

پیش‌بینی آلاینده‌های موتور اشتعال جرقه‌ای با استفاده از مخلوط‌های اتانول-بنزین با

برنامه‌نویسی ژنتیک

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

^۱دانشجوی دکتری مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

^۲دانشیار مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

^۳دانشیار مهندسی مکانیک، دانشگاه تربیت مدرس تهران

^۴استادیار مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

*نویسنده مسئول:

گروه مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، صندوق پستی ۱۴۱۱۵، ۰۹۲۱۱۳۵۳۰۶

پست الکترونیکی: ghobadib@modares.ac.ir

تاریخ دریافت: ۹۲/۳/۲۰

تاریخ پذیرش: ۹۲/۸/۲۴

چکیده

در این مقاله، مدل‌سازی برای پیش‌بینی آلاینده‌های یک موتور اشتعال جرقه‌ای با استفاده برنامه‌نویسی ژنتیک ارائه گردیده است. برای به دست آوردن داده‌های مورد نیاز به منظور آموزش و ارزیابی برنامه‌نویسی ژنتیک، از یک موتور چهار سیلندر و مخلوط‌های اتانول-بنزین به عنوان سوخت مصرفی استفاده شد. ابتدا سوخت بنزین خالص با درصد های مختلف اتانول (۰، ۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ درصد) مخلوط گردید. سپس، آلاینده‌های اگزوژ موtor (NO_X , CO_2 , CO , CO و HC) در بارها و سرعت‌های مختلف آن اندازه گیری شد. نتایج تجربی نشان داد که با افزایش درصد اتانول در مخلوط‌های سوخت، آلاینده‌های CO و HC کاهش، و CO_2 و NO_X افزایش یافت. اجراهای زیادی با استفاده از مدل برنامه‌نویسی ژنتیک انجام شد و عملکرد معادلات حاصل، مورد ارزیابی قرار گرفت. بر اساس پارامترهای آماری ریشه میانگین مربعات خطأ ($RMSE$) و ضریب تشخیص (R^2) مناسب‌ترین معادله انتخاب گردید. نتایج حاصل از این معادلات نشان می‌دهد که برنامه‌نویسی ژنتیک ابزار قدرتمندی برای پیش‌بینی آلاینده‌های خروجی اگزوژ موtor است.

واژه‌های کلیدی: موتور اشتعال جرقه‌ای، مخلوط‌های اتانول-بنزین، برنامه‌نویسی ژنتیک چند‌ثمرنی

در جهان در اثر آلودگی هوا جان خود را از دست

۱ - مقدمه

می‌دهند (Roy, 2009). سازمان بهداشت جهانی اعلام

سوخت‌های فسیلی و در رأس آن‌ها مشتقات نفتی

نمود که سالیانه در حدود ۳۶۰۰۰۰ نفر در آسیا بر اثر

نقش مهمی در آلودگی محیط و سلامتی انسان دارد.

آلودگی هوا به مرگ زودرس دچار می‌شوند (Stone *et al.*

بر اساس آمار، سالیانه به طور تقریبی ۰/۰ میلیون نفر

اشتعال جرقه‌ای بررسی گردید. نتایج این تحقیق نشان داد که بازده گرمایی مخلوط‌های اتانول-بنزین بیشتر از بنزین خالص است (Park *et al.*, 2010).

علاوه بر کارهای تجربی، روش‌های مختلفی برای مدل کردن پارامترهای عملکردی و آلاینده‌گی موتورها درون سوز استفاده شده است. یکی از این روش‌ها هوش مصنوعی است. به عنوان مثال، کیانی ده کیانی و همکاران (Kiani Deh Kiani *et al.*, 2012) تعادل گرمایی یک موتور اشتعال جرقه‌ای را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی نمودند. نتایج این تحقیق نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با دقت بالایی تعادل گرمایی موتور را پیش‌بینی نموده است. محققان دیگری نیز، در این زمینه کارهای مشابهی با استفاده از شبکه عصبی انجام داده‌اند (Togun&Baysec, 2010; Parlak *et al.*, 2010). شبكه‌های عصبی با وجود دقت مناسب در پیش‌بینی پارامترهای موتور، به عنوان یک جعبه سیاه^۲ عمل می‌کند و هیچ‌گونه مدلی (معادله ریاضی) برای پیش‌بینی پارامترها ارائه نمی‌دهد. ابزار مهمی که در سال‌های اخیر در زمینه‌های مختلف تحقیقاتی دیگر برای ارائه مدل پیش‌بینی استفاده شده است، برنامه‌نویسی ژنتیک (GP^۳) است (Baziar *et al.*, 2010; Cevik&Cabalar, 2009). اساس کار برنامه‌نویسی ژنتیک مشابه الگوریتم ژنتیک (GA^۴) است، با این تفاوت که GA برای بهینه‌سازی مسائل استفاده شده لیکن GP برای پیش‌بینی و ارائه مدل در مسائل پیچیده به کار گرفته می‌شود.

2010) (al., 2010). تحقیقات نشان می‌دهد که با افزایش بیش از ۲ °C دمای کره زمین در اثر افزایش گازهای گلخانه‌ای، صدها میلیون نفر از بین خواهند رفت (Shuit *et al.*, 2009). در سال‌های اخیر تلاش‌های زیادی برای گسترش سوخت‌های پاک و تجدید و کاهش وابستگی به سوخت‌های فسیلی انجام شده است. از مهم‌ترین این سوخت‌ها می‌توان به بیواثanol اشاره نمود (Zhu *et al.*, 2010). منابع تولید سوخت بیواثanol در هر کشوری متفاوت است به عنوان مثال این سوخت در کشور بربیل از نیشکر و در آمریکا از ذرت تولید می‌شود (Agarwal, 2007).

امروزه تحقیقات زیادی در ارتباط با کاربرد سوخت اتانول و مخلوط‌های آن با سوخت‌های فسیلی در موتورهای درون سوز صورت گرفته است که به برخی از آن‌ها اشاره می‌شود. ون و همکاران (Wen *et al.*, 2010) تأثیر افزودن اتانول به بنزین بر آلاینده‌های یک موتور اشتعال جرقه‌ای تک سیلندر را بررسی نمودند. نتایج این تحقیق نشان داد که آلاینده‌های CO و HC سوخت‌های اتانول-بنزین از بنزین خالص کمتر است. همچنین تأثیر این سوخت‌ها بر آلاینده NO_x چشمگیر نیست. در تحقیقی دیگر که توسط سانگ و همکاران (Song *et al.*, 2006) صورت گرفت، تأثیر اضافه کردن افزودنی MTBE^۱ و اتانول بر آلاینده‌های یک موتور اشتعال جرقه‌ای مورد بررسی قرار گرفت. در این تحقیق آلاینده‌هایی مانند CO, NO_x و THC اندازه‌گیری شد. نتایج نشان داد که آلاینده‌های حاصل از افزودنی اتانول کمتر از MTBE است. در یک تحقیق دیگر، تأثیر اتانول بر عملکرد، بازده گرمایی و آلاینده‌های یک موتور

²-Black box

³-Genetic programming

⁴ - Genetic algorithm

¹ - Methyl tertiary-butyl ether

دستگاه تحلیل گر به خروجی اگزوژن موتور، گازهای خروجی از اگزوژن به دستگاه منتقل شد و میزان ترکیبات مختلف، در صفحه نمایش آن مشاهده و ثبت گردید.

جدول ۱: مشخصات موتور اشتعال جرقه‌ای تحت آزمایش

Table 1. The specifications of the utilized spark ignition engine

نوع موتور	۴ سیلندر - ۸ سوپاپ
ترتیب احتراق	۱-۳-۴-۲
قطر × کورس پیستون (mm)	۸۳/۶×۷۱
حجم جابجاگی (cc)	۱۳۲۳
نسبت تراکم	۹/۷
حداکثر گشتاور (N.m/rpm)	۱۰۳/۲۷۵۰
حداکثر سرعت (rpm)	۶۲۰۰



شکل ۱: موتور مورد آزمایش همراه با تجهیزات اندازه‌گیری

Fig. 1. The engine used for the experiments with the attached equipments

جدول ۲: ویژگی‌های مهم سوخت‌های مورد آزمایش

Table 2. The specifications of the tested fuel

پارامترها	بنزین	بیوتانول
وزن ملکولی (kg/kmole)	۱۰۰ - ۱۰۵	۴۶
(g/cm ³)	۰/۷۴۱	۰/۷۹۱
عدد اکتان	۹۱	۱۰۸
نسبت استوکیومتریک هوا به سوخت	۱۴/۶	۹

روابط بین پارامترهای عملکردی و آلیندگی با متغیرهای کاری موتور در شرایط مختلف پیچیده است. با توجه به پیشینه ذکر شده، *GP* می‌تواند ابزار مناسبی برای مدل‌سازی این پارامترها باشد. بنابراین هدف از پژوهش حاضر، ارائه مدل‌های ریاضی با استفاده از *GP* برای پیش‌بینی آلیندگی‌های (*CO*, *CO₂* و *HC*) یک موtor اشتعال جرقه‌ای در بارها و سرعت‌ها مختلف موtor و مخلوط‌های مختلف اتانول-بنزین است.

۲- مواد و روش‌ها

۱-۱- موtor و وسایل مورد نیاز

در این تحقیق یک موtor چهار سیلندر اشتعال جرقه‌ای با سیستم سوخت رسانی انژکتوری، مدل کیا (Kia) تحت آزمایش قرار گرفت. مشخصات موtor تحت آزمایش در جدول (۱) نشان داده شده است. برای بارگذاری، موtor تحت آزمایش به یک دینامومتر جریان گردابی مدل *WT190* متصل گردید (شکل ۱). بیوتانول با درصدهای حجمی از ۰ تا ۲۰٪ با بنزین خالص (بدون *MTBE*) تهیه شده از پالایشگاه تهران مخلوط شد و مخلوط‌های سوخت *E20*, *E15*, *E10*, *E5*, *E0* و *E20* به دست آمد (*E⁵* نماد اتانول و شماره جلوی آن درصد حجمی اتانول در ترکیبات را نشان می‌دهد). جدول ۲، ویژگی‌های مهم سوخت‌های مورد آزمایش را نشان می‌دهد. این ویژگی‌ها در آزمایشگاه و بر اساس استانداردهای *ASTM* بررسی گردید. آلیندگی‌های خروجی اگزوژن با استفاده از آنالایزر پرتبل مدل *Rosemount DIGAS 4000* ساخت شرکت *Analytical* اندازه‌گیری شد. پس از متصل نمودن رابط

^۵- Ethanol

۲-۲-روش آزمایش

بیان روابط ریاضی استفاده می‌شوند. روابط ریاضی در GP نقش کرموزم‌ها (افراد) را در ژنتیک طبیعی دارند. ابتدا جمعیت اولیه‌ای از معادلات ریاضی به تعداد مشخص تشکیل می‌شود. در GP کرموزم‌ها به صورت درختی کد گذاری می‌شوند. برای مثال عبارت ریاضی $(b \times x_1 + \sin(x_3)) \times \tanh(a \times x_2)$ به صورت شکل ۲ نشان داده می‌شود. همان طوری که مشاهده می‌شود این عبارت شامل دو گروه پارامتر متفاوت است: (الف) مجموعه‌ی توابع و (ب) مجموعه‌ی ترمینال‌ها. مجموعه‌ی توابع معمولاً تابع ریاضی $\{ \times, +, -, \sin, \cos, \tanh, \log, \text{power}, \dots \}$ است و آرگومان‌های این توابع مجموعه‌ی ترمینال‌ها است که شامل متغیرها مسئله و ثابت‌ها است. برای مثال در شکل ۲ مجموعه‌ی توابع (F) شامل $\{ \times, +, \sin, \tanh \}$ و مجموعه‌ی ترمینال‌ها (T) شامل $\{x_1, x_2, x_3, a\}$ است. جمعیت اولیه‌ی (معادلات اولیه) به وسیلهٔ طول عمق درخت یا طول عبارت محدود می‌شود (Koza, 1992). فلوچارت برنامه‌نویسی ژنتیک در شکل ۳ نشان داده شده است. ابتدا جمعیت اولیه به تعداد مشخص تعیین می‌شود. سپس با اعمال عملگرهای ژنتیک (باز تولید، ترکیب و جهش) بر افراد انتخاب شده (بر اساس معیار برازنده‌گی) از جمعیت اولیه، نسل‌های بعدی تولید می‌شود.

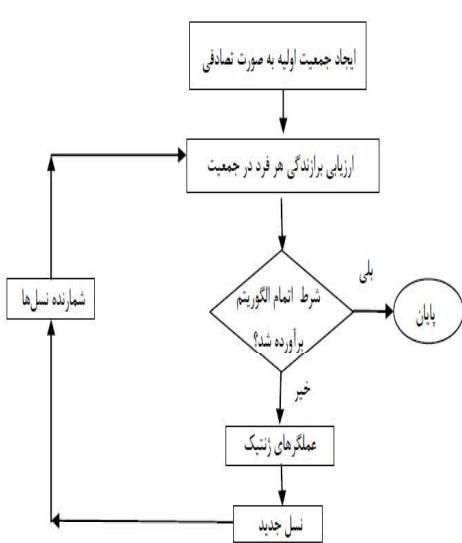
۳-۲- اصول برنامه نویسی ژنتیک

برنامه نویسی ژنتیک یکی از زیر شاخه های الگوریتم های تکاملی می باشد که از اصل تکامل موجودات در طبیعت الهام گرفته شده است. کازا اولین (Koza, 1992) کسی بود که استفاده از *GP* برای پیدا کردن روابط ریاضی بین داده ها بر اساس معیار برازنده گی را پیشنهاد نمود. معیار برازنده گی روابط، خطابین داده های حاصل از روابط و نمونه داده های واقعی در نظر گرفته شد که الگوریتم برنامه نویسی ژنتیک برای کمینه کردن آن به کار گرفته شد. به عبارت دیگر روابطی دارای بیشترین برازنده گی است که کمترین خطاب را دارد. برای شبیه سازی فرآیند تکامل طبیعی در طراحی *GP* مؤلفه های مشخصی باید تعریف گردد. این مؤلفه ها شامل تابع ها، متغیرها مسأله و عملگرهای ژنتیک (باز تولید، ترکیب^۷ و جهش^۸) می باشند که در

6 Reproduction

⁷ - Crossover

8 - Mutation



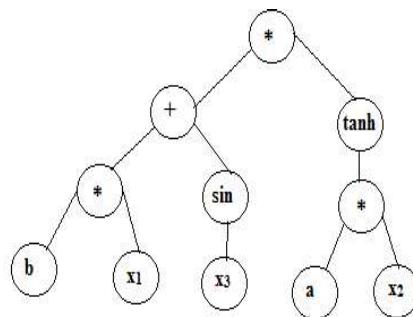
شکل ۳: فلوچارت برنامه نویسی ژنتیک.

Fig. 3. The flowchart of the genetic algorithm

برای افزایش دقیقیت *GP* از روش جدیدی به نام برنامه‌نویسی ژنتیک چند ژنی (*MGP*⁹) که در واقع گسترش یافته این روش است، استفاده می‌شود. در روش جدید برخلاف روش‌های قدیمی از چند درخت (ژن) برای ارائه مدل استفاده می‌شود. هر کدام از این ژن‌ها دارای یک وزن بهینه است. مجموعه ژن‌های وزن دار شده به علاوه بایاس فرمول نهایی را به عنوان بهترین مدل عددی تشکیل می‌دهد. *MGP* به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

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

در رابطه بالا، a_0 ترم بایاس معادله است و a_i وزن مربوط به ژن i است. معادله *MGP* در واقع ترکیب خطی از ترم‌های غیرخطی است، که این ویژگی باعث تعیین مدلی با دقیقیت بالا برای مسائل پیچیده می‌شود.

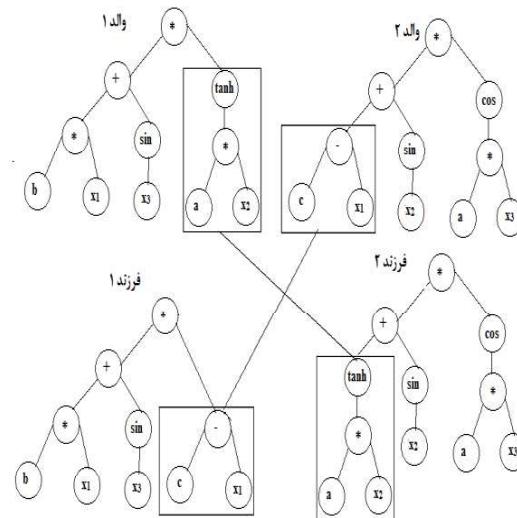


شکل ۲: ارائه درختی عبارت ریاضی

.*GP* ($(bx_1 + \sin(x_3))(\tanh(ax_2))$)

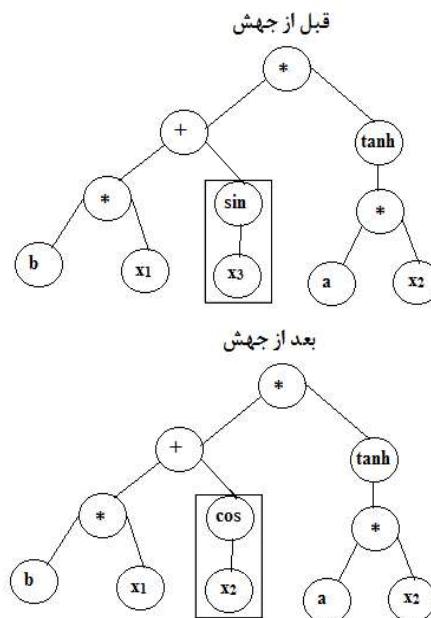
Fig. 2. Tree diagram of the mathematical term

عملگر باز تولید بخشی از جمعیت که دارای بهترین برآردگی 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 جایه‌جا می‌شوند و افراد جدیدی (فرزندان) 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 ماکریزیم تعداد نسل‌ها تعیین شده یا به مقدار معینی خطا).



شکل ۴: عملگر ترکیب بین دو والدین

Fig. 4. The crossover operator of two parents



شکل ۵: عملگر جهش

Fig. 5. Mutation operator

۳-۱-۳- نتایج تجربی

در این بخش، نتایج آزمایشگاهی حاصل از تأثیر

مخلوط‌های اتانول-بنزین ($E0$, $E5$, $E10$, $E15$)

و ($E20$) بر آلاینده‌های (NO_x , HC , CO_2 , CO)

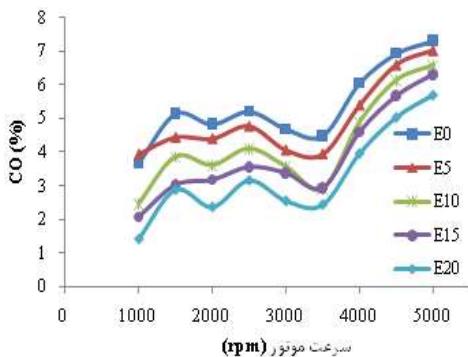
۳- نتایج و بحث

نتایج و بحث این پژوهش شامل دو بخش است.

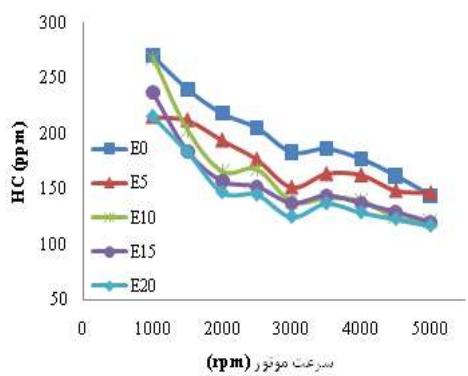
بخش اول شامل نتایج تجربی حاصل از آزمایش‌ها است.

بخش دوم شامل نتایج و مدل‌های به دست آمده به

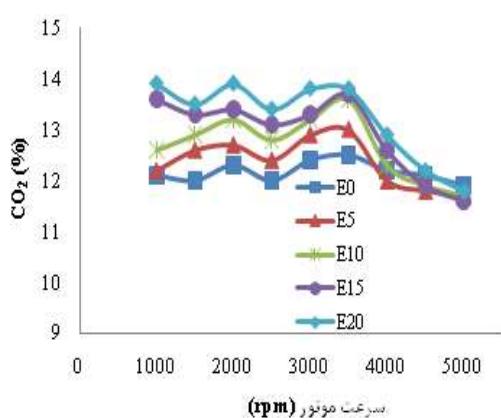
وسیله برنامه‌نویسی ژنتیک چندرشته‌ی است.



نحوه عرضه تأثیر مخلوط‌های سوخت بر آلاینده‌های CO
Fig.6. The effect of different blends on CO emission



نحوه عرضه تأثیر مخلوط‌های سوخت بر آلاینده‌های HC
Fig.7. The effect of different blends on HC emission



نحوه عرضه تأثیر مخلوط‌های سوخت بر آلاینده‌های CO2
Fig.8. The effect of different blends on CO2 emission

موتور در سرعت‌های مختلف و بار کامل مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد.

نمودارهای ۶ تا ۹، تأثیر مخلوط‌های سوخت بر آلاینده‌های NO_x , CO_2 , HC , CO را در سرعت‌های مختلف و بار کامل به ترتیب نشان می‌دهد. این نمودارها نشان می‌دهد که با افزایش درصد اتانول در مخلوط سوخت‌ها مقادیر CO و HC کاهش، و افزایش مقادیر CO_2 برای NO_x و CO_2 نسبت به $E0$ و $E20$, $E15$, $E10$, $E5$ نسبت به $E0$ در ترتیب $7/98$, $21/34$, $21/20$ و $38/80$ درصد کاهش یافت. همچنین مقادیر آلاینده HC برای این سوخت‌ها نسبت به بنزین خالص به ترتیب $11/88$, $17/53$, $21/73$ و $25/99$ درصد کاهش نشان داد. با افزایش مقدار اتانول در مخلوط سوخت‌های $E15$, $E10$, $E5$, $E20$ و $E0$ مقدار گاز CO_2 به ترتیب $4/29$, $1/64$, $6/39$ و $8/86$ درصد نسبت به سوخت $E0$ افزایش یافت. آلاینده NO_x نیز با افزایش درصد اتانول موجود در سوخت‌ها به ترتیب $54/96$, $7/68$, $60/90$ و $87/99$ درصد نسبت به بنزین خالص افزایش نشان داد. روند تأثیر اتانول بر آلاینده‌ها، در بارهای جزئی موتور (۲۵, ۵۰ و ۷۵ درصد) نیز تقریباً مشابه بار کامل بود. دلیل کاهش CO و HC افزایش CO_2 این است که سوخت اتانول در ساختار شیمیایی خود دارای یک اتم (C_2H_5OH) اکسیژن می‌باشد که این امر باعث افزایش نسبت اکسیژن به سوخت و بهبودی احتراق در موتور می‌شود (Celik, 2008; Wu et al., 2004).

توسعه داده شد. در این تحقیقتابع برازنده‌گیری ریشه میانگین مربع خطای^{۱۰} ($RMSE$) تعیین گردید:

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

در رابطه بالا مقدار واقعی، O مقدار پیش‌بینی شده و تعداد کل داده‌ها است. برای ارزیابی مدل‌ها از دو معیار آماری استفاده گردید. (الف) – ضریب تشخیص (R^2):

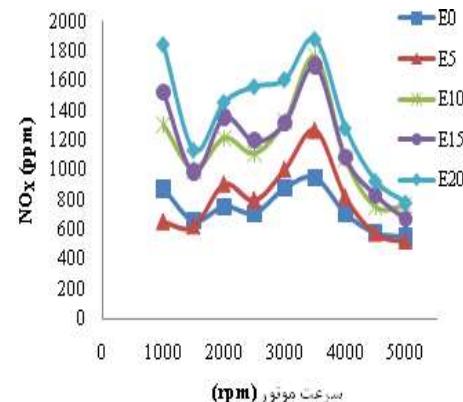
$$R^2 = \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})^2}\right) \quad (3)$$

(ب) – ریشه میانگین مربع خطای (معادله ۲). برای آموزش MGP و ارزیابی مدل‌ها، داده‌ها به دو دسته به صورت تصادفی تقسیم گردید. ۷۵ درصد داده‌ها برای آموزش، و ۲۵ درصد برای ارزیابی مدل استفاده شد (تعداد کل نمونه‌ها ۱۸۰ بود).

۲-۲-۳- مدل ارائه شده برای پیش‌بینی آلاینده CO

برای هر آلاینده چندین اجرا با پارامترهای اولیه مختلف انجام گرفت، و مدل‌های مختلفی به دست آمد. سرانجام براساس معیارهای ارزیابی ذکر شده در بخش ۲-۴-۱ بهترین مدل برای پیش‌بینی آلاینده‌ها انتخاب گردید.

برای پیش‌بینی آلاینده CO معادله زیر به عنوان بهترین مدل انتخاب گردید:



نمودار ۹: تاثیر مخلوط‌های سوخت بر آلاینده‌های NOX
Fig. 9. The effect of different blends on NOx emission

همچنین اتانول دارای گرمای تبخیر بیشتری نسبت به بنزین است که باعث کاهش دمای مخلوط ورودی و افزایش بازده حجمی موتور می‌شود. با افزایش مقدار اتانول در مخلوط‌های سوختی، فرآیند احتراق به فرآیند استیوکیومتریک نزدیک می‌شود که در این حالت، دمای شعله افزایش می‌یابد. با افزایش دمای محفظه احتراق، تشکیل آلاینده NO_X نیز افزایش می‌یابد (Hsieh et al., 2002; Bayraktar, 2005) نتایج این تحقیق با نتایج گزارش شده توسط محققان (Topgul et al., 2006; Yang et al., 2012) دیگر مشاهده می‌شود

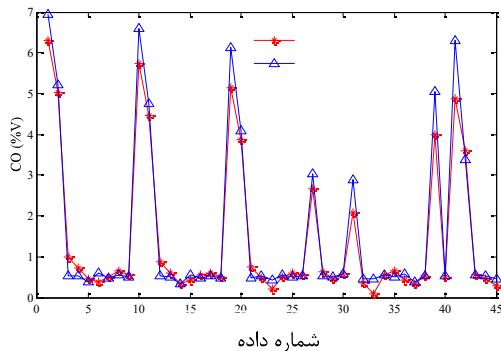
۲-۳- نتایج و بحث مدل MGP

۲-۳-۱- طراحی برنامه‌نویسی ژنتیک چندزمنی در این تحقیق از MGP برای پیش‌بینی آلاینده‌های موتور (NO_X , HC , CO_2 , CO) استفاده شده است. برنامه‌نویسی ژنتیک و رگرسیون سمبولیک کد جدیدی است که براساس MGP نوشته شده است و در نرم‌افزار متلب اجرا می‌شود. این کد برای استفاده در این تحقیق

¹⁰- Root mean square error

$$CO = 1644 \cos(x_2^2) - 4078 \sin(\cos(x_2)) + 289.6 \log(\log(x_2)) + 0.1637 x_2 (x_1 - x_3) + 0.1434 x_2^2 (x_1 - x_3) + 1650 \quad (4)$$

Fig. 10. The comparison between the actual and predicted values for CO for training phase

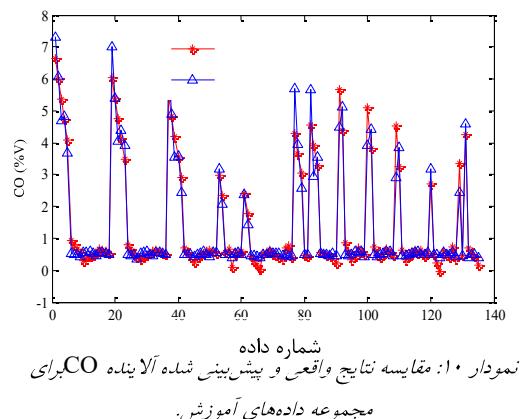


نمودار ۱۱: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلینده CO برای مجموعه داده‌های ارزیابی

Fig. 11. The comparison between the actual and predicted values for CO for test phase

۳-۲-۳- مدل ارائه شده برای پیش‌بینی آلینده CO_2
مدل‌های مختلفی برای پیش‌بینی CO_2 به دست آمد، که از میان این مدل‌ها، مدل زیر دارای کمترین خطأ و بیشترین ضریب تشخیص است:

x_1 و x_3 به ترتیب سرعت موتور (rpm)، بار موتور (%) و درصد اتانول در مخلوط‌های سوخت است. مقایسه داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده برای مجموعه‌ی داده‌های آموزشی و ارزیابی نشان می‌دهد که مدل ارائه شده، مقادیر CO را با دقیقیت مناسب پیش‌بینی نموده است (نمودارهای ۱۰ و ۱۱). مقادیر R^2 و $RMSE$ برای داده‌های آموزش به ترتیب 0.9715 و 0.3117 برای داده‌های ارزیابی به ترتیب 0.9676 و 0.3125 به دست آمد. این مقادیر نشان‌دهنده همبستگی بالای بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده است.

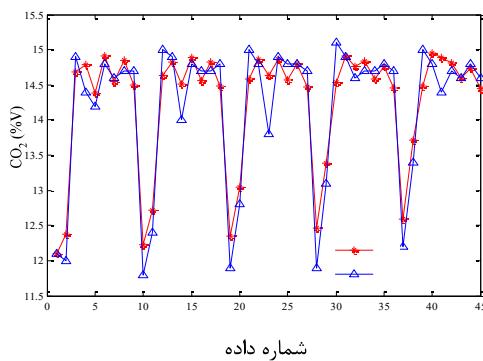


نمودار ۱۰: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلینده CO برای مجموعه داده‌های آموزش.

$$CO_2 = 0.2543x_1 + 0.9836 \sin(e^{x_2}) - 0.119e^{(x_1+x_2)} - 0.2543 \tanh(x_2) - 0.05408x_1x_3e^{x_2} + 0.08251x_2x_3e^{x_2} - 0.009706 \quad (5)$$

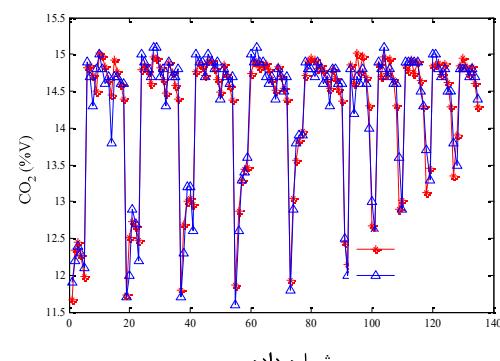
دقت بالایی مقادیر آلینده CO_2 را پیش‌بینی نموده است. R^2 و $RMSE$ برای داده‌های آموزش به ترتیب 0.9653 و 0.2114 و برای داده‌های ارزیابی به ترتیب 0.9636 و 0.2326 به دست آمد.

نمودارهای ۱۲ و ۱۳ داده‌های تجربی را در مقایسه با داده‌های پیش‌بینی شده با استفاده از مدل را به ترتیب برای مجموعه داده‌های آموزش و ارزیابی نشان می‌دهند. همان طوری که ملاحظه می‌شود، این مدل با



نمودار ۱۳: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلاینده CO₂ برای مجموعه داده‌های آموزش.

Fig. 13. The comparison between the actual and predicted values for CO₂ for test phase



نمودار ۱۲: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلاینده CO₂ برای مجموعه داده‌های آموزش

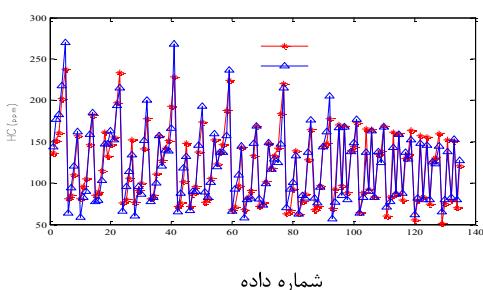
Fig. 12. The comparison between the actual and predicted values for CO₂ for training phase

معیارهای ذکر شده، معادله ۶ به عنوان بهترین مدل انتخاب گردید:

۴-۲-۳-مدل ارائه شده برای پیش‌بینی آلاینده HC

مدل‌های متفاوتی با استفاده از توابع مختلف برای تخمین آلاینده HC مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به

$$HC = 2.727x_2 - 0.7252x_1 - 0.1409x_3 - 0.4703\cos(2x_1) - 3.532\tanh(x_2 + 0.3846) + 0.3544\cos(x_1) + 0.4957 \quad (6)$$



نمودار ۱۴: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلاینده HC برای مجموعه داده‌های آموزش.

Fig. 14. The comparison between the actual and predicted values for HC for training phase

نتایج پیش‌بینی شده به وسیله مدل در مقایسه با نتایج واقعی در نمودارهای ۱۴ و ۱۵ به ترتیب برای مجموعه داده‌های آموزش و ارزیابی نشان داده شده است. همان‌طوری که مشاهده می‌شود، همبستگی بالای میان نتایج پیش‌بینی شده و نتایج واقعی وجود دارد. همچنین ضریب تعیین بالایی و خطای کمی بین نتایج وجود دارد (R^2 و RMSE برای داده‌های آموزش به ترتیب ۰/۹۷۶۳ و ۰/۵۵۱ و برای داده‌های ارزیابی به ترتیب ۰/۹۷۱۶ و ۰/۱۲۴ است).

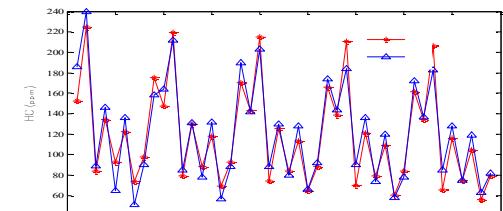
۵-۲-۳-مدل ارائه شده برای پیش‌بینی آلاینده NO_x

از میان مدل‌های بدست آمده در اجراهای مختلف برنامه، مدل زیر که دارای کمترین خطا و بیشترین ضریب تشخیص است، برای پیش‌بینی آلاینده NO_x

انتخاب گردید:

$$NO_x = (0.2578 - 0.1418 \log(x_2) - 0.03389 x_2)x_1 + 0.2097 \cos(x_2 - x_3) - 0.7961x_2 - 0.1418e^{x_1 x_2} + 0.6061\cos(x_2 - 1.413) - 1.262\log(x_2) - 0.2288 \quad (V)$$

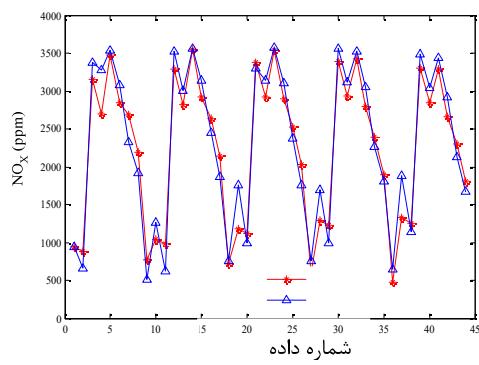
NO_x است. پارامترهای آماری به دست آمده R^2 و $RMSE$ نیز دلالت بر این مطلب دارد (مقادیر R^2 و $RMSE$ برای داده‌های آموزش به ترتیب 0.9853 و 0.9756 و برای داده‌های ارزیابی به ترتیب 0.9756 و 0.9756 و 0.9756 است).



نمودار ۱۵: مقایسه نتایج واقعی و پیش‌بینی شده آلاینده HC برای مجموعه داده‌های ارزیابی.

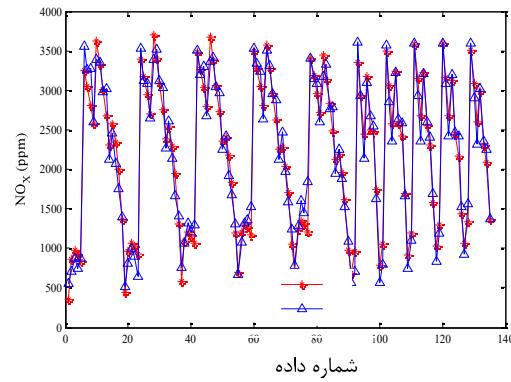
Fig. 15. The comparison between the actual and predicted values for HC for test phase

اختلاف نتایج پیش‌بینی شده و نتایج واقعی در نمودارهای ۱۶ و ۱۷ به ترتیب برای مجموعه داده‌های آموزش و ارزیابی نشان داده شده است. بر اساس این نمودارها ملاحظه می‌شود که مدل ارائه شده دارای دقیق مناسب برای تخمین آلاینده



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

Fig. 17. The comparison between the actual and predicted values for NOx for test phase



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

Fig. 16. The comparison between the actual and predicted values for NOx for training phase

سوخت رسانی انژکتوری است. پارامترهای آماری R^2 و

$RMSE$ نشان می‌دهد که معادلات به دست آمده دارای دقیق‌تر بالایی در پیش‌بینی آلایینده‌ها است. به طور کلی بر اساس نتایج حاصل از این تحقیق MGP می‌تواند ابزار مفیدی برای مدل کردن پارامترهای موتور در شرایط مختلف باشد.

۴- نتیجه‌گیری

این پژوهش نشان می‌دهد که، با افزایش درصد اتانول در مخلوط‌های سوخت آلایینده‌های HC و CO کاهش یافته و آلایینده‌های CO_2 و NO_X افزایش می‌یابد. همچنین این تحقیق نشان داد که MGP ابزار مناسب و مفیدی برای مدل کردن آلایینده‌های موتور با سیستم

۵- فهرست منابع

1. Roy, M. 2009. Planning for sustainable urbanisation in fast growing cities: mitigation and adaptation issues addressed in Dhaka, Bangladesh. **Habitat Int.** 33(3): 276-286.
2. Stone, E., Schauer, J., Quraishi, T.A. and Mahmood, A. 2010. Chemical characterization and source apportionment of fine and coarse particulate matter in Lahore, Pakistan. **Atmos. Environ.** 44(8): 1062-1070.
3. Shuit, S.H., Tan Lee, K.T. and Kamaruddin, A.H. 2009. Oil palm biomass as a sustainable energy source: a Malaysian case study. **Energy**. 34(9): 1225-1235.
4. Zhu, L., Cheung, C.S., Zhang, W.G. and Huang, Z. 2010. Emissions characteristics of a diesel engine operating on biodiesel and biodiesel blended with ethanol and methanol. **Sci. Total Environ.** 408: 914–92.
5. Agarwal, A.K. 2007. Biofuels (alcohols and biodiesel) applications as fuels for internal combustion engines. **Prog. Energy Combust. Sci.** 33(3): 233-271.
6. Wen, B., Xin, C.Y. and Yang, S.C. 2010. The effect of adding dimethyl carbonate (DMC) and ethanol to unleaded gasoline on exhaust emission. **Appl. Energy**. 87: 115–121.
7. Song, C.L., Zhang, W.M., Pei, Y.Q., Fan, G.H. and Xu, G.P. 2006. Comparative effects of MTBE and ethanol additions into gasoline on exhaust emissions. **Atmos. Environ.** 40: 1957–1970.
8. Park, C., Choi, Y., Kim, C., Oh, S., Lim, G. and Moriyoshi, Y. 2010. Performance and exhaust emission characteristics of a spark ignition engine using ethanol and ethanol-reformed gas. **Fuel**. 89: 2118–2125.
9. Kiani Deh Kiani, M., Ghobadian, B., Ommi, F., Najafi, G. and Yusaf, T. 2012. Artificial Neural Networks Approach for the Prediction of Thermal Balance of SI Engine Using Ethanol-Gasoline Blends. **Lect. Notes Comput. Sci.** 7465: 31-43.
10. Togun, N. and Baysec, S. 2010. Prediction of torque and specific fuel consumption of a gasoline engine by using artificial neural networks. **Appl. Energy**. 87: 349–355.

11. Parlak, A., Islamoglu, Y., Yasar, H. andEgrisogut, A. 2006. Application of artificial neural network to predict specific fuel consumption and exhaust temperature for a Diesel engine.*Appl. Therm. Eng.*26: 824–828.
12. Baziar. M.H., Jafarian, Y., Shahnazari, H., Movahed.V. and Tutunchian M.A. 2011. Prediction of strain energy-based liquefaction resistance of sand–silt mixtures: An evolutionary approach.*Comput. Geosci.* 37:1883–1893.
13. Cevik, A. and Cabalar, A.F. 2009. Modelling damping ratio and shear modulus of sand–mica mixtures using genetic programming.*Expert Syst. Appl.* 36: 7749–7757.
14. Koza, J.R. 1992. **Genetic programming: On the programming of computers by means of natural selection.** Cambridge. MA, USA, MIT Press.
15. Celik, M.B. 2008. Experimental determination of suitable ethanol–gasoline blend rate at high compression ratio for gasoline engine.*Appl. Ther. Eng.*28: 396–404.
16. Wu, C.W., Chen, R.H., Pu, J.Y. andLin T.H.2004. The influence of air–fuel ratio on engineperformance and pollutant emission of an SI engine using ethanol–gasolineblendedfuels.*Atmos Environ.*38: 7093–100.
17. Hsieh, W.D., Chen, R.H., Wu, T.L. andLin, T.H.2002. Engine performance and pollutantemission of an SI engine using ethanol–gasoline blended fuels.*Atmos Environ.* 36: 403–10.
18. Bayraktar, H. 2005. Experimental and theoretical investigation of using gasoline– ethanol blends in spark-ignition engines. *Renew Energy*. 30: 1733–47.
19. Topgul, T., Yucesu, H.S., Cinar, C. andKoca, A. 2006. The effects of ethanol–unleaded gasoline blends and ignition timing on engine performance and exhaust emissions.*Renew Energy*. 31: 2534–2542.
20. Yang, H.H. Liu, T.C., Chang, C.F. and Lee, E. 2012. Effects of ethanol-blended gasoline on emissions of regulated air pollutants and carbonyls from motorcycles.*Appl. Energy*.89: 281–286.

Prediction of a SI Engine Emission Using Ethanol-Gasoline Blends by Genetic Programming

M. K. D. Kiani¹, B. Ghobadian^{2*}, F. Ommi³, G. Najafi⁴

1- PhD Student, Mech. Eng. Agri. Mach., Tarbiat Modares Univ., Tehran, Iran.

2- Assoc. Prof., Mech. Eng. Agri. Mach., Tarbiat Modares Univ., Tehran, Iran.

3- Assoc. Prof., Mech. Eng., Tarbiat Modares Univ., Tehran, Iran.

4- Asst. Prof., Mech. Eng. Agri. Mach., Tarbiat Modares Univ., Tehran, Iran.

*P. O. B. 14115, Tehran, ghobadib@modares.ac.ir

Received: 2013-06-10 Accepted: 2013-11-15

Abstract

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

Keywords: SI engine, Ethanol-gasoline blends, Multigene genetic programming