

## 无线传感器网络中面向压缩感知定位的动态字典算法

孙保明 郭艳\* 李宁 张星航 李艾静  
(解放军理工大学通信工程学院 南京 210007)

**摘要:** 传统的压缩感知定位方法均假设目标准确落在某一预设的固定网格上。当目标偏离该网格, 所采用的字典与真实稀疏表示字典之间存在失配, 导致这些方法的定位性能大大降低。针对该问题, 该文提出一种面向压缩感知定位的动态字典算法。该算法将真实稀疏表示字典建模为一个以网格为参数的动态字典, 从而将定位问题转化为联合稀疏重构和参数估计问题。利用一阶泰勒展开对真实稀疏表示字典进行近似, 将非凸的参数优化问题松弛为凸优化问题。仿真结果表明, 相比于传统的静态字典算法, 该文所提出的动态字典算法具有更好的性能。

**关键词:** 无线传感器网络; 压缩感知; 动态字典; 泰勒近似

**中图分类号:** TP393; TN911.7

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2017)10-2513-07

**DOI:** 10.11999/JEIT161379

## Dynamic Dictionary Algorithm for CS-based Localization in Wireless Sensor Networks

SUN Baoming GUO Yan LI Ning ZHANG Xinghang LI Aijing

(Institute of Communications Engineering, PLA University of Science and Technology, Nanjing 210007, China)

**Abstract:** Traditional Compressive Sensing (CS)-based localization methods assume all targets fall on a pre-sampled and fixed grid. There will be mismatch between the adopted and actual sparsifying dictionaries when some targets fall off the grid, leading these methods to perform poorly. To address this problem, an efficient dynamic dictionary algorithm is developed for CS-based localization. To achieve this, the actual sparsifying dictionary is modeled as a parameterized dictionary with the grid viewed as adjustable parameters. By doing so, the localization problem is formulated as a joint sparse reconstruction and parameter estimation problem. Additionally, the non-convex parameter optimization problem is transformed into a tractable convex problem by approximating the actual sparsifying dictionary with its first Taylor expansion. Extensive simulation results show that the proposed dynamic dictionary algorithm provides better performance than the state-of-the-art fixed dictionary algorithms.

**Key words:** Wireless Sensor Networks (WSNs); Compressive Sensing (CS); Dynamic dictionary; Taylor approximation

### 1 引言

近年来, 微电子、计算、传感及通信技术的发展, 推动了多功能低功耗传感器的快速发展, 使其在较小体积内能具备信息采集、数据处理和无线通信等多种功能。无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)<sup>[1]</sup>就是由部署在特定区域内大量廉价微型传感器节点组成的, 通过无线通信方式形成的一个多跳的自组织网络。其功能就是感知、采集和处理该区域内各对象的信息, 并发送给观察者。与传统的信息获取方式相比, 无线传感器网络具有

自组织、廉价以及可扩展性强等优点, 在环境监测、智能家居和灾难营救等众多领域具有较为广阔的应用前景。

在无线传感器网络的各种应用中, 隐藏着一个共同的必备信息——位置信息。位置信息对传感器网络至关重要<sup>[2]</sup>, 在多数情况下是保证其正常运行的前提和基础, 这是因为传感器感知的数据只有获得位置信息后才具有更高的使用价值。然而, 庞大的网络规模往往导致每次定位需要传感器感知和处理大量信息, 对信号的采集、存储和处理提出了较高要求, 传统的信号采样方法显得“力不从心”。

压缩感知(Compressive Sensing, CS)技术<sup>[3,4]</sup>为解决上述问题提供了新思路。该理论表明, 对于某一稀疏或者可压缩信号, 可以用一个观测矩阵对信号进行非相关欠采样, 通过求解一个优化问题就可

收稿日期: 2016-12-20; 改回日期: 2017-06-05; 网络出版: 2017-06-30

\*通信作者: 郭艳 guoyan\_1029@sina.com

基金项目: 国家自然科学基金(61571463, 61371124, 61472445)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61571463, 61371124, 61472445)

以从这些少量采样值中以高概率重构原信号。在压缩感知理论中,信号的采样与压缩同时以低速率进行,对能量和计算能力的要求较低;而信号恢复是一个优化过程,对能量和计算能力的要求较高。与之对应的是,在无线传感器网络中,负责信息采集的传感器由于靠电池供电,能量及计算能力均受限,而负责信息处理的融合中心则没有能量及计算能力的限制。因此,压缩感知理论被广泛地应用到传感器网络中的目标定位研究。

文献[5]通过空间离散化,将定位问题转化为稀疏逼近问题,首次将压缩感知应用到目标定位中来,奠定了基于压缩感知的目标定位的基础。但是该方法需要每个传感器维持一个稀疏表示字典,定位开销较大。文献[6]将每个目标的位置建模为稀疏度为1的向量,从而将多目标定位问题转化为多个稀疏向量的恢复问题。该方法数据压缩不充分,并且需要事先知道目标的个数。不同于文献[6],文献[7]将多个目标的位置转化为一个稀疏向量,并设计了贪婪匹配追踪恢复算法。该方法不需要实现知道目标的数目,并且能够同时估计出目标的数目和位置。文献[8]利用多分辨率分析的思想改进了传统的压缩感知定位方法,在提高定位精度的同时,增加了定位开销。文献[9,10]分别对感知矩阵进行LU分解和奇异值分解,在使得新的感知矩阵具有约束等距性质的同时,保证了原信号的稀疏性。该方法能够提高目标定位精度,但是增加了定位开销。文献[11]提出了一种能够自适应环境变化的目标定位方法。该方法根据当前的测量值不断调整稀疏表示字典,从而减轻环境变化带来的定位误差。不同于上述定位方法,文献[12,13]提出了一种非基于测距的压缩感知定位方法。该方法通过检测目标和传感器的连通性来实现定位,操作简单,但定位精度较差。另外,文献[14]利用目标位置在时域上的相关性,实现了基于压缩感知的动态目标定位。

上述的基于压缩感知的定位方法均假设目标准确位于某一固定的网格上,从而将定位问题转化为稀疏恢复问题。然而,当存在目标偏离该网格,所采用的字典与真实稀疏表示字典之间存在字典失配,这些方法的定位性能严重恶化。为解决字典失配问题,文献[15,16]利用原子范数实现超分辨率谱估计,但这类方法只适用于频率稀疏信号的重构,无法用于本文场景。文献[17]提出了一种压缩感知与多边测量技术相结合的目标定位算法。该方法只是对压缩感知重构结果进行修正,但是并不能从根本上解决字典失配问题。基于此,本文摒弃传统的静态字典算法,提出一种面向压缩感知定位的动态字

典算法。该算法将真实稀疏表示字典建模为一个参数化的动态字典,在稀疏重构的过程中通过参数估计不断地优化所采用的稀疏表示字典,从而有效地解决字典失配问题。

## 2 系统模型

假设在一个方形的感知区域内,随机地分布着 $K$ 个位置未知的目标,每个目标携带信号发射装置,周期性地发射无线电信号。为了实现定位,在该区域内部署 $M$ 个传感器感知目标信号,传感器的位置已知。传感器将各自测量到的接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)发送给数据融合中心,融合中心利用这些RSS测量值进行定位。假设目标和传感器的位置分别为 $\Gamma = \{\tau_k\}_{k=1}^K$ 和 $\mathbf{T} = \{\mathbf{t}_m\}_{m=1}^M$ ,其中 $\tau_k$ 和 $\mathbf{t}_m$ 分别表示第 $k$ 个目标和第 $m$ 个传感器的位置。实际中,每个传感器的RSS测量值为接收到的所有目标信号的强度值的累加。因此,传感器的RSS测量值为

$$z_m = \sum_{k=1}^K a_k f(\mathbf{t}_m, \tau_k) + \varepsilon_m, \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

其中, $a_k, \varepsilon_m$ 和 $f(\mathbf{t}, \tau)$ 分别表示目标发射功率、测量噪声和路径损耗模型。在无线通信中,信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)通常被用来衡量无线信道的质量好坏。为了正确解调接收信号,接收端的信噪比必须不小于某一门限值。实际上,无线信号的能量随着传播距离的增加而逐渐衰减。为了描述无线信号的衰减特性,本文考虑如式(2)所示的路径损耗模型:

$$f(\mathbf{t}, \tau) = \begin{cases} 1, & d \leq d_0 \\ \frac{1}{(d/d_0)^\gamma}, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $d = \|\mathbf{t} - \tau\|_2$ 表示目标和传感器之间的距离; $d_0$ 表示参考距离; $\gamma$ 为路径损耗系数。

式(1)的信号模型可以写成式(3)所示的矩阵-向量形式:

$$\mathbf{z} = \mathbf{D}(\Gamma) \cdot \mathbf{a} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{z} = [z_1, z_2, \dots, z_M]^T$ ,  $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_K]^T$ ,  $\boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_M]^T$ ,  $\mathbf{D}(\Gamma) = [\mathbf{d}(\tau_1), \mathbf{d}(\tau_2), \dots, \mathbf{d}(\tau_K)]$ ,并且 $\mathbf{d}(\tau_k) = [f(\mathbf{t}_1, \tau_k), f(\mathbf{t}_2, \tau_k), \dots, f(\mathbf{t}_M, \tau_k)]^T$ 。我们的目标就是从测量值 $\mathbf{z}$ 中恢复目标个数 $K$ 以及目标位置 $\Gamma$ 。

## 3 压缩感知定位中的字典失配

为了实现压缩感知定位,将目标所在的感知区域均匀地离散化为包含 $N$ 个格点的网格。两个维度上的格线可分别表示为 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 和 $\mathbf{y} =$

$[y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ , 其中  $n$  表示每个维度上格线的数目。这些格点的位置已知, 且可以表示为  $\Theta = \{\theta_i\}_{i=1}^N$ , 其中  $\theta_i$  表示第  $i$  个格点的位置。为了描述方便, 在后面的描述中, 我们用符号  $\Theta = \mathbf{x} \times \mathbf{y}$  或  $(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  等价地表示一个网格。

定义向量

$$\mathbf{d}(\theta_i) = [f(t_1, \theta_i), f(t_2, \theta_i), \dots, f(t_M, \theta_i)]^T \quad (4)$$

为格点  $\theta_i$  形成的字典原子。因此网格  $\Theta$  所对应的稀疏字典可表示为

$$\mathbf{D}(\Theta) = [\mathbf{d}(\theta_1), \mathbf{d}(\theta_2), \dots, \mathbf{d}(\theta_N)] \quad (5)$$

传统的压缩感知定位算法假设所有目标均准确位于格点上, 因此传感器的测量值可以表示为

$$\mathbf{z} = \mathbf{D}(\Theta) \mathbf{w} + \varepsilon \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{D}(\Theta)$  表示网格  $\Theta$  形成的稀疏表示字典,  $\mathbf{w}$  为测量值  $\mathbf{z}$  在稀疏表示字典  $\mathbf{D}(\Theta)$  中的稀疏表示系数, 且它的元素满足:

$$w_i = \begin{cases} \alpha_k, & \theta_i = \tau_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

当  $w_i = 0$  表明在第  $i$  个格点上存在一个目标; 否则不存在目标。由于区域中的目标数  $K$  远远小于格点数目  $N$ ,  $\mathbf{w}$  是一个稀疏向量, 且它包含了目标的数目和位置信息。因此定位问题就转化为了稀疏信号  $\mathbf{w}$  的重构问题。

然而, 实际上我们事先并不知道目标的真实数目和位置, 因此也就无法预设一个准确包含所有目标的网格。当存在目标偏离预设网格时, 所采用的稀疏表示字典与真实的稀疏表示字典存在失配, 称为“字典失配问题”, 现有结果表明字典失配会导致信号重构性能急剧下降, 因此当存在目标偏离网格时, 传统的压缩感知定位算法不再适用。

#### 4 基于动态字典的压缩感知定位方法

为解决字典失配, 本文提出一种基于动态字典的压缩感知定位方法。该方法将稀疏字典建模为一个以网格  $\Theta$  为参数的参数化字典, 在稀疏信号重构的过程中通过不断优化网格参数  $\Theta$  来动态调整稀疏字典, 从而逐步逼近真实稀疏字典。

##### 4.1 问题描述

基于动态字典的稀疏信号重构问题可以建模为式(8)所示的联合稀疏信号重构和参数优化问题:

$$[\tilde{\mathbf{w}}, \tilde{\Theta}] = \arg \min_{\mathbf{w}, \Theta} \left\{ \|\mathbf{z} - \mathbf{D}(\Theta) \mathbf{w}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|_1 \right\} \quad (8)$$

其中,  $\lambda$  为正则化参数, 控制稀疏表示系数  $\mathbf{w}$  的稀疏度。另外, 值得注意的是, 为了加快算法的收敛速度, 我们假设网格在调整的过程中是受限的。将

连续物理空间初始网格为均匀网格, 它的格线可分别表示为

$$\mathbf{x}^{(0)} = [x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}]^T \quad (9)$$

$$\mathbf{y}^{(0)} = [y_1^{(0)}, y_2^{(0)}, \dots, y_n^{(0)}]^T \quad (10)$$

其中,  $x_i^{(0)}$  和  $y_i^{(0)}$  分别表示  $x$  轴和  $y$  轴上的第  $i$  条格线, 每个坐标轴上相邻格线间的距离为  $r$ 。假设每条格线调整的最大范围是  $r/2$ 。因此, 所有格线的下界和上界可分别表示为

$$\mathbf{x}^{(l)} = \mathbf{x}^{(0)} - r/2 \cdot \mathbf{1} \quad (11)$$

$$\mathbf{x}^{(u)} = \mathbf{x}^{(0)} + r/2 \cdot \mathbf{1} \quad (12)$$

$$\mathbf{y}^{(l)} = \mathbf{y}^{(0)} - r/2 \cdot \mathbf{1} \quad (13)$$

$$\mathbf{y}^{(u)} = \mathbf{y}^{(0)} + r/2 \cdot \mathbf{1} \quad (14)$$

其中,  $\mathbf{1} = [1, 1, \dots, 1]^T$  表示全 1 向量。因此, 网格的上下界可表示为

$$\Theta^{(l)} = \mathbf{x}^{(l)} \times \mathbf{y}^{(l)} \quad (15)$$

$$\Theta^{(u)} = \mathbf{x}^{(u)} \times \mathbf{y}^{(u)} \quad (16)$$

考虑到上述限制, 问题式(8)可以重新表示为

$$\left. \begin{aligned} [\tilde{\mathbf{w}}, \tilde{\Theta}] &= \arg \min_{\mathbf{w}, \Theta} \left\{ \|\mathbf{z} - \mathbf{D}(\Theta) \mathbf{w}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|_1 \right\} \\ \text{s.t. } \Theta^{(l)} &\leq \Theta \leq \Theta^{(u)} \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

##### 4.2 泰勒近似

事实上, 问题式(17)中的残差项是网格参数  $\Theta$  的非凸函数, 因此问题式(17)是一个非凸问题。为了解决该问题, 我们采用一阶泰勒展开将原非凸问题松弛为一个凸问题。

字典原子  $\mathbf{d}(\theta_n)$  在初始格点  $\theta_n^{(0)}$  处的一阶泰勒近似为

$$\mathbf{d}(\theta) \approx \mathbf{d}(\theta^{(0)}) + \mathbf{J}(\mathbf{d}(\theta^{(0)}))(\theta - \theta^{(0)}) \quad (18)$$

其中,  $\mathbf{J}(\mathbf{d}(\theta))$  是  $\mathbf{d}(\theta_n)$  关于  $\theta_n$  的雅克比矩阵。则字典  $\mathbf{D}(\Theta)$  在初始网格  $\Theta^{(0)}$  处的泰勒近似为

$$\begin{aligned} \mathbf{D}(\Theta) &\approx \mathbf{D}(\Theta^{(0)}) + \left[ \mathbf{J}(\mathbf{d}(\theta_1^{(0)}))(\theta_1 - \theta_1^{(0)}), \right. \\ &\quad \left. \mathbf{J}(\mathbf{d}(\theta_2^{(0)}))(\theta_2 - \theta_2^{(0)}), \dots, \right. \\ &\quad \left. \mathbf{J}(\mathbf{d}(\theta_N^{(0)}))(\theta_N - \theta_N^{(0)}) \right] \\ &= \mathbf{D}(\Theta^{(0)}) + d\mathbf{D}(\Theta^{(0)}) \left[ \mathbf{F}_n(\theta_n - \theta_n^{(0)}) \right]_{n=1,2,\dots,N} \end{aligned} \quad (19)$$

其中,

$$d\mathbf{D}(\Theta^{(0)}) = \left[ \mathbf{J}(\mathbf{d}(\theta_1^{(0)})), \mathbf{J}(\mathbf{d}(\theta_2^{(0)})), \dots, \mathbf{J}(\mathbf{d}(\theta_N^{(0)})) \right] \quad (20)$$

$$\mathbf{F}_n(\theta_n) = [\mathbf{0}_{1 \times n-1}, \theta_n, \mathbf{0}_{1 \times N-n}] \quad (21)$$

因此, 残差项可近似表示为

$$\begin{aligned}
& \|z - D(\Theta)w\|_2^2 \\
& \approx \left\| z - D(\Theta^{(0)})w - dD(\Theta^{(0)})[F_n(\theta_n - \theta_n^{(0)})]w \right\|_2^2 \\
& = \left\| z - D(\Theta^{(0)})w - dD(\Theta^{(0)}) \right. \\
& \quad \left. \cdot \text{diag}(w \otimes \mathbf{1}_{d \times 1})(\Theta^v - \Theta^{v(0)}) \right\|_2^2 \\
& = \left\| \bar{z}(w, \Theta^{(0)}) - D_1(w, \Theta^{(0)})\Theta^v \right\|_2^2 \quad (22)
\end{aligned}$$

其中,  $\otimes$  表示克罗内克积, 且

$$\Theta^v = [\theta_1^T, \theta_2^T, \dots, \theta_N^T]^T \quad (23)$$

$$D_1(w; \Theta^{(0)}) = dD(\Theta^{(0)}) \cdot \text{diag}(w \otimes \mathbf{1}_{d \times 1}) \quad (24)$$

$$\bar{z}(w; \Theta^{(0)}) = z - D(\Theta^{(0)})w + D_1(w; \Theta^{(0)})\Theta^{v(0)} \quad (25)$$

### 4.3 算法实现

为了实现稀疏信号和网格参数的联合优化, 可迭代执行下述两个步骤: (1) 给定字典  $D(\Theta)$ , 重构稀疏表示系数  $w$ ; (2) 固定稀疏表示系数  $w$ , 更新字典  $D(\Theta)$ 。由于字典的更新是通过调整网格参数  $\Theta$  实现的, 因此上述流程事实上是一个交替优化  $w$  与  $\Theta$  的过程。假设第  $i$  次迭代的结果为  $\Theta^{(i)}$  和  $w^{(i)}$ , 在第  $i+1$  次迭代中, 首先固定网格参数  $\Theta^{(i)}$ , 通过求解式(26)所示优化问题更新稀疏表示系数  $w$ 。

$$w^{(i+1)} = \arg \min_w \left\{ \|z - D(\Theta^{(i)})w\|_2^2 + \lambda \|w\|_1 \right\} \quad (26)$$

然后, 固定稀疏表示系数  $w^{(i+1)}$ , 通过求解式(27)所示优化问题更新网格参数  $\Theta$ 。

$$\left. \begin{aligned}
& \Theta^{(i+1)} = \arg \min_{\Theta} \left\| \bar{z}(w^{(i+1)}, \Theta^{(i)}) - D_1(w^{(i+1)}, \Theta^{(i)})\Theta^v \right\|_2^2 \\
& \text{s.t. } \Theta^{(l)} \leq \Theta \leq \Theta^{(u)}
\end{aligned} \right\} \quad (27)$$

基于以上分析, 原来的联合优化问题式(17)转化为了式(26)和式(27)所示的子问题。针对这两个子问题, 我们采用现有的凸优化工具箱<sup>[18]</sup>予以解决。每次迭代完成之后计算当前的目标函数值:

$$r^{(i+1)} = \|z - D(\Theta^{(i+1)})w^{(i+1)}\|_2^2 + \lambda \|w^{(i+1)}\|_1 \quad (28)$$

当迭代次数超过最大允许次数  $I_{\max}$ , 或者目标函数值小于预设收敛门限  $\eta$ , 算法终止迭代。

### 4.4 定位

通常情况下, 算法的输出  $\hat{w}$  并不是完全稀疏的而是可压缩的, 即它只有少量元素较大, 其余的大部分元素接近于零。我们忽略这些小的元素, 用一个完全稀疏的信号  $\hat{w}$  来近似表示该信号, 即

$$\hat{w} = H(\hat{w}): \hat{w}_i = \begin{cases} 0, & 20 \lg(\hat{w}_i / \max_j |\hat{w}_j|) < \delta \\ \hat{w}_i, & \text{其他} \end{cases} \quad (29)$$

其中,  $\delta$  称为稀疏门限。一旦获得  $\hat{w}$ , 目标的个数和位置可以分别估计为

$$\hat{K} = \|\hat{w}\|_0 \quad (30)$$

$$\hat{\tau}_k = \tilde{\theta}_{I_k} \quad (31)$$

其中,  $I_k$  表示与第  $k$  个目标所对应的格点的索引。

## 5 仿真结果与分析

### 5.1 仿真场景

假设在一个  $9 \text{ m} \times 9 \text{ m}$  的方形区域内, 随机部署  $K$  个目标和  $M$  个传感器。为实现压缩感知, 将该感知区域均匀地划分为一个包含  $10 \times 10$  的网格。在 Matlab 仿真环境下, 对本文提出的基于动态字典 (DynDic) 的压缩感知定位算法和传统的压缩感知定位算法 (分别采用 BP, OMP 和 SBL 作为重构算法) 进行比较。本文采用的性能指标包括平均估计目标数、成功计数概率和平均定位误差。仿真参数取值如表 1 所示。

表 1 仿真所采用的参数值

符号	描述	数值	符号	描述	数值
$d_0$	参考距离	1 m	$I_{\max}$	最大迭代次数	$10^3$
$\gamma$	路径损耗系数	2	$\eta$	收敛门限	$10^{-6}$
$\lambda$	正则化参数	$10^{-2}$	$\delta$	稀疏门限	-3 dB

### 5.2 多目标计数和定位结果

图 1 所示为在  $K=3, M=25$ , 且无噪声条件下的计数和定位结果。可以看出, 传统的压缩感知定位算法出现了漏检目标和虚假目标, 且只能将目标定位到相邻的格点, 定位误差较大。作为对比, 本文所提出的 DynDic 算法能够准确估计出目标的个数, 且估计位置与目标的真实位置几乎重合。由此可见, 当字典失配时, 本文所提基于动态字典的压缩感知定位算法明显优于传统的压缩感知定位算法。

### 5.3 测量噪声对算法性能的影响

在实际测量中, 传感器不可避免地会受到周围噪声的影响。为了检验定位算法的鲁棒性, 我们在

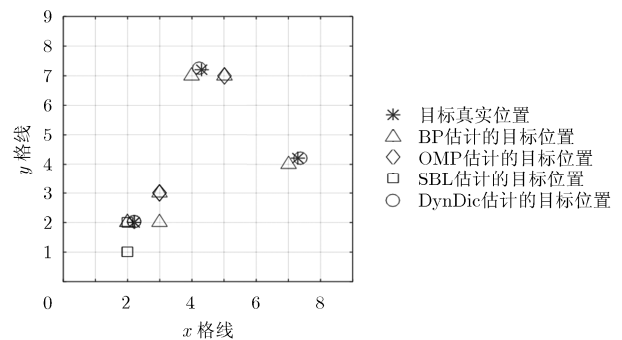


图 1 多目标计数和定位结果示意图

每个测量值中添加一个均值为 0，方差为  $\sigma^2$  的高斯白噪声  $N(0, \sigma^2)$ ，定义信噪比为  $SNR = 10 \lg(\|z\|_2^2 / (M\sigma^2))$ 。固定其他参数不变，通过改变信噪比的大小来观察噪声对所提动态字典算法的影响。信噪比的变化范围是 [0 dB, 30 dB]，对于每一个 SNR，进行 100 次独立实验，每次随机产生高斯白噪声。

图 2(a)和图 2(b)分别比较了在不同的信噪比条件下不同算法的平均估计目标数和成功计数概率。结果显示，无论是平均估计目标数还是成功计数概率，传统压缩感知算法的计数性能都较差。作为对比，随着信噪比的增加，本文所提动态字典算法 DynDic 的平均估计目标数逐渐逼近真实目标数，成功计数概率逐渐增大至 1。特别地，当 SNR=20 dB，DynDic 算法的成功计数概率达到 93%。由此可见，本文所提 DynDic 算法在目标计数方面具有较强的鲁棒性。

图 3 仿真比较了在不同信噪比条件下不同算法的平均定位误差。从图中可以看出，对于所有算法，平均定位误差都随信噪比的增加而降低。更重要的是，在整个信噪比区间，本文所提的动态字典算法 DynDic 均优于传统的压缩感知定位算法。这是因

为 DynDic 算法能够自适应地调整网格划分从而减小格点失配造成的定位误差，而传统的压缩感知定位算法并不具备该功能。

### 5.4 测量次数对算法性能的影响

为了检验测量次数对算法性能的影响，我们固定其他参数不变且 SNR=25 dB，观察不同算法在不同测量次数条件下的计数及定位性能。测量次数的变化范围为 [16, 25]，对于每一个测量次数，进行 100 次独立实验，每次随机产生传感器位置，然后统计平均估计目标数、成功计数概率和平均定位误差。

图 4(a)和图 4(b)分别比较了在不同测量次数条件下不同算法的平均估计目标数和成功计数概率。从图中可以看出，随着测量次数的增加，所有算法的成功计数概率逐渐增加。在整个测量次数区间内，传统压缩感知算法的成功计数概率均小于 40%，而 DynDic 的成功计数概率逐渐接近于 1。特别地，当测量次数  $M=24$ ，DynDic 的成功计数概率为 90%。另外，值得注意的是，在低测量次数条件下，虽然 BP 算法的平均估计目标数优于 DynDic 算法，但这并不意味着 BP 算法优于 DynDic 算法，这是因为 DynDic 算法的成功计数概率明显优于 BP 算法，如图 4(b)所示。

图 5 仿真比较了在不同测量次数条件下不同算

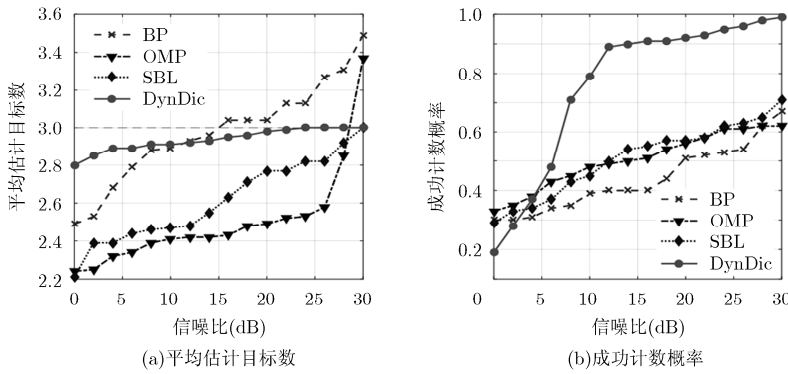


图 2 测量噪声对计数性能的影响

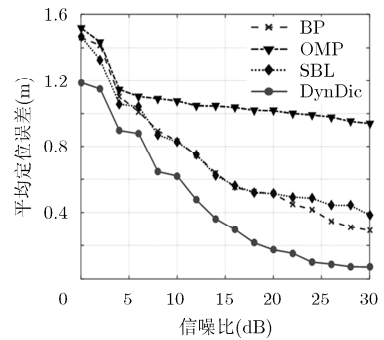


图 3 测量噪声对定位性能的影响

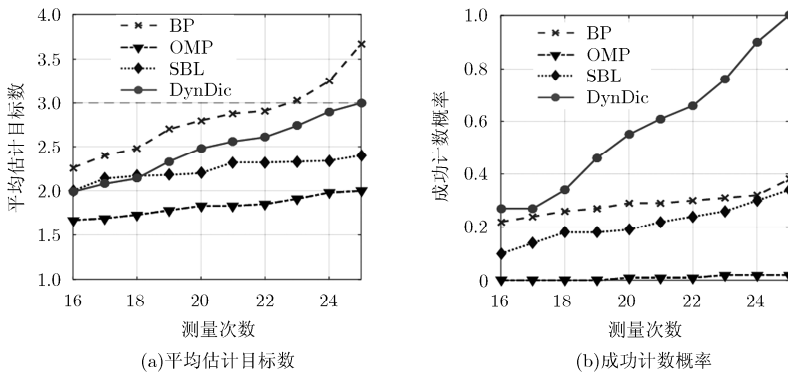


图 4 测量次数对计数性能的影响

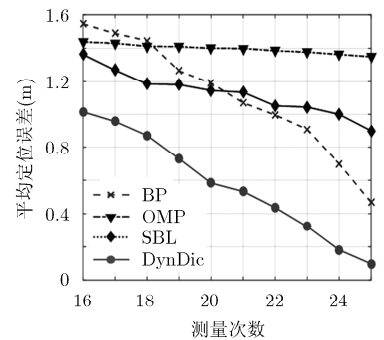


图 5 测量次数对定位性能的影响

法的平均定位误差。由图可见,对于所有算法,平均定位误差都随测量次数的增加而降低。另外,在整个测量次数区间, DynDic 算法的平均定位误差均小于传统的压缩感知定位算法。特别地,当测量次数  $M=24$ , DynDic 算法的平均定位误差为 0.18 m。由此可见,本文所提动态字典算法 DynDic 能够利用较少的测量次数实现精确定位。

## 6 结束语

针对传统压缩感知定位中的字典失配问题,本文提出一种迭代的动态字典算法。该算法将真实稀疏表示字典建模为一个以网格为参数的动态字典,将定位问题转化为联合稀疏重构和参数估计问题,从而在稀疏重构的过程中逐步优化所采用的稀疏表示字典。为了优化字典参数,利用一阶泰勒近似将原非凸问题松弛为凸问题。仿真结果验证了基于动态字典的压缩感知定位方法的有效性和鲁棒性。

## 参考文献

- [1] AKYILDIZ I F, SU W, SANKARASUBRAMANIAM Y, *et al.* Wireless sensor networks: A survey[J]. *Computer Networks*, 2002, 38(4): 393-422. doi: 10.1016/S1389-1286(01)00302-4.
- [2] LIU Yunhao, YANG Zheng, WANG Xiaoping, *et al.* Location, localization, and localizability[J]. *Journal of Computer Science and Technology*, 2010, 25(2): 274-297. doi: 10.1007/s11390-010-9324-2
- [3] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306. doi: 10.1109/TIT.2006.871582.
- [4] CANDE E J. Compressive sampling[C]. International Congress of Mathematicians, Madrid, Spain, 2006: 1433-1452.
- [5] CEVHER V, DUARTE M, and BARANIUK R G. Distributed target localization via spatial sparsity[C]. Proceedings of the European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Lausanne, Switzerland, 2008: 25-29.
- [6] FENG C, VALAEE S, and TAN Z. Multiple target localization using compressive sensing[C]. IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM), Honolulu, HI, 2009: 1-6. doi: 10.1109/GLOCOM.2009.5425808.
- [7] ZHANG B, CHEN X, ZHANG N, *et al.* Sparse target counting and localization in sensor networks based on compressive sensing[C]. IEEE International Conference on Computer Communications (INFOCOM), Shanghai, China, 2011: 2255-2263. doi: 10.1109/INFOCOM.2011.5935041.
- [8] 何风行, 余志军, 刘海涛. 基于压缩感知的无线传感器网络多目标定位算法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(3): 716-721. doi: 10.3724/SP.J.1146.2011.00405.
- HE Fenghang, YU Zhijun, and LIU Haitao. Multiple target localization via compressed sensing in wireless sensor networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(3): 716-721. doi: 10.3724/SP.J.1146.2011.00405.
- [9] 赵春晖, 许云龙, 黄辉. 基于 LU 分解的稀疏目标定位算法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(9): 2234-2239. doi: 10.3724/SP.J.1146.2012.01527.
- ZHAO Chunhui, XU Yunlong, and HUANG Hui. Localization algorithm of sparse targets based on LU-decomposition[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(9): 2234-2239. doi: 10.3724/SP.J.1146.2012.01527.
- [10] 李一兵, 黄辉, 叶方, 等. 基于奇异值分解的压缩感知定位算法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2014, 45(5): 1516-1521.
- LI Yibing, HUANG Hui, YE Fang, *et al.* Target localization via compressed sensing based on SVD[J]. *Journal of Central South University (Natural Science)*, 2014, 45(5): 1516-1521.
- [11] 王婷婷, 柯炜, 孙超. 自适应环境变化的 RSS 室内定位方法[J]. 通信学报, 2014, 35(10): 210-217. doi: 10.3969/j.issn.1000-436x.2014.10.024.
- WANG Tingting, KE Wei, and SUN Chao. Environmental-adaptive RSS-based indoor localization[J]. *Journal on Communications*, 2014, 35(10): 210-217. doi: 10.3969/j.issn.1000-436x.2014.10.024.
- [12] LIU L, CUI T, and LÜ W. A range-free multiple target localization algorithm using compressive sensing theory in wireless sensor networks[C]. IEEE 11th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS), Philadelphia, Pennsylvania, USA, 2014: 690-695. doi: 10.1109/MASS.2014.56.
- [13] 吕伟杰, 崔婷婷, 刘超, 等. 一种新的基于压缩感知的 WSN 多目标定位方法[J]. 系统仿真技术, 2015, 11(1): 6-13. doi: 10.3969/j.issn.1673-1964.2015.01.002.
- LÜ Weijie, CUI Tingting, LIU Chao, *et al.* A new multiple target localization based on compressed sensing theory in wsn[J]. *System Simulation Technology*, 2015, 11(1): 6-13. doi: 10.3969/j.issn.1673-1964.2015.01.002.
- [14] 孙保明, 郭艳, 李宁, 等. 无线传感器网络中基于压缩感知的动态目标定位算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(8): 1858-1864. doi: 10.11999/JEIT151203.
- SUN Baoming, GUO Yan, LI Ning, *et al.* Mobile target localization algorithm using compressive sensing in wireless sensor networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(8): 1858-1864. doi: 10.11999/JEIT151203.
- [15] YANG Z and XIE L. A weighted atomic norm approach to spectral super-resolution with probabilistic priors[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Shanghai, China, 2016: 4598-4602. doi:

- 10.1109/ICASSP.2016.7472548.
- [16] MISHRA K V, CHO M, KRUGER A, *et al.* Spectral super-resolution with prior knowledge[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(20): 5342–5357. doi: 10.1109/TSP.2015.2452223.
- [17] 陈伟, 颜俊, 朱卫平. 利用压缩感知与多边测量技术的无线传感器网络定位算法[J]. *信号处理*, 2014, 30(6): 728–735. doi: 10.3969/j.issn.1003-0530.2014.06.016.  
CHEN Wei, YAN Jun, and ZHU Weiping. Wireless sensor network location algorithm using compressive sensing and multilateral measurements[J]. *Journal of Signal Processing*, 2014, 30(6): 728–735. doi: 10.3969/j.issn.1003-0530.2014.06.016.
- [18] GRANT M and BOYD S. CVX: Matlab software for disciplined convex programming[OL]. <http://cvxr.com/cvx/>, 2011.
- 孙保明: 男, 1989 年生, 博士生, 研究方向为压缩感知、无线传感器网络定位.
- 郭 艳: 女, 1971 年生, 教授, 研究方向为信号处理、压缩感知、波束形成.
- 李 宁: 男, 1967 年生, 副教授, 研究方向为信号处理、认知无线电.
- 张星航: 男, 1992 年生, 硕士生, 研究方向为压缩感知、波束形成.
- 李艾静: 女, 1986 年生, 讲师, 研究方向为传输技术、无线网络.