

面向无源定位的直达波传感器识别算法

苏志刚, 武 瑞, 郝敬堂

(中国民航大学中欧航空工程师学院, 天津 300300)

摘 要: 围绕无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)在直达(Line-Of-Sight, LOS)与非直达(Non-Line-Of-Sight, NLOS)混合传播环境中目标无源定位精度提高问题,提出基于弧边凸包的残差检测(Residual Test based on Arc-edged Convex hull, RTAC)算法. RTAC算法利用各个传感器的测距残差分布特点,在极坐标系构建反映残差点分布的偏移圆模型,并利用最小弧边凸包对传感器分组与识别,实现对网络中全部LOS传感器的识别.仿真结果表明,RTAC算法能够在低计算复杂度下实现对LOS传感器的正确识别,且具有更优异的目标定位性能. RTAC算法是适用于混合传播环境中LOS传感器识别的高效算法.

关键词: 无线传感器网络; 无源定位; 混合传播环境; 测距残差; 偏移圆; 弧边凸包

中图分类号: TP212.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2021)06-1178-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20200503

Identification Algorithm of Line-of-Sight Sensors for Passive Localization

SU Zhi-gang, WU Rui, HAO Jing-tang

(Sino-European Institute of Aviation Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: To improve the locating accuracy for wireless sensor networks (WSN) in the mixed propagation environment of non-line-of-sight (NLOS) and line-of-sight (LOS) during passive localization, an algorithm named residual test based on arc-edged convex hull (RTAC) is proposed. RTAC algorithm uses the distribution characteristics of ranging residuals of sensors to construct an offset circle model reflecting the distribution of residual points in the polar coordinate system, and uses the minimal arc-edged convex hull to group and identify the sensors in order to realize the LOS sensor identification in the network. The simulation results demonstrate that RTAC algorithm can realize the correct identification of LOS sensors under a lower computational complexity, and can obtain better location performance. RTAC algorithm is an efficient algorithm for LOS sensor identification in mixed propagation environment.

Key words: wireless sensor networks (WSN); passive localization; mixed propagation environment; ranging residuals; offset circle; arc-edged convex hull

1 引言

无线传感器网络对目标的无源定位是利用分散配置的多个传感器接收目标辐射或反射的信号实现定位的,其广泛地应用于军事和民用领域.常用的系统有无源雷达定位、手机基站定位、WiFi网络侧被动定位、民航监视领域的场面多点定位和广域多点定位等^[1-3].由于定位区域内障碍物的存在,无源定位的目标处于直达(Line-Of-Sight, LOS)与非直达(Non-Line-Of-Sight, NLOS)混合传播环境. NLOS传播引入的距离偏差将严

重影响目标定位性能,因此,如何消除NLOS传播的影响是基于分布式传感器网络进行目标无源定位领域研究的热点问题.

常用的适用于混合传播环境的无源定位方法包括缓解类算法和识别类算法.缓解类算法通常是利用二次规划或半正定规划^[4-6]、残差加权^[7,8]、信号统计特征^[9]等方法,直接对数据进行处理来减弱NLOS偏差.当NLOS偏差较小时,此类算法可以获得较好的性能.识别类算法是通过统计或机器学习的方法实现对LOS/NLOS传播信号的识别,然后利用识别出的LOS传播信

号对目标进行定位. 利用贝叶斯序贯检测^[10]或距离测量的时间序列的统计特征^[11]可以实现 LOS/NLOS 传播信号的判识,然而,这些算法需要先验知识或历史数据. 针对该问题,残差检测^[12-14]、交叉面积^[15]、Cayley-Menger 行列式^[16]等方法先后提出,通过对传感器分组遍历实现 LOS 传播信号的筛选. 这些方法定位精度高,但相应的复杂度也较高. 文献[17,18]采用机器学习的方法,利用支持向量机在同一理论框架内实现传感器的识别与缓解,但其性能很大程度上依赖于核函数的选择与训练数据的质量.

针对混合传播环境中 LOS 传播信号的识别问题,本文根据传感器测距残差点分布规律,提出一种基于弧边凸包的残差检测(Residual Test based on Arc-edged Convex hull, RTAC)算法. RTAC 算法不依赖于先验知识或历史数据,并规避了传感器分组遍历问题,从而使该算法相对同类算法具有较低的计算复杂度.

2 系统模型

考虑二维关注区域内分散布置 $N(N \geq 3)$ 个传感器,如图 1 所示. 第 n 个传感器位于 (x_n, y_n) ,被定位目标的坐标为 (x_T, y_T) , θ_n 被称为第 n 个传感器的方位,表示由目标位置指向第 n 个传感器位置的方向矢量相对 x 轴正向逆时针旋转的角度,具体为

$$\theta_n = \arg(x_n - x_T, y_n - y_T) \quad (1)$$

式中,函数 $\arg(x, y)$ 表示平面上点 (x, y) 所对应的辐角主值. 假设目标的位置估计为 (\hat{x}_T, \hat{y}_T) , φ 为目标估计位置的方位,具体可以表示为

$$\varphi = \arg(\hat{x}_T - x_T, \hat{y}_T - y_T) \quad (2)$$

在多传感器被动定位中,传感器接收的来自目标的信号存在着 LOS 与 NLOS 传播混合存在的可能,如图 1 所示. 因此,第 n 个传感器测量的目标距离可建模为

$$\hat{r}_n = \begin{cases} r_n + \varepsilon_n, & \text{LOS} \\ r_n + \varepsilon_n + e_n, & \text{NLOS} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $r_n = \|\mathbf{u}_T - \mathbf{s}_n\|$ 为第 n 个传感器与目标之间的 LOS 距离,其中 $\mathbf{s}_n = [x_n, y_n]^T$ 和 $\mathbf{u}_T = [x_T, y_T]^T$ 分别为第 n 个传感器和目标的位置矢量, ε_n 是由测量噪声引入第 n 个传感器的测距误差, e_n 为 NLOS 路径引入的附加测距误差, e_n 的大小受目标与传感器间的地物环境影响,其值恒大于零. 在无线传感器网络中,测量噪声所服从的分布与网络的场景关系密切,根据场景不同,可以建模为高斯分布、均匀分布、指数分布等. 本文所考虑的场景是利用长基线网络进行目标定位,因此,通常可以将测量噪声建模成方差为 σ_n^2 的零均值高斯白噪声. 不妨将接收 LOS 传播信号的传感器称为 LOS 传感器,接收 NLOS 传播信号的传感器称为 NLOS 传感器.

假设 $S_A = \{s_n\}_{n=1}^N$ 为包含关注区域内全部传感器的

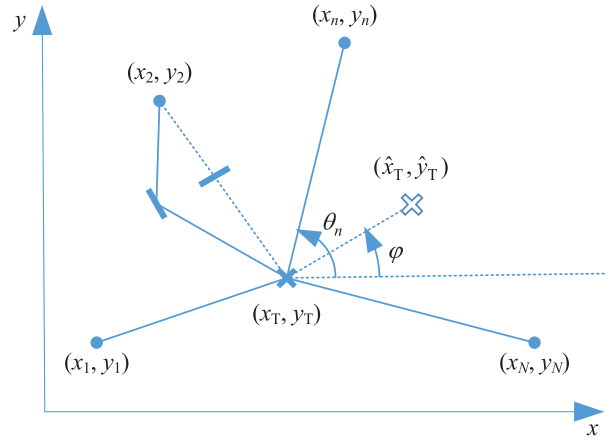


图1 分布式定位中的方向角

集合,其中 s_n 为第 n 个传感器的描述符,

$$s_n = \{\hat{r}_n; x_n, y_n\} \quad (4)$$

即将第 n 个传感器的目标测量距离 \hat{r}_n 及传感器坐标 (x_n, y_n) 作为该传感器的特征. 对于包含若干传感器集合 S ,根据集合中各个传感器的特征,可以定义集合 S 关于位置矢量 $\mathbf{u} = [x, y]^T$ 的代价函数

$$C_S(\mathbf{u}) = \sum_{n=1}^{|S|} \frac{(\hat{r}_n - \|\mathbf{u} - \mathbf{s}_n\|)^2}{\sigma_n^2} \quad (5)$$

式中, $|S|$ 表示集合 S 中元素的个数. 若集合 S 中的传感器均为 LOS 传感器时,通过最小化式(5)的代价函数可获得目标位置估计

$$\hat{\mathbf{u}}_T = \arg \min_{\mathbf{u}} C_S(\mathbf{u}) \quad (6)$$

式中, $\hat{\mathbf{u}}_T = [\hat{x}_T, \hat{y}_T]^T$ 为利用集合 S 获得的目标位置矢量估计. 将目标位置估计 $\hat{\mathbf{u}}_T$ 代入式(5)得,

$$C_S(\hat{\mathbf{u}}_T) = \sum_{n=1}^{|S|} \frac{(\hat{r}_n - \|\hat{\mathbf{u}}_T - \mathbf{s}_n\|)^2}{\sigma_n^2} \quad (7)$$

由式(6)可知, $C_S(\hat{\mathbf{u}}_T)$ 是集合 S 的代价函数 $C_S(\mathbf{u})$ 的最小值,也被称为集合 S 的最小代价. 因此,

$$C_S(\hat{\mathbf{u}}_T) \leq C_S(\mathbf{u}_T) = \sum_{n=1}^{|S|} \frac{(\hat{r}_n - \|\mathbf{u}_T - \mathbf{s}_n\|)^2}{\sigma_n^2} \quad (8)$$

由式(3)可知,对于 LOS 传感器,

$$\varepsilon_n = \hat{r}_n - \|\mathbf{u}_T - \mathbf{s}_n\| \quad (9)$$

所以在 LOS 环境中,式(8)可简化为

$$C_S(\hat{\mathbf{u}}_T) \leq C_S(\mathbf{u}_T) = \sum_{n=1}^{|S|} \frac{\varepsilon_n^2}{\sigma_n^2} \quad (10)$$

如前所述,若考虑 ε_n 服从方差为 σ_n^2 的零均值高斯分布,则 ε_n/σ_n 服从标准正态分布,进而 $C_S(\mathbf{u}_T)$ 服从自由度为 $|S|$ 的 χ^2 分布. 根据自由度为 $|S|$ 的 χ^2 分布以 1% 显著性水平可以设置门限 $\eta_{0.01}(|S|)$. 当测量误差 ε_n 服从其它分布,如均匀分布或指数分布时,仍可根据随机变量的函数关系获得 $C_S(\mathbf{u}_T)$ 的分布,进而利用 1% 显著性水平设置门限 $\eta_{0.01}$.

利用目标位置矢量估计 $\hat{\mathbf{u}}_T$ 和传感器的测量距离 \hat{r}_n

由式(7)计算集合 S 的最小代价 $C_s(\hat{\mathbf{u}}_T)$, 以 $C_s(\hat{\mathbf{u}}_T)$ 作为检测统计量. 若集合 S 由 LOS 传感器构成, 则 $C_s(\hat{\mathbf{u}}_T)$ 超过门限 $\eta_{0.01}(|S|)$ 必然是小概率事件. 若

$$C_s(\hat{\mathbf{u}}_T) > \eta_{0.01}(|S|) \quad (11)$$

说明集合 S 中很大可能存在着 NLOS 传感器.

利用集合 S 中传感器获得目标位置矢量估计 $\hat{\mathbf{u}}_T$, 用集合 S 的最小代价 $C_s(\hat{\mathbf{u}}_T)$ 与门限 $\eta_{0.01}(|S|)$ 进行比较, 获得对集合 S 是否由 LOS 传感器构成的判断. 本文将这一过程称为对集合 S 的结构判决. 若式(11)成立, 则称集合 S 具有 NLOS 结构, 反之则称集合 S 具有 LOS 结构.

由于 NLOS 测距误差的存在, 严重影响对目标位置估计, 因此, 必需解决识别并搜索出尽可能多的 LOS 传感器用于对目标位置的估计.

3 残差点分布特点

3.1 残差点与偏移圆关系

定义第 n 个传感器的测距残差

$$\rho_n = \hat{r}_n - \|\hat{\mathbf{u}}_T - \mathbf{s}_n\| \quad (12)$$

将 $\|\hat{\mathbf{u}}_T - \mathbf{s}_n\|$ 在目标位置 \mathbf{u}_T 处泰勒展开, 并将其一阶近似代入式(12)得

$$\rho_n = \hat{r}_n - r_n + \cos\theta_n \Delta x + \sin\theta_n \Delta y \quad (13)$$

式中, $\Delta x = \hat{x}_T - x_T$ 和 $\Delta y = \hat{y}_T - y_T$ 分别为目标估计位置 (\hat{x}_T, \hat{y}_T) 相对真实位置在 x 轴和 y 轴方向的误差. 综合式(3)与(13)可得

$$\rho_n = \begin{cases} \cos\theta_n \Delta x + \sin\theta_n \Delta y + \varepsilon_n, & \text{LOS} \\ \cos\theta_n \Delta x + \sin\theta_n \Delta y + \varepsilon_n + e_n, & \text{NLOS} \end{cases} \quad (14)$$

定义 Δr 为目标估计位置与真实位置间距离, 则

$$\Delta r = \|\hat{\mathbf{u}}_T - \mathbf{u}_T\| = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} \quad (15)$$

利用 $\Delta r, \varphi$ 与 $\Delta x, \Delta y$ 关系, 可将式(14)修改为

$$\rho_n = \begin{cases} \Delta r \cos(\theta_n - \varphi) + \varepsilon_n, & \text{LOS} \\ \Delta r \cos(\theta_n - \varphi) + \varepsilon_n + e_n, & \text{NLOS} \end{cases} \quad (16)$$

由式(16)可见, 第 n 个传感器的测距残差 ρ_n 是关于角度 θ_n 的函数.

在极坐标平面上, 对点 (ρ_n, θ_n) 沿极径引入偏移量 b , 构成新的点 $(b - \rho_n, \theta_n)$, 不妨将其定义为第 n 个传感器的残差点. 相应地, 可将 LOS 传感器对应的残差点称为 LOS 残差点, 将 NLOS 传感器对应的残差点称为 NLOS 残差点. 计算极坐标平面上残差点 $(b - \rho_n, \theta_n)$ 与点 $(-\Delta r, \varphi)$ 间的距离

$$d_n = \begin{cases} \sqrt{\alpha_n^2 + (b - \varepsilon_n)^2}, & \text{LOS} \\ \sqrt{\alpha_n^2 + (b - \varepsilon_n - e_n)^2}, & \text{NLOS} \end{cases} \quad (17)$$

式中, $\alpha_n = \Delta r \sin(\theta_n - \varphi)$. 极坐标点 $(-\Delta r, \varphi)$ 与目标估计偏差点 $(\Delta r, \varphi)$ 关于坐标原点对称. 当 $b \gg \Delta r + \max\{\sigma_n\}$ 时,

$$d_n \approx \begin{cases} b - \varepsilon_n, & \text{LOS} \\ b - \varepsilon_n - e_n, & \text{NLOS} \end{cases} \quad (18)$$

不妨取

$$b = \beta(\max|\rho_n| + \max\sigma_n) \quad (19)$$

为满足偏移量 b 充分大的要求, 应使 $\beta \gg 1$. 式(19)中的测距残差 ρ_n 可由式(12)利用第 n 个传感器的距离测量值 \hat{r}_n 与目标位置估计 (\hat{x}_T, \hat{y}_T) 计算获得, σ_n 反映传感器的测量精度, 通常已知.

由式(17)可见, 残差点 $(b - \rho_n, \theta_n)$ 与点 $(-\Delta r, \varphi)$ 间的距离 d_n 与待估计的参数 Δr 和 φ 相关. 随着偏移量 b 增大, 参数 Δr 和 φ 对距离 d_n 的影响逐渐减小, 直至可忽略, 如式(18)所示. 此时, LOS 残差点落在以 $(-\Delta r, \varphi)$ 为圆心, b 为半径的圆(为下文叙述方便, 不妨称此圆为偏移圆)附近, 且沿径向偏移 ε_n . 因为 NLOS 路径引入的附加测距偏差 e_n 恒大于零, 由式(18)可知, NLOS 残差点落在偏移圆内, 且距离偏移圆较远.

如果可以获得偏移圆的参数, 那么根据残差点与偏移圆的位置关系可实现对 LOS 传感器的鉴别. 然而, 对偏移圆圆心 $(-\Delta r, \varphi)$ 估计时, 无法确保所利用的残差点只有 LOS 残差点. NLOS 残差点的存在势必导致偏移圆圆心估计误差较大, 使得由此圆心估计确定的偏移圆无法对 LOS 残差点进行鉴别.

3.2 残差点的最小弧边凸包

考虑 LOS 残差点相对 NLOS 残差点更靠近偏移圆, 即 LOS 残差点更偏向于残差点集的外侧. 因此引入弧边凸包实现对靠近外侧的残差点的遴选.

弧边凸包是由具有相同半径 b_h 的弧边首尾相接构成的凸形闭合曲线, 其中 b_h 被称为弧边凸包的半径. 残差点的最小弧边凸包是指使所有残差点均落在其内部或边界上的具有最小半径的弧边凸包.

在理想条件下, 不考虑测量噪声 ε_n 的影响, 则相应 LOS 残差点落在偏移圆上, 而 NLOS 残差点落在偏移圆内. 当 LOS 残差点较均匀地分布于偏移圆圆心 $(-\Delta r, \varphi)$ 周边时, 如图 2(a) 所示, 残差点的最小弧边凸包与偏移圆重合, 此时的最小弧边凸包也是包含所有残差点的最小包围圆. 当 LOS 残差点聚集在某一方向时, 如图 2(b) 所示, 残差点的最小弧边凸包与偏移圆差异较大, 但重合的区域是由 LOS 残差点确定的弧边, 即 LOS 弧边, 所决定. 显然, 受限于偏移圆的约束, 残差点的最小弧边凸包半径 b_h 不应小于偏移圆半径 b . 结合最小包围圆对弧边凸包的约束, 残差点的最小弧边凸包半径 b_h 选择残差点偏移圆和最小包围圆中半径较大者.

考虑测量噪声 ε_n 的影响, LOS 残差点相对理想情况略有波动, 但不会在根本上改变最小弧边凸包形态, 故残差点的最小弧边凸包具有如下特点:

- (1) 几乎全部 LOS 残差点落在最小弧边凸包上;

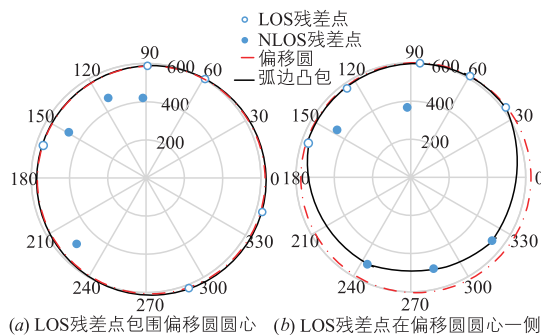


图2 极坐标系下残差点分布 (无测量噪声)

(2) 弧边凸包上的 LOS 残差点必然有邻近的 LOS 残差点. 因此, 弧边凸包上至少包含一条 LOS 弧边, 即由两个 LOS 残差点确定的弧边;

(3) 弧边凸包上可能存在 NLOS 残差点;

(4) 由 LOS 弧边确定的圆更接近偏移圆. 因此, 其它 LOS 残差点比 NLOS 残差点更靠近该圆.

利用上述特点, 可以实现对 LOS 残差点的鉴别.

4 生成最小弧边凸包

4.1 生成最小包围圆

确定残差点的最小弧边凸包半径及初始化均需要首先获得残差点的最小包围圆.

所有残差点构成的集合定义为残差点集合 A . 当偏移圆半径 b 足够大时, 坐标原点位于偏移圆内, 将原点作为辅助点纳入残差点集合 A 中. 原点的引入不会影响弧边凸包中 LOS 残差点, 但会降低 NLOS 残差点出现在弧边凸包上的可能性, 如图 3 所示.

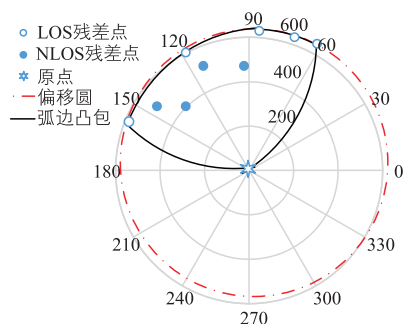


图3 极坐标系下残差点分布 (含测量噪声)

残差点集合 A 的最小包围圆可采用最远点优先渐近算法^[19]生成. 为论文的完整性, 下面对该算法作简单介绍.

由残差点集合 A 中选取三个最小残差值对应的三点 q_a 、 q_b 和 q_c , 构造包围三点的最小圆. 显然, 三点最小圆可能是过三点的圆, 也可能是以相距最远的两点为直径的圆. 在集合 A 中找出距离圆心最远的点 q_d , 判断 q_d 点是否被三点最小圆包围. 若点 q_d 被包围, 则当前三点最小圆为所求的集合 A 的最小包围圆; 若点 q_d 未被

包围, 则用点 q_d 替换 q_a 、 q_b 和 q_c 三点中距离 q_d 最近的点, 利用新确定的三点重新定义三点最小圆. 如果四点均在新确定的最小圆内, 则该最小圆即为所求, 否则以 q_d 与圆外点为底边, 分别与另外两点构造三角形, 比较两个三角形的同边顶角大小, 将顶角小的保留, 利用新确定的三点重新定义三点最小圆. 重复上述过程, 直至找到残差点集合 A 的最小包围圆.

4.2 弧边凸包的生成算法

残差点集合 A 中两点间具有相同半径的两个弧可以用方向加以区分, 即将弧定义为有向弧, 具体描述为

$$l_k = \{c_k, b_k, e_k, v_k, p_k\} \quad (20)$$

式中, c_k 为有向弧 l_k 的圆心, 是该弧所在圆的圆心; b_k 和 e_k 分别是有向弧 l_k 的起点与终点, 是以圆心 c_k 为基准逆时针排列的; v_k 为该有向弧的半径; p_k 为有向弧 l_k 的极点, 是距离圆心 c_k 最远且在圆外部的点. 对有向弧所在圆外部的点而言, 可称该弧为可见弧. 对于有向弧 l_k , 有可能在集合 A 中不存在极点 p_k . 若有向弧 l_k 的极点 p_k 不存在, 式(20)中的 p_k 用空集 \emptyset 表示.

对于两条有向弧 l_k 和 l_s , 若 $b_k = e_s$, 即有向弧 l_k 的起点是有向弧 l_s 的终点, 则两条有向弧 l_k 和 l_s 互为邻弧.

基于上述准备, 可将残差点的最小弧边凸包生成的流程具体描述如下:

步骤 1 采用最远点优先渐近算法生成残差点集合 A 的最小包围圆. 比较最小包围圆半径与偏移量 b 的大小, 选择较大者作为最小弧边凸包半径 b_h . 令最小包围圆上的残差点的集合为 A_c , 显然 A_c 是 A 的子集.

步骤 2 以 b_h 为半径, 将集合 A_c 中位置相邻两残差点间逆时针构造有向弧, 形成 $K = |A_c|$ 条首尾相接的有向弧, 组成有向弧集合 $L = \{l_k\}_{k=1}^K$.

步骤 3 遍历集合 L 中的有向弧, 找到极点不为空的有向弧 l_k 及相应的极点 p_k .

步骤 4 初始化极点 p_k 的可见弧集合 $L_v = \{l_k\}$. 判断有向弧 l_k 在集合 L_v 中的前后邻弧是否为 p_k 的可见弧. 若是可见弧, 则将此邻弧纳入可见弧集合 L_v , 并沿此方向继续判断新的邻弧是否可见. 重复此过程直至最新邻弧不可见.

最终, 可见弧集合 L_v 是由若干首尾相接的邻弧构成的曲线. 将集合 L_v 内的有向弧按逆时针排列 $L_v = \{l_b, \dots, l_k, \dots, l_e\}$, 其中 l_b 为开端有向弧, l_e 为末端有向弧. 因此, 集合 V 表示的曲线的起点与终点分别为 b_b 和 e_e .

步骤 5 利用点 b_b 、 e_e 和 p_k 沿逆时针方向构造两条新的有向弧 l_{b-p} 和 l_{p-e} . 将两条新的有向弧纳入集合 L , 并将集合 L 中与集合 L_v 中相同的元素剔除, 形成新的有向弧集合 L .

步骤 6 重新赋值 $K = |L|$, 按逆时针顺序依次将集合 L 中的有向弧重新命名为 l_1, \dots, l_K .

剩余步骤 重复步骤 3~6, 直至集合 L 中的所有有向弧的极点均为空. 此时所获得的集合 L 即为所求的有向弧集合, 集合 L 的有向弧顺序连接形成的闭合曲线即为残差点集合 A 的最小弧边凸包.

5 LOS 传感器鉴别

5.1 潜在 LOS 分组鉴别

利用最小弧边凸包上任意一条有向弧的两端点与该弧外某一残差点均可构成用于估计偏移圆圆心的残差点组合. 由于这三个残差点均有可能是 LOS/NLOS 残差点, 因此需要对相应残差点分组进行鉴别, 提取出相应的潜在 LOS 分组.

利用有向弧 l_k 构造内、外 2 个残差点分组

$$W_{2(k-1)+i} = \{A_{2(k-1)+i}; S_{2(k-1)+i}\} \quad (21)$$

式中, $W_{2(k-1)+i}$ 在 $i=1$ 时表示内残差点分组, 在 $i=2$ 时表示外残差点分组; $A_{2(k-1)+i}$ 和 $S_{2(k-1)+i}$ 为 $W_{2(k-1)+i}$ 的特征参数, 其中, $A_{2(k-1)+i}$ 是残差点分组 $W_{2(k-1)+i}$ 对应的残差点集合; $S_{2(k-1)+i}$ 为 $A_{2(k-1)+i}$ 对应的传感器集合. 对于内残差点分组 $W_{2(k-1)+1}$, 若由有向弧 l_k 及其圆心所确定扇形区域内无残差点, 则 $W_{2(k-1)+1} = \emptyset$; 若有残差点, 则构成 $W_{2(k-1)+1}$ 的残差点集合 $A_{2(k-1)+1}$ 的元素除有向弧 l_k 的端点外, 还包括扇形区域内的一个残差点, 且在扇形区域内的所有残差点与有向弧 l_k 两端点构成的同底三角形中, 该残差点构成的三角形具有最小顶角. 对于外残差点分组 $W_{2(k-1)+2}$, $A_{2(k-1)+2}$ 的元素除有向弧 l_k 的端点外, 还包括有向弧 l_k 后邻弧终点.

对最小弧边凸包上所有有向弧对应的非空残差点分组 $W_{2(k-1)+i}$ 进行关于参数 $S_{2(k-1)+i}$ 的结构判决. 若集合 $S_{2(k-1)+i}$ 具有 LOS 结构, 则相应的残差点分组被列为潜在 LOS 分组. 如果所有非空残差点分组 $W_{2(k-1)+i}$ 的传感器集合参数 $S_{2(k-1)+i}$ 均未通过 LOS 结构判决, 则选择具有最小集合代价的传感器集合 $S_{2(k-1)+i}$ 所对应的 $W_{2(k-1)+i}$ 作为唯一的潜在 LOS 分组. 将所有潜在 LOS 分组作为独立元素整合成一个潜在分组集合, 记为 $W_p = \{W_k\}_{k=1}^{|W_p|}$, 其中 W_k 为符合式 (21) 定义的集合 W_p 中的第 k 个潜在 LOS 分组.

5.2 潜在 LOS 分组合并

单个潜在 LOS 分组只有 3 个 LOS 传感器, 全部的 LOS 传感器通常分布在多个潜在 LOS 分组中, 即由若干个潜在 LOS 分组构成的潜在 LOS 分组集合 $W_{p,m}$, 其为潜在分组集合 W_p 的子集. 在对目标定位时, 为了有效地利用尽可能多的 LOS 传感器, 需要将潜在 LOS 分组合并, 即由集合 W_p 中获得若干子集 $W_{p,m}$. 具体策略如下:

步骤 1 初始化临时集合 $W_{p,temp} = W_p, m = 1$.

步骤 2 以集合 $W_{p,temp}$ 中的首个潜在 LOS 分组初始化第 m 个潜在 LOS 组合集合 $W_{p,m} = \{W_1\}$, 令 $k = 2$.

步骤 3 将集合 $W_{p,m}$ 所有元素的传感器集合整合为单一集合 S_m , 并与集合 $W_{p,temp}$ 中第 k 个潜在 LOS 分组 W_k 中的集合 S_k 比较, 检查是否包含相同的传感器. 若两者有相同传感器, 则将 S_m 和 S_k 合并为临时传感器集合 S_i . 对集合 S_i 进行结构判决. 若集合 S_i 具有 LOS 结构, 则将 W_k 作为新的元素加入到集合 $W_{p,m}$ 中.

令 $k = k + 1$, 重复步骤 3, 直至遍历集合 $W_{p,temp}$ 中的所有潜在 LOS 分组.

步骤 4 将集合 $W_{p,temp}$ 与 $W_{p,m}$ 相同的元素由 $W_{p,temp}$ 剔除, 对 $W_{p,temp}$ 中剩余的潜在 LOS 分组重新排序与编号. 更新 $m = m + 1$. 执行步骤 2.

重复执行步骤 4 直至 $W_{p,temp}$ 为空集. 至此, 可以获得更新后的若干分组集合 $\{W_{p,m}\}$.

步骤 5 将每个集合 $W_{p,m}$ 中的全部元素的特征进行合并, 形成合并后的潜在 LOS 分组 $W_{F,m}$, 其具有式 (21) 形式.

5.3 检索潜在 LOS 传感器

在多传感器被动定位中, 部分 LOS 传感器由于位置及噪声的影响未被纳入残差点最小弧边凸包. 这些传感器通常也无法在潜在 LOS 分组鉴别与合并中被补充到分组集合中. 为确保对目标定位时利用尽可能多的 LOS 传感器, 需要对这些未纳入到分组集合的 LOS 传感器进行检索.

基于每个合并后的潜在 LOS 分组 $W_{F,m}$ 进行 LOS 传感器扩展. 利用潜在 LOS 分组 $W_{F,m}$ 的传感器集合参数 $S_{F,m}$, 由式 (6) 获得基于 $S_{F,m}$ 的目标位置矢量估计 $\hat{u}_{T,m}$. 根据 $\hat{u}_{T,m}$, 由式 (12) 计算出 $S_{F,m}$ 在集合 S_A 中补集的各传感器的残差. 选择绝对值最小的残差对应的传感器 s_{\min} , 将其与集合 $S_{F,m}$ 合并构成临时传感器集合 S_i , 对集合 S_i 进行结构判决. 若集合 S_i 具有 LOS 结构, 则将传感器 s_{\min} 纳入潜在 LOS 分组 $W_{F,m}$, 并更新相应的参数 $S_{F,m}$ 和 $A_{F,m}$. 继续由 $S_{F,m}$ 获得目标位置矢量估计, 计算 $S_{F,m}$ 在集合 S_A 中补集的各传感器的残差, 选择绝对值最小的残差对应的传感器, 重复上述过程, 直至 $S_{F,m}$ 包含所有传感器描述, 即 $S_{F,m} = S_A$ 或集合 S_i 被判断为 NLOS 结构时, $W_{F,m}$ 的 LOS 传感器扩展完成. 重复上述过程, 直至所有潜在 LOS 分组 $W_{F,m}$ 完成其 LOS 传感器扩展.

比较潜在 LOS 分组 $W_{F,m}$ 的参数 $S_{F,m}$ 中元素个数, 选择元素最多的 $S_{F,m}$ 作为最终的 LOS 传感器集合. 若存在多个分组集合中的 $S_{F,m}$ 具有相同的元素数, 由选择集合代价较小的 $S_{F,m}$ 作为最终的 LOS 传感器集合.

6 RTAC 算法

在混合传播环境中, 为消除 NLOS 传感器无线传感

器网络对目标定位时,为消除 NLOS 传播引入的距离偏差对目标定位精度的影响,需要将传感器网络中的全部 LOS 传感器识别出来,并利用其实现对目标的高精度定位.基于各个传感器的残差点在极坐标系中的偏移圆模型,RTAC 算法利用弧边凸包的生成算法获得传感器残差点的最小弧边凸包,根据传感器残差点与最小弧边凸包的距离实现对 LOS 传感器的鉴别,最后由全部鉴别出的 LOS 传感器实现对目标位置的精确估计.

RTAC 算法的具体流程如下:

步骤 1 基于关注区域内的全部传感器集合 S_A 由式(6)获得目标初始位置矢量估计 $\hat{\mathbf{u}}_T$.

步骤 2 对集合 S_A 进行结构判决.若集合 S_A 具有 LOS 结构,说明传感器网络中全部为 LOS 传感器,则令 $S_F = S_A$,执行步骤 3 直接实现对目标位置估计即可;若集合 S_A 具有 NLOS 结构,则需要将传感器网络中的 LOS 传感器鉴别出.具体鉴别子步骤如下:

步骤 2a 基于残差点集合 A ,由 4.2 节的方法生成残差点集合 A 的最小弧边凸包;

步骤 2b 构造潜在 LOS 分组,针对其包含的传感器集合进行结构判决,实现对潜在 LOS 分组的鉴别,形成潜在分组集合 W_p ;

步骤 2c 采用 5.2 节的方法,对具有相同传感器的潜在 LOS 分组中的全部传感器集合进行结构判决,用以判决是否可以对相应的潜在 LOS 分组进行合并,获得合并后的潜在 LOS 分组 $W_{F,m}$;

步骤 2d 对全部合并后潜在 LOS 分组 $W_{F,m}$ 逐一进行 LOS 传感器扩展后,比较分组 $W_{F,m}$ 的参数 $S_{F,m}$ 中元素个数,选择元素最多的 $S_{F,m}$ 作为最终的 LOS 传感器集合 $S_F = S_{F,m}$.

步骤 3 利用集合 S_F 由式(6)获得目标位置矢量估计 $\hat{\mathbf{u}}_T$.

7 计算复杂度

最远点优先渐近算法最坏情况下计算复杂度为 $O(\log(d_c/r_c)N)$,其中 r_c 为所求最小包围圆的半径, d_c 为残差点集合中不在圆周上但距离圆周最近的点到圆周的距离;弧边凸包生成算法与 Quickhull 凸包生成算法类似,可以参考 Quickhull 凸包生成算法进行计算复杂度分析,文献[20]指出,其最坏情况下计算复杂度为 $O(\log(n_c)N)$,其中 n_c 为弧边凸包顶点个数,两种算法在实际应用中复杂度有所降低.

LOS 传感器鉴别阶段的计算复杂度可以通过位置估计次数给出. LOS 传感器鉴别中各阶段最差情况下位置估计次数如表 1 所示,潜在 LOS 分组鉴别阶段残差点分组不会超过 N 个,相应的位置估计次数不会超过 N

个;潜在 LOS 分组合并阶段中初始 LOS 分组不会超过 N 个,最差情况下,两两合并为临时传感器集合进行结构判决,位置估计次数为 $N(N-1)/2$;检索潜在 LOS 传感器阶段,合并后的潜在 LOS 分组最多存在 N 个,最多对每个合并后的潜在 LOS 分组最多进行 $N-1$ 次扩展,所以该阶段位置估计次数不会超过 $N(N-1)$ 次.

表 1 LOS 传感器鉴别各阶段位置最多估计次数

阶段	最差情况下位置估计次数
潜在 LOS 分组鉴别	N
潜在 LOS 分组合并	$N(N-1)/2$
检索潜在 LOS 传感器	$N(N-1)$

实际应用中,由于漏检率和误检率极低,LOS 传感器鉴别阶段计算复杂度会显著降低,一般情况下,潜在 LOS 分组合并和检索潜在 LOS 传感器时,始终为一个潜在 LOS 分组的扩充,算法呈现线性的计算复杂度.本文将通过仿真实验对此做进一步地验证.

8 仿真实验

通过仿真实验来验证 RTAC 算法在 NLOS 环境中对 LOS 传感器检测能力、对目标的定位性能及计算复杂度.

首先,评估 RTAC 算法对 NLOS 环境中的 LOS 传感器的识别性能.为了使传感器布局在符合实际工程要求情况下不失随机性,将 $N=10$ 个传感器随机地布设在 $10000\text{m} \times 10000\text{m}$ 正方形区域,且要求任意 3 个传感器所围成的三角形的最小高底之比 >0.03 .假设传感器的测量噪声相互独立,且服从零均值高斯分布.被定位目标位于区域中心,即其坐标为 $(5000\text{m}, 5000\text{m})$.为构造 NLOS 环境,假设传感器中至少有一个 NLOS 传感器,而且由 NLOS 路径引入的附加测距误差取值范围为 $[100\text{m}, 1300\text{m}]$.由于 NLOS 路径是由目标与传感器间的位置关系及周边环境共同影响的结果,因此 NLOS 路径也可视为布局信息,即给定的传感器布局不仅包含传感器的位置信息,还包含相应的 NLOS 路径引入的附加测距误差.为保证偏移量 b 充分大,式(19)中的 $\beta=30$.生成 1000 种随机布局,并在每种布局下通过改变测量噪声样本进行 200 次 Monte-Carlo 实验,RTAC 算法将全部 LOS 传感器正确识别出的比率随测量噪声标准差的变化趋势如图 4 所示.

由图 4 可见,随着 NLOS 传感器占比的增大,LOS 传感器完全被正确识别出的比率略有下降.在只有 3 个 LOS 传感器的极端情况下,LOS 传感器的正确识别率才下降得较为严重.随着测量噪声的增大,LOS 传感器被正确识别出的比率也逐渐降低,同时,不同 NLOS 传感器占比间的 LOS 传感器正确识别率的差异性增大.

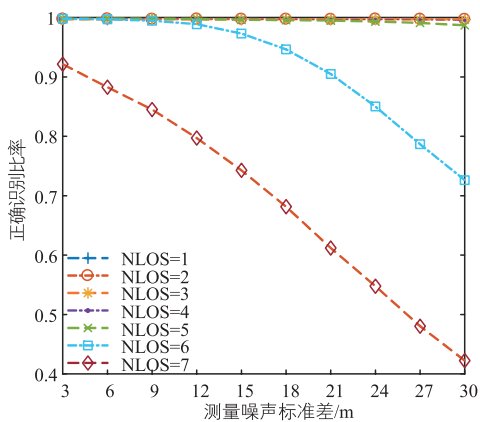


图4 正确识别出全部LOS传感器的比率

其次,讨论通过 RTAC 算法检测出的 LOS 传感器进行目标定位的性能.采用前例仿真场景,并将测量噪声的标准差限定为 $\sigma_n = 3\text{m}$. 根据 RTAC 算法检测出的 LOS 传感器进行目标定位.统计目标位置估计均方根误差,并与适用于直达波传播环境的算法:MDS 算法^[21],适用于混合传播环境的缓解类算法:RSDP-new 算法^[22],以及适用于混合传播环境的识别类算法,如:RRT 算法^[13]和交叉面积算法^[15]相比较,如图 5 所示.

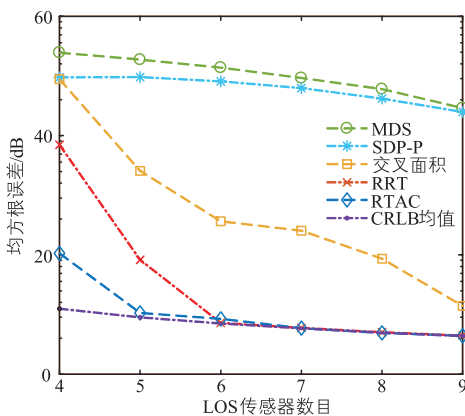


图5 不用算法的均方根误差对比

CRLB 均值是指在一定测量噪声水平下特定数目的 LOS 传感器在不同传感器布局所对应的 CRLB 的统计平均.由图 5 可见,随着 LOS 传感器数目的增大,所有算法的目标位置估计均方根误差也随之降低.引入的 NLOS 附加测距误差较大时,相较于识别类算法,缓解类算法的缓解作用很小,随着 LOS 传感器数目的增大,识别类算法的目标位置估计均方根误差会逐渐接近 CRLB 均值,且 RTAC 算法和 RRT 算法可以在较少的 LOS 传感器时达到 CRLB 均值. RTAC 算法相对其它算法具有更优异的定位能力.

再次,研究算法的 LOS 传感器正确识别率受测量噪声的影响.仍采用前例仿真场景,选择 4 个 LOS 传感器,6 个 NLOS 传感器,NLOS 路径引入的附加测距误差

取值范围为[100m,1300m],各个传感器的测量噪声相互独立,生成 1000 种随机布局,且在每种布局下通过改变测量噪声样本进行 200 次 Monte-Carlo 实验,统计识别类算法正确识别出 LOS 传感器的比率,如图 6 所示.

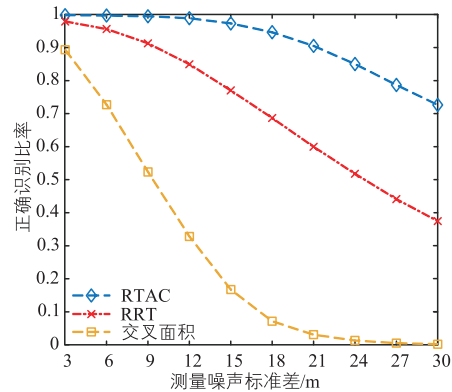


图6 不同算法正确识别比率比较

由图 6 可见,三种算法的正确识别比率均随着测量噪声标准差的变化而逐渐减小,而 RTAC 算法的正确识别比率下降的速度最小,且始终高于其它两种算法.

最后,分析 RTAC 算法的计算复杂度.同样考虑在 $10000\text{m} \times 10000\text{m}$ 正方形区域在满足布站约束条件下随机布设传感器对位于区域中心的目标进行定位.假设 NLOS 传感器数目固定为 4 个,而 LOS 传感器数目由 4 个增加到 16 个. NLOS 传感器因 NLOS 路径引入的附加测距误差取值范围为[100m,1300m],各个传感器的测量噪声相互独立,且服从标准差 $\sigma_n = 3\text{m}$ 的零均值高斯分布.生成 1000 种随机布局,且在每种布局下通过改变测量噪声样本进行 200 次 Monte-Carlo 实验,统计 RTAC 算法的圆心估计次数均值和位置估计次数均值,如表 2 所示,以及在同一设备上运行适用于混合传播环境的识别类和缓解类的几种算法的计算用时,如图 7 所示.

表 2 RTAC 算法的圆心估计次数和位置估计次数

LOS 传感器数目	圆心估计次数均值	位置估计次数均值
4	9.37	9.16
5	9.68	10.69
6	9.92	12.24
7	9.86	13.66
8	9.78	14.70
9	9.51	15.43
10	9.06	15.67
11	8.91	16.56
12	8.86	17.33
13	8.51	17.77
14	8.35	18.42
15	8.14	19.13
16	8.20	20.00

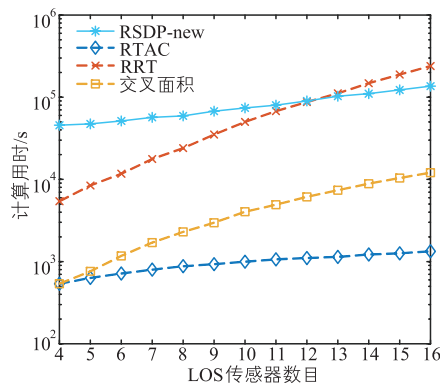


图7 不同算法的计算用时随传感器数量增长的变化

由表 2 可见,RTAC 算法的圆心估计次数均值始终保持较低水平且随着 LOS 传感器数目的增加略有下降,这是因为随着 LOS 传感器数目的增加,位置估计误差减少,最小残差值对应残差点更有可能为 LOS 残差点,从而使最小包围圆的圆心估计次数降低。RTAC 算法的位置估计次数均值随着 LOS 传感器数目的增加而呈现线性增长趋势,这与本文第 6 部分的分析是相吻合的,同时,可以看出,位置估计次数约为 LOS 传感器数目加 6。

RRT 算法的分组次数介于 $\sum_{i=1}^3 C_N^i + 1$ 与 $\sum_{i=1}^4 C_N^i$ 之间,进行相应次迭代;交叉面积算法进行 C_N^3 次分组,进行相应次迭代;RSDP-new 算法最差情况下计算复杂度为 $O(N^{6.5})$,实际应用中计算复杂度有所下降。由图 7 可见,四种算法的实际用时均随着传感器数目的增长而增大,而 RTAC 算法的用时增长的速度最小,且始终低于其它算法。

9 结束语

本文研究的 RTAC 算法适用于混合传播环境中识别 LOS 传感器,该算法利用无线传感器网络的无源定位中传感器测距残差点分布特点,建立偏移圆模型,结合最小弧边凸包对 LOS 残差点分组、合并等,实现对全部 LOS 传感器的提取,从而实现利用全部 LOS 传感器对目标定位。RTAC 算法较好地利用了残差点的分布特点,规避了对传感器分组遍历问题,使其在具有较好的定位性能的同时具备较高的计算效率。

参考文献

[1] Li S, Hedley M, Bengston K, et al. Passive localization of standard WiFi devices[J]. IEEE Systems Journal, 2019, 13 (4): 1-4.
 [2] Marcellic M, Sandric B, Jelenic J, et al. Determining location in LPWAN using multilateration[A]. International Colloquium on Smart Grid Metrology [C]. Chennai, India;

IEEE, 2019. 1-4.
 [3] Khudov H, Fedorov A, Holovniak D, et al. Improving the efficiency of radar control of airspace with the multilateration system use[A]. International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology[C]. Kharkiv, Ukraine; IEEE, 2018. 680-684.
 [4] Zheng X-N, Hua J, Zheng Z, et al. LLOP localization algorithm with optimal scaling in NLOS wireless propagations[A]. IEEE International Conference on Electronics Information and Emergency Communication [C]. Beijing, China; IEEE, 2013. 45-48.
 [5] Wang G, Chen H, Li Y, et al. NLOS error mitigation for TOA-based localization via convex relaxation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13 (8): 4119-4131.
 [6] Wang G, Zhang S, Chen H, et al. Robust TOA-based cooperative localization under NLOS conditions[A]. Asia-Pacific Conference on Communications [C]. Ningbo, China; IEEE, 2018. 418-421.
 [7] Chen P C. A non-line-of-sight error mitigation algorithm in location estimation[A]. Wireless Communications and Networking Conference [C]. New Orleans, LA, USA; IEEE, 1999. 316-320.
 [8] Jiao L, Xing J, Zhang X, et al. LCC-Rwgh: A NLOS error mitigation algorithm for localization in wireless sensor network[A]. IEEE International Conference on Control and Automation [C]. Guangzhou, China; IEEE, 2007. 1354-1359.
 [9] Al-Jazzar S, Caffery J, You H R. A scattering model based approach to NLOS mitigation in TOA location systems[A]. Vehicular Technology Conference[C]. Birmingham, AL, USA; IEEE, 2002. 861-865.
 [10] Yan L, Lu Y, Zhang Y. An improved NLOS identification and mitigation approach for target tracking in wireless sensor networks[J]. IEEE Access, 2017, 5: 2798-2807.
 [11] Venkatraman S, Caffery J J. Statistical approach to non-line-of-sight BS identification[A]. International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications [C]. Honolulu, USA; IEEE, 2002. 296-300.
 [12] Chan Y T, Tsui W Y, So H C, et al. Time-of-arrival based localization under NLOS conditions[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2006, 55 (1): 17-24.
 [13] Liu X, Wan Q, Yang W-L. Maximum likelihood location for identification of line-of-sight base stations[A]. IEEE Region 10 Conference [C]. Hong Kong, China; IEEE, 2006. 1-3.
 [14] Jiao L, Li F Y, Xu Z. LCRT: A ToA based mobile terminal localization algorithm in NLOS environment[A]. IEEE Vehicular Technology Conference [C]. Barcelona,

- Spain:IEEE,2009.1-5.
- [15] Kuang L, Huang J-Y, Yang W-L, et al. Line-of-sight identification based on area measurements [A]. International Conference on Automatic Control and Artificial Intelligence [C]. Xiamen, China: IET, 2012. 1306-1309.
- [16] Diao H-X, Zhao J-H. CMD-based NLOS identification and mitigation in wireless sensor networks [A]. IEEE International Conference on Communications Workshops [C]. Shanghai, China: IEEE, 2019. 1-6.
- [17] Maranò S, Gifford W M, Wymeersch H, et al. NLOS identification and mitigation for localization based on UWB experimental data [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2010, 28(7): 1026-1035.
- [18] Kolakowski M, Modelski J. Detection of direct path component absence in NLOS UWB channel [A]. International Microwave and Radar Conference [C]. Poznan, Poland: IEEE, 2018. 247-250.
- [19] 李红军, 张晓鹏. 离散点集最小包围圆算法分析与改进 [J]. 图学学报, 2012, 33(2): 34-38.
Li H-J, Zhang X-P. Analysis and improvement of smallest enclosing disk algorithm on discrete set of points [J]. Journal of Graphics, 2012, 33(2): 34-38. (in Chinese)
- [20] Barber C B, Dobkin D P, Huhdanpaa H. The QuickHull algorithm for convex hulls [J]. ACM Transactions on Mathematical Software, 1998, 22(4): 469-483.
- [21] Wei H-W, Wan Q, Chen Z-X, et al. A novel weighted multidimensional scaling analysis for time-of-arrival-based mobile location [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(7): 3018-3022.
- [22] Chen H, 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.

作者简介



苏志刚 (通信作者) 男, 1972 年生, 黑龙江省尚志市人. 现为中国民航大学中欧航空工程师学院教授, 硕士生导师, 博士, 主要研究方向为信号与信息处理, 及其在监视与导航领域的应用研究.

E-mail: srsu@vip.sina.com



武 瑞 男, 1996 年 6 月生, 天津人. 现为中国民航大学中欧航空工程师学院硕士研究生, 主要研究方向为无线传感器网络无源定位技术.

E-mail: 785870580@qq.com



郝敬堂 男, 1989 年生, 河南省淇县人. 现为中国民航大学中欧航空工程师学院实验师, 硕士, 主要研究方向为空管监视数据处理、冲突探测、空管信息仿真等.

E-mail: jthao_siae@126.com