

简化因子图均衡的参数估计算法^①

贺一峰^② 段哲民^③

(西北工业大学电子信息学院 西安 710072)

摘 要 为了有效解决符号间干扰对通信系统的影响,研究了系统接收端的信号均衡,尤其是基于因子图的迭代均衡。考虑到基于因子图的迭代均衡算法的复杂度较高,而且信道的冲击响应是未知的,需要对因子图模型的参数进行估计,基于置信度传播算法提出了一种简化因子图均衡的参数自适应估计算法。仿真结果表明,该参数估计算法能够有效降低因子图均衡算法的复杂度,在典型线性失真的复杂多径信道下,简化因子图均衡算法的性能与传统的因子图迭代均衡性能相当。

关键词 迭代均衡, 因子图, 置信度传播, 多径信道

0 引 言

在通信系统中,信道往往是非理想的,总会产生信道失真,其中最常见的失真为符号间干扰(inter-symbol interference, ISI)^[1]。为了消除或减弱 ISI 对通信系统的影响,需要在接收端对信号进行均衡^[2]。均衡算法可分为传统均衡算法和迭代均衡算法。而迭代均衡算法又可分为 Turbo 均衡算法^[3]和基于因子图的迭代均衡^[4]。因子图是基于置信度传播(belief propagation, BP)算法的一种图模型^[5],现已广泛应用于通信各个领域^[6,7]。但在实际的通信系统中,因子图模型往往不是先验已知的,即多径信道的冲击响应往往是未知的,或者随时间缓慢变化,因此需要对因子图模型的参数进行估计,采用参数估计算法来计算信道冲击响应 $\mathbf{h}$ 和估计线性均衡算法的参数 $\mathbf{g}$ 。因子图迭代均衡的参数估计算法主要有线性最小均方误差(linear minimum mean square error, LMMSE)准则^[8]和最小均方(least mean square, LMS)自适应估计算法^[9]。

Yang 提出利用正交频分复用(orthogonal fre-

quency division multiplexing, OFDM)系统 OFDM 子帧中循环前缀部分和非循环前缀部分组成因子图均衡的方法,以降低接收机均衡的复杂度和提高接收性能^[4]。文献[10]基于因子图模型提出了一种联合 OFDM 信道估计和译码的接收机,该联合信道估计接收机由于应用了置信度传播算法,因而可以达到近似最优的信道估计性能。文献[11]研究了多输入多输出正交频分复用(MIMO-OFDM)多用户系统在频率选择 MIMO 信道上的上行链路接收性能,基于因子图模型和置信度传播算法提出了一种联合信道估计、多用户检测和信道译码的迭代接收机,该接收机可以提升多用户检测性能。但是,实际的多径信道多径的数目较大,上述因子图迭代均衡算法的复杂度会随径数呈指数形式大幅提高。因子图均衡算法的计算复杂度与多径的数目成正比。同时在实际多径信道中,较小多径所占的比例较大,其中较大多径对性能的影响较大,而较小多径对性能的影响较小。为了降低因子图均衡算法的复杂度,可只对较大的多径进行建模,并将较小多径的影响等效为噪声,得到简化因子图均衡(simplified factor graphs equalizer, SFGE)算法。本文基于典型线性

① 973 计划(2009CB320403)和国家自然科学基金(61071083)资助项目。

② 男,1983 年生,硕士,工程师;研究方向:信道编译码理论和因子图迭代均衡器研究;E-mail: heyifeng1985@126.com

③ 通讯作者,E-mail: duanzhemin0715@126.com

(收稿日期:2015-09-06)

失真的复杂多径信道^[12],应用置信度传播算法研究了如何设计简化因子图模型,使得初始化后验概率的可靠度最大化,并将较大的多径进行建模,将较小多径的影响等效为噪声,简化了因子图均衡算法的参数估计算法。利用这种简化因子图的参数自适应估计算法,可以在均衡性能损失不大时,大大降低因子图均衡算法的复杂度。

1 因子图均衡模型

在实际的通信系统中,多径信道的冲击响应往往是未知的,或者随时间缓慢变化,因此在用因子图表示多径信道时,因子图中的边及其权重是未知或者缓变的,需要采用参数估计算法来计算信道冲击响应 $\mathbf{h}$ 。假设迭代均衡算法的因子图参数为 $\mathbf{g}$, $\mathbf{g}$ 中非零元素的个数要小于 $\mathbf{h}$ 中非零元素的个数。 $\mathbf{h}$ 和

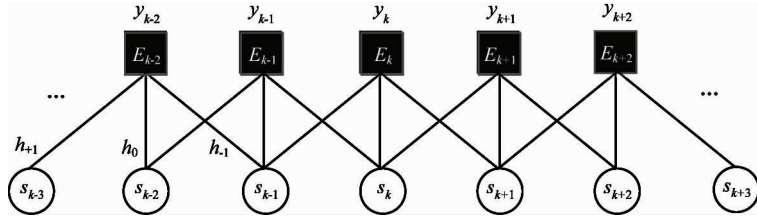


图 1 因子图模型示意图

其中, E_k 为因子图均衡算法的均衡因子节点函数,其定义为 $p(y_k | s_k, \mathbf{g})$ 。概率 $p(y_k | s_k, \mathbf{g})$ 可通过下式计算:

$$\begin{aligned} E_k &= p(y_k | s_k, \mathbf{g}) \propto \exp\left(-\frac{|y_k - \mathbf{g}s_k|^2}{2\sigma_n^2}\right) \\ &= \exp\left(-\frac{|y_k - \mathbf{g}s_k|^2}{2(\sum_j |f_j|^2 \sigma_s^2 + \sigma_n^2)}\right) \end{aligned} \quad (6)$$

2 简化因子图的参数自适应估计算法

假设发送符号均匀分布,则在第一次迭代过程中,外信息 E_s 可表示为

$$\mu_{eq_j \rightarrow s_k}(s_k) \propto \sum_{s_j: \sim \{s_k\}} \exp\left(-\frac{|y_j - \mathbf{g}s_j|^2}{2\sigma_n'^2}\right) \quad (7)$$

而发送符号 s_k 的初始后验概率信息可表示为

$\mathbf{g}$ 满足以下关系:

$$\mathbf{h} = \mathbf{g} + \mathbf{f} \quad (1)$$

其中矢量 $\mathbf{f}$ 为 $\mathbf{h}$ 中除了多径 $\mathbf{g}$ 之外的剩余多径。此时,接收符号 y_k 可表示为

$$y_k = \mathbf{h}s_k + w_n = (\mathbf{g} + \mathbf{f})s_k + w_n = \mathbf{g}s_k + (\mathbf{f}s_k + w_n) \quad (2)$$

上式中 s_k 为发送符号, $\mathbf{f}s_k + w_n$ 对于因子图均衡算法来说,可被当成噪声 w'_n :

$$w'_n = \mathbf{f}s_k + w_n \quad (3)$$

其均值和方差为

$$m(w'_n) = 0 \quad (4)$$

$$D(w'_n) = \sigma_n'^2 = \sum_i |f_i|^2 \sigma_s^2 + \sigma_n^2 \quad (5)$$

其中 σ_s^2 为发送符号 s_k 的功率,在本文中假定为 1, σ_n^2 为信道噪声 w_n 的功率。

因子图均衡模型如图 1 所示。

$$p(s_k | \mathbf{g}, \mathbf{S}) \propto \prod_{eq_j \in N(s_k)} \sum_{s_j: \sim \{s_k\}} \exp\left(-\frac{|y_j - \mathbf{g}s_j|^2}{2\sigma_n'^2}\right) \quad (8)$$

在此本文以因子图中每个均衡因子节点只有 3 条边的情形为例进行说明,即 $\mathbf{g}$ 中非零元素的个数为 3,它们分别定义为 g_a, g_b 和 g_c 。 h_a, h_b 与 h_c 对应的多径分别延时 a, b 和 c 个符号周期。BPSK 符号在这三条多径信道下形成的星座图如图 2 所示。

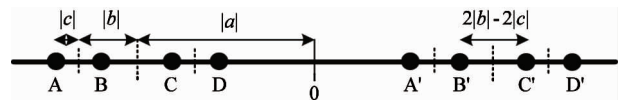


图 2 BPSK 符号在多径信道 $\mathbf{g}$ 下形成的星座图

在因子图中,与符号变量节点 s_k 相邻的均衡因子节点有 E_{k+a}, E_{k+b} 和 E_{k+c} 。这三个因子节点传递给 s_k 的外信息分别为

$$L_{E_{k+a} \rightarrow s_k}(s_k) = \ln \sum_{s_{k+a} \sim |s_k|} \exp \left(- \frac{|y_{k+a} - (g_a s_k + g_b s_{k+a-b} + g_c s_{k+a-c})|^2}{2\sigma_n'^2} \right) \quad (9)$$

$$L_{E_{k+b} \rightarrow s_k}(s_k) = \ln \sum_{s_{k+b} \sim |s_k|} \exp \left(- \frac{|y_{k+b} - (g_a s_{k+b-a} + g_b s_k + g_c s_{k+b-c})|^2}{2\sigma_n'^2} \right) \quad (10)$$

$$L_{E_{k+c} \rightarrow s_k}(s_k) = \ln \sum_{s_{k+c} \sim |s_k|} \exp \left(- \frac{|y_{k+c} - (g_a s_{k+c-a} + g_b s_{k+c-b} + g_c s_k)|^2}{2\sigma_n'^2} \right) \quad (11)$$

则 s_k 的后验概率信息 L_k 为

$$L_k = [L_{E_{k+a} \rightarrow s_k}(s_k = +1) - L_{E_{k+a} \rightarrow s_k}(s_k = -1)] + [L_{E_{k+b} \rightarrow s_k}(s_k = +1) - L_{E_{k+b} \rightarrow s_k}(s_k = -1)] + [L_{E_{k+c} \rightarrow s_k}(s_k = +1) - L_{E_{k+c} \rightarrow s_k}(s_k = -1)] \quad (12)$$

定义置信度的可靠度为

$$R(s_k) = s_k \times L_k \quad (13)$$

其物理意义是:当 $R(s_k) > 0$ 时,所得置信度 L_k 为正确的,否则为错误的; $R(s_k)$ 越大,置信度 L_k 越可靠; $R(s_k)$ 越小,置信度 L_k 越不可靠。根据约等式:

$$\log \left(\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n} \right) \approx \sum_{i=1}^n \frac{\log(x_i)}{n} \quad (14)$$

在式(9)和式(10)中,每项的求和数为 4,即 $n=4$ 。则

$$R(s_k) \approx \frac{1}{8\sigma_n'^2} \left\{ \begin{aligned} & \sum_{s_{k+a} \sim |s_k|} |y_{k+a} - (-g_a s_k + g_b s_{k+a-b} + g_c s_{k+a-c})|^2 \\ & - |y_{k+a} - (g_a s_k + g_b s_{k+a-b} + g_c s_{k+a-c})|^2 \\ & + \sum_{s_{k+b} \sim |s_k|} |y_{k+b} - (g_a s_{k+b-a} - g_b s_k + g_c s_{k+b-c})|^2 \\ & - |y_{k+b} - (g_a s_{k+b-a} + g_b s_k + g_c s_{k+b-c})|^2 \\ & + \sum_{s_{k+c} \sim |s_k|} |y_{k+c} - (g_a s_{k+c-a} + g_b s_{k+c-b} - g_c s_k)|^2 \\ & - |y_{k+c} - (g_a s_{k+c-a} + g_b s_{k+c-b} + g_c s_k)|^2 \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

上式经过简化可得:

$$R(s_k) \approx \frac{1}{2\sigma_n'^2} \{4g_a s_k y_{k+a} + 4g_b s_k y_{k+b} + 4g_c s_k y_{k+c}\} \quad (16)$$

在 s_k 取固定值,而其它符号均匀分布时, y_{k+a} , y_{k+b} 和 y_{k+c} 的期望值分别为 $E(y_{k+a}) = g_a s_k$, $E(y_{k+b}) = g_b s_k$ 和 $E(y_{k+c}) = g_c s_k$ 。因此有

$$E[R(s_k)] \approx \frac{2}{\sigma_n'^2} \{g_a^2 + g_b^2 + g_c^2\} \quad (17)$$

因子图参数 $\mathbf{g}$ 的取值应使后验概率的可靠度的期望值下界最大化,即:

$$\mathbf{g} : \max_{\mathbf{g}} E\{R(s_k)\} = \max_{\mathbf{g}} \left\{ \frac{2(g_a^2 + g_b^2 + g_c^2)}{\sum_{i \neq a,b,c} |h_i|^2 \sigma_s'^2 - (g_a^2 + g_b^2 + g_c^2) \sigma_s'^2 + \sigma_n'^2} \right\} \quad (18)$$

令:

$$\lambda(g_a^2, g_b^2, g_c^2) = \frac{2(g_a^2 + g_b^2 + g_c^2)}{\sum_{i \neq a,b,c} |h_i|^2 \sigma_s'^2 - (g_a^2 + g_b^2 + g_c^2) \sigma_s'^2 + \sigma_n'^2} \quad (19)$$

$\lambda(g_a^2, g_b^2, g_c^2)$ 对 g_a^2 进行求导可得:

$$\frac{\partial \lambda(g_a^2, g_b^2, g_c^2)}{\partial g_a^2} = \frac{2 \left[\left(\sum_{i \neq a,b,c} |h_i|^2 \sigma_s'^2 - (g_a^2 + g_b^2 + g_c^2) \sigma_s'^2 + \sigma_n'^2 \right) + (g_a^2 + g_b^2 + g_c^2) \right]}{\left[\sum_{i \neq a,b,c} |h_i|^2 \sigma_s'^2 - (g_a^2 + g_b^2 + g_c^2) \sigma_s'^2 + \sigma_n'^2 \right]^2} > 0 \quad (20)$$

即 $\lambda(g_a^2, g_b^2, g_c^2)$ 是关于 g_a^2 的单调递增函数。同理 $\lambda(g_a^2, g_b^2, g_c^2)$ 也是关于 g_b^2 和 g_c^2 的单调递增函数。即 g_a^2, g_b^2 和 g_c^2 取最大值时, $\lambda(g_a^2, g_b^2, g_c^2)$ 取得最大值。

由于 g_a, g_b 和 g_c 是 $\mathbf{h}$ 中的元素,为使置信度可靠度的下界最大化, g_a, g_b 和 g_c 应取 $\mathbf{h}$ 中绝对值最大的三个元素。例如,对于 Proakis-A 信道 ($\mathbf{h} = [0.04 \ -0.05 \ 0.07 \ -0.21 \ -0.5 \ 0.72 \ 0.36 \ 0.00 \ 0.21 \ 0.03 \ 0.07]$), $\mathbf{g}$ 的取值应为 $[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ -0.5 \ 0.72 \ 0.36 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$ 。

因此,简化因子图的参数应该选择信道多径中幅度较大的多径,将较大的多径进行建模,并将较小多径的影响等效为噪声,因为因子图的复杂度和径数是成正比的,这样可以极大地简化因子图的复杂度。同时要使选择的多径的能量尽量接近于信道多径的能量,使得简化因子图估计算法的性能损失更

小,从而使得因子图均衡算法信道参数的估计算法得到简化,降低因子图均衡算法复杂度的同时,尽可能地降低性能损失。

本文在损失尽量小的情况下,设定简化因子图的参数对应的多径能量也大于信道的多径能量的95%。根据以上分析,可得到简化因子图迭代均衡(SFGE)算法的参数自适应估计算法如下:

- (1) 利用 LMS 算法估计多径信道的响应 $\mathbf{h}$;
- (2) 对 $\mathbf{h}$ 中的多径幅度从大到小进行排序;
- (3) 从 $\mathbf{h}$ 中选择多径幅度最大的多径作为主径;
- (4) 从 $\mathbf{h}$ 中从大到小依次选择幅度较大的多径加入简化因子图参数 $\mathbf{g}$ 中;
- (5) 检测简化因子图参数 $\mathbf{g}$ 的能量是否满足大于95%的 $\mathbf{h}$ 的能量的条件;如果满足则停止从 $\mathbf{h}$ 中选择多径,否则继续。

对比线性滤波器参数估计算法,其采用的是一种递归迭代的估计算法,使得均方误差最小化,从而求得简化因子图参数 $\mathbf{g}$,线性滤波器参数估计算法的复杂度为 $O(2TL)$,其中 T 为递归迭代次数, $2L$ 为简化因子图参数 $\mathbf{g}$ 的长度,即多径径数。对于本文提出的简化因子图迭代均衡的参数自适应估计算法,只是挑选 $\mathbf{h}$ 中能量较大的几个径作为简化因子图参数 $\mathbf{g}$,因此其复杂度为 $O(2L)$,相比于线性滤波器参数估计算法省去了递归迭代的复杂度,因此本文提出的简化算法降低了简化因子图参数估计算法的复杂度。

3 简化因子图迭代均衡算法的性能损失分析

简化的因子图由于没有考虑幅度较小的多径对性能的影响,因此会对误码性能产生损失,该性能的损失称为简化损失,用达到相同误码率时所需信噪比的差值(dB)来表示,记为 L_{SFG} 。同时由于简化的因子图具有比原始因子图更少的短环,因此又会提升误码性能,改善信噪比门限,该信噪比性能的改善称为简化增益,记为 G_{SFG} 。而实际的信噪比门限差异用 ΔSNR 来表示,且 $\Delta SNR = G_{SFG} - L_{SFG}$ 。

原始因子图参数 $\mathbf{h}$,其非零元素的个数为 $\langle \mathbf{h} \rangle$,其对应的置信度为 $L_{s_k}^0$,可靠度为 $R^0(s_k)$ 。简化因子图参数 $\mathbf{g}$,其非零元素 $\langle \mathbf{g} \rangle < \langle \mathbf{h} \rangle$,其对应的置信度为 $L_{s_k}^s$,可靠度为 $R^s(s_k)$ 。根据 $\ln(e^x + e^y) \approx \max(x)$ 可知

$$L_{s_k}^0 \approx \frac{\sum_{s_j \in N(k)} \{ \min_{s_{j': |s_k|=+1}} (|y_j - (\mathbf{h}s_{j'})|^2) - \min_{s_{j': |s_k|=-1}} (|y_j - (\mathbf{h}s_{j'})|^2) \}}{-2\sigma_n^2} \quad (21)$$

$$L_{s_k}^s \approx \frac{\sum_{s_j' \in N(k)} \{ \min_{s_{j': |s_k|=+1}} (|y_j - (\mathbf{g}s_{j'})|^2) - \min_{s_{j': |s_k|=-1}} (|y_j - (\mathbf{g}s_{j'})|^2) \}}{-2\sigma_n'^2} \quad (22)$$

在其他变量节点的可靠度足够大时,上面两式可以简化为

$$L_{s_k}^0 \approx 2 \frac{\sum_i h_i (y_{k+i} - \mathbf{h}s_{k+i}) + s_k \|\mathbf{h}\|^2}{\sigma_n^2} \quad (23)$$

$$L_{s_k}^s \approx 2 \frac{\sum_i g_i (y_{k+i} - \mathbf{g}s_{k+i}') + s_k \|\mathbf{g}\|^2}{\sigma_n'^2} \quad (24)$$

在原始因子图中, $(y_{k+i} - \mathbf{h}s_{k+i})$ 是均值为0,方差为 σ_n^2 的高斯分布;在简化因子图中 $(y_{k+i} - \mathbf{g}s_{k+i}')$ 是均值为0,方差为 $\sigma_n'^2$ 的高斯分布,因此 $L_{s_k}^0$ 和 $L_{s_k}^s$ 的均值为

$$E(L_{s_k}^0) \approx \frac{2 \|\mathbf{h}\|^2}{\sigma_n^2} s_k \quad (25)$$

$$E(L_{s_k}^s) \approx \frac{2 \|\mathbf{g}\|^2}{\sigma_n'^2} s_k \quad (26)$$

它们的方差为

$$\text{Var}(L_{s_k}^0) \approx \frac{4 \|\mathbf{h}\|^2}{\sigma_n^2} \quad (27)$$

$$\text{Var}(L_{s_k}^s) \approx \frac{4 \|\mathbf{g}\|^2}{\sigma_n'^2} \quad (28)$$

即 $L_{s_k}^0$ 和 $L_{s_k}^s$ 都是分布为 $(m, 2|m|)$ 的高斯分布。因此可通过对比两者的均值来分析简化因子图的性能损失。当两者达到相同的误码性能(如 $1E-5$)时,即后验概率达到某一相同分布时,原始因子图迭代均衡对应的信噪比为 SNR_0 ,信道噪声为 $\sigma_{n,0}^2$,简化因子图迭代均衡对应的信道噪声为 $\sigma_{n,s}^2$ 。此时要求:

$$\frac{\| \mathbf{h} \|^2}{\sigma_{n,0}^2} = \frac{\| \mathbf{g} \|^2}{\sigma_{n,s}^2} = \frac{\| \mathbf{g} \|^2}{\sigma_{n,s}^2 + \| \mathbf{h} \|^2 - \| \mathbf{g} \|^2} \tag{29}$$

即 $\sigma_{n,s}^2 = \frac{\| \mathbf{g} \|^2}{\| \mathbf{h} \|^2} \sigma_{n,0}^2 - \| \mathbf{h} \|^2 + \| \mathbf{g} \|^2$ 。对应的信噪比的损失 (L_{SFG}) 为

$$\begin{aligned} L_{SFG} &= SNR_0 - SNR_s \\ &= 10 \lg \left(\frac{\| \mathbf{h} \|^2}{\sigma_{n,0}^2} \right) \\ &\quad - 10 \lg \left(\frac{\| \mathbf{h} \|^2}{\sigma_{n,0}^2 - \| \mathbf{h} \|^4 / \| \mathbf{g} \|^2 + \| \mathbf{h} \|^2} \right) \\ &= -10 \lg \left(\frac{\sigma_{n,0}^2}{\sigma_{n,0}^2 - \| \mathbf{h} \|^4 / \| \mathbf{g} \|^2 + \| \mathbf{h} \|^2} \right) \end{aligned} \tag{30}$$

在实际系统中,当性能损失不能大于 χ dB 时, L_{SFG} 应满足

$$10 \lg \left(\frac{\sigma_{n,0}^2}{\sigma_{n,0}^2 - \| \mathbf{h} \|^4 / \| \mathbf{g} \|^2 + \| \mathbf{h} \|^2} \right) < \chi \tag{31}$$

即 $\| \mathbf{g} \|^2$ 的最小值应满足

$$\begin{aligned} \min \{ \| \mathbf{g} \|^2 \} &= \frac{10^{-\chi/10} \| \mathbf{h} \|^2}{(10^{-\chi/10} - 1) \sigma_{n,0}^2 + \| \mathbf{h} \|^2} \\ &= \frac{10^{-\chi/10} SNR_0}{(10^{-\chi/10} - 1) + SNR_0} \end{aligned} \tag{32}$$

当 $\| \mathbf{h} \|^2$ 归一化为 1 时, $\min \{ \| \mathbf{g} \|^2 \}$ 的取值为

$$\min \{ \| \mathbf{g} \|^2 \} = \frac{10^{\chi/10}}{(10^{\chi/10} - 1) \sigma_{n,0}^2 + 1} \tag{33}$$

图 3 给出了不同系统要求的性能损失情况下,简化因子图中参数 $\| \mathbf{g} \|^2$ 与信道响应的比值随着

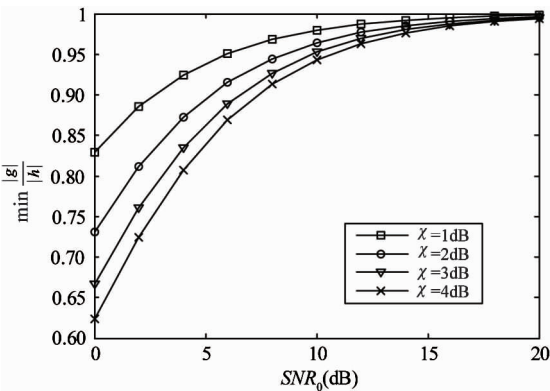


图 3 简化因子图均衡算法的参数与系统性能损失的关系

信噪比的变化情况。从图中可以发现,当原始信噪比较高时,简化因子图的参数对应的多径能量要越接近于信道多径能量。而且当 χ 值越小,即实际系统要求的信噪比损失越小时,简化因子图的参数对应的多径能量也要越接近于信道的多径能量。

4 性能仿真与分析

结合上节给出的简化因子图迭代均衡的性能损失分析,本节给出在不同信道条件下,简化因子图迭代均衡 (SFGE) 算法的误码性能仿真分析,其中 SFGE 参数采用本文提出的自适应算法进行估计。

图 4 给出了原始因子图均衡 (FGE) 和简化因子图迭代均衡 (SFGE) 的误码性能曲线。以 Proakis-A 信道为例, $\mathbf{h} = [0.04 \ -0.05 \ 0.07 \ -0.21 \ -0.5 \ 0.72 \ 0.36 \ 0.00 \ 0.21 \ 0.03 \ 0.07]$, $\mathbf{g} = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ -0.5 \ 0.72 \ 0.36 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$, 估计得到的 SFGE 算法参数 $\mathbf{g}$ 的非零元素个数为 3 ($\langle \mathbf{g} \rangle = 3$), $\| \mathbf{h} \|^2 = 1.001$, $\| \mathbf{g} \|^2 = 0.8980$ 。因为因子图的复杂度与径数成正比,因此采用 3 径的简化因子图算法是因子图算法复杂度的 3/11。传统因子图迭代均衡达到 $1E-5$ 时,门限值 SNR_0 为 3.5 dB, 噪声功率 $\sigma_{n,0}^2 = 0.4467$, 简化因子图的性能损失 $L_{SFG} = 1.29$ dB。若 $\mathbf{g} = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ -0.5 \ 0.72 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$, 其非零元素个数 $\langle \mathbf{g} \rangle = 2$, 其简化因子图算法是因子图算法复杂度的 2/11, 简化因子图的性能损失 $L_{SFG} = 4.92$ dB。

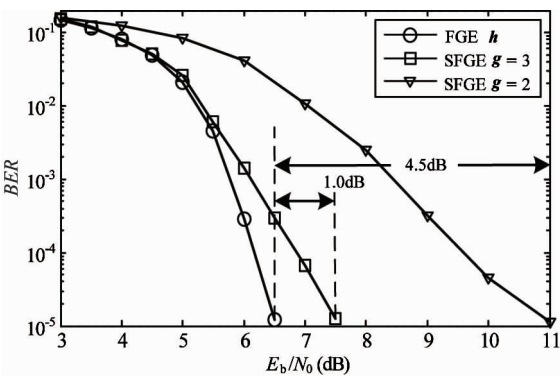


图 4 不同简化因子图的误码性能曲线

可以发现,在达到 $1E-5$ 误码性能时,两径简化因子图的 $\Delta SNR = -4.5$ dB, 三径简化因子图的

$\Delta \text{SNR} = -1\text{dB}$ 。最后,可知两径简化因子图的 $G_{\text{SFG}} = 0.42\text{dB}$,三径简化因子图的 $G_{\text{SFG}} = 0.29\text{dB}$ 。因为两径因子图的短环要少于三径因子图的短环,所以两径因子图的简化增益要大于三径的简化增益;同时两径因子图引入的误差也更大。图 5 给出了不同误码性能下,简化因子图均衡的简化损失和实际损失。

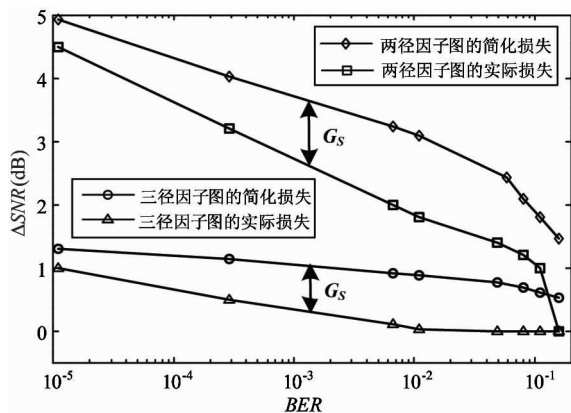


图 5 在不同误码性能下的信噪比简化损失和实际损失

图 6 给出了 SFGE 算法的幅频特性(不理想情况下的误码性能),及其与最小均方(LMS)线性均衡的性能对比。SFGE 算法的参数采用本文提出的自适应算法进行估计,估计得到的 SFGE 算法参数 $\mathbf{g}$ 的非零元素个数为 3($\langle \mathbf{g} \rangle = 3$)。SFGE 算法虽然只采用了 3 径模型,其均衡后的性能非常接近于无 ISI 时的误码性能,只差 0.25dB。而且 SFGE 算法的性能要优于 LMS 线性均衡算法大约 1dB,其中 LMS 线性均衡算法中的滤波算法阶数为 11。

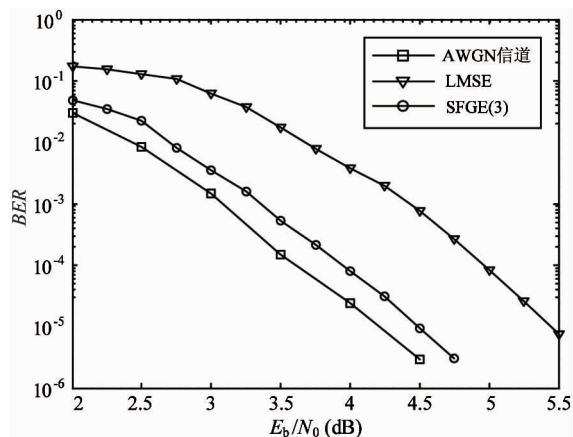


图 6 在幅频特性不理想情况下的误码性能

图 7 给出了 SFGE 算法在群时延信道条件下的误码性能,及其与 LMS 线性均衡的性能对比。SFGE 算法的参数采用本文提出的自适应算法进行估计,估计得到的 SFGE 算法的参数 $\mathbf{g}$ 的非零元素个数为 5($\langle \mathbf{g} \rangle = 5$)。SFGE 算法采用了 5 径模型,其均衡后的性能接近于无 ISI 时的误码性能,相差大约 1.5dB。而且 SFGE 算法的性能要优于 LMS 线性均衡算法大约 0.25dB,其中 LMS 线性均衡算法的滤波算法阶数为 11。图 6 和图 7 证明了简化因子图均衡算法在复杂多径信道下的有效性。

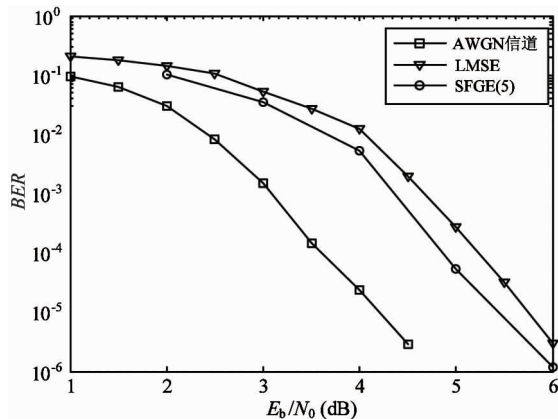


图 7 在群时延特性不理想情况下的误码性能

5 结论

本文在复杂多径信道条件下,研究了基于因子图的迭代均衡算法,提出了一种简化因子图均衡的参数自适应估计算法。该算法使用置信度传播算法,将较大的多径进行建模,并将较小多径的影响等效为噪声,并要使选择的多径的能量尽量接近于信道多径的能量,从而使得因子图均衡算法的参数估计算法得到简化,降低了因子图均衡算法的复杂度。仿真结果表明,应用本文提出的简化因子图迭代均衡算法,多径信道经过均衡后的性能与传统的因子图迭代均衡性能相当,接近于无符号间干扰时的误码性能。本文提出的简化因子图迭代均衡算法的性能与无符号间干扰时的误码的性能相差0.25到1.5dB,仿真结果表明了本文提出的简化因子图均衡的参数估计算法在复杂多径信道下的有效性。

参考文献

147

[1]

Yue G R, Wang Z Y, Yin H R. Performance of monobit digital receivers with inter-symbol interference. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2014, 3(1): 66-69

[2]

朱虹宇, 李挺, 闫健恩等. 基于动态负载均衡的分布式任务调度算法研究. 高技术通讯, 2014, (12): 1261-1269

[3]

廖学文, 朱世华, 曾二林. 针对超宽带发射参考接收机中符号间干扰的 Turbo 均衡. 电子学报, 2008, 36(1): 146-151

[4]

Yang J D, Guo Q H, Huang D D, et al. A factor graph approach to exploiting cyclic prefix for equalization in OFDM systems. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 61(12): 4972-4983

[5]

Liu X C, Zhang Y B, Cui R. Variable-node-based dynamic scheduling strategy for belief-propagation decoding of LDPC codes. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(2): 147-150

[6]

段琳琳, 王忠勇, 王玮等. 基于联合信息的双重加权置信传播算法. 高技术通讯, 2014, (6): 581-586

[7]

朱翠涛, 杨凡, 汪汉新等. 基于因子图的分布式变分稀疏贝叶斯压缩感知. 通信学报, 2014, 35(1): 140-

[8]

Sen P, Yilmaz A O. Factor graph based LMMSE filtering for colored Gaussian processes. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 21(10): 1206-1210

[9]

Guan G, Wei P, Adachi F. Improved adaptive sparse channel estimation based on the least mean square algorithm. In: Proceedings of the 2013 IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Shanghai, China, 2013. 3105-3109

[10]

Nassar M, Schniter P, Evans B L. A factor graph approach to joint OFDM channel estimation and decoding in impulsive noise environments. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(6): 1576-1589

[11]

Novak C, Matz G, Hlawatsch F. IDMA for the multiuser MIMO-OFDM uplink: a factor graph framework for joint data detection and channel estimation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 4051-4066

[12]

Gao C Y, Cao X Y. Effects of group delay on the performance of OFDM system. In: Proceedings of the 1st International Conference on Information Science and Engineering, Guilin, China, 2009. 2618-2621

A parameter estimation algorithm for simplifying factor graph equalizers

He Yifeng, Duan Zhemin

(Department of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

Abstract

To effectively eliminate the influence of inter symbol interference on communication systems, the signal equalization at the receiving terminal, especially the factor graph based iterative equalization technique, was studied. In view of the fact that the complexity of the iterative equalization algorithm based on factor graph is very high, and the shock response of a multipath channel is unknown, so the factor graph parameters need to be estimated, an adaptive parameter estimation algorithm for simplifying factor graph equalizers was proposed based on the belief propagation algorithm. The simulation results show that the proposed parameter estimation algorithm can effectively reduce the complexity of the factor graph equalization algorithm, and under typical linear distortion complex multipath channels, the performance of the simplified factor graph equalization algorithm is equivalent to the traditional factor graph based iterative equalization algorithm.

Key words: iterative equalization, factor graphs, belief propagation, multipath channels