

معرفی الگوریتم CLMS^۱ برای فیلتر FIR^۲ و فقی براساس توابع همبستگی

محمد رضا الشریف

استادیار گروه مهندسی برق و کامپیوتر - دانشکده فنی - دانشگاه تهران

ابوالحسن رضاب پور کورنده

دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مهندسی برق و کامپیوتر - دانشکده فنی - دانشگاه تهران

چکیده

از فیلترهای دیجیتالی و فقی FIR بطور وسیعی برای کاربردهایی نظری شناسایی سیستم^۳، متعارف کننده‌ها^۴، حذف نویز فعال^۵، حذف پژواک آکوستیکی^۶، رمز سیگنال صحبت^۷... استفاده می‌گردد. در کاربردهایی که نویز اندازه گیری یا تداخل شدید است، استفاده از الگوریتم هایی مانند در RLS, NLMS, LMS [۱][۲][۳][۴] در حوزه زمان و FBAF, FDAF, ... [۵] حوزه فرکانس با مشکل عدم همگرایی ضرایب روبرو می‌گردد. در این مقاله الگوریتم جدیدی به روش نزولی ترین شبیه^۸ معروفی می‌گردد که در آن از توابع خود همبستگی و همبستگی متقابل سیگنال‌های ورودی و تداخلی استفاده شده و ضرایب فیلتر دیجیتالی و فقی FIR تنظیم می‌گردد. این الگوریتم بخصوص برای فرآیندهای تصادفی m -وابسته^۹ [۶] مناسب بوده و می‌تواند برای کاربردهایی نظری حذف پژواک آکوستیکی در گفتار دو طرفه استفاده گردد. نتایج تئوری بکمک شبیه‌سازی‌های کامپیوترا بررسی و ارزیابی شده است.

واژه‌های کلیدی: پژواک اکوستیکی، گفتار یکطرفه^{۱۰}، گفتار دو طرفه^{۱۱}، توابع همبستگی.

۱ - مقدمه

می‌گردد، تنظیم ضرایب فیلتر بهم می‌خورد و ناگزیر در حضور سیگنال تداخلی باید عمل تطبیق ضرایب فیلتر را متوقف ساخت. توقف تطبیق ضرایب فیلتر در کاربرد حذف پژواک آکوستیکی در گفتار دو، طرفه^{۱۲} راه حل کاملاً مطلوبی نیست [۷]. زیرا در مدت زمانیکه عمل تطبیق ضرایب فیلتر متوقف می‌گردد ممکن است که پاسخ ضربه محیط آکوستیکی تغییر نماید و لذا پژواک بخوبی تضعیف نگردد. نیاز به تداوم تطبیق ضرایب فیلتر حتی در حالت گفتار دو طرفه، یافتن الگوریتم کارآمدی را الزامی می‌سازد.

فیلترهای دیجیتالی و فقی FIR (فیلتر ترانسسورسال) بدلیل پایداری ذاتی و سادگی در بسیاری از کاربردهای عملی استفاده شده و می‌شوند. برای تنظیم ضرایب این فیلترها الگوریتم‌های متداوی مانند RLS, BLMS, NLMS, ... وجود دارند که با توجه به تعداد ضرایب فیلتر، قدرت نویز تداخلی، سرعت همگرایی، پیچیدگی محاسباتی ... می‌توان الگوریتم مناسبی را از میان آنها انتخاب نمود. لیکن در کاربردهایی که در آنها، سیگنال خطای تخمین بوسیله یک سیگنال مستقل و جداگانه بشدت مغفوش

1- Finite Impulse Response

4-Active Noise Canceling

7- Steepest descent

10 - Double-Talk

2- Correlation LMS Algorithm

5-Acoustic Echo Canceling

8 - m-Dependent

11 - Double-Talk

3- System Identification

6 - Speech Coding

9 - Single-Talk

12 - Do

تابع خود همبستگی نمونه های از لحظه صفر تا n (لحظه حاضر) سیگنال $x(n)$ با سیگنال انتقال یافته آن، یعنی $0 \leq k \leq n-k$ در حوزه زمان گستته بصورت زیر تعریف می شود:

$$\varphi_{xx}(n,k) = \sum_{j=0}^n x(j)x(j-k), \quad x(j-k)=0, \quad j < k \quad (1-2)$$

به همین صورت تابع همبستگی متقابل سیگنال های $d(n)$ و $x(n-k)$ بصورت زیر تعریف می شود:

$$\varphi_{dx}(n,k) = \sum_{j=0}^n d(j)x(j-k) \quad (2-2)$$

با قراردادن $s(n) = y(n) + x(n)$ در رابطه بالا بدست می آید:

$$\begin{aligned} \varphi_{dx}(n,k) &= \sum_{j=0}^n [s(j) + y(j)]x(j-k) = \sum_{j=0}^n s(j)x(j-k) + \\ &+ \sum_{j=0}^n y(j)x(j-k) = \varphi_{sx}(n,k) + \sum_{j=0}^n y(j)x(j-k) \end{aligned}$$

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} r_i \cdot x(n-i) \quad (4-2)$$

از قرار دادن رابطه (4-2) در رابطه (3-2) بدست می آید:

$$\varphi_{dx}(n,k) = \varphi_{sx}(n,k) + \sum_{i=0}^{N-1} r_i \cdot \varphi_{xx}(n|k-i|) \quad (5-2)$$

در کاربردهایی نظیر حذف پژواک آکوستیکی در کفتار دو طرفه که سیگنال های x و y سیگنال های کفتار هستند، بعلت همبستگی کم این دو سیگنال می توان فرض منطقی $\varphi_{sx}(n,k) \approx 0$ را انجام داد. نیز به ازای $k=0$ جمله دوم رابطه (5-2) مقادیر بزرگتری را برای ضرایب اولیه بردار r خواهد داشت، زیرا برای سیگنال های صحبت میزان همبستگی بین نمونه های مجاور زیاد است و این همبستگی برای نمونه های یک کام^۲ از کفتار بیشتر است.

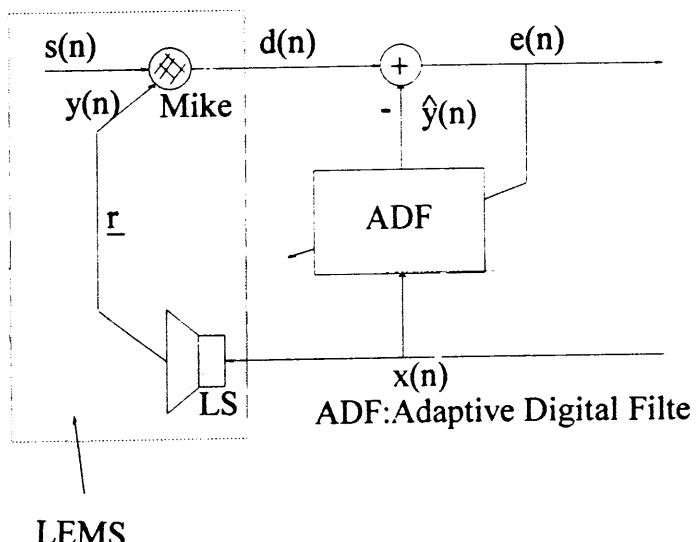
حقیقتی دیگر آنستکه برای فرآیندهای تصادفی $-m$ وابسته خاصیت زیر را داریم:

$$\varphi_{xx}(n|k-i| > m) = 0 \quad \text{if} \quad E\{x(n)\} = 0 \quad (6-2)$$

در این مقاله ابتدا الگوریتم جدیدی را بدست آورده طرفه، یافتن الگوریتم کارآمدی را الزامی می سازد. در این مقاله ابتدا الگوریتم جدیدی را بدست آورده و سپس نتایج تئوری بکمک شبیه سازی کامپیوتری به ازای ورودی های سفید و سیگنال گفتار واقعی بررسی و نتایج مربوطه ارائه شده، روی آنها بحث می گردد.

۲ - بدست آوردن الگوریتم CLMS

برای بدست آوردن الگوریتم CLMS روابط لازم را بکمک علائم نشان داده شده در شکل (۱) می نویسیم. در این شکل $s(n)$ سیگنال ورودی (سیگنال گوینده دور)، $x(n)$ سیگنال تداخلی (سیگنال گوینده نزدیک یا محلی)، $y(n)$ سیگنال پژواک، $d(n)$ سیگنال خروجی فیلتر (سیگنال تخمین پژواک)، $e(n)$ سیگنال مطلوب (یا سیگنال مرجع)، $\hat{y}(n)$ سیگنال خطای تخمین، r بردار ضرایب پاسخ ضربه سیستم LEMS^۱ (یا هر سیستم مجهول دیگر) و $h(n)$ بردار ضرایب فیلتر FIR در تکرار n می باشند.



شکل ۱: ساختار کلی حذف کننده پژواک آکوستیکی بکمک ADF

(۱۲-۲)

$$h_j(n+1) = h_j(n) + 2\mu e(n) \cdot \varphi_{xx}(n,j), \quad 0 \leq j \leq N-1$$

۳ - پایداری الگوریتم CLMS

جهت بدست آوردن بازه همگرایی پارامتر μ حالت $s(n) = 0$ (کفتار یکطرفه) را در نظر می کیریم. بردار خطای وزن بصورت زیر تعریف می کرد:

$$\underline{e}(n) \hat{=} \underline{h}(n) - \underline{r} \quad (1-3)$$

و رابطه بازگشتی بردار خطای وزن بسادگی چنین بدست می آید:

$$(2-2)$$

$$\begin{aligned} \underline{e}(n+1) &= \underline{h}(n+1) - \underline{r} = [I - 2\mu \underline{\varphi}_{xx}(n) \cdot \underline{\varphi}_{xx}^{-1}(n)] \cdot \underline{e}(n) \\ &= [I - 2\mu \underline{\Phi}_{xx}(n)] \underline{e}(n) \\ \underline{\varphi}_{xx}(n) &\hat{=} [\varphi_{xx}(n,0), \varphi_{xx}(n,1), \dots, \varphi_{xx}(n,N-1)]^t \\ \underline{\Phi}_{xx}(n) &= \underline{\varphi}_{xx}(n) \cdot \underline{\varphi}_{xx}^{-1}(n) \end{aligned}$$

که در آن I ماتریس همانی (Identity) را نشان می دهد.

رابطه (۲-۲) یک دستگاه معادله همگن را نشان می دهد که رابطه ای بازگشتی را تعریف می کند. از اینرو برای همگرایی تمامی ضرایب فیلتر با هم، باید شرط زیر ارضاء گردد:

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{Max}} \quad \text{شرط لازم همگرایی} \quad (3-2)$$

که در آن λ_{Max} بزرگترین مقدار ویژه ماتریس $\underline{\Phi}_{xx}(n)$ بوده و خاصیت زیر برای λ_{Max} وجود دارد:

$$\lambda_{Max} < \text{tr} \underline{\Phi}_{xx}(n) = \sum_{j=0}^{N-1} \varphi_{xx}^2(n,j) \quad (4-2)$$

بکمک این خاصیت می توان بجای شرط لازم (۳-۲) شرط کافی زیر را مورد استفاده قرار داد:

$$\mu \leq \frac{1}{1 + \|\underline{\varphi}_{xx}(n)\|^2} \quad \text{شرط کافی همگرایی} \quad (5-2)$$

که در آن حرف E متوسط آماری را نشان می دهد. در اینصورت اگر $N > M$ باشد، اثر ضریب r_i در محاسبه (n,k) حذف می گردد. پس برای سیکنال $x(n)$ -وابسته - همبسته^۱ رابطه (۵-۲) به ازای $k=0$ بصورت ساده‌تر زیر در می آید:

$$\varphi_{dx}(n,0) = \varphi_{sx}(n,0) + \sum_{i=0}^m r_i \cdot \varphi_{xx}(n,i) \approx \sum_{i=0}^m r_i \cdot \varphi_{xx}(n,i) \quad (7-2)$$

در ادامه فرض می‌شود که $m=N-1$ باشد. از این رو بکمک رابطه زیر می توان تخمین $\varphi_{dx}(n,0)$ را بدست آورد:

$$\hat{\varphi}_{dx}(n,0) = \sum_{i=0}^{N-1} h_i(n) \cdot \varphi_{xx}(n,i) \quad (8-2)$$

و خطای تخمین بصورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$e(n) \hat{=} \varphi_{dx}(n,0) - \hat{\varphi}_{dx}(n,0) \quad (9-2)$$

برای تطبیق ضرایب فیلتر بکمک روش نزولی ترین شبیه داریم:

$$MSE \hat{=} E\{ |e(n)|^2 \} = E\{ |\varphi_{dx}(n,0) - \hat{\varphi}_{dx}(n,0)|^2 \} \quad (10-2)$$

$$= E\{ |\varphi_{dx}(n,0) - \sum_{i=0}^{N-1} h_i(n) \cdot \varphi_{xx}(n,i)|^2 \}$$

$$\nabla_j MSE = \frac{\partial MSE}{\partial h_j(n)} = 2E\{e(n) \cdot \frac{\partial e(n)}{\partial h_j(n)}\} = \quad (11-2)$$

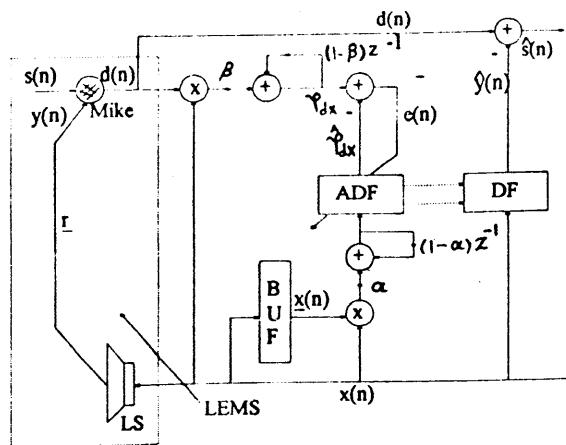
$$= -2E\{e(n) \cdot \varphi_{xx}(n,j)\}, \quad 0 \leq j \leq N-1$$

در نتیجه خواهیم داشت:

$$\nabla_j MSE = \frac{\partial MSE}{\partial h_j(n)} = 2E\{e(n) \cdot \frac{\partial e(n)}{\partial h_j(n)}\} = \quad (12-2)$$

$$h_j(n+1) = h_j(n) - \mu \nabla_j MSE = h_j(n) + 2\mu E\{e(n)^* \cdot \varphi_{xx}(n,j)\}, \quad 0 \leq j \leq N-1$$

در عمل معمولاً متوسط آماری (E) را با مقدار لحظه ای آن جایگزین می کنند (نظیر الگوریتم LMS). از اینرو با پذیرفتن این تقریب رابطه تجدید ضرایب فیلتر بصورت زیر در می آید:



شکل ۲: ساختار الگوریتم CLMS برای حذف پژواک آکوستیکی

برای محاسبه $\varphi_{xx}(n,i)$ $\varphi_{dx}(n,0)$ بطریق زیر عمل می‌گردد:

$$\varphi_{xx}(n,i) = \sum_{l=0}^n x(l) \cdot x(l-i) = \sum_{l=0}^{n-1} x(l) \cdot x(l-i)$$

$$+ x(n) \cdot x(n-i), \quad 0 \leq i \leq N-1$$

و یا عملاً داریم :

$$\varphi_{xx}(n,i) = (1-\alpha) \cdot \varphi_{xx}(n-1,i) + \alpha \cdot x(n) \cdot x(n-i),$$

$$0 \leq i \leq N-1, \quad 0 < \alpha < 1$$

به همین ترتیب بدست می‌آید:

$$(8-2)$$

$$\varphi_{dx}(n,0) = (1-\beta) \cdot \varphi_{dx}(n-1,0) + \beta \cdot d(n) \cdot x(n),$$

$$0 < \beta < 1$$

پارامترهای α و β فاکتورهای فراموشی (یا هموار کننده) نامیده می‌شوند و هرچه به مقدار صفر نزدیک باشند روی نمونه‌های بیشتری عمل متوسط گیری صورت می‌پذیرد.

با توجه به روابط مذکور رابطه تجدید ضرایب فیلتر چنین می‌گردد:

$$(9-2)$$

$$h(n+1) = h(n) + \frac{2\mu_0}{1 + \|\varphi_{xx}(n)\|^2} \cdot e(n) \cdot \varphi_{xx}(n),$$

$$0 \leq \mu_0 \leq 1$$

که در آن μ_0 را پارامتر اندازه پله غیر نرمالیزه می‌نامیم.

شکل (۲) ساختار الگوریتم CLMS را نشان می‌دهد که در آن خروجی از رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

$$(10-3)$$

$$\hat{s}(n) = d(n) - \hat{y}(n) = d(n) - \sum_{i=0}^{N-1} h_i(n) \cdot x(n-i)$$

۴- شبیه سازی کامپیوتری و نتایج

برای انجام شبیه سازی ها، هم از سیگنال گوسی نرمال ($x \sim N(0,1)$) و هم از سیگنال کفتار واقعی استفاده شده است. پاسخ ضربه سیستم مجھول (r) بكمک رابطه زیر تقریب زده شده است:

$$(1-4)$$

$$r(i) = R \cdot \exp\left(\frac{-5i}{N}\right), \quad R \sim N(0,1), \quad 0 \leq i \leq N-1$$

[به ازای سیگنال کفتار واقعی از پاسخ ضربه واقعی یک محیط آکوستیکی (مانند اتاق) استفاده شده است.]
معیار همکرایی ضرایب را معیار فاصله با رابطه زیر در نظر گرفته ایم:

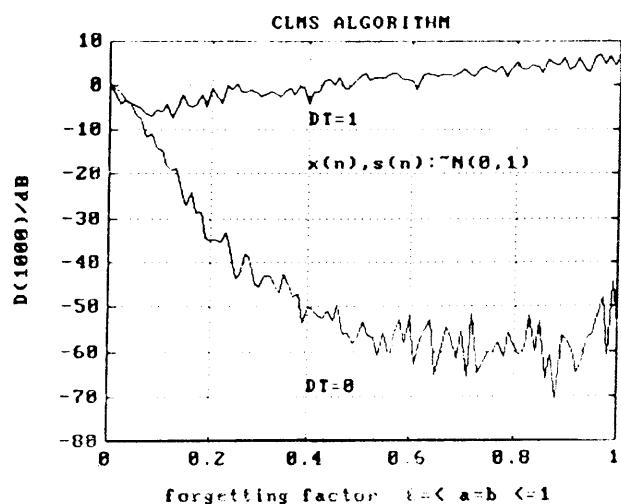
$$D(n) = 10 \times \log_{10} \frac{\|r-h(n)\|^2}{\|r^2\|} \text{ (dB)} \quad (2-4)$$

بدیهی است که در آغاز تطبیق ($h(0)=0$) مقدار $D(0)$ برابر ۰ dB می‌باشد و با افزایش تکرار الگوریتم به مقادیر منفی بزرگ همگرا می‌گردد.
علت استفاده از این معیار همکرایی بجای معیار MSE وجود سیگنال $s(n)$ می‌باشد، زیرا با $s(n) \neq 0$ دیگر MSE نمی‌تواند خطای تخمین را بخوبی نشان دهد.
در شبیه سازی اول $\alpha=\beta$ فرض گردیده و به ازای دو حالت کفتار یکطرفه ($DT=0$) و کفتار دوطرفه

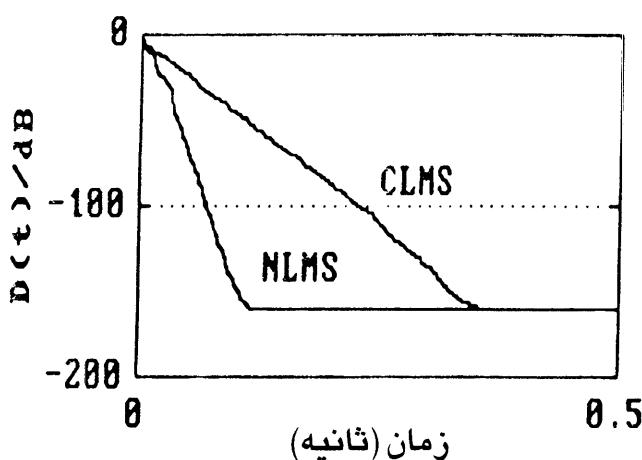
الگوریتم CLMS در حالت گفتار دو طرفه همواره بیشتر از همگرایی الگوریتم NLMS است. بنابراین در کل الگوریتم CLMS برای کاربردهایی مانند حذف پژواک آکوستیکی در گفتار دو طرفه بدون توقف تطبیق ضرایب فیلتر مناسب است. شکل (۶) رفتار همگرایی الگوریتم CLMS را در حالتی $\alpha = \beta = 0.9$ و $N = 32$ باهم نشان می‌دهد. عملأً مدت زمانهایی که گفتار دو طرفه پیش می‌آید بسیار کمتر از زمانهایی که گفتار یک طرفه است می‌باشد، ولذا مهم‌تر که با تغییر حالت از گفتار یک طرفه به گفتار دو طرفه اولاً، ضرایب واگرا نگردند، ثانیاً، از میزان همگرایی (تضییف پژواک) مناسبی (مثلاً ۱۵dB) برخوردار باشند.

می‌توان به کمک یک آشکارساز گفتار دو طرفه (Double-Talk Detector) برای دو حالت مختلف دو مقدار متفاوتی برای پارامترهای α و β بکار برد. از شکل (۳) بدست آمد که در گفتار یک طرفه مقدار $\alpha = 0.9$ و در گفتار دو طرفه مقدار $\alpha = 0.1$ برای پارامترهای α و β مناسب است. شکل (۷) نتیجه شبیه سازی را به ازای این مقادیر نشان می‌دهد. مشاهده می‌گردد که سرعت همگرایی بیشتر شده و رفتار بهتری بدست

($DT=1$) و سیگنال گوسی نرمال برای $x(n)$ الگوریتم CLMS را برای مقادیر مختلف « $\alpha = 0.9$ » و « $\beta = 0.9$ » به تعداد ۱۰۰۰ بار تکرار نموده و معیار فاصله برای تکرار ۱۰۰۰-ام در یک نمودار ترسیم شده است (شکل (۲)). از روی این نمودار مشاهده می‌گردد که در حالت $DT=1$ مقدار $\alpha = 0.9$ بهترین انتخاب است، ولی در حالت $DT=0$ مقدار $\alpha = 0.1$ مناسب است. بنابراین در حالت کلی برای ارضاء همگرایی لازم مقدار $\alpha = 0.1$ انتخاب می‌گردد.



شکل ۳: نمودار معیار فاصله برای الگوریتم CLMS به ازای ورودی‌های گوسی نرمال پس از ۱۰۰۰ تکرار، $N = 32$.

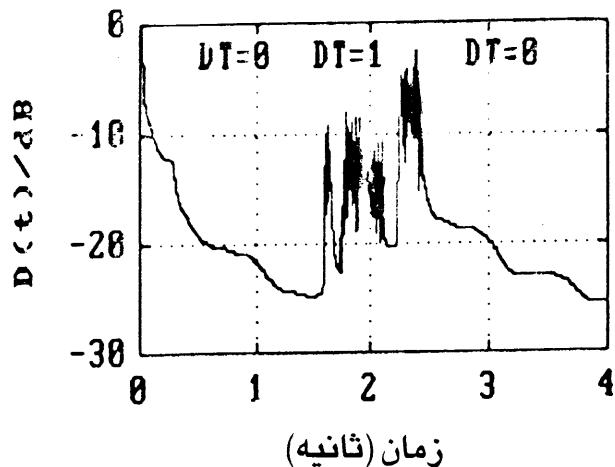


شکل ۴: نمودار معیار فاصله برای الگوریتم های CLMS و NLMS در حالت گفتار دو طرفه به ازای ورودی گوسی نرمال و $\alpha = \beta = 0.9$. CLMS برای الگوریتم

برای نشان دادن کارایی الگوریتم CLMS رفتار همگرایی آن در دو حالت با رفتار همگرایی الگوریتم NLMS مقایسه گردیده است. شکل (۴) نمودار معیار فاصله را برای الگوریتم های فوق به ازای $N = 22$ ، $\alpha = 0.9$ و $\beta = 0.9$ و ورودی گوسی نرمال در حالت گفتار یک طرفه نشان می‌دهد. مشاهده می‌گردد که سرعت همگرایی الگوریتم CLMS بیشتر است. برای مقایسه کاملتر و همه جانبه هر دو الگوریتم را در حالت گفتار دو طرفه و به ازای ورودی های گفتار و پاسخ ضربه واقعی شبیه سازی کرده، نتیجه در شکل (۵) آورده شده است. بوضوح دیده می‌شود که همگرایی

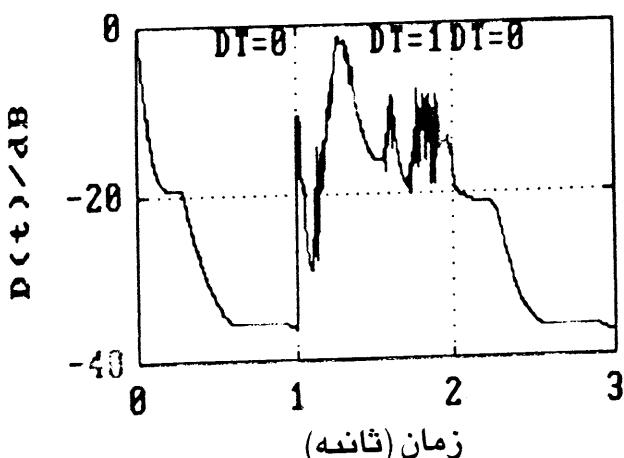
آمده است.

با استفاده از نتایج تئوری و شبیه سازی های کامپیوتری نتیجه می شود که الگوریتم CLMS برای سیگنال های m -وابسته و طول فیلترهای کوتاه ($m \geq N$) بهتر از الگوریتم NLMS عمل می کند و عملاً می تواند در مواردی که طول پژواک آکوستیکی کوتاه است (مثلاً از یک تأخیر ساده تشکیل می گردد) از آن برای تضعیف پژواک استفاده کرد.

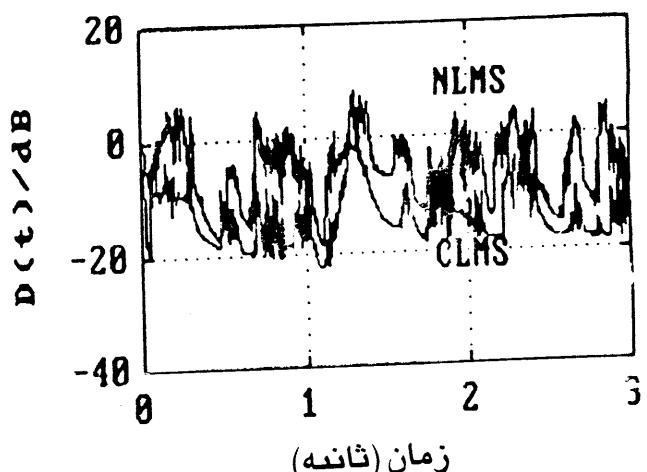


شکل ۴: رفتار همگرایی الگوریتم CLMS به ازای سیگنال گفتار و پاسخ ضربه واقعی، $\alpha = \beta = 0/1$ در حالت گفتار یکطرفه و دوطرفه.

$N = 32$



شکل ۵: معیار همگرایی الگوریتم های NLMS و CLMS به ازای سیگنال گفتار و پاسخ ضربه واقعی، $\alpha = \beta = 0/1$ در حالت گفتار دوطرفه و پاسخ ضربه واقعی، $\alpha = \beta = 0/1$ در حالت گفتار یکطرفه، $N = 32$



شکل ۶: معیار همگرایی الگوریتم های NLMS و CLMS به ازای سیگنال گفتار و پاسخ ضربه واقعی، $\alpha = \beta = 0/1$.

مراجع

- 1 - Haykin, S.(1986). *Adaptive filter theory*. Prentice-Hall.
- 2 - Murano, K., Unagami, Sh., and Amano, F. (Jan 1990). "Echo cancellation and applications." *IEEE Comm. magazine*, Jan.
- 3 - Montazeri, M., and Duhamel, P. (1995). "A set of algorithms linking NLMS and block PLS algorithms." *IEEE*

- Trans. on signal processing.,43(2), 444-453.,Feb.
- 4 - Heitkamper, P., and Walker, M. (1995). *Adaptive gain control for speech quality improvement and suppression.* D-6100, Darmstadt, Germany.
- 5 - Asharif, M. R., and Amano, F. (1991). "Frequency bin adaptive filtering (FBAF) algorithm and its application to acoustic echo canceling." *IEICE Trans. E74(8)*, Aug.
- 6 - Papoulis, A.(1991). *Probability, random variables, and stochastic processes.* McGraw-Hill International Editions, Third Edition.
- 7 - Hansler, E.(1994). "The hands-free telephone problem: An annotated bibliography update." *Merchestrasse 25, D-64283 Darmstadt, Germany.*, Jun.
- 8 - Asharif, M. R. (1990). "Double-talk echo canceller with non-freezing taps." *Patent, Fujitsu Lab., Japan.*, Mar.