فصلنامهٔ علمی- پژوهشی تحقیقات موتور

تارنمای فصلنامه: www.engineresearch.ir

# توسعه مدل فرآیند درون‌استوانه‌ای موتور بنزینی مجهز به سامانه زمانبندی متغیر دریچه هوا با استفاده از شبکه عصبی

کامیار نیکزادفر[۱*]، مهدی گریوانی[۲]، احمد شیخ‌رضایی[۳]

[۱] دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران، nikzadfar@nit.ac.ir

[۲] آزمایشگاه ترموترونیک ، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران، garivani.me@gmail.com

[۳] دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران، a_sheikhrezaee@sut.ac.ir

* نویسندهٔ مسئول

## چکیده

استفاده از روش‌های مدل‌مبنا در طراحی و توسعه محصولات قوای محرکه خودرو رو به گسترش است. بهره‌گیری از روش‌های مدل مبنی در طراحی سامانه‌های کنترلی، بهینه‌سازی، زینه‌بندی و تحلیل حساسیت موتور، مستلزم در اختیار داشتن مدل‌های دقیق و در عین حال سریع است. در این مقاله، مدل فرآیند درون‌استوانه‌ای موتور بنزینی تنفس طبیعی مجهز به سامانه زمانبندی متغیر پیوسته دریچه هوا با هدف استفاده در مدل مقدار میانگین توسعه‌یافته و نیز فرآیند زینه‌بندیِ مدل مبنای موتور، توسعه داده شده است. مدل فرآیند درون‌استوانه‌ای، مدل ترمو-سیالاتی استاتیکی است که با دریافت شرایط مرزی حاکم بر استوانه، مقادیر شاخص‌های عملکردی و آلایندگی سیکل موتور را پیش‌بینی می‌نماید. با توجه به زمان حل نسبتاً بالای مدل‌های ترمو-سیالاتی موتور، استفاده مستقیم از این مدل‌ها در شبیه‌سازی‌های کنترلی موتور بواسطه زمان حل نسبتاً زیاد، پاسخگوی نیاز مدل‌سازی کنترلی نخواهد بود. از این‌رو، در این مقاله ابتدا مدل ترمودینامیکی موتور در یک نرم‌افزار تجاری تحلیل موتور توسعه داده شده و پس از صحه‌گذاری، نتایج مدل در ازای ورودی‌های مختلف در قالب داده‌های ورودی-خروجی آماده شده است. به منظور افزایش غنای داده‌ها، از روش سُبُل به‌منظور تولید داده‌های ورودی به مدل ترمودینامیکی استفاده شده است. در ادامه مجموعه داده‌های تولید شده، به شبکه عصبی چندلایه آموزش داده شده است. با توجه به روند تغییرات پارامترهای خروجی، از دو شبکه عصبی مجزا به‌منظور پیش‌بینی پارامترها استفاده شده است. به منظور صحت سنجی مدل، نتایج حاصل از مدل با مقادیر تجربی در شرایط عملکردی تمام‌بار و میان‌بار مقایسه شده است. مقایسه نتایج حاصل از مدل توسعه‌یافته با مقادیر تجربی نشان می‌دهد، مدل شبکه عصبی می‌تواند شاخص‌های عملکردی و آلایندگی موتور را در ازای ورودی‌های مختلف در شرایط تمام‌بار و میان‌بار موتور را با دقت مناسب و در زمان بسیار کوتاه پیش‌بینی نماید و از این‌رو می‌تواند در مدل‌های مقدار میانگین توسعه یافته و نیز زینه‌بندی مدل مبنا موتور مورد استفاده قرار گیرد.

## اطلاعات مقاله

*تاریخچهٔ مقاله:*

دریافت: ۲۵ تیر ۱۳۹۷

پذیرش: ۲۲ آبان ۱۳۹۷

*کلیدواژه‌ها:*

مدل فرآیند درون‌استوانه‌ای

مدل مقدار میانگین توسعه یافته

سامانه زمانبندی متغیر دریچه

شبکه عصبی

تمامی حقوق برای انجمن علمی موتور ایران محفوظ است.

## ۱- مقدمه

افزایش چشمگیر استفاده از قوای محرکه مبتنی بر سوخت‌های فسیلی در خودروها از یک سو و توجه به آلاینده‌های تولیدی و مصرف سوخت موتورهای درونسوز از سوی دیگر، موجب شده تا تلاش‌های گسترده‌ای در زمینه کاهش مصرف سوخت و آلاینده‌های موتورهای درونسوز صورت پذیرد. شناخت رفتار موتور و آگاهی از نحوه و میزان اثر پارامترهای ورودی بر پارامترهای خروجی موتور، می‌تواند پژوهشگران حوزه زینه‌بندی و بهینه‌سازی موتور را در بهبود عملکرد موتور یاری بخشد. درک رفتار موتور بعنوان یک سامانه پیچیده و دارای زیرسامانه‌های متعدد، مستلزم مطالعه فرآیندهای مختلف از جمله فرآیند چندراهه، ترکیب سوخت و هوا، جریان‌های ورودی و خروجی به استوانه، جریان سیال درون استوانه‌ای و ساز و کار سوزش است. با توسعه فناوری کنترلی و به تبع آن افزایش تعداد پارامترهای ورودی به موتور، دستیابی به درک مناسب از نحوه و میزان اثرگذاری پارامترهای متعدد ورودی بر شاخص‌های عملکرد و آلایندگی موتور، نیازمند اجرای آزمون‌های گسترده، زمان‌بر و هزینه‌بر است [۱]. از این رو توسعه مدل‌هایی که بتواند با دقت مناسب، اثر پارامترهای ورودی بر شاخص‌های خروجی را شبیه‌سازی نماید، از اهمیت بالایی برخوردار است.

در سال‌های اخیر با پیشرفت‌هایی که در زمینه توسعه رایانه‌های قدرتمند حاصل شده است، امکان استفاده از ابزارهای تحلیل‌گر عددی به منظور اجرای مدل‌های پیچیده از موتور میسر شده است. در کنار پیشرفت قابلیت‌های رایانه، مدل‌های دقیقی نیز از عملکرد فرآیندهای مختلف موتور توسط پژوهشگران توسعه داده شده است[۲, ۳]. مدل‌ها بسته به درجه پیچیدگی و با در نظر گرفتن پدیده‌های فیزیکی موتور و بر اساس قوانین ترمودینامیکی، سیالاتی، احتراقی و انتقال حرارتی موتور، عملکرد موتور را شبیه‌سازی می‌نمایند. مدل‌های ترمو-احتراقی موتور بر حسب ابعاد فضایی به دو گروه تقسیم می‌شود:

۱. مدل‌های چندبعدی که بصورت همزمان میدان جریان سوخت و هوا در استوانه را به همراه سینتیک شیمیایی جریان واکنش‌دهنده موتور مدنظر قرار داده و عموماً بر اساس دینامیک سیالات محاسباتی، عملکرد موتور از لحاظ تولید فشار و دمای داخل استوانه را شبیه‌سازی می‌نمایند [۴]. این مدل سازی، هرچند قابلیت منا سبی در شبیه سازی عملکرد موتور از لحاظ کارآیی و آلایندگی دارد، لیکن نیازمند زمان زیادی جهت حل عددی می‌باشد.

۲. مدل‌های ترمودینامیکی که خود، به دو دسته روش تک ناحیه‌ای و روش چند ناحیه‌ای تقسیم می‌شود که در مقایسه با روش‌های چندبعدی زمان اجرای کمتری دارند ولی در مقایسه با مدل‌های چندبعدی، عملکرد ضعیف‌تری در پیش‌بینی عملکرد و بخصوص آلاینده‌ها از خود نشان می‌دهند.

مدل‌سازی‌های مورد اشاره، هرچند نسبت به انجام آزمون‌های موتوری هزینه ناچیزی در بر دارد، لیکن در برخی موارد نظیر بکارگیری در مدل‌های کنترلی، بهینه سازی موتور و تحلیل حساسیت موتور، به‌دلیل زمان نسبتاً طولانی حل، کارآیی مناسبی ندارد. از این‌رو، تلاش‌هایی به منظور مدل‌سازی عملکرد موتور با استفاده از روش‌های مبتنی بر محاسبات نرم، توسط پژوهشگران صورت گرفته است. استفاده از روش‌های محاسبات نرم، ضمن حفظ دقت در مدل‌سازی، زمان اجرا را تا حد قابل توجهی کاهش می‌دهد. ایجاد مدل‌های مبتنی بر محاسبات نرم، جهت آموزش، نیازمند داده می‌باشد؛ داده‌های مورد اشاره معمولاً از طریق انجام آزمون‌های محدود روی موتور یا تولید داده توسط مدل‌های ترمودینامیکی یا چندبعدی صورت می‌پذیرد. روش‌های شبکه عصبی توانایی خود را در حل سامانه های پیچیده غیرخطی به اثبات رسانده‌اند و تحقیقات گسترده‌ای برای توسعه این گونه روش‌ها در سال‌های اخیر صورت گرفته است.

گلچو و همکاران از شبکه عصبی به‌منظور بررسی اثر زمان‌بندی دریچه بر عملکرد و مصرف سوخت موتور استفاده کردند. آنها از داده‌های تجربی موتور به منظور آموزشی شبکه عصبی بهره بردند. بر اساس نتایج آنها، شبکه عصبی قابلیت مناسبی در پیش‌بینی عملکرد و آلاینده‌های موتورهای بنزینی نشان می‌دهد [۵].

ساین و همکاران در پژوهش خود به‌منظور پیش‌بینی مصرف سوخت ویژه ترمزی، دمای گازهای خروجی و آلاینده‌های یک موتور بنزینی از شبکه عصبی استفاده نمودند. نتایج نشان داد می‌توان از شبکه عصبی به‌منظور پیش‌بینی دقیق عملکرد و انتشار گازهای خروجی موتور بنزینی به‌عنوان جایگزینی برای روش‌های مدل‌سازی کلاسیک استفاده نمود [۶].

وُنگ و همکاران در پژوهشی دیگر، با استفاده از ترکیب روش کمینه مربعات و ماشین بردار پشتیبانی[1]، گشتاور و توان تولیدی موتور را بر اساس پارامترهای ورودی موتور مدل سازی نمودند [۷]. آنها از مدل توسعه داده شده به منظور زینه‌بندی موتور استفاده نمودند. آنها به منظور آموزش ماشین بردار پشتیبان از داده‌های حاصل از آزمون موتور استفاده نمودند. نتایج پژوهش ایشان نشان داد، روش مورد استفاده می‌تواند عملکرد موتور از لحاظ تولید گشتاور و توان را بخوبی پیش‌بینی نماید.

کِسگین در پژوهش خود به منظور کاهش آلاینده‌های موتور از شبکه عصبی به همراه الگوریتم ژنتیک استفاده نمود [۸]. او ابتدا با استفاده از یک مدل سینتیک شیمیایی واکنش توسعه، تولید آلاینده اکسیدهای ازت را در شرایط مختلف عملکرد موتور مدل‌سازی نمود و سپس نتایج حاصله را به یک شبکه عصبی آموزش داد. در نهایت با استفاده از الگوریتم ژنتیک به بهینه‌سازی پارامترهای عملکردی موتور به منظور کاهش آلاینده اکسید ازت پرداخت.

---

[1] Support Vector Machine (SVM)

لیو و همکاران از شبکه عصبی به منظور پیش‌بینی آلاینده‌ها و عملکرد موتور اشتعال جرقه‌ای با سوخت ترکیبی بنزین و بوتانول پرداختند [۹]. نتایج پژوهش ایشان نشان از آن داشت که استفاده از شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی عملکرد موتورهای اشتعال جرقه‌ای از کارآیی مناسبی برخوردار است.

یوسری و همکاران به بررسی استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و نیز روش سطح پاسخ به‌منظور پیش‌بینی آلاینده‌ها و عملکردی موتورهای دوزسوز با استفاده از سوخت‌های ترکیبی پرداختند [۱۰]. آنها با مطالعه پژوهش‌های متعدد نتیجه‌گیری نمودند که استفاده از شبکه‌های عصبی می‌تواند با دقت مناسبی عملکرد و آلاینده‌های تولیدی موتور را شبیه‌سازی نمایند.

در پژوهشی دیگر، تاکور و همکاران به‌منظور شبیه سازی آلاینده‌های تولیدی موتور اشتعال جرقه‌ای با سوخت ترکیبی بنزین و اتانول از شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمودند[۱۱]. نتایج پژوهش نشان می‌دهد، استفاده از شبکه‌های عصبی می‌تواند روشی کارآمد در پیش‌بینی آلاینده‌های تولیدی این‌گونه موتورها استفاده می‌شود.

شماری از تحقیقات روند مشابهی را به منظور استفاده در فرآیند تحلیل حساسیت [۱۲]، زینه‌بندی [۱۳, ۱۴] و نیز ایجاد مدل توسعه‌یافته مقدار میانگین موتور [۱۵] را نشان می‌دهد. نتایج پژوهش‌های مورد اشاره نشان می‌دهد، استفاده از شبکه عصبی در مدل سازی عملکرد احتراقی موتور، توانسته بخوبی نیازهای مدل‌سازی را مرتفع نماید.

در این پژوهش به منظور ایجاد مدل پدیده درون‌استوانه‌ای موتور بنزینی تنفس طبیعی مجهز به سامانه زمانبندی متغیر دریچه هوا، ابتدا با استفاده از مدل‌سازی ترمودینامیکی و صحه‌گذاری آن با نتایج تجربی، داده‌های مورد نیاز ایجاد گردیده، سپس با استفاده از یک شبکه عصبی با ساختار مناسب و استفاده از روش آموزش متناسب، داده‌های مورد اشاره به شبکه عصبی آموزش داده شده است. از آنجا که مدل شبکه عصبی قابلیت پیش‌بینی شاخص‌های کارآیی و آلایندگی موتور را در زمان بسیار کوتاه دارا می‌باشد، می‌تواند در توسعه یک مدل کنترلی از موتور، زینه‌بندی و بهینه‌سازی موتور و تحلیل حساسیت موتور مورد استفاده قرار گیرد.

در ابتدا، مدل سازی ترمودینامیکی موتور مورد اشاره قرار گرفته است، پس از صحه‌گذاری مدل با نتایج تجربی، روش استحصال داده‌های حاصل از مدل ارائه شده است. در ادامه ساختار شبکه عصبی و آموزش داده‌های مدنظر قرار گرفته و در نهایت نتایج حاصل از مدل‌سازی شبکه عصبی با نتایج آزمون موتور مقایسه شده است.

## ۲- مدل پدیده‌های درون‌استوانه

به یقین یکی از مهمترین زیرسامانه‌های موتور، سامانه پدیده‌های درون‌استوانه‌ای است. این سامانه پدیده‌های داخل استوانه، از زمان ورودی هوا به راهگاه، عبور هوا از کنار دریچه‌های ورودی، جریان‌های درون‌استوانه، فرآیند تراکم، پاشش سوخت، سوزش، تولید آلاینده‌ها و گذشتاور، انتقال حرارت گازهای سوخته به دیواره‌های استوانه، خروج محصولات از کنار دریچه خروجی و انتقال حرارت در راهگاه‌ها را شامل می‌شود. چنان‌که پیش از این مطرح شد، هدف از انجام این پژوهش توسعه یک مدل استاتیکی از فرآیند درون‌استوانه‌ای که مطابق تئوری مدل مقدار میانگین [۱۵]، قابلیت استفاده در مدل‌های دینامیکی موتور را دارا باشد. بر اساس مدل پدیده‌های درون‌استوانه‌ای، ورودی‌ها شامل پارامترهای مرزی حاصل از سایر سامانه‌ها نظیر سامانه هوارسانی، تخلیه، سامانه پویایی و سامانه پاشش سوخت است. خروجی این سامانه نیز به صورت ورودی برای سایر سامانه‌ها یا خروجی‌های کلی سامانه مطرح می‌باشند.

چنانکه مطرح شد، سامانه پدیده‌های درون‌استوانه‌ای یک سامانه استاتیکی غیرخطی درنظر گرفته شده است. به زبان دیگر، هدف از مدل‌سازی پدیده‌های درون‌استوانه‌ای، دستیابی به یک تابع چند ورودی-چند خروجی است. ورودی‌ها و خروجی‌های تابع مورد اشاره، در جدول ۱ نشان داده شده است. همان‌طور دیده می‌شود، مدل شبه استاتیکی موتور دارای ۷ ورودی و ۵ خروجی است.

جدول ۱: ورودی‌ها و خروجی‌های سامانه شبه‌استاتیکی پدیده‌های درون‌استوانه‌ای

| ورودی | خروجی |
|---|---|
| سرعت $(rpm)$ | گشتاور ترمزی موتور $(\tau_b)$ |
| لامبدا | میزان تولید اکسیدهای ازت $(NOx)$ |
| زمان جرقه $(\theta_{ig})$ | دمای گازهای خروجی $(T_{ex})$ |
| زمان گشودگی دریچه ورودی $(\theta_{vvt})$ | میزان هوا و سوخت مکش شده $(m_{as})$ |
| فشار چندراهه ورودی $(P_i)$ | مصرف سوخت ویژه ترمزی $(BSFC)$ |
| فشار چندراهه خروجی $(P_e)$ | |
| دمای چندراهه ورودی $(T_i)$ | |

اصولاً مدل سازی پدیده‌های درون‌استوانه‌ای بسیار پیچیده و دشوار است. روش‌های مختلفی برای مدل سازی پدیده‌های درون‌استوانه‌ای ارائه شده است که پیش از این مورد اشاره قرار گرفت. البته باید توجه نمود که اصولاً مدل‌های مورد اشاره از لحاظ حل عددی دارای پیچیدگی بوده و با توجه به تعداد بالای معادلات و نیز حل معادلات شیمیایی از الگوریتم‌های مبتنی بر سعی و خطا استفاده می‌کند. از این‌رو زمان حل معادلات مورد اشاره با مشخصه‌های بلادرنگ مورد نیاز همخوانی ندارد. بنابراین پیاده‌سازی مدل ترمودینامیکی در مدل دینامیکی موتور مطلوب به‌نظر نمی‌رسد. از این‌رو تلاش شده تا مدل احتراقی به عنوان یک سامانه شبه استاتیک، توسط شبکه‌های عصبی استاتیکی مدل‌سازی گردد. به منظور آموزش شبکه عصبی با این تعداد ورودی و خروجی، به تعداد بسیار زیادی داده آزمون نیاز است که لاجرم هزینه و زمان بسیار زیادی را بر فرآیند طراحی تحمیل می‌نماید.

با توجه به موارد فوق، تلاش شـــده تا ابتدا یک مدل دقیق از موتور ایجاد شـــود و پس از صـــحه گذاری مدل، اطلا عات لازم از مدل صحه‌گذاری شده، استخراج گردد.

## ۱-۲- توسعه مدل ترمودینامیکی

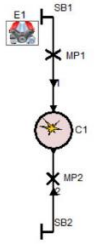
در این پژوهش از یک بسته نرم‌افزاری به منظور مدل‌سازی پدیده‌های ترمو سیالاتی داخل ا ستوانه ا ستفاده شده ا ست. بسته‌های نرم‌افزاری مدل‌ســازی موتور قادرند با دریافت مشـخصـات عملکردی و هندسـی موتور و نیز اسـتفاده از روش‌های حل عددی معادلات حاکم بر موتور، شـرایط عملکردی و تولید آلاینده‌های موتور در شـرایط مختلف کاری را شبیه‌سازی نمایند. بسته به دقت مدل انتخابی، نرم‌افزارهای شبیه‌ساز موتور قادر ند پد یده های پیچ یده موجود در موتور نظیر پد یده های توربولانس، احتراق، مکانیزم‌های سینتیک شیمیایی تولید آلاینده‌ها و ... را در شبیه‌سازی لحاظ نمایند.

نرم‌افزار AVL-Boost یک نرم‌افزار کتابخانه‌ای به منظور مدل‌سـازی موتور است. این نرم‌افزار از بلوک‌های مرتبط با پدیده‌ها و اجزای موتور ت شکیل شده که کاربر می‌تواند ب سته به شرایط مدل سازی مطلوب خود، از آنها استفاده نماید. بلوک‌های مورد اشاره به منظور شبیه‌سازی عملکرد موتور به پاره‌ای از اطلا عات عملکردی و هندســی موتور، قطعات و زیر سامانه‌های آن نیازمندند. از اینرو لازم است تا برخی ابعاد هندســی اجزای موتور اندازه‌گیری شــود و نیز برخی مشــخصــات و پارامترهای عملکردی موتور با اســتفاده از آزمون‌های مناســب مورد تخمین قرار گیرند. در نهایت مدل توســعه داده شــده در نرم‌افزار، با اجرای آزمون‌های صـحه‌گذاری و تطبیق آن با نتایج حاصـل از مدل، تایید خواهد شد. مشخصات موتور به شرح جدول **۲** است.

جدول ۲: مشخصات هندسی و عملکردی موتور

| مشخصه | مقدار |
|---|---|
| حجم موتور | ۱۶۴۵ CC |
| قطر سمبه | ۷۸٫۶ mm |
| کورس سمبه | ۸۵mm |
| نسبت تراکم | ۱:۱۱ |
| تعداد استوانه | ۴ |
| گشتاور بیشینه | ۱۵۲ نیوتن متر در ۳۵۰۰ دور بر دقیقه |
| توان بیشینه | ۱۱۲ اسب بخار در ۶۰۰۰ دور بردقیقه |
| سامانه تنفسی | ۱۶ دریچه با زبمپ دریچه های ورودی به مقدار جابجایی ۴۸ درجه میل‌لنگ |
| نوع سوخت | بنزین |

در این پژوهش به منظور کاهش حجم محاسبات اجرای مدل، با فرض برابری شـرایط در اسـتوانه‌های موتور، تنها به بررسـی یک اسـتوانه پرداخته شـده و عملکرد کلی موتور بر اسـاس آن بدسـت آمده اسـت. نتایج نهایی این فرض را تأیید می‌نماید. البته به منظور لحاظ نمودن اثرات متقابل تنفس اســتوانه های مجاور، طول و قطر راهگاه های ورودی و خروجی به صورت تابعی از سرعت موتور تعیین و زینه‌بندی گردید. مدل توسعه داده شده در شکل ۱ نشان داده شده است.




شکل ۱: مدل توسعه داده شده در نرم افزار AVL-Boost

چنان‌که دیده می شود، مدل مورد ا شاره دارای دو شرط مرزی در ابتدا و انتها می‌باشـد. همچنین از مدل اسـتوانه به منظور شـبیه‌سـازی پدیده‌های درون‌اسـتوانه‌ی اسـتفاده شـده اسـت. نیز از دو اندازه‌گیر به منظور اندازه‌گیری شرایط گاز استفاده شده است.

مدل ا ستوانه، مدل ا صلی مورد ا ستفاده ا ست. این بلوک به منظور اجرا نیازمند برخی پارامترها نظیر: پروفیل دریچه های ورودی و خروجی، مشـخصـات مخلوط ورودی، شـرایط انتقال حرارت، مشـخصـه‌های سـوخت و احتراق، اصـطکاک‌های داخلی موتور، شـرایط راهگاه‌های ورودی و خروجی و ... است. موارد مورد اشاره با انجام اندازه‌گیری‌ها و نیز اجرای برخی آزمون ها انجام شـــده اســـت. در ادا مه به برخی پارامترهای مدل استوانه اشاره می‌شود.

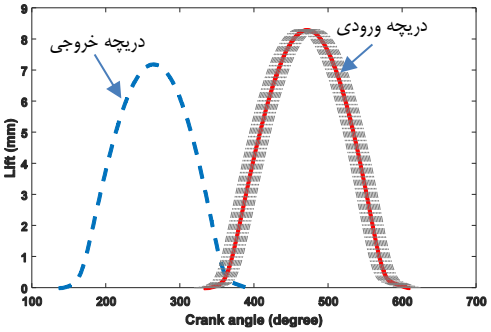
به منظور مدل‌ســازی پدیده احتراق از مدل احتراق فرکتال[۲] اســتفاده شده است. انتقال حرارت داخل استوانه و راهگاه خروجی نیز با استفاده از مدل AVL2000 ا نجام شـــده اســـت. مدل انت قال حرارت AVL2000 یک نسـخه ارتقاء یافته از مدل انتقال حرارت وشـنی[۳] است که آثار انتقال حرارت فرآیند تبادل گاز را نیز در نظر می‌گیرد. این پدیده در دورهای پایین موتور اثرات قابل توجهی دارد.

یکی دیگر از پارامترهای مهم در مدل‌ســازی عملکرد موتور، تعیین اصـطکاک‌ها و تلفات داخلی موتور اسـت. این افت‌ها عمدتاً ناشـی از اصطکاک‌های هیدرودینامیکی بین قطعات موتور، تلفات پمپی و تلفات نا شی از د ستگاه‌های جانبی ا ست. به منظور شبیه سازی ا صطکاک موتور، از مدل تخمین اصطکاک موجود در نرم‌افزار استفاده شده است. مدل مورد اشاره با تعیین پارامترهای هندسی استوانه، سمبه، یاتاقان‌ها و مجموعه محرک دریچه‌ها، اصطکاک را مورد تخمین قرار می‌دهد.

[2] Fractal

[3] Woschni

یکی از مهمترین پارامترهای مورد نیاز در مدلسازی پدیده‌های درون‌استوانه‌ای، تعیین زمانبندی دریچه‌ها است. منحنی باز و بسته شدن دریچه‌های ورودی و خروجی موتور در شکل ۲ نشان داده شده است.




شکل ۲: منحنی باز و بسته شدن دریچه‌های ورودی و خروجی موتور با ملحوظ نمودن بازه دریچه ورودی

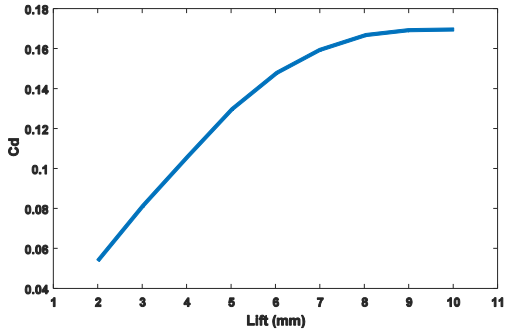
نرم‌افزار AVL-Boost به منظور مدلسازی جریان گذرنده از دریچه‌ها، علاوه بر در اختیار داشتن پروفیل باز شدن دریچه‌ها نیازمند ضرایب جریان حول دریچه‌ها است. ضرایب مورد اشاره به صورت مجزا برای دریچه‌های ورودی و خروجی در برآمدگی‌های مختلف در اختیار نرم‌افزار قرار گرفته است. ضریب جریان برای دریچه ورودی در شکل ۳ نشان داده شده است.

همچنین ضریب جریان برای دریچه‌های خروجی نیز در شکل ۴ نشان داده شده است.

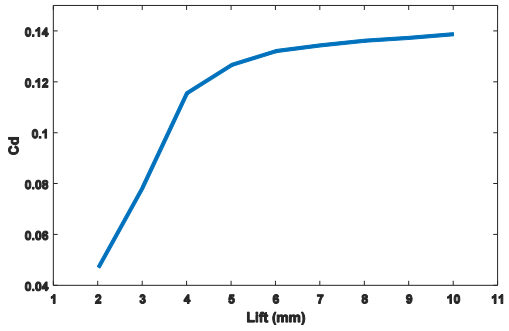
پس از ایجاد مدل و کالیبراسیون آن، لازم است مدل توسعه داده‌شده، با استفاده از مقایسه نتایج حاصل از مدل و نتایج آزمون، مورد صحه‌گذاری قرار گیرد. به این منظور نتایج کلی حاصل از سیکل نظیر گشتاور، مصرف سوخت ویژه ترمزی، آلاینده‌ها، دمای خروجی و ... به منظور صحه‌گذاری مدل مورد استفاده قرار گرفته است. از آنجا که مدل توسعه داده شده در نرم‌افزار AVL-Boost در نهایت به منظور آموزش یک شبکه عصبی جهت یادگیری رفتار موتور در کلیه نقاط کاری مورد استفاده قرار می‌گیرد، لذا نتایج این مقایسه، همراه با مقایسه عملکرد شبکه عصبی، در بخش نتایج ارائه شده است.

## ۲-۲- مدل‌سازی شبکه عصبی

چنان که پیش از این مورد اشاره قرار گرفت، یکی از اهداف این پژوهش توسعه یک مدل بلادرنگ دقیق از فرآیند درون‌استوانه‌ای به منظور استفاده در مقاصد کنترلی و زینه‌بندی مدل‌مبنای موتور با قابلیت پیش‌بینی آلاینده‌ها می باشد. در بخش پیش یک مدل ترمودینامیکی در نرم‌افزار AVL-Boost توسعه داده شد. با توجه به شرایط حل نرم‌افزار، برای حل هر سیکل موتور حدود ۳۰ ثانیه زمان لازم است. این در حالی است که بر اساس شرایط مدل‌های کنترلی، لازم است برای هر ۵ تا ۱۰ سیکل، یک بار معادلات سیکل حل شود. این امر با شرایط بلادرنگی در تضاد است. از سوی دیگر پدیده‌های درون‌استوانه‌ای به صورت یک تابع استاتیکی مدل‌سازی می‌شود. تابع مورد اشاره دارای ۷ ورودی و ۵ خروجی است. به منظور کاهش زمان، می‌توان نتایج حاصل از مدل ترمودینامیکی را در قالب یک شبکه عصبی پیاده‌سازی نمود. برای تحقق این امر لازم است تا اطلاعات ورودی-خروجی به تعداد کافی توسط مدل ترمودینامیکی تولید شود و با استفاده از یک روش مناسب آموزش، به شبکه عصبی آموزش داده شود.




شکل ۳: ضریب جریان دریچه ورودی در نسبت فشارهای مختلف [۱۶]




شکل ۴: ضریب جریان دریچه خروجی در نسبت فشارهای مختلف[۱۶]

در این پژوهش حدود ۲۰۰۰ داده ورودی-خروجی در کل ناحیه عملکردی موتور توسط نرم افزار AVL-Boost تولید شده است. نقاط مورد اشاره باید تا حد امکان در شرایط کاری موتور بوده و از تولید اطلاعات غیرمنطبق با شرایط کاری موتور پرهیز شود. چنان که در جدول ۱ دیدیم، فضای ورودی مشتمل بر ۷ عامل است. بنابراین در صورت استفاده از روش فاکتوریل برای تولید نقاط ورودی و با فرض ۴ حالت در هر یک از عوامل ورودی به تعداد $4^7$ ورودی یعنی چیزی در حدود ۱۷،۰۰۰ نقطه آزمون نیاز خواهد بود. از این‌رو لازم است تا با استفاده از روش‌های آماری، حداقل تعداد مورد نیاز داده‌های ورودی تولید شود. به این منظور از روش سُبُل[4] برای تولید نقاط ورودی

[4] Sobol

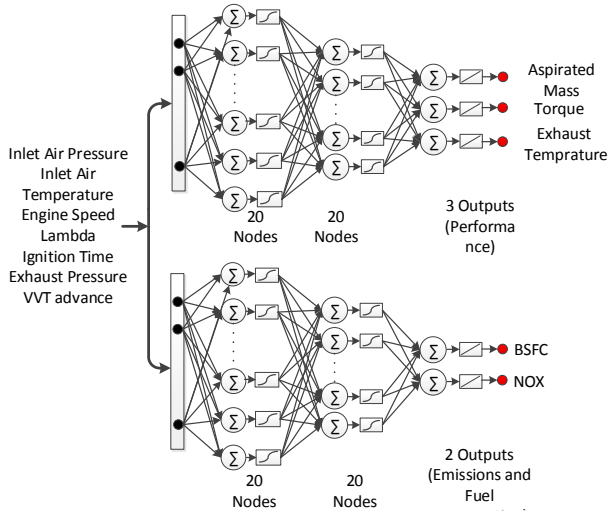
استفاده شده است. روش سُبُل یک روش آماری است که برای تولید مجموعه اعداد در یک معکب n بعدی با اختلاف پایین[5] استفاده می شود. دنباله‌های سُبُل یک دنباله شبه تصادفی[6] است که بجای دنباله‌های با پخش یکنواخت استفاده می‌شوند. در کاربرد حاضر، برتری روش مورد اشاره از آن جهت است که با تعداد محدودی از نقاط، فضایی بزرگ از اعداد پوشش داده می‌شود [۱۷]. چنان‌که اشاره شد، روش سُبُل می‌تواند دنباله‌ای از اعداد (بردار) را بین دو حد بالا و پایین تولید نماید. حدود مورد اشاره در جدول ۳ نشان داده شده است.

جدول ۳: حدود بالا و پایین ورودی‌ها برای تولید داده

| پارامتر | توضیح | واحد | حد پایین | حد بالا |
|---|---|---|---|---|
| $P_{in}$ | فشار چندرهه ورودی | بار | ۰،۲۵ | ۱،۱ |
| $P_{out}$ | فشار چندراهه خروجی | بار | $۰،۹۵P_{in}$ | $۱،۶P_{in}$ |
| $T_i$ | دمای چندراهه ورودی | °C | ۱۵ | ۴۵ |
| $\theta_{ig}$ | زمان جرقه | °CA BTDC | ۰ | ۴۳ |
| $\theta_{vvt}$ | زمان گشودگی دریچه ورودی | °CA BTDC | ۲۹ | -۲۱ |
| RPM | سرعت موتور | دور بر دقیقه | ۱۵۰۰ | ۶۰۰۰ |
| λ | نسبت هم ارزی | - | ۰،۶۵ | ۱،۳۳ |

با توجه به نتایج حاصل از آزمون موتور، دیده می‌شود که فشار ورودی موتور می‌تواند بین ۰،۲۵ تا ۱،۱ بار تغییر نماید. از سوی دیگر نتایج آزمون‌های موتور نشان می‌دهد فشار در چندراهه خروجی موتور وابسته به فشار در چندراهه ورودی است و می‌تواند به صورت حد ضربی از فشار چندراهه ورودی مطرح گردد. داده‌های ورودی ایجاد شده سپس برای اجرا، در اختیار نرم‌افزار AVL-Boost قرار می‌گیرد و توسط هسته حل‌کننده آن، شبیه‌سازی می‌گردد.

اطلاعات مورد اشاره به منظور آموزش یک شبکه عصبی به دو بخش داده‌های آموزش به تعداد ۱۵۰۰ و داده‌های آزمون به تعداد ۵۰۰ عدد تقسیم شد. با توجه به حجم داده‌ها و ابعاد ورودی و خروجی، لازم است از یک شبکه عصبی با ساختار متناسب و نیز روش آموزش مناسب استفاده گردد. ساختار مورد استفاده در شبکه عصبی، ساختار پرسپترون چندلایه[7] است. با توجه به فضای بزرگ ورودی و خروجی و نیز نسبت پایین داده نسبت به حالت فاکتوریل خطر بیش برازش[8] در داده های آموزش وجود دارد. به منظور جلوگیری از بیش برازش، از روش بِیزیَن[9] به منظور آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. روش مورد اشاره یک روش مبتنی بر تئوری‌های احتمالات است که به منظور آموزش شبکه، فاکتورهایی نظیر معماری شبکه و خطای تخمین را منظور می‌نماید. بی‌شاپ[10] و همکاران [۱۸] و نیز لامپینن[11] و وهتاری[12] [۱۹] به طور مفصل به تشریح مکانیزم آموزشی بِیزیَن و خواص آن در جلوگیری از بیش برازش پرداخته‌اند. از میان ۶ فاکتور مصرف سوخت ویژه ترمزی و اکسیدهای ازت دارای رفتار متفاوتی با سایر خروجی‌های مدل پدیده‌های درون‌استوانه‌ای می‌باشند. به‌لحاظ تئوری، شبکه عصبی قادر است تمامی خروجی‌های متناظر یک دسته ورودی را در قالب یک شبکه محاسبه نماید. لیکن در برخی موارد از آنجا که روند تغییرات گروهی از پارامترهای خروجی -فارغ از جهت تغییر (افزایش یا کاهش)-، بسیار نزدیک به برخی دیگر از پارامترها می‌باشد، ترجیح داده می شود به‌جای استفاده از یک شبکه واحد، از چندین شبکه استفاده شود. مزیت این روش در آن است که برای رسیدن به دقت‌های یکسان، مجموعاً تعداد گره‌های کمتری در شبکه استفاده خواهد شد که این خود موجب کاهش شدید زمان محاسبات در زمان آموزش و نیز اجرا می‌گردد. از سوی دیگر در برخی موارد نظیر طراحی سامانه کنترلی نیازی به محاسبه پارامترهای آلاینده نیست. از اینرو دو شبکه متفاوت به منظور آموزش خروجی‌های الف) گشتاور، هوای ورودی به استوانه، دمای خروجی و فشار بیشینه استوانه و ب)اکسیدهای ازت و مصرف سوخت ویژه ترمزی طراحی شده است. تفکیک این دو شبکه موجب افزایش دقت مدل در تخمین پارامترهای خروجی و در عین حال، کاهش حجم محاسبات می‌گردد.




شکل ۵: شبکه‌های عصبی توسعه داده شده به منظور تخمین آلاینده ها و عملکرد (وزن‌های روی خطوط ارتباطی نشان داده نشده است)

چنان که در شکل ۵ نشان داده شده است، شبکه اول دارای دو لایه پنهان است که لایه اول دارای ۲۰ و لایه دوم دارای ۲۰ گره می‌باشد.

5 Low Discrepancy
6 Quasi Random
7 Multi-Layer Perceptron (MLP)
8 Over Fit
9 Bayesian
10 Bishop
11 Lampinen
12 Vehtari

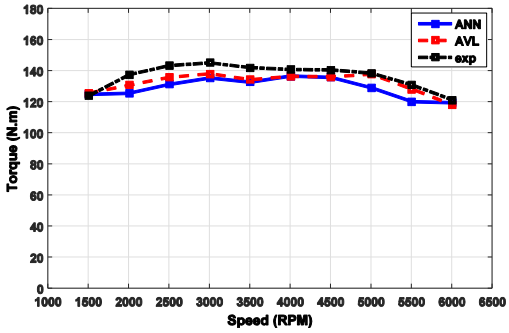
شـــبکه دوم نیز دارای دو لایه پنهان با تعداد ۲۰ و ۲۰ گره در لایه‌ی دوم می‌باشـد. هر دو شـبکه پرسـپترون چندلایه دارای دو لایه پنهان بوده و از توابع فعال‌سازی غیرخطی سیگموئیدی برای لایه‌های پنهان و تابع فعال‌سـازی خطی برای لایه دوم اسـتفاده می‌کنند. تعداد گره‌ها در شبکه‌های مورد ا شاره برا ساس سعی و خطا طراحی شده ا ست. همچنین ساختار شبکه و د سته‌بندی خروجی‌ها نیز به صورت سعی و خطا و با بررسی رفتار توابع صورت پذیرفته است. نتایج آموزش شبکه ع صبی و کارآیی شبکه در تخمین پارامترهای خروجی با مقای سه بین ۵۰۰ داده باقیمانده و نتایج حا صل از محا سبه شبکه ع صبی صورت پذیرفته است.

## ۳- نتایج

به منظور صحه‌گذاری مقادیر کلی خروجی سیکل، آزمون دیگری روی موتور صورت گرفته ا ست. به این منظور موتور در ۴۰ نقطه در شرایط تمام‌بار و میان‌بار مورد آزمون قرار گرفته است.

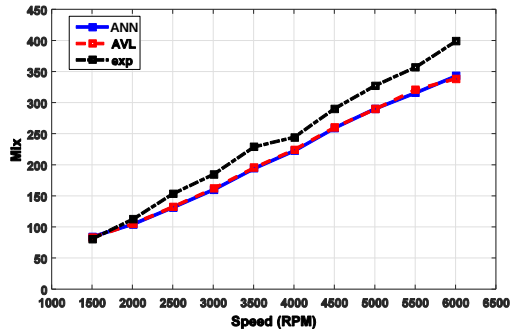
نتایج حاصـــل از مقایســـه تخمین مدل AVL-Boost، مدل شـــبکه عصبی و نتایج حا صل از تست در شرایط تمام‌بار در شکل ۶ تا شکل ۸ نشان داده شده است.

در شکل ۶ نتایج گ شتاور تولیدی موتور حا صل از آزمون‌های تجربی، مدل‌سازی ترمودینامیکی و شبکه عصبی با یکدیگر مقایسه شده است. نتایج نشـــان می‌دهد، مدل ترمودینامیکی با دقت قابل قبولی، تولید گشتاور را مدل سازی نموده است. از سوی دیگر شبکه عصبی بخوبی آموزش دیده و توان سته نتایج حا صل از اطلاعات تولید شده را بخوبی ردیابی نماید.



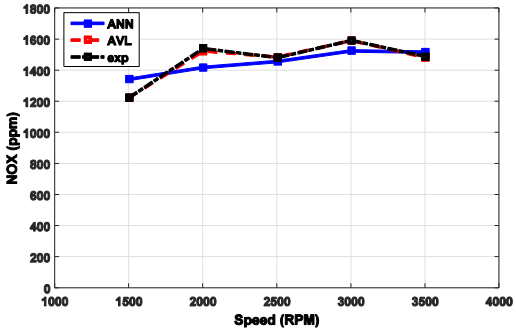

شکل ۶: مقایسه نتایج گشتاور تولیدی در شرایط تمام‌بار حاصل از مدل ترمودینامیکی، شبکه عصبی و نتایج تجربی

نتایج مقایسه مقادیر حاصـل از مدل با نتایج تجربی برای دبی جرمی گاز تنفس شده استوانه در شکل ۷ نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد، مدل ترمودینامیکی در شرایط تمام‌بار، خا صه در شرایط دور موتور بالا، مقادیر را کمتر از مقادیر واقعی تخمین زده اســـت که به دلیل عدم مدل‌سازی چندراهه هوا می‌باشد. در عین حال مقایسه نتایج نشان می‌دهد، آموزش شبکه عصبی بخوبی صورت پذیرفته و خروجی شبکه عصبی انطباق مناسبی با نتایج مدل ترمودینامیکی دارد.



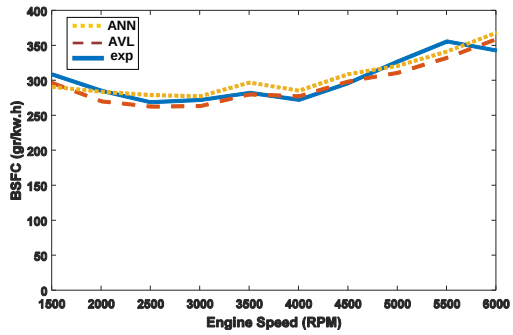

شکل ۷: مقایسه نتایج دبی هوای مکیده شده در شرایط تمام‌بار حاصل از مدل ترمودینامیکی، شبکه عصبی و نتایج تجربی

مقادیر تجربی و مدل سازی تولید آلاینده اکسیدهای ازت در شکل ۸ نشـــان داده شـــده اســـت. نتایج گویای این واقعیت اســـت که مدل ترمودینامیکی توانسته بخوبی نتایج تجربی را پیش‌بینی نماید. از سوی دیگر، شبکه عصبی توانایی مناسبی جهت پیش‌بینی رفتار تولید آلاینده از خود نشـــان داده اســـت، هرچند در دور پایین موتور، دقت پیش‌بینی توسط مدل شبکه عصبی کاهش یافته است.




شکل ۸: مقایسه نتایج میزان اکسیدهای ازت در شرایط تمام‌بار حاصل از مدل ترمودینامیکی، شبکه عصبی و نتایج تجربی

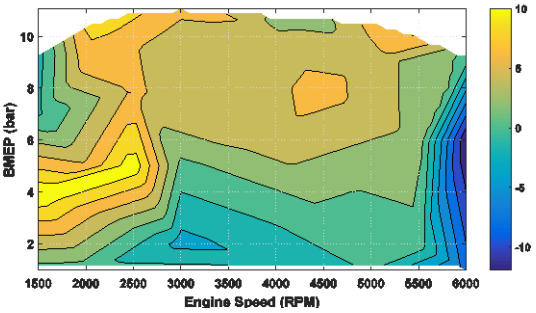
نتایج مقایسه مصرف سوخت ویژه ترمزی در شرایط تمام‌بار در شکل ۹ نشان داده ا ست. این نتایج نشان دهنده کیفیت منا سب مدل سازی ترمودینامیکی و یادگیری شبکه عصبی می‌باشد.




شکل ۹: مقایسه مصرف سوخت ویژه ترمزی در شرایط تمام‌بار حاصل از مدل ترمودینامیکی، شبکه عصبی و نتایج تجربی

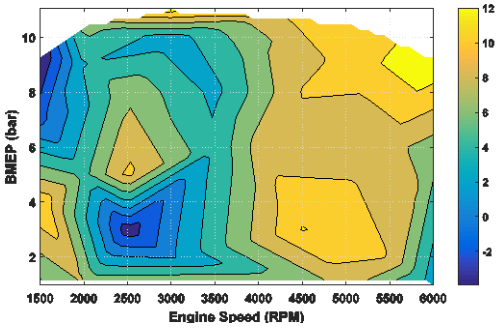
با توجه به آنکه مدل مربوطه باید شرایط عملکردی موتور را در تمامی نقاط کاری (تمام‌بار و میان‌بار) مدل‌سازی نماید، لذا نتایج حاصل از عملکرد موتور در شرایط میان‌بار با مقادیر حاصل از شبکه عصبی با لحاظ‌نمودن شرایط ورودی یکسان، مقایسه شده و درصد خطای حاصله به صورت تابعی از بار و دور در شکل ۱۰ تا شکل ۱۳ نشان داده شده است.

نتایج تولید گشتاور در شرایط میان‌باری موتور نشان داده شده در شکل ۱۰ نشان‌دهنده آن است که مدل سازی مورد اشاره توانسته در طیف وسیعی از نواحی کاری، گشتاور تولیدی موتور را با دقت مناسب شبیه‌سازی نماید. بیشینه خطای مدل‌سازی در شرایط نیم‌بار در سرعت‌های بالا و پایین موتور ایجاد شده است.



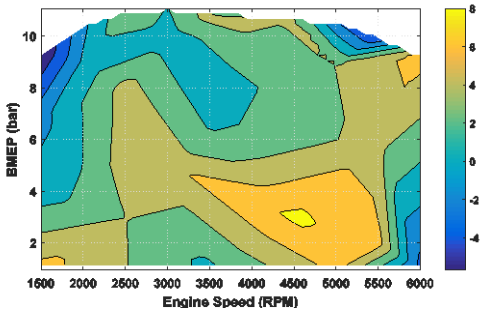

شکل ۱۰: درصد خطای نتایج گشتاور پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی نسبت به مقادیر تجربی در شرایط میان‌باری

نتایج خطای مدل‌سازی دبی ورودی هوا به موتور در شرایط میان‌باری در شکل ۱۱ نشان داده شده است. نتایج مورد اشاره نشان می‌دهد، مدل سازی حاضر عملکرد مناسبی در پهنه عملکردی موتور داشته و بیشترین خطای آن مربوط به شرایط تمام‌بار در حالت سرعت بالای موتور است که بنظر می‌رسد بواسطه عدم مدل‌سازی دقیق چندراهه‌ها ایجاد شده است.



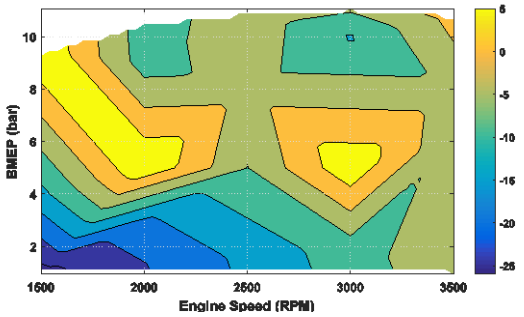

شکل ۱۱: درصد خطای نتایج دبی ورودی موتور پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی نسبت به مقادیر تجربی در شرایط میان‌باری

نتایج خطای مدل سازی مصرف سوخت ویژه ترمزی در شکل ۱۲ نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد، مدل شبکه عصبی علاوه بر قابلیت مدل سازی مناسب در شرایط تمام‌بار توانسته عملکرد موتور از حیث مصرف سوخت را در شرایط میان‌باری موتور بخوبی مدل سازی نماید.




شکل ۱۲: درصد خطای نتایج مصرف سوخت ویژه ترمزی پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی نسبت به مقادیر تجربی در شرایط میان‌باری

همچنین خطای حاصل از تخمین اکسیدهای ازت در پهنه عملکردی موتور در شرایط میان‌باری در شکل ۱۳ نشان داده شده است. نتایج حاکی از مدل سازی مناسب اکسیدهای ازت در شرایط مختلف میان‌باری است. البته نتایج در شرایط بار کم و دور پایین موتور، دارای خطای قابل توجهی است که ناشی از ضعف مدل‌سازی ترمودینامیکی در پیش‌بینی دقیق این گونه آلایندگی است.




شکل ۱۳: درصد خطای نتایج اکسیدهای ازت پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی نسبت به مقادیر تجربی در شرایط میان‌باری

به طور کلی مقایسه نتایج حاصل ازمدل شبکه‌عصبی با نتایج تجربی نشان می‌دهد، مدل شبکه عصبی قابلیت مناسبی برای مدل‌سازی‌های پدیده‌های درون‌استوانه‌ای با سرعت بالا و دقت مناسب در کلیه نواحی عملکردی موتور را دارا می‌باشد و می‌تواند به عنوان هسته احتراقی در مدل‌های دینامیکی-کنترلی موتور مورد استفاده قرار گیرد.

## ٤- بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله، با توجه به تئوری مدل مقدار میانگین توسعه یافته و در راستای ایجاد یک مدل کنترلی از موتور بنزینی تنفس طبیعی مجهز به سامانه زمانبندی متغیر پیوسته دریچه هوا، یک مدل استاتیکی از فرآیند درون‌استوانه‌ای توسعه داده شد. مدل فرآیند درون‌استوانه‌ای

مدلی اســـت که عملکرد و آلاینده‌های ناشـــی از فرآیند احتراق را بر اساس شرایط مرزی استوانه (شرایط راهگاه‌های ورودی و خروجی)، به عنوان یک تابع استاتیکی شبیه‌سازی می‌نماید. با توجه به کاربرد مدل مورد اشاره در مدل‌سازی دینامیکی موتور و زینه‌بندی موتور، سرعت و دقت مدل از اهمیت بالایی برخوردار است. با توجه به زمان نسبتاً زیاد شبیه‌سازی ترمودینامیک، نتایج حاصل از مدل ترمودینامیکی موتور در گستره‌ای از شرایط ورودی تهیه و نتایج حاصله یک شبکه عصبی با ساختار مناسب آموزش داده شد. به منظور ایجاد مدل ترمودینامیکی، از بسته تجاری AVL-Boost استفاده شده است. همچنین از دو شـــبکه چندلایه‌ای مجزا به منظور آموزش داده‌های ورودی-خروجی موتور استفاده شد. مقایسه نتایج حاصل از شبکه عصبی و نتایج تجربی موتور در شـــرایط تمام‌بار و میان‌بار موتور، نشـــان می‌دهد، اســـتفاده از شبکه عصبی ضمن کاهش زمان اجرا، می‌تواند پارامترهای کارآیی و آلایندگی موتور را بخوبی مدل‌سازی نماید و از اینرو قابلیت استفاده در مدل‌های کنترلی و نیز زینه‌بندی مدل‌مبنای موتور را داراست.

## مراجع و منابع


[1] F. Payri, J. M. Luján, C. Guardiola, and B. Pla, "A challenging future for the IC engine: new technologies and the control role," *Oil & Gas Science and Technology–Revue d'IFP Energies nouvelles,* vol. 70, no. 1, pp. 15-30, 2015.

[2] I. Verma *et al.*, "CFD Modeling of Spark Ignited Gasoline Engines-Part 2: Modeling the Engine in Direct Injection Mode along with Spray Validation," SAE Technical Paper0148-7191, 2016.

[3] I. Verma *et al.*, "CFD Modeling of Spark Ignited Gasoline Engines-Part 1: Modeling the Engine under Motored and Premixed-Charge Combustion Mode," SAE Technical Paper0148-7191, 2016.

[4] M. Mehl, J.-Y. Chen, W. J. Pitz, S. M. Sarathy, and C. K. Westbrook, "An approach for formulating surrogates for gasoline with application toward a reduced surrogate mechanism for CFD engine modeling," *Energy & Fuels,* vol. 25, no. 11, pp. 5215-5223, 2011.

[5] M. Gölcü, Y. Sekmen, P. Erduranlı, and M. S. Salman, "Artificial neural-network based modeling of variable valve-timing in a spark-ignition engine," *Applied Energy,* vol. 81, no. 2, pp. 187-197, 2005.

[6] C. Sayin, H. M. Ertunc, M. Hosoz, I. Kilicaslan, and M. Canakci, "Performance and exhaust emissions of a gasoline engine using artificial neural network," *Applied thermal engineering,* vol. 27, no. 1, pp. 46-54, 2007.

[7] Y. P. LI, P. K. WONG, and C. M. Vong, "Prediction of Automotive Engine Power and Torque using Least Square Support Vector Machines and Bayesian Inference (Refereed)," 2006.

[8] U. Kesgin, "Genetic algorithm and artificial neural network for engine optimisation of efficiency and NOx emission," *Fuel,* vol. 83, no. 7-8, pp. 885-895, 2004.

[9] Z. Liu, Q. Zuo, G. Wu, and Y. Li, "An artificial neural network developed for predicting of performance and emissions of a spark ignition engine fueled with butanol–gasoline blends," *Advances in Mechanical Engineering,* vol. 10, no. 1, p. 1687814017748438, 2018.

[10] I. Yusri, A. A. Majeed, R. Mamat, M. Ghazali, O. I. Awad, and W. Azmi, "A review on the application of response surface method and artificial neural network in engine performance and exhaust emissions characteristics in alternative fuel," *Renewable and Sustainable Energy Reviews,* vol. 90, pp. 665-686, 2018.

[11] A. K. Thakur, K. Mer, and A. Kaviti, "An artificial neural network approach to predict the performance and exhaust emissions of a gasoline engine using ethanol–gasoline blended fuels," *Biofuels,* vol. 9, no. 3, pp. 379-393, 2018.

[12] K. Nikzadfar and A. H. Shamekhi, "Investigating the relative contribution of operational parameters on performance and emissions of a common-rail diesel engine using neural network," *Fuel,* vol. 125, pp. 116-128, 2014.

[13] R. F. Turkson, F. Yan, M. K. A. Ali, and J. Hu, "Artificial neural network applications in the calibration of spark-ignition engines: An overview," *Engineering science and technology, an international journal,* vol. 19, no. 3, pp. 1346-1359, 2016.

[14] F. Salimi, A. H. Shamekhi, and A. M. Pourkhesalian, "Effects of spark advance, A/F ratio and valve timing on emission and performance characteristics of hydrogen internal combustion engine," SAE Technical Paper0148-7191, 2009.

[15] K. Nikzadfar and A. H. Shamekhi, "An extended mean value model (EMVM) for control-oriented modeling of diesel engines transient performance and emissions," *Fuel,* vol. 154, pp. 275-292, 2015.

[16] S. M. Mirsalim, H. Izanloo, Ed. *Science and Technology of National Natural Gas Based Engine (In Persian)*. IranKhodro Powertain Company (IPCO), 2008.

[17] *AVL Boost ver. 5.1, User Guide*. 2008.

[18] C. M. Bishop, "Bayesian methods for neural networks," in *Oxford Lectures on Neural Networks*: Oxford University Press, 1995.

[19]J. Lampinen and A. Vehtari, "Bayesian Approach for Neural Networks – Review and Case Studies," *Neural Networks,* vol. 14, no. 3, pp. 7-24, April 2001.

**The Journal of Engine Research**

Journal Homepage: www.engineresearch.ir

# Development of an in-cylinder processes model of a CVVT gasoline engine using artificial neural network

K. Nikzadfar[1*], M. Garivani[2], A. Sheikhrezayi[3]

[1] *Mechanical Engineering Department, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran, nikzadfar@nit.ac.ir*
[2] *Thermochromics Laboratory, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran, garivani.me@gmail.com*
[3] *Mechanical Engineering Department, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran, a_sheikhrezaee@sut.ac.ir*

[*] *Corresponding Author*

**ARTICLE INFO**

*Article history:*
Received: 16 July 2018
Accepted: 13 November 2018

*Keywords:*
In-cylinder process model
Extend mean value model
CVVT
Artificial neural network

**ABSTRACT**

Today, employing model based design approach in powertrain development is being paid more attention. Precise, meanwhile fast to run models are required for applying model based techniques in powertrain control design and engine calibration. In this paper, an in-cylinder process model of a CVVT gasoline engine is developed to be employed in extended mean valve control oriented model and also model based calibration procedure. In-cylinder models are static thermos-fluid models, which predict the performance and emission index of engines based on boundary conditions of cylinder. Due to computations burden of thermos-fluid models, they are not fast enough to be used in control models. In this paper a validated thermodynamic model of engine is developed using a commercial engine analyzing software. The developed model is employed for generation input-output data sets which are used for training an artificial multi-layer neural network. In order to increase the richness of data, the Sobol method is employed to generate input data to thermodynamic model. Based on output trend, the output data are divided to two clusters and two corresponding distinct neural networks are employed. In order to validate the modeling performance the neural network results are compared to experimental results in both full and part load conditions. Comparison of neural network results with experimental results shows that the developed model is able to predict the engine emission and performance indices with required accuracy and fast enough in both full-load and part-load conditions and might be employed in extended mean value models as well as model based engine calibration with required performance.

© Iranian Society of Engine (ISE), all rights reserved.