

بهبودیافته در کاربرد حذف پژواک آکوستیکی

مهدی بکرانی

ضربه مسیر پژواک در بسیاری از کاربردها است که در نتیجه برای مدل‌سازی صحیح مسیر پژواک، فیلترهای وقتی بایست طول زیادی داشته باشند و این باعث کندشدن سرعت همگرایی آنها می‌شود [۶] و [۷]. چالش دیگر این است که پاسخ ضربه یک مسیر آکوستیکی به طور متعارف خاصیت تنک‌بودن^۳ دارد [۸]. در یک سیستم تنک، بسیاری از ضرایب پاسخ ضربه سیستم، صفر و یا نزدیک به صفر هستند. در این موارد، فیلترهای وقتی کلاسیک عملکرد همگرایی مطلوبی نداشته و بایست بهبود داده شوند [۹].

تا کنون الگوریتم‌های وقتی متعددی برای حذف پژواک آکوستیکی ارائه شده است. الگوریتم‌های حداقل میانگین مربع^۴ (LMS) و LMS نرمالیزه شده^۵ (NLMS) به دلیل سادگی پیاده‌سازی و پیچیدگی محاسباتی پایین و همچنین خاصیت رهگیری^۶ مناسب، از متداول‌ترین الگوریتم‌های وقتی محسوب می‌شوند. اما این الگوریتم‌ها در مدل‌سازی سیستم‌های تنک عملکرد همگرایی ضعیفی دارند. علاوه بر این، رفتار همگرایی آنها قویاً تابعی از پراکندگی مقادیر ویژه ماتریس همبستگی سیگنال ورودی بوده و در نتیجه در برابر سیگنال‌های ورودی همبسته، نظیر سیگنال‌های گفتاری سرعت همگرایی آنها بیش از پیش افت می‌کند [۵]. بنابراین استفاده از این روش‌ها در کاربرد حذف پژواک با محدودیت‌های عملکردی همراه است.

الگوریتم‌های وقتی مبتنی بر به‌هنگام‌سازی جزئی نیز برای کاهش پیچیدگی محاسباتی پیشنهاد شده‌اند [۱۰]. در این نوع الگوریتم‌ها در هر تکرار تنها زیرمجموعه‌ای از وزن‌های فیلتر با توجه به معیاری مشخص به‌هنگام‌سازی می‌شوند. از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به الگوریتم‌های خانواده M-Max [۱۱] و [۱۲] اشاره کرد. در این الگوریتم‌ها در هر تکرار به‌هنگام‌سازی، تنها تعداد M عنصر با دامنه بیشینه از N عنصر بردار ورودی در به‌هنگام‌سازی وزن‌های متناظر شرکت می‌کنند. در نتیجه در شناسایی پاسخ‌های ضربه آکوستیکی طولانی، بدون افت قابل توجه در عملکرد همگرایی الگوریتم، سبب کاهش حجم محاسبات می‌شوند.

الگوریتم‌های مبتنی بر به‌هنگام‌سازی جزئی در حذف پژواک آکوستیکی چندکاناله نیز توسعه یافته است. در این الگوریتم‌ها هدف، افزایش سرعت همگرایی در کنار کاهش حجم محاسبات است. به این منظور عناصری از ورودی‌های چندکاناله برای به‌هنگام‌سازی وزن‌ها انتخاب می‌شوند که حداکثر ناهمبستگی را نسبت به هم داشته باشند [۱۳] و [۱۴].

الگوریتم NLMS تناسبی^۷ (PNLMS) [۱۵] و نسخه‌های توسعه‌یافته آن [۹]، [۱۶] و [۱۷] برای اصلاح سرعت همگرایی الگوریتم NLMS

چکیده: از چالش‌های مهم در حذف پژواک آکوستیکی با استفاده از فیلترهای وقتی، تنک‌بودن پاسخ ضربه مسیرهای آکوستیکی و وابستگی زیاد عملکرد الگوریتم‌های وقتی به پراکندگی مقادیر ویژه ماتریس همبستگی سیگنال ورودی می‌باشد که سبب افت کارایی حذف‌کننده‌های وقتی پژواک آکوستیکی می‌شود. در این مقاله به منظور بهبود عملکرد الگوریتم وقتی LMS/Newton در حذف پژواک آکوستیکی، محاسبه معکوس ماتریس همبستگی سیگنال ورودی اصلاح شده است. در این روش از لم معکوس ماتریس به صورتی بهره‌گیری می‌شود که در ابتدای همگرایی سهم ماتریس معکوس در به‌هنگام‌سازی وزن‌ها بیشتر بوده و در نتیجه وابستگی به پراکندگی مقادیر ویژه در شروع همگرایی کاهش یابد. همچنین برای تنظیم طول گام از یک روش تناسبی بهبودیافته استفاده می‌شود، به طوری که نقش وزن‌های با دامنه بزرگ‌تر در فرایند وفق در ابتدا بیشتر از سایر وزن‌ها بوده و به تدریج در طول همگرایی نقش تمامی وزن‌ها یکسان شود. این روش تناسبی علاوه بر بهبود سرعت همگرایی، سبب بهبود عملکرد حالت دائم الگوریتم وقتی در شناسایی پاسخ ضربه تنک مسیرهای آکوستیکی می‌گردد. نتایج شبیه‌سازی با استفاده از سیگنال رنگی دارای طیف شبه-گفتار نشان می‌دهد خطای عدم انطباق حالت دائم الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم LMS/Newton در حدود ۶٫۵ dB پایین‌تر است. همچنین همگرایی الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم NLMS تناسبی، برای رسیدن به خطای عدم انطباق ۱۷ dB - حدود ۳٫۶ ثانیه سریع‌تر است. تحلیل‌های نظری میزان عدم انطباق الگوریتم در حالت گذرا و حالت دائم نیز ارائه و با نتایج شبیه‌سازی مقایسه شده است.

کلیدواژه: پژواک آکوستیکی، فیلتر وقتی، ماتریس همبستگی، پاسخ ضربه تنک.

۱- مقدمه

حذف پژواک آکوستیکی در سیستم‌های ارتباط گفتاری نظیر تلفن‌های همراه، سیستم‌های ویدئوکنفرانس از راه دور، فناوری VoIP^۱، تلفن‌های دست‌آزاد^۲، آموزش مجازی و سرگرمی خانگی چندکاربره به طور گسترده مورد استفاده می‌باشد [۱] تا [۳]. برای این منظور عموماً از فیلترهای وقتی برای شناسایی مسیرهای پژواک آکوستیکی بین بلندگو و میکروفن استفاده می‌شود تا یک نسخه الکترونیکی از پژواک آکوستیکی ایجاد کرده و سپس با تفریق نسخه تولیدی از سیگنال میکروفن، پژواک حذف شود [۴] و [۵].

از چالش‌های موجود در حذف پژواک آکوستیکی، طولانی‌بودن پاسخ

این مقاله در تاریخ ۲۷ مرداد ماه ۱۳۹۸ دریافت و در تاریخ ۱ اسفند ماه ۱۳۹۸ بازنگری شد.

مهدی بکرانی (نویسنده مسئول)، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی قم، قم، ایران، (email: bekrani@qut.ac.ir).

1. Voice over Internet Protocol
2. Hands Free

3. Sparseness
4. Least Mean Square
5. Normalized LMS
6. Tracking
7. Proportionate NLMS

Archive of SID

دیگر وقتی داده‌های تحریک ورودی نسبتاً ضعیف باشد، الگوریتم مانند NLMS عمل می‌کند تا هزینه محاسباتی کاهش یابد. همچنین در [۲۶] یک الگوریتم LMS/Newton با بهنگام‌سازی با داده‌های انتخابی پیشنهاد شده است. انتخاب داده‌ها با توجه به دامنه خطای خروجی صورت می‌گیرد. این روش اگر چه باعث کاهش حجم محاسبات می‌شود، اما تأثیری در جهت بهبود سرعت همگرایی الگوریتم ندارد.

در این مقاله به منظور بهبود عملکرد الگوریتم وقتی در مدل‌سازی سیستم‌های تنک در حضور سیگنال‌های همبسته، الگوریتم وقتی LMS/Newton جدیدی ارائه شده است. الگوریتم پیشنهادی ضمن کاهش حساسیت به پراکندگی مقادیر ویژه ماتریس همبستگی ورودی، با تنظیم طول گام مناسب هر وزن، منجر به افزایش سرعت همگرایی و کاهش خطای حالت دایم در کاربرد حذف پژواک آکوستیکی می‌شود. نوآوری‌های موجود در الگوریتم پیشنهادی عبارتند از: الف) تعریف درجه تناسب به صورت غیر خطی از روی تخمین خطا، ب) تقریب معکوس ماتریس همبستگی سیگنال ورودی در فرایند بهنگام‌سازی وزن‌ها و ج) ارائه تحلیل نظری رفتار همگرایی وزن در الگوریتم پیشنهادی. مطابق ایده اول درجه تناسب به صورتی تنظیم می‌شود که در ابتدای همگرایی، نقش وزن‌های بزرگ‌تر در بهنگام‌سازی بیشتر بوده و در طول دوره همگرایی به تدریج تأثیر وزن‌های بزرگ کاسته شده و نهایتاً تمامی وزن‌ها به یک میزان روی بهنگام‌سازی تأثیر خواهند داشت. مطابق ایده دوم ماتریس معکوس همبستگی در فرایند همگرایی تقریب زده می‌شود، به صورتی که در ابتدای همگرایی برای کاهش حساسیت الگوریتم به پراکندگی مقادیر ویژه ماتریس همبستگی ورودی و در نتیجه افزایش سرعت همگرایی، نقش ماتریس معکوس همبستگی در فرایند بهنگام‌سازی زیاد است و به تدریج با همگرایی وزن‌ها به مقادیر حالت دایم، تقریب به صورتی است که نقش ماتریس معکوس به طور قابل توجهی کاهش می‌یابد. علاوه بر این تحلیل نظری رفتار همگرایی و میزان عدم انطباق^۳ وزن‌ها با ضرایب پاسخ ضربه مسیر آکوستیکی در حالت دایم ارائه می‌شود.

ترتیب مطالب این مقاله به صورت زیر است: در بخش دوم به بررسی مسأله حذف وقتی پژواک آکوستیکی و الگوریتم‌های وقتی متداول پرداخته می‌شود. بخش سوم الگوریتم پیشنهادی جهت حذف پژواک آکوستیکی را تشریح می‌کند. بخش چهارم به تحلیل همگرایی و میزان عدم انطباق الگوریتم می‌پردازد. شبیه‌سازی و ارزیابی الگوریتم پیشنهادی و مقایسه با روش‌های هم‌تا در بخش پنجم ارائه می‌شود و نهایتاً بخش ششم به نتیجه‌گیری اختصاص می‌یابد.

۲- حذف وقتی پژواک آکوستیکی

شکل ۱ حذف‌کننده وقتی پژواک آکوستیکی را در کاربرد سیستم ارتباطی دست‌آزاد نشان می‌دهد. ابتدا میکروفن موجود در بخش ارسال، سیگنال صوتی گوینده را دریافت کرده و سیگنال ورودی $x(n)$ را که به بلندگوی بخش دریافت هدایت می‌شود، ایجاد می‌کند. بخشی از این صوت از طریق مسیر آکوستیکی که با پاسخ ضربه $h(n)$ مشخص شده است، به میکروفن بخش دریافت رسیده و سیگنال پژواک را ایجاد می‌کند. این سیگنال به همراه نویز محیطی $w(n)$ ، سیگنال $d(n)$ را در خروجی میکروفن تولید می‌کند. به منظور حذف پژواک، فیلتر وقتی با پاسخ ضربه $\hat{h}(n)$ به کمک الگوریتم وقتی موجود در سیستم، مسیر آکوستیکی $h(n)$ را تخمین می‌زند تا بتواند سیگنال پژواک را مدل نموده و آن را از

در شناسایی سیستم‌های تنک پیشنهاد شده است. در این روش‌ها، به‌هنگام‌سازی هر وزن فیلتر به طور مجزا متناسب با دامنه آن وزن، با تنظیم طول گام مناسب صورت می‌گیرد، بنابراین وزن‌های بزرگ با سرعت بیشتری در مقایسه با وزن‌های کوچک همگرا می‌شوند. این رویکرد سبب همگرایی بهتر و نیز بهبود قابلیت رهگیری می‌شود [۱۸]. اخیراً الگوریتم به‌هنگام‌سازی جزئی نیز برای شناسایی سیستم‌های تنک توسعه یافته است [۱۹]. در این الگوریتم ابتدا وزن‌های فعال (متناظر با ضرایب با دامنه‌های بزرگ پاسخ ضربه تنک) به‌هنگام‌سازی می‌شوند، سپس بخش کوچکی از وزن‌های غیر فعال به طور متناوب برای فرایند وفق انتخاب می‌شوند تا در عین کاهش قابل توجه تعداد وزن‌های به‌هنگام‌سازی شده در هر تکرار، مقاوم‌بودن و قابلیت رهگیری الگوریتم تضمین شود. با این وجود، مشکل وابستگی عملکرد همگرایی به پراکندگی مقادیر ویژه ماتریس همبستگی ورودی، همچنان جزء چالش‌های موجود در این دسته از الگوریتم‌های وقتی است.

علاوه بر این، استفاده از روش‌های تناسبی در کاربرد شناسایی سیستم‌های تنک نظیر حذف پژواک آکوستیکی، در واقع نرخ همگرایی اولیه را بهبود می‌بخشد، لیکن از آنجا که وزن‌های کوچک، بهره بسیار کوچکی می‌گیرند، در نتیجه زمان مورد نیاز برای همگرایی الگوریتم به حالت دایم و تخمین پژواک افزایش می‌یابد [۲۰].

الگوریتم‌های نوع تصویر افاین^۱ (APA)، تعمیم‌یافته الگوریتم‌های نوع NLMS هستند که وابستگی کمتری به پراکندگی مقادیر ویژه ماتریس همبستگی دارند و در نتیجه به سرعت همگرایی بهتری دست می‌یابند [۲۱] و [۲۲]. به منظور بهبود عملکرد همگرایی این نوع الگوریتم در مدل‌سازی سیستم تنک، الگوریتم‌های تناسبی APA نظیر [۲۳] و [۲۴] نیز توسعه یافته‌اند. با این وجود، الگوریتم APA حجم محاسباتی بالایی داشته و عملکرد آن به تغییرات طیف و آمارگان سیگنال ورودی حساس است و این باعث افت عملکرد الگوریتم در برابر ورودی‌های غیر ایستاد و با همبستگی زیاد می‌شود.

دسته دیگری از الگوریتم‌های وقتی که به منظور کاهش وابستگی به پراکندگی مقادیر ویژه ارائه شده است، الگوریتم نوع LMS/Newton می‌باشد [۲۵] تا [۲۸]. الگوریتم LMS/Newton بهبود عملکرد قابل توجهی نسبت به الگوریتم LMS و NLMS برای حالاتی که پراکندگی مقادیر ویژه ماتریس همبستگی سیگنال ورودی بزرگ است دارد [۵]. در حالت ایده‌آل با داشتن دانش مربوط به ماتریس همبستگی سیگنال ورودی، الگوریتم فوق وابستگی به پراکندگی مقادیر ویژه ندارد و بنابراین می‌تواند با وجود همبستگی زیاد سیگنال ورودی، به سرعت به پاسخ مطلوب همگرا شود [۵]. در عمل نیاز است معکوس ماتریس همبستگی سیگنال ورودی، تخمین زده شود. تخمین ماتریس معکوس به روش‌های مختلفی انجام می‌شود، نظیر روش‌های بازگشتی مبتنی بر لم معکوس ماتریس [۲۵] و [۲۶]، روش محاسبه مبتنی بر تقریب سیگنال ورودی با مدل خودبازگشتی^۲ [۲۷]، روش بازگشتی مبتنی بر قطری‌سازی ماتریس همبستگی [۲۸] و استفاده از معکوس طیف توان سیگنال ورودی [۲۹].

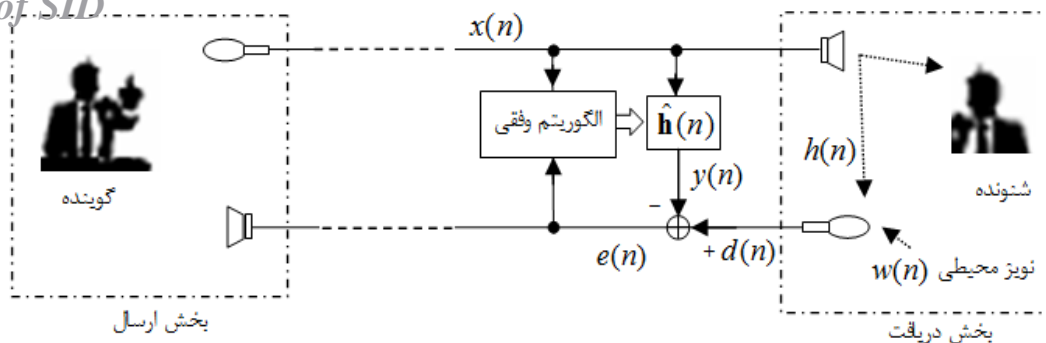
به منظور بهره‌گیری از مزایای الگوریتم‌های LMS/Newton و NLMS، در [۲۷] ترکیب این الگوریتم‌ها پیشنهاد شده است. الگوریتم ارائه‌شده، زمانی به صورت الگوریتم LMS/Newton عمل می‌کند که داده‌های تحریک قابل توجهی برای بهبود همگرایی موجود باشد. از طرف

1. Affine Projection Algorithm

2. Auto Regressive

3. Misalignment

Archive of SID



شکل ۱: حذف کننده پژواک آکوستیکی در یک سیستم ارتباطی دست آزاد.

سیگنال خروجی $d(n)$ حذف کند.

۲-۱ توصیف ریاضی سیستم حذف پژواک آکوستیکی

برای توصیف ریاضی سیستم حذف پژواک، فرض می‌شود $h(n)$ بردار شامل ضرایب پاسخ ضربه مسیر آکوستیکی با طول N به صورت

$$h(n) = [h_1(n), h_2(n), \dots, h_{N-1}(n)]^T \quad (1)$$

است. علامت T در (۱) مشخص کننده ترانپوز بردار است. همچنین بردار سیگنال ورودی به صورت (۲) تعریف می‌شود

$$x(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T \quad (2)$$

مطابق شکل ۱، سیگنال میکروفن بخش دریافت، شامل سیگنال‌های پژواک و نویز محیطی و سیگنال گوینده بخش دریافت بوده و با (۳) ساخته می‌شود

$$d(n) = x^T(n)h(n) + w(n) + s(n) \quad (3)$$

در رابطه فوق، عبارت $x^T(n)h(n)$ نشان دهنده سیگنال پژواک، $w(n)$ نشان دهنده نویز محیطی و $s(n)$ سیگنال گوینده بخش دریافت می‌باشد. سیگنال خروجی فیلتر وقتی از (۴) به دست می‌آید

$$y(n) = x^T(n)\hat{h}(n) \quad (4)$$

که در آن $\hat{h}(n)$ بردار وزن‌های فیلتر وقتی به صورت

$$\hat{h}(n) = [\hat{h}_1(n), \hat{h}_2(n), \dots, \hat{h}_{N-1}(n)]^T \quad (5)$$

است. با تفاضل سیگنال $d(n)$ از سیگنال خروجی فیلتر وقتی، سیگنال خطای $e(n)$ مطابق (۶) حاصل می‌شود

$$e(n) = d(n) - y(n) = x^T(n)[h(n) - \hat{h}(n)] + w(n) + s(n) \quad (6)$$

هدف الگوریتم وقتی کمینه کردن میزان پژواک موجود در سیگنال $d(n)$ (یعنی عبارت $x^T(n)h(n)$ است به طوری که سیگنال خطای $e(n)$ در (۶) به طور ایده‌آل فقط شامل عبارت $w(n) + s(n)$ باشد. به این منظور، وزن‌های فیلتر وقتی $\hat{h}(n)$ با استفاده از سیگنال ورودی و سیگنال خطای $e(n)$ به‌هنگام‌سازی می‌شوند تا تخمینی از ضرایب $h(n)$ حاصل شود. پس از همگرایی فیلتر وقتی، در صورت انطباق کامل وزن‌های فیلتر وقتی با ضرایب پاسخ ضربه مسیر آکوستیکی، پژواک به طور کامل حذف می‌شود. عدم انطباق $\hat{h}(n)$ و $h(n)$ در طول فرایند همگرایی الگوریتم وقتی و همچنین پس از همگرایی، سبب ایجاد پژواک مانده خواهد بود که به نوبه خود افت کیفیت سیگنال‌های ارتباطی را به دنبال دارد. بنابراین بهبود سرعت همگرایی الگوریتم‌های وقتی و کاهش خطای عدم انطباق وزن‌ها در حالت دایم از چالش‌های پیش روی سیستم‌های حذف

پژواک عملی می‌باشد [۱] و [۲]. لازم به ذکر است که در صورت وجود هم‌زمان سیگنال‌های بخش ارسال و دریافت یعنی $x(n)$ و $s(n)$ ، لازم است عمل به‌هنگام‌سازی فیلتر وقتی متوقف شود تا از واگرایی فیلتر جلوگیری شود [۵]. به این منظور از الگوریتم‌های آشکارساز گفتگوی هم‌زمان^۱ نظیر [۳۰] و [۳۱] استفاده می‌شود. در ادامه چند الگوریتم وقتی متداول مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۲-۲ الگوریتم وقتی LMS

در این الگوریتم، فرایند به‌هنگام‌سازی وزن‌های فیلتر وقتی با رابطه زیر توصیف می‌شود [۵]

$$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + \mu e(n)x(n) \quad (7)$$

که در آن $0 < \mu < 1/\lambda_{\max}$ طول گام وفق است که سرعت همگرایی را کنترل می‌کند و λ_{\max} مقدار بیشینه مقادیر ویژه ماتریس خودهمبستگی سیگنال ورودی است.

۲-۳ الگوریتم وقتی NLMS

در این الگوریتم فرایند به‌هنگام‌سازی وزن‌های فیلتر وقتی با رابطه زیر توصیف می‌شود [۵]

$$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + \frac{\mu}{x^T(n)x(n) + \varepsilon} e(n)x(n) \quad (8)$$

که در آن بازه طول گام وفق، $0 < \mu < 2$ است و $\varepsilon > 0$ پارامتر رگولاسیون با مقدار ثابت مثبت بسیار کوچک است که از تقسیم بر صفر در (۸) جلوگیری می‌کند.

۲-۴ الگوریتم استاندارد PNLMS

در الگوریتم PNLMS فرایند به‌هنگام‌سازی وزن‌ها با (۹) توصیف می‌شود [۱۶]

$$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + \frac{\mu}{x^T(n)G(n)x(n) + \varepsilon} G(n)e(n)x(n) \quad (9)$$

که $G(n)$ ماتریس قطری بهره است و به صورت زیر تعریف می‌شود

$$G(n) = \text{diag}\{g_1(n), g_2(n), \dots, g_{N-1}(n)\} \quad (10)$$

عناصر قطر ماتریس $G(n)$ با رابطه زیر حاصل می‌شوند

$$g_i(n) = \frac{\varphi_i(n)}{\sum_{i=0}^{N-1} \varphi_i(n)}, \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (11)$$

Archive of SID

مقادیر ویژه ماتریس همبستگی ورودی است. علاوه بر این، همان طور که پیشتر اشاره شد، سرعت همگرایی اولیه الگوریتم وفقی با استفاده از روش‌های تناسبی بهبود می‌یابد اما زمان لازم برای همگرایی به حالت دایم نیز بیشتر می‌شود. برای رفع نقاط ضعف اشاره شده و بهبود رفتار همگرایی الگوریتم وفقی در اینجا الگوریتمی با اصلاحاتی در به‌هنگام‌سازی وزن‌ها پیشنهاد می‌شود. در روش پیشنهادی اولاً برای کاهش حساسیت الگوریتم به پراکندگی مقادیر ویژه ماتریس همبستگی سیگنال‌های ورودی، تخمینی از معکوس ماتریس همبستگی برای به‌هنگام‌سازی وزن‌ها، نظیر الگوریتم LMS/Newton اعمال می‌گردد. ثانیاً برای افزایش سرعت همگرایی در مدل‌سازی ضرایب تنک پاسخ ضربه آکوستیکی، از یک روش تناسبی بهبودیافته در به‌هنگام‌سازی وزن‌ها استفاده می‌شود. در این روش طول گام هر وزن به گونه‌ای تعیین می‌شود که در ابتدای همگرایی وزن‌های بزرگ‌تر طول گام بزرگ‌تری نسبت به وزن‌های نزدیک به صفر داشته و تأثیر بیشتری در همگرایی الگوریتم داشته باشند و در عین حال به تدریج با همگراشدن الگوریتم، نقش تمام وزن‌ها در همگرایی یکسان شود. به عبارت دیگر در روش پیشنهادی طول گام هر وزن صرفاً تابعی از اندازه وزن نبوده و تابعی از میزان تخمینی میانگین مربع خطا^۱ (MSE) نیز می‌باشد. ثالثاً برای حداقل‌سازی خطای عدم انطباق وزن‌ها، سهم ماتریس همبستگی معکوس برای افزایش سرعت همگرایی در ابتدای همگرایی بیشتر بوده و به مرور با همگراشدن الگوریتم کاهش می‌یابد. بنابراین در الگوریتم پیشنهادی در گام‌های اولیه به‌هنگام‌سازی، الگوریتم وابستگی کمی به پراکندگی مقادیر ویژه ماتریس همبستگی ورودی داشته و این باعث سرعت همگرایی بالا می‌شود. سپس در طول دوره همگرایی و با کاهش خطای MSE تخمینی، اثر فاکتور تناسب و اثر ماتریس معکوس کاهش داده می‌شود تا خطای عدم انطباق پیش از رسیدن به مقدار حالت دایم، کاهش بیشتری داشته باشد و به حداقل مقدار خود، برابر با خطای عدم انطباق حالت دایم الگوریتم NLMS، دست یابد. به این ترتیب سرعت همگرایی الگوریتم بهبود می‌یابد و از میزان خطای حالت دایم وزن‌ها نیز کاسته خواهد شد. با توجه به ایده‌های فوق، فرایند به‌هنگام‌سازی وزن در الگوریتم پیشنهادی IPNLMS^۲ به صورت رابطه زیر است

$$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + \frac{\mu}{x^T(n)\tilde{G}(n)x(n) + \varepsilon} e(n)\tilde{G}(n)\Phi(n)x(n) \quad (17)$$

که در آن $\Phi(n)$ تقریب بازگشتی ماتریس R^{-1} است و در هر گام مقدار آن به صورتی که در ادامه خواهد آمد محاسبه می‌شود. همچنین خطای $e(n)$ از (۶) به دست می‌آید. ماتریس $\tilde{G}(n)$ در (۱۷) ماتریس ضرایب تناسب پیشنهادی به فرم

$$\tilde{G}(n) = \text{diag}\{\tilde{g}_1(n), \dots, \tilde{g}_{N-1}(n)\} \quad (18)$$

است و درایه‌های آن، تعمیمی از (۱۴) مربوط به الگوریتم IPNLMS، به صورت زیر است

$$\tilde{g}_i(n) = \frac{\alpha_n}{N} + (1 - \alpha_n) \frac{\max\{\theta, |\hat{h}_i(n)|\}}{\|\hat{h}(n)\| + \varepsilon} \quad (19)$$

که در آن $\varphi_i(n)$ تابع تناسب به صورت رابطه زیر می‌باشد

$$\varphi_i(n) = \max\{f(n), |\hat{h}_i(n)|\} \quad (12)$$

و $f(n)$ فاکتور فعال‌سازی بوده و به صورت زیر تعیین می‌شود

$$f(n) = \tau \max\{\theta, \|\hat{h}(n)\|_\infty\} \quad (13)$$

در (۱۳)، $\|\cdot\|_\infty$ ، τ و θ به ترتیب عبارتند از نُرم بی‌نهایت، پارامتر فعال‌سازی و پارامتر مقداردهی اولیه. پارامتر τ مانع توقف به‌هنگام‌سازی وزن‌هایی می‌شود که مقدار آنها بسیار کوچک‌تر از اندازه بزرگ‌ترین وزن هستند. همچنین پارامتر θ در زمان شروع به‌هنگام‌سازی، زمانی که تمام وزن‌های اولیه فیلتر صفر منظور شده‌اند، اجازه به‌هنگام‌سازی وزن‌ها را می‌دهد.

۲-۵ الگوریتم PNLMS تعمیم‌یافته (IPNLMS)

در این الگوریتم، ترکیبی از به‌هنگام‌سازی تناسبی و غیر تناسبی استفاده می‌شود [۱۶] و [۳۲]. در این حالت عناصر ماتریس بهره (۱۰) عبارتند از

$$g_i(n) = \frac{1-\alpha}{2N} + (1+\alpha) \frac{|\hat{h}_i(n)|}{2\|\hat{h}(n)\| + \varepsilon} \quad (14)$$

$i = 0, 1, \dots, N-1$

که در آن $\|\cdot\|$ نماد نُرم اول بوده و $-1 < \alpha < 1$ درجه تناسب نامیده می‌شود و وزن‌دهی نسبی بین به‌هنگام‌سازی تناسبی و غیر تناسبی به وسیله این پارامتر کنترل می‌شود.

۲-۶ الگوریتم LMS/Newton

الگوریتم ایده‌آل LMS/Newton با رابطه به‌هنگام‌سازی زیر توصیف می‌شود [۵]

$$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + \mu R^{-1} e(n)x(n) \quad (15)$$

که R ماتریس همبستگی سیگنال ورودی است. این الگوریتم به دلیل وجود ماتریس معکوس همبستگی ورودی R^{-1} در رابطه به‌هنگام‌سازی، حساسیتی به پراکندگی مقادیر ویژه ندارد و بنابراین سرعت همگرایی آن در شرایطی که همبستگی بین نمونه‌های سیگنال ورودی زیاد است و در نتیجه مقادیر ویژه R پراکندگی زیاد دارد، افت نمی‌کند. در عمل با توجه به عدم وجود دانش مربوط به R^{-1} ، از تخمینی از آن استفاده می‌شود. با استفاده از لم معکوس ماتریس [۶] می‌توان تخمین ماتریس R^{-1} را با رابطه بازگشتی زیر به‌هنگام‌سازی کرد

$$\hat{R}^{-1}(n) = \frac{1}{1-\beta} \left\{ \hat{R}^{-1}(n-1) - \frac{\hat{R}^{-1}(n-1)x(n)x^T(n)\hat{R}^{-1}(n-1)}{x^T(n)\hat{R}^{-1}(n-1)x(n) + \frac{1-\beta}{\beta}} \right\} \quad (16)$$

که در آن پارامتر β گام همگرایی محاسبه معکوس می‌باشد و عدد مثبت کوچکی است [۲۶] و [۳۳].

۳- الگوریتم پیشنهادی IPNLMSN

همان طور که اشاره شد در الگوریتم‌های خانواده LMS نظیر NLMS و PNLMS رفتار همگرایی به طور قابل توجهی وابسته به پراکندگی

1. Mean Square Error

2. Improved Proportionate Normalized LMS/Newton

پیشنهاد می‌شود

$$\Phi(n) = \frac{\gamma_n}{1-\beta} \tilde{\Phi}(n-1) - \frac{\tilde{\gamma}_n}{1-\beta} \frac{\tilde{\Phi}(n-1)x(n)x^T(n)\tilde{\Phi}(n-1)}{x^T(n)\tilde{\Phi}(n-1)x(n) + \frac{1-\beta}{\beta}} \quad (22-الف)$$

$$\tilde{\Phi}(n) = \delta\Phi(n) + (1-\delta)I \quad (22-ب)$$

با توجه به مقدار اولیه $\tilde{\Phi}(0)$ ابتدا مقدار $\Phi(1)$ از (22-الف) محاسبه شده و سپس از (22-ب) مقدار $\tilde{\Phi}(1)$ محاسبه می‌شود و به همین ترتیب با استفاده از دو رابطه فوق، سایر مقادیر $\Phi(n)$ و $\tilde{\Phi}(n)$ محاسبه می‌شود. در صورتی که ضرایب γ_n ، $\tilde{\gamma}_n$ و δ هر سه برابر با یک باشند، (22-الف) تبدیل به (17) شده و $\Phi(n)$ تخمینی از $R^{-1}(n)$ خواهد شد. در الگوریتم پیشنهادی مقادیر ضرایب γ_n ، $\tilde{\gamma}_n$ و δ را به گونه‌ای تعیین می‌کنیم که $\Phi(n)$ در حالت دایم تبدیل به ماتریس همانی شود. مطابق (22) ملاحظه می‌شود برای این که ماتریس $\Phi(n \gg 1) = I$ شود، باید $\delta < 1$ انتخاب شود و همچنین داشته باشیم

$$\begin{cases} \gamma_n = 1 - \beta \\ \tilde{\gamma}_n = 0 \end{cases}, \quad \forall n \gg 1 \quad (23)$$

یعنی مقدار اولیه $\tilde{\gamma}_n$ یک است و پس از همگرایی به صفر می‌رسد و در عین حال مقدار اولیه γ یک است و پس از همگرایی به $1 - \beta$ می‌رسد. برای یکسان بودن سرعت تغییرات γ_n با $\tilde{\gamma}_n$ ، رابطه خطی زیر را برای γ_n در نظر می‌گیریم

$$\gamma_n = \tilde{\gamma}_n + (1 - \tilde{\gamma}_n)(1 - \beta) \quad (24)$$

بنابراین زمانی که $\tilde{\gamma}_n = 1$ است مطابق (24)، $\gamma_n = 1$ می‌شود و زمانی که $\tilde{\gamma}_n = 0$ ، مقدار $\gamma_n = 1 - \beta$ خواهد شد. برای این که $\tilde{\gamma}_n$ متناسب با همگرایی الگوریتم تغییر کند، مقدار آن را می‌توان تابعی از $\xi(n)/\xi_{\max}$ در نظر گرفت. یک انتخاب مناسب، مقدار $1 - \alpha_n$ است یعنی

$$\tilde{\gamma}_n = f\left\{\frac{\xi(n)}{\xi_{\max}}\right\} \triangleq \left(\frac{\xi(n)}{\xi_{\max}}\right)^{\rho} \quad (25)$$

در این حالت، هم‌زمان با تغییر درایه‌های $\tilde{g}_i(n)$ از حالت تناسبی به حالت غیر تناسبی در طول همگرایی الگوریتم، تأثیر ماتریس $\Phi(n)$ در رابطه به‌هنگام‌سازی (17) کاسته شده و در نهایت هم‌زمان با یکسان شدن درایه‌های $\tilde{g}_i(n)$ ، $\Phi(n) = I$ می‌شود یعنی الگوریتم پیشنهادی از الگوریتم LMS/Newton تناسبی در ابتدای همگرایی، تبدیل به الگوریتم NLMS در انتهای همگرایی خواهد شد. جدول ۱ روابط الگوریتم پیشنهادی IPNLMSN را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که بهبود در عملکرد همگرایی الگوریتم پیشنهادی به قیمت افزایش پیچیدگی محاسباتی الگوریتم حاصل شده است.

۴- تحلیل میزان عدم انطباق وزن‌ها در الگوریتم وقتی پیشنهادی IPNLMSN

در این تحلیل فرض می‌شود پاسخ ضربه مسیر آکوستیکی در طول همگرایی الگوریتم وقتی تغییر نمی‌کند. بنابراین $h(n) = h$ در نظر گرفته می‌شود. با تعریف بردار عدم انطباق به صورت $v(n) = h - \hat{h}(n)$ ، معیار عدم انطباق وزن با رابطه زیر توصیف می‌شود [2] و [7]

$$\eta(n) = E\{\|h - \hat{h}(n)\|_2^2\} = E\{\|v(n)\|_2^2\} = E\{v^T(n)v(n)\} \quad (26)$$

در (19)، θ پارامتر مقداردهی اولیه و $0 < \alpha_n < 1$ درجه تناسب متغیر با زمان است. به ازای دو مقدار حدی $\alpha_n = 1$ و $\alpha_n = 0$ به ترتیب الگوریتم تناسبی PNLMS و الگوریتم متعارف NLMS حاصل می‌شود. در ابتدای همگرایی مقدار $\alpha_n = 0$ در نظر گرفته می‌شود یعنی تأثیر وزن‌های بزرگ‌تر در همگرایی بیشتر خواهد بود. سپس به تدریج در طول همگرایی α_n به مقدار یک میل می‌کند و بنابراین تأثیر تمامی وزن‌ها روی به‌هنگام‌سازی و همگرایی یکسان خواهد شد.

برای تعیین میزان همگرایی الگوریتم از تخمین خطای MSE با استفاده از رابطه بازگشتی زیر بهره‌گیری می‌کنیم

$$\xi(n) = \lambda\xi(n-1) + (1-\lambda)e^2(n) \quad (20)$$

که در آن $0 < \lambda < 1$ ضریب هموارسازی مربع خطا است که به طور تجربی انتخاب می‌شود. هرچه λ به یک نزدیک‌تر باشد، میزان هموارسازی مربع خطا بیشتر است. با توجه به تعریف فوق، مقدار α_n تابعی غیر خطی از تخمین MSE مطابق (21) در نظر گرفته می‌شود

$$\alpha_n = 1 - \left(\frac{\xi(n)}{\xi_{\max}}\right)^{\rho} \quad (21)$$

در رابطه فوق $\xi_{\max} = \max\{\xi(0), \dots, \xi(n)\}$ بیشینه مقدار $\xi(n)$ در طول همگرایی می‌باشد و بنابراین در شروع همگرایی، $\xi_{\max} = \xi(0)$ و در نتیجه $\alpha_n = 0$ است. در طول همگرایی مقدار $\xi(n)/\xi_{\max}$ در (21) به سمت صفر کاهش می‌یابد و بنابراین α_n به مقدار یک میل می‌کند. پارامتر $\rho \leq 1$ میزان حساسیت α_n را به تغییرات $\xi(n)/\xi_{\max}$ کنترل می‌کند. به ازای $\rho = 1$ پارامتر α_n به طور خطی متناسب با $\xi(n)$ است. از طرف دیگر به ازای $\rho < 1$ تغییرات α_n کندتر خواهد بود، بنابراین در تکرارهای اولیه، مطابق (19) سهم بخش تناسبی در به‌هنگام‌سازی وزن‌ها بیشتر خواهد شد و در نتیجه همگرایی اولیه بهتری حاصل می‌شود. با این حال مشاهدات تجربی نشان می‌دهد ρ را نمی‌توان خیلی کوچک در نظر گرفت زیرا با افزایش مقدار ρ سهم وزن‌های کوچک‌تر در به‌هنگام‌سازی در طول همگرایی بیشتر شده و این امر سبب بهبود خطای حالت دایم می‌شود.

پارامتر مقداردهی اولیه θ در (19) به منظور جلوگیری از توقف یا کندشدن به‌هنگام‌سازی ناشی از کوچک‌بودن مقدار $\tilde{g}_i(n)$ در نظر گرفته شده است. این حالت زمانی اتفاق می‌افتد که مقدار $\tilde{h}_i(n)$ صفر یا نزدیک صفر است و α_n عددی کوچک یا صفر است.

لازم به ذکر است که طبق (21) درجه تناسب تابعی از خطای نرمالیزه $\xi(n)/\xi_{\max}$ است، یعنی با افزایش مقدار خطای $\xi(n)$ ، مقدار خطای نرمالیزه به یک میل می‌کند و در نتیجه الگوریتم به صورت تناسبی عمل می‌کند. این امر سبب بهبود سرعت همگرایی الگوریتم در شناسایی پاسخ ضربه تنک مسیر آکوستیکی می‌گردد. از طرف دیگر اگر مقدار خطای $\xi(n)$ کم باشد، خطای نرمالیزه کم شده و درجه تناسب کوچک خواهد بود و الگوریتم غیر تناسبی عمل می‌کند که این امر سبب تسریع همگرایی الگوریتم به حالت دایم (نسبت به حالت تناسبی) می‌شود.

برای محاسبه $\Phi(n)$ در (17) از لم معکوس ماتریس استفاده می‌شود. به این منظور (16) به گونه‌ای اصلاح می‌شود که در ابتدای همگرایی برای اجتناب از وابستگی رفتار همگرایی به پراکندگی مقادیر ویژه ماتریس همبستگی سیگنال ورودی، مقدار آن تخمینی از $R^{-1}(n)$ باشد و سپس با همگرایی الگوریتم به سمت حالت دایم، مقدار آن به تدریج به سمت ماتریس همانی میل کند تا خطای عدم انطباق وزن‌ها در حالت دایم به حداقل خود برسد. بر این اساس محاسبه $\Phi(n)$ با روابط اصلاح‌شده زیر

$\hat{h}(\cdot)$ و $\tilde{\Phi}(\cdot)$	تعیین مقادیر اولیه
محاسبات در تکرار n ام	
$y(n) = x^T(n)\hat{h}(n)$	خروجی فیلتر وقتی
$e(n) = d(n) - y(n)$	سیگنال خطا
$\xi(n) = \lambda \xi(n-1) + (1-\lambda)e^T(n)$	تخمین میانگین مربع خطا
$\xi_{\max} = \max\{\xi(\cdot), \dots, \xi(n)\}$	فاکتور نرمالیزاسیون خطا
$\alpha_n = 1 - \left(\frac{\xi(n)}{\xi_{\max}}\right)^p$	درجه تناسب
$\tilde{\gamma}_n = \left(\frac{\xi(n)}{\xi_{\max}}\right)^p, \gamma_n = \tilde{\gamma}_n + (1-\tilde{\gamma}_n)(1-\beta)$	ضرایب تخمین ماتریس $\Phi(n)$
$\tilde{g}_i(n) = \frac{\alpha_n}{N} + (1-\alpha_n) \frac{\max\{\theta_i, \hat{h}_i(n) \}}{\ \hat{h}(n)\ + \varepsilon}$	ضرایب تناسب
$\tilde{G}(n) = \text{diag}\{\tilde{g}_1(n), \dots, \tilde{g}_{N-1}(n)\}$	ماتریس ضرایب تناسب
$\Phi(n) = \frac{\gamma_n}{1-\beta} \tilde{\Phi}(n-1) - \frac{\tilde{\gamma}_n}{1-\beta} \cdot \frac{\tilde{\Phi}(n-1)x(n)x^T(n)\tilde{\Phi}(n-1)}{x^T(n)\tilde{\Phi}(n-1)x(n) + \frac{1-\beta}{\beta}}$	تخمین معکوس ماتریس همبستگی
$\tilde{\Phi}(n) = \delta\Phi(n) + (1-\delta)I$	
$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + \frac{\mu}{x^T(n)\tilde{G}(n)x(n) + \varepsilon} e(n)\tilde{G}(n)\Phi(n)x(n)$	به‌هنگام‌سازی وزن‌ها

$E[v(n+1)v^T(n+1)] = E[v(n)v^T(n)] +$

$E\{\Gamma(n)[x(n)w(n)][x(n)w(n)]^T \Gamma^T(n)\} -$
 $E\{v(n)[x(n)x^T(n)v(n)]^T \Gamma^T(n)\} -$
 $E\{[\Gamma(n)x(n)x^T(n)v(n)]v^T(n)\} +$
 $E[\Gamma(n)x(n)x^T(n)v(n)v^T(n)x(n)x^T(n)\Gamma^T(n)]$ (۳۳)

بنابراین داریم

$Q(n+1) = Q(n) + E[w^T(n)\Gamma(n)x(n)x^T(n)\Gamma^T(n)] -$
 $E[v(n)v^T(n)x(n)x^T(n)\Gamma^T(n)] -$
 $E[\Gamma(n)x(n)x^T(n)v(n)v^T(n)] +$
 $E[\Gamma(n)x(n)x^T(n)v(n)v^T(n)x(n)x^T(n)\Gamma^T(n)]$ (۳۴)

که در آن $Q(n) = E\{v(n)v^T(n)\}$. در ادامه تحلیل را برای عدم انطباق در حالت دایم و در حالت گذرا مورد بررسی قرار می‌دهیم.

۱-۴ میزان عدم انطباق در حالت دایم

در این قسمت میزان عدم انطباق وزن در حالت دایم را که در (۲۷) تعریف شد، به صورت نظری به دست می‌آوریم. در این حالت با تعمیم روش تحلیل ارائه‌شده در [۷] برای الگوریتم‌های وقتی مبتنی بر ورودی برش‌یافته، مقدار عدم انطباق حالت دایم الگوریتم پیشنهادی را به دست می‌آوریم. با تعریف $Q = E\{v v^T\}$ و $\Gamma = \tilde{\mu} \tilde{G} \Phi$ در حالت دایم، عبارت (۳۴) را می‌توان به صورت زیر ساده‌سازی کرد

$Q = Q + \Gamma E[w^T(n)x(n)x^T(n)]\Gamma^T -$
 $E[v v^T x(n)x^T(n)]\Gamma^T - \Gamma E[x(n)x^T(n)v v^T] +$
 $\Gamma E[x(n)x^T(n)v v^T x(n)x^T(n)]\Gamma^T$ (۳۵)

با حذف Q از طرفین رابطه فوق داریم

$\sigma_w^2 \Gamma \Gamma^T - Q \Gamma \Gamma^T - \Gamma R Q + \Gamma C \Gamma^T = 0$ (۳۶)

و در حالت دایم

$\eta = \lim_{n \rightarrow \infty} E\{\|h - \hat{h}(n)\|_v^2\} = E\{v^T v\}$ (۲۷)

که در آن v مقدار حالت دایم $v(n)$ و $\|\cdot\|_v$ نماد نرم دوم است. به منظور تحلیل، الگوریتم وقتی پیشنهادی را به صورت رابطه زیر توصیف می‌کنیم

$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + \Gamma(n)e(n)x(n)$ (۲۸)

که در آن

$\Gamma(n) = \frac{\mu}{x^T(n)\tilde{G}(n)x(n) + \varepsilon} \tilde{G}(n)\Phi(n)$ (۲۹)

برای محاسبه $\eta(n)$ مطابق (۲۶)، یک راه مناسب به دست آوردن کوواریانس $v(n)$ است زیرا

$E\{v^T(n)v(n)\} =$
 $\text{trace}\{E\{v(n)v^T(n)\}\} = \text{trace}\{\text{cov}[v(n)]\}$ (۳۰)

برای به دست آوردن کوواریانس $v(n)$ ، با توجه به (۲۸) داریم

$v(n+1) = \hat{h}(n+1) - h = \hat{h}(n) + \Gamma(n)x(n)e(n) - h =$
 $\hat{h}(n) - h + \Gamma(n)x(n)\{d(n) - x^T(n)\hat{h}(n)\}$ (۳۱)

با جایگذاری از (۳) از

$v(n+1) =$
 $\hat{h}(n) - h + \Gamma(n)x(n)\{w(n) - \{x^T(n)[\hat{h}(n) - h]\}\} =$
 $v(n) + \Gamma(n)x(n)[w(n) - x^T(n)v(n)] =$
 $v(n) + \Gamma(n)x(n)w(n) - \Gamma(n)x(n)x^T(n)v(n)$ (۳۲)

حال ماتریس کوواریانس $v(n+1)$ را به دست می‌آوریم. با توجه به این که نویز $w(n)$ به طور طبیعی از سیگنال ورودی $x(n)$ مستقل است و همچنین با فرض مستقل بودن $x(n)$ و $v(n)$ که فرض رایجی در تحلیل همگرایی فیلترهای وقتی است [۶]، می‌توان نوشت

$$\eta \approx \frac{\mu \sigma_w^2 \text{trace}\{\tilde{G}R^{-1}\}}{\gamma - \tilde{\mu} \sigma_x^2 \text{trace}\{\tilde{G}R^{-1}\}} \quad (46)$$

همچنین با فرض $\Phi = \tilde{G} = I$ به دست می‌آید

$$\eta \approx \frac{\tilde{\mu} \sigma_w^2 N}{\gamma - \tilde{\mu} \sigma_x^2 N} \quad (47)$$

در الگوریتم پیشنهادی با توجه به این که $\Phi(n)$ و $\tilde{G}(n)$ در طول همگرایی به ماتریس همانی میل می‌کنند، (47) کمترین سطح عدم انطباق حالت دایم وزن در الگوریتم پیشنهادی خواهد بود. بنابراین با توجه به (47) می‌توان نتیجه گرفت هرچه درجه فیلتر N افزایش یابد، عدم انطباق حالت دایم بیشتر می‌شود و همچنین با افزایش توان نویز (σ_w^2) و یا کاهش توان سیگنال‌های ورودی (σ_x^2) میزان عدم انطباق افزایش می‌یابد.

۲-۴ میزان عدم انطباق در حالت گذرا

در اینجا میزان عدم انطباق الگوریتم وفقی پیشنهادی را در طول زمان همگرایی به دست می‌آوریم. تحلیل ارائه شده برای حالت گذرا، تعمیمی از تحلیل حالت گذرای الگوریتم‌های وفقی با ورودی برش‌یافته [34] است. برای سادگی تحلیل، سیگنال ورودی را $i.i.d$ فرض می‌کنیم. در این حالت داریم $\Phi(n) = \sigma_\phi^2(n)I$ که در آن $\sigma_\phi^2(n)$ واریانس $\Phi(n)$ است. همچنین $\Gamma(n)$ در (29) را با توجه به این که ماتریس $\tilde{G}(n)$ ماتریس قطری با عناصر قطری $\tilde{g}_i(n)$ ، $i = 0, \dots, N-1$ است می‌توان به صورت زیر ساده‌سازی کرد

$$\Gamma(n) = \frac{\mu \sigma_\phi^2(n)}{x^T(n) \tilde{G}(n) x(n) + \varepsilon} \tilde{G}(n) = \frac{\mu \sigma_\phi^2(n)}{\sum_{i=0}^{N-1} \tilde{g}_i(n) x^2(n-i+1) + \varepsilon} \tilde{G}(n) = \frac{\mu \sigma_\phi^2(n)}{u(n)} \tilde{G}(n) \quad (48)$$

که $u(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \tilde{g}_i(n) x^2(n-i+1) + \varepsilon$. بنابراین (34) به صورت زیر ساده می‌شود

$$Q(n+1) = Q(n) + \mu^2 \sigma_\phi^2(n) \sigma_w^2 \tilde{G}(n) E[u^{-1}(n) x(n) x^T(n)] \tilde{G}^T(n) - \mu \sigma_\phi^2(n) E[u^{-1}(n) v(n) v^T(n) x(n) x^T(n)] \tilde{G}^T(n) - \mu \sigma_\phi^2(n) \tilde{G}(n) E[u^{-1}(n) x(n) x^T(n) v(n) v^T(n)] + \mu^2 \sigma_\phi^2(n) \tilde{G}(n) \times E[u^{-1}(n) x(n) x^T(n) v(n) v^T(n) x(n) x^T(n)] \tilde{G}^T(n) \quad (49)$$

برای ساده‌سازی عبارت فوق، با صرف نظر از پارامتر رگولاسیون ε می‌توان نوشت

$$E[u(n)] = E\left\{ \sum_{i=0}^{N-1} \tilde{g}_i(n) x^2(n-i+1) \right\} = \sum_{i=0}^{N-1} E[\tilde{g}_i(n) x^2(n-i+1)] = \sum_{i=0}^{N-1} \{ \tilde{g}_i(n) E[x^2(n-i+1)] \} = \sigma_x^2 \sum_{i=0}^{N-1} \tilde{g}_i(n) \quad (50)$$

و همچنین

که $C = E[x(n) x^T(n) v v^T x(n) x^T(n)]$ است که می‌توان به صورت زیر بازنویسی کرد

$$C = E[x(n) x^T(n) Q x(n) x^T(n)] \quad (37)$$

اگر عنصر سطر p ام و ستون q ام ماتریس C و عنصر سطر i ام و ستون j ام ماتریس Q باشد، از (37) داریم

$$c_{pq} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} E[x_p(n) x_q(n) x_i(n) x_j(n)] r_{ij} \approx E[x_p(n) x_q(n)] \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} E[x_i(n) x_j(n)] r_{ij} \quad (38)$$

می‌توان دید $\sum_i \sum_j E[x_i(n) x_j(n)] r_{ij}$ برابر با حاصل ضرب ماتریسی عبارت $E[x^T(n) Q x(n)]$ است و بنابراین

$$C \approx R E[x^T(n) Q x(n)] = R \text{trace}\{RQ\} = R \sigma_x^2 \text{trace}\{Q\} = \eta \sigma_x^2 R \quad (39)$$

بنابراین (36) را می‌توان به صورت زیر بازنویسی کرد

$$\sigma_w^2 \Gamma R \Gamma^T - Q R \Gamma^T - \Gamma R Q + \eta \sigma_x^2 \Gamma R \Gamma^T = 0 \quad (40)$$

و در نتیجه

$$Q R \Gamma^T + \Gamma R Q = (\sigma_w^2 + \eta \sigma_x^2) \Gamma R \Gamma^T \quad (41)$$

با توجه به این که در تحلیل فرض شده که سیگنال ورودی ایستاد است، بنابراین R و Γ ماتریس‌های متقارن با درایه‌های یکسان در قطر اصلی می‌باشند. همچنین واضح است که ماتریس $Q = E\{v v^T\}$ با توجه به تعریف، ماتریس متقارن است. بنابراین (41) را می‌توان به صورت زیر با تقریب بازنویسی کرد

$$(R \Gamma^T + \Gamma R^T) Q \approx (\sigma_w^2 + \eta \sigma_x^2) \Gamma R \Gamma^T \quad (42)$$

تقریب فوق با فرض این که درایه‌های قطر اصلی Q تقریباً برابر هم هستند، صحیح است. فرض گفته شده با توجه به ایستاد بودن سیگنال ورودی، فرض قابل قبولی است. در نتیجه

$$Q \approx (\sigma_w^2 + \eta \sigma_x^2) (R \Gamma^T + \Gamma R^T)^{-1} \Gamma R \Gamma^T \quad (43)$$

با گرفتن رد ماتریسی^۱ از طرفین رابطه فوق داریم

$$\eta \approx (\sigma_w^2 + \eta \sigma_x^2) \text{trace}\{(R \Gamma^T + \Gamma R^T)^{-1} \Gamma R \Gamma^T\} \quad (44)$$

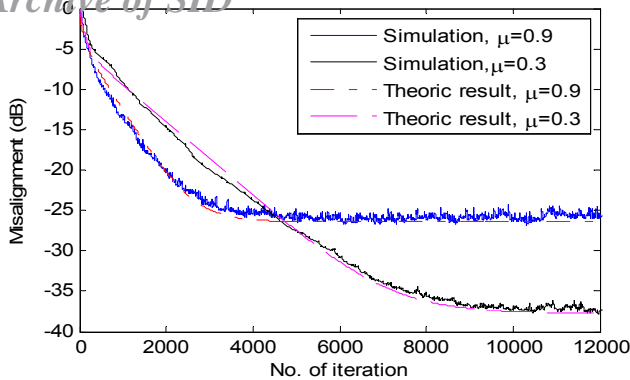
در نتیجه مقدار عدم انطباق حالت دایم از رابطه تقریبی زیر حاصل می‌شود

$$\eta \approx \frac{\sigma_w^2 \text{trace}\{(R \Gamma^T + \Gamma R^T)^{-1} \Gamma R \Gamma^T\}}{1 - \sigma_x^2 \text{trace}\{(R \Gamma^T + \Gamma R^T)^{-1} \Gamma R \Gamma^T\}} \quad (45)$$

با توجه به (45) می‌توان دریافت که میزان عدم انطباق بستگی به توان نویز محیطی σ_w^2 ، توان سیگنال ورودی σ_x^2 و ساختار ماتریس به‌هنگام‌سازی $\Gamma = \tilde{\mu} \tilde{G} \Phi$ دارد.

در ادامه با توجه به این که برای سیگنال‌های حقیقی، ماتریس همبستگی متقارن است یعنی $R^T = R$ ، برای دو حالت حدی $\Phi = R^{-1}$ و $\Phi = \tilde{G} = I$ که به ترتیب الگوریتم LMS/Newton متناسبی و الگوریتم NLMS حاصل می‌شود، مقدار عدم انطباق حالت دایم را محاسبه می‌کنیم. با توجه به (45) و با فرض $\Phi = R^{-1}$ داریم

Archive of SID



شکل ۳: نمودار عدم انطباق برای ورودی سفید با طول گام‌های $\mu = 0.9$ و $\mu = 0.3$.

$$\eta(n) = \eta \prod_{k=1}^{n-1} \psi(k) + \sum_{m=1}^{n-1} (s(m-1) \prod_{k=m}^{n-1} \psi(k)) + s(n-1) \quad (56)$$

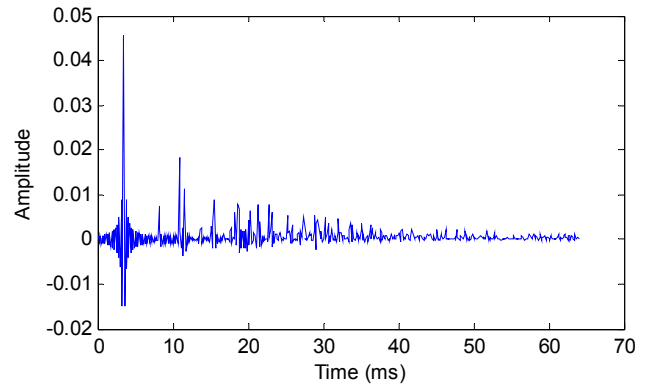
با توجه به (۵۶) می‌توان ملاحظه کرد سرعت همگرایی تابعی از مقادیر $\psi(\cdot)$ و $s(\cdot)$ است که به نوبه خود تابعی از توان نویز σ_w^2 ، توان سیگنال ورودی σ_x^2 ، واریانس تابع گام $\sigma_\phi^2(n)$ و ضرایب تناسب است. در شبیه‌سازی‌ها نشان داده می‌شود که تحلیل نظری به دست آمده در (۵۶) تطابق خوبی با نتایج حاصل از شبیه‌سازی دارد.

۵- نتایج شبیه‌سازی

به منظور شبیه‌سازی محیط آکوستیکی، ابعاد اتاق آکوستیکی برابر $3m \times 6m \times 5m$ ، مختصات فرستنده $[3m \ 1.2m \ 1.2m]$ و مختصات گیرنده $[3m \ 2.9m \ 1.3m]$ در نظر گرفته می‌شود. همچنین سرعت صوت برابر با ۳۴۲ متر بر ثانیه و نرخ نمونه‌برداری برابر ۸ kHz در نظر گرفته می‌شود. پاسخ ضربه مسیر آکوستیکی شبیه‌سازی شده با طول ۶۴ ms معادل با ۵۱۲ نمونه که از روش تصویری [۳۵] به دست آمده است در شکل ۲ نشان داده شده است.

در اینجا به منظور ارزیابی الگوریتم‌های وقتی از معیار عدم انطباق نرمالیزه استفاده می‌شود. به این منظور برای ارزیابی نتایج شبیه‌سازی از معیار عدم انطباق (۲۶) و در حالت نظری از (۵۶)، هر دو به صورت نرمالیزه شده با مقدار $\|h\|_p$ استفاده می‌شود. برای ارزیابی سه آزمایش انجام می‌گیرد. در آزمایش اول نتایج حاصل از تحلیل نظری با نتایج شبیه‌سازی مقایسه می‌شود. در این آزمایش سیگنال ورودی $x(n)$ یک سیگنال سفید گوسی در نظر گرفته شده است و نویز محیطی $w(n)$ یک نویز سفید گوسی است که با نسبت سیگنال به نویز (SNR) برابر ۳۰ dB به سیگنال مطلوب اضافه شده است. شبیه‌سازی با دو طول گام $\mu = 0.9$ و $\mu = 0.3$ انجام شده است. مقادیر پارامترهای λ ، β ، δ و θ به ترتیب برابر ۰.۹۹، ۰.۰۱، ۰.۹۹۹۹ و ۰.۱ در نظر گرفته شده است. مقادیر اولیه وزن‌ها $\hat{h}(0) = 0$ و مقدار اولیه $\hat{\Phi}(0) = I$ در نظر گرفته شده است.

شکل ۳ میزان عدم انطباق وزن‌ها را در طول همگرایی به همراه مقایسه نظری بر حسب دسی‌بل نشان می‌دهد. چنان که انتظار می‌رود با افزایش طول گام، سرعت همگرایی الگوریتم افزایش یافته و از طرفی سطح عدم انطباق حالت دایم نیز بیشتر شده است. ملاحظه می‌شود تطابق خوبی بین نتایج نظری (که با خط‌چین در شکل نشان داده شده است) و نتایج حاصل از شبیه‌سازی وجود دارد.



شکل ۴: پاسخ ضربه مسیر آکوستیکی.

$$E[u^T(n)] = E\left\{ \sum_{i=1}^{N-1} \tilde{g}_i(n) x^T(n-i+1) \sum_{j=1}^{N-1} \tilde{g}_j(n) x^T(n-j+1) \right\} = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} \tilde{g}_i(n) \tilde{g}_j(n) E\{x^T(n-i+1) x^T(n-j+1)\} = \sum_{i=1}^{N-1} \tilde{g}_i^T(n) E\{x^T(n-i+1)\} = \tilde{\sigma}_x^T \sum_{i=1}^{N-1} \tilde{g}_i^T(n) \quad (51)$$

که در آن $\tilde{\sigma}_x^T \triangleq E\{x^T(n-i+1)\}$ با توجه به فرض i.i.d بودن سیگنال $x(n)$ مقدار ثابت مستقل از زمان است. با استفاده از (۵۰) و (۵۱) داریم (۴۹) و با تعریف $\hat{g}(n) \triangleq \sum_{i=1}^{N-1} \tilde{g}_i(n)$ و $\tilde{g}(n) \triangleq \sum_{i=1}^{N-1} \tilde{g}_i^T(n)$

$$Q(n+1) \approx Q(n) + \mu^T \tilde{\sigma}_x^T \tilde{g}^{-1}(n) \sigma_\phi^T(n) \sigma_w^T \sigma_x^T \tilde{G}(n) \tilde{G}^T(n) - \mu \sigma_x^T \hat{g}^{-1}(n) \sigma_\phi^T(n) \sigma_x^T Q(n) \tilde{G}^T(n) - \mu \sigma_x^T \hat{g}^{-1}(n) \sigma_\phi^T(n) \sigma_x^T \tilde{G}^T(n) Q(n) + \mu^T \tilde{\sigma}_x^T \tilde{g}^{-1}(n) \sigma_\phi^T(n) \eta(n) \sigma_x^T \tilde{G}(n) \tilde{G}^T(n) = Q(n) + \mu^T \tilde{\sigma}_x^T \tilde{g}^{-1}(n) \sigma_\phi^T(n) \sigma_x^T (\sigma_w^T + \eta(n) \sigma_x^T) \tilde{G}(n) \tilde{G}^T(n) - \mu \hat{g}^{-1}(n) \sigma_\phi^T(n) (Q(n) \tilde{G}^T(n) + \tilde{G}^T(n) Q(n)) \quad (52)$$

با گرفتن رد ماتریسی از طرفین رابطه فوق داریم

$$\eta(n+1) = \eta(n) + \mu^T \tilde{\sigma}_x^T \tilde{g}^{-1}(n) \sigma_\phi^T(n) \sigma_x^T \times (\sigma_w^T + \eta(n) \sigma_x^T) \text{trace}\{\tilde{G}(n) \tilde{G}^T(n)\} - \mu \hat{g}^{-1}(n) \sigma_\phi^T(n) \text{trace}\{\tilde{G}^T(n) Q(n)\} = \eta(n) + \mu^T \tilde{\sigma}_x^T \tilde{g}^{-1}(n) \sigma_\phi^T(n) \sigma_x^T (\sigma_w^T + \eta(n) \sigma_x^T) \times \text{trace}\{\tilde{G}(n) \tilde{G}^T(n)\} - \mu \hat{g}^{-1}(n) \sigma_\phi^T(n) \frac{\eta(n)}{N} \text{trace}\{\tilde{G}(n)\} \quad (53)$$

با فاکتورگیری از $\eta(n)$ در (۵۳) داریم

$$\eta(n+1) \approx \eta(n) \psi(n) + s(n) \quad (54)$$

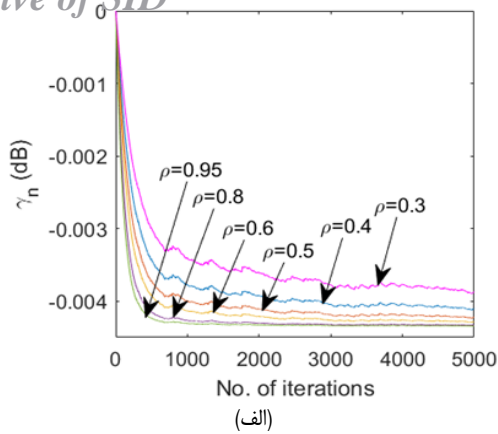
که در آن

$$\psi(n) = 1 + \mu^T \tilde{\sigma}_x^T \tilde{g}^{-1}(n) \sigma_\phi^T(n) \sigma_x^T \text{trace}\{\tilde{G}(n) \tilde{G}^T(n)\} - \frac{\mu}{N} \hat{g}^{-1}(n) \sigma_\phi^T(n) \text{trace}\{\tilde{G}(n)\} \quad (55)$$

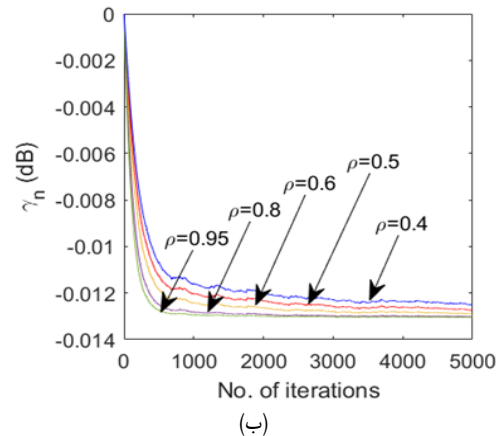
$$s(n) = \mu^T \tilde{\sigma}_x^T \tilde{g}^{-1}(n) \sigma_\phi^T(n) \sigma_x^T \text{trace}\{\tilde{G}(n) \tilde{G}^T(n)\}$$

با حل معادله تفاضلی (۵۴) با فرض $\eta(0) = \eta$ داریم

Archive of SID

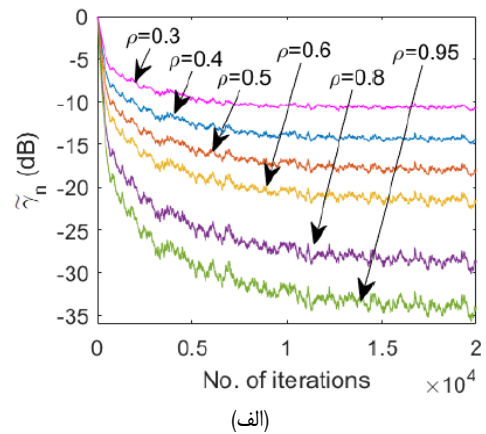


(الف)

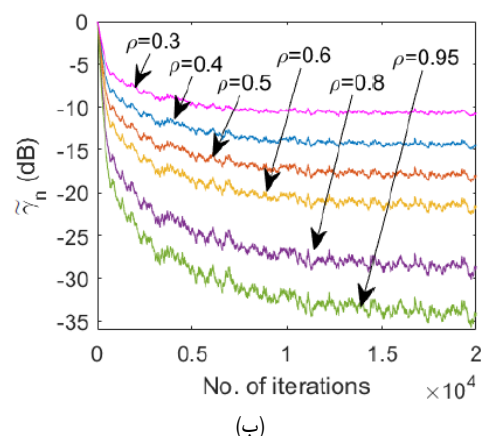


(ب)

شکل ۳: نمودار تغییرات γ_n برای (الف) $\beta=0.001$ و (ب) $\beta=0.003$ در آزمایش دوم.



(الف)



(ب)

شکل ۴: نمودار تغییرات $\tilde{\gamma}_n$ برای (الف) $\beta=0.001$ و (ب) $\beta=0.003$ در آزمایش دوم.

دید، افزایش مقدار β سبب افزایش اندکی در سرعت همگرایی $\tilde{\gamma}_n$ و γ_n به مقادیر نهایی خود می‌شود که با توجه به نقش β در لم معکوس ماتریس، مورد انتظار است.

در شکل ۶ تغییرات α_n برای $\beta=0.001$ (شکل الف) و $\beta=0.003$ (شکل ب) نشان داده شده و مشاهده می‌شود با افزایش n مقدار α_n به یک میل می‌کند. همچنین با افزایش مقدار ρ ، سرعت تغییرات α_n به سمت مقدار نهایی بیشتر می‌شود. بنابراین به ازای ρ های کوچک‌تر، سهم بخش تناسبی در الگوریتم پیشنهادی بیشتر خواهد بود که این پدیده به این معناست که سرعت همگرایی اولیه الگوریتم در شناسایی سیستم تنک برای ρ های کوچک‌تر، بیشتر است. همچنین با مقایسه شکل‌های ۶-الف و ۶-ب می‌توان دید افزایش مقدار β سبب افزایش اندکی در سرعت همگرایی α_n به مقدار یک می‌شود که با نتایج حاصل از شکل‌های ۴ و ۵ در افزایش سرعت همگرایی $\tilde{\gamma}_n$ و γ_n سازگار است.

شکل ۷ رفتار همگرایی وزن در الگوریتم پیشنهادی را به ازای مقادیر مختلف ρ نشان می‌دهد. چنان که انتظار می‌رود با کاهش مقدار ρ سرعت همگرایی اولیه الگوریتم افزایش می‌یابد. این نتیجه با نتایج حاصل از شکل‌های ۴ تا ۶ مطابقت دارد. از طرف دیگر کاهش مقدار ρ اگرچه سبب بهبود سرعت همگرایی اولیه می‌شود، اما اثر ماتریس معکوس همبستگی تخمینی در طول همگرایی نیز بیشتر می‌شود. این بدین معناست که الگوریتم نیاز به تعداد تکرار بیشتری برای رسیدن به مقدار نهایی خود دارد. این حالت با مقایسه نمودارهای همگرایی وزن در شکل ۷-ب به ازای $\rho=0.4$ و $\rho=0.5$ به خوبی مشهود است.

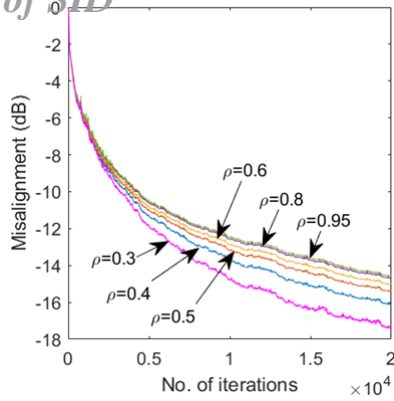
از طرف دیگر با توجه به شکل ۷، کاهش مقدار β سبب کندتر شدن همگرایی الگوریتم می‌شود که با نتایج حاصل از شکل‌های ۴ تا ۶ سازگار

در آزمایش دوم عملکرد همگرایی الگوریتم پیشنهادی بر حسب مقادیر مختلف پارامترهای β و ρ ارزیابی شده و سپس با الگوریتم‌های NLMS، PNLMS و LMS/Newton مقایسه می‌شود. در این آزمایش سیگنال ورودی یک سیگنال رنگی با طیف شبه-گفتار در نظر گرفته می‌شود. سیگنال رنگی با عبور سیگنال سفید گوسی از یک فیلتر رنگی‌ساز با ضرایب $[0.3574, 0.9, 0.3574]^T$ ساخته شده است [۲]. همچنین نویز محیطی یک نویز گوسی سفید است که با $\text{SNR} = 30 \text{ dB}$ به سیگنال مطلوب اضافه می‌شود. طول گام الگوریتم IPNLMSN برابر 0.9 بوده و سایر شرایط شبیه‌سازی الگوریتم مانند آزمایش قبل است.

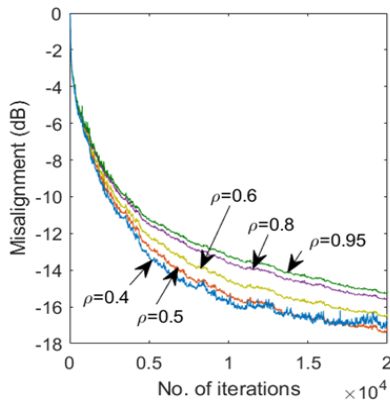
شکل‌های ۴ و ۵، تغییرات $\tilde{\gamma}_n$ و γ_n را بر حسب n به ازای مقادیر مختلف ρ نشان می‌دهد. برای وضوح بهتر، منحنی‌ها بر حسب دسی‌بل رسم شده‌اند. در هر دو شکل، مقدار β در نمودارهای الف و ب به ترتیب برابر با 0.001 و 0.003 در نظر گرفته شده است. از شکل ۴ مشاهده می‌شود با افزایش n مقدار $\tilde{\gamma}_n$ کاهش می‌یابد. همچنین با افزایش مقدار ρ سرعت کاهش $\tilde{\gamma}_n$ بیشتر می‌شود. به همین ترتیب با توجه به شکل ۵، با افزایش n مقدار γ_n به سمت $1 - \beta$ میل می‌کند که مقدار آن در شکل ۵-الف برابر با 0.999 معادل -0.0043 دسی‌بل و در شکل ۵-ب برابر با 0.997 معادل -0.013 دسی‌بل است. مشاهده می‌شود با افزایش ρ مقدار γ_n سریع‌تر به مقدار نهایی میل می‌کند. بنابراین با توجه به اثر ρ بر $\tilde{\gamma}_n$ و γ_n می‌توان نتیجه گرفت با افزایش ρ تأثیر ماتریس معکوس همبستگی R^{-1} در به‌هنگام‌سازی وزن‌های فیلتر وقتی در طول فرایند همگرایی کمتر شده و سبب افت سرعت همگرایی الگوریتم خواهد شد.

از طرفی با مقایسه نمودارهای الف و ب در شکل‌های ۴ و ۵ می‌توان

Archive of SID

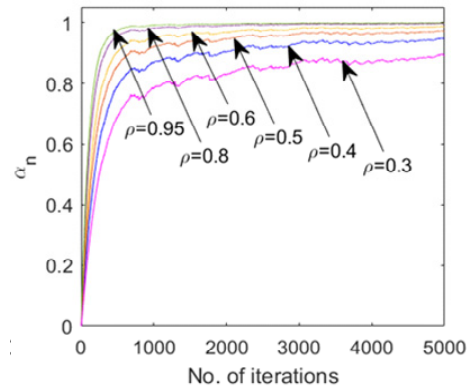


(الف)

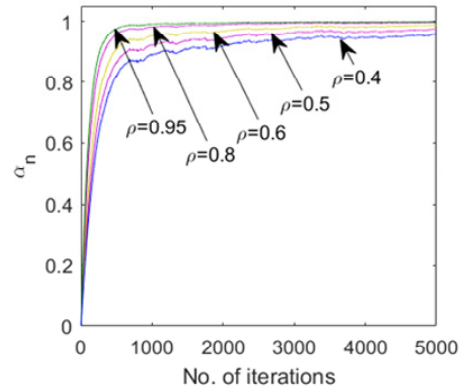


(ب)

شکل ۷: رفتار همگرایی وزن‌ها برای (الف) $\beta=0.001$ و (ب) $\beta=0.003$ در آزمایش دوم.



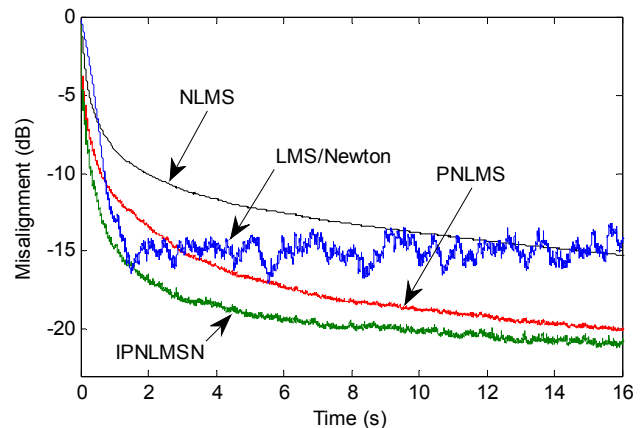
(الف)



(ب)

شکل ۸: نمودار تغییرات α_n برای (الف) $\beta=0.001$ و (ب) $\beta=0.003$ در آزمایش دوم.

همگرایی، مقدار μ برای الگوریتم‌های NLMS و PNLMS برابر با ۰٫۹ و برای الگوریتم LMS/Newton برابر با ۰٫۰۰۲ در نظر گرفته شده است. این مقادیر به صورتی انتخاب شده‌اند که حداکثر سرعت همگرایی در شرایط آزمایشی مذکور به دست آید. پارامترهای θ و τ در الگوریتم PNLMS به ترتیب برابر ۰٫۰۵ و ۰٫۰۱ و پارامتر β در الگوریتم LMS/Newton برابر ۰٫۰۰۱ در نظر گرفته شده است. شکل ۸ نتایج به دست آمده از همگرایی الگوریتم‌های مورد بررسی را نشان می‌دهد. همان طور که در شکل مشاهده می‌شود، الگوریتم NLMS کمترین سرعت همگرایی را دارد به طوری که پس از سپری شدن زمان ۲ ثانیه، معادل با ۱۶۰۰۰ تکرار به هنگام‌سازی وزن، میزان خطای عدم انطباق به ۱۰ dB می‌رسد، در حالی که پس از این زمان خطای عدم انطباق الگوریتم PNLMS و LMS/Newton به ترتیب به ۱۳٫۲ dB و ۱۴٫۱ dB می‌رسد. علت این که سطح عدم انطباق روش LMS/Newton بالاتر است، تخمین لحظه‌ای نادقیق R^{-1} است که سبب بروز انحراف‌های لحظه‌ای در بردار وزن به هنگام‌سازی شده نسبت به مقدار بهینه، حتی در حالت دایم که الگوریتم همگرا شده است می‌شود. این امر به نوبه خود سطح میانگین مربع خطای بردار وزن را افزایش داده و بنابراین سبب ایجاد خطای عدم انطباق حالت دایم اضافی می‌شود. در الگوریتم پیشنهادی خطای عدم انطباق به ۱۷ dB می‌رسد که به این معنا است که در مقایسه با الگوریتم‌های NLMS، PNLMS و LMS/Newton به ترتیب بهبودی در حدود ۴٫۷ و ۳ دسی‌بل حاصل شده است. علاوه بر این الگوریتم‌های NLMS و PNLMS برای رسیدن به این سطح عدم انطباق به ترتیب نیاز به سپری شدن ۲۳ و ۵٫۶ ثانیه دارند که معادل با ۲۱ و ۳٫۶ ثانیه تأخیر بیشتر نسبت به الگوریتم پیشنهادی است. همچنین



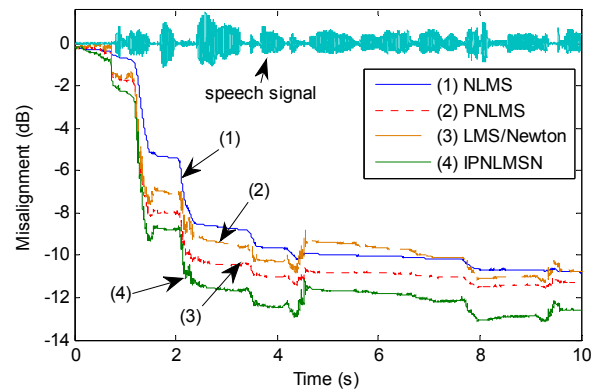
شکل ۸: مقایسه رفتار همگرایی الگوریتم‌های NLMS، PNLMS و LMS/Newton با الگوریتم پیشنهادی به ازای ورودی رنگی با طیف شبه‌گفتار.

است. برای مثال پس از ۵۰۰۰ تکرار، خطای عدم انطباق به ازای $\rho=0.5$ در حالت $\beta=0.003$ به حدود ۱۳- دسی‌بل می‌رسد اما برای $\beta=0.001$ به ۱۱- دسی‌بل می‌رسد.

نتیجه دیگری که از شکل ۷ می‌توان گرفت این است که با کاهش مقدار β می‌توان مقدار ρ را برای رسیدن به سرعت همگرایی بالاتر، بیش از پیش کاهش داد به طوری که پس از ۲۰۰۰۰ تکرار، به ازای $\beta=0.003$ کمترین مقدار عدم انطباق با $\rho=0.5$ حاصل شده است در حالی که به ازای $\beta=0.001$ ، کمترین میزان عدم انطباق وزن با $\rho=0.3$ حاصل شده است.

در ادامه، جهت مقایسه الگوریتم پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های همتا، در $\beta=0.003$ و $\rho=0.5$ در نظر گرفته می‌شود. برای مقایسه عملکرد

- [1] J. Benesty, M. M. Sondhi, and Y. Huang, *Handbook of Speech Processing*, Springer-Verlag, New York, Inc., Secaucus, NJ, 2008.
- [2] M. Bekrani, A. W. H. Khong, and M. Lotfizad, "A linear neural network based approach to stereophonic acoustic echo cancellation," *IEEE Trans. Audio Speech Language Processing*, vol. 19, no. 6, pp. 1743-1753, Aug. 2011.
- [3] M. Bekrani, A. W. H. Khong, and M. Lotfizad, "A clipping-based selective-tap adaptive filtering approach for stereophonic acoustic echo cancellation," *IEEE Trans. Audio Speech Language Processing*, vol. 19, no. 6, pp. 1826-1836, Aug. 2011.
- [4] Y. R. Chien and J. L. You, "Convex combined adaptive filtering algorithm for acoustic echo cancellation in hostile environments," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 16138-16148, Feb. 2018.
- [5] B. Farhang-Boroujeny, *Adaptive Filters: Theory and Applications*, 2nd Ed., John Wiley & Sons, USA, 2013.
- [6] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 5th Ed., Pearson, 2014.
- [7] M. Bekrani and M. Lotfizad, "Clipped LMS/RLS adaptive algorithms: analytical evaluation and performance comparison with low-complexity counterparts," *Circuits, Systems and Signal Processing*, vol. 34, no. 5, pp. 1655-1682, May 2015.
- [8] J. Maheshwari and N. V. George, "Robust modeling of acoustic paths using a sparse adaptive algorithm," *Applied Acoustics*, vol. 101, pp. 122-126, Jan. 2016.
- [9] M. Bekrani and H. Zayyani, "A weighted soft-max PNLMS algorithm for sparse system identification," *International J. of Information & Communication Technology Research*, vol. 8, no. 3, pp. 7-14, Summer 2016.
- [10] M. Godavarti and A. O. Hero, "Partial update LMS algorithms," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 53, no. 7, pp. 2382-2399, Jul. 2005.
- [11] T. Aboulnasr and K. Mayyas, "MSE analysis of the M-max NLMS adaptive algorithm," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, Signal Process.*, vol. 3, pp. 1669-1672, Seattle, WA, USA, 15-15 May 1998.
- [12] A. W. H. Khong and P. A. Naylor, "Selective-tap adaptive filtering with performance analysis for identification of time-varying systems," *IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process.*, vol. 15, no. 5, pp. 1681-1695, Jul. 2007.
- [13] M. Bekrani and A. W. H. Khong, "A new partial update NLMS for stereophonic acoustic echo cancellation," in *Proc. 18th European Signal Processing Conf.*, pp. 11-15, Aalborg, Denmark, 23-27 Aug. 2010.
- [14] A. W. H. Khong and P. A. Naylor, "Stereophonic acoustic echo cancellation employing selective-tap adaptive algorithms," *IEEE Trans. Speech Audio Process.*, vol. 14, no. 3, pp. 785-796, May 2006.
- [15] D. L. Duttweiler, "Proportionate normalized least-mean-squares adaptation in echo cancellers," *IEEE Trans. Speech Audio Processing*, vol. 8, no. 5, pp. 508-518, Sep. 2000.
- [16] P. A. Naylor, J. Cui, and M. Brookes, "Adaptive algorithms for sparse echo cancellation," *Signal Processing*, vol. 86, no. 6, pp. 1182-1192, Jun. 2006.
- [17] F. de Souza, R. Seara, and D. R. Morgan, "An enhanced IAF-PNLMS adaptive algorithm for sparse impulse response identification," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 60, no. 6, pp. 3301-3307, Jun. 2012.
- [18] J. Liu and S. L. Grant, "Proportionate adaptive filtering for block-sparse system identification," *IEEE/ACM Trans. Audio Speech Language Processing*, vol. 24, no. 4, pp. 623-630, Apr. 2016.
- [19] H. X. Wen, S. Q. Yang, Y. Q. Hong, and H. Luo, "A partial update adaptive algorithm for sparse system identification," *IEEE/ACM Trans. Audio, Speech Lang. Process.*, vol. 28, pp. 240-255, Nov. 2019.
- [20] K. Wagner and M. Doroslovacki, "Proportionate-type normalized least mean square algorithms with gain allocation motivated by mean-square-error minimization for white input," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 59, no. 5, pp. 2410-2415, May 2011.
- [21] M. Bekrani, R. Bibak, and M. Lotfizad, "Improved clipped affine projection algorithm," *IET Signal Processing*, vol. 13, no. 1, pp. 103-111, Feb. 2019.
- [22] T. Zhang, H. Q. Jiao, and Z. C. Lei, "Individual-activation-factor memory proportionate affine projection algorithm with evolving regularization," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 4939-4946, Mar. 2017.
- [23] M. Bekrani, "Convergence performance improvement of affine projection adaptive algorithm for sparse linear system modeling with correlated input signals," *J. of Modeling in Engineering*, vol. 17, no. 58, pp. 171-186, Autumn 2019.



شکل ۹: مقایسه رفتار همگرایی الگوریتم‌های NLMS، PNLMS و LMS/Newton با الگوریتم پیشنهادی IPNLMSN از آرای ورودی سیگنال گفتار.

سطح خطای عدم انطباق حالت دایم در الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم LMS/Newton بهبودی در حدود ۶/۵ dB را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که پس از رسیدن به حالت دایم، میزان عدم انطباق الگوریتم پیشنهادی برابر با الگوریتم NLMS خواهد بود. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت عملکرد همگرایی الگوریتم پیشنهادی از الگوریتم‌های مورد بررسی به طور قابل توجهی بهتر است.

در آزمایش سوم از سیگنال گفتار که یک سیگنال غیر ایستان است، در شبیه‌سازی استفاده می‌شود. سیگنال گفتار مورد استفاده با نرخ ۸ kHz نمونه‌برداری شده است. شرایط آزمایش و مقادیر پارامترهای الگوریتم‌ها مشابه آزمایش قبل است. شکل ۹ رفتار همگرایی الگوریتم‌ها را به همراه سیگنال گفتار مورد استفاده برای مدت زمان ۱۰ ثانیه نشان می‌دهد. در این حالت به دلیل غیر ایستان بودن سیگنال ورودی، نسبت SNR لحظه‌ای ثابت نیست و در نتیجه در تکرارهایی که دامنه سیگنال ورودی کم است، نویز تأثیر قابل توجهی روی تغییرات افزایشی و کاهش‌ی وزن‌ها می‌گذارد و در نتیجه منحنی‌های همگرایی الگوریتم‌ها همان طور که از شکل ۹ پیداست، بسیار ناهموار است. مشاهده می‌شود الگوریتم پیشنهادی پس از همگرایی به خطای عدم انطباق کمتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها می‌رسد. بنابراین دقت شناسایی مسیر آکوستیکی در حضور سیگنال‌های غیر ایستان در الگوریتم پیشنهادی بالاتر از سایر الگوریتم‌های مورد آزمایش می‌باشد.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله عملکرد همگرایی الگوریتم وقتی LMS/Newton در کاربرد حذف پژواک آکوستیکی با حضور سیگنال‌های همبسته بهبود داده شد. در این روش از تابعی از تخمین میانگین مربع سیگنال خطا برای محاسبه بازگشتی ماتریس معکوس همبستگی استفاده شد، به طوری که سهم ماتریس معکوس در به‌هنگام‌سازی وزن‌ها در شروع همگرایی الگوریتم بیشتر بوده و در نتیجه وابستگی به پراکندگی مقادیر ویژه در ابتدای همگرایی کاهش می‌یابد. علاوه بر این برای به‌هنگام‌سازی وزن‌ها از یک روش تناسبی بهبود یافته استفاده شد، به طوری که در ابتدای همگرایی نقش وزن‌های بزرگ‌تر در همگرایی الگوریتم بیشتر از وزن‌های کوچک‌تر بوده و سپس در طول همگرایی نقش تمامی وزن‌ها در همگرایی یکسان می‌شود. نتایج شبیه‌سازی نشان داد راهکارهای اصلاحی در به‌هنگام‌سازی وزن‌ها سبب بهبود سرعت همگرایی الگوریتم پیشنهادی و همچنین بهبود عملکرد حالت دایم الگوریتم در کاربرد حذف پژواک آکوستیکی می‌گردد. در این مقاله تحلیل خطای عدم انطباق وزن نیز ارائه شد و با نتایج شبیه‌سازی مقایسه گردید.

Archive of SID

- analysis and improvements," *IEEE/ACM Trans. Audio Speech Lang. Process.*, vol. 28, pp. 225-239, Oct. 2019.
- [32] J. Benesty and S. L. Gay, "An improved PNLMS algorithm," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustic, Speech and Signal Processing*, vol. 2, pp. 1881-1884, Orlando, FL, USA, 13-17 May 2002.
- [33] P. S. R. Diniz, M. L. R. de Campos, and A. Antoniou, "Analysis of LMS-Newton adaptive filtering algorithms with variable convergence factor," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 43, no. 3, pp. 617-627, Mar. 1995.
- [34] M. Bekrani and A. W. H. Khong, "Convergence analysis of clipped input adaptive filters applied to system identification," in *Proc. IEEE Asilomar Conf. Signals, Systems and Computers*, pp. 801-805, Pacific Grove, CA, USA, 4-7 Nov. 2012.
- [35] J. Allen and D. Berkley, "Image method for efficiently simulating small-room acoustics," *J. of the Acoustical Society of America*, vol. 65, no. 4, pp. 943-950, Apr. 1979.
- [24] F. Albu, J. Liu, and S. L. Grant, "A fast filtering block-sparse proportionate affine projection sign algorithm," in *Proc. Int. Conf. on Communications*, pp. 29-32, Bucharest, Romania, 9-10 Jun. 2016.
- [25] M. Shukri-Ahmad, O. Kukrer, and A. Hocanin, "Recursive inverse adaptive filtering algorithm," *Digital Signal Processing*, vol. 21, no. 4, pp. 491-496, Jul. 2011.
- [26] C. G. Tsinos and P. S. R. Diniz, "Data-selective LMS-Newton and LMS-Quasi-Newton algorithms," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 4848-4852, Brighton, United Kingdom, 12-17 May 2019.
- [27] W. Y. Yuan, Y. Zhou, Z. Y. Huang, and H. Q. Liu, "A VAD-based switch fast LMS/Newton algorithm for acoustic echo cancellation," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Digital Signal Processing*, pp. 967-970, Singapore, Singapore, 21-24 Jul. 2015.
- [28] M. Bekrani, M. Lotfizad, and A. W. H. Khong, "An efficient quasi LMS/Newton adaptive algorithm for stereophonic acoustic echo cancellation," in *Proc. IEEE Asia Pacific Conf. on Circuits and Systems*, pp. 684-687, Kuala Lumpur, Malaysia, 6-9 Dec. 2010.
- [29] M. S. Salman, O. Kukrer, and A. Hocanin, "A fast implementation of quasi-newton LMS algorithm using FFT," in *Proc. Int. Conf. Digit. Inf. Commun. Technol. Appl.*, pp. 510-513, Bangkok, Thailand, 16-18 May 2012.
- [30] M. Hamidia and A. Amrouche, "A new robust double-talk detector based on the stockwell transform for acoustic echo cancellation," *Digital Signal Processing*, vol. 60, pp. 99-112, Jan. 2017.
- [31] Y. Yu, H. He, B. Chen, J. Li, Y. Zhang, and L. Lu, "M-estimate based normalized subband adaptive filter algorithm: performance

مهدی بکرانی تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی مهندسی برق در سال ۱۳۸۱ از دانشگاه فردوسی مشهد و در مقاطع کارشناسی ارشد و دکترا مهندسی برق، به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۳ و ۱۳۸۹ از دانشگاه تربیت مدرس به پایان رسانده است. وی در سال‌های ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۱ به‌عنوان دستیار پژوهشی در دانشگاه صنعتی نانیانگ مشغول به فعالیت بود و از سال ۱۳۹۱ تاکنون عضو هیأت علمی دانشگاه صنعتی قم می‌باشد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان عبارتند از: پردازش سیگنال‌های آکوستیکی و فراصوتی، و الگوریتم‌های وقتی.