

شبیه‌سازی ارتعاشات موتور دیزل با مخلوط‌های سوخت بیودیزل و دیزل با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

احمد تقی زاده علی سرایی*
دانشجوی دکتری دانشگاه تربیت مدرس
ahmadtza@yahoo.com

سید سعید محتسبی
استاد دانشگاه تهران
mohtaseb@ut.ac.ir

محمد کاظمی
دانش آموخته کارشناسی ارشد، شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران خودرو
m_kazemi@ip-co.com

برات قبادیان
دانشیار دانشگاه تربیت مدرس
ghobadib@modares.ac.ir
تیمور توکلی هاشجین
استاد دانشگاه تربیت مدرس
ttavakol@modares.ac.ir

* نویسنده مسئول/ تاریخ دریافت: ۹۰/۵/۵ پذیرش نهایی مقاله: ۹۰/۷/۳۰

چکیده

بیودیزل سوختی است که از روغن‌های گیاهی و بافت‌های چربی تولید می‌شود. بیودیزل با نسبت‌های مختلفی با سوخت دیزل در موتورهای احتراق داخلی استفاده می‌گردد. سروصدا و ارتعاشات تولید شده در موتورهای دیزلی اثرات مخربی بر کاربران دارند. هم‌اکنون تحقیقات کمی در ارتعاشات بیودیزل و مخلوط‌های آن در دنیا وجود دارد. به همین منظور، در این تحقیق ارتعاشات مخلوط‌های مختلف سوخت بیودیزل با دیزل بر روی موتور چهار زمانه دیزلی پرکینز ۶-۱۰۰۶، قبل و بعد از تعمیر موتور بررسی گردید. برای شبیه‌سازی ارتعاشات، از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. به این دلیل که روش‌های شبکه عصبی نسبت به بسیاری از روش‌های معمولی آماری و قطعی مزایای بیشتری دارند. نتایج نشان داد که مقدار ارتعاش به مقدار چشمگیری بعد از تعمیر موتور کاهش می‌یابد. مخلوط سوخت به‌طور معنی‌داری بر مقدار ارتعاش تأثیر داشت. همچنین ثابت شد که موتور دیزل با مخلوط‌های سوخت B20 و B40 کمترین مقدار ارتعاش را دارد. بیشترین ارتعاش موتور نیز برای مخلوط‌های سوخت B15 و B30 مشاهده شد. نتایج نشان داد که بین مقادیر جذر میانگین مربعات شتاب و شبکه عصبی تطابق خوبی وجود دارد و میزان خطا در اکثر الگوها تقریباً نزدیک به صفر است. مقایسه نتایج حاصل از شبیه‌سازی شبکه عصبی با نتایج بدست آمده از آزمایش نشان داد که شبکه‌های عصبی ابزار قدرتمندی برای شبیه‌سازی ارتعاش در موتور هستند.

۱- مقدمه

کلید واژه‌ها: بیودیزل، موتور پرکینز ۶-۱۰۰۶، ارتعاشات، شتاب‌سنج، شبکه عصبی.

مخلوط می‌گردد. تقریباً ۱۰ درصد وزنی بیودیزل از اکسیژن تشکیل شده است. در موتورهای احتراقی، وجود اکسیژن در بیودیزل به کاهش انتشار آلاینده‌هایی مانند هیدروکربن‌ها، منواکسیدکربن و غیره کمک می‌کند. از طرف دیگر، نتایج گزارش‌های بدست آمده از آزمایشی در سال ۲۰۰۲ نشان داد که بیودیزل تا ۲ درصد انتشار اکسیدهای نیتروژن (NOx) را برای B20 افزایش داده است که باعث نگرانی برخی از آژانس‌ها شده است [۱].

بیودیزل سوختی است که از روغن‌های گیاهی، چربی‌های حیوانی و یا روغن‌های پسماند خوراکی به کمک ارتقاء (ترانسفیکاسیون) با متانول یا اتانول در حضور واکسنگر (معمولاً آلکالین) تولید می‌شود که در حقیقت نوعی متیل یا اتیل استر است و تا حدود ۲۰ درصد با سوخت نفتی

جرقه‌ای آشکار شود. نتایج همچنین نشان داد که روش پیشنهاد شده، قادر است کوبش را به‌وسیله نرم‌افزاری ساده با بسامد نمونه‌برداری کوچک آشکار سازد که به کاهش زمان محاسبه و هزینه‌های نرم‌افزاری منتهی می‌گردد. در این تحقیق روش جدیدی کاربرد نشانک دورسنج به موازات شتاب‌سنج برای تخمین منطقه حساس به کوبش KSW^y معرفی شد [۵]. آندرو و همکاران در سال ۲۰۰۷ ثابت کردند که ارتعاشات پیچشی (شتاب) سامانه‌های موتورهای بعضی از پدیده‌ها را نشان می‌دهد که در ارتعاشات معمول نیست. این تأثیرات از هندسه سازوکار رفت و برگشتی موتور نتیجه می‌گردد و با تحلیل‌های جنبش‌شناسی و دینامیکی آشکار می‌شود. جدا از اینکه لختی سامانه با چرخش میل‌لنگ تغییر می‌کند، نتایج نشان داد که ارتعاشات از اصطکاک بین استوانه و سمبه نیز تأثیر می‌پذیرد [۶]. ژنگ و همکاران پدیده داخلی ضربه سمبه در موتور رفت و برگشتی را از نظر مکانیک موتور، بررسی کردند. بر این اساس الگویی غیرخطی برای شبیه‌سازی پاسخ ارتعاشی القاء شده از طریق ضربه ایجاد شد. با استفاده از روش انتگرال‌گیری عددی، پاسخ ارتعاشی القاء شده از طریق ضربه و همبستگی آن با ضربه ایجاد شده در داخل استوانه ارزیابی گردید. با نتایج بدست آمده از این شبیه‌سازی و با معرفی نرم‌افزار تحلیل موجی سریع و قاعده تجزیه و نوسازی، آزمایش‌های عملی برای اندازه‌گیری و استخراج پیام‌های ضربات القایی داخل استوانه موتور دیزل $6190Z_C$ انجام شد. نتایج بدست آمده در قسمت شبیه‌سازی با استفاده از نتایج عملی تأیید شد [۷].

در سالیان اخیر سامانه‌های هوشمند به‌طور فزاینده‌ای برای مسایلی که راه حل مشخصی ندارند مورد توجه واقع شده، که شبکه‌های عصبی مصنوعی از این مجموعه می‌باشند که با پردازش اطلاعات، قانون نهفته در ورای این اطلاعات را استنتاج می‌کنند. شبکه‌های عصبی مصنوعی که در نیمه دوم قرن بیستم و اواخر دهه ۸۰ کاربرد همه جانبه یافتند، روش‌های محاسباتی یادگیری هستند که به کمک آنها می‌توان نداشت خاصی را تقریب زد یا داده‌های مختلفی را دسته‌بندی کرد [۸]. روش شبکه‌های عصبی نسبت به بسیاری از روش‌های معمولی آماری و قطعی مزایا دارد. در مقایسه با الگوهای رگرسیون خطی، این روش مقادیر پیش‌بینی را ملزم به قرارگیری در اطراف مقدار میانگین نمی‌کند و به همین دلیل تغییرپذیری واقعی داده را حفظ می‌کند. معماری شبکه عصبی از تعداد زیادی پردازشگر ساده و وابسته به هم به‌نام نرون تشکیل شده است و در ساختار آن از ساختمان مغز انسان الهام گرفته شده است. ساختار یک لایه با R ورودی و با S نرون در شکل (۱) نشان داده شده

۷- Knock-Sensitive Window

افزایش تقاضای انرژی و ملاحظات زیست محیطی، اکثر دولت‌ها را به تکاپو واداشته است. برای مثال، اتحادیه اروپا سهم ۵ درصدی از سوخت مصرفی موتورها را در سال ۲۰۰۵ به بیوفیول اختصاص داده است که قسمت عمده آن بیودیزل می‌باشد. همچنین وزارت انرژی آمریکا تخمین زده است که بیش از ۵۰ درصد سوخت دیزل مصرفی کشور می‌تواند با بیودیزل جایگزین شود. در کشور فرانسه بیودیزل به مقدار ۵ درصد حجمی، در آمریکا و برزیل به مقدار ۲ درصد در ترکیب با پترو دیزل استفاده می‌شود و پیش‌بینی می‌گردد که تا سال ۲۰۱۳ مقدار بیودیزل تا ۵ درصد حجمی افزایش یابد [۲].

تاکنون ارتعاش در موتورهای دیزلی و بنزینی در جنبه‌های گوناگون بررسی شده است. صدا و ارتعاش که در اثر فرایند احتراق در موتور وجود می‌آید، می‌تواند اثرات مستقیم بر کاربران بگذارد. موتورهای دیزل صدا و ارتعاش بیشتری نسبت به موتورهای جرقه‌ای تولید می‌کنند که اثر مخرب بر گوش و بدن کاربران می‌گذارند. این امر بویژه در موتورهای دارای نسبت تراکم بزرگ و موتورهای که در آن فشار احتراق به سرعت افزایش می‌یابد، صدق می‌کند [۳]. آزمایش‌های بسیاری در ارتعاش بلوک استوانه در موتورهای دیزلی انجام شده است. بررسی تأثیرات دمای آب خنک‌کاری بر روی ارتعاشات موتور با استفاده از تحلیل طیفی انجام گرفت. کاهش دمای آب خنک‌کاری، میانگین ارتعاش را در بسامدهای بین ۵۰۰ تا ۲۰۰۰ Hz افزایش می‌دهد. در نتیجه باید دمای آب مراقبت شود. ضربه سمبه^۱ نیز عامل عمده دیگری در ارتعاشات بدنه موتور است. در بررسی که بر روی دریچه‌های موتور دیزل انجام گرفت، عامل دیگر در افزایش ارتعاشات نقص دریچه‌ها می‌باشد. این عیوب با استفاده از روش $(WVD)^2$ و همچنین با استفاده از $(NNP)^3$ قابل شناسایی است [۴].

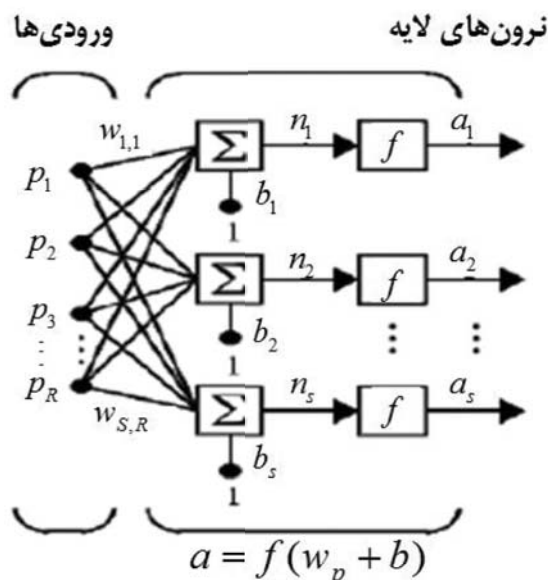
اتفاق و همکاران در سال ۲۰۰۸ کوبش در موتورهای جرقه‌ای (بنزینی) را با تحلیل ارتعاشی (شتاب) بلوک استوانه و ارائه الگوی متغیرسنجی بررسی کردند. در این تحقیق، آنها نشانک^۴ ارتعاشی بدنه موتور را با الگوی متغیرسنجی $ARMA^5$ شبیه‌سازی کرده بودند. متغیرهای MA^6 که تخمین زده شد، بسیار به کوبش حساس بود. با نمایش این متغیر، حتی ممکن است کوبش در مراحل ابتدایی کارکرد در موتورهای اشتعال

۱ - Piston Slap
 ۲ - Wigner-Ville Distributions
 ۳ - Neural Network Probabilistic
 ۴ - Signal
 ۵ - Auto Regressive Moving average
 ۶ - Moving average

است [۹].

به‌خوبی پیش‌بینی کند [۱۲].

همان‌گونه که تحقیقات مختلف نشان داد، تاکنون تحقیقی در بررسی ارتعاش سوخت بیودیزل و یا مخلوط آن با سوخت دیزل در دنیا بر روی موتور انجام نگرفته است. تحقیقاتی که تاکنون انجام شده است، بیشتر در بررسی کوبش، ارتعاشات و شبیه‌سازی سوخت‌های دیزل و بنزینی در موتورهای دو و یا چهار زمانه بوده است. از این رو با توجه به شروع تحقیق و تولید بیودیزل در ایران، لازم بود این کار انجام بگیرد. در تحقیق حاضر ابتدا ارتعاشات موتور با استفاده از مخلوط‌های مختلف سوخت دیزل-بیودیزل برای دو حالت قبل و بعد از تعمیر موتور، به‌وسیله حسگرها اندازه‌گیری و ثبت شد. سپس ارتعاشات مخلوط‌های مختلف سوخت در دو حالت با استفاده از روشهای آماری با هم مقایسه گردیدند. در نهایت ارتعاشات این موتور با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی رفتار سوخت‌های دیگر شبیه‌سازی شد.



شکل ۱ ساختار شبکه تک لایه [۹]

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱ نصب و راه‌اندازی تجهیزات آزمایشگاهی و داده‌برداری

در این تحقیق از موتور ۶ استوانه‌ای پرکینز مدل ۶-۱۰۰۶، با نسبت تراکم ۱۶:۱ و حداکثر قدرت ۱۱۰ اسب بخار در ۲۲۰۰ rpm استفاده شد. این موتور بر روی تراکتور MF ۳۹۹ تک دیفرانسیل نصب شده که ساخت کارخانه تراکتورسازی تبریز است.

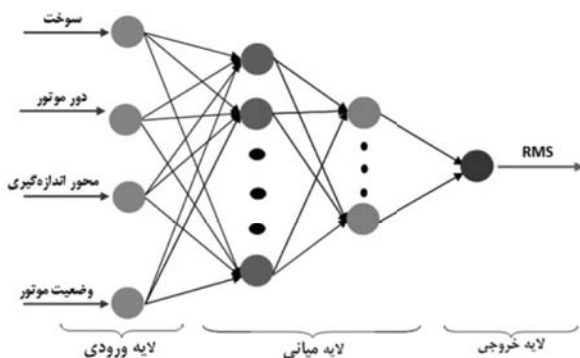
همچنین از ۹ مخلوط سوخت استفاده گردید. این مخلوط‌ها عبارتند از بیودیزل خالص، B۵ (مخلوط ۵ درصد بیودیزل و ۹۵ درصد دیزل)، B۱۰، B۱۵، B۲۰، B۳۰، B۴۰، B۵۰، B۱۵۰، و دیزل خالص. سوخت استفاده شده در مرکز تحقیقات بیودیزل ایران واقع در دانشکده کشاورزی دانشگاه تربیت مدرس تولید می‌شود. از کدگذاری^۱ برای اندازه‌گیری زاویه میل‌لنگ و همچنین با شمارش پالس‌های تولیدشده، از آن به عنوان دورسنج برای اندازه‌گیری دور موتور استفاده گردید. به عبارتی از آن برای ثبت زاویه میل‌لنگ همزمان با اندازه‌گیری ارتعاشات و احتراق موتور استفاده شد. برای این کار کدگذار به انتهای میل‌لنگ وصل گردید.

برای جمع‌آوری نشانک‌های ارتعاش موتور در قسمت جلو و عقب از شتاب سنج با مشخصات AC102-1A ساخت شرکت CTC استفاده شد.

۱- Encoder

چون عوامل زیادی بر روی ارتعاشات موتور تأثیر دارند، از الگوهای شبکه عصبی برای شبیه‌سازی استفاده می‌شود زیرا نمی‌توان با استفاده از آزمایش‌های تجربی تمام حالت‌های ممکن را آزمایش کرد. علاوه بر این ضعف الگوهای ریاضی- آماری در تعیین الگوی متعارف کلی بسیار مشهود است. همچنین با استفاده از روش شبکه عصبی می‌توان مقدار شتاب جذر میانگین مربعات را برای حالت‌هایی که آزمایش انجام نشده است پیش‌بینی کرد [۹]. تحقیقات بسیاری درباره بررسی ارتعاشات موتور با استفاده از روش شبکه عصبی وجود ندارد. تحقیقات انجام شده بیشتر در بررسی عیوب موتورها به روش شبکه عصبی است. پورتریو و همکاران با استفاده از این روش عیوب احتراق و نامیزانی در موتور را بررسی کردند. آنها از حسگرهای ارتعاش و دمای گاز خروجی موتور برای این منظور استفاده کردند [۱۰]. کای و همکاران از شبیه‌سازی شبکه عصبی برای پیش‌بینی مصرف سوخت ویژه، توان مؤثر و فشار مؤثر متوسط داخل استوانه و دمای گازهای خروجی موتور با سوخت متانول استفاده کردند. نتایج نشان داد که این روش در پیش‌بینی موارد ذکر شده بسیار قدرتمند است [۱۱]. تلال و همکاران از روش شبکه عصبی برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی گشتاور موتور، مصرف سوخت ویژه ترمزی و آلایندگی موتور دیزل اصلاح‌شده‌ای برای کار با مخلوط سوخت گاز طبیعی- دیزل استفاده کردند. این روش قادر بود تا عملکرد موتور را

شده در این تحقیق در شکل (۲) نشان داده شده است.



شکل ۲ ساختار عمومی شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده

جدول ۱ محدوده و سطوح در نظر گرفته شده برای متغیرهای مستقل

سطوح متغیرها	نوع سوخت	دور موتور (rpm)	محور	وضعیت
کمینه	D100	۱۰۰۰	طولی	قبل از تعمیر
بیشینه	B100	۲۲۰۰	عمودی	بعد از تعمیر
تعداد سطوح	۹	۷	۳	۲

ابتدا شبکه‌های مختلف با تعداد لایه‌های متفاوت برای این شبیه‌سازی استفاده گردید. ابعاد جدول ورودی و خروجی به ترتیب 4×378 و 1×378 است، که بعد از بهنجار کردن (نرمال‌سازی) به سه دسته الگوی آموزش، ارزیابی و آزمون تقسیم‌بندی شد. ابعاد جدول‌ها برای سه دسته الگوی ورودی با در نظر گرفتن ۶۵٪ برای آموزش، ۲۰٪ برای ارزیابی و ۱۵٪ برای آزمون به ترتیب 4×247 ، 4×75 و 4×56 می‌باشد. شایان ذکر است که نحوه انتخاب سه دسته الگوهای آموزش، ارزیابی و آزمون تصادفی بوده است.

تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر تعداد متغیرهای مستقل (۴ عدد) و تعداد نرون‌های خروجی برابر با تعداد متغیرهای وابسته (۱ عدد) می‌باشد. تعداد لایه‌ها و نرون‌های لایه میانی به روش سعی و خطا با در نظر گرفتن کمترین ریشه میانگین مربعات خطا (MSE) و بیشترین ضریب تبیین (R^2) تعیین گردید. با در نظر گرفتن آن متغیرها، بهترین توپولوژی شبکه نیز مشخص شد.

در این پژوهش از شبکه‌های چند لایه (MLP) با قاعده یادگیری پس انتشار خطا روبه جلو (FFBP) استفاده شد. این نوع شبکه ساده ولی در عین حال به علت دقت جذب، کاربرد زیادی دارد. از توابع آستانه مختلفی

این شتاب‌سنج بسیار دقیق، بسامدهای ۰/۵ تا بیش از ۱۵۰۰۰ هرتز را اندازه‌گیری می‌کرد. برای اتصال شتاب‌سنج‌ها و رمزگذار و ارسال نشانک آن‌ها به مبدل ترسیمی به رقومی از جعبه تبدیلی^۱ استفاده گردید. این جعبه شامل سه مدار واسط برای هر شتاب‌سنج و مداری برای راه اندازی رمزگذار بود. نشانک‌های خروجی جعبه تبدیل با استفاده از کابل مربوطه به مبدل ترسیمی به رقومی (Advantech, USB-4711A) D/A^2 متصل شده و در نهایت داده‌ها به وسیله کابل آن به ورودی (USB) رایانه منتقل شد. ۳ عدد شتاب‌سنج به جعبه تبدیل متصل شدند. در این تحقیق بسامد نمونه‌گیری شتاب‌سنج ۱ روی ۵۰ kHz، شتاب‌سنج‌های ۲ و ۳ روی ۴۰ kHz و بسامد نمونه‌گیری هر یک از خروجی‌های رمزگذار روی ۱۰ kHz تنظیم گردید. محورهای اتصال شتاب‌سنج‌ها در راستای قائم (عمودی)، در راستای حرکت تراکتور (طولی) و عمود به این دو راستا (جانبی) بود. مدت زمان داده‌گیری برای هر آزمایش یک دقیقه در نظر گرفته شد.

برای ثبت داده‌ها از رایانه‌ای دستی استفاده گردید. برای تحلیل آماری از نرم افزارهای اسپس اس اس (SPSS) و ساس (SAS) برای برآورد آزمون معنی‌داری اثرات سطوح مختلف بر داده‌های ارتعاش و غیره استفاده شد. برای داده‌گیری و پردازش نشانک‌ها^۲ از نرم‌افزار متلب (MATLAB) و لیبویو (LabView) برای تبدیل نشانک حوزه زمان به نشانک حوزه بسامد (FFT)، محاسبه جذر میانگین مربعات شتاب و غیره استفاده گردید.

۲-۲ شبیه‌سازی ارتعاشات با استفاده از شبکه عصبی

چون که عوامل زیادی بر روی متغیرهای جذر میانگین مربعات شتاب در موتور تأثیر گذار هستند، از الگوهای شبکه عصبی برای شبیه‌سازی استفاده شد. هر شبکه عصبی از سه لایه ورودی، میانی یا مخفی و خروجی تشکیل شده است. تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر تعداد متغیرهای مستقل (نوع سوخت، دور موتور، محور اندازه‌گیری، وضعیت نگهداری-تعمیر موتور) و تعداد نرون‌های خروجی برابر با تعداد متغیرهای وابسته (جذر میانگین مربعات شتاب) می‌باشد، جدول (۱) محدوده و سطوح عوامل مستقل را نشان می‌دهد. لایه مخفی می‌تواند از یک یا چندین لایه تشکیل می‌شود که تعداد نرون‌های هر لایه آن متغیر است و عموماً به روش سعی و خطا تعیین می‌شود. طرحواره‌ای از ساختار شبکه استفاده

۱- Switch Box
۲- Analog to Digital
۳- Signal Processing

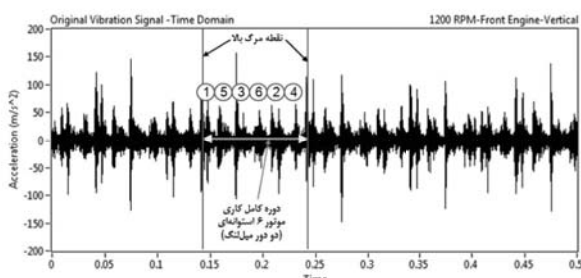
برای مقایسه شتاب در دورهای موتور (۷ دور) و همچنین برای سطوح مختلف مخلوط‌های سوخت (۹ مخلوط سوخت) از جذر میانگین مربعات^۳ شتاب استفاده گردید. برای هر تیمار نیز ۵ تکرار در نظر گرفته شد. برای محاسبه جذر میانگین مربعات شتاب، معادله (۱) با استفاده از نشانک حوزه زمانی بکار گرفته شد.

$$a_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N a_k^2} \quad (1)$$

که a_{RMS} جذر میانگین مربعات مقدار جذر میانگین مربعات شتاب (متر بر مجذور ثانیه)، k ، a_k امین مقدار شتاب از نشانک حوزه زمانی و N تعداد کل مقادیر شتاب ($N=8000$) در مدت زمان $1/6$ ثانیه است.

۳-۱ اثر دور موتور بر اندازه ارتعاش

مقادیر جذر میانگین مربعات شتاب برای تمام دورهای موتور و مخلوط‌های سوخت با استفاده از معادله (۱) بدست آمدند. اثر سطوح مختلف دور موتور بر جذر میانگین مربعات شتاب به صورت آزمایش فاکتوریل در قالب طرح پایه کاملاً تصادفی (CRD) بررسی شدند و میانگین‌ها با استفاده از آزمون مقایسه میانگین دانکن^۴ در سطح احتمال ۵٪ بررسی شدند. جدول (۲) تجزیه واریانس جذر میانگین مربعات شتاب را بر اساس دور موتور و نوع سوخت در دو وضعیت قبل و بعد از تعمیر موتور در سطح احتمال ۵ درصد، نشان می‌دهد. با توجه به این جدول، تجزیه واریانس اثر اصلی دور موتور و نوع سوخت، در وضعیت‌های آزمایش شده در سطح ۵٪ معنی‌دار است. اثر متقابل دور موتور و نوع سوخت نیز در کلیه وضعیت‌های آزمایش شده، معنی‌دار می‌باشد. با توجه به معنی‌داری اثر متقابل، مقایسه میانگین تنها برای ترکیبات تیماری (دور موتور × نوع سوخت) انجام گرفت.



شکل ۳ نشانک صافی شده حوزه زمانی شتاب در قسمت جلوی موتور در هوای سرد

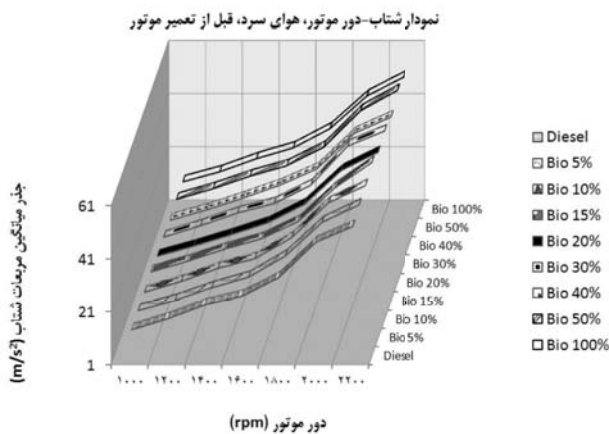
۳- Root Mean Square
 ۴- Duncan

چون سیگموئیدی (logsig)، لگاریتمی (tansig) و خطی (purelin) و قاعده‌های آموزش همراه با نظارت، مانند قاعده trainlm (لونیگ-مارکوارت)، traincsg و traingdx استفاده شد و نتایج آن‌ها با هم مقایسه گردید تا بهترین ساختار برای پیش‌بینی جذر میانگین مربعات شتاب موتور تعیین شود. برای ساخت چنین شبکه‌ای، برنامه مورد نظر در نرم‌افزار متلب توسعه داده شد.

۳- نتایج و بحث

داده‌های ارتعاش برای دو وضعیت "موتور قبل از تعمیر" و "موتور بعد از تعمیر" در هوای سرد جمع‌آوری شدند. در وضعیت بعد از تعمیر کلیه صافی‌ها اعم از صافی هوا، صافی‌های سوخت، صافی روغن و همچنین روغن موتور تعویض گردید. شکل (۳) بخشی از نشانک حوزه زمانی شتاب را در قسمت جلوی موتور تراکتور در هوای سرد، نشان می‌دهد. این نشانک با استفاده از سوخت B20، در دور موتور ۱۲۰۰ rpm، در راستای عمودی و در مدت ۰/۵ ثانیه می‌باشد. در این شکل زمان‌های احتراق موتور قابل مشاهده است. دوره کامل کاری این موتور شامل ۶ احتراق می‌باشد که بترتیب در استوانه‌های ۴-۲-۶-۳-۵-۱ رخ می‌دهد. همان‌طور که در شکل نشان داده شده است، دوره کاری از نقطه مکث بالای استوانه ۱ شروع و به نقطه مکث بالای استوانه ۴ ختم می‌شود. در دوره کامل این موتور، میل‌لنگ دو دور می‌زند و همچنین ۳ احتراق در هر دور موتور رخ می‌دهد. شکل (۴) نمودار حوزه بسامدی نشانک زمانی شکل (۳) را در دور موتور ۱۲۰۰ rpm نشان می‌دهد. این نمودار با استفاده از تبدیل فوریه سریع^۱ نشانک حوزه زمانی بدست آمد. همان‌طور که در نمودار طیف توانی^۲ شکل (۴) مشاهده می‌گردد، اوج‌های شتاب در بسامدهای ۶۰ Hz، ۱۲۰ Hz، ۹۳۳ Hz رخ می‌دهد. برای دور موتور ۱۲۰۰ rpm، تعداد احتراق برابر با ۳ (تعداد احتراق در هر دور) ضربدر ۲۰ (دور در ثانیه) یعنی ۶۰ بار در ثانیه است که این عدد در نمودار بسامدی شکل (۴) در اولین اوج شتاب مشاهده می‌گردد. پس بسامد ۶۰ Hz متعلق به بسامد احتراق موتور می‌باشد. اوج بعدی در بسامد ۱۲۰ Hz اتفاق می‌افتد که راجع به بسامد ضربات درپچه‌های دود و هوا می‌باشد و دقیقاً دو برابر بسامد احتراق موتور است. تعداد این درپچه‌ها برای هر استوانه ۲ عدد است، پس (۱۲۰ Hz = ۶۰ × ۲). برای بسامد ۹۳۳ Hz نمی‌توان اظهار نظر دقیقی کرد.

۱- Fast Fourier Transform
 ۲- Power Spectrum

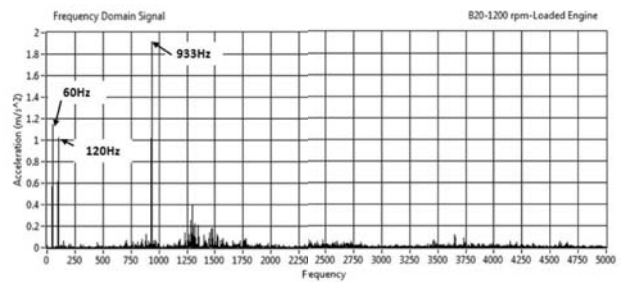


شکل ۵ نمودار شتاب بر حسب دور موتور برای تمامی مخلوط‌های سوخت

۲-۳ مقایسه ارتعاش قبل و بعد از تعمیر موتور

در وضعیت بعد از تعمیر موتور، تمامی صافی‌ها اعم از صافی هوا، روغن و سوخت تعویض شدند. همچنین روغن موتور نیز به طور کامل تعویض گردید. میزان ارتعاش بعد از تعمیر موتور نسبت به وضعیت قبل از تعمیر آن، به مقدار چشمگیری کاهش یافت. میانگین این کاهش از دور موتور ۱۰۰۰ تا ۲۲۰۰ rpm به ترتیب ۲/۷۴، ۳/۰۷، ۴/۳۲، ۴/۶۷، ۴/۲۱، ۱۳/۱۱ و ۱۳/۳۱ m/s^2 است که بیشترین کاهش در دورهای ۲۰۰۰ و ۲۲۰۰ rpm مشاهده گردید. در مجموع، آزمایش‌ها نشان داد که مقدار ارتعاش در حدود ۱۲ درصد بعد از تعمیر موتور کاهش می‌یابد.

همان‌طور که نتایج نشان داد، ارتعاشات موتور به میزان زیادی به تعمیر و نگهداری آن وابسته است. تعویض صافی هوا، سوخت و روغن روانکاری موتور عامل مهمی در کاهش ارتعاشات موتور به نظر می‌رسد. وجود هوای کافی در محفظه استوانه باعث می‌شود، اشتعال سوخت به‌طور کامل اتفاق افتد. به علت وجود هوای ناکافی در موتور، برای دستیابی به دور موتور مورد نظر اهرم گاز بیشتر فشار داده شود. این عمل باعث افزایش مصرف سوخت شده و متعاقباً میزان ارتعاش افزایش می‌یابد. بنابراین تعویض صافی هوا مصرف سوخت را کاهش می‌دهد و باعث می‌شود که احتراق در موتور به‌طور کامل انجام گیرد. عامل مهم دیگر در کاهش ارتعاش در این موتور تعویض روغن روانکاری است. این کار باعث می‌گردد که اصطکاک بین قطعاتی مثل یاتاقان‌های میل‌لنگ، استوانه و سمبه و دیگر اجزا کاهش یابد. در نتیجه ارتعاش به میزان زیادی کاهش می‌یابد. این نتایج در تحقیقات مشابه نیز بدست آمد [۶،۷،۱۳].



شکل ۴ نشانگر حوزه بسامدی در قسمت جلوی موتور در دور موتور ۱۲۰۰ rpm

جدول ۲ تجزیه واریانس جذر میانگین مربعات شتاب بر اساس دور موتور و نوع سوخت در راستای عمودی (سطح احتمال ۵٪)

منابع تغییر	درجه آزادی		میانگین مربعات	
	موتور قبل از تعمیر	موتور بعد از تعمیر		
دور موتور	۶	۹۲۳۱/۶۲	۶۳۷۱/۱۱	
سوخت	۸	۹/۲۸	۱۹/۵۲	
دور موتور × سوخت	۴۸	۱/۲۷۳	۱/۷۱۶	
خطا	۲۵۲	۰/۰۶۴	۰/۰۴۳	

* معنی‌داری در سطح احتمال ۵٪

مقایسه میانگین‌های شتاب در دورها و سوخت‌های مختلف در وضعیت قبل از تعمیر به روش دانکن در سطح احتمال ۵٪ انجام شد. نتایج نشان داد که در جلوی موتور با افزایش دور، جذر میانگین مربعات شتاب به طور معنی‌داری افزایش می‌یابد. با مقایسه مقادیر شتاب در هر سطح برای هر مخلوط سوخت، مشاهده شد که ارتعاش در تمام دورهای موتور از ۱۰۰۰ تا ۲۲۰۰ rpm برای تمامی مخلوط‌های سوخت به‌طور معنی‌داری افزایش می‌یابد. همان‌طور که از شکل (۵) مشاهده می‌شود، روند افزایش ارتعاش از دور ۱۰۰۰ تا ۱۴۰۰ rpm برای تمامی سوخت‌ها یکنواخت و خطی است. در دور ۱۶۰۰ rpm شیب افزایش یافته و از دور ۱۸۰۰ تا ۲۰۰۰ rpm در تمامی سوخت‌ها ارتعاش به‌طور ناگهانی افزایش می‌یابد که دلیل آن، افزایش ناگهانی توان و گشتاور موتور در دور موتور ۲۰۰۰ rpm است. بعد از این دور دوباره روند افزایش ارتعاش به حالت قبل برمی‌گردد. این پدیده را می‌توان از شیب نمودارها در شکل (۵) مشاهده نمود. میانگین افزایش ارتعاش برای تمامی سوخت‌ها از دور ۱۰۰۰ تا ۲۲۰۰ rpm، به ترتیب ۴/۰۲، ۴/۷۳، ۳/۹۵، ۷/۰۷، ۱۳/۱۷ (از دور ۱۸۰۰ تا ۲۰۰۰ rpm) و $۶/۸۶ m/s^2$ است.

۳-۳ اثر مخلوط سوخت بر اندازه ارتعاش

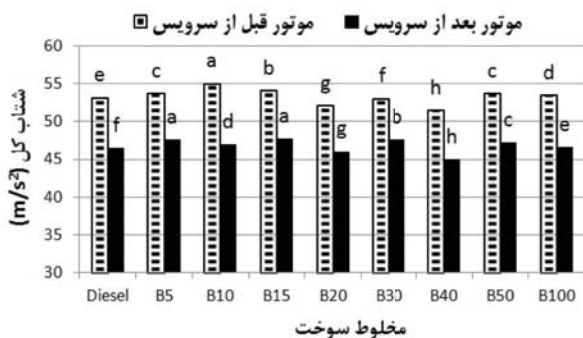
مهمترین بحث در این تحقیق بررسی اثر سوخت بر مقدار شتاب است. با توجه نتایج بدست آمده، اثر سوخت بر ارتعاش معنی‌دار شد. با مقایسه آماری مقادیر ارتعاش مشاهده شد که میزان ارتعاش در تمام حالات در مخلوط‌های سوخت B20 و B40، دارای کمترین مقدار خود می‌باشد. با بررسی داده‌های ارتعاش قبل از تعمیر موتور در راستای عمودی، جانبی و طولی مشاهده شد که کمترین ارتعاش در مخلوط سوخت B40 و بعد از آن در B20 وجود دارد. همچنین در اکثر حالت‌ها بیشترین ارتعاش در مخلوط‌های سوخت B30، B15 و B50 مشاهده شد. بعد از تعمیر موتور در راستای عمودی در تمام حالات، کمترین ارتعاش در B40 و بعد در B20 مشاهده گردید. بیشترین ارتعاش نیز در اکثر حالت‌ها در مخلوط‌های سوخت B30، B15 و B50 بدست آمد.

برآیند ارتعاش در سه محور عمودی، جانبی و طولی و مقایسه میانگین آنها در شکل (۶) آمده است. این شکل نمودار میله‌ای مقدار ارتعاش را در دو حالت قبل و بعد از تعمیر موتور نشان می‌دهد. در این شکل در هر دو حالت کمترین ارتعاش به ترتیب در مخلوط‌های سوخت B40 و B20 است. در حالت اول (نمودار با رنگ روشن)، بیشترین مقدار ارتعاش در سوخت‌های B30، B15، B10 و B50 ایجاد می‌گردد. در حالت دوم (نمودار با رنگ تیره)، بیشترین ارتعاش در سوخت‌های B50، B10، B15 و B30 وجود دارد. در هر دو حالت، ارتعاش در سوخت بیودیزل خالص از سوخت دیزل خالص بیشتر است.

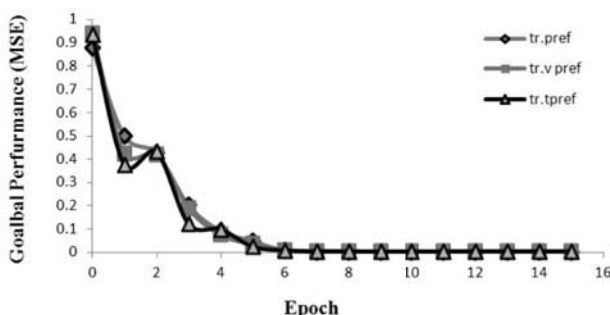
۳-۴ نتایج پیش‌بینی جذر میانگین مربعات شتاب با استفاده از شبکه عصبی

در جدول (۳) به‌طور خلاصه فهرستی از بهترین ساختار توپولوژی‌های شبکه عصبی، توابع آستانه و قاعده‌های مختلف بکار رفته برای تخمین جذر میانگین مربعات شتاب آورده شده است. همان‌طور که این جدول نشان می‌دهد بیشتر توپولوژی‌ها و توابع آستانه بکار گرفته شده دارای خطای آموزش و ارزیابی مناسب هستند. در واقع می‌توان ادعا کرد که برای شبیه‌سازی ارتعاش موتور، شبکه‌های عصبی ابزار قدرتمندی است که دارای دقت زیاد، هزینه و زمان کمی است [۱۱]. البته علت اصلی همگرایی شبکه عصبی، زیاد بودن الگوهای ورودی شبکه است. از بین

توپولوژی‌های مختلف در جدول (۳)، شبکه عصبی‌ای با ساختار ۳-۱-۳۰ با توابع تحریک tansig ، logsig و purelin و قاعده آموزش لونیگ-مارکواریت (trainlm) دارای کمترین خطا و بیشترین مقدار ضریب تبیین است. شکل (۷) منحنی آموزش (خطا) و شبکه را برای هر سه قسمت آموزش، ارزیابی و آزمون بهترین شبکه را نشان می‌دهد. خطای شبکه (MSE) برای این توپولوژی برای الگوهای آموزش، ارزیابی و آزمون به ترتیب 0.0001 ، 0.0020 و 0.0028 می‌باشد. این شبکه در ۹ تکرار در مدت $9/53$ ثانیه با خطای یادگیری 0.002018 همگرا می‌شود. تحلیل پس رفت (رگرسیون) نشان داد، ضریب تبیین (R^2) نیز برای الگوهای آموزش، ارزیابی و آزمون به ترتیب 0.9993 ، 0.9904 و 0.9848 می‌باشد.



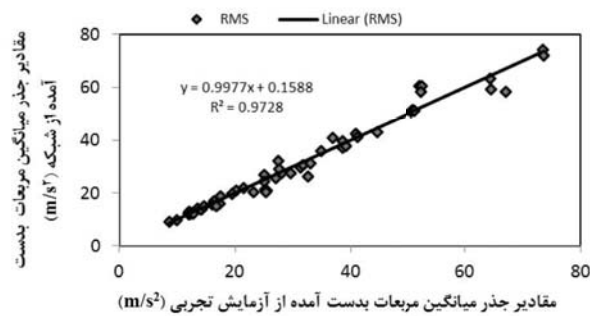
شکل ۶ نمودار میله‌ای برآیند ارتعاش قبل و بعد از تعمیر موتور



شکل ۷ منحنی آموزش شبکه (خطای آموزش)

جدول ۳ ساختارهای مختلف شبکه عصبی و مقایسه آن‌ها برای تعیین بهترین عملکرد شبکه

زمان شبیه‌سازی (Sec)	تکرار (epoch)	خطای شبکه (MSE)			تعداد نرونها		قاعده آموزش	تابع آستانه			
		آزمون	ارزیابی	آموزش	آزمون	ارزیابی					
۹/۲۲	۴۱	۰/۹۹۵۴	۰/۹۹۶۸	۰/۹۹۸۲	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۰۷	۰/۰۰۰۳۴	۰	۲۰	trainlm	Log/Tan
۸/۲۲	۱۶	۰/۹۹۶۷	۰/۹۹۵۵	۰/۹۹۸۴	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۱۳	۰/۰۰۰۲	۰	۲۵	trainlm	Log/Tan
۸/۸۳	۲۲	۰/۹۹۳۳	۰/۹۹۳۷	۰/۹۹۸۸	۰/۰۰۱۳	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۰۲	۱۰	۱۲	trainlm	Log/Tan/Tan
۹/۴۸	۲۵	۰/۹۸۸۷	۰/۹۹۲۰	۰/۹۹۹۱	۰/۰۰۲۲	۰/۰۰۲۱	۰/۰۰۰۱۰	۲۵	۱۲	trainrp	Log/Tan/Tan
۹/۷۹	۳۳	۰/۹۸۴۳	۰/۹۹۵۲	۰/۹۹۹۰	۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۱۳	۰/۰۰۰۲۰	۱۲	۱۵	trainglm	Log/Tan/Tan
۹/۸۷	۱۹	۰/۹۹۳۷	۰/۹۹۵۶	۰/۹۹۸۰	۰/۰۰۱۳	۰/۰۰۱۰	۰/۰۰۰۲	۳۰	۱۵	trainglm	Log/Tan/Tan
۹/۶۲	۳۰	۰/۹۶۱۳	۰/۹۷۸۵	۰/۹۹۹۲	۰/۰۰۵۹	۰/۰۰۴۸	۰/۰۰۰۱	۱۵	۱۸	trainglm	Log/Tan/Tan
۱۰/۳۸	۲۷	۰/۹۸۶۲	۰/۹۹۶۱	۰/۹۹۹۰	۰/۰۰۱۰	۰/۰۰۱۱	۰/۰۰۰۲	۱۸	۱۸	trainglm	Log/Tan/Tan
۹/۴۵	۲۰	۰/۹۹۲۴	۰/۹۹۳۶	۰/۹۹۸۹	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۱۳	۰/۰۰۰۲	۱۵	۲۰	trainglm	Log/Tan/Tan
۱۰/۲۸	۲۰	۰/۹۸۸۰	۰/۹۸۷۴	۰/۹۹۹۳	۰/۰۰۲۳	۰/۰۰۲۳	۰/۰۰۰۱	۲۳	۲۰	trainglm	Log/Tan/Tan
۱۱/۲۲	۲۳	۰/۹۸۶۴	۰/۹۹۰۹	۰/۹۹۹۰	۰/۰۰۲۳	۰/۰۰۲۰	۰/۰۰۰۲	۳۰	۲۲	trainlm	Log/Tan/Tan
۱۵/۳۲	۴۳	۰/۹۷۸۹	۰/۹۷۵۰	۰/۹۹۸۲	۰/۰۰۴۶	۰/۰۰۵۷	۰/۰۰۰۱	۲۵	۲۲	trainlm	Log/Tan/Tan
۱۱/۸۸	۱۴	۰/۹۹۸۱	۰/۹۸۵۹	۰/۹۹۹۰	۰/۰۰۵۱	۰/۰۰۲۶	۰/۰۰۰۱	۳۰	۲۲	trainlm	Log/Tan/Tan
۶/۹۶	۱۹	۰/۹۷۲۹	۰/۹۸۲۱	۰/۹۹۹۳	۰/۰۰۴۳	۰/۰۰۴۱	۰/۰۰۰۱	۲۸	۲۵	trainlm	Log/Tan/Tan
۷/۵۲	۱۶	۰/۹۸۴۳	۰/۹۸۳۹	۰/۹۹۸۸	۰/۰۰۳۶	۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۰۱	۳۰	۲۸	trainlm	Log/Tan/Tan
۹/۵۳	۱۵	۰/۹۸۴۸	۰/۹۹۰۴	۰/۹۹۹۳	۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۲۰	۰/۰۰۰۱	۳۰	۳۰	trainlm	Log/Tan/Tan
۸/۹۶	۱۶	۰/۹۸۷۸	۰/۹۸۸۳	۰/۹۹۹۳	۰/۰۰۲۶	۰/۰۰۲۶	۰/۰۰۰۱	۳۵	۳۰	trainlm	Log/Tan/Tan



شکل ۸ مقایسه مقادیر جذر میانگین مربعات شتاب و نتایج پیش‌بینی شده به کمک شبکه عصبی

۳-۵ مقایسه نتایج شبیه‌سازی حاصل از شبکه عصبی و داده‌های آزمایش‌ها

به منظور مقایسه نتایج داده‌های ارتعاش بدست آمده و نتایج شبکه عصبی برازش خطی (رگرسیون) بین متغیرهای وابسته جذر میانگین مربعات شتاب انجام شده است. شکل (۸) تحلیل پس رفت را به ترتیب برای راستی آزمایی داده‌های شتاب نشان می‌دهد. (این نمودار تنها با در نظر گرفتن ۱۰ درصد داده‌های الگوی آزمون رسم شده است). مقدار ضریب تبیین (R^2) برای جذر میانگین مربعات شتاب برابر با ۰/۹۸۴ میانگین مربعات خطا برای این متغیرها نیز ناچیز است.

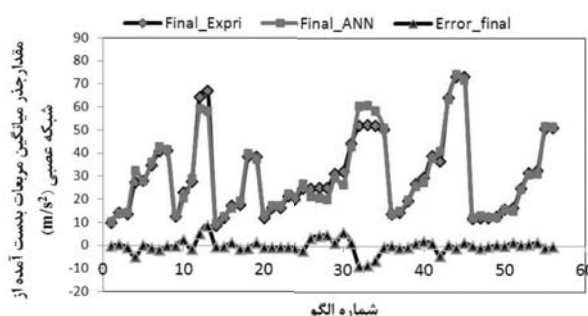
۴- نتیجه‌گیری

نتایج نشان داد که در تمام دوره‌های موتور، بسامد غالب با ضربات سمبه مطابقت دارد. بررسی‌ها نشان داد که بیشترین افزایش ارتعاش در دوره‌هایی است که توان در آن دور بیشینه می‌گردد. آزمایش‌ها نشان داد که مقدار ارتعاش به مقدار چشمگیری در حدود ۱۲ درصد بعد از تعمیر موتور کاهش می‌یابد. نوع مخلوط سوخت به‌طور معنی‌داری بر مقدار ارتعاش تأثیر داشت. ثابت شد که مخلوط‌های سوخت B20 و B40 کمترین مقدار ارتعاش را دارند. بیشترین ارتعاش نیز در B15 و B30 وجود داشت. بهترین توپولوژی شبکه عصبی FFBP برای پیش‌بینی جذر میانگین مربعات شتاب، ساختار ۱-۳۰-۳۰-۴ با قاعده آموزش trainlm و توابع آستانه tansig ، logsig و pureline بود. این شبکه در ۹ تکرار و در مدت زمان ۹/۵۳ ثانیه با خطای یادگیری ۰/۰۰۲۰۱۸ همگرا شد. خطای شبکه (MSE) برای این توپولوژی برای الگوهای آموزش، ارزیابی و آزمون به ترتیب ۰/۰۰۰۱، ۰/۰۰۲۰ و ۰/۰۰۲۸ بود. ضریب تبیین (R^2) نیز برای الگوهای آموزش، ارزیابی و آزمون به ترتیب ۰/۹۹۹۳، ۰/۹۹۰۴ و ۰/۹۸۴۸ بود. نتایج حاصل از شبکه عصبی با نتایج آزمایش‌ها بدست آمده مقایسه گردید و مشاهده شد که نتایج حاصل بسیار به یکدیگر نزدیک می‌باشد.

تشکر و قدردانی

بدین وسیله نویسندگان مقاله مراتب قدردانی خود را از کلیه اساتید و کارمندان دانشگاه تربیت مدرس و مرکز تحقیقات بیوانرژی ایران که مساعدت‌ها و همکاری‌های لازم را برای انجام این تحقیق مبذول فرمودند، بعمل می‌آورند.

به منظور مقایسه نتایج بدست آمده از آزمایش‌ها (داده‌های اصلی) با نتایج پیش‌بینی شده به کمک شبکه عصبی و پی بردن به کارایی شبکه در پیش‌بینی ارتعاش موتور، خطای بین دو رشته داده محاسبه و در شکل (۹) نشان داده شده است. در این شکل، فقط نتایج ۱۰ درصد الگوهای قسمت آزمون به کمک شبکه با ساختار ۱-۳۰-۳۰-۴ که قبلاً اشاره شد، مقایسه و خطای آن محاسبه شده است. همان‌طور که شکل نشان می‌دهد بین داده‌های جذر میانگین مربعات شتاب و شبکه عصبی تطابق خوبی وجود دارد و میزان خطا در بیشتر الگوها تقریباً نزدیک به صفر است. مقایسه نتایج حاصل از شبیه‌سازی شبکه عصبی با نتایج بدست آمده از آزمایش نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی ابزار قدرتمندی برای شبیه‌سازی ارتعاش در موتور هستند. نتایج تقریباً مشابهی در تحقیقات مختلف بر روی موتور بدست آمده است. در تحقیق بر روی موتور ترکیبی دیزل-گاز طبیعی، با مقایسه داده‌های آزمایشی و شبیه‌سازی شده، شبکه عصبی قادر بود عملکرد موتور و آلاینده‌گی را به‌خوبی شبیه‌سازی و پیش‌بینی کند [۱۳].



شکل ۹ مقایسه نتایج جذر میانگین مربعات شتاب (داده‌های اصلی) با نتایج پیش‌بینی شده به کمک شبکه عصبی برای الگوهای قسمت آزمون

References:

1. McCormick, A. Williams, J. Ireland, Brimhall, and Hayes, R.R., Effects of Biodiesel Blends on Vehicle Emissions. Fiscal Year 2006 Annual Operating Plan Milestone 10.4. National Renewable Energy Laboratory. 2006.
2. Pimentel M.F., Ribeiro G.M.G.S., Cruz R.S., Stragevitch L., Geraldo J., Filho A.P., Teixeira LSG., Determination of biodiesel content when blended with mineral diesel fuel using infrared spectroscopy and multivariate calibration. *Microchemical Journal* 82, 201–206. 2006.
3. Selim M.Y.E., Pressure–time characteristics in diesel engine Fueled with natural gas, *Renewable Energy* 22, 473–489. 2001.
4. Chengdong W., Youyun Z., Zhenyuan Z., Fault diagnosis for diesel valve trains based on time–frequency images. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 22, 1981–1993. 2008.
5. Etefagh, M.M., Sadeghi, M.H., Pirouzpanah, V. and Arjmandi Tash H., Knock detection in spark ignition engines by vibration analysis of cylinder block: A parametric modeling approach. *Journal of Mechanical Systems and Signal Processing*. 22, 1495–1514. 2008.
6. Andrew L. G., Dianne C. H. and Brian J. S., The effect of piston friction on the torsional natural frequency of a reciprocating engine. *Journal of Mechanical Systems and Signal*. 21, 2833–2837. 2007.
7. Geng, Z., and Chen J., Investigation into piston-slap-induced vibration for engine condition simulation and monitoring. *Journal of Sound and Vibration*. 282, 735–751. 2005.
8. Kazemi, M., Analysis and Evaluation Stress, Estimation of Life Cycle Fatigue and Oil Film Hydrodynamic Analysis of Gudgeon Pin EF7 Engine, Master Science Thesis, Tarbiat M,odares University, Tehran, Iran. 1389.
9. Alborzi, M., Introduction with neural networks, Sharif University of Technology Publications. 1383.
10. Porteiro, J., Collazo, J., David Patiño, D., Luis Míguez, J.L., Diesel engine condition monitoring using a multi-net neural network system with nonintrusive sensors, *Applied Thermal Engineering* 31, 4097-4105, 2011.
11. Çay, Y., Çiçek, A., Kara, F., Sagiroglu, S., Prediction of engine performance for an alternative fuel using artificial neural network, *Applied Thermal Engineering* xxx, 1-9, 2011.
12. 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* 87, 1661–1669, 2010.
13. Haddad, S.D., Pullen, H. L., Piston Slap as A Source of Noise and Vibration in Diesel Engines, *Journal of Sound and Vibration* 34(2), 249-260, 1973.

Simulation of vibration for a diesel engine with biodiesel and diesel fuel blends using artificial neural networks

Ahmad Taghizadeh-Alisarai

PhD Student, Tarbiat Modares University
Ahmadtza@yahoo.com

Seyed Saeid Mohtasebi

Professor, University of Tehran, Karaj, Iran
Mohtaseb@ut.ac.ir

Barat Ghobadian*

Associate Professor
Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
Ghobadib@modares.ac.ir

Mohammad Kazemi

MSc, Azad Islamic University Eslamshahr branch,
Tehran, Iran
Mohammad.kazemi@yahoo.com

Teymour Tavakoli-Hashjin

Professor, Department
Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
Ttavakol@modares.ac.ir

*Corresponding Authors

Received: Jul. 27, 2011

Accepted in Revised Form: Oct. 22, 2011

Abstract

The biodiesel fuel is produced from vegetable oils and adipose tissue. Biodiesel with diesel fuel are used in internal combustion engines in different ratios. Noise and vibration generated by combustion engines have detrimental effects on users. This is more acute in diesel engines. A few researches of vibration biodiesel blends exist in the world. Therefore, in this study, the vibrations of different blends biodiesel with diesel fuel on a four-stroke diesel engine Perkins 1006-6 were evaluated. The experiments were performed in two conditions, before and after the service engine. Artificial neural networks were used for modeling of the vibrations. Because neural networks methods have more benefits than many of the usual definite statistical methods. Results showed that the vibration values decrease considerably after the service engine. Fuel blend, was significantly affected on vibration values. It was fixed that diesel engine with B40 and B20 fuel blends have the lowest vibration and B15 and B30 fuel blends had the highest vibrations. The results demonstrated that there is a good match between roots-mean-squares acceleration values and neural networks, and the error rate approximately is close to zero in most patterns. Comparing the results of the neural network simulation and experimental results showed that neural networks are a powerful tool for the modeling of vibration in the engine.

Keywords: *biodiesel, Perkins engine 1006-6, vibration, accelerometers, neural network*