

基于 Kalman 滤波的自适应 MIMO 信道估计

王永民，苟彦新，孟相如

(空军工程大学 电讯工程学院，陕西 西安 710077)

摘要：给出了一种基于 Kalman 滤波的自适应 MIMO 信道估计方法，分析了算法的剩余误差能量随迭代次数增加的变化情况，对饱和 MIMO 系统和欠饱和 MIMO 系统，分别采用 Kalman 自适应 MIMO 信道估计方法和最大似然信道估计方法，进行了数值仿真和对比。从对比的结果来看，文中给出的 Kalman 自适应信道估计具有和最大似然信道估计相近的性能，而在饱和系统中，Kalman 估计算法性能要略好一些。

关键词：信道估计；Kalman 滤波；最大似然估计

中图分类号：TN911.5 文献标识码：A 文章编号：1009-3516(2004)06-0034-06

MIMO(Multiple - Input - Multiple - Output)技术能够在不增加传输带宽的情况下，成倍增加通信系统的容量^[1~5]。在假设各发射-接收天线间的信道衰落是独立的情况下，MIMO 信道可以分解为并行的多个 SI-SO(Single - Input - Single - Output)信道^[6]。为了实现这种分解，MIMO 接收机采用空时解码处理来分开发送的多个数据子流^[7]。因此，系统的性能也必然受到空时解码性能的影响。文献[5]中介绍的 V-BLAST 是一种采用逐个子流检测及对消的方法，V-BLAST 也可以被看作是一种应用在 MIMO 系统中的广义上的判决反馈均衡器^[8]；在宽带频率选择性衰落信道中，MIMO 系统可以采用复杂的均衡技术，或者是采用 OFDM 技术来解决码间串扰的问题^[9]。MIMO 系统中的很重要的问题是 MIMO 信道进行估计，并且信道估计的结果将直接影响 MIMO 系统的传输质量。文献[10]给出了基于训练序列的最大似然 MIMO 信道估计，分析了在频率平坦时变信道中该信道估计方法可达到的数据速率。文献[11]给出一种 DS-CDMA 移动通信环境中，MIMO 信道的随机梯度估计方法，该方法基于基站采用天线阵而移动用户采用单天线的情况，为了达到较好的估计效果，该方法需要较长的输入数据。即在信道时变速率较快的情况下，该方法有可能失效。

本文给出了一种基于 Kalman 滤波的自适应 MIMO 信道估计方法，并以信道估计结束后的平均误符号率为标准，将该方法与最大似然信道估计方法的性能进行了数值仿真和对比。根据 MIMO 系统中发送天线单元数与接收天线单元数的关系，论文将其分为饱和 MIMO 系统——发送天线数等于接收天线数、欠饱和 MIMO 系统——发送天线数小于接收天线数，并对频谱利用率相同的饱和与欠饱和 MIMO 通信系统，进行了分析对比。

1 MIMO 信道模型

发送端首先对发射数据进行信道编码，串并转换后分为并行的 P 路，每一路数据经过发射调制。发射符号向量为 $S = (S_1 \cdots S_p)^T$ ，假设发射符号向量中的每个元素的平均功率为 $1/P$ ，即每部天线的平均发射功率为 $1/P$ ，总发射平均功率为 1。接收端天线阵元数为 Q ，定义信道传输矩阵为

收稿日期：2004-05-28

作者简介：王永民(1973-)，男，吉林梅河口人，博士生，主要从事现代军事通信及抗干扰技术研究；
苟彦新(1940-)，男，陕西三原人，教授，主要从事现代军事通信及抗干扰技术研究；
孟相如(1963-)，男，陕西西安人，教授，博士生导师，主要从事 ISDN 技术研究。

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} h_{11} & \cdots & h_{1p} \\ \vdots & & \vdots \\ h_{Q1} & \cdots & h_{Qp} \end{pmatrix} = (\mathbf{h}_1 \cdots \mathbf{h}_p) \quad (1)$$

其中, h_{ji} ($i = 1, \dots, P; j = 1, \dots, Q$) 表示第 i 个发射天线到第 j 个接收天线的传输系数, 是相互独立的均值为 0、方差为 1 且实部虚部方差相等的。复高斯随机变量^[3]。 $\mathbf{h}_i = (h_{1i} \cdots h_{Qi})^T$ 表示第 i 个发射天线的传输向量, 在 MIMO 系统分析中, 一般假设 \mathbf{h}_i 是相互独立的传输向量。

接收符号向量为 $\mathbf{r} = (r_1 \cdots r_Q)^T$, 其中 r_i 表示第 i 个接收单元接收到的符号, 显然有

$$\mathbf{r} = \mathbf{HS} + \boldsymbol{\eta} \quad (2)$$

其中, $\boldsymbol{\eta} = (\eta_1 \cdots \eta_Q)^T$ 是加性高斯白噪声向量, 其中的各个元素是相互独立的、均值为 0、实部虚部方差相等的复高斯随机变量, 且

$$E(\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\eta}^H) = N_0 \mathbf{I}_{Q \times Q}$$

显然, 第 j 部接收天线接收到的来自所有发射天线的平均信号功率为

$$\sum_{i=1}^P E\{|h_{ji}s_i|^2\} = \sum_{i=1}^P E\{|h_{ji}|^2\} E\{|s_i|^2\} = \sum_{i=1}^P E\{|s_i|^2\} = \sum_{i=1}^P \frac{1}{p} = 1$$

则接收端的平均信噪比^[5]为

$$R_{SN} = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q (S/N)_i = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q \frac{1}{N_0} = \frac{1}{N_0} \quad (3)$$

其中, $(S/N)_i$ 表示第 i 个接收天线接收到的来自所有 p 个天线的信号功率与噪声功率的比值。在接收端对接收向量进行处理, 得到判决向量。设接收端的变换矩阵为

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} g_{11} & g_{1Q} \\ \vdots & \vdots \\ g_{P1} & g_{PQ} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{g}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{g}_P^T \end{pmatrix} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{g}_i = (g_{i1} \cdots g_{iQ})$, 即判决向量为

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_p \end{pmatrix} = \mathbf{Gr} = \mathbf{GH} \begin{pmatrix} s_1 \\ \vdots \\ s_p \end{pmatrix} + \mathbf{G} \begin{pmatrix} \eta_1 \\ \vdots \\ \eta_p \end{pmatrix} \quad (5)$$

显然, 为避免不同发射天线发送的符号间的干扰, \mathbf{G} 必须是 \mathbf{H} 的左伪逆矩阵, 即:

$$\mathbf{GH} = \mathbf{I}_{pp} \quad (6)$$

此时, 有:

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_1 \\ \vdots \\ s_p \end{pmatrix} + \mathbf{G} \begin{pmatrix} \eta_1 \\ \vdots \\ \eta_p \end{pmatrix} \quad (7)$$

因此, 接收端不必对传输矩阵进行估计, 而只需要估计出最佳的变换矩阵 \mathbf{G} 即可。

在接收端正确知道信道传输矩阵时, 可以直接求其左逆矩阵, 即可得到相应的变换矩阵。而实际的系统中, 必须通过采用训练序列等方法, 对变换矩阵进行估计。

容易看出, 对变换矩阵的估计类似于对采用 $\mathbf{h}_i = (h_{1i} \cdots h_{Qi})^T$ ($i = 1, \dots, P$) 作为复扩频向量的群 CDMA 信号的多用户检测过程。 $P < Q$ 时, 相当于欠饱和情况下的多用户检测, $P = Q$ 对应饱和情况下的多用户检测, 而 $P > Q$ 对应过饱和多用户检测。在多用户检测中, 扩频向量是已知的, 但是, 在 MIMO 的信道估计过程中, 对应的传输向量却是未知的, 因此, MIMO 信道估计一般采用发送训练序列的方法进行。与多用户检测的结果类似, 当估计完全正确, 或者说式(6)成立的情况下, 发射符号间的干扰被完全消除了, 但是付出的代价是信道噪声功率被“提高”了, 其中, 叠加在第 i 部天线发送符号上的噪声电平提高幅度为

$$\mathbf{g}_i^H = \mathbf{g}_i \quad (8)$$

显然, 最理想的信道传输矩阵是传输向量 \mathbf{h}_i ($i = 1, \dots, P$) 相互正交, 而当不满足该条件时, 信道的噪声电平被提高了, 提高的幅度取决于各传输向量之间的相关程度。在饱和 MIMO 系统中, 这种情况更容易出现, 且对于某些接收符号来说, 噪声电平提高的幅度相当大, 甚至导致通信的中断。

2 Kalman 自适应信道估计方法

定义状态向量为式(4)中的 $\mathbf{g}_i (i=1, \dots, P)$, 由于在每一帧的数据中, 信道被认为是恒定的, 即信道为独立准平坦衰落信道, 因此其状态不再发生转移, 即状态转移方程为

$$\mathbf{g}_i(n) = \mathbf{g}_i(n-1) + \boldsymbol{\gamma}(n-1) \quad (9)$$

将式(7)中定义的 $\mathbf{y}_i (i=1, \dots, p)$ 作为量测值, 建立量测方程

$$\mathbf{y}_i(n) = \mathbf{r}^T(n) \mathbf{g}_i(n) + \mathbf{v}_i(n) \quad i \in [1, P] \quad (10)$$

量测误差为

$$\mathbf{e}_i(n) = \mathbf{s}_i(n) - \hat{\mathbf{y}}_i(n) = \mathbf{s}_i(n) - \mathbf{r}^T(n) \mathbf{g}_i(n) \quad (11)$$

由式(2)、(7)可知, 当算法收敛, 即状态向量达到最佳后, 最小量测误差能量为

$$\xi_{i,\min} = E(\mathbf{e}_{i,\text{opt}}^2) = E\{(\boldsymbol{\eta}^T \mathbf{g}_{i,\text{opt}})^2\} = N_o (\mathbf{g}_{i,\text{opt}}^H \mathbf{g}_{i,\text{opt}}) \quad (12)$$

与式(8)比较可知, Kalman 信道估计的量测误差能量理想情况下能够达到最小。

由式(9)、(10)推导出相应的 Kalman 滤波算法为

$$\mathbf{U}_i(n|n-1) = \mathbf{U}_i(n-1) + \mathbf{Q}_i(n-1) \quad (13)$$

$$\mathbf{G}_i(n) = \mathbf{U}_i(n|n-1) \mathbf{r}^*(n) [\mathbf{r}^T(n) \mathbf{U}_i(n|n-1) \mathbf{r}^*(n) + \xi_{i,\min}]^{-1} \quad (14)$$

$$\mathbf{g}_i(n|n-1) = \mathbf{g}_i(n-1) \quad (15)$$

$$\mathbf{e}_i(n|n-1) = \mathbf{s}_i(n) - \mathbf{r}^T(n) \mathbf{g}_i(n|n-1) \quad (16)$$

$$\mathbf{g}_i(n) = \mathbf{g}_i(n|n-1) + \mathbf{G}_i(n) \tilde{\mathbf{e}}_i(n|n-1) \quad (17)$$

$$\mathbf{U}_i(n) = [\mathbf{I} - \mathbf{G}_i(n) \mathbf{r}^T(n)] \mathbf{U}_i(n|n-1) \quad (18)$$

其中的 $\mathbf{Q}_i(n)$ 为状态转移过程噪声 $\boldsymbol{\gamma}_i(n)$ 的协方差矩阵; $\mathbf{U}_i(n)$ 为状态估计误差协方差矩阵; $\mathbf{G}_i(n)$ 为 Kalman 增益矩阵。

对于一个动态系统来讲, 其状态转移方程中的过程噪声不为零。但是, 考虑到信道估计算法收敛后, 系统的最佳状态不发生转移, 且相对信道高斯白噪声, 系统一般工作在高信噪比条件下, 因此, 可将式(9)中过程噪声 $\boldsymbol{\gamma}_i(n-1)$ 视为近似的零向量, 过程噪声的协方差矩阵为零矩阵, 这样在实际的算法中式(13)可以改写为

$$\mathbf{U}_i(n|n-1) = \mathbf{U}_i(n-1) \quad (19)$$

由式(14)可知, 算法中需要知道或者估计出 $\xi_{i,\min}$ 。算法中 $\xi_{i,\min}$ 的变化影响 Kalman 增益向量 $\mathbf{G}_i(n)$, 而增益向量是状态向量更新的时变“步长”, 因此算法本身并不要求对 $\xi_{i,\min}$ 的精确估值。由于当算法收敛后, 一般期望信干比大于 10 dB, 因此当式(11)中的期望信号功率为 A_i^2 时, 实际中可取 $\xi_{i,\min} \approx a_i^2/10$ 或略大的值。当然, 如果该值取值过大, Kalman 算法的收敛速度也将变慢, 尤其在输入信噪比较高的情况下, 这种情况更容易出现, 所以在实用中必须对式(5)信号的信噪比进行估计, 以确定一个比较合适的 $\xi_{i,\min}$ 估计值。关于信噪比估计方法, 可以参考文献[7]。

由式(14)、(18)、(19)及矩阵求逆引理, 得:

$$\mathbf{U}_i(n) = \left[\mathbf{U}_i^{-1}(n-1) + \frac{\mathbf{r}^*(n) \mathbf{r}^T(n)}{\xi_{i,\min}} \right]^{-1} \quad (20)$$

Kalman 估计的初始条件为 $\mathbf{U}_i(0) = \mathbf{I}$

依次进行推导, 最后可以得到状态估计误差协方差矩阵的通用表示式为

$$\mathbf{U}_i(n) = \xi_{i,\min} [\xi_{i,\min} \mathbf{I} + \sum_{k=1}^n \mathbf{r}^*(k) \mathbf{r}^T(k)]^{-1} \quad (21)$$

定义 $\mathbf{R} = E\{\mathbf{r}^*(n) \mathbf{r}^T(n)\}$, 令

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathbf{r}^*(k) \mathbf{r}^T(k) \quad (22)$$

则有

$$\mathbf{U}_i(n) = \xi_{i,\min} [\xi_{i,\min} \mathbf{I} + n \hat{\mathbf{R}}]^{-1} \quad (23)$$

由式(4)、(6), 有

$$S_i(n) = \mathbf{g}_{i,\text{opt}}^T(n) H S(n) = S^T(n) H^T \mathbf{g}_{i,\text{opt}}^T(n) \quad (24)$$

将上式代入式(11),得量测误差为

$$\mathbf{e}_i(n) = S^T(n) H^T \mathbf{g}_{i,\text{opt}}^T(n) - \mathbf{r}^T(k) \mathbf{g}_i^T(n) = S^T(n) H^T \mathbf{g}_{i,\text{opt}}^T(n) - S^T(n) H^T \mathbf{g}_i(n) - \boldsymbol{\eta}^T \mathbf{g}_i(n) \quad (25)$$

定义状态估计误差为

$$\Delta \mathbf{g}_i(n) = \mathbf{g}_{i,\text{opt}}(n) - \mathbf{g}_i(n) \quad (26)$$

则式(25)变为

$$\mathbf{e}_i(n) = \mathbf{r}^T(n) \Delta \mathbf{g}_i(n) - \boldsymbol{\eta}^T(n) \mathbf{g}_{i,\text{opt}}(n) \quad (27)$$

量测误差的方差为

$$E[\mathbf{e}_i^2(n)] = E\{[\mathbf{r}^T(n) \Delta \mathbf{g}_i(n) - \boldsymbol{\eta}^T(n) \mathbf{g}_{i,\text{opt}}(n)]^2\} \quad (28)$$

由正交性原理,有 $E[\mathbf{e}_{i,\text{opt}}(n) \Delta \mathbf{g}_i(n)] = 0$,其中 $\mathbf{e}_{i,\text{opt}}(n) = \boldsymbol{\eta}^T(n) \mathbf{g}_{i,\text{opt}}(n)$,式(28)变为

$$E[\mathbf{e}_i^2(n)] = E\{[\mathbf{r}^T(n) \Delta \mathbf{g}_i(n)]^2\} + E\{[\boldsymbol{\eta}^T(n) \mathbf{g}_{i,\text{opt}}(n)]^2\} = E\{[\mathbf{r}^T(n) \Delta \mathbf{g}_i(n)]^2\} + \xi_{i,\min} \quad (29)$$

可见,量测误差方差由两部分组成,第二部分是最小量测误差方差;第一部分是算法迭代过程中“额外”的部分,表示算法非理想而引起的额外误差能量。我们不妨将其定义为剩余误差能量,表示为

$$\begin{aligned} \xi_{i,\text{EX}}(n) &= E\{[\mathbf{r}^T(n) \Delta \mathbf{g}_i(n)]^2\} = E[\mathbf{r}^T(n) \Delta \mathbf{g}_i(n) \Delta \mathbf{g}_i^H(n) \mathbf{r}^*(n)] = \\ &\quad \text{tr}\{E[\mathbf{r}^*(n) \mathbf{r}^T(n) \Delta \mathbf{g}_i(n) \Delta \mathbf{g}_i^H(n)]\} = \text{tr}\{E[\mathbf{r}^*(n) \mathbf{r}^T(n)] E[\Delta \mathbf{g}_i(n) \Delta \mathbf{g}_i^H(n)]\} \end{aligned} \quad (30)$$

将式(23)代入上式,得

$$\xi_{i,\text{EX}}(n) = \text{tr}\{\xi_{i,\min} \mathbf{R} [\xi_{i,\min} \mathbf{I} + n \hat{\mathbf{R}}]^{-1}\} \quad (31)$$

当 n 足够大时,有 $\hat{\mathbf{R}} \approx \mathbf{R}$,则式(31)变为

$$\xi_{i,\text{EX}}(n) = \text{tr}\{\xi_{i,\min} \mathbf{R} [\xi_{i,\min} \mathbf{I} + n \mathbf{R}]^{-1}\} \quad (32)$$

又

$$\text{tr}\{\xi_{i,\min} \mathbf{R} [\xi_{i,\min} \mathbf{I} + n \mathbf{R}]^{-1}\} \leq \text{tr}\{\xi_{i,\min} \mathbf{R} n^{-1} \mathbf{R}^{-1}\} = \frac{Q}{n} \xi_{i,\min}$$

所以有

$$\xi_{i,\text{EX}}(n) \leq \frac{Q}{n} \xi_{i,\min} \quad (33)$$

即随着迭代次数的增加,剩余误差能量将趋向于零,或者说 Kalman 信道估计随迭代次数的增加而趋向于理想值。下面直接给出用于对比的基于正交训练序列的最大似然信道估计方法。

$$\hat{\mathbf{H}} = \frac{1}{S_{\text{train}} L} \mathbf{r}_{Q \times L} \mathbf{C} = \mathbf{H} + \frac{1}{S_{\text{train}} L} \boldsymbol{\eta}_{Q \times L} \quad (34)$$

其中, $\mathbf{C} = (\mathbf{c}_1 \cdots \mathbf{c}_L)$, 是相互正交的二元训练序列,训练序列长度为 L ; S_{train} 为用于训练的符号。

3 数值仿真

在数值计算中,分别对采用 Kalman 自适应信道估计和基于正交训练序列的最大似然信道估计的方法进行了仿真,仿真中均设定训练传输功率等于信息传输功率。仿真中系统分别采用 QPSK、16QAM 和 64QAM 调制,对工作于饱和和非饱和情况下,且传输速率相同的情况进行了对比。图 1、2 给出了采用 Kalman 自适应信道估计时 QPSK、16QAM 和 64QAM 的对比仿真结果,仿真条件为:QPSK 调制的系统 $P = Q = 8$, 16QAM 调制的系统 $P = 2, Q = 8$, 64QAM 调制的系统 $P = 2, Q = 8$, 即信道传输容量都为 8 bps/Hz; 系统接收端的平均信噪比为 20 dB; 仿真迭代次数为 100 次,其中前 30 次用于发送训练符号,即系统频谱利用率为 5.6 bps/Hz。仿真独立运行次数为 2 000 次,信道为独立准平坦衰落,最小误差能量 $\xi_{i,\min} = 0.1$ 。

图 1 给出了判决向量的平均信噪比随迭代次数变化的数值结果,图 2 给出了误符号率随迭代次数变化的数值结果。通过对比可以看到与仿真 1 中类似的结果。因此可以说,至少对 QPSK、16QAM 和 64QAM 来讲,在频谱利用率相同的情况下,欠饱和的 MIMO 系统比饱和 MIMO 系统性能更好。

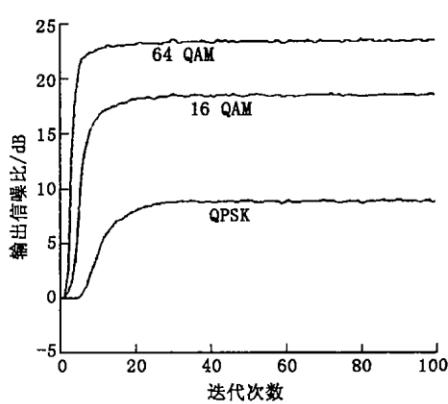


图 1 Kalman 自适应信道估计输出
信噪比随迭代次数变化曲线

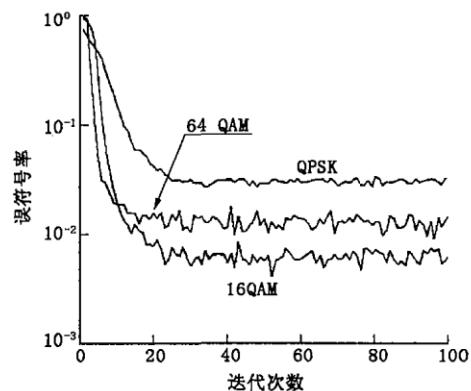


图 2 Kalman 自适应信道估计
符号率随迭代次数变化曲线

图 3 给出了基于最大似然信道估计和 Kalman 信道估计的误符号率随接收端平均信噪比变化的对比数值仿真曲线。图 3 的仿真条件为:QPSK 调制的系统 $P = Q = 8$, 16QAM 调制的系统 $P = 4, Q = 8$, 64QAM 调制的系统 $P = 2, Q = 8$ 。训练序列长度为 32, 每一帧发送的有效符号长度为 68, 即系统的频谱利用率为 5.44 bps/Hz, 仿真独立运行次数为 2000 次, Kalman 算法中的最小误差能量 $\xi_{i,\min} = 0.1$ 。

图 3 的结果显示:对于欠饱和系统, Kalman 信道估计算法与最大似然信道估计方法在给定的条件下具有十分接近的性能, 都可以在较短的训练长度下得到比较理想的性能。对于 QPSK 调制饱和系统, Kalman 算法的性能要明显好于最大似然估计算法。

为了更直观对比在饱和系统中两种信道估计方法的性能, 图 4 给出了 $P = Q = 8$ 时, QPSK、16QAM 和 64QAM 3 种调制方式下的对比仿真结果。仿真中 Kalman 算法中的最小误差能量 $\xi_{i,\min} = 0.1$ 。其它仿真条件与图 3 相同, 即系统的频谱利用率为 5.44 bps/Hz、10.88 bps/Hz 和 21.76 bps/Hz。图 4 的结果显示 Kalman 自适应信道估计在给定的条件下略优于最大似然信道估计方法, 尤其在 QPSK 调制系统中, 其优势接近 5 dB。当然, 如果适当增加训练序列的长度, 最大似然信道估计的性能更接近最佳性能, 从而缩小与 Kalman 信道估计的差距。

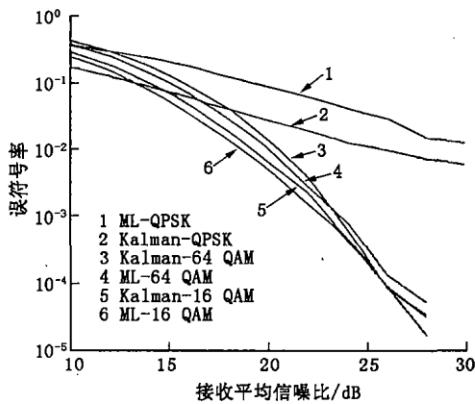


图 3 等频谱利用率时最大似然信道估
计与 Kalman 信道估计对比曲线

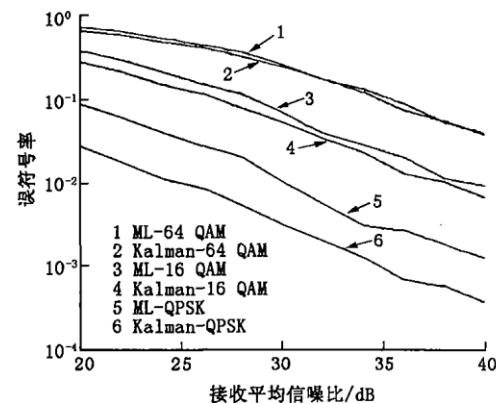


图 4 饱和系统中最大似然信道估
计与 Kalman 信道估计对比曲线

从仿真结果可以看出:对欠饱和系统, Kalman 信道估计和最大似然信道估计具有近似的性能, 而对饱和系统, Kalman 估计要好于最大似然信道估计;在频谱利用率相同的情况下, 当接收端的平均信噪比较高时, 从误符号率的角度来看, 饱和系统的性能劣于欠饱和系统, 但是对于两个传输效率相同的欠饱和系统, 由于其星座图增大, 误符号性能受星座图的影响增加, 因此其误符号率并不一定随发射天线数增加而降低。

4 结论

数值仿真结果显示, 本文给出的 Kalman 自适应信道估计方法收敛速率快, 收敛后的剩余误差能量随迭代次数增加而趋向于零, 是一种有效的 MIMO 信道估计方法。相对最大似然信道估计方法, Kalman 信道估

计需要对经过变换后的信号信噪比进行估计,以达到最佳的估计效果;而最大似然估计无需对其他参数进行估计。但是,通过数值仿真对比,Kalman 估计在饱和 MIMO 系统中应用的性能要优于最大似然估计方法,这主要是由于 Kalman 算法是基于估计状态向量 MMSE 的方法,因而,接收向量经过变换后噪声水平的提高对其影响相对较弱。

参考文献:

- [1] 龚耀寰. 自适应滤波(第二版)[M]. 北京:电子工业出版社,2003.
- [2] David Gerbert, Mansoor Shafi. From Theory to Practice: An Overview of MIMO Space - Time Coded Wireless Systems[J]. IEEE Journal On Selected Areas in Communications, 2003, 21(3):281 - 302.
- [3] Arogyaswami Paulraj J, Dhananjay A. An Overview of MIMO Communications - A Key to Gigabit Wireless[J]. Proceeding of The IEEE, 2004, 92(2) :198 - 218.
- [4] Foschini G J. Layered Space - Time Architecture for Wireless Communication in A Fading Environment When Using Multi - Element Ntennas[R]. Bell Labs Tech. J, 1996, 1:41 - 59.
- [5] Wolniansky P W, Foschini G J, Golden G D. V - BLAST: An Architecture for Realizing Very High Data Rates Over The Rich - Scattering Wireless Channel[A]. Proc. ISSSE, 1998, (9) : 295 - 300.
- [6] Telatar E. Capacity of Multi - Antenna Gaussian Channels[R]. AT&T - Bell Labs Inter, Tech Memo, 1995..
- [7] David R Pauluzzi, Norman C Beaulieu. A Comparison of SNR Estimation Techniques for The AWGN Channel[J]. IEEE Trans on Communications, 2000, 48(10) :1681 - 1691.
- [8] George Ginis, John M Cioffi. On The Relation Between V - BLAST and The GDFE[J]. IEEE Communications Letters, 2001, 5 (9) : 364 - 366.
- [9] Seshadri Y Li N, Ariyavisitakul S. Channel Estimation for OFDM Systems With Transmitter Diversity in Mobile Wireless Channels [J]. IEEE J. Select. Areas Commun. , 1999, 17:461 - 471.
- [10] Dragan Samardzija, Narayan Mandayam. Pilot - Assisted Estimation of MIMO Fading Channel Response and Achievable Data Rates[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2003, 51(11) :2882 - 2890.
- [11] Lu I - Tai, Jaeyoung Kwak. Adaptive Blind MIMO Channel Estimation and Multiuser Detection in DS - CDMA Systems [A]. Global Telecommunications Conference[C]. 1999, 2254 - 2258.

(编辑:门向生)

Adaptive MIMO Channel Estimation Based on Kalman Filtering

WANG Yong - min, GOU Yan - xin, MENG Xiang - ru

(The Telecommunication Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China)

Abstract: An adaptive MIMO channel estimation based on Kalman filtering is proposed in this paper. The process of Excess Error Energy varying with iteration number is analyzed. The numerical simulation of Kalman channel estimation and Maximum Likelihood (ML) channel estimation based on orthogonal training sequences applying in saturated and subsaturated system is presented. The simulation results show that the performance of Kalman channel estimation proposed herein is closed to that of ML channel estimation and Kalman estimation works better in saturated MIMO system.

Key words: channel estimation; Kalman filtering; Maximum Likelihood estimation