

بررسی تاثیر افزودن نانوکامپوزیت $Al_2O_3-SiO_2$ به سوخت بیودیزل-دیزل بر روی عملکرد و آلایندگی یک موتور دیزلی

مریم جبرئیلی^۱، راضیه پوردربانی^{۲*}، بهمن نجفی^۳ و علی نعمت‌اله‌زاده^۴

۱- کارشناس ارشد، مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، maryam.jabraili74@gmail.com

۲- دانشیار، مکانیزاسیون کشاورزی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، r_pourdarbani@uma.ac.ir

۳- دانشیار، مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، najafib@uma.ac.ir

۴- دانشیار، مهندسی شیمی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، nematollahzadeha@uma.ac.ir

* نویسنده مخاطب

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۰/۲۶، دریافت آخرین اصلاحات: ۱۳۹۸/۱۲/۷، پذیرش: ۱۳۹۸/۱۲/۲۰)

چکیده: بیودیزل یکی از انرژی‌های پاک و تجدیدپذیر است که می‌تواند جایگزین مناسبی برای سوخت‌های فسیلی باشد و بدون تغییر دادن موتورهای دیزلی جایگزین دیزل‌های نفتی شود. این پژوهش دارای دو بخش بوده که در بخش اول به مقایسه نتایج افزودنی نانوذرات آلومینا، نانوذرات سیلیکا و ترکیب نانوکامپوزیت آلومینا-سیلیکا به سوخت بیودیزل بر پارامترهای عملکردی و انتشار آلاینده‌های خروجی پرداخته شد. در بخش دوم، کارایی شبکه عصبی در پیش‌بینی پارامترهای تاثیرگذار بر عملکرد و گازهای خروجی بررسی شده است. ابتدا، با افزودن B_5 به سوخت دیزل، کاهش در میزان آلاینده CO ، کاهش مصرف ویژه سوخت و افزایش در گشتاور و توان ترمزی رخ داد. در گام بعدی، نانوذرات آلومینا و سیلیکا به‌طور جداگانه در نسبت‌های مختلف ۳۰، ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰ ppm به سوخت دیزل-بیودیزل افزوده شد. نتایج نشان داد که نانوذرات سیلیکا نسبت به نانوذرات آلومینا باعث بهبودی بیشتر در عملکرد موتور دیزلی و کاهش آلاینده‌ها شده که در نسبت ۹۰ ppm، افزایش ۲۱/۶٪ در توان ترمزی حاصل شد. گشتاور هیچ تغییری نکرد و کاهش ۸/۱٪ در CO_2 ، کاهش ۵۶/۱۶٪ در CO ، کاهش ۳/۰۵٪ در مصرف سوخت و افزایش بسیار جزئی ۰/۵۷٪ و ۰/۰۶٪ در NO و NO_x صورت گرفت. سپس، نمونه‌های کامپوزیت‌شده با نسبت‌های مختلف به سوخت دیزل-بیودیزل افزوده شدند. از بین نانوکامپوزیت‌ها، ترکیب $B_5Al_{60}Si_{60}$ دارای بیشینه توان و گشتاور بود و منجر به افزایش ۱/۴۴٪ در گشتاور و افزایش ۱/۶۴٪ در توان ترمزی نسبت به سوخت دیزل شد و نیز به ترتیب منجر به کاهش ۳۹/۲۱٪، ۱۰/۹٪، ۶/۹٪ و ۶/۸۵٪ در CO ، CO_2 ، NO_x و NO شد. شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه با یک و دولایه پنهان و دو نوع تابع فعال‌سازی سیگموئیدی و تانژانت هیپربولیک برای تحلیل نتایج استفاده شد. مقادیر MSE و R به ترتیب برای توان ترمزی ۲۱/۱۰ و ۰/۹۹۰۵، برای CO ۱۴۹۸/۷۵ و ۰/۹۹۱۰، برای CO_2 ۰/۰۰۰۹ و ۰/۹۹۴۰، برای NO ۳/۹۴ و ۰/۹۹۶۵، برای NO_x ۴/۳۹ و ۰/۹۹۱۹ و برای گشتاور ۰/۷۹۹۱۹ و ۰/۹۹۰۵ بوده است. در مجموع، شبکه با تابع فعال‌سازی سیگموئیدی و دو لایه پنهان بهترین شبکه بوده است.

کلیدواژگان: انرژی تجدیدپذیر، بیودیزل، شبکه عصبی، پرسپترون چندلایه

مقدمه

کاهش ذخایر انرژی‌های فسیلی از یک طرف و افزایش قیمت‌های نفت و مشتقات آن از طرف دیگر باعث شده که بشر امروز برای تولید انرژی‌های جایگزین، که باعث کاهش آلودگی‌های زیست‌محیطی شده و دارای قیمت مناسب است، تلاش کند. یکی از این انرژی‌های پاک و تجدیدپذیر بیودیزل است که می‌تواند جایگزین مناسبی برای سوخت‌های فسیلی باشد و بدون

تغییردادن موتورهای دیزلی جایگزین دیزل‌های نفتی شود. ایران، در حال حاضر، علی‌رغم اینکه از کشورهای تولیدکننده نفت است، اما مقدار قابل توجهی از سوخت مورد نیاز خود را از طریق واردات تامین می‌کند. از طرف دیگر، کیفیت پایین گازوییل تولیدشده در ایران از دلایل افت کارایی موتور و افزایش آلودگی‌های زیست‌محیطی در شهرهای بزرگ است. از این رو، جایگزین کردن انرژی‌های پاک و تجدیدپذیر مثل بیودیزل می‌تواند در رفع این مشکلات بسیار موثر باشد [۱]. هرساله، در ایران، صدها هزار لیتر روغن پسماند خوراکی تولید می‌شود که یا در سیستم فاضلات شهری دفع شده و یا به‌صورت غیرقانونی در صنایع آرایشی بهداشتی (عمدتاً برای تولید صابون)، صنایع تولید خوراک دام و یا در تولید شیرینی‌جات مورد استفاده قرار می‌گیرند. دفع روغن پسماند خوراکی در سیستم فاضلاب نیز معضلاتی همچون گرفتگی لوله‌ها و آلودگی شدید منابع آبی نظیر آب‌های زیرزمینی و رودخانه‌ها را به‌دنبال دارد، در حالی که حجم قابل توجهی از این روغن‌ها قابل بازیافت و تبدیل شدن به سوخت بیودیزل است. تحقیقات اخیر نشان داده است که استفاده از بیودیزل میزان هیدروکربن‌های نسوخته، دی‌اکسیدکربن، مونوکسیدکربن، اکسیدهای گوگرد و ذرات جامد خروجی از آگروز موتور را کاهش می‌دهد و تنها مقدار اکسیدهای نیتروژن (NO_x) را افزایش داده که می‌تواند از طریق تنظیم زمان پاشش سوخت کاهش یابد [۲].

علم نوپای نانو نیز در همه عرصه‌ها دارای پیشرفت سریع است و در ترکیب نانوذرات با سوخت‌های موجود بهبود عملکرد موتور و کاهش آلاینده‌گی حاصل می‌شود [۳]. تحقیقات مختلف نشان می‌دهد که افزودن مواد نانو به سوخت دیزل، بیودیزل و مخلوط سوخت دیزل-بیودیزل باعث افزایش نقطه اشتعال، گرانروی سینماتیکی و ویژگی‌های دیگر آن شده است [۴، ۵]. از طرفی برای بررسی داده‌ها باید آن‌ها را شبیه‌سازی کرد که شبکه عصبی مصنوعی برای این کار بسیار مناسب است. درواقع، این شبکه مجموعه‌ای از روش‌های ریاضی است که اغلب شامل هوش مصنوعی بوده و به نوعی تلاش می‌کند عملکرد مغز انسان را تقلید کند. اخیراً، علاقه به استفاده از شبکه‌های عصبی، به‌عنوان ابزار مدل‌سازی در کشاورزی و فناوری‌های مواد غذایی، افزایش یافته است [۶-۹]. دو توانایی بسیار مهم شبکه‌های عصبی، یعنی معیارهای پیش‌بینی و طبقه‌بندی، بسیار مورد توجه بوده است [۱۰]. یکی از ویژگی‌های شبکه‌های عصبی توانایی آن‌ها در استخراج روابط بین ورودی و خروجی‌های یک فرایند بدون نیاز به شرایط پیچیده فیزیکی است. آن‌ها قادرند یک فضای چندبعدی را با فضای دیگری مرتبط کنند. این خصوصیات سبب شده که برای مسائل مربوط به برآورد و پیش‌بینی در کشاورزی و صنعت مناسب باشند و همچنین در مواردی که روابط غیرخطی است شبکه عصبی کارایی خوبی دارد [۱۱-۱۳].

گانش و همکاران تاثیر افزودنی نانوذرات اکسید سربیم به سوخت بیودیزل در کاهش انتشار آلاینده‌گی یک موتور دیزلی را بررسی کردند. نتایج نشان داد که نقطه اشتعال بیودیزل، که نشانه‌ای از نوسانات آن است، با افزودن این نانوذره افزایش پیدا می‌کند. گرانروی بیودیزل با افزایش نانوذره اکسید سربیم افزایش می‌یابد. گرانروی و نوسانات رابطه مستقیم با سطح دوز مصرفی نانوذرات دارند. محدوده مورد تجزیه و تحلیل ۲۰ تا ۸۰ ppm بود. همچنین، دریافتند که به‌طور کلی بازده حرارتی ترمزی با سطح دوز نانوذرات افزایش می‌یابد [۱۴]. سلوا گانابی و همکاران عملکرد و آلاینده‌گی موتور دیزل تک‌سیلندر را با استفاده از سوخت دیزل و نانوذرات اکسید روی، که در غلظت ۲۵۰ ppm و ۵۰۰ ppm مخلوط شدند، ارزیابی کردند. افزودن اکسید روی حرارت آزادشده را ۱۸/۲ درصد برای غلظت ۲۵۰ ppm اکسید روی و ۲۰ درصد برای ۵۰۰ ppm اکسید روی افزایش داد. انتشار NO_x برای دیزل خالص در مقایسه با تمام مخلوط سوخت کمتر بود. حداقل کدری دود برای سوخت دیزل ۵/۲٪ در بار کم و ۲۷/۲٪ در بار کامل، در مقایسه با سوخت مخلوط‌شده، مشاهده شد. بازده گرمایی ترمزی نیز بهبود یافت [۱۵]. متا و همکاران به بررسی ویژگی‌های احتراق، پارامترهای عملکرد و آلاینده‌گی یک موتور تک‌سیلندر با استفاده از سوخت نانو، به‌طوری که نانوذرات آلومینیوم، آهن و بور در دیزل پایه افزوده شدند، پرداختند. مصرف ویژه سوخت با افزودن نانو آلومینا در مقایسه با دیزل ۷٪ کاهش یافت. مقدار دوده افزایش یافت، ولی کاهش انتشار CO با افزودن نانوالومینیوم و آهن مشاهده شد. همچنین، باتوجه به دمای بالا، افزایش ۵٪ و ۳٪ در انتشار NO_x با نانوالومینیوم و آهن به‌ترتیب مشاهده شد [۱۶]. سیلوا و همکاران نانوذرات دی‌اکسید تیتانیوم را به‌عنوان یک افزودنی در سوخت دیزل معمولی در موتور احتراق تراکمی استفاده کردند. مشاهده

شد که خواص سوخت دیزل با اضافه کردن این نانوذرات بهبود می‌یابد [۱۷]. آلام و سراوانان با افزودن نانوذرات اکسید آلومینیوم به مخلوط بیودیزل B20 دریافتند که افزایش قابل توجه در بازه حرارتی و کاهش کمی در آلاینده‌های مضر (مانند CO، HC و دود) برای نانوذرات مخلوط‌شده با بیودیزل حاصل شد. علاوه بر این، استفاده از نانوذرات اکسید آلومینیوم کاهش قابل توجهی در مصرف سوخت در مقایسه با بیودیزل نشان داد. یک افزایش جزئی در بازه حرارتی با اضافه کردن نانوذرات به بیودیزل ترکیبی مشاهده شد. نانوذرات اکسید آلومینیوم انتشار HC و CO را تا ۲۶/۰۴٪ و ۴۸٪ کاهش داد. خروجی‌های NO_x با استفاده از نانوذرات اکسید آلومینیوم و بیودیزل در مقایسه با سوخت دیزل افزایش داشته است [۱۸]. کتوالیوسیز و همکاران اثر افزودن اتانول به سوخت بیودیزل بر انتشارات موتور دیزل را بررسی کردند. نتایج نشان داد که اضافه کردن اتانول به سوخت دیزل سبب کاهش آلاینده‌های SO₂ و CO و کدری می‌شود. از طرفی، با اضافه کردن اتانول به سوخت، آلاینده NO_x به مقدار کمی افزایش می‌یابد [۱۹]. پرابو و همکاران اثر افزودن نانوذرات آلومینا (Al₂O₃) و اکسیدسیریم (GeO₂)، به‌عنوان افزودنی، در سوخت بیودیزل را بر روی عملکرد و آلاینده‌گی یک موتور دیزل تک‌سیلندر بررسی کردند. نتایج نشان داد که افزودن این نانوذرات سبب بهبود قابل توجهی در بازه حرارتی ترمزی می‌شود. همچنین، اکسید نیتریک، مونوکسیدکربن، هیدروکربن‌های نسوخته و انتشار دود به ترتیب ۱۳٪، ۶۰٪، ۳۳٪ و ۳۲٪ کاهش می‌یابد [۲۰]. چن و همکاران [۲۱] اثر مستقل سه افزودنی نانوذرات سیلیکا، آلومینا و لوله‌های کربنی به سوخت بیودیزل بر عملکرد و انتشار آلاینده موتور دیزل تک‌سیلندر را بررسی کردند. نانوذرات در نسبت‌های ۲۵، ۵۰ و ۱۰۰ ppm افزوده شد. طبق گزارش آن‌ها، مصرف ویژه سوخت تا ۱۹/۸٪ افزایش و بازه حرارتی ترمزی تا ۱۸/۸٪ بهبود یافت. همچنین، آن‌ها دریافتند که افزودنی نانوسیلیکا نسبت به نانوالومینا نتایج بهتری را در مشخصه‌های موتور از قبیل فشار احتراق، مصرف سوخت، انتشار CO و غیره نشان داده است. حسینی و همکاران [۲۲] تأثیر افزودن Al₂O₃ با دوزهای ۳۰، ۶۰ و ۹۰ به مخلوط سوخت B5 و B10 بر پارامترهای مختلف موتور و انتشار گازهای خروجی را بررسی کردند. آزمایش‌های آن‌ها در سه دور موتور ۱۸۰۰، ۲۳۰۰ و ۲۸۰۰ دور در دقیقه در حالت بار کامل انجام شد. نتایج نشان داد که گشتاور، توان، مصرف ویژه سوخت، بازه حرارتی سوخت B10AL90 به ترتیب ۵/۳۶٪، ۵/۳۶٪، ۱۰/۶۳٪ و ۱۴/۶۶٪ در مقایسه با سوخت دیزل خالص متفاوت است. تولید UHC و CO به ترتیب ۲/۹۴٪ و ۲۰/۵۶٪ کاهش یافت، ولی انتشار NO به میزان ۴۳/۶٪ افزایش یافت.

با توجه به تحقیقات پیشین، بهبود عملکرد با افزودنی‌های نانوذرات به مخلوط سوخت بیودیزل بر کسی پوشیده نیست، اما، با توجه به جستجوهای انجام گرفته، مطالعه‌ای که تاثیر افزودن مستقیم نانوکامپوزیت به سوخت دیزل را بررسی کند یافت نشد. بنابراین، در این تحقیق، نانو کامپوزیت Al₂O₃-SiO₂ به‌طور مستقیم با نسبت‌های ترکیبی مختلف به سوخت دیزل افزوده شد و تاثیر آن‌ها بر عملکرد و آلاینده‌گی موتور دیزل بررسی شد. بررسی داده‌ها با استفاده از شبکه عصبی انجام شد تا مشاهده شود که آیا شبکه عصبی مصنوعی توانایی شبیه‌سازی داده‌ها را در بررسی پارامترهای خروجی موتور دارد.

مواد و روش‌ها

تهیه نمونه سوخت آزمون

در این تحقیق، سوخت بیودیزل از روغن پسماند آشپزخانه به روش ترانس استریفیکاسیون تولید و از سوخت گازوییل متداول در ایران، به‌عنوان سوخت مرجع، استفاده شد. خصوصیات سوخت با استاندارد ASTM-D6751 تطبیق داده شد. برای تهیه نمونه‌های سوخت مورد آزمون، ابتدا نانوکامپوزیت Al₂O₃-SiO₂ در نسبت‌های مختلف ترکیب (آلومینا ۱۰۰٪، آلومینا ۷۵٪-سیلیکا ۲۵٪، آلومینا ۵۰٪-سیلیکا ۵۰٪، آلومینا ۲۵٪-سیلیکا ۷۵٪، سیلیکا ۱۰۰٪) در ۳۰، ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰ ppm با گازوییل مخلوط شد و توسط همزن التراسونیک به مدت ۳ دقیقه هم زده شد و سپس، B5 به آن اضافه شده و مجدداً توسط همزن مغناطیسی هم زده شد تا مخلوطی کاملاً همگن به دست بیاید. در مجموع ۲۲ نمونه سوخت تولید شد (جدول ۱).

جدول ۱- نمونه سوخت‌های حاوی نانوذرات مورد آزمایش تحقیق

Table1- The fuel samples and ratio of nanoparticle composition

NO.	Sample	Final ppm	Al (ppm)	Al%	Si (ppm)	Si%	Biodiesel%
1	B5Al30Si0	30	30	100	0	0	5
2	B5Al21Si9		21	75	9	25	
3	B5Al15Si15		15	50	15	50	
4	B5Al9Si21		9	25	21	75	
5	B5Al0Si30		0	0	30	100	
6	B5Al60Si0	60	60	100	0	0	5
7	B5Al42Si18		42	75	18	25	
8	B5Al30Si30		30	50	30	50	
9	B5Al18Si42		18	25	42	75	
10	B5Al0Si60		0	0	60	100	
11	B5Al90Si0	90	90	100	0	0	5
12	B5Al63Si27		63	75	27	25	
13	B5Al45Si45		45	50	45	50	
14	B5Al27Si63		27	25	63	75	
15	B5Al0Si90		0	0	90	100	
16	B5Al120Si0	120	120	100	0	0	
17	B5Al84Si36		84	75	36	25	
18	B5Al60Si60		60	50	60	50	
19	B5Al36Si84		36	25	84	75	
20	B5Al0Si120		0	0	120	100	
21	B5		---	0	---	0	5
22	D		---	0	---	0	0

موتور

موتور مورد استفاده در این تحقیق از نوع Kirloskar Oil Engines Ltd ساخت کشور هند با توان ۷/۵ اسب بخار بود. موتور به یک ژنراتور برق کوپل شده بود. این ژنراتور به وسیله یک بازویی به یک سلول بار^۱ متصل شده بود. موتور تحت بار قرار گرفت. میزان مصرف سوخت نیز به روش استوانه مدرج اندازه‌گیری شد. این آزمایش‌ها در شرایط بار کامل با سرعت ثابت ۱۵۰۰rpm انجام شد. شکل ۱ تصویری از موتور مورد استفاده در این تحقیق را نشان می‌دهد.



Figure 1- Diesel engine used to test emission and performance

شکل ۱- موتور دیزلی مورد استفاده برای آزمون آلایندگی و عملکرد

1. Loadcell

مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی چندلایه

در این پژوهش، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP)^۱ برای مدل سازی تاثیر پارامترهای ترکیبات سوختی، برای پیشگویی و ارزیابی داده ها و عملکرد بهینه موتور، انتخاب شد. شبکه عصبی چندلایه پرسپترون یک شبکه پیش خور^۲ با یک ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است. این شبکه توسط ۱ لایه پنهان برای آزمایش انتخاب شد که در هر لایه به ترتیب تعداد ۱۰ ورودی و ۸ خروجی نورون قرار داده و شبیه سازی شد. این شبیه سازی با استفاده از نرم افزار NeuroSolution انجام شد. همچنین، از توابع فعال سازی^۳ Tanh، Sigmoid، Axon و Liner در لایه پنهان ورودی و خروجی استفاده شد. در این تحقیق، روش بهینه سازی لوببرگ-مارکوت^۴، به منظور یادگیری شبکه، مورد استفاده قرار گرفت. همچنین، ۷۰ درصد از داده ها برای آموزش، ۲۰ درصد برای ارزیابی شبکه^۵ و ۱۰ درصد از داده ها برای آزمون شبکه^۶ مورد استفاده قرار گرفت. سرعت، چگالی سوخت، گرانی سوخت، سرعت هوای ورودی، دمای هوای ورودی، دمای هوای محیط، دمای هوای خروجی، دمای آب ورودی، دمای آب خروجی و مصرف ویژه سوخت، به عنوان ورودی های شبکه و توان ترمزی، CO، CO₂، NO_x و گشتار، به عنوان خروجی های شبکه، مورد نظر بودند. تعداد ۵ تکرار برای شبیه سازی داده های شبکه عصبی مصنوعی برای رسیدن به حداقل میزان خطا و حداکثر پایداری شبکه به صورت میانگین برابر ۵۰۰۰ سیکل یادگیری^۷ برای شبیه سازی داده ها توسط شبکه عصبی منظور شد. برآورد خطا از الگوریتم پس انتشار خطا^۸ صورت گرفت. برای ارزیابی شبکه، دو معیار ضریب تبیین (R²) و ریشه میانگین مربعات خطا^۹ استفاده شد. قبل از آموزش مدل، پارامترهای ورودی-خروجی در مجموعه داده ها ترتیب داده شده بودند و ورودی ها در مجموعه داده ها با استفاده از معادله بین ۰ و ۱ دامنه نرمال می شدند. از آنجا که عملکرد فعال سازی لایه خروجی در کلیه معماری ها خطی است، فقط پارامترهای ورودی توسط معادله ۷ نرمال شدند. در جدول ۲، همان مقادیر پیش بینی شده، O_i مقادیر واقعی و O مقدار میانگین داده است.

جدول ۲- رابطه های شبکه عصبی
Table 2- Neural Network Relationships

No.	Formula	References
1	$\text{Tanh} = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	[12]
2	$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{(\sum_{i=1}^n (P_i - O_i))^2}$	[13]
3	$R = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{(\sum_{i=1}^n (P_i - O_i))^2}}$	[12]
4	$\text{MSE} = \sum_{i=1}^n \frac{(P_i - O_i)^2}{n}$	[14]
5	$\text{RMSE} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(P_i - O_i)^2}{n}}$	[12]
6	$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n P_i - O_i }{n}$	[14]

نتایج و بحث

نتایج عملکرد و آلاینده های مختلف سوخت

باتوجه به جدول ۳، با افزوده شدن ۵٪ بیودیزل به سوخت گازوئیل، کاهش در میزان آلاینده CO و افزایش در گشتاور و توان ترمزی رخ داده است. همچنین، مصرف ویژه سوخت بهبود یافته است. در تحقیقات پیشین نیز، آتاداشی و همکاران [۲۳] اظهار

1. Multi-layer perceptron
2. Feed-Forward
3. Activation function
4. Levenberg-Marquardt (LM)
5. Validating data
6. Testing data
7. Epoch
8. Back propagation error
9. RMSE (Root mean squared error)

داشتند که بیودیزل در موتورهای دیزل باعث کاهش مونوکسیدکربن، ذرات معلق و دی‌اکسیدسولفور خواهد شد، ولی وجود اکسیژن در ساختار مولکول بیودیزل باعث افزایش میزان اکسید نیتروژن در محصولات احتراق خواهد شد. با افزودن نانوالومینا در نسبت‌های مختلف ۳۰، ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰ مشاهده شد که با افزایش غلظت نانوذرات، میزان آلاینده CO ، CO_2 ، NO و NO_x روند کاهشی می‌گیرد (جدول ۳)، اگرچه در میزان توان، گشتاور و مصرف ویژه سوخت روند مشخصی دیده نشد. به بیان واضح‌تر، با افزودن ۱۲۰ ppm نانوذرات آلومینا به سوخت بیودیزل-دیزل، به ترتیب ۱۸٪، ۱۸٪، ۱۴/۷۵٪، ۳۳/۵۰٪ و ۷۲/۰٪ کاهش در NO ، NO_x ، CO_2 ، CO و مصرف ویژه سوخت در مقایسه با سوخت دیزل رخ داد و ۴۸/۱۰٪ به میزان اکسیژن موجود در خروجی افزوده شد که بهبود در میزان آلاینده‌ها توسط محققان پیشین نیز تایید شده بود [۲۴، ۲۲]، اگرچه در توان و گشتاور بهبود خاصی صورت نپذیرفت و ۴/۳٪ کاهش در گشتاور و ۱/۳٪ کاهش در توان ترمزی نسبت به سوخت دیزل حاصل شد. البته، ناگفته نماند که کاهش چشمگیر در میزان آلاینده‌ها بر کاهش ناچیز در توان و گشتاور سایه می‌افکند. برخلاف نانوالومینا، با افزودن نانوسیلیکا، در نسبت‌های مختلف ۳۰، ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰، روند منظم کاهشی یا افزایشی مشاهده نشد و طبق جدول ۳ در نسبت ۹۰ ppm، افزایش ۶/۲۱٪ در توان ترمزی و ۴۵/۶٪ افزایش اکسیژن موجود در خروجی افزوده شد. گشتاور هیچ تغییری نکرد و کاهش ۱/۸٪ در CO_2 ، کاهش ۱۶/۵۶٪ در CO ، کاهش ۵/۳٪ در مصرف سوخت و افزایش بسیار جزئی ۵۷/۰٪ و ۶/۰٪ در NO_x و NO صورت گرفت. به عبارت کلی، نانوذرات سیلیکا نسبت به نانوذرات آلومینا باعث بهبودی بیشتر در عملکرد موتور دیزلی و موفقیت قابل قبول در بهبود آلاینده‌ها شدند که نتیجه فوق با نتیجه تحقیقات چن و همکاران [۲۱] تطابق دارد. در تحقیقات پیشین، اثر نانوذرات به صورت مستقل بر روی موتور دیزل-بیودیزل بررسی و بحث شده است. در این مقاله نیز، آشکار شد که اثرات مستقل نانوذرات آلومینا و سیلیکا بر روی موتور دیزل-بیودیزل با نتایج محققان قبلی همسویی دارد. به منظور بررسی اثرات متقابل، نانوکامپوزیت $\text{Al}_2\text{O}_3\text{-SiO}_2$ ، نانوالومینا و نانوسیلیکا در نسبت‌های مختلف باهم ترکیب شدند و نتایج نشان داد که نمونه‌های کامپوزیت شده نسبت به گازوییل و B_5 بهترین نتایج را بر جای گذاشتند. به طور کلی، آنچه که از جدول ۳ قابل استناد است این است که در نانوکامپوزیت، وقتی سهم نانوسیلیکا نسبت به نانوالومینا در ترکیب بیشتر است، بهبودی بیشتری در توان ترمزی و گشتاور حاصل شده است، اگرچه در مورد آلاینده‌ها نمی‌توان چنین بهبودی را مشاهده کرد.

جدول ۳- نتایج خصوصیات اندازه‌گیری شده در موتور برای نمونه‌های مختلف سوخت

Table 3- Results of engine measured properties for different fuel samples

fuel	Density gr/cm ³	Viscosity	Cloud point	Flash point	Heat value	Torque (Nm)	Brake Power (w)	Specific Fule Consumption (gr/kWh)	O ₂ (%)	CO (ppm)	CO ₂ (%V)	NO (ppm)	NO _x (ppm)
B5Al30Si0	0.8341	3.67	10	75.75	11124.25	29.1	4477.32	254.76	12.9	1525	5.8	338	355
B5Al21Si9	0.8348	3.65	8.66	76.25	10404.76	29.1	4486.46	252.53	13	1183	5.7	346	363
B5Al15Si15	0.8347	3.68	10	76.75	10645.45	29.1	4498.64	240.27	13	1054	5.7	342	359
B5Al9Si21	0.8349	3.7	8.66	76.5	9914.78	29.46	4551.21	243.01	13	1218	5.7	335	352
B5Al0Si30	0.8348	3.71	8.66	69.25	10640.25	28.92	4440.5	249.50	13.4	1193	5.4	317	333
B5Al60Si0	0.8347	3.72	9.66	73.25	10153.03	29.04	4462.01	235.26	13.2	1397	5.6	317	333
B5Al42Si18	0.8349	3.71	9.66	63.5	10396.42	29.04	4471.13	232.20	13.3	1127	5.5	317	333
B5Al30Si30	0.8349	3.68	8.66	68	10391.4	28.56	4370.32	240.04	13.3	1212	5.5	297	312
B5Al18Si42	0.8364	3.69	9.33	72.75	9664.33	29.16	4492.66	250.78	13	1506	5.7	320	336
B5Al0Si60	0.8347	3.68	8.33	73	10876.75	28.62	4334.57	264.84	13.1	1416	5.6	287	301
B5Al90Si0	0.8349	3.67	9	67	10398.22	28.92	4416.33	247.48	13.3	1205	5.5	312	328
B5Al63Si27	0.8666	3.66	8.66	71.25	10154.33	29.16	4501.81	251.77	13.4	875	5.4	333	350
B5Al45Si45	0.8366	3.69	9.33	70.5		29.16	4504.87	239.19	13.3	981	5.5	336	353
B5Al27Si63	0.8347	3.69	8.66	72.25	10636.52	29.16	4507.92	241.08	13.3	784	5.5	332	349
B5Al0Si90	0.8349	3.67	8.33	72	10157.53	29.16	4507.92	242.89	13.2	835	5.6	335	352
B5Al120Si0	0.8349	3.66	7.66	71.5		28.74	4346.73	248.73	13.7	908	5.2	271	285
B5Al84Si36	0.8348	3.67	8.33	73.25	10149.42	29.1	4477.32	244.30	13.5	827	5.3	311	327
B5Al60Si60	0.8349	3.68	8.66	73.25	10635.39	29.58	4560.46	251.79	13.3	1158	5.5	310	326
B5Al36Si84	0.8368	3.66	9	75.25	10650.07	29.16	4507.92	250.28	12.9	1015	5.8	329	345
B5Al0Si120	0.8352	3.67	10	70.75	25431.33	29.22	4514.13	248.53	12.7	988	5.9	338	355
B5	0.8359	3.69	8.66	68	10638.06	29.4	4538.87	241.30	12.7	907	5.9	354	372
D	0.8329	3.68	9.33	69	10879.74	29.16	4486.55	250.54	12.4	1905	6.1	333	350

مطلب دیگری که از جدول ۳ قابل نتیجه‌گیری است آن است که نمونه‌های کامپوزیت شده نسبت به نمونه‌های خالص کارایی بهتری داشته است، به گونه‌ای که بیشترین میزان گشتاور و توان ترمزی برای سوخت $B_5Al_{60}Si_{60}$ در ۱۲۰ ppm و کمترین میزان مصرف ویژه سوخت برای سوخت $B_5Al_{42}Si_{120}$ به دست آمد. کمترین مقدار انتشار گاز دی‌اکسید کربن (CO_2) برای ترکیب $B_5Al_{120}Si_{60}$ و بیشترین مقدار برای ترکیب $B_5Al_{60}Si_{120}$ رخ داد. از نظر کاهش آلاینده‌ها توسط نانوکامپوزیت‌ها نیز می‌توان اظهار داشت که نانوکامپوزیت $B_5Al_{30}Si_{30}$ دارای رتبه سوم در بهبودی NO_x و NO ، نانوکامپوزیت $B_5Al_{27}Si_{63}$ دارای رتبه اول در بهبود CO و نانوکامپوزیت $B_5Al_{84}Si_{36}$ دارای رتبه دوم در بهبود CO_2 بودند. به عبارت دیگر، اثرات متقابل نانوذرات در حالت کامپوزیت دارای تأثیرات مثبت بر روی عملکرد و آلاینده‌ها بوده است. اثر نانوذرات آلومینا و سیلیکا می‌تواند به دلیل تأثیر همزمان و بعضاً به‌خاطر اثر متقابل عواملی همچون (۱) خاصیت کاتالیستی نانوذرات آلومینا، (۲) تامین اکسیژن توسط نانوذرات برای اکسیداسیون CO و در مقابل جذب اکسیژن برای احیای NO و (۳) تجمع نانوذرات سیلیکا اطراف نانوذرات آلومینا و ممانعت از خاصیت کاتالیستی آن باشد.

ساختار شبکه عصبی

در جدول ۴، نتایج شبکه‌ها با نرون‌های مختلف نشان داده شده است. در جدول ۴، مقادیر به دست آمده برای $RMSE$ ، MSE ، MAE و R^2 برای آموزش و آزمون شبکه نشان داده شده است. با توجه به نتایج به دست آمده، می‌توان بیان کرد که برای توان ترمزی، کمترین میزان MSE و بیشترین میزان R^2 در شبکه‌ای بوده است که با تابع فعال‌سازی سیگنوییدی آموزش داده شده است و در دو لایه مخفی این کار انجام شده که مقادیر MSE و R^2 به ترتیب برای این فاکتور ۰/۹۹۰۵ و ۲۱/۱۰ بوده است. برای فاکتور CO نیز بهترین مقادیر R^2 و MSE در همین تعداد لایه و تابع فعال‌سازی بوده است که مقادیر MSE و R^2 این شبکه به ترتیب ۱۴۹۸/۷۵ و ۰/۹۹۱۰ بوده است.

جدول ۴- بعضی از بهترین ساختارهای شبکه عصبی MLP برای پیش‌بینی آموزش
Table 4- Some of the best MLP neural network topologies for predicting training

	Statistic	Torque	Nox	NO	CO ₂	CO	Brake Power
Sig-1	MSE	0.00731	28.85976	25.84754	0.00876	10112.79904	155.45618
Sig-2		0.0007	4.3919	3.9464	0.0009	1498.7534	21.1012
Tan-1		0.0579	239.8783	267.0914	0.0246	60081.6417	3093.1841
Tan-2		0.0470	92.3785	67.0503	0.0162	37483.8316	1846.8412
Sig-1	NMSE	0.12515	0.06702	0.06557	0.27510	0.26311	0.04641
Sig-2		0.0192	0.006981	0.0121	0.0119	0.0202	0.0192
Tan-1		0.7895	0.4769	0.5848	0.5356	0.7990	0.6898
Tan-2		0.7152	0.2306	0.1841	0.3771	0.4363	0.4534
Sig-1	MAE	0.07061	4.11963	3.81530	0.08569	76.73197	10.52216
Sig-2		28.8724	0.004453	1.7856	1.7131	0.0235	28.8724
Tan-1		0.2016	13.4481	13.6310	0.1357	206.1025	47.1355
Tan-2		0.1938	8.0176	6.9912	0.0932	154.9635	38.3278
Sig-1	Min Abs Error	0.00146	0.30079	0.05061	0.00508	0.43633	1.69916
Sig-2		2.2626	0.000077	0.2811	0.2750	0.0049	2.2626
Tan-1		0.0204	1.1537	1.1710	0.0021	2.0592	0.4494
Tan-2		0.0520	1.4864	1.8740	0.0028	9.6830	1.5485
Sig-1	Max Abs Error	0.15588	13.95824	13.50522	0.15323	253.67441	27.40713
Sig-2		94.8749	0.013680	3.9611	3.9698	0.0716	94.8749
Tan-1		0.5017	28.0720	30.0264	0.2646	467.9805	111.2149
Tan-2		0.4669	23.5947	17.9768	0.3051	517.6405	69.3389
Sig-1	R ²	0.93581	0.96843	0.96943	0.97245	0.93289	0.97772
Sig-2		0.9905	0.996543	0.9940	0.9942	0.9910	0.9905
Tan-1		0.5727	0.8505	0.7951	0.6974	0.5156	0.7839
Tan-2		0.8313	0.9379	0.9471	0.8526	0.8249	0.8744

در بررسی فاکتور CO_2 بین MSE شبکه سیگموئیدی یک لایه و دولایه مقدار نزدیکی مشاهده شد که بهترین مقدار برای پیش‌بینی این بخش $0/0009$ در حالت شبکه دولایه و تابع فعال‌سازی سیگموئیدی مشاهده شده است. همچنین، بهترین مقدار R^2 $0/9940$ بوده است. برای فاکتورهای NO و NO_x نیز بهترین شبکه تشکیل‌شده شبکه‌ای با دو لایه ورودی و تابع فعال‌سازی سیگموئیدی بوده است که مقدار MSE به‌ترتیب $3/94$ و $4/39$ و برای مقدار R^2 ، $0/9965$ و $0/9919$ به‌دست آمده است.

مقایسه نسبت افزایش و کاهش R^2 و MSE در شبکه‌ها

نتایج حاصل از نسبت دو شبکه در جدول ۵ نشان داده شده است. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده از مقایسه شبکه‌ها می‌توان بیان کرد که برای R^2 و MSE در فاکتور توان ترمز برای شبکه سیگموئیدی با یک لایه ورودی ($sig1$) نسبت به شبکه سیگموئیدی با دو لایه ورودی ($sig2$) میزان MSE در شبکه $sig1$ برابر بزرگ‌تر از $sig2$ و برای میزان R^2 نسبت این دو شبکه $0/98$ برابر هم بوده است که میزان R^2 $sig1$ کمتر از $sig2$ بوده است. برای تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک با یک لایه ورودی ($tan1$) نسبت به شبکه‌ای با تابع فعال‌سازی تانژانت با دو لایه ($tan2$)، مقدار MSE و R^2 به‌ترتیب $1/67$ و $0/896$ بوده که نشان‌دهنده این است که میزان خطا در شبکه با یک لایه ورودی در تابع فعال‌سازی بزرگ‌تر و میزان R^2 کوچک‌تر است. همچنین، در مقایسه دو شبکه تانژانت هیپربولیک نسبت به سیگموئیدی در شبکه یک لایه نشان داده که خطای تانژانت هیپربولیک بسیار بزرگ‌تر از MSE است که این مقدار $19/89$ برابر تابع فعال‌سازی سیگموئیدی است و میزان R^2 آن کمتر از تابع فعال‌سازی سیگموئیدی بوده است. همچنین، در مقایسه شبکه‌های تشکیل‌شده برای CO مشاهده شده است که در شبکه $sig1/sig2$ میزان خطای $sig1$ بیشتر از $sig2$ بوده است که برای این شبکه میزان R^2 در شبکه $sig2$ بیشتر از شبکه $sig1$ بوده است و مقادیر نسبت MSE و R^2 به‌ترتیب $6/74$ و $0/94$ بوده است و همچنین برای شبکه تشکیل‌شده با تانژانت هیپربولیک نسبت دو شبکه $tan1/tan2$ برای MSE و R^2 به‌ترتیب $1/60$ و $0/62$ بوده است که میزان خطای دو شبکه نزدیک به هم بوده، اما میزان R^2 شبکه $tan2$ بیشتر از شبکه $tan1$ بوده است. در مورد CO ، مقایسه شبکه سیگموئیدی و تانژانت هیپربولیک در یک لایه ورودی نشان داد که در نسبت $tan1/sig1$ مقدار MSE $19/89$ برابر شده است که بیانگر خطای بالای شبکه تانژانت هیپربولیک نسبت به شبکه سیگموئیدی بوده است و میزان R^2 در شبکه سیگموئیدی بیشتر از شبکه تانژانت هیپربولیک است.

جدول ۵- نسبت دو شبکه سیگموئیدی و تانژانت هیپربولیک در لایه‌های مختلف

Table 5- Ratio of two sigmoidal networks and hyperbolic tangents in different layers

		$tan2/sig2$	$tan1/sig1$	$tan1/tan2$	$sig1/sig2$
Brake Power	MSE	87.52304	19.89747	1.674851	7.367172
	R^2	0.882786	0.801763	0.8965	0.987097
CO	MSE	25.01001	5.941149	1.602868	6.747474
	R^2	0.832392	0.552691	0.625045	0.941362
CO_2	MSE	18	2.808219	1.518519	9.733333
	R^2	0.857574	0.717158	0.817969	0.978123
NO	MSE	16.99024	10.33334	3.983448	6.54965
	R^2	0.952817	0.820173	0.83951	0.975282
NO_x	MSE	21.03384	8.311861	2.59669	6.571133
	R^2	0.941154	0.878226	0.906813	0.971789
Torque	MSE	67.14286	7.920657	1.231915	10.44286
	R^2	0.839273	0.611983	0.688921	0.944785

در مورد CO_2 نیز در $sig1/sig2$ میزان MSE افزایش و میزان R^2 کاهش یافت که مقدار این نسبت به‌ترتیب $9/73$ و $0/97$ بود که برای مقدار R^2 یک افزایش جزئی در شبکه $sig2$ مشاهده شد. میزان خطای دو شبکه در $tan1/tan2$ نزدیک به هم بود ولی میزان R^2 شبکه با دو لایه ورودی بیشتر بوده است که مقادیر MSE و R^2 به‌ترتیب $1/51$ و $0/81$ بوده است. در $tan1/sig1$ مقدار MSE و R^2 به‌ترتیب $2/80$ و $0/71$ بوده که مقدار R^2 شبکه سیگموئیدی در یک لایه بسیار بیشتر از شبکه‌ای

با تابع فعال سازی تانژانت هیپربولیک بوده است. برای نسبت دو شبکه $\tan 2/\text{sig} 2$ میزان خطای شبکه تانژانت هیپربولیک بیشتر و میزان R^2 آن کمتر بوده است که مقدار نسبت به ترتیب ۱۸ و ۰/۸۵ به دست آمده است. برای NO_x میزان R^2 در شبکه های $\tan 2/\text{sig} 1$ ، $\tan 1/\text{tan} 2$ ، $\text{sig} 1/\text{sig} 2$ به ترتیب ۰/۹۷۵، ۰/۸۳۹، ۰/۸۲ و ۰/۹۵۲ برابر و میزان MSE به ترتیب ۶/۵۴، ۳/۹۸، ۱۰/۳۳ و ۱۶/۹۹ برابر شده است.

پیش بینی مقادیر آموزش و ارزشیابی مقادیر

در جدول ۶، بهترین میزان اجرا و سیکل یادگیری برای هر یک از تعداد نرون ها در لایه های مخفی نشان داده شده است. باتوجه به نتایج به دست آمده می توان مشاهده کرد که نرون ها در اجرای ۱ به بهترین میزان آموزش برای داده ها دست پیدا کرده اند که این تعداد اجرای پایین نشان دهنده یادگیری سریع شبکه برای این بارگذاری ها بوده است. با توجه به جدول ۶، تابع فعال سازی تانژانت هیپربولیک توانسته در میزان اجرای کمتری شبکه ها را تشکیل دهد، اما با توجه به نتایج ساختار بهترین شبکه سیگموئیدی است چراکه توانسته R^2 و MSE بهتری را داشته باشد و برای تشکیل شبکه، علاوه بر سرعت، باید به توپولوژی آن نیز دقت داشت. برای ارزشیابی شبکه نیز تابع فعال سازی تانژانت هیپربولیک توانسته شبکه سریع تری را تشکیل دهد و برای تابع فعال سازی سیگموئیدی شبکه ای که تعداد لایه بیشتری داشته میزان آموزش آن نیز بیشتر شده است که تمامی نتایج در جدول ۶ نشان داده شده است.

جدول ۶- برخی از توپولوژی های شبکه عصبی MLP برای پیش بینی مقادیر آموزش و ارزشیابی مقادیر
Table 6- Some MLP neural network topologies for predicting values of values training and evaluation

	Network	Train	Validation
Sig-1	Execution	1	3
	Iteration	118	14
Sig-2	Execution	1	4
	Iteration	134	37
Tan-1	Execution	1	2
	Iteration	107	4
Tan-2	Execution	1	1
	Iteration	53	6

ضرایب رگرسیونی

در شکل های ۳ تا ۸ ضرایب رگرسیونی برای توان ترمزی، CO ، CO_2 ، NO ، NO_x و گشتاور در شبکه های مختلف نشان داده شده است که برای توان ترمزی بهترین ضریب رگرسیونی در شبکه ای با تابع فعال سازی سیگموئیدی با دو لایه ورود بوده است که تابع فعال سازی تانژانت هیپربولیک نتوانسته مقادیر مناسبی را برای ضریب رگرسیونی به دست بیاورد. برای CO و CO_2 بهترین مقدار ضریب رگرسیونی در شبکه ای با دو لایه ورودی و تابع فعال سازی سیگموئیدی بوده است و تابع فعال سازی تانژانت هیپربولیک نتوانسته مقادیر ضریب رگرسیونی مناسبی را به دست بیاورد. برای NO و NO_x نیز شبکه ای با تابع فعال سازی سیگموئیدی و دو لایه ورودی توانسته بهترین مقدار ضریب رگرسیونی را داشته باشد که در این دو فاکتور مقادیر ضریب رگرسیونی در شبکه با تابع فعال سازی سیگموئیدی بالای ۰/۹۰ بوده و تابع فعال سازی تانژانت هیپربولیک نتوانسته مقدار مناسبی را پیش بینی کند. برای گشتاور نیز بهترین شبکه با تابع فعال سازی سیگموئید و دو لایه پنهان بوده است که نتوانسته مقدار ضریب رگرسیونی مناسبی را به دست بیاورد و شبکه با تابع فعال سازی تانژانت هیپربولیک مقادیر مناسبی را به دست نیاورد.

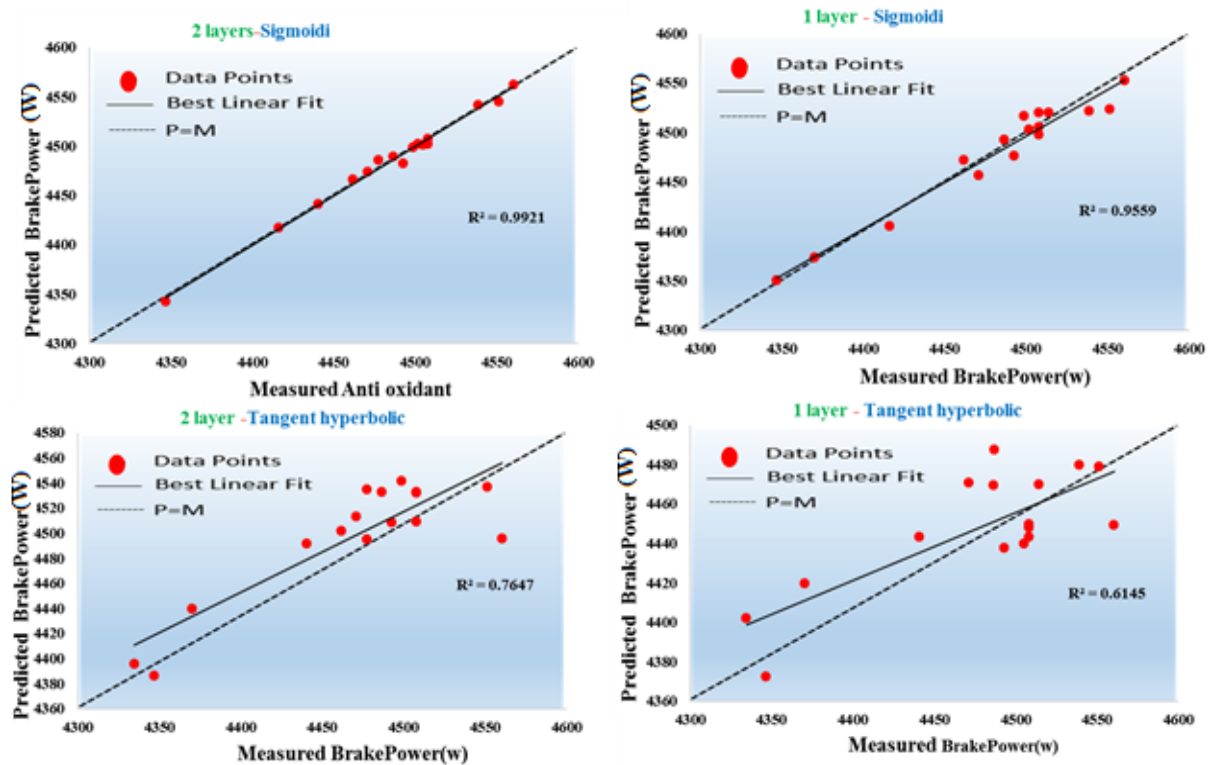


Figure 2- Neural Network Prediction and Experimental Values for Brake Power

شکل ۲- پیش‌بینی شبکه عصبی و مقادیر تجربی به‌دست آمده برای توان ترمزی

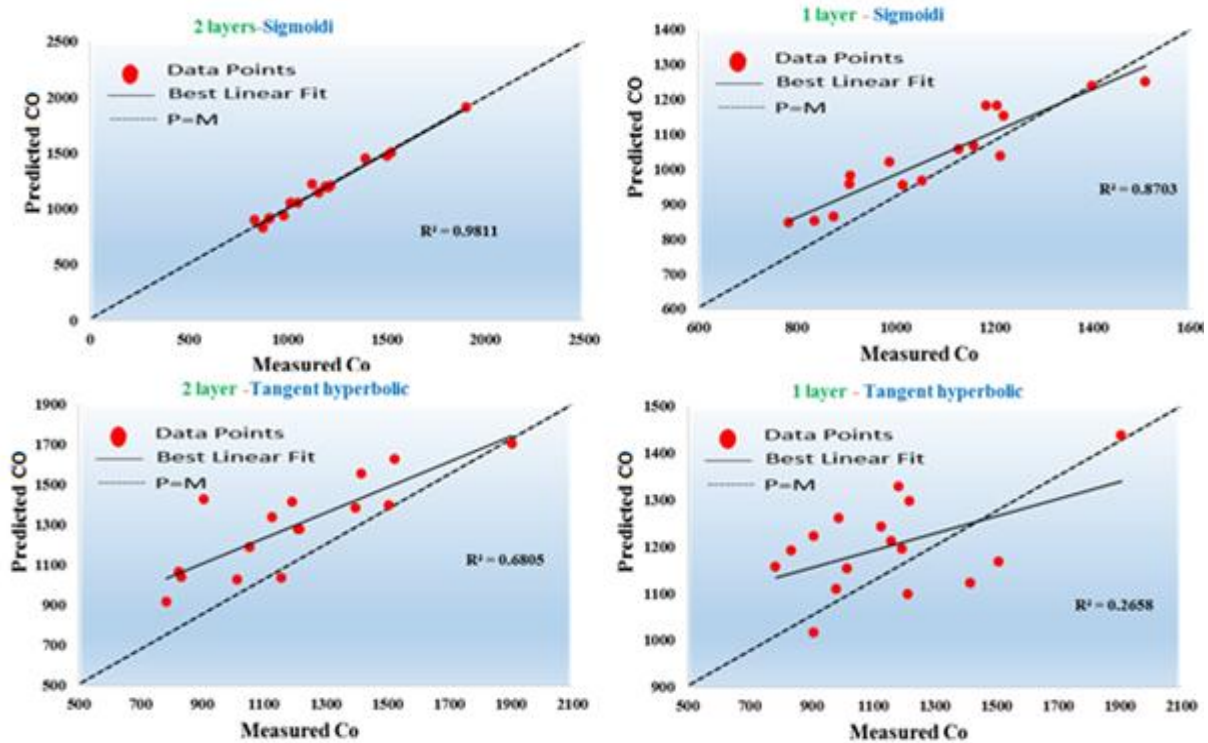


Figure 3- Neural Network Prediction and Experimental Values for CO

شکل ۳- پیش‌بینی شبکه عصبی و مقادیر تجربی به‌دست آمده برای CO

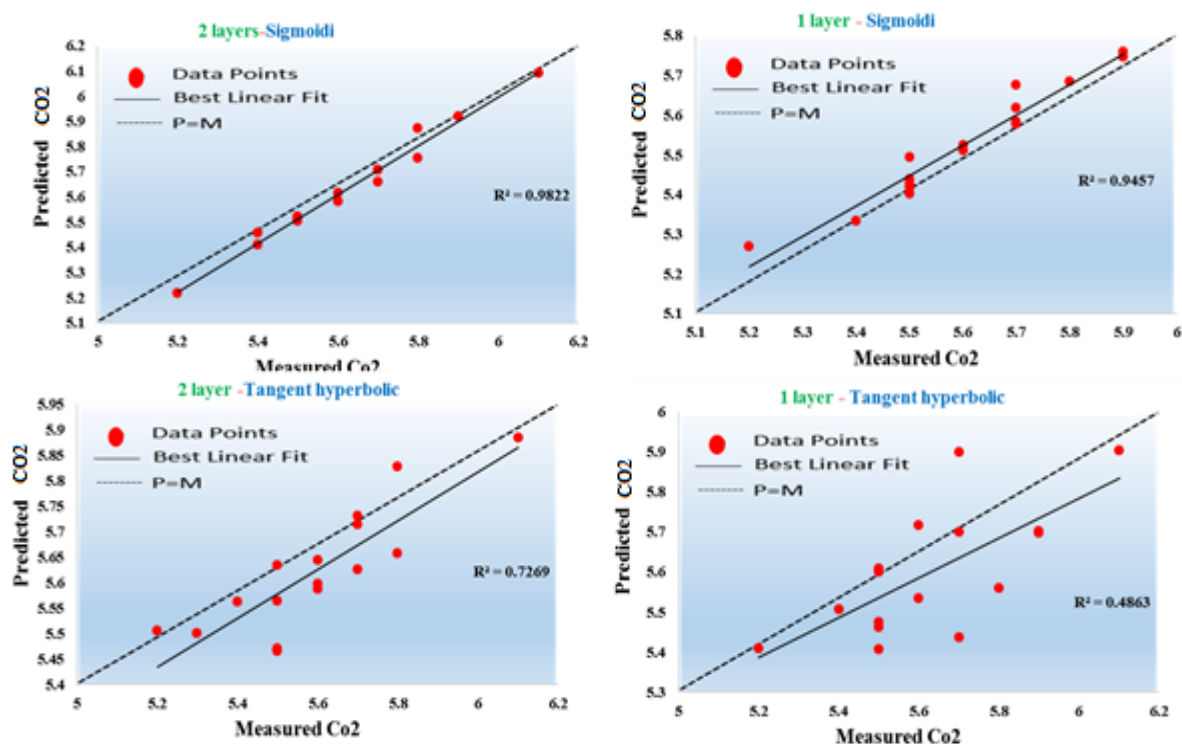


Figure 4- Neural network prediction and experimental values for CO₂

شکل ۴- پیش‌بینی شبکه عصبی و مقادیر تجربی به‌دست‌آمده برای CO₂

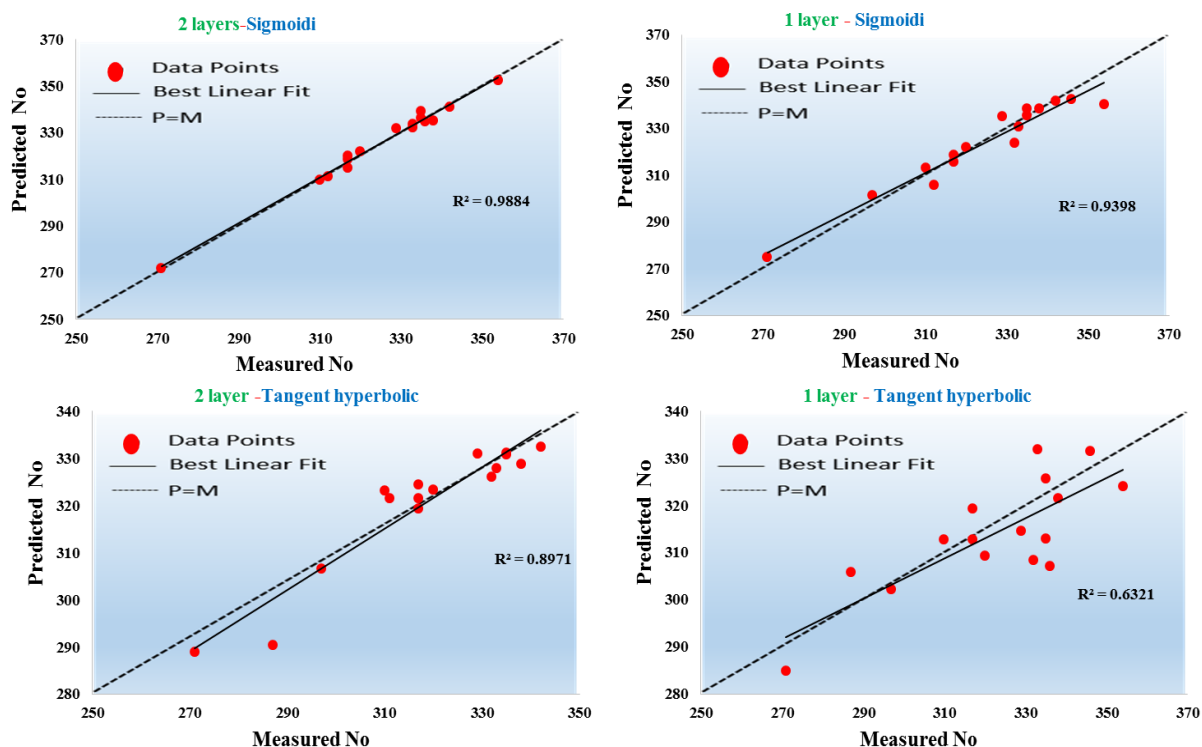


Figure 5- Neural Network Prediction and Experimental Values for NO

شکل ۵- پیش‌بینی شبکه عصبی و مقادیر تجربی به‌دست‌آمده برای NO

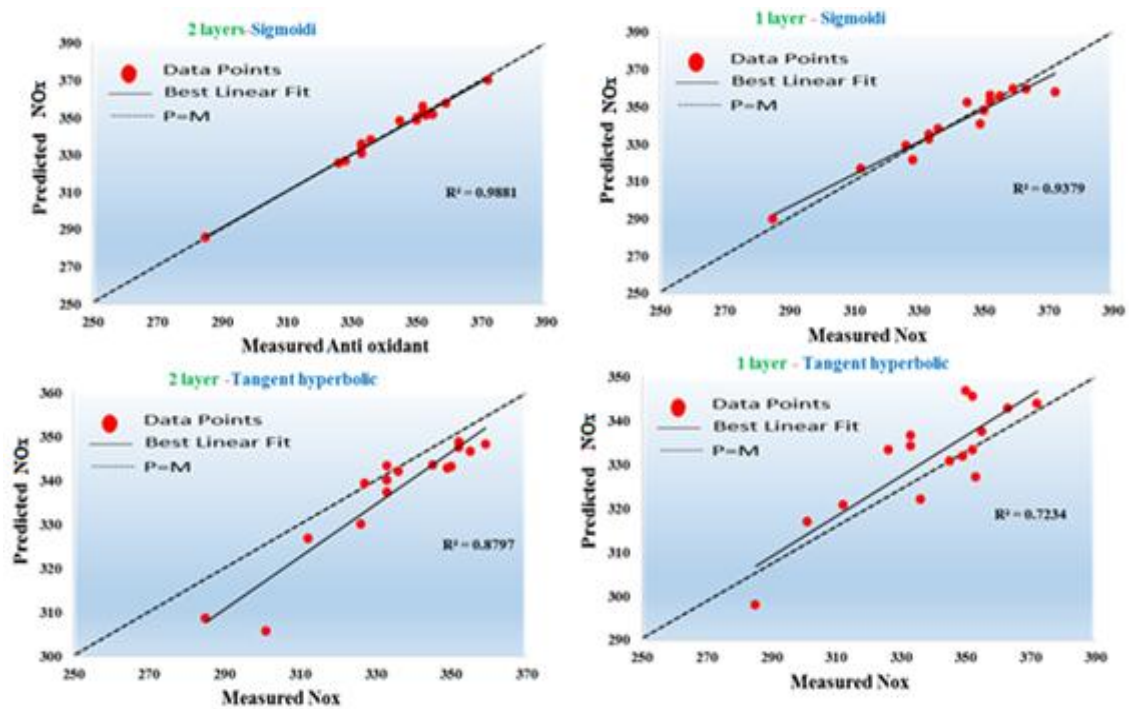


Figure 6- Neural network prediction and experimental values obtained for NOx
 شکل ۶- پیش‌بینی شبکه عصبی و مقادیر تجربی به‌دست‌آمده برای NOx

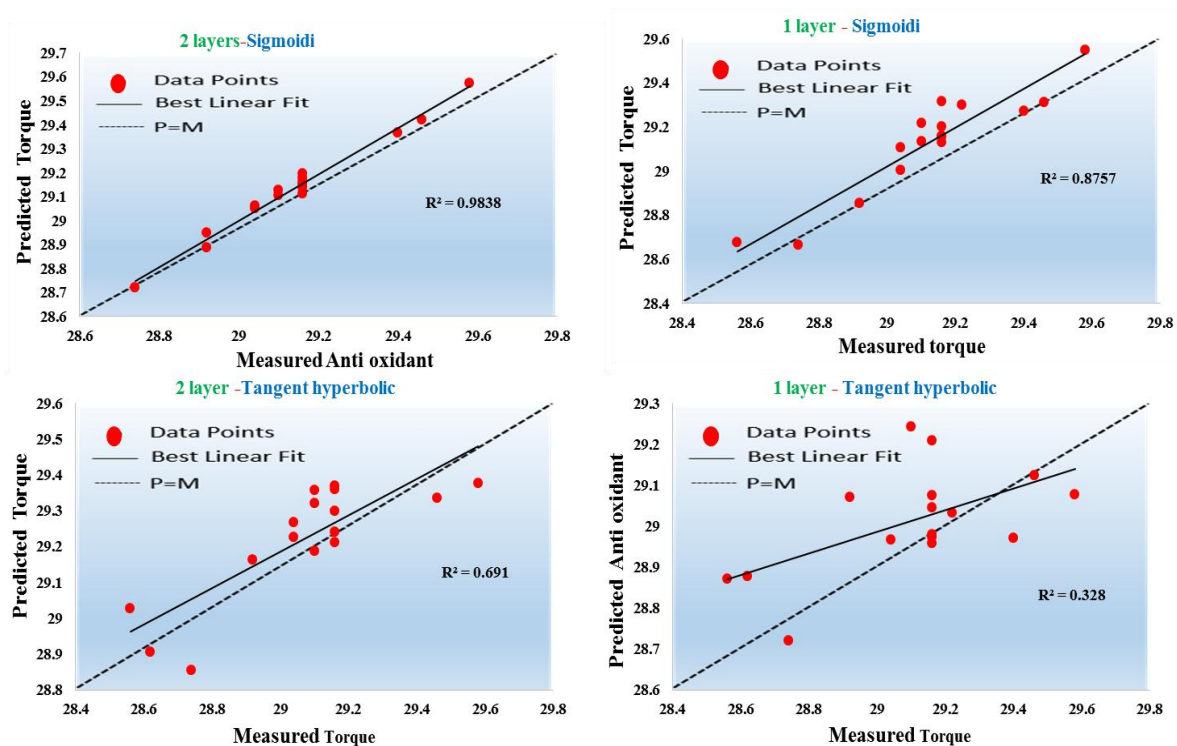


Figure 7- Neural network prediction and experimental values obtained for Torque
 شکل ۷- پیش‌بینی شبکه عصبی و مقادیر تجربی به‌دست‌آمده برای گشتاور

نتیجه گیری

ابتدا، با افزوده شدن ۵٪ بیودیزل به سوخت گازوییل، کاهش در میزان آلایندہ CO و افزایش در گشتاور و توان ترمزی رخ داد. همچنین، مصرف ویژه سوخت بهبود یافت. در گام بعدی، نانوذرات آلومینا و سیلیکا به طور جداگانه در نسبت های مختلف ۳۰، ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰ ppm به سوخت دیزل-بیودیزل افزوده شد. طبق نتایج، با افزایش غلظت نانوذره آلومینا، میزان آلایندہ CO₂، CO، NO_x و NO روند کاهشی می گیرد و در میزان توان، گشتاور و مصرف ویژه سوخت روند مشخصی ملاحظه نشد. با افزودن ۱۲۰ ppm نانوذرات آلومینا به سوخت بیودیزل-دیزل، به ترتیب ۱۸٪، ۱۸/۶٪، ۱۴/۷۵٪، ۵۰/۳۳٪ و ۷۲٪ کاهش در NO_x، CO₂، NO، CO و مصرف ویژه سوخت در مقایسه با سوخت دیزل رخ داد که نتایج همسو با تحقیقات قبلی بود [۲۵، ۲۴]. با افزودن نانوسیلیکا در نسبت های مختلف ۳۰، ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰، روند منظم کاهشی یا افزایشی مشاهده نشد. در نسبت ۹۰ ppm، افزایش ۲۱/۶٪ در توان ترمزی و ۶/۴۵٪ افزایش اکسیژن موجود در خروجی اگزوز مشاهده شد. گشتاور هیچ تغییری نکرد و کاهش ۸/۱٪ در CO₂، کاهش ۵۶/۱۶٪ در CO، کاهش ۳/۰۵٪ در مصرف سوخت و افزایش بسیار جزئی ۰/۵۷٪ و ۰/۱۶٪ در NO_x و NO صورت گرفت. به عبارت کلی، نانوذرات سیلیکا نسبت به نانوذرات آلومینا باعث بهبودی بیشتر در عملکرد موتور دیزلی و موفقیت قابل قبول در بهبود آلایندہ ها شد که نتیجه فوق با نتیجه تحقیقات چن و همکاران [۲۱] تطابق دارد.

نمونه های کامپوزیت شده نسبت به سوخت دیزل خالص، سوخت دیزل-بیودیزل و نمونه های سوخت دیزل-بیودیزل، که افزودنی نانوالومینا و نانوسیلیکا به طور مجزا افزوده شد، کارایی بهتری داشتند بیشترین میزان گشتاور و توان ترمزی برای ترکیب سوخت B₅Al₆₀Si₆₀ و کمترین میزان مصرف ویژه سوخت برای ترکیب B₅Al₄₂Si₁ به دست آمد. کمترین آلایندہ CO₂ برای ترکیب B₅Al₁₂₀Si₀ و کمترین انتشار آلایندہ CO برای ترکیب B₅Al₂₇Si₆₃ به دست آمد. از نظر کاهش آلایندہ ها توسط نانوکامپوزیت ها، نانوکامپوزیت B₅Al₃₀Si₃₀ دارای رتبه سوم در بهبودی NO_x و NO، و نانوکامپوزیت B₅Al₈₄Si₃₆ دارای رتبه دوم در بهبود CO₂ بودند.

از بین نانوکامپوزیت ها، اگر یک ترکیب را بتوان انتخاب کرد که هم افزایش در پارامترهای عملکردی و هم کاهش در انتشار گازهای خروجی داشته باشد، ترکیب B₅Al₆₀Si₆₀ را می توان انتخاب کرد، زیرا در بین تمام نمونه های مورد آزمون دارای بیشینه توان و گشتاور بود و به عبارت دیگر افزایش ۱/۴۴٪ در گشتاور و افزایش ۱/۶۴٪ در توان ترمزی نسبت به سوخت دیزل حاصل شد. در عین حال، به ترتیب کاهش ۳۹/۲۱٪، ۱۰/۹٪، ۶/۹٪ و ۶/۸۵٪ در CO، CO₂، NO و NO_x اتفاق افتاد. نتایج حاصل از ساختارهای شبکه های عصبی نشان داد که استفاده از تابع فعال سازی سیگموئیدی به مراتب میزان MSE کمتری نسبت به تابع فعال سازی تانژانت هیپربولیک داشته است. برای تمامی ویژگی های توان ترمزی، CO، CO₂، NO، NO_x و گشتاور، کمترین MSE در این شبکه ها با دو لایه پنهان بوده است و در کل افزایش تعداد لایه های ورودی برای ایجاد شبکه نیز سبب کاهش میزان MSE شده است. همچنین، شبکه سیگموئیدی که نسبت به تابع فعال سازی تانژانت هیپربولیک دارای بیشترین میزان R² است. افزایش تعداد لایه های پنهان نیز سبب افزایش میزان R² شده و در مجموع شبکه های تشکیل شده با تابع فعال سازی سیگموئیدی بیشتر از شبکه تانژانت هیپربولیک بوده است و در یک لایه ثابت نیز در مقایسه با تابع فعال سازی یک افزایش مقدار R² مشاهده شده است. همچنین، تمامی شبکه ها توانسته اند در اجرای اول شبکه را تشکیل دهند و داده ها را پیش بینی کنند و در ضرایب رگرسیونی نیز برای تمامی فاکتورهای توان ترمزی، CO، CO₂، NO، NO_x و گشتاور شبکه های سیگموئیدی میزان ضریب رگرسیونی بالای ۰/۹۰ داشته و بهترین ضرایب رگرسیونی در این شبکه ها بوده است. همچنین استفاده از تعداد لایه های بیشتر سبب افزایش مقدار ضریب رگرسیونی شبکه ها شده است و در مجموع در تمامی فاکتورها شبکه با تابع فعال سازی سیگموئید و دولایه پنهان توانسته بهترین مقادیر را داشته باشد.

منابع

1. K. Tahvildari and M. Amani, "Biodiesel from Safflower Oil and Investigation of Properties of 20% Blend with Diesel Fuel," *Journal of Applied Chemistry Research (JSCR)*, 4, No. 13, 2010, pp. 64-57.
2. S. W. Lee, T. Herage and B. Young, "Emission reduction potential from the combustion of soy methyl ester fuel blended with petroleum distillate fuel," *Fuel*, Vol. 83, No. 11, 2004, pp. 1607-1613.
3. Y. Niknam, A. Shabani, Sh. Deli and A. Mirmohammadi, "Experimental study of the effect of adding nanoparticles to diesel-biodiesel fuel on diesel engine performance and pollution OM-314," *Nano Science and Technology Conference*, Gorgan, Payam Noor University of Gorgan, 2014.
4. T. Shaafi, K. Sairam, A. Gopinath, G. Kumaresan and R. Velraj, "Effect of dispersion of various nanoadditives on the performance and emission characteristics of a CI engine fuelled with diesel, biodiesel and blends-A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 49, 2015, pp. 563-573.
5. N. Ichinose, Y. Ozaki and S. Kashii, *Superfine Particle Technology*, 1st edition, Springer, Verlag, 1992.
6. H. Lu, H. Zheng, H. Lou, L. Jiang, Y. Chen and S. Fang, "Using neural networks to estimate the losses of ascorbic acid, total phenols, flavonoid, and antioxidant activity in asparagus during thermal treatments," *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, Vol. 58, 2010, pp. 2995-3001.
7. W. A. Balogun, M. E. Salami, A. M. Aibinu and Y. M. Mustafah, "Mini Review: Artificial Neural Network Application on Fruit and Vegetables Quality Assessment," *International Journal of Scientific and Engineering Research*, Vol. 5, No. 6, 2014, pp. 702-708.
8. R. Pourdarbani, H. R. Ghassemzadeh, A. Aghagolzadeh, H. Behfar, "Feasibility Study of Apple Quality Grading Using Image Processing," *Journal of food research*, Vol. 19, No. 1, 2009, pp. 72-85.
9. R. Pourdarbani, S. Sabzi, M. Hernández-Hernández, J. Luis Hernández-Hernández, G. García-Mateos, D. Kalantari and J. Miguel Molina-Martínez, "Comparison of Different Classifiers and the Majority Voting Rule for the Detection of Plum Fruits in Garden Conditions," *Remote sensing*, Vol. 11, No. 2546, 2019, pp.1-17.
10. A. Hosu, V. M. Cristea and C. Cimpoiu, "Analysis of total phenolic, flavonoids, anthocyanins and tannins content in Romanian red wines: Prediction of antioxidant activities and classification of wines using artificial neural networks," *Food Chemistry*, Vol. 150, 2014, pp. 13-118.
11. S. Mazlounzadeh, S. Alavi and M. Nouri, "Comparison of Artificial Neural and Wavelet Neural Networks for Prediction of Barley Breakage in Combine Harvester," *Journal of Agriculture*, Vol. 10, 2008, pp. 181-195.
12. R. Beale and T. Jackson, *Neural Computing: An Introduction*, Institute of Physics Publishing, 1998.
13. M. Menhaj, *Foundation of Artifitioal Neural Networks*, Amir Kabir University publishing, Iran, 2000
14. D. Ganesh and G. Gowrishankar, "Effect of nano-fuel additive on emission reduction in a biodiesel fuelled CI engine," *International conference on electrical and control engineering*, Yichang, China, pp. 3453-3459, 2011
15. A. Selvaganapthy, A. Sunder, B. Kumaragurubaran and P. Gopal, "An experimental investigation to study the effects of various nano particles with diesel on diesel engine," *Journal of Science and Technology*, 3, No. 1, 2013, pp. 112-115.
16. R. N. Mehta, M. Chakraborty and P. A. Parikh, "Nano fuels: Combustion, engine performance and emissions," *Fuel*, Vol. 120, 2014, pp. 91-97.
17. R. D. Silva, K. G. Bilnu and T. Bhat, "Performance and emission characteristics of a C.I. Engine fuelled with diesel and TiO₂ nanoparticles as fuel additive," *Materials Today, Proceedings*, Vol. 2, No. 4-5, 2015, pp. 3728-3725.
18. C. S. Aalam and C. G. Saravanan, "Effect of nano metal oxide blended Muhua biodiesel on CRDI diesel engine," *Ain Shams Engineering Journal*, 8, No. 4, 2015, pp. 0-7.
19. A. Kowalewicz, "Emission characteristics of compression ignition engines fuelled with RME/DF and ethanol," *Journal of Kones*, 11, No. 1-2, 2004, pp.349-357.
20. A. Prabhu, and R. B. Anand, "Emission control strategy by adding alumina and cerium oxide nano particle in biodiesel," *Journal of the energy institute*, Vol. 89, No. 3, 2015, pp. 366-372.
21. A. F. Chen, M. A. Adzmi, A. Adam, M. F. Othman, M. K. Kamaruzzaman and A. G. Mrwan, "Combustion characteristics, engine performances and emissions of a diesel engine using nanoparticle-diesel fuel blends with aluminium oxide, carbon nanotubes and silicon oxide," *Energy Conversion and Management*, 171, 2018, pp.461-477.
22. S. H. Hosseini, A. Taghizadeh-Alisaraei, B. Ghobadian and A. Abbaszadeh-Mayvan, "Effect of Added Alumina as Nano-Catalyst to Diesel-Biodiesel Blends on Performance and Emission Characteristics of CI Engine," *Energy*, Vol. 124, 2017, pp. 543-552.
23. M. Atadashi, M. K. Aroua, N. M. Nik Sulaiman, A. A. Abdul Raman, "The effects of catalysts in biodiesel production: A review", *journal of Industrial and Engineering Chemistry*, Vol.19, No. 1, pp.14-26, 2013.
24. Q. Wu, X. Xie, Y. Wang and T. Roskilly, "Effect of carbon coated aluminum nanoparticles as additive to biodieseldiesel blends on performance and emission characteristics of diesel engine," *Applied Energy*, 221, 2018, pp. 597-604.
25. M. Y. B. Khoshnevisan, Sh. Rafiee and M. Omid, "Prediction of environmental indices of Iran wheat production using artificial neural networks," *International Journal of Energy and Environment*, Vol. 4, No. 2, 2013, pp. 339-348.

English Abstract

Investigation of the impact of $\text{SiO}_2\text{-Al}_2\text{O}_3$ nano-composite to biodiesel-diesel fuel on performance and emission of a diesel engine

Maryam Jabraeili¹, Razieh Pourdarbani^{1*}, Bahman Najafi¹ and Ali Nematlahzadeh²

1- Department of Biosystem Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran, maryam.jabraeili74@gmail.com

2- Department of Biosystem Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran, r_pourdarbani@uma.ac.ir

3- Department of Biosystem Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran, najafib@uma.ac.ir

4- Department of Chemical Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran, nematollahzadeha@uma.ac.ir

*Corresponding author

(Received: 2019.01.16, Received in revised form: 2020.02.26, Accepted: 2020.03.10)

Biodiesel is one of the clean and renewable energy resources that can be a good alternative to fossil fuels. In this study, a biodiesel (B5) was blended with the diesel. This study was divided into two parts. In the first part, we compared the results of additives of Al_2O_3 , SiO_2 and $\text{SiO}_2\text{-Al}_2\text{O}_3$ nano-composite to biodiesel fuel on the performance parameters and the emission. In the second part, the performance of neural network in predicting performance and emissions was investigated. Initially, adding B₅ to diesel fuel was led to reduce CO emissions and fuel consumption, and increase torque and brake power. In the next step, alumina and silica nanoparticles were added separately to the diesel-biodiesel blend at 30, 60, 90 and 120 ppm. The results showed that SiO_2 , compared to Al_2O_3 , improved the performance and reduced emissions which resulted in 21.6% increase in brake power at 90 ppm, 8.1% decrease in CO₂, 56.16% decrease in CO, 3.05% decrease in fuel consumption and a very slight increase of 0.57% and 0.6% in NO_x and NO, respectively. Then $\text{SiO}_2\text{-Al}_2\text{O}_3$ composite samples with different ratios were added to diesel-biodiesel fuel. Among the nano-composites, B5Al60Si60 had the highest power and torque, resulting in 1.44% increase in torque and 1.64% increase in brake power compared to diesel fuel and a reduction of 39.21%, 9.9%, 10, 6.9% and 6.85% in CO, CO₂, NO and NO_x, respectively. A multilayered neural network with one and two hidden layers and two types of sigmoid activation and hyperbolic tangent were used to analyze the results. The MSE and R values for brake power, CO, CO₂, NO, NO_x and torque were 21.10 and 0.9905, 1414/75 and 0.9910, 0.0009 and 0.9940, 3.94 and 0.9965, 0.00079919, and 0.9905 respectively. In total, the best network is that with the sigmoid activation function and the hidden layer.

Keywords: Biodiesel, Neural Network, Multilayer Perceptron, Renewable Energy