

一种改进的自适应滤波算法及其在回波消除中的应用

杨波^① 冯久超^{①②}

^①(西南大学电子信息工程学院 重庆 400715)

^②(华南理工大学电子与信息学院 广州 510641)

摘要: 该文改进了一种自适应滤波算法,并对新算法进行了收敛性分析。作为应用,将新算法应用于混沌调制通信系统在回波信道中的回波消除问题。仿真结果表明,改进后的算法比原算法具有更好的收敛速度和收敛精度;在低信噪比下,新算法更为稳定。

关键词: 信号处理; 自适应滤波; 回波消除; 自回归模型; 误调

中图分类号: TN911.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)01-0121-04

An Improved Adaptive Filtering Algorithm and Its Application to Chaotic Echo Cancellation

Yang Bo^① Feng Jiu-chao^{①②}

^①(Faculty of Electronic and Information Engineering, Southwest University, Chongqing 400715, China)

^②(School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Abstract: An improved adaptive filtering algorithm is proposed in this paper, and the convergence of the algorithm is analyzed. As an example, the new algorithm is used to cancel echo for the chaotic modulation communication systems experiencing echo channels. The results by computer simulation indicate that the improved algorithm has faster convergence speed and higher accuracy of computation. In addition, the new algorithm is steadier in the case of low SNR.

Key words: Signal processing; Adaptive filtering; Echo cancellation; Auto-regressive model; Misadjustment

1 引言

自Sondhi于1967年提出自适应回波消除器以来^[1], 自适应回波消除已成为自适应信号处理的重要研究内容。一些学者已从不同的角度对回波消除问题进行了研究, 例如, 预处理法^[2, 3], 它通过对输入信号进行预处理以减小信号的相关性, 从而实现回波消除, 但预处理方法在信号失真较大时, 不能获得满意的通话质量; 并且, 实际通信信道中存在的畸变、噪声等因素严重地影响了各种回波消除器的性能和工作效率。因此如何在有信道畸变和信道噪声干扰的情况下有效地进行回波消除以保证通信质量, 仍然是一个值得深入研究的问题。探索结构简单、收敛速度快、计算量适中的自适应对消算法, 是有效地消除回波和保证通信质量的重要途径。

混沌信号具有弱相关性和似噪声的功率谱密度(Power Spectral Density, PSD), 当它取代回波消除器中的常规驱动信号时, 在低信噪比情况下, 回波消除器的性能会有较大的改善^[4, 5]。在对一种自适应滤波算法改进的基础上, 并结合混沌理论, 本文提出了一种新的混沌回波消除方法, 解决了固定步长自适应滤波算法在收敛速度与收敛精度方面的

矛盾问题, 提高了回波消除器的性能。本文组织如下: 第2节对自适应滤波算法及其收敛性进行了分析; 第3节引入基于混沌的系统辨识方法; 第4节给出仿真实验结果。

2 自适应滤波算法及收敛性分析

2.1 FIR自适应滤波算法

Andrew等提出了一种FIR自适应滤波算法^[6], 该滤波器的结构如图1所示, 它是一个含神经元的自适应滤波器, 该神经元的激活函数为 $\Phi(\bullet)$, 输出为 \hat{d}_k 。滤波器的输入矢量和加权矢量分别为 $\mathbf{x}_k = [x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-N+1}]^T$, $\hat{\mathbf{w}}_k = [\hat{w}_k^1, \hat{w}_k^2, \dots, \hat{w}_k^N]^T$, d_k 为期望值。若定义代价函数 E_k 为

$$E_k = \frac{1}{2} e_k^2 \quad (1)$$

那么瞬时误差 e_k 可表示为

$$e_k = d_k - \Phi(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) \quad (2)$$

$\hat{\mathbf{w}}_k$ 的更新满足梯度下降算法^[7]:

$$\hat{\mathbf{w}}_{k+1} = \hat{\mathbf{w}}_k - \alpha \nabla_{\hat{\mathbf{w}}} E_k \quad (3)$$

式中 $\nabla_{\hat{\mathbf{w}}} E_k$ 是代价函数 E_k 关于 $\hat{\mathbf{w}}_k$ 的梯度, α 是步长, 因此

$$\hat{\mathbf{w}}_{k+1} = \hat{\mathbf{w}}_k + \alpha \mathbf{x}_k \Phi'(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) e_k \quad (4)$$

式中 $\Phi'(\bullet)$ 是 $\Phi(\bullet)$ 的导数。神经元的激活函数为

$$\Phi(\theta) = \frac{\eta_k}{1 + e^{-\beta\theta}} \quad (5)$$

式中 β 是 $\Phi(\bullet)$ 的增益参数, $\beta > 0$ 控制函数变化的陡峭程度^[8], η 是激活函数的幅值。当激活函数的幅值随输入信号

2006-05-11 收到, 2007-07-25 改回

国家自然科学基金(60572025), 教育部基金(“新世纪优秀人才”基金: NCET-04-0813, 重点项目: 105137)和广东省自然科学基金(个人项目: 05006506, 团队项目: 04205783)资助课题

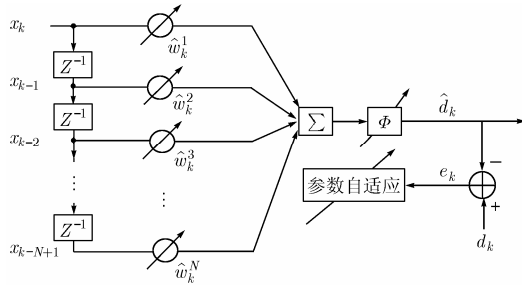


图1 含神经元的自适应滤波器结构图

的变化而变化时, 可以将激活函数写成:

$$\Phi(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) = \eta_k \bar{\Phi}(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) \quad (6)$$

其中 $\bar{\Phi}(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k)$ 是单位幅值激活函数。为了提高滤波器的非线性自适应性能, 考虑激活函数 $\Phi(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k)$ 幅度 η_k 的自适应性, 它的更新满足:

$$\eta_{k+1} = \eta_k - \rho \nabla_{\eta} E_k \quad (7)$$

式中 $\nabla_{\eta} E_k$ 是代价函数 E_k 关于 η_k 的梯度, ρ 是步长, 故有:

$$\eta_{k+1} = \eta_k + \rho e_k \bar{\Phi}(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) \quad (8)$$

实际应用中, 由于各种干扰的原因, 上述算法将产生参数误调噪声。干扰越大, 则引起的误调噪声越大。通过减小步长可以减少算法的误调噪声, 但在提高精度的同时将降低算法的收敛速度^[7]。因此, 固定步长的自适应滤波算法在收敛速度与收敛精度方面对步长的要求是相互矛盾的。

2.2 改进的自适应滤波算法

下面考虑变步长算法, 即将滤波器的系数更新式(4)的步长参数 α 设置为 α_k , 则

$$\hat{\mathbf{w}}_{k+1} = \hat{\mathbf{w}}_k + \alpha_k \mathbf{x}_k \Phi'(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) e_k \quad (9)$$

由式(2)可知, 可以将瞬时误差 e_k 看成是 $\hat{\mathbf{w}}_k$ 的函数, 并考虑 e_k 的泰勒级数展式:

$$e_{k+1} = e_k + \frac{\partial e_k}{\partial \hat{\mathbf{w}}_k} (\hat{\mathbf{w}}_{k+1} - \hat{\mathbf{w}}_k) + \frac{1}{2!} \frac{\partial^2 e_k}{\partial \hat{\mathbf{w}}_k^2} (\hat{\mathbf{w}}_{k+1} - \hat{\mathbf{w}}_k)^2 + \dots \quad (10)$$

即

$$e_{k+1} = e_k + \frac{\partial e_k}{\partial \hat{\mathbf{w}}_k} \Delta \hat{\mathbf{w}}_k + \frac{1}{2!} \frac{\partial^2 e_k}{\partial \hat{\mathbf{w}}_k^2} \Delta \hat{\mathbf{w}}_k^2 + \dots \quad (11)$$

由式(2)得

$$\frac{\partial e_k}{\partial \hat{\mathbf{w}}_k} = -\mathbf{x}_k^T \Phi'(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) \quad (12)$$

由式(9)得

$$\Delta \hat{\mathbf{w}}_k = \hat{\mathbf{w}}_{k+1} - \hat{\mathbf{w}}_k = \alpha_k \mathbf{x}_k \Phi'(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) e_k \quad (13)$$

将式(12), 式(13)代入式(11), 并取 e_{k+1} 的一阶泰勒展式, 则

$$e_{k+1} = e_k \left(1 - \alpha_k \|\mathbf{x}_k\|^2 \left(\Phi'(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) \right)^2 \right) \quad (14)$$

从式(14)可知当 e_{k+1} 最小化时, 此时步长最优, 即为

$$\alpha_k = \frac{1}{\|\mathbf{x}_k\|^2 \left(\Phi'(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) \right)^2} \quad (15)$$

为了避免 $\|\mathbf{x}_k\|^2 \left(\Phi'(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) \right)^2$ 的值过小而引起高频噪声, 将 α_k

改为

$$\alpha_k = \frac{1}{\|\mathbf{x}_k\|^2 \left(\Phi'(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) \right)^2 + \delta} \quad (16)$$

上面的FIR自适应滤波算法及式(9)和式(16), 就构成了新的自适应滤波算法。

2.3 收敛性分析

为了保证改进后的算法收敛, 即保证当 $k \rightarrow \infty$ 时,

$|e_k| \rightarrow 0$, 仅当:

$$|e_{k+1}| \leq \left| e_k \left(1 - \alpha_k \|\mathbf{x}_k\|^2 \left(\Phi'(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) \right)^2 \right) \right| \quad (17)$$

因此

$$\left| 1 - \alpha_k \|\mathbf{x}_k\|^2 \left(\Phi'(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) \right)^2 \right| < 1 \quad (18)$$

则 α_k 的取值范围为

$$0 < \alpha_k < \frac{2}{\|\mathbf{x}_k\|^2 \left(\Phi'(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) \right)^2} \quad (19)$$

将式(16)代入式(19)得 δ 的取值范围为

$$\delta > -\frac{\|\mathbf{x}_k\|^2 \left(\Phi'(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k) \right)^2}{2} \quad (20)$$

所以只要能够保证 α_k 和 δ 在相应的取值范围内取值, 就能够保证改进的算法收敛。

3 基于混沌的AR模型的辨识

考虑一个AR(Auto-Regressive)模型:

$$m_k = \sum_{i=1}^p a_i m_{k-i} + x_k \quad (21)$$

其中 p 是AR模型的阶数, a_i 是相应的系数, x_k 和 m_k 分别是系统的输入和输出。对该系统的辨识包括阶数的确定和对参数的估计。当混沌信号作为该系统的输入时, 可以获得较高的估计精度^[9]。假定 x_k 来自下面的混沌映射:

$$x_k = f(x_{k-1}, x_{k-2}, \dots, x_{k-d}) \quad (22)$$

其中 f 是实值的离散时间映射。假设

$$u_k = \sum_{i=0}^q b_i m_{k-i} \quad (23)$$

由式(21)得

$$x_k = m_k - \sum_{i=1}^p a_i m_{k-i}, \quad p \leq q \quad (24)$$

则

$$u_k - x_k = \sum_{i=0}^q b_i m_{k-i} - \left(m_k - \sum_{i=1}^p a_i m_{k-i} \right) \quad (25)$$

$$= (b_0 - 1) m_k + \sum_{i=1}^p (b_i + a_i) m_{k-i} + \sum_{i=p+1}^q b_i m_{k-i} \quad (26)$$

将式(24)代入式(22)得

$$m_k = f \left(m_{k-1} - \sum_{i=1}^p a_i m_{k-i-1}, m_{k-2} - \sum_{i=1}^p a_i m_{k-i-2}, \dots, m_{k-d} - \sum_{i=1}^p a_i m_{k-i-d} \right) + \sum_{i=1}^p a_i m_{k-i} \quad (27)$$

若选择 f 是Logistic映射方程, 它可以表示为

$$x_k = f(x_{k-1}) = \lambda x_{k-1}(1 - x_{k-1}) \quad (28)$$

当 $\lambda \in [3.7, 4]$ 时, $\{x_k\}$ 是混沌序列。因此

$$m_k = \mu \left(m_{k-1} - \sum_{i=1}^p a_i m_{k-i-1} \right) \left(1 - m_{k-1} + \sum_{i=1}^p a_i m_{k-i-1} \right) + \sum_{i=1}^p a_i m_{k-i} \quad (29)$$

由式(29)可知 m_k 是 $m_{k-1}, m_{k-2}, \dots, m_{k-p}$ 的非线性函数, $\{m_k\}$ 是线性相关序列, 即

$$(b_0 - 1)m_k + \sum_{i=1}^p (b_i + a_i)m_{k-i} + \sum_{i=p+1}^q b_i m_{k-i} = 0 \quad (30)$$

由此可知, 当 $i = 0$ 时, $b_i = 1$; $i = 1, \dots, p$ 时, $b_i = -a_i$; $i = p + 1, \dots, q$ 时, $b_i = 0$ 。因此, 如果采用混沌序列来进行AR模型参数的辨识, 在不需要确定阶数的情况下就可以按照上述方法估计模型参数。

4 计算机仿真

一个包含自适应滤波器的回波消除器如图2所示, 其中 $\{x_k\}$ 是由混沌系统 $x_k = f(x_{k-1}; \sigma_0, \dots, \sigma_n)$ 产生的序列, $\{x_k\}$ 的参数值 $\sigma_j \in C_j$ 处于混沌区域。混沌参数编码方案类似于混沌调制通信系统^[10], 它是将语音信号 s_k 放在不同的分叉参数 $\sigma_i \equiv \lambda_k = \lambda_k(s_k), i = 0, \dots, n$ 中, 即 $\lambda_k(s_k)$ 只能在混沌区域 C_j 中取值。用户A和用户B分别置有混沌编码/解码器, 将传输的语音信号隐藏在混沌参数中, 可以实现信息的高度保密性。本文采用Logistic映射作为混沌信号编码器, 即 $x_k = \lambda_{k-1} x_{k-1}(1 - x_{k-1})$, 其中 $\lambda_k = 3.95 + 0.05s_k, s_k \in (-1, 1)$ 表示未编码的语音信号, x_k 为传送的混沌信号。向量 $\mathbf{x}_k = [x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-N+1}]^T$ 是由混沌编码器输出的采样信号组成; 滤波器的系数向量 $\hat{\mathbf{h}}_k = [\hat{h}_k^1, \hat{h}_k^2, \dots, \hat{h}_k^N]^T$ 用来估计回波路径的脉冲响应, 因此滤波器的输出为 $\hat{y}_k = \mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{h}}_k$ 。

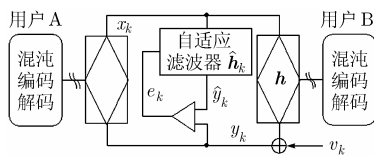


图2 回波消除器框图

假设回波信道是时不变模型, 本文用一个IIR滤波器来建模信道的响应 \mathbf{h} 。因此, 在接收端利用自适应滤波器准确地估计回波信道的特征参数, 以便产生一个估计的回波信号, 在从接收信号中减去回波信号后, 结合上述辨识算法, 就可以估算出发送信号, 再利用逆映射 $\hat{\lambda}_k = \hat{x}_{k+1}/(\hat{x}_k(1 - \hat{x}_k))$ 和 $s_k = 20(\hat{\lambda}_k - 3.95)$, 就可以恢复原始的语音信号。

若再考虑回波路径的噪声, 可以将期望信号表示为 $y_k = \mathbf{x}_k^T \mathbf{h} + v_k$, 其中 v_k 为加性高斯白噪声, 其大小由信噪比(SNR)控制。本文用模型失调(Model Misadjustment, MM)来评估回波消除器的性能, 其定义为

$$MM(\text{dB}) = 10 \lg \|\mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}_k\|^2 \quad (31)$$

为了测试改进后的自适应滤波算法的性能, 下面研究两种回波信道模型:

$$H_1(z) = \frac{1}{1 - 0.2z^{-1} + 0.49z^{-2} + 0.292z^{-3}} \quad (\text{回波信道模型I}) \quad (32)$$

$$H_2(z) = \frac{1}{1 - 0.38z^{-1} + 0.24z^{-2} + 0.49z^{-3}} \quad (\text{回波信道模型II}) \quad (33)$$

\mathbf{h} 选回波信道模型的第1个128抽头的脉冲响应值^[5], 通过自适应滤波器可以得到128抽头系数 $\hat{\mathbf{h}}_k$ 。

由式(20)可知 δ 必须大于一个负数, 而为了避免 $\|\mathbf{x}_k\|^2 \cdot (\Phi(\mathbf{x}_k^T \hat{\mathbf{w}}_k))^2$ 的值过小, 本文在仿真实验时取 δ 为一个正小数(如: 0.15), 同时也满足了式(16)中 α_k 的取值范围, 从而保证改进的算法(2.2中改进的自适应滤波算法)收敛。图3, 图4分别是采用原自适应滤波算法(2.1中FIR自适应滤波算法)和改进后的算法在SNR为10dB, 20dB, 30dB时回波信道模型I和模型II的模型失调与迭代次数的关系曲线。可以看出, 当SNR为10dB, 20dB时, 原自适应滤波算法不收敛而改进后的算法保持收敛。当SNR为30dB时, 原算法收敛, 而改进后的算法的最终收敛精度仍然优于前者10dB左右。

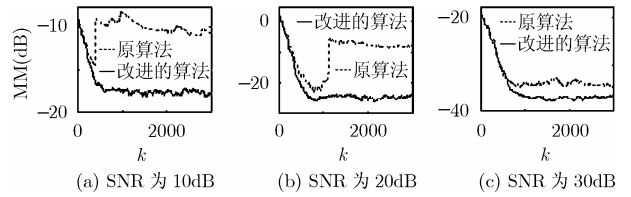


图3 失调与迭代次数的关系(回波信道模型I)

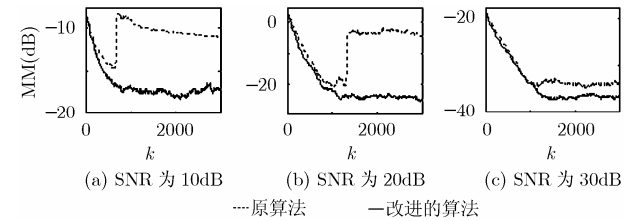


图4 失调与迭代次数的关系(回波信道模型II)

图5, 图6分别是采用原自适应滤波算法和改进后的算法在不同SNR下回波信道模型I和模型II的模型失调曲线。可以看出, 改进的自适应滤波算法的性能明显优于原算法。当SNR=15dB时, 前者的失调值比后者低约10dB; 当SNR=45dB时, 前者的MM值比后者低约5dB, 并且在低SNR(<40dB)情况下, 改进算法的失调曲线比基于原算法的失调曲线更平滑, 表明改进算法更稳定。

5 结束语

本文提出了一种改进的自适应滤波算法, 在基于混沌的系统辨识基础上, 成功地将新算法应用于回波的消除。计算机仿真结果表明, 改进后的算法比原算法具有更好的收敛速

度和收敛精度, 在低信噪比情况下, 新算法也更稳定。

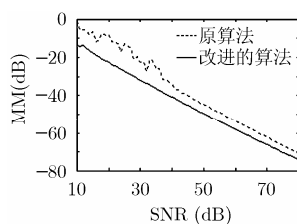


图5 误调与SNR的关系图(回波信道模型 I)

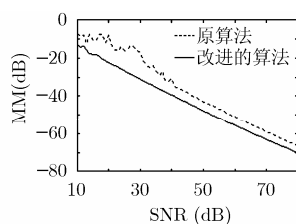


图6 误调与SNR的关系图(回波信道模型 II)

参考文献

- [1] Sondhi M, Morgan D R, and Hall J L. Stereophonic acoustic echo cancellation: A overview of the fundamental problem. *IEEE Signal Processing Letters*, 1996, 2(8): 148-151.
- [2] Yann J and Akihiko S. A stereo echo canceler with preprocessing for correct echo-path identification. Proc. ICASSP, Seattle, USA, 1998: 3677-3680.
- [3] Murtaza A. Stereophonic acoustic echo cancellation system using time-varying all pass filtering for signal decorrelation. Proc. ICASSP, Seattle, USA, 1998: 3689-3692.
- [4] Andreas M and Jaafar M H E. Blind channel estimation and echo cancellation using chaotic coded signals. *IEEE Comm. Letters*, 1999, 3(3): 72-74.
- [5] Jaafar M H E, Milner S H, and Cryan R A. Experimental evaluation of echo path modeling with chaotic coded speech. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1997, 45(10): 2600-2604.
- [6] Andrew I H and Danilo P M. Nonlinear FIR adaptive filters with a gradient adaptive amplitude in the non-Linearity. *IEEE Signal Processing Letter*, 2002, 9(8): 253-255.
- [7] Haykin S. *Adaptive Filter Theory* (Third Edition). New Jersey, Prentice Hall, 1996, Chapter 4.
- [8] 阎平凡, 黄端旭. 人工神经网络-模型 分析与应用. 安徽教育出版社, 1993, 第三章.
- [9] Henry L. System identification using chaos with application to equalization of a chaotic modulation system. *IEEE Trans. on Circuits and Systems-I*, 1998, 45(3): 314-320.
- [10] Feng J C and Tse C K. On-line adaptive chaotic demodulator based on radial-basis-function neural networks. *Physical Review E*, 2001, 63(2), 026202: 1-10.

杨波: 男, 1981年生, 助教, 从事信号与信息处理方向的研究工作.

冯久超: 男, 1964年生, 博士, 广东省高校特聘教授(“珠江学者”), 博士生导师, 研究领域为数字信号处理、数字通信、非线性动力学及混沌理论与应用.