

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

آرمیتا فاطمی مقدم^۱، آرش شریفی^۲، محمد تشنه لب^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مکترونیک، گروه کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات تهران،

Armitafatemimoghadam@gmail.com

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

^۳ دانشیار، دانشکده مهندسی برق، گروه کنترل، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، Teshnehlab@eetd.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 پیش پردازش بر روی داده‌های موجود یکی از مهمترین و دشوارترین مراحل شناسایی می‌باشد. علاوه بر ورودیهای سیستم، دینامیک‌های سیستم که از روش لیشیتز انتخاب شده با تأخیر خالص سیستم با یک گام عقب تر به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی-فازی اعمال شده است. با توجه به مسأله 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 ساوه نشان 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, RKC)s 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.

۱- مقدمه

بیش از یک میلیارد تن سیمان هر ساله در سر تاسر جهان تولید می‌شود و کوره سیمان قلب این پروسه تولید می‌باشد. بالا رفتن کارایی در بهره‌برداری از کوره دوار سیمان به عنوان اصلی‌ترین مرحله صرفه‌جویی 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 انفعالات شیمیایی‌اش 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].

تلاشهایی 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 بیانگر 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 تلاشهای 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 کاربرد های 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 بدنه کوره را با استفاده از شبکه‌های عصبی در سال ۲۰۰۹ شبیه‌سازی نموده [۲] و مدلی مکانیکی برای کل بدنه کوره، به منظور پیش‌بینی دو متغیر مکانیکی حائز اهمیت که ماکزیمم تنش نامی و تغییر شکل هر بخش از بدنه کوره می‌باشند را ارائه داده است. کنترل مدل پیش‌بین کوره دوار

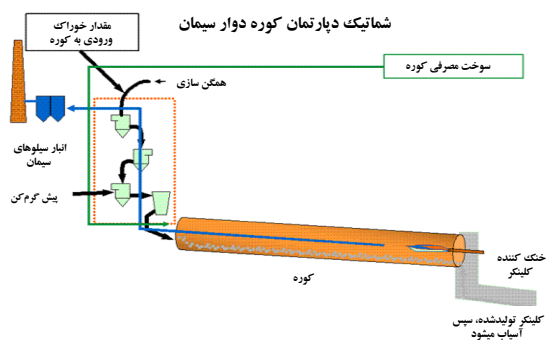
سیمان، هسته اصلی پژوهش استادلر در سال ۲۰۱۰ بود که توانست درجه حرارت تمام کوره را که به عنوان پارامتر مؤثر تولید کلینکر انتخاب کرده بود، در طول پروسه تولید سیمان پایدار نگه دارد [۳]. شایان ذکر است که این پژوهش تنها یکی از پارامترهای مؤثر روی وضعیت کوره دوار سیمان را مورد بررسی قرار داده است.

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^۱ به عنوان تابع هزینه استفاده می‌شود که بدلیل آنکه خطای مشاهده شده مستقیماً خود را در خروجی نشان می‌دهد، مدل به نوع ساختار بسیار 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. آماده‌سازی 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 مقدور نبوده و سبب ایجاد مشکل ابعاد در سیستم فازی تولیدی خواهد شد، به نحوی که سیستم تولید شده عملاً قابلیت پیاده‌سازی و اعمال در سیستم واقعی را نخواهد داشت. از همین رو در این پژوهش سعی شده است تا با استفاده

^۱ 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 طراحی جالب و همواره حائز اهمیت بوده و متغیرهای خروجی متأثر از رفتار متغیرهای ورودی می‌باشند. 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

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

جدول ۲: علائم اختصاری به کار رفته برای متغیرهای خروجی

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

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 ناکارآمدی بودن داده‌ها دخیل است که عبارت‌اند از:

۱. اغتشاشات 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 تفسیر 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 پیش پردازش داده‌ها می‌باشد. پس از آن در بخش چهارم با توضیحاتی در باب روش مدل هوشمند ترکیبی 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 نشان داده شده است و نتایج بدست آمده در بخش پایانی جمع بندی شده است.

۲- کوره دوار سیمان

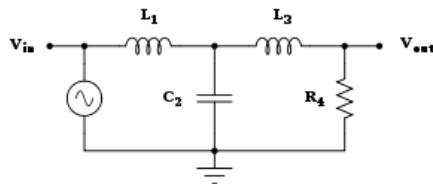
کوره سیمان یکی از کلیدی ترین تجهیزات در صنعت سیمان می‌باشد که برای تبدیل مواد کلسینه شده به کلینکر سیمان کاربرد دارد. کوره های سیمان برای مرحله پیرو فرآیند تولید پرتلند و دیگر سیمان های هیدرولیک استفاده می شود. با افزایش دما در کوره، واکنش هایی در مخلوط، اتفاق می افتد که در ابتدا سبب تغییر شکل مواد معدنی رسی به اکسید هایشان می شود، سپس کرنات کلسیم با اکسید سیلیسیم واکنش داده و سیلیکات کلسیم شکل می گیرد و نهایتاً کلسیم باقی مانده تغییر شکل داده و به اکسید کلسیم و دی اکسید کربن تبدیل می شود.

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

کوره سیمان به طور ۲۴ ساعته 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 اندرکاران 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، داده‌ها از فیلتر مناسبی که می‌تواند سیگنال نویز را از سیگنال اصلی حذف کند، می‌گذرد. نتایج به ما نشان داده که داده‌هایی که از فیلتر میان‌گذر عبور کنند، سیگنال نویز بر روی سیگنال اصلی باقی می‌ماند و در نتیجه کاربردی برای داده‌های این سیستم ندارد. چنانچه باند میانی فیلتر میان‌گذر را کوتاه کنیم، این امر می‌تواند سیگنال نویز را حذف کند، ولی چون سبب تغییر شکل سیگنال می‌شود، در اصل، حالت ماندگار سیستم را از بین برده و بنابراین فیلتر مناسبی برای داده‌های این پروژه نمی‌باشد. چنانچه فیلتر بالاگذر استفاده شود، حالت ماندگار سیستم و برخی از قله‌های لازم در داده‌های مورد نظر، از بین رفته و فقط فرکانس‌های بالا که همان نویزهای سیستم می‌باشند، در سیستم باقی می‌مانند. اما با انتخاب یک فیلتر پایین‌گذر با فرکانس قطع مناسب، ضمن حفظ حالت ماندگار سیستم، سبب حذف نویزهای فرکانس‌های بالا شده [۹] و همچنین قادر به بازسازی ویژگی‌های اصلی سیگنال می‌باشد. فیلتر باترورث مرتبه سوم که جهت حذف مقدار بایاس یا مقدار dc و حفظ حالت ماندگار سیستم می‌باشد، همانطور که در شکل (۲) آورده شده است، از یک فیلتر باترورث مرتبه یک و یک فیلتر باترورث مرتبه دو که بصورت سری تحقیق می‌یابند استفاده می‌شود.

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



شکل (۲): فیلتر باترورث پایین‌گذر مرتبه سه

در این پروژه فیلتر پایین‌گذر باترورث^۱ مرتبه سوم با باندگذر ۰.۰۱۵ هرتز را، انتخاب کرده که بدون تحت تأثیر قرار دادن سیگنال‌های ورودی، امکان حذف نویز و سیگنال‌های توزیعی از سیگنال اصلی را دارا می‌باشد.

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 [۱۰] قبلاً این هدف را به درستی نشان گرفته است. در [۱۰] روش عددی لپشیتز برای تخمین تأخیر ورودی سیستم مدل کوره اعمال شده است. در جدول (۳) تخمین تأخیر برای هر یک از ورودی‌ها بر حسب دقیقه آورده شده است.

۲. از دست رفتن برخی داده‌ها در حین فرآیند نمونه برداری
۳. وجود انحراف از صفر، اغتشاشات فرکانس پایین و رفتار احتمالی تناوبی سیستم

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

۳-۱- کاهش تعداد نمونه‌ها

میدانیم که نمونه برداری از سیگنال‌های پیوسته در سیستم‌های کنترل دیجیتال، باعث از بین رفتن اطلاعات می‌شود. بنابراین لازم است که فرکانس نمونه برداری اطلاعات به نحوی انتخاب شود که در محتوی اطلاعاتی داده‌های نمونه برداری شده مشکلی ایجاد نشود. در تئوری پردازش سیگنال گسسته اثبات می‌شود که حداقل فرکانس نمونه برداری می‌باید دو برابر پهنای باند فرکانسی سیگنال نمونه برداری شده، باشد تا بتوان سیگنال پیوسته را از سیگنال نمونه برداری شده بازسازی نمود [۸]. داشتن نمونه‌های زیاد از داده‌ها باعث پاره‌ای مشکلات در فرآیند شناسایی می‌گردد، بطوریکه با تعداد نمونه‌های 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 بررسی‌های انجام شده مشخص شده است که کوچکترین ثابت زمانی سیستم تقریباً ۳ دقیقه می‌باشد [۱۰]. لذا با توجه به رابطه (۱) که در زیر آمده است از هر ۶۰ ثانیه یک نمونه برداشته شده است.

اگر τ_{min} کوچکترین ثابت زمانی سیستم باشد، می‌توان زمان نمونه برداری را به صورت زیر انتخاب کرد:

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

۳-۲- فیلترینگ

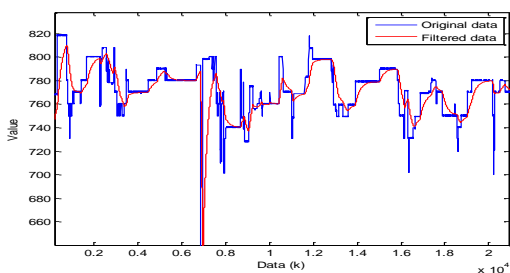
برطرف کردن تغییرات شدید پیک و هموار سازی داده‌ها در حل مسئله شناسایی بسیار اهمیت دارد. این تغییرات ناگهانی بدلیل عملیات حسگرها و کارتهای اتصال داده رخ می‌دهد [۸]. لازم است بخاطر داشته باشیم که داده‌های بکار رفته در این پروژه در زمانی که این کارخانه در

¹ Butterworth Low-pass Filter

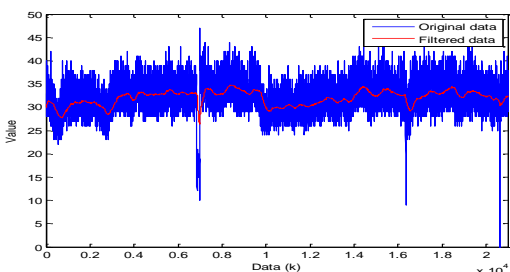
جدول ۳: نمایش تأخیر ورودی‌ها و خروجی‌ها نسبت به هم بر حسب دقیقه [۱۰]

ورودی‌ها	خروجی‌ها	مقدار تأخیر ایجاد شده در کوره	درجه حرارت عقب کوره	درجه حرارت پیش گرمکن
مقدار خوراک ورودی	۳	۱۵	۱۸	۳۰
سوخت مصرفی کوره	۰	۶	۴	۱۰
دور کوره	۰	۶	۳۷	۴۲
دور فن	۳۰	۰	۰	۶
فشار هوای ورودی	۳۰	۲	۰	۶

پ: متغیر سرعت کوره (KS)



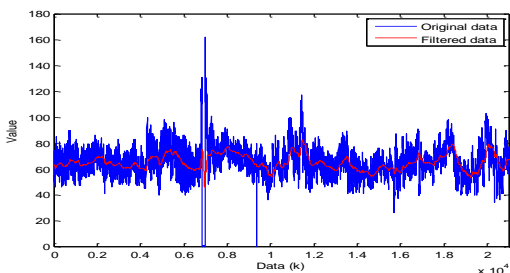
ت: متغیر سرعت فن کوره (ID.Fan)



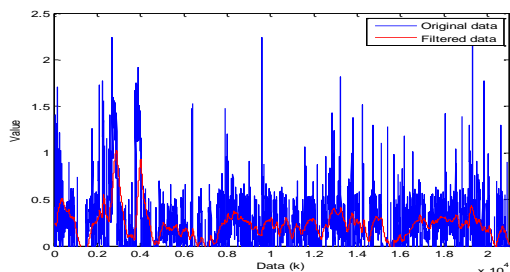
ث: متغیر فشار هوای ثانویه (AP)

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

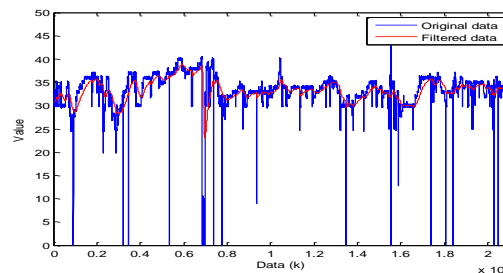
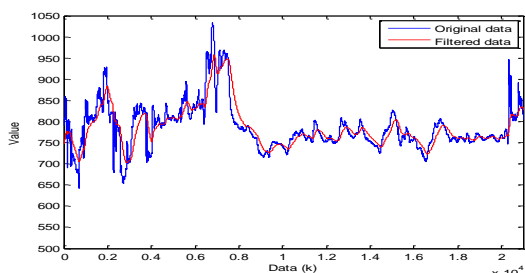
شکل (۴) داده‌های فیلتر شده و داده‌های واقعی از متغیرهای خروجی را نشان می‌دهد.



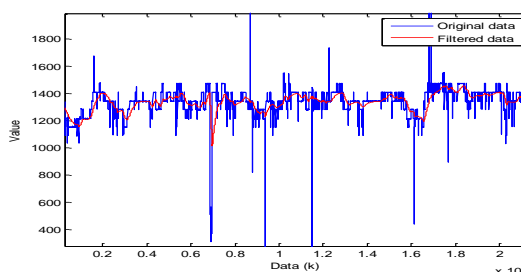
الف: متغیر جریان کشتی کوره (KA)



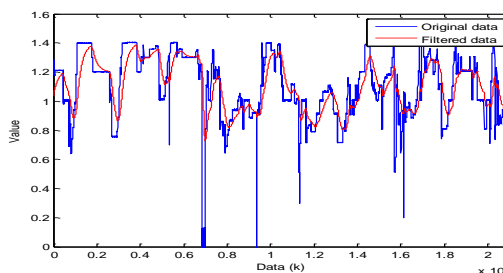
ب: متغیر مقدار گاز مونوکسید کربن ایجاد شده در کوره (CO)

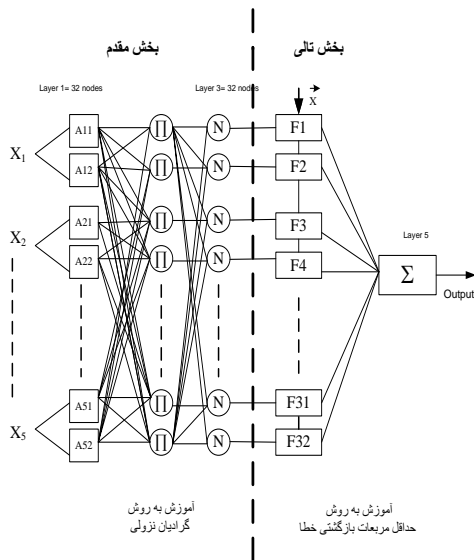


الف: متغیر خوراک ورودی کوره (Mat)



ب: متغیر سوخت مصرفی کوره (Fuel)





شکل ۵: ساختار شبکه عصبی- فازی تطبیقی ANFIS

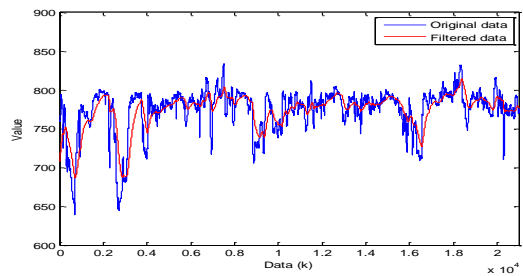
لایه های دوم تا پنجم. الگوریتم آموزش به شکل یک الگوریتم ترکیبی^۱ که شامل دو روش مختلف برای آموزش پارامترهای یادگیری می باشد، مورد استفاده قرار می گیرد. پارامترهای تابع تعلق برای یک تابع گوسی شامل: پارامتر انحراف از معیار تابع گوسی و مرکز دسته تابع گوسی می باشند. سیستم یادگیری ANFIS به این صورت است که چون رابطه پارامترهای لایه چهارم تا خروجی نهایی یک رابطه خطی است، بنابراین در تخمین آنها می توان از الگوریتم کمترین مربعات خطا استفاده نمود و پارامترهای لایه اول نیز مطابق معمول شبکه های تطبیقی، از طریق پس انتشار خطا و الگوریتم های گرادینان شیب، قابل یادگیری هستند. همانطور که قبل تر در شکل (۵) نشان داده شده، در این نوع آموزش بخش مقدم، توسط روش گرادینان نزولی و بخش تالی، توسط روش حداقل مربعات خطا آموزش داده می شوند. لازم به توضیح است که لایه های اول تا سوم در ساختار ANFIS بخش مقدم و لایه های چهارم و پنجم، بخش تالی نامیده می شوند [۱۰].

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 گرادینان نزولی برای بخش مقدم بدین معنی است که می بایست پارامترهای \bar{x}_i^l و σ_i^l 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 ۴: داده های فیلتر شده و داده های 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 الگوریتم های آموزشی شبکه های عصبی برای تنظیم پارامترهای سیستم استنتاج فازی استفاده می شود. در این میان، شبکه های ANFIS با ترکیب منطق فازی و شبکه های عصبی، ابزاری قدرتمند برای شناسایی و پیش بینی بسیاری از سیستم های پیچیده هستند که کاربردهای مختلفی چون پیش بینی، بهینه سازی، تشخیص خطا، کلاس بندی، شناسایی الگو، طراحی کنترل کننده-ها را دارا می باشند. مزیت بکارگیری این نوع از شبکه ها 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 می توان مجموعه ای از قوانین اگر - آنگاه به فرم زیر تعریف نمود [۱۱]:

اگر x_1, x_2, \dots, x_n و $A_1^i, A_2^i, \dots, A_n^i$ باشد،
آنگاه: $F^i(k) = \alpha_0^i + \alpha_1^i X_1 + \alpha_2^i X_2 + \dots + \alpha_n^i X_n$

در این رابطه $i=1,2,\dots,n$ ورودی های شبکه، A مجموعه های فازی، $l=1,2,\dots,M$ تعداد قواعد فازی و y خروجی شبکه فازی می باشد. 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 می دهد.

۴-۱- یادگیری شبکه عصبی- فازی ANFIS

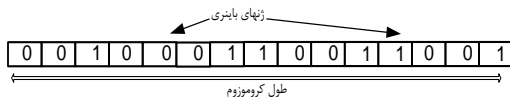
الگوریتم آموزش در شبکه های ANFIS شامل آموزش پارامترهای که به آموزش نیاز دارند، عبارتند از پارامترهای تابع تعلق و نیز وزن های

¹ Hybrid

در این مقاله هدف انجام شناسایی و پیش بینی وضعیت کوره دوار سیمان با استفاده از شبکه ANFIS می باشد. لازم به ذکر است اگرچه ویژگی های 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 بعلا محدودیت حافظه ایجاد شده قابل پیاده سازی نمی باشد. در این پروژه تعداد متغیرهای ورودی برای حل مسئله ۱۵ متغیر ورودی می باشد 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 عملاً هیچ سیستمی قادر به پیاده سازی این تعداد قانون و مدیریت ساختار شبکه نخواهد بود. (در این حالت تعداد پارامترهای آموزش پذیر برابر با ۵۲۴۳۴۸ پارامتر خواهد بود). بنابراین توسط یکی از روشهای انتخاب ویژگی، تعداد ورودی های اعمالی به سیستم کاهش داده می شود، که برای رسیدن به هدف انتخاب زیر مجموعه ای مناسب از داده های ورودی با کمترین تعداد ویژگی و بیشترین بازده شناسایی، در این پروژه از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است که در بخش بعدی به اختصار مورد بررسی قرار گرفته است.

۲-۴- انتخاب ورودی های ویژه با استفاده از الگوریتم ژنتیک

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



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

در این ساختار مقادیر ژن ها به صورت باینری بوده، بطوریکه صفر برای ژنی در نظر گرفته می شود که می باید حذف شود و در صورتی که یک ویژگی انتخاب شود، عدد یک به آن ژن نسبت داده می شود. شماره های منتصب به ژن های دارای مقادیر یک، که در Index ذخیره می شوند، نشان دهنده شماره ویژگی انتخاب شده در فرآیند انتخاب ورودی ها به کمک الگوریتم ژنتیک می باشند که از میان تعداد ۱۵ ویژگی کلی انتخاب شده است [۱۲] و [۱۳]. از همین رو در این پروژه از الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب ورودی های مناسب و برخورد با مساله رشد تعداد قوانین در سیستم های 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 $l=1,2,\dots,M$ تعداد قواعد فازی و $i=1,2,\dots,n$ تعداد ورودی های فازی می باشد.

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

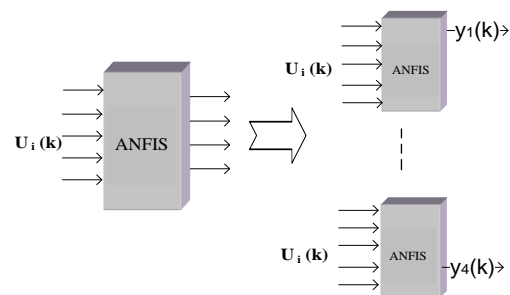
$$\bar{x}_i^l(k+1) = \bar{x}_i^l(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial \bar{x}_i^l} \quad (5)$$

$k=0,1,2,\dots$ گام آموزش و η یک عدد ثابت بوده که طول گام را مشخص می کند. به همین ترتیب انحراف معیار تابع گوسین، σ_i^l ، بدست می آید:

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

سیستم های فازی سیستم هایی مبتنی بر دانش هستند که قابلیت مدل سازی مسائل با استفاده از قواعد اگر-آنگاه فازی را دارند. در مسائل با زیاد شدن تعداد ورودی های سیستم فازی، تعداد قواعد بصورت نمایی رشد پیدا کرده، بنابراین طراحی سیستم فازی امکان پذیر نبوده و می باید به سمت روش های طراحی خودکار سیستم عصبی حرکت کرد. شبکه ANFIS یکی از روش های طراحی خودکار سیستم فازی و حصول قواعد فازی بر اساس داده های آموزشی می باشد.

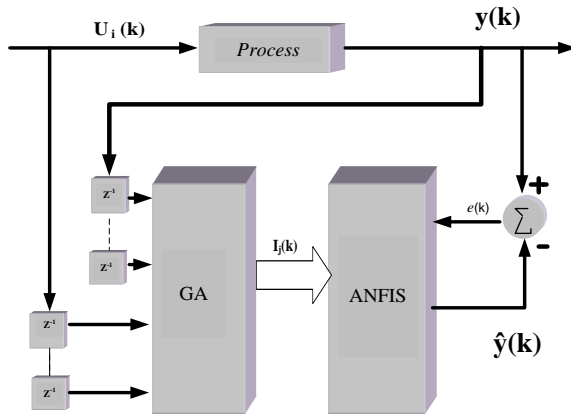
شناسایی کوره دوار سیمان با متغیرهای ارائه شده، شناسایی یک سیستم پنج ورودی و چهار خروجی می باشد. ولی با توجه به اینکه شناسایی یک سیستم چند ورودی-چند خروجی^۱ کاری دشوار است و علاوه بر آن جواب های بدست آمده نیز چندان قابل قبول نمی باشد، عمل شناسایی سیستم مطابق شکل (۶) به صورت چند سیستم چند ورودی-تک خروجی^۲ در نظر گرفته شده است. مدل بدست آمده تا آنجا که می شود باید رفتاری نزدیک تر به رفتار فرآیند داشته باشد. کیفیت مدل سازی توسط بدست آوردن یک تابع خطا که بین y و \hat{y} می باشد، سنجیده می شود که این خطا برای تنظیم کردن پارامترهای مدل استفاده می شود.



شکل ۶: تبدیل شبکه شناسایی چند ورودی-چند خروجی به شبکه چند ورودی-تک خروجی

^۱ Multi Input Multi Output(MIMO)
^۲ Multi Input Single Output(MISO)

کروموزوم می‌باشد و بنابراین اهمیت توابع (f_1) و (f_2) توسط ضریب 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 پارامترها
اندازه جمعیت	Pop_Size	۱۲
تعداد تکرار	Max_Gen	۲۰
نرخ برش ^۱	Pc	۰.۵
نرخ جهش ^۲	Pm	۰.۱
وزن	W_1	۱
وزن	W_2	۱۰ ^۴
تعداد ویژگی انتخاب شده	N	۵

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 ورودی 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 شناساگر 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:

$$\text{تابع برازندگی} = W_1 f_1 + W_2 f_2 \quad (۷)$$

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

^۱ Crossover Rate

^۲ Mutation Rate

5- نتایج شبیه سازی

در این بخش نتایج شبیه سازی‌های خروجی‌های کوره دوار سیمان، برای چهار مدل $MISO_1$ الی $MISO_4$ 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 می‌باشند. برای انجام این شبیه سازی‌ها، داده‌های آموزش را برابر هفته اول نمونه برداری و 30٪ 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 بیان شده در (7) 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 (5) (الف الی ت)، خطای MSE^1 برای داده‌های آزمون که بیانگر دقت نتایج حاصل برای شناسایی و پیش بینی 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 پیش بینی در نظر گرفته شده بر حسب دقیقه می‌باشد. در این جداول، چهار افق 1، 5، 10 و 15 دقیقه بعنوان نمونه‌هایی از افق‌های پیش‌بینی مورد بررسی قرار گرفته است.

جدول 5: خطای MSE برای داده‌های آزمون برای خروجی‌های اول تا چهارم

کوره دوار سیمان با استفاده از سه روش مطرح شده، $GA+ANFIS$ ، $GA+MLP$ ، MLP

الف) خروجی اول $MISO_1$ 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

ب) خروجی دوم $MISO_2$ 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

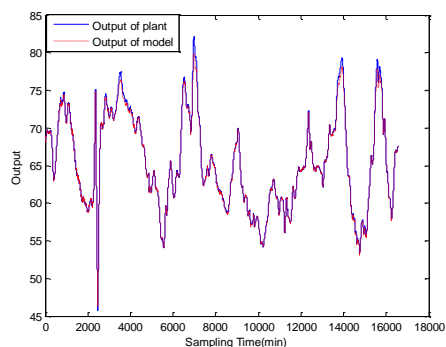
پ) خروجی سوم $MISO_3$ درجه حرارت عقب کوره (BE)

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

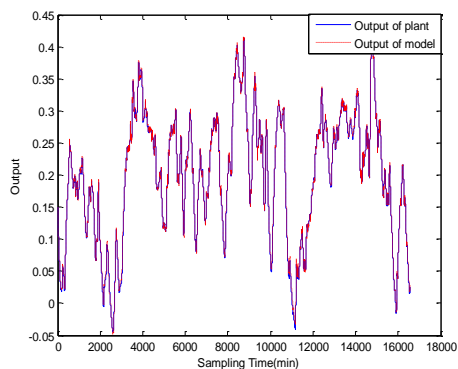
ت) خروجی چهارم $MISO_4$ درجه حرارت پیش گرم کن (Pre)

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 (9) خروجی ناشی از افق پیش‌بینی 5 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 $MISO_1$ جریان کشی کوره (KA)



ب) خروجی دوم $MISO_2$ گاز مونوکسید کربن تولید شده در کوره (CO)

¹ Mean Square Error

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

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

اندریس	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 $MISO_1$ جریان کشتی کوره (KA)

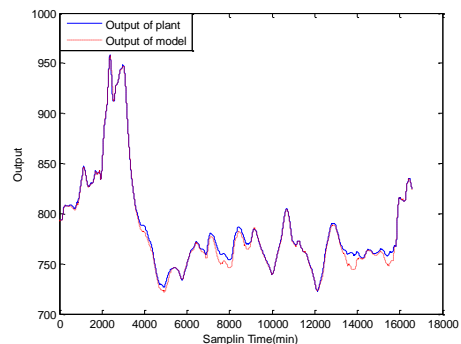
Pred.h (min)	1	5	10	15
GA + MLP	1, 2, 7, 8, 9, 10, 11	1, 5, 7, 8, 11, 12	3, 4, 6, 7, 9, 13	2, 3, 5, 7, 8, 9, 12
GA +ANFIS	6, 11, 12, 13	3, 5, 6, 11, 12	4, 5, 8, 11, 13	3, 5, 7, 11, 12

ب) خروجی دوم $MISO_2$ گاز مونوکسید کربن تولید شده در کوره (CO)

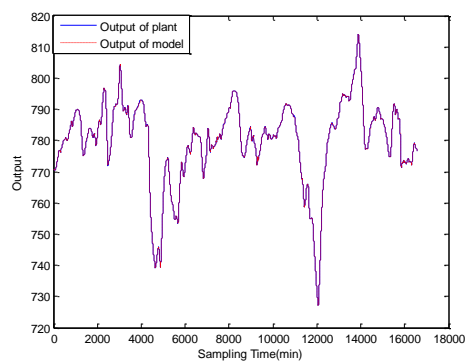
Pred.h (min)	1	5	10	15
GA + MLP	1, 6, 8, 10, 11, 12	1, 3, 6, 8, 11, 12, 13	1, 5, 7, 8, 10, 11, 14	1, 2, 5, 7, 8, 10, 14
GA +ANFIS	1, 2, 11, 12	1, 2, 5, 11, 12	1, 2, 11, 12, 14	1, 2, 4, 11, 12

پ) خروجی سوم $MISO_3$ 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



پ) خروجی سوم $MISO_3$ درجه حرارت عقب کوره (BE)



ت) خروجی چهارم $MISO_4$ درجه حرارت پیش گرم کن (Pre)

شکل ۹: عملکرد سیستم عصبی-فازی برای داده‌های آزمون برای خروجی‌های اول تا چهارم کوره دوار سیمان در دومین 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 مجموعه‌ای 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 توانایی 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، کاربرد های متفاوت روش‌های عصبی و عصبی-فازی به جهت پیش‌بینی، شبیه‌سازی و شناسایی سیستم‌های 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 توپولوژی ANFIS مورد استفاده قرار گرفت. با توجه به مسأله 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 دقیقه 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. عزیزیان، "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. Gallestey, "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", Proceeding of the IEEE International Conference on Control and Automation, pp. 1290-1295, 2009.

ت(خروجی چهارم MISO₄ درجه حرارت پیش‌گرم 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
GA +ANFIS	5, 7, 11 12	4, 6, 11, 12, 15	4, 6, 11, 12, 15	4, 6, 11, 12, 15

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 مسأله به علت رویه متفاوت در نظر گرفته شده برای انتخاب ویژگی‌ها با استفاده از روش‌های مختلف می‌باشد. همچنین مشاهده می‌شود که تعداد ورودی‌های مؤثر انتخاب شده در هر شبیه‌سازی 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 بالایی 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 می‌باشد 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 متغیر 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 پیاده‌سازی 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 یافتیم. بر اساس الگوریتم ژنتیک ورودی‌های مؤثر 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 Islamic Azad University, Tehran, Iran, 2010.
- [15] 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.