



Semnan University



## Research Article

# Modeling and Reduction of Nox Production in Submerged Combustion Vaporizer Using Fuzzy Inference System

Hanieh Fani Maleki<sup>a</sup>, Amir Ehsan Feili Monfared<sup>b,\*</sup> , Mahmoud Rahmati<sup>c</sup>

<sup>a</sup> Master's student in Chemical Engineering, Department of Chemical Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran

<sup>b</sup> Assistant Professor, Department of Chemical Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran

<sup>c</sup> Assistant Professor, Department of Chemical Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran

## PAPER INFO

### Paper history:

Received: 10 May 2023

Revised: 15 July 2023

Accepted: 01 October 2023

### Keywords:

Artificial intelligence, genetic algorithm, adaptive neural fuzzy inference system, air pollution, modeling, nitrogen oxides.

## ABSTRACT

Submerged combustion vaporizers are one of the industrial equipments that produce a large amount of nitrogen oxides (NO<sub>x</sub>). These equipments are actually heat exchangers that are used in liquefied natural gas (LNG) terminals to evaporate liquefied natural gas and convert it into gas. Since previous studies have shown that the operating conditions of this equipment are effective on the amount of NO<sub>x</sub> production in it, artificial intelligence tools were used in this research to model and then optimize NO<sub>x</sub> emission in this equipment. For this purpose, 63 laboratory data were extracted from the researchers' previous researches, and then a combination of adaptive neural fuzzy inference system and genetic algorithm was used to model the data. In the developed system, oxygen concentration, temperature, water-oxygen concentration and solution pH were considered as input parameters to the model and NO<sub>x</sub> reduction percentage as output. The statistical analysis of the built model showed that this model with correlation coefficient of 0.9714, mean square error of 1.0938, average absolute error percentage of 4.9713 and maximum absolute error percentage of 13.2144 has a good accuracy in estimating the amount of NO<sub>x</sub> reduction. In the next step after the development of the model, the genetic algorithm and the built model were used to optimize the operating conditions with the lowest NO<sub>x</sub> emission rate. The results of this part of the research also showed that if the operating conditions are optimized, it is possible to reduce the amount of NO<sub>x</sub> released up to 37.24%

DOI: <https://doi.org/10.22075/jme.2023.30609.2451>

© 2024 Published by Semnan University Press.

This is an open access article under the CC-BY 4.0 license. (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

\* Corresponding author.

E-mail address: [ehsan.monfared@outlook.com](mailto:ehsan.monfared@outlook.com)

### How to cite this article:

Fani Maleki, H., Pheili Monfared, A. E., & Rahmati, M. (2024). Modeling and reduction of NO<sub>x</sub> production in submerged combustion vaporizer using fuzzy inference system. *Journal of Modeling in Engineering*, 22(76), 197-211. doi: 10.22075/jme.2023.30609.2451

## مدل سازی و کاهش تولید NOx در بخارساز احتراق غوطه‌ور با استفاده از سیستم استنتاج فازی

حانیه فانی‌ملکی<sup>۱</sup>، امیراحسان فیلی‌منفرد<sup>۲\*</sup>، محمود رحمتی<sup>۳</sup>

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۰۲/۲۰	بخارسازهای احتراق غوطه‌ور از جمله تجهیزات صنعتی هستند که به میزان بسیار زیادی اکسیدهای نیتروژن (NOx) تولید می‌کنند. این تجهیزات در واقع مبدل‌های حرارتی هستند که در پایانه‌های گاز طبیعی مایع (LNG) برای تبخیر گاز طبیعی مایع و تبدیل آن به گاز استفاده می‌شوند. از آنجا که مطالعات پیشین نشان داده که شرایط عملیاتی این تجهیز بر میزان تولید NOx در آن موثر است، در این پژوهش از ابزارهای هوش مصنوعی جهت مدل‌سازی و سپس بهینه‌سازی انتشار NOx در این تجهیزات استفاده شد. به همین منظور تعداد ۶۳ داده آزمایشگاهی از پژوهش‌های پیشین محققان استخراج شده و سپس از ترکیبی از سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی و الگوریتم ژنتیک جهت مدل‌سازی داده‌ها استفاده شد. در سیستم توسعه یافته، غلظت اکسیژن، دما، غلظت آب‌اکسیژنه و pH محلول، به‌عنوان پارامترهای ورودی به مدل و درصد کاهش NOx بعنوان خروجی در نظر گرفته شد. تحلیل‌های آماری مدل ساخته شده نشان داد که این مدل با ضریب همبستگی ۰/۹۷۱۴، میانگین مربعات خطا ۱/۰۹۳۸، میانگین درصد خطای مطلق ۴/۹۷۱۳ و ماکسیمم درصد خطای مطلق ۱۳/۲۱۴۴ از دقت مناسبی در تخمین مقدار کاهش NOx برخوردار است. در گام بعد و پس از توسعه مدل، از الگوریتم ژنتیک و مدل ساخته شده برای بهینه‌سازی شرایط عملیاتی با کمترین نرخ انتشار NOx استفاده شد. نتایج این بخش از پژوهش نیز نشان داد که در صورت بهینه‌سازی شرایط عملیاتی، امکان کاهش میزان NOx منتشر شده تا ۳۷/۲۴ درصد وجود دارد.
بازنگری مقاله: ۱۴۰۲/۰۴/۲۴	
پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۷/۰۹	
<b>واژگان کلیدی:</b> هوش مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی، آلودگی هوا، مدل‌سازی، اکسیدهای نیتروژن.	

DOI: <https://doi.org/10.22075/jme.2023.30609.2451>

© 2024 Published by Semnan University Press.

This is an open access article under the CC-BY 4.0 license. (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

## ۱- مقدمه

دیگر جانداران را با خطر رو به رو می‌کنند. از آنجایی که طراحی فرایندهایی برای به صفر رساندن انتشار آلاینده‌های هوا بطور کلی از نظر اقتصادی و فنی غیرممکن است، بشر به دنبال کاهش انتشار آلاینده‌هاست، تا حدی که اثراتش وجود نداشته باشد یا به حداقل برسد [۱]. به منظور حفاظت از محیط زیست و حفظ کیفیت هوا تا حد امکان، مقررات انتشار آلاینده‌ها در سالهای اخیر در جهان تقویت شده است. به عنوان مثال استاندارد انتشار مجاز NOx از فرایند

آلودگی هوا به‌خصوص در شهرهای بزرگ و صنعتی یکی از بزرگترین مشکلات جوامع امروزی است. این آلاینده‌ها بطور عمده شامل اکسیدهای نیتروژن، دی‌اکسید گوگرد، مونوکسید کربن و ذرات معلق هستند. آلاینده‌های منتشر شده موجب ایجاد مشکلات زیست محیطی با اثرات منفی شدید مانند تشکیل مه‌دود فتوشیمیایی، باران‌های اسیدی، گرمایش جهانی و تغییر اقلیم می‌شوند و سلامت انسان و

\* پست الکترونیک نویسنده مسئول: [ehsan.monfared@outlook.com](mailto:ehsan.monfared@outlook.com)

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی شیمی، دانشکده شیمی و مهندسی شیمی، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

۲. استادیار، گروه مهندسی شیمی، دانشکده شیمی و مهندسی شیمی، دانشگاه

تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

۳. استادیار، گروه مهندسی شیمی، دانشکده شیمی و مهندسی شیمی، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

استناد به این مقاله:

فانی ملکی، حانیه، فیلی منفرد، امیراحسان، و رحمتی، محمود. (۱۴۰۳). مدل‌سازی و کاهش تولید NOx در بخارساز احتراق غوطه‌ور با استفاده از سیستم استنتاج فازی. مدل سازی در مهندسی، ۲۲(۷۶)، ۱۹۷-۲۱۱. doi: 10.22075/jme.2023.30609.2451

فناوری پرتو الکترونی و کاهش تولید NOx و SOx را بررسی نمودند. آنها برای اندازه‌گیری مقدار NOx و SOx محصور در یک کیسه تدارک<sup>۵</sup> از فیلم تری‌استات سلولز (CTA) و اسپکتروفتومتر فرابنفش/ مرئی استفاده کردند. همچنین پارامترهای تجربی دوز جذبی و غلظت اولیه که بر راندمان حذف NOx و SOx تاثیر می‌گذارند را مورد مطالعه قرار دادند. نتایج این پژوهش نشان داد که با افزودن سدیم‌هیدروکسید راندمان حذف ناکس به ۸۰/۶ درصد می‌رسد [۶].

در دو دهه اخیر مدل‌های ریاضی و آماری متعددی جهت تخمین آلاینده‌های هوا مورد استفاده قرار گرفته است [۱۷-۱۱]. یکی از روش‌های تخمین میزان انتشار آلاینده‌ها استفاده از ابزارهای مدل‌سازی و کنترل نظیر هوش مصنوعی<sup>۶</sup> است. هوش مصنوعی حاصل توسعه سیستم‌های رایانه‌ای است که قادر به انجام وظایفی هستند که به طور معمول به هوش انسان نیاز دارند و ابزاری گسترده است که افراد را قادر می‌سازد تا در مورد چگونگی تجزیه و تحلیل داده‌ها و استفاده از بینش‌های حاصل شده برای بهبود تصمیم‌گیری، استفاده کنند [۱۸]. در دو دهه اخیر استفاده از هوش مصنوعی در بسیاری از زمینه‌های مرتبط با کاهش آلودگی کاربرد زیادی داشته است برای مثال آنان و همکاران در سال ۲۰۱۷ از فناوری هوش مصنوعی برای بهبود بهره‌وری سوخت و کاهش انتشار دی‌اکسیدکربن کشتی‌ها استفاده کردند. آنها در این پژوهش تاثیر پارامترهای سرعت و جهت باد و سرعت و جهت ارتفاع امواج را بر سرعت کشتی و بازده سوخت محاسبه کردند که منجر به تخمین بسیار دقیق سرعت کشتی و مصرف سوخت و انتشار دی‌اکسیدکربن با خطای کمتر از ۵ درصد شد [۱۵]. در تحقیق دیگری در سال ۲۰۱۹ شین و همکاران از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی غلظت NOx با استفاده از داده‌های تجربی به دست آمده از دستگاه بخارساز احتراق غوطه‌ور<sup>۷</sup> استفاده کردند. یک شبکه عصبی پیش‌خور<sup>۸</sup> با سه لایه و ۱۷ نورون در لایه پنهان طراحی کردند. یک الگوریتم ژنتیک<sup>۹</sup> برای بهینه‌سازی متغیرهای ورودی جهت به حداکثر رساندن حذف NOx در گاز دودکش با مدل ادغام شد. در نتیجه، حداکثر مقدار کاهش

احتراق بر اساس بازنگری قانون حفاظت از هوای پاک از سال ۲۰۱۵ در کره تشدید شده است [۲]. روش‌های کاهش انتشار آلاینده‌ها بطور کلی به چند دسته تقسیم می‌شوند. استفاده از جاذب‌ها، استفاده از کاتالیست‌ها، فناوری پرتو الکترونی<sup>۲</sup> و سیستم‌های غشایی که در صنایع استفاده می‌شوند [۷-۳]. برای مثال در مورد استفاده از کاتالیست‌ها باچاری و همکاران در سال ۱۹۹۹ به مطالعه کنترل آلودگی ناشی از اگزوز خودروها با تمرکز ویژه بر کاهش NOx با استفاده از کاتالیزورهای مبتنی بر زئولیت پرداختند. نتایج بررسی‌های آنها نشان داد که این کاتالیست قادر به کاهش بیش از ۷۰ درصدی NOx خواهد بود [۸]. ماسرا و همکاران در سال ۲۰۲۱ سیستم‌های کاهش غیرکاتالیزوری انتخابی و کاهش کاتالیزوری انتخابی را برای کاهش انتشار NOx در موتورهای بیودیزلی بررسی کردند. نتایج نشان داد که تزریق اوره منجر به کاهش انتشار NOx تا حدود ۶۰-۱۳ درصد می‌گردد [۹]. در مورد استفاده از جاذب‌ها، موک و همکاران در سال ۲۰۰۶ با استفاده از روش جذب-کاهش و با تزریق ازون در یک فرایند دو مرحله‌ای، قابلیت حذف همزمان NOx و گوگرد دی‌اکسید را در موتورهای بنزینی بررسی کردند. این فرایند از یک محفظه ازون‌ساز و یک جاذب حاوی محلول سولفید-سدیم به عنوان عامل کاهنده تشکیل شده بود. با عبور گاز خروجی از محفظه ازون‌ساز و جاذب، راندمان حذف ناکس حدود ۹۵ درصد و راندمان حذف گوگرد دی‌اکسید ۱۰۰ درصد بدست آمد [۳]. انوفریو و همکاران در سال ۲۰۲۱ کاهش انتشار NOx را در روش تزریق بخار<sup>۳</sup> مورد بررسی قرار دادند. در این پژوهش اثر تزریق بخار بر کاهش NOx در یک مشعل آزمایشگاهی با استفاده از سوخت دیزل بررسی شد. نتایج نشان داد که محتوای اکسیدهای نیتروژن در روش تزریق بخار ۳۰٪ کمتر از روش تزریق هواست [۱۰]. ژانگ و همکاران در سال ۲۰۲۰ جاذب هتروپلی‌اسید فسفوتنگستیک نوع داسون<sup>۴</sup> را برای جذب NOx در موتورهای سوختی مورد مطالعه قرار دادند. طبق مشاهدات، دمای بهینه جذب ۲۰۰ درجه سانتی‌گراد و حداکثر راندمان جذب NOx ۷۸ درصد بدست آمد [۴]. جو و همکاران در سال ۲۰۲۱ اثر مواد افزودنی را بر بهبود

<sup>6</sup> Artificial Intelligence

<sup>7</sup> Submerged Combustion Vaporizer (SCV)

<sup>8</sup> Feedforward

<sup>9</sup> Genetic Algorithm

<sup>2</sup> Electron Beam Technology

<sup>3</sup> Steam Injection

<sup>4</sup> Dawson Polyoxometalate H6P2W18O62-28H2O(HP2W)

<sup>5</sup> Tedlar Bag

فوتوکاتالیستی<sup>۱۴</sup> با در نظر گرفتن کاهش NOx مورد بررسی قرار دادند. ابتدا یک مدل سه بعدی دینامیک سیالات محاسباتی طراحی و تاثیر زمان ماند، شدت نور، رطوبت نسبی و غلظت اولیه نیتریک‌اکسید بر عملکرد واکنش فوتوکاتالیستی بررسی شد. سپس یک شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین تبدیل نیتریک‌اکسید در دستگاه میکرو اجرا شد. بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی شامل یک ساختار پیش‌خور با ۳ لایه و ۱۱ نورون و ۲ لایه پنهان انتخاب شد. مقدار ضریب همبستگی بین داده‌های تجربی و مقادیر پیش‌بینی شده ۰/۹۹۹۷ به دست آمد. بر اساس نتایج بهینه‌سازی، تبدیل کامل نیتریک‌اکسید (۱۰۰ درصد) هنگامی به دست آمد که زمان ماند، شدت نور، رطوبت نسبی و غلظت اولیه به ترتیب ۲/۱۲ ثانیه، ۱۰ وات بر مترمربع، ۱۰ درصد و ۲/۰۹ کیلومول بر مترمربع بودند [۲۱].

با وجود توانایی خوب شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی مسائل غیرخطی، به دلیل استفاده از روش آزمون و خطا برای انتخاب تعداد لایه‌های پنهان و نورون‌ها، دارای محدودیت‌هایی از جمله ناهمگرایی به بهینه جهانی هستند [۲۲]. به همین دلیل در سال‌های اخیر، مدل‌های ترکیبی که بر مبنای ترکیبی از شبکه‌های عصبی، روش‌های فازی و محاسبات تکاملی باشند برای حل مسائل پیچیده و غیرخطی توسعه یافته‌اند. سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی<sup>۱۵</sup> که از ترکیب سیستم‌های استنتاج فازی<sup>۱۶</sup> و شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۱۷</sup> تشکیل شده است، ابزاری توانمند جهت پیش‌بینی پدیده‌های پیچیده را فراهم می‌کند. این سیستم همزمان از قابلیت‌های تفسیر زبانی مدل‌های فازی و قابلیت خودآموزی شبکه‌های عصبی بهره می‌گیرد.

هدف از این مقاله، مدل‌سازی تولید NOx در بخارساز احتراق غوطه‌ور با استفاده از انواع روش‌های هوش مصنوعی مانند انواع سیستم‌های فازی همچون تقسیم‌بندی شبکه-ای<sup>۱۸</sup>، الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی<sup>۱۹</sup> و خوشه‌بندی کاهش<sup>۲۰</sup> و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی در ترکیب با الگوریتم ژنتیک می‌باشد. با هدف اینکه دقیق‌ترین

NOx در حالتی که مقادیر بهینه متغیرهای ورودی به سیستم اعمال شد، ۲۶/۶۸ درصد پیش‌بینی شد [۱۶]. والرا و همکاران در سال ۲۰۲۱ برای پیش‌بینی میزان حذف گوگرد دی‌اکسید از یک برج اسپری<sup>۱۰</sup> از شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمودند. پارامترهای ورودی، شامل نرخ جریان مایع، تعداد نازل‌ها، نرخ جریان گاز، غلظت گوگرد دی‌اکسید و قطر روزنه نازل و پاسخ خروجی میزان گوگرد دی‌اکسید بود. نتایج نشان داد که بهترین مدل بدست آمده با استفاده از الگوریتم لونیگ-مارکوارت از میانگین خطای ۸/۴۴ درصد در تخمین میزان گوگرد دی‌اکسید برخوردار خواهد بود و ضریب همبستگی بین داده‌های تجربی و مقادیر پیش‌بینی شده ۰/۹۹۴ بدست آمد [۱۷]. ابوده و همکاران در سال ۲۰۰۹ مدل شبکه عصبی مصنوعی برای یک موتور دیزلی چند سیلندر با تزریق مستقیم را توسعه دادند. پارامترهای بار و سرعت موتور به عنوان ورودی و میزان انتشار NOx به عنوان خروجی انتخاب شدند. شبکه عصبی توسعه یافته ارتباط بین پارامترهای ورودی و خروجی را بخوبی مدل نموده و دقت قابل قبولی را در پیش‌بینی گشتاور موتور، مصرف سوخت و ترکیبات ناکس در تمام محدوده عملکرد موتور ارائه می‌نمود. بررسی‌های آماری مدل‌ها نشان دادند که درصد میانگین خطای مطلق برای مقادیر پیش‌بینی شده NOx در محدوده ۰/۶۸ تا ۳/۳۴ درصد بود [۱۹].

ارسی و همکاران در سال ۲۰۱۰ یک مدل شبکه عصبی بازگشتی<sup>۱۱</sup> را برای تخمین انتشار نیتریک‌اکسید در یک موتور احتراق جرقه‌ای<sup>۱۲</sup> توسعه دادند. مجموعه داده‌های آموزشی و تست از اندازه‌گیری‌های تجربی بر روی یک موتور استخراج شدند. پارامترهای ورودی سرعت، فشار و پیشروی جرقه و پاسخ مدل تخمین میزان NOx بود. شبکه عصبی در تخمین انتشار نیتریک‌اکسید کمتر از ۲ درصد خطا داشت و ضریب همبستگی بین داده‌های تجربی و مقادیر پیش‌بینی شده ۰/۹۹۹ به دست آمد [۲۰].

لیرا و همکاران در سال ۲۰۲۱ روش ترکیبی<sup>۱۳</sup> دینامیک سیالات محاسباتی و شبکه عصبی مصنوعی را به عنوان ابزاری برای تجزیه و تحلیل و بهینه‌سازی راکتورهای میکرو

<sup>16</sup> Fuzzy Inference System

<sup>17</sup> Artificial Neural Network

<sup>18</sup> Grid Partitioning

<sup>19</sup> Fuzzy C-means

<sup>20</sup> Subtractive Clustering

<sup>10</sup> Spray Tower

<sup>11</sup> Recurrent Neural Network

<sup>12</sup> Spark-Ignition Engine

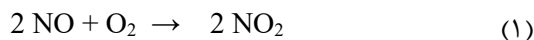
<sup>13</sup> Computational Fluid Dynamics(CFD)-ANN

<sup>14</sup> Micro Photo Catalytic Reactor

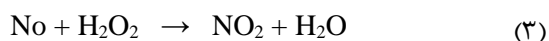
<sup>15</sup> Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

طراحی بخارسازهای احتراق غوطه‌ور به چندین پارامتر عملیاتی مانند نرخ جریان LNG و فشار LNG بستگی دارد. گاز طبیعی در محفظه احتراق سوزانده می‌شود و گاز خروجی حاصل از فرایند احتراق به داخل حمام آب وارد می‌شود و یک منبع حرارتی پایدار برای تبخیر LNG ایجاد می‌کند. LNG به لوله‌های فولادی ضدزنگ که در حمام آب غوطه‌ورند، هدایت می‌شود و در طول فرایند توسط آب اطراف گرم می‌شود. ظرفیت یک بخارساز احتراق غوطه‌ور بین ۲۰۰-۱۵۰ تن در ساعت است. بخارساز احتراق غوطه‌ور به آب تمیز یا گرم نیاز ندارد بنابراین می‌توان آن را در عرض‌های جغرافیایی بالا یا مناطق دریایی مجهز کرد.

چنانچه در شکل (۱) مشاهده می‌شود، گاز طبیعی مایع از طریق لوله‌هایی در داخل آب گرم جریان می‌یابد و سپس تبخیر می‌شود. گازهای حاصل از فرایند احتراق از جمله گاز NOx به شکل حباب‌های کوچک از آب عبور می‌کنند. بخشی از NOx در آب جذب می‌شود و قسمت باقیمانده در اتمسفر آزاد می‌شود. واکنش‌های اساسی صورت گرفته در این فرایند شامل دو مرحله است: در واکنش اول اکسیداسیون NO به NO<sub>2</sub> طبق رابطه (۱) رخ می‌دهد و در واکنش دوم طبق رابطه (۲)، NO<sub>2</sub> در آب جذب می‌شود و قبل از رهاسازی گاز دودکش در اتمسفر، نیتریک اسید (HNO<sub>3</sub>) را تولید می‌کند.



NOx به‌طور موثر از فرایندی که از آب به‌عنوان یک محیط استفاده می‌کند، حذف نمی‌شود. بنابراین برای افزایش راندمان حذف، آب‌اکسیژنه به آب افزوده می‌شود که در روابط (۳) و (۴) نشان داده شده است.



زمانی که واکنش (۴) رخ می‌دهد، pH آب به تدریج به دلیل تولید نیتریک اسید کاهش می‌یابد. به منظور کنترل pH آب، سولفوریک اسید یا هیپوکلریت سدیم برای ایجاد یک حالت اسیدی یا بازی اضافه شد.

اسیدهای نیتریک برای محیط زیست مضر هستند. بنابراین می‌توان طبق واکنش (۵)، آمونیاک گازی را با نیتریک اسید واکنش داد و از آمونیوم‌نیترات تولید شده، به‌عنوان کود می‌توان استفاده کرد [۲۳، ۱۶].

روش ارائه‌گردد و شرایط عملیاتی بهینه را برای این تجهیز تعیین نماییم، به طوری که در آن شرایط عملیاتی میزان حذف NOx بیشترین مقدار باشد.

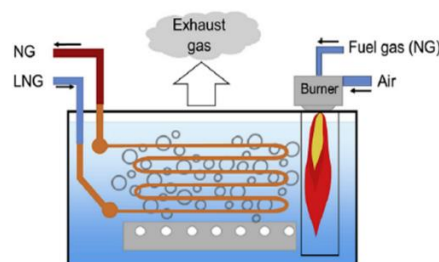
در مورد کاهش آلاینده NOx بخارساز احتراق غوطه‌ور تاکنون فقط یک تحقیق با هوش مصنوعی انجام شده است. این تحقیق که توسط شین و همکاران [۱۶] صورت گرفته است، یک کار آزمایشگاهی بوده که در آن از هوش مصنوعی به‌صورت جزئی استفاده شده است و به مشخصات دقیق شبکه عصبی مصنوعی و آنالیز و ارزیابی‌های آماری و اینکه خطاهای بدست آمده مربوط به کدام دسته از داده‌ها بوده، اشاره دقیق نشده است. تفاوت این پژوهش نسبت به پژوهش پیشین به این صورت است که در این مطالعه به‌صورت کامل از هوش مصنوعی استفاده شده و مشخصات انواع سیستم‌ها ذکر گردیده است. به‌منظور بررسی عملکرد انواع سیستم‌های هوش مصنوعی، طیف وسیعی از سیستم‌های فازی طراحی گردید و پس از ساخت آنها، انواع خطاها محاسبه شد و نتایج انواع سیستم‌ها با هم مقایسه و بهترین سیستم فازی مشخص شد و سپس آن سیستم بهینه شد. همچنین نشان داده شد که عملکرد سیستم منطق فازی بهتر از عملکرد شبکه عصبی ساده‌ای است که در مقاله ۱۶ استفاده شده است. این مدل‌سازی قبلاً انجام نشده و برای اولین بار انجام می‌شود.

بخش ۲ به معرفی دستگاه بخارساز احتراق غوطه‌ور می‌پردازد، بخش ۳ به معرفی مختصر منطق فازی و بخش ۴ به الگوریتم‌زنتیک می‌پردازد. بخش ۵ جزئیات داده‌های آزمایشگاهی، توصیف مدل‌سازی سیستم و پروتکل‌های ارزیابی را معرفی می‌کند. بخش ۶ نتایج تجربی را ارائه و تجزیه و تحلیل می‌کند. سرانجام، بخش ۷ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری را ارائه می‌دهد.

## ۲- بخارسازهای احتراق غوطه‌ور

در این قسمت به معرفی مختصر بخارسازهای احتراق غوطه‌ور و فرایند تولید NOx پرداخته می‌شود. بخارسازهای احتراق غوطه‌ور در واقع مبدل‌های حرارتی هستند که در پایانه‌های گاز طبیعی مایع (LNG) برای تبخیر گاز طبیعی مایع و تبدیل آن به گاز طبیعی استفاده می‌شوند. یک بخارساز احتراق غوطه‌ور از یک مخزن آب، یک محفظه احتراق، سرریز، مجرای توزیع‌کننده، پشته‌اگزوز و دسته‌ای از لوله‌ها تشکیل شده است. از گاز طبیعی به‌عنوان سوخت بخارساز احتراق غوطه‌ور جهت احتراق استفاده می‌شود.

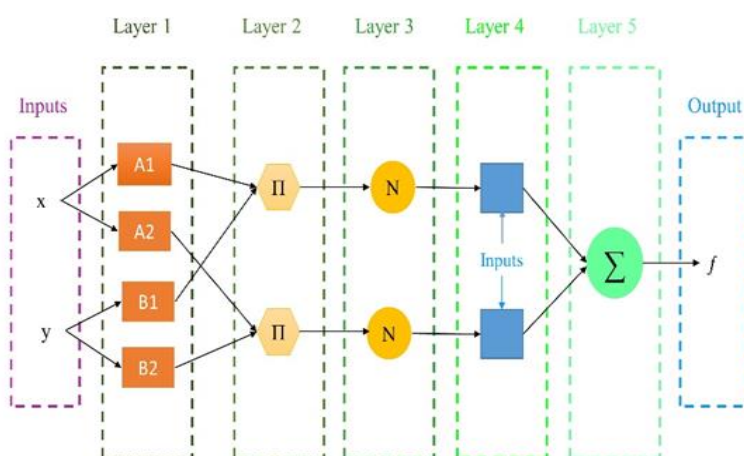
که می‌تواند از محاسبات پیچیده اجتناب کند و دیگر اینکه قواعد فازی با استفاده از متغیرهای زبانی برای فهمیدن و درک انسان‌ها آسان‌تر می‌باشند. قابلیت ساده‌سازی اطلاعات نقش مهمی در توصیف پدیده‌های پیچیده دارد. به‌ویژه در مطالعات انسانی قابلیت خلاصه‌سازی اطلاعات، ضرورت استفاده از زبان طبیعی انسانی نقش اجتناب‌ناپذیری را به وجود می‌آورد [۲۵]. شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم‌های فازی نمونه‌هایی از مهم‌ترین مدل‌های محاسبات نرم می‌باشند که در علوم مختلف کاربرد وسیعی دارند. در چند دهه اخیر سیستم‌های قدرتمندی تحت عنوان سیستم‌های استنتاج فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی در علوم مختلف به کار برده شده است. این نوع سیستم‌ها با بهره‌گیری از قدرت آموزش شبکه‌های عصبی و مزیت زبانی سیستم‌های فازی توانسته‌اند از مزایای این دو مدل در جهت تحلیل فرآیندهای پیچیده بسیار قدرتمند عمل کنند. امروزه سیستم‌های فازی برپایه شبکه عصبی تطبیقی یکی از روش‌های کارآمد در زمینه پیش‌بینی و مدل‌سازی می‌باشد [۲۶]. اولین بار جانگ در سال ۱۹۹۳ از قدرت زبانی سیستم‌های فازی استفاده کرد و سیستمی به-عنوان سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی ارائه کرد [۲۷].



شکل ۱- نمای شماتیک بخارساز احتراق غوطه‌ور [۱۶]

### ۳- منطق فازی و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی

واژه فازی به مفاهیم بدون مرز دقیق اشاره دارد. منطق فازی<sup>۲۱</sup> یک نوع منطق چند ارزشی است که ریشه در افکار افلاطون و فلسفه شرقی دارد، اما نخستین بار در سال ۱۹۶۵ میلادی، دانشمند ایرانی الاصل و استاد دانشگاه برکلی (پروفسور لطفعلی عسگرزاده) ملقب به پروفسور زاده منطق فازی را مطرح کرد. برخلاف منطق دو ارزشی ارسطویی که به دنبال پاسخ آری یا نه برای تعمیم به تمام پدیده‌ها می‌باشد، منطق فازی جهان را همانگونه که هست معرفی می‌کند [۲۴]. از مزایای به‌کارگیری منطق فازی این است



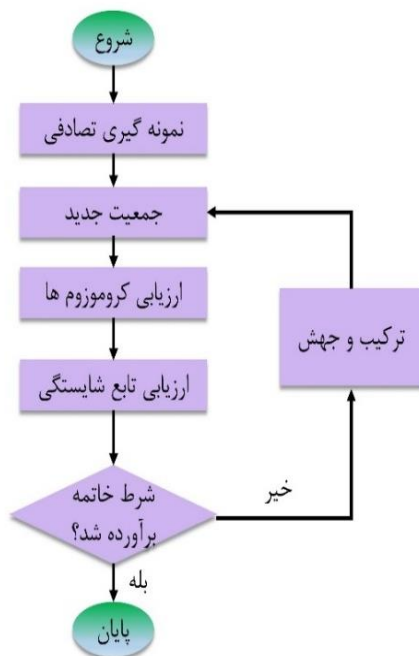
شکل ۲- ساختار انفیس با دو ورودی

خروجی داده شده، تابع جعبه ابزار انفیس، یک سیستم استنتاج فازی ایجاد می‌کند که پارامترهای تابع عضویت آن

انفیس، نام خود را از سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی گرفته است. با استفاده از یک مجموعه داده ورودی و

<sup>21</sup> Fuzzy Logic

در این فرایند امید است که جمعیت جدید نسبت به جمعیت قبلی بهتر باشد. انتخاب بعضی از جواب‌ها (کروموزوم‌ها<sup>۴</sup>) از میان کل جواب‌های والدین<sup>۵</sup> به منظور ایجاد جواب‌های جدید فرزندان<sup>۶</sup> بر اساس میزان مطلوبیت آنها می‌باشد که این کار با استفاده از تابع برازش<sup>۷</sup> صورت می‌گیرد. طبیعی است که جواب‌های مناسب‌تر شانس بیشتری برای تولید مجدد داشته باشند. این فرایند تا برقراری شرطی که از پیش تعیین شده است (مانند تعداد جمعیت‌ها یا میزان بهبود جواب) ادامه می‌یابد. از عملگر ترکیب جهت ترکیب مجدد دو کروموزوم برای به دست آوردن یک کروموزوم بهتر استفاده می‌شود. در عملیات ترکیب با ترکیب کروموزوم‌های دو فرد از نسل قبلی، افراد مختلفی را در نسل‌های متوالی ایجاد می‌کند. عملگر جهش اطلاعات جدیدی را به روش تصادفی به فرایند جستجوی ژنتیکی اضافه می‌کند و عملگری است که هر زمان که جمعیت به دلیل استفاده از عملگرهای تولیدمثل و ترکیب تمایل به همگن شدن دارد، تنوع را در جمعیت ایجاد می‌کند. جهش ممکن است باعث شود کروموزوم‌های افراد با کروموزوم‌های والدینشان متفاوت باشد [۲۹]. نمودار بلوکی الگوریتم ژنتیک در شکل (۳) نشان داده شده است.



شکل ۳- نمودار بلوکی الگوریتم ژنتیک

با استفاده از یک الگوریتم پس انتشار خطا به تنهایی یا در ترکیب با روش حداقل مربعات تنظیم می‌شود. این تنظیم به سیستم‌های فازی اجازه می‌دهد تا از داده‌هایی که در حال مدل‌سازی هستند، یاد بگیرند. در این مدل برای تسهیل فرایند یادگیری، مدل فازی با شبکه عصبی ترکیب می‌گردد. در واقع در سیستم فازی عصبی تنظیم پارامترهای مدل فازی، توسط شبکه عصبی که عموماً از نوع پیشرو چندلایه می‌باشد، صورت می‌گیرد. با استفاده از این شبکه عصبی، تنظیم قواعد "اگر - آنگاه" فازی و بهینه‌سازی پارامترهای آن صورت می‌گیرد. شکل (۲) ساختار انفیس با دو ورودی  $x$  و  $y$  را نشان می‌دهد.

همان‌گونه که در شکل نیز مشاهده می‌شود شبکه انفیس دارای ۵ لایه می‌باشد. در لایه اول که لایه فازی نیز نامیده می‌شود درجه عضویت هر یک از متغیرها مشخص می‌گردد. در لایه دوم قواعد و قوانین سیستم فازی عملیاتی می‌شود. در لایه سوم وزن‌ها محاسبه گردیده و در لایه چهارم عملیات فازی زدایی صورت می‌گیرد و در نهایت در لایه پنجم تمام سیگنال‌های ورودی به لایه‌ها با هم جمع شده و به‌عنوان خروجی سیستم در نظر گرفته می‌شود [۲۸]. در اجرای انفیس ابتدا باید یک سیستم فازی اولیه ایجاد نمود که در این مرحله می‌توان از سیستم فازی از پیش ساخته شده بهره گرفت و یا توسط روش‌های تقسیم‌بندی شبکه‌ای، خوشه‌بندی کاهشی و الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی یک سیستم فازی اولیه ایجاد نمود.

#### ۴- الگوریتم ژنتیک

ایده اصلی الگوریتم ژنتیک بر پایه‌ی نظریه داروین می‌باشد. بر اساس نظریه داروین نسل‌هایی که از ویژگی‌ها و خصوصیات برتری نسبت به نسل‌های دیگر برخوردارند شانس بیشتری برای بقا و تکثیر خواهند داشت و ویژگی‌ها و خصوصیات برتر آنها به نسل‌های بعدی آنان نیز منتقل خواهد شد. جواب مسئله‌ای که از طریق الگوریتم ژنتیک حل می‌شود مرتباً بهبود می‌یابد. الگوریتم ژنتیک با مجموعه‌ای از جواب‌ها که از طریق کروموزوم‌ها نشان داده می‌شود شروع می‌گردد. در این الگوریتم جواب‌های حاصل از یک جمعیت<sup>۱</sup> برای تولید جمعیت بعدی استفاده می‌شود که عمل تولید نسل با ترکیب<sup>۲</sup> و یا جهش<sup>۳</sup> همراه خواهد بود.

<sup>5</sup> Parent  
<sup>6</sup> Offspring  
<sup>7</sup> Fitness Function

<sup>1</sup> Population  
<sup>2</sup> Crossover  
<sup>3</sup> Mutation  
<sup>4</sup> Chromosome

## ۵- مواد و روش‌ها

### ۵-۱- جمع‌آوری داده‌ها

چنانچه از توضیحات قسمت ۲ می‌توان دریافت، پارامترهای متعددی شامل غلظت اکسیژن، دما، غلظت آب‌اکسیژنه و pH محلول بر میزان تولید NOx اثر می‌گذارند. به منظور برقراری ارتباط بین این پارامترها و میزان آلاینده تولیدی، لازم است داده‌های مناسب جمع‌آوری گردد. داده‌های

آموزشی<sup>۱</sup> و آزمون<sup>۲</sup> در جریان مدل‌سازی، از نتایج آزمایشگاهی شین و همکاران [۱۶] حاصل شده است. تعداد کل داده‌ها ۶۳ عدد بوده که از این تعداد، ۵۰ داده برای مرحله آموزش انفیس (حدود ۸۰ درصد) و ۱۳ داده برای مرحله آزمون (حدود ۲۰ درصد) مورد استفاده قرار گرفت. مشخصات آماری داده‌های آزمایشگاهی در جدول ۱ نشان داده شده است

جدول ۱- مشخصات آماری داده‌های آزمایشگاهی

انحراف استاندارد	میان	میانگین	حداکثر	حداقل	متغیر
۱/۶۱۵۲	۹	۹/۵۰۷۹	۱۳	۸	غلظت اکسیژن(%)
۰/۰۷۳۳	۰	۰/۰۵۸۷	۰/۲	۰	غلظت آب‌اکسیژنه(%)
۳/۹۲۸۵	۱۵	۱۶/۳۸۱۰	۲۸	۱۰	دما(c°)
۲/۳۸۸۳	۷	۶/۶۸۲۵	۱۱	۳	pH
۳/۶۵۵۳	۱۸/۰۳	۱۷/۵۹۰۸	۲۳/۶۴	۹/۷۶	NOx(%)

### ۵-۲- مدل‌سازی

مدل‌سازی ریاضی یک تکنیک قدرتمند برای درک رفتار سیستم و پیش‌بینی خروجی آن در پاسخ به تغییر در ورودی‌هاست. در این تحقیق، برای درک رفتار سیستم در زمانی که متغیرهای فرایند تغییر می‌کنند، یک مدل توسعه داده شد. مدل انفیس برای پیش‌بینی کاهش NOx بر اساس داده‌های تجربی، با چهار ورودی شامل غلظت اکسیژن، دما، غلظت آب‌اکسیژنه، pH محلول و یک خروجی (غلظت NOx)، در نرم‌افزار MATLAB R2015b توسعه داده شد. در این مطالعه به منظور ایجاد ساختار فازی پایه از سه روش تقسیم بندی شبکه‌ای، الگوریتم خوشه بندی میانگین فازی و خوشه بندی کاهشی با دستور genfis استفاده گردید و مورد ارزیابی قرار گرفت. پس از آن جهت بهینه‌سازی توابع عضویت سیستم‌های فازی، از انفیس استفاده گردید که به این منظور از دستور anfis استفاده شد. تقسیم‌بندی شبکه‌ای نوعی سیستم فازی است که در آن فضای داده به یک ساختار شبکه مانند تقسیم می‌شود که این مناطق تقسیم شده هرکدام حاوی یک قانون فازی می‌باشند. در تنظیمات تقسیم‌بندی شبکه‌ای نوع

تابع عضویت ورودی gaussmf و نوع تابع عضویت خروجی linear قرار داده شد و تعداد توابع عضویت برای هر متغیر ورودی ۲ در نظر گرفته شد و با ۱۰۰ دوره<sup>۳</sup> آموزش داده شد. الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی، سیستم فازی دیگری است که در آن داده‌ها به تعداد c خوشه تقسیم‌بندی می‌شوند. این الگوریتم بر اساس فاصله بین داده و خوشه کار می‌کند، به گونه‌ای که هر چه داده به مرکز یک خوشه نزدیکتر باشد میزان تعلق آن به خوشه مورد نظر بیشتر است. از آنجاییکه در الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی تنظیم تعداد کلاس‌ها<sup>۴</sup> پارامتر مهمی محسوب می‌شود تمام حالات تعداد کلاس‌ها در بازه ۳ تا ۵۰ هر کدام به تفکیک مورد بررسی قرار گرفتند. به همین منظور از دستور genfis با تنظیم پارامترها در یک حلقه استفاده و تعداد دوره‌ها ۱۰۰ در نظر گرفته شد. با هر بار تکرار حلقه یک عدد به تعداد کلاس‌ها اضافه گردید و بر اساس آن سیستم فازی جدید توسعه و خطاهای آن مورد بررسی قرار گرفت. خوشه‌بندی کاهشی نوعی دیگر از سیستم فازی است که در آن فضای ورودی داده به n خوشه تقسیم‌بندی می‌شود. در این روش کاربر شعاع<sup>۵</sup> خوشه را که

<sup>5</sup> Raddi

<sup>1</sup> Train  
<sup>2</sup> Test  
<sup>3</sup> Epochs  
<sup>4</sup> Clusters



خطای سیستم توسعه یافته را تعیین می‌کند که به شیوه‌های مختلفی آن را می‌توان ارزیابی نمود. در این تحقیق به منظور ارزیابی عملکرد مدل از معیارهای آماری (۶) تا (۹) استفاده گردید.

$$R = \sqrt{\left[1 - \frac{\sum_{i=1}^N (ti - Oi)^2}{\sum_{i=1}^N Oi^2}\right]} \quad (۶)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (ti - Oi)^2 \quad (۷)$$

$$MAPE = \frac{100}{N} \left[ \sum_{i=1}^N \left| \frac{ti - Oi}{ti} \right| \right] \quad (۸)$$

$$MPRE = \max \left[ \sum_{i=1}^N \left| \frac{ti - Oi}{ti} \right| \right] * 100 \quad (۹)$$

که در آنها، R ضریب همبستگی، MSE میانگین مربعات خطا، MAPE میانگین درصد خطای مطلق، MPRE ماکسیمم درصد خطای مطلق، N تعداد نمونه‌ها، Oi مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل و ti مقادیر واقعی می‌باشد. مدلی که از مقدار MSE و MAPE کمتر و از R نزدیکتر به یک برخوردار باشد، نسبت به سایر مدل‌ها دقت بیشتری دارد.

جدول ۲- پارامترهای تنظیمی الگوریتم ژنتیک

پارامتر	مقدار (مرحله اول)	مقدار (مرحله دوم)
تعداد متغیر	۵	۴
تعداد نسل	۵۰	۱۳۰
تعداد جمعیت	۳۰	۵۰
نرخ جهش	۰/۰۱	۰/۰۱
نرخ ترکیب	۰/۸	۰/۸
تابع شایستگی	ضریب همبستگی	NOx کاهش
کران پایین	۰/۲۸	۸، ۱۰، ۳، ۰
کران بالا	۰/۹۹	۱۳، ۲۸، ۱۱، ۰/۲

## ۶- نتایج و بحث

در این پژوهش عملکرد انواع سیستم‌های فازی مورد بررسی قرار گرفته است. ابتدا از روش تقسیم‌بندی شبکه‌ای و پس از آن روش‌های خوشه‌بندی میانگین فازی و خوشه‌بندی کاهشی جهت توسعه یک سیستم فازی اولیه استفاده گردیده است. سپس جهت بهبود عملکرد این سیستم‌ها از انفیس استفاده شده و عملکرد آن‌ها مورد ارزیابی قرار گرفته است. در روش تقسیم‌بندی شبکه‌ای با ایجاد ۱۶ قانون، بیشینه درصد خطای بالایی مشاهده شد که نشان‌دهنده

مقداری بین صفر و یک است تعیین می‌نماید. اگر شعاع خوشه کوچک باشد، اندازه خوشه کوچک شده و تعداد خوشه‌ها بیشتر می‌شود، بنابراین تعداد قوانین فازی افزایش می‌یابد. درحالی‌که اگر شعاع خوشه‌ها بزرگ تنظیم شود، اندازه خوشه بزرگ شده، تعداد خوشه‌ها کاهش یافته و در نتیجه تعداد قوانین فازی کاهش می‌یابد. در خوشه‌بندی کاهشی برای تنظیم و تعیین فاصله هر یک از داده‌ها تا مرکز خوشه از محدوده تاثیر خوشه<sup>۱</sup> استفاده شد. محدوده تاثیر خوشه ماتریسی است که تعداد درایه‌های آن به تعداد پارامترهای مسئله بوده و مقدار آن عددی بین بازه صفر تا یک می‌باشد. در این مطالعه سیستم خوشه‌بندی کاهشی یک بار به تنهایی مورد ارزیابی قرار گرفت. به گونه‌ای که مقدار درایه‌های شعاع‌ها به صورت مجزا ۰/۹۲ در نظر گرفته شد. ولی از آنجایی‌که بهینه‌سازی مقدار درایه‌های این پارامتر کار مشکلی محسوب می‌شود، در نتیجه از الگوریتم ژنتیک جهت بهینه‌سازی این درایه‌ها در هر یک از ابعاد مسئله استفاده گردید. در این بررسی جهت ایجاد الگوریتم ژنتیک از دستور ga در متلب استفاده و بیشینه ضریب همبستگی شبکه به عنوان تابع شایستگی در نظر گرفته شد. جهت جلوگیری از وقوع بیش‌برازش<sup>۲</sup>، کران پایین شعاع‌ها ۰/۲۸ انتخاب شد. در تنظیم پارامترهای انفیس، تعداد دوره‌ها و خطای مطلوب<sup>۳</sup>، به ترتیب ۵۰ و صفر در نظر گرفته شد. همچنین پارامترهای تابع عضویت، با روش بهینه‌سازی هیبرید<sup>۴</sup> که ترکیبی از پس انتشار خطا و حداقل مربعات است، تخمین زده شد. در مرحله دوم و پس از توسعه مدل، با هدف به حداکثر رساندن حذف NOx از گاز دودکش بخارساز احتراق غوطه‌ور، از الگوریتم ژنتیک برای جستجوی نقاط بهینه‌ی متغیرهای فرایند بین مرزهای پایین و بالایی استفاده شد. پارامترهای الگوریتم ژنتیک همانطور که در جدول ۲ نشان داده شده است، از طریق آزمون و خطا تنظیم شدند.

## ۵-۳- ارزیابی مدل

سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی با اختصاص وزن‌های تصادفی آموزش را شروع می‌کند و هنگامیکه آموزش ادامه می‌یابد، وزن‌های شبکه به تدریج اصلاح می‌شوند و خروجی شبکه به مقادیر تجربی نزدیک می‌شود. اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده توسط سیستم و مقادیر تجربی، میزان

<sup>3</sup> Error Tolerance

<sup>4</sup> Hybrid

<sup>1</sup> Cluster Influence Range

<sup>2</sup> Overfitting

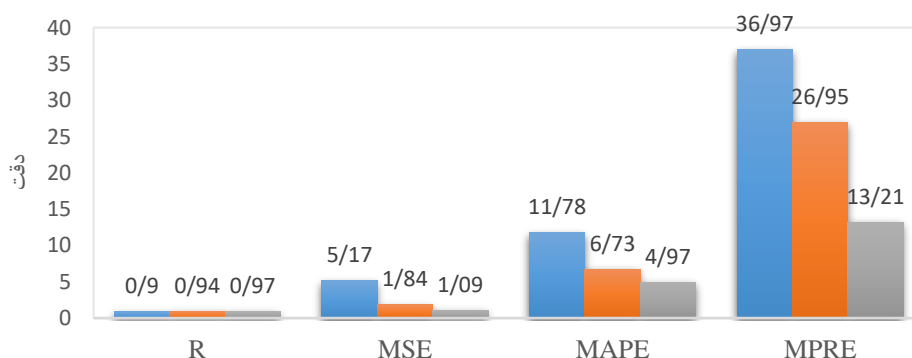
بیشتر بود. اگر مقادیر همه شعاع‌ها ثابت در نظر گرفته شود، به دلیل اینکه تعداد شعاع‌ها زیاد بوده و مقدار بهینه آنها مشخص نمی‌باشد در نتیجه میزان خطا بسیار بالا می‌باشد. بنابراین شعاع‌های سیستم باید توسط الگوریتم ژنتیک بهینه شوند. با بهینه‌سازی شعاع‌ها توسط الگوریتم ژنتیک، مقادیر خطاها کاهش می‌یابند ولی همچنان سیستم فازی عملکرد مناسبی ندارد. در نتیجه جهت بهبود عملکرد سیستم فازی از انفیس استفاده شده است. بررسی‌ها نشان می‌دهد که با استفاده از انفیس اگرچه تعداد قوانین سیستم از ۶ به ۳۹ افزایش یافته و سیستم پیچیده‌تر شده است ولی میزان خطاها کاهش چشمگیری داشته است و دقت و عملکرد سیستم فازی افزایش یافته است. به‌طور کلی با توجه به نتایج به‌دست آمده و نمودار شکل (۴) میتوان نتیجه گرفت که روش خوشه‌بندی کاهش به تنهایی بیشینه درصد خطای بالاتری داشته و عملکرد مناسبی ندارد. در حالی که خوشه‌بندی کاهش با انفیس و الگوریتم ژنتیک در مقایسه با سایر روش‌های بررسی شده از دقت و عملکرد بهتری برخوردار است.

عملکرد غیر قابل قبول روش می‌باشد. در روش خوشه‌بندی میانگین فازی ارزیابی نتایج حاصل از تکرار حلقه‌ها بیانگر این است که هنگامی که تعداد کلاس‌ها ۲۷ باشد، بیشینه درصد خطای کمتری به‌دست می‌آید. همچنین عملکرد روش خوشه‌بندی کاهش در سه حالت مورد بررسی قرار گرفت. در حالت اول با آزمون و خطا مقدار شعاع‌های مختلف بررسی و در نهایت مقدار شعاع برای تمام ابعاد مسئله برابر ۰/۹۲ در نظر گرفته شد. در حالت دوم از الگوریتم ژنتیک به منظور بهینه‌سازی مقدار شعاع در هر یک از ابعاد مسئله استفاده شد. که با ایجاد ۱۹ قانون، شعاع‌های به‌دست آمده از این روش به ترتیب ۰/۷۶، ۰/۷۲، ۰/۹۸، ۰/۹۶، ۰/۹۰ بودند. در حالت سوم از انفیس و الگوریتم ژنتیک جهت بهینه‌سازی شعاع‌های مدل فازی استفاده گردید که شعاع‌های به‌دست آمده از این روش به ترتیب ۰/۲۸، ۰/۴۶، ۰/۴۲، ۰/۲۸، ۰/۲۸ بودند. جدول ۳ بیانگر این است که در خوشه‌بندی کاهش عادی، هنگامی که مقدار همه درایه‌های شعاع‌ها به صورت ثابت و به صورت مجزا، ۰/۹۲ قرار داده شد، میزان خطا نسبت به سایر حالت‌ها

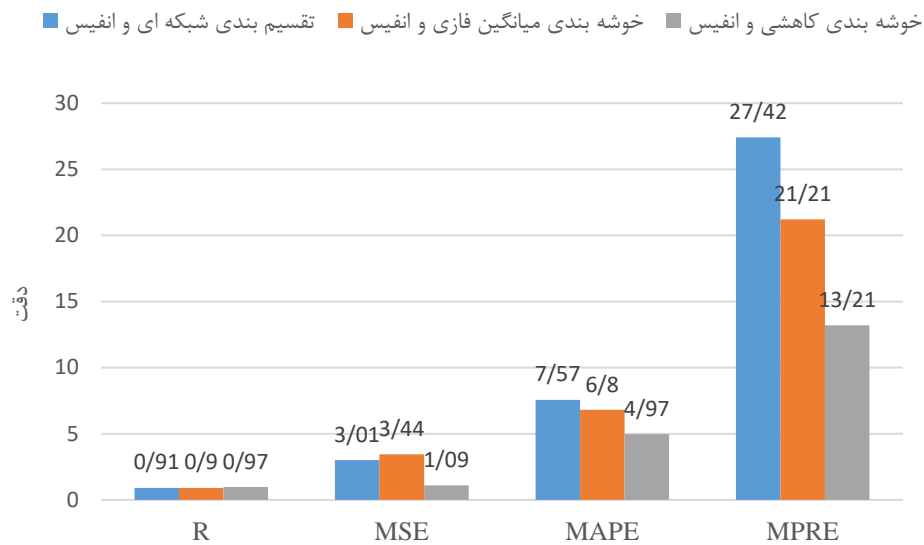
جدول ۳- نتایج انواع سیستم‌های فازی

نوع خطا	خوشه‌بندی کاهش	تقسیم‌بندی شبکه‌ای و انفیس	خوشه‌بندی میانگین فازی و انفیس	خوشه‌بندی کاهش و الگوریتم ژنتیک	خوشه‌بندی کاهش و انفیس و الگوریتم ژنتیک
شعاع	۰/۹۲	---	---	۰/۹۰، ۰/۹۶، ۰/۹۸، ۰/۷۲، ۰/۷۶	۰/۲۸، ۰/۴۶، ۰/۴۲، ۰/۲۸، ۰/۲۸
قوانین	۶	۱۶	۲۷	۱۹	۳۹
R	۰/۹۰	۰/۹۱	۰/۹۰	۰/۹۴	۰/۹۷
MSE	۵/۱۷	۳/۰۱	۳/۴۴	۱/۸۴	۱/۰۹
MAPE	۱۱/۷۸	۷/۵۷	۶/۸۰	۶/۷۳	۴/۹۷
MPRE	۳۶/۹۷	۲۷/۴۲	۲۱/۲۱	۲۶/۹۵	۱۳/۲۱

■ خوشه‌بندی کاهش و انفیس و الگوریتم ژنتیک ■ خوشه‌بندی کاهش و الگوریتم ژنتیک ■ خوشه‌بندی کاهش



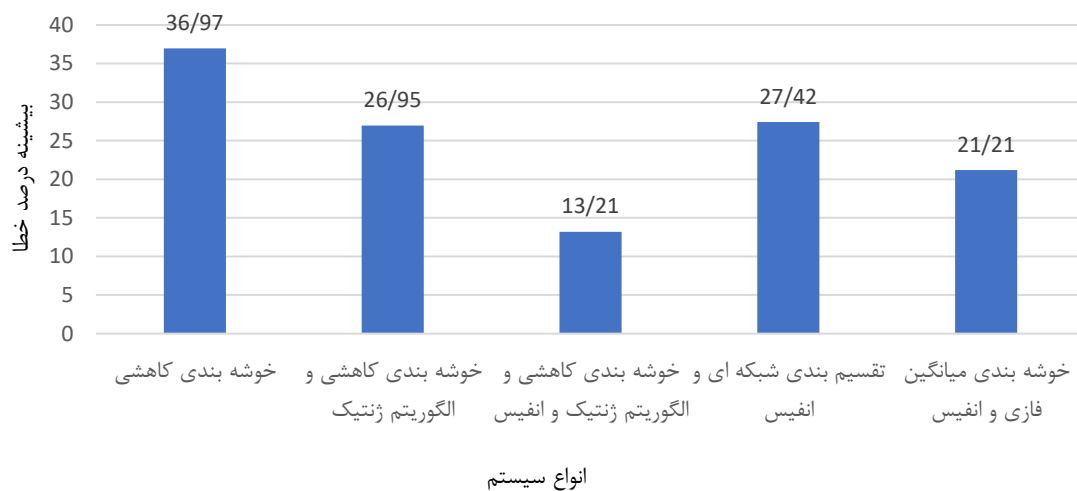
شکل ۴- نمودار مقایسه عملکرد انواع حالات خوشه‌بندی کاهش



شکل ۵- مقایسه خطاهای انواع سیستم‌های فازی

میانگین فازی از ضریب همبستگی بالاتر و بیشینه درصد خطای پایین تری برخوردار است که نشان دهنده دقت و عملکرد بهتر این روش است.

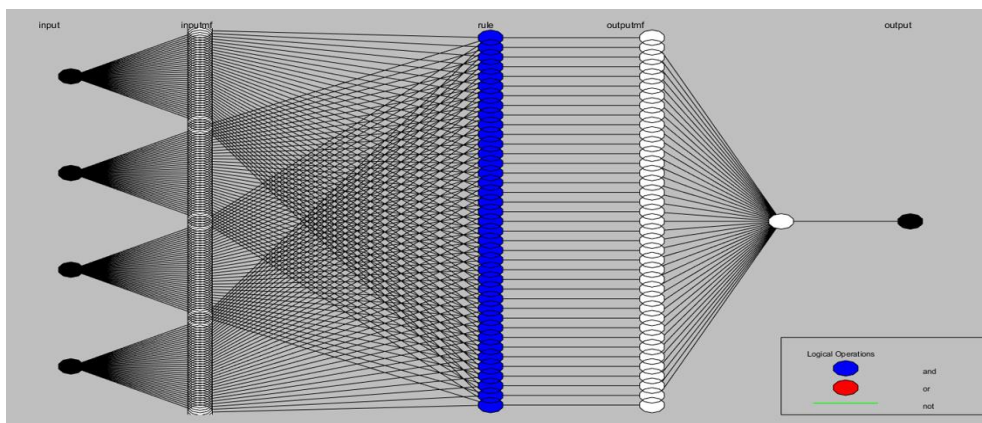
نتایج حاصل شده که در شکل (۵) نشان داده شده است بیانگر این است که روش خوشه‌بندی کاهشی در مقایسه با روش‌های تقسیم‌بندی شبکه‌ای و الگوریتم خوشه‌بندی



شکل ۶- نمودار بیشینه خطای انواع سیستم‌ها

قبولی ندارند. در حالیکه بهترین مدل‌ها از لحاظ بیشینه درصد خطای کمتر به ترتیب روش خوشه‌بندی کاهشی و الگوریتم ژنتیک و انفیس و الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی می‌باشد. شکل (۷) معماری مدل انفیس با ۴ ورودی، ۱ خروجی و ۳۹ قانون و جدول (۵) نتایج حاصل از استفاده از این روش را نشان می‌دهد.

شکل (۶) مقایسه انواع نتایج به‌دست آمده از سیستم‌های بررسی شده بر اساس بیشینه درصد خطا را نشان می‌دهد. نمودار مبین این است که در بین سیستم‌های بررسی شده سیستم خوشه‌بندی کاهشی به تنهایی به دلیل اینکه مقادیر همه شعاع‌ها ثابت در نظر گرفته می‌شود و مقدار بهینه آنها مشخص نمی‌باشد و روش تقسیم‌بندی شبکه‌ای به علت عدم امکان بررسی با توابع عضویت بالاتر از ۲، عملکرد قابل



شکل ۷- ساختار مدل انفیس با ۴ ورودی و ۱ خروجی

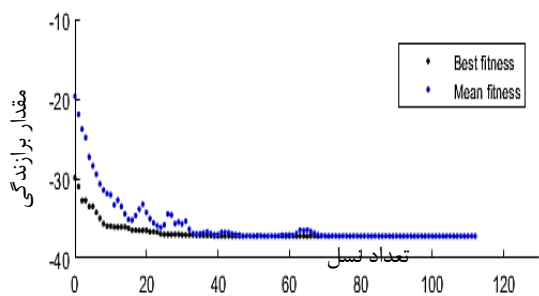
جدول ۴- نتایج مدل انفیس و الگوریتم ژنتیک

داده‌ها	R	MSE	MAPE	MPRE
آموزش	۰/۹۹۹	۰/۰۰۱۵	۰/۱۶۹۲	۰/۶۵۸۴
آزمون	۰/۹۷۴۳	۱/۰۹۳۸	۴/۹۷۱۳	۱۳/۲۱۴۴

جدول ۵- شرایط بهینه متغیرهای ورودی و حداکثر مقدار کاهش NOx

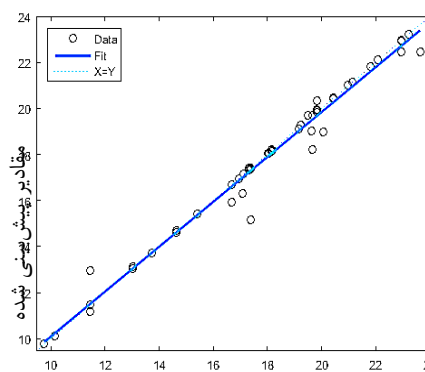
متغیر	بهترین مقدار
غلظت اکسیژن (%)	۱۰/۷۰
دما (C°)	۲۴/۹۵
pH	۳/۰۰
غلظت آب اکسیژنه (%)	۰/۱۲
NOx (%)	۳۷/۲۴

چنانچه مقادیر بهینه متغیرهای ورودی به سیستم SCV اعمال شود، حداکثر مقدار کاهش NOx، ۳۷/۲۴ درصد پیش‌بینی می‌شود. کاهش NOx همانطور که توسط الگوریتم ژنتیک در طی مراحل بهینه‌سازی محاسبه می‌شود، در شکل (۹) نشان داده شده است. در طی تکرارها، بعد از حدود ۳۵ نسل به یک جواب همگرا شده است.



شکل ۹- بهترین مقدار تابع برازش

شکل (۸) توزیع مقادیر تجربی و پیش‌بینی شده درصد کاهش NOx سیستم SCV را نشان می‌دهد.



مقادیر تجربی

شکل ۸- نمودار برابری توزیع مقادیر تجربی و پیش‌بینی شده NOx درصد کاهش

با توجه به جدول ۴ مدل ترکیبی GA-ANFIS از نظر دقت، عملکرد خوبی بر روی داده‌های آزمون و آزمایش نشان می‌دهد. در مرحله دوم، با هدف تعیین مقادیر بهینه متغیرهای ورودی، از الگوریتم ژنتیک استفاده گردید. از آنجا که الگوریتم ژنتیک جهت تعیین حداقل مقدار بهینه طراحی شده است، بنابراین تابع تناسب مدل انفیس در ۱- ضرب شد تا حداکثر مقدار کاهش NOx به دست آید. شرایط عملیاتی بهینه که منجر به حداکثر مقدار کاهش NOx از گاز دودکش SCV می‌شود در جدول ۵ نشان داده شده است.

دست آمده در این پژوهش دمای عملیاتی پایین تر و مقدار آب اکسیژنه کمتری را نسبت به مدل پیشین به دست می دهد.

#### ۷- نتیجه گیری

در این پژوهش از تعداد ۶۳ داده آزمایشگاهی به مدل سازی و تخمین آلایندهی NOx منتشر شده از دودکش بخارسازهای احتراق غوطه‌ور پرداخته شد. به همین منظور در این تحقیق انواع سیستم های فازی و انفیس با الگوریتم-ژنتیک به منظور مدل سازی روابط پیچیده بین پارامترهای ورودی و خروجی در تخمین میزان NOx استفاده شد. با به کارگیری الگوریتم ژنتیک، در مرحله اول، بهترین مقدار شعاع ها و در مرحله دوم، مقادیر بهینه متغیرهای ورودی که منجر به کاهش حداکثری NOx از بخارساز احتراق غوطه‌ور می گردید، تعیین شد. با توجه به نتایج به دست آمده از این مطالعه روش تقسیم بندی شبکه ای و الگوریتم خوشه بندی میانگین فازی بیشینه درصد خطای بالاتری داشته و عملکرد مناسبی در تخمین NOx ندارند. در حالیکه سیستم فازی خوشه بندی کاهشی و انفیس با الگوریتم ژنتیک نسبت به دیگر سیستم های بررسی شده از دقت و عملکرد بالاتری برخوردار می باشد. همچنین نتایج نشان داد که عملکرد انفیس با الگوریتم ژنتیک در مقایسه با شبکه-عصبی با الگوریتم ژنتیک، از دقت بالاتری در پیش بینی میزان NOx این تجهیزات، برخوردار است. نتایج حاصل از مدل سازی نشان می دهد که با بهره گیری از داده های تجربی و استفاده از انفیس، میتوان میزان NOx منتشر شده از دستگاه بخارساز احتراق غوطه‌ور را با دقت مناسب تخمین زد. همچنین نتایج پژوهش نشان داد که در صورت بهینه سازی شرایط عملیاتی، امکان کاهش میزان NOx منتشر شده از بخارساز احتراق غوطه‌ور به میزان ۳۷/۲۴ درصد وجود دارد.

همچنین نتایج حاصل از این پژوهش، با نتایج پژوهش پیشین [۱۶] مقایسه و مقادیر آن در جدول (۶) آورده شده است.

جدول ۶- مقایسه انواع خطاهای تحقیق پیشین و کنونی

انفیس و الگوریتم ژنتیک	شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک	نوع خطا
۰/۹۹۹	۰/۹۹۸۵	ضریب همبستگی
۰/۰۰۱۵	۰/۹۶۶۸	میانگین مربعات خطا
۰/۱۶۹۲	۴/۴۴۳۳	میانگین درصد خطای مطلق
۰/۶۵۸۴	---	ماکسیمم درصد خطای مطلق
۳۷/۲۴	۲۶/۶۸	NOx(%) بیشینه کاهش

مقایسه نتایج بدست آمده در این مطالعه و نتایج منتشر شده در مقاله انجام شده توسط شین و همکاران که با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و ترکیب آن با الگوریتم-ژنتیک به پیش بینی میزان انتشار NOx پرداخته اند، نشان می دهد که خطاهای به دست آمده از سیستم در این مطالعه نسبت به مطالعه قبلی کمتر و همچنین بیشینه کاهش NOx نسبت به تحقیق پیشین بیشتر بوده در نتیجه مدل کنونی از دقت و عملکرد بهتری برخوردار است. همچنین در تحقیق پیشین، در شرایط بهینه ی عملیاتی، غلظت اکسیژن ۹/۲۳ درصد، دمای ۲۸ درجه سانتی گراد، pH ۵ و غلظت آب اکسیژنه ۰/۱۳ درصد، بیشینه مقدار کاهش NOx، در بخارساز احتراق غوطه‌ور، ۲۶/۶۸ درصد به دست آمد. همچنین چنانچه مقادیر بهینه عملیاتی مطالعه پیشین به سیستم فازی کنونی ارائه گردد، بیشینه کاهش NOx، ۲۲/۱۴ درصد به دست آمده که تفاوت اندکی را بین دو مدل طراحی شده در دو پژوهش نشان می دهد. بهینه سازی به

#### مراجع

- [1] Robert J Blaszcak. "Nitrogen Oxides(NOx), Why And How They Are Controlled: EPA-456/F-99-006R " 1999.
- [2] Jeongeun Son, Huicheon Yang, Geonjoong Kim, Sungwon Hwang, and Hyunseok You. "Technology development for the reduction of NOx in flue gas from a burner-type vaporizer and its application". Korean J. Chem. Eng., vol. 34, no. 6, (2017):1619-1629.
- [3] Young Sun Mok and Heon Ju Lee. "Removal of sulfur dioxide and nitrogen oxides by using ozone injection and absorption-reduction technique". Fuel Process Technol, vol. 87, no. 7, (2006):591-597.
- [4] Xveyoung Zhang, Rui Wang, Hongjian Zhu, and Yongliang Chen. "Performance of NOx capture with Dawson

- polyoxometalate H6P2W18O62·28H2O". Chem Eng J, vol. 400, 2020.
- [5] Dongpeng Yue, Qing Chang, Lei Liu, Weng Zhang, Shaosho Chen, and Zhijun Li. "Reduce NOx Emissions by Adsorber-Reduction Catalyst on Lean Burn Engine". TELKOMNIKA (Telecommunication Comput Electron Control, vol. 11, no. 3, (2013):481-488.
- [6] Sang Hee Jo. "A study on additives to improve electron beam technology for NOx and SO2 reduction". Radiat Phys Chem, vol. 183, 2021.
- [7] Shimizu atsushi, Ohno hirokazu, Koizumi yosuke, Maeda kazuyuki, and Yamanishi day. "Development of a Nitrogen-enrichment/Humidification Membrane System for NOx Emission Reduction in a Marine Diesel Engine". Mar Eng, vol. 48, no. 3, 2013.
- [8] Souvik Bhattacharyya and Randip K. Das. "Catalytic control of automotive NOx: A review". International Journal of Energy Research, vol. 23, no. 4. 1999.
- [9] Kemal Masera and Abul K Hossain. "Modified selective non-catalytic reduction system to reduce NOx gas emission in biodiesel powered engines". Fuel, vol. 298, 2021.
- [10] Igor S Anufriev, Evgeny P Kopyev, Ivan S. Sadkin, and Mariia A Mukhina. "NOx reduction by steam injection method during liquid fuel and waste burning". Process Saf Environ Prot, vol. 152 (2021):240-248.
- [11] Enso Ikonen, Kaddour Najim, and Urpo Kortela. "Neuro-fuzzy modelling of power plant flue-gas emissions". Eng Appl Artif Intell, vol. 13, no. 6, (2000):705-717.
- [12] J. Mohammadhassani, S. Khalilarya, M. Solimanpur, and A. Dadvand. "Prediction of NOx emissions from a direct injection diesel engine using artificial neural network". Model Simul Eng, Vol. 2012.
- [13] Michael Fischer. "Transient NOx estimation using artificial neural networks". in IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline), vol. 7, no. PART 1, 2013.
- [14] Hamid Taghavifar, Hadi Taghavifar, Aref Mardani, and Arash Mohebbi. "Modeling the impact of in-cylinder combustion parameters of di engines on soot and NOx emissions at rated EGR levels using ANN approach". Energy Convers. Manag., vol. 87, 2014.
- [15] Taizo Anan, Hiroyuki Higuchi, and Naoki Hamada. "New artificial intelligence technology improving fuel efficiency and reducing CO2 emissions of ships through use of operational big data". Fujitsu Sci Tech J, vol. 53, no. 6, 2017.
- [16] Yeonju Shin, Ziehyun Kim, Jihye. Yu, Geonjung. Kim, and Sungwon. Hwang. "Development of NOx reduction system utilizing artificial neural network (ANN) and genetic algorithm (GA)". J Clean Prod., vol. 232, 2019.
- [17] Vinicius Y Valera, Milene C Codolo, and Tiago D Martins. "Artificial neural network for prediction of SO2 removal and volumetric mass transfer coefficient in spray tower". Chem. Eng. Res. Des., vol. 170, 2021.
- [18] Farhoud, Dariush, and Haniyeh Purkelher. "Artificial intelligence and genetics". Quarterly Journal of Laboratory and Diagnosis, 50,(1390):70-73 (inPersian).
- [19] Obodeh O. and Ajuwa C. I. "Evaluation of artificial neural network performance in predicting diesel engine Nox emissions". Res J Appl Sci Eng Technol. vol. 1, no. 3, 2009.
- [20] Ivan Arsie, Dario Marra, Cesare Pianese, and Marco Sorrentino. "Real-time estimation of engine nox emissions via recurrent neural networks". in IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline), vol. 43, no. 7, 2010.
- [21] Jessica O. B. Lira, Humberto G. Riella, Natan Padoin, and Cintia Soares. "Computational fluid dynamics (CFD), artificial neural network (ANN) and genetic algorithm (GA) as a hybrid method for the analysis and optimization of micro-photocatalytic reactors: NOx abatement as a case study" Chem Eng J, vol. 431, 2022.
- [22] Ghaemi, Zainab, Mohammad Talei, Mehdi Farnaghi and Qasim Javadi. "Prediction of air pollution in Tehran using the combination of fuzzy-adaptive neural network and principal component analysis". Iran's remote sensing and GIS, 9, 3,(1396):21-39 (inPersian).
- [23] Chao Qi, Wen Wang, Bojie Wang, Yiwu Kuang, and Jiawei Xu. "Performance analysis of submerged combustion vaporizer". J Nat Gas Sci Eng, vol. 31 (2016): 313-319.
- [24] Golshani, Alireza, and Mohammadreza Quaidi. "Fuzzy method in research, a bridge between quantitative and qualitative research methods". Psychological methods and models, 4, 14(۱۳۹۲):45-65 (inPersian).

- [25] L. A. Zadeh. "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes". IEEE Trans Syst Man Cybern, vol. SMC-3, no. 1 (1973): 28–44.
- [26] P. C. Nayak, K. P. Sudheer, D. M. Rangan, and K. S. Ramasastry. "A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series". Journal of hydrology, vol. 291 (2004): 52–66.
- [27] J.-S. Roger Jang. "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System". IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics, vol. 23, no. 3 (1993): 665-685.
- [28] Waheed Ahmad. "Thyroid Diseases Forecasting Using a Hybrid Decision Support System Based on ANFIS, k-NN and Information Gain Method". J. Appl Environ Biol Sci, vol. 7, no. 10 (2017): 78–85.
- [29] Shams Javi, Mohammad. Implementation and solution of practical problems with genetic algorithm. Aria project, 1390 (in Persian).