基于稀疏域平滑的阈值恢复方法，用于正交频分复用稀疏信道估计

Mohammad HosseinBahonar电气与计算机工程系 伊斯法罕理工大学 伊斯法罕，伊朗 电子邮箱: mh.bahonar@ec.iut.ac.ir

RezaGhaderi Zefreh伊斯法罕理工大学电气与计算机工程系，伊朗伊斯法罕电子邮箱: r.ghaderi@ec.iut.ac.ir

Rouhollah Amiri 伊朗德黑兰沙里夫理工大学电气与计算机工程系 电子邮箱：amiri rouhollah@ee.sharif.edu

arXiv:2305.02616v1 [cs.IT] 4 May 2023

摘要——由于5G后网络对数据速率的需求不断增长，且正交频分复用（OFDM）技术在蜂窝系统中应用广泛，因此，降低OFDM系统的导频开销对于提高此类系统的数据速率至关重要。由于多径信道具有稀疏性，可以利用稀疏恢复方法降低导频开销。OFDM导频被用作信道脉冲响应估计的随机采样。我们提出了一种基于稀疏域平滑的三步稀疏恢复算法。该方案包括时域残差计算、稀疏域平滑和自适应阈值稀疏化三个步骤。据我们所知，文献中尚未将这种基于稀疏域平滑的阈值恢复方法（称为SDS-IMAT）用于OFDM稀疏信道估计。此外，我们还根据测量矩阵相干性的最小化来推导导频位置。数值结果验证了，与其他现有的阈值恢复与贪婪恢复方法相比，所提方案性能更优，且接近最优。均方误差和误码率结果表明了所提方案的有效性。

索引词——正交频分复用、稀疏信道估计、稀疏域平滑、阈值处理。

I. 引言

鉴于蜂窝网络中的用户数量不断增加以及用户对数据速率的需求日益增长，开发新技术和网络架构以支持超5G网络不断增长的数据速率需求至关重要。文献中已经提出了许多概念和技术，例如多输入多输出（MIMO）系统 [1], 设备到设备（D2D）通信 [2], 密集蜂窝网络[3], 蜂窝车联网 [4] 通信以及智能反射面 [5] ，以提高蜂窝网络的容量。另一方面，降低数据开销也可以作为一种为更多用户提供覆盖的手段。正交频分复用（OFDM）系统能够通过在所有子载波上提供平坦衰落信道来对抗多径衰落信道[6], ，因此该技术已广泛应用于通信系统。因此，基于OFDM的通信系统的数据开销降低可能是一个重要问题。

基于OFDM的通信系统中，部分子载波分配给导频，而导频属于此类系统的数据开销。在存在稀疏无线信道等特定条件下，可以减少导频数量。无线信道通常为多径信道，可建模为仅有少数显著路径的稀疏信道 [7]。等效离散时间信道在时域也具有稀疏冲激响应。为了估计基于OFDM的通信系统中的稀疏信道，可以采用导频辅助稀疏信道估计技术 [8], [9]。一些研究提出的方案（如 [10], [11] ）基于压缩感知（CS）；压缩感知指出，稀疏信号只需极少量样本即可成功重构 [12]。这些方法在估计稀疏信道冲激响应时利用其固有稀疏性，与最小二乘（LS）和最小均方误差（MMSE）等传统信道估计方法相比，在均方误差（MSE）或误码率（BER）方面具有更好的估计性能。

基于OFDM的通信系统中，稀疏信道估计的性能取决于重构方法和导频布置算法 [10], [11], [13]。文献[14], 提出了一种用于OFDM的导频布置算法，该算法通过交叉熵优化（CEO）最小化信道估计的均方误差。在OFDM系统中，文献 [15] 和 [16], [17] 分别提出了通过最小化相干性来布置导频的随机搜索方法和确定性分配方法。文献 [17], 表明，基于循环差集（CDS）的非均匀模式是最优的。作为MIMO-OFDM系统中导频布置问题的一种解决方案，文献 [18], 提出了多重随机搜索方法和一种基于遗传算法的方法。此外，文献 [10]提出了一种基于随机生成的方法。文献 [19]研究了等间隔导频。作者考虑了正交匹配追踪（OMP）算法，这是一种贪心稀疏重构算法。文献中还提出了基于阈值的稀疏恢复方法，例如自适应阈值迭代法（IMAT） [20] ，作为一种稀疏重构方法。

978-1-6654-8087-1/22/ $31.00 ©2022年 IEEE

工具。

本文研究基于OFDM的通信系统中的稀疏信道估计。鉴于基于阈值的稀疏恢复方法优于贪婪方法，我们提出了一种三步式基于阈值的稀疏恢复算法。所提出方案的三个步骤分别为时域残差计算、稀疏域平滑和自适应阈值稀疏化。我们还研究了基于测量矩阵相干性最小化的导频位置设计。在所提出方案的第二步中，我们采用窗函数方法进行平滑操作。平滑操作应在稀疏域中实现，因此，系统模型还阐述了OFDM系统的频域表示。据我们所知，文献中此前尚未将基于稀疏域平滑的阈值恢复方法用于OFDM系统的稀疏信道估计。仿真结果表明，在均方误差和误码率方面，所提出的方案优于其他现有的基于阈值和贪婪的稀疏重构方法。我们还将所提出的方案与预言机估计器进行了比较，结果表明该方案的性能接近最优。

本文其余部分安排如下。第二节介绍基于OFDM的通信系统的信道冲激响应测量。第三节介绍所提出的利用稀疏域平滑的恢复方法。第三节还研究了导频位置设计。第四节给出仿真结果。第五节总结全文。

II. 系统模型

考虑一个蜂窝系统的下行频谱，其中单天线基站向多个蜂窝用户设备传输数据。小区中共有 N 个蜂窝用户设备，其中第 i 个蜂窝用户设备记为 c_i。与当前使用的蜂窝网络类似，假设蜂窝用户设备使用正交通信链路。因此，蜂窝用户设备之间的干扰管理问题得以解决。基站与各蜂窝用户设备之间的数据传输也采用正交频分复用技术，因为该技术能够对抗多径衰落。基站与 c_i 之间的信道记为 h_i，具有频率选择性衰落，其相干时间远大于正交频分复用符号持续时间。 h_i 的连续时间域脉冲响应可表示为

$$h_i(t) = \sum_{k=0}^{K-1} \bar{\alpha}_{i,k}\delta(t - t_{i,k}), \tag{1}$$

其中 $\bar{\alpha}_{i,\ k} \in \mathbb{C}$ 是基站与 c_i 之间通信链路中第 k 条路径的信道系数。该路径的时延也表示为 $t_{i,\ k}$。式（1）也可以表示为离散形式:

$$h_i[n] = \sum_{l=0}^{L-1} \alpha_{i,l}\delta[n - l], \tag{2}$$

其中，$\alpha_{i,l} \in \mathbb{C}$ 表示基站与之间通信链路中第 l条延迟路径的复信道增益系数 c_i。公式（2）通过对连续信道冲激响应进行采样推导得出。这种长度为 L 的有限冲激响应滤波器表示可用于离散和稀疏信号处理应用。由此可知，该信道具有稀疏性，即信道向量 $\mathbf{h}_i = [h_i[0], h_i[1], ..., h_i[L-1]]^T \in \mathbb{C}^{N\times 1}$ 仅有 K 个非零元素，其中 $K \ll L$。

假设正交频分复用系统共有 N 个子载波，其中 N_p 个用于传输导频符号。在 $c_i(1 \le k \le N)$ 的第 n 个 OFDM 帧中，第 k 个子载波上的接收数据可表示为

$$r_i(n,k) = X_i(n,k)H_i(n,k) + V_i(n,k), \tag{3}$$

其中， $X_i(n,k)$、 $H_i(n,k)$ 和 $V_i(n,k)$ 分别是 $\tilde{\mathbf{X}}_i(n) \in \mathbb{C}^{N\times 1}$、$\mathbf{H}_i(n) \in \mathbb{C}^{N\times 1}$ 和 $\mathbf{V}_i(n) \in \mathbb{C}^{N\times 1}$ 的第 k 个元素，它们分别是第 n 个发送的正交频分复用符号、该符号时刻的多径信道以及该符号时刻的加性高斯白噪声（AWGN）的频域表示。发送的正交频分复用符号和多径信道的频域表示可表示为

$$\tilde{\mathbf{X}}_i(n) = \mathbf{F}\mathbf{x}_i(n), \tag{4}$$

$$\mathbf{H}_i(n) = \mathbf{F}\bar{\mathbf{h}}_i(n), \tag{5}$$

其中，$\mathbf{x}_i(n) \in \mathbb{C}^{N\times 1}$ 表示从基站传输到 c_i 的第 n个正交频分复用符号，$\mathbf{h}_i(n) \in \mathbb{C}^{N\times 1}$ 表示基站与 c_i 之间信道的补零离散脉冲响应，如式（2）所示。标准离散傅里叶变换矩阵记为 $\mathbf{F} \in \mathbb{C}^{N\times N}$。

每个蜂窝用户设备的数据和导频符号构成一个 $N \times 1$ 向量，并采用快速傅里叶逆变换（IFFT）按照 OFDM 技术进行调制。每个正交频分复用符号在 N 个子载波上传输。导频符号是正交频分复用符号中放置在特定位置的子载波取值，这些位置称为导频位置。基站与 c_i 之间通信链路的导频符号为$x_i[n]$, $n \in \Lambda_i$。基站与 c_i 之间通信链路的导频位置集合记为 Λ_i ，可表示为

$$\Lambda_i = \{\lambda_{i,1}, \lambda_{i,2}, ..., \lambda_{i,N_p}\}, \tag{6}$$

其中$\lambda_{i,k}$ 表示基站与 c_i之间通信链路的第 k个导频的位置。式（6）指出，所有通信链路的导频位置集合的基数等于 N_p。

令 $\mathbf{r}_i(n) \in \mathbb{C}^{N\times 1}$ 表示在 c_i 处接收到的第 n 个正交频分复用符号的采样向量。因此，公式 (3) 可表示为矩阵形式:

$$\mathbf{R}_i(n) = \mathbf{X}_i(n)\mathbf{W}\mathbf{h}_i(n) + \mathbf{V}_i(n) \tag{7}$$

其中，$\tilde{\mathbf{X}}_i(n) = \mathrm{diag}\{X_i(n,1)\ X_i(n,2) ..., X_i(n,N)\} \in \mathbb{C}^{N\times N}$ 表示 n的第 c_i个正交频分复用符号的子载波对角矩阵。在传输第 n个正交频分复用符号期间，多径信道的 K稀疏冲激响应表示为$\mathbf{h}_i(n) \in \mathbb{C}^L$。它是信道的 K稀疏冲激响应，而包含标准$_i$FFT矩阵前

个 L 列的部分快速傅里叶变换矩阵记为$\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{N\times L}$。

我们旨在研究采用基于稀疏域插值的恢复方法时，所提出的导频分配方法的性能。因此，公式 (7) 只需在导频位置处考虑，而无需考虑所有子载波。此外，我们针对所有 OFDM 符号求解导频分配问题。因此，在不失一般性的情况下，公式 (7) 可表示为

$$\mathbf{R}_{i,\Lambda_i} = \mathbf{X}_{i,\Lambda_i}\mathbf{W}_{\Lambda_i}\mathbf{h}_i + \mathbf{V}_{i,\Lambda_i}, \tag{8}$$

其中，$\mathbf{R}_{i,\Lambda_i} \in \mathbb{C}^{N_p\times 1}$ 是 c_i处接收导频子载波的向量，$\mathbf{W}_{\Lambda_i} \in \mathbb{C}^{N_p\times L}$ 是与导频子载波对应的N_p 行构成的DFT子矩阵，$\mathbf{V}_{i,\Lambda_i}$ 是频域中与导频子载波对应的加性高斯白噪声。假设导频符号取值相等，则与导频符号对应的接收数据记为 $\tilde{\mathbf{H}}_{i,\Lambda_i}$，可表示为

$$\tilde{\mathbf{H}}_{i,\Lambda_i} = \mathbf{W}_{\Lambda_i}\mathbf{h}_i + \mathbf{V}_{i,\Lambda_i}, \tag{9}$$

其中，$\mathbf{H}_{i,\Lambda_i}$、$\mathbf{W}_{\Lambda_i}$ 和 $\mathbf{h}_i$ 分别是根据压缩感知框架定义的观测向量、测量矩阵和 K稀疏输入向量。

III. 所提方案

本节提出一种稀疏信道估计方法。第一小节将讨论所提出的稀疏重构算法，并研究稀疏域平滑与插值的用法。为了评估所提方案的性能，还需研究正交频分复用导频分配。因此，第二小节将通过最小化测量矩阵的相干性来讨论导频分配问题。

A. 使用稀疏域插值的稀疏重构

许多稀疏恢复算法已用于估计稀疏多径信道。研究表明，与贪婪方法相比，基于阈值的算法性能更好。因此，我们选择 IMAT 作为初始稀疏恢复算法，并通过为其添加稀疏域插值操作来提升其性能。

IMAT 算法是一种基于稀疏性的随机采样恢复方法。我们的主要目标是根据信道频率响应（$\mathbf{H}_{i,\ \Lambda_i}$）的含噪˜随机采样，估计基站与 c_i 之间信道的稀疏冲激响应（$\mathbf{h}_i$）。IMAT 算法采用逐次重构方法来执行稀疏信号恢复，并在每次迭代 [20] 中使用自适应阈值使信号稀疏化。IMAT 算法需要测量矩阵的逆或伪逆。因此，可以使用 Moore-Penrose 伪逆 [21] 推导测量矩阵的伪逆，表示为

$$\begin{aligned}\mathbf{W}^{+}_{\Lambda_i} &= \mathbf{W}^{H}_{\Lambda_i}\left(\mathbf{W}_{\Lambda_i}\mathbf{W}^{H}_{\Lambda_i}\right)^{-1}\\ &= \mathbf{W}^{H}_{\Lambda_i}\left(\frac{1}{N}\mathbf{I}_{N_p\times N_p}\right) = \frac{1}{N}\mathbf{W}^{H}_{\Lambda_i},\end{aligned} \tag{10}$$

其中，测量矩阵的伪逆记为 $\mathbf{W}^{+}_{\Lambda_i}$。

所提出的恢复方案包含三个步骤。据我们所知，文献中尚未针对正交频分复用稀疏信道估计提出包含平滑步骤的以下方法。第一步是使用测量矩阵的伪逆求出时域残差，具体如下：

$$\begin{aligned}\tilde{\tilde{\mathbf{h}}}_{i,k} &= \lambda\mathbf{W}^{+}_{\Lambda_i}(\tilde{\mathbf{H}}_{i,\Lambda_i} - \mathbf{W}_{\Lambda_i}\tilde{\mathbf{h}}_{i,k-1})\\ &= \frac{\lambda}{N}\mathbf{W}^{H}_{\Lambda_i}(\tilde{\mathbf{H}}_{i,\Lambda_i} - \mathbf{W}_{\Lambda_i}\tilde{\mathbf{h}}_{i,k-1}),\end{aligned} \tag{11}$$

˜其中，$\tilde{}\mathbf{h}_{i,\ k} \in \mathbb{C}^L$ 是第（$k-1$）次迭代时估计脉冲响应的时域残差，$\tilde{}\mathbf{h}_{i,\ k-1} \in \mathbb{C}^L$ 是第（$k-1$）次迭代时估计的稀疏信道冲激响应。第二步是使用一个平滑函数，其定义为

$$\hat{\mathbf{h}}_{i,k} = f(\tilde{\tilde{\mathbf{h}}}_{i,k}) + \tilde{\mathbf{h}}_{i,k-1}, \tag{12}$$

ˆ其中，$\hat{}\mathbf{h}_{i,\ k}$ 是第 k次迭代时估计的非稀疏信道冲激响应，平滑函数记为 $f(.): \mathbb{C}^L \to \mathbb{C}^L$。窗函数可作为一种潜在的平滑操作。第三步是使用如下所述的自适应阈值，将非稀疏ˆ$\hat{}\mathbf{h}_{i,\ k}$ 稀疏化：

$$\tilde{h}_{i,k}(i) = \begin{cases}\hat{h}_{i,k}(i) & |\hat{h}_{i_k}(i)| > \beta\mathrm{e}^{-\alpha k}\\ 0 & \text{otherwise}\end{cases} \tag{13}$$

其中，α 和 β 是自适应阈值参数。当迭代次数足够多，且参数 λ、α和 β 选择恰当时，恢复信号将收敛至原始稀疏信号。

B. 基于测量矩阵相干性最小化的导频分配

本节介绍所提出的导频分配方法。所提方案的性能取决于恢复方法和导频位置。因此，采用测量矩阵相干性的最小化作为度量，以确定导频位置。

测量矩阵在观测向量中保留了 K稀疏输入向量的信息。为了确定合适的测量矩阵，可以计算其相干性[22] ，记为 μ 。当 $\mu_{\mathbf{W}_{\Lambda_i}} < \frac{1}{2K}$ [23]时，可以保证完美恢复 K 稀疏信道冲激响应。可以根据每个蜂窝用户设备的相干性优化导频位置，其定义为

$$\mu_{\mathbf{W}_{\Lambda_i}} = \max_{\substack{1\le i,j\le L\\ i\ne j}} \left|\sum_{\lambda\in\mathbf{\Lambda}_i}\frac{1}{N_p}\mathrm{e}^{-j\frac{2\pi}{N}\lambda(i-j)}\right|, \tag{14}$$

其中，DFT子矩阵 $\mathbf{W}_{\Lambda_i}$ 表示为

$$\mathbf{W}_{\Lambda_i} = \begin{bmatrix}1 & \mathrm{e}^{-j\frac{2\pi}{N}\lambda_{i_T,1}} & \dots & \mathrm{e}^{-j\frac{2\pi}{N}\lambda_{i_T,1}(L-1)}\\ 1 & \mathrm{e}^{-j\frac{2\pi}{N}\lambda_{i_T,2}} & \dots & \mathrm{e}^{-j\frac{2\pi}{N}\lambda_{i_T,2}(L-1)}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 1 & \mathrm{e}^{-j\frac{2\pi}{N}\lambda_{i_T,N_p}} & \dots & \mathrm{e}^{-j\frac{2\pi}{N}\lambda_{i_T,N_p}(L-1)}\end{bmatrix}. \tag{15}$$

根据 DFT子矩阵 (W^{Λ_i}) 的周期结构以及式（15），式（14）可简化为

$$\mu_{\mathbf{W}^{\Lambda_i}} = \frac{1}{N_p} \max_{1\le r\le L-1} \Big| \sum_{\lambda\in\mathbf{\Lambda}_i} \mathrm{e}^{-j\frac{2\pi}{N}\lambda r} \Big|. \tag{16}$$

假设 $w = \mathrm{e}^{-j2\pi/N}$，并利用式（16）以及以下事实：使所有相干性最大值最小的最优导频集合（$\mathbf{\Lambda}_{opt}$），也会使所有相干性的平方的最大值最小，因此最优导频集合可由下式求得

$$\mathbf{\Lambda}_{opt} = \arg\min_{\mathbf{\Lambda_i}} \max_{1\le r\le L-1} \Big| \sum_{\lambda\in\mathbf{\Lambda}_i} w^{r\lambda} \Big|^2. \tag{17}$$

受 [17]，启发，我们将 $\mathbf{\Lambda}_i$ 的 CDS 定义为 $\mathrm{D}_i = \{\lambda_{i,l} - \lambda_{i,k} | 1 \le l,k \le N_p;\ l \ne k\}$。将集合 D_i 中元素 $0 \le d \le N-1$ 的重复次数记为 $\alpha_{d,\ i_T}$，则式（17）可简化为

$$\Big| \sum_{\lambda\in\mathbf{\Lambda}_{i_T}} w^{r\lambda} \Big|^2 = \sum_{d=0}^{N-1} \alpha_{d,i_T} w^{rd} \tag{18}$$

$$= N_p + \sum_{d=1}^{N-1} \alpha_{d,i_T} w^{rd}. \tag{19}$$

根据集合 D_i 的定义，该集合中 0 的个数为 N_p，可表示为

$$\alpha_{0,i} = N_p, 1 \le i \le N. \tag{20}$$

集合 D_i 的基数等于 N_p^2，因为

$$\sum_{d=0}^{N-1} \alpha_{d,i} = N_p^2, 1 \le i \le N. \tag{21}$$

因此，可以得出结论：

$$\sum_{d=1}^{N-1} \alpha_{d,i} = N_p(N_p-1), 1 \le i \le N. \tag{22}$$

根据公式 (19)，$|\sum_{\lambda\in\mathbf{\Lambda}_i} w^{r\lambda}|^2$的值取决于 r、i和 $\{\alpha_{d,i}\}$，后者等同于导频位置。定义

$$g(r,i,\mathbf{\Lambda}) = N_p + \sum_{d=1}^{N-1} \alpha_{d,i} w^{rd} \tag{23}$$

由于 r 和 i 是离散变量，可以得出结论：$\max_{1\le r\le L-1} g(r,i,\mathbf{\Lambda})$存在一个下界。该下界通过以下事实计算得出：该项始终大于其平均值，可表示为

$$\max_{1\le r\le L-1} g(r,i_T,\mathbf{\Lambda}) \ge \frac{N_p(N-N_p)}{N-1}. \tag{24}$$

寻找最优导频位置的问题可表示为 $\max_{1\le r\le L-1} g(r,i,\mathbf{\Lambda})$ 的最小化问题，并且可以在.....时求解。

（24）中说明的下界得以实现。显然，当时等式成立。

$$g(1,i,\mathbf{\Lambda}) = \cdots = g(L-1,i,\mathbf{\Lambda}) = \frac{N_p(N-N_p)}{N-1}, \tag{25}$$

由此可得

$$\alpha_{1,1} = \cdots = \alpha_{N-1,1} = N_p. \tag{26}$$

由于子载波总数和导频数分别等于 N 和 N_p，公式 (26) 表明，在所述 OFDM 系统中，当导频位置集合构成一个 CDS 时，导频位置的选择最佳。

当且仅当 $k^2 - k = (v-1)\lambda$时，存在一个 (λ, v, k) CDS。给定一组参数，通过将元素与一个常数相加或相乘，可以生成具有相同参数的不同 CDS。给定一个示例 CDS，还可以生成具有相同 (λ, v, k) 参数的其他 CDS，并将其用作不同 CUE 的导频位置。

IV. 仿真结果

本节报告仿真结果。所评估的OFDM系统参数见表I。为观察所提出的信道估计算法的性能，系统中未采用编码。子载波和导频总数根据(91,10,1) CDS选取。所提出的导频方法使用的初始CDS为 $\{1,3,7,8,19,22,32,55,64,72\}$。信道

表I 仿真的多输入多输出正交频分复用系统参数

参数	规格
N	91
$\mathrm{N_p}$	10
OFDM符号时间	200μs
循环前缀长度	32
总带宽	455 千赫兹
采样频率	910 千赫兹
多普勒频率	50 赫兹
路径数	4

具有 4 个显著的非零抽头，且彼此独立地经历瑞利多径衰落。系统性能通过归一化均方误差以及基于信道估计的迫零均衡器的误码率来评估。

采用 [18] 的多重随机搜索方法作为所提方案的基准。图 1 比较了多重随机搜索 [18] 获得的最小相干性与所提方案的结果。可以观察到，所提 CDS 方案的相干性更低，而随机搜索算法需要进行多次迭代。

图 2 比较了我们提出的恢复方法与其他竞争算法的误码率（BER）性能。我们提出的基于稀疏域平滑的恢复方法记为稀疏域平滑 IMAT（SDS-IMAT）。插值方法等效于一种重构方法，即通过对与导频位置相对应的有限随机样本进行插值来重构整个信道冲激响应。

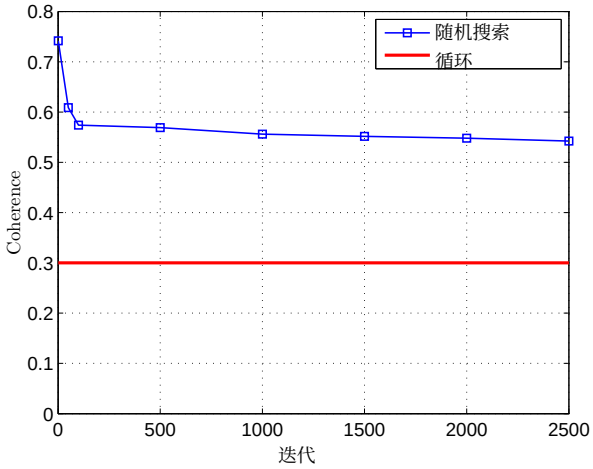

图1. 所用 CDS 和随机搜索方法的相干性随迭代次数的增加而下降。

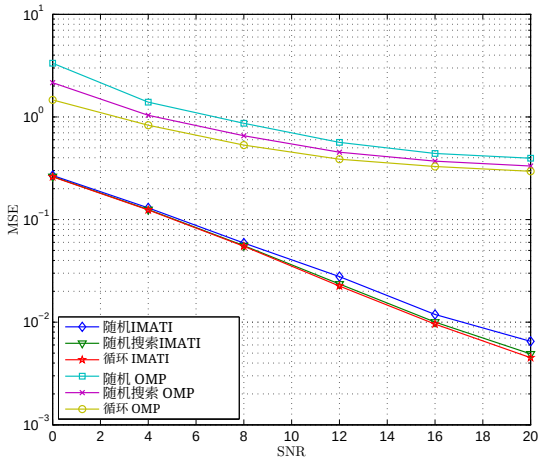

图3. 不同导频分配方法下SDS-IMAT和OMP的均方误差与信噪比的关系

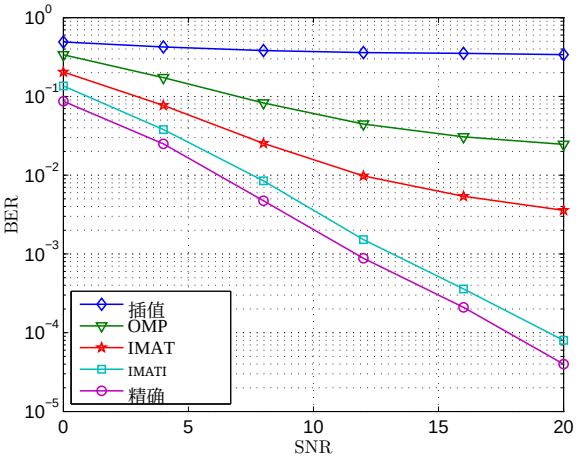

图2. 循环导频分配算法的误码率与信噪比关系（不同的重构方法）

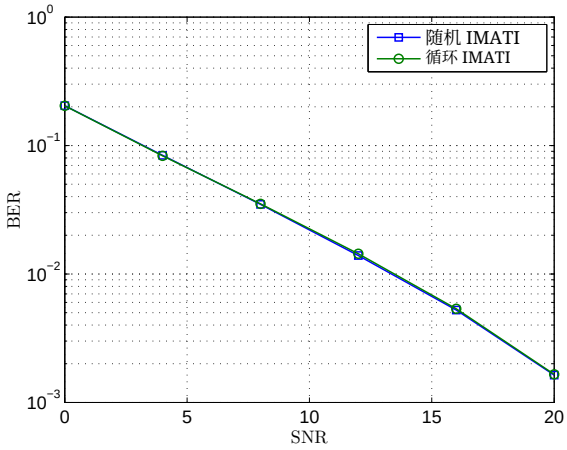

图4。 系统误码率与 . 随机和循环 S 下的信噪比 DS-IMAT

精确方法等价于一个能够完全获知信道冲激响应的预言机估计器。OMP 和 IMAT 算法分别是 [24] 和 [20], 提出的方案。结果表明，我们提出的恢复方法优于其他现有方法，并具有接近最优的性能。

图3比较了采用随机、随机搜索和循环导频位置时，本文提出的SDS-IMAT算法与OMP算法的均方误差性能。该图显示，在OFDM系统中进行稀疏信道估计时，本文提出的方案优于OMP方法。由该图可见，本文提出的基于CDS的导频分配方案优于随机搜索和随机导频分配方法。

图4展示了在 OFDM系统中使用大量子载波的效果。假设一个大型 OFDM系统包含 2257 个子载波和 48 个导频。我们将我们优化的基于 CDS 的导频分配方案与随机导频分配技术进行比较，两者均采用 SDS-IMAT 技术进行恢复。图4展示了误码率随信噪比的变化。仿真结果表明，在大型OFDM系统中，这两种方法的性能几乎相同。因此，在大型 OFDM系统中，可以结合随机导频分配方案与我们提出的 SDS-IMAT 恢复技术，以高质量重构信道抽头。

V. 结论

本文研究了正交频分复用系统中的稀疏信道估计和导频分配。鉴于基于阈值的方法具有优越的性能，我们对 IMAT 算法进行了改进，提出了所建议的方案。考虑到稀疏域，我们提出了一种基于稀疏域平滑的阈值恢复方法，记为 SDS-IMAT，该方法包含三个步骤。所提出的方案能够有效检测信道冲激响应中的非零抽头

及其对应的值。通过最小化测量矩阵相干性，还可以确定导频位置，从而得到基于循环差集的导频位置。结果表明，与最先进的方法相比，所提出的方案在误码率和均方误差方面表现更优。

参考文献

[1] M. Koolivand、M. H. Bahonar 和 M. S. Fazel，“采用功率二分分配提升小区边缘用户的大规模MIMO中继系统能效”，载于2019年伊朗电气工程会议（ICEE）。IEEE，2019年，第1470–1475页。[2] M. H. Bahonar 和 M. J. Omidi，“针对单个资源块中包含多个D2D对的设备到设备通信的集中式QoS感知资源分配”，载于伊朗电气工程会议（ICEE）。IEEE，2018年，第643–648页。[3] M. H. Bahonar 和 M. J. Omidi，“面向超5G网络中密集设备到设备通信的基于分布式定价的资源分配”。Wiley在线图书馆，2021年，第e4250页。[4] M. H. Bahonar、M. J. Omidi 和 H. Yanikomeroglu，“面向密集蜂窝车联网（C-V2X）通信的低复杂度资源分配”，IEEE通信学会开放期刊，第1–1页，2021年。[5] Q. Wu 和 R. Zhang，“迈向智能可重构环境：智能反射面辅助无线网络”，IEEE Communi- cations Magazine，第58卷，第1期，第106–112页，2019年。[6] Y. Li、N. Seshadri 和 S. Ariyavisitakul，“移动无线信道中采用发射机分集的正交频分复用系统的信道估计”，IEEE通信领域精选期刊，第17卷，第3期，第461–471页，1999年。[7] Z. Qin、J. Fan、Y. Liu、Y. Gao 和 G. Y. Li，“无线通信的稀疏表示：一种压缩感知方法”，IEEE Signal Processing Magazine，第35卷，第3期，第40–58页，2018年。[8] X. Ma、F. Yang、S. Liu、J. Song 和 Z. Han，“高移动性场景下MIMO-OFDM系统的稀疏信道估计”，IEEE车辆技术汇刊，第67卷，6124，2018 7，6113期，第页。–。[9] C. Qi、G. Yue、L. Wu、Y. Huang 和 A. Nallanathan，“正交频分复用系统稀疏信道估计的导频设计方案”，IEEE Trans- actions on Vehicular Technology，第64卷，第4期，第1493–1505页，2014年。[10] C. Qi 和 L. Wu，“一种用于MIMO OFDM系统稀疏信道估计的混合压缩感知算法”，载于2011年IEEE国际声学、语音与信号处理会议（ICASSP）。IEEE，2011年，第3488–3491页。[11] F. Wan、W.-P. Zhu 和 M. Swamy，“正交频分复用系统稀疏信道估计的半盲最显著抽头检测”，IEEE电路与系统汇刊I：常规论文，第57卷，第3期，第703–713页，2010年。[12] D. L. Donoho，“压缩感知”，IEEE Transactions on Informa- tion Theory，第52卷，第4期，第1289–1306页，2006年。[13] G. Taubock、F. Hlawatsch、D. Eiwen 和 H. Rauhut，“多载波系统中双重选择性信道的压缩估计：泄漏效应与稀疏性增强处理”，IEEE信号处理精选主题期刊，第4卷，第2期，第255–271页，2010年4月。[14] J.-C. Chen、C.-K. Wen 和 P. Ting，“一种用于正交频分复用系统稀疏信道估计的高效导频设计方案”，IEEE通信快报，第17卷，第7期，第1352–1355页，2013年7月。[15] X. He 和 R. Song，“正交频分复用系统中基于压缩感知的稀疏信道估计的导频图样优化”，载于2010年国际无线通信与信号处理会议（WCSP）。IEEE，2010年，第1–5页。[16] C. Qi 和 L. Wu，“正交频分复用系统稀疏信道估计的确定性导频分配研究”，IEEE通信快报，第16卷，第5期，第742–744页，2012年5月。[17] P. Pakrooh、A. Amini 和 F. Marvasti，“稀疏信道估计的OFDM导频分配”，EURASIP信号处理进展期刊，第2012卷，第1期，第1–9页，2012年。[18] X. He、R. Song 和 W.-P. Zhu，“MIMO-OFDM系统稀疏信道估计的导频分配”，IEEE电路与系统汇刊II：简报，第60卷，第9期，第612–616页，2013年9月。

[19] L. Wan、X. Qiang、L. Ma、Q. Song 和 G. Qiao，“采用等间隔导频的OFDM正交匹配追踪稀疏信道估计中的精确高效路径时延估计”，IEEE Wireless Communications Letters，第8卷，第1期，第117–120页，2018年。[20] F. Marvasti、M. Azghani、P. Imani、P. Pakrouh、S. J. Heydari、A. Gol- mohammadi、A. Kazerouni 和 M. Khalili，“采用自适应阈值迭代法（IMAT）的稀疏信号处理”，载于2012年第19届国际电信会议（ICT）。IEEE，2012年，第1–6页。[21] A. Ben-Israel 和 T. N. Greville，《广义逆》。Springer，2003年，第13卷。[22] E. J. Cand`es 和 M. B. Wakin，“压缩采样导论”，IEEE Signal Processing Magazine，第25卷，第2期，第21–30页，2008年。[23] J. A. Tropp，“ 贪婪有益：稀疏逼近的算法结果 ”，IEEE Transactions on Information Theory，第50卷，第10期，第2231–2242页，2004年。[24] J. A. Tropp 和 A. C. Gilbert，“通过正交匹配追踪从随机测量中恢复信号”，IEEE information theory 汇刊，第53卷，第12期，第4655–4666页，2007年。