

基于压缩感知的多目标定位中的测量矩阵设计

郭 艳 钱 鹏 李 宁 孙保明

(解放军理工大学通信工程学院 南京 210007)

摘 要 根据传感器网络中定位问题天然的稀疏性,研究了基于压缩感知理论的多目标定位方法。首先将目标位置信息表示成一个稀疏向量,将定位问题转化为向量估计问题。通过部署少量传感器测量接收信号的强度值,求解一个 ℓ_1 范数最优化问题便可精确地重构出位置向量。相对于当前压缩感知定位中常用的稀疏随机测量矩阵,提出了一种改进的测量矩阵设计方法,指示传感器节点进行有规律、均匀的部署。仿真结果表明,相较于传统随机测量矩阵,改进测量矩阵在定位精确度和稳定性上都体现了巨大优势。

关键词 多目标定位,测量矩阵设计,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.2016.11.031

Measurement Matrix Design for Multiple Target Localization Based on Compressive Sensing

GUO Yan QIAN Peng LI Ning SUN Bao-ming

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

Abstract A compressive sensing based multiple target localization approach was proposed by exploiting the intrinsic sparse nature of the localization problem in wireless sensor networks. The sparsity in our localization approach is reflected by the locations of targets, which can be formulated as a sparse vector. We used the received signal strength (RSS) to achieve the target localization. It only requires a small number of measurements for accurately recovering the location vector by solving the ℓ_1 -minimization program. Moreover, we proposed an improved measurement matrix design method, which determines the distribution of sensors. Simulation results demonstrate that the localization accuracy and stability of the proposed measurement matrix design method have huge advantage in comparison with the random measurement matrix method widely used in CS-based localization.

Keywords Multiple target localization, Measurement matrix design, Compressive sensing, Wireless sensor networks

1 引言

近年来,随着无线通信技术的迅猛发展以及微型传感器的批量生产,无线传感器网络将信息世界和客观物理世界融合在一起,极大地拓展了人类与物理世界的信息交互能力^[1]。在无线传感器网络中,目标定位是其中的一种关键技术^[2],它在基础设施监控、科学数据采集、智能建筑等应用中有着广泛而重要的应用^[3]。

目前有很多成熟的传感器网络无线电定位系统,如基于红外信号、射频信号的定位系统。但是,这些系统往往需要部署专用的硬件来测量信号,且需要特殊的网络架构,因此成本较高、维护复杂,极大地限制了其应用。为了降低硬件要求,基于接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)的定位技术成为了最近的研究热点。因为几乎所有的无线电设备都可以独立测量其接收信号的强度,而不需要其他的设备辅助,所以该定位技术可以应用到不同的无线网络基础设施中,特别是在室内定位系统中^[4]。但是,由于无线定位需要对大量的

数据进行测量和处理,而且传感器节点自身功率受限、易受环境影响,现有定位技术在实现精确定位时往往需要耗费大量资源,这严重阻碍了基于 RSS 定位技术的应用。

压缩感知理论(Compressive Sensing, CS)为解决这个问题提供了新的思路。压缩感知理论表明:对于一个在某变换域上具有稀疏性的信号,可用远低于奈奎斯特采样率的速率对其进行采样,并实现信号精确重构^[5]。而传感器网络中的目标定位问题具备天然的稀疏性,因此可以利用 CS 理论大幅减少基于 RSS 定位所需的采样值并实现精确定位。

近年来,基于 CS 的定位技术得到了快速发展^[6-13]。文献[6]将定位问题建模为分布式稀疏估计问题,利用压缩感知显著地降低传感器间的通信量。然而,该方法的研究对象主要是传感器的通信数据,与基于 RSS 的定位方法相比,其定位精度较低。此外,需要在每个传感器节点构造一个基矩阵,这将不可避免地引起测量误差,且产生了巨大的工作量。

文献[7]提出了一种新的基于 RSS 的多目标定位理论架构,且实现了较高的定位精度。此外,在后期处理中引入了质

到稿日期:2015-10-24 返修日期:2016-02-05 本文受国家自然科学基金项目(61571463,61371124,61272487,61472445,61201217)资助。

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; 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(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。

心算法,进一步提高了定位精确性。然而,该方法把每一个目标的位置信息表示成一个列向量,多个目标的位置则用一个稀疏矩阵表示,计算开销很大。为了降低压缩感知恢复算法的计算复杂度,文献[8]提出了一种预聚类方法。然而,实际中往往难以生成适当数量的簇,也很难选择一个有效的簇匹配算法[9]。

文献[10]提出了一种贪婪匹配追踪(Greedy Matching Pursuit, GMP)恢复算法,可用于定位目标并检测目标个数。该方法在重构稀疏向量中性能良好,而且不需要预先知道目标个数。文献[11]对 GMP 算法进行了改进,其迭代终止条件变更为噪声能量的幅值,但其计算采用的 RSS 衰减损耗模型在实际中不具有可靠性。文献[12]利用残差最优匹配方法对重构算法进行了改进,提出了根据重构结果判断定位是否成功的算法框架,其不足之处在于在存在噪声的情况下性能较差。

文献[13]提出了基于指纹库的室内定位方法,它通过测量接收信号强度值,并计算信号强度差值实现定位。此外,该文献还提出了两种新的算法,以减轻测量噪声的影响和降低恢复算法的计算开销。该方法实现了无线局域网中单一目标的高精度定位,但不适用于传感器网络的多目标定位,且构建指纹库也需要很大的工作量。

本文将目标位置表示为一个稀疏向量,构造基于接收信号强度的基矩阵,利用压缩感知实现多目标定位。通过设计合适的测量矩阵,规律、均匀地部署少量传感器节点来测量 RSS,再求解一个 ℓ_1 范数最优化问题,精确地重构出位置向量。与现有压缩感知定位中常用的随机测量矩阵相比,改进的测量方法在定位精确度和稳定性方面都有较大提升。

2 压缩感知理论

奈奎斯特采样定理表明,用两倍于信号带宽的采样速率对其进行采样,可以准确恢复出原信号。但在实际中处理宽带信号时,往往因巨大的计算量而难以实现。压缩感知理论表明,如果信号在某一确定的变换域下具有稀疏性,那么可以用远低于奈奎斯特采样率的速率对其进行采样,并准确恢复出原信号。

考虑一个有限长的离散信号 x ,它可以看作 R^N 空间中的一个 N 维向量。用 Ψ 表示 $R^{N \times N}$ 空间中的一个正交基。可将 x 在变换域 Ψ 下表示为: $x = \Psi\theta$, 其中 θ 是系数向量。若 θ 仅有 k 个非零元素的向量,且 $k \ll N$,那么就称信号 x 是在 Ψ 域中稀疏的或是可压缩的,即满足了压缩感知中稀疏性的前提条件。通过乘以一个 $M \times N$ 的测量矩阵 Φ ,可获得 x 的低维测量值:

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \theta \quad (1)$$

其中, y 是一个 M 维向量 ($k < M \ll N$)。压缩感知理论表明,如果矩阵 $\Phi\Psi$ 满足有限等距性质(Restricted Isometry Property, RIP)[14],且测量数 M 满足 $M = O(K \log(N/K))$,那么可通过求解以下 ℓ_1 范数最优化问题求得唯一解:

$$\hat{\theta} = \min \|\theta\|_{\ell_1} \quad \text{s. t. } y = \Phi\Psi\theta \quad (2)$$

这种算法称为基追踪法[15]。最后,对恢复的系数向量 $\hat{\theta}$,乘以基矩阵 Ψ 即可得到期望信号的估计,即 $\hat{x} = \Psi\hat{\theta}$ 。

3 基于压缩感知的定位模型

在无线传感器网络中,考虑这样一个定位问题: k 个位置未知的目标随机分布在某个区域内,把定位区域划分为 N 个网格并假设目标只能位于网格的中心。网格坐标已知,这样便可以通过判断目标位于哪个网格来实现定位。用一个 N 维稀疏向量 θ 表示目标位置信息,其中仅包含 k ($k \ll N$) 个非零元素,每个非零元素对应一个目标节点,其相应的序号代表了它所在的网格编号。

为了确定目标的位置,部署 M 个位置已知的传感器节点来测量接收信号强度。传统定位方法需要在每个网格部署一个传感器,这将需要部署大量的传感器节点并产生巨大的工作量,因而难以实现。通过引入压缩感知理论,仅需部署少量的传感器节点便可精确地恢复出位置向量 θ 。定位模型如图 1 所示。

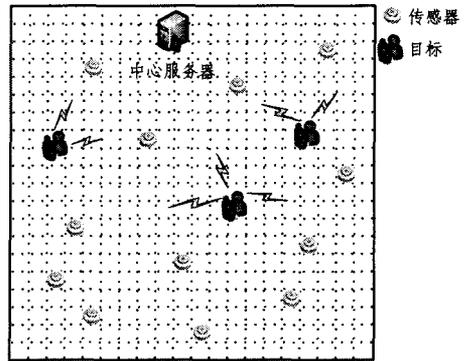


图 1 定位模型

用 N 维列向量 x 表示 N 个网格的接收信号强度。根据压缩感知理论,要找到一个合适的基矩阵来保证 x 可以被稀疏表示。用 $N \times N$ 矩阵 Ψ 表示基矩阵,其元素是由信号传播模型决定的。采用对数距离路径损耗模型模拟信号的传播,因而传感器节点的接收信号强度值可以近似为:

$$RSS(d) = P_t + K_e - 10\eta \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + X_s \quad (3)$$

其中, P_t 是目标的发送功率; d 是传感器到目标节点的欧氏距离; d_0 是参考距离,通常设为 1m; K_e 是一个由环境决定的常数; η 是路径损耗常数,反映了信号衰落的快慢程度; X_s 是服从均值为 0、方差为 σ^2 的高斯随机变量。通过令基矩阵 Ψ 的元素 $\psi_{i,j}$ 等于第 i 个格点处收到的来自第 j 个格点处信号源的接收信号强度,可以将 x 在 Ψ 中稀疏表示为:

$$x = \Psi\theta \quad (4)$$

对 N 个网格中的接收信号强度 x 乘以测量矩阵 Φ ,可以大幅度地减少所需部署的传感器数量。用 M 维列向量 y 表示 M 个传感器的测量值,可得:

$$y = \Phi x \quad (5)$$

其中 $M \times N$ 的矩阵 Φ 被称为测量矩阵。 Φ 的每行只有一个非零元素 1,用于指示传感器的位置。如果矩阵 Φ 的元素 $\phi_{i,j} = 1$,说明第 i 个传感器被部署在了第 j 个网格中。此外,测量矩阵 Φ 的每一列也最多只有一个非零元素 1,这是因为每一个网格内仅可以部署一个传感器。

通过恰当地部署 M 个传感器,可获得 M 维观测向量 y ,写成:

$$y = \Phi x + n = \Phi\Psi\theta + n \quad (6)$$

其中, n 是服从高斯分布的测量噪声。根据压缩感知理论, 通过求解一个使 l_1 范数最小的优化问题, 可以从观测向量 y 中精确地重构出位置向量 $\hat{\theta}$ 。在理想情况下, 它仅有 k 个非零元素, 它们的编号代表了 k 个目标的位置信息。然而, 如果传感器节点的部署数量不足或者分布不恰当, 恢复出的位置向量 $\hat{\theta}$ 可能并不是仅有 k 个非零元素, 这时取其最大的 k 个非零元素来指示目标位置。

概括地说, 我们的目标是从测量值 y 中估计出位置信息 θ , 即从 $\Phi\Psi\theta$ 中提取 θ , 所以关键在于矩阵 Φ 和 Ψ 的设计。通过分析可知, 基矩阵 Ψ 的元素取决于信号传播模型, 而信号传播模型是由外部环境所决定的, 所以针对某具体定位问题时, Ψ 是相对固定的。那么合理地设计测量矩阵 Φ 也就成了提高定位性能的主要途径。

4 测量矩阵设计

在压缩感知理论中, 往往选用高斯随机矩阵作为测量矩阵, 因为相关研究表明它能够与大多数正交基矩阵满足有限等距性质。然而, 它并不适用于定位问题, 因为定位问题要求测量矩阵每行仅有一个非零元素 1 来代表传感器的位置, 但高斯随机矩阵中每个元素均是高斯随机数。

在基于压缩感知的定位中, 常用方法是选择稀疏随机矩阵作为测量矩阵, 其通过如下方式建立: 每一行只有一个非零元素 1, 它的列号随机地从 1 至 N 中选取。这种设计方法相当于将传感器节点完全随机地部署在定位区域中。这是一种简单明了的处理方法, 但是, 该方法由于随机性太强导致在实际应用中难以保持稳定的定位性能。尤其是目标数量较少、定位所需部署的传感器节点也相对较少时, 传感器节点随机部署很难保证覆盖所有重要区域。此外, 随机部署传感器节点也会增加工作量, 因为在实际中, 传感器的位置信息是需要用其他方法去获取的。

通过对传感器的测量值分析, 可以发现测量值之间的差异越大, 定位效果就越好。因此, 在部署传感器节点时, 希望传感器节点之间的距离尽可能大, 并且在所定位目标的远处和近处都有传感器节点存在。然而, 在多目标定位中, 对于某个目标而言最优的部署方案并不一定适用于另一个目标。所以, 想要找到同时适合所有目标的传感器最优部署方案并不现实。

因此, 我们通过设计合适的测量矩阵, 寻求一种普适高效的传感器部署方案。首先在定位区域的边界上部署一些传感器节点, 以保证在定位目标尽可能远的地方存在传感器节点。之后把其他传感器均匀部署在定位区域内, 以保证传感器间平均距离相对较大。所有传感器的分布是对称的、等间距的, 因此我们的部署方案在定位随机目标时可以保持相对稳定的性能。此外, 在已知定位区域中进行均匀部署, 意味着传感器位置是可以推测得到的, 这也减少了为获取传感器位置信息而产生的额外工作量。

具体来说, 对于图 1 的定位模型 ($N=400$) 而言, 若使用 $M=9$ 个传感器节点, 则令测量矩阵 Φ 的第 1, 11, 20, 201, 211, 220, 381, 390, 400 列的不同行分别存在一个非零元素 1 (传感器分布见第 5 节图 3(a))。若使用 $M=16$ 个传感器节

点, 则令测量矩阵 Φ 的第 1, 7, 14, 20, 121, 127, 134, 140, 261, 267, 274, 280, 381, 387, 394, 400 列的不同行分别存在一个非零元素 1 (传感器分布见第 5 节图 4(a))。

5 仿真分析

对本文提出的压缩感知定位算法在 Matlab 中进行了仿真, 并对改进测量矩阵的性能进行了研究, 主要分为两部分: 首先验证在定位区域边界上部署传感器节点的重要性; 然后验证改进测量矩阵相较于传统随机测量矩阵, 在定位精度和稳定性方面的优越性。

在仿真中, 采用 IEEE 802.15.4 标准^[16]下定义的室内经验模型为传输信号模型, 则接收信号强度值近似为:

$$RSS(d) = \begin{cases} P_t - 40.2 - 20\log d, & d \leq 8 \\ P_t - 58.5 - 33\log d, & d > 8 \end{cases} \quad (7)$$

为模拟室内环境, 选择 $10\text{m} \times 10\text{m}$ 的定位区域, 并将其划分为 20×20 个网格。在区域中部署 M 个传感器来定位 k 个目标。目标节点随机地分布于未知的网格中, 而传感器节点则根据所设计的测量矩阵进行有规律的部署, 假设两者都在网格中心。

首先, 考虑两种不同的传感器节点部署方案, 以验证边界部署的重要性。方案一是采用完全随机部署, 方案二是将 4 个传感器节点等距离放于定位区域的边界处, 剩余传感器随机分布于区域中。将定位目标数量固定为 4 个, 通过改变传感器的数量来研究两种方案的定位效果。定位效果是通过定位误差反映的, 其计算方法是求 k 个目标节点的实际位置与估计位置的平均距离:

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

每次的定位误差都是 300 次独立重复实验的平均值。

图 2 体现了压缩感知定位技术的有效性, 随着传感器节点数量的增加, 两种方案中定位误差都迅速下降, 当传感器数量 $M=40$ 时, 误差接近于零。如图 2 所示, 在边界处部署了 4 个传感器节点的方案二相比传感器节点随机部署的方案一, 表现出了更好的性能, 从而验证了边界部署传感器节点的重要性。然而当传感器的数量超过 48 时, 这种部署方案的优势将不再明显, 这是因为大规模的随机部署以较高的概率保证了边界上传感器节点的存在。

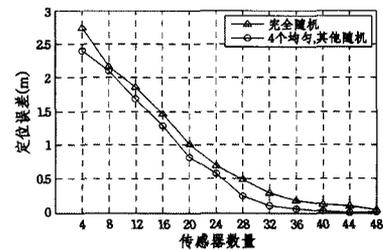
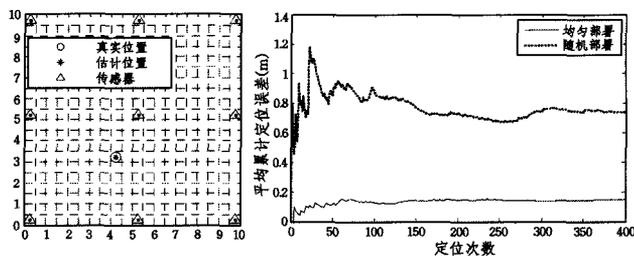


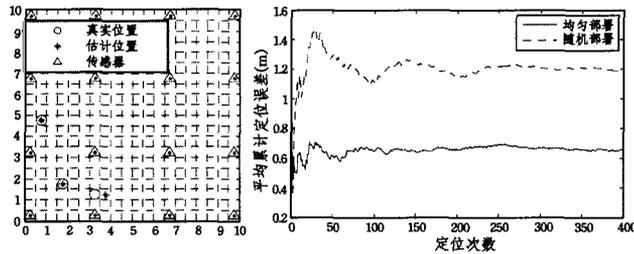
图 2 不同部署方案的定位误差比较

下面通过对比两种不同的部署方案, 来验证改进测量矩阵相较于传统随机测量矩阵的优越性。方案三根据所提出的改进测量矩阵, 先在边界处部署一部分传感器节点, 其余的则均匀部署在整个区域中, 如图 3(a)、图 4(a) 所示; 方案四是传统压缩感知定位中使用的随机部署。每种方案都独立执行了 400 次实验, 其定位性能是通过平均累计定位误差来反映的。



(a)均匀部署 (b)两种部署方案的比较

图3 定位效果图(目标 $k=1$, 传感器 $M=9$)



(a)均匀部署 (b)两种部署方案的比较

图4 定位效果图(目标 $k=3$, 传感器 $M=16$)

图3(a)和图4(a)展示了传感器均匀部署方案和目标位置的恢复情况,具体的定位性能由图3(b)、图4(b)反映,可从稳定性和有效性两个方面来分析。首先,如图3(b)所示,均匀部署定位误差在重复次数约为80时便开始收敛,而随机部署却在约160次后才开始收敛,图4(b)也反映了相同的结果。这说明均匀部署方案具有更快的误差收敛速度,也就是说具有更强的稳定性。另一方面,图3(b)显示均匀部署方案的定位误差收敛于0.15m左右,而随机部署却收敛于0.75m左右。图4(b)也再次验证了均匀部署在定位精度上的优势。这充分说明改进测量矩阵所指导的均匀部署具有更高的定位精度,也就是说具有更强的有效性。

结束语 本文研究了无线传感器网络中基于压缩感知的多目标定位方法。通过利用接收信号强度值构建基矩阵,信号的位置信息可被表示为一个稀疏向量,同时与传感器测量值具有线性约束关系。这样,位置向量便可以通过部署少量传感器节点测量RSS,再求解一个 ℓ_1 范数优化问题来实现精确重构。针对当前压缩感知定位常采用稀疏随机矩阵作为测量矩阵,在应用中难以保持稳定的定位性能,本文提出了一种改进测量矩阵,从而指导传感器节点进行有规律、均匀的部署。仿真结果表明改进测量矩阵所指导的均匀部署方案在定位精度和稳定性方面均有很大程度的提升。

参考文献

[1] He Shou-qian. Application of modern optimization techniques in wireless sensor networks[J]. *Computer Science*, 2014, 41(6A): 329-333(in Chinese)
何受倩. 现代优化技术在无线传感器网络中的应用[J]. *计算机科学*, 2014, 41(6A): 329-333

[2] 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

[3] 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

[4] Pivato P, Palopoli L, Petri D. Accuracy of RSS-Based Centroid Localization Algorithms in an Indoor Environment[J]. *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 2011, 60(10): 3451-3460

[5] Emmanuel J C, Michael B W. An introduction to compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21-30

[6] Cevher V, Duarte M F, Baraniuk R G. Distributed target localization via spatial sparsity[C]//EUSIPCO, 2008. Lausanne, Switzerland, 2008: 25-29

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

[8] Feng Chen, 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] Deng Jin-gang, Cui Qi-mei, Zhang Xue-fei, et al. Compressive Sensing Based Indoor Positioning with Denoising and Filtering in LF Space[C]//IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2012: 2477-2482

[14] Candes E J. Compressive sampling[J]. *Int. Congress of Mathematicians, Madrid, Spain*, 2006, 17(2): 1433-1452

[15] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic Decomposition by Basis Pursuit[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 1998, 20(1): 33-61

[16] IEEE standard online resource provided by IEEE 802. 15 WPAN [OL]. <http://www.ieee802.org/15/pub/TG4.html>