文章编号:1001-506X(2016)01-0163-09

网址:www.sys-ele.com

# OFDM 系统中基于盲检测的低复杂度 分块 SLM 算法

# 杨 霖,何向东,刘雲雲

(电子科技大学通信抗干扰技术国家级重点实验室,四川成都 611731)

摘 要:为了降低正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)系统中传统选择性映射 (conventional selected mapping, CSLM)算法的计算复杂度,提高系统的频谱利用效率,提出了一种基于盲检测的 低复杂度分块选择性映射(block selected mapping, BSLM)算法,发送端利用逆快速傅里叶反变换(inverse fast fourier transform, IFFT)性质仅需少量低维 IFFT 运算即可获得较多的备选序列,接收端采用低复杂度的盲检测 方式。仿真分析了所提算法的峰均功率比(peak to average power ratio, PAPR)、立方度量(cubic metric, CM)和 误比特率(bit error rate, BER)性能。结果表明,所提算法不仅明显降低了计算复杂度,而且有效抑制了 OFDM 信号的 PAPR 和 CM,获得与已知边带信息的 CSLM 算法相近的 BER 性能。

关键词:正交频分复用;峰均比;立方度量;选择性映射;盲检测 中图分类号:TN 919.3 文献标志码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2016.01.26

# Low complexity block SLM based on blind detection in OFDM systems

YANG Lin, HE Xiang-dong, LIU Yun-yun

(National Key of Laboratory of Science and Technology on Communications, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 611731, China)

Abstract: In order to reduce the computational complexity and improve the spectrum efficiency of the conventional selected mapping (CSLM) algorithm in orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) systems, a low complexity block selected mapping (BSLM) algorithm based on blind detection is proposed. In the method, the transmitting part only needs a few low-dimensional inverse fast fourier transform (IFFT) operations to obtain a lot of alternative sequences, at the same time, the receiving part uses a modified blind detection to reduce the complexity. The performance of the peak to average power rate (PAPR), cubic metric (CM) and bite error rate (BER) is analyzed. Simulations show that the proposed method can not only reduce the computational complexity significantly, but also control PAPR and CM of the OFDM signal effectively, as well as it can obtain similar BER performance to that of the conventional SLM with perfect side information.

**Keywords:** orthogonal frequency division multiplexing (OFDM); peak to average power ratio (PAPR); cubic metric (CM); selected mapping (SLM); blind detection

# 0 引 言

正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)技术是通信领域的研究热点,它凭借强大的 抗衰落能力和高效的数据传输速率被当前许多热点通信业 务所采用。然而,该技术主要缺点之一是 OFDM 信号具有 较高的峰均功率比(peak to average power ratio, PAPR),要 求功率放大器(high power amplifier, HPA)具有较高的线 性范围,导致 HPA 的功率效率降低。另外,功率放大器的 非线性会使动态范围大的信号产生非线性失真,降低系统 的误比特率(bit error ratio, BER)性能<sup>[1]</sup>。目前,抑制 OFDM 信号的 PAPR 已有许多成果。例如:限幅方式<sup>[2]</sup>、 压扩算法<sup>[3-4]</sup>,这两种算法复杂度较低,但算法本身会引入 非线性干扰或扩大噪声功率从而使得系统 BER 性能恶化; 概率类算法:部分传输序(partial transmit sequence, PTS)<sup>[5-6]</sup>、选择性映射(selected mapping, SLM)<sup>[7-8]</sup>以其良 好的 PAPR 抑制能力而备受关注。然而,传统选择性映射 (conventional selected mapping, CSLM)中,获得不同的备 选序列需要进行多次逆快速傅里叶反变换(inverse fast fourier transform, IFFT),导致计算复杂度较高,并且需要 发送端传送额外的边带信息来恢复原始信号。为了降低复 杂度,许多改进的 SLM 算法<sup>[9-13]</sup> 被提出,其中文献[10-11] 中提出了利用时域信号循环移位方式减少了 IFFT 运算 次数,一定程度上降低了发送端的计算复杂度。文献[12-13]中均使用了分块和重组的思想,文献[12]中提出了 广泛线性选择性映射(widely linear selected mapping, WSLM)算法,该算法先将原始频域序列分成实部和虚 部子块序列,然后对实部和虚部子块分别进行 SLM 算 法并进行组合,发送端采用线性信号处理技术降低了算 法的复杂度。文献「13]中提出了一种分块选择性映射 (block selected mapping, BSLM)算法,将原始序列分割 成多个子块,对每个子块乘上相位序列后单独进行 IF-FT运算获得到时域子块信号,并对时域子块重新组合 来获得多个时域备选信号,有效降低了信号的 PAPR,在 一定程度上降低了发送端的计算复杂度。然而,文献 [12-13]中的算法发送端的计算复杂度仍然较高,且需 要传送额外的边带信息来恢复原始信号。文献[14]利用 相位因子序列循环移位和时域信号变换,通过少量 IFFT 获得良好的 PAPR 抑制性能,但其大大增加了接收端的复 杂度。为了进一步降低发送端和接收端的复杂度,提高频 谱利用效率,本文基于 IFFT 运算性质和分块组合的思想, 提出了改进的分块选择性映射(modified block selected mapping, MBSLM)算法,通过少量低维 IFFT 运算即可获 得较多的备选序列,接收端采用低复杂度的盲检测方式, 不需要发送端传送额外的边带信息。同时本文仿真分析 了 CSLM、WSLM、BSLM、MBSLM 算法的 PAPR 和 BER 性能。结果表明,所提算法有效降低了发送端和接收端的 计算复杂度,获得了良好的 PAPR 抑制性能,接收端采用 低复杂度的盲检测方式能够获得与已知边带信息的 CS-LM 算法、WSLM 算法相近的 BER 性能。

# 1 OFDM 技术简介

### 1.1 OFDM 信号产生及度量

OFDM 信号是通过不同载波调制的信号叠加获得的, 原始频域信号表示为: $X = [X(0), X(1), \dots, X(N-1)],$ 其 中 N表示子载波数,频域信号通过 IFFT 调制后获得时域 信号 x:

$$x(n) = \sum_{k=0}^{N-1} X_k \exp(j 2\pi k n / N)$$
 (1)

OFDM 信号的 PAPR 定义为

PAPR (x) = 10lg 
$$\left\{ \frac{\max\left[ \mid x(n) \mid^{2} \right]}{E\left[ \mid x(n) \mid^{2} \right]} \right\}$$
 (2)

式中,|・|<sup>2</sup>表示求瞬时功率;max[・]表示求最大值;E[・]表 示求平均值。 另外,在 3GPP 中还采用了另一种度量 OFDM 信号包络 波动的方式,即立方度量(cubic metric, CM)<sup>[15]</sup>,定义如下:

$$CM = \frac{(RCM - RCM_{ref})}{K}$$
(3)

式中,RCM<sub>ref</sub>和K均为常量,原始立方度量(raw cubic metric, RCM)定义为

$$\operatorname{RCM} = 20\log\left[\operatorname{rms}\left[\left(\frac{\mid s(n) \mid}{\operatorname{rms}\left[\mid s(n) \mid \right]}\right)^{s}\right]\right]$$
(4)

使用互补累积分布函数(complementary cumulative distribution function, CCDF)来表示 PAPR 或 RCM 超过某 个给定值的概率,例如:

$$\begin{cases} CCDF(PAPR_0) = Pr(PAPR > PAPR_0) \\ CCDF(RCM_0) = Pr(RCM > RCM_0) \end{cases}$$
(5)

#### 1.2 固态放大器模型

发送端的功率放大器会使 OFDM 信号产生严重的非 线性失真,影响系统的 BER 性能。固态功率放大器(solid state power amplifier, SSPA)是通信系统中常用的放大器 之一,Rapp 模型<sup>[16]</sup>常被用来模拟 SSPA 放大器的非线性 特征,在该模型中,输入信号 x 的采样点极坐标形式为  $x(n) = |x(n)| e^{i\theta(x(n))}$ ,HPA 的输出信号 y 的采样点表示为  $y(n) = A(|x(n)|) e^{i\theta(x(n))+g(|x(n)|)]}$  (6)

式中, $| \cdot |$ 表示求幅度; $\theta(\cdot)$ 表示求相位; $A(\cdot)$ 表示放大器的幅度响应 AM/AM; $\phi(\cdot)$ 表示放大器的相位响应 AM/PM。放大器的非线性特征表示为

$$\begin{cases} A(|x(n)|) = |x(n)| (1 + (|x(n)|/A_o)^{2p})^{-\frac{1}{2p}} (7) \\ \phi(|x(n)|) = 0 \end{cases}$$

式中, p 表示放大器的平滑因子; A<sub>0</sub> 表示放大器的最大输出,由放大器的输入饱和点 A<sub>stt</sub> 唯一确定, A<sub>stt</sub> 由输入回馈 (input back-off, IBO)决定,即

$$IBO = 10 \lg \left(\frac{A_{sat}^2}{p_{in}}\right) \tag{8}$$

式中, pm表示输入信号的平均功率。

# 2 MBSLM 算法基本原理

#### 2.1 CSLM 算法

CSLM 算法是将原始频域序列 X 分别乘上不同的相位 因子序列,经过多次 IFFT 调制获得时域备选序列,相位旋 转因子序列表示为: $P = (P^1, P^2, ..., P^U)$ ,其中 U 表示相位 旋转序列个数。原始频域信号 X 与相位旋转序列  $P^{**}(1 \le u \le U)$ 相乘后获得频域备选信号 X<sup>\*\*</sup>,频域信号经过 IFFT 调制后得到多个独立的时域备选序列  $x^{**} = [x^{**}(0), x^{**}(1), x^{**}(N-1)]$ ,并从时域备选序列中选出 PAPR 最小的信号 进行传输。

#### 2.2 WSLM 算法

WSLM 算法的基本原理是首先将原始频域序列 X 拆 分成对应的实、虚部两个子序列块  $X_l$ 和  $X_Q$ ,并将其分别乘 上 U 个不同的相位旋转序列后进行 IFFT 运算,获得对应的 时域子块序列集合  $1: x_1^{(u)}$  (1 $\leq u \leq U$ )和时域子块序列集合 2:  $x_{0}^{(u)}$  (1 $\leq u \leq U$ ),分别从集合 1 和 2 中任意选择出一个时域序 列按照实、虚部子序列块重新组合,可获得U<sup>2</sup>个时域备选序 列,并从中选择出 PAPR 最小的信号进行传输,如图 1 所示。



图 1 WSLM 算法的原理框图

#### 2.3 BSLM 算法

BSLM 算法是将原始频域序列 X 分割成 V 个频域子序 列,将每个频域子序列乘上U个不同的相位旋转序列,通过 IFFT 运算获得 U 个不同的时域子序列组成对应的时域子序 列集合。最后从每个时域子序列集合中任取一个,将所取得 的V个时域子序列相加获得时域备选信号,并从时域备选信 号中选择出 PAPR 最小的信号进行传输,如图 2 所示。

# 2.4 MBSLM 算法

虽然 WSLM 算法和 BSLM 算法在一定程度上降低了 发送端的复杂度,但复杂度仍然较高,且需要传送额外的边 带信息,降低了频谱利用效率。为了进一步降低发送端的

计算复杂度,提高频谱利用效率,本文结合 IFFT 运算性 质,提出 MBSLM 算法,发送端仅需要少量低维 IFFT 运 算,接收端采用低复杂度的盲检测方式,不需要发送端传送 额外的边带信息。



#### 2.4.1 IFFT 运算性质

性质1 给定频域序列的长度为 NV,其中含有 S 个非 零元素,相邻的两个非零元素之间有 T-1个0元素。具体 形式如下:

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} X_0, 0, \dots, 0, X_1, 0, \dots, 0, \dots, X_{S-1}, 0, \dots, 0 \\ \overbrace{\boldsymbol{\gamma}}^{\boldsymbol{\gamma}} & \overbrace{\boldsymbol{\gamma}}^{\boldsymbol{\gamma}} & \overbrace{\boldsymbol{\gamma}}^{\boldsymbol{\gamma}} \end{bmatrix}$$
(9)  

$$\boldsymbol{\underline{a}} \boldsymbol{\underline{i}} \text{ IFFT } \boldsymbol{\bar{x}} \boldsymbol{\bar{q}} \text{ on } \boldsymbol{\underline{i}} \boldsymbol{\underline{i}} \boldsymbol{\bar{p}} \boldsymbol{\overline{j}} \boldsymbol{\underline{j}} \boldsymbol{j}} \boldsymbol{\underline{j}} \boldsymbol{\underline{j}}$$

式中,
$$\mathbf{X}' = [X_0, X_1, \dots, X_{S-1}]$$
。  
证明 由于 $W_{ST}^{sT} = W_S^s, W_S^{s-kS} = W_S^{s[17]},$ 因此

$$x = \text{IFFT}_{(ST)} (X) = \frac{1}{ST} \Big[ \underbrace{X_{0}, 0, \cdots, 0}_{Y}, \cdots, \underbrace{X_{S-1}, 0, \cdots, 0}_{Y} \Big] \begin{bmatrix} W_{ST}^{\circ, 0} & \cdots & W_{ST}^{\circ, (ST-1) \times 0} \\ W_{ST}^{\circ, (ST-1)} & \cdots & W_{ST}^{\circ, (ST-1) \times (ST-1)} \end{bmatrix} \Big] = \\ \frac{1}{ST} \Big[ \underbrace{X_{0}} W_{ST}^{\circ, 0} + \cdots + X_{S-1} W_{ST}^{\circ, (S-1)T}, \cdots, X_{0} W_{ST}^{\circ, (S-1) \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{ST}^{\circ, (S-1) \times (S-1)T}, \cdots, \\ \underbrace{X_{0}} W_{ST}^{\circ, (TS-5) \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{ST}^{\circ, (TS-5) \times (S-1)T}, \cdots, \underbrace{X_{0}} W_{ST}^{\circ, (S-1) \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{ST}^{\circ, (TS-1) \times (S-1)T} \Big] = \\ \underbrace{\frac{1}{ST} \Big[ \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, 0 \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (TS-5) \times (S-1)}, \cdots, \underbrace{X_{0}} W_{ST}^{\circ, (S-1) \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1) \times (S-1)} \Big] \\ \underbrace{\frac{1}{ST} \Big[ \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, 0 \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1)}, \cdots, \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, (S-1) \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1) \times (S-1)} \Big] \\ \underbrace{\frac{1}{ST} \Big[ \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, 0 \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1)}, \cdots, \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, (S-1) \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1) \times (S-1)} \Big] \\ \underbrace{\frac{1}{ST} \Big[ \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, 0 \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1)}, \cdots, \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, (S-1) \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1) \times (S-1)} \Big] \\ \underbrace{\frac{1}{T} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big[ \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, 0 \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1)}, \cdots, \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, (S-1) \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1) \times (S-1)} \Big] \Big] \\ \underbrace{\frac{1}{T} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big[ \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, 0 \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1)}, \cdots, \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, (S-1) \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1) \times (S-1)} \Big] \Big] \\ \underbrace{\frac{1}{T} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big[ \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, 0 \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1)}, \cdots, \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, (S-1) \times 0} + \cdots + X_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1) \times (S-1)} \Big] \Big] \\ \underbrace{\frac{1}{T} \Big[ \underbrace{1}_{T} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big[ \underbrace{X_{0}} W_{S}^{\circ, 0 \times 0} + \cdots + \underbrace{1}_{S-1} W_{S}^{\circ, 0 \times (S-1)}, \cdots, \underbrace{1}_{S} W_{S}^{\circ, (S-1) \times 0} + \cdots + \underbrace{1}_{S-1} W_{S}^{\circ, (S-1) \times (S-1)} \Big] \Big] \\ \underbrace{\frac{1}{T} \Big[ \underbrace{1}_{T} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big] \Big] \Big] \\ \underbrace{1}_{T} \Big[ \underbrace{1}_{T} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big] \Big] \Big] \\ \underbrace{1}_{T} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big] \Big] \Big] \\ \underbrace{1}_{T} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big[ \underbrace{1}_{S} \Big] \Big] \\ \underbrace$$

**性质 2**<sup>[17]</sup> 频域信号循环移位对应时域信号乘上相位 旋转因子,即

IFFT ( $X^{(m)}$ ) = IFFT (X) •  $W_m$  (12) 式中, $X^{(m)}$ 表示序列 X 向右循环移位 m 后新序列; N 表示 序列 X 的长度; 时域旋转因子表示为: $W_m = [1, e^{\frac{i2\pi m}{N}}, \cdots, e^{\frac{i2\pi m(N-1)}{N}}]$ ;"•"表示点乘。

2.4.2 MBSLM 算法的发送端

MBSLM 算法发送端处理过程如图 3 所示。

(1) 将频域序列 X 交织分割为V 个频域子序列,令 f<sub>1</sub> = [1,0,0,0,...,1,0,0,0], f<sub>v</sub> 表示 f<sub>1</sub> 向右循环移动 v-1(v= 2,...,V)位,子块序列表示为

$$\boldsymbol{X}_{n} = \boldsymbol{f}_{n} \boldsymbol{\cdot} \boldsymbol{X} \tag{13}$$

(2) 将子块序列乘上不同的相位因子序列 **P**<sup>\*</sup>,获得备选子序列 **X**<sup>(w)</sup>:

$$\boldsymbol{X}_{v}^{(u)} = \boldsymbol{X}_{v} \cdot \boldsymbol{P}^{u} \tag{14}$$

(3)由交织分割特点可知,长度为 N 的频域备选子序 列 $X_{V}^{(w)}$ 中含有N(V-1)/V的零元素,以 $X_{1}^{(w)} = \int X_{V}^{(v)}(0)$ ,  $(0, \dots, 0, \dots, X_{v}^{u}(N-V), 0, \dots, 0]$ 为例,若直接通过  $X_{1}^{(u)}$  获得  $Y_{v-1}^{(u)}$  对应的时域子块  $x_{1}^{(u)}$  需要进行 N 点 IFFT,为了降低计算

复杂度,根据 IFFT 性质 1,可先将 X<sup>(w)</sup>中的零元素去掉获 得频域短序列 X<sup>(w)</sup>,即

 $\boldsymbol{X}_{v}^{'(u)} = \begin{bmatrix} X_{v}^{u}(v-1), \cdots, X_{v}^{u}(N-V+v-1) \end{bmatrix} \quad (15)$ 

(4) 将 
$$\mathbf{X}_{v}^{'(u)}$$
 进行  $N/V$  点 IFFT 得时域短序列:  
 $\mathbf{x}_{v}^{'(u)} = \text{IFFT}_{(N/V)}(\mathbf{X}_{v}^{'(u)})$  (16)

(5)由 IFFT 性质 2 可知,频域子序列 X<sup>(a)</sup><sub>v</sub> 对应的时 域子序列 x<sup>(a)</sup><sub>v</sub>:

$$\boldsymbol{x}_{v}^{(u)} = \frac{1}{V} \begin{bmatrix} \boldsymbol{x}'_{v}^{(u)}, \cdots, \boldsymbol{x}'_{v}^{(u)} \end{bmatrix} \boldsymbol{\cdot} \boldsymbol{W}_{v-1}$$
(17)

式中, $W_{v-1} = [1, e^{\frac{i2\pi(v-1)}{N}}, \cdots, e^{\frac{i2\pi(v-1)(N-1)}{N}}].$ 

(6) 从每个时域子序列组  $x_v(1 \leq v \leq V)$  中各自选择任 意一个时域子块序列  $x_v^{(*)}$ ,重新组合成新的时域备选序列  $x^{(*)} = \sum_{v=1}^{V} x_v^{(*)}$ ,即获得  $U^V$  个时域备选信号,并从备选信号 中选择 PAPR 最小的信号作为传输信号。



2.4.3 MBSLM 算法的接收端

 $\hat{P} =$ 

在接收端,传统的盲检测方式<sup>[18]</sup>需要将相位序列集合中的所有相位因子序列分别与接收到的频域信号相乘,通 过判断各频点与最近星座点最小距离总和来选择出最有可能的相位因子序列,将接收到的时域信号通过快速傅里叶 变换(fast Fourier transform, FFT)运算后获得频域信号 Y,采用如下准则判断最有可能的相位因子序列:

$$\arg\min_{P \in \eta} \sum_{n=0}^{N-1} \min_{\overline{X(n)} \in \delta} \left| \frac{Y(n)(P(n))^*}{H(n)} - \overline{X(n)} \right|^2$$
(18)

式中,()\*表示求共轭;η表示相位因子序列集合;δ表示已 知星座点集合;H表示信道响应。

根据式(18)可知,对于传统的盲检测方式,算法的计算 复杂度随着备选序列个数的增加而线性增加,当备选序列 个数较大时,整个接收端算法的复杂度也较大。

为了降低盲检测的复杂度,本文结合 MBSLM 算法的 分块特点,提出了低复杂度的盲检测方式,接收端具体处理 过程如图 4 所示。



图 4 MBSLM 算法接收端盲检测原始框图

(1) 接收的时域信号 y 进行 FFT 运算后获得频域信 号 Y。

(2) 将每个子载波的信号乘上备选相位因子,并通过 与最近星座点的距离来判断出单独最优的相位因子,记作

$$p_n = \arg\min_{p_n \in \beta} \left[ \min_{\overline{X(n)} \in \delta} \left| \frac{Y(n)(p_n)^*}{H(n)} - \overline{X(n)} \right|^2 \right]$$
(19)

式中, $\beta = \begin{bmatrix} 1, \frac{j-1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$ 表示相位因子集合; $\delta$ 表示星座点集合; **H**表示信道响应。如图 4 所示,由于本文提出的算法中每 个频点上的备选相位因子  $p_a$  只有两种可能: $a_1 = 1$  或 $a_2 = \frac{j-1}{\sqrt{2}}$ ,因此,对于每个频点,只需从两个备选值中估计出最 合适的相位因子,并不会随着总的备选序列个数的增多而 加大算法的复杂度。

(3) 将步骤 2 中优选出的单独最优的相位因子集合 **P** 交织分割成 V 个相位序列子块 **P**<sub>v</sub>(1≤v≤V)。

(4) 将每个相位序列子块  $P_v$  分别与匹配子集合( $P_v^1$ ,  $P_v^2$ ,…, $P_v^U$ )进行二次匹配,从匹配子集合中选择出与  $P_v$  最 相似的序列 $\tilde{P}_v$ ,其中匹配子集合中  $P_v^u$ 表示原始相位序列集 合中第  $u(1 \leq u \leq U)$ 个序列的第  $v(1 \leq v \leq V)$ 个交织分割 子块。

(5) 将二次优选出的相位序列子块相加获得最优的相 位序列

$$\tilde{\boldsymbol{P}} = \sum_{v=1}^{V} \tilde{\boldsymbol{P}}_{v}$$
(20)

(6) 将选出的最优相位序列与频域信号 Y 共轭相乘, 即可恢复出原始频域信号

$$\tilde{\mathbf{Y}} = \mathbf{Y} \cdot (\tilde{\mathbf{P}})^* \tag{21}$$

# 3 计算复杂度分析

#### 3.1 发送端的复杂度

由文献[10]可知,一次 N 点 IFFT 运算所需的复数乘法 和复数加法次数分别为 0.5Nlog<sub>2</sub> N 和 Nlog<sub>2</sub> N。对 CSLM 算法,当相位旋转因子数为U<sub>1</sub>时,可获得U<sub>1</sub>个时域备选序

列,需进行 $U_1$ 次N点 IFFT运算,对应的复数乘法和复数 加法次数分别为  $0.5U_1 N \log_2 N$  和  $U_1 N \log_2 N$ ,即发送端共 需的复数乘法和复数加法次数分别为 0.5U1 Nlog2 N 和  $U_1 N \log_2 N_{\circ}$ 对 WSLM 算法,当相位旋转因子数为  $U_2$  时, 可获得 $U_2^2$ 个时域备选序列,需进行 $2U_2$ 次N点 IFFT运 算,对应的复数乘法和复数加法次数分别为:U2Nlog2N和  $2U_2 N \log_2 N$ ,组合实、虚部对应部分需要进行  $U_2^2 N$  次复数 加法,即发送端共需要的复数乘法和复数加法次数分别为:  $U_2 N \log_2 N$ 和( $2 \log_2 N + U_2$ ) $U_2 N$ 。当相位旋转因子数为  $U_3$ ,分块数为V时,对BSLM算法,可获得 $U_3^V$ 个时域备选 序列,需进行 $U_3V$ 次N点 IFFT 运算,对应的复数乘法和 复数加法次数分别为  $0.5U_3VN\log_2 N$  和  $U_3VN\log_2 N$ ,通过 U<sub>3</sub>V个时域子序列产生U<sup>V</sup><sub>3</sub>个时域备洗信号需要进行 2U<sup>V</sup><sub>3</sub>N次复数加法,即发送端共需要的复数乘法和复数加 法次数分别为 0.5 $U_3VN\log_2 N$  和 ( $U_3V\log_2 N + 2U_3^V$ ) N; 对 MBSLM 算法,可获得  $U_3^v$  个时域备选序列,需进行  $U_3V$  次 N点IFFT运算,对应的复数乘法和复数加法次数分别为 0.5U<sub>3</sub>Nlog<sub>2</sub>(N/V)和U<sub>3</sub>Nlog<sub>2</sub>(N/V),IFFT性质变换中需 要(V-1)U<sub>3</sub>N次复数乘法,通过U<sub>3</sub>V个时域子序列产生  $U_3^{v}$ 个时域备选信号需要进行  $2U_3^{v}N$  次复数加法,即发送端 共需要(0.5log<sub>2</sub>(N/V)+V-1) $U_3N$ 次复数乘法,需要

 $(U_3 \log_2(N/V) + 2U_3^V) N$ 次复数加法。

为了衡量计算复杂度降低程度,本文使用计算复杂度 降低比(computational complexity reduction ratio, CCRR), 其定义为

$$CCRR = \left(1 - \frac{comp \ of(our)}{comp \ of(other)}\right) \times 100\%$$
 (22)

表1和表2给出了当子载波数为256时,当产生相同 个数的时域备选序列时,CSLMWSLM、BSLM和MBSLM 算法所需的复数加法和复数乘法次数,其中CCRR<sub>1</sub>、 CCRR<sub>2</sub>、CCRR<sub>3</sub>分别表示MBSLM算法相对于CSLM、 WSLM和BSLM算法的复杂度降低比值。

复数乖 16384 8192 8192 3072 813 62					(= ) = ) : = )			
$V = 12$ $Q_{M/T}$ 10001 0102 0102 0102 01.0 02.	V = 1.0	复数乘 16 384	8 192	8 192	3 072	81.3	62.5	62.5
K-10         复数加         32 768         20 480         24 576         11 264         65.6         45.	V-10	复数加 32 768	20 480	24 576	11 264	65.6	45.0	54.1

表 1 时域备选序列数为 16 时发送端的复杂度比较

表 2 时域备选序列数为 81 时发送端的复杂度比较								
序列数	名称	$\begin{array}{c} \text{CSLM} \\ (U_1 = 81) \end{array}$	WSLM $(U_2=9)$	$BSLM$ $(U_3=3,V=4)$	$MBSLM \\ (U_3 = 3, V = 4)$	$CCRR_1 / \%$	CCRR <sub>2</sub> /%	CCRR <sub>3</sub> /%
K = 81	复数乘	82 944	18 432	12 288	4 608	94.4	75.0	62.5
	复数加	165 888	57 600	66 048	44 544	73.1	22.6	32.5

由表 1 可知,当备选序列数为 16 时,MBSLM 算法相 对于 CSLM 算法,复数乘法和复数加法次数对应的 CCRR<sub>1</sub> 分别达到 81.3%和 65.6%;相对于 WSLM 算法,复数乘法 和复数加法次数对应的 CCRR。分别为 62.5%和 45.0%; 相对于 BSLM 算法,复数乘法和复数加法次数对应的 CCRR。分别达到了 62.5%和 51.4%。由表 2 可知,当备选 序列数为 81 时, MBSLM 算法相对于 CSLM 算法, 复数乘法 和复数加法次数对应的 CCRR<sub>1</sub> 分别达到 94.4%和 73.1%; 相对于 WSLM 算法, 复数乘法和复数加法次数对应的 CCRR<sub>2</sub> 分别为 75.0%和 22.6%; 相对于 BSLM 算法, 复数 乘法和复数加法次数对应的 CCRR<sub>3</sub> 分别达到了 62.5%和 32.5%。因此, MBSLM 算法相比于 CSLM 算法、WSLM 算法和 BSLM 算法均明显降低了发送端的计算复杂度。

#### 3.2 接收端的复杂度

在接收端,MBSLM 算法(边带信息已知)需要发送端 传送额外的边带信息,降低了频谱利用效率,因此本文采用 了盲检测方式。在传统盲检测中,如式(17)所示,子载波数 为N,星座点集合δ的元素个数为M,分块数为V,原始相 位序列个数为U<sub>3</sub>,则备选序列数为U<sup>\*</sup><sub>3</sub>,对应的相位因子序 列集合元素个数为U<sup>\*</sup><sub>3</sub>,估计出最优相位因子序列共需复数 乘法和复数加法次数分别为:3U<sup>\*</sup><sub>3</sub>N和(M+1)U<sup>\*</sup><sub>3</sub>N。本文 改进的盲检测中,如式(19)所示,相位因子集合元素个数为 L,第一次估计单独最优相位因子需要复数乘法和复数加法 次数分别为:3LN和MLN。将单独最优估计出的相位因 子序列交织分割后,与U<sub>3</sub>V个匹配子集合进行二次最大相 似匹配,需要U<sub>3</sub>N次复数加法。因此,改进的盲检测共需 复数乘法和复数加法次数分别为:3LN和MLN+U<sub>3</sub>N。

表 3 给出了当子载波数 N 为 256,调制方式为正交幅 度调制(quaternary amplitude modulation, QAM),调制阶 数为 16,即星座点集合元素个数为 M=16,相位因子集合 元素个数 L=2,当时域备选序列个数 K 相同时,传统的盲 检测和改进的盲检测方式所需的复数乘法和复数加法次数 以及 CCRR 值。

表 3	传统盲检测方式和改进盲检测方式的复杂度比较

序列数	名称	传统方法	改进方法	CCRR/%
K-16	复数乘	12 288	1 536	87.5
$\Lambda - 10$	复数加	69 632	8 708	87.4
V = 01	复数乘	62 208	1 536	97.5
V-01	复数加	352 512	8 960	97.5

由表 3 可知,改进的盲检测方式相比于传统盲检测 方式,当备选序列为 16 时,所需复数乘法和复数加法次 数对应的 CCRR 分别达到了 87.5%和 87.4%,当备选 序列为 81 时,所需复数乘法和复数加法次数对应的 CCRR 分别达到了 97.5%和 97.5%。因此,本文提出的 改进盲检测算法不需要发送端传送额外的边带信息,提 高了频谱利用效率,相比于传统盲检测算法明显降低了 计算复杂度,随着备选序列的增多,计算复杂度降低程 度增强。

# 4 仿真结果与分析

本文仿真分析了 CSLM、WSLM、BSLM 和 MBSLM 算

法的 PAPR 和 RCM 性能,以及在信道 1 和信道 2 下的 BER 性能。信道 1:AWGN 信道;信道 2:EVA70 信道。扩 展 ITU 信道主要包括 EPA5、EVA70 和 ETU300 三种,分 别代表低时延、中时延和高时延扩展信道,并且多普勒频移 分别为 5 Hz、70 Hz 和 300 Hz。本文选择中时延的 EVA70 信道作为仿真信道模型。仿真参数和信道参数如表 4 和表 5 所示。

表 4 仿真参数表

参数	数据
调制方式	16 - QAM
子载波数	256
功率放大器 IBO	3
功率放大器 p	3.286
仿真次数	$10^{5}$

#### 表 5 信道模型的功率延迟参数(信道 2:扩展车载 A(EVA))

附加抽头时延/ms	相对抽头功率/dB
0	0.0
30	-1.5
150	-1.4
310	-3.6
370	-0.6
710	-9.1
1 090	-7.0
1 730	-12.0
2 510	-16.9

#### 4.1 PAPR 和 RCM 性能分析

图 5 中给出了 CSLM、BSLM 和 MBSLM 算法的 PAPR 性能曲线。由图可知,CSLM算法、WSLM、BSLM和MBSLM 算法均能有效降低 OFDM 信号的 PAPR。在 CCDF= 0.1%处,原始信号对应的 PAPR。为 10.90 dB,当备选序列 数为16时,CSLM、WSLM、BSLM和MBSLM算法对应的 PAPR。分别为 7.45 dB、7.55 dB、7.70 dB 和 7.70 dB,其相 对于原始信号的 PAPR。分别降低了 3.45 dB、3.35 dB、 3.20 dB 和 3.20 dB, MBSLM 算法与 BSLM 算法的性能相 当,而比 CSLM 和 WSLM 算法分别差 0.25 dB 和 0.15 dB; 但备选序列数增加到 81 时, CSLM、WSLM、BSLM 和 MBSLM算法对应的 PAPR。更是下降到 6.80 dB、6.85 dB、 6.90 dB 和 6.90 dB, MBSLM 算法仍然与 BSLM 算法性能 相当,却仅比 CSLM 算法和 WSLM 算法分别差 0.10 dB 和 0.05 dB。因此,一方面本文提出的 MBSLM 算法能够获得 与BSLM 算法一致的 PAPR 抑制性能,但由表 1 可知, MBSLM算法发送端的计算复杂度明显低于 BSLM 算法; 另一方面虽然 MBSLM 算法的 PAPR 抑制性能稍微不如 CSLM 算法和 WSLM 算法,但由表1可知,MBSLM 算法发 送端的计算复杂度远比 CSLM 算法和 WSLM 算法的计算 复杂度低。



图 5 各种算法的 PAPR 性能曲线

图 6 中给出了各种算法的 RCM 性能曲线。由图可知, CSLM、BSLM 和 MBSLM 算法均能有效降低 OFDM 信号 的 RCM。在 CCDF = 0.1%处,当备选序列数为 16 时, CSLM算法所对应的 RCM。为 7.30 dB,WSLM 算法对应的 RCM。为 7.50 dB,BSLM 算法和 MBSLM 算法对应的 RCM。均为 7.90 dB。因此,MBSLM 算法的 RCM 抑制性 能与 BSLM 算法相同,仅比 CSLM、WSLM 算法分别差 0.60 dB 和 0.40 dB。当备选序列数增加到 81 时,MBSLM 算法与 CSLM、WSLM 算法的 RCM 性能差距进一步缩小,仅比 CSLM 算法和 WSLM 算法分别差 0.40 dB 和 0.35 dB。因 此,MBSLM 算法明显降低了发送端的计算复杂度,同时获 得了良好的 RCM 抑制性能。



图 6 各种算法的 RCM 性能曲线

在产生相同备选序列数的情况下,以 K = 81 为例, CSLM算法所需的相位因子序列数为 81,WSLM 算法所需 的相位因子序列数为 9,而 BSLM 算法和 MBSLM 算法所 需要的相位因子序列数为 3。一方面,根据算法原理,MB-SLM 算法与 BSLM 算法产生时域备选序列一致,因此二者 的 PAPR 和 RCM 性能相当,但 MBSLM 算法的复杂度明 显低于 BSLM 算法;另一方面,MBSLM 算法是通过较少的 相位因子序列数和较少的 IFFT 运算获得多个时域备选序 列,备选序列之间的独立性略差,因此在 PAPR 和 RCM 性 能上会稍差于 CSLM 和 WSLM 算法,但该算法的优点是显 著降低了发送端的计算复杂度,且获得了良好的 PAPR 和 RCM 抑制性能。

#### 4.2 BER 性能分析

本文仿真分析了两种信道模型下 CSLM 算法(边带信 息已知)、WSLM(边带信息已知)、MBSLM 算法(边带信息 已知)和 MBSLM 算法(盲检测方式)的 BER 性能。

如图 7 所示,在 AWGN 信道模型中,本文提出的盲检测算法的 BER 性能曲线与已知边带信息的情况基本一致。 当 $E_b/N_0$  小于 10 dB 时,盲检测方式下算法的 BER 性能比 已知边带信息的情况要差一些,这是因为信噪比较低时,接 收端检测相位因子会受到噪声的影响,相位因子恢复误差会 导致系统的 BER 性能恶化,所以在低信噪比条件下采用盲检 测方式比已知边带信息方式的 BER 性能稍差。当 $E_b/N_0$  大 于 10 dB 时,接收端的相位因子恢复误差较小,盲检测方式 能够较准确地估计出原始相位因子序列,能够获得与已知 边带信息的情况下相同的 BER 性能。因此,在高斯信道中 当信噪比  $E_b/N_0$  大于 10 dB 时,本文提出的盲检测方式能 够有效地恢复原始信号。



图 7 AWGN 信道中各算法的 BER 曲线

当备选序列数为 16 时,在  $E_b/N_0$  为 30 dB 处,CSLM 算法对应的 BER = 3. 67 × 10<sup>-4</sup>, WSLM 算法对应的 BER 为 3. 98×10<sup>-4</sup>, MBSLM 算法对应的 BER 为 4. 87×10<sup>-4</sup>; 当备选序列数为 81 时,在  $E_b/N_0$  为 30 dB 处,CSLM 算法 对应的 BER 为 1. 56 × 10<sup>-4</sup>, WSLM 算法对应的 BER 为 1. 62×10<sup>-4</sup>, MBSLM 算法对应的 BER 为 2. 13×10<sup>-4</sup>, 因 此可以看出,在相同备选序列数下,MBSLM 算法的 BER 性能略差于 CSLM 算法和 WSLM 算法,随着备选序列数的 增加,二者的 BER 性能差距减小。但由表 1 和表 2 可知, MBSLM 算法发送端的计算复杂度明显低于 CSLM 算法和 WSLM 算法,且不需要传送边带信息,能够提高频谱利用 效率。 如图 8 所示,在 EVA70 信道模型中,在满足一定信噪 比条件下,本文提出的盲检测算法能够获得与已知边带信 息情况下相同的 BER 性能。当  $E_b/N_0$  小于 15 dB时,由于 在低信噪比下,接收端检测相位因子会受到噪声的影响,相 位因子恢复误差会导致系统的 BER 性能恶化,所以盲检测 方式下算法的 BER 性能比已知边带信息的情况下要差一 些;随着  $E_b/N_0$  增加到 15 dB后,接收端的相位因子恢复误 差较小,盲检测方式能够较准确地估计出原始相位因子序 列,能够获得与已知边带信息的情况下相同的 BER 性能, 因此,在 EVA70 信道中,当信噪比  $E_b/N_0$  大于 15 dB时,本 文提出的盲检测方式能够有效地恢复原始信号。



图 8 EVA70 信道中各种算法的 BER 曲线

在 $E_b/N_0$ 为 35 dB 处,当备选序列为 16 时,CSLM、 WSLM、MBSLM 算法对应的 BER 分别为 6.16×10<sup>-4</sup>、 6.53×10<sup>-4</sup>、7.67×10<sup>-4</sup>;当备选序列数 K=81 时,CSLM、 WSLM、MBSLM 算法对应的 BER 分别为 3.89×10<sup>-4</sup>、 4.12×10<sup>-4</sup>、4.38×10<sup>-4</sup>。因此,可以看出,在相同备选序 列数下,MBSLM 算法的 BER 性能稍差于 CSLM 算法和 WSLM算法,当备选序列数增加到 81 时,性能差距逐渐减 小。同时,由表 1 和表 2 可知,MBSLM 算法发送端的计算 复杂度远低于 CSLM 算法和 WSLM 算法,且不需要传送边 带信息,能够提高频谱利用效率。

# 5 结 论

本文针对传统 SLM 算法的高计算复杂度和边带信息 等问题,提出了一种基于盲检测的低复杂度分块 SLM 算 法。该算法的发送端利用 IFFT 性质,通过少量低维 IFFT 运算获得多个时域备选序列,算法的接收端采用低复杂度 的盲检测方式,不需要额外的边带信息。通过对算法仿真 得到,当备选序列个数相同时,所提算法的计算复杂度明显 低于传统 SLM 算法,且有效抑制了 OFDM 信号的 PAPR 和 CM,在盲检测方式下获得了良好的 BER 性能,提高了频 谱利用效率。

### 参考文献:

- [1] Kitaek B, Powers E J. Performance analysis of OFDM systems with selected mapping in the presence of nonlinearity[J]. IEEE Trans. on Wireless Communications, 2013, 12(5): 2314-2322.
- [2] Zhu X D, Pan W S, Li H. Simplified approach to optimized iterative clipping and filtering for PAPR reduction of OFDM signals[J]. *IEEE Trans. on Communications*, 2013, 61(5): 1891 – 1901.
- [3] Wang Y, Wang L H, Ge J H. Nonlinear companding transform technology for reducing PAPR of OFDM signal [J]. IEEE Trans. on Consumer Electronics, 2012, 58(3): 752-757.
- [4] Singh E, Arif M, Shrivastava V. Nonliear companding technique for PAPR reduction in OFDM[C]// Proc. of the IEEE International Conference on Signal Propagation and Computer Technology, 2014: 801-805.
- [5] Zhang S, Yang L, Li S Q. A algorithm combined PSO and factor optimal pair for PAPR reduction in OFDM system[J]. System Engineering and Electronics, 2012, 34(7):1479-1483. (张帅, 杨霖,李少谦. POS 与相位因子优选对结合降低 OFDM 峰均比 的算法[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(7):1479-1483.)
- [6] Zhang S, Ge J H, Gong F K. Partial transmit sequence using EVM optimization metric for BER reduction in OFDM systems[C] // Proc. of the 8th International Conference on Communications and Networking, 2013:113 - 117.
- [7] Rahmatallah Y, Mohan S. Peak-to-average power ratio reduction in OFDM systems: survey and taxonomy[J]. IEEE Communications Survey and Tutorials, 2013, 15(4): 1567-1592.
- [8] Tsai Y R, Lin C H, Chen Y C. A low-complexity SLM approach based on time-domain sub-block conversion matrices for OFDM PAPR reduction[C] // Proc. of the IEEE Symposium on Computers and Communications, 2011: 579 - 584.
- [9] Yoo H, Guiloud F, Pyndiah R. Low complexity SLM technique with an inter-leaver butterfly ensemble for PAPR reduction of power limit OFDM system[C] // Proc. of the 73rd Vehicular Technology Conference, 2011: 1-5.
- [10] Yang L, Soo K K, Siu Y M, et al. A low-complexity selected mapping scheme by using time domain sequence superposition technique for PAPR reduction in OFDM system [J]. IEEE Trans. on Broadcasting, 2008, 54(4): 821-824.
- [11] Jin S W, Ji H L, Jae C P, et al. Combining of cyclically delayed signals: a low-complexity scheme for PAPR reduction in OFDM systems[J]. IEEE Trans. on Broadcasting, 2010,56(3):577-583.
- [12] Fischer R F H. Widly-linear selected mapping for peak-to-average power ratio reduction in OFDM[J]. *Electronics Letters*, 2007, 43(14):766-767.
- [13] Lin P Y, Lin J S. A novel block SLM scheme for PAPR reduction of OFDM systems[C] // Proc. of the IEEE International Conference on Signal Processing, Communication and Computing, 2012: 578 - 582.
- [14] Lu G, Wu P, Aronsson D. Peak-to-average power ratio reduction in OFDM using cyclically shifted phase sequences[J]. IET Communications, 2007, 1(6): 1146 - 1151.

- [15] Deumal M, Behravan A, Pijoan J L. On cubic metric reduction in OFDM systems by tone reservation [J]. *IEEE Trans. on Communications*, 2011, 59(6): 1612-1620.
- [16] Bohara V, Ting S. Theoretical analysis of OFDM signals in nonlinear polynomial models[C] // Proc. of the 6th International Conference on Communications, 2007: 1-5.
- [17] Mitra S K. Digital signal processing, a computer based approach [M]. Benjing: Publishing House of Electronics Industry, 2005; 110-120.
- [18] Jayalath A D S, Tellambura C. SLM and PTS peak-power reduction of OFDM signals without side information[J]. IEEE Trans. on Wireless Communications, 2005, 4(5): 2003 - 2013.
- [19] Stefania S, Lssam T. The UMTS long term evolution from thory to

practice[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2009.

# 作者简介:

**杨** 霖(1977-),男,副教授,博士,主要研究方向为无线与移动通 信、现代通信中的信号处理。

E-mail:eelyang@uestc.edu.cn

**何向东**(1991-),男,硕士研究生,主要研究方向为现代通信中的信号处理。

E-mail:984078297@qq. com

**刘雲雲**(1991-),女,硕士研究生,主要研究方向为无线与移动通信中 SCMA 系统的码本分配和 MPA 译码算法。

E-mail:1576406014@qq. com