

基于隐马尔科夫模型的 CPM 信号盲 Turbo 均衡算法

钟凯, 彭华, 葛临东

(解放军信息工程大学 信息工程学院, 河南 郑州 450002)

摘要: 针对高阶连续相位调制信号(CPM)盲均衡中存在的均衡性能较差以及不容易收敛等问题, 从隐马尔科夫模型(HMM)的角度出发, 建立一种新的 EM-SOVA 信道盲均衡方法, 并结合 Turbo 均衡思想, 提出了一种适用于高阶 CPM 信号的盲 Turbo 均衡算法。该算法通过将 SOVA 内嵌到 EM 算法的迭代过程中, 有效改善了信道均衡效果, 同时使用 Turbo 均衡的软信息迭代处理来进一步提高低信噪比条件下系统性能。理论分析和仿真结果表明, 所提算法具有良好的盲均衡性能以及收敛性。

关键词: 连续相位调制; 隐马尔科夫模型; 软输出维特比算法; 期望最大化算法; Turbo 均衡

中图分类号: TN927

文献标识码: A

Blind Turbo equalization algorithm based on hidden Markov model for continuous phase modulation signals

ZHONG Kai, PENG Hua, GE Lin-dong

(Institute of Information System Engineering, Information Engineering University of PLA, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: To solve the issues of the poor performance and convergence difficulties in the blind equalization of high order continuous phase modulation (CPM) signals, a new EM-SOVA channel blind equalization method was developed from the perspective of hidden Markov model(HMM). A novel blind Turbo equalization algorithm for high order CPM signals was proposed based on the combination of this method and Turbo equalization. The algorithm improved the equalization performance by applying the soft-output Viterbi algorithm(SOVA) within an EM iteration. Simultaneously, a soft information iterative process was used for further improvement of the system performance at a low signal-to-noise ratio. The analysis and simulation results show that the proposed algorithm provides a good blind equalization performance and convergence.

Key words: continuous phase modulation; hidden Markov model; soft-output Viterbi algorithm; expectation maximization algorithm; Turbo equalization

1 引言

连续相位调制 (CPM, continuous phase modulation) 是一种具有恒定包络的先进调制技术^[1]。在高斯白噪声(AWGN)信道下, 编码 CPM 具有恒包络、高功率和带宽利用率等一系列优异性能。但是在 60 GHz 毫米波通信系统^[2]中, CPM 信号在多径衰落信道下传输, 由于编码 CPM 系统的迭代检测依赖于 CPM 符号间的记忆特性, 使码间干扰对系

统性能的影响非常严重。因此在信道参数未知的条件下, 采取有效的盲均衡措施来减少符号间干扰显得尤为重要。

由于 CPM 信号的非线性调制特性, 在调制过程中引入了记忆, 发送数据符号不再满足独立同分布的条件, 使经典的基于统计量的信道均衡算法不能直接应用于该信号。文献[3]提出了一种基于隐马尔科夫模型的随机最大似然盲均衡算法, 该算法使用前后向迭代的方式来进行信道均衡, 具有较高的

收稿日期: 2013-11-26; 修回日期: 2014-03-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61072046); 河南省基础与前沿技术研究计划基金资助项目 (102300410008)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(61072046); The Foundation and Frontier Technology Research Program of Henan Province (102300410008)

复杂度。文献[4]提出了一种双向信道估计和软符号检测联合的盲均衡算法,该算法融合了递归最小二乘算法,可以无监督的进行序列检测,该算法比起标准的前后向算法复杂度相对较低,但性能损失较大。文献[5]对常模算法进行改进,并将其应用于CPM信号盲均衡,但是存在均衡器的输出与发送信号相比具有时延和相位旋转的不确定性等问题,因此需要一个盲均衡准则来消除均衡输出的这种不确定性。文献[6]提出了一种基于特殊训练序列的CPM信号盲均衡算法,该算法将特殊训练序列插入每个数据分组,使用递归最小二乘估计信道参数,并通过分数间隔均衡器完成联合均衡和译码,该算法能快速地获得信道参数,并且对定时误差不敏感,适用于突发信号,但是系统开销较大,信道参数估计精度较低。

文献[7]提出了一种新颖的CPM频域联合信道估计与均衡算法,该算法通过在CPM波形上叠加一个导频训练序列进行信道估计,降低了接收端进行信道估计的复杂度,并且重叠导频不占用系统开销,但也存在重叠导频会影响CPM信号的包络恒定性和频谱效率,以及引入了较大峰均比的问题。文献[8]针对二阶部分响应连续相位调制信号的频域均衡技术,提出了一种基于Laurent分解的CPM迭代检测算法,有效降低了频域均衡算法的复杂度,但是该算法不适用于全盲信道均衡。文献[9]提出了一种基于非对称非正交指数函数分解(nSnOEE)的高阶CPM信号盲均衡算法,该算法可以有效地简化接收机的设计,但是对于低信噪比条件下误码率性能有待进一步提高。文献[10]和文献[11]分别研究了单载波和多载波频域均衡系统的CPM混沌迭代方案,通过改变发送采样序列的顺序,降低了采样点之间的相关性,获得较好的性能改善。

本文研究了基于隐马尔科夫模型的CPM信号盲均衡技术,针对高阶CPM盲均衡中存在的均衡性能较差以及算法不容易收敛等问题,将信道译码中经典的SOVA引入EM算法的迭代过程中,建立一种新的EM-SOVA信道盲均衡方法,并在此基础上运用Turbo均衡^[12]思想,提出了一种适用于高阶CPM信号的盲Turbo均衡算法,通过使用拟牛顿法对算法进行收敛性分析,可以得出该算法具有较好的收敛性,并与文献[9]中的预均衡算法相比,在保持相对较低复杂度的情况下,有效提高了系统性

能,并且信道参数的估计精度更加接近修正克拉美罗界。

2 系统模型

2.1 CPM信号模型

连续相位调制等效复基带信号表达式为

$$s(t) = \sqrt{\frac{2E}{T}} \exp(j\phi(t)), \quad 0 \leq t \leq NT \quad (1)$$

其中, E 为符号能量, T 为符号周期, N 为传输的信息数据长度, $\phi(t)$ 为携带信息的相位, 在第 n 个符号间隔内的定义为

$$\phi(t) = 2\pi h \sum_{i=-\infty}^n \alpha(i)q(t-iT) \quad (2)$$

其中, $q(t)$ 为相位脉冲, h 为调制指数, 通常选为有理数 k/p , k 、 p 为互素的正整数, $\alpha(i) \in \{\pm 1, \pm 3, \dots, \pm(M-1)\}$, M 为调制阶数, 一般当 $M \geq 4$ 时, 称为高阶CPM信号。 $q(t) = \int_0^t g(t)dt$, $g(t)$ 为频率脉冲, 在 $0 \leq t \leq LT$ 内为非零值, 当 $L=1$ 时为全响应CPM, $L>1$ 时为部分响应CPM。

根据式(2)定义 $\varphi(t) \triangleq 2\pi h \sum_{i=n-L+1}^{n-1} \alpha(i)q(t-iT)$ 为

相关状态, $\theta(n) \triangleq \pi h \sum_{i=-\infty}^{n-1} \alpha(i)$ 为相位状态, 此时得到

CPM信号在 $t=nT$ 时刻的状态可以表示为

$$\sigma(n) = \{\theta(n), \alpha(n-1), \alpha(n-2), \dots, \alpha(n-L+1)\} \quad (3)$$

2.2 隐马尔科夫模型

CPM信号经过有限长度符号间隔的多径衰落符号间干扰(ISI)信道, 并经过低通滤波和波特速率采样, 接收信号可以表示为

$$r(n) = y(n) + v(n), \quad 0 \leq n \leq N \quad (4)$$

其中,

$$y(n) = \sum_{l=0}^D h(l)s(n-l) \quad (5)$$

$v(n)$ 为零均值加性高斯白噪声(AWGN), 方差为 $\sigma_v^2 = N_0/2$, N_0 为单边带功率谱密度, D 为多径信道路径个数, $h(l)$ 为第 l 条路径的复增益。为了方便后面的处理, 接收信号可以表示为向量形式

$$\mathbf{r} = \mathbf{S}(\boldsymbol{\alpha})\mathbf{h} + \mathbf{v} \quad (6)$$

其中,

$$\mathbf{r} = [r(0), r(1), \dots, r(N-1)]^T$$

$$\mathbf{v} = [v(0), v(1), \dots, v(N' - 1)]^T$$

$$\mathbf{h} = [h(0), h(1), \dots, h(D)]^T, N' = N + D + 1$$

$\mathbf{S}(\alpha)$ 为卷积矩阵

$$\mathbf{S}(\alpha) \triangleq \begin{bmatrix} s(0) & s(-1) & \dots & s(-D) \\ s(1) & s(0) & \dots & s(1-D) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s(N'-1) & s(N'-2) & \dots & s(N'-1-D) \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, $s(\cdot)$ 为调制符号 α 的函数, 这里假定当 $n < 0$ 或者 $n > N$ 时, $s(n) = 0$ 。

下面给出 CPM 信号经过符号间干扰信道(ISI)的传输模型, 如图 1 所示。

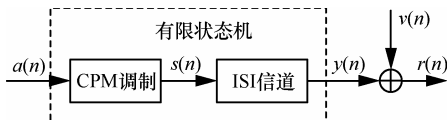


图 1 CPM 信号传输模型

可以看出, CPM 信号记忆和信道记忆可以合并为单个有限状态机(FSM), 又由于调制符号序列 α 相互独立, 这使该有限状态机具有马尔科夫链结构, 因此传输系统可以用隐马尔科夫模型(HMM)进行描述。下面给出该 FSM 的状态转移过程。

由式(5)可以看出, n 时刻的接收信号依赖于当前输入 $s(n)$ 以及前 D 个输入

$$\sigma_1(n) = \{s(n-1), s(n-2), \dots, s(n-D)\} \quad (8)$$

又由式(3)可以看出, 对于 $1 \leq l \leq D$, $s(n-l)$ 的取值依赖于状态

$$\sigma_2(n) = \{\theta(n-l), \alpha(n-l), \dots, \alpha(n-l-L+1)\} \quad (9)$$

假定 $\theta(0)$ 已知, 对任意输入序列 α , 当 $n > 0$ 时, $\theta(n)$ 能唯一确定。如果 $\{\alpha(n-1), \dots, \alpha(n-D-L+1)\}$

和 $\theta(n)$ 是已知的, 即可以唯一确定有限状态机的输出 $y(n)$ 。因此 n 时刻 FSM 的状态矢量可以表示为

$$\sigma(n) = [\theta(n), \alpha(n-1), \dots, \alpha(n-L-D+1)]^T \quad (10)$$

其中, 相位状态 $\theta(n)$ 有 $P = p \bmod_2(k) + p$ 种取值, $\bmod_2(\cdot)$ 表示模 2 操作。得到当 k 为偶数时, $P = p$; 当 k 为奇数时, $P = 2p$ 。相位状态 $\theta(n)$ 可以通过模 P 操作进行处理, 得到一个有限状态集合, 这里表示为 $\theta(n) \in \{0, 1, 2, \dots, P-1\}$ 。

对于给定的当前状态 $\sigma(n)$ 和 M 阶输入 $\alpha(n)$, 可以根据该 HMM 模型唯一确定当前的输出 $y(n)$ 和 FSM 的下一个状态 $\sigma(n+1)$, 这样就构造出一个完整的状态转移网格, 该网格有 $Q = PM^{L+D-1}$ 个状态, 并且每个状态有 M 个转移支路。

2.3 系统模型

基于隐马尔科夫模型的连续相位调制信号盲 Turbo 均衡系统如图 2 所示。

从图 2 可以看出, 发送端信息比特序列 $\{u\}$ 经过卷积编码、伪随机交织和 M 阶格雷映射, 得到的调制符号序列 $\{\alpha\}$ 经过连续相位编码器和无记忆调制器产生 CPM 信号, 加上载波后得到发送 CPM 信号波形。

接收端将基带信号经过一个双边带带宽为 n_s/T 的低通滤波器, n_s 的选择应该保证滤波器的带宽大于等于信号带宽。通过对滤波器的输出进行符号速率采样得到时域离散 CPM 信号。此时再将信号 r_n 连同卷积码 SISO 译码器传递来的 CPM 信息比特先验信息 $L_a(u)$ (初次迭代时, $L_a(u) = 0$), 送入由 EM 信道估计模块和 SOVA HMM 均衡器模块构成的扩展 CPM SISO 盲均衡模块, 经过一定次数的 EM 迭代后输出 CPM 信息比特外信息 $L_e(u)$, 经过解交

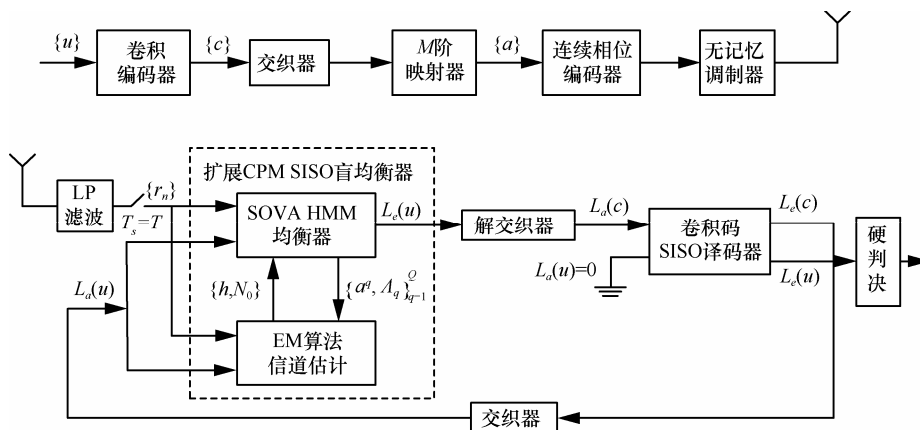


图 2 发射机和接收机的系统

织器,送入卷积码 SISO 译码器进行软信息的 Turbo 迭代处理,从而实现了 CPM 信号的高效接收,下文将分别给出这些模块的详细处理过程。

3 EM-SOVA 盲 Turbo 均衡算法

3.1 EM 算法

EM 算法是一种广泛应用于参数估计领域的有效迭代求解算法,适用于存在隐性变量的优化问题,算法的目标是找出包含隐性变量的概率模型的最大似然解。下面给出应用 EM 算法^[13]来处理 CPM 信号盲均衡问题的描述。通过合并信道观察和发送符号,将观测数据 \mathbf{r} 扩展为完整数据 $\mathbf{s} = (\mathbf{r}, \mathbf{a})$ 。EM 算法包含以下 2 步迭代过程。

1) E 步骤

求完整数据对数似然函数的条件期望

$$\Gamma(\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{\theta}^i) = E_{\alpha}[\ln f_s(\mathbf{s} | \boldsymbol{\theta}) | \mathbf{r}, \boldsymbol{\theta}^i] \quad (11a)$$

$$= E_{\alpha}[\ln f_r(\mathbf{r} | \mathbf{a}, \boldsymbol{\theta}) | \mathbf{r}, \boldsymbol{\theta}^i] + c \quad (11b)$$

其中,信道参数 $\boldsymbol{\theta} = [\mathbf{h}^T N_0]^\top$, c 为常数, $f_{(\cdot)}(\cdot | \cdot)$ 表示条件概率密度, $E_{\alpha}[\cdot | \cdot]$ 表示对关于 \mathbf{a} 的条件概率分布求期望。由于发送符号序列 \mathbf{a} 和信道参数 $\boldsymbol{\theta}$ 是相互独立的,因此可以由式(11a)得到式(11b)。

2) M 步骤

通过求条件期望的最大化来更新参数估计值

$$\boldsymbol{\theta}^{i+1} = \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} \Gamma(\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{\theta}^i) \quad (12)$$

EM 迭代的特性就是 $\boldsymbol{\theta}^i$ 收敛到对数似然函数 $\ln f_r(\mathbf{r} | \boldsymbol{\theta})$ 的局部最大值 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, 因此当选择合适的初始估计 $\boldsymbol{\theta}^0$, $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 将是 $\boldsymbol{\theta}$ 的 ML 估计。

本文给出的 EM 形式与以前文献不同点在于,使用 SOVA 来执行 E 步骤。随着信道参数估计值收敛到 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, 执行 E 步骤的 SOVA 同时产生 ML 符号序列 $\hat{\mathbf{a}}$ 和软信息 $L_e(\mathbf{a})$ 作为迭代的副产品,这相当于将均衡器内嵌于 EM 迭代中。

3.2 高阶 CPM 信号的 SOVA

SOVA 是一种改进的 Viterbi 算法,该算法的特点是在找到一条可能的发送序列的同时,还能产生该路径上码元的可靠性信息,即迭代处理中需要的软信息。相比于最大后验(MAP)类算法,计算更加简便,计算量大幅度减少。下面对文献[14]中的 SOVA 进行适当的修正,使其能够有效地应用于高阶 CPM 信号的 SISO 均衡。

根据 2.2 节的 HMM 描述,图 3 中给出了一个 $M = 4$ 阶 CPM 信号经过 ISI 信道构建的状态网格简化示意。

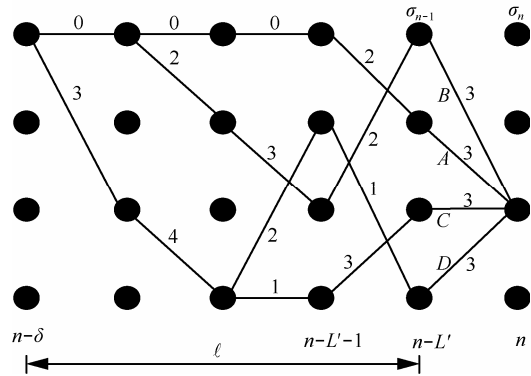


图 3 基于 HMM 模型的 CPM 信号 SOVA 译码网格

对 n 时刻的每个状态 σ_n , $0 \leq \sigma_n \leq Q-1$, 以及状态转移支路 $\xi_{n-1}(\sigma_{n-1} \rightarrow \sigma_n)$, SOVA 将存储的累积路径度量 $\Gamma(\sigma_{n-1})$ 加上新的支路度量 $\lambda(\xi_{n-1})$, 并通过比较,选择度量最大的路径作为幸存路径。

$$\Gamma_A(\sigma_n) = \max_{\psi} [\Gamma(\sigma_{n-1}) + \lambda(\xi_{n-1})] \quad (13)$$

$$\lambda(\xi_{n-1}) = -\frac{1}{N_0} \|r(n) - y(n)\|^2 + \sum_{i=1}^{L_M} u_{2n-i} L_a(u_{2n-i}),$$

$r(n)$ 为接收信号, $y(n)$ 为参考信号, $L_a(u)$ 为从卷积译码器得到的信息比特先验信息, $\Psi \in \{A, B, C, D\}$ 表示 M 条路径中的一条,假定 A 为幸存路径,路径 Ψ 的概率为

$$P_{\psi} = P(\alpha_0^{n-1} | \Psi) \propto \exp(\Gamma_{\psi}(\sigma_n)) \quad (14)$$

根据 Bayes 定理,可以得到路径 Ψ 在第 j 时刻调制符号 $\alpha(j) \in \{-3, -1, 1, 3\}$ 的概率 P_{α_j} 为

$$P_{\alpha(j)} = \frac{\sum_{\psi \in \Phi_{\alpha_j}} P_{\psi}}{\sum_{\psi \in \{A, \dots, D\}} P_{\psi}} \quad (15)$$

其中, Φ_{α_j} 为与路径 Ψ 在第 j 时刻调制符号 $\alpha(j)$ 相同的所有路径集合, $n - \delta \leq j \leq n$ 。 δ 为译码回溯深度,其值的选取应确保从同一状态出发的 M 条路径全部合并。

$P_{\alpha(j)}^{hist}$ 表示符号 $\alpha(j)$ 的存储概率,初始化为 1。依据下面的递归方式进行更新

$$P_{\alpha(j)}^{hist} := P_{\alpha(j)}^{hist} P_{\alpha(j)} \quad (16)$$

如图 3 所示,需要更新的符号范围 $\ell \in [n - \delta, n - L']$, $L' = L + D - 1$ 为 CPM 信号经过 ISI 信道的总

记忆长度。为了方便计算，式(16)可以进一步简化为

$$\log P_{\alpha(j)}^{hist} := \min \left[\log P_{\alpha(j)}^{hist}, \log P_{\alpha(j)} \right] \quad (17)$$

因此在 n 时刻进行深度为 δ 的回溯，得到 $n - \delta$ 时刻调制符号的后验对数似然函数为 M 维向量 $(\log P_{\alpha(n-\delta)}^{hist}; \alpha(n-\delta) \in \{-3, -1, 1, 3\})$ ，进一步减去先验信息，即可得到调制符号的外信息 $L_e(\alpha(n-\delta))$ 。

3.3 盲 Turbo 均衡

本节在前两部分的基础上，将高阶 CPM 信号的 SOVA 内嵌到 EM 算法的迭代过程中，形成了如图 2 虚线部分所示的扩展 EM-SOVA SISO 信道均衡器，实现频率选择性衰落信道下 CPM 信号的盲均衡。为了进一步提高低信噪比条件下系统性能，结合 Turbo 均衡的思想，将 CPM SISO 盲均衡器输出的软信息与卷积码 SISO 译码器输出的软信息进行迭代处理，有效改善了算法误比特率性能以及收敛性。

下面给出具体的算法流程。

1) 初始化 Θ^0 ，即 $\mathbf{h}^0 = [h^0(0), h^0(1), \dots, h^0(D)]^T$ 和 N_0^0 选取合适的估计值。

2) 令 m_{\max} 为最大外层迭代次数，即 Turbo 迭代次数，设置初始迭代 $m = 0$ 。

3) 令 i_{\max} 为最大内层迭代次数，即 EM-SOVA 迭代次数，设置初始迭代 $i = 0$ 。

4) 基于 Θ^i ，接收信号 \mathbf{r} ，初状态 $\sigma(0)$ 以及卷积码传递来的先验信息 $L_a(\mathbf{u})$ ，通过对 FSM 使用 SOVA，得到 Q 条幸存路径集合 $\{\alpha^q\}_{q=1}^Q$ ，相应的软输出信息 $\{L_e^q(\alpha)\}_{q=1}^Q$ 以及累积路径度量 $\{\Lambda_q^i\}_{q=1}^Q$ ，其中 $\Lambda_q^i = \|\mathbf{r} - \mathbf{S}(\alpha^q)\mathbf{h}^i\|^2$ 。

$$\{\alpha^q, L_e^q(\alpha), \Lambda_q^i\}_{q=1}^Q = \text{SOVA}[\mathbf{r}, \Theta^i, \sigma(0), L_a(\mathbf{u})] \quad (18)$$

通过解映射和解交织，可以由信息符号 α^q 和信息符号的外信息 $L_e^q(\alpha)$ 分别得到信息比特 \mathbf{u}^q 和信息比特的的外信息 $L_e^q(\mathbf{u})$ 。

5) 计算幸存路径后验概率，通过先验路径概率与转移概率相乘得到

$$\begin{aligned} P_q^i &= \Pr[\alpha = \alpha^q | \mathbf{r}, \Theta^i] \\ &= \Pr[\alpha = \alpha^q] \Pr[\mathbf{r} | \alpha^q, \Theta^i] \\ &= \frac{1}{Z_i} \exp\left(\sum u^q L_a(\mathbf{u})\right) \exp\left(\eta_i - \frac{\Lambda_q^i}{N_0^i}\right) \end{aligned} \quad (19)$$

其中， η_i 为常数，该值相当于在 SOVA 中对所有路径度量减一个固定常数，可以有效避免度量值变的过大，防止数据向下溢出。归一化常数 Z_i 的选取要使式(20)成立。

$$\sum_q P_q^i = 1 \quad (20)$$

6) 完整数据对数似然函数的条件期望

$$\begin{aligned} \Gamma(\Theta | \Theta^i) &= E_\alpha \left[\ln f_r(\mathbf{r} | \alpha, \Theta) | \mathbf{r}, \Theta^i \right] \\ &\approx \sum_{q=1}^Q P_q^i \ln f_r(\mathbf{r} | \alpha^q, \Theta) + c \\ &\approx - \sum_{q=1}^Q \frac{P_q^i \|\mathbf{r} - \mathbf{S}(\alpha^q)\mathbf{h}\|^2}{N_0} - N' \ln(N_0) + c \end{aligned} \quad (21)$$

对信道参数 $\Theta = (\mathbf{h}, N_0)$ ，求条件期望最大化，得到 $\Theta^{i+1} = \arg \max_{\Theta} \Gamma(\Theta | \Theta^i)$ ，即

$$\mathbf{h}^{i+1} = \left(\sum_q P_q^i \mathbf{S}^H(\alpha^q) \mathbf{S}(\alpha^q) \right)^{-1} \left(\sum_q P_q^i \mathbf{S}^H(\alpha^q) \right) \mathbf{r} \quad (22)$$

$$N_0^{i+1} = \frac{1}{N'} \sum_q P_q^i \Lambda_q^i \quad (23)$$

7) 设置 $i \leftarrow i + 1$ ，如果 $i < i_{\max}$ ，循环返回到步骤 4)，重新开始运行；否则停止内层迭代。

8) 当内层迭代停止时，搜寻最大累积度量 Λ_q^i ($1 \leq q \leq Q$) 所对应的路径 $\hat{\alpha}$ ，输出该路径对应的软信息 $L_e^q(\mathbf{u})$ ，并经过解交织，送到卷积码 SISO 译码器，经过软译码，输出信息比特软信息和码字比特软信息。

9) 设置 $m \leftarrow m + 1$ ，如果 $m < m_{\max}$ 并且 $\|\Theta^{i+1} - \Theta^i\|^2 > \varepsilon$ ，将码字比特软信息经过交织得到 $L_a(\mathbf{u})$ ，传递给 CPM SISO 盲均衡器，此时循环返回到步骤 3)，重新开始运行，这里 ε 为预先设定的门限值；否则停止外层迭代。

从算法流程可以看出，高阶 CPM 信号盲 Turbo 均衡算法包括 2 个嵌套的迭代过程：1) EM-SOVA 信道估计和均衡器的迭代过程，作为内层迭代；2) Turbo 均衡译码迭代过程，即扩展 CPM SISO 盲均衡器和卷积码 SISO 译码器的软信息迭代过程，每个迭代过程中嵌套着多次 EM-SOVA 迭代，作为外层迭代。

3.4 复杂度分析

因为复数乘法需要时间最多，所以本文利用复数乘法次数衡量算法复杂度。表 1 给出了一个 4 阶

表1 本文算法与基于 nSnOEE 算法复杂度比较

算法	复杂度			总复杂度	参数设置
	SOVA/MAP	自相关矩阵	最大化		
本文算法(SOVA)	QL_b	$QL_b D + QD^2$	D^3	$QL_b + QL_b D + QD^2 + D^3$	$D=2, N=507, L_b=512, p=2,$ $L=2, M=4, Q=pM^{L+D-1}=128$
	65 536	131 584	8	197 128	
基于 nSnOEE 算法(MAP)	QML_b	$QL_b D + QD^2$	D^3	$QML_b + QL_b D + QD^2 + D^3$	$D=2, N=507, L_b=512, p=2,$ $L=2, M=4, Q=pM^{L+D-1}=128$
	262 144	131 584	8	393 736	

CPM 信号的例子, 假定接收的传输数据帧长为 $L_b = 512$, 都只进行一次内层迭代, 分别比较 2 种算法的复杂度。从表 1 可以看出, 当进行一次内层迭代, 文献[9]使用 MAP 算法进行迭代处理, 需要 QML_b 次操作, 而使用 SOVA, 仅需要 QL_b 次操作, 大大减少了计算量。因此可以看出对于高阶 CPM 信号, 本文所提算法具有相对较低的复杂度。

从硬件实现的角度考虑, 由表 1 可以看出, 算法的复杂度主要集中在 SOVA 算法和信号自相关矩阵的计算, 下面分别对这两方面的问题给出相应的解决方法。

对于 SOVA 算法处理长数据帧需要较大存储空间以及译码延时较长的问题, 可以使用滑动窗的方式进行译码, 来减少 FPGA/DSP 所需的存储空间, 以及降低所需的译码延时, 并且使用多指针回溯算法, 来提高译码器存储块的读写速度。通常选取的网格回溯深度为 HMM 记忆长度的 5~6 倍, 这里可以选取 $\delta = 20$, 得到所需开辟的存储单元为 $Q(\delta + 1) = 2\ 688$, 远小于常规译码所需的 65 536 个存储单元, 并且译码时延由原来的 $512T$ 减少为 $20T$ 。

对于自相关矩阵的计算量较大、时延较长的问题, 可以通过并行处理的方式解决, 将从 SOVA 算法得到的幸存符号重构出的 Q 路 CPM 信号, 分别并行计算自相关矩阵, 此时每一路的计算量为 $L_b D + D^2$, 这样比串行处理速度提高了 $Q = 128$ 倍, 有效地降低了计算延时。

4 收敛性分析

下面从拟牛顿法的角度分析本文给出的 EM-SOVA 收敛性。EM-SOVA 定义了从参数空间到自身的一个映射, 即本次迭代中更新的信道参数估计值是上次迭代中得到的参数估计值的函数。因此对参数 $\boldsymbol{\theta} = [\mathbf{h}^T \ N_0]^T$ 进行的 EM-SOVA 迭代, 可以简写为

$$\boldsymbol{\theta}^{i+1} = \mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}^i) \quad (24)$$

$$\text{令 } \mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}) = \begin{bmatrix} \mathbf{M}_h(\boldsymbol{\theta}) \\ \mathbf{M}_{N_0}(\boldsymbol{\theta}) \end{bmatrix}, \text{ 由式(19)、式(22)和式(23)}$$

可以得到

$$\mathbf{M}_h(\boldsymbol{\theta}) = \left(\sum_q P_q \mathbf{S}_q^H \mathbf{S}_q \right)^{-1} \left(\sum_q P_q \mathbf{S}_q^H \mathbf{r} \right) \quad (25)$$

$$\mathbf{M}_{N_0}(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{N'} \sum_q P_q \|\mathbf{r} - \mathbf{S}_q \mathbf{h}\|^2 \quad (26)$$

其中, $P_q = P_q(\boldsymbol{\theta}) \triangleq \frac{\tilde{P}_q(\boldsymbol{\theta})}{Z(\boldsymbol{\theta})}$, $Z(\boldsymbol{\theta}) = \sum_q \tilde{P}_q(\boldsymbol{\theta})$,

$$\tilde{P}_q = \tilde{P}_q(\boldsymbol{\theta}) \triangleq \exp\left(\sum u^q L_a(u)\right) \exp\left(\eta - \frac{\|\mathbf{r} - \mathbf{S}_q \mathbf{h}\|^2}{N_0}\right),$$

$\mathbf{S}_q = \mathbf{S}(\boldsymbol{\alpha}^q)$ 为式(7)中定义的卷积矩阵, $\{\boldsymbol{\alpha}^q\}_{q=1}^Q$ 为式(18)中 SOVA 得到的幸存路径集合, N' 为观测数据 \mathbf{r} 的长度。式(25)和式(26)分别更新信道响应估计和噪声方差估计, 如果序列 $\boldsymbol{\theta}^i$ 有界限 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, $\hat{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{M}(\hat{\boldsymbol{\theta}})$ 为映射 $\mathbf{M}(\cdot)$ 的稳定点。

不完整数据似然函数经过缩放后可以表示为

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\theta}) &= (\pi M)^{N'} f_r(\mathbf{r} | \boldsymbol{\theta}) \\ &= (\pi M)^{N'} \sum_{q=1}^Q f_r(\mathbf{r} | \boldsymbol{\alpha}^q, \boldsymbol{\theta}) P[\boldsymbol{\alpha} = \boldsymbol{\alpha}^q] \\ &= \sum_{q=1}^Q \frac{1}{N_0^{N'}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{r} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\alpha}^q) \mathbf{h}\|^2}{N_0}\right) \end{aligned} \quad (27)$$

令 $\boldsymbol{\theta}^i$ 为第 i 次迭代时 $\boldsymbol{\theta}$ 的估计。求 $L(\boldsymbol{\theta})$ 关于 \mathbf{h}^* 的一阶导数, 得到在 $\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}^i$ 处的值为

$$\nabla_{\mathbf{h}^*} L(\boldsymbol{\theta}^i) = (N_0)^{-N'+1} Z(\boldsymbol{\theta}^i) \sum_q P_q(\boldsymbol{\theta}^i) \mathbf{S}_q^H (\mathbf{r} - \mathbf{S}_q \mathbf{h}^i) \quad (28)$$

移位得到

$$\sum_q P_q(\boldsymbol{\theta}^i) \mathbf{S}_q^H \mathbf{r} = \frac{(N_0)^{N'+1}}{Z(\boldsymbol{\theta}^i)} \nabla_{\mathbf{h}^*} L(\boldsymbol{\theta}^i) + \sum_q P_q(\boldsymbol{\theta}^i) \mathbf{S}_q^H \mathbf{S}_q \mathbf{h}^i \quad (29)$$

又由式(25)得到

$$\mathbf{h}^{i+1} = \mathbf{M}_h(\boldsymbol{\theta}^i) = \mathbf{h}^i + \omega_i \nabla_{\mathbf{h}^i} L(\boldsymbol{\theta}^i) \quad (30)$$

其中, $\omega_i \triangleq \frac{(N_0^i)^{N_0^i+1}}{Z(\boldsymbol{\theta}^i)} \left(\sum_q P_q(\boldsymbol{\theta}^i) \mathbf{S}_q^H \mathbf{S}_q \right)^{-1}$ 。

求 $L(\boldsymbol{\theta})$ 关于 N_0 的一阶导数, 得到在 $\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}^i$ 处的值为

$$\nabla_{N_0} L(\boldsymbol{\theta}^i) = \frac{N' Z(\boldsymbol{\theta}^i)}{(N_0^i)^{N_0^i+2}} \sum_q P_q(\boldsymbol{\theta}^i) \left(\frac{1}{N'} \| \mathbf{r} - \mathbf{S}_q \mathbf{h}^i \|^2 - N_0^i \right) \quad (31)$$

又由式(26)得到

$$N_0^{i+1} = N_0^i + v_i \nabla_{N_0} L(\boldsymbol{\theta}^i) \quad (32)$$

其中, $v_i = \frac{(N_0^i)^{N_0^i+2}}{N' Z(\boldsymbol{\theta}^i)}$ 。

引入正定矩阵 $\mathbf{K}_i \triangleq \begin{bmatrix} \omega_i & 0 \\ 0 & v_i \end{bmatrix}$, 这时 EM-SOVA

可以表示为

$$\boldsymbol{\theta}^{i+1} = \boldsymbol{\theta}^i + \mathbf{K}_i \nabla L(\boldsymbol{\theta}^i) \quad (33)$$

式(33)即为文献[15]中给出的拟牛顿法的表述。该结论可以用来说明 EM-SOVA 比起标准的 EM 算法具有更好的收敛性。具体讲就是, 不完整数据似然函数 $L(\boldsymbol{\theta})$ 为参数空间的多峰函数, 在文献[16]中指出 EM 迭代的收敛结果只能保证 $\{\boldsymbol{\theta}^i\}$ 收敛到一个局部最大值点。因此当使用 $\boldsymbol{\theta}^0$ 来初始化 EM 迭代过程, 即使该初始值在似然函数局部极大点 $\boldsymbol{\theta}^*$ (假定该点也是全局极大值点) 的吸引域内, 也不能保证算法一定收敛到 $\boldsymbol{\theta}^*$ 。虽然这种情况出现较少, 但是 EM 算法理论上可以从一个吸引域跳到其他吸引域中, 最后收敛到某一个局部极大值点, 而非全局极大值点 $\boldsymbol{\theta}^*$ 。

本文提出的 EM-SOVA 迭代为拟牛顿过程, 由文献[15]中给出的拟牛顿法的性质可以知道, 似然函数 $L(\boldsymbol{\theta})$ 的任意局部极大值点 $\boldsymbol{\theta}$ 都具有一个捕获域, 即对于正定矩阵 \mathbf{K}_i , 当初始估计值 $\boldsymbol{\theta}^0$ 在局部极大值点 $\boldsymbol{\theta}^*$ (假定该点也是全局极大值点) 的吸引域内, EM-SOVA 一直会收敛到全局极大值点 $\boldsymbol{\theta}^*$, 从而保证了算法的全局收敛性, 并且该算法具有超

线性收敛速度。

5 仿真实验

为了验证本文提出的基于隐马尔科夫模型的 CPM 信号盲 Turbo 均衡算法的性能, 本节对关联长度为 $L=2$, 调制指数为 $h=1/2$, 成型脉冲为升余弦, 调制阶数为 $M=4$ 的 2RC4CPM 信号在 Proakis'B 和 C 2 种信道条件下根据图 2 中搭建的系统模型进行仿真实验。仿真中假定每帧为独立的多径衰落, 且一帧内信道响应时不变, 接收端已经进行理想同步。Proakis'B 信道归一化功率为 $[0.407, 0.815, 0.407]$, 其对应的路径时延为 $[0, T, 2T]$ 。Proakis'C 信道是一种符号间干扰更严重的多径衰落信道, 其归一化功率为 $[0.227, 0.46, 0.6888, 0.46, 0.227]$, 其对应的路径时延为 $[0, T, 2T, 3T, 4T]$ 。采用的数据帧长为 512, 信道编码方式为码率为 $1/2$, 生成多项式为 $[31, 37]_8$ 的递归系统卷积码, 其码字记忆长度为 $m_c = 5$ 。

图 4 中给出了 Proakis'C 信道条件下, 分别固定内层和外层迭代次数得到的误比特率曲线。当固定外层迭代次数为 0 时, 分别进行 1、2、3 和 4 次内层迭代, 可以看出随着内迭代次数的增加, 系统性能得到一定改善, 并且进行到 3 次迭代时, 误比特率曲线已经基本不再下降。当固定内层迭代次数为 3 时, 分别进行 0、1、2 和 3 次外迭代, 可以看出随着内迭代次数的增加, 系统性能有较大幅度提升, 并且当外迭代次数为 3 时, 系统性能逼近信道条件已知情况下的误码率。为简化系统复杂度, 一般在实际应用中选择 3 次内层迭代, 2 次外层迭代, 就可以得到较好的性能。

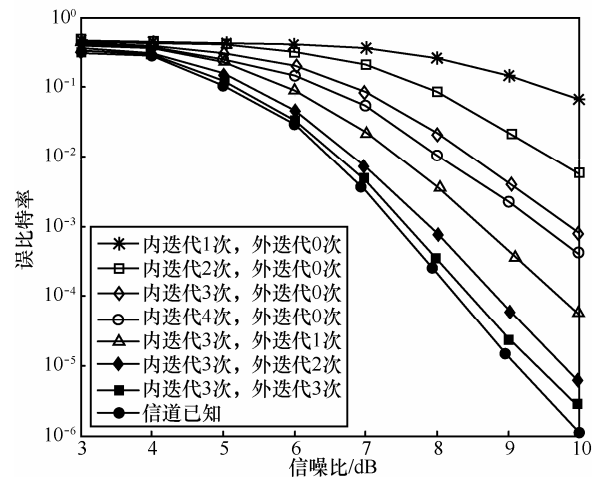


图 4 不同迭代次数对系统性能的影响

图5中给出了Proakis'B和C 2种信道条件下,本文算法与文献[9]中提出的基于nSnOEE算法误比特率性能比较。从图中可以看出,在Proakis'B信道条件下,本文算法与基于nSnOEE算法相比有大约0.5 dB的性能增益;在符号间干扰更加严重的Proakis'C信道条件下,本文算法与基于nSnOEE算法相比有大约1 dB的性能增益。因此可以看出,本文算法可以更好地改善严重多径衰落对系统性能的影响。

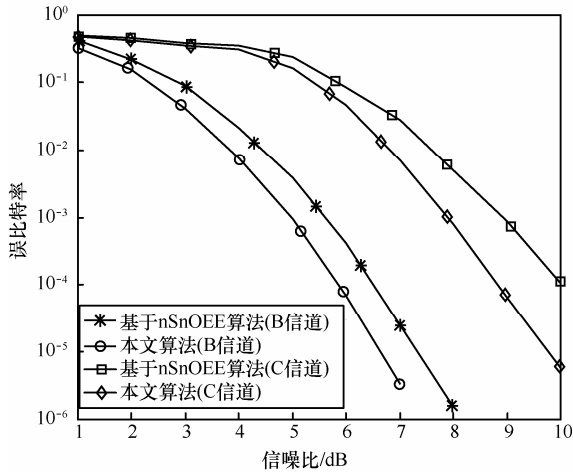


图5 Proakis'B和C信道下2种算法性能比较

为了验证本文提出的基于隐马尔科夫模型的EM-SOVA信道盲均衡算法获取的信道参数的准确性,在表2中给出了在Proakis'C信道条件下,信噪比分别取3 dB和6 dB时,本文算法获取的信道参数与真实信道参数的比较。为了简便,这里假定发送信号能量 $E_b = 1$,噪声方差 $\sigma_v^2 = N_0/2$,信道响应估计的归一化均方误差为 $NMSE(h) = E[\|h - \hat{h}\|^2] / \|h\|^2$,噪声方差估计的归一化均方误差为 $NMSE(\sigma_v^2) = E[(\sigma_v^2 - \hat{\sigma}_v^2)^2] / (\sigma_v^2)^2$ 。从表中可以看出,本文给出的基于隐马尔科夫模型的信道和信号联合建模方式,实现了CPM信号的记忆和信道记忆的有效整合,并且在进行信道参数盲获取中取得了良好的性能,即在信噪比为6 dB时,信道响应估计的NMSE已经达到 10^{-3} 数量级,噪声方差估计的NMSE已经达到 10^{-4} 数量级。

为了进一步验证算法性能,图6给出了在Proakis'C信道条件下,针对不同的信噪比,信道响应估计的归一化均方误差曲线。可以看出,本文算法比基于nSnOEE算法对信道响应估计更加精确,并且当信噪比大于5 dB时,已经非常接近文献[3]

中给出的修正克拉美罗界(MCRB)。

表2 本文算法获取的信道参数与真实信道参数比较

参数	真实信道	实验结果1	真实信道	实验结果2
抽头1	0.227 0	0.186 2	0.227 0	0.211 5
抽头2	0.460 0	0.520 5	0.460 0	0.493 2
抽头3	0.688 8	0.622 7	0.688 8	0.653 4
抽头4	0.460 0	0.415 8	0.460 0	0.432 7
抽头5	0.227 0	0.286 4	0.227 0	0.243 8
噪声方差 (信噪比)	0.250 6 (3 dB)	0.236 2	0.125 6 (6dB)	0.128 4
信道 NMSE	0.015 2		0.003 6	
噪声 NMSE	0.003 3		$4.969 8 \times 10^{-4}$	

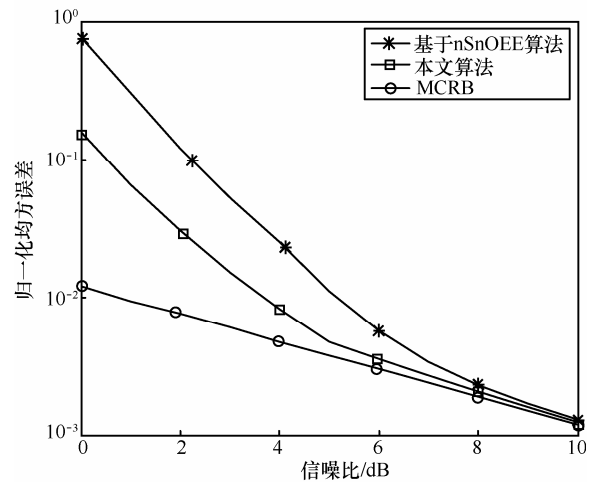


图6 信道响应估计的归一化均方误差曲线

图7中给出了在Proakis'C信道条件下,针对不同的信噪比,噪声方差估计的归一化均方误差曲线。从图中可以看出,本文算法优于基于nSnOEE算法,并且随着信噪比的提高,具有逼近MCRB的噪声方差估计性能。

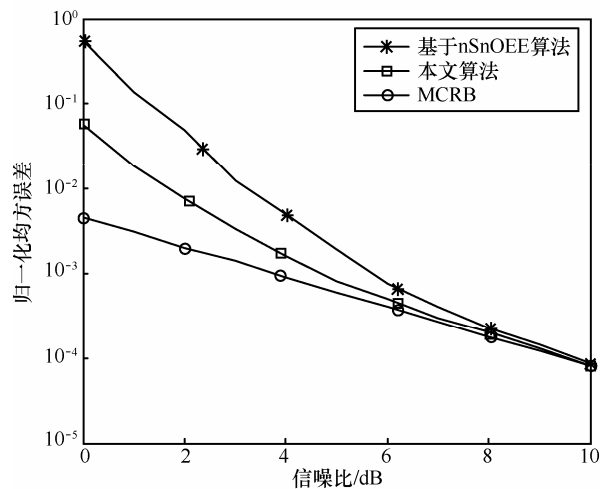


图7 噪声方差估计的归一化均方误差曲线

6 结束语

本文从隐马尔科夫模型的角度出发, 将信道译码中经典的 SOVA 引入 EM 算法的迭代过程中, 建立一种新的 EM-SOVA 信道盲均衡方法, 并且结合 Turbo 均衡思想, 提出了一种适用于高阶 CPM 信号的盲 Turbo 均衡算法。通过使用拟牛顿法进行分析, 验证了该算法具有较好的收敛性能, 同时仿真结果表明该算法在存在严重符号间干扰的多径衰落信道下, 具有良好的盲均衡性能。下一步的工作将考虑研究时变信道条件下的盲均衡算法。

参考文献:

- [1] HOSSEINI E, PERRINS E. The Cramer-Rao bound for training sequence design for burst-mode CPM[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(6): 2396-2407.
- [2] NSENGA J, THILLO W V, HORLIN F. Comparison of OQPSK and CPM for communications at 60 GHz with a non-ideal front end[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications Networking, 2007, 40(1): 250-258.
- [3] CIRPAN H A, TSATSANIS M K. Blind receivers for nonlinearly modulated signals in multipath[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(2): 583-586.
- [4] HANSSON A, AULIN T. Generalized APP detection of continuous phase modulation over unknown ISI channels[J]. IEEE Transactions on Communications, 2005, 53(10): 1615-1619.
- [5] BIANCHI P, LOUBATON P. On the blind equalization of continuous phase modulated signals using the constant modulus criterion[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(3): 1047-1061.
- [6] JIN X D, ZHAO M J, SUN L. Equalization for continuous phase modulation over frequency-selective fading channels[J]. Journal of Zhejiang University SCIENCE A, 2007, 8(12):1884-1888.
- [7] PARK C H, HEALTH R W, RAPPAPORT T S. Frequency domain channel estimation and equalization for continuous phase modulations with superimposed pilot sequences[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(9): 4903-4908.
- [8] 李强, 严庆, 罗胜. 基于符号频域均衡的 CPM 迭代检测算法[J]. 电子与信息学报, 2011,33(7): 1550-1555.
LI Q, YAN Q, LUO S. Iterative detection algorithm based on symbol frequency domain equalization for continuous phase modulation[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(7): 1550-1555.
- [9] ÖZGÜL B, KOCA M, DELİÇ H. Pre-equalization for continuous phase modulation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(7): 2272-2282.
- [10] HASSAN E S, ZHU X, KHAMY S E. A chaotic interleaving scheme for the continuous phase modulation based single-carrier frequency-domain equalization system[J]. Wireless Personal Communications, 2012, 62(5): 183-199.
- [11] HASSAN E S, ZHU X, KHAMY S E. Chaotic interleaving scheme for single- and multi-carrier modulation techniques implementing continuous phase modulation[J]. Journal of the Franklin Institute, 2013, 28(7):770-789.
- [12] LAOT C, BIDAN R L, LEROUX D. Low-complexity MMSE turbo equalization: a possible solution for EDGE[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2005, 4(3):965-974.
- [13] 许鹏, 汪晋宽, 祁峰. 改进的高效 MIMO-OFDM 系统 EM 信道估计算法[J]. 通信学报, 2011, 32(1): 87-93.
XU P, WANG J K, QI F. Improved and efficient EM channel estimation algorithm for MIMO-OFDM systems [J]. Journal on Communications, 2011, 32(1): 87-93.
- [14] LIN S, COSTELLO D J. Error Control Coding[M]. USA: Prentice Hall, 2004.
- [15] BERTSEKAS D P. Nonlinear Programming[M]. USA: Athena Scientific, 1999.
- [16] MOON T K. The expectation-maximization algorithm[J]. IEEE Signal Processing Mag, 1996, 13(11): 47-60.

作者简介:



钟凯 (1987-), 男, 江苏宿迁人, 解放军信息工程大学博士生, 主要研究方向为通信信号处理、编码调制。

彭华 (1973-), 男, 江西萍乡人, 解放军信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为通信信号处理、软件无线电。

葛临东 (1946-), 男, 安徽怀远人, 解放军信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为通信信号处理、软件无线电。