

一种稀疏增强的压缩感知 MIMO-OFDM 信道估计算法

解志斌 薛同思* 田雨波 邹维辰 刘庆华 马国华
(江苏科技大学电子信息学院 镇江 212003)

摘要: 基于压缩感知(Compressed Sensing, CS)的信道估计可以达到减少导频的目的,但在频-时域信道矩阵到时延-多普勒域的稀疏变换中存在谱泄漏现象,影响了信道矩阵的稀疏性和估计的均方误差(MSE)性能。为此该文对信道的稀疏性进行研究,提出一种时域加窗的稀疏优化 CS 信道估计算法。通过对时域加窗,所提算法抑制了由离散截断导致的多普勒域泄漏,再据此设计出观测矩阵,以此方式增强信道在时延-多普勒域的稀疏性,并实现对稀疏的信道矩阵更为准确的重构,达到改善信道估计 MSE 性能的目的。仿真结果表明随信噪比的增大,加窗 CS 算法相比无窗 CS 算法有效改善了信道估计的性能。

关键词: 信道估计; 压缩感知; 稀疏表示; 加窗

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)03-0665-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00860

A Sparsity Enhanced Channel Estimation Algorithm Based on Compressed Sensing in MIMO-OFDM Systems

Xie Zhi-bin Xue Tong-si Tian Yu-bo Zou Wei-chen Liu Qing-hua Ma Guo-hua
(Institute of Electronic Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)

Abstract: Channel estimation which based on Compressed Sensing (CS) can achieve the purpose of reducing pilots, but in the transformation of channel matrix from frequency-time domain to delay-Doppler sparse domain exists spectral leakage phenomenon which affects the sparsity of the channel and the Mean Squared Error (MSE) performance of estimation. For this, this paper studies the sparsity of the channel and a compressed channel estimation algorithm which optimized the sparsity by time domain windowing is proposed. With time domain windowing, the proposed algorithm restrains the leakage of Doppler domain which is caused by discretization and truncation, then the measurement matrix is designed. By this method, the sparsity of the delay-Doppler domain channel is enhanced and the more accurate sparse channel matrix is reconstructed. The channel estimation performance is improved. Simulation results show that with the signal-to-noise ratio increasing, windowed CS algorithm improves effectively the performance of channel estimation compared with no windows CS algorithm.

Key words: Channel estimation; Compressed Sensing (CS); Sparse representation; Windowing

1 引言

MIMO 和 OFDM 技术是下一代移动通信(Beyond 3G/4G)的核心技术,而信道估计又是通信系统实现中的重要环节。传统的信道估计算法一般有基于导频的信道估计、盲估计和半盲估计 3 大类。在采用导频的信道估计方法中,由于对导频点处信道的估计相当于是对信道响应信号的采样,所以导频的插入数量和位置必须要满足奈奎斯特采样定理,否则将丢失有用的信道信息。压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论是近几年的新理论

论,该理论能以远低于奈奎斯特采样速率的方式采样,并高精度恢复出原始信号^[1]。将 CS 理论应用到信道估计中,可以在获得较高信道估计性能的同时大量减少使用的导频数量,传输更多的数据信息,以此提高系统的传输效率。在使用压缩感知的信道估计算法中,文献[2]在角度-时延-多普勒三域扩展的信道模型下,从减小观测矩阵列向量相关性的角度设计了最优的观测矩阵;文献[3]基于 MOD-CS (MODified Compressed Sensing)理论提出了一种双选择性衰落信道的跟踪算法,实现对信道进行递归更新估计;文献[4,5]分别基于 OFDM, MIMO-OFDM 系统采用一种 DFT-DPSS(Discrete Prolate Spheroidal Sequences)基和迭代基优化算法来增强信道变换的稀疏性;文献[6]对导频位置进行研究,

2012-07-04 收到, 2012-11-26 改回

国家自然科学基金(51008143), 船舶工业基金(10J3.5.2)和江苏高校优势学科建设工程项目资助课题

*通信作者: 薛同思 xuetongsi@163.com

提出一种通过离散随机逼近获得最优 CS 导频的算法。在采用加窗的算法中,文献[7]在 OFDM 系统中基于传统的估计方法通过频域加窗抑制信道冲击响应的泄漏,提高了滤噪的效率。

本文对信道频-时域响应到时延-多普勒域的稀疏变换方式进行改进,提出了一种稀疏优化的 CS 信道估计算法。文中分析了时域到多普勒域 DFT 的谱泄漏现象,并采用在时域加 p 阶汉宁窗的方法进行抑制,增强了信道矩阵的稀疏性。同时,结合正交导频的位置和优化的变换基分别构造出各个天线子信道的观测矩阵,用于对各子信道稀疏域的重构。最后,通过变换域插值、去窗获得完整的频-时域信道估计。仿真结果表明加窗 CS 算法相比传统的 LS 算法能在减少导频的同时获得较好的信道估计性能,相比无窗 CS 算法信噪比低时性能略差,信噪比增加时性能将优于无窗算法。

2 系统与信道模型

在 MIMO-OFDM 系统中,设发送天线数为 N_T ,接收天线数为 N_R 。OFDM 符号周期个数为 N_{symb} ,子载波数为 K 。发送端的 QPSK 信号经串并转换映射到第 i 根发射天线第 n 个 OFDM 符号的第 k 个子载波,记为 $S_i(k, n)$ 。插入导频后,通过 IDFT, $S_i(k, n)$ 被变换为时域序列: $s_i(n_s, n) = \text{IDFT}[S_i(k, n)] = (1/K) \sum_{k=0}^{K-1} S_i(k, n) e^{j2\pi kn_s / K}$, $0 \leq n_s \leq K-1$; $1 \leq n \leq N_{\text{symb}}$, $s_i(n_s, n)$ 表示第 i 个天线的第 n 个 OFDM 符号内第 n_s 个时刻的信号。添加循环前缀后:

$$s_i^{\text{cp}}(n_s, n) = \begin{cases} s_i(K + n_s, n), & n_s = -N_{\text{cp}}, -N_{\text{cp}} + 1, \dots, -1 \\ s_i(n_s, n), & n_s = 0, 1, \dots, K-1 \end{cases}.$$

N_{cp} 是循环前缀位数,写成 1 维序列的形式: $s_i(n') = s_i^{\text{cp}}(n_s, n)$, 其中 $n' = n_s + (n-1)(K + N_{\text{cp}}) + N_{\text{cp}} + 1$, $1 \leq n' \leq N_{\text{symb}}(K + N_{\text{cp}})$ 。通过双选择性衰落信道后,接收信号表示为: $r_j(n') = \sum_{i=1}^{N_T} \sum_{m=0}^{M-1} h_{i,j}(m, n') s_i(n' - m) + w(n')$, 其信道模型如下:

$$h_{i,j}(\tau, t) = \sum_{l=1}^{L_{i,j}} \eta_l \delta(\tau - \tau_l) e^{j\omega_l t} \quad (1)$$

$\delta(\cdot)$ 是单位冲激函数, $L_{i,j}$ 为第 i 根发送天线到第 j 根接收天线之间的信道多径数目; ω_l 是第 l 条路径的多普勒频移; τ_l 是第 l 条路径的时延; η_l 为复数代表第 l 条路径的衰落和相移。接收端对 $r_j(n')$ 中每个 OFDM 符号周期的采样序列去循环前缀得到 $r_j(n_s, n)$, 表示第 n 个符号周期的第 n_s 个数据采样点,对其解调得 $R_j(k, n) = \text{DFT}\{r_j(n_s, n)\} =$

$\sum_{n_s=0}^{K-1} r_j(n_s, n) e^{-j2\pi kn_s / K}$, 当循环前缀的长度大于多径最大时延时,能够消除多径时延导致的 ISI 和 ICI,但是多普勒频移依然导致 ICI。因此,接收信号频域表示形式可写为

$$R_j(k, n) = \sum_{i=1}^{N_T} S_i(k, n) \bar{H}_{i,j}(k, n) + I(k, n) + W(k, n), \quad 1 \leq n \leq N_{\text{symb}} \quad (2)$$

式(2)中, $I(k, n)$ 为多普勒频移导致的 ICI^[8]。 $\bar{H}_{i,j}(k, n)$ 是在第 n 个符号周期内忽略多普勒频移导致的时域时变而对信道的表示。对于频域信道响应可由式(1)得

$$H_{i,j}(f, t) = \int_{\tau=0}^{\tau=\tau_{\text{max}}} h_{i,j}(\tau, t) e^{-j2\pi f\tau} d\tau = \sum_{l=0}^{L_{i,j}} h'_l e^{j\omega_l t} \quad (3)$$

其中 $h'_l = \int_{\tau=0}^{\tau=\tau_{\text{max}}} \eta_l \delta(\tau - \tau_l) e^{-j2\pi f\tau} d\tau$ 。

假设不同天线对处在相同的物理环境中,而且在相同终端上的天线具有相同的速度。因此,天线子信道具有一定相关性的,相关系数用如下方式表示:

$$\rho_{i_1, j_1}^{i_2, j_2} = \left\langle |h_{i_1, j_1}|^2, |h_{i_2, j_2}|^2 \right\rangle, \quad i_1 \neq i_2, j_1 \neq j_2 \quad (4)$$

3 压缩感知基本理论

如果信号 X 在某个变换域是稀疏的,则压缩感知理论所解决的问题可描述如下:

$$\mathbf{Y} = \Phi \Theta = \Phi (\Psi^T \mathbf{X}) = \mathbf{A}^{\text{CS}} \mathbf{X} \quad (5)$$

其中 \mathbf{Y} 是大小为 $M \times 1$ 的压缩信号, \mathbf{X} 大小为 $N \times 1$, 而且 $M \ll N$; $\Theta (N \times 1)$ 是 \mathbf{X} 在正交基 $\Psi^T (N \times N)$ 下变换得到的稀疏信号; Φ 是大小为 $M \times N$ 的观测矩阵,必须满足约束等距特性 (Restricted Isometry Property, RIP)^[9]; $\mathbf{A}^{\text{CS}} = \Phi \Psi^T$ 。若要根据 \mathbf{Y} 恢复信号 \mathbf{X} , 问题则转化为如式(6)的基于 0-范数的优化求解问题:

$$\min \|\Psi^T \mathbf{X}\|_0, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{A}^{\text{CS}} \mathbf{X} = \mathbf{Y} \quad (6)$$

对于该问题的求解,常见的算法有基追踪 (Basis Pursuit, BP)、正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP)、压缩采样匹配追踪 (Compressive Sampling Matching Pursuit, COSAMP) 等,通过合适的重构算法可以得到原始信号 \mathbf{X} 的精确或者近似解。

分布式压缩感知理论建立在一个信号群的“联合稀疏模型 (Joint Sparsity Models, JSM)”基础上^[10], 信号群的多个信号单元都在一个共同的变换基下稀疏。在文献[11]中该理论被归纳为 3 种模式,其中第 2 种模式适用于多个接收设备接收相同信号源的信号,但这些信号由于多径时延和多普勒效应

导致了不同衰落和相移，此种模式可应用于解决 MIMO 系统的信号处理问题。用 $\{\mathbf{X}_q\}$ 表示信号群的第 q 个信号个体，联合稀疏可表示成

$$\Theta_q = \Psi^T \mathbf{X}_q \quad (7)$$

Ψ^T 是每个信号体共同的变换基，对每个稀疏信号采用不同的观测矩阵 Φ_q 进行观测，表示为

$$\mathbf{Y}_q = \Phi_q \Theta_q = \Phi_q \Psi^T \mathbf{X}_q \quad (8)$$

通过联合重构算法可以得到信号群每个信号个体的估计值，常用的联合重构算法如联合正交匹配追踪 (Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit, SOMP)^[12]。

4 加窗 DFT 稀疏优化的压缩感知信道估计

4.1 信道的稀疏域

在考虑多径时延和多普勒频移影响的信道中，信道响应可用 4 种变量表示：时域量 t ，时延量 τ ，多普勒频移量 ω_d ，频域量 f 。它们可组成 4 种 2 维域： $\{\tau, t\}$ ， $\{f, t\}$ ， $\{\tau, \omega_d\}$ ， $\{f, \omega_d\}$ ，分别表示时延域-时域、频域-时域、时延域-多普勒域、频域-多普勒域。4 种变换域之间可以通过傅里叶变换进行相互转换。其中频域-时域信道在导频点处可以通过计算直接得到。对于时延-多普勒域，根据式(1)得到式(9)的关系：

$$\begin{aligned} T(\tau, \omega_d) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} h_{i,j}(\tau, t) e^{-j\omega_d t} dt \\ &= \sum_{l=1}^{L_{i,j}} \eta_l \delta(\tau - \tau_l) \delta(\omega_d - \omega_l) \end{aligned} \quad (9)$$

由式(9)可见，每一条路径在时延-多普勒域中的响应表现为由其时延和频偏确定位置的冲击信号，在有限多径环境下该 2 维域具有稀疏性。根据该域的稀疏性可结合压缩感知理论进行信道估计^[4,13]。

4.2 加窗 DFT 的稀疏域变换

在数字通信系统中，上述域的变换通过 DFT (IDFT) 实现，所以每条路径的时延和频偏在时延-

多普勒域信道矩阵中只能在有限的数字分辨率下表示。而式(9)中的 $h_{i,j}(\tau, t)$ 在 t 维度上是连续信号，将连续信号离散截断为有限长序列，这相当于加了离散的矩形窗，离散的矩形截断在信号的 DFT 变换中还会导致谱泄漏现象，影响变换域的稀疏性。为此，下文将分析信道在时域到多普勒域 DFT 中产生的谱泄漏和抑制方法。

(1) 矩形窗截断导致的谱泄漏 由式(3)写出式(10)：

$$\begin{aligned} \overline{\overline{H}}_{i,j}(k, n) &= H_{i,j}(k\Delta f, nT_s(K + N_{cp})) \\ &= \sum_{l=1}^{L_{i,j}} h'_{k\Delta f} e^{j\omega_l n T_s (K + N_{cp})}, 1 \leq n \leq N_{\text{symp}} \end{aligned} \quad (10)$$

$\overline{\overline{H}}_{i,j}(k, n)$ 是 $H_{i,j}(f, t)$ 的离散表示， T_s 为采样周期。

在 t 维度上， $\overline{\overline{H}}_{i,j}(k, n)$ 是对 $H_{i,j}(k\Delta f, t)$ 在每个符号周期内采样一次，得到长度为 N_{symp} 的序列，这可看作是对 t 域中的连续信号加了离散的矩形截断窗。式(2)中的 $\overline{\overline{H}}_{i,j}(k, n)$ 可看作是忽略一个符号内多普勒频移导致的 ICI 而对 $\overline{\overline{H}}_{i,j}(k, n)$ 的近似。信道估计时，在导频点处计算出 $\widehat{H}_{i,j}(k_p, n_p) = R_j(k_p, n_p) / S_i(k_p, n_p)$ ，用其对 $\overline{\overline{H}}_{i,j}(k, n)$ 进行估计。将式(10)转换到时延-多普勒域为

$$\begin{aligned} T(m, v) &= \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{n=0}^{N_{\text{symp}}-1} \overline{\overline{H}}_{i,j}(k, n) e^{-j2\pi v n / N_{\text{symp}}} e^{j2\pi m k / K} \\ &= \frac{1}{K} \sum_{l=0}^L \sum_{k=0}^{K-1} h'_{k\Delta f} e^{j2\pi m k / K} \\ &\quad \cdot \frac{\sin\left(\pi\left(v - \frac{\omega_l}{2\pi} N_r T_s\right)\right)}{\sin\left(\frac{\pi}{N_{\text{symp}}}\left(v - \frac{\omega_l}{2\pi} N_r T_s\right)\right)} e^{-j\frac{\pi}{N_{\text{symp}}}\left(v - \frac{\omega_l}{2\pi} N_r T_s\right)} \end{aligned} \quad (11)$$

式中 $N_r = N_{\text{symp}}(K + N_{cp})$ 。 $T(m, v)$ 在 v 维度上旁瓣衰减缓慢，表现为很长的拖尾，这使得信道矩阵在时延-多普勒域具有较弱的稀疏性，如图 1 中所示。

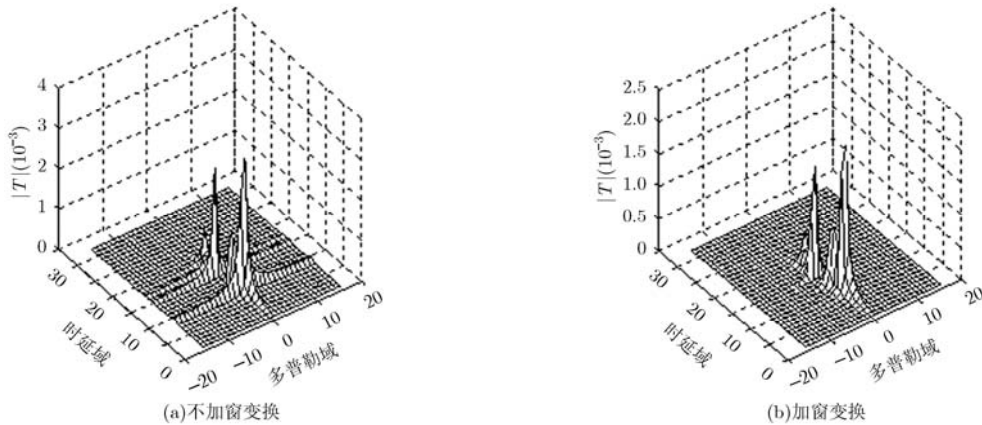


图 1 不加窗和加窗变换的时延多普勒域

(2) p 阶汉宁窗抑制谱泄漏 矩形窗的特点是频谱旁瓣衰落缓慢, 要抑制信号 DFT 中的谱泄漏现象, 就需选择频谱旁瓣衰落较快的窗函数, 常用的方法是对信号加非矩形窗进行截断。汉宁窗相对矩形窗有较快的频谱旁瓣衰落, 能很大程度地抑制谱泄漏现象。标准的汉宁窗函数公式为

$$W(n) = 0.5 - 0.5 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), \quad 1 \leq n \leq N \quad (12)$$

对汉宁窗加上指数 p , 其形式表示为: $\tilde{W}(n) = W^p(n)$; $\tilde{W}(n)$ 的窗形随指数 p 的不同而改变。当 p 为 1 时是标准的汉宁窗, p 值越小汉宁窗越平坦, p 值越大汉宁窗越陡峭。结合式(11), 加窗的信道变换式为

$$\tilde{T}(m, v) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^{N_{\text{symp}}} \bar{H}(k, n) \tilde{W}(n) e^{-j\frac{2\pi}{N_{\text{symp}}}vm} e^{j\frac{2\pi}{K}mk} \quad (13)$$

图 1 比较了加窗与不加窗变换后的时延-多普勒域信道响应, 由图中可以看出加窗后谱泄漏明显得到抑制。不同 p 值对算法性能有不同的影响, 在第 5 节的结果与分析中将进行详细比较。

4.3 加窗观测矩阵与压缩感知估计模型的构建

在传统的信道估计算法中, 导频的插入间隔要满足奈奎斯特采样定理, 时域间隔: $D_t \leq 1/(2f_{\text{max}}T)$; 频域间隔: $D_f \leq 1/(2\tau_{\text{max}}\Delta f)$, 其中 f_{max} , τ_{max} 分别为最大多普勒频移和最大多径时延; T , Δf 分别为 OFDM 符号周期和子载波间隔。按照此原则在 $\bar{H}_{i,j}(k, n)$ 中构建一个网格, 将 k 维度的间隔取为 $D_k = K/N_{\text{cp}}$, 即满足上述条件下的最大导频间隔; n 维度隔记为 D_n , 在多普勒频移比较大的信道中, D_n 的取值一般为较小的整数, 下文的仿真中取值为 1; 以这种方式插入的导频也就是常见的抗时变能力较强的梳状导频。

在此网格中的点的集合记为: $P_{N_q} = \{(k_p, n_p) | k_p = k' \times D_k, 1 \leq k' \leq K', K' = K/D_k; n_p = n' \times D_n, 1 \leq n' \leq N', N' = N_{\text{symp}}/D_n\}$ 。在这集合内进行稀疏域变换可以减小观测矩阵大小的设计, 而且不影响对稀疏的时延-多普勒域的估计。该集合下的信道表示为: $H_{i,j}|_{P_{N_q}}(k', n') = \bar{H}_{i,j}|_{P_{N_q}}(k_p, n_p)$ 。要将加窗操作应用到基于压缩感知的信道估计中, 还要根据式(13)得到加窗的变换式:

$$H_{i,j}|_{P_{N_q}}(k', n') = \left\{ \frac{1}{N'} \sum_{m'=1}^{K'} \sum_{v'=1}^{N'} T_{i,j}|_{P_{N_q}}(m', v') e^{j\frac{2\pi}{N'}n'v'} e^{-j\frac{2\pi}{K'}k'm'} \right\} / \tilde{W}(n'), \quad 1 \leq k' \leq K', \quad 1 \leq n' \leq N' \quad (14)$$

将加窗操作转移到变换基中, 写为 2 维矩阵的形式:

$$\Psi(a, b) = \frac{1}{N'} e^{j\frac{2\pi}{N'}n'v'} e^{-j\frac{2\pi}{K'}k'm'} / \tilde{W}(n')$$

其中 $a = k' + n'K'$, $b = v' + m'N'$, Ψ 的大小为 $K'N' \times K'N'$; 将 $H_{i,j}|_{P_{N_q}}(k', n')$, $T_{i,j}|_{P_{N_q}}(m', v')$ 分别组合成 1 维列向量: $\mathbf{H}_{i,j}(a) = \mathbf{H}_{i,j}(k' + n'K')$ $= H_{i,j}|_{P_{N_q}}(k', n')$; $\mathbf{T}_{i,j}(b) = \mathbf{T}_{i,j}(v' + m'N') = T_{i,j}|_{P_{N_q}}(v', m')$; 经整理后式(14)可写为

$$\mathbf{H}_{i,j}(a) = \Psi \mathbf{T}_{i,j}(b) \quad (15)$$

式(15)中, 对每个天线的信道使用相同的变换矩阵 Ψ 。插入的 CS 导频相当于是在奈奎斯特导频的范围内进行了二次采样, 记第 i 根发射天线的 CS 导频的集合为: $P_{\text{cs}}^i = \{(k_{\text{cs}}, n_{\text{cs}})\}$; $P_{\text{cs}}^i \subset P_{N_q}$; k_{cs} , n_{cs} 通过随机方式生成, 集合 P_{cs}^i 的元素数量远小于 P_{N_q} 的元素数量。将式(15)写成导频位置的表达式:

$$\mathbf{H}_{i,j}|_{P_{\text{cs}}^i}(a) = \Psi|_{P_{\text{cs}}^i} \mathbf{T}_{i,j}(b) \quad (16)$$

式中 $\Psi|_{P_{\text{cs}}^i} = \Psi|_{P_{\text{cs}}^i}(k_{\text{cs}} + n_{\text{cs}}K', \omega'_n + m'N')$, 加窗处理融合到了观测矩阵中, 观测矩阵需满足 RIP (Restricted Isometry Property) 条件, 一般使用随机位置导频即满足这个条件;

$$\mathbf{H}_{i,j}|_{P_{\text{cs}}^i}(a) = \mathbf{H}_{i,j}|_{P_{\text{cs}}^i}(k_{\text{cs}} + n_{\text{cs}}K')$$

式(16)符合了分布式压缩感知的问题模型:

$$\mathbf{Y}_q = \Phi_q \Theta_q \quad (17)$$

对应 $\mathbf{Y}_q = \mathbf{H}_{i,j}|_{P_{\text{cs}}^i}(a)$; $\Phi_q = \Psi|_{P_{\text{cs}}^i}$; $\Theta_q = \mathbf{T}_{i,j}(b)$ 。利用联合重构算法可恢复得到 $\mathbf{T}_{i,j}(b)$ 的估计值 $\hat{\mathbf{T}}_{i,j}(b)$, 对 $\hat{\mathbf{T}}_{i,j}(b)$ 重新组合, 恢复得到对时延多普勒域信道的估计值 $\hat{T}_{i,j}|_{P_{N_q}}(\omega'_n, m')$, 再采用 DFT 补零插值法恢复得到 $\hat{H}_{i,j;W}(k, n)$, 对 $\hat{H}_W(k, n)$ 进行去窗运算后即获得最终的频-时域信道估计:

$$\hat{H}_{i,j}(k, n) = \frac{\hat{H}_{i,j;W}(k, n)}{\tilde{W}(n)}, \quad 1 \leq k \leq K, 1 \leq n \leq N_{\text{symp}} \quad (18)$$

5 仿真结果与分析

仿真系统子载波间隔为 15 kHz, 子载波数目为 128, OFDM 符号周期个数为 32, 每个符号前添加持续时间为 16.67 μs 的 CP, 载波频率为 2.4 GHz。当网格 $D_k = 4$, $D_n = 1$ 时, 网格中的点数 $N = 1024$ 。多径信道采用反射物物理环境几何仿真模型, 6 簇路径, 每簇 7 条子径。发送端静止, 接收端速度 300 km/h, 两点距离 1500 m。反射物在接收端和发射端环境内随机分布。分布式压缩感知重构算法使用 SOMP 算法。

实验 1 图 2 比较了加窗 CS, 无窗 CS 与 LS 算法的 MSE 性能。LS 算法使用 $D_k = 4$ 的 N 个导频和 $D_k = 8$ 的 $N/2$ 个导频两种方案, CS 算法在 $D_k = 4$ 网格下使用 $N/2$ 个导频, 加窗 CS 算法窗指数 p 为 0.3。由图可知, 加窗 CS 算法的 MSE 值在信噪比 23 dB 前比 N 个导频的 LS 算法小, 之后变

大；加窗 CS 算法相比无窗 CS 算法，在信噪比 5 dB 时 MSE 值大 0.5 dB，随信噪比增大，该值将比无窗 CS 算法小。在使用 $N/2$ 个导频的 LS 算法时，MSE 值较大，因为其导频数量没能满足奈奎斯特采样定理的要求，最终估计时丢失了大量的信道信息。

实验 2 图 3 比较了不同 p 值对信道估计误差的影响。 $p=0.2, 0.3, 0.4$ 时性能接近， p 值变大时 MSE 随着增大。结合汉宁窗函数特征分析可知，去窗时，信道矩阵的估计误差在窗的不同位置被不同比例放大，当 p 值越小，窗形越平缓，这可有效减小误差的放大。此外，由于 SOMP 算法在重构时延-多普勒域矩阵时只计算稀疏度有限个较大值，其余全部取零，此时在计算频-时域信道响应时会出现吉布斯效应，尤其在高频部分会出现很大的抖动。为此，在确定的稀疏度下选择合适的 p 值可以有效减

小这种抖动的影响。

实验 3 图 4 比较了不同导频数加窗 CS 算法的 MSE 性能。从图 4 看出，当加窗 CS 算法采用的导频数分别为 $N(4/8)$ 、 $N(3/8)$ 和 $N(2/8)$ 时，其 MSE 值不同；在 SNR 为 20 dB 时，MSE 值分别为： -18.49 dB、 -15.89 dB 和 -12.09 dB。由此可知，随着导频数减少，加窗 CS 算法的估计性能明显降低。

实验 4 图 5 在相同物理环境信道下比较了不同天线数加窗 CS 算法的 MSE 性能。本次仿真实验分别给出了 2×2 、 3×3 、 4×4 天线系统的比较。从图 5 中看出，所提算法在多天线系统中同样能得以实现，而且天线对数的增加对所提算法 MSE 值的影响较小。在相同的物理环境下每个天线对子信道的稀疏域具有相似的稀疏性，因此产生了不同天线数下算法的 MSE 性能相近的效果。

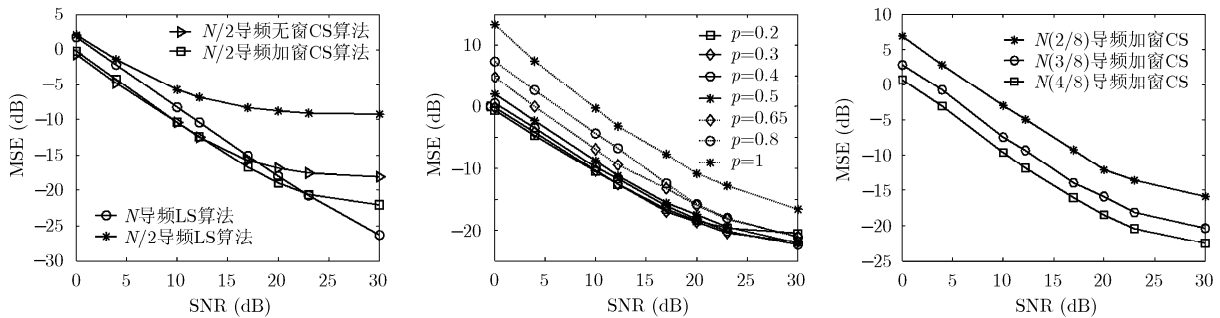


图 2 不同导频数下 CS 算法与 LS 算法 MSE 比较 图 3 不同窗指数 p 的 CS 算法 MSE 比较 图 4 不同导频数下加窗 CS 算法的 MSE 比较

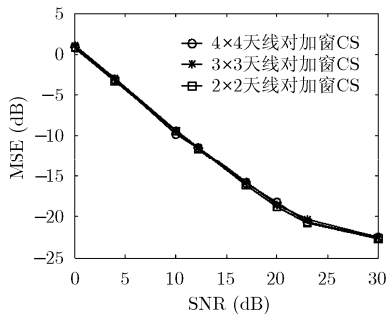


图 5 不同天线对的加窗 CS 算法 MSE 比较

6 结论

本文基于压缩感知理论对 MIMO-OFDM 系统信道进行估计。为了避免信道频-时域响应变换到时延-多普勒域存在的谱泄漏问题，通过在时域加 p 阶汉宁窗的方式来抑制多普勒域的谱泄漏现象，增强了信道响应在时延-多普勒域的稀疏性，并构造了 CS 理论中的观测矩阵，最终提高了信道估计算法的性能。实验仿真结果表明加窗 CS 算法与传统的 LS 算法相比，在取得相近性能的同时有效减少了导频

数量；与无窗 CS 算法相比，在同导频数量情况下，信噪比小时所提算法性能略差，随信噪比增加性能有很大改善。

参考文献

- [1] Donoho D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306.
- [2] Xiao Xiao-chao, Zheng Bao-yu, and Wang Chen-hao. Compressed channel estimation based on optimized measurement matrix[C]. *International Conference on Wireless Communication and Signal Processing (WCSP)*, Nanjing, 2011: 1–5.
- [3] Eiuwen D, Taubock G, and Hlawatsch F. Compressive tracking of doubly selective channels in multicarrier systems based on sequential delay-doppler sparsity[C]. *IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Prague, 2011: 2928–2931.
- [4] Taubock G and Hlawatsch F. Compressive estimation of doubly selective channels in multicarrier systems: leakage effects and sparsity-enhancing processing[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 255–271.

- [5] Eiuwen D, Taubock G, and Hlawatsch F. Multichannel-compressive estimation of doubly selective channels in MIMO-OFDM systems: exploiting and enhancing joint sparsity[C]. IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), Dallas TX, 2010: 3082-3085.
- [6] Qi Chen-hao and Wu Le-nan. Optimized pilot placement for sparse channel estimation in OFDM systems[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2011, 18(12): 749-752.
- [7] 唐恬, 张治. 一种基于加窗的 OFDM 信道估计算法[J]. *电子与信息学报*, 2007, 29(12): 2930-2933.
Tang Tian and Zhang Zhi. A channel estimation algorithm for OFDM based on frequency domain windowing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(12): 2930-2933.
- [8] Zhao Yu-ping and Huang Ai-ping. A novel channel estimation method for OFDM mobile communication systems based on pilot signals and transform-domain process[C]. IEEE 47th Vehicular Technology Conference, Phoenix, AZ, 1997, Vol 3: 2089-2093.
- [9] Scaglione A and Xiao Li. Compressed channel sensing: is the restricted isometry property the right metric[C]. 17th International Conference on Digital Signal Processing (DSP), Corfu, 2011: 1-8.
- [10] Duarte M F and Sarvotham S. Distributed compressed sensing of jointly sparse signals[C]. The Thirty-Ninth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove CA, 2005: 1537-1541.
- [11] Duarte M F, Wakin M B, and Baron D. Universal distributed sensing via random projections[C]. The International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN), Nashville TN, 2006: 177-185.
- [12] Tropp J, Gilbert A C, and Strauss M J. Simultaneous sparse approximation via greedy pursuit[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, Signal Processing (ICASSP), Philadelphia, PA, 2005, Vol. 5: v/721-v/724.
- [13] Bajwa W U, Sayeed A M, and Nowak R. Learning sparse doubly-selective channels[R]. University of Wisconsin-Madison Technical Report ECE-08-02, June 2008.
- 解志斌: 男, 1981年生, 博士, 讲师, 研究方向为信号处理、移动通信。
- 薛同思: 男, 1987年生, 硕士生, 研究方向为无线通信技术。
- 田雨波: 男, 1971年生, 博士, 教授, 主要研究方向为计算智能应用于电子学与电磁学问题。