

تحلیل و ارزیابی موتورهای دیزلی تزریق مستقیم به منظور بهینه‌سازی عملکرد و آلاینده‌ها

عباس زارع نژاد اشکذری^۱، سهراب مجدفر^۲، حسن محمدی^۳

azarenezhad.a@gmail.com

- ۱- استادیار دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه علوم دریایی امام خمینی (ره)
- ۲- کارشناسی ارشد هیدرومکانیک، دانشگاه علوم دریایی امام خمینی (ره)
- ۳- کارشناسی ارشد هیدرومکانیک، دانشگاه علوم دریایی امام خمینی (ره)

چکیده

در مقاله حاضر، بهینه‌سازی هم‌زمان مصرف سوخت و آلاینده‌های NO_x و soot در یک موتور دیزلی تزریق مستقیم، با اعمال پارامترهای کنترلی دمای هوای ورودی، جرم سوخت تزریق شده و دور موتور، با استفاده از ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم مورچگان انجام شده است. با توجه به غیرخطی و پیچیده بودن رفتار موتورهای احتراق داخلی، ابتدا، با استفاده از آزمایشات تجربی انجام گرفته، ارتباط بین پارامترهای ورودی و خروجی توسط شبکه عصبی فراهم گردید. شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم آموزشی لوبز-مارگوارت برای مدل‌سازی و آموزش ارتباط موجود بین پارامترهای مذکور، استفاده شده و به عنوان یک روش پیشگو در الگوریتم مورچگان، برای یافتن مقادیر بهینه، به صورت یک زیرروال به کار رفته است. نتایج نشان می‌دهد که به ازای یک دور خاص در موتور، پارامترهای بهینه شده به سمت دماهای پایین‌تر کشیده می‌شود و این به دلیل کاهش مقادیر آلاینده‌های NO_x و soot با پایین آمدن دمای هوای ورودی به موتور است. همچنین نتایج مدل‌سازی و پیش‌بینی انجام شده توسط شبکه عصبی، به ترتیب حاکی از تطابق ۹۸ و ۹۴ درصدی آلاینده‌گی و مصرف سوخت در برابر داده‌های آزمایشگاهی می‌باشد. از طرفی بهبود کیفیت مقادیر NO_x تولید شده، به دلیل وزن بالای آن در تابع هدف بر نتیجه کلی بهینه‌سازی اثر گذاشته و رفتار تابع هدف از لحاظ همگرایی بسیار شبیه رفتار NO_x می‌باشد. همچنین روش ترکیبی شبکه عصبی - الگوریتم مورچگان به دلیل همگرایی سریع و به تبع آن، زمان پاسخگویی کوتاه، می‌تواند به عنوان یک روش مؤثر در سیستم‌های کنترل هوشمند موتورهای دیزلی برای کاهش آلاینده‌ها و میزان مصرف سوخت، مورد استفاده قرار گیرد.

واژگان کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، مدل‌سازی، موتورهای دیزلی تزریق مستقیم، NO_x ، soot.

تاریخ دریافت مقاله : ۹۷/۱۱/۲۶
تاریخ پذیرش مقاله : ۹۸/۰۷/۰۶

۱ - مقدمه

کاربرد دارد. بصورت تئوری برای اینکه بتوان به درک درستی از رفتار یک سیستم پیچیده رسید، نیاز به این است که مدل ریاضی آن سیستم در دست باشد. در حقیقت هدف مدل سازی یک سیستم، یافتن یک تابع پیوسته و یا گسسته ریاضی با هدف ایجاد ارتباط بین ورودی ها و خروجی های سیستم است. برای سیستم های پیچیده یافتن این رابطه ریاضی کاری دشوار می نماید. ولی امروزه روش هایی مانند منطق فازی و شبکه عصبی این کار را ممکن ساخته است. در حقیقت روش های شبکه عصبی، توانایی خود را در مدل سازی دقیق سیستم های پیچیده غیرخطی به خوبی نشان داده اند. تحقیقات وسیعی برای گسترش این گونه روشها در سال های اخیر انجام شده است.

عدنان پارلاک و همکاران [۳]، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مقادیر مصرف سوخت ویژه و دمای گازهای خروجی در یک موتور دیزلی را پیش بینی کردند. با توجه به اینکه در روش شبکه عصبی، ابتدا باید شبکه آموزش داده شده و سپس جهت بررسی کارکرد شبکه، تست گردد. لذا آنها در این تحقیق تست های گوناگونی را در دوره های مختلف موتور ($1000 \leq N(\text{rpm}) \leq 2200$)، تایمینگ های تزریق مختلف ($32 \leq CA \leq 38$)، نرخ های جرمی متغیر سوخت و همچنین فشارهای متغیر هوای ورودی، ($1.10 \leq \text{inlet air pressure} \leq 1.40$ bar)، جهت آموزش و تست شبکه عصبی انجام دادند. سپس با استفاده از شبکه عصبی حاصله، مصرف سوخت ویژه و دمای گازهای خروجی را در دور، بار و تایمینگ های تزریق دیگر موتور پیش بینی کردند که نتایج خوبی توسط شبکه عصبی حاصل شد.

یوسف کای و همکاران [۴]، با استفاده از شبکه عصبی، مقادیر مصرف سوخت، توان، فشار موثر میانگین و دمای آلاینده های خروجی در یک موتور اشتعال جرقه ای را پیش بینی کردند. ورودی های شبکه عصبی، دور موتور، گشتاور، جرم سوخت، دمای هوای ورودی و دمای آب خنک کاری و خروجی آن، مصرف سوخت، توان، فشار موثر میانگین و دمای آلاینده های خروجی بودند. مطابق نتایج آنها، شبکه عصبی حاصله، پیش بینی های خوبی جهت پارامترهای عملکردی خروجی در دورها و بارهای دیگر موتور ارائه کرد. در تحقیق دیگری که توسط راماداس و همکاران [۵]، جهت بررسی توانایی شبکه عصبی در مدل سازی مقادیر عدد ستان سوخت در یک موتور دیزلی با سوخت بیودیزل انجام گرفت،

همواره موتورهای دیزلی به دلیل مصرف سوخت کمتر، دوام و کاربری روزافزون آنها نسبت به انواع موتورهای دیگر، به عنوان منبع تولید قدرت، مورد توجه سازندگان بوده است. در کنار کاربری روزافزون این نوع موتورها، سختگیرانه تر شدن استانداردهای آلاینده های دیزلی به دلیل نگرانی های زیست محیطی، همچنین کاهش هر روزه منابع فسیلی، محققان این عرصه را به بهره گیری از روش های کنترلی مناسب برای کاهش آلاینده های خروجی و میزان مصرف سوخت ملزم نموده است. یکی از عواملی که امروزه اثر مهمی بر عملکرد موتور و بهبود مصرف سوخت و آلاینده ها دارد، تمرکز بر روی سیستم سوخت رسانی و پارامترهای مختلف آن، می باشد. میزان جرم سوخت پاشیده شده، دمای هوای ورودی و دمای سوخت ورودی از مهمترین فاکتورهای موثر در عملکرد و آلاینده های موتورهای دیزلی می باشد [۱].

به عبارت دیگر سیستم سوخت و هوا و پارامترهای مختلف آن، یک ابزار قوی برای کاهش آلاینده های خروجی می باشد، وقتی که مقادیر این پارامترها، بهینه باشد. ولی هنوز هم یک طرح بهینه ای برای موتورهای دیزلی تزریق مستقیم مشخص نیست. الگوریتم های فراابتکاری، به عنوان یکی از این روش های کنترلی به مجموعه ای از الگوریتمها برای حل مسائل بهینه سازی اطلاق می شوند که بطور تصادفی اما هدفمند در فضای جواب مساله، به دنبال جواب بهینه حرکت می کنند و روش حرکت آنها معمولا الهام گرفته از طبیعت است. الگوریتم فراابتکاری مورچگان که از رفتار خودشتاب دهنده مورچه ها حین لانه سازی و یافتن غذا با ترشح ماده شیمیایی فرمون به منظور انتخاب کوتاهترین مسیر الهام گرفته است، باعث همگرایی سریع در تحلیل پارامترهای تاثیرگذار در خروجی های مورد مطالعه شده و در نهایت کوتاهترین راه را برای رسیدن به جواب بهینه، دنبال می کند. به منظور بهینه کردن پارامترهای عملکردی موتور، می بایست ابتدا یک مدل ساز قوی، جهت تشکیل یک تابع گسسته مناسب بین ورودی ها و خروجی مساله، مورد استفاده قرار گیرد. ایجاد یک مدل دقیق از موتور مورد مطالعه، نقش بسیار مهمی را در شناسایی، تحلیل و بهینه سازی پارامترهای عملکردی موتور ایفا می کند [۲].

شناسایی رفتار سیستم های پیچیده و مدل سازی و پیش بینی رفتار آنها از روش هایی است که در شاخه های مختلف علوم

ارزیابی قرار نگرفته است. در پژوهش حاضر، با استفاده از نتایج تجربی به دست آمده از آزمایش یک موتور دیزل پاشش مستقیم و با بهره گیری از شبکه عصبی، به مدل سازی عملکرد موتور با تمرکز بر پارامترهای کنترلی دور موتور، دمای هوای ورودی و میزان سوخت پاشیده شده به داخل محفظه و همچنین آلاینده های NO_x ، soot و مقدار مصرف سوخت ویژه پرداخته شده است. صحت عملکرد و دقت شبکه عصبی در مدل سازی مسئله، با استفاده از تعداد دیگری از داده های آزمایشگاهی مورد آزمون قرار گرفته است. سپس با استفاده از الگوریتم فراابتکاری مورچگان، بهینه سازی موتور بر اساس مدل بدست آمده با هدف کاهش آلاینده ها و مصرف سوخت انجام گرفته است.

۲- انجام آزمایش

موتور استفاده شده در این تحقیق، یک موتور دیزل تزریق مستقیم سنگین ۴ زمانه ۶ سیلندر خطی است. قدرت موتور ۲۴۰ اسب بخار در دور ۱۴۰۰ rpm است و حجم جابجایی آن ۱۱/۵۸ سی سی است. مشخصات فنی موتور در جدول (۱)، ارائه شده است. روش های استاندارد برای اندازه گیری پارامترهای عملیاتی و گازهای خروجی از موتور استفاده شده است. به منظور اندازه گیری میزان جرم سوخت، از یک سنسور کنترل کننده استفاده شده است. برای کنترل و اندازه گیری دور موتور و گشتاور از یک دورسنج و یک دینامومتر که به شافت خروجی متصل است، استفاده شد. اطلاعات مربوط به نتایج آزمایشات در یک سیستم کامپیوتری آنالیز و دریافت می گردید. محدوده تعریف شده جهت دور موتور از ۵۹۱ rpm تا ۲۳۰۸ rpm بود. به ازای هر دور کاری موتور در این محدوده، نرخ جرمی سوخت تزریق شده و دمای هوای ورودی نیز متغیر می باشد. مقادیر به دست آمده برای توان و گشتاور با اعمال ضریب توسط خود دینامومتر، تصحیح گردیدند. آلاینده های موتور نیز با استفاده از دستگاه آنالایزر گاز مدل AVL Dicom4000-class1 اندازه گیری شدند.

۳- شبکه عصبی مورد استفاده برای مدل سازی مساله با توجه به اینکه داده های تجربی برای ورودی های مختلف از جهت تعداد و تطابق (منظم نبودن داده های ورودی به ازای هر داده خروجی) دارای ناهمگونی هستند.

به خوبی نشان داده شد که قابلیت شبکه عصبی در پیش بینی مقادیر پارامترهای خروجی، وابستگی شدیدی به نوع الگوریتم های بکار رفته در فرایند آموزش شبکه و تعداد داده های ورودی و خروجی استفاده شده در آن دارد. تحقیقات مشابه دیگری نیز به موضوع مدل سازی با استفاده از قابلیت های شبکه عصبی با رویکردهای متفاوت براساس تمرکز بر پارامترهای کنترلی موتورهای احتراق داخلی انجام گرفته است که از آن جمله می تواند به کارهای انجام گرفته در مراجع [۱۰-۶]، اشاره کرد.

هیرویاسو و همکاران [۱۱]، با شبیه سازی یک موتور دیزل با استفاده از کد KIVA و همچنین کوپل آن با الگوریتم ژنتیک، به بهینه سازی آلاینده گی و مصرف سوخت با اعمال شکل های مختلف نرخ تزریق سوخت، پرداختند. آن ها در این کار از کد KIVA و از مدل پدیده احتراقی برای شبیه سازی احتراق و عملکرد موتور استفاده کردند. تنها ورودی مساله، شکل های مختلف نرخ تزریق سوخت، بوده که با استفاده از الگوریتم ژنتیک چندهدفه، مقادیر نقاط Pareto برای آلاینده گی و مصرف سوخت به دست آمد. بهینه سازی پارامترهای دیگر نظیر تایمینگ سوپاپ ها با هدف حداکثر کردن گشتاور خروجی با استفاده از روش هایی همچون الگوریتم ژنتیک و SVR و بررسی توانایی الگوریتم های مختلف در همگرایی سریع در پژوهش های دیگری به وفور و به طور مفصل یافت می شوند [۱۸-۱۲]. ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم مورچگان در مدل سازی یک موتور دیزلی و بهینه سازی آلاینده های NO_x و soot در تحقیقی که توسط محمدحسینی و همکاران انجام گرفته، مورد توجه و ارزیابی قرار گرفته است و نتایج خوبی از همگرایی سریع الگوریتم به مقادیر بهینه نسبی با کاهش همزمان دو آلاینده مذکور به دست آمده است [۱۹].

در مطالعات قبلی بطور پراکنده، متغیرهای قابل کنترل و پارامترهای مختلف عملکردی موتور، با استفاده از شبکه عصبی و یا الگوریتم ژنتیک بررسی شده است. با وجود تحقیقات فراوان در عرصه های مختلف جهت بهینه سازی مسائل متعدد، کاربرد الگوریتم های مورچگان هنوز در بسیاری از زمینه ها بالاخص در حوزه بهینه سازی موتورهای احتراق داخلی چندان مورد تحقیق قرار نگرفته و سرعت همگرایی و همچنین دقت جوابهای بهینه که در سیستم های کنترلی هوشمند وسایل نقلیه بسیار حائز اهمیت است، مورد

$$\text{tansig}(n) = \frac{2}{1+e^{-2n}} - 1 \quad (1)$$

روند مدل سازی در شبکه های در نظر گرفته شده به این صورت است که ابتدا تعداد ۱۴۴ داده تجربی، وارد شبکه عصبی شده اند. این داده ها براساس آزمایشات انجام گرفته، استخراج شده و برای سه پارامتر کنترلی و یک پارامتر خروجی اعمال گردیده است.

لازم به ذکر است که محدوده پارامترهای ورودی سرعت موتور، دمای هوا و جرم سوخت پاشیده شده برای شبکه مذکور به ترتیب در بازه های [۵۹۱، ۲۳۰۸]، [۱۵/۴، ۲۸/۳] و [۰/۳۹، ۱۰/۳۱] قرار دارند (جدول (۲)).

۵- نتایج مدل سازی شبکه عصبی

در اشکال (۲) تا (۷)، نمودارهای مربوط به دقت مدل سازی شبکه به همراه نمودار همگرایی خطای درجه دو متوسط، برای دو حالت آموزش و تست شبکه در خصوص آلاینده های NO_x ، soot و همچنین میزان مصرف سوخت ویژه نمایش داده شده است. ذکر این نکته ضروری است که خطای بدست آمده برای آزمایش شبکه توسط داده های مستقل از داده های مورد نیاز برای آموزش شبکه به دست می آید؛ در واقع این خطا عملکرد شبکه و خطای کلی آن را نشان می دهد. محور افقی نتایج بی بعد شده خروجی واقعی و محور عمودی خروجی های بی بعد شده مربوط به شبکه عصبی است. با توجه به نمودارهای رسم شده می توان نتیجه گرفت که هرچقدر داده های خروجی مربوط به شبکه در هر ناحیه به خط چین (که بیانگر رابطه $\text{output} = \text{target}$ است)، نزدیکتر باشد، مدل سازی در آن ناحیه بهتر انجام گرفته است. این شکل ها، دقت و کارایی شبکه را در مدل سازی پارامترهای مختلف نشان می دهند. R در نمودارهای شبکه عصبی ضریب تصحیح نامیده می شود که بیانگر میزان انحراف خروجی های شبکه با خروجی های تجربی است و هر چه این مقدار به عدد ۱ نزدیکتر باشد. مجموع مربعات خطا کمتر است و شبکه از قابلیت مدل سازی بهتری برخوردار می باشد.

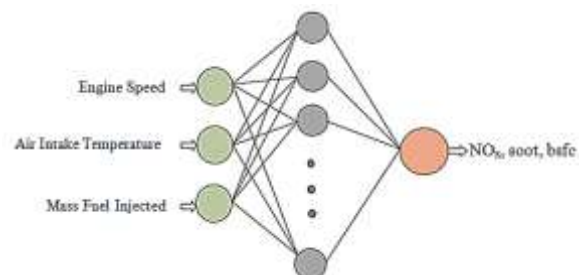
جدول (۲) دامنه تغییرات پارامترهای ورودی شبکه عصبی.

پارامتر کارکردی	واحد	محدوده تغییرات
سرعت موتور	دور بر دقیقه	[۵۹۱، ۲۳۰۸]
دمای هوای ورودی	درجه سانتی گراد	[۱۵/۴، ۲۸/۳]
جرم سوخت	گرم بر ثانیه	[۰/۳۹، ۱۰/۳۱]

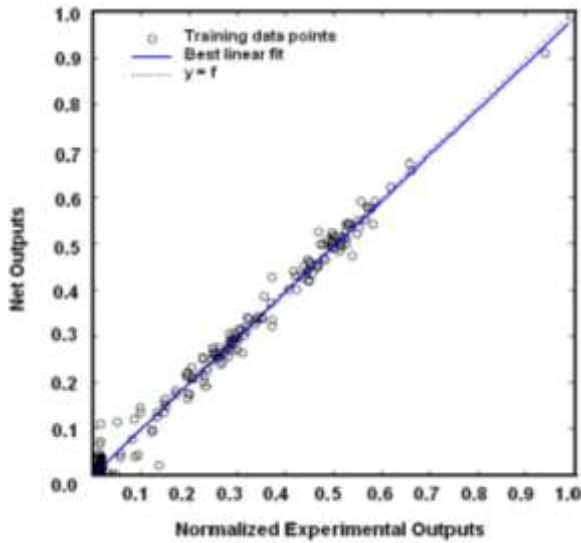
جدول (۱) مشخصات موتور مورد بررسی.

نوع موتور	دیزلی تزریق مستقیم ۴ زمانه
کورس × قطر	۱۵۰ × ۱۲۸ (میلی متر)
نسبت تراکم	۱۶/۱
حجم جابجایی	۱۱/۵۸ (لیتر)
بسته شدن سوپاپ ورودی	۶۰ درجه بعد از نقطه مرگ پایین
باز شدن سوپاپ خروجی	۶۰ درجه قبل از نقطه مرگ پایین
تعداد سیلندر	۶
دور موتور	۲۳۰۸-۵۹۱ (دور بر دقیقه)
زمان تزریق سوخت	۱۶ درجه قبل از نقطه مرگ بالا
فشار تزریق	۱۹۵ (بار)
دمای سوخت تزریقی	۳۵۳ (درجه کلوین)
فشار هوای ورودی	۱ (بار)

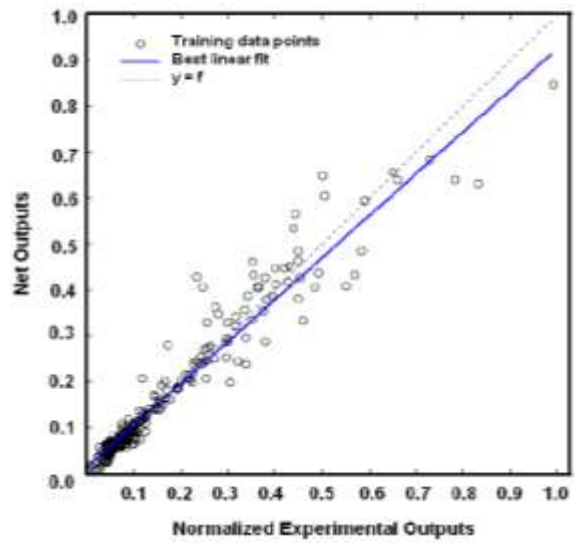
لذا برای کاهش میزان تأثیرگذاری خطاهای حاصل، یک شبکه عصبی با سه پارامتر ورودی در نظر گرفته شده است. در شکل (۱)، ساختار شبکه عصبی طراحی شده برای مدل سازی NO_x ، soot و همچنین bsfc با توجه به سه پارامتر ورودی سرعت موتور، دمای هوای ورودی و جرم سوخت پاشیده شده، نشان داده شده است. شبکه مذکور طوری طراحی شده است که در آن مدل سازی پارامترهای خروجی به صورت کاملاً مستقل انجام می گیرد. یعنی برای هر خروجی مانند NO_x ، تعداد نرون های لایه پنهان و همچنین پارامترهای کنترلی شبکه کاملاً متفاوت از همین پارامترها برای آلاینده soot خواهد بود. تعداد نرونهای لایه پنهان با استفاده از روش آزمون و خطا به دست آمده است. تعداد نرون های لایه های ورودی و خروجی متناظر با تعداد ورودی ها و خروجی های مسئله مورد بررسی بوده و به ترتیب ۳ و ۱ می باشند؛ الگوریتم مورد استفاده جهت آموزش مسئله، لوبنبرگ- مارگوارت بوده و توابع انتقال لایه ورودی و خروجی هر دو از نوع tansig است که به صورت زیر تعریف می شود.



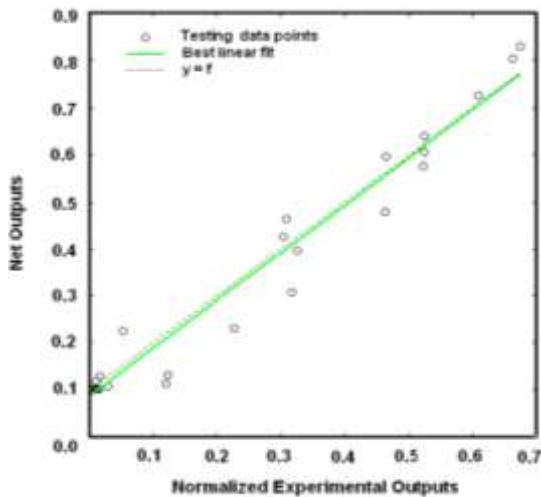
شکل (۱) ساختار شبکه عصبی برای سه ورودی سرعت موتور، دمای هوای ورودی و جرم سوخت پاشیده شده.



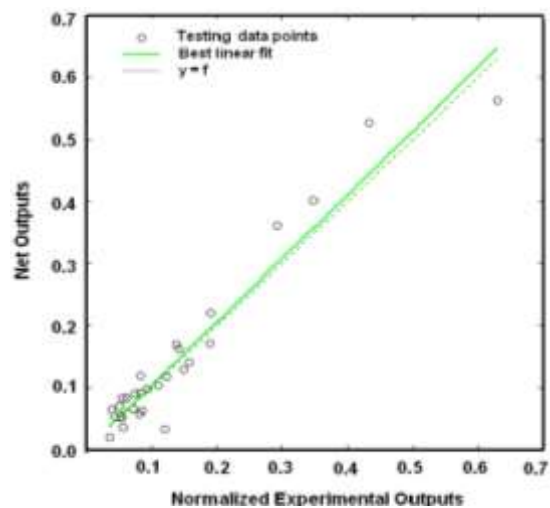
شکل (۴) خروجی‌های مربوط به شبکه آموزش یافته در برابر خروجی‌های آزمایشگاهی برای soot با ضریب تصحیح $R=0.988$.



شکل (۲) خروجی‌های مربوط به شبکه آموزش یافته در برابر خروجی‌های آزمایشگاهی برای NO_x با ضریب تصحیح $R=0.986$.



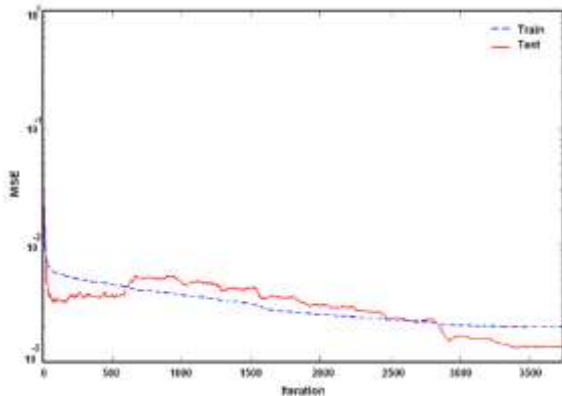
شکل (۵) خروجی‌های مربوط به تست شبکه آموزش یافته در برابر خروجی‌های آزمایشگاهی برای soot با ضریب تصحیح $R=0.980$.



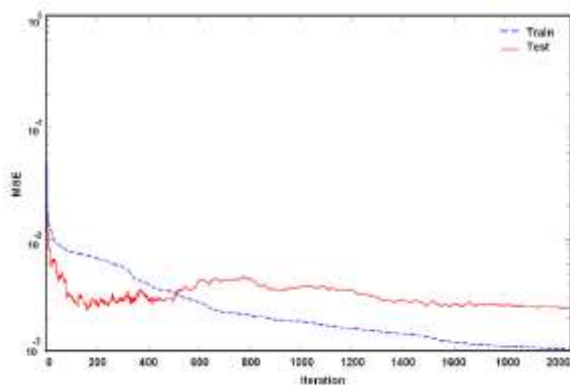
شکل (۳) خروجی‌های مربوط به تست شبکه آموزش یافته در برابر خروجی‌های آزمایشگاهی برای NO_x با ضریب تصحیح $R=0.989$.

بنابراین نمودارهای بالا علاوه بر بیان دقت مدل‌سازی به شکلی ساده‌تر، نشان‌دهنده میزان دقت شبکه در محدوده‌های محلی خاص نیز است. میزان کاهش مجموع مربعات خطا (MSE) پس از تکرارهای مختلف با توجه به بروزسانی وزن‌ها و بایاس‌ها بایستی روند همگرایی خود را ادامه دهد تا در نهایت خطا به مقدار دلخواه رسیده و دستور توقف بروزسانی و روند بهینه‌سازی وزن‌ها و بایاس‌ها متوقف شود. کمترین خطا برای خروجی‌های مختلف در دوره‌های متفاوتی اتفاق می‌افتد که در شکل‌های (۸) الی (۱۰) نشان داده شده است.

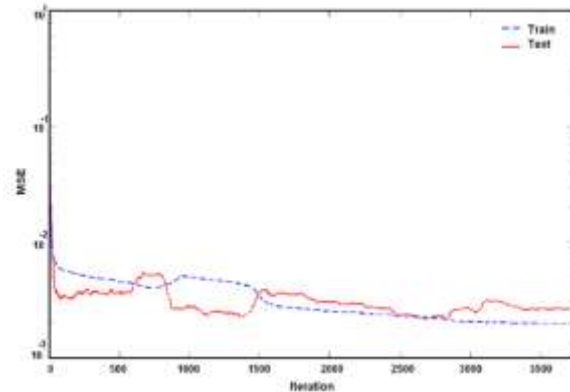
هدف از بیان نتایج خروجی شبکه و خروجی آزمایش انجام شده در اشکال (۲) تا (۷)، علاوه بر درک بهتر میزان دقت شبکه در مقایسه با خروجی‌های واقعی (تجربی) نشانگر این واقعیت نیز می‌تواند باشد که هر جا تراکم داده‌های تجربی برای آموزش شبکه بیشتر باشد، در محدوده آن نقاط شبکه از دقت و عملکرد بهتری برخوردار خواهد بود. چنانچه در محدوده‌ای تعداد داده‌ها جهت مدل‌سازی (با توجه به فاصله نقاط به دست آمده از خط $y=x$) کم باشد می‌توان از روش‌های دیگر مانند نرم‌افزار و مدل‌ها بر پایه CFD داده‌های بیشتری در این نقاط برای افزایش دقت مدل‌سازی تولید کرد.



شکل (۸) همگرایی مقدار مجموع مربعات خطا به ازای تکرارهای مختلف برای آلاینده NO_x در شبکه



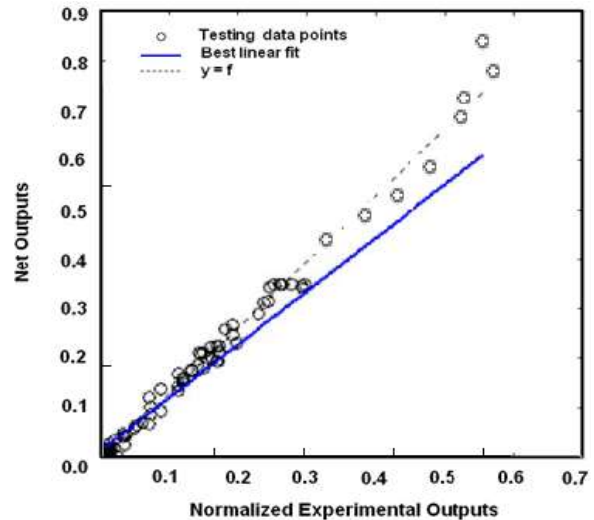
شکل (۹) همگرایی مقدار مجموع مربعات خطا به ازای تکرارهای مختلف برای آلاینده soot در شبکه.



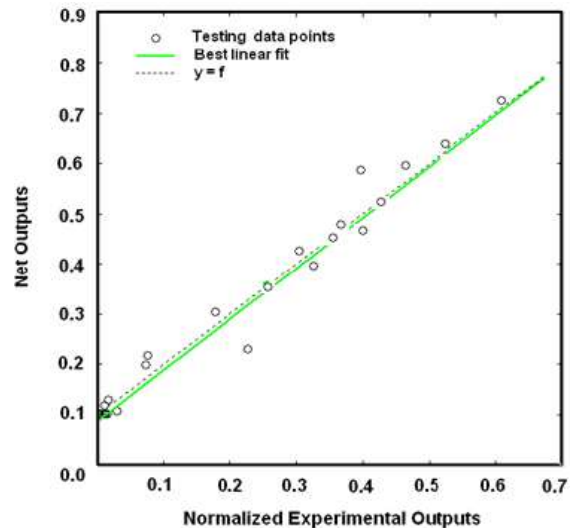
شکل (۱۰): همگرایی مقدار مجموع مربعات خطا به ازای تکرارهای مختلف برای bsfc در شبکه.

ضرایب NO_x، soot و bsfc نشان دهنده میزان اهمیت این پارامترها در تعیین تابع هدف و بروز رسانی فرمون‌ها در انتخاب نقاط بهینه محلی است.

$$G = 0.2\text{soot} + 0.5\text{NO}_x + 0.3\text{bsfc} \quad (2)$$



شکل (۶) خروجی‌های مربوط به شبکه آموزش یافته در برابر خروجی‌های آزمایشگاهی برای bsfc با ضریب تصحیح R=0.948.



شکل (۷) خروجی‌های مربوط به تست شبکه آموزش یافته در برابر خروجی‌های آزمایشگاهی برای bsfc با ضریب تصحیح R=0.987.

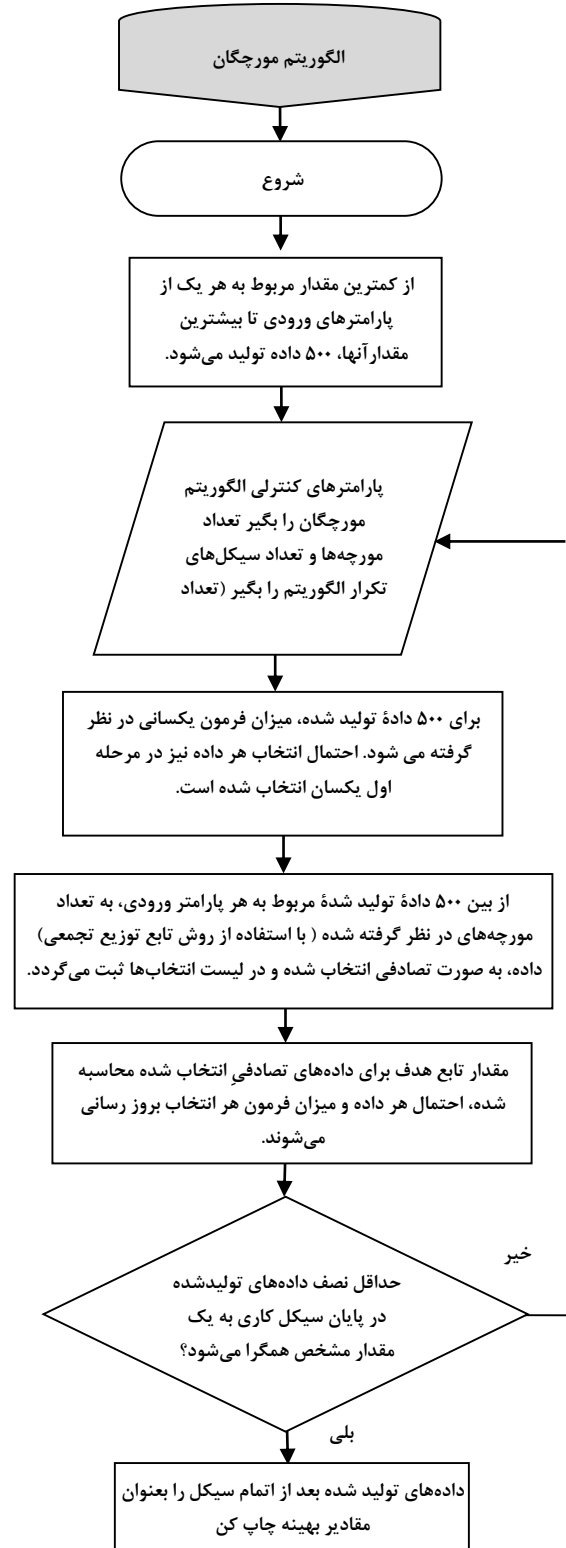
۶- بهینه‌سازی

پس از مدل‌سازی شبکه‌های عصبی و صحت‌گذاشتن بر نتایج به دست آمده براساس دقت شبکه‌ها، همچنین تعیین نوع الگوریتم مورچگان و تعیین پارامترهای موثر، فلوجارتی برای برنامه الگوریتم مورچگان مطابق شکل (۱۱)، در نظر گرفته شد. تابع هدف (G) همانطور که در رابطه (۲)، آمده است، با توجه به میزان اهمیت NO_x و soot تولید شده در موتور دیزل و مقدار bsfc با ارزش‌های وزنی متفاوت مشخص می‌گردد.

(Q) که بیشتر مرتبط با مقادیر اولیه فرمون روی نقاط انتخاب شده است و تعداد مورچه‌های عامل الگوریتم به عنوان پارامترهای قابل تغییر و مهم و اثرگذار در روند بهینه‌سازی مد نظر می‌باشند. نمودارها برای $p=0.0, 0.1, 0.5$ با تعداد مورچه‌های $ants=30, 50, 80$ و با ضرایب ثابت بروز رسانی مختلف یعنی $Q=0.1, 0.5, 0.8$ مورد آزمایش قرار گرفته اند. مقادیر کمتر برای فاکتور پایداری فرمون باعث رها شدن سریع الگوریتم از نقاط بهینه محلی شده و نقاط بیشتری را بدون بالا بردن احتمال انتخاب نقاط دیگر مورد جستجو و ارزیابی قرار می‌دهد؛ هر چه میزان نرخ پایداری کمتر باشد، تعداد بیشتری از نقاط، با هدف یافتن نقاط بهینه، مورد ارزیابی قرار می‌گیرند؛ اما همگرایی الگوریتم کندتر شده یا در بعضی موارد الگوریتم واگرا می‌شود [۲۰].

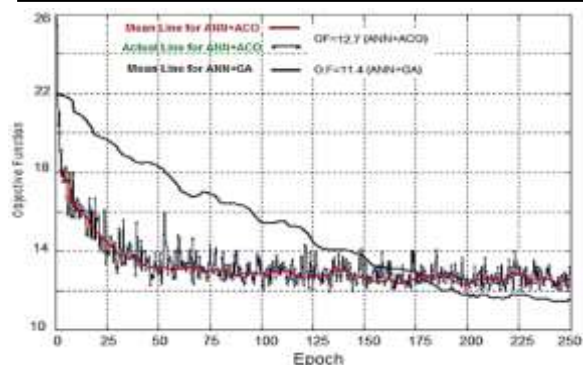
بنابراین، پیدا کردن مقدار مناسب نرخ پایداری برای هر مسأله بسته به نوع تابع هدف باید به دقت مورد ارزیابی قرار گیرد. ثابت کنترلی Q هر چقدر بیشتر باشد کیفیت نقاط بهینه ارتقاء می‌یابد و تابع هدف به مقادیر پایین‌تری همگرا می‌شود، و این به معنی پیدا کردن نقاط بهینه زیاد از دید کاهش هر سه پارامتر خروجی مربوط به دو آلاینده و مقدار bsfc است. البته با افزایش پارامتر Q هر چند همگرایی سریع‌تر اتفاق می‌افتد، اما احتمال از دست دادن نقاط بهینه نسبی در دوره‌های آغازین بیشتر خواهد بود. در ضمن پایداری نقاط بهینه به دست آمده در هر مرحله با افزایش Q کاهش می‌یابد و این به معنای کمتر شدن نوسانات بوجود آمده در فرایند بهینه‌سازی در دوره‌های مختلف الگوریتم مورچگان است.

شکل (۱۲)، بیانگر وضعیت همگرایی تابع هدف، در دوره‌های مختلف عملکرد الگوریتم مورچگان با در نظر گرفتن $p=0.0$ ، $Q=0.8$ و $ants=80$ می‌باشد. با توجه به مطالب بیان شده می‌توان نتیجه گرفت که با افزایش تعداد مورچه‌ها، همگرایی برای تابع هدف در دوره‌های پایین‌تری اتفاق می‌افتد و همچنین کیفیت مقادیر بهینه افزایش می‌یابد. استفاده از تعداد مورچه‌های زیاد برای بهینه‌سازی زمان همگرایی را نیز افزایش خواهد داد. بهبود کیفیت مقادیر NO_x تولیدی، به دلیل وزن بالای آن در تابع هدف بر نتیجه کلی بهینه‌سازی نیز اثر گذاشته و رفتار تابع هدف از لحاظ همگرایی بسیار شبیه رفتار NO_x خواهد شد. مشاهده می‌شود که الگوریتم با تعداد $ants=80$ از تکرار ۱۵۰ به بعد در نمودارهای مربوط به تابع هدف، به مقادیر کم‌تری همگرا می‌شود.



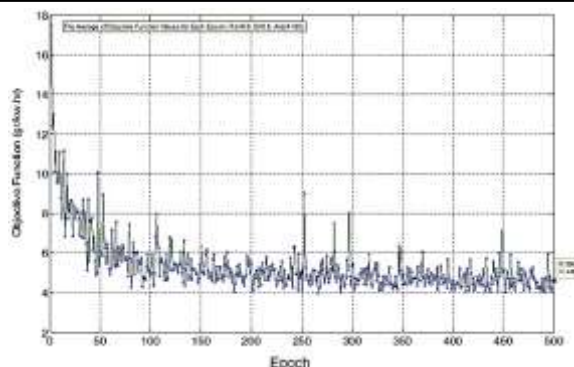
شکل (۱۱) فلوجارت طراحی شده برای الگوریتم مورچگان.

در الگوریتم مورچگان پارامترهای زیادی بر کارایی، همگرایی، دقت و سرعت رسیدن به جوابها تأثیر می‌گذارند. نرخ پایداری فرمون (p)، ثابت کنترلی برای بروز رسانی فرمون



شکل (۱۳) بهینه‌سازی تابع هدف با استفاده از روش ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم مورچگان در مقایسه با ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک [۱۳].

موتور دیزل پاشش مستقیم، با کنترل تعداد زیادی متغیر ورودی، تحلیل و مدل‌سازی آلاینده‌های NO_x ، soot و مقدار مصرف سوخت، با استفاده از شبکه عصبی صورت گرفته و نتایج آزمایشگاهی با مدل بدست آمده مقایسه گردیده است. روش شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارگوارت برای مدل‌سازی و ایجاد ارتباط بین پارامترهای عملکردی و آلاینده‌ها جهت استفاده در سیستم کنترلی موتورهای دیزل استفاده گردید. سپس با استفاده از الگوریتم فراابتکاری مورچگان، بهینه‌سازی موتور بر اساس مدل بدست آمده با هدف کاهش آلاینده‌ها و مصرف سوخت انجام گرفت. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم‌های بهینه‌سازی مورچگان از توانایی بالایی برای بهینه‌سازی مسائل گسسته استاتیکی و دینامیکی برخوردارند. استفاده از این نوع الگوریتم‌ها به دلیل همگرایی سریع که مربوط به ویژگی خود شتابدهندگی آن‌ها است، در موتورهای دیزل می‌تواند بسیار حائز اهمیت باشد. همچنین نتایج حاصله بیانگر آنست که به ازای یک دور خاص در موتور، پارامترهای بهینه‌شده به سمت دماهای پایین‌تر کشیده می‌شود و این به دلیل کاهش مقدار آلاینده‌های NO_x و soot با پایین آمدن دمای هوای ورودی به موتور است. از طرفی بهبود کیفیت مقادیر NO_x تولیدی، به دلیل وزن بالای آن در تابع هدف بر نتیجه کلی بهینه‌سازی اثر گذاشته و رفتار تابع هدف از لحاظ همگرایی شبیه رفتار NO_x می‌باشد. علاوه بر این، نتایج بهینه‌سازی، اطلاعات مناسب و وسیعی از کل حوزه طراحی ایجاد کرده‌است، که طراح می‌تواند با دید وسیع‌تری دمای هوای ورودی و همچنین جرم سوخت تزریقی را برای تمام گستره دور موتور، در جهت دستیابی به عملکرد بهینه تنظیم نماید و از آن می‌توان به‌عنوان نقشه عملکردی موتور برای کارکرد در حالت بهینه استفاده نمود.



شکل (۱۴) رفتار تابع هدف در دوره‌های مختلف تکرار الگوریتم با $\text{ants}=80$ و $Q=0.8$ ، $\rho=0.0$

الگوریتم بهینه‌سازی مورچگان با مدل در نظر گرفته شده، در $\text{ants}=80$ و $Q=0.8$ ، $\rho=0.0$ هر چند از مدت زمان اجرای بالاتری برخوردار است اما در دوره‌های کمتر همگرا شده و تابع هدف در آن به مقادیر پایین‌تری همگرا می‌شود. تعداد خروجی‌های الگوریتم برای بهترین پارامترهای انتخابی یعنی $\text{ants}=80$ و $Q=0.8$ ، $\rho=0.0$ متناسب با تعداد مورچه‌های در نظر گرفته شده برای فرایند بهینه‌سازی است. مورچه‌هایی که در نهایت به مقادیر یکسان یا بسیار نزدیک به هم را به عنوان مقدار بهینه انتخاب می‌کنند از لیست مقادیر بهینه حذف شده‌اند. همانطور که مشاهده می‌شود در هر دور خاص می‌توان پارامترهای بهینه عملکردی موتور را استخراج نمود. از این رو با استفاده همزمان از مدل شبکه عصبی و الگوریتم مورچگان، می‌توان نقشه آلاینده‌گی و عملکرد موتور را بدست آورد.

می‌توان نتایج مسئله حاضر را با نتایج مدل‌سازی و بهینه‌سازی ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک [۱۳] مقایسه کرد. با این فرضیات که اولاً تابع هدف، ترکیبی از آلاینده‌های NO_x ، soot و مصرف سوخت ویژه موتور باشد و ثانیاً اینکه پارامترهای ورودی شامل دمای هوا، جرم سوخت پاشیده شده و دور موتور باشند. همانطور که در شکل (۱۳) مشاهده می‌گردد با وجود اینکه مقدار بهینه نسبی به دست آمده از روش ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک تنها به میزان اندکی از روش ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم مورچگان بهتر است اما سرعت همگرایی روش دوم بسیار بهتر از روش اول می‌باشد.

۷- نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر از با استفاده از نتایج آزمایشگاهی یک

- pp.853-860, 2012.
- [11] Hiroyasu, T., Mikim, M., Kamiura, J., and Watanabe, S. "Multi-Objective Optimization of Diesel Engine Emissions and Fuel Economy using Genetic Algorithms and Phenomenological Model", SAE Paer. 02FFL-183, 2002.
- [12] De Risi, A., Donateo, T., and Laforgia, D. "Optimization of the Combustion Chamber of Direct Injection Diesel Engines", SAE paer. 2003-01-1064, 2003.
- [13] Kesgin, U. "Genetic Algorithm and Artificial Neural Network for Engine Optimization of Efficiency and NO_x Emission", Fuel. Vol. 83, pp.885-895, 2004.
- [14] Prucka, R. G., Wu, B., Filipi, Z.S., Kramer, D.M., and Ohl, G.L., "Cam-Phasing Optimization using Artificial Neural Network Surrogate Models-Maximizing Torque Output, SAE Paper, 2005-01-3757, 2005.
- [15] Abassi, A., Khalilarya, S., and Jafarmadar, S. "The Influence of Injection System Characteristics on the First- and Second-Law Terms in High-Speed DI Diesel Engines with Swirl Combustion Chamber", International Journal of Energy, Vol.7, No.4, 2010.
- [16] Atashkari, K., Nariman-Zadeh, N., Golcu, M., Khalkhali, A., and Jamali, A. "Modelling and Multi-Objective Optimization of a Variable Valve-Timing Spark-Ignition Engine using Polynomial Neural Networks and Evolutionary Algorithms", Energy Conversion and Management, Vol.48, pp.1029-1041, 2007.
- [17] Park, S. "Optimization of Combustion Chamber Geometry and Engine Operating Conditions for Compression Ignition Engines Fueled with Dimethyl Ether", Fuel, Vol.97, pp.61-71. 2012.
- [18] Bhaskor, J. Bora., and Ujjwal, K. Saha. "Optimisation of Injection Timing and Compression Ratio of a Raw Biogas Powered Dual Fuel Diesel Engine", Applied Thermal Engineering, Vol.92, pp.111-121, 2016.
- [19] Mohammadhassani J, Dadvand A, Khalilarya S, Solimanpur M., "Prediction and Reduction of Diesel Engine Emissions using a Combined ANN-ACO Method", Applied Soft Comput, Vol.34, pp.139-150. 2015.
- [20] Dorigo, Stutzel, "Ant Colony Optimization", MIT press, 1st edition, 2004.
- ۸- مراجع
- [1] Heywood, J. B., "Internal Combustion Engine Fundamentals", McGraw-Hill, 1988.
- [2] Desantes, J. M., Benajes, J., Molina, S., and Gonzalez, C.A., "The Modification of Fuel Injection Rate in Heavy-Duty Diesel Engines. Part 1: Effects on Engine Performance and Emissions", Applied Thermal Engineering. Vol.24, No.17, pp.2701-2714, 2004.
- [3] Parlak, A., Islamoglu, Y., Yasar, H., and Egrisogut, A., "Application of Artificial Neural Network to Predict Specific Fuel Consumption and Exhaust Temperature for a Diesel Engine", Applied Thermal Engineering. Vol.26, pp.824-828, 2006.
- [4] Cay, Y., Cicek, A., Kara, F., and Sagiroglu, S., "Prediction of Engine Performance for an Alternative Fuel using Artificial Neural Network", Applied Thermal Engineering. Vol.37, pp.217-225, 2012.
- [5] Ramadhas, A. S., Jayaraj, S., Muraleedharan, C., and Padmakumari, K., "Artificial Neural Networks used for the Prediction of the Cetane Number of Biodiesel", Renewable Energy. Vol.31, No.15, pp.2524-2533, 2006.
- [6] Ghobadian, B., Rahimi, H., Nikbakht, A. M., Najafi, G., and Yusaf, T. F., "Diesel Engine Performance and Exhaust Emission Analysis using Waste Cooking Biodiesel Fuel with an Artificial Neural Network", Renewable Energy. Vol.34, pp.976-982, 2009.
- [7] Abassi, A., Khalilarya, S., and Jafarmadar, S., "The Influence of Injection System Characteristics on the First- and Second-Law Terms in High-Speed DI Diesel Engines with Swirl Combustion Chamber", International Journal of Exergy, Vol.7, No.4, 2010.
- [8] Togun, N. K., and Baysec, S. "Prediction of Torque and Specific Fuel Consumption of a Gasoline Engine by Using Artificial Neural Networks", Applied Energy. Vol.87, pp.349-355, 2010.
- [9] Zheng, L., Zhou, H., Wang, C., "Combining Support Vector Regression and Ant-Colony Optimization to Reduce NO_x Emissions in Ccoal-Fired Utility", Boilers. Vol.22, pp.1034-1040, 2008.
- [10] Arumugam, S., Sriram, G., Shankara Subramanian, P. R., "Application of Artificial Intelligence to Predict the Performance and Exhaust Emissions of Diesel Engine using Rapeseed Oil Methyl ester", Procedia Engineering. Vol.38,