

基于整体最小二乘的联合信道估计及 OFDM 信号检测算法

黄敏* 李兵兵

(西安电子科技大学综合业务网理论与关键技术国家重点实验室 西安 710071)

摘要: 针对现有的联合信道估计及 OFDM 信号检测算法性能不高的问题, 该文提出一种基于整体最小二乘的联合信道估计及 OFDM 信号检测算法。该算法首先通过导频估计初始的信道信息, 在此基础上不断地采用整体最小二乘进行 OFDM 信号检测及信道估计, 有效缓解迭代模型误差的影响, 加快了算法迭代的收敛速度, 提高了信道估计的精度, 从而降低了 OFDM 系统的误码率。该文推导的信道估计克拉美罗界及仿真结果均表明所提出的算法在时变信道环境下优于现有的联合信道估计及 OFDM 信号检测算法。

关键词: 无线通信; 信道估计; OFDM 信号检测; 整体最小二乘

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)06-1448-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01327

Joint Channel Estimation and OFDM Signals Detection Based on Total Least Square

Huang Min Li Bing-bing

(State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: In the light of the fact that the performance of the existing joint channel estimation and OFDM signals detection methods are poor, a novel joint channel estimation and OFDM signals detection algorithm using total least square is therefore proposed. Firstly, the initial channel information is obtained by performing the pilots. Then the total least square is employed in the OFDM signals detection and channel estimation, and as such the effect of iterative model error can be effectively alleviated. The proposed algorithm is able to accelerate the rate of convergence, improve the accuracy of the channel estimation, and sequentially reduce the bit error rate of the OFDM system. Both the derived Cramer Bound (CRB) of the channel estimation and simulation results show that this algorithm is better than the existing joint channel estimation and OFDM signals detection methods as well.

Key words: Wireless communication; Channel estimation; OFDM signals detection; Total least square

1 引言

在移动通信系统中, 正交频分复用(OFDM)由于具有多径传输的鲁棒性和较高的频谱效率等优点, 使其在很多协议中得到广泛的应用, 例如: WiMAX(全球微波互联接入)、WI-FI 和 LTE(长期演进)等。在接收端, 为了对 OFDM 信号进行可靠的检测, 需要对信道信息进行准确的估计, 而这就需要一些子载波作为导频, 剩余的子载波用作传输数据。

在时变环境下, 对信道进行估计是相当困难的, 这是因为在单个 OFDM 符号里需要估计的未知量的个数为 $N \times L$, 这里 N 表示子载波个数, L 表示信道长度。这比在一个 OFDM 符号内观察到数据的

个数多得多, 从而导致了研究设计简化信道模型来减少信道所需要的估计量。文献[1]先将每条径的时域冲激响应线性化, 再通过循环前缀或者连续的 3 个 OFDM 符号的导频信息来获取信道信息。然而, 当归一化多普勒频移大于 0.1 时, 这种线性化所带来的误差较大。为了克服这个问题, 文献[2,3]采用基扩展模型来表示无线信道模型, 减少了信道建模的误差。而针对基扩展模型所带来的 Gibbs 效应, 文献[4]采用正交投影的方法, 文献[5]采用逆重建方法, 来减缓这个问题, 使得在高信噪比下估计的精度更高。

但是这些信道估计方法只是利用了导频来进行信道估计, 均没用利用发送的数据信息, 而这却是可以用来提高信道估计的精度。文献[6-8]采用信道估计及 OFDM 信号检测的联合迭代算法, 通过不断地利用上一次检测出的数据信息, 来完善当前的信道估计, 从而提高信道估计及 OFDM 信号检测的性

2013-08-30 收到, 2013-12-09 改回

国家自然科学基金(61271299)和高等学校学科创新引智计划项目(B08038)资助课题

*通信作者: 黄敏 mhuang@mail.xidian.edu.cn

能。但是这些文献主要是研究信道如何建模, 在信道估计方法及 OFDM 信号检测上一般是采用最小二乘的方法。并不考虑迭代时所产生的迭代模型误差, 而这恰是算法收敛速度慢, 性能不高的主要原因。

本文为了加快联合迭代算法的收敛速度, 提高系统的性能。首先通过导频估计初始的信道信息, 然后通过两步不断地迭代, 来进行信道估计及 OFDM 信号检测, 直到算法收敛为止。(1)先消除导频对数据信息的干扰, 再进行 OFDM 信号检测, 从而恢复发送的数据信息; (2)利用导频及已估计的数据信息对信道信息进行估计。值得强调的是, 在信道估计及 OFDM 信号检测方法上, 本文均采用整体最小二乘^[9,10], 这种方法由于在每次迭代时以迭代模型误差及噪声项最小为准则, 不但可以提高信道估计的准确性、降低 OFDM 信号检测的误码率, 还可以加快迭代算的收敛速度。为了检验所提算法的性能, 在基扩展模型下, 本文还推导了所提信道估计算法的克拉美罗界(Cramer-Rao Bound, CRB)。CRB 及仿真结果均表明本文所提的算法均优于现有的信道估计及 OFDM 信号检测联合算法。

2 系统模型

在 OFDM 系统的接收端, 去除循环前缀后, 接收到的单个 OFDM 符号^[2,8,11,12]为

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}^t \mathbf{d} + \mathbf{w} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{y} = [y(0), y(1), \dots, y(N-1)]^T$, $\mathbf{d} = [d(0), d(1), \dots, d(N-1)]^T$ 和 $\mathbf{w} = [w(0), w(1), \dots, w(N-1)]^T$ 分别表示接收的时域信号向量, 发送的时域信号向量和时域高斯白噪声向量, N 表示子载波个数, \mathbf{H}^t 表示时域信道冲激响应矩阵, 其表达式为

$$\mathbf{H}^t = \sum_{l=0}^{L-1} \text{diag}(\mathbf{h}_l^t) \mathbf{A}^l \quad (2)$$

其中, $\text{diag}(\mathbf{x})$ 表示一个以向量 \mathbf{x} 为对角的对角矩阵, L 表示信道长度, \mathbf{A} 是一个 $N \times N$ 维的循环序列矩阵, 它的第 1 列向量为 $[0, 1, 0, \dots, 0]^T$, $\mathbf{h}_l^t = [h_{0,l}^t, h_{1,l}^t, \dots, h_{N-1,l}^t]^T$ 表示第 l 条径的时域冲激响应向量, 其可用基扩展模型(Basis Expansion Model, BEM)表示为

$$\mathbf{h}_l^t = \sum_{q=0}^{Q-1} h_{q,l} \mathbf{b}_q + \mathbf{z}_l \approx \sum_{q=0}^{Q-1} h_{q,l} \mathbf{b}_q \quad (3)$$

其中, Q 表示正交基函数的个数, \mathbf{b}_q 表示第 q 个正交基函数, 例如对于多项式基扩展模型(Polynomial-BEM, P-BEM)^[13], \mathbf{b}_q 等于 $[q^1, q^2, \dots, q^N]^T$, $h_{q,l}$ 表示第 l 条径在第 q 个正交基函数上的基扩展系数, \mathbf{z}_l 表示第 l 条径的基扩展模型误差。从

式(3)可以看出, 1 个 OFDM 符号时间内, 单条径的未知量个数在基扩展模型下从 N 下降为 $Q(Q \ll N)$ 。

将式(3)代入式(2), 可得到基于 BEM 的时域信道冲激响应矩阵为

$$\mathbf{H}^t = \sum_{l=0}^{L-1} \text{diag} \left(\sum_{q=0}^{Q-1} h_{q,l} \mathbf{b}_q \right) \mathbf{A}^l = \sum_{q=0}^{Q-1} \text{diag}(\mathbf{b}_q) \mathbf{F}^H \Delta_q \mathbf{F} \quad (4)$$

其中, \mathbf{F} 是一个 $N \times N$ 维的傅里叶变换矩阵, 其第 m 行第 n 列的元素为 $[\mathbf{F}]_{m,n} = 1/\sqrt{N} e^{-j2\pi mn/N}$, $\Delta_q = \text{diag}(\mathbf{F}_L [h_{q,0}, h_{q,1}, \dots, h_{q,L-1}]^T)$, 这里的 \mathbf{F}_L 表示的是一个由 $\sqrt{N} \mathbf{F}$ 前 L 列所构成的 $N \times L$ 维矩阵。

将式(4)代入式(1)中, 那么接收信号模型也可以表示为

$$\mathbf{y} = \sum_{q=0}^{Q-1} \text{diag}(\mathbf{b}_q) \mathbf{F}^H \Delta_q \mathbf{F} \mathbf{d} + \mathbf{w} \quad (5)$$

对式(5)两边均进行傅里叶变换后, 可得到接收到的频域信号为

$$\begin{aligned} \mathbf{r} &= \mathbf{F} \mathbf{y} = \mathbf{F} \sum_{q=0}^{Q-1} \text{diag}(\mathbf{b}_q) \mathbf{F}^H \Delta_q \mathbf{F} \mathbf{F}^H \mathbf{s} + \mathbf{F} \mathbf{w} \\ &= \sum_{q=0}^{Q-1} \mathbf{F} \text{diag}(\mathbf{b}_q) \mathbf{F}^H \Delta_q \mathbf{s} + \mathbf{v} = \mathbf{H} \mathbf{s} + \mathbf{v} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{H} = \sum_{q=0}^{Q-1} \mathbf{F} \text{diag}(\mathbf{b}_q) \mathbf{F}^H \Delta_q$, $\mathbf{s} = [s(0), s(1), \dots, s(N-1)]^T$ 表示发送的频域数据(由导频子载波及数据子载波组成), 是 \mathbf{d} 经过傅里叶变换后的形式, 而 \mathbf{v} 表示频域高斯白噪声, 是 \mathbf{w} 经过傅里叶变换后的形式。

对式(6)整理后, 接收到的频域信号还可以变形为

$$\mathbf{r} = \sum_{q=0}^{Q-1} \mathbf{F} \text{diag}(\mathbf{b}_q) \mathbf{F}^H \text{diag}(\mathbf{s}) \mathbf{F}_L \mathbf{h} + \mathbf{v} = \mathbf{P} \mathbf{h} + \mathbf{v} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{h} = [h_{0,0}, h_{0,1}, \dots, h_{0,L-1}, \dots, h_{Q-1,0}, \dots, h_{Q-1,L-1}]^T$ 是待估计的基扩展模型系数向量, $\mathbf{P} = [\mathbf{F} \text{diag}(\mathbf{b}_0) \mathbf{F}^H \text{diag}(\mathbf{s}) \mathbf{F}_L, \dots, \mathbf{F} \text{diag}(\mathbf{b}_{Q-1}) \mathbf{F}^H \text{diag}(\mathbf{s}) \mathbf{F}_L]$ 。

3 基于整体最小二乘的联合迭代算法

(1)首先通过导频估计初始的基扩展系数向量

假设 1 个 OFDM 符号内有 M 个导频子载波, 组成导频子载波向量 \mathbf{s}_p , 且其等间隔插入到发送的频域数据里, 即 $\mathbf{s}_p = \left[s(0), s(N/M), \dots, s\left(\frac{N(M-1)}{M}\right) \right]^T$ 。

同理, 余下的数据子载波可以组成数据子载波向量 \mathbf{s}_d 。那么发送的频域数据 \mathbf{s} 可以表示为: $\mathbf{s} = (\mathbf{I}_M \odot \mathbf{i})^T \mathbf{s}_p + (\mathbf{I}_M \odot \Theta)^T \mathbf{s}_d$, 其中 \mathbf{I}_i 表示 $i \times i$ 维的单位矩阵, \odot 表示克罗内克积, 行向量 \mathbf{i} 取自 $\mathbf{I}_{N/M}$ 单位矩阵的第 1 行, 而矩阵 Θ 由 $\mathbf{I}_{N/M}$ 单位矩阵的第 2

行到最后 1 行构成。因此式(7)可以写成

$$\begin{aligned}
 \mathbf{r} &= \sum_{q=0}^{Q-1} \mathbf{F} \text{diag}(\mathbf{b}_q) \mathbf{F}^H \Delta_q (\mathbf{I}_M \odot \mathbf{i})^T \mathbf{s}_p \\
 &+ \sum_{q=0}^{Q-1} \mathbf{F} \text{diag}(\mathbf{b}_q) \mathbf{F}^H \Delta_q (\mathbf{I}_M \odot \Theta)^T \mathbf{s}_d + \mathbf{v} \\
 &= \mathbf{P}_p \mathbf{h} + \boldsymbol{\psi} + \mathbf{v}
 \end{aligned} \tag{8}$$

其中, $\mathbf{P}_p = [\mathbf{F} \text{diag}(\mathbf{b}_0) \mathbf{F}^H \text{diag}((\mathbf{I}_M \odot \mathbf{i})^T \mathbf{s}_p) \mathbf{F}_L, \dots, \mathbf{F} \text{diag}(\mathbf{b}_{Q-1}) \mathbf{F}^H \text{diag}((\mathbf{I}_M \odot \mathbf{i})^T \mathbf{s}_p) \mathbf{F}_L]$, $\boldsymbol{\psi} = \sum_{q=0}^{Q-1} \mathbf{F} \cdot \text{diag}(\mathbf{b}_q) \mathbf{F}^H \Delta_q (\mathbf{I}_M \odot \Theta)^T \mathbf{s}_d$ 表示数据子载波对导频子载波的干扰。

对式(8)两边均左乘上 \mathbf{P}_p 伪逆 $\text{pinv}(\mathbf{P}_p)$, 即可估计出基扩展系数向量为

$$\hat{\mathbf{h}} = \text{pinv}(\mathbf{P}_p) \times \mathbf{r} \tag{9}$$

(2) 然后通过以下两步不断地迭代进行信道估计及 OFDM 信号检测, 直到前后两次结果之差的 F 范数约等于零为止。

步骤 1 基于基扩展系数向量进行 OFDM 信号检测

首先通过估计的基扩展系数向量 $\hat{\mathbf{h}}$ 及正交基函数容易构造式(6)中的矩阵 \mathbf{H} , 假设其为 $\hat{\mathbf{H}}$, 误差矩阵为 \mathbf{E} , 那么式(6)可写成

$$\begin{aligned}
 \mathbf{r} &= (\hat{\mathbf{H}} + \mathbf{E}) \mathbf{s} + \mathbf{v} \\
 &= (\hat{\mathbf{H}}_p + \mathbf{E}_p) \mathbf{s}_p + (\hat{\mathbf{H}}_d + \mathbf{E}_d) \mathbf{s}_d + \mathbf{v}
 \end{aligned} \tag{10}$$

其中, $\hat{\mathbf{H}}_p$ 和 \mathbf{E}_p 分别表示矩阵 $\hat{\mathbf{H}}$ 和矩阵 \mathbf{E} 对应导频子载波位置的列向量所构成的矩阵, 而 $\hat{\mathbf{H}}_d$ 和 \mathbf{E}_d 分别表示矩阵 $\hat{\mathbf{H}}$ 和矩阵 \mathbf{E} 对应数据子载波位置的列向量所构成的矩阵。

为了提高对发送数据子载波向量 \mathbf{s}_d 检测性能, 先对接收到的频域信号 \mathbf{r} 消去导频子载波的干扰, 那么接收到的频域信号可以更新为

$$\mathbf{r}_d = \mathbf{r} - \hat{\mathbf{H}}_p \mathbf{s}_p = (\hat{\mathbf{H}}_d + \mathbf{E}_d) \mathbf{s}_d + \mathbf{E}_p \mathbf{s}_p + \mathbf{v} \tag{11}$$

式(11)中的误差项 \mathbf{E}_d 在时变信道下会对检测性能产生较大的影响^[9], 因此在对 \mathbf{s}_d 进行检测时不能忽略 \mathbf{E}_d 的影响, 也就是不能直接采用基于最小二乘准则对式(11)进行检测。为了解决这个问题, 我们可先将式(11)整理成

$$\left. \begin{aligned}
 &\hat{\mathbf{H}}_d \mathbf{s}_d - \mathbf{r}_d + \mathbf{E}_d \mathbf{s}_d + \mathbf{E}_p \mathbf{s}_p + \mathbf{v} = \mathbf{0} \\
 &\left[\hat{\mathbf{H}}_d \quad \mathbf{r}_d \right] \begin{bmatrix} \mathbf{s}_d \\ -1 \end{bmatrix} + \left[\mathbf{E}_d \quad -(\mathbf{E}_p \mathbf{s}_p + \mathbf{v}) \right] \begin{bmatrix} \mathbf{s}_d \\ -1 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \\
 &(\mathbf{C} + \Phi) \begin{bmatrix} \mathbf{s}_d \\ -1 \end{bmatrix} = \mathbf{0}
 \end{aligned} \right\} \tag{12}$$

其中, $\mathbf{C} = [\hat{\mathbf{H}}_d \quad \mathbf{r}_d], \Phi = [\mathbf{E}_d \quad -(\mathbf{E}_p \mathbf{s}_p + \mathbf{v})]$ 。式(12)

是一个典型的整体最小二乘问题^[9], 即在使得矩阵 Φ 的 F 范数最小的情况下求解 \mathbf{s}_d 。根据文献[9]对整体最小二乘问题的解法, 定义矩阵 \mathbf{C} 的奇异值分解为 $\mathbf{C} = \mathbf{U} \mathbf{T} \mathbf{T}^H$, 可得 \mathbf{s}_d 为

$$\hat{\mathbf{s}}_d = \frac{1}{\mathbf{e}_{N-M-1, N-M}^T \mathbf{v}} [\mathbf{I}_{N-M} | \mathbf{0}_{N-M}] \mathbf{t} \tag{13}$$

其中, \mathbf{t} 表示矩阵 \mathbf{T} 的最后一排列向量, $\mathbf{e}_{i,j}$ 表示第 $i+1$ 个元素为 1, 其余元素为零的 $j \times 1$ 维单位列向量, $\mathbf{0}_i$ 表示 $i \times 1$ 维的零向量。

步骤 2 基于估计的数据子载波向量 $\hat{\mathbf{s}}_d$ 对基扩展系数向量进行估计

首先对估计出来的信息 $\hat{\mathbf{s}}_d$ 进行硬判决, 假设硬判决后为 $\bar{\mathbf{s}}_d$, 其与导频及正交基函数容易构造式(9)中的矩阵 \mathbf{P} , 假设其为 $\bar{\mathbf{P}}$, 那么式(7)可写成

$$\mathbf{r} = (\bar{\mathbf{P}} + \mathbf{A}) \mathbf{h} + \mathbf{v} \tag{14}$$

其中, \mathbf{A} 表示矩阵 $\bar{\mathbf{P}}$ 估计的误差。

同步骤 1 的式(11)一样, 为了提高估计性能, 可将式(14)整理成

$$\left. \begin{aligned}
 &\bar{\mathbf{P}} \mathbf{h} - \mathbf{r} + \mathbf{A} \mathbf{h} + \mathbf{v} = \mathbf{0} \\
 &\left[\bar{\mathbf{P}} \quad \mathbf{r} \right] \begin{bmatrix} \mathbf{h} \\ -1 \end{bmatrix} + \left[\mathbf{A} \quad -\mathbf{v} \right] \begin{bmatrix} \mathbf{h} \\ -1 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \\
 &(\mathbf{G} + \Omega) \begin{bmatrix} \mathbf{h} \\ -1 \end{bmatrix} = \mathbf{0}
 \end{aligned} \right\} \tag{15}$$

其中, $\mathbf{G} = [\bar{\mathbf{P}} \quad \mathbf{r}], \Omega = [\mathbf{A} \quad -\mathbf{v}]$ 。首先对矩阵 \mathbf{G} 进行奇异值分解为 $\mathbf{G} = \mathbf{K} \mathbf{Z} \mathbf{X}^H$, 然后估计基扩展系数向量 \mathbf{h} 为

$$\hat{\mathbf{h}} = \frac{1}{\mathbf{e}_{QL-1, QL}^T \mathbf{f}} [\mathbf{I}_{QL} | \mathbf{0}_{QL}] \mathbf{x} \tag{16}$$

其中, \mathbf{x} 表示矩阵 \mathbf{X} 的最后一排列向量。

4 算法复杂度分析

在这一节里, 我们将对基于整体最小二乘的联合迭代算法的计算复杂度进行分析, 并将其与文献[2]及文献[8]算法的计算复杂度进行比较。众所周知, 算法复杂度包括复数相乘个数及复数相加个数。但是由于算法复杂度主要体现在复数相乘的个数上, 因此在这节里, 本文主要是从算法的复数相乘个数上对算法的复杂度进行分析及比较。

假设本文所提算法所需的迭代次数为 T_1 , 文献[8]所需的迭代次数为 T_2 , 那么容易计算出所提算法的计算复杂度为 $O(QN^3 + 2T_1QN^3)$, 而文献[8]算法的复杂度为 $O(2T_2QN^3)$ 。此外, 文献[2]的计算复杂度为 $O(QN^3)$ 。可见, 文献[2]的计算复杂度是最小的。如果 $T_1 \geq T_2$ 时, 本文所提算法的计算复杂度要大于

文献[8]的算法。但是如果 $T_1 < T_2$ 时, 本文所提算法的计算复杂度却要小于文献[8]的算法。

5 信道估计的克拉美罗界

为了评价算法的性能, 在这一节里将推导出信道估计的克拉美罗界。从式(6)和式(7)可以看出, 接收到的频域信号 \mathbf{r} , 是一个均值为 $\mathbf{k} = \mathbf{H}\mathbf{s}$ 或者 $\mathbf{k} = \mathbf{P}\mathbf{h}$, 方差为 $\mathbf{R} = \sigma_w^2 \mathbf{I}_N$ 的复循环高斯过程。如果将式(6)或者式(7)中所有的未知量组成一个向量 $\bar{\mathbf{x}} = [\text{Re}[\mathbf{s}_d]^T, \text{Im}[\mathbf{s}_d]^T, \text{Re}[\mathbf{h}]^T, \text{Im}[\mathbf{h}]^T]^T$, 根据文献[14], $\bar{\mathbf{x}}$ 的费舍尔矩阵为

$$[\mathbf{J}]_{i,j} = \text{trace} \left\{ \mathbf{R}^{-1} \frac{\partial \mathbf{R}}{\partial \bar{\mathbf{x}}_i} \mathbf{R}^{-1} \frac{\partial \mathbf{R}}{\partial \bar{\mathbf{x}}_j} \right\} + 2 \text{Re} \left[\frac{\partial \mathbf{k}^H}{\partial \bar{\mathbf{x}}_i} \mathbf{R}^{-1} \frac{\partial \mathbf{k}}{\partial \bar{\mathbf{x}}_j} \right] = \frac{2}{\sigma_w^2} \text{Re} \left[\frac{\partial \mathbf{k}^H}{\partial \bar{\mathbf{x}}_i} \frac{\partial \mathbf{k}}{\partial \bar{\mathbf{x}}_j} \right] \quad (17)$$

其中, $[\mathbf{J}]_{i,j}$ 表示矩阵 \mathbf{J} 的第 i 行第 j 列的元素, $\bar{\mathbf{x}}_i$ ($\bar{\mathbf{x}}_j$) 表示列向量 $\bar{\mathbf{x}}$ 的第 i (j) 个元素, $\text{trace}(\bullet)$ 表示对矩阵 \bullet 求迹。为了分析简单, 定义 $\bar{\mathbf{s}}_d = [\text{Re}[\mathbf{s}_d]^T, \text{Im}[\mathbf{s}_d]^T]^T$ 和 $\bar{\mathbf{h}} = [\text{Re}[\mathbf{h}]^T, \text{Im}[\mathbf{h}]^T]^T$ 。那么式(17)可以写成

$$\mathbf{J} = \frac{2}{\sigma_w^2} \begin{bmatrix} \mathbf{J}_{\bar{\mathbf{s}}_d \bar{\mathbf{s}}_d} & \mathbf{J}_{\bar{\mathbf{s}}_d \bar{\mathbf{h}}} \\ \mathbf{J}_{\bar{\mathbf{h}} \bar{\mathbf{s}}_d} & \mathbf{J}_{\bar{\mathbf{h}} \bar{\mathbf{h}}} \end{bmatrix} \quad (18)$$

其中

$$\mathbf{J}_{\bar{\mathbf{s}}_d \bar{\mathbf{s}}_d} = \text{Re} \left[\frac{\partial \mathbf{k}^H}{\partial \bar{\mathbf{s}}_d} \frac{\partial \mathbf{k}}{\partial \bar{\mathbf{s}}_d} \right], \quad \mathbf{J}_{\bar{\mathbf{s}}_d \bar{\mathbf{h}}} = \text{Re} \left[\frac{\partial \mathbf{k}^H}{\partial \bar{\mathbf{s}}_d} \frac{\partial \mathbf{k}}{\partial \bar{\mathbf{h}}} \right]$$

$$\mathbf{J}_{\bar{\mathbf{h}} \bar{\mathbf{s}}_d} = \text{Re} \left[\frac{\partial \mathbf{k}^H}{\partial \bar{\mathbf{h}}} \frac{\partial \mathbf{k}}{\partial \bar{\mathbf{s}}_d} \right], \quad \mathbf{J}_{\bar{\mathbf{h}} \bar{\mathbf{h}}} = \text{Re} \left[\frac{\partial \mathbf{k}^H}{\partial \bar{\mathbf{h}}} \frac{\partial \mathbf{k}}{\partial \bar{\mathbf{h}}} \right]$$

因为, \mathbf{k}^H 分别对 $\text{Re}[\mathbf{s}_d]$ 与 $\text{Im}[\mathbf{s}_d]$ 求导有

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{k}^H}{\partial \text{Re}[\mathbf{s}_d]} &= \frac{\partial \mathbf{s}^H \mathbf{H}^H}{\partial \text{Re}[\mathbf{s}_d]} = \mathbf{H}_d^H \\ \frac{\partial \mathbf{k}^H}{\partial \text{Im}[\mathbf{s}_d]} &= \frac{\partial \mathbf{s}^H \mathbf{H}^H}{\partial \text{Im}[\mathbf{s}_d]} = -j \mathbf{H}_d^H \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

其中, \mathbf{H}_d 表示矩阵 \mathbf{H} 对应数据子载波位置的列向量所构成的矩阵。

所以, \mathbf{k}^H 对 $\bar{\mathbf{s}}_d$ 求导有

$$\frac{\partial \mathbf{k}^H}{\partial \bar{\mathbf{s}}_d} = \frac{\partial \mathbf{s}^H \mathbf{H}^H}{\partial \bar{\mathbf{s}}_d} = \boldsymbol{\Xi}^1 \mathbf{H}_d^H \quad (20)$$

其中, $\boldsymbol{\Xi}^1 = [\mathbf{I}_{N-K}, j\mathbf{I}_{N-K}]^H$ 。

同理, \mathbf{k}^H 对 $\bar{\mathbf{h}}$ 求导有

$$\frac{\partial \mathbf{k}^H}{\partial \bar{\mathbf{h}}} = \frac{\partial \mathbf{h}^H \mathbf{P}^H}{\partial \bar{\mathbf{h}}} = \boldsymbol{\Xi}^2 \mathbf{P}^H \quad (21)$$

其中, $\boldsymbol{\Xi}^2 = [\mathbf{I}_{LQ}, j\mathbf{I}_{LQ}]^H$ 。

将式(20)及式(21)代入式(18), 可得

$$\mathbf{J} = \frac{2}{\sigma_w^2} \begin{bmatrix} \text{Re}[\boldsymbol{\Xi}^1 \mathbf{H}_d^H \mathbf{H}_d (\boldsymbol{\Xi}^1)^H] & \text{Re}[\boldsymbol{\Xi}^1 \mathbf{H}_d^H \mathbf{P} (\boldsymbol{\Xi}^2)^H] \\ \text{Re}[\boldsymbol{\Xi}^2 \mathbf{P}^H \mathbf{H}_d (\boldsymbol{\Xi}^1)^H] & \text{Re}[\boldsymbol{\Xi}^2 \mathbf{P}^H \mathbf{P} (\boldsymbol{\Xi}^2)^H] \end{bmatrix} \quad (22)$$

因此, 基扩展系数向量 \mathbf{h} 的克拉美罗界为

$$\text{CRB}_{\mathbf{h}} = \sum_{i=2}^{2(N-M+QL)-1} [\mathbf{J}^{-1}]_{i,i} \quad (23)$$

6 仿真及分析

这一节对本文提出来的算法及文献[2]及文献[8]的算法进行仿真比较, 为了更进一步体现出算法的优势, 仿真中还给出了信道估计的克拉美罗界。本文以 3GPP-LTE 协议的参数作为仿真系统的参数, 具体如下: 映射方式为 QPSK, 子载波个数为 512, 载波频率为 2 GHz, 导频子载波个数与循环前缀的长度均为 64, 信号的采样间隔为 0.2 μs 。

仿真中, 导频子载波被等间隔插入到整个 OFDM 符号内。此外在基扩展模型构造中, 采用的是 P-BEM, 其正交基函数的个数 Q 为 3。对于时变信道, 本文按照文献[15]的方法来产生, 信道长度 L 为 4, 每条径的平均功率服从指数衰减, 即 $\sigma_l^2 = e^{-l/10}$, $l \in \{0, 1, \dots, L-1\}$ 。

图 1(a)与图 1(b)分别给出了在归一化多普勒频移为 0.1 与 0.3 时, 文献[2]中的基于最小二乘信道估计方法、文献[8]中联合算法以及本文所提算法在不同信噪比下的信道估计均方误差曲线, 为了进一步体现出本文所提算法的估计性能, 还给出了信道估计的克拉美罗界。其中, 文献[8]中联合算法以及本文所提算法在图中的曲线均是迭代收敛时的曲线。仿真中, 当归一化多普勒频移为 0.1 时, 文献[8]算法的收敛迭代次数为 5 次, 而本文所提算法只需要 3 次; 当归一化多普勒频移为 0.3 时, 文献[8]算法的收敛迭代次数为 8 次, 而本文所提算法只需要 5 次。可见, 本文所提出的算法不管在慢时变信道环境下, 还是快时变信道环境下, 均有效减少了迭代运算的次数。根据第 4 部分算法复杂度的分析, 本文所提算法的计算量约为文献[2]算法的 7~11 倍, 约为文献[8]算法的 0.6 倍。

此外, 从图 1 可以看出不管在哪一种时变信道环境下, 文献[2]中的基于最小二乘信道估计方法由于没有利用发送的数据子载波信息进行信道估计, 故其性能较文献[8]算法及本文所提出的算法都要差很多。而本文所提出的算法由于在信道估计及 OFDM 信号检测联合迭代时, 考虑了迭代模型误差。不但加快了算法的收敛速度, 估计的性能也要比文献[8]算法的好, 而且离信道估计的克拉美罗界更接近。

在信道估计的基础上, 图 2 还给出了相应的 OFDM 信号检测性能曲线。从图中可以看出, 与图 1 给出的结果一致, 文献[2]的检测性能是最差的,

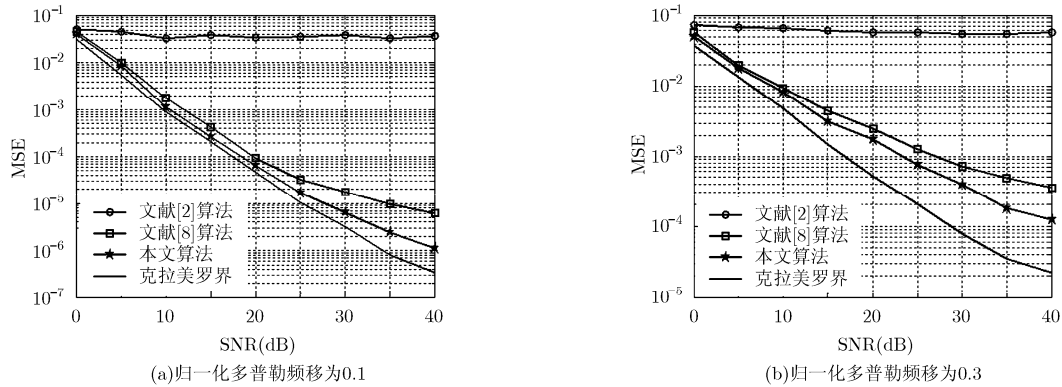


图1 不同算法的信道估计性能曲线

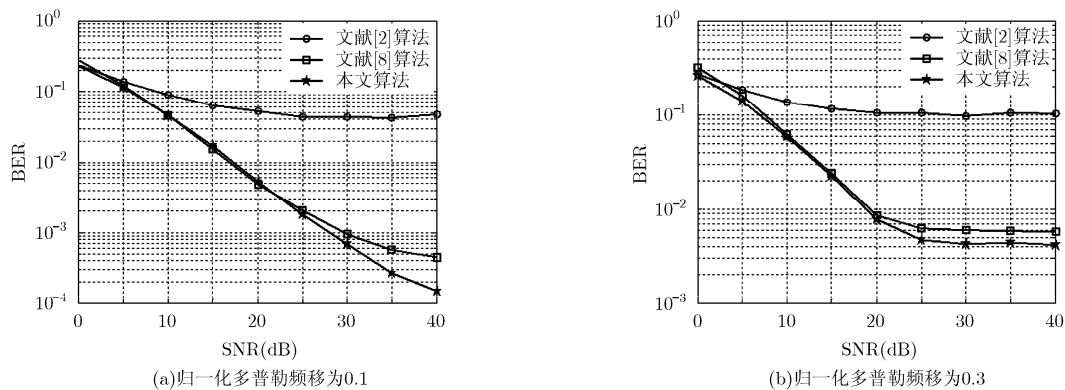


图2 不同算法的OFDM信号检测性能曲线

而本文所提出算法的 OFDM 信号检测性能在高信噪比情况下,不管是慢时变信道,还是快时变信道,均要优于文献[8]算法的性能。

7 结束语

本文在时变信道下提出了一种基于整体最小二乘的联合信道估计及 OFDM 信号检测算法,并推导了信道估计的克拉美罗界,理论分析及仿真结果均表明该算法不但提高了联合算法的收敛速度,还提高了信道估计的精度,从而降低了 OFDM 信号检测的误码率。在对接收信号进行信道估计及 OFDM 信号检测时,本文是假设在时间理想同步情况下进行分析的。现实中,时间理想同步在时变信道环境下是很难达到的,这不可避免对信道估计及 OFDM 信号检测产生影响,在后续的研究中,我们将就这个问题展开深入的研究。

参考文献

- [1] Mostofi Y and Cox D. ICI mitigation for pilot-aided OFDM mobile systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2005, 4(2): 765-774.
- [2] Tang Z, Cannizzaro R C, Leus G, *et al.* Pilot-assisted time-varying channel estimation for OFDM systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(5): 2226-2238.
- [3] Kwak K, Lee S, Min H, Choi S, *et al.* New OFDM Channel Estimation with Dual-ICI Cancellation in Highly Mobile Channel[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2010, 9(10): 3155-3165.
- [4] Hrycak T, Das S, Matz G, *et al.* Practical estimation of rapidly varying channels for OFDM systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2011, 59(11): 3040-3048.
- [5] Hrycak T, Das S, and Matz G. Inverse methods for reconstruction of channel taps in OFDM systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(5): 2666-2671.
- [6] Hijazi H and Ros L. Polynomial estimation of time-varying multipath gains with intercarrier interference mitigation in OFDM systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 58(1): 140-151.
- [7] Panayirci E, Senol H, and Poor H V. Joint channel estimation, equalization, and data detection for OFDM systems in the presence of very high mobility[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(8): 4225-4238.
- [8] Aboutorab N, Hardjawana W, and Vucetic B. A new iterative doppler-assisted channel estimation joint with parallel ICI cancellation for high-mobility MIMO-OFDM systems[J].

- IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2012, 61(4): 1577-1589.
- [9] Markovsky I and Huffel S V. Overview of total least-squares methods[J]. *Signal Processing*, 2007, 87(10): 2283-2302.
- [10] Bertrand A and Moonen M. Low-complexity distributed total least squares estimation in Ad hoc sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(8): 4321-4332.
- [11] Guo Q, Wu M, Zhang Q, *et al.*. Novel recursive approach for OFDM channel estimation under highly mobile conditions[C]. Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking, Shanghai, China, 2012: 312-316.
- [12] Kazamel R D, Loghin N S, and Speidel J. Reliability-based precancellation of inter-carrier interference for highly mobile OFDM systems[C]. Proceedings of the IEEE Vehicular Technology, Yokohama, Japan 2012: 1-5.
- [13] Yang L, Ren G, Yang B, *et al.*. Fast time-varying channel estimation technique for LTE uplink in HST Environment[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2012, 61(9): 4009-4019.
- [14] Key S M. Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory[M]. New Jersey: Englewood Cliffs, 1993: 524-525.
- [15] Zheng Y R and Xiao C. Simulation models with correct statistical properties for Rayleigh fading channels[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2003, 51(6): 920-928.
- 黄敏：男，1985年生，博士生，研究方向为在高速移动环境下信道估计及信号检测。
- 李兵兵：男，1955年生，教授，博士生导师，研究方向为无线通信、数字通信、调制识别以及3GPP LTE关键技术等。