

بررسی و مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی پیشرو و بازگشتی در کنترل فعال نویز صوتی

مهرشاد سلماسی^(۱) - همایون مهدوی نسب^(۲)

(۱) کارشناس ارشد - باشگاه پژوهشگران جوان، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف‌آباد

(۲) استادیار - دانشکده برق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف‌آباد

تاریخ دریافت: بهار ۱۳۹۰ تاریخ پذیرش: زمستان ۱۳۹۰

خلاصه: کنترل فعال نویز صوتی براساس تولید یک سیگنال نویز دیگر و تداخل آن با نویز اصلی انجام می‌شود. سیگنال تولیدشده دارای دامنه‌ای برابر با نویز اصلی و 180 درجه اختلاف فاز نسبت به آن می‌باشد. در این مقاله، کنترل فعال نویز صوتی با استفاده از شبکه‌های عصبی پیشرو و بازگشتی انجام شده و عملکرد شبکه‌ها در کاهش نویز مورد بررسی و مقایسه قرار می‌گیرد. شبکه‌های عصبی پیشرو و بازگشتی با نویزهای صوتی موجود در پایگاه داده SPIB مورد آموزش و تست قرار می‌گیرند. برای مقایسه‌ی دقیق‌تر عملکرد شبکه‌ها، از نمونه‌های مشابه برای آموزش و تست و همچنین پیچیدگی مشابه در ساختار شبکه‌ها استفاده می‌شود. نتایج شبیه‌سازی‌ها توانایی مناسب شبکه‌های عصبی مورد بررسی را در کاهش نویز صوتی نشان می‌دهد. همچنین مشاهده می‌شود که شبکه عصبی بازگشتی (Elman) عملکرد بهتری را در کاهش نویز صوتی نسبت به شبکه‌ی پیشرو دارد.

کلمات کلیدی: کنترل فعال نویز، سیستم کنترل فعال نویز فیدبک، شبکه عصبی پیشرو، شبکه عصبی بازگشتی

۱- مقدمه

پیشرفت صنعت و تکنولوژی، بزرگ‌شدن شهرها و زیاد شدن جمعیت، افزایش نویز صوتی و عوارض ناشی از آن را به همراه داشته‌است. روش‌های غیرفعال حذف نویز مانند جاذب‌ها یا عایق‌های صوتی مدت زمان زیادی به‌عنوان تنها راه‌حل موجود برای کاهش نویز صوتی مطرح بودند. پرهزینه بودن، نیاز به حجم زیاد عایق و عدم مؤثربودن این روش‌ها در فرکانس‌های پایین منجر به ایجاد روش‌های فعال حذف نویز شد [۱].

کنترل فعال نویز^(۱) بر پایه‌ی تولید یک سیگنال نویز دیگر و تداخل آن با نویز تولیدشده از منبع اصلی استوار است. سیگنال نویز تولیدشده دارای دامنه‌ای برابر با نویز اصلی ولی ۱۸۰ درجه اختلاف فاز نسبت به آن می‌باشد. در حقیقت با تولید سیگنالی جدید و تداخل با سیگنال اولیه، نویز اصلی از بین برده می‌شود [۲]. در شکل (۱) مفهوم فیزیکی کنترل فعال نویز با نشان دادن سیگنال‌های نویز، آنتی‌نویز و نویز باقیمانده نمایش داده شده‌است. نویز باقیمانده از تداخل نویز و آنتی‌نویز به دست می‌آید.

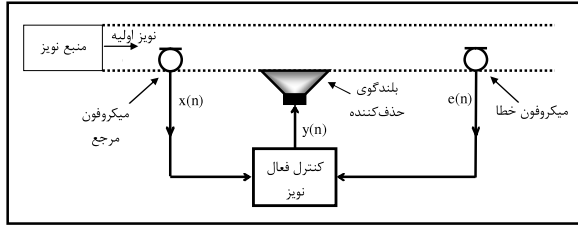
طراحی یک کنترل‌کننده‌ی فعال نویز متشکل از یک میکروفون و یک

بلندگو برای اولین بار توسط Paul Lueg در سال ۱۹۳۶ مطرح شد. در سال ۱۹۵۳، Olson و May الگوریتمی را تحت عنوان الگوریتم فیدبک برای کنترل فعال نویز ارائه کردند. نبود تکنولوژی و امکانات لازم، پیاده‌سازی عملی سیستم‌های کنترل فعال نویز را به تأخیر انداخت. با توسعه‌ی تکنیک‌های پردازش سیگنال‌های گسسته در اوایل دهه‌ی ۱۹۷۰، امکان پیاده‌سازی عملی سیستم‌های کنترل فعال نویز مهیا شد. در سال ۱۹۷۵، Kido و در سال ۱۹۷۸، Chaplin اولین طراحی‌های دیجیتال را در سیستم کنترل فعال نویز ارائه کردند [۳].

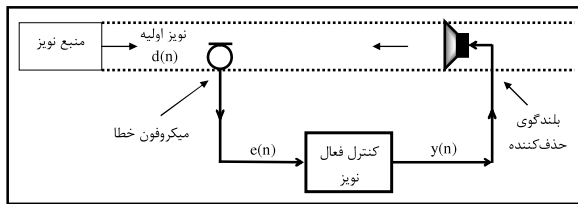
حذف نویز ترانسفورماتورها، فن‌ها، پمپ‌ها، کمپرسورها، لوله‌های تهویه‌ی هوا، لوله‌های خنک‌کننده، کاهش نویز درون اتومبیل و کابین هواپیما و ... تعدادی از کاربردهای کنترل فعال نویز می‌باشند [۲]. در [۴] تعدادی از کاربردهای جدید کنترل فعال نویز معرفی شده‌است.

استفاده از فیلترهای وفقی FIR و IIR یکی از رایج‌ترین روش‌ها برای کنترل فعال نویز می‌باشد. ضرایب فیلتر در این روش بر اساس الگوریتم حداقل میانگین مربعات خطا^(۲) تنظیم می‌شوند. اگرچه این سیستم‌ها در حذف نویزهای فرکانس پایین و باند باریک خوب عمل می‌کنند ولی معایبی نیز دارند.

فیدبک^(۱) استفاده می‌شود. هدف اصلی در سیستم فیدبک، تولید سیگنال‌های مرجع با استفاده از سیگنال خطا می‌باشد. در شکل‌های (۲) و (۳) به ترتیب سیستم‌های کنترل فعال نویز پیشرو و فیدبک نشان داده شده‌است.

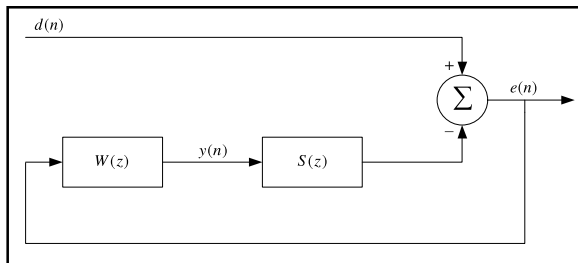


شکل (۲): سیستم کنترل فعال نویز پیشرو
Fig. (2): Feedforward active noise control system



شکل (۳): سیستم کنترل فعال نویز فیدبک
Fig. (3): Feedback active noise control system

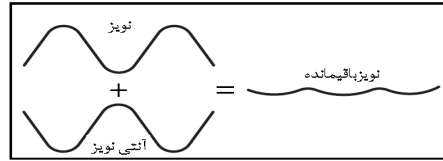
در این مقاله سیستم کنترل فعال نویز فیدبک مورد استفاده قرار می‌گیرد. در سیستم فیدبک، نویز اولیه $d(n)$ موجود نمی‌باشد، بنابراین هدف اصلی در این سیستم، تخمین سیگنال $d(n)$ با استفاده از سیگنال خطا است. بلوک دیاگرام اولیه‌ی سیستم کنترل فعال نویز فیدبک در شکل (۴) نشان داده شده‌است.



شکل (۴): بلوک دیاگرام سیستم کنترل فعال نویز فیدبک
Fig. (4): Block diagram of the feedback ANC system

در دیاگرام فوق $e(n)$ بیانگر n امین نمونه از سیگنال خطا، $d(n)$ بیانگر n امین نمونه از منبع نویز و $y(n)$ بیانگر سیگنال تولیدشده از کنترل کننده می‌باشد. همچنین $W(z)$ نشان‌دهنده‌ی تابع انتقال کنترل کننده و $S(z)$ تابع انتقال مسیر ثانویه (مسیر عبور سیگنال از کنترل کننده تا میکروفون) می‌باشد. با توجه به بلوک دیاگرام شکل (۴)، نویز منبع را می‌توان بر حسب سیگنال خطا به دست آورد،

$$D(z) = E(z) + Y(z)S(z) \quad (1)$$

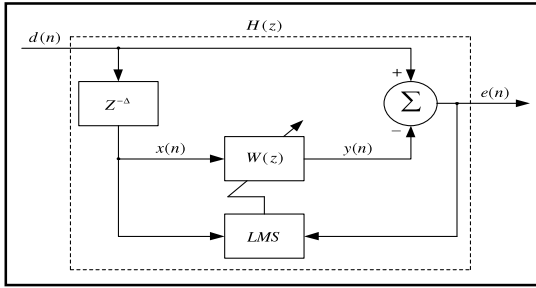


شکل (۱): مفهوم فیزیکی کنترل فعال نویز
Fig. (1): Physical concept of active noise control

به عنوان مثال فیلترهای FIR در مقابل نویزهای بانده گسترده خوب عمل نمی‌کنند و فیلترهای IIR نیز ممکن است در حین فرآیند تنظیم ضرایب ناپایدار شوند [۱]. در [۵] نشان داده می‌شود در شرایطی که کانال، بلندگو و میکروفون رفتار غیرخطی از خود نشان می‌دهند شبکه‌های عصبی عملکرد بهتری را در کاهش نویز نسبت به فیلترهای و فقی نتیجه می‌دهند. تاکنون کنترل فعال نویز صوتی با استفاده از شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های آموزشی مختلفی انجام شده‌است. به عنوان مثال این کار با استفاده از شبکه‌های پیشرو چندلایه (MLP)^(۲)، پایه شعاعی (RBF)^(۳) و بازگشتی انجام شده‌است [۶]-[۸]. با این وجود، بنابر مطالعات ما تاکنون مقایسه دقیق بین عملکرد شبکه‌های عصبی مختلف در کنترل فعال نویز صوتی تحت شرایط مشابه انجام نشده است. براین اساس، هدف اصلی ما در این تحقیق بررسی مقایسه کارایی دو ساختار اساساً متفاوت شبکه‌های عصبی، یعنی شبکه‌های پیشرو^(۵) و بازگشتی^(۶)، در کنترل فعال نویز صوتی بوده است. برای این منظور، شبکه‌های عصبی طراحی شده با استفاده از نویزهای صوتی مشابه، آموزش دیده و عملکرد آنها به ازاء نمونه‌های باقیمانده نویز بررسی و مقایسه می‌گردد. برای انجام شبیه‌سازی‌ها، نویزهای صوتی موجود در پایگاه داده‌ی SPIB استفاده می‌شوند. نتایج شبیه‌سازی‌ها عملکرد بهتر شبکه‌ی عصبی بازگشتی را در کاهش نویز صوتی نشان می‌دهد. در بخش (۲) ساختارهای سیستم کنترل فعال نویز و در بخش (۳) نحوه طراحی شبکه‌های عصبی استفاده‌شده نشان داده می‌شود. شبیه‌سازی‌های انجام شده که عملکرد شبکه‌های عصبی پیشرو و بازگشتی را در کاهش نویز نشان می‌دهد در بخش (۴) و نتیجه‌گیری‌های حاصل در بخش (۵) ارائه می‌شوند.

۲- ساختارهای سیستم کنترل فعال نویز

سیستم‌های کنترل فعال نویز را می‌توان بر اساس ساختارهای پیشرو، فیدبک یا ترکیبی از هر دو پیاده‌سازی نمود. در سیستم کنترل فعال نویز پیشرو^(۷) با استفاده از میکروفون یا سنسورهای غیرآکوستیکی مانند تاکومتر، سیگنال‌های مرجع از منابع نویز دریافت می‌شوند. در صورت استفاده از میکروفون برای دریافت سیگنال‌های مرجع، سیستم کنترل فعال نویز را پیشرو باندپهن^(۸) و در صورت استفاده از سنسورهای غیرآکوستیکی، سیستم را پیشرو باندباریک^(۹) می‌نامند [۲]. سیستم پیشرو زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد که منابع نویز موجود بوده و سیگنال‌های مرجع به‌دست آمده از این منابع در دسترس باشند. زمانی که سیگنال مرجع در دسترس نباشد از سیستم کنترل فعال نویز



شکل (۶): بلوک دیاگرام سیستم فیدبک به عنوان پیش‌بینی‌کننده‌ی وقتی
Fig. (6): Block diagram of the feedback ANC system as an adaptive predictor

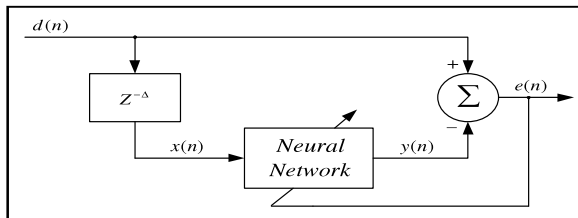
در شکل (۶)، $H(z)$ بیانگر تابع انتقال سیستم کنترل فعال نویز فیدبک از $d(n)$ به $e(n)$ می‌باشد و برابر است با

$$H(z) = \frac{E(z)}{D(z)} = 1 - S(z)W(z) \quad (۷)$$

۳- ساختار شبکه‌های عصبی

در این مقاله، به‌جای استفاده از فیلترهای وقتی از شبکه‌های عصبی به‌عنوان پیش‌بینی‌کننده‌ی نمونه‌ها استفاده می‌شود. بلوک دیاگرام استفاده شده برای پیش‌بینی نمونه‌های نویز با استفاده از شبکه‌های عصبی در شکل (۷) نشان داده شده‌است. در شبیه‌سازی‌های انجام‌شده

در نظر گرفته می‌شود. $S(z) = z^{-1}$ شبکه‌ی عصبی وظیفه‌ی پیش‌بینی نمونه‌های نویز را با استفاده از نمونه‌های قبلی به عهده دارد. به دلیل انتخاب تابع انتقال مسیر ثانویه به صورت z^{-1} ، شبکه‌ی عصبی N نمونه را به عنوان ورودی دریافت کرده و سپس با استفاده از این N نمونه، نمونه‌ی $N+1$ ام را پیش‌بینی می‌کند. بلندگوی حذف‌کننده از نمونه‌ی پیش‌بینی‌شده برای حذف نویز صوتی استفاده می‌کند. برای پیش‌بینی نمونه‌های نویز، شبکه‌های عصبی پیشرو و بازگشتی مورد استفاده قرار می‌گیرند.



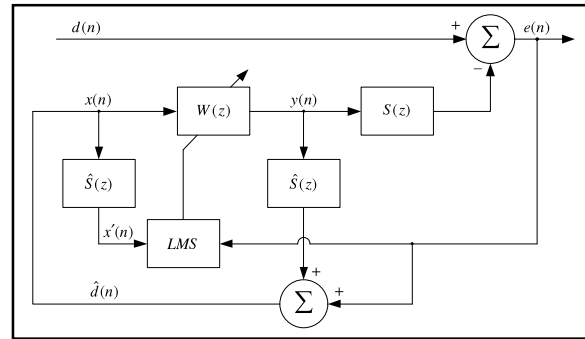
شکل (۷): بلوک دیاگرام سیستم کنترل فعال نویز استفاده‌شده در این تحقیق
Fig. (7): Final block diagram of the ANC system used in this research

ساختار شبکه‌ی عصبی پیشرو استفاده شده در شکل (۸) نشان داده شده‌است. همان‌طور که مشاهده می‌شود از یک شبکه‌ی پیشرو دو لایه برای کاهش نویز استفاده شده‌است. الگوریتم پس انتشار خطا (BP) جهت آموزش شبکه‌ی عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد. شبکه‌های پیشرو عموماً عملکرد بسیار خوبی در تخمین توابع دارند [۹].

تابع انتقال مسیر ثانویه را می‌توان به صورت $\hat{S}(z)$ تخمین زد. در نتیجه می‌توان تخمینی از نویز منبع را استخراج کرد،

$$X(z) \equiv \hat{D}(z) = E(z) + \hat{S}(z)Y(z) \quad (۲)$$

از سیگنال $x(n)$ به دست آمده، به عنوان سیگنال مرجع استفاده می‌شود. در شکل (۵) بلوک دیاگرام نهایی سیستم کنترل فعال نویز فیدبک نشان داده شده‌است.



شکل (۵): بلوک دیاگرام نهایی سیستم کنترل فعال نویز فیدبک
Fig. (5): Complete block diagram of the feedback ANC system

با توجه به بلوک دیاگرام شکل (۵) مشاهده می‌شود،

$$x(n) \equiv \hat{d}(n) = e(n) + \sum_{m=0}^{M-1} \hat{s}_m y(n-m) \quad (۳)$$

$$y(n) = \sum_{l=0}^{L-1} w_l(n) x(n-l) \quad (۴)$$

که در روابط فوق، $\hat{s}(m)$ و $w_l(n)$ برای $m = 0, 1, \dots, M-1$ و $l = 0, 1, \dots, L-1$ بیانگر ضرایب فیلتر وقتی FIR ($W(z)$) می‌باشد که این ضرایب با استفاده از الگوریتم FX-LMS^(۱) تنظیم می‌شوند،

$$w_l(n+1) = w_l(n) + \mu x'(n-l)e(n) \quad (۵)$$

که در آن μ اندازه‌ی گام (step size) و $x'(n)$ سیگنال مرجع فیلتر شده مطابق رابطه‌ی (۶) می‌باشد،

$$x'(n) \equiv \sum_{m=0}^{M-1} \hat{s}_m x(n-m) \quad (۶)$$

با توجه به روابط (۱) و (۲) مشاهده می‌شود در صورتی که $\hat{S}(z) = S(z)$ باشد آنگاه $x(n) = d(n)$ می‌شود. در این صورت سیستم کنترل فعال نویز فیدبک به سیستم کنترل پیشرو تبدیل می‌شود. اگر در روابط فوق اندازه‌ی گام را کوچک و تابع انتقال مسیر ثانویه را به صورت تأخیر زمانی $S(z) = z^{-A}$ فرض کنیم، سیستم کنترل فعال نویز فیدبک معادل با یک سیستم پیش‌بینی‌کننده وقتی می‌شود. در شکل (۶) بلوک دیاگرام یک سیستم پیش‌بینی‌کننده وقتی که وظیفه پیش‌بینی نمونه‌های نویز را به عهده دارد نشان داده شده‌است.

به عنوان مثال نویز موجود در کابین هواپیمای F16، نویز موجود در یک کارخانه، نویز ایجاد شده توسط یک موتور و ... از جمله نویزهای صوتی موجود در این پایگاه داده می‌باشند. در [۱۱] با استفاده از پایگاه داده‌ی SPIB عملکرد ساختارهای مختلف سیستم کنترل فعال نویز مقایسه شده است. در [۱۲] حذف نویز کابین هواپیمای F16 و موتور که از نویزهای پایگاه داده‌ی SPIB هستند با استفاده از سیستم کنترل فعال نویز فیدبک انجام شده و کاهش نویزی حدود 20 dB گزارش شده است. برای انجام شبیه‌سازی‌ها، ۴ نمونه از نویزهای صوتی موجود در پایگاه داده انتخاب می‌شوند. برای این منظور از نویز تولید شده توسط تانک، نویز موجود در کابین هواپیمای F16، نویز صوتی درون اتومبیل و نویز ناشی از یک سلاح استفاده می‌شود. نویزهای موجود در پایگاه داده با نرخ نمونه‌برداری 19.98 kHz ضبط شده‌اند. پس از انتخاب نویز مورد نظر، از نمونه‌های نویز صوتی برای آموزش و تست شبکه‌ها استفاده می‌شود. برای این منظور نمونه‌های نویز صوتی را به دو بخش نمونه‌های آموزشی و نمونه‌های تست تقسیم می‌کنیم. از ۲۰۰۰ نمونه برای آموزش شبکه‌ها و از نمونه‌های باقیمانده برای تست شبکه‌ها استفاده می‌شود. عملکرد شبکه‌های پیشرو و بازگشتی آموزش دیده با نمونه‌های تست بررسی شده و میزان کاهش نویز آنها مورد مقایسه قرار می‌گیرد. عمل تست شبکه‌ها در ۳ نوبت انجام شده و در هر تست ۱۰۰۰۰ نمونه از نویز صوتی مورد نظر به صورت تصادفی انتخاب و به شبکه‌ها وارد می‌شوند. برای این منظور، بر اساس تعداد نمونه‌های نویز صوتی مورد نظر، یک عدد تصادفی انتخاب کرده و ۱۰۰۰۰ نمونه‌ی متوالی بعد از عدد تصادفی انتخاب شده را به عنوان نمونه‌های تست به شبکه وارد می‌کنیم. برای محاسبه‌ی میزان کاهش نویز، انرژی سیگنال‌های نویز اصلی و نویز باقیمانده مقایسه می‌شود،

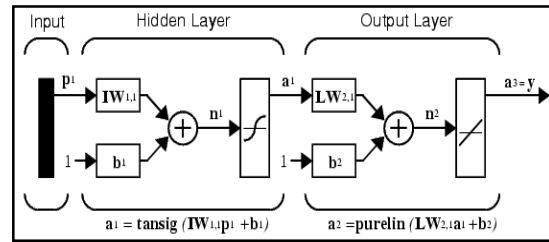
$$\text{NoiseAttenuation} = 10 \times \log_{10} \frac{\text{InputNoiseEnergy}}{\text{RemainedNoiseEnergy}} \quad (8)$$

در شبیه‌سازی اول از نویز تولید شده توسط تانک استفاده می‌شود. نویز صوتی فوق از یک تانک با نام m109 که با سرعت 30 کیلومتر بر ساعت حرکت می‌کند ضبط و ذخیره شده است. همان طور که گفته شد از ۱۰۰۰۰ نمونه برای تست شبکه‌ها استفاده می‌شود. در جدول (۱) عملکرد شبکه‌های آموزش دیده در کاهش نویز صوتی ایجاد شده توسط تانک m109 نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که شبکه‌ی Elman کاهش نویز بیشتری را نتیجه داده است.

Table (1): Performance of the trained networks in noise attenuation of M109 tank

جدول (۱): عملکرد شبکه‌های آموزش دیده در کاهش نویز تانک m109

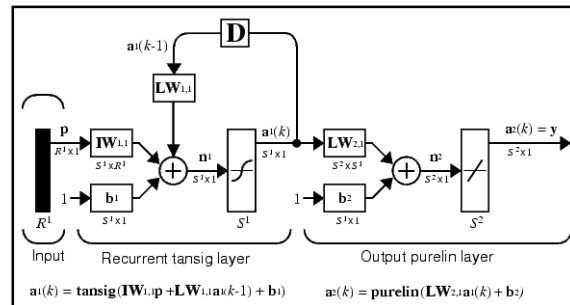
میزان کاهش نویز (dB)		
شبکه پیشرو	شبکه Elman	
27.3051	27.8694	تست اول
26.868	27.4684	تست دوم
26.4713	27.0261	تست سوم



شکل (۸): ساختار شبکه‌ی عصبی پیشرو

Fig. (8): Structure of the feedforward neural network

شبکه‌ی بازگشتی استفاده شده یک شبکه Elman می‌باشد. شبکه‌های Elman مشابه شبکه‌های پیشرو می‌باشند با این تفاوت که یک مسیر فیدبک از خروجی لایه‌ی مخفی به ورودی آن اضافه شده است. فیدبک موجود، نمونه‌های مرحله‌ی قبلی را برای پردازش در مرحله‌ی بعد ذخیره می‌کند. در شکل (۹) ساختار شبکه‌ی عصبی Elman نشان داده شده است.



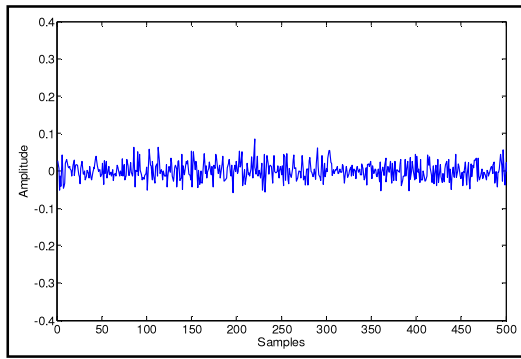
شکل (۹): ساختار شبکه‌ی عصبی Elman

Fig. (9): Structure of the Elman neural network

در شبکه‌های طراحی شده تابع فعالیت لایه‌ی اول به صورت سیگموئید دوطرفه و تابع فعالیت لایه‌ی دوم به صورت خطی در نظر گرفته شده است. برای مقایسه‌ی دقیق عملکرد شبکه‌ها، تعداد لایه‌ها و نورون‌های هر دو شبکه مانند هم در نظر گرفته می‌شود. همچنین برای آموزش و تست شبکه‌ها از نمونه‌های مشابه استفاده می‌شود. در طراحی شبکه‌ها بعد ورودی و تعداد نورون‌های لایه‌ی مخفی برابر ۲۰ در نظر گرفته می‌شود. همچنین به دلیل آنکه شبکه‌ی عصبی وظیفه‌ی پیش‌بینی نمونه‌ی بعدی را به عهده دارد لایه‌ی خروجی دارای ۱ نورون می‌باشد. بنابراین در شبیه‌سازی‌ها، ساختار شبکه‌های عصبی استفاده شده به صورت NN (20,20,1) در نظر گرفته می‌شود. شبکه‌های عصبی وظیفه‌ی پیش‌بینی نمونه‌ی d(n) را با استفاده از نمونه‌های d(n-1), d(n-2), ..., d(n-19), d(n-20) به عهده دارند.

۴- شبیه‌سازی‌ها

برای انجام شبیه‌سازی‌ها، پایگاه داده‌ی SPIB (۱۲) مورد استفاده قرار می‌گیرد. پایگاه داده‌ی SPIB توسط دانشگاه Rice تهیه شده است [۱۰]. این پایگاه داده شامل نویزهای صوتی از مکان‌های مختلف است.



شکل (۱۲): نویز باقیمانده
Fig. (12): Residual noise

نویز صوتی موجود در درون یک اتومبیل برای شبیه‌سازی دوم مورد استفاده قرار می‌گیرد. نویز صوتی فوق در هوای بارانی ضبط و ذخیره شده است. در هنگام ضبط صدا، اتومبیل با سرعت 120 Km/h با دنده ۴ بر روی یک جاده آسفالت در حال حرکت است. جدول (۲) عملکرد شبکه‌های عصبی آموزش دیده را در کاهش نویز صوتی درون اتومبیل نشان می‌دهد.

Table (2): Performance of the trained networks in noise attenuation of automobile cabin

جدول (۲): عملکرد شبکه‌های آموزش دیده در کاهش نویز صوتی درون اتومبیل

میزان کاهش نویز (dB)		
شبکه Elman	شبکه پیشرو	
49.5744	47.1487	تست اول
48.2081	45.2066	تست دوم
50.6561	47.8032	تست سوم

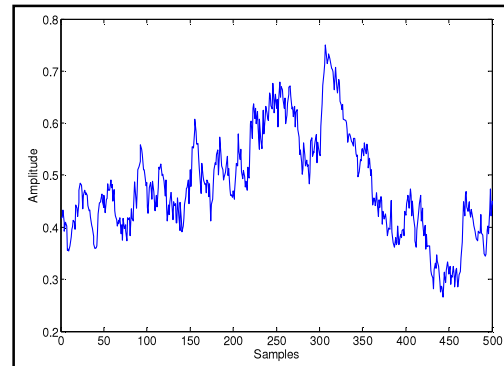
شبیه‌سازی سوم با استفاده از نویز صوتی تولید شده توسط یک سلاح انجام می‌شود. سلاح استفاده شده یک تفنگ با قطر لوله 0.50 می‌باشد که به طور مداوم شلیک می‌کند. در جدول (۳) عملکرد شبکه‌های آموزش دیده در کاهش نویز صوتی ایجاد شده توسط سلاح نشان داده شده است.

Table (3): Performance of the trained networks in noise attenuation of machine gun

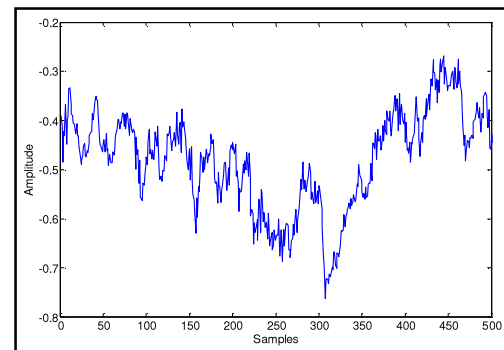
جدول (۳): عملکرد شبکه‌های آموزش دیده در کاهش نویز صوتی سلاح

میزان کاهش نویز (dB)		
شبکه Elman	شبکه پیشرو	
51.7237	49.5218	تست اول
51.4052	50.489	تست دوم
57.9058	54.8838	تست سوم

فرض کنید که ۵۰۰ نمونه از نمونه‌های نویز صوتی تانک m109 را به ورودی شبکه‌ی Elman آموزش دیده وارد می‌کنیم. در شکل (۱۰)، ۵۰۰ نمونه از نمونه‌های نویز صوتی تولید شده توسط تانک m109 نشان داده شده است. از شبکه‌ی عصبی انتظار داریم که نمونه‌های بعدی نویز را برای ما پیش‌بینی کند. سیگنال آنتی‌نویز تولید شده توسط شبکه‌ی عصبی در شکل (۱۱) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود سیگنال‌های نویز و آنتی‌نویز عکس یکدیگرند. نویز باقیمانده از تداخل سیگنال‌های نویز و آنتی‌نویز به دست می‌آید. شکل (۱۲) نویز باقیمانده را نشان می‌دهد.



شکل (۱۰): نویز صوتی تولید شده توسط تانک m109
Fig. (10): M109 tank noise in time domain



شکل (۱۱): سیگنال آنتی‌نویز تولید شده توسط شبکه‌ی عصبی Elman
Fig. (11): Antinoise signal generated with neural network

۵- نتیجه گیری

در این مقاله کنترل و کاهش فعال نویز صوتی با استفاده از شبکه‌های عصبی پیشرو و بازگشتی انجام و توانایی آنها در کاهش نویز صوتی مقایسه شد. شبکه‌ی عصبی Elman به عنوان یک شبکه‌ی بازگشتی در شبیه‌سازی‌ها مورد استفاده قرار گرفت. برای انجام شبیه‌سازی‌ها از پایگاه داده‌ی SPIB استفاده شد. برای این منظور پس از آموزش شبکه‌های عصبی پیشرو و بازگشتی با نویزهای صوتی موجود در پایگاه داده، عملکرد شبکه‌های آموزش‌دیده در کاهش نویزهای صوتی بررسی و مقایسه شد. نتایج شبیه‌سازی‌ها توانایی شبکه‌های عصبی پیشرو و بازگشتی را در کاهش نویز صوتی نشان داد. همچنین مشاهده شد که شبکه‌های عصبی بازگشتی عملکرد بهتری را در کاهش نویز صوتی نسبت به شبکه‌های پیشرو از خود نشان می‌دهند.

پی‌نوشت

- 1- Active Noise Control (ANC)
- 2- Least Mean Square Error (LMS)
- 3- Multi-Layer Perceptron
- 4- Radial Basis Function
- 5- Feedforward Neural Network
- 6- Recurrent Neural Network
- 7- Feedforward ANC System
- 8- Broadband Feedforward ANC
- 9- Narrowband Feedforward ANC
- 10- Feedback ANC System
- 11- Filtered-X LMS
- 12- Signal Processing Information Base

نویز صوتی موجود در کابین یک هواپیمای F16 برای شبیه‌سازی چهارم مورد استفاده قرار می‌گیرد. نویز صوتی فوق در کنار صدای کمک خلبان ضبط و ذخیره شده است. در هنگام ضبط صدا، هواپیما با سرعت 600 Knots و در ارتفاع 300-600 feet در حال حرکت است. جدول (۴) عملکرد شبکه‌های عصبی آموزش‌دیده را در کاهش نویز صوتی هواپیمای F16 نشان می‌دهد.

Table (4): Performance of the trained networks in noise attenuation of F16 aircraft

جدول (۴): عملکرد شبکه‌های آموزش‌دیده در کاهش نویز هواپیمای F16

میزان کاهش نویز (dB)		
شبکه Elman	شبکه پیشرو	
25.1345	23.7335	تست اول
25.5037	24.75	تست دوم
25.3954	24.478	تست سوم

همان‌طور که در جدول‌های (۱) - (۴) مشاهده می‌شود شبکه‌ی عصبی Elman عملکرد بهتری را در کاهش نویز صوتی داشته است. این امر را می‌توان ناشی از هماهنگی بیشتر رفتار دینامیکی و وابسته زمان این شبکه با مسئله رودروری آن دانست. البته، با مقایسه‌ی شبکه‌های فوق از نظر مدت زمان مورد نیاز برای آموزش و تست، شبکه‌ی عصبی پیشرو در زمان کمتری آموزش‌دیده و در حین تست نیز مدت زمان کمتری را برای پاسخ‌گویی و تولید سیگنال آنتی‌نویز نیاز دارد. همچنین شبکه‌ی Elman به دلیل وجود مسیر فیدبک از لایه‌ی مخفی به ورودی، پیچیدگی بیشتری را نسبت به شبکه‌ی پیشرو دارد. مسائل فوق نیاز به یک پردازنده‌ی مناسب را برای استفاده و پیاده‌سازی شبکه‌ی Elman ضروری می‌کند.

References

- [1] C.K. Chen, T.D. Chiueh, J.H. Chen, "Active cancellation system of acoustic noise in MR Imaging", IEEE Trans. on Biom. Engi., Vol.46, No.2, pp.186-191, Feb. 1999.
- [2] S.M. Kuo, D.R. Morgan, "Active noise control: A tutorial review", Proc. IEEE, Vol.87, No.6, pp.943-973, June 1999.
- [3] S.J. Elliott, P.A. Nelson, "Active noise control", IEEE Sig. Proc. Mag., Vol.10, pp.12-35, Oct 1993.
- [4] T. Habib, M. Kepesi, "Open issues of active noise control applications", In Proc. Int. Conf. Radi., pp.1-4, April 2007.
- [5] Y.L. Zhou, Q.Z. Zhang, X.D. Li, W.S. Gan, "Analysis and DSP implementation of an ANC system using a filtered-error neural network", J. of Sou. and Vib., Vol.285, Issue 1-2, pp.1-25, Aug. 2004.
- [6] A. Montazeri, J. Poshtan, M.J. Motlagh, "Evaluating the performance of a nonlinear active noise control system in enclosure", In Proc. IEEE Conf. Ind. Elec. Soc., Taipei, pp.2484-2488, Nov. 2007.
- [7] H.S. Yazdi, J. Haddadnia, M. Lotfizad, "Duct modeling using the generalized RBF neural network for active cancellation of variable frequency narrow band noise", J. Adv. Sig. Proc., Vol.2007, Issue. 1, pp.1-7, Jan. 2007.
- [8] R.T. Bambang, K. Uchida, R.R. Yacoub, "Active noise control in free space using recurrent neural networks with EKF algorithm", J. App. Soft Comp., Vol.8, Issue 4, pp.1498-1504, Sep. 2008.
- [9] S. Haykin, "Neural networks-A comprehensive foundation", Second edition, Prentice-Hall Incorporation, New Jersey, USA, 1999.
- [10] Rice University, Signal Processing Information Base [Online], Available: http://spib.rice.edu/spib/select_noise.html.
- [11] A.A. Milani, G. Kannan, I.M.S. Panahi, "On maximum achievable noise reduction in ANC systems", In Proc. IEEE Int. Conf. Acou. Spee. & Sig. Proc., Dallas, pp.349-352, March 2010.
- [12] C.K. Chen, T.D. Chiueh, "Multilayer perceptron neural networks for active noise cancellation", In Proc. IEEE Int. Symp. Circ. and Sys., Vol.3, pp.523-526, May 1996.