

## شناسایی و پیش‌بینی سیستم غیرخطی کوره دوار سیمان با استفاده از شبکه عصبی - فازی و انتخاب ورودی‌ها به کمک الگوریتم ژنتیک

آرمیتا فاطمی مقدم<sup>۱</sup>، آرش شریفی<sup>۲</sup>، محمد تشنه لب<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مکاترونیک، گروه کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات تهران،

Armitafatemimoghadam@gmail.com

<sup>۲</sup> مربی، گروه کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات تهران، A.sharifi@srbiau.ac.ir

<sup>۳</sup> دانشیار، دانشکده مهندسی برق، گروه کنترل، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، Teshnehlab@eetc.kutu.ac.ir

(تاریخ دریافت مقاله ۱۳۹۰/۳/۱۰، تاریخ پذیرش مقاله ۱۳۹۰/۶/۵)

**چکیده:** با توجه به اهمیت کوره دوار سیمان در صنعت و عدم وجود یک مدل قابل قبول برای آن، شناسایی و پیش‌بینی وضعیت کوره از ملزومات شبیه‌سازی و اتوماسیون سیستم کوره دوار سیمان می‌باشد. کوره دوار سیمان یک سیستم غیرخطی و متغیر با زمان می‌باشد. در این نوشتار به منظور شناسایی و پیش‌بینی وضعیت کوره دوار سیمان از شبکه عصبی-فازی تطبیقی ANFIS استفاده شده است. از آنجا که داده‌های استخراج شده مرتبط با سیستم واقعی است، لذا انجام عملیات پیش‌پردازش بر روی داده‌های موجود یکی از مهمترین و دشوارترین مراحل شناسایی می‌باشد. علاوه بر ورودی‌های سیستم، دینامیک‌های سیستم که از روش لیشیت انتخاب شده با تأخیر خالص سیستم با یک گام عقب تر به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی-فازی اعمال شده است. با توجه به مسئله تعداد قوانین در سیستم فازی در زمان حضور تعداد زیادی متغیر ورودی و همچنین با وجود زیاد بودن تعداد ورودی‌ها مورد نیاز برای اعمال آنها به شبکه عصبی-فازی، از الگوریتم ژنتیک بعنوان روش انتخاب ویژگی به منظور کاهش تعداد متغیرهای ورودی سیستم فازی استفاده شده است. نتایج حاصل از اعمال روش مطرح شده بر روی داده‌های واقعی کوره دوار سیمان ساخت دهنده کارایی بالای روش ارائه شده در پیش‌بینی عملکرد این سیستم صنعتی و غیرخطی دارد.

**کلمات کلیدی:** شناسایی سیستم، انتخاب ویژگی، کوره دوار سیمان، شبکه عصبی-فازی ANFIS و الگوریتم ژنتیک.

## Prediction and Identification of Nonlinear Rotary Cement Kiln System with Neuro-Fuzzy ANFIS Network by Using Feature Selection with Genetic Algorithm

**Armita Fatemimoghadam, Arash Sharifi, Mohammad Teshnehlab**

**Abstract:** Due to the status of Rotary Kiln Cements (RKC)s in different industries and lack of a mature model for these systems, identification and prediction of the Kiln system are necessary for any simulation and automation approaches. Intrinsically, RKCs are non-linear and time-variant systems. This paper proposes a novel approach of using ANSFI to predict the status of a RKC system in a scale of few minutes in advance. Since the data used in this research has been extracted from a real system, pre-analysis of data is one of the critical parts of identification process. In addition to the system inputs, dynamic of the system which has been selected according to the LIPSCHITZ method with a system's genuine delay are applied as inputs for Neural Network system

with one step phase lag. Genetic algorithm has been utilized as a characteristic selection and phasor rules reduction method due to the existing challenges on the number of rules in phasor systems specifically with a large number of variables to be applied to the Neural Network. To verify the performance of the proposed identification and prediction method on a non-linear industrial system, simulation results have been carried out on a real data extracted from SAVEH Cement Company.

**Keywords:** System Identification, Feature Selection, Cement Rotary Kiln, Algorithm Genetic.

سیمان، هسته اصلی پژوهش استادلر در سال ۲۰۱۰ بود که توانست درجه حرارت تمام کوره را که به عنوان پارامتر مؤثر تولید کلینکر انتخاب کرده بود، در طول پروسه تولید سیمان پایدار نگه دارد<sup>[۳]</sup>، شایان ذکر است که این پژوهش تنها یکی از پارامترهای موثر روی وضعیت کوره دوار سیمان را مورد بررسی قرار داده است.

با توجه به قابلیت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدلسازی و پیش‌بینی سیستم‌های پیچیده خطی و غیر خطی، این روش در تحقیقات اخیر برای شناسایی و کنترل کوره دوار سیمان ارائه شده است [۴-۶]. در پیش‌بینی و کنترل وضعیت کوره دوار سیمان عوامل بسیاری به علت غیرخطی بودن سیستم، دارا بودن تأخیر خالص در سیستم، ابعادی با اندازه بالا و همچنین چند ورودی-چند خروجی بودن اصل سیستم دخیل هستند که به همین علت فرآیند شناسایی و پیش‌بینی وضعیت کوره را با دشواری‌های بسیاری همراه می‌سازد. یکی از روش‌های بکار رفته مدل ARX است که بدلیل ضعیف بودن نتایج بدست آمده از تخمین در فرکانس‌های پایین و میانی در مدلسازی، این مدل برای کاربردهایی مثل پیش‌بینی و کنترل فرآیندهای صنعتی و پیچیده نتوانست کارآمد واقع شود. در روش OE معیار خطای خروجی<sup>۱</sup> به عنوان تابع هزینه استفاده می‌شود که بدلیل آنکه خطای مشاهده شده مستقیماً خود را در خروجی نشان می‌دهد، مدل به نوع ساختار سیار حساس است که این امر چندان مطلوب نیست.

در این پژوهش به منظور شناسایی سیستم کوره دوار سیمان با داده‌های ورودی و خروجی در نظر گرفته شده، از شبکه‌های ANFIS با ترکیب منطق فازی و شبکه‌های عصبی که ابزاری قدرتمند برای شناسایی و پیش‌بینی بسیاری از سیستم‌های پیچیده هستند، برای افزایش دقت سیستم در افق پیش‌بینی جلوتر استفاده شده است. آمده سازی داده‌ها یک امر قاطع و مهم در امر شناسایی و پیش‌بینی وضعیت کوره می‌باشد بنابراین ضروری است که داده‌های مناسب همچون تأخیر خالص سیستم بدست آمده و به سیستم شناسایی اعمال شود. با توجه به پیچیدگی کوره دوار سیمان و وجود تعداد زیاد متغیرهای ورودی، استفاده مستقیم از ورودی‌های موجود به منظور استفاده در سیستم فازی محدود نبوده و سبب ایجاد مشکل ابعاد در سیستم فازی تولیدی خواهد شد، به نحوی که سیستم تولید شده عملاً قابلیت پایاده سازی و اعمال در سیستم واقعی را نخواهد داشت. از همین رو در این پژوهش سعی شده است تا با استفاده

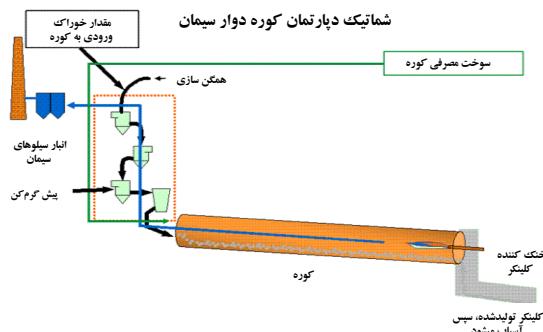
**۱- مقدمه**  
بیش از یک میلیارد تن سیمان هر ساله در سراسر جهان تولید می‌شود و کوره سیمان قلب این پروسه تولید می‌باشد. بالا رفتن کارایی در بهره ببروی از کوره دوار سیمان به عنوان اصلی ترین مرحله صرفه جویی در انرژی و خارج کردن گازهای گلخانه‌ای در تولید سیمان، هسته مرکزی پروسه تکنولوژی تولید سیمان است. کوره دوار سیمان، مهمترین بخش از کارخانه سیمان است که کلینکر سیمان در آن تولید می‌شود. کوره دوار سیمان، یک سیستم پارامتر گسترده و غیرخطی متغیر با زمان است که رفتار غیر خطی و دینامیکی آن منجر به فعل و افعالات شیمیایی اش می‌شود. در واحد صنعتی تولید سیمان، برای تولید کلینکر سیمان، مواد در کوره دوار با افزایش دما با یکدیگر ترکیب شده تا پس از واکنش‌های صورت گرفته در نهایت منجر به تولید کلینکر سیمان - شود [۱].

تلashahayi به منظور شناسایی برای نیل به اهدافی همچون کنترل، پیش‌بینی و شبیه‌سازی این سیستم پیچیده انجام شده است، با این وجود مدل دقیق و صحیحی که بینگر رفتار دینامیکی و پیچیدگی‌های موجود در سیستم غیر خطی کوره باشد، بدست نیامده است. اگرچه نتایج حائز اهمیتی در سالهای گذشته بدست آمده است، اما می‌توان مشاهده نمود که بسیاری عوامل با عدم قطعیت در بیان مدل‌های ارائه شده مواجه بوده است. هیچ یک از مدل‌های فرضی نام برده شده برای کوره بعنوان ابزار پیش‌بینی برای عملیات کوره کافی نیستند. بنابراین تلashahayi بیشتری برای دستیابی به مدلی که بتواند رفتار کوره را به صورت کامل نشان دهد باید صورت پذیرد. چنین مدلی برای صنعت سیمان بعنوان یک ابزار مفید بسیار حائز اهمیت خواهد بود.

یکی از راهکارهای مناسب در روش‌های شناسایی و مدلسازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی است که در بسیاری از سیستم‌های غیر خطی با رفتارهای دینامیکی پیچیده مورد استفاده قرار می‌گیرد. پژوهش‌های بسیاری روی کاربردهای مختلف شبکه‌های عصبی در زمینه شناسایی سیستم بر روی عملکرد سیستم‌های ساده و خطی و همچنین سیستم‌های پیچیده و غیرخطی صورت گرفته است. ک. پازند رفتار مکانیکی بدن کوره را با استفاده از شبکه‌های عصبی در سال ۲۰۰۹ شیوه سازی نموده [۲] و مدلی مکانیکی برای کل بدن کوره، به منظور پیش‌بینی دو متغیر مکانیکی حائز اهمیت که ماکریزم نتش نامی و تغییر شکل هر بخش از بدن کوره می‌باشد را ارائه داده است. کنترل مدل پیش‌بین کوره دوار

<sup>۱</sup> Output Error

نظر مدل دینامیکی بر حسب دینامیک‌های موجود یک سیستم پارامتر گسترده محسوب می‌شود [۱۴]. در شکل (۱) دپارتمان کوره سیمان آورده شده است.



شکل ۱: مجموعه کوره دوار سیمان [۱۵]

در امر شناسایی سیستم، خروجی‌ها متغیرهایی هستند که برای طراحان جالب و همواره حائز اهمیت بوده و متغیرهای خروجی متأثر از رفتار متغیرهای ورودی می‌باشد. سیستم کوره دوار سیمان یک فرآیند چند ورودی - چند خروجی می‌باشد و مطابق با نظر کارشناسان خبره صنعت، متغیرهای ورودی و خروجی این سیستم به قرار زیر می‌باشد. متغیرهای ورودی و علائم اختصاری آنها در جدول (۱) و متغیرهای خروجی و علائم اختصاری آنها در جدول (۲) نشان داده شده است.

جدول ۱: علائم اختصاری به کار رفته برای متغیرهای ورودی

اختصار	نام کامل متغیرهای ورودی	نام لاتین متغیر
Mat	Material	مقدار خوراک ورودی به کوره
Fuel	Fuel	سوخت مصرفی کوره
KS	Kiln Speed	دور کوره
ID.Fan speed	ID. Fan	دور فن
AP	Air Pressure	فشار هوای ورودی به کوره

جدول ۲: علائم اختصاری به کار رفته برای متغیرهای خروجی

اختصار	نام کامل متغیرهای خروجی	نام لاتین متغیر
KA	Kiln Ampere	جریان کشی کوره
CO	CO	گاز مونوکسید کربن ایجاد شده
BE	Back End Temperature	درجه حرارت عقب کوره
PRE	Pre-heater Temperature	درجه حرارت پیش گرم کن

### ۳- آماده‌سازی داده‌ها

انتخاب داده‌ها برای شناسایی سیستم در حین پیاده‌سازی، به هیچ عنوان شبیه به داده‌های مناسب برای استفاده بلادرنگ در شناسایی الگوریتم نیست [۷]. موارد محتمل بسیاری در ناکارا بودن داده‌ها دخیل است که عبارت‌اند از:

#### ۱. اختشاشات فرکانس بالا در داده برداری

از الگوریتم ژنتیک به انتخاب زیر مجموعه‌ای موثر و مناسب از متغیرهای ورودی پرداخته شود تا ضمن حفظ کارایی سیستم فازی، مواردی همچون شفافیت و تقسیر پذیری در سیستم ایجاد شده نیز حفظ شوند.

این مقاله در بر گیرنده بخش‌های زیر می‌باشد: در بخش دوم، سیستم کوره دوار سیمان و پارامترهای موثر انتخاب شده بعنوان متغیرهای ورودی و خروجی توضیح داده می‌شود. بخش سوم شامل آماده سازی داده‌ها و مراحل پیش‌پردازش داده‌ها می‌باشد. پس از آن در بخش چهارم با توضیحاتی در باب روش مدل هشمند تر کیبی بکار گرفته شده و نحوه انتخاب ورودی‌های مناسب با استفاده از الگوریتم ژنتیک، به فرآیند شناسایی کوره دوار سیمان پرداخته شده است. ارائه و ارزیابی نتایج بدست آمده در بخش پنجم پنجم نشان داده شده است و نتایج بدست آمده در بخش پایانی جمع‌بندی شده است.

## ۲- کوره دوار سیمان

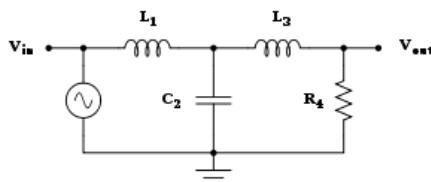
کوره سیمان یکی از کلیدی ترین تجهیزات در صنعت سیمان می‌باشد که برای تبدیل مواد کلسینیه شده به کلینکر سیمان کاربرد دارد. کوره‌های سیمان برای مرحله پیرو فرآیند تولید پرتلند و دیگر سیمان‌های هیدرولیک استفاده می‌شود. با افزایش دما در کوره، واکنش‌های در محلوط، اتفاق می‌افتد که در ابتدا سبب تغییر شکل مواد معدنی رسی به اکسید هایشان می‌شود، سپس کربنات کلسیم با اکسید سیلیسیم واکنش داده و سیلیکات کلسیم شکل می‌گیرد و نهایتاً کلسیم باقی مانده تغیر شکل داده و به اکسید کلسیم و دی اکسید کربن تبدیل می‌شود.

کوره دوار شامل یک لوله استوانه‌ای است که از صفحات فولادی ساخته شده است و درون آن با آجر نسوز پوشیده شده است. شب لوله ۱ تا ۴ درجه است و به آهستگی حدود ۳۰ تا ۲۵۰ دور بر ساعت حول محور خود دوران می‌کند. محلوط از انتهای بالای آن تغذیه می‌شود و دوران کوره باعث حرکت منظم ذرات تا انتهای دیگر آن می‌شود. در انتهای دیگر (انتهای پایین) سوخت به شکل گاز، نفت یا سوخت جامد پوری از طریق لوله سوزان به درون کوره می‌دیده می‌شود که یک شعله هم مرکز با قسمت پایین لوله کوره تولید می‌کند. هنگامی که مواد به شعله می‌رسند، به حد اکثر دمای خود نایل می‌شوند. البته قبل از رسیدن به کولر، هوا ابتدا از درون کولر و سپس از درون کوره برای انجام احتراق سوخت عبور داده می‌شود. در کولر، هوا با سرد کردن کلینکر داغ، گرم می‌شود، که دمای آن قبل از ورود به کوره ممکن است به ۴۰۰ تا ۸۰۰ درجه برسد که باعث احتراق موثرتر و سریعتر سوخت می‌شود.

کوره سیمان به طور ۲۴ ساعه در شبانه‌روز در حال کار می‌باشد و به ندرت حدود ۲ یا ۳ روز در سال برای برقراری اصول نگهداری کوره متوقف می‌شود. پژوهشگران و دست اندکاران صنعت سیمان به خوبی واقفند که کوره دوار سیمان یکی از پیچیده ترین راکتورهای حرارتی در صنایع است و تحلیل و آنالیز رفتار فرآیند پخت در کوره دوار سیمان بسیار پیچیده بوده و با دشواریهایی همراه است [۱۴]. کوره دوار سیمان از

حال کار بوده جمع آوری شده است. برای حل این مشکل، داده ها از فیلتر مناسبی که می تواند سیگنال نویز را از سیگنال اصلی حذف کند، می گذرد. نتایج به ما نشان داده که داده هایی که از فیلتر میان گذر عبور کنند، سیگنال نویز بر روی سیگنال اصلی باقی میماند و در نتیجه کاربردی برای داده های این سیستم ندارد. چنانچه باند میانی فیلتر میان گذر را کوتاه کنیم، این امر می تواند سیگنال نویز را حذف کند، ولی چون سبب تغییر شکل سیگنال می شود، در اصل، حالت ماندگار سیستم را از بین برد و بنابراین فیلتر مناسبی برای داده های این پروژه نمی باشد. چنانچه فیلتر بالاگذرا استفاده شود، حالت ماندگار سیستم و فقط فرکانس های بالا که های لازم در داده های موردنظر، از بین رفته و فقط فرکانس های بالا که همان نویزهای سیستم می باشند، در سیستم باقی میمانند. اما با انتخاب یک فیلتر پایین گذر با فرکانس قطع مناسب، ضمن حفظ حالت ماندگار سیستم، سبب حذف نویزهای فرکانس های بالا شده<sup>[۹]</sup> و همچنین قادر به بازسازی ویژگی های اصلی سیگنال می باشد. فیلتر با ترورث مرتبه سوم که جهت حذف مقدار بایاس یا مقدار  $dc$  و حفظ حالت ماندگار سیستم می باشد، همانطور که در شکل (۲) آورده شده است، از یک فیلتر با ترورث مرتبه یک و یک فیلتر با ترورث مرتبه دو که بصورت سری تحقیق می یابند استفاده می شود.

در حالت کلی تابع تبدیل یک فیلتر با ترورث مرتبه سه با توجه به رابطه (۲) بصورت زیر بیان می شود:



شکل (۲): فیلتر با ترورث پایین گذر مرتبه سه

در این پروژه فیلتر پایین گذر با ترورث<sup>۱</sup> مرتبه سوم با باندگذار ۰.۰۱۵ هرتز را، انتخاب کرده که بدون تحت تأثیر قرار دادن سیگنال های ورودی، امکان حذف نویز و سیگنال های توزیعی از سیگنال اصلی را دارا می باشد.

### ۳-۳- تخمین تأخیر

به منظور شناسایی فرآیند، تأخیر خالص سیستم، اولین پارامتر مهمی است که باید مشخص گردد. در غیر اینصورت تمام مراحل شناسایی دچار مشکل خواهد شد. تحقیقی که سابقاً در این باره انجام شده است<sup>[۱۰]</sup> قبل این هدف را به درستی نشانه گرفته است. در [۱۰] روش عددی لپیشتر برای تخمین تأخیر خالص سیستم مدل کوره اعمال شده است. در جدول (۳) تخمین تأخیر برای هر یک از ورودی ها بر حسب دقیقه آورده شده است.

۲. از دست رفتن برخی داده ها در حین فرآیند نمونه

برداری

۳. وجود انحراف از صفر، اختشاشات فرکانس پایین و رفتار احتمالی تناوبی سیستم

داده هایی که در دسترس داریم، حاصل نمونه برداری ۱۲ هفته کاری بطور مداوم و ۲۴ ساعته شبانه روزی و به ازای هر ثانیه از وضعیت کوره دوار سیمان از کارخانه سیمان ساوه می باشد. از آنجا که داده های استخراج شده مرتبط با سیستم واقعی می باشد، این داده ها نیازمند عملیات پیش پردازش به جهت گسسته سازی، رفع نویز، فیلترینگ، کاهش سطوح قله ها و تصحیح مقدار انحراف از صفر می باشد. لذا انجام عملیات پیش پردازش بر روی داده های موجود به منظور حصول داده هایی مناسب جهت اعمال به سیستم شناسایی ضروری می باشد. در این تحقیق آمده سازی داده ها شامل مراحل پیش پردازش زیر است:

### ۱-۳- کاهش تعداد نمونه ها

میدانیم که نمونه برداری از سیگنال های پیوسته در سیستم های کنترل دیجیتال، باعث از بین رفتن اطلاعات می شود. بنابراین لازم است که فرکانس نمونه برداری اطلاعات به نحوی انتخاب شود که در محتوى اطلاعاتی داده های نمونه برداری شده مشکلی ایجاد نشود. در تئوری پردازش سیگنال گسسته اثبات می شود که حداقل فرکانس نمونه برداری می باید دو برابر پهنه ای باند فرکانسی سیگنال نمونه برداری شده، باشد تا بتوان سیگنال پیوسته را از سیگنال نمونه برداری شده بازسازی نمود<sup>[۸]</sup>. داشتن نمونه های زیاد از داده ها باعث پاره ای مشکلات در فرآیند شناسایی می گردد، بطوریکه با تعداد نمونه های بیش از حد علاوه بر سخت شدن فرآیند شناسایی، به زمان بیشتری جهت آموزش نیاز داریم. در این پروژه برای بدست آوردن فرکانس نمونه برداری از پیش پردازش و روش کوچکترین ثابت زمانی استفاده شده است. با بررسی های انجام شده مشخص شده است که کوچکترین ثابت زمانی سیستم تقریباً ۳ دقیقه می باشد<sup>[۱۰]</sup>. لذا با توجه به رابطه (۱) که در زیر آمده است از هر ۶۰ ثانیه یک نمونه برداشته شده است.

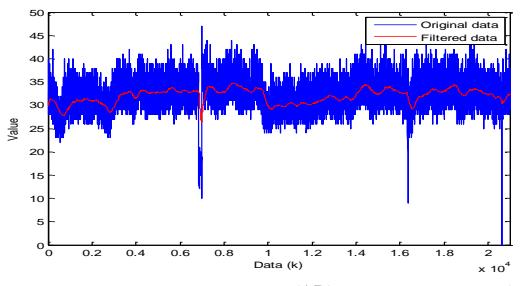
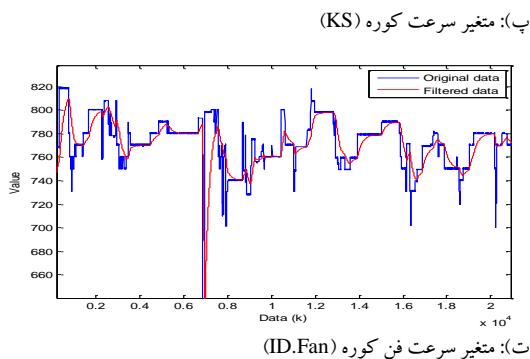
اگر  $\tau_{min}$  کوچکترین ثابت زمانی سیستم باشد، می توان زمان نمونه برداری را به صورت زیر انتخاب کرد:

$$T_s = \frac{\tau_{min}}{3} (\text{Sec}) \quad (1)$$

### ۲-۳- فیلترینگ

بر طرف کردن تغییرات شدید پیک ها و هموار سازی داده ها در حل مسئله شناسایی بسیار اهمیت دارد. این تغییرات ناگهانی بدليل عملیات حسگرها و کارتهای اتصال داده رخ می دهد<sup>[۸]</sup>. لازم است بخطار داشته باشیم که داده های بکار رفته در این پروژه در زمانی که این کارخانه در

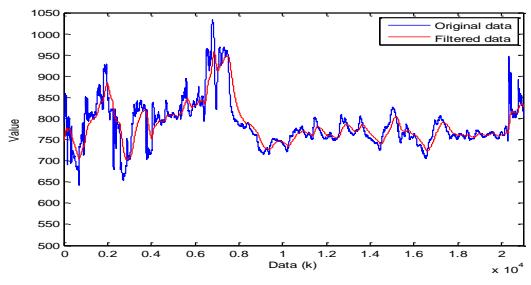
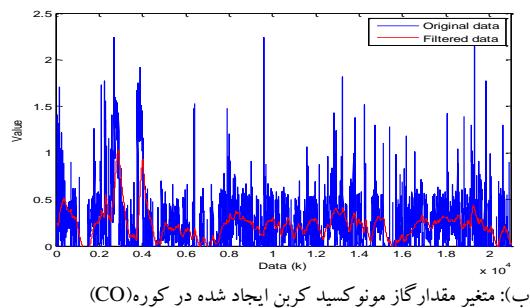
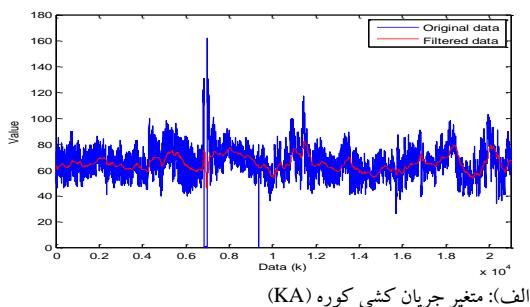
<sup>۱</sup> Butterworth Low-pass Filter



ث): متغیر فشار هوای تانویه (AP)

شکل ۳: داده‌های فیلتر شده و داده‌های واقعی شامل (الف الی ث) به ازای پنج متغیر ورودی

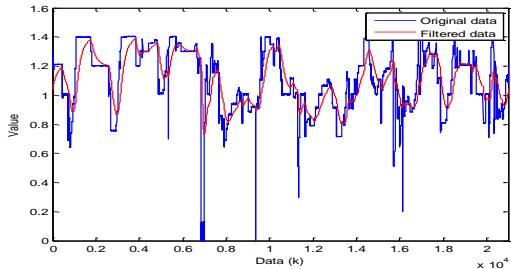
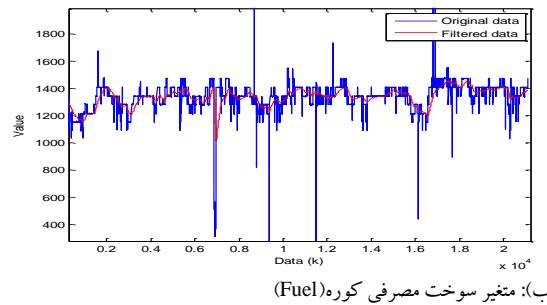
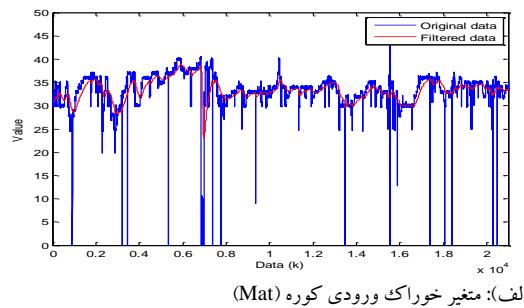
شکل (۴) داده‌های فیلتر شده و داده‌های واقعی از متغیرهای خروجی را نشان می‌دهد.

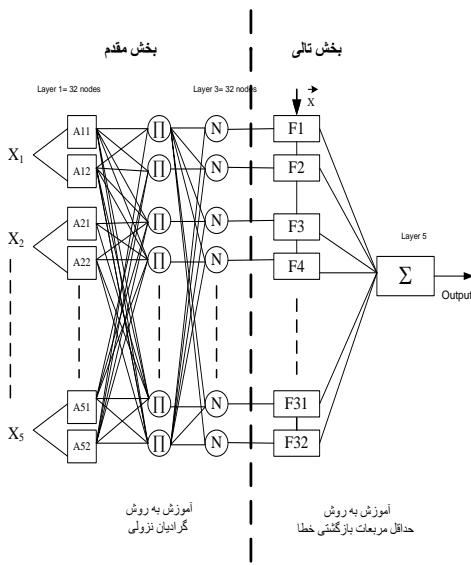


جدول ۳: نمایش تأثیر ورودی‌ها و خروجی‌ها نسبت به هم بر حسب دقیقه [۱۰]

ورودی‌ها	کوره	جهان کشی	مقدار گاز	درجه حرارت	پیش‌گویی	ایجاد شده در	عقب کوده	کوره
مقدار خواراک ورودی	۳۰	۱۸	۱۵	۳				
سوخت مصرفی کوره	۱۰	۴	۶	۰				
دور کوره	۴۲	۳۷	۶	۰				
دور فن	۶	۰	۰	۳۰				
فتار هوای ورودی	۶	۰	۲	۳۰				

همانطور که در شکل‌های (۳) و (۴) مشاهده می‌شود، داده‌های مناسب قابل اعمال به شبکه‌های عصبی و عصبی-فازی برای فرآیند شناسایی و پیش‌بینی کوره دوار سیمان با رنگ قرمز در نمودارها نشان داده شده است در صورتیکه در همین اشکال، داده‌های واقعی سیستم حاصل از کوره با رنگ آبی قابل رویت می‌باشد. بنابراین از نمودارهای حاصل شده مشهود است که پس از اعمال عملیات پیش‌پردازش داده‌ها، با انتخاب فیلتر پایین گذرا مناسب به همراه فرکانس قطع کارآمد، داده‌های متغیرهای ورودی و خروجی را ضمن حفظ حالت ماندگار، هموارتر شده که با حذف نویز در فرکانس‌های بالا، بدون تغییر شکل سیگنال‌های ورودی به شبکه‌های عصبی مورد نظر جهت فرآیند شناسایی و پیش‌بینی قابل اعمال می‌باشند. شکل‌های ۳ داده‌های فیلتر شده و داده‌های واقعی از متغیرهای ورودی را نشان می‌دهد.





شکل ۵: ساختار شبکه عصبی - فازی تطبیقی ANFIS

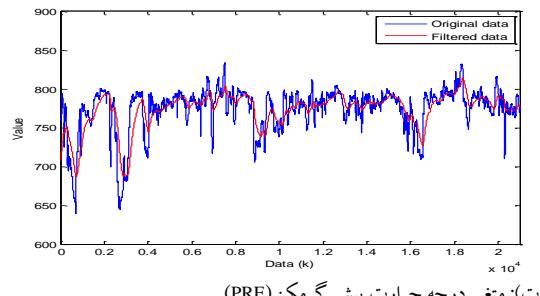
لایه‌های دوم تا پنجم، الگوریتم آموزش به شکل یک الگوریتم ترکیبی<sup>۱</sup> که شامل دو روش مختلف برای آموزش پارامترهای یادگیری می‌باشد، مورد استفاده قرار می‌گیرد. پارامترهای تابع تعلق برای یک تابع گوسی شامل: پارامتر انحراف از معیار تابع گوسی و مرکز دسته تابع گوسی می‌باشند. سیستم یادگیری ANFIS به این صورت است که چون رابطه پارامترهای لایه چهارم نهایی یک رابطه خطی است، بنابراین در تخمین آنها می‌توان از الگوریتم کمترین مریعات خطأ استفاده نمود و پارامترهای لایه اول نیز مطابق معمول شبکه‌های تطبیقی، از طریق پس انتشار خطأ و الگوریتم‌های گرادیان شبیب، قابل یادگیری هستند. همانطور که قبل تر در شکل (۵) نشان داده شده، در این نوع آموزش بخش مقدم، توسط روش گرادیان نزولی و بخش تالی، توسط روش حداقل مریعات خطأ آموزش داده می‌شوند. لازم به توضیح است که لایه‌های اول تا سوم در ساختار ANFIS بخش مقدم و لایه‌های چهارم و پنجم، بخش تالی نامیده می‌شوند<sup>[۱۰]</sup>.

هدف، آموزش سیستم فازی  $f(x)$  است به نحوی که خطای تطبیق زیر به حداقل سوق پیدا کند.

$$E_p = \frac{1}{2} [e_f]^2 \quad (۳)$$

اگر یک سیستم فازی به صورت (۴) فرض شود، هدف در آموزش به روش گرادیان نزولی برای بخش مقدم بدین معنی است که می‌بایست پارامترهای  $\bar{x}_i^i$  و  $\sigma_i^i$  تعیین شوند، به نحوی که  $E_p$  کمترین مقدار ممکن را داشته باشد.

پ): متغیر درجه حرارت عقب کوره (BE)



ت): متغیر درجه حرارت پیش گرمکن (PRE)  
شکل ۶: داده‌های فیلتر شده و داده‌های واقعی شامل (الف الی ت) به ازای چهار متغیر خروجی

#### ۴- روش توسعه یافته عصبی - فازی ANFIS

سیستم عصبی - فازی، سیستمی است که در آن از الگوریتم‌های آموزشی شبکه‌های عصبی برای تنظیم پارامترهای سیستم استنتاج فازی استفاده می‌شود. در این میان، شبکه‌های ANFIS با ترکیب منطق فازی و شبکه‌های عصبی، ابزاری قدرتمند برای شناسایی و پیش‌بینی بسیاری از سیستم‌های پیچیده هستند که کاربردهای مختلفی چون پیش‌بینی، بهینه‌سازی، تشخیص خطأ، کلاس بندی، شناسایی الگ، طراحی کنترل کننده-ها را دارا می‌باشند. مزیت بکارگیری این نوع از شبکه‌ها قدرت بسیار بالای آنها در تعیین کردن و تقریب زدن مدل غیرخطی مربوط به تابعی از متغیرهای ورودی و خروجی است که بواسطه تعدادی داده آموزشی ارائه شده است. شبکه ANFIS را می‌توان مجموعه‌ای از قوانین اگر - آنگاه به فرم زیر تعریف نمود [۱۱]:

اگر  $A_n^i, x_1, x_2, A_1^i, x_n$  باشد،

$$F'(k) = \alpha'_0 + \alpha'_1 X_1 + \alpha'_2 X_2 + \dots + \alpha'_n X_n \quad (۴)$$

در این رابطه  $i=1,2,\dots,n$  ورودی‌های شبکه،  $A$  مجموعه‌های فازی،  $n=1,2,\dots,M$  تعداد قواعد فازی و  $y$  خروجی شبکه فازی می‌باشد. شکل (۵) ساختار شبکه ANFIS را به ازاء پنج ورودی و یک خروجی که برای هر ورودی دو تابع تعلق اختصاص داده شده است را نشان می‌دهد.

#### ۴-۱- یادگیری شبکه عصبی - فازی ANFIS

الگوریتم آموزش در شبکه‌های ANFIS شامل آموزش پارامترهای که به آموزش نیاز دارند، عبارتند از پارامترهای تابع تعلق و نیز وزن‌های

<sup>1</sup> Hybrid

در این مقاله هدف انجام شناسایی و پیش‌بینی وضعیت کوره دوار سیمان با استفاده از شبکه ANFIS می‌باشد. لازم به ذکر است اگرچه ویژگی‌های مناسب شبکه ANFIS این ساختار را به ساختاری مناسب برای طراحی خودکار سیستم فازی کوره دوار سیمان، تبدیل نموده است، این سیستم در کاربردهایی با ابعاد ورودی بالا بعلت محدودیت حافظه ایجاد شده قابل پیاده سازی نمی‌باشد. در این پژوهه تعداد متغیرهای ورودی برای حل مسئله ۱۵ متغیر ورودی می‌باشد که با در نظر گرفتن تنها دو تابع تعلق برای هر ورودی، تعداد کل قواعد فازی ایجاد شده برابر با  $2^{15} = 32768$  قانون فازی خواهد بود که عملای هیچ سیستمی قادر به پیاده سازی این تعداد قانون و مدیریت ساختار شبکه نخواهد بود. (در این حالت تعداد پارامترهای آموزش پذیر برابر با ۵۲۳۴۸ پارامتر خواهد بود). بنابراین توسط یکی از روش‌های انتخاب ویژگی، تعداد ورودی‌های اعمالی به سیستم کاهش داده می‌شود، که برای رسیدن به هدف انتخاب زیر مجموعه‌ای مناسب از داده‌های ورودی با کمترین تعداد ویژگی و بیشترین بازده شناسایی، در این پژوهه از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است که در بخش بعدی به اختصار مورد بررسی قرار گرفته است.

## ۲-۴- انتخاب ورودی‌های ویژه با استفاده از الگوریتم ژنتیک

یکی از روش‌های انتخاب ویژگی، استفاده از الگوریتم ژنتیک می‌باشد<sup>[۱۲]</sup>. در این روش بعد فضای ورودی به عنوان طول رشته کروموزوم در نظر گرفته می‌شود. برای ساختن جمعیت اولیه ابتدا به صورت تصادفی به هر ژن مقادیر صفر و یک نسبت داده می‌شود. شکل (۷) یک نمونه از کروموزوم های مورد استفاده در انتخاب ویژگی در الگوریتم ژنتیک را نشان می‌دهد.



شکل ۷- یک نمونه از کروموزوم های مورد استفاده در انتخاب ویژگی در الگوریتم ژنتیک

در این ساختار مقادیر ژن‌ها به صورت بازیابی بوده، بطوریکه صفر برای ژنی در نظر گرفته می‌شود که می‌باید حذف شود و در صورتی که یک ویژگی انتخاب شود، عدد یک به آن ژن نسبت داده می‌شود. شماره‌های منتصب به ژن‌های دارای مقادیر یک، که در ذخیره Index می‌شوند، نشان دهنده شماره ویژگی انتخاب شده در فرآیند انتخاب ورودی‌ها به کمک الگوریتم ژنتیک می‌باشند که از میان تعداد ۱۵ ویژگی کلی انتخاب شده است [۱۲] و [۱۳]. از همین رو در این پژوهه از الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب ورودی‌های مناسب و برخورد با مساله رشد تعداد قوانین در سیستم‌های فازی استفاده شده است.

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M F^l \left( \prod_{i=1}^n \exp \left( -\left( \frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right)}{\sum_{l=1}^M \left[ \prod_{i=1}^n \exp \left( -\left( \frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right]} \quad (4)$$

که  $M$  تعداد قواعد فازی و  $i=1, 2, \dots, n$  تعداد ورودی‌های فازی می‌باشد.

برای تعیین میانگین تابع گوسین،  $\bar{x}_i^l$ ، مطابق زیر عمل می‌شود:

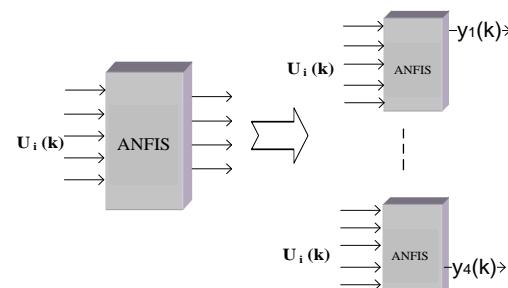
$$\bar{x}_i^l(k+1) = \bar{x}_i^l(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial \bar{x}_i^l} \quad (5)$$

$k=0, 1, 2, \dots$  گام آموزش و  $\eta$  یک عدد ثابت بوده که طول گام را مشخص می‌کند. به همین ترتیب انحراف معیار تابع گوسین،  $\sigma_i^l$ ، بدست می‌آید:

$$\sigma_i^l(k+1) = \sigma_i^l(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial \sigma_i^l} \quad (6)$$

سیستم‌های فازی سیستم‌هایی می‌باشند که داشت هستند که قابلیت مدل سازی مسائل با استفاده از قواعد اگر-آنگاه فازی را دارند. در مسائل با زیاد شدن تعداد ورودی‌های سیستم فازی، تعداد قواعد بصورت نمایی رشد پیدا کرده، بنابراین طراحی خودکار سیستم عصی حرکت کرد. شبکه ANFIS یکی از روش‌های طراحی خودکار سیستم فازی و حصول قواعد فازی بر اساس داده‌های آموزشی می‌باشد.

شناسایی کوره دوار سیمان با متغیرهای ارائه شده، شناسایی یک سیستم پنج ورودی و چهار خروجی می‌باشد. ولی با توجه به اینکه شناسایی یک سیستم چند ورودی-چند خروجی<sup>۱</sup> کاری دشوار است و علاوه بر آن جواب‌های بدست آمده نیز چندان قابل قبول نمی‌باشد، عمل شناسایی سیستم مطابق شکل (۶) به صورت چند سیستم چند ورودی-تک خروجی<sup>۲</sup> در نظر گرفته شده است. مدل بدست آمده تا آنچا که می‌شود باید رفتاری نزدیک تر به رفتار فرآیند داشته باشد. کیفیت مدل‌سازی توسط بدست آوردن یک تابع خطأ که بین ۰ و ۱ می‌باشد، سنجیده می‌شود که این خطأ برای تنظیم کردن پارامترهای مدل استفاده می‌شود.

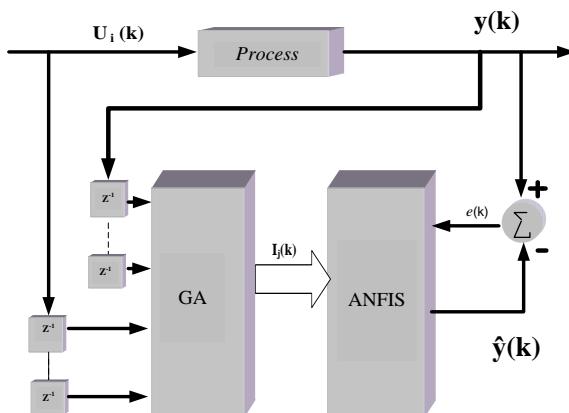


شکل ۸- تبدیل شبکه شناسایی چند ورودی-چند خروجی به شبکه چند ورودی-تک خروجی

<sup>1</sup> Multi Input Multi Output(MIMO)

<sup>2</sup> Multi Input Single Output(MISO)

کروموزوم می‌باشد و بنابراین اهمیت توابع  $f_2$  و  $f_1$  (توسط ضرب  
تعادل هر کدام تعیین می‌شود).



شکل ۸: بلوک دیاگرام فرآیند شناسایی با استفاده از شبکه عصبی-فازی ANFIS به همراه انتخاب ورودی‌های ویژه بوسیله الگوریتم ژنتیک

جدول (۴) پارامترهای اصلی در الگوریتم ژنتیک استفاده شده را، در فرآیند شناسایی کوره دوار سیمان با استفاده از شبکه ANFIS به همراه انتخاب ورودی‌ها بوسیله الگوریتم ژنتیک، نمایش می‌دهد. قابل ذکر است که در هر چرخه اجرای الگوریتم ژنتیک، کلیه کروموزوم‌های موجود در جمعیت بررسی شده و بهترین نتایج حاصل به عنوان جمعیت جدید برای نسل بعدی انتخاب می‌شوند. در پایان بهترین کروموزوم موجود به عنوان بهترین ترکیب از ورودی‌های منتخب گزینش شده و بهترین شبکه نیز ساختار ANFIS متناظر با این دسته از ورودی‌ها می‌باشد.

جدول ۴: پارامترهای استفاده شده در الگوریتم ژنتیک در شناسایی با ANFIS

نام پارامتر	اختصار	مقدار پارامتر
۱۲	Pop_Size	اندازه جمعیت
۲۰	Max_Gen	تعداد تکرار
۰.۵	Pc	نرخ برش <sup>۱</sup>
۰.۱	Pm	نرخ جهش <sup>۲</sup>
۱	W <sub>1</sub>	وزن
۱۰ <sup>۳</sup>	W <sub>2</sub>	وزن
۵	N	تعداد ویژگی انتخاب شده

در روش مطرح شده در استفاده از الگوریتم ژنتیک، برای انتخاب ورودی در ساختار عصبی، محدودیت تعداد متغیرهای انتخاب شده وجود نداشت و از تعداد ۱ تا ۱۵ متغیر ورودی توانایی انتخاب شدن داشتند. اما در سیستم فازی ANFIS با توجه به رشد تعداد قواعد، تعداد ویژگی‌های انتخاب شده می‌باید در یک حد قابل قبول محدود شده تا مشکل رشد نمایی تعداد قواعد و پارامترهای شبکه ایجاد نشود. از همین رو تعداد ویژگی‌های انتخاب شده برای هر حالت مستقل بصورت آزمون و خطا برابر با ۵ در نظر گرفته شده است و برای هر روشی نیز تعداد ۲ تابع تعلق مد نظر قرار گرفته است. در این حالت، حداکثر تعداد قوانین برابر با ۳۲ قانون فازی خواهد بود و کل پارامترهای آموزش پذیر ۲۱۲ پارامتر شامل مراکز دسته، واریانس و پارامترهای بخش تالی خواهد بود. در این حالت ساختار شبکه فازی ایجاد شده کوچک بوده و ضمن حفظ کارایی، قابلیت حفظ دو مقوله تفسیر پذیری و شفافیت را نیز خواهد داشت. به منظور تغییر دادن ساختار ورودی‌های شبکه ANFIS، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده، در اولین گام از اجرای الگوریتم و تولید مجموعه پاسخهای تصادفی اولیه، بر روی تک تک کروموزوم‌ها بررسی انجام شده و در کروموزوم‌هایی که تعداد ویژگی‌های انتخاب شده بیش از پنج ویژگی می‌باشد تعدادی را به تصادف صفر کرده تا حداکثر تعداد ویژگی‌ها برابر با پنج شود. این امر بصورت کنترل شده، به منظور جلوگیری از صفر شدن تعداد ویژگی‌های انتخاب شده انجام می‌شود. تعداد ورودی‌های در نظر گرفته شده برای هر سیستم فازی برابر با تعداد ویژگی‌های انتخاب شده می‌باشند. در ادامه و به منظور ارزیابی هر کروموزوم موجود در جمعیت، تعداد دو تابع هدف متفاوت در نظر گرفته می‌شود. اولین تابع هدف ( $f_1$ )، خطای شناسایی سیستم کوره دوار سیمان است و دومین تابع هدف تعداد ویژگی‌های استفاده شده در هر کروموزوم ( $f_2$ ) می‌باشد. در این حالت نیز هدف به دست آوردن بهترین شناسایی با کمترین تعداد ویژگی (در اینجا حداکثر ۵ ویژگی) می‌باشد تا بدین ترتیب علاوه بر حفظ سادگی مدل، قابلیت آن در پیش‌بینی فعالیت کوره سیمان نیز حفظ شود. شکل (۸) بلوک دیاگرام استفاده از الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب ویژگی برای شناسایی ANFIS را نشان می‌دهد. در این شکل، در بخش الگوریتم ژنتیک علاوه بر انجام عملیات برش، جهش و انتخاب که به صورت روال عادی انجام می‌شود، یک بخش کنترل بر روی تعداد ویژگی در جهت اصلاح کروموزوم‌هایی با تعداد ویژگی بیش از پنج نیز وجود دارد. در این حالت به منظور تبدیل مسئله فوق به یک مسئله قابل حل توسط الگوریتم ژنتیک، تابع برازش به فرم زیر تعریف می‌شود:

$$\text{تابع برازندگی} = W_1 f_1 + W_2 f_2 \quad (7)$$

که در رابطه فوق وزن‌های  $W_1$  و  $W_2$  به منظور ایجاد تعادل میان خطای حاصل از شناسایی و تعداد ویژگی‌های انتخاب شده در هر

<sup>1</sup> Crossover Rate

<sup>2</sup> Mutation Rate

## ۵- نتایج شبیه سازی

ب) خروجی دوم MISO<sub>2</sub> گاز مونوکسید کربن تولید شده در کوره (CO)

Pred.h (min)	1	5	10	15
MLP	2.08E-02	8.04E-01	3.80E-01	1.27E+01
GA + MLP	7.73E-02	5.57E-01	1.88E-01	7.11E-01
GA +ANFIS	2.03E-03	3.49E-03	2.81E-03	2.41E-03

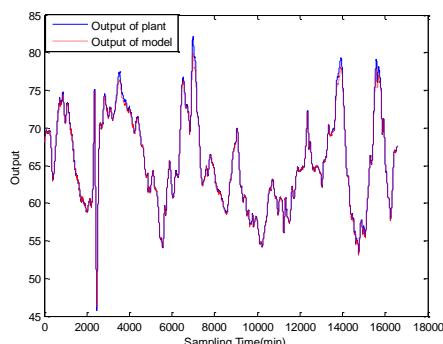
پ) خروجی سوم MISO<sub>3</sub> درجه حرارت عقب کوره (BE)

Pred.h (min)	1	5	10	15
MLP	1.57E-01	2.96E+00	4.62E+00	2.75E+01
GA + MLP	5.41E-01	2.61E+00	1.89E+00	1.03E+01
ANFIS+GA	3.92E+01	6.10E+00	6.35E+01	2.00E+01

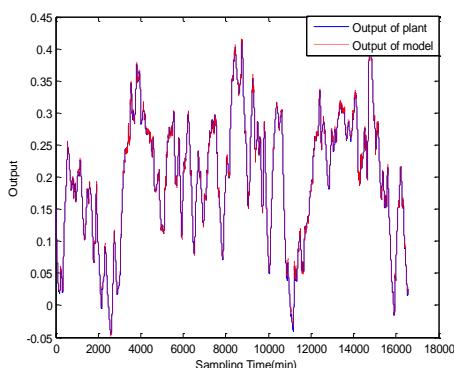
ت) خروجی چهارم MISO<sub>4</sub> درجه حرارت پیش گرم کن (Pre)

Pred.h (min)	1	5	10	15
MLP	3.30E-01	6.13E-01	2.57E+00	1.72E+01
GA + MLP	9.79E-01	4.70E-02	3.66E+00	2.08E+00
GA +ANFIS	7.25E-01	7.55E-01	8.25E-01	1.00E+00

در ادامه، نمودارهای ترسیم شده در شکل (۹) خروجی ناشی از افق پیش‌بینی ۵ دقیقه جلوتر را به ترتیب برای خروجی‌های اول تا چهارم کوره دوار سیمان در شکل‌های (الف الی ت) با استفاده از ساختار عصبی- فازی ANFIS به همراه انتخاب کننده ویژگی ژنتیک نمایش می‌دهد.



الف) خروجی اول MISO<sub>1</sub> جریان کشی کوره (KA)



ب) خروجی دوم MISO<sub>2</sub> گاز مونوکسید کربن تولید شده در کوره (CO)

در این بخش نتایج شبیه سازی‌های خروجی‌های کوره دوار سیمان، برای چهار مدل MISO<sub>1</sub> الی MISO<sub>4</sub> که به ترتیب نشان دهنده خروجی‌های جریان کشی کوره، مونوکسید کربن تولید شده در کوره، درجه حرارت عقب کوره و درجه حرارت پیش گرم کن می‌باشد، گزارش شده است. نتایج ارائه شده، حاصل اجرای مدل‌های مطرح شده با استفاده از ساختار شبکه عصبی MLP و همچنین استفاده از الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب ویژگی‌های موثر همراه با استفاده از دو ساختار شبکه عصبی MLP و ساختار عصبی- فازی ANFIS می‌باشد. برای انجام این شبیه سازی‌ها، داده‌های آموزش را برابر هفته اول نمونه برداری و ۳۰٪ از هفته دوم در نظر گرفته شده است و از مابقی داده‌های باقی‌مانده به عنوان داده آزمون مورد استفاده قرار گرفته است. لازم به یادآوری است که اطلاعات ورودی به دو بخش آموزش و آزمون تقسیم می‌شوند و سپس شبکه با داده‌های آموزش، آموزش داده شده و در مرحله نهایی با داده‌های آزمون خروجی شبکه بدست می‌آید.

در این شبیه سازی‌ها، در ساختار عصبی- فازی ANFIS، با توجه به رابطه بین شده در (۷) و با توجه به اینکه از داده‌های نرمال شده استفاده شده است، به منظور ایجاد توازن مناسب میان خطای ناشی از شناسایی و تعداد ویژگی‌های انتخابی، وزن مربوط به تابع هدف خطای شناسایی ( $W_2$ )، به میزان  $10^{-2}$  در نظر گرفته شده است. همچنین قابل ذکر است که وزن  $W_1$  بر اساس نوع خروجی مورد بررسی و بازه خطای تولید شده در هر مساله به صورت متفاوت و به صورت تجربی در نظر گرفته شده است. در جدول (۵) (الف الی ت)، خطای MSE<sup>۱</sup> برای داده‌های آزمون که بیانگر دقت نتایج حاصل برای شناسایی و پیش‌بینی خروجی‌های کوره دوار سیمان، با استفاده از داده‌های آزمون در سه روش متفاوت که به تفکیک در ردیف‌ها مشهود است، گزارش شده است. در جداول ارائه داده شده، منظور از Pred.h افق پیش‌بینی در نظر گرفته شده بر حسب دقیقه می‌باشد. در این جداول، چهار افق، ۱، ۵، ۱۰، ۱۵ دقیقه عنوان نمونه‌هایی از افق‌های پیش‌بینی مورد بررسی قرار گرفته است.

جدول ۵: خطای MSE برای داده‌های آزمون برای خروجی‌های اول تا چهارم GA+ANFIS، GA+MLP، MLP

الف) خروجی اول MISO<sub>1</sub> جریان کشی کوره (KA)

Pred.h (min)	1	5	10	15
MLP	2.68E-01	1.21E+00	3.64E+00	2.17E+01
GA + MLP	1.66E-01	7.92E-01	4.96E-01	7.08E-01
GA +ANFIS	2.25E-01	1.06E+00	3.17E-01	4.29E-01

<sup>۱</sup> Mean Square Error

انتخاب ورودی‌ها با الگوریتم ژنتیک، تنها با انتخاب ۵ ویژگی در هر کروموزوم از ورودی‌ها بر اساس آنچه در بخش ۴-۲ بیان شد، به عمل شناسایی و پیش‌بینی وضعیت کوره دوار سیمان گزارش شده است.

جدول ۶: اسمای ورودی‌های اعمال شده همراه با شماره اندیس مربوطه

اندیس	توضیح
۱	ورودی مقدار خوراک ورودی به کوره همراه با تأخیر خالص سیستم
۲	ورودی ذکر شده در اندیس (۱) با یک گام تأخیر
۳	ورودی سوخت مصرفی کوره همراه با تأخیر خالص سیستم
۴	ورودی ذکر شده در اندیس (۳) با یک گام تأخیر
۵	ورودی دور کوره همراه با تأخیر خالص سیستم
۶	ورودی ذکر شده در اندیس (۵) با یک گام تأخیر
۷	ورودی دور فن کوره همراه با تأخیر خالص سیستم
۸	ورودی ذکر شده در اندیس (۷) با یک گام تأخیر
۹	ورودی فشار هوای ورودی به کوره همراه با تأخیر خالص سیستم
۱۰	ورودی ذکر شده در اندیس (۹) با یک گام تأخیر
۱۱	خروجی واقعی سیستم با یک گام تأخیر
۱۲	خروجی واقعی سیستم با دو گام تأخیر
۱۳	خروجی واقعی سیستم با سه گام تأخیر
۱۴	خروجی واقعی سیستم با چهار گام تأخیر
۱۵	خروجی واقعی سیستم با پنج گام تأخیر

جدول ۷: اندیس‌های انتخاب شده توسط الگوریتم ژنتیک با استفاده از دو روش شبکه عصبی و سیستم عصبی-فازی برای خروجی‌های اول تا چهارم کوره دوار سیمان

(الف) خروجی اول MISO<sub>1</sub> جریان کشی کوره (KA)

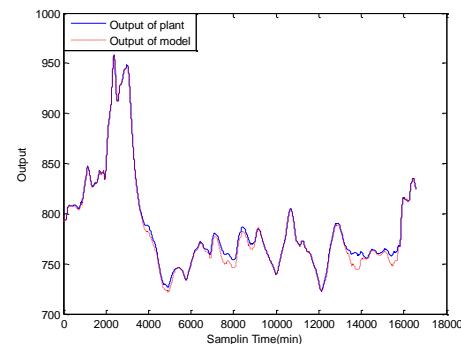
Pred.h (min)	1	5	10	15
GA + MLP	1, 2, 7, 8, 9, 10, 11	1, 5, 7, 8, 11, 12	3, 4, 6, 7, 9, 13	2, 3, 5, 7, 8, 9, 12
GA + ANFIS	6, 11, 12, 13	3, 5, 6, 11, 12	4, 5, 8, 11, 13	3, 5, 7, 11, 12

(ب) خروجی دوم MISO<sub>2</sub> گاز مونوکسید کربن تولید شده در کوره (CO)

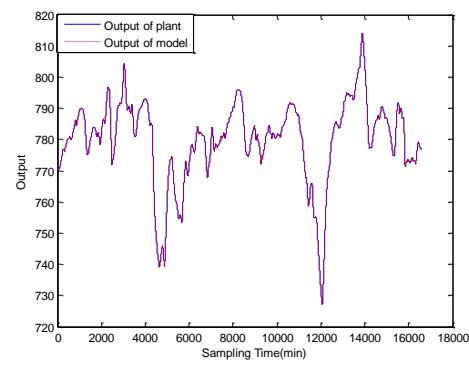
Pred.h (min)	1	5	10	15
GA + MLP	1, 6, 8, 10, 11, 12	1, 3, 6, 8, 11, 12, 13	1, 5, 7, 8, 10, 11, 14	1, 2, 5, 7, 8, 10, 14
GA + ANFIS	1, 2, 11, 12	1, 2, 5, 11, 12	1, 2, 11, 12, 14	1, 2, 4, 11, 12

(پ) خروجی سوم MISO<sub>3</sub> درجه حرارت عقب کوره (BE)

Pred.h (min)	1	5	10	15
GA + MLP	2, 3, 5, 6, 7, 9, 12, 13	3, 5, 6, 8, 9, 11, 13	1, 2, 3, 4, 5, 9, 11, 13	1, 5, 7, 10, 11, 12, 13
GA + ANFIS	7, 8, 11, 13	7, 9, 11, 13	4, 6, 9, 11, 13	4, 8, 10, 11, 12



(ب) خروجی سوم MISO<sub>3</sub> درجه حرارت عقب کوره (BE)



(ت) خروجی چهارم MISO<sub>4</sub> درجه حرارت پیش گرم کن (Pre)

شکل ۹: عملکرد سیستم عصبی-فازی برای داده‌های آزمون برای خروجی‌های اول تا چهارم کوره دوار سیمان در دو مین افق پیش‌بینی برابر ۵ دقیقه در هر یک از شبیه‌سازی‌های انجام شده، ورودی‌های اعمالی که ویژگی‌های انتخاب شده توسط الگوریتم ژنتیک می‌باشند به ترتیب شامل: ورودی‌های واقعی سیستم کوره دوار سیمان همراه با تأخیر خالص سیستم، دینامیک ورودی‌های واقعی سیستم با یک گام تأخیر و در نهایت خروجی‌های واقعی سیستم تا ۵ گام عقب‌تر می‌باشند که در مجموع تعداد ۱۵ متغیر ورودی را تشکیل داده که اسامی این متغیرهای با شماره اندیس مربوطه در جدول (۶) نمایش داده شده است. نتایج حاصل از پیاده‌سازی الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب زیر مجموعه مناسبی از ویژگی‌های موثر برای دو روش شبکه عصبی و سیستم عصبی-فازی برای خروجی‌های اول تا چهارم کوره دوار سیمان به ترتیب در جدول (۷) (الف الی ت) نشان داده شده است که اندیس‌های نامبرده بر اساس موارد مطرح شده در جدول (۶) ارائه شده‌اند. لازم به ذکر است که تأخیر خالص ورودی‌ها بر هر یک از خروجی‌های مورد نظر بر حسب دقیقه، در جدول (۳) آورده شده است. در این حالت الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب زیر مجموعه ای مناسب از ورودی‌ها با کمترین تعداد ویژگی و بیشترین بازده شناسایی برای داده‌های آزمون، مورد استفاده قرار می‌دهیم. در استفاده از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ورودی‌های مناسب در ساختار عصبی محدودیت تعداد متغیرهای انتخاب شده وجود نداشت و از تعداد ۱ تا ۱۵ متغیر ورودی توأم‌بای انتخاب شدن داشتند، در حالیکه نتایج شبیه‌سازی خروجی‌های کوره دوار سیمان با استفاده از ساختار ANFIS به همراه

نخستین مراتب اهمیت در صنعت قرار داشته است. یکی از اهمیت‌های بسیار زیاد نتایج برگرفته از این پژوهش، کاربردهای متفاوت روش‌های عصبی و عصبی- فازی به جهت پیش‌بینی، شیوه-سازی و شناسایی سیستم- های پیچیده در صنعت است.

به منظور شناسایی این فرآیند، زمان نمونه برداری مناسب، برطرف کردن نویز، نرمالیزه کردن داده‌ها و تخمین تأخیر ورودی‌ها امری ضروری است. از طرف دیگر بدون انتخاب پارامترهای مناسب و مؤثر شناسایی خوبی روی سیستم صورت نخواهد پذیرفت. بعد از انجام عملیات پیش- پردازش روی داده‌ها و بدست آوردن داده‌های غنی شده، شواهد برآمده از این پژوهش نشان دهنده رفتار مناسبی بین داده‌های بدست آمده از داده‌های واقعی ضبط شده در کوره سیمان می‌باشد. در این نوشتار برای تعیین اثر روش عصبی- فازی بعنوان روشی شناخته شده برای مدل‌سازی فازی، یک سیستم استنتاج فازی با تکنولوژی ANFIS مورد استفاده قرار گرفت. با توجه به مسئله رشد نمایی تعداد قوانین در سیستم فازی، تعداد متغیرهای انتخابی را به پنج متغیر محدود نمودیم و در نهایت توانستیم با وجود محدود بودن تعداد ورودی‌ها، شناساگر کارآمدی برای شناسایی فرآیند کوره دوار سیمان که از مدل‌های دنیای واقعی با درجه پیچیدگی بالا می‌باشد را با توانایی انعطاف پذیری مناسب ایجاد نماییم. علاوه بر اینکه خروجی حاصل از مدل، خروجی سیستم واقعی را به خوبی ردیابی می‌کند، توانسته با حداقل تعداد ممکن و قوانین فازی موجود شناسایی و پیش‌بینی مناسبی را در چهار افق پیش‌بینی ۱۰، ۵، ۱ و ۱۵ ادقیقه جلوتر داشته باشیم که این امر برای کنترل و طراحی کنترل کننده‌ها امری ضروری و مفید است.

در هر حال روش‌های ارائه شده و بکار رفته در این پژوهش ممکن است قابلیت استفاده در شناساگر های دیگری در سیستم‌های غیر خطی دینامیکی مشابه و مهم در صنعت مانند کوره رنگ و غیره قابل اعمال باشد.

## مراجع

- [1] م. عزیزان، "تکنولوژی پخت سیمان" ، چاپ سوم، شرکت مهندسی و قطعات سیمان ایران .۱۳۸۵
- [2] K. Pazand, M. Shariat Panahi and M. Pourabdoli, "Simulating the mechanical behavior of rotary cement kiln using artificial neural networks", Elsevier Ltd. Material and Design, Vol.30, pp. 3486-3473, 2009.
- [3] K. S. Stadler, J. Poland and E. Galleste, "Model predictive Control of a rotary cement kiln", Elsevier Ltd. Control Engineering practice, 2010.
- [4] G. Noshirvani, A. Fatahi, B. N. Araabi and M. Azizi, "Comparison of Rotary Cement Kiln Identified Models", Proceedind of the IEEE International Conference on Control and Automation, pp. 1290-1295, 2009.

ت) خروجی چهارم MISO<sub>4</sub> درجه حرارت پیش گرم کن (Pre)

Pred.h (min)	1	5	10	15
GA + MLP	1, 2, 6, 9, 10, 12, 13	2, 7, 8, 9, 11, 12	1, 2, 4, 7, 9, 10, 11, 12, 13	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 12, 15
	5, 7, 11 12	4, 6, 11, 12, 15	4, 6, 11, 12, 15	4, 6, 11, 12, 15
GA +ANFIS				

با توجه به نتایج فوق قابل مشاهده است، شناسایی‌های انجام گرفته در افق‌های پیش‌بینی مختلف و برای ورودی‌های متفاوت کوره دوار سیمان، از نظر تعداد ویژگی انتخاب شده، نوع ویژگی و خطای حاصل با یکدیگر متفاوت می‌باشد که این مساله به علت رویه متفاوت در نظر گرفته شده برای انتخاب ویژگی‌ها با استفاده از روش‌های مختلف می-باشند. همچنین مشاهده می‌شود که تعداد ورودی‌های موثر انتخاب شده در هر شیوه سازی با افق پیش‌بینی متناظر دارای یک روند منطقی بین تعداد ورودی‌های ویژه انتخاب شده و افق‌های متفاوت پیش‌بینی دیده وجود داشته که با افزایش افق پیش‌بینی تعداد متغیرهای ورودی نیز عموماً افزایش پیدا می‌کنند.

در پایان بر اساس موارد نشان داده شده در جداول نتایج و شکل‌های خروجی، کاملاً مشهود است که نتایج حاصل به واسطه استفاده از ساختار شبکه عصبی- فازی ANFIS به همراه روش انتخاب ویژگی ژنتیک به لحاظ تعداد پارامترهای انتخابی و نیز نتایج حاصل دارای برتری بالای نسبت به دو روش استفاده از ساختار عصبی MLP می‌باشد، به نحوی که روش مطرح شده قابلیت مناسبی در پیش‌بینی عملکرد کوره دوار سیمان داشته و با توجه به تعداد کم متغیرهای ورودی انتخاب شده، موجب افزایش پیچیدگی سیستم فازی نشده و سیستم حاصل از دو مقوله شفافیت و تفسیر پذیری مناسب به سبب تعداد کم قوانین فازی برخوردار می‌باشد. همچنین نتایج حاصل گواه بر این امر می‌باشند که مدل پیشنهادی توانسته است بطور شایسته‌ای خروجی‌های واقعی فرآیند را تا افق پیش‌بینی ۱۵ دقیقه جلوتر به درستی تعقیب کند.

## ۶- نتیجه گیری

در این نوشتار شناسایی و پیش‌بینی، فرآیند کوره دوار سیمان بعنوان یک سیستم پیچیده غیرخطی مغایر با زمان تحقیق و بررسی قرار گرفت. همانطور که اشاره شد استفاده از مجموعه کلی متغیرهای ورودی سبب و پیچیدگی فراوان ساختاری و حافظه شبکه عصبی- فازی و ایجاد پارامترهای زیادی خواهد شد که این امر سبب می‌شود تا پیاده سازی ساختار عصبی- فازی غیرممکن بنظر می‌رسد. لذا در این پژوهش با استفاده از الگوریتم ژنتیک و انجام مجموعه‌ای از پیش‌پردازش‌های مناسب به روش قابل قبولی برای شناسایی و پیش‌بینی دست یافتم. بر اساس الگوریتم ژنتیک ورودی‌های موثر در هر مدل را از میان ورودی‌های مناسب انتخاب نمودیم که این روش باعث کاهش تعداد ورودی‌ها و همچنین کاهش ساختار شبکه عصبی- فازی گردید که در نتیجه باعث کاهش تعداد قوانین فازی شد. شناسایی چنین سیستم‌هایی همیشه در

- [11] J. R. Jang, "ANFIS: Adaptive Network based Fuzzy Interface System," IEEE Tran. System, Man and Cybernetics, Vol. 23, No. 3,1993, pp. 665-685,1993.
- [12] Ho-Duck Kim, Chang-Hyun Park, Hyun-Chang Yang, and Kwee-Bo Sim, "Genetic Algorithm Based Feature Selection Method Development for Pattern Recognition," in SICE-ICASE International Joint Conference,2006.
- [13] Z. Sun, G. Bebis and R. Miller, "Object Detection Using Feature Selection," Elsevier Ltd. Pattern Recognition, Vol. 37,pp. 2165-2176, 2004.
- [14] A. Fatemimoghadam, "Identification and prediction of a cement rotary Klin using fuzzy neural networks mid feature selection by Genetic Algorithm", MSc Thesis (in persian), Science and researches branch of Isamic Azad University, Tehran, Iran, 2010.
- [15] [www.wikipedia.com](http://www.wikipedia.com)
- [5] M. Fallahpour, A. Fatehi, B.N. Araabi and M. Azizi, "A Neuro-Fuzzy Controller for Rotary Cement kiln," the 17th World Congress the International Federation of Automatic Control, Seoul, Korea, July 6-11, 2008.
- [6] I. Makaremi , A. Fatehi and B.N. Araabi, "Lipschitz Numbers: A Medium for Delay Estimation," 17th IFAC World Congress, Seoul, Korea, July 6-11, 2008.
- [7] Nelles. Nonlinear System Identification. Springer publication, 2000.
- [8] M. Fallahpour, A. Fatahi, B. N. Araabi and M. Azizi, "Identification of Rotary Cement Kiln by Neural Networks", Proceedind of the 8th Conference on Intelligent Systems(CIS), Mashhad, Iran, 2007.
- [9] L. Ljung, " System Identification Theory for the Users", 2nd Edition, Prentice-Hall,1999.
- [10] I. Makaremi , A. Fatehi and B.N. Araabi, "Abnormal condition detection in cement rotary kiln with system identification methods", Elsevier Ltd. Journal of Process Control, Vol 19, pp. 1538-1545, 2009.