

连续多阈值神经元反馈神经网络盲检测光基带信号

阮秀凯^{1,2} 张耀举^{1,2}

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

摘要 空间分集接收可补偿信道衰落, 提出了一种基于幅相联合激励法的连续多阈值神经元反馈神经网络 (RNNCMVN) 的光基带信号直接盲检测方法。针对多进制相移键控 (MPSK) 信号的特点, 设计了两种连续相位多阈值激励函数形式, 并简要讨论了该两类激励函数参数的选择; 分别推演基于幅相联合激励法的 RNNCMVN 光基带信号盲检测方法工作于同步和异步两种模式下的新能量函数及其相关证明。同时针对正交调幅 (QAM) 信号的特点, 分别设计出连续振幅和相位多阈值激励函数形式, 最后通过仿真验证了该方法的有效性。

关键词 光通信; 相干探测; 反馈神经网络; 连续多阈值神经元; 能量函数

中图分类号 TN913.7 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201232.1106001

Blind Optical Baseband Signals Detection Using Recurrent Neural Network Based on Continuous Multi-Valued Neurons

Ruan Xiukai^{1,2} Zhang Yaoju^{1,2}

¹ College of Physics and Electronic Information Engineering, Wenzhou University,
Wenzhou, Zhejiang 325035, China

² Institute of Lasers and Optoelectronics, Wenzhou University, Wenzhou, Zhejiang 325035, China

Abstract Spatial diversity reception can be used over wireless optical links to resist channel fading. A novel blind optical baseband signals detection direct algorithm is proposed by using recurrent neural network based on continuous multi-valued neurons (RNNCMVN) with amplitude and phase continuous activation (APCA). Considering the characteristics of many phase shift keying (MPSK) signals, two types of continuous multi-valued activation functions are designed and the method of selecting their parameters is illustrated briefly. The new energy functions of synchronous and asynchronous mode of the RNNCMVN are derived and proved, respectively. Considering the characteristics of quadrature amplitude modulation (QAM) signals, the new continuous amplitude and phase multi-valued activation functions are designed and discussed, respectively. Finally, simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words optical communications; coherent detection; recurrent neural network; continuous multi-valued neurons; energy function

OCIS codes 060.4510; 060.1660; 060.2430

1 引言

脉冲幅度调制 (PAM), 特别是开关键控 (OOK) 已经是光通信系统主要的调制方案^[1,2], 差分正交相移键控 (DQPSK) 调制格式在光传输技术中获得良好的应用^[3]。近年来, 备受关注的八进制差分正交相移键控 (8DPSK) 则是在 DQPSK 基础上

的多进制调制, 它在一个码元周期内可传输 3 bit 信息, 具有较 DQPSK 更低的码元速率和更高的频谱利用率^[4], 可以预计光通信系统中的调制格式密集化 [比如八进制正交相移键控 (8PSK), 十六进制正交调幅 (16QAM) 等] 将是未来的一个研究重点。文献^[5]成功地分析了基于递归最小二乘 (RLS) 算法

收稿日期: 2012-05-09; 收到修改稿日期: 2012-05-31

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (60777005, 61078023) 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

的盲多用户检测算法的原理及性能,并将其应用于采用光正交码的无线光码分多址(CDMA)系统中。文献[6]提出了高速相干光通信系统中的一种将信道均衡与载波相位估计结合使用的方法,获得较为理想的仿真效果。文献[7]讨论了光纤通信系统中,单载波频域均衡技术对接收信号进行电域色散补偿的研究工作。考虑到基于人工神经网络(ANN)的正交相移键控(QPSK)盲均衡/检测文献并不少见^[8~12]。但是,目前基于 ANN 的信号盲处理方法,多是基于传统代价函数的方法,即选择一种 ANN 结构,利用或结合传统盲处理代价函数,根据代价函数确定权值的递推方程。其本质依旧是传统均衡方法的代价函数。此类方法无法减少算法对数据量的过多依赖,或运算负担相当沉重。反馈型神经网络(RNN),以其结构简单、动力学特性丰富、便于硬件电路实现等优点已有很多成功的应用,现在其应用领域还在不断地拓展,但是在通信特别是光通信信号盲处理领域的应用研究目前还刚刚起步。

本文讨论无线光通信基带信号盲处理问题,接收端采用多探测单元得到多路信号,然后根据系统接收信号与发送信号之间的子空间关系,构造一个新的盲检测的特定性能函数和优化问题,并且只要通过更改该优化问题的约束条件即可适用于多进制相移键控(MPSK)和正交调幅(QAM)信号。提出如何基于连续多阈值神经元反馈网络(RNNCMVN)模型实现多相制信号盲检测的理论和方法,命名为相位连续激励(APCA)法。针对 MPSK 信号的特点,设计了两种连续相位多阈值激励函数,并简要分析讨论了该两类激励函数参数的选择;并分别推演基于 APCA 的 RNNCMVN(APCA-RNNCMVN)盲检测方法在同步和异步模式下工作的新能量函数及其相关证明。同时,针对 QAM 信号的特点,分别设计出连续振幅和相位多阈值激励函数形式,最后通过仿真验证了该方法的有效性。

2 系统模型和信号盲检测优化问题构建

为增强接收端的信噪比(SNR),采用多个探测单元得到多路信号;并假设光信号通过光电转换单元变成模拟电信号,模拟电信号通过模拟转换器(ADC)转换为数字电信号,系统完美实现载波相位同步,符号准确定时,数据帧满足块衰落特性。实现

RNNCMVN 光基带信号直接盲检测的首要任务就是:构造一个适用于运用 RNNCMVN 进行求解的优化问题,而该优化问题的解就是对应于所希望获取的原始发送序列^[13]。不失一般性,忽略噪声时,单输入多输出(SIMO)通信系统接收方程、盲处理方程可表示为

$$[\mathbf{x}(t)]_{q \times 1} = \sum_{j=0}^M (\mathbf{H}_j)_{q \times 1} \mathbf{s}(t-j) = [\mathbf{H}_0, \dots, \mathbf{H}_{q-1}]_{q \times (M+1)} [\mathbf{s}(t)]_{(M+1) \times 1}, \quad (1)$$

$$\mathbf{X}_N = \mathbf{S}\mathbf{T}^H, \quad (2)$$

式中上标 H 表示共轭转置, q 为探测单元个数, M 为信道阶数, N 为接收数据长度, $\mathbf{T} = \mathbf{T}_L(\mathbf{H}_j)$ 是 $(\mathbf{H}_j, j = 0, 1, \dots, M)$ 构成的 Toeplitz 形式的平滑矩阵, L 为均衡器阶数, $[\mathbf{H}_0, \dots, \mathbf{H}_{q-1}]_{q \times (M+1)}$ 是通信信道的冲激响应, $(\mathbf{X}_N)_{N \times (L+1)q} = [\mathbf{x}_L(t), \dots, \mathbf{x}_L(t+N-1)]^T$ 是接收数据阵,而发送信号阵为

$\mathbf{S}(t) = [\mathbf{s}_N(t), \mathbf{s}_N(t-1), \dots, \mathbf{s}_N(t-M-L)]_{N \times (L+M+1)}$.

令 $\mathbf{Q} = \mathbf{U}_c^H \mathbf{U}_c$, 这里 \mathbf{U}_c 是 \mathbf{X}_N 奇异值分解 $\mathbf{X}_N = [\mathbf{U}, \mathbf{U}_c] \begin{bmatrix} \mathbf{D} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{V}^H$ 中的酉阵, $\mathbf{D} = \text{diag}[\sigma_1, \sigma_2, \dots,$

$\sigma_{(L+1)q}]$, 奇异值 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq \sigma_{r+1} \dots \geq \sigma_{(L+1)q}$. 当 \mathbf{T} 列满秩时,必有 $\mathbf{Q}\mathbf{s}_N(t-d) = \mathbf{0}$, 其中 $\{\mathbf{s}_N(t-d) | d=0, \dots, M+L\}$, 进而构造性能函数

$$J = [\mathbf{U}_c \mathbf{s}_N(t-d)]^H [\mathbf{U}_c \mathbf{s}_N(t-d)] = [\mathbf{s}_N(t-d)]^H \mathbf{U}_c^H \mathbf{U}_c \mathbf{s}_N(t-d) = \mathbf{s}^H \mathbf{Q} \mathbf{s}. \quad (3)$$

据此优化问题设计如下

$$\mathbf{s} = \text{argmin}\{J\}, \quad \mathbf{s} \in \mathbf{T} \quad (4)$$

式中 \mathbf{s} 表示复向量,由信号本身星座点信息所约束。

1) 原发送信号为 MPSK 信号

由于 MPSK 信号的振幅均位于单位圆之上,仅相位信息发生改变,那么其约束条件为

$$\mathbf{s} \in \mathbf{T} = \{\exp[j2\pi(m-1)/M], m = 1, 2, \dots, M\}. \quad (5)$$

2) 多进制正交幅度调制(MQAM)信号

与 MPSK 信号情况不同, QAM 信号同时具有多种模值和相位。QAM 信号表述为极坐标形式,那么有 $\mathbf{s} \in \mathbf{T} = \{A \exp(j\varphi)\}$, 其中 A 表示信号点模值, φ 表示信号点对应的相位。

如对于方形 16QAM 而言,其极坐标形式的模值为 $A = \{\sqrt{2}, \sqrt{10}, \sqrt{18}\}$, 相位为

$$\varphi = \left\{ \pm \arctan \frac{1}{3}, \pm \frac{\pi}{4}, \pm \frac{3\pi}{4}, \pm \left(\pi - \arctan \frac{1}{3} \right), \pm \left(\frac{\pi}{2} - \arctan \frac{1}{3} \right), \pm \left(\frac{\pi}{2} + \arctan \frac{1}{3} \right) \right\}. \quad (6)$$

图 1 分别给出了 DQPSK, 8PSK, 八进制正交调幅(8QAM)和 16QAM 的理想星座和相位判决分割线示意图。在图 1 中, 黑点表示星座点位置, 单位圆细虚线表示模值包络, 粗虚直线表示判决分割线。

(4)式是一个带约束条件的二次规划问题, 是一个关于非多项式算法(NP)的问题。通过数字计算机采用传统的串行数值算法, 对于 N 维系数矩阵而言, 算法复杂度为 $O(N^3)$ 而无法满足大规模的实时

应用。而 RNNCMVN 的并行计算可使得计算量不会随着维数的增加而发生指数性的增长, 将其作为求解该问题的工作是种较为理想的选择。这里必须指出, (4)式优化问题的构建未利用任何发送信号序列的统计信息, 即该方法不依赖任何统计量。基于 RNNCMVN 的信号盲处理方法是一种基于 ANN 理论、不依赖统计信息、仅依赖小数据量的新型光基带信号直接盲检测算法。

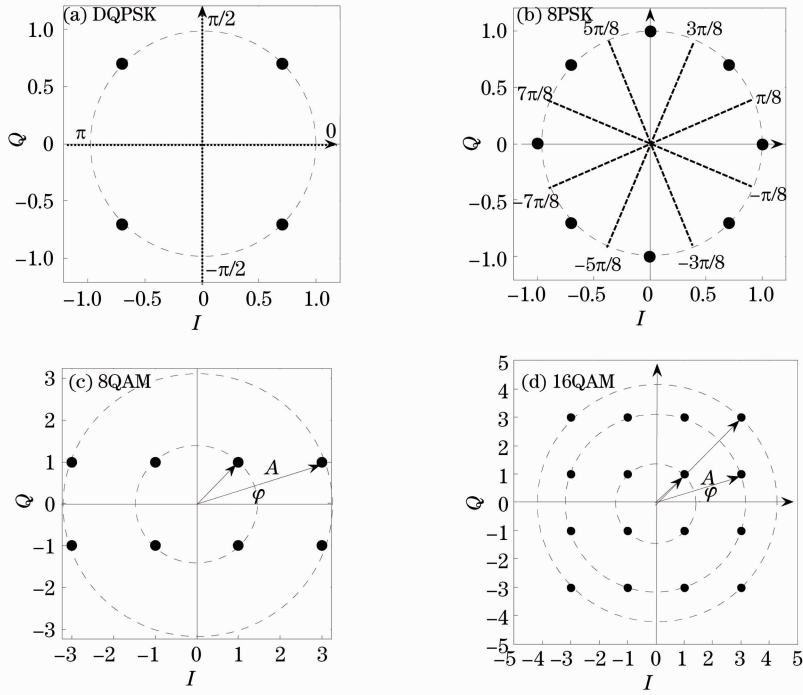


图 1 DQPSK, 8PSK, 8QAM 和 16QAM 信号理想星座图

Fig. 1 Ideal constellation of DQPSK, 8PSK, 8QAM and 16QAM, respectively

APCA-RNNCMVN 的网络结构如图 2 所示, 图中, $|\cdot|$ 为取信号点幅度(模值)运算; $\arg(\cdot)$ 为取信号点相位运算, $f(|\cdot|)$ 为幅度激励函数算子, $g(\cdot)$ 为相位激励函数算子, $s(t+1)$ 为信号输出, z^{-1} 表示延迟, W 为神经网络的权值矩阵。由于采用 RNN 方法,

所以算法流程非常简单, 即反复将网络输入反馈至网络输入, 直到算法的能量函数不再下降为止。那么权值矩阵的配置、相位和幅度激励函数的设计以及能量函数的设计就成为算法成功与否的至关重要的因素。

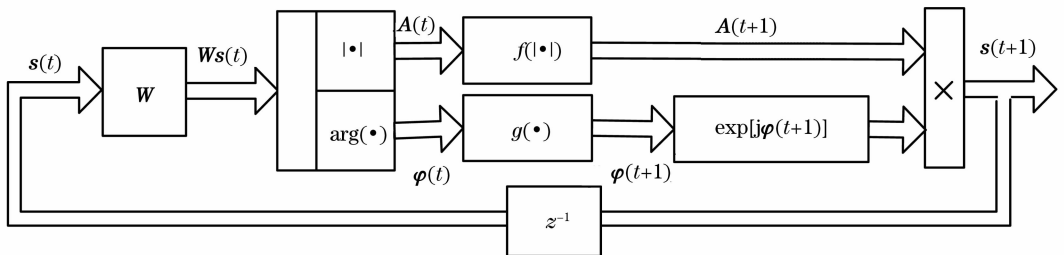


图 2 APCA-RNNCMVN 的网络结构

Fig. 2 Structure diagram of APCA-RNNCMVN

3 权阵配置

RNNCMVN 会由于权值矩阵 \mathbf{W} 的配置不同而展现出不同而又极为丰富的非线性特性,以三神经元 RNNCMVN 为例,图 3 分别给出了若干种不同 \mathbf{W} 取值时的 RNNCMVN 网络的相轨迹图形。由图 3 可知,不同 \mathbf{W} 阵的设计将导致 RNNCMVN 的非线性动态特性也随之改变。那么,显然 \mathbf{W} 阵的设计是否合理将直接决定光信号盲检测的成功与否。特

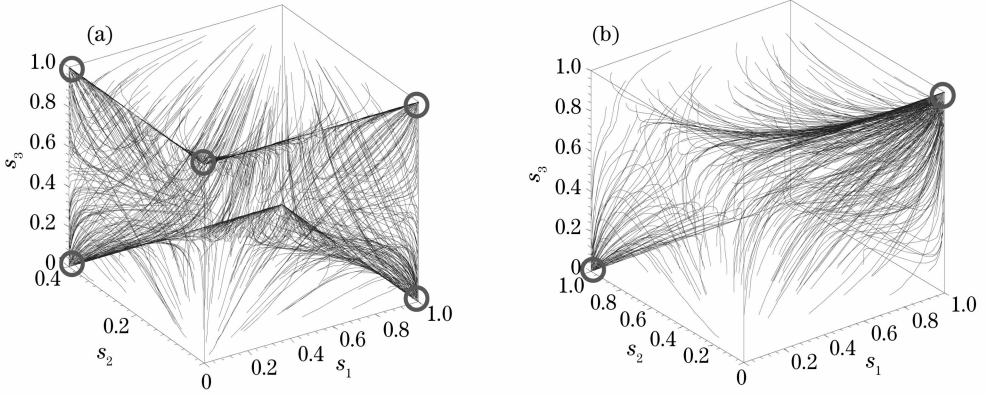


图 3 三神经元 RNN,不同 \mathbf{W} 情况下的相轨迹
Fig. 3 Phase trajectory of different \mathbf{W} with three neurons RNN

为运用 RNNCMVN 实现光基带信号盲检测, RNNCMVN 的连接权矩阵作如下配置

$$\mathbf{W} = \mathbf{U}\mathbf{U}^H, \quad (7)$$

式中 \mathbf{U} 是 \mathbf{X}_N 奇异值分解 $\mathbf{X}_N = [\mathbf{U}, \mathbf{U}_c] \begin{bmatrix} \mathbf{D} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{V}^H$ 中的酉阵。

对于同种结构的网络,当连接权值发生变化时(即网络本身发生了变化),RNN 能量函数极小点的个数和值的大小也会随之改变,将直接导致能量函数的波动而无法递减。

4 RNNCMVN 激励函数设计

4.1 MPSK 信号盲检测的连续相位多阈值正弦激励函数设计

论述连续相位多阈值正弦激励函数的设计和分析,设计通用形式为

$$g(x) = x - \beta \sin(\pi x / \alpha), \quad x \in (-\pi, \pi] \quad (8)$$

式中 α, β 为实因子。

显然,所设计的正弦激励函数在二维坐标原点处为 0 值。 α 根据信号形式的不同而有所改变。对于常用的 DQPSK 情况,取 $\alpha = -\pi/4$ 即可;对于

别值得注意的是,和其他 ANN 类型不同,RNN 的权值可根据网络的用途设计出来。权矩阵常用的设计或学习算法有:外积法、投影学习法、伪逆法以及特征结构法等。但是,为实现光基带信号直接盲检测所构造的 RNNCMVN,将不需要采用如上几种设计方法,这里主要讨论信号盲检测问题的 RNNCMVN 的权矩阵的构造方法。

MPSK, $M=4, 8, 16, 32, \dots$, 取 $\alpha = \pi/M$ 即可。

DQPSK 信号的连续相位多阈值正弦激励函数求取连续多阈值正弦激励函数拐点:由 $0 = g''(x) = \beta M^2 \sin Mx$, 可得 $x = \pm 2n\pi/2M$; 而由 $0 \neq g'''(x) = \beta M^3 \cos Mx$ 可得, $x \neq \pm (2n-1)\pi/2M$, 这里 n 为整数。故可知,只要满足 $g'''(x) = 0$ 的 x 值均为拐点。

4.2 QAM 信号盲检测的连续幅度多阈值和相位多阈值激励函数设计

多阈值连续激励函数设计一直是 RNNCMVN 的信号直接盲检测之关键,要实现 APCA 的 RNNCMVN 盲检测 QAM 信号,一个关键点就是分别设计出适用的幅度和相位多阈值激励函数,进而联合作用于输入信号映射。实验中主要根据 8QAM 和 16QAM 信号的自身特点,采用二阶 Sigmoid 函数^[14~16] 平移拼接的方法设计出适用于该问题的特有幅度和相位的激励函数形式。设计幅度和相位连续多阈值激励函数,进而利用 RNNCMVN 进行光基带信号的直接盲检测,需要分别设计幅度和相位的多阈值激励函数形式。

1) 8QAM 信号,连续幅度多阈值激励函数设计 8QAM 幅度激励函数公式为

$$f(x) = \frac{2\sqrt{2}}{1 + \exp(-ax)} - \sqrt{2} + \frac{\sqrt{10} - \sqrt{2}}{1 + \exp\left[-a\left(x - \frac{\sqrt{10} + \sqrt{2}}{2}\right)\right]}, \quad (9)$$

式中 a 为衰减因子, 它控制着激励函数的陡峭程度。

衰减因子 a 取值不同时的激励函数图形如图 4 所示。衰减因子 a 取值过小, 则无法达到“多阈值”的效果, 而 a 取值趋于无穷大时则出现类似于离散激励函数所特有的“阶跃”阶梯, 则说明离散多阈值激励函数被包含在该激励函数形式之中, 仅是它的一种特例而已。从图 4 可知, 此时的幅度阈值出现在 $\sqrt{2}$ 和 $\sqrt{10}$ 的相应位置上, 两个阈值差分别为 $\sqrt{2}$ 和 $\sqrt{10} - \sqrt{2}$ 。

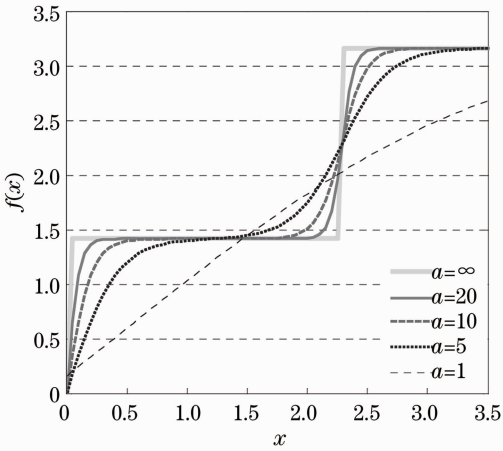


图 4 8QAM 连续幅度多阈值激励函数 $f(x)$ 图形
Fig. 4 Curves of 8QAM amplitude continuous multi-valued activation function $f(x)$

2) 8QAM 信号, 连续相位多阈值激励函数设计因为 8QAM 星座点本身关于坐标轴具有对称性质, 则使得所有第二、第三和第四象限的星座点相位均可由第一象限的相位简单计算而来。但是由于相位分布呈现非均匀变化, 使得 8QAM 相位多阈值激励函数的设计变得略显复杂, 步骤归纳如下:

① 依次考察计算第一、第二象限的相位:

$$\begin{aligned} \varphi_1 &= \arctan \frac{1}{3} \approx 0.322, & \varphi_2 &= \frac{\pi}{4} \approx 0.785, \\ \varphi_3 &= \frac{3\pi}{4} \approx 2.356, & \varphi_4 &= \pi - \arctan \frac{1}{3} \approx 2.820, \end{aligned} \quad (10)$$

对 8QAM 信号而言, 第一象限相位总数 $K_\varphi = 4$ 。

② 依次计算相位差:

$$\begin{aligned} \Delta\varphi_1 &= \arctan \frac{1}{3}, & \Delta\varphi_2 &= \varphi_2 - \varphi_1 = \frac{\pi}{4} - \arctan \frac{1}{3}, \\ \Delta\varphi_3 &= \varphi_3 - \varphi_2 = \frac{\pi}{2}, \\ \Delta\varphi_4 &= \varphi_4 - \varphi_3 = \frac{\pi}{4} - \arctan \frac{1}{3}. \end{aligned} \quad (11)$$

③ 依次计算元函数需要沿横轴和纵轴方向平移量, 横轴方向平移量可据

$$\Delta x_i = \varphi_{i-1} + \frac{\varphi_i - \varphi_{i-1}}{2} = \frac{\varphi_i + \varphi_{i-1}}{2}, \quad (12)$$

获得, 分别为

$$\Delta x_1 = 0, \quad \Delta x_2 = \frac{\varphi_2 + \varphi_1}{2} = \frac{\frac{\pi}{4} + \arctan \frac{1}{3}}{2},$$

$$\Delta x_3 = \frac{\varphi_3 + \varphi_2}{2} = \frac{\pi}{2},$$

$$\Delta x_4 = \frac{\varphi_4 + \varphi_3}{2} = \frac{\frac{7\pi}{4} - \arctan \frac{1}{3}}{2}, \quad (13)$$

纵轴方向平移量分别为

$$\Delta y_1 = \varphi_1 = \arctan \frac{1}{3},$$

$$\Delta y_2 = \varphi_2 - \varphi_1 = \frac{\pi}{4} - \arctan \frac{1}{3},$$

$$\Delta y_3 = \varphi_3 - \varphi_2 = \frac{\pi}{2},$$

$$\Delta y_4 = \varphi_4 - \varphi_3 = \frac{\pi}{4} - \arctan \frac{1}{3}, \quad (14)$$

可见纵轴方向平移量的和为

$$\Delta y = \sum_{i=1}^{K_\varphi} \Delta y_i = \pi - \arctan \frac{1}{3}. \quad (15)$$

④ 设计穿过原点的单节激励函数:

$$g_1(x) = \frac{2\Delta y_1}{1 + \exp[-a(x - \Delta x_1)]} - \Delta y_1 = \frac{2\arctan \frac{1}{3}}{1 + \exp(-ax)} - \arctan \frac{1}{3}. \quad (16)$$

⑤ 设计各相位节单节激励函数的纵轴对称:

$$g_i(x) = \frac{2\Delta y_i}{1 + \exp[-a(x - \Delta x_i)]} + \frac{2\Delta y_i}{1 + \exp[-a(x + \Delta x_i)]} - \Delta y_i, \quad i = 2, 3, 4, \dots \quad (17)$$

⑥ 拼合各单节激励函数获得激励函数:

$$g(x) = \sum_{i=1}^{K_\varphi} g_i(x), \quad (18)$$

进而得到 8QAM 信号相位激励函数形式为

$$g(x) = -\left(\pi - \arctan \frac{1}{3}\right) + 2\arctan \frac{1}{3} [1 + \exp(-ax)]^{-1} + \frac{\pi}{2} \left\{ 1 + \exp\left[-a\left(x \pm \frac{\pi}{2}\right)\right] \right\}^{-1} + \left(\frac{\pi}{4} - \arctan \frac{1}{3}\right) \left\{ \left\{ 1 + \exp\left[-a\left[x \pm \frac{\pi/4 + \arctan(1/3)}{2}\right]\right] \right\}^{-1} + \left\{ 1 + \exp\left[-a\left[x \pm \frac{7\pi/4 - \arctan(1/3)}{2}\right]\right] \right\}^{-1} \right\}, \quad (19)$$

令 $\arctan \frac{1}{3} = \Delta\varphi_s$, (19)式改写为更加紧凑的形式:

$$g(x) = -(\pi - \Delta\varphi_s) + \sum_{i=1}^4 c_i [1 + \exp(-ax \pm b_i)]^{-1}, \quad (20)$$

式中 c_i 和 $b_i, i=1,2,3,4$ 的取值如表 1 所示。

表 1 8QAM, 连续相位多阈值激励函数的 c_i 和 $b_i, i=1,2,3,4$ 的取值

Table 1 8QAM, c_i and $b_i, i=1,2,3,4$ of phase continuous multi-valued activation function, respectively

Value of i	1	2	3	4
c_i	$2\Delta\varphi_s$	$\frac{\pi}{2}$	$\frac{\pi}{4} - \Delta\varphi_s$	$\frac{\pi}{4} - \Delta\varphi_s$
b_i	0	$\frac{\pi}{2}$	$\frac{\pi}{8} + \frac{\Delta\varphi_s}{2}$	$\frac{7\pi}{8} - \frac{\Delta\varphi_s}{2}$

图 5 给出了衰减因子 $a=25$ 时,所设计的连续多阈值相位激励函数图形。图形清晰所示,该激励函数呈现出极度明显的非均匀特性。相位阈值平台的宽度受到 x 的位置影响, x 的位置逐步远离原点位置时,激励函数“平台”随之变宽。这完全是由于 8QAM 信号自身的相位不均匀性所引发的特有现象。

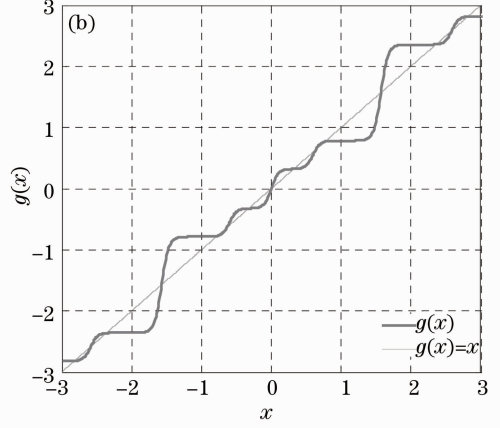


图 5 当 $a=25$ 时,8QAM 连续相位多阈值激励函数 $g(x)$ 图形

Fig. 5 Curve of 8QAM phase continuous multi-valued activation function $g(x)$ with $a=25$

象。相位阈值差不再遵循 MPSK 所设计的激励函数阈值差等距的规律。

同理可获得 16QAM 信号的幅度与相位多阈值激励函数形式。

1) 16QAM 信号,连续幅度多阈值激励函数,其形式为

$$f(x) = \frac{2\sqrt{2}}{1 + \exp(-ax)} + \frac{\sqrt{10} - \sqrt{2}}{1 + \exp\left[-a\left(x - \frac{\sqrt{10} + \sqrt{2}}{2}\right)\right]} + \frac{\sqrt{18} - \sqrt{10}}{1 + \exp\left[-a\left(x - \frac{\sqrt{18} + \sqrt{10}}{2}\right)\right]} - \sqrt{2}. \quad (21)$$

2) 16QAM 信号,连续相位多阈值激励函数,令 $\Delta\varphi_s = \arctan \frac{1}{3}$,则写为紧凑形式

$$g(x) = -(\pi - \Delta\varphi_s) + 2\Delta\varphi_s \sum_{\phi=0, \frac{\pi}{2}} [1 + \exp(-ax \pm \phi)]^{-1} + \left(\frac{\pi}{4} - \Delta\varphi_s\right) \sum_{i=1}^4 [1 + \exp(-ax \pm b_i)]^{-1}, \quad (22)$$

式中 $b_i, i=1,2,3,4$ 的取值如表 2 所示。同样方法也可得到三十二进制正交调幅(32QAM)和六十四进制正交调幅(64QAM)信号盲检测的幅度和相位激励函数表达形式。

表 2 16QAM, 连续相位多阈值激励函数的 $b_i, i=1,2,3,4$ 的取值

Table 2 16QAM, $b_i, i=1,2,3,4$ of phase continuous multi-valued activation function, respectively

Value of i	1	2	3	4
b_i	$\frac{\pi}{8} + \frac{\Delta\varphi_s}{2}$	$\frac{5\pi}{8} + \frac{\Delta\varphi_s}{2}$	$\frac{3\pi}{8} - \frac{\Delta\varphi_s}{2}$	$\frac{7\pi}{8} - \frac{\Delta\varphi_s}{2}$

5 RNNCMVN 能量函数设计与证明和平衡条件

只给出 MPSK 信号时的能量函数,分别给出和证明 RNNCMVN 盲检测 MPSK 信号的异步和同步工作模式时的能量函数和网络平衡条件。

令 t 时刻,网络反馈时的网络输出信号点的相

$$s(t+1) = \exp\{ig\{\arg[\mathbf{W}s(t)]\}\} = \exp\{i[\boldsymbol{\varphi}(t+1)]\} = \exp\{i[\boldsymbol{\varphi}(t) + \Delta\boldsymbol{\varphi}(t)]\}. \quad (23)$$

式中 $\mathbf{W}^H = \mathbf{W}$,即 \mathbf{W} 是厄米矩阵。

由 N 个神经元组成的 RNNCMVN,当权矩阵满足 $\mathbf{W} = \mathbf{W}^H$,且 \mathbf{W} 为非负定矩阵时,网络在异步更新模式下的能量函数为

$$E(\mathbf{s}, t) = -\frac{1}{2} \mathbf{s}^H(t) \mathbf{W} \mathbf{s}(t) + \sum_{j=1}^N \int_{-1}^{\cos \varphi_j(t)} \cos\{g^{-1}[\arg\cos(\tau)]\} d\tau + \sum_{j=1}^N \int_{-1}^{\sin \varphi_j(t)} \sin\{g^{-1}[\arg\sin(\tau)]\} d\tau, \quad (24)$$

式中 $\mathbf{s}(t)$ 的分量 $s_j(t) = \exp[i\varphi_j(t)] = \cos \varphi_j(t) + i \sin \varphi_j(t)$ 。

由 N 个神经元组成的 RNNCMVN,当权矩阵满足 $\mathbf{W} = \mathbf{W}^H$,且 \mathbf{W} 为非负定矩阵时,网络在同步更新模式下的能量函数为

$$E(\mathbf{s}, t) = -\mathbf{s}^H(t) \mathbf{W} \mathbf{s}(t-1) + \sum_{j=1}^N \int_{-1}^{\cos \varphi_j(t)} \cos\{g^{-1}[\arg\cos(\tau)]\} d\tau + \sum_{j=1}^N \int_{-1}^{\sin \varphi_j(t)} \sin\{g^{-1}[\arg\sin(\tau)]\} d\tau + \sum_{j=1}^N \int_{-1}^{\cos \varphi_j(t-1)} \cos\{g^{-1}[\arg\cos(\tau)]\} d\tau + \sum_{j=1}^N \int_{-1}^{\sin \varphi_j(t-1)} \sin\{g^{-1}[\arg\sin(\tau)]\} d\tau, \quad (25)$$

式中 $\mathbf{s}(t)$ 的分量 $s_j(t) = \exp[i\varphi_j(t)] = \cos \varphi_j(t) + i \sin \varphi_j(t)$ 。

6 仿真实验与分析

仿真实验环境设置参见文献[17]。平均能量值曲线和平均比特误码率(BER)曲线均通过 500 次蒙特卡罗独立实验获得。指出:能量函数作图时,将 ρ 值归一化,即 $\rho=1$ 后而得到。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。

1) 不同 β 取值时对于算法性能的影响

以 DQPSK, $N=300$ 为例。不同 β 取值时的 BER 随 SNR 变化的曲线如图 6 所示。可知当 $\beta=1/2 > 1/4$,即此时激励函数递增性无法得以满足,算法失效。而当 β 取值过小时,算法性能变差,这是由于激励函数的阈值平台模糊化。未做特殊说明,以下仿真结果在 DQPSK 信号时,取 $\beta=1/4$;8PSK 信号时,取 $\beta=1/8$ 情况下获得。

2) 能量函数变化情况

图 7 给出了 DQPSK 和 8PSK 信号,在 SNR 为 20 dB 时,数据量均取 $N=500$,网络处于异步和同步工作模式下的能量函数的变化曲线。可以发现,

位矩阵记为 $\boldsymbol{\varphi}(t) = \arg[\mathbf{s}(t)]$ 由元素 $\varphi_j(t) = \arg[s_j(t)]$, $j=1,2,\dots,N$ 组成,这里 $\arg(\cdot)$ 为求相位运算。再记 $\Delta\boldsymbol{\varphi}(t) = \boldsymbol{\varphi}(t+1) - \boldsymbol{\varphi}(t)$, $g^{-1}(\cdot)$ 为所设计激励函数 $g(\cdot)$ 的逆函数。

该 RNNCMVN 网络的动态方程为

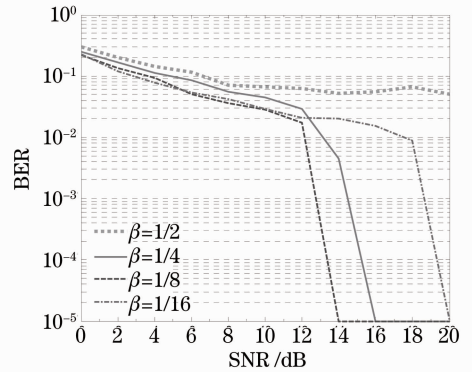


图 6 DQPSK 和 APCA-RNNCMVN 算法在不同 β 取值情况下的 BER 曲线

Fig. 6 BER curves of DQPSK and APCA-RNNCMVN with different β

能量函数曲线的变化情况完全符合上述理论分析。随着网络反馈的不断进行,能量函数持续下降,能量差值也随之减小直至不再变化,此时系统达到稳定态,优化问题的最优解也随之解出。而 MPSK 信号的阶次提高也不会直接导致算法反馈次数大幅增加即可达到系统稳定态。

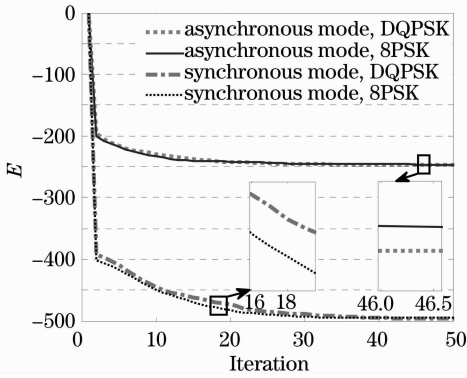


图 7 异步和同步工作模式下平均能量曲线
Fig. 7 Energy curves of asynchronous and synchronous modes

3) 算法性能情况

图 8 给出了 DQPSK 和 8PSK 信号, $N=500$, 网络处于异步和同步工作模式下的算法性能曲线。在所约定参数和在合适的数据量长度条件下, DQPSK 和 8PSK 信号的算法性能极限分别在 $R_{SN}=16$ dB 和 $R_{SN}=18$ dB 时取得。这是由于低 SNR 时, 信号受噪声污染严重, 而奇异值反映的是信号和噪声的能量集中情况, 在噪声较强的情况下很难把噪声和信号有效分离开来, 而即使网络神经元数目增加也无法对抗该天然属性。

由于 8PSK 和 DQPSK 信号性能情况的类似性, 下面仅以网络工作于同步模式下的盲检测 DQPSK 信号为例继续深化展开仿真分析。

表 3 APCA-RNNCMVN 算法与 SVM 和 SOS 类盲算法性能对比

Table 3 Comparison of APCA-RNNCMVN, SVM and SOS-type blind algorithms

Algorithm type		RNNCMVN	SSA	LPA	OPDA	SVM
DQPSK	Minimum requirement for data length N	80	200	350	300	350
	Upper bound of the algorithm performance /dB	14	32	30	30	22
8PSK	Minimum requirement for data length N	160	200	350	300	500
	Upper bound of the algorithm performance /dB	16	40	38	invalid	26

5) 8QAM 信号, 网络处于异步和同步工作模式下的系统相轨迹图

图 9 给出了 8QAM 信号, $R_{SN}=30$ dB, $N=500$, 网络分别运行与异步和同步模式下的系统相轨迹图。图 9 仅仅给出了算法收敛前的信号点运动轨迹组成的相轨迹图。从图中可发现, 随着网络的不断运行, 信号点向理想星座图的对应位置汇聚。

6) 8QAM 同步工作模式下, 算法性能与数据量的关系

8QAM 信号情况, 异步、同步工作模式下算法

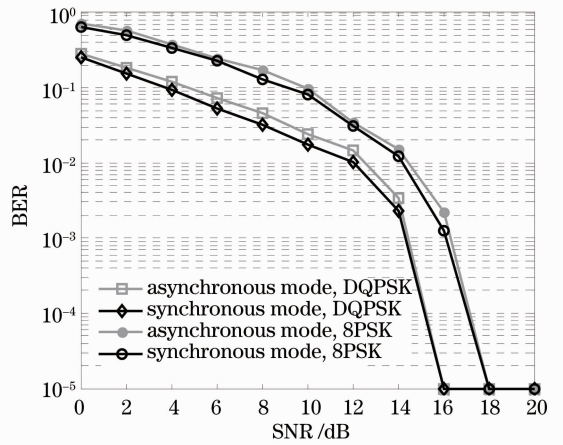


图 8 异步和同步工作时的 BER

Fig. 8 BER of asynchronous and synchronous modes

4) 与支持向量机(SVM)和二阶统计量(SOS)类盲算法性能对比

该算法性能与 SOS 盲算法^[18], 如子空间算法(SSA), 线性预测算法(LPA), 外积分解法(OPDA)和 SVM 盲算法^[19]比较结果如表 3 所示。从表 3 中可知, 新算法可以获得最好的性能, 即算法的性能在这几类算法中是最优的。而 SVM 方法虽较 SOS 盲算法性能优秀, 但是其算法运算代价远高于其他几种算法。

以 DQPSK 信号情况为例作对比, 记新算法在 $N=80$ 的运算代价为 $C |_{RNNCMVN}^{N=80}$, 则有如下关系式:
 $C |_{RNNCMVN}^{N=80} \approx 0.9C |_{SSA}^{N=200} \approx 0.35C |_{LPA}^{N=350} \approx 0.42C |_{OPDA}^{N=300} \approx 0.06C |_{SVM}^{N=350}$ 。

性能和数据量之间的关系如图 10 和图 11 所示, 从图中可见, 要使得算法有效工作, 数据量要达到一定的要求, 如 $N=500$ 。无论算法工作于异步或是异步模式, 算法极限均出现在 12 dB 位置, 唯一不同的是, 异步工作模式下的曲线更为接近些。这也说明, 当数据量可满足算法获得合理的盲检测效果时, 不再需要无端加大数据量, 而造成系统的过度消耗。

7) 16QAM 同步工作模式下, 算法性能与数据量的关系

16QAM 算法性能类似于 8QAM 信号情况, 只

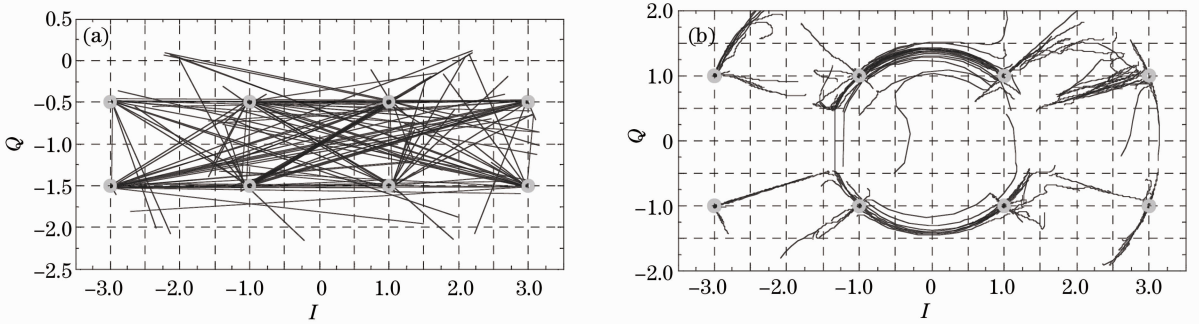


图 9 8QAM, APCA-RNNCMVN 系统相轨迹。(a)异步模式；(b)同步模式

Fig. 9 8QAM, phase trajectories of APCA-RNNCMVN. (a) Asynchronous mode; (b) synchronous mode

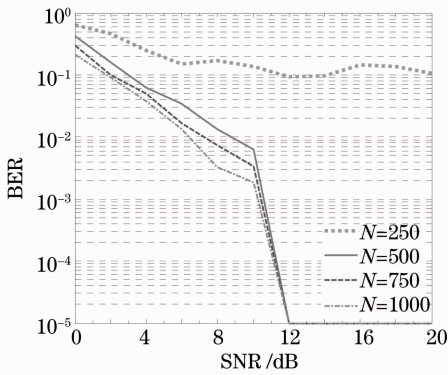


图 10 8QAM, 异步工作模式下 APCA-RNNCMVN 的算法 BER 曲线

Fig. 10 8QAM, the BER of APCA-RNNCMVN with asynchronous mode

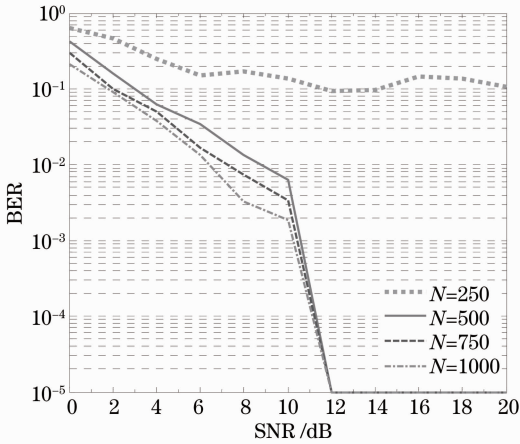


图 11 8QAM, 同步工作模式下 APCA-RNNCMVN 算法的 BER 曲线

Fig. 11 8QAM, the BER of APCA-RNNCMVN with synchronous mode

多样化和相位的差值减小所引起的。

8) 16QAM 同步工作模式下, 系统相轨迹图如图 12 所示。

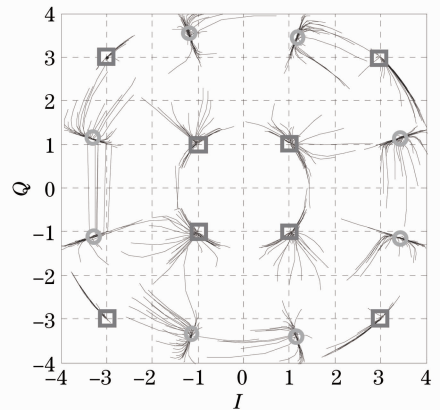


图 12 16QAM, 算法在同步工作模式下 APCA-RNNCMVN 的系统相轨迹图

Fig. 12 16QAM, phase trajectories of APCA-RNNCMVN with synchronous mode

图 12 给出了 16QAM, $R_{SN} = 30$ dB, $N = 500$ 时, 网络运行于同步模式下的系统相轨迹图。与 8QAM 情况类似, 仅给出了算法收敛前的信号点运动轨迹组成的相轨迹图。从图中可发现, 随着网络的不断运行, 信号点向理想星座图的对应位置汇聚; 值得注意的是, 虽然最为理想的是所有信号点向理想星座图的对应位置汇聚, 但是, 如图 12 所示, 只有在字符 $\{\pm 1 \pm i\}$ 的信号点完全汇聚与对应位置, 而字符 $\{\pm 1 \pm 3i\}$ 和 $\{\pm 3 \pm i\}$ 的星座点具有偏移, 这是由于在 3 个模值圆周上所分布的信号点数目多少所引起的, 即对于 4 信号点模值圆周上的信号点发生“过拟合”现象(见图 12 中方形点位置), 而对于具有 8 个信号点的模值圆周上的信号点则产生了“欠拟合”现象(见图 12 中圆形点位置), 但是这些欠拟合所引起的小幅度偏移, 并不影响算法的最终判决。

是此时对于数据量的要求有所加大。而且算法的性能极限出现在 16 dB。这主要是由于 16QAM 星座点较 8QAM 星座点更为密集, 而且相位值呈现出的

7 结 论

为利用 APCA-RNNCMVN 解决光基带信号的盲检测问题,针对 MPSK 的特点提出两种连续相位多阈值激励函数形式,并简要分析讨论了这两类激励函数参数的选择。分别推演了 RNNCMVN 工作于同步和异步模式下的新能量函数及其相关证明。所提出的基于 RNNCMVN 的光基带信号盲处理方法是一种基于 ANN 理论、不依赖统计信息、仅依赖小数据量的新型光通信信号直接盲检测算法,理论推演和仿真都验证了该方法不失为一种有效的解决 MPSK 和 QAM 调制格式光信号直接盲检测问题的方法和思路。但是,略显不足的是,新方法对于 QAM 信号盲检测的适用范围还有所不足;特别地,对于密集 QAM 信号,由于信号相位差值可区分度急剧变小,使得激励函数的设计异常困难。这样将直接导致该方法对于密集 QAM 信号的盲检测能力很弱或是消失。如何成功探索另一种对于密集 QAM 信号具有盲检测能力的 RNNCMVN 和连续多阈值激励函数设计方法是未来的研究方向。

参 考 文 献

- 1 Wang Yong, Yu Lei, Cao Jianian. Performance of optical wireless communication system basing on the sub-carrier PSK intensity modulation and LDPC code[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(12): 3295~3298
王 勇, 于 蕾, 曹家年. 基于副载波相移键控强度和低密度奇偶校验码的光无线通信系统性能[J]. *光学学报*, 2009, **29**(12): 3295~3298
- 2 Zhang Jiankun, Yang Yu, Chen Hongda. Modulation scheme analysis of indoor visible light communications[J]. *Chinese J. Lasers*, 2011, **38**(4): 0405003
张建昆, 杨 宇, 陈弘达. 室内可见光通信调制方法分析[J]. *中国激光*, 2011, **38**(4): 0405003
- 3 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
- 4 Wen Aijun, Liu Jiaojiao, Li Xiaojun. Analysis of the transmission performance of octal differential phase-amplitude-shift keying in high speed optical fiber communication system[J]. *Chinese J. Lasers*, 2009, **36**(3): 614~619
文爱军, 刘姣姣, 李晓军. 高速光传输系统中八进制差分相位幅度键控性能分析[J]. *中国激光*, 2009, **36**(3): 614~619
- 5 Wu Pengfei, Ke Xizheng, Liang Wei. A modified blind multi-user detection algorithm for wireless optical code division multiple access systems[J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, **32**(2): 0206005

- 吴鹏飞, 柯熙政, 梁 薇. 无线光码分多址中一种改进的盲多用户检测算法[J]. *光学学报*, 2012, **32**(2): 0206005
- 6 Song Yanmei, Xu Bo, Qiu Kun. Combined use of phase estimation and channel equalization in coherent optical communications[J]. *Study on Optical Communications*, 2012, **169**(1): 6~8
宋艳梅, 许 渤, 邱 昆. 相干光通信中相位估计与信道均衡的联合使用[J]. *光通信研究*, 2012, **169**(1): 6~8
- 7 Liu Liang, Wu Lin, Zhang Fan *et al.*. Experimental study of the hybrid transmission of 42.8 Gb/s differential phase shift keying and 9.95 Gb/s on-off keying signal[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(3): 676~680
刘 亮, 吴 琳, 张 帆等. 差分相移键控和开光键控信号的混合传输实验[J]. *光学学报*, 2010, **30**(3): 676~680
- 8 K. Burse, R. Yadav, S. Shrivastava. Channel equalization using neural network; a review [J]. *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Part C: Appl. Rev.*, 2010, **40**(3): 352~357
- 9 R. Pandey. Feedforward neural network for blind equalization with PSK signal[J]. *Neural Comput. & Appl.*, 2005, **14**(4): 290~298
- 10 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
- 11 Xiukai Ruan, Zhiyong Zhang. Blind nonlinear channel equalization using kernel processing[C]. *IEEE Image and Signal Processing*, 2009. 4406~4411
- 12 S. Rajbhandari, Z. Ghassemlooy, M. Angelova. Effective denoising and adaptive equalization of indoor optical wireless channel with artificial light using the discrete wavelet transform and artificial neural network[J]. *IEEE J. Lightwave Technol.*, 2009, **27**(20): 4493~4500
- 13 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
- 14 J. M. Zurada. Neural networks: binary monotonic and multiple-valued[C]. *IEEE International Symposium on Multiple-Valued Logic*, 2000. 67~74
- 15 I. Aizenberg. Complex-valued neurons with phase-dependent activation functions[C]. *International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing*, 2010, **6114**: 3~10
- 16 Wei Zhou, J. M. Zurada. A class of discrete time recurrent neural networks with multi-valued neurons[J]. *Neurocomputing*, 2009, **72**(16-18): 3782~3788
- 17 Z. Ghassemlooy, R. J. Dickenson, S. Rajbhandari. Wavelet transform-artificial neural network receiver with adaptive equalization for a diffuse indoor optical wireless OOK link[J]. *Mediterranean J. Computers & Networks*, 2009, **5**(1): 1~9
- 18 C. Y. Chi, C. C. Feng, C. H. Chen *et al.*. Blind Equalization and System Identification[M]. London: Springer-Verlag, 2006. 67~125
- 19 L. Marcelino, G. O. Jonathan. Blind equalization using the IRWLS formulation of the support vector machine[J]. *Signal Processing*, 2009, **89**(7): 1436~1445

栏目编辑: 王晓琰