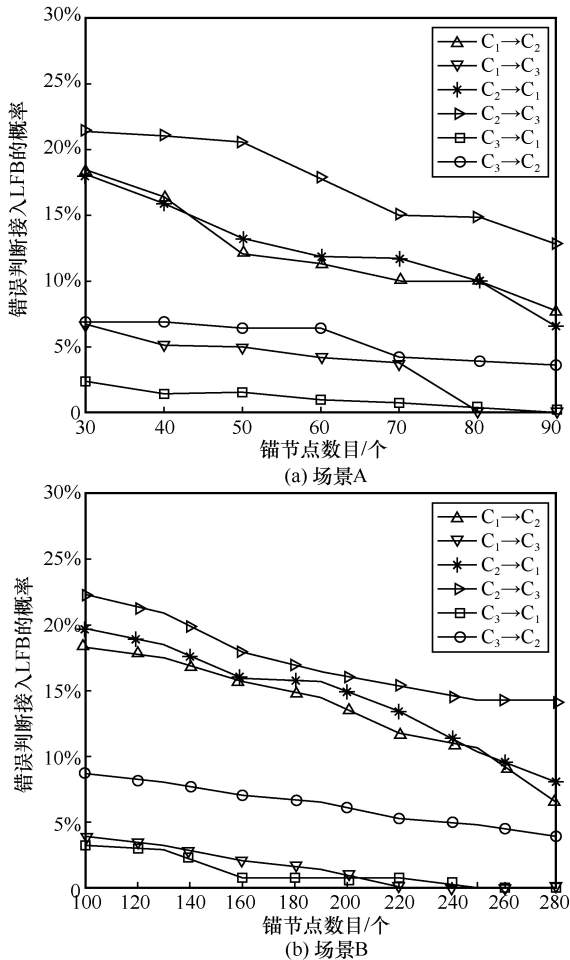


图 5 区域划分下的错误接入 LFB 概率

为了更进一步分析 NB-WCL 算法的性能表现，实验将评估阴影影响因子、路径损耗因子、节点密集度、通信半径、连通性度量值及样本量在不同情况下的性能表现。在性能指标方面，使用 RMSE 作为判断性能的主要依据。对 LUN 而言，使用  $F_L$  判断是否定位成功，如果  $F_L = 2$  表示定位成功，否则

$F_L = 0$  代表定位失败，将定位成功率 (RSL, ratio of successful localization) 作为另一个性能指标来衡量性能的表现。为评估基于相邻关系算法性能的提升，对于 CL 算法，与同样基于相邻关系的质心定位算法 (NB-CL, neighbor based centroid localization) 进行对比，同时对比 NB-WCL 算法和 NB-CL 算法与普通的 WCL 算法和 CL 算法之间的性能差距。

首先，分析通信半径对性能的影响，如图 6 所示。

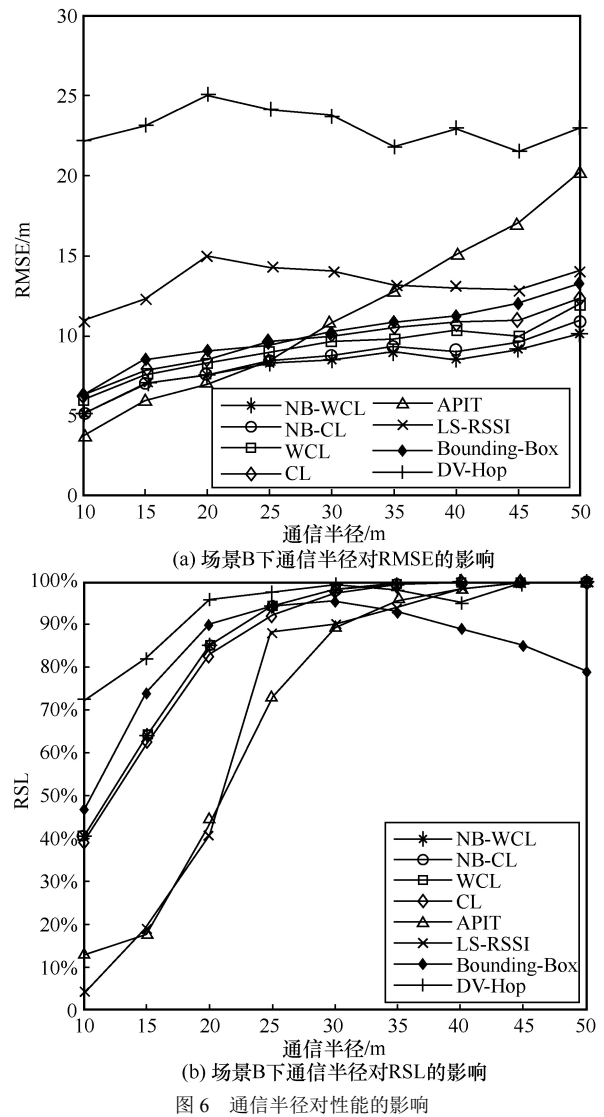


图 6 通信半径对性能的影响

从仿真结果发现，通信半径在 10 m 的时候，几乎所有算法的 RMSE 都只有 5 m 左右，因为在通信半径小的时候，定位成功的 LUN 数量少，所以总体来说 RMSE 比较小。随着通信半径的增加，AN 能覆盖到的范围变大，所以成为邻居节点的约束性变弱，定位成功的 LUN 的数量增加。在通信半径到了 25 m 左右

的时候，能够定位的 LUN 的数量趋于稳定，AN 的通信半径带来的增益对于 RMSE 也趋于稳定。当通信半径增加到 40 m 后，能覆盖到的范围继续增加，但对于算法性能却带来负面影响，误差将变大，这可能是因为距离 LUN 较远的 AN 也将用于定位，削弱了相邻关系满足的条件，本不应成为邻居的节点也用于定位，使得对于定位的总体 RMSE 变大。对 Bounding-Box 算法来说，RSL 随着通信半径的增大而变低。因此合理选取通信半径对于算法性能至关重要。另外值得注意的是，WCL 算法和 CL 算法的 RSL 是一样的，两者只是在加权策略上有所不同，因此两者仅在 RMSE 上有所不同。而通信半径对于 WCL 和 CL 的影响几乎是一致的。本文提出的 NB-WCL 算法以及加上相邻关系的 NB-CL 算法在 RMSE 方面明显优于普通的 WCL 和 CL 算法，同时优于其他算法，并且本文的 NB-WCL 算法的鲁棒性较强。阴影影响因子  $\sigma_s$  对性能的影响如图 7 所示。

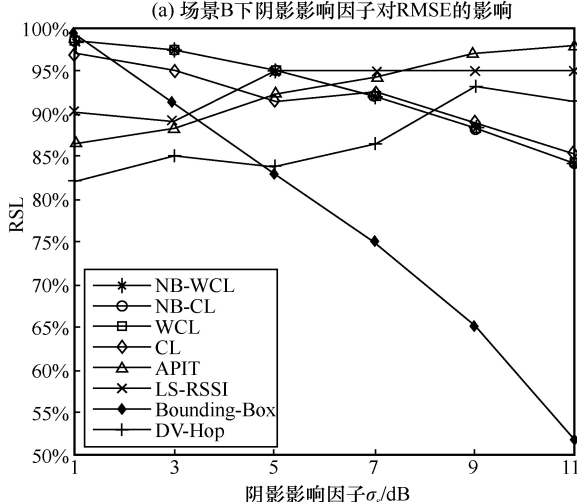
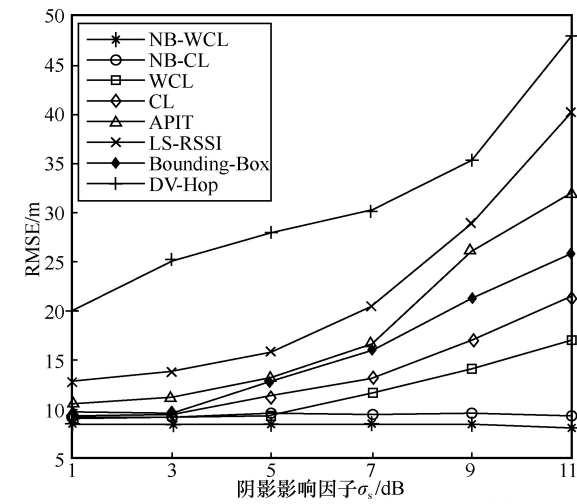
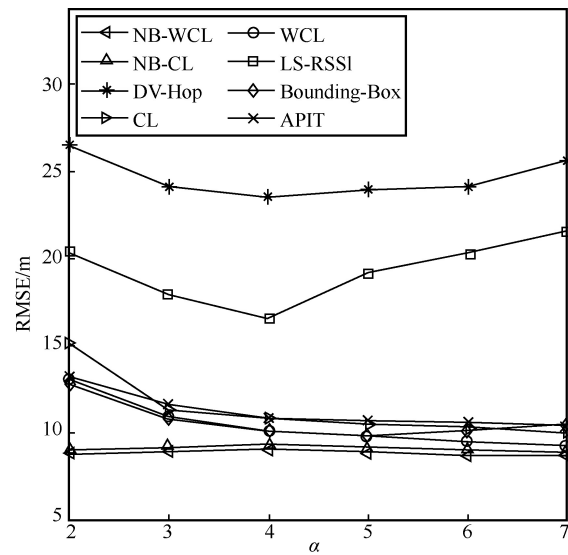
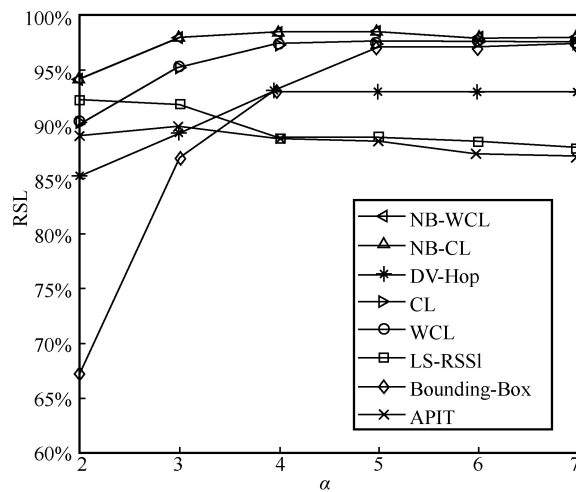


图 7 阴影影响因子  $\sigma_s$  对性能的影响

可以发现，当  $\sigma_s$  增大的时候，本文的 NB-WCL 算法和 NB-CL 算法性能一直趋于稳定，而其他算法的 RMSE 波动都很大。特别是当  $\sigma_s > 5$  的时候，其他算法的 RMSE 会急剧变大，可以发现本文算法的鲁棒性较强。同时当  $\sigma_s > 7$  的时候，本文算法的性能反而变好了，由于在 IID 的阴影情况下，增加  $\sigma_s$  会导致节点选择策略的变化，该策略会有效地降低 RSS 较低的 AN 对位置估计的影响。这意味着只有更接近 LUN 的相邻 AN 将在定位和有效改善 RMSE 方面做出更大贡献。同时这会导致 LUN 定位的成功率变低，未能定位的 LUN 数量会相应增加，但总体的 RSL 会在能接受的范围之内。路径损失因子对性能的影响如图 8 所示。



(a) 场景B下路径损失因子对RMSE的影响



(b) 场景B下路径损失因子对RSL的影响

图 8 路径损失因子对性能的影响

类似于阴影影响因子，路径损失也会导致节点选择策略变化，该策略会有效地降低 LUN 接收到

的 RSS 较低的 AN 位置估计的影响，只有更接近 LUN 的 AN 将在定位和有效改善 RMSE 方面做出更大贡献。由于特殊的节点选择策略和相邻关系，当  $\alpha > 3$  的时候 RMSE 就会趋于稳定，不同于阴影影响因子，在  $\alpha > 4$  的时候 RMSE 下降的同时并不会导致定位 LUN 的成功率下降。当  $\alpha < 3$  的时候 RMSE 会随着  $\alpha$  的增加而增大，因为当  $\alpha$  较小的时候，未能定位成功的 LUN 数量还较多。因此，合理权衡路径损失系数和阴影影响因子的大小对于算法的性能起到关键作用。同时可以发现，本文算法对  $\alpha$  和  $\sigma_s$  的变化带来的性能波动一直处于比较稳定的状态，再次印证了本文算法的鲁棒性，对比其他算法更能凸显优势。对于普通的 WCL 算法和 CL 算法，它们的性能并没有处在一个较为稳定的状态，本文的相邻关系对于算法性能的提升有着显著的作用。节点密集度对性能的影响如图 9 所示。

节点密集度的增加带来的影响是在意料之中的，随着 AN 数目的增加，RMSE 随着降低的同时能被成功定位的 LUN 的数量也同时增加。在稀疏锚节点的情况下，APIT 算法和 NB-WCL 算法的 RMSE 接近，但 APIT 算法相较于 NB-WCL 算法对于未知节点的定位失败率较高。同时需要注意的是，RMSE 降低的速度是不一样的，因为随着 AN 数目到达一定的阈值导致 RMSE 的降低速度的变化，同时能被成功定位的 LUN 数量在 AN 为 200 左右的时候达到一定的峰值，继续增加 AN 会导致用于定位的 AN 越来越多，RMSE 的减少也是在情理之中。对于约束相邻关系的条件样本量  $K$  和连通性度量值  $\lambda$ ，基于原先场景 A 与场景 B 的基础上，加上场景 C 作为对比，即：

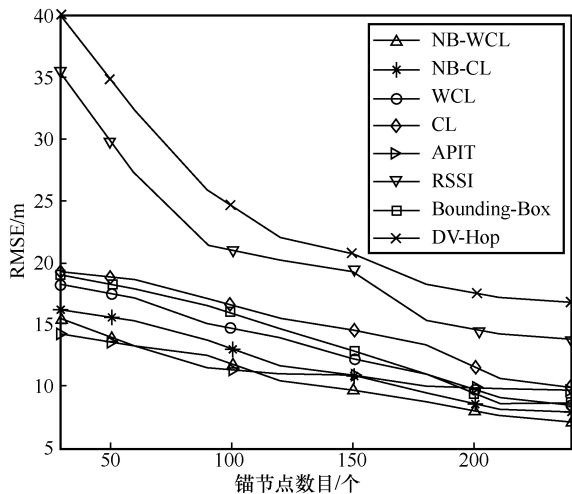
3) 1000 m × 1000 m 的地理区域，通信半径  $r_{AN} = 70$  m， $r_{LUN} = 35$  m（即 SU 的通信半径），随机均匀分布 AN、LUN。其中 500 个 AN，300 个 LUN，一共 800 个 SN。

相邻关系约束对性能的影响如图 10 所示。连通性度量值是成为邻居节点的严苛性，连通性度量值越大，成为邻居节点的要求越高。可以发现，对于 3 种场景来说，RMSE 会随着  $\lambda$  的增加而减少。对于 RSL，当  $\lambda$  增加意味成为相邻节点的要求变高，定位成功的 LUN 数目减少。所以合理的选择  $\lambda$  也是性能提升的关键，从仿真来看，选择  $\lambda = 0.75 \sim 0.85$  是合理的，因为此时定位成功的 LUN 数量和 RMSE 都在能接收的范围内。和连通性度量值一样的是，样本量  $K$  对 RMSE 的影响不会太大，随着样本量的增加，RMSE 会略微减少。RSL 会随着  $K$  的增大而波动，但总体呈现上升的趋势。

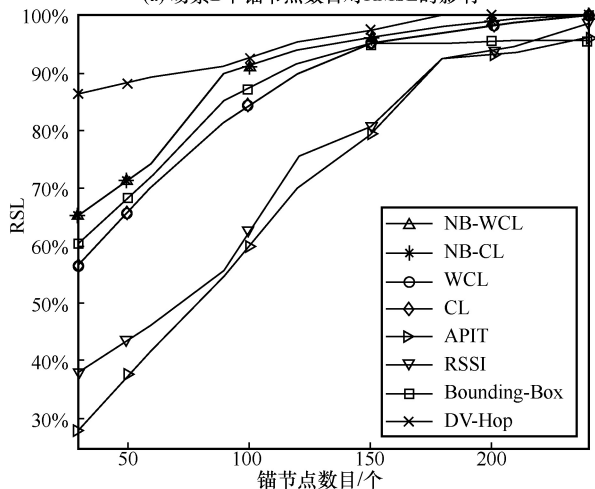
为证实本文推导出的理论计算框架有效性和准确性，分别用 3 个场景将理论计算值分析结果和仿真实验结果进行对比，理论分析与仿真实验结果对比如图 11 所示，可以看出场景 A 中每个节点定位结果的理论计算与仿真值之间的变化，同时当节点密集度增加时，两者的 RMSE 结果的差距也在极小范围波动。

从以上结果可以看出，理论计算结果与仿真值几乎重合。所以基于本文提出的基于正态变量二次型的比率统计分布的 RMSE 的分析结果更为精确和通用。利用此结果，对于各种场景下的理论计算结果会有更加可靠的数值分析结果。

最后，以实乘次数作为评估量，分析 NB-WCL 算法与 NB-CL、WCL、CL、APIT、LS-RSSI、



(a) 场景B下锚节点数目对RMSE的影响



(b) 场景B下锚节点数目对RSL的影响

图 9 节点密集度对性能的影响

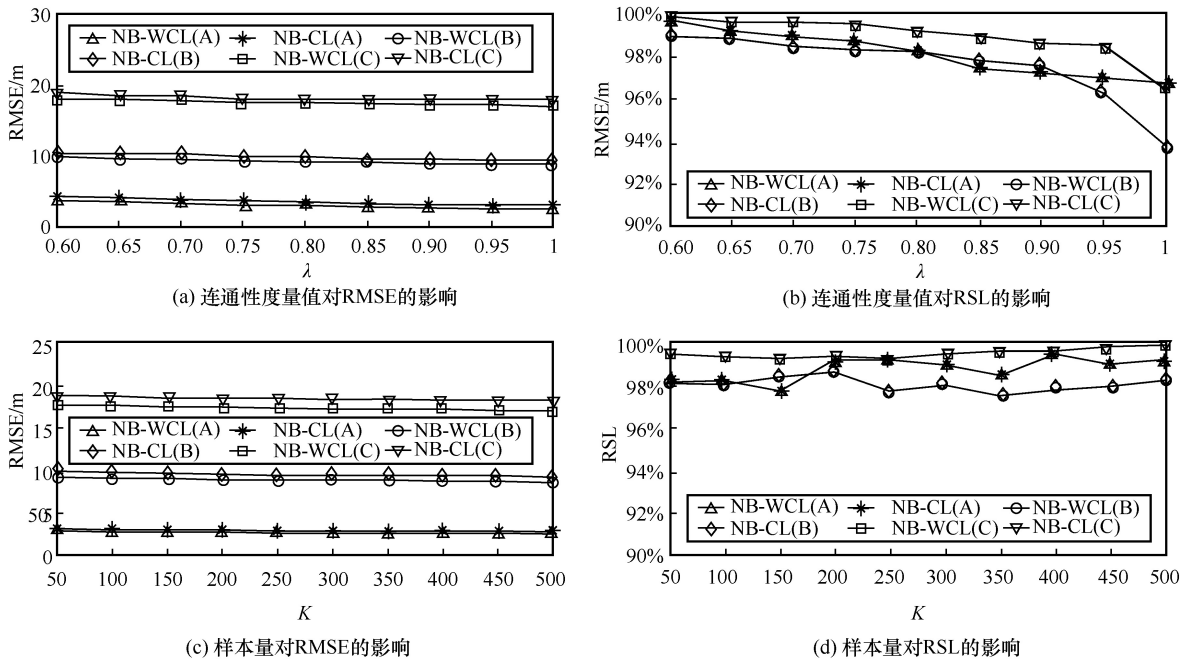


图10 相邻关系约束对性能的影响

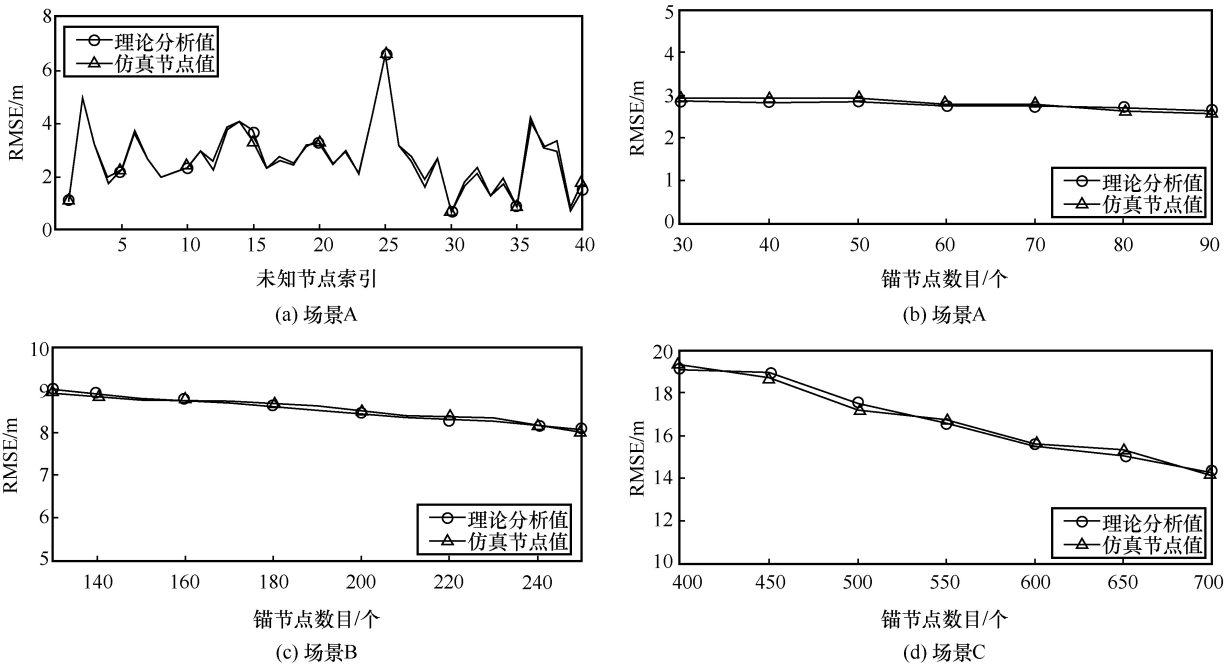


图11 理论分析与仿真实验结果对比

Bounding-Box 及 DV-Hop 算法之间的复杂度。对于质心定位来说，无论是 NB-WCL 和 NB-CL 算法还是 WCL 和 CL 算法，除了加权系数外的计算复杂度是一致的，CL 算法的加权系数统一为 1，而 WCL 算法的加权系数是额外计算得到的。具体地，WCL 和 CL 算法的计算复杂度为

$$O_{CL} = 3KMN \quad (36)$$

$$O_{WCL} = 3KMN + KM \quad (37)$$

本文提出的相邻关系加上连通性度量值以后，会有额外的计算复杂度，如相邻关系计算量  $MN$  和筛选锚节点计算量  $M$ 。但传统 WCL 和 CL 算法每次都将所有节点用于定位，属于集中式定位方案，本文使用了分布式定位后使复杂度降低，同时提升鲁棒性、定位精度和定位成功率。因此，本文的

NB-WCL 算法与 NB-CL 算法复杂度为

$$O_{NB-CL} = (2K + 1)MN + K(M + N^*) \quad (38)$$

$$O_{NB-WCL} = (2K + 1)MN + K(2M + N^*) \quad (39)$$

需要注意的是，因为每个 LUN 被定位时所需的锚节点不同，属于分布式定位，所以并不需要所有锚节点参与定位，只需要极少的锚节点参与定位即可，将计算量从  $MN$  降低为  $N^*$ 。各定位算法计算复杂度比较见表 3。

表 3 各定位算法计算复杂度比较

算法	复杂度
NB-WCL	$O_{NB-WCL} = (2K + 1)NM + K(2M + N^*)$
NB-CL	$O_{NB-CL} = (2K + 1)NM + K(M + N^*)$
WCL	$O_{WCL} = 3KNM + KM$
CL	$O_{CL} = 3KNM$
APIT	$O_{APIT} = 2KNM + K\left(\frac{(M-2)(M-1)M}{6}\right)$
LS-RSSI	$O_{LS-RSSI} = 2KNM$
Bounding-Box	$O_{Bounding-Box} = 3KNM + 2KM$
DV-Hop	$O_{DV-Hop} = 2KNM + KM$

为了更加直观的展现本文 NB-WCL 算法与传统定位算法在计算复杂度上的优劣，算法复杂度对比如图 12 所示，可以看出，在  $M$ 、 $N$  以及信号样本量  $K$  相同的情况下，NB-WCL 算法的计算复杂度要低于 APIT、Bounding-Box、WCL 以及 CL 算法，较 DV-Hop 与 LS-RSSI 算法十分接近，但两者的定位精度均远不及 NB-WCL。综合仿真结果来看，本文所提的 NB-WCL 算法在适用于 CIoT 环境的同时，也能兼顾算法复杂度，还保障了定位误差与定

位成功率，使得最终的接入判定顺利进行。

#### 4 结束语

本文提出了一种基于相邻关系的 NB-WCL 算法，以实现 CIoT 中的 SU 定位，并通过判断 SU 和 PU 之间的距离决定是否能够接入 LFB。在考虑数据每次发送过程中的随机性的情况下，通过可靠性约束计算节点之间的相邻关系。同时，分析了在此方法下的定位算法的 RMSE 性能。理论分析及实验结果表明，与 NB-CL、WCL、CL、APIT、LS-RSSI、Bounding-Box 及 DV-Hop 算法相比，本文所提出的 NB-WCL 算法的鲁棒性要强于其他算法，同时其定位误差也明显小于其他算法。在 NB-WCL 算法定位的基础上，SU 能够以非常低的定位误差性能，保证系统对其接入授权频段的使能标签进行较为准确的设定，有效地避免了对 PU 产生干扰。

#### 参考文献：

- [1] WANG X, QIAN Z H, WANG X, et al. Robust localization for cognitive IoT via the mobile anchor node based on the diameter-varying spiral line[J]. IEEE Access, 2019(7): 28487-28497.
- [2] ZHANG X J, MA Y, QI H R, et al. Distributed compressive sensing augmented wideband spectrum sharing for cognitive IoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(4): 3234-3245.
- [3] ADU ANSERA J, HAN G J, WANG H, et al. A reliable energy efficient dynamic spectrum sensing for cognitive radio IoT networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(4): 6748-6759.
- [4] CHEN S, SHEN B, WANG X, et al. Geo-location information aided spectrum sensing in cellular cognitive radio networks[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019, 20(1): E213.
- [5] LI T, YUAN J, TORLAK M. Network throughput optimization for random access narrowband cognitive radio internet of things

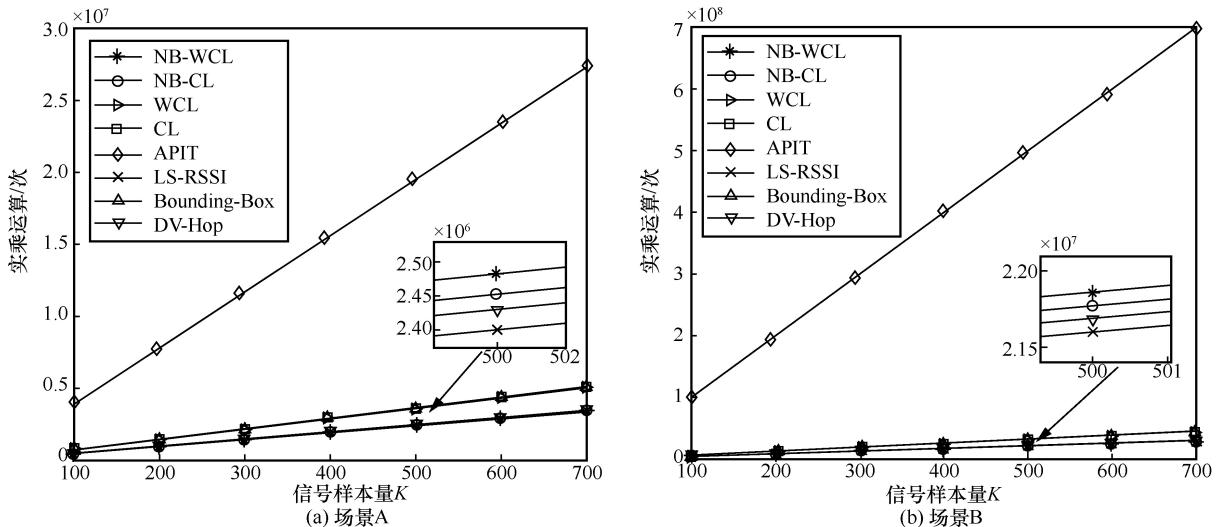


图 12 算法复杂度对比

- (NB-CR-IoT)[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(3): 1436-1448.
- [6] DEL PERAL-ROSADO J A, RAULEFS R, LÓPEZ-SALCEDO J A, et al. Survey of cellular mobile radio localization methods: from 1G to 5G[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(2): 1124-1148.
- [7] HE T, HUANG C D, BLUM B M, et al. Range-free localization schemes for large scale sensor networks[C]//Proceedings of the 9th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking -MobiCom'03. NewYork: ACM Press, 2003: 81-95.
- [8] WANG H F, GAO Z, GUO Y, et al. A survey of range-based localization algorithms for cognitive radio networks[C]//Proceedings of 2012 2nd International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks (CECNet). Piscataway: IEEE Press, 2012: 844-847.
- [9] XUNAUE C, SHAN Z G, LIU J J. Distributed localization for anchor-free sensor networks[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2008, 19(3): 405-418.
- [10] ALIPPI C, VANINI G. A RSSI-based and calibrated centralized localization technique for wireless sensor networks[C]//Proceedings of Fourth Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2006.
- [11] WEN C Y, HSHIAO Y C. Decentralized anchor-free localization for wireless ad-hoc sensor networks[C]//Proceedings of 2008 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Piscataway: IEEE Press, 2008: 2777-2785.
- [12] SAVARESE C, RABAEY J M, BEUTEL J. Location in distributed ad-hoc wireless sensor networks[C]//Proceedings of 2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings (Cat.No.01CH37221). Piscataway: IEEE Press, 2001: 2037-2040.
- [13] WANG J, URRIZA P, HAN Y X, et al. Weighted centroid localization algorithm: theoretical analysis and distributed implementation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(10): 3403-3413.
- [14] BULUSU N, HEIDEMANN J, ESTRIN D. GPS-less low-cost outdoor localization for very small devices[J]. IEEE Personal Communications, 2000, 7(5): 28-34.
- [15] MARIANI A, KANDEEPAN S, GIORGETTI A, et al. Cooperative weighted centroid localization for cognitive radio networks[C]//Proceedings of 2012 International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT). Piscataway: IEEE Press, 2012: 459-464.
- [16] CHAUDHARI S, CABRIC D. Cyclic weighted centroid algorithm for transmitter localization in the presence of interference[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2016, 2(2): 162-177.
- [17] HADIR A, ZINE-DINE K, BAKHOUYA M. A weighted centroid localization algorithm for wireless sensor networks[C]//Proceedings of 2019 International Conference on High Performance Computing & Simulation (HPCS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 92-98.
- [18] SAEED N, NAM H. Energy efficient localization algorithm with improved accuracy in cognitive radio networks[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(9): 2017-2020.
- [19] SAEED N, NAM H. Robust multidimensional scaling for cognitive radio network localization[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(9): 4056-4062.
- [20] ARAGUES R, GONZÁLEZ A, LÓPEZ-NICOLÁS G, et al. Distributed relative localization using the multidimensional weighted centroid[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2020, 7(3): 1272-1282.
- [21] MAGOWE K, GIORGETTI A, KANDEEPAN S, et al. Accurate analysis of weighted centroid localization[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2019, 5(1): 153-164.
- [22] MAGOWE K, GIORGETTI A, SITHAMPARANATHAN K. Closed-form approximation of weighted centroid localization performance[J]. IEEE Sensors Letters, 2019, 3(12): 1-4.
- [23] HAN W J, LI J D, LIU Q, et al. Spatial false alarms in cognitive radio[J]. IEEE Communications Letters, 2011, 15(5): 518-520.
- [24] HAN W J, LI J D, LI Z, et al. Spatial false alarm in cognitive radio network[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(6): 1375-1388.
- [25] 申滨, 王欣, 陈思吉, 等. 基于机器学习主用户发射模式分类的蜂窝认知无线电网络频谱感知[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(1): 92-100.
- SHEN B, WANG X, CHEN S J, et al. Machine learning based primary user transmit mode classification for spectrum sensing incellular cognitive radio network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(1): 92-100.
- [26] BAO Y, KAN R. On the moments of ratios of quadratic forms in normal random variables[J]. Journal of Multivariate Analysis, 2013, 117: 229-245.
- [27] SHERMAN J, MORRISON W J. Adjustment of an inverse matrix corresponding to a change in one element of a given matrix[J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1950, 21(1): 124-127.
- [28] WANG Y P, YANG X, ZHAO Y T, et al. Bluetooth positioning using RSSI and triangulation methods[C]//Proceedings of 2013 IEEE 10th Consumer Communications and Networking Conference. Piscataway: IEEE Press, 2013: 837-842.
- [29] SIMIC S, SASTRY S. Distributed localization in wireless Ad-Hoc networks: Technical Report UCB/ERL[R]. 2002.
- [30] DRAGOS, NICULESCUBADRI, NATH. DV-Based positioning in Ad-Hoc networks[J]. Telecommunication Systems, 2003, 22(1-4): 267-280.

## [作者简介]



申滨 (1978- ), 男, 博士, 重庆邮电大学教授, 主要研究方向为下一代移动通信系统、LTE/LTE-Advanced 系统、认知无线电系统等领域的信号处理理论与技术等。



李银波 (1998- ), 男, 重庆邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为基于无线定位算法的位置服务应用。



梁泉伟 (1997- ), 男, 重庆邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为基于无线定位算法的位置服务应用。