مجله کنترل
ISSN 2008-8345
جلد ۵، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۰، صفحه ۳۳-۲۲

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 مکاترونیک، 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، دانشکدهٔ مهندسی برق ، گروه کنترل، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین 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 می-باشد. در این نوشتار به‌منظور شناسایی و پیش‌بینی وضعیت کوره دوار سیمان از شبکه عصبی- فازی تطبیقی ANFIS استفاده شده است. از آنجا که داده های استخراج شده مرتبط با سیستم واقعی است، لذا انجام عملیات پیش پردازش بر روی داده های موجود یکی از مهمترین و دشوارترین مراحل شناسایی می باشد. علاوه بر ورودیهای سیستم، دینامیک های سیستم که از روش لیپشیتز انتخاب شده با تأخیر خالص سیستم با یک گام عقب تر به عنوان ورودی های 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 (RKCs) 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

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1390.5.2.4.1]

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 می-شود و کوره سیمان قلب این پروسه تولید می‌باشد. بالا رفتن کارایی در بهره بروری 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 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 سیستم های غیر خطی با رفتار های 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 شبیه سازی 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 موثر روی وضعیت کوره دوار سیمان را مورد بررسی قرار داده است .

با توجه به قابلیت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدلسازی و پیش‌بینی سیستم های پیچیده خطی و غیر خطی، این روش در تحقیقات اخیر برای شناسایی و کنترل کوره دوار سیمان ارائه شده‌است [۶-۴]. 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[1] 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 داده های 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. آماده 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 مقدور نبوده و سبب ایجاد مشکل ابعاد در سیستم فازی تولیدی خواهد شد، به نحوی که سیستم تولید شده عملا قابلیت پیاده سازی و اعمال در سیستم واقعی را نخواهد داشت. از همین رو در این پژوهش سعی شده است تا با استفاده

[1] Output Error

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.20088345.1390.5.2.4.1]

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.

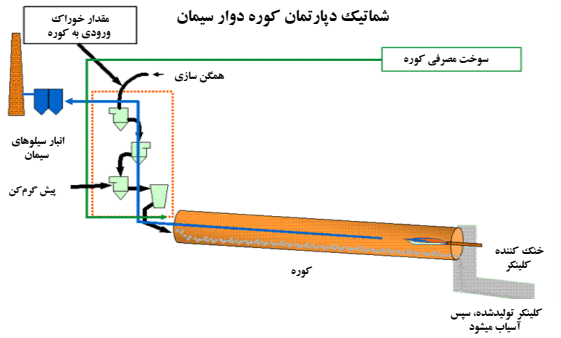
این مقاله در بر گیرنده بخشهای زیر می‌باشد: در بخش دوم، سیستم کوره دوار سیمان و پارامترهای موثر انتخاب شده بعنوان متغیرهای ورودی و خروجی توضیح داده می‌شود. بخش سوم شامل آماده سازی داده‌هاو مراحل پیش‌پردازش داده‌ها می‌باشد. پس از آن در بخش چهارم با توضیحاتی در باب روش مدل هوشمند ترکیبی بکار گرفته شده و 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 می‌شود، سپس کربنات کلسیم با اکسید سیلسیم واکنش داده و سیلیکات کلسیم شکل می‌گیرد و نهایتاً کلسیم باقی مانده تغییر 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. 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 هم‌مرکز با قسمت پایین لوله کوره تولید می‌کند. 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 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 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 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 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 وعلائم 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
سوخت 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
گازمونوکسیدکربن ایجاد شده	CO	CO
درجه حرارت عقب کوره	Back End Temperature	BE
درجه حرارت پیش گرم‌کن	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 ناکارا بودن داده‌ها دخیل است که عبارت‌اند از:

۱. اغتشاشات فرکانس بالا در داده برداری

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1390.5.2.4.1]

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

داده هایی که در دسترس داریم، حاصل نمونه برداری ۱۲هفته کاری بطور مداوم و ۲۴ساعته شبانه‌روزی و به ازای هر ثانیه از وضعیت کوره دوار سیمان از کارخانه سیمان ساوه می‌باشد. 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 قله‌ها و تصحیح مقدار انحراف از صفر می‌باشد. 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 آماده سازی داده‌ها شامل مراحل پیش پردازش زیر است:

۳-۱- کاهش تعداد نمونه‌ها

میدانیم که نمونه‌برداری از سیگنال‌های پیوسته در سیستم‌های کنترل دیجیتال، باعث از بین رفتن اطلاعات می‌شود. بنابراین لازم است که فرکانس نمونه‌برداری اطلاعات به نحوی انتخاب شود که در محتوی اطلاعاتی داده های نمونه برداری شده مشکلی ایجاد نشود. در تئوری پردازش سیگنال گسسته اثبات می‌شود که حداقل فرکانس نمونه‌برداری می‌باید دو برابر پهنای باند فرکانسی سیگنال نمونه‌برداری شده، باشد تا بتوان سیگنال پیوسته را از سیگنال نمونه‌برداری شده بازسازی نمود[۸]. 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 نمونه‌برداری از پیش‌پردازش 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.

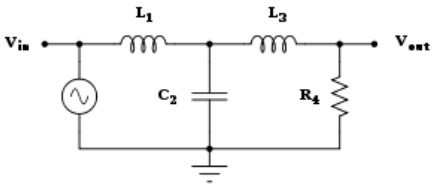
اگر $\tau_{\min}$ کوچکترین ثابت زمانی سیستم باشد، می‌توان زمان نمونه برداری را به صورت زیر انتخاب کرد:

$$T_S = \frac{\tau_{\min}}{3}(Sec) \qquad (۱)$$

۳-۲- فیلترینگ

برطرف کردن تغییرات شدید پیک ها و هموار سازی داده‌ها در حل مسأله 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 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 درنتیجه کاربردی برای داده‌های این سیستم ندارد. چنانچه باند میانی فیلتر میان-گذر 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 قله های لازم در داده‌های مورد نظر، از بین رفته و فقط فرکانس های بالا که همان نویزهای سیستم می‌باشند، در سیستم باقی می مانند. اما با انتخاب یک فیلتر پایین گذر 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 باتروورث 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 باتروورث مرتبه یک و یک فیلتر باتروورث مرتبه دو که بصورت سری تحقیق می‌یابند استفاده می‌شود.

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



شکل(۲): فیلتر باتروورث پایین گذرمرتبه سه

در این پروژه فیلتر پایین‌گذر باتروورث[1] 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 منظورشناسایی 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 نشانه گرفته است. در [۱۰] روش عددی لیپشیتز 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.

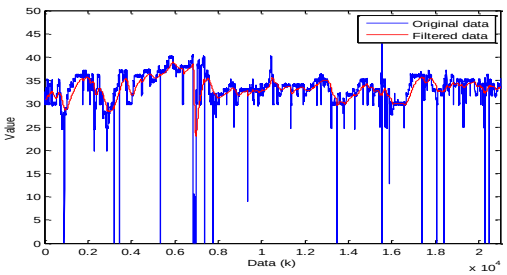
[1] Butterworth Low-pass Filter

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1390.5.2.4.1]

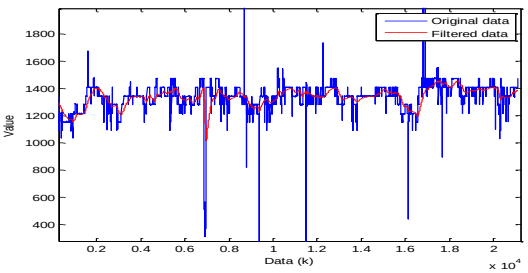
جدول ۳: نمایش تأخیر ورودی ها و خروجی ها نسبت به هم بر حسب دقیقه [۱۰]

خروجی‌ها / ورودی‌ها	جریان کشی کوره	مقدارگاز co 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

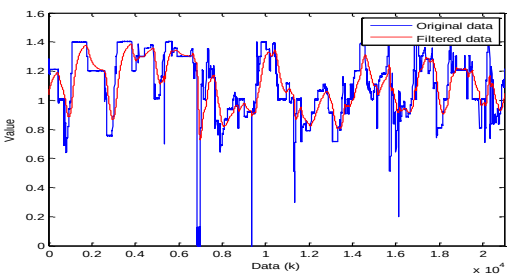
همانطور که در شکل‌های (۳) و (۴) مشاهده می‌شود، داده‌های مناسب قابل اعمال به شبکه‌های عصبی و عصبی-فازی برای فرآیند شناسایی و پیش‌بینی کوره دوار سیمان با رنگ قرمز در نمودارها نشان داده شده است در صورتیکه در همین اشکال، داده‌های واقعی سیستم حاصل از کوره با رنگ آبی قابل رویت می‌باشد. بنابراین از نمودارهای حاصل شده مشهود است که پس از اعمال عملیات پیش پردازش داده‌ها، با انتخاب فیلتر پایین گذر مناسب به همراه فرکانس قطع کارآمد، داده-های 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 داده-های واقعی از متغیرهای ورودی را نشان می‌دهد.



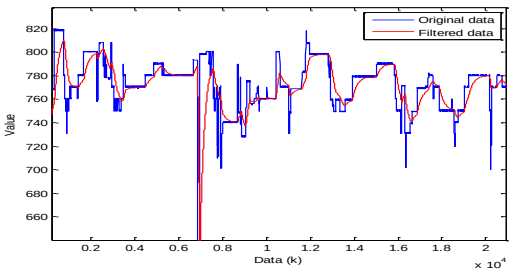
الف): متغیر خوراک ورودی کوره (Mat)



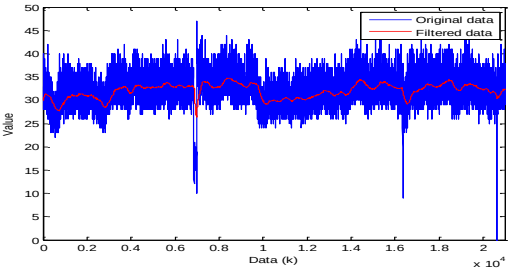
ب): متغیر سوخت مصرفی کوره(Fuel)



پ): متغیر سرعت کوره (KS)



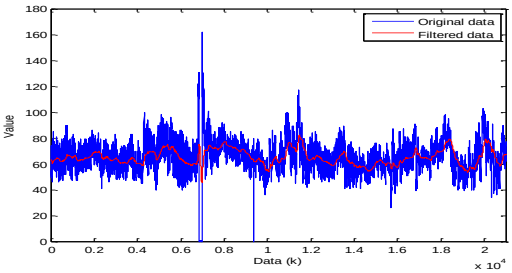
ت): متغیر سرعت فن کوره (ID.Fan)



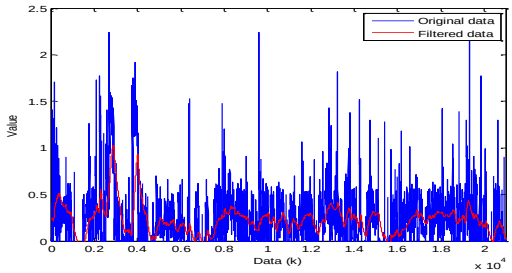
ث): متغیر فشار هوای ثانویه (AP)

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

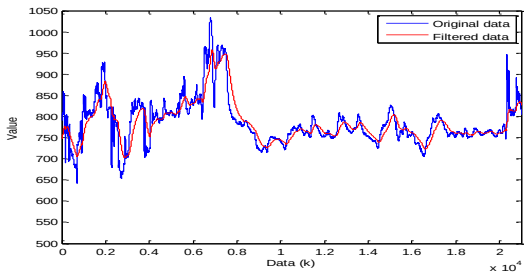
شکل (۴) داده‌های فیلتر شده و داده‌های واقعی از متغیرهای خروجی را نشان می‌دهد.



الف): متغیر جریان کشی کوره (KA)



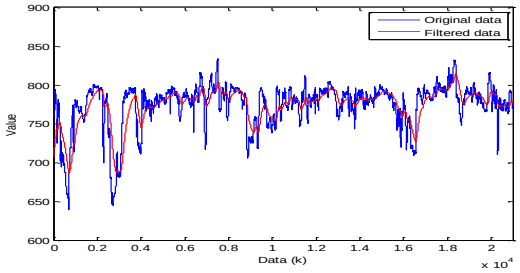
ب): متغیر مقدارگاز مونوکسید کربن ایجاد شده در کوره(CO)



[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.20088345.1390.5.2.4.1]

پ): متغیر درجه حرارت عقب کوره (BE)



ت): متغیر درجه حرارت پیش گرمکن(PRE)

شکل ۴: 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 پیش بینی، بهینه سازی، تشخیص خطا، کلاس بندی، شناسایی الگو، طراحی کنترل‌کننده-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]:

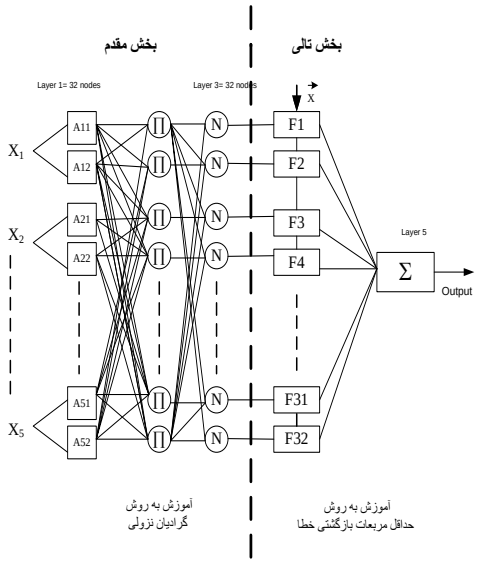
اگر A_1^i, x_1 و A_2^i, x_2 و ... و A_n^i, x_n باشد،

آنگاه: $F^l(k)=\alpha_0^l+\alpha_1^l X_1+\alpha_2^l X_2+\ldots+\alpha_n^l X_n$

در این رابطه $i=1,2,\ldots,n$ ورودی‌های شبکه، A مجموعه‌های فازی، $l=1,2,\ldots,M$ 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



شکل ۵: ساختار شبکه عصبی – فازی تطبیقی ANFIS

لایه‌های دوم تا پنجم. الگوریتم آموزش به شکل یک الگوریتم ترکیبی[1] 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 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 می‌توان از الگوریتم کمترین مربعات خطا استفاده نمود و پارامترهای لایه اول نیز مطابق معمول شبکه‌های تطبیقی، از طریق پس انتشار خطا و الگوریتم‌های گرادیان شیب، قابل یادگیری هستند. همانطورکه قبل‌تر در شکل(۵) نشان داده شده، در این نوع آموزش بخش مقدم، توسط روش گرادیان نزولی و بخش تالی، توسط روش حداقل مربعات خطا 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[۱۰].

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

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

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 $\bar{x}_i^l$ و σ_i^l تعیین شوند، به نحوی که E_p کمترین مقدار ممکن را داشته باشد.

[1] Hybrid

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1390.5.2.4.1]

$$f(x)=\frac{\sum_{l=1}^{M}F^{l}\left(\prod_{i=1}^{n}\exp\left(-\left(\frac{x_i-\bar{x}_i^{l}}{\sigma_i^{l}}\right)^2\right)\right)}{\sum_{l=1}^{M}\left[\prod_{i=1}^{n}\exp\left(-\left(\frac{x_i-\bar{x}_i^{l}}{\sigma_i^{l}}\right)^2\right)\right]} \quad (۴)$$

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

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

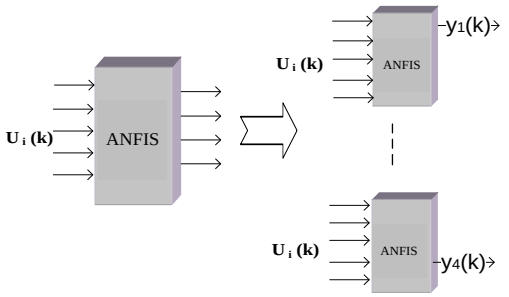
$$\bar{x}_i^{l}(k+1)=\bar{x}_i^{l}(k)-\eta\frac{\partial E}{\partial \bar{x}_i^{l}} \quad (۵)$$

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

$$\sigma_i^{l}(k+1)=\sigma_i^{l}(k)-\eta\frac{\partial E}{\partial \sigma_i^{l}} \quad (۶)$$

سیستم‌های فازی سیستم‌هایی مبتنی بر دانش هستندکه 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 سیستم فازی امکان پذیر نبوده و می‌باید به سمت روش‌های طراحی خودکار سیستم عصبی 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[1] 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[2] در نظر گرفته شده است. مدل بدست آمده تا آنجا که می شود باید رفتاری نزدیک تر به رفتار فرآیند داشته باشد. کیفیت مدلسازی توسط بدست آوردن یک تابع خطا که بین y و $\hat{y}$ می باشد، سنجیده می‌شود که این خطا برای تنظیم کردن پارامترهای مدل استفاده می شود.

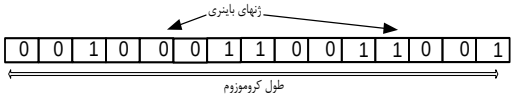


شکل ۶: تبدیل شبکه شناسایی چند ورودی-چند خروجی به شبکه چند ورودی- تک خروجی

در این مقاله هدف انجام شناسایی و پیش بینی 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 پروژه 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}=۳۲۷۶۸ قانون فازی خواهد بود که عملا 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 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 پروژه از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است که در بخش بعدی به اختصار مورد بررسی قرار گرفته است.

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

یکی از روشهای انتخاب ویژگی، استفاده از الگوریتم ژنتیک می‌باشد[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 می‌شود. شماره‌های منتصب به ژن‌های دارای مقادیر یک، که در Index ذخیره می‌شوند، نشان دهنده شمارهٔ ویژگی انتخاب شده در فرآیند انتخاب ورودی ها به کمک الگوریتم ژنتیک می‌باشند 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 سیستم‌های فازی استفاده شده است.

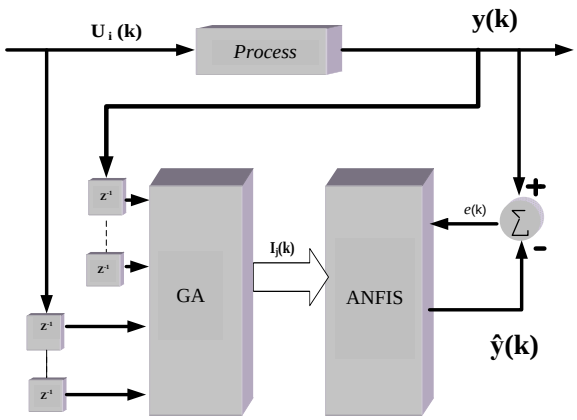
[1] Multi Input Multi Output(MIMO)
[2] Multi Input Single Output(MISO)

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1390.5.2.4.1]

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 پیش بینی 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 می شود:

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

که در رابطه فوق وزن های W_1 , W_2 به منظور ایجاد تعادل میان خطای حاصل از شناسایی و تعداد ویژگی های انتخاب شده در هر کروموزوم می باشد و بنابراین اهمیت توابع(f_2) و(f_1) توسط ضریب تعادل هرکدام 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 وروی‌ها می‌باشد.

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

نام پارامتر	اختصار	مقدارپارامترها
اندازه جمعیت	Pop_Size	۱۲
تعداد تکرار	Max_Gen	۲۰
نرخ برش[1]	Pc	۰.۵
نرخ جهش[2]	Pm	۰.۱
وزن	W_1	۱
وزن	W_2	$۱۰^۴$
تعداد ویژگی انتخاب شده	N	۵

[1] Crossover Rate
[2] Mutation Rate

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1390.5.2.4.1]

۵- 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 خروجی-های جریان‌کشی کوره، مونوکسید کربن تولید شده در کوره، درجه حرارت عقب کوره و درجه حرارت پیش‌گرم‌کن می‌باشد، گزارش شده است. نتایج ارائه شده، حاصل اجرای مدل‌های مطرح شده با استفاده از ساختار شبکه عصبیMLP 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 سازی ها، داده های 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 بیان شده در (۷) و با توجه به اینکه از داده های 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[1] برای داده‌های آزمون که بیانگر دقت نتایج حاصل برای شناسایی و پیش بینی خروجی های کوره دوار سیمان، با استفاده از داده‌های آزمون در سه روش متفاوت که به تفکیک در ردیف‌ها مشهود است، گزارش شده است. در جداول ارئه داده شده، منظور از Pred.h افق پیش بینی در نظر گرفته شده بر حسب دقیقه می‌باشد. در این جداول، چهار افق ۱، ۵، ۱۰ و ۱۵ دقیقه بعنوان نمونه‌هایی از افق‌های پیش‌بینی مورد بررسی قرار گرفته است.

جدول ۵: 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

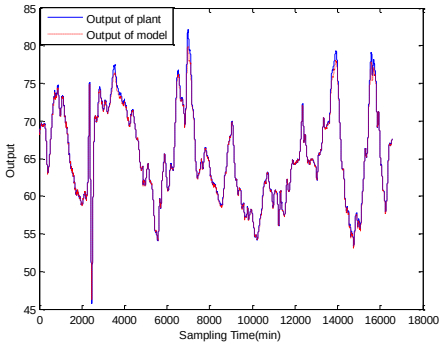
پ)خروجی سوم $MISO_3$ درجه حرارت عقب کوره (BE)

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

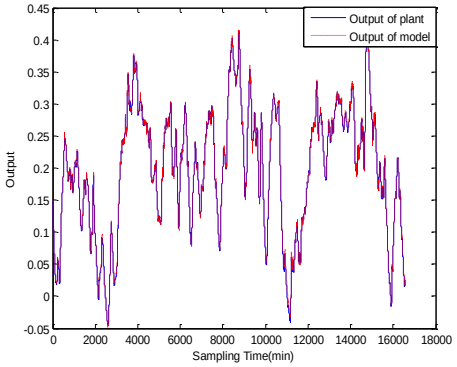
ت)خروجی چهارم $MISO_4$ درجه حرارت پیش‌گرم‌کن (Pre)

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 ، نمودار های 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.



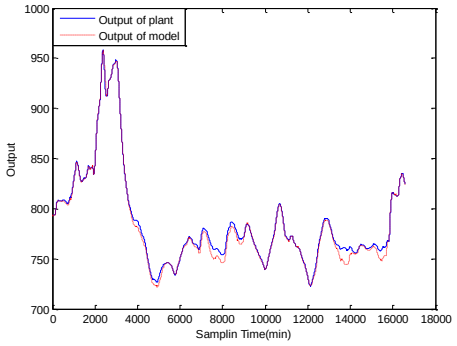
الف)خروجی اول $MISO_1$ جریان کشی کوره (KA)



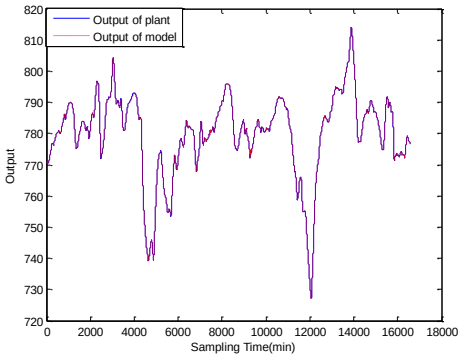
ب)خروجی دوم $MISO_2$ گاز مونوکسید کربن تولید شده در کوره (CO)

[1] Mean Square Error

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1390.5.2.4.1]



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 پیش بینی برابر ۵دقیقه

در هریک 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 تاخیر و در نهایت خروجی‌های واقعی سیستم تا ۵ گام عقب‌تر می‌باشندکه 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 پیاده سازی الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب زیر مجموعه مناسبی از ویژگی‌های موثر برای دو روش شبکه عصبی و سیستم عصبی-فازی برای خروجی‌هی 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 هریک 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 ورودی ها 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 شبیه سازی خروجی های کوره دوار سیمان با استفاده از ساختار ANFIS به همراه انتخاب ورودی ها با الگوریتم ژنتیک، تنها با انتخاب ۵ ویژگی در هر کروموزوم از ورودی ها 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

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

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

الف)خروجی اول $MISO_1$ 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 $MISO_2$ 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

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1390.5.2.4.1]

ت)خروجی چهارم $MISO_4$ درجه حرارت پیش‌گرم‌کن (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 مساله به علت رویه متفاوت در نظر گرفته شده برای انتخاب ویژگی‌ها با استفاده از روش‌های مختلف می‌باشند. همچنین مشاهده می‌شود که تعداد ورودی‌های موثر انتخاب شده در هر شبیه سازی با افق پیش بینی متناظر دارای یک روند منطقی بین تعداد ورودی های ویژه انتخاب شده و افق‌های متفاوت پیش‌بینی دیده وجود داشته که با افزایش افق پیش‌بینی تعداد متغیرهای ورودی نیز عموما 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 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 متغیر با زمان تحقیق و بررسی قرار گرفت. همانطور که اشاره شد استفاده از مجموعه کلی متغیرهای ورودی سبب و پیچیده‌گی 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 پیش پردازش‌های مناسب به روش قابل قبولی برای شناسایی و پیش‌بینی دست یافتیم. 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 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، شبیه-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 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 ۱، ۵، ۱۰ و ۱۵دقیقه 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

[۱] 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 neyral 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", Proceedind of the IEEE International Conference on Control and Automation, pp. 1290-1295, 2009.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1390.5.2.4.1]

[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.

[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 Is;amic Azad University, Tehran, Iran, 2010.

[15] www.wikipedia.com

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.20088345.1390.5.2.4.1]