



مدل‌سازی و تحلیل حساسیت بیودیزل تولید شده به کمک امواج فراصوت با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

بهرام حسین‌زاده سامانی^۱، حماد ذرعی‌فروش^۲

۱- استادیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد

۲- استادیار گروه مهندسی مکانیزاسیون، دانشکده کشاورزی، دانشگاه گیلان

ایمیل مکاتبه کننده: b.hosseinzadehsamani@agr.sku.ac.ir

چکیده

با توجه به بحران انرژی و کاهش ذخایر سوخت‌های فسیلی، دانشمندان روی به تولید سوخت‌های جایگزین آورده‌اند که سوخت بیودیزل یکی از انواع این سوختها است. حال در این تحقیق در نظر است که میزان بیودیزل تولیدی به کمک امواج فراصوت را توسط روش شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌سازی نمود و در انتها آنالیز حساسیت روی مدل بهینه صورت گیرد. در این پژوهش نشان داده شد مدل‌های شبکه عصبی توانستند پیش بینی و تخمین قابل قبولی برای فرآیند تولید بیودیزل داشته باشند. شبکه عصبی با توپولوژی ۲-۱۲-۴ بهترین نوع شبکه بود که بیشترین ضریب تبیین و کمترین مجموع مربعات خطا را داشت. در این شبکه برای لایه‌های اول و دوم به ترتیب توابع انتقال تانژانت هایپربولیک و خطی مورد استفاده قرار گرفت. همچنین بهترین الگوریتم آموزشی که برای این مدل حاصل شد الگوریتم BFGS بود. آنالیز حساسیت نشان داد از بین متغیرهای ورودی مدل، متغیر پالس بیشترین اهمیت را داشته است و بعد از آن نسبت مولی، زمان و دامنه در رتبه‌های بعدی قرار دارند.

واژه‌های کلیدی: انرژی تجدید پذیر، مدل‌سازی، بیودیزل، شبکه عصبی مصنوعی، آنالیز حساسیت

مقدمه

همان‌طور که در منابع علمی بیان شده است حداکثر تولید اقتصادی منابع نفتی بین سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۳۰ خواهد بود (فیاضی، ۱۳۹۱). بنابراین به تبع آن تولید اقتصادی فرآورده‌های نفتی نیز در سال‌های آینده کاهش خواهد یافت. یکی از این فرآورده‌ها، سوخت دیزل یا همان گازوییل است که امروزه به طور گسترده در زندگی روزمره، از جمله در موتورهای دیزل و همچنین سیستم‌های گرمایشی، کاربرد فراوان دارد. علاوه بر مشکل کاهش منابع نفتی، مشکلات زیست‌محیطی فراوانی نیز بر سر راه استفاده از سوخت دیزل قرار دارد (Safieddin Ardebili et al, 2011). با شدت گرفتن مشکلات ذکر شده، توجه محققان به سمت سوخت‌های جایگزین جلب شد. یکی از این سوخت‌های جایگزین، بیودیزل است که به عنوان سوختی



مناسب جهت جایگزینی سوخت دیزل مرسوم به منظور کاربرد در سامانه‌های گرمایشی و به طور ویژه به منظور کاربرد در موتورهای دیزل معرفی شده است (Xue, 2011). در منابع مختلفی اشاره شده است که از روغن خام می‌توان به عنوان سوخت در درون موتورهای اشتعال تراکمی استفاده کرد. ولی معمولاً به دلیل ویسکوزیته‌ی بالای روغن و نیاز به تغییر سیستم سوخت‌رسانی موتور، معمولاً روش‌های گوناگونی به منظور کاهش ویسکوزیته‌ی روغن استفاده می‌شود که از آن جمله می‌توان به روش‌های رقیق‌سازی به وسیله هیدروکربن‌ها (ترکیب کردن)، امولسیون‌سازی، پیرولیز (تجزیه حرارتی یا شکستن مولکول‌های بزرگ به وسیله حرارت) و ترانس‌استریفیکاسیون (الکلیز) اشاره کرد و لازم به ذکر است که مهم‌ترین آن‌ها روش ترانس‌استریفیکاسیون می‌باشد (Guan and Kusakabe, 2009; Meher et al, 2006). پژوهش‌های متعددی برای انتخاب شرایط مناسب این واکنش انجام شده است و سعی بر کاهش زمان و افزایش راندمان این واکنش کرده‌اند (خاتمی فر، ۱۳۸۴). واکنش ترانس‌استریفیکاسیون به صورت تجاری نیاز به هم‌زنی مکانیکی پیوسته در دوره زمانی طولانی دارد، به این دلیل که واکنش بین الکل و روغن تنها در محل تماس واقع بین دو مایع (در مقیاس مولکولی) قابل انجام است (Anwar, F., and Rashid, 2007). وقتی این مخلوط تحت امواج فراصوت قرار گیرد، امواج فراصوت در محل تماس کایتاسیون ایجاد می‌کنند. در نتیجه، امولسیون‌ی از روغن و الکل شکل گرفته که سطح وسیعی را برای انجام واکنش فراهم می‌کند و همچنین زمان انجام واکنش به اندازه‌ی معنی‌داری کاهش پیدا می‌کند (Chand et al., 2010). تحقیقات گسترده‌ای روی مدل‌سازی و پیش‌بینی تولید بیودیزل از منابع مختلف صورت پذیرفته است (فیاضی، ۱۳۹۱). یکی از روش‌های مدل‌سازی توسط هوش مصنوعی که دارای دقت قابل قبولی می‌باشد شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks - ANN) روش‌های محاسباتی نوینی برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش، و در انتها اعمال دانش به دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده می‌باشند. ایده اصلی این گونه شبکه‌ها (تا حدودی) الهام‌گرفته از شیوه‌ی کارکرد سیستم عصبی زیستی، برای پردازش داده‌ها، و اطلاعات به منظور یادگیری و ایجاد دانش بوده است. توافق دقیقی بر تعریف شبکه عصبی در میان محققان وجود ندارد؛ اما اغلب آنها موافقتند که شبکه عصبی شامل شبکه‌ای از عناصر پردازش ساده (نورون‌ها) است، که می‌تواند رفتار پیچیده کلی و تعیین شده از ارتباط بین عناصر پردازش و پارامترهای عنصر را نمایش دهد. این شبکه‌ها برای تخمین (Estimation) و تقریب (Approximation) کارایی بسیار بالایی از خود نشان داده‌اند. گستره کاربرد این مدل‌های ریاضی بر گرفته از عملکرد مغز انسان، بسیار وسیع می‌باشد که به عنوان چند نمونه کوچک می‌توان استفاده از این ابزار ریاضی در پردازش سیگنال‌های بیولوژیکی، مخابراتی و الکترونیکی تا کمک در نجوم و فضاوردی را نام برد (Dayhoff, 1990; Farkas et al, 2000). حال در این تحقیق در نظر است که میزان سوخت حاصل از روغن دانه بنه که به کمک امواج فراصوت تولید شده است را توسط روش شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌سازی نمود و در انتها آنالیز حساسیت روی مدل بهینه صورت گیرد.



مواد و روش‌ها

آماده سازی روغن

میوه بنه بعد از تهیه پوست گیری شده و در دستگاه آسیاب خرد شد. سپس با استفاده از هگزان نرمال به عنوان حلال و با نسبت حجمی ۴ به ۱ حلال به بنه آسیاب شده و با استفاده از سامانه فراصوت روغن استخراج شد. در مرحله بعد حلال با استفاده از دستگاه روتاری از روغن جدا شده و روغن آماده تیتراسیون می‌شود.

تعیین درصد اسیدهای چرب آزاد

یکی از مهم‌ترین فاکتورهای تأثیرگذار بر موفقیت آمیز بودن واکنش تولید بیودیزل، کیفیت روغن خوراک فرآیند است. معمولاً در تحقیقات متعددی اشاره شده است که میزان اسیدهای چرب آزاد روغن باید کمتر ۰/۵ درصد وزنی روغن مورد استفاده باشد. به همین منظور در ابتدا باید میزان این اسیدهای چرب آزاد موجود در روغن را اندازه‌گیری کرد. برای این منظور با استفاده از محلول ۰/۱ نرمال هیدروکسید پتاسیم و معرف فنل فتالین به تیتراسیون روغن حاصل از دانه بنه پرداخته شد. معادلات (۱) و (۲) که مقدار آن بر حسب درصد وزنی است، به منظور محاسبه میزان اسیدهای چرب آزاد و کاتالیزور استفاده می‌شود (Gerpen., 2004):

$$\% FFA = \frac{0.5 \times A \times N \times W_{cat}}{W} \quad (1)$$

$$KOH (gr) = \frac{[\% FFA] \times 0.197}{0.86} + \% 1 \quad (2)$$

که در آن A حجم کاتالیزور لازم جهت تیتراسیون روغن بر حسب میلی‌لیتر، W مقدار نمونه بر حسب گرم، N نرمالیت و W_{cat} جرم مولکولی کاتالیزور بر حسب گرم هستند که برای هیدروکسید پتاسیم و سدیم به ترتیب برابر با ۵۶/۱ گرم و ۴۰ می‌باشد. میزان اسیدهای چرب آزاد برای روغن بنه ۲/۱ درصد به دست آمد که باید با واکنش استریفیکاسیون مقدار آن به زیر ۱ درصد برسد.

استریفیکاسیون

استریفیکاسیون روغن‌ها یکی از روش‌های پیشرفته تکنولوژی روغن می‌باشد که تغییراتی در ساختمان اصلی گلیسریدها ایجاد می‌شود بدون اینکه تغییرات شیمیایی در اسید چرب تشکیل‌دهنده ساختار تری اسیل گلیسرید بوجود آید. در این تحقیق اسیدهای چرب آزاد در حضور کاتالیزور اسید سولفوریک با متانول واکنش داده و به متیل استر تبدیل شد. بعد از واکنش استریفیکاسیون مجدد روغن تیترا شده و درصد اسیدهای چرب آزاد آن ۰/۵ درصد به دست آمد که با این شرایط روغن آماده واکنش ترانس استریفیکاسیون می‌باشد.



محلول متوکسید

منظور از متوکسید، همان مخلوط کاتالیزور و متانول می‌باشد. به منظور تهیه‌ی متوکسید در هر مرحله میزان الکل مورد نظر در درون یک بشر قرار گرفته و بعد از افزودن کاتالیزور، از روش همزنی به منظور کاهش مدت زمان انحلال و میزان تبخیر الکل استفاده می‌شود. الکل مورد استفاده در این تحقیق الکل متانول شرکت مرک آلمان می‌باشد که دارای خلوص ۹۹/۹ درصد است. همچنین از قرص‌های هیدروکسید پتاسیم با خلوص ۹۹/۸ درصد ساخت همین شرکت به عنوان کاتالیزور استفاده شد.

واکنش ترانس استریفیکاسیون

در این مرحله از آزمایش، روغن در حضور متوکسید واکنش داده و به تولید بیودیزل و گلیسرین منجر می‌شود. در ادامه تحقیق به بهینه‌سازی شرایط عملکرد چرخه تولید متیل استر مبادرت گردید.

الکل اضافی

وجود متانول در مخلوط واکنشی، باعث تأخیر در جداسازی دو فاز بیودیزل و گلیسرین در مرحله بعد می‌شود. لذا برای جداسازی الکل می‌توان مخلوط باقی‌مانده را تا دمای جوش الکل حرارت داد که از این روش بیشتر در صنعت و به منظور بازیافت الکل اضافی استفاده می‌شود (Kusdiana and Saka, 2001).

گلیسرین

گلیسرین یا گلیسرول یک ماده شفاف، بی‌رنگ، بی‌بو و غلیظ می‌باشد. در اینجا برای جداسازی گلیسرین از روش ته نشینی به دلیل چگالی بالاتر آن نسبت به سایر مواد موجود در واکنش استفاده شد.

محاسبه محتوای متیل استر و درصد تبدیل

بعد از آماده سازی نمونه و تزریق آن به دستگاه کروماتوگرافی گازی مطابق استاندارد BS EN 14103 بر اساس غلظت ترکیبات موجود در نمونه پاسخ‌هایی توسط دتکتور صادر می‌شود. با استفاده از نرم‌افزار توتال کروم، کروماتوگرام حاصل از پاسخ‌های دتکتور قابل مشاهده و انجام محاسبات خواهد بود. کروماتوگرام شامل پیک‌های متناظر با غلظت ترکیبات موجود در نمونه تزریق شده شامل حلال، اسیدهای چرب متیله شده و ایترنال استاندارد است. سطح زیر منحنی هر پیک متناظر با غلظت آن در نمونه است. محتوای متیل استر موجود در نمونه بیودیزل (C) با استفاده از رابطه (۳) مطابق استاندارد BS EN 14103 محاسبه شد.



$$C = \frac{\sum A - A_{IS}}{A_{IS}} \times \frac{M_{IS}}{M} \times 100$$

(۳)

که در آن:

$\sum A$: مجموع سطح زیر پیک مربوط به اسیدهای چرب C6 تا $24C \mu V \cdot sec$

AIS: سطح زیر پیک متناظر با اینترنال استاندارد (متیل هپتا دکانات)، $\mu V \cdot sec$.

MIS: جرم اینترنال استاندارد استفاده شده (mg)

M: جرم نمونه بیودیزل (mg)

درصد تبدیل روغن به بیودیزل نیز از رابطه (۴) محاسبه می‌شود (Thanh et al., 2010):

$$FAME(\%) = \frac{W_{FAME} / M_{FAME}}{3W_{wco} / M_{wco}} \times 100$$

(۴)

که در این رابطه wFAME و wWCO بر حسب میلی‌گرم به ترتیب جرم بیودیزل تولیدشده و جرم روغن پسماند استفاده‌شده و MFAME و MWCO جرم مولکولی میانگین برای بیودیزل و روغن پسماند است.

آب شویی سوخت

بعد از جداسازی گلیسرین از بیودیزل باید مواد اضافی موجود در بیودیزل از آن خارج گردد. این مواد عبارت‌اند از صابون، مقداری گلیسرین ته نشین نشده و کاتالیزور، که در صورت باقیماندن در هنگام سوختن باعث بروز اثرات نامطلوب در نحوه احتراق، بروز بوی بد و دود در محصولات احتراق می‌شوند.

شبکه عصبی

در این پژوهش از شبکه‌های چند لایه پرسپترون MLP که در آن تمامی نورون‌ها به یکدیگر وصل شده‌اند استفاده شد. این مدل، به علت سادگی و در عین حال دقت بالا، کاربرد زیادی در مدلسازی غیر خطی دارد (Schalkoff, 1997). از توابع آستانه مختلفی چون لجستیک سیگموئیدی، تانژانت سیگموئید و خطی و الگوریتمهای آموزش همراه با نظارت، شبکه‌های پساتشار روبه جلو (FFBP) مانند الگوریتم لونیبرگ-مارکوارت، الگوریتم BFGS و چند نوع الگوریتم آموزش دیگر استفاده شد و نتایج آن‌ها مقایسه گشت (جدول ۱).



جدول ۱- توابع انتقال انتخابی در شبکه عصبی‌های طراحی شده (البرزی، ۱۳۸۳)

رابطه	نام تابع
$\frac{1}{1 + e^{-x}}$	لجستیک سیگموئیدی
$\frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	تانژانت هایپربولیک
e^{-x}	نمایی
x	خطی

داده‌های ورودی شبکه ابتدا نرمال‌سازی شده و سپس به صورت تصادفی به سه گروه آموزش (۷۰٪)، ارزیابی (۱۵٪) و تست (۱۵٪) تقسیم‌بندی شدند. همچنین نرخ آموزش (lr) برای تمامی حالات ۰/۲ و میزان مومنتم ۰/۱ در نظر گرفته شد. کد مورد نیاز برای شبیه‌سازی شبکه عصبی با استفاده از نرم‌افزار MATLAB R2013 توسعه داده شد، بهترین توپولوژی شبکه عصبی بر اساس دو معیار ضریب تعیین (R2) و مجموع مربعات خطا (SSE) مشخص گردید. بهترین مدلی که می‌تواند میزان درصد تبدیل و انرژی مصرفی فرآیند را تخمین بزند، توپولوژی است که دارای بیشترین ضریب تعیین (R2) و کمترین SSE باشد. نحوه محاسبه ضریب تعیین و میانگین مربعات خطا در روابط ۵ و ۶ نشان داده شده است (Schalkoff, 1997).

$$SSE = \sum_{i=1}^n (a_i - p_i)^2 \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\left[\sum_{i=1}^n (a_i - p_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}}}{\left[\sum_{i=1}^n (\bar{a}_i - \bar{p}_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (6)$$

در این روابط a_i درصد تبدیل یا انرژی مصرفی \bar{a}_i بدست آمده از آزمایش، p_i درصد تبدیل یا انرژی مصرفی \bar{p}_i ام توسط شبکه، N تعداد مشاهدات می‌باشد. سطوح انتخابی متغیرهای ورودی مدل مانند جدول ۲ می‌باشد.

جدول ۲- سطوح متغیرهای مستقل آزمایش

سطوح آزمایش				متغیرهای مستقل
-	۶:۱	۵:۱	۴:۱	نسبت مولی (الکل به روغن)
۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	دامنه نوسان
۱	۰/۷۵	۰/۵	۰/۲۵	زمان روشن و خاموش بودن فراصوت (پالس)
۱۲	۹	۶	۳	زمان واکنش (min)

لازم به ذکر است از بین ۱۹۲ حالت ممکن ۷۵ تیمار مورد آزمایش قرار گرفت که نحوه انتخاب آن‌ها با توجه به روش منحنی‌های سطح پاسخ و جدول داده‌های تصادفی با علم بر اینکه از تمام بازه آزمایشی داده انتخاب شود، بوده است.



نتایج و بحث

از بین ۷۵ داده وارد شده به مدل ۵۳ داده برای قسمت آموزش و ۱۱ داده به بخش‌های ارزیابی و تست اختصاص یافت. تعداد شبکه‌های عصبی مورد بررسی ۱۰۰۰ عدد بوده است که از بین آنها شبکه عصبی با توپولوژی ۲-۱۲-۴ بهترین نوع شبکه بود که بیشترین ضریب تعیین و کمترین مجموع مربعات خطا را داشت (شکل ۱). در این شبکه برای لایه‌های اول و دوم به ترتیب توابع انتقال تانژانت هایپربولیک و خطی مورد استفاده قرار گرفت. همچنین بهترین الگوریتم آموزشی که برای این مدل حاصل شد الگوریتم BFGS بود. مقادیر ضرایب تعیین و مجموع مربعات خطا مربوط به مدل انتخابی در جداول ۳ و ۴ آمده است.

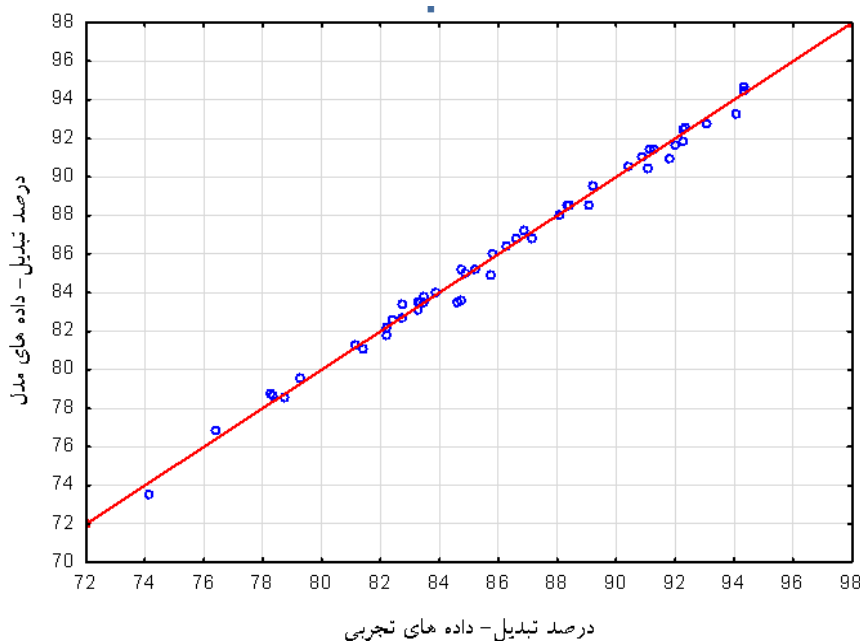
جدول ۳- مقادیر ضرایب تبیین و خطای مدل شبکه عصبی با توپولوژی ۲-۱۲-۴

خطای آموزش	ضریب تبیین آموزش	خطای ارزیابی	ضریب تبیین ارزیابی	خطای آموزش	ضریب تبیین آموزش
۰/۰۰۰۰۲	۰/۹۸	۰/۰۰۱۱۴	۰/۹۸	۰/۰۰۱۵۵	۰/۹۹

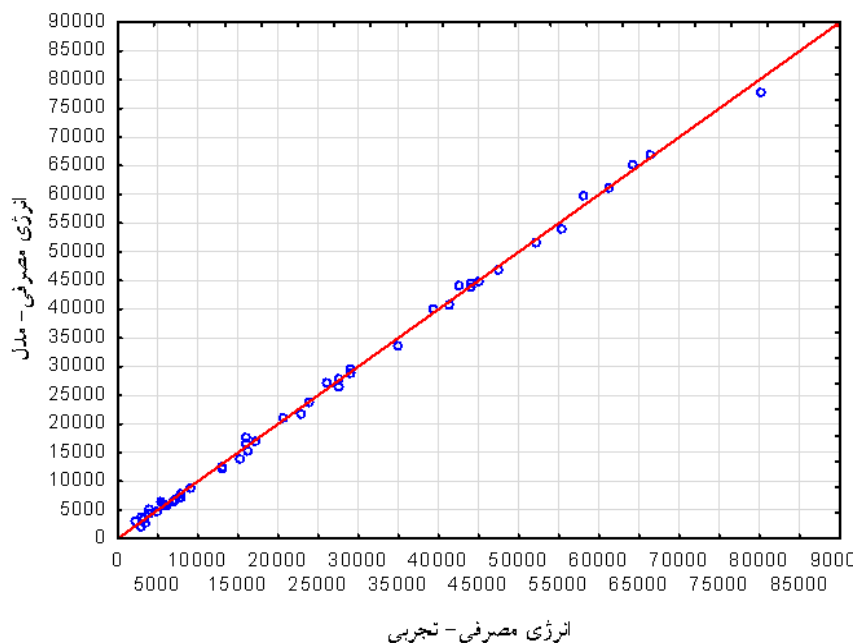
جدول ۴- مقادیر ضرایب تبیین تخمین انرژی مصرفی و درصد تبدیل بطور جداگانه

درصد تبدیل		انرژی مصرفی	
آموزش	ارزیابی	آموزش	ارزیابی
۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۹۹	۰/۹۹

داده‌های حاصل از مدل نشان داد با افزایش نسبت مولی تا نسبت ۵ به ۱ ابتدا درصد تبدیل افزایش می‌یابد و بعد از آن مقدارش روندی کاهشی داشته است. دلیل این امر را می‌توان تعادلی بودن واکنش ترانس استریفیکاسیون دانست که با افزایش نسبت مولی الکل به روغن موجب پیشرفت تولید متیل استر (بیودیزل) می‌شود (باقرپور و همکاران، ۱۳۸۹) (شکل ۲). با افزایش دامنه میزان درصد تبدیل افزایش یافته است. دلیل این افزایش می‌تواند بر اثر افزایش شدت هم زنی فراصوت به ازای افزایش دامنه باشد که موجب افزایش سطح تماس دو فاز تشکیل شده (متوکسید و روغن) می‌شود. این افزایش سطح باعث کاهش زمان واکنش از ۹۰ دقیقه به چیزی حدود ۶ دقیقه شده است (فیاضی، ۱۳۹۱) (شکل ۲). افزایش نسبت زمان روشن بودن فراصوت به خاموش بودن آن (پالس) موجب افزایش درصد تبدیل شده است (شکل ۲). زیرا زمان تحت تیمار بودن نمونه زیر امواج فراصوت در زمان محدود افزایش می‌یابد ولی در نسبت‌های بالا این افزایش کم بوده است، زیرا شوک ارتعاشی اولیه که بعد از روشن شدن مجدد فراصوت به نمونه داده می‌شود اثرش با موج یکنواخت به یک برابری می‌رسد. ولی خاموش بودن فراصوت موجب کاهش مصرف انرژی شده است. (فیاضی، ۱۳۹۱) و (Chand et al, 2010) نیز نتیجه مشابهی را از اثر پالس بر مقدار درصد تبدیل متیل استر گزارش کرده است.



(الف)



(ب)

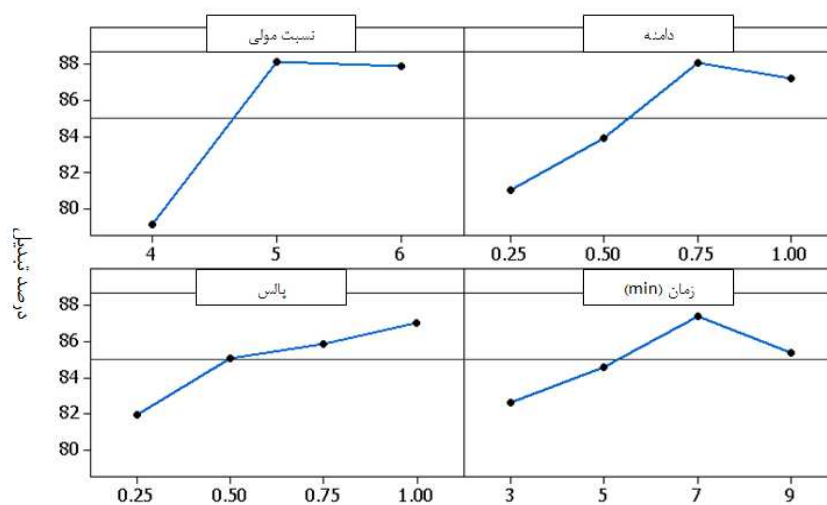
شکل ۱- برازش داده‌های تجربی در مقابل داده‌های حاصل از مدل (الف) درصد تبدیل (ب) انرژی مصرفی

همچنین با افزایش زمان واکنش تا بین زمان‌های ۵ تا ۷ دقیقه درصد تبدیل افزایش داشته و بعد از این زمان روندی کاهشی مشاهده می‌شود. دلیل افزایش اولی این است که با افزایش مدت زمان واکنش، میزان تحت تابش بودن مخلوط واکنش افزایش یافته و به همان نسبت اثرات امواج فراصوت روی محیط واکنش افزایش می‌یابد، و همچنین واکنش ترانس استریفیکاسیون واکنشی تعادلی می‌باشد کاهش میزان واکنش‌دهنده در محیط واکنش باعث برگشت واکنش و کاهش

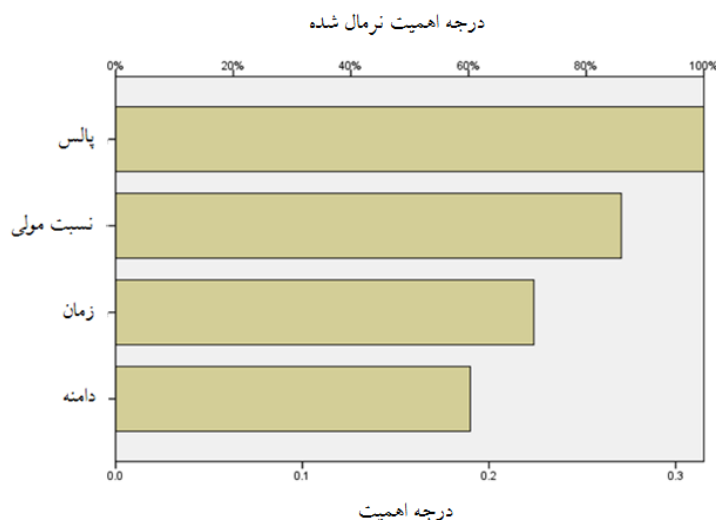


درصد تبدیل بیودیزل می‌شود (شکل ۲). همانطور که بیان شد تغییرات داده‌های خروجی مدل با روند تحقیقات سایر روش‌های تجربی هم خوانی داشته است و روندی یکسان را نشان می‌دهد.

آنالیز حساسیت نشان داد از بین متغیرهای ورودی مدل، متغیر پالس بیشترین اهمیت را داشته است و بعد از آن نسبت مولی، زمان و دامنه در رتبه‌های بعدی قرار دارند (شکل ۳). لازم به ذکر است شبکه به تنهایی برای هر کدام از متغیرهای وابسته اجرا شد و آنالیز حساسیت نشان داد اگر انرژی مصرفی از مدل حذف شود دامنه بیشترین اهمیت را در مدل داشته است ولی همراه شدن متغیرهای وابسته انرژی مصرفی و درصد تبدیل رتبه بندی درجه اهمیت این متغیرها را تغییر داده است.



شکل ۲- روند تغییرات درصد تبدیل حاصل از مدل به ازای تغییرات متغیرهای مستقل دامنه، نسبت مولی، زمان و پالس



شکل ۳- آنالیز حساسیت بر مدل شبکه عصبی با توپولوژی ۲-۱۲-۴



نتیجه‌گیری

در این آزمایش نشان داده شد مدل‌های شبکه عصبی توانستند پیش‌بینی و تخمین قابل قبولی برای فرآیند تولید بیودیزل داشته باشند. شبکه عصبی با توپولوژی ۲-۱۲-۴ بهترین نوع شبکه بوده است که بیشترین ضریب تعیین و کمترین مجموع مربعات خطا را داشت. در این شبکه برای لایه‌های اول و دوم به ترتیب توابع انتقال تانژانت هائپربولیک و خطی مورد استفاده قرار گرفت. همچنین بهترین الگوریتم آموزشی که برای این مدل حاصل شد الگوریتم BFGS بود. داده‌های حاصل از مدل نشان دادند با افزایش نسبت مولی ابتدا درصد تبدیل افزایش می‌یابد و بعد از نسبت معینی، درصد تبدیل کاهش پیدا می‌کند. با افزایش دامنه درصد تبدیل افزایش یافته است و دارای روندی صعودی می‌باشد. افزایش نسبت زمان روشن بودن فراصوت به خاموش بودن آن (پالس) موجب افزایش درصد تبدیل شده است. همچنین با افزایش زمان واکنش تا بین زمان‌های ۵ تا ۷ دقیقه درصد تبدیل افزایش داشته و بعد از این زمان روندی کاهشی مشاهده می‌شود. آنالیز حساسیت نشان داد از بین متغیرهای ورودی مدل پالس بیشترین اهمیت را داشته است و بعد از آن نسبت مولی، زمان و دامنه در رتبه‌های بعدی قرار دارند.

منابع و مآخذ

۱. البرزی م. آشنایی با شبکه عصبی، چاپ دوم، انتشارات علمی دانشگاه شریف، ۱۳۸۳.
۲. باقرپور ح، قبادیان. ب، توکلی هاشجین. ت، محمدی. ع، فیض اله نژاد. م، زنوزی. ع. (۱۳۸۹). بهینه سازی پارامترهای تاثیر گذار در تولید بیودیزل با استفاده از روش ترانس استرافیکاسیون. مجله مهندسی بیوسیستم ایران- (۴۱)، (۳۷-۴۳).
۳. خاتمی فر م. (۱۳۸۴). طراحی، ساخت و ارزیابی دستگاه فرآوری بیودیزل. پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد. دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس.
۴. فیاضی ا. (۱۳۹۱). تولید بیودیزل با استفاده از سامانه فراصوت، پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس.
5. Chand, P. Chintareddy, V.R. Verkade, J.G. & Grewell, D. 2010. Enhancing biodiesel production from soybean oil using ultrasonics. Energy & fuels, 24: 2010-2015.
6. Dayhoff, J. E. 1990. Neural Network Principles. Prentice-Hall International, U.S.A
7. Farkas, I. Remenyi, P. & Biro, A. 2000. A neural network topology for modelling grain drying. Computers and Electronics in Agriculture, 26: 147-158.
8. Guan, G. & Kusakabe, K. 2009. Synthesis of biodiesel fuel using an electrolysis method, Chemical Engineering Journal, 153: 159-163.
9. Using heterogeneous base catalyst. Catalysis Today 93-95: 315-320.
10. Kusdiana, D & Saka, S. 2001. Kinetics of transesterification in rapeseed oil to biodiesel fuel as treated in supercritical methanol. Fuel 80: 693-698.
11. Meher, L.C. Sagar, D.V. & Naik, S.N. 2006. Technical aspects of biodiesel production by transesterification – a review, Renew Sustain Energy Rev, 10: 248-268.



12. Safieddin Ardebili, M. Ghobadian, B. Najafi G. & Chegeni A. 2011. Biodiesel production potential from edible oil seeds in Iran. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 15 :3041– 3044.
13. Schalkoff, R.J. 1997. *Artificial neural networks*, McGraw-Hill
14. Thanh, L.T. Okitsu, K. Sadanaga, Y. Takenaka, N. Maeda, Y. & Bandow, H. 2010. A two-step continuous ultrasound assisted production of biodiesel fuel from waste cooking oils: A practical and economical approach to produce high quality biodiesel fuel. *Bioresource Technology*, 101: 5394-5401.
15. Xue, J. Grift, T. E. & Hansen, A. C. 2011. Effect of biodiesel on engine performances and emissions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 15: 1098–1116.



نهمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی

(مکانیک بیوسیستم) و مکانیزاسیون

پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

۲ و ۳ اردیبهشت ۱۳۹۴ - کرج



Modelling and Sensitivity Analysis of Produced Biodiesel by Ultrasonic Waves Using Artificial Neural Networks

Abstract

Considering the energy crisis and declining reserves of fossil fuels, scientists have begun to produce alternative fuels. The objective of this research was to apply the artificial neural networks method to model the amount of biodiesel produced by ultrasonic and therefore sensitivity analysis of the optimized model. Results showed that artificial neural networks had acceptable ability to predict and estimate the biodiesel production process. The best topology for the networks was 4-12-2 so that it had the most coefficient of determination along with the least sum of squared error. In this network, “Tangent hyperbolic” and “linear” activation functions were used for the first and second hidden layers, respectively. It was also found that the best training algorithm for the model was BFGS algorithm. Sensitivity analysis showed that among the input variables, the pulse variable was the most importance one after which was molar ratio, time and amplitude, respectively.

Keywords: Renewable energy, Modeling, Biodiesel, Artificial neural network, Sensitivity analyses