

基于 IIR 非线性信道模型的 LMS 均衡算法

马 婵, 蒋树南

(杭州电子科技大学 通信工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要:在高速数据传输环境下,传输信道的非线性已成为影响信道误码性能的主要因素。针对由功率放大器带来的信道非线性问题,研究了一种基于 IIR 非线性信道结构的 LMS 算法,并构建出了一个基于 IIR 结构的非线性信道传输系统模型。基于该模型,推导了基于 IIR 结构的 LMS 算法来估计非线性均衡器的参数。仿真结果表明,在一定的信噪比范围内,提出的 IIR LMS 算法能达到令人满意的 ED 性能,有效抑制高速传输信道的码间干扰。

关键词:最小均方;均衡;无限脉冲响应

中图分类号:TN975

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2010)03-0071-04

LMS equalization algorithm based on the IIR nonlinear channel model

MA Chan, JIANG Shu-nan

(College of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In high-speed data transmission environment, the basic encoding rules(BER) performance was mostly affected by the non-linear feature of transmission channel. Aiming at the non-linear feature brought by the power amplifier, the least mean square(LMS) algorithm based on infinite impulse response(IIR) nonlinear channel structure and the construction of IIR structure based on nonlinear channel transmission system model were researched. According to the model, the parameters of nonlinear equalizer were estimated from LMS algorithm based on IIR structure. The simulation result shows, the proposed IIR LMS algorithm can achieve more satisfying ED performance within a certain range of SNR and the inter symbol interference(ISI) of high-speed transmission channel can be inhibited effectively by adopting non-linear equalization techniques.

Key words: least mean square(LMS); equalization; infinite impulse response(IIR)

0 引 言

在很多领域里,都要求消除或降低由一些电子设备的非线性特性造成的非线性失真,如通信系统、语音信号处理和控制工程等^[1-2]。在通信系统中,功率放大器最能体现有记忆、非线性结构这一特征,实际的功率放大器总是存在着一定程度的记忆性。在窄带通信系统中,放大器的记忆性较弱,分析功率放大器的非线性特性时,往往不对它进行考虑。但在宽带通信系统中,放大器的记忆效应十分显著,并且会对线性化效果产生重要影响。这主要是由于宽带通信系统中,放大器主要采用负反馈来扩展其通频带带宽,反馈体现了记

忆性。因此为有效抑制高速传输信道的码间干扰,必须对功率放大器采用非线性均衡技术。

非线性信道均衡技术是将放大器引入的非线性看成信道信息的一部分,同时认为信道性质属于非线性,从而在接收端进行非线性均衡。虽然有一些基于 Volterra 级数模型的自适应均衡技术非线性系统模型被提出^[3-4],但是由于 Volterra 级数模型自身特征的限制,在实际执行时会面临计算复杂度高和收敛速度慢等问题。近年来,基于 Volterra 级数模型的变相表达方式被提出^[5],它可以降低计算复杂度。为了进一步降低计算复杂度和提高收敛速度,E. Abd-Elrady 提出了块结构模型如维纳模型结构和 Hammerstein 模型结构^[6-7]。这种模型减少了需要估计的参数个数,因此

收稿日期:2009-10-30

作者简介:马 婵(1985-),女,河南南阳人,主要从事信号与信息处理方面的研究。E-mail: machan508@163.com

通信联系人:赵治栋,男,副教授,硕士生导师。E-mail: zhaozd@hdu.edu.cn

降低了计算复杂度和收敛时间。维纳模型结构由一个线性结构后接一个非线性结构组成,它可应用在具有非线性特征的一切电子仪器中。比如,功率放大器可以用维纳系统来建模^[8-9]。相应地,在 Hammerstein 模型结构里,非线性结构连接在线性结构之前。

本研究中,笔者考虑采用 IIR Hammerstein 模型结构作为非线性系统模型,这样非线性均衡器被相应地建模为一个 IIR 维纳系统^[10-11]。笔者通过利用改进 NCLMS(Nonlinear Filtered-x Least Mean Squares)算法以估计 IIR 维纳非线性均衡器的参数。其中,IIR Hammerstein 系统的结构和参数都需要预先设定。

1 基于 IIR 结构的非线性传输系统模型的构建

本研究分别在 Hammerstein 模型和维纳模型的基础上引入反馈结构,构建了一个基于 IIR 结构的非线性信道传输系统模型^[12],如图 1 所示,图中 $a(\cdot)$ 表示 Hammerstein 模型的反馈系数向量模块, $c(\cdot)$ 表示维纳模型的反馈系数向量模块。

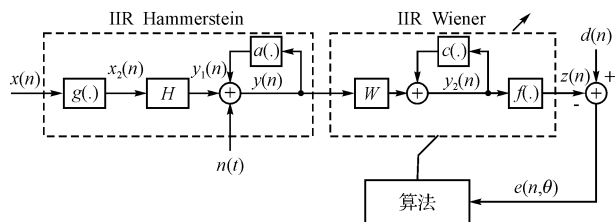


图 1 基于 IIR 结构的非线性传输系统模型

假设在图 1 中被均衡的 IIR Hammerstein 模型是一个离散时间系统。这个系统的输出可以由式(1)表示为:

$$y(n) = p(z^{-1})x_2(n) = \frac{H(z^{-1})}{1 - A(z^{-1})}x_2(n) = \sum_{m=0}^{m_h} h_m x_2(n-m) + \sum_{m=1}^{m_a} a_m y(n-m) \quad (1)$$

$$\text{其中, } p(z^{-1}) = \frac{H(z^{-1})}{1 - A(z^{-1})}, A(z^{-1}) = \sum_{m=1}^{m_a} a_m z^{-m},$$

$$H(z^{-1}) = \sum_{m=0}^{m_h} h_m z^{-m}.$$

z^{-1} 表示延迟操作,如 $z^{-m}x(n) = x(n-m)$ 。中间量 $x_2(n)$ 定义为:

$$x_2(n) = g_1 x(n) + g_2 x^2(n) + \cdots + g_{m_g} x^{m_g}(n) \quad (2)$$

类似地,均衡器的输出部分可以表达为:

$$z(n) = f_1(n)y_2(n) + f_2(n)y_2^2(n) + \cdots + f_{m_f}(n)y_2^{m_f}(n) = \theta_f^T(n)y_2(n) \quad (3)$$

其中:

$$\theta_f(n) = (f_1(n)f_2(n)\cdots f_{m_f}(n))^T \quad (4)$$

$$y_2(n) = (y_2(n)y_2^2(n)\cdots y_2^{m_f}(n))^T \quad (5)$$

中间信号 $y_2(n)$ 可以表达为:

$$y_2(n) = q(n, z^{-1})y(n) = \frac{W(n, z^{-1})}{1 - C(n, z^{-1})}y(n) = \sum_{m=0}^{m_w} w_m(n)y(n-m) + \sum_{m=1}^{m_c} c_m(n)y_2(n-m) \quad (6)$$

其中, $q(n, z^{-1}) = \frac{W(n, z^{-1})}{1 - C(n, z^{-1})}$, 并且多项式 $C(n, z^{-1})$ 和 $W(n, z^{-1})$ 定义为:

$$C(n, z^{-1}) = \sum_{m=1}^{m_c} c_m(n)z^{-m} \quad (7)$$

$$W(n, z^{-1}) = \sum_{m=0}^{m_w} w_m(n)z^{-m}$$

定义均衡器的参数向量 θ 如下:

$$\begin{aligned} \theta &= (\theta_f^T \theta_w^T \theta_c^T)^T \\ \theta_f &= (f_1 \ f_2 \ \cdots \ f_{m_f})^T \\ \theta_w &= (w_0 \ w_1 \ \cdots \ w_{m_w})^T \\ \theta_c &= (c_1 \ c_2 \ \cdots \ c_{m_c})^T \end{aligned} \quad (8)$$

本研究的目的是用基于 IIR 非线性信道模型的 NCLMS 算法估计参数向量 θ 。最小均方误差准则要求设代价函数为 $J(n, \theta) = E\{e^2(n, \theta)\}$, 其中 $e(n, \theta)$ 定义为系统输出信号 $z(n, \theta)$ (即 $z(n)$), 相对于需要信号 $d(n)$ 的误差为:

$$e(n, \theta) = d(n) - z(n, \theta) \quad (9)$$

其中, $d(n)$ 取输入信号 $x(n)$ 。根据最小均方误差准则,最佳的参数向量 θ 应使得代价函数 $J(n, \theta)$ 为最小。在第 2 部分,将推导出基于 IIR 非线性信道模型的 NCLMS 算法,从而求得参数向量 θ 。当求出参数向量 θ 后,均衡器便完成了对未知信道的均衡,即参数向量 θ 最后将趋向于一个稳定的向量。如果未知信道的信道特性发生变化,均衡器将重新工作,参数向量 θ 将随之发生变化,并最后趋向于一个新的稳定值。如果信道是时变的信道,则参数向量 θ 将一直存在着变化或波动。

对于该非线性信道模型结构还有两个注意点:一是由于信道受噪声影响,均衡器的参数向量 θ 可能会收敛到一个有偏差的估计值;二是非线性均衡器模型的抽头系数个数一般大于非线性信道模型的参数个数。

2 基于 IIR 非线性信道模型的 LMS 算法

这里的 NCLMS 算法可以通过随机梯度算法^[4]推

导出来:

$$\boldsymbol{\theta}(n+1) = \boldsymbol{\theta}(n) - \frac{\mu}{2} \boldsymbol{\Delta}^T(n) \quad (10)$$

式中, μ 是一个小于 1 的正常数, 一般被定义为步长因子。 $\boldsymbol{\Delta}(n)$ 表示梯度向量, 定义为:

$$\boldsymbol{\Delta}(n) = \frac{de^2(n)}{d\boldsymbol{\theta}(n)} = -2e(n) \frac{dz(n)}{d\boldsymbol{\theta}(n)} \quad (11)$$

结合式(8), 对 $\frac{dz(n)}{d\boldsymbol{\theta}(n)}$ 推导如下:

$$\frac{dz(n)}{d\boldsymbol{\theta}(n)} = \left(\left(\frac{dz(n)}{d\boldsymbol{\theta}_f(n)} \right)^T \left(\frac{dz(n)}{d\boldsymbol{\theta}_w(n)} \right)^T \left(\frac{dz(n)}{d\boldsymbol{\theta}_c(n)} \right)^T \right)^T \quad (12)$$

其中由式(3)可得:

$$\frac{dz(n)}{d\boldsymbol{\theta}_f(n)} = \mathbf{y}_2(n) = (\mathbf{y}_2(n) \mathbf{y}_2^2(n) \cdots \mathbf{y}_2^{m_f}(n))^T \quad (13)$$

由式(3), 式(6)和式(13)知, $\frac{dz(n)}{d\boldsymbol{\theta}_w(n)}$ 可以被推导

如下:

$$\begin{aligned} \frac{\partial z(n, \boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} &= \frac{\partial [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) \mathbf{y}_2(n)]}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} = \boldsymbol{\theta}_f^T(n) \frac{\partial \mathbf{y}_2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} = \\ &\boldsymbol{\theta}_f^T(n) \left(\left(\frac{\partial \mathbf{y}_2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} \right)^T \left(\frac{\partial \mathbf{y}_2^2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} \right)^T \cdots \left(\frac{\partial \mathbf{y}_2^{m_f}(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} \right)^T \right)^T = \\ &\boldsymbol{\theta}_f^T(n) \left(\left(\frac{\partial \mathbf{y}_2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} \right)^T 2\mathbf{y}_2(n) \left(\frac{\partial \mathbf{y}_2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} \right)^T \cdots \right. \\ &\left. m_f \mathbf{y}_2^{m_f-1}(n) \left(\frac{\partial \mathbf{y}_2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} \right)^T \right)^T = f_1 \frac{\partial \mathbf{y}_2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} + \\ &f_2 \cdot 2\mathbf{y}_2(n) \frac{\partial \mathbf{y}_2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} + \cdots + f_{m_f} \cdot m_f \mathbf{y}_2^{m_f-1}(n) \frac{\partial \mathbf{y}_2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} = \\ &\frac{\partial \mathbf{y}_2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} [f_1 + f_2 \cdot 2\mathbf{y}_2(n) + \cdots + f_{m_f} \cdot m_f \mathbf{y}_2^{m_f-1}(n)] = \\ &\frac{\partial \mathbf{y}_2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) Y(n)] \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $Y(n) = (1 \quad 2\mathbf{y}_2(n) \quad \cdots \quad m_f \mathbf{y}_2^{m_f-1}(n))^T = (1 \quad 2[\boldsymbol{\theta}_w^T(n) \mathbf{y}(n)] \quad \cdots \quad m_f [\boldsymbol{\theta}_w^T(n) \mathbf{y}(n)]^{m_f-1})^T$ 。

下面研究式(14)中的 $\frac{\partial \mathbf{y}_2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w}$ 部分, 根据式(6),

当求 $\mathbf{y}_2(n)$ 的值时, 可以认为 $\mathbf{y}_2(n-1), \cdots, \mathbf{y}_2(n-m_c)$ 已经在前面几次的迭代过程中确定, 所以 $\sum_{m=1}^{m_c} c_m(n) \mathbf{y}_2(n-m)$ 部分中的 $\mathbf{y}_2(n-1), \cdots, \mathbf{y}_2(n-m_c)$ 可视为固定常数, 则上式可变为:

$$\frac{\partial z(n, \boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} = \frac{\partial \mathbf{y}_2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_w} [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) Y(n)] =$$

$$\begin{pmatrix} \mathbf{y}(n) [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) Y(n)] \\ \mathbf{y}(n-1) [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) Y(n)] \\ \cdots \\ \mathbf{y}(n-n_w) [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) Y(n)] \end{pmatrix} \quad (15)$$

根据式(6), 式(14)和式(15), 可得出 $\frac{dz(n)}{d\boldsymbol{\theta}_c(n)}$ 为:

$$\frac{dz(n)}{d\boldsymbol{\theta}_c(n)} = \frac{\partial \mathbf{y}_2(n)}{\partial \boldsymbol{\theta}_c} [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) Y(n)] = \begin{pmatrix} \mathbf{y}_2(n-1) [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) Y(n)] \\ \mathbf{y}_2(n-2) [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) Y(n)] \\ \cdots \\ \mathbf{y}_2(n-m_c) [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) Y(n)] \end{pmatrix} \quad (16)$$

现在, 笔者已经完全推导出了式(12)中的 $\frac{dz(n)}{d\boldsymbol{\theta}(n)}$ 的组成成分, 从而得出梯度向量 $\boldsymbol{\Delta}(n)$ 。

3 仿真结果

在以下的仿真过程里面, 假设使用下面的 IIR Hammerstein 系统模型:

$$z(n) = \frac{0.26 + 0.77z^{-1} + 0.77z^{-2} + 0.26z^{-3}}{1 + 0.58z^{-1} + 0.42z^{-2} + 0.06z^{-3}} \mathbf{y}_2(n) \quad (17)$$

$$\mathbf{y}_2(n) = y(n) + 0.5y^2(n) + 0.25y^3(n)$$

在这个仿真过程里, 笔者假设这个系统已经被很好地识别, 即 $\hat{h}(z^{-1}) = h(z^{-1})$ 并且 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_g = \boldsymbol{\theta}_g$ 。IIR 维纳均衡器的线性性和非线性模块的参数个数分别设置为 $m_c = 3, m_d = 3$ 和 $m_f = 9$ 。输入信号选择为在 $[-1, 1]$ 之间随机分布的长度为 5 000 的样本。

归一化的均方误差法常用来衡量算法的性能, 它能同时估计均衡器中包括线性参数和非线性参数的整体均衡效果。归一化均方误差 ED 定义如下:

$$ED(n) = 10 \log_{10} \left(\frac{\hat{E}\{e^2(n)\}}{\hat{E}\{d^2(n)\}} \right) \quad (18)$$

参数向量初始化为:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta}_f(0) &= (1 \quad 0 \cdots 0)^T \\ \boldsymbol{\theta}_d(0) &= (1 \quad 0 \quad 0 \quad 0)^T \\ \boldsymbol{\theta}_c(0) &= (0 \quad 0 \quad 0)^T \end{aligned} \quad (19)$$

IIR LMS 算法对于不同的信噪比(SNR)的 ED 如图 2 所示。由图可见, SNR = 20 dB 的 ED 性能达到了 -25 dB 左右, SNR = 40 dB 的 ED 性能则达到了 -60 dB 左右。

IIR LMS 算法不包含反馈结构和包含反馈结构两种情况下的 ED 性能比较图(SNR = 30 dB)如图 3 所示。由图 3 可知, 不包含反馈结构的 IIR LMS 算法的

ED 在迭代约 400 次之后稳定在了 -30 dB,而此时包含反馈结构的 IIR NCLMS 算法的 ED 并没有稳定在 -30 dB,而是继续下降,在迭代到 4 000 次之后达到了 -55 dB。从图 3 中可以看出,包含反馈结构的 IIR NCLMS 算法的 ED 性能明显优于不包含反馈结构的 IIR NCLMS 算法的 ED 性能。

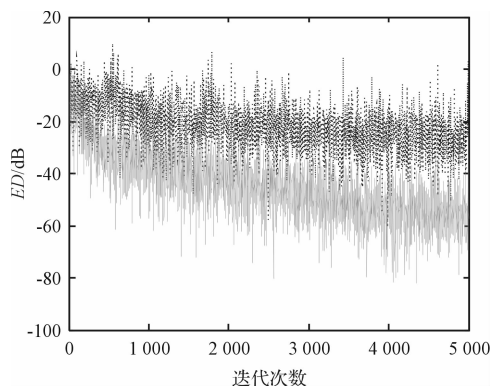


图 2 LMS 算法在 $SNR = 20$ dB 和 $SNR = 40$ dB 时的 ED 性能比较

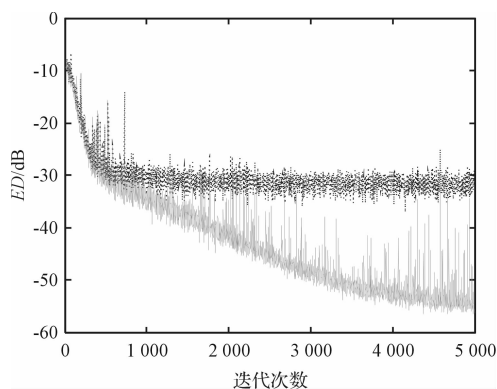


图 3 LMS 算法不含反馈结构和包含反馈结构情况下的 ED 性能比较

4 结束语

本研究介绍了基于 IIR 非线性信道结构的 LMS 算法,并用该算法来估计非线性均衡器的参数。仿真结果显示,本研究提出的 IIR LMS 算法因受到信噪比的影响会有一定的变化,但在一定的 SNR 范围内仍能达到令人满意的 ED 性能。而且 IIR LMS 算法在包含反馈结构情况下的 ED 性能明显优于不包含反馈结构情况下的 ED 性能。将基于 IIR 非线性信道结构的 LMS

均衡算法应用于通信系统,有效地抑制了高速传输信道的码间干扰,降低了计算复杂度和收敛时间。

参考文献 (References):

- [1] KHALIL H K. Nonlinear Systems[M]. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 2002.
- [2] SINGER P, KOEPL H. A Low-rate Identification Method for Digital Predistorters Based on Volterra Kernel Interpolation[C]//Proc. of The 48th Midwest Symposium on Circuits and Systems. Ohio: [s. n.], 2005:1533 - 1536.
- [3] GAO X Y, SNELGROVE W M. Adaptive Linearization Schemes for Weakly Nonlinear Systems Using Adaptive Linear and Nonlinear FIR Filter[C]//Proc. of the 33rd Midwest Symposium on Circuits and Systems. Calgary: [s. n.], 1990:9 - 12.
- [4] LIM Y H, CHO Y S, CHA I W, et al. An adaptive nonlinear prefilter for compensation of distortion in nonlinear systems[J]. **IEEE Tran. on Signal Processing**, 1998, 46 (6):1726 - 1730.
- [5] SCHWINGSHACKL D, KUBIN G. Polyphase representation of multirate nonlinear filters and its applications[J]. **IEEE Trans. on Signal Processing**, 2007, 55(5):2147 - 2157.
- [6] ABD-ELRADY E. A nonlinear approach to harmonic signal modeling[J]. **Signal Processing**, 2004, 84:163 - 195.
- [7] ABD-ELRADY E. Nonlinear approaches to periodic signal modeling [M]. **Uppsala: Department of Information Technology**, 2005.
- [8] DING L, RAICH R, ZHOU G T, et al. A Hammerstein Predistortion Linearization Design Based on the Indirect Learning Architecture [C]//Proc. of The IEEE ICASSP. Orlando: [s. n.], 2002:2689 - 2692.
- [9] GILBERT P, MONTORO G, BERTRAN E, et al. On the Wiener and Hammerstein Models for Power Amplifier Predistortion[C]. Proc. of APMC. Suzhou: [s. n.], 2005.
- [10] IBNKAHLA M. Natural gradient learning neural networks for adaptive inversion of Hammerstein systems[J]. **IEEE Signal Processing Letters**, 2002, 9(10):315 - 317.
- [11] LASHKARI K, PURANIK A. Exact linearization of Wiener and Hammerstein systems[C]//Proc. of The 5th ICICS, Bangkok: [s. n.], 2005:917 - 920.
- [12] ABD-ELRADY E. A recursive prediction error algorithm for digital predistortion of FIR wiener systems[J]. **IEEE CNSDSP**, 2008(7):698 - 701. [编辑:李 辉]