

حذف نویز به صورت فعال در سیگنال‌های باند باریک و طیف گسترده به کمک تکنیک یادگیری کمو

بهرروز رئیسی^۱، شاپور گل‌بهارحقیقی^۲ و سید علی اکبر صفوی^۳

۱- دانشجوی دکتری - دانشکده برق و کامپیوتر - دانشگاه شیراز و کارشناس ارشد پژوهشکده مکانیک

پژوهشگاه فضایی ایران - سازمان فضایی ایران - شیراز - ایران

raeisy@shirazu.ac.ir

۲- استادیار دانشکده برق و کامپیوتر - دانشگاه شیراز - شیراز - ایران

golbahar@shirazu.ac.ir

۳- استاد دانشکده برق و کامپیوتر دانشگاه شیراز - شیراز - ایران

safavi@shirazu.ac.ir

چکیده: آلودگی صوتی یکی از معضلات جدی جوامع صنعتی است. هر چند روش‌های سنتی متکی بر جذب صوت کاربردهای فراوانی دارند، اما این روش‌ها در فرکانس‌های پایین کارایی لازم را ندارند. برای غلبه بر این مشکل روش‌های فعال برای حذف نویز ارائه شده‌اند. در این تحقیق، ایده جدیدی مبتنی بر یادگیری تقویتی برای کاهش نویز صوتی به صورت فعال پیشنهاد گردیده است. بدین منظور، برای حذف نویز به صورت فعال برای یک سیگنال تناوبی، یک روش پایه ارائه و سپس به گونه‌ای تکمیل گردید که برای سیگنال‌های چند آوایی باند باریک با تعداد هارمونیک بالا نیز عملکرد مناسبی داشته باشد. در گام بعدی سیگنال‌های طیف گسترده مد نظر قرار گرفته و با شکستن آن در حوزه فرکانس و کمک از یادگیری تقویتی مسأله حل گردید. نکته مشترک و مثبت در کلیه روش‌ها، بی‌نیازی به مدل محیط برای پیاده‌سازی آن است. ترکیب روش یادگیری تقویتی و روش‌های سنتی در حذف نویز سیگنال‌های طیف گسترده نیز از حوزه‌های جدید مورد مطالعه در این مقاله است. در این حالت، سرعت پاسخ نسبت به حالت قبل ذکر شده در مقاله افزایش می‌یابد اما در عوض اطلاعاتی از دینامیک محیط مورد نیاز است. این رویه باعث می‌گردد که بر خلاف روش‌های قدیمی، سیستم خود را با تغییرات آهسته دینامیک سازگار نماید. صحت عملکرد هر روش با شبیه‌سازی تایید گردیده است.

واژه‌های کلیدی: حذف نویز فعال، سیگنال باند باریک، سیگنال پهن باند، یادگیری تقویتی، یادگیری کمو

۱- مقدمه

مشکلات زیادی را برای وی به ارمغان آورده است. یکی از نتایج این زندگی ماشینی، فاصله گرفتن از محیط آرام، ساکت و دلنشین طبیعت و وارد شدن در محیط‌های با آلودگی‌های صوتی فراوان ناشی از حضور هزاران ماشین پرسر و صدا در اطراف وی است. در چنین شرایطی، یکی از مسائل فرارو، بویژه برای اپراتورهای دستگاه‌ها که به شدت در معرض این آسیب‌های صوتی هستند، کم کردن نویز صوتی محیط است. روش سنتی در کنترل صدای مزاحم استفاده از روش‌های غیر فعال نظیر جاذب‌های صوتی و محصور نمودن ناحیه [۱، ۲] مورد نظر است. این

هرچند که حرکت تدریجی بشر به سمت مکانیزه کردن هر چه بیشتر فعالیت‌های مورد لزوم، از بسیاری جهات زندگی را برای وی ساده‌تر کرده، ولی از سوی دیگر

تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۱/۰۹/۱۲

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۲/۰۱/۲۸

نام نویسنده مسئول : بهروز رئیسی

نشانی نویسنده مسئول : ایران - شیراز - خیابان زند - دانشگاه

شیراز - دانشکده برق و کامپیوتر

حذف نویز به صورت فعال در سیگنال های باند باریک و طیف گسترده به کمک تکنیک یادگیری کیو

روش جزء روش های هوشمند مبتنی بر پس‌خور است و تخمینی از دینامیک محیط لازم ندارد. بی‌نیاز بودن به مدل سازی محیط برای پیاده‌سازی این طریقه و مقاوم بودن آن در مقابل تغییرات در طول زمان، از مزیت‌های اصلی این روش نسبت به روش‌های شناخته شده نظیر FXLMS، است که شرح مختصری از آن در بخش سوم خواهد آمد.

در بخش‌های آتی این مقاله مباحث به صورت زیر دنبال خواهند گردید: در بخش دوم به طور اجمالی مروری بر مفاهیم یادگیری تقویتی و بالاحص یادگیری به روش کیو صورت خواهد پذیرفت. مساله حذف نویز به صورت فعال و روش‌های موجود در سومین بخش معرفی می‌گردند. در بخش چهارم ابتدا روشی اولیه مبتنی بر یادگیری تقویتی برای حذف نویز سیگنال‌های باند باریک مرور خواهد گردید [۱۱] و سپس با تغییراتی، روش به نحوی تکمیل می‌گردد که برای سیگنال‌های چند آوایی باند باریک^۳ نیز عملکرد مناسبی داشته باشد. در بخش پنجم دو روش برای سیگنال‌های طیف گسترده ارائه گردیده و مزایا و معایب آن بررسی می‌شود. بخش ششم به شبیه‌سازی و بررسی نتایج آن تخصیص یافته و در آخرین بخش نتیجه‌گیری انجام خواهد پذیرفت.

۲- یادگیری تقویتی

روش یادگیری تقویتی، طبیعی‌ترین روش یادگیری است و از طبیعت الهام گرفته شده است. یک حشره برای رسیدن به هدف خود، که می‌تواند غذایی لذیذ باشد، توسط یک سیستم خارجی آموزش نمی‌بیند و یا از بین راه‌های موجود از پیش تعیین شده همگی را امتحان نمی‌کند تا بهترین راه را برگزیند. حشره با حرکت در محیط و اخذ پاسخ‌های محیط، که می‌تواند شدت بوی غذای دلخواهش باشد، به سمت غذا حرکت می‌نماید. در این روش نه از کمک ناظر خارجی خبری است و نه مجموعه راه‌ها و نتایج به دست آمده از قبل مشخص است تا کاربر بتواند با طبقه‌بندی آنها از طریق مشخصات استخراجی، بهترین راه را برگزیند، بلکه عامل^۴ با تعامل^۵ با محیط^۶ و گرفتن پاداش^۷ (یا منفی آن که اصلاح تنبیه^۸ برای آن مناسبتر است) و بدان سیگنال تقویتی^۹ نیز گفته می‌شود، فرایند یادگیری را تکمیل

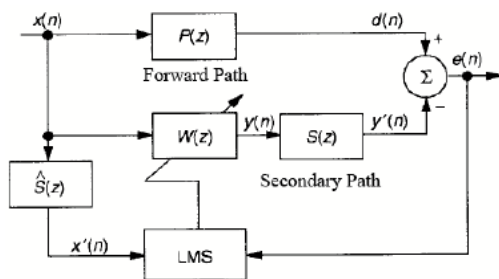
روش‌ها ساده و در محدوده وسیعی از طیف فرکانسی کارا بوده، به صرف انرژی و نگهداری چندان در طول عملکرد خود نیازی نداشته و در صورت عدم مشکل مکانیکی تا مدت‌ها می‌توانند به کار خود ادامه دهند، ولی در فرکانس‌های پایین هزینه‌بر و گاهی به علت غیر متعارف شدن ابعاد جاذبها مؤثر نیستند.

پیشنهاد استفاده از روش‌های فعال (ANC^۱) برای این موضوع سابقه نسبتاً دیرینی دارد و نخستین بار توسط Lueg در سال ۱۹۳۶ ارائه شده است [۳]. هر چند این پیشنهاد در آن روز به دلیل عدم امکان پیاده‌سازی توسط تکنولوژی موجود به صورت عملی استفاده نشد، اما امروزه مقالات زیادی در این زمینه به چشم می‌خورند. اصول این روش بر پایه ایجاد سیگنال‌هایی الکترواکوستیک تحت کنترل استوار است که توسط یک مجموعه بلندگو به محیط اعمال می‌گردند. در این سیستم، سیگنال ایجاد شده باید پس از گذر از محیط در ناحیه مورد نظر، سیگنالی حتی‌المقدور با اندازه مساوی و البته با ۱۸۰ درجه اختلاف فاز نسبت به نویز صوتی موجود تولید نماید که این فرایند در حالت ایده‌آل، به ایجاد "ناحیه‌ای ساکت"^۲ در منطقه مورد نظر می‌انجامد. کاربردهای فراوانی نظیر کم کردن صدای موتور آسانسور در کابین آن [۴]، کنترل صدای موتور در کابین وسیله نقلیه [۵]، کاهش نویز انتقالی از کانال یک سیستم تهویه مطبوع [۶]، کاهش نویز صوتی پروانه یک قایق پرسرعت [۷] و صدای داخل کابین [۸]، کاهش صدای یک قایق دو موتوره [۹]، یا بهبود کیفیت گوشی [۱۰] از جمله موارد استفاده برای ANC است.

از طرف دیگر، یادگیری تقویتی یکی از روش‌های شناخته شده در شاخه هوش مصنوعی و یادگیری ماشین است. این روش به علت سادگی و محاسبات اندک مورد نیاز برای آن، بسیار مورد علاقه محققان برای حل مسائل گوناگون قرار گرفته است. در این تحقیق، از این تکنیک برای حذف نویز به صورت فعال استفاده شده است. در روش پیشنهادی مساله یادگیری تقویتی به گونه‌ای تعریف می‌گردد که سیستم با نگرستن به توان نویز صوتی، در طول زمان می‌آموزد که در هر حالت چگونه رفتاری از خود نشان دهد که نویز خروجی به بهترین صورت حذف گردد. این

گردش یک چرخ و یا عملیات رفت و برگشت یک پیستون با فرکانس ثابت است. در این نوع مسائل توان نویز در یک فرکانس اصلی و سپس در هارمونیک‌های تولید شده آن است. به این نوع سیگنال، سیگنال چند آوایی باند باریک گفته می‌شود. البته، حالت خاص که توان نویز در یک هارمونیک متمرکز شده است، به نام سیگنال باند باریک تک آوا شناخته می‌شود. در برخی دیگر از موارد، توان نویز در گستره‌ای از محدوده فرکانسی پخش شده است که به این نوع اخیر سیگنال طیف گسترده یا پهن باند^{۱۶} گفته می‌شود.

برای سیگنال‌های باند باریک می‌توان مدلی فرض نمود و کنترل‌کننده ANC می‌تواند با تغییر پارامترهای مدل متناسب با وضعیت، سیگنال با فاز معکوس را بازسازی نماید، اما اگر نویز تولید شده از منبع از نوع پهن باند باشد که نتوان مدل مناسبی برای آن یافت (برای مثال، اگر سیگنال تقریباً نویز سفید باشد) آنگاه برای یافتن سیگنال معکوس در ناحیه دلخواه باید علاوه بر سیگنال خطا، از منبع نویز نیز نمونه‌برداری صورت پذیرد و با گذراندن آن از فیلتر مناسب، در نهایت در نقطه هدف سیگنالی معکوس با سیگنال رسیده شده از منبع نویز، تولید گردد. یکی از مشهورترین روش‌های مورد استفاده در ANC روش FXLMS^{۱۷} است که بلوک دیاگرام آن در شکل (۱) نشان داده شده است [۱۴].



شکل (۱): بلوک دیاگرام کنترل نویز با روش FXLMS [14]

این روش ابتدا توسط Burgess [۱۵] برای ANC پیشنهاد داده شد که هدف اسلوب ارائه شده حذف نویز صوتی در نقطه‌ای دلخواه از محیط است. این سیگنال که نمونه n ام آن با $d(n)$ نشان داده شده، در حقیقت تغییر یافته نویز تولید شده در منبع تولید نویز $(x(n))$ پس از گذر از محیط است. دینامیک این مسیر در محیط با $P(z)$

می‌نماید. در حقیقت، هدف یادگیری، چگونگی نسبت دادن یک عمل^{۱۱} به هر حالت^{۱۱} موجود، به گونه‌ای است که یک سیگنال عددی را پیشینه نماید [۱۲]. بیشترین مزیت حل با روش یادگیری تقویتی در ارتباط با سیستم‌هایی است که مدل سیستم به طور دقیق و کامل شناخته شده نیست و در آن عامل می‌خواهد با تعامل با محیط به یک سیاست بهینه^{۱۲} برسد. منظور از سیاست، همان روش عامل در انتخاب عمل در حالت‌های مختلف است.

مشهورترین و شاید ساده‌ترین روش یادگیری تقویتی روش یادگیری کیو (QL) است. QL جزو دسته‌بندی سیاست خاموش^{۱۳} و گروه تفاوت زمانی^{۱۴} است. این روش بر اساس ارزش عمل - حالت است که برای هر عمل و حالت در یک جدول به نام $Q(s, a)$ ذخیره شده است. در جدول $Q(s, a)$ مقدار مورد انتظار پاداش در طولانی مدت برای حالت s و عمل a ذخیره شده است.

مقادیر جدول $Q(s, a)$ برای کنترل رفتار عامل استفاده می‌شود. به عبارت دیگر، هنگامی که یک عامل در حالت s قرار دارد، عملی را که دارای مقدار متناظر بیشتری در جدول $Q(s, a)$ است، با احتمال بیشتری انتخاب می‌نماید. بنابراین، تخمین مقادیر این جدول بسیار مهم بوده، بهبود تخمین مقادیر این جدول با فرمول بازگشتی زیر در هر گام زمانی صورت می‌پذیرد:

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha [r_{t+1} + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t)] \quad (1)$$

که در آن s_t و a_t حالت و عملی هستند که در t امین گام زمانی، سیستم در آن بوده است، γ نرخ تنزیل^{۱۵} و اعداد مثبتی بین صفر و یک هستند. نقش γ جلوگیری از رفتن پاداش نهایی به سمت بی‌نهایت و α بر نرخ یادگیری سیستم تاثیرگذار است. تعاریف دقیق‌تر و نقش هر کدام بحث‌های بیشتری را می‌طلبد که از حوصله این مقاله خارج است و به مراجعه به منابع مرتبط خواهد نیاز داشت [۱۲، ۱۳].

۳- روش‌های حذف نویز به صورت فعال

ANC بر حسب نوع طیف فرکانسی سیگنال نویز صوتی می‌تواند به دسته‌های مختلفی تقسیم شود. در برخی از کاربردها نویز ورودی حاصل از یک عملیات تناوبی نظیر

حذف نویز به صورت فعال در سیگنال های باند باریک و طیف گسترده به کمک تکنیک یادگیری کیو

بنابراین، با تغییر مدل محیط در طول عملکرد و یا خطا در مدل سازی بازدهی نهایی کاهش می یابد.

۴- حذف نویز برای سیگنال های باند باریک

در این بخش مروری بر یک روش ارائه شده مبتنی بر یادگیری تقویتی برای حذف نویز سیگنال های باند باریک صورت خواهد پذیرفت [۱۱] و سپس با ارائه پیشنهادهایی روش به نحوی تکمیل می گردد که برای سیگنال های چند آوایی باند باریک^{۲۱} با تعداد هارمونیک بالا نیز عملکرد مناسبی داشته باشد.

۴-۱- حذف نویز و یادگیری تقویتی

استفاده از یادگیری تقویتی با روش QL برای حذف نویز صوتی ابتدا در سال ۲۰۱۲ توسط رئیسی و گلپهار [۱۱] ارائه شد که علی رغم نوآوری و مزایایی که در پی داشت، با افزایش تعداد هارمونیک با چالش هایی روبه رو می گردید. در ادامه، روش پیشنهادی و مشکلات آن مورد بحث قرار می گیرد.

شکل (۲) بلوک دیاگرام این روش را که با استفاده از یک کنترل کننده QL شکل گرفته است، نشان می دهد. این سیستم در حالت کامل شده برای حذف نویز یک سیگنال تناوبی با M هارمونیک پیشنهاد گردیده است. کنترل کننده $u(t)$ پیشنهادی برای این کار، دارای $2M$ متغیر و به صورت رابطه (۳) تعریف می گردد.

$$u(t) = \sum_{m=1}^M a_{2m-1} \cos m\omega_0 t + a_{2m} \sin m\omega_0 t \quad (3)$$

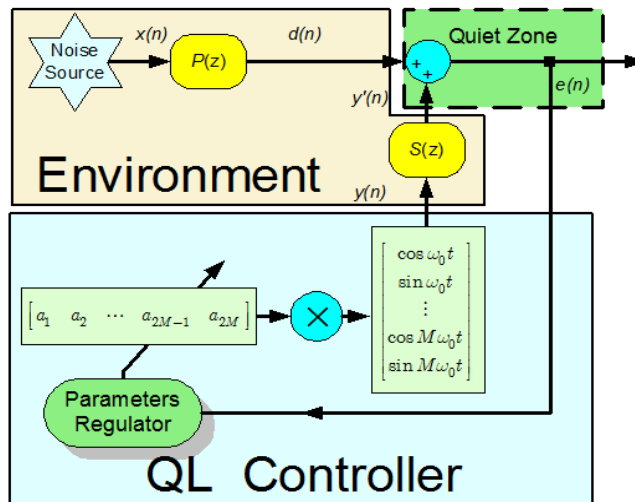
هدف در این مسئله، یافتن مقادیر a_1 تا a_{2M} است، به گونه ای که سیگنال های تولید شده در رابطه (۳) بتوانند پس از گذر از دینامیک مسیر ثانویه، نویز موجود در محیط در ناحیه ساکت را خنثی کند و توان سیگنال صوتی در آن ناحیه را به سمت صفر ببرد.

نشان داده شده و اصطلاحاً بدان مسیر پیشرو^{۱۸} گفته می شود. در این تکنیک، از نویز در منبع تولید خود نمونه برداری شده و فیلتر و فقی $W(z)$ به تدریج به گونه ای تنظیم می شود که خروجی آن پس از گذر از محیط بتواند در ناحیه مد نظر، سیگنالی هم اندازه، اما با اختلاف فاز ۱۸۰ درجه با سیگنال اولیه ایجاد نماید. دینامیک محیط از خروجی فیلتر و فقی $W(z)$ به محیط با $S(z)$ نشان داده شده و به دینامیک مسیر ثانویه^{۱۹} مشهور می باشد. اگر بردار پاسخ ضربه $W(z)$ در n امین گام با $\mathbf{W}(n) = [w_0(n) \ w_1(n) \ \Lambda \ w_L(n)]$ نشان داده شود که L طول بردار ضربه و $w_i(n)$ ، i امین المان بردار ضربه در n امین گام باشد، آن گاه می توان اثبات نمود که برای کمینه نمودن حداقل مربعات خطا باید بردار w توسط فرمول (۲) به روز گردد:

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + \mu \mathbf{X}'(n)e(n) \quad (2)$$

که $x'(i)$ ، i امین نمونه خروجی نویز پس از گذر تابع تبدیل مدل سازی شده دینامیک مسیر ثانویه $(\hat{S}(z))$ برای تعریف بردار $\mathbf{X}'(n)$ به صورت $\mathbf{X}'(n) = [x'(n) \ x'(n-1) \ \Lambda \ x'(n-L+1)]$ یک عدد مثبت برای به عنوان گام پیشروی و $e(n)$ نیز نمونه n ام سیگنال پس خور است.

همان گونه که از رابطه (۲) و شکل (۱) مشخص است، از ملزومات این روش داشتن مدلی از مسیر ثانویه $(\hat{S}(z))$ است. به همین منظور، در اکثر کاربردها این تخمین با مدل سازی مسئله به صورت برون خط^{۲۰} محاسبه می گردد [۵] و هنگام اجرای متد با فرض نامتغیر بودن دینامیک از این مدل ثابت استفاده می گردد، اما در برخی از کاربردها سیستم به صورت و فقی در هر گام تخمین زده شده و از مقدار تخمین زده شده برای کنترل نویز استفاده می گردد. در روش اول، در زمان اجرا زمانی برای تخمین کانال صرف نمی گردد و در نتیجه بار محاسباتی کمتری برای اجرا لازم دارد، ولی برخلاف روش دوم از مزایای و فقی بودن استفاده نمی نماید.



شکل (۲): حذف نویز برای سیگنال‌های باند باریک با QL.

$$\Lambda_m \equiv \{\text{dec}(a_1), \text{inc}(a_1), K, \text{dec}(a_{2M}), \text{inc}(a_{2M}), \text{noAction}\} \quad (5)$$

احتمال انتخاب عمل بین اعمال فوق در حالت s بسته به مقدار متناظر آن برای هر عمل در جدول $Q(s, a)$ و بر طبق متد ϵ -حریصانه [۱۲] است و نحوه به‌روز آوری جدول Q مطابق فرمول مشهور QL به صورت رابطه (۱) است.

تنها کمیت باقی‌مانده تعریف سیگنال پاداش است. روش QL سعی در بیشینه کردن تابع پاداش خود در طولانی مدت را دارد. بنابراین، با توجه به هدف سیستم که کاهش توان نویز در ناحیه ساکت است، منفی توان سیگنال در محیط به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. با این تعریف بیشینه کردن پاداش، معادل صفر نمودن توان نویز در خروجی و یا ساکت بودن مطلق ناحیه مورد نظر خواهد گردید. اگر دوره تناوب زمانی اعمال^{۲۳} فرمان با T_a نشان داده شود، آنگاه در بازه زمانی بین $(k-1)T_a$ و kT_a سیگنال پاداش با $R[k]$ نشان داده شده و به صورت رابطه (۶) تعریف می‌گردد.

$$R[k] = -\overline{e^2(kT_a)} = -\frac{1}{T_a} \int_{t=(k-1)T_a}^{kT_a} e^2(t) dt \quad (6)$$

هرچند با تعریف کنترل‌کننده QL، متغیر حالت و مجموعه اعمال و سیگنال پاداش تعریف مسئله کامل گردید اما در اجرا روش مشکلاتی را خواهد داشت که ذیلاً بدان پرداخته می‌گردد.

با توجه به اینکه روش یادگیری تقویتی برای این منظور انتخاب شده، لذا تعریف متغیر حالت، عمل‌های قابل قبول و مشخص نمودن سیگنال تقویتی یا پاداش از مراحل کار هستند.

برای تعریف متغیر حالت می‌توان از مقدار عددی شده پارامترهای a_1 تا a_{2M} استفاده نمود. لذا تابع S_M برای نسبت دادن یک عدد به حالت سیستم، برای سیگنال باند باریک با M هارمونیک، به صورت (۴) تعریف گردیده است.

$$S_M(a_1, \dots, a_{2M}) = 1 + \sum_{m=1}^M N^{m-1} \text{Digi}(a_m) \quad (4)$$

که تابع $\text{Digi}(a_m)$ وظیفه کوانتیزه کردن a_m از مقدار حداقل تا حداکثر ممکن خود، به عدد 0 تا $N-1$ را بر عهده دارد. به سادگی این موضوع قابل بررسی است که تابع S_M مقداری صحیح، بین 1 تا N^{2M} را به حالت سیستم نسبت خواهد داد.

در گام بعدی عملگرهای **dec** و **inc** به منظور افزایش و کاهش پارامتر خود به اندازه انتخاب شده *step* (به شرطی که از محدوده مجاز خود خارج نشود) و **noAction** برای بدون تغییر ماندن همه پارامترها معرفی می‌گردند. با کمک تعاریف فوق مجموعه $\Lambda_M(s)$ که نشان‌دهنده اعمال مجاز در حالت دلخواه s است، با $4M+1$ عضو با ضابطه (۵) تعریف می‌گردد.

حذف نویز به صورت فعال در سیگنال های باند باریک و طیف گسترده به کمک تکنیک یادگیری کیو

الگوریتم کاهش ابعاد و محاسبات مسئله اولیه است. دیاگرام شکل (۳) نیز بر این اساس برای حذف نویز پیشنهاد گردیده است.

این روش در اصول ANC از آنچه در بخش قبل آمده بود، تبعیت می نماید؛ یعنی نویز صوتی $(x(n))$ ، پس از گذر از دینامیک مسیر اولیه $(P(z))$ ، به ناحیه ای که باید ساکت گردد، می رسد. وظیفه کنترل کننده QL طراحی شده نیز تولید سیگنالی است $(y(n))$ که پس از گذر از دینامیک مسیر ثانویه $(S(z))$ ، در ناحیه ساکت، سیگنالی هم اندازه اما با اختلاف فاز 180° درجه به گونه ای ایجاد نماید که برآیند مجموع $(e(n))$ در ناحیه ساکت به سمت صفر برود. آنچه باعث تفاوت روش شده، شکست تنها کنترل کننده یادگیری تقویتی حالت قبل، به M کنترل کننده در مسیرهای موازی است که وظیفه هر مسیر، کاهش توان نویز تنها در یک هارمونیک است. با قرار دادن $M=1$ در رابطه (۷) تعداد اعضای جدول Q مسیر k ام، که آن را با $Q_k(s, a)$ نشان خواهیم داد، $5 \cdot N^2$ خواهد گردید. به این ترتیب، تعداد کل اعضا برای M جدول در مسیرهای موازی مجموعاً $5 \cdot M \cdot N^2$ به دست خواهد آمد که تغییر حالت نمایی ذکر شده در رابطه (۷) به حالت خطی فعلی دستاورد قابل ملاحظه ای است.

کنترل کننده QL در مسیر فرضی k ام که تنها وظیفه حذف یک هارمونیک را بر عهده دارد با $u_k(t)$ نشان داده شده و توسط رابطه (۸) تعریف می گردد:

$$u_k(t) = a_{2k-1} \cos ka\omega t + a_{2k} \sin ka\omega t \quad (8)$$

بلوک های A_1 تا A_M در شکل (۳) نمایانگر عملکرد یادگیری تقویتی در یک مسیر است. در این شکل در مسیر k ام توان هارمونیک مربوطه به عنوان سیگنال تقویتی به بلوک وارد شده که منفی آن، سیگنال پاداش را تشکیل می دهد. این کنترل کننده بر طبق مقادیر جدول حالت - عمل متناظر $(Q_k(s, a))$ ، به گونه ای اعمال مناسب را انتخاب می نماید که مقادیر a_{2k-1} و a_{2k} در رابطه (۸)، برای حذف نویز در فرکانس متناظر تنظیم شوند. در ضمن، در هر گام با استفاده از رابطه (۱) مقادیر $Q_k(s, a)$ نیز به روز می گردند.

روش QL بر اساس تخمین جدول $Q(s, a)$ و سپس تصمیم گیری انجام عمل بر اساس آن است. تعداد اعضای این جدول در روش پیشنهادی به صورت رابطه (۷)؛ یعنی ضرب تعداد حالات مجاز در تعداد اعمال مجاز در هر حالت، محاسبه خواهد گردید.

$$\Omega(Q(s, a)) = \Omega(s_M) \times \Omega(\Lambda_M(s)) = N^{2 \times M} (4 \times M + 1) \quad (7)$$

که $\Omega(\cdot)$ تابعی است که تعداد اعضای آرگومان را می یابد و M تعداد هارمونیک و N تعداد سطوح عددی شدن هر مؤلفه است همان گونه که مشاهده می شود، تعداد المان های این جدول با بالا رفتن تعداد هارمونیک ها به صورت نمایی افزایش می یابند که این افزایش، مشکلات خود زیر را در پی خواهد داشت:

الف) با بالاتر رفتن تعداد هارمونیک ها تعداد حافظه مورد نیاز برای جدول به شدت افزایش می یابد؛ به گونه ای که در بیش از دو و حداکثر سه هارمونیک تأمین آن به سختی ممکن است و یا هزینه کلی را به صورت غیرقابل قبولی افزایش می دهد.

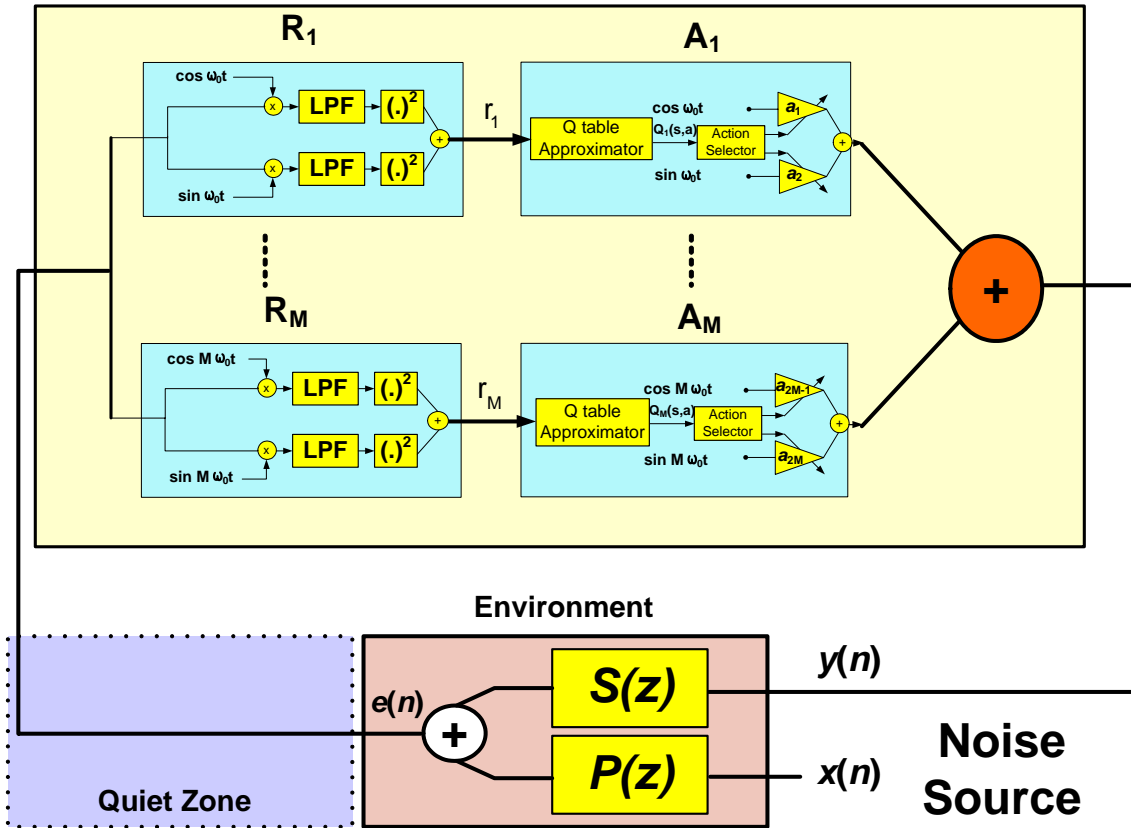
ب) علاوه بر مشکلات سخت افزاری و هزینه تمام شده، با افزایش تعداد المان ها جدول Q مشکل عمده تری بروز می نماید و آن زمان یادگیری سیستم است. این کمیت با تعداد المان ها رابطه هم جیتی دارد و در نتیجه با افزایش تعداد، زمان یادگیری هم افزایش می یابد.

در ادامه، برای رفع مشکلات روشی ارائه می گردد که نتیجه کار در آن به کاهش کلی حافظه مورد نیاز و زمان یادگیری منجر خواهد گردد.

۴-۲- شکستن مسئله به بلوک های کوچک تر

آنچه در رابطه (۷) باعث افزایش تعداد مورد لزوم حافظه مورد نیاز می گردد، رابطه نمایی خروجی با تعداد هارمونیک (M) است. روشی که برای این حل معضل پیشنهاد می گردد، از نظر اصول بسیار با الگوریتم تقسیم و غلبه^{۲۴} [۱۶] مشابهت دارد. در این شیوه، مسئله ای که دارای ابعاد بزرگ است، ابتدا به دو یا چند مسئله کوچک تر و مشابه تقسیم شده و اگر حل مسئله های کوچک تر امکان پذیر باشد آنگاه، با تجمیع جواب های به دست آمده، جواب نهایی به دست خواهد آمد. معمولاً نخستین نتیجه این

Active Noise Control Block Diagram Based on QL Controller



شکل (۳): بلوک دیاگرام کلی شکستن مسئله به بلوک‌های کوچک‌تر

بلوک‌های R_1 تا R_M در شکل (۳) نیز نحوه یافتن توان سیگنال خروجی در فرکانس متناظر را نشان می‌دهد. بدین منظور، به راحتی می‌توان اثبات نمود که پس از ضرب سیگنال خطا در دو مؤلفه عمود بر هم سینوسی و کسینوسی با فرکانس مناسب و گذر از یک فیلتر پایین گذر (LPF^{25}) توان مد نظر یافته می‌شود.

استفاده از این روش مزایای دیگری را هم در پی خواهد داشت، زیرا کم شدن تعداد المان‌ها باعث بهبود زمان یادگیری نیز می‌گردد. علاوه بر آن، استفاده از بلوک‌های مشابه در ساختار که بار محاسباتی کمی بر دوش دارند، باعث می‌شود که امکان پیاده‌سازی سیستم با سیستم‌های ارزان‌قیمت مشابه و موازی وجود خواهد داشت که ساخت و خطایابی سیستم را بسیار ساده‌تر خواهد نمود و در نتیجه مزیت مناسبی در قیمت تمام‌شده در پی خواهد داشت.

۳-۴ تنظیم گام پیشروی به صورت وقتی

انتخاب متغیر $step$ ، که در تعریف عملگرهای

$$step(n) = \kappa \times e^2(nT_a) \quad (9)$$

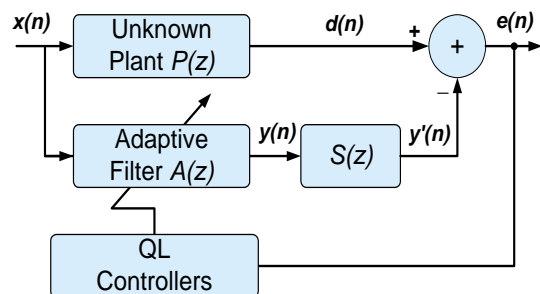
۳-۴ تنظیم گام پیشروی به صورت وقتی

انتخاب متغیر $step$ ، که در تعریف عملگرهای

حذف نویز به صورت فعال در سیگنال های باند باریک و طیف گسترده به کمک تکنیک یادگیری کیو

۵- حذف نویز برای سیگنال طیف گسترده

همان گونه که در بخش ۳ ذکر گردید، اکثر روش های پایه برای حذف نویز طیف گسترده، باید تخمین مناسبی از دینامیک مسیر ثانویه داشته باشند. هرچند که دینامیک مسیر ثانویه، نسبت به مسیر پیشرو معمولاً تحت کنترل و دارای ثبات نسبی مناسبی است، اما دلایل مختلفی نظیر گذشت زمان و یا عوامل محیطی می تواند بر آن تأثیر گذاشته و اختلافی بین دینامیک تخمین زده شده و دینامیک واقعی به وجود آید. این اختلاف به کاهش راندمان و یا در بعضی موارد حاد به ناپایداری منجر خواهد گردید. استفاده از تکنیک های هوشمند نظیر یادگیری تقویتی می تواند در رفع این نقیصه کمک نماید. بدین منظور، در شکل (۴) سیستمی به صورت بلوک دیاگرامی پیشنهاد شده است. اکثر توضیحات و متغیرهای مرتبط با شکل (۱) برای این شکل نیز صادق است با این تفاوت که تنظیم فیلتر و فقی، که در این شکل با $A(z)$ نشان داده شده است، بر عهده یک کنترل کننده مبتنی بر یادگیری Q است. با تعریف صحیح مسئله یادگیری تقویتی برای آن، این کنترل کننده با نگاه کردن به سیگنال خطا، می تواند یاد بگیرد که در هر موقعیت چه عملی را انجام دهد که نتیجه عمل به حذف نویز از محیط منجر شود. پاداشی که برای کنترل کردن نویز در نظر گرفته شده است، از جنس منفی توان است که حداکثر آن در توان صفر اتفاق خواهد افتاد و با بیشینه کردن آن نویز در محیط حذف می گردد.

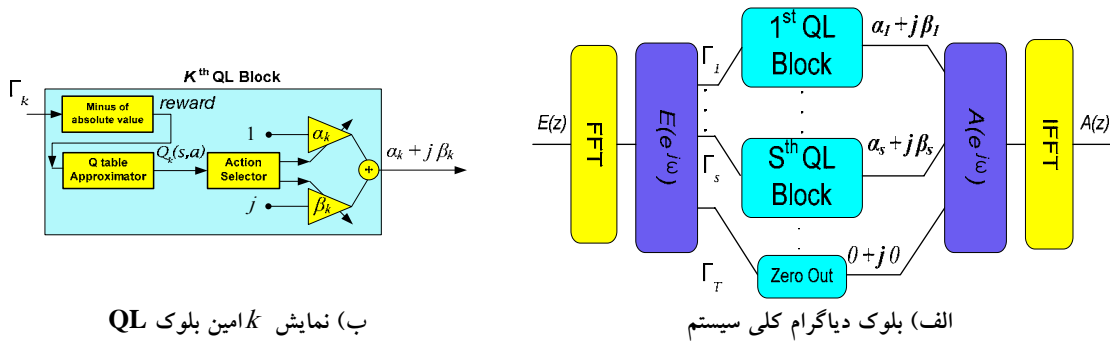


شکل (۴): استفاده از QL در تخمین فیلتر مناسب برای حذف نویز

آنچه که این طریقه پیشنهادی را نسبت به روش های موفقی نظیر MSE^{TV} یا LMS متمایز و ارجح می سازد

موضوع حساسیت نداشتن به عدم تراز زمانی بین خطا و پروسه تنظیم است. به عبارت دیگر، هنگامی که تنظیم پارامتر بر روی $A(z)$ صورت می پذیرد، اثر آن پس از گذر از $S(z)$ در خروجی ظاهر می گردد که در نظر نگرفتن این دینامیک باعث ناپایداری می گردد. روش هایی نظیر FXLMS یا FXRLS^۸ نیز با فرض دانستن دینامیک ثانویه بر این مشکل فائق می آیند [۱۴]. اما در روش یادگیری تقویتی ذات روش بر اساس تخمین پاداش در آینده است و چنین انتظار می رود که اعمالی که پاداش در آینده را بیشینه می کنند را به خوبی یاد بگیرد. اما آنچه در این مسیر مشکل ایجاد می نماید مشکل ابعاد می باشد که در بخش ۴-۱ نیز به مورد مشابه آن برخورد گردید. در مسئله اخیر نیز اگر تنها سیگنال پاداش منفی توان کل در نظر گرفته شود، که باید به وسیله آن کلیه عناصر فیلتر یافته شود ابعاد مسئله به حدی افزایش می یابد که امکان حل آن وجود نخواهد داشت.

برای حل این معضل مشابه حالت قبل، از تکنیک تقسیم و غلبه در حوزه فرکانس استفاده می گردد؛ به گونه ای که هر بلوک با عمل در محدوده خاص فرکانسی، سعی در کاهش توان در همان محدوده را خواهد داشت. در شکل (۵-الف) ساختاری کلی برای این کار پیشنهاد شده است. هدف نهایی از این ساختار یافتن $A(z)$ در حوزه فرکانس است. اگر سیگنال صوتی خروجی و فیلتر $A(z)$ در حوزه فرکانس را با $E(e^{j\omega})$ و $A(e^{j\omega})$ نشان دهیم، نمونه های حوزه فرکانس آن ها در فواصل ثابت ω_c اعدادی موهومی هستند. با دانستن موضوع فوق پارامتر موهومی G_k و اعداد حقیقی a_n و b_n به صورت $\Gamma_k = E(e^{jk\omega_c})$ و $\alpha_k + j\beta_k = A(e^{jk\omega_c})$ تعریف می گردند. هدف در هر مسیر موازی، کاهش مقدار G_k و ابزار در دسترس، تغییر در a_k و b_k است. البته، لازم نیست این عملیات در تمام فضای فرکانسی صورت پذیرد و در قسمت های فرکانس بالا که سیگنالی وجود ندارد، مقادیر متناظر ورودی IFFT اهمیتی ندارد و می توان با مقدار دلخواهی نظیر صفر جایگزین گردند که در شکل (۵-الف) نیز به همین منظور مقادیر $\alpha_{S+1} + j\beta_{S+1}$ تا $\alpha_T + j\beta_T$ در ورودی IFFT با صفر جایگزین گردیده اند.

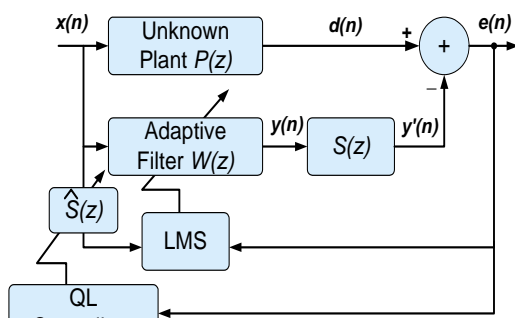


ب) نمایش k امین بلوک QL

الف) بلوک دیاگرام کلی سیستم

شکل (۵): انتقال سیگنال خطا به حوزه فرکانس برای شکستن مسئله به بلوک‌های کوچک‌تر

خواهد شد، اما تغییر تدریجی دینامیک ثانویه اثر نامطلوبی در درازمدت بر جا خواهد گذاشت. در این گونه مسائل، ترکیب روش مشهور FXLMS با یادگیری تقویتی، رویه‌ای مطابق بلوک دیاگرام شکل (۶) پیشنهاد می‌گردد. در این مسئله جدید هم پیاده‌سازی کنترل‌کننده یادگیری تقویتی مطابق شکل (۵) خواهد بود؛ با این تفاوت که خروجی کنترل‌کننده QL به جای $A(z)$ در مسئله قبل، $\hat{S}(z)$ خواهد بود و علاوه بر آن، مقدار اولیه صحیحی نیز برای آن وجود دارد؛ یعنی سیستم سعی خواهد نمود با تغییر $\hat{S}(e^{j\omega_c})$ از مقادیر اولیه خود، تغییرات مسیر ثانویه را به گونه‌ای جبران نماید که مجدداً توان سیگنال نویز صوتی در خروجی به کمترین مقدار ممکن برسد. هرچند که این شیوه مسئله تغییر دینامیک مسیر ثانویه را حل می‌کند، اما از دانستن آن دینامیک بی‌نیاز نیست، زیرا هنگامی که تخمینی دور از $S(z)$ برای $\hat{S}(z)$ استفاده می‌گردد، به علت سرعت بالاتر روش FXLMS نسبت به فرایند یادگیری، ممکن است سیستم قبل از رسیدن به تخمین مناسب ناپایدار گردد.



شکل (۶): استفاده از QL در تصحیح تغییرات دینامیک مسیر

ثانویه

نکته قابل ذکر دیگر اینکه هرچند که در شکل (۵-الف) از تبدیل‌های فوریه سریع ($FFT^{۳۹}$) و معکوس آن ($IFFT^{۳۰}$) به عنوان نماینده‌هایی برای تبدیل به فضای فرکانس و یا بازگشت از آن استفاده شده است، اما تبدیل‌هایی نظیر تبدیل گسسته کسینوسی $[۱۷]$ و تبدیل گسسته هارتلی $[۱۸]$ به جهت پیاده‌سازی ساده‌تر و برای این کار مناسب‌تر هستند $[۱۴]$.

مؤلفه شکل (۵-ب) عملکرد یک بلوک QL را نشان می‌دهد. ورودی این بلوک عددی موهومی است که قدر مطلق آن نشان دهنده وجود سیگنال خطا در آن محدوده فرکانسی است. بنابراین، منفی اندازه آن به عنوان سیگنال پاداش انتخاب گردیده است. در این صورت با بیشینه شدن پاداش (میل عدد منفی به سمت صفر) توان سیگنال خطای نهایی کاهش خواهد یافت. تابع S_k مطابق رابطه (۱۰) عددی بین ۱ تا N^2 را به متغیر حالت نسبت می‌دهد.

$$S_k(\alpha_k, \beta_k) = 1 + \text{Digi}(\alpha_k) + N * \text{Digi}(\beta_k) \quad (10)$$

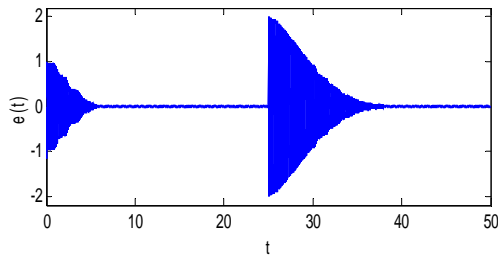
و مجموعه $\Lambda_k(s)$ مطابق رابطه (۱۱) اعمال را برای هر حالت به صورت زیر تعریف می‌نماید:

$$\Lambda_k(s) = \{\text{dec}(\alpha_k), \text{inc}(\alpha_k), \text{dec}(\beta_k), \text{inc}(\beta_k), \text{noAction}\} \quad (11)$$

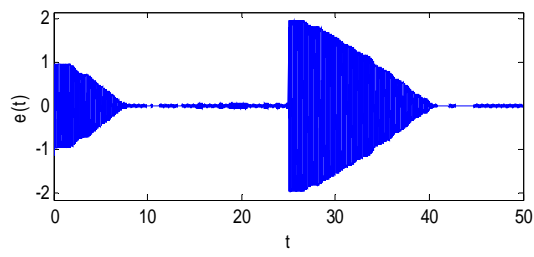
هر چند که رویه پیشنهادی سیستم نیازی به دانستن دینامیک مسیر اولیه و یا ثانویه ندارد، اما زمان همگرایی نسبتاً زیادی دارد. از طرف دیگر، برخلاف روش FXLMS نسبت به تغییرات دینامیک اولیه نیز به کندی پاسخ می‌دهد. لذا با تغییری در محیط، فرایند یادگیری باید دوباره تکرار گردد که این نقیصه‌ای بر این روش است.

حال در برخی از مسائل تخمین صحیح اولیه‌ای از دینامیک مسیر ثانویه وجود دارد که با $\hat{S}(z)$ نشان داده

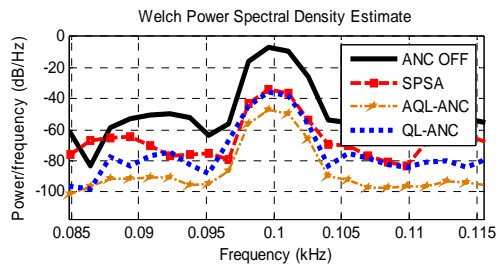
حذف نویز به صورت فعال در سیگنال های باند باریک و طیف گسترده به کمک تکنیک یادگیری کیو



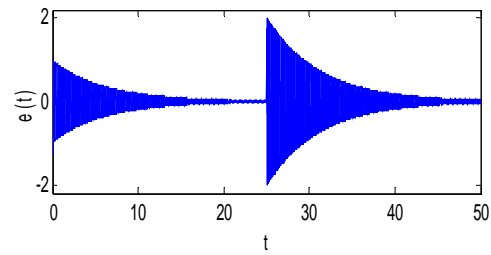
الف) حذف نویز سیگنال تک آوا با QL و گام وفقی (AQL)



ب) سیگنال خطا در روش QL و گام ثابت 0.001



ت) مقایسه چگالی طیفی توان خروجی حالت های مختلف پس از همگرایی



ب) سیگنال خطا در روش ANC-SPSA

شکل (۷): مقایسه نتایج روش QL و SPSA-ANC در سیگنال باند باریک تک آوا با تغییر دینامیک مسیر ثانویه

۶- نتایج شبیه سازی

در نخستین شبیه سازی نویز موجود نویز باند باریک تک آوا با فرکانس 100Hz است و رابطه (۳) با $M = 1$ به عنوان کنترل کننده آن به کار برده شده است. سیستم QL باید به نحوی بهترین عملکرد را در هر حالت تعریف شده بیابد که توان سیگنال خروجی را به سمت صفر ببرد و در این مسیر است که a_1 و a_2 یافته می شوند. حداقل و حداکثر متغیرها مساوی ± 1 و تعداد تقسیمات مساوی ۳۲ ($N = 32$) گرفته شده است. برای اینکه وفقی بودن سیستم به تغییر $S(z)$ نشان داده شود، تغییری ناگهانی و شدید پس از ۲۵ ثانیه شبیه سازی اعمال نموده و دینامیک مسیر ثانویه در منفی یک ضرب گردیده است.

شکل (۷-الف) سیگنال خطا را هنگامی که گام ثابت ($step = 0.001$) است و شکل (۷-ب) با همان شرایط البته با گام وفقی را نشان می دهد. در شکل (۷-پ) نیز همان مسئله با روش ANC-SPSA حل گردیده و سیگنال خطا نمایش داده شده است. در شکل (۷-ت) نیز چگالی طیفی توان (PSD^{۳۵}) برای مقایسه حالت های مختلف رسم شده است.

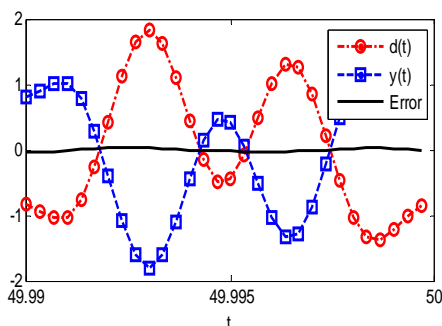
مقایسه بین حالت های مختلف نشان می دهد که هم از نظر زمان همگرایی و هم از نظر میزان حذف نویز رویه پیشنهادی یادگیری تقویتی با گام وفقی بهترین عملکرد را

در ادامه، کارایی روش های پیشنهادی به وسیله شبیه سازی بررسی می شود. برای مقایسه نتایج با موردی نسبتاً مشابه، از دینامیک محیطی همانند آنچه Zhou [۱۹] به کار برد، استفاده گردیده است. Zhou برای حذف نویز سیگنال باند باریک به صورت فعال از روشی بدون نیاز به دینامیک محیطی به نام SPSA-ANC استفاده نمود. تکنیک SPSA^{۳۳} از مشتقات روش بهینه سازی حداکثر شیب^{۳۴} است که مزیت آن، به تنها دو نمونه برداری برای محاسبه بردار گرادینت، مستقل از تعداد پارامترهای مجهول نیاز است [۲۰] تابعی که در SPSA-ANC باید کمینه گردد، توان سیگنال نویز صوتی و پارامترهای مجهول اختلاف فاز و دامنه کنترل کننده نویز برای حذف هارمونیک های سینوسی موجود در محیط است. با انتخاب فرکانس نمونه برداری سه کیلو هرتز، دینامیک محیطی آزمایشگاهی که مبنای شبیه سازی تحقیق جاری و Zhou و برخی دیگر از تحقیق ها [۲۱، ۲۲] قرار گرفته است، به صورت زیر است:

$$P(z) = 0.8z^{-9} + 0.6z^{-10} - 0.2z^{-11} - \quad (12)$$

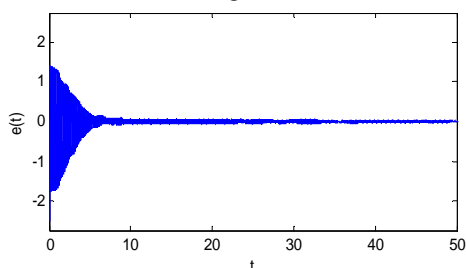
$$0.5z^{-12} - 0.1z^{-13} + 0.4z^{-14} - 0.05z^{-15}$$

$$S(z) = z^{-5} + 2.5z^{-6} + 1.76z^{-7} + 0.15z^{-8} - 0.4825z^{-9} - 0.18265z^{-10} - 0.005z^{-11} - 0.001875z^{-12} \quad (13)$$

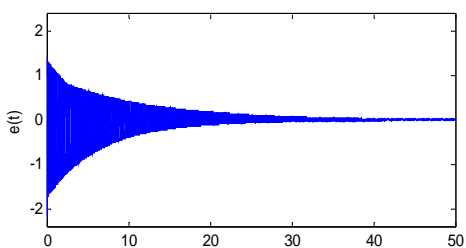


شکل الف) نویز محیط و سیگنال تولیدشده توسط کنترل کننده

QL



ب) سیگنال خطا در روش QL و گام وفقی (AQL)



پ) سیگنال خطا در روش ANC-SPSA

شکل (۸): مقایسه نتایج روش QL و SPSA-ANC در

حذف نویز سیگنال باند باریک تک آوا

شکل (۹-الف) میزان بهبود کاهش توان سیگنال نسبت به حالتی که سیستم حذف نویز فعال نیست را بر حسب dB نشان می‌دهد و به زبان ریاضی می‌توان آن را به صورت

$$N_{improve} = -10 \times \log_{10} \left(\frac{\overline{e^2(t)}}{\overline{e^2(0)}} \right)$$

که $\overline{e^2(0)}$ توان سیگنال هنگامی که حذف نویز به صورت فعال نداریم و $\overline{e^2(t)}$ نیز توان سیگنال خروجی در طول زمان با تعریف انجام شده در رابطه (۶) است.

شکل (۹-ب و پ) نیز چگالی طیفی توان خروجی در حالت حذف نویز و حالتی را که حذف نویز وجود ندارد، نشان می‌دهد.

دارد و SPSA-ANC نیز مخصوصاً از نظر زمان همگرایی در رتبه آخر است، اما همه روش‌ها در وفقی بودن نسبت به تغییرات مسیر ثانویه مناسب عمل نموده‌اند.

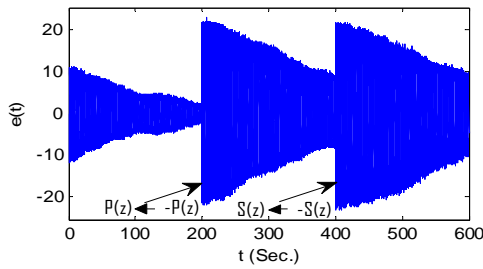
اگر دو هارمونیک غالب داشته باشیم، می‌توان با روش بیان شده در بخش ۴-۱ مسئله را حل نمود، اما اگر نویز صوتی علاوه بر مؤلفه اصلی در دو هارمونیک بعدی خود نیز دارای توان غیرقابل صرف نظر کردن است آنگاه با همان مفروضات قبلی $N^2 M = 13 \times 32^6$ $(M+1) \times 4$ مکان برای ذخیره‌سازی جداول $Q(s, a)$ نیاز خواهد داشت که مقدار آن بسیار زیاد می‌گردد. بنابراین، با شکستن این مسئله مطابق روش پیشنهادی بخش ۴-۲ تنها به مورد اخیر شبیه‌سازی شد که در شکل (۸-الف) شکل ساخته شده توسط کنترل کننده QL و سیگنال قبل از حذف نویز در محیط نشان داده شده است که از نظر اندازه مساوی، اما دارای اختلاف فاز ۱۸۰ درجه است که باعث شده سیگنال خطا و یا نویز باقیمانده در محیط به سمت صفر برود شکل (۸-ب) نیز نحوه رفتن خطا به سمت صفر در طول زمان را نشان می‌دهد که در مقایسه با شکل (۸-پ) که خروجی متد SPSA-ANC است عملکرد سریع‌تری را از خود نشان می‌دهد.

در مراحل بعدی بررسی رویه‌های ارائه شده برای سیگنال‌های با طیف گسترده مد نظر است که برای این منظور دینامیک محیط مجدداً همان دینامیک بیان شده در روابط (۱۲) و (۱۳) و سیگنال $x(t)$ در شکل (۴) به صورت رابطه (۱۴) در نظر گرفته شده است:

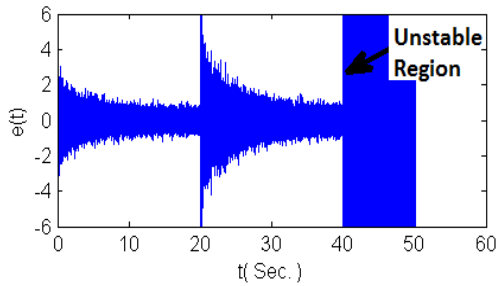
$$x(t) = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0.8 \\ -0.7 \\ 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \cos at \\ \cos 2at \\ \cos 3at \\ \cos 4at \\ \cos 5at \\ \cos 6at \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -1 \\ 0.9 \\ -1 \\ -1 \\ 4 \\ 0.4 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \sin at \\ \sin 2at \\ \sin 3at \\ \sin 4at \\ \sin 5at \\ \sin 6at \end{bmatrix} + w(t) \quad (14)$$

که $w(t)$ سیگنالی تصادفی دارای توزیع نرمال با میانگین صفر و انحراف معیار ۱ است.

حذف نویز به صورت فعال در سیگنال های باند باریک و طیف گسترده به کمک تکنیک یادگیری کمو



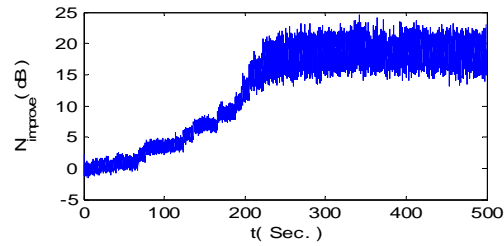
الف) سیگنال خطا در روش QL



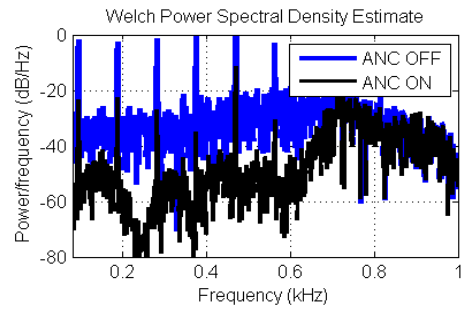
ب) سیگنال خطا در روش FXLMS

شکل (۱۰): مقایسه پاسخ سیگنال خطا در روش های مختلف در مقابل تغییر ناگهانی دینامیک مسیر اولیه و ثانویه

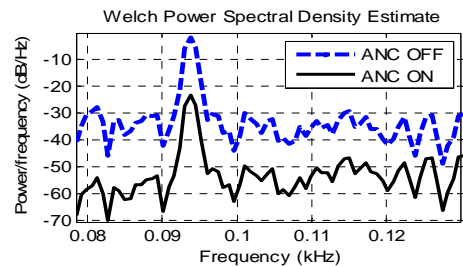
در برخی از مسائل تخمینی اولیه برای مسیر ثانویه وجود دارد، اما این تخمین دقیق نیست و یا با گذر زمان به صورت اندک تغییر می نماید. در چنین حالتی طریقه FXLMS کارا نیست و در این صورت می توان از رویه پیشنهادی در شکل (۱۱) استفاده نمود. برای شبیه سازی حالت فوق فرض شده که دینامیک مسیر ثانویه به صورت متغیر با زمان و به صورت $S'(f) = S(f) \times e^{-j2\pi f t_d}$ در حوزه فرکانس تعریف گردید که در حقیقت، همان دینامیک تعریف شده در رابطه (۱۲) و (۱۳) با تأخیری متغیر با زمان که در شروع شبیه سازی صفر و پس از ۱۵۰۰ ثانیه به یک تأخیر کامل می رسد شکل (۱۱-الف) نشان می دهد که طریقه FXLMS به تدریج بازدهی خود را از دست داده و سرانجام ناپایدار می گردد، اما شکل (۱۱-ب) نشان می دهد که ترکیب آن با QL باعث گردیده که سیستم خود را با این تغییرات آرام وفق داده و در نتیجه عملکردی یکنواخت داشته باشد.



الف) کاهش توان نویز بر حسب dB



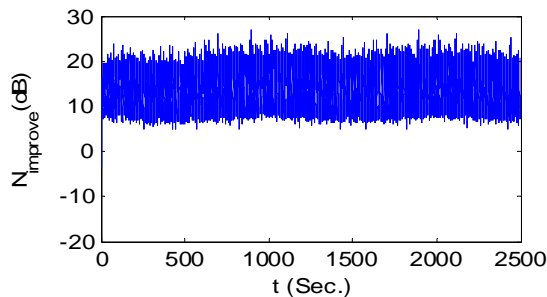
ب) چگالی طیفی توان خروجی



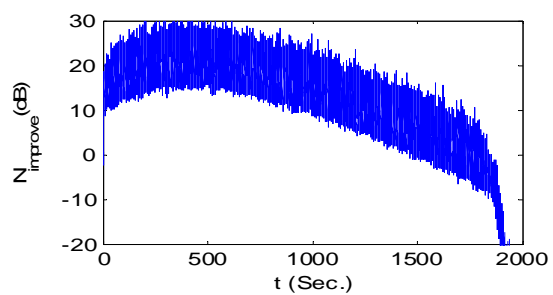
پ) چگالی طیفی توان خروجی حول فرکانس اول

شکل (۹): نتایج روش QL در حذف نویز برای سیگنال نویز با طیف گسترده

شبیه سازی بعدی برای بررسی میزان مقاومت متد پیشنهادی نسبت به تغییر دینامیک مسیر اولیه و ثانویه طراحی گردید. بدین منظور، پس از یک سوم از ابتدای زمان شبیه سازی تغییر شدیدی با منفی کردن دینامیک مسیر اولیه $(P(z) - P(z))$ و پس از یک سوم دیگر دینامیک مسیر ثانویه با منفی آن جایگزین گردید $(S(z) - S(z))$. شکل (۱۰-الف) سیگنال خطا در رویه پیشنهادی است و نشان می دهد که این روش نسبت به هر دو تغییر به صورت مقاوم عمل می نماید. همین سناریو با طریقه FXLMS نیز شبیه سازی شده است که نتایج آن در شکل (۱۰-ب) نشان داده شده است و همان گونه که انتظار می رود، نسبت به تغییرات دینامیک مسیر اولیه به صورت وقتی عمل می نماید، اما با تغییر در دینامیک مسیر ثانویه در یک سوم آخر شبیه سازی روش ناپایدار می گردد.



ب) توان نویز خروجی در روش ترکیبی QL و FXLMS



الف) توان نویز خروجی در روش FXLMS

شکل (۱۱): تصحیح مشکل ایجاد ناپایداری و کاهش راندمان در روش حذف نویز FXLMS در هنگام تغییر دینامیک مسیر ثانویه در گذر زمان با کمک QL

سپاسگزاری

نگارندگان بدین وسیله از پژوهشگاه فضای مجازی که طی قرارداد شماره ۱۷۱۶۵/۵۰۰/ت حمایت بخشی از این تحقیق را بر عهده گرفته‌اند، تشکر می‌نمایند.

مراجع

- [1] Beranek, L., Ver, I., Noise and Vibration Control Engineering: Principles and Applications. New York: Wiley, 1992.
- [2] Harris, C., Handbook of Acoustical Measurements and Noise Control, 3rd Ed., New York: McGraw-Hill, 1991.
- [3] Lueg, P., "Process of silencing sound oscillations", USA Patent, June 1936.
- [4] Landaluze, J., Portilla, I., Pagalday, J., A. Martinez, and R. Reyero, "Application of active noise control to an elevator cabin", Control engineering practice, Vol. 11, No 12, pp. 1423–1431, 2003.
- [5] Khorshidy, S., Karimi, M., "Simulation of sound propagation, calculation of impulse response and comparison of multichannel active noise control algorithms in an enclosure", in 7th International Symposium on Transport noise and vibration, St. Petersburg, Russia, 2004.
- [6] Matsuura, T., Hiei, T., Itoh, H., Torikoshi, K., "Active noise control by using prediction of time series data with a neural network", in IEEE International Conference on Intelligent Systems for the 21st Century, Systems, Man and Cybernetics, Vancouver, BC, Canada, pp. 2070-2075, 1995.
- [7] Emborg, U., "Cabin noise control in the saab 2000 high-speed turboprop aircraft", in Proceedings of ISMA 23, pp. 13–25, 1998.
- [8] Johansson, S., Claesson, I., Nordebo, S., Sjösten, P., "Evaluation of multiple reference active noise control algorithms on dornier 328 aircraft data", IEEE Transactions on Speech and Audio

۷- نتیجه گیری

در این تحقیق ایده جدیدی مبتنی بر یادگیری تقویتی برای کاهش نویز صوتی به صورت فعال پیشنهاد گردید. در نخستین مرحله سیگنال آکوستیک مزاحم به صورت یک سیگنال تناوبی (باند باریک) در نظر گرفته شد و صحت عملکرد رویه پیشنهادی برای آن بررسی شد. هر چند که نتایج برای سیگنال تک آوا مناسب و خوب بود اما برای سیگنال‌های چند آوا از نظر زمان همگرایی و مقدار حافظه مورد لزوم اشکالاتی مشاهده گردید. در گام بعدی با استفاده از روشی مشابه الگوریتم "غلبه و تقسیم" بهینه‌سازی صورت پذیرفت که نتایج شبیه‌سازی برای این مورد مناسب بود.

در مرحله بعدی، روشی مبتنی بر یادگیری Q برای سیگنال‌های طیف گسترده پیشنهاد شد که با تبدیل آن به چند مسئله با ابعاد کوچک‌تر در حوزه فرکانس، قابل حل گردید. نتایج شبیه‌سازی عدم نیاز به دینامیک مسیر پیشرو همانند روش‌های موجود را نشان داد. از محاسن این روش بی‌نیازی و مقاوم بودن آن نسبت به تغییر دینامیک مسیر ثانویه بود که این موضوع نیز با شبیه‌سازی تأیید گردید. در گام آخر نیز با ترکیب روش اخیر و روش FXLMS روشی پیشنهاد گردید که هرچند به عنوان تخمین اولیه به دینامیک مسیر ثانویه نیاز داشت، اما با تغییرات آهسته مسیر ثانویه خود را وفق می‌داد. از مزایای این روش نسبت به روش اول، پاسخ سریع به تغییرات دینامیک مسیر پیشرو بود که این موضوع به علت ساختار برگرفته آن از روش FXLMS است.

- ¹ Active Noise Control
- ² Quiet zone
- ³ Narrow-band Multi-tonal Signals
- ⁴ Agent
- ⁵ Interaction
- ⁶ Environment
- ⁷ Reward signal
- ⁸ Punishment
- ⁹ Reinforcement signal
- ¹⁰ Action
- ¹¹ State
- ¹² Optimal Policy
- ¹³ Off-policy
- ¹⁴ Temporal Difference
- ¹⁵ Discount Rate
- ¹⁶ Broad-band
- ¹⁷ Filtered-X Least Mean Square
- ¹⁸ Forward Path
- ¹⁹ Secondary Path
- ²⁰ Offline
- ²¹ Narrow-band Multi-tonal Signals
- ²² ϵ -greedy
- ²³ Applying
- ²⁴ Divide & Conquer
- ²⁵ Low Pass Filte
- ²⁶ Adaptive Q-Learning ANC
- ²⁷ Mean Square Error
- ²⁸ Filtered-X Recursive Least Squares
- ²⁹ Fast Fourier Series
- ³⁰ Inverse Fast Fourier Series
- ³¹ Discrete cosine transforms
- ³² Discrete Hartley transforms
- ³³ Simultaneous Perturbation Stochastic Approximation
- ³⁴ Steepest Descent
- ³⁵ Power Spectral Density

- Processing, Vol. 7, No. 4, pp. 473– 477, 1999.
- [9] Sjösten, P., Johansson, S., Lag□, T., Claesson, I., "Active noise control in a twin-engine patrol boat", in Proceedings of Inter-Noise 96, Liverpool, pp. 1199– 1202, 1996.
 - [10] Gan, W. , Kuo, S., "An integrated audio and active noise control headset", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol. 48, No. 2, pp. 242– 247, 2002.
 - [11] Raeisy, B., Golbahar Haghghi, S., "Active Noise Controller with Reinforcement Learning", presented at the The 16th CSI International Symposiums on Artificial Intelligence & Signal Processing (AISP 2012), Shiraz, pp. 074-079, 2012.
 - [12] Sutton, R., Barto, A., Reinforcement Learning:An Introduction. Cambridge, MA: MIT Press, 1998.
 - [13] Kaelbling, L. P., Littman, M. L., Moore, A. W., "Reinforcement learning: A survey", Journal of Artificial Intelligence Research, Vol. 4, No. 1, pp. 237–285, 1996.
 - [14] Kuo, S. M. and D. R. Morgan, "Active noise control: a tutorial review", in IEEE Proceedings 87, pp. 943-973, Jun 1999.
 - [15] Burgess, J. C. , "Active sound control in a duct: A computer simulation", J. Acoust. Soc. Amer., Vol. 70, No. 3, pp. 715–726, 1981.
 - [16] Even, G., Naor, J. S., Rao, S., Schieber, B., "Divide-and-conquer approximation algorithms via spreading metrics", Journal of the ACM (JACM), Vol. 47, No. 4, pp. 585-616, 2000.
 - [17] Ahmed, N., Natarajan, T., Rao, K. R., "Discrete cosine transform", IEEE Trans. Comput, Vol. 100, No. 1, pp. 90–93, 1974.
 - [18] Bracewell, R. N., "The fast Hartley transform", in Proc. IEEE, pp. 1010–1018, Aug. 1984.
 - [19] Zhou, L., Zhang, Q. Z., Li, X. D., Gan, W. S., "On the use of an SPSA-based model free feedback controller in active noise control for periodic disturbances in a duct", Journal of Sound and Vibration, Vol. 317, No. 3, pp. 456–472, 2008.
 - [20] Spall, J. C., "Multivariate stochastic approximation using a simultaneous perturbation gradient approximation", IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 37, No. 3, pp. 332-341, 1992.
 - [21] Qizhi, Z., Yongle, J., "Active noise hybrid feedforward/feedback control using neural network compensation", Journal of vibration and acoustics, Vol. 124, No. 1, pp. 100-104, 2002.
 - [22] Zhou, Y. L., Zhang, Q. Z., Li, X. D., Gan, W. S., "Analysis and DSP implementation of an ANC system using a filtered-error neural network", Journal of Sound and Vibration, Vol. 285, No. 7, pp. 1–25, 2005.