OFDM 系统的自适应低秩信道估计

居 敏 许宗泽

(南京航空航天大学 信息科学与技术学院, 南京 210016)

摘 要: 为了降低正交频分复用 OFDM(Orthogonal Frequency division Multiplexing)系统中最小均方误差 MMSE(Minimum Mean Square Error)信道估计算法的复杂度,并且改善由于信道的统计特性与先验知识不匹配而导致的 MMSE 估计性能恶化,提出了一种自适应的低秩信道估计算法. 该算法利用信道的时间平均相关取代统计相关,结合了基于特征值分解的低秩建模,从而近似地实现 MMSE 估计. 借助于子空间跟踪,该算法可以自适应地估计信道相关矩阵的主特征空间及噪声方差,以迭代的方式逼近最优的 MMSE 估计,而且复杂度较低. 进一步分析指出基于信道延时子空间跟踪的估计算法是该算法的一种特例,理论分析和仿真结果均表明这种新算法在低信噪比时可以显著改善信道估计的准确性.

关 键 词: 正交频分复用; 信道估计; 最小均方误差; 自适应滤波; 子空间跟踪

中图分类号: TN 914.3

文献标识码: A 文 章 编 号: 1001-5965(2006)03-0328-05

Low-rank adaptive method for sub-optimal channel estimation in OFDM system

Ju Min Xu Zongze

(College of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: A sub-optimal channel estimation algorithm in orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) system was proposed, to reduce the complexity of traditional minimum mean square error (MMSE) channel estimator, and to alleviate the performance deterioration of MMSE estimator due to the mismatch of the estimator-to-channel statistics. This algorithm utilizes time-average channel correlation matrix in place of exact channel correlation matrix and approximates the MMSE estimator by a low-rank structure. Based on subspace tracking, this algorithm adaptively estimates the noise power and the principal eigenspace of time-average channel correlation matrix, and asymptotically converges to the solution of optimal MMSE estimation. Further theoretical analysis indicates that delay subspace tracking algorithm is a special case of this newly proposed algorithm, and both theoretical analysis and simulation results illustrate that this algorithm can significantly improve channel estimation accuracy at low signal to noise ratio(SNR) with reduced implementation complexity.

Key words: orthogonal frequency division multiplexing; channel estimation; minimum mean square error; adaptive filtering; subspace tracking

正交频分复用 OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing)是一种多载波并行传输技术,具有高效的频谱利用率和优良的抗多径衰落能力,是下一代移动通信系统最具竞争力的侯选方案之一[1]. 在 OFDM 系统中,实时、准确的信道估计是进行信号相干检测的必要条件,也与自适应链路和多天线传输等关键技术的实现密切相关. 由于未来的移动通信趋向于具有更高的传输频率、更宽的传输频带和更快的终端移动性,使得信道呈现频率选择快衰落特性,本文研究了在这类传输条件下的信道估计算法.

OFDM 系统中基于导频的信道估计最常用的

收稿日期: 2005-03-31

作者简介: 居 敏(1979-),女,江苏南京人,博士生, ju.min@nuaa.edu.cn.

有 2 类: 最小二乘 LS(Least Square) 估计和最小均方误差 MMSE(Minimum Mean Square Error) 估计[2]. LS 估计方法简单, 但准确度不高, 性能易被干扰和噪声恶化; MMSE 估计在理论上是均方误差准则下最优的, 但是需要使用信道的二阶统计特性和信噪比, 当由于缺乏先验知识或信道非平稳, 导致所用的信道统计特性与实际信道不匹配时, 会显著降低 MMSE 估计的准确性. 文献[3]提出了一种鲁棒的信道估计算法, 可以减小先验知识与实际信道失配时的估计误差, 但仍然远差于匹配情况下的 MMSE 估计性能. 另一方面, 由于 MMSE 估计需要计算逆矩阵, 使得算法复杂度过高. 文献[4]采用奇异值分解对 MMSE 估计低秩建模, 可以有效降低复杂度, 但仍然没有解决先验未知的问题. 因此, 本文提出一种自适应的低秩信道估计算法 LRA(Low-Rank Adaptive) , 该算法不需要任何先验信息, 利用信道的时间平均相关估计信道的二阶统计特性和信噪比, 并结合了基于特征值分解的低秩建模和子空间跟踪算法, 使得迭代收敛后的性能逼近于最优 MMSE 估计, 而且计算复杂度较低.

1　OFDM 系统和信道模型

考虑具有 K 个子载波的 OFDM 系统, $x(n, k)$ 是第 n 个 OFDM 符号中第 k 个子载波上的调制信号. 假设循环前缀 CP(Cyclic Prefix) 的长度 L_{cp} 不小于信道的最大多径长度 L_{max}, 且信道是准静态的, 则 OFDM 系统的信号模型可以表示为

$$\boldsymbol{y}(n) = \boldsymbol{X}(n)\boldsymbol{H}(n) + \boldsymbol{w}(n) \tag{1}$$

式中, $\boldsymbol{X}(n) = \mathrm{diag}(\boldsymbol{x}(n))$, 表示以发送 $\boldsymbol{x}(n) = [x(n,0) \quad \cdots \quad x(n,K-1)]^{\mathrm{T}}$ 中元素构成的对角阵; $\boldsymbol{y}(n)$ 为 $K \times 1$ 的接收频域向量; $\boldsymbol{w}(n)$ 表示 $K \times 1$ 的零均值复高斯噪声向量, 其协方差矩阵为 $\sigma_n^2\boldsymbol{I}_K$; $\boldsymbol{H}(n) = [H(n,0) \quad \cdots \quad H(n,K-1)]^{\mathrm{T}}$ 为等效低通信道的频率响应. 若多径衰落信道在第 n 个 OFDM 符号时的冲激响应为

$$h(n,\tau) = \sum_{i=0}^{L-1} \gamma(n,i) \cdot \delta(\tau - \tau(n,i)) \tag{2}$$

式中, $\gamma(n,i)$ 和 $\tau(n,i)$ 分别为第 i 条路径的复衰落系数和延时, 则由 Fourier 变换可得信道频率响应为

$$H(n,k) = \sum_{i=0}^{L-1} \gamma(n,i) \cdot \mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi k \cdot \tau(n,i)/(K \cdot T)} \tag{3}$$

式中, $1/T$ 为系统采样频率.

2　LRA 信道估计和性能分析

假设 $\boldsymbol{H}(n)$ 是零均值的复高斯随机向量, 与噪声向量 $\boldsymbol{w}(n)$ 不相关, 则 MMSE 信道估计为

$$\boldsymbol{H}_{\mathrm{MMSE}}(n) = \boldsymbol{R}_{\mathrm{f}}(\boldsymbol{R}_{\mathrm{f}} + \sigma^2\boldsymbol{I}_K)^{-1}\boldsymbol{H}_{\mathrm{LS}}(n) \tag{4}$$

式中, $\boldsymbol{H}_{\mathrm{LS}}(n) = \boldsymbol{H}(n) + \boldsymbol{X}^{-1}(n)\boldsymbol{w}(n)$ 为信道的 LS 估计; $\boldsymbol{R}_{\mathrm{f}} = \mathrm{E}(\boldsymbol{H}(n)\boldsymbol{H}^{\mathrm{H}}(n))$ 为信道的频域相关矩阵, $\mathrm{E}(\cdot)$ 表示数学期望, $(\cdot)^{\mathrm{H}}$ 表示转置共轭; $\sigma^2 = \beta/\xi$ 为 LS 估计的噪声方差, $\beta = \mathrm{E}(|x(n,k)|^2) \cdot \mathrm{E}(|1/x(n,k)|^2)$ 表示与调制类型有关的常数, $\xi = \mathrm{E}(|x(n,k)|^2)/\sigma_n^2$ 表示信噪比. 由于 MMSE 估计的实现需要已知相关矩阵 $\boldsymbol{R}_{\mathrm{f}}$ 和噪声方差 σ^2, 但通常这些信息在接收端是未知的, 而且当信道非平稳时, $\boldsymbol{R}_{\mathrm{f}}$ 和 σ^2 会随时间而变化, 因此估计器使用的信道信息往往与实际信道不匹配, 进而导致 MMSE 估计的性能恶化严重. 下面以快衰落信道为背景, 利用信道的时间平均相关估计 $\boldsymbol{R}_{\mathrm{f}}$ 和 σ^2, 并结合基于特征值分解的低秩建模, 提出 LRA 信道估计算法.

2.1　LRA 信道估计

考虑信道的 LS 估计 $\boldsymbol{H}_{\mathrm{LS}}(n)$, 其自相关矩阵为

$$\boldsymbol{R} = \mathrm{E}(\boldsymbol{H}_{\mathrm{LS}}(n)\boldsymbol{H}_{\mathrm{LS}}^{\mathrm{H}}(n)) = \boldsymbol{R}_{\mathrm{f}} + \sigma^2\boldsymbol{I}_K \tag{5}$$

而 n 个 LS 估计样本时间平均的相关矩阵为

$$\boldsymbol{R}(n) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{R}_{\mathrm{LS}}(i) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{H}_{\mathrm{LS}}(i)\boldsymbol{H}_{\mathrm{LS}}^{\mathrm{H}}(i) \tag{6}$$

式中, $\boldsymbol{R}_{\mathrm{LS}}(i)$ 为 LS 估计的瞬时相关. 在式(4) 中用 $\boldsymbol{R}(n)$ 取代 $\boldsymbol{R}$, 可得近似的 MMSE 估计如下:

$$\boldsymbol{H}_{\mathrm{LRA}}(n) = (\boldsymbol{R}(n) - \sigma^2(n)\boldsymbol{I}_K)\boldsymbol{R}^{-1}(n)\boldsymbol{H}_{\mathrm{LS}}(n) \tag{7}$$

式中, $\sigma^2(n)$ 表示在第 n 个 OFDM 符号时 σ^2 的估值. 由于信道的最大多径长度 L_{max} 通常远小于子载波数 K, 而且对 $\boldsymbol{R}_{\mathrm{f}}$ 的特征分解有可能将不同延时分量映射到矩阵空间的同一基向量上, 因此 $\boldsymbol{R}_{\mathrm{f}}$ 的秩 $r \leqslant L_{max} \ll K$. 对 $\boldsymbol{R}(n)$ 作特征分解:

$$\boldsymbol{R}(n) = [\boldsymbol{U}_{\mathrm{s}}(n) \quad \boldsymbol{U}_{\mathrm{n}}(n)] \begin{bmatrix} \Lambda_{\mathrm{s}}(n) & \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{0} & \sigma^2(n)\boldsymbol{I}_{(K-r)} \end{bmatrix} \cdot [\boldsymbol{U}_{\mathrm{s}}(n) \quad \boldsymbol{U}_{\mathrm{n}}(n)]^{\mathrm{H}} \tag{8}$$

可以分离出信号子空间 $\boldsymbol{U}_{\mathrm{s}}(n)$ 和噪声子空间 $\boldsymbol{U}_{\mathrm{n}}(n)$, 得到主特征值对角矩阵 $\Lambda_{\mathrm{s}}(n)$ 和噪声估

值 $\sigma^2(n)$. 将式(8)代入式(7), 进而得到LRA估计的表达形式:

$$\boldsymbol{H}_{\mathrm{LRA}}(n) = \boldsymbol{U}_s(n)(\Lambda_s(n) - \sigma^2(n)\boldsymbol{I}_r)\Lambda_s^{-1}(n)\boldsymbol{U}_s^{\mathrm{H}}(n)\boldsymbol{H}_{\mathrm{LS}}(n) \quad (9)$$

为降低算法复杂度, 下面给出LRA估计的自适应实现. LRA算法分为3个步骤: 首先, 由于时间平均相关矩阵 $\boldsymbol{R}(n)$ 可以递归求解:

$$\boldsymbol{R}(n) = \alpha\boldsymbol{R}(n-1) + (1-\alpha)\boldsymbol{R}_{\mathrm{LS}}(n) \quad (10)$$

式中, $0<\alpha<1$, α 为遗忘系数, 因此第1步是对 $\boldsymbol{R}(n)$ 进行子空间跟踪. 利用文献[5]中基于序惯正交迭代和QR分解的子空间跟踪快速算法, 可以得到列正交规范矩阵 $\boldsymbol{Q}(n)$ 和对角矩阵 $\Sigma_s(n)$, 它们分别粗略近似了 $\boldsymbol{R}(n)$ 的主特征空间和主特征值对角阵. 第2步需要估计 $\boldsymbol{R}(n)$ 的信号子空间维数 $\hat{r}(n)$ 和噪声方差 $\sigma^2(n)$. 假设 $\hat{r}(n)$ 的上界为 $r_{\max}$, 则 $\Sigma_s(n)$ 中的 $r_{\max}$ 个主特征值之和即为 $\boldsymbol{R}(n)$ 中的有用信号功率. 设 $p(n)=\mathrm{tr}(\boldsymbol{R}(n))$ 为 $\boldsymbol{R}(n)$ 的信号总功率, 则将 $p(n)$ 减去有用信号功率, 可得噪声信号功率, 进而估计出噪声方差:

$$\sigma^2(n) = \frac{1}{K-r_{\max}}\cdot(p(n)-\mathrm{tr}(\Sigma_s(n))) \quad (11)$$

显然, 只有大于 $\sigma^2(n)$ 的特征值才对应信号子空间, 因此可以由 $\sigma^2(n)$ 估计 $\boldsymbol{R}(n)$ 的信号子空间维数 $\hat{r}(n)$. 第3步, 确定信号子空间 $\boldsymbol{U}_s(n)$ 和主特征值对角矩阵 $\Lambda_s(n)$, 根据式(10), 完成信道估计. LRA算法的具体步骤如下:

1) 初始化:

①选取 α 和 $\boldsymbol{R}(n)$ 信号子空间维数的上限 $r_{\max}$ ($r_{\max}\leqslant L_{\max}$).

② 令 $\boldsymbol{R}(0)=\boldsymbol{0}_K$, 并且 $\boldsymbol{Q}(0)=\left[\boldsymbol{I}_{r_{\max}}\quad\boldsymbol{0}_{r_{\max}\times(K-r_{\max})}\right]^{\mathrm{T}}$, $\Theta(0)=\boldsymbol{I}_{r_{\max}}$, $p(0)=0$.

2) 迭代过程:

①子空间跟踪:

$$\boldsymbol{A}(n) = \boldsymbol{R}(n)\cdot\boldsymbol{Q}(n-1) = \alpha\cdot\boldsymbol{A}(n-1)\cdot\Theta(n-1) + (1-\alpha)\cdot\boldsymbol{R}_{\mathrm{LS}}(n)\cdot\boldsymbol{Q}(n-1) \quad \langle Kr_{\max}^2+2Kr_{\max}+r_{\max}^2+r_{\max}\rangle$$

$$\boldsymbol{A}(n)\xrightarrow{\text{QR分解}}\boldsymbol{Q}(n)\cdot\boldsymbol{V}(n) \quad \langle 2Kr_{\max}^2\rangle$$

式中, $\boldsymbol{Q}(n)$ 为 $K\times r_{\max}$ 列正交规范矩阵; $\boldsymbol{V}(n)$ 为 $r_{\max}\times r_{\max}$ 上三角矩阵.

$$\Theta(n) = \boldsymbol{Q}^{\mathrm{H}}(n-1)\cdot\boldsymbol{Q}(n) \quad \langle Kr_{\max}^2\rangle$$

$$\Sigma_s(n) = D(\boldsymbol{V}(n)\cdot\Theta(n)) \quad \langle r_{\max}^3\rangle$$

式中, $D(\boldsymbol{A})$ 表示以方阵 $\boldsymbol{A}$ 的对角元素构成的对角阵.

② 估计噪声方差和信号子空间的维数:

$$p(n) = \alpha\cdot p(n-1) + (1-\alpha)\cdot\mathrm{tr}(\boldsymbol{R}_{\mathrm{LS}}(n))$$

其中, $\mathrm{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹.

$$\sigma^2(n) = \frac{1}{K-r_{\max}}\cdot p(n) - \frac{1}{K-r_{\max}}\cdot\mathrm{tr}\left(\Sigma_s(n)\right)$$

$$\lambda_i(n) = [\Sigma_s(n)]_{i,i} \qquad i=1,\cdots,r_{\max}$$

$$\hat{r}(n) = C\{\lambda_i(n):\lambda_i(n)>\sigma^2(n)\}$$

式中, $C\{\cdot\}$ 表示集合中的元素个数.

③ 信道估计:

取 $\boldsymbol{Q}(n)$ 的前 $\hat{r}(n)$ 列构成矩阵 $\boldsymbol{U}_s(n)$

$$\Lambda_s(n) = \mathrm{diag}\left([\lambda_1(n)\quad\cdots\quad\lambda_{\hat{r}(n)}(n)]^{\mathrm{T}}\right)$$

$$\boldsymbol{H}_{\mathrm{LRA}}(n) = \boldsymbol{U}_s(n)(\Lambda_s(n)-\sigma^2(n)\boldsymbol{I}_{\hat{r}(n)})\Lambda_s^{-1}(n)\boldsymbol{U}_s^{\mathrm{H}}(n)\boldsymbol{H}_{\mathrm{LS}}(n) \quad \langle\leqslant Kr_{\max}^2+2Kr_{\max}+r_{\max}\rangle$$

计算步骤中的自变量 n 表示第 n 次迭代, 即第 n 个OFDM符号时的信道估计. $\langle\cdot\rangle$ 表示每一步的运算量, 单位为复乘次数.

2.2 性能分析

以贝叶斯均方误差[2] BMSE(Bayesian Mean Square Error)作为性能指标, 推导LRA信道估计的渐近性能. 若信道 $\boldsymbol{H}(n)$ 是广义平稳的, 则当迭代次数 $n\to\infty$ 时, LS估计的时间平均相关 $\boldsymbol{R}(n)\to\boldsymbol{R}$, 假设秩估计和噪声估计都逼近于真实值, 则BMSE为

$$\varepsilon_{\mathrm{LRA}} = \mathrm{E}\left(\|\boldsymbol{H}(n)-\boldsymbol{H}_{\mathrm{LRA}}(n)\|^2\right)\to\sum_{i=1}^{K}\frac{\lambda_i^{\mathrm{f}}\sigma^2}{\lambda_i^{\mathrm{f}}+\sigma^2}+\sum_{i=r+1}^{K}\lambda_i^{\mathrm{f}} \quad (12)$$

式中, λ_i^{f} ($i=1,\cdots,K$) 为信道频域相关矩阵 $\boldsymbol{R}_{\mathrm{f}}$ 的特征值. 式(12)给出了LRA算法的BMSE下界, 其中第1分量是MMSE估计的BMSE, 第2分量是由低秩建模引入的额外误差. 由于 $\boldsymbol{R}_{\mathrm{f}}$ 的秩等于 r, 第2项可以忽略. 可见当信道广义平稳时, LRA算法的渐近性能等同于信道统计特性匹配条件下利用奇异值分解的MMSE信道估计; 而当信道非平稳时, LRA算法同样可以提供信道跟踪的能力, 只要信道二阶统计特性的变化足够慢, 不超过LRA的收敛速率, 以上性能分析也是适用的.

考虑当信噪比无穷大($\sigma^2=0$)时的理想情况, LRA算法将退化为

$$\boldsymbol{H}_{\mathrm{LST}}(n) = \boldsymbol{U}_s(n)\boldsymbol{U}_s^{\mathrm{H}}(n)\boldsymbol{H}_{\mathrm{LS}}(n) \quad (13)$$

该式等同于基于延时子空间跟踪 DST(Delay Subspace Tracking) 的信道估计算法[6], 其中信号子空间 $\boldsymbol{U}_s(n)$ 的物理意义可以解释为信道的延时子空间. 在文献[6]中, DST 算法是由最大似然准则推导的, 其均方误差 MSE(Mean Square Error) 性能随时间收敛于 Cramer-Rao 下边界($\mathrm{MSE} \to r\sigma^2$). 将 DST 看成贝叶斯估计, 推导它的渐近 BMSE:

$$\varepsilon_{\mathrm{DST}} \to r\sigma^2 + \sum_{i=r+1}^{K} \lambda_i^{\mathrm{f}} \tag{14}$$

比较式(12)和式(14), 可得 DST 算法和 LRA 算法的渐近性能差为

$$\Delta\varepsilon = \varepsilon_{\mathrm{DST}} - \varepsilon_{\mathrm{LRA}} \to \sum_{i=1}^{r} \frac{\left(\sigma^2\right)^2}{\lambda_i^{\mathrm{f}} + \sigma^2} \tag{15}$$

可见在信噪比较小时, LRA 信道估计性能比 DST 要理想得多, 当信噪比增大时两者趋于接近.

2.3　复杂度分析

LRA 算法在每个 OFDM 符号期间内估计一次信道, 即完成一次迭代, 每次迭代的复杂度为 $O(Kr_{\max}^2)$. 2.1 节 LRA 算法具体步骤中给出了每一步的运算量大小, 只考虑矩阵运算的复杂度, 不计入标量运算, 单位为复乘的次数. 由于 LRA 算法采用低秩建模且递归实现, 避免了大规模矩阵的求逆运算和特征值分解, 使算法复杂度较低.

3　仿真结果与讨论

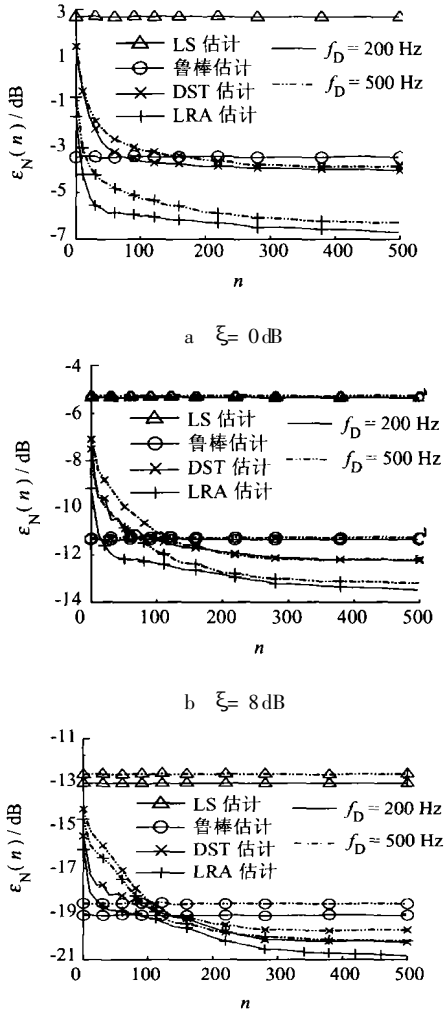
3.1　系统参数

仿真中采用的 OFDM 系统载波为 1.8 GHz, 带宽为 800 kHz, 由 64 个子载波组成, 一个 OFDM 符号的持续时间是 100 μs, 其中 CP 占用 20 μs, 调制方式为正交幅度调制(16QAM). 由于仿真旨在考察算法在导频符号处的信道估计性能, 不涉及非导频处的处理, 因此假设所有数据均为已知的理想情况. 当然, 该算法同样适用于梳状导频的情况, 并且稍加修改后可以适用于任意导频图案的信道估计. 频率选择性快衰落信道模型[7] 的延时功率特性为指数衰落, 均方根延时扩展是 4 μs; 多普勒功率谱为 Jakes 谱; 收发滤波器合成响应为升余弦波形, 滚降系数是 0.5. 信道估计结果的性能指标为 1 000 次随机产生信道平均的归一化 MSE(NMSE), 定义为

$$\varepsilon_{\mathrm{N}}(n) = \frac{1}{1\,000} \sum_{i=1}^{1000} \frac{\left\| \boldsymbol{H}_i(n) - \boldsymbol{H}_i(n) \right\|^2}{E\left(\left\| \boldsymbol{H}_i(n) \right\|^2 \right)} \tag{16}$$

3.2　仿真性能与分析

图 1 给出在多普勒频移 f_{D} 为 200 Hz 和 500 Hz 时不同信噪比条件下, LRA 信道估计算法在 OFDM 符号个数 n = 500 期间内的收敛情况, 并与相同工作条件下的 LS 估计、鲁棒估计和 DST 估计算法进行了比较. 可以看出, LRA 的收敛速率比 DST 快, 具有更好的估计精度, 且在小信噪比条件下性能较其他 3 种算法有较大程度的提高. 在信噪比 ξ = 0 dB 时, LRA 的 NMSE 性能比 DST 提高了 2.5 dB, 比鲁棒估计提高了 3 dB; 随着信噪比的增加, LRA 和 DST 的性能差异逐渐减小, 这与理论分析的结果是一致的.



a　ξ = 0 dB

b　ξ = 8 dB

c　ξ = 16 dB

图 1　不同 ξ 条件下的 OFDM 信道估计收敛情况

LRA 算法中信号子空间维数估计的收敛情况如图 2 所示, 当多普勒频移较大时, 信道的时变加剧, 使得维数估计能以较快的速率收敛, 同时较高的信噪比也有利于维数估计的收敛. 图 3 给出了信噪比估计的收敛情况, 其中 $\xi(n) = \beta / \sigma^2(n)$. 可见在 ξ 较低时信噪比的估计准确, 在 ξ 较高时却略微偏低, 这是因为一个 OFDM 符号持续时间内的信道变化会引起载波间干扰 ICI(InterCarrier In-

terference)[8], 而信道的准静态假设却忽略了 ICI, 使得此时的 ICI 即以噪声形式出现, 导致 ξ 估计偏低. 这种现象在 ξ 较高时表现明显; 而在 ξ 较低时, 噪声是制约算法性能的关键因素, 正是由于 LRA 算法对噪声做出适当的估计, 才可以比 DST 更显著地改善低 ξ 时的信道估计性能. 图 4 给出了 LRA 算法收敛后的 NMSE 性能随 ξ 的变化情况, 可见 LRA 的性能优越于其他 3 种算法.

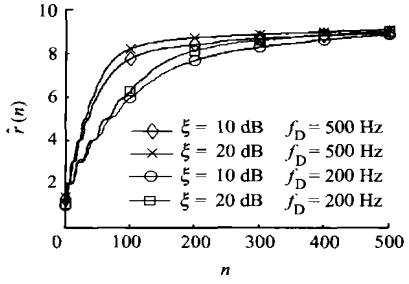


图 2 $\hat{r}(n)$ 估计的收敛情况

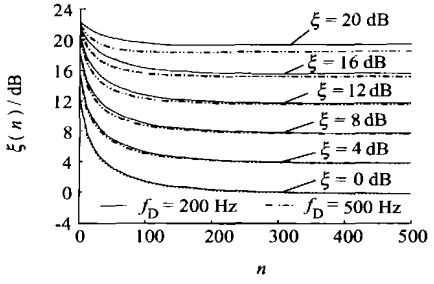
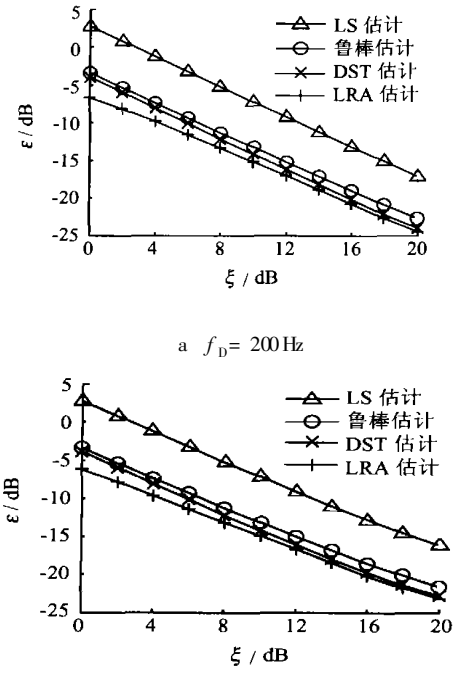


图 3 $\xi(n)$ 估计的收敛情况



a f_D = 200 Hz

b f_D = 500 Hz

图 4 各类估计算法性能比较

4 结 论

本文提出了一种 OFDM 系统中的自适应低秩信道估计算法, 该算法不需要信道统计特性的先验知识, 可以自适应地跟踪相关矩阵的主特征空间和信噪比变化, 迭代收敛后逼近于最优 MMSE 估计, 性能明显优于 LS 估计、鲁棒估计和 DST 估计.

由于利用低秩自适应滤波器对准最优算法低秩建模, 避免了繁琐的矩阵求逆运算, 使 LRA 算法的复杂度相对较低, 有利于工程实现; 此外, 在子空间跟踪步骤中采用基于 Givens 旋转的快速序列正交投影算法[4], 还可以进一步降低算法的运算量.

参考文献 (**References**)

[1] 肖征荣, 余 智, 赵绍刚, 等. 使用复小波包的 MIMO-OFDM 无线系统[J]. 北京航空航天大学学报, 2004, 30(11): 1084~1087
Xiao Zhengrong, Yu Zhi, Zhao Shaogang, *et al*. Complex wavelet packet based MIMO-OFDM wireless system[J]. Journals of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2004, 30(11): 1084~1087(in Chinese)

[2] Steven M K. Fundamentals of statistical signal processing: estimation theory [M]. Upper Saddle River, NJ. USA: Prentice Hall, 1993. 344~365

[3] Ye L, Leonard J C, Nelsonr S. Robust channel estimation for OFDM systems with rapid dispersive fading channels [J]. IEEE Trans on Comm, 1998, 46(7): 902~914

[4] Ove E, Magnus S, Van de beek J J, *et al*. OFDM channel estimation by singular value decomposition [J]. IEEE Trans on Comm, 1998, 46(7): 931~939

[5] Peter S. Low-rank adaptive filter [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1996, 44(12): 2932~2947

[6] Osvaldo S, Yeheskal B, Umberto S. Pilot-based channel estimation for OFDM systems by tracking the delay-subspace [J]. IEEE Trans on Wireless Comm, 2004, 3(1): 315~325

[7] Peter H. A statistical discrete-time model for the WSSUS multipath channel [J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 1992, 41(4): 461~468

[8] Schniter P. Low-complexity equalization of OFDM in doubly selective channels [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2004, 52(4): 1002~1011