



研究与开发

非视距环境下基于二阶锥规划的 RSS 定位算法

金小萍, 梁俊, 谢少枫

(中国计量大学, 浙江 杭州 310018)

摘要: 针对无线传感器网络在非视距 (NLOS) 环境下利用接收信号强度 (RSS) 定位存在精度不足的问题, 提出了一种新的基于二阶锥规划 (SOCP) 的鲁棒性定位算法。在假定非视距偏差上界的基础上构建了对非视距偏差量具有鲁棒性的定位方程, 从而抑制了非视距偏差的干扰; 接着利用凸优化技术将鲁棒性的定位问题转化为二阶锥规划问题, 达到精确估计的目的, 进而提高定位精度; 此外, 将定位问题推广到未知发射功率的情况, 提出了一个迭代 SOCP 的算法。仿真结果表明, 所提出的算法有效地解决了非视距定位中存在的问题, 且定位精度要优于以往的牛顿迭代法、UT 法以及 SOCP 法。

关键词: 接收信号强度; 非视距; 二阶锥规划; 鲁棒性定位; 未知发射功率

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2021032

RSS localization algorithm based on second-order cone programming in non-line-of-sight environment

JIN Xiaoping, LIANG Jun, XIE Shaofeng

China Jiliang University, Hangzhou 310018, China

Abstract: Aiming at the problem that the accuracy of localization using received signal strength (RSS) in wireless sensor network is insufficient in non-line-of-sight (NLOS) environment, a new robust localization algorithm based on second-order cone programming (SOCP) was proposed. Based on the assumption of the upper bound of NLOS biases, a location equation with robustness to NLOS biases was constructed to suppress the interference of NLOS biases, then convex optimization was used to transform the robust localization problem into a second-order cone programming problem with the intention of accurate estimation, thereby improved the localization accuracy. In addition, the localization problem was extended to the case of unknown transmission power, and an iterative SOCP algorithm was proposed. Simulation results show that the proposed algorithm can effectively solve the problems existing in NLOS localization, and the localization accuracy is better than Newton iteration method, UT method and SOCP method.

Key words: received signal strength, non-line-of-sight, second-order cone programming, robust localization, unknown transmission power

收稿日期: 2020-06-30; 修回日期: 2021-02-25

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY17F010012); 浙江省教育厅科研资助项目 (No.Y201840047); 浙江省电磁波信息技术与计量检测重点实验室开放式项目 (No.2019KF0004)

Foundation Items: Zhejiang Provincial Natural Science Foundation of China (No. LY17F010012), Foundation of Zhejiang Provincial Educational Committee (No. Y201840047), Open Project Funding of the Key Laboratory of Electromagnetic Wave Information Technology and Metrology of Zhejiang Province (No.2019KF0004)

1 引言

近年来,无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)由于其低能耗和高效率,而在目标跟踪、室内定位、海上救援、森林火灾监测等领域得到了广泛的研究与应用。在 WSN 应用中,获取传感器节点的位置是必不可少的部分,关于节点位置确定的定位技术主要有如下两大类。

- 第一类:基于非测距的方法,如重心法、DV-HOP、APIT 等方法^[1-2],这些方法虽然易于实施,成本较低,但定位精度受传感器网络布置的限制。
- 第二类:基于测距的定位方法,如 RSS、AOA、TOA、TDOA 等方法^[3-5],相比非测距方法,这些方法虽然需要额外的测距硬件,但定位精度更高,其中基于 RSS 的测距方法仅需要测出信号的衰减信息,且硬件实现成本相比其他测距方式也更低,在小规模传感器网络中,是一种高性价比的定位方式。然而基于 RSS 测距方式的定位精度易受非视距(non-line-of-sight, NLOS)环境的干扰,尤其是在障碍物密集的室内环境中,例如地下车库、监狱、医院等室内场景。在对人员进行定位时,墙壁、人流、房间的非视距干扰就很大,如果仍将传感器之间假设为视距(line-of-sight, LOS),则会导致 RSS 信息收集的不准确甚至 RSS 信息的丢失,最终造成较大的定位误差。

以往关于非视距环境下 RSS 定位问题的研究,主要包括 3 种类型。第一种方法基于非线性优化算法,参考文献[6]利用高斯混合模型将噪声项的非视距与视距分布变换为指数形式后再利用牛顿法进行求解。参考文献[7]基于最大似然(maximum likelihood, ML)准则构建了一个非线性方程组,合理设置初始点,再利用牛顿迭代法的思想进行求解。然而,此类方法需要对噪声误

差以及非视距环境具有良好的认知,且非线性优化算法本身就存在估计误差较大的问题,定位精度无法保证。第二种方法基于加权最小二乘(weighted least squares, WLS)算法,此类方法的思想是将问题转化为线性的估计器再利用二分法进行求解。参考文献[8]使用无味变换(unscented transform, UT)将基于 RSS 的传感器定位问题转换为 WLS 估计问题应用于室内定位模型中,但该方法仍然需要对非视距状态具有良好的认知。参考文献[9]应用平方域(squared range, SR)和最小二乘(least squares, LS)准则将非视距偏差作为平衡干扰参数与目标位置一起进行估计,最终构建了一个 WLS 问题,但其中线性化的近似会带来额外的误差,从而导致求解精度不够准确。第三种方法基于凸优化技术,此类方法的思想是将非凸的定位问题转化为凸问题求解,参考文献[10]研究了 RSS 与 TOA 在非视距环境中的定位算法,对误差项进行一阶泰勒公式展开,在此基础上利用 LS 准则构建了定位问题,最终将原始的非凸问题转换为二阶锥规划(second-order cone programming, SOCP)问题,虽然此类方法可以有效地提高定位性能,但由于 TOA 定位对硬件要求较高,再结合 RSS 和 TOA 信息硬件设备的实现难度较大,并且将测距方程进行泰勒近似,会造成一定的误差。

基于上述背景,提出了一种基于 SOCP 的鲁棒性定位算法,与参考文献[6-10]不同,本文考虑在非视距干扰量的影响达到最大的情况下去处理非视距 RSS 定位问题。首先,利用对数乘法法则将 RSS 模型化为线性乘积形式,接着,采用最小平方相对误差(least squares relative error, LSRE)准则^[12]构建了鲁棒性的节点定位方程,然后,利用凸优化技术提出了 SOCP 算法,从而解决原始定位问题的非凸性,最后,将问题推广到未知发射功率的情况,提出了迭代估计的 SOCP 算法。与以往的方法相比,所提算法不用识别非视距的状态以及分布,仅考虑非视距偏差达到最大的最坏情况,对非视距偏差具有鲁棒性,减轻了



非视距偏差的影响，从而提升了定位性能。

2 非视距 RSS 系统模型及问题分析

考虑一个二维平面的无线传感器网络，该传感器网络具有 N 个锚节点 $s_i (i=1, \dots, n)$ ，锚节点固定位置用来接收未知的待定位目标节点 x 的 RSS 信息，如图 1 所示，假定目标节点向锚节点发出信号，锚节点可以良好地从接收信号中提取 RSS 信息，在非视距环境下，对应着第 i 个锚节点的接收信号强度为^[10-11]：

$$P_i = P_0 - 10\gamma \lg \frac{\|x - s_i\|}{d_0} + n_i - b_i \quad (1)$$

其中， P_0 是参考距离处的发射功率 (dBm)， γ 是路径损耗指数， d_0 是参考距离，设置为 1 m， n_i 是测量的噪声误差量，一般设定服从零均值的高斯分布，如 $n_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma_i^2)$ 。 b_i 是非视距偏差（当 $b_i=0$ 的时候， $i \in l_{\text{LOS}}$ ，当 $b_i > 0$ ， $i \in l_{\text{NLOS}}$ ，其中 l_{LOS} 与 l_{NLOS} 分别代表视距传感器和非视距环境下的传感器的数目，对应的有 $l_{\text{NLOS}} = N - l_{\text{LOS}}$ ），在本文中，假设非视距偏差的大小受一个已知常数 b_{max} 的限制，如 $0 \leq b_i \leq b_{\text{max}}$ ， $\|\cdot\|$ 均表示二范数运算。

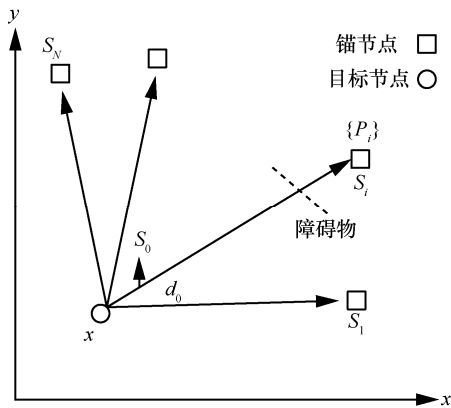


图 1 RSS 定位示意图

基于式 (1) 中的测量值 P_i ，可以得到关于未知节点 x 和 $b_i (i=1, \dots, n)$ 的最大似然估计：

$$\{x, b_i\} = \arg \min_{x, b_i} \sum_{i=1}^N \frac{(P_i - P_0 - 10\gamma \lg \|x - s_i\| - b_i)^2}{\sigma_i^2} \quad (2)$$

式 (2) 的求解非常困难，由于未知的非视距偏差 b_i 的存在，该问题的解是不确定的，需要去识别传感器节点之间的连接状态，才可以求解；其次，式 (2) 中的目标函数具有严重的非凸和非线性，难以获取全局最优解。为了解决这些问题，在第 3 节中，将通过假定非视距偏差的上界来构建鲁棒优化问题，以此克服非视距偏差的影响，并利用凸优化技术处理定位估计中求解量是非全局最优的问题。

3 鲁棒性 SOCP 定位算法

3.1 已知发射功率

首先，在发射功率已知（即 P_0 已知）的情况下推导鲁棒性 SOCP 定位算法。针对式 (1)，在其两边同时加上 $\frac{b_{\text{max}}}{2}$ ，变形移项后得到：

$$P_0 - P_i - \frac{b_{\text{max}}}{2} = b_i - \frac{b_{\text{max}}}{2} + 10\gamma \lg \|x - s_i\| - n_i \quad (3)$$

令 $b_i - \frac{b_{\text{max}}}{2} = \hat{b}_i$ ， $P_i + \frac{b_{\text{max}}}{2} = \hat{P}_i$ ，其中，由于 $0 \leq b_i \leq b_{\text{max}}$ ，在此基础上可以知道新引入的非视距偏差量的范围， $|\hat{b}_i| \leq \frac{b_{\text{max}}}{2}$ ，转化得到：

$$P_0 - \hat{P}_i = \hat{b}_i + 10\gamma \lg \|x - s_i\| - n_i \quad (4)$$

利用对数运算法则，将式 (4) 改写为线性乘积形式：

$$d_i = r_i e_i \varepsilon_i \quad (5)$$

其中， $d_i = 10^{\frac{P_0 - \hat{P}_i}{10\gamma}}$ ， $r_i = \|x - s_i\|$ ， $e_i = 10^{\frac{\hat{b}_i}{10\gamma}}$ ， $\varepsilon_i = 10^{\frac{n_i}{10\gamma}}$ 。

基于式 (5) 的乘积形式，得到如下关于未知节点 x 的鲁棒最小平方相对误差 (robust least squares relative error, R-LSRE) 估计表达式^[12]：

$$x = \min_x \max_{e_i} \sum_{i=1}^N \left(\frac{r_i^2 e_i^2}{d_i^2} + \frac{d_i^2}{r_i^2 e_i^2} \right) \quad (6)$$

该问题就是在最坏的情况下，对节点估计方

程进行鲁棒优化,也就是最大化 e_i 的情况下再最小化该目标函数。与参考文献[10]中利用LS估计构建的目标函数相比,LSRE估计比LS估计具有更好的估计精度^[12]。此外,由于考虑了非视距干扰量的影响达到最大的最坏情况,对非视距偏差量具有鲁棒性,故利用该估计方法可以减轻非视距偏差带来的影响。

为了解决式(6),以 e_i 为自变量,引入一个函数 $y = f(e_i)$,可以得到:

$$y = f(e_i) = \frac{r_i^2 e_i^2}{d_i^2} + \frac{d_i^2}{r_i^2 e_i^2} \quad (7)$$

基于此,式(6)可以等价为如下鲁棒最优化问题:

$$\min_x \max_{e_i} \sum_{i=1}^N f(e_i) \quad (8)$$

要解决式(8)对应的问题,需要计算函数 $y = f(e_i)$ 在 $|\hat{b}_i| \leq \frac{b_{\max}}{2}$ 限制条件下的最大值,要计算该问题,分为两种情况进行分析:

- 当 $\hat{b}_i \leq \frac{b_{\max}}{2}$ 时,有 $e_i = 10^{\frac{b_{\max}}{20\gamma}} = u$,此时函

数的最大值为 $\max_{e_i} f(u) = \frac{r_i^2 u^2}{d_i^2} + \frac{d_i^2}{r_i^2 u^2}$;

- 当 $\hat{b}_i = -\frac{b_{\max}}{2}$ 时,有 $e_i = 10^{\frac{b_{\max}}{20\gamma}} = v$,此时函

数的最大值为 $\max_{e_i} f(v) = \frac{r_i^2 v^2}{d_i^2} + \frac{d_i^2}{r_i^2 v^2}$ 。

基于上述两种情况,式(8)可以等价为如下最优化目标节点问题:

$$\min_{e_i} \sum_{i=1}^N \left(\frac{r_i^2 u^2}{d_i^2} + \frac{d_i^2}{r_i^2 u^2} + \frac{r_i^2 v^2}{d_i^2} + \frac{d_i^2}{r_i^2 v^2} \right) \quad (9)$$

式(9)中最优化问题的目标函数是非凸非线性的。针对该问题,将利用凸优化松弛技术将原始节点估计问题转化为一个SOCP问题,首先,式(9)可以等价为如下上镜图形式问题^[13]:

$$\min_x \sum_{i=1}^N (t_{1i} + t_{2i} + t_{3i} + t_{4i}) \quad (10a)$$

$$\text{s.t.} \frac{r_i^2 u^2}{d_i^2} \leq t_{1i}, \frac{r_i^2 v^2}{d_i^2} \leq t_{2i}, \frac{r_i^2 v^2}{d_i^2} \leq t_{3i}, \frac{d_i^2}{r_i^2 v^2} \leq t_{4i} \quad (10b)$$

其中, t_{1i} 、 t_{2i} 、 t_{3i} 、 t_{4i} 分别是所对应的约束条件的第 i 个变量的上界。

可以看出目标函数是线性的,而约束条件仍为非凸的。引入二个等价变量 $y = \|x\|^2$ 和 $r_i = \|x - s_i\|$,基于此,把约束条件(10b)和引入的二个等价变量同时松弛到二阶锥(second-order cone, SOC)中,最终式(10)转变为^[13]:

$$\min_x \sum_{i=1}^N (t_{1i} + t_{2i} + t_{3i} + t_{4i}) \quad (11a)$$

$$\text{s.t.} \left\| \begin{bmatrix} 2r_i; d_i^2 - \frac{t_{1i}}{u^2} \end{bmatrix} \right\| \leq d_i^2 + \frac{t_{1i}}{u^2} \quad (11b)$$

$$\left\| \begin{bmatrix} 2r_i; d_i^2 - \frac{t_{3i}}{v^2} \end{bmatrix} \right\| \leq d_i^2 + \frac{t_{3i}}{v^2} \quad (11c)$$

$$\left\| \begin{bmatrix} 2d_i; u^2(y - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) - t_{2i} \end{bmatrix} \right\| \leq u^2(y - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) + t_{2i} \quad (11d)$$

$$\left\| \begin{bmatrix} 2d_i; v^2(y - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) - t_{4i} \end{bmatrix} \right\| \leq v^2(y - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) + t_{4i} \quad (11e)$$

$$\|x\|^2 \leq y \quad (11f)$$

$$\|x - s_i\| \leq r_i \quad (11g)$$

这是一个标准的SOCP问题,可以由内点法求解未知的目标节点,具体可由CVX仿真软件实现^[14],在后续描述中,将该发射功率已知的鲁棒性SOCP定位算法定义为R-SOCP。

3.2 未知发射功率

在实际情况下,传感器的发射功率 P_0 往往随着外部环境的变化而发生改变,而这将造成额外的定位误差,针对这一情况,本节将在定位方法(11)的基础上进行改进,并通过一个迭代SOCP算法来提升性能。

当发射功率未知时,等价于 d_i 参数未知。重新改写式(5),可以得到:



$$d_i = 10^{\frac{P_0 - \hat{P}_i}{10\gamma}} = m_i n \quad (12)$$

其中, $m_i = 10^{\frac{-\hat{P}_i}{10\gamma}}$, $n = 10^{\frac{P_0}{10\gamma}}$, 对应参数 n 是未知量, 类似地, 可以得到如下最优化问题:

$$\min_x \sum_{i=1}^N (t_{1i} + t_{2i} + t_{3i} + t_{4i}) \quad (13a)$$

$$\text{s.t.} \left\| \left[2r_i; m_i^2 n^2 - \frac{t_{1i}}{u^2} \right] \right\| \leq d_i^2 + \frac{t_{1i}}{u^2} \quad (13b)$$

$$\left\| \left[2r_i; m_i^2 n^2 - \frac{t_{3i}}{v^2} \right] \right\| \leq d_i^2 + \frac{t_{3i}}{v^2} \quad (13c)$$

$$\left\| \left[2m_i, n; u^2(y - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) - t_{2i} \right] \right\| \leq u^2(y - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) + t_{2i} \quad (13d)$$

$$\left\| \left[2m_i, n; v^2(y - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) - t_{4i} \right] \right\| \leq v^2(y - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) + t_{4i} \quad (13e)$$

$$\|x\|^2 \leq y \quad (13f)$$

$$\|x - s_i\| \leq r_i \quad (13g)$$

对于问题 (13), 其中的约束条件 (13b) 和 (13c) 是非凸的, 因为其中的未知量在二阶锥约束中是非仿射非线性的。通过添加二阶锥松弛条件 $\|n\|^2 \leq p$, 将发射功率量等价成伪线性形式, 由此, 式 (13) 可以二阶锥松弛 (second-order cone relaxation, SOCR) 为^[13]:

$$\min_x \sum_{i=1}^N (t_{1i} + t_{2i} + t_{3i} + t_{4i}) \quad (14a)$$

$$\text{s.t.} \left\| \left[2r_i; m_i^2 p^2 - \frac{t_{1i}}{u^2} \right] \right\| \leq d_i^2 + \frac{t_{1i}}{u^2} \quad (14b)$$

$$\left\| \left[2r_i; m_i^2 p^2 - \frac{t_{3i}}{v^2} \right] \right\| \leq d_i^2 + \frac{t_{3i}}{v^2} \quad (14c)$$

$$\left\| \left[2m_i, n; u^2(y - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) - t_{2i} \right] \right\| \leq u^2(y - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) + t_{2i} \quad (14d)$$

$$\left\| \left[2m_i, n; v^2(y - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) - t_{4i} \right] \right\| \leq v^2(y - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) + t_{4i} \quad (14e)$$

$$\|x\|^2 \leq y \quad (14f)$$

$$\|x - s_i\| \leq r_i \quad (14g)$$

$$\|n\|^2 \leq p \quad (14h)$$

式 (14) 也是一个 SOCP 问题, 同样可由内点法求解, 此外, 为了进一步提升式 (14) 中 SOCP 方法的性能, 提出了一个同时估计发射功率与目标位置的迭代 SOCP 算法, 如算法 1 所示, 后续把发射功率未知时的鲁棒性 SOCP 定位算法定义为 R-SOCP-U, 最终, 将所推导的发射功率已知与发射功率未知情况下的鲁棒性 SOCP 定位算法归纳如下。

算法 1 鲁棒性 SOCP 定位算法

步骤 1 输入锚节点位置 $\{s_i\}$; 最大非视距偏差为 $\{b_{\max}\}$; 噪声标准差为 $\{\sigma_i\}$; 路径损耗指数为 $\{\gamma\}$; 接收信号强度为 $\{P_i\}$; 发射功率为 $\{P_0\}$; 最大迭代次数为 $\{k_{\max}\}$; 极小正值为 $\{\delta\}$;

步骤 2 当发射功率已知, 求解式 (11), 得到估计的目标位置; 当发射功率未知, 求解式 (14), 得到估计位置 x_{k-1} , 令 $k=1$;

步骤 3 将 x_{k-1} 代入式 (1) 中, 反解出发射功率 P_{k-1} ;

$$P_{k-1} = \frac{(\sum_{i=1}^n P_i + 10\gamma \lg \|x_{k-1} - s_i\| + b_{\max})}{N} \quad (15)$$

步骤 4 利用 P_{k-1} 求解式 (11), 得到估计位置 x_k ;

步骤 5 判断 $\|x_k - x_{k-1}\| \leq \delta$, 如果 $\|x_k - x_{k-1}\| < \delta$ 或者 $k > k_{\max}$ 则得到估计的目标位置, 如果不是, 则令 $k=k+1$, 重新计算步骤 3。

输出 步骤 2 或步骤 5 的目标节点的位置 x 。

4 定位性能仿真

在定位性能仿真中, 主要选择了 3 种方法来对比 R-SOCP 与 R-SOCP-U 算法: 基于牛顿迭代思路的 NR 法^[7]、基于 WLS 的 UT 法^[8]、基于 LS 的 SOCP 法^[10]。其中, SOCP 等凸问题可使用

CVX 软件包进行仿真, 并且仿真中只涉及 RSS 算法的部分。定位环境设定如下: 所有传感器均匀设定在 $30\text{ m} \times 30\text{ m}$ 的平面区域, 其中的仿真参数设定如下: 发射功率 $P_0 = -40\text{ dBm}$, 路径损耗指数 $\gamma = 4$ 。简单起见, 假设 RSS 测量模型的所有噪声标准差都相等, 也就是 $\sigma_i = \sigma$ 。定位的性能采用均方根误差 (root mean square error, RMSE) 进行分析, 定义如下:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{\text{Mc}} \|x_i - x_e\|^2}{\text{Mc}}} \quad (16)$$

其中, Mc 是蒙特卡罗仿真次数, 本次仿真, 进行运算 3 000 次, x_i 为第 i 次不同定位算法运算所产生的估计位置, x_e 为每次实验当中随机产生的目标节点的真实位置。

图 2 展示了 R-SOCP 算法的 RMSE 与噪声标准差 σ 之间的关系性能比较图形, 设定 $N = l_{\text{NLOS}} = 8$, $b_{\text{max}} = 6\text{ dB}$, 噪声标准差从 1 dB 到 6 dB 均匀地增加。如图 2 中显示, 所有算法的 RMSE 都随着 σ 的增长而变大, 这是因为随着环境中的噪声干扰增加, 传感器接收的信号会受到较大的干扰, 从而造成误差。最后, 图 2 显示, 对于所有考虑到的 σ 跨度, 所提出的 R-SOCP 算法的定位误差是最小的, 优于现有的算法。

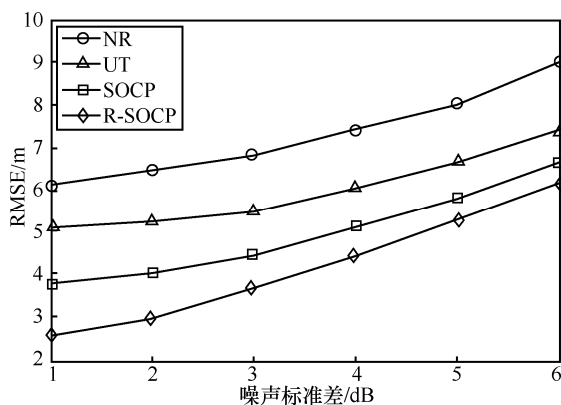


图 2 RMSE 随着噪声标准差变化

图 3 展示了 R-SOCP 算法的 RMSE 与锚节点数目 N 之间的关系性能比较图形, 设定

$\sigma = 3\text{ dB}$, $l_{\text{NLOS}} = N$, $b_{\text{max}} = 6\text{ dB}$, 锚节点数目从 4 到 10 均匀增加。可以看出, 随着 N 的增加, 所有算法的 RMSE 都会变得更小。这是因为随着锚节点数量的增加, 目标节点可以从锚节点处获取更多的信号信息, 从而提高定位精度。此外, 当布置的锚节点传感器多于 8 个的时候, 所有算法的 RMSE 将趋于平稳, 这是因为当 N 很大时, 在网络中收集的 RSS 信息足以使所有算法的性能达到最好。最后, 图 3 显示, 与其他算法相比, 随着 N 的增加, 所提出的算法的 RMSE 也是最低的, 例如, 当 $N = 10$ 时, R-SOCP 算法的 RMSE=3.4 m, 相比 SOCP、UT 和 NR 算法的性能分别提高了 0.7 m、2.1 m、3.3 m。

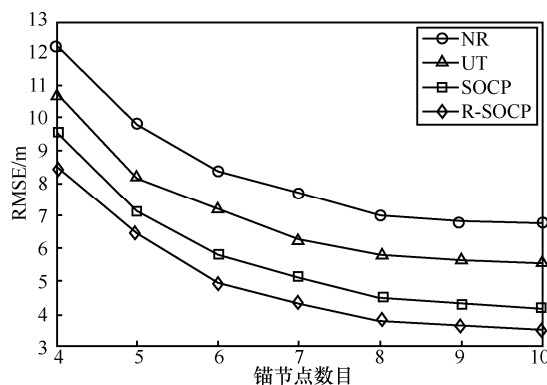


图 3 RMSE 随着锚节点数目变化

图 4 展示了 R-SOCP 算法的 RMSE 与非视距锚节点数目 l_{NLOS} 之间的关系性能比较曲线, 设定 $\sigma = 3\text{ dB}$, $N = 8$, $b_{\text{max}} = 6\text{ dB}$, 锚节点中非视距传感器的数目 l_{NLOS} 从 2 个一直增加到 8 个。可以看到, R-SOCP 算法的 RMSE 始终要低于 SOCP、UT 和 NR 算法, 其定位误差是最小的。此外, 基于牛顿迭代思路的 NR 法和线性近似的 UT 法会随着非视距传感器数目的增多而降低定位性能, 因为其不能良好地识别非视距传感器。而所提出的 R-SOCP 和 SOCP 算法都显示了对非视距偏差的良好缓解能力, 其定位性能不会随着传感器网络中的非视距锚节点数目而改变, 其中 R-SOCP 算法由于考虑了非视距偏差达到最大的最坏情况下非视距传感器的误差干扰, 不用



再去识别非视距传感器，对非视距偏差具有鲁棒性，从而减轻了非视距偏差的影响，带来了性能上的提升。

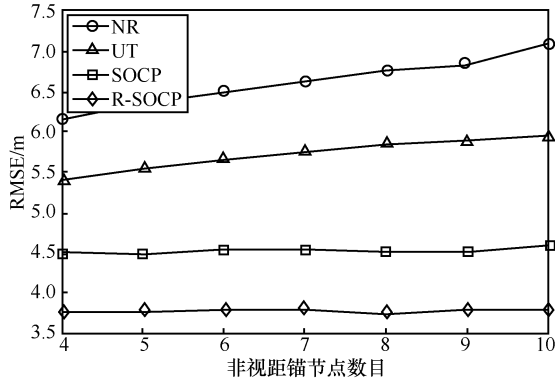


图4 RMSE 随着非视距锚节点数目变化

图5展示了R-SOCP算法的RMSE与最大非视距偏差 $b_{\max}$ 之间关系的性能比较曲线，设定 $\sigma = 1$ dB， $N = l_{\text{NLOS}} = 10$ ，最大非视距偏差 $b_{\max}$ 从1 dB到6 dB均匀增加。可以看出，所有考虑的算法的RMSE都会随着 $b_{\max}$ 的增长而变大。这是因为非视距环境越恶劣，RSS信号的接收也会受到很大干扰，从而造成误差。此外，对于所有考虑的最大非视距偏差，本文所提算法都要优于其余的算法，最后，R-SOCP相比其他算法，性能分别提升了1 m、2.5 m、3.6 m。

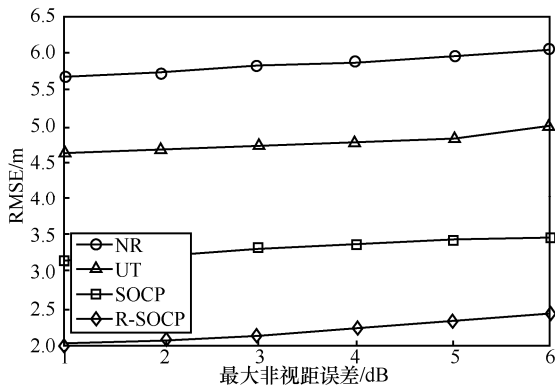


图5 RMSE 随着最大非视距偏差变化

图6展示了未知发射功率下的R-SOCP-U算法的累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)性能对比曲线，设定 $\sigma = 1$ dB， $N = l_{\text{NLOS}} = 8$ ，

$b_{\max} = 6$ dB，可以看出在未知发射功率下的R-SOCP-U算法的性能相比于SOCP算法以及UT算法都要好，具体而言，当估计误差为2 m时，R-SOCP-U算法的累积分布函数为95%，SOCP算法的累积分布函数为86%，UT算法的累积分布函数为58%，也就是说在3 000次蒙特卡罗仿真运算中、95%的情况下，R-SOCP-U算法的估计误差维持在2 m之内，可以得知，R-SOCP-U算法的定位精度是良好的。

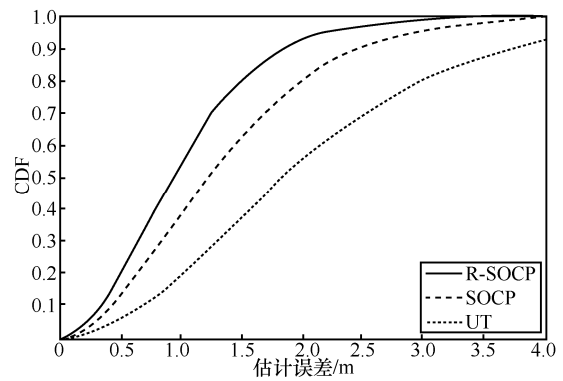


图6 R-SOCP-U算法CDF曲线的性能对比

5 复杂度分析

对于所提出的鲁棒性SOCP定位算法，其中SOCP问题是由内点法去求解^[13]，其中内点法中每次的迭代复杂度为 $O(N^3)$ ，每次的迭代数目为 $O(\sqrt{N} \ln(1/\xi))$ ， ξ 为设定的SOCP问题求解的精度，综上所述，整体的运算复杂度为 $O(N^{3.5} \ln(1/\xi))$ ，而求解NR法的牛顿迭代法解法的迭代次数设定为 $k_{\max}$ ，求解UT法的二分法解法设定最大迭代次数为 $k_{\max}$ ，它们的最差运算复杂度均为 $O(k_{\max} N)$ 。可以看出所提鲁棒性SOCP定位算法的运算复杂度与SOCP算法一致，但高于NR法与UT算法，权衡复杂度与定位精度，其性能是较好的。

6 结束语

针对非视距环境下的RSS定位，本文提出了

鲁棒性 SOCP 定位算法, 该算法在假设非视距偏差上界的基础上, 无须获取非视距偏差在实际环境中的统计信息和数目等情况, 有效抑制了非视距偏差对定位性能造成的干扰。同时, 将该算法推广到未知发射功率的情况, 提出了改进的迭代 SOCP 算法, 通过将发射功率与目标位置同时迭代估计来提高定位性能。仿真结果表明, 所提出的鲁棒性 SOCP 定位算法对非视距偏差具有鲁棒性, 减轻了非视距偏差的影响, 与现有的 RSS 非视距定位方法相比, 也具有更好的定位精度。最后, 本文所提出的基于 SOCP 的定位算法虽然定位精度较高, 但存在运算复杂度较高的问题, 在之后的研究中, 将重点解决复杂度较高的问题。

参考文献:

- [1] GUI L Q, HUANG X, XIAO F, et al. DV-HOP localization with protocol sequence-based access[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(10): 9972-9982.
- [2] CHEN S, ZHANG C, LI P, et al. An indoor collaborative coefficient-triangle APIT localization algorithm[J]. Algorithms, 2017, 10(4).
- [3] WANG G, CAI S, LI Y, et al. A bias-reduced nonlinear WLS method for TDOA/FDOA based source localization[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(10): 8603-8615.
- [4] TOMIC S, BEKO M, DINIS R, et al. A closed-form solution for RSS/AOA target localization by spherical coordinates conversion[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2016, 5(6): 680-683.
- [5] 卢倩倩, 李有明, 常生明, 等. 基于到达时间的无线传感器网络协作定位算法[J]. 电信科学, 2019, 35(1): 62-66.
LU Q Q, LI Y M, CHANG S M, et al. Cooperative localization algorithm based on time-of arrival in wireless sensor network[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(1): 62-66.
- [6] WANG Q, BALASINGHAM I, ZHANG M, et al. Improving RSS-based ranging in LOS-NLOS scenario using GMMs[J]. IEEE Communications Letters, 2011, 15(10): 1065-1067.
- [7] ZHANG J, DING L, WANG Y, et al. Measurement-based indoor NLOS TOA/RSS range error modelling[J]. Electronics Letters, 2016, 52(2): 165-167.
- [8] WANG G, YANG K. A new approach to sensor node localization using RSS measurements in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(5): 1389-1395.
- [9] TOMIC S, BEKO M, TUBA M, et al. Target localization in NLOS environments using RSS and TOA measurements[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(6): 1062-1065.
- [10] 卢志刚, 李有明, 贾向红, 等. 非视距环境下基于 RSS-TOA 的定位算法[J]. 电信科学, 2019, 35(9): 107-113.
LU Z G, LI Y M, JIA X H, et al. RSS-TOA based localization algorithm in non-line-of-sight environment[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(1): 107-113.
- [11] THEODORE S R. Wireless Communications: Principles and Practice[M]. Upper Saddle River: Prentice Hall PTR, 1996.
- [12] WANG Z, ZHANG H, LU T, et al. Cooperative RSS-based localization in wireless sensor networks using relative error estimation and semidefinite programming[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(1): 483-497.
- [13] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex Optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [14] GRANT M, BOYD S. CVX: Matlab software for disciplined convex programming: version 1.21[Z]. 2010.

[作者简介]



金小萍 (1978—), 女, 中国计量大学信息工程学院副教授、硕士生导师, 主要研究方向为 5G 通信、通信检测、无人机通信、物联网通信等。



梁俊 (1995—), 男, 中国计量大学信息工程学院硕士生, 主要研究方向为无线传感网络定位。

谢少枫 (1977—), 男, 中国计量大学现代科技学院讲师, 主要研究方向为雷达通信、通信中 FPGA 硬件的应用。