

文章编号: 2095-4980(2017)05-0769-05

基于贝叶斯压缩感知 UWB 单站定位方法

谢承尧, 王大鸣

(信息工程大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 脉冲超宽带(IR-UWB)能够在无线定位中取得较高的精确度, 但是存在ADC瓶颈问题, 利用压缩感知理论(CS)对信号压缩采样可以显著降低信号采样速率。本文将贝叶斯压缩感知应用于UWB单站定位, 接收节点利用L型天线阵列接收信号, 对信号压缩采样, 由贝叶斯压缩感知重构算法(BCS)还原信号并估计时延参数, 最后由定位算法解算位置信息。基于IEEE 802.15.4a信号模型的仿真结果表明, 该方法最低能以20%的奈奎斯特采样速率获得分米级的定位精确度。

关键词: 脉冲超宽带; 天线阵列; 贝叶斯压缩感知; 定位

中图分类号: TN971.1

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201705.0769

UWB single station localization based on Bayesian Compressive Sensing

XIE Chengyao, WANG Daming

(Information and Systems Engineering College, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450001, China)

Abstract: Impulse Radio-Ultra Wideband(IR-UWB) can achieve wireless localization in a higher accuracy, whereas there exists an ADC bottleneck problem. Using Compressive Sensing(CS), signal sampling rate can be significantly reduced. An algorithm based on Bayesian Compressive Sensing(BCS) is proposed with UWB single station for localization. The receiving nodes adopt L-shaped antenna array to sample the signal compressively; the signal could be reconstructed by using BCS algorithm, and the signal delay parameters are estimated. The location information can be solved by the localization algorithm. The simulation results using IEEE 802.15.4a signal model indicate that the proposed method can obtain the positioning accuracy of decimeter level at 20% of the Nyquist sampling rate.

Keywords: Impulse Radio-Ultra Wideband; antenna array; Bayesian Compressive Sensing; localization

超宽带通信具有高速率数据传输、低能耗、低成本、抗多径等优点^[1-6], 自其提出以来, 便得到学术界和工业界的广泛关注。UWB 脉冲宽度仅为纳秒级或亚纳秒级, 可以应用于高精度定位和复杂环境下定位, 因此, IEEE 802.15.4a 标准选择将 UWB 作为近场通信定位应用的技术方案。

UWB 通过发送一系列经过调制的极短(纳秒级别)脉冲进行通信, 接收端对信号采样时则需要高带宽的 ADC, 通常要达到 10 GHz 以上, 这会导致设备的复杂度和成本的增加, 即超宽带的 ADC 瓶颈问题。根据压缩感知理论^[7-8], 可以对稀疏信号以远低于奈奎斯特的速率进行采样, 然后通过重构算法精确恢复出原信号。

由于超宽带在时域上分辨力可达纳秒级别, 故基于超宽带的精确定位主要依据时延(Time Of Arrive, TOA)估计。文献[9]提出一种基于正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)重构算法的定位方法, 但该方法在低信噪比的情况下受噪声影响较大, 在低信噪比条件下误差较大。贝叶斯压缩感知算法^[10-11]在加性高斯白噪声条件下其算法鲁棒性更加优良; 文献[12]提出一种基于贝叶斯压缩感知的定位算法, 但该算法仅适用于直达径信号, 未将非直达径的信号(Non-Line-of-Sight, NLOS)的影响考虑进去。本文提出一种基于 BCS 重构信号, 并基于能量检测法分辨多径, 寻找最准时延, 并利用布朗最小二乘定位方法求解位置坐标。

1 基于 L 天线阵列的 UWB 单站定位方法

超宽带脉冲信号 $s(t)$ 从发射节点发出, 经多路多径衰落信道传播, 到达 UWB 接收节点的由 3 个天线组成的 L 型天线阵, 如图 1 所示。

收稿日期: 2016-08-26; 修回日期: 2017-10-05

理想情况下,忽略测量误差,信号会在各个天线产生不同的时延 τ_1, τ_2, τ_3 , 而相应的发射节点到天线的距离为 d_1, d_2, d_3 。设发射节点的坐标为 $(0,0)$, 天线的水平和垂直间距为 l , 天线 1 的坐标为 (x,y) , 天线 2 的坐标为 $(x,y+l)$, 天线 3 的坐标为 $(x+l,y)$, c 为电磁波在真空中的速度, $d_i=c\tau_i$, 则有

$$\begin{cases} x^2+y^2=d_1^2 \\ x^2+(y+l)^2=d_2^2 \\ (x+l)^2+y^2=d_3^2 \end{cases} \quad (1)$$

理想情况下,上述 3 个方程的解会交于同一个点,但由于测量和估计误差的存在,上述估计并不能完全交汇于一个点。本文采用最小二乘方法估计目标位置,将上述方程整理为矩阵形式:

$$A\theta = b \quad (2)$$

式中: $A = 2 \begin{bmatrix} 0 & l \\ l & 0 \end{bmatrix}$; $b = \begin{bmatrix} d_2^2 - d_1^2 - l^2 \\ d_3^2 - d_2^2 - l^2 \end{bmatrix}$; $\theta = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$ 。由其解 $\theta = (A^T A)^{-1} A^T b$ 可以得到位置坐标。

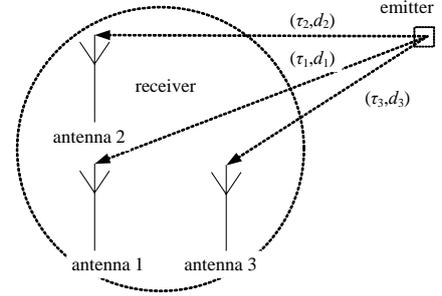


Fig.1 UWB single station localization
图 1 UWB 单站定位示意图

2 UWB 信号的压缩采样和重构

因为脉冲超宽带信号和多径信道是稀疏的,故可利用随机托普利兹矩阵作为观测矩阵,从而实现对 UWB 的压缩采样。根据贝叶斯压缩感知算法,计算出 UWB 的信道冲击响应,可以为信号接收提供准确的参数。IR-UWB 的信号传输、采样和重构过程如图 2 所示。

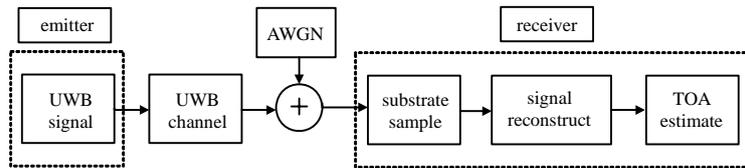


Fig.2 Sampling and reconstruction process for UWB signal
图 2 UWB 信号采样及重构流程

在 UWB 发射节点中,每个信元通过脉冲调制的 N_c 个重复短脉冲发送,发射信号可以表示为:

$$s(t) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} a_i p(t - iT_f - c_i T_c) \quad (3)$$

式中: $p(t)$ 为高斯脉冲的二阶导数; T_c 为脉冲宽度; T_f 为脉冲周期,且 $N_h T_c \ll T_f$, 其中 N_h 为序列的最大符号数; c_i 为伪随机时跳序列参数。

调制信号经稀疏多径信道传输,接收端接收到的信号可以表示为:

$$g(t) = s(t) \otimes h(t, \tau) + n(t) = \sum_{l=0}^{L-1} \alpha_l s(t - \tau_l) + n(t) \quad (4)$$

式中: \otimes 表示卷积,脉冲为高斯钟形脉冲的二阶导数; $n(t)$ 为均值为 0, 方差为 σ^2 的加性高斯白噪声; L 为多径数; τ_l, α_l 分别为第 l 路信号的传输时延和增益。若已知接收信号脉冲能量 E_x 和 E_x/N_0 , 可以求出相应噪声的导数。式(4)中,频域的信道冲击响应为:

$$h(t, \tau) = \sum_{l=0}^{L-1} \alpha_l \delta(t - \tau_l) \quad (5)$$

则压缩采样可以表示为:

$$g = D \downarrow (Sh + n) \quad (6)$$

式中: $D \downarrow$ 为低于奈奎斯特的压缩采样,采样因子为 N/M ; S 为发射信号矩阵; n 为均值为 0 方差为 σ^2 的加性高斯白噪声矩阵; h 为信道冲击响应矢量。

由于 S 和 h 是稀疏的,且 S 已知,则可以利用压缩感知理论来估计 h :

$$g = \Phi \Psi h + n = Ch + n \quad (7)$$

式中: $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 为测量矩阵, 满足有限等距性质(Restricted Isometry Property, RIP)准则, 并服从标准高斯分布; $\mathbf{C} \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 为随机托普利兹矩阵; $\Psi \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 为从接收信号产生的字典。

由贝叶斯压缩感知的重构算法, 信道的高斯似然模型为:

$$q(\mathbf{g} | \mathbf{h}, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-M/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{g} - \mathbf{C}\mathbf{h}\|^2\right) \quad (8)$$

此信号估计问题可以转化为可压缩条件下的线性恢复问题, 假定已知 \mathbf{C} 和 \mathbf{g} , 故只需估计 σ^2 和 \mathbf{h} , $\Gamma(\sigma^2|a,b)$ 为描述 σ^2 的伽玛先验函数, 所以 \mathbf{h} 的后验概率密度分布函数为:

$$q(\mathbf{h} | a, b) = \prod_{i=1}^N \int_0^{\infty} N(h_i | 0, r_i^{-1}) \Gamma(r_i | a, b) dr_i \quad (9)$$

式中 $r_i = \sigma_i^{-2}$, 由于信号是稀疏的, 求解此贝叶斯解的后验概率就是精确地在稀疏解中寻找 \mathbf{h} 。因而可以把上述求解过程视作高斯分布。对于给定的 r 和 σ^2 , 信道冲击响应的后验概率可以解析表述为多参量的高斯分布, 且均值和协方差为:

$$\mu = \sigma^{-2} \Sigma \mathbf{C}^T \mathbf{g} \quad (10)$$

$$\Sigma = (\mathbf{A} + \sigma^{-2} \mathbf{C}^T \mathbf{C})^{-1} \quad (11)$$

式中 $\mathbf{A} = \text{diag}(r_1, r_2, \dots, r_N)$, 对角元素是方差的倒数。本文中, 关联向量机的学习过程主要转换为搜索参数 r 和 σ^2 。故边缘似然密度函数为:

$$l(r, \sigma^{-2}) = \log p(\mathbf{g} | r, \sigma^{-2}) = \log \int p(\mathbf{g} | \mathbf{h}, \sigma^{-2}) p(\mathbf{h} | r) d\mathbf{h} = -\frac{1}{2} \left[\log |\mathbf{A}| + \mathbf{G}^T \mathbf{B}^{-1} \mathbf{G} + M \log 2\pi \right] \quad (12)$$

式中: $\mathbf{A} = \sigma^2 \mathbf{I} + \mathbf{C} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{C}^T$; $\mathbf{B} = \sigma^{-2} \mathbf{I} + \mathbf{C} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{C}^T$; \mathbf{G} 为压缩采样矩阵。然后通过期望最大化算法反复迭代

$$r_i^{\text{new}} = \frac{p_i}{\mu_i} \quad (13)$$

$$(\sigma^2)^{\text{new}} = \frac{\|\mathbf{g} - \mathbf{C}\mu\|}{M - \sum_i p_i} \quad (14)$$

式中: $p_i = 1 - r_i \Sigma_{ii}$; r_i^{new} 和 $(\sigma^2)^{\text{new}}$ 为 μ 和 Σ 的应变变量, 且 μ 和 Σ 是 r_i^{new} 和 $(\sigma^2)^{\text{new}}$ 的应变变量。通过对 r_i^{new} , $(\sigma^2)^{\text{new}}$, μ , Σ 的反复迭代, 可以完成满足收敛条件的信号重构。

3 多径环境下的 TOA 估计

一般情况下, 直达径信号是第 1 个到达接收节点的信号, 而且直达径信号的估计精确度将直接影响最后定位的精确度, 但在多径环境下, 信号是杂散的或被阻挡, 能量最强的信号并不一定是最先到达的信号, 因此本文采用文献[13]的 TOA 估计方法:

1) 设估计的时延初始值为 $\hat{\tau}_l = 0$;

2) 设置时间同步模糊度初始值 L_1, L_2 , $l \in [L_1, L_2]$, 信道能量比的最大值为 $\gamma(\hat{\tau}_l, l) = |\alpha_l|^2 / \left(\sum_{n=l-1}^{l-M} |\alpha_n|^2 / M \right)$,

分母为信道能量的均值;

3) 修改时延初始值 $\hat{\tau}_l$, 并使 $\hat{\tau}_l \in [0, T_p]$, T_p 为多径间隔, 重复上述的第 2 步, 当找到最大值即得到 $\hat{\tau}_l$, 故 TOA 估计为 $\tau_l = \hat{\tau}_l$;

这样, 当估计出 3 个天线上的时延 τ_1, τ_2, τ_3 , 就可利用式 $\boldsymbol{\theta} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b}$ 估计接收节点的位置坐标。

4 算法仿真分析

4.1 UWB 信号压缩采样和重构仿真

基于 IEEE 802.15.4a UWB 信道模型对上述算法进行仿真, 其中 UWB 信号参数如表 1 所示。

奈奎斯特采样频率为 $f_N=10$ GHz, 压缩采样频率为 $f_c=f_N(N/M)$, N/M 为压缩采样因子, 仿真中采样因子取 40%,30%,20%, 信噪比 $R_{SN}=10$ dB, 对单个 UWB 脉冲进行采样和重构, 结果如图 3 所示。

从仿真结果可以看出, 在采样率只有 20%, 也就是采样频率仅为 2 GHz 的情况下, 算法依然能够精确恢复出 UWB 信号。

表 1 UWB 信号仿真参数

Table1 UWB signal parameters of simulation				
T_d/ns	T_f/ns	PRF	$f/$ GHz	bandwidth/GHz
0.5	200	10	4	2

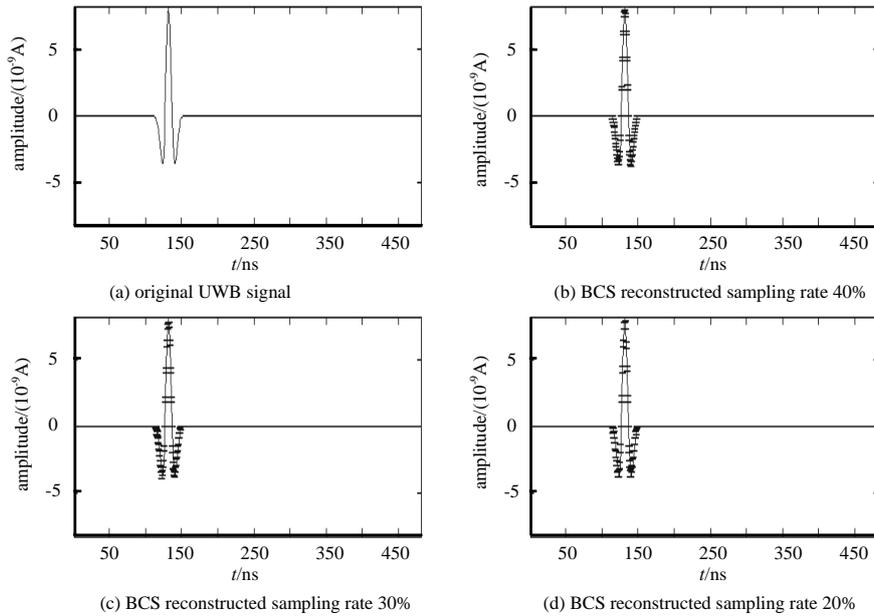


Fig.3 Comparison of reconstruction algorithm in different SNRs
图 3 不同采样率信号重构比较

4.2 基于贝叶斯压缩感知 TOA 估计仿真

UWB 发射节点取(0,0), 接收节点在 10 m×10 m 的随机位置, 接收天线成等腰直角分布, 间距 0.15 m, 采样率取 40%,30%,20%, 信噪比 SNR 取 0,10 dB,20 dB,30 dB,40 dB,50 dB, 并利用 OMP 算法作为对比算法, 经过 1 000 次蒙特卡罗实验, 时延估计的均方根误差如图 4 所示。

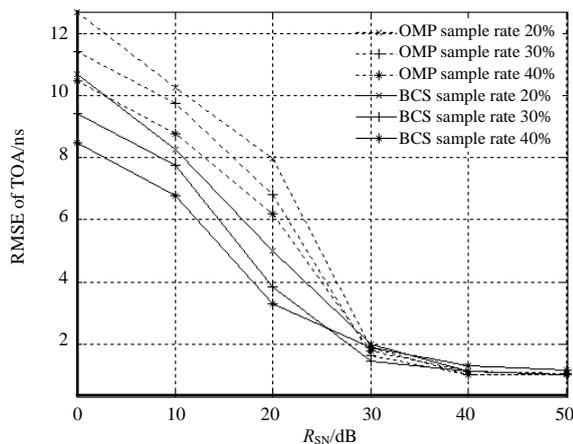


Fig.4 TOA estimation comparison of reconstruction algorithm in different SNRs
图 4 不同信噪比采样率算法的 TOA 估计 RMSE 比较

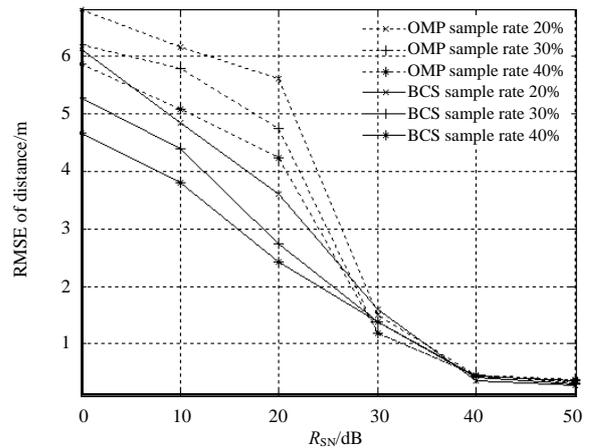


Fig.5 Localization estimation comparison of reconstruction algorithm in different SNRs
图 5 不同信噪比采样率算法的定位 RMSE 估计比较

从图中可以看出, TOA 估计的 RMSE 随着信噪比的增大而减小, 随采样率的增加而减小, 本文中的算法在低信噪比下较 OMP 算法估计效果更好, 且误差在纳秒级别。

4.3 基于贝叶斯压缩感知 UWB 单站定位方法仿真

在 4.2 的条件下对接收节点的位置坐标进行解算, 并求均方根误差, 仿真结果如图 5 所示。从图中可以看出, 位置估计的 RMSE 随着信噪比的增大而减小, 随采样率的增加而减小, 由于位置解算的精确度取决于 TOA 估计的精确度, 相应的, 本文算法在低信噪比条件下定位精确度较 OMP 对比算法好, 且误差最小可达分米级别。

5 结论

本文将贝叶斯压缩感知应用于 UWB 单站定位。UWB 信号的奈奎斯特采样频率在 10 GHz 以上, 使用压缩采样可以将超宽带信号采样频率降低到 GHz 级别, 大大降低了 ADC 的压力; 在 20% 采样频率下依然可以通过贝叶斯压缩感知重构算法很好地恢复出 UWB 信号。经大量仿真实验表明, 基于上述方法得到的 TOA 估计误差在纳秒级别, 位置误差最低可达分米级别。且本方法使用了 L 型天线阵列, 仅需一个 UWB 接收节点即可完成定位, 是一种可以深入研究的方法。

参考文献:

- [1] SILVA B J,HANCKE G P. IR-UWB based non-line of sight identification in harsh environments:principles and challenges[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2016,12(3):1188-1195.
- [2] SILVA B,HANCKE G P. Practical challenges of IR-UWB based ranging in harsh industrial environments[C]// 2015 IEEE 13th International Conference on Industrial Informatics(INDIN). Cambridge,UK:IEEE, 2015:618-623.
- [3] FERNANDES J R,WENTZLOFF D. Recent advances in IR-UWB transceivers:an overview[C]// Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Paris,France:IEEE, 2010:3284-3287.
- [4] LAMPE L,WITRISAL K. Challenges and recent advances in IR-UWB system design[C]// Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Paris,France:IEEE, 2010:3288-3291.
- [5] TAPONETTO L,D'AMICO A A,MENGALI U. Joint TOA and AOA estimation for UWB localization applications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011,10(7):2207-2217.
- [6] 林长星,张健,邵贝贝. 高速无线通信技术研究综述[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2012,10(4):383-389. (LIN Changxing,ZHANG Jian,SHAO Beibei. Survey of research on high speed wireless communication technology[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2012,10(4):383-389.)
- [7] CANDÈS E J. Compressive sampling[J]. Mar. 2006,17(2):1433-1452.
- [8] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006,52(4):1289-1306.
- [9] CARLIN M,ROCCA P,OLIVERI G,et al. Directions-of-arrival estimation through Bayesian compressive sensing strategies[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2013,61(7):3828-3838.
- [10] POLI L,OLIVERI G,ROCCA P,et al. Bayesian compressive sensing approaches for the reconstruction of two-dimensional sparse scatterers under TE illuminations[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013,51(5):2920-2936.
- [11] BILGIC B,GOYAL V K,ADALSTEINSSON E. Multi-contrast reconstruction with Bayesian compressed sensing[J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2011,66(6):1601-1615.
- [12] WANG D,ZHOU Y,WEI Y. A Bayesian compressed sensing approach to robust object localization in wireless sensor networks[C]// 2014 IEEE International Conference on Mobile Services. Anchorage,AK,USA:IEEE, 2014:24-30.
- [13] XIAO Z,WANG Y C,TIAN B,et al. Development and prospect of ultra-wideband localization research and application[J]. Dianzi Xuebao(Acta Electronica Sinica), 2011,39(1):133-141.

作者简介:



谢承尧(1987-), 男, 河南省信阳市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为超宽带定位、压缩感知.email:massyao@126.com.

王大鸣(1971-), 男, 辽宁省大连市人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为无线通信与定位。