

# 非线性信道的均衡算法研究

刘顺兰, 蒋树南

(杭州电子科技大学通信工程学院, 浙江杭州 310018)

**摘 要:** 本文使用 Hammerstein 模型和维纳模型代替 Volterra 级数模型来模拟非线性结构以降低运算复杂度, 提出了一个由 Hammerstein 模型和维纳模型构建成的非线性信道传输系统的模型. 基于该系统模型, 分别提出并推导了三种非线性信道的均衡算法: NCRLS 算法、NCKalman 算法和 NCRPEM 算法, 并对这三种新算法的性能进行了比较. 仿真结果表明, 在剩余均方误差方面三种算法中 NCKalman 算法最小, NCRPEM 算法次之, NCRLS 算法较差; 在收敛速度方面 NCRPEM 算法收敛最快, NCRLS 算法次之, NCKalman 算法较差.

**关键词:** 非线性信道; Hammerstein 模型; 维纳模型; RLS 算法; Kalman 算法; RPEM 算法

**中图分类号:** TN911.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 10-2219-05

## Equalization Algorithms Based on Nonlinear Channel

LIU Shun-lan, JIANG Shu-nan

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

**Abstract:** In order to reduce the computational complexity, this paper adopts Hammerstein model and Wiener model, instead of the Volterra series model, to approach a non-linear system. Furthermore, based on Hammerstein model and Wiener model, a non-linear transmission system model is also proposed. To this new model, three non-linear algorithms, i. e. Nonlinear Channel Recursive Least Squares (NCRLS) algorithm, Nonlinear Channel Kalman (NCKalman) algorithm and Nonlinear Channel Recursive Prediction Error Method (NCRPEM) algorithm, are derived. Also comparisons on performance among these three algorithms are presented. Results of simulations show that, if residual mean square error is concerned, NCKalman performs over NCRPEM and NCRLS is the worst, while NCRPEM is the best, and NCRLS performs over NCKalman if the speed of iterative convergence is considered.

**Key words:** nonlinear channel; Hammerstein model; Wiener model; RLS algorithm; Kalman algorithm; RPEM algorithm

## 1 引言

在许多实际应用中, 都面临着非线性均衡这个重要课题. 在通信系统、语音处理和控制工程中包含了大量的含有非线性组成成分的例子<sup>[1~4]</sup>. 在 Hi-Fi 系统中, 由非线性成分导致的小的失真会影响整个系统的性能. 在无线通信系统中, 高功率放大器是一个重要的非线性组成部分, 非线性特性一般都会影响系统的传输特性, 引入码间干扰, 这对通信系统数据传输速率的提高和移动性都是一个阻碍, 因此必须通过接收端的均衡器进行均衡克服码间干扰.

在各种不同的非线性信道均衡算法中, Volterra 滤波器模型经常被用来构建非线性信道. 由于 Volterra 滤波器具有大量的抽头系数, 因而会带来很高的计算复杂度问题. 另外, 收敛速度慢是其面临的另一个重要问题. 为了解决这两个问题, 本文使用 Hammerstein 模型结构

和维纳模型结构<sup>[5,6]</sup>来代替 Volterra 滤波器模型, 从而减少抽头系数的个数, 降低计算复杂度和收敛时间.

Hammerstein 模型结构如图 1 所示, 它由一个非线性模块后接上一个线性模块组成. 维纳模型结构与 Hammerstein 模型结构恰好相反, 是用一个线性模块后接上一个非线性模块, 见图 2. 对于这两个非线性模型, 假设只有模型的输入和输出信号是可以测量的.

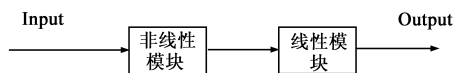


图1 Hammerstein模型结构

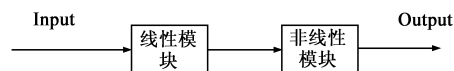


图2 维纳模型结构

## 2 非线性传输系统模型结构

本文使用 Hammerstein 模型和维纳模型构建了一个

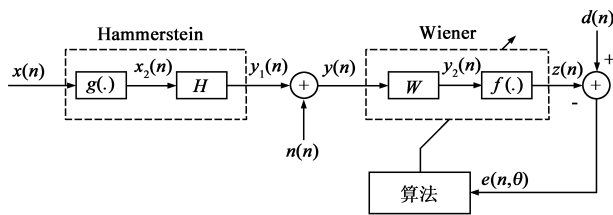


图3 非线性信道传输系统的基本模型

非线性信道传输系统的模型<sup>[7,8]</sup>,如图3所示.图3中左侧为 Hammerstein 非线性信道模型,右侧为自适应维纳非线性均衡器模型.

图3中  $g(\cdot)$  表示信道非线性变换,  $H$  表示信道线性部分,  $W$  表示均衡器线性部分,  $f(\cdot)$  表示均衡器的非线性变换. Hammerstein 非线性信道模型的系统<sup>[9]</sup>输出由式(1)表示为

$$y(n) = H(z^{-1})x_2(n) + n(n) \quad (1)$$

其中  $H(z^{-1})$  是一个带有移位算子  $z^{-1}$  的多项式

( $z^{-1}x(n) = x(n-1)$ ), 可表示为

$$H(z^{-1}) = h_0 + h_1 z^{-1} + \cdots + h_{n_h} z^{-n_h} \quad (2)$$

信号  $x_2(n)$  由式(3)给出

$$x_2(n) = g(x(n)) = g_1 x(n) + g_2 x^2(n) + \cdots + g_{m_g} x^{m_g}(n) \quad (3)$$

类似地,图3中维纳均衡器的线性模块被定义如下

$$\begin{aligned} y_2(n) &= W(n, z^{-1})y(n) \\ &= w_0(n)y(n) + w_1(n)y(n-1) + \cdots \\ &\quad + w_{n_w}(n)y(n-n_w) \\ &= \theta_w^T(n)y(n) \end{aligned} \quad (4)$$

式(4)中

$$\theta_w = (w_0, w_1, \cdots, w_{n_w})^T,$$

$$y(n) = (y(n), y(n-1), \cdots, y(n-n_w))^T,$$

$$W(n, z^{-1}) = w_0(n) + w_1(n)z^{-1} + \cdots + w_{n_w}(n)z^{-n_w} \quad (5)$$

同时可假设维纳均衡器的非线性模块输出

$$\begin{aligned} z(n) &= f(y_2(n)) \\ &= f_1(n)y_2(n) + f_2(n)y_2^2(n) + \cdots + f_{m_f}(n)y_2^{m_f}(n) \\ &= \theta_f^T(n)y_2(n) \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)中  $\theta_f = (f_1, f_2, \cdots, f_{m_f})^T$ ,

$$y_2(n) = (y_2(n), y_2^2(n), \cdots, y_2^{m_f}(n))^T.$$

定义维纳均衡器的参数向量  $\theta$

$$\theta = (\theta_w^T, \theta_f^T)^T \quad (7)$$

### 3 NCRLS 算法、NCKalman 算法、NCRPEM 算法

#### 3.1 NCRLS 算法

RLS 算法<sup>[10]</sup>如下:

$$e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n-1)$$

$$\mathbf{g}(n) = \frac{\mathbf{P}(n-1)\mathbf{x}(n)}{\lambda + \mathbf{x}^T(n)\mathbf{P}(n-1)\mathbf{x}(n)}$$

$$\mathbf{P}(n) = \lambda^{-1}[\mathbf{P}(n-1) - \mathbf{g}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{P}(n-1)]$$

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{g}(n)e(n) \quad (8)$$

其中  $e(n)$  为误差,  $d(n)$  为需要信号,  $\mathbf{x}(n)$  为输入信号,  $\mathbf{w}(n)$  为均衡器权向量,  $\mathbf{P}(n)$  为迭代方阵,  $\lambda$  为遗忘因子<sup>[11,12]</sup>.

由 RLS 算法和图3所构建的系统模型,可推导出非线性信道下的 RLS 算法(NCRLS).由式(7)可知,在非线性信道下,参数向量  $\theta$  由线性部分  $\theta_w$  和非线性部分  $\theta_f$  组成,因此下面将分别从这两方面进行推导.对于均衡器线性部分,令  $e(n, \theta) = d(n) - z(n, \theta) = d(n) - \theta_w^T(n)\zeta(n)$ , 为了确定非线性信道下  $e(n, \theta)$  和 RLS 算法中  $e(n)$  的对应关系,要求出  $\zeta(n)$ .由式(6)和式(7)

可得  $z(n, \theta)$  关于  $\theta$  的梯度  $\frac{dz(n, \theta)}{d\theta(n)}$ :

$$\frac{dz(n, \theta)}{d\theta} = \left( \left( \frac{\partial z(n, \theta)}{\partial \theta_w} \right)^T \left( \frac{\partial z(n, \theta)}{\partial \theta_f} \right)^T \right)^T \quad (9)$$

由式(4)和式(6),  $\frac{\partial z(n, \theta)}{\partial \theta_w}$  可推导得

$$\begin{aligned} \frac{\partial z(n, \theta)}{\partial \theta_w} &= \frac{\partial [\theta_f^T(n)y_2(n)]}{\partial \theta_w} = \theta_f^T(n) \frac{\partial y_2(n)}{\partial \theta_w} \\ &= \theta_f^T(n) \left( \left( \frac{\partial y_2(n)}{\partial \theta_w} \right)^T \left( \frac{\partial y_2^2(n)}{\partial \theta_w} \right)^T \cdots \left( \frac{\partial y_2^{m_f}(n)}{\partial \theta_w} \right)^T \right)^T \\ &= \frac{\partial y_2(n)}{\partial \theta_w} [\theta_f^T(n)Y(n)] \\ &= \begin{pmatrix} y(n)[\theta_f^T(n)Y(n)] \\ y(n-1)[\theta_f^T(n)Y(n)] \\ \cdots \\ y(n-n_w)[\theta_f^T(n)Y(n)] \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)中

$$\begin{aligned} Y(n) &= \frac{dy_2(n)}{dy_2(n)} = (1, 2y_2(n), \cdots, m_f y_2^{m_f-1}(n))^T \\ &= (1, 2[\theta_w^T(n)y(n)], \cdots, m_f [\theta_w^T(n)y(n)]^{m_f-1})^T \end{aligned}$$

再次使用式(6),可推导得  $\frac{\partial z(n, \theta)}{\partial \theta_f}$

$$\begin{aligned} \frac{\partial z(n, \theta)}{\partial \theta_f} &= \frac{\partial [\theta_f^T(n)y_2(n)]}{\partial \theta_f} = y_2(n) \\ &= \begin{pmatrix} y_2(n) \\ y_2^2(n) \\ \cdots \\ y_2^{m_f}(n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} [\theta_w^T(n)y(n)] \\ [\theta_w^T(n)y(n)]^2 \\ \cdots \\ [\theta_w^T(n)y(n)]^{m_f} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (11)$$

令  $\psi_w(n) = \left( \frac{\partial z(n, \theta)}{\partial \theta_w(n)} \right)$ , 假设  $\zeta(n) = \psi_w(n)$ , 则

由式(10)得

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\theta}_w^T(n) \boldsymbol{\psi}_w(n) &= \boldsymbol{\theta}_w^T(n) \begin{pmatrix} y(n) [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) \mathbf{Y}(n)] \\ y(n-1) [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) \mathbf{Y}(n)] \\ \dots \\ y(n-n_w) [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) \mathbf{Y}(n)] \end{pmatrix} \\
&= \boldsymbol{\theta}_w^T(n) (\mathbf{y}(n) [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) \mathbf{Y}(n)]) \\
&= [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) \mathbf{Y}(n)] (\boldsymbol{\theta}_w^T(n) \mathbf{y}(n)) \\
&= f_1 y_2(n) + 2f_2 y_2^2(n) + \dots + \\
&\quad m_f f_m y_2^{m_f}(n) \quad (12)
\end{aligned}$$

由式(6)中  $z(n)$  的表示式可知,只需令  $\mathbf{Y}'(n) = (1, y_2(n), \dots, y_2^{m_f-1}(n))^T$  代替式(12)中的  $\mathbf{Y}(n)$ , 即可使得式(12)的结果与  $z(n, \boldsymbol{\theta})$  相等, 所以得

$$\boldsymbol{\zeta}(n) = \begin{pmatrix} y(n) [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) \mathbf{Y}'(n)] \\ y(n-1) [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) \mathbf{Y}'(n)] \\ \dots \\ y(n-n_w) [\boldsymbol{\theta}_f^T(n) \mathbf{Y}'(n)] \end{pmatrix} \quad (13)$$

为消除  $\boldsymbol{\theta}_w^T(n) \boldsymbol{\psi}_w(n)$  与  $z(n, \boldsymbol{\theta})$  之间的偏差, 以  $\boldsymbol{\zeta}(n)$  代替  $\boldsymbol{\psi}_w(n)$ , 所以在 NCRLS 算法中,  $e(n, \boldsymbol{\theta}) = d(n) - z(n, \boldsymbol{\theta}) = d(n) - \boldsymbol{\theta}_w^T(n) \boldsymbol{\zeta}(n)$ ,  $\boldsymbol{\zeta}(n)$  见式(13)。

同理, 对均衡器非线性部分, 令  $e(n, \boldsymbol{\theta}) = d(n) - z(n, \boldsymbol{\theta}) = d(n) - \boldsymbol{\theta}_f^T(n) \boldsymbol{\xi}(n)$ ,  $\boldsymbol{\psi}_f(n) = \left( \frac{\partial z(n, \boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}_f(n)} \right)$ , 假设  $\boldsymbol{\xi}(n) = \boldsymbol{\psi}_f(n)$ , 则由式(11)、式(6)可得

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\theta}_f^T(n) \boldsymbol{\psi}_f(n) &= \boldsymbol{\theta}_f^T(n) \begin{pmatrix} [\boldsymbol{\theta}_w^T(n) \mathbf{y}(n)] \\ [\boldsymbol{\theta}_w^T(n) \mathbf{y}(n)]^2 \\ \dots \\ [\boldsymbol{\theta}_w^T(n) \mathbf{y}(n)]^{m_f} \end{pmatrix} \\
&= \boldsymbol{\theta}_f^T(n) \begin{pmatrix} y_2(n) \\ y_2^2(n) \\ \dots \\ y_2^{m_f}(n) \end{pmatrix} \\
&= \boldsymbol{\theta}_f^T(n) \mathbf{y}_2(n) = z(n) \quad (14)
\end{aligned}$$

假设  $e(n, \boldsymbol{\theta}) = d(n) - z(n, \boldsymbol{\theta}) = d(n) - \boldsymbol{\theta}_f^T(n) \boldsymbol{\psi}_f(n)$ 。

综上所述, 令  $\boldsymbol{\psi}(n) = (\boldsymbol{\zeta}^T(n) \boldsymbol{\psi}_f^T(n))^T$ , 则可得

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\theta}^T(n) \boldsymbol{\psi}(n) &= (\boldsymbol{\theta}_w^T(n) \boldsymbol{\theta}_f^T(n)) (\boldsymbol{\zeta}^T(n) \boldsymbol{\psi}_f^T(n))^T \\
&= \boldsymbol{\theta}_w^T(n) \boldsymbol{\zeta}(n) + \boldsymbol{\theta}_f^T(n) \boldsymbol{\psi}_f(n) \\
&= 2z(n, \boldsymbol{\theta}) \quad (15)
\end{aligned}$$

所以  $z(n, \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{2} \boldsymbol{\theta}^T(n) \boldsymbol{\psi}(n)$ ,

$$e(n, \boldsymbol{\theta}) = d(n) - z(n, \boldsymbol{\theta}) = d(n) - \frac{1}{2} \boldsymbol{\theta}^T(n) \boldsymbol{\psi}(n).$$

分别用  $\frac{1}{2} \boldsymbol{\psi}(n)$ 、 $\boldsymbol{\theta}(n)$  取代 RLS 算法中的  $\mathbf{x}(n)$ 、 $\mathbf{w}(n)$ , 可得 NCRLS 算法如下:

$$\boldsymbol{\psi}(n) = (\boldsymbol{\zeta}^T(n) \boldsymbol{\psi}_f^T(n))^T \quad (\text{见式(13)、(14)})$$

$$\begin{aligned}
e(n) &= d(n) - \frac{1}{2} \boldsymbol{\theta}^T(n-1) \boldsymbol{\psi}(n) \\
\mathbf{g}(n) &= \frac{(1/2) \mathbf{P}(n-1) \boldsymbol{\psi}(n)}{\lambda + (1/4) \boldsymbol{\psi}^T(n) \mathbf{P}(n-1) \boldsymbol{\psi}(n)} \\
\mathbf{P}(n) &= \lambda^{-1} [\mathbf{P}(n-1) - \frac{1}{2} \mathbf{g}(n) \boldsymbol{\psi}^T(n) \mathbf{P}(n-1)] \\
\boldsymbol{\theta}(n) &= \boldsymbol{\theta}(n-1) + \mathbf{g}(n) e(n) \quad (16)
\end{aligned}$$

有了上面的推导过程, 将它推广到 Kalman 算法和 RPEM 算法中, 进一步得出非线性系统的 NCKalman 算法和 NCRPEM 算法。

### 3.2 NCKalman 算法

类似于 NCRLS 推导, 将 Kalman 算法<sup>[13]</sup> 和时变参量结合, 可以导出非线性传输系统模型的 NCKalman 递归算法如下:

$$\begin{aligned}
e(n) &= d(n) - \frac{1}{2} \boldsymbol{\theta}^T(n) \boldsymbol{\psi}(n) \\
\mathbf{K}(n) &= \frac{1}{2} (1 + \frac{1}{4} \boldsymbol{\psi}^T(n) \mathbf{P}(n-1) \boldsymbol{\psi}(n))^{-1} \mathbf{P}(n-1) \boldsymbol{\psi}(n) \\
\mathbf{P}(n) &= \mathbf{P}(n-1) - \frac{1}{2} \mathbf{K}(n) \boldsymbol{\psi}^T(n) \mathbf{P}(n-1) + \mathbf{R}_1 \\
\boldsymbol{\theta}(n) &= \boldsymbol{\theta}(n-1) + \mathbf{K}(n) e(n) \quad (17)
\end{aligned}$$

这里的协方差矩阵变量  $\mathbf{R}_1$  起到的作用和 RLS 算法中遗忘因子  $\lambda$  的作用类似。在均衡时变非线性信道时,  $\lambda$  应该设置的较小而  $\mathbf{R}_1$  应设置的较大; 另一方面, 在遇到非时变非线性信道时,  $\lambda$  应该接近于 1 而  $\mathbf{R}_1$  应接近于 0。

### 3.3 NCRPEM 算法

根据 RPEM 算法<sup>[13]</sup>, 可推导出 NCRPEM 的递归算法如下:

$$\begin{aligned}
e(n) &= d(n) - \frac{1}{2} \boldsymbol{\theta}^T(n) \boldsymbol{\psi}(n) \\
\lambda(n) &= \lambda_0 \lambda(n-1) + 1 - \lambda_0 \\
\mathbf{S}(n) &= \frac{1}{4} \boldsymbol{\psi}^T(n) \mathbf{P}(n-1) \boldsymbol{\psi}(n) + \lambda(n) \\
\mathbf{P}(n) &= (\mathbf{P}(n-1) - \frac{1}{4} \mathbf{P}(n-1) \boldsymbol{\psi}(n) \mathbf{S}^{-1}(n) \boldsymbol{\psi}^T(n) \\
&\quad \cdot \mathbf{P}(n-1)) / \lambda(n)
\end{aligned}$$

$$\boldsymbol{\theta}(n) = \boldsymbol{\theta}(n-1) + \frac{1}{2} \mathbf{P}(n) \boldsymbol{\psi}(n) e(n) \quad (18)$$

这里  $\lambda(n)$  是一个遗忘因子, 当  $n \rightarrow \infty$  时  $\lambda(n)$  按指数增长到 1, 比率  $\lambda_0$  和  $\lambda(0)$  是初始设置值。

## 4 仿真结果

在仿真试验中, 使用下面的 Hammerstein 系统模型:

$$\begin{aligned}
y(n) &= 0.75 x_2(n) + 0.375 x_2(n-1) - 0.15 x_2(n-2) \\
x_2(n) &= x(n) + 0.5 x^2(n) + 0.25 x^3(n) \quad (19)
\end{aligned}$$

维纳均衡器的线性部分和非线性部分的参数向量维数分别设为  $n_w = 11$  和  $m_f = 9$ 。系统的输入信号取  $[-1, 1]$  范围内均匀分布的随机信号, 数据长度为 5000。

算法的初始值取  $\mathbf{P}(0) = 10\mathbf{I}$ ,  $\mathbf{R}_1 = 10^{-8}\mathbf{I}$ ,  $\lambda = 0.99$ ,

$\lambda_0 = 0.99$  和  $\lambda(0) = 0.95$ , 参数向量  $\theta_w$  和  $\theta_f$  初始化为  $\theta_w(0) = (1 \ 0 \ \cdots \ 0)^T$  和  $\theta_f(0) = (1 \ 0 \ \cdots \ 0)^T$ ,  $\text{SNR} = 30\text{dB}$ .

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

$$ED(n) = 10\log_{10}\left(\frac{\hat{E}\{e^2(n)\}}{\hat{E}\{d^2(n)\}}\right) \quad (20)$$

这里  $\hat{E}\{\cdot\}$  是对 100 个独立的计算机模拟结果求平均. 各算法仿真结果如图 4 所示.

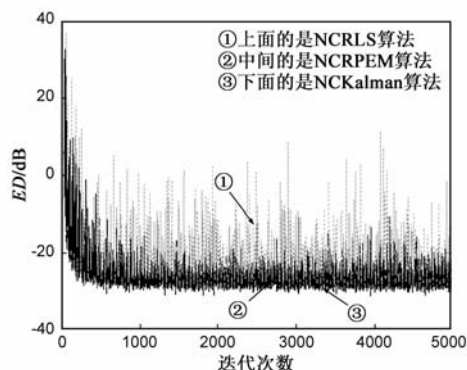


图4 NCRLS算法、NCKalman算法和NCRPEM算法

由图 4 可见, 三种算法最后都收敛到了  $-28\text{dB}$ . NCRLS 算法显示出的毛刺幅度较大, 稳定性较差; NCRPEM 算法收敛速度最快, 且稳定性较好; NCKalman 算法收敛速度较慢, 但最后达到了最小的均方误差收敛效果, 且稳定性较好.

为了更好的比较各个算法的性能, 我们截取均衡器中线性参数部分, 采用稳态剩余误差法. 稳态剩余误差的大小可由剩余码间干扰 (ISI) 来衡量<sup>[14]</sup>, 定义如下

$$ISI = \frac{\sum_i |h_i(n) * w_i(n)|^2 - |h_i(n) * w_i(n)|_{\max}^2}{|h_i(n) * w_i(n)|_{\max}^2} \quad (21)$$

各算法仿真结果如图 5 所示. 在经过 100 次学习过程平均后显示, NCRLS 算法在迭代约 400 次后剩余码间干扰达到  $-28\text{dB}$ , NCRPEM 算法在迭代约 250 次后剩余码间干扰达到  $-30\text{dB}$ , NCKalman 算法在迭代约 500 次

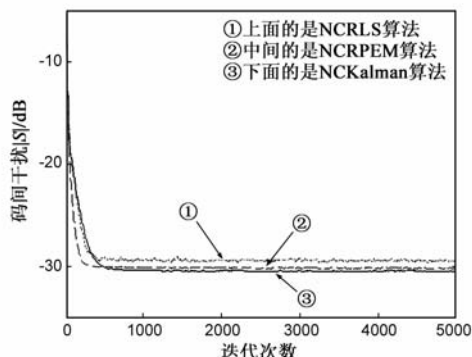


图5 NCRLS算法、NCKalman算法和NCRPEM算法

后剩余码间干扰达到  $-31\text{dB}$ . 相比而言, NCRLS 算法抗码间干扰能力较差, NCRPEM 算法收敛速度最快并有较好的抗码间干扰能力, NCKalman 算法收敛速度最慢却有最好的抗码间干扰能力.

## 5 结论

本文使用 Hammerstein 模型和维纳模型代替 Volterra 级数模型来模拟非线性结构以降低运算复杂度, 提出了一个由 Hammerstein 模型和维纳模型构建成的非线性信道传输系统的模型, 接着又提出并推导出了基于该信道模型的 NCRLS 算法、NCKalman 算法和 NCRPEM 算法. 仿真结果显示, 三种算法中在剩余均方误差方面 NCKalman 算法最小, NCRPEM 算法次之, NCRLS 算法较差; 在收敛速度方面 NCRPEM 算法收敛最快, NCRLS 算法次之, NCKalman 算法较差; 综合评价 NCRPEM 算法性能最好, NCKalman 算法次之, NCRLS 算法较差.

## 参考文献:

- [1] H K Khalil. Nonlinear Systems[M]. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, 2002.
- [2] X Y Gao, W M Snelgrove. Adaptive Linearization schemes for weakly nonlinear systems using adaptive linear and nonlinear FIR filter[A]. In Proc of the 33rd Midwest Symposium on Circuits and Systems[C]. Calgary, Alberta, Canada: MSCS, 1990-08:9-12.
- [3] P Singerl, H Koepl. A low-rate identification method for digital predistorters based on Volterra kernel interpolation[A]. In Proc of the 48th Midwest Symposium on Circuits and Systems[C]. MSCS, Ohio: 2005. 1533-1536.
- [4] Y H Lim, Y S Cho, I W Cha, D H Youn. An adaptive nonlinear prefilter for compensation of distortion in nonlinear systems[J]. IEEE Tran on Signal Processing, 1998, 46(6): 1726-1730.
- [5] E Abd-Elrady. A nonlinear approach to harmonic signal modeling[J]. Signal Processing, 2002, 84: 163-195.
- [6] E Abd-Elrady. Nonlinear approaches to periodic signal modeling[D]. Ph d thesis, Department of Information Technology, Uppsala University, Uppsala, Sweden, 2005.
- [7] Emad Abd-Elrady. A Recursive Prediction Error algorithm for digital predistortion of FIR Wiener systems[J]. IEEE CNSDSP, 2008-07: 698-701.
- [8] Li Gan, Emad Abd-Elrady. Adaptive predistortion of IIR Hammerstein systems using the Nonlinear Filtered-x LMS algorithm[J]. IEEE CNSDSP, 2008-07: 702-705.
- [9] Emad Abd-Elrady, Li Gan, Gernot Kubin. Distortion compensation of nonlinear systems based on indirect learning architecture[J]. IEEE ISCCSP, 2008-03: 184-187.
- [10] 龚耀寰. 自适应滤波[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.

7:92 – 95.

Gong Yaohuan. Adaption Filtering [D]. Beijing: Electronics Industry Press, 2003. 7:92 – 95. (in Chinese)

- [11] 刘向阳, 周争光, 等. 一种基于回波数据的机载雷达通道均衡的方法[J]. 电子学报, 2009, 37(3): 658 – 663.

Liu Xiang-yang, Zhou Zheng-guang, et al. A Method for Channe Equalization Based on Echo Data in Airborne Radar [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(3): 658 – 663.

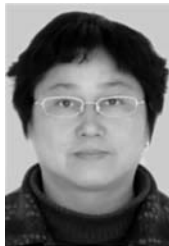
- [12] 杨志伟, 廖桂生, 等. 基于雷达回波数据相位矢量的通道盲均衡[J]. 电子学报, 2008, 36(9): 1682 – 1686.

Yang Zhi-wei, Liao Gui-sheng, et al. Blind Channel Balance Using Phase Vector of Echoes [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(9): 1682 – 1686. (in Chinese)

- [13] T Soderstrom, P Stoica. System Identification [M]. Prentice Hall International, Hemel Hempstead, United Kingdom, 1989.

- [14] Weerackody V, Kassam S A. Dual-mode type algorithms for blind equalization [J]. IEEE Trans on communication, 1994, 42(1): 22 – 28.

#### 作者简介:



刘顺兰 女, 1965 年出生于江苏丹徒. 教授, 硕士生导师, 研究方向自适应信号处理, 通信信号处理等.

E-mail: liushunlan@hdu.edu.cn



蒋树南 男, 1984 年出生于江苏盐都, 硕士研究生, 研究方向通信信号处理, 射频通信电路等.

E-mail: jiangshunan1231@163.com