

基于非线性 Volterra 信道的复数神经多项式盲均衡算法

郭业才^{1,2} 郑梦含² 张 珊² 万逸儒²

(1. 南京信息工程大学江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 南京, 210044; 2. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 南京, 210044)

摘 要: 针对传统常模算法收敛速度慢、均方误差大以及传统神经网络参数多、复杂度高的问题, 提出了基于非线性 Volterra 信道的复数神经多项式盲均衡算法(Fuzzy neural network-complex valued neural polynomial-constant modulus algorithm, FNN-CNP-CMA)。该算法包含单层神经网络和非线性处理器的复数神经多项式, 模块结构简单、复杂度低。由模糊神经网络(Fuzzy neural network, FNN)设计的模糊规则控制器能有效提高步长的控制精度。仿真实验结果表明, 该算法系统结构简单、复杂度低、收敛速度快且稳态误差小, 较好地解决了收敛速度与均方误差之间存在的矛盾。

关键词: 盲均衡; 模糊控制; Volterra 信道; 复数神经多项式

中图分类号: TN911.5 **文献标志码:** A

Nonlinear Volterra Channel Based Complex-Valued Neural Polynomial Blind Equalization Algorithm

Guo Yecai^{1,2}, Zhen Menghan², Zhang Shan², Wan Yiru²

(1. Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing, 210044, China; 2. School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing, 210044, China)

Abstract: Aiming at the low convergence rate and high mean square error of traditional constant modulus algorithm(CMA) and too many parameters and high complexity of traditional neural network, a complex neural polynomial blind equalization algorithm based on nonlinear Volterra channel is studied. In the studied algorithm, the complex-valued neural polynomial with a single layer neural network and nonlinear processor has very simple structure and low complexity. And the fuzzy rule controller based on fuzzy neural network (FNN) can effectively control the step-size of scale factor. The simulation results show that the proposed algorithm not only has simple structure, low complexity, fast convergence speed and small steady-state error, but also can solve the contradiction between convergence speed and mean square error.

Key words: blind equalization; fuzzy controlling; Volterra channels; complex-valued neural polynomial

引言

随着卫星信道频带资源趋于紧张,如何高效利用卫星频带资源提高卫星通信质量是研究热点。在卫星通信中,当高功率放大器(High power amplifier, HPA)工作在饱和点附近时,虽能有效利用卫星上的功率,但非线性失真严重影响传输功率的利用和传输效率的提高^[1-3]。因此,本文主要针对非线性 Volterra 信道的非线性失真补偿进行研究。近年来,解决非线性信道产生失真的补偿方法一般分为两类:(1)Volterra 滤波器^[4],(2)神经网络均衡器;但这两类方法中参数多、复杂度高。而由单层神经网络和非线性多项式处理器组成的复数神经多项式(Complex-valued neural polynomial, CNP)滤波器,结构简单、参数少^[5,6]。模糊神经网络(Fuzzy neural network, FNN)中激励函数、权值和输入输出数据等被模糊化处理后,系统的边界更含糊、表达能力更强、训练速度更快、比常规的神经网络更加稳健^[7-10]。盲均衡技术仅仅利用所接收到的信号序列本身的统计特性设计性能优越的算法来调整均衡器参数^[11,12],但收敛速度慢、收敛后均方误差大、星座存在旋转。本文将 CNP 和 FNN 相结合,提出了基于非线性 Volterra 信道的复数神经多项式盲均衡算法。该算法用复数神经多项式结构中单层神经网络横向滤波器实现对 Volterra 信道线性特性的补偿,用非线性处理器对信道非线性特性进行处理;由 FNN 控制器自动控制复数神经多项式常模盲均衡算法的迭代步长。仿真实验验证了该算法的有效性。

1 非线性 Volterra 信道模型

在 HPA 中,输入多路复用滤波器(Input MULTiplexing filter, IMUX)用来消除相邻信道干扰,输出多路复用滤波器(Output MULTiplexing filter, OMUX)用来过滤非线性引起的干扰^[1-3]。假设基带 HPA 的输入信号为 a_n , c 为 a_n 的传递函数,则在幅度-相位模型中,放大器的输出为

$$b_n = c(|a_n|) \exp(j\varphi(a_n)) = A(|a_n|) \exp(j\varphi(|a_n|) + \varphi(a_n)) \tag{1}$$

式中, $A(\cdot)$ 和 $\varphi(\cdot)$ 分别为 AM/AM 转换和 AM/PM 转换。

Saleh 模型是幅度-相位模型和正交模型的两参数模型,大多数卫星高功率放大器模型的研究都依据 Saleh 模型^[13]。文献[4]证明了卫星转换器的传递函数可表示成只含奇数项的级数形式,即

$$c(|a_n|) = \sum_k \gamma_{2k+1} |a_n|^{2k+1} \tag{2}$$

这种分解可用非线性信道 Volterra 级数模型来描述,如图 1 所示,系统模型如图 2 所示。

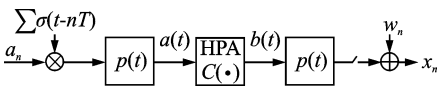


图 1 非线性信道 Volterra 级数模型

Fig. 1 Volterra series model of nonlinear channel

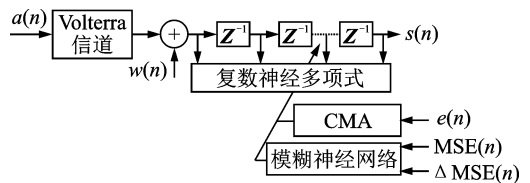


图 2 系统模型

Fig. 2 System model

图 1 中 $a(t)$ 为等效基带传输信号,则

$$a(t) = \sum_n a_n p(t - nT) \tag{3}$$

式中, a_n 为独立同分布的信号, $p(t)$ 为规范化的整形滤波器, T 为符号持续时间,放大后的信号 $b(t)$ 可以表示为

$$b(t) = c(|a(t)|) \exp(j\varphi(a(t))) \tag{4}$$

在接收端加入均值为 0, 方差为 σ_w^2 的高斯白噪声, $b(t)$ 通过匹配滤波器, 在 $t = t_0 + nT$ 处采样后通过非线性 Volterra 信道, 其输出表示为

$$x_n = x(t_0 + nT) = \sum_{m=0}^{v_m} \sum_{n_1} \cdots \sum_{n_{m+1}} a_{n-n_1} \cdots a_{n-n_{m+1}} a_{n-n_{m+1}}^* \cdots a_{n-n_{m+1}}^* h_{n_1, \dots, n_{m+1}} + w_n \quad (5)$$

式中: v_m 为 Volterra 级数的分解阶数, $h_{n_1, \dots, n_{m+1}}$ 为 Volterra 核, “*” 表示复共轭, w_n 为在时间 $t_0 + nT$ 处过滤的加性高斯白噪声。

根据式(5), 截断 3 阶 Volterra 信道的级数表达式为

$$x_n = \sum_{i=-L_{01}}^{L_{01}} h_i a_{n-i} + \sum_i \sum_j \sum_k h_{ijk} a_{n-i} a_{n-j} a_{n-k}^* + w_n \quad (6)$$

式中, L_{01} 和 L_{02} 为线性信道 ISI 的长度, h_i 和 h_{ijk} 分别为 Volterra 级数的 1 阶权系数和 3 阶权系数。式(6)中的第 1 项为信道的线性项, 第 2 项为信道的非线性项。

2 模糊神经网络控制的复数神经多项式常数盲均衡器

2.1 复数神经多项式结构

复数神经多项式处理器结构由线性滤波器和非线性无记忆处理器两个简单的部分组成^[10,14,15], 如图 3 所示。在这种结构中, 受约束的非线性使非线性处理器的输入被限定在一定区域内, 保证了其稳定收敛。

单层神经网络的输入神经元可以表示为

$$\mathbf{Y}(n) = \mathbf{F}(n)\mathbf{X}(n)^T \quad (7)$$

式中: $\mathbf{X}(n)$ 和 $\mathbf{F}(n)$ 分别为单层神经网络的输入向量和权向量, 即

$$\mathbf{X}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-m+1)] \quad (8)$$

$$\mathbf{F}(n) = [f_1(n), f_2(n), \dots, f_m(n)] \quad (9)$$

单层神经网络的输出为

$$y(n) = \psi(\mathbf{Y}(n)) = \psi(\mathbf{Y}_R(n)) + j\psi(\mathbf{Y}_I(n)) \quad (10)$$

式中, $\psi(\cdot)$ 是激励函数, 且

$$\psi(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}}, \psi'(x) = \frac{4}{e^{2x} + e^{-2x} + 2} \quad (11)$$

如果单层神经网络的输出或非线性处理器 $g(x)$ 的输入信号为 $y(n)$, 且

$$g(x) = h_0 + h_1 x + h_2 x^2 + \dots \quad (12)$$

则非线性处理器的输出 $S(n)$ 为

$$S(n) = g(y(n)) = h_0(n) + h_1(n)y(n) + h_2(n)y(n)^2 + \dots = h_0(n) + h_1(n)\mathbf{X}(n)^T \mathbf{F}(n) + h_2(n)\mathbf{F}(n)\mathbf{X}(n)^T \mathbf{F}(n)\mathbf{X}(n)^T + \dots = \mathbf{H}(n)\mathbf{Z}(n)^T \quad (13)$$

式中: $\mathbf{Z}(n)$ 为非线性处理器的输入, $\mathbf{H}(n)$ 为权向量, 且

$$\mathbf{Z}(n) = [1, y(n), y(n)^2, y(n)^3] \quad (14)$$

$$\mathbf{H}(n) = [h_0(n), h_1(n), h_2(n), h_3(n)] \quad (15)$$

2.2 模糊神经网络控制器

在传统 CMA 中, 同时改善收敛速度和稳态误差是很难的。如果要同时改善收敛速度和稳态误差, 可以利用模糊神经网络设计模糊规则来调整步长参数。由此设计的模糊神经网络控制器结构, 如图 4

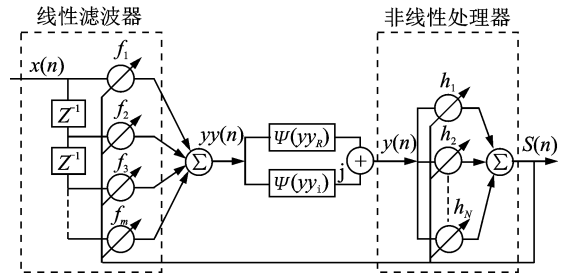


图 3 复数神经多项式盲均衡器结构

Fig. 3 Structure of complex neural polynomial blind equalizer

所示。

模糊神经网络控制器各层的处理过程如下:

第1层:设计的输入结构, ΔMSE 和 MSE 作为控制器的输入变量,则

$$\mu_1(1) = \Delta\text{MSE}, \mu_1(2) = \text{MSE} \quad (16)$$

$$O_1(i, j) = \mu_1(i) \quad i=1, 2; j=1, 2, 3 \quad (17)$$

式中: μ_1 为第1层输入, ΔMSE 为第1层输出, 下同。

第2层:进行模糊化处理,将 ΔMSE 和 MSE 划分为3个模糊等级,分别为

$$\mu_2(i, j) = O_1(i, j) \quad i=1, 2; j=1, 2, 3 \quad (18)$$

$$O_2(i, j) = \exp\left[-\frac{(\mu_2(i, j) - m(i, j))^2}{q(i, j)}\right] \quad (19)$$

式中: $m(i, j)$ 和 $q(i, j)$ 分别为高斯均值和方差。为了计算方便,本文采用固定的中心和方差^[16]。

第3层:确定控制规则。由该层各输入变量的模糊集合数之积计算节点的个数,每1个节点代表1个规则的前部分,其中

$$\begin{cases} O_3(1) = O_2(1, 1) * O_2(2, 1), O_3(2) = O_2(1, 1) * O_2(2, 2) \\ O_3(3) = O_2(1, 1) * O_2(2, 3) \\ O_3(4) = O_2(1, 2) * O_2(2, 1), O_3(5) = O_2(1, 2) * O_2(2, 2) \\ O_3(6) = O_2(1, 2) * O_2(2, 3) \\ O_3(7) = O_2(1, 3) * O_2(2, 1), O_3(8) = O_2(1, 3) * O_2(2, 2) \\ O_3(9) = O_2(1, 3) * O_2(2, 3) \end{cases} \quad (20)$$

第4层:进行模糊“或”运算。综合输入至同一个神经元的激活规则(它们有相同的规则后件),即

$$\mu_4(k) = O_3(k), O_4(3) = \sum_{k=3}^7 \mu_4(k), O_4(1) = \mu_4(1), O_4(2) = \mu_4(2), O_4(4) = \mu_4(4), O_4(5) = \mu_4(5) \quad (21)$$

第5层:构建基于 $\text{MSE}(n)$ 的输出,则

$$O_5(h) = \alpha(i) * O_4(h) * \text{MSE}(n) \quad h=1, 2, \dots, 5 \quad (22)$$

式中:控制量 $\Delta\mu = O_6 = \sum_{h=1}^5 \omega_6(h) O_5(h)$ 用以调整该层的输出,完成规则的后部分。

第6层:去模糊。

$$\Delta\mu = O_6 = \sum_{h=1}^5 \omega_6(h) O_5(h) \quad (23)$$

式中: $\omega_6(h)$ 为第6层的权值,需进行更新。为此,定义更新的代价函数为

$$J_1 = \frac{1}{2} [|\Delta\mu(n)|^2 - R_1]^2 = \min \quad (24)$$

式中

$$R_1 = \frac{E[|\text{MSE}(n)|^4]}{E[|\text{MSE}(n)|^2]} \quad (25)$$

由最速梯度下降法,得

$$\omega_6(n+1) = \omega_6(n) - \eta \frac{\partial J_1(n)}{\partial \omega_6(n)} = 2[|\Delta\mu(n)|^2 - R_1] \Delta\mu(n) \frac{\partial \Delta\mu(n)}{\partial \omega_6(n)} = 2[|\Delta\mu(n)|^2 - R_1] \Delta\mu(n) O_5 \quad (26)$$

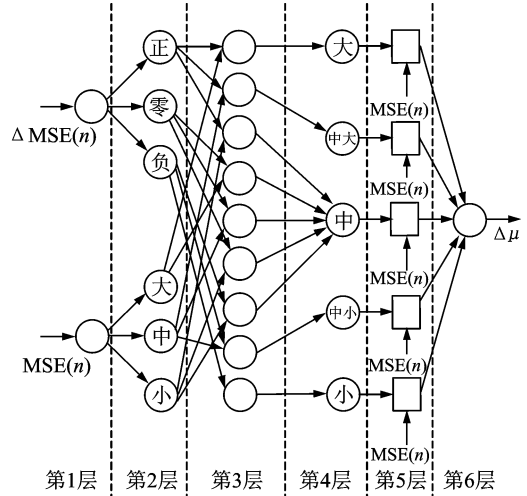


图4 模糊神经网络控制器结构

Fig. 4 Structure of FNN controller

式中, η 为迭代步长。

2.3 模糊神经网络控制的复数神经多项式常模盲均衡算法

为了得到基于非线性 Volterra 信道的复数神经多项式盲均衡算法(Fuzzy neural network-complex valued neural polynomial-constant modulus algorithm, FNN-CNP-CMA), 将误差函数定义为

$$e(n) = |S(n)|^2 - R \quad (27)$$

式中: R 为模值, 定义为

$$R = \frac{E[|a(n)|^4]}{E[|a(n)|^2]} \quad (28)$$

代价函数为

$$J(n) = -\frac{1}{2} |e(n)|^2 = -\frac{1}{2} e(n)e^*(n) \quad (29)$$

根据复值原则, 权向量 $\mathbf{F}(n)$ 可以表示为

$$\mathbf{F}(n) = \mathbf{F}_R(n) + j\mathbf{F}_I(n) \quad (30)$$

式中: $\mathbf{F}_R(n)$ 为 $\mathbf{F}(n)$ 的实部, $\mathbf{F}_I(n)$ 为 $\mathbf{F}(n)$ 的虚部。

由 $J(n)$ 分别对 $\mathbf{F}_R(n)$ 和 $\mathbf{F}_I(n)$ 求偏导得

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} &= \frac{\partial [e(n)e^*(n)]}{\partial \mathbf{F}_R(n)} = \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} e^*(n) + \frac{\partial e^*(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} e(n) = \frac{\partial S(n)S^*(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} e^*(n) + \frac{\partial S^*(n)S(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} e(n) = \\ & \left[\frac{\partial S(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} S^*(n) + \frac{\partial S^*(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} S(n) \right] e^*(n) + \left[\frac{\partial S^*(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} S(n) + \frac{\partial S(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} S^*(n) \right] e(n) = \frac{\partial S(n)}{\partial \mathbf{Z}(n)} \frac{\partial \mathbf{Z}(n)}{\partial \mathbf{Y}(n)} \cdot \\ & \frac{\partial \mathbf{Y}(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} S^*(n) e^*(n) + \frac{\partial S^*(n)}{\partial \mathbf{Z}^*(n)} \frac{\partial \mathbf{Z}^*(n)}{\partial \mathbf{Y}^*(n)} \frac{\partial \mathbf{Y}^*(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} S(n) e^*(n) + \frac{\partial S^*(n)}{\partial \mathbf{Z}^*(n)} \frac{\partial \mathbf{Z}^*(n)}{\partial \mathbf{Y}^*(n)} \frac{\partial \mathbf{Y}^*(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} S(n) e(n) + \frac{\partial S(n)}{\partial \mathbf{Z}(n)} \cdot \\ & \frac{\partial \mathbf{Z}(n)}{\partial \mathbf{Y}(n)} \frac{\partial \mathbf{Y}(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} S^*(n) e(n) = \mathbf{H}(n)\mathbf{Z}'(n) \frac{\partial \mathbf{Y}(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} S^*(n) e^*(n) + \mathbf{H}^*(n)(\mathbf{Z}'(n))^* \frac{\partial \mathbf{Y}^*(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} S(n) e^*(n) + \\ & \mathbf{H}^*(n)(\mathbf{Z}'(n))^* \frac{\partial \mathbf{Y}^*(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} S(n) e(n) + \mathbf{H}(n)\mathbf{Z}'(n) \frac{\partial \mathbf{Y}(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} S^*(n) e(n) = \mathbf{H}(n)\mathbf{Z}'(n)\psi'(\mathbf{Y}(n))\mathbf{X}(n)S^*(n)e^*(n) + \\ & \mathbf{H}^*(n)(\mathbf{Z}'(n))^* (\psi'(\mathbf{Y}(n)))^* \mathbf{X}^*(n)S(n)e^*(n) + \mathbf{H}^*(n)(\mathbf{Z}'(n))^* (\psi'(\mathbf{Y}(n)))^* \mathbf{X}^*(n)S(n)e(n) + \\ & \mathbf{H}(n)\mathbf{Z}'(n)\psi'(\mathbf{Y}(n))\mathbf{X}(n)S^*(n)e(n) \end{aligned} \quad (31)$$

同理得

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{F}_I(n)} &= j\mathbf{H}(n)\mathbf{Z}'(n)\psi'(\mathbf{Y}(n))\mathbf{X}(n)S^*(n)e^*(n) + j\mathbf{H}^*(n)(\mathbf{Z}'(n))^* (\psi'(\mathbf{Y}(n)))^* \mathbf{X}^*(n)S(n)e^*(n) + \\ & j\mathbf{H}^*(n)(\mathbf{Z}'(n))^* (\psi'(\mathbf{Y}(n)))^* \mathbf{X}^*(n)S(n)e(n) + j\mathbf{H}(n)\mathbf{Z}'(n)\psi'(\mathbf{Y}(n))\mathbf{X}(n)S^*(n)e(n) \end{aligned} \quad (32)$$

采用随机梯度法, 得 $\mathbf{F}_R(n)$ 和 $\mathbf{F}_I(n)$ 的迭代公式分别为

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_R(n+1) &= \mathbf{F}_R(n) - \mu_1 \frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} = \mathbf{F}_R(n) - \mu_1 [\mathbf{H}(n)\mathbf{Z}'(n)\psi'(\mathbf{Y}(n))\mathbf{X}(n)S^*(n)(e^*(n) + e(n)) + \\ & \mathbf{H}^*(n)(\mathbf{Z}'(n))^* (\psi'(\mathbf{Y}(n)))^* \mathbf{X}^*(n)S(n)(e^*(n) + e(n))] \end{aligned} \quad (33)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_I(n+1) &= \mathbf{F}_I(n) - \mu_1 \frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{F}_I(n)} = \mathbf{F}_I(n) - j\mu_1 [\mathbf{H}(n)\mathbf{Z}'(n)\psi'(\mathbf{Y}(n))\mathbf{X}(n)S^*(n)(e^*(n) + e(n)) + \\ & \mathbf{H}^*(n)(\mathbf{Z}'(n))^* (\psi'(\mathbf{Y}(n)))^* \mathbf{X}^*(n)S(n)(e^*(n) + e(n))] \end{aligned} \quad (34)$$

因此, 单层神经网络的权向量可以表示为

$$\mathbf{F}(n+1) = \mathbf{F}(n) - \mu_1 \left[\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{F}_R(n)} + \frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{F}_I(n)} \right] \quad (35)$$

式中, $\mathbf{Z}'(n)$ 为 $\mathbf{Z}(n)$ 的导数, 且

$$\mathbf{Z}'(n) = [0, 1, 2y(n), 3y(n)^2] \quad (36)$$

同理, 对 $\mathbf{H}(n)$ 求偏导得

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{H}(n)} = e(n)\mathbf{Z}^*(n)\mathbf{S}(n) \tag{37}$$

因此,得到非线性处理器的权向量迭代公式为

$$\mathbf{H}(n+1) = \mathbf{H}(n) + \mu_2 e(n)\mathbf{Z}^*(n)\mathbf{S}(n) \tag{38}$$

式中: μ_1 和 μ_2 为步长参数,由 FNN 控制器控制后,其变为 $\mu_1 + \Delta\mu$, $\mu_2 + \Delta\mu$ 。

3 仿真结果

为了验证 FNN-CNP-CMA 的有效性,采用最典型的非线性 Volterra 卫星信道进行仿真实验,并与传统 CMA、基于复数神经多项式的常模盲均衡算法(CNP-CMA)进行比较。实验信道的参数^[13],如表 1 所示。16APSK 为发射信号,信噪比为 25,100 次蒙特卡罗的仿真结果,如图 5 所示,则

表 1 信道 Volterra 核

Tab. 1 Channel Volterra core

一阶核	三阶核
$h_0 = 0.8529 + 0.4502i$	$h_{001} = 0.0979 - 0.0979i$
$h_1 = 0.0881 - 0.0014i$	$h_{002} = 0.1091 - 0.0615i$
$h_2 = -0.0336 - 0.0196i$	$h_{003} = -0.1119 - 0.0252i$
$h_3 = 0.0503 + 0.0433i$	$h_{110} = -0.028 - 0.0475i$
	$h_{330} = 0.0503 - 0.0503i$

$$x_n = w_n + \sum_{i=0}^{L_1} h_i a_{n-i} + h_{002} a_n^2 a_{n-2}^* + h_{330} a_n^2 a_{n-3}^* a_n^* + h_{001} a_n^2 a_{n-1}^* + h_{003} a_n^2 a_{n-3}^* + h_{110} a_{n-1}^2 a_n^* \tag{39}$$

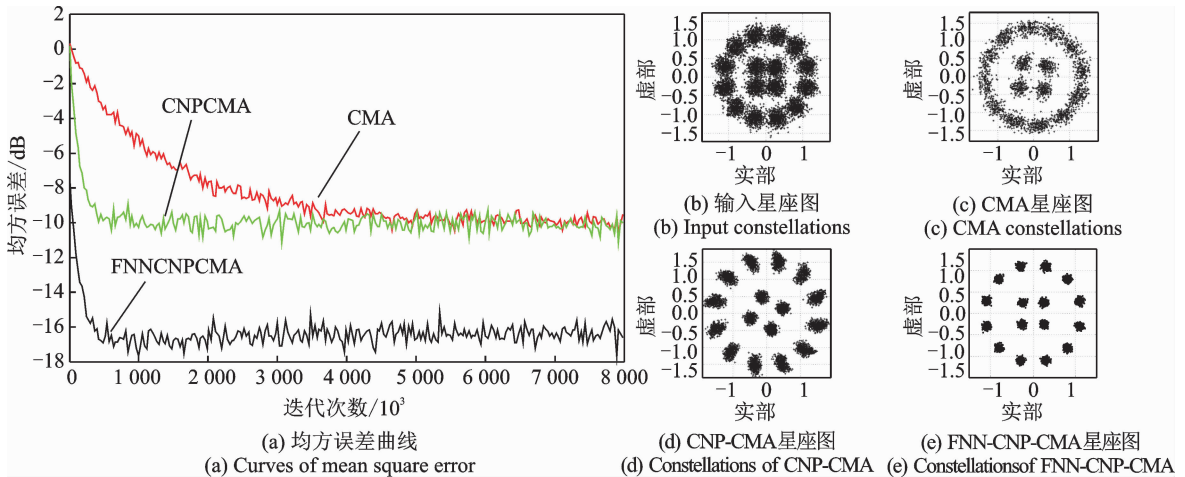


图 5 Volterra 信道仿真结果

Fig. 5 Results of Volterra channel simulation

图 5 表明,FNN-CNP-CMA 的收敛速度分别比 CMA 和 CNP-CMA 加快了 4 000 步和 100 步;稳态误差均减少了 7dB;FNN-CNP-CMA 的输出星座图也更加清晰、紧凑。此外,在时间复杂度上 FNN-CNP-CMA 每次迭代过程中仅增加了 M 次乘法运算(其中 M 为单层神经网络滤波器的阶数)。

4 结束语

本文将复数神经多项式、模糊神经网络与传统的 CMA 相结合,提出了基于非线性 Volterra 信道的复数神经多项式盲均衡算法。该算法结构简单、参数少、复杂度低,具有模糊神经网络的灵活的自学习能力,可以进行线性和非线性补偿。仿真实验表明该算法收敛速度快、稳态误差小、适应性强。

参考文献:

[1] Liu D N, Fitz M P. Iterative equalization in non-linear satellite channels[C]//The 7th International Symposium on Turbo Codes and Iterative Information Processing(ISTC). Gothenburg, Sweden; IEEE Press,2012; 220-224.

- [2] Colavolpe G, Piemontese A. Novel SISO detection algorithms for nonlinear satellite channels[J]. *Wireless Communications Letters, IEEE*, 2012, 1(1): 22-25.
- [3] Hou Yongxing, Bu Qinghua. A new blind equalizationalgorithmbased on thefuzzy neural network controller [C]//2008 11th IEEE International Conference on Communication Technology. Hangzhou, China; IEEE, 2008; 466-469.
- [4] Tokunbo O, Todd D. Equalization of non-Linear channels using a Volterra- based non-linear adaptive filter [C]//IEEE 54th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS). Seoul, South Korea; IEEE Press, 2011; 1-4.
- [5] Zeng Xiangping, Zhao Haiquan. Complex-valued neural polynomial an adaptive equalizer for digital satellite channels [C]// International Conference on Computer Design and Application (ICCD), Qinhuangdao, China, IEEE, 2010; 439-443.
- [6] Xia Hong, Sheng Chen. Modeling ofcomplex-valuedwiener systems using B-spline neural network[J]. *IEEE Journals & Magazines*, 2011, 22(5): 818-825.
- [7] 郭业才, 王丽华. 模糊神经网络控制的混合小波神经网络盲均衡算法[J]. *电子学报*, 2011, 4(39): 975-980.
Guo Yecai, Whang Lihua. A hybrid wavelet neural network blind equalization algorithm based on fuzzy controlling[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 4(39): 975-980.
- [8] Xu L, Huang D D, Guo Yingjie Jay. Robust blind learning algorithm for nonlinear equalizationusing input decision information[J]. *IEEE Journals & Magazines*, 2015, 26(12): 3009-3020.
- [9] Zhang Xiaoqin, Zhang Liyi. The blind equalization algorithm based on the T-S fuzzy neural network controller [C]// International Conference on Electronics, Communications and Control (ICECC). Ningbo, China; IEEE, 2011; 1087-1090.
- [10] 徐小来, 雷英杰, 谢文彪. 基于 UKF 的自组织直觉模糊神经网络[J]. *电子学报*, 2010, 28(3): 638-645.
Xu Xiaolai, Lei Yingjie, Xie Wenbiao. Self-organising intuitionistic fuzzy neural network based on KKF[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 28(3): 638-645.
- [11] 张峰, 陈华伟, 李妍文. 基于多核最小二乘支持向量回归的 TDOA-DOA 映射方法[J]. *数据采集与处理*, 2017, 32(3): 540-549.
Zhang Feng, Chen Huawei, Li Yanwen. TDOA-DOA mapping using multi-kernel least squares vector regression [J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2017, 32(3): 540-549.
- [12] 郭业才, 张冰龙, 吴彬彬. 基于 DNA 遗传优化的正交小波常模盲均衡算法[J]. *数据采集与处理*, 2014, 29(3): 366-372.
Guo Yecai, Zhang Binglong, Wu Binbin. Orthogonal wavelet transform constant modulus blind equalization algorithm based on optimization of DNA Genetic[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2014, 29(3): 366-372.
- [13] Abdulkader H, Benammar B, Poulliat C, et al. Neural networks-based turbo equalization of a satellite communication channel [C]// IEEE 15th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). Toronto, Canada; IEEE, 2014; 494-498.
- [14] Xia Hong, Sheng Chen, Chris J, et al. Single-carrier frequency domain equalization for hammerstein communication systems using complex-valued neural networks[J]. *Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(17): 4467-4478.
- [15] 张珊. Volterra 卫星信道盲均衡算法[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2016.
Zhang Shan. Blind equalization algorithm of volterra satellite channel [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2016.
- [16] 郭业才. 模糊小波神经网络盲均衡理论、算法与实现[M]. 北京: 科学出版社, 2011.
Guo Yecai. Fuzzy wavelet neural network blind equalization theory, algorithm and implementation [M]. Beijing: Science Press, 2011.

作者简介:



郭业才(1962-), 男, 教授, 研究方向: 通信信号处理、气象信息技术与安全、水声信号处理等, E-mail: guo-yecai@163.com.



郑梦含(1992-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 通信信号处理。



张珊(1990-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 卫星通信。



万逸儒(1992-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 通信信号处理。