

# 控制与决策

Control and Decision

## 室内定位中非视距的识别和抑制算法研究综述

齐小刚, 陈湛, 李芷楠

引用本文:

齐小刚,陈湛,李芷楠. 室内定位中非视距的识别和抑制算法研究综述[J]. *控制与决策*, 2022, 37(8): 1921–1933.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0880>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### [基于反向学习的群居蜘蛛优化WSN节点定位算法](#)

WSN node localization based on social spider optimization and opposition based learning

控制与决策. 2021, 36(10): 2459–2466 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0258>

#### [基于改进卷积神经网络的动力下肢假肢运动意图识别](#)

Intent recognition of power lower-limb prosthesis based on improved convolutional neural network

控制与决策. 2021, 36(12): 3031–3038 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0326>

#### [基于虚拟力移动锚节点的3D-DVHop-ACR定位算法](#)

3D-DVHop-ACR localization algorithm based on virtual force moving anchor nodes

控制与决策. 2021, 36(10): 2409–2417 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0323>

#### [基于视觉引导多AGV系统的改进A\\*路径规划算法](#)

Improved A\* path planning algorithm for vision-guided multi-AGV system

控制与决策. 2021, 36(8): 1881–1890 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1670>

#### [一种高匹配性的多层代价地图生成算法](#)

A high matching layered costmap generation algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2883–2888 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0721>

# 室内定位中非视距的识别和抑制算法研究综述

齐小刚<sup>†</sup>, 陈 谔, 李芷楠

(西安电子科技大学 数学与统计学院, 西安 710071)

**摘要:** 针对存在非视距 (non-line-of-sight, NLOS) 的室内定位算法进行研究. 首先描述室内定位中的常用技术和算法 (航迹推算、指纹识别定位、邻近探测、极点定位、三角定位、多边定位、质心定位), 概括其原理、优缺点和适用场景; 其次, 通过仿真测试说明研究 NLOS 识别和抑制的必要性; 再次, 分别介绍 NLOS 识别和 NLOS 抑制的几类算法, NLOS 识别算法包括统计学方法、几何关系法、机器学习法、信道特征提取法和虚点密度识别法, NLOS 抑制算法包括模糊理论法、引入平衡参数法、几何关系法、小波去噪法、机器学习类算法、凸优化类算法、残差类算法、最小二乘类算法和多维缩放类算法; 最后, 对全文进行总结并指出 NLOS 室内定位亟待解决的问题.

**关键词:** 非视距; 识别; 抑制; 室内定位; 算法

**中图分类号:** TP273      **文献标志码:** A

**DOI:** 10.13195/j.kzyjc.2021.0880

**引用格式:** 齐小刚, 陈谔, 李芷楠. 室内定位中非视距的识别和抑制算法研究综述 [J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 1921-1933.

## A review of non-line-of-sight identification and mitigation algorithms for indoor localization

QI Xiao-gang<sup>†</sup>, CHEN Chen, LI Zhi-nan

(School of Mathematics and Statistics, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** The indoor localization algorithm with non-line-of-sight (NLOS) is studied. Firstly, we describe the techniques widely used in indoor localization and algorithms (dead reckoning, fingerprint identification, adjacent to detect, orientation of the pole, triangulation, multilateral, centroid localization), and summarize the principle, advantages, disadvantages and applicable scenario. Secondly, the necessity of studying NLOS identification and mitigation is illustrated by simulation test. Then, several algorithms of NLOS identification and mitigation are introduced respectively. NLOS identification algorithms include statistical methods, geometric relation methods, machine learning methods, channel feature extraction methods and virtual point density recognition methods. Moreover, NLOS mitigation algorithms include fuzzy theory methods, introduced equilibrium parameter methods, geometric relation methods, wavelet denoising methods, machine learning methods, convex optimization methods, residual methods, least square methods and multidimensional scaling methods. Finally, this paper summarizes the whole paper and points out the problems to be solved in NLOS indoor localization.

**Keywords:** non-line-of-sight; identification; mitigation; indoor localization; algorithm

## 0 引言

全球定位系统 (global positioning system, GPS), 凭借其广泛的应用范围和较高的定位精度, 受到了各方面专家和学者的青睐, 其在室外可以提供比较可靠的定位服务. 然而, 由于室内环境较为复杂, 信号的传播过程中会遇到障碍物 (行人、墙壁、桌椅等)

的阻塞, 使得信号发生反射、折射或散射, 导致强度减弱, GPS 并不能实现精确的定位, 即在存在非视距 (non-line-of-sight, NLOS) 的室内环境中, 定位精度会有所下降. 如何有效识别和抑制 NLOS, 从而提高定位精度是目前室内定位研究的热点问题之一. 室内定位作为定位技术在室内环境的延续, 应用更加广

收稿日期: 2021-05-19; 录用日期: 2021-08-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61877067); 近地面探测与感知技术重点实验室基金项目 (TCGZ2019A002, TCGZ2020E00511, 6142414200511); 基础研究项目 (61424140502).

责任编辑: 警斌.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: xgqi@xidian.edu.cn.

泛. 精确的节点位置信息可以应用在环境监测、军事侦察、定位打击目标、公共安全及应急响应等方面.

当发生地震、火灾等意外灾害时,室内环境由于崩塌、火烧等会发生改变,根据感觉盲目寻找很难快速找到被救援人员的位置. 而通过无人机等实地采集信息,利用室内定位技术可以快速进行搜救,既节省时间又能规划出安全的救援路径. 当发生恐怖袭击或者人质劫持等社会安全事件时,利用室内定位技术可以快速确定袭击者或人质的位置. 反恐人员进入室内执行任务时,通过室内协同定位算法进行配合,可以精确地获得自己和同伴的位置,对于任务的解决起到了更好的促进作用. 当处于火车站、高铁站、飞机场或地下停车场时,室内定位技术可以为用户提供导航定位、停车、找车服务,提高用户的满意度. 在商场或者仓库可以帮助用户快速找到心仪的商品,增强用户体验感.

### 1 室内定位中的常用技术与算法

目前,在室内定位方面所使用的技术有很多,包括地磁技术<sup>[1]</sup>、Wi-Fi<sup>[2]</sup>、蓝牙<sup>[3]</sup>、超声波技术<sup>[4]</sup>、激光技术<sup>[5]</sup>、计算机视觉技术<sup>[6]</sup>、超宽带(ultra wide band, UWB)技术<sup>[7]</sup>等.

地磁技术主要依据地磁场强度实现定位,成本较低,而且对环境的要求不高. Wi-Fi技术不受灯光、湿度、温度等外界因素的影响,在一定频段内可以很好地穿越障碍,但在室内极易受到多径效应的影响,定位精度中等<sup>[2]</sup>. 低功耗蓝牙具有功耗低、成本低、部署方便等优点,误差可达到2m左右<sup>[3]</sup>. 超声波技术由固定的参考基础设施和多种移动单元组成<sup>[4]</sup>,可以穿透部分固体和液体,在黑暗、有毒等环境中仍可以应用,但其频率受多普勒效应的影响且成本较高. 激光技术可根据信号和反射信号的时间差值计算距离,结合角度信息完成相对定位,成本较高.

计算机视觉技术主要分为利用地标包含的信息解算为矩阵实现定位和对数据库内存储的相机位置信息进行图像指纹匹配实现定位<sup>[6]</sup>两种. 伴随计算机视觉技术的发展和成熟,使得基于视觉的用于同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)的技术可获得图形和视觉的支持. 视觉SLAM技术包括前端和后端两部分,前端又称视觉里程计(visual odometry, VO),主要进行特征检测和关联任务;后端主要对前端的输出结果进行优化,得到最优的位姿估计和地图<sup>[8]</sup>.

由于较高的时空分辨率、良好的隐私保护、强穿透性以及高精度的定位性能,使得UWB技术能为室

内定位提供良好的解决方案. 同时也为许多应用程序提供了便利,如医疗监控、安全和资产跟踪等<sup>[7]</sup>.

室内定位中的常用算法包括航迹推算、指纹识别定位、邻近探测、极点定位、三角定位、多边定位和质心定位等. 下面主要介绍这些算法定位的原理以及优缺点.

#### 1.1 航迹推算

目标节点位置由所对应的步长、航向和上一步的位置不断累加推算得到<sup>[9]</sup>,其原理如图1所示. 常应用于惯性导航定位<sup>[10]</sup>,可利用三轴加速度计、三轴陀螺仪和三轴磁力计的数据计算节点位置和轨迹.

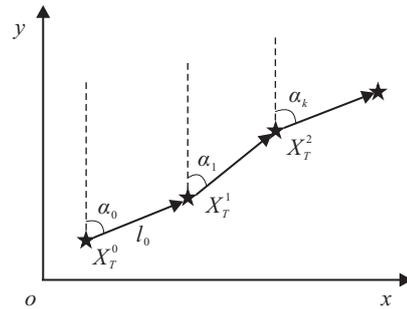


图1 航迹推算定位原理图

已知目标节点初始位置为 $X_T^0$ ,初始航向角为 $\alpha_0$ ,移动到下一时刻的位移为 $l_0$ . 下一时刻目标节点的位置为 $X_T^1 = X_T^0 + l_0 \times [\sin \alpha_0 \quad \cos \alpha_0]$ ,后续各个时刻的位置为 $X_T^k = X_T^0 + \sum_{i=0}^{k-1} l_i [\sin \alpha_i \quad \cos \alpha_i]$ .

优缺点:此算法不需要借助外部设备即可实现定位,采集的数据较为自主且无依赖;但在推算的过程中会受到累加误差的影响,故常用于短距离定位.

#### 1.2 指纹识别定位

指纹识别定位算法<sup>[11-13]</sup>主要由离线阶段和在线阶段两部分构成. 在离线阶段,用小网格划分待定位区域,得到交点并记录其坐标,对在交点处接收到的无线电信号提取特征(常用接收信号强度(received signal strength, RSS)),利用交点的坐标和相应的特征构成的信息链建成指纹数据库;在线阶段,通过匹配算法对比实际信息提取的特征与指纹数据库中的参数实现定位,具体的流程如图2所示.

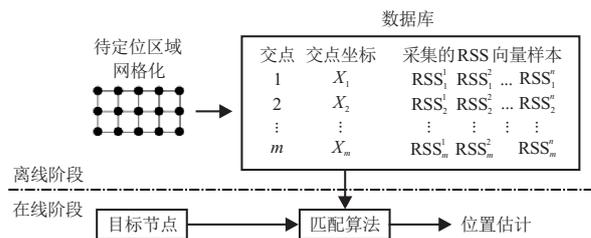


图2 指纹识别定位原理图

优缺点:此算法自主性较高,有较高的定位精度;但在离线阶段建立指纹库工作量较大,且一旦更换定位场地,需要重新构建指纹库。

### 1.3 邻近探测

邻近探测法通过是否接收到物理信号来判断目标是否位于发射源四周<sup>[14]</sup>,主要取决于信号的传输范围。由图3可以看出,目标节点位于基站B附近。

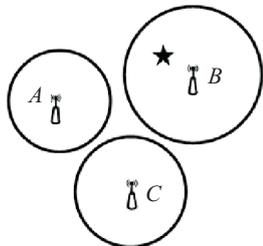


图3 邻近探测原理图

优缺点:此算法易于搭建,易于实现且成本较低;但定位精度不高,仅可用于对精度要求不高的场景。

### 1.4 极点定位

极点定位根据测量的相对锚节点的距离和角度信息推测出目标的位置<sup>[14]</sup>,其原理如图4所示。若仅已知锚节点与目标节点之间的距离 $d_1$ ,则可以初步确定目标节点是在以锚节点为圆心、 $d_1$ 为半径的圆上,然后通过角度信息可以得到目标节点的精确位置。

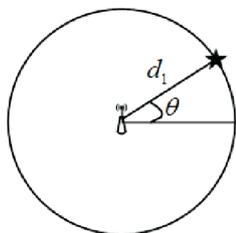


图4 极点定位原理图

优缺点:只需要根据一个锚节点的位置即可进行测量,应用较为方便,常用于大地测量;但定位结果的准确性易受测距和测量角度仪器的精度的影响。

### 1.5 三角定位

三角定位法<sup>[15]</sup>是将两个锚节点的测量信息(包括距离和角度)相结合,利用几何原理获取目标位置。

如图5所示,已知锚节点A与锚节点B之间的距离为 $l_1$ ,与目标节点位置的夹角分别为 $\alpha_1$ 和 $\alpha_2$ 。利用

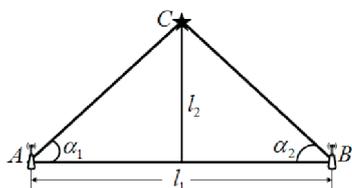


图5 三角定位原理图

三角几何原理可求得目标节点到锚节点A、B连线的垂直距离为

$$l_2 = l_1 \times \frac{\sin \alpha_1 \cos \alpha_2}{\sin(\alpha_1 + \alpha_2)},$$

根据相对位置关系即可求得目标节点的位置。

优缺点:此算法原理较为简单,定位误差较小,应用较为广泛;但对于普通设备而言,角度以及距离的信息很难精确获取。

### 1.6 多边定位

多边定位<sup>[16]</sup>的典型特征是多次测量方程的个数大于变量的个数,其主要利用最小二乘(least squares, LS)<sup>[17]</sup>算法进行求解。如图6所示,已知锚节点的位置以及锚节点到目标节点的距离,利用毕达哥拉斯定理可得

$$\|X_M^i - X_T\| = d_i^2. \tag{1}$$

利用LS算法求解可得目标节点的位置为

$$X_T' = (A^T A)^{-1} A^T b. \tag{2}$$

其中

$$b = \begin{bmatrix} d_1^2 - d_m^2 + x_m^2 + y_m^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ \vdots \\ d_{m-1}^2 - d_m^2 + x_m^2 + y_m^2 - x_{m-1}^2 - y_{m-1}^2 \end{bmatrix},$$

$$A = -2 \begin{bmatrix} x_1 - x_m & y_1 - y_m \\ \vdots & \vdots \\ x_{m-1} - x_m & y_{m-1} - y_m \end{bmatrix}.$$

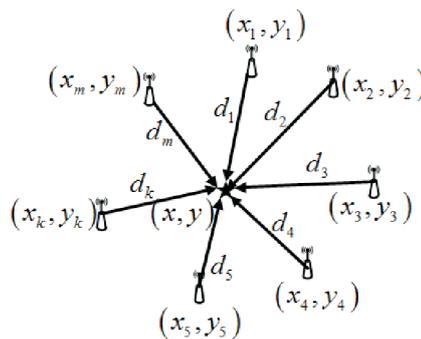


图6 多边定位原理图

优缺点:相比于三边定位引入了较多的锚节点,且节点越多定位越准确;但是实际定位场景会存在没有足够多锚节点的情况,所以仍然会存在误差。

### 1.7 质心定位

对于定位算法而言,质心指的是节点横、纵坐标的平均值。质心定位算法的定位精度完全取决于锚节点的大小和分布密度<sup>[18]</sup>,其原理如图7所示。

已知与目标节点相邻的锚节点的位置,可求得目标节点的坐标为

$$X_T = \left[ \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_m}{m}, \frac{y_1 + y_2 + \dots + y_m}{m} \right]. \quad (3)$$

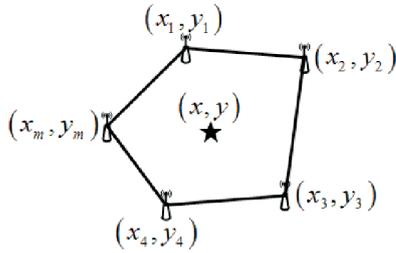


图7 质心定位算法原理图

优缺点:此算法计算量较小且易于理解;但当与目标节点相邻的锚节点个数不足时,定位不够精确.

## 2 研究NLOS识别和抑制的必要性

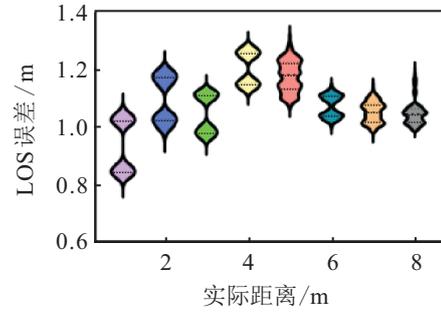
在室内进行定位时,由于障碍物(桌椅板凳、行人、墙壁)的阻塞,节点之间为NLOS状态,导致测距误差较大,从而严重影响定位的精度.本节主要测试NLOS对测距结果的影响.利用UWB节点(如图8(a)所示)进行测距,通过串口实时导出测量数据.

为了更直观地表示视距(line-of-sight, LOS)场景下测距情况,用小提琴图来表示测距误差.小提琴图结合了箱形图和密度图的特征,主要用于展示多组数据的分布状态以及概率密度.图8(b)中的虚线分别表示的是同组数据中位数和四分位数所对应的数值.

小提琴图中横坐标表示实际距离,纵坐标表示测得的距离数据与实际距离的差值,即LOS误差.从图



(a) UWB节点



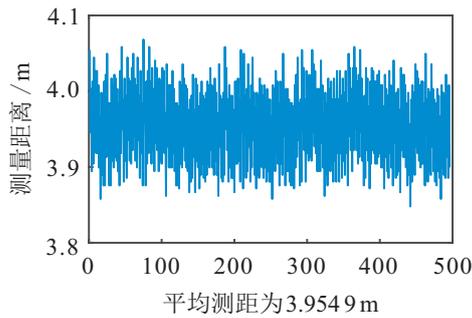
(b) LOS误差小提琴图

图8 UWB节点与LOS误差

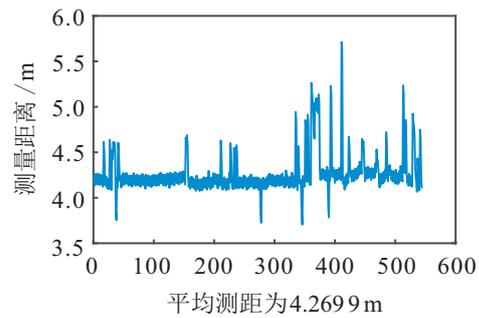
8(b)中可以看出节点的LOS误差较大,大部分数据超过1m.对LOS情况下的测距结果进行拟合可得出节点的系统误差.在进行NLOS测试时,需消除系统误差之后再进行分析.

利用UWB节点进行测距,在消除系统误差之后,不同障碍物阻塞下的测距结果如图9所示.

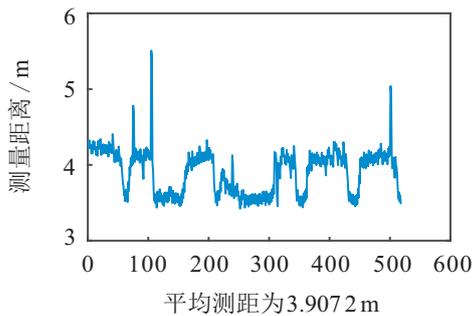
图9分别为实测3.6m所对应的被墙遮挡、被静止的黑板遮挡、被移动的黑板遮挡、被静止的人遮挡的NLOS场景的测距结果.从上述的仿真测试结果可



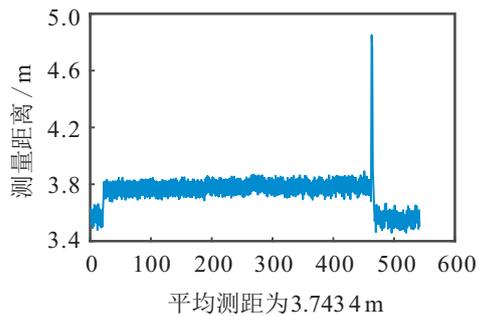
(a) NLOS(被墙遮挡)下实测3.6m的测距结果



(b) NLOS(被静止黑板遮挡)下实测3.6m的测距结果



(c) NLOS(被移动黑板遮挡)下实测3.6m的测距结果



(d) NLOS(被静止的人遮挡)下实测3.6m的测距结果

图9 不同障碍物阻塞下的测距结果

以看出,在存在NLOS的室内定位场景中,锚节点与目标节点之间的平均测距比实际距离误差大.利用距离信息进行定位时,会增大定位误差.所以为达到更好的定位精度,定位之前进行NLOS的识别和抑制尤为重要.

### 3 非视距的识别算法

对于存在NLOS的室内定位场景,已有诸多学者提出了一些可行的算法进行识别NLOS,本节将其大致分为10类,如图10所示.

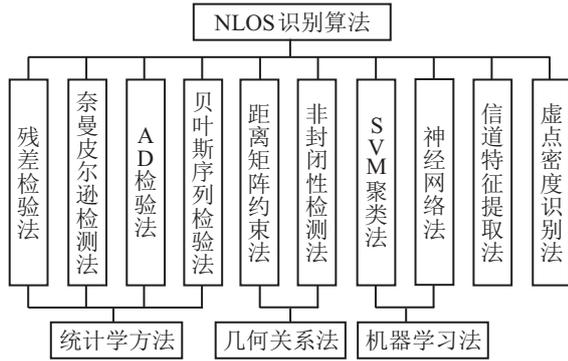


图10 NLOS识别算法分类

#### 3.1 残差检验法

由于NLOS总是产生正传播延迟,NLOS产生的误差通常远大于LOS,当存在NLOS时,残差值总是非负的. Zhang等<sup>[19]</sup>通过观察信号的传播路径发现,相邻时间的测距值相似,但是由于LOS和NLOS的交替或遮挡的变化,会导致测距值的突变.将决策阈值设置为TH,则NLOS识别方法为

$$\begin{cases} \Delta d(k) > TH \Rightarrow \text{NLOS}, \\ \Delta d(k) \leq TH \Rightarrow \text{LOS}. \end{cases} \quad (4)$$

阈值由目标的移动和LOS环境下测距的标准方差 $\sigma$ 决定.过大会导致无法识别NLOS,过小会导致卡尔曼滤波分歧.静态环境中 $TH = \sigma$ ;动态环境中 $TH = \sigma + \Delta s$ ,其中 $\Delta s$ 是目标在测距时的位移.

Guo等<sup>[20]</sup>提出了混合LOS/NLOS环境下双曲定位的残差假设检验算法.当二维场景中至少有4个LOS锚节点时,可以在没有NLOS先验信息时区分LOS和NLOS. Wang等<sup>[21]</sup>通过创新测试识别NLOS,采用方差膨胀法对识别出的NLOS测量值进行修正.但是由于归一化创新测试使用经验阈值,可能会错误地检测NLOS,且等效方差可能不够准确.

#### 3.2 奈曼皮尔逊检测法

奈曼皮尔逊准则的基本思路是,根据两类不同错误对检验结果的重要性,预先确定其中一类错误风险概率的条件下求出适当的判别界,以保证统计检验的

结果对生产和科研的决策错误带来最小的影响.邓锴<sup>[22]</sup>根据上述准则,独立于锚节点与目标节点之间的真实距离,设置虚警概率

$$\gamma = \int_r^\infty P(r_i|d, H_0)dr,$$

从而对NLOS传播信号进行检测.  $P(H_0)$ 和 $P(H_1)$ 分别表示LOS和NLOS传播的先验概率,当 $P(H_0)$ 和 $P(H_1)$ 的值未知时,判定NLOS成立的条件为

$$\frac{P(d_i|r_i, H_1)}{P(d_i|r_i, H_0)} > \gamma. \quad (5)$$

#### 3.3 AD检验法

Fan等<sup>[23]</sup>基于安德森-达令(Anderson Darling, AD)检验对信号的传播状态进行识别.目标节点从第*i*个锚节点接收到*m*个不同的测距值,测量集为 $D_i = [\hat{d}_i^1, \hat{d}_i^2, \dots, \hat{d}_i^m]$ ,AD统计量被定义为

$$AD = -\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (2j-1)[\ln z_j + \ln(1-z_{m+1-j})] - m. \quad (6)$$

其中

$$z_j = \varphi\left(\frac{d_i^j - \hat{\mu}_i}{\hat{\sigma}_i^2}\right), \hat{\mu}_i = \sum_{j=1}^M \hat{d}_i^j / m,$$

$$\hat{\sigma}_i^2 = \sum_{j=1}^M (d_i^j - \hat{\mu}_i) / m.$$

NLOS测量的判定条件为

$$\begin{cases} AD \geq TH \Rightarrow \text{NLOS}, \\ AD < TH \Rightarrow \text{LOS}, \end{cases} \quad (7)$$

其中阈值 $TH = \frac{0.752m^2}{m^2 + 0.75m + 2.25}$ 为多次测试的经验值.

#### 3.4 贝叶斯序列检验法

Yan等<sup>[24]</sup>、Wang等<sup>[25]</sup>建立了贝叶斯序列检验,用于确定测距值是否在NLOS条件下.锚节点坐标为 $[x_i, y_i]$ ,目标节点坐标为 $[x, y]$ ,则测距值可以建模为

$$d_i = \begin{cases} r_i + n_i, \text{ LOS}; \\ r_i + n_i + e_i, \text{ NLOS}. \end{cases} \quad (8)$$

其中: $r_i$ 表示实际距离, $n_i \sim N(0, \sigma_{i, \text{LOS}}^2)$ 表示测量噪声, $e_i \sim N(\mu_i, \sigma_{i, \text{NLOS}}^2)$ 表示NLOS误差.

在确定NLOS传播条件之前,提出以下假设.

**原假设**  $H_0 : d_i \sim P_{\text{LOS}}(d_{j,i}|x, y)$ ,其中概率为 $P_{H_0}(\text{LOS})$ .

**备选假设**  $H_1 : d_i \sim P_{\text{NLOS}}(d_{j,i}|x, y)$ ,其中概率为 $P_{H_1}(\text{NLOS})$ .

上述假设中: $d_{j,i}$ 表示第*i*个锚节点的第*j*个测距值, $P_{H_0}$ 和 $P_{H_1}$ 表示预试概率.

贝叶斯序列检验的似然比函数定义为

$$\eta_m = \frac{P_{H_1}}{P_{H_0}} \cdot \frac{P(z_i; H_1)}{P(z_i; H_0)}. \quad (9)$$

因此,基于贝叶斯序列检验的NLOS识别为

$$\begin{cases} \eta_m \leq B \Rightarrow \text{LOS}; \\ \eta_m \geq A \Rightarrow \text{NLOS}; \\ B < \eta_m < A, \text{ next test.} \end{cases} \quad (10)$$

其中

$$A = \frac{1/(2P_{H_1}) - \beta}{\alpha}, \quad B = \frac{\beta}{1/(2P_{H_1}) - \alpha},$$

$\alpha$ 和 $\beta$ 是忽略先验信息时两种类型的错误概率.

### 3.5 距离矩阵约束法

Zhu等<sup>[26]</sup>利用距离矩阵的约束条件来探讨NLOS识别和校正问题.假设估计坐标矩阵 $\tilde{X}$ 由MDS从测量矩阵 $\tilde{D}$ 导出,实际坐标矩阵 $X$ 从实际距离矩阵 $D$ 导出,则有

$$\tilde{X} = X + \Delta X, \quad \tilde{D} = D + \Delta D, \quad (11)$$

其中 $\Delta X$ 和 $\Delta D$ 分别表示坐标误差和距离误差.如果 $\Delta D$ 中节点 $i$ 与节点 $j$ 之间存在距离误差 $d_{ij}$ ,则有

$$\Delta D^2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \Delta d_{ij}^2 & 0 \\ \vdots & \Delta d_{ij}^2 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}; \quad (12)$$

$$\| \|X_t + \Delta X_t\|_2 - \|X_t\|_2 \| \leq$$

$$\begin{cases} \sqrt{1/2 \left\| \frac{1}{N^2} \Delta \tilde{d}_{ij}^2 + \frac{1}{N^2} \Delta \tilde{d}_{ji}^2 \right\|}, & t \neq i, t \neq j; \\ \sqrt{1/2 \left\| \left(1 - \frac{1}{N}\right)^2 \Delta \tilde{d}_{ij}^2 + \frac{1}{N^2} \Delta \tilde{d}_{ji}^2 \right\|}, & t = i; \\ \sqrt{1/2 \left\| \frac{1}{N^2} \Delta \tilde{d}_{ij}^2 + \left(1 - \frac{1}{N}\right)^2 \Delta \tilde{d}_{ji}^2 \right\|}, & t = j. \end{cases} \quad (13)$$

可以看出, $\Delta X_i$ 、 $\Delta X_j$ 与 $\tilde{d}_{ij}$ 、 $\tilde{d}_{ji}$ 之间存在不等关系.即当 $N$ 足够大时,NLOS测量值 $\tilde{d}_{ij}$ 和 $\tilde{d}_{ji}$ 将反映在节点 $i$ 和 $j$ 的坐标中,利用此性质进行NLOS识别.

Cayley-Menger行列式提供了仅使用边的长度来表示“单形”的超体积的方法,被广泛应用于距离几何理论中. Diao等<sup>[27]</sup>对所有锚节点进行分组,结合Cayley-Menger行列式检测每组是否存在NLOS信号,然后根据检测结果来确定LOS和NLOS锚点.

### 3.6 非封闭性检测法

Wang等<sup>[28]</sup>提出了一种可以应用于稀疏锚节点

的NLOS环境中的非封闭性检查算法.该算法通过检查不同三角形的错误闭包,从这些闭包中得到可能的NLOS测量值.具体步骤如下.

step 1: 给定锚节点坐标及对应的到达时间 (time of arrival, TOA) 测量值.

step 2: 确定近似估计位置.

step 3: 利用近似估计位置分解TOA测量量.

step 4: 形成非封闭性检测的统计数据.

step 5: 进行非封闭性检测.

step 6: 若通过检测,则返回step 5进行下一次检测;若不通过,则将起始点和结束点放入欺骗NLOS集.

step 7: 利用NLOS判别算法从欺骗NLOS集中找到NLOS节点.

该算法在没有大量冗余测量的情况下实现了良好的NLOS识别,且比一致性检验算法能够正确识别更多的NLOS测量值,比一致性检验算法、最小中值二乘算法和地理网络算法获得更好的定位精度.

### 3.7 SVM聚类法

Wu等<sup>[29]</sup>通过支持向量机 (support vector machine, SVM) 聚类来提高定位性能,具体步骤如下.

step 1: 在室内定位区域内布置多个(大于4个)锚节点,且任意4个锚节点不在同一平面内,形成 $N_{cb} = \sum_{i=4}^N C_N^i$ 个锚节点组合,其中 $C_N^i$ 表示从 $N$ 个锚总数中选择的与第 $i$ 个锚节点组合的总数.

step 2: 对于每一个组合 $S_k$  ( $S_k$ 表示第 $k$ 个组合的锚节点集合),根据锚节点编号按升序排列,并将编号最低的锚节点设置为基准.在数据收集阶段,将数据标记为两类:所有锚节点处于LOS时为1;至少一个锚节点处于NLOS时为-1.然后训练相应的SVM分类器 $G_k$ ,  $K = 1, 2, \dots, N_{cb}$ ,共训练 $N_{cb}$ 个分类器,这些分类器构成了整个分类器网络.

step 3: 对于大小为 $N$  ( $N \geq 4$ )的锚节点组合 $S_k$ ,确定其是否包含NLOS数据.

step 4: 若包含,则对于大小为 $N - 1$ 的锚节点组合 $S_k$ ,确定它们是否包含NLOS数据.

step 5: 逐层使用分类器,直到找到与标记为1的分类器输出对应的锚节点组合.

step 6: 如果所有分类器的输出都为-1,则使用所有锚节点的测量距离来估计目标点的位置.

当定位场景中使用6个锚节点时,LOS的识别成功率为89.30%,NLOS的识别成功率为99.40%.

### 3.8 神经网络法

使用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)<sup>[30]</sup>识别信号的步骤为:卷积层提取初步特征;池化层提取主要特征;全连接层汇总特征并进行分类预测.为了减小NLOS误差,张宝军等<sup>[31]</sup>首先标定3个锚节点,然后根据NLOS环境下的信道及其误差特性建立CNN模型,将UWB测距值作为模型输入进行训练得到修正的测距数据,再使用扩展卡尔曼滤波对修正后的数据进行位置估计.为了提升其使用价值,在不同室内环境时,利用在线梯度下降法调整CNN参数后再对数据进行处理,既保证了系统的精度又提高了系统对不同环境的兼容性.

Cui等<sup>[32]</sup>提出利用胶囊网络来识别NLOS.所提出的胶囊网络模型包括卷积层、主胶囊层和通道胶囊层.主要在主胶囊层与通道胶囊层之间应用了一种迭代的协议路由机制.最初,底层的输出向量被路由到具有相同耦合系数的所有信道胶囊.将下层胶囊乘以一个权重矩阵,得到一个预测向量.如果多种胶囊的预测是一致的,则高水平的胶囊就会被激活.依靠反馈机制,该高级层胶囊的耦合系数增加,而另一个高级层胶囊的耦合系数相应降低.因此,低水平层胶囊对高层胶囊的贡献可以通过迭代来增加.该胶囊网络主要通过应用LOS胶囊和NLOS胶囊这两种通道胶囊来分离不同类别的通道.

### 3.9 信道特征提取法

Yu等<sup>[33]</sup>通过对比在不同NLOS传播信道下两个距离估计的记录波形,选取8个特征值(如总能量、信噪比、上升时间、峰度、平均附加时延等)作为候选分类特征,使用皮尔森相关系数分析法计算不同特征之间的相关性,选择不相关的特征形成一个特征集 $X_k^i$ .

假设特征 $x_j$ 对传播信道识别的重要性为 $w_j$ ,将 $p$ 个特征的组合重要性作为一个模糊集,定义为

$$\tilde{W} = \{w_j\}_{j=1}^p, \text{ obey } \begin{cases} 0 \leq w_j \leq 1, \\ \sum_{j=1}^p w_j = 1. \end{cases} \quad (14)$$

评价结果定义为模糊集 $\tilde{S}$ ,即

$$\tilde{S} = \tilde{W} \bullet \tilde{R}, \tilde{S} = \{s_k^i\}_{k=1}^n, \quad (15)$$

其中 $\tilde{R}$ 表示 $\tilde{S}$ 与 $\tilde{W}$ 的关系. $\tilde{S}$ 中接近最大值的样本被认为是最接近在线测量的样本,选取这些样本组成最接近样本集合 $D_{\text{sim}} = \{X_{\text{sim}}^i, \Delta d_{\text{sim}}^i, l_{\text{sim}}^i, s_{\text{sim}}^i\}_{i=1}^m$ ,其中 $s_{\text{sim}}^i$ 用于NLOS的识别和抑制.

若 $s_{\text{sim}}^i < w$ ( $w$ 为阈值),则在线测量的点超出该方法的识别能力被放弃;若 $s_{\text{sim}}^i > \beta$ ( $\beta$ 为阈值且 $\beta >$

$w$ ),则传播信道被识别为 $c_i$ .NLOS识别规则表示如下:

$$\begin{cases} \tilde{d} = \hat{d} - \Delta d_{\text{sim}}^i, l_{\text{sim}}^i < 0 \Rightarrow \text{NLOS}; \\ \tilde{d} = \hat{d}, l_{\text{sim}}^i > 0 \Rightarrow \text{LOS}. \end{cases} \quad (16)$$

若以上两种情况均不符合,则传播信道被认为是多个信道的组合.NLOS识别规则表示如下:

$$\begin{cases} \tilde{d} = \hat{d} - \sum \left( \frac{s_{\text{sim}}^i}{\Omega} \Delta d_{\text{sim}}^i \right) \\ \hat{l} = \sum \left( \frac{s_{\text{sim}}^i}{\Omega} l_{\text{sim}}^i \right) < 0 \end{cases} \Rightarrow \text{NLOS}; \\ \tilde{d} = \hat{d}, \hat{l} = \sum \left( \frac{s_{\text{sim}}^i}{\Omega} l_{\text{sim}}^i \right) \geq 0 \Rightarrow \text{LOS}. \quad (17)$$

Wang等<sup>[34]</sup>对通道脉冲响应图像进行短时傅里叶变换,作为CNN的输入训练模型,将信道识别问题转化为图像识别问题.该方法不需要大量的参数计算,准确率提高到98.24%.Zeng等<sup>[35]</sup>基于遗传算法选择了精度最佳的特征组合,收集训练数据并计算其对应的18个特征,利用SVM对不同特征组合的数据进行训练,使用新收集的测试数据来检查不同组合的性能.结果表明,识别精度与使用特征的数量没有直接关系.另外,也可以提取偏度和峰度<sup>[36]</sup>、峭度、核函数<sup>[37]</sup>等信道特征参数进行定位.

### 3.10 虚点密度识别法

Cheng等<sup>[38]</sup>通过分组测量得到一系列预处理的虚点,然后将测量结果按虚点密度分为LOS和NLOS两类.使用扩展卡尔曼滤波算法处理LOS下的测量结果;对于NLOS情况,先在预测点周围生成一系列粒子,再用修正的联合概率数据关联定位算法对虚点和粒子进行数据关联.

第 $i$ 个虚点与其邻点之间的欧氏距离为 $d_{ij}$ ,单位圆的半径为 $R_s$ ,虚点的密度可以用单位圆中虚点的个数来表示.则有如下假设:

$$\begin{cases} H_{0,i} : d_{ij} \leq R_s, i, j = 1, \dots, N, j \neq i; \\ H_{1,i} : d_{ij} > R_s, i, j = 1, \dots, N, j \neq i. \end{cases} \quad (18)$$

如果原假设正确,则增加虚点密度 $\rho_i$ ;否则保持不变.通过遍历 $N$ 个虚点,最终虚点密度的向量可以表示为 $\rho = (\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_N)$ .以向量的最大值 $\rho_M = \max(\rho)$ 作为虚点的最终密度,可得以下假设:

$$\begin{cases} H_0 : \rho_M < \lambda_s N, \\ H_1 : \rho_M \geq \lambda_s N, \end{cases} \quad (19)$$

其中 $\lambda_s$ ( $0 \leq \lambda_s \leq 1$ )是单位圆半径的控制系数.若原假设正确,则为NLOS情况;否则为LOS情况.

## 4 NLOS的抑制算法

对于存在NLOS的室内定位场景,也有很多学者提出了一些可行的算法进行抑制NLOS,本节将其大致分为9类,如图11所示.

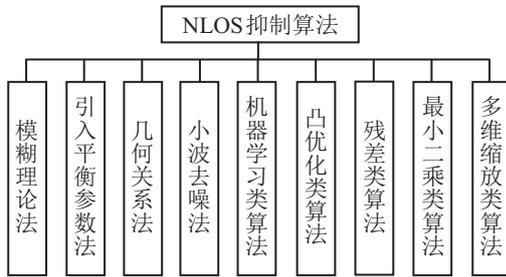


图11 NLOS抑制算法分类

### 4.1 模糊理论法

在定位技术中,由于节点间距离测量存在非线性和不确定性,模糊控制可以作为一种新的控制策略,利用特定领域的专家知识,通过模糊推理对系统的实时状态做出正确的决策.这放宽了必须使用系统精确数学模型的要求,并且具有鲁棒性和适应系统参数变化的能力.Cheng等<sup>[39]</sup>用模糊C均值算法为基于RSS的测量提供一组LOS情况下无线传播模型的量化阈值,利用分层投票方法直接估计移动节点的位置.当NLOS误差服从不同分布时,该算法均能有效减少NLOS误差对定位结果的影响,始终具有良好的性能,实现了移动节点在混合LOS和NLOS环境下的定位.

### 4.2 引入平衡参数法

基于估计的方法适用于稀疏NLOS环境,而鲁棒方法适用于稠密环境,结合两种方法的优势,Chen等<sup>[40]</sup>引入“平衡参数”,将NLOS误差表示为平衡参数与未知误差之和,根据最坏情况下的鲁棒准则,提出了一种对未知误差具有鲁棒性的加权最小二乘算法.该问题只需要平衡参数的上界,且平衡参数的取值尤为重要,经过多次试验可得平衡参数的最优取值为

$$\bar{\rho}_l < \frac{1}{2NM} \sum_{l=1}^N \sum_{m=1}^M \rho_{lm}, \text{ denseNLOS}; \quad (20)$$

$$\tilde{\rho}_i < \frac{1}{N(N-1)} \sum_{l=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^{N-1} \rho_{ij}, \text{ sparseNLOS}. \quad (21)$$

其中: $N$ 表示目标节点个数, $M$ 表示锚节点个数, $\rho$ 表示NLOS误差的上界.

Wang等<sup>[41]</sup>为了减小NLOS误差的上界,联合估计参考路径中的目标节点位置和NLOS误差.为了避免使用三角不等式,引入“平衡参数”并通过变换测

量模型进行改进.通过S引理将这两个公式转化并修正为半定松弛的优化问题进行求解.Chen等<sup>[42]</sup>引入了一个与NLOS误差相关的“平衡参数”,并将其作为估计变量,该方法在稀疏和密集的NLOS环境下均有效,且不需要NLOS的先验信息.

### 4.3 几何关系法

Wang等<sup>[43]</sup>将定位问题转换为检测辅助优化规划,所有的距离测量值最初都被视为具有未知非负偏差的NLOS链路,然后以迭代的方式估计目标节点位置.此外,将目标节点位置和NLOS偏差的极大似然估计量放宽到一个半定规划中,引入了NLOS偏差的几何关系作为约束条件进行优化.

假设NLOS链路由同一个反射点反映,该反射点位于 $s = [x^s \ y^s]^T$ ,其中 $x^s$ 和 $y^s$ 分别表示反射点的 $x$ 和 $y$ 坐标.然后可以得到两个目标节点到锚节点 $k$ 的NLOS偏差

$$b_{jk}^{(n)} = \|x_k^{(n)} - s\| + \|s - x_j^{(n)}\| - \|x_j^{(n)} - x_k^{(n)}\|.$$

如果目标节点位于相邻时间 $n-1$ 和 $n$ 的簇中,则其与锚节点 $k$ 的NLOS偏差满足

$$0 \leq |b_{ik}^{(n-1)} - b_{ik}^{(n)}| \leq 2r_{ii}^{(n)}. \quad (22)$$

目标节点与锚节点 $k$ 的NLOS偏差是可比较的,即偏差对的绝对差是有上界的,则空间几何约束条件为

$$|b_{ik} - b_{i'k}| \leq \min\{2d_{ii'} + 3\sigma_{ii'}, d_{ik} - d_{i'k} + 3\sigma_{ik}\};$$

时间几何约束条件为

$$|b_{ik}^{(n-1)} - b_{ik}^{(n)}| \leq 2d_{ii}^{(n)} + 3\sigma_{ii}^{(n)}.$$

其中: $d_{ii}$ 表示节点内测距值, $d_{ij}$ 表示节点间测距值.

### 4.4 小波去噪法

为消除NLOS误差,Yuan等<sup>[44]</sup>利用小波变换对信号进行分解和重构.具体步骤如下.

step 1: 获得 $K$ 组具有传播误差的到达时间差(time difference of arrival, TDOA)向量 $\text{TDOA}(t) = r(t) + n(t) + \text{NLOS}(t)$ .其中: $\text{TDOA}(t)$ 表示 $t$ 时刻的TDOA值, $r(t)$ 表示真实值, $n(t)$ 表示测量误差;

step 2: 选取db3小波基并进行3层分解,对 $\text{TDOA}(t)$ 进行正交小波变换,得到各尺度的小波系数;

step 3: 选择一个自适应阈值并将软阈值应用于详细系数;

step 4: 利用逆小波变换得到去噪信号,然后利用经典的Chan算法<sup>[45]</sup>估计目标节点位置.

利用小波变换结合相应的阈值进行新的小波系

数处理,可有效降低NLOS误差和测量误差对定位精度的影响。

#### 4.5 机器学习类算法

Wang等<sup>[46]</sup>提出了一种半监督的SVM学习方法,减轻了NLOS环境中的UWB测距误差,其通过自训练迭代地将未标记的测量值纳入训练数据池中,并为已标记的和未标记的测量值分配不同的权重以减少累积的误差,算法框架如图12所示。

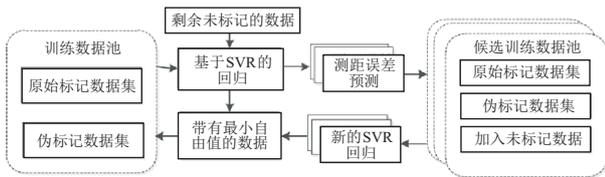


图12 半监督的SVM算法框架

Chen等<sup>[47]</sup>通过优化深度神经网络、CNN和长短期记忆,研究了自适应NLOS抑制问题. 通过将所有的信道脉冲响应(channel impulse reponse, CIR)与相关的第一个CIR进行关联,移动相关的CIR的峰值指数来实现预处理中CIR的对准;然后,将归一化和对准的CIR作为CNN模型的输入. 为了获取时间序列信息并从CIR中分析元素之间的依赖关系,又进一步开发了长短期记忆. 仿真结果表明,该算法减轻了由UWB定位和跟踪系统的测量范围对定位误差的影响。

#### 4.6 凸优化类算法

Katwe等<sup>[48]</sup>有效利用RSS测量、TOA测量和NLOS抑制技术解决了目标定位问题. 利用半定松弛有效解决了混合加权最小二乘问题,并采用软约束进一步收紧,避免了凸壳问题. Jin等<sup>[49]</sup>提出在代价函数中包含一个稀疏促进项,从而产生一般的稀疏促进正则化公式. 通过边界代价函数,又进一步提出了替代的边界约束正则化公式. 为了确保全局最优性,在这些公式中指定了残余误差函数,以便两个半定规划(semidefinite program, SDP)通过松弛可以更好地求解. 结果表明,这两个SDP在共享相同的最优解上是等价的. 与促进稀疏性的正则化SDP相比,边界约束的正则化SDP的优点是允许提出一种数据驱动策略以选择适当的正则化参数。

上述两种方法均不需要NLOS统计先验信息和NLOS路径识别信息. 对于非凸问题,常用的求解方式为凸松弛化,但计算复杂度相对较高. Tomic等<sup>[50]</sup>从测量模型导出最大似然估计量,通过平方距离和最小二乘准则,将非凸问题转换为一般信赖域子问题,利用简单的二分法便可得到比较稳定的定位结果。

#### 4.7 残差类算法

残差是指实际观察值与估计值之间的差,在定位中通常选择残差最小的参考节点作为进一步计算的参考点. Wang等<sup>[51]</sup>估计了NLOS误差并使用它来校正测量距离. 以NLOS偏差 $B$ 为研究对象,目标函数和约束条件可以表示为

$$\begin{aligned} \min J(B) &= B^T S^T Q^{-1} S B - 2Z^T S^T B. \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} 0 \leq b_i \leq u_i, i = 1, 2, \dots, N; \\ u_i = \min\{u_{j,k}^i\}, \forall j \neq i, k \neq i. \end{cases} \end{aligned} \quad (23)$$

其中

$$\begin{aligned} S &= I - H_0(H_0^T W^{-1} H_0)^{-1} H_0^T W^{-1}, \\ W &= \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_N^2), \\ H(X) &\approx H(X_0) + H_0(X_0 - \tilde{X}), \\ Q &= H_0(H_0^T W^{-1} H_0)^{-1} H_0^T + W, \\ Z &= D - H(X_0) + H_0(X_0 - \tilde{X}). \end{aligned}$$

根据  $\text{Res}(X) = \sum_{i=1}^N (d_i - \|\hat{X} - X_i\|_2)^2$  计算残差. 当残差小于某一阈值时,利用内点法求解校正,根据线性最小二乘求解计算目标位置. 迭代中选择最小残差将有利于获得最佳的解决方案。

尹焯佳等<sup>[52]</sup>先利用分组定位得到不同目标节点的估计位置,并将位置之间的差值定义为临时定位残差;然后用残差的高次幂作为加权函数,并通过仿真搜索最优的加权函数. 与传统的残差加权定位算法相比,该算法的定位精度提高了近60%,同时降低了对LOS锚节点个数的要求。

#### 4.8 最小二乘类算法

Yu等<sup>[53]</sup>、陈磊等<sup>[54]</sup>在假定已知NLOS测量知识的基础上,利用加权最小二乘算法获得初始位置估计,将测量距离围绕初始位置估计展开泰勒级数并保留前两项,写成矩阵形式为

$$A\delta \approx h. \quad (24)$$

其中

$$\begin{aligned} A &= [a_{i,1} \ a_{i,2} \ a_{i,3}], \\ h &= [r_1 - \hat{d}_1 \ \dots \ r_{N_{\text{LOS}}} - \hat{d}_{N_{\text{LOS}}} \ 0]^T, \\ \delta &= [\delta_x \ \delta_y \ \delta_z]^T, \ a_{i,1} = (\hat{x} - x_i)/\hat{d}_i, \\ a_{i,2} &= (\hat{y} - y_i)/\hat{d}_i, \ a_{i,3} = (\hat{z} - z_i)/\hat{d}_i. \end{aligned}$$

利用加权最小二乘算法求解可得

$$\delta = (A^T W A)^{-1} A^T W h,$$

其中 $W$ 是加权矩阵。

Park等<sup>[55]</sup>针对LOS/NLOS混合环境中异常点方差未知的情况,提出了基于Hampel和跳过滤波器的加权最小二乘方法.刘韵婷等<sup>[56]</sup>根据测量模型和信号传播状态建立目标函数,利用LS算法计算初始估计位置,然后利用粒子群优化算法迭代求解出最终的估计位置.经测试,该算法比LS和残差加权法具有更高的定位精度.为了减弱累积误差,Qi等<sup>[57]</sup>通过多边定位算法定位到指定层次的节点后,采用基于MDS的算法计算剩余未知节点的位置.

#### 4.9 MDS类算法

MDS是一种经典的降维方法,可以有效地缓解高维场景中数据稀疏和距离计算较为困难的问题.Koledoye等<sup>[58]</sup>利用MDS算法通过反向定位锚节点坐标的误差来近似估计测量矩阵中的总误差,对距离矩阵中的测量值均减少同一个误差值(即上述提到的反向定位的误差),进而提高节点的定位精度.但当增加待测节点的数量时,由于所有距离均减少同样的误差,导致其定位精度较差.

在经典MDS算法的基础上,Shang等<sup>[59]</sup>提出了MDS-MAP算法,该方法可以在锚节点很少或没有的情况下使用.SMACOF(*scaling by majorizing a complicated function*)算法<sup>[60]</sup>认为,每个测距信息都应该准确地映射到MDS空间的相应距离中,但实际上会存在误差,可通过优化迭代的思想最小化误差.

上述所提到的有关MDS的算法在进行求解时,锚节点的坐标也同时被估计且存在误差.为了使锚节点不产生误差,Di Franco等<sup>[61]</sup>提出了包含锚节点的MDS定位算法,该算法通过最小化目标函数进行坐标估计,即

$$\min_x S(X) = \min_x \sum_{i < j \leq N} w_{ij} (\hat{d}_{ij} - d_{ij}(X)). \quad (25)$$

将其简化为一个二次函数,可以表示为

$$\tau(X, Z) = C + \text{tr}(X^T V X) - 2\text{tr}(X^T B(Z) Z).$$

其中: $w_{ij}$ 表示权重函数,测距有效时为1,无法测距或者测距失效时为0; $V$ 和 $B$ 的表达式分别为

$$v_{ij} = \begin{cases} \sum_{k=1, k \neq j}^N w_{kj}, & i \neq j; \\ \sum_{k=1, k \neq j}^N v_{kj}, & i = j. \end{cases}$$

$$b_{ij} = \begin{cases} \sum_{k=1, k \neq j}^N w_{kj} \frac{\hat{d}_{kj}}{d_{ij}(Z)}, & i \neq j; \\ \sum_{k=1, k \neq j}^N b_{kj}, & i = j. \end{cases}$$

锚节点坐标已知且不需要被估计时,待测节点的坐标 $X_u$ 可以表示为锚节点坐标 $X_a$ 的函数,即

$$X_u = V_{11}^{-1}(B_{11}Z_u + B_{12}Z_a - V_{12}X_a). \quad (26)$$

其中

$$Z = \begin{bmatrix} Z_u \\ Z_a \end{bmatrix}, V = \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} \\ V_{12}^T & V_{22} \end{bmatrix},$$

$$B(Z) = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{12}^T & B_{22} \end{bmatrix}.$$

若检测到 $V_{11}$ 不是满秩的,则使用其广义逆代替求逆进行解决.

## 5 结论

本文首先研究了室内定位中常用的技术和算法,然后指出了研究NLOS识别和抑制算法的必要性,最后通过NLOS的识别、NLOS的抑制两方面对存在NLOS的室内定位算法进行了系统地研究.下一步的研究工作可从以下几个方面入手:

1) 对于进行NLOS识别的室内定位算法,更倾向于开发一些基于统计学的算法,使得应用于NLOS稀疏或者稠密的场景均能提高识别准确率.

2) 对于直接抑制NLOS的算法,考虑NLOS误差受障碍物的质地、厚度、大小等的影响,可以对常见的NLOS阻碍材料进行分类研究.

3) 对于基于MDS的定位,测距矩阵的获取尤为重要,当节点之间无法测距时,可利用多传感器融合获得测距信息进而实现定位.

4) 测距构型对定位的结果影响较大,后续将有针对性地结合图论相关知识研究节点的部署以提高最终系统的定位精度.

5) 由于在扁平的定位场景中,三维 $Z$ 轴坐标误差极大,大多数室内定位研究是在二维的场景中进行的.对于这种现象,可以考虑结合智能优化算法或者惯性导航技术进一步提高三维场景的定位精度.

## 参考文献(References)

- [1] 周家鹏,汪云甲,李昕,等.地磁室内定位技术研究[J].测绘通报,2019(1): 18-22.  
(Zhou J P, Wang Y J, Li X, et al. Research on geomagnetic indoor positioning technology[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(1): 18-22.)
- [2] 鲁勇,吕绍和,王晓东,等.基于WiFi信号的人体行为感知技术研究综述[J].计算机学报,2019,42(2): 1-21.  
(Lu Y, Lv S H, Wang X D, et al. A survey on WiFi based human behavior analysis technology[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(2): 1-21.)

- [3] Yang B, Dai C H, Ye H Y, et al. Research on high precision indoor positioning method based on low power bluetooth technology[C]. The 6th International Conference on Big Data and Information Analytics (BigDIA). Shenzhen, 2020: 133-137.
- [4] Carotenuto R, Merenda M, Iero D, et al. An indoor ultrasonic system for autonomous 3-D positioning[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(7): 2507-2518.
- [5] 王艳玲, 张淼森, 王晴, 等. 基于激光雷达技术的移动目标定位系统[J]. 激光杂志, 2019, 40(6): 112-115.  
(Wang Y L, Zhang M S, Wang Q, et al. Moving target location system based on lidar technology[J]. Laser Journal, 2019, 40(6): 112-115.)
- [6] 徐聪. 基于计算机视觉的室内定位关键技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.  
(Xu C. Research on key technologies of indoor positioning based on computer vision[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.)
- [7] Gezici S, Tian Z, Giannakis G B, et al. Localization via ultra-wideband radios: A look at positioning aspects for future sensor networks[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(4): 70-84.
- [8] Xia L L, Cui J S, Shen R, et al. A survey of image semantics-based visual simultaneous localization and mapping: Application-oriented solutions to autonomous navigation of mobile robots[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(3): 172988142091918.
- [9] Yan J J, He G G, Basiri A, et al. 3-D passive-vision-aided pedestrian dead reckoning for indoor positioning[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(4): 1370-1386.
- [10] 秦永元, 张洪钺, 汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1998: 311-325.  
(Qin Y Y, Zhang H Y, Wang S H. Kalman filtering and combined navigation principle[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 1998: 311-325.)
- [11] Ni W, Xiao W D, Toh Y K, et al. Fingerprint-MDS based algorithm for indoor wireless localization[C]. The 21st Annual IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Istanbul, 2010: 1972-1977.
- [12] 李方敏, 张韬, 刘凯, 等. 基于距离测量和位置指纹的室内定位方法研究[J]. 计算机学报, 2019, 42(2): 109-120.  
(Li F M, Zhang T, Liu K, et al. An indoor positioning method based on range measuring and location fingerprinting[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(2): 109-120.)
- [13] Zhu X Q, Qu W, Qiu T, et al. Indoor intelligent fingerprint-based localization: Principles, approaches and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020, 22(4): 2634-2657.
- [14] 康家琪. 浅析室内定位技术及应用[J]. 电子测试, 2017(23): 66-67.  
(Kang J Q. The technology and application of indoor positioning[J]. Electronic Test, 2017(23): 66-67.)
- [15] Tekdas O, Isler V. Sensor placement for triangulation-based localization[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2010, 7(3): 681-685.
- [16] 刘晓珂. 无线网络协同定位算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019.  
(Liu X K. Research on cooperative localization algorithm of wireless network[D]. Xi'an: Xidian University, 2019.)
- [17] 曹宏举, 郭巧丽. 最小二乘法的多角度分析及其应用[J]. 高等数学研究, 2019, 22(1): 47-49.  
(Cao H J, Guo Q L. Multi-aspects analysis and application of least square method[J]. Studies in College Mathematics, 2019, 22(1): 47-49.)
- [18] Hu P F, Zhang B. Research on centroid localization algorithm in wireless sensor networks[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1883(1): 012026.
- [19] Zhang G L, Deng Z L, Wen L, et al. An UWB location algorithm for indoor NLOS environment[C]. The Ubiquitous Positioning, Indoor Navigation and Location-Based Services (UPINLBS). Wuhan, 2018: 1-6.
- [20] Guo J H, Zhang L, Wang W, et al. Hyperbolic localization algorithm in mixed LOS- NLOS environments[C]. The IEEE International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems (ICPICS). Shenyang, 2020: 847-850.
- [21] Wang L, Chen R Z, Chen L, et al. A robust filter for TOA based indoor localization in mixed LOS/NLOS environment[C]. The Ubiquitous Positioning, Indoor Navigation and Location-Based Services (UPINLBS). Wuhan, 2018: 1-9.
- [22] 邓锴. 基于NLOS识别和误差消除的无线定位算法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2018.  
(Deng K. Research on wireless location algorithm based on NLOS identification and error mitigation[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2018.)
- [23] Fan Z B, Chu H, Wang F, et al. A new non-line-of-sight localization algorithm for wireless sensor network[C]. The 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC). Chengdu, 2020: 858-862.

- [24] Yan L B, Lu Y, Zhang Y R. An improved NLOS identification and mitigation approach for target tracking in wireless sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 2798-2807.
- [25] Wang Y, Cheng L, Hu N. Bayes sequential test based NLOS localization method for wireless sensor network[C]. *The 27th Chinese Control and Decision Conference (2015 CCDC)*. Qingdao, 2015: 5230-5234.
- [26] Zhu Y H, Ma T F, Li Z J, et al. NLOS identification and correction based on multidimensional scaling and quasi-accurate detection[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 53977-53987.
- [27] Diao H X, Zhao J H. CMD-based NLOS identification and mitigation in wireless sensor networks[C]. *The IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*. Shanghai, 2019: 1-6.
- [28] Wang L, Chen R Z, Shen L L, et al. NLOS mitigation in sparse anchor environment with the misclosure check algorithm[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(7): 773-796.
- [29] Wu C, Hou H W, Wang W J, et al. TDOA based indoor positioning with NLOS identification by machine learning[C]. *The 10th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*. Hangzhou, 2018: 1-6.
- [30] Cui Z C, Gao Y F, Hu J, et al. LOS/NLOS identification for indoor UWB positioning based on morlet wavelet transform and convolutional neural networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(3): 879-882.
- [31] 张宝军, 田奇, 王珩, 等. 基于CNN和在线学习的UWB室内定位算法[J]. *传感技术学报*, 2020, 33(4): 511-516.  
(Zhang B J, Tian Q, Wang H, et al. UWB indoor positioning algorithm based on CNN and online learning[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2020, 33(4): 511-516.)
- [32] Cui Z C, Liu T W, Tian S W, et al. Non-line-of-sight identification for UWB positioning using capsule networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2020, 24(10): 2187-2190.
- [33] Yu K G, Wen K, Li Y B, et al. A novel NLOS mitigation algorithm for UWB localization in Harsh indoor environments[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(1): 686-699.
- [34] Wang F, Xu Z, Zhi R X, et al. LOS/NLOS channel identification technology based on CNN[C]. *The 6th NAFOSTED Conference on Information and Computer Science(NICS)*. Hanoi, 2019: 200-203.
- [35] Zeng Z Q, Liu S, Wang L. UWB NLOS identification with feature combination selection based on genetic algorithm[C]. *IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*. Las Vegas, 2019: 1-5.
- [36] 宋震龙, 蒋刚毅, 黄晔, 等. 基于偏度-峰度检验的无线局域网室内定位算法[J]. *通信学报*, 2012, 33(5): 99-105.  
(Song Z L, Jiang G Y, Huang C, et al. WLAN indoor positioning algorithm based on skewness-kurtosis testing[J]. *Journal on Communications*, 2012, 33(5): 99-105.)
- [37] 李华亮, 钱志鸿, 田洪亮. 基于核函数特征提取的室内定位算法研究[J]. *通信学报*, 2017, 38(1): 158-167.  
(Li H L, Qian Z H, Tian H L. Research on indoor localization algorithm based on kernel principal component analysis[J]. *Journal on Communications*, 2017, 38(1): 158-167.)
- [38] Cheng L, Li Y F, Xue M K, et al. An indoor localization algorithm based on modified joint probabilistic data association for wireless sensor network[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(1): 63-72.
- [39] Cheng L, Hang J Q, Wang Y, et al. A fuzzy  $C$ -means and hierarchical voting based RSSI quantify localization method for wireless sensor network[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 47411-47422.
- [40] Chen H T, Wang G, Wu X P. Cooperative multiple target nodes localization using TOA in mixed LOS/NLOS environments[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(3): 1473-1484.
- [41] Wang G, Zhu W C, Ansari N. Robust TDOA-based localization for IoT via joint source position and NLOS error estimation[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(5): 8529-8541.
- [42] Chen H T, Wang G, Ansari N. Improved robust TOA-based localization via NLOS balancing parameter estimation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(6): 6177-6181.
- [43] Wang Y L, Gu K, Wu Y, et al. NLOS effect mitigation via spatial geometry exploitation in cooperative localization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(9): 6037-6049.
- [44] Yuan Y, Hou S J, Zhao Q Q. An improved TDOA localization algorithm based on wavelet transform[C]. *The 7th IEEE International Conference on Electronics Information and Emergency Communication (ICEIEC)*. Macau, 2017: 111-114.
- [45] Chan Y T, Ho K C. A simple and efficient estimator for hyperbolic location[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1994, 42(8): 1905-1915.
- [46] Wang T, Hu K K, Li Z H, et al. A semi-supervised learning

- approach for UWB ranging error mitigation[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(3): 688-691.
- [47] Chen Y Y, Huang S P, Wu T W, et al. UWB system for indoor positioning and tracking with arbitrary target orientation, optimal anchor location, and adaptive NLOS mitigation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(9): 9304-9314.
- [48] Katwe M, Ghare P, Sharma P K, et al. NLOS error mitigation in hybrid RSS-TOA-based localization through semi-definite relaxation[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(12): 2761-2765.
- [49] Jin D, Yin F, Zoubir A M, et al. Exploiting sparsity of ranging biases for NLOS mitigation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 3782-3795.
- [50] Tomic S, Beko M. A bisection-based approach for exact target localization in NLOS environments[J]. Signal Processing, 2018, 143: 328-335.
- [51] Wang W G, Zhang Y W, Tian L B. TOA-based NLOS error mitigation algorithm for 3D indoor localization[J]. China Communications, 2020, 17(1): 63-72.
- [52] 尹焯佳, 华惊宇, 李枫, 等. 非视距环境中的无线网络残差加权定位算法[J]. 传感技术学报, 2019, 32(5): 749-755.  
(Yin Y J, Hua J Y, Li F, et al. Residual weighted based wireless localization algorithm in NLOS environments[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2019, 32(5): 749-755.)
- [53] Yu K G, Guo Y J. NLOS error mitigation for mobile location estimation in wireless networks[C]. The 65 th IEEE Vehicular Technology Conference. Dublin, 2007: 1071-1075.
- [54] 陈磊, 王菲菲, 焦良葆, 等. 基于最小二乘和泰勒级数的超宽带定位算法[J]. 信息化研究, 2020, 46(2): 30-35.  
(Chen L, Wang F F, Jiao L B, et al. UWB location algorithm based on least square and Taylor series[J]. Informatization Research, 2020, 46(2): 30-35.)
- [55] Park C H, Chang J H. WLS localization using skipped filter, hampel filter, bootstrapping and Gaussian mixture EM in LOS/NLOS conditions[J]. IEEE Access, 2019, 7: 35919-35928.
- [56] 刘韵婷, 张嗣瀛, 井元伟. 基于粒子群优化的无线传感器网络非视距节点定位算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(6): 1106-1110.  
(Liu Y T, Zhang S Y, Jing Y W. Non-line of sight node localization algorithm based on particle swarm optimization for wireless sensor networks[J]. Control and Decision, 2015, 30(6): 1106-1110.)
- [57] Qi X G, Liu X K, Liu L F. A combined localization algorithm for wireless sensor networks[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018(7): 1-10.
- [58] Koledoye M A, Facchinetti T, Almeida L. Mitigating effects of NLOS propagation in MDS-based localization with anchors[C]. IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC). Torres Vedras, 2018: 148-153.
- [59] Shang Y, Rum I W, Zhang Y, et al. Localization from mere connectivity[C]. ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking & Computing. Annapolis, 2003: 1-12.
- [60] Borg I, Groenen P. Modern multidimensional scaling: Theory and applications[J]. Journal of Educational Measurement, 2003, 40(3): 277-280.
- [61] Di Franco C, Bini E, Marinoni M, et al. Multidimensional scaling localization with anchors[C]. IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC). Coimbra, 2017: 49-54.

## 作者简介

齐小刚(1973—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂信息系统建模与大数据处理、网络工程优化与算法设计等研究, E-mail: xgqi@xidian.edu.cn;

陈谌(1996—), 女, 硕士生, 从事非理想条件下高精度协同定位的研究, E-mail:1095152294@qq.com;

李芷楠(1997—), 女, 硕士生, 从事节点部署的研究, E-mail: 2993653260@qq.com.

(责任编辑: 李君玲)