



协作通信中基于门限的译码算法性能研究^{*}

霍辰杰, 陈树新, 张衡阳

(空军工程大学信息与导航学院 西安 710077)

摘要:针对协作通信系统,提出一种基于门限的译码算法。在分析等效干扰噪声概率分布的基础上,给出门限的设置方法,理论分析了所提算法的运算复杂度;在设置不同门限值的条件下,仿真分析了所提算法的误码性能和对应的运算复杂度,并与已有算法进行比较。在此基础上给出一种动态门限设置策略,并将其应用于所提算法。仿真结果表明,基于动态门限设置的译码算法能够减少信噪比的译码资源消耗,获得高信噪比的理想性能。

关键词:协作通信;门限设置;译码算法;性能分析

doi: 10.3969/j.issn.1000-0801.2013.01.015

A Performance Research on the Threshold-Based Decoding Algorithm in Cooperative Communications

Huo Chenjie, Chen Shuxin, Zhang Hengyang

(Institute of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: Aiming at the cooperative communication systems, a threshold-based decoding algorithm was proposed. A method for threshold-settings was given based on the analysis of the probability distribution of equivalent noise. The operation complexity of the proposed algorithm was analyzed theoretically. Both the error rate performance and the operation complexity were then simulated, and compared with existing algorithms. Furthermore, a strategy of dynamic threshold-settings, which was given on the basis of the analyses and simulations above, was applied to the proposed algorithm. The simulation results show that the proposed algorithm based on the dynamic threshold-settings is able to alleviate the cost of decoding resources in low SNR and get the optimal error rate performance in high SNR.

Key words: cooperative communication, threshold-setting, decoding algorithm, performance analysis

1 引言

协作分集技术依托分布式空时编译码,能够有效对抗无线信道中的各种信号衰落,实现信号的高速可靠传输^[1]。协作通信系统的传输可靠性直接由接收端译码算法的性能决定,理论上,采用最大似然(maximum likelihood, ML)译码算法能够获得最佳的传输可靠性,但 ML 译码算法的

计算复杂度随着发送符号序列维数的增加呈指数增长,当发送序列维数较高时,ML 算法难以实际应用。

因此,研究者致力于开发低复杂度的实用译码算法,尽最大可能获得通信系统的性能增益。Golden 等人提出的最优排序连续干扰抵消(OSIC)算法能够获得 60% 的 MIMO 信道容量,为了进一步提高通信系统性能,研究者将 ML 算法与判决反馈均衡(DFE)、矩阵的 QR 分解或者

^{*} 国家自然科学基金资助项目(No.61202490),陕西省自然科学基金资助项目(No.2010JQ8010),空军工程大学信息与导航学院科研创新基金资助项目(No.DYCX1006),2011 年空军工程大学信息与导航学院研究生创新基金资助项目



OSIC 技术相结合,构建了各种次优译码算法^[2,3]。在此基础上,参考文献[4]提出了一种基于排序 QR 分解(SQRD)的列表检测(list-SQRD)方案,以较低的复杂度获得较好的性能。参考文献[5]提出了一种分组最大似然译码算法,本文称作 OSIC-GroupML 算法,该算法性能介于 OSIC 算法和 ML 算法之间,通过改变每个分组的大小来满足特定应用场景对算法性能和运算复杂度的需求,误码性能优于参考文献[4]中提到的算法,但运算复杂度也更大。

综上所述,如何以较低的运算复杂度获得理想的误码性能已成为研究热点。但是,译码算法的可用性只在高信噪比条件下才能体现,低信噪比的信号检测只会造成译码资源的消耗,参考文献[4,5]所提算法的运算量均不随信噪比变化,势必造成低信噪比的译码资源消耗。本文以 OSIC-GroupML 算法为基础,以减少低信噪比的译码资源消耗、获得高信噪比的理想性能为目标,提出一种基于门限设置的 OSIC-GroupQuasiML 算法。在详细分析所提算法误码性能和运算复杂度的基础上,给出一种动态设置门限的策略,并仿真分析了基于该策略的算法性能。

2 系统模型

考虑 N_T 发送、 N_R 接收的协作分集系统。假设采用两个协作发送平台 A 和 B,接收端为一个固定终端 P,假设平台 A、B 到终端 P 的信道衰减因子分别为 h'_{ji} ($j=1, \dots, N_R, i=1, \dots, N_T$) 和 h''_{ji} ($j=1, \dots, N_R, i=1, \dots, N_T$),且 h'_{ji} 和 h''_{ji} 统计不相关,信道矩阵模型 $H \in C^{N_R \times N_T}$ 。为了实现信号的高速可靠传输,发送端采用基于延迟分集的分布式对角分层空时结构(D-BLAST),发送矩阵 $S \in C^{N_T \times n}$ 为一个沿对角线的分层结构, L 表示层数, n 为每层数据长度, N_T 表示 A、B 两平台的总发射天线数。这种结构的传输速率为 $L=N_T-n+1$ 。由此得到接收端的原始接收信号表达式为:

$$Y=HS+W \quad (1)$$

其中, $W \in C^{N_R \times n}$ 是噪声矩阵,由相互独立同分布的复

高斯随机变量组成,每个元素的概率满足 $CN(0, \sigma_v^2)$ 分布; $Y \in C^{N_R \times n}$ 是接收矩阵。

假设 $L=3, n=2$, 每个发送平台装配两根发射天线 ($N_T=2$), 协作分集系统模型如图 1 所示。

3 OSIC-GroupQuasiML 算法

3.1 预处理

令矩阵的元素统一为 h_{ji} ($j=1, \dots, N_R, i=1, \dots, N_T$)。根据发送矩阵 $S \in C^{N_T \times n}$ 的对角结构,将信道矩阵 H 做等效变换如下:

$$\begin{aligned} \bar{H} &= \text{diag}(\bar{H}_1, \dots, \bar{H}_l, \dots, \bar{H}_L)_{nLN_R \times nL} \\ \bar{H}_l &= \left(\text{diag}(h_{1l}, \dots, h_{1,(n+l-1)}), \dots, \text{diag}(h_{N_R l}, \dots, h_{N_R, (n+l-1)}) \right)^T \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $\bar{H} \in C^{nLN_R \times nL}$, 且 $\bar{H}_l \in C^{nN_R \times n}$, $l \in [1, L]$ 。由此得到接收端的等效接收信号表达式为:

$$\bar{Y} = \bar{H}(s_1, \dots, s_{Ln})^T + \bar{W} \quad (3)$$

其中, $\bar{Y} \in C^{nLN_R \times L}$ 为等效接收矩阵, $\bar{W} \in C^{nLN_R \times L}$ 为等效噪声矩阵。

3.2 门限的设置

根据参考文献[5]对 OSIC-GroupML 算法的描述,得到等效接收信号的方程如下:

$$\tilde{Y} = \tilde{h}_k g_k + \sum_{i \neq k, i=1}^{Ln/N} \tilde{h}_i g_i + \tilde{W} \quad (4)$$

其中, g_k 表示等效发送矢量 $(s_1, \dots, s_{Ln})^T$ 的第 k 个分组, $\tilde{h}_k$ 表示等效信道矩阵 $\bar{H}$ 对应的第 k 个分组, 设 N 表示每个分组的长度, 则 $k \in [1, Ln/N]$, $\tilde{Y}$ 表示该算法的等效接收矢量。设 $\tilde{W}_k = \sum_{i \neq k, i=1}^{Ln/N} \tilde{h}_i g_i + \tilde{W}$ ($\tilde{W}_k \in C^{nLN_R \times L}$) 表示检测第 k 个分组时的等效干扰噪声。OSIC-GroupML 算法的判决式如下^[5]:

$$\hat{g}'_k = \arg \min_{g_k \in A} \left\| \text{Cov}_k^{-\frac{1}{2}} (\tilde{Y} - \tilde{h}_k g_k) \right\|^2 \quad (5)$$

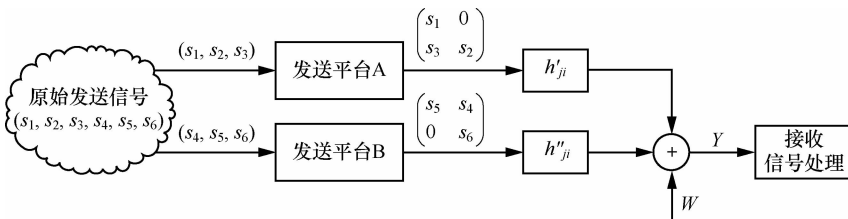


图 1 协作分集系统模型

其中, Cov_k 表示 $\tilde{W}_k$ 的协方差矩阵, 表示为:

$$Cov_k = \sigma_v^2 I_{nLN_R} + \sum \tilde{h}_i \tilde{h}_i^H, i \neq k \quad (6)$$

根据中心极限定理, 当 Ln/N 趋于无穷大时, $\tilde{W}_k$ 的概率分布趋近于高斯分布, 通常假设 $\tilde{W}_k$ 满足均值为 0、协方差矩阵为 Cov_k 的 nLN_R 维高斯分布^[5,6]。

基于上述假设, $\tilde{W}_k$ 的分布密度为:

$$f(\tilde{W}_k) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{nLN_R}{2}} |Cov_k|^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\tilde{Y} - \tilde{h}_k g_k)^H Cov_k^{-1} (\tilde{Y} - \tilde{h}_k g_k) \right\} \quad (7)$$

其中, $\tilde{W}_k = \tilde{Y} - \tilde{h}_k g_k$ 。

由式(7)可知, OSIC-GroupML 算法采用穷举所有发送组合 A 的方式得到检测值。如果合理地设置门限 T , 使其满足式(8), 那么将有效降低运算复杂度。

$$\hat{g}_k'' = \arg \left\{ T \geq \left\| Cov_k^{-\frac{1}{2}} (\tilde{Y} - \tilde{h}_k g_k) \right\|^2 \right\} \quad (8)$$

门限选取的方法如下。

根据以上关于 $\tilde{W}_k$ 的分析可知, $\|Cov_k\|^{-1} \cdot \|\tilde{W}_k\|^2 = \|Cov_k\|^{-1} \cdot \|(\tilde{Y} - \tilde{h}_k g_k)\|^2$ 满足自由度为 nLN_R 的卡方分布:

$$f(v) = \frac{1}{2^{nLN_R/2} \Gamma(nLN_R/2)} v^{\frac{nLN_R}{2}-1} \cdot \exp \left(-\frac{v}{2} \right) \quad (9)$$

其中, $v = \|Cov_k\|^{-1} \cdot \|\tilde{W}_k\|^2$ 。

此时得到门限值 T 如下:

$$T = \hat{\lambda} \cdot \|Cov_k\| \quad (10)$$

其中:

$$\hat{\lambda} = \arg \left\{ \int_0^{\hat{\lambda}} f(v) dv = Pr \right\} \quad (11)$$

综合式(10)和式(11)可知, 门限值 T 的选取相当于形成了一个以等效接收信号 $\tilde{Y}$ 为球心、以 T 为半径的超球。当 Pr 很大 (如 $Pr=0.9999$) 时, 式(5)的检测结果 $\hat{g}_k'$ 很有可能位于该超球内。

3.3 算法流程

以第 k 个分组的检测为例, 说明 OSIC-GroupQuasiML 算法的流程。设 M 表示调制星座的大小; $A = \{a_1, \dots, a_{M^N}\}$, 其中 $a_i (i \in [1, M^N], a_i \in C^{N \times I})$ 表示第 k 个分组内第 i 种发送信号的组合方式; 算法判决量的集合表示为:

$D^k = \{D_1^k, \dots, D_{M^N}^k\}$, $D_i^k = \|Cov_k^{-\frac{1}{2}} (\tilde{Y} - \tilde{h}_k g_k)\|^2 (g_k = a_i)$ 。则 OSIC-GroupQuasiML 算法流程如图 2 所示。

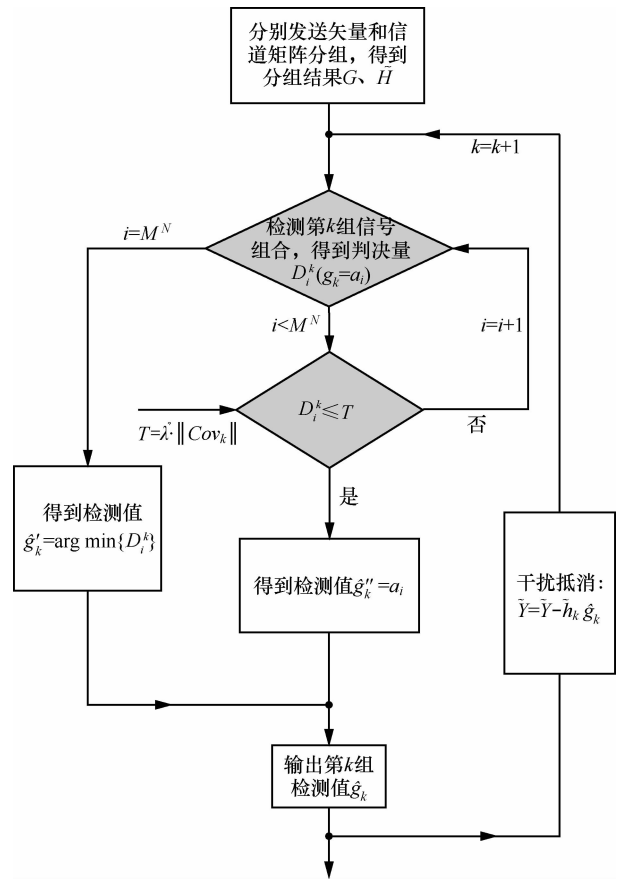


图 2 OSIC-GroupQuasiML 算法流程

4 算法性能

4.1 算法复杂度

4.1.1 OSIC-GroupML 算法复杂度

OSIC-GroupML 算法分为预处理、小组内 ML 检测、小组间 OSIC 检测 3 个阶段, 后两个阶段穿插进行。其中, 进行小组内 ML 检测的次数等于分组个数 Ln/N , 复杂度为:

$$\begin{aligned} flops1 = & (1 + nLN_R) + \\ & \left\{ \sum_{j=2}^{Ln/N} (nLN_R)^2 [(j-1)(8N-2) + 2(j-2)] + 2nLN_R + 1 \right\} + \\ & \frac{LnM^N}{N} [nLN_R (16N + 8nLN_R - 2) + 6] \end{aligned} \quad (12)$$

进行小组间 OSIC 检测的复杂度为:

$$flops2 = \left(\frac{Ln}{N} - 1 \right) [nLN_R (8N - 2)] \quad (13)$$

OSIC-GroupML 算法的总复杂度为:

$$Flops_{OSIC-GroupML} = flops1 + flops2 \quad (14)$$

根据上述分析, 该算法的小组内 ML 检测运算次数大



于 List-SQRD 算法^[4]的列表搜索次数,小组间 OSIC 检测的运算次数大于 List-SQRD 算法^[4]的信号检测运算次数。综上所述,OSIC-GroupML 算法的运算复杂度高于 List-SQRD 算法。

4.1.2 OSIC-GroupQuasiML 算法复杂度

OSIC-GroupQuasiML 算法分为预处理、小组内 QuasiML 检测、小组间 OSIC 检测 3 个阶段。本算法通过合理设置门限值,能够使小组内 QuasiML 检测的运算复杂度低于 OSIC-GroupML 算法。如图 3 所示,当 $i < M^N$ 时,门限值有效,算法复杂度降低;当 $i = M^N$ 时,门限值无效,算法复杂度与 OSIC-GroupML 算法相同。

当 $i < M^N$ 时,第 k 分组检测值 $\hat{g}_k = a_{\beta_k}$,其中 β_k 表示第 k 个分组内满足不等式 $D_i^k \leq T$ 的 i 值。小组内 QuasiML 检测的复杂度为:

$$\begin{aligned} \text{flops}_1 = & (1 + nLN_R) + \\ & \left\{ \sum_{j=2}^{Ln/N} (nLN_R)^2 [(j-1)(8N-2) + 2(j-2)] + 2nLN_R + 1 \right\} + \\ & \sum_{k=1}^{Ln/N} \beta_k \cdot [nLN_R (16N + 8nLN_R - 2) + 6] \end{aligned} \quad (15)$$

将式(15)与式(12)对比,当 $i < M^N$ 时,式(16)成立:

$$\text{Flops}_{\text{OSIC-GroupQuasiML}} < \text{Flops}_{\text{OSIC-GroupML}} \quad (16)$$

4.2 仿真分析

经过前面对 OSIC-GroupQuasiML 算法的分析可知,与 OSIC-GroupML 算法相比,本算法能够获得更低的复杂度,但复杂度的降低以性能恶化为代价。本节对 OSIC-GroupQuasiML 算法的误码性能和算法复杂度进行仿真,并分析仿真结果。

假设仿真环境为高空平台 (high altitude platform station, HAPS) 协作通信系统,地面终端 P 分别接收空中平台 A、B 的发送信号,由于接收仰角的不同,两路发送信号经历的雨雪衰减差异较大^[7]。根据参考文献[8]的研究可知, HAPS 低仰角区的信号自由空间路径损耗是高仰角区的 10 倍。设 h'_{ji} 表示平台 A 到终端 P 的信道衰减因子^[7,8], h''_{ji} 表示平台 B 到终端 P 的信道衰减因子^[7,8],地面终端 P 位于 A 平台的低仰角区, B 平台的高仰角区。

定义算法的平均复杂度指数如下:

$$F_{\text{index}} \triangleq \log_{N_T} (\text{Flops} / \text{frame_length}) \quad (17)$$

其中, Flops 表示算法总复杂度, frame_length 表示原始发送信息的帧长。取 $Pr = [0.9 \ 0.09 \ 0.9999 \ 0.99999999]$, 仿真参数值设定见表 1。

表 1 参数值设定

仿真参数	参数取值
$N_t(N_r)$	4(2)
N_R	4
M	4
$ h'_{ji} : h''_{ji} $	1: $\sqrt{10}$
frame_length	1.2×10^5

根据表 1 的参数设定,结合复杂度指数的定义,仿真得到 OSIC-GroupQuasiML 算法的误码率曲线和复杂度曲线如图 3 和图 4 所示。

为了分析方便,图 3 同时给出了 List-SQRD 算法和 OSIC-GroupML 算法的误码率曲线,容易看到 OSIC-GroupML 算法的误码性能优于 List-SQRD 算法。当 $Pr = 0.99999999$ 时,所提算法性能最差,随着取值的变小,所提算法性能逐渐接近 OSIC-GroupML 算法,并优于 List-SQRD 算法;当 $Pr = 0.9$ 时,所提算法在 $\text{SNR} > 10$ dB 区域非常接近 OSIC-GroupML 算法。

门限的选择策略导致上述现象的产生。根据式(11)中的积分上限函数,随着 Pr 的减小, λ 也减小,根据 $T = \hat{\lambda} \cdot \|Cov_k\|$ 可知, T 也随之减小。门限选择策略为 $\hat{g}_k = \arg\{T \geq D_i^k\}$,如果 $g_k \in A$ T 逐渐减小,该策略的约束条件逐渐变得严格,一定会使误码性能逐渐改善,并接近 OSIC-GroupML 算法的误码性能,如图 3 所示。

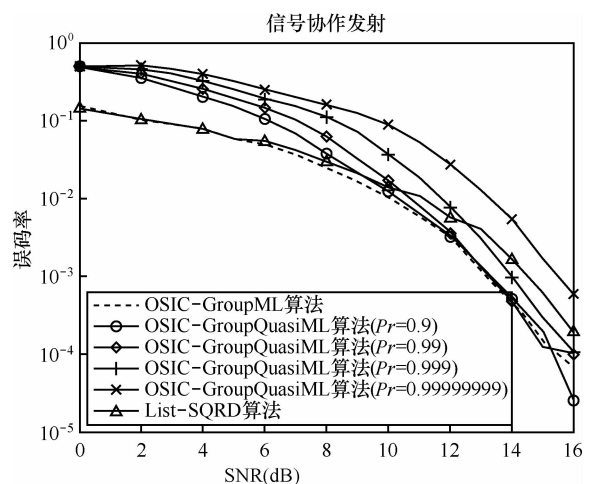


图 3 不同门限值条件下算法的误码率曲线

OSIC-GroupML 算法的复杂度曲线如图 4 所示。在固定信噪比条件下,当 $Pr = 0.99999999$ 时,算法复杂度最低,

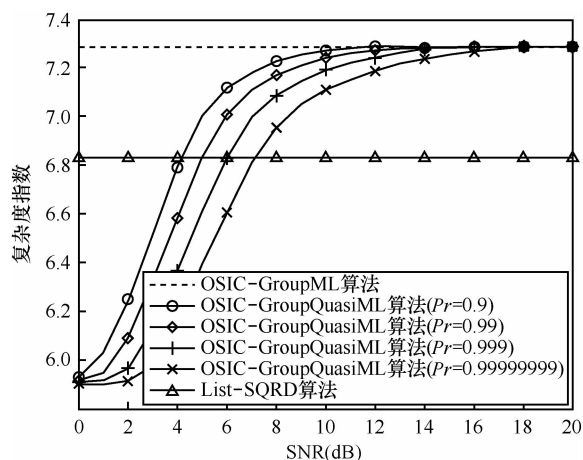


图 4 不同门限值条件下算法的复杂度曲线

随着 Pr 取值的变小, 算法复杂度逐渐增大; 另一方面, 无论 Pr 取何值, 算法复杂度都随着信噪比的增大而增大, 并且逐渐接近 OSIC-GroupML 算法的复杂度。为了研究方便, 图 5 同时给出了 List-SQRD 算法的运算复杂度, 当 $SNR < 8$ dB 时, 本节采用的 4 种门限值均能使 OSIC-GroupQuasiML 算法的运算量小于 List-SQRD 算法。

根据对图 4 的分析可知, 当 Pr 减小时, λ 也减小, 在固定信噪比条件下 $\|Cov_k\|$ 不变, 根据 $T = \hat{\lambda} \cdot \|Cov_k\|$ 可知门限值 T 随之减小; 仍然根据门限选择策略 $\hat{g}_k = \arg\{T \geq D_l^k\}$ 可知, 约束条件逐渐苛刻, 式 (15) 中的 β_k 值逐渐接近 M^N , 一定会导致算法复杂度逐渐增大; 另一方面, 随着信噪比的逐渐增大, $\|Cov_k\|$ 逐渐减小, 固定 Pr 值, 根据 $T = \hat{\lambda} \cdot \|Cov_k\|$ 可知门限值 T 随之减小, 门限选择策略的约束条件逐渐苛刻, 式 (15) 中的 β_k 值逐渐增大, 算法复杂度逐渐增大。

4.3 基于动态门限设置的算法性能

根据 4.2 节的仿真分析, 当信噪比较小时, 各个算法的译码可用性较差; 随着信噪比的逐渐增大, 译码可用性提高。而实际通信中, 无论信噪比的大小, 接收机都正常工作, 由此造成低信噪比时接收机译码资源的消耗。

以 OSIC-GroupQuasiML 算法的仿真结果说明问题。分析图 3 和图 4 可知, 在高信噪比区域 ($SNR > 10$ dB), 所提算法的误码性能优于 List-SQRD 算法 ($Pr \leq 0.99$); 在低信噪比区域 ($SNR < 8$ dB), 所提算法的运算复杂度小于 List-SQRD 算法。如果采用动态设置门限的方法, 使低信噪比区域算法的复杂度尽量小于 List-SQRD 算法, 高信噪比区域算法的误码性能尽量优于 List-SQRD 算法, 则不仅能够降低接收端硬件设备在低信噪比区域译码所造成的资源消耗, 而

且能够将节省下来的资源用于高信噪比区域, 得到满意的算法性能。基于上述分析, 具体的动态门限设置策略如下 (SNR 的单位为 dB)。

$$T = \begin{cases} \arg\{Pr = 0.99999999\}, SNR \in [0, 8) \\ \arg\{Pr = 0.9999\}, SNR \in [8, 11) \\ \arg\{Pr = 0.99\}, SNR \in [11, 15) \\ \arg\{Pr = 0\}, SNR \in [15, 16] \end{cases} \quad (18)$$

根据式 (18) 的动态门限设置策略, 仿真得到 OSIC-GroupQuasiML 算法的误码性能和运算复杂度, 并与 List-SQRD 算法做比较, 如图 5、图 6 所示。

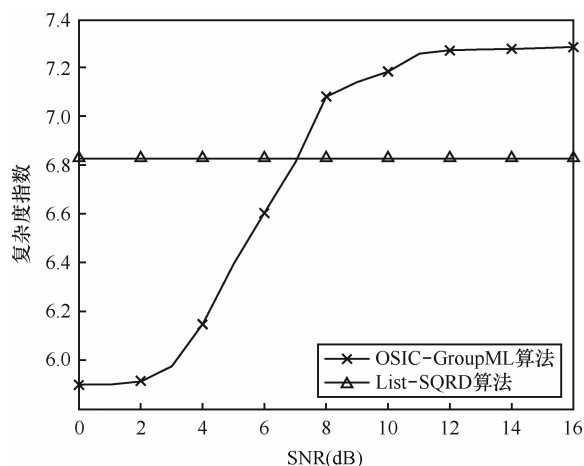


图 5 基于动态门限的算法复杂度曲线

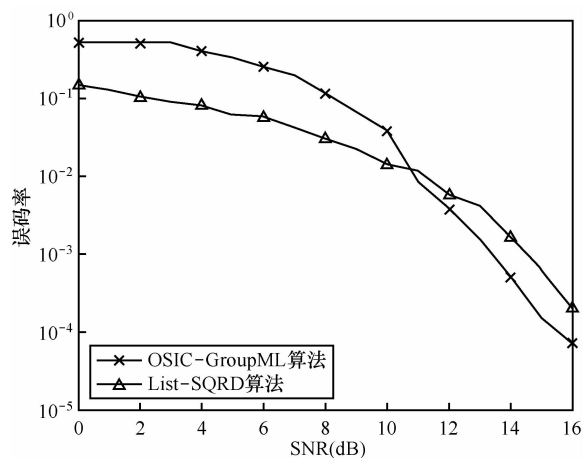


图 6 基于动态门限的算法误码率曲线

采用动态门限设置策略之后, OSIC-GroupQuasiML 算法在 $SNR \leq 8$ dB 时, 最大限度地减少了信号检测造成的资源消耗; 在 $SNR \geq 11$ dB 时, 最大限度地接近 OSIC-GroupML



算法的误码性能,相对 List-SQRD 算法取得了 1~2 dB 的性能增益。结果表明,本节所提出的动态门限设置策略能够兼顾算法的误码性能和运算复杂度,减少低信噪比的译码资源消耗,获得高信噪比的理想性能。

5 结束语

本文对协作通信中的译码算法进行了研究,完成的主要工作如下:首先以综合分析收发两端的信号处理过程为基础,构建了协作分集系统;随后,通过对接收端译码算法的研究分析协作系统的传输可靠性。在对已有算法进行描述的基础上,分析等效于干扰噪声的概率分布,给出门限设置策略,提出一种基于门限设置的译码算法,即 OSIC-GroupQuasiML 算法。结果表明,所提算法能够取得比已有算法更低的运算复杂度,并且能够在合理设置门限值的条件下(如设置 $Pr=0.9$)取得接近已有算法的误码性能。最后,提出一种动态门限设置策略,并将其应用于所提 OSIC-GroupQuasiML 算法中。仿真结果表明,相对 List-SQRD 算法,基于动态门限的 OSIC-GroupQuasiML 算法能够在低信噪比区最大限度地减少信号检测造成的资源浪费,能够在高信噪比区取得 1~2 dB 的性能增益。

最终得出结论:基于动态门限设置的 OSIC-GroupQuasiML 算法能够减少低信噪比的译码资源消耗,获

得高信噪比的理想性能。

参考文献

- 1 Sendonaris E E, Aazhang B. User cooperation diversity. IEEE Transactions on Communications, 2003, 51(11): 1927~1948
- 2 熊春林,王德刚,刘伟等. 联合 SIC 和 QRD-M 树搜索的低复杂度 VBLAST 检测算法. 信号处理, 2009, 25 (5): 746~750
- 3 Bai L, Choi J. Partial MAP-based list detection for MIMO systems. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(5): 2544~2548
- 4 郭明喜,贾冲,沈越泓等. 一种高性能低复杂度的 V-BLAST 检测方案. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2010, 37(3):570~575
- 5 Guo X, Xia X G. On full diversity space-time block codes with partial interference cancellation group decoding. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(10): 4366~4385
- 6 Liu J, Zhang J K, Wong K M. On the design of minimum BER linear space-time block codes for MIMO systems equipped with MMSE receivers. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(8): 3147~3158
- 7 鲍荣伟,陈树新,欧阳向京等. 不同仰角下的临近空间静止信道建模与仿真. 计算机工程与应用, 2011, 47(30):94~97
- 8 Grace D, Mohorcic M. Broadband Communications via High Altitude Platforms. Wiley, UK, 2011

(收稿日期:2012-11-11)

·简讯·

2012 第二届中国未来网络发展与创新论坛 召开暨中国首个未来网络产业联盟成立

2012 年 12 月 20 日,2012 第二届中国未来网络发展与创新论坛在南京丽湖亚致会展中心酒店隆重举行,会上我国首个全国性的未来网络产业联盟“中国未来网络产业创新联盟”正式成立。

为了推动中国未来网络产业创造更加完善的发展环境,实现在未来网络领域的关键性突破,提升我国在全球未来网络发展建设上的话语权和影响力,由中国通信标准化协会与中国(南京)未来网络创新中心牵头、联合多家未来网络产业相关单位共同发起成立“中国未来网络产业创新联盟”。联盟以“汇聚资源,树立影响,搭建桥梁”为目标,通过促进政府、企业、高等院校、科研机构、各类资本在技术、资金、市场、产业、人才等战略层面的有效结合,发挥各

联盟成员单位的资源优势,在平等、自愿、互惠、互助的基础上,进行广泛的交流、合作、创新和发展,共同推动自主技术标准体系的建立和产业链的形成,培育一批具有自主知识产权和一定规模实力的企业,缩短与世界同行的差距,更好地实现联盟成员的共同发展。

成立“中国未来网络产业创新联盟”,对整合与协调产业资源和社会资源,提升联盟成员在未来网络领域的研发、制造水平、推动未来网络产业相关产品在国内外市场的应用,发展壮大我国未来网络产业都将起到重大的促进作用。

本次论坛的顺利召开有助于积极推进我国未来网络核心技术创新研究,推进国家科研重大基础设施国家未来网络创新环境启动建设,促进产学研联合构建未来网络产业链,将南京打造成为国内一流、国际同步的未来网络产业基地,最终确立我国在未来网络产业领域的国际地位。