

مدلسازی کسر اتلاف جرمی در فرایند گرماکافت قطعات چوب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

مهدی بید آبادی^۱، مصطفی کشاورزین^{۲*}، اباذر وحدت آزاد^۳، بهزاد سعادت نیا^۴
دانشگاه علم و صنعت ایران، دانشکده مهندسی مکانیک، آزمایشگاه تحقیقاتی سوخت و احتراق
(* mostafa_keshavarzian@mecheng.iust.ac.ir)

چکیده

استحصال انرژی از احتراق مواد ارگانیک روشی نوین برای جایگزینی سوخت‌های فسیلی است. در سالهای اخیر فرآورده‌های حاصل از گرماکافت^۵ چوب کاربرد وسیعی در فرایند احتراق جهت تولید انرژی داشته است، بنابراین مدلسازی فرایند گرماکافت چوب دارای اهمیت بالایی در تولید سوخت ارگانیک به عنوان سوخت جایگزین می‌باشد. سینتیک گرماکافت و محصولات آن با توجه به نوع، ابعاد و میزان وزن قطعات چوب متفاوت خواهد بود. اغلب مدل‌های سینتیکی ارائه شده برای نمونه‌های بسیار کوچک چوب می‌باشد، ولی برای قطعات با ابعاد بزرگتر مدل‌های کمتری وجود دارد. در این کار برای اولین بار استفاده از مدلسازی شبکه عصبی مصنوعی به عنوان روشی نوین برای پیش بینی رفتار گرماکافتی قطعات چوب با ابعاد بزرگ (طول ۶ سانتی متری و قطر ۱۰ الی ۱۳ میلیمتر) تحت شرایط مختلف مد نظر قرار گرفته است، به طوری که این روش مدلسازی امکان تخمین میزان کسر اتلاف جرمی (گاز + تار^۶ و مواد فرار^۷ خارج شده از قطعات چوب) را طی مدت زمان حرارت دهی و با توجه به میزان نرخ حرارت دهی فراهم می‌سازد. نتایج حاصل از مدلسازی با این روش با نتایج تجربی و مدل‌های تحلیلی صورت گرفته توسط محققین تطابق بسیار مناسبی داشته، و از این رو امکان شبیه سازی برای شرایط حرارت دهی و ابعادی مختلف قطعات چوب وجود دارد.

واژه‌های کلیدی: سوخت های جایگزین- احتراق- گرماکافت چوب- شبکه عصبی مصنوعی- مدلسازی گرماکافت.

۱- مقدمه

چوب به عنوان یکی از مهمترین منابع انرژی تجدید پذیر طی سالیان اخیر مورد توجه قرار گرفته و ذخایر چوب قابل استفاده بواسطه وجود پس ماندهای جنگلی و یا شهری افزایش یافته است [8]. استحصال انرژی از چوب - به صورت الکتریسته و یا انرژی حرارتی - در فرایند احتراق حاصل می‌شود.

۱- دانشیار- دانشکده مهندسی مکانیک دانشگاه علم و صنعت ایران

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد هوافضا- دانشکده مهندسی مکانیک دانشگاه علم و صنعت ایران

۳- دانشجوی دکترای مکانیک- دانشکده مهندسی مکانیک دانشگاه علم و صنعت ایران

۴- دانشجوی کارشناسی ارشد مکانیک- دانشکده مهندسی مکانیک دانشگاه علم و صنعت ایران

^۵ -Pyrolysis

^۶ -Tar

^۷ -Volatile materials

اما دیگر فرایند های حرارتی از قبیل گرماکافت یا گازی سازی^۱ امکان تبدیل مواد ارگانیک چوبی را به گازهای با ارزشتر یا مایعات قابل احتراق فراهم می سازد [2]. بسیاری از مدل های سینتیک برای گرماکافت چوب در تحقیقات صورت گرفته گزارش شده و مطالعات مناسبی نیز توسط دی بلاسی^۲ ارائه شده است [3].

مدل های ساده سازی شده گرماکافتی مبتنی بر واکنش های تجزیه ای تک مرحله ای می باشند، ولی امکان پیش بینی تاثیر شرایط گرماکافت بر میزان محصولات را نمی دهد [4]. در دیگر مدل ها از فرض واکنش های موازی برای پیش بینی سینتیک گرماکافت استفاده شده است [5,6,7].

یک مدل سینتیکی دو مرحله ای با استفاده از روش های تحلیلی و آزمایشگاهی برای نمونه های بزرگ چوب (طول ۶ سانتی متری و قطر ۱۰ الی ۱۳ میلیمتر) در نرخ حرارت دهی بسیار پایین توسعه داده شده که شامل گرماکافت اولیه و ثانویه است [8]. آزمایشات صورت گرفته اهمیت بالای گرماکافت ثانویه را درون نمونه های چوب نشان می دهد. در این مقاله با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی، یک نمونه مدلسازی بر مبنای کار تجربی و تحلیلی صورت گرفته توسط انریکو جریکو^۳ و همکارانش [8] انجام و مقایسه ای بین نتایج مدل شبکه عصبی و داده های تجربی در مرجع [8] تحت شرایط مختلف صورت گرفته است.

۲- گرماکافت

گرماکافت اولین مرحله در طی فرایندهای حرارتی در مواد ارگانیک می باشد [9]. گرماکافت به طور اساسی تجزیه حرارتی مواد ارگانیک در معرض میزان محدودی از هوا است، که منجر به آزاد سازی مواد فرار و تشکیل چار می گردد. گرماکافت چوب در دمای ۲۰۰ درجه سانتیگراد آغاز و نهایتاً تا ۵۰۰-۴۰۰ سانتیگراد صورت گرفته که بسته به انواع و اقسام چوب متفاوت می باشد. این فرایند شامل تجزیه زنجیره های پلیمری چوب (سلولوز^۴، لیگنین^۵ و ...) است. محصولات این تجزیه می تواند به به گاز، تار و زغال چوب^۶ تقسیم گردند. محصولات گازی به طور عمده از متان، دی اکسید کربن، هیدروژن، مونوکسید کربن دیگر هیدروکربن های سبک تشکیل شده است [10,11,12,13]. تار شامل هیدروکربن هایی با میزان کربن بالا و دیگر مؤلفه های ارگانیک می باشد که در دمای گرماکافت تبخیر شده و در دماهای پایین تر جامد می گردد. به طور کلی تار شامل ساختاری از اجزای تشکیل دهنده با دمای چگالش بالاتر نسبت به بنزن است. زغال چوب پس ماند جامد بعد از فرایند گرماکافت می باشد که شامل مؤلفه های کربنی جامد با نسبت کربن به هیدروژن بالا است.

۳- سینتیک های گرماکافت چوب

سینتیک های گرماکافت چوب بوسیله تعداد زیادی از محققین مدلسازی شده است [14,15]. غالباً در تمامی مدل های متداول گرماکافتی چوب از چند فاز استفاده شده و واکنش ها دو مرحله ای در نظر گرفته شده اند. ساختار واکنش های اولیه در گرماکافت چوب عمدتاً در خصوص تار، گاز و چار می باشد [5,6,7,16,17,18] و در صورت در نظر گرفتن واکنش های ثانویه، محصولات حاصله تابعی از درجه حرارت محیط گرماکافت، نرخ گرمادهی و زمان باقی ماندن قطعات چوب خواهند بود.

¹ -Gasification

² - Di Blasi

³ - Enrico Grieco

⁴ - cellulose

⁵ - Lignin

⁶ - charcoal

در این مورد دی بلاسی[15] استفاده از واکنش های دو مرحله ای را در شکستن تار به گازهای سبک تر و پلیمریزاسیون^۱ دوباره تار به چار را پیشنهاد می کند. در حالت کلی نرخ واکنش گرماکافت اولیه با قانون آرهنیوس^۲ و به عنوان تابعی از درجه حرارت و از مرتبه اول در مورد جرم چوب واکنش داده نشده مدلسازی می کند[19].

اغلب ساختارهای واکنشی ارائه شده توسط محققین پیچیده بوده، و مستلزم تجزیه مضاعف تار در فازگازی[15,20] و یا یک محصول میانی استخراج شده از تجزیه اولیه مواد ارگانیک می باشد که میزان بالایی از گاز، تار و زغال چوب را حاصل می کند[21,22,23,24].

مدل توزیع انرژی فعالسازی رویکردی است که در گرماکافت مواد ارگانیک به کار گرفته می شود. [25,26]. در واقع، مواد ارگانیک اغلب در فرم قرص یا قطعاتی با اندازه معین بکاربرده می شوند. این بدین مفهوم است که گرادیان درجه حرارت موجود در مواد ارگانیک و تغییر درجه حرارت در داخل ماده آهسته تر می باشد[27]. علاوه بر این، محصولات تولید شده بوسیله تجزیه ساختارهای پلیمری مواد ارگانیک باید به فرآورده های دارای اهمیت بیشتری تبدیل گردند. برخی از نتایج تحقیقات صورت گرفته نشان دهنده تاثیر اندازه نمونه مورد آزمایش بر میزان گاز و تار حاصل شده برای ساختار سلولوزی [28] و چوبی [29] می باشد.

با این حال ترکیب مدل های سینتیکی توسعه یافته در خصوص نمونه های بسیار کوچک قطعات چوب در معادلات انرژی، جرم و برخی اوقات مومنتوم بمنظور شبیه سازی رفتار نمونه های بزرگ چوب، مطابق با این فرض که واکنش های ثانویه می تواند ناچیز پنداشته شده و یا تنها در فاز گازی در نظر گرفته شوند کاملاً رایج می باشد[29]. به طور معمول نرخ های حرارت دهی بسیار پایین در مدل های پیچیده و برای نمونه های بزرگ چوب صرفه نظر شده است[30] و اکثر تلاش ها متمرکز بر نرخ حرارت دهی سریع می باشد[31]. از طرف دیگر، به خوبی مشخص است که مدت زمان تغییر حرارت دهی اغلب دارای میزان مشابهی با زمان واکنش طی فرایند گرماکافت می باشد [30]. بنابراین می توان نتیجه گرفت، پدیده سینتیک گرماکافت چوب، بطور ویژه در ارتباط با گرماکافت ثانویه بوده و غالباً بوسیله اثرات انتقال حرارت پوشش داده می شود.

به همین علت در این کار مدل سینتیک گرماکافت با استفاده از داده های آزمایشگاهی برای نمونه های بزرگ چوب در نرخ حرارت دهی بسیار پایین توسعه داده شده برای مدلسازی به کمک شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. این مدلسازی اهمیت گرماکافت ثانویه را در طی چنین فرایندهایی بر روی مواد ارگانیک بطور برجسته نشان می دهد.

۴- مواد مورد استفاده در مدلسازی

مدلسازی با شبکه عصبی مصنوعی براساس آزمایشات تجربی انجام گرفته بر روی نمونه هایی از چوب درختان راش و کاج [8] صورت می گیرد. چوب راش سخت و چوب کاج نرم می باشد. میزان دانسیته موجود در این چوبها به ترتیب 510 kg/m^3 و 730 kg/m^3 میباشد. نمونه های آزمایش دارای قطری در حدود ۱۳-۱۱ mm و طول ۶ cm هستند. نمونه ها به مدت ۴۸ ساعت در دمای 383 K خشک شده و سپس درون ژل سیلیکای خشک کننده برای چند روز نگاه داشته شده اند. بمنظور کاهش اثر حاشیه ها و لبه ها، نمونه ها نسبت طول به قطر باید بزرگتر از ۴ در نظر گرفته شده است. [8].

¹ - polymerisation

² - Arrhenus Law

جدول ۱- محصولات گرماکافت، درصد جرمی از وزن اولیه نمونه [8]

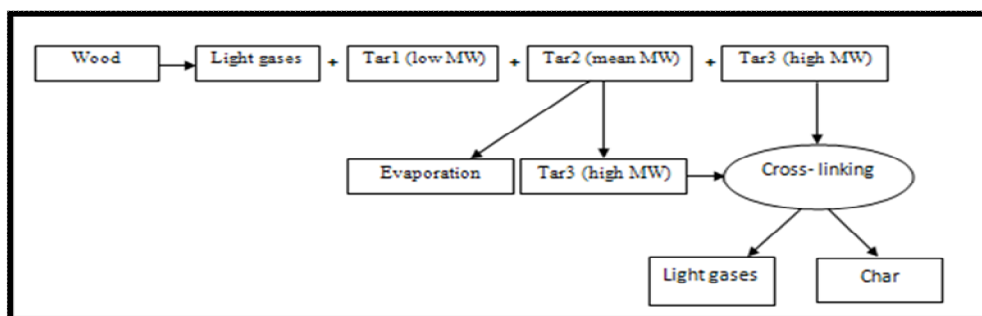
	۱k/s		۰.۰۵k/s	
	راش	کاج	راش	کاج
گاز	٪۱۷	٪۱۸	٪۲۱	٪۲۰
تار	٪۶۲	٪۶۱	٪۵۳	٪۵۴
چار	٪۲۱	٪۲۱	٪۲۷	٪۲۷
خطا	٪۱.۱	٪۱.۱	٪۱.۱	٪۱.۱

جدول ۲- محصولات گرماکافت، ترکیب گازهای سبک (% حجم) برای چوب راش و کاج [8]

	چوب راش	چوب راش	چوب کاج	چوب کاج
	۱k/s	۰.۰۵k/s	۱k/s	۰.۰۵k/s
دی اکسید کربن	۳۸.۲	۴۰.۱	۳۷.۶	۳۶.۵
اتیلن	۰.۴	۰.۳	۰.۶	۰.۴
اتان	۰.۸	۱.۰	۱.۰	۱.۲
پروپیلن	۰.۲	۰.۲	۰.۳	۰.۳
پروپان	۰.۱	۰.۲	۰.۲	۰.۲
هیدروژن	۹.۳	۱۰.۳	۸.۸	۱۱.۷
متان	۱۵.۴	۱۸.۹	۱۵.۵	۱۹.۸
مونوکسید کربن	۳۵.۵	۲۸.۹	۳۶.۱	۲۹.۹

۵- طرح سینتیکی پیشنهاد شده [8]

مطابق با طرح سینتیکی ارائه شده در شکل ۱ به علت افزایش در درجه حرارت، زنجیره پلیمری جامد ابتدا شکسته شده و انواع مختلفی از محصولات از قبیل گازهای سبک، مؤلفه های مختلف با توزیع گسترده ای از وزن مولکولی تولید می گردند. در مدل ارائه شده این مؤلفه ها به صورت ذیل دسته بندی می گردند: ۱ (وزن مولکولی پایین)، ۲ (وزن مولکولی متوسط) و ۳ (وزن مولکولی بالا). در تار ۱ فرض شده که نمونه ها به صورت بخار ذره را ترک می کنند، تار ۲ تحت تاثیر تبخیر بوده و واکنش های هم زمان ارائه دهنده افزایش اجزای گازی و رفتار این مؤلفه ها است و تار ۳، برخلاف دیگر محصولات متحمل واکنش های ترکیبی (ترکیب گازها و چار) می باشد. همانطور که از این مکانیزم نتیجه می گردد، میزان نهایی تار و گاز آزاد شده بوسیله نمونه های چوب، از گرماکافت اولیه و از واکنش های ثانویه درون این نمونه ها نتیجه شده است (گرماکافت ثانویه).



شکل ۱: طرح سینتیکی پیشنهادی [8]

۶- شبکه عصبی مصنوعی^۱

شبکه های عصبی مصنوعی که امروزه در کاربردهای فراوانی ارزش بالای خود را نشان داده اند ، به طور تقریبی از ۵۰ سال قبل گسترش یافته و بر اساس مدل بیولوژیکی مغز جانوران بوجود آمده اند. این شبکه ها به واقع یک سیستم داده پردازی اطلاعات است و دارای خصوصیات اجرایی خاصی همانند شبکه های عصبی جانوری می باشد که از تعمیم یافتن مدل های ریاضی آنها بوجود آمده اند. برخلاف پیشرفتهای قابل توجهی که در بسط و توسعه نرم افزارهای محاسباتی در سالهای اخیر صورت گرفته است، حل بسیاری از مسائل با مقیاس بزرگ نیاز به صرف زمان قابل توجهی دارد. از نظر ریاضیات، یک شبکه عصبی مصنوعی اغلب به عنوان یک تقریب زنده جهانی مورد ملاحظه قرار می گیرد. توانایی تشخیص رابطه بواسطه الگوهای ارائه شده این امکان را برای شبکه عصبی مصنوعی فراهم می کند تا مسائل پیچیده با مقیاس بزرگ را حل کند، از قبیل: الگو شناسی، مدلهای غیر خطی، و کنترل. از این رو در سالهای اخیر تلاش شده است که از شبکه های عصبی به عنوان یک تحلیل کننده سریع در بهینه سازی سازه ها به طور گسترده استفاده شود.

با اذعان به اینکه شبکه های عصبی چه در بعد آنالیز و توسعه ساختاری و چه در بعد پیاده سازی سخت افزاری از نظر کمی، کیفی و توانایی در حال رشد و پیشرفت می باشند و تکنیکهای مختلف محاسبات عددی از لحاظ تعداد همچنان در حال افزایش است و با توجه به اینکه شبکه های عصبی مصنوعی در بسیاری از زمینه ها از قبیل پزشکی ، امور مالیاتی ، اقتصاد و مهندسی مطلوب و مورد پسند می باشد، لذا شناخت هر چه بیشتر این پدیده نوین علمی امری بدیهی به نظر میرسد.

شبکه عصبی مصنوعی بر مبنای ترکیبی از چندین لایه نرون، لایه داخلی ، یک یا بیش از یک لایه پنهان در لایه خارجی می باشد. هر لایه نرون ورودی خود را از لایه پیشین یا از شبکه ورودی دریافت می کند. خروجی هر نرون نیازمند لایه بعدی یا خروجی شبکه میباشد. شبکه عصبی از روش سعی و خطای آموزش استفاده می کند. توالی این چنین شبکه هایی نیازمند استفاده از داده های آزمایشگاهی است، که مقادیر ورودی و خروجی شبکه می باشند. یک ورودی هر داده ای است که بوسیله کارشناسی برای دست یابی به حل، پیش بینی یا توصیف نتایج استفاده می شود.

۷- برخی از فعالیت های صورت گرفته با شبکه عصبی مصنوعی در زمینه های احتراقی و گرماکافت

مدلسازی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی با توجه به عمده فعالیت های تجربی ، عددی و تحلیلی صورت گرفته در زمینه های مختلف احتراقی بخصوص احتراق ذرات کمتر انجام گرفته است. این در حالی است که این روش مدلسازی علاوه بر صرفه جویی در زمان، طی حل مسائل احتراقی با روشهای تحلیلی ، عددی و آزمایشگاهی، کاهش هزینه و حتی نتایج دقیق تر با قابلیت بهینه سازی را به دنبال دارد. از جمله فعالیت های صورت گرفته در این زمینه می توان به شبیه سازی فرایند گازی سازی مواد ارگانیک با شبکه عصبی هیبرید نام برد [32]. در اینجا رفتار هر نوع ماده ارگانیک در طی فرایند گازی سازی در گازی ساز با استفاده از شبکه عصبی بررسی شده و نتایج شبیه سازی با نتایج تجربی این کار مقایسه شده است.

استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای مدلسازی عملکرد یک مبدل کاتالیتیک حرارت داده شده در سال ۲۰۰۵ انجام گرفته است [33] در این بررسی از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی درجه حرارت کاتالیتیک و میزان انتشار آلاینده های موتوکسید کربن و... استفاده شده است.

از جمله کاربردهای شبکه عصبی مصنوعی مرتبط با فرایندهای گرماکافت و گازی سازی استفاده از آن در کنترل سیستم های خشک کننده می باشد [34]. شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر کنترل کننده ها منجر به خرجی کنترل کننده یکنواخت می گردد که می تواند افزایش عمر عملکردی سیستم را به دنبال داشته باشد.

¹ - Artificial neural network

پیش بینی نرخ احتراق چار / زغال سنگ با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی [35] نمونه ای دیگر از فعالیت های صورت گرفته در این گونه مدلسازی ها در فرایند های احتراقی و گرماکافت می باشد. نتایج نشان می دهد که پیش بینی نرخ احتراق چار / زغال به کمک شبکه عصبی مصنوعی با دقت بالایی انجام شده است. در خصوص استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در فرایند گرماکافت می توان به مدلسازی گرماکافت گازوئیل با استفاده از این روش حل اشاره کرد [36]. برای بهبود کنترل محصولات و پیش بینی محصولات حاصل از گرماکافت استفاده از روش های نوین همچون شبکه عصبی مصنوعی بخصوص برای پیش بینی رفتار ترکیبات پیچیده و سنگین طی فرایند گرماکافت لازم به نظر می رسد.

۸- مدلسازی با ANN

براساس نمودارهای تجربی و تحلیلی موجود در [8] سه دسته از نمودارها با توجه به میزان داده های موجود و اهمیت بررسی، برای مدلسازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی می توانند مد نظر قرار بگیرند که به شرح ذیل می باشند :

- ۱- نمودار کسر اتلاف جرمی (گاز + تار و مواد فرار) برحسب زمان.
 - ۲- نمودار درجه حرارت (درجه حرارت سطح نمونه و داخل نمونه مورد آزمایش) بر حسب زمان.
 - ۳- نمودار کسر جرمی (تار + گاز + چار) برحسب زمان .
- مدلسازی برای بند اول در وضعیت های گوناگون، بمنظور بدست آوردن بهترین نتیجه از مدلسازی و براساس آموزش شبکه با استفاده از نرم افزار پرکاربرد متلب^۱ انجام گرفته و نتایج مدلسازی با نتایج حاصل از آزمایشات تجربی و تحلیلی در [8] مقایسه شده اند.

با مشخص شدن ساختار شبکه ای مناسب از نظر تعداد گره ، تعداد و نوع لایه های پنهان ، نوع شبکه آموزش ، میزان نرخ آموزش و ثابت مومنتوم، مدلسازی برای رفتار دو ماده ارگانیک مورد استفاده (چوب راش و چوب کاج) در محدوده ی فعالیت تجربی و تحلیلی صورت گرفته در [8] انجام گرفته و رفتار نمودارهای حاصله با نتایج فعالیت های تجربی دیگر محققین می تواند مقایسه گردد.

در صورتی که شبکه آموزش داده شده ساختار مناسبی را از کسر اتلاف جرمی ماده ارگانیک و ... برحسب زمان از خود نشان دهد، میتوان رفتار گرماکافتی قطعات چوب راش و کاج را در شرایط مختلف بدون انجام فعالیت های تحلیلی و آزمایشات تجربی پرهزینه و وقت گیر پیش بینی کرد. بدین ترتیب میزان و درصد محصولات حاصل از فرایند گرماکافت این مواد مطابق با نیاز صنعت قابل کنترل می باشد

۸-۱- ساختار شبکه عصبی مصنوعی تحت آموزش

ورودی های در نظر گرفته شده برای ساختار شبکه عصبی شامل اندازه نمونه ، زمان آزمایش و کسر اتلاف جرمی هستند که تحت شرایط ذیل مورد آزمایش قرار گرفته اند :

- ۱- میزان آموزش دهی (training) : ۵۰۰،۲۰۰۰،۳۰۰۰،۴۰۰۰
- ۲- تعداد لایه های پنهان : (۱،۲،۳،۴ لایه)
- ۳- محدوده نرخ آموزش : $0.1 \leq LR \leq 0.3$
- ۴- محدوده ثابت مومنتوم : $0.7 \leq mc \leq 0.8$

^۱ - Matlab

برای انتخاب مناسب ترین ساختار، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مختلف با تعداد لایه ها، تعداد گره ها، محدوده نرخ آموزش و ... متنوعی ایجاد و تحت آموزش قرار گرفته اند و از میان این ساختارها، آنهایی که کمترین ریشه میانگین مربع خطا (Rms) را دارا بودند تفکیک شده که در قالب جدول ۳ ارائه شده اند.

با توجه به اینکه هدف اصلی از مدلسازی ارائه ساده ترین و مناسب ترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی با حداقل میزان خطا می باشد، ساختاری با دولایه و خصوصیتی مناسب (با رنگ خاکستری در جدول ۳ نشان داده شده است) برای این کار انتخاب گردیده است. شکل ۲ معرف ساختار شبکه عصبی مصنوعی انتخابی برای این مدلسازی می باشد.

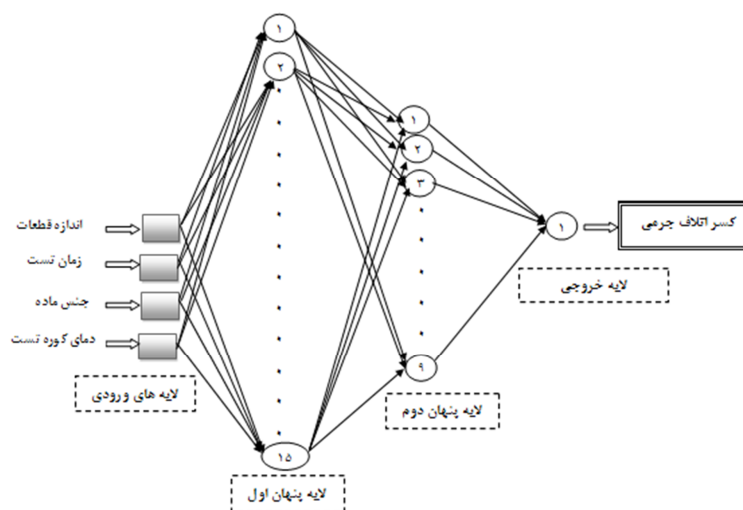
۹- بحث و بررسی

مدل ارائه شده بر اساس شبکه عصبی مصنوعی، در واقع پیش بینی نرخ گرماکافت چوب راش و کاج بر مبنای ابعاد، اندازه و نرخ گرمادهی اعمالی به این گونه مواد ارگانیک می باشد. استفاده از داده های تجربی ارائه شده در [8]. مبنای مدلسازی صورت گرفته است. کسر اتلاف جرمی پارامتری می باشد که با توجه به اهمیتش در طی فرایند گرماکافت می تواند مدلسازی گردد. کسر اتلاف جرمی در واقع نشان دهنده میزان گاز و مواد فرار خارج شده از ماده ارگانیک تحت شرایط حرارت دهی، با گذشت زمان می باشد که با کمک مدل شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده می توان محدوده های دمایی دیگر و نرخ حرارت دهی مختلف را برای این نمونه ها شبیه سازی کرده و بدین ترتیب در ابعاد صنعتی امکان پیش بینی شرایط مورد نیاز برای کسب محصولاتی که طی فرایند گرماکافت دارای مطلوبیت بیشتری می باشند (گاز و مایعات سوختی ارگانیک) فراهم می گردد.

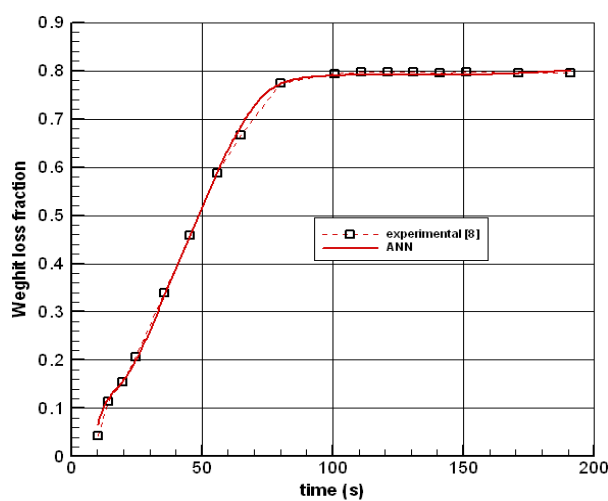
شکل های ۳ تا ۶ نشان دهنده افزایش اتلاف جرم طی فرایند گرماکافت با گذشت زمان می باشد. همانطور که مشاهده می گردد مقادیر حاصل از مدلسازی با شبکه عصبی مصنوعی با مقادیر تجربی بدست آمده در [8]. انطباق بسیار مناسبی دارند. در جدول ۵ نیز مقایسه ای میان برخی از نتایج بدست آمده از کسر اتلاف جرمی طی آزمایش و محاسبات انجام شده در [8] و نتایج مدلسازی با شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفته، که دقت مناسبی را در این خصوص نشان می دهد. از این رو می توان مدعی بود که مدلسازی صورت گرفته اولین گام در پیش بینی رفتار گرماکافتی مواد ارگانیک و محصولات تولیدی حاصل از این فرایند گرماکافت با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بوده و به عنوان روشی بهینه، ارزان و انعطاف پذیر در مقایسه با روش های تجربی و... قابلیت به کارگیری در صنایع مربوطه را دارا می باشد.

جدول ۳- مقایسه ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی بدست آمده و انتخاب مناسب ترین ساختار (مشخص شده با رنگ خاکستری) با حداقل ریشه میانگین مربع خطا (Rms)

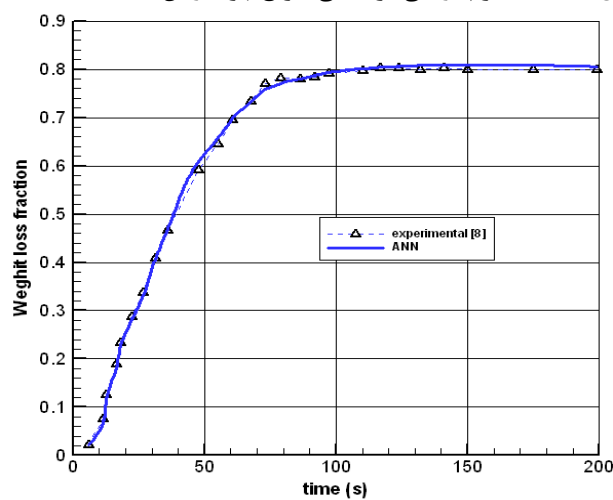
Rms	Mc (Momentum constant)	LR(Learning rate)	ساختار شبکه و تعداد گره (layer1,layer2,layer3, layer4)	ردیف
۰.۰۰۸	۰.۷	۰.۳	۱۵.۹.۵.۳	۱
۰.۰۰۸۳	۰.۷۵	۰.۲۵	//	۲
۰.۰۰۹۱	۰.۸	۰.۲	//	۳
Rms	Mc (Momentum constant)	LR(Learning rate)	ساختار شبکه و تعداد گره (layer1,layer2,layer3)	ردیف
۰.۰۰۸	۰.۷	۰.۳	۱۵.۹.۵	۴
۰.۰۰۸۲	۰.۷۵	۰.۳	//	۵
۰.۰۰۹۸	۰.۸	۰.۳	//	۶
Rms	Mc (Momentum constant)	LR(Learning rate)	ساختار شبکه و تعداد گره (layer1,layer2)	ردیف
۰.۰۰۷۷	۰.۷	۰.۲۵	۱۵.۹	۷
۰.۰۰۹۲	۰.۷۵	۰.۲۵	//	۸
۰.۰۰۸۷	۰.۸	۰.۲۵	//	۹
Rms	Mc (Momentum constant)	LR(Learning rate)	ساختار شبکه و تعداد گره (layer1)	ردیف
۰.۰۱۰۳	۰.۷	۰.۲۵	۱۵	۱۰
۰.۰۱۰۳	۰.۷۵	۰.۲	//	۱۱
۰.۰۰۹۹	۰.۸	۰.۳	//	۱۲
Rms	Mc (Momentum constant)	LR(Learning rate)	ساختار شبکه و تعداد گره (layer1,layer2,layer3, layer4)	ردیف
۰.۰۰۷۹	۰.۷	۰.۳	۱۴.۸.۴.۳	۱
۰.۰۱۰۴	۰.۷۵	۰.۲۵	//	۲
۰.۰۰۹۳	۰.۸	۰.۲۵	//	۳
Rms	Mc (Momentum constant)	LR(Learning rate)	ساختار شبکه و تعداد گره (layer1,layer2,layer3)	ردیف
۰.۰۰۹۱	۰.۷	۰.۳	۱۴.۸.۴	۴
۰.۰۰۸۹	۰.۷۵	۰.۲۵	//	۵
۰.۰۱۰۴	۰.۸	۰.۳	//	۶
Rms	Mc (Momentum constant)	LR(Learning rate)	ساختار شبکه و تعداد گره (layer1,layer2)	ردیف
۰.۰۰۹۲	۰.۷	۰.۳	۱۴.۸	۷
۰.۰۱۲۸	۰.۷۵	۰.۲	//	۸
۰.۰۱	۰.۸	۰.۲۵	//	۹
Rms	Mc (Momentum constant)	LR(Learning rate)	ساختار شبکه و تعداد گره (Layer1)	ردیف
۰.۰۱۱	۰.۷	۰.۲۵	۱۴	۱۰
۰.۰۱۰۴	۰.۷۵	۰.۲	//	۱۱
۰.۰۱۰۹	۰.۸	۰.۲	//	۱۲



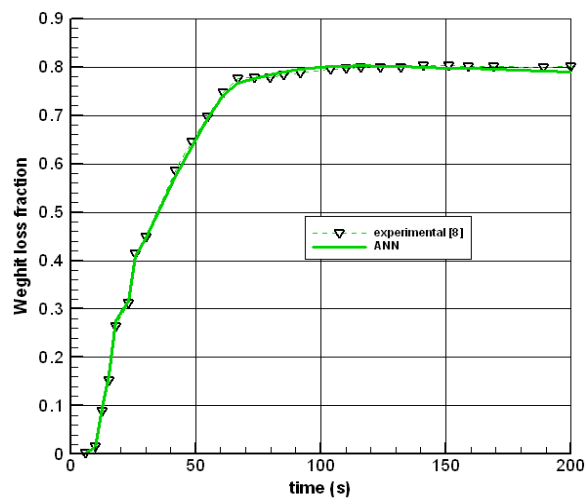
شکل ۲: ساختار شبکه عصبی مصنوعی با دو لایه پنهان (لایه پنهان ۱: ۱۵ گره، لایه پنهان ۲: ۹ گره)



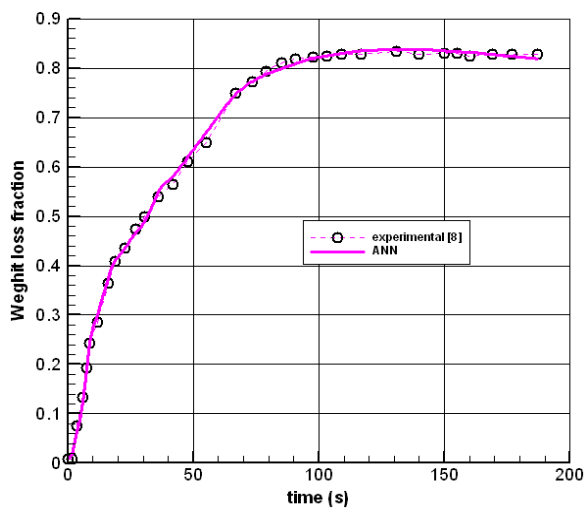
شکل ۳: اتلاف جرم در طی گرمادهی سریع چوب راش، $T=950\text{ K}$ ، 11.5 mm



شکل ۴: اتلاف جرم در طی گرمادهی سریع چوب راش، $T=1050\text{ K}$ ، 11.5 mm



شکل ۵: اتلاف جرم در طی گرمادهی سریع چوب راش، $T=1150\text{ K}$ ، 11.5 mm



شکل ۶: اتلاف جرم در طی گرمادهی سریع چوب کاج، $T=1250\text{ K}$ ، 13.5 mm

جدول ۴ - مقایسه میان برخی از نتایج بدست آمده (طی آزمایش و محاسبات) از کسر اتلاف جرمی گرماکافت قطعات چوب در [8] با نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی

چوب	قطر نمونه (mm)	گرمادهی	حداکثر دمای خارجی (k)	کسر اتلاف جرمی حاصل از آزمایش [8]	کسر اتلاف جرمی حاصل از محاسبات [8]	کسر اتلاف جرمی حاصل از شبکه عصبی مصنوعی
راش	۱۱.۵	تشعشی، در کوره ای با دمای 963 K	۹۵۰	۰.۲۰۸	۰.۲۱۴	۰.۲۰۱۶
راش	۱۱.۵	تشعشی، در کوره ای با دمای 1050 K	۱۰۵۰	۰.۱۹۱	۰.۱۸۷	۰.۱۸۱
راش	۱۱.۵	تشعشی، در کوره ای با دمای 1150 K	۱۱۵۰	۰.۱۸۸	۰.۱۷۷	۰.۱۹۴
کاج	۱۳.۵	تشعشی، در کوره ای با دمای 1230 K	۱۲۳۰	۰.۱۶۲	۰.۱۷۶	۰.۱۵۹

۱۰- نتیجه گیری

در بسیاری از صنایع، چوب به صورت تکه های بزرگ و یا خرد شده به کار برده می شود. در چنین شرایطی سینتیک های گرماکافت و محصولات این فرایند با توجه به نوع ذرات و میزان وزن آنها متفاوت خواهد بود. در این کار سعی شده است که با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی مدلی برای کسر اتلاف جرمی قطعات چوب طی فرایند گرماکافت با گذشت زمان ارائه شود. داده های تجربی استفاده شده برای آموزش شبکه عصبی براساس نتایج تحلیلی و آزمایشگاهی صورت گرفته در [8] و بر روی قطعات چوب راش و کاج در نرخ گرمادهی، ابعاد و اندازه و ... مختلف می باشد. همانطور که در اشکال ۳ تا ۶ مشاهده می گردد نتایج این مدل سازی با نتایج تجربی بدست آمده در [8] انطباق مناسبی دارد، بنابراین می توان مدعی بود که مدل سازی با شبکه عصبی مصنوعی به عنوان روشی نوین برای پیش بینی رفتار گرماکافتی قطعات چوب تحت شرایط مختلف، ضمن صرفه جویی در زمان نتیجه گیری، افزایش دقت پیش بینی کاهش هزینه های جانبی (تجهیزات آزمایشگاهی مرتبط ، کالیبراسیون و ...) را به دنبال دارد.

- مراجع

- 1- Orfao, J.J.M., Antunes, F.J.A., Figueiredo, J.L., "Pyrolysis kinetics of lignocellulosic materials"- three independent reaction model. Fuel 78, 349-358, 1999.
- 2- Janse, A.M.C., Westerhout, R.W.J., Prins, W., "Modelling of flash pyrolysis of a single wood particle", Chemical Engineering and Processing 39, 239-252, 2000.
- 3- Di Blasi, C., "Modeling chemical and physical processes of wood and biomass pyrolysis", Progress in Energy and Combustion Science 34 (n 1), 47-90, 2008.
- 4- Di Blasi, C., "Comparison of semi-global mechanisms for primary pyrolysis of lignocellulosic fuels", Journal of Analytical and Applied Pyrolysis 47, 43-64, 1998.
- 5- Thurner, F., Mann, U., "Kinetic investigation of wood pyrolysis", Industrial and Engineering Chemistry Process Design and Development 20, 482-488, 1981.
- 6- Chan, W.R., Kelbon, M., Krieger, B.B., "Modelling and experimental verification of physical and chemical processes during pyrolysis of a large biomass particle", Fuel 64, 1505-1513, 1985.
- 7- Font, R., Marcilla, A., Verdu, E., Devesa, J., "Kinetics of the pyrolysis of almond shells and almond shells impregnated with CoCl₂ in a fluidized bed reactor and in a Pyroprobe 100", Industrial and Engineering Chemistry Research 29, 1846-1855, 1990.
- 8- E. Grieco, G. Baldi., "Analysis and modelling of wood pyrolysis", Chemical Engineering Science 66 (2011) 650-660
- 9- Rajeswara Rao, T., Sharma, A., "Pyrolysis rate of biomass materials", Energy 23 (n. 11), 973-978, 1998.
- 10- Fagbemi, L., Khezami, L., Carpat, L., "Pyrolysis products from different biomasses: application to the thermal cracking of tar", Applied Energy 69, 293-306, 2001.
- 11- Sharypov, V.I., Marin, N., Beregovtsova, N.G., Baryshnikov, S.V., Kuznetsov, B.N., Cebolla, V.N., Weber, J.W., "Co-pyrolysis of wood biomass and synthetic polymer mixtures. Part I influence of the experimental conditions on the evolution of solids, liquids and gases", Journal of Analytical and Applied Pyrolysis 64, 15-28, 2002
- 12- Boroson, M.L., Howard, J.B., Longwell, J.P., Peters, W.A., "Products yields and kinetics from the vapour phase cracking of wood pyrolysis tars", AIChE Journal 35 (n.1), 120-128, 1989.
- 13- Williams, P.T., Besler, S., "Influence of temperature and heating rate on the slow pyrolysis of biomass", Renewable Energy 7 (3), 233-250, 1996.

- 14- Antal MJ, "Cellulose pyrolysis kinetics: the current state of knowledge", Industrial and Engineering Chemistry Research 1995;34:703-17.
- 15- Di Blasi C, "Modeling and simulation of combustion processes of charring and non-charring fuels", Progress in Energy and Combustion Science 1993;19:71-104.
- 16- Koufopoulos CA, Papayannakos N, Mashio G, Lucchesi A., "Modeling the pyrolysis of biomass particles: studies on kinetics, thermal and heat transfer effects", The Canadian Journal of Chemical Engineering 1991;69:907-15.
- 17- Nunn TR, Howard MR, Longwell JB, Peters WA, "Product compositions and kinetics in the rapid pyrolysis of sweet gum hardwood", Industrial and Engineering Chemistry Process Design and Development 1985;24:836-44.
- 18- Shafizadeh, F., Chin, P. "Thermal deterioration of wood", In: Goldstein IS, editor. Wood technology. Washington: ACS Press, 1977. p.57- 61.
- 19- K.M. Bryden et al, "Modeling thermally thick pyrolysis of wood", Biomass and Bioenergy 22 (2002) 41-53.
- 20- Liden, A.G., Berruti, F., Scott, D.S., "A kinetic model for the production of liquids from the flash pyrolysis of biomass", Chemical Engineering Communications 65, 207-221, 1988.
- 21- Koufopoulos, C.A., Maschio, G., Lucchesi, A., "Kinetic modelling of the pyrolysis of biomass and biomass components", Canadian Journal of Chemical Engineering 67, 75-84, 1989.
- 22- Shafizadeh, F., Bradbury, A.G., "Thermal degradation of cellulose in air and nitrogen at low temperatures", Journal of Applied Polymer Science 23 (5), 1431-1442, 1979.
- 23- Bradbury, A.G., Saka, I.Y., Shafizadeh, F., "Kinetic model for pyrolysis of cellulose", Journal of Applied Polymer Science 23, 3271-3280, 1979.
- 24- Park, W.C., Atreya, A., Baum, H.R., "Experimental and theoretical investigation of heat and mass transfer processes during wood pyrolysis", Combustion and Flame 157, 481-494, 2010.
- 25- Rostami, A.A., Hajaligol, M.R., Wrenn, S.E., "A biomass pyrolysis sub-model for CFD applications", Fuel 83, 1519-1525, 2004.
- 26- Wojtowicz, M.A., Basilakis, R., Smith, W., Chen, Y., Carangelo, R.M., "Modeling the evolution of volatile species during tobacco pyrolysis", Journal of Analytical and Applied Pyrolysis 66 (1), 235-261, 2003.
- 27- Babu, B.V., Chaurasia, A.S., "Heat transfer and kinetics in the pyrolysis of shrinking biomass particle", Chemical Engineering Science 59, 1999-2012, 2004.
- 28- Di Blasi, C., Branca, C., "Kinetics of primary product formation from wood pyrolysis", Industrial and Engineering Chemistry Research 40, 5547-5556, 2001.
- 29- Helsen, L.M., Van der Bulck, E.V.M., "Study of a new macro-particle model for the low temperature pyrolysis of dried wood chips", Heat and Mass Transfer 38, 165-181, 2001.
- 30- Gronli, M.G., Melaaen, M.C., "Mathematical model for wood pyrolysis—comparison of experimental measurement with model predictions" Energy and Fuels 14, 791-800., 2000.
- 31- Di Blasi, C., "Modeling intra- and extra-particle processes of wood fast pyrolysis", AIChE Journal 48, 2386-2397, 2002.
- 32- B. Guo et al. "Simulation of biomass gasification with a hybrid neural network model", Bioresource Technology 76 (2001) 77-83.]
- 33- M. Ali Akcayol, C. Cinar. "Artificial neural network based modeling of heated catalytic converter performance", Applied Thermal Engineering. 2005.
- 34- Ttayarajan, T., Ponnaivaikko, M., Shanmugam, J., Panda, R.C. and Rao, P.G. "Artificial Neural Networks: Principle and Application to Model BASED Control of Drying Systems-A Review", Drying Technology, 16: 6, 931 — 966, 1998.
- 35- Q. Zhu et al. "The predictions of coal/char combustion rate using an artificial neural network approach". Fuel 78 (1999) 1755-1762.

- 36- E.Eckert et al. "*ANNmodelling of pyrolysis utilising the characterisation of atmospheric gas oil based on incomplete data*". Chemical Engineering Science 62 (2007) 5021 – 5025.