

反馈电压偏置型 Hopfield 网络电域盲检测相干光通信信号

阮秀凯^{1,2}, 唐震洲¹, 张耀举^{1,2}, 陈孝敬¹, 陈慧灵¹

- (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:为解决无线分集相干光接收机的自适应盲检测问题,提出了一种新的离散时间连续状态的网络输出反馈偏置型的复 Hopfield 神经网络用以解决多值 QAM 信号的盲检测问题。反馈电压偏置的引入即不脱离传统 Hopfield 模型,又能有效满足多值信号检测时所需的搜索空间变大的特殊要求。全文完成多值信号盲检测的优化问题构造和能量函数的映射,给出能量函数的证明、分析和它的约束条件,给出适用该问题的激活函数的基本特征,正确盲检测信号的权矩阵的配置方法。最后,通过详细的仿真结果展示和与其他算法性能对比进一步验证算法的有效性和优越性并指出算法所存在的问题和下一步的研究方向。

关键词:相干光通信; 空间分集; 输出反馈偏置; Hopfield 网络; 盲检测

中图分类号: TN913.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2015)02-0715-06

Electrical blind detection of coherent optical communication signals using feedback-voltage-bias-type Hopfield neural network

Ruan Xiukai^{1,2}, Tang Zhenzhou¹, Zhang Yaoju^{1,2}, Chen Xiaojing¹, Chen Huiling¹

- (1. College of Physics and Electronic Information Engineering, Wenzhou University, Wenzhou 325035, China;
2. Institute of Lasers and Optoelectronics, Wenzhou University, Wenzhou 325035, China)

Abstract: To solve the special issue of electrical adaptive blind equalization in wireless spatial diversity optical coherent receivers, a new blind detection algorithm of multi-value QAM signals using output-feedback-bias(OFB) type complex discrete-time continuous state(DTCS) Hopfield neural network was presented. The OFB will not change the traditional Hopfield model. The proposed OFB-DTCS Hopfield neural network can meet special requirement of the multi-valued signal detection which need enlarger the search space. The blind detection problem of multi-valued QAM signals was transformed into solving a quadratic optimization problem. How to map the cost function of this optimization problem to the energy function of OFB-DTCS Hopfield neural network was also shown. The proof, analysis and its constraints of the energy function were shown, respectively. A complex activation function to fit this special problem was discussed. Then a special connective matrix was constructed to ensure algorithm detect signals correctly. Finally, detailed simulation results and performance comparison with other algorithm were shown to demonstrate farther the effectiveness, superiority and shortage of this new algorithm.

收稿日期: 2014-06-10; 修订日期: 2014-07-13

基金项目: 国家自然科学基金(61201426, 61377021, 61303210); 浙江省教育厅科研项目(Y201327231, Y201430529); 温州市科技计划项目(H20100093)

作者简介: 阮秀凯(1979-), 男, 讲师, 博士, 主要从事无线光通信和信号处理等方面的研究。Email: ruanxiukai@wzu.edu.cn

Key words: coherent optical communication; spatial diversity; output-feedback-bias(OFB); Hopfield network; blind detection

0 引言

无线光通信链路受到的各类不同尺寸的散射微粒将对激光的传输产生散射^[1],从而引发光时域脉冲扩宽,而快速移动的接收机也会导致多普勒频移现象,另外受到大气湍流效应,无可避免地存在相位起伏和光强闪烁,从而造成信道衰落^[1],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(Inter Symbol Interference, 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而导致的接收端信号失真、具有成本低廉、使用灵活等特点,而受到广泛关注。相干探测技术^[2-3]大大提高了接收机的灵敏度以及中继距离,相干光通信系统中调制方式的复杂化(如 16QAM, 64QAM)也必然是未来的主要研究方向,而已知的许多差分正交相移键控(DQPSK)和 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^[4-5]或二阶统计量为基础,使得该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以探寻性能更为优良的盲均衡方法^[6-7],但从发表的文献来看,效果依旧不理想。

考虑到现代光通信系统信号的高频化特性,采用状态连续的神经元是接近物理现实的,而数字化实现使得连续模型需要将时间离散化,提出了一种新的电域离散时间连续状态(Discrete Time Continuous State, DTCS)的反馈电压偏置型的复 Hopfield 神经网络^[8]用以解决多值 QAM 信号的盲检测问题。反馈电压偏置的引入即不脱离传统 Hopfield 模型又使得网络的物理实现更为简单,且能有效满足多值信号检测时所需的搜索空间变大的特殊要求。

1 目标函数与优化问题的建立

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。根据参考文献[7]优化问题设计如下。

$$\begin{aligned} \min_s J &= s_N^H (t-d) Q s_N (t-d) = s^H Q s \\ \text{s.t. } & s^R \in A, s^I \in B \end{aligned} \quad (1)$$

式中:上标 H 表示共轭转置。令 $Q=U^H U_c$, 这里 U_c 是 X_N 奇异值分解 $X_N=[U, U_c] \begin{bmatrix} D \\ 0 \end{bmatrix} \cdot V^H$ 中的酉阵, U 和 V 为奇异值分解的酉矩阵, U 为信号子空间的特征向量组成酉基阵, $D=\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{(L+1)q})$, 奇异值 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq \sigma_{r+1} \geq \dots \geq \sigma_{(L+1)q}$, $(X_N)_{N \times (L+1)q} = [x_L(t), \dots, x_L(t+N-1)]^T$ 是接收数据阵, q 为探测单元个数, N 为接收数据长度(即 RNN 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 16QAM 调制格式, $T=\{\pm 1, \pm 3\}$ 。

显然,公式(1)是个带约束条件的二次型函数优化问题,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。

接下来的任务是在传统 Hopfield 型神经网络基础上,构造具有反馈电源偏置的复 Hopfield 求解公式(1)的优化问题,从而实现多值 QAM 信号的盲检测问题,就是把上述目标函数对应为网络的能量函数,把问题的变量对应于网络的状态,将网络的能量函数的极小值对应于问题的最优解。

2 反馈电压偏置 DTCS-Hopfield 网络实现信号盲检测

不失一般性,考虑实 Hopfield 神经网络,第 j 个神经元输入输出如图 1 所示,这里将其命名为反馈偏置型 Hopfield 神经网络。忽略中间神经元传播时延,由基尔霍夫电流定理写出该神经元的动态方程:

$$\begin{cases} C_j \frac{du_j}{dt} = -\frac{1}{R_j} u_j + \sum_{i=1}^N w_{ji} s_j + \rho \theta_j \\ s_j = f(u_j) \end{cases} \quad (2)$$

式中: R_j 为漏泄阻抗; C_j 为漏泄电容; w_{ji} 为电导; u_j 表示激活函数输入电压; s_j 表示电势; θ_j 表示偏置,新模型中 $\theta_j = s_j$; ρ 为反馈电导, N 表示网络神经元总数。图中电流和(Current-summing)起到对输入电流求和的作用。

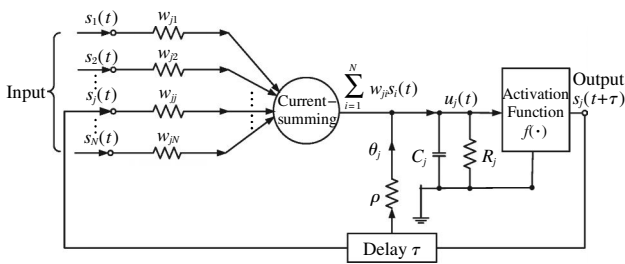


图 1 反馈电源偏置型 Hopfield 神经网络单个神经元输入输出示意图

Fig.1 Schematic overview of the input and output of a neuron of the feedback-voltage-bias-type Hopfield neural network

而新模型中, 无需另外附加电源电路, 仅需一个固定值的电导将网络输出进行反馈后作为偏置即可实现, 显然在物理实现上具有明显优势。而且只要 ρ 的取值适当, 就可以使得该模型适用于多值信号盲检测问题。

3 DTCS 反馈电压偏置复 Hopfield 型神经网络设计及配置

考虑具有 N 个互连接的复连续 Hopfield 型神经网络^[9], 并作如下定义 $\mathbf{u} := [u_1, u_2, \dots, u_N]^T \in \mathbf{C}^N$, 神经元输出向量 $\mathbf{s} := [s_1, s_2, \dots, s_N]^T \in \mathbf{C}^N$, 激活函数算子矩阵, $\mathbf{f}(\mathbf{u}) := [f(u_1), f(u_2), \dots, f(u_N)]^T \in \mathbf{C}^N$, $\boldsymbol{\theta} := [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T = \rho \cdot [s_1, s_2, \dots, s_N]^T \in \mathbf{C}^N$, 连接权矩阵

$$\mathbf{W} := \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & \dots & W_{1N} \\ W_{21} & W_{22} & \dots & W_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{N1} & W_{N2} & \dots & W_{NN} \end{bmatrix} \in \mathbf{C}^{N \times N} \quad (3)$$

且有 $\mathbf{W}^H = \mathbf{W}$, \mathbf{T}_{RC} 为主对角元素由 $\tau_j, j=1, 2, \dots, N$ 组成的对角实矩阵。

得到如下 Hopfield 网络模型

$$\begin{cases} \mathbf{T}_{RC} \frac{d\mathbf{u}}{dt} = -\mathbf{u} + \mathbf{W}\mathbf{s} + \boldsymbol{\theta} \\ \mathbf{s} = \mathbf{f}(\mathbf{u}) \end{cases} \quad (4)$$

式中: \mathbf{u} 和 \mathbf{s} 均为时间的函数。假设 $\mathbf{f}(z)$ 逆函数存在, 记为 $\mathbf{f}^{-1}(z)$, 则 $\mathbf{u} = \mathbf{f}^{-1}(\mathbf{s})$ 。

在平衡点处必有 $\frac{d\mathbf{u}}{dt} = 0$, 所以有 $\mathbf{u} = \mathbf{W}\mathbf{s} + \boldsymbol{\theta}$, 将时间进行离散化, 并用 k 代表第 k 时刻, 上式可以用松弛法继续求解, 松弛方程为 $\mathbf{f}^{-1}(\mathbf{s}(k+1)) = \mathbf{W}\mathbf{s}(k)$, 则有

$$\mathbf{s}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{W}\mathbf{s}(k) + \boldsymbol{\theta}) \quad (5)$$

显然, 此时与离散模型的表达式相近, 只是此时

的激活函数是连续函数。

(1) 能量函数的讨论

采用参考文献[10]形式的能量函数

$$E(\mathbf{s}) := -\frac{1}{2} \mathbf{s}^H \mathbf{W} \mathbf{s} - \boldsymbol{\theta}^T \mathbf{s} + \sum_{j=1}^N G(s_j^R, s_j^I) \quad (6)$$

$$G(s_j^R(t), s_j^I(t)) = \int_0^{s_j^R(t)} g^R(\xi, 0) d\xi + \int_0^{s_j^I(t)} g^I(0, \zeta) d\zeta \quad (7)$$

式中: $g^R(\xi, 0)$ 和 $g^I(\zeta, 0)$ 表示复激活函数实部和虚部的逆函数。 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1^R, \theta_2^R, \dots, \theta_N^R, \theta_1^I, \theta_2^I, \dots, \theta_N^I]^T \in \mathbf{C}^{2N}$ 。值得指出, 参考文献[10]中是在二值情况下提出的, 并未涉及神经元多值输出的情况, 下面分析移植该能量函数至输出反馈偏置型 TCS-Hopfield 神经网络及其多值输出的情况时所需的约束前提。

为讨论方便, 令 $\mathbf{V} := \begin{bmatrix} \mathbf{W}^R & -\mathbf{W}^I \\ \mathbf{W}^I & \mathbf{W}^R \end{bmatrix} \in \mathbf{C}^{2N \times 2N}$, $\mathbf{x} :=$

$[s_1^R, s_2^R, \dots, s_N^R, s_1^I, s_2^I, \dots, s_N^I]^T \in \mathbf{C}^{2N}$, $G(z) = \int_0^z f^{-1}(y) dy$, 将上述能量函数作如下改写:

$$E(\mathbf{x}, k) := -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{2N} \sum_{j=1}^{2N} v_{ij} x_i x_j - \sum_{j=1}^{2N} \theta_j x_j + \sum_{j=1}^{2N} G(x_j) \quad (8)$$

定理 1: 若单个神经元的激活函数满足单调非减性, 则能量函数(8)的定义与 \mathbf{s} 的选择无关。

定理 1 确保了该能量函数与即使发送信号隶属于不同字符集无关。由此可以知道, 不论接收信号具体形式如何, 只要保证激活函数的单调非减性, 该能量函数即可适用。

定理 2: 若权矩阵 \mathbf{W} 为一对称非负定矩阵, 网络单个神经元激活函数的逆函数积分 $G(x) = \int_0^x f^{-1}(v) dv$ 均连续有界且满足 $G(a) - G(b) \leq \left. \frac{dG(z)}{dz} \right|_{z=a} (a-b)$, 则公式(6)是公式(5)动态系统的能量函数。

定理 2 给出的条件看似宽松, 其实是比较苛刻的, 这就使得针对多值 QAM 信号的盲检测问题的激活函数选用和设计时, 若能保证激活函数逆函数的积分图形在轴的正方向的切线斜率具有单调递增性, 负方向保持单调递减性, 定理 2 还是可以得以满足的。 $G(a) - G(b) \leq \left. \frac{dG(z)}{dz} \right|_{z=a} (a-b)$ 的直观图形表示见图 2。指出, 常规二值信号情况下, 所采用的 S-型激活函数多数可以满足定理 2 的要求。

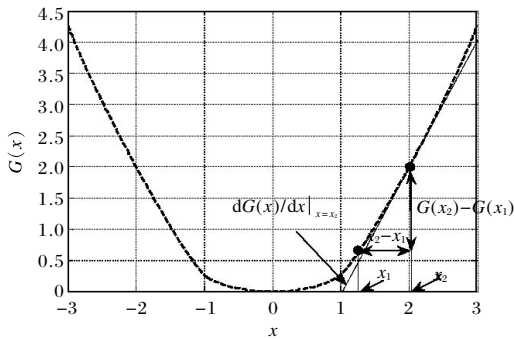


图 2 $a=5$ 时, 激活函数逆函数积分 $G(x)$ 曲线和示意图

Fig.2 Curves of $G(x)$ (the integral of $f^{-1}(v)$) with attenuation factor $a=5$

(2) 权矩阵配置和讨论

为运用复 Hopfield 求解公式(3)的信号盲检测问题, Hopfield 神经网络的连接权矩阵可作如下配置:

$$W=UU^H \quad (9)$$

那么, 如公式(9)配置的网络权矩阵必为非负定矩阵, 且它的特征值非零即 1。

如上配置的权矩阵自然满足定理 2 和定理 3 关于权矩阵的条件要求。

定理 3: 若单个神经元的激活函数均为严格单调函数, 则原点和待检测信号向量 \hat{s} 必为权矩阵如上配置的 OFB 型 Hopfield 神经网络的一个 ρ -邻域平衡点。

具有反馈电压偏置的 Hopfield 神经网络, 若保证 \hat{s} 的取值适当, 反馈电源偏置 $\theta=\rho \cdot s(k)$ 将使得搜索空间得以适度扩张, 使得激活函数可进一步实现理想映射。而 ρ 的取值将直接影响的算法的性能, 因为它们的取值直接影响的网络平衡点的邻域范围。对于多值信号盲检测问题, 仿真模拟实验获得经验公式 $\rho \in [0.08, 0.28]$ 是较为合理的。

(3) 激活函数设计和讨论

通用的复激活函数形式表示如下:

$$f(u)=f^R(u^R, u') + i \cdot f^I(u^R, u') \quad (10)$$

式中: $f^R: \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}$, $f^I: \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}$; u^R 和 u' 分别表示变量 u 的实部和虚部。

讨论单个神经元的激活函数。对于电平为 $\{- (2^m - 1), \dots, -1, 1, \dots, (2^m - 1)\}$, $m=2, 3, 4, \dots$ 的信号, 构造多阶梯 S-型函数如下

$$f(x) = \left[\sum_{i=1}^m \frac{2}{1 + e^{-(a+3)(x+b_i)}} \right] - m, m=2, 3, 4, \dots \quad (11)$$

式中: $b_i=2(i-2^{d-1})$ 为每个累加项函数重心的横坐标;

$m=2^d-1$ 是累加项总数。取 $a>0$, 而 $(a+3)$ 是累加项函数的衰减系数。

4 仿真实验及现象分析

仿真实验环境参考文献[11-12], 参数作如下约定:

多径信道归一化脉冲 $h(t) = \sum_{k=1}^{N_L} (\gamma_k^R (h^R(\alpha, t - \tau_k^R)) + i \cdot \gamma_k^I (h^I(\alpha, t - \tau_k^I)))$ 经过采样的复信道。其中: $h^R(\alpha, t - \tau_k^R)$, $h^I(\alpha, t - \tau_k^I)$ 分别是滚降因子 $\alpha=0.1$, 延迟因子 τ_k^R, τ_k^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; γ_k^R, γ_k^I 是在 (0,1) 区间均匀分布的随机权重系数。均衡器阶数 $L=8$, 探测单元个数 $q=4$, 信号传播路径数 $N_L=5, \tau_j=20, j=1, 2, \dots, N$; 背景干扰平均电流为 $200 \mu\text{A}$ 。平均能量值曲线和平均比特误码率 (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, 4G 内存, 仿真软件为 Matlab2010a。指出: 能量函数作图时, 将 λ 值归一化而得到。

(1) 反馈电导的选取

图 3 展示了不同电导 ρ 时, $N=640$ 情况下获得的平均 BER 曲线。

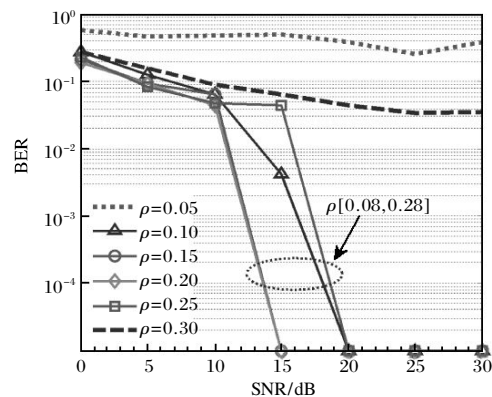


图 3 $N=640$, 不同 ρ 值时的 BER 曲线

Fig.3 Average BER of the proposed method with different values of ρ

(2) 算法性能

图 4 给出了 16-QAM 信号, 在信噪比 $SNR=20 \text{ dB}$, $N=320, 640$ 和 960 时的能量函数平均值变化曲线。图 4 中能量函数在网络反馈的起始次数的能量值有突然陡增的现象, 这是由于反馈起始步骤阶段 (称它为非实质反馈阶段), 信号分布点从原点周围向二维空间发散映射的过程, 体现在逆函数的积分项的值

逐步增大,从而促使能量函数必然存在其值的上升过程。当网络进入实质性反馈步骤阶段,则随着网络反馈的不断进行,能量函数持续下降,直到网络达到稳定态,优化问题的最优解也随之解出。另一现象就是当数据量加大将直接影响反馈次数,即算法收敛速度,这是由于数据量的增大将使得能量函数曲面的吸引盘(Basin of Attraction)数目增加而引起的。

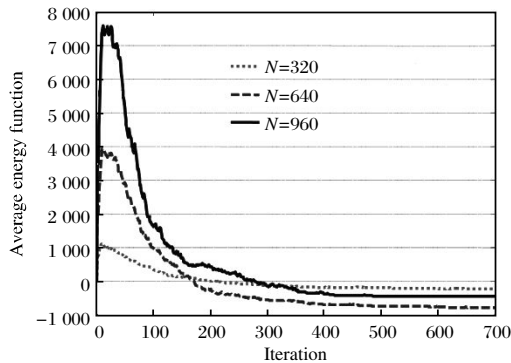


图4 16-QAM 能量函数下降曲线, $N=320, 640, 960$

Fig.4 Curves of energy function with $N=320, 640, 960$ and 16-QAM

(3) 权矩阵的非对称性

实际应用中,即使电路完全对称,总会存在器件偏差和电路干扰,所以权矩阵 W 的完全对称在物理电子电路上是无法实现。图5给出了16-QAM,数据量 $N=640$,信噪比(SNR)为无穷大时,权矩阵 W 左右具有稍许偏差情况下所获得能量函数变化曲线,可以清楚发现能量函数变化曲线将不停抖动,算法无法收敛,优化问题的极小点的获得更是无从谈起。

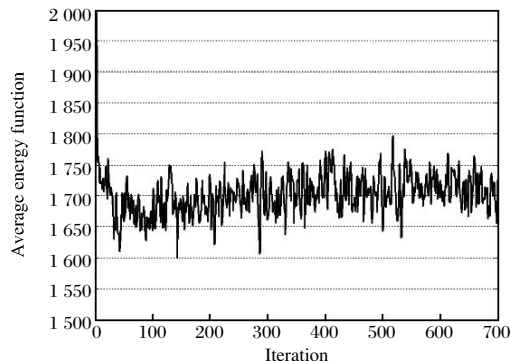


图5 16-QAM, $N=640, SNR=\infty$, 权矩阵 W 左右具有稍许偏差情况下所获得能量函数变化曲线

Fig.5 Curves of energy function with noncomplete symmetry W with 16-QAM and $N=640$

5 结论

为解决分集相干光接收信号的电域自适应盲检测问题,提出了一种用以解决 QAM 信号的盲检测问题的新 DTCS 反馈电压偏置型的复 Hopfield 神经网络。通过引入反馈电压偏置即不脱离传统 Hopfield 神经网络模型又使得网络的物理实现更为简单。但是如何解决当权矩阵具有物理电路带来的扰动情况时的多值盲检测问题还有待进一步解决。注意到,算法只在设计激活函数时仅利用了 QAM 信号星座的幅度先验知识来确定激活函数的阶梯平台的高度,而并未在优化问题中使用到星座信号的诸如统计特性等先验知识,间接说明新方法可以挖掘出更好性能的表现;而且鉴于盲检测问题是一个典型的“不适定 (ill-posed)”问题,可以引入“正则化”概念,如结合星座信号的先验知识,将盲检测问题抽象建模成由代价函数与惩罚函数共同组成的形式,进而映射成 Hopfield 网络能量函数并获得最优解同样是个值得研究的方向。

参考文献:

- [1] Yuan Xiuhua, Zhao Ming, Zhao Yanli. Analysis and resolution for wireless optical communication in turbulent atmosphere [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(2): 416-422. (in Chinese)
元秀华, 赵茗, 赵彦立. 湍流大气对无线光通信影响分析及解决方案[J]. 红外与激光工程, 2012, 41(2): 416-422.
- [2] Xu Shengchen, Yu Song, Ke Chaofan, et al. Experiment on auto-compensation method of phase drift in optical coherent-detection system [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(S2): 481-484. (in Chinese)
徐盛晨, 喻松, 柯超凡, 等. 相干光通信系统中的自动相位补偿方法实验 [J]. 红外与激光工程, 2013, 42(S2): 481-484.
- [3] Li Tie, Ke Xizheng, Chen Juan, et al. Polarization control in the coherent optical detection system [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(11): 3070-3074. (in Chinese)
李铁, 柯熙政, 谌娟, 等. 相干光检测系统中的偏振控制 [J]. 红外与激光工程, 2012, 41(11): 3070-3074.
- [4] Abrar S, Asoke K Nandi. Blind equalization of square-QAM signal: a multimodulus approach [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2010, 58(6): 1674-1685.
- [5] Ruan Xiukai, Zhang Zhiyong. A novel blind equalization method of complex constellation signals[J]. *Acta Electronica*

- Sinica*, 2011, 39(7): 1502–1507. (in Chinese)
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.
- [6] Jongsoo C, Bouchard M, Yeap T H. Decision feedback recurrent neural equalization with fast convergence rate [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2005, 16(3): 699–708.
- [7] 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. (in Chinese)
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.
- [8] Hopfield J J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities [C]//National Academy of Sciences of the United States of America, 1982, 79(8): 2554–2558.
- [9] Tohru N. Complex-valued Neural Networks: Utilizing High-dimensional Parameters[M]. New York: Hershey, 2009: 128–131.
- [10] Zurada J M. Neural networks: binary monotonic and multiple-valued [C]//the 30th IEEE International Symposium on Multiple-valued Logic, 2000: 67–74.
- [11] Ghassemlooy Z, Dickenson R, Rajbhandari S. Wavelet transform artificial neural network receiver with adaptive equalization for a diffuse indoor optical wireless OOK link [J]. *Mediterranean Journal of Computers and Networks*, 2009, 5(1): 1–9.
- [12] Proakis J G. Digital Communications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2001: 693–705.