

# V-BLAST 系统中使用估计信道状态信息的 IC-MMSE 迭代检测算法

李建东, 曹菲菲, 杨家玮

(西安电子科技大学 ISN 国家重点实验室 宽带无线通信实验室, 陕西西安 710071)

**摘 要:** 针对 Vertical Bell Laboratories Layered Space-Time(V-BLAST)系统中干扰抵消-最小均方误差滤波(Interference Cancellation-Minimum Mean Square Error filtering:IC-MMSE)迭代检测算法,本文对使用实际估计 CSI(Channel State Information)的 IC-MMSE 迭代检测算法进行了研究.通过在 MMSE 滤波中考虑信道估计误差,提出了修正的 MMSE 滤波.与忽略信道估计误差的 MMSE 滤波相比,修正的 MMSE 滤波能够获得较小的均方误差.仿真结果表明采用修正的 MMSE 滤波能够获得显著的性能增益,同时不会增加计算复杂度.

**关键词:** V-BLAST; 迭代检测算法; 信道估计误差; Turbo 码

**中图分类号:** TN911.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2007)6A-054-06

## IC-MMSE Based Iterative Detectors for V-BLAST Systems with Estimated CSI

LI Jian-dong, CAO Fei-fei, YANG Jia-wei

(Broadband Wireless Communication Laboratory, State Key Laboratory of ISN, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

**Abstract:** For the Vertical Bell Laboratories Layered Space-Time(V-BLAST) systems, the minimum-mean-square-error(MMSE)filtering based iterative interference cancellation detector(IC-MMSE)is studied with estimated channel state information(CSI).By taking the channel estimation error(CEE)into consideration, a modified MMSE filtering is proposed to acquire less mean-square-error(MSE)than that of the mismatched one, which neglects the CEE. Simulation results show that significant performance gains can be obtained by adopting the modified MMSE filtering without additional computational complexity.

**Key words:** V-BLAST; iterative detectors; channel estimation error; turbo codes

### 1 引言

Vertical Bell Laboratories Layered Space-Time(V-BLAST)系统<sup>[1]</sup>作为一种高谱效率的空间复用多人多出天线系统近年来得到了广泛的研究.文献[2,3]针对比特交织编码调制(Bit-Interleaved Coded Modulation: BICM)的 V-BLAST 系统提出了一种干扰抵消-最小均方误差滤波(Interference Cancellation-Minimum Mean Square Error filtering: IC-MMSE)迭代检测算法.与联合检测算法(比如最优的最大后验概率检测算法,以及准最优检测算法如文献[4]提出的 List Sphere Decoder 算法)相比,IC-MMSE 迭代检测算法属于逐符号检测算法因此在性能和复杂度上做到了很好的折衷,从而十分适合高调制星座规模、天线数量较多的 V-BLAST 系统<sup>[3]</sup>.简而言之,IC-

MMSE 迭代检测算法是 Turbo 译码辅助的、基于 MMSE 滤波的迭代软空间干扰抵消算法.文献[2,3]中对 IC-MMSE 迭代检测算法的研究是在已知理想信道状态信息(Channel State Information: CSI,也即信道矩阵)条件下进行的(理想 CSI 也即真实的 CSI),本文在 BICM V-BLAST 系统使用估计 CSI 的情况下对 IC-MMSE 迭代检测算法进行了研究.对于空时分组码(Space-Time Block Code: STBC)和空时网格码(Space-Time Trellis Code: STTC),文献[5]提出了使用估计 CSI 的最大似然(Maximum-Likelihood: ML)译码算法,该算法是一种联合检测算法,它在计算符号矩阵(或称码字矩阵)度量的时候直接考虑了信道估计误差(Channel Estimation Error: CEE);此外文献[5]还提出了最优译码算法,和 ML 译码算法一样,它也属于联合检测算法.然而,对于 BICM V-

收稿日期:2007-06-11;修回日期:2007-10-30

基金项目:国家杰出青年科学基金(No. 60725105),国家自然科学基金(No. 60496316, No. 60572146);高等学校博士学科点专项科研基金(No. 20050701007);高等学校优秀青年教师教学科研奖励计划;教育部科学技术研究重点项目(No. 107103)

BLAST 系统, 文献[5]的方法(详细请参看文献[5]附录 II)并不能够直接扩展到逐符号检测的 IC-MMSE 检测算法中, 因为在 IC-MMSE 迭代检测算法计算符号度量之前需要进行软干扰抵消、MMSE 滤波、以及高斯近似假设(即逐符号检测的 MMSE 滤波输出的剩余干扰加噪声项并不满足高斯分布, 但是在 IC-MMSE 检测算法中将它近似为高斯分布). 在本文中, 通过考虑 CEE, 我们提出了一个修正的 MMSE 滤波, 证明了它能够在任意的干扰抵消迭代次数中获得比失配 MMSE 滤波(即忽略信道估计误差的 MMSE 滤波)小的均方误差 (Mean-Square-Error: MSE). 仿真结果表明和传统的 IC-MMSE 迭代检测算法(即使用失配 MMSE 滤波的 IC-MMSE 迭代检测算法)相比, 新的 IC-MMSE 迭代检测算法(使用修正的 MMSE 滤波的 IC-MMSE 迭代检测算法)能够获得显著的性能增益, 同时不会增加计算复杂度. 在以下部分, 我们将使用  $(\cdot)^T$ 、 $(\cdot)^H$  和  $(\cdot)^{-1}$  来分别表示矩阵的转置、共轭转置以及求逆操作.

2 系统模型

我们考虑一个配备了  $N_T$  个发射天线和  $N_R$  个接收天线的 BICM V-BLAST 系统 ( $N_T \leq N_R$ ), 如文献[2,3]. 系统的发射端和接收端结构图如图 1 所示.

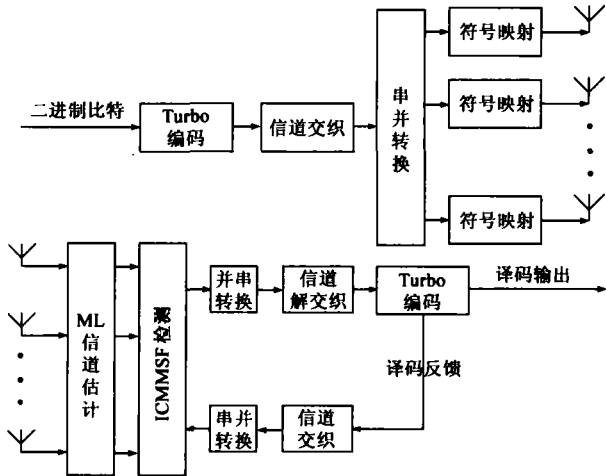


图 1 系统发射端和接收端结构图

接收到的信号向量  $\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_{N_R}]^T$  可以表示为

$$\mathbf{r} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{w} \quad (1)$$

其中  $\mathbf{H}$  是  $N_R \times N_T$  信道矩阵(也即 CSI), 其第  $i$  行第  $j$  列元素  $h_{i,j}$  表示从发射天线  $j$  到接收天线  $i$  的信道增益,  $\mathbf{H}$  的元素被建模为独立同分布的 0 均值、方差为 1 的复高斯变量. 我们假设  $\mathbf{H}$  在一个突发中保持静止, 而在突发之间随机变化, 即准静态衰落.  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_{N_T}]^T$  是发射符号向量, 其元素  $Q$ -QAM 由星座集  $\Omega = \{a_1, a_2, \dots, a_Q\}$  构成, 星座集元素的平均功率为  $\sigma_x^2$ .  $\mathbf{w}$

$= [w_1, w_2, \dots, w_{N_R}]^T$  是独立同分布复高斯向量, 其均值为 0, 协方差矩阵为  $\sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R}$ . 本文中的信噪比(SNR)定义为在每个接收天线上的平均信噪比即  $\sigma_x^2 N_T / \sigma_w^2$ . 假设每个突发持续  $L$  个符号周期, 包含长度为  $L_p$  个符号周期的导频块用于信道估计以及长度为  $L_d$  个符号周期的数据块.

3 使用理想 CSI 的 IC-MMSE 迭代检测算法

我们先简要回顾使用理想 CSI 的 IC-MMSE 检测算法. 假设在第  $k$  次软干扰抵消迭代 ( $k = 0, 1, 2, \dots$ ), 我们已经得到软判决向量  $\hat{\mathbf{x}}_k = [\hat{x}_{1,k}, \hat{x}_{2,k}, \dots, \hat{x}_{N_T,k}]^T$  以及剩余干扰方差向量  $\mathbf{d}_k^2 = [d_{1,k}^2, d_{2,k}^2, \dots, d_{N_T,k}^2]^T$ , 这两项分别由下式计算

$$\begin{aligned} \hat{x}_{n,k} &= \sum_{i=1}^Q a_i p(x_n = a_i | \hat{x}_{n,k-1}), \quad n = 1, 2, \dots, N_T \\ d_{n,k}^2 &= \sum_{i=1}^Q |a_i - \hat{x}_{n,k}|^2 p(x_n = a_i | \hat{x}_{n,k-1}), \\ & \quad n = 1, 2, \dots, N_T \end{aligned} \quad (2)$$

其中  $\hat{x}_{n,k-1}$  是在第  $(k-1)$  次软干扰抵消迭代中关于  $x_n$  的 MMSE 滤波输出. 在第 0 次软干扰抵消迭代(即第一次 MMSE 滤波, 此时并未进行软干扰抵消),  $\hat{\mathbf{x}}_0$  的元素被初始化为全 0,  $\mathbf{d}_0^2$  的元素全部被初始化为  $\sigma_x^2$ . 假设  $x_n$  由  $q = \log_2 Q$  个独立的比特  $[b_{n,1}, \dots, b_{n,q}]$  构成(假设信道交织是理想的, 则可以认为一个符号中的编码比特是独立的), 我们得到  $p(x_n | \hat{x}_{n,k-1}) = \prod_{j=1}^q \text{app}_{k-1}(b_{n,j})$ , 其中  $\text{app}_{k-1}(b_{n,j})$  是根据第  $(k-1)$  次软干扰抵消迭代的 Turbo 译码输出计算得到的  $b_{n,j}$  的后验概率 (aposteriori probability)[6]. 不失一般性, 我们下面的讨论均是针对检测第  $n$  个符号  $x_n$  ( $n = 1, 2, \dots, N_T$ ). 通过定义  $\hat{\mathbf{x}}_{n,k} = [\hat{x}_{1,k}, \dots, \hat{x}_{n-1,k}, 0, \hat{x}_{n+1,k}, \dots, \hat{x}_{N_T,k}]^T$ , 软干扰抵消后的接收信号向量为

$$\mathbf{r}_{n,k} = \mathbf{r} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_{n,k} \quad (3)$$

对式(3)进行 MMSE 滤波得到

$$\begin{aligned} \mathbf{f}_{n,k} &= E(x_n \mathbf{r}_{n,k}^H) E(\mathbf{r}_{n,k} \mathbf{r}_{n,k}^H)^{-1} \\ &= \sigma_x^2 \mathbf{h}_n^H (\mathbf{H} \mathbf{D}_{n,k} \mathbf{H}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-1} \end{aligned} \quad (4)$$

$$\hat{x}_{n,k} = \mathbf{f}_{n,k} \mathbf{r}_{n,k} \quad (5)$$

其中  $\mathbf{h}_n$  是  $\mathbf{H}$  的第  $n$  列,  $\mathbf{f}_{n,k}$  表示在第  $k$  次软干扰抵消迭代中求解  $x_n$  的 MMSE 滤波向量,  $\mathbf{D}_{n,k}$  是对角矩阵且其主对角线由向量  $\mathbf{d}_{n,k}^2 = [d_{1,k}^2, \dots, d_{n-1,k}^2, \sigma_x^2, d_{n+1,k}^2, \dots, d_{N_T,k}^2]^T$  构成. 根据文献[2], 式(5)可以表示为

$$\begin{aligned} \hat{x}_{n,k} &= \mu_{n,k} x_n + v_{n,k} \\ \mu_{n,k} &= \mathbf{f}_{n,k} \mathbf{h}_n \end{aligned} \quad (6)$$

其中  $\mu_{n,k}$  是 MMSE 滤波偏移,  $v_{n,k} = \sum_{i \neq n} \mathbf{f}_{n,k} \mathbf{h}_i (x_i - \hat{x}_{i,k})$

+  $f_{n,k}w$  是 MMSE 滤波输出的剩余干扰加噪声项. 通过使用高斯近似<sup>[2]</sup>,  $v_{n,k}$  可以被建模为高斯变量, 其均值为 0, 方差为

$$\sigma_{v_{n,k}}^2 = \sigma_x^2 \mu_{n,k} (1 - \mu_{n,k}) \quad (7)$$

用于 Turbo 译码的  $b_{n,j} (1 \leq j \leq q)$  的对数似然比 (LLR) 如下式计算<sup>[2]</sup>

$$L_{e_{n,k,j}} = \log \frac{\sum_{x_n \in \mathcal{X}_n} \exp[-|\tilde{x}_{n,k} - \mu_{n,k} x_n|^2 / \sigma_{v_{n,k}}^2] \text{apriori}_{k-1}(x_n)}{\sum_{x_n \in \mathcal{X}_n} \exp[-|\tilde{x}_{n,k} - \mu_{n,k} x_n|^2 / \sigma_{v_{n,k}}^2] \text{apriori}_{k-1}(x_n)} - \log \frac{\text{apriori}_{k-1}(b_{n,j} = +1)}{\text{apriori}_{k-1}(b_{n,j} = -1)} \quad (8)$$

其中  $x_{n,j}^+ \in \{\Omega \mid b_{n,j} = +1\}$ ,  $x_{n,j}^- \in \{\Omega \mid b_{n,j} = -1\}$ ;  $\text{apriori}_{k-1}(x_n) = \prod_{j=1}^q \text{apriori}_{k-1}(b_{n,j})$ , 其中  $\text{apriori}_{k-1}(b_{n,j})$  是在第  $(k-1)$  次软干扰抵消迭代中从 Turbo 译码模块获得的关于  $b_{n,j}$  的先验概率 (apriori probability).  $\exp[-|\tilde{x}_{n,k} - \mu_{n,k} x_n|^2 / \sigma_{v_{n,k}}^2]$  被称为关于符号  $x_n$  的度量.

#### 4 使用估计 CSI 的 IC-MMSE 迭代检测算法

##### 4.1 最大似然信道估计和信道估计误差

在本文中, 我们使用最大似然信道估计算法<sup>[7]</sup> 来估计信道矩阵  $H$ . 在一个突发中, 接收到的导频块可以表示为  $Y = HS + Z$ , 其中  $Y$  和  $Z$  分别为  $N_R \times L_p$  接收信号矩阵和噪声矩阵.  $Z$  的元素是独立同分布复高斯变量, 其均值为 0, 方差为  $\sigma_w^2$ .  $S$  是傅里叶变换正交导频矩阵, 其第  $n$  行第  $l$  列元素为  $s_{n,l} = \sqrt{\sigma_p^2} \exp(-j2\pi(n-1)(l-1)/L_p)$ ,  $1 \leq n \leq N_T$ ,  $1 \leq l \leq L_p$ <sup>[7]</sup>,  $\sigma_p^2$  是导频符号的平均功率. 估计的信道矩阵为

$$\hat{H} = YS^H(SS^H)^{-1} = H + ZS^H(SS^H)^{-1} = H + \Phi \quad (9)$$

其中信道估计误差 (CEE) 矩阵  $\Phi = ZS^H(SS^H)^{-1}$  是零均值高斯矩阵, 其相关矩阵为  $E(\Phi\Phi^H) = [(\sigma_w^2 N_T) / (\sigma_p^2 L_p)] I_{N_r}$ , 并且  $\Phi$ 、 $H$ 、 $w$  之间相互独立. 值得强调的是由于理想的信道矩阵  $H$  是不可能获得的 (也即 CEE 总是存在的), 因此随后的检测过程 (包括 MMSE 滤波, 软干扰抵消, 以及度量计算) 均只能使用估计的信道矩阵  $\hat{H}$ .

##### 4.2 使用失配 MMSE 滤波的传统 IC-MMSE 迭代检测算法

传统的 IC-MMSE 迭代检测算法直接将  $\hat{H}$  当作  $H$  来使用 (也即忽略 CEE 的存在), 它在式 (1) 到 (8) 中直接用  $\hat{H}$  来替换  $H$ , 这是一种失配的算法. 在这种失配的情况下 MMSE 滤波  $\hat{f}_{n,k}^{\text{Mis}}$  表示如下

$$\hat{f}_{n,k}^{\text{Mis}} = \sigma_x^2 \hat{h}_n^H (\hat{H} D_{n,k} \hat{H}^H + \sigma_w^2 I_{N_r})^{-1} \quad (10)$$

其中  $\hat{h}_n$  是  $\hat{H}$  的第  $n$  列.

##### 4.3 使用修正 MMSE 滤波的新的 IC-MMSE 迭代检测算法

从式 (1), (3), 和 (9), 干扰抵消后的接收信号向量可以表示如下

$$\hat{r}_{n,k} = Hx + w - \hat{H}\hat{\epsilon}_{n,k} \quad (11)$$

从上式我们看到, 由于接收端无法获得理想 CSI, 因此软干扰抵消只能使用估计的 CSI, 这导致软干扰抵消并不是理想的. 将  $\hat{H} = H + \Phi$  带入 (11), 我们得到基于理想 CSI (即  $H$ ) 的干扰抵消后接收信号模型

$$\begin{aligned} \hat{r}_{n,k} &= Hx + w - (H + \Phi)\hat{\epsilon}_{n,k} \\ &= H(x - \hat{\epsilon}_{n,k}) - \Phi\hat{\epsilon}_{n,k} + w \end{aligned} \quad (12)$$

经过推导, 我们得到基于式 (12) 的精确的 MMSE 滤波向量  $\hat{f}_{n,k}^{\text{Genuine}}$

$$\begin{aligned} \hat{f}_{n,k}^{\text{Genuine}} &= E(x_n \hat{r}_{n,k}^H) E(\hat{r}_{n,k} \hat{r}_{n,k}^H)^{-1} \\ &= \sigma_x^2 \hat{h}_n^H [HD_{n,k}H^H + (\sigma_w^2 \text{Tri}(D_{n,k})) / (\sigma_p^2 L_p) I_{N_r} \\ &\quad + \sigma_w^2 I_{N_r}]^{-1} \end{aligned} \quad (13)$$

其中  $\text{Tri}(\cdot)$  表示矩阵的求迹操作. 然而, 由于  $H$  是未知的, 所以  $\hat{f}_{n,k}^{\text{Genuine}}$  是无法获得的. 考虑到计算 MMSE 滤波只能使用估计 CSI (即  $\hat{H}$ ), 我们将  $H = \hat{H} - \Phi$  带入式 (11) 得到基于估计 CSI 的干扰抵消后接收信号模型

$$\begin{aligned} \hat{r}_{n,k} &= Hx + w - \hat{H}\hat{\epsilon}_{n,k} = \hat{H}x + (-\Phi x + w) - \hat{H}\hat{\epsilon}_{n,k} \\ &= \hat{H}(x - \hat{\epsilon}_{n,k}) - \Phi x + w \end{aligned} \quad (14)$$

由于  $\hat{H} = H + \Phi$ ,  $\hat{H}$  和  $\Phi$  是相关的, 因此精确计算  $E(\hat{r}_{n,k} \hat{r}_{n,k}^H)$  将用到关系式  $\hat{H} = H + \Phi$ , 这样基于 (14) 计算精确的 MMSE 滤波仍将得到 (13). 为了使用估计 CSI 来计算 MMSE 滤波, 我们将 (14) 中的  $\hat{H}$  的看作是发射符号所通过的真实信道而将  $-\Phi x + w$  看作是接收端的高斯噪声项 (根据公式 (9),  $\Phi$  是高斯矩阵, 因此  $\Phi x$  为高斯向量), 并且假设  $\hat{H}$  和  $\Phi$  不相关 (注意到在计算 MMSE 滤波进行符号检测时, 信道矩阵通常被视为常量). 这样, 基于 (14), 我们推导得到下面修正的 MMSE 滤波向量  $\hat{f}_{n,k}^{\text{Mod}}$  (注意  $\Phi$  到是零均值矩阵, 且相关矩阵为  $E(\Phi\Phi^H) = [(\sigma_w^2 N_T) / (\sigma_p^2 L_p)] I_{N_r}$ )

$$\begin{aligned} \hat{f}_{n,k}^{\text{Mod}} &= E(x_n \hat{r}_{n,k}^H) E(\hat{r}_{n,k} \hat{r}_{n,k}^H)^{-1} \\ &= \sigma_x^2 \hat{h}_n^H [\hat{H} D_{n,k} \hat{H}^H + (\sigma_x^2 \sigma_w^2 N_T) / \sigma_p^2 L_p I_{N_r} + \sigma_w^2 I_{N_r}]^{-1} \\ &= \sigma_x^2 \hat{h}_n^H [\hat{H} D_{n,k} \hat{H}^H + (\sigma_p^2 I_{N_r} + \sigma_w^2 I_{N_r})]^{-1} \end{aligned} \quad (15)$$

其中  $\sigma_p^2 = (\sigma_x^2 \sigma_w^2 N_T) / (\sigma_p^2 L_p)$  是 CEE 的存在所引入的方差项. 注意到计算修正的 MMSE 滤波 (15) 没有引入复杂度增加, 并且当 CEE 趋于零的时候它将趋于使用理想

CSI 的 MMSE 滤波 (4). 在使用修正 MMSE 滤波的情况下, 新的 IC-MMSE 迭代检测算法计算 LLR 仍然使用式 (5) 到 (8) 只不过使用  $\hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mod}}$  和  $\hat{\mathbf{h}}_n$  来分别代替公式中的对应项. 对于失配和修正 MMSE 滤波, 滤波输出可以统一表示为

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_{n,k}^{\text{Mis(Mod)}} &= \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis(Mod)}} \hat{\mathbf{r}}_{n,k} \\ &= \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis(Mod)}} \hat{\mathbf{h}}_n x_n + \sum_{i \neq n} \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis(Mod)}} \hat{\mathbf{h}}_i (x_i - \hat{x}_{i,k}) \\ &\quad - \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis(Mod)}} \Phi \mathbf{x} + \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis(Mod)}} \mathbf{w}\end{aligned}$$

在式 (8) 中计算度量的时候, 式 (16) 的第一项是期望信号量而其他项均被视为干扰. 具体的, 第二、第三、和第四项分别表示剩余干扰、CEE 引入的附加干扰以及 MMSE 滤波输出的高斯噪声. 众所周知, MMSE 滤波性能优于迫零滤波的原因在于 MMSE 滤波考虑了噪声方差 (也即没有忽略噪声的存在从而更好的折衷了剩余干扰和滤波输出噪声). 和忽略 CEE 的失配 MMSE 滤波  $\hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}}$  相比, 修正的 MMSE 滤波考虑了 CEE. 因此和失配 MMSE 滤波相比, 修正的 MMSE 滤波应该能够获得较小的 MSE (换句话说, 修正的 MMSE 滤波应该能够在滤波输出的干扰和噪声之间获得更好的折衷).

#### 4.4 失配和修正 MMSE 滤波的 MSE 比较

现在我们分析对检测第  $n$  个符号  $x_n$  ( $n = 1, 2, \dots, N_T$ ), 修正的 MMSE 滤波在任何一次软干扰抵消迭代  $k$  ( $k = 0, 1, 2, \dots$ ) 都能够获得比失配 MMSE 滤波小的 MSE. 在第  $k$  ( $k = 0, 1, 2, \dots$ ) 次软干扰抵消迭代, 失配 MMSE 滤波检测  $x_n$  ( $n = 1, 2, \dots, N_T$ ) 得到的滤波输出的 MSE 如下式计算为

$$\begin{aligned}MSE_{n,k}^{\text{Mis}} &= E[(x_n - \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}} \hat{\mathbf{r}}_{n,k})(x_n - \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}} \hat{\mathbf{r}}_{n,k})^H] \\ &= \sigma_x^2 - \sigma_x^2 \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}} \hat{\mathbf{h}}_n - \sigma_x^2 \hat{\mathbf{h}}_n^H (\hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}})^H \\ &\quad + \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}} (\hat{\mathbf{H}} \mathbf{D}_{n,k} \hat{\mathbf{H}}^H + \sigma_\phi^2 \mathbf{I}_{N_R} + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R}) (\hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}})^H \\ &= \sigma_x^2 - \sigma_x^2 \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}} \hat{\mathbf{h}}_n - \sigma_x^2 \hat{\mathbf{h}}_n^H (\hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}})^H \\ &\quad + \sigma_x^2 \hat{\mathbf{h}}_n^H (\hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}})^H + \sigma_\phi^2 \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}} (\hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}})^H \\ &= \sigma_x^2 - \sigma_x^2 \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}} \hat{\mathbf{h}}_n + \sigma_\phi^2 \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}} (\hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mis}})^H\end{aligned}\quad (17)$$

修正 MMSE 滤波输出的 MSE 计算为

$$\begin{aligned}MSE_{n,k}^{\text{Mod}} &= E[(x_n - \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mod}} \hat{\mathbf{r}}_{n,k})(x_n - \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mod}} \hat{\mathbf{r}}_{n,k})^H] \\ &= \sigma_x^2 - \sigma_x^2 \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mod}} \hat{\mathbf{h}}_n - \sigma_x^2 \hat{\mathbf{h}}_n^H (\hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mod}})^H \\ &\quad + \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mod}} (\hat{\mathbf{H}} \mathbf{D}_{n,k} \hat{\mathbf{H}}^H + \sigma_\phi^2 \mathbf{I}_{N_R} + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R}) (\hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mod}})^H \\ &= \sigma_x^2 - \sigma_x^2 \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mod}} \hat{\mathbf{h}}_n - \sigma_x^2 \hat{\mathbf{h}}_n^H (\hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mod}})^H + \sigma_x^2 \hat{\mathbf{h}}_n^H (\hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mod}})^H \\ &= \sigma_x^2 - \sigma_x^2 \hat{\mathbf{f}}_{n,k}^{\text{Mod}} \hat{\mathbf{h}}_n\end{aligned}\quad (18)$$

为了对  $MSE_{n,k}^{\text{Mis}}$  和  $MSE_{n,k}^{\text{Mod}}$  进行比较, 我们引入奇异值分

解 (Singular Value Decomposition: SVD) 表达式  $\hat{\mathbf{H}} \mathbf{D}_{n,k}^{1/2} = \mathbf{U}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k} \mathbf{V}_{n,k}^H$ , 其中  $\mathbf{U}_{n,k}$  和  $\mathbf{V}_{n,k}$  分别是  $N_R \times N_R$  以及  $N_T \times N_T$  酉矩阵,  $\mathbf{A}_{n,k}$  是  $N_R \times N_T$  对角矩阵其主对角线由矩阵  $\hat{\mathbf{H}} \mathbf{D}_{n,k}^{1/2}$  的奇异值  $\lambda_{n,k}^{(1)}, \lambda_{n,k}^{(2)}, \dots, \lambda_{n,k}^{(N_T)}$  构成. 在 SVD 的帮助下我们有下面两个公式成立

$$\begin{aligned}&(\hat{\mathbf{H}} \mathbf{D}_{n,k} \hat{\mathbf{H}}^H + \sigma_\phi^2 \mathbf{I}_{N_R} + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-1} \\ &= (\hat{\mathbf{H}} \mathbf{D}_{n,k}^{1/2} \mathbf{D}_{n,k}^{1/2} \hat{\mathbf{H}}^H + \sigma_\phi^2 \mathbf{I}_{N_R} + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-1} \\ &= (\mathbf{U}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k} \mathbf{V}_{n,k}^H \mathbf{V}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k}^H \mathbf{U}_{n,k}^H + \sigma_\phi^2 \mathbf{I}_{N_R} + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-1} \\ &= [\mathbf{U}_{n,k} (\mathbf{A}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k}^H + \sigma_\phi^2 \mathbf{I}_{N_R} + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R}) \mathbf{U}_{n,k}^H]^{-1} \\ &= \mathbf{U}_{n,k} (\mathbf{A}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k}^H + \sigma_\phi^2 \mathbf{I}_{N_R} + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-1} \mathbf{U}_{n,k}^H\end{aligned}\quad (19)$$

$$= \mathbf{U}_{n,k} (\mathbf{A}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-1} \mathbf{U}_{n,k}^H\quad (20)$$

于是式 (17) 和 (18) 可以被重新写为

$$\begin{aligned}MSE_{n,k}^{\text{Mis}} &= \sigma_x^2 - (\sigma_x^2)^2 \hat{\mathbf{h}}_n^H \mathbf{U}_{n,k} (\mathbf{A}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-1} \mathbf{U}_{n,k} \hat{\mathbf{h}}_n \\ &\quad + \sigma_\phi^2 (\sigma_x^2)^2 \hat{\mathbf{h}}_n^H \mathbf{U}_{n,k} (\mathbf{A}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-2} \mathbf{U}_{n,k} \hat{\mathbf{h}}_n \\ &= \sigma_x^2 - (\sigma_x^2)^2 \hat{\mathbf{h}}_n^H \mathbf{U}_{n,k} [(\mathbf{A}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-1} \\ &\quad - \sigma_\phi^2 (\mathbf{A}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-2}] \mathbf{U}_{n,k} \hat{\mathbf{h}}_n\end{aligned}\quad (21)$$

$$\begin{aligned}MSE_{n,k}^{\text{Mod}} &= \sigma_x^2 - (\sigma_x^2)^2 \hat{\mathbf{h}}_n^H \mathbf{U}_{n,k} (\mathbf{A}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-1} \\ &\quad \cdot \mathbf{U}_{n,k} \hat{\mathbf{h}}_n\end{aligned}\quad (22)$$

通过定义  $\mathbf{p}_{n,k} = \mathbf{U}_{n,k}^H \hat{\mathbf{h}}_n$ ,  $\bar{\mathbf{A}}_{n,k}^{\text{Mis}} = (\mathbf{A}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-1} - \sigma_\phi^2 (\mathbf{A}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-2}$ , 以及  $\bar{\mathbf{A}}_{n,k}^{\text{Mod}} = (\mathbf{A}_{n,k} \mathbf{A}_{n,k}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_R})^{-1}$ , 我们得到

$$\begin{aligned}MSE_{n,k}^{\text{Mis}} &= \sigma_x^2 - (\sigma_x^2)^2 \mathbf{p}_{n,k}^H \bar{\mathbf{A}}_{n,k}^{\text{Mis}} \mathbf{p}_{n,k} \\ &= \sigma_x^2 - (\sigma_x^2)^2 \sum_{m=1}^{N_R} \bar{\lambda}_{n,k}^{\text{Mis}}(m) |p_{n,k}(m)|^2 \\ MSE_{n,k}^{\text{Mod}} &= \sigma_x^2 - (\sigma_x^2)^2 \mathbf{p}_{n,k}^H \bar{\mathbf{A}}_{n,k}^{\text{Mod}} \mathbf{p}_{n,k} \\ &= \sigma_x^2 - (\sigma_x^2)^2 \sum_{m=1}^{N_R} \bar{\lambda}_{n,k}^{\text{Mod}}(m) |p_{n,k}(m)|^2\end{aligned}\quad (23)$$

其中  $p_{n,k}(m)$  是  $\mathbf{p}_{n,k}$  的第  $m$  个元素,  $\bar{\lambda}_{n,k}^{\text{Mis}}(m)$  和  $\bar{\lambda}_{n,k}^{\text{Mod}}(m)$  分别是  $\bar{\mathbf{A}}_{n,k}^{\text{Mis}}$  和  $\bar{\mathbf{A}}_{n,k}^{\text{Mod}}$  的第  $m$  行第  $m$  列元素. 修正 MMSE 滤波和失配 MMSE 滤波输出的 MSE 之差表示为下式

$$\begin{aligned}\Delta MSE_{n,k} &= MSE_{n,k}^{\text{Mis}} - MSE_{n,k}^{\text{Mod}} \\ &= (\sigma_x^2)^2 \sum_{m=1}^{N_R} [\bar{\lambda}_{n,k}^{\text{Mod}}(m) - \bar{\lambda}_{n,k}^{\text{Mis}}(m)] |p_{n,k}(m)|^2\end{aligned}\quad (24)$$

定义  $\sigma_\phi^2 = \zeta \sigma_w^2$ , 其中  $\zeta = (\sigma_x^2 N_T) / (\sigma_p^2 L_P)$ , 我们得到

$$\begin{aligned}\bar{\lambda}_{n,k}^{\text{Mod}}(m) - \bar{\lambda}_{n,k}^{\text{Mis}}(m) &= \frac{1}{(\lambda_{n,k}^{(m)})^2 + \sigma_\phi^2 + \sigma_w^2} - \left[ \frac{1}{(\lambda_{n,k}^{(m)})^2 + \sigma_w^2} - \frac{1}{((\lambda_{n,k}^{(m)})^2 + \sigma_w^2)^2} \right] \\ &= \frac{(\sigma_\phi^2)^2}{[(\lambda_{n,k}^{(m)})^2 + \sigma_\phi^2][(\lambda_{n,k}^{(m)})^2 + \sigma_w^2]^2} \\ &= \frac{(\zeta \sigma_w^2)^2}{[(\lambda_{n,k}^{(m)})^2 + \sigma_w^2 + \zeta \sigma_w^2][(\lambda_{n,k}^{(m)})^2 + \sigma_w^2]^2} > 0 \\ m &= 1, 2, \dots, N_R.\end{aligned}\quad (25)$$

其中当  $m > N_T$  的时候  $\lambda_{n,k}^{(m)} = 0$ . 由此我们证明了修正 MSME 滤波在任何一次软干扰抵消迭代  $k (k = 0, 1, 2, \dots)$  都能获得比失配 MMSE 滤波小的滤波输出 MSE. 此外二者的 MSE 差异将随着  $\zeta$  的增大而增大, 因为容易计算得知  $\bar{\lambda}_{n,k}^{(Mod)}(m) - \bar{\lambda}_{n,k}^{(Min)}(m)$  关于  $\zeta$  的一阶导数为正值. 我们的研究 (没有在本文给出) 发现对于传统 IC-MMSE 迭代检测算法, 通过在式 (8) 的度量计算中考虑 CEE 可以略微地提升性能, 也即将总干扰 (式 (16) 的第二项到第四项之和) 近似为高斯分布, 并基于式 (16) 而不是式 (7) 来计算其方差. 然而这样做得到的性能增益十分有限, 因为在度量计算之前, 失配的 MMSE 滤波已经输出了较大的 MSE. 这说明了在 MMSE 滤波模块考虑 CEE 的重要性.

## 5 仿真结果

在仿真中我们考虑  $N_R = N_T = 8$  的 BICM V-BLAST 系统, 采用 16-QAM 调制. 信道编码是通过并行级连两个码率为 1/3 的 4 状态递归系统卷积码 (8 进制生成多项式为 (7, 5)) 并进行删余操作获得一个码率为 1/2 的 Turbo 码. Turbo 码交织和信道交织均采用随机交织, Turbo 码译码采用 BCJR 算法并使用固定的 8 次迭代译码. 每个 Turbo 编码块包含一个突发, 一个信道交织块由一个 Turbo 编码块构成, 一个突发的数据块长度设置为  $L_d = 50$ . 为了避免在多用户环境下干扰电平的波动, 我们设置导频符号平均功率和数据符号平均功率相同即  $\sigma_p^2 = \sigma_s^2$  [5]. 对每个 SNR, 我们均随机产生  $2 \times 10^5$  个信道实现来进行仿真. 假设接收机知道噪声方差  $\sigma_w^2$ .

图 2 给出了当  $L_p = 20$  的时候传统 IC-MMSE 迭代检测算法和新的 IC-MMSE 迭代检测算法的性能比较, 均进行直到 3 次的软干扰抵消迭代 ( $k = 0, 1, 2, 3$ ). 我们看到新的 IC-MMSE 迭代检测算法能够获得显著的信噪比增益.

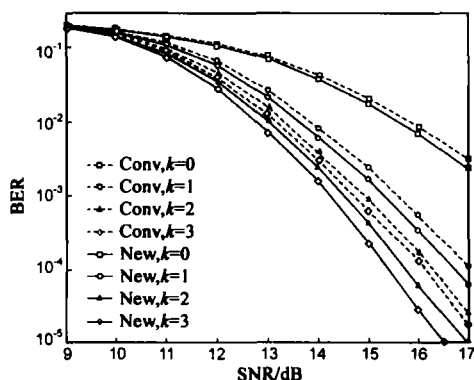


图 2 新的 IC-MMSE 迭代检测算法 (New) 和传统 IC-MMSE 迭代检测算法 (Conv) 的性能比较,  $L_p=20$

图 3 给出了在一个突发中使用不同长度的导频 ( $L_p = 10, 15, 20, 25$ ) 的情况下传统 IC-MMSE 迭代检测算法

和新的 IC-MMSE 迭代检测算法的性能比较, 软干扰抵消迭代均为  $k = 3$  次; 同时给出使用理想 CSI 情况下 IC-MMSE 迭代检测算法的性能作为参考 (软干扰抵消迭代也设置为  $k = 3$  次). 我们看到和传统 IC-MMSE 迭代检测算法相比, 新的 IC-MMSE 迭代检测算法需要较小  $L_p$  的来获得相同的性能, 这说明新的 IC-MMSE 迭代检测算法能够获得传输速率增益.

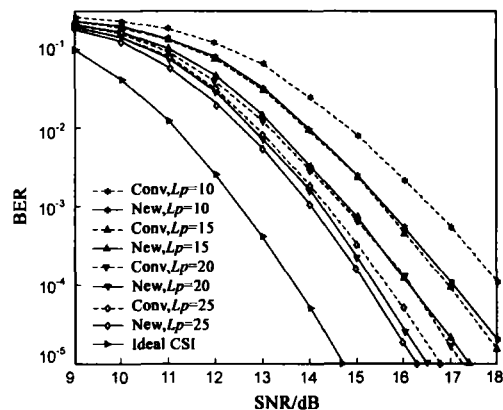


图 3 新的 IC-MMSE 迭代检测算法 (New) 和传统 IC-MMSE 迭代检测算法 (Conv) 在  $L_p$  取不同值时的性能比较,  $k=3$

需要指出, 当  $\sigma_p^2$  是估值而不是精确已知的时候 (也即我们只能得到对  $\sigma_p^2$  的估计  $\hat{\sigma}_p^2$ ), 式 (18) 是不成立的, 此时 4.4 节的结论 (即修正 MMSE 滤波能获得比失配 MMSE 滤波小的滤波输出 MSE) 并不一定成立. 为了分析新的 IC-MMSE 迭代检测算法对  $\sigma_p^2$  估计精确度的敏感性, 我们在图 4 给出了  $\sigma_p^2$  当估计不精确的时候新的 IC-MMSE 迭代检测算法的性能, 其中横坐标为  $\text{err} = \hat{\sigma}_p^2 / \sigma_p^2$ . 我们看到当  $\sigma_p^2 \leq \hat{\sigma}_p^2 \leq 4\sigma_p^2$  的时候, 由于  $\sigma_p^2$  估计不精确给新的 IC-MMSE 迭代检测算法所带来的性能损失可以忽略不计; 只要能够满足  $\sigma_p^2/2 \leq \hat{\sigma}_p^2 \leq 5\sigma_p^2$ , 则新的 IC-MMSE 迭代检测算法仍能够明显优于传统 IC-MMSE 迭代检测算法.

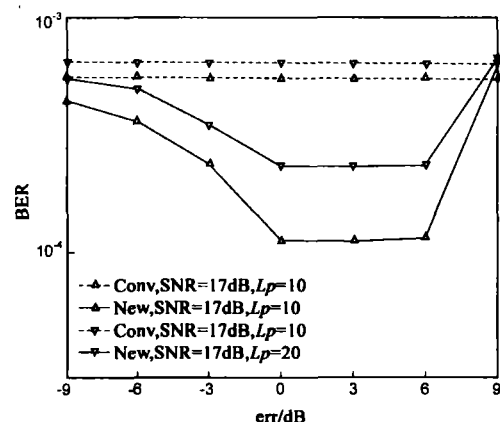


图 4 当  $\sigma_p^2$  估计不精确时新的 IC-MMSE 迭代检测算法 (New) 的性能,  $k=3$

## 6 结论

对于 BICM V-BLAST 系统, IC-MMSE 迭代检测算法在复杂度和性能上做到了很好的折衷, 因此十分适合于采用高调制规模和天线数量较多的情况. 针对目前文献关于 IC-MMSE 迭代检测算法仅基于理想 CSI 进行研究的不足, 本文对该算法在使用估计 CSI 的情况下进行了研究. 通过在 MMSE 滤波中考虑信道估计误差, 本文提出了修正的 MMSE 滤波. 和失配的 MMSE 滤波相比, 修正的 MMSE 滤波能够获得较小的均方误差. 仿真结果证实通过采用修正的 MMSE 滤波, 新的 IC-MMSE 迭代检测算法能够获得显著的性能增益 (SNR 增益和传输速率增益). 最后我们指出, 和传统 IC-MMSE 迭代检测算法相比, 新的 IC-MMSE 迭代检测算法没有引入任何的复杂度增加, 因此便于在实际系统中的推广和应用.

### 参考文献:

- [1] G D Golden, C J Foschini, R A Valenzuela, P W Wolniansky. Detection algorithm and initial laboratory results using V-BLAST space-time communication architecture [J]. IEEE Electronic Letters, 1999, 35(1): 14 - 15.
- [2] H Dai, A F Molisch, H V Poor. Downlink capacity of interference-limited MIMO systems with joint detection [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2004, 3(2): 442 - 453.
- [3] E Biglieri, A Nardio, G Taricco. MIMO Doubly-iterative receivers: Pre-vs. Post-cancellation filtering [J]. IEEE Communications Letters, 2005, 9(2): 106 - 108.
- [4] B M Hochwald, S T Brink. Achieving near-capacity on a

multiple-antenna channel [J]. IEEE Transactions on Communications, 2003, 51(3): 389 - 399.

- [5] G Taricco, E Biglieri. Space-time decoding with imperfect channel estimation [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2005, 4(4): 1874 - 1888.
- [6] B L Yeap, C H Wong, L Hanzo. Reduced complexity In-phase Quadrature-phase M-QAM turbo equalization using iterative channel estimation [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2003, 2(1): 2 - 10.
- [7] Q Sun, D C Cox, H C Huang, A Lozano. Estimation of continuous flat fading MIMO channels [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2002, 1(4): 549 - 553.

### 作者简介:



**李建东** 男, 1962 年 10 月生于江苏省阜宁县, 1982 年和 1985 年分别毕业于西北电讯工程学院本科和研究生班. 1990 年毕业于西安电子科技大学博士生班, 获工学博士学位, 现为西安电子科技大学教授. 2002 年 1 月 - 2003 年 1 月美国 Cornell 大学访问教授. 西安电子科技大学综合业务网理论和关键技术国家重点实验室主任、博士生导师. 国家杰出青年科学基金获得者, 总装部通信和信息安全专业专家组成员. E-mail: jdli@mail.xidian.edu.cn



**曹琲琲** 男, 1976 年 3 月生于陕西西安. 2002 年在西安电子科技大学获得工学硕士学位, 现为在读博士研究生, 研究方向为无线通信. E-mail: f\_f\_cao@263.net

**杨家玮** 男, 1946 年 3 月生于上海. 西安电子科技大学博士生导师, 教授. 研究方向为无线通信、移动通信等.