

基于压缩感知的多目标定位与功率估计

钱 鹏 郭 艳 李 宁 孙保明

(解放军理工大学通信工程学院 南京 210007)

摘 要 因传感器网络中定位问题具有天然稀疏性,压缩感知理论被广泛应用于其中以减少数据采样量。然而,现有的基于压缩感知的定位技术往往需要目标的发射功率作为先验条件,这并不符合实际中目标完全未知的情况。基于此,提出了一种多目标定位和发射功率估计的方法,该方法将目标位置和功率信息建模成一个稀疏向量,从而将定位和功率估计问题转化为稀疏向量估计问题。该方法包括离线和在线两个阶段:离线阶段主要是部署一些射频发射器并测量接收信号强度值,从而构建感知矩阵;在线阶段中,通过部署少量传感器测量接收信号强度值,求解一个 ℓ_1 范数最优化问题便可精确地重构出稀疏向量。仿真结果验证了该多目标定位和功率估计方法的有效性和鲁棒性。

关键词 多目标定位,发射功率估计,压缩感知,传感器网络

中图分类号 TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.3.021

Compressive Sensing Based Target Localization and Power Estimation

QIAN Peng GUO Yan LI Ning SUN Bao-ming

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

Abstract Since the localization problem in wireless sensor networks has an intrinsic sparse nature, the compressive sensing (CS) theory has been widely used to achieve target localization with limited number of measurements. However, most of the existing CS-based localization approaches require the prior knowledge of transmitting powers of targets, which is not conformed to the reality that targets are complete unknown. Thus, we proposed a multiple target localization and power estimation approach, which formulates the locations and transmitting powers of targets as a sparse vector, transforming the localization and power estimation problem into a sparse vector estimation problem. Our work includes two stages: the offline stage and online stage. The main task of offline stage is deploying some RF emitters and collecting the received signal strength (RSS) to construct the sensing matrix. At the online stage, by deploying a small number of sensors to measure RSSs from targets and solving the ℓ_1 -minimization program, the sparse vector can be accurately recovered. Finally, simulation results demonstrate the effectiveness and robustness of our localization and power estimation approach.

Keywords Multiple target localization, Transmitting power estimation, Compressive sensing, Wireless sensor networks

1 引言

无线传感器网络是由部署在特定检测区域的传感器节点通过无线通信形成的自组织网络^[1]。随着无线传感器网络发展而来的是其一系列重要的应用,如基础设施监控、科学数据采集、智能建筑等^[2]。在这些应用中,目标定位是一种关键技术^[3]。传统的定位系统往往基于某种特殊信号,如超宽带信号、红外信号,需要部署专用硬件设备以测量这些信号,导致了较高的成本和巨大的工作量,极大地限制了这些定位系统的应用。

由于接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)可被几乎所有的无线电设备检测到,近年来基于 RSS 的定位技术成为了研究热点。然而,由于无线信道的复杂性,这种定位技

术在 RSS 测量数不够多时难以实现较好的定位效果。

压缩感知理论(Compressive Sensing, CS)^[4,5]为解决这个问题提供了新的思路。在信号具有稀疏性的前提下,压缩感知提供了一种全新的信号重构方法,使信号的采样速率可以远低于奈奎斯特采样率,极大地减少了采样量。而传感器网络中定位问题所具有的天然稀疏性,意味着可利用压缩感知理论来实现少量采样值条件下的精确定位。

近年来,基于压缩感知的定位技术成为研究热点,并取得了一系列进展^[6-12]。文献[6]首次将定位问题建模成一个稀疏估计问题,并利用压缩感知理论极大地减少了传感器节点间的通信数据量。然而,该方法中定位字典需要在每个传感器节点处建立,这导致了巨大的工作量和不可避免的误差积累。

到稿日期:2015-10-28 返修日期:2015-12-01 本文受国家自然科学基金项目(61571463,61371124,61272487,61472445,61201217)资助。

钱 鹏(1991—),男,硕士生,主要研究方向为传感器网络定位、压缩感知, E-mail: qianpeng613@sina.com; 郭 艳(1971—),女,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为波束形成、MIMO、认知网络、无线传感器网络定位, E-mail: guoyan_2000@sina.com(通信作者); 李 宁(1967—),男,硕士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为 Ad hoc 网络、无线认知网络; 孙保明(1989—),男,博士生,主要研究方向为信号处理、压缩感知。

在文献[7]中,一种基于 RSS 的多目标室内定位系统以少量的 RSS 采样值实现了精确定位。然而,每个目标的位置信息被建模为一个列向量,那么多目标的位置信息则通过一个稀疏矩阵表示,这导致了较大的计算复杂度。为此,文献[8]提出了一种预聚类算法来降低 CS 恢复算法的复杂度。然而,实际中该算法往往难以产生合适数量的簇并找到有效的簇匹配算法[9]。

文献[10]从理论上严格证明了基于 CS 的定位模型的有效性,并提出了一种新的贪婪匹配追踪(Greedy Matching Pursuit, GMP)恢复算法。该算法不需要稀疏度作为先验条件,且实现了较高的定位精度。

文献[11]通过将迭代终止条件变为噪声能量幅值,对 GMP 算法进行了一定程度的优化,但其计算依赖于 RSS 衰减损耗模型,导致其在实际应用中并不可靠。文献[12]通过残差最优匹配方法对 GMP 算法进行了改进,提出了根据重构结果判断定位是否成功的算法框架,其不足之处在于在有噪声的情况下性能较差。

在现有的大多数基于 CS 的定位算法中,目标的发射功率往往被设定为一个固定的已知值,这并不符合实际中目标信息完全未知的情况。此外,这些基于 CS 的定位算法在建立稀疏矩阵时往往采用信号传播模型,然而由于无线信道的复杂性,信号传播模型在实际应用中并不可靠。

本文利用压缩感知理论,将目标位置和功率信息建模为一个稀疏向量,从而将多目标定位和功率估计问题转化为了稀疏向量估计问题。为此,提出了一种包含离线、在线两个阶段的定位和功率估计框架。在离线阶段,通过部署一些射频发射器,并测量区域内各参考点的接收信号强度,从而构建感知矩阵,避免了利用信号传播模型计算基矩阵的不可靠性。在线阶段中,通过部署少量传感器节点测量来自未知目标的接收信号强度,包含位置和功率信息的稀疏向量可通过求解一个稀疏恢复问题得到。

2 压缩感知理论

为了实现对信号的精确重构,信号的采样速率必须达到奈奎斯特速率。然而,在实际中这往往会造成严重的工作负担,特别是对宽带信号进行采样时。压缩感知理论表明,若一个信号稀疏或在某个变换域内可压缩,可以用远低于奈奎斯特速率的采样率采样,并实现精确重构。基于此,信号的采样速率不再取决于带宽,而取决于信号的信息结构。

用 $N \times 1$ 的列向量 $x \in \mathbb{R}^N$ 表示感兴趣的信号, $N \times N$ 的矩阵 $\Psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N]$ 表示稀疏基。那么信号 x 在变换域 Ψ 中可展开为:

$$x = \Psi \theta = \sum_{i=1}^N \psi_i \theta_i \quad (1)$$

其中, $\theta \in \mathbb{R}^N$ 是仅有 K 个非零元素的系数向量,若 $K \ll N$, 则 θ 是稀疏的,即 x 具有稀疏性。

根据压缩感知理论,具有稀疏性的信号 x 可通过其少量采样值重构得到,对 x 进行采样可通过乘以 $M \times N$ 的观测矩阵 Φ 表示:

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \theta = A^\Theta \theta \quad (2)$$

其中, M 维向量 y 称为观测向量 ($M \ll N$), A^Θ 称为感知矩阵。这是一个欠定问题,但相关研究表明,若感知矩阵 A^Θ 满足有限等距性质(Restricted Isometry Property, RIP)[13],且测量数

M 满足 $M = O(K \log(N/K))$, 那么 θ 的唯一确定解可以通过求解以下 ℓ_1 范数优化问题得到[14]:

$$\hat{\theta} = \min \|\theta\|_1 \quad \text{s. t. } y = A^\Theta \theta \quad (3)$$

最后,感兴趣的信号 x 可以通过对 $\hat{\theta}$ 乘以矩阵 Ψ 得到,即 $\hat{x} = \Psi \hat{\theta}$ 。

3 基于压缩感知的定位和功率估计

在无线传感器网络中,研究这样一个定位和功率估计问题: K 个位置和发射功率均未知的目标,随机分布在定位区域内。我们的目标是通过部署一些传感器节点来测量接收信号强度,从而判定目标的位置和估计发射功率。

为了将问题离散化,把定位区域划分为 N 个网格,并依次编号为 1 到 N 。每个网格的坐标是已知的,这样便可以通过判定目标位于哪个网格来实现定位。传统的定位方法是在每个网格处布置一个传感器节点,这将需要极大数量的传感器,导致过重的运作负担。然而,目标数 K 远小于格点数 N , 所以定位和功率估计问题具有稀疏性,这意味着可以利用压缩感知理论大幅度地减少定位所需数据采样量。

3.1 系统模型

通过假设 K 个目标只能位于各网格中心处,其位置和功率信息可以被表示成一个仅有 K 个非零元素的 N 维稀疏向量 $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T$ 。其中,每个非零元素的序号指示了相应目标的位置,即所处网格的编号。非零元素的值指示了目标的发射功率大小。也就是说,若 $\theta_j \neq 0$, 意味着一个发射功率为 $\theta_j \times P_0$ 的目标处于第 j 个网格处。其中, P_0 是已知的参考功率。这样便将目标定位和功率估计问题转换成了一个稀疏向量的估计问题。

基于此,可以构建估计稀疏向量 θ 的数学模型。通过令 M 维向量 y 表示 RSS 观测值,基于压缩感知的定位和功率估计模型可以表示成:

$$y = A^\Theta \theta + \varepsilon \quad (4)$$

其中, ε 是测量噪声。 $M \times N$ 维矩阵 A^Θ 是预先建立的感知矩阵,其具体构建方法将在后文详述。感知矩阵 A^Θ 的第 j 列用 a_j 表示,代表在第 j 个网格处测量的来自 M 个射频发射器的 RSS,其中发射器的功率为参考功率 P_0 。

根据之前的定义,仅有 K 个非零元素的 N 维向量 $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T$ 包含了 K 个目标的位置和功率信息。设 $\{\theta_{I_1}, \theta_{I_2}, \dots, \theta_{I_K}\}$ 为非零元素集合,其中 $\{I_1, I_2, \dots, I_K\}$ 是其在 θ 中的序号,那么式(4)可进一步展开成:

$$y = a_{I_1} \theta_{I_1} + a_{I_2} \theta_{I_2} + \dots + a_{I_K} \theta_{I_K} + \varepsilon \quad (5)$$

其中, a_{I_j} 是感知矩阵 A^Θ 的第 I_j 列。由于 a_{I_j} 在数值上等于 M 个传感器节点接收的来自位于第 I_j 个网格处功率为 P_0 的目标的 RSS, 则 $a_{I_j} \theta_{I_j}$ 表示传感器接收的来自位于第 I_j 个网格处功率为 $\theta_{I_j} \times P_0$ 的目标的 RSS。基于此,式(5)中 K 个非零项之和再加上测量噪声便组成了 RSS 观测向量 y 。通过求解一个稀疏恢复问题,便可以从 y 中恢复出 θ 。

3.2 定位和功率估计方法

图 1 展示了所提出的基于 CS 的定位和功率估计方法总体框架结构,主要分为离线和在线两个阶段。离线阶段的主要工作是构建感知矩阵 A^Θ , 方法是根据部署方案设置一些射频发射器,再于各网格处测量 RSS。在线阶段中,通过部署

一些传感器节点测量来自目标的实时 RSS 得到观测向量 y , 结合已建立的感知矩阵 A^S , 通过求解一个稀疏恢复算法, 便可重构出稀疏向量 θ 。

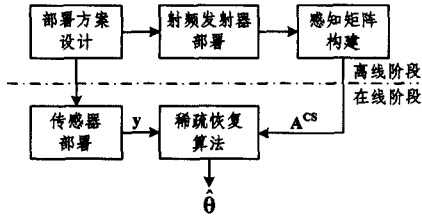


图1 定位和功率估计方法框架结构

3.2.1 离线阶段

在离线阶段,首先需要确定一种传感器部署方案。为此,我们前期已进行了一些研究,并提出了一种改进的部署方案。相较于传统 CS 定位中常用的随机部署,改进部署方案具有更高的定位精度和更强的稳定性。其主要思路是:保证在定位区域边界上部署一些传感器节点,其余传感器节点均匀地分布于整个区域。之后,根据设计的方案在区域中布置一些射频发射器,并将其发射功率设置为参考功率 P_0 。

为构建感知矩阵,需要在各网格处测量来自 M 个射频发射器的 RSS 采样值。具体来说,用 $R_{i,j}(\tau)$ 表示在第 j 个网格处测得的来自第 i 个网格处发射器的 RSS 的第 τ 次采样值,其中 $1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N, 1 \leq \tau \leq L$ 。 N 是网格数, L 是采样次数。基于此,感知矩阵可被表示成:

$$A^S = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,N} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{M,1} & a_{M,2} & \cdots & a_{M,N} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中 $a_{i,j} = \frac{1}{L} \sum_{\tau=1}^L R_{i,j}(\tau)$ 是 RSS 测量值的平均。

3.2.2 在线阶段

在线阶段中,为了对 K 个目标定位和估计其发射功率,需根据部署方案在区域内放置 M 个传感器节点测量 RSS,其可被表示为:

$$y = A^S \theta + \varepsilon \quad (7)$$

由于 θ 具有稀疏性,根据压缩感知理论,若测量数 M 满足 $M = O(K \log(N/K))$, 则稀疏向量 θ 可通过求解一个稀疏恢复问题,从测量值 y 中重构得到。最后,根据恢复的 $\hat{\theta}$ 估计目标位置和发射功率。

在线阶段的计算复杂度主要取决于所选用的稀疏恢复算法。现有对恢复算法的相关研究已较为成熟,但对计算复杂度的理论分析较困难。为此,在仿真部分对算法求解时间进行分析,以此反映计算复杂度。

4 仿真分析

对本文提出的压缩感知定位和功率估计算法在 Matlab 中进行了仿真。定位区域选择为 $10m \times 10m$, 并划分为 $20 \times 20 (N=400)$ 网格。 K 个待定位目标随机分布在区域中,其发射功率随机设置为集合 $\{P_0, 2P_0, 3P_0, \dots, P_m\}$ 中的某个值,其中 P_m 是功率的最大可能值,参考功率 P_0 设置为单位功率。考虑到部署方案非本文研究点,这里简单地选择随机部署,根据部署方案在离线阶段设置 M 个射频发射器,在线阶段部署 M 个传感器节点。为了验证算法的鲁棒性,对测量值

y 引入了高斯白噪声,并用发射功率平均值比上噪声功率得到的信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)来度量。

仿真中,通过改变目标个数 K 、测量数 M 、最大可能功率 P_m 以及信噪比 SNR 来检验所提定位和功率估计算法的性能。其中,定位性能通过定位误差反映,用 $LocE$ 表示,计算方法是取各目标的真实位置和估计位置距离的平均值:

$$LocE = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (8)$$

其中, (x_i, y_i) 、 $(\hat{x}_i, \hat{y}_i)$ 分别是目标的真实和估计坐标。

功率估计性能由功率估计误差反映,用 $PowE$ 表示,计算方法是取各目标真实功率和估计功率之差绝对值的平均:

$$PowE = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \frac{|P_i - \hat{P}_i|}{P_0} \quad (9)$$

其中, P_i 和 $\hat{P}_i$ 分别是目标的真实和估计功率值。值得注意的是,功率误差通过除以参考功率 P_0 进行了标准化,且已假设功率的可能值均为 P_0 的整数倍,那么如果 $PowE < 0.5$, 则功率估计性能已经足够好,因为实际应用中,我们往往将功率估计值判定为其最接近的整数倍。

如前文所述,所提出的定位和功率估计方法依赖于求解一个稀疏恢复问题。目前对压缩感知中稀疏恢复算法的研究已较为成熟,有广泛的恢复算法可供直接使用,但不同的恢复算法在不同的应用场景中性能各异。为此,选择了 3 种最常用的恢复算法进行比较,以研究最适用于本文环境的算法,分别是:基追踪 SPGL1^[14]、正交匹配追踪 OMP^[15]、贪婪匹配追踪 GMP^[10] 算法。设定目标数 $K=6$, 功率最大可能值 $P_m=5$, 通过改变测量数 M 来分别检验定位和功率估计的性能。

图 2(a) 显示了定位性能,图 2(b) 反映了功率估计性能,两图都清楚地呈现了基于 CS 的定位和功率估计方法优异的效果。如图 2 所示,即使对于不同的恢复算法,定位和功率估计误差都随着测量数 M 的增大而迅速下降,且在测量数足够大时误差可忽略不计。在 3 种稀疏恢复算法中, GMP 较另外二者体现了更加优异的性能,最适用于此环境。当 $M > 40$ 时, $LocE < 0.5$, 仅用 $1/10$ 的网格数 ($N=400$) 的采样值就实现了多目标精确定位;当 $M > 35$ 时, $PowE < 0.5$, 实现了仅用少量采样值对多目标功率进行精确估计。

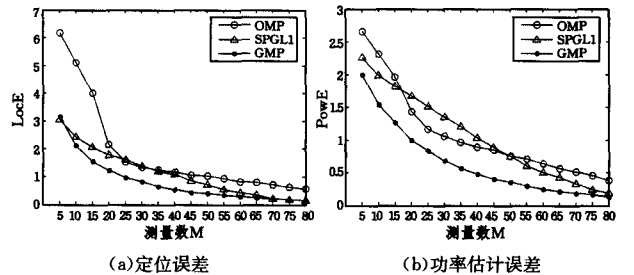


图2 稀疏恢复算法对定位和功率估计性能的影响

为检验不同恢复算法的复杂度,在上述定位与功率估计场景中,固定测量数 $M=40$, 重复执行 100 次恢复算法,计算其平均运行时间并进行比较,如表 1 所列。

表1 恢复算法计算复杂度分析	
恢复算法	平均运行时间(s)
SPGL1	0.2025
GMP	0.1478
OMP	0.0258

虽然 GMP 计算复杂度略高于 OMP,但综合定位与功率估计性能考虑,其仍是最适用于所提方法的稀疏恢复算法。

下面对提出的定位和功率估计算法在不同程度噪声干扰下的性能进行研究。 $K=9, P_m=10$,通过改变测量数 M 来分别检验定位和功率估计的性能,噪声等级分别设为:无噪和 $SNR=25\text{dB}, 29\text{dB}, 33\text{dB}$ 。

图 3(a)显示了定位误差随着测量数 M 的增大而减小,随着信噪比减小而增大。可以看出所提出的定位方法具有一定程度的抗噪性,但当 $SNR<29\text{dB}$ 时很难实现精确定位。从图 3(b)中也可得到相似结论,验证了功率估计的抗噪性。

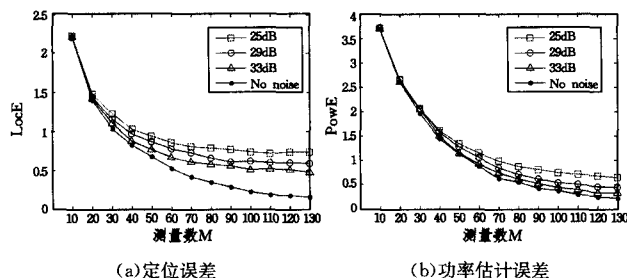


图 3 噪声对定位和功率估计性能的影响

为进一步对本文特有的功率估计进行研究,分析了功率最大可能值 P_m 对定位和功率估计性能的影响。如前文所述, P_m 越大意味着功率测量范围越大。设定目标数 $K=6$,通过改变测量数 M 来分别研究在不同的 P_m 取值下定位和功率估计性能,其中 P_m 取 5, 10, 15 进行比较分析。

图 4(a)中,在 P_m 取不同值的条件下,定位方法呈现了相似的性能,这表明 P_m 的取值对定位性能的影响极小。而在图 4(b)反映的功率估计性能中,可以清楚地看到 P_m 取越大的值,功率估计误差也就越大,这是非常合理的,因为越大的 P_m 取值意味着越多的发射功率可能值,在增加功率测量范围的同时,降低了功率估计的准确性。

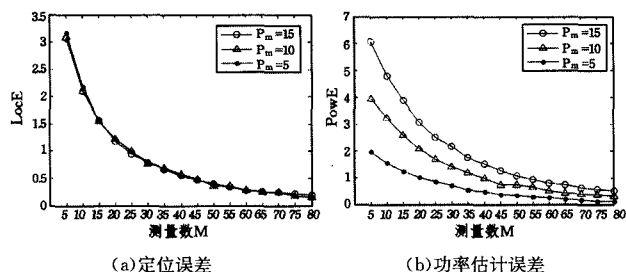


图 4 功率最大可能值对定位和功率估计性能的影响

结束语 本文提出了一种基于压缩感知的多目标定位和功率估计方法。这虽然并非首次将压缩感知用于传感器网络中的目标定位问题,却是首次在目标发射功率未知的情况下实现定位并估计目标功率。其具体实现依赖于一种新的两阶段系统架构:在离线阶段中,感知矩阵通过部署一些射频发射器再测量 RSS 来构造,从而避免信号传播模型的不可靠性;在线阶段中仅需部署少量传感器节点,再求解一个稀疏恢复问题,便可重构出包含位置和功率信息的稀疏向量。仿真结果表明,该方法具有较高的定位和功率估计精度,且对噪声具有鲁棒性。

参考文献

[1] Hu Lian-ya, Li jian, Zhou Hai-ying, et al. Reliability research for

wireless sensor networks: a survey[J]. Computer Science, 2014, 41(6A): 247-251 (in Chinese)

胡连亚, 李剑, 周海鹰, 等. 无线传感器网络可靠性技术分析[J]. 计算机科学, 2014, 41(6A): 247-251

[2] Qian Zhi-hong, Wang Yi-jun. Internet of Things oriented Wireless Sensor Networks Review[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(1): 215-227 (in Chinese)

钱志鸿, 王义君. 面向物联网的无线传感器网络综述[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(1): 215-227

[3] Panwar A, Killar S A. Localization schemes in wireless sensor networks[C]//Proc 2nd International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies. Rohmk, Haryana: IEEE, 2012: 443-449

[4] Candes E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30

[5] Akl A, Valaee S. Accelerometer-based gesture recognition via dynamic time warping, affinity propagation, and compressive sensing[C]//IEEE International Conference in Audio Speech and Signal Processing (ICASSP). 2010: 2270-2273

[6] Cevher V, Duarte M F, Baraniuk R G. Distributed target localization via spatial sparsity [C]//EUSIPCO 2008. Lausanne, Switzerland, August 2008

[7] Chen Feng, Shahrokh V, Tan Zhen-hui. Multiple target localization using compressive sensing[C]//IEEE Global Telecommunications Conference. 2009: 1-6

[8] Chen Feng, Shahrokh V, Tan Zhen-hui. Compressive Sensing Based Positioning Using RSS of WLAN Access Point [C]//IEEE INFOCOM Proceedings. 2010: 1-9

[9] Nasif A O, Mark B L. Measurement Clustering Criteria for Localization of Multiple Transmitters[C]//Proc. Conference on Information Systems and Sciences. Baltimore, 2009: 341-345

[10] Zhang X, Cheng N, Zhang Y, et al. Sparse target counting and localization in sensor networks based on compressive sensing[C]//IEEE INFOCOM Proceedings. 2011: 2255-2263

[11] Wang Yong, Wang Xue, Sun Xin-yao. Target localization in wireless sensor networks using sparse signal reconstruction [J]. Chinese Journal of Scientific instrument, 2012, 33(2): 362-368 (in Chinese)

王勇, 王雪, 孙欣尧. 基于稀疏信号重构的无线传感网络目标定位[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(2): 362-368

[12] He Feng-xing, Yu Zhi-jun, Liu Hai-tao. Multiple target localization via compressed sensing in wireless sensor networks [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2012, 34(3): 716-721 (in Chinese)

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

[13] Baraniuk R G, Davenport M A, Devore R A, et al. A simple proof of the restricted isometry property for random matrices [J]. Constructive Approximation, 2008, 28(3): 235-263

[14] Van den Berg E, Friedlander M P. Sparse optimization with least-squares constraints [J]. SIAM Journal on Optimization, 2011, 21(4): 1201-1229

[15] Anna J A T, Gilbert C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666