

# 基于电域反馈神经网络的自适应盲均衡方法

阮秀凯<sup>1,2</sup> 李 昌<sup>1</sup> 谈燕花<sup>1</sup> 张耀举<sup>1,2</sup>

(<sup>1</sup> 温州大学物理与电子信息工程学院, 浙江 温州 325035)  
(<sup>2</sup> 温州大学激光与光电子技术研究所, 浙江 温州 325035)

**摘要** 为解决无线分集相干光接收机的电域自适应盲均衡的特定问题,根据动力学驱动反馈神经网络(DDRNN)的特点,提出一种基于同相部分与正交部分振幅激励的 DDRNN 盲均衡方法。设计了一种结构简单、灵活性强的连续多阈值的正弦函数型激励函数形式,详细分析了该激励函数的参数选择方法并提出了该问题接近点和远离点的新概念;进而从激励函数角度分析了 DDRNN 电域自适应盲均衡问题的放大因子取值。论述了高阶正交振幅调制(QAM)的激励函数用于低阶 QAM 系统盲均衡时的适用性。设计了多阈值激励函数和 DDRNN 新的能量函数并给出相关证明,该激励函数和能量函数的设计和分析不仅可适用于无线相干光接收机的自适应盲均衡,也可推广至其他相关领域。

**关键词** 光通信;相干探测;空间分集;自适应盲均衡;动力学驱动;反馈神经网络

**中图分类号** TN913.7 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201333.0506002

## Adaptive Blind Equalization Using Electrical Recurrent Neural Networks

Ruan Xiukai<sup>1,2</sup> Li Chang<sup>1</sup> Tan Yanhua<sup>1</sup> Zhang Yaoju<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> College of Physics and Electronic Information Engineering, Wenzhou University,  
Wenzhou, Zhejiang 325035, China

<sup>2</sup> Institute of Lasers and Optoelectronics, Wenzhou University, Wenzhou, Zhejiang 325035, China

**Abstract** To solve the special issue of electrical adaptive blind equalization for wireless spatial diversity optical coherent receivers, a novel electrical adaptive blind equalization method based on dynamically driven recurrent neural networks (DDRNNs) with in-phase/quadrature amplitude component continuous activation is proposed. A multi-threshold continuous amplitude sinusoidal type activation function is designed. This activation function is simple and flexible. How to select the parameters of the activation function is analyzed in detail and the new concepts of the approach point and leaving point are proposed. Amplification factor selection range of blind equalization is analyzed using DDRNN about electrical adaptive blind equalization from the perspective of activation function. Then, the applicability of detecting low-order quadrature amplitude modulation (QAM) signals using higher order QAM activation function is discoursed. Furthermore, the new energy function with the condition of the multi-threshold continuous activation function is proposed and proven. The design and analysis of the activation function and energy function are not only suitable for the blind equalization issues, but also can be extended to other fields.

**Key words** optical communicaitons; coherent detection; spatial diversity; adaptive blind equalization; dynamically driven; recurrent neural network

**OCIS codes** 060.4510; 060.1660; 060.2430

## 1 引 言

由于无线光通信的通信链路常经过云层,云层

中的各类不同尺寸的散射微粒将对激光的传输产生散射,引发光时域脉冲扩宽,而移动接收机会导致

收稿日期: 2012-10-29; 收到修改稿日期: 2013-01-18

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(61201426)和自然科学基金面上项目(60777005)资助课题。

作者简介: 阮秀凯(1979—),男,博士,讲师,主要从事无线光通信和信号处理等方面的研究。

E-mail: ruanxiukai@wzu.edu.cn

多普勒频移;另外由于大气湍流效应引起的相位起伏和光强闪烁会造成信道衰落<sup>[1]</sup>,这些都使得接收端探测器的输出信号产生严重的符号间干扰(ISI),因此,需要在接收系统中引入均衡滤波补偿技术。电域数字自适应盲均衡技术因具有无需训练/导频信号(即可直接补偿信道非理想传递特性导致的接收端信号失真)、成本低廉和使用灵活等特点,受到越来越多的关注。文献[2]提出在光通信系统中采用单载波频域均衡技术对接收信号进行电域色散补偿,效果良好。文献[3]改进了高速光通信系统中的恒模算法(CMA),采用了指数函数形式的自适应步长计算方法,并在频分复用系统中进行了性能测试。文献[4]提出了一种基于小波变换的光正交频分复用(OFDM)系统的联合相位均衡方案,并针对二阶正交振幅调制(4QAM)信号情况进行了分析论证。文献[5]比较了分集相干接收与分集非相干接收的性能,证明了分集相干接收具有更优异的性能。相干探测技术大大提高了接收机的灵敏度,加大了中继距离,相干光通信系统中调制方式[如4阶正交振幅调制(16QAM),16阶正交振幅调制(64QAM)]的复杂化必然是未来的主要研究方向,而己知的许多差分正交相移键控(DQPSK)和正交振幅调制(QAM)(DQPSK为QAM的一个子集)自适应盲均衡方法主要以高阶统计量(HOS)<sup>[6~13]</sup>或二阶统计量(SOS)为基础,使得该类方法无法摆脱对数据量的严重依赖。不少文献将注意力转向反馈神经网络(RNN)以探寻性能更为优良的盲均衡方法<sup>[14~16]</sup>,但从发表的文献来看,效果依旧不理想。

文献[17]提出了以分集接收幅相联合激励法为基础,连续多阈值神经元反馈神经网络的光基带信号直接盲检测方法,但是无法给出QAM系统均衡的能量函数准确形式,而且难以区分密集QAM的相位差值和处理其多模值的非均匀性,限制了该方法的适用范围。本文针对64QAM调制格式,根据动力学驱动反馈神经网络(DDRNN)的特点,为解

决无线相干接收电域自适应盲均衡的问题,在作者前期工作<sup>[17,18]</sup>基础上,提出了一种基于同相部分与正交部分振幅激励(IQACCA)的DDRNN自适应盲均衡方法,给出了多阈值激励函数前提下的网络新能量函数及相关证明,设计了一种结构简单、灵活性强的连续多阈值正弦函数型激励函数形式,并详细分析了该激励函数的参数选择方法;提出了该问题接近点和远离点的新概念,并从激励函数角度分析了IQACCA-DDRNN自适应盲均衡问题的放大因子取值;论述了高阶QAM的激励函数用于低阶QAM系统盲均衡时的适用性。

## 2 无线相干光通信中 IQACCA-DDRNN 自适应盲均衡的原理

分集光接收机接收到信号光和本振激光器产生的本振光经过混频后,形成的叠加光场经光探测器转换为光电流信号,该光电流信号经相关处理后输出基带信号。根据文献<sup>[17,18]</sup>优化问题设计如下:

$$s = \underset{s^R, s^I \in T}{\operatorname{argmin}} \{s^H Q s\}, \quad (1)$$

式中上标H表示共轭转置,令 $Q = U_c^H U_c$ ,这里 $U_c$ 是 $X_N$ 奇异值分解(SVD), $X_N = [U, U_c] \cdot \begin{bmatrix} D \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} V^H$ 中的酉阵, $U$ 和 $V$ 为SVD分解的酉矩阵, $U$ 为信号子空间的特征向量组成酉基阵, $D = \operatorname{diag}[\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{(L+1)q}]$ ,奇异值 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq \sigma_{r+1} \geq \dots \geq \sigma_{(L+1)q}$ , $(X_N)_{N \times (L+1)q} = [x_L(t), \dots, x_L(t+N-1)]^T$ 是接收数据阵, $q$ 为探测单元个数, $N$ 为接收数据长度(即RNN网络神经元个数), $L$ 为均衡器阶数; $s = s^R + is^I$ 表示复数,其实部、虚部都属于由信号本身星座点所约束的字符集,如对于16QAM调制格式, $T = \{\pm 1, \pm 3\}$ ,而对于64QAM调制格式,则 $T = \{\pm 1, \pm 3, \pm 5, \pm 7\}$ 。基于IQACCA-DDRNN自适应盲均衡的原理框图如图1所示。

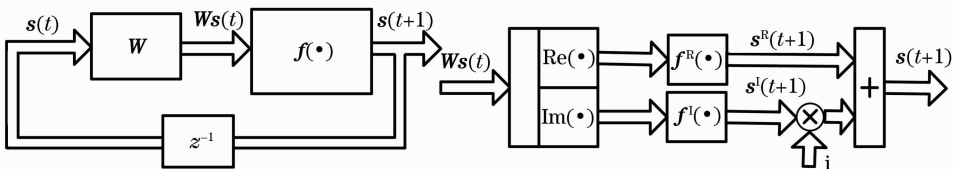


图1 用于QAM系统自适应盲均衡的IQACCA-DDRNN的网络结构示意图

Fig.1 Block diagram of the IQACCA-DDRNN used for adaptive blind equalization of QAM systems

图 1 中  $s(t)$  表示 IQACCA-DDRNN 网络在  $t$  时刻的输入,  $s(t+1)$  则表示网络在  $t$  时刻的输出并反馈作为  $t+1$  时刻的网络输入,  $\mathbf{W}$  表示网络互连权重矩阵(配置方法见文献[18]),  $f(\cdot) = f^R(\cdot) + if^I(\cdot)$  表示复数域激励函数算子, 其中  $f^R(\cdot)$  和  $f^I(\cdot)$  分别表示激励函数的实部和虚部,  $z^{-1}$  为网络延迟,  $\text{Re}(\cdot)$  表示取实部(同相部分)运算,  $\text{Im}(\cdot)$  表示取虚部(正交部分)运算,  $s^R(t+1)$  和  $s^I(t+1)$  则表示网络在  $t$  时刻的输出信号的同相和正交部分。

### 3 IQACCA-DDRNN 自适应盲均衡激励函数设计与讨论

IQACCA-DDRNN 算法受激励函数、网络权值矩阵及其反馈结构的影响, 它们共同作用表现出特有的非线性动力学现象。Georgiou 等<sup>[19,20]</sup> 汇总了复数域函数可被选用或设计成 IQACCA-DDRNN 激励函数需满足的条件。设复值激励函数形式为

$$f(x) = f^R(x^R, x^I) + if^I(x^R, x^I),$$

其中  $x^R$  表示自变量  $x$  的实部,  $x^I$  表示自变量  $x$  的虚部, 而  $f^R(\cdot, \cdot)$  和  $f^I(\cdot, \cdot)$  分别表示复数激励函数的实部和虚部。那么符合要求的复激励函数  $f(x)$  应该满足以下几个特点: 1)  $f(x)$  关于自变量  $x^R$  和  $x^I$  是非线性的; 2) 从系统的稳定性而言, 在  $x$  的有限集  $S$  里,  $f(x)$  是非单值且有界的。若  $f(x)$  不可微但  $x \in S$ , 那么  $f(x)$  必须是连续的; 3)  $f(x)$  的一阶偏导数存在且连续; 4) 对于  $\forall x^R, x^I \in \mathbb{R}$ , 存在常数  $A$  和  $B$ , 使得  $f^R(x^R) \leq A$ ,  $f^I(x^I) \leq B$ ,  $A$  和  $B$  称为激励函数的界; 5)  $\forall x \in S$ , 要么  $\frac{\partial f^R}{\partial x^R}$  和  $\frac{\partial f^I}{\partial x^I}$  均大于等于零, 要么  $\frac{\partial f^R}{\partial x^R}$  和  $\frac{\partial f^I}{\partial x^I}$  均小于等于零。

但是对于实现自适应盲均衡的 IQACCA-DDRNN 的激励函数要求而言, 这些条件还是不够充分, 激励函数还应具有如下性质: 1) 激励函数  $f^R(x^R)$  和  $f^I(x^I)$  是单调递增函数,  $-\infty < x^R < \infty$ ,  $-\infty < x^I < \infty$ ; 2)  $f^R(\cdot)$  和  $f^I(\cdot)$  的选择依赖于  $x^R$  和  $x^I$  所属字符集; 3) 激励函数在信号点约束的字符集元素的邻域内存在拐点。

#### 3.1 连续振幅多阈值的正弦函数型激励函数的设计

不失一般性, 假设发送 QAM 信号的同相部分和正交部分字符集均为  $T = \{\pm 1, \pm 3, \dots, \pm d_m \mid d_m = 2m-1\}$ ,  $m = 1, 2, \dots, 2n$  为发送信号所属字符集的字符总数。仅考虑同相部分, 在文献[17~20]的基础上, 将系统的激励函数设计为连续多阈值的正弦函数型

激励函数

$$f(x) = \begin{cases} 2n-1, & x \geq 2n-1 \\ \alpha x + \beta \sin(\alpha \pi x), & 1-2n < x < 2n-1 \\ 1-2n, & x \leq 1-2n \end{cases} \quad (2)$$

显然  $f(x)$  要满足 Georgiou 等提出的限定条件。这里  $\alpha$  为任意常数,  $\beta \in (0, 1/\pi]$ , 在此范围内,  $\beta$  的取值决定着算法性能: 若  $\beta$  值较大, 则加速了  $f(x)$  对输出信号的调整, 算法收敛速度较快, 但收敛后的剩余误差较大甚至导致算法失效; 反之, 当  $\beta$  值较小时,  $f(x)$  对输出信号的调整减慢, 算法收敛后的剩余误差较小, 但收敛速度随之变慢。

当  $1-2n < x < 2n-1$  时,  $f'(x) = \alpha[1 + \beta \pi \cos(\alpha \pi x)]$ 。显然, 若  $0 < \beta \leq 1/\pi$ , 总有  $f'(x) \geq 0$ , 从而确保激励函数具有单调递增性。当  $\beta = 1/\pi$  时,  $f'(x) = 0$  的情况出现在  $x = m/\alpha$  处(即网络不动点), 这里  $m = 1, 3, 5, \dots, 2n-1$ ; 可知, 只要令  $\alpha = 1$  就可保证  $x = \pm 1, \pm 3, \dots, \pm(2n-1) \in T$ 。阈值函数的引入使得 IQACCA-DDRNN 的激励函数满足有界性, 同时 DDRNN 模型的非线性动力学系统不会演变成为发散状态。

#### 3.2 激励函数的逆函数积分和

为配合 IQACCA-DDRNN 自适应盲均衡性能函数的数值计算, 下面给出求取激励函数逆函数“积分和”, 即求取  $\sum_{j=1}^N \int_0^{x_j^{(m)}} f^{-1}(x) dx$  的方法。显然, 该值的求取面临以下困难: 1) 逆函数  $f^{-1}(x)$  无法数学解析表达; 2) 不易求取  $f^{-1}(x)$  的积分和值; 3) 即使可求取  $f^{-1}(x)$  的积分和, 该运算消耗的代价也会很大, 不适宜在算法迭代中直接使用。

为解决上述问题, 这里以 64QAM 的激励函数为例阐述求取该值的方法: 1) 利用正函数, 求关于  $f^{-1}(x)$  的积分; 2) 利用 Matlab 的 cumtrapz 指令求在区间  $[0, 7]$  中的积分采样值, 如图 2 中“+”标记的曲线点所示; 3) 利用多项式进行最小二乘回归, 获得的回归函数如图 2 中回归拟合曲线所示。那么, 只要预先获得了  $f^{-1}(x)$  积分和, 就可构造出对应的搜索表, 可在算法迭代时直接查表; 或者可在迭代运算中直接根据拟合回归函数近似获取  $f^{-1}(x)$  的积分和。

#### 3.3 激励函数接近点、远离点和拐点

“接近点”和“远离点”的概念是本文 DDRNN 多阈值激励函数所特有的, 其定义如下:

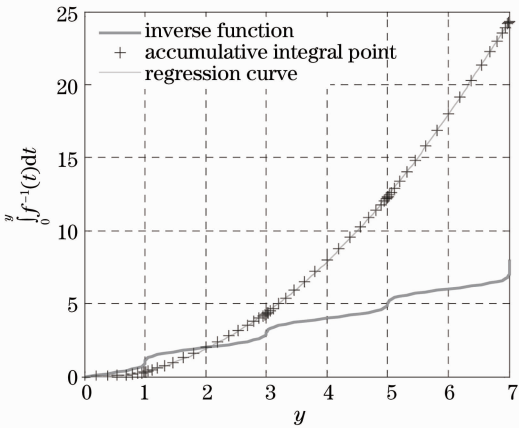


图2 64QAM,  $\alpha=1, \beta=0.3$ , 激励函数逆函数及其积分和

Fig.2 64QAM,  $\alpha=1, \beta=0.3$ , inverse function of activation function and its integral summation

定义1: 设  $y = f(x)$  是在区间  $I$  上连续单调递增函数,  $x_0$  是  $I$  的内点, 若  $(x_0, f(x_0))$  为该曲线的拐点, 且在  $x_0$  处的三阶导数  $f'''(x)|_{x=x_0} < 0$ , 则称  $(x_0, f(x_0))$  为该曲线的“接近点”。

定义2: 设  $y = f(x)$  是在区间  $I$  上连续单调递增函数,  $x_0$  是  $I$  的内点, 若  $(x_0, f(x_0))$  为该曲线的拐点, 且在  $x_0$  处的三阶导数  $f'''(x)|_{x=x_0} > 0$ , 则称  $(x_0, f(x_0))$  为该曲线的“远离点”。

“接近点”的作用是使得在此邻域的信号点随网络反馈的进行逐步接近该点; 相反地, “远离点”的作用是使得在此邻域的信号点随网络反馈的进行逐步远离该点。

另外, 拐点的准确求取直接影响算法最终收敛到的字符集是否准确。根据拐点存在的第二充分条件, 可以计算  $f''(x) = -\beta M^2 \sin(Mx) \doteq 0$ , 得  $x = \pm n\pi/M$ ; 由  $0 \neq f'''(x) = -\beta M^3 \cos(Mx)$ , 得  $x \neq \pm (2n-1)\pi/2M$ , 其中  $n, M$  都为整数。故可知, 对于该激励函数而言, 只需要满足  $f''(x) = 0$  的  $x$  值均为拐点。但是仅有  $x = \pm 2n\pi/M$  处的拐点即为“接近点”, 其他位置的拐点为“远离点”。

### 3.4 激励函数的临界斜率

研究斜率的目的在于: 在多阈值激励情况下, 若起始点是随机选择的, 则  $\mathbf{x} = \lambda \mathbf{W}\mathbf{s}$  中  $\lambda$  为放大因子,  $\lambda$  的取值影响到达网络平衡点的位置和迭代次数。当  $\lambda$  过大会使网络陷入“缺字符的平衡点”, 若  $\lambda \approx 1$ , 则算法收敛速度很慢。而  $\lambda$  与直线  $y = kx$  的斜率  $k$  有关, 直线方程与激励函数的交点应满足方程

$$kx = f(x). \quad (3)$$

以 64QAM 激励函数,  $\alpha = 1, \beta = 0.3, n = 4$  情况

为例。构造交点方程: 由于  $kx = f(x)$ , 可得  $k = f(x)/x$ 。令  $f(x) - kx = 0$ , 它的交点数受参数  $k$  控制, 将  $k$  看成  $x$  的函数, 定义  $K(x) = f(x)/x$ , 那么  $k$  的临界值与  $K(x)$  函数的极值点密切相关。极值点的位置必须满足  $\frac{dK(x)}{dx} = 0$ 。换言之, 通过求取函数  $\frac{dK(x)}{dx}$  的零点, 就可得到极值点的  $\{x_i\}$  坐标值, 进而再根据  $k = f(x_i)/x_i$  计算得到临界  $k$  值。

下面运用数值法求取两条曲线拥有 15 个交点的  $k$  临界值。首先计算  $k$  关于  $x$  的表达式及其导函数

$$k(x) = \frac{\alpha + \alpha\beta\pi\cos(\alpha\pi x)}{x}, \quad (4)$$

$$k'(x) = \frac{dk(x)}{dx} = \frac{\beta[\alpha\pi x \cos(\alpha\pi x) + \sin(\alpha\pi x)]}{x^2}, \quad (5)$$

运用数值法获得导函数的零点, 进而求得与零导数相应的临界  $k$  值; 64QAM,  $\alpha = 1, \beta = 0.3$  情况下,  $k(x)$  及其导函数的图形如图 3 所示, 由此可获得:  $k$  值下界  $k_d \approx 0.9600$ ,  $k$  值上界  $k_u \approx 1.0462$ 。

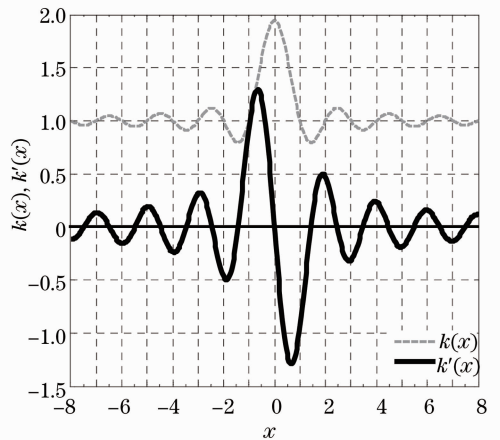


图3 64QAM,  $\alpha=1, \beta=0.3, k(x)$  和  $k'(x)$   
Fig.3 64QAM,  $\alpha=1, \beta=0.3, k(x)$  and  $k'(x)$

## 4 放大因子 $\lambda$ 的讨论

放大因子  $\lambda$  的加入虽不会改变网络结构本身, 但  $\lambda$  值的大小同样影响着算法收敛速度和性能, 且  $\lambda$  值因调制格式的不同而异。连续多阈值的正弦函数型激励函数曲线与直线  $y = x$  的交点数目和位置都将受到自变量刻度因子的影响。在此指出: 激励函数图形(最上方)凸弧、凹弧与  $y = x$  的切点即为引起交点数突变的临界位置。

通过观察, 图 4 中  $y_1 = f(\lambda x)$  和  $y_2 = x$  在  $\lambda = 1$  和  $\lambda = 1.04$  时的交点情况(连续多阈值的正弦函数

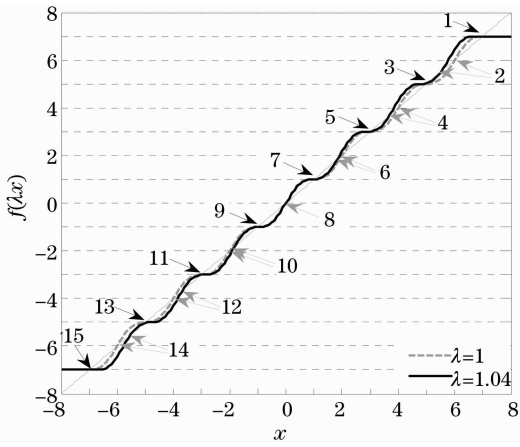


图4 64QAM,  $\alpha=1, \beta=0.3$ , 当  $\lambda=1$  和  $\lambda=1.04$  时,  $y_1=f(\lambda x)$  和  $y_2=x$  的交点编号

Fig. 4 64QAM,  $\alpha=1, \beta=0.3$ , cross-point numbers of  $y_1=f(\lambda x)$  and  $y_2=x$  when  $\lambda=1$  and  $\lambda=1.04$

型激励函数自变量的刻度因子为  $\lambda$ , 直线的斜率始终为 1) 如下:

表 1  $y_1=f(\lambda x)$  和  $y_2=x$  当  $\lambda=1$  和  $\lambda=1.04$  时的交点坐标及其差值情况

Table 1 Cross-point coordinate values and corresponding difference of  $y_1=f(\lambda x)$  and  $y_2=x$  when  $\lambda=1$  and  $\lambda=1.04$

No.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
$\lambda=1$	7.00	6.00	5.00	4.00	3.00	2.00	1.00	0	-1.00	-2.00	-3.00	-4.00	-5.00	-6.00	-7.00
$\lambda=1.04$	7.00	5.51	5.03	3.69	3.01	1.85	1.00	0	-1.00	-1.85	-3.01	-3.69	-5.03	-5.51	-7.00
Difference value	0	0.49	0.03	0.31	0.01	0.15	0	0	0	0.15	0.01	0.31	0.03	0.51	0

无论将  $x$  还是  $\lambda$  视为自变量, 均无法获得连续多阈值的正弦函数型激励函数的反函数解析表达式, 下面运用等位线法求如下方程组拥有 15 个交点的  $\lambda$  临界值:

$$\begin{cases} y_1(x) = f(\lambda x) \\ y_1(x) = x \end{cases} \quad (6)$$

具体过程分解为如下步骤: 1) 构造二元函数  $z(\lambda, x) = f(\lambda x) - x$ ; 2) 宽松限定  $\lambda, x$  的取值范围后计算  $z(\lambda, x)$ ; 3) 绘制  $z(\lambda, x)$  的曲面图和等位线图; 4) 获得  $z(\lambda, x) = f(\lambda x) - x$  的零等位线[即  $f(\lambda x) - x = 0$  时  $\lambda$  与  $x$  的约束关系曲线]。

64QAM, 在  $\alpha=1, \beta=0.3$  时二元函数  $z(\lambda, x)$  的曲面图和等高线图如图 5 和图 6 所示。图 6 斜线阴影部分区域即为  $\lambda$  的取值范围, 借助 Matlab 图形放大方法可获得较精确的范围, 即  $\lambda \in [0.956, 1.042]$ 。

只要改变  $\beta$  取值, 同法可获得不同  $\beta$  值与  $\lambda$  范围的关系, 如表 2 所示, 表 2 中  $\lambda_d$  和  $\lambda_u$  分别表示  $\lambda$  的上界和下界值。从表 2 可知  $\lambda$  的上下临界值随  $\beta$  值的增大而增大, 随  $\beta$  值的减小而相应减小, 且满足关系式:  $\lambda_d + \lambda_u = 1.998$ 。同法, 可求得不同调制格式情况下的  $\lambda$  取值范围为  $\lambda_{4QAM} \in [0.5, 1.2762], \lambda_{8QAM} \in$

1) 由于  $k$  一般接近 1, 所以连续多阈值的正弦函数型激励函数在原点周围的曲线段的形状变化不大, 该节的对称点位置仍是 0;

2) 黑色实线第 1, 3 两个基本节的对称点横坐标, 由于  $\lambda = 1.04$  而向“纵轴”明显偏移(见图中黑线与灰色虚线的明显分离段);

3) 奇数编号的交点是“接近点”, 它们的位置几乎不随  $\lambda$  值的变化而改变; 偶数编号的交点为“远离点”, 它们的位置则因  $\lambda$  值的变化而发生较大的改变;

4) 交点 2, 3 之间和交点 4, 5 之间的灰色虚线部分的长度明显缩短。

表 1 给出了  $\lambda = 1$  和  $\lambda = 1.04$  两种不同取值情况下,  $y_1 = f(\lambda x)$  和  $y_2 = x$  的交点对应值。可知,  $\lambda$  的取值变化对于“接近点”的位置影响不大, 但对“远离点”的位置产生较大偏移。

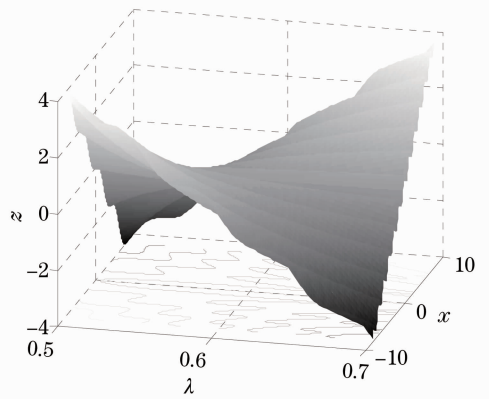


图 5 64QAM,  $z(\lambda, x)$  的曲面图

Fig. 5 64QAM, surface of  $z(\lambda, x)$

$[0.8660, 1.2762], \lambda_{16QAM} \in [0.8660, 1.2762], \lambda_{32QAM} \in [0.8660, 1.0610], \lambda_{64QAM} \in [0.953, 1.044]$ ; 它们存在如下关系:  $\lambda_{64QAM} \subset \lambda_{32QAM} \subset \lambda_{16QAM} \subset \lambda_{DQPSK}$ ; 假设系统的调制格式属于  $M$ -QAM,  $M=4, 16, 32, 64$  的任意一种, 那么, 若令  $\lambda$  的取值位于  $\lambda_{64QAM}$  的区间时, 该  $\lambda$  的选定值则可适用任何子星座信号 ( $M=4, 16, 32$ ) 的自适应盲均衡, 即预示着: 若不考虑算法收敛速度, 那么高阶 QAM 信号的连续多阈值的正弦函数型激励函数可用于实现低阶

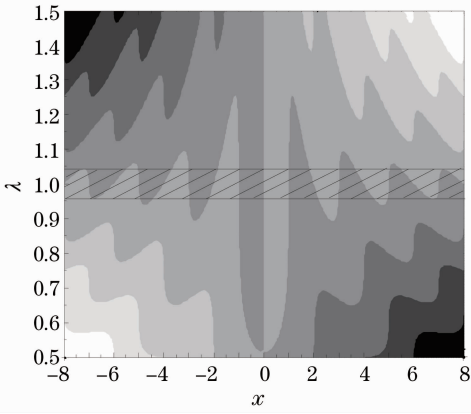


图 6 64QAM,  $z(\lambda, x)$  的曲面等高线图  
Fig. 6 64QAM, contour diagram of  $z(\lambda, x)$

表 2 64QAM,  $\beta$  值与  $\lambda$  范围的关系

Table 2 64QAM, relation between  $\beta$  and  $\lambda$

$\beta$	0.1	0.15	0.2	0.25	0.3	0.35
$\lambda_d$	0.985	0.978	0.970	0.964	0.956	0.949
$\lambda_u$	1.013	1.020	1.028	1.034	1.042	1.049

QAM 系统的自适应盲均衡。

此时可采用一种已定制的高阶 QAM 激励函数 (如 256QAM 调制格式的激励函数) 作为自适应盲均衡的统一激励函数, 然后根据输出端均衡后的信号序列特征识别发送端的调制格式, 进而获得真实的输出信号序列。

若  $A$  表示待均衡序列的发送信号所属字符集,  $B$  表示实际均衡信号所属字符集, 再记  $A_{\max}$  和  $B_{\max}$  分别为集合  $A, B$  的最大元素值, 那么若  $A \subseteq B$ , 则  $B$  所对应的激励函数可作为用于盲均衡  $A$  所需的信号; 若  $\gamma \cdot A \subseteq B$ , 其中  $\gamma$  为正整数, 那么信号点“散布”现象将不会产生。输出信号放大因子按  $\lambda = \frac{A_{\max}}{B_{\max}}$  计算可得, 这里  $0 < \lambda < 1$ 。

但是, 高阶 QAM 激励函数用于盲均衡低阶 QAM 系统时会引发如下问题: 1) 算法收敛后, 实际星座点位置因为激励函数而按比例放大; 2) 部分信号星座点位置可能出现信号点“散布”现象; 3) 算法性能会有所损失。结合表 3 可知, 256QAM 激励函数用于盲均衡 64QAM 系统时, 第一象限星座点在横轴和纵轴的“拉锯”范围分别在  $(2.14, 3], (6.43, 7], (10.71, 11]$  和  $[7, 7]$  范围之间, 相应差值分别为:  $0.86, 0.57, 0.29, 0$ 。

另一个任务是设计合适的盲均衡方法, 高阶

QAM 系统适用的激励函数用于盲均衡低阶 QAM 系统时, 所特需的星座判决引导 (CDD) 函数  $C(x)$  为

$$C(x) = \begin{cases} 3, & 0 < x \leq 4 \\ 5, & 4 < x < 6 \\ 7, & 6 \leq x \leq 8 \\ 9, & 8 < x < 10 \\ 11, & 10 \leq x < 13 \\ 15, & x \geq 13 \end{cases}, \quad (7)$$

式中  $x$  表示判决引导输入。

表 3 256QAM 激励函数用于盲均衡 64QAM/32QAM/16QAM/4QAM 系统时的星座点坐标

Table 3 Constellation point coordinates when the 256QAM activation function is used to equalize 64QAM, 32QAM, 16QAM and 4QAM

$M$	Ideal signal points station	True signal points station
4	$\pm 1$	$\pm 15$
16	$\pm 1, \pm 3$	$\pm 5, \pm 15$
32	$\pm 1, \pm 3, \pm 5$	$\pm 3, \pm 9, \pm 15$
64	$\pm 1, \pm 3, \pm 5, \pm 7$	$\pm 2.14, \pm 6.43, \pm 10.71, \pm 15$

如上所述, 当系统没有原始发送序列所属字符集的先验知识时, 可在接收端将盲均衡器输出序列通过 CDD 函数  $C(x)$  进行判别后确定星座点数目, 然后根据该数目点的不同情况确定出原始发送序列所属调制格式。考虑到 QAM 信号的理想星座图关于原点和轴的对称性, 设计步骤如下: 1) 取出输出序列的第一象限信号点组成序列  $\mathbf{x}$ ; 2) 将序列  $\mathbf{x}$  进行取实部运算, 获得判决输入序列  $\mathbf{x}$ ; 3) 将序列  $\mathbf{x}$  通过  $C(x)$  进行归整, 获得判决输出序列  $\mathbf{y}$ ; 4) 若序列  $\mathbf{y}$  中有 5 存在, 则判别为 16QAM; 若有 9 存在, 则判别为 32QAM, 若有 7 或 11, 则判别为 64QAM, 否则判别为 4QAM。最后, 根据发送信号的调制格式获得  $A_{\max}$ , 进而确定输出信号放大因子  $\lambda$ 。

## 5 能量函数的设计和讨论

为表述方便, 作如下约定: 记  $\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}^R & -\mathbf{W}^I \\ \mathbf{W}^I & \mathbf{W}^R \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2N \times 2N}$ , 记  $t$  时刻,  $\mathbf{y}(t) = [s_1^R(t), s_2^R(t), \dots, s_N^R(t), s_1^I(t), s_2^I(t), \dots, s_N^I(t)]^T \in \mathbb{R}^{2N}$ 。记:  $\varphi^R(\tau_1, 0)$  和  $\varphi^I(0, \tau_2)$  分别表示激励函数实部  $f^R(\tau_1, 0)$  与虚部  $f^I(0, \tau_2)$  的逆函数。

定理 1: 若  $\mathbf{W} = \mathbf{W}^H$ , 且  $\mathbf{W}$  为半正定矩阵, 则

$$E(\mathbf{s}, t) = -\frac{1}{2} \mathbf{s}^H(t) \mathbf{W} \mathbf{s}(t) + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \left[ \int_0^{s_j^R(t)} \varphi^R(\tau_1, 0) d\tau_1 + \int_0^{s_j^I(t)} \varphi^I(0, \tau_2) d\tau_2 + \int_0^{s_j^R(t-1)} \varphi^R(\tau_3, 0) d\tau_3 + \int_0^{s_j^I(t-1)} \varphi^I(0, \tau_4) d\tau_4 \right] \quad (8)$$

为 IQACCA-DDRNN 同步工作模式下的能量函数。

定理 2: 若  $\mathbf{W} = \mathbf{W}^H$ , 且  $\mathbf{W}$  为半正定矩阵, 则

$$E(\mathbf{s}, t) = -\frac{1}{2} \mathbf{s}^H(t) \mathbf{W} \mathbf{s}(t) + \sum_{j=1}^N \left[ \int_0^{s_j^R(t)} \varphi^R(\tau_1, 0) d\tau_1 + \int_0^{s_j^I(t)} \varphi^I(0, \tau_2) d\tau_2 \right] \quad (9)$$

为 IQACCA-DDRNN 异步工作模式下的能量函数。

证明如下。

(9)式改写为如下全实数形式:

$$E(\mathbf{y}, t) = -\frac{1}{2} \mathbf{y}^T(t) \mathbf{V} \mathbf{y}(t) + \sum_{j=1}^{2N} \left[ \int_0^{y_j(t)} \varphi(\tau) d\tau \right]. \quad (10)$$

令  $\Delta \mathbf{y}(t) = \mathbf{y}(t+1) - \mathbf{y}(t)$ , 因为  $\mathbf{V}$  为对称阵, 网络从时刻  $t$  到  $t+1$  的能量变化为

$$\Delta E(\mathbf{y}, t) = E(\mathbf{y}, t+1) - E(\mathbf{y}, t) = -\Delta \mathbf{y}^T(t) \mathbf{V} \mathbf{y}(t) - \frac{1}{2} \Delta \mathbf{y}^T(t) \mathbf{V} \Delta \mathbf{y}(t) + \sum_{j=1}^{2N} \left[ \int_{y_j(t)}^{y_j(t+1)} \varphi(\tau) d\tau \right]. \quad (11)$$

根据积分中值定理:  $\int_{y_j(t)}^{y_j(t+1)} \varphi(\tau) d\tau = \varphi(\xi) \cdot \Delta y_j$ , 这里  $\Delta y_j = y_j(t+1) - y_j(t)$ ,  $\xi$  为介于  $y_j(t)$  和  $y_j(t+1)$  之间的数值, 则(11)式演变为

$$\Delta E(\mathbf{y}, t) = -\frac{1}{2} \Delta \mathbf{y}^T(t) \mathbf{V} \Delta \mathbf{y}(t) - \Delta \mathbf{y}^T(t) [\mathbf{V} \mathbf{y}(t) - \boldsymbol{\varphi}(\xi)] = -\frac{1}{2} \Delta \mathbf{y}^T(t) \mathbf{V} \Delta \mathbf{y}(t) - \Delta \mathbf{y}^T(t) \{\boldsymbol{\varphi}[\mathbf{y}(t+1)] - \boldsymbol{\varphi}(\xi)\}, \quad (12)$$

式中  $\boldsymbol{\varphi}[\mathbf{y}(t+1)] = \{\varphi[y_1(t+1)], \varphi[y_2(t+1)], \dots, \varphi[y_{2N}(t+1)]\}^T$ ,  $\boldsymbol{\varphi}(\xi) = [\varphi(\xi_1), \varphi(\xi_2), \dots, \varphi(\xi_{2N})]^T$ 。

因为  $\varphi(\tau)$  为一单调增函数, 所有  $\varphi[y_j(t+1)] - \varphi(\xi_j)$  总与  $\Delta y_j, j = 1, 2, \dots, 2N$  同号, 因此只要  $\Delta \mathbf{y}(t) \neq 0$ , (12)式第二项总大于等于零。又因为  $\mathbf{V}$  为半正定矩阵,  $\Delta E(\mathbf{y}, t) \leq 0$ , 即网络的能量始终下降, 直到  $\mathbf{s}(t+1) = \mathbf{s}(t)$ 。

证毕。

定理 3: 若  $\mathbf{W} = \mathbf{W}^H$ , 且  $\mathbf{W}$  为半正定矩阵, 则

$$E(\mathbf{s}, t) = -\frac{1}{2} \mathbf{s}^H(t) \mathbf{W} \mathbf{s}(t) + \sum_{j=1}^N \left[ s_j^R(t) x_j^R(t) - \int_0^{x_j^R(t)} f^R(\tau_1, 0) d\tau_1 \right] + \sum_{j=1}^N \left[ s_j^I(t) x_j^I(t) - \int_0^{x_j^I(t)} f^I(0, \tau_2) d\tau_2 \right] \quad (13)$$

为 IQACCA-DDRNN 异步工作模式下的能量函数, 其中  $x_j^R(t) = \text{Re}[\mathbf{W}(j, :) \mathbf{s}(t-1)]$ ,  $x_j^I(t) = \text{Im}[\mathbf{W}(j, :) \mathbf{s}(t-1)]$ , 而  $\mathbf{W}(j, :)$  是  $\mathbf{W}$  阵的第  $j$  行向量。

证明如下。

因为单个神经元激活函数  $y = f(\tau)$  为单调连续函数, 为讨论方便, 不妨设  $\tau$  的区间为  $[a, b]$ , 则逆函数  $\tau = f^{-1}(y)$  在相应区间  $[f(a), f(b)]$  上为单调连续函数。故  $\tau = f^{-1}(y)$  在区间  $[f(a), f(b)]$  上可积。那么对于任意给定分割  $F_\tau: a = \tau_0 \leq \tau_1 \leq \tau_2 \leq \dots \leq \tau_n = b$ , 则在区间  $[f(a), f(b)]$  上也有对应分割  $F_y: f(a) = y_0 \leq y_1 \leq y_2 \leq \dots \leq y_n = f(b)$ , 使得

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{j=0}^n f^{-1}(y_{j-1})(y_j - y_{j-1}) = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{j=0}^n x_{j-1}(y_j - y_{j-1}) = \lim_{n \rightarrow \infty} [\tau_n y_n - \tau_0 y_0 - \sum_{j=0}^n y_{j-1}(\tau_j - \tau_{j-1})],$$

即  $\int_a^b f(\tau) d\tau = bf(b) - af(a) - \int_{f(a)}^{f(b)} f^{-1}(y) dy$ ,

$$\text{所以有 } \int_{f(a)}^{f(b)} f^{-1}(y)dy = bf(b) - af(a) - \int_a^b f(\tau) d\tau,$$

$$\text{进而有 } \int_0^z f^{-1}(y)dy = zf(z) - \int_0^z f(\tau) d\tau,$$

$$\text{所以有 } \int_0^{s_j^R(t)} \varphi^R(y,0)dy = s_j^R(t)x_j^R(t) - \int_0^{x_j^R(t)} f^R(\tau_1,0)d\tau_1,$$

即积分  $\int_0^{x_j^R(t)} \varphi^R(\tau_1,0)d\tau_1$  等于矩形面积减去矩形框内函数  $f^R(\tau_1,0)$  曲线下面的面积(如图 7 所示)。同理可得,

$$\int_0^{s_j^I(t)} \varphi^I(0,y)dy = s_j^I(t)x_j^I(t) - \int_0^{x_j^I(t)} f^I(\tau_2,0)d\tau_2。$$

然后参照定理 2 的证明过程即可。

证毕。

定理 4: 若  $\mathbf{W}=\mathbf{W}^H$ , 且  $\mathbf{W}$  为半正定矩阵, 则

$$E(\mathbf{s},t) = -\mathbf{s}^H(t)\mathbf{W}\mathbf{s}(t-1) + \sum_{j=1}^N \left[ s_j^R(t)x_j^R(t) - \int_0^{x_j^R(t)} f^R(\tau_1,0)d\tau_1 \right] + \sum_{j=1}^N \left[ s_j^I(t)x_j^I(t) - \int_0^{x_j^I(t)} f^I(0,\tau_2)d\tau_2 \right] + \sum_{j=1}^N \left[ s_j^R(t-1)x_j^R(t-1) - \int_0^{x_j^R(t-1)} f^R(\tau_3,0)d\tau_3 \right] + \sum_{j=1}^N \left[ s_j^I(t-1)x_j^I(t-1) - \int_0^{x_j^I(t-1)} f^I(0,\tau_4)d\tau_4 \right] \quad (14)$$

为 IQACCA-DDRNN 异步工作模式下的能量函数, 其中  $x_j^R(t) = \text{Re}[\mathbf{W}(j, :)\mathbf{s}(t-1)]$ ,  $x_j^I(t) = \text{Im}[\mathbf{W}(j, :)\mathbf{s}(t-1)]$ , 而  $\mathbf{W}(j, :)$  是  $\mathbf{W}$  阵的第  $j$  行向量。

证明方法参见定理 2。

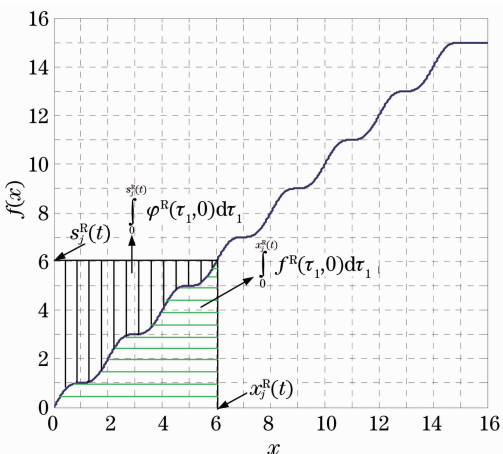


图 7 激励函数与其逆函数的积分关系

Fig. 7 Integral relation of the activation function and its inverse function

值得指出的是所设计的上述异步和同步能量函数均与  $\mathbf{s}$  的取值无关, 即能量函数与发送信号隶属于不同字符集无关。由此可知, 无论接收信号具体形式如何, 只要保证激励函数的单调非减性, 该能量

函数均可适用。

## 6 仿真实验与分析

仿真实验环境参考文献[21,22], 参数作如下约

定: 多径信道归一化脉冲  $h(t) = \sum_{j=1}^{N_L} \{ \gamma_j^R [h^R(\alpha, t - \tau_j^R)] + i\gamma_j^I [h^I(\alpha, t - \tau_j^I)] \}$  经过采样的复信道。其中  $h^R(\alpha, t - \tau_j^R)$ ,  $h^I(\alpha, t - \tau_j^I)$  分别是滚降因子  $\alpha = 0.1$ , 延迟因子  $\tau_j^R$ ,  $\tau_j^I$  随机产生的升余弦脉冲响应, 整个脉冲的长度为 6 个基带采样周期;  $\gamma_j^R$ ,  $\gamma_j^I$  是在  $(0, 1)$  区间均匀分布的随机权系数。均衡器阶数  $L = 8$ , 探测单元个数  $q = 4$ , 信号传播路径数  $N_L = 5$ , 背景干扰平均电流为  $200 \mu\text{A}$ 。平均能量值曲线和平均误码率(BER)曲线均通过 Monte Carlo 实验获得。仿真时计算机配置如下: CPU 为英特尔双核 2.27 GHz, 4 G 内存, 仿真软件为 Matlab2010a。在此指出: 能量函数作图时, 将  $\lambda$  值归一化(即  $\lambda = 1$ )而得到, 为作图和便于比较, 约定误码率曲线中 BER 为 0 时用  $10^{-7}$  替代。

实验 1: 方形和非方形 QAM 系统的自适应盲均衡性能。

图 8 分别为本文算法对于方形和非方形 QAM 自适应盲均衡 BER 曲线图, 图中 SNR 表示信噪比,



给出了方形和非方形 QAM 系统未经过自适应盲均衡处理,而采用匹配滤波接收法直接检测信号时的 BER 曲线。从图 8 可知,若数据量要求得以满足时(4QAM,  $N=250$ ; 16QAM,  $N=500$ ; 64QAM,  $N=750$ ; 8QAM,  $N=500$ ; 32QAM,  $N=750$ ),本文算法对于方形和非方形 QAM 均可获得较为理想的盲均

衡性能。值得注意的是:获得以上仿真曲线时,所采用的数据量并非算法最低要求的数据量,仅是为了获得更为稳定的性能而设置的,事实上,对于 64QAM,数据量  $N=300$  就能达到与图 8 中的 64QAM 曲线接近的性能效果。实验中采用的放大因子  $\lambda$  的取值如表 4 所示。

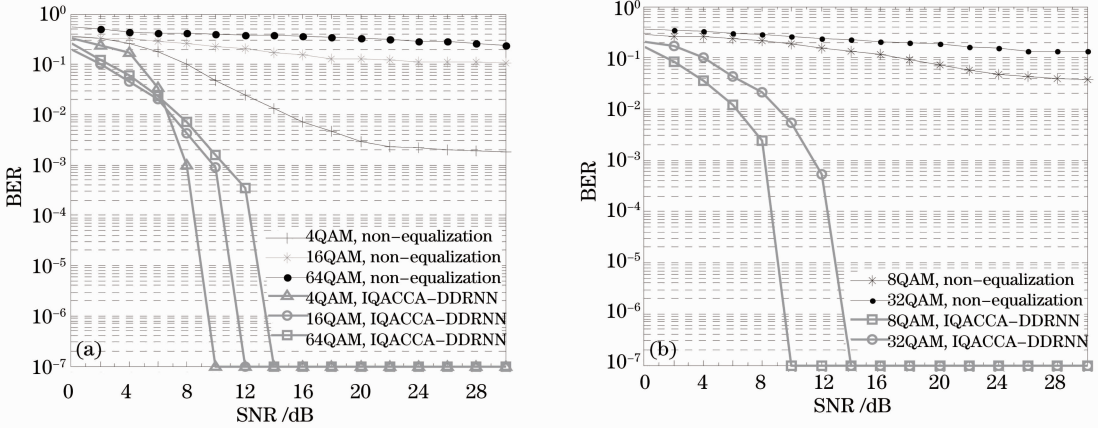


图 8 IQACCA-DDRNN 自适应盲均衡的 BER 曲线。(a) 方形 QAM 调制; (b) 非方形 QAM 调制

Fig. 8 BER of adaptive blind equalization using IQACCA-DDRNN. (a) Square QAM signals; (b) non-square QAM signals

表 4 为获得图 8 的性能曲线所采用的放大因子  $\lambda$  的取值

Table 4 Values of  $\lambda$  for obtaining the curves of Fig. 8

Modulation	4QAM	8QAM	16QAM	32QAM	64QAM
Value of $\lambda$	1	1.05	1.1	1.05	1.04

在接下来的仿真实验中,仅以 64QAM 情况为例,验证和分析此算法对于 QAM 系统盲均衡性能和现象的适用性。

实验 2:  $\lambda$  取值对于 IQACCA-DDRNN 自适应盲均衡算法的影响。

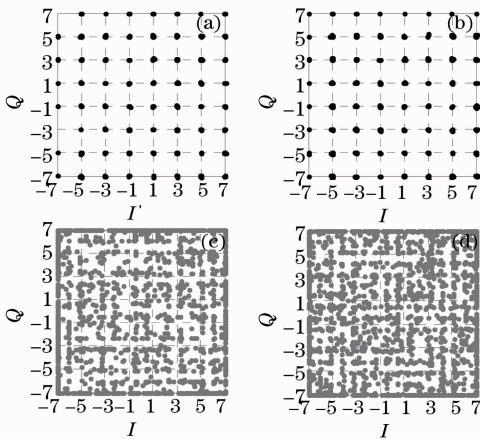


图 9  $N=1000, R_{SN}=30$  dB,不同  $\lambda$  取值时,输出信号数字眼图。(a)  $\lambda=1.02$ ; (b)  $\lambda=1.04$ ; (c)  $\lambda=1.2$ ; (d)  $\lambda=1.4$

Fig. 9 Digital eye diagrams of the output signal with different  $\lambda$  when  $N=1000, R_{SN}=30$  dB. (a)  $\lambda=1.02$ ; (b)  $\lambda=1.04$ ; (c)  $\lambda=1.2$ ; (d)  $\lambda=1.4$

图 9 和图 10 分别给出了  $N=1000$ ,信噪比  $R_{SN}=30$  dB,不同  $\lambda$  取值时,输出信号的二维星座图和算法收敛曲线,图中  $I, Q$  分别表示信号的实部与虚部。从结果看,  $\lambda$  取值过大会导致算法失效,而取值过小时虽然性能相对较好,但算法收敛速度下降,其结果符合以上的理论分析。图 10 中纵坐标  $E$  表示能量函数的平均值,由于信号  $s$  是无量纲的,所以能量函数值也是无量纲的。

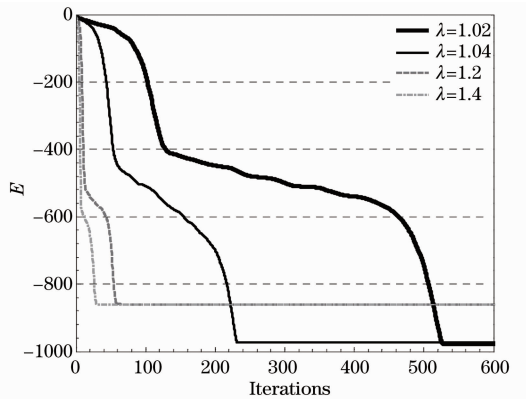


图 10  $N=1000, R_{SN}=30$  dB,算法收敛曲线

Fig. 10 Convergence curves of DDRNN algorithm when  $N=1000, R_{SN}=30$  dB

实验 3: 64QAM 信号情况下, IQACCA-DDRNN 系统相轨迹图。

64QAM,  $R_{SN} = 30$  dB 情况下, IQACC-DDRNN 系统相轨迹图如图 11 所示。其中网络从初始状态运行至收敛状态的相轨迹全局图如图 11(a) 所示,

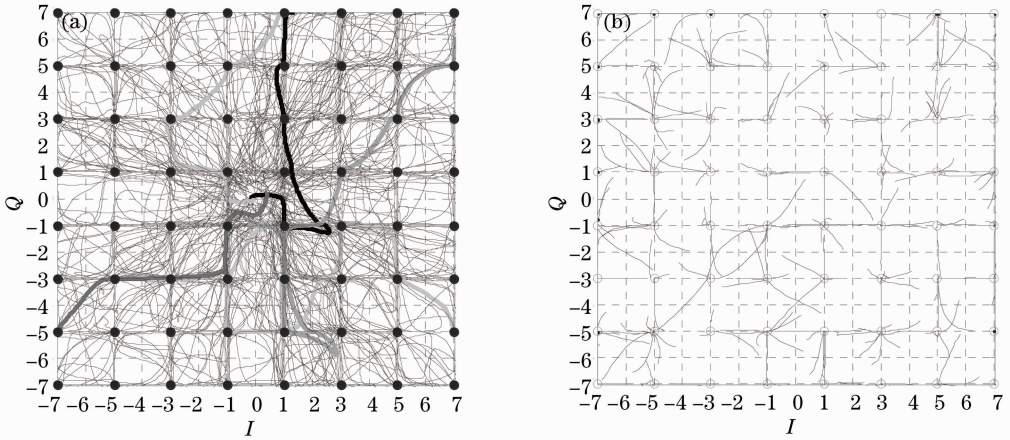


图 11 64QAM 信号情况下, IQACCA-DDRNN 算法, 系统相轨迹。(a)全景图; (b)网络反馈结束前  
Fig. 11 64QAM, phase trajectories of IQACC-DDRNN systems. (a) Panorama;  
(b) before the ending of feedback of the network

实验 4: IQACCA-DDRNN 算法与 HOS 盲均衡算法的对比。

现有文献认为 HOS 类盲均衡算法对于 QAM 系统的盲均衡能力是迄今为止最好的。为对比本文算法和 HOS 类算法的性能, 对于严重依赖数据量的 HOS 类盲均衡算法, 设置数据量为  $N = 20000$ , 步长  $\mu = 0.000001$ 。本文算法从产生的 20000 个数据中截取  $N = 750$  的数据段进行实验。从图 12 可知, 对于 64QAM 系统, HOS 盲均衡算法中, CMA、精减星座法(RCA)和多模算法(MMA)均可获得较为理想的效果。但与本文 IQACCA-DDRNN 算法相比较, 性能上还是相差较大。比如本文算法极限(BER 为零时的 SNR 值)出现在 15 dB, 而 HOS 盲均衡算法中性能最优的 MMA 算法, 其算法极限也出现在 25 dB 左右。而且, 从算法数据量和收敛速度来看, 本文算法优于这 3 种 HOS 类盲均衡算法。值得说明的是: HOS 盲均衡算法虽然所需的迭代次数(与步长大小的选择有关)远大于本文算法, 但是

细实轨迹线表示信号点的二维空间运动轨迹, 粗实线是为了清晰看出某几个信号点的运动轨迹所特意绘制的。从图 11(b)中可以发现, 随着网络的不断运行, 实际信号星座点不断沿着各自的轨迹汇聚至理想星座点的相应位置上。

HOS 类盲均衡算法的每次迭代运算量却远小于本文算法。综合数据量和收敛速度的共同影响, HOS 类盲均衡算法在运算量上并不比本文算法有优势。

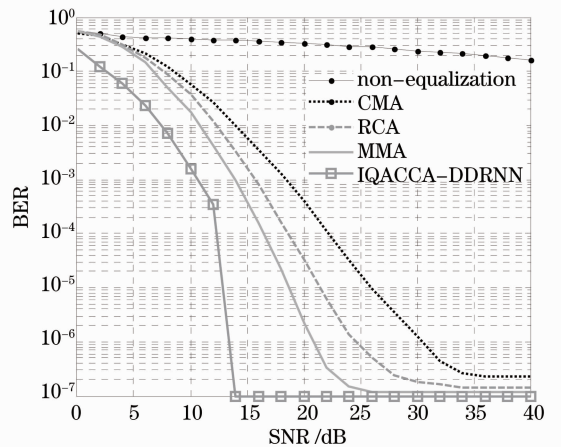


图 12 64QAM 信号, IQACCA-DDRNN 算法与 HOS 类算法 BER 对比  
Fig. 12 64QAM, BER curves of the IQACCA-DDRNN and HOS algorithms

表 5 256QAM 激励函数用于盲均衡其他各低阶 QAM 系统的算法性能对比

Table 5 Algorithm performance on the situation of 256QAM activation function used for the lower QAM systems

	64QAM	32QAM	16QAM	8QAM	4QAM
Data length $N$	750	750	500	500	250
Limit of original algorithm /dB	14	14	12	10	10
Limit of algorithm using unified activation function /dB	18	16	20	—	10

实验 5: 高阶 QAM 系统的激励函数用于盲均衡低阶 QAM 系统时的算法性能。

表 5 给出 256QAM 信号的激励函数用于盲均衡 64QAM、32QAM、16QAM、8QAM 和 4QAM 系统时的算法性能对比。要获得与所归属信号采用所归属激励函数激励情况的类似性能时, 统一激励方法所要求的数据量要适当增加, 而且算法性能会受到较为严重的削弱。鉴于结果与上文类似, 这里不再重复给出相关曲线, 而给出算法极限和所需数据量长度的经验数据并列在表 5 中。

## 7 结 论

充分利用 DDRNN 优点解决了无线分集相干光接收机的电域自适应盲均衡, 提出一种 IQACCA-DDRNN 自适应盲均衡方法。设计了一种结构简单、灵活性强的连续振幅多阈值的正弦函数型激励函数, 详细分析了该激励函数的参数选择方法并提出了该问题接近点和远离点的新概念; 进而从激励函数角度分析了 IQACCA-DDRNN 电域自适应盲均衡的放大因子选择范围; 论述了高阶 QAM 的激励函数用于盲均衡低阶 QAM 系统的适用性。设计了连续多阈值的正弦函数型激励函数前提下 DDRNN 的新能量函数形式并给出证明。该激励函数和能量函数的设计和分析不仅对于无线相干接收自适应盲均衡问题适用, 也可推广至其他相应领域。考虑到系统信号星座点的进一步密集化会使得算法对于数据量的要求大幅提高, 从而使得 IQACCA-DDRNN 的网络规模激增, 将有可能导致算法的运算代价过大、反馈迭代时间过长和网络依靠长期记忆很难进行独立学习等问题, 所以下一步研究工作将主要集中在解决甚密集 QAM 系统的自适应盲均衡问题上。

## 参 考 文 献

- Leng Jiaofeng, Hao Shiqi, Qu Fuqi *et al.*. Combination of spatial diversity coherent receivers for wireless optical communication [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2012, **49**(1): 010602
- 冷蛟锋, 郝士琦, 瞿福琪等. 无线相干光通信空间分集接收合并技术[J]. *激光与光电子学进展*, 2012, **49**(1): 010602
- Zhang Junwen, Shao Yufeng, Fang Wuliang *et al.*. Research of single carrier frequency domain equalization based on single-sideband modulation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(7): 1971~1976
- 张俊文, 邵宇丰, 方武良等. 基于单边带调制单载波频域均衡技术的研究[J]. *光学学报*, 2010, **30**(7): 1971~1976
- Di Xuejing, Tong Cheng, Zhang Xia *et al.*. Adaptive step-size constant-modulus algorithm for high-speed optical coherent communication system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, **32**(10):

- 1006004
- 邱雪静, 童程, 张霞等. 高速相干光通信系统中的自适应步长恒模算法[J]. *光学学报*, 2012, **32**(10): 1006004
- Gao Lina, Liu Jianfei, Zeng Xiaoye *et al.*. Joint phase equalization in optical orthogonal frequency division multiplexing system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, **32**(1): 0106004
- 高丽娜, 刘剑飞, 曾祥焯等. 一种光正交频分复用系统的联合相位均衡方法[J]. *光学学报*, 2012, **32**(1): 0106004
- F. Lee, V. W. S. Chan. Diversity coherent receivers for optical communication over the clear turbulent atmosphere [C]. *IEEE International Conference on Communications*, 2007. 2485~2492
- M. Pinchas, B. Z. Bobrovsky. A novel HOS approach for blind channel equalization [J]. *IEEE Trans. Wireless Communications*, 2007, **6**(3): 875~886
- S. Abrar, A. K. Nandi. Blind equalization of square-QAM signal: a multimodulus approach [J]. *IEEE Trans. Commun.*, 2010, **58**(6): 1674~1685
- S. Abrar, A. K. Nandi. An adaptive constant modulus blind equalization algorithm and its stochastic stability analysis [J]. *IEEE Signal Processing Lett.*, 2010, **17**(1): 55~58
- A. M. Nassar, W. E. Nahal. New blind equalization technique for constant modulus algorithm (CMA) [C]. *IEEE International Workshop Technical Committee on Communications Quality and Reliability*, 2010
- A. Goupil, J. Palicot. New algorithms for blind equalization: the constant norm algorithm family [J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 2007, **55**(4): 1436~1444
- A. T. Sheikh, S. A. Sheikh. Efficient variants of square contour algorithm for blind equalization of QAM signals [C]. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2009, **39**: 200~208
- Ruan Xiukai, Zhang Zhiyong. A novel blind equalization method of complex constellation signals [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(7): 1502~1507
- 阮秀凯, 张志涌. 一种复杂星座信号的盲均衡新方法[J]. *电子学报*, 2011, **39**(7): 1502~1507
- Liu Binhui, Chen Lin, Xiao Jiangnan. Least mean square adaptive algorithm for direct-detection optical orthogonal frequency division multiplexing transmission system [J]. *Chinese J. Lasers*, 2012, **39**(9): 0905005
- 刘彬晖, 陈林, 肖江南. 直接检测的光正交频分复用传输系统最小均方自适应算法[J]. *中国激光*, 2012, **39**(9): 0905005
- J. S. Choi, A. C. D. Lima, S. Haykin. Kalman filter-trained recurrent neural equalizers for time-varying channels [J]. *IEEE Trans. Communications*, 2005, **53**(3): 472~480
- H. Q. Zhao, X. P. Zeng, J. S. Zhang *et al.*. Nonlinear adaptive equalizer using a pipelined decision feedback recurrent neural network in communications systems [J]. *IEEE Trans. Communications*, 2010, **58**(8): 2193~2198
- C. Jongsoo, M. Bouchard, T. H. Yeap. Decision feedback recurrent neural equalization with fast convergence rate [J]. *IEEE Trans. Neural Networks*, 2005, **16**(3): 699~708
- Ruan Xiukai, Zhang Yaoju. Blind optical baseband signals detection using recurrent neural network based on continuous multi-valued neurons [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, **32**(11): 1106001
- 阮秀凯, 张耀举. 连续多阈值神经元反馈神经网络盲检测光基带信号[J]. *光学学报*, 2012, **32**(11): 1106001
- Ruan Xiukai, Zhang Zhiyong. Blind detection of QAM signals using continuous Hopfield-type neural network [J]. *J. Electronics & Information Technology*, 2011, **33**(7): 1600~1605
- 阮秀凯, 张志涌. 基于连续 Hopfield 型神经网络的 QAM 信号盲检测[J]. *电子与信息学报*, 2011, **33**(7): 1600~1605
- G. M. Georgiou, C. Koutsougeras. Complex domain

- backpropagation [J]. *IEEE Trans. Circuits and Systems- II Analog and Digital Signal Processing*, 1992, **39**(5): 330~334
- 20 Y. Cheolwoo, H. Daesik. Nonlinear blind equalization schemes using complex-valued multilayer feedforward neural networks[J]. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1998, **9**(6): 1442~1455
- 21 Z. Ghassemlooy, R. Dickenson, S. Rajbhandari. Wavelet transform artificial neural network receiver with adaptive equalization for a diffuse indoor optical wireless OOK link[J]. *Mediterranean J. Computers and Networks*, 2009, **5**(1): 1~9
- 22 J. G. Proakis. Digital Communications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2001. 693~705
- 普罗斯科. 数字通信 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2001. 693~705

栏目编辑: 王晓球