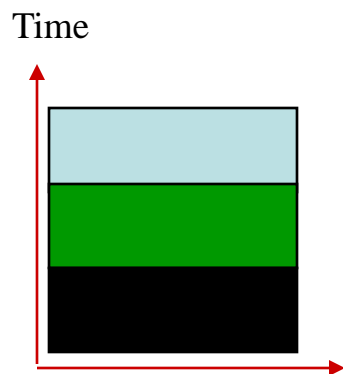


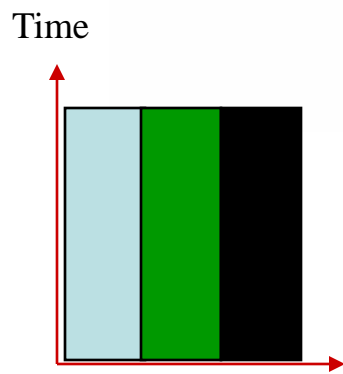
第四节自适应多用户OFDM

多用户OFDM



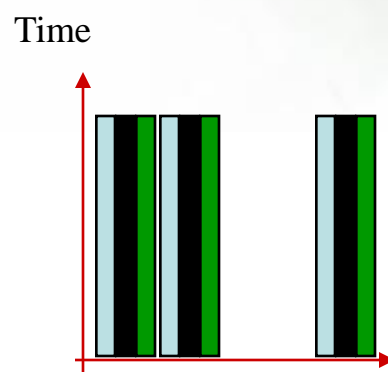
N
subcarrier

OFDM-TDMA



N
subcarrier

OFDM-FDMA



N
subcarrier

OFDM-Interleaved FDMA



比特分配

EBA—(Equal bit allocation)在给定的子载波上分配相同的比特数

OBA— (The optimal single-user bit allocation) 最优单用户比特分配

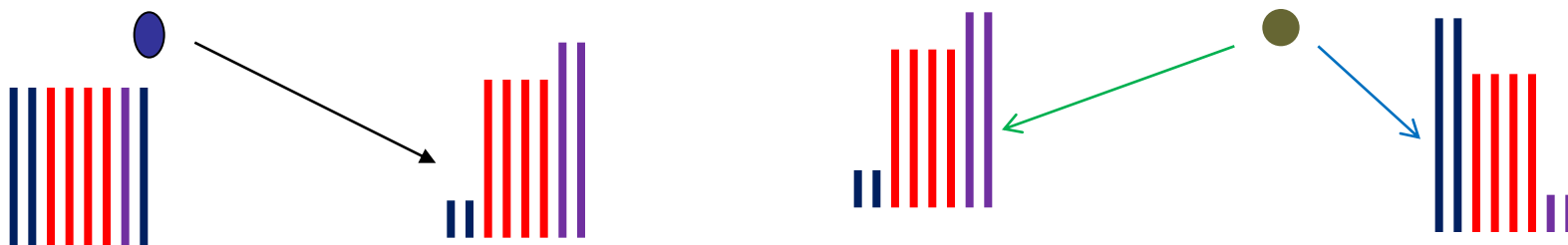
MAO— (Multiuser adaptive OFDM scheme) 多用户自适应OFDM算法根据实时信道增益自适应分配子载波

为什么扩展OFDM

- 考虑将单用户自适应调制的OFDM扩展到多用户频率选择性衰落环境中。

在单用户时，当自适应调制的OFDM应用到频率选择性信道中，相当**一部分子载波将无法使用**。对于一个用户来说，这些已分配的时隙（TDMA）或者频带（FDMA）未使用的子载波被浪费，而其他用户却无法使用。

然而，**对一个用户处于深度衰落的子载波对其他用户不一定处于深度衰落**。实际上，一个子载波对所有用户都处于深度衰落的概率很小。这就促使我们考虑自适应多用户子载波分配算法，实现子载波根据实时信道信息分配给不同的用户。

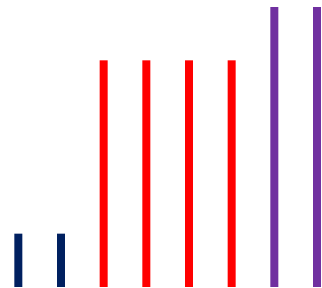


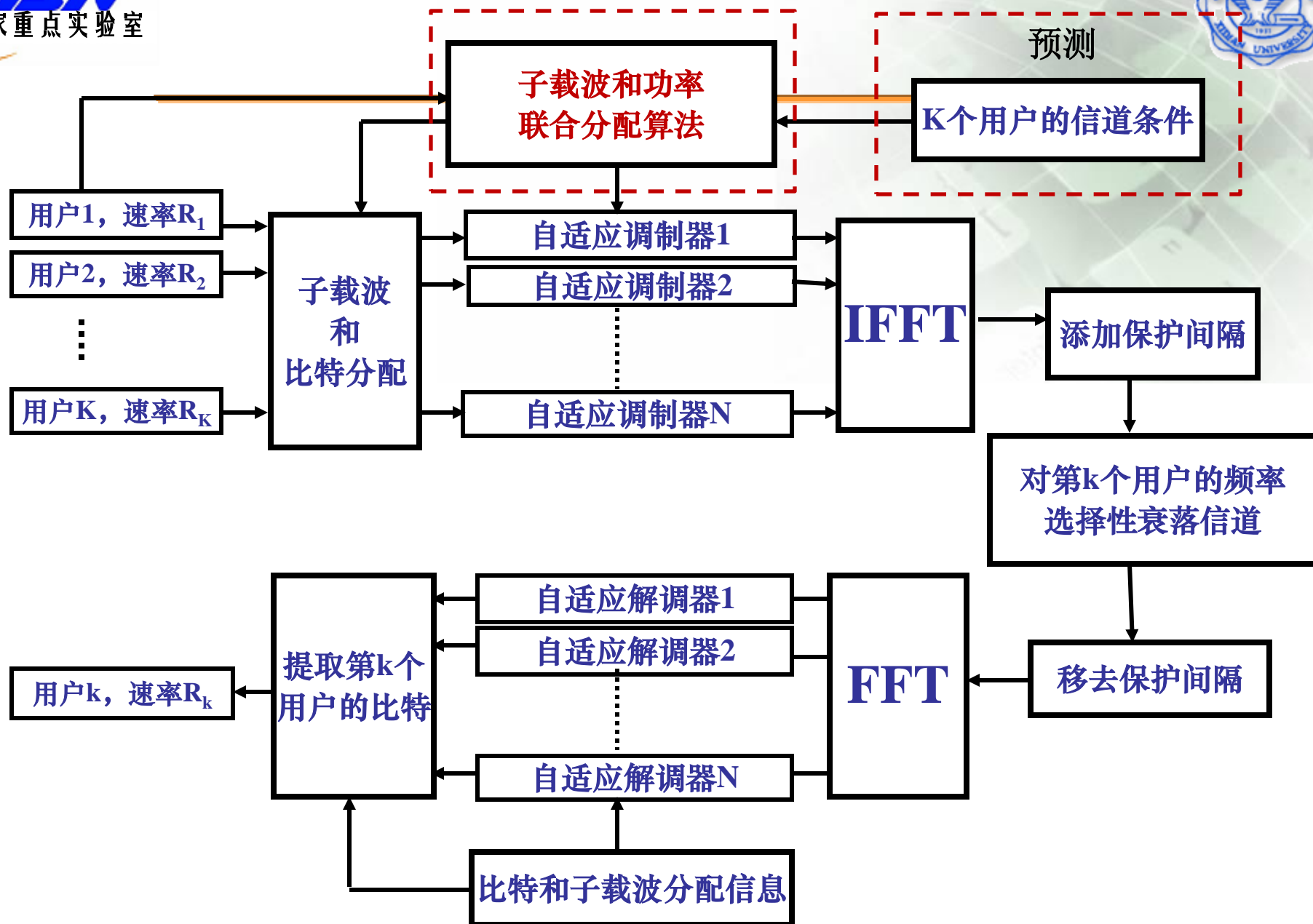
目 标

考虑一个所有用户可在所有时隙上发送数据的多用户子载波、比特和功率分配算法。

我们的目标是基于所有用户的实时衰落特征，通过将子载波分配各个用户，并确定每个子载波上比特数和功率电平，以达到总发射功率的最小化。

该工作的结果可以用于TDD无线通信系统中下行传输，以增加下行容量。





假设条件

定义 $c_{k,n}$ 为在第 n 个子载波上分配给第 k 个用户的比特数。

由于**不允许多个用户共享**一个子载波，对于每个 n ，

如果 $c_{k',n} \neq 0$ ，则对所有的 $k \neq k'$ 有 $c_{k,n} = 0$ 。

- 假定自适应调制器允许 $c_{k,n}$ 在序列 $D=\{0,1,2,\dots,M\}$ 中取值，其中 M 是每个子载波上OFDM符号能够发送的最大比特数。
- 在频率选择性衰落信道中，不同的子载波有不同的信道增益。我们用 $\alpha_{k,n}$ 表示第 k 个用户第 n 个子载波的信道增益幅值（假定相干接收）。假定单边带噪声功率密度（PSD）为 N_0 ，对所有的子载波和用户，它都等于单位值（ $N_0=1$ ）。

如果**子载波间隔 Δf 远小于相关带宽**，而且**符号持续时间远小于信道的相关时间**，那么无线信道的传输函数 $H(f,t)$ 在每个子载波的带宽 Δf 和每个调制符号 $S_{n,k}$ 的持续时间之内可以认为是不变的。这种情况下，无线信道的影响仅仅是给每个子载波的信号 $g_k(t)$ 乘以**复传输因子** $H_{n,k}=H(k\Delta f, nT)$ 。

假设条件

$f_k(c)$ 表示当信道增益为1时，一个子载波正常接收 c 个比特信息**所需要的功率**。注意到函数 $f_k(c)$ 依赖于 k ，这就允许对不同的用户采用不同的服务质量 (QoS) 要求和/或不同的编码和调制算法。为了在接收机保证要求的QoS，分配到第 k 个用户第 n 个子载波的发射功率必须等于：

$$f_k(c_{k,n}) = \alpha_{k,n}^2 \times P_{k,n} \Rightarrow P_{k,n} = \frac{f_k(c_{k,n})}{\alpha_{k,n}^2} \quad (1)$$

优化的目的

综合考虑子载波、比特和功率分配算法的目的是找出 $c_{k,n}$ 的最佳分配，以实现总的发射功率最小。即在给定的用户传输速率和给定QoS要求（它通过 $f_k()$ ， $k=1,\dots,K$ 来确定）的条件下，使所有用户和所有子载波上 $P_{k,n}$ 的总和达到最小。通过数学公式表示如下：

$$P_T^* = \min_{c_{k,n} \in D} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{1}{\alpha_{k,n}^2} f_k(c_{k,n}) \quad (2)$$

$D=\{0,1,\dots,M\}$ 是 $c_{k,n}$ 所有可能的值， $c_{k,n}=0$ 表示第 k 个用户没有使用第 n 个子载波发送任何信息。

优化的约束条件

该最小化过程受到下面的限制：

C1: 对所有的用户 $k \in \{1, \dots, K\}$,

且

$$R_k = \sum_{n=1}^N c_{n,k} \quad (3)$$

C2: 对所有的 $n \in \{1, \dots, N\}$,

如果 $c_{k',n} \neq 0$, 则对所有的 $k \neq k'$ 有 $c_{k,n} = 0$ 。(4)

限制 (4) 保证了每个子载波只能由一个用户使用。

(3) 可以进一步扩展成 $R_k \geq \sum_{n=1}^N c_{n,k}$, 实际当中, 用户功率上限也需要限制。

单用户信道比特分配算法

我们可以把 (2) 中的最优化算法针对**单个用户**重写如下：

$$P_T^* = \min_{c_{k,n} \in D} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{1}{\alpha_{k,n}^2} f_k(c_{k,n}) \longrightarrow P_T^* = \min_{c_n \in D} \sum_{n=1}^N \frac{1}{\alpha_n^2} f(c_n) \quad (5)$$

该最小化满足如下约束条件：

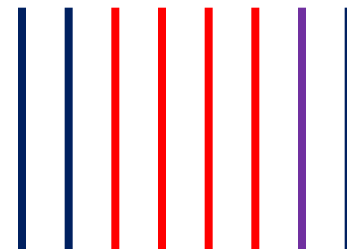
$$R = \sum_{n=1}^N c_n \quad (6)$$

或
$$R \geq \sum_{n=1}^N c_n$$

单用户信道比特分配算法

由于在一个子载波发送一定数量比特所需的功率与分配到其他子载波上的比特数目**相互独立**，因此采用**贪婪算法**（greedy algorithm）是最佳的。

贪婪算法**一次给每个子载波分配一个比特**，每次分配过程中，选择需要增加功率最小的子载波。比特分配过程在所有 R 个比特被分配后终止。



单用户信道比特分配算法

初始化：对所有的子载波 $n = 1, 2, \dots, N$ ，令

$$c_n = 0 \quad \text{及} \quad \Delta P_n = [f(1) - f(0)] / \alpha_n^2$$

比特分配迭代过程：

重复计算下面的公式R次

$$\hat{n} = \arg \min_n \Delta P_n; \quad c_{\hat{n}} = c_{\hat{n}} + 1; \quad \text{及} \quad \Delta P_{\hat{n}} = [f(c_{\hat{n}} + 1) - f(c_{\hat{n}})] / \alpha_{\hat{n}}^2$$

结束；

完成： $\{c_n\}_{n=1}^N$ 是最后的比特分配结果。

初始化阶段对每个子载波计算发送一个比特所需要增加的功率。在每个比特分配过程中，所需要**增加功率最小的子载波分配一个比特**，并更新每个子载波所需要增加的功率。在迭代完成后，最后的比特分配给出了每个子载波的最优比特分配结果。

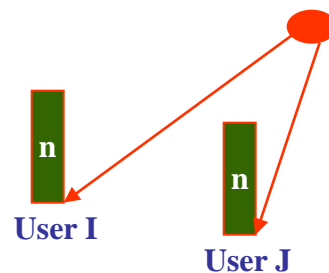
单个用户信道比特分配算法

注意：OBA所得到的比特分配只有对给定的函数 $f(c)$ 是最优的，而 $f(c)$ 则依赖于所选择的调制算法。不同的调制算法会导致不同的 $f(c)$ 、不同的比特分配和可能较低的发射功率 P_T^* 。

在**单用户**的情况下，**贪婪算法**（通过每一次给需要增加功率最小的子载波分配一个比特）能给出要求总的**发射功率最小**的**最佳比特分配**。

在**多用户**的情况下，由于**用户不能共享子信道**，给一个子载波分配比特实际上就**阻止**了其他用户使用该子载波。这种**互相依赖性**就使得贪婪算法**成为非最优解**。最优解可能不是将任一个用户的比特分配到该用户看到的最佳子载波上。

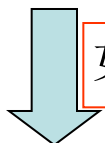
这个现象可能发生在**一个用户的最佳子载波同时也是另外一个用户的最好的子载波**，且另一个用户没有其他好的子载波的情况下。



新的优化问题

多用户时的优化问题是一个综合优化问题。为了使得问题更加容易处理，我们考虑一个不同但**相似的问题**。

$$P_T^* = \min_{c_{k,n} \in D} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{1}{\alpha_{k,n}^2} f_k(c_{k,n})$$



如果 $c_{k',n} \neq 0$, 则对所有的 $k \neq k'$ 有 $c_{k,n} = 0$ 。

1) 首先将 $c_{k,n}$ 的要求放宽，允许 $c_{k,n}$ 取值为 $[0, M]$ 的范围内的**实数**。

2) 更进一步，为了处理约束条件 (4)，引入 K 个变量 $\rho_{k,n}$ ($k=1, 2, \dots, K$)，其取值范围为 $[0, 1]$ ，作为代价函数中第 n 个子载波的**共享因子**。

代价函数变为： $\rho_{k,n} f_k(c)$

新的优化问题

新的优化问题变为：

$$P_T^* = \min_{c_{k,n} \in D} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{1}{\alpha_{k,n}^2} f_k(c_{k,n})$$

$$\underline{P}_T = \min_{\substack{c_{k,n} \in [0, M] \\ \rho_{k,n} \in [0, 1]}} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{k,n}}{\alpha_{k,n}^2} f_k(c_{k,n}) \quad (7)$$

且满足

$$R_k = \sum_{n=1}^N \rho_{k,n} c_{k,n} \quad \text{对所有的用户 } k \in \{1, \dots, K\} \quad (8)$$

$$1 = \sum_{k=1}^K \rho_{k,n} \quad \text{对所有的子载波 } n \in \{1, \dots, N\} \quad (9)$$

新的优化问题

$$\underline{P}_T = \min_{\substack{c_{k,n} \in [0, M] \\ \rho_{k,n} \in [0, 1]}} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{k,n}}{\alpha_{k,n}^2} f_k(c_{k,n}) \quad (7)$$

$$P_T^* = \min_{c_{k,n} \in D} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{1}{\alpha_{k,n}^2} f_k(c_{k,n}) \quad (2)$$

- (7) 式中的最小化问题除了使最小化在更大的一个集合中进行之外，与最初的优化问题相同。
- (7) 式中的功率最小化所得到的 \underline{P}_T 是 (2) 式中最小化问题所得到的 P_T^* 的下界。

新的优化问题

取

$$r_{k,n} = c_{k,n} \rho_{k,n} \in [0, M \rho]$$

, 则

$$\underline{P}_T = \min_{\substack{c_{k,n} \in [0, M] \\ \rho_{k,n} \in [0, 1]}} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{k,n}}{\alpha_{k,n}^2} f_k(c_{k,n})$$

$$\underline{P}_T = \min_{\substack{r_{k,n} \in [0, M \rho_{k,n}] \\ \rho_{k,n} \in [0, 1]}} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{k,n}}{\alpha_{k,n}^2} f_k\left(\frac{r_{k,n}}{\rho_{k,n}}\right) \quad (11)$$

此处应有

$$R_k = \sum_{n=1}^N r_{k,n} \quad \text{对所有的 } k \in \{1, \dots, K\} \quad (12)$$

且

$$1 = \sum_{k=1}^K \rho_{k,n} \quad \text{对所有的 } n \in \{1, \dots, N\} \quad (13)$$

求解

使用标准优化技术，我们可以得到**拉格朗日公式**：

$$L = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{k,n}}{\alpha_{k,n}^2} f_k \left(\frac{r_{k,n}}{\rho_{k,n}} \right) - \sum_{k=1}^K \lambda_k \left(\sum_{n=1}^N r_{k,n} - R_k \right) - \sum_{n=1}^N \beta_n \left(\sum_{k=1}^K \rho_{k,n} - 1 \right) \quad (14)$$

$$R_k = \sum_{n=1}^N r_{k,n}$$

$$1 = \sum_{k=1}^K \rho_{k,n}$$

λ_k ， β_n 分别是约束条件（12）和（13）的拉格朗日乘数。

最优解的必要条件

$$L = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{k,n}}{\alpha_{k,n}^2} f_k\left(\frac{r_{k,n}}{\rho_{k,n}}\right) - \sum_{k=1}^K \lambda_k \left(\sum_{n=1}^N r_{k,n} - R_k\right) - \sum_{n=1}^N \beta_n \left(\sum_{k=1}^K \rho_{k,n} - 1\right)$$

L 分别对 $r_{k,n}$ 和 $\rho_{k,n}$ 进行微分，可以得到最优解 $r_{k,n}^*$ 和 $\rho_{k,n}^*$ 。

如果 $\rho_{k,n}^* \neq 0$ ，我们可以得到

$$\left. \frac{\partial L}{\partial r_{k,n}} \right|_{(r_{k,n}, \rho_{k,n})=(r_{k,n}^*, \rho_{k,n}^*)} = \frac{1}{\alpha_{k,n}^2} f_k' \left(\frac{r_{k,n}^*}{\rho_{k,n}^*} \right) - \lambda_k \begin{cases} > 0, & \text{如果 } r_{k,n}^* = 0 \\ = 0, & \text{如果 } r_{k,n}^* \in (0, M\rho_{k,n}^*) \\ < 0, & \text{如果 } r_{k,n}^* = M\rho_{k,n}^* \end{cases} \quad (15)$$

$$\left. \frac{\partial L}{\partial \rho_{k,n}} \right|_{(r_{k,n}, \rho_{k,n})=(r_{k,n}^*, \rho_{k,n}^*)} = \frac{1}{\alpha_{k,n}^2} \left[f_k \left(\frac{r_{k,n}^*}{\rho_{k,n}^*} \right) - f_k' \left(\frac{r_{k,n}^*}{\rho_{k,n}^*} \right) \frac{r_{k,n}^*}{\rho_{k,n}^*} \right] - \beta_n \quad (16)$$

$$\begin{cases} = 0, & \text{如果 } \rho_{k,n}^* \in (0, 1) \\ < 0, & \text{如果 } \rho_{k,n}^* = 1 \end{cases}$$

最佳的 r 值

$$\left. \frac{\partial L}{\partial r_{k,n}} \right|_{(r_{k,n}, \rho_{k,n}) = (r_{k,n}^*, \rho_{k,n}^*)} = \frac{1}{\alpha_{k,n}^2} f_k' \left(\frac{r_{k,n}^*}{\rho_{k,n}^*} \right) - \lambda_k \begin{cases} > 0, & \text{如果 } r_{k,n}^* = 0 \\ = 0, & \text{如果 } r_{k,n}^* \in (0, M\rho_{k,n}^*) \\ < 0, & \text{如果 } r_{k,n}^* = M\rho_{k,n}^* \end{cases} \quad (15)$$

从 (15) 式，我们可以总结出：

其中：

$$\begin{aligned} r_{k,n}^* &= \rho_{k,n}^* f_k'^{-1}(\lambda_{q,n} \alpha_{k,n}^2) \\ \lambda_{q,n} &= \begin{cases} f_k'^{-1}(0) / \alpha_{k,n}^2, & \text{如果 } f_k'^{-1}(\lambda_k \alpha_{k,n}^2) < 0; \\ \lambda_k, & \text{如果 } 0 \leq f_k'^{-1}(\lambda_k \alpha_{k,n}^2) \leq M; \\ f_k'^{-1}(M) / \alpha_{k,n}^2, & \text{如果 } f_k'^{-1}(\lambda_k \alpha_{k,n}^2) > M; \end{cases} \end{aligned} \quad (18)$$

最佳的 ρ 值

$$\left. \frac{\partial L}{\partial \rho_{k,n}} \right|_{(r_{k,n}, \rho_{k,n}) = (r_{k,n}^*, \rho_{k,n}^*)} = \frac{1}{\alpha_{k,n}^2} \left[f_k \left(\frac{r_{k,n}^*}{\rho_{k,n}^*} \right) - f_k' \left(\frac{r_{k,n}^*}{\rho_{k,n}^*} \right) \frac{r_{k,n}^*}{\rho_{k,n}^*} \right] - \beta_n \quad (16)$$

$$\begin{cases} = 0, & \text{如果 } \rho_{k,n}^* \in (0,1) \\ < 0, & \text{如果 } \rho_{k,n}^* = 1 \end{cases}$$

更进一步，可以得出：

$$r_{k,n}^* = \rho_{k,n}^* f_k'^{-1}(\lambda_{q,n} \alpha_{k,n}^2)$$

$$\rho_{k,n}^* = \begin{cases} 0, & \text{如果 } \beta_n < H_{k,n}(\lambda_{q,n}) \\ 1, & \text{如果 } \beta_n > H_{k,n}(\lambda_{q,n}) \end{cases} \quad (19)$$

其中

$$H_{k,n}(\lambda) = \frac{1}{\alpha_{k,n}^2} [f_k(f_k'^{-1}(\lambda \alpha_{k,n}^2)) - \lambda \alpha_{k,n}^2 f_k'^{-1}(\lambda \alpha_{k,n}^2)] \quad (20)$$

如果能计算出 λ_k 和 β_n ，也就得到了最优解。

最佳子载波的确定

$$1 = \sum_{k=1}^K \rho_{k,n}$$

$$\rho_{k,n}^* = \begin{cases} 0, & \text{如果 } \beta_n < H_{k,n}(\lambda_{q,n}) \\ 1, & \text{如果 } \beta_n > H_{k,n}(\lambda_{q,n}) \end{cases}$$

$$H_{k,n}(\lambda) = \frac{1}{\alpha_{k,n}^2} [f_k(f_k'^{-1}(\lambda \alpha_{k,n}^2)) - \lambda \alpha_{k,n}^2 f_k'^{-1}(\lambda \alpha_{k,n}^2)]$$

由于约束条件 (13) 必须满足，因此，我们从 (19) 发现，对每个 n ，如果 $H_{k,n}(\lambda_{q,k})$ 对所有的 $k=1, \dots, K$ 都不同，则有**最小** $H_{k,n}(\lambda_{q,k})$ 的用户可以**使用该子载波**。换句话说，就是对第 n 个子载波，如果 $H_{k,n}(\lambda_{q,k})$ 对所有的 k 都不相同，那么

$$\rho_{k',n}^* = 1; \quad \rho_{k,n}^* = 0, \text{ 对所有的 } k \neq k' \quad (21)$$

其中

$$k' = \arg \min_k H_{k,n}(\lambda_{q,k}) \quad (22)$$

因此，对于一组固定的拉格朗日乘数 λ_k ， $k=1, \dots, K$ ，我们可以利用他们并根据 (22) 来确定 k' 。所得到的 $r_{k,n}^*$ 和 $\rho_{k,n}^*$ 就形成了优化问题的一个最优解；然而，单个的数据速率约束 (12) 可能不能满足。（注意：避免了如何确定 β_k 的问题。）

$$R_k = \sum_{n=1}^N r_{k,n}$$

如何确定 λ_k

为了求解 λ_k 以满足单个的数据速率约束，我们采用迭代搜索算法。对所有的 λ_k 从较小的数值开始，该迭代过程不断增加 λ_k ，直到对用户 k ，数据速率约束

$$R_k = \sum_{n=1}^N r_{k,n}$$

(12) 得到满足。接下来，我们换到另一个用户，并且一个一个的进行。重复该过程直到对所有用户的数据速率约束都得到满足。

在调整 λ_k 的过程中，对于一个 n ，多个 $H_{k,n}(\lambda_{q,k})$ 有**相同数值**的情况不可忽略。在这种情况下， $\rho_{k,n}^*$ 必须在 $(0,1)$ 之间取值。这个解意味着该子载波应该被多个用户共享。

最佳比特分配

现在，我们已经有了求解 $\rho_{k,n}^*$ 和 $c_{k,n}^*$ 最佳值的算法。

$$c_{k,n}^* = \begin{cases} r_{k,n}^* / \rho_{k,n}^*, & \text{如果 } \rho_{k,n}^* \neq 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (23)$$

将这个解代入 (7) 式中给出了发射功率总和的最小值的低界 (**a lower bound**)。然而，我们不能在 (2) (P_T^*) 立即中使用这些结果。一个问题是 $c_{k,n}^*$ 可能不在D中，另一个问题一些 $\rho_{k,n}^*$ 可能在 (0, 1) 之间 (意味着存在时间共享的解)。并且，简单地将 $c_{k,n}^*$ 和 $\rho_{k,n}^*$ 量化将不能满足单个数据速率限制 (3)。

$$\frac{P_T}{\alpha} = \min_{\substack{c_{k,n} \in [0, M] \\ \rho_{k,n} \in [0, 1]}} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{k,n}}{\alpha_{k,n}^2} f_k(c_{k,n}) \quad (7)$$

$$P_T^* = \min_{c_{k,n} \in D} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{1}{\alpha_{k,n}^2} f_k(c_{k,n}) \quad (2)$$

$$R_k = \sum_{n=1}^N c_{n,k} \quad (3)$$

多用户自适应OFDM

为了解决这个问题，我们提出了一种多用户自适应OFDM (MAO) 算法。该算法中，子载波分配基本上仿效 (7) 式中对下界的求解过程，然后在所分配的子载波上，对每个用户采用了单用户比特分配算法来分配比特。

特别之处是，我们将 (7) 中优化问题的 $\rho_{k,n}^*$ 进行修正。方法是对于每一个 n ,

$$k' = \arg\max_k \{\rho_{k,n}^*\},$$

则令 $\rho_{k',n}^* = 1$, 且对于 $k \neq k'$ 时, $\rho_{k,n}^* = 0$ 。

接下来，我们对每个用户所分配的子载波应用单用户比特分配算法。

MAO

我们用 P_T 来表示MAO算法中总的发射功率（能量/符号）。

很容易看出 $\underline{P}_T \leq P_T^* \leq P_T$ ，其中 P_T^* 是在原始问题中的最小功率， \underline{P}_T 是放松约束条件后修正问题的最小功率。

特别指出的是， \underline{P}_T 和 P_T 的差值给定了我们MAO算法离原始优化问题解有多远的上界。

用于评估的系统模型

我们考虑一个采用M-ary正交幅度调制 (MQAM) 的系统，其 $D=\{0,2,4,6\}$ 。方型信号星座图 (4-QAM, 16-QAM, 64-QAM) 用于承载2,4或6 bits/symbol。符号错误概率近似为 $4Q[(d^2/(2N_0))^{1/2}]$ ，其中d为信号星座点之间的最小距离。由于MQAM每符号的平均能量为 $(M-1)d^2/6$ ，给定BER P_e 并支持c bits/symbol 所需要的功率为：

用于评估的系统模型

$$f(c) = \frac{N_0}{3} \left[Q^{-1} \left(\frac{P_e}{4} \right) \right]^2 (2^c - 1)$$

其中,

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{\infty} e^{-t^2/2} dt$$

容易看出 $f(c)$ 是随着 c 增加而增加, 并且 $f(0)=0$ 。

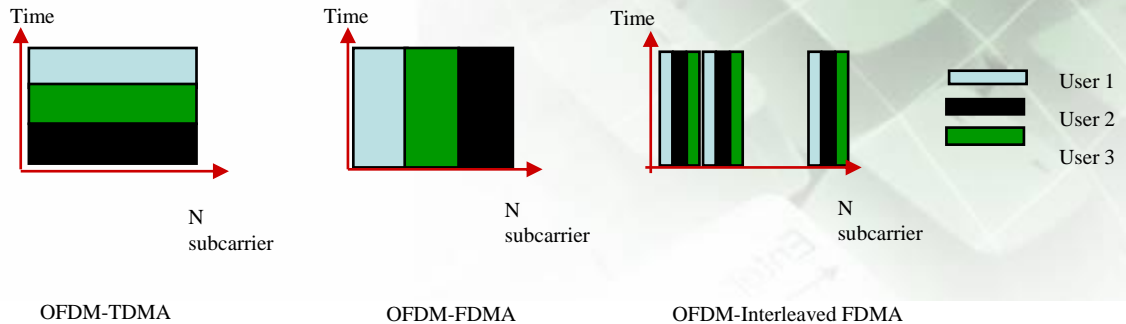
用于评估的系统模型

为了评估算法的性能，我们采用了1000组具有指数功率时延的5个多径频率选择性瑞利衰落信道。每组信道都包含K个独立信道，一个用户一个。

我们使用了5MHz带宽、128个子载波的OFDM系统，总的（所有用户）传输速率等于512bits/symbol（或者说平均4bits/subcarrier）。注意单边功率密度强度 N_0 为单位值，我们假定每子载波平均信道增益 $E|\alpha_{k,n}|^2$ 都等于单位值（对所有的k和n）。

用于评估的系统模型

- OFDM-TDMA
- OFDM-FDMA
- OFDM Interleaved-FDMA
 - with OBA (最优单用户比特分配)
 - or EBA (等比特分配)
- MAO
- Continuous Allocation

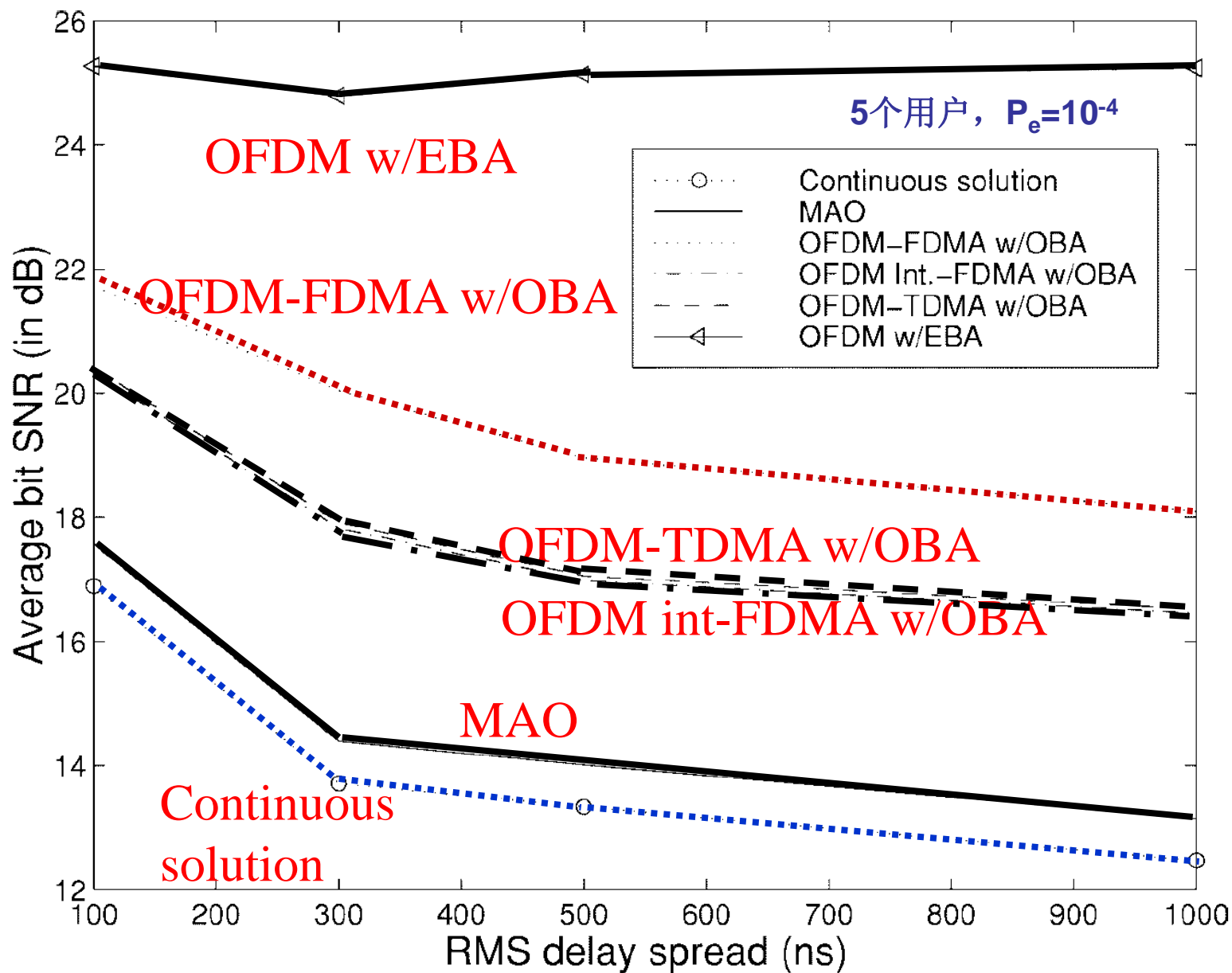


平均比特SNR

平均所需发射功率（单位为**每比特的能量**）
定义为**每个OFDM符号**（包括所有的子载波和用户）的**总的发射能量与该符号所发送的总的比特数目的比值**。

进一步，我们定义平均比特SNR为平均发射功率与噪声PSD电平 N_0 的比值。

由于我们假定数据速率固定，且 N_0 仅是一个常量，总的发射功率与平均比特SNR成正比。



性能比较

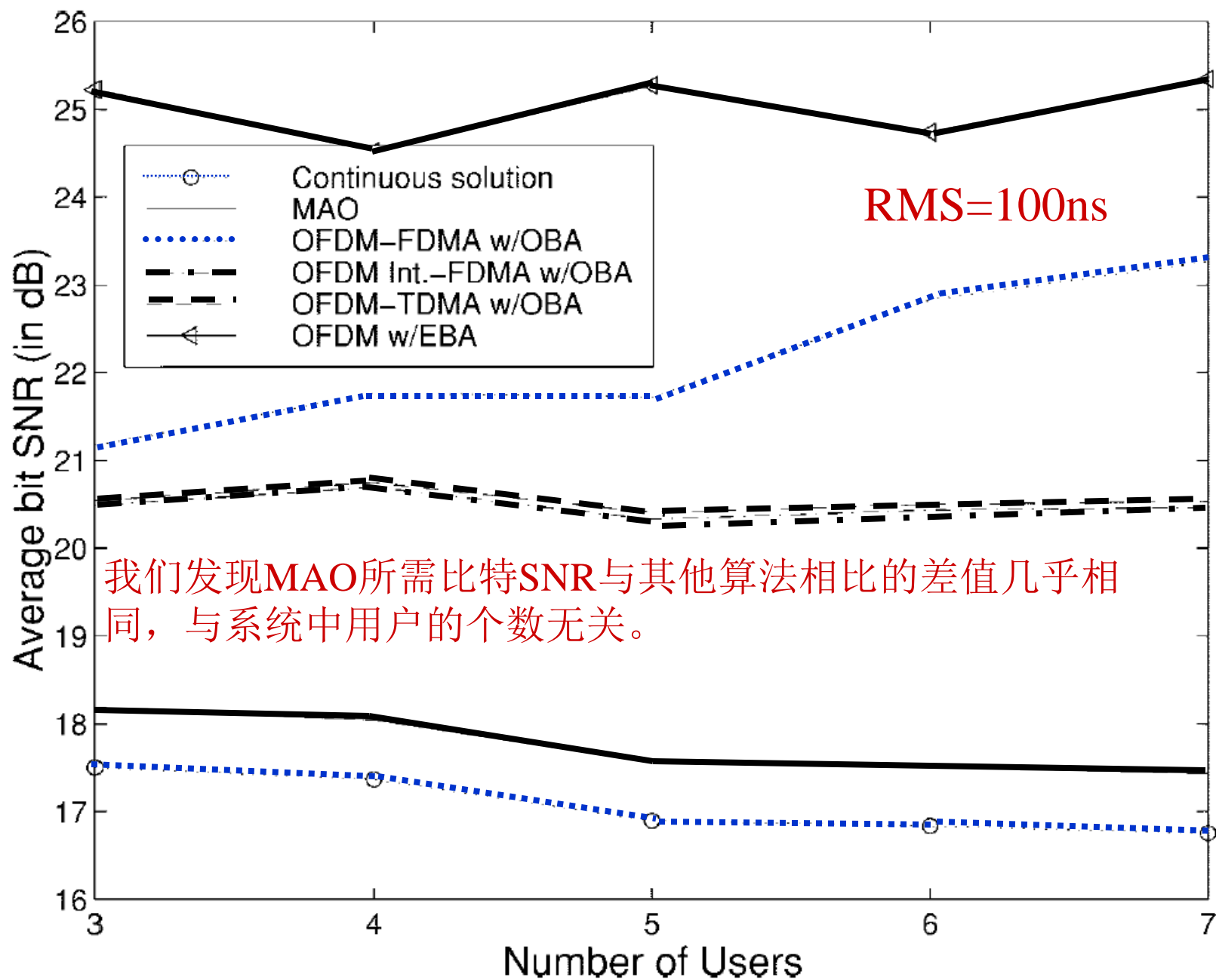
从图3中可以发现MAO算法**不会超过下界0.6dB**。由于最优子载波、比特和功率分配算法的比特SNR一定位于连续下界和MAO算法之间，我们可以得出**MAO算法与最优解永远不会超出0.6dB的差别**。

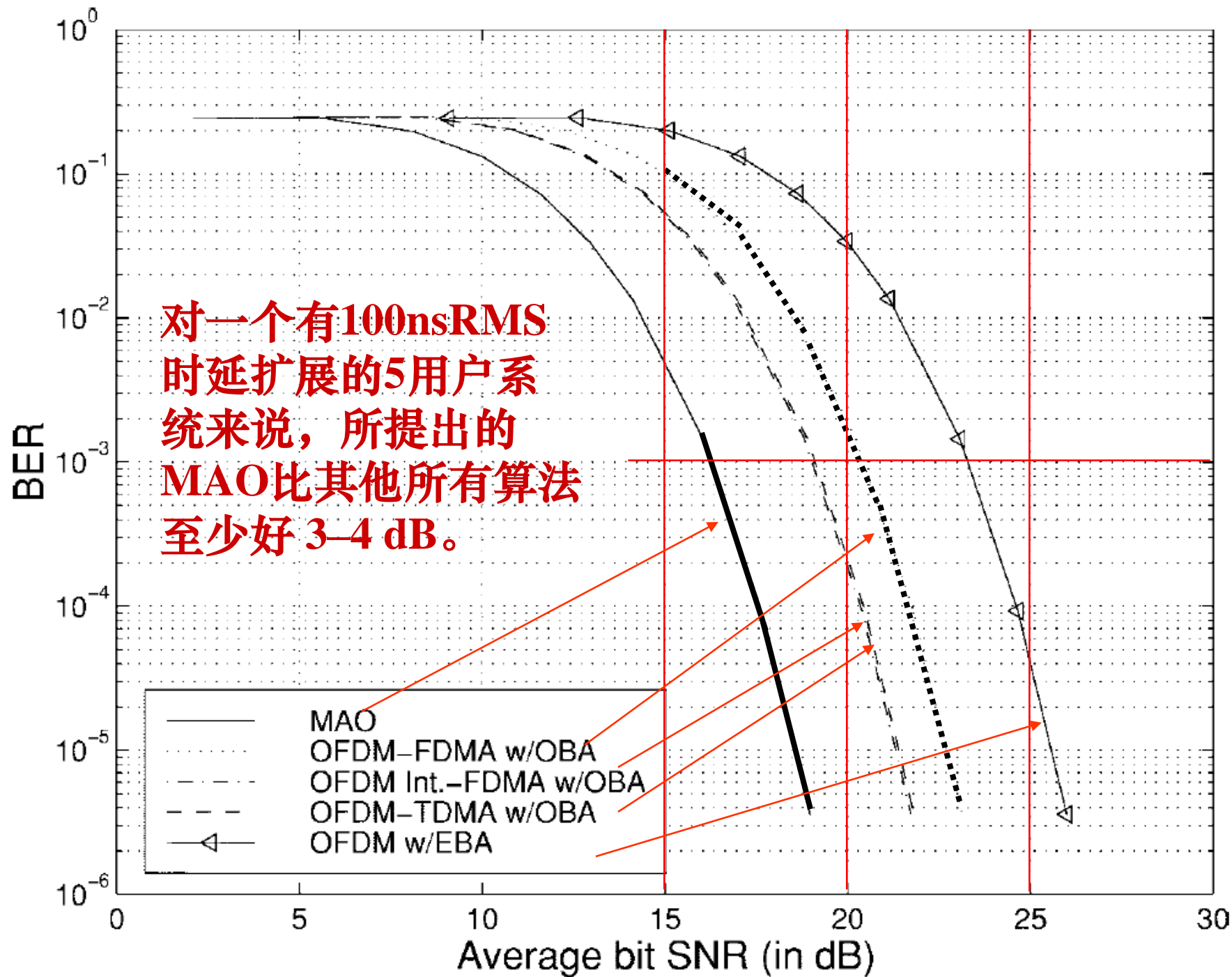
另一方面，我们观察到所提出的**MAO算法比采用OBA的静态子载波分配算法好3-5dB**，而采用OBA的静态算法比EBA好5-10个dB。还可以看出如果采用OBA，OFDM交织FDMA算法与OFDM-TDMA算法有非常相似的性能，但是都优于OFDM-FDMA算法。

性能比较

对图3的更深入的观察表明最优比特分配算法与最优多用户子载波分配算法所获得的增益随着RMS时延扩展的增加而增加。

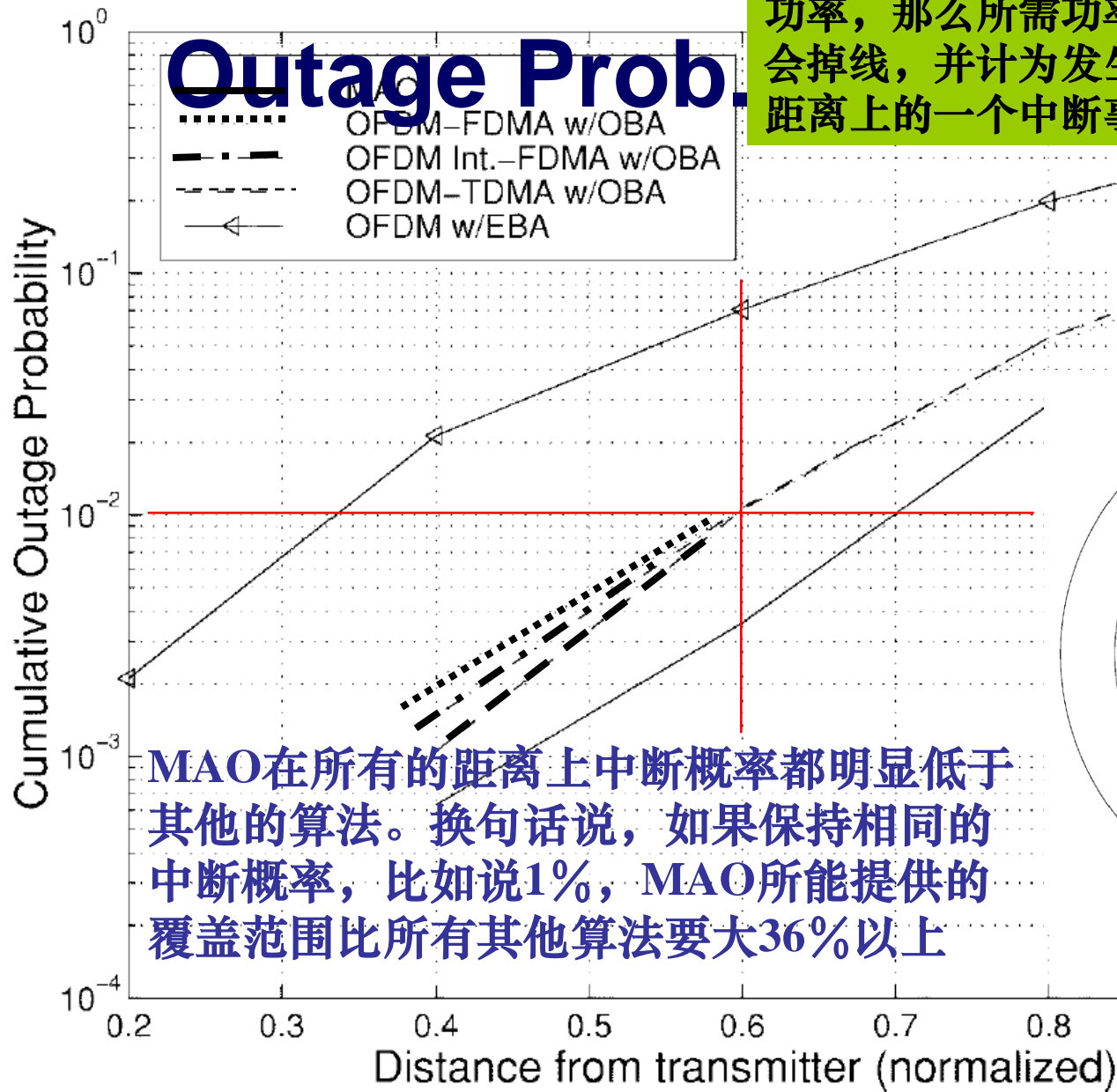
这是由于RMS时延扩展越大，衰落变化越大，因此采用自适应的分配能获得更高的增益。



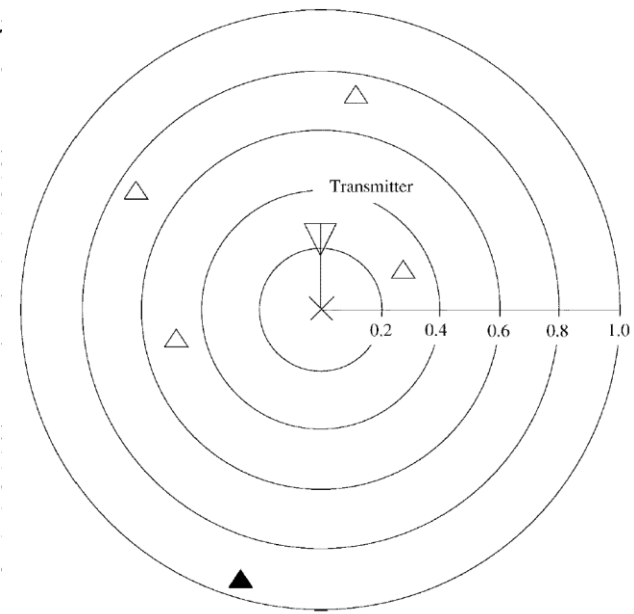




如果5个用户的总的功率超过基站的最大发射功率，那么所需功率最大（黑色）的用户就会掉线，并计为发生在基站和掉线用户之间距离上的一个中断事件。



MAO在所有的距离上中断概率都明显低于其他的算法。换句话说，如果保持相同的中断概率，比如说1%，MAO所能提供的覆盖范围比所有其他算法要大36%以上



$$\frac{0.7^2 - 0.6^2}{0.6^2} = 36\%$$

结 论

我们讨论了一个多用户自适应子载波和比特分配算法。给定实时信道信息，该算法可以获得一个近似最优的子载波分配，接下来对所分配的子载波使用单用户比特分配算法。采用这种算法，总的所需发射功率比传统的没有自适应调制的方法降低了5-10dB。同样的，它比传统的OFDM采用自适应调制和自适应比特分配而没有自适应子载波分配的方法降低3-5dB。在给定BER的情况下，发射功率的降低也可以转换为对所要求比特SNR的显著下降。更进一步，相同的改进也可以转化为中断率的降低或者覆盖率的增加。

总结

- OFDM原理
- OFDM在WLAN中的应用
- 多用户OFDM
- 自适应OFDM