http://mechanics.journals.modares.ac.ir

مجله علمی پژوهشی
مهندسی مکانیک مدرس
دوره ۱۱ شماره ۴ زمستان ۱۳۹۰ ص ص ۱۱-۲۰

تاریخچه مقاله:
دریافت ۸۹/۱۰/۱۶
پذیرش ۹۰/۸/۲۶
ارائه در سایت ۹۰/۱۰/۳۰

پیش‌بینی تاثیر استفاده از سوخت بیودیزل حاصل از روغن پسماند بر عملکرد و آلایندگی موتور دیزل به کمک شبکهٔ عصبی مصنوعی

بهمن نجفی

استادیار، گروه مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل
اردبیل، صندوق پستی ۱۷۹، Najafib@uma.ac.ir

چکیده- در این تحقیق تحلیل کاملی از تاثیر سوخت بیودیزل بر پارامترهای عملکرد و آلایندگی موتور دیزل تک‌سیلندر لیستر M8/1 انجام گرفت. بیودیزل مورد نیاز از روغن پسماند رستوران (با پایهٔ روغن آفتابگردان) به روش ترنس استریفیکاسیون تولید شد و با استاندارد ASTM کاملا مطابقت داشت. آزمون موتور در دور ثابت ۷۵۰rpm و تحت بارهای مختلف (در پنج سطح) و مخلوط‌های مختلفی از سوخت بیودیزل و گازوییل (در شش سطح) در شرایط تمام‌بار انجام گرفت و پارامترهای گشتاور و توان ترمزی موتور، مصرف ویژه سوخت و انتشار آلاینده‌های CO و UHC اندازه‌گیری شد و سپس یک مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی بر اساس داده‌های تجربی توسعه داده شد. از شبکه پرسپترون چندلایه برای نگاشت غیرخطی بین پارامترهای ورودی (بار دینامومتر و درصد بیودیزل موجود در مخلوط سوخت) و خروجی (گشتاور و توان ترمزی، مصرف ویژه سوخت، غلظت CO و UHC) استفاده شد. نتایج مدل نشان داد که با آموزش کافی الگوریتم پس‌انتشار خطا، مدل شبکهٔ عصبی ارائه‌شده توانایی بسیار بالایی در پیش‌بینی پارامتراهای عملکرد و آلایندگی موتور دارد بدون آنکه به آزمون‌های پرهزینه و وقت‌گیر موتور نیاز باشد.

کلیدواژگان: سوخت‌های جایگزین، بیودیزل، موتور دیزل، عملکرد و آلایندگی، مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی

Artificial neural networks used for the prediction of the diesel engine performance and pollution of waste cooking oil biodiesel

B. Najafi

Assis. Prof. of Mech. of Agri. Mach. Eng., Mohagegh Ardabili Univ., Ardabil, Iran
P. O. B. 179, Ardabil, Iran, Najafib@uma.ac.ir

Abstract- In this research work, a comprehensive combustion analysis has been conducted to evaluate the performance of a low speed diesel engine (M8/1 Lister) using biodiesel fuel. Waste vegetable cooking oil as an alternative fuel. Biodiesel obtained from waste vegetable cooking oil (WCO) as an alternative fuel. The properties of biodiesel produced from WCO was measured based on ASTM standards. In order to compare brake power, torques , brake specific fuel consumption (BSFC) and concentration of the UHC and CO emissions of the engine, it has been tested under same load of Dynamometer(5 levels) and biodiesel fuel blends (levels)) at constant engine speed(750 rpm). The results were found to be very comparable. An artificial neural network (ANN) was developed based on the collected data of this work. Multi layer perceptron network (MLP) was used for nonlinear mapping between the input and the output parameters. Different activation functions and several rules were used to assess the percentage error between the desired and the predicted values. The results showed that the training algorithm of Back Propagation was sufficient in predicting the engine torque, brake power, specific fuel consumption and exhaust gas components for different engine loads and different fuel blends ratios.

Keywords: Alternative Fuel, Biodiesel, Diesel Engine, Performance, Emission, Artificial Neural Networks

۱- مقدمه

روغن‌های گیاهی برای اولین‌بار در اوایل قرن بیستم توسط رادلف دیزل به عنوان سوخت مورد بررسی قرار گرفت و تا سال‌های اخیر استفاده از آن به عنوان سوخت موتور تنها در شرایط بحرانی مطرح می‌شد[۱]، ولی امروزه، با کاهش منابع سوخت‌های فسیلی و مسایل زیست‌محیطی ناشی از احتراق این نوع سوخت‌ها، توجه ویژه‌ای به روغن‌های گیاهی غیرخوراکی مانند روغن پسماند رستوران می‌شود[۲-۵].

روغن‌های گیاهی یا گلیسیریدها، به دلیل داشتن زنجیره‌های هیدروکربنی طویل، دارای ویسکوزیته و چگالی بالاتری نسبت به گازوییل می‌باشند. لذا استفادهٔ مستقیم از آن در موتور دیزل موجب کاهش کیفیت احتراق شده و تاثیر نامطلوبی بر تولید توان و انتشار آلاینده‌ها می‌گذارد. لذا برای اصلاح ساختار روغن‌های گیاهی به عنوان سوخت قابل استفاده در موتور دیزل، تری‌گلیسیریدهای موجود در روغن گیاهی با یک الکل ساده و در کنار یک کاتالیزور بازی یا اسیدی در طی فرایند ترنس‌استریفیکاسیون تبدیل به سوخت بیودیزل می‌شود[۶ -۱۲].

تحقیقات نشان می‌دهد که سوخت بیودیزل، در مقایسه با گازوییل معمولی، سوختی پاک به‌شمار می‌آید. استفاده از مخلوط ۲۰ درصد حجمی بیودیزل با گازوییل بهترین عملکرد موتور را داشته و میزان انتشار آلاینده‌های ذرات معلق، دوده و اکسیدهای کربن را به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش می‌دهد، ولی انتشار NOx را به مقدار ناچیزی افزایش می‌دهد[۱۳-۱۵]. برای استفاده عملی از سوخت بیودیزل در موتورهای دیزل، باید درکی واقعی از نحوه تولید توان و انتشار آلاینده‌ها داشت.

شبیه‌سازی ریاضی فرایند احتراق و حل عددی معادلات دیفرانسیل حاکم بر آن، علاوه بر سختی کار، نیاز به محاسبات طولانی داشته و معمولا دقت خوبی هم ندارند، لذا برای حل این چنین مسائل مهندسی استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی توصیه می‌شود. شبکهٔ عصبی از سیستم‌های بیولوژیک طبیعی الهام گرفته شده و اگر خوب آموزش دیده باشد، توانایی پیش‌بینی بسیار بالایی دارد. قابلیت پیش‌بینی شبکهٔ عصبی مصنوعی بستگی به آموزش از طریق داده‌های تجربی و اعتبار داده‌های مستقل دارد[۱۶]. شبکهٔ عصبی مصنوعی می‌تواند چندین متغیر ورودی را گرفته و به صورت متغیرهای چندگانه خارج نماید. قبادیان و همکاران (۲۰۰۹) از شبکه عصبی مصنوعی برای مدلسازی عملکرد و آلاینده‌های سوخت بیودیزل در موتور دیزل استفاده کردند. آن‌ها در ایجاد مدل از شبکه عصبی چندلایه، الگوریتم پس‌انتشار و توابع آموزشی trainlm، trainscg ، trainrp و traingdx استفاده کردند. نتایج به‌دست آمده نشان‌دهنده کارایی رضایت‌بخش شبکه عصبی مصنوعی در مدلسازی عملکرد و آلاینده‌های سوخت بیودیزل است[۱۷].

دوران و همکاران (۲۰۰۵) به منظور بررسی تاثیر متیل استر اسیدهای چرب موجود در سوخت بیودیزل بر خواص آلایندگی آن از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند[۱۸].

راجندرا و همکاران (۲۰۰۹) از شبکه عصبی پیش‌خور پس‌انتشار با دو لایه پنهان در ترکیب با الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی فرایند تولید سوخت بیودیزل استفاده کردند[۱۹].

چاناکچی و همکاران (۲۰۰۹) برای پیش‌بینی آلایندگی و عملکرد سوخت بیودیزل حاصل از روغن خرما در موتور دیزل از شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم یادگیری پس‌انتشار استفاده کردند. مدل ایجادشده با توابع آموزشی trainlm و trainscg با یک لایه پنهان، نسبت به سایر مدل‌ها، کارایی بهتری از خود نشان داد[۲۰].

هدف از این تحقیق، ارائهٔ یک نمونه شبکهٔ عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی پارامترهای موتور مانند تولید توان و گشتاور، مصرف ویژهٔ سوخت، انتشار آلاینده‌های دی‌اکسید کربن، اکسیدهای نیتروژن و هیدروکربن‌های نسوخته است. متغیرهای ورودی شبکهٔ عصبی، بار اعمال شده به موتور و مقدار سوخت بیودیزل مخلوط در سوخت گازوییل می‌باشد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- تولید سوخت بیودیزل و آزمون موتور

در این تحقیق، از روغن پسماند حاصل از پخت‌وپز به عنوان منبعی ارزان‌قیمت برای تولید سوخت بیودیزل با استفاده از الکل متانول و کاتالیزور سود به روش ترنس‌استریفیکاسیون استفاده شد. اندازه‌گیری خواص سوخت بیودیزل تولیدشده حاکی از تطابق خواص ترموفیزیکی آن با استاندارد ASTM می‌باشد (جدول ۱).

جدول ۱ مشخصات سوخت بیودیزل تولیدشده[۱۷]

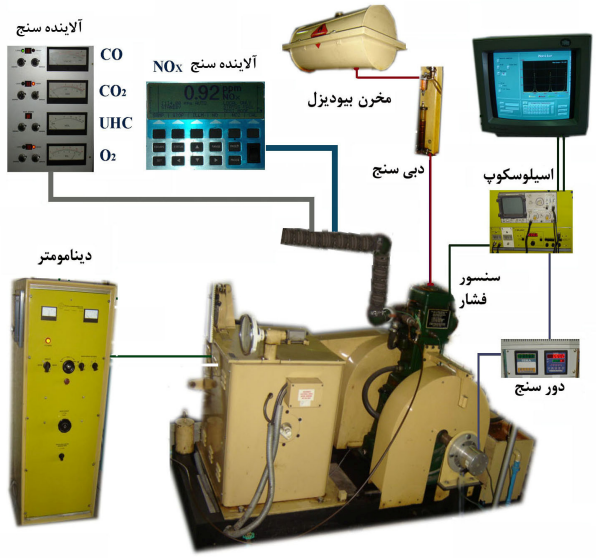
خواص	واحد	استاندارد	حد مجاز	اندازه‌گیری
چگالی در $15^{o}C$	(kg/Lit)	وزنی	۰/۸۶ تا ۰/۹	۰/۸۷۸۲
ویسکوزیته در $15\ ^{o}C$	(Cst)	D445	۱/۵ تا ۶	۵/۴۸۲
عدد ستان	-	D613	۴۷<	۶۲/۵
ارزش حرارتی	(kJ/kg)	D240	-	۴۱۳۰۰
نقطهٔ روشنایی	(^{o}C)	D93	۱۲۰<	۱۶۵
نقطهٔ ابری‌شدن	(^{o}C)	D2500	۷<	-۴
نقطهٔ ریزش	(^{o}C)	D97	۱۰<	-۷/۵

در این تحقیق، به منظور ارزیابی عملکرد و آلایندگی موتور دیزل با استفاده از بیودیزل، نسبت‌های ۱۰، ۲۰، ۳۰ و ۴۰ درصد از بیودیزل به صورت حجمی با گازوییل مخلوط شدند که به ترتیب B10، B20، B30 و B40 نامیده می‌شوند.

تحقیقات نشان می‌دهد استفاده از مخلوط بیودیزل با گازوییل در محدوده ۲۰ درصد، شرایط بهینه را دارد[۲۱]. تمامی مخلوط سوخت‌ها در بارهای مختلف موتور (قابل تنظیم با دینامومتر)، از ۸/۶، ۳۲/۴، ۶۶/۷، ۸۲/۹ و ۱۰۰ درصد بار کامل، مورد آزمایش قرار گرفتند.

موتور مورد استفاده در این تحقیق تک سیلندر، چهارزمانه با تنفس طبیعی، پاشش غیر مستقیم و از نوع لیستر مدل M8/1 است. این موتور دارای قطر پیستون ۱۱۴/۳mm، کورس پیستون ۱۳۹/۷mm، طول شاتون ۳۷۹/۴mm، نسبت تراکم ۱۷/۵، ظرفیت سیلندر ۱/۵۰۶۶ لیتر، مصرف ویژهٔ سوخت در حداکثر توان ۲۲۷ gr/hp.hr و حداکثر توان ترمزی تولیدشده در دور ۸۵۰rpm برابر ۸ اسب بخار است. برای اندازه‌گیری توان ترمزی موتور از دینامومتر ایستاده الکتریکی مدل TE9 Plint استفاده شد و برای اندازه‌گیری انتشار آلاینده‌ها از دستگاه آلاینده‌سنج نوع Cussons مدل P8333 برای اندازه‌گیری CO و UHC و از آلاینده‌سنج نوع سیگنال مدل VM4000 برای اندازه‌گیری اکسیدهای نیتروژن NOx استفاده شد (شکل ۱).

آزمون‌های موتور در قالب یک آزمون کوتاه‌مدت با هدف اندازه‌گیری توان ترمزی، گشتاور و مصرف ویژهٔ سوخت و آلاینده‌های CO، NOx و UHC در مخلوط‌های مختلف سوخت بیودیزل و گازوییل انجام گرفت. پارامترهای تحت کنترل بار اعمالی از طرف دینامومتر به موتور و مخلوط سوخت بیودیزل و گازوییل بود. موتور لیستر از نوع موتور صنعتی با دور ثابت ۷۵۰rpm است. برای کنترل تکرارپذیر بودن، آزمایش‌ها در سه تکرار غیرمتوالی برای هر مخلوط سوخت انجام پذیرفت؛ بدین صورت که ابتدا موتور برای هر مخلوط سوخت (B10، B20، B30 و B40) به ترتیب در بارهای ۸/۶، ۳۲/۴، ۶۶/۷، ۸۲/۹ و ۱۰۰ درصد بار دینامومتر مورد آزمون قرار گرفته و سپس بار دینامومتر به صورت معکوس اعمال گردید و این روش در سه تکرار انجام پذیرفت. در تمام حالت‌های آزمایش، شانه سوخت پمپ انژکتور در حالت کاملا باز قرار داشت و در طول مدت آزمایش تغییری در موتور اعمال نگردید و هیچ مشکلی از قبیل اختلال در جریان سوخت و گرفتگی انژکتورها مشاهده نشد.



شکل ۱ تجهیزات استفاده‌شده در آزمون موتور

۲-۲- طراحی شبکهٔ عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرایند یادگیری و با استفاده از پردازشگرهایی به نام نرون[1] تلاش می‌کند، با شناخت روابط ذاتی بین داده‌ها، نگاشتی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. الگوریتم‌های یادگیری متفاوتی وجود دارد که رایج‌ترین آن‌ها الگوریتم پس‌انتشار[2] است. الگوریتم یادگیری پس‌انتشار از نوع یادگیری با ناظر است. در یادگیری با ناظر، هنگامی که ورودی به شبکه اعمال می‌شود جواب شبکه با جواب هدفی که برای شبکه تعیین شده است مقایسه

1. Neuron
2. Back Propagation

می‌شود و سپس خطای یادگیری محاسبه شده و از آن برای تنظیم پارامترهای شبکه استفاده می‌شود. ارزیابی عملکرد شبکه آموزش‌دیده به کمک برخی شاخص‌های تعریف‌شده مانند جذر میانگین مربعات خطا (MSE) و ضریب تبیین (R^2) مدل برازش‌شده خطی بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده انجام می‌شود که به صورت زیر تعریف می‌شوند.

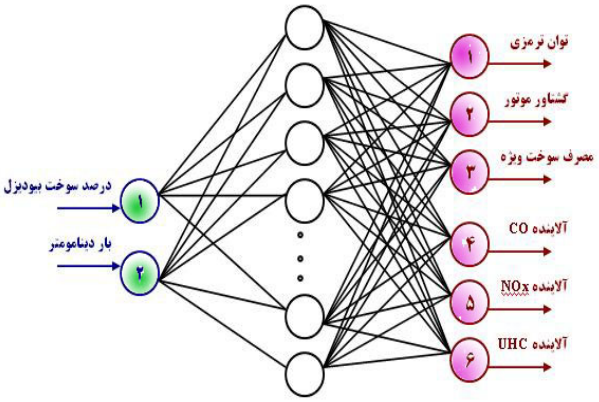
$$\mathrm{MSE}=\frac{1}{Q}\sum_{k=1}^{Q}(t(k))-a(k))^2 \qquad (۱)$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{k=1}^{Q}(t(k))-a(k))^2}{\sum_{k=1}^{Q}a^2} \qquad (۲)$$

که t هدف، a خروجی شبکه و Q تعداد بردارهای ورودی است. شبکه ایجادشده دارای دو پارامتر به عنوان ورودی شبکه و شش پارامتر به عنوان خروجی شبکه است. قبل از آموزش اغلب بهتر است ورودی‌ها و هدف را مقیاس‌بندی کنیم. این کار به منظور تأثیر یکسان داده‌ها بر آموزش شبکه و با استفاده از توابع Premnmx یا Prestd انجام می‌گیرد. این توابع داده‌ها را در محدوده [۱،۱] نرمالیزه می‌کنند.

در این تحقیق، برای شبیه‌سازی شبکهٔ عصبی مصنوعی از الگوریتم پس‌انتشار استفاده شد. پارامترهای متغیر ورودی، بار اعمال‌شده به موتور و مقدار سوخت بیودیزل مخلوط در سوخت گازوییل بوده و پارامترهای متغیر خروجی تولید توان و گشتاور، مصرف ویژهٔ سوخت، انتشار آلاینده‌های CO، NOx و UHC می‌باشند. بنابراین شبکهٔ عصبی با ۲ نرون در لایه ورودی و ۶ نرون در لایهٔ خروجی طراحی شد (شکل ۲).

پس از انتخاب داده‌های ورودی و خروجی شبکه، نرمالیزه نمودن، انتخاب الگوریتم آموزشی، تابع محرک، تعداد نرون‌های لایه پنهان، تعداد لایه‌های پنهان، تعداد تکرار (اپوک)، مقادیر پارامترهای آموزشی و تابع عملکرد، آموزش شبکه با استفاده از هر یک از الگوریتم‌ها ابتدا، با یک لایه مخفی و ۵ نرون در لایه مخفی، آغاز و با افزایش آن‌ها تا دو لایه مخفی و حداکثر ۲۵ نرون ادامه یافت. در لایه مخفی از تابع انتقال تانژانت سیگموئیدی[1] و در لایه خروجی از تابع انتقال محرک خطی[2] استفاده شد. این یک ساختار مفید در مسائل تخمین تابع است. در این تحقیق، مقدار تابع کارایی mse $۱۰^{-۵}$ قرار داده شد.

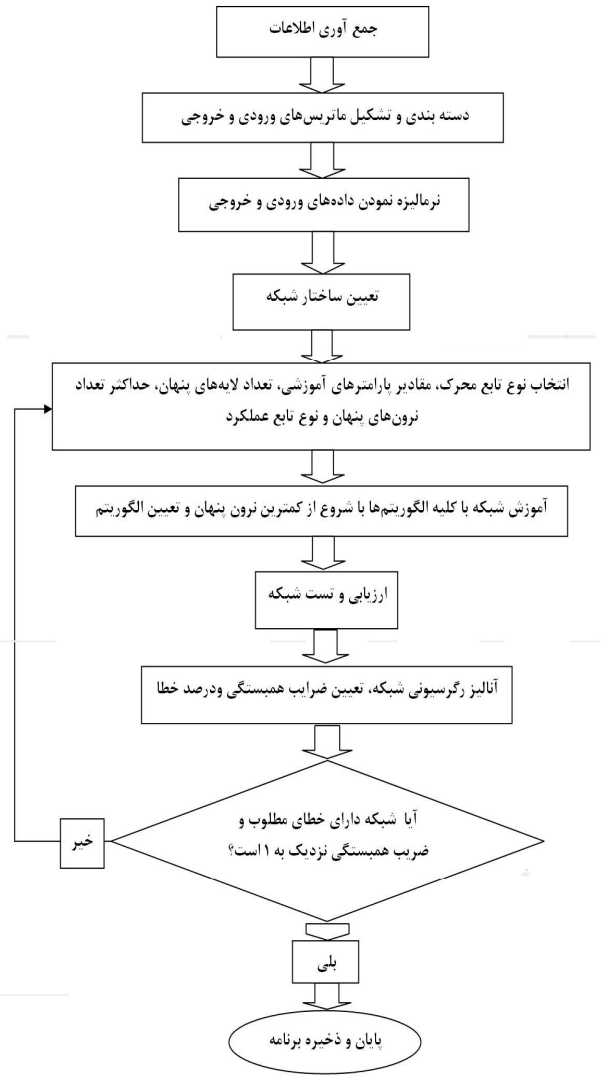


شکل ۲ شبکهٔ عصبی چندلایه برای پیش‌بینی عملکرد و آلایندگی

برای یافتن بهترین پیش‌بینی، چندین شبکهٔ عصبی طراحی شده و با داده‌های تجربی آموزش داده شد. برای ارزیابی بهتر عملکرد و انتخاب شبکه بهینه، اقدام به آنالیز رگرسیونی و تعیین ضریب همبستگی میان خروجی شبکه و خروجی مطلوب (داده‌های تجربی) گردید و خطای به‌دست آمده در این مرحله محاسبه شد. تعداد بهینه نرون مخفی در الگوریتم‌های آموزشی بر اساس بالاترین ضریب همبستگی و پایین‌ترین خطای به‌دست آمده مشخص گردید. با داشتن تعداد بهینه نرون‌ها در لایه پنهان، می‌توان با استفاده از روش سعی‌وخطا نسبت به تعیین نوع تابع محرک، مقادیر پارامترهای آموزشی و تعداد لایه‌های میانی تجدیدنظر کرد که در صورت عملکرد بهتر شبکه آن شبکه به عنوان شبکه بهینه انتخاب می‌شود. در هر صورت بهترین نوع شبکه بر اساس بالاترین ضریب همبستگی در مرحله آموزش، تست و ارزیابی و پایین‌ترین مقدار خطا تعیین شد. مراحل ایجاد و انتخاب مدل مناسب در پیش‌بینی عملکرد و آلایندگی موتور در شکل ۳ آورده شده است.

در تعیین بهترین الگوریتم آموزشی، تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌های لایه‌های مخفی از طریق آزمون و خطا به‌دست آمد. الگوریتم‌های آموزش مختلفی برای پس‌انتشار وجود دارد که از میان آن‌ها الگوریتم‌های آموزش با سرعت یادگیری متغیر[3]، لونبرگ-مارکوارت[4] و گرادیان نزولی با مومنتم[5] در مسائل تخمین تابع کارایی بهتری از خود نشان داده و در این تحقیق مورد استفاده و ارزیابی قرار گرفتند. برای ایجاد مدل شبکه عصبی از نرم‌افزار MATLAB R2008a استفاده شد.

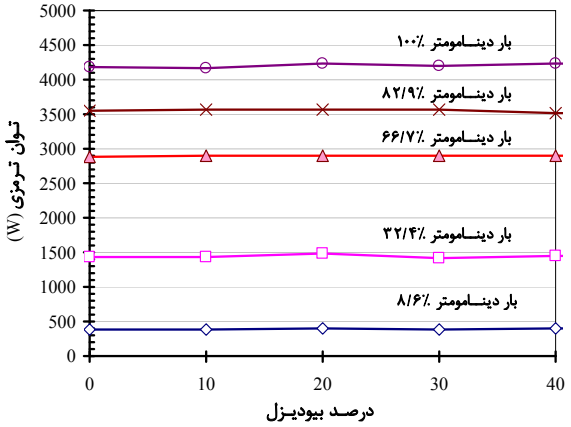
1. Tansig
2. Purelin
3. Variable Learning Reat
4. Lovenberg Marquardt
5. Gradian Descent with Momentum



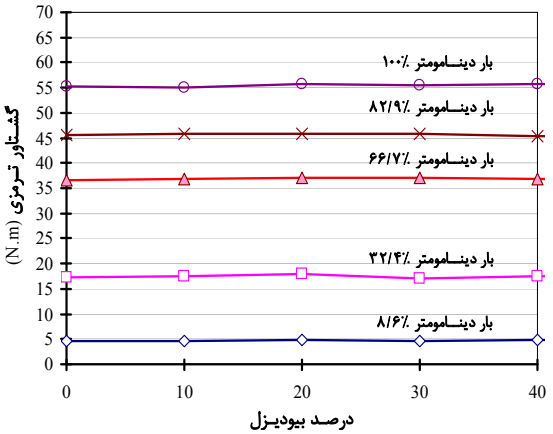
شکل ۳ مراحل ایجاد و انتخاب مدل پیش‌بینی عملکرد و آلایندگی

۳- نتایج تجربی آزمون موتور

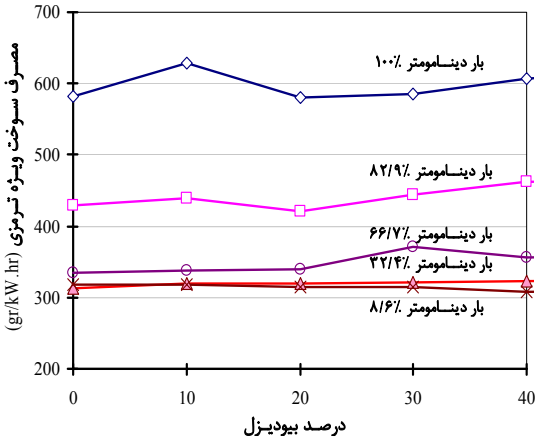
نتایج تجربی حاکی از این واقعیت است که با وجود اینکه ارزش حرارتی سوخت بیودیزل نسبت به گازوییل کمتر است، ولی افزودن آن به گازوییل تاثیری اندکی روی توان ترمزی موتور و گشتاور دارد. زیرا بیودیزل حاوی ۱۰ تا ۱۲ درصد اکسیژن است که موجب بهبود در کیفیت احتراق می‌شود. با افزایش سهم بیودیزل در مخلوط سوخت، گشتاور و توان ترمزی موتور در مخلوط B10 تا B20 اندکی افزایش می‌یابد و سپس به مقدار جزئی کاهش می‌یابد، همچنین در این نمونه‌ها مصرف ویژه سوخت ترمزی نیز حالت بهینه را دارد، زیرا بیودیزل خالص نسبت به گازوییل دارای چگالی بیشتر و ارزش حرارتی کمتری است و با توجه به اینکه سوخت بیودیزل و گازوییل به صورت مخلوط مورد آزمون قرار گرفتند لذا، در بارهای یکسان، مخلوط سوختی کمترین مصرف ویژه را دارد که هر دو شرط پایین‌بودن چگالی و بالابودن ارزش حرارتی را داشته باشد که سوخت B10 و B20 چنین حالتی را دارد (شکل ۴ تا ۶).



شکل ۴ تاثیر سوخت بیودیزل بر توان موتور

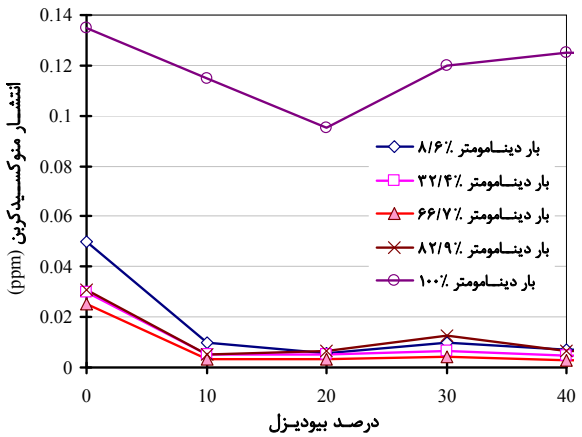


شکل ۵ تاثیر سوخت بیودیزل بر گشتاور موتور

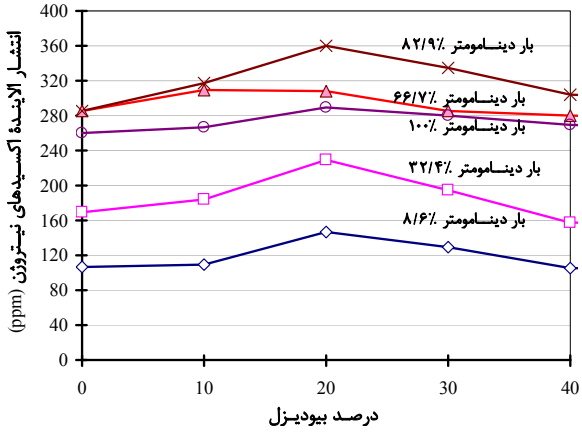


شکل ۶ تاثیر سوخت بیودیزل بر مصرف سوخت

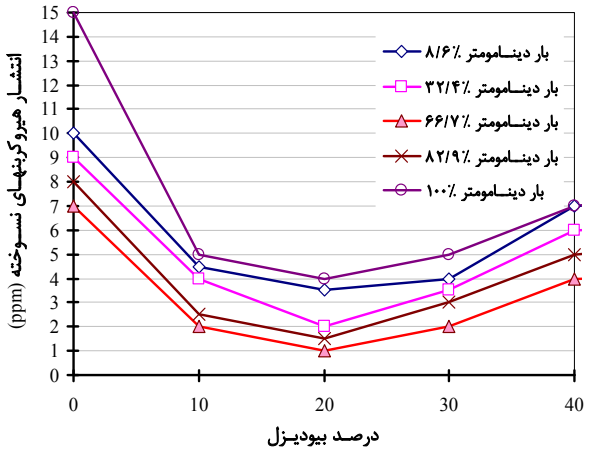
انتشار آلایندهٔ CO در سوخت‌های دارای بیودیزل در تمام بارهای دینامومتر به طور معنی‌داری نسبت به گازوییل خالص کمتر است. بیشترین کاهش مربوط به سوختی با حدود ۲۰ درصد بیودیزل است که به طور متوسط تا ۷۳ درصد آلاینده CO را نسبت به گازوییل کاهش می‌دهد و کمترین کاهش مربوط به بیودیزل خالص با ۷۰ درصد کاهش است. همچنین، انتشار آلایندهٔ UHC در تمام بارهای دینامومتر نسبت به گازوییل کمتر است. کمترین مقدار UHC مربوط به سوخت B20 است که با توجه به بازده حرارتی ترمزی بالای این مخلوط سوخت کاهش هیدروکربن نسوخته امری بدیهی است. ولی آلایندهٔ NOx در تمام بارهای دینامومتر افزایش می‌یابد که بیشترین افزایش مربوط به سوخت B20 است. با توجه به اینکه تشکیل NOx در احتراق شدیدتر (تاخیر اشتعال بیشتر) و در دمای بالا اتفاق می‌افتد، لذا افزایش NOx در سوخت B20 به خاطر دمای بالای احتراق می‌باشد (شکل ۷ تا ۹).



شکل ۷ تاثیر سوخت بیودیزل بر انتشار CO



شکل ۸ تاثیر سوخت بیودیزل بر انتشار NOx



شکل ۹ تاثیر سوخت بیودیزل بر انتشار UHC

۴- نتایج حاصل از مدلسازی شبکهٔ عصبی

در این تحقیق، برای آموزش مدل شبکهٔ عصبی از الگوریتم‌های آموزشی دسته‌ای کاهش شیب، آموزش دسته‌ای کاهش شیب با مومنتم، آموزش با سرعت یادگیری متغیر، شیب توأم مقیاس شده و روش لونبرگ-مارکوارت استفاده شد. کد فراخوانی این توابع در محیط نرم‌افزار MATLAB به ترتیب traingdx، trainscg، traingda و trainlm می‌باشد. به منظور جلوگیری از بیش‌برازش[1] به علت خطای بالای روش تنظیم خودکار، از روش توقف زودرس استفاده شد که در این روش اختصاص ۶۰ درصد داده‌ها به عنوان زیرمجموعه آموزشی، ۲۰ درصد داده‌ها به عنوان زیرمجموعه معتبرسازی و ۲۰ درصد داده‌ها به عنوان زیرمجموعه آزمایشی نتایج بهتری را در کاهش خطای مدل نشان داد. تعداد نرون‌های لایه مخفی از ۱۰ تا ۲۵ نرون تغییر داده شد که تعداد بهینه آن برای هر الگوریتم آموزشی و خطای mse به‌دست آمده در جدول ۲ آورده شده است.

یکی از مشکلات موجود در آموزش شبکه‌های عصبی بیش‌برازش می‌باشد. منظور از بیش‌برازش این است که پس از آموزش شبکه خطا بر روی مجموعه آموزشی به حداقل مقدار خود می‌رسد، اما با ارائه داده‌های جدید به شبکه، به عنوان ورودی، خطا بسیار بالاست. در این تحقیق، برای جلوگیری از بیش‌برازش، از روش توقف زودرس استفاده شد. در این روش، ابتدا داده‌های موجود به سه زیرمجموعه شکسته شد. زیرمجموعه اول همان داده‌های آموزشی است که برای محاسبه

1. Over Fitting

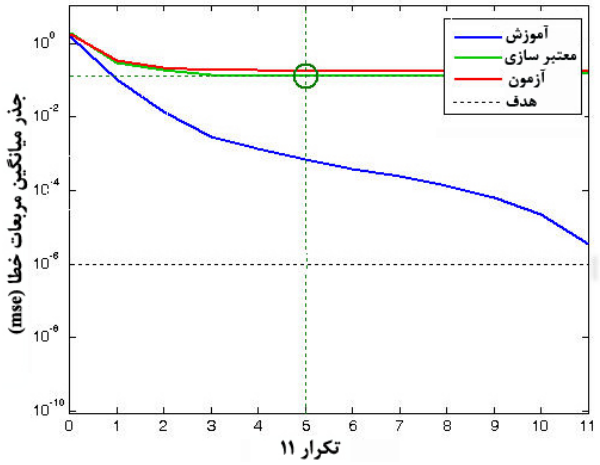
گرادیان و خطای مجموعه معتبرسازی در طول فرایند آموزش نظارت استفاده شد. زیرمجموعه دوم مربوط به معتبرسازی است. زمانی که شبکه سعی در تطابق بیش از حد با داده‌ها دارد، خطای مجموعه معتبرسازی افزایش می‌یابد. زمانی که خطای معتبرسازی برای تعداد خاصی تکرارها افزایش یابد، آموزش متوقف می‌شود و مقدار وزن‌ها و بایاس‌ها با زمانی که این خطا حداقل بوده انطباق داده می‌شود. زیرمجموعه سوم زیرمجموعه آزمایش است که برای مقایسه مدل‌های مختلف استفاده می‌شود. برای به‌دست آوردن بهترین پیش‌بینی شبکه، چند ساختار با استفاده از داده‌های آزمایشی مورد آموزش و ارزیابی قرار گرفت.

جدول ۲ مشخصات مربوط به شبکه‌های ایجادشده

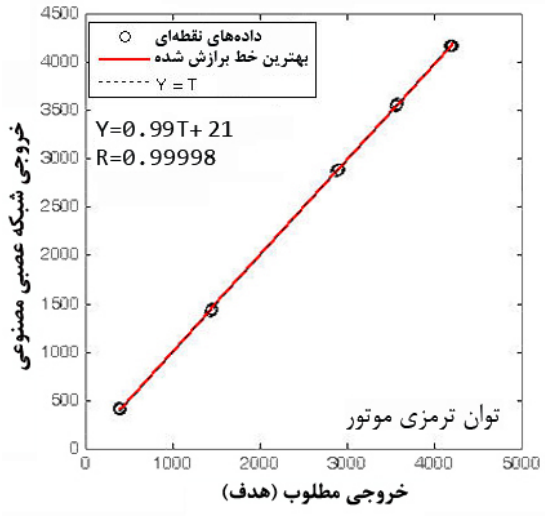
الگوریتم آموزشی	تعداد نرون‌ها در لایه مخفی	ضریب همبستگی مجموعه آموزش R	میانگین مربعات خطا (MSE)
Traingdx	۱۳	۰/۹۹۶۹	$۴/۲\times۱۰^{-۳}$
Traingda	۱۳	۰/۹۹۶۸	$۳/۸\times۱۰^{-۳}$
Trainlm	۱۳	۰/۹۹۹۰	$۶/۶\times۱۰^{-۴}$
Trainscg	۱۴	۰/۹۹۸۹	۱×۱۰^{-۳}
Traingdx	۱۳-۱۳	۰/۹۹۷۳	$۴/۱\times۱۰^{-۳}$
Traingda	۱۲-۱۲	۰/۹۹۳۲	$۸/۳\times۱۰^{-۳}$
Trainlm	۱۳-۱۳	۱	$۲/۶\times۱۰^{-۶}$
Trainscg	۱۳-۱۴	۰/۹۹۵۵	$۶/۱\times۱۰^{-۳}$

شکل ۱۰ مربوط به روند آموزش شبکه با استفاده از الگوریتم آموزشی لونبرگ-مارکوارت با کد trainlm است. همان‌طور که دیده می‌شود، خطای MSE شبکه به‌تدریج کاهش یافته و پس از ۱۱ تکرار، آموزش شبکه با پیغام "Validation Stop" متوقف می‌شود که نشان‌دهندهٔ افزایش خطای مجموعه معتبرسازی است. مقدار وزن‌ها و بایاس‌ها با زمانی که این خطا حداقل بوده انطباق داده شدند.

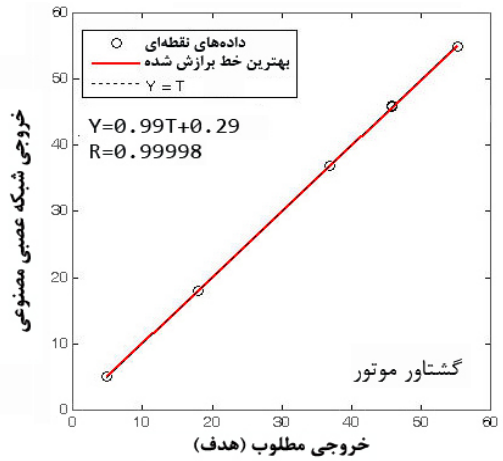
تشابه تغییرات خطای مجموعه آزمایش و معتبرسازی نشان‌دهنده نتایج مطلوب مدل است. به منظور بررسی دقیق‌تر نتایج مدل، آنالیز رگرسیون میان خروجی‌های شبکه و اهداف مطلوب مورد ارزیابی قرار گرفت. ضرایب همبستگی به‌دست آمده در پیش‌بینی توان ترمزی، گشتاور و مصرف ویژه سوخت به ترتیب ۰/۹۹۹۹، ۰/۹۹۹۹ و ۰/۹۹۹۱ به‌دست آمدند (شکل‌های ۱۱ تا ۱۳) و ضرایب همبستگی به‌دست آمده در پیش‌بینی غلظت آلاینده‌های خروجی از اگزوز موتور CO، NO_X و UHC به ترتیب ۰/۹۹۴۶، ۰/۹۹۴۸ و ۰/۹۹۶۹ به‌دست آمد (شکل‌های ۱۴ تا ۱۶). نتایج نشان‌دهندهٔ دقت بالای شبکه عصبی مصنوعی پس‌انتشار خطا، با ۲ نرون در لایه ورودی و ۶ نرون در لایهٔ خروجی، در پیش‌بینی پارامترهای عملکرد (توان ترمزی، گشتاور، مصرف ویژه سوخت) و آلاینده‌های خروجی موتور (CO، NO_X و UHC) است.



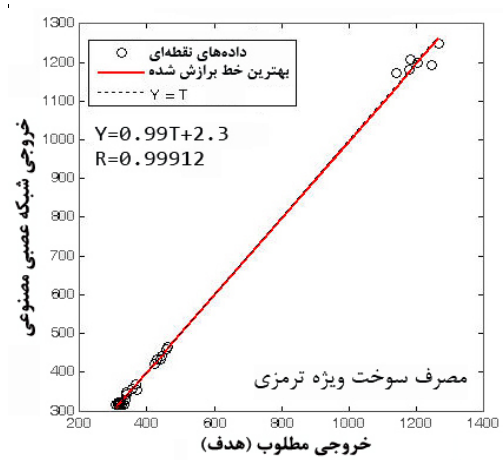
شکل ۱۰ روند تغییرات خطای MSE شبکه با استفاده از الگوریتم آموزشی لونبرگ-مارکوارت Trainlm



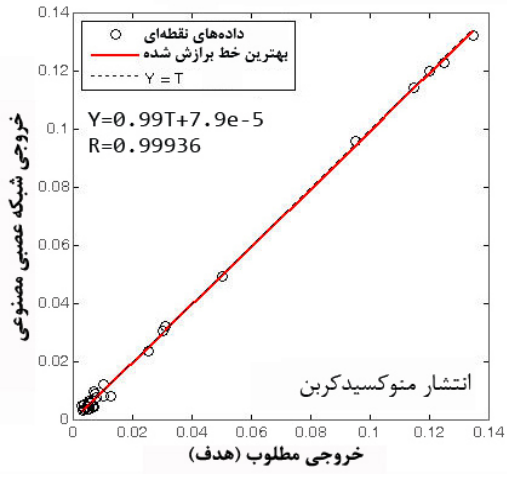
شکل ۱۱ آنالیز رگرسونی میان خروجی شبکه و خروجی مطلوب برای پیش‌بینی توان موتور



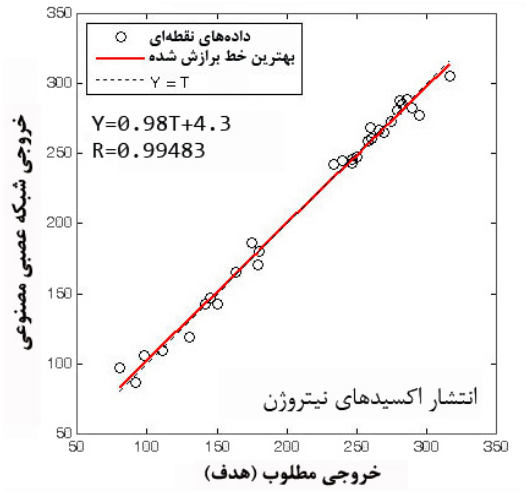
شکل ۱۲ آنالیز رگرسونی میان خروجی شبکه و خروجی مطلوب برای پیش‌بینی گشتاور موتور



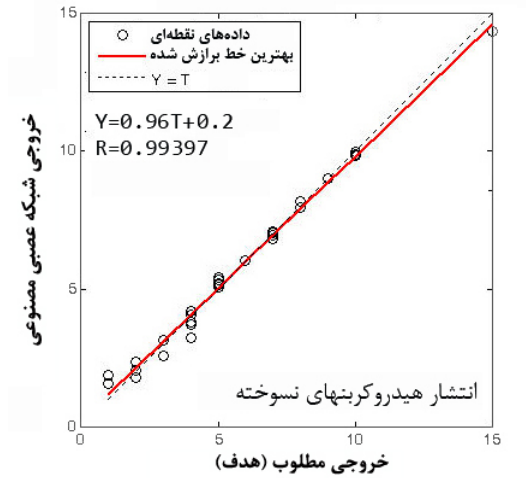
شکل ۱۳ آنالیز رگرسونی میان خروجی شبکه و خروجی مطلوب برای پیش‌بینی مصرف سوخت ویژه ترمزی موتور



شکل۱۴ آنالیز رگرسونی میان خروجی شبکه و خروجی مطلوب برای پیش‌بینی انتشار آلایندهٔ منوکسید کربن



شکل ۱۵ آنالیز رگرسونی میان خروجی شبکه و خروجی مطلوب برای پیش‌بینی انتشار آلایندهٔ اکسیدهای نیتروژن



شکل ۱۶ آنالیز رگرسونی میان خروجی شبکه و خروجی مطلوب برای پیش‌بینی انتشار آلایندهٔ هیدروکربن‌های نسوخته

۵- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، تحلیل کاملی از تاثیر استفاده سوخت بیودیزل بر پارامترهای عملکرد و آلایندگی موتور دیزل تک‌سیلندر لیستر M8/1 با استفاده از شبکهٔ عصبی پرسپترون چند لایه[1] انجام گرفت. بیودیزل مورد نیاز از روغن پسماند رستوران تولید شد که تطابق کاملی با استاندارد ASTM داشت. مدل شبکهٔ عصبی با استفاده از داده‌های تجربی آزمون موتور (دور ۷۵۰rpm و بار ۸/۶، ۳۲/۴، ۶۶/۷، ۸۲/۹ و ۱۰۰ درصد بار کامل و مخلوط‌های مختلفی از نسبت‌های ۱۰، ۲۰ ، ۳۰ و ۴۰ درصد

1. Multi Layer Perceptron Network

از بیودیزل و گازوییل) ایجاد شد. نتایج حاصل از مدلسازی شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که با آموزش کافی الگوریتم پس‌انتشار خطا مدل شبکهٔ عصبی پرسپترون چندلایه با ۲ نرون در لایه ورودی ، ۶ نرون در لایهٔ خروجی و ۱۳ نرون در لایه مخفی، با الگوریتم آموزشی لونبرگ-مارکوارت (trainlm)، توانایی بسیار بالایی در پیش‌بینی پارامترهای عملکرد (توان ترمزی، گشتاور، مصرف ویژه سوخت) و آلایندهٔای خروجی موتور (CO، NO_X و UHC) دارد. با مدل شبکهٔ عصبی ارائه‌شده، می‌توان تاثر سهم بیودیزل موجود در مخلوط سوخت بیودیزل و گازوییل را در بارهای مختلف موتور بر عملکرد و آلایندگی موتور مورد مطالعه قرار داد.

۶- سپاسگزاری

در پایان از زحمات آقای مهندس محمود عباسی‌فخر که در طراحی شبکه عصبی مصنوعی مرا یاری نمودند سپاسگزاری می‌شود.

۷- منابع

[1] Najafi B., Piruzpanah V., Ghobadian B., "Experimental Investigation of Performance and Emission Parameters of a Small Diesel Engine Using CNG Biodiesel", *SAE Paper* No. 2007-32-0075.

[2] Zhang M. A., Dube D., McLean D., Kates M., "Biodiesel Production from Waste Cooking Oil, Process design and technological assessment", *Bioresource Technology*, Vol. 89, 2003, pp. 1-16.

[3] Anh N., Phan Tan M., "Biodiesel Production from Waste Cooking Oils", *Fuel*, Vol. 87, 2008, pp. 17-18.

[4] Luis L. F., Vicente G., Rodriguez R., Pacheco M., "Optimisation of FAME Production from Waste Cooking Oil for Biodiesel Use", *Biomass and Bioenergy*, Vol. 33, 2009, pp. 862-872.

[5] Zhang Y., Dubé M. A., McLean D. D., Kates M., "Biodiesel Production from Waste Cooking oil, Economic Assessment and Sensitivity Analysis", *Bioresource Technology*, Vol. 90, 2003, pp. 229-240.

[6] Banerjee A., Chakraborty R., "Parametric Sensitivity in Transesterification of Waste Cooking Oil for Biodiesel Production-A Review", *Resources, Conservation and Recycling*, Vol. 53, 2009, pp. 490-497.

[7] Ferella F., Mazziotti G., Michelis I., Stanisci V., Vegliò F., "Optimization of the Transesterification Reaction in Biodiesel Production", *Fuel*, Vol. 89, 2010, pp. 36-42.

[8] Fukuda H., Kondo A., Noda H., "Biodiesel Fuel Production by Transesterification of Oils", *Bioscience and Bioengineering*, Vol. 92, 2001, pp. 405-416.

[9] Antolin, G., Tinaut, F. V., Briceno, Y., Castano, V., Perez, C., Ramirez A. I., "Optimisation of Biodiesel Production by Sunflower Oil Transesterification", *Bioresource Technology*, Vol. 83, 2002, pp. 111-114.

[10] Asakuma Y., Maeda K., Kuramochi H., Fukui K., "Theoretical Study of the Transesterification of Triglycerides to Biodiesel Fuel", *Fuel*, Vol. 88, 2009, pp. 786-791.

[11] De Paola M. G., Ricca E., Calabrò V., Curcio S., Iorio G., "Factor Analysis of Transesterification Reaction of Waste Oil for Biodiesel Production", *Bioresource Technology*, Vol. 100, 2009, pp. 5126-5131.

[12] Al-Widyan M. I., Al-Shyoukh A. O., "Experimental Evaluation of the Transesterification of Waste Palm Oil into Biodiesel", *Bioresource Technology*, Vol. 85, 2002, pp. 253-256.

[13] Lapuerta M., Herreros J. M., Lyons L. L., García-Contreras R., Briceño Y., "Effect of the Alcohol Type Used in the Production of Waste Cooking Oil Biodiesel on Diesel Performance and Emissions", *Fuel*, Vol. 87, 2008, pp. 15-16.

[14] Lapuerta M., Armas O., Rodríguez-Fernández J., "Effect of Biodiesel Fuels on Diesel Engine Emissions", *Progress in Energy and Combustion Science*, Vol. 34, 2008, pp. 198-223.

[15] [Lapuerta,M., Rodríguez-Fernández, J., Agudelo, J.R., "Diesel particulate emissions from used cooking oil biodiesel", Bioresource Technology, Vol 99, 2008, pp 731-740.

[16] Ramadhas A. S., Jayaraj S., Muraleedharan C., Padmakumari K. "Artificial Neural Networks used for the Prediction of the Cetane Number of Biodiesel", *Renewable Energy*, Vol. 31, 2006, pp. 2524-2533.

[17] 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.

[18] Duran A., Lapuerta M., Rodriguez-Fernandez J., "Neural Networks Estimation of Diesel Particulate Matter Composition from Transesterified Waste Oils Blends", *Fuel*, 2005, Vol. 84, pp. 2080-2085.

[19] Rajendra M., Jena P., Raheman H., "Prediction of Optimized Pretreatment Process Parameters for Biodiese Production using ANN and GA", *Fuel*, 2009, Vol. 88, pp. 868-875.

[20] Canakci M., Ozsezen A. N., Arcaklioglu E., Erdil A., "Prediction of Performance and Exhaust Emissions of a Diesel Engine Fueled with Biodiesel Produced from Waste Frying Palm Oil", *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, 2009, pp. 9268-9280.

[۲۱] نجفی ب؛ پیروزپناه و؛ قبادیان ب؛ "بررسی تجربی پارامترهای عملکرد و آلایندگی موتور دیزل با استفاده از سوخت جایگزین بیودیزل"، *مجلهٔ فنی مهندسی مدرس*، شماره ۲۸، ۱۳۸۶، ص ۷۹-۸۶.