همایش ملی انرژی
دانشگاه آزاد اسلامی واحد خمی‌نی شهر
آذر ۱۳۹۴

توسعه مدل GMDH جهت پیش‌بینی خصوصیات عملکردی و آلایندگی یک موتور دیزل با سوخت ترکیبات دیزل-بیودیزل

میر مجید اتقانی [1]، احمد کشاورزی [2]

* نویسنده مسئول: keshavarzi@iaukhsh.ac.ir

چکیده

در این پژوهش، به تحقیق در مورد استفاده از شبکه عصبی دسته بندی گروهی داده‌های عددی (GMDH) به پیش‌بینی خصوصیات عملکردی و آلایندگی یک موتور دیزل چهار سیلندر چهارزمانه هنگامی که با ترکیبات بیودیزل روغن پسماند خوراکی با سوخت دیزل پایه تغذیه می‌شود، می‌پردازد. مدل GMDH جهت پیش‌بینی توان، مصرف سوخت ویژه ترمزی (BSFC)، منوکسید کربن (CO)، دی اکسید کربن (CO_2)، اکسیدهای نیتروژن (NO_x) و ذرات معلق (PM) موتور با تغییر سرعت موتور، بار موتور و درصد ترکیب بیودیزل با سوخت دیزل بر پایه نتایج آزمایشگاهی توسعه داده شدند. با توجه به مقادیر ضریب رگرسیون کلی، MAPE، RSME بدست آمده نتیجه می‌شود که شبکه عصبی GMDH ابزار شبیه سازی و پیش‌بینی خوبی برای موتور دیزل با سوخت ترکیبات دیزل-بیودیزل روغن پسماند خوراکی می‌باشد.

واژه‌های کلیدی

عملکرد-آلایندگی- شبکه عصبی-بیودیزل-GMDH

1-استادیار، دانشکده مکانیک، دانشگاه پیام نور

2- باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان واحد خمینی شهر، دانشگاه آزاد اسلامی ، خمینی شهر، ایران

1- مقدمه

بیودیزل به سوخت‌هایی اطلاق می‌شود که منشا بیولوژیکی دارند و یک عنوان کلی برای گستره‌ای از سوخت‌های اکسیژن دهی شده با پایه استری نسبت داده می‌شود. بیودیزل ممکن است از روغن‌های آلی و چربی‌ها تولید شود. از دیدگاه علم شیمی، بیودیزل به استرهای منوالکیل با زنجیرهای بلند اسید چرب که از بیولیپیدهای تجدیدپذیر مشتق می‌شوند، منسوب می‌شود. بیودیزل به‌طور نمونه از طریق واکنش روغن نباتی یا چربی حیوانی با متانول یا اتانول در حضور کاتالیزور برای حصول بیودیزل و گلیسیرین تولید می‌شود. استرهای متیل یا اتیل اسید چرب یا همان بیودیزل از روغن‌های طبیعی و چربی‌ها تولید می‌شود.

استفاده از بیودیزل تا قبل از رشد سریع قیمت سوخت‌های فسیلی، توجیه اقتصادی نداشت، اما با توجه به قیمت نفت در حال حاضر، بیودیزل می تواند جایگزین مناسبی برای سوخت‌های فسیلی باشد. تحقیقات و مطالعات قابل توجهی در زمینه سوخت‌های بیودیزل انجام شده است. عمده تحقیقات انجام شده را می‌توان در سه گروه تولید بیودیزل از روغن‌های مختلف، بررسی تجربی عملکرد و آلایندگی موتور با بیودیزل‌ها و مدل سازی عملکرد و آلایندگی موتور به کمک شبکه عصبی تقسیم بندی کرد.

از جمله تحقیقات انجام شده، می‌توان به گلسو و همکاران[1]، با استفاده از شبکه عصبی به مدل سازی تاثیرات زمان بندی متغیر سوپاپ در عملکرد موتور بنزینی پرداخت. سنک ساپین و همکاران[2] ، با استفاده از شبکه عصبی به پیش بینی مصرف سوخت ترمزی بازده حرارتی دمای گاز های خروجی وگازهای خروجی پرداخت. قبادیان و همکاران [3]، با استفاده از شبکه عصبی به پیش بینی اثرات سرعت موتور و درصد مخلوط بیودیزل-دیزل بر توان، مصرف سوخت ویژه ترمزی وآلاینده‌های خروجی(منوکسید کربن و هیدروکربن) در یک موتور دیزل که با استفاده از سوخت بیودیزل روغن پسماند کار می کرد، پرداخت. نکلا کارا توگان و همکاران[4]، به پیش بینی گشتاور و مصرف سوخت در موتور های بنزینی با استفاده از شبکه عصبی پرداخت. در این مطالعه پارامترهای زمان جرقه و موقعیت دریچه گاز و سرعت موتور متغیر در نظر گرفته شده است. تلال یوسف و همکاران[5]، به بررسی عملکرد و آلایندگی موتور دیزل با سوخت گاز طبیعی متراکم و دیزل به کمک شبکه عصبی پرداخت. آنها به پیش‌بینی عملکرد و آلاینده‌های موتور با ورودی‌های سرعت و درصد مختلف ترکیب گازطبیعی پرداختند. هیدایت اوگوز و همکاران[6]، به پیش‌بینی عملکرد موتور دیزل با سوخت بیودیزل با استفاده از شبکه عصبی پرداختند. او با مدل کردن شبکه عصبی به پیش بینی توان، گشتاور، مصرف سوخت و مصرف سوخت ویژه ترمزی با توجه به ورودی‌های دور موتور و نوع سوخت پرداخت. شیواکومار و همکاران[7]، به بررسی تأثیرات زمان تزریق روی عملکرد وآلاینده‌ها در یک موتور تک سیلندر پرداخت. نسبت تراکم‌های مختلف با استفاده از ترکیبات مختلف بیودیزل آزمایش شد. این مطالعه در سه زمان تزریق مختلف صورت پذیرفت.

اهداف اصلی این تحقیق، مطالعه روی اثرات ترکیبات بیودیزل پسماند خوراکی روی عملکرد و آلایندگی‌های یک موتور دیزل و سپس پیش‌بینی آنها با توسعه یک نوع شبکه عصبی به نام دسته‌بندی گروهی داده‌های عددی (GMDH) می‌باشد.

2- روغن پسماند خوراکی

روغن پسماند خوراکی، بعنوان منبع ارزان قیمت و دور ریختنی، روغنی است که خواستگاه اولیه آن روغن‌های خوراکی جهت سرخ کردن مواد غذایی در آشپزخانه‌ها است و از آنجا که این روغن بیشتر از روغن آفتاب‌گردان بدست می‌آید، بخشی از خواص آن شبیه این روغن است ولی به دلیل حرارت بالایی که هنگام سرخ کردن مواد غذایی می‌بینند، بخشی از این خواص تغییر می‌کنند. ساختار شیمیایی بیودیزل روغن پسماند خوراکی حاصل از روغن آفتاب‌گردان تری‌گلیسیریدی با اسیدهای چرب را در جدول (1) می‌توان مشاهده نمود.

جدول(1) اسیدهای چرب تشکیل دهنده روغن پسماند خوراکی

اسیدهای چرب	ساختار شیمیایی	درصد تشکیل
Palmitate	$C_{16}H_{32}O_2$	13.62
Stearic	$C_{18}H_{36}O_2$	5.72
Oleic	$C_{18}H_{34}O_2$	43.36
Linoleic	$C_{18}H_{32}O_2$	33.63
Linolenic	$C_{18}H_{30}O_2$	0.58
Arachidic	$C_{20}H_{40}O_2$	0.34

3- تولید بیودیزل از روغن

در این تحقیق، برای تولید بیودیزل روغن پسماند خوراکی از روش ترنس‌استریفیکیشن[1]که متداول‌ترین و کاراترین روش تولید بیودیزل می باشد، استفاده شد. خصوصیات فیزیکی و شیمیایی اندازه‌گیری شده از بیودیزل تولیدی در جدول (2) قابل مشاهده است.

جدول (2) خصوصیات شیمیایی و فیزیکی بیودیزل تولیدی

پارامتر	یکا	روش	بیودیزل
عدد اسیدی	Mg KOH/gr	ASTM D664	1.17
مقاومت به اکسیداسیون	min	ASTM D525	>480
خوردگی نوار مسی(در دمای $100^{\circ}C$ به مدت 3 ساعت	-	ASTM D130	1a
نقطه جوش اولیه(در فشار (760mmHg	$^{\circ}C$	ASTM D6352	303
دمای تقطیر (ریکاوری 90%)	$^{\circ}C$	ASTM D6352	366
نقطه ابری شدن	$^{\circ}C$	ASTM D2500	12
نقطه ریزش	$^{\circ}C$	ASTM D97	0
ارزش حرارتی	MJ/kg	ASTM D240	39.705
عدد ستان	-	ASTM D613	53
چگالی(در دمای $20^{\circ}C$)	g/mL	ASTM D7042	0.8742
ویسکوزیته جنبشی(در دمای $40^{\circ}C$)	cSt	ASTM D7042	4.6573
خاکستر سولفاته شده	Mass%	ASTM D874	<0.005
نقطه شعله وری	$^{\circ}C$	ASTM D92	180
کربن پس مانده	Mass%	ASTM D524	0.01
جرم مولکولی نسبی	g/mol	Osmomat	268
میزان آب	Mass%	ASTM D7042	0.08

4- مشخصات موتور

موتوری که آزمایش‌ها روی آن صورت گرفت، موتور دیزل با نام تجاری MT4.244 تولیدی شرکت موتورسازان است. این موتور دارای کاربرد کشاورزی است و یک موتور 4 سیلندر خطی، تزریق مستقیم و توربوشارژ شده است و در حال حاضر روی تراکتورهای تولیدی آن شرکت نصب می شوند. مشخصات فنی موتور MT4.244 در جدول(3) آمده است. از آنجا که این موتور برای وسایل خارج از محدوده شهری و جاده‌ها استفاده می‌شود، استاندارد آلایندگی موتور با Stage2 مشخص شده است. استاندارد آلایندگی Stage، استاندارد آلایندگی موتورهای دیزل برون جاده ای در اروپا می‌باشد.

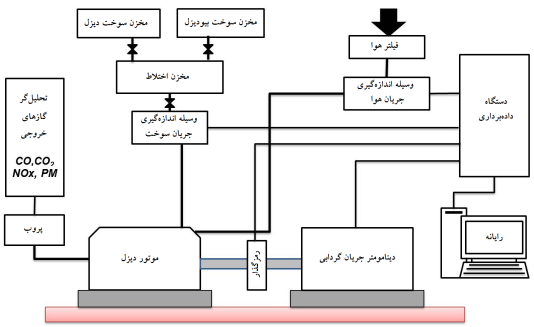
5- روش انجام آزمایش‌ها

از دینامومتر جریان گردابی جهت انجام آزمایش‌های موتور و بدست آوردن خروجی‌های موتور استفاده شده است.

جدول (3) مشخصات فنی موتور MT4.244

مدل و کاربرد	MT4.244 با کاربرد کشاورزی
تعداد سیلندر	4
قطر سیلندر	100mm
کورس پیستون	127 mm
حجم موتور	3/99 L
سیستم سوخت رسانی	تزریق مستقیم
نسبت تراکم	17/5
حداکثر توان	82اسب بخار در 2000 rpm
حداکثر گشتاور	360نیوتن متر در 1200 rpm
وزن	265 Kg
طول، عرض، ارتفاع	655mm ،678/7mm، 748/5mm
سیستم ورودی هوا	سیستم پرخورانی توربوشارژ
سیستم خنک کاری	آب و مجهز به خنک کن روغن
استاندارد آلایندگی	Stage 2

طرحواره‌ای از نمای دستگاه های موجود در اتاق آزمایش موتور در شکل (1) نشان داده شده است. آلایندگی‌های اندازه گیری شده شامل CO_2، CO، NO_x و PM می‌باشد. دستگاه سنجش آلایندگی ساخت کمپانی AVL با مارک تجاری AVL DiCOM 4000 می‌باشد.



شکل(1) طرحواره از تجهیزات اتاق آزمایش

[1]Transestrification

اتاق آزمایش موتور و کالیبراسیون مطابق با استاندارد ایزو 2534 برپا گردید. تمام آزمایشات موتور در شرایط عملکرد پایدارانجام گرفت و برای نیل به این هدف، قبل از هر آزمایش موتور با سوخت مورد نظر گرم می‌شد تا زمانی که دمای آب خنک کننده تثبیت می‌شد. آزمایش‌ها در شش دور (1200، 1400، 1600، 1700، 1800 و 2000 دور بر دقیقه) و چهار بار مختلف (25%، 50%، 75% و 100%) صورت گرفت. همچنین از ترکیبات B0[1]، B5[2]، B10، B15، B20، B25 و B30 در این پژوهش استفاده شد. برای کاهش دادن میزان اختلاف‌ها و افزایش قابلیت اطمینان به نتایج، آزمایش‌ها در سه مرحله تکرار شدند و میانگین آنها به عنوان ملاک محاسبه قرار گرفت.

6- مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی GMDH

الگوریتم دسته بندی گروهی داده‌های عددی (GMDH) یک فن‌آوری آموزش آماری شبکه‌ای است که توانایی استفاده در موضوعات گوناگونی چون کشف روابط، پیش بینی، مدل سازی سیستم ها و شناخت الگوریتم های غیر خطی را داراست. با استفاده از این روش برای داده‌های کم، مغشوش و یا نه چندان دقیق می‌توان یکی از بهینه‌ترین مدلها را اختصاص داد که دقت آنها بالاتر و ساختار آن ساده‌تر از ساختار مدلهای تحلیلی باشد.

شبکه عصبی GMDH، شبکه خود سازمانده و یک سویه است که از چندین لایه و هر لایه نیز از مجموعه‌ای از نرونها تشکیل یافته است. تمامی نرونها از ساختار مشابهی برخوردارند به طوری که نرونهای شبکه عصبی از پیوند جفت‌های مختلف از طریق یک چند جمله ای درجه دوم به دست می‌آیند. با ترکیب چند جمله‌ایهای درجه دوم حاصل از تمامی نرونها، تابع تقریبی $\hat{f}$ را با خروجی $\hat{y}$، برای یک مجموعه از ورودی‌ها $X=(x_1,x_2,x_3,...,x_N)$ با کمترین خطا در مقایسه با خروجی واقعی y، توصیف می کند.

در صورتی که برای M داده آزمایشگاهی شامل n ورودی و یک خروجی، نتایج واقعی به صورت زیر نمایش داده شوند:

$$y_i = f(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, ..., x_{in}) \qquad (i = 1,2,3,...,M) \qquad (۱)$$

در این بخش به دنبال شبکه عصبی نوع GMDH هستیم که بتواند مقدار خروجی $\hat{y}$ را برای هر بردار ورودی X پیش بینی کند، بنابراین:

$$\hat{y}_i = \hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, ..., x_{in}) \qquad (i = 1,2,3,...,M) \qquad (2)$$

مربع خطای بین مقادیر حقیقی و مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه باید کمینه باشد، به عبارت دیگر :

$$\sum_{i=1}^{M} (y_i - \hat{y}_i)^2 \qquad \Rightarrow \qquad Min \qquad (3)$$

ارتباطی که بین متغیر های ورودی[3] و خروجی توسط این نوع از شبکه‌های عصبی برقرار می شود به شکل تابع غیر خطی ولترا[5] به صورت رابطه زیر بیان می‌شود.

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^{n} a_i x_i + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\sum_{k=1}^{n} a_{ijk} x_i x_j x_k + ... \qquad (4)$$

که در آن n ورودی به یک خروجی مربوط می‌شود. شبکه GMDH با تشکیل مجموعه‌ای از نرون‌ها که دارای دو ورودی و یک خروجی هستند رابطه (۴) را به مجموعه‌ای از روابط غیر خطی درجه دو مطابق رابطه زیر تبدیل می کند.

$$\hat{y} = P(x_{ip}, x_{iq}) = a_0 + a_1 x_{ip} + a_2 x_{iq} + a_3 x_{ip} x_{iq} + a_4 x_{ip}^2 + a_5 x_{iq}^2 \qquad (5)$$

که در آن a_i ها ضرایب مجهول هستند و x_{ip} و x_{iq} دو ورودی مربوط به نرون مورد نظر هستند. شبکه GMDH به گونه‌ای طراحی می‌شود که هر نرون بتواند با کمترین خطا خروجی را تقریب بزند. این مساله باعث می‌شود که رابطه کلی شبکه (رابطه (۴)) به دقت بسیار خوبی دست پیدا کند. از این رو ضرایب مجهول a_i در معادله (۵) با تکنیک‌های رگرسیون[6] چنان بدست می‌آیند که، اختلاف بین خروجی واقعی، y، و مقادیر محاسبه شده، $\hat{y}$، برای هر جفت متغیر ورودی x_{ip} و x_{iq}، کمینه شود. مجموعه‌ای از چند جمله ای‌ها با استفاده از معادله (۵) ساخته می‌شوند که ضرائب مجهول کلیه آن‌ها، با استفاده از روش کمترین

[1] ۰% حجمی سوخت بی‌ودی‌زل و ۱۰۰% حجمی سوخت دی‌زل

[2] ۵% حجمی سوخت بی‌ودی‌زل و ۹۵% حجمی سوخت دی‌زل

[3] Group Method of Data Handing

[4] Neurons

[5] Volterra

[6] Regression

مربعات خطا بدست می‌آیند. برای هر تابع P_i ، ضرایب برای کمینه کردن خطای کل نرون به منظور انطباق بهینه ورودی-ها بر تمام جفت مجموعه‌های ورودی - خروجی، بدست می‌آیند.

$$E=\frac{\sum_{i=1}^{M}(y_i-P_i)^2}{\sum_{i=1}^{M}y_i^2}\Rightarrow \quad \min \tag{6}$$

در روش‌های پایه ای الگوریتم GMDH ، تمامی ترکیبات دوتایی (نرونها) از n متغیر ورودی ساخته می شوند، و ضرایب مجهول کلیه نرون‌ها با استفاده از روش کمترین مربعات خطا حداقل می‌کنیم. بنابراین $\binom{n}{2}=\frac{n(n-1)}{2}$ نرون در لایه دوم ساخته می شوند که آن را می توان به شکل مجموعه زیر نمایش داد:

$$\left\{ \left(y_{ip},x_{ip},x_{iq}\right) \;\middle|\; (i=1,2,...,M) \right\} \& \; p,q\in(1,2,...,M) \tag{7}$$

بر این اساس، دستگاه معادله‌ای را که دارای شش مجهول و N معادله است، برای هر نرون حل می‌کنیم.

$$\begin{cases} a_0+a_1x_{1p}+a_2x_{1q}+a_3x_{1p}x_{1q}+a_4x_{1p}^2+a_5x_{1q}^2=y_1 \\ a_0+a_1x_{2p}+a_2x_{2q}+a_3x_{2p}x_{2q}+a_4x_{2p}^2+a_5x_{2q}^2=y_2 \\ \quad\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \\ \quad\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \\ a_0+a_1x_{Np}+a_2x_{Nq}+a_3x_{Np}x_{Nq}+a_4x_{Np}^2+a_5x_{Nq}^2=y_N \end{cases} \tag{8}$$

دستگاه معادله فوق را می‌توان به فرم ماتریسی زیر نمایش داد.

$$Aa=Y \tag{9}$$

که در آن:

$$a=\{a_0,a_1,a_2,a_3,a_4,a_5\}^T \tag{10}$$

$$Y=\{y_1,y_2,y_3,...,y_N\} \tag{11}$$

$$A=\begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{1q} & x_{1p}x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 1 & x_{Np} & x_{Nq} & x_{Np}x_{Nq} & x_{Np}^2 & x_{Nq}^2 \end{bmatrix} \tag{12}$$

برای حل معادله لازم است که معکوس ماتریس غیرمربعی A محاسبه شود. برای محاسبه معکوس ماتریس غیر مربعی A ، از روش تجزیه مقدارهای منفرد[1] (SVD) استفاده می‌شود. SVD یک ماتریس مانند $A\in R^{M\times 6}$ ، شامل ضرب سه ماتریس است ؛ ماتریس متعامد ستونی $U\in R^{M\times 6}$، ماتریس قطری $W\in R^{6\times 6}$ با عضوهای غیر منفی (مقادیر منفرد) ، و ماتریس متعامد $V\in R^{6\times 6}$ ، که آن‌ها را به شکل زیر می‌توان نوشت:

$$A=UWV^T \tag{13}$$

در ادامه ابتدا ماتریس معکوس اصلاح شده ، ماتریس قطری W محاسبه می‌شود. در محاسبه معکوس اصلاح شده مقادیر صفر یا نزدیک صفر برابر با صفر قرار می‌گیرند.

$$A=V\left[diag(\frac{1}{w_j})\right]U^TY \tag{14}$$

از این روش برای محاسبه بهینه بردار ضرایب چند جمله ای درجه دوم، A ، استفاده می شود.

7- طراحی ساختار شبکه عصبی GMDH با استفاده از الگوریتم ژنتیک

یکی از مسائل مهمی که در شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه (پرسپترون و...) مطرح می‌باشد طراحی ساختار شبکه می‌باشد. در این طراحی بایستی تعداد لایه‌ها و نیز ساختار درونی از قبیل تعداد وزن‌ها و مقادیر اولیه آنها و همچنین تابع تحریک هر نرون به صورت مناسب انتخاب گردند تا یک نگاشت مناسب و ایده‌آل میان داده‌های ورودی و خروجی برقرار شود. می توان از الگوریتم ژنتیک برای طراحی بهینه ساختار شبکه‌های عصبی GMDH استفاده شده‌است.

در این روش، برای طراحی شکل شبکه عصبی و تعیین ضرایب آن، به ترتیب از الگوریتم ژنتیک و SVD استفاده می‌شود. استفاده از SVD در تعیین ضرایب مجهول، فضای جستجو را به شدت کاهش می‌دهد. در این روش هر ساختار شبکه با یک رشته از حروف الفبا معرفی می‌شود. در شبکه‌های عصبی GMDH رایج نرون‌ها در هر لایه فقط امکان اتصال به نرون‌های لایه قبل را دارند. به ساختار این نوع از شبکه‌ها اصطلاحاً ساختار متعارف[2] (CS) گفته می‌شود [8]. در این نوع ساختار هر نرون از ترکیب دو

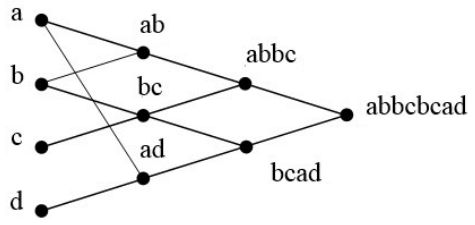
[1] Singular Value Decomposition
[2] Conventional structure

نرون در لایه مجاور ساخته شده است. در این صورت مشخص است که یک کروموزوم مثل abbcbcad نشان دهنده ساختار شبکه عصبی منحصر به فردی است که دارای چهار ورودی است. شکل (2) ساختار شبکه عصبی مربوط به این کروموزوم را نشان می‌دهد.

برای طراحی شبکه‌های عصبی با الگوریتم ژنتیک، ابتدا تمامی شبکه‌ها به صورت رشته‌های ساخته شده از حروف الفبا در نظر گرفته می‌شوند (جمعیت اولیه). برازندگی هر کدام از این رشته‌ها به شکل زیر محاسبه می‌شود.

$$\Phi = \frac{1}{E} \qquad (۱۵)$$

که در آن E میانگین مربعات خطاست و در فرآیند بهینه‌سازی با ماکزیمم شدن Φ ، خطا کمینه می‌شود. سپس با بکارگیری عملگرهای ژنتیکی و معیار انتخابی چرخ رولت[1] تمام جمعیت‌های رشته‌ای اولیه به تدریج بهینه می‌شوند.



شکل(2) ساختار کروموزوم abbcbcad با چهار ورودی a، b، c و d

8- نرم افزار GEvoM

در سالهای اخیر تحقیقات گسترده‌ای برروی شبکه‌های عصبی GMDH انجام شده است. در این راستا، نرم افزاری با نام تجاری GEvoM طراحی شده که قابلیت طراحی شبکه عصبی GMDH براساس داده‌های ورودی را به چند روش مختلف، از جمله با استفاده از الگوریتم ژنتیک و روش SVD را دارد [9]. در این تحقیق نیز برای مدل سازی موتور مورد نظر ازآن استفاده شده است. این نرم افزار داده های تجربی اعم از ورودی‌ها و خروجی‌ها را از کاربر به صورت جداگانه می‌گیرد و کاربر با تغییر پارامترهای الگوریتم ژنتیک همچون جمعیت اولیه، احتمال جهش، احتمال تلفیق را ساختارهای مختلف با کمترین خطا با توجه به پارامترهای تنظیمی ذکر شده به دست آورد. سپس کاربر با توجه به ساختار بدست آمده از نرم افزار و معادله (14)، ضرایب مجهول معادلات را بدست آورد و به این ترتیب معادلات شبکه بدست می آید و کاربر با مقایسه معادلات بدست آمده و داده‌های تجربی میزان خطا را محاسبه می نماید. ذکر این نکته مهم است که کاربر برای بدست آوردن بهترین معادله با خطای مطلوب، لازم است از روش سعی و خطا استفاده کند.

9- مدل GMDH توسعه داده شده برای موتور MT4.244

در این بخش از شبکه عصبی GMDH برای مدل سازی و پیش‌بینی عملکرد و آلایندگی موتور MT4.244 استفاده می‌شود. برای این کار از داده‌های تجربی بدست آمده در بخش تجربی برای آموزش و آزمایش شبکه استفاده شده و مدلسازی GMDH برای بیودیزل روغن پسماند خوراکی هر کدام به صورت جداگانه انجام می‌شود. در هریک از گروه‌ها، عملکرد (توان و مصرف ویژه سوخت ترمزی) و آلایندگی (اکسیدهای نیتروژن، دی اکسیدکربن، منوکسیدکربن و ذرات معلق) به عنوان خروجی و درصد ترکیب بیودیزل (P)، دور موتور (S) و بار موتور (L) به عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته می‌شوند. برای بررسی قدرت پیش بینی شبکه‌ی عصبی، نتایج تجربی کل به دو قسمت تقسیم می‌شوند. از 80% داده ها برای آموزش و از 20% باقیمانده برای آزمایش شبکه استفاده می‌شود. ساختار شبکه عصبی با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک در نرم افزار GEvoM طراحی شده و در این روش تعداد جمعیت اولیه معادل 20، احتمال تلفیق برابر 0/7 ، احتمال جهش برابر 0/07 و 500 بار تکرار در نظر گرفته شده است.

معادلات ریاضی مربوط به ساختار شبکه عصبی مشخص شده برای عملکرد و آلایندگی‌های موتور MT4.244 با بیودیزل روغن پسماند خوراکی عبارتست از:

توان ترمزی تولیدی:

$$Y_1 = -0.7836 - 0.002\,\mathbf{P} + 0.7342\,\mathbf{L} + 0.0004\,\mathbf{P^2} - 0.0003\,\mathbf{L^2} - 0.001\,\mathbf{PL}$$

$$Y_2 = 0.0003 + 0.0023\,\mathbf{S} + 0.1305\,\mathbf{L} - 1.276e\text{-}6\,\mathbf{S^2} + 3.647e\text{-}5\,\mathbf{L^2} + 0.0003\,\mathbf{SL}$$

$$Y_3 = -0.0289 + 1.1967\,\mathbf{Y_1} - 0.132\,\mathbf{L} - 0.124\,\mathbf{Y_1^2} - 0.054\,\mathbf{L^2} + 0.1648\,\mathbf{Y_1 L}$$

[1] Roulette wheel

Y_4=-0.8626 + 1.0754 $\mathbf{Y_2}$ - 0.0287 $\mathbf{P}$ - 0.0005 $\mathbf{Y_2^2}$ + 0.0009 $\mathbf{P^2}$ - 0.0015 $\mathbf{Y_2P}$

Power=0.5047 - 0.0748 $\mathbf{Y_3}$ + 1.046 $\mathbf{Y_4}$ - 0.0144 $\mathbf{Y_3^2}$ - 0.0152 $\mathbf{Y_4^2}$ + 0.0302 $\mathbf{Y_3Y_4}$

مصرف سوخت ویژه ترمزی:

Y_1=0.0057 + 1.438 $\mathbf{P}$ + 0.241 $\mathbf{S}$ + 0.005 $\mathbf{P^2}$ - 4.767e-5 $\mathbf{S^2}$ - 0.0005 $\mathbf{P\ S}$

Y_2=386.62 + 1.34 $\mathbf{P}$ - 3.99$\mathbf{L}$ + 0.005$\mathbf{P^2}$ + 0.0258 $\mathbf{L^2}$ - 0.0107 $\mathbf{P\ L}$

Y_3=849.024 - 5.366 $\mathbf{Y_1}$ + 0.395 $\mathbf{L}$ + 0.0138 $\mathbf{Y_1^2}$ + 0.0275 $\mathbf{L^2}$ - 0.0177 $\mathbf{Y_1\ L}$

BSFC=271.67 + 0.135 $\mathbf{Y_3}$ - 0.9569 $\mathbf{Y_2}$ + 0.0108 $\mathbf{Y_3^2}$ + 0.011$\mathbf{Y_2^2}$ - 0.019 $\mathbf{Y_3Y_2}$

مدل ریاضی منوکسید کربن منتشر شده:

Y_1=0.343 - 0.0021 $\mathbf{P}$ - 0.0098 $\mathbf{L}$ - 1.38e-5 $\mathbf{P^2}$ + 9.82e-5 $\mathbf{L^2}$ - 5.17e-6$\mathbf{PL}$

Y_2=-7.11e-6 - 0.002 $\mathbf{P}$ + 0.0004 $\mathbf{S}$ - 5.42e-5 $\mathbf{P^2}$ - 1.57e-7 $\mathbf{S^2}$ + 6.866e-7$\mathbf{PS}$

Y_3=0.268 - 0.009$\mathbf{L}$ - 0.857$\mathbf{Y_2}$ + 9.69e-5 $\mathbf{L^2}$ + 6.755 $\mathbf{Y_2^2}$ - 0.002 $\mathbf{LY_2}$

CO=0.0416 - 1.1 $\mathbf{Y_1}$ + 1.204 $\mathbf{Y_3}$+ 14.767 $\mathbf{Y_1^2}$ + 12.64 $\mathbf{Y_3^2}$ – 25 $\mathbf{Y_1Y_3}$

مدل ریاضی دی اکسید کربن منتشر شده:

Y_1=2.95 - 0.037$\mathbf{P}$ + 0.052$\mathbf{L}$ + 0.0003$\mathbf{P^2}$ + 0.0003$\mathbf{L^2}$ - 0.0006$\mathbf{PL}$

Y_2=0.0001 + 0.031$\mathbf{P}$ + 0.011$\mathbf{S}$ - 0.0006$\mathbf{P^2}$ - 4.057e-6$\mathbf{S^2}$+-4.43e-5$\mathbf{PS}$

Y_3=0.087+2.195 $\mathbf{Y_1}$ - 0.0027$\mathbf{S}$ - 0.0078 $\mathbf{Y_1^2}$ + 1.49e-6$\mathbf{S^2}$ - 0.0007 $\mathbf{Y_1S}$

Y_4=2.56+0.318 $\mathbf{Y_1}$ - 0.614 $\mathbf{Y_2}$ - 0.029 $\mathbf{Y_1^2}$ + 0.012 $\mathbf{Y_2^2}$ + 0.158 $\mathbf{Y_1Y_2}$

CO_2=0.366+1.026 $\mathbf{Y_3}$ - 0.118 $\mathbf{Y_4}$ + 0.482 $\mathbf{Y_3^2}$ + 0.487 $\mathbf{Y_4^2}$ - 0.967 $\mathbf{Y_3Y_4}$

مدل ریاضی اکسیدهای نیتروژن منتشر شده:

Y_1=0.047 - 0.057$\mathbf{S}$ + 21.077$\mathbf{L}$ - 4.868e-6$\mathbf{S^2}$ + 0.0003$\mathbf{L^2}$ - 0.005$\mathbf{SL}$

Y_2=-113.02 + 0.729$\mathbf{P}$ + 12.45$\mathbf{L}$ + 0.0324$\mathbf{P^2}$ + 0.0057$\mathbf{L^2}$ + 0.03$\mathbf{PL}$

Y_3=-49.18 + 1.03 $\mathbf{Y_1}$ + 1.742$\mathbf{P}$ - 3.403e-5 $\mathbf{Y_1^2}$ + 0.0257$\mathbf{P^2}$ + 0.0013 $\mathbf{Y_1P}$

Y_4=0.0003 + 1.606 $\mathbf{Y_2}$ + 0.1007$\mathbf{S}$ - 4.16e-5 $\mathbf{Y_2^2}$ - 6.64e-5$\mathbf{S^2}$ - 0.0003 $\mathbf{Y_2S}$

NOx=4.956 - 2.33 $\mathbf{Y_3}$ + 3.269 $\mathbf{Y_4}$ + 0.0638 $\mathbf{Y_3^2}$ + 0.057 $\mathbf{Y_4^2}$ - 0.1212 $\mathbf{Y_3Y_4}$

مدل ریاضی ذرات معلق منتشر شده:

Y_1=71.65 + 0.511 $\mathbf{P}$ - 3.608 $\mathbf{L}$ + 0.008 $\mathbf{P^2}$ + 0.0475 $\mathbf{L^2}$ - 0.025 $\mathbf{PL}$

Y_2=0.013 - 0.185 $\mathbf{S}$ + 5.981 $\mathbf{L}$ + 0.0001 $\mathbf{S^2}$ + 0.043 $\mathbf{L^2}$ - 0.006 $\mathbf{SL}$

Y_3=-15.95 - 0.835 $\mathbf{Y_1}$ + 1.541 $\mathbf{L}$ - 0.001 $\mathbf{Y_1^2}$ - 0.02$\mathbf{L^2}$ + 0.024 $\mathbf{Y_1L}$

Y_4=15.2 - 0.125 $\mathbf{Y_2}$ - 0.23 $\mathbf{P}$ + 0.006 $\mathbf{Y_2^2}$ + 0.0044 $\mathbf{P^2}$ - 0.0156 $\mathbf{Y_2P}$

PM=-1.78 + 0.594 $\mathbf{Y_3}$ + 0.477 $\mathbf{Y_4}$ - 0.0021 $\mathbf{Y_3^2}$ + 0.002 $\mathbf{Y_4^2}$ - 0.0018 $\mathbf{Y_3Y_4}$

10- تحلیل خطا

توسعه داده شده نسبت به مقادیر GMDH برای محاسبه خطای مدل بدست آمده از نتایج تجربی، از روابط خطاهای زیر استفاده می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_{EXP} - Y_{GMDH})^2}{n}} \quad (16)$$

$$R^2 = 1 - \sum_{i=1}^{n}\frac{(Y_{EXP} - Y_{GMDH})^2}{Y_{GMDH}^2} \quad (17)$$

$$MAPE = \left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{Y_{Exp} - Y_{GMDH}}{Y_{GMDH}}\right)\times 100 \quad (18)$$

جدول(3) مقادیر خطاهای مدل GMDH نسبت به نتایج تجربی برای زمانی که موتور با بیودیزل روغن پسماند خوراکی کار می کند را نشان می دهد.

جدول(3) مقادیر خطای مدل GMDH نسبت به نتایج تجربی

	RMSE	R^2	MAPE
توان ترمزی	0/309552	0/999956	0/761741

مصرف سوخت ویژه ترمزی	0/187102	0/999487	1/867527
منوکسید کربن	0/009551	0/997268	1/716147
دی اکسید کربن	0/309092	0/998007	4/186541
اکسیدهای نیتروژن	3/379367	0/999903	1/474963
ذرات معلق	4/17778	0/9987	3/786173

11- نتیجه‌گیری

با مشاهده و تحلیل خطاهای محاسبه شده مدل‌های ریاضی با نتایج تجربی عملکرد و آلایندگی موتور MT4.244 با استفاده از شبکه‌های عصبی GMDH که توسط سوخت ترکیبات سوخت دیزل-بیودیزل تغذیه می‌شود، صحت و دقت روش مورد استفاده بیانگر خواهد بود. در نتیجه با توجه به مقادیر قابل قبول خطاها، با اطمینان کامل از صحت و درستی مدل‌های ریاضی بدست آمده، می‌توان از این مدل‌ها برای پیش‌بینی رفتارهای عملکردی و آلایندگی موتور استفاده شود.

مراجع:

[1] Golcu M., Yakup Sekmen, Perihan Erduranlı, Sahir Salman M., “Artificial neural-network based modeling of variable valve-timing in a spark-ignition engine”, Applied Energy, 2005 Vol. 81, pp-187–197

[2] Sayin C., Ertunc H.M., Hosoz M., Kilicaslan I., Canakci M., “Performance and exhaust emissions of a gasoline engine using artificial neural network” , Applied Thermal Engineering, 2007, Vol. 27, pp-46–54

[3] Ghobadian B., Rahimi H., Nikbakht A.M., Najafi G., Yusaf T.F., “Diesel engine performance and exhaust emission analysis using waste cooking biodiesel fuel with an artificial neural network” , Renewable Energy, 2009, Vol. 34, pp- 976–982

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

[5] Yusaf T.F., Buttsworth D.R., Saleh K.H., Yousif B.F., “CNG-diesel engine performance and exhaust emission analysis with the aid of artificial neural network”, Applied Energy, 2010, Vol. 87, pp-1661–1669

[6] Oguz H., Sarıtas I., Baydan H.E., “Prediction of diesel engine performance using biofuels with artificial neural network”, Expert Systems with Applications, 2010, Vol. 37, pp-6579–6586

[7] Shivakumar, Srinivasa Pai P., Shrinivasa Rao B.R., “Artificial Neural Network based prediction of performance and emission characteristics of a variable compression ratio CI engine using WCO as a biodiesel at different injection timings”, 2011, Applied Energy, Vol. 88, pp-2344-2354

[8] Nariman-Zadeh N., Darvizeh A., Ahmad-Zadeh R., “Hybrid Genetic Design of GMDH-Type Neural Networks Using Singular Value Decomposition for Modeling and Prediction of the Explosive Cutting Process”, Proceedings of the I MECH E Part B Journal of Engineering Manufacture, 2003, Vol. 217, pp- 779 -790

[9] http://research.guilan.ac.ir/gevom/