

# 基于 RTI 双重构的免携带设备目标无线定位

刘 凯, 方小俊, 黄青华

(上海大学通信与信息工程学院特种光纤与光接入网重点实验室, 上海 200072)

**摘要:** 免携带设备定位是利用目标对无线通信链路产生的阴影衰落来估计目标的位置。针对现有算法定位精度有限、计算复杂度高等问题,在无线层析成像(radio tomographic imaging, RTI)的基础上提出了基于双重构的定位算法。该算法利用正则化快速重构的特点,首先对目标进行初步的定位;其次将粗定位区域进行像素精确划分,同时利用链路选择法减少链路个数,降低算法复杂度;最后提出补空间稀疏度自适应匹配重构算法,将目标位置转化为稀疏信号重构问题,完成定位。实验仿真结果表明,与基于 RTI 的单重构定位算法相比,所提双重构算法能达到较好的定位精度,且实时性更高。

**关键词:** 免携带设备定位; 正则化; 压缩感知; 双重构

**中图分类号:** TN 911.7

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.3969/j.issn.1001-506X.2016.01.06

## Device-free localization based on RTI bi-reconstruction algorithm with wireless sensor networks

LIU Kai, FANG Xiao-jun, HUANG Qing-hua

(Key Laboratory of Specialty Fiber Optics and Optical Access Networks, School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

**Abstract:** Device-free localization (DFL) is the estimation of target without carrying any electronic device by the shadow-fading of wireless communication links. However, current algorithms have some disadvantages of low positioning accuracy and large computation during positioning. A novel algorithm based on radio tomographic imaging (RTI), combining regularization and compressive sensing theory, called bi-reconstruction algorithm, is proposed to locate the target. The algorithm uses the characteristics of the fast reconstruction of regularization and first of all, it divides the location area into a plurality of grids to complete the initial positioning of the target. In order to achieve precise positioning, the possible location areas are divided into multiple small grids again, simultaneously the link selection method is used to decrease the number of links and reduce the algorithm complexity. Then, complementary sparsity adaptive matching pursuit (CMPs-SAMP) is adopted to locate the target and transform the localization problem to a sparse signal reconstruction problem. The simulation results show that the proposed bi-reconstruction algorithm outperforms other single reconstruction algorithms.

**Keywords:** device-free localization (DFL); regularization; compressive sensing; bi-reconstruction

## 0 引 言

现有的定位技术都要求目标携带特定设备辅助定位,对于入侵检测、火灾救援等特定场合,目标无法满足携带设备的要求。免携带设备定位(device-free localization, DFL)<sup>[1]</sup>是在目标不携带任何设备的情况下获取目标的位置信息,因而在多种场合下具有广泛的应用前景。

文献[2-3]提出 DFL。文献[4-5]将 DFL 问题建模为指纹识别问题,提出了指纹法,文献[6]建立了由单目标

到双目标的射频地图,降低了多目标指纹离线训练量。文献[7]提出链路法,利用链路交叉、多信道通信和支持向量回归模型定位目标位置。

指纹法需要离线训练,而链路法定位精度受限于链路的个数。文献[8]借助工业 CT 的原理,提出了无线层析成像(radio tomographic imaging, RTI)方法。文献[9]进一步利用接收信号强度(received signal strength, RSS)方差定位实现了动态目标的定位。文献[10]基于差分 RSS 进行定位,提高了对设备和环境的鲁棒性。文献[11-12]利用

压缩感知理论,解决了 RTI 重构时的病态问题。

RTI 重构方法主要有两种:正则化(Regularization)方法重构速度快,但定位精度较低<sup>[13]</sup>;压缩感知算法精度高,但计算量大<sup>[14]</sup>。本文结合两种重构算法的优点,先利用正则化缩小定位范围,同时采用链路选择法减少参与定位的链路个数,最后基于补空间稀疏度自适应匹配的压缩感知算法实现了精确定位,提出了兼顾精度和计算复杂度的双重构方法。

## 1 双重构的粗定位

### 1.1 问题描述

DFL 是指当目标人物进入到布有无线传感网节点的环境中时,利用目标对无线链路的阴影衰落效应,根据目标位置和链路 RSS 的规律进行定位,定位示意图如图 1 所示。

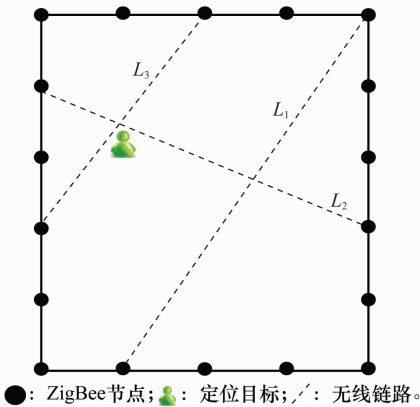


图 1 DFL 定位示意图

若在定位区域内有  $J$  个无线节点进行相互通信,则理论上最多存在  $L = J(J-1)/2$  条无线链路,根据 RTI 思想将这个定位区域划分为  $N$  个小方格,每个方格都当作图像的一个像素点,当目标在  $t$  时刻出现时,基于阴影传播模型<sup>[15]</sup>,第  $i$  条链路的信号强度变化量  $\Delta y_i$  表示为

$$\Delta y_i(t) = y_i(t_1) - y_i(t_2) = S_i(t_2) - S_i(t_1) + n_i(t_1) - n_i(t_2) \quad (1)$$

式中,  $\Delta y_i$  主要是由两个时刻的遮蔽衰减量  $S_i(t)$  决定。假设在定位区域内共有  $M$  条无线链路参与定位,那么 RSS 变化量转换为矩阵形式为

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{y}$  表示  $M \times 1$  维的链路测量向量;  $\mathbf{x}$  表示  $N \times 1$  维的目标位置信息向量;  $\mathbf{n}$  表示  $M \times 1$  维的噪声向量;  $\mathbf{W}$  表示  $M \times N$  维权重矩阵,其值由椭圆模型可求出,定义为

$$\omega_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{d_i}}, & d_{ij1} + d_{ij2} < d_i + \lambda \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $d_{ij1}$  和  $d_{ij2}$  为第  $j$  个像素中心到第  $i$  条链路两端节点的距离;  $d_i$  为两端节点间的通信距离;  $\lambda$  为可调节的椭圆宽度参数。

### 1.2 基于正则化的重构

根据式(2)的 RTI 线性模型方程,可以由已知向量  $\mathbf{y}$  和权重矩阵  $\mathbf{W}$  重构出目标位置信息  $\mathbf{x}$ 。然而这是病态求逆的

不适定问题,解决此问题通常采用正则化方法<sup>[16]</sup>。

解方程  $\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x} + \mathbf{n}$  可以归结为求 Tikhonov<sup>[17]</sup> 泛函公式极小值的问题。公式为

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{W}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 + \alpha \|\Phi\mathbf{x}\|^2 \quad (4)$$

式中,  $\alpha$  为正则化参数;  $\Phi$  为正则化矩阵。将式(4)两边求导,结果等于 0,可得出目标向量

$$\mathbf{x}_{\text{Tik}} = (\mathbf{W}^T\mathbf{W} + \alpha\Phi^T\Phi)^{-1}\mathbf{W}^T\mathbf{y} \quad (5)$$

对  $\mathbf{x}_{\text{Tik}}$  取最大值得到的像素中心点坐标作为目标  $x_0$  的位置,从而实现目标初步定位,表示为

$$x_0 = \max(\mathbf{x}_{\text{Tik}}) \quad (6)$$

### 1.3 双重构理论

正则化方法虽能快速重构出目标信息  $\mathbf{x}_{\text{Tik}}$ ,但在实际的定位环境中,直接用正则化定位精度较差。为了弥补单重构算法在定位性能上的不足,本文在正则化单重构的基础上,再次进行稀疏重构,利用双重构的算法来提高定位精度。首先将正则化重构出的结果进行处理

$$\mathbf{x}' = \text{sort}(\mathbf{x}_{\text{Tik}}) \quad (7)$$

$$\mathbf{A} = \{i \mid \mathbf{x}'(i)\}, i = 1, 2, \dots, v$$

式(7)表示对  $\mathbf{x}_{\text{Tik}}$  进行从大到小排序,同时选择  $v$  个较大的像素值所对应的方格作为目标的粗定位区域向量  $\mathbf{A}$ ,经过粗定位后缩小了目标定位区域的范围,如图 2(a)所示。根据图 2(a)粗定位出红框内的区域,然后将其  $\mathbf{A}$  中每个像素方格再次进行像素点的精确划分,其中每个像素方格再划分为  $F$  个小像素点,形成含有  $S$  个像素点的位置区域  $\mathbf{A}$ ,如图 2(b)所示。

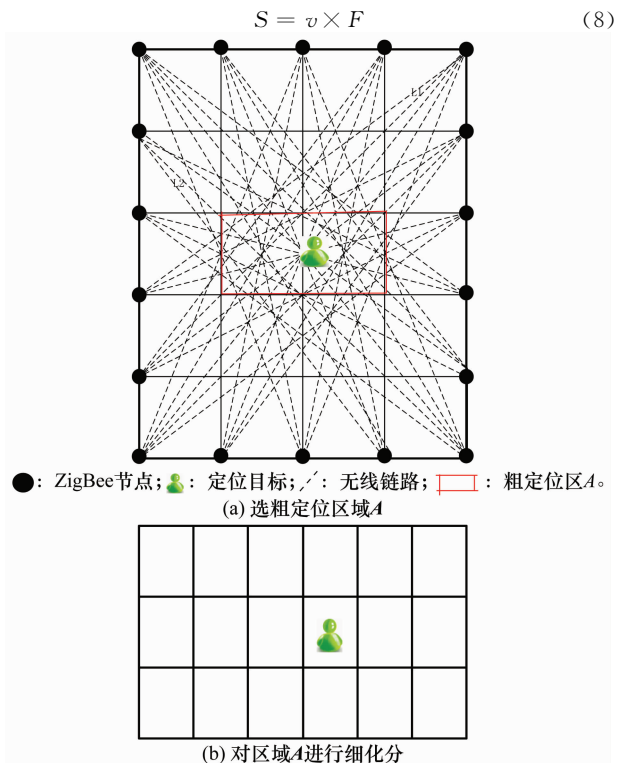


图 2 双重构定位原理图

细重构算法中计算量的大小通常和链路个数有关。根据文献[7]中提出的链路中心概率覆盖模型,目标在位于以当前链路为直线中心轴的椭圆范围内时,目标对通信链路的影响最大。为了提高重构速度,采用链路选择方法减少链路冗余。

考虑到目标位于定位区域中时,定义向量  $\mathbf{U}=[l_1, l_2, \dots, l_M]$  表示为无线通信链路集合,将  $\mathbf{U}$  分为受目标影响的链路集合  $\mathbf{U}_1$  和基本不受影响的链路集合  $\mathbf{U}_0$ ,同时选择有变化的链路集合  $\mathbf{U}_1$  参与定位,表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{U}_0 &= \{i \mid \Delta y_i < \mu\}, i = 1, 2, \dots, M \\ \mathbf{U}_1 &= \mathbf{U} - \mathbf{U}_0 \end{aligned} \quad (9)$$

式中,  $\mu$  为 RSS 变化量的阈值。

## 2 基于压缩感知的细重构

### 2.1 稀疏分析

在位置区域  $\mathbf{A}$  内,目标在某一个时刻其位置信息是唯一的,即在  $\mathbf{A}$  上是稀疏的。定义  $S \times 1$  维向量  $\boldsymbol{\theta}$  表示区域  $\mathbf{A}$  中位置信息的索引,记为  $\boldsymbol{\theta}=[0, \dots, 1, \dots, 0]^T$ 。假设目标位于区域  $\mathbf{A}$  中某一位置上,则目标在该像素位置的索引值为 1,其他为 0。

将实时测量的  $\mathbf{y}$  中链路 RSS 变化量进行排列,再从集合  $\mathbf{U}_1$  中选择  $L'$  ( $L' < M$ ) 条最稳定链路进行计算,以减小实时 RSS 的时变特性带来的影响。可表示为

$$\boldsymbol{\phi}_l = [0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0], l \in \{1, 2, \dots, M'\} \quad (10)$$

式中,  $\boldsymbol{\phi}_l$  中的每个元素表示链路索引,被选择的链路索引置 1,未被选择的链路索引置 0。式(2)可化为

$$\mathbf{y}_{L'} = \mathbf{W}_{L'S} \boldsymbol{\theta} + \mathbf{n}_{L'} \quad (11)$$

### 2.2 重构算法

为了从观测信号  $\mathbf{y}_{L'}$  中重构出稀疏向量  $\boldsymbol{\theta}$  的值,通常可以通过  $l_1$  范数的最优化解求出目标的位置信息,表示为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta}^* &= \arg \min \|\boldsymbol{\theta}\|_1 \\ \text{s. t. } \|\mathbf{y}_{L'} - \mathbf{W}_{L'S} \boldsymbol{\theta}\|_2 &\leq \zeta \end{aligned} \quad (12)$$

但是在实际的定位环境中,不能直接采用该方法进行重构,这是因为测量值  $\mathbf{y}_{L'}$  和矩阵  $\mathbf{W}_{L'S}$  之间需要满足弱相关性或不相关性<sup>[18]</sup>,为了解决这一问题,需要对测量向量  $\mathbf{y}_{L'}$  进行正交化预处理,表示为

$$\mathbf{y}' = \mathbf{H} \mathbf{y}_{L'} \quad (13)$$

式中,  $\mathbf{H} = \mathbf{Q} \mathbf{W}_{L'S}^{-1}$ ,  $\mathbf{Q} = \text{orth}(\mathbf{W}_{L'S})^T$ ,  $\text{orth}(\mathbf{W}_{L'S})$  表示矩阵  $\mathbf{W}_{L'S}$  的正交基,  $T$  表示矩阵的转置。可得到公式

$$\mathbf{y}' = \mathbf{Q} \mathbf{W}_{L'S}^{-1} \mathbf{y}_{L'} = \mathbf{Q} \boldsymbol{\theta} + \mathbf{n}' \quad (14)$$

式中,  $\mathbf{n}' = \mathbf{Q} \mathbf{W}_{L'S}^{-1} \mathbf{n}_{L'}$  表示噪声信号。

### 2.3 CMPs-SAMP 定位算法

目前已有多种压缩感知算法应用在定位过程中,包括匹配追踪(matching pursuit, MP),正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)<sup>[19]</sup>等算法。本文所提重构算法是结合正交匹配(complementary matching pursuit, CMP)<sup>[18]</sup>算法和稀疏度自适应匹配追踪(sparsity adaptive matching pursuit, SAMP)<sup>[20]</sup>算法的一种新的重构算法。

使其具有较好的原子选择和重建方式,得到较好的定位性能。

其中采用 CMP 算法选择原子,用 OMP 方式重建的压缩感知算法(CMP selection OMP update, CMPs-OMPu)<sup>[18]</sup>,相比 OMP 算法在感知矩阵中选择一个最匹配原子的方式,其采用剔除  $S-1$  个不匹配的原子,保留剩下一个最匹配的原子方式。假设要求的稀疏解可以表示为

$$\boldsymbol{\theta}^* = \boldsymbol{\theta} + \boldsymbol{\theta}^c \quad (15)$$

式中,  $\boldsymbol{\theta}^c$  表示补空间的非零向量。若定位区域内存在目标,则  $\boldsymbol{\theta}^*$  中只有第  $i$  个位置有非零元素,其余  $S-1$  个位置都为 0,记  $\bar{\boldsymbol{\theta}}^*[i]=0$ 。可得如下公式:

$$\bar{\boldsymbol{\theta}}^*[i] = -\boldsymbol{\theta}[i] \quad (16)$$

CMPs-OMPu 算法通过求解  $\boldsymbol{\theta}^c$  的值来解  $\boldsymbol{\theta}^*$ ,具有较好的原子选择方式,重构结果更加稀疏。

在实际定位过程中,重建方式也是压缩感知定位过程中一个非常重要的环节,CMPs-OMPu 算法虽有较好的原子选择方式,但其重建速度较慢,在复杂室内定位环境下其重建效果不佳。

SAMP 沿用 OMP 算法的原子选择原则,但其通过设置一个可变步长,逐步对信号进行估计,同时具有回退筛选思想,具有较好的重建效果,速度也快于 OMP 等算法。

因此 CMPs-SAMP 算法克服了 CMPs-OMPu 算法的局限性。其重建过程设置一个可变步长,将重建过程分为多个阶段,在每个阶段所需的支撑集  $\mathbf{A}$  大小不变,通过选取观测矩阵  $\mathbf{Q}$  和残差  $\mathbf{r}$  之间相关性较大的一些值形成候选集  $\mathbf{\Gamma}$ ,再从候选集  $\mathbf{\Gamma}$  中通过计算再次得到支撑集。当满足式  $\|\mathbf{r}' - \mathbf{r}^{i-1}\|_2 \leq \delta$  时,停止迭代,否则以步长  $z$  增大支撑集的大小,这种回溯思想使得它精度较好于同类算法。

总之,CMPs-SAMP 算法是一种结合了 CMPs-OMPu 算法和 SAMP 算法的新的重建算法,保证了定位精度的同时还提高了双重构算法的实时性,算法的具体步骤如下。

输入 测量信号  $\mathbf{y}'$ ,观测矩阵  $\mathbf{Q}$ ,初始步长  $z$ 。

输出 稀疏信号向量索引值  $\boldsymbol{\theta}$ ,残差  $\mathbf{r}$ 。

初始化 迭代余量  $\mathbf{r}^0 = \mathbf{y}'$ ,稀疏向量  $\boldsymbol{\theta}^0 = \mathbf{0}$ ,迭代计数器  $t=0$ ,候选集  $\mathbf{\Gamma}^0 = \emptyset$ ,支撑集  $\mathbf{A} = \emptyset$ ,阶段  $stage=1$ 。

步骤 1 计算对角矩阵  $\mathbf{\Delta}$ ,其对角元素为  $\delta_{ii} = 1/\sqrt{\mathbf{q}_i^T (\mathbf{Q} \mathbf{Q}^T)^{-1} \mathbf{q}_i}$ ;

步骤 2 计算相关性  $\mathbf{g}' = \mathbf{\Delta} \mathbf{Q}^T (\mathbf{Q} \mathbf{Q}^T)^{-1} \mathbf{r}^{-1}$ ;

步骤 3 找出  $\mathbf{g}'$  中  $z$  个最大值对应的索引值存入集合  $\mathbf{Z}$ ,得到候选集  $\mathbf{\Gamma}' = \mathbf{\Gamma}^{-1} \cup \{\mathbf{Z}\}$ ;

步骤 4 计算组合  $\mathbf{Q}_{t'} = \mathbf{Q}_{t'-1}$ ,采用步骤 2 和步骤 3 计算  $\mathbf{Q}_{t'}$  和  $\mathbf{y}'$ ,选  $z$  个最大值对应索引值存入支撑集  $\mathbf{A}$ ;

步骤 5 计算稀疏向量  $\mathbf{x}' = (\mathbf{Q}_{\mathbf{A}}^T \mathbf{Q}_{\mathbf{A}})^{-1} \mathbf{Q}_{\mathbf{A}}^T \mathbf{y}'$ ,计算余量  $\mathbf{r}' = \mathbf{y}' - \mathbf{Q}_{\mathbf{A}} \mathbf{x}'$ ;

步骤 6 判断迭代终止条件  $\|\mathbf{r}' - \mathbf{r}^{i-1}\|_2 \leq \delta$ ,满足则停止,且  $\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}'$ ,  $\mathbf{r} = \mathbf{r}'$ ,输出  $\boldsymbol{\theta}$  和  $\mathbf{r}$ ,否则转到步骤 7;

步骤 7 进入到下一阶段,支撑集的大小增大为  $z = z * stage$ ,  $stage = stage + 1$ ,转步骤 1。

在实际的定位环境中,重构出的  $\theta$  可能同时存在多个非零值,在这种情况下,通常是设一个阈值  $\epsilon$ ,对  $\theta$  中大于阈值的索引值所对应的位置进行加权平均来估计目标的位置,表示为

$$s' = \{m \mid \theta(m) > \epsilon\}, m \in \{1, 2, \dots, S\}$$

$$x'_o = \sum_{m \in s'} \omega_m \cdot x_m \quad (17)$$

综上所述,本文算法流程如图 3 所示。

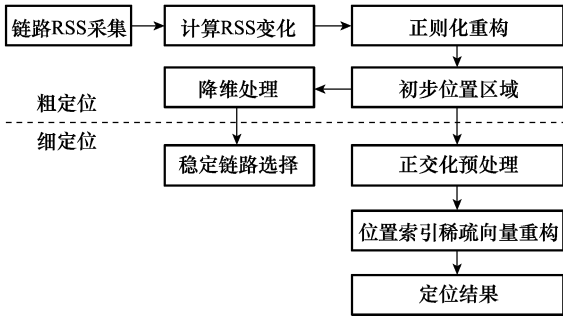


图 3 双重构目标定位算法流程图

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验设置

为了验证本文提出算法的性能,本文在上海大学行健楼内布置 ZigBee 传感器节点的定位区域里进行真实数据的

采集,同时也采用犹他大学 SPAN 实验室的数据加以验证。本文实测环境如图 4 所示,采集数据用的节点是 TI CC2530 无线节点,IEEE 802.15.4 协议和 2.4 GHz 频率。此实验定位区域为 4.4 m×5.5 m,在 5.5 m 的两条长边各布置 6 个传感器节点,相间隔 1.1 m。



图 4 实测定位区域图

#### 3.2 实验结果分析

图 5 和图 6 表示目标定位的单重构和双重构算法结果。单重构进行了两次实验,分别将定位区域划分为 20 个和 180 个像素方格。双重构定位时,先将该定位区域初步划分为 20 个像素方格,进行正则化重构,定位出  $v=2$  个像素点,然后将每个像素点细分成 9 个小像素点,最后对这 18 个像素点进行压缩感知重构。

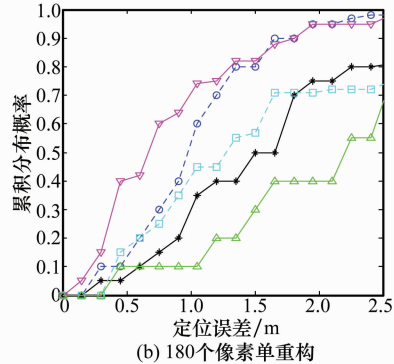
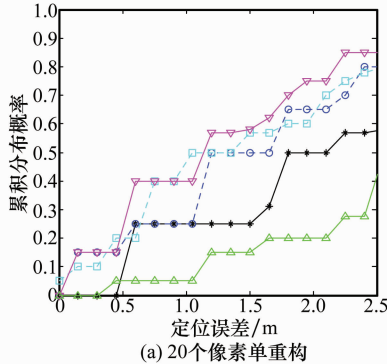


图 5 目标单重构误差累积概率分布

图 5 目标单重构误差累积概率分布

$$F(err) = P(c \leq err) \quad (18)$$

图 5(a)和图 5(b)表示将定位区域仅划分为 20 个和 180 个像素点时不同算法单重构的误差累积概率图,从图中可以看出,本文提出的重构算法 CMPs-SAMP 相比其他算法定位精度要好,且像素点的个数越多,其定位精度越高,图 5(b)中本文重构算法 CMPs-SAMP 在 1 m 内的定位精度要比图 5(a)中的定位精度高约 30% 以上。图 6 表示本文双重构算法的定位误差图,显示本文 CMPs-SAMP 算法相比图 5(b)而言在 1 m 以内的定位精度高 5% 左右。

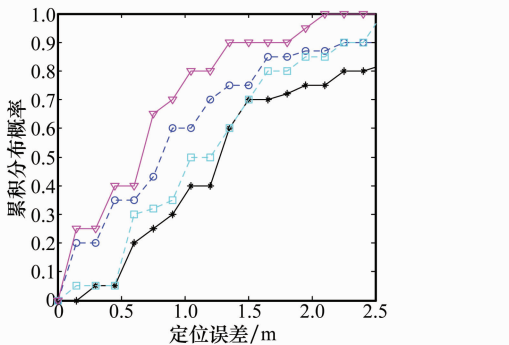


图 6 目标双重构误差累积概率分布

误差累积概率定义为当所有误差  $c$  小于等于某个特定的误差值  $err$  时,其出现概率的和。其数学表达式为

图 7 给出了目标位于定位区域内某一位置上对通信链路影响的分析情况。从图中可以看出,大部分链路其信号强度是基本不受影响的。从而可将链路分为受影响的集合

和不受影响的集合,同时选取稳定性较强的链路参与定位,可减小算法的计算量。

表 1 是对不同算法的时间复杂度进行比较的结果,其中第 2 列、第 3 列分别是对定位区域仅划分为 20 个和 180 个像素点时单重构算法复杂度,第 4 列是基于本文双重构思想的复杂度。本次实验选取稀疏度  $K=3, M=66$ 。双重构减少了链路个数,使得本文双重构算法相比单重构算法的复杂度较低。

表 2 列出在 HP CQ40 笔记本(2.1GHz 的 Intel Pentium 处理器,2GB 内存)上进行 20 次实验不同算法的平均运行时间,实验结果表明本文的双重构 RTI 算法有更高的实时性。

表 1 不同重构算法的时间复杂度分析

重构算法	20 个像素单重构 ( $N=20$ )	180 个像素单重构 ( $N=180$ )	本文双重构算法 ( $N=20, L'=20, S=18$ )
OMP	$O(KMN)$	$O(KMN)$	$O(MN+KL'S)$
CMPs-OMPu	$O(KM^2N+KMN^2)$	$O(KM^2N+KMN^2)$	$O(MN+KL'^2S+KL'S^2)$
SAMP	$O(MNK\ln(z)/z)$	$O(MNK\ln(z)/z)$	$O(MN+KL'S\ln(z)/z)$
CMPs-SAMP	$O((M^2N+MN^2)K\ln(z)/z)$	$O((M^2N+MN^2)K\ln(z)/z)$	$O(MN+(L'^2S+L'S^2)K\ln(z)/z)$
Regularization	$O(MN)$	$O(MN)$	—

表 2 不同重构算法的运行时间 s

重构算法	20 个像素单重构	180 个像素单重构	本文双重构算法
OMP	0.037 9	0.572 1	0.069 4
CMPs-OMPu	0.940 4	7.036 6	0.101 6
SAMP	0.030 5	0.379 2	0.028 0
CMPs-SAMP	0.128 0	0.952 1	0.077 6
Regularization	0.005 5	0.023 1	—

图 8 给出了链路的时变特性对定位精度的影响,采用犹他大学 SPAN 实验室的数据,在不同链路采样样本数情况下,对平均定位误差进行比较。本文所提算法在少量采样样本数时就能达到较好的定位精度。在提高定位精度的同时能减少实时定位的链路计算工作量,有利于系统的扩展应用。

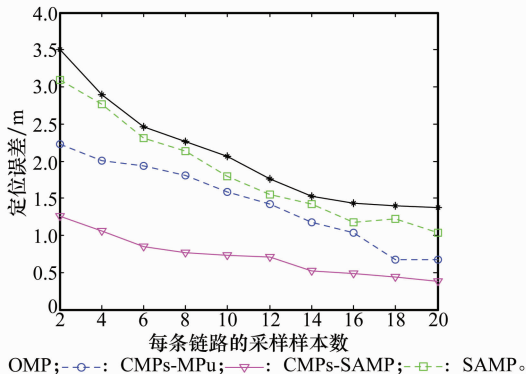


图 8 目标定位误差随采样样本数变化情况

图 9 表示在本文算法中椭圆宽度对定位精度的影响。文献[7]提出中心覆盖模型,表明选择不同的椭圆宽度其目标对链路的影响范围是不同的,选择合适的椭圆宽度对实现精确定位也是必要的。本次实验中选择的椭圆宽度为  $\lambda=0.11$  时其定位效果较好。

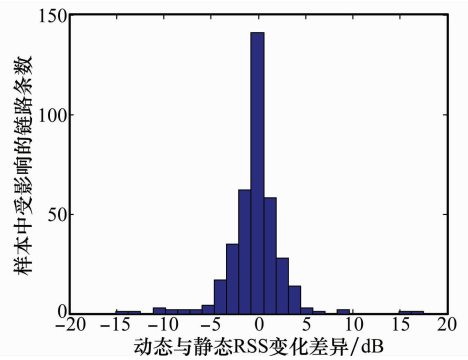


图 7 单目标引起的链路信号强度变化情况

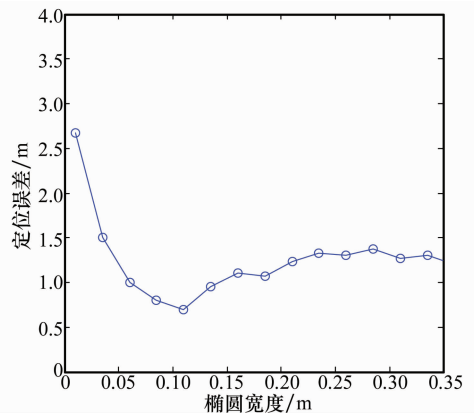


图 9 椭圆宽度对定位误差的影响

### 4 结论

本文所提双重构算法相比单重构算法而言减少了算法的运行时间,提高了目标定位的精度和实时性。由于本次实验是通过采集真实环境下 RSS 值进行定位分析,没有考虑人的走动以及多径效应对定位性能的影响,而且目前还没有比较完整的算法能精确地分离并实现相邻多目标之间的定位,这些问题将是以后研究的重点。

### 参考文献:

[1] Zhang D, Liu Y, Guo X, et al. RASS: a real-time accurate and scalable system for tracking transceiver-free objects[J]. *IEEE Trans. on Parallel and Distributed Systems*, 2013, 24(5): 996 – 1008.

[2] Youssef M, Mah M, Agrawala A. Challenges: device-free passive localization for wireless environments[C] // *Proc. of the 13th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, 2007: 222 – 229.

- [3] Zhang D, Jian M, Quanbin C, et al. An RF based system for tracking transceiver-free objects[C]// *Proc. of the IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications*, 2007: 135 - 144.
- [4] Kosba A E, Abdelkader A, Youssef M. Analysis of a device free passive tracking system in typical wireless environments[C]// *Proc. of the 3rd International Conference on New Technologies, Mobility and Security*, 2009: 1 - 5.
- [5] Seifeldin M, Saeed A, Kosba A, et al. Nuzzer: a large-scale device-free passive localization system for wireless environments[J]. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2013, 12(7): 1321 - 1334.
- [6] Liu K, Yu J J, Huang Q H. Bi-object device-free localization based on compressive sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(4): 862 - 867. (刘凯, 余君君, 黄青华. 基于压缩感知的免携带设备双目标定位算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(4): 862 - 867.)
- [7] Zhang D, Liu Y, Ni L M. Link-centric probabilistic coverage model for transceiver-free object detection in wireless networks [C] // *Proc. of the IEEE 30th International Conference on Distributed Computing Systems*, 2010: 116 - 125.
- [8] Wilson J, Patwari N. Radio tomographic imaging with wireless networks[J]. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2010, 9(5): 621 - 632.
- [9] Wilson J, Patwari N. A fade-level skew-laplace signal strength model for device-free localization with wireless networks [J]. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2012, 11(6): 947 - 958.
- [10] Wang J, Gao Q, Yu Y, et al. Robust device-free wireless localization based on differential RSS measurements [J]. *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, 2012, 60(12): 5943 - 5952.
- [11] Kanso M A, Rabbat M G. Compressed RF tomography for wireless sensor networks: centralized and decentralized approaches[C]// *Proc. of the IEEE 5th International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems*, 2009: 173 - 186.
- [12] Wang J, Zhang X, Gao Q, et al. Device free localisation with wireless networks based on compressive sensing[J]. *Communications*, 2012, 6(15): 2395 - 2403.
- [13] Yang Z, Huang K, Guo X, et al. A real-time device-free localization system using correlated RSS measurements[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2013(186): 1 - 12.
- [14] Zhang L, Tan Z. Study on compressive sensing in the application of wireless localization[J]. *Journal of Internet Technology*, 2010, 11(1): 129 - 134.
- [15] Wang J. Wireless localization and tracking based on Bayesian estimation[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2011. (王洁. 基于贝叶斯估计方法的无线定位跟踪技术研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2011.)
- [16] Li J. Regularized methods for ill-posed problems[D]. Changsha: Central South University, 2009. (李景. 不适定问题的正则化方法[D]. 长沙: 中南大学, 2009.)
- [17] Zhu H P. The regularization theory for ill-posed problems and application[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2007. (朱华平. 不适定问题的正则化理论及其应用[D]. 武汉理工大学, 2007.)
- [18] Zhou C M. Research on signal reconstruction algorithm based on compressive sensing[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010. (周灿梅. 基于压缩感知的信号重建算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010.)
- [19] Feng C. Research and implementation of a compressive sensing-based indoor positioning system using RSS[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2011. (冯辰. 基于压缩感知的 RSS 室内定位系统的研究与实现[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.)
- [20] Liu Y X, Zhao R Z, Hu S H, et al. Regularized adaptive matching pursuit algorithm for signal reconstruction based on compressive sensing [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(11): 2713 - 2717. (刘亚新, 赵瑞珍, 胡绍海, 等. 用于压缩感知信号重建的正则化自适应匹配追踪算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(11): 2713 - 2717.)

## 作者简介:

刘 凯(1981 -), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为盲信号处理、通信信号处理、室内无线定位、雷达信号处理、雷达信号分选。

E-mail: liukai@shu.edu.cn

方小俊(1990 -), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为无线定位、信号处理。

E-mail: fangxiaojune@126.com

黄青华(1978 -), 女, 副研究员, 博士, 主要研究方向为阵列信号处理、盲信号处理和 3D 音频。

E-mail: qinghua@shu.edu.cn