

# 同道干扰下放大转发协同 OFDM 系统中的信道估计

屠 佳 蔡跃明

(解放军理工大学通信工程学院, 南京, 210007)

**摘 要:**该文针对放大转发 (Amplify-and-forward, AF) 协同 OFDM 系统, 在导频和数据子载波都受到多个严重的同道干扰 (Co-channel Interference, CCI) 影响的前提下, 提出了一种基于导频辅助的迭代信道估计方法, 并推导了信道估计的 Cramér-Rao 界 (Cramer-Rao Bound, CRB)。将等效信道、干扰信道和直传信道的信道状态信息 (Channel State Information, CSI) 估计值以及等效噪声方差矩阵的估计值进行线性合并, 进一步消除 CCI 产生的影响, 从而有效地提高了接收机的检测性能。理论分析和仿真结果表明: 对于 AF 协同 OFDM 系统, 在有多个同道干扰存在的情况下, 本文提出的方法能够有效估计出所有等效信道和干扰信道的信道状态信息以及等效噪声方差矩阵, 可以获得较好的均方误差 (Mean Square Error, MSE) 性能, 且运算复杂度远远低于传统的线性最小均方误差 (Linear Minimum Mean Square Error, LMMSE) 信道估计方法。

**关键词:**放大转发; 正交频分复用; 同道干扰; 信道估计

**中图分类号:** TN911.23    **文献标识码:** A    **文章编号:** 1003-0530(2011)03-0346-11

## Channel Estimation for an OFDM-Based Amplify-and-Forward Relay System in the Presence of Co-channel Interferences

TU Jia   CAI Yue-ming

(Institute of Communications Engineering, PLA University of Science and Technology, Nanjing, 210007)

**Abstract:** In this paper, we consider an OFDM-based amplify-and-forward (AF) relay system in the presence of multiple co-channel interferences (CCIs). On the premise of severe CCIs in both the data and pilot subcarriers, we propose an iterative approach for the pilot-aided channel estimation and derive the Cramer-Rao Bound (CRB) of the channel estimation. The estimation values of all channel state information (CSI) and the equivalent noise covariance are combined linearly at the receiver to mitigate the degradation which comes from the CCIs, so the detection performance of the receiver can be improved effectively. Simulation results show that when multiple CCIs exist in the OFDM-based AF relay system, our proposed channel estimation method can effectively estimate all CSI of the equivalent channel and the interference channels and the equivalent noise variance, and its mean square error (MSE) performance is as good as the traditional linear minimum mean square error (LMMSE) channel estimation, with the advantage of the lower complexity.

**Key words:** Amplify-and-forward; OFDM; Co-channel interference; Channel estimation

### 1 引言

近年来,“协同分集”作为一种新的空间分集技术得到广泛关注<sup>[1][2]</sup>。由于很多关于协同中继的研究都是假设接收端完全已知信道状态信息 (Channel State Information, CSI), 这在实际应用中受到很大限制。因此, 如何估计源节点、协同节点以及目的节点之间的 CSI 就成一项极具挑战性和必要性的工作。目前, 针对放大转发 (amplify-and-forward, AF) 中继系统的信道

估计问题正逐渐受到关注<sup>[3]-[5]</sup>, 但先前的研究大多是针对平坦衰落信道下的协同中继系统。而在实际的无线传输信道中, 由于散射和延迟等造成的多径传输, 使得信道往往具有频率选择性衰落。因此, 将 OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) 技术和协同中继系统结合是一种很有前景的解决方案, 讨论该方案中的信道估计成为了近期人们研究的一个热点<sup>[6]-[8]</sup>。

同道干扰 (Co-channel Interference, CCI) 是一个值得关注的问题。为达到高频谱利用率, 蜂窝系统往往

收稿日期: 2010 年 11 月 10 日; 修回日期: 2010 年 12 月 14 日

基金项目: 国家自然科学基金 (61001107, 60972051); 国家科技重大专项 (2010ZX03006-002-04) 和江苏省自然科学基金 (BK2010101)

在不同的小区使用频率相同的信道,这就不可避免地存在 CCI,尤其是在小区边缘。在协同系统中,整个通信过程分为两个阶段,采用时分复用(Time division duplexing, TDD)或者频分复用(Frequency division duplexing, FDD)进行通信。因此,在协同中继系统中,CCI 的问题同样存在<sup>[9]-[11]</sup>。若不能有效对抗 CCI 带来的干扰,会造成系统性能的严重下降。

目前,很多文献讨论了 CCI 存在的情况如何进行有效的信道估计,如[12]-[14]。但是这些文献都是针对传统的点对点系统进行研究的,而对于存在 CCI 的 AF 协同 OFDM 系统来说,如何进行有效的信道估计仍是一个值得探讨的问题。由于中继节点的放大转发操作,AF 协同 OFDM 系统中等效噪声不再是加性高斯白噪声,而转化为有色噪声,因此,传统的 CCI 存在下点对点传输系统的信道估计方法在 AF 协同 OFDM 系统中不再适用。据我们所知,到目前为止,AF 协同 OFDM 系统中存在 CCI 的信道估计问题还没有得到广泛研究,这也为我们本次工作提供了研究动力。在本文中,我们选用文献[15]提出的一种下行时分多址(Time-division Multiple-access, TDMA)蜂窝系统中的协同传输场景,考虑了中继节点仅受到噪声干扰、而目的节点引入了多个 CCI 的情况。在这种导频和数据子载波都受到严重的 CCI 影响的前提下,我们提出了一种导频辅助信道估计方法,用来估计 AF 协同 OFDM 系统中等效信道(从源节点经过中继到目的节点)的 CSI 以及等效噪声方差矩阵。随后,我们将等效信道、干扰信道与直传信道的 CSI 估计值以及等效噪声方差矩阵估计值进行线性合并,从而进一步消除了 CCI 的影响,有效提高了接收机的检测性能。为衡量本文信道估计方法的性能,我们推导了同道干扰下 AF 协同 OFDM 系统的 Cramer-Rao 界(Cramer-Rao Bound, CRB)。理论分析和仿真结果表明,对于有多个 CCI 存在的 AF 协同 OFDM 系统,本文提出的信道估计方法能够获得较好的均方误差(Mean Square Error, MSE)性能,且运算复杂度远低于线性最小均方误差(Linear Minimum Mean Square Error, LMMSE)信道估计<sup>[16]</sup>。

本文后续安排如下:第2节首先给出了信道和系统模型;而第3节是本文的重点,我们具体分析了整个 AF 传输过程,并针对等效信道提出了一种迭代信道估计方法;在第4节,我们推导了 CCI 存在下的 AF 协同 OFDM 系统的 CRB 理论值;第5节则给出了计算机仿真结果,并比较分析信道估计方法的各种性能及复杂度;最后是对本文进行小结。

注: $\mathbf{I}_{N \times N}$ 表示  $N \times N$  维单位阵, $\mathbf{0}_{N \times 1}$ 表示每一个元素均为 0 的  $N \times 1$  维矢量, $CN(0, \mathbf{R})$ 表示均值为 0、方差矩

阵为  $\mathbf{R}$  的循环对称复高斯随机矢量, $E(\cdot)$ 、 $(\cdot)^T$  和  $(\cdot)^H$  分别表示矢量/矩阵的期望、转置和共轭转置,而  $\odot$  表示矩阵的 Hadamard 积。

## 2 信道及系统模型

受文献[15]的启发,在本文中我们考虑这样一种场景:在下行 TDMA 蜂窝系统中,一个源节点(基站)为每个目的节点分别选择一个空闲中继(用户或者固定中继)进行协同传输,从而有效提高系统吞吐量,如图1所示,其中所有节点均配备一根天线,不能同时发送和接收。整个传输过程分为两个阶段:首先,在中继接收(Relay-Receive, RR)阶段,源节点将信号在不同的子隙里依次发送给每一个目的节点和为其分配的中继节点,然后在中继传输(Relay-Transmit, RT)阶段,所有中继节点同时将接收信号放大转发给相应的目的节点。在这种传输方式下,虽然中继节点仅会受到噪声干扰,但所有中继节点同时转发的操作不可避免地对每一个目的节点引入了多个 CCI 。

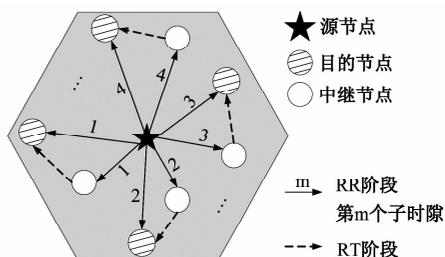


图1 多个用户的 TDMA 协同传输机制

由于多条独立可分辨路径的存在,网络中每个节点之间的链路均为频率选择性衰落信道。在本文中,我们在协同系统中引入 OFDM 技术,用于克服由于频率选择性衰落带来的符号间干扰(Inter-symbol Interference, ISI)。假设任意两个节点之间的多径信道均为独立不相关的准静止频率选择性衰落信道,即认为各个 OFDM 符号发射周期之间信道是时变的,而每个符号发射周期之内是时不变的。由于在整个网络中,每个目的节点上的处理方式均相同,因此我们取源节点、任一个目的节点和为其分配的中继节点进行讨论,如图2所示。将源节点与目的节点、源节点与中继节点、中继节点与目的节点以及第  $i$  个干扰节点与目的节点之间第  $l$  条多径信道的瑞利衰落系数分别用  $h_{SD}(l) \in CN(0, \sigma_{SD,l}^2)$ 、 $h_{SR}(l) \in CN(0, \sigma_{SR,l}^2)$ 、 $h_{RD}(l) \in CN(0, \sigma_{RD,l}^2)$  和  $h_{DI}(l) \in CN(0, \sigma_{DI,l}^2)$  表示,则各节点之间的离散基带等效信道脉冲响应矢量可以分别表示为  $\mathbf{h}_{SD} = [h_{SD}(0), \dots, h_{SD}(L_1-1)]^T$ 、 $\mathbf{h}_{SR} = [h_{SR}(0), \dots, h_{SR}(L_2-1)]^T$ 、 $\mathbf{h}_{RD} = [h_{RD}(0), \dots, h_{RD}(L_3-1)]^T$  和  $\mathbf{h}_{DI} = [h_{DI}(0), \dots, h_{DI}$

$(L_4-1)^T, i=1, \dots, N_I$ , 其中  $L_m (m=1, \dots, 4)$  分别表示相应信道的多径数,  $N_I$  表示干扰节点数。这里, 我们假设  $E[\mathbf{h}_{SD}^H \mathbf{h}_{SD}] = \sigma_{SD}^2, E[\mathbf{h}_{SR}^H \mathbf{h}_{SR}] = \sigma_{SR}^2, E[\mathbf{h}_{RD}^H \mathbf{h}_{RD}] = \sigma_{RD}^2$  和  $E[\mathbf{h}_{ID_i}^H \mathbf{h}_{ID_i}] = \sigma_{ID_i}^2$ , 其中  $\sigma_{SD}^2 = \sum_{l=1}^{L_1} \sigma_{SD,l}^2, \sigma_{SR}^2 = \sum_{l=1}^{L_2} \sigma_{SR,l}^2, \sigma_{RD}^2 = \sum_{l=1}^{L_3} \sigma_{RD,l}^2$  以及  $\sigma_{ID_i}^2 = \sum_{l=1}^{L_4} \sigma_{ID_i,l}^2$ 。

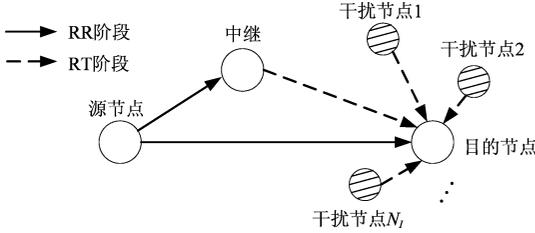


图2 存在  $N_I$  个干扰的三节点协同传输模型

假设所有节点时间和频率完全同步<sup>[17]</sup>。如图2所示, 在RR阶段, 源节点首先将频域等间隔分布的梳状导频序列插入信息序列, 形成OFDM符号  $\mathbf{X} = [X(0), \dots, X(N-1)]^T$ , 这里  $N$  表示一个OFDM符号所包含的子载波个数, 将导频子载波间隔表示为  $\Delta p$ 。在经过  $N$  点逆离散傅立叶变换形成时域符号  $\mathbf{x}$  后, 插入长度为  $L_{cp,1}$  的循环前缀 (Cyclic Prefix, CP), 这里我们假设  $L_{cp,1}$  大于源节点和目的节点以及源节点和中继节点之间的最大信道多径时延。最后将这个新的发送信号分别发送给目的节点和为其分配的中继节点。为了简化分析, 在本文中我们省略了CP的插入和移除步骤, 并且假设CP的使用已完全消除ISI。因此, 在RR阶段, 目的节点处的频域接收信号可以表示为

$$\mathbf{Y}_{SD} = \sqrt{P_S} \mathbf{X} \mathbf{H}_{SD} + \mathbf{N}_{SD} \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{Y}_{SD} = [Y_{SD}(0), \dots, Y_{SD}(N-1)]^T, \mathbf{X} = \text{diag}([X(0), \dots, X(N-1)])$ ,  $P_S$  为源节点上OFDM符号的发送功率, 从源节点到目的节点的频域信道响应表示为  $\mathbf{H}_{SD} = [H_{SD}(0), \dots, H_{SD}(N-1)]^T, H_{SD}(n) = \sum_{l=0}^{L_1} h_{SD}(l) e^{-j2\pi nl/N}$ ,  $\mathbf{N}_{SD} = [N_{SD}(0), \dots, N_{SD}(N-1)]^T$  以及  $N_{SD}(n) \in CN(0, \sigma_D^2)$  表示目的节点上的加性高斯白噪声 (Additive White Gauss Noise, AWGN)。

同时, 中继节点处的频域接收信号可以表示为

$$\mathbf{Y}_{SR} = \sqrt{P_S} \mathbf{X} \mathbf{H}_{SR} + \mathbf{N}_{SR} \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{Y}_{SR} = [Y_{SR}(0), \dots, Y_{SR}(N-1)]^T, \mathbf{H}_{SR} = [H_{SR}(0), \dots, H_{SR}(N-1)]^T, H_{SR}(n) = \sum_{l=0}^{L_2} h_{SR}(l) e^{-j2\pi nl/N}$  是从源节点到中继节点的频域信道响应,  $\mathbf{N}_{SR} = [N_{SR}(0), \dots, N_{SR}(N-1)]^T$  以及  $N_{SR}(n) \in CN(0, \sigma_R^2)$  表示中继节点上的AWGN。

在RT阶段, 中继节点收到源节点发送的信号后, 首先将其CP移除, 然后在频域对每个子载波的符号乘以放大因子  $\alpha_n (n=0, \dots, N-1)$ 。在本文中, 我们考虑一

种基于AF的per-OFDM系统<sup>[8]</sup>, 即  $\alpha_n = \alpha$ , 因此根据文献[3]  $\alpha$  表示为

$$\alpha = \sqrt{\frac{P_R}{P_S \sigma_{SR}^2 + \sigma_R^2}} \quad (3)$$

其中,  $P_R$  表示中继节点上OFDM符号的发送功率。在完成变换之后, 再次插入长度  $L_{cp,2}$  大于中继和目的节点之间最大信道多径时延的CP, 形成新的信号发送给目的节点。但此时, 由于系统中另外有  $N_I$  个中继节点也同时进行转发, 这些节点势必对目的节点产生干扰。因此, 在RT阶段, 目的节点处的频域接收信号可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{RD} &= \text{diag}(\alpha \mathbf{Y}_{SR}) \mathbf{H}_{RD} + \sum_{i=1}^{N_I} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i} \mathbf{H}_{ID_i} + \mathbf{N}_{RD} \\ &= \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X} \mathbf{H} + \sum_{i=1}^{N_I} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i} \mathbf{H}_{ID_i} + \alpha \text{diag}(\mathbf{N}_{SR}) \mathbf{H}_{RD} + \mathbf{N}_{RD} \\ &= \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X} \mathbf{H} + \sum_{i=1}^{N_I} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i} \mathbf{H}_{ID_i} + \mathbf{N} \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{H} = [H_{SR}(0)H_{RD}(0), \dots, H_{SR}(N-1)H_{RD}(N-1)]^T, H_{RD}(n) = \sum_{l=0}^{L_3} h_{RD}(l) e^{-j2\pi nl/N}$  为源节点到目的节点的等效信道响应,  $\mathbf{Y}_{RD} = [Y_{RD}(0), \dots, Y_{RD}(N-1)]^T, \mathbf{X}_{I_i} = \text{diag}([X_{I_i}(0), \dots, X_{I_i}(N-1)])$ ,  $P_{I_i}$  为第  $i$  个干扰节点上OFDM符号的发送功率,  $\mathbf{H}_{ID_i} = [H_{ID_i}(0), \dots, H_{ID_i}(N-1)]^T, H_{ID_i}(n) = \sum_{l=0}^{L_4} h_{ID_i}(l) e^{-j2\pi nl/N}$  为第  $i$  个干扰节点到目的节点的频域信道响应,  $\mathbf{N}_{RD} = [N_{RD}(0), \dots, N_{RD}(N-1)]^T, N_{RD}(n) \in CN(0, \sigma_D^2)$  表示目的节点上的AWGN, 等效频域噪声可以表示为  $\mathbf{N} = \alpha \text{diag}(\mathbf{N}_{SR}) \mathbf{H}_{RD} + \mathbf{N}_{RD}$ 。

### 3 信道估计方法

由于系统采用的是AF协同机制, 因此两个阶段的信道估计模块都是在目的节点上完成的。其中RR阶段的信号估计问题即为传统的点对点OFDM信道估计问题; 而在RT阶段, 由于中继节点的放大转发, 使得源经中继到目的节点的等效信道和目的节点处的等效噪声都不再具有高斯特性<sup>[3]</sup>, 因此, 传统的OFDM信道估计方法不再适用, 同时由于目的节点上多个干扰源的引入, 对信道估计提出了更大的挑战。因此, 在本节中, 我们将详细讨论RT阶段的信道估计问题, 而RR阶段则采用传统的LMMSE信道估计。

#### 3.1 RR阶段

在RR阶段, 目的节点首先提取出接收信号  $\mathbf{Y}_{SD}$  导频子载波上的信号  $\mathbf{Y}_{SD,p}$ , 进行源到目的节点之间的LMMSE信道估计, 从而得到导频子载波上的信道估计值  $\hat{\mathbf{H}}_{SD,p}$ , 即

$$\hat{\mathbf{H}}_{SD,p} = \mathbf{R}_{\mathbf{H}_{SD,p}} \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p^H (P_S \mathbf{X}_p \mathbf{R}_{\mathbf{H}_{SD,p}} \mathbf{X}_p^H + \sigma_D^2 \mathbf{I}_{N_p})^{-1} \mathbf{Y}_{SD,p} \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{X}_p$  是由  $\mathbf{X}$  导频子载波上的导频组成的对角矩阵,  $\mathbf{R}_{\mathbf{H}_{SD,p}} = E[\mathbf{H}_{SD,p} \mathbf{H}_{SD,p}^H]$ , 并且,

$$R_{\mathbf{H}_{SD,p}}(m, n) = \begin{cases} 1 & m = n \\ \frac{(1 - e^{-L_{cp,1}(1/\tilde{\tau}_{rms,1} + j2\pi(m-n)/N)})}{(1 - e^{-L_{cp,1}/\tilde{\tau}_{rms,1}})(1 + j2\pi(m-n)\tilde{\tau}_{rms,1}/N)} & m \neq n \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $\tau_{rms,1}$  为源到目的节点之间路径的均方根时延扩展,  $\tilde{\tau}_{rms,1} = \tau_{rms,1}/T_s$  是相应于采样间隔的均方时延扩展。

在得到导频子载波上的信道估计值  $\hat{\mathbf{H}}_{SD,p}$  后, 我们采用 Cubic spline 内插滤波方法得到所有子载波上的信道估计值  $\hat{\mathbf{H}}_{SD}$  (具体算法参考 MATLAB 中的 spline 函数)。

### 3.2 RT 阶段

#### A. LMMSE 信道估计

在 RT 阶段, 为了最小化信道估计的 MSE, 我们利用接收信号  $\mathbf{Y}_{RD}$  导频子载波上的信号  $\mathbf{Y}_{RD,p}$ , 得到等效信道导频子载波上的 LMMSE 信道估计值:

$$\hat{\mathbf{H}}_p = \arg \min_{\hat{\mathbf{H}}_p} E\{(\mathbf{H}_p - \hat{\mathbf{H}}_p)^H (\mathbf{H}_p - \hat{\mathbf{H}}_p)\} = \mathbf{R}_{\mathbf{H}_p} \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p^H \left( \alpha^2 P_S \mathbf{X}_p \mathbf{R}_{\mathbf{H}_p} \mathbf{X}_p^H + \sum_{i=1}^{N_I} P_{I_i} \mathbf{X}_{I_i,p} \mathbf{R}_{\mathbf{H}_{ID_i,p}} \mathbf{X}_{I_i,p}^H + \mathbf{R}_{\mathbf{N}_p} \right)^{-1} \mathbf{Y}_{RD,p} \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{X}_{I_i,p}$  是由  $\mathbf{X}_{I_i}$  导频子载波上的导频组成的对角矩阵 (我们假设  $\mathbf{X}_{I_i}$  和  $\mathbf{X}$  的导频分布在相同的子载波上),  $\mathbf{R}_{\mathbf{H}_{ID_i,p}} = E[\mathbf{H}_{ID_i,p} \mathbf{H}_{ID_i,p}^H]$ ,  $\mathbf{R}_{\mathbf{H}_p} = E[\mathbf{H}_p \mathbf{H}_p^H]$ 。  $\mathbf{R}_{\mathbf{H}_{ID_i,p}}$  的具体表达同式(6), 仅需将其中的  $\tilde{\tau}_{rms,1}$ 、 $L_{cp,1}$  分别用  $\tilde{\tau}_{rms,4}$ 、 $L_{cp,2}$  代替即可。而等效信道  $\mathbf{H}_p$  的自相关函数  $\mathbf{R}_{\mathbf{H}_p}$  不能简单表示为式(6), 考虑到  $\mathbf{H} = \mathbf{H}_{SR} \odot \mathbf{H}_{RD}$ , 因此,

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{\mathbf{H}_p} &= E[(\mathbf{H}_{SR,p} \odot \mathbf{H}_{RD,p})(\mathbf{H}_{SR,p} \odot \mathbf{H}_{RD,p})^H] \\ &= E[\mathbf{H}_{SR,p} \mathbf{H}_{SR,p}^H] \odot E[\mathbf{H}_{RD,p} \mathbf{H}_{RD,p}^H] \\ &= \mathbf{R}_{\mathbf{H}_{SR,p}} \odot \mathbf{R}_{\mathbf{H}_{RD,p}} \end{aligned} \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{R}_{\mathbf{H}_{SR,p}}$  和  $\mathbf{R}_{\mathbf{H}_{RD,p}}$  均可由式(6)得到 (分别用  $\tilde{\tau}_{rms,2}$ 、 $\tilde{\tau}_{rms,3}$  代替式(6)中的  $\tilde{\tau}_{rms,1}$ )。

由中心极限定理<sup>[18]</sup>可知, 对于  $N$  相对比较大的情况, 式(4)中的  $\mathbf{N} = \alpha \text{diag}(\mathbf{N}_{SR}) \mathbf{H}_{RD} + \mathbf{N}_{RD}$  可近似为高斯随机矢量, 式(7)中的  $\mathbf{R}_{\mathbf{N}_p}$  表示为

$$\mathbf{R}_{\mathbf{N}_p} = E[\mathbf{N}_p \mathbf{N}_p^H] = (\alpha^2 \sigma_R^2 \sigma_{RD}^2 + \sigma_D^2) \mathbf{I}_{N_p} \quad (9)$$

虽然式(7)中的 LMMSE 信道估计方法可以获得很好的估计性能, 但需要计算  $N_p \times N_p$  维矩阵的逆, 当系统中子载波数  $N$  很大时, 这种运算量在实际系统中是难以接受的。因此在下一小节里, 我们提出了一种新的迭代信道估计方法, 从而避免式(7)中的矩阵求逆运算。

#### B. 一种新的迭代干扰消除信道估计

在本小节中, 我们设计了一种迭代干扰消除的信

道估计方法。该方法在一次迭代中并行估计等效信道、每条干扰信道以及等效噪声的方差, 通过迭代不断去除所有干扰和等效噪声的影响; 同时, 对干扰信道和等效噪声方差的估计也通过迭代不断更新, 从而有利于接收机对信号进行线性合并, 进一步抑制干扰和噪声对接收信号的影响。

#### (a) 等效信道估计值的更新

由于我们采用的是所有参数并行估计的迭代方法, 因此在估计等效信道  $\mathbf{H}_p$  的时候, 假设其它参数都是固定不变的。在求  $\mathbf{H}_p$  的第  $m+1$  次迭代更新值时, 我们利用所有干扰信号的第  $m$  次迭代信道估计值, 将干扰信号的影响从  $\mathbf{Y}_{RD,p}$  中去除, 然后再通过 LMMSE 信道估计得到  $\mathbf{H}_p$  的第  $m+1$  次估计值  $\hat{\mathbf{H}}_p^{(m+1)}$ :

$$\hat{\mathbf{H}}_p^{(m+1)} = \mathbf{R}_{\mathbf{H}_p} \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p^H (\alpha^2 P_S \mathbf{X}_p \mathbf{R}_{\mathbf{H}_p} \mathbf{X}_p^H + \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{N}_p}^{(m)})^{-1} \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_I} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m)} \right) \quad (10)$$

其中,  $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{N}_p}^{(m)}$  表示等效噪声的第  $m$  次估计值,  $\hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m)}$  表示第  $i$  个干扰信道的第  $m$  次估计值。由于采用 LMMSE 信道估计, 在不考虑式(10)中  $\hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m)}$  的估计误差的前提下, 第  $m+1$  次迭代时, 对等效信道  $\mathbf{H}_p$  的信道估计误差的方差矩阵可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{\mathbf{H}_p}^{(m+1)} &= E[(\mathbf{H}_p - \hat{\mathbf{H}}_p^{(m+1)})(\mathbf{H}_p - \hat{\mathbf{H}}_p^{(m+1)})^H] \\ &= (\mathbf{R}_{\mathbf{H}_p}^{-1} + \alpha^2 P_S \mathbf{X}_p^H (\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{N}_p}^{(m)})^{-1} \mathbf{X}_p)^{-1} \end{aligned} \quad (11)$$

#### (b) 干扰信道估计值的更新

同样采用(a)中的思路, 若要估计  $\mathbf{H}_{ID_i,p}$ , 我们将其它  $N_I - 1$  个干扰信号以及用户信号看成是第  $i$  个干扰源的干扰信号。因此, 第  $i$  个干扰信道的第  $m+1$  次迭代信道估计值可以表示为

$$\hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m+1)} = \mathbf{R}_{\mathbf{H}_{ID_i,p}} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p}^H (P_{I_i} \mathbf{X}_{I_i,p} \mathbf{R}_{\mathbf{H}_{ID_i,p}} \mathbf{X}_{I_i,p}^H + \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{N}_p}^{(m)})^{-1} \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{d=1, d \neq i}^{N_I} \sqrt{P_{I_d}} \mathbf{X}_{I_d,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID_d,p}^{(m)} - \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p \hat{\mathbf{H}}_p^{(m)} \right) \quad (12)$$

同理, 第  $m+1$  次迭代时, 对第  $i$  个干扰信道  $\mathbf{H}_{ID_i,p}$  的信道估计误差的方差矩阵表示为

$$\mathbf{C}_{\mathbf{H}_{ID_i,p}}^{(m+1)} = (\mathbf{R}_{\mathbf{H}_{ID_i,p}}^{-1} + P_{I_i} \mathbf{X}_{I_i,p}^H (\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{N}_p}^{(m)})^{-1} \mathbf{X}_{I_i,p})^{-1} \quad (13)$$

#### (c) 等效噪声方差矩阵的更新

对于等效噪声的方差矩阵, 虽然我们可以直接由式(9)得到, 但由于每次迭代对于每个参数的估计是相对独立的, 因此在实际的迭代信道估计过程中, 等效噪声并不完全等于式(9)。同时, 在式(10)和(12)中, 我们都是从接收信号中利用前一次迭代得到的信道估计值去除所有干扰后, 进行本次迭代的 LMMSE 信道估

计,但每次迭代时各条信道的估计值并不是完全理想,存在一定的估计误差,也就是说实际的干扰不能被完全消除,这将会对信道估计性能产生影响。因此我们迭代更新等效噪声方差矩阵时,不仅包括迭代产生的剩余噪声,同时,也考虑了由于信道估计误差引起的未被完全抵消的剩余干扰对信道估计的影响,即

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(m+1)} = & E \left[ \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_i} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m)} - \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p \hat{\mathbf{H}}_p^{(m)} \right) \right. \\ & \left. \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_i} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m)} - \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p \hat{\mathbf{H}}_p^{(m)} \right)^H \right] + \\ & E \left[ \left( \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p (\mathbf{H}_p - \hat{\mathbf{H}}_p^{(m)}) \right) \left( \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p (\mathbf{H}_p - \hat{\mathbf{H}}_p^{(m)}) \right)^H \right] + \\ & \sum_{i=1}^{N_i} E \left[ \left( \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} (\mathbf{H}_{ID_i,p} - \hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m)}) \right) \left( \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} (\mathbf{H}_{ID_i,p} - \hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m)}) \right)^H \right] \end{aligned} \quad (14)$$

一般来说,式(14)中等式右边第一项(即每次迭代产生的剩余噪声的方差)不易直接求出,因此我们考虑用  $(\mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_i} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m)} - \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p \hat{\mathbf{H}}_p^{(m)}) (\mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_i} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m)} - \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p \hat{\mathbf{H}}_p^{(m)})^H$  代替,并将式(11)和式(13)分别代入式(14),则第  $m+1$  次迭代时等效噪声方差矩阵可以表示为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(m+1)} = & \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_i} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m)} - \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p \hat{\mathbf{H}}_p^{(m)} \right) \\ & \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_i} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m)} - \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p \hat{\mathbf{H}}_p^{(m)} \right)^H \\ & + \alpha^2 P_S \mathbf{X}_p \mathbf{C}_{\mathbf{H}_p}^{(m)} \mathbf{X}_p^H + \sum_{i=1}^{N_i} P_{I_i} \mathbf{X}_{I_i,p} \mathbf{C}_{\mathbf{H}_{ID_i,p}}^{(m)} \mathbf{X}_{I_i,p}^H \end{aligned} \quad (15)$$

为简化分析,在本文中我们令  $\hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(m+1)} = (\hat{\sigma}^2)^{(m+1)} \mathbf{I}_{N_p}$ 。因此

$$(\hat{\sigma}^2)^{(m+1)} = \frac{\text{tr}(\hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(m+1)})}{N_p} \quad (16)$$

(d) 降低信道估计的运算量

虽然利用公式(10)-(13)可以得到各条信道估计值和信道估计误差的方差矩阵,但每次迭代更新仍需要计算  $N_p \times N_p$  维矩阵的逆,这样的运算量是非常大的。因此我们考虑通过奇异值分解降低运算量,从而避免对  $N_p \times N_p$  维矩阵求逆。令  $\mathbf{X}_p \mathbf{X}_p^H = \mathbf{I}_{N_p} \mathbf{R}_{\mathbf{H}_p} = \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1 \mathbf{U}_1^H$ , 其中  $\mathbf{U}_1 \mathbf{U}_1^H = \mathbf{I}_{N_p}$ ,  $\mathbf{V}_1$  是对角阵,则式(10)和式(11)可以分

别表示为(具体推导见附录A)

$$\hat{\mathbf{H}}_p^{(m+1)} = \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1 (\alpha^2 P_S \mathbf{V}_1 + (\hat{\sigma}^2)^{(m)} \mathbf{I}_{N_p})^{-1} \mathbf{U}_1^H \mathbf{X}_p^H \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_i} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m)} \right) \quad (17)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{H}_p}^{(m+1)} = \mathbf{U}_1 \left( \mathbf{V}_1^{-1} + \alpha^2 P_S / (\hat{\sigma}^2)^{(m)} \mathbf{I}_{N_p} \right)^{-1} \mathbf{U}_1^H \quad (18)$$

同理,令  $\mathbf{R}_{\mathbf{H}_{ID_i,p}} = \mathbf{U}_{I_i} \mathbf{V}_{I_i} \mathbf{U}_{I_i}^H$ ,  $\mathbf{X}_{I_i,p} \mathbf{X}_{I_i,p}^H = \mathbf{I}_{N_p}$ , 则式(12)和式(13)可以分别表示为

$$\hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(m+1)} = \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{U}_{I_i} \mathbf{V}_{I_i} (P_{I_i} \mathbf{V}_{I_i} + (\hat{\sigma}^2)^{(m)} \mathbf{I}_{N_p})^{-1} \mathbf{U}_{I_i}^H \mathbf{X}_{I_i,p}^H \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{d=1, d \neq i}^{N_i} \sqrt{P_{I_d}} \mathbf{X}_{I_d,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID_d,p}^{(m)} - \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p \hat{\mathbf{H}}_p^{(m)} \right) \quad (19)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{H}_{ID_i,p}}^{(m+1)} = \mathbf{U}_{I_i} \left( \mathbf{V}_{I_i}^{-1} + P_{I_i} / (\hat{\sigma}^2)^{(m)} \mathbf{I}_{N_p} \right)^{-1} \mathbf{U}_{I_i}^H \quad (20)$$

通过上述变换,我们可以看出,公式(17)-(20)中的矩阵求逆运算都是针对一个对角阵进行的,因此计算复杂度大大降低。并且由于信道的广义平稳特性,其信道的先验自相关矩阵不随时间变化,因此对  $\mathbf{R}_{\mathbf{H}_p}$  和  $\mathbf{R}_{\mathbf{H}_{ID_i,p}}$  的奇异值分解只需计算一次,其复杂度可以忽略不计。

(e) 迭代信道估计算法过程

1) 设定初始值

在本文中,我们利用最小均方(Least square, LS)估计值对等效信道  $\mathbf{H}_p$  进行初始值设计,即  $\hat{\mathbf{H}}_p^{(0)} = \mathbf{Y}_{RD,p} / (\alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p)$ , 而所有干扰信道则假设为  $\hat{\mathbf{H}}_{ID_i,p}^{(0)} = \mathbf{0}_{N_p \times 1}$ , 信道估计误差方差矩阵的初始值假设为  $\mathbf{C}_{\mathbf{H}_p}^{(0)} = \mathbf{R}_{\mathbf{H}_p}$ ,  $\mathbf{C}_{\mathbf{H}_{ID_i,p}}^{(0)} = \mathbf{R}_{\mathbf{H}_{ID_i,p}}$ 。而对于等效噪声方差,我们可以用式(9)进行初始值设定。但在本文中,考虑到实际系统中接收端不一定能够已知式(9)中的  $\alpha, \sigma_{SR}^2$  等参数,因此,在无法用式(9)设定初始值的情况下,我们令  $\hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(0)} = \sigma_D^2 \mathbf{I}_{N_p}$ 。

2) 更新过程

在每次迭代过程中,所有参数是并行估计的,不存在优先顺序。但在本文中,由于我们考虑的是多个干扰信道,因此,干扰信道之间以何种顺序进行估计会导致整个算法的更新过程不同。一种最常见的方法是在一次迭代过程中所有参数并行估计,本文称为“独立估计”;而另一种则将一次迭代过程分为  $N_i$  个子周期,每次子周期并行估计等效信道、第  $i$  条干扰信道以及等效噪声的方差三个参数,当  $N_i$  个干扰信道依次完成一次更新估计后,结束此次迭代过程,本文称这种方法本文为“递进估计”(见表1)。

表 1 两种不同的更新过程

独立估计	$\hat{\mathbf{H}}_p^{(m)} \hat{\mathbf{H}}_{ID_1,p}^{(m)} \dots \hat{\mathbf{H}}_{ID_{N_p},p}^{(m)} \hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(m)} \rightarrow \hat{\mathbf{H}}_p^{(m+1)} \hat{\mathbf{H}}_{ID_1,p}^{(m+1)} \dots \hat{\mathbf{H}}_{ID_{N_p},p}^{(m+1)} \hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(m+1)}$
递进估计	$\hat{\mathbf{H}}_p^{(m)} \hat{\mathbf{H}}_{ID_1,p}^{(m)} \hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(m)} \Rightarrow \dots \Rightarrow \hat{\mathbf{H}}_p^{(m)} \hat{\mathbf{H}}_{ID_{N_p},p}^{(m)} \hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(m)} \rightarrow \hat{\mathbf{H}}_p^{(m+1)} \hat{\mathbf{H}}_{ID_1,p}^{(m+1)} \hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(m+1)} \Rightarrow \dots \Rightarrow \hat{\mathbf{H}}_p^{(m+1)} \hat{\mathbf{H}}_{ID_{N_p},p}^{(m+1)} \hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(m+1)}$

表 1 中“ $\rightarrow$ ”表示迭代周期的过渡,而“ $\Rightarrow$ ”则表示一个迭代周期中每个子周期的过渡。在第 5 节中,我们给出了两种方法的性能比较,通过仿真可以看出,“递进估计”的性能优于“独立估计”,因此,本文我们通过“递进估计”对所有参数进行迭代更新。

通过一定次数的迭代估计之后,我们可以得到等效信道、各条干扰信道以及等效噪声方差在导频子载波上的估计值。同样我们也采用 Cubic spline 内插滤波方法得到每个参数所有子载波上的估计值。此时,利用 RR 阶段估计得到的  $\hat{\mathbf{H}}_{SD}$  和 RT 阶段迭代估计得到的  $\hat{\mathbf{H}}, \hat{\mathbf{H}}_{ID_i}$  和  $\hat{\mathbf{R}}_N$ , 对两个阶段目的节点接收的信号进行线性合并,即

$$\hat{\mathbf{X}}(n) = G_1(n) Y_{SD}(n) + G_2(n) Y_{RD}(n) \quad (21)$$

其中,

$$G_1(n) = \frac{\sqrt{P_s} \hat{\mathbf{H}}_{SD}^H(n)}{\sigma_D^2}, G_2(n) = \frac{\alpha \sqrt{P_s} \hat{\mathbf{H}}^H(n)}{\sigma_D^2 + \sum_{i=1}^{N_I} P_i |\hat{\mathbf{H}}_{ID_i}(n)|^2} \quad (22)$$

线性合并的思想来源于传统的最大比合并 (Maximum ratio combining, MRC)<sup>[19]</sup> 和最优合并 (Optimum combining, OC)<sup>[20]</sup>, 其目的是为了最大化 RR 阶段的信噪比以及 RT 阶段的信干噪比,从而有效提高接收机的检测性能。最后对  $\hat{\mathbf{X}}$  进行解调,就可以得到发送信号的二进制比特流的估计值。

## 4 Cramér-Rao 界

在估计理论中,CRB 是一个评价估计精度非常有效的理论工具,它是在同等假设前提下任何估计方法的下界<sup>[21]</sup>。在本节中,我们将推导出 CCI 影响下 AF 协同 OFDM 系统中的信道估计的 CRB,用来衡量本文信道估计方法的性能。这里我们只推导了等效信道的信道估计的 CRB,而直传信道的信道估计 CRB 的推导

$$P(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\mathbf{C}(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h})|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{(\mathbf{y}_{eq} - \boldsymbol{\mu}(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h}))^H \mathbf{C}^{-1}(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h}) (\mathbf{y}_{eq} - \boldsymbol{\mu}(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h}))}{2} \right\}$$

$$= \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\mathbf{C}(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h})|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{(\mathbf{y}_{eq} - \alpha \sqrt{P_s} (\tilde{\mathbf{x}}_D \mathbf{h} + \tilde{\mathbf{x}}_P \mathbf{h}))^H \mathbf{C}^{-1}(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h}) (\mathbf{y}_{eq} - \alpha \sqrt{P_s} (\tilde{\mathbf{x}}_D \mathbf{h} + \tilde{\mathbf{x}}_P \mathbf{h}))}{2} \right\} \quad (27)$$

因此, Fisher 信息矩阵  $\mathbf{I}(\mathbf{h})_{i,j}$  可以表示为

$$\mathbf{I}(\mathbf{h})_{i,j} = E \left[ \frac{\partial \ln \mathbf{P}(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h})}{\partial h(i)} \frac{\partial \ln \mathbf{P}(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h})}{\partial h(j)} \right] \quad (28)$$

思路和等效信道相同,这里将不再赘述。

假设数据符号是统计独立同分布的零均值随机变量,并且导频符号与数据符号不相关。对式(4)做逆离散傅里叶变换,得到接收信号的时域表达式形式:

$$\mathbf{y}_{RD} = \alpha \sqrt{P_s} \tilde{\mathbf{x}} \mathbf{h} + \sum_{i=1}^{N_I} \sqrt{P_i} \tilde{\mathbf{x}}_i \mathbf{h}_{ID_i} + \mathbf{n} \quad (23)$$

其中,  $\mathbf{y}_{RD} = [y_{RD}(0), \dots, y_{RD}(N-1)]^T$ ,  $\mathbf{h}$  和  $\mathbf{h}_{ID_i}$  分别为等效信道和第  $i$  个干扰节点到目的节点的信道脉冲响应,  $\mathbf{n} = [n(0), \dots, n(N-1)]^T$  为时域等效噪声,  $\tilde{\mathbf{x}}$  和  $\tilde{\mathbf{x}}_i$  分别表示以源节点和第  $i$  个干扰节点的时域发送信号  $\mathbf{x} = [x(0), \dots, x(N-1)]^T$  和  $\mathbf{x}_i = [x_i(0), \dots, x_i(N-1)]^T$  为第一列的循环 Toeplitz 矩阵。

为了便于 CRB 的推导,我们将干扰分量从接收信号  $\mathbf{y}_{RD}$  去除,但考虑到干扰信道估计也有一定误差,因此,式(23)可以写成如下形式

$$\mathbf{y}_{eq} = \mathbf{y}_{RD} - \sum_{i=1}^{N_I} \sqrt{P_i} \tilde{\mathbf{x}}_i \hat{\mathbf{h}}_{ID_i} = \alpha \sqrt{P_s} \tilde{\mathbf{x}} \mathbf{h} + \sum_{i=1}^{N_I} \sqrt{P_i} \tilde{\mathbf{x}}_i \Delta \mathbf{h}_{ID_i} + \mathbf{n}$$

$$= \alpha \sqrt{P_s} \tilde{\mathbf{x}}_D \mathbf{h} + \alpha \sqrt{P_s} \tilde{\mathbf{x}}_P \mathbf{h} + \mathbf{w} \quad (24)$$

其中,  $\tilde{\mathbf{x}}_D$  和  $\tilde{\mathbf{x}}_P$  分别表示数据和导频时域序列的循环 Toeplitz 矩阵,  $\mathbf{h}_{ID_i} = \hat{\mathbf{h}}_{ID_i} + \Delta \mathbf{h}_{ID_i}$ , 总的时域干扰表示为  $\mathbf{w} = \sum_{i=1}^{N_I} \sqrt{P_i} \tilde{\mathbf{x}}_i \Delta \mathbf{h}_{ID_i} + \mathbf{n}$ ,  $\mathbf{w} \in CN(0, ((\sum_{i=1}^{N_I} (N_i + 1))(\alpha \sigma_R^2 + \sigma_D^2)/4N) + \alpha \sigma_R^2 + \sigma_D^2/N) \mathbf{I}_{N \times N}$  (证明过程见附录 B)。

根据中心极限定理,对于  $N$  相对比较大的情况,我们将  $\mathbf{y}_{eq}$  近似为高斯随机矢量。因此关于  $\mathbf{h}$  的条件期望和协方差可以表示为

$$\boldsymbol{\mu}(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h}) = \alpha \sqrt{P_s} \tilde{\mathbf{x}}_D \mathbf{h} + \alpha \sqrt{P_s} \tilde{\mathbf{x}}_P \mathbf{h} \quad (25)$$

$$\mathbf{C}(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h}) = \mathbf{R}_w \quad (26)$$

其中,  $\mathbf{R}_w = (\sum_{i=1}^{N_I} (N_i + 1)(\alpha \sigma_R^2 + \sigma_D^2)/4N) + \alpha \sigma_R^2 + \sigma_D^2/N) \mathbf{I}_{N \times N}$ 。

而概率密度函数  $\mathbf{P}(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h})$  为<sup>[18]</sup>

其中,  $\frac{\partial \ln \mathbf{P}(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h})}{\partial h(i)}$  表示对概率密度函数  $\mathbf{P}(\mathbf{y}_{eq} | \mathbf{h})$  的第  $i$  个变量取偏导数。

根据文献[22],  $\mathbf{I}(\mathbf{h})_{i,j}$  可以通过下式计算得到

$$\mathbf{I}(\mathbf{h})_{i,j} = 2\text{Re} \left[ \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H(\mathbf{y}_{eq}|\mathbf{h})}{\partial h(i)} \mathbf{C}^{-1}(\mathbf{y}_{eq}|\mathbf{h}) \frac{\partial \boldsymbol{\mu}(\mathbf{y}_{eq}|\mathbf{h})}{\partial h(j)} \right] + \text{tr} \left[ \mathbf{C}^{-1}(\mathbf{y}_{eq}|\mathbf{h}) \frac{\partial \mathbf{C}(\mathbf{y}_{eq}|\mathbf{h})}{\partial h(i)} \mathbf{C}^{-1}(\mathbf{y}_{eq}|\mathbf{h}) \frac{\partial \mathbf{C}(\mathbf{y}_{eq}|\mathbf{h})}{\partial h(i)} \right] \quad (29)$$

从式(26)中我们可以发现,  $\mathbf{C}(\mathbf{y}_{eq}|\mathbf{h})$  与  $\mathbf{h}$  相互独立, 即  $\frac{\partial \mathbf{C}(\mathbf{y}_{eq}|\mathbf{h})}{\partial h(i)} = 0$ 。因此,

$$\begin{aligned} \mathbf{I}(\mathbf{h})_{i,j} &= 2\text{Re} \left[ \frac{\partial \boldsymbol{\mu}^H(\mathbf{y}_{eq}|\mathbf{h})}{\partial h(i)} \mathbf{C}^{-1}(\mathbf{y}_{eq}|\mathbf{h}) \frac{\partial \boldsymbol{\mu}(\mathbf{y}_{eq}|\mathbf{h})}{\partial h(j)} \right] \\ &= 2\alpha^2 P_s \text{Re} \left[ \frac{\tilde{\mathbf{x}}_{D,i}^H \tilde{\mathbf{x}}_{D,j} + \tilde{\mathbf{x}}_{D,i}^H \tilde{\mathbf{x}}_{P,j} + \tilde{\mathbf{x}}_{P,i}^H \tilde{\mathbf{x}}_{D,j} + \tilde{\mathbf{x}}_{P,i}^H \tilde{\mathbf{x}}_{P,j}}{\mathbf{R}_w} \right] \end{aligned} \quad (30)$$

其中,  $\tilde{\mathbf{x}}_{D,i}$  和  $\tilde{\mathbf{x}}_{P,i}$  分别表示矩阵  $\tilde{\mathbf{x}}_D$  和  $\tilde{\mathbf{x}}_P$  的第  $i$  列矢量。

由于导频符号与数据符号不相关, 因此我们可以得到

$$\mathbf{I}(\mathbf{h})_{i,j} = \begin{cases} 2\alpha^2 P_s \left/ \left( \left( \sum_{i=1}^{N_I} \frac{(N_I+1)(\alpha\sigma_R^2 + \sigma_D^2)}{4N} \right) + \frac{\alpha\sigma_R^2 + \sigma_D^2}{N} \right) \right., & i=j \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (31)$$

因此, 无偏信道估计  $\mathbf{h}$  的 Cramér-Rao 界为

$$\begin{aligned} \text{Var}(h(i)) &\geq \mathbf{I}^{-1}(\mathbf{h})_{i,i} = \\ &\left( \left( \sum_{i=1}^{N_I} \frac{(N_I+1)(\alpha\sigma_R^2 + \sigma_D^2)}{4N} \right) + \frac{\alpha\sigma_R^2 + \sigma_D^2}{N} \right) \left/ 2\alpha^2 P_s \right. \end{aligned} \quad (32)$$

## 5 仿真结果与分析

### 5.1 仿真参数

在这节中, 我们通过计算机仿真来验证本文提出的同道干扰下 AF 协同 OFDM 系统信道估计方法的性能。我们考虑一个子载波数为  $N=511$  的 AF 协同 OFDM 系统, 导频子载波数为  $N_p=86$ , 并且导频子载波间隔为  $\Delta p=6$ 。源节点发送信号和干扰节点发送信号的导频均分布在相同的子载波上, 所有信号的导频和数据采用 QPSK 调制方式。假设任意两节点之间的信道为频率选择性衰落信道, 且各信道均为独立不相关, 仿真信道使用 COST207 规定的典型城市 (TU) 瑞利信道模型, 假设  $\sigma_{SD}^2 = \sigma_{SR}^2 = \sigma_{RD}^2 = \sigma_{DD}^2 = 1$ 。在仿真过程中, 我们假设  $P_s = P_r$ ,  $\sigma_R^2$  和  $\sigma_D^2$  均为 1, 仿真图中  $x$  坐标轴所示的信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 定义为  $P_s/\sigma_R^2$ 。

本文方法需要知道信道的相关特性, 实际上信道

的相关特性是未知的, 但可以利用最坏情况的信道相关特性来完成信道估计。由文献[23]分析可知, 信道不匹配比匹配模式只有很少的损失。因此本文利用式(6)和(8)求出信道的相关矩阵。

在第3节中, 我们给出了两种迭代估计方法, 即“独立估计”和“递进估计”。通过仿真比较 (见图3) 可以看出, “递进估计”的性能优于“独立估计”, 因此, 本文我们采用“递进估计”方法, 下一小节的性能分析也主要是通过仿真验证“递进估计”方法的性能。

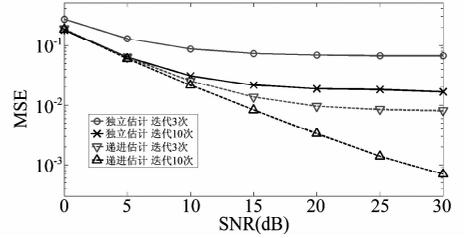


图3 两种迭代估计方法 MSE 随 SNR 的变化

### 5.2 性能分析

在图3中我们给出了当  $N_I=4$  时, 本文提出的两种迭代信道估计方法的 MSE 随 SNR 的变化情况。用户信号和每个干扰信号的信干比 (signal-to-interference ratio, SIR) 设为 0dB。从图3中我们可以看到, 无论是迭代3次还是10次, “递进估计”的 MSE 性能都明显优于“独立估计”, 尤其是在高信噪比时, “递进估计”方法的优势更为显著。因此, 本文我们采用“递进估计”方法进行迭代信道估计。

图4给出了干扰节点数  $N_I=1, 2, 4$  时, 随着迭代次数的增加, “递进估计”MSE 性能的变化。系统 SNR 设定为 25dB, 用户信号和每个干扰信号的 SIR 为 0dB。为便于比较, 我们给出了不同干扰节点数时 LMMSE 估计 (式(7)) 的 MSE 性能曲线。从图中可以看出, 迭代过程显著改善信道估计的 MSE 性能, 随着迭代次数的增加, 对干扰信道的估计以及等效噪声矩阵的更新越来越准确, 使得我们对等效信道进行估计时进行的干扰消除以及噪声估计操作越来越有效, 从而不断提高等效信道估计的 MSE 性能。通过比较我们发现, 在进行充分迭代之后, “递进估计”方法的 MSE 性能基本收敛于 LMMSE 估计的性能, 但估计方法的收敛速度在一定程度上依赖于干扰节点的个数: 当只有 1 个干扰节点时, 估计方法在 5 次迭代后就已基本收敛, 而当存在 4 个干扰节点时, 估计方法约在 10 次迭代时才能收敛。在用户信号和每个干扰信号的 SIR 相同的情况下, 随着干扰节点数的增加, 对用户信号的干扰逐渐增强, 且需要估计的未知参数也越来越多, 每一个干扰信道估计误差都会对等效信道估计产生影响。因此, 当干扰

节点数增多时,估计方法需要更多次数的迭代才能使估计性能收敛于 LMMSE 估计。

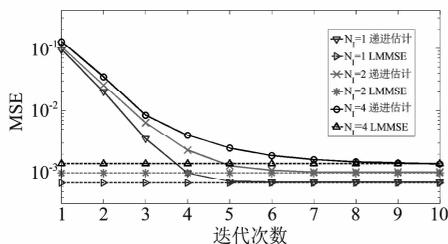


图4 干扰节点数不同时,两种信道估计方法的 MSE 随估计迭代次数的变化

图3和图4都是在假设所有干扰信号功率相同的前提下进行分析的,而在图5中,我们比较了干扰功率分布不同时,“递进估计”方法迭代10次时的MSE性能曲线。为具有可比性,我们考虑了具有4个干扰源,且总干扰功率为用户信号功率4倍的情况下,3种不同的干扰功率分布 $[P_{i_1}, P_{i_2}, P_{i_3}, P_{i_4}]$ :(1)等功率干扰,即 $P1=[1, 1, 1, 1]P_s$ ; (2)只有一个有效干扰,即 $P2=[4, 0, 0, 0]P_s$ ; (3)不同功率干扰,即 $P3=[2.8, 0.8, 0.3, 0.1]P_s$ 。通过比较我们可以得出这样的结论:当干扰源是等功率干扰时,“递进估计”的MSE性能最差;而当系统中只有1个干扰时,虽然总干扰功率相同,但“递进估计”的MSE性能最好;如果每个干扰节点功率不同,则“递进估计”的MSE性能介于两者之间。产生这种性能差异的主要原因在于,当干扰源为等功率干扰时,每个干扰都会产生估计误差,且这种误差的影响都是不可以忽略的,因此对有用信号进行信道估计时,干扰抵消操作就会存在严重的剩余干扰影响(每个干扰源的剩余干扰被累加),而当干扰源为不同功率时,相对比较弱的干扰源产生的估计误差是可以忽略不计的,因此,对有用信道估计的影响就会逐渐减弱,直到干扰源退化为1个等效干扰时,这种估计误差的影响将会降到最低,因此只有一个有效干扰时“递进估计”的MSE性能最好。这里需要指出的是,虽然在本文中干扰源功率是不可控制的,但如果能在总干扰功率约束的前提下,将文献[15]中的结论用于本文,从而对干扰节点数量进行优化控制,那么就可以进一步改进本文信道估计方法的估计性能。

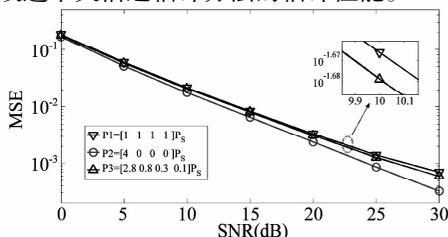


图5 干扰功率分布不同时,“递进估计”方法的 MSE 随 SNR 的变化

在图6中,我们比较了不同迭代次数下,接收机采用“递进估计”方法进行信道估计,并用式(21)进行检测后的BER性能随SNR的变化曲线。为了便于比较,我们也同时给出了理想信道估计下的系统BER性能。系统中干扰节点数 $N_i=2$ ,用户信号和每个干扰信号的SIR为0dB。通过比较我们可以得出这样的结论:不论信道估计方法迭代1次或者10次,随着SNR的增加,系统的BER性能都可以得到改善,特别是当“递进估计”方法迭代次数达到10次时,系统的BER性能已经非常接近于理想信道估计时的BER性能。

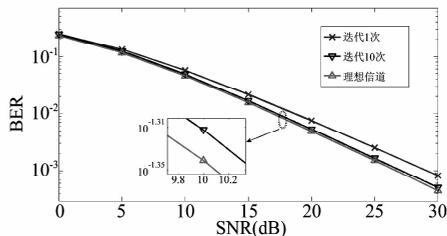


图6 迭代次数不同时,“递进估计”方法的 BER 性能随 SNR 的变化

在图7中,我们给出了不同干扰节点数时,迭代10次的“递进估计”方法的MSE性能随SNR的变化曲线,同时也给出了相应的CRB作为参考。用户信号和每个干扰信号的SIR为0dB。从图中我们可以看出,随着干扰节点数的增加,系统中的总干扰功率也不断增加,信道估计方法的MSE性能逐渐变差。同时我们发现,“递进估计”方法的MSE性能曲线与CRB理论曲线有一定的差距,造成这种差距的原因除了来自估计方法本身以外,还有一部分原因是来自于CRB理论曲线推导过程中的假设条件(具体见附录B)。当干扰节点数少的时候,“递进估计”方法的MSE性能曲线与相应CRB理论值时,对于第 $i$ 个干扰节点产生的剩余干扰的方差矩阵,我们并没有考虑有用信号对其产生的干扰,因此,在干扰节点数较少的时候,不考虑有用信号的干扰会产生较大误差,而干扰节点数较多时,有用信号的干扰产生的影响在所有干扰中所占的分量相对来说就比较小,因此“递进估计”方法的MSE性能曲线与CRB曲线之间的差距就要小于干扰节点数少的情况。

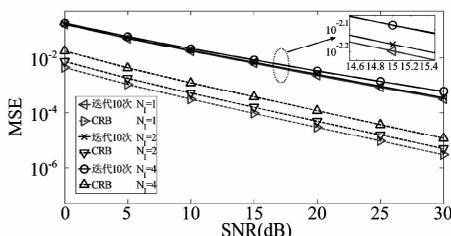


图7 干扰节点数不同时,“递进估计”方法的 MSE 性能与 CRB 的比较

### 5.3 复杂度分析

由于信道的广义平稳特性,对信道的先验自相关矩阵的奇异值分解在整个传输过程中只需计算一次,其复杂度可以忽略不计。采用奇异值分解后,我们提出的迭代信道估计中所涉及的矩阵求逆运算只需要对一个对角矩阵求逆,因此运算量仅为  $o(N_p)$ ,假设需要  $Q$  次迭代接近 LMMSE 估计性能,则运算量为  $o(QN_p)$ 。而采用 LMMSE 信道估计时,需要求解  $N_p \times N_p$  维矩阵的逆,因此其运算量达到  $o(N_p^3)$ ,远远超过本文所提出的迭代方法。

同时,我们也可以发现,当采用“独立估计”时,每个迭代过程需要进行 1 次等效信道估计、1 次等效噪声方差估计以及  $N_l$  次干扰信道估计;而采用“递进估计”时,一个迭代过程则包括  $N_l$  次等效信道估计、 $N_l$  次等效噪声方差估计以及  $N_l$  次干扰信道估计。可见,“递进估计”方法的运算量要大于“独立估计”,但相比于“递进估计”方法性能的提升(见仿真部分),这种运算量是可以接受的。

## 6 结论

对于同道干扰下的放大转发协同 OFDM 系统而言,导频和数据子载波都受到 CCI 的严重影响,给信道估计技术提出了更大的挑战。为此,本文提出了一种导频辅助的迭代信道估计方法,并推导了相应的 CRB 理论值。该方法的特点是:通过每次迭代操作,利用导频子载波接收到的信号,对等效信道和干扰信道的 CSI 估计值以及等效噪声方差矩阵的估计值进行并行更新,虽然导频子载波也受到 CCI 的影响,但我们提出的方法能够有效地提高信道估计方法的 MSE 性能。通过将各条信道的 CSI 估计值以及等效噪声方差矩阵进行线性合并,我们可以进一步消除 CCI 的影响。理论分析和仿真结果表明,在有多个 CCI 存在的情况下,通过一定次数的迭代操作,该文信道估计方法的 MSE 性能接近于传统的 LMMSE 信道估计,且由于避免了复杂的矩阵求逆运算,其复杂度远低于 LMMSE 信道估计。

值得一提的是,虽然导频子载波上的信号也收到 CCI 影响,造成导频子载波上是用户导频和干扰导频的叠加,但本文提出的方法仍然能够有效区分和估计出有用信道和干扰信道。因此如果将这种方法用于其它类似的场景,通过适当的变换,也可以达到满意的效果。例如,对于多中继 AF 系统而言,来自不同中继的导频是放置在相同子载波上的,如果所有中继同时发送信号到目的节点,那么接收信号的导频子载波上将出现叠加,这时,可以应用本文提出的方法有效估计各条等效信道的 CSI。这个问题将是我们的下一步的研究方向。

## 附录 A

令  $\hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(m+1)} = (\hat{\sigma}^2)^{(m+1)} \mathbf{I}_{N_p}$ ,  $\mathbf{X}_p \mathbf{X}_p^H = \mathbf{I}_{N_p}$ ,  $\mathbf{R}_{H_p} = \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1 \mathbf{U}_1^H$ , 其中  $\mathbf{U}_1 \mathbf{U}_1^H = \mathbf{I}_{N_p}$ ,  $\mathbf{V}_1$  是对角阵,则  $\mathbf{X}_p^H = \mathbf{X}_p^{-1}$ ,  $\mathbf{U}_1^H = \mathbf{U}_1^{-1}$ 。因此,将式(10)重新表示为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{H}}_p^{(m+1)} &= \mathbf{R}_{H_p} \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p^H (\alpha^2 P_S \mathbf{X}_p \mathbf{R}_{H_p} \mathbf{X}_p^H + \hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(m)})^{-1} \\ &\quad \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_l} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID,i,p}^{(m)} \right) \\ &= \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1 \mathbf{U}_1^H \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{X}_p^{-1} (\alpha^2 P_S \mathbf{X}_p \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1 \mathbf{U}_1^H \mathbf{X}_p^H + (\hat{\sigma}^2)^{(m)} \mathbf{I}_{N_p})^{-1} \\ &\quad \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_l} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID,i,p}^{(m)} \right) \\ &= \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1 \left[ (\alpha^2 P_S \mathbf{X}_p \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1 \mathbf{U}_1^H \mathbf{X}_p^H + (\hat{\sigma}^2)^{(m)} \mathbf{I}_{N_p}) \mathbf{X}_p \mathbf{U}_1 \right]^{-1} \\ &\quad \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_l} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID,i,p}^{(m)} \right) \\ &= \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1 (\alpha^2 P_S \mathbf{X}_p \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1 \mathbf{U}_1^H \mathbf{X}_p^H \mathbf{X}_p \mathbf{U}_1 + (\hat{\sigma}^2)^{(m)} \mathbf{X}_p \mathbf{U}_1)^{-1} \\ &\quad \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_l} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID,i,p}^{(m)} \right) \\ &= \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1 (\alpha^2 P_S \mathbf{X}_p \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1 + (\hat{\sigma}^2)^{(m)} \mathbf{X}_p \mathbf{U}_1)^{-1} \\ &\quad \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_l} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID,i,p}^{(m)} \right) \\ &= \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1 (\mathbf{X}_p \mathbf{U}_1 (\alpha^2 P_S \mathbf{V}_1 + (\hat{\sigma}^2)^{(m)} \mathbf{I}_{N_p}))^{-1} \\ &\quad \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_l} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID,i,p}^{(m)} \right) \\ &= \alpha \sqrt{P_S} \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1 (\alpha^2 P_S \mathbf{V}_1 + (\hat{\sigma}^2)^{(m)} \mathbf{I}_{N_p})^{-1} \mathbf{U}_1^H \mathbf{X}_p^H \\ &\quad \left( \mathbf{Y}_{RD,p} - \sum_{i=1}^{N_l} \sqrt{P_{I_i}} \mathbf{X}_{I_i,p} \hat{\mathbf{H}}_{ID,i,p}^{(m)} \right) \end{aligned} \quad (\text{A.1})$$

同理,式(11)可以重新表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{H_p}^{(m+1)} &= (\mathbf{R}_{H_p}^{-1} + \alpha^2 P_S \mathbf{X}_p^H (\hat{\mathbf{R}}_{N_p}^{(m)})^{-1} \mathbf{X}_p)^{-1} \\ &= (\mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1^{-1} \mathbf{U}_1^H + \alpha^2 P_S \mathbf{X}_p^H ((\hat{\sigma}^2)^{(m)})^{-1} \mathbf{X}_p)^{-1} \\ &= \left( \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1^{-1} \mathbf{U}_1^H + \frac{\alpha^2 P_S}{(\hat{\sigma}^2)^{(m)}} \mathbf{X}_p^H \mathbf{X}_p \right)^{-1} \\ &= \left( \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1^{-1} \mathbf{U}_1^H + \frac{\alpha^2 P_S}{(\hat{\sigma}^2)^{(m)}} \mathbf{I}_{N_p} \right)^{-1} \\ &= \left( \mathbf{U}_1 \mathbf{V}_1^{-1} \mathbf{U}_1^H + \frac{\alpha^2 P_S}{(\hat{\sigma}^2)^{(m)}} \mathbf{U}_1 \mathbf{U}_1^H \right)^{-1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \left( \mathbf{U}_1 \left( \mathbf{V}_1^{-1} + \frac{\alpha^2 P_s}{(\hat{\sigma}^2)^{(m)} \mathbf{I}_{N_p}} \right) \mathbf{U}_1^H \right)^{-1} \\
&= \mathbf{U}_1 \left( \mathbf{V}_1^{-1} + \frac{\alpha^2 P_s}{(\hat{\sigma}^2)^{(m)} \mathbf{I}_{N_p}} \right)^{-1} \mathbf{U}_1^H \quad (\text{A.2})
\end{aligned}$$

## 附录 B

由于  $\mathbf{N} = \alpha \text{diag}(\mathbf{N}_{SR}) \mathbf{H}_{RD} + \mathbf{N}_{RD}$ , 因此时域等效噪声  $\mathbf{n}$  可以表示为

$$\mathbf{n} = \alpha \begin{bmatrix} n_{SR}(0) & n_{SR}(N-1) & \cdots & n_{SR}(1) \\ n_{SR}(1) & n_{SR}(0) & \cdots & n_{SR}(2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ n_{SR}(N-1) & n_{SR}(N-2) & \cdots & n_{SR}(0) \end{bmatrix} \mathbf{h}_{RD} + \mathbf{n}_{RD} \quad (\text{B.1})$$

由中心极限定理可知, 对于  $N$  相对比较大的情况, 我们可以将  $\mathbf{n}$  近似为高斯随机矢量, 且  $\mathbf{n} \in CN(0, (\alpha\sigma_R^2/N + \sigma_D^2/N) \mathbf{I}_{N \times N})$ 。

同理, 对于由第  $i$  个干扰节点产生的剩余干扰  $\mathbf{Q}_i = \sqrt{P_{l_i}} \tilde{\mathbf{x}}_{l_i} \Delta \mathbf{h}_{l_i}$ , 来说, 根据中心极限定理, 我们也可以将其近似为高斯随机矢量, 易知  $\mathbf{Q}_i$  的均值为 0, 其方差  $\mathbf{R}_{\mathbf{Q}_i}$  可以表示为

$$\mathbf{R}_{\mathbf{Q}_i} = E[(\sqrt{P_{l_i}} \tilde{\mathbf{x}}_{l_i} \Delta \mathbf{h}_{l_i}) (\sqrt{P_{l_i}} \tilde{\mathbf{x}}_{l_i} \Delta \mathbf{h}_{l_i})^H] = P_{l_i} \tilde{\mathbf{x}}_{l_i} \mathbf{R}_{\Delta \mathbf{h}_{l_i}} \tilde{\mathbf{x}}_{l_i}^H \quad (\text{B.2})$$

其中,  $\mathbf{R}_{\Delta \mathbf{h}_{l_i}} = E[(\mathbf{h}_{l_i} - \hat{\mathbf{h}}_{l_i})(\mathbf{h}_{l_i} - \hat{\mathbf{h}}_{l_i})^H]$ 。这里, 我们利用对  $\mathbf{h}_{l_i}$  信道估计的 CRB 来代替  $\mathbf{R}_{\Delta \mathbf{h}_{l_i}}$ 。

首先考虑一种最理想的情况, 即对每一个干扰信道进行信道估计时, 其它干扰节点的干扰分量都被完全抵消, 即  $\mathbf{y}_i = \sqrt{P_{l_i}} \tilde{\mathbf{x}}_{l_i} \mathbf{h}_{l_i} + \mathbf{n}$ 。因此, 理想情况下  $\mathbf{h}_{l_i}$  信道估计的 CRB 可以利用正文部分相同的推导思路获得 (这里不再赘述)

$$\text{Var}(h_{l_i}(i)) \geq \mathbf{I}^{-1}(\mathbf{h}_{l_i})_{i,i} = (\alpha\sigma_R^2/N + \sigma_D^2/N) / 2P_{l_i} \quad (\text{B.3})$$

因此, 我们令  $\tilde{\mathbf{R}}_{\Delta \mathbf{h}_{l_i}} = ((\alpha\sigma_R^2/N + \sigma_D^2/N) / 2P_{l_i}) \mathbf{I}_{N \times N}$ 。但其实, 每个干扰信道进行信道估计时, 其它干扰节点的干扰分量并不能被完全抵消, 因为每个干扰信道估计都存在误差。因此, 在考虑了其它干扰信道估计误差的前提下,  $\mathbf{y}_i$  可以写成如下形式

$$\mathbf{y}_i = \sqrt{P_{l_i}} \tilde{\mathbf{x}}_{l_i} \mathbf{h}_{l_i} + \sum_{j=1, j \neq i}^{N_I} \sqrt{P_{l_j}} \tilde{\mathbf{x}}_{l_j} \Delta \mathbf{h}_{l_j} + \mathbf{n} = \sqrt{P_{l_i}} \tilde{\mathbf{x}}_{l_i} \mathbf{h}_{l_i} + \mathbf{n}_{l_n, i} \quad (\text{B.4})$$

同理, 我们可以将  $\mathbf{n}_{l_n, i}$  近似为均值为 0 的高斯随机

矢量, 且其方差矩阵为

$$\begin{aligned}
\mathbf{R}_{\mathbf{n}_{l_n, i}} &= E\left[\left(\sum_{j=1, j \neq i}^{N_I} \sqrt{P_{l_j}} \tilde{\mathbf{x}}_{l_j} \Delta \mathbf{h}_{l_j} + \mathbf{n}\right) \left(\sum_{j=1, j \neq i}^{N_I} \sqrt{P_{l_j}} \tilde{\mathbf{x}}_{l_j} \Delta \mathbf{h}_{l_j} + \mathbf{n}\right)^H\right] \\
&= \sum_{j=1, j \neq i}^{N_I} P_{l_j} \tilde{\mathbf{x}}_{l_j} \tilde{\mathbf{R}}_{\Delta \mathbf{h}_{l_j}} \tilde{\mathbf{x}}_{l_j}^H + \mathbf{R}_{\mathbf{n}} \\
&= \left(\left(\sum_{j=1, j \neq i}^{N_I} (\alpha\sigma_R^2/N + \sigma_D^2/N) / 2\right) + (\alpha\sigma_R^2/N + \sigma_D^2/N) \mathbf{I}_{N \times N}\right) \\
&= \frac{N_I + 1}{2} (\alpha\sigma_R^2/N + \sigma_D^2/N) \mathbf{I}_{N \times N} \quad (\text{B.5})
\end{aligned}$$

因此, 考虑其它干扰误差后  $\mathbf{h}_{l_i}$  信道估计的 CRB 为

$$\text{Var}(h_{l_i}(i)) \geq \mathbf{I}^{-1}(\mathbf{h}_{l_i})_{i,i} = (N_I + 1)(\alpha\sigma_R^2 + \sigma_D^2) / 4P_{l_i} N \quad (\text{B.6})$$

将其代入 (B.2) 可得

$$\mathbf{R}_{\mathbf{Q}_i} = ((N_I + 1)(\alpha\sigma_R^2 + \sigma_D^2) / 4N) \mathbf{I}_{N \times N} \quad (\text{B.7})$$

因此, 第  $i$  个干扰节点产生的剩余干扰  $\mathbf{Q}_i \in CN(0, ((N_I + 1)(\alpha\sigma_R^2 + \sigma_D^2) / 4N) \mathbf{I}_{N \times N})$ 。由于  $\mathbf{Q}_i$  之间相互独立, 则  $\sum_{i=1}^{N_I} \mathbf{Q}_i \in CN\left(0, \sum_{i=1}^{N_I} ((N_I + 1)(\alpha\sigma_R^2 + \sigma_D^2) / 4N) \mathbf{I}_{N \times N}\right)$ 。

总的时域干扰  $\mathbf{w} = \sum_{i=1}^{N_I} \sqrt{P_{l_i}} \tilde{\mathbf{x}}_{l_i} \Delta \mathbf{h}_{l_i} + \mathbf{n}$  可近似为高斯随机矢量, 且

$$E_{\mathbf{w}} = 0 \quad (\text{B.8})$$

$$\mathbf{R}_{\mathbf{w}} = \left(\left(\sum_{i=1}^{N_I} \frac{(N_I + 1)(\alpha\sigma_R^2 + \sigma_D^2)}{4N}\right) + \frac{\alpha\sigma_R^2 + \sigma_D^2}{N}\right) \mathbf{I}_{N \times N} \quad (\text{B.9})$$

## 参考文献

- [1] Andrew S, Elza E and Behnaam A. User cooperation diversity- Part I: System description. IEEE Transactions on Communications, Nov. 2003, vol. 51, no. 11, pp. 1927-1938.
- [2] Laneman J N, Tse D N C and Wornell G. Cooperative diversity in wireless networks: Efficient protocols and outage behavior. IEEE Transactions on Information Theory, Dec. 2004, vol. 50, no. 12, pp. 3062-3080.
- [3] Patel C S and Stuber G L. Channel estimation for amplify and forward relay based cooperation diversity systems. IEEE Transactions on Wireless Communications, Jun. 2007, vol. 6, no. 5, pp. 2345-2356.
- [4] Gao F F, Cui T and Nallanathan A. On channel estimation and optimal training design for amplify and forward relay networks. IEEE Transactions on Wireless Communications, May 2008, vol. 7, no. 5, pp. 1907-1916.
- [5] Lalos A S, Rontogiannis A A, and Berberidis K. Frequency domain channel estimation for cooperative commu-

- nication networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, June 2010, vol. 58, no. 6, pp. 3400-3405.
- [6] Woo K S, Yoo H I, Kim Y J, Lee K I, Park C H, Lee H, Chung H K and Cho Y S. Channel estimation for OFDM systems with transparent multi-hop relays. *IEICE Transactions on Communications*, 2007, vol. 90, no. 6, pp. 1555-1558.
- [7] Yang K, Ding S, Qiu Y Z, Wang Y G and Liu H T. A low complexity LMMSE channel estimation method for OFDM-based cooperative diversity systems with multiple amplify-and-forward relays. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, pp. 2008.
- [8] Sheu J S and Sheen W H. An EM algorithm-based channel estimation for OFDM amplify-and-forward relaying systems. *2010 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 2010.
- [9] Zhu Y and Zheng H. Understanding the impact of interference on collaborative relays. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, May 2008, vol. 7, no. 5, pp. 1-13.
- [10] Agustin A and Vidal J. Amplify-and-forward cooperation under interference-limited spatial reuse of the relay slot. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, May, 2008, vol. 7, pp. 1952-1962.
- [11] Zhong C J, Jin S and Wong K K. Dual-hop systems with noisy relay and interference-limited destination. *IEEE Transactions on Communications*, March 2010, vol. 58, no. 3, pp. 764-768.
- [12] Raghavendra M R, Bhashyam S and Giridhar K. Interference rejection for parametric channel estimation in reuse-1 cellular OFDM systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Oct. 2009, vol. 58, no. 8, pp. 4342-4352.
- [13] Manchon C N, Fleury B, Kirkelund G E, Mogensen P, Deneire Luc, Sorensen T B and Rom C. Channel estimation based on divergence minimization for OFDM systems with co-channel interference. *2009 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 2009.
- [14] Morelli M, and Moretti M. Channel estimation in OFDM systems with unknown interference. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Oct. 2009, vol. 8, no. 10, pp. 5338-5347.
- [15] Agustin A and Vidal J. Amplify-and-forward cooperation under interference-limited spatial reuse of the relay slot. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, May 2008, vol. 7, no. 5, pp. 1952-1962.
- [16] Scharf L. *Statistical signal processing: detection, estimation, and time-series analysis*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1991.
- [17] Jing Y and Hassibi B. Distributed space time coding in wireless relay networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Dec. 2006, vol. 5, pp. 3524-3536.
- [18] Proakis J G. *Digital communications*, 5th Ed. New York: McGraw-Hill, Jun. , 2009.
- [19] Simon M K and Alouini M S. A unified approach to the performance analysis of digital communications over generalized fading channels. *Proceedings of the IEEE*, September 1998, vol. 86, pp. 1860-1877.
- [20] Shah A, Haimovich A M, Simon M K and Alouini M S. Exact bit-error probability of optimum combining with a Rayleigh fading gaussian cochannel interferer. *IEEE Transactions on Communications*, June 2000, vol. 48, pp. 908-912.
- [21] VAN T H L. *Detection, estimation, and modulation theory, Part I*. New York: Wiley-Interscience, 2001.
- [22] Kay S M. *Fundamentals of statistical signal processing, vol. 1: Estimation Theory*, Prentice Hall PTR, 1993.
- [23] Edfors O, Sandell M, Van D B J J. OFDM channel estimation by singular value decomposition. *IEEE Transactions on Communications*, 1998, vol. 46, no. 7, pp. 931-939.

#### 作者简介



屠佳(1983-),女,出生于江苏省南京市,现为解放军理工大学通信工程学院博士生,主要研究方向为移动通信系统中的信道估计和均衡。

E-mail: tujia\_666@163.com



蔡跃明(1961-),男,福建永泰人,解放军理工大学通信工程学院教授、博士生导师,主要研究方向为无线传感器网络、协同通信和移动通信等。

E-mail: caiym@vip.sina.com