



## مدل‌سازی و بهینه‌سازی پارامترهای عملکردی موتور دیزل دوگانه‌سوز تحت اثر تغییرات زمان پاشش و درصد اختلاط سوخت به کمک شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک چندهدفه

سید محسن مستشار شهیدی<sup>۱</sup>، عباس روحانی<sup>۲\*</sup>، مهدی خجسته پور<sup>۳</sup> و جواد زارعی<sup>۴</sup>

<sup>۱</sup> کارشناسی ارشد، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

<sup>۲</sup> دانشیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

<sup>۳</sup> استاد، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

<sup>۴</sup> مربی، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

مقاله مستقل، تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۱/۰۵؛ تاریخ بازنگری: ۱۳۹۹/۰۳/۳۰؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۶/۲۶

### چکیده

استفاده از سوخت‌های متنوع در موتورهای دیزل باعث شده تا این دسته از موتورها به صورت دوگانه‌سوز مورد استفاده قرار گیرند. کاهش آلاینده‌گی و مصرف سوخت کمتر، از ویژگی‌های موتور دیزل دوگانه‌سوزی است که از ترکیب گاز- دیزل بهره می‌گیرند. در این تحقیق سعی شد تا به کمک روش دینامیک سیالات محاسباتی، اثر تغییرات زمان پاشش و درصد اختلاط سوخت در موتور دیزل دوگانه‌سوز OM355 EU2 در دو سرعت مختلف بررسی گردد. اثرات متقابل متغیرهای ورودی و عدم ارائه مدل یکنواخت برای پارامترهای عملکردی موتور موجب شد، مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی جهت مطالعه اثرات توأم متغیرهای زمان پاشش و درصد اختلاط سوخت‌ها استفاده شود. بهینه‌سازی به کمک الگوریتم ژنتیک چندهدفه نیز، برای تعیین سطوح بهینه متغیرها بکار گرفته شد. نتایج این تحقیق نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی RBF، پیش‌بینی‌های قابل قبولی ( $R^2=0.99$  و  $RMSE = 0.01$ ) از روند تغییرات خروجی‌ها داشته و به کمک سطح پاسخ شبکه عصبی، محدوده بهینه کارکرد موتور در سرعت‌های مشخصه به دست آمد؛ همچنین قابلیت‌های بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک چندهدفه این امکان را فراهم می‌سازد تا در سرعت‌های مختلف سطوح بهینه‌ای از متغیرهای ورودی و خروجی به دست آید.

**کلمات کلیدی:** دینامیک سیالات محاسباتی؛ شبکه عصبی مصنوعی RBF؛ الگوریتم ژنتیک چندهدفه؛ موتور دیزل دوگانه‌سوز OM55 EU2

## Modelling and Optimizing Effect of Start of Injection and Blend of Fuels on Dual Fuel Diesel Engine Performance Parameters by ANN and NSGA II

S.M. Mostasharshahidi<sup>1</sup>, A. Rohani<sup>2\*</sup>, M. Khojastepour<sup>3</sup>, J. Zareei<sup>4</sup>

<sup>1</sup> MSC, Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture., Ferdowsi university of Mashhad., Mashhad, Iran.

<sup>2</sup> Associate Professor., Dept of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture., Ferdowsi university of Mashhad., Mashhad, Iran.

<sup>3</sup> Professor., Dept of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture., Ferdowsi university of Mashhad., Mashhad, Iran.

<sup>4</sup> PhD. Lecturer, Dept of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture., Ferdowsi university of Mashhad., Mashhad, Iran.

### Abstract

The dual fuel diesel engine (DDF) is a one of the various IC engine that can used alternative fuel for power generation. Emission and fuel consumption reduction are some of the properties that use a combination of fuel mixture in dual fuel diesel engine (gas-diesel). We focused in this research to study the effect of start of injection (SOI) and blend of fuels variation in OM355 EU2 dual fuel diesel engine at two various speeds with the help of the computational fluids dynamic. The modeling of the artificial neural network (ANN) has been used to study the interaction effects of SOI and blend of fuel on the operational parameters. The non-sorted genetic algorithm (NSGA II) has been used for determining the optimized levels of the variables. The results of this study show that the RBFNN has acceptable predictions about the outputs' variables ( $R^2 = 0.99$ ,  $RMSE = 0.01$ ), and the optimized range of the engine function in the specific speeds has been attained with the help of the responding surface of the neural network. Besides, the optimizing capabilities of the NSGA II have provided the optimized levels of the input and output variables in the various speeds.

**Keywords:** Dual Fuel Diesel Engine; Computational Fluid Dynamic; ANN; RBFNN; NSGA II.

## ۱- مقدمه

موتورهای دیزل کاربردهای مختلفی در صنعت و کشاورزی دارند. توسعه به‌کارگیری آن‌ها در شرایط مختلف باعث شده تا مطالعات گسترده‌ای روی این دسته از موتورها انجام شود. پیچیدگی پدیده خود اشتعالی و همچنین معضلات انتشار آلاینده‌گی، موجب شده تا کارکرد موتورهای دیزل در قالب پارامترهای عملکردی و انتشار آلاینده‌گی مورد توجه محققان قرار گیرد [۱]. به‌کارگیری موتورهای دیزل دوگانه‌سوز در بالا بردن کیفیت احتراق، پارامترهای عملکردی و کاهش آلاینده‌گی مؤثر واقع شده است. از جمله سوخت‌های گازی که قابلیت استفاده در موتورهای دیزل دوگانه‌سوز را داراست، گاز فشرده طبیعی<sup>۱</sup> است. مطالعه اثرات احتراق سوخت CNG در کارکرد موتور دیزل دوگانه‌سوز نشان داده است که قابلیت جایگزینی مناسبی با سوخت‌های پایه فسیلی دارد [۲].

شرایط مختلف کاری روی عملکرد و انتشار آلاینده‌گی موتورهای دیزل دوگانه‌سوز اثرگذار است. نتایج مطالعات روی موتور دیزل دوگانه‌سوز نشان داده است که پارامترهای مرتبط با ورود سوخت پایه و توزیع سوخت گازی در محفظه احتراق، عوامل مهمی در نحوه انتشار جبهه شعله احتراق است. پارامترهای فشار پاشش، نرخ جرمی و زمان شروع پاشش سوخت پایه، پارامتر نسبت تعادل<sup>۲</sup> (مخلوط سوخت غنی و فقیر) و درصد اختلاط سوخت گازی با سوخت پایه از جمله عوامل مؤثر در کیفیت احتراق موتورهای دیزل دوگانه‌سوز محسوب می‌شود [۳-۸]. بر خلاف نحوه کارکرد موتورهای دیزل سوخت پایه، تعدد پارامترهای اثرگذار بر کیفیت احتراق موتورهای دیزل دوگانه‌سوز، ارائه مدلی واحد جهت کارکرد بهینه موتور را پیچیده می‌کند. اهمیت فشار و زمان شروع پاشش سوخت در موتورهای دیزل دوگانه‌سوز، تأثیرات زیادی در عملکرد و انتشار آلاینده‌گی این دست موتورها دارد. استراتژی‌های مختلف پاشش سوخت در موتورهای دیزل دوگانه‌سوز، انتشار جبهه شعله و کیفیت احتراق را تحت تأثیر قرار می‌دهد. تقی زاده و همکاران با انتخاب استراتژی پاشش سوخت کنترل شده در موتور دیزل

دوگانه‌سوز اشتعال تراکمی کنترل شده<sup>۳</sup>، بیان نموده‌اند که افزایش زمان شروع پاشش و تغییرات نسبت تعادل، موجب افزایش طول تاخیر احتراق می‌شود و احتمال وقوع پدیده کوبش نیز افزایش می‌یابد [۹]. یاری و همکاران با استفاده از گازهای سنتزی و تغییرات نسبت تعادل بیان نمودند، استفاده از ترکیبات سوخت گازی در نسبت‌های زیر ۵۰٪ در موتورهای دیزل دوگانه‌سوز، موجب افزایش راندمان حرارتی و بهبود عملکرد موتور می‌شود [۱۰]. نتایج مطالعات نشان داده است که در موتورهای دیزل دوگانه‌سوز اثر گذاری پارامترهای زمان شروع پاشش سوخت پایه و درصد اختلاط سوخت‌ها بر کیفیت خود اشتعالی بیشتر از سایر پارامترهاست.

در اغلب تحقیقات اثر متغیرهای مورد مطالعه به‌صورت منفرد روی پارامترهای احتراقی، عملکردی و انتشار آلاینده‌گی موتورهای دیزل دوگانه‌سوز، مورد تحلیل و بررسی قرار گرفته است. در حالی که کیفیت احتراق در موتورهای اشتعال تراکمی برآیند تأثیر متغیرهای گوناگون است. بررسی توأم پارامترهای اثرگذار بر کیفیت احتراق موتور دیزل دوگانه‌سوز، مستلزم به کارگیری مدل‌سازی‌های ریاضی است. از جمله روش‌های ریاضی که در مطالعه اثر هم‌زمان پارامترهای مختلف موتورهای اشتعال تراکمی استفاده می‌شود، الگوهای شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌سازی رگرسیون است [۱۱]؛ همچنین سرعت و بارگذاری موتور، جزء شرایط کاری موتور محسوب می‌شود. به منظور بررسی و مدل‌سازی نتایج مطالعات آزمایشگاهی استفاده از شبکه عصبی مصنوعی چندلایه پرسپترون<sup>۴</sup> در پیش‌بینی مدل بهینه کارکرد موتور دیزل دوگانه‌سوز در شرایط مختلف سرعت، بارگذاری، درصد اختلاط، برگشت گازهای پس احتراق<sup>۳</sup> و زمان پاشش اثرگذار بوده است و توانسته کمینه مقادیر آلاینده‌گی را در برآورد کند [۱۲، ۱۳].

معماری‌های گوناگون شبکه عصبی مصنوعی از جمله MLP، BFB و RBF و الگوریتم‌های بهینه‌سازی در پیش‌بینی و تعیین نقاط بهینه پارامترهای عملکردی و آلاینده‌گی موتورهای دیزل دوگانه‌سوز در شناسایی و پیش‌بینی میزان

<sup>3</sup> Reactivity Controlled Compression Ignition (RCCI)

<sup>4</sup> Multi Layer Perceptron (MLP)

<sup>1</sup> Compressed Natural Gas (CNG)

<sup>2</sup> Equivalence Ratio ( $\phi$ )

مطالعه دقیق پدیده‌های پیچیده در موتور دیزل، از جمله تاخیر احتراق، کوبش و میزان اکسیداسیون گونه‌ها به کمک روش‌های شبیه‌سازی امکان‌پذیر شده است. همچنین ترکیب روش‌های شبیه‌سازی با مدل‌سازی ریاضی موجب شده تا تحلیل دقیقی از رفتار موتور در بازه ای از تغییرات ارائه گردد. روش‌های شبیه‌سازی به کمک دینامیک سیالات محاسباتی این امکان را فراهم آوردند تا بدون تغییرات در ساختار و هندسه تاج پیستون، رژیم‌های مختلف احتراقی (به خصوص پدیده احتراق سرد) را به منظور بالابردن میزان عملکرد و کاهش انتشار آلاینده‌های موتور دیزل، مورد مطالعه قرار داد. استفاده از روش‌های مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی باعث شده تا پیش‌بینی دقیق تری از اثر پارامترها در رژیم احتراقی سرد بیان شود [۲۰]. مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در بالابردن عملکرد و کاهش انتشار آلاینده‌های موتورهای احتراق جرقه‌ای نسبت تراکم متغیر<sup>۳</sup> اثر بسزائی دارد. تریپاتی و همکاران، به کمک مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی توانستند، نسبت تراکم بهینه را بر اساس در شرایط مختلف کاری موتور مورد آزمون بدست آورند [۲۱]. کاربرد دیگر مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در اصلاح و بهینه‌سازی متغیرهای مربوط به واکنش احتراق موتورهای دیزل دوگانه سوز است. شبیه‌سازی موتورهای دیزل دوگانه سوز براساس مکانیسم‌های اکسیداسیون سوخت‌ها بنا می‌شوند. پارامترهای مدل‌سازی و بهینه‌سازی مکانیسم اکسیداسیون گونه‌ها در رژیم‌های مختلف احتراقی ایجاب می‌کند تا روش شبکه عصبی مصنوعی و بهینه‌سازی چند هدفه بکارگرفته شود. رانادی و همکاران بیان نموده‌اند، به کمک مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی میتوان میزان اثرگذاری هر گونه را در مکانیسم احتراق دیزل تعیین نمود و چارچوب بهینه اکسیداسیون را بکارگرفت [۲۲]. رفتار غیر خطی پارامترهای احتراقی بر کیفیت احتراق و جبهه شعله باعث شده تا مدل‌سازی‌های رگرسیونی و بهینه‌سازی‌های تک هدفه از دقت کمتری نسبت به روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی و بهینه‌سازی چند هدفه برخوردار باشند.

کارایی مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی شرایط مختلف کاری موتورهای دیزل دوگانه سوز موجب

انتشار آلاینده‌گی تحت اثر پارامترهای مختلف مؤثر است [۱۴]. تعداد کم متغیرهای ورودی و افزایش پارامترهای خروجی موتور دیزل، مدل‌سازی و بهینه‌سازی متغیرها را دشوار می‌کند. دقت پیش‌بینی بالای ۹۶٪ در برآورد پارامترهای عملکردی و بالای ۹۸٪ در پیش‌بینی پارامترهای آلاینده‌گی، استفاده از شبکه عصبی را جهت مدل‌سازی رفتار موتورهای اشتعال تراکمی توجیه‌پذیر می‌کند؛ همچنین استفاده از الگوریتم ژنتیک چندهدفه<sup>۱</sup> برای تعیین نقاط بهینه کارکرد و کمینه انتشار آلاینده‌گی مؤثر بوده است [۱۶، ۱۵].

اغلب مطالعاتی که از مدل‌سازی‌های آماری و روش‌های بهینه‌سازی در موتور دیزل استفاده نموده‌اند، نتایج آزمایشگاهی را به‌عنوان متغیرهای ورودی 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 روی رفتار موتور به کمک شبیه‌سازی عددی صورت گیرد. مطالعه عددی آلاینده‌گی موتور دیزل هنگام تزریق سوخت آن هپتان به کمک روش دینامیک سیالات محاسباتی<sup>۲</sup> و سپس استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور مدل‌سازی شرایط کاری موتور ازجمله روش‌های نوین است [۱۷]. بررسی موتورهای دیزل دوگانه‌سوز سواری به کمک روش دینامیک سیالات محاسباتی جهت مطالعه احتراق آن‌ها 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؛ لذا جهت ایجاد ساختار بهینه عملکردی موتور در شرایط گوناگون کاری، پس از انجام شبیه‌سازی، مدل‌سازی شبکه عصبی و استفاده از روش بهینه‌سازی چندهدفه برای یافتن بالاترین مقادیر گشتاور و توان و کمینه مقدار آلاینده‌ها مورد استفاده قرار گرفت [۱۹، ۱۸].

<sup>۱</sup> Non dominated Genetic Algorithm (NSGA II)

<sup>۲</sup> Computational Fluid Dynamic (CFD)

<sup>۳</sup> Variable Compression Ratio Gasoline Spark Ignition (VCR-SI)

چندهدفه مدل‌سازی و بهینه‌سازی گردد. همچنین سعی می‌شود تا نقاط بهینه کارکرد موتور برای سرعت‌های مختلف بیان شود.

## ۲- شرایط شبیه‌سازی عددی

گسترده‌گی انجام مطالعه عددی و ترکیب با مدل‌سازی و بهینه‌سازی آماری باعث آن شد تا در این تحقیق به ارائه مطلب مربوط به مدل‌سازی و بهینه‌سازی پرداخته شود؛ لذا مراحل انجام این مطالعه شامل، شبیه‌سازی عددی، مدل‌سازی آماری به کمک شبکه عصبی RBF و بهینه‌سازی اثر درصد اختلاط و زمان پاشش به کمک الگوریتم ژنتیک چندهدفه می‌شود.

روش شبیه‌سازی بکارگرفته شده در این مطالعه بر اساس تئوری دینامیک سیالات محاسباتی و با نگاه حجم کنترل<sup>۲</sup> بیان شده است.

۲-۱- مشخصات فنی موتور و پیش‌پردازش میدان حل موتور دیزل OM355 EU2 کاربرد وسیعی در حمل‌ونقل درون‌شهری دارد. در جدول ۱ مشخصات فنی موتور دیزل OM355 EU2 آورده شده است.

### جدول ۱- مشخصات فنی موتور [۲۴، ۲۵]

نوع موتور - تعداد سیلندر: دیزل - ۶ سیلندر
نحوه پاشش: پاشش مستقیم
نحوه تنفس موتور: پرخورانی - توربوشارژر
قطر سیلندر: ۱۲۸ mm
کورس پیستون: ۱۵۰ mm
طول شاتون: ۲۸۰ mm
تعداد سوراخ‌های نازل انژکتور: ۴
قطر سوراخ‌های نازل انژکتور: ۰/۳۱ mm
نسبت تراکم: ۱۶:۱
شکل تاج پیستون: Omega 1
گشتاور خروجی: ۸۲۰ N.m در سرعت ۱۴۰۰ RPM
توان خروجی: ۱۷۹ kW در سرعت ۲۲۰۰ RPM

می‌شود تا با الگوهای بدست آمده از دو پارامتر زمان شروع پاشش و درصد اختلاط، در قالب نقشه کارکرد موتور، معماری سیستم کنترل الکترونیک پاشش سوخت<sup>۱</sup> (سوخت پایه و سوخت گازی) انجام شود و کنترل دقیق تری روی سیستم پاشش غیر مستقیم و پمپ انژکتور اعمال گردد. پتروسوی و همکاران بیان نموده‌اند که بکارگیری مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در طراحی و معماری سیستم کنترل احتراق و پاشش موتورهای دیزل می‌تواند موجب کاهش مصرف سوخت و کاهش میزان انتشار آلاینده‌گی شده است [۲۳].

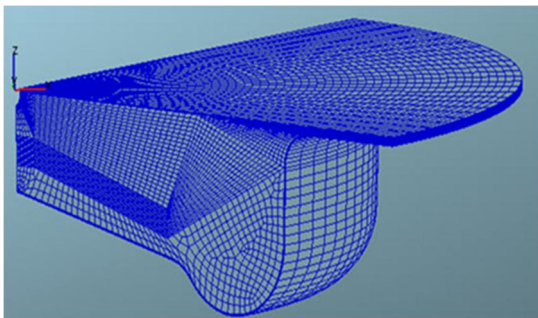
نتایج مطالعات روی موتور دیزل دو گانه سوز (دیزل/گاز) نشان داده است که کیفیت احتراق وابستگی زیادی به اثر توأم دو پارامتر زمان شروع پاشش و درصد اختلاط سوخت‌ها در سرعت‌های مختلف دارد که موجب تغییرات در راندمان عملکردی موتور دیزل دوگانه‌سوز می‌شود. هزینه زایی، صرف وقت زیاد، تضمین دقت نتایج، کالیبراسیون سنسورها در روش‌های آزمایشگاهی و تفاوت رژیم احتراقی موتور دیزل دو گانه سوز موجب می‌شود تا تعداد آزمایش‌ها زیادی به منظور تحلیل کیفیت احتراق نیاز باشد؛ همچنین به دلیل اثر متقابل مابین متغیرهای درصد اختلاط، زمان شروع پاشش سوخت و دور موتور نیاز است تا به کمک مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی و روش‌های بهینه‌سازی، نقاط عملکردی بهینه موتور دیزل دوگانه‌سوز تعیین گردد. نوآوری این پژوهش در آنجاست که به کمک روش‌های عددی، معایب روش آزمایشگاهی را مرتفع کرده و جهت تحلیل اثرات توأم پارامترهای مختلف از مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی بهره گرفته است؛ همچنین از بهینه‌سازی ژنتیک چند هدفه جهت ساماندهی و بهینه‌سازی توأم پارامترهای عملکردی موتور استفاده شد.

لذا در این پژوهش با استفاده از روش دینامیک سیالات محاسباتی اثر متغیرهای زمان پاشش و درصد اختلاط سوخت در دو سرعت متفاوت به صورت عددی (شبیه‌سازی) روی پارامترهای عملکردی موتور دیزل دوگانه‌سوز OM355 EU2 مورد آزمون قرار می‌گیرد و نتایج آن به کمک شبکه عصبی مصنوعی RBF و الگوریتم ژنتیک

<sup>2</sup> Control Volume

<sup>1</sup> Electronic Control Unit (ECU)

مخلوط قابل اشتعال در احتراق موتورهای دیزل دو گانه سوز (دیزل/گاز) از ترکیب غیر همگن دو گونه اصلی سوخت گازی و سوخت پاشش شونده با هوا تشکیل می‌شود. جهت تشریح بهتر مکانیسم اکسیداسیون مخلوط قابل اشتعال گاز/دیزل، از کوپل فایر-کمکین<sup>۲</sup> استفاده شد. سوخت آن هپتان ( $n - C_7H_{16}$ ) به‌عنوان سوخت پاشش شونده در نظر گرفته شد و سوخت گازی به‌عنوان شرایط اولیه و مخلوط با هوا وارد میدان حل گردید. استفاده از سینتیک شیمیایی GRI mech 3.0 با 53 گونه و 325 مکانیسم واکنشی در این مطالعه استفاده شد [۲۶]. پاشش سوخت مایع موجب شروع فرآیند خود اشتعالی می‌شود.



شکل ۱- دامنه میدان حل

### ۳-۲- معادلات حاکم

معادلات حاکم بر جریان سیال در محفظه احتراق موتور دیزل دوگانه سوز بر اساس شرایط خود اشتعالی غیر آمیخته بنا شده است. معادله پیوستگی، مومنتم و آنتالپی به‌عنوان روابط پایه برای محاسبه فشار، سرعت و شار حرارتی جریان سیال مد نظر قرار گرفت. در اغلب مطالعات عددی، مدل آشفستگی دو معادله‌ای  $k-\epsilon$  جهت تشریح پارامتر آشفستگی و نفوذ جریان سیال استفاده شد؛ بنابراین در این پژوهش نیز مدل آشفستگی  $k-\epsilon$  استفاده شد.

نحوه اکسیداسیون گونه‌ها که توسط کوپل کمکین- فایر تشریح می‌شود، بر اساس رابطه کلی انتقال گونه‌ها<sup>۴</sup> بیان می‌شود. رابطه (۱) نحوه تولید، واکنش و نفوذ هر گونه را تشریح می‌کند [۲۷]. خواص ترموفیزیکی، میزان آنتالپی

### ۲-۲- شرایط اولیه و مرزی میدان حل

شرایط مرزی و اولیه میدان حل در مرحله پردازش شبیه سازی در روند حل قرار می‌گیرد. در شکل ۱، دامنه میدان حل نشان داده شده است و در جدول ۲ و ۳، شرایط مرزی و اولیه حل آورده شده است. استراتژی شبیه سازی سیالاتی موتور بر اساس روش سیکل بسته در نظر گرفته شده است؛ لذا تغییرات پارامترهای مرتبط با جریان سیال در بازه بسته شدن سوپاپ هوا<sup>۱</sup> تا ابتدای باز شدن سوپاپ دود<sup>۲</sup> بررسی و تحلیل می‌شوند؛ همچنین تغییرات پارامترهای سیالاتی بر اساس درجه میل لنگ بیان شده است.

#### جدول ۲- شرایط مرزی میدان حل

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

#### جدول ۳- شرایط اولیه میدان حل

مشخصه	مقدار
زمان شروع پاشش	۱۶ درجه BTDC
بسته شدن سوپاپ هوا	۱۲۰ درجه BTDC
باز شدن سوپاپ دود	۱۱۶ درجه ATDC
فشار اولیه	۱/۲ بار
دمای اولیه	۳۶۰ کلوین
دمای اولیه سوخت مایع	۳۵۳ کلوین

<sup>۱</sup> AVL FIRE - CHEMKIN

<sup>۲</sup> Species Transport Equation

<sup>۳</sup> Inlet Valve Closed (IVC)

<sup>۴</sup> Exhaust Valve Opened (EVO)

## ۲-۴- متغیرهای ورودی و متغیرهای خروجی از شبیه‌سازی

پارامترهای عملکردی موتورهای اشتعال تراکمی شامل، گشتاور، توان اندیکاتوری و مصرف سوخت ویژه ترمزی<sup>۲</sup> به اثر تغییرات فشار سیلندر در طی فرآیند احتراق وابسته اند.

گشتاور انتقال یافته به میل لنگ به دو پارامتر فشار احتراق و اینرسی مجموعه پیستون و شاتون وابسته است. در هر سیکل از احتراق، میزان گشتاور حاصل از اینرسی مجموعه پیستون و شاتون به طول شاتون، دور موتور، کورس پیستون و قطر سیلندر وابسته است که همواره مقداری ثابت در نظر گرفته می‌شود؛ بنابراین تغییرات گشتاور در دور و بارگذاری‌های مختلف موتور تحت اثر نمودار فشار احتراق است. فشار متوسط اندیکاتوری<sup>۳</sup> بیانگر میزان متوسط نیروی فشاری است که در سر پیستون اعمال می‌شود. رابطه (۳) بارگذاری حاصل از فرآیند احتراق را نشان می‌دهد.

$$F_{\text{Combustion}} = \text{IMEP} \times A_p \quad (3)$$

که  $F_{\text{Combustion}}$  نیروی حاصل از احتراق،  $\text{IMEP}$  فشار متوسط اندیکاتوری و  $A_p$  سطح پیستون است.

با ثابت فرض کردن میزان گشتاور چرخشی و اینرسی قطعات، گشتاور حاصل از احتراق در سر میل لنگ بصورت رابطه (۴) بیان می‌شود [۲۹].

$$T = \text{IMEP} \times A_p \times r \sin(\alpha + \beta) \quad (4)$$

که  $r$  شعاع لنگ،  $\alpha$  زاویه محور گژن پین با محور سر کوچک شاتون و  $\beta$  زاویه محور بزرگ گژن پین با محور میل لنگ است.

هیودد جهت محاسبه توان اندیکاتوری و مصرف سوخت ویژه ترمزی در موتور دیزل روابطی را بیان نموده است [۱]. رابطه (۵) توان اندیکاتوری تولیدی در موتور دیزل را بیان می‌کند.

$$IP = \frac{\text{IMEP} * D * n}{60 * 10^6} \quad (5)$$

که  $IP$  توان اندیکاتوری،  $D$  حجم جابجایی پیستون،  $n$  دور موتور است.

رابطه (۶) مصرف سوخت ویژه ترمزی را در موتور دیزل دوگانه سوز بیان می‌کند.

تشکیل هر گونه و آنتروپی گونه‌ها به کمک رابطه انتقال گونه‌ها در هر مکانیسم واکنش احتراقی بررسی و تحلیل می‌شود و به عنوان شروط اولیه کوپل کمکین استفاده می‌شود [۲۸].

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho Y_i) + \nabla(\rho \vec{v} Y_i) = -\nabla \cdot \vec{J}_i + R_i + S_i \quad (1)$$

که در آن  $Y_i$  بیانگر گونه واردشده،  $\rho$  ویسکوزیته جریان سیال،  $J_i$  تعیین‌کننده نفوذ گونه،  $R_i$  نرخ تولید گونه‌ها پس از انجام واکنش و  $S_i$  چشمه گونه‌ای ایجاد شده در واکنش قبلی است.

میزان جرم سوخت پاشش شونده بستگی به فشار پاشش انژکتور دارد. موتور دیزل OM355 EU2 از سیستم پمپ انژکتور مکانیکی با فشار پاشش تقریبی ۱۹۰ الی ۲۵۰ بار بهره می‌برد. در این پژوهش میزان فشار پاشش ثابت در نظر گرفته شده است. زمان شروع پاشش سوخت بر اساس درجه میل لنگ و تقریباً در انتهای مرحله تراکم تا چند درجه پس از مرحله احتراق در نظر گرفته می‌شود.

فرض بر این است که پاشش سوخت گازی بصورت غیر مستقیم و در مانیفولد هوا انجام گرفته است. میزان نرخ پاشش سوخت گازی بصورت کسر جرمی و به عنوان شرایط اولیه میدان حل بیان شده است. با ثابت فرض کردن میزان حداقل ارزش حرارتی<sup>۱</sup> و کسر جرمی سوخت گازی، تغییرات درصد اختلاط سوخت گازی موجب می‌شود تا میزان نرخ جرمی پاشش در هر سیکل تغییر کند. بر اساس رابطه (۲)، تغییرات میزان درصد اختلاط سوخت گازی و میزان جرم سوخت پاشش شونده محاسبه می‌شود [۶].

$$\text{CNG\%} = \frac{m_{gf} \text{LHV}_{gf}}{m_{gf} \text{LHV}_{gf} + m_{pf} \text{LHV}_{pf}} \quad (2)$$

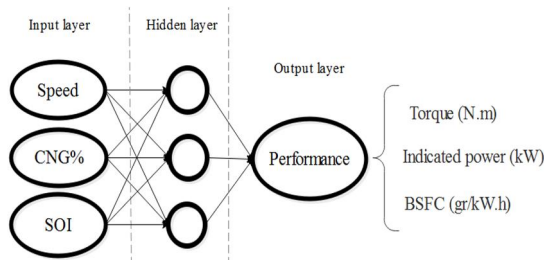
که در آن که  $m_{pf}$  و  $m_{gf}$  به ترتیب کسر جرمی سوخت گازی و میزان سوخت پاشش شونده در هر سیکل است. سوخت پاشش شونده بر اساس ویژگی‌های گونه شیمیایی آن-هیپتان و سوخت گازی بر اساس ویژگی‌های سوخت متان در نظر گرفته شده است.

<sup>2</sup> Brake Specific Fuel Consumption (BSFC)

<sup>3</sup> Indicated Mean Effective Pressure (IMEP)

<sup>1</sup> Lower Heating Value (LHV)

معماری‌ها می‌توان به BF، MLP، SVM، RBF اشاره کرد. در این مطالعه شبکه عصبی مصنوعی<sup>۱</sup> RBF بکار گرفته شد. دلیل انتخاب معماری RBF توانایی تطبیق مناسب مدل با شرایط مسئله است [۳۰]. در روند حل مسئله الگوریتم LM جهت آموزش داده‌ها استفاده شد. تعداد ۸۰٪ از ورودی‌ها جهت آموزش و ۲۰٪ نیز جهت آزمون بکار گرفته شد. طراحی ساختار شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از نرم‌افزار MATLAB version 2016b انجام شد. تعداد نورون از ۳ الی ۲۱ به گام ۳ اضافه شد و نتایج RMSE، MAPE و R<sup>2</sup> برای تعیین نورون بهینه مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. در شکل ۲ ساختار شبکه عصبی مصنوعی RBF نشان داده شده است.



شکل ۲- ساختار شبکه عصبی مصنوعی RBF

### ۳-۲- ساختار و معادلات حاکم بر مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی RBF

ساختار پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی بر اساس اصول یادگیری و آزمون<sup>۲</sup> پایه‌ریزی شده است. 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 ۰ تا ۱ قرار می‌گیرد. در رابطه (۷) نحوه استانداردسازی ورودی‌ها نشان داده شده است.

$$X_n = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (7)$$

که در آن متغیر ورودی X، حداقل و حداکثر مقادیر ورودی  $X_{\max}$ ،  $X_{\min}$  تولید خروجی‌های استاندارد شده  $X_n$

$$BSFC = \frac{\dot{m}_{\text{gaseous fuel}} + \dot{m}_{\text{Pilot fuel}}}{IP} \quad (6)$$

که  $\dot{m}_{\text{gaseous fuel}}$  و  $\dot{m}_{\text{Pilot fuel}}$  به ترتیب میزان دبی جرمی سوخت گازی و سوخت پاشش شونده است.

تغییرات دو پارامتر زمان شروع پاشش سوخت پایه و درصد اختلاط سوخت گازی در موتور دیزل دو گانه سوز موجب اثر گذاری در پارامتر فشار متوسط اندیکاتوری می‌شود که میزان گشتاور، توان اندیکاتوری و مصرف سوخت ویژه ترمزی را تحت تاثیر قرار می‌دهد. مدلسازی تغییرات زمان پاشش سوخت و درصد اختلاط به کمک شبکه عصبی مصنوعی و بهینه سازی پارامترها می‌تواند در تحلیل رفتار موتور دیزل دو گانه سوز موثر باشد.

در این تحقیق زمان شروع پاشش سوخت (ان-هیپتان) و درصد اختلاط سوخت گازی در دو سرعت مشخصه موتور، به‌عنوان متغیرهای ورودی و پارامترهای عملکردی به‌عنوان متغیرهای خروجی در نظر گرفته شده‌اند. در جدول ۴، تعداد آزمون‌های شبیه‌سازی و متغیرهای مورد مطالعه آورده شده است.

جدول ۴- متغیرهای مورد بررسی در مطالعه عددی

آزمون	SOI (°BTDC)	۱۴۰۰ RPM			۲۲۰۰ RPM		
		CNG%	CNG%	CNG%	CNG%	CNG%	CNG%
اول	۲۲	۷۵	۸۵	۹۰	۷۵	۸۵	۹۰
دوم	۱۸	۷۵	۸۵	۹۰	۷۵	۸۵	۹۰
سوم	۱۴	۷۵	۸۵	۹۰	۷۵	۸۵	۹۰
چهارم	۱۰	۷۵	۸۵	۹۰	۷۵	۸۵	۹۰

### ۳- مدل‌سازی به کمک شبکه عصبی مصنوعی RBF

#### ۳-۱- مدل‌سازی خروجی‌های شبیه‌سازی به کمک شبکه عصبی RBF

معماری شبکه عصبی مصنوعی به کمک الگوریتم‌های گوناگونی توسط محققان بکار گرفته شده است. از جمله این

<sup>۱</sup> Radial Basic Function

<sup>۲</sup> Test and Train

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - y_k}{y_i} \right| \quad (13)$$

#### ۴- بهینه سازی نتایج شبیه سازی به کمک الگوریتم ژنتیک چندهدفه

##### ۴-۱- ساختار الگوریتم بهینه سازی ژنتیک چندهدفه

روند بهینه سازی در الگوریتم ژنتیک چندهدفه به گونه ای است که مقادیر بهینه متغیرهای ورودی در قالب بردار  $x$  برآورد می شود و در تابع  $g(x)$  قرار داده شود تا بهینه ترین حالت متغیرهای خروجی حاصل گردد. چون تحلیل ترکیبی مسئله با اثرگذاری مستقیم متغیرهای ورودی کاری دشوار است، لذا به کمک سطح بهینه پرتو<sup>۵</sup>، مرز تصمیمات بهینه تعیین می شود. هر مدلی که در اطراف سطح پرتو قرار گیرد، به عنوان مقادیر بهینه متغیرهای خروجی محسوب می شود [۳۳].

##### ۴-۲- روند بهینه سازی خروجی های شبیه سازی به کمک الگوریتم ژنتیک چندهدفه

روند بهینه سازی پس از نرمال سازی مقادیر متغیرها، دسته بندی اولیه است. دسته بندی می تواند به صورت تصادفی یا بر اساس الگوریتم های خوشه بندی<sup>۶</sup> انجام گیرد. سپس تابع شانس برای هر دسته وارد روند حل می شود. منظور از تابع شانس، احتمال بقای هر متغیر در روند حل است. تابع شایستگی در احتمال شانس بقای متغیرها نقش بسزایی را ایفا می کند. در شکل ۳ فلوچارت بهینه سازی متغیرها نشان داده شده است.

#### ۵- نتایج و بحث

##### ۵-۱- صحنه سنجی نتایج شبیه سازی

صحنه سنجی شبکه بندی و آزمایشگاهی از جمله ملزومات مطالعات عددی است. در این مطالعه با تکرار آزمایشها مقادیر بهینه شبکه بندی (۴۵۰۷۶ سلول) به دست آمد؛ همچنین با مقایسه بین نتایج آزمایشگاهی سایر محققان (در

است. خروجی های استاندارد شده توسط الگوریتم شبکه وزن دار می شود. رابطه (۸) نحوه ایجاد تابع  $X_L$  را نشان می دهد.

$$X_L = W_n \cdot X_n + b_n \quad (8)$$

که  $W$ ، وزن اختصاص یافته و  $B$  مقدار خطا هستند. در هر بار حل شبکه عصبی، مقادیر  $b_n$  و  $W_n$  به صورت تصادفی انتخاب می شوند.

پس از طی مراحل پیش پردازش، نیاز است تا خروجی های پیش بینی شده بر اساس تعداد و جنس ورودی ها ایجاد گردد. توابع تبدیل هذلولی نمایی و تانژانتی<sup>۱</sup> برای تولید خروجی های مدنظر استفاده می شوند. در روابط (۹) و (۱۰)، نحوه تولید خروجی های  $y$  را بر اساس روابط تابع  $\text{logsig}$  و  $\text{tansig}$  آورده شده است [۳۱].

$$\text{tansig}(X_L) = \frac{2}{(1 + e^{-2X_L}) - 1} \quad (9)$$

$$\text{Logsig}(X_L) = \frac{1}{(1 + e^{-X_L})} \quad (10)$$

خروجی توابع تبدیل هذلولی نمایی و تانژانتی مقادیر  $y_i$  را تولید می کند. مقایسه بین مقادیر خروجی مدل شبکه عصبی مصنوعی ( $y_i$ ) و خروجی های آزمایش ( $y_k$ ) صحت و دقت مدل شبکه عصبی را تعیین می کند. از سه شاخص برای بررسی عملکرد صحیح شبکه عصبی استفاده می شود که عبارتند از: شاخص مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)<sup>۲</sup>، ضریب تبیین<sup>۳</sup> ( $R^2$ ) و میانگین مطلق خطای پیش بینی (MAPE)<sup>۴</sup>. بازه تغییرات  $R^2$  بین ۰ و ۱ است. روابط (۱۱) و (۱۲)، نحوه برآورد دقت و صحت مدل پیش بینی شبکه عصبی مصنوعی را بیان می کند [۳۲].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_k)^2} \quad (11)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y_k)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (12)$$

<sup>1</sup> Logarithm and Tangent Sigmoid

<sup>2</sup> Root Mean Square Error

<sup>3</sup> Coefficient of Determination Value

<sup>4</sup> Mean Absolute Prediction Error (MAPE)

<sup>5</sup> Pareto-Optimal Surface

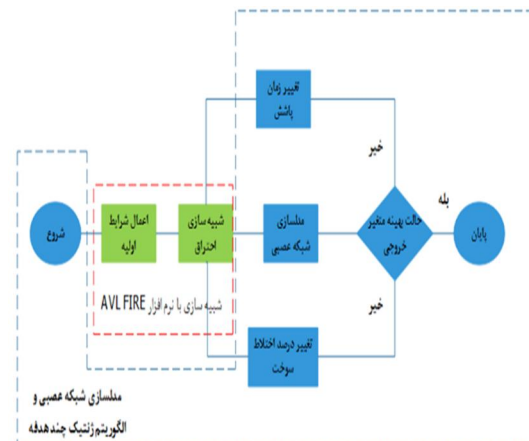
<sup>6</sup> Clustering Algorithm



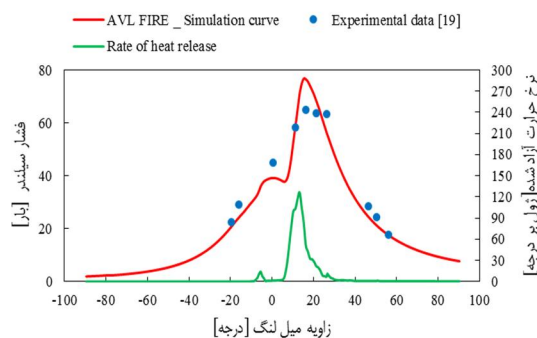
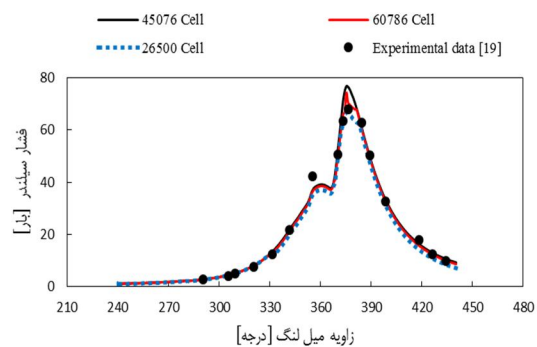
### ۵-۲- بررسی اثر تغییرات زمان پاشش و درصد اختلاط بر پارامترهای عملکردی

با نزدیک شدن زمان پاشش به نقطه مرگ بالا تأخیر احتراق بیشتر می‌شود؛ همچنین زمان کافی برای انجام فرآیند اکسیداسون کاهش یافته همین عامل باعث افت منحنی فشار می‌شود که کاهش گشتاور را موجب می‌شود. نتایج کانتورهای دمایی نشان داده است که ایجاد جبهه شعله در موتور دیزل دو گانه سوز بگونه ایست که توزیع حرارت احتراق وابستگی کمتری به پروفیل پاشش سوخت دارد و اغلب تراکم حرارت احتراق در کاسه پیستون ایجاد می‌شود. با کاهش درصد اختلاط سوخت گازی، پروفیل دمایی احتراق به طرف پروفیل پاشش سوخت متمایل می‌شود و عدم اختلاط همگن ذرات درون محفظه احتراق، افت محسوسی در منحنی فشار را موجب می‌شود و مقادیر گشتاور کاهش می‌یابد. هرچه درصد حجمی سوخت مایع در مخلوط سوخت بیشتر شد، افت فشار افزایش یافت. نتایج مطالعات نشان داد، در زمانی که درصد حجمی سوخت گازی در مخلوط قابل اشتعال به ۷۵ درصد کاهش می‌یابد، مقادیر گشتاور در دور بیشینه گشتاور ۲۵ درصد و در دور بیشینه توان ۵۰۳ درصد کاهش یافت؛ همچنین نتایج مطالعه عددی نشان داد که آوانس پاشش در دور بیشینه گشتاور عملکرد موتور دیزل دوگانه‌سوز را بهبود داده است، اما در دور بیشینه توان نزدیکی زمان پاشش به نقطه مرگ بالا باعث بهبود پارامتر توان اندیکاتوری شده است؛ بنابراین با افزایش درصد حجمی سوخت مایع در مخلوط سوخت، مقدار مصرف سوخت ویژه کاهش می‌یابد که دلیل آن در بد سوزی رخ داده در محفظه احتراق است؛ لذا نتایج مطالعات نشان می‌دهد که اثر متقابل سرعت، درصد اختلاط و زمان پاشش سوخت در تغییرات مصرف سوخت موتورهای دیزل دوگانه‌سوز به صورت خطی نیست و عوامل فیزیکی مختلفی جریان احتراق را تحت تأثیر قرار می‌دهد؛ بنابراین نمی‌توان مدل یکنواختی را برای زمان پاشش و درصد اختلاط سوخت‌ها در همه سرعت‌های کاری موتور دیزل دوگانه‌سوز بیان نمود. در شکل ۶ نمودار تغییرات پارامترهای عملکردی موتور دیزل دوگانه‌سوز تحت اثر زمان‌های پاشش و درصدهای مختلف اختلاط نشان داده شده است.

نمونه مشابه) با نتایج شبیه‌سازی خطای برآوردهای شبیه‌سازی در حدود ۱۰٪ به دست آمد. استفاده از اصل عدم قطعیت جهت محاسبه خطای نتایج آزمایشگاهی با نتایج شبیه‌سازی بکارگرفته شد. در شکل ۴ منحنی‌های صحنه سنجی نشان داده شده است.

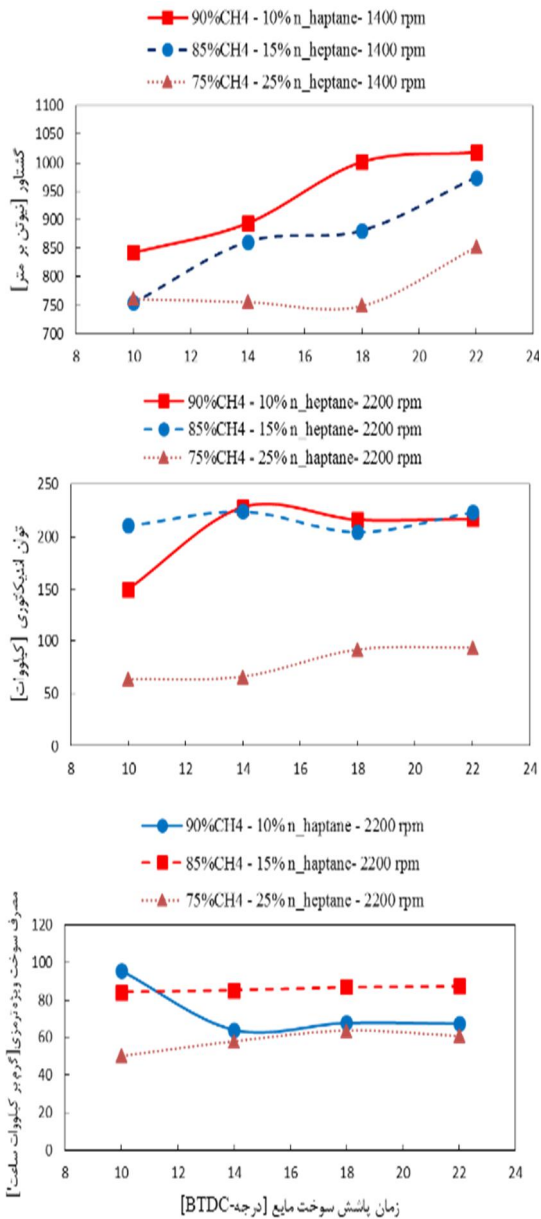


شکل ۳- فلوجارت مدل‌سازی و بهینه‌سازی پارامترهای عملکردی



شکل ۴- منحنی تغییرات فشار سیلندر در حالت شبیه‌سازی و نتایج آزمایشگاهی (نتایج آزمایشگاهی [۲۴])

موجب بالا رفتن حداکثر فشار سیلندر می‌شود. رشد فشار متوسط اندیکاتوری باعث افزایش گشتاور خروجی می‌شود. منحنی سطح پاسخ گشتاور نشان می‌دهد که افزایش توأم درصد سوخت متان و آوانس پاشش در دور بیشینه گشتاور موجب بالا رفتن گشتاور خروجی می‌شود. میزان توزیع داده‌ها

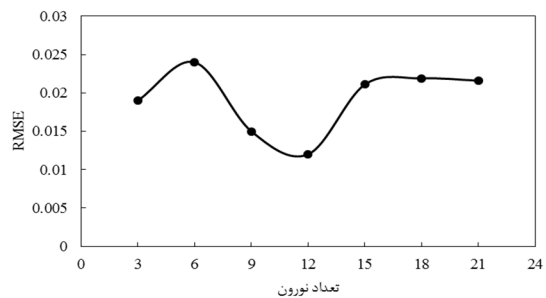


شکل ۵- تغییرات پارامترهای عملکردی موتور دیزل دوگانه‌سوز تحت اثر زمان‌های پاشش و درصد‌های مختلف اختلاط

### ۵-۳- مدل‌سازی و سطح پاسخ شبکه عصبی مصنوعی

RBF

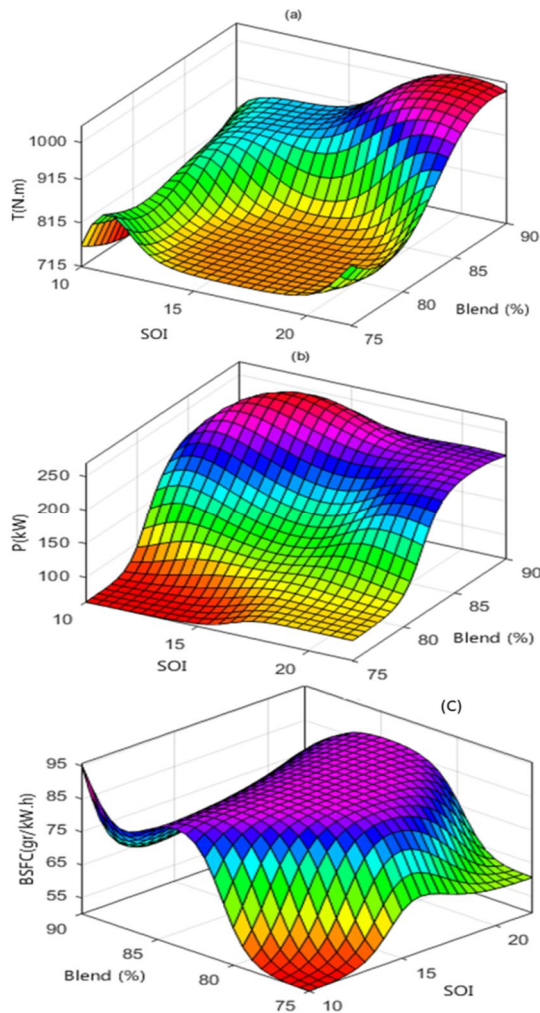
نتایج مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد که پیش بینی صورت گرفته به نتایج واقعی نزدیک است. شاخص‌های عملکردی شبکه عصبی مصنوعی در حد مطلوبی گزارش شده است ( $RMSE=0.01, R^2 = 0.99$ ). جهت یافتن تعداد نورون بهینه، تعداد گام ۳ تایی انتخاب گردید و میزان ۱۰ نورون به عنوان حالت بهینه مد نظر قرار گرفت. در شکل ۵ میزان تغییرات شاخص مجذور میانگین مربعات خطا تحت اثر تغییرات تعداد نورون نشان داده شده است.



شکل ۵- تغییر شاخص مجذور میانگین مربعات خطا تحت اثر تغییرات تعداد نورون

استفاده از معماری شبکه عصبی RBF باعث شده تا مقادیر RMSE کاهش محسوسی یابد. نتایج مطالعه سایر محققان نیز نشان می‌دهد، شبکه RBF عملکرد مناسب‌تری در حل این دست مسائل دارد [۳۲]. ارتباط مناسب بین شبکه عصبی مصنوعی با شرایط اولیه حل مسئله احتراق باعث ایجاد مزیت پیش‌بینی دقیق‌تر شده است. در شکل ۷ نحوه برآورد پارامترهای عملکردی موتور دیزل دوگانه‌سوز نشان داده شده است.

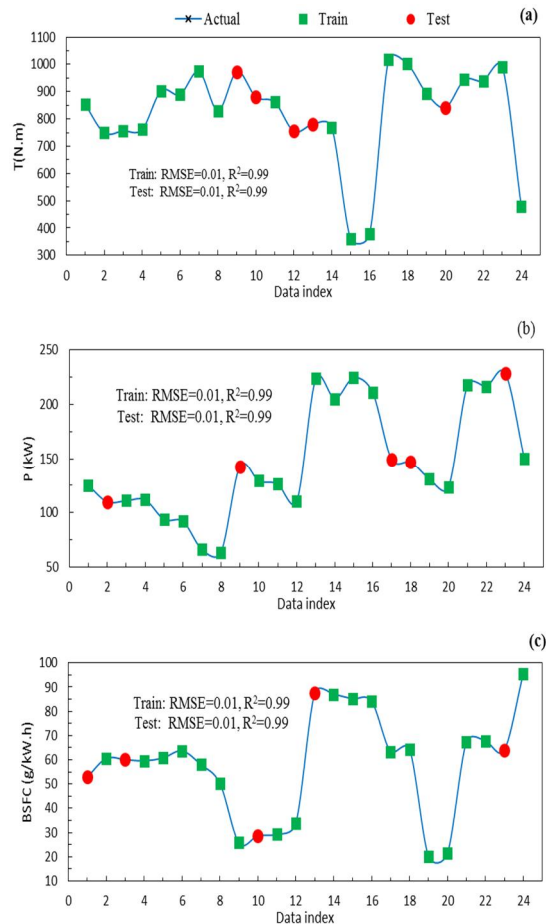
افزایش درصد حجم سوخت پاشش شونده در محفظه احتراق باعث کاهش گشتاور خروجی می‌شود، لذا کاهش درصد متان و افزایش سوخت پاشش شونده کاهش گشتاور را به همراه دارد [۳۳]. به کمک منحنی‌های سطح پاسخ شبکه عصبی مصنوعی می‌توان اثر توأم دو پارامتر زمان شروع پاشش و درصد اختلاط را روی پارامترهای عملکردی تجزیه و تحلیل نمود؛ همچنین حدود بهینه عملکرد متغیرهای زمان پاشش و درصد اختلاط را در سرعت‌های مشخصه به دست می‌آید. افزایش توأم زمان پاشش و درصد سوخت گازی،



شکل ۷- سطح پاسخ شبکه عصبی در پیش‌بینی گشتاور، توان اندیکاتوری و مصرف سوخت ویژه ترمزی موتور دیزل دوگانه‌سوز OM355 EU2 (a) گشتاور در سرعت ۱۴۰۰ دور بر دقیقه (b) توان اندیکاتوری در سرعت ۲۲۰۰ دور بر دقیقه (c) مصرف سوخت ویژه ترمزی در سرعت ۲۲۰۰ دور بر دقیقه

۴-۵- تعیین نقاط بهینه کارکرد موتور دیزل دوگانه‌سوز به کمک الگوریتم ژنتیک چندهدفه

سطح جبهه پرتو مرز مقادیر بهینه سه پارامتر عملکردی موتور دیزل دوگانه‌سوز نشان می‌دهد. حالت بهینه عملکردی موتور دیزل دوگانه‌سوز در دور بیشینه گشتاور در زمان پاشش BTDC ۱۸ و با درصد اختلاط ۹۰٪ ایجاد شده است؛ بنابراین در دور بیشینه گشتاور موتور دیزل گازسوز، نیازی به آوانس پاشش نیست. به‌منظور رسیدن به حالت بهینه توان



شکل ۶- پیش‌بینی پارامترهای عملکردی موتور دیزل دوگانه‌سوز OM355 EU2 در شبکه عصبی مصنوعی (a) گشتاور (b) توان اندیکاتوری (c) مصرف سوخت ویژه ترمزی

در حدود زمان پاشش ۱۶ الی ۱۸ درجه قبل از نقطه مرگ بالا و درصد اختلاط ۸۵٪ از بقیه موارد بیشتر است؛ لذا کنترل میزان پاشش و درصد اختلاط در حدود مذکور می‌تواند عملکرد بهینه موتور را به همراه داشته باشد؛ همچنین تغییرات درصد سوخت گازی در مخلوط قابل اشتعال باعث بیشتر شدن میزان مصرف سوخت ویژه ترمزی می‌شود. با توجه به منحنی سطح پاسخ مصرف سوخت ویژه، با ثابت دانستن درصد اختلاط سوخت‌ها می‌توان بیان نمود که آوانس زمان پاشش موجب افزایش مصرف سوخت می‌شود. در شکل ۸ منحنی سطح پاسخ متغیرهای ورودی بر پارامترهای گشتاور، توان اندیکاتوری و مصرف سوخت ویژه ترمزی نشان داده شده است.

سوخت دیزل و انژکتور سوخت گاز) بر اساس مقادیر سرعت و بارگذاری، همواره در حالت بهینه قرار گیرد.

جدول ۴- حالت بهینه پارامترهای عملکردی موتور دیزل دوگانه سوز OM355 EU2 تحت اثر متغیرهای سه گانه

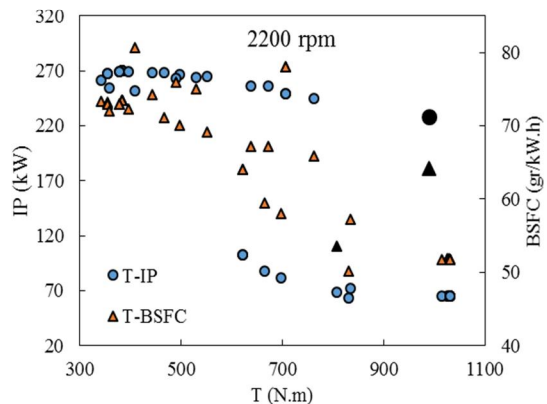
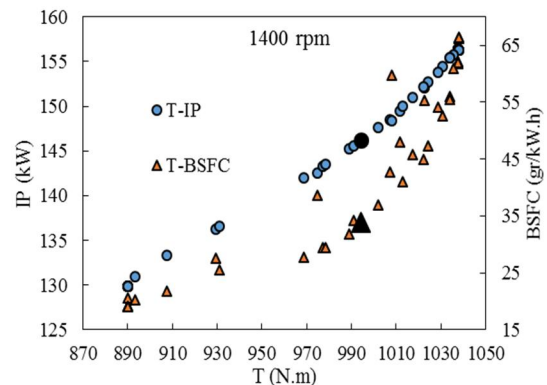
RPM	SOI (BTDC)	Blend of (%) fuel	Torque	Power	BSFC
۱۴۰۰	۱۷/۵	۹۰	۹۸۷/۴	۱۴۴/۳	۵۶/۶
۱۵۰۰	۲۰/۴	۹۰	۱۰۲۱	۱۷۹/۲	۷۲/۹
۱۶۰۰	۲۰	۹۰	۹۸۲	۱۹۷	۶۷/۹
۱۷۰۰	۲۰/۴	۹۰	۹۲۹	۲۰۴/۵	۵۷/۸
۱۸۰۰	۱۸/۶	۹۰	۹۱۶	۲۰۱/۳	۵۶/۱
۱۹۰۰	۲۰	۹۰	۹۲۸	۲۰۱/۲	۵۰/۵
۲۰۰۰	۲۲	۹۰	۹۳۷	۱۹۴/۵	۴۴/۷
۲۱۰۰	۱۵/۴	۹۰	۹۶۲	۲۱۲	۶۶/۸
۲۲۰۰	۱۴	۹۰	۹۹۱	۲۲۸	۶۴/۱

#### ۶- نتیجه گیری

در این تحقیق سعی شد تا با بررسی و تحلیل رفتار موتور دیزل OM355 EU2 در حالت دوگانه سوز (موتور دیزل گازسوز OM355 EU2) که به عنوان یکی از موتورهای پرکاربرد در سامانه حل و نقل درون شهری محسوب می شود، وضعیت عملکرد آن مورد مطالعه قرار گیرد. متغیرهای زمان پاشش و درصد اختلاط سوختها، به عنوان دو پارامتر اثرگذار بر احتراق موتور دیزل دوگانه سوز، در دو سرعت مختلف مورد بررسی قرار گرفت. اثرات متقابل دو متغیر ورودی و همچنین عدم ارائه مدل کلی جهت کارکرد بهینه موتور دیزل دوگانه سوز در سرعت های مختلف باعث شد تا مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی و روش های بهینه سازی ژنتیک چندهدفه مورد استفاده قرار گیرد. نتایج کلی ذیل حاصل مطالعات انجام شده است.

- با آوانس شدن زمان پاشش به میزان ۶ درجه در سرعت ۱۴۰۰ دور بر دقیقه، فاصله حداکثر فشار سیلندر و به همراه آن گشتاور خروجی به میزان

موتور، زمان پاشش سوخت را با اندازه ۲ درجه ریتارد نموده تا بهترین حالت عملکردی موتور دیزل دوگانه سوز ایجاد گردد. در شکل ۹ سطح جبهه پرتو در دو دور موتور متفاوت نشان داده شده است.



شکل ۸- سطح جبهه پرتو در دو دور مختلف موتور دیزل دوگانه سوز

ترکیب سطح پاسخ شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک چندهدفه این امکان را فراهم می آورد تا در دوره های مختلف حالت بهینه پارامترهای عملکردی را تشخیص داد. در جدول ۳ حالت بهینه پارامترهای گشتاور خروجی، توان اندیکاتوری و مصرف ویژه سوخت ترمزی آورده شده است.

عدم روند یکنواخت در حالات بهینه باعث می شود تا برای کارکرد موتور دیزل دوگانه سوز OM355 EU2 سیستم کنترل خودکار الکترونیکی جهت تنظیم مقادیر درصد اختلاط و زمان پاشش پیشنهاد گردد. سیستم ECU این امکان را فراهم می آورد تا نحوه پاشش انژکتورها (انژکتور

حجم جابجایی پیستون ( $\text{cm}^3$ )	D	۱۶ درصد افزایش نموده است. در ضمن اینکه آوانس زمان پاشش باعث افزایش تأخیر احتراق شده است.
دور موتور ( $\text{rad/s}$ )	N	- با بیشتر شدن آوانس پاشش و افزایش دور موتور تأخیر احتراق افزایش، اما پیک فشار سیلندر کاهش یافته است. حداکثر مقدار کاهش افت توان در سرعت ۲۲۰۰ دور بر دقیقه با توجه به افزایش آوانس پاشش و به دلیل احتراق زودتر از موعد حاصل شده است.
زمان بسته شدن سوپاپ هوا (درجه میل لنگ)	IVC	- درصد خطای کم ( $R^2 = 0.99$ و $RMSE = 0.01$ ) 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 کرد.
زمان باز شدن سوپاپ دود (درجه میل لنگ)	EVO	- 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.
سوخت گازی	Gf	- به کمک الگوریتم ژنتیک چندهدفه نقاط بهینه متغیرهای ورودی و خروجی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی به دست‌آمده که می‌تواند جهت پیکربندی سیستم کنترل الکترونیک استفاده گردد.
سوخت پایه	Pf	
کسر جرمی سوخت گازی ( $\text{Kg/Kg}$ )	$m_{gf}$	
میزان جرم سوخت ان هپتان ( $\text{gr/cycle}$ )	$m_{Pf}$	
دبی جرمی سوخت گازی ( $\text{Kg/s}$ )	$\dot{m}_{gf}$	
دبی جرمی سوخت ان هپتان ( $\text{Kg/s}$ )	$\dot{m}_{Pf}$	
حداقل ارزش حرارتی ( $\text{Mj/Kg}$ )	LHV	
کلوین	K	
سینتیک واکنش احتراقی متان گازی	GRI mech 3.0	
نسخه سوم		
اپراتور مشتق زمانی	$\frac{\partial}{\partial t}$	
چگالی گونه ( $\text{gr/cm}^3$ )	$\rho$	
سرعت جریان سیال ( $\text{m/s}$ )	V	
گونه وارد شده	$Y_i$	
ویسکوزیته جریان سیال	$\eta$	
اپراتور مشتق برداری (گردایان)	$\nabla$	
پارامتر نفوذ گونه	$J_i$	
نرخ تولید گونه	$R_i$	
<b>۷- فهرست علائم و اختصارات</b>		
	SOI	زمان شروع پاشش سوخت (درجه میل لنگ)
	CNG	درصد اختلاط سوخت گازی (%)
	TDC	نقطه مرگ بالا (درجه میل لنگ)
	BTDC	قبل از نقطه مرگ بالا (درجه میل لنگ)
	ATDC	بعد از نقطه مرگ بالا (درجه میل لنگ)
	CR	درجه میل لنگ

### ۸- مراجع

- |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  |                                                   |               |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------|---------------|
| [1] Heywood JB (1988) Fundamentals of internal combustion engines. Tata McGraw Hills, New York.                                                                                                                                                                                                                                  | چشمه گونه                                         | $S_i$         |
| [2] Subramanian KA (2017) Biofuelled reciprocating internal combustion engines. CRC Press.                                                                                                                                                                                                                                       | نیروی حاصل از احتراق (Kg)                         | $F_{combust}$ |
| [3] Song J, Feng Z, Lv J, Zhang H (2020) Experimental study on combustion and performance of a natural gas-diesel dual-fuel engine at different pilot diesel injection timing. J Therm Sci Eng Appl 12(5): 1-24.                                                                                                                 | فشار متوسط اندیکاتوری ( $Kg/cm^2$ )               | IMEP          |
| [4] Yuvenda D, Sudarmanta B, Wahjudi A, Da Silva J (2019) Characterization of engine performance, combustion process and emission of diesel/CNG dual fuel engines with pilot injection timing variation at low load. In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering 588(1): 5-12. IOP Publishing.                   | مساحت تاج پیستون ( $cm^2$ )                       | $A_p$         |
| [5] Sudarmanta B, Setiyawan A, Bachtiar KA, Yuvenda D, Da Silva J (2019) Effects of advancing the pilot injection timing on the engine performance, combustion and emissions on diesel dual fuel engine at high load. In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering 588(1):12-20. IOP Publishing                   | شعاع لنگ (cm)                                     | R             |
| [6] Papagiannakis RG, Krishnan SR, Rakopoulos DC, Srinivasan KK, Rakopoulos CD (2017) A combined experimental and theoretical study of diesel fuel injection timing and gaseous fuel/diesel mass ratio effects on the performance and emissions of natural gas-diesel HDDI engine operating at various loads. Fuel 202: 675-687. | زاویه بین محور گژن پین و محور سر کوچک شاتون (rad) | $\alpha$      |
| [7] Zhang C, Zhou A, Shen Y, Li Y, Shi Q (2017) Effects of combustion duration characteristic on the brake thermal efficiency and NOx emission of a turbocharged diesel engine fueled with diesel-LNG dual-fuel. Appl Therm Eng 127: 312-318.                                                                                    | زاویه بین محور سر بزرگ شاتون و میل لنگ (rad)      | $\beta$       |
| [8] Ismail MM, Zulkifli FH, Fawzi M, Osman SA (2016) Conversion method of a diesel engine to a CNG-diesel dual fuel engine and its financial savings. ARPN J Eng Appl Sci 11(8): 5078-5083.                                                                                                                                      | متغیر ورودی استاندارد شده                         | $X_n$         |
| [9] تقی زاده ع، جهانیان ا، پورموسوی کانی س ا (۱۳۹۸) بررسی عددی اثرات ترکیب سوخت متان و هپتان نرمال بر عملکرد یک موتور اشتعال تراکمی با واکنش‌پذیری کنترل شده. سوخت و احتراق ۳۱-۱۵: ۱۲(۴).                                                                                                                                        | متغیر ورودی غیر استاندارد                         | X             |
| [10] یاری دریامان م، کوششی ن، صابری مهر ع (۱۳۹۸) تاثیر ترکیب گاز سنتزی تولید شده به روش گازسازی زیست توده بر عملکرد و آلاینده‌های یک موتور اشتعال تراکمی کنترل واکنشی دیزل-گاز سنتزی. سوخت و احتراق ۹۵-۷۷: ۱۲(۴).                                                                                                                | حداقل میزان متغیر ورودی                           | $X_{min}$     |
| [11] Shi Y, Ge HW, Reitz RD (2011) Computational optimization of internal combustion engines. Springer Science & Business Media.                                                                                                                                                                                                 | حداکثر میزان متغیر ورودی                          | $X_{max}$     |
|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | خروجی تابع وزن ساز                                | $X_L$         |
|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | وزن اختصاص یافته به متغیر استاندارد               | $W_n$         |
|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | خطای وزن دهی (بایاس)                              | $b_n$         |
|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | اپراتور تابع تبدیل تانژانتی                       | tansig        |
|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | اپراتور تابع تبدیل هذلولی نمایی                   | Logsig        |
|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | عدد نپرین                                         | e             |
|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | تعداد کل آزمایش‌ها                                | N             |
|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | خروجی مدل‌سازی                                    | $y_i$         |
|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | میانگین حسابی خروجی های مدل‌سازی                  | $\bar{y}$     |
|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | خروجی های آزمایش                                  | $y_k$         |

- [23] Petrucci L, Ricci F, Mariani F, Grimaldi CN, Discepoli G, Violi M, Matteazzi N (2019) Performance analysis of artificial neural networks for control in internal combustion engines. In AIP Conference Proceedings 2191(1): 020129 .AIP Publishing LLC.
- [24] Pirouzpanah V, Kashani BO (2000) Prediction of major pollutants emission in direct injection dual-fuel diesel and natural-gas engines. *International Journal of Engineering* 13(2): 55-68.
- [25] Ghafouri J, Doustdar MM, Pirouzpanah V (2011) Numerical simulation of a DI diesel engine in full and in partial loads. *KIVA* 2: 1.
- [26] Smith GP, Golden DM, Frenklach M, Moriarty NW, Eiteneer B, Goldenberg M, Lissianski VV (1999) GRI-Mech version 3.0. <http://combustion.berkeley.edu/gri-mech/index.html>.
- [27] Fluent, ANSYS. (2011) User Guide, Ansys. Inc., Lebanon, US, 2385-2394.
- [28] Fire A (2011) User's guide-version 2011.0. AVL LIST GmbH.
- [29] Van Basshuysen R, Schäfer F (2004) Internal combustion engine handbook-basics, components, systems and perspectives 345.
- [30] Villanueva JB, Espadafor FJ, Cruz-Peragon F, García MT (2011) A methodology for cracks identification in large crankshafts. *Mech Syst Signal Pr* 25(8): 3168-3185.
- [31] Vogl TP, Mangis JK, Rigler AK, Zink WT, Alkon DL (1988) Accelerating the convergence of the back-propagation method. *Biol Cybern* 59(4-5): 257-263.
- [32] Noor CM, Mamat R, Najafi G, Nik WW, Fadhil M (2015) Application of artificial neural network for prediction of marine diesel engine performance. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* 100(1): 12-23. IOP Publishing.
- [33] Ringuest JL (2012) Multiobjective optimization: Behavioral and computational considerations. Springer Science & Business Media.
- [34] Shukri MR, Rahman MM, Ramasamy D, Kadirgama K (2015) Artificial neural network optimization modeling on engine performance of diesel engine using biodiesel fuel. *Int J Automot Mech* 11: 23-32.
- [35] Benajes J, García A, Monsalve-Serrano J, Boronat V (2017) Dual-fuel combustion for future clean and efficient compression ignition engines. *Appl Sci* 7(1): 36-52.
- [12] Alonso JM, Alvarruiz F, Desantes JM, Hernández L, Hernández V, Molto G (2007) Combining neural networks and genetic algorithms to predict and reduce diesel engine emissions. *IEEE T Evolut Comput* 11(1): 46-55.
- [13] Jahirul MI, Saidur R, Masjuki HH, Kalam MA, Rashid MM (2009) Application of artificial neural networks (ANN) for prediction the performance of a dual fuel internal combustion engine. *HKIE Transactions* 16(1): 14-20.
- [14] Kumar NS, Shrinivasarao BR, Pai PS (2016) Radial basis function neural network (RBFNN) based modeling in liquified petroleum gas (LPG)-diesel dual fuel engine with exhaust gas recirculation (EGR). *Ind J Sci Technol* 9.
- [15] Pourkhesalian AM, Shamekhi AH, Salimi F (2010) NOx control using variable exhaust valve timing and duration (No. 2010-01-1204). SAE Technical Paper.
- [16] Kakaee AH, Rahnama P, Paykani A, Mashadi B (2015) Combining artificial neural network and multi-objective optimization to reduce a heavy-duty diesel engine emissions and fuel consumption. *J Cent South Univ* 22(11): 4235-4245.
- [17] Taghavifar H, Taghavifar H, Mardani A, Mohebbi A, Khalilarya S, Jafarmadar S (2016) Appraisal of artificial neural networks to the emission analysis and prediction of CO<sub>2</sub>, soot, and NO<sub>x</sub> of n-heptane fueled engine. *J Clean Prod* 112: 1729-1739.
- [18] Zareei J, Rohani A (2020) Optimization and study of performance parameters in an engine fueled with hydrogen. *Int J Hydrogen Energ* 45(1): 322-336.
- [19] Liu J, Ma B, Zhao H (2020) Combustion parameters optimization of a diesel/natural gas dual fuel engine using genetic algorithm. *Fuel* 260: 116365: 1-11.
- [20] Azad AK, Halder P, Nanthagopal K, Ashok B (2019) Investigation of diesel engine in cylinder flow phenomena using CFD cold flow simulation. In *Advanced Biofuels* 329-336. Woodhead Publishing.
- [21] Tripathy S, Sahoo S, Srivastava DK (2019) Development of an artificial neural network model for the performance prediction of a variable compression ratio gasoline spark ignition engine. In *Internal Combustion Engine Division Fall Technical Conference* Vol. 59346: p. V001T07A002). American Society of Mechanical Engineers.
- [22] Ranade R, Alqahtani S, Farooq A, Echekeki T (2019) An ANN based hybrid chemistry framework for complex fuels. *Fuel* 241: 625-636.