

پیش بینی اثر تغییرات زمان پاشش و درصد اختلاط سوخت بر پارامترهای عملکردی موتور دیزل دوگانه سوز به کمک شبکه عصبی

سید محسن مستشار شهیدی^۱، عباس روحانی^۲، مهدسی خجسته پور^۳، جواد زارعی^۴

^۱ کارشناسی ارشد، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران؛
mostasharshahidi.seyyedmohsen@mail.um.ac.ir

^۲ دانشیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران؛ arohani@um.ac.ir

^۳ استاد تمام، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران؛ mkhpour@um.ac.ir

^۴ مربی، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران؛ Javadzareei@um.ac.ir

چکیده

مطالعه رفتار موتور دیزل همواره مورد توجه محققین قرار گرفته است. بهره گیری از سوخت های متنوع در موتور های دیزل باعث شده تا این دسته از موتورها بصورت دوگانه سوز مورد استفاده قرار گیرند. کاهش آلاینده گی و مصرف سوخت کمتر از ویژگی های موتور دیزل دوگانه سوزی است که از ترکیب گاز- دیزل بهره میگیرد. در این تحقیق سعی شد تا به کمک روش دینامیک سیالات محاسباتی اثر تغییرات زمان پاشش و درصد اختلاط سوخت در موتور دیزل دوگانه سوز **OM355 EU2** در دو سرعت مختلف بررسی گردد. به منظور مدلسازی و پیش بینی اثرات توأم متغیرهای زمان پاشش و درصد اختلاط سوخت ها از شبکه عصبی مصنوعی **RBF** استفاده شد. نتایج این تحقیق نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی **RBF** پیش بینی های قابل قبولی ($RMSE = 0.01$ و $R^2 = 0.99$) از روند تغییرات خروجی ها داشته است. همچنین به کمک سطح پاسخ شبکه عصبی مصنوعی میتوان مدل کارکرد موتور را بر اساس زمان پاشش و درصد اختلاط سوخت بهینه در سرعت های مختلف بیان نمود.

کلمات کلیدی

موتور دیزل دوگانه سوز، شبکه عصبی مصنوعی، دینامیک سیالات محاسباتی، زمان پاشش سوخت، درصد اختلاط سوخت ها

مقدمه

موتورهای دیزل کاربردهای مختلفی در صنعت و کشاورزی دارند. توسعه به کارگیری آن ها در شرایط مختلف باعث شده تا مطالعات گسترده ای بر روی این دسته از موتورها انجام شود. موتورهای احتراق داخلی انرژی شیمیایی سوخت را تبدیل به انرژی مکانیکی کنند. موتورهای اشتعال تراکمی آن دسته از موتورهای احتراق داخلی هستند که به کمک پدیده خود اشتعالی تبدیل انرژی را انجام می دهند. پیچیدگی پدیده خود اشتعالی و همچنین معضلات انتشار آلاینده گی موجب شده تا کارکرد موتورهای دیزل در قالب پارامترهای عملکردی و انتشار آلاینده گی مورد توجه محققین قرار گیرد [1]. امکان استفاده از سوخت های متنوع و بررسی اثر آن ها بر عملکرد و انتشار آلاینده گی موتورهای دیزل در شرایط مختلف کاری، به عنوان یکی از روش های کاهش آلاینده گی این دسته از موتورها مطرح است. از جمله سوخت های جایگزین می توان به سوخت های گازی اشاره نمود [2]. استفاده از موتورهای دیزل دوگانه سوز در بالا بردن پارامترهای عملکردی و کاهش آلاینده گی مؤثر است. از جمله سوخت های گازی

که قابلیت استفاده در موتورهای دیزل دوگانه‌سوز را داراست گاز فشرده^{۹۵} است. مطالعه اثرات احتراق سوخت CNG در کارکرد موتور دیزل دوگانه‌سوز نشان داده است که قابلیت جایگزینی مناسبی با سوخت‌های پایه فسیلی دارد [3].

شرایط مختلف کاری بر روی عملکرد و انتشار آلاینده‌های موتورهای دیزل دوگانه‌سوز اثرگذار است. از طرفی پارامترهای مختلفی وجود دارد که کارکرد موتورهای اشتعال تراکمی را تحت تأثیر قرار می‌دهد. ارائه مدل کارکردی مناسب برای موتور دیزل دوگانه‌سوز نیازمند بهره‌گیری از روش‌های مدل‌سازی ریاضی است. از جمله روش‌های ریاضی که در مطالعه اثر هم‌زمان پارامترهای مختلف موتورهای اشتعال تراکمی استفاده می‌شود، الگوهای شبکه عصبی مصنوعی است [4]. در موتورهای دیزل دوگانه‌سوز پارامترهای پاشش و درصد اختلاط سوخت‌ها بر کیفیت خود اشتعالی اثرگذار است. همچنین سرعت و بارگذاری موتور نیز جزء شرایط کاری موتور محسوب می‌شود. نتایج مطالعات آزمایشگاهی نشان داده است که استفاده از شبکه عصبی مصنوعی چندلایه پرسپترون^{۹۶} در پیش‌بینی مدل بهینه کارکرد موتور دیزل دوگانه‌سوز در شرایط مختلف سرعت، بارگذاری، درصد اختلاط، برگشت گازهای خروجی^{۹۷} و زمان پاشش اثرگذار بوده است و توانسته کمینه مقادیر آلاینده‌ها را در برآورد کند [5, 6].

تعیین الگوریتم حل و تعداد نوروهای لایه مخفی در دقت پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی اثرگذار است. الگوریتم‌های حل LM و BR دو روش برآورد و پیش‌بینی در شبکه عصبی مصنوعی است. بهینه‌سازی تعداد نورو و انتخاب الگوریتم حل در پیش‌بینی پارامترهای ترمودینامیکی و عملکردی موتور حائز اهمیت است [7, 8]. به کارگیری شبکه عصبی MLP و RBF در پیش‌بینی پارامترهای عملکردی و آلاینده‌های موتورهای دیزل دوگانه‌سوز مرسوم است [9]. درصد خطای پیش‌بینی مؤلفه اصلی در قابلیت برآورد مدل است. تعداد کم متغیرهای ورودی و افزایش پارامترهای خروجی موتور دیزل، مدل‌سازی متغیرها را دشوار می‌کند. دقت پیش‌بینی بالای 96٪ در برآورد پارامترهای عملکردی و بالای 98٪ در پیش‌بینی پارامترهای آلاینده‌ها، استفاده از شبکه عصبی را جهت مدل‌سازی رفتار موتورهای اشتعال تراکمی توجیه‌پذیر می‌کند [10, 11]. استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی رفتار موتورهای اشتعال تراکمی مخلوط همگن^{۹۸} در هنگام تزریق افزونه‌ها و همچنین بهینه‌سازی رفتار موتور دیزل به کمک سطح پاسخ شبکه عصبی، توانسته محدوده‌های بهینه کارکرد مختلف موتور دیزل را شناسایی نموده که از آن برای پیکربندی سیستم کنترل الکترونیک^{۹۹} موتور استفاده می‌شود [11, 12].

اغلب مطالعاتی که جهت پیش‌بینی رفتار موتور دیزل از شبکه عصبی استفاده نموده‌اند، نتایج آزمایشگاهی را به‌عنوان متغیرهای ورودی بهره در نظر گرفته‌اند. هزینه زایی، صرف وقت زیاد و تکرار آزمایش‌ها جهت کالیبراسیون یکایک حسگرها باعث شده تا روش‌های مطالعه آزمایشگاهی در موتور دیزل طاقت‌فرسا شود. مطالعات جدید سعی داشته‌اند به کمک روش‌های کامپیوتری و شبیه‌سازی، با حداقل نتایج آزمایشگاهی شرایطی فراهم کنند تا مطالعات گسترده بر روی رفتار موتور به کمک شبیه‌سازی عددی صورت گیرد. مطالعه عددی آلاینده‌های موتور دیزل در هنگام تزریق سوخت آن هپتان به کمک روش دینامیک سیالات محاسباتی^{۱۰۰} و سپس استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور مدل‌سازی شرایط کاری موتور از جمله روش‌های نوین است [13]. بررسی موتورهای دیزل دوگانه‌سوز سواری به کمک روش دینامیک سیالات محاسباتی جهت مطالعه احتراق آن‌ها در هنگام استفاده از سوخت گاز/هیدروژن نیازمند مدل‌سازی رفتار موتور است. اغلب مطالعات نشان داده است که زمان پاشش و درصد اختلاط سوخت‌ها از جمله عوامل تعیین‌کننده در موتورهای دیزل دوگانه‌سوز هستند. به‌منظور ایجاد ساختار بهینه عملکردی موتور در شرایط گوناگون کاری، پس از انجام شبیه‌سازی، مدل‌سازی شبکه عصبی برای یافتن بالاترین مقادیر گشتاور و توان و کمینه مقدار آلاینده‌ها مورد استفاده قرار گرفت [14, 15].

¹ Compressed natural gas (CNG)

¹ Multi-layer perceptron (MLP)

² Exhaust gas recirculation (EGR)

³ Homogenous charge compression ignition engine (HCCI)

⁴ Electronic control unit (ECU)

⁵ Computational fluid dynamic (CFD)

نتایج اغلب مطالعات آزمایشگاهی و عددی بر روی احتراق موتور دیزل دوگانه‌سوز نشان داده است که کارکرد بهینه موتورهای اشتعال تراکمی دو سوخته به دو پارامتر درصد اختلاط و پاشش سوخت بستگی دارد. اثر توأم این دو پارامتر در سرعت‌های مختلف می‌تواند در کاهش آلاینده‌گی و بالا بردن راندمان عملکردی موتور دیزل دوگانه‌سوز مؤثر واقع شود. به دلیل اثر متقابل مابین متغیرهای درصد اختلاط، پاشش سوخت و دور موتور نیاز است تا به کمک شبکه عصبی مصنوعی رفتار موتور دیزل دوگانه‌سوز در سرعت‌های مختلف مدل‌سازی شود.

در این مطالعه سعی می‌شود به کمک روش دینامیک سیالات محاسباتی اثر متغیرهای زمان پاشش و درصد اختلاط سوخت در دو سرعت متفاوت به‌صورت عددی (شبیه‌سازی) بر روی پارامترهای عملکردی موتور دیزل دوگانه‌سوز OM355 EU2 بررسی گردد و سپس به کمک شبکه عصبی مصنوعی اثر متغیرهای ورودی بر روی پارامترهای عملکردی مدل‌سازی شود.

مواد و روش‌ها

مطالعه اخیر در دو مرحله تشریح می‌گردد. انجام مراحل شبیه‌سازی عددی به روش دینامیک سیالات محاسباتی که شامل پیش‌پردازش، پردازش و پس پردازش میدان حل می‌شود. مرحله بعدی مطالعه پیش‌بینی و مدل‌سازی شبکه عصبی است که شامل انتخاب نوع شبکه، تعیین تعداد لایه‌های مخفی، تعیین تعداد بهینه نرون و تعیین الگوریتم حل است. همچنین صحنه سنجی شبیه‌سازی عددی و مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی به‌وسیله بررسی درصد خطای نتایج انجام می‌گیرد.

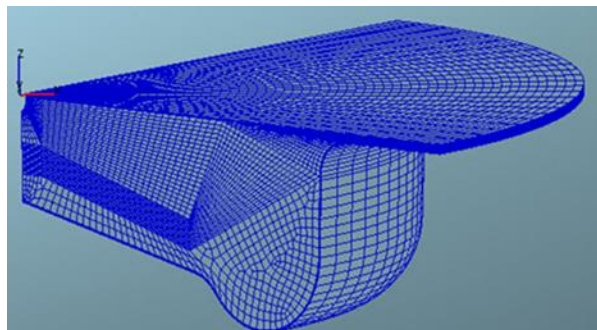
شرایط شبیه‌سازی عددی به کمک دینامیک سیالات محاسباتی

موتور دیزل OM355 EU2 کاربرد وسیعی در حمل‌ونقل درون‌شهری دارد. لذا بررسی رفتار موتور دیزل OM355 EU2 در حالت دوگانه‌سوز (گاز/دیزل) می‌تواند در کاهش آلاینده‌گی شهری مؤثر باشد. در جدول 1 مشخصات فنی موتور دیزل OM355 EU2 آورده شده است.

جدول 2: مشخصات فنی موتور دیزل OM355 EU2

مشخصه	مقدار
نوع موتور - تعداد سیلندر	دیزل - 6 سیلندر
نحوه پاشش	پاشش مستقیم
نحوه تنفس موتور	پرخورانی - توربوشارژر
قطر سیلندر	128 (میلی‌متر)
کورس پیستون	150 (میلی‌متر)
طول شاتون	280 (میلی‌متر)
تعداد سوراخ‌های نازل انژکتور	4
قطر سوراخ‌های نازل انژکتور	0.31 (میلی‌متر)
نسبت تراکم	16:1
شکل تاج پیستون	Omega 1
گشتاور خروجی	820 نیوتن بر متر در سرعت 1400 د.د.د
توان خروجی	179 کیلووات در سرعت 2200 د.د.د

میدان حل عددی شامل محفظه احتراق موتور دیزل می شود که به وسیله نرم افزار فایر^۱ ایجاد و شبکه بندی شده است. در شکل 1 میدان حل شبکه بندی شده نشان داده شده است.



شکل 2: میدان حل و شبکه بندی محفظه احتراق (پیش پردازش میدان حل)

شرایط مرزی و اولیه میدان حل در مرحله پردازش در روند حل قرار می گیرد. در جدول 2 شرایط مرزی و اولیه حل آورده شده است. به دلیل شرایط خاص احتراق گاز/دیزل، از کوپل فایر-کمکین^۲ برای تشریح احتراق استفاده شد. سوخت آن هپتان ($n - C_7H_{16}$) به عنوان سوخت پاشش شونده در نظر گرفته شد و سوخت گازی به عنوان شرایط اولیه و مخلوط با هوا وارد میدان حل گردید. استفاده از سینتیک شیمیایی GRI mech 3.0 با 42 گونه و 168 مکانیسم واکنشی در این مطالعه استفاده شد [16]. پاشش سوخت مایع موجب شروع فرآیند خود اشتعالی می شود.

جدول 3: شرایط مرزی و اولیه میدان حل

شرایط مرزی میدان حل	
مقدار	مشخصه
Wall- temperature 590 K	سر سیلندر
Mesh movement- Temperature 600 K	پیستون
Wall-temperature 580K(Heat flux=0)	دیواره سر سیلندر
Symmetry	محور شکل
Periodic inlet/outlet	ورودی و خروجی سوخت

شرایط اولیه میدان حل	
مقدار	مشخصه
16 درجه BTDC	زمان شروع پاشش
120 درجه BTDC	بسته شدن سوپاپ هوا
116 درجه ATDC	باز شدن سوپاپ دود
1.2 بار	فشار اولیه
360 کلوین	دمای اولیه
353 کلوین	دمای اولیه سوخت مایع

¹AVL FIRE – ESE DIESEL

²AVL FIRE - CHEMKIN

متغیرهای ورودی عبارتند از پارامترهای زمان شروع پاشش سوخت، درصد اختلاط و دور موتور. انتشار آلاینده‌های موتور دیزل دوگانه‌سوز و متغیرهایی که به‌عنوان پارامترهای عملکردی (گشتاور، توان اندیکاتوری و مصرف سوخت ویژه) محسوب می‌شوند نیز به‌عنوان خروجی مدل بکار گرفته شده‌اند. در جدول 3 نحوه تغییرات متغیرهای ورودی و تعداد آزمایش‌ها آورده شده است.

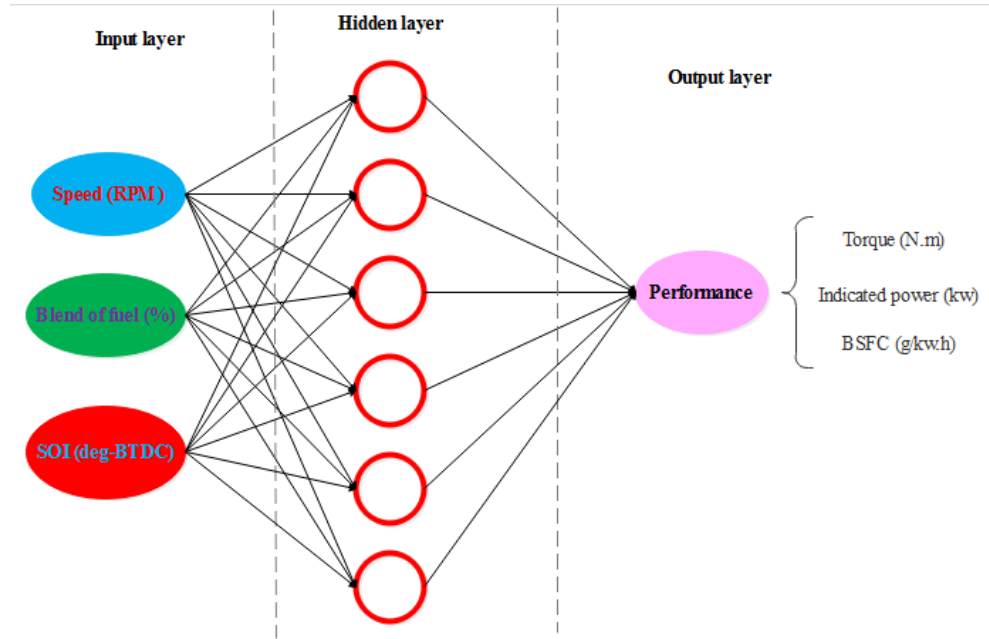
جدول 4: متغیرهای مورد بررسی در مطالعه عددی

دور موتور - 2200RPM			دور موتور - 1400RPM			زمان پاشش	آزمون
درصد اختلاط سوخت متان و دیزل			درصد اختلاط سوخت متان و دیزل			(°BTDC)	
25-75	15-85	10-90	25-75	15-85	10-90	22	آزمون اول
25-75	15-85	10-90	25-75	15-85	10-90	18	آزمون دوم
25-75	15-85	10-90	25-75	15-85	10-90	14	آزمون سوم
25-75	15-85	10-90	25-75	15-85	10-90	10	آزمون چهارم

مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی

الگوریتم‌های پیش‌بینی شبکه‌های عصبی گوناگونی توسط محققین بکار گرفته شده است. از جمله این الگوریتم‌های می‌توان به SVM، MLP، و RBF اشاره نمود. در این مطالعه شبکه عصبی مصنوعی $RBF^{۱,۲}$ بکار گرفته شد. دلیل انتخاب الگوریتم RBF توانایی تطبیق مناسب مدل با شرایط مسئله است [17]. در روند حل مسئله نیز از الگوریتم LM استفاده شد. تعداد 80٪ از ورودی‌ها جهت یادگیری و 20٪ نیز جهت آزمون مدل بکار گرفته شد. ساختار شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از نرم‌افزار MATLAB version 2016b و به‌صورت کد نویسی مورد استفاده قرار گرفت. تعداد نرون از 3 الی 21 به گام 3 تایی اضافه شد و نتایج RMSE، MAPE و R^2 برای تعیین نرون بهینه مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. در شکل 2 ساختار شبکه عصبی مصنوعی RBF نشان داده شده است.

¹Radial basic function (RBF)



شکل 3: ساختار شبکه عصبی مصنوعی RBF

معادلات حاکم

ساختار پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی بر اساس اصول یادگیری و آزمون^{۱۰۴} پایه‌ریزی شده است. در یک شبکه عصبی درصدی از پیش‌بینی خروجی‌ها را به یادگیری شبکه و درصدی را نیز به آزمون اختصاص می‌دهند. تئوری پیش‌بینی شبکه عصبی بدین صورت است که هر یک از متغیرها ورودی در ابتدای حل استاندارد می‌شوند. یعنی توسط یک عملیات ریاضی، بازه تغییرات ورودی بین 0 تا 1 قرار می‌گیرد. در رابطه (1) نحوه استانداردسازی ورودی‌ها نشان داده شده است.

$$X_n = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

که در آن متغیر ورودی X ، حداقل و حداکثر مقادیر ورودی X_{\min} ، X_{\max} ، تولید خروجی‌های استاندارد شده X_n است. خروجی‌های استاندارد شده توسط الگوریتم شبکه وزن‌دار می‌شود. رابطه (2) نحوه ایجاد تابع X_L را نشان می‌دهد.

$$X_L = w_n X_n + b_n \quad (2)$$

که w وزن اختصاص‌یافته و B مقدار خطا هستند. در هر بار حل شبکه عصبی، مقادیر w_n و b_n به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند.

پس از طی مراحل پیش‌پردازش، نیاز است تا خروجی‌های پیش‌بینی‌شده بر اساس تعداد و جنس ورودی‌ها ایجاد گردد. توابع تبدیل هذلولی نمایی و تانژانتی^{۱۰۵} برای تولید خروجی‌های مدنظر استفاده می‌شوند. در روابط 3 و 4 نحوه تولید خروجی‌های γ را بر اساس روابط تابع logsig و tansig آورده شده است [18].

$$\text{tansig}(X_L) = \frac{2}{(1 + e^{-2X_L}) - 1} \quad (3)$$

¹⁰⁴ Train and test

²Tangent sigmoid - Logarithm sigmoid

$$\text{Logsig}(X_L) = \frac{1}{(1 + e^{-X_L})} \quad (4)$$

خروجی توابع تبدیل هذلولی نمایی و تانژانتی مقادیر y_i را تولید می‌کند. مقایسه بین مقادیر خروجی مدل شبکه عصبی مصنوعی (y_i) و خروجی‌های آزمایش (y_k) صحت و دقت مدل شبکه عصبی را تعیین می‌کند. از سه شاخص برای بررسی عملکرد صحیح شبکه عصبی استفاده می‌شود که عبارت‌اند از شاخص مجذور مربعات میانگین خطاها^{۱۰۶}، ضریب تبیین (R^2)^{۱۰۷} و میانگین مطلق خطای پیش‌بینی^{۱۰۸}. بازه تغییرات R^2 بین 0 و 1 است. روابط 5، 6 و 7 نحوه برآورد دقت و صحت مدل پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی را بیان می‌کند [19].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_k)^2} \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y_k)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - y_k}{y_i} \right| \quad (7)$$

نتایج و بحث

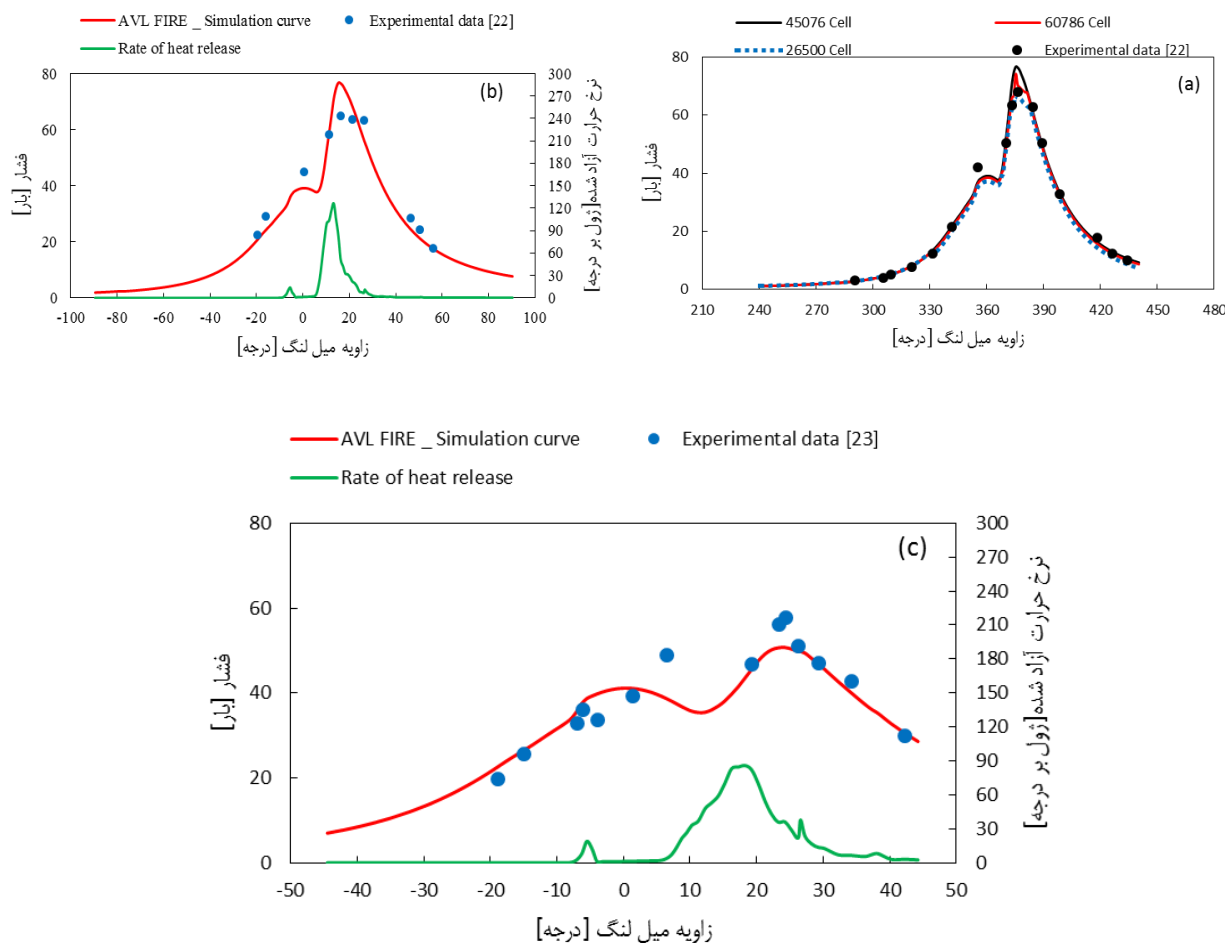
صحه سنجی مطالعات عددی

بررسی تعداد بهینه شبکه میدان حل و صحه‌گذاری آزمایشگاهی شبکه‌بندی اولیه شامل 26500 سلول بود (میانگین سایز هر سلول 22 میلی‌متر). نتایج تغییرات منحنی فشار احتراق به‌عنوان خروجی در نظر گرفته شد. با کوچک‌سازی میانگین سایز شبکه‌بندی مقادیر سلول تولیدشده تا 45076 بهبود نتایج خروجی را گزارش داد. با افزایش سلول‌ها نتایج خروجی فشار احتراق واگرا شد و از حالت بهینه خارج گردید. لذا بهترین شبکه مورد استفاده با تعداد سلول 45076 در نظر گرفته شد. در مطالعه صورت گرفته به دلیل بهره‌گیری از دو سرعت متفاوت، لازم است تا شرایط شبیه‌سازی با نتایج آزمایشگاهی در دو سرعت اعتبار سنجی شود. مقایسه نتایج شبیه‌سازی و آزمایشگاهی این نتیجه را حاصل نمود که درصد خطای بین نتایج آزمایشگاهی و نتایج شبیه‌سازی در حدود 10٪ است. شرایط کاری موتور دیزل دوگانه‌سوز در دو سرعت 1400 و 2200 د.د.د با نسبت سوختی 90٪ متان و 10٪ ان هپتان اعتبار سنجی شد. در شکل 3 صحه‌گذاری شبکه‌بندی و تطابق نتایج شبیه‌سازی با نتایج آزمایشگاهی نشان داده شده است.

¹Root mean square

¹⁰⁷ Coefficient of determination value

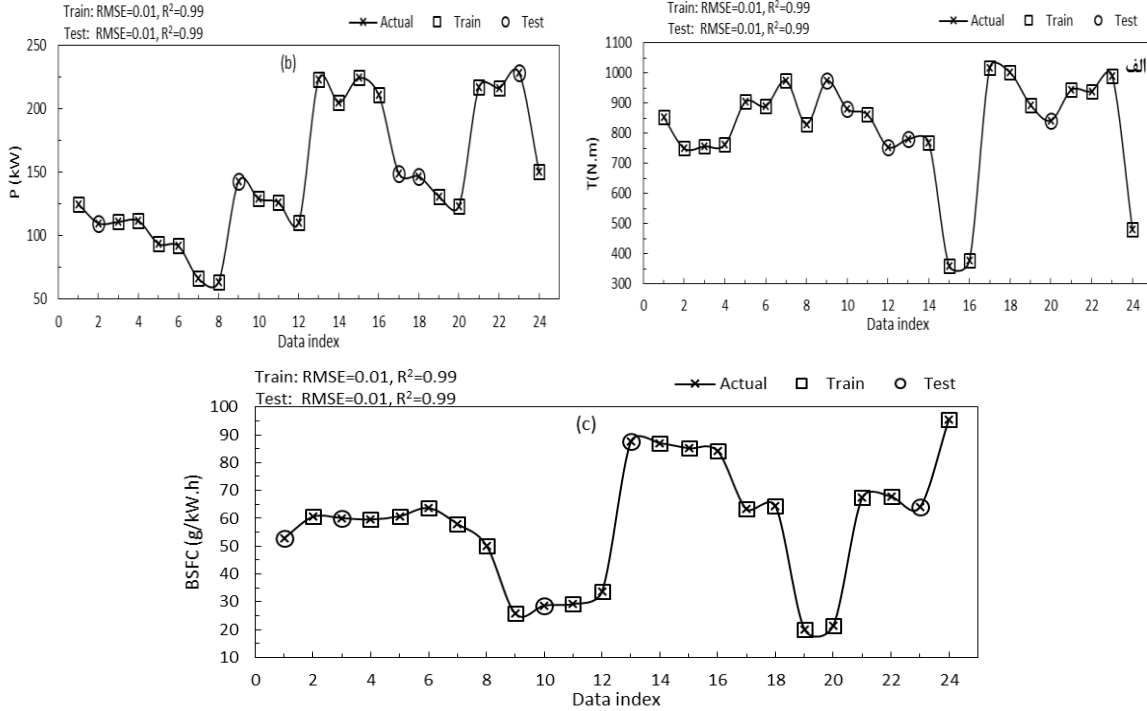
¹⁰⁸ Mean absolute prediction error (MAPE)



شکل 4: صحنه سنجی شبکه‌بندی و آزمایشگاهی، (a) صحنه گذاری شبکه بندی (b) صحنه گذاری آزمایشگاهی در سرعت 1400 د.د.د (c) صحنه گذاری آزمایشگاهی در سرعت 2200 د.د.د

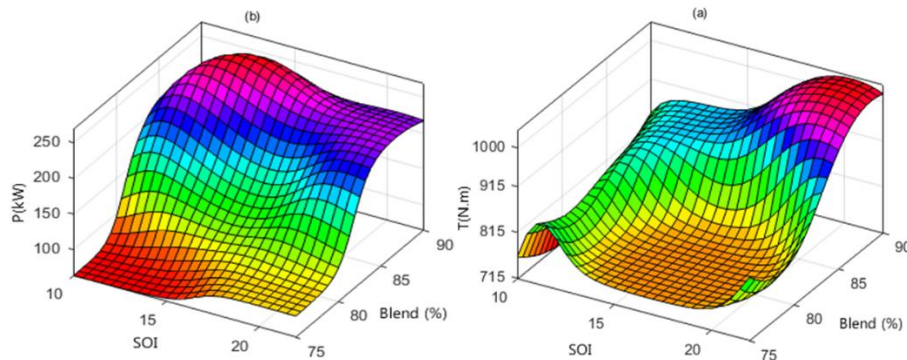
پیش‌بینی و نحوه سطح پاسخ ورودی‌ها در پارامترهای عملکردی به کمک شبکه عصبی RBF

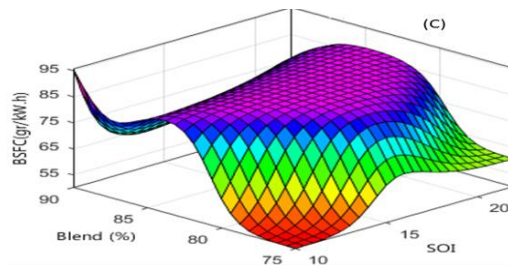
نحوه پیش‌بینی پارامتر گشتاور خروجی، توان اندیکاتوری و مصرف سوخت ویژه ترمزی موتور دیزل دوگانه‌سوز توسط شبکه عصبی مصنوعی برآورد شد. منظور از نتایج واقعی همان خروجی‌های حاصل از شبیه‌سازی است. مدل ایجادشده به خوبی توانسته بین نتایج مدل و نتایج واقعی رابطه برقرار کند زیرا مقادیر R^2 در بالاترین حد ($R^2 = 0.99$) و مقادیر RMSE در کمترین مقدار قرار دارد (RMSE=0.01). استفاده از شبکه عصبی RBF باعث شده تا مقادیر RMSE کاهش محسوسی یابد. با مقایسه بین نتایج به‌دست‌آمده از مدل‌سازی انجام‌گرفته، شبکه RBF می‌تواند بهتر از شبکه MLP در پیش‌بینی پارامترهای عملکردی عمل کند. این مقایسه درباره دو متغیر ورودی درجه میل‌لنگ و دور موتور قابل‌بیان است. در دو سرعت مختلف، مقادیر RMSE به‌دست‌آمده در این تحقیق نسبت به سایر پژوهش‌ها پایین‌تر به‌دست‌آمده است [20] که دلیل آن می‌تواند در انتخاب صحیح شرایط اولیه حل مسئله احتراق باشد هرچه شرایط اولیه بهتر وارد میدان حل گردد، نتایج پیش‌بینی به نتایج واقعی نزدیک‌تر است. این نتیجه را می‌توان در پیش‌بینی دوباره به کمک شبکه عصبی مصنوعی نیز دریافت. در شکل 4 نحوه برآورد پارامترهای عملکردی موتور دیزل دوگانه‌سوز OM355 EU2 نشان داده شده است.



شکل 5: پیش بینی پارامترهای عملکردی موتور دیزل دوگانه سوز OM355 EU2 در شبکه عصبی مصنوعی

در دور بیشینه گشتاور، با آوانس نمودن زمان پاشش و بیشتر شدن درصد متان ورودی به محفظه احتراق، گشتاور بیشتری ایجاد می گردد که نتیجه بالا رفتن پیک فشار احتراق است. افزایش درصد حجم سوخت پاشش شونده در محفظه احتراق نیز باعث کاهش گشتاور خروجی می شود لذا کاهش درصد متان و افزایش سوخت پاشش شونده کاهش گشتاور را به همراه دارد. [21]. تغییرات توان اندیکاتوری در دور بیشینه توان به نرخ حرارت آزاد شده و غلظت اکسیژن وابسته است. با ثابت در نظر گرفتن زمان پاشش، افزایش درصد اختلاط متان در مخلوط سوخت باعث افزایش توان می شود و آوانس یا ریتارد ناگهانی موجب کاهش محسوس توان اندیکاتوری می شود. منحنی سطح پاسخ گشتاور نشان می دهد که افزایش توأم درصد حجمی سوخت متان و آوانس پاشش در دور بیشینه گشتاور موجب بالا رفتن گشتاور خروجی می شود. همچنین ریتارد زمان پاشش و افزایش درصد حجمی سوخت متان در سرعت بیشینه توان باعث بالا رفتن توان اندیکاتوری شده است. تغییرات درصد سوخت گازی در مخلوط قابل اشتعال باعث بیشتر شدن میزان مصرف سوخت ویژه ترمزی می شود. با توجه به منحنی سطح پاسخ مصرف سوخت ویژه، با ثابت دانستن درصد اختلاط سوخت ها می توان بیان نمود که آوانس زمان پاشش موجب افزایش مصرف سوخت می شود. در شکل 5 منحنی سطح پاسخ متغیرهای ورودی بر پارامترهای گشتاور، توان اندیکاتوری و مصرف سوخت ویژه ترمزی نشان داده شده است.





شکل 6: سطح پاسخ شبکه عصبی در پیش‌بینی گشتاور، توان اندیکاتور و مصرف سوخت ویژه ترمزی موتور دیزل دوگانه‌سوز OM355 EU2 (a) گشتاور در سرعت 1400 د.د.د (b) توان اندیکاتور در سرعت 2200 د.د.د (c) مصرف سوخت ویژه ترمزی در سرعت 2200 د.د.د

نتیجه‌گیری

در این تحقیق، مطالعه عددی رفتار احتراق موتور دیزل OM355 EU2 در حالت دوگانه‌سوز (ان-هیپتان/متان) انجام شد. هدف مطالعه عددی اثر تغییرات زمان پاشش و درصد اختلاط سوخت‌ها بر روی پارامترهای عملکردی موتور دیزل OM355 EU2 بود. به دلیل اثرات متقابل متغیرهای ورودی بر پارامترهای عملکردی و عدم ارائه مدلی واحد برای همه شرایط کارکرد موتور دیزل دوگانه‌سوز، با ترکیب مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی با روش دینامیک سیالات محاسباتی رفتار موتور دیزل دوگانه‌سوز در هنگام تغییرات زمان پاشش و درصد اختلاط سوخت مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج زیر را به همراه داشت

- درصد خطای کم ($RMSE = 0.01$ و $R^2 = 0.99$) شبکه عصبی مصنوعی RBF در پیش‌بینی متغیرهای خروجی این امکان را فراهم نمود تا بتوان مدل‌سازی مناسبی را از اثر توأم متغیرهای ورودی بر پارامترهای عملکردی موتور دیزل دوگانه‌سوز OM355 EU2 ارائه نمود.

- سطح پاسخ شبکه عصبی نشان داد که برای داشتن بیشینه گشتاور می‌بایست درصد حجمی سوخت گازی را در مخلوط قابل اشتعال افزایش یابد و به‌طور هم‌زمان مقادیر زمان پاشش آوانس گردد.

- در سرعت‌های بالا و به‌منظور رسیدن به مقادیر بیشینه توان باید ریتارد پاشش در نظر گرفته شود و همانند دور به بیشینه گشتاور، مقادیر درصد حجمی سوخت گازی بالاتر از سوخت پاششی در نظر گرفته شود.

- کاهش مصرف سوخت ویژه با افزایش درصد حجمی سوخت پاشش شونده همراه است. لذا می‌بایست برای کاهش مصرف سوخت ویژه می‌توان تعادلی بین مابقی پارامترهای عملکردی و این متغیر ایجاد نمود. زیرا افزایش پاشش سوخت مایع در بقیه پارامترها اثرات نامطلوبی را به همراه داشته است.

- به کمک مدل‌سازی صورت گرفته می‌توان نحوه کارکرد موتور دیزل دوگانه‌سوز OM355 EU2 را در بازه وسیعی از سرعت‌ها در حالت پهنه قرارداد که برای ایجاد ساختار بندی سیستم کنترل الکترونیک موتور بسیار حائز اهمیت است.

- [1] Heywood, J.B., *Fundamentals of internal combustion engines*. Tata McGraw Hills, New York, 1988.
- [2] Karim, G.A. *Dual-fuel diesel engines*. CRC Press, 2015.
- [3] Subramanian, K. A. *Biofueled Reciprocating Internal Combustion Engines*. CRC Press, 2017.
- [4] Shi, Y., Ge, H. W., & Reitz, R. D. *Computational optimization of internal combustion engines*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [5] Alonso, J.M., Alvarruiz, F., Desantes, J.M., Hernández, L., Hernández, V. and Molto, G., "Combining neural networks and genetic algorithms to predict and reduce diesel engine emissions". *IEEE transactions on evolutionary computation*, 11(1), pp.46-55, 2007.
- [6] Jahirul, M.I., Saidur, R., Masjuki, H.H., Kalam, M.A. and Rashid, M.M., "Application of artificial neural networks (ANN) for prediction the performance of a dual fuel internal combustion engine". *HKIE Transactions*, 16(1), pp.14-20, 2009.
- [7] Shi, Y. and Reitz, R.D., "Optimization of a heavy-duty compression-ignition engine fueled with diesel and gasoline-like fuels". *Fuel*, 89(11), pp.3416-3430, 2010.
- [8] Yusaf, T.F., Buttsworth, D.R., Saleh, K.H. and Yousif, B.F., "CNG-diesel engine performance and exhaust emission analysis with the aid of artificial neural network". *Applied Energy*, 87(5), pp.1661-1669, 2010.
- [9] Kumar, N.S., Shrinivasarao, B.R. and Pai, P.S., "Radial Basis Function Neural Network (RBFNN) Based Modeling in Liquefied Petroleum Gas (LPG)-Diesel Dual Fuel Engine with Exhaust Gas Recirculation (EGR)". *Ind. J. Sci. Technol*, 9, 2016.
- [10] Pourkhesalian, A.M., Shamekhi, A.H. and Salimi, F., "NOx control using variable exhaust valve timing and duration". *SAE Technical Paper*, 2010.
- [11] Kakaee, A.H., Rahnama, P., Paykani, A. and Mashadi, B., "Combining artificial neural network and multi-objective optimization to reduce a heavy-duty diesel engine emissions and fuel consumption". *Journal of Central South University*, 22(11), pp.4235-4245, 2015.
- [12] Rezaei, J., Shahbakhti, M., Bahri, B. and Aziz, A.A., "Performance prediction of HCCI engines with oxygenated fuels using artificial neural networks". *Applied Energy*, 138, pp.460-473, 2015.
- [13] Taghavifar, H., Taghavifar, H., Mardani, A., Mohebbi, A., Khalilarya, S. and Jafarmadar, S., "Appraisal of artificial neural networks to the emission analysis and prediction of CO₂, soot, and NO_x of n-heptane fueled engine". *Journal of cleaner production*, 112, pp.1729-1739, 2016.
- [14] Zareei, J. and Rohani, A., "Optimization and study of performance parameters in an engine fueled with hydrogen". *International Journal of Hydrogen Energy*, 45(1), pp.322-336, 2020.
- [15] Liu, J., Ma, B. and Zhao, H., "Combustion parameters optimization of a diesel/natural gas dual fuel engine using genetic algorithm". *Fuel*, 260, p.116365, 2020.
- [16] Golovitchev, V.I., "http://www.Tdf. Chalmers. Se/~valeri/MECH. html. Chalmers University of Technology", Goteborg, Sweden, 2000.
- [17] Villanueva, J.B., Espadafor, F.J., Cruz-Peragon, F. and García, M.T., "A methodology for cracks identification in large crankshafts". *Mechanical systems and signal processing*, 25(8), pp.3168-3185, 2011.
- [18] Vogl, T.P., Mangis, J.K., Rigler, A.K., Zink, W.T. and Alkon, D.L., "Accelerating the convergence of the back-propagation method". *Biological cybernetics*, 59(4-5), pp.257-263, 1988.
- [19] CW, M.N., MH, M.Y., CK, I. and MM, N., "Prediction of marine diesel engine performance by using artificial neural network model", 2016.
- [20] Shukri, M.R., Rahman, M.M., Ramasamy, D. and Kadirgama, K., "artificial neural network optimization modeling on engine performance of diesel engine using biodiesel fuel". *International journal of automotive & mechanical engineering*, 11, 2015.
- [21] Benajes, J., García, A., Monsalve-Serrano, J. and Boronat, V., "Dual-fuel combustion for future clean and efficient compression ignition engines". *Applied Sciences*, 7(1), p.36, 2017.
- [22] Pirouzpanah, V. and Kashani, B.O., "Prediction of major pollutant emission in direct injection dual-fuel diesel and natural-gas engine". *SAE Paper 990841*, 1999.
- [23] Maghbouli, A., Saray, R.K., Shafee, S. and Ghafouri, J., "Numerical study of combustion and emission characteristics of dual-fuel engines using 3D-CFD models coupled with chemical kinetics". *Fuel*, 106, pp.98-105, 2013.