



## 基于混合遗传算法的导频优化

郑寒冰, 余翔, 王维维

(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

**摘要:** OFDM 系统中, 基于压缩感知的稀疏信道估计能够充分利用无线信道的固有稀疏性, 进而降低导频开销, 提高频谱利用率。针对压缩感知信道估计的导频设计, 通过最小化压缩感知理论中测量矩阵的互相关性, 提出一种基于混合遗传算法的导频优化方法。该方案首先采用遗传算法获得次优初始导频序列, 然后结合导频位置以及导频功率对导频序列逐位进行替换、优化, 以使测量矩阵的互相关性最小。MATLAB 仿真结果表明, 相比于伪随机导频设计和等间距导频设计, 该算法能够保证较低的均方误差和误码率。

**关键词:** 信道估计; 互相关性; 混合遗传算法; 测量矩阵; 压缩感知; 导频图案

中图分类号: TN929

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2016248

## Hybrid genetic algorithm based optimization of pilot pattern

ZHENG Hanbing, YU Xiang, WANG Weiwei

School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and  
Telecommunications, Chongqing 400065, China

**Abstract:** In OFDM system, sparse channel estimation based on compressed sensing (CS) can make full use of the inherent sparse degree of the wireless channel, which can reduce the pilot overhead and improve the spectrum efficiency. Therefore, a new method based on hybrid genetic algorithm was investigated for the pilot design of CS channel estimation, which was based on the minimization of the matrix cross correlation in the CS theory. In this method, genetic algorithm was used to obtain the initial sub-optimal pilot sequence, and then combined with the pilot position and pilot power, each entry of pilot pattern could be sequentially updated and optimized to make the minimum correlation of measurement matrix. Simulation results show that the proposed method can ensure a better mean square error and bit error rate compared to the pseudo-random pilot design and the equal distance pilot design.

**Key words:** channel estimation, cross correlation, hybrid genetic algorithm, measurement matrix, compressed sensing, pilot pattern

### 1 引言

正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)作为当前移动通信及未来无线通信的核心技术,由

于其较高的数据传输能力、简单的操作性和对窄带干扰及频率选择性衰落信道的较强顽健性等优点,引起了通信行业的广泛关注<sup>[1,2]</sup>。因此被广泛应用于当前许多网络,如LTE、WiMAX 和未来网络<sup>[3,4]</sup>。

收稿日期: 2016-07-23; 修回日期: 2016-09-14

基金项目: 国家科技重大专项基金资助项目(No.2014ZX03003004-003)

Foundation Item: The National Science and Technology Specific Program of China(No.2014ZX03003004-003)



作为 OFDM 系统的关键技术之一,信道估计技术对信号传输过程中的多径、衰落和时延等进行估计,其准确性直接决定信道均衡、解调、译码等性能的优劣<sup>[5]</sup>。在高速宽带无线通信中,由于其固有的稀疏性,无线信道通常建模为稀疏信道。稀疏信道估计已成为通信领域的一大研究热点。传统的信道估计主要采用最小二乘(least square, LS)算法和最小均方误差(minimum mean square error, MMSE)算法。但在实际中,由于无线信道大多是稀疏的,采用 LS 算法和 MMSE 算法已不能准确地重构信号。随着压缩感知(compressed sensing, CS)技术<sup>[6-8]</sup>的提出和逐步成熟,基于压缩信道感知的算法被广泛应用于 OFDM 稀疏信道估计<sup>[9]</sup>中,其充分发挥了压缩感知利用少量观测值重构出高维信号的优点,实现减少所需要的导频符号数和提高系统频谱利用率的目标。

信道估计过程中除了重构算法,导频设计在一定程度上影响信道估计的性能。如何设计出更优的导频变得越来越重要。现在的导频图案选择大多采用固定导频数量,利用基于最小测量矩阵互相关性的准则选择导频的位置,以获得更好的信道估计性能和系统的误码性能。不仅如此,有些研究根据最小测量矩阵互相关性准则,结合智能算法优化导频序列<sup>[10]</sup>,获得的导频性能优于传统的优化方案。其中,遗传算法(genetic algorithm, GA)<sup>[11]</sup>是一种高效的全局优化算法,通过选择避免陷入局部最优,从而获得全局最优,近似得到最佳解。尽管 GA 能够获得全局最优解,但 GA 不能很好地解决约束问题,尤其是在确切的限制条件下;针对传统的最优算法来说,不同的初始值会带来不同的优化结果,如何设计初始值使得结果更优<sup>[12]</sup>。为了解决以上问题,本文提出一种基于混合遗传算法(hybrid genetic algorithm, HGA)的导频设计方案。首先通过遗传算法获得次优初始导频序列,然后采用循环迭代搜索对导频序列逐位替代,获得更优的导频序列解。

## 2 信道模型

压缩感知信号重构模型如图 1 所示。

假设频域中有  $N$  个子载波,发送方发送  $N_f(N_f < N)$  个导频符号,记为  $X_p$ 。定义导频插入的位置向量  $P=[P_1, \dots, P_{N_f}]$ ,  $P_u \in [0, N-1]$ 。OFDM 系统的导频图案如图 2 所示。

接收方接收到的导频信息为  $Y_p$ ,表示为:

$$Y_p = X_p F_p h + Z \quad (1)$$

其中,  $X_p = \text{diag}[X(P_1), \dots, X(P_{N_f})]$ , 等效的离散信道

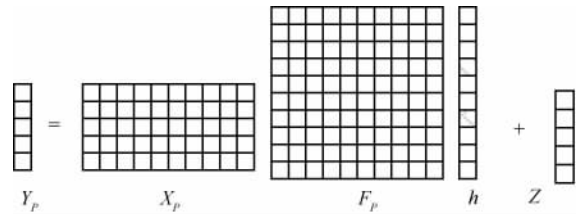


图 1 压缩感知信号重构模型

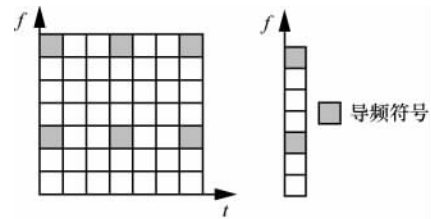


图 2 OFDM 系统的导频图案

冲击响应(channel impulse response, CIR)  $h=[h(0), \dots, h(L-1)]^T$  ( $L$  表示信道的总抽头数),  $Y_p=[Y(P_1), \dots, Y(P_{N_f})]^T$ , 加性高斯白噪声(additive white Gaussian noise) 信号  $Z=[Z(1), \dots, Z(N_p)] \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I}_{N_p})$ 。根据导频位置集合  $P$  取傅里叶矩阵  $F \in \mathbb{C}^{N \times N}$  的  $N_f$  行和前  $L$  列构成的部分傅里叶矩阵  $F_p$ 。

$$F_p = \frac{1}{\sqrt{N}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & e^{-j2\pi P_1/N} & \dots & e^{-j2\pi P_1(L-1)/N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & e^{-j2\pi P_{N_f}/N} & \dots & e^{-j2\pi P_{N_f}(L-1)/N} \end{bmatrix} \quad (2)$$

进一步假设:

$$A = X_p F_p \quad (3)$$

$A$  为测量矩阵。故式(1)可简化为:

$$Y_p = Ah + Z \quad (4)$$

在进行稀疏信道估计时,由于信道的固有稀疏性,  $h$  中的  $L$  个元素仅有少数非零,大多数为零。在  $N_p < L$  的条件下, Tao 等人<sup>[13]</sup>指出如果测量矩阵  $A$  满足受限等距性(restricted isometry property, RIP)条件,就能凭借  $Y_p$  线性模型高概率地重构出  $h$ 。尽管 RIP 条件能为高概率重构信号提供理论保证,但由于 RIP 性质的过程是一个组合计算问题,计算复杂度较高。为了降低计算的复杂度,有学者提出利用最小测量矩阵的相干性测量准则替代 RIP 性质<sup>[14]</sup>。测量矩阵的相干性可定义为:

$$C(A) = \max_{0 \leq m \leq n \leq L-1} \frac{|\langle A(m), A(n) \rangle|}{\|A(m)\| \cdot \|A(n)\|} \quad (5)$$

其中,  $A(\cdot)$  表示测量矩阵的列向量。由于测量矩阵  $A$  会随着不同的导频位置  $P$  而不同,故式(5)可以转换为:

$$C(\mathbf{P}) = \max_{\substack{1 \leq n \leq L \\ m \neq n}} \frac{\left| \sum_{k=0}^{N_p-1} |X(P_k)|^2 e^{-j2\pi P_k(n-m)/N} \right|}{\sum_{k=0}^{N_p-1} |X(P_k)|^2}$$

$$= \max_{\substack{1 \leq n \leq L \\ m \neq n}} \frac{\left| \sum_{k=0}^{N_p-1} |X(P_k)|^2 e^{-j2\pi P_k x/N} \right|}{\sum_{k=0}^{N_p-1} |X(P_k)|^2}$$

$$x = m - n = 1, 2, \dots, L-1 \quad (6)$$

因此,最优导频序列可表示为:

$$\mathbf{P}_{\text{opt}} = \arg \min_{S_{n_p}, P_{n_p}} C(\mathbf{P}) = \arg \min_{S_{n_p}, P_{n_p}} (S_{n_p}, P_{n_p}) \quad (7)$$

$$\text{其中, } S_{n_p} = \sum_{k=0}^{N_p-1} |T(P_k)|^2 \text{ 表示导频功率; } P_{n_p} = \left[ \sum_{k=0}^{N_p-1} e^{j2\pi P_k x/N} \right]$$

表示导频位置。优化导频序列的目标是使  $\mathbf{P}_{\text{opt}}$  最小。

基于 CS 的稀疏信道估计中,为了获得最优的导频序列,有研究表明,利用穷举法穷举出所有可能的  $\mathbf{P}$  值,并计算相应的目标函数值  $C(\mathbf{P})$ ,即搜索  $C_{N_p}^{N_p} = \frac{N!}{N_p!(N-N_p)!}$

种组合获得导频图案的全局最优解。但因其较高的计算复杂度,在实际应用中不被采纳。故此,为了减小搜索空间和计算复杂度,可以在不规则导频位置集合中搜索测量矩阵互相关性最小的次优解替代最优导频,如 IGS 算法<sup>[15]</sup>,采用基于生成树的思想对导频序列进行选择,是一种贪婪算法。此外随着优化算法的发展,结合智能算法的导频设计越发常见。本文根据最小化测量矩阵互相关性准则,提出一种基于混合遗传算法的导频优化方案,该方案的收敛速度比穷举搜索快,性能优于随机搜索方案。

### 3 优化导频设计

基于混合遗传算法的导频优化方案首先利用遗传算法得到次优的初始导频序列;然后采用逐位替换的方法对导频序列进行再次优化;最后输出优化结果。

由式(7)知,影响  $C(\mathbf{P})$  的因素有导频位置和导频功率。然而导频的位置比导频功率对优化的结果影响更大,因此本文提出两种方案:导频优化方案 1 只考虑导频位置的影响;导频优化方案 2 结合导频的功率和位置优化导频。两种优化方案的区别只在于方案 2 考虑了导频功率对导频优化结果的影响。

#### 3.1 基于导频位置的导频优化方案

导频优化方案包括“初始化、优化初始值(相当于内循

环)、再优化(相当于外循环)、输出结果”。初始值优化算法流程如图 3 所示。

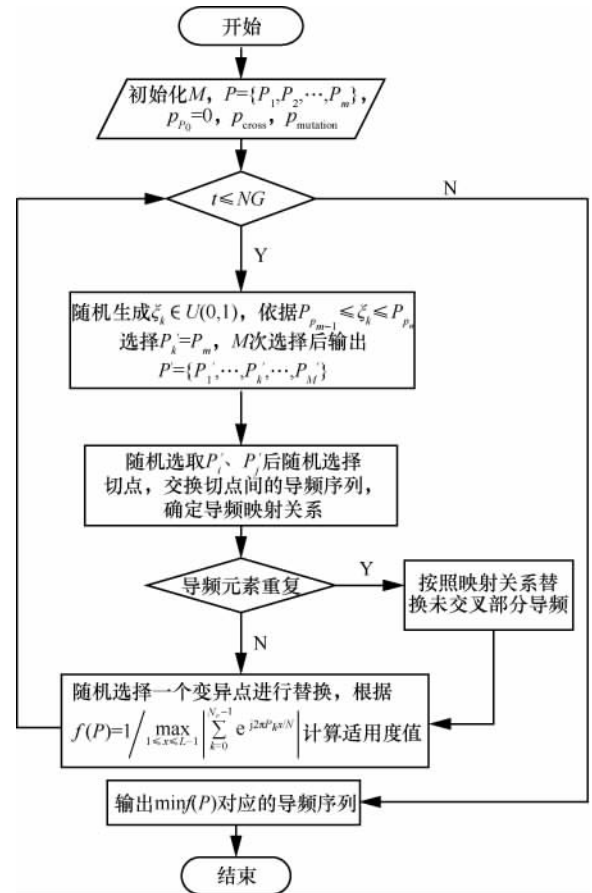


图 3 初始值优化算法流程

其中,“优化初始值”利用遗传算法,其输出结果作为外循环的初始值,进行导频再优化。通过两次迭代选择以达到导频优化的作用。为了降低计算的复杂度,只考虑导频位置的影响,将导频的功率进行归一化处理,即

$$\sum_{k=0}^{N_p-1} |T(P_k)|^2 = 1. \text{ 式(5)转变为:}$$

$$C(\mathbf{P})|_{P_{n_p}} = \max_{1 \leq x \leq L-1} \left| \sum_{k=0}^{N_p-1} e^{j2\pi P_k x/N} \right|$$

$$n-m=x=1, 2, \dots, L-1 \quad (8)$$

然后,最佳的导频序列为  $\mathbf{P}_{\text{opt}} = \arg \min_{\mathbf{P}} C(\mathbf{P})|_{P_{n_p}}$ 。因此,将测量矩阵的相干性  $C(\mathbf{P})|_{P_{n_p}}$  的倒数作为遗传算法的适用度函数,即:

$$f(\mathbf{P}) = \frac{1}{\max_{1 \leq x \leq L-1} \left| \sum_{k=0}^{N_p-1} e^{j2\pi P_k x/N} \right|} \quad (9)$$



根据其适应度函数对导频的位置进行优化选择。然后根据式(10)对染色体(导频位置) $\mathbf{P}_m \in \mathbf{C}^{1 \times N_p} = \{P_{m,1}, P_{m,2}, \dots, P_{m,N_p}\}$ 进行编码。

$$P_{m,n} = P_{m,1} + \text{mod}(((P_{m,1} + nd) + \Delta), N) \quad (10)$$

其中,  $n=1, \dots, N_p$ ,  $d = \lfloor N/L \rfloor$ ,  $P_{m,1} \in \{1, \dots, N\}$ , 随机数  $\Delta \in [0, N/N_p]$ 。利用逐位替换导频元素的方法进行“再优化”。

### 步骤 1 初始化。

初始导频序列数  $M$ , 根据式(8)随机产生导频序列组  $\mathbf{P} = \{\mathbf{P}_1, \mathbf{P}_2, \dots, \mathbf{P}_M\}$ ,  $m \in M$ 。循环迭代次数为  $NG$ 。设  $\mathbf{S}$  为一个  $N_p$  行  $M$  列的零矩阵, 每一列存放一个导频序列, 其对应的目标函数值集合为  $\mathbf{s}$  ( $\mathbf{s}$  用于存放对应的适用度函数值)。初始化第 0 个个体被选中的概率为  $p_0=0$ , 交叉概率为  $p_{\text{cross}}$ , 变异概率为  $p_{\text{mutation}}$ 。

### 步骤 2 选择次优初始导频序列。

#### (1) 判断停止准则

迭代次数  $t$  等于最大代数  $NG$ ; 或适用度函数收敛, 停止迭代, 输出结果, 否则重复步骤 3~步骤 5。

#### (2) 选择

采用正比选择策略。对于第  $m$  个导频序列, 其适用度值为  $f(\mathbf{P}_m)$ , 则该导频序列的选择概率为  $P_m = f(\mathbf{P}_m) / \sum_{m=1}^M f(\mathbf{P}_m)$ ,

得到选择概率后, 采用轮盘法 (roulette wheel) 对导频序列进行  $M$  次选择。令  $P_{P_k} = \sum_{g=1}^m P_{P_g}$ , 每次选择时, 随机产生  $\xi_k \in U(0,1)$ , 如果  $P_{P_{k-1}} \leq \xi_k \leq P_{P_k}$ , 则选择  $\mathbf{P}'_k = \mathbf{P}_m$ 。经过  $M$  次选择后输出新的导频序列组  $\mathbf{P}' = \{\mathbf{P}'_1, \dots, \mathbf{P}'_k, \dots, \mathbf{P}'_M\}$ 。

#### (3) 交叉

以  $p_{\text{cross}}$  从导频序列组  $\mathbf{P}'$  中随机选取  $M \cdot p_{\text{cross}}$  个导频序列, 每相邻两个导频序列  $\mathbf{P}'_i$ 、 $\mathbf{P}'_j$ ,  $i, j \in M$ , 进行交叉。每次交叉随机产生  $\xi \in U(1, N_p)$ ,  $\xi' \in U(1, N_p)$ ,  $\text{sort}(\xi, \xi')$  作为切点位置, 交换两切点间的导频序列, 同时确定两组导频的映射关系, 按照映射关系将未交换部分导频进行替换, 直至导频序列的各元素无重复, 组成新的导频序列。计算新导频序列的适用度, 将其结果存入集合  $\mathbf{s}$ , 对应的染色体为矩阵  $\mathbf{S}$  相应的列向量。

#### (4) 变异

任选矩阵  $\mathbf{S}$  的一个列向量  $\mathbf{S}_{\text{col}}(\mathbf{P}'_m)$ ,  $\text{col} \in [1, M]$ , 按照  $p_{\text{mutation}}$  在  $\mathbf{P}'_m$  中随机选择一个变异点  $v$ , 如  $\mathbf{P}_m = [P_{m,1}, \dots,$

$P_{m,v-1}, P_{m,v} = v, P_{m,v+1}, \dots, P_{m,N_p}]$ , 任选集合  $I_C = I \setminus \mathbf{P}_m = \{P_{m,1}, \dots, P_{m,1} + \text{mod}(((P_{m,1} + nd) + \Delta), N) \leq N\} \setminus \mathbf{P}_m$  的数值代替  $v$ , 直至无冲突为止。计算变异后导频序列的适用度, 更新集合  $\mathbf{s}$  和矩阵  $\mathbf{S}$ , 输出  $\mathbf{s}$  中最小值所对应矩阵  $\mathbf{S}$  列向量。

### 步骤 3 导频“再优化”处理

经过步骤 2 处理后输出的导频序列作为此步骤的初始导频  $\mathbf{P}_{n_p}$ , 初始化零向量  $\mathbf{o}$  和由有限个列向量 ( $N_p$  行) 组成的零矩阵  $\mathbf{O}$ 。每次固定  $\mathbf{P}_{n_p}$  中除第  $T(T=N_p-1, N_p-2, \dots, 1)$  个元素之外的其他元素, 选择集合  $I_{\text{surplus}} = \{1, 2, \dots, N\} \setminus I$  中的元素  $n$  替代  $P_T$ , 与其余  $N_p-1$  个元素构成新的集合  $\hat{\mathbf{P}}_{n_p} = \{P_1, \dots, P_T = n, \dots, P_{N_p}\}$ , 利用式(7)计算测量矩阵的相关性  $\hat{C}(\mathbf{P})|_{\nu_{n_p}}$ , 选择  $\min \hat{C}(\mathbf{P})|_{\nu_{n_p}}$  所对应的导频子载波作为  $P_T$ 。将每次计算得到的  $\hat{C}(\mathbf{P})|_{\nu_{n_p}}$  值存入集合  $\mathbf{o}$  和矩阵  $\mathbf{O}$ 。重复步骤 3, 通过循环迭代选择出性能更优的导频序列位置。

步骤 4 取集合  $\mathbf{O}$  中最小元素所对应矩阵  $\mathbf{O}$  的列向量输出为最终的导频位置。

## 3.2 联合导频功率与位置的导频优化方案

由于导频功率对优化问题有一定的影响, 因此在第 3.1 节步骤 3 中对导频序列进行再优化时, 结合导频功率和导频位置对导频进行优化, 其他步骤不变。

步骤 3 将输出导频序列作为次优初始值  $\mathbf{P}_{n_p}$ , 每次固定  $\mathbf{P}_{n_p}$  中除第  $T(T=N_p-1, N_p-2, \dots, 1)$  个元素之外的其他元素, 选择集合  $I_{\text{surplus}} = \{1, 2, \dots, N\} \setminus I$  中的元素  $n$  替代  $P_T$ , 与其余  $N_p-1$  个元素构成新的集合  $\hat{\mathbf{P}}_{n_p} = \{P_1, \dots, P_T = n, \dots, P_{N_p}\}$ 。同时, 任取功率集合  $\mathbf{P}_q \in \{P_1, P_2, \dots, P_Q\}$ ,  $Q > 1$  中  $N_p$  个值 (可重复取值) 作为导频功率值, 文中只考虑  $\mathbf{P}_q$  均值为 1, 根据式(5)计算测量矩阵的相关性。选择  $\min_{S_{n_p}, P_{n_p}} C(\mathbf{P}) = \min_{S_{n_p}, P_{n_p}} (S_{n_p}, P_{n_p})$  所对应的导频子载波作为  $P_T$ 。更新集合  $\mathbf{o}$  和矩阵  $\mathbf{O}$ 。

## 4 仿真分析

仿真参数设置见表 1, 且假设信道状态信息在一个 OFDM 符号中不发生变化, 每个 OFDM 符号都是独立生成的。

此外, 针对步骤 1 中的遗传算法采用自然编码, 交叉概率为  $p_{\text{cross}}=0.6$ , 变异概率  $p_{\text{mutation}}=0.5$ , 采用正交相移键控

表 1 仿真参数

| 参数                      | 取值     |
|-------------------------|--------|
| 子载波数 $N$                | 512    |
| 循环长度 $CP$               | 100    |
| 信道长度 $L$                | 50     |
| 信道稀疏度 $K$               | 6      |
| 信噪比 $E_b/N_0/\text{dB}$ | 0~30   |
| 导频数 $N_p$               | 32, 48 |
| 调制方式                    | QPSK   |

(quadrature phase shift keying, QPSK) 调制, 接收端的信道重构算法是正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法。由于本文所提出的导频优化方案是在利用 GA 算法得到次优初始值后再进行外循环优化。因此其性能优于基于 GA 算法的导频优化方案, 故无需再进行对比。因此本文仿真只对比了等间距导频优化方案和“伪随机”导频优化方案。图 4 和图 5 分别为不同导频优化准则下的信道估计误码率 (BER) 与均方误差 (MSE) 对比。其中, “均匀”是

指导频间隔相同, 均匀分布在  $N=512$  个子载波上。“伪随机”<sup>[16]</sup>指的是导频随机放置在 48 个子载波上。优化方案 2 的备选导频功率集合为  $P_q=\{1/2, 1, 3/2\}$ 。

分析图 4 和图 5 可知, 随着信噪比的增加, 不同导频优化准则下的信道估计 BER 和 MSE 都逐渐减少。相比于传统的等间距导频优化方案和随机导频优化方案, 本文提出的方案具有更优越的性能, 其原因是基于 HGA 的导频优化准则通过两次循环迭代进一步逼近最优导频。其中, 第 3 条曲线为不考虑导频功率影响的基于 HGA 导频优化方案 (即方案 1) 误码率走势, 第 4 条曲线则联合考虑了基于 HGA 导频优化方案中导频功率和位置的影响, 即方案 2。分析得知, 与方案 1 相比, 在相同的迭代搜索条件下, 方案 2 的误码率和均方误差更低。如图 5 所示, 方案 2 的均方误差相较于方案 1 低 3~4 dB。因此验证了导频功率对导频优化具有一定的影响。

不仅如此, 本文还利用 MATLAB 仿真对比了不同长度的导频序列对本文方案的影响。图 6 和图 7 分别表示导频数目  $N_p=32$  和  $N_p=48$  时的误码率与均方误差对比。可以看出同一性噪比条件下, 在只考虑导频位置影响 (或联合考虑导频功率和位置的影响) 的条件下, 信道估计误差随着信道导频数目的增加而下降; 在相同导频数目  $N_p$  条件下, 方案 2 的性能略好于方案 1, 但导频数目带来的性能增益较导频功率带来的性能增益高 2~3 dB。

由于基于 HGA 的导频优化方案先对初始导频进行优化后再进行导频位置逐位替换、优化, 进行再优化时考虑了导频位置 (或导频位置与功率) 的影响, 因此其复杂度较等间距导频设计方案和伪随机导频设计方案要高。但是分析上述 4 个仿真可知, 基于 HGA 的导频设计方案的性能更好, 且在相同信噪比、相同误码率或均方误差时, 本文提出的设计方案使用的导频数量可以更少。可以有效地提高频谱利用率。即便复杂度有所提高, 但在一定程度上具有可取性。

5 结束语

针对 OFDM 系统基于 CS 的稀疏信道估计, 本文考虑以最小化测量矩阵的互相关性为目标, 提出一种基于 HGA 的导频优化方案。该方案利用 GA 算法获得次优初始导频; 然后对导频进行逐一替换、优化。导频“再优化”涉及两种方案, 基于导频位置的导频优化方案只进行导频位置的逐一替换和优化; 联合导频功率和位置的导频优化方案

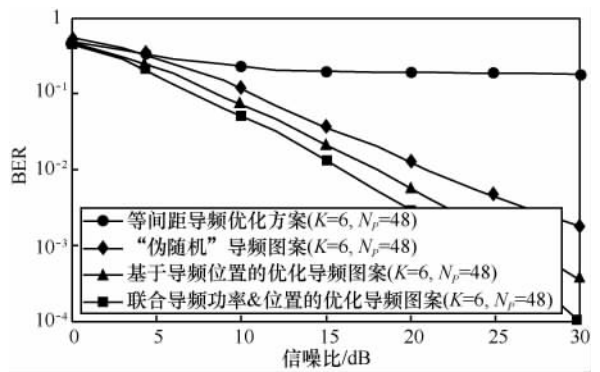


图 4 不同导频优化方案对误码率的影响

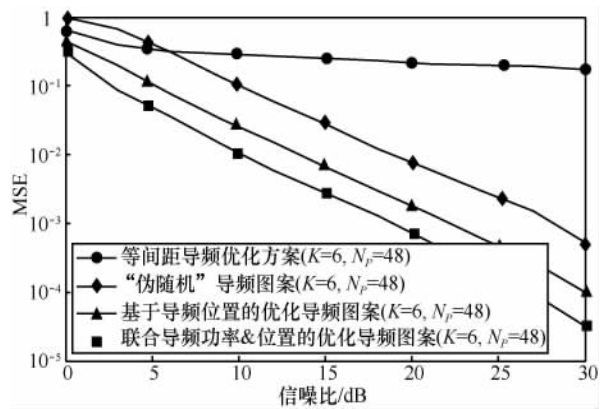


图 5 不同导频优化方案对均方误差的影响

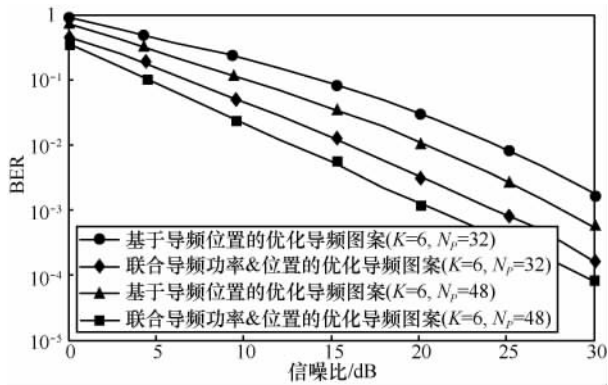


图6 不同导频序列条件下的误码率对比

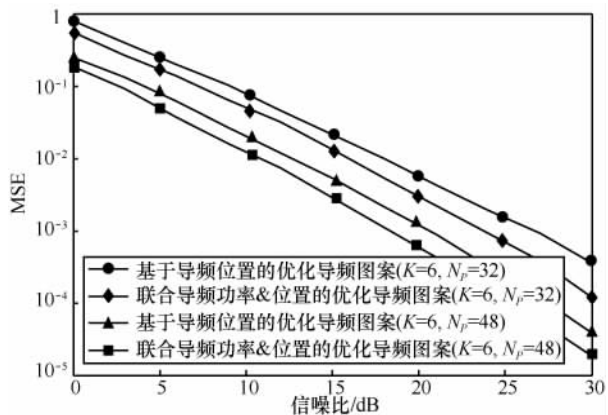


图7 不同导频序列条件下的均方误差对比

在对导频位置进行逐一替换和优化的同时还对导频功率进行选择。获得  $\min(cp)$  所对应的导频序列作为最佳解。MATLAB 仿真结果验证了本文所提出方案的有效性,相比于等间距的导频优化方案和“伪随机”的导频优化方案,在信噪比相同的条件下,利用本方案进行导频优化的信道估计误码率和均方误差性能更优。

## 参考文献:

- [1] IEEE 802.11a-1999 part 11. Wireless LAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications [S]. 1999.
- [2] LIU Y, TAN Z, HU H, et al. Channel estimation for OFDM [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16 (4): 1891-1908.
- [3] GHOSH A, ZHANG J, ANDREWS J G, et al. Fundamentals of LTE [M]. Upper Saddle River: Prentice Hall Press, 2010: 28-41.
- [4] NGUYEN Q D, LUU T T, PHAM L H, et al. Inter-carrier interference suppression combined with channel estimation for mobile OFDM system[C]//2016 Second Asian Conference on Defence Technology (ACDT), Jan 21-23, 2016, Chiang Mai, Thailand. New Jersey: IEEE Press, 2016: 61-66.
- [5] QI C, WU L, HUANG Y, et al. Joint design of pilot power and pilot pattern for sparse cognitive radio systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 11 (64): 5384-5390.
- [6] HU D, WANG X, HE L. A new sparse channel estimation and tracking method for time-varying OFDM systems [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 9 (62): 4648-4653.
- [7] BARBOTIN Y, VETTERLI M. Fast and robust parametric estimation of jointly sparse channels [J]. IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, 2012, 3(2): 402-412.
- [8] BAJWA W U, HAUPT J, SAYEED A M. Compressed channel sensing: a new approach to estimating sparse multipath channels[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98 (6): 1058-1076.
- [9] HU D, HE L H, WANG X D. An efficient pilot design method for OFDM-based cognitive radio systems [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10 (4): 1252-1259.
- [10] HE X Y, SONG R F, ZHU W P. Pilot allocation for sparse channel estimation in MIMO-OFDM systems [J]. IEEE Transactions on Circuits Systems II: Express Briefs, 2013, 9(60): 612-616.
- [11] SILVEIRA L R, TANSCHKEIT R, VELLASCO M. Quantum-inspired genetic algorithms applied to ordering combinatorial optimization problems [C]//2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), June 10-15, 2012, Brisbane, Australia. New Jersey: IEEE Press, 2012: 1-7.
- [12] GUO P, WANG X, HAN Y S. The enhanced genetic algorithms for the optimization design [C]//3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, Oct 16-18, 2010, Yantai, China. New Jersey: IEEE Press, 2010: 2990-2994.
- [13] QI C, WU L. A study deterministic pilot allocation for sparse channel estimation in OFDM systems [J]. IEEE Communications Letters, 2012, 16(5): 742-744.
- [14] TROPP J A. Greed is good: algorithmic results for sparse approximation [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, 50(10): 2231-2242.
- [15] QI C, YUE G, WU L. Pilot design schemes for sparse channel estimation in OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 4(64): 1493-1505.
- [16] 余翔, 徐宇明, 吕世起, 等. 一种多点协作压缩感知信道估计伪随机导频图案生成算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2015, 4(27): 499-505.

YU X, XU Y M, LV S Q, et al. Generation algorithm of pseudorandom pilot pattern formultipoint cooperative compressive sensing channel estimation[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2015, 4(27): 499-505.

[作者简介]



郑寒冰(1991-),女,重庆邮电大学硕士生,主要研究方向为无线通信系统。



余翔(1964-),男,博士,重庆邮电大学教授、国防研究院院长,主要研究方向为无线通信系统。



王维维(1988-),男,重庆邮电大学硕士生,主要研究方向为无线通信系统。