

光通信信道电域盲均衡的脊回归方法

阮秀凯^{1,2} 张耀举^{1,2} 谈燕花¹ 吴平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 为了避免传统最小均方/最小二乘(LMS/LS)盲均衡方法的系数矩阵病态问题、减少最小均方(LMS)和最小二乘(LS)方法对数据长度的严重依赖,提出一种基于脊回归(RR)方法的光通信系统电域盲均衡算法。通过 RR 盲均衡代价函数的构建,盲均衡问题转化为求解无约束优化问题并完成求取均衡器的数学推演。分析了该算法的复杂度和脊参数对于代价函数及其性能的影响,构造批处理形式迭代算法求解该优化问题。该方法可将多进制相移键控(MPSK)和正交幅度调制(QAM)系统盲均衡问题纳入统一的框架。最后,通过仿真验证了新方法在性能上优于传统 LMS/LS 类盲均衡算法。

关键词 光通信;脊回归;盲均衡;色散补偿;病态矩阵

中图分类号 TN913.7 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201333.0906011

Ridge Regression Approach of Electrical Blind Equalization for Optical Communication Channel

Ruan Xiukai^{1,2} Zhang Yaoju^{1,2} Tan Yanhua¹ Wu Ping¹

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

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

Abstract To avoid the coefficient matrix ill-conditioned problem, and reduce the heavily reliance on data length of those least mean square/least square (LMS/LS) blind equalization algorithms, a novel electrical blind equalization algorithm of optical communication systems is presented by using ridge regression(RR) approach. By constructing a novel cost function of RR blind equalization, the blind equalization problems are transformed into solving an unconstrained optimization problem and the process of how to get the equalizer is shown. Meantime, a batch processing iterative method is constructed to solve this special optimization problem. Then the influence of ridge factor λ value of RR blind equalization algorithm and the algorithm complexity on the cost function and its property are analyzed. The proposed approach can place M -ray phase shift keying (MPSK) and quadrature amplitude modulation (QAM) modulation modes in a single, unified algorithm framework. Finally, simulation results verify that the performance of the proposed algorithm is superior to those existing LMS/LS blind equalization algorithms.

Key words optical communications; ridge regression; blind equalization; dispersion compensation; ill-conditioned matrix

OCIS codes 060.4510; 060.1660; 060.2330; 230.0040

1 引言

数字光通信系统中由于色散使光脉冲展宽,导致前后脉冲相互重叠,引起数字信号的码间干扰(ISI)。与色散补偿光纤、偏振模色散(PMD)光补偿器等现有的色度色散和 PMD 的光补偿器件相比,

电域均衡器计算方法因其具有低成本、易集成、不引入额外的光插入损耗、可同时补偿多种效应等优点,已被广泛用作光通信色散补偿手段。文献[1]改进了高速光通信系统中的恒模算法(CMA),该方法采用了指数函数形式的自适应步长,并在正交频分复

收稿日期: 2013-03-19; **收到修改稿日期**: 2013-05-14

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(61201426)、国家自然科学基金面上项目(61078023)、浙江省重点科技创新团队自主项目(2012R10006-04,2012R10006-07)

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

E-mail: ruanxiukai@wzu.edu.cn

用(OFDM)系统中进行了性能测试。文献[2]采用了频域最小均方(LMS)自适应均衡技术追踪光通信信道变化。文献[3]提出了在光通信系统中,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[4]提出了高速相干光通信系统中的一种将电域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[5]则提出了一种基于小波变换的光通信 OFDM 系统的联合相位均衡方案,并针对差分正交相移键控(DQPSK)系统情况进行了分析论证。其他典型的算法还有多模算法(MMA)和精简星座算法(RCA)等^[6-9]。

性能优秀的传统色散补偿算法多构建在 LMS 或最小二乘(LS)基础上,由此使得算法具有收敛速度慢,步长选择困难,低信噪比(SNR, R_{SN})情况下易陷入局部极小点等问题。近年来,在无线通信领域出现了直接利用字符集检测信号的算法^[10],但从目前的情况来看,该类方法算法复杂度较高,对于稍许复杂的光差分正交相移键控调制方式,会使计算量增大而致使效率大减。文献[11-12]采用了反馈神经网络(RNN)进行信号的直接盲检测,达到了较为满意的效果,但该方法单次迭代运算量较大。另外,运用神经网络实现均衡处理^[13-15]的文献并不少见,但是神经网络必须首先确定模型结构,存在网络训练时间长、过拟合、不能保证全局最优性等不足,同时由于神经网络生物神经元的客观存在性和神经元本身的兴奋或抑制二态性,使得他们的讨论范围局限在实数神经网络或二值信号,而对常用的多值复数域正交幅度调制(QAM)信号的研究工作相对欠缺。此外,文献[16]讨论了支持向量机(SVM)框架下信号的盲均衡问题,虽然同样减少了对数据量的要求,但算法运算负担相当沉重;而且对于多值 QAM 系统的盲均衡,该方法是失效的。文献[17-18]运用 SVM 盲均衡低阶 QAM 系统并且拓展到了 OFDM 场合,但是对于 SVM 不确定性参数(如正则化参数、核参数、不灵敏参数)的优化选择和确定并没有很好地解决,也未给出该方法得以有效工作的实质原因,更没有涉及到高阶 QAM 信号的讨论。

考虑到脊回归(RR)估计方法^[19]可避免传统 LMS/LS 盲均衡方法的系数矩阵病态问题,从电域

角度提出基于脊回归(RR)方法框架的光通信系统盲均衡新算法。该方法可将多进制相移键控(MPSK)和 QAM 光通信系统电域盲均衡问题纳入一个统一的算法框架,并大幅减少了 LMS/LS 方法对于数据长度的依赖。

2 基于 RR 方法的光通信信道电域盲均衡

RR 是在自变数信息矩阵的主对角线元素上人为地加入一个非负因子,从而使得回归系数的估计稍有偏差、估计的稳定性明显提高的一种回归分析方法。该方法成功克服了神经网络和传统分类器的过学习、局部极值点和维数灾难等诸多缺点,具备较强的泛化能力,这些能力和小样本学习能力已成功应用于多个领域^[19]。下面将构建适用于 RR 方法的光通信信道盲均衡算法。

假设系统发送端调制器输出经过数字信号调制的光载波,经光滤波器和光放大器后,再经过光滤波器耦合进入传输信道,发送端成型滤波采用滚降因子为 0.3 的升余弦成型滤波,并假设接收端进行完美匹配滤波。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中频模拟电信号,模拟电信号经过模数转换器(ADC)转换为数字电信号并对其进行采样。考虑光信号的快速传播,则数据帧满足块衰落特性。

令均衡器权向量 $\mathbf{w} = [\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_{L-1}]^T$, 发送信号序列 $\mathbf{s} = [s_0, s_1, \dots, s_N]^T$, 该信号满足独立同分布(IID)的统计特性; $\mathbf{v} = [v_{L-1}, v_L, \dots, v_N]^T$ 为信道的加性高斯白噪声; $\mathbf{x} = [x_{L-1}, x_L, \dots, x_N]^T$ 表示均衡器的接收信号序列, $\mathbf{y} = [y_{L-1}, y_L, \dots, y_N]^T$ 为经过均衡器的输出信号序列,其中上标 T 表示矩阵转置。电域均衡器输入和输出序列的第 k 个信号点分别存在如下关系^[11]: $x_k = \sum_{i=0}^{M-1} h_i s_{k-i} + v_k$, $y_k = \sum_{i=0}^{L-1} \omega_i x_{k-i}$, 其中 $k = L-1, L, \dots, N$, N 为发送信号帧长, M 为信道阶数, L 为均衡器阶数。

系统模型如图 1 所示,图 1 中接收信号重构矩阵

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_{L-1}, \mathbf{x}_L, \dots, \mathbf{x}_N]_{(N-L+1) \times L}^T = \begin{bmatrix} x_{L-1} & x_{L-2} & \cdots & x_0 \\ x_L & x_{L-1} & \cdots & x_1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_N & x_{N-1} & \cdots & x_{N-L+1} \end{bmatrix}_{(N-L+1) \times L}, \quad (1)$$

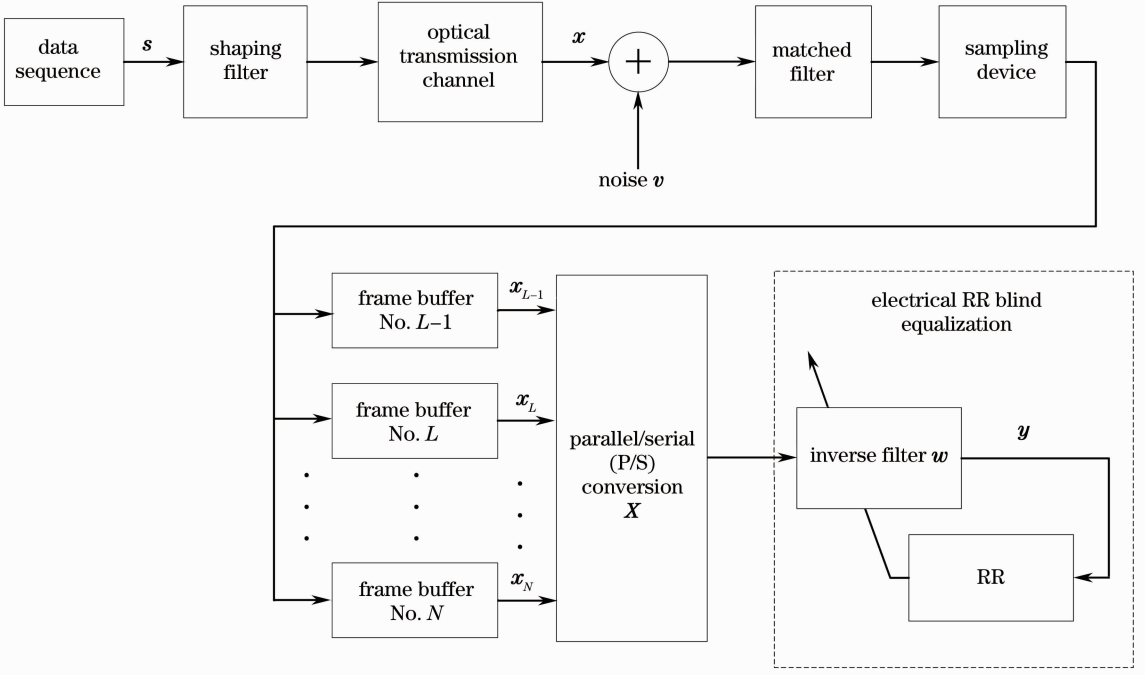


图1 系统模型

Fig. 1 System model

代价函数如下表示：

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}} \quad & \frac{1}{2} \|\ |\mathbf{y}|^2 - p \|^2 \\ \text{s. t.} \quad & \frac{1}{2} \|\ \mathbf{w} \|^2 \leq \delta, \end{aligned} \quad (2)$$

式中 $\mathbf{y} = [y_{L-1}, y_L, \dots, y_N]^T$ 为均衡器输出向量，均衡器权向量 $\mathbf{w} = [w_0, w_1, \dots, w_{L-1}]^T$ ， $\|\cdot\|_2^2$ 表示 2 范数，s. t. 代表优化问题约束条件， p 值随发送信号的调制方式不同而不同，其详细的确定方法可参考文献[6]， δ 为不小于 0 的常数。

欲将上述优化问题转换为无约束优化问题，首先将代价函数改写成拉格朗日(Lagrange)形式^[16]

$$\begin{aligned} J(\mathbf{w}) &= \frac{1}{2} \|\ |\mathbf{y}|^2 - p \|^2 + \frac{\lambda}{2} \|\ \mathbf{w} \|^2 = \\ & \frac{1}{2} \sum_{k=L-1}^N (|\mathbf{x}_k^T \mathbf{w}|^2 - p)^2 + \frac{\lambda}{2} \mathbf{w}^H \mathbf{w}, \end{aligned} \quad (3)$$

式中 H 表示共轭转置运算。进而获得如下优化问题：

$$\mathbf{w}^R = \underset{\mathbf{w}}{\operatorname{argmin}} \left[\frac{1}{2} \sum_{k=L-1}^N (|\mathbf{x}_k^T \mathbf{w}|^2 - p)^2 + \frac{\lambda}{2} \mathbf{w}^H \mathbf{w} \right], \quad (4)$$

式中的惩罚项 $\mathbf{w}^H \mathbf{w}$ 在神经网络中称为权重衰减， \mathbf{w}^R 为 RR 方法均衡器估计值， $\lambda \geq 0$ 为脊参数，控制着脊的数量，脊的数量随着 λ 的增大而减少。 λ 控制着对超出误差样本的惩罚程度，它的取值过小或过

大，均会使系统的泛化能力变差。用 RR 方法解决复共线性问题的一个关键就在于确定脊参数 λ ，最优的 λ 值可以确定最佳 RR 模型^[19]，并且，从代价函数形式可知该方法中未使用任何训练序列，是一个盲问题。

图 2 给出了不同 λ 取值的代价函数在实值 \mathbf{w} 空间的曲面图及等高线图。可见 λ 的取值不同，RR 盲均衡方法的代价函数曲面图的脊数目不同，同时也直接导致代价函数的极小点数目不同。

由图 2 所示，可知 λ 的取值影响到代价函数的凸性。当 λ 较小时[如图 2(a)，(b)所示]，代价函数是一个非凸函数，不可避免地存在算法收敛到局部极小值的问题； λ 较大时[如图 2(c)所示]，代价函数转变为一个凸函数，但是若此时代价函数惩罚项发挥的作用过大，则使得算法性能受损。另外注意到，无论 λ 如何取值，RR 盲均衡算法的误差曲线均关于“误差零点”奇对称。当均衡器输出信号的模值与期望的信号模值具有相同的偏差时，误差函数能给予相同的补偿，即正偏差的补偿效果和负偏差的补偿效果是相同的。正负号决定了补偿的方向，其结果表现在系统输出信号星座图中，均衡器输出信号各簇的中心位置更接近于发送信号位置，使得算法在同等条件下最终具有更小的稳态误差。

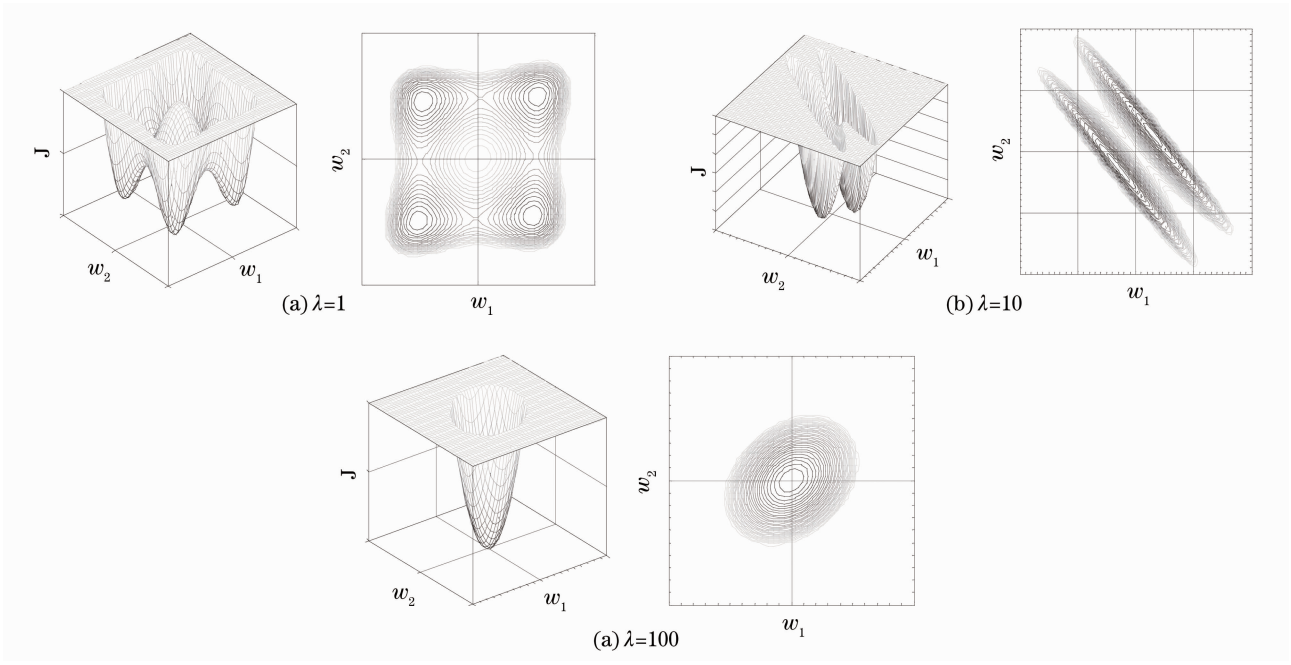


图 2 λ 不同取值时,代价函数在实数 w 空间中曲面图(左)和等高图(右)

Fig. 2 Surface figures (left) and contour plots (right) of cost function with different λ values in real w space

欲求该代价函数的极小点,首先对(3)式代价函数求 w 的导数形式:

$$\frac{\partial J(w)}{\partial w} = \sum_{k=L-1}^N (|\mathbf{x}_k^T w|^2 - p) \frac{\partial (|\mathbf{x}_k^T w|^2 - p)}{\partial w} + \lambda w = \sum_{k=L-1}^N (|\mathbf{x}_k^T w|^2 - p) \frac{\partial (\mathbf{x}_k^T w w^H \mathbf{x}_k^*)}{\partial w} + \lambda w = \sum_{k=L-1}^N (|\mathbf{x}_k^T w|^2 - p) \mathbf{x}_k^T w \mathbf{x}_k^* + \lambda w, \quad (5)$$

式中上标 * 表示共轭运算。假设均衡器输出 $y_k, k = L-1, L, \dots, N$ 值固定^[15], (4)式改写为

$$\frac{\partial J(w)}{\partial w} = \sum_{k=L-1}^N \mathbf{x}_k^T w y_k^* y_k \mathbf{x}_k^* - \sum_{k=L-1}^N p y_k \mathbf{x}_k^* + \lambda w = \underbrace{\sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k \mathbf{x}_k^T w \mathbf{x}_k^*}_I - \underbrace{\sum_{k=L-1}^N p y_k \mathbf{x}_k^*}_{II} + \lambda w. \quad (6)$$

为表述方便,记(6)式第一求和项为 I 项,第二求和项为 II 项。可将(6)式中 I 项进行演化:

$$\sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k \mathbf{x}_k^T w \mathbf{x}_k^* = \sum_{k=L-1}^N \left[y_k^* y_k \begin{bmatrix} w_0 x_k^* x_k + w_1 x_k^* x_{k-1} + \dots + w_{L-1} x_k^* x_{k-L+1} \\ w_0 x_{k-1}^* x_k + w_1 x_{k-1}^* x_{k-1} + \dots + w_{L-1} x_{k-1}^* x_{k-L+1} \\ \vdots \\ w_0 x_{k-L+1}^* x_k + w_1 x_{k-L+1}^* x_{k-1} + \dots + w_{L-1} x_{k-L+1}^* x_{k-L+1} \end{bmatrix} \right] = \begin{bmatrix} w_0 \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_k^* x_k + w_1 \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_k^* x_{k-1} + \dots + w_{L-1} \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_k^* x_{k-L+1} \\ w_0 \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_{k-1}^* x_k + w_1 \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_{k-1}^* x_{k-1} + \dots + w_{L-1} \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_{k-1}^* x_{k-L+1} \\ \vdots \\ w_0 \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_{k-L+1}^* x_k + w_1 \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_{k-L+1}^* x_{k-1} + \dots + w_{L-1} \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_{k-L+1}^* x_{k-L+1} \end{bmatrix}_{L \times L} =$$

$$\begin{aligned}
 & \left[\begin{array}{c} \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_k^* x_k + \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_k^* x_{k-1} + \cdots + \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_k^* x_{k-L+1} \\ \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_{k-1}^* x_k + \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_{k-1}^* x_{k-1} + \cdots + \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_{k-1}^* x_{k-L+1} \\ \vdots \\ \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_{k-L+1}^* x_k + \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_{k-L+1}^* x_{k-1} + \cdots + \sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k x_{k-L+1}^* x_{k-L+1} \end{array} \right]_{L \times L} \cdot \begin{bmatrix} \omega_0 \\ \omega_1 \\ \vdots \\ \omega_{L-1} \end{bmatrix}_{L \times 1} = \\
 & \begin{bmatrix} x_{L-1}^* & x_L^* & \cdots & x_N^* \\ x_{L-2}^* & x_{L-1}^* & \cdots & x_{N-1}^* \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_0^* & x_1^* & \cdots & x_{N-L+1}^* \end{bmatrix}_{L \times (N-L+1)} \cdot \begin{bmatrix} y_{L-1}^* y_{L-1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & y_L^* y_L & & \vdots \\ \vdots & 0 & & 0 \\ 0 & \cdots & & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & y_N^* y_N \end{bmatrix}_{(N-L+1) \times (N-L+1)} \cdot \\
 & \begin{bmatrix} x_{L-1} & x_{L-2} & \cdots & x_0 \\ x_L & x_{L-1} & \cdots & x_1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_N & x_{N-1} & \cdots & x_{N-L+1} \end{bmatrix}_{(N-L+1) \times L} \cdot \begin{bmatrix} \omega_0 \\ \omega_1 \\ \vdots \\ \omega_{L-1} \end{bmatrix}_{L \times 1} \quad (7)
 \end{aligned}$$

记

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} y_{L-1}^* y_{L-1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & y_L^* y_L & & \vdots \\ \vdots & 0 & & 0 \\ & \vdots & & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & y_N^* y_N \end{bmatrix}_{(N-L+1) \times (N-L+1)} \quad (8)$$

则 I 项可表示为矩阵形式,即

$$\sum_{k=L-1}^N y_k^* y_k \mathbf{x}_k^T \mathbf{w} \mathbf{x}_k^* = \mathbf{X}^H \mathbf{D} \mathbf{X} \mathbf{w} \quad (9)$$

同样方法,可得(6)式中 II 项的矩阵形式:

$$\sum_{k=L-1}^N p y_k \mathbf{x}_k^* = p \mathbf{X}^H \mathbf{y} \quad (10)$$

进而得到矩阵表达式

$$\frac{\partial \mathbf{J}(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = (\mathbf{X}^H \mathbf{D} \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I}) \mathbf{w} - p \mathbf{X}^H \mathbf{y} \quad (11)$$

式中 \mathbf{I} 为单位阵。

令一阶导数等于 $\mathbf{0}$, 并结合

$$\frac{\partial^2 \mathbf{J}(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w} \partial \mathbf{w}^H} = \mathbf{X}^H \mathbf{D} \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I} \quad (12)$$

表 1 算法迭代步骤

Table 1 Iterative steps of the proposed algorithm

- 1) Initialization: initialize p , $m = 0$, $0 < \rho < 1$, η^0 , ω^0 , M_{\max} (the maximum number of iterations run), and calculate y_m .
- 2) Compute ω^{m+1} by solving (12) and set $\eta^m = 1$.
- 3) Update equalizer: if $m > M_{\max}$ or $\mathbf{J}(\omega^m) > \mathbf{J}(\omega^{m+1})$, go to step 5).
- 4) Set $\eta^m = \rho \cdot \eta^m$, and go to step 3).
- 5) Recalculate y_m , set $m = m + 1$ and go to step 2) until convergence.

当 \mathbf{X} 满秩时,则 $(\mathbf{X}^H \mathbf{D} \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})$ 为正定矩阵。进而可得均衡器权向量 \mathbf{w} 唯一解

$$\hat{\mathbf{w}}^R = (\mathbf{X}^H \mathbf{D} \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} p \mathbf{X}^H \mathbf{y} \quad (13)$$

那么均衡器输出

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{X} \hat{\mathbf{w}}^R = \mathbf{X} (\mathbf{X}^H \mathbf{D} \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} p \mathbf{X}^H \mathbf{y} \quad (14)$$

即完成了整个算法的建模和求解。

由上述建模可以发现,盲均衡问题 RR 估计与 1970 年 Hoerl 等^[20]所建立的经典 RR 形式不同:盲均衡问题中增加了对角阵 \mathbf{D} 矩阵和星座特征常数 p ,显然 p 为一实值,不影响估计质量。另外可发现,RR 盲均衡算法的正规方程有别于传统 LMS/LS 算法系数矩阵,避免了由于信号输入序列值之间的相关性使得接收矩阵 \mathbf{X} 的行或列出现共线性,致使系数矩阵 $\mathbf{X}^H \mathbf{X}$ 病态程度严重。病态系数矩阵的求逆,容易造成算法不稳定甚至发散。RR 方法中 $\lambda \mathbf{I}$ 的引入可明显减低系数矩阵的病态程度,选择合适的脊参数可获得比 LMS/LS 更小的估计偏差。

统一的算法迭代步骤见表 1。

这里,星座特征常数 p 值与算法最大迭代次数 M_{\max} 均与系统的发送信号调制方式有关, p 值根据调制方式(发送信号所属字符集信息)的不同而不同,其计算方式与CMA算法等同,而 M_{\max} 与调制方式星座复杂程度密切相关,故在仿真实验中采取事先约定的方法设定。

3 仿真实验与分析

为度量均衡器的性能,采用剩余符号 ISI 作为性能指标测度:

$$F = 10 \lg \frac{\sum_L |\mathbf{h} \otimes \mathbf{w}|^2 - \max_L |\mathbf{h} \otimes \mathbf{w}|^2}{\max_L |\mathbf{h} \otimes \mathbf{w}|^2}, \quad (15)$$

(15)式中 \otimes 为卷积运算符, \max_L 表示 L 个元素相互比较后所获得的最大值。仿真时计算机配置如下: CPU 英特尔双核 2.27 GHz, 4 G 内存, 仿真软件为 Matlab2010a。仿真实验环境设置参数^[21]如下: 均衡器长度 $L=17$; 未作特殊说明信噪比 $R_{SN}=20$ dB; 背景光强平均电流为 $200 \mu\text{A}$; 数据速率为 50 Mb/s 。

1) 脊参数 λ 对 RR 盲均衡算法性能的影响

图 3 给出了 DQPSK 和十六进制正交幅度调制(16QAM)调制方式时,数据长度 $N=1000$, 改变脊参数 λ 时的算法性能曲线。从该图可发现, λ 取值过大或过小(如图 3 中 $\lambda=10$ 和 $\lambda=500$)时,算法性

能有所下降,但是依旧可以成功达到盲均衡的效果。RR 盲均衡算法的一个关键就在于确定脊参数 λ 的值,考虑工程需要, λ 的取值可通过实验方法预先获得。另外,从图 3 中也可发现, λ 的值虽然影响算法的性能,但是不会对算法收敛性和收敛速度产生影响。以下实验中,仅采用 $\lambda=100$ 进行仿真。

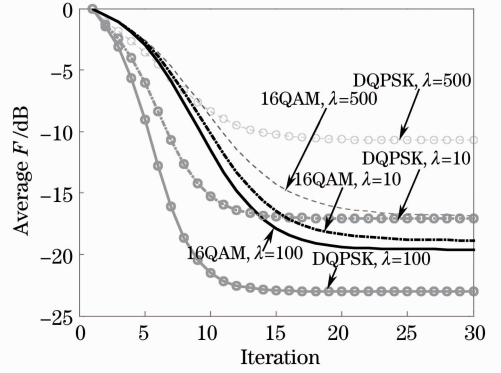


图 3 DQPSK 和 16QAM 调制方式时,脊参数 λ 对 RR 盲均衡算法性能的影响

Fig3 Influence of ridge factor λ on performance of RR blind equalization algorithm in DQPSK and 16QAM modulation modes

2) RR 盲均衡算法输入输出眼图

图 4(a)是发送信号调制方式为 DQPSK, 数据长度 $N=1000$, 单次独立实验时,均衡器初始输入和算法迭代完成后均衡器输出信号眼图;图 4(b)是

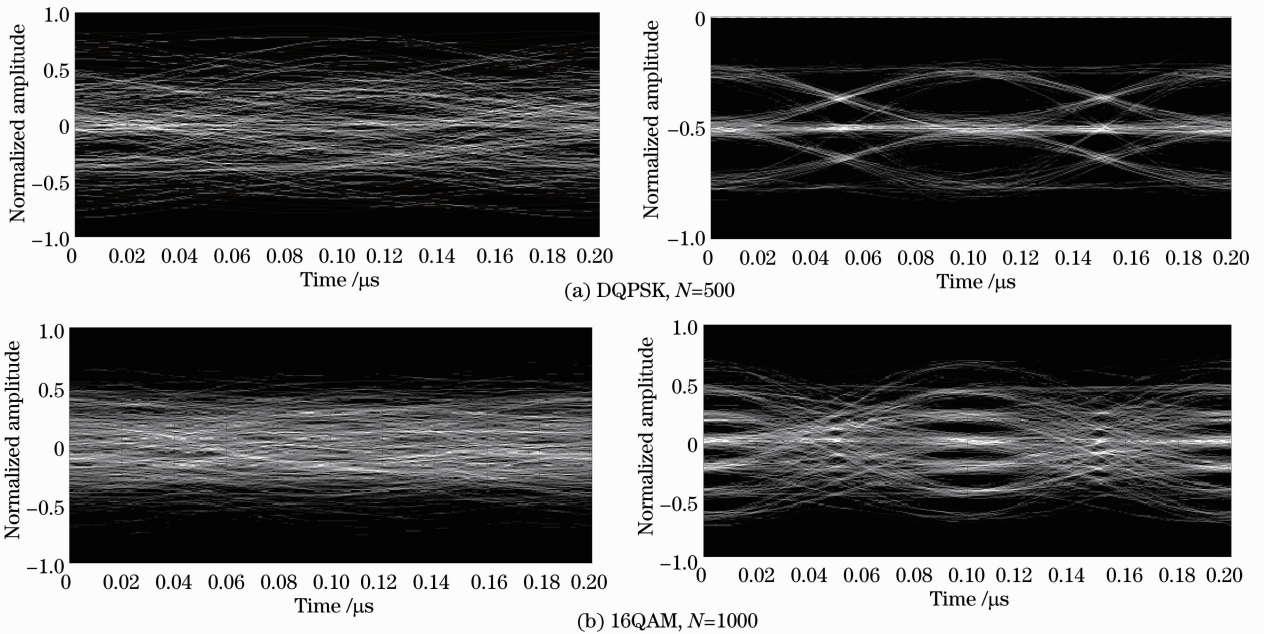


图 4 DQPSK 和 16QAM 调制方式下,单次独立实验均衡器输入输出眼图

Fig. 4 Eye diagrams of equalizer for input and output signals using one independent trial in DQPSK and 16QAM modulation modes

发送信号调制方式设置为 16QAM, 数据量 $N = 1000$, 均衡器初始输入和算法迭代完成后均衡器输出信号眼图。从结果可知, 通过 RR 盲均衡算法, 输出眼图正常张开, 达到了消除 ISI 的效果。

通过进一步的仿真结果也发现, 对于该复数信道, 均衡器输出信号对应于原发送信号存在相位旋转, 其属性也是盲问题的固有属性。而对于实数信道, 均衡器输出信号对应于原发送信号则不存在相位偏转, 这也是相位旋转由信道本身引入的一个例证, 同时, 也是由 RR 盲均衡算法的代价函数中没有

利用到信号的相位信息而引起的。

3) 算法收敛性

图 5 是发送信号调制方式分别为 DQPSK 和 16QAM, 数据长度 $N = 1000$, 进行 100 次 Monte Carlo 实验获得的实验结果。从结果可知, 对于 DQPSK 方式, 算法迭代仅需 10 次左右即可收敛; 而对于 16QAM 方式, 算法也仅需 20 次迭代就可收敛, 这说明了该算法具有很快的收敛速度。另外在数据量满足要求的前提下, 算法总能收敛到全局极小点, 证明该算法是完备的。

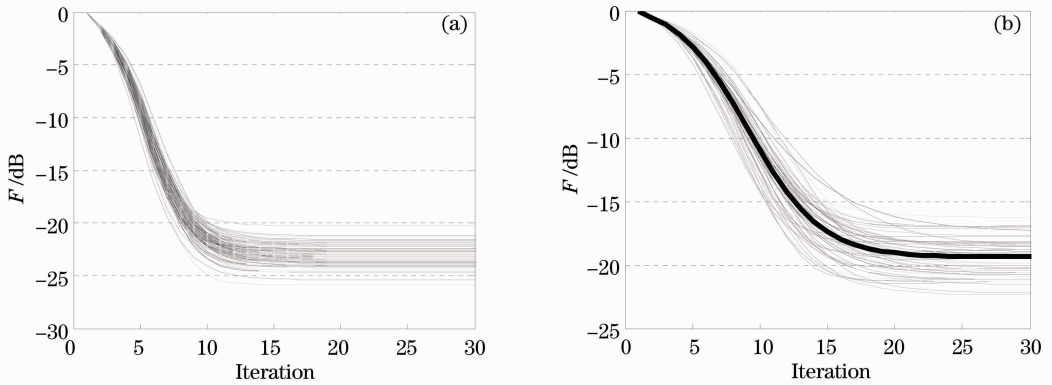


图 5 (a) DQPSK 和(b) 16QAM 调制方式下, 算法的收敛性能

Fig. 5 Convergence of RR blind equalization algorithm in (a) DQPSK and (b) 16QAM modulation mode cases

4) RR 盲均衡算法均衡器更新过程

图 6 表示发送信号调制方式为 16QAM 调制方式, 数据长度 $N = 1000$, 进行单次独立实验获得的均衡器权值更新过程。从图 6 中可以发现, 均衡器

权值的更新在算法迭代初始阶段变化比较快, 而在算法收敛前均衡器权值向量变化缓慢, 此时算法慢慢接近优化问题的最优解。

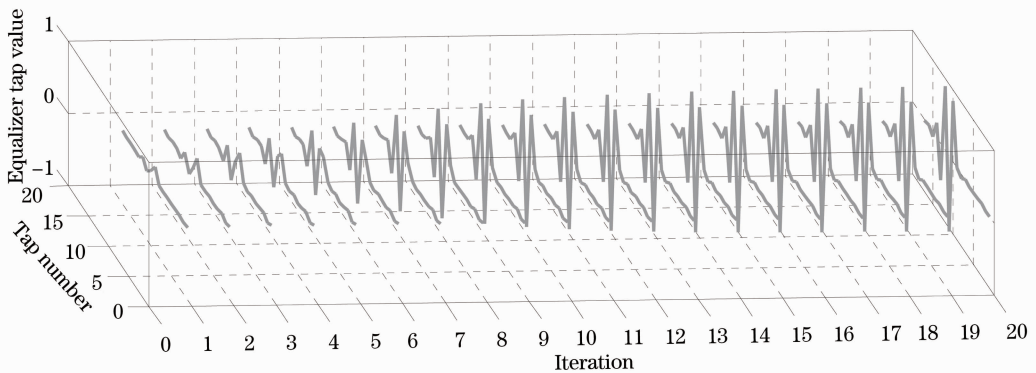


图 6 16QAM 调制方式时, RR 盲均衡算法单次实验均衡器权值更新过程

Fig. 6 Equalizer weights update process of RR blind equalization algorithm of one independent trial in 16QAM modulation mode case

5) 病态系数矩阵对 RR 盲均衡算法性能的影响

对于 16QAM 调制方式, $N = 1000$, 采用特征分析法(通过识别矩阵 $\mathbf{X}^H \mathbf{D} \mathbf{X}$ 具有多少个特征根接近于 0, 该矩阵就具有多少个复共线性关系)提取 Monte Carlo 实验中系数矩阵病态的 50 次独立实

验。图 7 给出了 RR 盲均衡算法系统矩阵病态情况下的盲均衡性能, 图中粗黑线为 RR 盲均衡算法在系数矩阵病态情况下的平均 ISI 曲线。从该图可知, 系数矩阵病态将导致算法迭代次数大幅加大的同时, 在算法迭代的初始阶段 ISI 有一个上升的过

程,但是算法对于该情况具有很强的修正能力。图中指出,在 RR 盲均衡方法中,系数矩阵为 $(N-L+1) \times (N-L+1)$ 维矩阵,若所需的数据长度 $N=1000$,则系数矩阵病态的情况是非常偶然的。

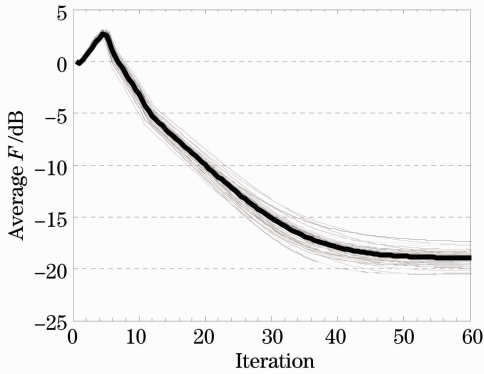


图 7 16QAM 调制方式,系数矩阵病态对 RR 算法性能的影响

Fig.7 Influence of coefficient matrix pathosis on the performance of RR blind equalization algorithm in 16QAM modulation mode

6) RR 盲均衡性能对数据量的依赖

发送信号调制方式为 16QAM 时,采用不同的数据长度测试算法对数据长度的依赖程度,如图 8 所示。从结果可观察到:盲均衡性能随着数据长度的增加而持续提高。对 16QAM 信号而言,仅需要数据长度 $N > 1000$ 就基本可以满足系统均衡要求,但是数据长度不足够时(如图 5 中 $N=125, 250$),数据长度过小,会导致算法产生两种情况:1) 算法迭代过程中,剩余 ISI 不会总是下降;2) 迭代完成后,剩余 ISI 值依旧过大,无法达到区分信号所属星座点的要求。即使数据长度不足够,算法还是依旧可以收敛。另外,虽然大的数据长度可使得算法性能

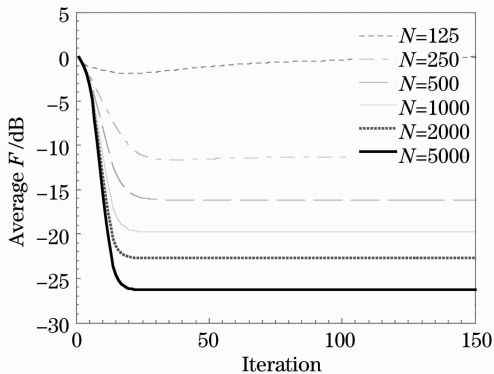


图 8 16QAM 调制方式,数据长度对 RR 盲均衡算法性能的影响

Fig. 8 Influence of data length on performance of RR blind equalization algorithm in 16QAM modulation mode

提高,但其算法运算量也会大幅增加,而且进一步观察发现数据量提高到一定程度后,对算法的性能将不产生非常明显的改变。鉴于此,在实际使用中需要进行算法性能和运算量的折中,实验现象表明 N 取值为 $1000 \sim 3000$ 时,是比较合理的选择。

7) 与 LMS/LS 类盲均衡算法性能对比

图 9 展示了 RR 盲均衡算法分别与著名的基于 LMS/LS 方法的 CMA、MMA 和 RCA^[6-9] 进行性能比较。发送信号设置为 16QAM,RR 盲均衡方法数据长度取 $N=1000$;因为 CMA、MMA 和 RCA 均严重依赖于数据长度,数据长度均取 $N=20000$ 。从仿真结果可知,较高 R_{SN} 情况下,RR 盲均衡算法性能明显优于其他 3 种方法,但新算法对于低 R_{SN} 的场合,性能不如其他 3 类盲均衡算法。进一步实验也发现,若信道情况恶化,其他 3 种算法虽然一定程度张开了眼图,但无法直接实现信号的正确区分,而 RR 盲均衡算法在数据长度达到 1000 左右时可以达到良好的盲均衡效果。

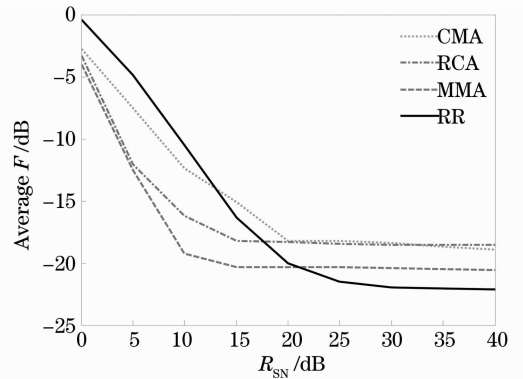


图 9 RR 算法与 CMA、MMA、RCA 算法性能比较

Fig.9 Comparison of the RR blind equalization algorithm with CMA, MMA, RCA

算法复杂度主要取决于权值更新的乘法次数以及迭代过程中计算代价函数所需的乘法次数。假设 RR 盲均衡算法迭代次数为 Q_{RR} ,所需数据长度为 N_{RR} ,则 RR 盲均衡算法所需乘法次数为 $[(L^2 + 4L + 3)N_{RR} + 2L]Q_{RR}$ 。为了便于与传统 LMS/LS 类盲均衡算法相比,MMA 算法(其复杂度与 CMA 相当)算法所需乘法次数为 $LN_{MMA}Q_{MMA}$ 。一般地,对于 QAM 系统, N_{MMA} 在 10^4 数量级, N_{RR} 在 10^3 数量级,而 N_{MMA} 与 Q_{MMA} 的数量级相同,即 Q_{MMA} 在 10^4 数量级,而 Q_{RR} 在 10^2 数量级,所以有 $N_{MMA} \gg N_{RR}$, $Q_{MMA} \gg Q_{RR}$,且 Q_{RR} 与 L 数量级相当。所以,虽然单次迭代 RR 盲均衡算法运算代价远大于 LMS/LS 类盲均衡算法,但是综合整个迭代考虑,RR 盲均衡

算法运算代价还是小于 LMS/LS 类盲均衡算法的。

另外,对于多值 QAM 系统而言,基于 LMS/LS 盲均衡算法需要依赖大数据(通常为 10^4 数量级),且均需要迭代次数达到 10^4 数量级才能使得算法得以收敛,而 RR 盲均衡算法仅需要 10^2 数量级的迭代次数即可完成算法收敛。而且,新算法由于数据长度仅为其他 3 种算法的 5%,对比单次迭代的运算量,所提出的 RR 方法涉及到矩阵存储、相乘和求逆等运算,运算量上是明显处于劣势的。但是,可以发现,提出的方法仅依赖很小的观察数据,涉及到矩阵运算不会带来不可接受的系统开销,而快速迭代收敛是个明显的优势。总体而言,所提出的 RR 盲均衡算法运算量是有较大程度降低的。

4 结 论

提出了一种基于 RR 方法的光通信系统盲均衡的新算法。该方法大幅减少了 LMS/LS 方法对于数据长度的依赖,完成了 QAM 系统盲均衡算法的模型构建。该算法将 QAM 系统盲均衡问题转化为求解无约束优化问题。完成了算法的推演,分析了脊参数对于代价函数及其性能的影响,并采用批处理形式迭代算法求解该优化问题,并可将低阶和高阶 QAM 的盲均衡问题纳入统一的框架。仿真验证了新方法在数据长度依赖、收敛性、性能等方面都较 LMS/LS 类盲均衡算法有所提高。进一步的仿真也发现对于更高阶的 QAM 信号,所要求接收的数据块长度只要随调制方式阶数的增加而成倍增加即可达到良好的盲检测效果。同时该方法对于 MPSK 信号同样适用,是一种适用于绝大部分现有调制方式的通用盲均衡新算法。考虑到 RR 估计方法虽可避免系数矩阵病态的问题,但是涉及到求解大规模逆矩阵问题、矩阵存储、相乘运算,如果调制方式高阶化,则必须要求数据量加大以满足算法要求,那么新算法单次迭代所涉及的矩阵运算就会使得算法运算量大增,从而失去该方法的优势。如何进一步引入矩阵分块运算、分解或其他手段来解决由于密集星座信号所引起的运算量增加是个值得研究的方向,而另外一个研究方向就是如何在 RR 盲均衡算法的代价函数中充分利用信号相位信息以达到补偿信道相位扭转的目的。

参 考 文 献

1 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.

2 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.

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 Song Yanmei, Xu Bo, Qiu Kun. Combined use of phase estimation and channel equalization in coherent optical communications [J]. *Study on Optical Communications*, 2012, 38(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*,2012,38(1):6-8.

5 Gao Lina, Liu Jianfei, Zeng Xiangye, *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,曾祥烨,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.

6 Cristiano M Panazio, Aline O Neves, Renato R Lopes, *et al.*. Channel Equalization Techniques for Wireless Communications Systems [M]. London: Springer-Verlag, 2009. 311-352.

7 Jian Yang, J J Werner, G A Dumont. The multimodulus blind equalization and its generalized algorithms [J]. *IEEE J Sel Areas in Communications*, 2002, 20(5): 997-1015.

8 A F M Hani, M S Younis, M F M Hailm. A HOS-based blind deconvolution algorithm for the improvement of time resolution of mixed phase low SNR seismic data [J]. *J Geophys Eng*, 2009, 6(1): 87-100.

9 A Shafayat. A family of reduced-constellation algorithms for blind equalization of square-QAM signals [C]. 17th International Conference on Microelectronics, 2005. 296-300.

10 E W Bai, Qingyu Li, Zhiyong Zhang. Blind source separation/channel equalization of nonlinear channels with binary inputs [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(7): 2315-2323.

11 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.连续多阈值神经网络盲检测光基带信号[J].*光学学报*,2012,32(11):1106001.

12 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.

13 Haiquan Zhao, Xianping Zeng, Jiashu Zhang, *et al.*. Nonlinear adaptive equalizer using a pipelined decision feedback recurrent neural network in communications systems [J]. *IEEE Transactions on Communication*, 2010, 58(8): 2193-2198.

14 S K Padhy, S P Panigrahi, P K Patra, *et al.*. Non-linear channel equalization using adaptive MPNN [J]. *Applied Soft Computing Journal*, 2009, 9(3): 1016-1022.

15 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.
- 16 I Santamaría, C Pantaleon, L Vielva, *et al.*. Blind equalization of constant modulus signal using support vector machines [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(6): 1773–1782.
- 17 M Lázaro, J González-Olasola. Blind equalization using the IRWLS formulation of the support vector machine [J]. *Signal Processing*, 2009, 89(7): 1436–1445.
- 18 B H B Naeeni, H Amindavar, H Bakhshi. Blind per tone equalization of multilevel signals using support vector machines for OFDM in wireless communication [J]. *International J Electronics and Communications*, 2010, 64(2): 184–190.
- 19 T Hastie, R Tibshirani, J Friedman. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction* [M]. London: Springer-Verlag, 2009. 61–84.
- 20 A E Hoerl, R W Kennard. Ridge regression: biased estimation for nonorthogonal problems [J]. *Technometrics*, 1970, 12(1): 55–67.
- 21 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 and Networks*, 2009, 5(1): 1–9.

栏目编辑: 王晓球