

基于压缩感知的放大转发双向中继信道估计

魏浩^{1,2}, 郑宝玉^{1,3}, 侯晓赞^{1,2}, 朱艳^{1,3}

(1. 南京邮电大学 信号处理与传输研究院, 江苏 南京 210003; 2. 东南大学 移动通信国家重点实验室, 江苏 南京 210096;
3. 南京邮电大学 宽带无线通信与传感网技术教育部重点实验室, 江苏 南京 210003)

摘要: 为了更有效地对放大转发双向中继信道进行估计, 对级联卷积信道的稀疏特性进行了分析, 并基于其稀疏性, 采用压缩感知技术, 通过合理地设计导频将合成级联卷积信道分解成 2 个独立的级联卷积信道分别进行信道估计。研究分析和仿真结果表明, 级联卷积信道具有稀疏性且其稀疏度在一定范围内变化。所提的方案只需在端节点对级联卷积信道进行估计就可以完成双向信息的交换, 提高了频谱效率, 降低了信道估计误差, 并且无需信道稀疏度的先验信息。

关键词: 信道估计; 压缩感知; 双向中继; 级联卷积信道; 放大转发

中图分类号: TN925

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2013)10-0174-09

Channel estimation based on compressive sensing in two-way amplify-and-forward relay channel

WEI Hao^{1,2}, ZHENG Bao-yu^{1,3}, HOU Xiao-yun^{1,2}, ZHU Yan^{1,3}

(1. Institute of Signal Processing and Transmission, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;

2. National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China;

3. Key Lab of Broadband Wireless Communication and Sensor Network Technology, Ministry of Education, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: The sparsity of concatenated convolutional channel in two-way amplify-and-forward relay was analyzed. Through the appropriate design of the pilot, the synthetic concatenated convolutional channels could be decomposed into two independent concatenated convolutional channels for channel estimation. Theoretical analysis and simulation results show that the concatenated convolutional channel possesses sparsity which varies within a range. The proposed scheme completes the two-way exchange of information by finishing concatenated convolutional channel estimation in end nodes. Without the priori information of the channel sparsity, this scheme improves the utilization of spectrum resources and the performance of channel estimation.

Key words: channel estimation; compressive sensing; two-way relay; concatenated convolutional channel; amplify and forward

1 引言

协作中继可以通过通信节点之间的协作传输, 有效地扩大无线通信的范围和抵抗信道衰落的影响。双向中继信道 (TWRC, two-way relay channel)

是无线多跳通信中经典的三节点网络模型, 针对 TWRC 的中继协议目前已经有了许多的研究^[1~3]。准确的信道状态信息 (CSI, channel state information) 是信息可靠接收的保证, 为了使发送数据经过衰落的信道后在接收端被正确地接收, 必须要对

收稿日期: 2012-06-01; 修回日期: 2012-12-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61271240, 61201270); 江苏省自然科学基金资助项目 (BK2010077); 东南大学移动通信国家重点实验室开放课题基金资助项目 (2010D02)

Foundation Items: the National Natural Science Foundation of China (61271240, 61201270); The Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK2010077); The Open Research Fund of the National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University (2010D02)

CSI 进行估计。与其他协议不同的是，采用 AF 协议，无需中继节点进行信道估计，只需在端节点对级联卷积信道的 CSI 进行估计就可以完成双向信息的交换。也就是说，端节点不仅需要获得中继节点与自身之间信道的 CSI，也要获得中继节点与对端节点之间信道的 CSI。文献[4~7]对放大转发双向中继信道 (AF-TWR, amplify-and-forward two-way relay channel) 的信道估计问题进行了研究。分别基于不同的准则求出最佳的训练序列。以上文献都是假设无线信道为丰富环境，然而越来越多的研究表明，无线多径信道往往具有稀疏性。Donoho 等在 2006 年提出了压缩感知 (CS, compressive sensing) 理论^[8]。基于压缩感知的信道估计方法，充分利用了无线信道固有的稀疏性，可以大大减少所需的导频数，提高了信道估计的准确性和有效性^[9~11]。文献[12]和文献[13]研究了基于 CS 的 AF-TWR 信道估计，并分别使用了正交匹配追踪^[14] (OMP, orthogonal matching pursuit) 算法和压缩采样匹配追踪^[15] (CoSaMP, compressive sampling matching pursuit) 算法。但是以上 2 篇论文只是简单地把所涉及的级联卷积信道等效成一个稀疏度已知的点对点直连信道，并没有分析级联卷积信道的稀疏特性，然而级联卷积信道的稀疏度却是变化的。

本文为了更有效地对放大转发双向中继信道进行估计，分析了级联卷积信道的稀疏特性。并基于其稀疏性，采用压缩感知技术，通过合理地设计导频将合成级联卷积信道分解成 2 个独立的级联卷积信道分别进行信道估计。这样，无需中继节点进行信道估计，只需在端节点对级联卷积信道状态信息进行估计就可以完成双向信息的交换，提高了频谱效率。通过分析得出级联卷积信道的稀疏度是在一定范围内变化的，因此在信道估计时采用一种改进的正交匹配追踪^[16~20] (IOMP, improved orthogonal matching pursuit) 算法，该算法不需要具备信道稀疏度的先验信息，具有较强的顽健性。

2 AF-TWR 级联卷积信道

2.1 AF-TWR 模型

图 1 为经典的三节点基于放大转发协议的双向中继信道的系统模型。

图 1 中节点 T_1 与 T_2 是端节点，节点 T_r 是中继节点， T_1 与 T_2 之间没有直连链路， T_1 与 T_2 通过 T_r 来交

换信息。设 x_1 、 x_2 分别表示 T_1 、 T_2 节点发送的 OFDM 时域信号向量。 h_1 、 h_2 分别表示 T_1 、 T_2 节点与 T_r 节点之间的频率选择性多径信道的离散时间信道向量，均服从瑞利衰落，且信道具有互易性。 n_1 、 n_2 、 n_r 分别为 T_1 、 T_2 、 T_r 节点处的加性高斯白噪声，均服从零均值复高斯分布，方差分别为 s_1^2 、 s_2^2 、 s_r^2 。 P_1 、 P_2 、 P_r 分别为 T_1 、 T_2 、 T_r 节点的发送功率。

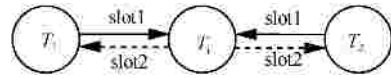


图 1 AF-TWR 模型

1) 时隙 1

T_1 和 T_2 节点同时向中继节点 T_r 发送信号 x_1 、 x_2 ；中继节点 T_r 接收到的信号可以表示为

$$y_r = \sqrt{P_1}x_1 * h_1 + \sqrt{P_2}x_2 * h_2 + n_r \quad (1)$$

其中，* 表示线性卷积。中继节点 T_r 对其乘以放大转发加权系数 a

$$a = \sqrt{\frac{P_r}{P_1s_{h_1}^2 + P_2s_{h_2}^2 + s_r^2}} \quad (2)$$

2) 时隙 2

中继节点 T_r 将 ay_r 广播给 T_1 和 T_2 节点。因为两个端节点是对称的，所以仅考虑 T_1 节点处的信道估计问题。 T_1 节点处接收到的信号为

$$\begin{aligned} y_1 &= ay_r * h_1 + n_1 \\ &= a(\sqrt{P_1}x_1 * h_1 + \sqrt{P_2}x_2 * h_2 + n_r) * h_1 + n_1 \\ &= a\sqrt{P_1}x_1 * h_1 * h_1 + a\sqrt{P_2}x_2 * h_2 * h_1 + an_r * h_1 + n_1 \end{aligned} \quad (3)$$

为了讨论简单且不失一般性，假设 $P_1 = P_2 = 1$ ， $a = 1$ ，则有

$$y_1 = x_1 * l_1 + x_2 * l_2 + n \quad (4)$$

其中， $l_1 = h_1 * h_1$ ， $l_2 = h_2 * h_1$ 为相应的级联卷积信道向量， $n = n_r * h_1 + n_1$ 仍为加性复高斯白噪声向量。然后， T_1 节点只需先对级联卷积信道向量 l_1 、 l_2 进行估计，再进行自干扰消除，就可得到另一节点发送来的信息。

由此可见，AF-TWR 可以等效地建模为级联卷积信道。

2.2 级联卷积信道的稀疏特性

越来越多的研究表明，多径信道往往具有稀疏性，即 h_1 和 h_2 是稀疏的。因此，如果级联卷积信道

向量 l_1 、 l_2 也具有稀疏性, 就可以利用压缩感知理论^[8] 对其进行信道估计。文献[12,13]将级联卷积信道估计简单地转化为点对点的信道估计, 虽然简化了问题, 但是并未分析级联卷积信道的稀疏特性。本节将对级联卷积信道 l_1 、 l_2 的稀疏特性进行详细的讨论。

不失一般性, 假设 h_1 、 h_2 的信道长度均为 L , 则 l_1 、 l_2 的信道长度均为 $2L-1$ 。设 h_1 、 h_2 的稀疏度分别为 K_{h_1} 、 K_{h_2} ; l_1 、 l_2 的稀疏度分别为 K_{l_1} 、 K_{l_2} 。同时, 多径信道系数均为 1。

当 h_1 的稀疏度和稀疏路径的位置变化时, l_1 的稀疏度和稀疏路径的位置也会相应地有所变化。

如图 2(a)和图 2(b)所示, 当 h_1 的稀疏路径位置为等间隔时, l_1 的稀疏度最小(最稀疏), $K_{l_1} = 2K_{h_1} - 1$; 而如图 2(c)和图 2(d)所示, 当 h_1 中任意 2 条稀疏路径位置的间隔都不相等时, l_1 的稀疏度最大(最不稀疏), $K_{l_1} = (1 + K_{h_1})K_{h_1} / 2$ 。表 1 为 h_1 的稀疏度 K_{h_1} 与 l_1 的稀疏度 K_{l_1} 的关系。

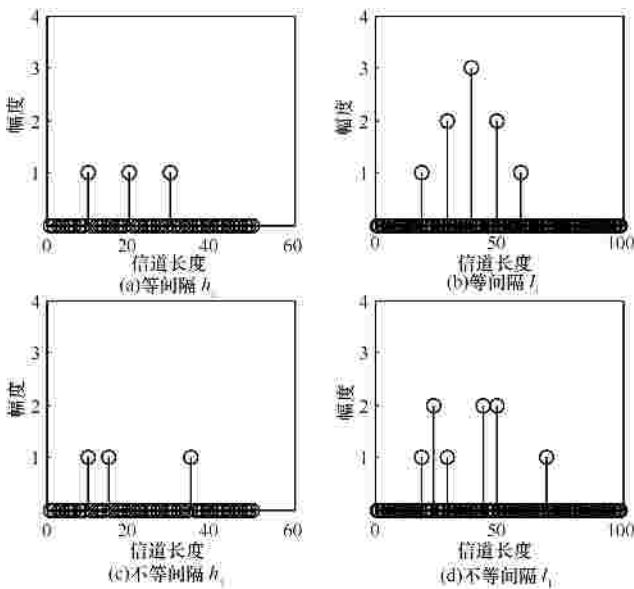


图 2 h_1 和 l_1 的离散时间稀疏信道估计

同样, 当 h_1 、 h_2 的稀疏度和稀疏路径的位置变化时, l_2 的稀疏度和稀疏路径的位置也会相应的有所变化。

如图 3(a)、图 3(b)、图 3(c)所示, 当 h_1 、 h_2 的稀疏路径位置为等间隔时, l_2 的稀疏度最小(最稀疏), $K_{l_2} = K_{h_1} + K_{h_2} - 1$; 而如图 3(d)、图 3(e)、图 3(f)所示, 当 h_1 与 h_2 中任意 2 条稀疏路径位置的间隔都不相等时, l_2 的稀疏度最大(最不稀疏),

$K_{l_2} = K_{h_1} \times K_{h_2}$ 。表 2 为 h_1 的稀疏度 K_{h_1} , h_2 的稀疏度 K_{h_2} 与 l_2 的稀疏度 K_{l_2} 的关系。

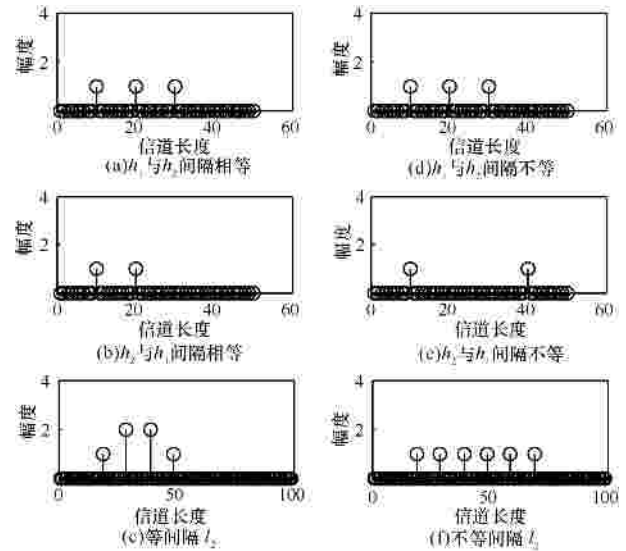


图 3 h_1 、 h_2 和 l_2 的离散时间稀疏信道

由表 1 和表 2 可知, K_{l_1} 和 K_{l_2} 是随着 K_{h_1} 和 K_{h_2} 的变化而变化的, 且有一个变化的范围; 当 K_{h_1} 和 K_{h_2} 逐渐增大时, K_{l_1} 和 K_{l_2} 也逐渐增大, 而且变化的范围也越来越大。

表 1 K_{h_1} 与 K_{l_1} 的关系

K_{h_1}	2	3	4	5	6	7	8
$K_{l_1} = 2K_{h_1} - 1$ (min)	3	5	7	9	11	13	15
$K_{l_1} = (1 + K_{h_1})K_{h_1} / 2$ (max)	3	6	10	15	21	28	36

表 2 K_{h_1} 、 K_{h_2} 与 K_{l_2} 的关系

K_{h_1}	2	3	4	5	6	7	8
K_{h_2}	1	2	3	4	5	6	7
$K_{l_2} = K_{h_1} + K_{h_2} - 1$ (min)	2	4	6	8	10	12	14
$K_{l_2} = K_{h_1} \times K_{h_2}$ (max)	2	6	12	20	30	42	56

上述分析表明, 当直连信道较为稀疏时, AF-TWRC 等效的级联卷积信道也具有一定的稀疏性。

3 基于压缩感知的 AF-TWR 信道估计

由于 AF-TWR 级联卷积信道的稀疏特性, 利用压缩感知理论, 对其进行基于导频的信道估计。在本节中, 先对压缩感知理论进行简单介绍, 然后基于压缩感知理论给出了导频的设计方式, 并采用一种改进的正交匹配追踪算法进行信道估计。

3.1 压缩感知

Donoho 等在 2006 年提出了压缩感知理论^[8]，其思想是对稀疏信号以远低于奈奎斯特频率的速率进行全局观测而非局部采样，然后用适当的重构算法从观测值中还原出原始信号。

设观测矩阵 $F \in \mathbf{R}^{M \times N}$ ($M = N$)，为 $M \times N$ 的矩阵。稀疏向量 φ 在该观测矩阵下的线性测量值 ($y \in \mathbf{R}^M$) 为

$$y = F\varphi \quad (5)$$

如果 φ 为稀疏向量，并且测量次数 M （即 y 的维数）满足 $M = O(S \log(N))$ ，观测矩阵 F 满足约束等距性质（RIP, restricted isometry property）时，理论证明，信号 φ 可以由测量值 y 通过求解最优 l_0 范数问题精确重构为

$$\hat{\varphi} = \arg \min \|\varphi\|_0 \quad \text{s.t.} \quad F\varphi = y \quad (6)$$

上式中， $\|\cdot\|_0$ 为向量的 l_0 范数，表示向量 x 中非零元素的个数。在文献[19]中，定义了观测矩阵 F 的相关度

$$\mu = \max_{i,j \in \{1, \dots, N\}, i \neq j} \frac{|\varphi_i^H \varphi_j|}{\|\varphi_i\| \|\varphi_j\|} \quad (7)$$

其中， $(\cdot)^H$ 表示共轭转置， φ_i 表示 F 的第 i 列向量。文献[19]同时指出，当信号 φ 的稀疏度 $K = \|\varphi\|_0$

$$\frac{1+\mu}{2\mu} - \frac{e}{\mu|a|}$$

元素，则正交贪婪重构算法得到的估计值与真实值的误差满足

$$\|\hat{\varphi} - \varphi\|_2^2 \leq \frac{e^2}{1 - \mu(K-1)} \quad (8)$$

从式(8)可以看出，观测矩阵的相关度越小，估计误差就越小，估计值就越接近真实值。

3.2 导频设计

导频的设计涉及到导频的位置、值和数量。

对式(4)进行 N 点的 DFT 变换后，可得

$$Y_1 = X_1 L_1 + X_2 L_2 + N = X_1 W L_1 + X_2 W L_2 + N \quad (9)$$

其中， X_1, X_2 的导频位置需要相同，可得导频位置的接收信号为

$$\begin{aligned} Y_{1P} &= X_{1P} L_{1P} + X_{2P} L_{2P} + N_P \\ &= X_{1P} W_{1P} l_1 + X_{2P} W_{2P} l_2 + N_P \end{aligned} \quad (10)$$

一般来说，导频符号的取值为常数，不妨设为 1，则

$$\begin{aligned} Y_{1P} &= [X_{1P} W_{1P} \quad X_{2P} W_{2P}] \begin{bmatrix} l_1 \\ l_2 \end{bmatrix} + N_P \\ &= [W_{1P} \quad W_{2P}] \begin{bmatrix} l_1 \\ l_2 \end{bmatrix} + N_P \end{aligned} \quad (11)$$

其中， W_{1P}, W_{2P} 分别为按 X_1, X_2 中的导频位置从傅立叶变换矩阵 W 中选取的 $P \times (2L-1)$ 局部傅立叶随机矩阵。 l_1, l_2 为级联卷积信道向量。式(11)可以写成如下的形式

$$Y_{1P} = W_{12} l + N_P \quad (12)$$

其中， $W_{12} = [W_{1P} \quad W_{2P}]$ ， $l = [l_1^T \quad l_2^T]^T$ 为合成级联卷积信道向量。

将式(5)与式(12)相比，稀疏信号向量 $\varphi = l$ ，观测矩阵 $F = W_{12}$ 。文献[11]证明了导频随机放置时的信道估计性能要大大优于导频连续放置和均匀放置。因为当导频随机放置时，观测矩阵的相关度较小，更接近于 RIP 条件，从而获得较高的重构性能。故式(11)中 W_{1P}, W_{2P} 均为局部傅立叶随机矩阵^[18]，即从傅立叶变换矩阵中随机选取 M 行所构成的矩阵。局部傅立叶随机矩阵适用于观测时域稀疏的信号，正好可以用于频率选择性信道的估计。

由于 AF-TWRC 级联卷积信道的特殊性，观测矩阵 $F = W_{12}$ 是 W_{1P}, W_{2P} 的合成矩阵 $W_{12} = [W_{1P} \quad W_{2P}]$ ，所以接收信号 Y_{1P} 的每一个导频位置处的值均为 X_{1P}, X_{2P} 相应导频位置处值的叠加。这样不仅要通过随机放置导频使得 W_{1P}, W_{2P} 自身的相关度分别达到最小，另外还要通过 X_{1P}, X_{2P} 的导频值的选择使得 W_{1P}, W_{2P} 互相的相关度达到最小，即 W_{12} 的相关度达到最小，这使得导频值选取的复杂度大大增加。

本文采取交错放置导频的方法，不仅 X_{1P}, X_{2P} 的导频值仍然取常数 1，而且使得对合成信道向量 $l = [l_1^T \quad l_2^T]^T$ 的估计分解为对 l_1 和 l_2 的估计，具体描述如下。

具备信道稀疏度的先验信息，具有较强的顽健性。

文献[19]给出了一种有噪声情况下的 l_0 范数稀疏信号重构策略，结合式(10)和式(15)可表示为

$$\hat{l} = \arg \min \|l\|_0 \quad s.t. \quad \|Y_l - W_l l\|_2 \leq d \quad (17)$$

其中， $d = e = \|N_{l_i}\|_2$ ， N_{l_i} 为导频对应的信道噪声频域向量。文献[19]中指出可采用正交贪婪算法求解式(17)，且算法终止条件可根据 d 设定。由于 $e = \|N_{l_i}\|_2 \approx \sqrt{s^2 P}$ ，据此可给出 IOMP 算法的迭代终止条件 $d = c\sqrt{s^2 P}$ (c 为常数且略大于 1)^[16,17]，将每次迭代获得的信道估计值 \hat{l}_i 代入式 $\|Y_l - W_l l\|_2 \leq d$ 中，如果成立，则跳出循环，输出结果；否则继续迭代。

在 OFDM 系统中，除数据和导频子载波外还包含一定数量不携带信息，位于频带两端主要起频谱赋形作用的虚拟子载波，可以利用这些闲置的虚拟子载波对噪声方差进行估计。其表达式为

$$s_p^2 = \frac{1}{N_v} \sum_{i=1}^{N_v} |Y_v(i)|^2 \quad (18)$$

其中， N_v 为虚拟子载波个数， $Y_v = [Y(0), Y(1), \dots, Y(N_v - 1)]^T$ 为虚拟子载波接收信号向量。

IOMP 的具体算法描述如图 3 所示（这里仅以式(17)为例）。

输入：观测矩阵 W_{l_i} ；
接收导频信号 Y_l ；
噪声方差估计值 s_p^2 ；

输出：级联卷积信道估计值 \hat{l}_i 。

算法过程：

1) 算法初始化：残差 $r_0 = Y_l$ ，索引集 $\mathcal{I}_0 = \emptyset$ ，部分恢复矩阵 $G_0 = \emptyset$ ，迭代次数 $i = 0$

2) 迭代过程：当终止条件 $\|r_i\|_2 \leq c\sqrt{s_p^2 P}$ (c 略大于 1) 不满足时，进行第 i 次迭代

Step1：确定索引值 $l_i = \arg \max_{1 \leq j \leq 2L-1} \|r_i, t_j\|$ ， t_j 为观测矩阵 W_{l_i} 的第 j 列

Step2：索引集 $\mathcal{I}_{i+1} = \{\mathcal{I}_i \cup l_i\}$ ，部分恢复矩阵 $G_{i+1} = \{G_i \cup t_j\}$

Step3：利用最小二乘法得到新的信道估计值，
 $\hat{l}_{i+1} = \arg \min_{l \in \mathcal{I}_{i+1}} \|Y_l - G_{i+1} l\|_2 = G_{i+1}^\dagger Y_l$ ，其中 \dagger 表示伪逆

Step4：更新残差值 $r_{i+1} = Y_l - G_{i+1} \hat{l}_{i+1}$

Step5：迭代次数 $i = i + 1$

迭代结束

图 4 IOMP 算法描述

由图 3 可知，IOMP 算法的迭代终止条件为 $\|r_i\|_2 \leq c\sqrt{s_p^2 P}$ ，与信道的稀疏度无关，无需具备信道稀疏度的先验信息，当信道的稀疏度变化时，该算法具有较强的顽健性。

4 仿真实验

本节进行仿真验证和比较。仿真实验的参数设置如下：频率选择性信道条件下的 OFDM 系统； h_1 、 h_2 的信道长度均为 $L = 50$ ； l_1 、 l_2 的信道长度均为 $2L - 1 = 99$ ；OFDM 的子载波个数为 $N = 512$ ，虚拟子载波个数 $N_v = 32$ ；一般导频数为子载波数的 $1/4$ ，又因为需要同样数量的空导频，所以有效导频数为 $P = \frac{1}{2} \times \frac{1}{4} \times (512 - 32) = 60$ ；发送数据采用 BPSK 调制。

4.1 IOMP 与 LS、OMP、CoSaMP 的信道估计性能比较

如第 3 节所述，OMP 算法和 CoSaMP 算法都需要具备信道稀疏度的先验信息，其迭代终止条件（迭代次数）与信道稀疏度有关，信道估计性能对稀疏度的准确性较为敏感。而 IOMP 算法由噪声方差决定迭代次数，估计误差由噪声决定，因此无需具备信道稀疏度的先验信息，具有较强的顽健性。下面将对 IOMP、LS、OMP、CoSaMP 的信道估计性能进行比较，设 h_1 、 h_2 的稀疏度分别为 $K_{h_1} = 3$ ， $K_{h_2} = 2$ ； l_1 、 l_2 的稀疏度分别为 $K_{l_1} = 6$ ， $K_{l_2} = 6$ （取稀疏度最大值）。

图 5 和图 6 分别为 IOMP、LS、OMP 的信道估计 MSE 和 BER 性能曲线。由图可知，与传统的 LS 算法相比，IOMP 算法相同的导频数量下，估计性能大大提高。IOMP 算法的信道估计性能随 SNR 的增加而逐渐提高，而 OMP 的估计性能却受迭代次数的影响。由仿真参数可知，卷积信道的稀疏度为 6。当 OMP 的迭代次数为 3 时，对信道路径估计不完全，估计性能很差，不随 SNR 的增加而增加，存在平台现象；当迭代次数为 6 与稀疏度相同时，估计性能最好，性能曲线与 IOMP 几乎重合；而当迭代次数增加到 9 时，迭代次数大于信道稀疏度，引入了信道噪声，性能反而有所下降。而如第 3 节所述，级联卷积信道的稀疏度是变化的，所以要具备信道稀疏度的先验信息是较为困难的，因此可知，IOMP 算法稳定性要优于 OMP 算法，具有较强的顽健性。

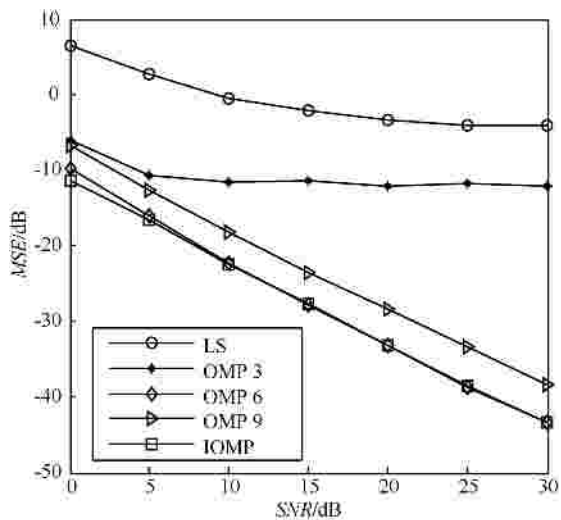


图 5 IOMP、LS、OMP 信道估计 MSE

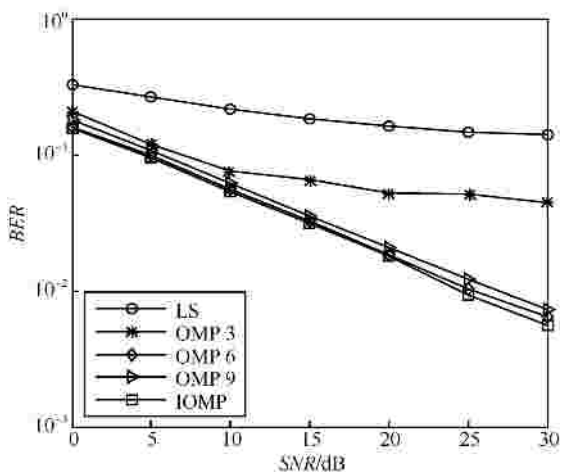


图 6 IOMP、LS、OMP 信道估计 BER

况下,稀疏信道的多径数一般为 5~7 径,设 $K_{h_1} = 6$, $K_{h_2} = 5$, 则 $K_{l_1} = 11: 21$, $K_{l_2} = 10: 30$ (由表 1 和表 2 可得)。下面将根据实际的信道情况做出仿真实验。

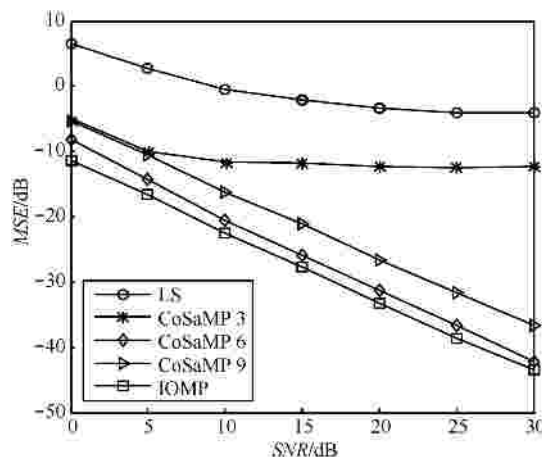


图 7 IOMP、LS、CoSaMP 信道估计 MSE

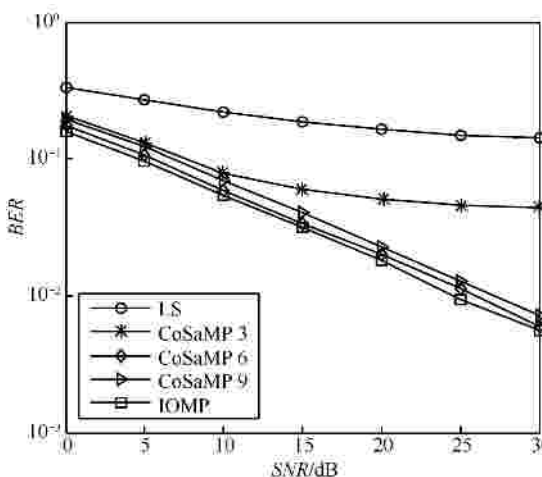


图 8 IOMP、LS、CoSaMP 信道估计 BER

图 7 和图 8 分别为 IOMP、LS、CoSaMP 的信道估计 MSE 和 BER 性能曲线。由图可知,与 OMP 算法相同,CoSaMP 的估计性能也受迭代次数的影响。当 CoSaMP 的迭代次数为 3 时,估计性能很差,不随 SNR 的增加而增加,存在平台现象;当迭代次数为 6 与稀疏度相同时,估计性能最好,性能曲线逼近 IOMP;而当迭代次数增加到 9 时,迭代次数大于信道稀疏度,引入了信道噪声,性能反而有所下降。同样可知,IOMP 算法稳定性要优于 CoSaMP 算法,具有较强的顽健性。

4.2 级联卷积信道的稀疏度对信道估计性能的影响

以上的仿真均是在 h_1 、 h_2 的稀疏度分别为 $K_{h_1} = 3$, $K_{h_2} = 2$; l_1 、 l_2 的稀疏度分别为 $K_{l_1} = 6$, $K_{l_2} = 6$ (取稀疏度最大值)的仿真参数条件下做出的,信道的稀疏性比较高。然而,在实际的信道情

况下,稀疏信道的多径数一般为 5~7 径,设 $K_{h_1} = 6$, $K_{h_2} = 5$ 时, $K_{l_1} = 11: 21$, $K_{l_2} = 10: 30$ 然而仿真结果表明, K_{l_1} 主要分布在 18: 21, K_{l_2} 主要分布在 23: 29。由图可知,当直连信道的稀疏度增大时,级联卷积信道的稀疏度的变化范围变大,且趋于不稀疏。

图 11 和图 12 分别为在不同的稀疏度情况下级联卷积信道 l_2 的信道估计 MSE 和 BER 性能曲线。由图可知,采用传统的 LS 算法由于导频数较少,估计性能很差。而采用 IOMP 算法,当 $K_{l_2} = 10$ 时,信道估计的性能还是比较好的;而当 $K_{l_2} = 30$ 时,信道估计的性能下降了很多,BER 性能曲线出现了

平台现象；而当 K_{l_2} 为随机产生时，性能曲线也很不理想，只比 $K_{l_2} = 30$ 时稍好一些，这是因为 K_{l_2} 主要分布在稀疏路径数较大区域（由图 10 可得）。这样一来，当直连信道的稀疏度增大时，对于级联卷积信道的估计性能也相应下降，不得不继续增加导频的数量，降低频谱利用效率。

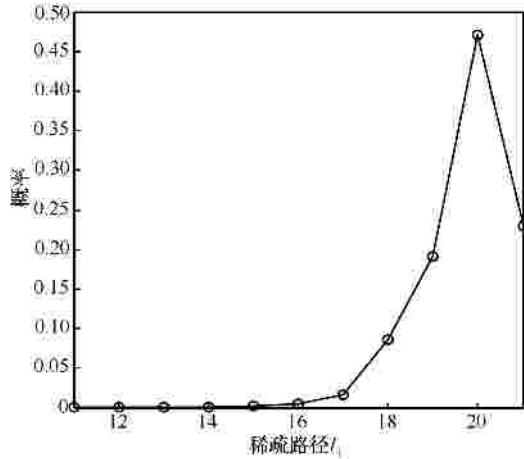


图 9 稀疏路径概率 I_1

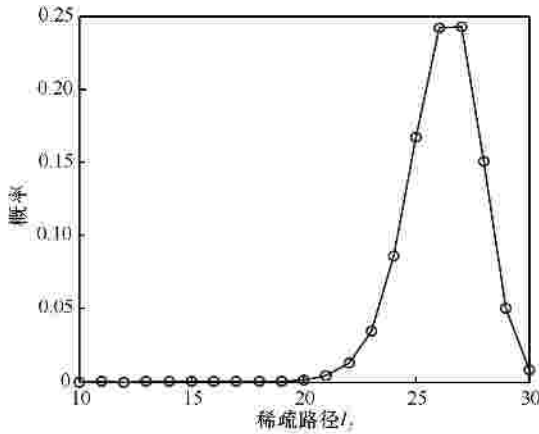


图 10 稀疏路径概率 I_2

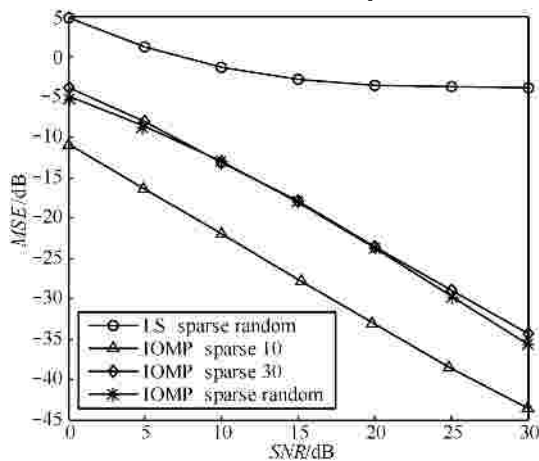


图 11 I_2 信道估计 MSE

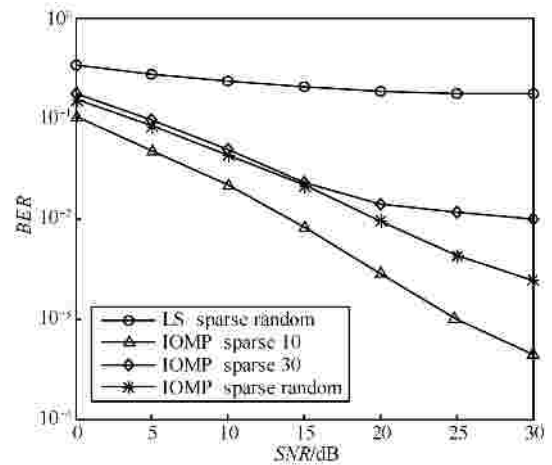


图 12 I_2 信道估计 BER

5 结束语

本文对基于放大转发协议的双向中继级联卷积信道的稀疏特性进行了分析，并将合成级联卷积信道分解成 2 个独立的级联卷积信道分别进行信道估计。理论分析与仿真结果表明，当级联卷积信道的稀疏度较小时，本文采用改进的正交匹配追踪算法提高频谱资源的利用率，同时也降低了信道估计误差，并且无需具备信道稀疏度的先验信息，具有较强的顽健性；而当直连信道的稀疏度增大时，级联卷积信道的稀疏度变化范围变大，且趋于不稀疏，同时对于级联卷积信道的估计性能也相应下降，不得不继续增加导频的数量，降低频谱利用效率。

如何解决由于级联卷积信道稀疏路径的增加而导致的信道估计性能降低以及如何设计更好的导频放置方式来降低导频数量和um提高频谱利用效率是值得进一步研究的问题，这也是下一步研究的方向。

参考文献：

- [1] RANKOV B, WITTNEBEN A. Spectral efficient protocols for half-duplex fading relay channels[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2007, 25(2): 379-389.
- [2] POPOVSKI P, YOMO H. Bi-directional amplification of throughput in a wireless multi-hop network[A]. IEEE 63rd VTC[C]. Melbourne, Australia, 2006. 588-593.
- [3] JI X D, ZHENG B Y, CAI Y M, et al. On the study of half-duplex asymmetric two-way relay transmission using an amplify-and-forward relay[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61(4): 1649-1664.
- [4] GAO F F, ZHANG R, LIANG Y C. On channel estimation for amplify and forward two-way relay networks[A]. IEEE Global Telecommunications Conference[C]. New Orleans, LA, USA, 2008. 1-5.
- [5] GAO F F, CUI T, ARUMUGAM N. On channel estimation and optim-

al training design for amplify and forward relay networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(5): 1907-1916.

[6] JIANG B, GAO F F, GAO X Q, *et al.* Channel estimation for amplify and forward two-way relay network with power allocation[A]. IEEE International Conference on Communications, ICC 2009[C]. Dresden, Germany, 2009. 1-5.

[7] GAO F F, JIANG B, GAO X Q, *et al.* Superimposed training based channel estimation for OFDM modulated amplify-and-forward relay networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2011, 59(7): 2029-2039.

[8] DONOHO D. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.

[9] BAJWA W U, SAYEED A M, NOWAK R. Sparse multipath channels: modeling and estimation[A]. IEEE Digital Signal Processing Workshop[C]. 2009, 1: 1-6.

[10] BAJWA W U. Compressed channel sensing: a new approach estimating sparse multipath channels[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 1058-1076.

[11] 何雪云,宋荣方,周克琴. 认知无线电 NC-OFDM 系统中基于压缩感知的信道估计新方法[J]. 通信学报, 2011,(11):85-93.
HE X Y, SONG R F, ZHOU K Q. Compressive sensing based channel estimation for NC-OFDM systems in cognitive radio context[J]. Journal on Communications, 2011,(11):85-93.

[12] YUAN W W, ZHENG B Y, YUE W J, *et al.* Two-way relay channel estimation based on compressive sensing[A]. IEEE Wireless Communications and Signal Processing (WCSP) 2011[C]. Nanjing, China, 2011.1-5.

[13] GUI G, CHEN Z X, MENG Q W, *et al.* Compressed channel estimation for sparse multipath two-way relay networks[J]. International Journal of the Physical Sciences, 2011, 6(12): 2782-2788.

[14] TROPP J A, GILLBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655- 4666.

[15] NEEDELL D, TROPP J A. CoSaMP: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Appl And Comp Harm, 2009, 26(3): 301-321.

[16] 王东梅, 侯晓赞. 非整数倍路径时延下的 OMP 信道估计方法[J]. 电路与系统学报, 2013, 18(2):304-309.
WANG D M, HOU X Y. OMP channel estimation method for non-integer multipath delay environment[J]. Journal of Circuits and Systems, 2013, 18(2):304-309.

[17] 杨海蓉,张成,丁大为等. 压缩传感理论与重构算法[J]. 电子学报, 2011, 39(1):142-148.
YANG H R, ZHANG C, DING D W, *et al.* The theory of compressed sensing and reconstruction algorithm[J]. Acta Electronica, 2011, 39(1):142-148.

[18] DONOHO D L, HUO X. Uncertainty principles and ideal atomic decompositions[J]. IEEE Translation Information Theory, 2001, 47(7):2845-2862.

[19] DONOHO D L, ELAD M, TEMLYAKOV V N. Stable recovery of sparse overcomplete representations in the presence of noise[J]. IEEE Transactions on Information Theory. 2007,24(4):118-121.

[20] TROPP J, GILLBERT A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12):4655- 4666.

作者简介：



魏浩 (1988-), 男, 江苏南京人, 南京邮电大学硕士生, 主要研究方向为协作通信与网络编码技术, 基于压缩感知的信道估计技术。



郑宝玉 (1945-), 男, 福建闽侯人, 南京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能信号处理、通信信号处理和量子信号处理等。



侯晓赞 (1978-), 女, 福建福州人, 南京邮电大学副教授, 主要研究方向为无线通信系统中的协作通信、网络编码、压缩感知、信道估计等。



朱艳 (1981-), 女, 浙江义乌人, 南京邮电大学博士生, 主要研究方向为无线通信中的信号处理, 无线网络编码。