

پیش‌بینی دمای تخریب پلی‌آمید توسط سوخت‌های زیست‌سازگار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

حمید یزدانی*

گروه مهندسی شیمی، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

سعید سمیعی یگانه

دانشگاه تکنیک وین، وین، اتریش

حسین اکبری نسب

دانشکده مهندسی پلیمر و رنگ، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

چکیده: هدف از انجام این پژوهش، به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی میزان گرمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ تحت تأثیر چند فاکتور مانند محیط، سوخت‌های زیست‌سازگار و دما در طول زمان می‌باشد. در این مدل‌سازی از یک شبکه عصبی پرسپترون سه لایه (MLP) استفاده شده است. شبکه عصبی پرسپترون شامل سه لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی است. ورودی‌های این شبکه سه متغیر مربوط به غلظت اتانول، دما و زمان است و خروجی آن دمای تخریب پلی‌آمید می‌باشد. شبکه عصبی پرسپترون با تابع انتقال خطی در لایه خروجی برای مدل‌سازی، طراحی شد. مقایسه نتیجه‌های تجربی و نتیجه‌های مدل‌سازی شبکه، نشان‌دهنده ضریب تبیین $R^2 = 0.99$ بود. همچنین با استفاده از داده‌های تجربی میانگین مربعات خطا و درصد میانگین مطلق خطای سامانه به ترتیب ۰/۰۹ و ۰/۰۳ به دست آمد. سپس میزان گرمای تخریب و تأثیرهای چند فاکتور مانند درصد اتانول و دماهای (۲۵، ۴۰ و ۶۰) درجه سلسیوس بر ویژگی‌های فیزیکی پلی‌آمید-۱۲ در طول زمان‌های (۰، ۹۰۰، ۳۰۰۰، ۵۰۰۰، ۶۰۰۰ و ۷۰۰۰) ساعت را پیش‌بینی نموده و نتیجه‌های به دست آمده نشان از دقت بالای شبکه عصبی در تخمین دمای تخریب می‌باشد.

واژگان کلیدی: پرسپترون چند لایه، پلی‌آمید، شبکه عصبی مصنوعی، میزان گرمای تخریب، سوخت زیست‌سازگار.

KEYWORDS: multilayer Perceptron, Polyamide, Artificial Neural Network, Degradation Temperature, Biocompatible Fuel.

مقدمه

پلاستیک‌ها جایگزین ارزشمندی برای فلزهایی هستند که دچار خوردگی می‌شوند. باغ بر ۳۰ سال است که شرکت‌های خودروسازی

* عهده‌دار مکاتبات

+Email: h.yazdani@pnu.ac.ir

کاراثر افزایش یافته است. تاکنون اطلاعات کمی در مورد اثر افزایش اتانول بر مواد سازنده سامانه سوخت‌رسانی موجود می‌باشد. کی جی کالیو و همکاران در سال ۲۰۱۰ میلادی اثرهای دماهای گوناگون در میزان تخریب ورق‌های پلی‌آمید را بررسی نمودند و به این نتیجه رسیدند که در یک چرخه دمایی، با قرارگیری در بیشترین دما وزن ناچیزی را از دست دادند [۱۰]. در ۲۵ سال اخیر، پلی‌آمید-۱۲ در زمره مواد سازنده سامانه سوخت‌رسانی بوده است زیرا کم‌هزینه بوده و ویژگی‌های مکانیکی مناسبی دارد [۱۱].

شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌های کامپیوتری است که بر اساس مدل‌های ساده از فعالیت‌های زیستی مغز انسان مانند توانایی برای یادگیری، فکرکردن، به یاد آوردن و حل مشکل‌ها ساخته شده‌اند. مدل‌های شبکه عصبی از نورون‌ها و وزن‌ها تشکیل شده و بر اساس این فرض است که یک سامانه پیوسته از عنصرهای پردازش ساده می‌تواند روابط متغیرهای مستقل و وابسته پیچیده را یاد بگیرد [۱۲]. توسعه شبکه عصبی آسان نیست مگر شامل مرحله‌های انتخاب داده‌ها، پردازش داده‌ها، انتخاب ساختار شبکه عصبی، انتخاب الگوریتم آموزش شبکه، آزمون شبکه عصبی آموزش دیده و استفاده از شبکه عصبی آموزش دیده برای اعتبارسنجی و شبیه‌سازی باشد [۱۳]. شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزار مدل‌سازی پیشرفته به عنوان مبنای داده‌های تجربی هستند که کاربرد گسترده‌ای در شاخه‌های گوناگون علوم و مهندسی پلیمر پیدا کرده‌اند [۱۱، ۱۲]. از سوی دیگر شبکه عصبی به عنوان یکی از قدرتمندترین ابزارها در مدل‌سازی و پیش‌بینی خود را به اثبات رسانده است. شبکه‌های عصبی سه برتری کلی دارند: اول این که شبکه‌های عصبی توانایی یادگیری هرگونه محیط پیچیده و غیرخطی را دارند. دوم اینکه شبکه هیچ گونه پیش فرضی در مورد توزیع داده‌ها نمی‌کند و سوم اینکه شبکه‌های عصبی در برابر داده‌های ناقص و از دست رفته بسیار انعطاف پذیر است [۱۴، ۱۵]. در سال ۲۰۱۲ میلادی در پژوهشی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در ارتباط با انتقال گرما و ویژگی‌های جریان از حیث پیش بینی عدد ناسلت و ضریب اصطکاک در لوله‌های مارپیچ مورد بررسی قرار گرفت. نتیجه‌های به دست آمده از این پژوهش بیانگر عملکرد موفق شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی مسئله‌های مربوط به انتقال گرما می‌باشد [۱۶]. در سال ۲۰۱۱ میلادی پژوهشی مبنی بر عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در تعیین ویژگی‌های انتقال گرما در فرایند چگالش در درون یک لوله عمودی صاف صورت گرفت. در این مطالعه،

از مواد پلیمری از جمله پلی‌آمید^۱ در سامانه‌های تحویل سوخت خود استفاده می‌کنند. دلیل اصلی این کار مقاومت آن‌ها در برابر خوردگی، عایق صوتی، ضربه‌گیر بودن، مقاوت شیمیایی، انعطاف‌پذیری، آزادی طراحی، به صرفه بودن اقتصادی و میزان عملکرد مناسب بر حسب وزن می‌باشد. البته یکی از مشکل‌های آن‌ها وابستگی زیاد عملکرد آن‌ها به دما و زمان است، در هنگام انتخاب مواد پلیمری برای چنین کاربرد مهمی باید درک بالایی از رفتار این مواد داشت.

سوخت‌های زیست سازگار، منابع تجدیدپذیر مهمی هستند که می‌توانند جایگزین سوخت‌های نفتی شوند. بنابراین مهم است که دنبال جایگزین‌های مناسبی برای استفاده از منابع موجود سوخت‌های زیست سازگار (مانند اتانول) بود [۵-۱]. در حال حاضر چندین سوخت زیست سازگار در دسترس وجود دارد ولی بیش‌تر سوخت‌های زیست سازگار اصلی ترکیبی از الکل و بنزین هستند، که فوایدی مانند کاهش آلاینده‌های ناشی از سوخت‌های نفتی، کاهش آلودگی هوا، کاهش تقاضای سوخت و کاهش گازهای گلخانه‌ای، بهبود کیفیت هوا، تأثیر مثبت بر روی محیط‌زیست، بهبود پیشرفت اقتصادی شهری و بهبود عملکرد خودروها را دارند. همچنین سوخت‌های زیست سازگار دارای عدد اکتان بالاتری نسبت به بنزین معمولی هستند که باعث می‌شود در دمای پایین‌تر و مدت بیش‌تری بسوزند [۶]. البته با وجود این فواید، سوخت‌های زیست سازگار دارای ضعف‌هایی مرتبط با سازگاریشان با مواد پلیمری هستند. ترکیب‌های اتانول-بنزین معمولاً در خودروهایی که با بنزین کار می‌کنند به کار می‌روند، بنابراین برخی اجزای خودرو باید تغییر کنند، زیرا ویژگی‌های سوخت‌های زیست سازگار کمی متفاوت‌تر از بنزین است [۷، ۸]. چندین شرکت خودروسازی خودروهایی ساخته‌اند که نسبت به سوخت انعطاف‌پذیر هستند و می‌توانند با سوخت‌هایی که شامل درصد بالایی از اتانول هستند کار کنند. این خودروها دارای تغییرات زیادی در موتور نسبت به خودروهای معمول می‌باشند، که منجر به افزایش قیمت تمام شده آن‌ها شده است [۳].

سازگاری مواد پلیمری یکی از مسئله‌های اصلی مورد بحث در هنگام تغییر ساختار سوخت است. تغییرات ساختار سوخت به‌طور معمول در مواد پلیمری مشکل‌هایی مانند تخریب و فرسایش ایجاد می‌کند [۹].

سامانه‌های سوختی در خودروهای امروزی طول عمر تخمینی ۱۵ تا ۲۰ سال دارند. در حال حاضر همه سامانه‌های سوختی با ۱۰ درصد اتانول سازگارند ولی با افزایش درصد اتانول، نیاز به مواد

(۱) Polyamide

ورق‌های پلی‌آمید-۱۲ برای حذف فرآورده‌های اضافی با توجه به برگه اطلاعات فنی این نمونه‌ها به مدت ۱۰ ساعت در یک کوره خلا آزمایشگاهی مدل UF ۱۱۰ ساخت شرکت Memmert آلمان در دمای ۷۵ درجه سلسیوس خشک شدند. قطعه‌های آزمون به شکل دمبل‌های دو بعدی و نوارهای تخت برای انجام آزمایش انتخاب شدند. ویژگی اصلی این قطعه‌های دمبل شکل، دور بودن از تمرکز تنش هستند به طوری که شکست در قسمت باریک اتفاق می‌افتد و ترجیحاً مکانی که مورد آزمون قرار می‌گیرد. این قطعه‌ها در یک آزمایشگاه تحت فشار ۲۰۰ پاسکال در دمای ۲۱۰ درجه سلسیوس و با به کارگیری استانداردهای پلی‌آمید-۱۲ توسط دستگاه تزریق ساخت شرکت Engel ساخت کشور اتریش قالب‌گیری و ساخته شدند. باید توجه داشت که نتیجه آزمایش بستگی به اندازه این قطعه‌ها دارد. شایان ذکر است که نمونه‌ها پیش از انجام آزمایش‌ها در شرایط یکسان در دمای ۲۳ درجه سلسیوس و رطوبت ۵۵ درصد نگهداری شدند [۲۰].

آزمایش توزین گرمایی

آزمون توزین گرمایی^۱ در مجاورت هوای آزاد و آزمون توزین وزنی مشتق شده بر روی نمونه‌های خشک شده برای بررسی اثر ترکیب سوخت و دمای تخریب در برابر تجزیه گرمایی انجام شد. آزمون توزین گرمایی در دو بازه دمایی ۲۶۰ تا ۴۵۰ و ۴۵۰ تا ۵۸۰ درجه سلسیوس انجام شد. نمونه‌ها در سوخت بدون اتانول در دماهای (۲۵، ۴۰ و ۶۰ درجه سلسیوس)، طی مدت زمان‌های ۹۰۰، ۳۰۰۰ و ۵۰۰۰ ساعت آزمایش شدند و دمای تخریب نمونه‌ها اندازه‌گیری شد. در گام بعدی نمونه‌های غوطه‌ور در سوخت دارای ۲۰ درصد اتانول در دماهای (۲۵، ۴۰ و ۶۰ درجه سلسیوس)، در زمان‌های گفته شده آزمایش و دماهای تخریب آن‌ها اندازه‌گیری شد. در مرحله آخر، نمونه‌ها در سوخت دارای ۸۵ درصد اتانول در دماها و زمان‌های یاد شده مورد آزمایش توزین گرمایی قرار گرفتند و دماهای تخریب اندازه‌گیری شدند.

طراحی مدل شبکه عصبی

شبکه عصبی شامل یک ساختار مشترک از یک لایه‌ی ورودی، لایه‌ی میانی (به نام لایه‌ی مخفی) و یک لایه‌ی خروجی است. هر لایه از عناصر پردازش ساده به نام نورون تشکیل شده است. نورون‌ها با استفاده از سیگنال‌های تنظیم شده وزن، لایه‌ها را ارتباط می‌دهند. لایه‌ی ورودی سیگنال‌ها را از منابع خارجی دریافت

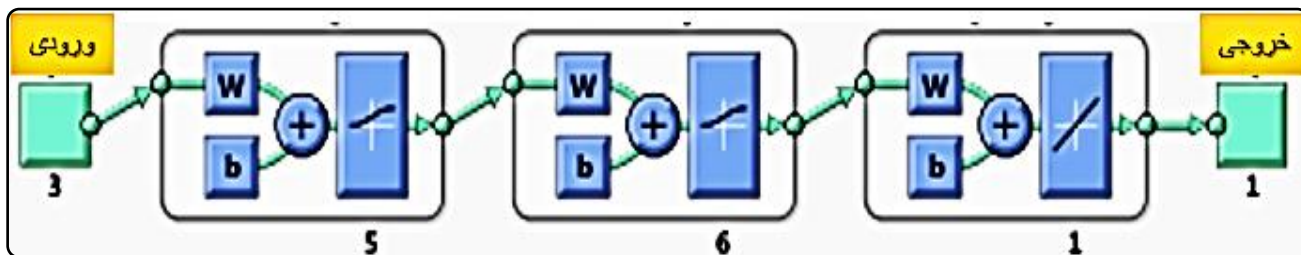
از هوش مصنوعی (شبکه MLP) به منظور برآورد همرفتی گرما، اندازه‌گیری ضریب انتقال و افت فشار در جریان استفاده شد [۱۷]. افزون بر این، شبکه‌های عصبی عملکرد موفقی در حل و تشخیص الگوهای پیچیده و مسایل طبقه‌بندی شده داشته است و در حوزه‌های گوناگون مورد استفاده قرار گرفته و نتیجه‌های قابل‌پذیرشی از آن استخراج شده است. از این رو، به علت پیشینه رضایت بخش شبکه عصبی در پیش‌بینی گسترده‌ی عظیمی از پارامترها در علوم گوناگون، انتظار می‌رود که به کمک این شبکه بتوان دمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ را به خوبی پیش‌بینی نمود. شبکه پرسپترون چند لایه نوعی از شبکه عصبی است که این شبکه شامل سه لایه ورودی، مخفی و خروجی است که تعداد سلول‌های هر لایه به روش سعی و خطا مشخص می‌شود. سیگنال‌های ورودی به وسیله ضریب‌های با مقدار یک نرمالیزه شده و پس از محاسبه‌ها، خروجی به مقدار واقعی برگردانده می‌شود. همچنین مقدارهای اولیه وزن‌ها به صورت اتفاقی در نظر گرفته می‌شوند. این شبکه بر مبنای الگوریتم پس انتشار خطا آموزش می‌بیند بدین ترتیب که خروجی‌های واقعی با خروجی‌های دلخواه مقایسه می‌شوند و وزن‌ها به وسیله الگوریتم پس انتشار به صورت نظارت مستقیم تنظیم می‌شوند تا الگوی مناسب به وجود آید. شبکه پرسپترون به عنوان یکی از موثرترین مدل‌ها در زمینه پیش‌بینی شناخته شده است [۱۸]. در این پژوهش، به بررسی چند فاکتور مانند عامل‌های محیطی شامل دما و فشار، سوخت‌های زیست سازگار و دما بر ویژگی‌های فیزیکی پلی‌آمید-۱۲ در طول زمان با به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه برای پیش‌بینی دمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ با استفاده از نتیجه‌های به دست آمده از مدل تجربی انجام شده است.

بخش تجربی

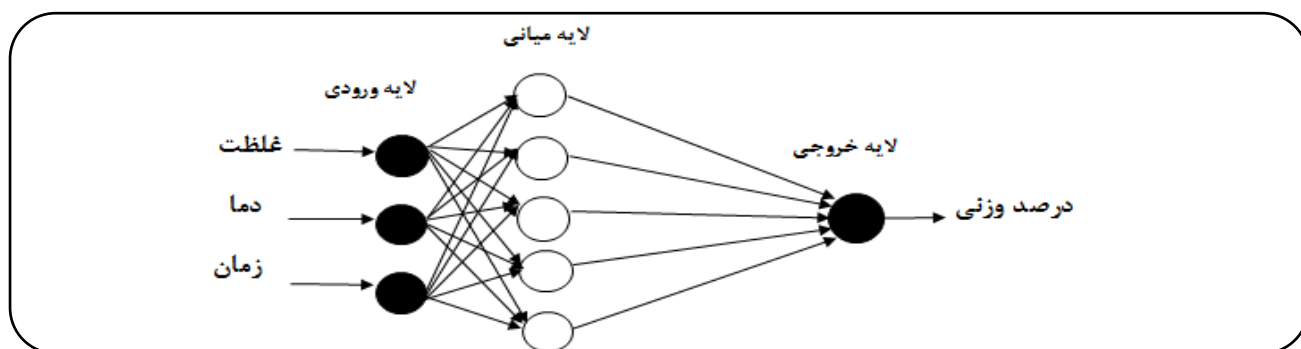
آماده‌سازی نمونه

برای درک رفتار مواد پلیمری ابتدا نمونه‌های پلی‌آمید-۱۲ (گریل آمید W40L25 تهیه شده از شرکت EMS-GRIVORY آلمان) در مجاورت هوا و در شرایط زمانی کوتاه مدت حدود ۱ ساعت قرار گرفتند. در گام بعدی نمونه‌ها درون سوخت‌های زیست سازگار (سوخت دارای ۲۰ درصد و ۸۵ درصد اتانول)، در دماهای گوناگون (۲۵، ۴۰ و ۶۰ درجه سلسیوس) قرار گرفتند. انتخاب شرایط آزمون (ماهیت سوخت زیست سازگار، دمای غوطه‌وری و زمان غوطه‌وری) مورد آزمایش اندازه‌گیری شد [۱۹].

(۱) Thermogravimetric analysis



شکل ۱ - ساختار شبکه پرسپترون سه لایه با تعداد نورون‌ها



شکل ۲ - شماتیک طراحی شده شبکه عصبی مصنوعی

در نتیجه در این پژوهش از شبکه عصبی سه لایه استفاده شد [۲۴، ۲۵]. نورون‌ها در این نوع شبکه در سه لایه ورودی، پنهان و خروجی دسته‌بندی می‌شوند. پردازش اطلاعات درون نورون‌ها صورت می‌گیرد. یک نورون در یک شبکه می‌تواند ورودی‌های گوناگونی را نه تنها از یک نورون، بلکه از چند یا حتی تعداد زیادی نورون دریافت نماید. خروجی نورون‌های لایه پنهان و خروجی (y) از روش افزایش بایاس به مجموع ورودی‌های وزن‌دار شده با استفاده از معادله (۱) محاسبه می‌شود [۲۶].

$$y = \sum_{n=i}^p W_{ij} + b_j \quad (1)$$

در معادله بالا W_{ij} ضریب وزنی نورون شماره i که به نورون شماره j متصل است، می‌باشد. p تعداد ورودی‌های هر نورون و b_j بردار بایاس نورون j است. تعداد نورون‌های لایه‌های ورودی و خروجی براساس تعداد متغیرهای ورودی به شبکه و تعداد متغیرهای خروجی مورد نظر تعیین می‌شود [۲۷]. در این پژوهش سه ورودی شامل غلظت، دما و زمان و یک خروجی شامل مقدارهای وزنی در نظر گرفته شد (شکل ۲).

بدین سبب این داده‌ها به عنوان داده‌های اصلی در مدل‌سازی شبکه عصبی به کار گرفته شدند. در طراحی شبکه‌های عصبی، نخست به صورت پیش فرض، از تابع تبدیل لاگسیگ در لایه مخفی

می‌کند. وزن برای هر ورودی در این لایه به صورت جداگانه هدایت می‌شود و این داده‌ها برای پردازش به لایه پنهان ارسال می‌شوند [۲۲]. لایه‌های مخفی پردازش را انجام داده و نتیجه‌ها با استفاده از تابع‌های انتقال به سایر لایه‌های پنهان و خروجی منتقل می‌شوند [۲۳].

برای طراحی شبکه عصبی مصنوعی از نرم افزار متلب نسخه ۲۰۱۴ میلادی استفاده شد. اولین گام در طراحی شبکه عصبی تعیین داده‌های ورودی و هدف است، در این پژوهش پارامترهای غلظت، دما و زمان به عنوان متغیرهای مستقل و ورودی شبکه و مقدار وزن اندازه‌گیری شده به عنوان هدف در نظر گرفته شد. اصلی‌ترین مرحله از طراحی شبکه تعیین ساختار شبکه و اولین گام در تعیین ساختار شبکه، تعیین نوع شبکه می‌باشد. متداول‌ترین نوع شبکه عصبی، پرسپترون چند لایه است، که در بیش‌تر مشاهده‌ها، در بیش از ۹۰ درصد موارد از این نوع شبکه عصبی استفاده می‌شود [۲۴]. به همین دلیل در این پژوهش نیز از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای مدل‌سازی داده‌های تجربی استفاده شده است. در شکل ۱ ساختار این نوع شبکه‌ها نشان داده شده است.

میزان پیچیدگی شبکه عصبی وابسته به تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نورون‌ها در هر لایه پنهان است. براساس نظریه تقریب جهانی یک شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه پنهان با تعداد نورون کافی قادر به پیش‌گویی هر نوع خروجی با درستی بالا می‌باشد

جدول ۱ - مقادیر بهینه پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده برای پیش‌بینی میزان گرمای تخریب پلی‌آمید-۱۲

درصد داده‌های اعتبارسنجی	۱۵
درصد داده‌های آزمون	۱۵
درصد داده‌های آموزش	۷۰
تعداد نورون‌های هر لایه	۵-۶
تابع فعال‌سازی	لاگ‌سیگ
الگوریتم آموزش شبکه	لونبرگ-مارکوات

و تابع تبدیل خطی در لایه‌ی خروجی استفاده شد. به منظور مدل‌سازی توسط شبکه عصبی مصنوعی، داده‌ها به سه دسته داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون تقسیم شدند. در این پژوهش تعداد نورون‌های مناسب در لایه‌ی اول، ۵ نورون و تعداد نورون‌های مناسب لایه‌ی پنهان برای دستیابی به بهترین پیش‌بینی و کم‌ترین میزان خطا در شبکه ۶ نورون و با تابع لاگ‌سیگ تعیین شد. در لایه خروجی از تابع انتقال خطی استفاده شد زیرا این تابع خطی بوده و داده‌ها را بهتر بررسی می‌کند. در این پژوهش الگوریتم آموزشی لونبرگ-مارکوات^۱ استفاده شد. تعداد سیکل‌های یادگیری برابر ۵۰۰ تکرار انتخاب شد. برای بررسی عملکرد شبکه‌های عصبی از ضریب همبستگی R و خطای میانگین مربعات (MSE) استفاده شد. داده‌ها به سه دسته آموزش، اعتبارسنجی و آزمون تقسیم شدند که ۷۰ درصد از داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای اعتبارسنجی و ۱۵ درصد برای آزمون مورد استفاده قرار گرفت (جدول ۱).

نتیجه‌ها و بحث

روش توصیه شده برای تعیین دمای تخریب از منحنی‌های به دست آمده از آزمون توزین گرمایی (شکل‌های ۳ تا ۶) در موسسه ملی استاندارد آلمان^۲ [۲۸] برای تعیین دمای شروع، نتیجه‌های نامطلوبی را به علت میزان متفاوتی از تبدیل که مربوط به دمای شروع است و همچنین دشواری در تعیین زمان شروع تخریب که به طور معمول به آن اصطلاح آغاز می‌گویند را ارائه می‌دهد. ال جی کالدرون و همکاران در سال ۲۰۱۲ رفتار پلی‌آمید-۱۲ را در سوخت‌های زیست‌سازگار دارای اتانول با استفاده از آزمایش توزین گرمایی بررسی نموده و تغییرات ناچیزی در جرم را دیدند که می‌توان نتیجه گرفت که سازگاری پلی‌آمید-۱۲ با سوخت‌های

زیست‌سازگار در حد دلخواه بوده است [۲۹]. تجزیه در هوا در دو مرحله کلی با جرم باقی مانده در ۶۰۰ درجه سلسیوس کم‌تر از ۱ درصد از جرم اولیه رخ داد. این نشان داد که به تقریب همه وزن نمونه تحت تخریب به ماده فرار تبدیل شده و تجزیه منجر به بخار شدن کامل نمونه شده است. همچنین نتیجه‌های پژوهش‌ها نشان داد که مرحله تخریب اضافی در مجاورت هوای آزاد، به علت تجزیه ناقص در مرحله نخست است. اصطلاح "تخریب پلیمر" برای نشان دادن تغییرات ویژگی‌های فیزیکی ناشی از واکنش‌های شیمیایی که شامل انتشار پیوستگی در ستون فقرات پلیمری است، استفاده می‌شود. در پلی‌آمیدهای خطی، این واکنش‌های شیمیایی منجر به کاهش وزن مولکولی می‌شود، که به معنی کاهش طول زنجیره‌ای است. نمونه‌های پلی‌آمید-۱۲ در همه سوخت‌ها غوطه‌ور شدند که پایداری گرمایی کم‌تری نسبت به پیش از غوطه‌ور شدن داشتند. به طور کلی، تخریب نمونه‌های پلی‌آمید-۱۲ غوطه‌ور شده در سوخت بدون حضور اتانول^۳ در دمای بالاتر از نمونه‌هایی که در سوخت دارای ۲۰ درصد اتانول^۴ و سوخت دارای ۸۵ درصد اتانول^۵ است رخ داد.

منحنی‌های به دست آمده از آزمون توزین گرمایی در شکل‌های ۳ تا ۶ دمای تخریب قطعه‌های پلی‌آمید-۱۲ در بازه‌ی زمانی (۰ تا ۵۰۰۰ ساعت) و دمای ۲۵ تا ۶۰ درجه سلسیوس در معرض سوخت‌های زیست‌سازگار (۲۰ و ۸۵ درصد اتانول) را نشان داد. پایداری گرمایی پلی‌آمید-۱۲ به ویژه در سوخت‌هایی که دارای درصد بیش‌تری از اتانول هستند، کاهش یافت. بنابراین می‌توان گفت که دمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ مورد بررسی، توسط سوخت‌های ترکیبی اتانول به طور چشمگیری تحت تأثیر میزان درصد اتانول موجود در سوخت قرار داشت. سوخت زیست‌سازگار دارای ۸۵ درصد اتانول، بیش‌ترین تأثیر را در کاهش میزان گرمای تخریب داشت و پس از آن به ترتیب سوخت زیست‌سازگار دارای ۲۰ درصد اتانول و سوخت بدون اتانول در مراتب بعدی قرار گرفتند. پس از ۳۰۰۰ ساعت آزمایش غوطه‌وری، شاهد‌های موجود نشان داد بازه دمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ و سوخت دارای ۸۵ درصد اتانول به ترتیب در دمای غوطه‌وری ۲۵، ۴۰ و ۶۰ درجه سلسیوس، از دمای ۱۰/۴ به ۱۶/۷ و ۲۰/۷ درجه سلسیوس افزایش یافتند. همچنین بازه دمای تخریب بین پلی‌آمید-۱۲ و سوخت بدون اتانول در همان دمای غوطه‌وری از دمای ۵/۶ به ۱۱ و ۱۱/۴ سلسیوس افزایش یافت. این نشان داد که مخلوط سوخت دارای ۸۵ درصد

(۱) Levenberg-Marquardt

(۳) FC

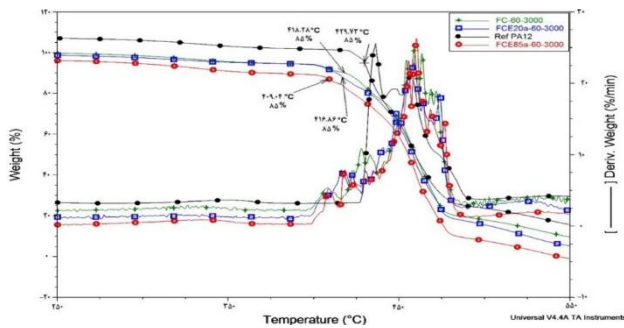
(۵) FCE85a

(۲) DIN EN ISO 11358

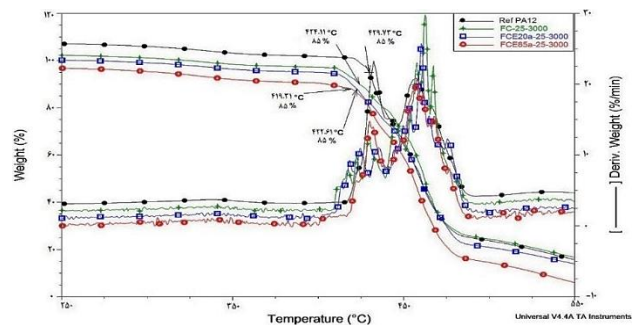
(۴) FCE20a

جدول ۲ - دمای تخریب پلی آمید-۱۲ به دست آمده از روش تجربی

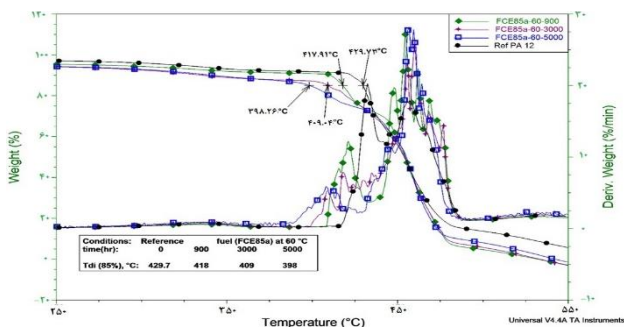
دمای تخریب پلی آمید-۱۲ توسط سوخت‌های زیست سازگار °C				نوع سوخت و شرایط آن
ساعت ۰	ساعت ۹۰۰	ساعت ۳۰۰۰	ساعت ۵۰۰۰	
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۵/۴ ± ۲/۷	۴۲۴/۱۰ ± ۴	۴۱۸/۵ ± ۲/۵	سوخت بدون اتانول در دمای ۲۵ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۴/۳ ± ۲/۴	۴۲۲/۶ ± ۱	۴۱۵/۹ ± ۲/۴	سوخت دارای ۲۰ درصد اتانول در دمای ۲۵ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۳/۳ ± ۲/۱	۴۱۹/۳ ± ۰/۵	۴۱۲/۱ ± ۰/۷	سوخت دارای ۸۵ درصد اتانول در دمای ۲۵ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۵/۲ ± ۲/۴	۴۱۸/۵ ± ۲	۴۱۳/۹ ± ۱/۱	سوخت بدون اتانول در دمای ۴۰ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۳/۹ ± ۰/۹	۴۱۷/۱ ± ۲/۲	۴۱۰/۹ ± ۲/۷	سوخت دارای ۲۰ درصد اتانول در دمای ۴۰ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۲/۲ ± ۴	۴۱۲/۹ ± ۶	۴۰۶/۳ ± ۰/۹	سوخت دارای ۸۵ درصد اتانول در دمای ۴۰ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۳/۲ ± ۰/۶	۴۱۸/۲ ± ۲/۱	۴۱۵/۵ ± ۱/۳	سوخت بدون اتانول در دمای ۶۰ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۰/۲ ± ۲/۱	۴۱۶/۸ ± ۰/۶	۴۰۴/۶ ± ۰/۹	سوخت دارای ۲۰ درصد اتانول در دمای ۶۰ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۱۷/۹ ± ۲/۲	۴۰۹ ± ۰/۹	۳۹۸/۲ ± ۱/۸	سوخت دارای ۸۵ درصد اتانول در دمای ۶۰ °C



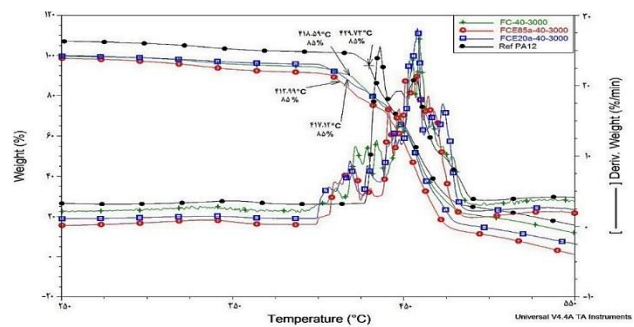
شکل ۵ - توزین گرمایی (در هوای آزاد) نمونه‌ها در حالت خشک پس از قرار گرفتن در برابر دمای ۶۰ درجه سلسیوس برای ۳۰۰۰ ساعت



شکل ۳ - توزین گرمایی (در هوای آزاد) نمونه‌ها در حالت خشک پس از قرار گرفتن در برابر سوخت در دمای ۲۵ درجه سلسیوس برای ۳۰۰۰ ساعت



شکل ۶ - توزین گرمایی (در هوای آزاد) نمونه غوطه‌ور شده در سوخت دارای ۸۵ درصد اتانول در دمای ۶۰ درجه سلسیوس تا ۵۰۰۰ ساعت



شکل ۴ - توزین گرمایی (در هوای آزاد) نمونه‌ها در حالت خشک پس از قرار گرفتن در برابر دمای ۴۰ درجه سلسیوس برای ۳۰۰۰ ساعت

تخریب برای نمونه‌های غوطه‌ور شده در دماهای بالاتر و همچنین در سوخت‌های دارای درصد اتانول بالاتر نیز قابل شناسایی است. نتیجه‌های به دست آمده از آزمون توزین گرمایی (جدول ۲)، وابستگی مشخصی از میزان گرمای غوطه‌وری نسبت به تخریب را نشان داد. وابستگی شدید دما به میزان تخریب پلیمر، به‌طور عمده به دلیل افزایش سرعت شروع و همچنین تا حدی به افزایش طول زنجیره

اتانول در مقایسه با سوخت بدون اتانول در دمای تخریب پلی آمید-۱۲ بسیار موثرتر است.

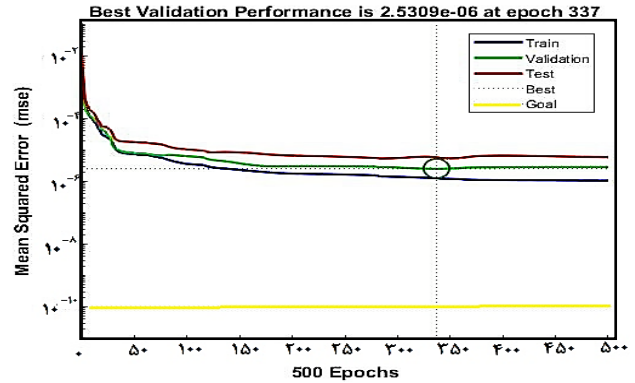
با افزایش میزان گرمای غوطه‌وری، تغییر در میزان گرمای تخریب و $DTG = dTG/dt$ به دمای پایین و نیز تغییر شکل منحنی‌های آزمون توزین گرمایی (شکل‌های ۳ تا ۶) رخ می‌دهد. طبق منحنی‌های به دست آمده از آزمون توزین گرمایی در شکل‌های ۳ تا ۶، دمای

می‌توان نتیجه گرفت که افزودنی‌های موجود در نمونه‌های غوطه‌ور شده در طول یک مدت زمان مشخص استخراج می‌شوند. متغیرهای اصلی، میزان حل شدن افزودنی در پلیمر، ضریب انتشار، فشار بخار آن و حلالیت آن در سوخت هستند [۳۵]. گزارش بررسی‌ها نشان داد که تخریب پلی‌آمید-۱۲ خالص (بدون افزودنی) در دمای ۴۱۰ درجه سلسیوس آغاز شد. این بدین معنی است که برای بدترین سناریو در سوخت زیست‌سازگار دارای ۸۵ درصد اتانول، پس از مدت ۳۰۰۰ ساعت، مقدار افزودنی‌های داخل پلیمر در بازه‌ی دمایی ۴۰۹ درجه سلسیوس استخراج شدند. تغییر دمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ وابستگی زیادی به افزایش میزان اتانول در سوخت داشت. پس از ۵۰۰۰ ساعت غوطه‌وری در سوخت دارای ۸۵ درصد اتانول، در دمای ۶۰ درجه سلسیوس، دمای تخریب ۳۱/۴ درجه سلسیوس کاهش (از ۴۲۹/۷ درجه سلسیوس تا ۳۹۸/۳ درجه سلسیوس) را نشان داد. تخریب پلی‌آمید-۱۲ توسط الکل‌ها از روش پیوستگی‌های گوناگون مثل حلال-حلال و تداخل پلیمر-حلال افزایش یافت. رفتار پلی‌آمید-۱۲ شامل تغییرهای شیمیایی مانند تغییرهای شفاف‌سازی کلی، استخراج افزودنی‌ها و جرم مولکولی و مکانیسم شکستن زنجیره‌ای تصادفی است [۳۱]. می‌توان نتیجه گرفت که پس از ۳۰۰۰ ساعت زمان غوطه‌وری در بیش‌تر سوخت‌های خورنده دارای ۸۵ درصد اتانول در دمای ۶۰ درجه سلسیوس، ما شاهد آغاز تخریب به علت تقسیم زنجیره‌ای تصادفی بوده و دمای تخریب پس از ۱۰ درجه سلسیوس از ۴۰۹ درجه سلسیوس (دمای تخریب پس از ۳۰۰۰ ساعت) تا ۳۹۸.۳ درجه سلسیوس (میزان گرمای تخریب پس از ۵۰۰۰ ساعت) کاهش می‌یابد. نتیجه‌های کامل آزمون در جدول ۲ آمده است.

نتیجه‌های شبکه عصبی مصنوعی

نتیجه‌های مربوط به میزان خطای شبکه، میزان همبستگی داده‌های آموزش، اعتبارسنجی، آزمون و مجموع آن‌ها توسط نرم‌افزار متلب به صورت نمودار رسم شد. مقدار میانگین مربعات خطا در طی فرایند یادگیری، آزمون و ارزیابی در برابر سیکل‌های یادگیری شبکه بهینه در شکل ۷ به نمایش در آمده است. همگرایی داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون در ۳۳۷ تکرار با میانگین مربعات خطای $10^{-6} \times 2/53$ نشان‌دهنده خطای کم و دقت بالای شبکه است.

نتیجه‌های برازش خطی بین مقدارهای تجربی و مدل شبکه عصبی در شکل ۸ نشان شده است. ضریب تبیین (R2) بین داده‌های تجربی و مدل شبکه عصبی برای داده‌های آموزشی،



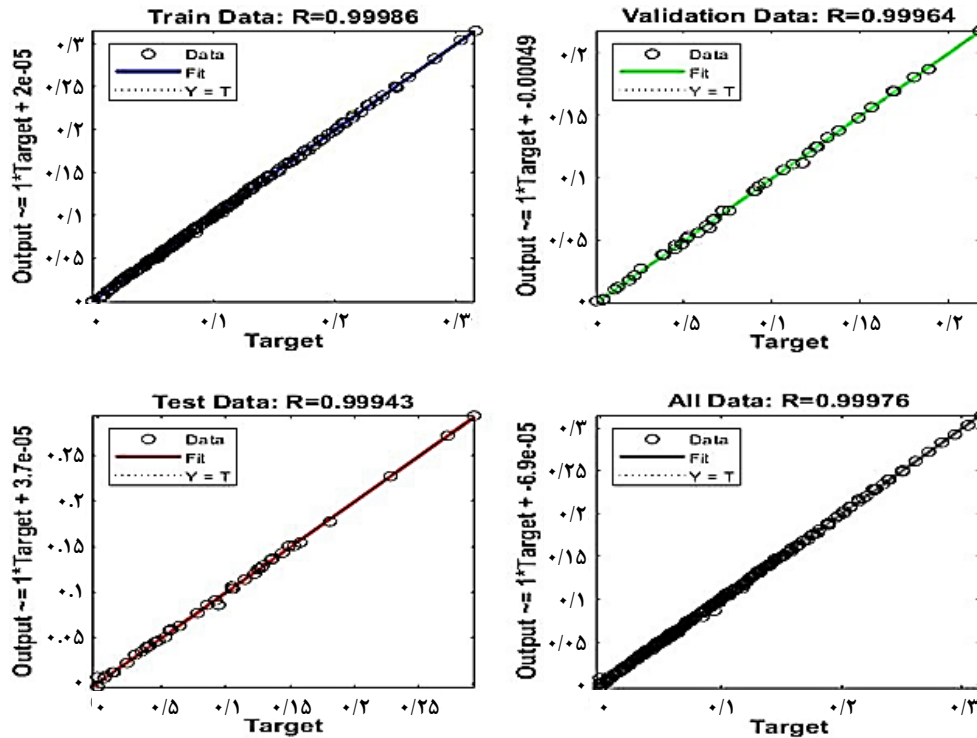
شکل ۷ - میانگین مربعات خطا به عنوان تابعی از تعداد سیکل‌های یادگیری

جنبشی با افزایش دما بود. با افزایش دما، احتمال جدا شدن انواع پیوستگی‌ها افزایش یافت. از آن جا که از شکستن پیوستگی‌ها، یعنی شروع، نمی‌توان جلوگیری کرد، در اصل، عمل یک تثبیت‌کننده محدود به مهار یا کند شدن فرایندهای بعدی است که بیش‌تر به عنوان واکنش‌های زنجیره‌ای عمل می‌کنند [۳۰].

تثبیت‌کننده گرما در پلی‌آمید-۱۲ به منظور حفاظت خاص در برابر تخریب استفاده می‌شود که قادر به اکسید شدن خود به خودی رادیکال‌های آزاد یا فراورده‌های ناپایدار میانی تولید و تبدیل آن‌ها به فراورده‌های پایدار می‌باشد [۳۱-۳۴]. بنابراین کاهش تثبیت‌کننده گرمایی، با توجه به درک عمر پلی‌آمید-۱۲ در کاربردهای گوناگون یک عامل بسیار مهم است. همچنین طول عمر به دست آمده از پلیمرها به‌طور پیچیده‌ای روی نیروی محرکه تخریب پلیمر، انتشار اکسیژن به بستر پلیمری و اثر بازدارندگی تثبیت‌کننده گرمایی مورد استفاده، بستگی دارد [۳۵-۳۷]. شکل‌های ۳، ۴ و ۵ توزین گرمایی نمونه‌های پلی‌آمید-۱۲ غوطه‌ور در سوخت‌های بدون اتانول، دارای ۲۰ و ۸۵ درصد اتانول، به ترتیب در دمای ۲۵، ۴۰ و ۶۰ درجه سلسیوس در مدت ۳۰۰۰ ساعت نشان می‌دهد.

شکل ۶ دماهای تخریب به دست آمده از آزمون توزین گرمایی برای نمونه‌های پلی‌آمید-۱۲ غوطه‌ور شده در سوخت دارای ۸۵ درصد اتانول در دمای ۶۰ درجه سلسیوس در بازه زمانی ۹۰۰، ۳۰۰۰ و ۵۰۰۰ ساعت را نشان می‌دهد.

همان‌گونه که در شکل ۶ دیده می‌شود، نمونه‌ای که در هوای گرم در دمای ۱۴۰ درجه سلسیوس برای ۵۰۰۰ ساعت است، کاهش سریع میزان گرمای تخریب از ۴۲۹/۷ (میزان گرمای تخریب پلی‌آمید مرجع) تا ۳۶۳ درجه سلسیوس را نشان می‌دهد. این شکل، تخریب مولکولی چشمگیری را به دلیل فرایند اکسایش گرمایی و از بین رفتن مواد افزودنی با تبخیر از سطح پلیمر نشان می‌دهد [۳۴].



شکل ۸ - نتیجه‌های برازش خطی مقادیرهای تجربی و مدل شبکه عصبی مصنوعی

سلسیوس پیش‌بینی شد. می‌توان نتیجه گرفت که نتیجه‌های به دست آمده از شبکه عصبی با ضریب همبستگی بالا با داده‌های تجربی به دست آمده، روشی مناسب برای پیش‌بینی میزان گرمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ است.

با توجه به نتیجه‌های به دست آمده از مدل‌سازی توسط شبکه عصبی، مشاهده می‌شود پارامترهای درصد اتانول و زمان به ترتیب بیش‌ترین تأثیر را بر روی دمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ دارند.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، اثر دما، غلظت و زمان بر میزان تخریب پلی‌آمید-۱۲ مورد ارزیابی قرار گرفت. با استفاده از داده‌های تجربی و مدل شبکه عصبی تأثیر همزمان این سه فاکتور را بر روی تخریب پیش‌بینی شد. این پلیمر با توجه به پیش‌بینی شبکه عصبی در دماهای ۲۵، ۴۰ و ۶۰ درجه سلسیوس و در بازه‌های زمانی ۰، ۹۰۰، ۳۰۰۰، ۵۰۰۰، ۶۰۰۰ و ۷۰۰۰ ساعت با درصد‌های گوناگونی از اتانول پیش‌بینی شد که نتیجه‌ها با بالاترین تطبیق با نتیجه‌های تجربی دیده شد، که می‌توان پیش‌بینی شبکه‌ی عصبی در این مدل‌سازی را مناسب گزارش کرد. مقایسه نتیجه‌های تجربی و نتیجه‌های مدل‌سازی شبکه، نشان‌دهنده ضریب تبیین $R^2 = 0/99$ بود. همچنین با استفاده از

اعتبارسنجی و آزمون و سرانجام تمامی داده‌ها به ترتیب برابر ۰/۹۹ به دست آمد که نشان‌دهنده توانایی بالای شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی این سامانه است.

نتیجه‌های به دست آمده از مدل‌سازی شبکه عصبی در بازه‌های زمانی ۰، ۹۰۰، ۳۰۰۰، ۵۰۰۰، ۶۰۰۰ و ۷۰۰۰ ساعت و دماهای ۲۵، ۴۰ و ۶۰ درجه سلسیوس مطابق جدول (۳) به دست آمده است. این نتیجه‌ها با پیش‌بینی دمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ تا ۵۰۰۰ ساعت به میزان زیادی با نتیجه‌های به دست آمده از آزمون توزین گرمایی مطابقت دارد که می‌توان پیش‌بینی شبکه در زمان‌های بالاتر را نیز تا حد زیادی قابل قبول دانست. با افزایش دمای محیط در سوخت‌ها، دمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ به تدریج کاهش یافت. همچنین افزایش دمای محیط به تنهایی دمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ را از ۴۲۹/۱۷۴ درجه سلسیوس در صفر ساعت به ۴۱۵/۵ درجه سلسیوس در ۵۰۰۰ ساعت کاهش داد. با افزایش درصد اتانول از صفر تا ۸۵ درصد پس از گذشت ۵۰۰۰ ساعت از ۴۲۹/۱۷ به ۳۹۸/۲ درجه سلسیوس کاهش یافت. همچنین دمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ توسط شبکه عصبی مصنوعی برای زمان‌های ۶۰۰۰ و ۷۰۰۰ ساعت از ۴۲۹/۱۷ درجه سلسیوس در سوخت‌های زیست‌سازگار دارای ۸۵ درصد اتانول در دمای ۶۰ درجه سلسیوس به ترتیب به ۳۹۴/۰۶ و ۳۹۱/۷۹ درجه

جدول ۳ - دمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ به دست آمده از مدل شبکه عصبی

دمای تخریب پلی‌آمید-۱۲ توسط سوخت‌های زیست سازگار °C						نوع سوخت و شرایط آن
۰ ساعت	۹۰۰ ساعت	۳۰۰۰ ساعت	۵۰۰۰ ساعت	۶۰۰۰ ساعت	۷۰۰۰ ساعت	
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۵/۱۷	۴۲۴/۶۱	۴۱۶/۵۲	۴۱۸/۱۶	۴۱۴/۷۶	سوخت بدون اتانول در دمای ۲۵ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۴/۸۸	۴۲۲/۳۹	۴۱۶/۲۰	۴۱۴/۰۲	۴۱۳/۳۹	سوخت دارای ۲۰ درصد اتانول در دمای ۲۵ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۵/۶۵	۴۱۹/۱۱	۴۱۱/۱۸	۴۰۸/۶۷	۴۰۸/۲۵	سوخت دارای ۸۵ درصد اتانول در دمای ۲۵ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۵/۴	۴۱۸/۶۰	۴۱۳/۸۲	۴۱۰/۴۷	۴۱۱/۷۹	سوخت بدون اتانول در دمای ۴۰ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۴/۲۲	۴۱۷/۱۷	۴۱۰/۹۵	۴۱۰/۶۳	۴۱۳/۰۶	سوخت دارای ۲۰ درصد اتانول در دمای ۴۰ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۲/۳۲	۴۱۳/۰۰	۴۰۶/۳۸	۴۰۳/۴۲	۴۰۱/۷۷	سوخت دارای ۸۵ درصد اتانول در دمای ۴۰ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۳/۴۸	۴۱۸/۲۹	۴۱۵/۴۹	۴۱۳/۵۴	۴۱۰/۴۳	سوخت بدون اتانول در دمای ۶۰ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۲۰/۵۵	۴۱۶/۴۳	۴۰۴/۸۴	۴۰۱/۴۳	۴۰۰/۵۶	سوخت دارای ۲۰ درصد اتانول در دمای ۶۰ °C
۴۲۹/۱۷ ± ۱/۷	۴۱۸/۱۹	۴۰۸/۸۹	۳۹۸/۳۳	۳۹۴/۰۶	۳۹۱/۷۹	سوخت دارای ۸۵ درصد اتانول در دمای ۶۰ °C

مدت زمان‌های بالاتر، درصد‌های دیگر اتانول موجود در سوخت و دماهای بالاتر را نیز پیش‌بینی نمود.

داده‌های تجربی میانگین مربعات خطا و درصد میانگین مطلق خطای سامانه به ترتیب ۰/۰۹ و ۰/۰۳ به دست آمد، که در نتیجه می‌توان استفاده از پلی‌آمید-۱۲ را در سامانه‌های تحویل سوخت خودرو برای سوخت‌های زیست سازگار با درصد بالای اتانول مثبت ارزیابی کرد. همچنین می‌توان از مدل‌سازی با شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۲/۲۱؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۳/۲۶

مراجع

- [1] Gagnard C., Germain Y., Keraudren P., Barrière B., [Permeability of Semicrystalline Polymers to Toluene/Methanol Mixture](#), *J. Appl. Polym. Sci*, **90**: 27 (2009).
- [2] Kallio K.J., Hedenqvist M.S., [Effects of Ethanol Content and Temperature on the Permeation of Fuel through Polyamide-12-based Pipes](#), *Polymer Testing*, **29**: 3-6 (2010).
- [3] Kallio K.J., Hedenqvist M.S., [Ageing Properties of Polyamide-12 Pipes Exposed to Fuels with and Without Ethanol](#), *Polymer Degradation and Stability*, **93**: 18-46 (2008).
- [4] Baena L., Jaramillo F., Calderón J.A., [Aggressiveness of a 20% Bioethanol 80% Gasoline Mixture on Autoparts: II Behavior of Polymeric Materials](#), *Fuel*, **95**: 3-12 (2012).
- [5] Khonakdar H.A., Morshedian J., Yazdani H., [Investigation of Thermal, Rheological and Mechanical Properties of Interfacially Modified PP/Mica Composites](#), *e-Polymers*, **8(1)**: (2008).
- [6] Agarwal K., [Biofuels \(Alcohols And Biodiesel\) Applications as Fuels for Internal Combustion Engines](#), *Progress in Energy and Combustion Science*, **33**: 233-271 (2007).
- [7] Ozgoli H.A., Yazdani H., [Integration of a Vanadium Redox Flow Battery with a Proton Exchange Membrane. Fuel Cell as an Energy Storage System](#), *Iranian Journal of Hydrogen & Fuel Cell*, **4(1)**: 53-68 (2017).
- [8] Yazdani H., Ozgoli H.A., [Transient Model and Technical Analysis of Vanadium Redox Flow Battery with Polymer Membrane](#), *Journal of Management*, **5(3)**: 36-49 (2015).

- [9] Berlanga-Labari C., Albistur-Goñi A., Barado-Pardo I., Gutierrez-Peinado M., [Compatibility Study of High-Density Polyethylene with Bioethanol–Gasoline Blends](#), *Materials and Design*, **32**: 4-41 (2011).
- [10] Kallio K.J., Hedenqvist M.S., [Effects of Ethanol Content and Temperature on the Permeation of Fuel through Polyamide-12-based Pipes](#), *Polym.Test*, **29**: 41-48 (2010).
- [11] Berlanga-Labari C., Albistur-Goñi A., Barado-Pardo I., Gutierrez-Peinado M., [Compatibility Study of High Density Polyethylene with Bioethanol–Gasoline Blends](#), *Materials and Design*, **32**: 4-41 (2011).
- [12] Defilippi R., Zasa M., [Multi-Layer Tube for Conducting Fuel in a Motor Vehicle](#), *European Patent Specification. EP*, **66(2)**: 4-16 (2010).
- [13] Özdemir U., Özbay B., Veli S., Zor S., [Modeling Adsorption of Sodium Dodecyl Benzene Sulfonate \(SDBS\) onto Polyaniline \(PANI\) by using Multi Linear Regression and Artificial Neural Networks](#), *Chem. Eng. J*, **178**: 183-190 (2011).
- [14] Shanmugaprakash M., Sivakumar V., [Development of Experimental Design Approach and ANN-based Models for Determination of Cr \(VI\) Ions Uptake Rate from Aqueous Solution onto the Solid Biodiesel Waste Residue](#), *Bioresource, Technol*, **148**: 550-559 (2013).
- [15] Mirvand M., Ghasemiye H., Akbari M., Sadatinejad S., [Simulation of Underground Water Quality Changes with Artificial Neural Network Model \(Case Study: Kashan Aquifer\)](#), *Civil Engineering Journal and Environment Engineering Journal of Tabriz University*, **68**: 159-171 (2015).
- [16] Beigzadeh R., Rahimi M., [Prediction of Heat Transfer and Flow Characteristics in Helically Coiled Tubes using Artificial Neural Networks](#), *International Communications in Heat and Mass Transfer*, **39**: 1279-1285 (2012).
- [17] Balcilar M., Dalkilic A.S., Wongwises S., [Artificial Neural Network Techniques for the Determination of Condensation Heat Transfer Characteristics during Downward Annular Flow of R134a Inside a Vertical Smooth Tube](#), *International Communications in Heat and Mass Transfer*, **38(1)**: 75-84 (2011).
- [18] Yoon H., Jun S.C., Hyun Y., Bae G.O., Lee K.K., [A Comparative Study of Artificial Neural Networks and Support Vector Machines for Predicting Groundwater Levels in a Coastal Aquifer](#), *Journal of Hydrology*, **396**: 128 (2011).
- [19] Technical Data Sheet, [EMS-Chemie GmbH](#), (2014).
- [20] Standard SAE J 1737, [Test Procedure to Determine the Hydrocarbon Losses from Fuel Tubes, Hoses, Fittings, and Fuel Line Assemblies by Recirculation](#), j1737 201305 (2013).
- [21] Standard SAE J 1737, [Test Procedure to Determine the Hydrocarbon Losses from Fuel Tubes, Hoses, Fittings, and Fuel Line Assemblies by Recirculation](#), *Access Data*, **2**: (2014).
- [22] [Proposed Fuel Quality Standard – Ethanol \(E85\) Automotive Fuel](#), Australian Government, Department of Sustainability, Environment, Water, Population and Communities, 4 (2011).
- [23] Salehi F., Razavi S.M.A., [Dynamic Modeling of Flux and Total Hydraulic Resistance in Nanofiltration Treatment of Regeneration Waste Brine using Artificial Neural Network](#), *Desalination and Water Treatment*, **21(1)**: 41-104 (2012).

- [24] Rafiee J., Arvani F., Harifi A., Sadeghi M.H., [Intelligent Condition Monitoring of a Gearbox using Artificial Neural Network](#), *Mechanical Systems and Signal Processing*, **36(4)**: 1746-1754 (2007).
- [25] Chatterjee S., Reifler F.A., Chu B.T., Hufenus R., [Investigation of Crystalline and Tensile Properties of Carbon Nanotube-Filled Polyamide-12 Fibers Melt-Spun by Industry-Related Processes](#), *Journal of Engineered Fibers and Fabrics*, **82**: (2012).
- [26] Darwish N.A., Hilal N., Al-Zoubi H., Mohammad A.W., [Neural Networks Simulation of the Filtration of Sodium Chloride and Magnesium Chloride Solutions using Nanofiltration Membranes](#), *Institution of Chemical Engineers*, **85**: 417-430 (2011).
- [27] Abbas A., Al-Bastaki N., [Modeling of an RO Water Desalination Unit using Neural Networks](#). *Chemical Engineering Journal*, **114(1-3)**: 139-143 (2005).
- [28] DIN EN ISO 11358, [Plastics - Thermogravimetry \(TG\) of Polymers - General Principles](#), 1997, Access Date, (2014).
- [29] Baena L., Jaramillo F., Calderón J.A., [Aggressiveness of a 20% Bioethanol–80% Gasoline Mixture on Autoparts: I Behavior of Metallic Materials and Evaluation of their Electrochemical Properties](#), *Fuel*, **95**: 322 (2012).
- [30] Yang X., Li Q., Chen Z., Han H., [Fabrication and Thermal Stability Studies of Polyamide 6,6 Containing Triaryl Phosphine Oxide](#), *Bull Mater Sci*, **32**: 375-380 (2009).
- [31] Halary J.L., Laupretre F., Monnerie L., [“Polymer Materials: Macroscopic Properties and Molecular Interpretations”](#), John Wiley & Sons Ltd, Canada, (2011).
- [32] Sullivan K., [Electronic Fuel Injection Overview](#), (2014).
- [33] Fuel systems, Available from: <http://www.weindex.info/pdf/FuelSystem/9.pdf>, Access date: (2014).
- [34] Dupont Viton fluoroelastomer, [Viton Excelling in Modern Automotive Fuel Systems](#), (2014).
- [35] Cerruti P., Carfagna C., [Thermal-Oxidative Degradation of Polyamide 6,6 Containing Metal Salts](#), *Polymer Degradation and Stability*, **95**: 2405 (2010).
- [36] Ferruccio B., Massimo M., [Oligomeric Sterically Hindered Amines and their use as Polymer Stabilizers](#), *Patent EP2112141 B1*: 1-3 (2013).