

特征字典与自适应联合的 BCS-UWB 信道估计

王玲玲, 齐丽娜

(南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003)

摘要:超宽带作为一种高速无线通信技术,具有很多优势,但是其过高的带宽造成采样困难的问题。考虑到超宽带信号和信道固有的稀疏性且信道稀疏性未知,贝叶斯压缩感知提供了一种低速采样方法,将信道估计问题转化为压缩感知理论中的重构问题。压缩感知理论的关键在于信号的稀疏表示与观测矩阵的设计。目前常用的单位矩阵字典和多径字典并没有使信号具有最大的稀疏度,重构所需要的观测数目较大;并且常用的随机观测矩阵与稀疏表示字典相关度较高,算法必须在降维比较高时才能达到重构要求,采样速率依然较高。针对上述问题,文中提出使用特征字典表示稀疏信号,并使用贝叶斯压缩感知理论中的自适应观测矩阵设计方法进行信道估计。通过将二者结合,特征字典使信号具有最大的稀疏度,自适应观测可以用较少的观测值进一步提高重构算法的精度,达到进一步降低采样速率的目的。仿真结果表明,使用特征字典与自适应观测矩阵联合的贝叶斯压缩感知进行超宽带信道估计可进一步降低采样速率,并具有更好的性能。

关键词:超宽带;压缩感知;信道估计;特征字典;自适应观测矩阵

中图分类号:TN911.1

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)12-0195-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.12.044

Ultra-wideband Channel Estimation Based on Bayesian Compressive Sensing of Eigen-based Dictionary and Adaptive Joint

WANG Ling-ling, QI Li-na

(College of Telecommunications & Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: Ultra-WideBand (UWB), as a wireless communication technology of high speed, has many advantages. However, it's difficult to sample due to its ultra-wideband. Considering the inherent sparsity of UWB signal and channel and the unknown sparsity of channel, Bayesian Compressive Sensing (BCS) provides a method of sampling with low rate, which converts channel estimation into signal reconstruction. In CS, the crucial issue is to find the representation of the target signal and the measurement matrix. At present, the usual-used identify matrix and multipath dictionary can't provide the sparsest representation. It still requires a large number of measurements to reconstruct the original signal. What's more, the measurement matrix is highly correlative with the dictionary, leading to a large number of measurements for signal reconstruction. The sampling rate is still very high. To solve the above problem, propose an eigen-based dictionary and adaptive measurement matrix for UWB channel estimation in this paper. Eigen-based dictionary enables the sparsest representation and adaptive measurement matrix can improve the reconstruction accuracy with fewer measurements, which realizes the lower sampling rate. The simulation result shows that combining the eigen-based dictionary and adaptive measurement matrix in BCS for UWB channel estimation can provide better performance with lower sampling rate.

Key words: ultra-wideband; compressive sensing; channel estimation; eigen-based dictionary; adaptive measurement matrix

0 引言

超宽带(Ultra-WideBand, UWB)通信是无线通信领域的一项突破性的技术,和传统的无线通信系统相比,具有很多优点,如数据速率高、低成本、低功耗、抗

干扰能力强等^[1]。然而,由于超宽带信号所占的带宽极宽,如果严格按照奈奎斯特采样定理,需要极高的采样频率对UWB信号进行采样,目前的模数转换器难以实现^[2]。

收稿日期:2015-03-31

修回日期:2015-07-01

网络出版时间:2015-11-19

基金项目:国家“973”重点基础研究发展计划项目(2013CB329005);国家自然科学基金资助项目(61471201)

作者简介:王玲玲(1989-),女,硕士研究生,研究方向为认知无线电、宽带频谱通信技术;齐丽娜,副教授,研究方向为认知无线网络中频谱资源相关理论、宽带无线通信技术。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20151119.1113.078.html>

近年来所形成的压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 是一种新颖的获取并重构稀疏信号的理论框架, 这种稀疏信号在某域内满足稀疏性或可压缩性^[3], 压缩感知理论能够以欠奈奎斯特采样速率直接完成对稀疏信号或可压缩信号的模拟信息转换。通常, 脉冲无线电 (Impulse Radio UWB, IR-UWB) 系统的实现依赖于无线脉冲的发送和接收, 这种脉冲的持续时间都在纳秒数量级^[4], 而且, 在典型的住宅环境下, 多径的数目非常大 (大于 1 000), 但在视距环境下, 平均仅 70 条路径就能捕获 85% 的信号能量^[5]。显然, UWB 信号和 UWB 信道都满足稀疏性, 因此, 对于实现 UWB 信号的低速采样来说, CS 理论被视为是具有很好应用前景的一项技术, CS 理论与 UWB 技术的结合成为无线通信领域的一个热点话题^[6-7]。

CS 理论中, 关键问题就是找到目标信号的稀疏表示字典, 使目标信号具有最大的稀疏度。一般条件下, CS 理论中重构稀疏信号所需要的测量数目 (采样速率) 和目标信号的稀疏度成正比^[8]。现有文献主要是基于线性时不变 UWB 脉冲或子带滤波来构建稀疏表示字典的^[3,8], 但是这些字典的性能并不理想。针对这一问题, 文中提出使用特征字典用于压缩感知 UWB 信道估计, 在多径信道的输出端接收到的 UWB 信号是多维的, 信号的能量主要集中在前几个特征函数上, 这些特征函数对应于最大的几个特征值^[9]。这一理论说明特征字典用于表示 UWB 信号, 能够有效地提高 UWB 信号的稀疏度, 从而进一步降低了采样速率^[10]。另外, 用 CS 重构算法重构信号的性能与信号的降维比密切相关, 如果降维比太低, 随机采样所得到的观测值不能完全包含重构原始信号所需要的重要信息, 影响信号的重构精度, 但如果信号的降维比太高, 对于 UWB 信号而言, 采样速率就不能真正降低, 硬件的实现难度依然很高。

为了解决这一问题, 文中提出使用贝叶斯压缩感知理论中的自适应观测矩阵设计方案^[11]进行 UWB 信道估计^[12], 并将特征字典和自适应观测矩阵结合用于贝叶斯压缩感知 UWB 信道估计, 在低采样速率下估计误差逐步的下降, 最终完成 UWB 信道估计的任务。仿真结果表明, 该方法与现存的压缩感知 UWB 信道估计重构算法相比, 能够以更低的采样速率, 在降维比较低条件下, 估计效果更好, 真正意义上实现了降低采样速率的目的。

1 超宽带压缩感知信道估计的系统模型

1.1 UWB 信号模型

在端对端的 UWB 通信系统中, 通过发射超短脉冲来表示二进制信息符号, 在一个符号间隔 T_s 内, 发

射 N_f 个超短脉冲, 发射信号表示为:

$$s(t) = \sum_k b_k \sum_{j=0}^{N_f-1} p(t - jT_f - kT_s) \quad (1)$$

其中, b_k 为二进制信息符号, $b_k \in \{-1, 1\}$; $p(t)$ 是 UWB 信号的脉冲波形; T_f 是一帧的宽度, 也就是连续两个脉冲之间的间隔, $T_f = T_s/N_f$ 。

UWB 信道模型通过式 (2) 给出:

$$h(t) = \sum_{l=0}^{L-1} h_l \delta(t - \tau_l) \quad (2)$$

其中, $\delta(\bullet)$ 是单位脉冲函数; τ_l 和 h_l 分别是第 l 条路径的时延和衰减; L 是传播路径的数目。

假设没有码间干扰, 在信道输出端接收到的第 k 个符号为:

$$r(t) = b_k \sum_{j=0}^{N_f-1} \sum_{l=0}^{L-1} h_l p(t - jT_f - kT_s - \tau_l) + n(t) = b_k \sum_{j=0}^{N_f-1} g(t - jT_f - kT_s) + n(t) \quad (3)$$

其中, $n(t)$ 是均值为 0 的加性高斯白噪声; $g(t)$ 是多径脉冲混合信道。

$$g(t) = p(t) * h(t) = \sum_{l=0}^{L-1} h_l p(t - \tau_l) \quad (4)$$

1.2 UWB 压缩感知理论

CS 提供了重构稀疏信号的理论框架, 它能从很少的测量中重构稀疏信号, 所需测量数目远远小于传统方法^[11]。CS 理论指出, 一个稀疏信号可以通过非线性重构算法从随机线性映射中高概率的重构^[11]。对重构 $N \times 1$ 信号矢量的问题, 假设 K 稀疏信号 \vec{x} 的稀疏表示基为 $\Psi = [\vec{\psi}_1, \vec{\psi}_2, \dots, \vec{\psi}_N]$, K 远远小于 N 。即

$$\vec{x} = \sum_{n=0}^{N-1} \vec{\psi}_n \theta_n = \sum_{i=1}^K \vec{\psi}_{n_i} \theta_{n_i} \quad (5)$$

其中, \vec{x} 是 Ψ 中 K 个列向量的线性组合; $\{n_i\}$ 是这些组合矢量的下标; $\{\theta_{n_i}\}$ 为对应的系数。

可以把式 (5) 写成矩阵的形式:

$$\vec{x} = \Psi \vec{\theta} \quad (6)$$

其中, $\vec{\theta} = [\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_{N-1}]^T$ 。

在 CS 理论中, \vec{x} 可以由 M ($M \ll N$) 个测量成功重构, 测量矢量 \vec{y} 通过将 \vec{x} 映射到测量矩阵 Φ 获得, Φ 为 $M \times N$ 维的矩阵, 并且和 Ψ 不相关。即 $\vec{y} = \Phi \vec{x} = \Phi \Psi \vec{\theta}$ 。重构信号的问题成为 l_1 泛数最小化的问题:

$$\vec{\theta} = \operatorname{argmin} \|\vec{\theta}\|_1 \quad \vec{y} = \Phi \Psi \vec{\theta} \quad (7)$$

这个问题可以通过线性规划技术来解决, 如 BP 算法、MP 算法、OMP 算法、BCS 算法、自适应 BCS 算法等。

重构信号所需要的先验知识就是 \vec{x} 在一些参数化

的波形字典(称为原子)下是稀疏的,如傅里叶基、小波基等或是它们的组合^[13]。一般而言,目标信号的结构给出了字典的定义^[14],重构信号用随机观测矩阵对接收信号进行降维处理。

UWB 通信系统的系统结构图如图 1 所示。

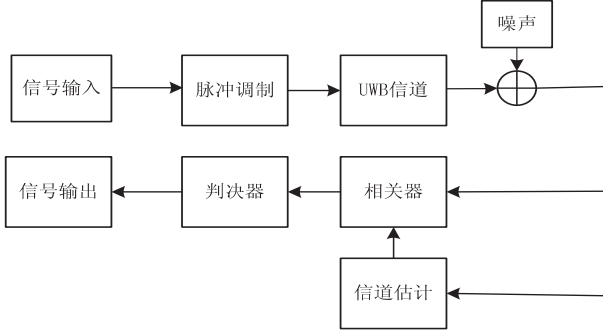


图 1 超宽带系统结构图

图中,信道估计模块是关键的一部分。根据公式(3), $g(t)$ 可以作为相关器的相关模板,使积分网络进行相关解调,并以帧速率进行采样。但是,需要用某些算法来估计 $g(t)$, 文献[8]首先提出将 CS 用于 UWB 信道估计,通过合理地利用稀疏表示字典和压缩测量矩阵,信道估计的问题用数学公式表示为:

$$\hat{\mathbf{g}} = \min \|\hat{\mathbf{g}}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \hat{\mathbf{y}} = \Phi \Psi \hat{\mathbf{g}} \quad (8)$$

其中, $\hat{\mathbf{g}}$ 是多径脉冲复合信道 $\hat{g}(t)$ 的离散表示; $\hat{\mathbf{g}}$ 是 $g(t)$ 的离散表示。

若 $\hat{g}(t)$ 用作相关器的模板,符号判决可以如下进行。由于每个符号由 N_f 个帧组成,第 k 个符号的判决数据通过将相关器输出端的 N_f 个采样值相加得到,即

$$z_k = \sum_{j=0}^{N_f-1} \int_{jT_f+kT_s}^{(j+1)T_f+kT_s} r(t) \hat{g}(t - jT_f - kT_s) dt \quad (9)$$

此积分项完成了接收到的 UWB 信号和估计模板之间的相关操作,并根据公式(9)中的数据进行符号检测^[15]。

2 基于特征字典与自适应观测矩阵联合的贝叶斯压缩感知超宽带信道估计

2.1 特征字典

用 CS 理论进行信道估计的性能和复杂度依赖于所使用的稀疏表示字典。在 CS 理论中,稀疏表示字典表示的目标信号越稀疏越好,这是因为测量数目(采样速率)和重构算法的复杂度可以显著减小,即对于给定的采样速率,重构性能显著提高。文献[9]中提出了两种字典:一种是基于时域稀疏的,通过单位矩阵来构建;另一种是基于多径分集的,通过参数化的脉冲波形的集合来构建, $\Psi = [\vec{\psi}_1, \vec{\psi}_2, \dots]$ 。其中, $\vec{\psi}_j$ 对应于 $p(t - j\Delta)$, $j = 0, 1, 2, \dots, p(t)$ 表示发送的脉冲

波形, Δ 为时延参数。设 $p(t)$ 的离散表示为 $\vec{p} = [p(0), p(1), \dots, p(L-1)]^T$ (L 表示 \vec{p} 的长度),那么 $\vec{\psi}_j = [\underbrace{0, \dots, 0}_j, p(0), p(1), \dots, p(L-1), \underbrace{0, \dots, 0}_{N-j\Delta-L}]^T$ (N 为 \vec{g} 的长度),文献[9]中仿真结果显示这些字典的重构误差仍然较高。

为了使目标信号具有更高的稀疏度,以便降低采样速率,文中使用基于特征向量的字典(特征字典)。由于脉冲超宽带的时变特性,在多径信道输出端接收到的 UWB 信号本质上是一随机信号,并且信号能量主要集中在前几个较大的特征值对应的特征函数上,前人研究已表明,接收到的脉冲 UWB 信号可以视为均值为 0、协方差函数为 $R_g(t, \tau)$ 的相关高斯随机过程^[9]。假设 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots$ 和 $u_1(t), u_2(t), \dots$ 分别表示 Fredholm 积分算子的特征值和相应的特征函数,有:

$$\int R_g(t - \tau) u_j(\tau) d\tau = \lambda_j u_j(t) \quad (10)$$

$\{u_j(t), j = 1, 2, \dots, N\}$ 形成一组完备正交基函数集,满足条件:

$$\int u_i(t) u_j(t) dt = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ 1, & i = j \end{cases} \quad (11)$$

使得可以将 $g(t)$ 表示成:

$$g(t) = \sum_{j=1}^N \omega_j u_j(t) \quad (12)$$

随机映射系数 $\{\omega_j\}$ 相互独立,且服从高斯分布 $\omega_j \sim N(0, \lambda_j)$ ^[10]。因此, $\{u_1(t), u_2(t), \dots, u_N(t)\}$ 形成了脉冲超宽带信号的一组正交基。 $\lambda_j, j = 1, 2, \dots, N$ 为统计意义上脉冲超宽带接收信号落在特征向量 $u_j(t)$ 上的能量。很明显,用前几个特征函数可以实现 $g(t)$ 的近似,这就意味着 $\{u_1(t), u_2(t), \dots, u_N(t)\}$ 提供了 $g(t)$ 的稀疏表示。由此意识到,与最大的几个特征值对应的特征函数可以用来构建稀疏表示字典,用于 UWB 压缩感知信道估计。

2.2 特征字典与自适应观测矩阵联合的贝叶斯压缩感知超宽带信道估计

根据 2.1 节,可以得到 $\vec{g} = \Psi \vec{\omega}$ 。其中, Ψ 是特征字典,由 \vec{g} 的相关矩阵的特征向量组成; $\vec{\omega} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N]^T$ 是 \vec{g} 在 Ψ 下的扩展矢量,是 N 维的稀疏向量,具有更高的稀疏度; \vec{g} 可以由特征字典 Ψ 稀疏表示。在特征字典的表示下,可以获得 CS 测量。

$$\vec{y} = \Phi(\vec{g} + \vec{n}) = \Phi \Psi \vec{\omega} + \vec{n} = \Theta \vec{\omega} + \vec{n} \quad (13)$$

其中, Φ 为 $M \times N$ 的随机矩阵; $\Theta = \Phi \Psi$; \vec{n} 的各元素为高斯变量。

对于 CS 测量值 $\vec{y} = \vec{\Theta}\vec{\omega} + \vec{n}$, 标准 BCS (Bayesian CS) 假设 $\vec{\omega}$ 是服从均值为 0 的高斯先验稀疏分布, 该分部依赖于未知超参数集 $\vec{a} = \{\alpha_i\}^{[11]}$, 即:

$$p(\vec{\omega} | \vec{\alpha}) = \prod_{i=1}^N p(\omega_i | \alpha_i) = \prod_{i=1}^N N(0, \alpha_i^{-1}) \quad (14)$$

其中, $\alpha_i = \frac{1}{\sigma_i^2}$ 为 ω_i 的方差的倒数; \vec{y} 的概率分布为:

$$p(\vec{y} | \vec{\omega}) = (2\pi\sigma_0^2)^{-N/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_0^2} \|\vec{y} - \vec{\Theta}\vec{\omega}\|_2^2\right) \quad (15)$$

其中, σ_0^2 为噪声 \vec{n} 的方差。

结合式 (14) 和式 (15), 可以得到 $\vec{\omega}$ 的后验概率分布为高斯分布, 其均值和方差分别为:

$$\begin{aligned} \vec{\mu} &= \alpha_0 \vec{\Sigma} \vec{\Theta} \vec{y} \\ \vec{\Sigma} &= (\alpha_0 \vec{\Theta}^T \vec{\Theta} + \mathbf{A})^{-1} \end{aligned} \quad (16)$$

其中, $\alpha_0 = \frac{1}{\sigma_0^2}$; $\mathbf{A} = \text{diag}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)$ 。

只要知道了超参数 $\{\alpha_0, \vec{\alpha}\}$, 式 (9) 中的后验均值 $\vec{\mu}$ 即可作为 $\vec{\omega}$ 的估计 $\vec{\omega} = \vec{\mu}$, 进而获得 $\vec{g} = \vec{\Psi}\vec{\omega}$ 。所以 BCS 需要估计超参数 $\vec{\alpha}_t = \{\alpha_0, \vec{\alpha}\}$, 这一过程可以通过最大化 $\vec{\alpha}_t$ 的边缘似然函数来实现^[11]:

$$L(\alpha_0, \vec{\alpha}) = -\frac{1}{2} [\log |\mathbf{C}| + \vec{y}^T \mathbf{C}^{-1} \vec{y}] \quad (17)$$

其中, $\mathbf{C} = \sigma_0^2 \mathbf{I} + \vec{\Theta} \mathbf{A}^{-1} \vec{\Theta}^T$, 使用 II-型 ML 算法, 对式 (17) 中的超参数求偏导得到如下的迭代更新:

$$\begin{aligned} \alpha_0^{\text{new}} &= \frac{M - \sum_{i=1}^N \gamma_i}{\|\vec{y} - \vec{\Theta}\vec{\mu}\|} \\ \alpha_i^{\text{new}} &= \frac{\gamma_i}{\mu_i^2}, i \in \{1, 2, \dots, N\} \end{aligned} \quad (18)$$

其中, M 是 \vec{y} 的长度; μ_i 是 $\vec{\mu}$ 的第 i 个元素; $\gamma_i = 1 - \alpha_i \Sigma_{ii}$, Σ_{ii} 是 $\vec{\Sigma}$ 的第 i 个对角线元素。

由式 (18) 可知, α_i, α_0 是 $\vec{\mu}, \vec{\Sigma}$ 的函数, 而由式 (16) 可知, $\vec{\mu}, \vec{\Sigma}$ 又是 α_i, α_0 的函数。因此, 对 α_i, α_0 或 $\vec{\mu}, \vec{\Sigma}$ 求解的过程实际是一个不断循环迭代的过程, 这样可以设定一个迭代终止条件, 使 α_i, α_0 经过不断的循环迭代达到收敛, 最后由式 (16) 得到 $\vec{\omega}$ 的估计值 $\vec{\omega} = \vec{\mu}$, 并以 $\vec{\Sigma}$ 作为估计精度的误差栏, 用作衡量重构精度的一个标准。

传统的 CS 重构算法中, 观测矩阵 $\vec{\Phi} =$

$[\vec{r}_1, \vec{r}_2, \dots, \vec{r}_M]^T$ 无法做到自适应, 信号的重构依赖于欠采样得到的观测值 and 使用的观测矩阵, 因此重构性能在很大程度上受到采样数目的影响。若采样数目过少, 则影响重构效果, 过高又不能真正意义上降低采样速率。但 BCS 可以通过计算误差栏, 自适应地调整 \vec{r}_m , 即实现对观测矩阵的自适应设计以提高 $\vec{\omega}$ 的可信度。此外, 误差栏还可以用来决定需要多少观测值进行可靠的 BCS 重构, 即当可信度变化微小时, 就可以认为只是在重构噪声部分了, 此时自适应感知可以停止了。

BCS 中引入微分熵来衡量重构值的可信度, 微分熵越小, $\vec{\omega}$ 的不确定度越小, 可信度越大, 增加新的观测向量是为了在现有观测值和观测矩阵的基础上进一步减小重构值的微分熵。根据 $\vec{g} = \vec{\Psi}\vec{\omega}$, \vec{g} 也服从高斯分布, 其均值向量和协方差矩阵分别为 $E(\vec{g}) = \vec{\Psi}\vec{\mu}$, $\text{Cov}(\vec{g}) = \vec{\Psi}\vec{\Sigma}\vec{\Psi}^T$, 则 \vec{g} 的微分熵为:

$$\begin{aligned} h(\vec{g}) &= -\int p(\vec{g}) \log p(\vec{g}) d\vec{g} = \\ &= \frac{1}{2} \log |\vec{\Psi}\vec{\Sigma}\vec{\Psi}^T| + \text{const} = \frac{1}{2} \log |\vec{\Sigma}| + \text{const} = \\ &= -\frac{1}{2} \log |\mathbf{A} + \alpha_0 \vec{\Theta}^T \vec{\Theta}| + \text{const} \end{aligned} \quad (19)$$

其中, const 是与 $\vec{\Theta}$ 独立的常数。

设 \vec{r}_{m+1} 为 $\vec{\Theta}$ 中新增的第 $m+1$ 行, $h_{\text{new}}(\vec{g})$ 为观测矩阵更新后的 \vec{g} 的微分熵, 则

$$h_{\text{new}}(\vec{g}) = h(\vec{g}) - \frac{1}{2} \log(1 + \alpha_0 \vec{r}_{m+1}^T \vec{\Sigma} \vec{r}_{m+1}) \quad (20)$$

其中, α_0 和 $\vec{\Sigma}$ 是基于原来的 M 行的观测矩阵得到的。

为了使 $h_{\text{new}}(\vec{g})$ 最小, 即使 $\vec{r}_{m+1}^T \vec{\Sigma} \vec{r}_{m+1}$ 最大, 由于 $\vec{r}_{m+1}^T \vec{\Sigma} \vec{r}_{m+1} = \vec{r}_{m+1}^T \text{Cov}(\vec{\omega}) \vec{r}_{m+1} = \text{Var}(y_{m+1})$, 所以要选取 \vec{r}_{m+1} 使 y_{m+1} 的方差最大, 即新增的观测向量要使新增观测值的不确定度增加。实际应用中, 一般取协方差矩阵 $\vec{\Sigma}$ 的最大特征值所对应的特征向量作为新增的观测向量。

由以上操作, 可以设定要增加的观测向量的个数, 在每次迭代中算出一个新增向量 \vec{r}_{m+1} , 把它扩充进原有观测矩阵中, 得到新的 $\vec{\Theta}$, 同时算出重构的 $\vec{\omega}$ 在 \vec{r}_{m+1} 上的观测值 $y_{m+1} = \vec{r}_{m+1}^T \vec{\omega}$, 并把它扩充进 \vec{y} 中, 由新的 $\vec{\Theta}$ 和 \vec{y} 算出新的重构值, 依此逐步减小问题 \vec{g} 的微分熵, 提高重构信号的可信度。

在信道估计的整个过程中, 使用特征字典, 使信号

具有最大的稀疏度,大大降低了采样速率和重构算法的复杂度,同时使用自适应观测矩阵,来自适应调整观测数目,用尽可能少的观测值,即尽可能低的采样速率,进一步提高重构算法的精度。通过将特征字典和自适应观测矩阵联合,在进一步降低采样速率的同时提高了重构信号的精度。

3 实验仿真

文中仿真的基本参数设置如下:UWB 发送脉冲 $p(t)$ 选取高斯二阶脉冲,脉冲持续时间为 0.5 ns,波形因子设为 0.25 ns,并将脉冲能量归一化。 T_s 为 10 ns, N_f 取值为 5,发送全 1 的符号作为导频信号,信号平均能量为 -30 dBm。仿真所用信道为 IEEE 802.15.4a 工作组提交的信道模型—CM1 模型。

图 2 给出了使用不同的字典的重构效果。在信噪比为 20 dB 的条件下,使用多径字典进行 BCS 重构时,观测数目为 200,即降维比为 0.2,而使用特征字典进行 BCS 重构时,观测数目为 5。

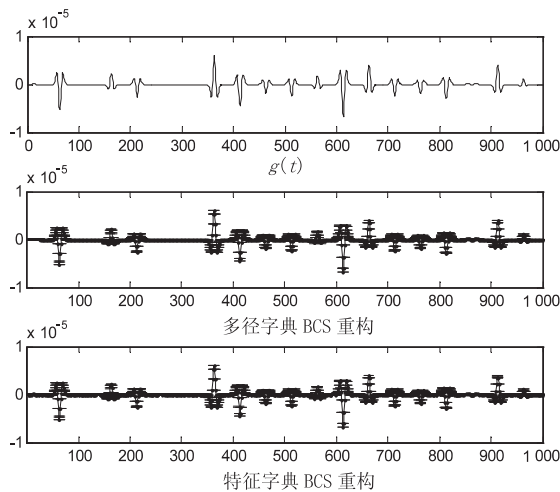


图 2 不同字典的重构效果图

由图 2 可以看出,用两种方法进行信道估计都有较好的估计效果,但使用特征字典所需要观测的数目大大减小,从而可以进一步地降低采样速率。

对于持续时间为 0.5 ns 的发送脉冲,如果按奈奎斯特采样定理,需要 4 GHz 的采样速率,而使用 BCS 的压缩处理,可以将采样速率降到 GHz 以下,并且使用特征字典相比于多径字典具有更低的采样速率,目前的硬件技术更容易实现。

图 3 给出了使用不同稀疏表示字典和观测矩阵时的估计误差。在信噪比为 20 dB 的条件下,用多径字典和特征字典时的初始观测值分别为 100 和 5,根据已有的观测值,再利用自适应观测矩阵产生新的观测值,最终得到信道估计的结果。使用归一化误差 $\| \hat{g} - g \|_2 / \| g \|_2$ 作为衡量标准。

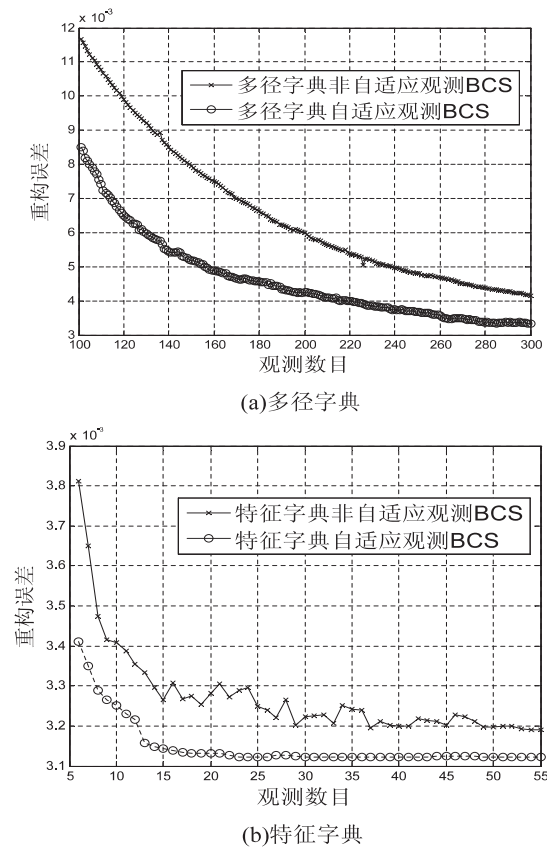


图 3 使用不同字典的信道估计误差的比较图

由图 3 可以看出,使用特征字典比使用多径字典可以用更少数目的观测值得到更好的重构效果,并且使用自适应观测矩阵比使用非自适应观测矩阵所得到的误差性能更好。

图 4 给出了在不同信噪比条件下的估计误差。

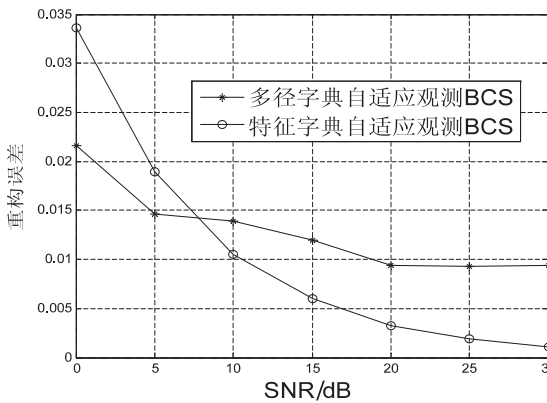


图 4 使用不同矩阵的信道估计误差比较图

从图中可以看出,在信噪比较低时,基于特征字典与自适应观测矩阵联合的 BCS 信道估计性能并没有基于多径字典的自适应 BCS 的估计性能好,但是当信噪比较高时,该方法能够以更低的采样速率得到更好的估计效果。

4 结束语

文中针对目前应用于 UWB 信道估计的贝叶斯压

缩感知重构算法存在的问题:须在降维比达到一定条件才能有较好的性能,且复杂度较高,从信号稀疏表示和观测矩阵的选择的角度,提出了使用特征字典和自适应观测矩阵联合的方法,使信号在特征字典的表示下具有最大的稀疏度,同时通过自适应观测矩阵来调节观测数目,用尽可能低的采样速率进一步提高信道重构的精度。仿真结果表明,当信噪比较高时,特征字典与自适应观测矩阵联合的贝叶斯压缩感知 UWB 信道估计方法与传统的压缩感知重构算法相比,具有更好的性能,真正意义上实现了降低采样速率的目的。但是,当信噪比较低时,该方法的性能还不理想,如何设计低信噪比下 UWB 信道估计的重构方法,将成为下一步的主要研究方向。

参考文献:

- [1] Yang L, Giannakis G. Ultra-wideband communications: an idea whose time has come[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2004, 21(6): 26-54.
- [2] Zhang P, Qiu R. Wireless tomography, Part III: compressed sensing for ultra-wideband signals[C]//Proc of 5th international waveform diversity & design conference. [s. l.]: [s. n.], 2010.
- [3] Zhang P, Hu Z, Qiu R C, et al. A compressed sensing based ultra-wideband communication system[C]//Proc of 9th IEEE international conference on communications. [s. l.]: IEEE, 2009.
- [4] Molisch A F, Cassioli D, Chong C, et al. A comprehensive standardized model for ultra-wideband propagation channels [J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 2006, 54(11): 3151-3166.
- [5] Wang Z, Arce G R, Paredes J L, et al. Compressed detection for ultra-wideband impulse radio [C]//Proc of SPAWC. [s. l.]: [s. n.], 2007.
- [6] Wang Z, Arce G R, Sadler B M, et al. Compressed UWB signal detection with narrowband interference mitigation [C]//Proc of international conference on UWB 2008. [s. l.]: [s. n.], 2008: 157-160.
- [7] Oka A, Lampe L. A compressed sensing receiver for UWB impulse radio communication in wireless sensor networks [EB/OL]. 2009. <http://www.ece.ubc.ca/~anando/>.
- [8] Paredes J L, Arce G R, Wang Zhongmin. Ultra-wideband compressed sensing: channel estimation [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(3): 383-395.
- [9] Zhang Q T, Song S H. Eigen-based receivers for the detection of random UWB signals [J]. IEEE Trans on Communication, 2006, 54(7): 1184-1189.
- [10] Li X, Wang D, Zhang X, et al. Eigen-based dictionary for ultra-wideband compressed sensing [C]//Proc of CCWMC 2011. Shanghai, China: [s. n.], 2011: 80-84.
- [11] Ji Shihao, Xue Ya, Carin L. Bayesian compressive sensing [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2008, 56(6): 2346-2356.
- [12] 王蔚东, 杨俊安. 基于自适应投影矩阵的压缩感知超宽带信道估计 [J]. 电路与系统学报, 2013, 18(1): 310-317.
- [13] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. SIAM Review, 1998, 20(1): 22-61.
- [14] McClure M, Carin L. Wave-brand matching-pursuits detection of submerged elastic target [J]. Acoust Soc Amer, 1998, 104(2): 937-946.
- [15] Wu L, Wu X, Tian Z. Asymptotically optimal UWB receivers with noisy templates: Design and comparison with Rake [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 24(4): 808-814.

(上接第 194 页)

简单等特点,具有广阔的应用前景。


参考文献:

- [1] 刘子京, 裴文江. 基于 ZigBee 协议的无线传感器网络研究 [J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(5): 192-194.
- [2] Stallings W. Wireless communications and networks [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [3] 吕治安. ZigBee 网络原理与应用开发 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2008.
- [4] Choi S, Cha H, Cho S. A SoC-based sensor node: evaluation of RETOS-enabled CC2430 [C]//Proc of SECON. San Diego: IEEE, 2007: 132-141.
- [5] ZigBee Alliance. Network layer specification 1.0 [EB/OL]. 2004. <http://www.zigbee.org>.
- [6] 潘方. RS232 串口通信在 PC 机与单片机通信中的应用 [J]. 现代电子技术, 2012, 35(13): 69-71.
- [7] 董赞强. 基于网络编码的数据通信技术研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2013.
- [8] 杨福宝. 基于 ZigBee 的数据传输系统的研究设计 [J]. 制造业自动化, 2011, 33(2): 60-62.
- [9] 姚占东. 一种基于局域网的文件传输技术 [J]. 计算机应用, 2004, 24: 45-46.
- [10] Wireless Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications for Low Rate Wireless Personal Networks (WPANs) [S]. [s. l.]: IEEE, 2003.
- [11] 瞿雷, 胡咸斌. ZigBee 技术及应用 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2007: 21-25.
- [12] 朱文举, 杨银堂. 基于 ZigBee 的文件传输技术 [J]. 电子元器件应用, 2007, 9(12): 63-65.
- [13] Song Zhiqiang, Zhou Xianzhong, Wang Lei, et al. Research on wireless image transmission based on ZigBee [J]. Computer Applications and Software, 2012, 29(7): 1-2.

特征字典与自适应联合的BCS-UWB信道估计

作者：[王玲玲](#)，[齐丽娜](#)，[WANG Ling-ling](#)，[QI Li-na](#)

作者单位：[南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京, 210003](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2015, 25(12)

引用本文格式：[王玲玲](#), [齐丽娜](#), [WANG Ling-ling](#), [QI Li-na](#) [特征字典与自适应联合的BCS-UWB信道估计](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(12)