



الگونمایی عملکرد و آلاینده‌های موتور اشتعال جرقه‌ای بیواتانول - بنزین با روش وراثت

مصطفی کیانی ده‌کیانی^۱، برات قبادیان^{۲*}، فتح‌اله امی^۳، غلامحسین نجفی^۴

^۱دانشکده مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران، mostafa_kyani@yahoo.com

^۲دانشکده مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران، ghobadib@modares.ac.ir

^۳دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران، fommi@modares.ac.ir

^۴دانشکده مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران، a.najafi@modares.ac.ir

*نویسنده مسئول، شماره تماس: ۰۹۱۳۱۱۳۵۳۰۶

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

دریافت: ۰۱ مرداد ۱۳۹۲

پذیرش: ۱۶ شهریور ۱۳۹۲

کلیدواژه‌ها:

موتور اشتعال جرقه‌ای

مخلوط‌های بیواتانول - بنزین

روش وراثت چندژنی

چکیده

در این مقاله، الگونمایی برای پیش‌بینی متغیرهای عملکردی و آلاینده‌های یک موتور اشتعال جرقه‌ای با استفاده روش وراثت ارائه گردیده است. موتوری چهار استوانه با مخلوط‌های بیواتانول - بنزین برای بدست آوردن داده‌های لازم در آموزش و ارزیابی روش وراثت استفاده شد. ابتدا سوخت بنزین خالص با مقادیر مختلف بیواتانول (۰، ۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰٪) مخلوط گردید. سپس، توان ترمزی، گشتاور و آلاینده‌ها (CO_2 ، CO ، HC و NOX) در بارها و سرعت‌های مختلف آن اندازه‌گیری شد. نتایج تجربی نشان داد که با افزایش مقدار بیواتانول در مخلوط‌های سوخت، آلاینده‌های CO و HC کاهش، و توان ترمزی، گشتاور، CO_2 و NOX افزایش یافت. بررسی‌های زیادی با استفاده از الگوی روش وراثت انجام شد و عملکرد معادلات حاصل، ارزیابی شد. براساس متغیرهای آماری ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE$) و ضریب تشخیص (R^2) مناسب‌ترین معادله انتخاب گردید. نتایج نشان می‌دهد که با روش وراثت، بخوبی می‌توان آلاینده‌های موتور را پیش‌بینی نمود.

تمامی حقوق برای انجمن علمی موتور ایران محفوظ است.

(۱) مقدمه

سوخت‌های سنگواره‌ای و در راس آن‌ها مشتقات نفتی سهم مهمی در آلودگی محیط و سلامتی انسان دارند. براساس آمار، سالیانه به طور تقریبی ۰.۸ میلیون نفر در جهان در اثر آلودگی هوا جان خود را از دست می‌دهند [۱]. سازمان بهداشت جهانی اعلام نمود که سالیانه در حدود ۳۶۰۰۰۰ نفر در آسیا بر اثر آلودگی هوا به مرگ زودرس دچار می‌شوند [۲]. تحقیقات نشان می‌دهد که با افزایش بیش از ۲ درجه سانتیگراد دمای کره زمین در اثر افزایش گازهای گلخانه‌ای، صدها میلیون نفر از بین خواهند رفت [۳]. در سال‌های اخیر تلاش‌های زیادی برای گسترش سوخت‌های پاک و تجدیدپذیر و کاهش وابستگی به سوخت‌های سنگواره‌ای انجام شده است. از مهم‌ترین این سوخت‌ها می‌توان به بیواتانول اشاره نمود [۴]. منابع تولید سوخت بیواتانول در هر کشوری متفاوت است به عنوان مثال این سوخت در کشور برزیل از نیشکر و در آمریکا از ذرت تولید می‌شود [۵].

امروزه تحقیقات زیادی در باره کاربرد سوخت اتانول و مخلوط‌های آن با سوخت‌های سنگواره‌ای در موتورهای درون‌سوز صورت گرفته است که به برخی از آن‌ها اشاره می‌شود. ون و همکاران [۶] تأثیر افزودن اتانول به بنزین بر آلایندگی موتور اشتعال جرقه‌ای تک استوانه را بررسی نمودند. نتایج این تحقیق نشان داد که آلایندگی‌های CO و HC سوخت‌های اتانول - بنزین از بنزین خالص کمتر است. همچنین تأثیر این سوخت‌ها بر آلایندگی NOx چشمگیر نیست. در تحقیقی دیگر که سانگ و همکاران [۷] انجام داده اند، تأثیر اضافه کردن افزودنی MTBE^۱ و اتانول بر آلایندگی‌های یک موتور اشتعال جرقه‌ای بررسی شد. در این تحقیق آلایندگی‌هایی مانند CO، THC و NOx اندازه‌گیری شد. نتایج نشان داد که آلایندگی‌های حاصل از افزودنی اتانول کمتر از MTBE است. در یک تحقیق دیگر، تأثیر بیواتانول بر عملکرد، بازده گرمایی و آلایندگی‌های موتور اشتعال جرقه‌ای بررسی گردید. نتایج این تحقیق نشان داد که بازده گرمایی مخلوط‌های بیواتانول - بنزین بیشتر از بنزین خالص است [۸].

علاوه بر کارهای تجربی، روش‌های مختلفی برای الگونمایی متغیرهای عملکردی و آلاینده‌ی موتورها درون‌سوز استفاده شده است. یکی از این روش‌ها هوش مصنوعی است. به عنوان مثال، کیانی ده کیانی و همکاران [۹]، تعادل گرمایی موتور اشتعال جرقه‌ای را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی نمودند. نتایج این تحقیق نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با دقت زیاد، تعادل گرمایی موتور را پیش‌بینی نموده است. محققان دیگری نیز، در این زمینه کارهای مشابهی با استفاده از شبکه عصبی انجام داده‌اند [۱۰-۱۱]. شبکه‌های عصبی با وجود دقت مناسب در پیش‌بینی متغیرهای موتور، به عنوان یک جعبه سیاه^۲ عمل می‌کند و هیچ‌گونه الگویی (معادله ریاضی) برای

پیش‌بینی متغیرها ارائه نمی‌دهد. ابزار مهمی که در سال‌های اخیر در تحقیقات برای ارائه الگوی پیش‌بینی استفاده شده است، روش وراثت^۳ (GP) است [۱۲-۱۳]. اساس کار روش وراثت مشابه فرایند وراثت^۴ (GA) است، با این تفاوت که GA برای بهینه‌سازی مسائل استفاده شده لکن GP برای پیش‌بینی و ارائه الگو در مسائل پیچیده به کار گرفته می‌شود. در تحقیقی از روش وراثت با طول کروموزم ثابت برای پیش‌بینی گشتاور و مصرف سوخت ویژه ترمزی استفاده شد. متغیرهای ورودی شامل پیش‌رسی جرقه، موقعیت دریچه گاز و سرعت موتور بوده است. نتایج این تحقیق نشان داد که برنامه‌نویسی با روش وراثت با دقت مناسب، متغیرهای گشتاور و مصرف سوخت ویژه ترمزی موتور را پیش‌بینی نموده است [۱۴].

معادلات بین متغیرهای عملکردی و آلاینده‌ی با متغیرهای کاری موتور در شرایط مختلف پیچیده است. با توجه به پیشینه ذکر شده، GP می‌تواند ابزار مناسبی برای الگونمایی این متغیرها باشد. بنابراین هدف از پژوهش حاضر، ارائه الگوهای ریاضی با استفاده از GP برای پیش‌بینی توان ترمزی، گشتاور و آلایندگی‌ها (CO، CO₂، HC و NO_x) در موتور اشتعال جرقه‌ای با مخلوط‌های مختلف بیواتانول - بنزین است.

(۲) مواد و روش‌ها**۲-۱) موتور و وسایل آزمون**

در این تحقیق موتوری چهار استوانه، اشتعال جرقه‌ای با سامانه سوخت رسانی افشانه‌ای آزمایش شد. مشخصات موتور در جدول ۱ نشان داده شده است. برای بارگذاری، موتور به یک لگام ترمز جریان گردابی الگو WT190 متصل گردید (شکل ۱). بیواتانول با مقدارهای حجمی از صفر تا ۲۰٪ با بنزین خالص (بدون MTBE) تهیه شده از پالایشگاه تهران مخلوط شد و مخلوط‌های سوخت E0، E5، E10، E15 و E20 بدست آمد (E^۵ نماد بیواتانول و شماره جلوی آن مقدار درصد حجمی بیواتانول در ترکیبات را نشان می‌دهد). جدول ۲، ویژگی‌های مهم سوخت‌های آزمایش را نشان می‌دهد. این ویژگی‌ها در آزمایشگاه و بر اساس استانداردهای ASTM بررسی گردید. آلایندگی‌ها با استفاده از تحلیلگر قابل حمل نوع DIGAS4000 ساخت شرکت Rosemount Analytical اندازه‌گیری شد. پس از متصل نمودن رابط دستگاه تحلیل گر به خروجی موتور، گازهای خروجی به دستگاه منتقل شد و میزان ترکیبات مختلف ثبت گردید.

³ Genetic programming

⁴ Genetic algorithm

⁵ Ethanol

¹ Methyl tertiary-butyl ether

² Black box

۳) اصول روش وراثت

روش وراثت یکی از زیر شاخه‌های فرایندهای تکاملی می‌باشد که از اصل تکامل موجودات در طبیعت الهام گرفته شده است. کازا [۱۵] اولین کسی بود که استفاده از GP برای پیدا کردن معادلات ریاضی بین داده‌ها بر اساس معیار برازندگی را پیشنهاد نمود. معیار برازندگی معادلات، خطا بین داده‌های حاصل از معادلات و نمونه داده‌های واقعی در نظر گرفته شد که برنامه‌نویسی با روش وراثت برای کمینه کردن آن به کار گرفته شد. به عبارت دیگر معادلاتی دارای بیشترین تکامل طبیعی در طراحی GP مؤلفه‌های مشخصی باید تعریف گردد. این مؤلفه‌ها شامل تابع‌ها، متغیرها مسأله و عملگرهای وراثت (بازتولید^۱، ترکیب^۲ و جهش^۳) می‌باشند که در بیان معادلات ریاضی استفاده می‌شوند. معادلات ریاضی در GP نقش کروموزمها (افراد) را در وراثت طبیعی دارند. ابتدا جمعیت اولیه‌ای از معادلات ریاضی به تعداد مشخص تشکیل می‌شود. در GP کروموزمها به صورت درختی نشانه‌گذاری می‌شوند. برای مثال، عبارت ریاضی $\tanh(ax_2)(bx_1 + \sin(x_3))$ به صورت شکل ۲، نشان داده می‌شود. این عبارت شامل دو گروه متغیر متفاوت است: (الف) مجموعه توابع و (ب) مجموعه ورودی‌ها. مجموعه توابع معمولاً شامل توابع ریاضی $\{*, +, -, \sin, \cos, \tanh, \log, \text{power}, \dots\}$ است و آرگومان‌های این توابع مجموعه ورودیها است که شامل متغیرها مسأله و ثابت‌ها است. در شکل ۲ مجموعه توابع (F) شامل $F = \{*, +, \sin, \tanh\}$ و مجموعه ورودی‌ها (T) شامل $T = \{x_1, x_2, x_3, a, b\}$ است. جمعیت اولیه (معادلات اولیه) بوسیله طول عمق درخت یا طول عبارت محدود می‌شود [۱۵]. منطق روش وراثت در شکل ۳ نشان داده شده است. ابتدا جمعیت اولیه به تعداد مشخص تعیین می‌شود. سپس با اعمال عملگرهای وراثت (بازتولید، ترکیب و جهش) بر افراد انتخاب شده (بر اساس معیار برازندگی) از جمعیت اولیه، نسل‌های بعدی تولید می‌شود.

عملگر بازتولید بخشی از جمعیت که دارای بهترین برازندگی هستند را حفظ و به نسل بعدی انتقال می‌دهد. در عملگر ترکیب دو فرد (والدین) انتخاب می‌شوند و ساختار درختی این افراد در نقطه به صورت تصادفی شکسته می‌شود (نقطه ترکیب). زیر شاخه‌های مربوط به آن نقطه جابه‌جا می‌شوند و افراد جدیدی (فرزندانشان) به وجود می‌آیند (شکل ۴). عملگر جهش شامل انتخاب فرد و حذف تصادفی یک شاخه از آن و جایگزینی با شاخه جدید است (شکل ۵). جمعیت موجود با جمعیت جدید جایگزین می‌شود. این فرآیند تا رسیدن به شرط توقف الگوریتم ادامه پیدا می‌کند (رسیدن به حد اکثر تعداد نسل‌های تعیین شده یا به مقدار معینی خطا).

جدول ۱: مشخصات موتور اشتعال جرقه‌ای تحت آزمایش

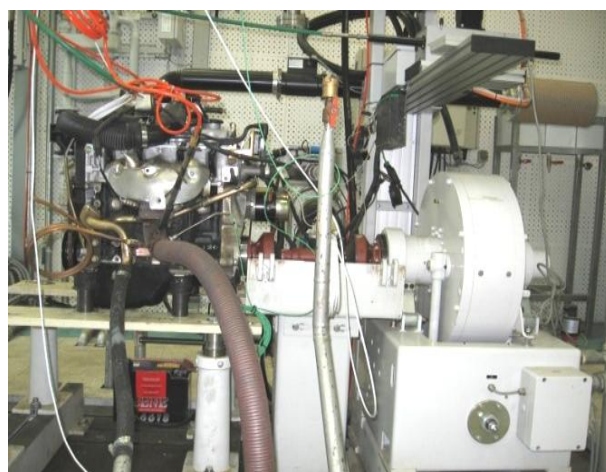
نوع موتور	چهار استوانه هشت سوپاپ
ترتیب احتراق	۱-۳-۴-۲
قطر × جابه‌جایی سمه (mm)	۸۳,۶ × ۷۱
حجم جابه‌جایی (cc)	۱۳۲۳
نسبت تراکم	۹,۷
حداکثر گشتاور (N.m@rpm)	۱۰۳ @ ۲۷۵۰
حداکثر سرعت (rpm)	۶۲۰۰

جدول ۲: ویژگی‌های مهم سوخت‌های آزمایش

متغیرها	بنزین	بیواتانول
وزن ملکولی (kg/kmole)	۱۰۵-۱۰۰	۴۶
چگالی (g/cm ³)	۰,۷۴۱	۰,۷۹۱
عدد اکتان	۹۱	۱۰۸
ارزش حرارتی پایینی (MJ/kg)	۴۳,۵۳	۲۵,۲۳
نسبت درست ^۱ هوا به سوخت	۱۴,۶	۹

۲-۲) روش آزمایش

بعد از روشن شدن موتور و رسیدن آن به حالت پایدار، آزمایش‌ها انجام شد. موتور به وسیله لگام ترمز در سرعت‌های ۵۰۰۰-۱۰۰۰ د.د.د. (با گام ۵۰۰ د.د.د.) و بارهای مختلف (۲۵، ۵۰، ۷۵، ۱۰۰٪) تحت آزمایش قرار گرفت. ابتدا آزمایش‌ها با استفاده از سوخت بنزین خالص در بارها و سرعت‌های ذکر شده انجام گرفت. در ادامه با جایگزینی این سوخت با سوخت‌های ترکیبی، آزمایش‌ها تکرار گردید. توان ترمزی و گشتاور به وسیله لگام ترمز اندازه‌گیری گردید. همچنین با استفاده از دستگاه تحلیلگر گاز، آلاینده‌های خروجی اندازه‌گیری شد. هر آزمایش نیز سه بار تکرار گردید.



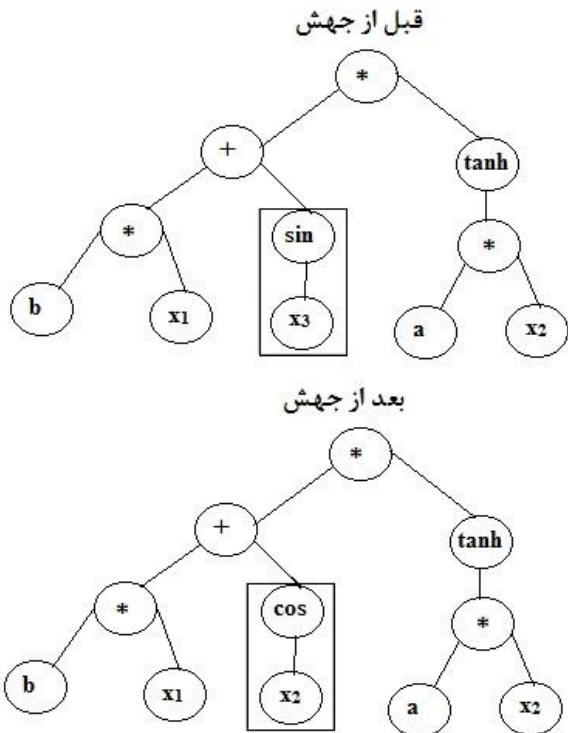
شکل ۱: موتور همراه با تجهیزات اندازه‌گیری

² Reproduction

³ Crossover

⁴ Mutation

¹ Stoichiometric



شکل ۵: عملگر جهش [۱۵]

MGP به صورت زیر نمایش داده می شود:

$$Y = a_0 + a_1 \times gene_1 + a_2 \times gene_2 + \dots + a_n \times gene_n \quad (1)$$

در رابطه بالا a_0 مقدار اولیه معادله است و a_i وزن مربوط به شاخه نام است. معادله MGP در واقع ترکیب خطی از متغیرهای غیرخطی است، که این ویژگی باعث تعیین الگویی با دقت بالا برای مسائل پیچیده می شود.

۴ نتایج و بحث

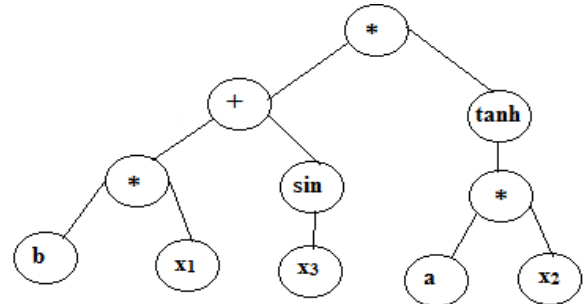
نتایج و بحث این پژوهش شامل دو بخش است. بخش اول شامل نتایج تجربی حاصل از آزمایشها است. بخش دوم شامل نتایج الگوهای بدست آمده به وسیله روش وراثت چندژنی است.

۴-۱ نتایج تجربی

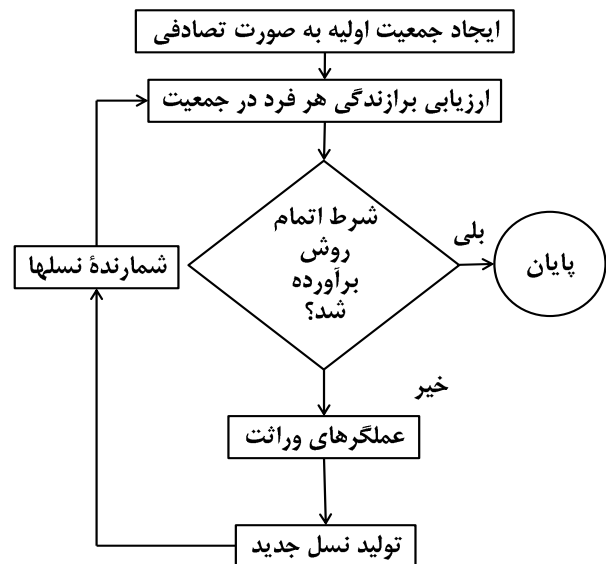
در این بخش، نتایج آزمایشگاهی حاصل از تأثیر مخلوطهای بیواتانول- بنزین (E0، E5، E10، E15 و E20) بر توان ترمزی، گشتاور و آلایندههای (CO، CO₂، HC و NO_x) موتور در سرعتهای مختلف و بار کامل تحلیل شد.

نمودارهای ۶ و ۷ تأثیر افزایش مقدار بیواتانول در سوختهای مصرفی را به ترتیب بر توان ترمزی و گشتاور موتور نشان می دهد. با توجه به این نمودارها با افزایش مقدار بیواتانول در مخلوطهای سوخت مقادیر توان ترمزی و گشتاور نیز افزایش می یابند. دلیل احتمالی این امر این است که سوخت بیواتانول نسبت به بنزین دارای گرمای نهان تیخیر بیشتری است و این امر باعث کاهش دمای مخلوط ورودی و در

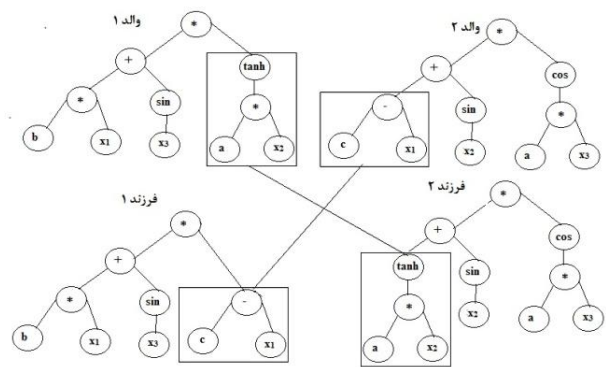
برای افزایش دقت GP از روش جدیدی به نام روش وراثت چندین وارث^۱ (MGP) که در واقع گسترش یافته این روش است، استفاده می شود. در روش جدید بر خلاف روشهای قدیمی از چند شاخه برای ارائه الگو استفاده می شود. هر کدام از این شاخهها دارای یک وزن بهینه است. مجموعه شاخههای وزن دار شده بعلاوه مقدار اولیه، معادله نهایی را به عنوان بهترین الگوی عددی تشکیل می دهد.



شکل ۲: ارائه درختی عبارت $\tanh(ax_2)(bx_1 + \sin(x_3))$ در GP

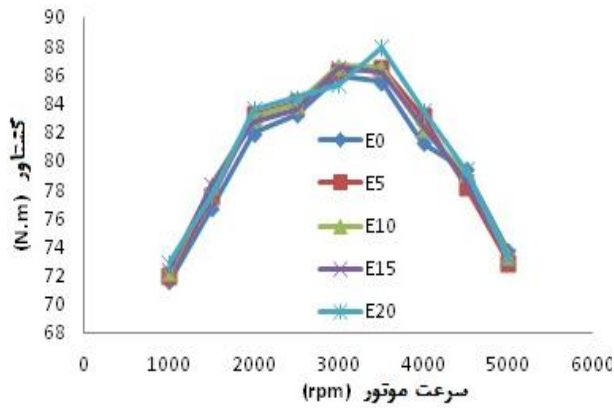


شکل ۳: منطق برنامه نویسی در روش وراثت [۱۵]

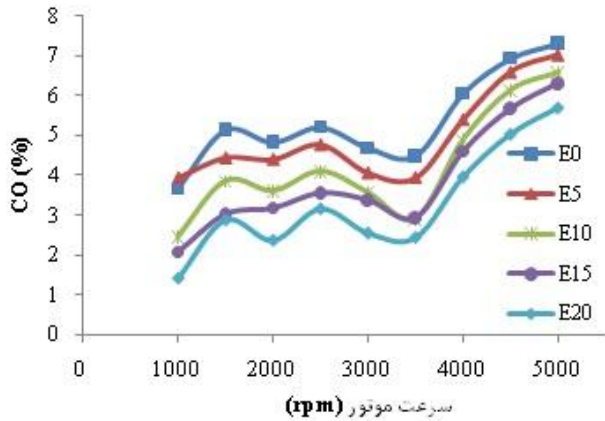


شکل ۴: عملگر ترکیب بین دو والدین [۱۵]

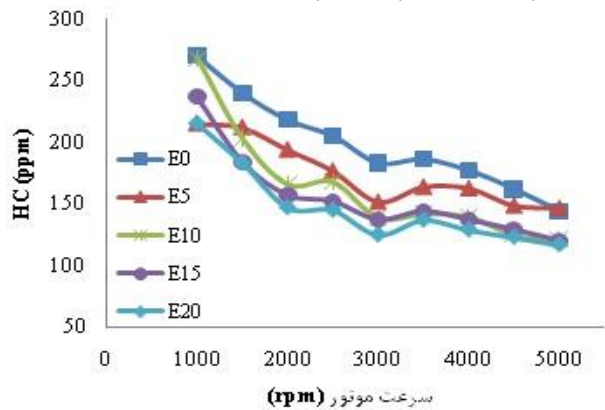
¹ Multigene genetic programming



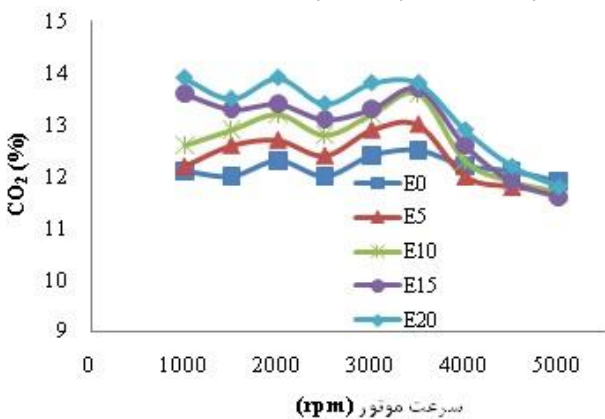
نمودار ۷: تأثیر مخلوط‌های سوخت بر گشتاور موتور در بار کامل



نمودار ۸: تأثیر مخلوط‌های سوخت بر آلاینده CO در بار کامل

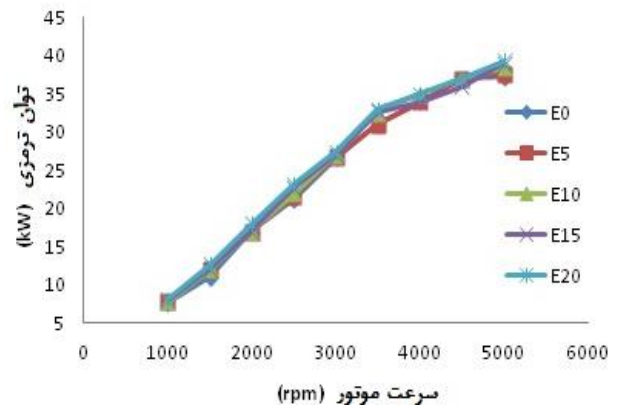


نمودار ۹: تأثیر مخلوط‌های سوخت بر آلاینده HC در بار کامل

نمودار ۱۰: تأثیر مخلوط‌های سوخت بر آلاینده CO₂ در بار کامل

نتیجه آن، افزایش بازده حجمی موتور می‌شود. با افزایش بازده حجمی موتور، توان و گشتاور نیز افزایش می‌یابد. در سوخت مخلوطی مصرف سوخت افزایش پیدا نموده است.

نمودارهای ۸ تا ۱۱، تأثیر مخلوط‌های سوخت بر آلاینده‌های CO، HC، CO₂ و NO_x را در سرعت‌های مختلف و بار کامل به ترتیب نشان می‌دهد. این نمودارها نشان می‌دهد که با افزایش مقدار بیواتانول در مخلوط سوخت‌ها مقادیر CO و HC کاهش و CO₂ و NO_x افزایش می‌یابد. مقادیر CO برای سوخت‌های E15، E10، E5 و E20 به ترتیب ۷،۹۸، ۲۱،۳۴، ۲۸،۱۰ و ۳۸،۸۰٪ کاهش یافت. همچنین مقادیر آلاینده HC برای این سوخت‌ها نسبت به بنزین خالص به ترتیب ۱۱،۸۸، ۱۷،۵۳، ۲۱،۷۳ و ۲۵،۹۹٪ کاهش نشان داد. با افزایش مقدار بیواتانول در مخلوط سوخت‌های E10، E5، E15 و E20 مقدار گاز CO₂ به ترتیب ۱،۶۴، ۴،۲۹، ۶،۳۹ و ۸،۸۶٪ نسبت به سوخت E0 افزایش یافت. آلاینده NO_x نیز با افزایش مقدار بیواتانول موجود در سوخت‌ها به ترتیب ۷،۶۸، ۵۴،۹۶، ۶۰،۹۰ و ۸۷،۹۹٪ نسبت به بنزین خالص افزایش نشان داد. روند تأثیر بیواتانول بر آلاینده‌ها، در بارهای جزئی موتور (۲۵ و ۵۰٪) نیز تقریباً مشابه بار کامل بود. دلیل کاهش CO و HC و افزایش CO₂ این است که سوخت بیواتانول (C₂H₅OH) در ساختار شیمیایی خود دارای یک اتم اکسیژن می‌باشد که این امر باعث افزایش نسبت اکسیژن به سوخت و بهبودی احتراق در موتور می‌شود [۱۶-۱۷]. با افزایش مقدار بیواتانول در سوخت‌های مخلوطی، به دلیل کمتر بودن نسبت درست^۱ بیواتانول نسبت به بنزین، اکسیژن بیشتری برای فرآیند احتراق در مخلوط‌های سوخت وجود دارد که باعث کامل‌تر شدن فرآیند احتراق و افزایش دمای شعله می‌شود. با افزایش دمای محفظه احتراق، تشکیل آلاینده NO_x نیز افزایش می‌یابد [۱۸-۱۹]. روند مشابهی میان نتایج این تحقیق با نتایج گزارش شده محققان دیگر مشاهده می‌شود [۲۰-۲۱].



نمودار ۱۱: تأثیر مخلوط‌های سوخت بر توان ترمزی موتور در بار کامل

¹ Stoichiometric

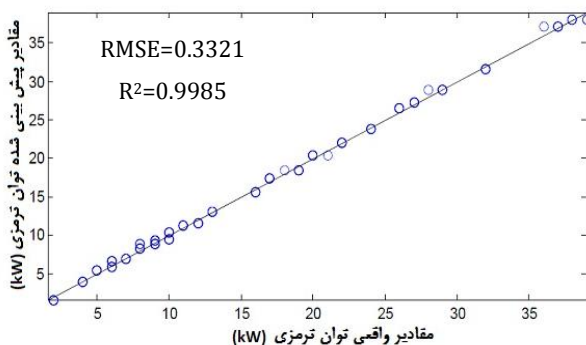
$$P_b = 0.3351 x_1 + 0.4875 x_2 + 0.3925 \cos(x_2 - x_1) + 0.3925 \cos(\cos(x_2)) + 0.2031 \tanh(x_1 + x_2 - 0.8742) + 0.3925 \cos(\cos(x_1 - x_2 - x_3)) - 0.2742 \tanh(x_1 - x_2 - 0.6396) + 0.4773 \sin(x_1) - 0.7268 \quad (4)$$

x_1 ، x_2 و x_3 به ترتیب سرعت موتور (rpm)، بار موتور (درصد) و مقدار بیواتانول در مخلوطهای سوخت است. نمودارهای ۱۲ و ۱۳ مقایسه داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده برای مجموعه داده‌های آموزشی و ارزیابی را به ترتیب نشان می‌دهند. با توجه به این نمودارها اختلاف بسیار ناچیزی میان داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده بوسیله الگو وجود دارد. مقادیر R^2 و RMSE برای داده‌های آموزش به ترتیب ۰٫۹۹۸۵ و ۰٫۳۳۲۱ و برای داده‌های ارزیابی به ترتیب ۰٫۹۹۵۵ و ۰٫۳۴۳۱ بدست آمد.

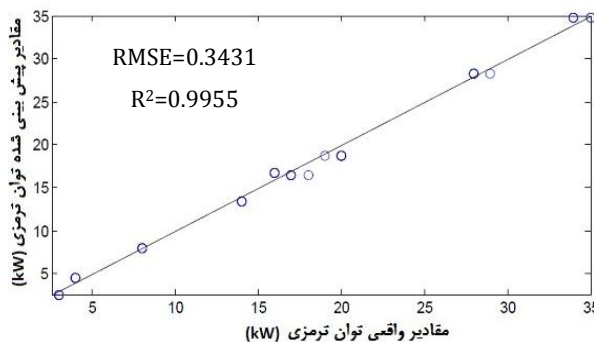
۴-۲-۳) الگوی ارائه شده برای پیش‌بینی گشتاور

الگوهای متفاوتی با استفاده از توابع مختلف برای تخمین گشتاور موتور بررسی شد. با توجه به معیارهای ارزیابی ذکر شده، معادله ۵ به عنوان بهترین الگو انتخاب گردید.

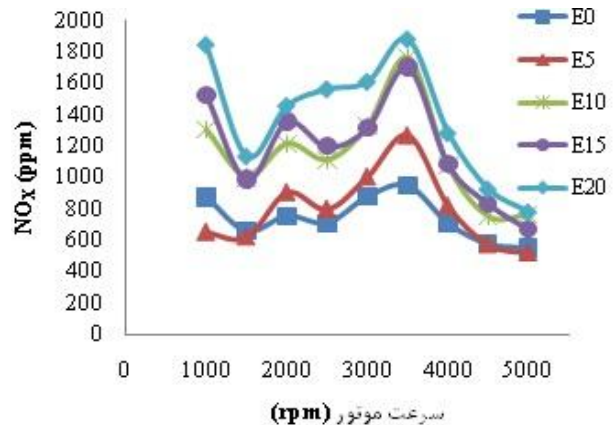
$$T = 2.461 x_2 + 0.2231 \log(x_1 + x_2 + 11.64) - 3.3531 \log(x_2 + \cos(x_1) + 5.808) + 9.7561 \log(\cos(x_1 - x_2) - x_2 + 10.25) - 17.57 \quad (5)$$



نمودار ۱۲: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده توان ترمزی برای مجموعه داده‌های آموزش



نمودار ۱۳: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده توان ترمزی برای مجموعه داده‌های ارزیابی



نمودار ۱۱: تاثیر مخلوطهای سوخت بر آلاینده NOx در بار کامل

۴-۲) نتایج و بحث الگوی MGP

۴-۲-۱) طراحی روش وراثت چندژنی

در این تحقیق از MGP برای الگونمایی توان ترمزی، گشتاور موتور و آلاینده‌های موتور (CO_2 ، CO ، HC و NO_x) استفاده شده است. روش وراثت و بازگشت برنامه جدیدی است که براساس MGP نوشته شده است و در نرم‌افزار متلب^۱ اجرا می‌شود. این کد برای استفاده در این تحقیق توسعه داده شد [۲۲]. در این تحقیق تابع برازندگی ریشه میانگین مربع خطا^۲ (RMSE) تعیین گردید:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - t_o)^2} \quad (2)$$

که t مقدار واقعی، t_o مقدار پیش‌بینی شده و n تعداد کل داده‌ها است. برای ارزیابی الگوها از دو معیار آماری استفاده گردید. (الف) - ضریب تشخیص (R^2):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - t_o)^2}{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t}_i)^2} \quad (3)$$

(ب) - ریشه میانگین مربع خطا (معادله ۲).

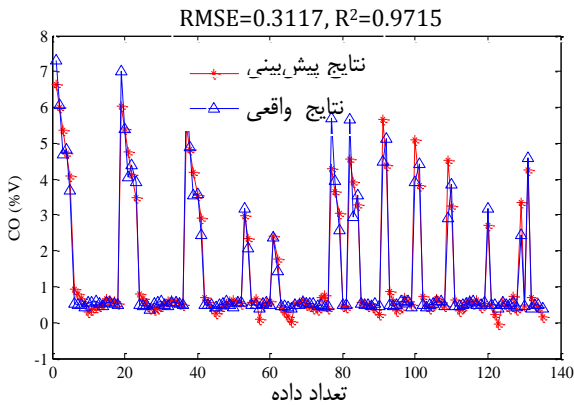
برای آموزش MGP و ارزیابی الگوها، داده‌ها به دو دسته به صورت تصادفی تقسیم گردید. ۷۵٪ داده‌ها برای آموزش، و ۲۵٪ برای ارزیابی الگو استفاده شد (تعداد کل نمونه‌ها ۱۸۰ بود).

۴-۲-۲) الگوی پیش‌بینی توان ترمزی

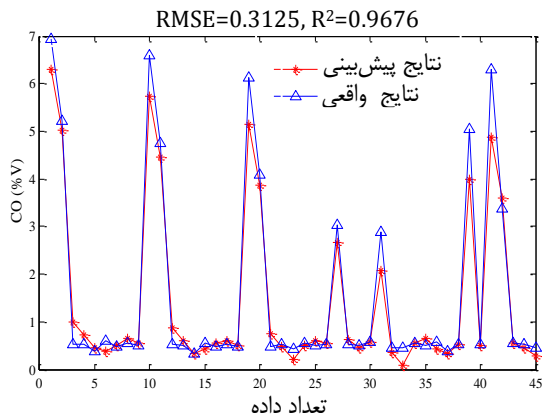
برای الگونمایی توان ترمزی بررسی‌های زیادی با متغیرهای اولیه مختلف انجام گرفت و الگوهای مختلفی بدست آمد. سرانجام براساس معیارهای ارزیابی ذکر شده در بخش ۴-۲-۱ بهترین الگو برای پیش‌بینی توان ترمزی (P_b) انتخاب گردید.

¹ MATLAB

² Root mean square error



نمودار ۱۶: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلاینده CO برای مجموعه داده‌های آموزش



نمودار ۱۷: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلاینده CO برای مجموعه داده‌های ارزیابی

مقادیر R^2 و RMSE برای داده‌های آموزش به ترتیب ۰٫۹۷۱۵ و ۰٫۳۱۱۷ و برای داده‌های ارزیابی به ترتیب ۰٫۹۶۷۶ و ۰٫۳۱۲۵ بدست آمد. این مقادیر نشان‌دهنده همبستگی زیاد بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده است.

۴-۲-۵) الگوی ارائه شده برای پیش‌بینی آلاینده CO_2

الگوهای مختلفی برای پیش‌بینی CO_2 بدست آمد، که از میان این الگوها، الگوی زیر دارای کمترین خطا و بیشترین ضریب تشخیص است:

$$CO_2 = 0.2543 x_1 + 0.9836 \sin(e^{x_2}) - 0.119 e^{(x_1+x_2)} - 0.2543 \tanh(x_2) - 0.05408 x_1 x_3 e^{x_2} + 0.08251 x_2 x_3 e^{x_2} + 0.009706 \quad (7)$$

نمودارهای ۱۸ و ۱۹ داده‌های تجربی را در مقایسه با داده‌های پیش‌بینی شده با استفاده از الگو را به ترتیب برای مجموعه داده‌های آموزش و ارزیابی نشان می‌دهند. ملاحظه می‌شود، این الگو با دقت زیادی مقادیر آلاینده CO_2 را پیش‌بینی نموده است. R^2 و RMSE برای داده‌های آموزش به ترتیب ۰٫۹۶۵۳ و ۰٫۲۱۱۴ و برای داده‌های ارزیابی به ترتیب ۰٫۹۶۳۶ و ۰٫۲۳۲۶ بدست آمد.

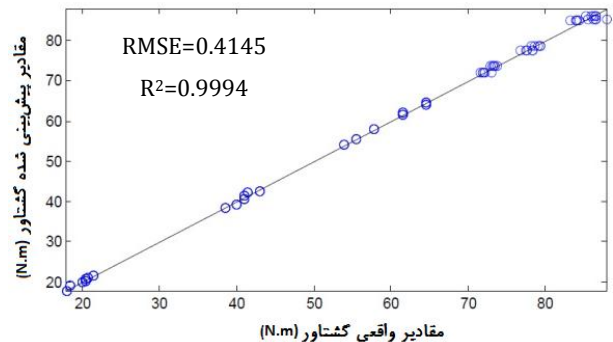
نتایج پیش‌بینی شده بوسیله الگو بر حسب نتایج واقعی در نمودارهای ۱۴ و ۱۵ به ترتیب برای مجموعه داده‌های آموزش و ارزیابی ترسیم شده است. مشاهده می‌شود همبستگی زیادی میان نتایج پیش‌بینی شده و نتایج واقعی وجود دارد. مقادیر ضریب تعیین و میانگین خطای بدست آمده، نشان دهنده این همبستگی بالا می‌باشند (R^2 و RMSE برای داده‌های آموزش به ترتیب ۰٫۹۹۹۴ و ۰٫۴۱۴۵ و برای داده‌های ارزیابی به ترتیب ۰٫۹۹۸۹ و ۰٫۶۱۱۵ است).

۴-۲-۴) الگوی ارائه شده برای پیش‌بینی آلاینده CO

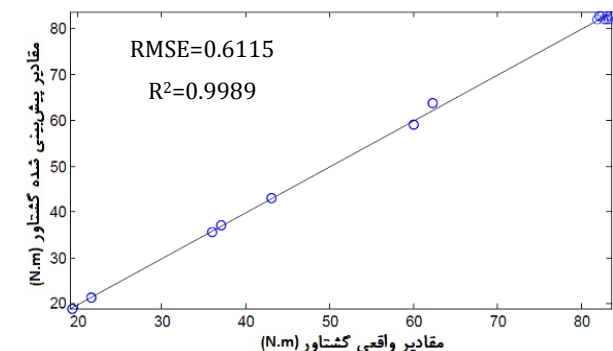
بر اساس بررسی‌های زیاد و معیارهای ارزیابی ذکر شده در بخش قبلی (بخش ۴-۲-۱)، بهترین الگو برای پیش‌بینی آلاینده CO معادله زیر است:

$$CO = 1644 \cos(x_2^2) - 4078 \sin(\cos(x_2)) + 289.6 \log(\log(x_2)) + 0.1637 x_2(x_1 - x_3) + 0.1434 x_2^2(x_1 - x_3) + 1650 \quad (6)$$

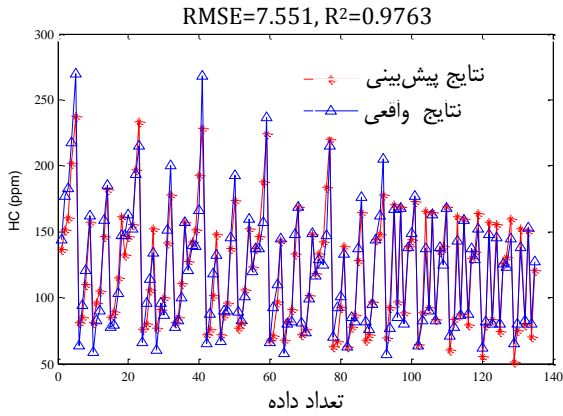
مقایسه داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده برای مجموعه داده‌های آموزشی و ارزیابی نشان می‌دهد که الگوی ارائه شده، مقادیر CO را با دقت مناسب پیش‌بینی نموده است (نمودارهای ۱۶ و ۱۷).



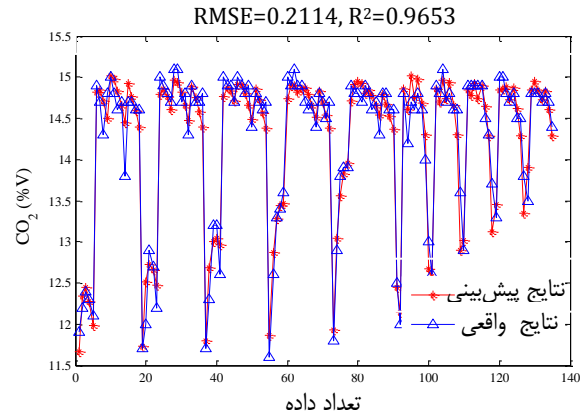
نمودار ۱۴: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده گشتاور برای مجموعه داده‌های آموزش



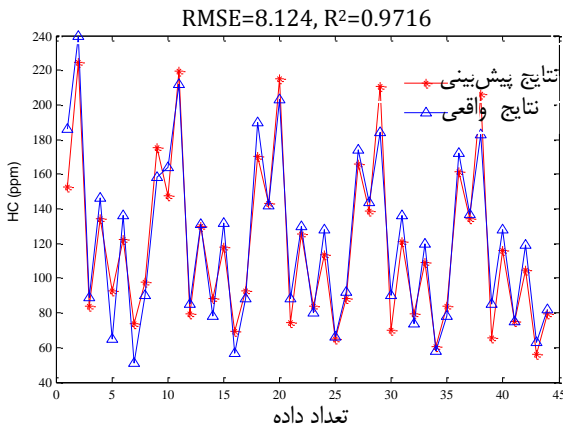
نمودار ۱۵: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده توان گشتاور برای مجموعه داده‌های ارزیابی



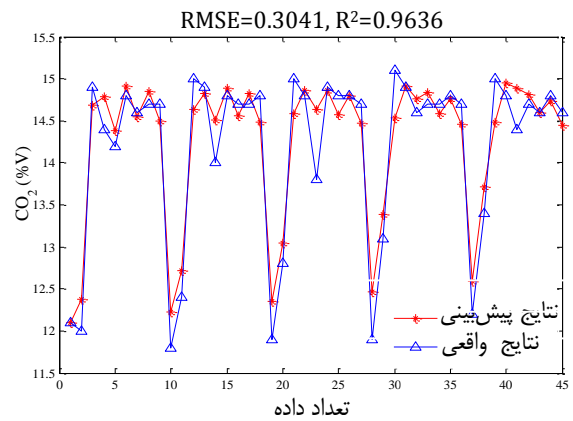
نمودار ۲۰: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلایندة HC برای مجموعه داده‌های آموزش



نمودار ۱۸: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلایندة CO₂ برای مجموعه داده‌های آموزش



نمودار ۲۱: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلایندة HC برای مجموعه داده‌های ارزیابی



نمودار ۱۹: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلایندة CO₂ برای مجموعه داده‌های آموزش

۴-۲-۷) الگوی ارائه شده برای پیش‌بینی آلایندة NO_x

از میان الگوهای بدست آمده در اجراهای مختلف برنامه، الگوی زیر که دارای کمترین خطا و بیشترین ضریب تشخیص است، برای پیش‌بینی آلایندة NO_x انتخاب گردید:

$$NO_x = x_1(0.2578 - 0.1418 \log(x_2) - 0.03389 x_2) + 0.2098 \cos(x_2 - x_3) - 0.7961 x_2 - 0.1418 e^{x_1 x_2} + 0.6061 \cos(x_2 - 1.413) - 1.262 \log(x_2) - 0.2288 \quad (9)$$

اختلاف نتایج پیش‌بینی شده و نتایج واقعی در نمودارهای ۲۲ و ۲۳ به ترتیب برای مجموعه داده‌های آموزش و ارزیابی نشان داده شده است. ملاحظه می‌شود که الگوی ارائه شده دارای دقت مناسب برای تخمین آلایندة NO_x است. متغیرهای آماری بدست آمده R² و RMSE نیز دلالت بر این مطلب دارد (مقادیر R² و RMSE برای داده‌های آموزش به ترتیب ۰٫۹۸۵۳ و ۱۳۴٫۶۰۰ و برای داده‌های ارزیابی به ترتیب ۰٫۹۷۵۶ و ۱۸۵٫۱۷۶ است). مقادیر R² و RMSE برای متغیرهای عملکردی و آلایندگی موتور در جدول ۳ نشان داده شده است.

۴-۲-۶) الگوی ارائه شده برای پیش‌بینی آلایندة HC

الگوهای متفاوتی با استفاده از توابع مختلف برای تخمین آلایندة HC ارزیابی شد. با توجه به معیارهای ذکر شده، معادله ۸ به عنوان بهترین الگو انتخاب گردید:

$$HC = 2.727 x_2 - 0.7252 x_1 - 0.1409 x_3 - 0.4703 \cos(2x_1) - 3.532 \tanh(x_2 + 0.3846) + 0.3544 \cos(x_1) + 0.4957 \quad (8)$$

نتایج پیش‌بینی شده به وسیله الگو در مقایسه با نتایج واقعی در نمودارهای ۲۰ و ۲۱ به ترتیب برای مجموعه داده‌های آموزش و ارزیابی نشان داده شده است. در این شکل‌ها توافق زیادی میان نتایج پیش‌بینی شده و نتایج واقعی وجود دارد. همچنین ضریب تعیین زیاد و خطا کمی بین نتایج وجود دارد (R² و RMSE برای داده‌های آموزش به ترتیب ۰٫۹۷۶۳ و ۷٫۵۵۱ و برای داده‌های ارزیابی به ترتیب ۰٫۹۷۱۶ و ۸٫۱۲۴ است).

محدوده ۰٫۹۶-۱ است. RMSE داده‌های ارزیابی برای توان ترمزی، گشتاور، CO، CO₂، HC و NO_x بترتیب ۰٫۳۳۳۱، ۰٫۶۱۱۵، ۰٫۳۱۲۵، ۰٫۲۳۲۶، ۸٫۱۲۴ و ۱۸۵٫۱۷۶ بدست آمد.

References

[1] M. Roy, Planning for sustainable urbanization in fast growing cities: mitigation and adaptation issues addressed in Dhaka, Bangladesh, Habitat International, Vol. 33, No. 3, pp. 276-286, 2009

[2] E. Stone, J. Schauer, T.A. Quraishi, A. Mahmood, Chemical characterization and source apportionment of fine and coarse particulate matter in Lahore, Pakistan, Atmospheric Environment, Vol. 44, No. 8, pp. 1062-1070, 2010

[3] S.H. Shuit, K.T. Tan Lee, A.H. Kamaruddin, Oil palm biomass as a sustainable energy source: a Malaysian case study, Energy, Vol. 34, No. 9, pp. 1225-1235, 2009

[4] L. Zhu, C. Cheung, W.G. Zhang, Z. Huang, Emissions characteristics of a diesel engine operating on biodiesel and biodiesel blended with ethanol and methanol, Science of the Total Environment, Vol. 408, pp. 914-92, 2010

[5] A.K. Agarwal, Biofuels (alcohols and biodiesel) applications as fuels for internal combustion engines, Progress in Energy and Combustion Science, Vol. 33, No. 3, pp. 233-271, 2007

[6] B. Wen, C.Y. Xin, S.C. Yang, The effect of adding dimethyl carbonate (DMC) and ethanol to unleaded gasoline on exhaust emission, Applied Energy, Vol. 87, pp. 115-121, 2010

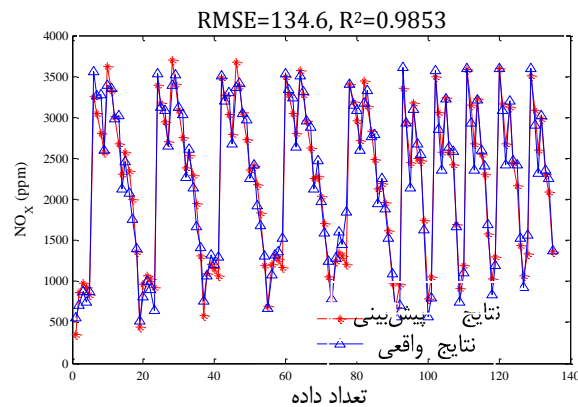
[7] C.L. Song, W.M. Zhang, Y.Q. Pei, G.H. Fan, G.P. Xu, Comparative effects of MTBE and ethanol additions into gasoline on exhaust emissions, Atmospheric Environment, Vol. 40, 1957-1970, 2006.

[8] C. Park, Y. Choi, C. Kim, S. Oh, G. Lim, Y. Moriyoshi, Performance and exhaust emission characteristics of a spark ignition engine using ethanol and ethanol-reformed gas, Fuel, Vol. 89, pp. 2118-2125, 2010

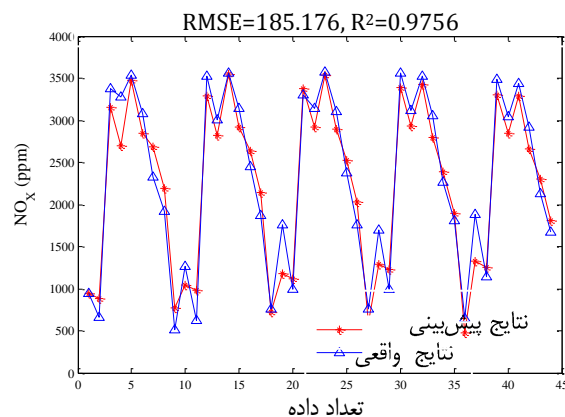
[9] M. Kiani Deh Kiani, B. Ghobadian, F. Ommi, G. Najafi, T. Yusaf, Artificial Neural Networks Approach for the Prediction of Thermal Balance of SI Engine Using Ethanol-Gasoline Blends, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 7465, pp. 31-43, 2012

[10] N. Togun, S. Baysec, Prediction of torque and specific fuel consumption of a gasoline engine by using artificial neural networks, Applied Energy, Vol. 87, pp. 349-355, 2010

[11] A. Parlak, Y. Islamoglu, H. Yasar, 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



نمودار ۲۲: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلاینده NO_x برای مجموعه داده‌های آموزش



نمودار ۲۳: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلاینده NO_x برای مجموعه داده‌های، ارزیابی

جدول ۳: مقادیر R² و RMSE متغیرهای عملکردی و آلاینده‌گی

متغیرها	داده‌های آموزش		داده‌های ارزیابی	
	RMSE	R ²	RMSE	R ²
توان ترمزی	۰٫۳۳۳۱	۰٫۹۹۸۵	۰٫۳۳۳۱	۰٫۹۹۸۵
گشتاور	۰٫۴۱۴۵	۰٫۹۹۹۴	۰٫۶۱۱۵	۰٫۹۹۸۹
CO	۰٫۳۱۱۷	۰٫۹۷۱۵	۰٫۳۱۲۵	۰٫۹۶۷۶
CO ₂	۰٫۲۱۱۴	۰٫۹۶۵۳	۰٫۲۳۲۶	۰٫۹۶۳۶
HC	۷٫۵۵۱	۰٫۹۷۶۳	۸٫۱۲۴	۰٫۹۷۱۶
NO _x	۱۳۴٫۶۰۰	۰٫۹۸۵۳	۱۸۵٫۱۷۶	۰٫۹۷۵۶

نتیجه‌گیری (۵)

این پژوهش نشان می‌دهد که با افزایش مقدار بیواتانول در مخلوط‌های سوخت گشتاور، توان ترمزی و آلاینده‌های CO₂ و NO_x افزایش یافته و آلاینده‌های CO و HC کاهش یافته است. همچنین این تحقیق نشان داد که MGP ابزار مناسب و مفیدی برای پیش‌بینی آلاینده‌های موتور است. متغیرهای آماری R² و RMSE نشان می‌دهند که معادلات بدست آمده دارای دقت فراوانی در پیش‌بینی آلاینده‌ها است؛ به طوری که ضریب تعیین برای این معادلات در

- [18] W.D. Hsieh, R.H. Chen, T.L. Wu, T.H. Lin, Engine performance and pollutant emission of an SI engine using ethanol-gasoline blended fuels", Atmospheric Environment, Vol. 36, pp. 403-10, 2002
- [19] H. Bayraktar, Experimental and theoretical investigation of using gasoline- ethanol blends in spark-ignition engines, Renew able Energy, Vol. 30, pp. 1733-47, 2005
- [20] T. Topgul, H.S. Yucesu, C. Cinar, A. Koca, The effects of ethanol-unleaded gasoline blends and ignition timing on engine performance and exhaust emissions, Renewable Energy, Vol. 31, pp. 2534-2542, 2006
- [21] H.H. Yang, T.C. Liu, C.F. Chang, E. Lee, Effects of ethanol-blended gasoline on emissions of regulated air pollutants and carbonyls from motorcycles, Applied Energy, Vol. 89, pp. 281-286, 2012
- [22] D.P. Searson, GPTIPS: Genetic Programming and Symbolic Regression for MATLAB, 2009
- [12] M.H. Baziar, Y. Jafarian, H. Shahnazari, V. Movahed, M.A. Tutunchian, Prediction of strain energy-based liquefaction resistance of sand-silt mixtures: An evolutionary approach, Computers & Geosciences, Vol. 37, pp. 1883-1893, 2011
- [13] A. Cevik, A.F. Cabalar, Modelling damping ratio and shear modulus of sand-mica mixtures using genetic programming, Expert Systems with Applications, Vol. 36, pp. 7749-7757, 2009
- [14] N. Togun, S. Baysec, Genetic programming approach to predict torque and brake specific fuel consumption of a gasoline engine, Applied Energy, Vol. 87, pp. 3401-3408, 2010
- [15] J.R. Koza, Genetic programming: On the programming of computers by means of natural selection. Cambridge, MA, USA, MIT Press, 1992
- [16] M.B. Celik, Experimental determination of suitable ethanol-gasoline blend rate at high compression ratio for gasoline engine, Applied Thermal Engineering, Vol. 28, pp. 396-404, 2008
- [17] C.W. Wu, R.H. Chen, J.Y. Pu, T.H. Lin, The influence of air-fuel ratio on engine performance and pollutant emission of an SI engine using ethanol-gasoline blended fuels, Atmospheric Environment, Vol. 38, pp. 7093-100, 2004



The Journal of Engine Research

Journal Homepage: www.engineersearch.ir



Modeling of an SI engine performance parameters and emissions using bio-ethanol-gasoline blends by genetic programming

M. Kiani Deh Kiani¹, B. Ghobadian^{2*}, F. Ommi³, G.H. Najafi⁴

¹Mechanics of Agricultural Machinery, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran, ostafa_kyani@yahoo.com

²Mechanics of Agricultural Machinery, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran, ghobadib@modares.ac.ir

³Mechanical Engineering Department, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran, fommi@modares.ac.ir

⁴Mechanics of Agricultural Machinery, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran, g.najafi@modares.ac.ir

*Corresponding Author, Phone Number: +98-912-1135306

ARTICLE INFO

Article history:

Received: 23 July 2013

Accepted: 07 September 2013

Keywords:

Spark ignition engine
Bioethanol-gasoline blends
Multi-gene genetic
programming

ABSTRACT

In this paper, a model is described to predict performance parameters and emissions of a spark ignition (SI) engine using genetic programming (GP). To acquire data for training and testing of proposed GP, a four-cylinder engine was fueled with ethanol-gasoline fuel blends. The pure gasoline fuel was blended with various percentages of bio-ethanol (0, 5, 10, 15 and 20%), and the engine brake power, the torque and exhaust emissions (CO, HC, CO₂ and NO_x) were measured at different engine speeds and loads. Experimental results showed that as the ratio of the ethanol fuel was increased in the blend, CO and HC emissions were decreased but the brake power, the torque, CO₂ and NO_x were increased. Numerous runs were performed with the GP model and the performance of developed equations was evaluated. Optimum models were selected according to statistical criteria of the root mean square error (RMSE) and the coefficient of determination (R²). Simulation results demonstrated that the GP model was a powerful tool to predict engine pollutant emissions.

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