

文章编号:1004-9037(2012)01-0032-06

自适应回声消除的初期迭代统计学模型及改进算法

文昊翔 陈隆道 蔡忠法

(浙江大学电气工程学院,杭州,310027)

摘要:为减少滤波器长度,提出自适应滤波算法初期迭代统计学模型及改进的回声消除算法。提出的统计学模型分析了自适应算法迭代初期滤波器各系数的均值和方差。基于该模型提出的改进算法,先检测回声路径峰值,进而确定回声路径延时,然后以延时为中心,用一个短的滤波器辨识原回声路径活跃系数部分。用实际回声路径进行仿真,理论和实验结果均表明,新算法在迭代的前75~100步已可准确检测回声路径峰值并确定延时;而减少滤波器长度,可大幅提高自适应算法收敛速度并降低算法计算复杂度。

关键词:回声消除;回声路径;稀疏性;自适应滤波;延时估计

中图分类号:TN929.5

文献标识码:A

Statistic Model for Early Adaptive Iteration and Modified Algorithm of Echo Cancellation

Wen Haoxiang, Chen Longdao, Cai Zhongfa

(College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, 310027, China)

Abstract: To decrease the length of the adaptive filter, a statistic model is proposed for adaptive algorithm in its early iterations, as well as a novel algorithm for echo cancellation. The statistic model analyzes the expectation and variance of each coefficient of filter in the early iterations of adaptive algorithm. The modified algorithm based on the model identifies the location of the peak of the echo path and estimate the bulk delay. After the estimation, a shorter adaptive filter centered about the peak coefficient is used to approach only the active coefficients instead of the whole echo path. Simulations with real echo path and theory show that the peak coefficient is discriminated and the estimation of delay can be obtained in the early 75~100 iterations. A short filter is used to identify the echo path, thus increasing the convergence speed and reducing the computational complexity.

Key words: echo cancellations; echo path; sparseness; adaptive filter; estimation of delay

引 言

使用网络或数字化通讯设备时,通话者偶尔会在接收端听到自己的声音,该现象称为电子回声现象,其产生原因有模拟信号二/四线转换过程阻抗不匹配引起能量泄露,或数字语音信号在处理、传输过程造成延时^[1]。该现象严重影响通信质量,因此必须在通信设备集成回声消除器以抑制回声能量。

将回声产生系统冲激响应序列简称为回声路径。回声的产生模型可简化为输入信号与回声路径

的卷积。因为延时,冲激响应序列大部分系数为零值或极小值;产生回声能量的大幅值系数称为活跃系数,活跃系数在时域聚集,数量仅占系数总量很少一部分。该特性称为回声路径的稀疏性。典型回声路径如图1所示。图中 D 为延时,随实际环境变化从8~128 ms不等。 L 为活跃系数时域聚集部分,典型值不超过10 ms^[2]。

图1所示回声路径,活跃系数约出现于8~16 ms,形状如图2所示。

回声消除可归纳为系统辨识问题,即以FIR滤波器以自适应算法辨识回声路径,以滤波器输出作为回声估计值,用实际值减去估计值实现回声能量

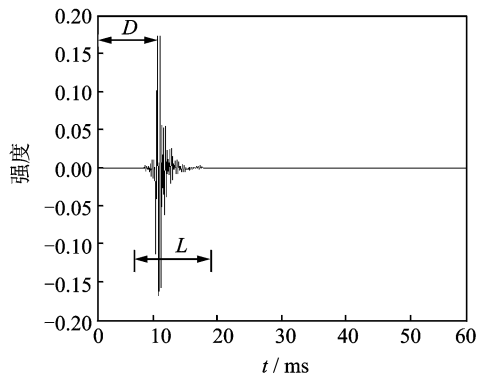


图1 典型的回声路径

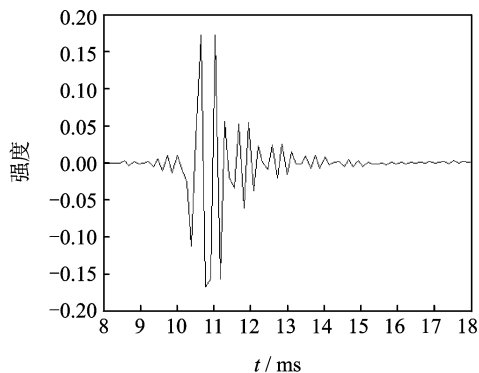


图2 回声路径的活跃系数

消除。由于回声延时的不确定性,需用相当长度的滤波器辨识回声路径,过长的滤波器导致自适应算法收敛速度减慢,计算复杂度增加及稳态失调增大。充分利用回声路径的稀疏性,主要从两方面对算法进行改进。

(1)对全部滤波器系数进行自适应更新,对大系数赋以大收敛步长,加快大系数收敛,以提高滤波器整体收敛速度^[3-5]。

(2)先进行延时估计,然后以回声路径的峰值为中心,用一个短自适应滤波器辨识回声路径的活跃系数部分^[6-9],从而减少滤波器长度。

为确定延时,最直接的方法是确定活跃系数位置。文献[7]提出先对输入信号与期望信号进行抽样以降低采样率,减小滤波器长度。用一个低分辨率短滤波器确定延时。延时确定后,恢复原采样率,再以一个高分辨率的短滤波器辨识回声路径活跃系数部分。降低采样率虽能减小滤波器长度,但同时其分辨率亦降低,导致信号高频成分丢失,易造成误检。文献[10]提出利用Haar小波的正交性,对输入信号在某一尺度下的Haar变换系数进行自适应滤波,最终自适应滤波器将收敛于回声路径在该尺度下Haar小波变换的系数。该方法虽能减少运

算量,但当回声路径活跃系数部分与该尺度下Haar变换大致正交时,方法将完全失效。

本文建立的统计学模型针对自适应算法迭代初期特征,分析了滤波器各系数均值、方差与迭代步数的函数关系,利用正负三倍标准差以外的随机事件发生概率约为零的统计学原理,提出目标系统峰值系数检测准则。利用该模型改进的自适应算法,先分辨回声路径峰值,并确定延时。然后滤波器输入端信号作相应延时,原滤波器亦做相应的时域移位,将大量零值系数移出滤波器,从而减少滤波器长度,以降低自适应算法计算复杂度,并提高其收敛速度。

1 电子回声的产生及消除模型

电子回声的产生及消除模型如图3。

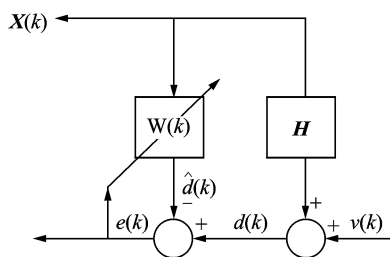


图3 电子回声的产生及消除模型

设自适应滤波器长度为 p ,记 k 时刻输入信号、干扰噪声分别为 $x(k), v(k)$,输入信号向量记作 $\mathbf{X}(k)=[x(k)\cdots x(k-p), x(k-p+1)]^T$,回声路径记为 $\mathbf{H}=[h_0, h_1, \dots, h_{p-2}, h_{p-1}]^T$ 。则回声产生的数学过程为

$$d(k) = \mathbf{H}^T \mathbf{X}(k) + v(k) = \sum_{i=0}^{p-1} h_i x(k-i) + v(k) \quad (1)$$

为了消除回声,需作回声路径估计 $\hat{\mathbf{H}}$,以 $\hat{\mathbf{H}}$ 与 $\mathbf{X}(k)$ 卷积结果 $\hat{d}(k)$ 作为回声信号 $d(k)$ 的估计。实际应用以滤波器 $\mathbf{W}(k)$ 通过自适应算法辨识 \mathbf{H} 。设 $\mathbf{W}(k)=[w_0(k), w_1(k)\cdots w_{p-1}(k)]^T$,当算法收敛时有 $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{W}(k) = \mathbf{H}$ 。 $d(k)$ 与其估计值 $\hat{d}(k)$ 相等,两者相减实现回声消除。回声消除数学过程为

$$\hat{d}(k) = \mathbf{W}^T(k) \mathbf{X}(k) = \sum_{i=0}^{p-1} w_i(k) x(k-i) \quad (2)$$

$$e(k) = d(k) - \hat{d}(k) \quad (3)$$

最普遍使用的自适应算法有LMS(Least mean squares)。设 μ 为收敛步长,LMS算法系数更新过程如下

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \mu e(k) \mathbf{X}(k) \quad (4)$$

本文将以 LMS 算法为例进行讨论。

2 改进后的对消模型

设滤波器长度为 p , 目标系统的冲激响应序列为 \mathbf{H} , 长度为 L_s 。约定符号 $\mathbf{H}[i, j]$ 表示抽取序列 \mathbf{H} 第 $i \sim j$ 个系数组成的新序列; 当 $p \geq L_s$, 滤波器第 $0 \sim (L_s - 1)$ 个系数收敛于序列 \mathbf{H} , 第 $L_s \sim (p - L_s)$ 个系数收敛于零; 当 $p < L_s$, 称为不充分模型, 滤波器将收敛于序列 $\mathbf{H}[1, p]$, 即收敛于对 \mathbf{H} 进行截断后组成的新序列; 对滤波器输入端信号延时 N 个单位后作为输入, 即使满足 $p \geq L_s$, 亦属于不充分模型。滤波器将收敛于 $\mathbf{H}[N, L_s]$, 即收敛于 \mathbf{H} 左移 N 个单位后组成的新序列。

不充分模型因未能对目标系统进行完全建模(只能辨识 \mathbf{H} 的左移序列或对 \mathbf{H} 截断后的序列), 将引入额外失调。只有在引入额外失调不严重的条件下, 上文提到的截断和左移才成立。在回声消除应用, 因回声路径仅有活跃系数部分产生回声能量, 通过延迟输入端信号左移出滤波器的系数及通过限制滤波器长度截断的系数均是零值系数, 并不引入额外失调。

将系统辨识的不充分模型应用于电子回声消除, D, L 意义如图 1 所示。将自适应滤波器输入信号 $\mathbf{X}(k)$ 延时 $(D - L/2)$ 后作为输入, 则滤波器收敛于 $\mathbf{H}[(D - L/2), L_s]$; 对 $\mathbf{X}(k)$ 输入延时 $(D - L/2)$, 并使用长度为 L 的自适应滤波器, 则滤波器收敛于 $\mathbf{H}[(D - L/2), (D + L/2)]$, 恰为回声路径的活跃系数部分。

本文提出先用一个长的 LMS 滤波器对回声路径进行自适应建模, 并在迭代初期检测确定活跃系数位置以及回声路径延时。然后对 $\mathbf{X}(k)$ 延时 $(D - L/2)$ 后用一个长度为 L 的短滤波器辨识回声路径活跃系数部分。改进后的回声消除模型如图 4 所示。

原回声消除模型因延时未知, 在 8 kHz 采样率, 最大延时 128 ms 条件下, 滤波器长度需 1024 阶, 稳态时收敛于图 1 所示波形。

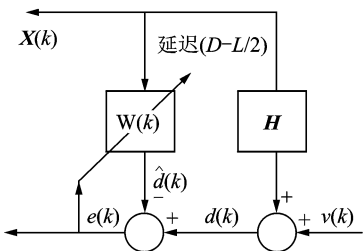


图 4 改进后的电子回声消除模型

改进模型对 $\mathbf{X}(k)$ 进行移位后, 利用产生回声的时间不超过 10 ms 的先验知识, 以回声路径峰值系数所在位置为中心, 只需用 100 ~ 120 阶的短滤波器辨识原回声路径的活跃系数部分, 即可充分辨识目标系统。稳态时滤波器收敛于图 2 所示波形。

本文提出的改进策略分两阶段进行: 第一阶段用长滤波器对回声路径进行辨识, 并估计延时, 通常在 75 ~ 100 步内完成。第二阶段用短滤波器仅对活跃系数部分进行自适应建模, 以提高算法收敛速度及减少计算复杂度。

3 自适应滤波器初期迭代统计学模型

在自适应算法迭代初期, 建立滤波器各系数均值、方差与迭代步数 k 的函数关系是改进算法的理论基础。因此先建立统计学模型。

设 $\mathbf{R} = \mathbf{X}(k)\mathbf{X}^T(k)$ 。根据 LMS 算法, 由式(4)可得

$$\mathbf{W}(k+1) = (\mathbf{I} - \mu\mathbf{R})\mathbf{W}(k) + \mu\mathbf{R}\mathbf{H} - \mu v(k)\mathbf{X}(k) \quad (5)$$

式(5)两边同减 \mathbf{H} 得

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(k+1) - \mathbf{H} &= (\mathbf{I} - \mu\mathbf{R})\mathbf{W}(k) + \mu\mathbf{R}\mathbf{H} - \mu v(k)\mathbf{X}(k) - \mathbf{H} = \\ &= (\mathbf{I} - \mu\mathbf{R})(\mathbf{W}(k) - \mathbf{H}) - \mu v(k)\mathbf{X}(k) \end{aligned} \quad (6)$$

设 σ_x^2 为输入信号 $\mathbf{X}(k)$ 的平均功率, 为简化模型, 假设 $\mathbf{W}(k)$ 与 \mathbf{R} 相互统计独立, 输入信号 $x(k)$ 为平稳高斯白噪声, 即 $E(\mathbf{R}) = \sigma_x^2 \mathbf{I}$ 。对式(6)两边求数学期望。因干扰噪声 $v(k)$ 与输入 $\mathbf{X}(k)$ 相互统计独立, 即 $E[v(k)\mathbf{X}(k)] = 0$, 可得

$$\begin{aligned} E(\mathbf{W}(k+1) - \mathbf{H}) &= (1 - \mu\sigma_x^2)E(\mathbf{W}(k) - \mathbf{H}) = \\ &= (1 - \mu\sigma_x^2)^k E(\mathbf{W}(0) - \mathbf{H}) \end{aligned} \quad (7)$$

将滤波器系数初始化为零向量, 即 $\mathbf{W}(0) = [0]$, 由式(7)得

$$E(\mathbf{W}(k+1)) = \mathbf{H} - (1 - \mu\sigma_x^2)^k \mathbf{H} \quad (8)$$

设 $\mathbf{V}(k) = \mathbf{W}(k) - E(\mathbf{W}(k))$ 。则滤波器系数相关矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{COV}(k) &= E(\mathbf{V}(k)\mathbf{V}^T(k)) = \\ &= E(\mathbf{W}(k)\mathbf{W}^T(k)) - E(\mathbf{W}(k))E(\mathbf{W}^T(k)) \end{aligned} \quad (9)$$

用 σ_v^2 表示干扰噪声 $v(k)$ 的平均功率, 式(9)解为^[9]

$$\begin{aligned} \mathbf{COV}(k) &= [a(k) + b(k)]\mathbf{I} + c(k)\mathbf{H}\mathbf{H}^T \quad (10) \\ a(k) &= \frac{\mu\sigma_v^2[1 - (1 - 2\mu\sigma_x^2 + \mu^2\sigma_x^4(p+2))^k]}{(2 - \mu\sigma_x^2(p+2))} \end{aligned}$$

$$b(k) = (\mathbf{H}^T \mathbf{H} / \rho) \times [(1 - 2\mu\sigma_x^2 + (2 + \rho)\mu^2\sigma_x^4)^k - (1 - 2\mu\sigma_x^2 + 2\mu^2\sigma_x^4)^k] \quad (12)$$

$$c(k) = (1 - 2\mu\sigma_x^2 + 2\mu^2\sigma_x^4)^k - (1 - \mu\sigma_x^2)^{2k} \quad (13)$$

为保证滤波器收敛, $\mu\sigma_x^2$ 必须远小于1。因此将式(8,11-13)泰勒展开并保留一阶余量,得

$$E(\mathbf{W}(k+1)) \approx k\mu\sigma_x^2 \mathbf{H} \quad (14)$$

$$a(k) \approx k\mu^2\sigma_x^2\sigma_v^2 \quad (15)$$

$$b(k) \approx k\mu^2\sigma_x^4 \mathbf{H}^T \mathbf{H} \quad (16)$$

$$c(k) \approx k\mu^2\sigma_x^4 \quad (17)$$

综合式(10,14-17),得

$$\mathbf{COV}(k) \approx k\mu^2\sigma_x^2\sigma_v^2 \mathbf{I} + k\mu^2\sigma_x^4 \mathbf{H}^T \mathbf{H} \mathbf{I} + k\mu^2\sigma_x^4 \mathbf{H} \mathbf{H}^T \quad (18)$$

在实际环境输入信号功率远大于干扰噪声功率,即 σ_x^2 远大于 σ_v^2 ,因此式(18)等号右边第二项远大于第一项。

考虑式(18)第二项 $\mathbf{H}^T \mathbf{H} \mathbf{I}$ 与第三项 $\mathbf{H} \mathbf{H}^T$ 的关系。在实际环境对角矩阵 $\mathbf{H}^T \mathbf{H} \mathbf{I}$ 对角线均远大于矩阵 $\mathbf{H} \mathbf{H}^T$ 任一元素。忽略 $\mathbf{H} \mathbf{H}^T$ 项对 $\mathbf{COV}(k)$ 贡献,仅在矩阵 $\mathbf{H} \mathbf{H}^T$ 峰值处引入一定误差,对其余元素无大影响。总体误差在可接受范围。因此式(18)起主导作用的只有第2项。进一步化简可得

$$\mathbf{COV}(k) \approx k\mu^2\sigma_x^4 \mathbf{H}^T \mathbf{H} \mathbf{I} \quad (19)$$

式(14)为滤波器各系数的数学期望,式(19)为各系数的相关矩阵。由两式可得:滤波器各系数间期望与方差均相互统计独立,且各系数标准差相等,均为

$$\sigma(k) \approx \mu\sigma_x^2 \sqrt{k \mathbf{H}^T \mathbf{H}} \quad (20)$$

以上推导过程仅适用于自适应算法迭代初期。随迭代次数 k 增大(实验证明大于600之后),泰勒展开近似不再适用,自适应滤波器各系数以指数方式收敛于稳态,式(14-19)的线性关系不再成立。

4 回声路径峰值检测

根据统计学原理,若随机变量服从均值 μ ,标准差 σ 的高斯分布,则 $(-\infty, \mu - 3\sigma) \cup (\mu + 3\sigma, +\infty)$ 的随机事件发生概率约为零。

设目标系统冲激响应序列 \mathbf{H} 中某非零系数幅值为 h_i ,以滤波器 $\mathbf{W}(k)$ 辨识该系统,从滤波器各零值系数分辨该非零系数 $w_i(k)$ 所需迭代步数 k_i 必须满足以下不等式

$$E(w_i(k_i)) - 3\sigma(k_i) > 0 + 3\sigma(k_i) \quad (21)$$

将式(14,20)代入式(21),解之得

$$k_i > \frac{36 \times \mathbf{H}^T \mathbf{H}}{h_i^2} \quad (22)$$

在两种最极端条件下,冲激函数序列及平均函数序列,设 ρ 为序列长度。则前者需36步迭代即可分辨出非零系数,后者则需 36ρ 步。

以上推导过程基于LMS算法,但亦适用于性能更优的自适应算法,如NLMS (Normalized least mean squares) 及PNLMS^[11] (Proportionate normalized least mean squares),且与更优的自适应算法结合时,本文所提算法将获得更大的性能改善。

5 仿真结果

回声路径如图1所示。采样频率8 kHz, $\mathbf{H}^T \mathbf{H} = 0.1711$;输入信号 $\mathbf{X}(k)$ 与干扰噪声 $v(k)$ 均采用高斯白噪声,两者相互统计独立,统计方差分别为 $10^{-2}, 10^{-6}$;自适应算法基于NLMS算法, $\mu = 0.1$,滤波器长度512。

5.1 系数方差与期望

用Monte Carlo随机化算法进行100次独立随机实验。一次实验中,每25步记录滤波器所有系数。针对每一时刻,各系数用100个独立实验数据求其均值、方差。均值、方差与 k 的函数关系及理论曲线分别如图5,6所示。由图可得,在迭代的前600步,式(14,19)描述的期望,方差统计学模型与实验仿真结果基本一致。

5.2 峰值检测

图1所示回声路径峰值出现在 h_{87} 处,幅值 $h_{89} = 0.1726$ 。根据式(22),分辨峰值所需迭代步数为

$$k = 36 \times 0.1711 / 0.1726^2 = 37$$

为降低误检风险,现取第100步迭代的滤波器波形与原回声路径进行对比,结果如图7所示。

按照文献[10],对输入信号 $\mathbf{X}(k)$ 在尺度3下的

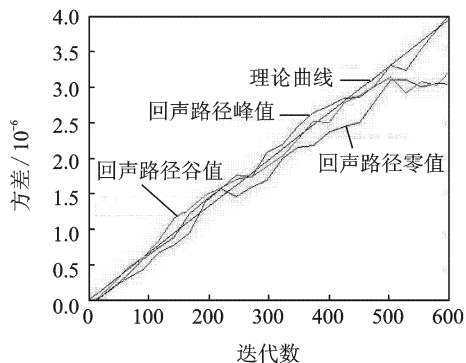


图5 系数方差与迭代次数关系图

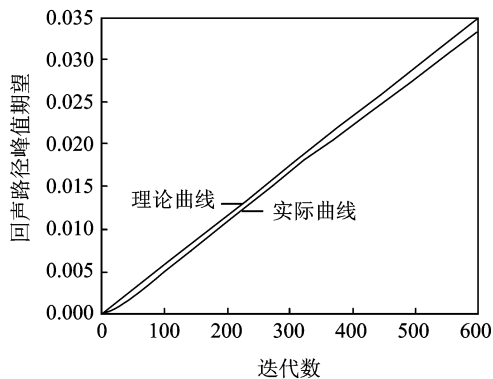


图 6 系数期望与迭代次数关系图

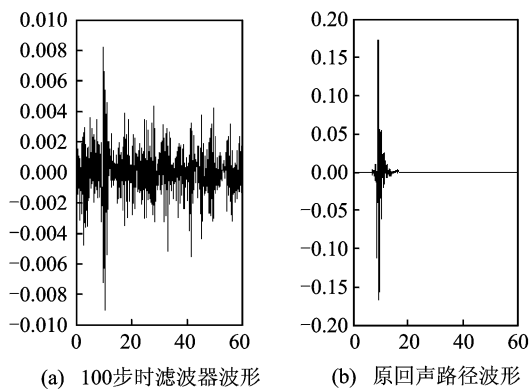


图 7 100 步时的波形与原路径对比

Haar 变换系数进行自适应滤波,以辨识原路径 3 尺度下 Haar 变换系数,结果如图 8 所示。

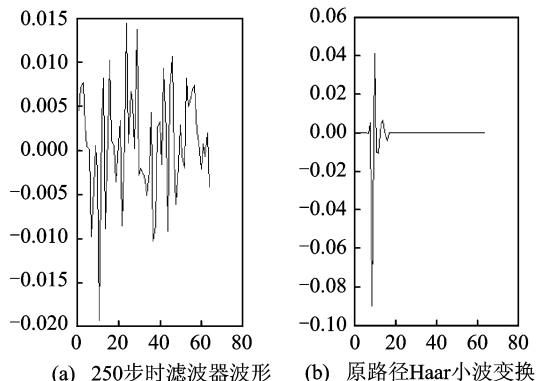


图 8 250 步时的波形与原路径对比(Haar 变换)

比较图 7,8 可得,本文算法在第 100 步时已可准确分辨回声路径峰值。而文献[10]则需在 250 步时才可勉强分辨回声路径 Haar 变换后的峰值。

5.3 收敛速度对比

当峰值位置 87 检出后,可得回声路径活跃系数位置约为 $H[(87-50), (87+50)]$ 。

活跃系数位置确定后,对输入信号 $X(k)$ 延时 37 个单位输入,用 100 阶的自适应滤波器进行回声

消除。

算法失调定义为 $MSD = 10 \times \log_{10}(d(k) - \hat{d}(k))^2$, 单位 dB。100 阶改进模型与 512 阶原模型的失调对比如图 9 所示。由图可得,估计延时后,用短自适应滤波器辨识回声路径可大幅加快收敛速度。

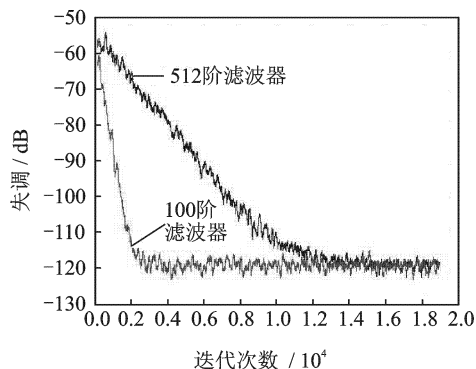


图 9 100 阶与 512 阶自适应算法收敛速度对比

而 LMS 及基于 LMS 的改进算法 NLMS, PNLMS 计算复杂度均与自适应滤波器长度 p 成正比。短滤波器可显著减少算法计算复杂度。

6 结束语

以往文献多分析自适应算法的稳态特征。本文建立的统计学模型专门针对迭代初期的自适应算法。经实验证明,该模型可准确建立滤波器各系数期望、方差与迭代步数 k 的函数关系。基于对滤波器系数的统计学分析,提出检测回声路径峰值的理论依据。然后以峰值为中心,用一个短自适应滤波器辨识回声路径活跃系数部分,从而削减了大量零值系数,达到减少滤波器长度的目的。用一个较短的滤波器进行电子回声消除。经实验证明,可大幅加快自适应算法收敛速度,减少计算复杂度。

参考文献:

- [1] Digital network echo cancellers [S]. ITU-T Recommendation G. 168, 2009.
- [2] Hongyang D, Dorslovacki M. Proportionate adaptive algorithms for network echo cancellation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(5): 1794-1803.
- [3] 刘立刚, Masahiro, 张世永. 一种变步长 Proportionate NLMS 自适应滤波算法及其在网络回声消除中的应用 [J]. 电子学报, 2010, 38(4): 973-978.
Liu Ligang, Masahiro, Zhang Shiyong. A variable step-size proportionate NLMS adaptive filtering algorithm and its application in network echo cancellation [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38

- (4); 973-978.
- [4] 董航,孙洪. 基于状态参数调整的多速率自适应算法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(4): 735-738.
Dong Hang, Sun Hong. Algorithm for multi-rate adaptive filter based on coefficients updated [J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(4): 735-738.
- [5] Hongyang D, Doroslovacki M. Improving convergence of the PNLMS algorithm for sparse impulse response identification [J]. IEEE Transactions on Signal Processing Letters, 2005, 12(3): 181-184.
- [6] Ho K C, Blune S D. Rapid identification of a sparse impulse response using an adaptive algorithm in the Haar domain [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(3): 628-638.
- [7] Duttweiler D L. Subsampling to estimate delay with application to echo cancelling [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, Signal Processing, 1983, 31(5): 1090-1099.
- [8] Ho K C, Blune S D. Adaptive sparse system identification using wavelets [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2002, 49(10): 656-667.
- [9] 傅政军,饶若楠. 长时延环境中的回声消除器设计[J]. 微计算机信息, 2007, 23(3): 298-300.
Fu Zhengjun, Rao Ruonan. Echo cancellation implementation with long time delay [J]. Control & Automation, 2007, 23(3): 298-300.
- [10] Bershad N J, Bist A. Fast coupled adaptation for sparse impulse responses using a partial Haar transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(3): 966-976.
- [11] Duttweiler D L. Proportionate normalized least mean squares adaptation in echo cancelers [J]. IEEE Transactions on Speech And Audio Processing, 2000, 8(5): 508-518.

作者简介:文昊翔(1984-),男,博士研究生,研究方向:语音信号处理、数字信号处理、自适应滤波理论及其应用, E-mail: xiangxiang_0@163.com; 陈隆道(1955-),男,教授,博导,研究方向:数字信号处理、电子技术、电能质量分析; 蔡忠法(1969-),男,博士,讲师,研究方向:电子测试和电能质量分析。