

下行 LTE 系统中基于格点减少辅助检测算法^①

刘金铸, 袁腾飞

(南京信息工程大学 电子与信息工程系, 南京 210044)

摘要: LTE 系统采用 MIMO 作为核心技术, 需要良好的信号检测算法在接收端将发射信号尽可能无误地检测出来. 为了提高复杂环境中信号检测的性能, 给出基于信道矩阵分解的格点减少预处理算法, 可在一定程度上降低线性处理过程对噪声的放大. 现有基于格点减少技术的检测算法, 虽然可以有效地提高 MIMO 系统的误比特率性能, 但其检测性能与最优的 ML 算法相比仍然存在差距. 笔者在 ML 遍历搜索的思想和 V-BLAST 检测算法基础上结合格点减少技术, 提出一种基于格点减少辅助分层检测算法. 仿真结果表明, 在下行 LTE 系统中采用改进的格点减少辅助分层检测算法能够显著提高 MIMO 系统的误码性能, 检测性能近似最大似然算法.

关键词: 长期演进; 多输入多输出; 最大似然检测; 格点减少; V-BLAST 检测

Lattice Reduction Aided Layered Detection Algorithm in Downlink LTE System

LIU Jin-Zhu, YUAN Teng-Fei

(College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: LTE system needs a good algorithm of signal detection in the receiver to detect the emissive signal as correct as possible because of its core technology MIMO. In order to improve the performance of signal detection in complex environment and reduce the linear amplification of noise process, this letter adopted lattice-reduction pretreatment algorithm, which based on the decomposition of the channel matrix. However, these detection algorithms have large SNR gap compared with optimal ML algorithm. In this paper, we based on the lattice reduction technologies and ideas of ML and V-BLAST detection algorithm, proposed a lattice reduction aided layered detection algorithm. The simulation results show that, improved algorithm can significantly improve the ber performance in the downlink LTE system. The detection performance approximate ML algorithm.

Key words: LTE system; MIMO; ML; V-BLAST detection

LTE(Long Term Evolution)是第三代合作伙伴计划(3GPP)于 2004 年年底开始的对通用移动通信系统(UMTS)的长期演进项目^[1]. 与 3G 系统相比, LTE 系统更具技术优势, 主要表现为高数据速率、低延迟、分组传送、广域覆盖和良好的向下兼容等诸多方面, MIMO 技术是 LTE 采用的关键技术之一, 有效地提高了系统容量及可靠性.

目前, 有关 LTE 系统空间复用下的检测技术^[2]已有较多的研究, 通常可以分为线性检测、非线性检测

和 ML 最优检测三类. 其中具有最优误码率性能的是 ML(最大似然)检测算法, 但是在所有可能序列的集合中进行无穷搜索需要付出与编码集合的大小和发送天线的数量呈指数增长的计算量, 所以在大多数实际系统中是不允许的. 计算复杂度非常之低的线性检测与非线性检测, 但其检测性能较 ML 算法相去甚远. LLL 格点减少算法因其在有限计算复杂度内能获得性能较好的约减基, 对 MIMO 检测的性能的提升起到了很大的作用. 但是多种改进的基于格点减少辅助的 MIMO

^① 收稿时间:2013-09-02;收到修改稿时间:2013-09-22

系统次优检测算法被提出, 仍然无法达到近似 ML 算法的误比特率性能. 因此, 本文针对格点减少辅助检测所存在的问题, 在 ML 遍历搜索的思想和 V-BLAST 检测算法^[3]基础上结合格点减少技术, 提出一种基于格点减少辅助分层检测算法, 在下行 LTE 系统中应用改进算法实现检测性能的提升.

1 LTE系统检测技术

比特流经过下行 LTE 系统发送, 在发射之前需要经过信道编码、调制、层映射、预编码、资源映射和 OFDM 基带信号生成. 在接收端则采用逆过程进行处理.

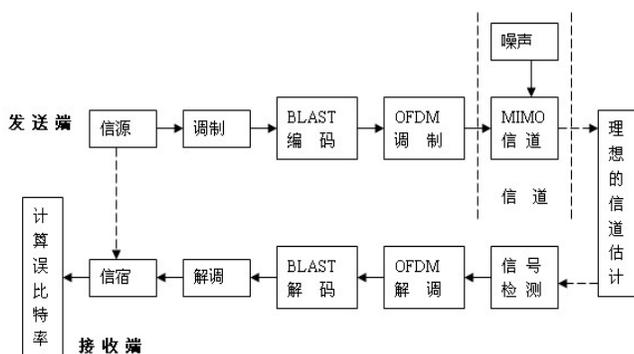


图1 LTE系统模型

在 LTE 系统中, 假设 MIMO 系信号发送端有 M 根发射天线, 接收端有 N 根接收天线, 系统检测原理如图 2.

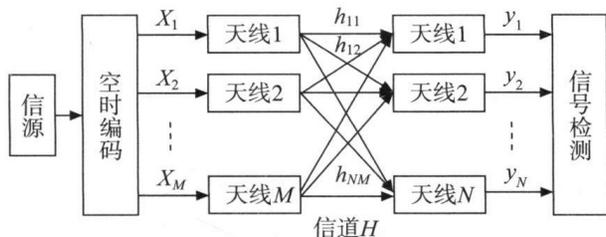


图2 MIMO检测系统

对于如图 2 的 $M \times N$ ($N \geq M$) 的平坦衰落的 MIMO 系统. 为了简化起见, 假设该系统建立在一个独立的慢衰落环境中, 这样, MIMO 系统的输入输出关系可以表示为:

$$y = Hx + n \tag{1}$$

式中: $y = (y_1, y_2, \dots, y_N)^T$ 表示接收端收到的信息符号; $H = (h_{ij})_{N \times M}$ 为信道增益矩阵; $x = (x_1, x_2, \dots, x_M)^T$ 为发送端发送的信息符号;

$n = (n_1, n_2, \dots, n_N)^T$ 表示均值为 0、方差为 σ^2 的加性高斯白噪声.

1.1 最佳判决准则

文献[4]介绍了信号检测的基本原理, 对最佳判决准则的叙述如下.

1.1.1 序列检测

对于一般信道, 使帧错误概率 P_f 最小的最佳判决准则是寻找序列 \hat{x} , 使后验概率 $P_r\{\hat{x} | y\}$ 达到最大, 要求在收到 y 的条件下估算发送 \hat{x} 的概率. 假定 X 和 Y 分别表示发送和接收的数据帧, 应用 Bayes 准则:

$$P_r\{X = \hat{x} | Y = y\} = p_{Y|\hat{x}}(y) \frac{P_r\{X = \hat{x}\}}{p_Y(y)} \tag{2}$$

如果任意一个 $P_r\{\hat{x}\}$ 都是未知的, 则假设接收机或所有序列的先验概率服从均匀分布, 即 $P_r\{\hat{x}\}$ 为常数, 此时最大似然比(ML)序列检测器可表示为:

$$\hat{x} = \arg \max_{\hat{x} \in X} p_{Y|\hat{x}}(y) \tag{3}$$

在上述假设条件下, 式(3)表示了使 P_f 最小的最佳检测器.

1.1.2 逐符号检测

尽管序列检测能使帧错误概率最小, 但是对于未知先验概率或均匀分布序列, 下列最佳的逐符号 ML 检测器:

$$\begin{aligned} \hat{x}[k] &= \arg \max_{X_\mu \in X} p_{Y|X}[k]=X_\mu(y) \\ &= \arg \max_{X_\mu \in X} \sum_{\hat{x}[k]=X_\mu} p_{Y|\hat{x}}(y) \end{aligned} \tag{4}$$

能使符号概率 P_s 最小. 与式(3)比较, 显然差别在于 $\hat{x}[k] = X_\mu$ 的所有序列都对判决有贡献, 不仅是最可能的某个序列. 两种方法不需要产生相同的判决, 两者的差别也只是在低信噪比时看起来, 在低错误率时便消失了.

1.2 V-BLAST 检测算法

该算法是在 MMSE 检测[5]的基础上加上非线性反馈, 按照接收信号中不同发射天线的信号功率从强到弱进行递归抑制和消除干扰. V-BLAST 算法^[6]的流程为:

1. 根据冲击响应矩阵增益来对要检测的符号进行排序, 确定被检测的发射天线;

$$G = (H^H H + \sigma^2 I_M)^{-1} H^H \tag{5}$$

$$k_i = \arg \min \| (G_i)_j \|^2 \tag{6}$$

2. 获得判决统计量, 并对其进行量化;

$$r_{k_i} = (G_i)_{k_i} y_i \quad (7)$$

$$\hat{x}_{k_i} = Q(r_{k_i}) \quad (8)$$

3. 消除该发射天线的干扰, 为下一层检测做准备;

$$y_{i+1} = y_i - H_{k_i} \hat{x}_{k_i} \quad (9)$$

$$G_{i+1} = (H_{k_i}^H H_{k_i} + \sigma^2 I_{N-i+1}) \quad (10)$$

4. 如果检测尚未完成, 需要回到第一步继续检测, 直到检测完成.

其中 $(G_i)_j$ 表示滤波矩阵 G_i 的第 j 行, k_i 是首先被检测的信号层. $Q(\cdot)$ 表示根据发射信号的星座集合对检测信号进行量化判决, y_i 表示第 i 次迭代时所用的接收信号, 则 \hat{x}_{k_i} 是天线 k_i 的发射信号. H_{k_i} 是冲激响应矩阵 H 的 k_i 列, $H_{k_i}^H$ 是将冲激响应矩阵 H 的 k_1 到 k_i 列都变成零向量后得到, 重复以上步骤, 直到 $i = N + 1$ 时, 所有信号被检测出来.

2 结合格点减少技术的检测

2.1 基本原理

一个复数域内的格^[7]可以表示为:

$$L = \{y = B\lambda\} \quad (11)$$

其中 $B = [b_1 b_2 \dots b_n]$ 是一个矩阵, 其列矢量为格的基矢量 $\lambda = [\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_n]^T$ 是复整数权值构成的系数矢量, 即 $\lambda_i \in Z + Zj$, Z 为整数集合. 比较式(11)和 MIMO 系统模型式(1)可以看出, MIMO 系统可以看作是一个加了噪声的格, 信道矩阵的列矢量构成了格的基.

格点减少技术就是将格基矢量变成正交性更好和长度更短的矢量, 这样可以得到好的判决域, 尽管改变基矢量未必总是使性能最优, 但是它确实可以提高性能. 如果信道矩阵的列矢量越相关, 性能的改进就越明显.

将格点减少技术应用到传统的低复杂度线性及非线性检测算法中, 这种方法的基本思想就是对传统各种检测算法选择优化的格基, 在变换后的新格基中检测信号, 然后将估计值再恢复成原来格基中的点, 这样可以大大改善次优检测算法性能, 获得好的判决域.

2.2 基于 LLL 的格点减少技术

在 MIMO 系统模型中, 可以把无噪声的接收信号 Hx 看成是由实值信道矩阵 H 的生成的格点, 信道矩阵的列向量 $h_j (1 \leq j \leq M)$ 构成了格的基矢量, 假设发

送符号在整数域范围内取值, 因此所有可能的无噪接收信号点构成的格 $L(H)$ 表示为:

$$L(H) = L(h_1, \dots, h_M) = \sum_{j=1}^M h_j Z \quad (12)$$

其中, h_j 表示信道矩阵的列向量, M 表示整数空间 Z 的维数. 当 T 为一个 $m \times m$ 维的么模矩阵时, 矩阵 $\bar{H} = HT$ 与矩阵 H 生成相同的格点, 即

$$L(\bar{H}) = L(H) \Leftrightarrow \bar{H} = HT \text{ 且 } T \text{ 是么模矩阵}$$

格点减少的目的就是优化格的产生矩阵, 即基 H , 使其成为格的新基 \bar{H} , 新基矢量按长度排序, 且应该是粗略正交的.

由 Lenstra 和 Lovasz 提出的 LLL 算法^[8]是通过长度规约和列变换使得信道矩阵 H 满足:

$$|u_{i,j}| \leq \frac{1}{2}, 1 \leq j < i \leq M, u_{i,j} = \frac{h_i^T \bar{h}_j}{\|\bar{h}_j\|^2} \quad (13)$$

$$\delta \|\bar{h}_{k-1}\|^2 \leq \|\bar{h}_k\|^2 + u_{k,k-1}^2 \|\bar{h}_{k-1}\|^2, 1 < k \leq M, \frac{1}{4} < \delta < 1 \quad (14)$$

其中 $H = (h_1, h_2, \dots, h_M)$ 和 $\bar{H} = (\bar{h}_1, \bar{h}_2, \dots, \bar{h}_M)$ 分别为施密特正交化前和施密特正交化后的列向量. 参数 ε 一般取为 $3/4$.

鉴于此, MIMO 系统模型在 H 经过格点减少后可写成:

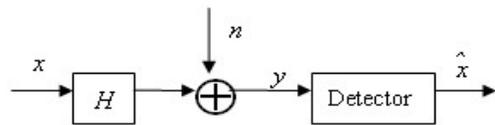
$$y = \bar{H}x + n = HTT^{-1}x + n \quad (15)$$

令 $\bar{x} = T^{-1}x$, 则得到新的系统模型:

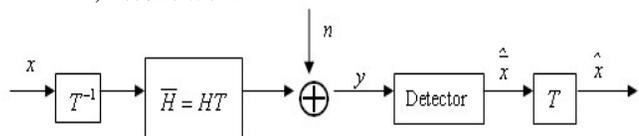
$$y = \bar{H}\bar{x} + n \quad (16)$$

与传统检测方法不同的是新模型下的信号检测分为两步: 先检测出 \bar{x} , 再根据关系式 $x = T\bar{x}$ 得到发送矢量 x , 两者对比如下:

a) 传统检测方法



b) 新检测方法



需要指出的是由于信道矩阵经过格点减少, 新的发射信号矢量的元素所在的星座空间与原信号空间并

不相同。

3 基于格点减少辅助分层检测算法

3.1 信号分层

传统的 V-BLAST 算法是串行干扰抵消的过程, 首先检测具有最大检测信噪比或最小估计误差对应的天线信号, 然后从接收信号中抵消这一发送天线信号造成的干扰, 逐次迭代, 最后完成整个信号矢量的检测. 由此可见误差传播问题对检测性能的影响. 为了提高检测性能, 笔者提出了将信号分为两层进行检测的思路, 降低最先检测层的误码率, 进而提高后续层判决符号的准确率.

利用 V-BLAST 算法检测后的信噪比公式为:

$$\rho_i = \frac{\sigma_s^2}{\|G_i\|^2 \sigma_n^2} \approx \frac{1}{\|G_i\|^2} \quad (17)$$

式(8)中 σ_s^2 表示发射信号能量, σ_n^2 表示噪声能量. 由于 ρ_i 较小的信号出错的可能性更大, 因此改变 V-BLAST 算法的检测顺序, 选择优先检测 ρ_i 最小的信号层(最弱信号层), 计算表达式为:

$$k_i = \arg \max_j \|(G_i)_j\|^2 \quad (18)$$

利用性能最优的 ML 算法遍历搜索最弱信号层, 保证第一迭代层误码率最低.

3.2 格点减少辅助检测

通常信道条件的好坏影响着 MIMO 检测算法的性能, 信道增益矩阵的列向量正交性越好, 次优检测算法的性能越接近 ML 算法性能. 所以, 在排除最大错误信号层干扰之后, 其余各层信号利用格点减少辅助的 V-BLAST 检测算法, 进一步提高检测性能.

具体做法是对格点减少后的矩阵 \bar{H} 进行干扰消除, 对滤波后的估计值需要进行移位修正操作以得到原来发送信号估计值 \hat{x} . 基本步骤如下:

1. 扩展信道矩阵 H 得: $H^* = \begin{bmatrix} H \\ \sigma I \end{bmatrix}$, I 是 $(M-1) \times (M-1)$ 的单位矩阵;

2. 对矩阵 H^* 进行格点减少操作得到 $\bar{H}^* = H^* T$;

3. 根据式 (16) 可以得到等效信号发射矢量 $\bar{x}_{LLL-MMSE} = \left(\bar{H}^{*T} \bar{H}^* + \frac{T^T T}{SNR} \right)^{-1} \bar{H}^{*T} y$, 将其进行平移变换 $\hat{x}_{LLL-MMSE} = 2TQ \left\{ \frac{\bar{x}_{LLL-MMSE}}{2} - \frac{1}{2} T^{-1} I_m \right\} + I_m$,

式中 $Q\{\bullet\}$ 表示取最近整数.

这里需指出的是, 如何确定哪一种取值是正确的检测信号值, 是通过比较遍历搜索 Y 中列向量 2-范数最小的索引位置 γ 来判断, 计算式为:

$$\gamma = \arg \min \|Y - HX\| \quad (19)$$

4 复杂度及性能分析

在 16QAM 调制, 4*4MIMO 系统条件下, ML 检测共需要进行 16^M 次复数乘法^[9], 所以实际应用中 ML 算法难以实现. MMSE 计算矩阵的伪逆只需 $4m^3+2nm^2$ 次运算, 传统 V-BLAST 算法总的运算次数为 $4m^4+2nm^3$. 而对于改进的算法, 决定 LR 辅助的检测算法计算复杂度的主要因素是执行 LLL 格点减少所需的迭代次数. 通常情况下, LLL 算法的计算复杂度约为空间维数的多项式量级, 因此, LR 算法的计算复杂度略高于传统检测算法. 表 1 列出了传统算法的运算复杂度.

表 1 传统算法运算复杂度比较

检测算法	搜索次数
ML	65536
MMSE	384
MMSE-OSIC	1536

图 3 和图 4 画出了一个 4*4 的 MIMO 系统在 QPSK 和 16QAM 调制方式下, 改进算法的误比特率性能曲线; 图 5 画出了采用 QPSK 调制方式, 收发天线数量改变时, 改进算法的误比特率性能曲线. 仿真中假设在接收端可以获得完整的信道状态信息. 仿真时发送端为 [0,1] 序列, 每个用户发射功率相等的状态信息, 每一帧只包含 tx 个符号, 并且每一帧对应的信道增益矩阵是随机产生的.

在图 3 和图 4 中可以看出, 本文提出的改进算法其误比特率性能曲线几乎与最优的 ML 算法误比特率性能曲线重合, 说明改进后的算法在 4*4 的 MIMO 系统中达到了最优的检测性能. QPSK 的误比特率性能明显优于 16QAM. 在 SNR=20dB 时, MMSE-OSIC 算法在 QPSK 调制方式下的误比特性能为 10^{-5} 数量级, 在 16QAM 调制方式下的误比特性能为 10^{-3} 数量级, 这是因为调制阶数越大, 信号星座点之间的距离越近, 信号发生差错的概率也越大, 误比特率也就越高.

在图 4 中, 当 BER= 10^{-3} 时, 改进算法所需的信噪比与传统的 MMSE-OSIC 算法相比至少提高了 3dB 以

上. 在信噪比为 20dB 时, 改进算法的检测性能与 ML 检测算法性能效果近似一致, 都接近 10⁻⁵ 数量级.

在图 5 中可以看到, 随着收发天线数量的增加, 改进算法的误比特性能增益越明显, 当 SNR=20dB 时, 改进算法的性能在 4×4 的 MIMO 系统中比其在 3×3 的 MIMO 系统中提高将近一个数量级.

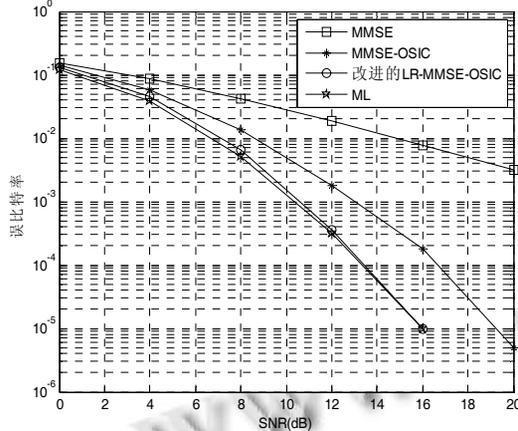


图 3 QPSK 4*4 MIMO 系统信号检测误比特率性能

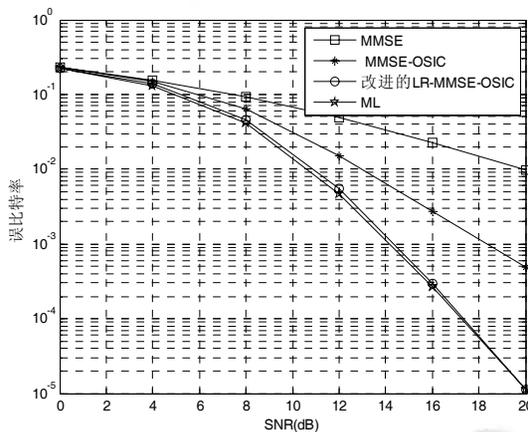


图 4 16QAM 4*4 MIMO 系统信号检测误比特率性能

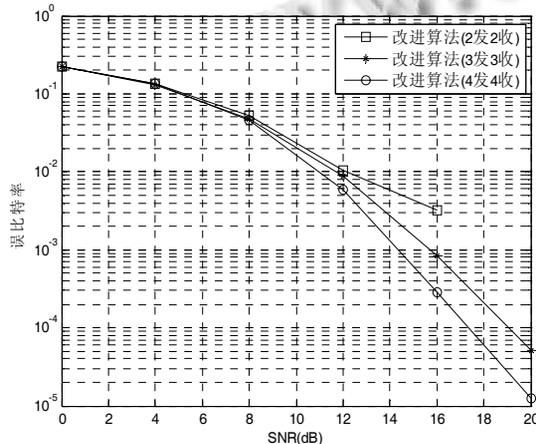


图 5 QPSK 调制收发天线数量改变时改进算法的性能

5 结语

LTE 系统中的 MIMO 技术是未来移动通信宽带无线移动和无线接入融合的关键技术, 本文在研究了 MIMO 系统中 ML 和 MMSE-OSIC 检测算法的基础上, 提出了一种格点减少辅助分层检测算法. 仿真结果表明改进算法在相同误码率的情况下算法复杂度较低, 在信噪比一定的情况下误码率较低, 并且算法的检测性能逼近最佳检测, 特别适合调制阶数低, 天线数目较多的场合. 如何将多种技术有效结合起来进一步提高系统性能降低计算复杂度的检测算法, 并且能够应用在不同系统参数的通信系统中将成为未来研究的重点.

参考文献

- 3GPP TS 36.521-1 V0.2.0, 2008-05.
- Berkmann J, Carbonelli C, Dietrich F, et al. On 3G LTE terminal implementation-standard, algorithms, complexities and challenges. Wireless Communications and Mobile Computing Conference. 2008.
- Foschini GJ. Layered space-time architecture for wireless communication in a fading environment when using multi-element antennas. Bell Labs Technical Journal, 2000, 1(2): 41-59.
- 康桂华. 无线通信原理及应用. 北京: 电子工业出版社, 2009.7.
- Leey NM, Park H. A low complexity MMSE signal estimation for MIMO. IEEE Proc. Commun. 2003.
- 兰洋, 程时昕. 联合 ML 和 OSIC 的 VBLAST 解码算法. 电路与系统学报, 2004, (2): 31-34.
- Seysen M. Simultaneous reduction of a lattice basis and its reciprocal basis. Combinatorica, 1993, 13(3): 363-376.
- Chen C, Sheen W. A new lattice reduction algorithm for LR-Aided MIMO linear detection. IEEE Trans. on Wireless Communications, 2011, 10(8): 2417-2422.
- 郭歌, 李小文, 陈发堂. LTE 系统中 V-BLAST 算法改进. 电视技术, 2010, (34): 87-90.