

基于 Hammerstein 模型的非线性信道 广义线性盲均衡算法

张 婷, 王 彬, 刘世刚

(解放军信息工程大学信息工程学院, 河南郑州 450001)

摘 要: 为了提高非线性信道盲均衡的性能、降低运算复杂度, 本文以 Hammerstein 模型代替传统的 Volterra 级数模型来模拟非线性信道, 利用非线性信道接收信号呈现非圆性的特点, 构造了一种新的基于 Wiener 非线性模型的广义线性盲均衡器, 并在常模准则的基础上提出了 NCWL-CMA 和 NCWL-CMA Newton-like 两种非线性信道广义线性盲均衡器抽头系数更新算法. 理论分析和仿真实验结果表明, 与传统盲均衡算法相比, 新算法显著地降低了剩余码间干扰, 提高了收敛速度.

关键词: 非线性信道; 非圆信号; 盲均衡; 广义线性滤波

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2015)09-1723-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.09.007

Widely Linear Blind Equalization Algorithms for Nonlinear Channels Based on the Hammerstein Model

ZHANG Ting, WANG Bin, LIU Shi-gang

(Communication Engineering College, PLA Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450002, China)

Abstract: In order to improve the performance of nonlinear channel blind equalizers and reduce the complexity, the Hammerstein model is introduced to simulate the nonlinear channel instead of traditional Volterra series model. Then a new nonlinear channel WL blind equalizer based on Wiener model is produced by use of the noncircularity of received signals which are transmitted by nonlinear channels, thus the nonlinear channel WL constant modulus algorithm (NCWL-CMA) and the nonlinear channel WL constant modulus Newton-like algorithm (NCWL-CMA Newton-like) are proposed. Theoretical analysis and simulation results show that the new algorithms can significantly reduce the intersymbol interference and improve the convergence rate in comparison with the traditional blind equalization algorithms.

Key words: nonlinear channel; non-circular signal; blind equalization; widely linear filtering

1 引言

在实际通信系统中, 由于非线性器件(如行波管放大器)、传输信道的非线性特性等常常会导致接收信号存在严重的非线性失真. 此时, 要获得理想的通信性能, 就需要在接收端设置非线性均衡器, 以补偿传输过程中产生的非线性畸变. 传统的自适应均衡技术需要发送方周期性地传输训练序列, 导致资源的严重浪费. 而盲均衡技术不需要训练序列, 能够自主恢复发送信息, 有效地节省了资源, 因此亟需研究不需要训练序列的非线性信道盲均衡技术.

传统的非线性信道均衡器采用 Volterra 级数模

型^[1,2]来实现, 该结构需要估计大量的抽头系数, 计算复杂度高, 收敛速度慢, 这就大大限制了 Volterra 级数模型在实际中的应用. 文献[3]提出新的 GPR (Gaussian Processes for Regression, GPR)非线性均衡器模型, 减少了均衡器抽头个数, 但是它通过构造贝叶斯似然代价函数来实现非线性均衡, 运算复杂度较高. 文献[4,5]采用 Hammerstein 模型模拟非线性信道, 并利用 Wiener 模型构造非线性信道均衡器, 有效地降低了计算复杂度和收敛时间. 但是该结构依赖于训练序列, 不能用于无训练序列或者未知训练序列的情况.

此外, 上述非线性信道均衡器没有考虑接收信号的分布特性. 对于实际中常用的调制信号如 MPSK ($M \geq 4$)

等复数信号,经过非线性变换之前,信号的实部和虚部具有完全相同的分布,两者的统计特性一样,此时信号是“圆”的;而经过非线性变换后,接收信号存在非线性失真,信号的实部和虚部分布特征发生变化,其统计特性不再相同,接收信号具有非圆特性.如果不考虑接收信号的分布特征,直接将传统的非线性自适应均衡算法推广应用于盲均衡领域,势必造成性能损失.为了提高复数非圆信号的均衡性能,文献[6~8]提出了基于广义线性自适应滤波理论的均衡算法.与传统均衡算法相比,基于广义线性自适应滤波理论的均衡算法充分利用复数非圆信号的二阶统计量信息,有效地降低了稳态均方误差^[8].但是现有广义线性自适应均衡算法,仅针对线性信道或者广义线性信道进行研究,没有考虑非线性信道的情况.

基于 Hammerstein 非线性信道模型^[4,5],本文将广义线性滤波的思想引入非线性信道均衡领域,构造了基于常模准则^[9]的 Wiener 非线性信道广义线性盲均衡器,并提出 NCWL-CMA 和 NCWL-CMA Newton-like 两种非线性信道广义线性盲均衡算法.与传统盲均衡算法相比,本文盲均衡算法充分考虑非线性信道接收信号的非圆特性,性能显著提高.

本文结构安排如下:第二节介绍复数非圆信号和基于 Hammerstein 模型的非线性信道自适应均衡器;第三节构造基于 Hammerstein 模型的非线性信道广义线性盲均衡器,并推导出 NCWL-CMA 和 NCWL-CMA Newton-like 两种非线性信道广义线性盲均衡算法的均衡器抽头系数更新公式;第四节是仿真实验和性能分析;最后给出结论.

文中所用符号上标“*”表示共轭,上标“T”和“H”分别表示转置和共轭转置,上标“-1”为求逆运算. $E\{\cdot\}$ 表示期望, $|\cdot|$ 表示取绝对值, I 为单位矩阵, $j = \sqrt{-1}$.

2 基于 Hammerstein 模型的非线性信道自适应均衡器

2.1 复数非圆信号

对于零均值复数随机向量 \mathbf{x} , $\mathbf{x} = \mathbf{x}_R + j\mathbf{x}_I$, 其中 \mathbf{x}_R

和 \mathbf{x}_I 分别表示复向量的实部和虚部, \mathbf{x} 的协方差矩阵和伪协方差矩阵表示如下:

$$\mathbf{C} = E[\mathbf{x}\mathbf{x}^H] = \mathbf{R}_{RR} + \mathbf{R}_{II} + j(\mathbf{R}_{RI} - \mathbf{R}_{IR}) \quad (1)$$

$$\mathbf{P} = E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T] = \mathbf{R}_{RR} - \mathbf{R}_{II} + j(\mathbf{R}_{RI} + \mathbf{R}_{IR}) \quad (2)$$

其中 $\mathbf{R}_{RR} = E[\mathbf{x}_R\mathbf{x}_R^T]$ 和 $\mathbf{R}_{II} = E[\mathbf{x}_I\mathbf{x}_I^T]$ 分别表示实部和虚部的自协方差矩阵,定义 $\mathbf{R}_{RI} = E[\mathbf{x}_R\mathbf{x}_I^T]$ 和 $\mathbf{R}_{IR} = E[\mathbf{x}_I\mathbf{x}_R^T]$ 分别表示实部和虚部的互协方差矩阵.文献[8]指出复数圆信号的实部和虚部具有相同的分布特性,伪协方差矩阵 $\mathbf{P} = \mathbf{0}$,即 $\mathbf{R}_{RR} = \mathbf{R}_{II} = \mathbf{R}_{RI}$,此时协方差矩阵 \mathbf{C} 包含复向量 \mathbf{x} 所有的二阶统计量信息;而复数非圆信号的实部和虚部分布不同,伪协方差矩阵 $\mathbf{P} \neq \mathbf{0}$,协方差矩阵仅包含 \mathbf{R}_{RR} 和 \mathbf{R}_{II} 以及 \mathbf{R}_{RI} 和 \mathbf{R}_{IR} 的组合信息,只有联立式(1)和式(2)才能得到实部和虚部各自的二阶统计量信息.

用非圆系数^[7]描述复信号的非圆程度,定义如下:

$$\rho = \frac{E[\mathbf{x}^2]}{E[|\mathbf{x}|^2]}, \quad 0 \leq \rho < 1 \quad (3)$$

当非圆系数 $|\rho| = 0$ 时,该复信号为圆信号, $|\rho|$ 越大,复信号的非圆特性越明显.常见的通信信号如 QPSK 是圆信号,实部和虚部的统计特性是一样的,非圆系数 $|\rho| = 0$,但是经过非线性变换之后,实部和虚部的分布特性发生变化,呈现非圆性.例如将 QPSK 圆信号通过文献[5]中的非线性信道,在不考虑噪声的情况下,分别经过线性变换和非线性变换后得到的星座图如图 1.

观察图 1(b)可知,仅经过线性变换,接收信号的实部和虚部仍然具有相同的分布,非圆系数 $|\rho| = 0$;而非线性变换后,信号实部和虚部的分布改变(如图 1(c)),利用式(3)计算得到非圆系数 $|\rho| = 0.286$,说明非线性变换改变发送信号实部和虚部的分布特性,接收信号具有非圆性.

2.2 基于 Hammerstein 模型的非线性信道自适应均衡器

文献[4,5]基于 Hammerstein 非线性信道模型,采用 Wiener 模型实现了非线性信道自适应均衡器,其系统结构如图 2 所示.

Hammerstein 模型通常由一个以幂级数形式表示的非线性传输函数 $g(\cdot)$ 级联上线性信道 $h(n)$ 组成.发送

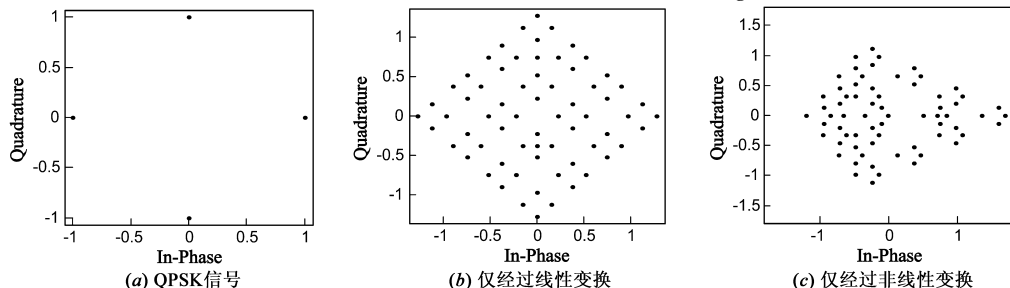


图1 非线性信道对接收信号非圆性质的影响

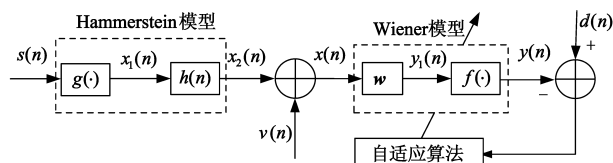


图2 基于Hammerstein模型的非线性信道自适应均衡器

信号 $s(n)$ 首先经过非线性变换得到非线性部分输出 $x_1(n)$:

$$x_1(n) = g(s(n)) = \sum_{i=1}^P g_i s^i(n) \quad (4)$$

其中 $s(n)$ 是均值为 0 的独立同分布随机序列, g_i 为非线性系数, $i=1, \dots, P$, P 为非线性部分阶数. 非线性部分输出 $x_1(n)$ 经过线性信道 $h(n)$, 叠加上高斯白噪声, 系统输出为 $x(n)$:

$$x(n) = \sum_{i=0}^{Q-1} h(i) x_1(n-i) + v(n) \quad (5)$$

其中 $h(n)$ 为线性信道冲激响应, Q 为线性信道阶数, $v(n)$ 是与 $s(n)$ 相互独立的加性高斯白噪声, 其均值为 0, 方差为 σ^2 .

在接收端, 采用与 Hammerstein 模型相反的 Wiener 模型构造非线性均衡器. Wiener 模型由线性均衡器 $w(n)$ 级联非线性函数 $f(\cdot)$ 组成, 在训练序列 $d(n)$ 的辅助下通过自适应算法不断调整均衡器抽头系数. 均衡器线性部分输出 $y_1(n)$ 为:

$$y_1(n) = w^H(n) x(n) = \sum_{i=0}^{n_w-1} w_i^*(n) x(n-i) \quad (6)$$

其中均衡器输入向量为 $x(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-n_w+1)]^T$, $w(n) = [w_0(n) \ w_1(n) \ \dots \ w_{n_w-1}(n)]^T$ 为均衡器线性部分抽头系数向量, n_w 为线性部分长度. $y_1(n)$ 经过非线性部分均衡器, 最终输出为 $y(n)$,

$$\begin{aligned} y(n) &= f(y_1(n)) = \sum_{i=1}^{m_f} f_i^* y_1^i(n) \\ &= f_1^*(n) y_1(n) + f_2^*(n) y_1^2(n) + \dots \\ &\quad + f_{m_f}^*(n) y_1^{m_f}(n) \end{aligned} \quad (7)$$

定义 $\theta_f = [f_1 \ f_2 \ \dots \ f_{m_f}]^T$ 为 Wiener 模型非线性部分参数, m_f 表示均衡器非线性部分的阶数. 令 $y_1(n) = [y_1(n) \ y_1^2(n) \ \dots \ y_1^{m_f}(n)]^T$, 则可以采用向量内积的方式, 将式 (7) 重写成如下形式:

$$y(n) = \theta_f^H y_1(n) \quad (8)$$

分析图 2 所示非线性信道均衡器的性能. 首先分析非线性部分, 基于最小均方误差 (Minimum Mean Square Error, MMSE) 准则, 构造非线性信道自适应均衡器的代价函数 $J(\theta_f)$:

$$\begin{aligned} J(\theta_f) &= E\{|e(n)|^2\} = E\{|d(n) - y(n)|^2\} \\ &= E\{|d(n) - \theta_f^H(n) y_1(n)|^2\} \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $e(n)$ 为训练序列与均衡器输出的误差, 即: $e(n) = d(n) - y(n)$. 由 Wiener-Hopf 方程可得误差函数最小时对应的均衡器向量 $\theta_{f, \text{opt}} = C_{y_1}^{-1} p_{y_1}$, 其中 $C_{y_1} = E[y_1(n) y_1^H(n)]$ 为均衡器非线性输入的自相关矩阵, $p_{y_1} = E[d^*(n) y_1(n)]$ 为训练序列与均衡器非线性输入的互相关向量. 注意到, 非线性输入 $y_1(n)$ 并不是整个 Wiener 非线性均衡器的输入. 由式 (6) 可知, $y_1(n)$ 由均衡器的输入 $x(n)$ 和线性均衡器 $w(n)$ 决定, 即非线性系统的性能主要由线性部分决定. 为了简化讨论, 本文接下来分析 Wiener 均衡器线性部分的性能.

考虑线性部分, 以 $x_1(n)$ 为发送序列, $y_1(n)$ 为输出序列, 基于 MMSE 准则, 构造非线性信道自适应均衡器的代价函数 $J(w)$:

$$\begin{aligned} J(w) &= E\{|e(n)|^2\} = E\{|x_1(n) - y_1(n)|^2\} \\ &= E\{|x_1(n) - w^H(n) x(n)|^2\} \end{aligned} \quad (10)$$

其中 $e(n)$ 为期望响应与均衡器输出的误差, 即 $e(n) = x_1(n) - y_1(n)$. 利用 Wiener-Hopf 方程得到 MMSE 准则下的最佳均衡器系数向量为 $w_{\text{opt}} = C^{-1} p$, 其中 $p = E\{x_1^*(n) x(n)\}$ 表示期望响应与均衡器输入的互相关向量.

由 2.1 节分析可知, 基于 Hammerstein 模型的非线性信道会导致接收信号具有非圆性. 传统的自适应均衡器没有考虑非线性变换对信号实部和虚部分布特性的影响, 仍然将信号看成是圆信号来实现均衡, 得到的 w_{opt} 包含的协方差矩阵 C 仅能确定 $R_{\text{RR}} + R_{\text{II}}$ 以及 $R_{\text{RI}} - R_{\text{RI}}^T$ 等组合信息, 存在信息损失, 均衡性能下降.

3 基于 Hammerstein 非线性信道模型的 Wiener 广义线性盲均衡器

基于 Hammerstein 非线性信道模型, 文献[4,5]在接收端采用 Wiener 模型实现非线性信道均衡, 但是该结构必须依赖于训练序列. 在此基础上, 本文利用非线性变换会导致接收信号具有非圆性的特点, 在常模准则和广义线性滤波理论的启发下, 设计了基于 Hammerstein 非线性信道模型的 Wiener 广义线性盲均衡器, 提出了两种非线性信道广义线性盲均衡算法.

3.1 NCWL-CMA

线性系统下, CMA 算法以其性能稳定, 易于实现等优点而得到广泛应用. 针对 MPSK 信号, 借鉴 CMA 算法的优势, 本文将广义线性滤波的思想引入非线性信道盲均衡领域, 基于 Hammerstein 非线性信道模型, 设计了基于 Wiener 非线性模型的广义线性盲均衡器, 其结构如图 3 所示.

与图 2 不同, 在接收端, 基于 Wiener 模型的广义线

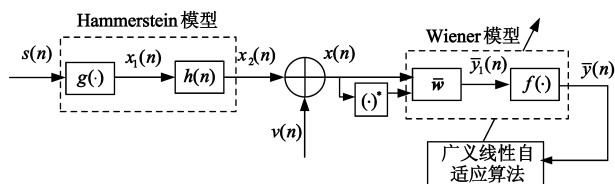


图3 基于Hammerstein非线性信道模型的Wiener广义线性盲均衡器

性盲均衡器的输入为 $\bar{\mathbf{x}}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(n) \\ \mathbf{x}^*(n) \end{bmatrix}$, 均衡器线性部分抽头系数为 $\bar{\boldsymbol{\theta}}_w = \bar{\mathbf{w}}(n) = [\bar{w}_0(n) \ \bar{w}_1(n) \ \cdots \ \bar{w}_{2n_w-1}(n)]^T$, 长度为 $2n_w$. 不需要训练序列, 仅利用发送信号的模值统计信息来调整均衡器抽头系数, 得到线性部分输出为 $\bar{y}_1(n)$:

$$\bar{y}_1(n) = \bar{\mathbf{w}}^H(n) \bar{\mathbf{x}}(n) = \sum_{i=0}^{2n_w-1} \bar{w}_i^* x(n-i) \quad (11)$$

通过非线性变换 $f(\cdot)$ 得到均衡器输出:

$$\begin{aligned} \bar{y}(n) &= f(\bar{y}_1(n)) = \sum_{i=1}^{m_f} f_i^* \bar{y}_1^i(n) \\ &= f_1^*(n) \bar{y}_1(n) + f_2^*(n) \bar{y}_1^2(n) + \cdots \\ &\quad + f_{m_f}^*(n) \bar{y}_1^{m_f}(n) \end{aligned} \quad (12)$$

令 $\bar{\mathbf{y}}_1(n) = [\bar{y}_1(n) \ \bar{y}_1^2(n) \ \cdots \ \bar{y}_1^{m_f}(n)]^T$, 则可将式(12)重写成如下形式:

$$\bar{y}(n) = \boldsymbol{\theta}_f^H \bar{\mathbf{y}}_1(n) \quad (13)$$

分析图3线性部分, 即以 $x_1(n)$ 为发送序列, $\bar{y}_1(n)$ 为广义线性部分输出的线性系统的性能. 基于 MMSE 准则, 构造非线性信道下广义线性自适应均衡器的代价函数 $J_{WL}(\bar{\boldsymbol{\theta}}_w)$:

$$J_{WL}(\bar{\boldsymbol{\theta}}_w) = E\{|\bar{e}(n)|^2\} = E\{|\mathbf{x}_1(n) - \bar{y}_1(n)|^2\} \quad (14)$$

其中, $\bar{e}(n)$ 为非线性变换的输出与均衡器输出的误差, 即: $\bar{e}(n) = x_1(n) - \bar{y}_1(n)$. 在文献[8]的基础上, 利用 Wiener-Hopf 方程得到 MMSE 准则下的最佳均衡器系数向量为 $\bar{\boldsymbol{\theta}}_{w, \text{opt}} = \bar{\mathbf{C}}^{-1} \bar{\mathbf{p}}$, 其中 $\bar{\mathbf{C}} = E[\bar{\mathbf{x}} \bar{\mathbf{x}}^H] = \begin{bmatrix} \mathbf{C} & \mathbf{P} \\ \mathbf{P}^* & \mathbf{C}^* \end{bmatrix}$,

$\bar{\mathbf{p}} = E\{\mathbf{x}_1^*(n) \bar{\mathbf{x}}(n)\} = \begin{bmatrix} \mathbf{p} \\ \mathbf{q}^* \end{bmatrix}$, $\mathbf{p} = E\{\mathbf{x}_1^*(n) \mathbf{x}(n)\}$ 表示

广义线性均衡器输入与期望输出的互相关向量, $\mathbf{q} = E\{\mathbf{x}_1(n) \mathbf{x}(n)\}$ 表示伪互相关向量. 与图2传统的非线性信道均衡器不同, 基于 Hammerstein 非线性信道模型的 Wiener 广义线性盲均衡器利用广义线性自相关矩阵 $\bar{\mathbf{C}}$ 包含的协方差矩阵 \mathbf{C} 和伪协方差矩阵 \mathbf{P} 的信息来实现均衡. 联合式(1)和式(2)可以得到接收信号实部和虚部完整的二阶统计量信息. 基于 Hammerstein 非线性信道模型的广义线性盲均衡器充分利用非线性变换后接收信号的非圆特性, 构造广义线性均衡器提高了信息

利用率, 能够得到更小的均方误差, 最终提高非线性信道盲均衡的性能.

为了实现 Wiener 广义线性盲均衡器抽头系数的自适应更新, 我们仅利用发送信号的模值统计信息自适应地调整均衡器抽头系数. 基于常模准则, 构造非线性信道广义线性常模算法(NCWL-CMA)的代价函数:

$$J_{\text{NCWL-CMA}}(\bar{\boldsymbol{\theta}}) = E\{|\bar{y}(n)|^2 - R_2\}^2 \quad (15)$$

其中 $\bar{\boldsymbol{\theta}} = (\bar{\boldsymbol{\theta}}_w^T \ \bar{\boldsymbol{\theta}}_f^T)^T$ 表示整体的广义非线性均衡器, $R_2 = \frac{E\{|s(n)|^4\}}{E\{|s(n)|^2\}}$. R_2 作为均衡器输出的期望值只与发送信号幅度的统计特性有关, 与训练序列的瞬时值无关. 利用瞬时梯度下降法, 推导出 Wiener 广义线性盲均衡器抽头系数的更新公式为:

$$\bar{\boldsymbol{\theta}}(n+1) = \bar{\boldsymbol{\theta}}(n) - \mu \hat{\nabla}_{\bar{\boldsymbol{\theta}}}^*(n) \quad (16)$$

其中 $\hat{\nabla}_{\bar{\boldsymbol{\theta}}}^*(n)$ 为代价函数 $J_{\text{NCWL-CMA}}(\bar{\boldsymbol{\theta}})$ 的瞬时梯度,

$$\begin{aligned} \hat{\nabla}_{\bar{\boldsymbol{\theta}}}^*(n) &= 2[|\bar{y}(n)|^2 - R_2] \frac{\partial [\bar{y}(n) \cdot \bar{y}^*(n) - R_2]}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}^*(n)} \\ &= 2[|\bar{y}(n)|^2 - R_2] \bar{y}^*(n) \frac{\partial \bar{y}(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}^*(n)} \end{aligned} \quad (17)$$

令 $\bar{e}(n) = \bar{y}(n)(|\bar{y}(n)|^2 - R_2)$, 得到 NCWL-CMA 算法的均衡器系数迭代公式为:

$$\begin{aligned} \bar{\boldsymbol{\theta}}(n+1) &= \bar{\boldsymbol{\theta}}(n) - \mu \hat{\nabla}_{\bar{\boldsymbol{\theta}}}^*(n) \\ &= \bar{\boldsymbol{\theta}}(n) - 2\mu \bar{e}^*(n) \frac{\partial \bar{y}(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}^*(n)} \end{aligned} \quad (18)$$

要实现 NCWL-CMA 算法的自适应更新, 需要得到 $\frac{\partial \bar{y}(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}^*(n)}$ 的迭代公式. 由 $\bar{\boldsymbol{\theta}} = (\bar{\boldsymbol{\theta}}_w^T \ \bar{\boldsymbol{\theta}}_f^T)^T$, 首先求解非线性部分的梯度 $\frac{\partial \bar{y}(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_f^*(n)}$, 令 $\boldsymbol{\varphi}_f = \frac{\partial \bar{y}(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_f^*(n)}$, 由式(13)可知:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\varphi}_f &= \frac{\partial \bar{y}(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_f^*(n)} = \frac{\partial [\boldsymbol{\theta}_f^H \bar{\mathbf{y}}_1(n)]}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_f^*(n)} \\ &= \bar{\mathbf{y}}_1(n) = (\bar{y}_1(n) \ \bar{y}_1^2(n) \ \cdots \ \bar{y}_1^{m_f}(n))^T \end{aligned} \quad (19)$$

进一步推导线性部分的梯度 $\frac{\partial \bar{y}(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_w^*(n)}$. 令 $\boldsymbol{\varphi}'_w = \frac{\partial \bar{y}(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_w^*(n)}$, 由式(11)和式(13)可知:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\varphi}'_w &= \frac{\partial \bar{y}(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_w^*(n)} = \frac{\partial [\boldsymbol{\theta}_f^H \bar{\mathbf{y}}_1(n)]}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_w^*(n)} = \boldsymbol{\theta}_f^H \frac{\partial \bar{\mathbf{y}}_1(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_w^*(n)} \\ &= \boldsymbol{\theta}_f^H \left(\frac{\partial \bar{y}_1(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_w^*(n)} \ \frac{\partial \bar{y}_1^2(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_w^*(n)} \ \cdots \ \frac{\partial \bar{y}_1^{m_f}(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_w^*(n)} \right) \\ &= \frac{\partial \bar{y}_1(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_w^*(n)} [f_1^* + f_2^* \cdot 2\bar{y}_1(n) + \cdots + f_{m_f}^* \cdot m_f \bar{y}_1^{m_f-1}(n)] \\ &= \frac{\partial \bar{y}_1(n)}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}_w^*(n)} [\boldsymbol{\theta}_f^H \mathbf{Y}'(n)] = \bar{\mathbf{x}}(n) [\boldsymbol{\theta}_f^H \mathbf{Y}'(n)] \end{aligned} \quad (20)$$

其中 $\frac{\partial \bar{y}_1(n)}{\partial \bar{\mathbf{y}}_1(n)} = (1 \ 2\bar{y}_1(n) \ \cdots \ m_f \bar{y}_1^{m_f-1}(n))^T = \mathbf{Y}'(n)$,

由此可得

$$\begin{aligned}\bar{\theta}_w^H \bar{\phi}_w' &= \bar{\theta}_w^H \bar{x}(n) [\bar{\theta}_f^H \bar{Y}'(n)] \\ &= \bar{\theta}_f^H [\bar{y}_1(n) \quad 2\bar{y}_1^2(n) \quad \cdots \quad m_f \bar{y}_1^{m_f}(n)]^T\end{aligned}\quad (21)$$

为了消除 $\bar{\theta}_w^H \bar{\phi}_w'$ 与 $\bar{y}(n)$ 的偏差,需要对 $\bar{Y}'(n)$ 进行修正. 令 $\bar{Y}(n) = (1 \quad \bar{y}_1(n) \quad \cdots \quad \bar{y}_1^{m_f-1}(n))^T$, $\bar{\phi}_w = \bar{x}(n) [\bar{\theta}_f^H \bar{Y}(n)]$, 有

$$\bar{y}(n) = \bar{\theta}_w^H \bar{\phi}_w = \bar{\theta}_w^H \bar{x}(n) [\bar{\theta}_f^H \bar{Y}(n)] \quad (22)$$

令 $\bar{\phi} = (\bar{\phi}_w^T \quad \bar{\phi}_f^T)^T$, 可得:

$$\bar{\theta}^H \bar{\phi} = (\bar{\theta}_w^H \quad \bar{\theta}_f^H) \begin{pmatrix} \bar{\phi}_w \\ \bar{\phi}_f \end{pmatrix} = \bar{\theta}_w^H \bar{\phi}_w + \bar{\theta}_f^H \bar{\phi}_f = 2\bar{y}(n) \quad (23)$$

因此

$$\begin{aligned}\frac{\partial \bar{y}(n)}{\partial \bar{\theta}^*(n)} &= \frac{1}{2} \bar{\phi} = \frac{1}{2} (\bar{\phi}_w^T \quad \bar{\phi}_f^T)^T \\ &= \frac{1}{2} ((\bar{x}(n) [\bar{\theta}_f^H \bar{Y}(n)])^T \quad \bar{y}_1^T(n))^T\end{aligned}\quad (24)$$

将式(24)带入式(18), 可得 NCWL-CMA 算法的均衡器系数更新公式:

$$\begin{aligned}\bar{\theta}(n+1) &= \bar{\theta}(n) - \mu \hat{\nabla}_{\bar{\theta}^*}^{\wedge}(n) \\ &= \bar{\theta}(n) - \mu \bar{e}^*(n) ((\bar{x}(n) [\bar{\theta}_f^H \bar{Y}(n)])^T \quad \bar{y}_1^T(n))^T\end{aligned}\quad (25)$$

表 1 给出 NCWL-CMA 算法的实现步骤.

表 1 NCWL-CMA 算法

初始化: $\bar{\theta}_{w_{2n_w \times 1}} = [1 \quad \cdots \quad 0]^T$, $\bar{\theta}_{f_{m_f \times 1}} = [1 \quad \cdots \quad 0]^T$

算法迭代: 对任意 $n = 1, 2, \cdots$

$$\begin{aligned}\bar{y}_1(n) &= \bar{\theta}_w^H \bar{x}(n) \\ \bar{y}_1(n) &= (\bar{y}_1(n) \quad \bar{y}_1^2(n) \quad \cdots \quad \bar{y}_1^{m_f}(n))^T \\ \bar{Y}(n) &= (1 \quad \bar{y}_1(n) \quad \cdots \quad \bar{y}_1^{m_f-1}(n))^T \\ \bar{y}(n) &= \bar{\theta}_f^H \bar{y}_1(n) \\ \bar{e}(n) &= \bar{y}(n) (|\bar{y}(n)|^2 - R_2) \\ \bar{\theta}(n+1) &= \bar{\theta}(n) - \mu \bar{e}^*(n) ((\bar{x}(n) [\bar{\theta}_f^H \bar{Y}(n)])^T \quad \bar{y}_1^T(n))^T\end{aligned}$$

3.2 NCWL-CMA Newton-like

NCWL-CMA 算法基于 Wiener 广义线性盲均衡器结构, 在传统线性 CMA 算法的基础上, 采用随机梯度下降算法来更新均衡器抽头系数, 收敛速度较慢. 文献[5]为了提高非线性信道自适应均衡器的收敛速度, 引入信号自相关矩阵的逆 η^{-1} , 推导得到非线性信道牛顿算法. 然而该算法需要计算自相关矩阵的逆, 对于非平稳信号自相关矩阵的估计无法保证正定, 算法的收敛性能下降^[10]. 由于 Hessian 矩阵具有对称正定性, 文献[11]利用 Hessian 矩阵代替自相关矩阵的逆估计, 通过引入遗忘因子, 采用加权平均的方法近似 Hessian 矩阵, 提出了基于常模特性的拟牛顿盲均衡算法 (Constant Modulus Newton-like Algorithm, CMA Newton-like), 提高了算法的收敛性能, 其自适应迭代算法形式为:

$$\bar{\theta}(n+1) = \bar{\theta}(n) - \mu \bar{H}_s^{-1} \hat{\nabla}_{\bar{\theta}^*}^{\wedge}(n) \quad (26)$$

其中, Hessian 矩阵表示如下:

$$\bar{H}_s = 2 \frac{1-\lambda}{1-\lambda^n} \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} [2|\bar{y}(i)|^2 - R_2] \bar{x}(i) \bar{x}^H(i) \quad (27)$$

但是该方法仅适用于线性信道, $\bar{x}(i)$ 表示线性均衡器第 i 时刻的输入. 对于非线性信道, 算法均衡性能下降.

为了提高基于 Hammerstein 非线性信道模型的 Wiener 广义线性盲均衡器的性能, 在 CMA Newton-like 算法的启发下, 本文构造广义线性 Hessian 矩阵, 推导得到 NCWL-CMA Newton-like 算法. 首先构造广义线性 Hessian 矩阵如下:

$$\bar{H}_s = 2 \frac{1-\lambda}{1-\lambda^n} \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} [2|\bar{y}(i)|^2 - R_2] \bar{\phi}(i) \bar{\phi}^H(i) \quad (28)$$

定义 $\bar{\psi}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} [2|\bar{y}(i)|^2 - R_2] \bar{\phi}(i) \bar{\phi}^H(i)$, $\bar{G} = \bar{\psi}^{-1}$, 则逆矩阵为:

$$\bar{H}_s^{-1} = \frac{1-\lambda^n}{2(1-\lambda)} \bar{\psi}^{-1}(n) = \frac{1-\lambda^n}{2(1-\lambda)} \bar{G}(n) \quad (29)$$

将 $\bar{\psi}(n)$ 写成递推的形式: $\bar{\psi}(n) = \lambda \bar{\psi}(n-1) + [2|\bar{y}(n)|^2 - R_2] \bar{\phi}(n) \bar{\phi}^H(n)$. 利用矩阵求逆公式

$$(A + DCD^H)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}D(C^{-1} + D^H A^{-1}D)^{-1}D^H A^{-1} \quad (30)$$

可得:

$$\begin{aligned}\bar{G}(n) &= \lambda^{-1} \bar{G}(n-1) \\ &\quad - \frac{\lambda^{-2} \bar{G}(n-1) \bar{\phi}(n) \bar{\phi}^H(n) \bar{G}(n-1)}{[2|\bar{y}(n)|^2 - R_2]^{-1} + \lambda^{-1} \bar{\phi}^H(n) \bar{G}(n-1) \bar{\phi}(n)}\end{aligned}\quad (31)$$

同 NCWL-CMA 算法一样, NCWL-CMA Newton-like 算法利用梯度下降法调整均衡器的抽头系数. 不同于文献[5]分别推导线性和非线性部分梯度, 这里可以直接由 3.1 节得到瞬时梯度为

$$\begin{aligned}\hat{\nabla}_{\bar{\theta}^*}^{\wedge}(n) &= \frac{\partial [|\bar{y}(n)|^2 - R_2]}{\partial \bar{\theta}^*(n)} \\ &= 2(|\bar{y}(n)|^2 - R_2) \bar{y}^*(n) \frac{\partial \bar{y}(n)}{\partial \bar{\theta}^*(n)}\end{aligned}$$

则利用式(24)和式(29), 得到 NCWL-CMA Newton-like 算法的迭代更新公式为:

$$\begin{aligned}\bar{\theta}(n+1) &= \bar{\theta}(n) - \mu \bar{H}_s^{-1} \hat{\nabla}_{\bar{\theta}^*}^{\wedge}(n) \\ &= \bar{\theta}(n) - 2\mu \bar{e}^*(n) \bar{H}_s^{-1} \frac{\partial \bar{y}(n)}{\partial \bar{\theta}^*(n)} \\ &= \bar{\theta}(n) - \mu \frac{1-\lambda^n}{2(1-\lambda)} \bar{e}^*(n) \bar{G}(n) \bar{\phi}(n)\end{aligned}\quad (32)$$

其中 $\bar{e}(n) = \bar{y}(n) (|\bar{y}(n)|^2 - R_2)$. 由此, 结合表 1 中

NCWL-CMA 算法和式 (31), 则可以得到 NCWL-CMA Newton-like 算法的实现步骤如表 2 所示.

表 2 NCWL-CMA Newton-like 算法

初始化: $\bar{\boldsymbol{\theta}}_{n_w \times 1} = [1 \cdots 0]^T, \boldsymbol{\theta}_{m_f \times 1} = [1 \cdots 0]^T,$
 $\bar{\mathbf{G}}(0) = \delta \mathbf{I}_{(2n_w + m_f) \times (2n_w + m_f)}, \delta$ 是很小的正常数

算法迭代: 对任意 $n = 1, 2, \dots$

$$\bar{\mathbf{y}}_1(n) = \bar{\boldsymbol{\theta}}_w^H \mathbf{x}(n)$$

$$\bar{\mathbf{y}}_1(n) = (\bar{y}_1(n) \quad \bar{y}_1^2(n) \quad \cdots \quad \bar{y}_1^{m_f}(n))^T$$

$$\bar{\mathbf{Y}}(n) = (1 \quad \bar{\mathbf{y}}_1(n) \quad \cdots \quad \bar{\mathbf{y}}_1^{m_f-1}(n))^T$$

$$\bar{\mathbf{y}}(n) = \boldsymbol{\theta}_f \bar{\mathbf{y}}_1(n)$$

$$\bar{e}(n) = \bar{\mathbf{y}}(n) (|\bar{\mathbf{y}}(n)|^2 - R_2)$$

$$\bar{\boldsymbol{\phi}}(n) = ((\bar{\mathbf{x}}(n) [\boldsymbol{\theta}_f^H \bar{\mathbf{Y}}(n)])^T \quad \bar{\mathbf{y}}_1^T(n))^T$$

$$\bar{\mathbf{G}}(n) = \lambda^{-1} \bar{\mathbf{G}}(n-1) - \frac{\lambda^{-2} \bar{\mathbf{G}}(n-1) \bar{\boldsymbol{\phi}}(n) \bar{\boldsymbol{\phi}}^H(n) \bar{\mathbf{G}}(n-1)}{[2 |\bar{\mathbf{y}}(i)|^2 - R_2]^{-1} + \lambda^{-1} \bar{\boldsymbol{\phi}}^H(n) \bar{\mathbf{G}}(n-1) \bar{\boldsymbol{\phi}}(n)}$$

$$\bar{\boldsymbol{\theta}}(n+1) = \bar{\boldsymbol{\theta}}(n) - \mu \frac{1 - \lambda^n}{2(1 - \lambda)} e^*(n) \bar{\mathbf{G}}(n) \bar{\boldsymbol{\phi}}(n)$$

3.3 算法复杂度分析

由图 3 可知, 本文提出的 NCWL-CMA 和 NCWL-CMA Newton-like 两种非线性信道盲均衡算法的复杂度与 Wiener 广义线性盲均衡器向量 $\boldsymbol{\theta}$ 的维数以及算法的迭代次数有关. 由式 (11) 和式 (13) 可知, 均衡器每一次输出需要 $(2n_w + 2m_f)$ 次乘法运算以及 $(2n_w + m_f)$ 次加法运算. 首先分析 NCWL-CMA 算法, 由式 (25) 可知, 均衡器抽头系数每一次迭代需要 $(4n_w + 2m_f)$ 次乘法运算和 $(2n_w + 2m_f)$ 次加法运算. 综上可得, NCWL-CMA 算法每一次迭代总共需要 $(6n_w + 4m_f)$ 次乘法运算和 $(4n_w + 3m_f)$ 次加法运算.

NCWL-CMA Newton-like 算法与 NCWL-CMA 算法相比, 主要增加了广义线性 Hessian 矩阵的逆矩阵 $\bar{\mathbf{G}}$ 的计算, 由式 (31) 和式 (32) 可知, NCWL-CMA Newton-like 算法每一次迭代需要额外增加 $(5(2n_w + m_f)^2 + 2(2n_w + m_f))$ 次乘法运算和 $(4(2n_w + m_f)^2 + (4n_w + 2m_f))$ 次加法运算.

而传统 CMA 算法每次迭代需要 $2n_w$ 次乘法运算和 $2n_w$ 次加法运算, CMA Newton-like 算法在 CMA 算法的基础上, 每次迭代增加了 $5n_w^2$ 次乘法运算和 $4n_w^2$ 次加法运算.

可以看出, 与传统盲均衡算法相比, 本文提出的两种基于 Hammerstein 非线性信道模型的 Wiener 广义线性盲均衡算法的运算复杂度有了一定的增加. 但是, 本文算法与对应传统算法的运算复杂度仍然同处于一个数量级, 运算复杂度较低.

4 仿真实验与性能分析

本文以 MPSK ($M \geq 4$) 信号为例进行仿真实验, 其中

MPSK 信号实部和虚部的分布情况相同, 为复数圆信号, 非圆系数 $|\rho| = 0$. 但是经过非线性变换之后, 信号实部和虚部的分布情况发生变化, 不再满足圆信号的条件, 接收信号具有非圆性.

首先验证本文提出的两种非线性信道广义线性盲均衡算法的有效性, 以 8PSK 信号为例, 当信噪比 SNR = 25dB 时, 观察信号在不同非线性强度下的星座图变化情况.

设置符号长度为 10^4 , 采用文献 [5] 的 Hammerstein 非线性信道模型, 参数如下:

$$x_1(n) = s(n) + 0.25s^2(n) + 0.125s^3(n)$$

$$x_2(n) = 0.75x_1(n) + 0.35x_1(n-1) - 0.15x_1(n-2)$$

(33)

分别采用 CMA^[9] 算法、CMA Newton-like^[12] 算法以及本文提出的 NCWL-CMA 和 NCWL-CMA Newton-like 算法进行均衡. 四种算法的步长均设为 $\mu = 0.003$, 其中 CMA Newton-like 算法的初始值 $\lambda = 0.999$, $\mathbf{G}(0) = 0.01 \mathbf{I}_{n_w \times n_w}$, 传统非线性信道盲均衡器长度为 $n_w = 11$, 基于 Hammerstein 非线性信道模型的 Wiener 广义线性盲均衡器的非线性部分和线性部分长度分别为 $2n_w = 22$ 和 $m_f = 5$, NCWL-CMA Newton-like 算法的初始值 $\lambda = 0.999$, $\bar{\mathbf{G}}(0) = 0.01 \mathbf{I}_{(2n_w + m_f) \times (2n_w + m_f)}$. 图 4 为 8PSK 信号经过非线性信道的星座图, 图 5 表示采用传统盲均衡算法均衡后的星座图, 图 6 表示采用本文提出的两种非线性信道广义线性盲均衡算法均衡后的星座图.

从图 4 可以看出, 发送信号经过非线性信道之后, 受到严重的非线性干扰, 接收信号模糊成团, 且接收信号的实部和虚部分布不一致. 进一步观察图 5(a)、图 5(b) 发现, 采用传统的盲均衡算法均衡后, 发送信号的星座图大致可以看出来, 但是还存在部分非线性干扰没有消除. 然而, 与传统的盲均衡算法不同, 采用本文提出的非线性信道广义线性盲均衡算法均衡后, 不仅能够更加清晰地恢复出发送信号的星座图, 还能够较好地消除非线性干扰 (如图 6(a)、图 6(b) 所示). 上述实验结果表明本文算法对 MPSK 信号非线性信道盲均衡的有效性.

进一步研究非线性强度对上述四种盲均衡算法的性能影响, 采用如下 Hammerstein 非线性信道模型:

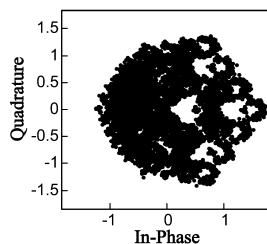


图 4 8PSK 信号经过非线性信道的星座图

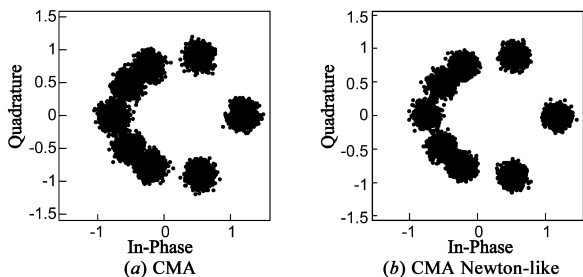


图5 传统盲均衡算法均衡后的星座图

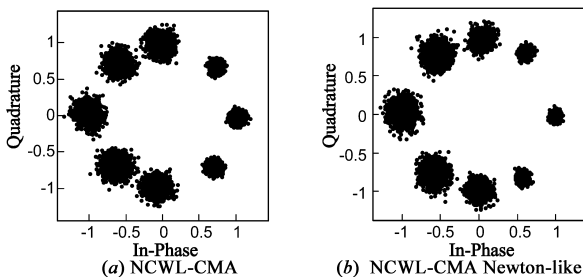


图6 非线性信道广义线性盲均衡算法均衡后的星座图

$$\begin{aligned} x_1(n) &= s(n) + 0.45s^2(n) + 0.15s^3(n) \\ x_2(n) &= 0.75x_1(n) + 0.375x_1(n-1) - 0.15x_1(n-2) \end{aligned} \quad (34)$$

同式(33)相比,信道非线性系数变大,非线性增强. 仍然采用上述4种算法进行仿真实验,四种算法的步长均设为 $\mu = 0.002$,其中,CMA Newton-like 算法的初始值 $\lambda = 0.999$, $\bar{G}(0) = 0.01 \mathbf{I}_{n_w \times n_w}$,盲均衡器长度为 $n_w = 11$,而基于 Hammerstein 非线性信道模型的 Wiener 广义线性盲均衡器的非线性部分和线性部分长度分别为 $2n_w = 22$ 和 $m_f = 5$,NCWL-CMA Newton-like 算法的初始值 $\lambda = 0.999$, $\bar{G}(0) = 0.01 \mathbf{I}_{(2n_w + m_f) \times (2n_w + m_f)}$. 图7为8PSK信号经过强非线性信道后的星座图,图8表示强非线性信道下采用传统盲均衡算法均衡后的星座图,图9表示强非线性信道下采用本文提出的基于 Hammerstein 非线性信道的广义线性盲均衡算法均衡后的星座图.

从图7可以看出,信道的非线性增强,接收信号受到的非线性干扰更加严重(散射更为严重,非线性失真更加显著).采用传统盲均衡算法均衡后得到的星座图仍然存在较大的非线性干扰,不能分辨出发送信号的调制类型(如图8(a)、图8(b)所示).然而,采用本文所

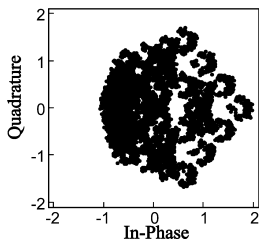


图7 8PSK信号经过非线性信道的星座图(强非线性信道)

提出的两种非线性信道广义线性常模盲均衡算法进行均衡,仍然能够恢复发送信号的星座图(如图9(a)、图9(b)所示).但是同图6中弱非线性信道均衡后的星座图相比,经过强非线性信道后星座点的聚集程度不够高,仍然存在一定的剩余码间干扰.上述仿真实验表明,随着非线性程度的增加,本文提出的非线性信道广义线性盲均衡算法的均衡性能下降.然而,对于非线性较强的信道,本文算法仍然能够恢复发送信号的星座图,算法具有一定的鲁棒性,能够有效地实现非线性信道盲均衡.

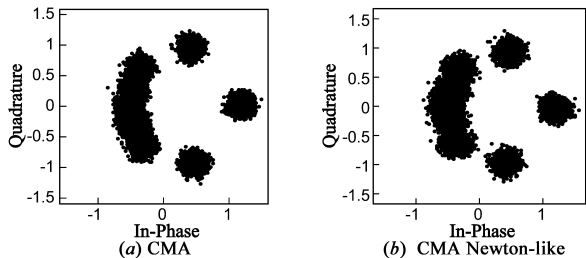


图8 传统盲均衡算法均衡后的星座图(强非线性信道)

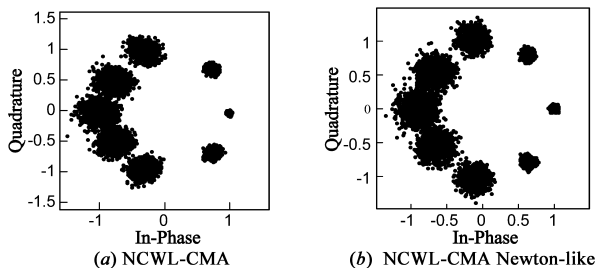


图9 非线性信道广义线性盲均衡算法均衡后的星座图(强非线性信道)

为了更好地比较本文提出的两种算法与传统的CMA, CMA Newton-like 算法的性能,下面截取非线性均衡器的线性部分,采用剩余码间干扰来衡量两种算法的收敛性能和稳态误差性能.在信噪比 $\text{SNR} = 25\text{dB}$ 的条件下,比较 QPSK 和 8PSK 信号在上述4种算法下非线性系统线性部分的剩余码间干扰性能.剩余码间干扰定义如下:

$$\text{ISI} = 10 \lg \left(\frac{\sum_n |\alpha(n)|^2}{|\alpha(n_0)|^2} - 1 \right) (\text{dB}) \quad (35)$$

其中, $\alpha(n) = \sum_i \theta_i^*(i) h(n-i)$, $n_0 = \arg \max_n |\alpha(n)|$.

对于 QPSK 和 8PSK 信号,4种算法的步长均设为 $\mu = 0.003$,其中传统非线性信道盲均衡器长度为 $n_w = 11$,CMA Newton-like 算法的初始值 $\lambda = 0.999$, $\bar{G}(0) = 0.01 \mathbf{I}_{n_w \times n_w}$,而基于 Hammerstein 非线性信道模型的 Wiener 广义线性盲均衡器的非线性部分和线性部分长度分别为 $2n_w = 22$ 和 $m_f = 5$,NCWL-CMA Newton-like 算法中 $\lambda = 0.999$, $\bar{G}(0) = 0.01 \mathbf{I}_{(2n_w + m_f) \times (2n_w + m_f)}$. 设置符

号长度为 10^4 ,在式(33)非线性信道下,4种算法对两种信号均衡后的剩余码间干扰曲线如图10所示。

图10(a)、图10(b)各曲线表明,对于QPSK和8PSK信号,传统的CMA算法和CMA Newton-like算法的稳态剩余码间干扰较大,而本文提出的两种算法的剩余码间干扰明显低于传统算法,随着迭代更新次数的增加,NCWL-CMA算法和NCWL-CMA Newton-like算法的稳态剩余码间干扰趋于一致。相对于传统的CMA算法和CMA Newton-like算法而言,本文提出的算法有超过10dB的性能增益,这主要是由于传统方法没有考虑传输信道的非线性特性。此外,QPSK信号和8PSK信号经过非线性变换之后,接收信号的实部和虚部分布情况发生改变,不再满足圆信号的条件,具有非圆特性。本文提出的非线性信道广义线性盲均衡算法充分考虑非线性信道的影响,利用接收信号的非圆性质提高了信息利用率,进一步降低了稳态剩余码间干扰。

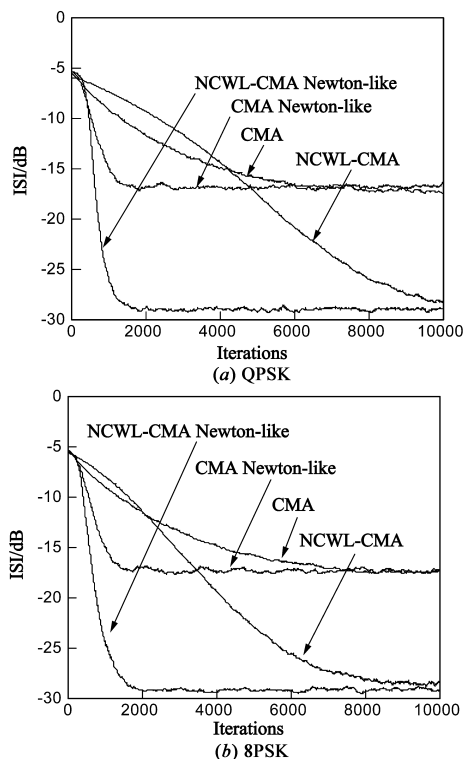


图10 4种算法对不同信号均衡后的剩余码间干扰曲线

最后,比较算法的收敛速度。可以发现,CMA Newton-like算法的收敛速度比CMA算法有了显著的提高,对应得到NCWL-CMA Newton-like算法的收敛速度明显快于NCWL-CMA算法。

为了说明非线性信道下本文算法对MPSK信号的均衡性能随信噪比的变化情况,在信噪比为15dB~30dB的范围内,以8PSK信号为例,仍然采用上述四种算法进行均衡,各算法仿真参数同上。设每次实验的符

号长度为 10^5 个码元,将实验结果进行500次蒙特卡洛实验统计平均得到图11所示误码率曲线。

比较图11中采用传统非线性信道盲均衡方法和本文提出的非线性信道广义线性盲均衡方法得到的误码率曲线,可以看出本文算法具有明显的优势,且随着信噪比的提高,本文算法的误码性能得到了显著改善。同时比较本文两种算法发现,NCWL-CMA Newton-like算法的性能优于NCWL-CMA算法,在信噪比为27dB时,NCWL-CMA Newton-like算法的误码率就能达到 10^{-5} ,而NCWL-CMA算法在信噪比为30dB的条件下才能达到。

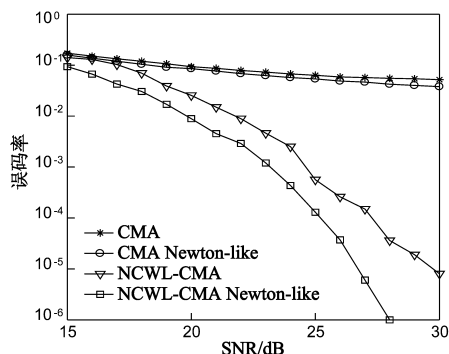


图11 非线性信道下4种算法的误码率曲线

5 结论

本文基于Hammerstein非线性信道模型,利用非线性变换后接收信号具有非圆性的特点,将广义线性自适应滤波理论引入非线性信道盲均衡领域,构造了基于Wiener非线性模型的广义线性盲均衡器,提出了NCWL-CMA和NCWL-CMA Newton-like两种非线性信道广义线性盲均衡算法。理论分析和仿真实验结果表明,与传统盲均衡算法相比,新算法的剩余码间干扰显著降低、收敛性能提高,能够有效改善非线性信道盲均衡的误码性能。

然而,本文算法仅利用了发送信号的单一模值,对于高阶多模信号如MQAM等,本文算法不可避免地存在模型失配问题。下一步的工作可以借鉴多模盲均衡算法^[12],将本文算法的思想推广应用于高阶多模信号非线性信道盲均衡领域。

参考文献

- [1] Gao X Y, W M Snelgrove. Adaptive linearization schemes for weakly nonlinear systems using adaptive linear and nonlinear FIR filter[A]. Proc of the 33rd Midwest Symposium on Circuits and Systems[C]. Calgary, Alberta, Canada: IEEE, 1990. 9-12.
- [2] Singer I P, Koepl H. A low-rate identification method for digital predistorters based on Volterra kernel interpolation[J]. Ana-

- log Integrated Circuits and Signal Processing, 2008, 56(1-2): 107-115.
- [3] Perez-Cruz F, Murillo-Fuentes J J, Caro S. Nonlinear channel equalization with Gaussian processes for regression [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(10): 5283-5286.
- [4] 刘顺兰, 蒋树南. 非线性信道的均衡算法研究 [J]. 电子学报, 2010, 10(38): 2219-2223.
Liu Shun-lan, Jiang Shu-nan. Equalization algorithms based on nonlinear channel [J]. Acta Electronic Sinica, 2010, 10(38): 2219-2223. (in Chinese)
- [5] 刘顺兰, 蒋树南. 非线性信道 LMS Newton 均衡算法的研究 [J]. 电路与系统学报, 2011, 1(16): 108-115.
Liu Shun-lan, Jiang Shu-nan. Research on nonlinear LMS Newton equalization algorithms [J]. Journal of Circuits Systems, 2011, 1(16): 108-115. (in Chinese)
- [6] de Aquino F J A, Resende L S, da Rocha C A F. Widely linear adaptive equalization of digital communication channel [J]. IEEE Latin America Transactions, 2010, 8(1): 30-37.
- [7] Li X L, Adali T. Complex-valued Gaussian signal processing: optimality of MSE, incorporation of full statistics, and a unified view [A]. Proceedings of CISS 2011 [C]. Baltimore, MD: IEEE, 2011. 1-5.
- [8] Adali T, Li H, Aloysius R. On properties of the widely linear MSE filter and its LMS implementation [A]. Proceedings of CISS 2009 [C]. Baltimore, MD: IEEE, 2009. 876-881.
- [9] Johnson R, Schniter P, Endres T J, et al. Blind equalization using the constant modulus criterion: A review [J]. Proceedings of IEEE, 1998, 86(10): 1927-1950.
- [10] 高鹰, 谢胜利. 一种变步长 LMS 自适应滤波算法及分析 [J]. 电子学报, 2001, 29(8): 1-4.
Gao Ying, Xie Sheng-li. A variable step size LMS adaptive filtering algorithm and its analysis [J]. Acta Electronic Sinica, 2001, 29(8): 1-4. (in Chinese)
- [11] Yan Guang-Rong, H Howard Fan. A Newton-like algorithm for complex variables with applications in blind equalization [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 48(2): 553-556.
- [12] 阮秀凯, 蒋啸, 李昌. 一种适用于高阶 QAM 系统 Bussgang 类盲均衡新方法 [J]. 电子与信息学报, 2012, 34(8): 2018-2022.
Ruan Xiu-kai, Jiang Xiao, Li Chang. A novel method of Bussgang-type blind equalization in high-order QAM systems [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(8): 2018-2022. (in Chinese)

作者简介

张 婷 女, 1989 出生于河南郑州, 解放军信息工程大学硕士研究生, 主要研究方向为信道均衡与辨识.

E-mail: yiyoyouTT@126.com

王 彬(通信作者) 女, 1971 出生于河南郑州, 工学博士, 解放军信息工程大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为通信信号处理、信道均衡与辨识、通信信号处理.

E-mail: commutech@163.com

刘世刚 男, 1972 出生于河南开封, 工学博士, 解放军信息工程大学讲师, 主要研究方向为无线通信信号盲接收.

E-mail: shigangzy@163.com