



مدل‌سازی و شبیه‌سازی احتراق در موتورهای اشتعال جرقه‌ای به وسیله شبکه‌های عصبی

و همچنین بررسی کالیبراسیون و اکتساب داده‌ها در نرم‌افزار جی‌تی-پاور

امیر محمد شامخی¹، امیر حسین شامخی^{2*}

1- کارشناس ارشد، مهندسی مکانیک-گرایش سیستم محرکه خودرو، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

2- دانشیار، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

*تهران، صندوق پستی 1999143344، shamekhi@kntu.ac.ir

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 04 خرداد 1393

پذیرش: 27 تیر 1393

ارائه در سایت: 16 مهر 1393

کلید واژگان:

موتور اشتعال جرقه‌ای

مدل‌سازی کنترل‌محور

نرم‌افزار جی‌تی‌پاور

شبکه‌های عصبی

چکیده

پیش‌نیاز بسیاری از فرآیندهای کنترلی، مدل‌سازی است. مدل مورد استفاده برای طراحی کنترلر، می‌بایست دقیق و دارای پاسخی سریع باشد. استفاده از روش‌های مرسوم مدل‌سازی، یعنی مدل‌سازی بر اساس حل (عددی) معادلات حاکم بر جریان سیال داخل محفظه احتراق، بسیار زمان‌بر بوده و برای یک هدف کنترلی مناسب نیستند. در این مقاله تلاش می‌شود تا احتراق در یک موتور اشتعال جرقه‌ای با استفاده از شبکه‌های عصبی، مدل‌سازی شود و مدلی دقیق و درعین‌حال سریع برای احتراق به دست آید. هر فرآیند آموزش شبکه‌های عصبی، نیازمند اکتساب داده‌های آزمایشگاهی است. از طرف دیگر، فرآیندهای تست موتور، بسیار پرهزینه بوده و جداول داده‌های تست موجود (در صنعت) نیز برای آموزش شبکه‌های عصبی کافی نیستند. در این مقاله، ابتدا با استفاده از یک نرم‌افزار سی‌اف‌دی، مدلی یک‌بعدی از موتور تهیه و بر اساس داده‌های واقعی تست موجود کالیبره و صحت‌گذاری می‌گردد. سپس با استفاده از مدل صحت‌گذاری شده سی‌اف‌دی، فرآیند اکتساب داده‌های مورد نیاز اجرا می‌شود. به دلیل عدم دسترسی به ضرایب و داده‌های آزمایشگاهی مورد نیاز، کالیبراسیون مرحله‌ای پیچیده و بسیار زمان‌بر است. در اینجا تلاش شده است تا به شیوه‌ای علمی، کالیبراسیون مدل موتور در نرم‌افزار جی‌تی‌پاور اجرا و بیان گردد. در مرحله بعد، پس از بررسی اجمالی روش‌های به کار رفته در طراحی شبکه‌های عصبی، مدل‌سازی فرآیند احتراق بیان می‌شود. در نهایت، پاسخ‌های مدل شبکه عصبی با نتایج حاصل از نرم‌افزار جی‌تی‌پاور مقایسه شده و دقت بالای مدل نشان داده می‌شود.

Modeling and Simulation of Combustion in SI Engines via Neural Networks and Investigation of Calibration and Data Acquisition in the GT-Power Software

Amir Mohammad Shamekhi, Amir Hosein Shamekhi*

Department of Mechanical Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran.

*P.O.B. 1999143344 Tehran, Iran, shamekhi@kntu.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper
Received 25 May 2014
Accepted 18 July 2014
Available Online 08 October 2014

Keywords:

Spark Ignition Engines
Control-Oriented Modeling
GT-Power Software
Artificial Neural Networks

ABSTRACT

A prerequisite in the majority of control processes is modeling. The model used to design a controller must be both accurate and real-time. Utilizing prevalent approaches of modeling, namely modeling based on (numerically) solving the equations governing the fluid in the combustion chamber, is too time-consuming and not suitable for control purpose. This paper aims to model combustion in an SI engine by means of neural networks and present an accurate and fast-response model for combustion. Obviously, any training procedure of neural networks involves empirical data acquisition. On the other hand, engine testing is highly expensive, and testing data tables available (in industry) is not sufficient to train neural networks. In this paper, first with the aid of CFD software, a one-dimensional model of an engine is constructed, and then calibrated using the factual experimental data at hand. Afterwards, acquiring data required is performed via the validated CFD model. As a matter of fact, because of the lack of access to necessary experimental coefficients, calibration is an extremely complicated and time-consuming process. An attempt is made to accomplish and spell out the calibration of the engine model in the GT-Power software, in a scientific practice. After a brief survey on the methods employed in designing the neural networks, modeling of the combustion chamber will be stated. Eventually, the response of the constructed NN model will be compared to the results gained from the GT-Power software, and the great accuracy of the NN model will be shown.

Please cite this article using:

A. M. Shamekhi, A. H. Shamekhi, Modeling and Simulation of Combustion in SI Engines via Neural Networks and Investigation of Calibration and Data Acquisition in the GT-Power Software, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 14, No. 13, pp. 233-244, 2015 (In Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

1- مقدمه

با گذشت زمان و تشدید رقابت در فضای جهانی تولید خودرو، بهینه‌سازی و بهبود محصولات در این حوزه به امری اساسی بدل گشته است. این مسئله، به خصوص با سخت‌گیرانه‌تر شدن استانداردهای جهانی محیط زیست، با سه هدف کاهش آلاینده‌ها، کاهش مصرف سوخت و درعین‌حال افزایش توان تولیدی، با جدیتی بیشتر پیگیری می‌شود. در میان فرآیندهای بهینه‌سازی موتور، بی‌گمان بهبود فرآیندهای کنترلی از اولویتی ویژه برخوردار است. این امر علاوه بر هزینه پایین، ناشی از تأثیر فراوان آن در پیشبرد سه هدف مذکور است.

اولین گام در طراحی بسیاری از سیستم‌های کنترلی، مدل‌سازی سیستم است. با کمی دقت در تاریخچه علم کنترل می‌توان دریافت که با گذشت زمان و ابداع روش‌های جدید کنترلی، بهبود مدل‌سازی به عنوان یکی از بهترین راهکارها در توسعه بیشتر سیستم‌های کنترلی یافت شد. وظیفه اصلی مدل، نشان دادن تأثیر ورودی‌های سیستم (موتور) بر خروجی‌های آن، به صورت بلادرنگ¹ و با دقت بالا است. نقص در هر یک از این دو ویژگی، به معنی نقص در عملکرد کنترلی است که بر اساس این مدل طراحی می‌شود. هدف این مقاله، ارائه چنین مدلی، برای فرآیند احتراق، به عنوان پیچیده‌ترین فرآیند در موتورهای اشتعال جرقه‌ای است.

استفاده از روش‌های مرسوم مدل‌سازی، یعنی مدل‌سازی بر اساس حل (عددی) معادلات حاکم بر جریان سیال داخل محفظه احتراق (مدل‌های ترمودینامیکی و یا مدل‌های سی‌افدی²)، بسیار زمان‌بر بوده و برای یک هدف کنترلی مناسب نیستند. به عبارت دیگر، علی‌رغم دقت بالا، شرط بلادرنگ بودن ارضا نمی‌شود. در این میان، شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند سیستم‌های با درجه بالای پیچیدگی را فراگیرند و به دلیل اینکه وارد جزئیات پیچیدگی‌های حل یک سیستم نمی‌شوند، می‌توانند سرعت پاسخ بسیار بالاتری داشته باشند.

استفاده از شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی احتراق از اواخر دهه 1990 مورد توجه قرار گرفت. ریزو و همکاران، اظهار کردند که شبکه‌های عصبی برای شناسایی این سیستم، نسبت به دیگر انواع مدل‌های جعبه‌سیاه، به داده‌های آزمایشگاهی کمتری نیاز دارند [1]. از آن زمان، تلاش‌هایی در زمینه پیش‌بینی فشار سیلندر، میزان آزادسازی انرژی، پیش‌بینی آلاینده‌ها و همچنین پیش‌بینی میزان مصرف سوخت انجام شده است. مولر و همبرگر، برای طراحی کنترلر آوانس جرقه، از یک مدل شبکه عصبی استفاده کردند. آن‌ها نتایج حل تحلیلی نقطه 50٪ تبدیل انرژی را به شبکه مذکور آموزش می‌دادند [2]. ائنو و همکاران، از شبکه‌های عصبی برای مدل‌سازی آلاینده‌های یک موتور دیزل استفاده کردند. آن‌ها از مجموع خطای مربعات برای یافتن تعداد بهینه نودهای میانی بهره جستند [3]. هنشل و همکاران نیز برای مدل‌سازی آلاینده‌ها یک مدل شبکه‌های عصبی پیشنهاد کردند [4]. کار آن‌ها بیشتر ناظر به روش‌های تجربی اکتساب داده‌ها بود. بروسکا و همکاران، از شبکه‌های عصبی به منظور بهبود مدل احتراقی تک‌ناحیه‌ای (بر اساس قانون اول ترمودینامیک)، برای تخمین میزان آزادسازی انرژی استفاده کردند [5]. به عقیده آن‌ها کیفیت پاسخ‌های مدل‌های سه بعدی خیلی بهتر از مدل‌های تک بعدی نیست، اما حجم محاسباتی آن به مراتب بالاتر است. هی و راتلند، از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی آلاینده‌ها و فشار و دمای داخل سیلندر استفاده کردند. ایده‌های مورد استفاده و نگاه آن‌ها به شبکه‌های

عصبی نسبت به موارد پیشین، عمیق‌تر و دقیق‌تر بود [6]. اشکال آن‌ها عدم توجه به بیش‌برازش کردن شبکه‌ها به منظور کارآمدی هرچه بیشتر روش میانگین‌گیری دسته‌جمعی بود. به علاوه، کار آن‌ها جایگاه مدل در سیستم دینامیکی موتور را به درستی در نظر نمی‌گرفت. ماس و همکاران، یک مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی فشار داخل سیلندر ارائه کردند [7]. مهم‌ترین اشکال آن‌ها، عدم توجه به تضاد بایاس/واریانس، و ناکارآمدی مدل با افزایش بی‌رویه تعداد نودهای میانی بود. اوزون با مقایسه پاسخ‌های شبکه‌های عصبی با داده‌های تجربی، بر کارآمدی و هوشمندی ذاتی شبکه‌های عصبی در یادگیری پیچیدگی‌های موتور احتراق داخلی، به عنوان سیستمی بسیار پیچیده تأکید کرد [8].

به طور کلی می‌توان گفت که بزرگ‌ترین مشکل در مدل‌های کنترل‌محور مذکور، دستیابی به دقت‌های بالا در مدل‌سازی است. در این مقاله تلاش می‌شود تا با بهبود روش‌های به‌کاررفته در طراحی شبکه‌های عصبی، مدلی بسیار دقیق‌تر (و درعین‌حال سریع) برای فرآیند احتراق ارائه شود، و تأثیر ورودی‌ها بر خروجی‌های آن مورد بررسی قرار گیرد. ملاحظه خواهد شد که به مدد روش‌های به‌کاررفته، پاسخ‌های مدل نهایی با مقادیر تجربی، تطابق فراتر از انتظار دارند.

اصولاً هر فرآیند آموزش شبکه‌های عصبی، نیازمند اکتساب داده‌های آزمایشگاهی است. از طرف دیگر، فرآیندهای تست موتور، بسیار پرهزینه بوده و جداول داده‌های تست موجود نیز برای آموزش شبکه‌های عصبی کافی نیستند (در بخش 2-8 توضیحات بیشتری در این باره ارائه می‌شود). بنابراین، ابتدا به منظور حصول داده‌های مورد نیاز، می‌بایست از طریق یک نرم‌افزار سی‌افدی مدلی از موتور تهیه و بر اساس داده‌های واقعی تست موجود کالیبره گردد. سپس می‌توان با استفاده از مدل صحنه‌گذاری شده سی‌افدی، فرآیند اکتساب داده‌های مورد نیاز را اجرا کرد. تلاش می‌شود تا فرآیند کالیبراسیون و اکتساب داده‌ها به صورتی علمی، اجرا و بیان گردد. بنابراین، مقاله حاضر شامل دو بخش است. در ابتدا، یک مدل سی‌افدی یک‌بعدی از یک موتور چهار سیلندر چهار زمانه اشتعال جرقه‌ای در نرم‌افزار جی‌تی‌پاور ساخته، کالیبره و صحنه‌گذاری می‌شود. در مرحله بعد، مدل‌سازی فرآیند احتراق با استفاده از شبکه‌های عصبی بررسی خواهد شد. موتور مورد بررسی در این مقاله یک موتور وانت بی‌2000 آی³ است. در شکل 1 موتور نصب‌شده داخل خودرو نشان داده شده است.

2- مدل‌سازی و اکتساب داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار جی‌تی‌پاور

نرم‌افزار جی‌تی‌پاور یک نرم‌افزار تحلیل سی‌افدی یک بعدی موتور است که



شکل 1 شمایی از موتور بی‌2000 آی

3- B2000 PICKUP 2.0L 4-cyl Engine Code FE

1- Real time
2- CFD

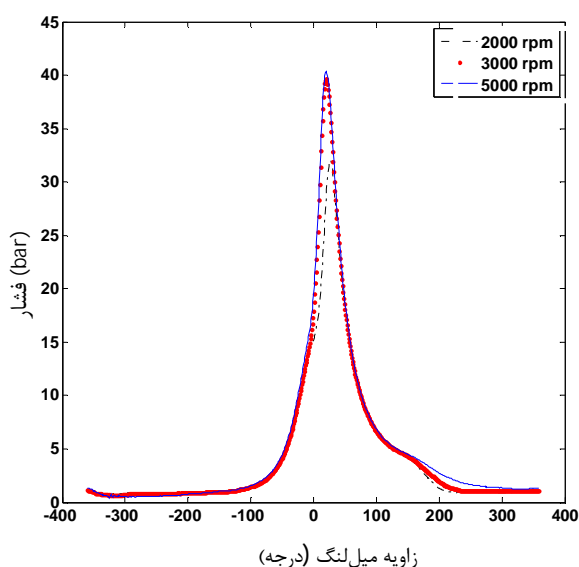
کمی بالاتر از دمای آب رادیاتور، یعنی بین 350 تا 400 درجه کلوین در نظر گرفته می‌شوند.

برای موتور مورد نظر، داده‌های تست مربوط به منحنی فشار سیلندر در سه دور 2000، 3000 و 5000 دور بر دقیقه تمام‌بار مشخص بودند. در شکل 2 این نمودارها برای حالت‌های 2000، 3000 و 5000 دور بر دقیقه نمایش داده شده‌اند. با استفاده از قابلیت نرم‌افزار در تحلیل و محاسبه مقدار آزادسازی انرژی از روی منحنی فشار سیلندر می‌توان مقادیر تلفات پمپاژ (مطلوب) را محاسبه نمود.

در اینجا لازم است که بازده حجمی طوری کالیبره شود که تلفات پمپاژ از مقادیر مطلوب خود خارج نشوند. اما اصولاً، این دو مسئله به طور متضاد با هم عمل می‌کنند.

جدول 1 برخی از مشخصات موتور

نوع موتور	4 سیلندر خطی
قطر سیلندر	86 mm
طول کورس	86 mm
حجم جایجایی	1998 cc
نسبت تراکم	8
تعداد سوپاپ‌ها	8 سوپاپ هوا + 4 سوپاپ دود
قطر دریچه گاز	51 mm
قطر میله دریچه گاز	10 mm
حجم منیفولد ورودی	2600 cc
زاویه باز شدن سوپاپ مکش	10° BTDC
زاویه بسته شدن سوپاپ مکش	49° ABDC
قطر راهگاه ورودی	28/5 mm
قطر سرسوپاپ ورودی	32/4 mm
حداکثر خیز سوپاپ	8 mm
طول شاتون	153 mm
زاویه باز شدن سوپاپ تخلیه	55° BBDC
زاویه بسته شدن سوپاپ تخلیه	12° ATDC
قطر متوسط سرسوپاپ خروجی	32 mm
قطر راهگاه ورودی	30 mm
حجم منیفولد خروجی	1100 cc



شکل 2 نمودار تجربی تغییرات فشار سیلندر برای سه دور 2000، 3000 و 5000

به طور گسترده در مسائل شبیه‌سازی موتور مورد استفاده قرار می‌گیرد. در هر فرآیند مدل‌سازی، قسمتی از مختصات و ضرایب مورد نیاز مشخص هستند، و بخش مهم دیگر نامعلوم‌اند. این داده‌های تجربی می‌بایست با یک فرآیند سعی و خطای منطقی، مرحله به مرحله تعیین گردند. به بیان دیگر، هر مدل جی‌تی‌پاور در واقع حین فرآیند کالیبراسیون به تدریج تکمیل می‌گردد. مسئله مهم این است که خروجی‌های مدل همانند خروجی‌های سیستم واقعی شوند؛ اما در این راه، کاربر مجاز به اعمال تغییرات در ضرایب و داده‌های نامشخص، تنها در گستره مجاز است. به این جهت، این فرآیند بسیار زمان‌بر بوده و نیازمند یک دید فیزیکی از پارامترهای مؤثر در عملکرد موتور است.

چنانچه ذکر شد، موتور مورد بررسی در این مقاله، یک موتور بی‌2000 آی است که 66 داده حاصل از تست این موتور برای حالات تمام‌بار و بار جزئی، در 9 دور 1500، 2000، 2500، ... و 5500 (دور بر دقیقه) در دسترس هستند. کالیبراسیون بر اساس حالت تمام‌بار انجام می‌گیرد و سپس حالات بار جزئی مبنای صحنه‌گذاری خواهند بود. در این راستا، ابتدا مختصات و هندسه موتور، در نرم‌افزار پیاده‌سازی شده و سپس فرآیند کالیبراسیون مرحله به مرحله اجرا می‌گردد. نکته بسیار مهم در ابتدای هر فرآیند مدل‌سازی این است که فشار محیط می‌بایست همانند فشار محیط در شرایط تست موتور، و مشخصات بنزین نیز همانند بنزین به کاررفته در فرآیند تست موتور باشد. در پایان، لازم به ذکر است که به دلیل عدم دسترسی به داده‌های تست موتور، در دوره‌های پایین‌تر از 1500 rpm، حالتی از قبیل دور آرام و گذار از شرایط کارکرد سرد¹ به گرم² در این مقاله مورد بررسی قرار نمی‌گیرند.

2-1- پیاده‌سازی مختصات و هندسه موتور

در این مرحله لازم است که مختصات تک تک قسمت‌های تشکیل‌دهنده موتور اندازه‌گیری شده و در نرم‌افزار جی‌تی‌پاور پیاده‌سازی شوند. ورودی‌های این مدل در حالت پایدار عبارتند از: زاویه دریچه گاز، نسبت هوا به سوخت، آوانس جرقه و دور مطلوب (در حالت پایدار).

از آنجا که موتور مورد بررسی یک موتور مکش طبیعی است، لذا اندازه‌گیری و پیاده‌سازی ابعاد می‌بایست با دقت بالایی انجام گیرد، چرا که در غیر این صورت، بازده حجمی موتور دارای خطای زیادی خواهد بود. برخی از مختصات موتور در جدول 1 آمده است.

2-2- صحنه‌گذاری بازده حجمی و تلفات پمپاژ

پس از حصول اطمینان از مشابه بودن فشار منیفولد در مدل با داده‌های سنسور فشار، می‌بایست فرآیندهای مکش و تخلیه را کالیبره نمود. در این راه مشکلات زیادی وجود داشتند. برای مثال، میزان خیز سوپاپ با دقت 1 mm مشخص بود. اصولاً یک خطای کوچک در مدل‌سازی مکش می‌تواند تأثیری فراوان بر اثرات رم³ داشته باشد. به علاوه، دماهای سیلندر و راهگاه‌ها مشخص نبودند. مسئله دیگر، عدم دسترسی به ضرایب مکش و تخلیه سوپاپ‌ها بود. در این راستا از ضرایب تخلیه پیشنهادی در نرم‌افزار جی‌تی‌پاور (که اصولاً منطقی هستند) استفاده شد. به علاوه، دماهای سر سیلندر، پیستون و جداره سیلندر نیز به همان صورت پیشنهادی نگه داشته شدند. اما دمای راهگاه‌ها

1- Cold start
2- Warm up
3- Ram effects

جدول 2 ضرایب تأخیر در اشتعال و سرعت جریان مغشوش برای دوره‌های مختلف

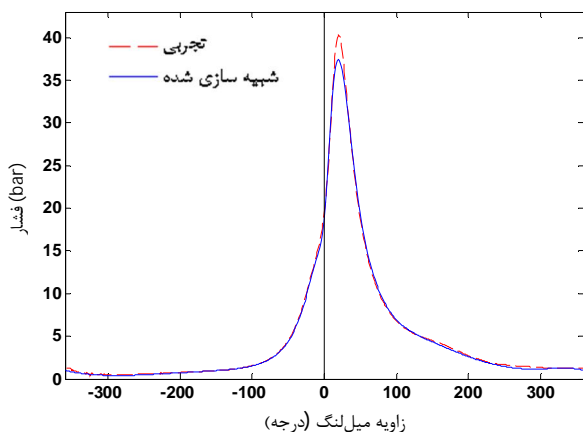
دور	ضریب تأخیر	ضریب سرعت
1500	0/5	0/6
2000	0/5	0/6
2500	0/5	0/6
3000	0/4	0/6
3500	0/4	0/6
4000	0/5	0/55
4500	0/6	0/55
5000	0/6	0/6
5500	0/6	0/7

شکل‌های 4 و 5 نمونه‌هایی از این کالیبراسیون را برای دوره‌های 2000 و 5000 نمایش می‌دهند. میزان حداکثر فشار برای دور 2000، برابر $30/28$ MPa در زاویه $23/9^\circ$ است که مقدار مطلوب آن $32/07$ MPa در 26° می‌باشد. همچنین برای دور 5000 میزان حداکثر فشار برابر $37/4$ MPa در زاویه 19° است که مقدار مطلوب آن $40/35$ MPa در 20° می‌باشد. لازم به ذکر است که تنظیم ضریب سرعت جریان مغشوش باید به گونه‌ای انجام گیرد که در مقدار IMEP ایجاد خطا نکند. به علاوه، مکان زاویه‌ای حداکثر فشار از اهمیت بالایی در تنظیم آلاینده‌ها برخوردار است. همچنین، چنانچه مقادیر IMEP و حداکثر فشار به خوبی تنظیم باشند (جدول 3)، می‌توان ادعا کرد که میزان حداکثر دما (که دیگر پارامتر مؤثر در میزان آلاینده‌هاست) نیز تنظیم خواهد بود.

حال می‌بایست ضرایب اصطکاک مدل به گونه‌ای تنظیم شوند که میزان BMEP کالیبره شود. در نرم‌افزار جی‌تی‌پاور از رابطه اصطکاک هیوود استفاده شده است. هیوود برای هر ضریب یک گستره مجاز پیشنهاد می‌کند که می‌بایست با تغییر ضرایب در آن دامنه‌ها، مقادیر مطلوب محاسبه شوند. در نهایت رابطه اصطکاک به کاررفته در این مدل به صورت رابطه (1) خواهد بود:

$$FMEP = 0.3 + 0.0075 \times P_{cylinder, max} + 0.09 \times Speed_{piston, min} + 0.0004 \times Speed_{piston, min}^2 \quad (1)$$

در شکل 6، نمودار گشتاور موتور در حالت تمام‌بار نشان داده شده است. ملاحظه می‌شود که روند دو نمودار تشابه قابل قبولی با یکدیگر دارند و تنها استثنا دور 3500 است. به علاوه، بجز دور 5500 (که خطایی حدود 10% دارد) در تمامی دورها خطا کمتر از 3% است.



شکل 4: نمودار فشار در 5000 rpm

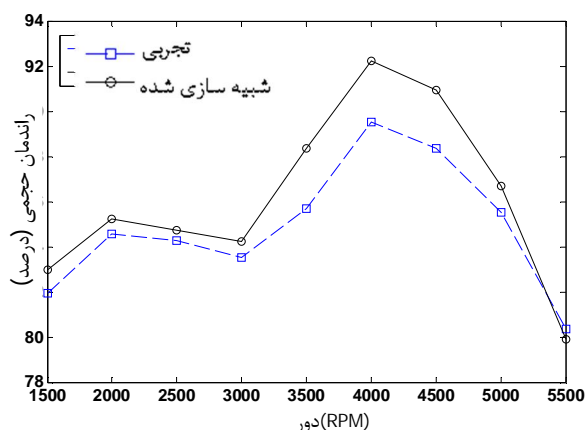
چنانچه گفته شد، میزان دقیق اندازه خیز سوپاپ‌ها در دست نبود. بنابراین ضریب خیز سوپاپ‌ها¹ با سعی و خطا به مقدار $1/075$ محاسبه شدند. از طرف دیگر، ملاحظه شد که چنانچه ضریب سطح² سوپاپ دود تغییر کند (و درعین‌حال، ضریب سطح سوپاپ هوا ثابت نگه داشته شود) می‌توان تلفات پمپاژ را کالیبره کرد، طوری که تأثیری بر میزان بازده حجمی نگذارد. این ضریب معادل $1/15$ (بر اساس مقادیر سه دور مذکور) محاسبه شد. در نهایت بازده حجمی به صورت شکل 3 به دست می‌آید.

همان‌طور که در شکل ملاحظه می‌شود حداکثر خطا حدود 3% است. لازم به ذکر است که پروفیل‌های مرسوم بادامک عبارت‌اند از: مکعبی، هارمونیک ساده، سینوسی اصلاح شده و سیکلوئیدی. از آنجا که پروفیل‌های مختلف بادامک، تأثیر چندانی بر بازده حجمی ندارند [9]، از پروفیل مکعبی، که ساده‌ترین نوع به شمار می‌رود، استفاده شده است.

3-2- صحنه‌گذاری گشتاور خروجی

در این مرحله لازم است که نوع احتراق در نرم‌افزار تعیین شود. به منظور مدل‌سازی NOx (در قسمت بعد) و همچنین در نظر گرفتن آوانس جرقه می‌بایست از مدل شعله مغشوش³ (EngCylCombsITurb) برای احتراق استفاده کرد. برای این مدل می‌بایست دو مقدار کالیبره شود. یکی ضریب تأخیر در اشتعال⁴ (پس از اعمال جرقه) و دیگری ضریب سرعت شعله مغشوش⁵. این دو مقدار بر اساس شکل 3 کالیبره می‌شوند. ملاحظه می‌شود که معمولاً آوانس جرقه به گونه‌ایست که: اولاً، شروع افزایش فشار سیلندر تقریباً در زاویه صفر درجه رخ دهد. ثانیاً، زاویه حداکثر فشار تقریباً ثابت بماند. این مسئله مؤید این واقعیت است که سرعت شعله مغشوش تقریباً متناسب با افزایش سرعت سیلندر افزایش می‌یابد و در نتیجه موقعیت فرآیند احتراق بر حسب زاویه لنگ (علی‌رغم افزایش دور موتور) تقریباً ثابت می‌ماند [10]. به هر حال از شکل 2 به عنوان معیاری برای کالیبراسیون این دو ضریب استفاده می‌شود. نتایج حاصل در جدول 2 ارائه شده‌اند.

ملاحظه می‌شود که مقادیر این دو ضریب در دوره‌های مختلف تقریباً یکسان هستند. اختلافات موجود می‌بایست به دلیل وجود خطا در دمای هوای ورودی به سیلندر و همچنین دمای جداره سیلندر باشند (که داده‌های واقعی برای آن‌ها در اختیار نبود).



شکل 3: نمودار مقایسه بازده حجمی شبیه‌سازی شده توسط نرم‌افزار با مقادیر تست

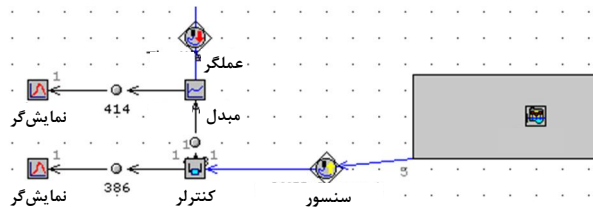
- 1- Lift Multiplier
- 2- Area Multiplier
- 3- Turbulent Flame Model
- 4- Ignition Delay Multiplier
- 5- Turbulent Flame Speed Multiplier

شوند. باید توجه داشت که حسگرهای دریچه‌ گاز اصولاً از نوع پتانسیومتر (با مقاومت خطی) هستند. بنابراین چنانچه بتوان برای چندین ولتاژ متفاوت، مقدار زاویه دریچه گاز را به دست آورد، در نتیجه می‌توان منحنی کلی زاویه دریچه گاز بر حسب ولتاژ سنسور را محاسبه نمود. در نهایت، این منحنی می‌بایست برای تک تک داده‌های تست، راستی‌آزمایی شود.

از آنجا که پاسخ موتور به ورودی دریچه گاز، کمی شبیه به یک سیستم مرتبه 1 است، بنابراین می‌توان از یک کنترلر PI برای این منظور استفاده کرد. واضح است که به دلیل غیرخطی بودن و پیچیدگی بیش از حد سیستم مورد بررسی، کنترلر طراحی شده صرفاً قادر است در حوالی دور طراحی شده و همچنین در یک گستره زاویه‌ای محدود معتبر باشد.

در اینجا دو کنترلر برای دور 3000 طراحی می‌شود. ساختار کنترلی (شکل 7) به این صورت است که یک سنسور، میزان BMEP تولیدی توسط موتور را اندازه گرفته و به کنترلر گزارش می‌دهد. خروجی این کنترلر یک سیگنال ضرب ضریب است و به مبدل وارد می‌شود. مبدل، در واقع یک جدول جستجو است که سیگنال ضرب ضریب تخلیه را به زاویه تبدیل می‌کند. این زاویه به عملکرد¹ داده می‌شود و عملکرد نیز زاویه دریچه گاز را تغییر می‌دهد. به این ترتیب، این ساختار کنترلی برای هر BMEP مطلوب، زاویه دریچه گاز مورد نیاز را پیدا می‌کند. مقادیر ضرایب تناسبی و انتگرالی کنترلر، با بررسی پاسخ سیستم به اعمال یک ورودی پله به وسیله دریچه گاز تعیین می‌شوند. اصولاً به دلیل اینکه تغییرات BMEP در زوایای دریچه گاز بالا بسیار اندک است، کنترلرها برای زاویه‌های پایین طراحی می‌شوند.

در نهایت، می‌توان با معادل قرار دادن زوایای به دست آمده با ولتاژهای جدول تست، برای BMEP های متناظر، نمودار زاویه دریچه گاز بر حسب ولتاژ حسگر را به دست آورد. شکل 8 نمودار حاصله را که برای نقاط BMEP=3,4,6,7 در دور 3000 به دست آمده است نمایش می‌دهد.

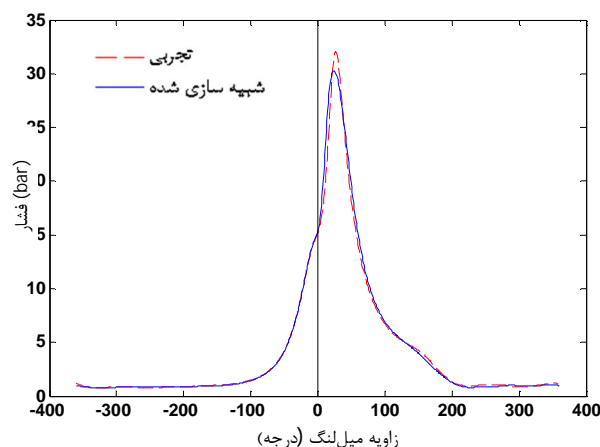


شکل 7 ساختار کنترلر طراحی شده برای موتور

جدول 4 ضرایب تخلیه پیشنهاد شده توسط نرم‌افزار [11]

ضریب تخلیه بازگشتی	ضریب تخلیه رو به جلو	زاویه دریچه گاز (درجه)
0/01	0/01	0
0/016	0/016	5
0/04	0/04	10
0/106	0/106	20
0/177	0/177	30
0/263	0/263	40
0/375	0/375	50
0/507	0/507	60
0/63	0/63	70
0/714	0/714	80
0/732	0/732	85
0/735	0/735	90

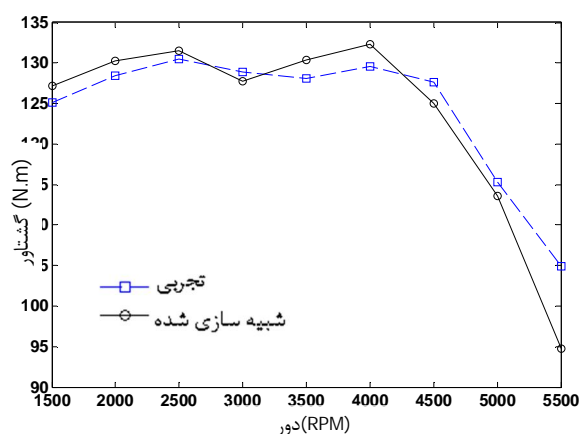
1- Actuator



شکل 5 نمودار فشار در 2000 rpm

جدول 3 مقایسه مقادیر IMEP و PMEP محاسبه شده و تجربی (بر حسب bar)

دور (rpm)	2000	3000	5000
IMEP محاسبه شده	9/24	9/39	9/14
IMEP مطلوب	8/79	9/274	8/881
PMEP محاسبه شده	-0/10	-0/25	-0/93
PMEP مطلوب	-0/159	-0/354	-0/991



شکل 6 مقایسه نمودارهای گشتاورهای شبیه‌سازی شده و تجربی موتور

4-2- صحه‌گذاری حالت بار جزئی

در این حالت لازم است تا گشتاورهای بدست‌آمده از مدل‌سازی و نتایج تجربی، در زاویه‌های دریچه گاز مشابه، نزدیک به هم باشند. در واقع، این مرحله به نوعی کالیبراسیون دریچه گاز محسوب می‌شود. به عبارت دیگر لازم است که ضرایب تخلیه دریچه گاز در زاویه‌های مختلف به درستی جایگذاری شوند. در این راه دو مشکل اساسی وجود دارد. مشکل اول این است که این ضرایب به صورت تجربی محاسبه می‌شوند. از آنجا که هیچ امکانی برای تست تجربی دریچه گاز موتور مورد نظر وجود ندارد، لذا به ناچار از ضرایب پیشنهاد شده توسط خود نرم‌افزار (جدول 4) استفاده می‌شود.

حال چنانچه خروجی‌های مدل و سیستم واقعی در زاویه‌های یکسان با هم تطابق داشته باشند، می‌توان ادعا کرد که مدل دریچه گاز کالیبره است. اما مشکل بعدی این است که داده‌های تست موجود نه بر اساس زاویه دریچه گاز، که بر اساس ولتاژ حسگر موقعیت دریچه گاز مشخص شده‌اند. در اینجا به ناچار لازم است که زوایای متناظر با ولتاژها، با طراحی یک کنترلر تعیین

2-5- صحنه‌گذاری آلاینده‌ها

آلاینده‌های مهم موتور اشتعال جرقه‌ای عبارت‌اند از: اکسیدهای نیتروژن (NOx)، مونوکسیدکربن (CO) و هیدروکربن‌های نسوخته (UHC). در این مدل، آلاینده‌های NOx و CO کالیبره می‌شوند. اما امکان کالیبراسیون آلاینده UHC (به دلیل عدم امکان اندازه‌گیری دقیق خلل و فرج² محفظه احتراق) وجود نداشت. در اینجا ذکر این نکته ضروری است که ماهیت تشکیل آلاینده‌ها در موتور، چنان پیچیده است که نباید از هیچ مدلی انتظار پاسخ‌هایی با دقت بالا داشت [12].

برای مدل‌سازی آلاینده‌ها در نرم‌افزار جی‌تی‌پاور لازم است که ابعاد داخلی سیلندر از جمله مکان شمع، مختصات کاسه سیلندر و سر سیلندر به نرم‌افزار داده شوند.

مدل هر کدام از آلاینده‌ها در نرم‌افزار شامل تعدادی ضرایب تجربی است، که طبیعتاً امکان آزمایش و محاسبه آن‌ها وجود ندارد. در خود نرم‌افزار بیان شده که چنانچه هر کدام از مراحل کالیبراسیون تا به اینجا به خوبی انجام شده باشند، تنها لازم است که ضریب افزایش³ هر کدام از دو آلاینده تغییر داده شود، تا مقادیر مطلوب به دست آیند.

2-6- صحنه‌گذاری آلاینده NOx

برای صحنه‌گذاری آلاینده NOx در مدل، لازم است که ضریب افزایش برای هر کدام از دورها (یعنی همان 9 دوری که داده‌های تست برای آن‌ها به دست آمده‌اند) به طور مجزا تعیین گردد. جدول 5، ضرایب به دست آمده برای آلاینده NOx را نمایش می‌دهد.

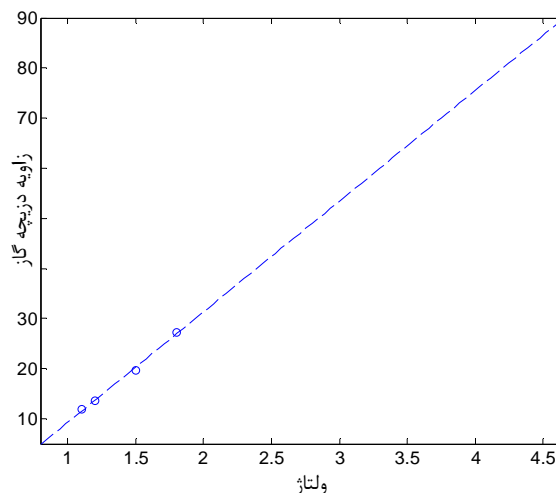
شکل 10 برخی از نتایج حاصله را با مقادیر تست مقایسه می‌کند. متأسفانه داده‌های تست برای بعضی از دورهای میانی به طور کامل در دست نیستند. بی‌تردید، این مسئله اثری منفی بر اجرای مناسب کالیبراسیون دارد. بنابراین، به ناچار ضرایب مذکور صرفاً بر اساس داده‌های موجود محاسبه می‌شوند.

2-7- صحنه‌گذاری آلاینده CO

آلاینده CO نیاز چندانی به استفاده از ضرایب افزایشی ندارد. برخی از مقادیر محاسبه شده به همراه مقادیر تست در شکل 11 نمایش داده شده‌اند. لازم به ذکر است که به دلیل اینکه مقادیر CO حاصل از احتراق، اصولاً به مراتب بیش از انواع دیگر است، معمولاً به جای ppm، از درصد حجمی (یا درصد جرمی) برای نمایش این نوع آلاینده استفاده می‌شود. به علاوه، باید توجه داشت که مقادیر نسبت هوا به سوخت در جدول داده‌های تست، با دقت دو رقم با معنی

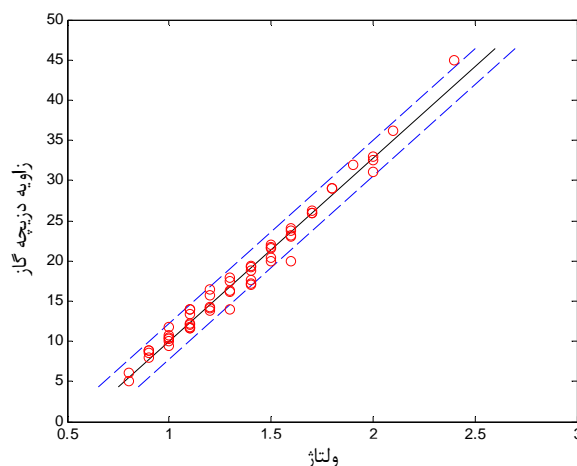
جدول 5 ضرایب افزایشی آلاینده NOx برای دورهای مختلف موتور

ضریب افزایشی	دور
1/550	1500
1/551	2000
1/552	2500
1/552	3000
2/978	3500
2/656	4000
3/611	4500
3/995	5000
7/662	5500



شکل 8 نمودار اولیه زاویه درجه گاز بر حسب ولتاژ

حال می‌بایست تک تک حالات بار جزئی موجود در جدول آموزش، صحنه‌گذاری شوند. طبیعی است که نمودار بالا (که فقط بر اساس چهار نقطه رسم شده) دارای خطا باشد. اما این نمودار می‌تواند به عنوان مبنایی برای یافتن زاویه (تقریبی) درجه گاز هر حالت مورد استفاده قرار گیرد. سپس می‌بایست با کمی تغییر در زاویه هر حالت، مقدار BMEP مطلوب، (یا دقت) حاصل شود. در نهایت می‌توان با رسم یک منحنی خطی از بین نقاط حاصله (بر اساس کمینه‌سازی خطای مربعات)، نمودار دقیق زاویه درجه گاز بر حسب ولتاژ را به دست آورد. با توجه به اینکه میزان دقت زوایای درجه گاز در جدول داده‌های تست، $\pm 0/1$ ولت است، لذا در صورت اعتبار مدل ساخته شده برای حالت بار جزئی، می‌بایست نقاط حاصله نیز در باندی به پهنای $0/2^1$ حول این خط قرار گرفته باشند. به بیان دیگر، چنانچه زوایای به دست آمده برای هر BMEP مطلوب، کالیبره باشد، منحنی زوایای به دست آمده بر حسب مقادیر ولتاژ جدول تست، می‌بایست خطی باشد. حال که مقادیر ولتاژ جدول تست با دقت $\pm 0/1$ ولت هستند، این منحنی به جای یک خط، می‌بایست یک باند باشد. شکل 9 نمودار حاصله برای نقاط و همچنین باند حاصله را نمایش می‌دهد. ملاحظه می‌شود که به استثنای سه نقطه (که با یک خطای کم از این باند خارج هستند) مابقی نقاط همگی در این باند قرار می‌گیرند. این مسئله به خوبی گویای اعتبار مدل در بارهای جزئی است.



شکل 9 نمودار نهایی زاویه درجه گاز بر حسب ولتاژ

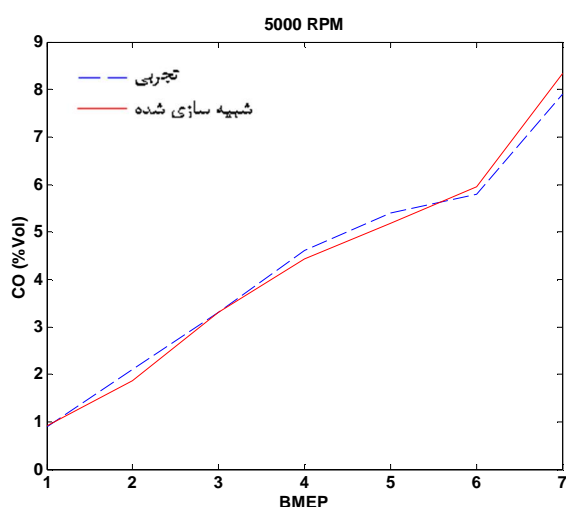
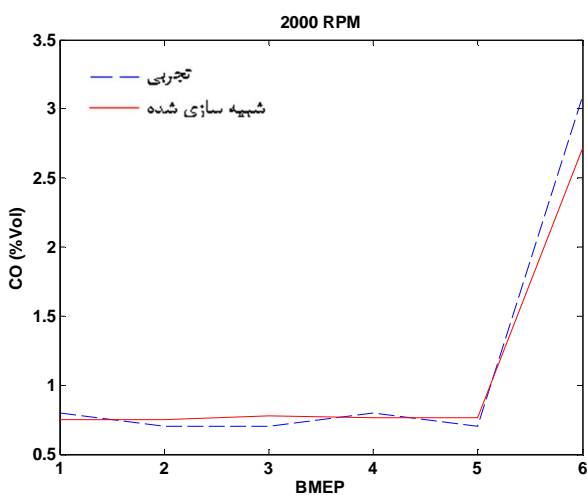
1- البته منظور، پهنای در راستای محور عرض‌هاست.

2- Crevices
3- Multiplier

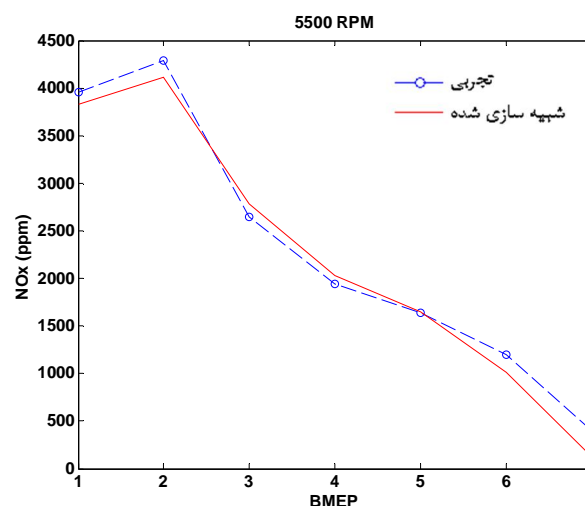
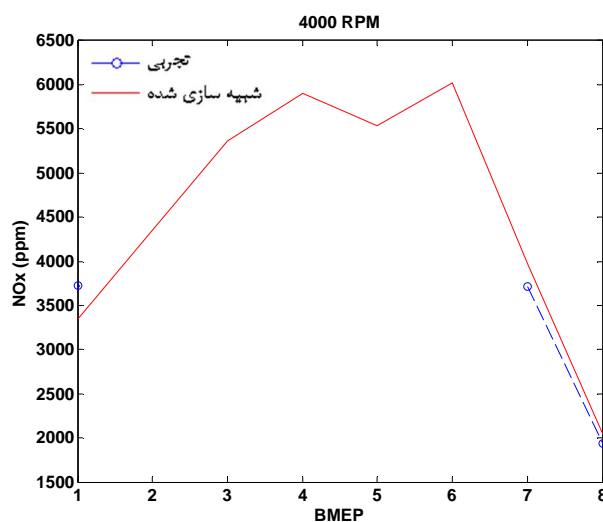
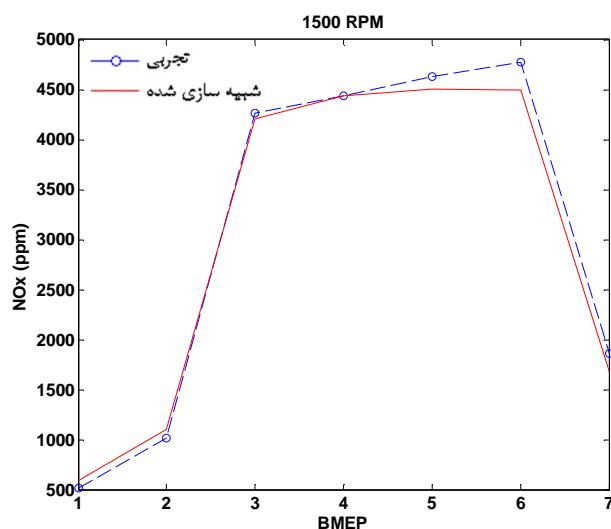
2-8- اکتساب داده‌ها

چنانچه قبلاً ذکر شد، 66 داده تست موجود برای آموزش شبکه‌های عصبی کافی نیستند. ثانیاً، این 66 داده، از تست موتوری به دست آمده که به ای‌سی‌یو¹ متصل بوده است. از آنجا که ای‌سی‌یو تلاش می‌کند تا دو پارامتر نسبت هوا به سوخت و آوانس جرقه را طوری تغییر دهد که موتور در شرایط بهینه عملکردی باشد، لذا این 66 داده، فقط نماینده قسمت مطلوب کارکرد موتور هستند. بنابراین، چنانچه یک شبکه عصبی، تنها این 66 داده را فرا گیرد، توان نشان دادن عملکرد نامطلوب موتور (در نسبت‌های هوا به سوخت و آوانس جرقه‌های نامتعارف) را نخواهد داشت. لازم به ذکر است که برای طراحی یک کنترلر کارآمد، به مدلی نیاز است که گویای تمامی شرایط عملکردی موتور (اعم از مطلوب و نامطلوب) باشد.

حال که مدل سی‌اف‌دی صحنه‌گذاری شده، می‌تواند مبنای تهیه جدول آموزش برای آموزش شبکه‌های عصبی قرار گیرد. در این راستا لازم است که هر کدام از ورودی‌های موتور (به انضمام زاویه دریچه گاز)، حول مقادیر عملکردی جدول تست، به اندازه کافی تغییر داده شوند و برای هر تغییر مدل جی‌تی‌پاور یک بار حل شود. به عنوان مثال، برای نسبت هوا به سوخت 14/5 (مربوط به یکی از 66 حالت تست تجربی) هفت حالت دیگر با نسبت‌های هوا به سوخت 10، 11، 12، 13، 14، 15 و 16 نیز در نرم‌افزار حل می‌شوند. در نهایت، جدولی شامل 572 حالت مختلف موتور به دست می‌آید.



شکل 11 مقایسه مقادیر به دست آمده از مدل و نتایج حاصل از تست آلاینده CO



شکل 10 مقایسه مقادیر به دست آمده از مدل و نتایج حاصل از تست آلاینده NOx

در دسترس بودند. این مسئله می‌تواند تفاوت‌های مقادیر نرم‌افزار با داده‌های تجربی (که بسیار کم هستند) را توجیه کند.

3- مدل‌سازی فرآیند احتراق با استفاده از شبکه‌های عصبی

چنانچه پیش‌تر ذکر شد، احتراق پیچیده‌ترین و پرچالش‌ترین قسمت مدل‌سازی موتور محسوب می‌شود. در مدل‌سازی کنترل‌محور موتورهای احتراقی، صرف‌نظر از اتفاقات داخل محفظه احتراق، تنها بر تأثیر ورودی‌ها بر خروجی‌ها تأکید می‌شود (نگاه ورودی/خروجی). مهم اینجاست که هرگاه شرایط مرزی ترمودینامیکی در آغاز هر سیکل اتو یا دیزل یکسان باشند، فرآیند احتراق هر بار به شکلی مشابه انجام خواهد شد. به این ترتیب می‌توان فرآیند (سیار سریع) احتراق را به صورت استاتیکی در نظر گرفت [12]. به بیان دیگر، در اینجا از شبکه‌های عصبی استاتیکی برای مدل‌سازی محفظه احتراق استفاده خواهد شد. این سیستم، شامل سه خروجی است: میزان گشتاور تولیدی، و مقادیر آلاینده‌های CO و NOx حاصل از احتراق (لازم به یادآوری است که امکان اکتساب داده‌ها برای آلاینده UHC وجود نداشت). به علاوه برای موتور مورد بحث، ورودی‌ها عبارت‌اند از: میزان نسبت هوا به سوخت، مقدار هوای ورودی، سرعت موتور و میزان آوانس جرقه [12]. به دلایلی که در ادامه ذکر می‌شود، برای هر خروجی یک زیرسیستم در نظر گرفته می‌شود. در ادامه، ابتدا برخی از روش‌های به‌کاررفته در طراحی شبکه‌های عصبی به اختصار بیان می‌شوند و سپس، مدل‌سازی سیستم مورد بررسی قرار می‌گیرد.

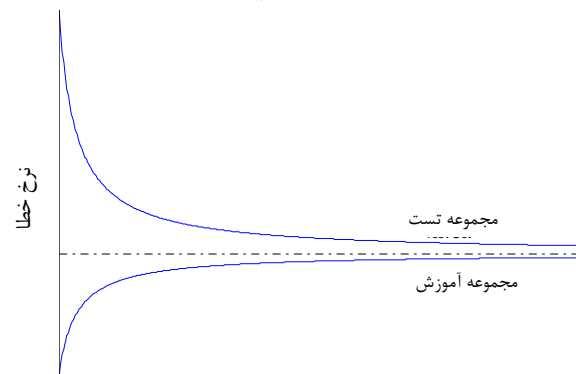
3-1- اصول و روش‌های به‌کاررفته در طراحی شبکه‌های عصبی

در این قسمت، برخی از اصول و روش‌های به‌کاررفته در طراحی شبکه‌های عصبی، مورد بررسی قرار می‌گیرند. لازم به ذکر است که در این پژوهش از نرم‌افزار متلب¹ برای طراحی شبکه‌ها استفاده می‌شود.

الف) با توجه به اینکه، یک شبکه هنگام آموزش احتمال دارد که در یکی از مینیمم‌های نسبی سطح خطا گرفتار شود، لازم است تا برای ساخت هر شبکه، نقاط اولیه متفاوت امتحان شوند، تا از همگرایی به مینیمم مطلق اطمینان حاصل شود [13].

ب) همان‌طور که در شکل 12 نشان داده شده، با افزایش تعداد داده‌های جدول آموزش، ممکن است خطای آموزش افزایش یابد اما از طرف دیگر، خطای مجموعه تست (که معیار قدرت تعمیم‌دهی شبکه است) کاهش خواهد یافت [14]. به عنوان مهم‌ترین راه‌کار در بهبود پاسخ یک شبکه می‌بایست جدول آموزش، هرچه بزرگ‌تر و شامل تعداد کافی داده از نقاط متفاوت عملکردی سیستم باشد.

ج) برای احراز از بیش‌برازش شبکه، لازم است از مجموعه‌های آموزش،



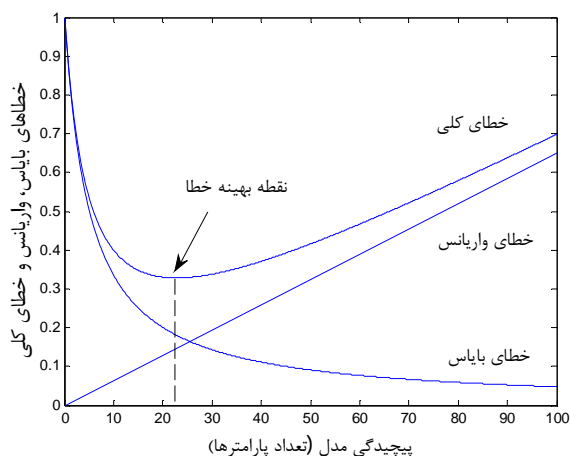
شکل 12 تأثیر تعداد داده‌های جدول بر خطاهای آموزش و تست [14]

صحه‌گذاری و تست مناسب، به همراه تنظیم مناسب توقف زودرس استفاده شود [15].

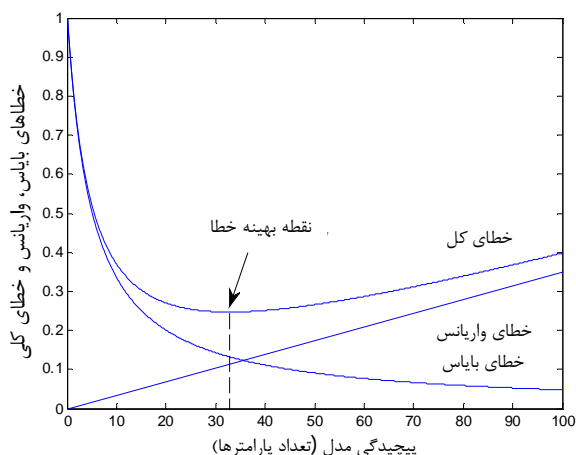
د) با توجه به تضاد بایاس/واریانس، با افزایش تعداد نودهای میانی یک شبکه، خطای بایاس کاهش می‌یابد، اما درعین‌حال، خطای واریانس افزایش خواهد یافت (شکل 13). بنابراین، لازم است که تعداد نودهای مخفی یک شبکه به تدریج اضافه شوند تا تعداد بهینه حاصل شود [15,16]. به عنوان اساسی-ترین راه حل در مهار تضاد بایاس/واریانس، جدول آموزش باید تا حد امکان، بزرگ‌تر و دارای نویز کمتری باشد (شکل 14).

ه) استفاده از شبکه‌هایی تنها با یک خروجی. برای مدل‌سازی سیستمی با چندین خروجی، به جای آموزش شبکه‌ای با چندین خروجی، بهتر است چندین شبکه، هر کدام تنها با یک خروجی آموزش داده شود. با این کار می‌توان به پاسخ‌های دقیق‌تری دست یافت [6]. در حقیقت با این کار، وظیفه هر شبکه ساده‌تر می‌شود و در نتیجه دقت آن افزایش می‌یابد.

و) استفاده از متد گروهی و روش میانگین‌گیری دسته‌جمعی² به عنوان راه حلی بر تضاد بایاس/واریانس. چنانچه گفته شد، تضاد بایاس/واریانس دقت قابل حصول در طراحی شبکه‌های عصبی را محدود می‌کند. به عنوان راه حلی بر این مشکل، می‌توان شبکه‌هایی را که کمی دچار بیش‌برازش شده‌اند را به



شکل 13 تغییرات خطاهای بایاس و واریانس و همچنین خطای کل بر حسب تعداد پارامترهای شبکه. تعداد نودهای میانی باید به گونه‌ای انتخاب شود که خطای کلی کمینه شود [15].



شکل 14 تأثیر کاهش نویز بر کاهش خطای واریانس و همچنین خطای کلی شبکه [16].

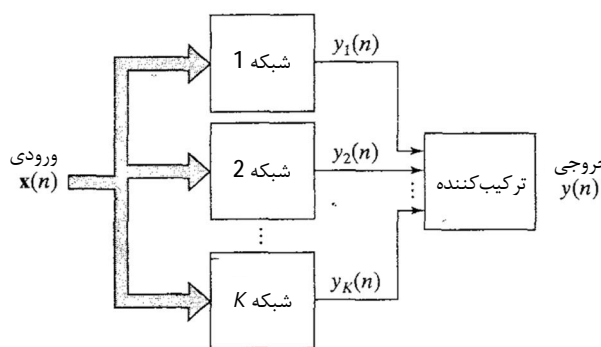
2- Ensemble averaging

1- MATLAB

هم متصل کرد (شکل 15). خطای بایاس این شبکه‌ها کمتر از حالت بهینه منفرد، اما خطای واریانس آن‌ها بیشتر از مقدار بهینه برای شبکه منفرد خواهد بود. با متصل کردن آن‌ها، ساختاری به دست می‌آید که در عین خطای بایاس پایین، خطای واریانس پایین‌تری نسبت به حالت شبکه بهینه منفرد دارد [15].

2-3- مدل‌سازی زیرسیستم‌ها

شبکه‌های زیرسیستم‌ها با استفاده از جدولی شامل 572 داده آموزش می‌بینند. در تمامی موارد طراحی شبکه این پژوهش، 15% از داده‌های جدول به مجموعه صحنه‌گذاری و 15% نیز به مجموعه تست اختصاص خواهد یافت. همچنین تعداد نودهای پنهان اولیه شبکه، 25 عدد خواهد بود. ورودی‌ها نیز همان چهار کمیت: نسبت هوا به سوخت، میزان هوای ورودی، دور موتور و آوانس جرقه هستند. برای زیرسیستم CO، از میان بالغ بر صد شبکه آموزش‌دیده، عملکرد بهترین شبکه به صورت شکل 16 است. در این حالت، خطای میانگین مربعات (MSE) برابر 0/0355 خواهد بود. ملاحظه می‌شود که علی‌رغم تلاش‌های انجام شده، تأثیر خطای واریانس بر عملکرد شبکه مشخص است. لازم به یادآوری است که مقادیر CO بر حسب درصد حجمی بیان می‌شوند.



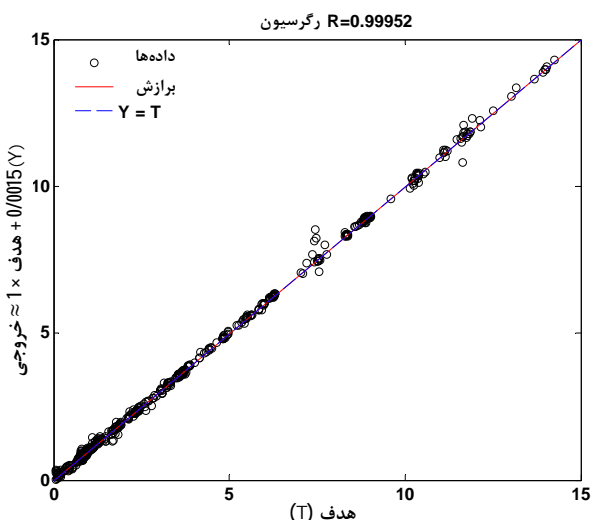
شکل 15 نمودار بلوکی یک ساختار گروهی [15]

شکل 18، نمودار رگرسیون مربوط به حدود 60 حالت، که برای هیچ‌کدام از ده شبکه گروه آشنا نیست را نشان می‌دهد.

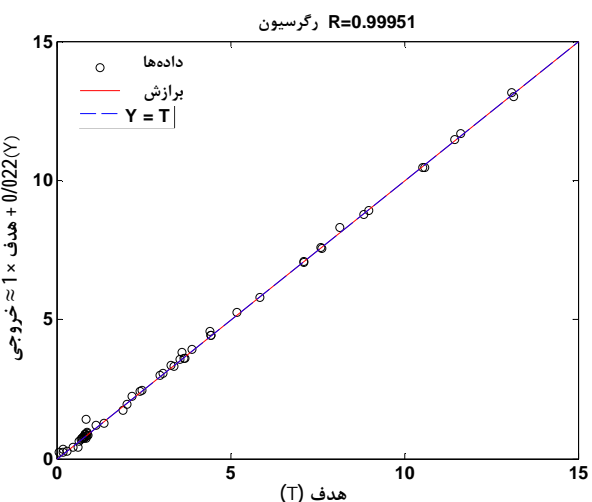
لازم به ذکر است متد گروهی، با وجود کاهش خطای واریانس، سرعت پاسخ مدل را کاهش می‌دهد. بنابراین، نمی‌بایست تعداد شبکه‌های عصبی هر ساختار را بیش از حد افزایش داد.

به همین ترتیب، برای ساختار گروهی (20 شبکه‌ای) زیرسیستم تولید گشتاور نیز، میزان خطای میانگین مربعات، کمتر از یک‌چهارم حالت بهینه منفرد، و برابر 0/0657 خواهد بود. نمودار رگرسیون کلی این زیرسیستم در شکل 19 نشان داده شده است.

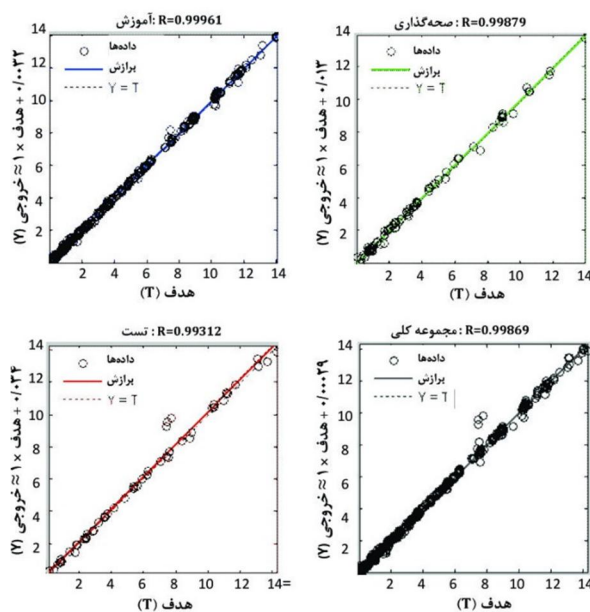
برای زیرسیستم NOx نیز رگرسیون کلی ساختار 30 شبکه‌ای (منتخب از میان صدها شبکه آموزش‌دیده) به صورت شکل 20 می‌باشد. لازم به ذکر



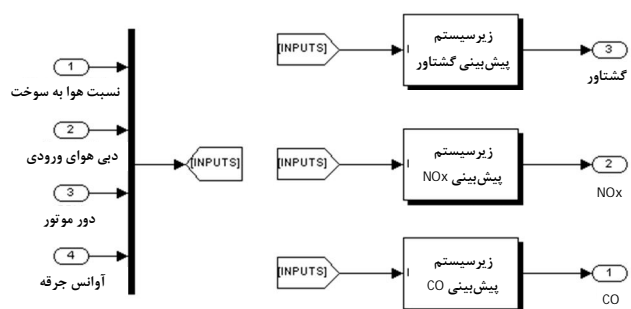
شکل 17 رگرسیون مدل گروهی آلاینده CO



شکل 18 رگرسیون مدل گروهی آلاینده CO برای داده‌های ناآشنا



شکل 16 رگرسیون شبکه بهینه منفرد



شکل 21 مدل سیمولینک نهایی سیستم

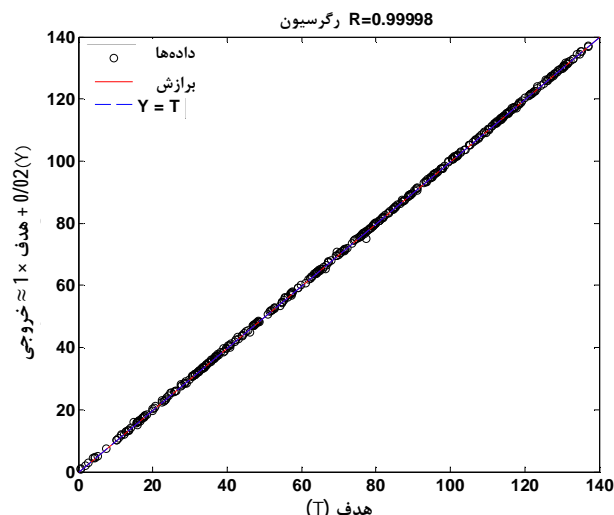
در شکل‌های 22 تا 24 نشان داده شده است. این شکل‌ها، در واقع نمودار تغییرات مقادیر دو خروجی NOx و CO را بر حسب دو متغیر کنترلی مذکور نمایش می‌دهند. ملاحظه می‌شود که مدل شبکه عصبی حاصله، قادر است علی‌رغم گستره بالای تغییرات ورودی‌ها، خروجی‌های مورد نظر را با دقتی فوق‌العاده بالا به نمایش در آورد.

لازم به ذکر است که (در حالت واقعی) اصولاً آوانس جرقه، تأثیر چندانی بر آلاینده CO ندارد، بنابراین از نمایش آن صرف‌نظر می‌شود. به علاوه، به دلیل امکان بررسی بهتر تأثیر پارامترهای کنترلی بر خروجی‌های موتور، معمولاً عملکرد دور ثابت مورد بررسی قرار می‌گیرد. در اینجا نیز به همین ترتیب عمل شده است.

همچنان‌که انتظار می‌رفت [12]، تغییرات آلاینده NOx با آوانس جرقه، تقریباً خطی است. به علاوه، تغییرات NOx با نسبت هوا به سوخت، تقریباً سهموی، با بیشینه‌ای در نسبت هوا به سوخت کمی رقیق‌تر از مقدار استوکیومتریک است. تغییرات CO با نسبت هوا به سوخت نیز (مطابق انتظار) یک منحنی نزولی است، که برای مقادیر نسبت هوا به سوخت بزرگ‌تر از 15، تقریباً شبیه به خط راست می‌شود.

5- نتیجه‌گیری

چنانچه ذکر شد، بزرگ‌ترین مشکل در مدل‌های کنترل‌محور، دستیابی به دقت‌های بالا در مدل‌سازی است. در این مقاله، با استفاده از شبکه‌های عصبی، یک مدل کنترل‌محور بسیار دقیق و درعین‌حال سریع برای احتراق در موتور اشتعال جرقه‌ای ارائه شده است. چنانچه ملاحظه شد مدل نهایی قادر است تأثیر ورودی‌ها بر خروجی‌های فرآیند احتراق را با دقت و در گستره‌ای بالا نشان دهد. این مهم بیش از هر چیز مدیون روش‌های به‌کاررفته در طراحی شبکه‌های عصبی، و همچنین تهیه یک جدول آموزش مفصل، به لطف مدل صحنه‌گذاری شده جی‌تی‌پاور بود. در مورد شبکه‌های عصبی، کارآمدی روش میانگین‌گیری دسته جمعی (که یکی از متدهای گروهی است)، به منظور غلبه بر تضاد بایاس/واریانس، و همچنین استفاده از شبکه‌هایی تنها با خروجی ملاحظه شد. لازم به یادآوری است که به منظور اثربخشی مناسب روش میانگین‌گیری دسته جمعی، می‌بایست از شبکه‌هایی استفاده کرد که تا حدی دچار بیش‌برازش شده‌اند. در مورد اکتساب داده‌ها، تلاش شد تا علی‌رغم محدودیت‌های فراوان و فقدان داده‌های مورد نیاز در کالیبراسیون مدل جی‌تی‌پاور، یک مدل سی‌اف‌دی دقیق و تا حد امکان کامل از موتور به دست آید. یکی از مزایای این پژوهش ارائه روش‌هایی منطقی برای کالیبراسیون مدل نرم‌افزاری جی‌تی‌پاور بود. باید توجه داشت، که این مدل‌ها هم در تهیه جدول داده برای مقاصد کنترلی، و هم به منظور تعیین



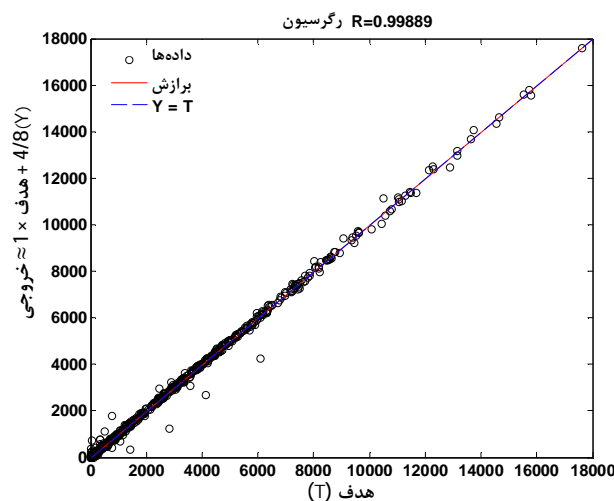
شکل 19 رگرسیون کلی زیرسیستم تولید گشتاور

است که میزان آلاینده NOx بر حسب ppm بیان می‌شود. به مدد روش‌های به‌کاررفته، میزان MSE، به $2/9634 E 4$ یعنی یک‌هشتم حالت بهینه تک-شبکه‌ای، کاهش می‌یابد.

در این شکل، رگرسیون 5 نقطه، نامطلوب (و دارای خطایی بالاتر از 500 ppm) است. باید توجه داشت که مدل نهایی توانسته است، بسیاری از نقاط نامتعارف (حتی با آوانس جرقه‌های مثبت) را به خوبی پیش‌بینی کند. اما این 5 نقطه، مربوط به دور 5500 ppm (یعنی حداکثر دور) موتور، برای بعضی از آوانس‌های جرقه در نسبت هوا به سوخت 10/5 می‌باشند. امکان عملکرد موتور در این نقاط (مرزی) بسیار نامحتمل است. در نهایت، مدل سیمولینک نهایی سیستم به صورت شکل 21 خواهد بود. هر زیرسیستم شامل گروهی از شبکه‌ها است.

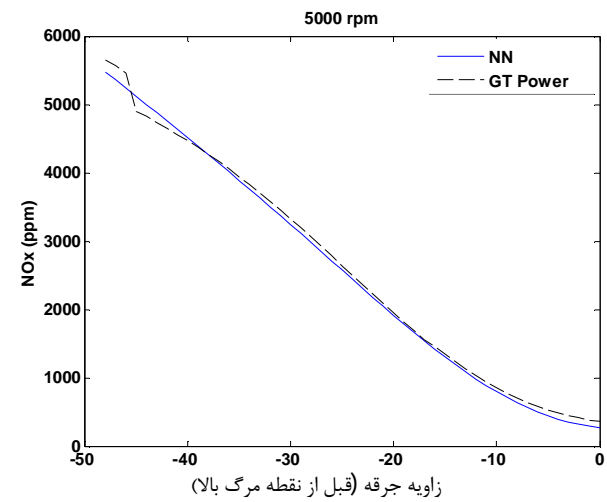
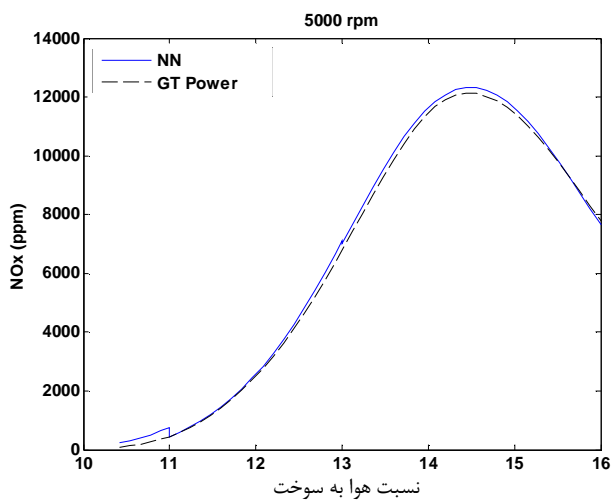
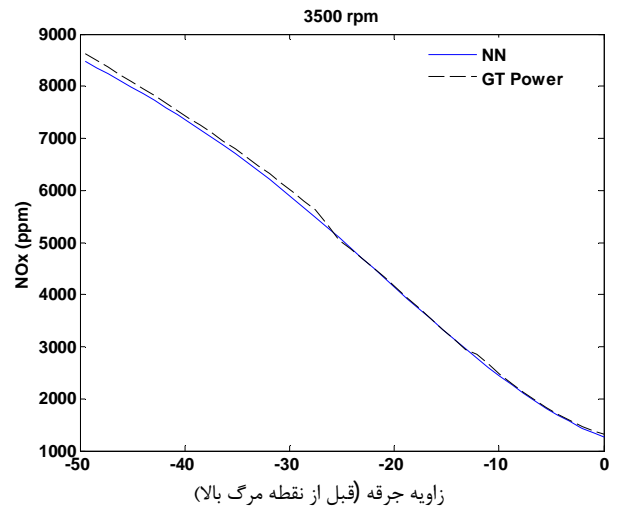
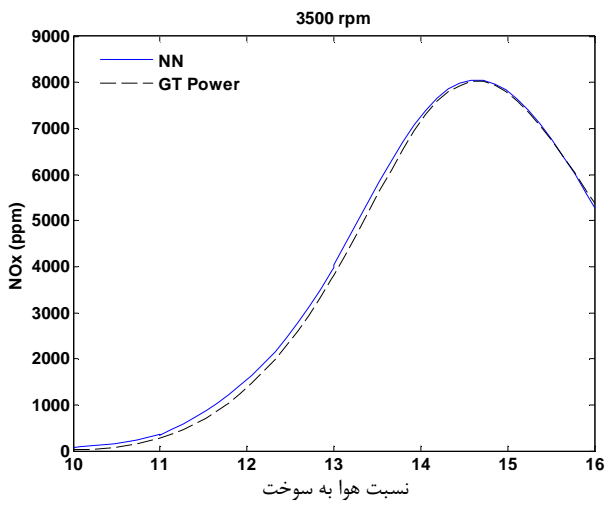
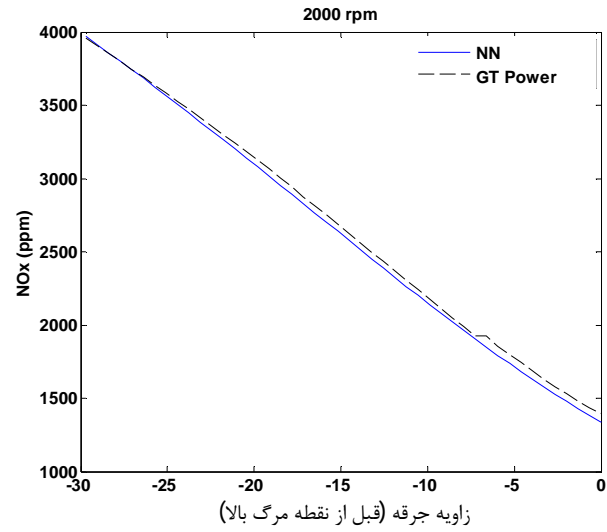
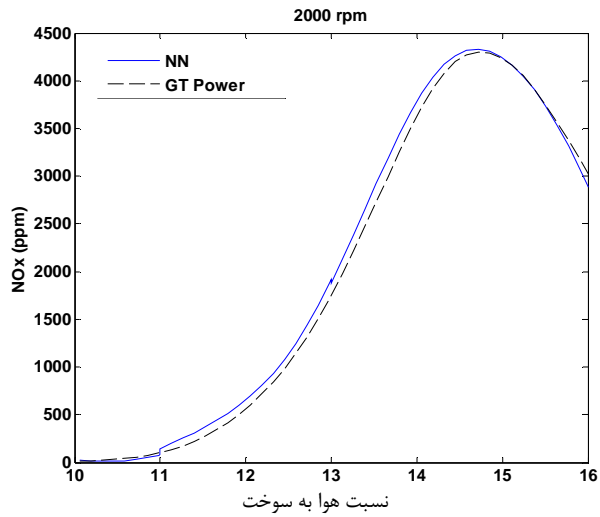
4- بررسی اثرات متغیرهای کنترلی بر آلاینده‌های موتور

در این بخش، تأثیر تغییرات دو متغیر کنترلی نسبت هوا به سوخت و آوانس جرقه، در سه دور 2000، 3500 و 5000، بر آلاینده‌های مدل بررسی می‌شود. برای این منظور، نتایج حالت گذرای مدل شبکه عصبی و مدل صحنه‌گذاری شده جی‌تی‌پاور (در شرایطی که متغیرهای کنترلی به دلخواه تغییر داده می‌شوند) در دور ثابت، با هم مقایسه می‌گردد. نتایج این مقایسه‌ها



شکل 20 رگرسیون مدل گروهی آلاینده NOx

شرایط مرزی برای مدل‌های سی‌اف‌دی سه بعدی، از اهمیت بالایی برخوردارند.



شکل 23 مقایسه تأثیر تغییرات نسبت هوا به سوخت بر آلاینده NOx در مدل شبکه عصبی با مدل صحنه‌گذاری شده جی‌تی‌پاور، در سه دور نمونه‌ای 2000، 3500 و 5000

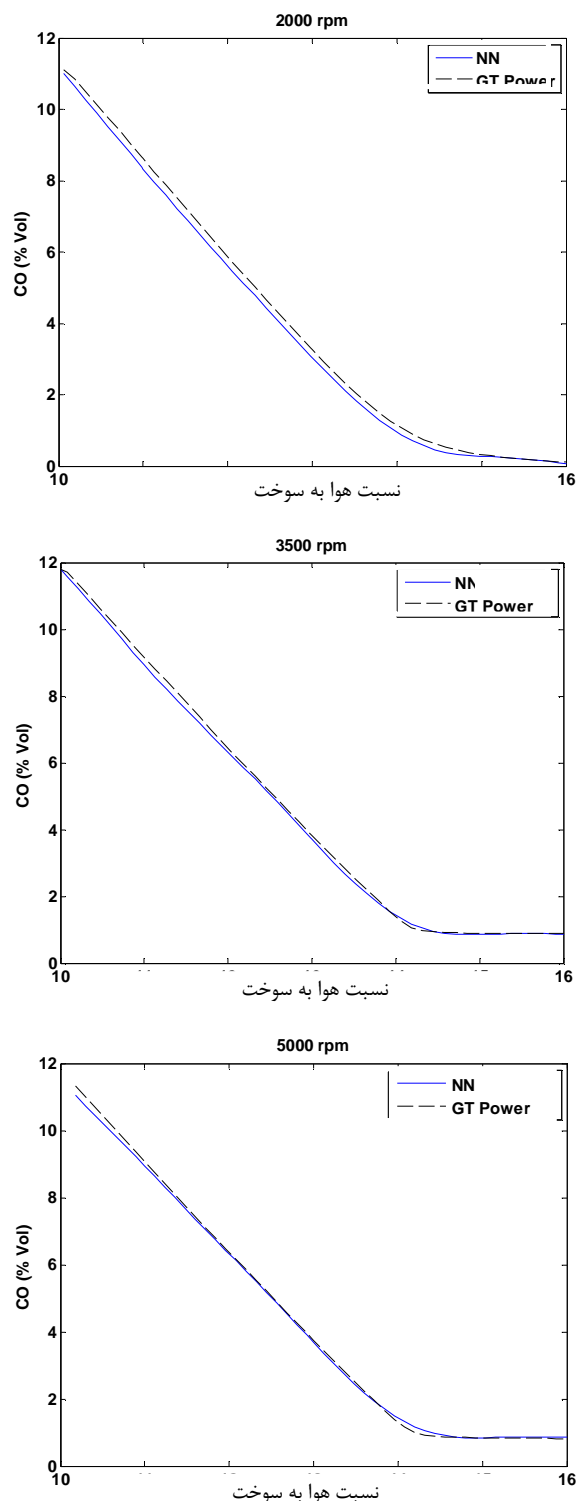
شکل 22 مقایسه تأثیر تغییرات آوانس جرقه بر آلاینده NOx در مدل شبکه عصبی با مدل صحنه‌گذاری شده جی‌تی‌پاور، در سه دور نمونه‌ای 2000، 3500 و 5000

6- فهرست علائم

BMEP	فشار متوسط مؤثر ترمزی (bar)
CO	مونوکسید کربن (% Vol)
FMEP	فشار متوسط معادل اصطکاکی (bar)
IMEP	فشار متوسط مؤثر اندیکاتور (bar)
NN	شبکه عصبی
NOx	اکسیدهای نیتروژن (ppm)
PMEP	فشار متوسط مؤثر پمپاژ (bar)
UHC	هیدروکربن‌های نسوخته (ppm)

7- مراجع

- [1] G. Rizzo, I. Arsie and C. Pianese "Enhancement of Control Oriented Engine Models Using Neural Network", *Proc. of the 6th IEEE Mediterranean Conference on Control Systems*, pp. 465-471, 1998
- [2] R. Muller, H. H. Hemberger, Neural Adaptive Ignition Control, *SAE paper 981057*, 1998
- [3] S. Ouenou Gamo, M. Ouladsine and A. Rashid, Diesel Engine Exhaust Emissions Modeling Using Artificial Neural Networks, *SAE paper 1999-01-1163*, 1999
- [4] R. Hentschel, R. M. Cernat and J. U. Varchmin, In-Car Modeling of Emissions with Dynamic Artificial Neural Networks, *SAE paper 2001-01-3383*, 2001
- [5] S. Brusca, R. Lanzafame and M. Messina, A Combustion Model for ICE by Means of Neural Network, *SAE paper 2005-01-2110*, 2005
- [6] Y. He and C. J. Rutland, Application of Artificial Neural Networks in Engine Modeling, *International Journal of Engine Research* 2005 5: 281, pp. 281-296, 2005
- [7] B. Maass, J. Deng and R. Stobart, In-Cylinder Pressure Modeling with Artificial Neural Networks, *SAE paper 2011-01-1417*, 2011
- [8] Abdullah. Uzun, A Parametric Study for Specific Fuel Consumption of an Intercooled Diesel Engine Using a Neural Network, *Fuel*, Vol. 93, pp. 189-199, 2012
- [9] M. Taghizadeh, *Modeling and design of a VVT system for the peugeot 206 engine*, MSc Thesis, Department of Mechanical Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran, 2013. (In Persian)
- [10] U. Kiencke, L. Nielsen, *Automotive Control Systems*, pp. 65-67, Tehran: CARNOT, 2010. (In Persian)
- [11] *Discharge Coefficients of Throttle Template*, GT-Power Software, Gama Technologies Corporation, 2009.
- [12] L. Gussella and C. H. Odner, *Introduction to Modeling and Control of Internal Combustion Engine Systems*, pp. 102-111, pp. 22, pp. 64-65, Switzerland: Springer ISBN 978-3-642-10774-0, 2010.
- [13] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth and Mark Beale, *Neural Network Design*, pp. 375-378, Oklahoma State University, ISBN 7-111-10841-8/TB-2583, 1996.
- [14] B. Krose and P. van der Smagt, *An Introduction to Neural Network*, University of Amsterdam, pp. 42-45, 1996.
- [15] S. Heykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, pp. 143-148, pp. 373-377, pp. 754-769, McMaster University ISBN 81-7808-300-0, 1999.
- [16] O. Nelles, *Nonlinear System Identification: from classical approaches to neural networks and fuzzy models*, pp. 157-165, Germany, Springer, ISBN 3-540-67369-5, 2000.



شکل 24 مقایسه تأثیر تغییرات نسبت هوا به سوخت بر آلاینده CO در مدل شبکه عصبی با مدل جی‌تی‌پاور، در سه دور نمونه‌ای 2000، 3500 و 5000