

حذف نویز صوتی مبتنی بر یک الگوریتم وفقی نوین

مجتبی حاجی آبادی^۱، دانشجوی دکتری، عباس ابراهیمی مقدم^۲، استادیار، حسین خوش‌بین^۳، دانشیار
 ۱- دانشکده مهندسی-گروه برق - دانشگاه فردوسی مشهد-مشهد- ایران -mhajjabadifum@gmail.com
 ۲- دانشکده مهندسی -گروه برق - دانشگاه فردوسی مشهد-مشهد- ایران -a.ebrahimi@um.ac.ir
 ۳- دانشکده مهندسی-گروه برق - دانشگاه فردوسی مشهد-مشهد- ایران -khoshbin@um.ac.ir

چکیده: الگوریتم وفقی کمینه میانگین مربعات (LMS) به صورت گسترده در سناریوی حذف نویز صوتی مورد استفاده قرار گرفته است. سیگنال‌های صوتی مانند گفتار معمولاً شامل تغییرات ناگهانی هستند که با نویز ضربه‌ای مدل می‌شوند. از طرف دیگر، کانال‌های صوتی در عالم واقعیت دارای پاسخ ضربه تنک هستند. نویز ضربه‌ای و کانال صوتی تنک، دو چالش مهم در سناریوی حذف نویز صوتی هستند که اخیراً هرکدام به طور جداگانه مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته‌اند. در این مقاله به منظور بهبود کارایی ضعیف الگوریتم LMS در حضور نویز ضربه‌ای و پاسخ ضربه تنک کانال صوتی، یک الگوریتم وفقی نوین ارائه می‌شود. به منظور حذف نویز ضربه‌ای از سیگنال گفتار، معیاری مبتنی بر تئوری اطلاعات، با نام گرانتروپی، در تابع هزینه الگوریتم پیشنهادی در نظر گرفته شده و همچنین به منظور مقابله با ویژگی تنک بودن پاسخ ضربه کانال صوتی، تقریب نرم صفر در تابع هزینه مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج شبیه‌سازی به همراه تحلیل‌های ریاضی، نشان‌دهنده برتری کارایی الگوریتم پیشنهادی در کانال‌های صوتی تنک به همراه نویز ضربه‌ای است.

واژه‌های کلیدی: فیلتر وفقی، الگوریتم LMS، کانال صوتی تنک، نویز ضربه‌ای، نرم صفر، گرانتروپی

Acoustic Noise Cancellation based on a Novel Adaptive Algorithm

M. Hajiabadi, PhD Student¹, A. Ebrahimi-Moghadam², Assistant Professor, H. Khoshbin, Associate Professor³

1- Department of Electrical Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran, Email: mhajjabadifum@gmail.com
 2- Department of Electrical Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran, Email: a.ebrahimi@um.ac.ir
 3- Department of Electrical Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran, Email: khoshbin@um.ac.ir

Abstract: The least mean square (LMS) adaptive algorithm is widely used in acoustic noise cancellation (ANC) scenario. In this scenario, speech signals usually have high amplitude and sudden variations that are modeled by impulsive disturbances and it is well-known that the acoustic channels usually have been sparse impulse response. Impulsive noise and sparsity of the acoustic channel are two important challenges in the ANC scenario that have paid special attention, recently. This paper presents a novel adaptive noise cancellation algorithm, to address the poor performance of the LMS algorithm in presence of impulsive noise along with a sparse impulse response. In order to eliminate impulsive noise from speech signal, the information theoretic criterion is used in the proposed cost function and the zero norm is also employed to deal with the sparsity feature of the acoustic channel impulse response. Simulation results indicate the superiority of the proposed algorithm in presence of impulsive noise along with sparsity condition of acoustic channel.

Keywords: LMS algorithm; adaptive filter; sparse acoustic channel; impulsive noise; zero norm; correntropy

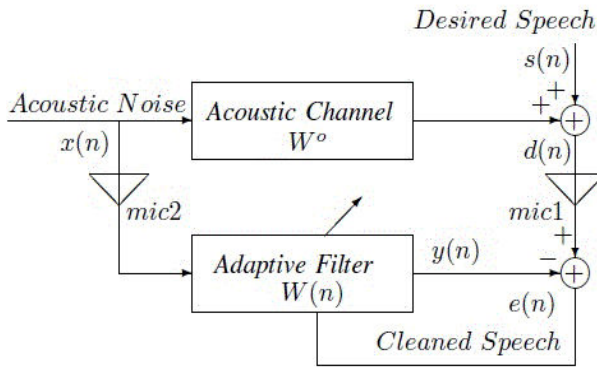
تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۴/۰۴/۰۷

تاریخ اصلاح مقاله: ۹۴/۰۵/۱۲ و ۹۴/۰۶/۱۴

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۴/۱۰/۲۰

نام نویسنده مسئول: عباس ابراهیمی مقدم

نشانی نویسنده مسئول: ایران - مشهد - دانشگاه فردوسی مشهد - دانشکده مهندسی - گروه برق



شکل ۱: سامانه حذف نویز صوتی

نرم صفر به منظور مقابله با ویژگی تنکی پاسخ ضربه کانال صوتی و معیار کراتروپی به منظور حذف نویزهای ضربه‌ای مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج شبیه‌سازی کامپیوتری به همراه تحلیل‌های ریاضی، نشان‌دهنده برتری عملکرد الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم مرسوم LMS است.

در ادامه، پس از بیان مقدمه، ساختار فیلتر و فقی برای حذف نویز صوتی مطرح شده است. سپس به منظور حذف نویزهای ضربه‌ای از سیگنال گفتار در کانال‌های صوتی تنک، یک الگوریتم و فقی نوین ارائه شده و در قسمت پایانی نتایج شبیه‌سازی الگوریتم‌ها و سپس نتیجه‌گیری بیان شده است.

۲- حذف نویز صوتی با الگوریتم‌های و فقی

یکی از کاربردهای مهم فیلترهای و فقی، حذف نویز از سیگنال‌های صوتی است [۱۴]. شکل ۱ ساختار سامانه حذف نویز را نمایش می‌دهد. در این مقاله، حروف کوچک نشان‌دهنده عددها و حروف بزرگ نشان‌دهنده بردارها است. $x(n)$ نویز صوتی است که از کانال صوتی با پاسخ ضربه زیر عبور می‌کند:

$$h(n) = \sum_{i=0}^{N-1} w_i \delta(n-i) \quad (1)$$

که ضرایب کانال یعنی w_i ها را می‌توان درون یک بردار ستونی قرار داد، در نتیجه پاسخ ضربه کانال صوتی به صورت زیر بیان می‌شود:

$$W^o = [w_0, w_1, \dots, w_{N-1}]^T \quad (2)$$

که $[\cdot]^T$ نشان‌دهنده عملگر ترانهاده است. سیگنال دریافتی میکروفون اول، سیگنال خواهان $d(n)$ نامیده شده و به صورت زیر بیان می‌شود:

$$d(n) = X(n)^T W^o + s(n) \quad (3)$$

که $s(n)$ سیگنال مطلوب گفتار است و بردار زیر

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

نشان‌دهنده تأخیرهای نویز ورودی است که توسط میکروفون دوم دریافت می‌شود. با داشتن سیگنال دریافتی گفتار از میکروفون اول یعنی $d(n)$ و نویز منبع صوتی از میکروفون دوم یعنی $X(n)$ ، فیلتر و فقی تلاش می‌کند تا با مدل‌سازی پاسخ ضربه کانال صوتی بین منبع

۱- مقدمه

فیلترهای و فقی به منظور یادگیری و ره‌گیری در کاربردهای مختلفی چون تخمین کانال، تخمین موقعیت هدف، شناسایی سیستم و حذف نویز مورد استفاده قرار گرفته‌اند. دسته وسیعی از فیلترهای و فقی مبتنی بر روش گرادیان تصادفی هستند. به‌عنوان مثال، فیلتر LMS یکی از فیلترهای مشهور مبتنی بر روش گرادیان تصادفی است که به علت عملکرد مناسب و پیچیدگی اندک محاسباتی بسیار مورد توجه قرار گرفته است [۲، ۱].

در بسیاری از کاربردهای مورد نظر در پردازش سیگنال، پارامترهای سیستم تنک هستند. از جمله در کانال‌های صوتی، پاسخ ضربه کانال دارای ویژگی تنکی است [۳-۵]. از طرف دیگر کانال‌های صوتی همیشه در طول زمان ثابت نیستند و با گذر زمان پاسخ ضربه کانال تغییر می‌کند. هنگامی که پاسخ ضربه یک سیستم، از حالت غیر تنک به حالت تنک تبدیل شود، الگوریتم‌های مرسوم همچون الگوریتم LMS به‌طور نسبی دارای عملکرد مطلوبی نیست. اطلاعات مربوط به تنک بودن پاسخ ضربه می‌تواند عملکرد فیلتر و فقی را بهبود دهد. در چند سال اخیر، با تغییر تابع هزینه الگوریتم LMS الگوریتم‌های مختلفی برای تخمین سیستم‌های تنک ارائه شده است [۶]. ایده اساسی این الگوریتم‌ها بدین صورت است که علاوه بر کمینه‌سازی توان خطا در تابع هزینه فیلتر و فقی، نرم صفر بردار تخمین لحظه‌ای را نیز کمینه می‌کنند. با افزودن این جمله به تابع هزینه، الگوریتم LMS تغییر می‌یابد و می‌تواند از اطلاعات مربوط به تنکی پاسخ ضربه بهره‌برداری کند و عملکرد خود را بهبود بخشد [۷].

در بسیاری از مسائل مربوط به پردازش آماری سیگنال، نویز سیستم به صورت جمع‌شونده و گوسی مدل شده است. این در حالی است که در برخی شرایط واقعی محیطی، نویز جمع‌شونده سیستم، به صورت غیرگوسی و یا ضربه‌ای وجود دارد. یکی از موارد حضور نویز غیرگوسی در سیستم، کاربردهای پردازش گفتار است که در آن نویز صوتی می‌تواند غیرگوسی باشد [۸-۱۰]. هنگامی که نویز سیستم غیرگوسی یا ضربه‌ای باشد، الگوریتم LMS عملکرد بسیار ضعیفی دارد [۱۱]. در [۱۲، ۱۳] الگوریتم‌هایی مبتنی بر معیارهای تئوری اطلاعاتی ارائه شده است که در سیستم‌های با نویز غیرگوسی عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم LMS دارند.

در زمینه پژوهشی حذف نویز صوتی، نیازمند رسیدگی به دو ویژگی تشریح شده هستیم. ویژگی اول مربوط به تنک بودن پاسخ ضربه کانال صوتی [۳-۵] و ویژگی دوم مربوط به نویزهای ضربه‌ای در سامانه‌های صوتی است [۸-۱۰]. بنابراین، به منظور بهبود عملکرد فیلتر و فقی در سیستم صوتی تنک با نویز ضربه‌ای، یک فیلتر و فقی نوین را پیشنهاد داده‌ایم. الگوریتم پیشنهادی از یک تابع هزینه نوین تشکیل شده است. در این تابع هزینه از ترکیب معیار بیشینه کراتروپی^۱ به همراه قید نرم صفر^۲ استفاده شده است.

غیرگوسی بر عملکرد الگوریتم‌های وفقی مطرح شده است [۱۱]. این امر موجب شد تا تعدادی از پژوهشگران تأثیرات مخرب نویز غیرگوسی را بر الگوریتم‌های وفقی مورد بررسی قرار دهند و راه‌حل‌هایی را برای این نقطه‌ضعف، ارائه کنند [۱۵-۱۲]. از طرف دیگر، ذات تنک پاسخ ضربه برخی سیستم‌ها در عالم واقعیت، نقطه‌ضعف دیگری برای الگوریتم‌های وفقی همچون LMS محسوب می‌شد، چراکه تنکی پاسخ ضربه سیستم می‌تواند دقت و سرعت الگوریتم را کاهش دهد [۵]. پژوهش‌های اخیر در این زمینه به راه‌حل‌هایی منجر شد که عملکرد ضعیف این گونه الگوریتم‌ها را در شرایط تنک نیز بهبود بخشیده است [۶، ۷].

در این کار پژوهشی، به‌منظور بهبود عملکرد الگوریتم LMS در ساختار حذف نویز صوتی، که کانال صوتی تنک و نویز آن غیرگوسی خاص یعنی ضربه‌ای است، یک الگوریتم وفقی نوین مبتنی بر معیار بیشینه کرانتروپی به همراه نرم صفر، پیشنهاد و طراحی شده است. در بخش شبیه‌سازی‌ها، برتری الگوریتم پیشنهادی در ساختار حذف نویز صوتی، که دو عامل نویز ضربه‌ای و کانال تنک حضور دارند، مورد بررسی قرار گرفته است. مطالعات شبیه‌سازی برای انواع مختلف نویزهای غیرگوسی و انواع گوناگون کانال‌های صوتی تنک انجام شده و مقاوم بودن الگوریتم پیشنهادی در شرایط مختلف مورد بررسی قرار گرفته است.

۱-۲- الگوریتم وفقی با معیار بیشینه کرانتروپی

معیار میانگین مربعات خطا (MSE) در نویزهای غیرگوسی و داده‌هایی که با نویز ضربه‌ای مخلوط شده‌اند، عملکرد ضعیفی دارد. به‌منظور بهبود عملکرد همگرایی در این شرایط، اخیراً معیار جدیدی مبتنی بر تئوری اطلاعات بانام معیار بیشینه کرانتروپی (MCC)^۸ مطرح گردیده است و با موفقیت بر روی فیلترهای وفقی پیاده‌سازی شده است [۱۲، ۱۳]. کرانتروپی یک معیار غیرخطی برای سنجش شباهت بین دو متغیر تصادفی است. با داشتن دو متغیر تصادفی X و Y معیار کرانتروپی به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$V_{\sigma}(X, Y) = E[k_{\sigma}(x - y)] \quad (11)$$

که $k_{\sigma}(\cdot)$ یک کرنل^۹ مثبت معین با پهنا σ است. در [۱۱] نشان داده شده است که فیلتر وفقی با معیار MSE در نویزهای غیرگوسی و ضربه‌ای عملکرد ضعیفی دارد. به‌منظور بهبود عملکرد فیلتر وفقی در حضور نویز ضربه‌ای، معیار MCC بر روی فیلترهای وفقی اعمال شده [۱۲] و عملکرد مناسب آن بررسی شده است. یکی از کرنل‌های معروف که در معیار کرانتروپی مورد استفاده قرار گرفته است، کرنل گوسی زیر است:

$$k_{\sigma}(x - y) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-y)^2}{2\sigma^2}} \quad (12)$$

که با استفاده از بسط تیلور برای توابع نمایی، می‌توان تابع‌نمایی کرانتروپی را به‌صورت یک تابع چندجمله‌ای نمایش داد.

نویز و میکروفون اول، نویز رنگی شده را بازسازی کند. تفاضل سیگنال خواهان $d(n)$ و سیگنال خروجی فیلتر وفقی $y(n)$ می‌تواند سیگنال بدون نویز گفتار را بازسازی کند. این سیگنال را سیگنال تمیزشده^{۱۰} گفتار می‌نامند چراکه نویز آن حذف شده است.

با توجه به توضیحات بالا، هدف الگوریتم وفقی شناسایی کانال صوتی W^o با استفاده از $X(n)$ و $d(n)$ است. بردار $W(n)$ بیانگر پاسخ ضربه متغیر با زمان فیلتر وفقی است و به‌صورت زیر تعریف شده است. بردار

$$W(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{N-1}(n)]^T$$

تخمین کانال برداری W^o است که با فیلتر وفقی در لحظه n ام محاسبه شده و به دست آمده است.

۲-۱- الگوریتم وفقی کمینه میانگین مربعات

در الگوریتم استاندارد LMS تابع هزینه به‌صورت زیر تعریف شده است:

$$J_{MSE} = E[e^2(n)] \quad (4)$$

که $e(n)$ سیگنال خطا است و از تفاضل دو سیگنال به دست می‌آید:

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (5)$$

سیگنال $y(n)$ در رابطه (۵) خروجی فیلتر وفقی است و در هر لحظه n یک مقدار اسکالر است به‌صورت زیر است:

$$y(n) = X(n)^T W(n). \quad (6)$$

بردار تخمین ضرایب فیلتر وفقی، با معادله مشهور کاهش گرادیان تصادفی^{۱۱} به‌صورت زیر به‌روزرسانی می‌شود:

$$W(n+1) = W(n) - \mu \nabla_w J_{MSE}(n) \quad (7)$$

در رابطه بالا، عملگر ∇_w نشان‌دهنده گرادیان یا به‌عبارت‌دیگر مشتق برداری است. عملگر گرادیان بر تابع اسکالر $J(n)$ اعمال می‌شود و نسبت به تک‌تک المان‌های بردار W مشتق‌گیری می‌شود. در نهایت یک بردار ستونی به‌عنوان نتیجه گرادیان به دست می‌آید:

$$\nabla_w J(n) = \left[\frac{\partial J(n)}{\partial w_0}, \frac{\partial J(n)}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial J(n)}{\partial w_{N-1}} \right]^T \quad (8)$$

با توجه به روابط (۵)، (۶) و (۸) گرادیان توان خطا، به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\begin{aligned} \nabla_w e^2(n) &= 2e(n) \nabla_w [d(n) - y(n)] \\ &= 2e(n) \nabla_w [d(n) - X(n)^T W(n)] \\ &= -2e(n) X(n) \end{aligned} \quad (9)$$

با جایگذاری رابطه (۹) در (۷) و بر اساس رابطه (۹)، الگوریتم مشهور کمینه میانگین مربعات (LMS) با رابطه زیر به دست می‌آید:

$$\begin{aligned} W(n+1) &= W(n) - \mu \nabla_w [e^2(n)] \\ &= W(n) + 2\mu e(n) X(n) \end{aligned} \quad (10)$$

اسکالر μ اندازه‌گام^{۱۲} نامیده شده و بر نحوه همگرایی الگوریتم تأثیر به‌سزایی دارد. در چند سال اخیر، نگرانی‌هایی در مورد تأثیر نویز

تابع‌نمایی است، به سمت صفر میل کند و در نتیجه از پردازش سیگنال-های غیرگوسی چشم‌پوشی می‌شود. به بیان ریاضی می‌توان گفت:

$$e(n) \rightarrow \infty \Rightarrow e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} \rightarrow 0 \quad (18)$$

با جایگذاری رابطه (۱۸) در رابطه (۱۶) هنگامی که الگوریتم MCC با نویز غیرگوسی، نویز ضربه‌ای یا داده‌های پرت^{۱۱} مواجه شود، عملیات به‌روزرسانی را برای این‌گونه نویزها و داده‌ها متوقف می‌کند. به بیان ریاضی برای داده‌های پرت و نویزهای غیرگوسی که رابطه (۱۸) به-صورت مجانبی برقرار است، الگوریتم (۱۶) به‌صورت زیر ساده می‌شود:

$$\begin{aligned} W(n+1) &= W(n) + \mu_{MCC} e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} e(n)X(n) \\ &= W(n) + \mu_{MCC} \left(e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} \rightarrow 0 \right) e(n)X(n) \\ &= W(n) + [0, 0, \dots, 0]^T \end{aligned} \quad (19)$$

بر اساس تحلیل‌های ریاضی فوق، هنگامی که سیگنال $d(n)$ حاوی ضربه‌های ناگهانی و شدید باشد یا سیگنال $e(n)$ حاوی نویز ضربه‌ای یا غیرگوسی باشد، به‌روزرسانی الگوریتم MCC مقاوم‌تر از الگوریتم LMS است. چراکه بر اساس رابطه (۱۰) بردار تخمین ضرایب به‌روزرشده توسط الگوریتم LMS با $e(n) \rightarrow \infty$ از مقدار بهینه W^o دور می‌شود، اما بر اساس رابطه (۱۹) بردار تخمین ضرایب به‌روزرشده توسط الگوریتم MCC با $e(n) \rightarrow \infty$ مقابله می‌کند. در نتیجه به‌روزرسانی‌ها در الگوریتم MCC نسبت به نویز ضربه‌ای و نویز غیرگوسی مقاوم هستند.

۲-۲- الگوریتم وفقی کمینه میانگین مربعات با نرم صفر

در سال‌های اخیر به‌منظور تخمین پارامترهای تنک یک سیستم خطی، الگوریتم‌های مختلفی ارائه شده است. یکی از این الگوریتم‌ها که دارای کارایی خوب با پیچیدگی کم است، نسخه تغییر یافته الگوریتم LMS است. تابع هزینه این الگوریتم به‌صورت زیر در نظر گرفته شده است [۶]:

$$J_{\ell_0, LMS}(n) = e^2(n) + \lambda \|W(n)\|_0 \quad (20)$$

عملگر $\| \cdot \|_0$ نشان‌دهنده نرم صفر است و λ یک پارامتر اسکالر به‌منظور تنظیم بده بستان بین خطای نهایی و میزان تنکی بردار ضرایب است. نرم صفر یک عملگر ریاضی برای شمارش تعداد المان‌های غیرصفر یک بردار تعریف شده است. برای مثال دو بردار A و B به همراه نرم صفر آن‌ها در زیر بیان شده است:

$$\begin{aligned} A &= [0, 4, 0, 0, 0, 0]^T \Rightarrow \|A\|_0 = 1 \\ B &= [2, 7, 8, 3, 6, 1]^T \Rightarrow \|B\|_0 = 6 \end{aligned} \quad (21)$$

فلسفه تابع هزینه (۲۰) این است که علاوه بر کمینه‌سازی توان خطای لحظه‌ای، نرم صفر بردار ضرایب فیلتر نیز کمینه می‌شود. طبق مثال (۲۱) می‌توان این‌گونه تحلیل کرد که نرم صفر بردارهای تنک همیشه کمتر از نرم صفر بردارهای غیرتنک است. به عبارت دیگر، در هر تکرار الگوریتم وفقی، اگر بردار $W(n)$ تنک باشد، قید نرم صفر در تابع

$$\begin{aligned} V(X, Y) &= E \left[\frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-y)^2}{2\sigma^2}} \right] \\ &= \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(-1)^n}{(2^n \sigma^{2n}) n!} E[(x-y)^{2n}] \end{aligned} \quad (13)$$

می‌دانیم معیار MSE تنها شامل ممان آماری مرتبه دوم متغیر تصادفی خطا است، اما در رابطه (۱۳) مشهود است که معیار کرانتروپی شامل تمامی ممان‌های آماری زوج مرتبه بالا برای متغیر تصادفی خطا $e = x - y$ است. بنابراین، معیار MCC حاوی اطلاعات بیش‌تری از متغیر تصادفی خطا است و این امر باعث می‌شود در شرایطی که نویز غیرگوسی با پرش‌های بزرگ است، معیار MCC مقاوم‌تر از معیار MSE عمل کند. تابع هزینه مبتنی بر معیار MCC به‌صورت زیر در نظر گرفته شده است:

$$J_{MCC} = E \left[e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} \right] = E[f(e^2(n))] \quad (14)$$

با اعمال رابطه افزایش گرادین تصادفی^{۱۱}، فیلتر وفقی مبتنی بر معیار MCC به‌صورت زیر طراحی شده است [۱۲]:

$$\begin{aligned} W(n+1) &= W(n) + \mu \nabla_w J_{MCC}(n) \\ &= W(n) + \mu \nabla_w \left(e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} \right) \\ &= W(n) + \left(\mu e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} \right) \left(\frac{\nabla_w e^2(n)}{-2\sigma^2} \right) \end{aligned} \quad (15)$$

با جایگذاری رابطه (۹) در (۱۵) می‌توان فیلتر وفقی مبتنی بر معیار MCC را با رابطه زیر به دست آورد:

$$\begin{aligned} W(n+1) &= W(n) + \left(\frac{-2\mu}{-2\sigma^2} e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} e(n)X(n) \right) \\ &= W(n) + \mu_{MCC} e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} e(n)X(n) \end{aligned} \quad (16)$$

که μ_{MCC} را برابر با $\frac{\mu}{\sigma^2}$ در نظر گرفته‌ایم. با انتخاب پهنای کرنل به اندازه کافی بزرگ، الگوریتم MCC شبیه الگوریتم LMS می‌شود.

$$\begin{aligned} \sigma \rightarrow \infty &\Rightarrow e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} \rightarrow 1 \\ W(n+1) &= W(n) + \mu_{MCC} e(n)X(n) \end{aligned} \quad (17)$$

با نظر به روابط (۱۰) و (۱۶) می‌توان الگوریتم‌های LMS و MCC را مقایسه کرد. رابطه به‌روزرشده در (۱۶) فقط شامل یک جمله اضافه‌تر نسبت به رابطه (۱۰) است که این جمله یک تابع‌نمایی از توان خطا است. این جمله می‌تواند داده‌های با نویز غیرگوسی یا نویز ضربه‌ای را از روابط بازگشتی و به‌روزرسانی‌ها حذف کند، چراکه اگر داده حاوی نویز ضربه‌ای باشد، بنا بر رابطه (۵) سیگنال خطا، مقدار بزرگی را خواهد داشت. این نکته باعث می‌شود، جمله اضافی الگوریتم MCC که حاوی

با توجه به روابط (۸) و (۲۳) گرادیان نرم صفر به صورت زیر محاسبه می-شود:

$$\begin{aligned} \nabla_W \|W(n)\|_0 &= \left[\beta \operatorname{sgn}(w_0(n)) e^{-\beta|w_0(n)|}, \dots, \beta \operatorname{sgn}(w_{N-1}(n)) e^{-\beta|w_{N-1}(n)|} \right]^T \\ &= \beta \operatorname{diag}[e^{-\beta|w_0(n)|}, \dots, e^{-\beta|w_{N-1}(n)|}] \operatorname{sgn}(W(n)) \end{aligned} \quad (26)$$

که نماد $\operatorname{diag}[\cdot]$ نشان دهنده یک ماتریس قطری است. اکنون با داشتن گرادیان نرم صفر (۲۶) می توان الگوریتم پیشنهادی را به دست آورد. بدین منظور، تابع هزینه پیشنهادی (۲۲) در رابطه مشهور گرادیان تصادفی، با رویکرد بیشینه سازی، قرار گرفته است.

$$\begin{aligned} W(n+1) &= W(n) + \mu \nabla_W J_{new}(n) \\ &= W(n) + \mu \nabla_W \left(e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} - \lambda \|W(n)\|_0 \right) \\ &= W(n) + \mu \nabla_W \left(e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} \right) - \mu \lambda \nabla_W \|W(n)\|_0 \\ &= W(n) + \mu_{MCC} e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} e(n) X(n) - \mu \lambda \nabla_W \|W(n)\|_0 \end{aligned} \quad (27)$$

با جایگذاری گرادیان نرم صفر (۲۶) در رابطه الگوریتم پیشنهادی (۲۷)، نسخه نهایی الگوریتم پیشنهادی به صورت زیر به دست آمده است:

$$\begin{aligned} W(n+1) &= W(n) + \mu_{MCC} e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} e(n) X(n) \\ &\quad - \underbrace{\mu \lambda \beta \operatorname{diag}[e^{-\beta|w_0(n)|}, \dots, e^{-\beta|w_{N-1}(n)|}]}_{**} \operatorname{sgn}(W(n)) \end{aligned} \quad (28)$$

اکنون الگوریتم به دست آمده در شرایط نویز غیرگوسی و پاسخ ضربه کانال تنک، عملکرد مناسبی دارد. الگوریتم پیشنهادی (۲۸) به علت داشتن جمله $**$ و جمله $*$ به ترتیب با چالش های تنکی کانال صوتی و نویز ضربه ای کانال صوتی مقابله می کند.

در قسمت بعدی، الگوریتم پیشنهادی برای یک سامانه حذف نویز صوتی پیاده سازی شده است. در سامانه های صوتی، کانال به صورت تنک [۳-۵] و نویز به صورت ضربه ای [۸-۱۰] مدل شده است. در نتیجه الگوریتم پیشنهادی (۲۸) در حضور کانال تنک با نویز ضربه ای به دلیل وجود جملات $**$ و $*$ عملکرد قابل قبولی داشته که این امر با شبیه سازی های فراوان مورد مطالعه قرار گرفته است.

۳- نتایج شبیه سازی

در این قسمت تلاش شده است شبیه سازی ها تا حد ممکن نزدیک به واقعیت در نظر گرفته شود. سیگنال گفتار اصلی $s(n)$ در شکل ۲ نشان داده شده است. نویز ضربه ای با مخلوط چند گوسی 12 مدل شده است [۱۷-۱۱]. پس از افزودن نویز ضربه ای به سیگنال گفتار، سیگنال

هزینه (۲۰) منجر به افزایش سرعت و دقت همگرایی الگوریتم می شود [۷] چراکه در هر گام الگوریتم، علاوه بر کمینه شدن توان خطای لحظه ای، نرم صفر بردار تخمین نیز کمینه می شود و الگوریتم برای بردارهای تنک زودتر همگرا می شود. طبق تعریف نرم صفر، می توان آن را یک تابع گسسته در نظر گرفت. برای محاسبه گرادیان تابع هزینه (۲۰) باید توابع مورد نظر پیوسته و مشتق پذیر باشند. از این رو، در [۷، ۶] نرم صفر را با یک تابع پیوسته تقریب زده اند تا الگوریتم وقتی به دست آید، تقریب نرم صفر و مشتق آن در قسمت بعدی ارائه شده است. در الگوریتم وقتی پیشنهادی این مقاله، تابع هزینه الگوریتم MCC برای تخمین پارامترهای تنک، با نرم صفر اصلاح شده است. در قسمت بعد، نحوه به دست آوردن الگوریتم وقتی پیشنهادی با مشتق گیری از تابع هزینه پیشنهادی بیان شده است. این الگوریتم برای کاربردهایی که پاسخ ضربه سیستم تنک و نویز سیستم غیرگوسی یا ضربه ای است، می تواند مفید واقع شود. یکی از کاربردهایی که در این مقاله بررسی شده است، حذف نویزهای ضربه ای از سیگنال صوتی با کانال تنک است.

۲-۳ الگوریتم وقتی پیشنهادی

به منظور اعمال نرم صفر در الگوریتم MCC باید نرم صفر را با علامت منفی در تابع هزینه اعمال کرد. زیرا هدف، بیشینه سازی تابع کرانتروپی و کمینه سازی نرم صفر بردار ضرایب فیلتر است. با ترکیب معیار کرانتروپی و قید نرم صفر، تابع هزینه جدید به صورت زیر پیشنهاد شده است:

$$J_{new}(n) = e^{-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}} - \lambda \|W(n)\|_0 \quad (22)$$

به دلیل اینکه نرم صفر طبق تعریف یک تابع گسسته است، مشتق گیری از آن ناممکن است. از این رو در این قسمت، نرم صفر بر اساس پژوهش های اخیر، با تابع تقریبی زیر بیان شده است [۷]:

$$\|W(n)\|_0 \approx \sum_{i=0}^{N-1} (1 - e^{-\beta|w_i(n)|}) \quad (23)$$

به منظور تأیید و بررسی تقریب نرم صفر که در رابطه (۲۳) ارائه شده است، دو حالت خاص مورد بررسی قرار گرفته است. در حالت اول، اندازه یکی از المان های بردار ضرایب فیلتر عددی نزدیک به صفر در نظر گرفته شده و بنابراین بر اساس رابطه (۲۳) داریم:

$$|w_i(n)| \approx 0 \Rightarrow (1 - e^{-\beta|w_i(n)|}) = 0. \quad (24)$$

در حالت دوم، یکی از المان های بردار ضرایب فیلتر، عددی مخالف صفر در نظر گرفته شده و بنابراین بر اساس رابطه (۲۳) داریم:

$$|w_i(n)| \neq 0, \beta \uparrow \Rightarrow (1 - e^{-\beta|w_i(n)|}) = 1 \quad (25)$$

از این رو، بر اساس دو حالت خاص که در روابط (۲۴) و (۲۵) مورد بررسی قرار گرفت، رابطه (۲۳) یک تقریب مناسب برای نرم صفر است و می تواند تعداد المان های غیر صفر بردار ضرایب $W(n)$ را شمارش کند.

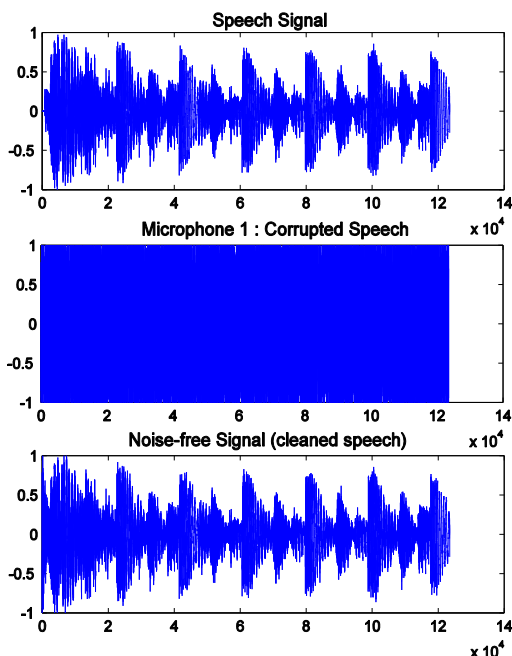
فراوان مورد مطالعه و بررسی قرار گرفته است. به منظور نشان دادن برتری الگوریتم پیشنهادی در سناریوهای مختلف حذف نویز، آزمایش دیگری در ادامه بیان می‌شود. در این آزمایش، کانال صوتی به صورت زیر در نظر گرفته شده است.

$$W^o = [0, 0.9, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]^T \quad (32)$$

در این کانال صوتی، از ۳۰ ضریب بردار، ۲ ضریب مخالف صفر است. در شکل ۷ پاسخ ضربه کانال صوتی مورد نظر نشان داده شده است. نویز غیرگوسی از تابع توزیع زیر تولید شده است:

$$f_z(z) = 0.2N(-3, 0.1) + 0.6N(0, 0.1) + 0.2N(3, 0.1), \quad (33)$$

همان طور که در شکل ۸ قابل مشاهده است، تابع چگالی نویز (۳۳) از مخلوط سه تابع گوسی با میانگین‌های متفاوت و پراش‌های یکسان ساخته شده است. به منظور مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌های بیان شده، معیار MSD به عنوان عملکرد الگوریتم‌ها در شکل ۹ رسم شده است. همان طور که مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی در شرایط مختلف نویز غیرگوسی و کانال‌های تنک صوتی، به پاسخ مطلوب‌تری برای شناسایی کانال و حذف نویز منجر شده است. هرچند الگوریتم پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم LMS دارد، اما پیچیدگی محاسباتی الگوریتم پیشنهادی از الگوریتم LMS بیشتر است. در کارهای پژوهشی آینده می‌توان پیچیدگی الگوریتم پیشنهادی را با دیگر الگوریتم‌ها مقایسه نمود و تحلیل ریاضی همگرایی الگوریتم پیشنهادی را نیز مورد نظر قرار داد.



شکل ۲: به ترتیب از بالا به پایین: سیگنال گفتار اصلی، سیگنال گفتار نویزی شده، سیگنال گفتار تمیز شده از نویز با فیلتر وقتی.

دریافت شده توسط میکروفون اول نیز در شکل ۲ نشان داده شده است. پاسخ ضربه کانال صوتی مربوط به یک اتاق بسته با ۲۱ ضریب تنک به صورت زیر در نظر گرفته شده و در شکل ۳ نشان داده شده است [۵].

$$W^o = [0, 0.9, 0, 0, 1, 0, \dots, 0.5, 0, \dots, 0, 0.3, 0]^T \quad (29)$$

توجه داریم بردار (۲۹) به صورت تنک در نظر گرفته شده است. به عبارت دیگر، از ۳۰ المان داخل بردار (۲۹)، ۴ المان مخالف صفر است. نویز مدل به صورت ضربه‌ای تولید شده است. به منظور تولید نویز ضربه‌ای از مخلوط چند تابع توزیع گوسی استفاده می‌شود [۱۷]. در قسمت اول شبیه‌سازی، تابع چگالی نویز به صورت ترکیب دو گوسی با میانگین صفر و انحراف معیارهای مختلف در نظر گرفته شده است.

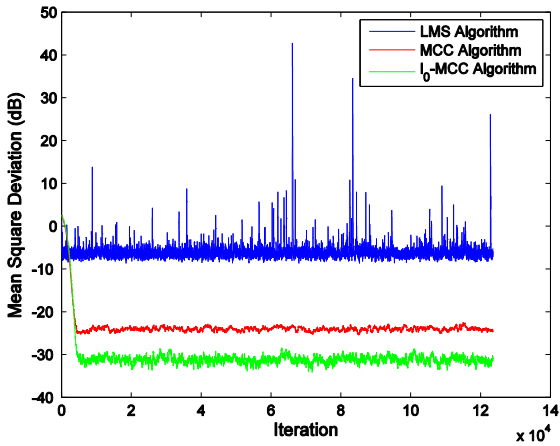
$$f_z(z) = 0.5N(0, 0.1) + 0.5N(0, 10) \quad (30)$$

در رابطه (۳۰) منظور از $N(\mu_z, \sigma_z^2)$ تابع توزیع گوسی با میانگین μ_z و پراش σ_z^2 است. رابطه تابع توزیع (۳۰) در شکل ۴ نشان داده شده است. پهنای کرنل σ در روابط به روزرسانی الگوریتم MCC برابر با ۲ در نظر گرفته شده است. بقیه پارامترهای الگوریتم‌ها مانند اندازه گام μ_{MCC} ، پارامتر تنظیم بده بستان λ و پارامتر تنکی β به ترتیب برابر با 0.01 ، 0.01 و 0.01 و انتخاب شده‌اند. برای مقایسه عملکرد الگوریتم‌های توصیف شده در قسمت‌های قبل، از معیار مشهور میانگین مربعات انحراف^{۱۲} استفاده شده است.

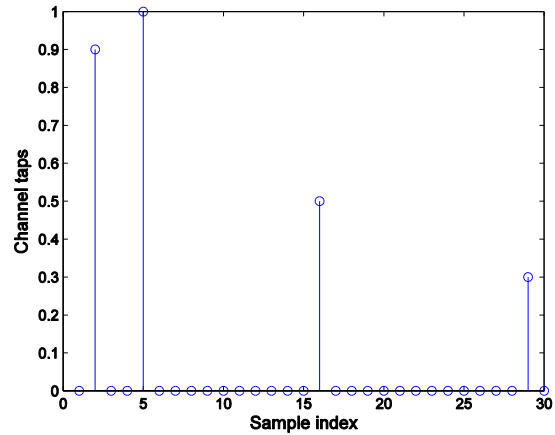
$$MSD(n) = E \left[\|W^o - W(n)\|_b^2 \right] \quad (31)$$

شکل ۵ عملکرد الگوریتم‌های مختلف را در حضور نویز ضربه‌ای (۳۰) با پاسخ ضربه تنک (۲۹) نشان می‌دهد. همان طور که مشاهده می‌شود، الگوریتم LMS (۱۰) در برخی نمونه‌ها، خطای بسیار بزرگی دارد. علت این پدیده، ذات ضربه‌گونه سیگنال گفتار مورد استفاده است. دامنه‌های بزرگ و ناگهانی برخی نمونه‌های سیگنال گفتار، می‌تواند به روزرسانی بردار ضرایب الگوریتم LMS را مختل کند. از طرف دیگر، الگوریتم MCC بر نمونه‌های حاوی ضربه ناگهانی یک تابع‌نمایی نزولی را در به روزرسانی اعمال می‌کند و باعث حذف نمونه‌های پرت از روند یادگیری الگوریتم می‌شود. به منظور مقابله با ویژگی تنک بودن کانال صوتی، الگوریتم MCC با نرم صفر اصلاح شده است و الگوریتم پیشنهادی نوین (۲۸) در شرایط مختلف نویز غیرگوسی با کانال تنک توانسته است جواب مطلوب‌تری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها به دست آورد که در شکل ۵ نتیجه MSD نشان داده شده است. از آنجایی که در اکثر مقالات برای مقایسه عملکرد الگوریتم‌های وقتی در شرایط عادلانه، از سیگنال ورودی گوسی استفاده می‌کنند، الگوریتم پیشنهادی با سیگنال ورودی $s(n)$ از تابع توزیع گوسی نرمال سفید نیز اجرا شده و نتیجه عملکرد در شکل ۶ ترسیم شده است. همان طور که مشاهده می‌شود الگوریتم پیشنهادی از نظر دقت، عملکرد برتری نسبت به LMS و MCC دارد.

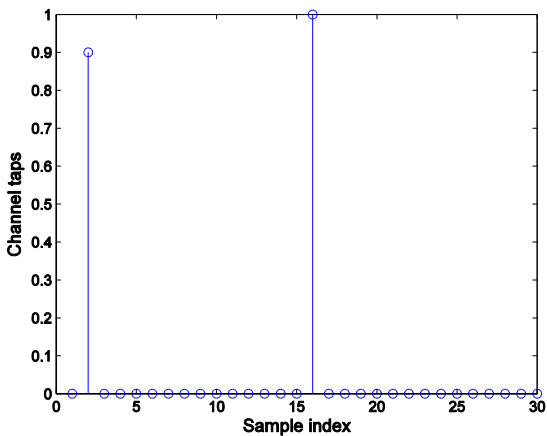
مقاومت الگوریتم پیشنهادی برای نویزهای غیرگوسی گوناگون و کانال‌های صوتی با پاسخ ضربه‌های تنک مختلف، با شبیه‌سازی‌های



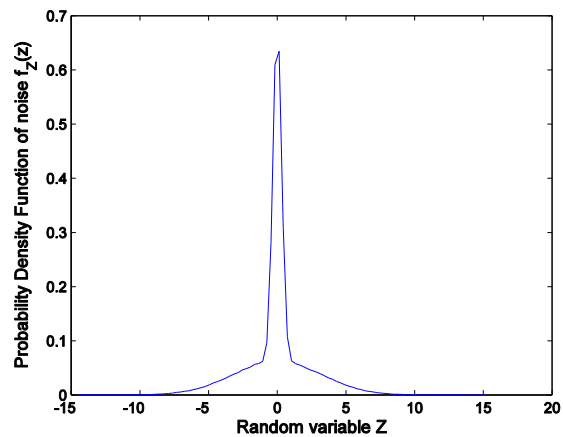
شکل ۶: مقایسه کارایی MSD الگوریتم‌های افقی در حضور نویز ضربه‌ای (۳۰) با کانال تنک (۲۹) و سیگنال $s(n)$ گوسی نرمال سفید



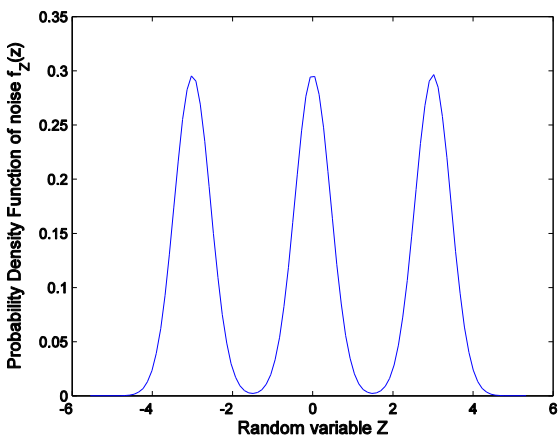
شکل ۳: یک کانال صوتی تنک نوعی (۲۹)



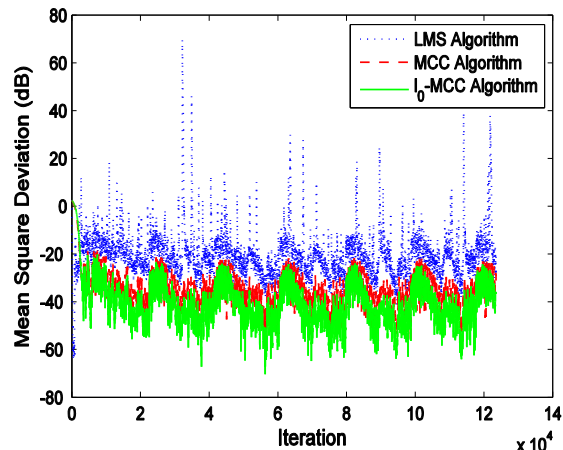
شکل ۷: یک کانال صوتی تنک نوعی (۳۲)



شکل ۴: تابع چگالی احتمال نویز ضربه‌ای شامل مخلوط دو گوسی با میانگین صفر و انحراف معیارهای متفاوت (۳۰)



شکل ۸: تابع چگالی احتمال نویز غیرگوسی، شامل مخلوط سه گوسی با میانگین‌های مختلف و انحراف معیارهای یکسان (۳۳)

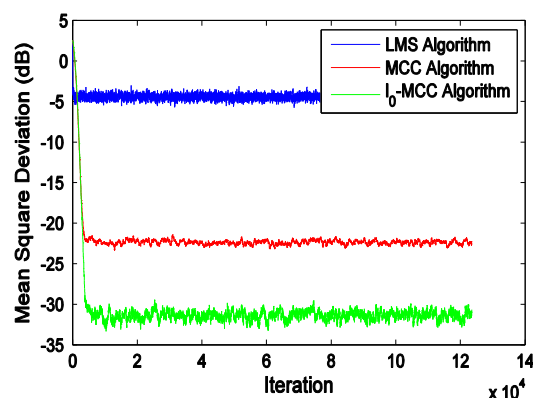


شکل ۵: مقایسه کارایی MSD الگوریتم‌های افقی در حضور نویز ضربه‌ای (۳۰) با کانال تنک (۲۹) و سیگنال گفتار $s(n)$ واقعی

- [5] P. A. Naylor, J. Cui and M. Brookes, "Adaptive algorithms for sparse echo cancellation," *Signal Processing*, vol. 86, pp. 1182-1192, 2006.
- [6] G. Su, J. Jin, Y. Gu and J. Wang, "Performance analysis of l0-norm constraint least mean square algorithm," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 60, no. 5, pp. 2223-2235, 2012.
- [7] Y. Gu, J. Jin, and S. Mei, "L0-norm constraint LMS algorithm for sparse system identification," *IEEE Signal Processing Letter*, vol. 16, no. 9, pp. 774-777, 2009.
- [8] F. R. Avila and L. W. P. Biscainho, "Bayesian restoration of audio signals degraded by impulsive noise modeled as individual pulses," *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 20, no. 9, pp. 2470-2481, 2012.
- [9] M. Niedzwiecki and M. Ciolek, "Elimination of impulsive disturbances from archive audio signals using bidirectional processing," *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 21, no. 5, pp. 1046-1059, 2013.
- [10] I. Kauppinen, "Methods for detecting impulsive noise in speech and audio signals," *IEEE International Conference on Digital Signal Processing*, vol. 2, pp. 967-970, 2002.
- [11] N. J. Bershad, "On error saturation nonlinearities for LMS adaptation in impulsive noise," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no. 9, pp. 4526-4530, 2008.
- [12] L. Shi and Y. Lin, "Convex combination of adaptive filters under the maximum correntropy criterion in impulsive interference," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 21, no. 11, pp. 1385-1388, 2014.
- [13] W. Lin, P. P. Pokharel and J. C. Principe, "Correntropy: Properties and applications in non-Gaussian signal processing," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 55, no. 11, pp. 5286-5298, 2007.
- [14] J. M. Gorriz, J. Ramirez, S. Cruces-Alvarez, C. G. Puntonet, E. W. Lang and D. Erdogmus, "A novel LMS algorithm applied to adaptive noise cancellation," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 16, no. 1, pp. 34-37, 2009.
- [15] S. C. Chan and Y. X. Zou, "A recursive least M-estimate algorithm for robust adaptive filtering in impulsive noise: Fast algorithm and convergence performance analysis," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 52, no. 4, pp. 975-991, 2004.
- [16] S. Bayram and S. Gezici, "On the performance of single-threshold detectors for binary communications in the presence of Gaussian mixture noise," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 58, no. 11, pp. 3047-3053, 2010.

زیرنویس‌ها

- *Maximum Correntropy
 *Zero norm
 *Desired signal
 *Cleaned speech
 *Stochastic gradient descent
 *Step size
 *Mean Square Error
 *Maximum correntropy criterion
 * Kernel
 * Stochastic gradient ascent



شکل ۹: مقایسه کارایی MSD الگوریتم‌های فوقی در حضور نویز غیرگوسی (۳۳) با کانال تنک (۳۲) و سیگنال $s(n)$ گوسی نرمال سفید

۴- نتیجه‌گیری

در یک سناریوی حذف نویز، سیگنال‌های گفتار معمولاً شامل تغییرات ناگهانی و دامنه‌های بزرگ هستند که به صورت اغتشاش ضربه‌ای مدل شده‌اند. از طرف دیگر، پاسخ ضربه کانال‌های صوتی در عالم واقعیت به صورت تنک هستند. در این مقاله، به منظور بهبود عملکرد الگوریتم LMS برای حذف نویز صوتی، یک الگوریتم وفقی نوین طراحی شده است. تابع هزینه پیشنهادی شامل معیار بیشینه‌سازی کرانتروپی خطا و کمینه‌سازی نرم صفر بردار فیلتر وفقی است. به منظور مقاوم نمودن الگوریتم در مقابل نویزهای ضربه‌ای و غیرگوسی از معیار بیشینه‌سازی کرانتروپی خطا در تابع هزینه استفاده شده است. از طرف دیگر، به منظور بهبود بیش‌تر عملکرد الگوریتم در شناسایی کانال‌های صوتی تنک، معیار کمینه‌سازی نرم صفر ضرایب فیلتر نیز در تابع هزینه پیشنهادی لحاظ شده است. الگوریتم پیشنهادی در نویزهای غیرگوسی مختلف از جمله نویز ضربه‌ای همچون در کانال‌های صوتی با میزان تنکی مختلف، مورد بررسی قرار گرفته است. الگوریتم پیشنهادی نقاط ضعف الگوریتم LMS را در شرایط نویز ضربه‌ای و کانال صوتی تنک پوشش داده است. برتری الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم LMS توسط شبیه‌سازی‌های فراوان مورد بررسی قرار گرفته و عملکرد مناسب آن در کاربرد حذف نویز از سامانه‌های صوتی نشان داده شده است.

مراجع

- [1] B. Farhang-Boroujeny, *Adaptive Filters: Theory and Applications*, New York: John Wiley, 1998.
- [2] A. H. Sayed, *Fundamentals of Adaptive Filtering*, New York: Wiley, 2003.
- [3] J. Arenas-Garcia and A. R. Figueiras-vidal, "Adaptive combination of proportionate filters for sparse echo cancellation," *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 17, no. 6, pp. 1087-1098, 2009.
- [4] D. Communiello, M. Scarpiniti, L. A. Azpicueta-Ruiz, J. Arenas-Garcia and A. Uncini, "Nonlinear acoustic echo cancellation based on sparse functional link representations," *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 22, no. 7, pp. 1172-1183, 2014.

^{۱۱} Outlier

^{۱۲} Gaussian Mixture Model

^{۱۳} Mean Square Deviation