

# 基于压缩感知的信道互易性补偿方法

孙 君,孙照伟

(南京邮电大学 通信与信息工程学院,江苏 南京 210003)

**摘 要:**多输入多输出(MIMO)技术能够在不增加系统带宽的情况下,有效提高系统容量和传输可靠性,满足人们对于数据传输速率和可靠性的要求。时分双工(TDD)MIMO系统相对于频分双工(FDD)MIMO系统而言,一个主要的优势就是上下行信道的互易性。文中分析了信道时变对于TDD-MIMO-OFDM系统容量的影响,在此基础上,提出了一种基于压缩感知的信道互易性补偿方法。该方法主要利用信道的稀疏特性,运用压缩感知理论,通过改进的重构算法估计出信道特性,然后进行预测以补偿时变对信道互易性的影响。由仿真结果可看出,该方法可以有效地降低信道估计误差,补偿了由信道非互易性所产生的系统容量的降低,且复杂度较低。

**关键词:**信道互易性;压缩感知;信道预测;系统容量

**中图分类号:**TP301

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2015)12-0210-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.12.047

## A Compensation Method for Channel Non-reciprocity Based on Compressive Sensing

SUN Jun, SUN Zhao-wei

(School of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications,  
Nanjing 210003, China)

**Abstract:** Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) is a kind of technology which can effectively improves the system capacity and transmission reliability without increasing the system bandwidth, satisfies the requirement of rate and reliability of transmission. Compared with the Frequency Division Duplex (FDD) MIMO systems, one of the main advantages of Time Division Duplex (TDD) MIMO systems is the channel reciprocity. In this paper, the influence of channel non-reciprocity caused by time-variations on the capacity of MIMO systems is analyzed and a compensation method based on Compressive Sensing (CS) is proposed. Based on compressive sensing theory, the proposed method uses an improved reconstruction algorithm to estimate the channel response, and then prediction is made to compensate for channel non-reciprocity caused by time-varying. According to the simulation results, the proposed method can efficiently reduce the estimation error and remedy the system capacity with a low complexity.

**Key words:** channel reciprocity; compressive sensing; channel prediction; system capacity

## 0 引言

移动通信一般都是双向的,即双工通信。双工通信可分为两种:时分双工(TDD)和频分双工(FDD)。时分双工系统相比于频分双工系统而言,优势在于:频率配置相对便捷、频谱利用率更高、上下行信道具有互易性、对非对称业务的支持相对灵活、成本低等<sup>[1]</sup>。其中一个主要的优势就是上下行信道的互易性。TDD系统上下行链路使用相同频段的不同时隙,因此上下行链路的传播特性基本相同,故而信道的参数基本相

同,即信道互易性。利用信道的互易性原理,基站(BS)可以在获得上行链路信道状态信息(CSI)的情形下,直接发送预编码,而无需利用额外的信道进行CSI反馈,因此可以有效地提高系统利用效率。

虽然信道的互易性特性可以有效地节省系统开销,但是,其也存在一些缺点。由于上下行链路并不是同时传输数据,而是先估计上行链路CSI,再根据此CSI进行下行链路的发送预编码,当信道在上下行交互时段发生了变化(特别是移动台(MS)运动的情况

收稿日期:2015-03-20

修回日期:2015-06-23

网络出版时间:2015-11-19

**基金项目:**国家自然科学基金重大科研仪器研制项目(61427801);国家“863”高技术发展计划项目(2014AA01A705);南京邮电大学项目(NY211033)

**作者简介:**孙 君(1980-),女,硕士研究生导师,研究方向为无线通信;孙照伟(1991-),男,硕士研究生,研究方向为无线通信。

**网络出版地址:**http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20151119.1111.050.html

下),那么下行链路发送数据时的实际信道状态和检测到的上行链路信道状态并不相同,此时上下行的信道互易性丧失。若 BS 仍然根据上行检测到的 CSI 进行发送预编码,则可能导致系统性能的恶化。一个可行的补偿信道互易性丧失的方法就是信道预测。

文献[2]介绍了基于自回归(AR)的线性信道预测模型,并仿真了预测效果;文献[3]研究了基于递归神经网络(RNN)的非线性信道预测;文献[4]对以上几种预测方案进行了仿真和比较;文献[5]利用现有的帧结构,提出了一种基于最小均方误差的线性信道预测模型;文献[6]将最小二乘支持向量机(LS-SVM)用于 Jakes 衰落信道预测,进而提出了一种新的衰落信道预测算法。导致上下行信道互易性丧失的主要因素有时变、信道估计误差等。目前,一些文献在忽略上行信道估计误差的情况下,利用基于 AR 模型的信道预测、基于支持向量机(SVM)的信道预测等方法对互易性进行补偿,然而上行信道估计误差会对互易性产生影响;还有一些文献利用变换域处理,然后进行信道估计并预测插值的方法对互易性进行补偿。

文中在考虑上行信道估计误差的情况下,提出了一种基于压缩感知的信道互易性补偿方法。该方法主要利用信道的稀疏特性,运用压缩感知理论,通过一种改进的重构算法对信道响应进行估计,然后在时域利用加滑动窗口的修正协方差 AR 模型进行预测以补偿信道时变导致的信道互易性丧失。该方法无需进行变换域处理,也无需进行插值处理,有效降低了误差和复杂度。

## 1 信道时变对 TDD-MIMO-OFDM 系统容量的影响

结合注水功率分配的奇异值分解(SVD)传输被认为是可以达到最佳 MIMO 预编码的传输方式<sup>[7]</sup>,该方法所获得的系统容量取决于收发端的 CSI 的准确性,当收发两端均能够准确获得 CSI 时,MIMO 信道可以分解成为多个并行子信道。文中基于该预编码方法,用系统容量作为标准来评估时变对信道互易性的影响。

考虑一个  $2 \times 2$  的 TDD-MIMO-OFDM 系统,每个子载波信道的频域响应都是一个  $2 \times 2$  的矩阵。假设各子载波的功率相等,注水功率分配在  $2 \times 2$  的信道上进行<sup>[8]</sup>。对于上行信道的第  $i$  个子载波,其信道频域响应可表示为  $H_{ui}$ ,BS 检测到的频域响应为  $\hat{H}_{ui}$ ,相邻的下行信道的实际信道频域响应是  $H_{di}$ ,MS 检测到的下行信道频域响应为  $\hat{H}_{di}$ 。BS 检测上行信道的信道频域响应为  $\hat{H}_{ui}$ ,据此进行发送预编码。对  $\hat{H}_{ui}$  进行 SVD

分解得到:

$$\hat{H}_{ui} = \hat{U}_{ui} \hat{D}_{ui} \hat{V}_{ui}^H \quad (1)$$

然后用  $\hat{V}_{ui}$  对发送信号进行预编码,并根据  $\hat{D}_{ui}$  进行功率分配后发送出去。

在接收端,MS 首先估计得到信道频域响应为  $\hat{H}_{di}$ ,然后对  $\hat{H}_{di}$  进行 SVD 分解得到:

$$\hat{H}_{di} = \hat{U}_{di} \hat{D}_{di} \hat{V}_{di}^H \quad (2)$$

利用  $\hat{U}_{di}$  对接收信号进行解预编码,这样就完成了一个基于 SVD 的传输过程。

整个传输过程可以表示为:

$$\hat{U}_{di}^H Y_i = \hat{U}_{di}^H H_{di} \hat{V}_{ui} X_i + \hat{U}_{di}^H N_i = \hat{U}_{di}^H \hat{U}_{di} \hat{D}_{di} \hat{V}_{di}^H \hat{V}_{ui} X_i + \hat{U}_{di}^H N_i \quad (3)$$

其中,  $X_i, Y_i$  分别表示第  $i$  个子载波上的发送信号、接收信号;  $N_i$  表示第  $i$  个子载波上的加性高斯白噪声,其均值为零,协方差矩阵为  $\sigma_n^2 \mathbf{I}$ 。

当上下行信道互易且估计无误差时,  $H_{ui} = \hat{H}_{ui} = H_{di} = \hat{H}_{di}$ ,则  $\hat{U}_{di}^H \hat{U}_{di} = \hat{U}_{di}^H \hat{U}_{di} = \mathbf{I}, \hat{V}_{di}^H \hat{V}_{ui} = \hat{V}_{di}^H \hat{V}_{ui} = \hat{V}_{di}^H \hat{V}_{di} = \mathbf{I}$  ( $\mathbf{I}$  是单位矩阵),则传输过程可简化为:

$$\hat{U}_{di}^H Y_i = \hat{D}_{di} X_i + \hat{U}_{di}^H N \quad (4)$$

此时,可看成是多个并行的子信道。

由于  $\hat{D}_{di}$  是对角矩阵,其对角元素为对应空间子信道的复增益因子,则第  $i$  个子载波的信道容量可表示为:

$$C_i = \sum_{k=1}^2 \log_2 \left( 1 + \frac{P_k |D_{di}(k, k)|^2}{\sigma_n^2} \right) \quad (5)$$

其中,  $D_{di}(k, k)$  表示矩阵  $\hat{D}_{di}$  的第  $(k, k)$  个元素;  $P_k$  是根据  $\hat{D}_{ui}$  的对角元素执行注水功率分配后的第  $k$  个子信道功率。

对  $N$  个子载波的系统容量进行平均,可得到理想情况下的平均系统容量为:

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (6)$$

若存在信道时变,则由于上下行信道估计之间的时延,导致上下行信道互易性丧失,此时  $\hat{H}_{ui} \neq \hat{H}_{di}$ ,若存在估计误差,则  $H_{di} \neq \hat{H}_{di}$ ,从而导致  $\hat{U}_{di}^H \hat{U}_{di} \neq \mathbf{I}, \hat{V}_{di}^H \hat{V}_{ui} \neq \mathbf{I}$ ,于是式(3)可表示为:

$$\hat{U}_{di}^H Y_i = \hat{D}_i X_i + \hat{U}_{di}^H N \quad (7)$$

其中,  $\hat{D}_i = \hat{U}_{di}^H \hat{U}_{di} \hat{D}_{di} \hat{V}_{di}^H \hat{V}_{ui}$  为非对角矩阵,对角元素表示对应子信道上的复信道增益因子,非对角元素表示其他子信道的干扰<sup>[8]</sup>。

此时第  $i$  个子载波的信道容量可表示为:

$$C_i = \sum_{k=1}^2 \log_2 \left( 1 + \frac{P_k |D_i(k, k)|^2}{\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^2 P_j |D_i(k, j)|^2 + \sigma_n^2} \right) \quad (8)$$

由式(8)可以看出,由于信道互易性的丧失,BS 根据  $H_w$  进行 SVD 预编码,会产生子载波间的干扰,从而导致系统容量降低。对  $N$  个子载波的系统容量进行平均,可得到平均系统容量为:

$$C' = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (9)$$

## 2 基于压缩感知的信道互易性补偿方法

### 2.1 压缩感知理论的简单介绍

压缩感知(CS)理论自提出以来,受到了广泛关注,它可以利用信号的稀疏性,以较低采样频率对信号进行采样,并通过一定的重构算法以很高的概率恢复该信号,从而打破了奈奎斯特采样定理的约束<sup>[9]</sup>。目前,已有很多研究将压缩感知运用到信道估计中。

文献[10]提出一种采用时域测量矩阵的压缩感知稀疏信道估计方法;文献[11]提出一种时域加窗的稀疏优化 CS 信道估计算法;文献[12]主要研究了 OFDM-UWB 系统中的信号重构和信道估计的问题;文献[13]利用改进的正交匹配追踪(modified-OMP)算法,有效降低了计算复杂度,而且利用随机分组导频模式设计了一个简单方案,有效提高了恢复精度。

假设信号  $X$  是  $N \times 1$  维列向量,若  $X$  可表示成:

$$X = \sum_{k=1}^N S_k \Psi_k = \Psi S \quad (10)$$

其中,  $\Psi = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_N]$  表示  $N \times N$  的满秩基矩阵;  $S = [S_1, S_2, \dots, S_N]^T$  表示  $N \times 1$  维的加权系数列向量。

若  $S$  中的非零元素个数为  $P_s$ , 且  $P_s \ll N$ , 则  $X$  在  $\Psi$  上可看成是稀疏的。常用的基矩阵有离散傅里叶变换基、离散余弦变换基等<sup>[9]</sup>。

压缩感知理论表明,若  $X$  在某一基矩阵  $\Psi$  下是  $P_s$  稀疏的,则可以通过观测矩阵从  $X$  中选出  $M$  ( $M \ll N$ ) 个样本,利用这  $M$  个样本,可以以很高的概率恢复原始信号。其中,  $M \geq \lambda P_s \log(N/P_s)$ ,  $\lambda$  为很小的常数<sup>[14]</sup>。该过程可表示为:

$$Y = \Phi X = \Phi \Psi S = \Theta S \quad (11)$$

其中,  $Y$  是  $M \times 1$  维向量;  $\Phi$  是  $M \times N$  维观测矩阵;  $\Theta = \Phi \Psi$  是  $M \times N$  维测量矩阵。

对于公式(11)所示的线性代数问题,由于  $M \ll N$ , 方程个数小于未知数个数,因此,一般没有确定解。然而,  $S$  是  $P_s$  稀疏的,即  $S$  中的非零元素个数为  $P_s$ , 此时,上述问题可以转换成方程个数为  $M$ 、未知数个数为  $P_s$  的线性代数问题。

研究表明,若  $\Theta$  满足有限等距特性(RIP)<sup>[15]</sup>, 则上述问题有确定解,即对于任意的  $P_s$  稀疏向量  $V$ , 满足:

$$1 - \varepsilon \leq \frac{\|\Theta V\|_2^2}{\|V\|_2^2} \leq 1 + \varepsilon \quad (12)$$

其中,  $\varepsilon \in (0, 1)$ 。

当  $\Theta$  满足 RIP 时,  $Y = \Theta S$  有确定解,此时,可以精确地重构出稀疏信号  $S$ , 进而得到原始信号  $X$ 。一种解决方法是考虑零阶范式最小化,即:

$$\hat{S} = \arg \min \|S\|_0 \quad \text{s. t. } Y = \Phi X = \Phi \Psi S \quad (13)$$

其中,  $\hat{S}$  表示  $S$  的估计值;  $\|\cdot\|_0$  是零阶范数,表示  $S$  中非零元素的个数。

但是该方法的计算复杂度高,且结果不稳定,属于 NP-Hard 问题<sup>[9]</sup>。于是,考虑用一阶范式来解决问题,更加简单有效,即:

$$\hat{S} = \arg \min \|S\|_1 \quad \text{s. t. } Y = \Phi X = \Phi \Psi S \quad (14)$$

此后,更多的重构算法被提出,主要分为:凸优化算法、贪婪迭代算法和组合算法<sup>[9]</sup>。

### 2.2 基于压缩感知的信道互易性补偿

对于 TDD-MIMO-OFDM 系统而言,假设发射天线数为  $N_T$ , 接收天线数为  $N_R$ , 子载波个数为  $K$ 。第  $m$  个发射天线到第  $n$  个接收天线之间的多径信道时域冲击响应为:

$$h_{nm} = \sum_{i=0}^L h_{nm}(i) \delta(\tau - \tau_i) \quad (15)$$

其中,  $L$  表示信道长度;  $h_{nm}(i)$  和  $\tau_i$  分别表示第  $i$  条多径的复增益和时延。由于宽带无线信道一般具有稀疏特性,所以  $h_{nm}$  中只有少量的元素为非零元素,其个数表示为  $T$ , 且  $T \ll L$ 。

在发送端,假设经过映射和 MIMO 编码等操作后的第  $m$  个发射天线的 OFDM 调制符号为  $X_m(k)$  ( $m = 1, 2, \dots, N_T; k = 1, 2, \dots, K$ ), 经过 IFFT 和插入循环前缀后,由发射天线发送出去。接收端,第  $n$  个接收天线接收到信号后,经去除循环前缀和 FFT 后,得到接收符号为:

$$Y_n(k) = \sum_{m=1}^{N_T} H_{nm}(k) X_m(k) + N_n(k) \quad (16)$$

其中,  $X_m(k)$  表示发送天线  $m$  的第  $k$  个子载波上的发送符号;  $Y_n(k)$  表示接收天线  $n$  的第  $k$  个子载波上的接收符号;  $N_n(k)$  表示接收天线  $n$  的第  $k$  个子载波上的均值为零、方差为  $\sigma_n^2$  的加性高斯白噪声;  $H_{nm}(k)$  表示发送天线  $m$  到接收天线  $n$  之间的第  $k$  个子

载波上信道频域响应,且满足:  $H_{nm}(k) = \sum_{l=0}^L h_{nm}(l) W_K^{kl}$ ,  
 $W_K^{kl} = \exp(-2j\pi kl/K)$ 。

对于 MIMO-OFDM 系统,假设导频个数为  $P$ ,位置分别为  $k_1, k_2, \dots, k_p$ 。则导频位置处的接收符号可表示为:

$$\tilde{Y}_n = \sum_{m=1}^{N_t} \text{diag}(\tilde{X}_m) \tilde{H}_{nm} + \tilde{N}_n \quad (17)$$

其中,  $\tilde{X}_m = [X_m(k_1), X_m(k_2), \dots, X_m(k_p)]^T$  表示发送天线  $m$  的导频位置处发送符号;  $\tilde{Y}_n = [Y_n(k_1), Y_n(k_2), \dots, Y_n(k_p)]^T$  表示接收天线  $n$  的导频位置处接收符号;  $\tilde{H}_{nm} = [H_{nm}(k_1), H_{nm}(k_2), \dots, H_{nm}(k_p)]^T$  表示发送天线  $m$  和接收天线  $n$  之间的导频位置处信道频域响应;  $\tilde{N}_n = [N_n(k_1), N_n(k_2), \dots, N_n(k_p)]^T$  表示接收天线  $n$  的导频位置高斯白噪声。

设  $K$  点离散傅立里变换矩阵为  $F$ , 可表示为:

$$F = \begin{bmatrix} W_K^{00} & W_K^{01} & \dots & W_K^{0(K-1)} \\ W_K^{10} & W_K^{11} & \dots & W_K^{1(K-1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_K^{(K-1)0} & W_K^{(K-1)1} & \dots & W_K^{(K-1)(K-1)} \end{bmatrix}$$

$F_L$  为  $F$  中对应的  $P$  行和前  $L$  列组成的  $P \times L$  维矩阵, 则式(17)可表示为:

$$\tilde{Y}_n = \sum_{m=1}^{N_t} \text{diag}(\tilde{X}_m) F_L \tilde{H}_{nm} + \tilde{N}_n \quad (18)$$

通过合并简化,最终得到表达式:

$$Y = Zh + N \quad (19)$$

其中,  $Y = [\tilde{Y}_1^T, \tilde{Y}_2^T, \dots, \tilde{Y}_{N_r}^T]^T$ ;  $h =$

$$[h_{11}^T, h_{12}^T, \dots, h_{1N_t N_r}^T]^T; N = [\tilde{N}_1^T, \tilde{N}_2^T, \dots, \tilde{N}_{N_r}^T]^T; Z = I_{N_r} \otimes [\text{diag}(\tilde{X}_1) F_L, \text{diag}(\tilde{X}_2) F_L, \dots, \text{diag}(\tilde{X}_{N_t}) F_L]。$$

文献[8]对于式(18),考虑到  $F_L$  是一个  $P \times L$  维矩阵,当  $P < L$  时,未知数个数大于方程个数,此时,无法正确估计得到时域脉冲响应  $\hat{h}_{nm}$ ,故通过变换域处理,对信道频域响应进行 DFT 变换,在变换域里进行信道估计并在此基础上进行信道预测,以补偿时变产生的信道互易性丧失。然而,由于信道脉冲响应的稀疏特性,可直接运用压缩感知理论,利用重构算法直接估计出信道脉冲响应  $h$ ,然后在此基础上进行信道预测以补偿时变带来的信道互易性丧失,可有效降低计算复杂度。

信号重构算法主要分为:凸优化算法、贪婪迭代算法和组合算法。贪婪迭代算法是一种复杂度较低且性能较好的重构算法,主要有正交匹配追踪(OMP)算法、CoSaMP 算法等。文献[16]在 CoSaMP 算法的基础

上进行改进得到了 SCMP 算法,该方法无需预先知道稀疏度,而且复杂度较低。文中在该重构算法的基础上做出一些改进,得到一个改进的 SCMP 重构算法。一般而言,在 MIMO 系统中,某时刻不同收发天线对之间的信道具有相同的多径数量和位置<sup>[7]</sup>,利用这一特性,可以对 SCMP 算法的稀疏度索引做一定的改进,降低计算量,增加运行效率。利用该改进的重构算法对信道响应  $h$  进行估计,然后在此基础上进行信道预测。改进的 SCMP 算法的流程为:

初始化:信道抽头稀疏索引集  $\Omega^0 = \varphi$ , 残差向量  $r^0 = Y$ , 迭代次数  $i = 1$ , 稀疏度索引  $J = N_t N_r j (j = 1)$ 。

迭代过程:

(1) 选取最大的  $J$  个信道抽头系数, 即:  $u_i = Z^* r^{i-1}$ ,  $S^i = \text{supp}(|u_i|, J)$ ;

(2) 更新抽头稀疏索引集, 即:  $T = \Omega^{i-1} \cup S^i$ ;

(3) 索引集内信道估计, 即:  $h_j^i|_T = Z_T^\dagger Y$ ;

(4) 选择最大的  $J$  个信道抽头系数, 其余置 0, 即:

$$\Omega^i = \text{supp}(|h_j^i|_T, J), h_j^i|_{(\Omega^i)^c} = 0;$$

(5) 更新残差向量, 即:  $r = Y - Z_\Omega h_j^i|_\Omega$ ;

(6) 判别: 如果满足停止条件, 则停止迭代, 否则如果  $\|r\|_2 \geq \|r^{i-1}\|_2$ , 则  $j = j + 1, J = N_t N_r j$ , 否则  $r^i = r, i = i + 1$ 。

当信道的稀疏度值较小时, 原始的 SCMP 算法通常只需少量迭代即可得到最佳稀疏度下的最优估计值, 即信道脉冲响应的估计值。改进后的算法稀疏度增加更快, 迭代次数更少, 特别是在天线数多的情况下, 可以显著地减少迭代次数。

假设通过该重构算法, 得到了连续  $R$  个上行时刻的信道估计值。对于信道响应某一非零元素位置, 有一个长为  $R$  的时间序列  $\hat{h} = [\hat{h}_1, \hat{h}_2, \dots, \hat{h}_R]$ , 利用该序列进行信道预测即可得到相邻的下行时刻的信道预测值。文献[17]表明基于修正协方差的 AR 模型可以利用较低的复杂度达到较为理想的预测效果。文中利用基于修正协方差的 AR 模型, 并引入一个滑动窗口进行多次单步预测来达到多步预测的效果。由于预测步长的增加, 最开始的信道响应值已经与现在所要预测的值得相关性不大, 故利用滑动窗口可以有效地减少计算量。基于修正协方差的 AR 模型可表示为:

$$\hat{h}_{R+1} = \sum_{i=1}^M a_i \hat{h}_{R-i+1} \quad (20)$$

其中,  $M$  表示基于修正协方差 AR 模型的阶数, 可利用 BIC 等准则进行判断。

复杂度方面, 利用 SCMP 重构算法估计信道响应的复杂度非常低, 与 LS 估计的复杂度相当,  $O(\text{SCMP})/O(\text{LS}) \approx 1.4$ <sup>[16]</sup>。若以乘法的执行次数来



量化算法的复杂度,SCMP 重构算法的复杂度可表示为  $O(PN_R^2N_TL)$  (每个迭代周期)<sup>[9]</sup>,改进的 SCMP 算法在单个迭代周期内的复杂度与 SCMP 算法相当,但是改进后的 SCMP 算法需要的迭代次数更少,因此,总体计算复杂度较低,且收敛速度更快。同时,预测方面使用的基于修正协方差的 AR 模型复杂度也比较低。相比于 LS 估计后直接频域预测的方法,不仅有效减少了估计误差,而且大大降低了复杂度;相比于文献[8]中的变换域预测方法,也有效降低了复杂度。

3 仿真结果

文中采用 3GPP 空间信道模型(SCM)作为仿真的信道模型,场景选择为 Urban-macro,载波频率为 2 GHz,系统带宽为 5 MHz,天线配置为  $2 \times 2$ 。TDD 帧长为 10 ms,分成 10 个子帧,上下行各 5 个子帧,每个子帧分为 2 个时隙,3GPP 标准认为信道在 1 ms 的子帧内保持不变,故 BS 估计 5 个上行子帧,并依此预测出

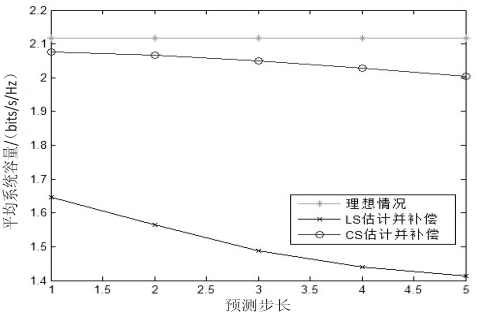
5 个下行信道响应以用于发送预编码。仿真对比了基于压缩感知的信道估计和预测法与频域直接预测法所获得的平均系统容量,同时给出理想情况下的平均系统容量作为参考。

图 1 是移动速度为 3 km/h 的情况下,信噪比分别为 0 dB、15 dB 和 30 dB 下不同方法的平均系统容量与预测长度之间的关系曲线。

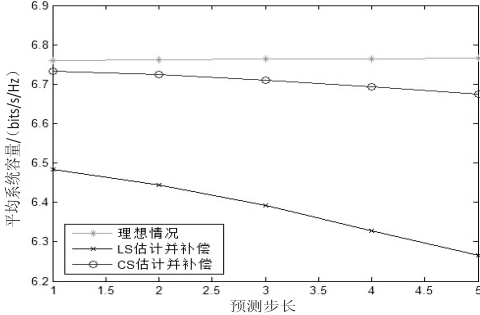
由图 1 可见,基于压缩感知的信道互易性补偿算法的性能提升明显,特别是预测步长较小时,性能优良,随着预测步长的增加,预测误差增加,性能逐步降低,但还是优于频域直接预测法。

图 2 是移动速度为 30 km/h 的情况下,信噪比分别为 0 dB、15 dB 和 30 dB 下不同方法的平均系统容量与预测长度之间的关系曲线。

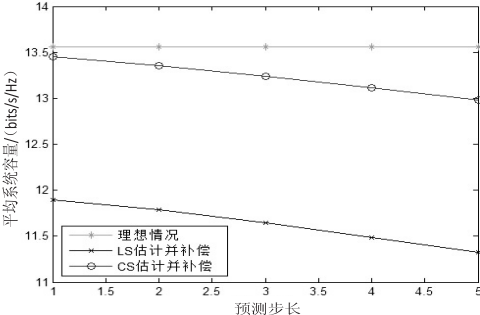
其总体趋势与图 1 相同,仍然可以有效地补偿时变产生的信道互易性丧失,但由于移动速度的增加,信道变化加剧,性能略微降低。



(a)SNR=0 dB

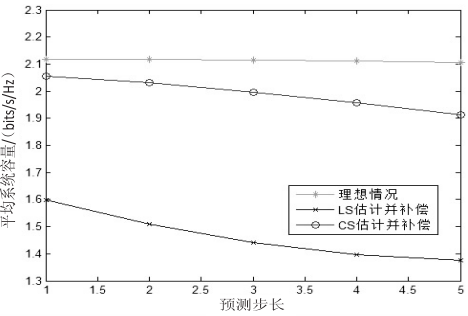


(b)SNR=15 dB

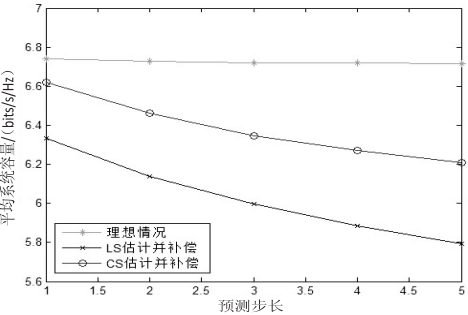


(c)SNR=30 dB

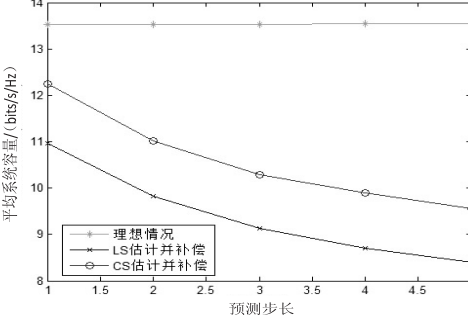
图 1 同信噪比下平均系统容量与预测长度的关系(3 km/h)



(a)SNR=0 dB



(b)SNR=15 dB



(c)SNR=30 dB

图 2 不同信噪比下平均系统容量与预测长度的关系(30 km/h)

4 结束语

在 TDD-MIMO-OFDM 系统中,上下行传输并非同时进行,因此时变可能导致上下行信道互易性丧失。文中利用信道响应的稀疏特性,引入压缩感知理论,利用一个复杂度非常低的重构算法对上行信道进行估计,直接得到信道响应,在此基础上进行时域的信道预测,有效地补偿了时变产生的上下行信道互易性丧失。

参考文献:

[1] 谢显中. 基于 TDD 的第四代移动通信技术[M]. 北京:电子工业出版社,2005.

[2] Chan R. Channel prediction for adaptive modulation in wireless communications[D]. Virginia: Faculty of Virginia Polytechnic,2003.

[3] Potter C, Venayagamoorthy G K, Kosbar K. RNN based MIMO channel prediction[J]. Journal of Signal Processing,2010,90(2):440-450.

[4] Morales C M, Eslava G S. Linear and non-linear channel prediction performance for a MIMO-OFDM system[C]//Proc of IEEE 5th Latin American symposium on circuits and systems. [s. l.]:IEEE,2014:1-4.

[5] 董时菊,王海波,刘寅生. 利用 TDD 信道互易性和现有 LTE 帧结构实现信道预测[J]. 电信科学,2011,27(6):68-73.

[6] 何 昊. 基于最小二乘支持向量机的 Jakes 衰落信道预测[J]. 微电子学与计算机,2010(7):222-224.

[7] Lebrun G, Gao J, Faulkner M. MIMO transmission over a time-varying channel using SVD[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications,2005,4(2):757-764.

(上接第 209 页)

参考文献:

[1] 刘程程. 从核磁共振成像数据中自动分割脑组织[D]. 长春:长春工业大学,2012.

[2] Fu J C, Chen C C, Chai J W, et al. Image segmentation by EM-based adaptive pulse coupled neural networks in brain magnetic resonance imaging[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics,2010,34(4):308-320.

[3] 刘 玮,樊利民. 基于最大类间方差法的脑 MRI 图像分割[J]. 计算机光盘软件与应用,2011(16):85-86.

[4] 卢 明,刘一萍. 纱线毛羽图像的二值化处理及其 Matlab 实现[J]. 山东纺织科技,2009,50(2):37-39.

[5] Perona P, Malik J. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1990,12(7):629-639.

[6] Koenderink J. The structure of images[J]. Biological Cybernetics,1984,50:363-370.

[7] Witkin A P. Scale space filtering[C]//Proceedings of international joint conference of artificial intelligence. [s. l.]:[s.

[8] 孙德春,刘祖军,易克初. 使用变换域预测的 TDD 系统信道互易性补偿方法[J]. 西安电子科技大学学报,2013,39(6):22-25.

[9] 王妮娜. 基于压缩感知理论的无线多径信道估计方法研究[D]. 北京:北京邮电大学,2012.

[10] 孟庆微,黄建国,何成兵,等. 采用时域测量矩阵的压缩感知稀疏信道估计方法[J]. 西安交通大学学报,2012,46(8):94-99.

[11] 解志斌,薛同思,田雨波,等. 一种稀疏增强的压缩感知 MIMO-OFDM 信道估计算法[J]. 电子与信息学报,2013,35(3):665-670.

[12] Agrawal T, Lakkundi V, Griffin A, et al. Compressed sensing for OFDM UWB systems[C]//Proc of RWS. [s. l.]:IEEE,2011:190-193.

[13] Liu Y, Mei W, Du H. Two compressive sensing-based estimation schemes designed for rapidly time-varying channels in orthogonal frequency division multiplexing systems[J]. IET Signal Processing,2014,8(3):291-299.

[14] Baraniuk R G. Compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine,2007,24(4):118-120.

[15] Candes E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. Comptes Rendus Mathematique,2008,346(9):589-592.

[16] Wang N, Gui G, Zhang Z, et al. A novel sparse channel estimation method for multipath MIMO-OFDM systems[C]//Proc of VTC. [s. l.]:IEEE,2011:1-5.

[17] Semmelrodt S, Kattenbach R. Investigation of different fading forecast schemes for flat fading radio channels[C]//Proc of VTC. [s. l.]:IEEE,2003:149-153.

n. ],1983:1019-1023.

[8] Hummel A. Representations based on zero-crossings in scale-space[C]//Proceedings of IEEE computer vision and pattern recognition. [s. l.]:IEEE,1986:204-209.

[9] 李振恒. 基于各向异性扩散方程的图像降噪技术和车牌识别技术研究[D]. 济南:山东大学,2010.

[10] 林宙辰,石青云. 一个能去噪和保持真实感的各向异性扩散方程[J]. 计算机学报,1999,22(11):1133-1137.

[11] 周 晓,朱才志. 偏微分方程在图像处理中的应用[J]. 安徽教育学院学报,2007,25(3):62-65.

[12] 余锦华,汪源源. 基于各向异性扩散的图像降噪算法综述[J]. 电子测量与仪器学报,2011,25(2):105-116.

[13] 刘东菊. 基于阈值的图像分割算法的研究[D]. 北京:北京交通大学,2009.

[14] 赵 玮. MR 图像脑组织分割算法的研究与实现[D]. 成都:电子科技大学,2011.

[15] Gonzalez R C, Woods R E. 数字图像处理[M]. 阮秋琦,阮宇智,译. 第 2 版. 北京:电子工业出版社,2007.

# 基于压缩感知的信道互易性补偿方法

作者：[孙君](#)，[孙照伟](#)，[SUN Jun](#)，[SUN Zhao-wei](#)  
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](#)[ISTIC](#)  
英文刊名：[Computer Technology and Development](#)  
年，卷(期)：2015, 25(12)

引用本文格式：[孙君](#). [孙照伟](#). [SUN Jun](#). [SUN Zhao-wei](#) [基于压缩感知的信道互易性补偿方法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(12)