

贝尔实验室垂直分层空时系统的简化 最大似然检测算法

令洁, 任品毅, 裴彬, 秦川

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对贝尔实验室垂直分层空时系统最大似然检测复杂度过高的问题, 提出一种简化最大似然算法. 该算法利用多维高斯分布逼近干扰加噪声的统计特性, 并根据发射天线数和调制阶数来调整待检测发射向量的个数, 以减小需搜索的待检测信号向量个数, 在复杂度不高的情况下就可达到与最优检测相近的误码性能. 仿真结果表明, 当发射天线数为4、采用16-QAM调制时, 该方案可仅用最大似然算法0.0162倍的复杂度达到与其相近的误码率.

关键词: 贝尔实验室垂直分层空时系统; 最大似然; 高斯逼近

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2008)06-0743-04

Simplified Maximum Likelihood Detection Algorithm in Vertical-Bell Labs Layered Space-Time System

LING Jie, REN Pinyi, PEI Bin, QIN Chuan

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Focusing on the problem that the detection complexity was high in vertical-Bell labs layered space-time system, a novel simplified maximum likelihood algorithm was proposed. The probability distribution of interference and noise is approximated by the Gaussian distribution. Search region is drastically reduced by changing the number of candidate transmit signal vectors according to transmit antenna number and modulation size. Near optimum performance is obtained with low complexity. Simulation shows that with 4 transmit antennas, 16-QAM modulation, the new algorithm's bit error rate is close to the optimum value of the maximum likelihood detection algorithm with 0.016 2 times of its complexity.

Keywords: vertical-Bell labs layered space-time system; maximum likelihood; Gaussian approximation

贝尔实验室垂直分层空时(V-BLAST)系统因能有效提高系统性能和增大系统容量而受到广泛关注, 但检测算法过高的复杂度限制了其工程应用. 文献[1]提出的基于最小误比特率的最大似然(ML)检测算法, 其计算复杂度随发射天线数呈指数增长, 对天线数较多的场合不适用. 文献[2-3]提出的球形译码算法的复杂度是一随机变量, 当信道恶劣时, 其

复杂度急剧增加, 与ML算法接近. 文献[4-6]提出的概率数据关联(PDA)算法是一种基于软输出的判决反馈算法, 虽性能接近ML接收机, 但复杂度相当高.

本文提出一种V-BLAST系统中简化的最大似然检测算法, 用多维高斯分布近似逼近干扰加噪声分布, 选取后验概率较大的发射向量构成待检测发

射向量的候选集合,并通过对此候选向量集进行最大似然搜索来完成对接收信号的检测.本文算法可根据实际应用中误码率和复杂度的要求以选取候选发射向量的个数,从而以较低的复杂度实现较好的性能.仿真实验证明,算法对高阶调制系统的效果尤为显著.

1 系统模型

在 M 个发射天线、 N 个接收天线的准静态频率平坦瑞利衰落 MIMO 信道^[7]中, $N \times 1$ 维的接收向量为

$$\mathbf{r} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{v} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_M]^T$ 为发射向量,其中 $\mathbf{s} \in S$, S 为星座集合; $\mathbf{H}$ 为随机信道矩阵,其元素是均值为 0、方差为 1 的独立同分布高斯随机变量,并且假定接收机已知信道参数; $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_N]^T$ 为 $N \times 1$ 维的加性高斯白噪声向量,其各元素是相互独立、均值为 0、方差为 σ^2 的随机变量.令调制阶数为 Q 且所有发射天线上的总能量是 E_s ,则接收端 N 根天线共承载 $MQ^{1/2}$ 个信息比特,每发送 1 信息比特,在接收端的信号能量 $E_b = NE_s/MQ^{1/2}$,所以接收端的信噪比为

$$\frac{E_b}{N_0} = \frac{NE_s/MQ^{1/2}}{N_0} \quad (2)$$

式中: N_0 是双边带噪声功率谱密度, $N_0/2 = \sigma^2$.

2 简化的近似最大似然算法

由于排序串行干扰抵消(OSIC)算法^[8]存在错误传递问题,故第一个符号检测的正确率严重影响算法的性能,对之改进具有重要意义.本文借鉴文献^[6]提出的 PDA 算法,用后验概率来标识天线发射某星座符号的可靠程度,以保证第一个待检测符号的准确性,虽然其复杂度比文献^[8]提出的算法稍高,但极大提高了检测正确率.本文算法首先构造候选发射向量集合,然后对该集合进行最大似然搜索.由于此集合中元素的个数远小于 ML 检测中需搜索的发射向量个数,故本文算法的复杂度很低.本文算法具体步骤如下.

(1)以后验概率为度量,为每个发射天线确定 L 个最可靠的可靠符号.经迫零(ZF)处理接收向量为

$$\mathbf{y}_{ZF} = (\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{r} = \mathbf{e}_i s_i + \sum_{j \neq i} \mathbf{e}_j s_j + (\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{v} \quad (3)$$

式中: $\sum_{j \neq i} \mathbf{e}_j s_j + (\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{v}$ 为有效噪声,定义为

$$\mathbf{N}_i; \mathbf{e}_i = [0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]^T.$$

以下讨论均针对天线 $i, i = 1, \dots, M$. 令 $s_q(i)$ 为第 q 个可靠符号, $q = 1, \dots, Q$, 则发射此符号的后验概率为 $p_q(i) = p\{s_i = s_q(i) | \mathbf{y}_{ZF}\}$, 其中 s_i 为实际发射的符号,所有可靠符号的后验概率组成一个概率向量 $\mathbf{p}(i) = [p_1(i), p_2(i), \dots, p_Q(i)]^T$. 由于在发射天线数较大或调制阶数较高时,计算 $p_q(i)$ 的复杂度过高,所以我们采用高斯逼近法^[6]对问题进行简化.根据中心极限定理,当天线数较多时可认为有效噪声 $\mathbf{N}_i$ 近似服从高斯分布,因此 $\mathbf{y}_{ZF}$ 也近似服从高斯分布,先验概率 $\tilde{p}(\mathbf{y}_{ZF} | s_i = s_q(i))$ 正比于 $\frac{\tilde{p}(\mathbf{y}_{ZF} | s_i = s_q(i))}{\sum_{l=1,2,\dots,Q} \tilde{p}(\mathbf{y}_{ZF} | s_i = s_l(i))}$, 其中 $\tilde{p}(\mathbf{x})$ 为高斯随机向量 $\mathbf{x}$ 的概率密度函数.当 $s_i = s_q(i)$ 时, $\mathbf{y}_{ZF}$ 的均值向量和协方差矩阵分别为

$$\boldsymbol{\mu}_i = E\{\mathbf{y}_{ZF} | s_i = s_q(i)\} = s_q(i) \mathbf{e}_i \quad (4)$$

$$\mathbf{C}_i = \text{cov}\{\mathbf{y}_{ZF} | s_i = s_q(i)\} = E(s_i^2) \mathbf{I}_i + \sigma^2 (\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{I}_i$ 为第 i 个对角线元素为 1 的单位阵; $E\{\cdot\}$ 为求均值运算; $\text{cov}\{\cdot\}$ 为求协方差矩阵运算.完成式(4)、式(5)计算后,高斯分布具体形式就完全确定了.选 $\tilde{p}(\mathbf{y}_{ZF} | s_i = s_q(i))$ 最大的 L 个符号,即选择令下式最大的 L 个符号

$$\exp(-(\mathbf{y}_{ZF} - s_q(i) \mathbf{e}_i)^H \mathbf{C}_i^{-1} (\mathbf{y}_{ZF} - s_q(i) \mathbf{e}_i)) \quad (6)$$

所得到的第 i 根发射天线上第 l 个符号表示为 $s^l(i), 1 \leq i \leq M, 1 \leq l \leq L$. M 根发射天线共确定了 LM 个符号.

(2)对每个符号 $s^l(i)$ 确定候选发射向量组合 $\hat{s}_i^l$. 首先假定步骤(1)符号判断正确,则消除第 i 根天线上第 l 个符号干扰后的接收向量为

$$\mathbf{r}_i^l = \mathbf{r} - \mathbf{h}_i s^l(i) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{h}_i$ 为 $\mathbf{H}$ 的第 i 列元素.接着重新构造信道矩阵

$$\mathbf{H}_i = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_{i-1}, \mathbf{h}_{i+1}, \dots, \mathbf{h}_M] \quad (8)$$

$$\mathbf{y}_i^l = (\mathbf{H}_i^H \mathbf{H}_i + \sigma^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{H}_i^H \mathbf{r}_i^l \quad (9)$$

然后判决

$$\hat{s}_{i,j}^l = Q(y_{i,j}^l) \quad j = 1, 2, \dots, M-1 \quad (10)$$

式中: $Q(\cdot)$ 为量化运算; $y_{i,j}^l$ 为 $\mathbf{y}_i^l$ 的第 j 个元素.最后确定候选发射向量

$$\hat{\mathbf{s}}_i^l = [\hat{s}_{i,1}^l, \hat{s}_{i,2}^l, \dots, \hat{s}_{i,i-1}^l, \hat{s}^l(i), \dots, \hat{s}_{i,M-1}^l]^T \quad (11)$$

(3)对根据步骤(2)得到的 LM 个候选发射向量,用最大似然检测进行最终判决.选择使如下似然函数最大的发射向量

$$p(\mathbf{r} | \hat{\mathbf{s}}_i^L) = \frac{1}{(2\pi)^M \det(\mathbf{I})^{1/2}} \exp \cdot [- (\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{s}}_i^L)^H (\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{s}}_i^L)] \quad (12)$$

该问题等价于选取使得如下测度最小的发射向量

$$\mathbf{s} = \arg \min_{\hat{\mathbf{s}}_i^L} \|\mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{s}}_i^L\| \quad (13)$$

3 性能分析和仿真

3.1 复杂度分析

在 ML 算法中待检测的发射向量数是 Q^M , 而本文算法虽然在检测第 1 个天线符号过程中的复杂度较高, 但待检测的候选发射向量数仅为 LM , 因此本文算法在 Q 和 M 较大时, 复杂度仍比 ML 算法要低得多. 表 1 给出了几种算法的复杂度(乘法运算次数)比较.

从表 1 可看出, 当 $M=N$ 时, OSIC 算法、文献[8]算法和本文算法在每个采样时刻的复杂度均为天线数的 4 次方, 而 ML 算法的复杂度是发射天线的指数数量级, 因此在 M 和 Q 较大时, 本文算法的复杂度比 ML 算法要小得多.

表 2 给出了在不同收发天线数、不同调制方式时各算法的复杂度. 可以看出: 本文算法的复杂度随发射天线数和调制阶数的增大而增大. 当发射天线数或调制阶数增加时, 本文算法的复杂度相对 OSIC 算法和文献[8]算法只有略微增长, 但较 ML 算法的复杂度降低非常显著.

3.2 仿真结果及分析

选择 4×4 的准静态频率平坦瑞利衰落的

表 1 几种 V-BLAST 系统检测算法的复杂度比较

算法	复杂度
ML 算法	$(MN+N)Q^M$
文献[8]算法	$N^3(M+1)+2M^2(N^2+N)+M(N+N+Q)$
OSIC 算法	$M^2N^2+2NM^3+2NM^2+(15/4)M^4$
本文算法	$M(NM^2+2M^3)+QM^3+(2MN^2+2NM^2+N^3-2N^2+NM)ML$

表 2 不同收发天线、不同调制方式时各算法的复杂度比较

调制方式	复杂度						
	本文算法				文献[8]算法	OSIC 算法	ML 算法
	$L=1$	$L=2$	$L=3$	$L=4$			
$M=N=4$, 16QAM	3 008	4 224	5 440	6 656	1 056	1 728	1 310 720
$M=N=6$, QPSK	11 016	17 280	23 544	29 808	4 632	8 748	172 032
$M=N=6$, 16QAM	13 608	19 872	26 136	32 400	4 704	8 748	70 464 3072
$M=N=8$, QPSK	34 304	54 272	74 240	94 208	13 984	27 648	4 718 592
$M=N=8$, 16QAM	40 448	60 416	80 384	100 352	14 080	27 648	

MIMO 信道, 其中信道矩阵的各元素相互独立且服从均值为 0、方差为 1 的复高斯分布, 接收端已知信道参数. 噪声服从均值为 0 的复高斯分布, 方差随信噪比而改变, 信噪比定义见公式(2). 发射端采用 16QAM 调制, 每帧信号由 100 个发射向量组成, 在每一帧内信道不变, 帧与帧之间信道的变化相互独立. 采用 Monte Carlo 仿真方法.

从图 1 可以看出: 当 $L=1$ 时, 本文算法比其他次优算法的误码性能稍好; 当 $L=4$ 时, 在信噪比小于 4 dB 且达到相同误比特率时, 本文算法比文献[8]算法所需信噪比要低 2.5 dB 以上, 比 OSIC 算法要低 3 dB 以上; 当信噪比为 8 dB 时, 本文算法比文献[8]算法的误比特率要低 1 个数量级, 逼近最优的 ML 算法, 并且信噪比越高, 本文算法相对于其他次最优算法的误码性能改进越明显.

图 2 给出了 L 取不同值时对本文算法比特率的影响. 从图中可以看到: 随着 L 的增加, 本文算法的性能逐渐与 ML 算法的性能接近; 当 $L=16$ 时

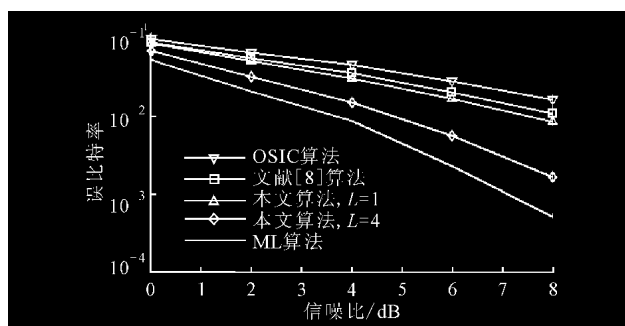


图 1 4 发 4 收天线 16QAM 系统几种算法的误比特率曲线

(对应于省略第1步的情况,即不用挑选备选路径),误码性能已相当接近最大似然检测,但其复杂度较高;改变 L 的大小,即可在复杂度和性能间实现折中.由于本文算法复杂度在很大程度上取决于第1步中协方差矩阵的求逆运算,而增加 L 并不需要重新计算协方差矩阵的逆,所以增加 L 时复杂度仅略微有增加.以4发4收天线16QAM调制系统为例,根据表2可知,本文算法的复杂度在 $L=1$ 时为3 008,在 $L=2$ 时为4 224,在 $L=3$ 时为5 440,在 $L=4$ 时为6 656,而ML算法的复杂度是1 310 720.由此可以得到当 $L=2$ 时,本文算法的复杂度仅为ML算法的0.003 2倍.

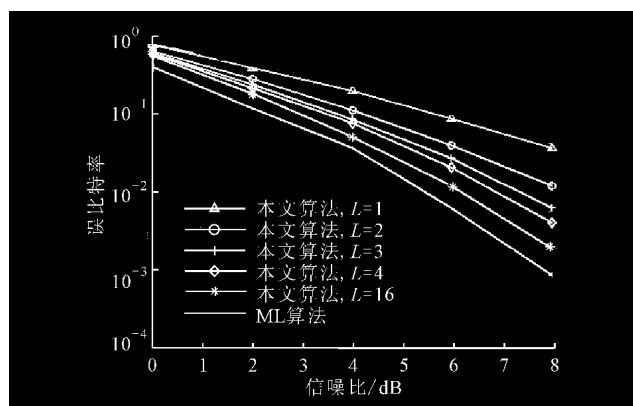


图2 4发4收天线16QAM系统在不同 L 时ML算法与本文算法的误比特率比较

4 结 论

本文提出了一种简化的V-BLAST最大似然检测算法,该算法的误码性能优于OSIC算法和文献[8]算法,尤其当发射天线数较大和调制阶数较高时,该算法减少了ML算法的待检测向量个数,从而大大降低了算法复杂度.本文算法可以通过调整每根天线的待检测符号数 L ,实现算法复杂度和性能间的折中.对4发4收天线、16QAM调制的V-BLAST系统的仿真结果表明,当 $L=2$ 时,仅用ML算法的0.003 2倍计算复杂度即可接近最优的误码性能.因此,在V-BLAST系统中本文算法是一种非

常有潜力的技术.

参考文献:

- [1] DAMEN M O, GAMAL H El, CAIRE G. On maximum-likelihood detection and the search for the closest lattice point [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2003, 49(10): 2389-2402.
- [2] VITERBO E, BOUTROS J. A universal lattice code decoder for fading channels [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1999, 45(5): 1639-1642.
- [3] BRUENL L, BOUTROS J. Lattice decoding for joint detection in direct-sequence CDMA systems [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2003, 49(4): 1030-1037.
- [4] PHAM D, PATTIPATI K R, WILLETT P K, et al. A generalized probabilistic data association detector for multiple antenna systems [J]. IEEE Communication Magazine, 2004, 8(4): 205-207.
- [5] LATSOU DAS G, SIDIROPOULOS N D. A hybrid probabilistic data association-sphere decoding detector for multiple-input-multiple-output systems [J]. IEEE Signal Communication Magazine, 2005, 12(4): 309-312.
- [6] SEETHALER D, ARTES H, HLA WATSCH F. Dynamic nulling-and-canceling for efficient near-ML decoding of MIMO systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(12): 4741-4752.
- [7] HOCHWALD B M, ten Brink S. Achieving near-capacity on a multiple-antenna channel [J]. IEEE Transactions on Communications, 2003, 51(3): 389-399.
- [8] SUNG H, LEE K B E, KANG J W. A simplified maximum likelihood detection scheme for MIMO systems [C]//Proc 2003 IEEE 58th Vehicular Technology Conference. Piscataway, N J, USA: IEEE Press, 2003:419-423.

(编辑 刘杨)