



## بهینه‌سازی مصرف سوخت و آلاینده‌ها در موتورهای دیزلی با استفاده از شبکه عصبی و قاعده مورچگان با رویکرد زمان متغیر دریچه ورودی و سامانه پاشش سوخت

عباس زارع نژاد اشکذری<sup>۱</sup>، علیرضا حسین نژاد<sup>۲\*</sup>، سعید فراهات<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> گروه مهندسی مکانیک، دانشکده مهندسی شهید نیکبخت، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران، [azarenezhad.a@gmail.com](mailto:azarenezhad.a@gmail.com)

<sup>۲</sup> گروه مهندسی مکانیک، دانشکده مهندسی شهید نیکبخت، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران، [nehzadd@hamoon.usb.ac.ir](mailto:nehzadd@hamoon.usb.ac.ir)

<sup>۳</sup> گروه مهندسی مکانیک، دانشکده مهندسی شهید نیکبخت، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران، [farahat@hamoon.usb.ac.ir](mailto:farahat@hamoon.usb.ac.ir)

\* نویسنده مسئول

### اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

دریافت: ۱۱ اسفند ۱۳۹۴

پذیرش: ۲۳ شهریور ۱۳۹۵

کلیدواژه‌ها:

بهینه‌سازی

شبکه عصبی مصنوعی

الگوی مورچگان

اکسیدهای نیتروژن

دوده

### چکیده

در این مقاله با استفاده از نتایج آزمایشگاهی و شبیه‌سازی عددی صورت گرفته توسط نرم افزار FIRE شبیه‌سازی آلاینده‌های اکسیدهای نیتروژن، دوده و همچنین مقدار مصرف سوخت در موتور دیزلی پاشش مستقیم با استفاده از شبکه عصبی انجام گرفت که ورودی‌های شبیه‌سازی، دمای هوای ورودی، جرم سوخت تزریق شده، زمان تزریق سوخت، طول مدت تزریق، دور موتور و زمان بسته شدن دریچه ورودی بود. سپس بر اساس شبیه‌سازی‌های بدست آمده برای خروجی‌ها، با استفاده از الگوی بهینه‌سازی مورچگان، بهینه‌سازی کمترین مقدار آلاینده‌ها و همچنین کمترین مقدار مصرف سوخت انجام شد. برای این منظور، از آزمایش‌های تجربی و همچنین شبیه‌سازی استفاده شد و مقدمات لازم برای شبیه‌سازی متغیرهای عملکردی و خروجی توسط شبکه عصبی فراهم گردید. شبکه عصبی مصنوعی با الگوی آموزشی لوبز-مارگوارت برای شبیه‌سازی و آموزش ارتباط موجود بین متغیرهای مذکور با بهره‌گیری از داده‌های موجود، استفاده شد و به عنوان روشی پیشگو در الگوی مورچگان برای یافتن مقادیر بهینه به صورت یک داده اصلی بکار رفت و متغیرهای طراحی که باعث بهینه‌سازی توابع هدف می شوند، بدست آمدند. نتایج بررسی‌ها، حاکی از همگرایی سریع و زمان پاسخگویی کوتاه الگوی مورچگان و بهینه‌سازی خوب متغیرهای پاشش در مقایسه با دیگر الگوهای فراابتکاری است. همچنین روش ترکیبی شبکه عصبی-الگوی مورچگان به دلیل همگرایی سریع و بهینه‌سازی قابل توجه متغیرهای خروجی، می‌تواند به عنوان یک روش مؤثر در سامانه‌های پایش هوشمند موتورهای دیزل برای کاهش آلاینده‌ها و مصرف سوخت مورد استفاده قرار گیرد.



## ۱- مقدمه

همواره موتورهای دیزلی به دلیل مصرف سوخت کمتر، دوام و کاربری روزافزون آنها نسبت به انواع موتورهای دیگر، به عنوان منبع تولید قدرت، مورد توجه سازندگان بوده است.

در کنار کاربری روزافزون این نوع موتورها، سختگیرانه تر شدن استانداردهای آلاینده‌ها به دلیل نگرانی‌های زیست محیطی، همچنین کاهش هر روزه منابع سنگواره‌ای و خطر اتمام این منابع، محققان این عرصه را به برداشتن گام اساسی در بهینه کردن فرآیندهای احتراق برای کاهش مصرف سوخت، آلاینده‌ها و بهبود عملکرد موتور واداشته است.

یکی از عواملی که امروزه اثر مهمی بر عملکرد موتور و بهبود احتراق و آلاینده‌ها دارد، تمرکز بر روی سامانه پاشش سوخت و متغیرهای مختلف آن، مقدار جرم سوخت پاشیده شده، زمانبندی تزریق و طول مدت تزریق سوخت از مهمترین شاخص‌های مؤثر در عملکرد و آلاینده‌ها موتورهای دیزلی است [۱].

به عبارت دیگر سامانه تزریق سوخت و متغیرهای مختلف آن، یک ابزار قوی برای کاهش آلاینده‌های خروجی است، وقتی که زمان پاشش بهینه است. ولی هنوز هم یک زمان پاشش بهینه برای موتورهای دیزلی پاشش مستقیم مشخص نیست. الگوی‌های فراالبتکاری، به عنوان یکی از این روش‌های پاششی به مجموعه ای از الگوها برای حل مسائل بهینه‌سازی اطلاق می شوند که به طور تصادفی اما هدفمند در فضای جواب مسأله، به دنبال جواب بهینه حرکت می کنند و روش حرکت آنها معمولاً الهام گرفته از طبیعت است.

الگوی فراالبتکاری مورچگان که از رفتار خودشتاب دهنده مورچه‌ها حین لانه سازی و یافتن غذا با ترشح ماده شیمیایی فرمون به منظور انتخاب کوتاهترین مسیر الهام گرفته است، باعث همگرایی سریع در تحلیل متغیرهای تأثیرگذار در خروجی‌های مورد مطالعه می‌شود و کوتاهترین راه را برای رسیدن به جواب بهینه، دنبال می‌کند. به منظور بهینه کردن متغیرهای عملکردی موتور، می‌بایست ابتدا شبیه‌سازی قوی برای ایجاد یک ارتباط مناسب بین ورودی‌ها و خروجی مسأله مورد استفاده قرار گیرد.

شبیه‌سازی کردن موتور نقش بسیار مهمی را در شناسایی، تحلیل و بهینه‌سازی فرآیندهای داخل موتور بازی می‌کند.

شناسایی رفتار سامانه‌های پیچیده و شبیه‌سازی و پیش‌بینی رفتار آنها از روش‌هایی است که در شاخه‌های مختلف علوم کاربرد دارد. بصورت تئوری برای اینکه بتوان به درک درستی از رفتار سامانه‌ای پیچیده رسید، نیاز به این است که شبیه‌سازی ریاضی آن سامانه در دست است. در حقیقت هدف شبیه‌سازی یک سامانه، یافتن معادله ریاضی بین ورودی‌ها و خروجی‌های سامانه است.

برای سامانه‌های پیچیده یافتن این معادله ریاضی کاری دشوار می‌نماید. ولی امروزه روش‌هایی مانند منطق فازی و شبکه عصبی این کار را

ممکن ساخته است. در حقیقت روش‌های شبکه عصبی، توانایی خود را در حل سامانه‌های پیچیده غیر خطی نشان داده‌اند. تحقیقات وسیعی برای گسترش این گونه روشها در سالهای اخیر انجام شده است.

عدنان پارلاک و همکاران [۲]، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مقادیر مصرف ویژه سوخت و دمای گازهای خروجی (Te)، در موتوری دیزلی را پیش‌بینی کردند. با توجه به اینکه در روش شبکه عصبی، ابتدا باید شبکه آموزش داده شده و سپس برای بررسی کارکرد شبکه، تست گردد، لذا آنها در این تحقیق، تست‌های آزمایشگاهی گوناگونی را در دورها و بارهای مختلف ( $1000 \leq N \leq 2200 \text{rpm}$ )، زمان‌های تزریق مختلف ( $32 \leq CA \leq 38$ )، نرخ‌های جرمی متغیر سوخت و همچنین فشارهای متغیر هوای ورودی، ( $1.10 \leq \text{inlet air pressure} \leq 1.40 \text{ bar}$ )، برای بررسی متغیرهای عملکردی نظیر مصرف سوخت ویژه و دمای گازهای خروجی انجام دادند.

از تعدادی از داده‌های تجربی حاصله برای آموزش شبکه عصبی و از مابقی داده‌های تجربی موجود برای تست و خروجی شبکه، استفاده کردند و با نتایج آزمایشگاهی بدست آمده، ارزیابی نمودند. سپس با استفاده از شبکه عصبی حاصله، مصرف سوخت ویژه و دمای گازهای خروجی را در دور، بار و زمان‌های تزریق دیگر موتور پیش بینی کردند که پیش بینی خوبی توسط شبکه‌های عصبی حاصل شد.

یوسف کای و همکاران [۳]، با استفاده از شبکه عصبی، مقادیر مصرف سوخت، توان، فشار مؤثر میانگین و دمای آلاینده‌های خروجی در موتورباشتعال جرقه‌ای را پیش‌بینی کردند. ورودی‌های شبکه عصبی، دور موتور، گشتاور، جرم سوخت، دمای هوای ورودی و دمای آب خنک‌کاری و خروجی آن، مصرف سوخت، توان، فشار مؤثر میانگین و دمای آلاینده‌های خروجی بودند. مطابق نتایج آنها، شبکه عصبی حاصله، پیش‌بینی‌های خوبی برای متغیرهای عملکردی خروجی در دورها و بارهای دیگر موتور ارائه کرد.

کسجین [۴]، با استفاده از نتایج حاصله از شبیه‌سازی توسط شبکه عصبی و الگوی وراثت متغیرهای طراحی نسبت هم ارزی، فشار تزریق، دمای تزریق و همچنین شروع و طول مدت احتراق را در موتوری اشتعال جرقه‌ای با گاز طبیعی برای کاهش آلاینده  $\text{NO}_x$  بهینه کردند. نتایج حاصله، قابلیت پیش بینی خوب و همگرایی سریع شبکه عصبی استفاده شده، در شبیه‌سازی متغیرهای ورودی و مقدار  $\text{NO}_x$  خروجی را نشان می‌داد. همچنین کاهش قابل توجهی در مقدار بهینه  $\text{NO}_x$  خروجی بدست آمد.

عباسی و همکاران [۵]، با استفاده از شبیه‌سازی عددی، اثر ویژگی‌های سامانه تزریق را در شرایط قانون اول و دوم ترمودینامیک در موتور دیزلی پاشش مستقیم سریع با چرخش در محفظه احتراق بررسی کردند. آنها در کار خود حساسیت متغیرهای مختلف سامانه تزریق را با توجه به قوانین اول و دوم مورد مطالعه قرار دادند. نتایج حاصله تطابق مناسبی بین داده‌های تجربی و شبیه‌سازی انجام شده، نشان داد.

دریچه ورودی، قبل از بلندشدگی اصلی و با استفاده از نرم افزار GT-POWER متغیرهای مدت زمان بلندشدگی دریچه ورودی و همچنین مقدار بلندشدگی آن را با در نظر گرفتن نرخ بزرگ EGR<sup>۲</sup> بهینه نمودند. نتایج نشان داد که مقدار بهینه بلندشدگی کم دریچه قبل از بلندشدگی اصلی، منجر به کاهش مصرف سوخت شده است.

در مطالعات قبلی به طور پراکنده، متغیرهای قابل پایش و متغیرهای مختلف عملکردی موتور، با استفاده از شبکه عصبی و یا الگوی وراثت بررسی شده است. با وجود تحقیقات فراوان در عرصه‌های مختلف برای بهینه‌سازی مسائل متعدد، کاربرد الگوی‌های مورچگان هنوز در بسیاری از زمینه‌ها مطالعه نشده است.

بررسی‌های انجام گرفته، نشان می‌دهد، پژوهش‌های چندانی برای اثبات کارایی یا عدم کارایی آنها در حوزه موتورهای احتراق داخلی و دیگر زمینه‌های مرتبط با مکانیک سیالات جز چند موردی که در سال‌های اخیر بر روی موارد معدودی از کاربردهای صنعتی صورت گرفته، انجام نگرفته است.

به منظور پایش بهینه عملکرد و آلاینده‌گی در موتور، تا کنون به طور جامع، شبیه‌سازی متغیرهای مختلف سامانه سوخت و هوا و همچنین بهینه‌سازی عملکرد و آلاینده‌گی در موتورهای دیزلی تزریق مستقیم، انجام نشده است.

از طرفی برخی از تحقیقات انجام شده، روند مشابهی را برای بهینه‌سازی آلاینده‌های خروجی موتور نشان نمی‌دهند. بنابراین برای افزایش دقت نتایج و همچنین توسعه کارهای قبلی، در کار حاضر، با استفاده از نتایج حاصل از آزمایش‌های تجربی و شبیه‌سازی CFD انجام شده در یک موتور دیزل پاشش مستقیم، با پایش تعداد زیادی متغیر ورودی، تحلیل و شبیه‌سازی آلاینده‌های NO<sub>x</sub>، soot و مقدار مصرف سوخت، با استفاده از شبکه عصبی صورت گرفته و نتایج آزمایشگاهی و عددی با شبیه‌سازی بدست آمده مقایسه گردیده است. سپس با استفاده از الگوی فراابتکاری مورچگان، بهینه‌سازی موتور بر اساس شبیه‌سازی بدست آمده با هدف کاهش آلاینده‌ها و مصرف سوخت انجام گرفته است.

## ۲- دستگاه‌ها و جزئیات آزمایشگاهی

موتور استفاده شده در این تحقیق، یک موتور دیزل تزریق مستقیم سنگین ۴ زمانه ۶ استوانه خطی است. قدرت موتور ۲۴۰ اسب بخار در دور ۱۴۰۰ rpm است و حجم جابجایی آن ۱۱،۵۸ لیتر است. مشخصات فنی موتور در جدول (۱)، ارائه شده است. روش‌های استاندارد برای اندازه‌گیری متغیرهای عملیاتی و گازهای خروجی از موتور استفاده شده است. طرح بستر آزمون در شکل (۱)، نشان داده شده است. به منظور اندازه‌گیری مقدار جرم سوخت، از حسگر پایش‌کننده ST10 استفاده شده است. برای پایش و اندازه‌گیری گشتاور از لگام ترمزی آهنربایی شبیه‌سازی E400 ساخت شرکت PMID CO متصل به محور

پارک [۶]، با استفاده از برنامه کیوا و الگوی وراثت، شبیه‌سازی و بهینه‌سازی هندسه کاسه سمه و متغیرهای طراحی کارکرد موتور دیزلی با سوخت دی متیل اتر (DME) را با هدف بهبود آلاینده‌گی و عملکرد موتور انجام داد. با استفاده از برنامه اصلاح شده کیوا، شبیه‌سازی عددی احتراق دیزلی با سوخت DME انجام شد. سپس با استفاده از شبیه‌سازی صورت گرفته و الگوی وراثت، به بهینه‌سازی مقادیر آلاینده‌گی و مصرف سوخت، با اعمال متغیرهای مختلف هندسی و متغیرهای سامانه تزریق پرداخت.

باشکور و همکاران [۷]، با استفاده از آزمایش‌های تجربی، زمان تزریق و نسبت تراکم را در موتوری دوگانه‌سوز دیزل- زیست گاز با هدف افزایش بازده و کاهش آلاینده‌ها بهینه کردند. نتایج نشان داد که پیش‌رسی زمان تزریق، سبب کاهش آلاینده‌های CO و HC می‌شود. همچنین بازده حرارتی بیشینه در نسبت تراکم ۱۸:۱ و زمان تزریق ۲۹ درجه قبل از نقطه مکث بالا (29 bTDC)، بدست آمد.

آتشکاری و همکاران [۸]، با استفاده از شبکه عصبی و الگوی وراثت، شبیه‌سازی و بهینه‌سازی گشتاور و مقدار مصرف سوخت را در موتوری اشتعال جرقه‌ای با زمان متغیر دریچه‌ها بررسی کردند. ورودی‌های شبکه عصبی برای شبیه‌سازی، زاویه بسته شدن دریچه ورودی (IVC) و دور (N) موتور و خروجی‌های آن گشتاور و مقدار مصرف سوخت بود. سپس با استفاده از شبیه‌سازی‌های بدست آمده و الگوی وراثت، بهینه‌سازی گشتاور و مصرف سوخت را بررسی کردند. مطابق نتایج آنها، بهینه‌سازی، اطلاعات مناسب و وسیعی از کل حوزه طراحی ایجاد می‌کند که طراح می‌تواند با دید وسیع‌تری زمان بهینه دریچه ورودی را برای تمام گستره دور موتور در برای دستیابی به عملکرد بهینه تنظیم نماید.

پروکا و همکاران [۹]، بهینه‌سازی زمان دریچه‌ها را با هدف حداکثر کردن گشتاور خروجی در موتوری بنزینی با استفاده از الگوی وراثت ارائه کردند. متغیرهای طراحی در نظر گرفته شده، زمان دریچه‌های ورودی و خروجی، پیش‌رسی جرقه، بار موتور و نسبت هوا به سوخت بودند. سپس، مقدار حساسیت نمونه به متغیرهای مستقل و وابسته بررسی شد.

متغیر مستقلی که بیشترین تأثیر را در مقدار گشتاور موتور در این پژوهش نشان داد، زمان بسته‌شدن دریچه‌های ورودی ارزیابی شد. در مرحله نهایی با هدف کاهش مصرف سوخت در دورهای میانی و بارهای متوسط، زمان بهینه تعیین شد.

فابیو و همکاران [۱۰]، متغیرهای سامانه VVA<sup>۱</sup> که سامانه‌ای برای تحریک متغیر دریچه‌های موتور با بکارگیری تغییرات در مقدار بلندشدگی دریچه و همچنین مدت بلندشدگی آن است، را در موتوری SI تزریق مستقیم مجهز به پرخوران، با هدف کاهش مصرف سوخت و سر و صدای موتور بهینه کردند. آنها با بکارگیری راهبرد بلندشدگی کم

<sup>2</sup> Exhaust Gas Recirculation

<sup>1</sup> Variable Valve Actuation

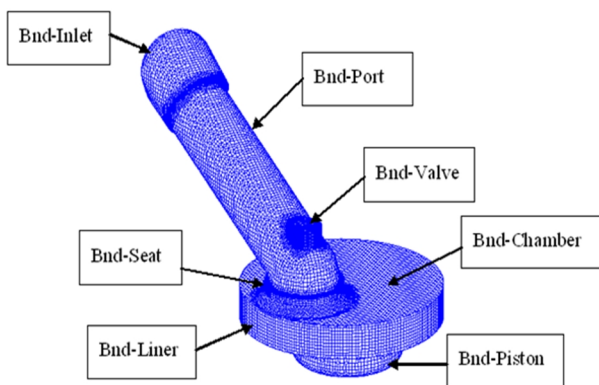
### ۳- شبیه‌سازی عددی

#### ۳-۱- هندسه شبیه‌سازی و تولید شبکه

به منظور شبیه‌سازی سه‌بعدی، در ابتدا یک استوانه موتور در نرم‌افزار SolidWorks شبیه‌سازی گردید. سپس برای ایجاد شبکه سه‌بعدی، نیاز به ایجاد شبکه‌ای سطحی از شبیه‌سازی است. شبکه ذکر شده در حالتی که سمبه در نقطه مکث بالا قرار دارد، تولید شده است. برای اینکه شبکه سطحی باید کل حجم استوانه و راهگاه ورودی را با کیفیت خوبی پوشش دهد، اندازه خانه سطحی برای نیل به این هدف بایستی به اندازه کافی کوچک است.

در مراحل بعدی شبیه‌سازی هندسه سه‌بعدی پیچیده موتور و ایجاد شبکه متحرک صورت می‌گیرد. دامنه محاسباتی شبیه‌سازی کامل موتور را می‌توان به سه قسمت اصلی راهگاه ورودی، راهگاه خروجی و استوانه تقسیم نمود. هر کدام از راهگاه‌ها را نیز می‌توان به ناحیه نشیمنگاه دریچه، ناحیه ساق دریچه و ناحیه فوقانی دریچه تقسیم نمود. استوانه نیز به سراسوانه، بوش استوانه و کاسه سمبه تقسیم می‌شود. از آنجایی که بعد از بسته‌شدن دریچه ورودی دامنه محاسباتی به استوانه محدود می‌شود، بعد از IVC برای کاهش حجم محاسبات، راهگاه ورودی را از شبیه‌سازی، حذف می‌کنیم. در واقع دو شبکه سطحی در نظر می‌گیریم. یکی شامل استوانه و راهگاه ورودی، که از لحظه بازشدن دریچه تا زمان بسته‌شدن دریچه از آن برای تولید شبکه متحرک استفاده می‌شود و دیگری که فقط استوانه را در بر می‌گیرد و بعد از بسته‌شدن دریچه برای تولید شبکه متحرک در پیمایش تراکم و انبساط از آن استفاده می‌شود.

برای حالت پایه، شبکه نهایی را قبل از بسته‌شدن دریچه در شکل (۲) مشاهده می‌کنید. اکنون باید سطوح مرزی با اسامی مناسب، برای اعمال شرایط مرزی انتخاب گردد. در مورد موتور مورد نظر، این نواحی بر روی شبکه نهایی در شکل (۲) نشان داده شده‌است.



شکل ۲: سطوح مرزی بکار رفته در شبیه‌سازی موتور

در کارکرد واقعی موتور، سمبه و دریچه حرکت می‌کنند. بنابراین برای شبیه‌سازی تغییرات موقعیت دریچه و سمبه نسبت به زاویه لنگ، شبکه نیز باید با این حرکت منطبق شود. برای این منظور برای حفظ کیفیت

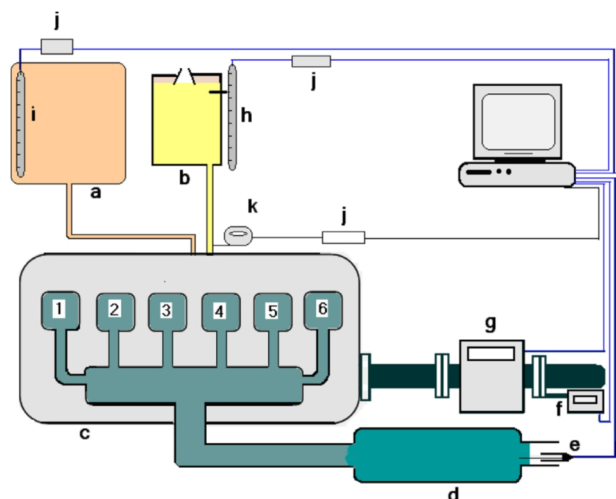
خروجی و با دقت اندازه‌گیری  $\pm 2$  (N.m) که مجهز به سامانه داده برداری عددی بود، استفاده شده است.

همچنین از یک دورسنج Exttech 461950 برای اندازه‌گیری سرعت دورانی موتور استفاده شده است. اطلاعات مربوط به نتایج آزمایش‌های در یک سامانه رایانه‌ای دریافت و تحلیل می‌گردید.

محدوده تعریف‌شده دور موتور از ۵۹۱ تا ۲۳۰۸ (د.د.د.) بود. به ازای هر دور کاری موتور در این محدوده، نرخ جرمی سوخت تزریق شده و دمای هوای ورودی نیز متغیر است. مقادیر به‌دست آمده برای توان و گشتاور با اعمال ضریب توسط خود لگام ترمز، تصحیح گردیدند. آلاینده‌های موتور نیز با استفاده از دستگاه تشخیص گاز شبیه‌سازی AVL Dicom4000-class1 اندازه‌گیری شدند.

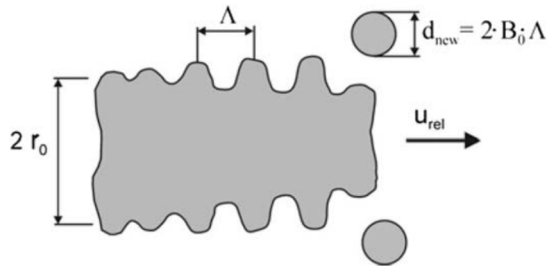
جدول ۱: مشخصات موتور مورد بررسی [۱۱]

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



شکل ۱: طرح بستر آزمون موتور: (a) مخزن سوخت، (b) مخزن هوا، (c) موتور مورد نظر برای آزمون، (d) صدا خفه‌کن، (e) دستگاه تشخیص آلاینده‌ها، (f) دورسنج، (g) لگام ترمز، (h) ظرف اندازه‌گیری هوا، (i) ظرف اندازه‌گیری سوخت، (j) مبدل، (k) دماسنج

مقدار در نظر گرفته شده برای  $C_1$  بر طبق توصیه ریتز و همکاران برابر  $0.61$  است [۱۶].



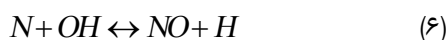
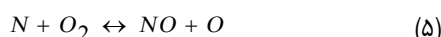
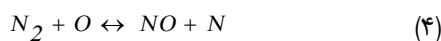
شکل ۳: طرحواره شبیه‌سازی Wave [۱۶]

ثابت  $C_2$  تأثیر جریان داخل سوراخ نازل، مانند آشفته‌گی و طراحی نازل را به حساب می‌آورد و از یک افشانه به افشانه دیگر تغییر می‌کند و به سطح آشفته‌گی اولیه در فرایند تجزیه مایع وابسته است. این ثابت برابر  $12$  فرض شده است که محدوده آن بین  $5$  تا  $60$  است. هر چقدر این ثابت کمتر است زمان اتمیزه کردن جت سوخت و طول تزریق کوتاهتر می‌شود.

ثابت  $C_3$  نیز تأثیرات لزجت سوخت را در نظر می‌گیرد. اگر یک انتخاب شود، تأثیر لزجت سوخت در محاسبات وارد می‌شود و اگر صفر انتخاب شود، تأثیر لزجت سوخت به حساب نمی‌آید. از این برای این ثابت برابر  $1$  در نظر گرفته شده است [۱۶].

#### ۴-۲- شبیه‌سازی آلایندة $NO_x$

برای ارزیابی تشکیل اکسید نیتروژن حرارتی در FIRE از سازوکار زلدوویچ توسعه یافته، استفاده می‌شود. این سازوکار یک کاهش نظام یافته شیمیایی چند مرحله‌ای براساس فرضیات تعادل جزئی واکنش‌های مقدماتی، اند.



از ضرب کردن طرف‌های راست و چپ معادلات (۴-۶)، واکنش کلی زیر به دست می‌آید:



بنابراین آهنگ تشکیل NO طبق معادله زیر به دست می‌آید:

$$\frac{d[NO]}{dt} = 2k_f[N_2][O_2] \quad (8)$$

آهنگ واکنش نیز از معادله زیر به دست می‌آید:

$$k_f = \frac{A}{\sqrt{T}} \cdot \exp\left(-\frac{E_a}{RT}\right) \quad (9)$$

که در آن A شاخص پیش‌نمایی و  $E_a$  انرژی فعال سازی است [۲۲].

شبهه، در زوایای خاصی دو شبکه با تعداد خانه متفاوتی ایجاد می‌شود. در این زوایا اطلاعات متغیرهای جریان که در شبکه اولیه محاسبه شده است به شبکه دوم، برای محاسبات بعدی منتقل می‌شود. به این عمل اصطلاحاً بروزسانی<sup>۳</sup> می‌گویند. به‌روزرسانی شبکه به دلیل اینکه در شکل خانه‌ها در حین حرکت شبکه اعوجاج ایجاد می‌شود و استفاده از شبکه با کیفیت بهتر باعث تندتر شدن سرعت محاسبات می‌شود، امری غیر قابل اجتناب است.

#### ۴-۱- روش حل عددی

بر پایه روش حجم محدود، معادلات پیوستگی جرم، اندازه حرکت و انرژی به همراه شبیه‌سازی برای آشفته‌گی گسسته‌سازی شده و سپس با یک الگوی تکراری معادلات جبری حاصل، حل می‌گردد [۱۲]. البته در این بررسی از شبیه‌سازی احتراقی ECFM-3Z [۱۴-۱۳]، شبیه‌سازی خود اشتعالی Shell [۱۵]، شبیه‌سازی گرد کردن افشانه سوخت Wave استاندارد [۱۶]، شبیه‌سازی اغتشاش  $k-\epsilon$  استاندارد [۱۷]، شبیه‌سازی انتقال حرارت و تبخیر قطرات سوخت Dukowicz [۱۸-۱۹]، شبیه‌سازی برخورد سوخت به دیواره Walljet [۲۱-۲۰]، شبیه‌سازی توسعه یافته زلدوویچ برای تشکیل آلایندة  $NO_x$  [۲۲] و شبیه‌سازی هیروویاسو برای تشکیل آلایندة soot [۲۴-۲۳]، استفاده شده است. جزئیات این شبیه‌سازی‌ها در ادبیات فن موجود است که برای اطلاعات بیشتر به مراجع ارجاع داده شده رجوع شود.

#### ۴-۱- شبیه‌سازی اتمیزاسیون افشانه سوخت

برای شبیه‌سازی توزیع و پخش قطرات جت سوخت از شبیه‌سازی Wave استفاده شده است. در این شبیه‌سازی فرض بر این است که به دلیل آشفته‌گی جریانی که درون سوراخ نازل افشانه وجود دارد، طیفی از موج‌های سینوسی با نوسانات محوری بینهایت کوچک در سطح جت سوخت به وجود می‌آیند. به دلیل نیروهای سیال که بر اثر سرعت نسبی بین جت سوختی مایع و گاز اطراف درون استوانه به وجود می‌آید، موج‌های سطحی بوجود آمده رشد می‌کنند. همان گونه که در شکل (۳) مشاهده می‌شود، شعاع قطره جدید جدا شده از فواره سوختی، متناسب با طول موج‌های سطحی در سطح جت سوخت است.

$$r_{stable} = C_1 \Lambda \quad (1)$$

زمان متلاشی شدن جت سوختی نیز به صورت زیر است:

$$\tau = \frac{3.726 C_2 r}{\Lambda \cdot \Omega} \quad (2)$$

در حالت کلی آهنگ کاهش شعاع قطره به صورت زیر است:

$$\frac{dr}{dt} = -\frac{(r - r_{stable})}{\tau} \quad (3)$$

<sup>3</sup> Rezoning

نشان داده شده است. هر کدام از عصب‌ها، ورودی‌های  $X_1, X_2, \dots, X_n$  را که توسط  $W_i$  وزن‌دار شده‌اند را دریافت می‌کنند. بایاس  $b_i$  که یک مقدار ثابت غیرصفر است به ورودی‌های وزن‌دار در تجمیع‌کننده اضافه می‌گردد؛ مجموع به دست آمده وارد تابع انتقال می‌شود و خروجی مربوط به تابع انتقال به عنوان خروجی عصب حاصل می‌گردد.

توابع انتقال متفاوت همچون تابع  $\text{tansig}$ ,  $\text{logsig}$ ,  $\text{etc}$  انواع متفاوتی از خروجی‌ها را به دست می‌دهند. بهتر است ورودی‌های مورد استفاده در شبکه بی‌بعد گردند تا نوع ورودی تأثیری بر نتایج خروجی نداشته است. خروجی‌ها نیز با توجه به نوع تابع انتقال می‌توانند در بازه‌های مختلفی قرار گیرند. مثلاً تابع  $\text{logsig}$  که به صورت زیر تعریف می‌شود، مقادیر خروجی بین صفر و یک به دست می‌دهد:

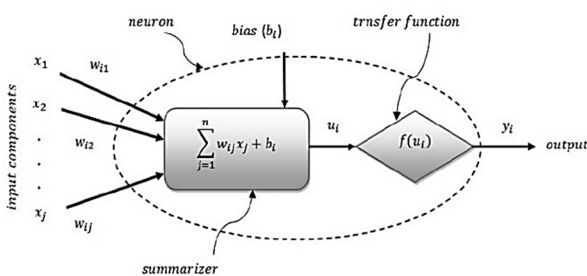
$$y_i = \text{log sig}(u_i) = \frac{1}{1 + e^{-u_i}} \quad (13)$$

معادلات (۱۴) و (۱۵) مقادیر خروجی‌های  $u_i$  و عصب‌های  $y_i$  را به ترتیب نشان می‌دهند:

$$u_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + b_i \quad (14)$$

$$y_i = f(u_i) \quad (15)$$

که در آن،  $x_j$  مولفه  $j$  ام ورودی‌های نمایی  $x$  و  $f$  تابع انتقال شبکه است.



شکل ۴: نمایش ساده از عملکرد ریاضی یک عصب شبکه عصبی مصنوعی [۲۵]

مطابق با نظریه کلموگروف، یک شبکه چند لایه‌ای پرسپترون می‌تواند یک رابطه پیچیده و غیرخطی بین ورودی‌ها و خروجی‌های یک سامانه را تخمین بزند.

یک پرسپترون سه لایه، یکی از ساده‌ترین و مؤثرترین شبکه‌هایی است که می‌تواند به دلیل تعداد متغیرهای پایشی کم، در شبیه‌سازی سامانه‌های پیچیده مورد استفاده قرار گیرد (شکل ۵).

الگوی پس انتشار که به طور وسیعی در شبکه‌های پرسپترون کاربرد دارد، یک روش کاهش خطای خروجی شبکه بر پایه دستورالعمل کاهش گرادینتی با استفاده از تنظیم وزن‌ها و مقدارهای اولیه، نسبت به عصب‌های متناظر شبکه است. فرایند آموزش شبکه با تنظیم وزن‌ها و مقدارهای اولیه نسبت به هر عصب انجام می‌گیرد که این عمل توسط

### ۴-۳- شبیه‌سازی تشکیل و اکسیدشدن دوده

این شبیه‌سازی بر اساس ترکیب مناسب آهنگ فیزیکی-شیمیایی که نشان‌دهنده بهم متصل شدن ذرات، رشد صفحه‌ای و اکسیدشدن است، است.

آهنگ تشکیل دوده کل، به صورت اختلاف بین دوده تشکیل شده و دوده اکسید شده شبیه‌سازی می‌شود:

$$\frac{dM_{soot}}{dt} = \frac{dM_{form}}{dt} - \frac{dM_{oxide}}{dt} \quad (10)$$

به طوری که تشکیل دوده، عبارت است از:

$$\frac{dM_{form}}{dt} = A_f M_{fv} P^{0.5} \exp\left(-\frac{E_f}{RT}\right) \quad (11)$$

که در آن  $A_f$  شاخص پیش‌نمایی،  $M_{fv}$  جرم بخار سوخت،  $P$  فشار و  $E_f$  انرژی فعال سازی است.

آهنگ اکسیدشدن دوده نیز بر طبق مطالعات ناگل و استریکلند است [۲۴].

$$\frac{dM_{oxide}}{dt} = \frac{6 MW_c}{\rho_s D_s} M_s R_{tot} \quad (12)$$

که در آن  $MW_c$  وزن مولکولی کربن،  $\rho_s$  چگالی دوده،  $D_s$  قطر میانگین دوده،  $M_s$  جرم دوده و  $R_{tot}$  آهنگ واکنش خالص است. آهنگ کاهش مخلوط قابل احتراق، متناسب با مقیاس زمانی واکنش است و براساس آهنگ مقدار محلی انرژی جنبشی آشفته و آهنگ اضمحلال آن تعیین می‌شود.

### ۵- شبکه عصبی مصنوعی

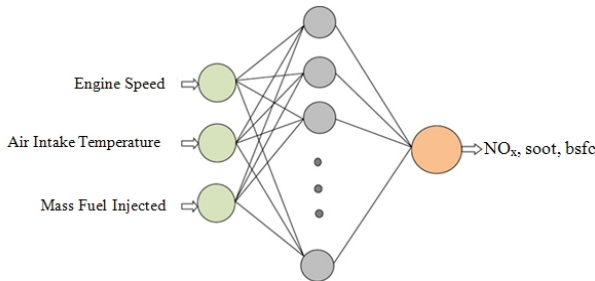
شبکه عصبی مصنوعی، یک ساختار ریاضی است که با الگوبرداری از مغز انسان، بین مجموعه‌ای از اعداد ورودی و خروجی، یک نگاشت برقرار می‌کند، بگونه‌ای که بتوانیم از مجموعه  $m$  عضوی ورودی، به مجموعه  $n$  عضوی خروجی مورد نظر برسیم. اساس کار بر این است که ما در ابتدا از تعدادی داده و مواد خام موجود استفاده کرده و شبکه را با آنها آموزش می‌دهیم. داده‌های ما، یک دسته زوج شامل مجموعه ورودی و خروجی است که معمولاً از محاسبه یا از طریق تجربه و آزمایش بدست می‌آید.

آموزش شبکه یعنی دستیابی به شبکه و مشخصات آن، به نحوی که بتواند نگاشت مزبور را بین هر یک از داده‌های ورودی و داده خروجی مربوطه آن برقرار کند. شبکه‌های عصبی، قادر به شبیه‌سازی مسائل پیچیده در زمینه‌های مختلف از جمله موتور و شبیه‌سازی آلاینده‌ها و بطور کلی توانایی حل سامانه‌های پیچیده غیر خطی را داراست. از جمله مزایای شبکه عصبی، پیش‌بینی خروجی سامانه با دقت و سرعت تند است.

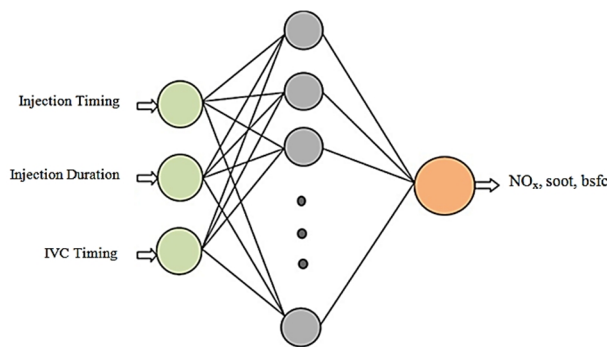
قسمت‌های اساسی در یک شبکه عصبی، عصب‌ها هستند که شامل وزن‌ها، مقادیر اولیه، تجمیع‌کننده و توابع انتقال اند که در شکل (۴)

الگوی مورد استفاده برای آموزش مسأله، لونبرگ- مارگوارت بوده و توابع انتقال لایه ورودی و خروجی هر دو از نوع tansig است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\tan \operatorname{sig}(n) = \frac{2}{1 + e^{-2n}} - 1 \quad (16)$$



شکل ۶: ساختار شبکه عصبی برای سه ورودی سرعت موتور، دمای هوای ورودی و جرم سوخت پاشیده شده



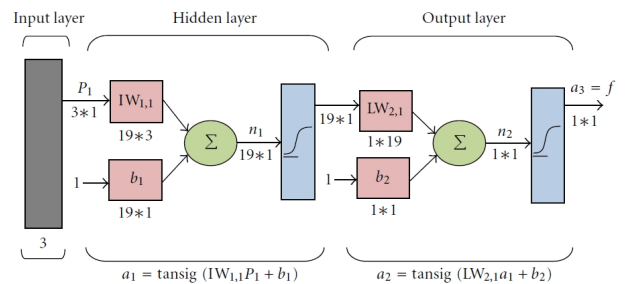
شکل ۷: ساختار شبکه عصبی برای سه ورودی زمان تزریق سوخت، طول مدت تزریق و زمان بسته شدن دریچه ورودی

روند شبیه‌سازی در شبکه‌های در نظر گرفته شده به این صورت است که ابتدا تعداد ۱۴۴ داده تجربی، وارد شبکه عصبی شده‌اند. این داده‌ها براساس آزمایش‌های انجام گرفته، استخراج شده و برای سه متغیر پایشی و یک متغیر خروجی اعمال گردیده است.

به همین ترتیب داده‌های مورد استفاده برای شبکه عصبی دوم تلفیقی از داده‌های تجربی و عددی به دست آمده از شبیه‌سازی CFD است که مقادیر آنها با توجه اشکال (۸) الی (۱۴)، در جداول (۳) تا (۵) آمده است. منظور از عبارت 10 bTDC این است که شروع پاشش سوخت در نقطه ۱۰ درجه قبل از نقطه مکث بالا اتفاق می‌افتد. همچنین منظور از 16 bTDC-20 شروع پاشش سوخت در زمان ۱۶ درجه میل‌لنگ قبل از نقطه مکث بالا و طول مدت تزریق هم ۲۰ درجه میل‌لنگ است.

لازم به ذکر است که محدوده متغیرهای ورودی سرعت موتور، دمای هوا و جرم سوخت پاشیده شده برای شبکه اول به ترتیب در بازه‌های [۵۹۱، ۲۳۰۸]، [۱۵، ۴، ۲۸، ۳] و [۰، ۳۹، ۱۰، ۳۱] و همچنین متغیرهای زمان تزریق (CA bTDC)، زمان پاشش سوخت (CA) و زمان بسته شدن دریچه ورودی (CA aBDC) برای شبکه دوم به ترتیب در بازه‌های [۱۰، ۲۵]، [۱۰، ۲۵] و [۴۰، ۹۰] قرار دارند (جداول ۶ و ۷).

توابع انتقال مخصوصی انجام می‌گیرد. هدف از آموزش شبکه، پیدا کردن تعدادی از وزن‌ها و مقادیرهای اولیه بهینه است که شبکه بتواند توسط آنها و به ازای هر مجموعه داده ورودی دلخواه مقادیر خروجی قابل قبول و نزدیک به خروجی تجربی تولید کند. لازم به یادآوری است که نوع توابع انتقال و الگوی‌های آموزشی نقش اساسی در شبیه‌سازی شبکه ایفا می‌کنند. بنابراین نوع آنها باید متناسب با نوع مسأله به دقت انتخاب گردد. به عنوان مثال برای یک مسأله خاص از شکل (۵) چنین برداشت می‌شود که تعداد متغیرهای ورودی ۳ و تعداد متغیرهای خروجی ۱ است. تعداد عصب‌های لایه پنهان و خروجی هر دو ۱۹ است و نوع تابع انتقال در هر دو لایه تابع tansig در نظر گرفته شده است.



شکل ۵: یک ساختار نمونه از شبکه عصبی پرسپترون [۲۵]

## ۵-۱- شبکه عصبی مورد استفاده برای شبیه‌سازی مسأله

با توجه به اینکه داده‌های تجربی برای ورودی‌های مختلف هم از لحاظ تعداد و هم از لحاظ تطابق (منظم نبودن داده‌های ورودی به ازای هر داده خروجی) دارای ناهمگونی اند، لذا برای کاهش مقدار تأثیرگذاری خطاهای حاصل از عدم وجود داده‌های مکفی برای برخی از ورودی‌های پایشی از جمله مقدار پاشش سوخت، از دو شبکه عصبی، هر کدام با سه متغیر ورودی همگون از حیث داده‌ها در نظر گرفته شده است. در شکل (۶)، ساختار شبکه عصبی اول طراحی شده برای شبیه‌سازی NOx و soot و همچنین bsfc با توجه به سه متغیر ورودی سرعت موتور، دمای هوای ورودی و جرم سوخت پاشیده شده، نشان داده شده است. ساختار مشابه و مستقلی برای شبیه‌سازی همان خروجی‌ها (آلاینده‌ها و همچنین مصرف سوخت ویژه ترمزی) با در نظر گرفتن متغیرهای پایشی زمان تزریق سوخت، طول مدت تزریق و زمان بسته شدن دریچه ورودی در شکل (۷) ترسیم گردیده است.

هر کدام از شبکه‌ها طوری طراحی شده‌اند که در آن شبیه‌سازی متغیرهای خروجی به صورت کاملاً مستقل انجام می‌گیرد. یعنی برای هر خروجی مانند NOx، تعداد عصب‌های لایه پنهان و همچنین متغیرهای پایشی شبکه کاملاً متفاوت از همین متغیرها برای آلاینده soot خواهد بود.

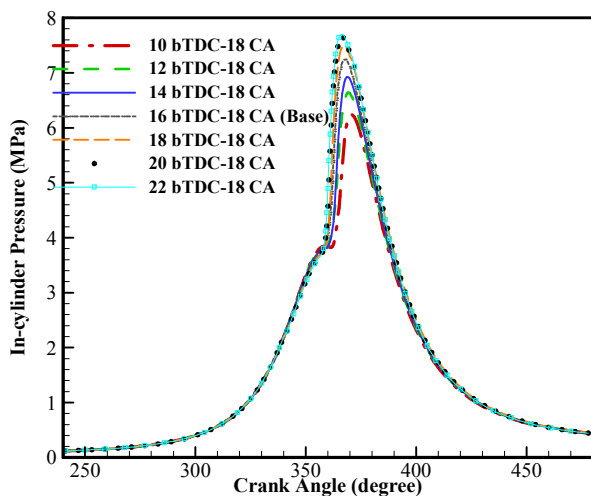
تعداد عصب‌های لایه پنهان با استفاده از روش آزمون و خطا به دست آمده است. تعداد عصب‌های لایه‌های ورودی و خروجی متناظر با تعداد ورودی‌ها و خروجی‌های مسأله مورد بررسی بوده و به ترتیب ۳ و ۱ اند؛

جدول ۲: مقادیر تجربی و عددی متغیرهای عملکردی موتور در شرایط پایه  
 $IMAT = 301\text{ K}$ ,  $IMAP = 0.1\text{ MPa}$ ,  $Speed = 1400\text{ rpm}$

توان ترمزی (kW)	مصرف ویژه سوخت ترمزی (kW.hr/g)	بیشینه فشار استوانه (MPa)	تجربه
۱۰۷	۲۲۳٫۸	۶٫۸۲	تجربه
۹۸٫۴	۲۳۷٫۹	۷٫۲۴	پیش‌بینی

همان طور که ملاحظه می‌شود بین مقادیر تجربی و عددی، درصد خطای کمی وجود دارد، که با توجه به وجود خطاهای موجود چه در ثبت نتایج تجربی و چه در فرضیاتی که برای شبیه‌سازی عددی صورت گرفته، درصد خطای قابل قبولی است.

در شکل (۹) اثر زمان‌های مختلف تزریق سوخت بر تغییرات فشار داخل استوانه آورده شده است. برای این منظور، زمان‌های تزریق ۲۰، ۲۲، ۱۸، ۱۶، ۱۴، ۱۲ و ۱۰ درجه قبل از نقطه مکث بالا، شبیه‌سازی شده است در تمامی این حالت‌ها، طول مدت تزریق بدون تغییر و برابر ۱۸ درجه زاویه لنگ است. همانطور که مشاهده می‌شود با افزایش پیش‌رسی تزریق سوخت، مقدار فشار بیشینه داخل استوانه افزایش می‌یابد.



شکل ۹: فشار استوانه بر حسب زاویه میل‌لنگ محاسبه شده در زمان‌های مختلف تزریق  
 $IMAT = 301\text{ K}$ ,  $IMAP = 0.1\text{ MPa}$ ,  $Speed = 1400\text{ rpm}$

افزایش فشار بیشینه داخل استوانه به نوبه خود باعث افزایش دمای بیشینه احتراق خواهد شد. از آنجایی که فرآیند شکل‌گیری آلاینده‌ها، به خصوص آلاینده  $NO_x$  به شدت تحت تأثیر دمای احتراق قرار دارد، تغییرات زمان تزریق سوخت و به تبع آن تغییر در فشار و دمای احتراق، شکل‌گیری آلاینده‌ها را نیز تحت تأثیر قرار خواهد داد. شکل‌های (۱۰) و (۱۱) تغییرات آلاینده‌های  $NO_x$  و soot را در زمان‌های تزریق مختلف نشان می‌دهد.

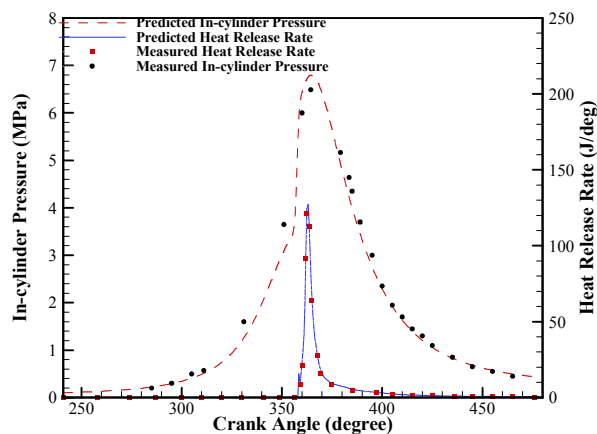
برای اعتباردهی به نتایج عددی در مقایسه با نتایج تجربی موجود برای موتور مورد نظر، با توجه به اینکه بیشترین نتایج تجربی موجود برای موتور مورد مطالعه در دور گشتاور حداکثر بوده و این دور موتور یکی از حالت‌های بحرانی کارکردی موتور از لحاظ تولید آلاینده است، این حالت مطالعه شد.

مهمترین متغیری که در شبیه‌سازی‌های داخل محفظه احتراق به کار می‌رود، فشار داخل استوانه در طول فاصله زمانی شبیه‌سازی است.

در شکل (۸) منحنی‌های فشار داخل استوانه و انرژی آزاد شده برای شرایط تجربی و عددی در حالت پایه (16 bTDC, 18 CA)، مقایسه شده است. همانطور که مشاهده می‌شود تطابق خوبی بین داده‌های تجربی و نتیجه حاصل از شبیه‌سازی عددی، حاصل شده است.

شایان ذکر است که شروع پاشش سوخت در حالت پایه برای موتور در ۱۶ درجه قبل از نقطه مکث بالا اتفاق می‌افتد و مدت‌زمان تزریق سوخت هم ۱۸ درجه میل‌لنگ است. همچنین مشاهده می‌شود که گرادیان فشار زیادی از ۳۵۹ درجه میل‌لنگ به بعد به علت احتراق پیش‌آمیخته سوخت دیزل به وجود می‌آید.

بیشینه فشار داخل استوانه حاصل از شبیه‌سازی برابر ۷٫۲۴ مگا پاسکال و در موقعیت ۳۶۸ درجه میل‌لنگ (یعنی ۸ درجه بعد از نقطه مکث بالا) رخ می‌دهد که توافق خیلی خوبی را در مقایسه با بیشینه فشار داخل استوانه تجربی (۶٫۸۲ مگا پاسکال) و در همان موقعیت نشان می‌دهد.

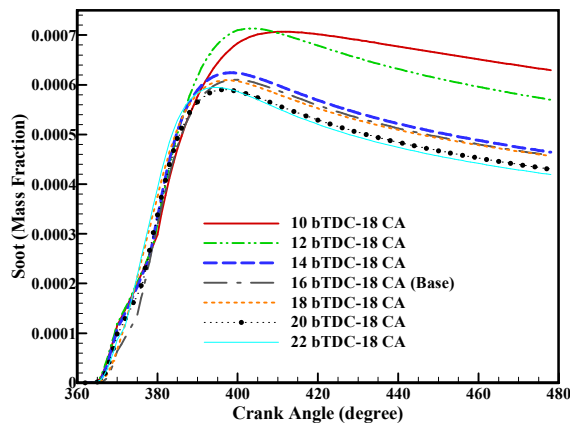


شکل ۸: فشار داخل استوانه و انرژی آزاد شده بر حسب زاویه میل‌لنگ برای شرایط تجربی و عددی موتور پایه،  
 $IMAT = 301\text{ K}$ ,  $IMAP = 0.1\text{ MPa}$ ,  $Speed = 1400\text{ rpm}$

از لحاظ کمی، با توجه به موجود بودن مقادیر تجربی برای مصرف سوخت و توان ترمزی می‌توان متغیرهای مرتبط را با مقادیر شبیه‌سازی مورد ارزیابی قرار داد.

در جدول (۲) مقادیر تجربی مصرف ویژه سوخت ترمزی و توان ترمزی با نتایج بدست آمده از شبیه‌سازی عددی مقایسه شده‌است.

سوخت، مقدار آلاینده  $NO_x$  به طور قابل توجهی کاهش می‌یابد. از طرف دیگر مقدار soot در اثر کاهش دما افزایش می‌یابد.

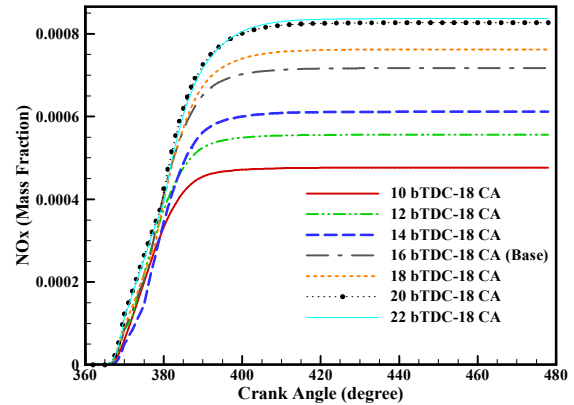


شکل ۱۱: مقایسه آلاینده soot بر حسب زاویه میل لنگ محاسبه شده در

زمان‌های تزریق مختلف

IMAT = 301 K, IMAP = 0.1 MPa, Speed = 1400 rpm

با توجه به محدوده متغیرهای ورودی سرعت موتور، دمای هوا و جرم سوخت پاشیده شده و همچنین زمان تزریق، مشابه نمودارهای (۸-۱۱)، محاسبات زمان‌های مختلف تزریق برای دوره‌های مختلف (۶۰۰، ۱۰۰۰، ۲۰۰۰ و ۳۳۰۰ دور بر دقیقه) انجام شده و مقادیر آلاینده‌های  $NO_x$ ، soot و همچنین مقدار مصرف سوخت حاصله از آن برای بکارگیری در شبکه عصبی، اعمال گردید.



شکل ۱۰: مقایسه آلاینده  $NO_x$  بر حسب زاویه میل لنگ محاسبه شده در

زمان‌های تزریق مختلف

IMAT = 301 K, IMAP = 0.1 MPa, Speed = 1400 rpm

با توجه به شکل، با افزایش پیش‌رسی تزریق و در نتیجه افزایش دمای احتراق، مقدار  $NO_x$  تولید شده افزایش می‌یابد. این رفتار را می‌توان با استفاده از سازوکار زلدوویچ توجیه نمود.

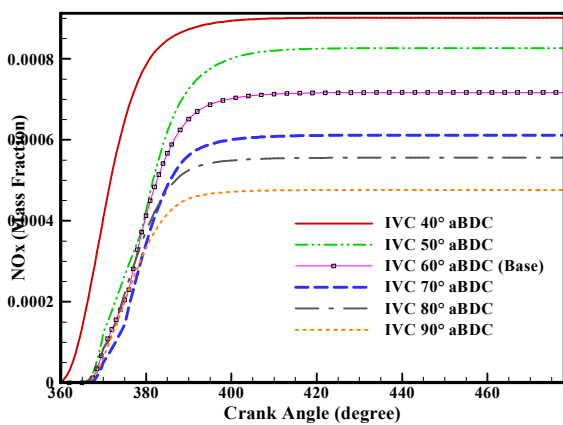
بدین صورت که با افزایش دما، واکنش‌های سازوکار زلدوویچ در جهت رفت پیشرفت می‌کنند. دلیل این امر وابستگی شدید آهنگ پیشرفت واکنش‌های سازوکار زلدوویچ به دما است. همانطور که می‌دانیم این دو آلاینده اثر متقابل روی همدیگر دارند. یعنی با افزایش یکی دیگری کاهش می‌یابد. همانطور که ملاحظه می‌شود با تأخیر در جرقه، تزریق

جدول ۳: مقادیر آلاینده‌های  $NO_x$ ، soot و مقدار مصرف سوخت به ازای ورودی‌های مسأله در زمان‌های مختلف تزریق

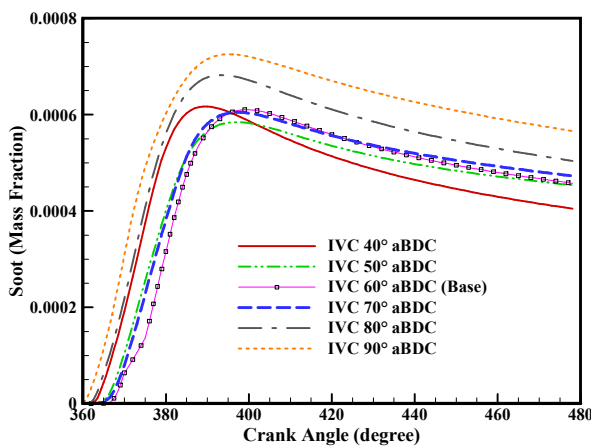
		شروع تزریق (bTDC)						
		۲۲	۲۰	۱۸	۱۶	۱۴	۱۲	۱۰
جرم سوخت دمای هوای ورودی (۳۳،۴ °C) سرعت ۶۰۰ ددد.	$NO_x$ (gr/kW.hr)	۲۶،۱۸	۲۵،۸۸	۲۲،۶۱	۲۲،۵۸	۲۱،۸	۲۱،۴۹	۲۱،۳۹
	Soot (gr/kW.hr)	۲،۱۱	۲،۱۴	۲،۱۵	۲،۱۷	۲،۲۵	۲،۲۹	۲،۳۸
	مصرف سوخت (gr/kW.hr)	۸۵۰،۲	۸۴۲،۱	۸۳۲،۶	۸۳۷،۲	۸۵۶،۱	۸۷۱،۸	۹۰۴،۴
جرم سوخت دمای هوای ورودی (۲۰ °C) سرعت ۱۴۰۰ ددد.	آلاینده $NO_x$ (gr/kW.hr)	۶،۸۶۱	۶،۶۱۳	۶،۴۵۳	۶،۴۴۷	۶،۳۸۸	۶،۳۵	۶،۳۱۴
	آلاینده Soot (gr/kW.hr)	۰،۶۱	۰،۶۱	۰،۶۲	۰،۶۲۴	۰،۶۲۶	۰،۶۵۶	۰،۶۸
	مصرف سوخت (gr/kW.hr)	۲۴۲،۷	۲۴۰،۴	۲۳۷،۷	۲۳۹	۲۴۴،۴	۲۴۸،۹	۲۵۸،۲

جدول ۴: مقادیر آلاینده‌های NO<sub>x</sub>، soot و مقدار مصرف سوخت به ازای ورودی‌های مسأله در مدت‌های مختلف تزریق

شروع تزریق (bTDC)							سرعت ۶۰۰ دادند.	مصرف سوخت (gr/kW.hr)
۲۲	۲۰	۱۸	۱۶	۱۴	۱۲	۱۰		
۲۲,۰۱	۲۲,۹۲	۲۲,۷۴	۲۲,۳۶	۲۲,۱۸	۲۲,۰۴	۲۲,۰۱	NO <sub>x</sub> (gr/kW.hr)	
۲,۹۷	۲,۱۳	۲,۱۷	۲,۱۸	۲,۲۳	۲,۲۷	۲,۹۷	Soot (gr/kW.hr)	
۸۶۵,۹	۸۶۲,۷	۸۳۷,۲	۸۲۸,۴	۸۰۵,۳	۸۴۹,۴	۸۶۵,۹	مصرف سوخت (gr/kW.hr)	
۶,۶۳۹	۶,۵۴۳	۶,۴۴۷	۶,۳۸۵	۶,۳۳۲	۶,۲۹۴	۶,۲۸۶	آلاینده NO <sub>x</sub> (gr/kW.hr)	
۰,۶۰۱	۰,۶۰۹	۰,۶۲۴	۰,۶۲۸	۰,۶۳۷	۰,۶۴۹	۰,۶۵۶	آلاینده Soot (gr/kW.hr)	
۲۵۲,۱	۲۴۶,۳	۲۳۹	۲۳۶,۵	۲۲۹,۹	۲۴۲,۵	۲۴۷,۲	مصرف سوخت (gr/kW.hr)	



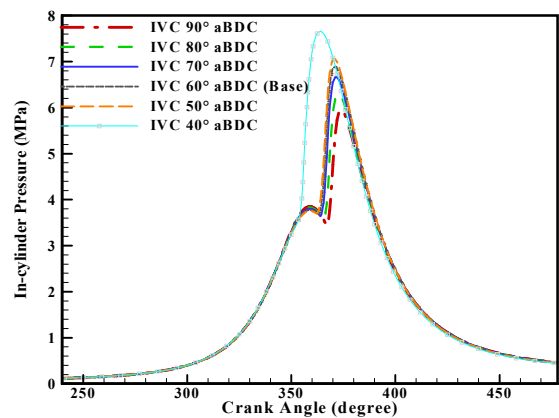
شکل ۱۳: مقایسه آلاینده NO<sub>x</sub> بر حسب زاویه میل لنگ محاسبه شده در زمان‌های مختلف بسته شدن دریچه ورودی  
IMAT = 301 K, IMAP = 0.1 MPa, Speed = 1400 rpm



شکل ۱۴: مقایسه آلاینده soot بر حسب زاویه میل لنگ محاسبه شده در زمان‌های مختلف بسته شدن دریچه ورودی  
IMAT = 301 K, IMAP = 0.1 MPa, Speed = 1400 rpm

از طرفی با توجه به اینکه، طول مدت تزریق سوخت (بر حسب زاویه میل لنگ) نیز یکی دیگر از متغیرهای ورودی برای شبکه عصبی است، مشابه روند قبل، در جدول (۴)، محاسبات طول مدت‌های مختلف تزریق برای دوره‌های مختلف انجام شده و مقادیر آلاینده‌های NO<sub>x</sub>، soot و همچنین مقدار مصرف سوخت حاصله از آن برای بکارگیری در شبکه عصبی، منظور گردید.

همچنین با توجه به اینکه زمان بندی متغیر بسته شدن دریچه ورودی نیز یکی دیگر از متغیرهای ورودی برای شبکه عصبی است، محاسبات مربوط به زمان‌های مختلف بسته شدن دریچه ورودی را ابتدا در دور ۱۴۰۰ rpm (دور گشتاور حداکثر که این دور موتور، یکی از حالت‌های بحرانی کارکردی موتور از لحاظ تولید آلاینده‌ها است) انجام داده که نتایج آن در اشکال (۱۲) الی (۱۴) آمده است.



شکل ۱۲: مقایسه فشار داخل استوانه بر حسب زاویه میل لنگ محاسبه شده در زمان‌های مختلف بسته شدن دریچه ورودی  
IMAT = 301 K, IMAP = 0.1 MPa, Speed = 1400 rpm

جدول ۵: مقادیر آلاینده‌های NO<sub>x</sub>، soot و مقدار مصرف سوخت به ازای ورودی‌های مسأله در زمان‌های مختلف بسته‌شدن دریچه ورودی

شروع تزریق (bTDC)						سرعت ۶۰۰ ددد.	دمای هوای ورودی (۳۳،۴ °C)	جرم سوخت (۰،۴۲ gr/sec)
۹۰	۸۰	۷۰	۶۰	۵۰	۴۰			
۲۲،۰۸	۲۲،۱۸	۲۲،۳۸	۲۲،۵۸	۲۲،۹۶	۲۴،۵۱	NO <sub>x</sub> (gr/kW.hr)		
۲،۴۴	۲،۳۴	۲،۱۹	۲،۱۸۵	۲،۱۸۲	۲،۰۷	Soot (gr/kW.hr)		
۹۳۴،۶	۹۰۰،۶	۸۴۱،۷	۸۳۷،۲	۸۳۴،۴	۷۰۵،۵	مصرف سوخت (gr/kW.hr)		
۶،۳۰۵	۶،۳۳۳	۶،۳۹	۶،۴۴۷	۶،۵۵۷	۶،۹۹۸	NO <sub>x</sub> (gr/kW.hr)	سرعت ۱۴۰۰ ددد.	دمای هوای ورودی (۴۰ °C)
۰،۶۶۹	۰،۶۶۷	۰،۶۲۷	۰،۶۲۴	۰،۶۲۳	۰،۵۹۱	Soot (gr/kW.hr)		جرم سوخت (۶،۷۳ gr/sec)
۲۶۶،۸	۲۵۷،۱	۲۴۰،۳	۲۳۹	۲۳۸،۲	۲۰۱،۴	مصرف سوخت (gr/kW.hr)		

مشابه روند ذکر شده، در جدول (۵)، محاسبات زمان‌های مختلف بسته‌شدن دریچه ورودی برای دورهای مختلف انجام شده و مقادیر آلاینده‌های NO<sub>x</sub>، soot و همچنین مقدار مصرف سوخت حاصله از آن برای بکارگیری در شبکه عصبی، منظور گردید

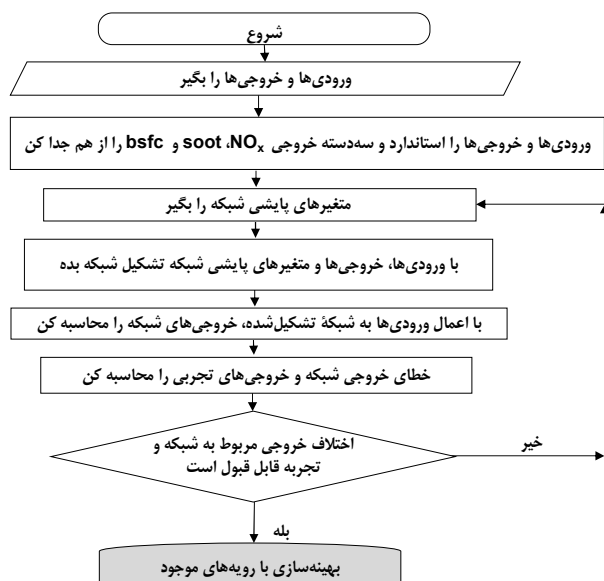
جدول ۶: دامنه تغییرات متغیرهای ورودی برای شبکه عصبی اول

متغیر کارکردی	واحد	محدوده تغییرات
سرعت موتور	دور بر دقیقه	[۵۹۱، ۲۳۰۸]
دمای هوای ورودی	درجه سانتی‌گراد	[۱۵، ۲۸، ۳۰، ۳۳]
جرم سوخت	گرم بر ثانیه	[۰، ۳۹، ۱۰، ۳۱]

جدول ۷: دامنه تغییرات متغیرهای ورودی برای شبکه عصبی دوم

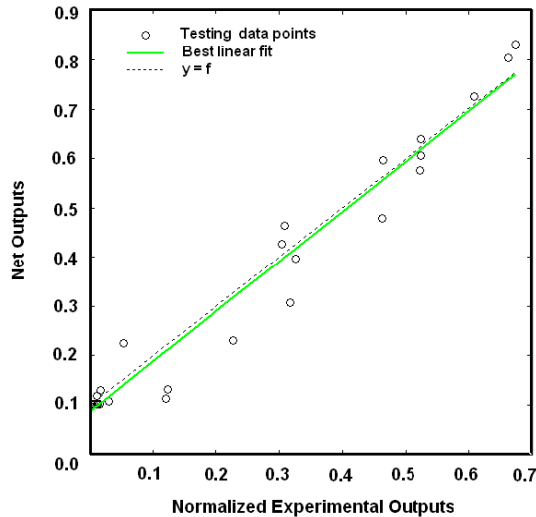
متغیر کارکردی	واحد	محدوده تغییرات
شروع تزریق	درجه قبل از نقطه مکث بالا	[۱۰، ۲۵]
مدت تزریق	درجه میل‌لنگ	[۱۰، ۲۵]
زمان بسته‌شدن دریچه ورودی	درجه بعد از نقطه مکث پایین	[۴۰، ۹۰]

الگوی شبکه عصبی موردنظر برای شبیه‌سازی در شکل (۱۵) آمده است.

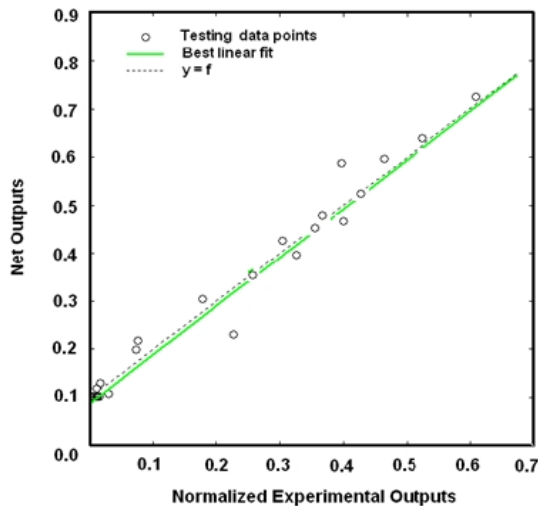


شکل ۱۵: روند شبکه عصبی موردنظر برای شبیه‌سازی

همچنین انواع سازوکارهای بروز رسانی وزن‌ها و مقادیرهای اولیه (LM, Gd, Gdm, Cgb, Cgp) در دو شبکه مذکور مورد ارزیابی قرار گرفتند تا عملکرد تک‌تک آنها برای مسأله حاضر سنجیده شود. مطابق این ارزیابی که نتایج آن در جدول (۸) آورده شده است، سازوکار بروز رسانی Cgb نتایج بهتری برای NO<sub>x</sub> و bsfc و سازوکار Cgp نتیجه بهتری برای آلاینده soot در پی دارد.



شکل ۱۷: خروجی‌های مربوط به تست شبکه آموزش یافته اول در برابر خروجی‌های آزمایشگاهی برای Soot با ضریب تصحیح  $R = 0.980$ .



شکل ۱۸: خروجی‌های مربوط به تست شبکه آموزش یافته اول در برابر خروجی‌های آزمایشگاهی برای bsfc با ضریب تصحیح  $R = 0.987$ .

مقدار کاهش مجموع مربعات خطا (MSE) پس از تکرارهای مختلف با توجه به بروزسانی وزن‌ها و مقدارهای اولیه بایستی روند همگرایی خود را ادامه دهد تا در نهایت خطا به مقدار دلخواه رسیده و دستور توقف بروزسانی و روند بهینه‌سازی وزن‌ها و مقدارهای اولیه متوقف شود. همچنین می‌توان وزن‌ها و مقدارهای اولیه بهینه شده برای شبکه عصبی اول را پس از رسیدن به خطای مطلوب و توقف بروزسانی متغیرهای شبکه بدست آورد. دقیقاً به همین صورت می‌توان نمودارها و جداولی برای ساختار شبکه عصبی دوم که داده‌های کمتری نسبت به شبکه اول دارد، در نظر گرفت که در آن نحوه عملکرد، مقدار خطا، وزن‌ها و مقدارهای اولیه بهینه شده نشان داده شود. نتایج در جدول (۹) آورده شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود در هر سه مورد از خروجی‌ها، الگوی آموزشی Cgb کمترین مقدار خطا را به دست می‌دهد.

جدول ۸: نتایج آموزش شبکه اول برای شبیه‌سازی مصرف سوخت و آلاینده‌ها با استفاده از الگوی‌های آموزشی مختلف و بهترین B (تعداد بهینه عصب‌ها در لایه پنهان)

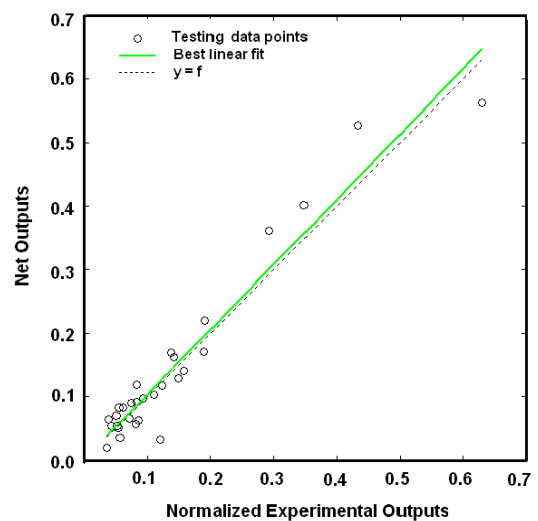
الگوی آموزش	آموزش R			بهترین B		
	NO <sub>x</sub>	Soot	Bsfc	NO <sub>x</sub>	Soot	Bsfc
LM	۰,۹۰۲	۰,۹۶۵	۰,۸۸۸	۱۱	۱۷	۱۴
Gd	۰,۸۸۱	۰,۹۷۱	۰,۸۹	۲۵	۵۵	۲۸
Gdm	۰,۹۰۳	۰,۸۶۷	۰,۹۲۵	۴۲	۴۵	۴۸
Cgb	۰,۹۸۶	۰,۹۸۴	۰,۹۸۸	۳۶	۴۲	۱۹
Cgp	۰,۹۷۶	۰,۹۸۸	۰,۹۶۶	۲۵	۳۸	۳۰

## ۲-۵- نتایج شبیه‌سازی شبکه عصبی

می‌توان نموداری برای نشان دادن خطای مستقل شبکه برای آلاینده‌های NO<sub>x</sub>، Soot و همچنین مقدار مصرف سوخت رسم نمود. اشکال (۱۶) تا (۱۸)، مقدار دقت داده‌های به دست آمده را به صورت کلی نشان می‌دهند.

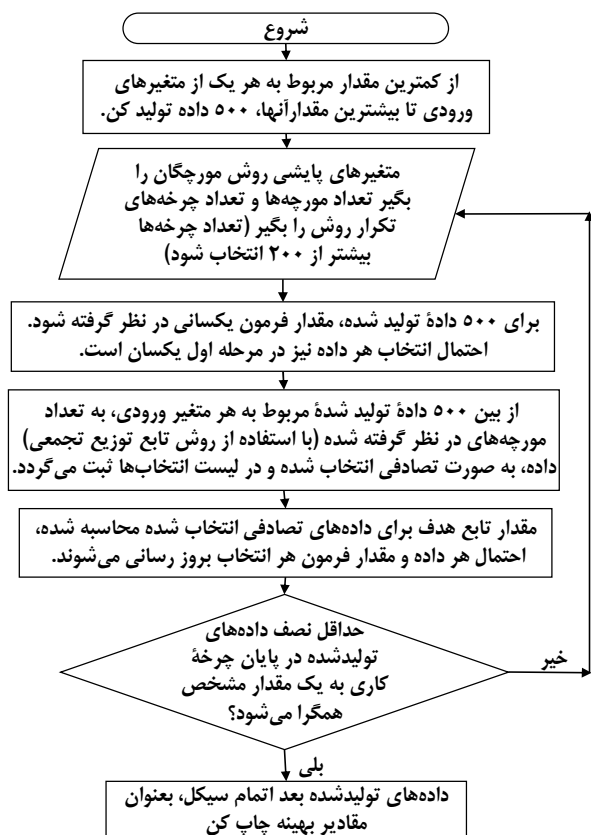
ذکر این نکته ضروری است که خطای بدست آمده برای آزمایش شبکه توسط داده‌های مستقل از داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه بدست می‌آید؛ در واقع این خطا عملکرد شبکه و خطای کلی آن را نشان می‌دهد. محور افقی نتایج بی‌بعد شده خروجی واقعی و محور عمودی خروجی‌های بی‌بعد شده مربوط به شبکه عصبی است.

با توجه به نمودارهای رسم شده، هرچقدر داده‌های خروجی مربوط به شبکه در هر ناحیه به خط چین نزدیکتر است، شبیه‌سازی در آن ناحیه بهتر انجام گرفته است. این شکل‌ها، دقت و کارایی شبکه را در شبیه‌سازی متغیرهای مختلف نشان می‌دهند. R در نمودارهای شبکه عصبی ضریب تصحیح نامیده می‌شود که بیانگر مقدار انحراف خروجی‌های شبکه با خروجی‌های تجربی است و هر چه این مقدار به عدد ۱ نزدیکتر است مجموع مربعات خطا کمتر است و شبکه از قابلیت شبیه‌سازی بهتری برخوردار است.



شکل ۱۶: خروجی‌های مربوط به تست شبکه آموزش یافته اول در برابر خروجی‌های آزمایشگاهی برای NO<sub>x</sub> با ضریب تصحیح  $R = 0.989$ .

روندی برای برنامه الگوی مورچگان به صورت آنچه که در شکل (۱۹)، می بینید در نظر گرفته شده است.



شکل ۱۹: روند طراحی شده برای روش مورچگان

در الگوی مورچگان متغیرهای زیادی بر کارایی، همگرایی، دقت و سرعت رسیدن به جواب‌ها تأثیر می‌گذارند. نرخ پایداری فرمون ( $\rho$ )، ثابت پایشی برای بروز رسانی فرمون ( $Q$ ) که بیشتر مرتبط با مقادیر اولیه فرمون روی نقاط انتخاب شده است و تعداد مورچه‌های عامل الگوی به عنوان متغیرهای قابل تغییر و مهم و اثرگذار در روند بهینه‌سازی مد نظر اند.

نمودارها برای  $\rho = 0, 0.1, 0.5$  با تعداد مورچه‌های  $ants = 30, 50, 80$  و با ضرایب ثابت بروز رسانی مختلف یعنی  $Q = 0.1, 0.5, 0.8$  آزمایش شدند.

مقادیر کمتر برای شاخص پایداری فرمون باعث رها شدن سریع الگوی از نقاط بهینه محلی شده و نقاط بیشتری را بدون افزایش احتمال انتخاب نقاط دیگر مورد جستجو و ارزیابی قرار می‌دهد؛ هر چه مقدار نرخ پایداری کمتر است، تعداد بیشتری از نقاط، با هدف یافتن نقاط بهینه، ارزیابی می‌شوند؛ اما همگرایی الگوی کندتر شده یا در بعضی موارد الگوی واگرا می‌شود.

بنابراین، پیدا کردن مقدار مناسب نرخ پایداری برای هر مسأله بسته به نوع تابع هدف باید به دقت مورد ارزیابی قرار گیرد. ثابت پایشی  $Q$  هر چقدر بیشتر است کیفیت نقاط بهینه ارتقاء می‌یابد و تابع هدف به مقادیر

جدول ۹: نتایج آموزش شبکه دوم برای شبیه‌سازی مصرف سوخت و آلاینده‌ها با استفاده از الگوی‌های آموزشی مختلف و بهترین  $T_b$  (تعداد بهینه عصب‌ها در لایه پنهان)

الگوی آموزش	بهترین $T_b$			آموزش R		
	Bsfc	Soot	NO <sub>x</sub>	Bsfc	Soot	NO <sub>x</sub>
LM	۵	۳	۹	۰.۶۵۸	۰.۶۰۲	۰.۷۲۳
Gd	۶	۲	۷	۰.۶۸۸	۰.۵۱۸	۰.۵۳۲
Gdm	۳	۵	۵	۰.۵۵۱	۰.۵۶۶	۰.۶۵
Cgb	۳	۶	۴	۰.۷۳۸	۰.۶۵۸	۰.۷۸۱
Cgp	۳	۳	۵	۰.۶۲۱	۰.۵۲۷	۰.۷۱۱

## ۶- بهینه‌سازی

پس از شبیه‌سازی شبکه‌های عصبی و صحت‌گذاشتن بر نتایج بدست آمده براساس دقت شبکه‌ها، همچنین تعیین نوع الگوی مورچگان و تعیین متغیرهای مؤثر، برای بهینه‌سازی برنامه‌ای به صورت M-File با نرم افزار MATLAB نوشته شده است. برای این منظور، برنامه نوشته شده برای الگوی مورچگان در ادامه برنامه شبکه عصبی نوشته شد. برای بهینه‌سازی آلاینده‌های NO<sub>x</sub> و Soot، موتور دیزل مورد نظر در دامنه‌های کاری بسیار وسیع، استاندارد مورد نظر برای آلاینده soot را دارا است، در حالیکه مقدار آن برای آلاینده NO<sub>x</sub> کمتر است. مقدار اهمیت bsfc نیز بسته به نظر طراح و ملاحظات مصرف سوخت برای هر سامانه می‌تواند متفاوت است.

تابع هدف (G) همانطور که در معادله (۱۷)، آمده است، با توجه به مقدار اهمیت NO<sub>x</sub> و soot تولید شده در موتور دیزل و مقدار bsfc با ارزش‌های وزنی متفاوت مشخص می‌گردد. ضرایب موجود در سه متغیر خروجی (شاخص‌های وزنی)، مقدار اهمیت آنها را در حین بهینه‌سازی در مقایسه با دیگر متغیرها نشان می‌دهد. با توجه به داده‌های تجربی به‌دست آمده در موتور مورد آزمایش که موتوری دیزل با استاندارد یورو ۲ است مقادیر آلاینده soot در دامنه وسیعی از سرعت‌های موتور، قابل قبول اند. حال آنکه مقادیر به‌دست آمده برای آلاینده NO<sub>x</sub> نسبتاً بزرگ بوده و نیاز به بهینه‌سازی بیشتری برای آن است.

اهمیت bsfc از دیدگاه نویسنده در تابع هدف ۳۰ درصد در نظر گرفته شده است (و این مورد به دلیل اهمیت نسبتاً ضعیف مصرف سوخت، در موتوری دیزل در مقایسه با اهمیت زیاد انتشار آلاینده‌ها است. هر چند که مصرف سوخت در موتورهای بنزینی بسیار حائز اهمیت است). مقادیر وزن متغیرها در تابع هدف با عنایت به این موضوع که تمرکز روش بهینه‌سازی بیشتر بر آلاینده‌ها است و یا مصرف سوخت، می‌تواند مقادیر مختلفی داشته است. ضرایب NO<sub>x</sub>، soot، و bsfc نشان‌دهنده مقدار اهمیت این متغیرها در تعیین تابع هدف و به روزرسانی فرمون‌ها در انتخاب نقاط بهینه محلی است.

$$G = 0.2 \text{ soot} + 0.5 \text{ NO}_x + 0.3 \text{ bsfc} \quad (17)$$

80 متناسب با تعداد مورچه‌های در نظر گرفته شده برای فرایند بهینه‌سازی است.

مورچه‌هایی که در نهایت به مقادیر یکسان یا بسیار نزدیک به هم را به عنوان مقدار بهینه انتخاب می‌کنند از فهرست مقادیر بهینه حذف شده‌اند.

همانطور که مشاهده می‌شود در هر دور با مراجعه به جدول، می‌توان متغیرهای بهینه عملکردی موتور را استخراج نمود. از این رو با استفاده همزمان از شبیه‌سازی شبکه عصبی و الگوی مورچگان، می‌توان نقشه آلاینده‌گی و عملکرد موتور را بدست آورد. همچنین مشاهده می‌شود که به ازای یک دور خاص در موتور، متغیرهای بهینه‌شده به سمت دماهای خنکتر کشیده می‌شود و این به دلیل کاهش مقدار آلاینده‌های  $NO_x$  و  $SOOT$  با کاهش دمای هوای ورودی به موتور است.

#### ۷- نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر از با استفاده از نتایج آزمایشگاهی و همچنین شبیه‌سازی عددی صورت گرفته در موتور دیزلی پاشش مستقیم، با پایش تعداد زیادی متغیر ورودی، تحلیل و شبیه‌سازی آلاینده‌های  $NO_x$ ،  $SOOT$  و مقدار مصرف سوخت، با استفاده از شبکه عصبی صورت گرفته و نتایج آزمایشگاهی و عددی با شبیه‌سازی بدست آمده مقایسه گردیده است.

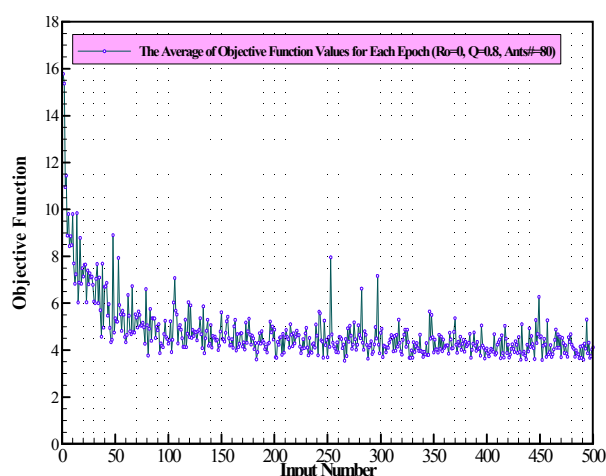
روش شبکه عصبی مصنوعی با الگوی آموزشی لونیگ-مارگوارت برای شبیه‌سازی و ایجاد ارتباط بین متغیرهای عملکردی و آلاینده‌ها برای استفاده در سامانه پایشی موتورهای دیزل استفاده گردید. سپس با استفاده از الگوی فراابتکاری مورچگان، بهینه‌سازی موتور بر اساس شبیه‌سازی بدست آمده با هدف کاهش آلاینده‌ها و مصرف سوخت انجام گرفته است.

نتایج نشان می‌دهد که الگوی‌های بهینه‌سازی مورچگان همانطور که نشان داده شده، از توانایی خوبی برای بهینه‌سازی مسائل گسسته ایستا و پویا برخوردارند. استفاده از این نوع الگوی‌ها به دلیل همگرایی سریع که مربوط به ویژگی خود شتابدهندگی آنها است، در موتورهای دیزل می‌تواند بسیار حائز اهمیت است.

همچنین نتایج حاصله بیانگر آنست که به ازای یک دور خاص در موتور، متغیرهای بهینه‌شده به سمت دماهای پایین‌تر کشیده می‌شود و این به دلیل کاهش مقدار آلاینده‌های  $NO_x$  و  $SOOT$  با پایین آمدن دمای هوای ورودی به موتور است. علاوه بر این، نتایج بهینه‌سازی، اطلاعات مناسب و وسیعی از کل حوزه طراحی ایجاد کرده‌است، که طراح می‌تواند با دید وسیع‌تری دمای هوای ورودی و همچنین جرم سوخت تزریق شده را برای تمام گستره دور موتور، برای دست‌یابی به عملکرد بهینه تنظیم نماید و از آن می‌توان به‌عنوان نقشه عملکردی موتور برای کارکرد در حالت بهینه استفاده نمود.

کوچکتری همگرا می‌شود، و این به معنی پیدا کردن نقاط بهینه زیاد از دید کاهش هر سه متغیر خروجی مربوط به دو آلاینده و مقدار  $bsfc$  است.

البته با افزایش متغیر  $Q$  هر چند همگرایی سریع‌تر اتفاق می‌افتد، اما احتمال از دست دادن نقاط بهینه نسبی در دوره‌های آغازین بیشتر خواهد بود. در ضمن پایداری نقاط بهینه به دست آمده در هر مرحله با افزایش  $Q$  کاهش می‌یابد و این به معنای کمتر شدن نوسانات بوجود آمده در فرایند بهینه‌سازی در دوره‌های مختلف الگوی مورچگان است. شکل (۲۰)، بیانگر وضعیت همگرایی تابع هدف، در دوره‌های مختلف عملکرد الگوی مورچگان با در نظر گرفتن  $\rho = 0.0$ ،  $Q = 0.8$  و  $ants = 80$  است.



شکل ۲۰: رفتار تابع هدف در دوره‌های مختلف تکرار الگوی با  $\rho = 0.0$ ،  $Q = 0.8$  و  $ants = 80$

می‌توان نتیجه گرفت که با افزایش تعداد مورچه‌ها، همگرایی برای تابع هدف در دوره‌های کندتری اتفاق می‌افتد و همچنین کیفیت مقادیر بهینه افزایش می‌یابد. استفاده از تعداد مورچه‌های زیاد برای بهینه‌سازی باعث افزایش زمان همگرایی نیز خواهد شد. بهبود کیفیت مقادیر  $NO_x$  تولید شده، به دلیل وزن سنگین آن در تابع هدف بر نتیجه کلی بهینه‌سازی نیز اثر گذاشته و رفتار تابع هدف از لحاظ همگرایی بسیار شبیه رفتار  $NO_x$  خواهد شد.

مشاهده می‌شود که الگوی با تعداد  $ants = 80$  از دوره‌های ۱۵۰ به بعد در نمودارهای مربوط به تابع هدف، به مقادیر پایین‌تری همگرا می‌شود. الگوی بهینه‌سازی مورچگان با شبیه‌سازی در نظر گرفته شده، در  $\rho = 0.0$ ،  $Q = 0.8$  و  $ants = 80$  هر چند از مدت زمان اجرای طولانی‌تری برخوردار است اما در دوره‌های کمتر همگرا شده و تابع هدف در آن به مقادیر پایین‌تری همگرا می‌شود.

جدول (۱۰)، نتایج خروجی برنامه نوشته شده، توسط نرم‌افزار MATLAB برای الگوی مورچگان است. تعداد خروجی‌های الگوی برای بهترین متغیرهای انتخابی یعنی  $\rho = 0.0$ ،  $Q = 0.8$  و  $ants =$

جدول ۱۰: نتایج به دست آمده از الگوی مورچگان در دوره‌های متوسط برای موتور دیزل

N (RPM)	T <sub>air</sub> (°C)	m <sub>f</sub> (gr/sec)	IT (CA bTDC)	ID (CA)	Intake IVC (CA aBDC)	NO <sub>x</sub> (gr/kW.hr)	Soot (gr/kW.hr)	Bsfc (gr/kW.hr)
۱۱۴۷,۳	۱۷,۴	۲,۱	۱۵	۱۶	۴۴	۱۲,۶۶	۱,۲۹	۳۸۲,۳
۱۴۸۰,۴	۱۸,۶	۲,۶	۱۸	۱۴	۵۰	۱۰,۷۹	۱,۱۱	۲۹۲,۸
۱۶۰۰,۶	۲۰,۱	۲,۱	۱۸	۱۵	۵۳	۱۰,۳۵	۰,۹۶	۲۸۱,۷
۱۶۵۵,۵	۱۸,۶	۲,۶	۲۰	۱۴	۶۱	۱۹,۹۴	۱,۲	۲۹۹
۱۶۶۵۵,۵	۲۰,۱	۰,۸	۱۶	۱۷	۷۲	۶,۸۳	۰,۶۱	۲۴۹,۴
۱۶۵۵,۵	۱۷,۵	۲	۱۸	۱۴	۵۵	۱۰,۵۶	۰,۹۸	۲۹۴,۳
۱۶۶۹,۳	۲۰,۵	۲,۴	۱۵	۲۰	۵۷	۱۱,۰۷	۱,۲۵	۳۱۱,۶
۱۶۸۳	۲۰,۵	۱,۶	۱۸	۱۷	۶۵	۱۰,۹۱	۱,۰۸	۲۹۶,۵
۱۶۸۳	۱۸,۶	۰,۸	۱۷	۱۸	۶۲	۷,۰۷	۰,۶۹	۲۵۳,۱
۱۶۸۳	۲۱,۱	۵,۷	۱۷	۱۵	۵۸	۹,۹۳	۰,۸۲	۲۶۶,۸
۱۶۸۹,۹	۱۹,۸	۰,۸	۱۷	۱۸	۶۴	۷,۲۲	۰,۷	۲۵۹,۹
۱۶۸۹,۹	۱۹,۴	۲,۸	۱۹	۱۷	۴۰	۱۰,۹۷	۱,۲۲	۳۰۱,۱
۱۶۸۹,۹	۲۲,۴	۰,۸	۱۸	۱۴	۶۶	۶,۷۱	۰,۶۲	۲۴۲,۷
۱۶۸۹,۹	۱۹,۲	۲,۱	۱۷	۲۰	۵۵	۱۰,۲۸	۰,۹۶	۲۷۶,۳
۱۶۸۹,۹	۱۸,۶	۲	۱۶	۱۹	۷۸	۱۱,۶۹	۱,۳۱	۳۳۴,۸
۱۷۰۳,۵	۱۹,۵	۲,۸	۱۸	۱۷	۵۹	۱۰,۱۷	۰,۹	۲۵۷,۵
۱۷۰۳,۵	۱۹,۶	۲,۸	۱۹	۱۸	۸۰	۱۰,۰۴	۰,۸۳	۲۴۵,۷
۱۷۳۸	۱۹,۱	۰,۸	۱۷	۱۵	۷۵	۷,۱۳	۰,۶۷	۲۵۰
۱۷۳۸	۱۹,۱	۲,۴	۱۴	۱۸	۶۳	۹,۸۶	۰,۷۹	۲۶۱,۶
۱۷۳۸	۱۹,۱	۲,۶	۲۰	۱۴	۶۸	۹,۷۱	۰,۷۶	۲۵۵,۹
۱۷۳۸	۲۱,۹	۴,۶	۱۹	۱۷	۸۶	۱۰,۳۰	۰,۹۷	۲۷۸,۴
۱۷۳۸	۲۳,۱	۲,۸	۱۸	۱۴	۷۰	۹,۱۱	۰,۷۱	۲۴۴,۱
۱۷۷۵,۷	۲۶,۱	۳,۲	۱۷	۲۰	۷۵	۱۰,۵۶	۰,۹۷	۲۸۰,۴
۱۷۷۵,۷	۱۹,۷	۲,۸	۱۳	۱۹	۷۱	۱۱,۵۸	۱,۱۳	۳۳۹,۱
۱۸۳۷,۵	۱۹,۶	۱,۵	۱۵	۱۳	۸۷	۹,۴۶	۰,۷۲	۲۴۵,۹
۱۸۳۷,۵	۲۰,۵	۱,۶	۱۵	۱۵	۷۷	۹,۳۴	۰,۷۱	۲۴۲,۵
۱۸۴۱	۱۹,۱	۲,۸	۱۹	۱۸	۹۰	۱۱,۸۸	۱,۱۴	۳۴۰,۲
۱۸۴۷,۸	۱۹,۵	۲,۴	۱۶	۱۹	۵۹	۱۱,۱۲	۱,۰۷	۳۲۲
۱۸۶۱,۶	۱۹,۶	۲,۸	۱۸	۱۷	۶۸	۱۰,۸۶	۰,۹۹	۲۸۸,۴
۱۸۷۱,۹	۲۰,۵	۲,۸	۱۵	۱۸	۷۲	۹,۰۸	۰,۷۴	۲۴۰,۱
۱۸۸۷,۷	۱۹,۶	۱,۴	۱۲	۱۵	۷۰	۹,۶۹	۰,۷۵	۲۴۶,۹
۱۸۸۷,۷	۲۱,۷	۲,۱	۱۸	۱۸	۷۴	۹	۰,۶۸	۲۳۸,۵
۱۸۸۷,۷	۲۰,۳	۲,۸	۱۷	۱۴	۷۳	۹,۱۵	۰,۷	۲۴۴,۹
۱۸۸۷,۷	۲۱,۷	۰,۸	۱۸	۱۴	۶۶	۹,۹۱	۰,۸	۲۶۲,۴
۱۸۸۷,۷	۲۱,۹	۲,۱	۱۹	۱۱	۷۰	۸,۹۹	۰,۶۹	۲۳۹,۲
۱۸۸۷,۷	۲۱	۱,۶	۱۸	۱۵	۷۵	۹,۱۷	۰,۷	۲۴۴,۵
۱۸۸۲,۲	۲۲,۱	۱,۷	۱۴	۱۸	۵۵	۱۰,۹۳	۱,۱۸	۲۹۶,۳
۱۸۸۲,۲	۲۰,۳	۲,۸	۲۰	۱۴	۶۷	۹,۰۴	۰,۶۹	۲۴۰,۹
۱۸۸۲,۲	۲۰,۳	۲	۱۹	۱۷	۶۰	۹,۸۲	۰,۷۸	۲۵۹,۷
۱۸۸۲,۲	۱۹,۶	۲,۸	۱۸	۱۴	۶۵	۹,۵۶	۰,۷۳	۲۴۶,۱
۱۹۱۳,۱	۲۰	۳,۶	۱۵	۱۵	۵۴	۱۰,۹۹	۱,۰۷	۲۹۹,۵

- emission, Fuel, Vol. 83, pp. 885-895, 2004.
- [5] A. Abassi, S. Khalilarya and S. Jafarmadar, The Influence of injection system characteristics on the first- and second-law terms in high-speed DI diesel engines with swirl combustion chamber, International Journal of Exergy, Vol. 7, 2010.
- [6] S. Park, Optimization of combustion chamber geometry and engine operating conditions for compression ignition engines fueled with dimethyl ether, Fuel, Vol. 97, pp. 61-71, 2012.
- [7] J. Bora. Bhaskor and K. Saha. Ujjwal, Optimisation of injection timing and compression ratio of a raw biogas powered dual fuel diesel engine, Applied Thermal Engineering, Vol. 92, pp. 111-121, 2016.
- [8] K. Atashkari, N. Nariman-Zadeh, M. Golcu, A. Khalkhali and A. Jamali, Modelling and multi-objective optimization of a variable valve-timing spark-ignition engine using polynomial neural networks and evolutionary algorithms, Energy Conversion and Management, Vol. 48, pp. 1029-1041, 2007.
- [9] R. G. Prucka, B. Wu, Z. S. Filipi, D. M. Kramer and G. L. Ohl, G. L, Cam-phasing optimization using artificial neural network surrogate models-maximizing torque output, SAE Paper, 2005-01-3757, 2005.
- [10] B. Fabio, D. B. Vincenzo, D. M. Valentino, G. Alfredo and M. Massimiliano, Pre-lift valve actuation strategy for the performance improvement of a DISI VVA turbocharged engine, Energy Procedia, Vol. 45, pp. 819-828, 2014.
- [11] V. Pirouzpanah and B. Kashani, B, Prediction of major pollutants emission in direct-injection dual-fuel diesel and natural-gas engine, SAE, 01-08419, 1990.
- [12] S. V. Patankar and D. B. Spalding, A calculation procedure for heat, mass and momentum transfer in three-dimensional parabolic flows, International Journal of Heat Mass Transfer, Vol. 15, pp. 1787-1806, 1972.
- [13] O. Colin, A. Benkenida and C. Quinn, The 3-zones extended coherent flame model (ECFM3Z) for computing premixed / diffusion combustion, Oil and Gas Science and Technology, Vol. 59, No. 6, pp. 593-609, 2004.
- [14] J. Hélie, A. Trouvé and C. Quinn, "A modified coherent flame model to describe turbulent flame propagation in mixtures with variable composition, Proceedings of the Combustion Institute, Vol. 28, pp. 193-201, 2000.
- [15] M. Halstead, L. Kirsch and C. Quinn, The auto ignition of hydrocarbon fueled at high temperatures and pressures-fitting of a mathematical model, Combustion and Flame, Vol. 30, pp. 45-60, 1977.
- [16] R. D. Reitz, R.D, Modeling atomization processes in high pressure vaporizing sprays, Atomization Spray Technology, Vol. 3, pp. 309-337, 1987.
- [17] V. Yakhot, S. A. Orszag, S. Thangam, T. B. Gatski and C. G. Speziale, Development of turbulence

## فهرست علائم

<i>N</i>	سرعت دورانی موتور، rpm
<i>T<sub>e</sub></i>	دمای گازهای خروجی، °K
<i>CA</i>	درجه میل لنگ
<i>DME</i>	دی متیل اتر
<i>SI</i>	اشتعال جرقه‌ای
<i>EGR</i>	بازخورانی گازهای خروجی
<i>CO</i>	مونوکسید کربن
<i>HC</i>	هیدروکربن
<i>bTDC</i>	قبل از نقطه مکث بالا
<i>aBDC</i>	بعد از نقطه مکث پایین
<i>IVC</i>	زاویه بسته شدن دریچه ورودی
<i>EVO</i>	زاویه باز شدن دریچه خروجی
<i>VVA</i>	تحریک متغیر دریچه‌ها
<i>CFD</i>	دینامیک سیالات محاسباتی
<i>NO<sub>x</sub></i>	آلاینده اکسیدهای نیتروژن، g/kW.hr
<i>Soot</i>	آلاینده دوده، g/kW.hr
<i>Bsfc</i>	مصرف ویژه سوخت ترمزی، g/kW.hr
<i>ANN</i>	شبکه عصبی مصنوعی
<i>IMAT</i>	دمای هوای ورودی، °K
<i>IMAP</i>	دمای فشار ورودی، MPa
<i>Hrr</i>	آهنگ انرژی آزاد شده، J/deg
<i>MSE</i>	مجموع مربعات خطا
<i>R</i>	ضریب تصحیح
<i>ρ</i>	نرخ پایداری فرمون
<i>Q</i>	ثابت پایشی برای بروز رسانی فرمون
<i>ants</i>	تعداد مورچه‌های فرایند بهینه‌سازی

## مراجع

- [1] J. M. Desantes, J. Benajes, S. Molina and C. A. Gonzalez, The modification of fuel injection rate in heavy-duty diesel engines. Part 1: Effects on engine performance and emissions, Applied Thermal Engineering, Vol. 24, pp. 2701-2714, 2004.
- [2] A. Parlak, Y. Islamoglu, H. Yasar and A. Egrisogut, Application of artificial neural network to predict specific fuel consumption and exhaust temperature for a diesel engine, Applied Thermal Engineering, Vol. 26, pp. 824-828, 2006.
- [3] Y. Cay, A. Cicek, F. Kara and S. Sagiroglu, Prediction of engine performance for an alternative fuel using artificial neural network, Applied Thermal Engineering, Vol. 37, pp. 217-225, 2012.
- [4] U. Kesgin, Genetic algorithm and artificial neural network for engine optimization of efficiency and NO<sub>x</sub>

- [22] ICE Physics and Chemistry, AVL FIRE user Manual, 2009.
- [23] H. Hiroyasu and K. Nishida, Simplified three dimensional modeling of mixture formation and combustion in a DI diesel engine, SAE, 890269, 1989.
- [24] J Nagle and R. F Strickland-Constable, Oxidation of carbon between 1000-2000 C, Proceedings of the Fifth Conference on Carbon, New York: Pergamon. 1962.
- [25] G. J. Thompson, C. M. Atkinson, N. N. Clark, T. W. Long and E. Hanzevack, Neural network modeling of the emissions and performance of a heavy-duty diesel engine, in: Proc. Instn. Mech. Engineers, Part D, J. Automotive. Engineering, Vol. 214,111-126, 2000
- models for shear flows by a double expansion technique, *Physics of Fluids*, Vol. 4, pp. 139-158, 1992.
- [18] J. K. Dukowicz, A particle-fluid numerical model for liquid sprays, *Computational Physics*, Vol. 35, No. 2, pp. 229-253, 1980.
- [19] D. Mewes and F. Mayinger: *Heat and Mass Transfer*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg GmbH: Germany, 2008.
- [20] J. D. Naber and R. D. Reitz, Modeling engine spray/wall impingement, SAE, 880107, 1988.
- [21] L. H. J. Wachters and N. A. J. Westerling, The heat transfer from a hot wall to impinging water drops in spheroidal state, *Chemical Engineering Science*, Vol. 21, pp. 737-743, 1992.



## Optimization of fuel consumption and emissions in diesel engines by using of artificial neural network and ant colony algorithm with intake VVT and fuel injection approach

A. Z. Ashkzari<sup>1</sup>, A. Hoseinnejad<sup>2\*</sup>, S. Farahat<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Sistan & Balouchestan University, Zahedan, Iran, [azarenezhad.a@gmail.com](mailto:azarenezhad.a@gmail.com)

<sup>2</sup>Sistan & Balouchestan University, Zahedan, Iran, [nezhadd@hamoon.usb.ac.ir](mailto:nezhadd@hamoon.usb.ac.ir)

<sup>3</sup>Sistan & Balouchestan University, Zahedan, Iran, [farahat@hamoon.usb.ac.ir](mailto:farahat@hamoon.usb.ac.ir)

\*Corresponding Author

### ARTICLE INFO

#### Article history:

Received: 1 March 2016

Accepted: 14 September 2016

#### Keywords:

Optimization

ANN

Ant colony algorithm

NO<sub>x</sub>

Soot

### ABSTRACT

In this paper, by using of the experimental results and numerical simulation with AVL FIRE software and using of artificial neural network, NO<sub>x</sub> and soot emissions and fuel consumption of a diesel engine was modeled, that input variables of modeling are, air intake temperature, mass fuel injected, fuel injection timing, injection duration, engine speed and IVC timing. Then by using of ant colony optimization algorithm and based on the obtained models for outputs, values of NO<sub>x</sub> and soot emissions and fuel consumption has been optimized. For this purpose, by using of experimental data and numerical simulation, the arranging for modeling of performance and output was provided by the ANN.

Artificial neural network with Levenberg-Marquardt training algorithm and using of the experimental and numerical data was applied for modeling and training of relationship between these parameters and this method was applied as a predictive method of ant colony algorithm to find the optimal values and used as a subroutine. Then the design variables that optimized the objective functions were obtained. The results show a fast convergence and good response times and optimizing the control parameters of the ant colony algorithm compared with other metaheuristic algorithms. Due to the rapid and significant convergence of output parameters, combination of artificial neural network (ANN) and ant colony optimization (ACO) can be used as an effective method in intelligent control systems for diesel engines to reduce emissions and fuel consumption.

