

一种稀疏度自适应超宽带信道估计算法

王艳芬, 丛潇雨, 孙彦景

(中国矿业大学信息与控制工程学院 江苏 徐州 221116)

【摘要】针对在超宽带信道估计中应用压缩感知理论需要预知信道稀疏度的问题, 利用超宽带信道在时域上的稀疏性, 将信道估计问题转化为压缩感知理论中的稀疏向量重构问题, 提出了稀疏度自适应正则化压缩采样匹配追踪(SARCoSaMP)算法。该算法在压缩采样匹配追踪(CoSaMP)算法的基础上, 引入自适应和正则化方法, 自动调整所选原子数目, 逐步逼近信道稀疏度 K , 在稀疏度未知的情况下精确地实现信道估计。仿真结果表明, 该算法可有效应用于超宽带系统的信道估计, 并且其性能明显优于CoSaMP算法和稀疏自适应匹配追踪(SAMP)算法。

关键词 信道估计; 压缩感知; 稀疏度自适应; 超宽带

中图分类号 TN911.23 文献标志码 A doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2017.03.004

Sparsity Adaptive Algorithm for Ultra-Wideband Channel Estimation

WANG Yan-fen, CONG Xiao-yu, and SUN Yan-jing

(School of Information and Control Engineering, China University of Mining & Technology Xuzhou Jiangsu 221116)

Abstract Ultra-wideband (UWB) channel estimation based on the theory of compressive sensing needs to predict sparsity of the channel. Considering the sparseness of the UWB channel in time domain, the problem of channel estimation can be transformed into the reconstruction of the sparse vector in compressive sensing theory. Sparsity adaptive regularization compressive sampling matching pursuit (SARCoSaMP) algorithm is proposed in this paper. The ideas of adaptive and regularization are introduced based on compressive sampling matching pursuit (CoSaMP) algorithm. The number of the selected atoms is controlled automatically in order to approach channel sparsity K gradually. The UWB channel is estimated accurately although the sparsity of the channel is not available. Results show that the proposed algorithm can be effectively used in ultra-wideband channel estimation and it is significantly superior to CoSaMP and sparsity adaptive matching pursuit (SAMP) algorithm.

Key words channel estimation; compressive sensing; sparsity adaptive; ultra-wideband (UWB)

超宽带(UWB)技术是一种新型短距离、高速率、低功耗的无线通信技术^[1], 其信道具有带宽大、时间分辨率高、多径分量多的特点。然而, 无线信道的衰落和时延限制了超宽带系统的误码率性能、吞吐量、容量和网络灵活性。因此, 准确的信道估计是优化接收机设计的关键。目前研究较多的超宽带信道估计算法主要有最大似然概率(ML)算法、最小二乘(LS)算法、最小均方误差估计(MMSE)算法^[2], 这些UWB信道估计方法都是在接收端对接收信号高速率采样, 后期进行信号处理, 得到估计的信道冲激响应。由于超宽带信号带宽极宽(>500 MHz), 这就要求接收端模数转换(ADC)单元具有很高的采样速率^[3], 计算复杂度高, 对于目前ADC技术发展水平而言实现比较困难, 也违背了超宽带技术低成

本、低功耗的实现目标。因此如何设计一种采样速率低, 估计效果好的超宽带信道估计方法是当前研究的热点。压缩感知理论(compressive sensing, CS)能够同时进行信号的低速率采样和压缩, 大幅度降低了采样和计算的成本^[4], 已经在诸多领域有了实际的应用, 如何将压缩感知应用于稀疏信道的估计成为当前研究的热点^[5]。可以利用压缩感知中稀疏向量的重构算法精确地或者高概率地重建稀疏信道, 实现超宽带信道估计^[6], 其中重构算法的选择对于信道估计的性能有着重要的影响。文献[7]研究了基于MP算法的超宽带信道估计和信号检测方法, 降低了接收端采样速率, 与凸优化算法相比复杂度明显下降, 但是选出的原子不具备正交性, 需要多次迭代才能收敛。文献[8]研究了基于ROMP

收稿日期: 2015-02-15; 修回日期: 2016-06-17

基金项目: 国家自然科学基金(51274202)

作者简介: 王艳芬(1962-), 女, 博士, 教授, 主要从事超宽带无线通信、信道建模和信号处理等方面的研究。

(regularized OMP)算法的超宽带信道估计,降低了迭代次数,提高了重构速度,但是该算法的前提是信道稀疏度已知,而实际应用中信道的稀疏度往往是未知的。文献[9]以BP和OMP算法为例,分析并选择了适用于各种不同稀疏度信道环境类型的最佳重构算法,但是没有给出一种统一的适用于不同超宽带信道的稀疏度自适应信道估计算法。文献[10]提出了稀疏自适应匹配追踪(SAMP)算法,在信号重构时不需要预知稀疏度,可以通过自适应调整步长逐步逼近原始信号。

本文提出了一种稀疏度自适应的超宽带信道估计算法(SARCoSaMP),该算法将超宽带信道重构问题转化为压缩感知理论中的稀疏向量重构问题,在信道稀疏度未知的情况下,以可变步长代替稀疏度,自适应地调整所选原子的个数,利用正则化和回溯过程对原子进行二次筛选进一步提高重构精度,从低维测量值重构原始信道,最终精确实现信道估计。最后与CoSaMP算法和SAMP算法进行对比,综合分析了这3种算法应用于超宽带信道估计的性能。

1 压缩感知理论

压缩感知理论的核心思想是将压缩与采样合并进行^[1],并且保证不丢失原始信号的信息。首先对原始信号进行稀疏表示,然后利用观测矩阵将稀疏表示后的信号降维处理,保持信号的原始结构,获得低维测量值,最后根据相应重构算法通过少量的采样信息准确恢复原始信号。从信号的结构和内容角度出发,避免了大量冗余数据的产生,稀疏表示的信号观测后获得的数据量远远小于传统采样方法的数据量,降低了对ADC单元的采样速率要求。信号的压缩感知框图如图1所示。假设 \mathbf{X} 是长度为 N 的一维离散时域信号, \mathbf{X} 可以看作在 R^N 空间中 $N \times 1$ 维的列向量。任意信号 \mathbf{X} 都可以用一组正交基 $\Psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N]$ 线性表示为:

$$\mathbf{X} = \Psi \Theta \quad (1)$$

式中, $\Theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T$ 是 $N \times 1$ 维的变换系数向量; Ψ 为表示矩阵。 \mathbf{X} 是信号在时域上的表示,则 Θ 为信号 \mathbf{X} 在变换域 Ψ 中的等价表示。其中, Θ 只含 $K(K \ll N)$ 个非零元素,则认为信号 \mathbf{X} 是可压缩的或在某个变换域上是稀疏的。信号的稀疏或可压缩是压缩感知理论应用的前提条件。将信号 \mathbf{X} 投影到一个与表示矩阵 Ψ 不相关的观测矩阵 $\Phi \in R^{M \times N}$ ($M \ll N$)上,得到 M 维的观测样本为:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{X} = \Phi \Psi \Theta \quad (2)$$

式中, $\mathbf{V} = \Phi \Psi$ 称为全息字典。当 \mathbf{V} 满足约束等距性准则(RIP)时,可以利用重构算法从式(2)的逆变换中精确地或高概率地重构出稀疏信号 Θ ,最终由式(1)得到原始信号 \mathbf{X} 。重构算法是压缩感知理论的核心内容^[12]。

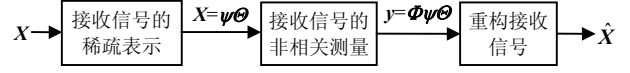


图1 信号的压缩感知框图

由压缩感知理论可知,由于超宽带信道自身的稀疏性,可以将信道估计问题转化为压缩感知理论中的稀疏向量重构问题,利用压缩感知中稀疏向量的重构算法精确地或者高概率地重建稀疏信道。

2 稀疏度自适应UWB信道估计算法

2.1 基于压缩感知的UWB信道估计系统建模

本文考虑一个单用户超宽带通信系统,如图2所示。采用脉冲超宽带(IR-UWB)信号进行数据传输。信号源产生二进制信号,经过编码和调制后,形成IR-UWB信号,送入超宽带信道,并且考虑高斯白噪声的影响,在接收端通过欠采样,获得信号的低维测量值,利用压缩感知重构算法完成信道估计,最后对信号进行检测和解调。

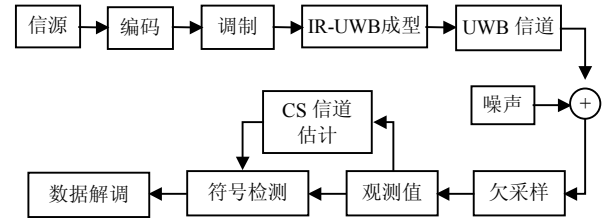


图2 超宽带通信系统模型

经二进制相移键控(BPSK)调制后,发送信号为:

$$s(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} b_k p(t - kT_f) \quad (3)$$

式中, $p(t)$ 为发送短脉冲,本文选择的是具有单位能量的二阶高斯脉冲信号; $b_k \in \{-1, +1\}$,是第 k 个调制比特; T_f 是脉冲周期。UWB信道的数学表达式可描述为:

$$h(t) = \sum_{l=1}^L \alpha_l \delta(t - \tau_l) \quad (4)$$

式中, L 为信道的多径个数; α_l 和 τ_l 分别为第 l 路信号的衰减和时延。考虑加性高斯白噪声 $w(t)$ 的影响,发送信号 $s(t)$ 经过UWB信道 $h(t)$ 传输后的接收信号为:

$$r(t) = s(t)h(t) + w(t) = \sum_{l=1}^L \alpha_l s(t - \tau_l) + w(t) \quad (5)$$

式(5)写成矩阵形式为:

$$\mathbf{R} = \mathbf{S}\mathbf{H} + \mathbf{W} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{R} = [r(0), r(1), \dots, r(N-1)]^T$ 为接收信号序列; $\mathbf{H} = [h(0), h(1), \dots, h(N-1)]^T$ 为UWB信道冲激响应序列; N 为单个脉冲接收信号的长度;

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s(0) & s(N-1) & \dots & s(1) \\ s(1) & s(0) & \dots & s(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s(N-1) & s(N-2) & \dots & s(0) \end{bmatrix} \text{ 为发送信号矩阵;}$$

\mathbf{W} 为高斯白噪声序列。

超宽带信道有很长的时延扩展, 多径分量非常丰富, 在室内环境下, 多径数量多达上千条。然而各条路径的能量分布并不均匀, 其中约1/10的多径集中了整个超宽带信道冲激响应的85%以上的能量^[13], 因此不必对每条多径进行接收和检测, 否则会造成资源和时间的浪费。信道估计过程中只需要关注具有信道冲激响应大部分能量的重要多径, 大量不重要的多径可以忽略不计。由于需要估计的重要多径数目非常少, 可以认为要重构的超宽带信道冲激响应 $h(t)$ 具有稀疏性或可压缩性, 满足了压缩感知理论的前提条件^[14]。选择 $M \times N$ 维高斯随机矩阵 ($M \ll N$) 作为观测矩阵 Φ 对接收信号随机测量, 得到低维测量值为:

$$\mathbf{y} = \Phi\mathbf{R} = \Phi\mathbf{S}\mathbf{H} + \Phi\mathbf{W} = \mathbf{V}\mathbf{H} + \mathbf{G} \quad (7)$$

式中, 测量值 \mathbf{y} 为 $M \times 1$ 维列向量; \mathbf{G} 是由高斯白噪声产生的无关分量。式(7)是压缩感知理论的标准数学模型, 因此可以应用压缩感知理论, 对 \mathbf{H} 欠采样后重构即可得到信道冲激响应的估计值为:

$$\hat{\mathbf{H}} = \arg \min \|\mathbf{H}\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{y} - \mathbf{V}\mathbf{H}\|_2 < \varepsilon \quad (8)$$

式中, $\varepsilon > 0$ 。选择相应的重构算法, 即可得到估计的信道冲激响应, 并利用该估计值构建接收端Rake接收机, 解调出发送信号。

通过将信道估计问题转化为压缩感知理论中的稀疏向量重构问题, 可以避免采用高速率的ADC模块。同时可以看出, 重构算法的优劣, 将直接影响信道估计的精度。

2.2 SARCoSaMP算法

既然重构算法的优劣将直接影响信道估计的精度, 本文提出了SARCoSaMP算法, 在压缩采样匹配追踪(CoSaMP)算法的基础上增加了稀疏度自适应^[15]和正则化筛选^[16]的步骤。CoSaMP算法坚持了匹配追踪类算法一贯的原子选择思想, 同时引入了回溯思想, 每次迭代过程包含原子选入和剔除两个部分, 提高了算法的重构精度和运算速度^[17]。假设信道稀

疏度为 K , 采用CoSaMP算法, 每次迭代从观测矩阵中选入 $2K$ 个最相关原子的同时剔除部分错选原子, 保证每次迭代完成后得到原子数为 K 的支撑集, 用于重构原始信号。实际中超宽带信道的稀疏度往往是未知的, 并且相比较于传统信道, 超宽带信道更为复杂, 对信道估计精度要求更高^[18]。本文提出的SARCoSaMP算法可在信道稀疏度未知的情况下, 设置可变步长代替稀疏度, 采用阶段转换的方式自动调整所选原子的个数, 利用正则化方法实现原子的二次筛选, 再根据CoSaMP算法的回溯思想进一步对原子进行检验, 最终实现信道的精确重建, 更适用于超宽带系统的信道估计。本文的SARCoSaMP算法步骤如下:

输入: 观测矩阵 Φ , 观测样本 \mathbf{y} , 步长 a 。

输出: 稀疏逼近信号 $\hat{\mathbf{x}}$ 。

1) 初始化: 设置残差 $\mathbf{r} = \mathbf{y}$, 索引集 $\mathcal{A}_0 = []$, 迭代次数 $t = 1$, 步长 $a = 1$, 阶段数 $\text{stage} = 1$ 。

2) 设定阈值 ε (期望的逼近误差界限), 若满足终止条件 $\|\mathbf{r}\|_2 \leq \varepsilon$, 则停止迭代, 将得到的最匹配支撑集带入式(9), 最终完成信号的高概率重建, 输出估计信号 $\hat{\mathbf{x}}$; 否则进入步骤3)。

$$\hat{\mathbf{x}} = \Phi_{\mathcal{A}_t}^\dagger \mathbf{y} \quad (9)$$

3) 应用式(10)计算残差 \mathbf{r} 与观测矩阵 Φ 的每一个列向量(即原子)的内积的绝对值, 得到相关系数 μ , 并从 μ 中寻找 $2a$ 个最大值对应的索引值存入 \mathcal{J} 中, 有:

$$\mu = \{\mu_j \mid \mu_j = |\langle \mathbf{r}, \phi_j \rangle|, j = 1, 2, \dots, N\} \quad (10)$$

$$\mathcal{J} = \max_j \{\mu_j, 2a\} \quad (11)$$

4) 根据式(12)将 \mathcal{J} 中索引值对应原子的相关系数分为两组, 将其中具有最高平均能量的一组原子对应的索引值存入集合 \mathcal{J}_0 中, 完成了正则化步骤:

$$|\mu(i)| \leq 2|\mu(j)| \quad i, j \in \mathcal{J} \quad (12)$$

5) 构建候选集。候选集 \mathcal{C} 由集合 \mathcal{J}_0 和前次迭代中支撑集合并得到:

$$\mathcal{C} = \mathcal{A}_{t-1} \cup \mathcal{J}_0 \quad (13)$$

6) 求解最小二乘问题从 \mathcal{C} 中找出 a 个最优原子的索引:

$$\mathcal{A}_t = \max \{ \langle \Phi_{\mathcal{C}}^\dagger \mathbf{y} \rangle, a \} \quad (14)$$

7) 更新支撑集 $\Phi_{\mathcal{A}_t}$ 。

8) 更新残差 $\mathbf{r}_{\text{new}} = \mathbf{y} - \Phi_{\mathcal{A}_t} \Phi_{\mathcal{A}_t}^\dagger \mathbf{y}$ 。

9) 若 $\|\mathbf{r}_{\text{new}}\|_2 \geq \|\mathbf{r}\|_2$, 则令 $\text{stage} = \text{stage} + 1$, $a = a \times \text{stage}$, 转步骤3); 否则, 令 $\mathbf{r} = \mathbf{r}_{\text{new}}$, $t = t + 1$,

转步骤2)。

SARCoSaMP算法引入了自适应的方法,在迭代过程中自动调整所选原子数目,解决了实际应用中超宽带信道稀疏度未知的问题。该算法设置一个可变步长 a 替代信道稀疏度 K 作为每次选择的原子数目,步长 a 的初始值不宜设置过大,否则相邻两个阶段之前的步长差值过大,可能会导致无法准确逼近信道稀疏度,在本文中设置步长初始值 $a=1$ 。将同一个迭代过程分为多个阶段(stage),在同一个阶段内,用来重构原始信号的支撑集的大小是固定的,将每阶段计算残差的大小与上一阶段的残差值作比较,根据设置的迭代停止条件,不断转换阶段,利用递归思想在步长 a 依次增大的过程中调整支撑集的规模,通过多个阶段的累加,逐步逼近信道稀疏度 K ,然后采用正则化步骤和回溯方法完成支撑集的二次筛选,进而实现了在信道稀疏度未知的情况下精确估计原始信道。

SARCoSaMP算法拥有近似于凸优化算法的信号重构效果,同时又具有匹配追踪类算法计算复杂度低的优点。自适应的特性解决了信道稀疏度 K 未知情况下信道估计的问题,正则化步骤保证了最多经过 K 次迭代就可以得到最优支撑集以精确重构超宽带信道冲激响应,并且能够保证每次筛选的原子是所有原子中能量值最大的。因此该算法不仅重构精度较高,并且计算复杂度小,极大减少了运行时间和成本。

3 仿真场景及结果分析

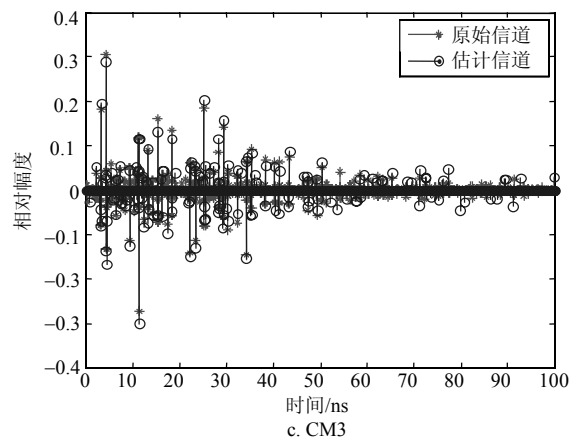
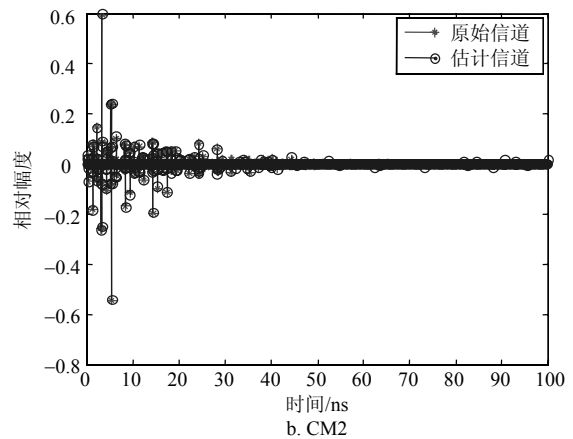
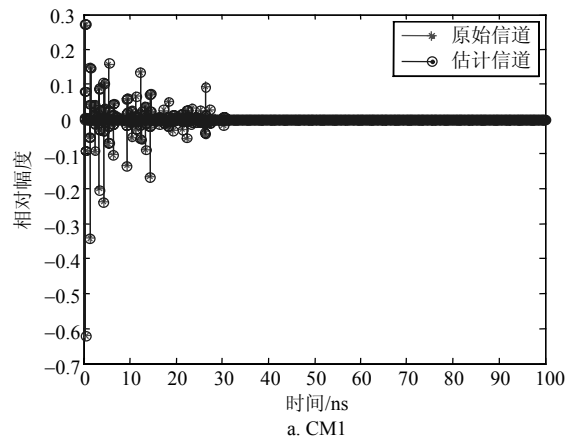
3.1 仿真场景

本文通过仿真对比分析了SARCoSaMP、CoSaMP以及SAMP算法在超宽带信道估计中的性能。仿真中采用IEEE802.15.3a信道模型,根据实际信道环境的差异,定义了4种不同的信道模型^[19]:CM1为基于视距(0~4 m)信道模型;CM2为基于非视距(0~4 m)信道模型;CM3为基于非视距(4~10 m)信道模型;CM4为极端的非视距多径信道模型。本文分别在CM1~CM4信道环境中进行了信道估计。设定信道总长度 $N=2\ 000$,观测点数 $M=500$,即采样率 $M/N=1/4$,仅为1/8奈奎斯特采样频率。发送训练序列 $s[n]=\pm 1$,该训练序列经过信道传输,并且考虑加性高斯白噪声的影响,在接收端经过欠采样获得测量值向量,然后采用SARCoSaMP算法进行信号重构,得到重构信道 \hat{h} 。从归一化均方误差角度,对SARCoSaMP算法和CoSaMP算法以及SAMP算法在UWB系统信道估计中的性能进行比较。

3.2 仿真结果及分析

3.2.1 基于SARCoSaMP算法的信道响应估计

图3a~图3d是信噪比为20 dB条件下,分别在CM1、CM2、CM3和CM4信道环境下,采用SARCoSaMP算法得到的估计信道与原始信道的比较。从图3a~图3d的对比中可以看出,由于每种信道环境的稀疏度不同,CM1和CM2的信道估计匹配情况更为理想,CM3和CM4中仅能够匹配信道响应的较大径。因此信道环境的不同对超宽带信道估计的精度有较大影响,需要对比研究不同信道环境下的估计精度。



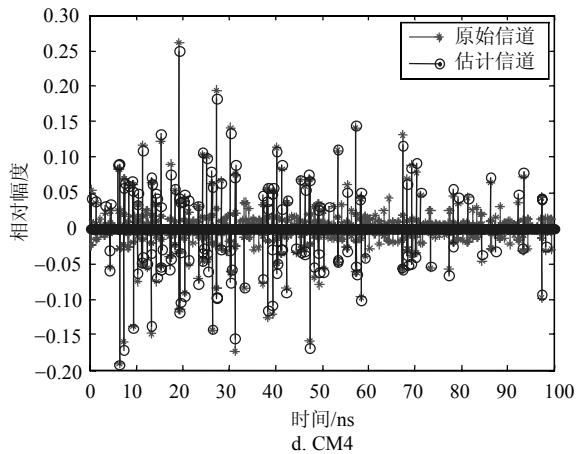


图3 原始信道与经SARCoSaMP算法重构的信道响应

图4为SNR=20 dB, CM1~CM4信道环境下采用SARCoSaMP算法进行信道估计的归一化均方误差(NMSE)随观测点数的变换曲线。从图4中可以看出CM3、CM4信道环境下,超宽带信道估计精度较低。这是由于CM3和CM4发射能量的时间弥散较大,信道的径数较多,信道稀疏性减弱。而采用压缩感知理论进行超宽带信道估计是基于信道稀疏性实现重构算法^[20],因此当信道稀疏性减弱时,非零系数增加,信道估计需要的资源会增加,复杂度也会增加,对信道估计的准确程度有一定影响。因此,基于压缩感知的超宽带信道估计算法更适用于如CM1、CM2这种稀疏性较强的信道。因此本文中不同重构算法的估计性能比较主要采用CM1和CM2信道。

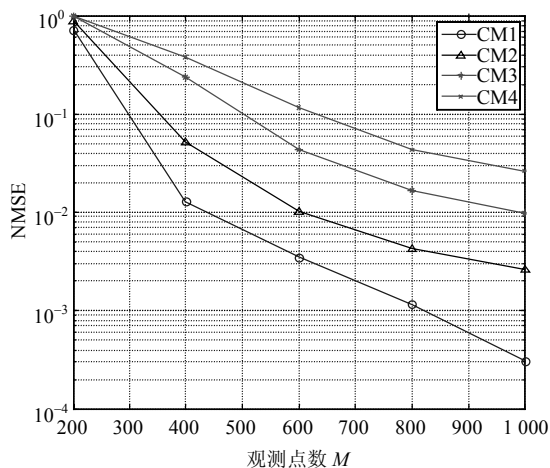
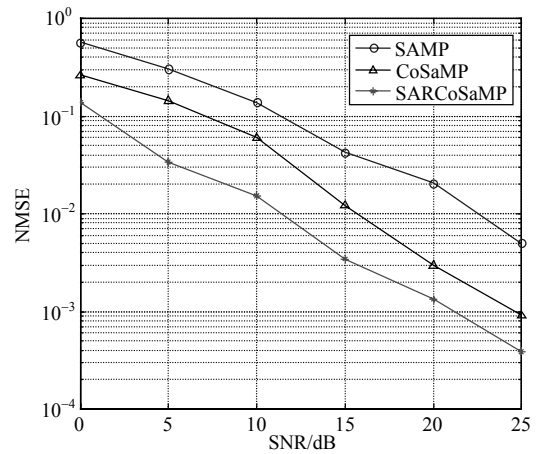


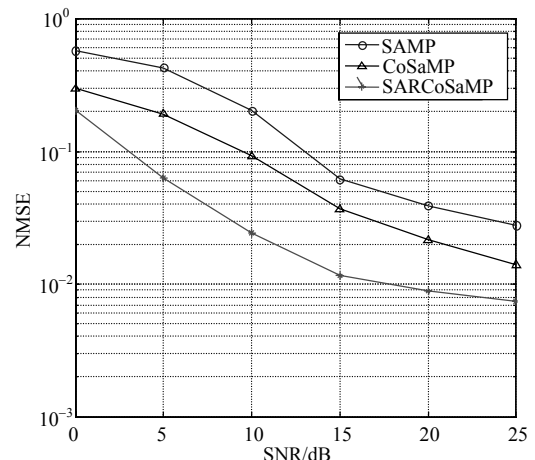
图4 不同信道环境下的估计精度

3.2.2 不同信道下的3种算法的信道估计性能

图5为采用CoSaMP算法、SAMP算法以及本文提出的SARCoSaMP算法在IEEE802.15.3a信道(CM1、CM2)中进行信道估计的归一化均方误差随信噪比的变化曲线。



a. 视距信道 CM1



b. 非视距信道 CM2

图5 不同信道下各算法信道估计归一化均方误差

通过图5可以看出,采用SARCoSaMP算法进行超宽带信道估计,估计性能明显好于CoSaMP算法和SAMP算法。这是由于,SAMP算法是基于单阶段贪婪算法的稀疏度自适应改进算法,该算法只包含原子选择阶段。CoSaMP算法一次迭代过程中包含有两个阶段,即原子选择和原子剔除。由于增加了原子剔除的步骤,假如在原子选择阶段选入了不正确的原子,那么在原子剔除阶段也可以将错选原子剔除,从而保证了每次选入支撑集的原子都是最优的。而本文提出的SARCoSaMP算法是在CoSaMP算法的基础上进行改进,引入了正则化步骤,进行原子的二次筛选得到具有最高平均能量的一组原子,保证了被剔除的原子的能量一定远小于被选入支撑集原子的能量,从而提高了重构可靠性。因此,相比较于CoSaMP算法和SAMP算法,SARCoSaMP算法应用于UWB信道估计中,不仅增强了实际应用性,更提高了信道估计精度。

通过图5a和图5b的对比可以看出,对于稀疏信道的估计,SARCoSaMP算法在CM1信道下的信道估

计性能好于CM2信道, 这是因为相比于视距信道, 非视距信道的发射机和接收机之间存在障碍物, 多径密集很多, 并且多径之间增益相差不明显。

3.2.3 不同采样率下SARCoSaMP算法信道估计的性能

基于压缩感知理论的超宽带信道估计, 其估计效果不仅与信噪比有关, 还和采样率有关。采样率越高, 则观测数据量越大, 接收端获得的信道信息越多, 估计的效果也就越好。图6为采样率 M/N 分别为1/2、1/4、1/5、1/6时(分别相当于奈奎斯特采样频率的1/4、1/8、1/10、1/12), CM1信道下采用SARCoSaMP算法进行超宽带信道估计所获得的归一化均方误差比较图。

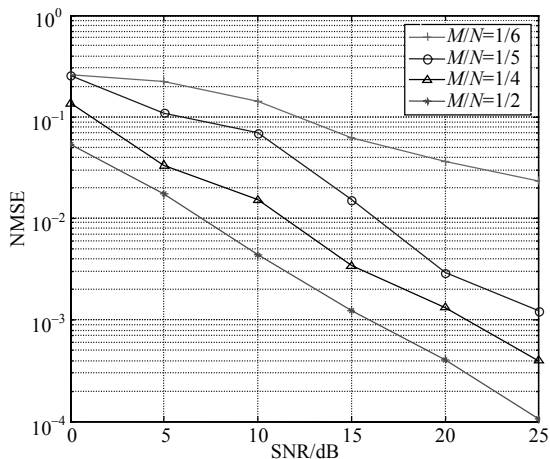


图6 不同采样率的估计效果对比

图6表明, 当采样比 $M/N < 1/5$ (如图中所示 $M/N = 1/6$, 即为奈奎斯特采样频率的1/12)时, 信道估计误差较大, 而且信噪比增大对其影响不明显, 说明此时已经不能正确进行信道估计了。当 $M/N \geq 1/5$ (即为奈奎斯特采样频率的1/10)时, 可以准确估计信道, 且采样率越高, 信道估计误差越小, 与理论分析相吻合。

因此, 信道估计的精度与信号观测的采样率有较大关系, 下面再对CoSaMP、SAMP和本文的SARCoSaMP算法在不同采样率下超宽带信道估计的匹配度进行对比。

3.2.4 不同算法信道估计的匹配度

假设估计信道为 \hat{h} , 原始信道为 h , 则匹配度定义为^[21]:

$$\alpha = 1 - \frac{\left| \|\hat{h}\|_2 - \|h\|_2 \right|}{\|\hat{h}\|_2 + \|h\|_2} \quad (15)$$

采用CM1信道, SNR=20 dB, 不同算法下得到

的估计信道与原始信道响应的匹配度随采样率 M/N ($M/N \geq 1/5$)变化曲线如图7所示。

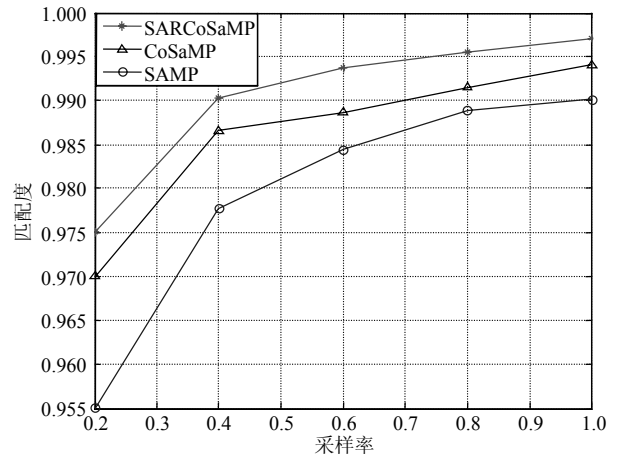


图7 不同算法的匹配度变化曲线

由图7首先可以看出在不同的采样率下, 3种算法均可以高概率地重建原始信道, 但本文的SARCoSaMP算法匹配度明显高于CoSaMP、SAMP算法, 说明SARCoSaMP算法应用于超宽带信道估计中, 其估计精度高于CoSaMP和SAMP算法。

4 结束语

针对基于压缩感知的信道估计需要预知稀疏度的问题, 提出了一种稀疏度自适应的超宽带信道估计算法—SARCoSaMP算法, 并进行了算法仿真, 得到如下结论:

- 1) 利用超宽带信道的稀疏性, 将信道估计问题转化为压缩感知理论中的稀疏向量重构问题, 最低仅需奈奎斯特采样频率的1/10即可准确估计信道, 大大降低了采样和计算的成成本。
- 2) 引入稀疏度自适应和正则化方法, 在超宽带信道稀疏度未知的情况下, 可以有效完成信道估计, 算法的估计性能更好。在相同信噪比的情况下, 信道估计的归一化均方误差至少降低了10%, 提高了系统的抗噪能力。
- 3) 以CM1~CM4信道为例, 分析了不同信道环境对稀疏度自适应超宽带信道估计算法的估计精度影响, 说明了该算法更适用于如CM1、CM2稀疏性较强的信道。
- 4) 不同采样率下, SARCoSaMP算法匹配度明显高于CoSaMP、SAMP算法, 说明本文提出的稀疏度自适应的超宽带信道估计算法精度更高。

参 考 文 献

[1] 王宏, 周正欧, 李廷军, 等. 超宽带脉冲穿墙雷达互相关BP成像[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 16-19.
WANG Hong, ZHOU Zheng-ou, LI Ting-jun, et al.

- Cross-correlation BP algorithm for UWB pulse through-wall radar[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2011, 40(1): 16-19.
- [2] 王丹, 普杰信, 杨雷. 超宽带无线通信系统信道估计技术[M]. 北京: 科学出版社, 2012: 21-26.
WANG Dan, PU Jie-xin, YANG Lei. Channel estimation technique for UWB wireless communication system[M]. Beijing: Science Press, 2012: 21-26.
- [3] KHAN O U, CHEN Shao-yuan, WENTZLOFF D D, et al. Impact of compressed sensing with quantization on UWB receivers with multipath channel estimation[J]. *Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, 2012, 2(3): 460-469.
- [4] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [5] 王妮娜, 桂冠, 苏泳涛, 等. 基于压缩感知的MIMO-OFDM系统稀疏信道估计方法[J]. *电子科技大学学报*, 2013, 42(1): 58-62.
WANG Ni-na, GUI Guan, SU Yong-tao, et al. Compressive sensing-based sparse channel estimation method for MIMO-OFDM systems[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2013, 42(1): 58-62.
- [6] PAREDES J L, ARCE G R, WANG Z M. Ultra-wideband compressed sensing: Channel estimation[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, 1(3): 383-395.
- [7] BARBIERI A, PANCALDI F, VITETTA G M. Compressed channel estimation and data detection algorithms for IR-UWB[C]//IEEE International Conference on Ultra-Wideband (ICUWB). Bologna: IEEE, 2011: 360-364.
- [8] 杨剑, 蒋挺, 赵成林, 等. 基于CS-ROMP算法的超宽带信道估计[J]. *无线电工程*, 2011, 41(5): 14-17.
YANG Jian, JIANG Ting, ZHAO Cheng-lin, et al. UWB channel estimation based on CS-ROMP algorithm[J]. *Radio Engineering*, 2011, 41(5): 14-17.
- [9] SON N T, QUYNH N V, TOAN P V, et al. Compressed sensing: a new approach to analyze the recovery algorithms based on UWB channel estimation[C]//IEEE International Conference on Computing, Management and Telecommunications (Com Man Tel). [S.l.]: IEEE, 2014: 46-51.
- [10] YANG C, FENG W, FENG H, et al. A sparsity subspace pursuit algorithm for compressive sampling[J]. *Acta Electronic Sinica*, 2010, 38(4): 1914-1917.
- [11] MALLOY M L, NOWAK R D. Near-optimal adaptive compressed sensing[J]. *Information Theory*, 2014, 60(7): 4001-4012.
- [12] YU Lei, BARBOT J P, ZHENG Gang, et al. Compressive sensing with chaotic sequence[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(8): 731-734.
- [13] CHENG Xian-tao, WANG Meng-yao, GUAN Yong-liang. Ultra wideband channel estimation: a Bayesian compressive sensing strategy based on statistical sparsity[J]. *Vehicular Technology*, 2015, 64(5): 1819-1832.
- [14] DAI W, MILENKOVIC O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction[J]. *Information Theory*, 2009, 55(5): 2230-2249.
- [15] DO T T, GAN Lu, NGUYEN N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[C]//Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. Pacific Grove, California: IEEE, 2008, 10: 581-587.
- [16] NEEDELL D, VERSHYNIN R. Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit[J]. *Foundations of Computational Mathematics*, 2009, 9: 317-334.
- [17] BI Dong-jie, XIE Yong-le, LI Xi-feng, et al. A sparsity basis selection method for compressed sensing[J]. *Signal Processing Letters*, 2015, 22(10): 1738-1742.
- [18] LOTTICI V, ANDREA A D, MENGALI U. Channel estimation for ultra-wideband communications[J]. *Selected Areas in Communications*, 2002, 20(9): 1638-1645.
- [19] 贝尼迪特, 吉安卡拉. 超宽带无线电基础[M]. 葛利嘉, 译. 北京: 电子工业出版社, 2005: 168-205.
MARIA-G D B, GUERINO G. Understanding ultra wide band radio fundamentals[M]. Translated by GE Li-jia. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005: 168-205.
- [20] MUQAIHEL A H, ALKHODARY M T. Practical application of compressive sensing to ultra-wideband channels[J]. *Communications*, 2012, 6(16): 2534-2542.
- [21] MICHELUSI N, MITRA U, MOLISCH A F. UWB sparse/diffuse channels, part I: Channel models and Bayesian estimators[J]. *Signal Processing*, 2012, 60(10): 5307-5319.

编辑 漆蓉