

تخمین عملکرد موتور دوگانه سوز با بیوگاز و بیودیزل با به کارگیری روش تطبیقی

عصبی-فازی

سینا منصورزاده اشکانی^{۱*}، ترحم مصری گندشمین^۲، میرموسی موسوی زاد قلعه جوق^۳

^{۱*} و ^۳ - دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی

^۲ - استاد دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی

ایمیل نویسنده مسئول: sina.ashkaniVA@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۶/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۱/۰۲

چکیده

از روش شبکه عصبی-فازی (انفیس) برای تخمین بازده حرارتی، مصرف سوخت مخصوص ترمزی و بازده حجمی یک موتور بیوگاز-سوز با احتراق جرقه ای در نسبت‌های متان و بارهای مختلف موتور استفاده شد. برای این منظور، بیوگاز مورد استفاده در موتور بیوگاز-سوز به روش تخمیر بی هوازی از کود گاوی تولید شد و مقادیر مختلف متان (۵۰، ۷۵، ۹۵ درصد) با تصفیه دی اکسید کربن به دست آمد. داده‌های مورد استفاده در مدل شبکه عصبی فازی به‌طور تجربی از یک موتور چهار سیلندر چهار زمانه، با سیستم احتراق جرقه ای، در سرعت ثابت برای بار و نسبت‌های مختلف متان به‌دست آمد. با استفاده از برخی از داده‌های تجربی به‌دست‌آمده، مدل انفیس توسعه یافتند و بقیه برای آزمایش مدل‌های توسعه یافته استفاده شدند. در مدل انفیس، نسبت متان به سوخت، بار موتور، دمای هوای ورودی، نسبت سوخت هوا و حداکثر فشار سیلندر به عنوان پارامترهای ورودی انتخاب شدند. بازده حرارتی، مصرف سوخت ویژه و بازده حجمی موتور به عنوان پارامترهای خروجی استفاده شدند. ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین درصد مطلق خطا و شاخص‌های عملکرد ضریب همبستگی برای مقایسه مقادیر اندازه گیری شده و پیش بینی شده استفاده شدند. براساس نتایج به دست آمده، مدل انفیس نتایج خوبی در موتورهای بیوگاز احتراق جرقه با همبستگی بالا و نرخ خطای پایین برای مقادیر بازده حرارتی، مصرف سوخت ویژه ترمزی و بازده حجمی ارائه داد.

کلمات کلیدی

"موتور احتراق جرقه ای"، "بازده حجمی"، "بیوگاز"، "انفیس"، "توان موتور"

۱- مقدمه

بیوگاز و مخلوط بیوگاز- سوخت فسیلی در موتورهای احتراقی تراکمی، عملکرد موتور و پارامترهای مصرف سوخت مورد بررسی قرار گرفته است. [۱-۷] چای و همکاران از یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای یک موتور بنزینی برای تخمین پارامترهای اصلی عملکرد موتور استفاده کرد. یک مدل شبکه عصبی مصنوعی استاندارد با استفاده از الگوریتم انتشار معکوس برای موتور با استفاده از داده‌های تجربی سرعت موتور، گشتاور، سرعت جریان سوخت، دمای متوسط منیفولد ورودی و دمای ورودی مایع خنک‌کننده توسعه داده شد. بعداً مصرف ویژه سوخت، توان موثر و دمای آگزوز توسط شبکه عصبی مصنوعی برآورد شد و نتایج با نتایج تجربی مقایسه شد. ضریب تبیین برای داده‌های آزمون و آموزش حدود ۰.۹۹ به دست آمد. مقدار خطا کمتر از ۰.۰۲ + محاسبه شد و خطای میانگین داده‌های آزمون کمتر از ۲.۷٪ نشان داده شد. نتیجه گیری می‌شود که استفاده از یک مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند انتخاب خوبی برای پیش بینی عملکرد یک موتور با دقت بالا باشد [۴]. برای ایجاد مخلوط بهتری از دیزل و بیودیزل برای بهبود قدرت، گشتاور، مصرف سوخت ویژه

مصرف انرژی در کشورهای توسعه یافته هر سال حدود ۱٪ و در کشورهای در حال توسعه حدود ۵٪ افزایش می‌یابد و سهم بزرگی از منبع انرژی جهان را سوخت‌های فسیلی تشکیل می‌دهند [۱-۳]. افزایش تقاضای جهانی انرژی، کاهش منابع فسیلی و مشکلات زیست‌محیطی (مانند آلودگی جو، اثر گلخانه‌ای و گرمایش جهانی) منجر به جستجوی منابع انرژی تجدیدپذیر جایگزین با سیستم‌هایی شده است که کارآمدتر و انتشار کمتری دارند. در بین منابع انرژی تجدیدپذیر، بیوگاز یکی از مناسب‌ترین گزینه‌ها برای کاربردهای تولید حرارت و برق است [۳]. بسته به مقدار متان، در محتوای بیوگاز، می‌توان از آن در بسیاری از کاربردها مانند پخت و پز، سرمایش گرمایشی و تولید برق استفاده کرد. با استفاده از بیوگاز به عنوان سوخت تجدیدپذیر در موتورهای احتراق داخلی پتانسیل قابل توجهی در برآوردن تقاضای افزایش یافته انرژی دارد. امروزه مطالعات زیادی در مورد استفاده حرارتی بیوگاز و همچنین در موتورهای احتراق داخلی انجام شده است (۴-۶). در این مطالعات، استفاده از

همبستگی برای ۹ پارامتر عملکرد و انتشار مختلف برآورد شده مانند: دمای گاز آگزوز و مصرف سوخت ویژه ترمزی، راندمان حرارتی ترمزی، هیدروکربن های نسوخته، مونوکسیدکربن، دی اکسیدکربن، اکسیژن، اکسیدهای نیتروژن و دود مشخص شد، به ترتیب ۰.۹۸۰، ۰.۹۹۹، ۰.۹۹۹، ۰.۹۸۵، ۰.۹۹۹، ۰.۹۹۹، ۰.۹۸۰، ۰.۹۹۹ و ۰.۹۹۹ بودند [۱۹]. سید و همکاران یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای بررسی عملکرد و انتشار یک موتور دیزلی با سوخت دوگانه هیدروژن و سوخت دیزل در بارهای مختلف موتور و نرخ جریان هیدروژن ایجاد کرد. با مدل توسعه یافته شبکه عصبی مصنوعی، ضریب رگرسیون از ۰.۹۸۶۹ تا ۰.۹۹۹۶ گزارش شد [۲۰]. دارما و همکاران به طور تجربی عملکرد و انتشار گازهای خروجی یک موتور دیزلی یک سیلندر با تزریق مستقیم بر روی مخلوط سوختی از سوخت دیزل و بیودیزل تولید شده از جاتروفا را بررسی کردند و از یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین عملکرد استفاده کردند. آنها ضریب رگرسیون را برای همه پارامترها بیش از ۹۸٪ و میانگین خطای مطلق کمتر از ۵٪ گزارش کردند. آنها همچنین استدلال کردند که مخلوط بیودیزل-دیزل به دست آمده از جاتروفا را می توان به عنوان یک سوخت جایگزین در نظر گرفت و مدل های شبکه عصبی مصنوعی به طور کلی نتایج قابل اعتمادی را ارائه می دهند. [۲۱] یوسف و همکاران استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش بینی قدرت ترمز، گشتاور، شکستن مصرف سوخت خاص و انتشار گازهای گلخانه ای در یک موتور دیزلی اصلاح شده که بر روی گاز طبیعی فشرده و سوخت دیزل کار می کند، بررسی کرد. آنها دریافتند که مخلوط گاز فشرده و سوخت دیزل عملکرد موتور بهتری را ارائه می دهد و ویژگی های انتشار را در مقایسه با سوخت دیزل خالص بهبود می بخشد. برای مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم استاندارد پس انتشار به عنوان انتخاب بهینه برای آموزش مدل پیدا شد. مشخص شد که مدل شبکه عصبی مصنوعی می تواند عملکرد موتور و انتشار آگزوز را با ضریب همبستگی ۰.۹۸۸۴، ۰.۹۸۳۸، ۰.۹۵۷۰۷ و ۰.۹۹۳۴ برای گشتاور موتور، مصرف سوخت ویژه ترمزی، انتشار اکسیدهای نیتروژن و دمای آگزوز پیش بینی کند [۲۲]. روی و همکاران گاز فشرده و دیزل را روی یک موتور تک سیلندر چهار زمانه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی آزمایش کرد. آنها پارامترهای عملکردی و آلاینده های موتور را با استفاده از برخی داده های تجربی پیش بینی کردند. بار، فشار تزریق سوخت و سهم انرژی از گاز طبیعی به عنوان پارامترهای ورودی برای شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفتند. آنها

ساعتی و مصرف سوخت ویژه ترمزی، اوگوز و همکاران سوخت دیزل، بیودیزل، B۲۰ و سوخت دیزل-بیودیزل (۵، ۱۰ و ۱۵ درصد) در نسبت های مختلف با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مورد مطالعه قرار دادند. خواص سوخت های مخلوط حاصل تعیین شد و به عنوان مقادیر مرجع برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. مقادیر مرجع به دست آمده از آزمایش ها در شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین توان، گشتاور، مصرف سوخت ساعتی و مصرف ویژه سوخت ترمزی استفاده شد و نتایج برآورد شده با نتایج تجربی مقایسه شد. پایایی مطالعه ۹۹.۹۴ درصد محاسبه شد [۱۵]. پارلاک و همکاران به این نتیجه رسیدند که یک شبکه عصبی خوب ابزاری سریع، سازگار و آسان برای حل مسائل مهندسی است. آنها با استفاده از یک الگوریتم یادگیری پس انتشار با یک مدل شبکه عصبی مصنوعی، مقادیر مصرف سوخت ویژه ترمزی و دمای آگزوز یک موتور دیزل را تخمین زدند. در این مطالعه، گزارش شد که میانگین خطای نسبی مطلق کمتر از ۲ درصد است [۱۶]. کاپوسوز و همکاران انواع مخلوط های بنزین بدون سرب الکلی را در یک موتور احتراق جرقه اصلاح نشده بررسی کرد و یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین حداکثر گشتاور، حداکثر توان و حداقل مقادیر مصرف سوخت ویژه ترمزی ایجاد کرد. با توجه به مدل توسعه یافته، مخلوط سوخت حاوی ۱۱ درصد متانول و ۱ درصد اتانول بهترین نتیجه عملکرد را ارائه داد و مخلوط سوخت حاوی ۲ درصد متانول بهترین نتیجه مصرف سوخت ویژه ترمزی را ارائه داد. مقادیر رگرسیون برای مدل شبکه عصبی مصنوعی برای گشتاور ۰.۹۹۰۶، برای قدرت ۰.۹۹۷ و برای مصرف سوخت ویژه ترمزی مقدار ۰.۹۳۱۲ بود [۱۷]. سوفی و همکاران یک مدل شبکه عصبی پس انتشار برای تخمین اثر انواع مختلف روان کننده های زیستی بر عملکرد و انتشار گازهای گلخانه ای یک موتور دو زمانه ۲۰۰ سی سی ایجاد کرد. ورودی های مدل عبارتند از سرعت موتور، نوع لامبدا و روان کننده و خروجی ها عبارتند از: گشتاور، قدرت ترمز موتور، انتشار آگزوز و مصرف سوخت ویژه ترمزی. همچنین تاکید شد که مدل برای تخمین پارامترهای مختلف رضایت بخش است [۱۸]. اروا و همکاران عملکرد موتور و ویژگی های انتشار یک موتور با تزریق غیر مستقیم دیزل با استفاده از ایزوپروپیل الکل (ایزوپروپانول) - متیل استر سبوس برنج را بررسی کرد و یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای بررسی تغییرات در عملکرد موتور و آلاینده ها ایجاد کرد. یک الگوریتم استاندارد پس انتشار در مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. در این مطالعه، مقادیر ضریب

حفره ایکس سکنه مغزی	100 × 115 mm
جابجایی کل	۳.۶۱ L
نسبت تراکم	۱۱:۱
دستور شلیک	۱-۳-۴-۲
احتراق	کنترل الکترونیکی
حداکثر توان	۱۰ kw @ ۱۵۰۰ rpm

برای اندازه گیری فشار سیلندر از شمع Oprand Auto PSI TC استفاده می شود که می تواند فشار را از ۰ تا ۲۰۰ بار اندازه گیری کند و در عین حال به عنوان شمع نیز عمل می کند. برای تعیین موقعیت پیستون از رمزگذار Kubler مدل ۵۰۰۰ Sendix استفاده شد. با کمک فشار اندازه گیری شده و داده های موقعیت پیستون، تغییر فشار سیلندر نسبت به موقعیت پیستون تعیین می شود. دمای گاز خروجی با استفاده از یک ترموکوپل نوع K در خروجی مینیفولد آگزوز اندازه گیری می شود. مشخصات ابزارهای اندازه گیری مورد استفاده در مطالعات در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۲- دقت ابزار

ردیف	ابزار اندازه گیری	دامنه	دقت
۲	دبی سنج هوا	۸-۳۷۰ kg/h	<۳٪
۳	دبی سنج سوخت	۰.۱۶-۲۵ m ³ /h	<۱٪
۴	فشار	۰-۳۰۰۰ psi	±۱٪
۵	آنالایزر بیوگاز CH ₄ CO ₂ O H ₂ S	۰-۱۰۰٪ ۰-۱۰۰٪ ۰-۲۵٪ ۰-۵۰۰ ppm	<۱٪ <۱٪ ۰.۳٪ ۰.۸۰٪
۶	ترموکوپل	۰-۲۰۰ °C	±۰.۱ °C

برای شرایط بار و سوخت های مختلف در دور موتور ۱۵۰۰ دور در دقیقه، دمای هوا، روغن موتور و آگزوز، (رطوبت جزئی فشار اتمسفر)، تغییر فشار سیلندر با توجه به زاویه میل لنگ، دور موتور، مقدار سوخت ورودی به موتور و مقدار هوای ورودی به موتور در طول آزمایش اندازه گیری و مشاهده می شود. نتایج آزمون برای آموزش انفیس استفاده می شود. مصرف سوخت ویژه ترمزی یک پارامتر کلیدی تعیین کننده ویژگی های موتور، می تواند به صورت مقدار

پارامترهای عملکرد و انتشار را با ضریب همبستگی ۰.۹۹۹۹۹-۰.۹۹۸۳۳، میانگین درصد خطای مطلق در محدوده ۰.۰۴۵-۱.۶۶٪ همراه با ریشه میانگین مربعات خطاهای پایین پیش بینی به دست آوردند [۲۳]. تعدادی از مطالعات وجود دارد که از مدل های شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی عملکرد، دمای موتور و انتشار گازهای گلخانه ای برای سوخت های مختلف و انواع موتورهای احتراق داخلی به جای انجام آزمایش های پرهزینه و زمان بر استفاده می کنند [۲۴-۲۸]. با این حال، هیچ مطالعه ای نشان نداده است که داده های به دست آمده با استفاده از بیوگاز با نسبت های متان مختلف در یک موتور جرقه زنی، از مدل انفیس برای پیش بینی پارامترهای عملکرد موتور استفاده شود. در این مطالعه، یک مدل انفیس با در نظر گرفتن نسبت متان بیوگاز، مقدار بار موتور، دمای هوای ورودی موتور، نسبت هوا به سوخت و حداکثر فشار سیلندر به عنوان پارامترهای ورودی توسعه می یابد.

۲- روش انجام تحقیق

• ست آپ آزمایش و اندازه گیری های تجربی
در این مطالعه، یک سیستم بیوگاز در مقیاس آزمایشی برای تولید گاز زیستی با روش تخمیر هم زمان با استفاده از ۴۰ درصد کود دامی، ۳۵ درصد آب، ۱۷ درصد آب پنیر و ۸ درصد آب پنیر ساخته شده است. فرآیندهای شستشو و گوگرد زدایی برای حذف گازهای آلاینده از بیوگاز تولید شده اعمال می شود. در پایان فرآیند تصفیه، بیوگاز با محتوای ۵۰، ۷۵ و ۹۵ درصد متان به دست می آید. بیوگاز به طور مکرر در واحد تصفیه برای حذف دی اکسید کربن شسته می شود تا زمانی که غلظت متان به درصد مورد نظر برسد. بیوگاز تولید شده با استفاده از یک ژنراتور بیوگاز با موتور اشتعال جرقه ای ۱۰ کیلوواتی آزمایش می شود. جدول ۱ مشخصات موتور تست را نشان می دهد. آزمایش ها در دور موتور ۱۵۰۰ دور در دقیقه با بارگذاری ژنراتور در ۶-۴.۵-۳-۱.۵-۹-۷.۵ کیلو وات انجام می شود. ترکیب بیوگاز مورد استفاده در آزمایش ها با استفاده از تحلیلگر بیوگاز قابل حمل مدل Geotech GA۲۰۰۰ تعیین می شود.

جدول ۱- پارامترهای موتور تست شده

نوع	۴-سکنه، آب خنک، پیش میکس، آستین مرطوب، موتور SI
سوخت	بیوگاز
تعداد سیلندر	چهار

پارامترهای مشتق شده ارائه می کند و آنها را به لایه خروجی ارسال می کند. برای انتخاب نوع تابع عضویت، آموزش شبکه با انواع توابع عضویت زنگوله ای، گاوسی و تله ای انجام شد و بر اساس پارامتر عملکردی که برای هر نوع محاسبه شد، نوع گوسی انتخاب شد. تابع عضویت خروجی نوع خطی را انتخاب کرد زیرا توانایی آن در کاهش بیشتر خطاها را دارد (جدول ۳). آموزش موتور استنتاج فازی با روش بهینه ترکیبی و تحمل خطا + انجام شد.

جدول ۳- مشخصات آموزش برای توابع عضویت شبکه عصبی فازی

ردیف	میزان خطا	تابع عضویت
۱	۰/۴۱	مثلی
۲	۰/۳۲	زنگوله ای
۳	۰/۳۹	تله ای
۴	۰/۲۶	گاوسی

از آنجایی که مدل های انفیس خروجی های مقیاس بندی شده را در پایان آموزش و آزمایش ارائه می دهند، این خروجی ها باید دوباره به شکل اصلی خود تبدیل شوند.

شاخص های عملکرد

برای مقایسه نتایج از مقادیر ریشه میانگین مربعات خطا، درصد خطای نسبی و ضریب همبستگی استفاده شد. معادلات این شاخص ها به شرح زیر است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{k} \sum (VE_{ic} - VE_{im})^2} \quad (۸)$$

$$RMSE = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left(\frac{|VE_{ic} - VE_{im}|}{VE_{im}} \right) 100 \quad (۹)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^k (VE_{ic} - \overline{VE_{ic}})(VE_{im} - \overline{VE_{im}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^k (VE_{ic} - \overline{VE_{ic}})^2 \sum_{i=1}^k (VE_{im} - \overline{VE_{im}})^2}} \quad (۱۰)$$

۳- نتایج

• تخمین عملکرد موتور با انفیس

در این مطالعه داده های بازدهی حرارتی، مصرف سوخت ویژه ترمزی و بازده حجمی برای یک موتور احتراق جرقه با سوخت بیوگاز با استفاده از مدل انفیس با رویکردی عملی برآورد شد و این داده ها با داده های تجربی واقعی مقایسه شدند. در روش های برآورد؛ نسبت متان، بار موتور، دمای هوای ورودی، نسبت سوخت هوا و حداکثر فشار داخلی سیلندر به عنوان پنج پارامتر ورودی استفاده می شود. در مدل انفیس، تعداد و نوع توابع عضویت بسیار مهم می باشد.

سوخت مصرفی در واحد قدرت بدست آمده از موتور بیان شود و با معادله ۱ محاسبه می شود.

$$b_e = \frac{\dot{m}_f}{P_b} \quad (۱)$$

بازده حجمی نسبت حجم واقعی هوای مصرف شده توسط سیلندر به حجم جابجایی آن سیلندر است. با توجه به این تعریف، VE توسط معادلات ۲ و ۳ یافت می شود.

$$\eta_v = \frac{V_h}{V_s} \quad (۲)$$

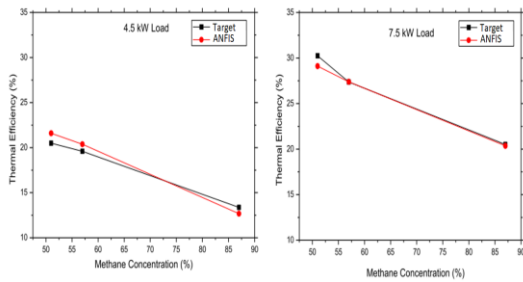
$$\eta_h = \frac{n_R \dot{m}_h}{\rho_{air} N / 60} \quad (۳)$$

بازده حرارتی نسبت گرمایی است که توسط موتور به کار مفید تبدیل می شود به کل گرمای تولید شده از سوزاندن سوخت. از آنجایی که مقدار قابل توجهی گرما از طریق سیستم خنک کننده و روغن کاری موتور از موتور دفع می شود، تنها حدود یک سوم گرمای تولید شده به نیرو تبدیل می شود. بازده حرارتی با معادله ۴ محاسبه می شود.

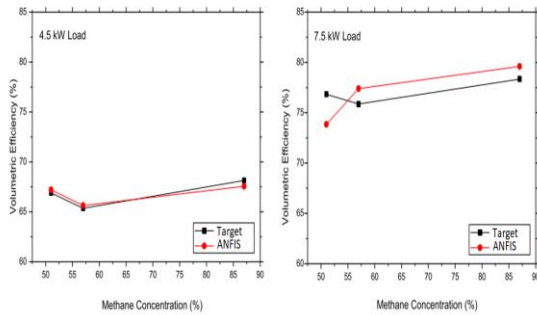
$$\eta_t = \frac{P_b}{H_u \dot{m}_y} \quad (۴)$$

• سیستم تطبیق یافته عصبی فازی (انفیس)

خیابان انقلاب از میدان انقلاب اسلامی شروع و تا میدان امام حسین (ع) ادامه می یابد. با توجه به آنکه ارزیابی ریسک روشی مبتنی بر سلامت ساکنین می باشد نقاط نمونه برداری چهارراه ها و میدان های اصلی در این مسیر انتخاب شدند. بر این مبنا نمونه برداری در ۵ ایستگاه صورت پذیرفت: میدان انقلاب - چهارراه ولیعصر - میدان فردوسی - پیچ شمیران و میدان امام حسین. انفیس از منطق فازی و رویکردهای شبکه عصبی استفاده می کند و یک مدل هوشمند ترکیبی با مزایای هر دو روش می سازد. ساختار مدل انفیس است. از پنج لایه تشکیل شده است. لایه اول پارامترهای ورودی را دریافت کرده و آنها را با مدل انفیس معرفی می کند. این لایه به عنوان ورودی سیستم فازی در نظر گرفته می شود. خروجی های لایه اول به عنوان ورودی لایه دوم هستند و حامل مقادیر قبلی توابع عضویت هستند که بر اساس مقادیر ورودی تخصیص داده می شوند. گره های لایه دوم در مورد قوانین فازی تصمیم می گیرند و با درجه فعالیت مرتبط به لایه سوم ارسال می کنند. لایه سوم میزان فعالیت هر قانون را عادی می کند. لایه چهارم گره ها و تابع را پذیرفته و اولین مدل را با



(ب)



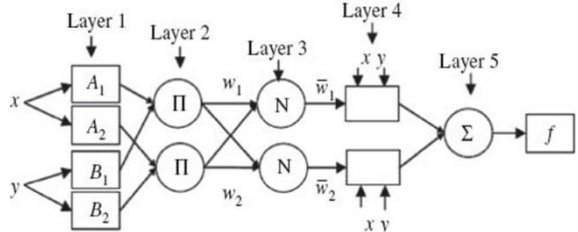
(ج)

شکل ۲. ارزیابی روند تغییرات مقادیر واقعی در مقابل مقادیر پیشبینی شده. الف) مصرف سوخت ویژه ترمزی، ب) بازده حرارتی، ج) بازده حجمی

• ارزیابی عملکرد موتور

برای داده‌های آزمایش، نتایج تخمینی موتور بیوگاز با استفاده از انفیس با نتایج تجربی در شکل ۲ مقایسه شده است. مقدار BSFC با عبور بیوگاز برای استفاده به عنوان سوخت از طریق شمارنده گاز اندازه گیری می شود. شکل ۲ الف) رابطه بین BSFC، غلظت متان و بار موتور را نشان می دهد. ترکیب بیوگاز مورد استفاده به عنوان سوخت در آزمایش ها با استفاده از یک آنالایزر بیوگاز قابل تعیین شد. ارزش گرمایش کمتر سوخت با توجه به ترکیب بیوگاز تعیین شده محاسبه می شود. مقدار بازده حرارتی با استفاده از مقدار حرارت کمتر تعیین شده به دست می آید. رابطه بین بازده حرارتی، غلظت متان و بار موتور در شکل ۲ ب) نشان داده شده است. روند تغییرات رابطه بین بازده حجمی، متان و بار موتور در شکل ۲ ج) نشان داده شده است. میزان خطای برآورد شده برای مقادیر بازده حرارتی، مصرف سوخت ویژه ترمزی و بازده حجمی در مرحله آموزش به ترتیب ۰.۷۸، ۰.۱۱ و ۱.۴۹ بود. این مقادیر برآورد شده در شکل ۲ نشان می دهد که این تقریب نزدیک به این معنی است که مدل توسعه یافته می تواند داده های آموزشی را به درستی یاد بگیرد. توانایی پیش بینی مدل های توسعه یافته برای بازده حرارتی، مصرف سوخت ویژه ترمزی و بازده حجمی رضایت بخش است.

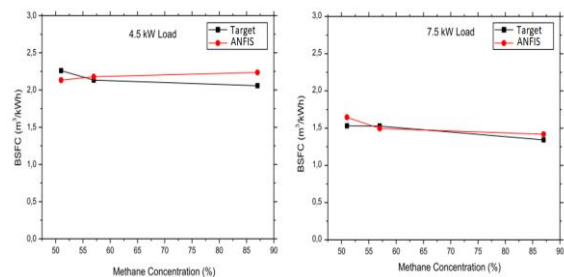
تست دقت بر اساس شاخص عملکرد RMSE تعداد توابع عضویت را تعیین می کند. نتایج تست دقت شبکه در جدول ۴ آورده شده است. تعداد توابع عضویت با توجه به حداقل مقادیر نرمال شده RMSE همانطور که در جدول ۴ نشان داده شده است، تعیین شد. بر این اساس انفیس شامل ۵ تابع از نوع گوسی برای مصرف سوخت و ۳ تابع از نوع گوسی برای بازده حرارتی و ۷ تابع عضویت از نوع گوسی برای بازده حرارتی کمترین خطا و بالاترین دقت را در ساختار مدل انفیس ارائه دادند. مدل توسعه یافته برای تخمین مقادیر متغیرهای وابسته در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱- ساختار توسعه یافته مدل انفیس

جدول ۴. مقادیر RMSE، MAPE و R برای مرحله آزمون و تست موتور جرقه زنی

آزمایش			آموزش			هدف
R	MAPE	RMSE	R	MAPE	RMSE	
۰.۹۹	۳.۱۹	۰.۷۸	۰.۹۹	۱.۸۰	۰.۳۰	TE (%)
۰.۱			۹۲			
۰.۹۵	۵.۲۶	۰.۱۱	۰.۹۹	۱.۳۶	۰.۰۴	BSFC (m ³ /kWh)
۹۴			۹۶			
۰.۹۶	۱.۵۴	۱.۴۹	۰.۹۹	۰.۲۹	۰.۲۸	VE (%)
۰.۸			۹۶			



(الف)

مطالعات بیشتری را می توان در زمینه های زیر انجام داد.
الف- نتایج به دست آمده با مطالعه حاضر را می توان با نتایجی که از الگوریتم های آموزشی مختلف انفیس به دست می آید، مقایسه کرد.
ب- علاوه بر مدل های انفیس، دقت مدل های توسعه یافته را می توان با استفاده از روش های برآورد دیگر مانند روش های تلفیقی با الگوریتم های فرا ابتکاری و انفیس را بهبود بخشید.
ج- علاوه بر برآوردهای بازده حرارتی، مصرف سوخت ویژه ترمزی و بازده حجمی، مقادیر انتشار آگروز (HC، CO) را می توان تخمین زد.
د- در صورت انجام یک مطالعه تجربی متفاوت برای محتوای متان مختلف، بار موتور، دمای هوای ورودی و غیره، می توان مدل ها را مجدداً آموزش داد و نتایج آنها را بررسی کرد.

۴- نتیجه گیری
نتایج مهم مطالعه در زیر آورده شده است:
الف- نشان داده شده است که رویکرد انفیس می تواند انتخابی برای پیش بینی موثر شرایط عملکرد موتورهای جرقه زنی باشد.
ب- بهترین مقادیر R برای برآورد بازده حرارتی، مصرف سوخت ویژه ترمزی و بازده حجمی عبارتند از، ۰.۹۵۹۴، ۰.۹۹۰۱، ۰.۹۶۰۸ که در محدوده قابل قبول قرار دارند.
c-c مقادیر MAPE و RMSE محاسبه شده نیز نشان می دهد که عملکرد تخمین زده شده مدل های توسعه یافته بالا است.
د- مشخص شده است که می توان از انفیس برای تخمین مقادیر مصرف سوخت ویژه ترمزی، بازده حرارتی و بازده حجمی با دقت بالا بدون نیاز به انجام مطالعات پیچیده و به موقع استفاده کرد.

- [۱] J.R. Fanchi, *Energy: Technology and Directions for the Future*, Elsevier Academic Press, London, ۲۰۰۴.
- [۲] A. Boudghene Stambouli, H. Koinuma, A primary study on a long-term vision and strategy for the realisation and the development of the Sahara Solar Breeder project in Algeria, *Renewable Sustainable Energy Rev.* (۲۰۱۲) ۵۹۱-۵۹۸.
- [۳] F. Yettou, B. Azoui, A. Malek, A. Gama, N.L. Panwar, Solar cooker realizations in actual use: an overview, *Renewable Sustainable Energy Rev.* ۳۷ (۲۰۱۴) ۲۸۸-۳۰۶.
- [۴] J.P.G. Gomez Montoya, A.A. Amell Arrieta, A.F. Apata Lopez, Spark ignition engine performance and emissions in a high compression engine using biogas and methane mixtures without knock occurrence, *Therm. Sci.* ۱۹ (۲۰۱۵) ۱۹۱۹-۱۹۳۰.
- [۵] E. Porpatham, A. Ramesh, B. Nagalingam, Investigation on the effect of concentration of methane in biogas when used as a fuel for a spark ignition engine, *Fuel* ۸۷ (۲۰۰۸) ۱۶۵۱-۱۶۵۹.
- [۶] E. Porpatham, A. Ramesh, B. Nagalingam, Effect of swirl on the performance and combustion of a biogas fuelled spark ignition engine, *Energy Convers. Manage.* ۷۶ (۲۰۱۳) ۴۶۳-۴۷۱.
- [۷] M. Eyidogan, A.N. Özsezen, M. Çanakci, A. Turkcan, Impact of alcohol-gasoline fuel blends on the performance and combustion characteristics of an SI engine, *Fuel* ۸۹ (۲۰۱۰) ۲۷۱۳-۲۷۲۰.
- [۸] M.B. Çelik, Experimental determination of suitable ethanol-gasoline blend rate at high compression ratio for gasoline engine, *Appl. Therm. Eng.* ۲۸ (۲۰۰۸) ۳۹۶-۴۰۴.
- [۹] 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* ۸۹ (۲۰۱۰) ۲۱۱۸-۲۱۲۵.
- [۱۰] J. Li, C.M. Gong, Y. Su, H.L. Dou, X.J. Liu, Effect of injection and ignition timings on performance and emissions from a spark-ignition engine fueled with methanol, *Fuel* ۸۹ (۲۰۱۰) ۳۹۱۹-۳۹۲۵.
- [۱۱] I. Celikten, A. Koca, M.A. Arslan, Comparison of performance and emissions of diesel fuel, rapeseed and soybean oil methyl esters injected at different pressures, *Renewable Energy* ۳۵ (۲۰۱۰) ۸۱۴-۸۲۰.
- [۱۲] I. Celikten, An experimental investigation of the effect of the injection pressure on engine performance and exhaust emission in indirect injection diesel engines, *Appl. Therm. Eng.* ۲۳ (۲۰۰۳) ۲۰۵۱-۲۰۶۰.
- [۱۳] M.B. Çelik, B. Özdalyan, F. Alkan, The use of pure methanol as fuel at high compression ratio in a single cylinder gasoline engine, *Fuel* ۹۰ (۲۰۱۱) ۱۵۹۱-۱۵۹۸.
- [۱۴] Y. Çay, Prediction of a gasoline engine performance with artificial neural network Yapay sinir ağı ile bir benzinli motorun performans tahmini, *Fuel* ۱۱۱ (۲۰۱۳) ۳۲۴-۳۳۱.
- [۱۵] H. Oğuz, I. Saritas, H.E. Baydan, Prediction of diesel engine performance using biofuels with artificial neural network, *Expert Syst. Appl.* ۳۷ (۲۰۱۰) ۶۵۷۹-۶۵۸۶.
- [۱۶] 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, *Appl. Therm. Eng.* ۲۶ (۲۰۰۶) ۸۲۴-۸۲۸.
- [۱۷] M. Kapusuz, H. Ozcan, J.A. Yamin, Research of performance on a spark ignition engine fueled by alcohol-gasoline blends using artificial neural networks, *Appl. Therm. Eng.* ۹۱ (۲۰۱۵) ۵۲۵-۵۳۴.
- [۱۸] M.D. Soufi, B. Ghobadian, G. Najafi, M. Sabzimaleki, F. Jaliliantabar, Performance and exhaust emissions of a SI two-stroke engine with biolubricants using artificial neural network, *Energy Proc.* ۷۵ (۲۰۱۵) ۳-۹.
- [۱۹] K. Prasada Rao, T.V. Babu, G. Anuradha, B.V. Appa Rao, IDI diesel engine performance and exhaust emission analysis using biodiesel with an artificial neural network (ANN), *Egypt. J. Petrol.* ۲۶ (۲۰۱۷) ۵۹۳-۶۰۰.
- [۲۰] J. Syed, R.U. Baig, S. Algarni, Y.V.V.S. Murthy, M. Masood, M. Inamurrahman, Artificial neural network modeling of a hydrogen dual fueled diesel engine characteristics: an experiment approach, *Int. J. Hydrogen Energy* ۴۲ (۲۰۱۷) ۱۴۷۵۰-۱۴۷۷۴.
- [۲۱] S. Dharma, M.H. Hassan, H.C. Ong, A.H. Sebayang, A.S. Silitonga, F. Kusumo, J. Milano, Experimental study and prediction of the performance and exhaust emissions of mixed Jatropa

- curcas-Ceiba pentandra biodiesel blends in diesel engine using artificial neural networks, *J. Clean. Prod.* ۱۶۴ (۲۰۱۷) ۶۱۸-۶۳۳.
- [۲۲] T.F. Yusaf, D.R. Buttsworth, K.H. Saleh, B.F. Yousif, CNG-diesel engine performance and exhaust emission analysis with the aid of artificial neural network, *Appl. Energy* ۸۷ (۲۰۱۰) ۱۶۶۱-۱۶۶۹.
- [۲۳] S. Roy, R. Banerjee, A.K. Das, P.K. Bose, Development of an ANN based system identification tool to estimate the performance-emission characteristics of a CRDI assisted CNG dual fuel diesel engine, *J. Nat. Gas Sci. Eng.* ۲۱ (۲۰۱۴) ۱۴۷-۱۵۸.
- [۲۴] M. Bietresato, A. Calcante, F. Mazzetto, A neural network approach for indirectly estimating farm tractors engine performances, *Fuel* ۱۴۳ (۲۰۱۵) ۱۴۴-۱۵۴.
- [۲۵] N.K. Togun, S. Baysec, Prediction of torque and specific fuel consumption of a gasoline engine by using artificial neural networks, *Appl. Energy* ۸۷ (۲۰۱۰) ۳۴۹-۳۵۵.
- [۲۶] C. Sayin, H.M. Ertunc, M. Hosoz, I. Kilicaslan, M. Canakci, Performance and exhaust emissions of a gasoline engine using artificial neural network, *Appl. Therm. Eng.* ۲۷ (۲۰۰۷) ۴۶-۵۴.
- [۲۷] R.F. Turkson, F. Yan, M.K.A. Ali, J. Hua, Artificial neural network applications in the calibration of spark-ignition engines: an overview, *Eng. Sci. Technol.* ۱۹ (۲۰۱۶) ۱۳۴۶-۱۳۵۹.
- [۲۸] S. Kathirvel, A. Layek, S. Muthuraman, Exploration of waste cooking oil methyl esters (WCOME) as fuel in compression ignition engines: a critical review, *Eng. Sci. Technol.* ۱۹ (۲۰۱۶) ۱۰۱۸-۱۰۲۶.
- [۲۹] M. Ozgoren, M. Bilgili, B. Sahin, Estimation of global solar radiation using ANN over Turkey, *Expert Syst. Appl.* ۳۹ (۲۰۱۲) ۵۰۴۳-۵۰۵۱.
- [۳۰] S. Rehman, M. Mohandes, Artificial neural network estimation of global solar radiation using air temperature and relative humidity, *Energy Policy* ۳۶ (۲۰۰۸) ۵۷۱-۵۷۶. Y. Kurtgoz et al. / *Engineering Science and Technology, an International Journal* ۲۰ (۲۰۱۷) ۱۵۶۳-۱۵۷۰. ۱۵۶۹
- [۳۱] A. Sozen, E. Arcaklioglu, M. Ozalp, N. Caglar, Forecasting based on neural network approach of solar potential in Turkey, *Renewable Energy* ۳۰ (۲۰۰۵) ۱۰۷۵-۱۰۹۰.
- [۳۲] S.K.H. Chow, E.W.M. Lee, D.H.W. Li, Short-term prediction of photovoltaic energy generation by intelligent approach, *Energy Build. (Cool Roofs, Cool Pavements, Cool Cities, and Cool World)* ۵۵ (۲۰۱۲) ۶۶۰-۶۶۷.
- [۳۳] A.K. Yadav, S.S. Chandel, Solar energy potential assessment of western Himalayan Indian state of Himachal Pradesh using J^ε algorithm of WEKA in ANN based prediction model, *Renewable Energy* ۷۵ (۲۰۱۵) ۶۷۵-۶۹۳.
- [۳۴] A.K. Yadav, H. Malik, S.S. Chandel, Selection of most relevant input parameters using WEKA for artificial neural network based solar radiation prediction models, *Renewable Sustainable Energy Revi.* ۳۱ (۲۰۱۴) ۵۰۹-۵۱۹.

Estimation of dual fuel engine performance with biogas and biodiesel using neural-fuzzy adaptive method

Sina mansourzadeh ashkani^{۱*}; Tarahom Mesri Gundoshmian^۲; mir mosa mousavizad^۲

^{۱,۲} Master's student, Faculty of Agriculture and Natural Resources, Mohaghegh Ardabili University

^۲ Professor, Faculty of Agriculture and Natural Resources, Mohaghegh Ardabili University

Introduction

Energy consumption in developed countries increases every year by about ۱% and in developing countries by about ۵%, and a large share of the world's energy source is made up of fossil fuels. The increase in global energy demand, depletion of fossil resources and environmental problems (such as air pollution, greenhouse effect and global warming) have led to the search for alternative renewable energy sources with systems that are more efficient and less emitting. Among renewable energy sources, biogas is one of the most suitable options for heat and electricity production applications. Depending on the amount of methane in the biogas content, it can be used in many applications such as cooking, cooling, heating and power generation. Using biogas as a renewable fuel in internal combustion engines has significant potential in meeting the increased energy demand. Today, many studies have been conducted on the thermal use of biogas as well as in internal combustion engines. In these studies, the use of biogas and biogas-fossil fuel mixture in compression combustion engines, engine performance and fuel consumption parameters have been investigated. Chai et al. used an artificial neural network model for a gasoline engine to estimate the main engine performance parameters. A standard artificial neural network model using back propagation algorithm was developed for the engine using experimental data of engine speed, torque, fuel flow rate, average inlet manifold temperature and coolant inlet temperature. Later, specific fuel consumption, effective power and exhaust temperature were estimated by artificial neural network and the results were compared with experimental results. The coefficient of explanation for the test and training data was about ۰.۹۹. The error value was calculated to be less than ۰.۰۲ and the average error of the test data was shown to be less than ۲.۷%. It is concluded that using an artificial neural network model can be a good choice for predicting the performance of an engine with high accuracy. To create a better mixture of diesel and biodiesel to improve power, torque, hourly specific fuel consumption and brake specific fuel consumption, Ogoz et al. diesel fuel, biodiesel, B۲۰ and diesel-biodiesel fuel (۵, ۱۰ and ۱۵%) in different ratios. studied using artificial neural network. The properties of the resulting mixed fuels were determined and used as reference values for training the artificial neural network. Reference values obtained from experiments in artificial neural network were used to estimate power, torque, hourly fuel consumption and specific brake fuel consumption and the estimated results were compared with experimental results. The reliability of the study was calculated to be ۹۹.۹۴%. There are a number of studies that use artificial neural network models to predict performance, engine temperature and emissions for different fuels and types of internal combustion engines instead of expensive and time-consuming experiments. However, no study has shown that data obtained using biogas with different methane ratios in a spark ignition engine can be used to predict engine performance parameters. In this study, an ANFIS model is developed by considering biogas methane ratio, engine load value, engine inlet air temperature, air-fuel ratio and maximum cylinder pressure as input parameters.

Methodology

In this study, a pilot-scale biogas system was constructed for biogas production by simultaneous fermentation using ۴۰% animal manure, ۳۵% water, ۱۷% whey, and ۸% whey. Washing and desulfurization processes are applied to remove polluting gases from the produced biogas. At the end of the purification process, biogas with ۵۰, ۷۵ and ۹۵% methane content is obtained. The biogas is repeatedly washed in the purification unit to remove carbon dioxide until the methane concentration reaches the desired percentage. The produced biogas is tested using a biogas generator with a ۱۰ kW spark ignition engine. Table ۱ shows the specifications of the test engine. Tests are performed at engine speed of ۱۵۰۰ rpm with generator load at ۱.۵-۳-۴.۵-۶.۷-۵-۹ kW. The composition of the biogas used in the experiments is determined using a portable biogas analyzer model Geotech GA۲۰۰۰.

An Operand Auto PSI TC spark plug is used to measure cylinder pressure, which can measure pressure from ۰ to ۲۰۰ bar and also acts as a spark plug. Kubler coder model Sendix ۵۰۰۰ was used to determine the position of the piston. With the help of measured pressure and piston position data, the change in cylinder pressure relative to piston position is determined. The exhaust gas temperature is measured

using a K-type thermocouple at the outlet of the exhaust manifold. For different load and fuel conditions at engine speed of 1500 rpm, air temperature, engine oil and exhaust, (atmospheric pressure partial humidity), cylinder pressure change according to crank angle, engine speed, amount of fuel entering the engine and amount Air intake to the engine is measured and observed during the test. The test results are used for Anfis training. Anfis uses fuzzy logic and neural network approaches and builds a hybrid intelligent model with the advantages of both methods. The structure of the model is exquisite. It consists of five layers. The first layer receives the input parameters and introduces them to the Anfis model. This layer is considered as the input of the fuzzy system. The outputs of the first layer are the inputs of the second layer and carry the previous values of the membership functions that are assigned based on the input values. Nodes in the second layer decide on the fuzzy rules and send them to the third layer with the associated activity degree. The third layer normalizes the activity level of each rule. The fourth layer accepts the nodes and function and provides the first model with the derived parameters and sends them to the output layer. To select the type of membership function, the network was trained with types of bell, Gaussian, and trap membership functions, and the Gaussian type was selected based on the performance parameter calculated for each type. The output membership function was chosen as a linear type because it has the ability to further reduce errors. Fuzzy inference engine training was done with the combined optimal method and 0.001 error tolerance.

Conclusion

The important results of the study are given below: It has been shown that the Enfis approach can be a choice for effectively predicting the performance conditions of spark ignition engines. The best values of R for estimating thermal efficiency, specific braking fuel consumption and volumetric efficiency are 0.9901, 0.9594, 0.9608, which are in the acceptable range. The calculated MAPE and RMSE values also show that the estimated performance of the developed models is high. It has been determined that Anfis can be used to estimate the specific braking fuel consumption values, thermal efficiency and volume efficiency with high accuracy without the need to perform complex and timely studies. Further studies can be done in the following areas. The results obtained with the present study can be compared with the results obtained from different educational algorithms of Anfis. In addition to Anfis models, the accuracy of developed models can be improved by using other estimation methods such as integrated methods with meta-heuristic and Anfis algorithms. In addition to the estimations of thermal efficiency, specific braking fuel consumption and volume efficiency, exhaust emission values (CO, HC) can be estimated. If a different experimental study is performed for different methane content, engine load, intake air temperature, etc., the models can be retrained and their results checked.

Keywords: "Spark combustion engine", "Volume efficiency", "Biogas", "Enfis", "Engine power"