

引入支持向量机的小波分数间隔盲均衡算法

季童莹¹, 郭业才^{1,2}, 高敏¹

(1. 安徽理工大学电气与信息工程学院, 安徽淮南 232001; 2. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 南京 210044)

摘要: 针对正交小波变换分数间隔盲均衡算法(FSE-WT-CMA)收敛速度慢且存在局部收敛问题, 提出了一种引入支持向量机的正交小波分数间隔盲均衡算法(SVM-FSE-WT-CMA)。该算法通过对分数间隔盲均衡器的输入信号进行正交小波变换, 以降低信号的自相关性, 并且利用支持向量机将盲均衡问题转化为全局最优的支持向量回归问题, 采用一小段初始数据, 对盲均衡器的权向量进行初始化, 然后切换至正交小波分数间隔盲均衡算法。水声信道仿真结果表明: 该算法明显优于分数间隔盲均衡算法、正交小波分数间隔盲均衡算法。因此, 该算法有一定的参考价值。

关键词: 盲均衡; 支持向量机; 正交小波; 分数间隔

中图分类号: TN911.2

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2011)-02-0178-05

DOI 编码: 10.3969/j.issn1000-3630.2011.02.014

A blind equalization algorithm based on fractionally spaced orthogonal wavelet transform with support vector machine

Ji Tong-ying¹, Guo Ye-cai^{1,2}, Gao Min¹

(1. School of Electrical Engineering and Information, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, Anhui, China;

2. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Due to the disadvantages in low convergence rate and local minima being found in the blind equalization algorithm based on fractionally spaced orthogonal wavelet transform and constant modulus algorithm (FSE-WT-CMA), a blind equalization algorithm based on fractionally spaced orthogonal wavelet transform with support vector machine (SVM-FSE-WT-CMA) is proposed. This algorithm can reduce the signal autocorrelation by the orthogonal wavelet transform to the input signal of fractionally spaced blind equalizer, utilizes a short initial data segment to initialize weight vector, and turns blind equalization problem into support vector regression problem by means of the support vector machines. Then, the proposed algorithm is switched to blind equalization algorithm based on fractionally spaced orthogonal wavelet transform. Computer simulations of underwater acoustic channels indicate that the proposed algorithm obviously outperforms FSE-CMA (a fractionally spaced blind equalization algorithm based on constant modulus algorithm) and FSE-WT-CMA.

Key words: blind equalization; support vector machine; orthogonal wavelet; fractionally spaced

0 引言

在水声通信中, 如何获得高速数据传输是一项最具挑战的课题, 这一课题的主要任务是消除信号在传输过程中产生的码间干扰, 消除码间干扰的有效办法之一是采用盲均衡技术。在盲均衡算法中, 常数模算法(Constant Modulus Algorithm, CMA)因其运算简单而被广泛使用。而基于分数间隔的常数模

盲均衡算法^[1](FSE-CMA), 由于在接收端以大于发送码元 T (T 为波特间隔) 的速率对接收信号进行过采样, 虽然在收敛速度、稳态误差方面的性能优于波特间隔常数模盲均衡算法, 但仍不能满足实际应用的要求。文献[2-4]表明, 对均衡器的输入信号进行小波变换, 并进行能量归一化处理后, 通过降低信号与噪声的自相关性, 使算法的收敛速度进一步加快。但这些盲均衡算法均是依随梯度方向来寻找最优权向量^[5], 它对权向量的初始化比较敏感, 不当的初始化会使算法收敛至局部极小值, 甚至发散^[6]。

文献[7-9]提出了一种支持向量机(Support Vector Machine, SVM)求解盲均衡问题的算法, 该算法由于利用支持向量机和结构风险最优化的特点, 使得收敛速度大大提高并且具有全局最优解。利用支持向量机优化盲均衡器初始化权向量的实质是通过线性凸二次规划的迭代来求解盲均衡问题, 其计

收稿日期: 2010-03-23; 修回日期: 2010-06-14

基金项目: 全国优秀博士论文作者专项资金(200753); 江苏省高等学校自然科学基金项目(08KJB510010, 07KJB510068); 江苏省“六大人才高峰”培养对象资助项目; 江苏省自然科学基金项目(BK2009410); 南京信息工程大学校级科研机构创新团队启动资金资助项目(JG0803, TD0810)

作者简介: 季童莹(1986-), 男, 安徽无为为人, 硕士研究生, 研究方向为智能信息处理和通信系统。

通讯作者: 季童莹, Email: xiaoj1138@163.com

算量随着数据长度的增加而急剧增长, 不适合大样本的均衡, 实时恢复能力大大降低。

鉴于以上算法的特点, 本文提出一种引入支持向量机的小波分数间隔盲均衡算法(SVM-FSE-WT-CMA), 该算法利用支持向量机对一小段起始数据的训练来估计盲均衡器的初始值, 然后切换至正交小波分数间隔盲均衡算法(FSE-WT-CMA), 由 FSE-WT-CMA 完成对信道的跟踪。该算法收敛快、稳态误差小, 从而获得非常好的实时恢复能力。

1 引入支持向量机的小波分数间隔盲均衡算法

引入支持向量机的小波分数间隔盲均衡算法原理, 如图 1 所示。

图 1 中 $a(k)$ 为发射信号, $c^{(l)}(k)(l=0, 1, \dots, L-1)$ 为第 l 个子信道脉冲响应向量, $n^{(l)}(k)$ 为第 l 个子信道高斯白噪声向量, $y^{(l)}(k)$ 为第 l 个子均衡器的接收信号向量, $w^{(l)}(k)$ 是第 l 个子均衡器权系数向量且长度为 M_j , $z(k)$ 为均衡器输出信号, $w_{svm}^{(l)}(n)$ 为第 l 个小波分数间隔盲均衡器初始化权向量, $e(k)$ 为误差函数。其中, 不含虚线框的部分, 就是正交小波分数间隔盲均衡算法原理。

1.1 正交小波分数间隔盲均衡算法

用正交小波对分数间隔盲均衡器的接收信号进行处理后, 得到正交小波分数间隔盲均衡算法(FSE-WT-CMA), 其原理图如图 1(不含虚线框)所

示。该算法采用同一小波对每个子信道均衡器的接收信号进行正交小波变换, 并进行能量归一化处理, 降低了输入信号的自相关性^[9]。之后在变换域中, 利用常数模算法(CMA)对均衡器权系数进行调整, 加快了收敛速度。

设 $a(k)$ 是以 T 为周期的发射信号序列, 第 l 个子信道 ($l=0, 1, \dots, L-1$) 的冲激响应为:

$$c^{(l)}(k) = c[(k+1)(L-1)-l-1] \quad (1)$$

第 l 个信道的输出为:

$$y^{(l)}(k) = \sum_{i=0}^{M_j-1} a(i)c^{(l)}(k-i) + n^{(l)}(k) \quad (2)$$

由分析小波理论可知, 当第 l 个子均衡器权系数 $w^{(l)}(k)$ 为有限冲击响应时, $w^{(l)}(k)$ 可用一组正交小波基函数来表示。在分数间隔均衡器中, 假设每一个子信道均衡器的抽头数 $M_j = 2^j$, 在有限长度下, 均衡器权系数 $w^{(l)}(k)$ 可以表示为:

$$w^{(l)}(k) = \sum_{j=1}^J \sum_{m=0}^{k_j} d_{jm}^{(l)} \phi_{jm}^{(l)}(k) + \sum_{m=0}^{k_j} v_{jm}^{(l)} \varphi_{jm}^{(l)}(k) \quad (3)$$

式中, $k=0, 1, \dots, M_j-1$, J 为小波分解的最大尺度, $k_j = M_j/2^j - 1$ ($j=1, 2, \dots, J$) 为尺度 j 下小波函数的最大平移, $d_{jm}^{(l)}$ 和 $v_{jm}^{(l)}$ 为均衡器的权系数, $\phi_{jk}^{(l)}(k)$ 和 $\varphi_{jk}^{(l)}(k)$ 分别表示小波函数和尺度函数。根据信号传输理论, 均衡器第 l 个信道的输出 $z^{(l)}(k)$ 为:

$$z^{(l)}(k) = \sum_{i=0}^{M_j-1} w_i^{(l)}(k) \cdot y^{(l)}(k-i) = \sum_{j=1}^J \sum_{m=0}^{k_j} d_{jm}^{(l)}(k) r_{jm}^{(l)}(k) + \sum_{m=0}^{k_j} v_{jm}^{(l)}(k) s_{jm}^{(l)}(k) \quad (4)$$

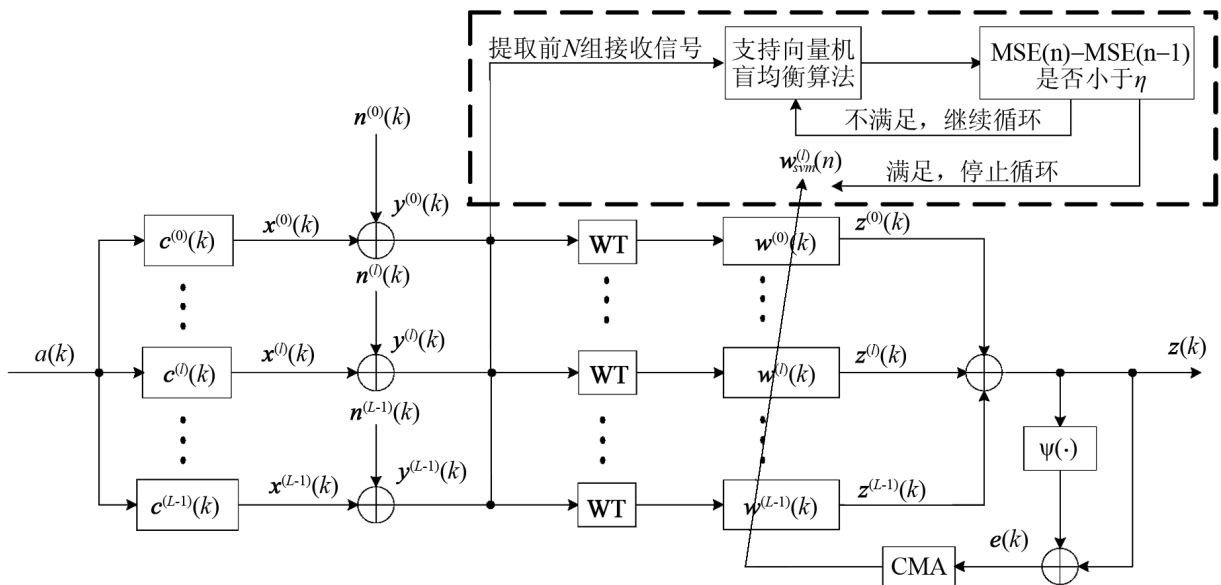


图 1 引入支持向量机的小波分数间隔盲均衡算法原理

Fig 1 Principle of the blind equalization based on fractionally spaced orthogonal wavelet transform with support vector machine

式中, $r_{jm}^{(l)}(k)$, $s_{jm}^{(l)}(k)$ 分别为相应的小波和尺度变换系数, 式(4)表明, $\mathbf{w}^{(l)}(k)$ 用小波基函数表示的实质是, 对均衡器的输入信号进行正交小波变换, 从而改变了均衡器的结构^[10]。

现在将第 l 个子信道均衡器的正交小波变换的系数向量记为:

$$\mathbf{R}^{(l)}(k)=[r_{1,0}^{(l)}(k), r_{1,1}^{(l)}(k), \dots, r_{J,k_J}^{(l)}(k), s_{J,0}^{(l)}(k), s_{J,1}^{(l)}(k), \dots, s_{J,k_J}^{(l)}(k)]^T \quad (5)$$

第 l 个子信道均衡器的未知权系数向量记为:

$$\mathbf{w}^{(l)}(k)=[d_{1,0}^{(l)}(k), d_{1,1}^{(l)}(k), \dots, d_{J,k_J}^{(l)}(k), v_{J,0}^{(l)}(k), v_{J,1}^{(l)}(k), \dots, v_{J,k_J}^{(l)}(k)]^T \quad (6)$$

由式(4)~(6)得到第 l 个子信道均衡器的输出为:

$$z^{(l)}(k)=[\mathbf{w}^{(l)}(k)]^H \mathbf{R}^{(l)}(k) \quad (7)$$

式中, H 表示共轭转置。

所有子信道均衡并且合并后的输出为:

$$z(k)=\sum_{l=0}^{L-1} z^{(l)}(k) \quad (8)$$

这时, 均衡器权向量的迭代公式为:

$$\mathbf{w}^{(l)}(k+1)=\mathbf{w}^{(l)}(k)+\mu[\hat{\mathbf{R}}^{(l)}(k)]^{-1}e(k)\mathbf{R}^{(l)}(k)z^{(l)}(k) \quad (9)$$

式中: μ 为迭代步长, $R=E\{|a(k)|^4\}/E\{|a(k)|^2\}$, $e(k)=R-|z(k)|^2$, $[\hat{\mathbf{R}}^{(l)}(k)]^{-1}=\text{diag}\{[\sigma_{1,0}^{(l)}(k)]^2, [\sigma_{1,1}^{(l)}(k)]^2, [\sigma_{J,k_J-1}^{(l)}(k)]^2, \dots, [\sigma_{J+1,k_J-1}^{(l)}(k)]^2\}$ 为第 l 个子信道的能量归一化矩阵, 并且:

$$[\sigma_{J,n}^{(l)}(k+1)]^2=\beta[\sigma_{J,n}^{(l)}(k)]^2+(1-\beta)|r_{j,n}^{(l)}(k)|^2 \quad (10)$$

$$[\sigma_{J+1,n}^{(l)}(k+1)]^2=\beta[\sigma_{J+1,n}^{(l)}(k)]^2+(1-\beta)|s_{j,n}^{(l)}(k)|^2 \quad (11)$$

其中, β 是遗忘因子。经过上述对信号进行正交小波变换, 再对其进行能量归一化处理。式(2)~(9)便构成了基于正交小波变换的分数间隔常数模盲均衡算法(Fractionally Spaced Equalizer based on Orthogonal Wavelet Transform, FSE-WT-CMA)。

1.2 支持向量机盲均衡算法

正交小波分数间隔盲均衡算法是利用构造出的代价函数对均衡器权向量求梯度, 从而确定均衡器权值的迭代方程, 这种方法缺乏全局搜索能力, 不适当的初始化容易使算法收敛到局部极小解。为了克服这一缺点, 本文利用支持向量机来搜寻 FSE-WT-CMA 算法盲均衡器的最优化初始权向量, 解决了 FSE-WT-CMA 算法容易收敛至局部极小解的问题。

当发射信号为常模信号时, 取均衡器接收信号 $\mathbf{y}^{(l)}(k)$ ($k=1, 2, \dots, N$) 的前 N 组向量, 利用支持向量机来对这 N 组数据进行均衡, 设第 l ($l=0, 1, \dots, L-1$) 个子信道输出为:

$$z_{svm}^{(l)}(k)=[\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n)]^T \mathbf{y}^{(l)}(k) \quad (12)$$

式中, T 表示矩阵转置运算, 根据结构风险最小化原则以及发射信号的统计特性, 以精度 ε 估计 FSE-WT-CMA 的初始权向量 $\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n)$ 。建立如下支持向量机回归问题:

$$\min E_{svm}(\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n))=\frac{1}{2}\|\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n)\|^2 \quad (13)$$

约束函数为:

$$\begin{cases} R-[(\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n))^T \mathbf{y}^{(l)}(k)]^2 \leq \varepsilon \\ [(\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n))^T \mathbf{y}^{(l)}(k)]^2 - R \leq \varepsilon \end{cases} \quad (14)$$

式(14)中, 参数 ε 决定了 ε 不敏感区域的宽度和支持向量的数目, ε 的大小由式(15)确定:

$$\varepsilon=3\sigma_n^2 \frac{\ln N}{N} \quad (15)$$

式中, σ_n^2 为噪声方差。

为了“软化”上述硬性 ε -带支持向量机^[11], 引进松弛变量 $\xi(k)$, $\tilde{\xi}(k)$ 和惩罚系数 C , 式(13)和(14)的最优化问题就可以转化为求解以下约束最优化问题:

$$\begin{aligned} \min E_{svm}(\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n))= \\ \frac{1}{2}\|\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n)\|^2 + C \sum_{k=1}^N (\xi(k) + \tilde{\xi}(k)) \end{aligned} \quad (16)$$

约束条件为:

$$\begin{cases} R-[(\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n))^T \mathbf{y}^{(l)}(k)]^2 \leq \varepsilon + \xi(k) \\ [(\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n))^T \mathbf{y}^{(l)}(k)]^2 - R \leq \varepsilon + \tilde{\xi}(k) \\ \xi(k), \tilde{\xi}(k) \geq 0 \end{cases} \quad (17)$$

式(16)和(17)中, $\xi(k)$ 和 $\tilde{\xi}(k)$ 是衡量样本离群的距离大小, 而惩罚变量 C 则体现了对该离群点的重视程度, 且:

$$C=\bar{g}_k+3\sigma_\varepsilon \quad (18)$$

式中, $g_k=|\mathbf{y}^{(l)}(k)|^2$, \bar{g}_k 表示求均值, σ_ε 为接收信号方差。

这样便构造出支持向量机盲均衡的原始优化问题, 由于约束条件对于均衡器权向量 $\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n)$ 是二次方的, 原始最优化问题是无法通过 SVM 所采用的线性规划方法求解的。于是, 用一种迭代二次规划算法(Iterative Reweighted Quadratic Programming, IRWQP)^[6]来解决这一问题, 观察式(12)知道, 在求出 $z_{svm}^{(l)}(k)$ 后, 用 $z_{svm}^{(l)}(k)$ 来代替下一次迭代过程中的 $(\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n))^T \mathbf{y}^{(l)}(k)$, 这样可以将式(17)中的二次约束改写为线性约束:

$$\begin{cases} ((\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n))^T \mathbf{y}^{(l)}(k))z_{svm}^{(l)}(k) - R \leq \varepsilon + \tilde{\xi}(k) \\ R - ((\mathbf{w}_{svm}^{(l)}(n))^T \mathbf{y}^{(l)}(k))z_{svm}^{(l)}(k) \leq \varepsilon + \xi(k) \end{cases} \quad (19)$$

将式(16)~(19)的原始最优化问题转化为凸二次规划问题(对偶问题)后, 有:

$$\begin{aligned} \max E'_{svm} = & -\frac{1}{2} \sum_{i,k=1}^N (\tilde{\alpha}(k) - \alpha(k))(\tilde{\alpha}(i) - \alpha(i)) \cdot \\ & (z_{svm}^{(i)}(k) z_{svm}^{(i)}(i)) \langle \mathbf{y}^{(i)}(k), \mathbf{y}^{(i)}(i) \rangle - \\ & \varepsilon \sum_{k=1}^N (\tilde{\alpha}(k) + \alpha(k)) + \sum_{k=1}^N (\tilde{\alpha}(k) - \alpha(k)) \end{aligned} \quad (20)$$

约束条件为:

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^N (\tilde{\alpha}(k) - \alpha(k)) = 0 \\ 0 \leq \tilde{\alpha}(k), \alpha(k) \leq C, k=1, \dots, N \end{cases} \quad (21)$$

式(20)中 $\langle \mathbf{y}^{(i)}(k), \mathbf{y}^{(i)}(i) \rangle$ 表示取内积运算。

比较原始问题与对偶问题,均衡器的初始权向量可以表示为:

$$\mathbf{w}_{svm}^{(i)}(n) = \sum_{k=1}^N (\tilde{\alpha}(k) - \alpha(k)) z_{svm}^{(i)}(k) \mathbf{y}^{(i)}(k) \quad (22)$$

式中, Lagrange 乘子 $\tilde{\alpha}(k)$ 和 $\alpha(k)$ 可以通过式(20)和(21)来求解。

通过上述的过程,便可以计算出均衡器初始权向量 $\mathbf{w}_{svm}^{(i)}(n)$, 再进行循环迭代直至满足切换条件。

$\mathbf{w}_{svm}^{(i)}(n)$ 的迭代公式为:

$$\mathbf{w}_{svm}^{(i)}(n) = \lambda \mathbf{w}_{svm}^{(i)}(n-1) + (1-\lambda) \mathbf{w}_{svm}^{(i)}(n) \quad (23)$$

式中, n 为迭代次数, λ 为迭代步长。

当满足式(24)的切换条件时,

$$\begin{cases} MSE(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (|z_{svm}^{(i)}(k)|^2 - R) \\ |MSE(n) - MSE(n-1)| \leq \eta \end{cases} \quad (24)$$

可以得到 FSE-WT-CMA 盲均衡算法的初始化权向量 $\mathbf{w}_{svm}^{(i)}(n)$, 再由 FSE-WT-CMA 算法来实时均衡。式(24)中, η 为切换阈值。

2 计算量分析

SVM-FSE-WT-CMA 算法和 FSE-CMA 算法相比,多了正交小波变换和支持向量机初始化部分。

支持向量机部分利用的数据长度为 N , 均衡器长度为 M_f , 并且迭代次数为 n , 这部分需要进行大约 $n \times N \times N \times M_f$ 次复乘法运算。对输入信号 $\mathbf{y}^{(i)}(k)$ 进行正交小波变换,要生成一个 $M_f \times M_f$ 维的正交矩阵,因此,计算量要增加最多 $(M_f)^2$ 次复乘法,由于生成的正交矩阵是一个稀疏矩阵,所以增加的复乘法次数要小于 $(M_f)^2$ 。而 FSE-CMA 算法与经典 CMA 算法的计算量是近似相等的。

由上面分析可看, SVM-FSE-WT-CMA 对经典 CMA 算法计算量大概增加了 $(n \times N \times N \times M_f) + N^2$ 次复乘法,但是由于 N, M_f 和 n 要远远小于实际的发射信号长度,所以增加的计算量对整个算法来说

不是太大。

3 算法仿真

为检验 SVM-FSE-WT-CMA 算法性能,以 FSE-CMA 和 FSE-WT-CMA 为比较对象进行仿真实验。实验时,图 1 中 $L=2$,即分数间隔均衡器为 $T/2$ 分数间隔均衡器。信道 $h=[0.3132 -0.1040 0.8908 0.3134]$ [12],该信道产生条件为:深海 5000 m,声源位于水下 1000 m,接收机位于水下 900 m,两者距离为 56 km,载波频率为 1 kHz,信息传输波特率为 10 bit/s。根据其本征声线参数,通过脉冲响应式(25):

$$c(t) = \sum_i \alpha_i p(t - \tau_i) \quad (25)$$

计算可得该信道。其中, α_i 为对应于不同本征声线的声压幅值, τ_i 是相对时延, $p(t)$ 是滚降系数为 50% 的升余弦脉冲。信噪比为 25 dB,均衡器长度为 32,支持向量机盲均衡算法训练样本个数 $N=150$ 。

实验 1:采用 16PSK 发射信号;FSE-CMA 中,将第 4 个抽头系数设置为 1,其余为 0,步长 $\mu_{T/2-FSE-CMA}=0.0018$;FSE-WT-CMA 中,将第 15 个抽头系数设置为 1,其余为 0,步长 $\mu_{T/2-FSE-WT-CMA}=0.084$;SVM-FSE-WT-CMA 中, $\lambda=0.9$;切换阈值 $\eta=0.0001$;迭代步长 $\mu_{SVM-T/2-FSE-WT-CMA}=0.044$;对每个子信道的输入信号采用 DB2 正交小波进行分解,分解层次是 3 层,功率初始值设置为 4,遗忘因子 $\beta=0.9999$;700 次蒙特卡诺仿真,如图 2 所示。

图 2(a)表明,在收敛速度上, SVM-T/2-FSE-

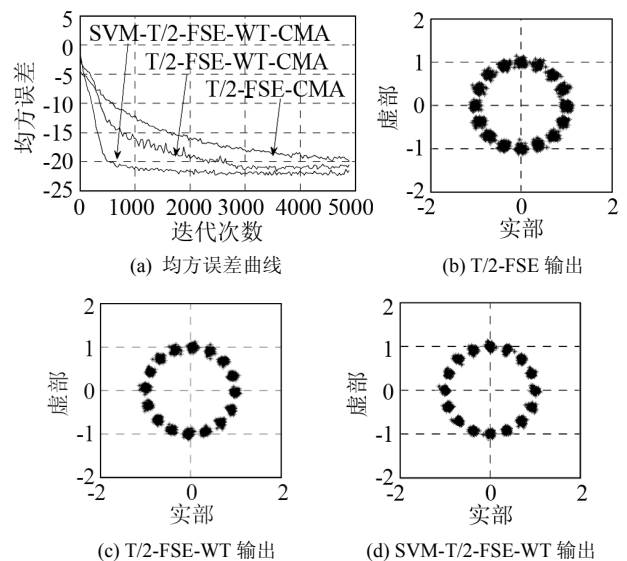


图 2 仿真结果(发射信号 16PSK)
Fig.2 Simulation results(Signal:16PSK)

WT-CMA 比 T/2-FSE-CMA、T/2-FSE-WT-CMA 快 CMA 比 T/2-FSE-WT-CMA 误差减小了 2 dB, 比了近 2000 步。在稳态误差上, SVM-T/2-FSE-WT-T/2-FSE-CMA 误差减小了近 4 dB。图 2(b)~2(d)表明, SVM-T/2-FSE-WT-CMA 的星座图比 T/2-FSE-WT-CMA、T/2-FSE-CMA 更加清晰、紧凑, 对消除码间干扰有很明显的效果。

实验 2: 采用 4QAM 发射信号; FSE-CMA 算法中, 将第 5 个抽头系数设置为 1, 其余为 0, 步长 $\mu_{T/2-FSE-CMA}=0.0052$; FSE-WT-CMA 算法中, 将第 14 个抽头系数设置为 1, 其余为 0, 步长 $\mu_{T/2-FSE-WT-CMA}=0.0192$; SVM-FSE-WT-CMA 算法中, $\lambda=0.9$; 切换阈值 $\eta=0.0001$; 迭代步长 $\mu_{SVM-T/2-FSE-WT-CMA}=0.014$; 对每个子信道的输入信号采用 DB2 正交小波进行分解, 分解层次是 3 层, 功率初始值设置为 4, 遗忘因子 $\beta=0.9999$; 500 次蒙特卡诺仿真, 如图 3 所示。

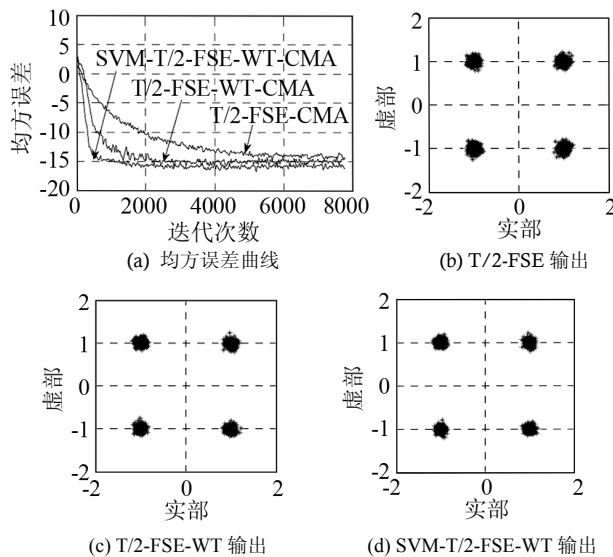


图 3 仿真结果(发射信号 4QAM)
Fig.3 Simulation results(Signal:4QAM)

图 3(a)表明, 在收敛速度上, SVM-T/2-FSE-WT-CMA 比 T/2-FSE-CMA、T/2-FSE-WT-CMA 快了近 1000 步。在稳态误差上, SVM-T/2-FSE-WT-CMA 和 T/2-FSE-WT-CMA 误差基本相同, 比 T/2-FSE-CMA 误差减小了近 1.5 dB。由图 3(b)~3(d)可见, SVM-T/2-FSE-WT-CMA 的星座图比 T/2-FSE-WT-CMA、T/2-FSE-CMA 更加清晰、紧凑, 对消除码间干扰有很明显的效果。

上述两实验结果表明: 用支持向量机优化的权向量来对小波分数间隔盲均衡算法进行初始化, 可以有效地加快算法的收敛速度并减小稳态误差, 同时使得算法具有很强的稳定性, 这对水声通信来说是很有价值的。

4 结 论

本文提出了一种引入支持向量机的正交小波分数间隔盲均衡算法, 该算法利用支持向量机盲均衡算法来启动均衡器, 从而避免算法出现局部收敛的情况, 再结合正交小波的去相关性, 采用 2 个子信道系统模型来构造均衡器。水声信道仿真结果表明, 与分数间隔盲均衡算法(FSE-CMA)和正交小波分数间隔盲均衡算法(FSE-WT-CMA)相比, 该算法具有更好的收敛速度和稳态误差, 且均衡后的眼图更加清晰、紧凑。因此, 该算法具有很好的实时恢复能力。

参 考 文 献

- [1] 张艳萍, 赵俊渭. 基于分数间隔的水声信道盲均衡算法研究[J]. 声学与电子工程, 2005, 78(2): 21-23.
ZHANG Yanping, ZHAO Junwei. The study of blind equalization algorithms based on fractionally spaced equalizer for underwater acoustic channel[J]. Acoustics and Electronics Engineering, 2005, 78(2): 21-23.
- [2] 郭业才. 自适应盲均衡技术[M]. 合肥工业大学出版社, 2007.
Guo Yecai. Blind equalization technology[M]. Press of Hefei University of Technology, 2007.
- [3] CHEN Yinwei, NARIEDA Shusuke, Yamashita. Blind nonlinear channel identification based on constrained hybrid genetic algorithm[C]// IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. Budapest, Hungary, May21-23, 2001: 1253-1257.
- [4] Cooklev T An Efficient Architecture for Orthogonal Wavelet Transforms[J]. IEEE Signal Processing Letters (S1070-9980), 2006, 13(2): 77-79.
- [5] 肖瑛, 李振兴, 董玉华. 线性修正下的神经网络盲均衡算法[J]. 声学技术, 2008, 27(4): 601-605.
XIAO Ying, LI Zhenxing, DONG Yuhua. Blind equalization based on neural network by linear correction[J]. Technical Acoustics, 2008, 27(4): 601-605.
- [6] Zhi Ding. III-convergence of godard blind equalizers in data communication systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 1991, 39(2): 1313-1327.
- [7] Vielva L, Pantaleon C. Blind equalization of constant modulus signals via support vector regression[C]// Proceedings of ICASSP, International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Hong Kong: 2003, 2: 737-740.
- [8] Vapnik V. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-verlag, 1995.
- [9] 邓乃扬, 田英杰. 支持向量机: 理论、算法与拓展[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
DENG Naiyang, TIAN Yingjie. Support vector machine: theory, algorithm and expandednesse[M]. Beijing: Science Press. 2009.
- [10] GUO Yecai, HAN Yingge. Orthogonal wavelet transform based sign decision dual-mode blind equalization algorithm[C]// 2008 9th International Conference on Signal Processing Proceedings, Beijing, China. USA: The Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. 2009: 80-83.
- [11] 韩迎鸽, 郭业才. 引入动量项的正交小波变换盲均衡算法[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(6): 1559-1562.
HAN Yingge, GUO Yecai. Momentum term and orthogonal wavelet based CMA blind equalization[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(6): 1559-1562.
- [12] 王峰. 基于高阶统计量的水声信道盲均衡理论与算法[D]. 博士学位论文, 西北工业大学, 2003.
WANG Feng. Blind equalization algorithms using higher-order statistics for underwater acoustic channel[D]. Xi'an Northwestern Polytechnical. 2003.