

## 基于压缩感知的协同 OFDM 稀疏信道估计方法

张爱华<sup>1,2\*</sup>, 李春雷<sup>2</sup>, 桂冠<sup>3</sup>

(1. 郑州大学 信息工程学院, 郑州 450001; 2. 中原工学院 电子信息学院, 郑州 450007;

3. 日本东北大学 通信工程系, 日本 仙台 980-8579)

(\*通信作者电子邮箱 zhah1229@sina.com)

**摘要:**针对频率选择性衰落信道下的放大转发协同正交频率复用(OFDM)通信系统,提出一种基于压缩感知理论的稀疏信道估计方法。首先,构造协同 OFDM 系统模型,利用循环矩阵理论,将该系统模型转换成类似于传统的点对点系统模型,该模型由一个协同卷积信道矢量和等效的观测矩阵组成;然后,通过压缩感知理论证明,该等效矩阵以很高的概率满足严格等距特性(RIP);最后,利用压缩感知算法重构卷积信道脉冲响应。与传统的线性信道估计方法相比较,所提方法能够利用较少的训练序列达到稳健的信道估计,有效地提高频谱资源利用率,且具备计算复杂度低的特点。仿真结果验证了该方法的有效性。

**关键词:**正交频分复用;协同;放大转发;压缩感知;稀疏信道估计;正交匹配追踪

**中图分类号:** TP911.7 **文献标志码:** A

### Sparse channel estimation method based on compressed sensing for OFDM cooperation system

ZHANG Aihua<sup>1,2\*</sup>, LI Chunlei<sup>2</sup>, GUI Guan<sup>3</sup>

(1. School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou Henan 450001, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou Henan 450007, China;

3. Department of Communication Engineering, Tohoku University, Sendai 980-8579, Japan)

**Abstract:** A compressed channel sensing method was proposed for Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) based Amplify-and-Forward (AF) cooperative communication network over frequency-selective fading channels. First, by using cyclic matrix theory, the system model was established similar to the traditional point-to-point system model, which consisted of a cascaded channel vector and a measurement matrix. And then, using the theory of compressed sensing, the measurement matrix was proven to satisfy Restricted Isometry Property (RIP) with high probability. Finally, convolution channel impulse response was reconstructed with compressed sensing algorithm. According to the figures example, the cooperative channel exhibited an inherent sparse or sparse clustering structure. Hence, the proposed method can fully exploit the inherent sparse structure in cooperative channel. The simulation results confirm that the proposed method provides significant improvement in Mean Square Error (MSE) performance or spectral efficiency compared with the traditional linear channel estimation methods.

**Key words:** Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM); cooperation; Amplify-and-Forward (AF); compressed sensing; sparse channel estimation; Orthogonal Matching Pursuit (OMP)

## 0 引言

近年来宽带无线通信得到快速的发展,希望在有限的发射功率情况下传输尽量长的通信距离。但是,由于频率选择性衰落容易导致无线电信号急剧衰落从而导致通信中断。在这样的研究背景下,基于中继合作的协同通信技术方面得到了极大地关注<sup>[1]</sup>。这是因为协同通信技术不仅能解决通信距离的问题,而且在单天线协同通信系统中,采用中继节点放大协作,形成一个分布式“虚拟”多天发射分集阵列,能够很好地实现空间分集<sup>[2]</sup>。同时,为了应对频率选择性衰落,还可以将正交频分复用技术和空时、空频编码技术引入协同

通信系统。研究结果表明,协同通信技术显著提高了系统的数据传输容量,有效增强了信息传输对抗信道畸变的鲁棒性,因此协同通信技术成为目前无线通信领域最具有应用前景的研究热点之一。协同技术在获得空间分集和提高系统数据传输性能的同时,也有很多问题需要解决:协同方式的选择、中继节点的选择、目的节点如何对源节点和各中继节点发送来的数据进行合并处理等。为了解决这些问题,必须精确估计出信道状态信息(Channel State Information, CSI),因此,信道估计已成为一个重要的研究方向。

目前,针对协同通信系统中信道估计的研究大多是针对平坦衰落信道下的协同中继系统<sup>[3]</sup>。由于在实际的无线通

收稿日期:2013-07-01;修回日期:2013-09-30。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61071175, 61202499, 61271421);河南省科技攻关计划项目(1321002210542)。

作者简介:张爱华(1976-),女,河南濮阳人,讲师,博士研究生,主要研究方向:宽带无线通信系统中的稀疏信道估计、信号处理;李春雷(1979-),男,河南周口人,讲师,博士,CCF会员,主要研究方向:基于视觉显著内容的半脆弱自恢复水印算法;桂冠(1982-),男,安徽安庆人,博士,主要研究方向:稀疏信道估计、信号处理。

信信道中,散射和延迟等造成的多径传输,使得信道具有频率选择性衰落,近来有越来越多的文献探讨正交频率复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)协同系统的信道估计问题<sup>[4-5]</sup>。不过这些研究均是假设无线信道是密集多径的,没有利用额外的信道稀疏结构信息,所以需要利用大量的训练信号来获取准确的信道状态信息,这样会导致频谱资源利用率的低下。随着研究工作的深入,越来越多的实验结果表明无线多径信道的脉冲响应往往表现为固有的稀疏结构,即约少于10%的多径信道脉冲占据信道85%以上的能量<sup>[6]</sup>。近年来兴起的压缩感知理论,能够利用信号稀疏先验信息,有效重构该稀疏信号。目前,压缩感知同信道估计相结合的研究越来越多<sup>[7-11]</sup>,不过这些工作主要集中于点对点通信系统。在文献[12]中,桂冠等证明了如果两个信道满足充分稀疏的情况下,则它们的卷积信道仍然是稀疏或近似稀疏的。为了挖掘 OFDM 协同通信信道的稀疏结构信息,本文以单中继放大转发 OFDM 协同通信系统为模型,采用正交匹配追踪算法进行稀疏信道估计问题的探讨,理论分析和计算机仿真验证了压缩感知方法的有效性。

## 1 信道与系统模型

### 1.1 中继信道模型

图1为单中继 OFDM 协同通信网络结构,包括源节点  $S$ 、目的节点  $D$  和中继节点  $R$ 。本文主要考虑放大转发方式下的 OFDM 协同通信,在该方式下,数据传输分为两个阶段:第一阶段,源节点向中继节点或目的节点广播发送信号;第二阶段,中继节点对收到的数据进行功率变换,并通过中继信道向目的节点转发。系统中的每个终端节点均采用 OFDM 技术且为单天线,即不能同时接收和发送信号。由于源节点至目的节点间直接信道( $S-D$ 链路)的信道衰落系数可以由目的节点通过传统的点对点 OFDM 信道估计方法得到,所以暂时忽略  $S-D$  链路。源节点和中继节点的平均功率分别假设为  $P_s$  和  $P_r$ 。各个节点之间的信道相互独立且为准静态,即在一个数据块的范围内信道衰落系数保持不变。 $h_1(t)$  和  $h_2(t)$  分别代表从  $S$  到  $R$  以及从  $R$  到  $D$  之间的时域离散冲击响应,如式(1)所示:

$$h_i = \sum_{l=0}^{L_i-1} h_{i,l}(t) \delta(\tau - \tau_{i,l}); i = 1, 2 \quad (1)$$

其中: $h_{i,l}$  是相应信道第  $l$  抽头上的系数,并且满足  $E\left[\sum_{l=0}^{L_i-1} |h_{i,l}|^2\right] = 1, \tau_{i,l}$  表示第  $l$  条路径传输的时间延迟, $L_i$  为相应信道时域响应的最大延迟长度。

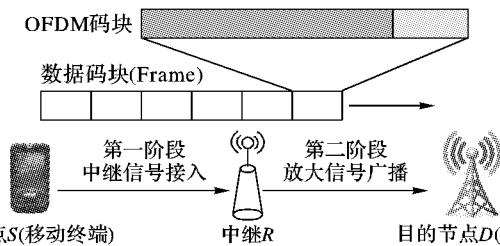


图1 OFDM 协同通信系统的信号传输模式

假设源节点处每个 OFDM 块包含  $N$  个子载波,其频域表示为  $\tilde{x} = [\tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_{N-1}]$ ,通过离散傅里叶逆变换(Inverse Discrete Fourier Transform, IDFT)可得到其时域表达式,即:

$$x = F^H \tilde{x} = [x_0, x_1, \dots, x_{N-1}] \quad (2)$$

其中: $F$  是离散傅里叶变换矩阵。为了消除符号间干扰,在该时域符号中插入长为  $L_p$  的循环前缀,并且满足条件  $L_p \geq \max(L_1 - 1, L_2 - 1)$ ,经过 IDFT 并插入循环前缀(Cyclic Prefix, CP)后的训练序列可表示为:

$$s = [x_{N-L_p}, \dots, x_{N-1}, x_0, \dots, x_{N-1}] \quad (3)$$

在放大转发方式下,源节点将信号  $s$  发送至中继节点,中继节点接收到信号之后,对其进行  $\alpha$  倍的放大,并将其送入  $R$  和  $D$  之间的双选择性衰落信道中。中继节点  $R$  处接收到的信号为:

$$y_R = H_1 x + n_1 \quad (4)$$

其中: $H_1$  是第一列为  $[h_1^T \ 0_{1 \times (N-L)}]^T$  的  $N \times N$  维的循环矩阵, $n_1$  是均值为零、方差是  $E[n_1 n_1^H] = \sigma_n^2 I_N$  的高斯白噪声信号。目的节点  $D$  接收到时域 OFDM 符号,去除保护间隔 CP 后,信号可表示为:

$$y_D = \alpha H_2 y_R + n_2 = \alpha H_2 H_1 x + n \quad (5)$$

其中: $n = \alpha H_2 n_1 + n_2$  是零均值、协方差为  $E\{nn^H\} = \alpha^2 \sigma_n^2 |H_2|^2 + I_N$  的混合噪声信号,放大转发模式(Amplify-and-Forward, AF)的放大因子  $\alpha$  可由式(6)给出:

$$\alpha = \sqrt{\frac{P_R}{\sum_{l=0}^{L_1-1} \sigma_{1,l}^2 P_1 + \sum_{l=0}^{L_2-1} \sigma_{2,l}^2}} \quad (6)$$

由矩阵理论可知,循环矩阵  $H_1$  和  $H_2$  可以分解为  $H_i = F^H A_i F (i = 1, 2)$ <sup>[13]</sup>,  $F$  表示离散傅里叶矩阵,因此,系统模型(6)可以表示为:

$$y_D = F^H \alpha A_2 A_1 F x + n \quad (7)$$

对式(7)左乘以  $F$  之后,系统模型可以转换为:

$$y = X W h + \hat{n} = \tilde{X} h + \hat{n} \quad (8)$$

其中: $h \triangleq \alpha(h_1 * h_2)$  为协同卷积信道冲激响应,其最大延迟长度为  $(L_1 + L_2 - 1)$ ,  $X = \text{diag}(F x)$  表示等效训练信号矩阵,  $\tilde{X} = \text{diag}(F x) W$ ,  $W$  是从矩阵  $\sqrt{N} F$  中提取前  $(L_1 + L_2 - 1)$  列组成的部分傅里叶变换矩阵,  $\hat{n} = A_2 F n_1 + F n_2$  是复高斯随机白噪声信号。

### 1.2 级联信道的性能

本文给出一个直观的例子来验证级联信道的稀疏特性,如图2所示。稀疏信道矢量  $h_1$  和  $h_2$  的长度都设置为36,非零抽头数分别设定为3。根据卷积定理,两信道的级联卷积信道长度应为71,但是图中所示其非零抽头系数远远小于71,因此该信道同样满足稀疏结构分布。从稀疏信号处理的角度来看,基于压缩感知的稀疏信道估计可以应用到协同通信系统中。

## 2 基于压缩感知的信道估计

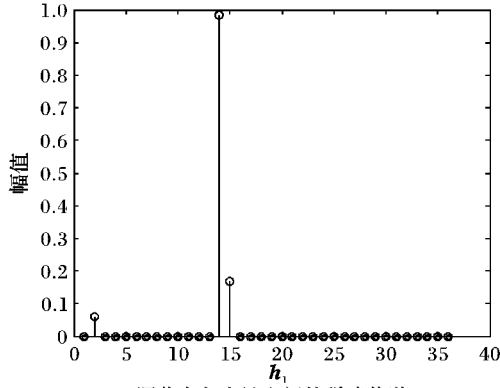
### 2.1 压缩感知理论

压缩感知是近年来应用数学和信号处理领域中新兴且极具应用前景的理论。对于模拟信号,利用压缩感知理论对其采样,采样速率远低于奈奎斯特采样速率,从而实现了在采样的同时进行压缩的目的。若已知信号是稀疏的或是可压缩的,应用该理论能够有效获取或重构原信号<sup>[14]</sup>。设信号  $h \in C^N$  是一个  $N \times 1$  的向量,假设信号  $h$  在稀疏基  $\psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N]$  下是  $K$  稀疏的,也就是在基  $\psi$  下的映射只有  $K$  个非零元素,且  $K \ll N$ ,信道可以表示为:

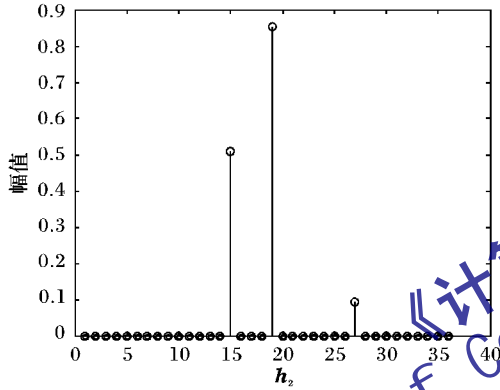
$$\mathbf{h} = \sum_{i=1}^N \psi_i \theta_i = \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\theta} \quad (9)$$

其中:  $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T$  是信号  $\mathbf{h}$  在基  $\boldsymbol{\Psi}$  下的投影表示, 且其中有  $K$  个元素是非零的。通过使用一个与  $\boldsymbol{\Psi}$  不相关的观测矩阵  $\boldsymbol{\Phi}_{M \times N}$ , 将信号映  $\mathbf{h}$  射到  $\mathbf{y}$ , 即:

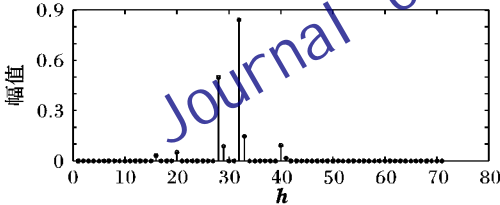
$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{h} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\theta} \quad (10)$$



(a) 源节点与中继之间的稀疏信道



(b) 中继与目的节点之间的稀疏信道



(c) 源节点与目的节点之间的稀疏信道

图 2 独立稀疏信道以及级联之后的信道

## 2.2 观测矩阵的构建

以式(8)代表的信道模型为例, 说明压缩感知的基本原理。假设有一未知的时域离散信号具有稀疏或者近似稀疏特性, 可设计一个测量矩阵  $\tilde{\mathbf{X}}$  以获得多数的主要信息, 并且可以通过观测信号  $\mathbf{y}$  获取未知信号, 测量矩阵就是训练序列变换的形式。然而, 稀疏性的解决方案归结为非确定多项式问题 (NP-hard 问题), 需要穷举  $\mathbf{h}$  中非零值的所有  $C_N^K$  种排列可能, 因而无法求解。针对该难题, Donoho 提出检测矩阵需满足受限等距特性 (Restricted Isometry Property, RIP)<sup>[15]</sup>, 即存在严格等距常数  $\delta_s \in (0, 1)$ , 使得测量矩阵  $\tilde{\mathbf{X}}$  对于所有  $K$  稀疏的信号  $\mathbf{h}$  满足式(11):

$$(1 - \delta_s) \|\mathbf{h}\|_2^2 \leq \|\tilde{\mathbf{X}}\mathbf{h}\|_2^2 \leq (1 + \delta_s) \|\mathbf{h}\|_2^2 \quad (11)$$

则矩阵  $\tilde{\mathbf{X}}$  满足受限等距特性。

为了达到压缩采样的目的, 设计满足 RIP 特性的观测矩阵  $\tilde{\mathbf{X}}$ , 如式(12)所示:

$$\tilde{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \tilde{x}_N & \tilde{x}_{N-1} & \cdots & \tilde{x}_2 & \tilde{x}_1 \\ \tilde{x}_{N+1} & \tilde{x}_N & \cdots & \tilde{x}_3 & \tilde{x}_2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \tilde{x}_{N+M-1} & \tilde{x}_{N+M-2} & \cdots & \tilde{x}_{M+1} & \tilde{x}_M \end{bmatrix} \quad (12)$$

式(8)可表示为:

$$\begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_{M-1} \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{X}} \mathbf{h} = \begin{bmatrix} \tilde{x}_N & \tilde{x}_{N-1} & \cdots & \tilde{x}_2 & \tilde{x}_1 \\ \tilde{x}_{N+1} & \tilde{x}_N & \cdots & \tilde{x}_3 & \tilde{x}_2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \tilde{x}_{N+M-1} & \tilde{x}_{N+M-2} & \cdots & \tilde{x}_{M+1} & \tilde{x}_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_0 \\ h_1 \\ \vdots \\ h_{N-1} \end{bmatrix} + \hat{\mathbf{n}}$$

其中:  $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$  是  $M$  维的观测向量, 信道为稀疏信道。

求解稀疏信道估计量  $\mathbf{h}$  可以通过求解次优解算法。通常情况下, 有两类次优解算法: 一类是贪婪迭代算法如正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP)<sup>[16]</sup> 和压缩采样匹配追踪 (Compressive Sampling Matching Pursuit, CoSaMP)<sup>[17]</sup>, 通过迭代选择稀疏信道矢量  $\mathbf{h}$  的非零位置来计算信道系数; 另一类算法是凸松弛算法, 如 LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)<sup>[18]</sup> 和 DS (Dantzig Selector)<sup>[19]</sup>, 凸松弛算法具有算法运算复杂度高而难以实现的特点。匹配追踪 (MP) 算法, 具有运算简单而易于实现的特点。本文主要应用 OMP 算法, 并且利用最小二乘信道估计量来比较其估计性能下界:

$$\hat{\mathbf{h}} = \begin{cases} \mathbf{h}_T & T \subseteq \text{supp}(\mathbf{h}) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

其中:  $\text{supp}(\mathbf{h})$  表示信道  $\mathbf{h}$  中的非零抽头集合,  $\tilde{\mathbf{X}}_T$  是矩阵  $\tilde{\mathbf{X}}$  中与卷积信道  $\mathbf{h}$  的非零抽头所在位置相对应  $T$  列矢量组成的矩阵。由最小二乘 (Least Square, LS) 算法得到的信道估计量  $\hat{\mathbf{h}}$  的均方误差 (Mean Square Error, MSE) 为:

$$\text{MSE}(\hat{\mathbf{h}}) = \sigma_n^2 \text{Tr}\{(\tilde{\mathbf{X}}_T^+ \tilde{\mathbf{X}}_T)^{-1}\} \quad (14)$$

## 2.3 基于正交匹配追踪算法的稀疏信道估计

贪婪追踪算法是一种解决组合问题的方法, 是基于动态规划的方法, 这类算法通过每次迭代时选择一个局部最优解来逐步逼近原始信号。OMP 算法的步骤:

输入 随机测量矩阵  $\tilde{\mathbf{X}} = [\tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_{N-1}]$ , 观测信号矢量  $\mathbf{y} = \tilde{\mathbf{X}}\mathbf{h} + \mathbf{z}$ , 信道矢量  $\mathbf{h}$  的稀疏度为  $K$ 。

输出  $K$  稀疏近似信道矢量  $\mathbf{h}_{\text{OMP}}$ 。

1) 初始化: 系数集  $I = \emptyset$ , 残差  $\mathbf{r} = \mathbf{y}$ , 迭代次数为  $K$ , 每次迭代选取一个最相关的系数;

2) 系数识别: 找出残差  $\mathbf{r}$  与测量矩阵中的任意列  $\mathbf{x}_i$  相关性最大值所对应的系数  $\lambda$ , 即

$$\lambda = \arg \max_{1 \leq i \leq N} |\langle \mathbf{r}_{k-1}, \mathbf{x}_i \rangle|$$

3) 误差分析: 更新系数集  $I = I \cup \{i\}$  由最小二乘法可得

$$\mathbf{h}_{\text{OMP}} = \arg \min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{X}}_I \mathbf{h}\|_2, \text{ 并得到 } \mathbf{r} = \mathbf{y} - \tilde{\mathbf{X}}_I \mathbf{h}_{\text{OMP}}。$$

以上步骤重复执行, 迭代  $K$  次, 即可获得稀疏信道估值  $\mathbf{h}_{\text{OMP}}$ 。

## 3 仿真与性能分析

为了显示基于压缩感知的 OMP 算法的效果, 特将传统 LS 算法、压缩感知的 CoSaMP 算法在信道估计方面的性能同时显示。本文进行了以下仿真, 利用 Monte Carlo 方法评估信道估计量性能, 为了接近平均估计性能, Monte Carlo 的运行次

数为  $M = 1000$ , 训练信号的长度为 256, 稀疏信道矢量  $\mathbf{h}_1$  和  $\mathbf{h}_2$  的非零抽头系数满足随机高斯分布, 并且满足  $\|\mathbf{h}_1\|_2^2 = \|\mathbf{h}_2\|_2^2 = 1$ , 为了方便, 两个信道的长度均设置为 64, 即  $L_1 = L_2 = 64$ , 发射节点  $S$  的平均发射功率设为  $P_S = N$ , 中继节点  $R$  处的平均发射功率设为  $P_R = N$ , 接收信号噪声定义为  $10 \lg(P/\sigma_n^2)$ 。图 3 ~ 4 比较了在改变信道矢量  $\mathbf{h}_i (i = 1, 2)$  的非零抽头数目时稀疏信道估计的性能, 其平均均方差为:

$$MSE_{\text{average}}(\Delta \mathbf{h}) = \frac{\|\mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}\|_2^2}{M(L_1 + L_2 - 1)}$$

其中  $\mathbf{h}$  和  $\hat{\mathbf{h}}$  表示信道矢量和信道估计量,  $M$  表示 Monte Carlo 运行次数,  $(L_1 + L_2 - 1)$  表示协同信道矢量  $\mathbf{h}$  的长度。

### 3.1 归一化均方误差与信噪比

图 3 中,  $\mathbf{h}_1$  和  $\mathbf{h}_2$  的非零抽头数目为 3, 此时的信道为非常稀疏的。由图 3 可知, 基于压缩感知算法的信道估计量明显优于 LS 算法信道估计量, 随着信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR) 的增加, 估计性能逐渐逼近理想 LS 算法的性能下界。

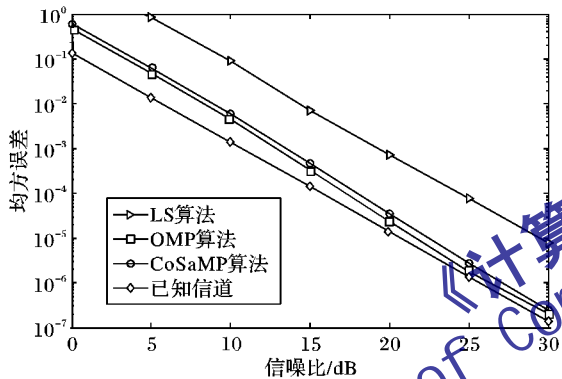


图 3 信道估计量的 MSE 性能与 SNR 关系 ( $\mathbf{h}_1$  和  $\mathbf{h}_2$  的非零数目为 3)

图 4 中  $\mathbf{h}_1$  和  $\mathbf{h}_2$  的非零抽头数目分别设置为 3 和 6。仿真图中的已知信道, 代表信道的非零抽头位置信息已知。通过图 3 ~ 4 可知, 基于 OMP 算法的信道估计方法可以稳健地挖掘协同信道中的系数结构信息, 比 CoSaMP 算法的稳定性要好。如果信道处在非常稀疏的情况下, 则获得的信道估计性能越优, 这是因为利用了更多的信道稀疏结构信息; 反之亦然。需要说明的是不管信道的非零抽头如何变化, LS 信道估计量总是保持不变, 这是因为 LS 信道估计方法不能利用信道的稀疏结构信息, 因此也就不随信道的稀疏结构变化而变化。

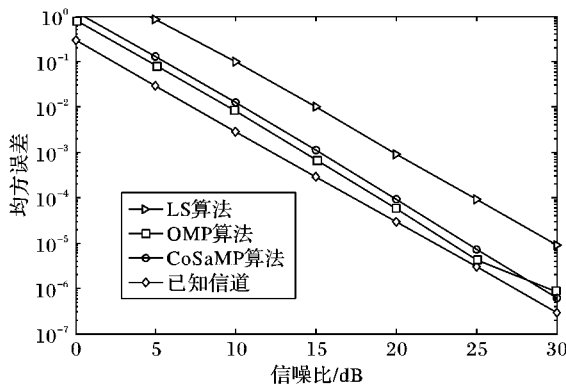


图 4 信道估计量的 MSE 性能与 SNR 关系 ( $\mathbf{h}_1$  和  $\mathbf{h}_2$  的非零数目分别为 3 和 6)

### 3.2 训练序列长度的比较

图 5 中, 通过改变训练序列的长度来评估不同的信道估计量性能, 训练信号的长度设置为 60 ~ 120。从图 5 可看出, 训练序列长度一定时, 基于压缩感知的 OMP 算法信道估计量优于 LS 算法的估计量。

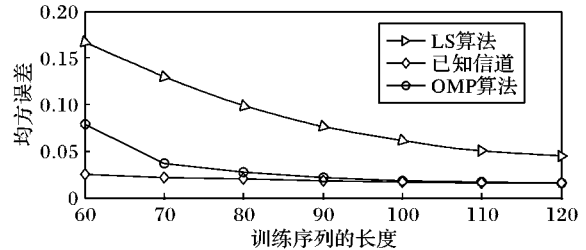


图 5 信噪比为 10 时的训练长度对比

在前期的成果中, 我们利用计算机 CPU 计算时间来评估各种方法的复杂度情况。通过实验仿真图 6 可知, 提出的稀疏方法的复杂度 (即: 压缩感知算法运算量/LS 算法运算量) 仅是 LS 线性信道估计方法的 3.2 倍左右。项目组所采用的稀疏估计方法在以很少的计算复杂度为代价获得比较好的性能估计性能, 表明提出的稀疏信道估计方法是有效的。

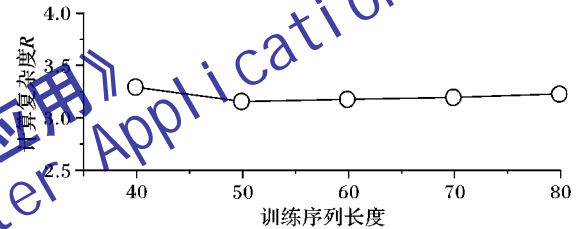


图 6 稀疏信道估计方法计算复杂度比较

## 4 结语

本文研究了基于 OFDM 的放大转发协同网络中的稀疏信道估计问题。文中采用了基于压缩感知理论的稀疏信道估计方法充分挖掘信道的稀疏性。跟传统的线性信道估计方法相比, 本文提出的信道估计方法获得了接近性能边界的信道估计量。另外, 文中也探讨了信道的稀疏测度对于估计性能的影响: 信道估计性能随着稀疏度的增加而降低; 反之, 稀疏度越小, 估计性能越好。基于本文的研究工作, 下一步主要研究如何将该方法应用到多天协作通信系统中。

### 参考文献:

- [1] LANEMAN J N, TSE D N C, WORNELL G W. Cooperative diversity in wireless networks: efficient protocols and outage behavior[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, 50(12): 3062 - 3080.
- [2] SEYFI M, MUHAIDAT S, LIANG J. Amplify-and-forward selection cooperation with channel estimation error[C]// GLOBECOM 2010: Proceedings of the 2010 IEEE Global Telecommunications Conference. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 1 - 6.
- [3] GAO F, ZHANG R, LIANG Y C. Channel estimation for OFDM modulated two-way relay networks [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(11): 2029 - 2039.
- [4] KIM K, KIM H, PARK H. OFDM channel estimation for the amplify-and-forward cooperative channel[C]// Proceedings of IEEE the 65th VTC2007 Spring Vehicular Technology Conference. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2007: 1642 - 1646.

- [5] TELLAMBURA C. Cooperative OFDM channel estimation in the presence of frequency offsets[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 58(7):3447–3459.
- [6] PAREDES J L, ARCE G R, WANG Z. Ultra-wideband compressed sensing: channel estimation [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, 1(3): 383–395.
- [7] HE X Y, SONG R F, ZHOU K Q. Study of compressive sensing based sparse channel estimation in OFDM system[J]. *Journal of Nanjing University of Posts and Telecommun: Natural Science*, 2010, 30(2): 60–65. (何雪云, 宋荣方, 周克勤. 基于压缩感知的 OFDM 系统稀疏信道估计新方法研究[J]. *南京邮电大学学报: 自然科学版*, 2010, 30(2): 60–65.)
- [8] BERGER C, ZHOU S, PREISIG J. C. *et al.* Sparse channel estimation for multicarrier underwater acoustic communication: from subspace methods to compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(3): 1708–1721.
- [9] BAJWA W U, HAUPT J, RAZ G. *et al.* Compressed channel sensing[C]// *CISS 2008: Proceedings of the 42nd Annual Conference on Information Sciences and Systems*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2008: 5–10.
- [10] BERGER C R, WANG Z, HUANG J. Application of compressive sensing to sparse channel estimation[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2010, 48(11):164–174.
- [11] GUI G, WAN Q, QI S. *et al.* Sparse multipath channel estimation using DS algorithm in wideband communication systems[C]// *Proceedings of the 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 4450–4453.
- [12] GUI G, WAN Q, ADACHI F. Compressed channel estimation of two-way relay networks using mixed-norm sparse constraint[J]. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 2012, 4(15): 2279–2282.
- [13] GRAY R M. Toeplitz and circulant matrices: a review[J]. *Communication and Information Theory*, 2006, 2(3): 155–239.
- [14] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306.
- [15] CANDES E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. *Comptes Rendus Mathematique*, 2008, 346(9/10): 589–592.
- [16] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655–4666.
- [17] NEEDELL D, TROPP J A. CoSaMP: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. *Communications of the ACM*, 2010, 53(12): 93–100.
- [18] TIBSHIRANI R. Regression shrinkage and selection via the LASSO [J]. *Journal of Royal statistical Society Series B*, 1996, 58: 267–288.
- [19] ROMBERG J. The Dantzig selector and generalized thresholding [J]. *Proceedings of the 42nd Annual Conference on Information Sciences and Systems*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2008: 22–25.

(上接第 3 页)

法通过收集网络拓扑信息,让大部分节点入网的同时也增加了一定的时间和开销上的冗余。本文提出的 HLAA 算法通过去除终端节点的等待时延,并去除冗余控制消息以及简化分组中信息,在保证入网成功率的前提下,降低了组网的通信耗时和通信开销。理论分析和仿真结果验证了 HLAA 算法的有效性。

#### 参考文献:

- [1] YAN Y, LIU J. The analysis on WPAN and its interrelated technique[J]. *Modern Science and Technology of Telecommunications*, 2008, 38(11): 2–6. (颜艳华, 刘军. 无线个域网及其相关技术分析[J]. *现代电信科技*, 2008, 38(11): 2–6.)
- [2] IEEE 802.11 Standard Group. IEEE 802.15.5 mesh topology capability in Wireless Personal Area Networks (WPANs) [S]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009.
- [3] FANG X. Next generation of wireless Internet technology[M]. Beijing: Posts & Telecommunications Press, 2005: 108–110. (方旭明. 下一代无线因特网技术: 无线 Mesh 网络[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2005: 108–110.)
- [4] DU Z, QIAN D, LIU Y. Addressing protocols for wireless sensor networks[J]. *Journal of Software*, 2009, 20(10): 2787–2798. (杜治高, 钱德沛, 刘轶. 无线传感器网络中的地址分配协议[J]. *软件学报*, 2009, 20(10): 2787–2798.)
- [5] MOHAMMED B. Header compression scheme for IEEE 802.15.5 [C]// *Proceedings of the 8th International Symposium on Wireless Communication Systems*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 407–411.
- [6] LI P. A study on the distributed address assignment algorithms for ZigBee networks[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2012. (李鹏翔. ZigBee 网络分布式地址分配算法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2012.)
- [7] YU H, HE J. Improved hierarchical routing over 6LoWPAN[C]// *Proceedings of the 2011 IEEE 3rd International Conference on Communication Software and Networks*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 377–380.
- [8] LI Y R, SHI H B, TANG B Y. Address assignment and routing protocol for large-scale uneven wireless sensor networks [C]// *Proceedings of the 2009 International Symposium on Computer Network and Multimedia Technology*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 1–4.
- [9] YEN L H, TSAI W T. The room shortage problem of tree-based ZigBee/IEEE802.15.4 wireless networks [J]. *Computer Communications*, 2010, 33(4): 454–462.
- [10] GIRI D, ROY U K. Single level addresses reorganization in wireless personal area network[C]// *CODEC 2009: Proceedings of the 4th International Conference on Computers and Devices for Communication*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 1–4.
- [11] LEE M J, ZHANG R, ZHENG J. *et al.* IEEE 802.15.5 WPAN mesh standard-low rate part: meshing the wireless sensor networks [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2010, 28(7): 973–983.
- [12] REN Z, LI P X, YAO Y K. *et al.* Segmentation-based on-demand scalable address assignment algorithm in ZigBee networks [J]. *Journal on Communications*, 2012, 33(5): 131–137. (任智, 李鹏翔, 姚玉坤, 等. 基于分段的 ZigBee 网络按需可扩展地址分配算法[J]. *通信学报*, 2012, 33(5): 131–137.)