

مرتضی اسفندیاری<sup>۱</sup>، امیر مصیبی<sup>۲\*</sup> و رضا عابدینی<sup>۳</sup>

۱- استادیار گروه مهندسی شیمی، دانشگاه بجنورد، بجنورد، ایران

۲- استادیار گروه مهندسی شیمی، دانشگاه تفرش، تفرش، ایران

۳- استادیار دانشکده مهندسی شیمی، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران

دریافت: اردیبهشت ۱۳۹۸، بازنگری: مرداد ۱۳۹۸، پذیرش: مرداد ۱۳۹۸

چکیده: در این پژوهش، کاتالیست‌های نانوساختار Ni/HZSM-5 با روش ریزنامیزه معکوس تهیه شدند. از مزیت‌های قابل توجه این روش، می‌توان به پراکندگی مناسب ذرات، سطح ویژه و کاهش بالاتر نمونه اشاره کرد. آزمایش‌های سنتز فیشر-تروپش در حضور کاتالیست Ni/HZSM-5 در گستره شرایط عملیاتی شامل دمای ۲۲۰ تا ۲۴۰ °C، فشار ۱۵ تا ۲۵ بار و سرعت فضایی گاز ۹۰۰ تا ۲۳۰۰ h/1 انجام شد. هدف از آموزش شبکه عصبی-فازی تطبیقی، یافتن اندازه وزن‌ها و بایاس‌ها به نحوی است که خطای داده‌های آموزش را به حداقل برساند. بنابراین، آموزش شبکه‌های عصبی-فازی تطبیقی را می‌توان دربردارنده یک مسئله بهینه‌سازی دانست که هدف آن بهینه‌سازی شرایط وزنی و بایاس‌ها برای دستیابی به حداقل خطای آموزش است. بدین‌منظور برای بهینه‌سازی مدل عصبی-فازی، از الگوریتم ژنتیک و الگوریتم اجتماع ذرات استفاده شد که منجر به پیش‌بینی توزیع فرآورده‌های سنتز فیشر تروپش با شبکه‌های ANFIS، GA\_ANFIS و PSO\_ANFIS شد. برای مدل‌سازی فرایند از ۱۷ داده آزمایشگاهی استفاده شد که از این ۱۷ داده، ۸۰ درصد برای آموزش و بقیه برای تعیین اعتبار مدل استفاده شد. همه مدل‌های آورده شده دارای ضریب همبستگی بالاتر از ۰/۹۷ بودند که نشان‌دهنده دقت مدل‌سازی است. و با توجه به ضریب همبستگی و خطاهای ARE، AARE و SD بهترین شبکه مورد نظر برای مدل‌سازی فرایند مورد نظر، PSO\_ANFIS است.

واژه های کلیدی: فرایند فیشر- تروپش، کاتالیست Ni/HZSM-5، عصبی-فازی، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم اجتماع پرندگان

مقدمه  
 طبیعی به سوخت‌های مایع ایجاد کرده است. از طرفی، رعایت استانداردهای زیست محیطی نیاز به سوخت پاک را نیز دوچندان می‌کند. با تبدیل گاز طبیعی به مایع (GTL) می‌توان گاز طبیعی

نیاز کشورهای صنعتی به سوخت‌های مایع و وجود ذخایر وسیع گازی در جهان و به‌ویژه در ایران انگیزه زیادی برای تبدیل گاز

مقایسه با آهن و کبالت عملکرد بهتری در سنتز فیشر-تروپش دارد ولی به علت قیمت بالای آن در مقایسه با دو فلز دیگر کمتر مورد استفاده قرار گرفته است. این فلز به‌طور معمول به‌عنوان ارتقاءدهنده به همراه دیگر فلزات به کار برده می‌شود [۱]. نیکل به‌عنوان کاتالیست تولید متان شناخته شده است و در روش فیشر-تروپش استفاده محدودی دارد ولی نیکل بر پایه زئولیت، فعالیت مناسبی برای این واکنش نشان داده است [۴]. در شرایط معمول روش فیشر-تروپش، چنانچه نسبت هیدروژن به کربن منوکسید کمتر از ۱/۵ در نظر گرفته شود، ترکیبات کربونیل تولید شده و منجر به غیرفعال شدن کاتالیست می‌شود [۵]. مهم‌ترین فراورده‌های فرایند فیشر-تروپش شامل هیدروکربن‌های خطی (C<sub>5</sub>-C<sub>12</sub>) هستند که می‌تواند عدد اکتان سوخت تولیدی را افزایش دهد [۴]. یک روش مناسب برای تولید سوخت با عدد اکتان بالا، به‌کارگیری کاتالیست‌هایی با پایه هیبریدی مانند زئولیت است [۴]. هیدروکربن‌های با زنجیره بلند (با عدد کربن بیشتر از ۱۸) بر مکان‌های اسیدی زئولیت به صورت گزینشی به هیدروکربن‌های (C<sub>5</sub>-C<sub>12</sub>) شکسته می‌شوند. همچنین، بر مکان‌های اسیدی، آلکیل‌شدن و ایزومرشدن انجام می‌شود که منجر به افزایش گزینش‌پذیری ایزوپارافین‌ها می‌شود [۶]. کانگ و همکارانش [۷] یافتند که با کاهش نسبت سیلیکون به آلومینیم در کاتالیست Ni/HZSM-5، گزینش‌پذیری هیدروکربن‌های (C<sub>5</sub>-C<sub>12</sub>) در فرایند فیشر-تروپش بهبود پیدا کرد. افزون بر وانگ و همکارانش [۸]، در پژوهش مشابهی یانگ و همکارانش [۹] نیز به نتایج یکسانی دست یافتند. بدین ترتیب در این پژوهش کاتالیست نیکل بر پایه HZSM-5 برای انجام آزمایش‌های فیشر-تروپش انتخاب شد.

از مهم‌ترین اهداف مدل‌سازی در فرایندهای شیمیایی می‌توان به دستیابی به ابزاری برای پیش‌بینی رفتار متغیرهای سامانه، طراحی و بهینه‌سازی، افزایش مقیاس و صرفه‌جویی هزینه‌ها اشاره کرد. یکی از روش‌های مدل‌سازی فرایندهای متفاوت مانند فرایندهای شیمیایی، استفاده از سامانه‌های شبکه عصبی-

را که تاکنون به‌عنوان سوختی با هزینه تقریبی بالا برای انتقال به بازار مصرف تلقی می‌شد، در محل تولید، به فراورده‌های مایع با ارزش تبدیل کرد و مانند فراورده‌های نفتی به بازار مصرف ارائه کرد. در سال‌های اخیر، فرایند GTL مورد توجه قرار گرفته است که می‌تواند به دلایلی مانند عدد اکتان بالای فراورده‌ها، گوگرد بسیار پایین (در حد صفر)، محتوای آروماتیک بسیار پایین و عاری بودن از نیتروژن مربوط باشد. افزون بر دلایل گفته شده، عواملی مانند منابع ناپایدار انرژی، افزایش قابل توجه قیمت نفت، قوانین وضع شده در مورد سوخت‌های جایگزین سبک‌تر و تمیزتر و همچنین، سیاست‌های کاهش سوزاندن<sup>۱</sup> گازهای همراه نفت موجب به‌کارگیری بیشتر فناوری GTL شده است [۱]. در نگاه کلی، فناوری GTL شامل سه فرایند تولید گاز سنتز، فیشر-تروپش (FTS)<sup>۲</sup> و ارتقاء فراورده‌ها است. در فرایند فیشر-تروپش، واکنش هیدروژن و کربن منوکسید در حضور کاتالیست انجام و منجر به تولید گستره وسیعی از فراورده‌های هیدروکربنی که اغلب شامل آلکان‌ها و آلکن‌ها هستند، می‌شود [۱]. در بین سه فرایندی که مجموعه فناوری GTL را تشکیل می‌دهند، فیشر-تروپش از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. تمام فلزات گروه VIII جدول تناوبی فعالیت قابل توجهی در فرایند فیشر-تروپش دارند [۲]. در این میان، فلزات کبالت، آهن، روتنیم و نیکل، فعال‌ترین فلزات در فرایند فیشر-تروپش هستند [۲]. کبالت و آهن نخستین فلزهای پیشنهادی برای سنتز فیشر-تروپش بودند [۲]. هر دو فلز کبالت و آهن در مقیاس صنعتی برای تهیه هیدروکربن‌ها استفاده شده‌اند [۲]. کاتالیست‌های آهن به‌طور معمول به دلیل قیمت کمتر نسبت به دیگر فلزات فعال، بیشتر در فرایند فیشر-تروپش استفاده شده‌اند [۳]. از ویژگی کاتالیست آهن می‌توان به فعالیت زیاد در واکنش جابه‌جایی آب-گاز و گزینش‌پذیری بالای الفین اشاره کرد [۳]. کاتالیست کبالت به علت فعالیت بیشتر، گزینش‌پذیری بالای پارافین، تولید قابل توجه فراورده‌های سنگین، مقاومت زیاد در برابر غیرفعال شدن و فعالیت پایین در واکنش جابه‌جایی آب-گاز متداول‌ترین فلز مورد استفاده در FTS است [۱]. روتنیم در

1. Flaring 2. Fischer-Tropsch Synthesis

ریشال معکوس با تتراهیدروفوران شکسته شد. محلول تهیه از کاغذ صافی عبور داده شده تا فراورده‌ها از محلول جدا شوند. سپس، جامد به دست آمده چندین بار با محلول آب یون زدوده و اتانول شسته شد. نمونه‌ها به مدت ۶ ساعت و در دمای ۱۰۰ درجه سانتی‌گراد در آون خلأ خشک شدند. فرایند کلسینه‌شدن به منظور حذف ناخالصی‌ها از کاتالیست، در داخل کوره به مدت ۶ ساعت و در دمای ۵۰۰ درجه سانتی‌گراد انجام شد. درصد نیکل در نمونه‌های تهیه شده برابر با ۱۰ درصد وزنی بود.

#### فرایند فیشر-تروپش

عملکرد کاتالیست‌های تهیه شده در یک واکنشگاه بستر ثابت مورد بررسی قرار گرفت. از آن جا که کاتالیست به شکل اکسیدی تهیه شد و برای انجام واکنش آماده نبود، بایستی ابتدا پیش از انجام فرایند FTS، فرایند کاهش با جریان گاز هیدروژن انجام می‌شد. کاهش کاتالیست‌های تهیه شده در دو مرحله انجام شد. ابتدا، دمای واکنشگاه تحت جریان گاز هیدروژن و با شیب دمایی  $3^{\circ}\text{C}/\text{min}$  تا دمای  $354^{\circ}\text{C}$  گرم شد و به مدت ۳۰ دقیقه در این دما باقی ماند. سپس، دمای واکنشگاه تا  $550^{\circ}\text{C}$  بالا برده شد و به مدت ۶۰ دقیقه در این دما باقی‌ماند. دمای واکنشگاه پس از کاهش کاتالیست در حضور جریان گاز هیدروژن، تا دمای مورد نظر برای انجام واکنش کاهش داده شد. پس از کاهش کاتالیست و تنظیم دمای سامانه برای انجام FTS، جریان سنج‌های جرمی دو جریان هیدروژن و کربن مونوکسید با به‌کارگیری سرعت فضایی گاز سنتز (GHSV)<sup>۵</sup> معین، نسبت هیدروژن به کربن‌مونوکسید و نمودارهای واسنجی<sup>۶</sup>، تنظیم شدند. به این ترتیب با جریان گاز سنتز، فشار سامانه به مقدار مورد نظر برای انجام واکنش رسید. از زمانی که فشار و دمای سامانه به مقدار از پیش تعیین شده رسید، واکنش شروع و پس گذشت ۱۰ تا ۱۲ ساعت به شرایط پایدار رسید. پس از برقراری شرایط پایدار<sup>۷</sup> در واکنشگاه، واکنش به مدت ۲۰ ساعت انجام می‌شد. آزمایش‌های سنتز فیشر-تروپش در شرایط عملیاتی متفاوت در گستره  $220^{\circ}\text{C}$  تا  $240^{\circ}\text{C}$ ، ۱۵ تا ۲۵

فازی است. شبکه‌های عصبی-فازی سامانه‌هایی هستند که برای نگاشت غیرخطی از ورودی به خروجی مورد استفاده قرار می‌گیرند. امروزه سامانه‌های فازی در بسیاری از امور و با طیف وسیعی از قابلیت‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. دقت و صحت عملکرد سامانه ANFIS آموزش دیده به عامل‌های ساختاری و عامل‌های مربوط به آموزش این سامانه‌ها بستگی دارد. عامل‌های مربوط به آموزش شامل روش بهینه‌سازی، نرخ افزایش و کاهش گام و معیار پایان روند آموزش بوده که به منظور کاربرد مورد نظر از الگوریتم ژنتیک و الگوریتم اجتماع پرندگان استفاده شده است. در پژوهش پیش رو، برپایه نتایج آزمایشگاهی به‌دست آمده از ANFIS<sup>۱</sup> برای پیش‌بینی متغیرهای خروجی استفاده شد. در نهایت، برای آموزش ANFIS از الگوریتم ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی ذرات استفاده و مقایسه‌ای بین این الگوریتم‌ها انجام شد.

#### بخش تجربی

##### تهیه کاتالیست نانو ساختار Ni/HZSM-5

کاتالیست‌های نانوساختار Ni/HZSM-5 با روش ریزنامیزه<sup>۲</sup> معکوس تهیه شدند. از مزیت‌های قابل توجه این روش در قیاس با روش‌های متداول تهیه کاتالیست، می‌توان به پراکندگی مناسب ذرات، سطح ویژه و کاهش بالاتر اشاره کرد. بدین ترتیب این روش تهیه می‌تواند تأثیر چشمگیری بر عملکرد کاتالیست داشته باشد. نیکل کلرید شش‌آبه به‌عنوان پیش‌ماده نیکل برای تهیه کاتالیست در نظر گرفته شد. نانوذرات نیکل با روش ریزنامیزه معکوس با پلی‌وینیل‌پیرولیدون (PVP)<sup>۳</sup> و سیکلوهاگزان به ترتیب به‌عنوان پایدار کننده و فاز آلی تهیه شد. برای کنترل اندازه نانوذرات، نسبت آب به PVP برابر با ۵ تعیین شد. پس از ۳۰ دقیقه فرایند اختلاط، ریزنامیزه آماده شد. برای کاهش نیکل‌اکسید و تشکیل هسته ریشال<sup>۴</sup>، محلول هیدرات هیدرازین (۵۰ درصد حجمی-حجمی) به ریزنامیزه افزوده شد. سپس، پایه ژئولیتی به امولسیون افزوده و به مدت ۳ ساعت تعلیق به‌دست آمده، هم‌زده شد. در انتها،

1. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System 2. Microemulsion 3. Poly Vinyl Pyrrolidone (PVP) 4. Micelle 5. Gas Hour Space Velocity 6. Calibration 7. Steady State

$$x_{CO} = \frac{n_{COin} - n_{COout}}{n_{COin}} \times 100\% \quad (1)$$

که در آن،  $x_{CO}$  و  $n_{CO}$  به ترتیب بیانگر درصد تبدیل کربن مونوکسید و مول‌های کربن مونوکسید هستند. اندیس‌های in و out نیز به ترتیب نشان‌دهنده ورودی و خروجی هستند.

#### شبکه تطبیقی عصبی-فازی

سامانه فازی، سامانه‌ای منطبق بر قوانین اگر-آنگاه فازی است که با نظریه‌های احتمال کلاسیک تحلیل‌پذیر نیست. هدف از منطق فازی، استخراج نتایج دقیق با مجموعه‌ای از قوانین است که توسط افراد خبره و متخصص تعریف شده است. از طرفی، شبکه‌های عصبی قابلیت آموزش و یادگیری دارند و می‌توانند با داده‌های مشاهده شده، عامل‌های شبکه را به نحوی معین کنند

بار و سرعت فضایی گاز سنتز ۹۰۰ تا ۳۳۰۰ l/h انجام شد. در همه آزمایش‌ها نسبت هیدروژن به کربن مونوکسید برابر با ۲ بود. نتایج آزمایش‌های سنتز فیشر-تروپش در جدول ۱ ارائه شده است. در پایان هر آزمایش، فراورده‌های مایع مخزن‌های نگه‌داری سرد و گرم جمع‌آوری و پس از جدا شدن هیدروکربن‌ها از آب، هیدروکربن‌ها با روش سوانگاری<sup>۱</sup> مایع بررسی می‌شدند. همچنین، دبی فراورده‌های گازی با جریان‌سنج حبابی اندازه‌گیری و سپس، با کروماتوگراف گازی بررسی می‌شد. پس از آزمون فراورده‌های گازی و هیدروکربن‌های مایع، درصد تبدیل کربن مونوکسید<sup>۲</sup> و گزینش‌پذیری<sup>۳</sup> کاتالیست نسبت به هیدروکربن‌های متفاوت (جرم هیدروکربن مورد نظر به جرم کل هیدروکربن‌های تولید شده) به منظور بررسی عملکرد کاتالیست‌های تهیه شده در FTS محاسبه شدند. درصد تبدیل کربن مونوکسید از معادله ۱ به‌دست می‌آمد.

جدول ۱ نتایج به‌دست آمده از سنتز فیشر-تروپش در شرایط عملیاتی متفاوت

CH <sub>4</sub> selectivity (%)	C <sub>5</sub> <sup>+</sup> selectivity (%)	CO Conversion (%)	GHSV (h <sup>-1</sup> )	P (bar)	T (°C)	ردیف
۴٫۵	۶۲٫۸	۶۱٫۱	۹۰۰	۲۰	۲۲۰	۱
۲۰٫۰	۷۳٫۷	۵۹٫۹	۱۶۰۰	۲۵	۲۲۰	۲
۲۲٫۸	۵۸٫۰	۵۴٫۲	۱۶۰۰	۲۰	۲۳۰	۳
۹٫۳	۳۰٫۹	۷۱٫۵	۲۳۰۰	۲۰	۲۴۰	۴
۲۶٫۳	۶۱٫۸	۵۹٫۰	۱۶۰۰	۲۰	۲۳۰	۵
۲۳٫۱	۶۰٫۰	۶۰٫۸	۱۶۰۰	۲۰	۲۳۰	۶
۲٫۵	۵۵٫۳	۵۷٫۰	۲۳۰۰	۲۰	۲۲۰	۷
۱۰٫۱	۶۸٫۴	۶۳٫۸	۹۰۰	۲۰	۲۴۰	۸
۳۰٫۰	۷۰٫۰	۶۰٫۳	۱۶۰۰	۲۰	۲۳۰	۹
۳٫۹	۲٫۳	۶۸٫۰	۲۳۰۰	۲۵	۲۳۰	۱۰
۱۰٫۶	۲۴٫۱	۶۳٫۳	۲۳۰۰	۱۵	۲۳۰	۱۱
۲٫۳	۳۷٫۳	۷۰٫۳	۹۰۰	۲۵	۲۳۰	۱۲
۱۲٫۰	۵۸٫۳	۷۲٫۳	۱۶۰۰	۱۵	۲۴۰	۱۳
۹٫۴	۳۴٫۳	۶۹٫۴	۹۰۰	۱۵	۲۳۰	۱۴
۲۱٫۵	۷۱٫۴	۶۰٫۰	۱۶۰۰	۲۰	۲۳۰	۱۵
۹٫۵	۳۵٫۶	۷۸٫۰	۱۶۰۰	۲۵	۲۴۰	۱۶
۹٫۱	۴۳٫۳	۵۵٫۷	۱۶۰۰	۱۵	۲۲۰	۱۷

1. Chromatography 2. CO Conversion (xCO) 3. Selectivity

اول هستند که معادله آن به صورت زیر است:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x), \mu_{B_i}(y) \quad (i = 1, 2) \quad (4)$$

لایه سوم، گره‌های متوسط: هدف اصلی در لایه سوم، تعیین نسبت هر خروجی  $i$  امین قانون، به مجموع همه خروجی قوانین است. در نتیجه،  $w$  به عنوان خروجی استاندارد شده به دست می‌آید.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (5)$$

لایه چهارم، گره‌های نتیجه: در این لایه خروجی هر گره برابر است با:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (6)$$

در این معادله،  $w_i$  خروجی  $i$  امین گره از لایه پیشین است و  $r_i$  و  $q_i$  و  $p_i$  ضرایب این ترکیب خطی هستند. لایه پنجم، گره‌های خروجی: این لایه، تک گره خروجی کلی را با جمع کردن همه سیگنال‌های ورودی محاسبه می‌کند. بنابراین، در این لایه فرایند غیرفازی‌سازی، نتایج هر قانون فازی را به خروجی غیرفازی تغییر شکل می‌دهد.

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (7)$$

عامل‌های استفاده شده در این معادله در معادلات پیشین معرفی شده‌اند.

این شبکه برپایه یادگیری با نظارت، آموزش داده می‌شود. بنابراین، هدف آموزش شبکه‌های فازی-عصبی تطبیقی است که قادر به پیش‌بینی توابع نامشخص به‌دست آمده از اطلاعات آموزش بوده و مقدار دقیقی برای عامل‌های بالا پیدا کند. ویژگی ممتازکننده ANFIS فراهم کردن الگوریتم یادگیری پیوندی،

که به ازای ورودی دلخواه، خروجی مطلوب به‌دست آید. در عین حال، شبکه‌های عصبی قابلیت استفاده از دانش بشری را ندارند و نمی‌توانند مانند سامانه‌های فازی با عبارات زبانی استنتاج کنند [۱۰ تا ۱۲]. مبنای سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی سامانه فازی از نوع سوگنوا<sup>۱</sup> است. سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی شامل ۵ لایه است:

لایه ورودی، گره‌های ورودی: هر گره از این لایه مقادیر عضویتی که به هر یک از مجموعه‌های فازی مناسب تعلق دارند را با تابع عضویت تولید می‌کنند.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad (i = 1, 2) \quad (2)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad (i = 3, 4)$$

که در آن،  $x$  و  $y$  ورودی‌های غیر فازی به گره  $i$  و  $A_i$  و همچنین،  $B_i$  برچسب‌های زبانی هستند که به ترتیب با توابع عضویت  $\mu_{A_i}$  و  $\mu_{B_i}$  مشخص می‌شوند، این توابع با نماد  $\mu$  مشخص شده‌اند. می‌بایستی عامل‌های این توابع عضویت که به‌عنوان عامل‌های مقدماتی در این لایه شناخته شده‌اند، مشخص شوند. یکی از توابع عضویت استفاده شده در مدل‌ها تابع زنگوله‌ای<sup>۲</sup> شکل است که معادله ریاضی آن به صورت زیر است:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad (3)$$

که در آن،  $a_i$ ،  $b_i$  و  $c_i$  عامل‌های بخش مقدماتی مدل هستند که باید تعلیم داده شوند.

لایه دوم، گره‌های قاعده: هر نرون در این لایه ثابت است. در این لایه عملگر "And" به کار برده می‌شود تا خروجی که نمایانگر بخش مقدم آن قانون است، به دست آید. خروجی‌ها به مقدار درجه‌ای که در بخش مقدم یک قانون فازی برآورد شد، گفته می‌شود و به تابع خروجی آن شکل قانون می‌دهد. از این‌رو، خروجی‌های  $O_{2k}$  این لایه، حاصل ضرب درجات مربوط به لایه

کروموزم‌ها همگرا می‌شوند که به‌طور امیدبخشی از پاسخ بهینه مسئله است [۱۸ و ۱۹]. الگوریتم ژنتیک به دلیل روش جستجوی ابتکاری فوق‌العاده بسیار معروف است. سامانه فازی ژنتیک به دلیل توانایی بهینه‌سازی با سادگی باعث آسانی بهینه‌سازی قوانین می‌شود [۲۰].

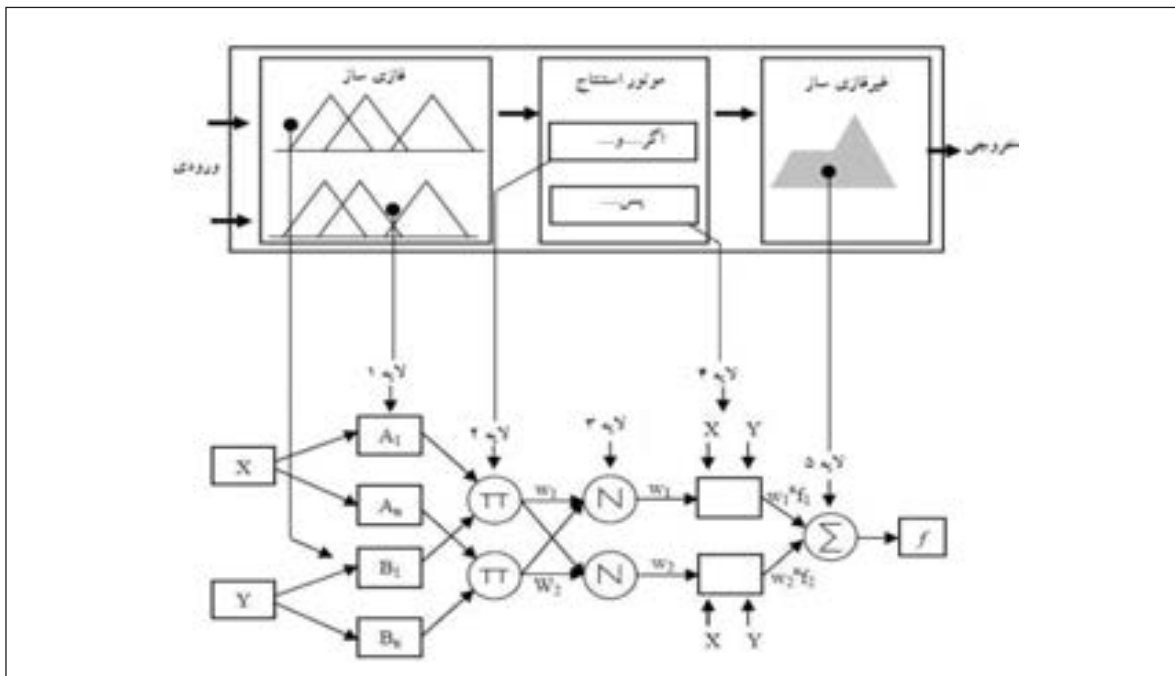
روش شیب گرادیان و روش حداقل مربعات، به منظور اصلاح عامل‌ها است [۱۳ تا ۱۶]. در شکل ۱ ساختار یک سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی نشان داده شده است.

الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک در سال ۱۹۸۹ توسط گلدبرگ<sup>۱</sup> آورده شد [۱۷]. الگوریتم ژنتیک برخلاف روش‌های جستجوی متداول با یک مجموعه اولیه از پاسخ‌های اختیاری که جمعیت نامیده می‌شوند، آغاز شده به‌طوری که هر فرد در جمعیت، یک کروموزم نامیده می‌شود که یک پاسخ نهفته از مسئله مورد نظر است. کروموزم‌ها رشته‌های بیتی هستند که در طی تکرارهای متوالی تکمیل شده و نسل‌ها را تشکیل می‌دهند [۱۸]. برای ایجاد نسل‌های بعدی، کروموزم‌های جدید ترکیب شدند و کروموزم برانزده‌تر از نسل موجود با عمل برش و نیز اصلاح کروموزم‌ها با عملگر جهش به‌وجود می‌آیند. پس از چندین تولید نسل با الگوریتم، بهترین

الگوریتم اجتماع پرندگان (PSO)<sup>۲</sup>

الگوریتم PSO یا بهینه‌سازی ذرات، یک الگوریتم هوش جمعی مبتنی بر رفتار اکتشافی گروهی از پرندگان یا ماهی‌ها که به دنبال غذا هستند، است. این الگوریتم در سال ۱۹۹۵ توسط کندی<sup>۳</sup> و ابرهارت<sup>۴</sup> ابداع و نتایج آن بیان شد. این الگوریتم تعدادی ذره با موقعیت و سرعت اولیه دارد که به صورت تصادفی و در بیش‌ترین فاصله نسبت به یکدیگر موقعیت‌دهی اولیه می‌شوند. هر ذره به‌عنوان یک پاسخ در فضای مسئله برحسب تابع هدف به جستجوی پاسخ بهینه می‌پردازد و با توجه به بهترین موقعیت



شکل ۱ ساختار سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی

1. Goldberg 2. Particle swarm optimization 3. Kennedy 4. Eberhart

دارد، تنظیم می‌کند. جابه‌جایی ذرات در الگوریتم اجتماع ذرات به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\bar{x}_i(t) = \bar{v}_i(t) + \bar{v}_i(t - 1) \quad (8)$$

موقعیت فعلی  $i$  امین ذره از رابطه بالا به دست می‌آید. در سال‌های اخیر، استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای تنظیم برخی از عامل‌های مدل‌های داده محور برای رسیدن به پاسخ بهینه و نزدیک‌تر به واقعیت استفاده شده است. از میان این الگوریتم‌ها می‌توان به الگوریتم‌های فراابتکاری اشاره کرد. یکی از انواع پرکاربرد این الگوریتم‌ها، الگوریتم ازدحام ذرات است [۱۹ و ۲۰]. الگوریتم مورد استفاده در این پژوهش در شکل ۲ نشان داده شده است.

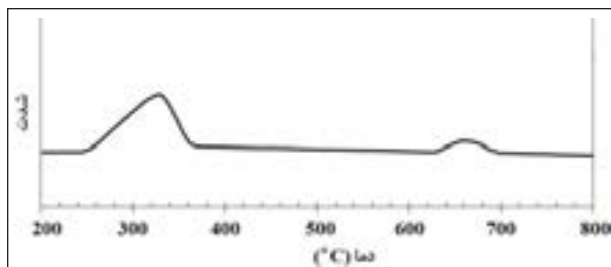
خود تاکنون و بهترین موقعیت همسایگان خود، سرعت و در نتیجه موقعیت خود را به‌روزرسانی می‌کند. این فرایندها بارها و بارها تا رسیدن به پاسخ بهینه‌ای که موقعیت ذره با دقت مورد نظر تغییر نکند و یا رسیدن به شرایط اتمام فرایند، تکرار می‌شود. در نهایت، بهترین پاسخ از بین تمام ذرات به‌عنوان پاسخ بهینه مسئله انتخاب می‌شود. این الگوریتم با توجه به سادگی نسبت به سایر الگوریتم‌های موجود، می‌تواند انتخاب مناسبی برای انجام عمل بهینه‌سازی عامل‌های تابع عضویت در مدل‌های عصبی فازی، باشد [۱۹ و ۲۰].

شیوه عملکرد این الگوریتم بدین صورت است که در هر لحظه هر ذره مکان خود را با توجه به بهترین مکانی که تاکنون در آن قرار گرفته و بهترین مکانی که در کل همسایگی‌اش وجود



شکل ۲ الگوریتم مورد استفاده برای مدل سازی ANFIS\_GA و ANFIS\_PSO

برای بررسی رفتار کاهش کاتالیست، کاهش برنامه‌ریزی شده دمایی<sup>۵</sup> (TPR) با دستگاه Quantachrome ChemBET-3000 انجام شد. همچنین، این آزمون قادر به شناسایی برهم‌کنش بین جزء فعال و پایه در کاتالیست است. پیش از آزمون، کاتالیست‌های کلسینه‌شده تحت جریان نیتروژن تا دمای ۱۵۰ درجه سانتی‌گراد گرم شدند و به منظور حذف مواد ناخالص و آب از کاتالیست، به مدت ۳۰ دقیقه در این دما نگاه‌داشته شدند. سپس، نمونه‌ها تا دمای محیط خنک شدند. در نهایت، مخلوط جریان هیدروژن و آرگون جایگزین نیتروژن شدند و دمای نمونه‌ها تا ۸۰۰ درجه سانتی‌گراد با سرعت ۱۰ درجه سانتی‌گراد بر دقیقه بالا رفت. شکل ۳، رفتار کاهش کاتالیست کلسینه شده را با آزمون TPR نشان می‌دهد. اگر چه مطالعات متفاوتی بر رفتار کاهش کاتالیست در مورد ماهیت پیک‌های کاهش برای این کاتالیست بیان شده است [۳]. در نمودار TPR کاتالیست، دو پیک کاهش در ۳۲۳ و ۶۷۰ درجه سانتی‌گراد مشاهده می‌شود که به ترتیب مربوط به کاهش نیکل اکسید به نیکل فلزی و آلومینات-نیکل سیلیکات است [۴]. پیک کاهش در دمای ۶۷۰ درجه سانتی‌گراد مربوط به کاهش آلومینات-نیکل سیلیکات بوده، که ناشی از برهم‌کنش قوی بین نیکل و پایه است. پژوهشگران بیان کردند که وجود آلومینات-نیکل سیلیکات ناشی از واکنش بین نیکل اکسید و پایه HZSM-5 است که منجر به انتقال پیک نمودار TPR کاتالیست به دماهای بالاتر و در نتیجه مشکل‌تر شدن کاهش نیکل اکسید می‌شود [۵].



شکل ۳ رفتار کاهش کاتالیست‌های تهیه شده با آزمون TPR

در این ساختار، مجموعه‌های فازی را می‌توان به‌عنوان وزن ارتباطات و متغیرهای ورودی و خروجی را به‌عنوان نوره‌ها تفسیر کرد و الگوریتم یادگیری ساختارها، عامل‌ها و یا هر دو آن‌ها را اصلاح کرد. برای ایجاد این شبکه باید چند عامل تابع عضویت، تعداد تابع، روش یادگیری و تعداد اپوک<sup>۱</sup> بهینه شوند. این کار با الگوریتم بهینه‌سازی مانند الگوریتم ژنتیک و الگوریتم اجتماع ذرات انجام می‌شود [۱۹].

### نتیجه‌ها و بحث

#### آزمون‌های مشخصه‌یابی

آزمون BET برپایه سنجش حجم گاز نیتروژن جذب شده بر سطح ماده موردنظر در دمای ثابت نیتروژن مایع و سپس واجذب آن در دمای بالاتر استوار است. پس از قرار گرفتن سلول حاوی نمونه مورد نظر در مخزن نیتروژن مایع، با افزایش تدریجی فشار گاز نیتروژن در هر مرحله مقدار حجم گاز جذب شده بر ماده محاسبه می‌شود. این سامانه برپایه نظریه BET و همچنین، مقادیر اندازه‌گیری شده جذب و واجذب ماده می‌تواند مقادیر سطح ویژه<sup>۲</sup>، حجم حفره‌ها<sup>۳</sup> و میانگین اندازه حفره‌های کاتالیست‌ها<sup>۴</sup> را محاسبه کند. دستگاه مورد استفاده در این آزمون، کاتالیست‌ها<sup>۴</sup> ساخت شرکت ژاپنی BelJapan بود. داده‌های مربوط به سطح ویژه BET، حجم حفره‌ها و میانگین اندازه حفره‌های پایه و کاتالیست کلسینه شده در جدول ۲ ارائه شده است. مقدار هر سه عامل در کاتالیست کلسینه شده در مقایسه با پایه پایین‌تر است، کاهش عامل‌ها، مربوط به پوشیده شدن مکان‌های فعال و بسته شدن حفره‌ها با اجزای فعال (نیکل) در حین تهیه کاتالیست است.

جدول ۲ نتایج آزمون BET برای پایه و کاتالیست تهیه شده

نمونه	سطح ویژه (m <sup>2</sup> /g)	حجم حفره‌ها (cm <sup>3</sup> /g)	میانگین اندازه حفره‌ها (nm)
HZSM-5	۲۱۰	۰٫۵۰۵	۸٫۱
Ni/HZSM-5	۱۸۹	۰٫۴۹	۷٫۷

1. Epoch 2. Surface Area 3. Pore Volume 4. Average Of Pore Diameter 5. Temperature Programmed Reduction (TPR)

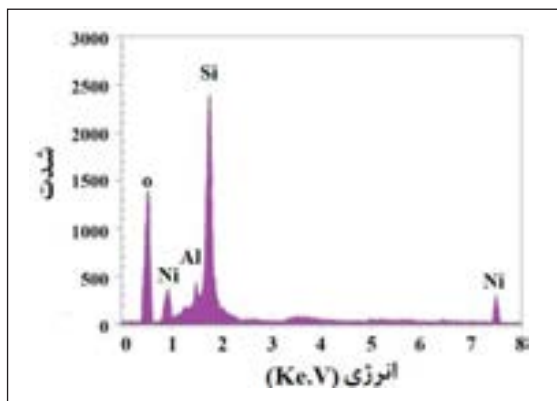


مورد استفاده قرار می‌گیرند. به منظور نرمال‌سازی، ابتدا داده‌ها در گستره صفر تا یک توزیع می‌شوند. نرمال‌سازی می‌تواند آموزش را سریع‌تر و احتمال قرارگیری، در نقطه بهینه موضعی را کاهش دهد. نرمال‌سازی داده‌ها با معادله ۹ انجام می‌گیرد.

$$X_n = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (9)$$

که در آن،  $X$ ،  $X_{\min}$ ،  $X_{\max}$  و  $X_n$  به ترتیب نشان دهنده مقدار واقعی، کمترین، بیش‌ترین و داده نرمال‌سازی برای هر عامل است. مجموعه داده‌هایی که به منظور طراحی یک شبکه عصبی فازی به کار گرفته می‌شود، به طور معمول به سه گروه آموزش<sup>۲</sup>، آزمون<sup>۳</sup> و تعیین اعتبار<sup>۴</sup> تقسیم می‌شوند. در طراحی شبکه، اطلاعات کامل مجموعه آموزش به شبکه داده می‌شود. به عبارت دیگر، شبکه ورودی‌ها و افزون بر این خروجی‌های مطلوب گروه آموزشی را در اختیار داشته و در مرحله آموزش برپایه این اطلاعات، عامل‌های خود را تنظیم می‌کند. در مورد گروه آزمون، فقط ورودی‌ها به شبکه داده می‌شود و درحقیقت شبکه آشنایی پیشین نسبت به این داده‌ها ندارد. گروه تعیین اعتبار از این‌رو که شبکه به جای یادگیری، داده‌ها را از بر نکند، مورد استفاده قرار می‌گیرد. لازم به یادآوری است که نسبت تعداد داده‌های آموزش، آزمون و تعیین اعتبار به نظر پژوهشگر بستگی دارد. در این پژوهش، به صورت تصادفی، ۷۵٪ از داده‌ها برای آموزش و ۲۵٪ برای تعیین اعتبار به کار گرفته شد. برای محاسبه خطا، از میانگین مجذور مجموع خطاها (MSE) و متوسط خطای مطلق استفاده شد. واضح است که هر چه خطا در مورد داده‌های آموزشی کمتر باشد، شبکه آموزش بهتری دیده است. این اصل همواره برقرار نبوده چرا که در بسیاری موارد دیده شده که خطای آموزش بسیار کم است، در حالی که پاسخ شبکه برای خطای داده‌های اعتبارسنجی مناسب نیست. در این گونه مواقع شبکه در حال از برکردن به جای یادگیری است که برای حل این مشکل از داده‌های مربوط به تعیین اعتبار استفاده می‌شود.

برای تجزیه و تحلیل ترکیب عنصری کاتالیست‌ها، طیف‌سنجی تفکیک انرژی<sup>۱</sup> (EDS) با دستگاه JEOL, JED-2300 انجام شد. نتایج آزمون EDS به منظور بررسی عناصر موجود در نمونه‌های تهیه‌شده در شکل ۴ نشان داده شده است. نتایج نشان داد که کاتالیست، شامل عناصر نیکل، سیلیکون و آلومینیم است. حضور اکسیژن در نمونه‌ها نشان‌دهنده اکسایش اتم‌های فلزی قرار گرفته بر سطح است.



شکل ۴ نتیجه‌های آزمون EDS برای کاتالیست تهیه شده

برای مدلسازی سامانه استنتاج فازی عصبی تطبیقی به مجموعه‌ای از اطلاعات ورودی و خروجی نیاز است. در اینجا، متغیرهای متفاوتی از جمله دما، فشار و  $GHSV (h^{-1})$ ، به عنوان عامل‌های ورودی و در مقابل گزینش‌پذیری متان، گزینش‌پذیری  $C_5^+$  و درصد تبدیل کربن‌مونوکسید، به عنوان متغیرهای خروجی شبکه در نظر گرفته شده است. نخستین گام در مدل کردن شبکه، گردآوری بانک داده‌های تجربی است. داده‌های مورد نیاز که از انجام آزمایش‌های روش فیشر-تروپش به دست آمد، در جدول ۱ نشان داده شده است.

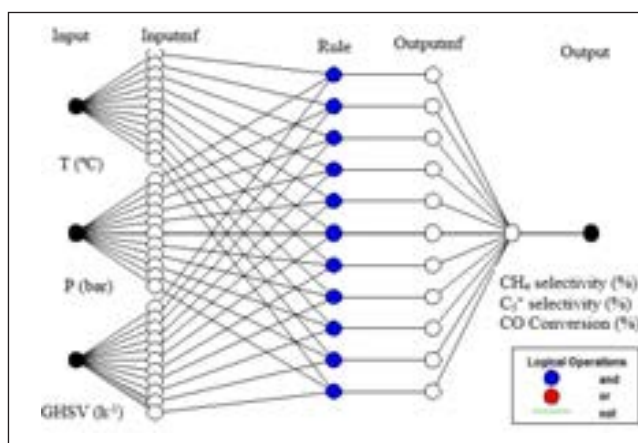
به طور معمول داده‌های انتخابی به منظور آموزش شبکه عصبی فازی به طور مستقیم انتخاب نمی‌شوند چرا که این روش موجب اختلال در فرایند آموزش شده و کارایی شبکه را کاهش می‌دهد. به همین دلیل، ابتدا داده‌ها نرمال‌سازی شده و سپس،

1. Energy Dispersive X-ray Spectroscopy (EDX or EDS) 2. Train 3. Test 4. Validation

پژوهش، از روش خوشه‌بندی جزئی برای پیش‌بینی گزینش‌پذیری متان، گزینش‌پذیری  $C_5^+$  و درصد تبدیل کربن منوکسید استفاده شد. برای آموزش مدل از روش هیبرید استفاده شد که ترکیبی از روش‌های شبکه عصبی و فازی است. ساختار سامانه استنتاج فازی عصبی تطبیقی مورد استفاده در شکل ۵ نشان داده شده است.

اطلاعات شبکه‌های ANFIS، ANFIS-GA و ANFIS-PSO مورد استفاده در این مطالعه در جدول ۳ آورده شده است. برای آموزش شبکه از ۲۰۰۰ تکرار استفاده شده است.

در مدل‌سازی و شبیه‌سازی با سامانه استنتاج فازی عصبی تطبیقی می‌بایستی در ابتدا ساختار کلی مدل را که شامل ورودی و خروجی و تابع مدل است، تعیین کرد. برای استفاده از سامانه فازی عصبی، دو روش گسسته‌سازی شبکه‌ای<sup>۱</sup> و خوشه‌بندی جزئی<sup>۲</sup> وجود دارد. تفاوت عمده این دو روش در چگونگی تعیین تابع عضویت فازی است. در روش گسسته‌سازی شبکه‌ای نوع و تعداد تابع عضویت بردار اطلاعات ورودی توسط کاربر تعیین میشود و در روش خوشه‌بندی جزئی نوع تابع عضویت با توجه به ویژگی‌های بردار اطلاعات ورودی و گروه‌بندی‌های موجود در آن‌ها با خود مدل استنتاج فازی عصبی، تعیین می‌شود. در این

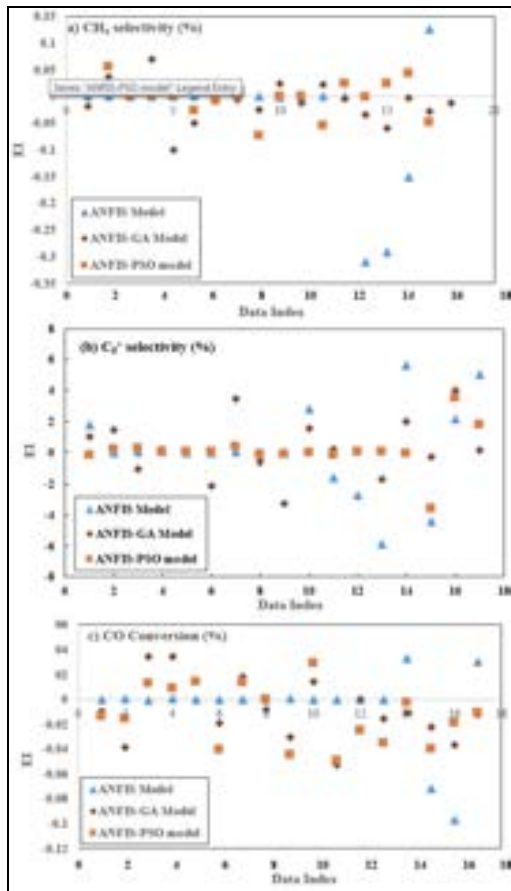


شکل ۵ ساختار سامانه استنتاج فازی - تطبیقی مورد استفاده

جدول ۳ عامل‌های الگوریتم ANFIS، GA و PSO

عامل‌های ANFIS		عامل‌های PSO		عامل‌های GA	
۰٫۲	شعاع نفوذ	۲۵	میزان جمعیت	۲۵	میزان جمعیت
۲۰۰۰	حداکثر تعداد تکرارها	۲۰۰۰	حداکثر تعداد تکرارها	۲۰۰۰	حداکثر تعداد تکرارها
۰	هدف خطا	۲	ضریب یادگیری جهانی	۰٫۷	گاما
۰٫۰۱	اندازه گام اولیه	۱	وزن اینرسی	۰٫۱۵	نرخ جهش
۱٫۱	میزان کاهش گام اولیه	۱	ضریب یادگیری شخصی	۰٫۴	درصد متقاطع
		۰٫۹۹	نسبت میرایی وزنی بی‌حرکی	۰٫۷	درصد جهش
				۸	فشار انتخاب

1. Grid partitioning 2. Sub-Clustering



شکل ۶ درصد توزیع خطای نسبی مدل‌های ANFIS، ANFIS-GA و PSO و ANFIS برای گزینش‌پذیری نسبت به متان (a)، C<sub>5</sub><sup>+</sup> (b) و کربن مونوکسید (c)

جدول ۴ مقایسه و تحلیل آماری بین مدل‌های متفاوت

فعالیت کاتالیستی	ویژگی‌های آماری	شبکه		
		ANFIS	ANFIS-GA	ANFIS-PSO
CH <sub>4</sub> Selectivity (%)	R <sup>2</sup>	۰.۸۹۴	۰.۹۷۴	۰.۹۸۶
	ARE	-۰.۰۳۷	-۰.۰۱۲	-۰.۰۰۳
	AARE	۰.۰۵۲	۰.۰۳۰	۰.۰۲۲
	SD	۰.۱۰۵	۰.۰۲۹	۰.۰۲۵
C <sub>5</sub> <sup>+</sup> Selectivity (%)	R <sup>2</sup>	۰.۹۴۴	۰.۹۷۷	۰.۹۸۵
	ARE	۰.۰۰۲	۰.۰۰۳	۰.۰۰۱
	AARE	۰.۰۱۹	۰.۰۱۴	۰.۰۰۶
	SD	۰.۰۲۲	۰.۰۱۳	۰.۰۱۲
CO Conversion (%)	R <sup>2</sup>	۰.۹۱۹	۰.۹۵۰	۰.۹۵۸
	ARE	-۰.۰۰۶	-۰.۰۰۸	-۰.۰۰۸
	AARE	۰.۰۲۳	۰.۰۲۲	۰.۰۱۴
	SD	۰.۰۲۹	۰.۰۱۵	۰.۰۰۴

بررسی عملکرد مدل

معیارهای متفاوتی برای بررسی مدل‌های پیش‌بینی وجود دارد که به‌طور عمده بر پایه تفاوت بین خروجی‌های پیش‌بینی شده و خروجی مطلوب و واقعی استوارند. برای بررسی عملکرد مدل‌ها از خطای نسبی که در معادله ۱۰ نشان داده شده است، استفاده شد.

$$E_i = \left( \frac{X_{\text{experimental}}(i) - X_{\text{calculated}}(i)}{X_{\text{experimental}}(i)} \right) \times 100 \quad (i = 1, 2, 3, \dots, n_d) \quad (10)$$

دقت مدل‌های پیشنهادی در این پژوهش، با ۱۷ سری داده آزمایشگاهی از فرایند فیشر-تروپش انجام شد که ۸۰ درصد داده‌ها را برای آموزش و ۲۰ درصد برای تعیین اعتبار مدل مورد استفاده قرار گرفت. شکل ۶ درصد توزیع خطای نسبی را برای مدل‌های پیش‌بینی نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل ۶ نشان داده شده است، با توجه به این که بیشتر داده‌ها در مجاور خط  $y=0$  قرار دارند، می‌توان نتیجه گرفت که توانایی شبکه عصبی-فازی ANFIS-PSO و ANFIS-GA در پیش‌بینی خروجیها مورد قبول است. به عبارت دیگر، مقادیر پیش‌بینی شده که بر خط افقی  $y=0$  قرار دارند دقت شبکه مورد نظر را تأیید می‌کنند. ویژگی‌های آماری ANFIS-GA، ANFIS (R<sup>2</sup> و ARE، AARE، SD) شبکه‌های ANFIS و ANFIS-PSO در جدول ۴ داده شده‌اند. این ویژگی‌های آماری به صورت معادله‌های ۱۱ تا ۱۴ تعریف می‌شوند.

$$ARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{X_{\text{experimental}(i)} - X_{\text{calculated}(i)}}{X_{\text{experimental}(i)}} \right) \quad (11)$$

$$AARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \left| \frac{X_{\text{experimental}(i)} - X_{\text{calculated}(i)}}{X_{\text{experimental}(i)}} \right| \right) \quad (12)$$

$$SD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left( \left| \frac{X_{\text{experimental}} - X_{\text{calculated}}}{X_{\text{experimental}(i)}} - AARE \right|^2 \right)} \quad (13)$$

۴ مشاهده می‌شود، ANFIS بهینه شده با PSO بالاترین دقت در میان مدل‌ها را با مقادیر کل ضریب همبستگی به ترتیب ۰٫۹۸۶، ۰٫۹۸۵ و ۰٫۹۵۸ برای گزینش‌پذیری متان، گزینش‌پذیری  $C_5^+$  و درصد تبدیل کربن منوکسید نشان می‌دهد. همچنین، می‌توان از داده‌های جدول ۴ نتیجه گرفت که دقت شبکه‌های بهینه‌سازی ANFIS به ترتیب زیر است:

ANFIS-PSO > ANFIS-GA > ANFIS

### نتیجه‌گیری

در این پژوهش، روش‌های استنتاج فازی-عصبی، ANFIS-GA و ANFIS-PSO به منظور پیش‌بینی متغیرهای گزینش‌پذیری نسبت به متان، گزینش‌پذیری نسبت به  $C_5^+$  و درصد تبدیل کربن منوکسید در آزمون سنتز فیشر-تروپش در حضور کاتالیست Ni/HZSM-5 به کار گرفته شده است. در روش سامانه استنتاج فازی-عصبی از روش زیر خوشه‌بندی و الگوریتم یادگیری هیبرید استفاده شده است. مقایسه نتایج به دست آمده از سه روش نشان می‌دهد که دقت شبکه ANFIS-PSO برای گزینش‌پذیری نسبت به متان، گزینش‌پذیری نسبت به  $C_5^+$  و درصد تبدیل کربن منوکسید بیشتر است. بنابراین، به کارگیری این شبکه برای پیش‌بینی گزینش‌پذیری نسبت به متان، گزینش‌پذیری نسبت به  $C_5^+$  و درصد تبدیل کربن منوکسید پیشنهاد می‌شود.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^k (X_{experimental(i)} - \bar{X}_{experimental(i)}) (X_{calculated(i)} - \bar{X}_{calculated(i)})}{\left( \sum_{i=1}^k (X_{experimental(i)} - \bar{X}_{experimental(i)})^2 \right)^{0.5} \left( \sum_{i=1}^k (X_{calculated(i)} - \bar{X}_{calculated(i)})^2 \right)^{0.5}} \quad (14)$$

در معادله‌های ۱۱ تا ۱۴،

$X_{experimental(i)}$ : داده‌های تجربی،

$\bar{X}_{experimental(i)}$ : متوسط داده‌های تجربی،

$X_{calculated(i)}$ : داده‌های پیش‌بینی شده،

$\bar{X}_{calculated(i)}$ : متوسط داده‌های پیش‌بینی شده و

k: تعداد داده‌های آزمایشگاهی است.

با مقایسه نتایج تجربی و به دست آمده از مدل با ANFIS، ANFIS-GA و ANFIS-PSO، مشاهده شد که همخوانی قابل قبولی بین نتایج این مدل‌ها و نتایج آزمایشگاهی وجود دارد. جدول ۴ میانگین خطای نسبی (ARE)، خطای نسبی مطلق متوسط (AARE) و انحراف استاندارد (SD) و ضریب همبستگی برای گزینش‌پذیری متان، گزینش‌پذیری  $C_5^+$  و درصد تبدیل کربن منوکسید را نشان می‌دهد. نتایج بالا بیانگر آن است که کارایی شبکه ANFIS-PSO از شبکه ANFIS-GA و شبکه ANFIS-GA از شبکه ANFIS در مدلسازی فرایند فیشر-تروپش بهتر است. بنابراین، می‌توان از شبکه ANFIS-PSO در مدلسازی فرایند فیشر-تروپش استفاده کرد. همان‌طور که در جدول

منابع

[1] Mosayebi, A.; Haghtalab, A.; Chem. Eng. J. 259, 191-204, 2015.  
 [2] Haghtalab, A.; Mosayebi, A.; Int. J. Hydrogen. Energy 39, 18882-18893, 2014.  
 [3] Irankhah, A.; Haghtalab, A.; Chem. Eng. Tech. 31, 525-536, 2008.  
 [4] Freitez, A.; Pabst, K.; Kraushaar-Czarnetzki, B.; Schaub, G.; Ind. Eng. Chem. Res. 50, 13732-13741, 2011.  
 [5] Zhang, X.; Yang, L.; Giuging, L.; Kai, T.;

Quan, J.; Fanzhi, M.; Ding, W.; Tsubaki, N.; Fuel 92, 122-129, 2012.  
 [6] Li, X.; Luo, M.; Asami, K.; Catal. Today 89, 439-446, 2004.  
 [7] Kang, S.H.; Bae, J.W.; Hoo, K.J.; Jun, K.W.; Fuel. Process. Technol. 108, 597-603, 2010.  
 [8] Wang, S.; Yin, Q.; Guo, J.; Ru, B.; Zhu, L.; Fuel 108, 597-603, 2013.  
 [9] Yang, G.; Xing, C.; Hiroham, W.; Jin, Y.; Zeng, C.; Suehiro, Y.; Catal. Today. 215, 29-

- 35, 2013.
- [10] Tanhaei, B.; Esfandyari, M.; Ayati, A.; Silanpaa, M.; J. Nano. Chem.7, 29-36, 2017.
- [11] Jang, J.S.; IEEE transac. systems. man.cybernetics. 23, 665-685, 1993.
- [12] Abedini, R.; Esfandyari, M.; Nezhadmoghadam, A.; Rahmanian, B.; Petrol. Sci. Technol. 30, 2008-2021, 2012.
- [13] Rahmanian, B.; Pakizeh, M.; Ali, S.; Mas-kooki A.; J. Taiwan. Inst. Chem. Eng. 43, 558-565, 2012.
- [14]. Salahshoor, K.; Hamzehnejad, M.; Zakeri, S.; Appl. Math.Model. 36, 5534-5554, 2012.
- [15]. Salehi, H.; Zeinali-Heris, S.; Esfandyari, M.; Koolivand, M.; Heat. Mass. Transfer. 49, 575-583, 2013.
- [16] Esfandyari, M.; Fanaei, M.A.; Gheshlaghi, R.; Mahdavi, M.A.; J. Taiwan. Ins. Chem. Eng. 58, 84-91, 2016.
- [17] Booker, L.B.; Goldberg, D.E.; Holland, J.H.; Artificial. Intelligence. 40, 235-282, 1989.
- [18] Houck, C.R.; Joines, J.; Kay, M.G.; Ncsu-ie. Tr. 95, 1-10, 1995.
- [19] Esfandyari, M.; Jafari, D.; Petrol.Sci. Technol. 36, 1-7, 2018.
- [20] Dabiri-Atashbeyk, M.; Iran. J. Oil. Gas. Sci. Technol. 7, 60-69, 2018.

## Prediction of Fischer-Tropsch synthesis products distribution in the presence of Ni/HZSM-5 catalyst using neural/fuzzy networks based on hybrid of genetic algorithm and swarm of particles

M. Esfandyari<sup>1</sup>, A. Mosayebi<sup>2\*</sup> and R. Abedini<sup>3</sup>

1. Assistant Prof. in Department of Chemical Engineering, University of Bojnord, Bojnord, Iran

2. Assistant Prof. in Department of Chemical Engineering, Tafresh University, Tafresh, Iran

3. Assistant Prof. in Faculty of Chemical Engineering, BabolNoshirvani University of Technology, Babol, Iran

Received: April 2019, Revised: August 2019, Accepted: August 2019

**Abstract:** In this study, Ni/HZSM-5 nano-structure catalysts were synthesized through reverse microemulsion method. The main advantages of this synthesis method compared to other typical methods are better control on particle size distribution, favorable dispersion, surface area, and reducibility. The experiments of Fischer-Tropsch synthesis in the presence of Ni/HZSM-5 catalyst were conducted under operating conditions (i.e., temperature 493-513 K, pressure 15-25 bar, and gas hourly space velocity 900-2300 1/h). The purpose of training the adaptive neuro-fuzzy network is to find the size of the weights and biases in such a way as to minimize the error of the training data. To optimize the neuro-fuzzy model, Genetic Algorithm and Particle Swarm optimization were used to predict the product distribution of Fischer-Tropsch synthesis products using ANFIS, GA-ANFIS and PSO-ANFIS networks. For modeling, 17 experimental data were used, of which 80% were for training and the rest for model validation. All presented models have a correlation coefficient (R<sup>2</sup>) higher than 0.97 which indicates the accuracy of modeling. Regarding the correlation coefficient and ARE, AARE and SD errors are the best networks for modeling the desired process of PSO-ANFIS.

**Keywords:** Fischer-Tropsch synthesis, Ni/HZSM-5 catalyst, Neuro-Fuzzy, Genetic Algorithm, Particle Swarm Algorithm