

حذف فعال نویز صوتی ضبط شده در اتاق موتورها با استفاده از شبکه‌های عصبی استاتیکی و دینامیکی

مهرشاد سلماسی^۱، رضانعلی صادق‌زاده^۲

m_salmasi@sel.iaun.ac.ir

۱- دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف‌آباد اصفهان

۲- دانشیار دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

چکیده

نویز صوتی حاصل از موتورخانه یک کشتی می‌تواند باعث ایجاد مزاحمت و ناراحتی برای خدمه کشتی در حین استراحت یا کارگران درون موتورخانه باشد. هم‌چنین نویز حاصل می‌تواند عوارض و آسیب‌های فراوانی را برای خدمه و مسافران کشتی ایجاد کند. کنترل فعال نویز بر پایه تولید یک سیگنال نویز دیگر از یک منبع ثانویه و تداخل آن با نویز تولیدشده از منبع اصلی استوار است. در این مقاله، قصد بر آن است که کنترل فعال نویز صوتی با استفاده از شبکه‌های عصبی استاتیکی و دینامیکی و براساس ساختار فیدبک مورد بررسی و شبیه‌سازی قرار گیرد. برای این منظور، کنترل فعال نویز صوتی با استفاده از یک شبکه عصبی دینامیکی و شبکه‌های عصبی MLP و RBF که جزء شبکه‌های عصبی استاتیک هستند انجام شده و عملکرد این شبکه‌ها در کاهش نویز مورد بررسی و مقایسه قرار می‌گیرد. بنابر مطالعات انجام‌شده، تاکنون مقایسه دقیقی بین عملکرد شبکه‌های فوق در کنترل فعال نویز صوتی، تحت شرایط مشابه انجام نشده است. در این مقاله، با در نظر گرفتن شرایطی مشابه برای ساختار شبکه‌ها (تعداد لایه‌ها و تعداد نورون‌های برابر) و نیز استفاده از نویزهای صوتی مشابه، عملکرد شبکه‌ها در کاهش نویز مورد بررسی قرار می‌گیرد. نویزهای صوتی موجود در پایگاه داده SPIB جهت انجام شبیه‌سازی‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که به دلیل آموزش شبکه‌های عصبی براساس نمونه‌های آموزشی و نمونه‌های تعیین اعتبار (توقف آموزش براساس overfitting)، شبکه‌های عصبی آموزش‌دیده عملکرد بسیار خوبی را در کاهش نویز صوتی نشان می‌دهند. علاوه بر آن مشاهده می‌شود که شبکه دینامیکی استفاده‌شده و شبکه RBF عملکرد بهتری را در کاهش نویز صوتی نسبت به شبکه MLP دارند و حدود ۱ dB نویز صوتی را بیشتر از شبکه MLP کاهش می‌دهند.

واژگان کلیدی: حذف فعال نویز، سیستم کنترل فعال نویز فیدبک، شبکه‌های عصبی، نویز صوتی موتورخانه.

تاریخ دریافت مقاله: ۹۲/۷/۱۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۳/۸/۴

۱- مقدمه

با پیشرفت روزافزون تکنولوژی و افزایش جمعیت، نویز صوتی یکی از مشکلاتی است که در اکثر محیطها با آن روبرو هستیم. وجود نویز صوتی در کشتیها و هواپیماها از جمله مواردی است که عوارض زیادی را برای پرسنل کشتیها و هواپیماها و همچنین مسافران آنها ایجاد می‌کند. استفاده از روشهای غیرفعال یا جاذبهای صوتی، مدت زمان زیادی به عنوان تنها راه حل موجود برای کاهش نویز صوتی بود. به دلیل پرهزینه بودن، نیاز به حجم زیاد عایق و عدم موثر بودن روشهای غیرفعال در فرکانسهای پایین، استفاده از روشهای فعال برای کنترل نویز پیشنهاد شد [۱ و ۲].

در روشهای فعال حذف نویز، نویز صوتی موجود در محیط با تولید یک سیگنال نویز دیگر از یک منبع ثانویه از بین می‌رود. سیگنال تولیدشده از منبع ثانویه که تحت عنوان آنتی نویز نامیده می‌شود. دارای دامنه‌ای برابر و ۱۸۰ درجه اختلاف فاز نسبت به نویز اصلی می‌باشد. در حقیقت با تولید سیگنالی جدید عمل تداخل انجام شده و نویز اصلی از بین می‌رود [۱ و ۳].

روشهای فعال حذف نویز به عنوان مکملی برای روشهای غیرفعال مورد استفاده قرار می‌گیرند. در حقیقت در بسیاری از کاربردها، روشهای فعال و غیرفعال به صورت همزمان برای کاهش نویز صوتی استفاده می‌شوند. کاهش نویز درون اتومبیل، کاهش نویز فن‌ها، ترانسفورماتورها و ... تعدادی از کاربردهای سیستم کنترل فعال نویز هستند [۲]. خلاصه‌ای از تحقیقات و پیشرفت‌های انجام شده در کاهش نویز درون اتومبیلها در مرجع [۴] ذکر شده است. در مراجع [۵] و [۶] نیز تعدادی از کاربردهای کنترل فعال نویز نشان داده شده اند.

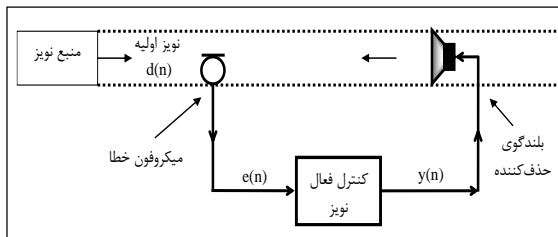
کاربرد سیستم کنترل فعال نویز در کاهش نویز مربوط به موتورها در محیطهای مختلفی مورد استفاده قرار می‌گیرد. نویز صوتی حاصل از موتورخانه موجود در کشتیها، نویز تولیدشده از موتورها در هواپیماهای مسافربری، نویز صوتی حاصل از موتورها در کارخانه‌ها و ... تعدادی از مثالهای مربوط به مشکلات ناشی از نویز صوتی موتورها هستند که جهت مقابله با آنها از روشهای فعال حذف نویز استفاده شده است [۷، ۸]. در مرجع [۹]، نویز داخل یک کشتی با

روشهای فعال حذف نویز به کمک فیلترهای وفقی حذف شده است.

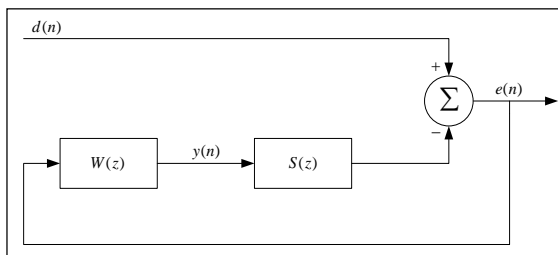
طراحی یک کنترل کننده فعال نویز متشکل از یک میکروفون و یک بلندگو برای اولین بار توسط Paul Lueg در سال ۱۹۳۶ مطرح شد. با توسعه تکنیکهای پردازش سیگنالهای گسسته در اوایل دهه ۱۹۷۰، امکان پیاده‌سازی عملی سیستمهای کنترل فعال نویز مهیا شد. امروزه گروههای زیادی در زمینه کنترل فعال نویز (ANC) در کشورهای مختلف در حال فعالیت هستند [۱-۳].

اکثر سیستمهای کنترل فعال نویز امروزی، سیستمهایی آنلاین هستند و باید در کمترین زمان ممکن براساس نمونههای نویز صوتی، سیگنال آنتی نویز را جهت حذف نویز تولید کنند. مدت زمان زیادی فیلترهای وفقی یکی از بهترین گزینهها برای حذف نویز بودند. در مرجع [۱۰] عملکرد بهتر شبکههای عصبی در حذف فعال نویز نسبت به فیلترهای وفقی نشان داده شده است (خصوصاً زمانی که با پدیدههای غیرخطی روبرو هستیم). تاکنون کنترل فعال نویز صوتی با استفاده از شبکههای عصبی و الگوریتمهای آموزشی مختلفی انجام شده است. به عنوان مثال، این کار با استفاده از شبکههای پیشرو چند لایه (MLP)، پایه شعاعی (RBF) و بازگشتی انجام شده است [۱۱-۱۳]. انتخاب شبکه عصبی مناسب می‌تواند تأثیر زیادی بر میزان کاهش نویز صوتی و همچنین سرعت تولید سیگنال آنتی نویز داشته باشد. بنابر مطالعات انجام شده، تاکنون مقایسه دقیقی بین عملکرد شبکههای فوق در کنترل فعال نویز صوتی، تحت شرایط مشابه انجام نشده است.

براین اساس، هدف اصلی ما در این مقاله بررسی مقایسه‌ی کارایی دو ساختار از شبکههای عصبی، یعنی شبکههای استاتیکی و دینامیکی، در کنترل فعال نویز صوتی موجود در موتورخانه بوده است. نویز حاصل از موتورها در محیطهای مختلفی از جمله کشتیها و هواپیماها می‌تواند مزاحم خدمه و مسافران و همچنین باعث ایجاد مشکلات و عوارضی برای آنها شود. در این مقاله، با در نظر گرفتن پیچیدگی مشابه برای ساختار شبکهها (تعداد لایه‌ها و تعداد نورونهای مشابه)، عملکرد شبکهها در کاهش نویز بررسی می‌شود. برای این منظور، شبکههای عصبی طراحی شده با استفاده از نویزهای صوتی مشابه، آموزش دیده و عملکرد آنها به ازاء نمونههای باقیمانده نویز



شکل (۱) سیستم کنترل فعال نویز فیدبک.



شکل (۲) بلوک دیاگرام سیستم کنترل فعال نویز فیدبک.

بلوک دیاگرام اولیه سیستم کنترل فعال نویز فیدبک در شکل (۲) نشان داده شده است. در شکل فوق، $e(n)$ بیانگر n امین نمونه از سیگنال خطا، $d(n)$ نشان‌دهنده n امین نمونه از منبع نویز و $y(n)$ بیانگر سیگنال آنتی‌نویز تولیدشده توسط کنترل‌کننده می‌باشد. هم‌چنین $W(z)$ نشان‌دهنده تابع انتقال کنترل‌کننده و $S(z)$ تابع انتقال مسیر ثانویه می‌باشد. مسیر ثانویه، مسیر عبور سیگنال از منبع ثانویه تا میکروفون خطا را شامل می‌شود. با توجه به بلوک دیاگرام نشان داده شده در شکل (۲) می‌توان نویز اولیه را برحسب سیگنال خطا مطابق رابطه (۱) به‌دست آورد.

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

در رابطه فوق $E(z)$ بیانگر سیگنال به‌دست آمده از میکروفون خطا و $Y(z)$ نشان‌دهنده سیگنال ثانویه تولیدشده توسط کنترل‌کننده می‌باشد. تابع انتقال مسیر ثانویه $S(z)$ را می‌توان به صورت $\hat{S}(z)$ تخمین زد. در نتیجه می‌توان تخمینی از نویز منبع را استخراج کرد [۲]،

$$X(z) \equiv \hat{D}(z) = E(z) + \hat{S}(z)Y(z) \quad (2)$$

از سیگنال $x(n)$ به‌دست آمده، به عنوان سیگنال مرجع استفاده می‌شود. در شکل (۳) بلوک دیاگرام نهایی سیستم کنترل فعال نویز فیدبک نشان داده شده است [۲]. برای

بررسی و مقایسه می‌گردد. نویزهای صوتی موجود در پایگاه داده SPIB برای انجام شبیه‌سازی‌ها استفاده می‌شوند. نتایج شبیه‌سازی‌ها، عملکرد بهتر شبکه عصبی دینامیکی استفاده‌شده و شبکه RBF را در کاهش نویز صوتی نشان می‌دهند.

در بخش ۲ سیستم کنترل فعال نویز فیدبک و در بخش ۳ نحوه طراحی و آموزش شبکه‌های عصبی استفاده‌شده نشان داده می‌شود. شبیه‌سازی‌های انجام‌شده که عملکرد شبکه‌های عصبی استاتیکی و دینامیکی استفاده‌شده را در کاهش نویز نشان می‌دهد در بخش ۴ و نتیجه‌گیری‌های حاصل در بخش ۵ ارائه می‌شوند.

۲- سیستم کنترل فعال نویز فیدبک

سیستم‌های کنترل فعال نویز را می‌توان بر اساس ساختارهای پیشرو، فیدبک یا ترکیبی از هر دو پیاده‌سازی نمود. در سیستم کنترل فعال نویز پیشرو با استفاده از میکروفون یا حسگرهای غیرآکوستیکی مانند تاکومتر، سیگنال‌های مرجع از منابع نویز دریافت می‌شوند، درحالی‌که سیگنال‌های مرجع در سیستم کنترل فعال نویز فیدبک در دسترس نمی‌باشند. علاوه بر دو ساختار فوق، سیستم کنترل فعال نویز را می‌توان براساس ترکیبی از سیستم‌های پیشرو و فیدبک نیز پیاده‌سازی نمود. سیستم پیاده‌سازی‌شده با این روش، سیستم کنترل فعال نویز هایبرید نامیده می‌شود [۲].

سیستم کنترل فیدبک برای اولین بار توسط Olson و May در سال ۱۹۵۳ ارائه شد [۲، ۳]. در شکل (۱) ساختار سیستم کنترل فعال نویز فیدبک نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود از یک میکروفون و یک بلندگو در ساختار فوق بکار رفته است. میکروفون استفاده‌شده تحت عنوان میکروفون خطا نامیده می‌شود. میکروفون خطا، نویز باقیمانده یا همان سیگنال خطا را اندازه‌گیری کرده و آن را به سیستم کنترل فعال نویز برای تولید سیگنال آنتی‌نویز می‌دهد. هدف اصلی در سیستم فیدبک، تولید سیگنال‌های مرجع با استفاده از سیگنال خطا می‌باشد. در سیستم کنترل فیدبک، به دلیل عدم وجود میکروفون مرجع، مسأله فیدبک صوتی از بلندگوی حذف‌کننده به میکروفون مرجع وجود ندارد [۱۴].

در این مقاله، جهت پیش‌بینی نمونه‌های نویز از شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود. بلوک دیاگرام استفاده‌شده در این تحقیق که برای انجام شبیه‌سازی‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد در شکل (۵) قابل مشاهده است. در بلوک دیاگرام نشان داده‌شده، تابع انتقال مسیر ثانویه به صورت تأخیر زمانی $S(z) = z^{-A}$ در نظر گرفته‌شده و در داخل بلوک مربوط به شبکه عصبی قرار داده شده است.

در شکل (۵)، ورودی شبکه عصبی سیگنال $\hat{d}(n)$ می‌باشد که به دلیل انتخاب توابع انتقال به صورت تأخیر زمانی، $\hat{d}(n)$ و $d(n)$ مشابه یکدیگر می‌باشند. به همین دلیل در انجام شبیه‌سازی‌ها از سیگنال $d(n)$ به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده می‌شود. شبکه عصبی وظیفه پیش‌بینی نمونه‌های نویز را با استفاده از نمونه‌های قبلی به عهده دارد.

در شبیه‌سازی‌های انجام‌شده $S(z) = z^{-1}$ در نظر گرفته می‌شود. به دلیل انتخاب تابع انتقال مسیر ثانویه به صورت z^{-1} ، شبکه عصبی N نمونه را به عنوان ورودی دریافت کرده و سپس با استفاده از این N نمونه، نمونه $N+1$ ام را پیش‌بینی می‌کند. نمونه پیش‌بینی‌شده، خروجی شبکه عصبی می‌باشد و بلندگو از این نمونه برای حذف نویز استفاده می‌کند. برای پیش‌بینی نمونه‌های نویز می‌توان از شبکه‌های MLP، RBF یا بازگشتی که توانایی خوبی در پیش‌بینی و تخمین توابع دارند استفاده کرد.

۳- طراحی و آموزش شبکه‌های عصبی

در این مقاله، برای پیش‌بینی نمونه‌های نویز، شبکه‌های عصبی دینامیکی (بازگشتی) و استاتیکی مانند MLP و RBF مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این بخش ابتدا ساختار شبکه‌های عصبی استفاده‌شده توضیح داده شده و در ادامه، نحوه آموزش شبکه‌ها بیان می‌شود.

۳-۱- ساختار شبکه‌های عصبی

ساختار شبکه عصبی MLP استفاده‌شده، در شکل (۶) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود یک شبکه پیشرو دو لایه برای کاهش نویز بکار رفته است. شبکه عصبی MLP دولایه با توابع فعالیت سیگموئید دوطرفه و خطی می‌تواند جهت تخمین توابع مورد استفاده قرار گیرد [۱۶].

محاسبه سیگنال مرجع $x(n)$ که از تخمین نویز اولیه $d(n)$ به‌دست می‌آید از رابطه (۳) استفاده می‌شود [۲ و ۱۵].

$$x(n) \equiv \hat{d}(n) = e(n) + \sum_{m=0}^{M-1} \hat{s}_m y(n-m) \quad (3)$$

هم‌چنین سیگنال ثانویه تولیدشده $y(n)$ با استفاده از رابطه (۴) محاسبه می‌شود [۱۵].

$$y(n) = \sum_{l=0}^{L-1} w_l(n) x(n-l) \quad (4)$$

در روابط فوق، \hat{s}_m و $m = 0, 1, \dots, M-1$ برای تخمین مسیر ثانویه استفاده می‌شود. $w_l(n)$ و $l = 0, 1, \dots, L-1$ بیان‌گر ضرایب فیلتر وقتی FIR ($W(z)$) در زمان n می‌باشد که این ضرایب با استفاده از الگوریتم FXLMS مطابق با رابطه (۵) تنظیم می‌شوند [۱۵].

$$w_l(n+1) = w_l(n) + \mu x'(n-l)e(n) \quad (5)$$

که در آن μ اندازه گام و $x'(n)$ سیگنال مرجع فیلترشده مطابق رابطه (۶) می‌باشد [۱۵].

$$x'(n) = \sum_{m=0}^{M-1} \hat{s}_m x(n-m) \quad (6)$$

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 اندازه 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 (۴) بلوک دیاگرام یک سیستم پیش‌بینی‌کننده وقتی که وظیفه پیش‌بینی نمونه‌های نویز را به عهده دارد نشان داده شده است [۲].

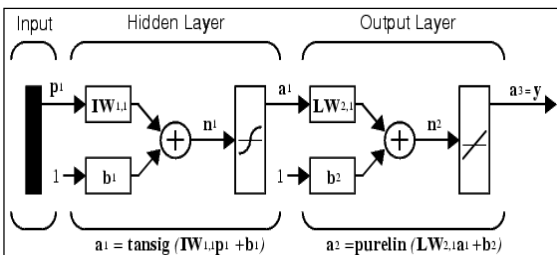
در شکل (۴)، $H(z)$ بیان‌گر تابع انتقال سیستم کنترل فعال نویز فیدبک از $d(n)$ به $e(n)$ می‌باشد و برابر است با:

$$H(z) = \frac{E(z)}{D(z)} = 1 - S(z)W(z) \quad (7)$$

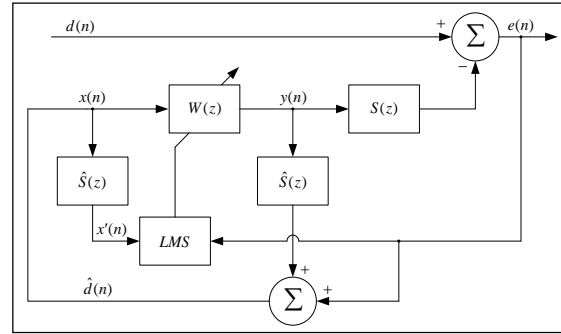
به همین دلیل شبکه عصبی با ساختار (۲۰،۲۰،۱) را جهت شبیه‌سازی‌ها مورد استفاده قرار می‌دهیم.

یکی از شبکه‌های عصبی مورد استفاده در مسائل تخمین توابع، شبکه عصبی RBF است. شبکه‌های عصبی RBF نسبت به شبکه‌های MLP نیاز به نورون‌های بیشتری دارند اما حسن آن‌ها در زمان طراحی کوتاه‌ترشان نسبت به شبکه‌های MLP می‌باشد. شبکه RBF عموماً از دو لایه تشکیل شده است. قسمت ورودی شبکه که محل وارد شدن سیگنال ورودی به شبکه است، لایه میانی یا طبقه RBF که شامل توابع RBF می‌شود و لایه خروجی که ترکیبی خطی از کلیه خروجی‌های طبقه RBF را می‌سازد. در اکثر موارد از توابع گوسی در لایه RBF استفاده می‌شود که این توابع با دو پارامتر مرکز و واریانس شناسایی می‌شوند [۱۶]. شکل (۷) ساختار یک شبکه RBF نشان می‌دهد. برای مقایسه دقیق‌تر شبکه‌ها، ساختار شبکه RBF را مشابه شبکه MLP در نظر می‌گیریم.

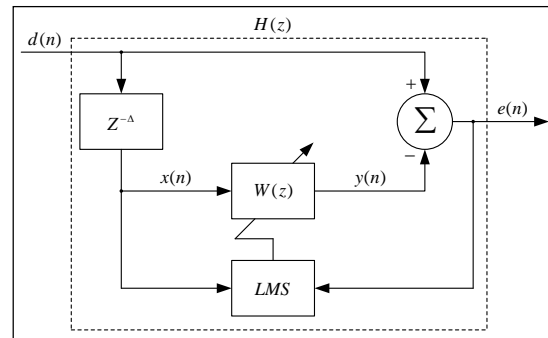
شبکه عصبی دینامیکی استفاده‌شده یک شبکه دولایه است که در آن مسیر فیدبکی از خروجی لایه مخفی به ورودی آن قرار دارد. مسیر فیدبک، نمونه‌های مرحله قبلی را برای استفاده در مرحله جدید ذخیره می‌کند. در حقیقت برای تولید خروجی‌های شبکه، علاوه بر استفاده از ورودی‌های کنونی از خروجی‌های تولیدشده در مرحله قبل نیز استفاده می‌شود [۱۷]. در شکل (۸) ساختار شبکه عصبی دینامیکی استفاده‌شده را نمایش می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود توابع فعالیت لایه‌های اول و دوم به ترتیب سیگموئید دوطرفه (tansig) و خطی (purelin) می‌باشد. برای مقایسه دقیق‌تر شبکه‌ها، ساختار شبکه دینامیکی استفاده‌شده را مشابه شبکه‌های MLP و RBF (شبکه‌های استاتیک) در نظر می‌گیریم.



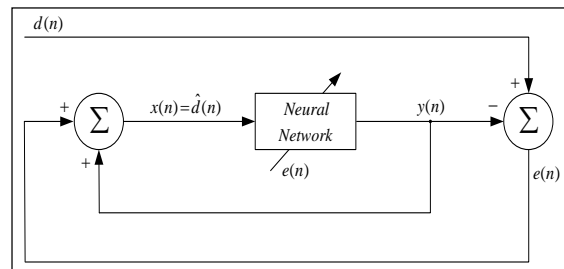
شکل (۶) ساختار شبکه عصبی MLP.



شکل (۳) بلوک دیاگرام نهایی سیستم کنترل فعال نويز فیدبک.



شکل (۴) بلوک دیاگرام سیستم فیدبک به عنوان پیش‌بینی‌کننده وقتی.



شکل (۵) بلوک دیاگرام استفاده‌شده برای پیش‌بینی نمونه‌های نويز با استفاده از شبکه‌های عصبی.

به همین دلیل یک شبکه عصبی دولایه جهت پیش‌بینی نمونه‌های نويز مورد استفاده قرار می‌گیرد. هم‌چنین به دلیل آن‌که تابع انتقال مسیر ثانویه به صورت $S(z) = z^{-1}$ است، شبکه عصبی وظیفه پیش‌بینی نمونه بعدی را با استفاده از نمونه‌های قبلی به عهده دارد. بنابراین ۱ نورون برای خروجی شبکه در نظر می‌گیریم. جهت انتخاب تعداد نورون‌های لایه مخفی و ورودی، ساختارهای متفاوتی از جمله (۱۰،۱۰،۱) و (۲۰،۲۰،۱)، (۴۰،۴۰،۱) مورد استفاده قرار گرفتند. مشاهده شد که ساختار (۲۰،۲۰،۱) در بین ساختارهای فوق بهترین عملکرد را نتیجه می‌دهد.

شبکه عصبی به منظور جلوگیری از بروز پدیده overfitting تعیین می‌شود.

روش کار به این صورت است که آموزش شبکه عصبی با اعمال نمونه‌های آموزشی آغاز شده و از خطای بین خروجی مطلوب و خروجی واقعی جهت تنظیم وزن‌ها استفاده می‌شود. در خلال آموزش، نمونه‌های تعیین اعتبار نیز به شبکه وارد شده و مقدار خطای ایجاد شده ثبت می‌شود. در طول فرآیند آموزش، میزان خطای بین خروجی مطلوب و واقعی باید کاهش یابد. هم‌چنین میزان خطای ناشی از اعمال نمونه‌های تعیین اعتبار نیز باید کم شود. لازم به ذکر است که مقدار خطای ناشی از نمونه‌های آموزشی کمتر از میزان خطایی است که توسط نمونه‌های تعیین اعتبار به وجود می‌آید.

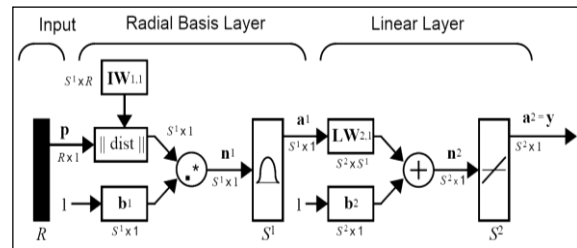
در نقطه‌ای از آموزش، مقدار خطای ایجاد شده توسط نمونه‌های تعیین اعتبار از کاهش یافتن بازمانده و حتی ممکن است شروع به بالا رفتن کند. این همان نقطه‌ای است که از آن به بعد شبکه عصبی شروع به انطباق بیش از حد با نمونه‌های آموزشی می‌نماید. در صورتی که در نقطه‌ای خطای ایجاد شده توسط نمونه‌های تعیین اعتبار شروع به افزایش می‌کند، آموزش متوقف شود می‌توان از بروز پدیده overfitting جلوگیری کرد. پس از توقف آموزش شبکه عصبی، نمونه‌های آزمون که تاکنون به شبکه ارائه نشده‌اند به شبکه اعمال شده تا عملکرد شبکه آموزش دیده به ازاء آن‌ها بررسی شود.

۴- شبیه‌سازی‌ها

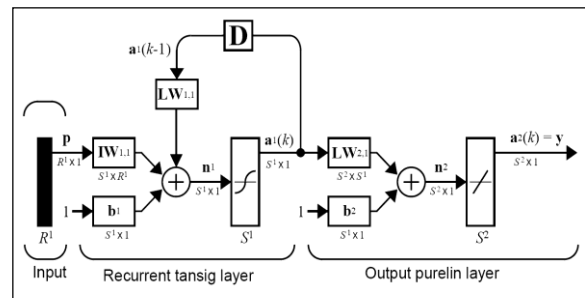
در این بخش، عملکرد دو نوع از شبکه‌های عصبی در کنترل و کاهش فعال نویز صوتی موجود در موتورخانه مورد بررسی و مقایسه قرار می‌گیرد. هم‌چنین از نویز صوتی موجود در کابین هواپیمای F16 نیز جهت مقایسه شبکه‌های عصبی استفاده می‌گردد. نویز صوتی فوق از پایگاه داده SPIB انتخاب شده است. به همین منظور، ابتدا توضیحاتی در مورد پایگاه داده SPIB داده شده، سپس شبیه‌سازی‌های انجام شده و نتایج به دست آمده بیان می‌شوند.

۴-۱- پایگاه داده SPIB

پایگاه داده SPIB توسط دانشگاه Rice تهیه شده است



شکل (۷) ساختار شبکه عصبی RBF.



شکل (۸) ساختار شبکه عصبی دینامیکی استفاده شده.

۳-۲- نحوه آموزش شبکه‌های عصبی

همان‌طور که مشاهده شد، برای مقایسه دقیق عملکرد شبکه‌ها، تعداد لایه‌ها و نورون‌های هر دو نوع شبکه مانند هم در نظر گرفته می‌شود. هم‌چنین برای آموزش و آزمایش شبکه‌ها از نمونه‌های مشابه استفاده می‌شود. در نتیجه شبکه‌های عصبی ذکر شده، با استفاده از نمونه‌های $d(n-1), \dots, d(n-19), d(n-20)$ را پیش‌بینی می‌کنند. برای آموزش شبکه‌های فوق، الگوریتم پس‌انتشار خطا (BP) و روش آموزشی Levenberg-Marquardt مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در شبیه‌سازی‌های انجام شده نرخ آموزش را برابر 0.3 در نظر گرفته و آموزش شبکه عصبی تا زمانی ادامه پیدا می‌کند که به خطای مورد نظر برسیم. در حین آموزش ممکن است که شبکه بر روی نمونه‌های آموزشی منطبق شده و عملکرد خوبی را به ازاء نمونه‌های آزمون نشان ندهد که در این حالت پدیده overfitting رخ داده است. در صورتی که در آموزش یک شبکه عصبی پدیده overfitting رخ دهد، قدرت تعمیم‌پذیری شبکه عصبی که یکی از ویژگی‌های اصلی آن است کاهش می‌یابد.

در انجام شبیه‌سازی‌ها، برای جلوگیری از وقوع overfitting، علاوه بر نمونه‌های آموزشی و نمونه‌های آزمون، از نمونه‌های تعیین اعتبار نیز استفاده می‌شود. با استفاده از نمونه‌های تعیین اعتبار، زمان توقف آموزش

برای محاسبه میزان کاهش نویز، انرژی سیگنال‌های نویز اصلی و نویز باقیمانده طبق رابطه (۸) مقایسه می‌شود،

$$\text{Noise Attenuation} = 10 \times \log_{10} \frac{\text{Input Noise Energy}}{\text{Remained Noise Energy}} \quad (8)$$

در جدول (۱) عملکرد شبکه‌های آموزش دیده در کاهش نویز صوتی ایجاد شده توسط موتورخانه قابل مشاهده است. مشاهده می‌شود که شبکه دینامیکی (بازگشتی) و RBF استفاده شده کاهش نویز بیشتری را نتیجه داده‌اند.

در مرجع [۲۰]، عملکرد یک شبکه عصبی MLP دولایه در کاهش نویز صوتی موجود در اتاق موتورها با استفاده از ساختار فیدبک مورد بررسی و شبیه‌سازی قرار گرفته و کاهش نویزی حدود ۲۰ dB نتیجه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در این تحقیق، شبکه عصبی MLP استفاده شده کاهش نویزی حدود ۲۳ dB را نتیجه داده‌است که علت آن استفاده مناسب از نمونه‌های آموزشی و نمونه‌های تعیین اعتبار جهت آموزش شبکه عصبی می‌باشد.

فرض کنید که ۵۰۰ نمونه از نمونه‌های نویز صوتی مربوط به اتاق موتورها (موتورخانه) را به شبکه RBF آموزش دیده وارد می‌کنیم. در شکل (۹)، ۵۰۰ نمونه از نمونه‌های نویز صوتی تولید شده نشان داده شده است. شکل‌های (۱۰) و (۱۱) به ترتیب سیگنال آنتی‌نویز تولید شده توسط شبکه عصبی RBF و نویز باقیمانده را نشان می‌دهند. نویز باقیمانده از تداخل سیگنال‌های نویز و آنتی‌نویز به دست می‌آید. همان‌طور که مشاهده می‌شود سیگنال‌های نویز و آنتی‌نویز عکس یکدیگر می‌باشند.

جدول (۱) عملکرد شبکه‌های آموزش دیده در کاهش نویز صوتی مربوط به موتورخانه.

میزان کاهش نویز (dB)			
شبکه دینامیکی	شبکه‌های استاتیک		
	شبکه RBF	شبکه MLP	
23.381	23.21	22.873	آزمون اول
24.173	23.978	23.617	آزمون دوم
23.851	23.388	22.997	آزمون سوم

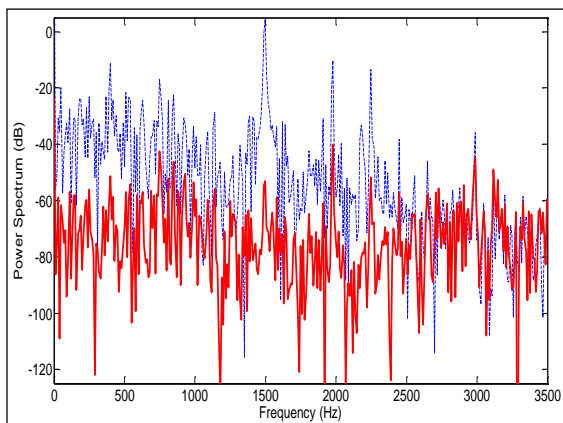
[۱۸]. این پایگاه داده شامل نویزهای صوتی از محیط‌ها و مکان‌های مختلفی است. به عنوان مثال نویز موجود در کابین هواپیمای F16، نویز موجود در یک کارخانه، نویز صوتی ایجاد شده توسط سلاح، نویز صوتی موجود در درون یک اتومبیل و . . . از جمله نویزهای صوتی موجود در این پایگاه داده SPIB می‌باشند. نویزهای صوتی موجود در این پایگاه داده با نرخ نمونه‌برداری 19.98 kHz ضبط و ذخیره شده‌اند.

مرجع [۱۹]، با استفاده از پایگاه داده SPIB عملکرد ساختارهای مختلف سیستم کنترل فعال نویز در کاهش نویز صوتی مقایسه را کرده است. در تحقیق انجام شده، سیستم‌های کنترل فعال نویز پیشرو، فیدبک و هایبرید مورد استفاده قرار گرفته‌اند. حذف نویز موجود در اتاق عملیات، اتاق موتورها و حذف نویز موجود در کابین هواپیمای F16 در مرجع [۲۰] انجام شده است. در مرجع [۲۱] نیز با استفاده از نویزهای موجود در پایگاه داده SPIB روشی عملی جهت بهبود عملکرد الگوریتم FXLMS با استفاده از فیلتر وینر ارائه گردیده است.

۴-۲- شبیه‌سازی‌ها و نتایج به دست آمده

برای انجام شبیه‌سازی‌ها، نویز صوتی موجود در اتاق موتورها (موتورخانه) و نویز صوتی موجود در کابین هواپیمای F16 از پایگاه داده SPIB انتخاب می‌شوند. پس از انتخاب نویزهای 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 آزمون تقسیم می‌کنیم. از ۲۰۰۰ نمونه برای آموزش شبکه‌ها و از نمونه‌های باقیمانده برای تست شبکه‌ها استفاده می‌شود. عملکرد شبکه‌های آموزش دیده با نمونه‌های آزمون بررسی شده و میزان کاهش نویز آن‌ها مورد مقایسه قرار می‌گیرد.

عمل آزمایش و آزمون شبکه‌ها در ۳ نوبت انجام شده و در هر آزمون ۵۰۰۰ نمونه از نویز صوتی مورد نظر به صورت تصادفی انتخاب و به شبکه‌ها وارد می‌شوند. برای این منظور، براساس تعداد نمونه‌های نویز صوتی مورد نظر، یک عدد تصادفی انتخاب کرده و ۵۰۰۰ نمونه متوالی بعد از عدد تصادفی انتخاب شده را به عنوان نمونه‌های آزمون به شبکه وارد می‌کنیم.



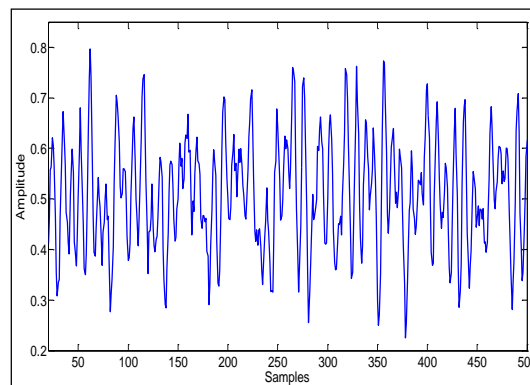
شکل (۱۲) طیف توان نویز صوتی و نویز باقیمانده (خط نقطه چین طیف توان نویز اصلی و خط پررنگ طیف توان نویز باقیمانده).

در ادامه، از نویز صوتی موجود در کابین یک هواپیمای F16 جهت مقایسه مجدد عملکرد شبکه‌های عصبی بهره گرفته‌ایم. نویز صوتی فوق در کنار صدای کمک خلبان ضبط و ذخیره شده است. هنگام ضبط صدا، هواپیما با سرعت ۶۰۰ Knots و در ارتفاع ۳۰۰-۶۰۰ feet در حال حرکت است. عملکرد شبکه‌های عصبی آموزش‌دیده در کاهش نویز صوتی موجود در کابین هواپیمای F16 در جدول (۲) مشاهده می‌شود.

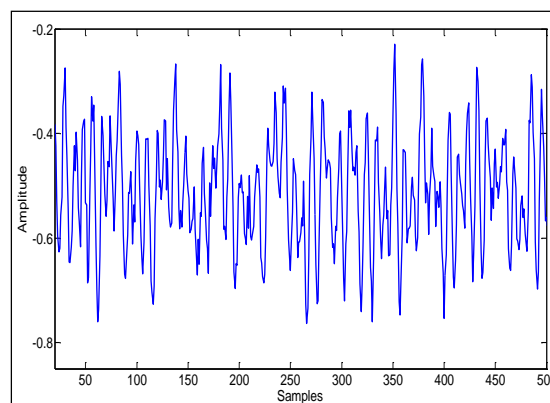
در شبیه‌سازی‌های انجام‌شده به دلیل انتخاب زمان توقف آموزش شبکه‌های عصبی براساس پدیده overfitting (آموزش شبکه براساس نمونه‌های آموزشی و نمونه‌های تعیین اعتبار)، کاهش نویز بسیار خوبی به‌دست آمده است. در مرجع [۲۰] کاهش نویزی حدود ۲۰ dB گزارش شده است، در صورتی که در این مقاله حدود ۲۳ dB کاهش نویز به‌دست آورده‌ایم.

جدول (۲) عملکرد شبکه‌های آموزش‌دیده در کاهش نویز صوتی موجود در کابین هواپیمای F16.

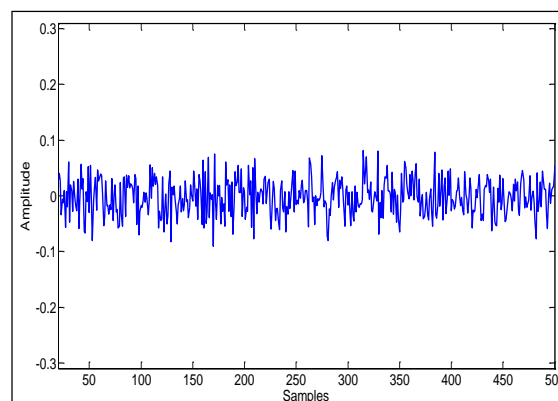
میزان کاهش نویز (dB)			
شبکه دینامیکی	شبکه‌های استاتیک		
	شبکه RBF	شبکه MLP	
25.242	24.784	23.915	آزمون اول
24.782	24.434	23.615	آزمون دوم
25.076	25.019	23.981	آزمون سوم



شکل (۹) نویز صوتی ایجادشده توسط موتورها.



شکل (۱۰) سیگنال ضد نویز تولیدشده با شبکه عصبی RBF.



شکل (۱۱) نویز باقیمانده.

در شکل (۱۲)، طیف توان ۲۰۰۰ نمونه از نویز صوتی تولیدشده توسط موتورخانه و طیف توان نویز باقیمانده نشان داده شده است. در شکل فوق، خط نشان داده‌شده به‌صورت نقطه‌چین بیان‌گر طیف توان نویز صوتی موتورها و خط پررنگ نشانگر طیف توان نویز باقیمانده می‌باشد. همان‌طور که مشاهده می‌شود سیستم کنترل فعال نویز طراحی‌شده، کاهش نویز خوبی را در بازه فرکانسی ۰-۲/۵ kHz نتیجه داده‌است.

صوتی موجود در پایگاه داده، عملکرد شبکه‌های آموزش دیده در کاهش نویزهای صوتی بررسی و مقایسه شدند.

نتایج شبیه‌سازی‌ها توانایی شبکه‌های عصبی استاتیکی و دینامیکی استفاده شده را در کاهش نویز صوتی نشان داد. مشاهده شد که آموزش شبکه عصبی براساس نمونه‌های آموزشی و تعیین اعتبار تأثیر زیادی را بر عملکرد شبکه در کاهش نویز صوتی می‌گذارد. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان داد که شبکه عصبی دینامیکی استفاده شده و شبکه RBF عملکرد بهتری را در کاهش نویز صوتی نسبت به شبکه MLP از خود نشان می‌دهند. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان داد که شبکه‌های فوق میزان کاهش نویزی حدود ۱ dB بیشتر از شبکه MLP را نتیجه می‌دهند. با مقایسه شبکه‌های MLP و RBF مشاهده شد که شبکه عصبی RBF در زمان کمتری آموزش می‌بیند ولی مدت زمان بیشتری را برای پاسخ‌گویی و تولید سیگنال آنتی‌نویز نیاز دارد. هم‌چنین مشاهده شد که شبکه دینامیکی استفاده شده زمان بیشتری را جهت آموزش نیاز دارد.

۶- مراجع

- [1] Kuo S. M. and Morgan, D. R., "Active Noise Control Systems, Algorithms and DSP Implementations", Telecommunications and Signal Processing, Wiley-Interscience, 1st Edition, Feb. 1996.
- [2] Kuo, S. M. and Morgan, D. R., "Active Noise Control: a Tutorial Review", Proceedings of the IEEE, Vol. 87, No. 6, pp. 943-973, June 1999.
- [3] George, N. V. and Panda, G., "Advances in Active Noise Control: A Survey, With Emphasis on Recent Nonlinear Techniques", Signal Processing Journal, Vol. 93, No. 2, pp. 363-377, 2013.
- [4] Sano, H., Yamashita, T. and Nakamura, M., "Recent Application of Active Noise and Vibration Control to Automobiles", International Symposium on Active Control of Sound and Vibration, pp. 29-42, July 2002.
- [5] Hansen, C. H., "Current and Future Industrial Applications of Active Noise Control", Noise Control Engineering Journal, Vol. 53, pp. 181-196, 2005.
- [6] Habib T., and Kepesi, M., "Open Issues of Active Noise Control Applications", 17th International Conference Radioelektronika, pp. 1-4, April 2007.
- [7] Johansson, S. and Claesson, I., "Active Noise Control in Propeller Aircraft", Conference for

نتایج شبیه‌سازی‌های انجام شده، عملکرد بهتر شبکه عصبی دینامیکی استفاده شده و شبکه RBF را در کاهش نویز صوتی نسبت به شبکه MLP نشان می‌دهند. با مقایسه شبکه‌های MLP و RBF مشاهده شد که شبکه عصبی MLP در مدت زمان بیشتری آموزش دیده ولی مدت زمان کمتری را برای پاسخ‌گویی و تولید سیگنال آنتی‌نویز نیاز دارد. هم‌چنین می‌توان برای بهبود عملکرد شبکه RBF، از مثال‌های آموزشی بیشتری استفاده کرد [۲۲]. به دلیل آنکه هدف، انجام یک مقایسه دقیق بین عملکرد شبکه‌ها بود از تعداد مثال‌های آموزشی یکسان و مشابه برای آموزش شبکه‌ها استفاده شد. هم‌چنین با مقایسه شبکه‌های دینامیکی و استاتیکی استفاده شده مشاهده شد که با وجود عملکرد بهتر شبکه دینامیکی در حذف نویز، شبکه فوق مدت زمان بیشتری را جهت آموزش نیاز دارد.

همان‌طور که مشاهده شد انتخاب شبکه عصبی مناسب می‌تواند در میزان کاهش نویز و هم‌چنین سرعت تولید سیگنال آنتی‌نویز تأثیرگذار باشد. اکثر سیستم‌های کنترل فعال نویز امروزی، سیستم‌هایی آنلاین هستند و باید در کمترین زمان ممکن، سیگنال آنتی‌نویز را جهت حذف نویز تولید کنند. امروزه تحقیقات بسیاری در زمینه استفاده از شبکه‌های عصبی در حذف فعال نویز ارائه شده است که تحقیقات فوق شامل مدل‌کردن و تخمین مسیر ثانویه با استفاده از شبکه‌های عصبی، استفاده از شبکه‌های عصبی در کنترل فعال نویز چندکاناله، ترکیب شبکه‌های عصبی به منظور کنترل نویز یا مدل‌کردن مسیر ثانویه، استفاده از الگوریتم‌های آموزشی مختلف و هم‌چنین استفاده از شبکه‌های عصبی در کاربردهای تجاری حذف فعال نویز می‌باشد [۱۲، ۲۳، ۲۴].

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله کنترل و کاهش فعال نویز صوتی با استفاده از شبکه‌های عصبی استاتیکی (MLP و RBF) و دینامیکی (بازگشتی)، انجام و توانایی آن‌ها در کاهش نویز صوتی مقایسه شد. برای انجام شبیه‌سازی‌ها از نویز صوتی تولید شده توسط موتور که در محیط‌های مختلفی مثل کشتی‌ها و هواپیماها با آن روبرو هستیم استفاده شد. برای این منظور پس از آموزش شبکه‌های عصبی با نویزهای

- in ANC Systems”, IEEE International Conference Acoustics Speech & Signal Processing, pp. 349-352, Mar. 2010.
- [20] Chen, C. K. and Chiueh, T. D., “Multilayer Perceptron Neural Networks for Active Noise Cancellation”, IEEE International Symposium Circuits and Systems, Vol. 3, pp. 523-526, May 1996.
- [21] Kannan, G., Milani, A. A., Kannan, G., Panahi, I. M. S. and Kehtarnavaz, N., “Performance Enhancement of Adaptive Active Noise Control Systems for FMRI Machines”, IEEE International Conference Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 4327-4330, Sept. 2010.
- [22] Chen, S., Cowan, C. F. N. and Grant, P. M., “Orthogonal Least Squares Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks”, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 2, No. 2, pp. 302-309, Mar. 1991.
- [23] Montazeri, A., Poshtan, J. and Motlagh, M. J., “Evaluating the Performance of a Nonlinear Active Noise Control System in Enclosure”, IEEE Conference Industrial Electronics Society, pp. 2484-2488, Nov. 2007.
- [24] Bambang, R. T., Uchida, K. and Yacoub, R. R. “Active Noise Control in Free Space Using Recurrent Neural Networks With EKF Algorithm”, Journal on Applied Soft Computing, Vol. 8, No. 4, pp. 1498-1504, Sep. 2008.
- the Promotion of Research in IT, pp. 111-120, 2001.
- [8] Oliveira, D., Leopoldo, P. R., Janssens, K., Gajdatsy, P., Auweraer, H. V., Varoto, P. S., Sas, P. and Desmet, W., “Active Sound Quality Control of Engine Induced Cavity Noise”, Mechanical Systems and Signal Processing Journal, Vol. 23, No. 2, pp. 476-488, Feb. 2009.
- [9] Ishimitsu, S. and Shibatani, N., “Comparison with Adaptive Controllers for Feed-Forward Control and its Application to the Active Control of Ship Interior Noise”, 2nd International Conference on Innovative Computing, Information and Control, pp. 124-127, 2007.
- [10] Zhou, Y. L., Zhang, Q. Z., Li, X. D. and 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. 1-2, pp. 1-25, Aug. 2004.
- [11] Bouchard, M., Paillard, B. and Dinh, C. T. L., “Improved Training of Neural Networks for the Nonlinear Active Control of Sound and Vibration”, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 10, No. 2, pp. 391-401, March 1999.
- [12] Yazdi, H. S., Haddadnia, J., and Lotfizad, M., “Duct Modeling Using the Generalized RBF Neural Network For Active Cancellation of Variable Frequency Narrow Band Noise”, Journal on Applied Signal Processing, pp. 1-7, Jan. 2007.
- [13] Bambang, R. T., Yacoub R. R. and Uchida, K., “Identification of Secondary Path in ANC Using Diagonal Recurrent Neural Networks with EKF Algorithm”, 5th Asian Control Conference, Vol. 1, pp. 665-673, July 2004.
- [14] Zhou, Y. L., Zhang, Q. Z., Li, X. D. and 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. 3-4, pp. 456-472, Nov. 2008.
- [15] Gan, W. S., Mitra, S. and Kuo, S. M., “Adaptive Feedback Active Noise Control Headset: Implementation, Evaluation and its Extensions”, IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol. 51, No. 3, pp. 975-982, Aug. 2005.
- [16] Haykin, S., Neural Networks : A Comprehensive Foundation, 2nd Edition, Prentice Hall Incorporation, 1999.
- [17] Elman, J. L., “Finding Structure in Time”, Cognitive Science, Vol. 14, pp. 179-211, 1990.
- [18] Johnson, D. H., and Shami, P. N., “Signal Processing Information Base”, IEEE Signal Processing Magazine, pp. 36-43, Oct. 1993.
- [19] Milani, A. A., Kannan, G. and Panahi, I. M. S., “On Maximum Achievable Noise Reduction