

过饱和多址系统中 QPSK 非相干多用户 信码 / 相位最佳联合检测¹

毕见鑫 王映民 易克初

(西安电子科技大学综合业务网国家重点实验室 西安 710071)

摘 要 该文首先通过理论推导给出了过饱和多址系统中多用户信码 / 相位联合估计子, 然后提出了低复杂度非相干多用户信码 / 相位最佳联合检测算法。此算法适用于具有二维星座的线性调制方式。通过计算机仿真实验, 分析了此非相干最佳接收机的误码性能及相位提取误差等有关问题, 并与相干最佳接收机作了比较, 得出了一些有益的结论。

关键词 过饱和多址通信, 非相干检测, 相位偏差

中图分类号 TN914.5, TN914.4

1 引 言

多址通信^[1]是当前通信信号处理的研究热点之一。对于 DS/CDMA 系统来说, 最佳联合检测接收机因复杂度太高(随用户数的增长呈指数增长^[1,2])而不切实用, 只能作为理论性能限; 而次最佳接收机是以牺牲性能来换取复杂度的降低, 且在过饱和的情况下(即用户数大于发射信号空间维数), 其性能很差。R.E.Learned 等人^[3]提出将发射信号集与接收机统一考虑, 基于子波包树型相关结构的信号集, 提出了一种未编码低复杂度的 BPSK(Binary Phase Shift Keying)同步最佳联合检测算法。这种解调方法我们称之为相干解调, 其假设条件是已获得了所有的同步信息。文献[4]给出了一种次最佳的递归检测算法。

在过饱和多址通信当中, 当一个新的用户要接入系统时, 其载波相位是未知的, 通常要求这个用户发一段训练序列来估计载波相位, 以达到系统所要求的精度。所以, 我们面临着这样的任务: 在估计新用户载波相位的同时还要估计其他用户的信息序列矢量 \mathbf{b} , 以实现低复杂度“非相干”多用户信码 / 相位最佳联合检测。这里的“非相干”与传统的概念有所不同, 其提法主要是针对文献[3]的相干解调而言的。

本文的研究主要针对 QPSK(Quadrature Phase Shift Keying)信号, 即研究复数域的低复杂度非相干多用户信码 / 相位最佳联合检测的问题。对于其它具有二维星座的线性调制方式也具有普遍的意义。

2 过饱和和低复杂度非相干最佳联合检测

2.1 问题的提出

通信系统的时间带宽积限制了用户波形信号空间的维数。我们假定信号空间的维数为 N , 即具有树型互相关结构的用户波形 $\{s_k\}_1^K \in R^N$ 。我们假定新用户是逐个接入系统的。当一个新的用户要接入系统时, 其载波相位是未知的, 通常要求这个用户发一段训练序列来估计载波相位, 以达到系统所要求的精度。那么, 一般的未编码同步过饱和和多用户非相干最佳检测问题可

¹ 1999-11-30 收到, 2000-07-06 定稿

国家自然科学基金(No.69872027)资助课题

归结为: 已知观察向量 $\mathbf{r} \in R^N$, 根据某一准则来估计其他用户信息向量 \mathbf{b} 和载波相位 ϕ_K , 使系统所付出的代价最小。

$$\mathbf{r} = \sum_{k=1}^{K-1} b_k s_k e^{j\phi_k} + b_K s_K e^{j\phi_K} + \sigma n = S\Phi\mathbf{b} + b_K S_K e^{j\phi_K} + \sigma n \quad (1)$$

上式中 K 表示接入到系统的用户总数, 也表示新用户的序号; $\mathbf{b} \in \{[b_1, \dots, b_{K-1}]^T | b_i \in \Gamma\}$, Γ 为有限的符号集, b_i 为独立同均匀分布的随机变量; $S = [s_1, \dots, s_{K-1}]$ 是 $N \times (K-1)$ 维的用户波形矩阵; Φ 表示其他用户的初始相位所构成的对角矩阵; n 表示服从白高斯分布的单位复随机噪声向量; σ 是噪声的标准偏差; b_K 表示新用户 K 所发的训练序列; ϕ_K 表示新用户 K 的随机相位, 服从下列分布:

$$P_{\phi_K}(\phi) = 1/(2\pi), \quad -\pi \leq \phi \leq \pi \quad (2)$$

2.2 过饱和和低复杂度非相干最佳联合检测算法

2.2.1 多用户信码 / 相位联合估计子 下面, 推导如何获得多用户信码 / 相位联合估计子, 各种符号的含义见表 1 所示。

表 1 各种符号的含义

n	表示节点 n
pn	表示节点 n 的父节点
$p^m n$	表示节点 n 的上代节点 (位于比节点 n 高 m 层的位置)
$an = \{pn, p^1 n, p^2 n, \dots, p^{l-1} n\}$	表示节点 n 的所有上代节点
cn_i	表示节点 n 的第 i 个子节点
Kn	表示节点 n 的子节点的数目
$cn = \{cn_1, cn_2, \dots, cn_{Kn}\}$	表示节点 n 所有的子节点
$dn = \{cn_1, dcn_1, \dots, cn_{Kn}, dcn_{Kn}\}$	表示节点 n 的所有子代节点
$fn = \{n, dn\}$	表示节点 n 和其所有子代节点之和
$S_{an}(S_{dn})$	表示位于节点 n 的所有上代 (子代) 节点处用户对应的发射波形矩阵
$\hat{\mathbf{b}}_{an}(\hat{\mathbf{b}}_{dn})$	表示位于节点 n 的所有上代 (子代) 节点处用户对应的信码的估计

如果最佳联合检测采用最大后验概率准则, 则有

$$P(\mathbf{b}, \phi | \mathbf{r}) = P(\mathbf{r} | \mathbf{b}, \phi) \frac{\text{Prob}(\mathbf{b}) P_{\phi_K}(\phi)}{P_r(\mathbf{r})} \quad (3)$$

在信息序列向量 \mathbf{b} 先验等概的条件下, 最大后验概率准则等效为最大似然准则, 我们可得

$$\{\hat{\mathbf{b}}, \hat{\phi}_K\} = \arg \max_{\mathbf{b}, \phi} P(\mathbf{r} | \mathbf{b}, \phi), \quad \mathbf{b} \in \Gamma, \quad -\pi \leq \phi \leq \pi \quad (4)$$

$$P(\mathbf{r} | \mathbf{b}, \phi) = e^{-[\|\Re\{D(\mathbf{b}, \phi)\}\|^2 + \|\Im\{D(\mathbf{b}, \phi)\}\|^2] / (2\sigma^2)} / (\sqrt{2\pi}\sigma)^{2N} \quad (5)$$

其中 $D(\mathbf{b}, \phi) = (\mathbf{r} - S\Phi\mathbf{b} - b_K s_K e^{j\phi})$, $\Re(x)$ 表示取 x 的实部, \Im 表示取 x 的虚部。 (4) 式经过简单推导可得

$$\{\hat{\mathbf{b}}, \hat{\phi}_K\} = \arg \max_{\mathbf{b}, \phi} \Lambda_1(\mathbf{b}, \phi | \mathbf{r}) \quad (6)$$

$$\Lambda_1(\mathbf{b}, \phi | \mathbf{r}) = \|\Re\{D(\mathbf{b}, \phi | \mathbf{r})\}\|^2 + \|\Im\{D(\mathbf{b}, \phi | \mathbf{r})\}\|^2 \quad (7)$$

对 (7) 式展开, 可得

$$\begin{aligned} \Lambda_1(\mathbf{b}, \phi|\mathbf{r}) = & \|\Re\{\mathbf{r} - S\Phi\mathbf{b}\}\|^2 + \|\Im\{\mathbf{r} - S\Phi\mathbf{b}\}\|^2 + \|\Re\{b_K s_K e^{j\phi}\}\|^2 + \|\Im\{b_K s_K e^{j\phi}\}\|^2 \\ & - 2\Re\{b_K s_K e^{j\phi}\}^T \Re\{\mathbf{r} - S\Phi\mathbf{b}\} - 2\Im\{b_K s_K e^{j\phi}\}^T \Im\{\mathbf{r} - S\Phi\mathbf{b}\} \end{aligned} \quad (8)$$

令

$$F_K(\mathbf{b}|\mathbf{r}) = \|\mathbf{r} - S\Phi\mathbf{b}\|^2 \quad (9)$$

$$\varepsilon_K = \|b_K s_K e^{j\phi}\|^2 \quad (10)$$

$$x(\mathbf{b}|\mathbf{r}) = b_K^* s_K^T (\mathbf{r} - S\Phi\mathbf{b}), \quad (*\text{表示复共轭}) \quad (11)$$

由 (8) 式经推导可得

$$\Lambda_1(\mathbf{b}, \phi|\mathbf{r}) = F_K(\mathbf{b}|\mathbf{r}) + \varepsilon_K - 2\Re\{x(\mathbf{b}|\mathbf{r})\} \cos \phi - 2\Im\{x(\mathbf{b}|\mathbf{r})\} \sin \phi \quad (12)$$

那么, 对 (6) 式可分两步进行优化, 即

$$\{\hat{\mathbf{b}}, \hat{\phi}_k\} = \arg \min_{\mathbf{b}} \min_{\phi} \Lambda_1(\mathbf{b}, \phi|\mathbf{r}) \quad (13)$$

令

$$\frac{\partial \Lambda_1(\mathbf{b}, \phi|\mathbf{r})}{\partial \phi} = 0 \Rightarrow \tan[\hat{\phi}(\mathbf{b}|\mathbf{r})] = \frac{\Im\{x(\mathbf{b}|\mathbf{r})\}}{\Re\{x(\mathbf{b}|\mathbf{r})\}} \quad (14)$$

$$\hat{\phi}(\mathbf{b}|\mathbf{r}) = \tan^{-1} \frac{\Im\{x(\mathbf{b}|\mathbf{r})\}}{\Re\{x(\mathbf{b}|\mathbf{r})\}} + n\pi, \quad n \in Z \quad (15)$$

由于所估计的相位值存在 180° 的相位模糊, 为了解决这个问题, 我们可以把 (1) 式代入 (11) 式, 当 \mathbf{b} 完全估计时,

$$x(\mathbf{b}|\mathbf{r}) = b_K^* s_K^T (\mathbf{r} - S\Phi\mathbf{b}) = b_K^* s_K^T (b_K s_K e^{j\phi_K} + \sigma n) \quad (16)$$

对于 QPSK 信号, 不失一般性, 我们令 $b_K = 1 + i$, 则 (16) 式可简化为

$$x(\mathbf{b}|\mathbf{r}) = 2e^{j\phi_K} + (1 - i)s_K^T \sigma n \quad (17)$$

(17) 式中, 第一项含有载波相位, 第二项为噪声, 所以我们根据此式来判断 ϕ_K 属于那一个象限, 然后结合 (15) 式来估计 ϕ_K 。

现在的问题是如何估计 $\hat{\mathbf{b}}$? 当获得 $\hat{\mathbf{b}}|\mathbf{r}$ 之后, 我们可以将 (17) 式和 (14) 式结合, 并利用三角恒等式可得

$$\cos(\hat{\phi}(\mathbf{b}|\mathbf{r})) = \frac{\Im\{x(\mathbf{b}|\mathbf{r})\}}{\sqrt{\Im\{x(\mathbf{b}|\mathbf{r})\}^2 + \Re\{x(\mathbf{b}|\mathbf{r})\}^2}} \quad (18)$$

$$\sin(\hat{\phi}(\mathbf{b}|\mathbf{r})) = \frac{\Re\{x(\mathbf{b}|\mathbf{r})\}}{\sqrt{\Im\{x(\mathbf{b}|\mathbf{r})\}^2 + \Re\{x(\mathbf{b}|\mathbf{r})\}^2}} \quad (19)$$

将 (18) 式和 (19) 式代入 (12) 式, 可得

$$\Lambda_2(\mathbf{b}\mathbf{r}) = \Lambda_1(\mathbf{b}, \hat{\phi}(\mathbf{b}|\mathbf{r})|\mathbf{r})| \quad (20)$$

$$\Lambda_2(\mathbf{b}\mathbf{r}) = F_K(\mathbf{b}|\mathbf{r}) + \varepsilon_K - 2|x(\mathbf{b}|\mathbf{r})| \quad (21)$$

$$\hat{\mathbf{b}} = \arg \min_{\mathbf{b}} \Lambda_2(\mathbf{b}|\mathbf{r}) = \arg \min_{\mathbf{b}} \{F_K(\mathbf{b}|\mathbf{r}) + \varepsilon_K - 2|x(\mathbf{b}|\mathbf{r})|\} \quad (22)$$

至此, 我们已获得了联合估计子 $\hat{\mathbf{b}}$ 和 $\hat{\phi}_K$ 的表达式。不过直接计算 (22) 式的复杂度是很高的, 所以在实际工程当中我们需采用高效的算法来估计 $\hat{\mathbf{b}}$ 和 $\hat{\phi}_K$ 。

2.2.2 过饱和和低复杂度非相干最佳联合检测算法 如果用户的发射波形呈树型的互相关结构^[3], 如图 1 所示, 那么计算 $F_K(\mathbf{b}|\mathbf{r})$ 可以利用文献 [3] 的方法。根据条件估计量来分离 $F_K(\mathbf{b}|\mathbf{r})$, 从发射波形树的低层往上为树中每一个结点建立一个表, 最后利用最小路径算法来估计信码 \mathbf{b} 。而在优化计算 (22) 式, 还要考虑后两项。对于 QPSK 信号, 第二项是恒定的, 所以我们只考虑第三项。由于

$$s_K^T s_n = 0 \quad \forall n \notin adK = dKYaK \quad (23)$$

所以

$$x(\mathbf{b}|\mathbf{r}) = x(b_{adK}|\mathbf{r}) = b_K^* s_K^T (\mathbf{r} - S_{adK} \Phi_{adk} b_{adK}) \quad (24)$$

那么, (22) 式可以简化为

$$\hat{\mathbf{b}} = \arg \min_{\mathbf{b}} [F_K(\mathbf{b}|\mathbf{r}) - 2|x(b_{adK}|\mathbf{r})|] \quad (25)$$

所以, 在计算 (25) 式时, 对于树中不同的结点, 应该建立不同的表。

对于既不是结点 K 的上代结点也不是结点 K 的子代结点 n (即 $\forall n \notin adK$), 我们可以不考虑 (25) 式中的第二项, 采用与文献 [3] 相同的方法为结点 n 建一个标准表, 表中存有以下条件估计值:

$$\hat{b}_n(\mathbf{r}|b_{an}) = \arg \min_{b_n} \|\mathbf{r} - s_n b_n e^{j\phi_n} - S_{an} \Phi_{an} b_{an} - S_{dn} \Phi_{dn} \hat{b}_{dn}(\mathbf{r}|b_n, b_{an})\|^2 \quad (26)$$

式中 $\hat{b}_{dn}(\mathbf{r}|b_n, b_{an})$ 是已知的, 因为为树中的结点建表是从低层向上的。

对于结点 K 的子代结点, 我们必须考虑 (25) 式中的第二项, 这样, 在优化计算 (25) 式时, 需要将结点 K 的所有子代结点一起考虑, 建立一个子代表, 表中存有以下条件估计值:

$$\hat{b}_{dK}(\mathbf{r}|b_{aK}) = \arg \min_{b_{dK}} \{\|\mathbf{r} - S_{aK} \Phi_{aK} b_{aK} - S_{dK} \Phi_{dK} b_{dK}\|^2 - 2|x(b_{aK}, b_{dK}|\mathbf{r})|\} \quad (27)$$

同理, 对于结点 K 的上代结点 i , 我们也必须考虑 (25) 式中的第二项, 这样, 在优化计算 (25) 式时, 需要将结点 K 的所有子代结点一起考虑, 建立一个上代表, 表中存有以下条件估计值:

$$\begin{aligned} \hat{b}_i(\mathbf{r}|b_{ai}) &= \arg \min_{b_i} \left\{ F_i(b_i, b_{ai}|\mathbf{r}) - 2 \left| x(\hat{b}_{dK}(\mathbf{r}|\hat{b}_\theta(\mathbf{r}|b_i, b_{ai})), \hat{b}_\theta(\mathbf{r}|b_i, b_{ai}), b_i, b_{ai}|\mathbf{r}) \right| \right\} \quad (28) \\ F_i(b_i, b_{ai}|\mathbf{r}) &= \|\mathbf{r} - b_i s_i e^{j\phi_i} - S_{ai} \Phi_{ai} b_{ai} \\ &\quad - S_{dK} \Phi_{dK} \hat{b}_{dK}(\mathbf{r}|\hat{b}_\theta(\mathbf{r}|b_i, b_{ai}), b_i, b_{ai}) - S_\xi \Phi_\xi \hat{b}_\xi(\mathbf{r}|b_i, b_{ai})\|^2 \quad (29) \end{aligned}$$

式中 θ 表示结点 K 的上代结点集合与集合 $\{i, ai\}$ 的差集, 而 ξ 表示集合 di 与集合 dK 的差集。

总之, 过饱和低复杂度非相干最佳联合检测算法可以归结为: 从树的低层结点出发, 从下往上, 依次为每个结点建立一张表, 表分为三类: 标准表、子代表、上代表; 当估计出最顶层的结点用户的信码后, 从上往下, 依次查表, 得到信息向量 $\hat{\mathbf{b}}$, 最后, 利用 (15) 式和 (17) 式计算出 ϕ_K 。

从建表的过程看, 新用户在树中的位置对算法的计算复杂度有很大的影响。新用户的位置越靠近树顶, 与之相关的子代结点越多。由于相关的节点不能分离以分别进行优化, 只能联合优化, 导致算法的复杂度提高。其极限情况是: 当新用户位于树顶, 算法的复杂度与用户数呈指数关系; 当新用户位于树底, 算法的复杂度与用户数呈低阶多项式关系^[3]。此算法的复杂度分析可以采用文献 [3] 类似的方法, 由于篇幅所限, 本文不再详细分析。

3 实验研究

由于理论分析多用户信码 / 相位非相干最佳接收机的性能比较困难, 本文采用 Monte Carlo 计算机模拟仿真的方法来研究此接收机的误码性能和相位估计误差等问题, 并与文献 [3] 中的相干接收机作了比较。

在模拟实验中, 我们采用文献 [3] 中的最小距离集作为用户波形, 并假定系统中容纳了 21 个用户。在研究非相干接收机时, 我们假定用户 17 为新用户, 它的相位是未知的, 其他 20 个用户的波形和相位是已知的。那么, 21 个用户的波形矩阵 s_1 可表示为

$$s_1 = \begin{matrix} & \begin{matrix} 1/2 & 0 & 0 & 0 & 1/4 \\ 1/2 & 0 & 0 & 0 & 1/4 \\ 1/2 & 0 & 0 & 0 & 1/4 \\ 1/2 & 0 & 0 & 0 & 1/4 \\ 0 & 1/2 & 0 & 0 & 1/4 \\ 0 & 1/2 & 0 & 0 & 1/4 \\ 0 & 1/2 & 0 & 0 & 1/4 \\ 0 & 1/2 & 0 & 0 & 1/4 \\ I_{16} & 0 & 0 & 1/2 & 0 & 1/4 \\ & 0 & 0 & 1/2 & 0 & 1/4 \\ & 0 & 0 & 1/2 & 0 & 1/4 \\ & 0 & 0 & 1/2 & 0 & 1/4 \\ & 0 & 0 & 0 & 1/2 & 1/4 \\ & 0 & 0 & 0 & 1/2 & 1/4 \\ & 0 & 0 & 0 & 1/2 & 1/4 \\ & 0 & 0 & 0 & 1/2 & 1/4 \end{matrix} \end{matrix}$$

矩阵的每一列对应于一个用户的码序列。其相应的树型相关结构图如图 1 所示。发射信号采用 QPSK 调制方式。在估计误码率时, 所用的信噪比为 3-7dB, 计算每一点的实验次数为 10000。

为了更深刻的了解非相干最佳接收机的性能, 我们先分析相干最佳接收机。

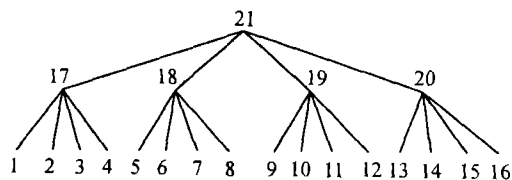


图 1 21 个用户波形采用最小距离集时, 其树型相关结构图

3.1 相干最佳接收机的性能研究

为了分析相干最佳接收机的性能, 我们采用 Monte Carlo 计算机模拟的方法来计算其误码性能。这个实验分三种情况:

(1) 当载波相位完全估计时, 相干最佳接收机的性能如图 2 所示。

(2) 当用户 17 的相位估计偏差分别为 5° 、 10° 、 15° 、 20° , 而其他用户的相位能够完全估计时, 相干最佳接收机的性能如图 3 所示。

(3) 当所有用户的相位估计偏差分别为 5° 、 10° 、 15° 、 20° 时, 相干最佳接收机的平均误码性能如图 4 所示。

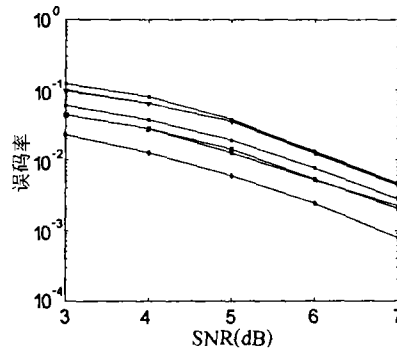


图 2 载波相位完全估计时, 相干最佳接收机的性能
注: □用户 1; ☆用户 5; ▽用户 17;
+用户 18; ×用户 21; ◇理论值; * 平均值;
“理论值”表示正交多用户系统中用户的误码性能;
“平均值”表示相干最佳接收机的平均误码性能

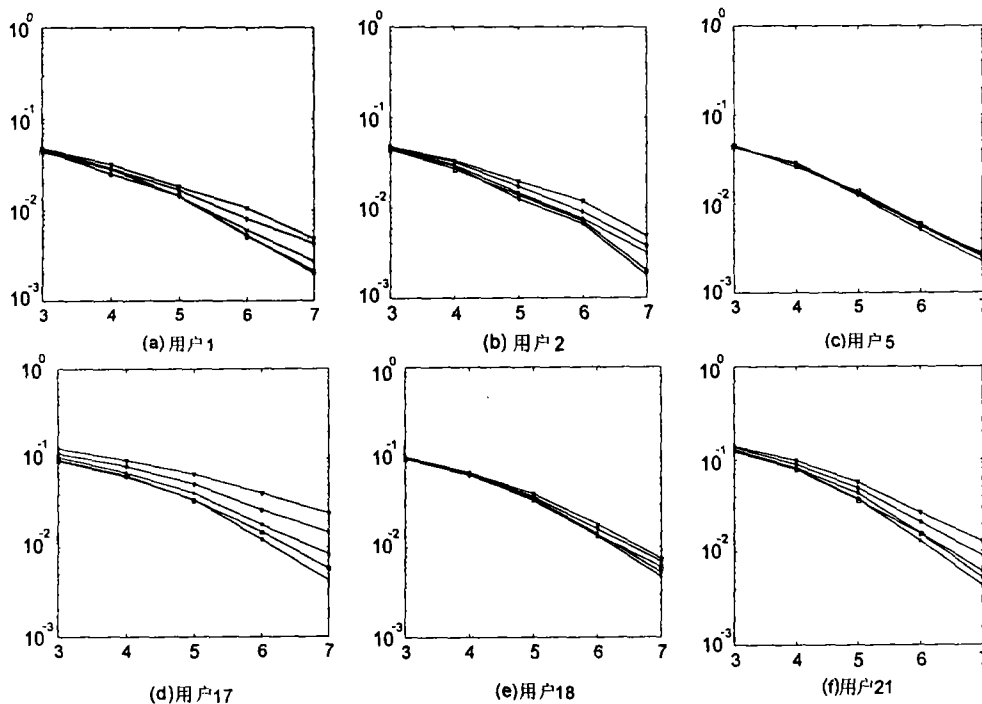


图 3 当用户 17 的相位估计偏差分别为 0° 、 5° 、 10° 、 15° 、 20° 时, 相干最佳接收机的性能
横轴表示信噪比 SNR(dB), 纵轴表示误码率 ($*0^\circ$; $\square 5^\circ$; $\star 10^\circ$; $\diamond 15^\circ$; $\nabla 20^\circ$)

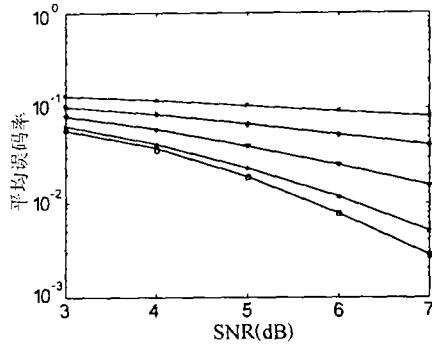


图 4 当所有用户的相位估计偏差分别为 0° , 5° , 10° , 15° , 20° 时, 相干最佳接收机的平均误码性能
(\square 0° ; \star 5° ; ∇ 10° ; \diamond 15° ; $*$ 20°)

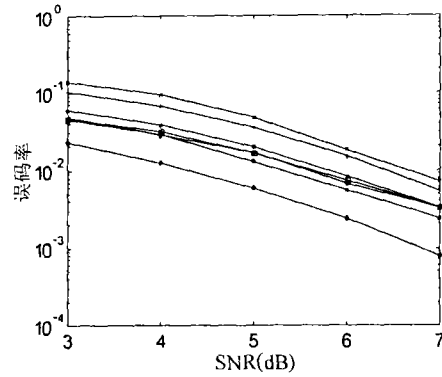


图 5 多用户信码 / 相位非相干最佳接收机的误码性能
“理论值”表示正交多用户系统中用户的误码性能;
“平均值”表示多用户信码 / 相位非相干最佳接收机的平均误码性能, \square 用户 1; \star 用户 5; ∇ 用户 4;
+ 用户 18; \times 用户 21; \diamond 理论值; $*$ 平均值

综合图 2、图 3 和图 4, 我们可以得出以下结论:

(1) 当一个新用户接入系统时, 其相位估计存在偏差。相位偏差为 5° 时, 对系统的性能影响很小, 可以忽略; 相位偏差为 10° 时, 信噪比损失平均为 0.25dB 左右; 相位偏差为 15° 时, 信噪比损失平均为 0.5dB 左右; 相位偏差为 20° 时, 信噪比损失平均为 1dB 左右。而且相位偏差对该用户的影响最大, 对其上代和下代结点用户影响次之, 对不相关用户的影响最小。

(2) 当系统进入稳定状态时, 每个用户的相位都存在偏差。偏差为 5° 时, 信噪比损失为 0.5dB ; 当偏差为 10° 、 15° 、 20° 时, 系统的接收性能下降很大。所以, 我们对载波相位估计的精度要求为 5° 。

3.2 非相干最佳接收机的性能及其与相干最佳接收机的性能的对比分析

图 5 给出了多用户信码 / 相位非相干最佳接收机的误码性能, 包括用户 1、用户 4、用户 5、用户 18、用户 21 的误码性能和所有用户的平均误码性能。为了比较起见, 图 5 还给出相应的正交多用户系统的误码性能。从图 5 当中, 我们可以得出如下结论:

(1) 过饱和系统中各个用户的性能是不同的, 用户的位置越靠近树底, 与之相关的用户数越小, 其性能越好。这一特点也给多址协议的设计带来了一定的灵活性。

(2) 此接收机的误码性能要低于相应的正交多址系统, 可以说, 它在系统信息传输速率和可靠性之间达到了一种折衷。

(3) 由于用户 17 的相位是不确知的, 估计值有误差, 所以, 其子结点用户 1、用户 4 的性能要低于用户 5。

图 6 给出了多用户信码 / 相位非相干最佳接收机与相干接收机的性能对比。从图 6 当中我们可以看出, 对于不同的用户来说, 非相干最佳接收机相对于相干接收机的性能损失是不同的。当用户 17 为新用户时, 用户 17 的上代结点和下代结点的用户性能损失最大, 而其他结点的损失可以忽略不计。

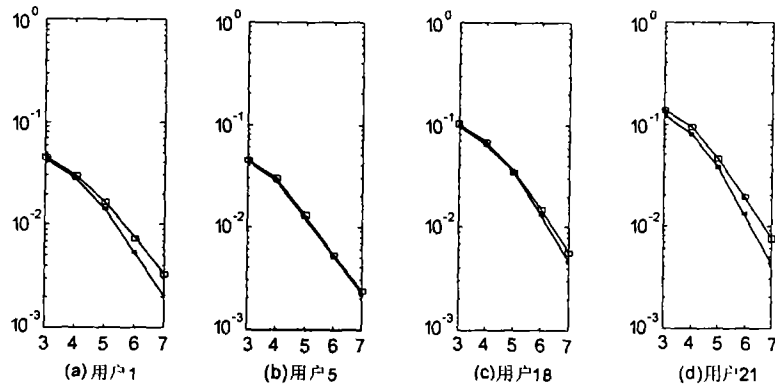


图 6 用户 17 发训练序列时, 多用户信息非相干解调与相干解调的性能对比
(横轴表示信噪比 SNR(dB), 纵轴表示误码率 BER, □相干, * 非相干)

图 7 给出了不同信噪比下, 相位估计误差的近似分布图。经过计算可知, 当信噪比为 4dB 时, 相位估计误差的标准偏差为 36.51; 当信噪比为 5dB 时, 相位估计误差的标准偏差为 28.97; 当信噪比为 6dB 时, 相位估计误差的标准偏差为 21.41; 当信噪比为 7dB 时, 相位估计误差的标准偏差为 16.75。下面, 我们以信噪比 4dB 为例, 来计算载波相位估计的精度要求为 $3\sigma_{\phi} \leq 5^\circ$ 时, 所需的训练符号的个数 N_1 。假定每个符号的估计是独立的, 我们有

$$\frac{\sigma}{\sqrt{N_1}} \leq \frac{5}{3} \Rightarrow N_1 \geq 477 \quad (30)$$

由于所需的训练符号的个数太大, 占用了系统很多的资源, 我们必须采用改进的算法来减少训练符号的个数。其思路是利用已获得的相位知识, 来提高载波相位估计的精度, 而不是采用简单的平均。这个问题将在以后的工作中具体研究。不过, 本文的工作是基础, 因为相位知识的获得需采用本文的算法。

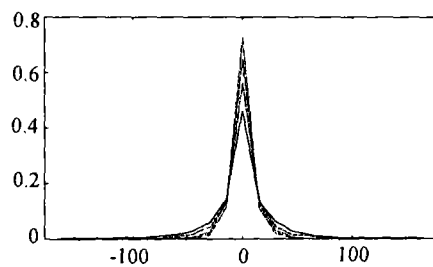


图 7 不同信噪比下, 相位估计误差的近似分布图
横轴表示相位误差, 单位为度, 纵轴表示相位误差的概率分布; “实线”、“长划线”、“长划线-点”和“长划线-点-点”分别表示信噪比为 4dB、5dB、6dB 和 7dB

4 结束语

本文将载波相位提取和多用户信息的检测同时考虑, 提出了低复杂度非相干多用户信码 / 相位最佳联合检测算法, 符合实际系统运作的情况; 而且此算法适用于具有二维星座的线性调制方式。同时, 通过计算机仿真实验, 本文分析了此非相干最佳接收机的误码性能及相位提取

的精度等有关问题,得到了一些有用的结论。值得进一步研究的问题是如何利用已估计得到的相位信息来提高相位估计的精度,以缩短训练序列的长度。

参 考 文 献

- [1] Verdu Sergio, Multiuser Detection, London, Cambridge University Press, 1998, Chapter 1.
- [2] Verdu Sergio, Computational Complexity of Optimum Multiuser Detection. in *Algorithmica*, New York, Springer-Verlag, 1989, Chapter 3.
- [3] R. E. Learned, A. S. Willsky, D. M. Boroson, Low complexity signal processing and optimal joint detection for over-saturated multiple access communications, *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1997, 45(1), 113-123.
- [4] R. E. Learned, *et. al.*, Wavelet-packet-based multiple access communication, in *SPIE on Mathematical Imaging, Wavelet Application in Signal and Image Processing*, 1994, 20(7), 1236-1245.

NON-COHERENT MULTIUSER WEIGHT/PHASE OPTIMAL JOINT DETECTION IN OVER-SATURATED MULTIPLE ACCESS COMMUNICATION

Bi Jianxin Wang Yingmin Yi Kechu

(*ISN National Key Lab., Xidian University, Xi'an 710071 China*)

Abstract This paper explores the problem of non-coherent multiuser weight/phase optimal joint detection for QPSK signal in over-saturated multiple access communication. Firstly, non-coherent multiuser weight/phase estimator is given via theoretical analysis. Then, the low complexity non-coherent multiuser weight/phase optimal joint detection algorithm is proposed, which is fit with practical working-condition and is applicable to linear modulation methods with two-dimensional constellation. Finally, the performance of the non-coherent optimal receiver and the phase estimate error is analyzed via computer simulation and some useful conclusions are drawn.

Key words Over-Saturated Multiple Access Communication(OSMA), Non-coherent detection, Phase offset

毕见鑫: 男, 1972年生, 博士生, 主要研究方向为通信信号处理和 DSP 实现.

王映民: 男, 1963年生, 博士生, 主要研究方向为通信信号处理和移动通信.

易克初: 男, 1943年生, 教授, 博士生导师, 主要从事通信信号处理、语音信号处理和卫星通信方面的研究.