

一种复杂星座信号的盲均衡新方法

阮秀凯¹, 张志涌²

(1. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏南京 210003; 2. 南京邮电大学自动化学院, 江苏南京 210046)

摘要: 基于高阶统计量(HOS)盲均衡算法虽可适用于单入单出(SISO)系统,但 HOS 算法均依赖大数据量而无法满足高速信号传输的时变要求,该类算法对于高阶正交幅度调制(QAM)信号系统的盲均衡能力偏弱.该文在较小数据量的前提下,提出一种适用于 SISO 系统的高阶 QAM 信号盲均衡的新算法.算法运用支持向量回归框架,根据有序风险最小化原则,通过构造由恒模算法和星座匹配误差代价函数联合组成的新经验风险项和引入 ϵ -不敏感损失函数的方法,构造出一个新的代价函数,从而将高阶 QAM 信号系统的盲均衡问题转化为求解无约束的优化问题.最后采用 64-QAM 信号进行仿真和分析,仿真结果发现无论从算法运算代价和对数据量的要求上均优越于现有 HOS 盲均衡算法.

关键词: 无线通信; 盲均衡; 支持向量回归; 正交幅度调制; 星座匹配误差

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 07-1502-06

A Novel Blind Equalization Method of Complex Constellation Signals

RUAN Xiu-kai¹, ZHANG Zhi-yong²

(1. College of Telecommunications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China;

2. College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210046, China)

Abstract: Blind equalization algorithms based on high order statistics (HOS) are suitable to single input single output (SISO) systems, but HOS algorithms need large amount of data and cannot meet the time-varying requirements in high-speed signal transmission systems and have not enough ability to detect blindly high-order quadrature amplitude modulation (QAM) signals. A novel cost function is constructed using support vector regression by structural risk minimization principle whose empiric risk is composed by the cost functions of constant modulus algorithm (CMA) and constellation match error (CME), and the epsilon-insensitive loss function is adopted, all of which transform the blind equalization problems of high-order QAM signals into solving an unconstrained optimization problem. Finally, 64-QAM signal is used to simulate and analyze the performance of the novel algorithm and the results show that the burden of algorithm and the data requirements are superior to those existing HOS algorithms.

Key words: wireless communication; blind equalization; SVR (support vector regression); QAM (quadrature amplitude modulation); CME (constellation match error)

1 引言

目前,随着无线通信传输速率的极大提高,对盲均衡技术提出了新的要求,盲均衡算法需要具有仅使用较短的数据块就能够消除符号间干扰以对抗信道的时变特性.近年,产生了不少新的盲均衡算法,文献[1,2]提出了直接利用字符集检测信号的算法,但它们仅对最简单二值实数信号有效,而对于稍许复杂的四相相移键控(Quaternary Phase Shift Keying, QPSK)信号,就会引发计算量增大而致使效率大减,而且对于正交幅度调制(Quadrature Amplitude Modulation, QAM)信号是否适用至今未见相关论证.文献[3]提出三种基于时变步长的方

法对传统最小二乘算法进行了改进,但也仅给出了 QPSK 信号情况下的讨论;文献[4]发展了一种基于非均匀子带分解的宽带线性盲均衡器方法,有效提高了线性盲均衡算法的收敛速度,但未指出该算法的适用范围,也未涉及单入单出(Single-Input Single-Output, SISO)系统的讨论.对于 SISO 系统的盲均衡算法目前仅有建立在统计量基础上的高阶统计量(High Order Statistics, HOS)算法,但是单纯的 HOS 统计算法,为保证统计量的精确性,必定需要足够长的数据量.这种数据长度需求,随统计量“阶次”的升高而急剧增加,无法满足高速信号传输的时变要求.同时,对于高阶 QAM 而言,基于 HOS 的盲均衡算法会产生较高的剩余误差,为了克服该问题,

常需要采用联合检测的方法,即在星座眼图一定程度张开后配合其它盲算法进行联合检测,如此则增加了系统的开销.对于如高阶 QAM 复杂星座情况,为弥补统计量描述星座的不足,近年来,为实现对复杂星座的盲均衡,为充分利用已知的星座信息,一方面不断改进由统计信息构成的优化性能指标,另一方面,引入描写星座几何特征的星座匹配误差 (Constellation Match Error, CME) 函数^[5~8],从而构成一种联合盲均衡问题.虽然传统最小二乘算法使得联合检测方法在性能上有所改善,但是对数据量的要求无法减少.

支持向量机的迅速兴起,为仅依赖小数据量的盲检测方法提供了一个有利的工具,文献[9]讨论了支持向量机框架下单幅值信号的盲均衡问题,虽然减少了对数据量的要求,但是算法运算负担相当沉重;而且无法推广到多值 QAM 信号的盲检测问题.文献[10]虽然讨论了运用支持向量机结合多种统计/判决盲方法的进行盲检测低阶 QAM 信号,但是并无涉及到高阶 QAM 信号的讨论.

该文提出一种依赖于小数据量的,适用于 SISO 系统的 QAM 信号盲均衡的新算法.新算法运用支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR)^[11] 框架,根据有序风险最小化原则,通过构造由恒模算法 (Constant Modulus Algorithm, CMA) 和 CME 函数联合组成的新经验风险项和引入 ϵ -不敏感损失函数的方法,构造出一个新的代价函数,从而将高阶 QAM 信号系统的盲均衡问题转化为求解无约束的优化问题,然后构造迭代算法求解该优化问题.仿真试验主要采用具有代表意义的复杂星座 64-QAM 信号作为讨论对象,仿真结果表明该算法无论从算法运算代价和对数据量的要求上都优越于诸如 CMA 等经典的 HOS 盲均衡算法.

2 星座匹配误差 (CME)

最早见于文献的 CME 函数 $\Phi(g)$, 通常设为对数或指数函数形式,如 $\log(1+g)$, $(1+g)^\tau$, 其中 $\tau \in (0, 1)$, g 为变量,包含此 $\Phi(g)$ 的性能函数不能保证算法收敛^[5]. 文献[5, 6]中提出形如 $\Phi(g_i) = E \left[\prod_{i=1}^p |g_i - c_i|^2 \right]$ 的 CME 函数,这里 g_i 和 c_i 均为变量,并建议了可以采用形如 $\log(1 + \Phi(g_i))$ 的对数非线性变化来代替 $\Phi(g_i)$,但是该类函数对所有星座符号的作用既不具有对称性又不具有均匀性;而且,初始化决定了该方法无法保证全局收敛;特别地,对于复杂星座而言,欲使算法收敛就必须获得一个极良好的初始值;仅对于简单星座信号该函数能有效发挥作用,对于密集星座信号则由于其代价函数梯度为零的地方存在一个大“坪”(plateau)^[7],星座信号点又恰位于该坪内了,而这

个“坪”的范围随着信号密集度的增加而增大,这就意味着一个非常小的扰动就可能引起代价函数值的巨大变化,从而导致算法鲁棒性和性能的迅速下降.文献[8]通过求解一个具有线性约束的规划问题获得有限阶多项式的系数,进而构造 CME 函数.文献[7]提出的指数型 CME 函数 $\Phi(g_i) = E \left[1 - \prod_{i=1}^p e^{-|g_i - c_i|^2 / 2\sigma^2} \right]$, 虽能较“平等地”描述星座的所有符号的“惩罚”,但是文献仅给出通过 CMA 算法使得“眼图”略微睁开后切换到 CME 模式的组合均衡方法.文献[8]在文献[7]的基础上设计了正弦函数作为 CME 惩罚项并结合 CMA 算法进行联合均衡,但仅仅是文献[7]的一种变形方法.

3 基于 SVR 和星座匹配误差的盲均衡方法

本文算法的目标是如何在小数据量前提下研究 SVR 框架下的盲均衡算法,以达到无需发送训练序列且信道参数未知的情况下设计得到一个均衡器使得接收信号在均衡器作用下输出 $y_i = c \cdot e^{-j\theta} s_{i-d}$, 其中 c, d, θ 分别是幅度因子、时延因子和相位模糊.

3.1 系统模型

系统模型见图 1, 移动通讯系统中的接收端均衡器输入和输出信号存在如下关系

$$x_k = \sum_{i=0}^{M-1} h_i s_{k-i} + v_k \quad (1)$$

$$y_k = \sum_{i=0}^{L-1} w_i x_{k-i} \quad (2)$$

其中: M 为信道阶数, L 为均衡器阶数; s 为发送信号, 该信号满足独立同分布的统计特性 ($i. i. d$); v 为信道的加性高斯白噪声; x 表示均衡器的接收信号, w_i 表示均衡器的抽头系数, y_k 为经过均衡器的输出信号.

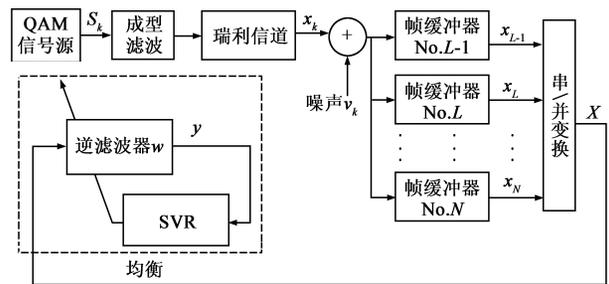


图1 系统模型

3.2 基于 SVR 框架的盲均衡算法构建

SVR^[11,12] 隶属于支持向量机概念,已被证明可以有效克服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和小样本学习能力.首先改写线性 SVR 问题为复数域形式: $(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)$, $x_i \in \mathbf{C}^v$, $y_i \in \mathbf{C}$, $i = 1, 2, \dots, l$, 求回归线性函数: $f(x) = \langle w, x \rangle + b$, 其中 $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 为内积运算符, 权值向量 $w \in \mathbf{C}^v$, 偏置 $b \in \mathbf{C}$. 采用基于统计

学理论所提出的有序风险最小化原则,支持向量的最优回归函数满足有序风险最小化原则,最小化

$$J(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \cdot R[f] \quad (3)$$

其中: C 是预先指定的正则化参数,它控制着对超出误差的样本的惩罚程度,它的取值过小或过大,均会使得系统的泛化能力变差; $R[f]$ 为经验风险,对于 $R[f]$ 可采用诸如二次损失函数(loss function)、Huber 函数、拉普拉斯函数和 ϵ -不敏感损失函数等不同的代价函数来描述.

考虑到 CMA 作为最典型的 HOS 算法而被广泛使用^[13];其代价函数使均衡器输出信号位于一个固定半径的圆上,使得 CMA 算法具有结构简单、稳定且易于实现的特点.本文设计 $R[f]$ 采用 CMA 和 CME 函数联合构造,根据该框架,构造如下基于 SVR 形式的代价函数

$$J(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \cdot \{\lambda \cdot R_c[f] + (1 - \lambda) \cdot R_E[f]\} \quad (4)$$

这里: $R_c[f]$ 为利用了信号星座的空间几何信息的 CMA 性能函数;权重因子 $\lambda \in [0, 1]$, λ 的取值不同,将影响到整个搜索空间; $R_E[f]$ 项对整个搜索空间的初期并不产生大的影响;搜索空间的中后期,当稳态均方误差比较小时, $R_E[f]$ 项的影响较大.

CME 函数 $R_E[f]$ 构造如下

$$\Phi(y_k) = \left| \left(1 - \sin^{2n} \left(\frac{y_{kr}}{2d} \pi \right) \right) + j \left(1 - \sin^{2n} \left(\frac{y_{ki}}{2d} \pi \right) \right) \right|^2 \quad (5)$$

其中 y_{kr} 和 y_{ki} 为均衡器输出信号的实、虚两部信号, $2d$ 为星座信号间的最小欧式距离, n 为自然数^[7,8].

不失一般性,采用 $n = 1$ 时的 CME 函数,根据三角函数倍角等公式,式(5)作如下演化

$$\begin{aligned} \Phi(y_k) &= \left| \left(1 - \sin^2 \left(\frac{y_{kr}}{2d} \pi \right) \right) + j \left(1 - \sin^2 \left(\frac{y_{ki}}{2d} \pi \right) \right) \right|^2 \\ &= \left| \cos^2 \left(\frac{y_{kr}}{2d} \pi \right) + j \cos^2 \left(\frac{y_{ki}}{2d} \pi \right) \right|^2 \end{aligned}$$

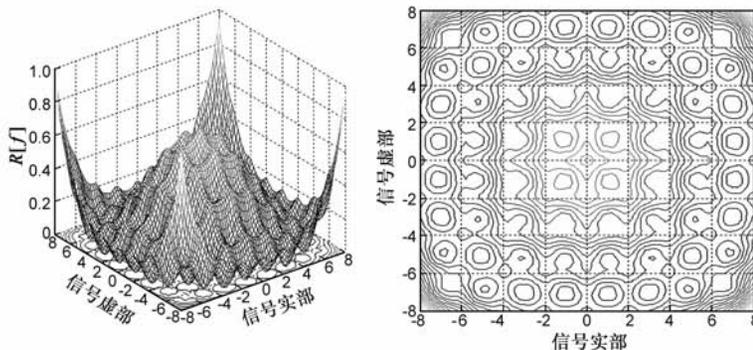


图2 $R[f]$ 的三维曲面和等高线图

$$\begin{aligned} &= \left| \frac{1 + \cos \left(\frac{y_{kr}}{d} \pi \right)}{2} + j \frac{1 + \cos \left(\frac{y_{ki}}{d} \pi \right)}{2} \right|^2 \\ &= \frac{1}{4} \left[2 + 2 \cos \left(\frac{y_{kr}}{d} \pi \right) + 2 \cos \left(\frac{y_{ki}}{d} \pi \right) \right. \\ &\quad \left. + \cos^2 \left(\frac{y_{kr}}{d} \pi \right) + \cos^2 \left(\frac{y_{ki}}{d} \pi \right) \right] \\ &= \frac{1}{4} \left[2 + 2 \cos \left(\frac{y_{kr}}{d} \pi \right) + 2 \cos \left(\frac{y_{ki}}{d} \pi \right) \right. \\ &\quad \left. + \frac{1 + \cos \left(\frac{2y_{kr}}{d} \pi \right)}{2} + \frac{1 + \cos \left(\frac{2y_{ki}}{d} \pi \right)}{2} \right] \\ &= \frac{1}{4} \left[3 + 2 \cos \left(\frac{y_{kr}}{d} \pi \right) + 2 \cos \left(\frac{y_{ki}}{d} \pi \right) \right. \\ &\quad \left. + \frac{1}{2} \cos \left(\frac{2y_{kr}}{d} \pi \right) + \frac{1}{2} \cos \left(\frac{2y_{ki}}{d} \pi \right) \right] \quad (6) \end{aligned}$$

那么,算法仅需要构造一种三角函数(即余弦函数)的求值即可,可通过已成熟的查表法或CORDIC^[14]方法快速获得,也无需涉及乘法运算.则有

$$\begin{aligned} R[f] &= \lambda \cdot R_c[f] + (1 - \lambda) \cdot R_E[f] \\ &= \lambda \cdot E[(y_{kr}^2 + y_{ki}^2 - R_p)^2] + (1 - \lambda) \Phi(y_k) \quad (7) \end{aligned}$$

其中 $R_p = E[|s_k|^4]/E[|s_k|^2]$, 为先验已知的常数. $R[f]$ 的三维曲面和等高线图见图2.

图3给出了 $R[f]$ 的三维曲面的剖面图,从图可直观获得如下信息:(1) λ 取值的大小直接决定了各个“凹槽”的深度,而“凹槽”的深度又直接影响到算法是否容易陷入局部最小点,将直接影响到算法性能的优劣,文中后面仿真也将同时验证这个现象;(2) $\lambda = 0.8$ 不失为一个合理的选择,虽然在“肩部”具有浅“凹槽”,在算法迭代过程中只要选择合理大小的步长就可以轻松避开这个局部最小点.(3) 为了获得较为理想的性能,步长的选择可以设置为自适应,或步长可简单随迭代的进行而由大到小变化即可,本文后面仿真中采用步长变化原则为:下一迭代步长为上一次迭代步长的 $1/2$.

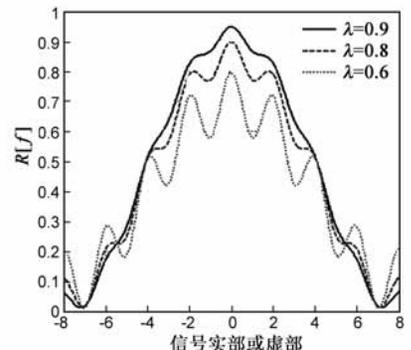


图3 $R[f]$ 的三维曲面剖面图

3.3 代价函数的迭代解法

不失一般性,引入二次 ϵ -不敏感损失函数^[9],表示

$$\text{为: } L_\epsilon(\xi) = \begin{cases} \xi^2, & \xi \geq \epsilon \\ 0, & \xi < \epsilon \end{cases}, \text{ 并令第 } l \text{ 次迭代时}$$

$$\xi_k^l = |e_k^l| = \left| \lambda \cdot (|y_k^l|^2 - R_p) + (1 - \lambda) \cdot \Phi(y_k^l) \right| \quad (8)$$

指出,该方法对于不敏感损失函数选取不具唯一性,可根据实际应用情况的性能需求和运算代价的折中考虑由于选择不同类型的损失函数,鉴于篇幅限制,不详细展开论述。

讨论 $\xi_k^l \geq \varepsilon$ 情况,对于实际通信系统而言,必为一因果系统,由此须保证从第 $L-1$ 个符号开始计算.将式(8)的惩罚项在 ξ_k^l 邻域 Taylor 展开^[9,10],根据文献[10]方法得到近似表达形式

$$\begin{aligned} J(\mathbf{w}) &= \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \cdot \sum_{k=L-1}^N \left[L_\varepsilon(\xi_k^l) + (\xi_k - \xi_k^l) \cdot \frac{dL_\varepsilon(\xi)}{d\xi} \Big|_{\xi_k^l} \right] - \gamma \\ &= \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \cdot \sum_{k=L-1}^N \left[L_\varepsilon(\xi_k^l) + \left(\frac{(\xi_k^l)^2 - (\xi_k^l)^2}{2\xi_k^l} \right) \cdot \frac{dL_\varepsilon(\xi)}{d\xi} \Big|_{\xi_k^l} \right] - \gamma \\ &= \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \cdot \sum_{k=L-1}^N a_k |e_k^l|^2 + \left(\frac{C}{4} \sum_{k=1}^N a_k^{-1} - \gamma \right) \quad (9) \end{aligned}$$

其中: $a_k = \frac{1}{2\xi_k^l}$, γ 为一与 \mathbf{w} 无关的常量.为使得算法得到显式的表达式,可将 CME 项视为函数判决项,其一阶导数为 $\mathbf{0}$;将式(9)对 \mathbf{w} 求导,并令其值等于零向量

$$\begin{aligned} \nabla_{\mathbf{w}} J(\mathbf{w}) &= \mathbf{w} + 2C \cdot \sum_{k=L-1}^N a_k \cdot (\lambda \cdot (|\mathbf{x}_k^T \mathbf{w}|^2 - R_p) \\ &\quad + (1 - \lambda) \cdot \Phi(y_k)) \frac{\partial (\lambda \cdot (|\mathbf{x}_k^T \mathbf{w}|^2 - R_p))}{\partial \mathbf{w}} \\ &= \mathbf{w} + 2C \cdot \sum_{k=L-1}^N a_k \cdot (\lambda \cdot (|\mathbf{x}_k^T \mathbf{w}|^2 - R_p) \\ &\quad + (1 - \lambda) \cdot \Phi(y_k)) \frac{\partial (\lambda \cdot (\mathbf{x}_k^T \mathbf{w} \mathbf{w}^H \mathbf{x}_k^*))}{\partial \mathbf{w}} \\ &= \mathbf{w} + 2C \cdot \lambda \sum_{k=L-1}^N a_k \cdot (\lambda \cdot (|\mathbf{x}_k^T \mathbf{w}|^2 - R_p) \\ &\quad + (1 - \lambda) \cdot \Phi(y_k)) \mathbf{x}_k^T \mathbf{w} \mathbf{x}_k^* = \mathbf{0} \quad (10) \end{aligned}$$

式中 $(\cdot)^*$ 为共轭运算.令均衡器输出 y_k 值固定,则有

$$\begin{aligned} \nabla_{\mathbf{w}} J(\mathbf{w}) &= \mathbf{w} + 2C \cdot \lambda \sum_{k=L-1}^N a_k \cdot (\lambda \cdot (\mathbf{x}_k^T \mathbf{w} \mathbf{y}_k^* - R_p) \\ &\quad + (1 - \lambda) \cdot \Phi(y_k)) \mathbf{y}_k \mathbf{x}_k^* = \mathbf{0} \quad (11) \end{aligned}$$

改写成矩阵形式

$$\begin{aligned} (2C \cdot \lambda^2 \cdot \mathbf{X}^H \mathbf{D}_a \mathbf{D}_y^2 \mathbf{X} + \mathbf{I}) \mathbf{w} \\ = 2\mathbf{X}^H \mathbf{D}_a \mathbf{y} - C \cdot \lambda (1 - \lambda) \cdot \mathbf{X}^H \mathbf{D}_a \boldsymbol{\varphi} \quad (12) \end{aligned}$$

式中: $(\cdot)^H$ 为共轭转置运算, $\mathbf{y} = [y_{L-1}, \dots, y_k, \dots, y_N]$, \mathbf{D}_a 和 \mathbf{D}_y 分别是由主对角元素为 a_m 和 $|y_m|^2$ 的对角矩阵, $m = L-1, \dots, N$, \mathbf{I} 为单位矩阵, $\boldsymbol{\varphi}$ 为由 CME 判决项产生的列向量。

组合算法开始迭代时,均衡器权向量的误差大,输出星座点必偏离真实星座,CME 非但不发挥作用,反而将等效为一个噪声干扰;只有均衡器在 CMA 项作用下迭代一段时间之后,CME 开始发挥作用,迫使均衡器输

出接近于真实星座。

4 算法性能仿真及分析

约定实验参数如下:(1)均衡器长度 $L = 17$;(2)移动通信瑞利信道,发送端采用升余弦滤波器成型,滚降因子设为 0.3;信息满足块衰落条件;(3)未作特殊说明信噪比 $SNR = 20\text{dB}$, Monte Carlo 实验次数为 200,调制方式为 64-QAM,数据量 $N = 2500$;(4)正则因子 $C = 1$.为度量均衡器的性能,采用剩余符号间干扰 (ISI) 作为性能指标测度

$$ISI = 10 \lg \frac{\sum_L |\mathbf{h} \otimes \mathbf{w}|^2 - \max_L |\mathbf{h} \otimes \mathbf{w}|^2}{\max_L |\mathbf{h} \otimes \mathbf{w}|^2} \quad (13)$$

式中 \otimes 为卷积运算符, \mathbf{h} 为信道向量。

4.1 ε 取值对性能的影响

见表 1,设置 $\lambda = 0.8$. ε 的取值是直接决定着算法性能优劣的关键, ε 取值过大,算法将失去意义,从仿真现象上看,算法欲达到收敛,迭代次数需要大幅增加,这对现有系统开销而言是无法容忍的.而 ε 取值过小,使得惩罚项过于细化.为了获得相对公平的比较结果和运算速度和性能的折中,以下仿真中新算法均设置 $\varepsilon = \tau \sigma_n \cdot \sqrt{(\ln N)/N}$, σ_n 为噪声的标准差,并取 $\tau = 3$ ^[15].表 1 中一个重要的现象就是当 $\varepsilon = 1$ 时的平均剩余 ISI 偏离其它 ε 值时的曲线,出现该现象的原因目前仍在研究探讨之中,待结果揭晓将由另文给出。

表 1 ε 取值对性能的影响

ε	平均剩余 ISI	算法收敛所需的迭代次数
0.001	-21.3218	约 25 次
0.01	-22.3886	约 25 次
0.1	-23.3778	约 25 次
1	-19.3119	约 15 次
3	-24.9252	约 25 次
5	-26.4999	约 15 次
7	-26.5523	约 30 次
10	-26.5539	约 150 次
15	-25.4532	约 600 次
30	-23.9051	约 2500 次

4.2 λ 取值对性能的影响

λ 取值过小,算法容易陷入局部极小点,为达到合适的均衡性能, λ 的取值不宜过小;显然,当 $\lambda = 0$ 时,则 CMA 项不发挥作用;当 $\lambda = 1.0$ 时,则 CME 项消失,仅 CMA 项发挥作用.由此所带来的性能变化详见图 4。

4.3 算法收敛性与收敛速度

新方法 50 次独立试验的算法收敛性曲线,见图 5。

从结果算法完成迭代仅需要 15 次左右, 具有很快的收敛速度; 而且算法总是能收敛到全局最优解, 更为详细的算法收敛性可参考文献[16].

4.4 信噪比对性能的影响

见图 6, 仿真设置 $\lambda = 0.8$. 从结果可以发现, 随着信噪比的提升, 算法性能将呈现一定程度的提高, 当信噪比 $SNR \geq 20\text{dB}$ 时, 均衡性能基本维持稳定. 但是, 算法和常规的盲均衡算法存在一个明显的区别, 即常规盲均衡算法将在无噪声情况下获得最好的均衡性能, 而本文算法不遵守该常识. 从仿真图也可发现, 信噪比趋于无穷大时的曲线虽然和 $SNR = 20\text{dB}$ 和 $SNR = 30\text{dB}$ 的曲线非常贴近, 但是曲线 $SNR = \infty$ 却位于该两条曲线之上, 这主要是本文算法在 SVR 框架下构造, $w^T w$ 的引入的实质是利用了噪声能量信息参与问题的优化, 由此也可以推论: 本文算法在对抗非高斯噪声的问题上将较常规盲均衡算法具有更强的鲁棒性和可能性.

4.5 本文算法与经典 HOS 算法比较

本文算法分别与 CMA、多模算法 (Multi-Modulus Algorithm, MMA) 和精简星座图算法 (Reduced Constellation Algorithm, RCA)[9] 进行性能比较. 见图 7、8. 设置 $\lambda = 0.8$, 发送信号采用 64-QAM 调制, 新方法数据长度取 $N = 2500$, MMA, CMA 和 RCA 数据长度均取 $N = 50000$. 从仿真结果 (见图 7) 可知, 新算法对于 64-QAM 信号系统的盲均衡性能明显优于其它 3 种 HOS 盲算法. 进一步

实验也发现, 其它 3 种 HOS 算法虽然一定程度张开了眼图, 但是无法直接实现信号的正确检测, 而新算法在数据长度达到 2500 左右可以达到良好的盲均衡性能. 值得指出, 新算法虽然数据长度仅为其它 3 种算法的 5%, 但算法复杂度上有所增加, 使其整体运算速度并不具有优势.

为进一步获得直观的效果, 试验做如下设置: 仿真采用生产 $N = 50000$ 长度的均衡前信号, 新算法从中截取数据量为 2500 长度的接收信号参与运算, 而产生的 50000 长度的接收数据直接完全参与 CMA 算法运算. 仿真结果见图 8, 可以清晰发现在算法迭代完成时, 新方法的均衡器输出信号分别匹配于原始发送信号的星座. CMA 算法仍然无法达到满意的均衡效果, 这也是 CMA 算法典型的特点.

4.6 其它高阶 QAM 信号仿真现象说明

仿真试验中, 另外设置了发送信号分别属于 16-QAM、256-QAM 和 1024-QAM 调制方式的情况, 从结果可知算法对于 16-QAM 信号仅需要数据块长度仅需数百个字符就能获得良好的均衡效果; 而对于 256-QAM 信号, 所需数据长度约为 5000; 而对于 1024-QAM 信号系统的均衡则需要万级的数据长度. 从而可以获得一个基本的规律: 即对于 2^m -QAM, $m = 2, 4, 6, 8, \dots$ 信号系统, 欲使得算法获得较为理想的均衡效果, 数据长度可按 $2^{m/2+1} \times 100$ 选取.

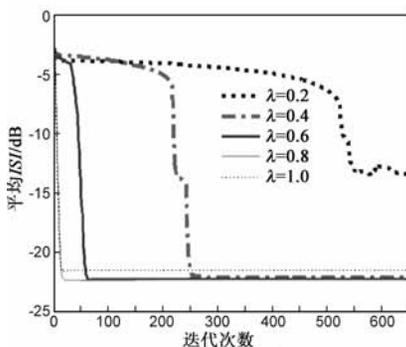


图4 λ 取值对性能的影响

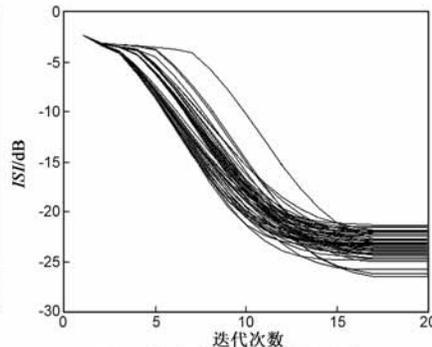


图5 算法收敛性与收敛速度

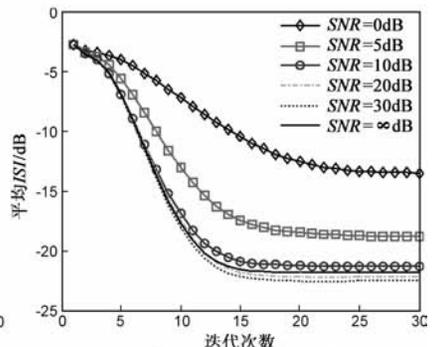


图6 信噪比对性能的影响

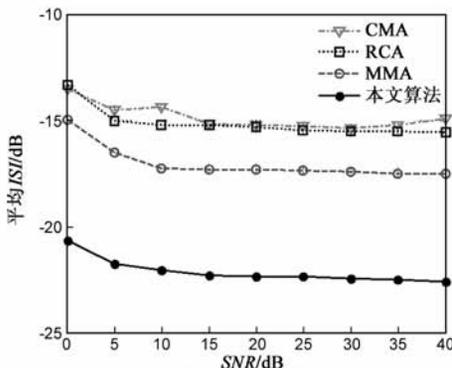
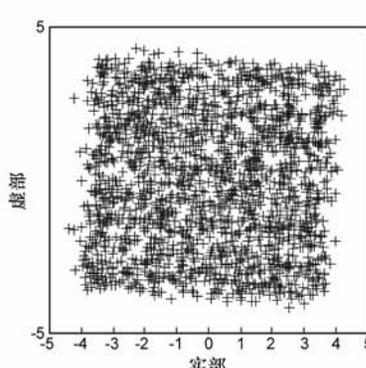
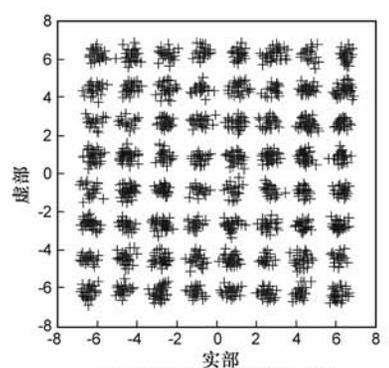


图7 本文算法与HOS算法性能比较



(a) CMA算法均衡后信号分布



(b) 本文算法均衡后信号分布

图8 本文算法与CMA算法收敛后均衡器输出信号分布图对比

5 结束语

本文通过较为详细的理论分析为基础,细致的仿真试验设计为依托,通过仿真反馈理论的方法深化对理论推理和理解,从而较为全面地论证了新算法的可行性和有效性.算法对于低阶 QAM 信号仅需要数据块长度仅需数百个字符就能获得良好的均衡效果,对于高阶 QAM 信号也仅需要数据块长度达到数千就可以获得合适的盲均衡效果,具有较强的向时变信道推广的潜力.算法总是能收敛到全局最优解,且是完备的.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随之成倍增加即可达到盲均衡效果;由于算法需要计算酉空间内各向量的内积并需要存储整个 Hessian 矩阵,当数据块长度相对较大时,对信号处理器的要求比较苛刻,如何减少算法的运算负担是一个值得研究的方向;另一方面,SVR 框架的引入使得噪声能量参与了性能的优化,是否潜在说明该方法具有对抗非高斯噪声系统的能力还在深入挖掘之中.

参考文献

- [1] 张志涌, Bai Er-Wei. SIMO 含公零点信道的直接盲序列检测[J]. 电子学报, 2005, 33(4): 671 - 675.
Zhang Zhi-yong, Bai Er-Wei. Direct blind sequence detection of SIMO channels with common zeros[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(4): 671 - 675. (in Chinese)
- [2] Bai E W, Li Q Y, et al. Blind source separation/channel equalization of nonlinear channels with binary inputs [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(7): 2315 - 2323.
- [3] 罗仁泽, 胡志恒, 伍裕江, 等. 特征参数自适应盲估计方法[J]. 电子学报, 2009, 37(1): 195 - 197.
Luo Ren-ze, Hu Zhi-hen, WU Yu-jiang, et al. The blind adaptive estimation schemes for channel parameters[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(1): 195 - 197. (in Chinese)
- [4] 张伟, 戴旭初, 许小东. 基于非均匀子带分解的宽带线性盲均衡器[J]. 电子学报, 2010, 38(4): 758 - 765.
Zhang Wei, Dai Xu-chu, Xu Xiao-dong, A wideband blind linear equalizer based on non-uniform subband decomposition[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(4): 758 - 765
- [5] Li T H, Mbarek K. A blind equalization for nonsatiation discrete valued signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(1): 247 - 254.
- [6] Barbarossa S, Scaglione A. Blind equalization using cost functions matched to the signal constellation[A]. Proc 31st Asilomar Conf Signal Syst Comput[C]. Pacific Grove, CA, USA: IEEE Press, 1997. 550 - 554.
- [7] Li He, Amin M, Reed C. Adaptive equalization for indoor dynamic wireless communication channels[A]. Proc 2001 SPIE[C]. Orlando, FL, USA: IEEE Press, 2001. 134 - 139.

- [8] Li He, Amin M G, Reed C, Malkemes R C. A hybrid adaptive blind equalization algorithm for QAM signals in wireless communications[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(7): 2058 - 2069.
- [9] Santamaría I, Pantaleon C, et al. Blind equalization of constant modulus signal using support vector machines[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(6): 1773 - 1782.
- [10] Lázaro M, González-Olasola J. Blind equalization using the IRWLS formulation of the support vector machine[J]. Signal Processing, 2009, 89(7): 1436 - 1445.
- [11] Simon H. 神经网络与机器学习(英文版)[M]. 第 3 版, 北京: 机械工业出版社, 2009: 268 - 307.
- [12] Zhou Xin, Xu Jianhua. A SVM model selection method based on hybrid genetic algorithm and empirical error minimization criterion[A]. Proc 6th International Symposium on Neural Networks[C]. Wuhan, China, USA: IEEE Press, 2009. 245 - 253.
- [13] Giannakis G B, Hua Yingbo, et al. Signal Processing Advances in Wireless and Mobile Communications, Volume 1: Trends in Channel Estimation and Equalization[M]. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall PTR, 2000. 367 - 399.
- [14] Pramod K M, Javier V, et al. 50 years of CORDIC: algorithms, architectures, and applications[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems - I: Regular papers, 2009, 56(9): 1893 - 1907. (in Chinese)
- [15] Cherkassky V, Ma Y Q. Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression [J]. Neural Networks, 2004, 17(1): 113 - 126.
- [16] Fernando P C, Carlos B C, Antonio A R. Convergence of the IRWLS procedure to the support vector machine solution[J]. Neural Computation, 2005, 17(1): 7 - 18.

作者简介



阮秀凯 男, 1979 年 9 月出生于浙江乐清, 南京邮电大学通信与信息工程学院博士生, 主要研究领域为通信系统中的智能信号与信息处理, 机器学习和神经网络在移动通信、传感网、下一代移动通信的信号处理等。

E-mail: ruanxiukai@163.com



张志涌 男, 1944 年 1 月生出生于江苏无锡, 南京邮电大学自动化学院教授, 主要研究领域为系统辨识、智能信号处理、盲均衡、仿真机器人等。