

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107986

参考终端支持下的 NB-IoT 定位算法*

方承志 唐 亮 宋怡笑

(南京邮电大学电子与光学工程学院、微电子学院 南京 210023)

摘要: 针对目前定位方法功耗、精度等问题的局限,提出了一种窄带物联网定位算法。通过云计算来避免终端设备复杂度和功耗的矛盾;在 RSSI 测距模型的基础上利用窄带物联网大连接广覆盖的特性,在参考终端的支持下,使用优选策略选择相关环境参数以使得测距结果更为准确。在使用最小二乘算法得到目标位置的基础上利用参考终端的相关信息构建的约束圆来对最终估计位置进行判定修正。仿真和实验结果表明,该方法对定位精度的提升具有可行性;与一般基于信号强度的定位算法相比具有显著精确性,在 20 m 误差距离内的置信概率达到了 59.6%。

关键词: 窄带物联网;RSSI;环境参数;最小二乘;约束修正

中图分类号: TP202;TN919 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

NB-IoT position method with reference terminal support

Fang Chengzhi Tang Liang Song Yixiao

(College of Electronic and Optical Engineering & College of Microelectronic, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: Considering the limitations that the current positioning methods have power consumption, accuracy, etc., a NB-IoT positioning algorithm is proposed. Cloud computing is used to avoid the contradiction between the complexity of terminal equipment and power consumption. Base on the RSSI ranging model, the characteristics of wide coverage of the NB-IoT are used, and with the support of the reference terminal, the optimal strategy is used to select the relevant environmental parameters to make the ranging results more accurate. While using the least squares algorithm to obtain the target position, the constraint circle constructed by the relevant information of the reference terminal is used to determine and correct the final estimated position. Simulation and experimental results show that this method is feasible to improve the positioning accuracy; compared with general positioning algorithms based on signal strength, it has significant accuracy, and the confidence probability within 20 m error distance reaches 59.6%.

Keywords: NB-IoT;RSSI;environmental parameters;least squares;constraint modification

0 引 言

在信息化发展的时代下,物联网融合发展传统的互联网技术,借助智能感知、大数据、云计算等技术构建出了万物互联的智慧生态系统^[1],其中定位技术是关键支撑技术,在军事、交通、商业、测绘等领域发挥着重要的作用。因此,当下研究的热点是寻找一种低功耗、低成本且适用于室内外全天候环境下的定位技术。

在定位通信技术中,窄带物联网(narrow band internet of things, NB-IoT)属于一种低功耗广域网技术,它具有低成本、强覆盖、低功耗、大连接 4 个关键特点^[2]。而 WiFi、蓝牙、ZigBee 等短距离通信技术在强覆盖和大连接方面存在技术短板,不能满足当前物联网的需求,UWB 和卫星技

术的设备成本高,不太适用一般情景^[3-5]。用于 NB-IoT 定位的方法有 E-CID 和 TDOA 等方式,其中 E-CID^[6]通过 AOA 和 TOA 等方法实现单基站蜂窝定位,但该算法受到多径效应的影响;TDOA^[7]时延敏感,需要昂贵的设备支持来保证定位的精度。基于信号强度的定位机制因其简单且易于实现的优势,具有很好的理论研究价值。在 NB-IoT 系统中,窄带参考信号接收功率(narrow-band reference signal receiving power, NRSRP)可作为定位相关测量。指纹匹配算法^[8-9]为非测距定位方法,其需要事先准备规整布局的节点录入相关指纹信息来构建高精度的指纹库,但更新指纹库繁琐且不稳健。基于信号强度的测距定位方法有最大似然定位方法、三边质心定位方法等。最大似然定位

收稿日期:2021-09-29

* 基金项目:国家自然科学基金(61271334)项目资助

方法^[10]可以利用 3 个以上锚节点的测距信息并通过最小二乘在误差平方和最小的条件下得到未知节点的估计坐标,但当距离过远的锚节点参与定位时由于其 RSSI 测距误差过大,很可能会增加定位误差。三边质心定位算法^[11-12]需要保证目标节点位于锚节点之间,否则会引起质心偏移导致定位误差的增加。

鉴上,本文选择基于 RSSI 测距的最大似然估计算法,在 NB-IoT 定位场景下,NB-IoT 定位系统的云服务器参与定位相关的数据存储和计算,有效减少了终端设备的成本和功耗;在大量参考终端的支持下,为定位系统提供更为有效的信息。可以筛选最优基站群,避免误差较大的测距影响;可以参与计算目标附近的环境参数,实时动态地反映环境变化,减少测距误差;也可以参与构建约束圆对最大似然估计得到的位置结果进行约束修正。能够有效规避上述问题并提高定位精度。

1 系统架构和数据库构建

关于 NB-IoT 定位的系统架构如图 1 所示,是一种以底层数据感知为基础,上层云计算和大数据为核心的网络模型。整个定位系统包括 3 个过程:定位准备过程、定位测量建立过程、位置计算和释放过程。由于物联网终端的自身功耗及计算性能是有限的,只能实现有限的操作,而云平台^[13]具有丰富的存储资源和强大的计算能力,设备可以通过计算任务卸载到云端执行,以解决来自物联网设备的大量数据存储与处理问题、达到延长设备电池寿命的目的^[14]。在 NB-IoT 定位系统中,NB-IoT 终端只与基站通信,仅仅用于接收定位辅助测量和上传,符合 NB-IoT 终端低复杂、低功耗的性能要求。

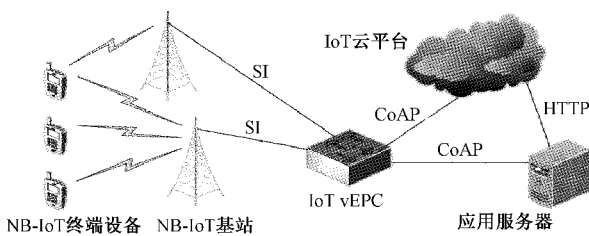


图 1 NB-IoT 网络的系统架构

在 NB-IoT 定位系统应用场景下,由于其广覆盖、大连接的特性,存在有大量随机不规则布局的静态终端附着,且具有先验位置信息。而关于参考终端的信息越多,算法之后所得到的定位效果越明显。由于不同位置所具有的环境参数具有唯一性^[15],故可将 NB-IoT 终端接收到的 NRSRP 作为匹配特征,而将 NB-IoT 参考终端的 NRSRP 和先验位置信息预先存储在系统云端作为云处理数据,构成的特征数据库用于定位所需数据匹配。设想在定位情景中,共有 n 个 NB-IoT 参考终端,可接收到 m 个 NB-IoT 基站发射的 NRSRP 信息特征:

$$\boldsymbol{\rho}_{\text{NRSRP}} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\rho}_1 \\ \boldsymbol{\rho}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\rho}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_{11} & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1m} \\ \rho_{21} & \rho_{22} & \cdots & \rho_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{n1} & \rho_{n2} & \cdots & \rho_{nm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $\boldsymbol{\rho}_i$ 为终端 i ($i \in [1, n]$) 接收到 m 个基站 NRSRP 的特征矢量, ρ_{ij} 为终端 i 接收到第 j 个基站的 NRSRP 信号。而待定位的目标终端接收的 NRSRP 信号特征为 $\boldsymbol{\kappa} = [\kappa_1 \ \kappa_2 \ \cdots \ \kappa_m]$,利用目标终端的实时信号特征 $\boldsymbol{\kappa}$ 与 $\boldsymbol{\rho}_i$ 进行云处理匹配,可以得到有利于目标定位的相关信息。

数据匹配是数据之间按照某种内在关系进行的配准,主要体现在相似性度量评估上,即样本差异性的一种量化^[16]。本文利用欧几里得相似度和余弦相似度方法分别对空间距离和方向角度敏感性的不同,定义了基于样本距离和角度联合作用下的混合相似度作为数据相似度的测度标准,即:

$$\text{Mix}_s(x, y) = \frac{1}{1 + d(x, y)} \cdot \cos(x, y) \quad (2)$$

式中: $d(x, y)$ 和 $\cos(x, y)$ 分别表示样本 x 和样本 y 之间的欧氏距离、夹角余弦; $\text{Mix}_s(x, y)$ 其值越大则认为样本间越相似。

2 基于 RSSI 测距的优化定位方法

2.1 算法流程

本文中参考终端有两个作用:1)提供自身相关信息,构建最优区域定位结构体,得到目标附近最优环境参数以减少测距误差;2)参与约束最大似然定位解来得到最终位置。总体流程如图 2 所示。

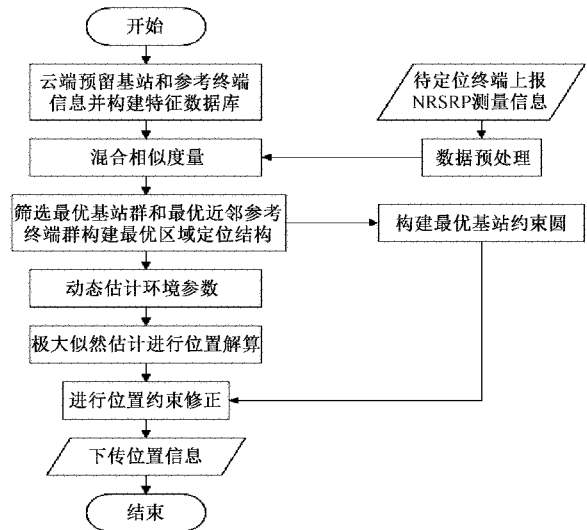


图 2 定位算法流程

2.2 无线信号传输模型

RSSI 是一种低成本、低功耗技术,适用于低复杂网络^[17]。在 NB-IoT 信号传播期间,由于多径衰落的影响,参

考 RSSI 对数衰减模型, NRSRP 信号随着传播距离的增加而减小。距发射端 d 处的节点接收到的信号强度为:

$$(RSSI_d)_{dBm} = A - 10n \lg(d) + X_{dBm} \quad (3)$$

其中, A 表示距离发射节点 d_0 (通常取 1 m) 处的参考点接收到的信号强度 (dBm); n 为路径损耗指数, 与环境有关; X 是一个以 dBm 为单位, 均值为 0 的高斯分布随机噪声变量, 反映了当距离一定时接收信号功率的变化。

合理估计最佳 $RSSI_d$ (滤波处理), 使得噪声 X 对测量结果的影响最小。一个好的数据预处理将有效抑制多径效应等环境因素带来的影响, 是目标精确定位的可靠保证。云数据库的存在可以很好地避免 RSSI 值误差过大的问题。由于 X 均值为 0, 故:

$$\overline{RSSI_d} = A - 10n \lg(\hat{d}) \quad (4)$$

$$\hat{d} = 10^{\frac{A - \overline{RSSI_d}}{10n}} \quad (5)$$

因此, 由式 (3) ~ (5) 分析可知, 除了 RSSI 测量值 $\overline{RSSI_d}$ 的影响外, 模型损耗参数 A, n 同样会影响到式 (5) 距离 \hat{d} 的精度, 最终会影响到整个目标的定位。

2.3 路径损耗模型环境参数的动态计算

由上可知路径损耗参数 A 和 n 的取值至关重要, 但固定的环境参数并不能满足实际环境动态变化的需要, 故本文采用动态估计路径损耗环境参数的方法来保证定位的精度。

首先判断待定位终端所在的区域, 在云端通过遍历数据库进行特征匹配的方法可以匹配到 K 个相似度最高的 NB-IoT 参考终端。利用这 K 个最优近邻的参考终端的先验位置信息, 依照参考终端到基站的距离最短准则对基站群进行聚类优选, 可以筛选出待定位终端附近的 P 个最优基站作为定位参与基站。最优基站群的选择可以降低定位系统的复杂性, 缓解网络通信负担, 也可以减少虚假基站信息带来的干扰。如此构建了最优区域定位结构体。最后再通过最优基站群和最优近邻参考终端的协作来估算出定位区域内合适的环境参数, 即根据待定位终端附近实际的环境动态调整模型参数。

路径损耗模型如式 (6) 所示。

$$A_i - 10n_i \lg d_{ij} = \overline{RSSI_{d_{ij}}} \quad (6)$$

其中, d_{ij} 表示第 i ($i \leq K$) 个终端到第 j ($j \leq P$) 个基站的距离, $\overline{RSSI_{d_{ij}}}$ 为云端大数据处理优化后的信号强度值, A_i 和 n_i 表示第 i 个参考终端附近的环境参数。

由式 (6) 可构造出第 i 个参考终端关于路径损耗环境参数的方程矩阵为:

$$\mathbf{H}_i \boldsymbol{\Psi}_i = \mathbf{g}_i \quad (7)$$

$$\text{其中, } \mathbf{H}_i = \begin{bmatrix} 1 & -10 \lg d_{i1} \\ 1 & -10 \lg d_{i2} \\ \vdots & \vdots \\ 1 & -10 \lg d_{iP} \end{bmatrix}, \mathbf{g}_i = \begin{bmatrix} \overline{RSSI_{d_{i1}}} \\ \overline{RSSI_{d_{i2}}} \\ \vdots \\ \overline{RSSI_{d_{iP}}} \end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{\Psi}_i = \begin{bmatrix} A_i \\ n_i \end{bmatrix}.$$

根据最小二乘原理, 则参数 $\boldsymbol{\Psi}_i$ 的最小二乘估计为:

$$\hat{\boldsymbol{\Psi}}_i = (\mathbf{H}_i^T \mathbf{H}_i)^{-1} \mathbf{H}_i^T \mathbf{g}_i \quad (8)$$

由上, 每个最优近邻参考终端的参与都可以获得一组 A_i 和 n_i , 引入加权因子来体现不同参考终端对结果的影响, 以实现目标附近的路径损耗环境参数 A 和 n 的最优估计。本文权值的构建采用混合相似度的对数形式。

$$\text{Weight} = \log_2(\text{Mix_s} + 1) \quad (9)$$

$$\text{Weight} = \text{Weight}^T / \text{sum}(\text{Weight})$$

$$\begin{bmatrix} \Lambda_{opt} \\ n_{opt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A \\ n \end{bmatrix} [\text{Weight}] \quad (10)$$

2.4 位置结果的约束修正

由式 (10) 获得的待定位终端附近实时环境参数, 以及接收到的最优基站群信号强度值, 再通过式 (5) 可以得到待定位终端到最优基站较为精确的观测距离。

在定位系统中, 当待定位终端可匹配到 3 个或 3 个以上最优基站 (不共线) 时, 可以执行最大似然估计算法计算出该终端的估计坐标。假设待定位终端坐标为 $(x, y)^T$, 第 j ($j \leq P$) 个基站的坐标为 $(x_j, y_j)^T$, 待定位终端到第 j 个最优基站的观测距离为 d_j , 则利用最小二乘估计可以得到待定位终端的估计坐标, 即:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (11)$$

$$\text{其中, } \mathbf{A} = 2 \begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 \\ \vdots & \vdots \\ x_P - x_1 & y_P - y_1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} d_1^2 - d_2^2 + x_2^2 + y_2^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ d_1^2 - d_3^2 + x_3^2 + y_3^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ \vdots \\ d_1^2 - d_P^2 + x_P^2 + y_P^2 - x_1^2 - y_1^2 \end{bmatrix}.$$

对最小二乘估计得到的初始估计目标进行约束修正, 由待定位终端和 K 个最优参考终端分别接收到最优基站信号强度值之间的差值进行对比分析, 引出参考约束圆。

$$[\boldsymbol{\rho}_{NRSRP}]_{opt} = \begin{bmatrix} \rho_{11} & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1P} \\ \rho_{21} & \rho_{22} & \cdots & \rho_{2P} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{K1} & \rho_{K2} & \cdots & \rho_{KP} \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中: ρ_{ij} 为最优近邻 NB-IoT 终端 i 接收到第 j 个最优 NB-IoT 基站的 NRSRP 信号。待定位的终端接收各个最优基站的 NPRSP 为 $[\boldsymbol{\kappa}]_{opt} = [\kappa_1 \ \kappa_2 \ \cdots \ \kappa_P]$, 则信号强度差矩阵 $\boldsymbol{\Gamma}$ 为:

$$\boldsymbol{\Gamma} = [\boldsymbol{\rho}_{NRSRP}]_{opt} - \text{ones}(P, 1) \cdot [\boldsymbol{\kappa}]_{opt} =$$

$$\begin{bmatrix} \rho_{11} - \kappa_1 & \rho_{12} - \kappa_2 & \cdots & \rho_{1P} - \kappa_P \\ \rho_{21} - \kappa_1 & \rho_{22} - \kappa_2 & \cdots & \rho_{2P} - \kappa_P \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{K1} - \kappa_1 & \rho_{K2} - \kappa_2 & \cdots & \rho_{KP} - \kappa_P \end{bmatrix} \quad (13)$$

通过对信号强度差矩阵 \mathbf{F} 分析,矩阵中每一列的元素值的正负符号,表示待定位的目标终端相对于参考终端是远离该最优基站还是更靠近该最优基站。在矩阵 \mathbf{F} 的第 j ($j \leq P$) 列中,选取最接近 0 的正数值和负数值,依照其找到相应的参考终端,以这两个终端到第 j 个最优基站的距离为半径画出参考约束圆。定义,以最优基站 j 的坐标为圆心,到正数值终端距离为半径形成约束内圆;到负数值终端距离为半径形成约束外圆。若目标不在两个约束圆之间,则将估计位置到该最优基站的直线为轴进行伸缩修正,使得估计位置满足约束。按最优基站群中最优基站的约束圆依次对初始估计位置进行判定修正。

如图 3 所示,若选取 3 个最优基站参与定位,则至多可以有 6 个参考约束圆(其中虚线圆为约束内圆,实线圆为约束外圆)对初始估计位置进行判定修正,以满足约束来提高定位的精确度。

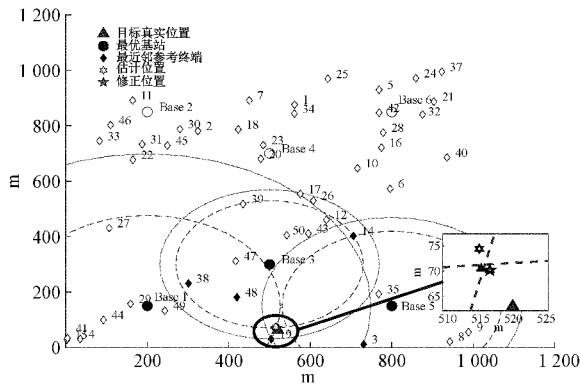


图 3 位置修正示意图

3 仿真实验与结果分析

仿真实验中,假设在 $1000 \text{ m} \times 1000 \text{ m}$ 的场地空间随机部署 100 个参考终端;同时部署了 6 个固定的 NB-IoT 基站(位置坐标分别为 $(200, 150)$ 、 $(200, 850)$ 、 $(500, 300)$ 、 $(500, 700)$ 、 $(800, 150)$ 、 $(800, 850)$);最优邻近参考点和最优基站个数的选择会参考空间中的部署密度,为控制变量,本文设定 K 值为 5, P 值为 3。

定位精度的判断是定位技术的有效评价指标,主要有均方根误差 RMSE、误差累积分布函数 CDF 等。

RMSE 的定义如式(14)所示。

$$\text{RMSE}(\hat{\theta}) = \sqrt{\sum_{i=1}^L \|\hat{\theta}_i - \theta_0\|^2 / L} \quad (14)$$

其中, L 为蒙特卡洛实验循环次数, $\hat{\theta}_i$ 为第 i 次蒙特卡洛循环所得到的目标终端位置, θ_0 为目标真实位置。

CDF 的定义如式(15)所示。

$$\text{CDF}(e) = \frac{z(e)}{Z} \times 100\% \quad (15)$$

其中, $z(e)$ 表示精度小于 e 的测试点个数, Z 表示总的测试点个数。

本文结合 MATLAB 进行仿真,首先对本文所提约束修正解的可行性进行验证。考虑噪声,设置噪声标准差分别为 $[0.1, 1, 2, 5, 8]$, L 为 1 000 次,进行蒙特卡洛循环仿真实验。与最小二乘解和 MATLAB 工具箱函数 `fminsearch` 解法比较。由图 4 所示可知,在这 3 种改进算法中,约束最优解和 `fminsearch` 解比最小二乘解表现好,但 `fminsearch` 函数计算最优解复杂度较高,而本文所提约束修正解较为简单,在最小均分误差比较中具有微弱优势,在精度提升上是可行的。

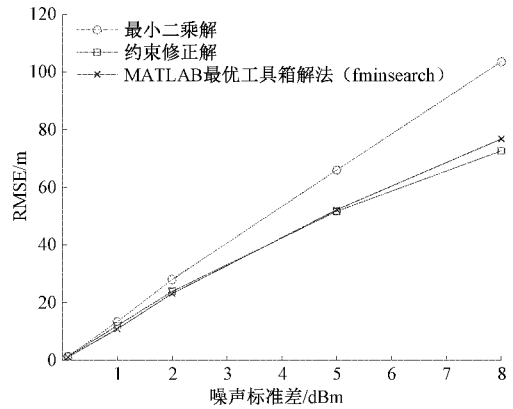


图 4 改进方法最小均方误差比较图

通过仿真对其他基于信号强度的算法进行对比分析,选取误差距离 CDF 曲线作为定位精度的最终评价指标。设定噪声标准差在 3 dBm 的前提下,4 种算法的误差累积分布如图 5 所示。

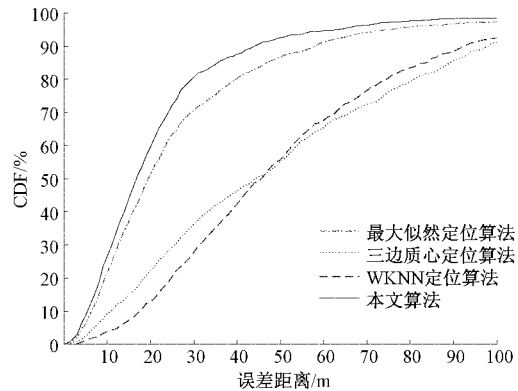


图 5 4 种算法的误差累积分布函数比较图

从 CDF 曲线上可以得出,本文算法较其他算法有优势。提取相关详细数据,如表 1 所示。

表 1 4 种算法的定位精度对比

算法	平均 误差/m	CDF/% (误差为 20 m)	平均运行 时间/s
最大似然定位算法	27.167 5	51.40	0.232 4
三边质心定位算法	49.917 1	22.20	0.544 1
WKNN 定位算法	50.989 1	12.80	0.205 4
本文算法	22.195 9	59.60	0.233 9

由表 1 可知,本文算法的定位精度可达 22.195 9 m,较大似然定位算法提升 4.971 6 m,约束修正的存在使得耗时略有增加,但在误差为 20 m 的 CDF 比较中,本文算法在 20 m 以内的置信概率达到了 59.6%,具有良好的定位精度。在非测距算法中,WKNN 算法依赖于定位系统中云端数据库的配对,但由于在参考节点密度不大且参考节点不规则分布的情况下,定位精度严重下降;而在测距算法中的三边质心定位算法计算耗时相对较大,且对基站密度要求较高。其不能保证目标处于最优基站群中间,会存在质心偏移的可能,导致最后的定位结果并不理想。最大似然算法是可行的,但本文在基于最大似然估计所提出的算法优势更为明显。

4 结 论

在 NB-IoT 定位系统的应用场景下,由于附着的 NB-IoT 终端并非规整布局。因此,本文利用云端服务器来转移终端设备计算压力,同时可以利用云的特点来存储和分析场景下参考终端的先验信息。通过优选策略挑选合适的信息得出最佳环境参数,在位置解算过程中对最大似然结果进行约束修正以达到提升目标定位精度的效果。实验结果表明,在大量参考终端的支持下,与其他基于信号强度的定位算法相比,有着较为显著的定位精确度。未来,将进一步优化算法的适用性,保证算法的稳健性。

参考文献

- [1] 李晓妍. 万物互联: 物联网创新创业启示录[M]. 北京: 人民邮电大学出版社, 2018.
- [2] 陆婷, 方慧英, 袁弋非, 等. 窄带物联网(NB-IoT) 标准协议的演进[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2020.
- [3] 赵红涛, 张宇. 短距离无线通信主要技术的应用探究[J]. 中国新通信, 2017, 19(1): 86.
- [4] 陈伟. 蓝牙定位技术的探讨及测试[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(10): 143-146.
- [5] 许哲琪. 基于无线网络的定位技术研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
- [6] CELIK G, CELEBI H, TUNA G. A novel RSRP-based E-CID positioning for LTE networks [C]. Wireless Communications & Mobile Computing Conference. (IWCMC), IEEE, 2017: 1689-1692.
- [7] SALOMON M, LIPPUNER S, KORB M, et al. Implementation and performance evaluation of cellular NB-IoT OTDOA positioning [C]. 2020 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium(PLANS), IEEE, 2020: 1365-1371.
- [8] 郑自兴, 姚金杰. 基于信号强度的指纹定位匹配算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(9): 31-35.
- [9] 郝利军, 张丽杰. 改进 WKNN 结合最大熵 CQKF 的室内定位方法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(23): 46-50.
- [10] RUI Q, WEI W, WANG H, et al. 3D maximum likelihood estimation positioning algorithm based on RSSI ranging [C]. 2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference(IAEAC), IEEE, 2017: 1311-1314.
- [11] 李海啸, 于东, 胡毅, 等. 改进的无线传感器网络三边质心定位算法[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(6): 1216-1223.
- [12] 刘雨, 肖本贤, 尹柏强. 基于修正 RSSI 值的四边形加权质心定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(10): 107-114.
- [13] ATLAM H F, ALENEZI A, ALHARTHI A, et al. Integration of cloud computing with internet of things: Challenges and open issues [C]. 2017 IEEE International Conference on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data(SmartData), IEEE, 2017: 670-675.
- [14] AL-FUQAHA A, GUIZANI M, MOHAMMADI M, et al. Internet of things: A survey on enabling technologies, protocols, and applications [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(4): 2347-2376.
- [15] 李昂, 付敬奇, 沈华明, 等. 基于模糊聚类和猫群算法的室内定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 185-194.
- [16] 杨波. 分布式网络中海量空间特征数据检测仿真[J]. 计算机仿真, 2017, 34(3): 427-430.
- [17] 张亚磊, 王坚, 韩厚增, 等. 蓝牙室内测距模型研究与精度分析[J]. 测绘科学, 2021, 46(3): 1-7, 66.

作者简介

方承志, 博士, 副教授, 主要研究方向为模式识别、嵌入式系统和信号处理。

E-mail: fangchengzhi@163.com

唐亮(通信作者), 硕士, 主要研究方向为信号处理。

E-mail: Tlscorpio@163.com