

شناسایی حلقه بسته سیستم احتراق با استفاده از سیستم استنباط فازی - عصبی تطبیقی بازگشتی و شبکه با ورودی‌های برون‌زا

احسان آقاداتی و غضنفر شاهقلیان

منظور تحقق مدل ریاضی سیستم هدف بهره گرفته شده که تابعیت عناصر بویلر با یکدیگر، امکان بهره‌وری از این مدل را سلب می‌کند. در [۱۳] از مدل فازی عصبی به عنوان یک کنترل پیش‌بین غیر خطی برای شناسایی مدل خطی یک نیروگاه حرارتی ۵۰۰ مگاواتی استفاده شده است. در این مدل به کمک ساختار تطبیقی شناساگر، شرایط برای پایداری فشار بخار و همچنین عملکرد تعقیب مناسب مهیا شده است.

روش شبکه با ورودی‌ها برون‌زا^۱ (NARX) برای شناسایی معادلات دینامیکی رفتارهای غیر خطی انواع مختلف سیستم‌های صنعتی مانند بویلر- توربین کاربرد فراوانی دارد [۱۴] و [۱۵]. در [۱۶] به منظور شناسایی مدل جعبه سیاه یک سلول سوختی، روش‌های NARX و شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این مدل به عنوان یک مدل جهت‌دار برای پیش‌بینی ولتاژ سلول سوختی به کار گرفته شده است. در [۱۷] به منظور کاهش حساسیت اختلال‌های خروجی در بویلر نیروگاهی، پایگاه قوانین مدل فازی استفاده شده که دمای بخار به عنوان مؤلفه هدف مورد توجه قرار گرفته است. در نظر گرفتن دمای بخار به عنوان تنها مؤلفه هدف یک مدل دقیق برای این فرایند پیچیده پیشنهاد شده است اما قوانین فازی ارائه شده در این مقاله باید به صورت تطبیقی و به هنگام تنظیم شوند. در [۱۸] توان خروجی الکتریکی و دمای خروجی یک توربین گازی با بهره‌گیری از شبکه عصبی شناسایی شده‌اند و نتایج با مدل‌های NARX مقایسه شده است. در [۱۹] یک نسخه اصلاح‌شده از میانگین مراکز فازی^۲ (FCM) که الگوریتم خوشه‌بندی فازی مدل همگرایی به مرکز نامیده می‌شود برای یک بویلر- توربین نیروگاهی پیشنهاد شده است. همچنین در [۲۰] نیز یک مدل هوشمند یکپارچه به عنوان یک آشکارساز خطا و شناساگری برای حالت‌های غیر نرمال سیستم معرفی شده است. در [۲۱] یک ساختار شبکه عصبی بازگشتی خطی برای شناسایی پارامترهای متغییر خطی ارائه شده که با استفاده از شناسایی غیر مستقیم مدل حلقه بسته و با اعمال سیگنال نویز، یک مدل مقاوم در برابر اختلال‌ها تعیین شده است. در این روش یک مدل سیستماتیک برای حل مسئله انتخاب ورودی- خروجی شناساگر پارامترهای متغییر خطی معرفی شده است. بسیاری از مطالعه‌های قبلی برای شناسایی سیستم بر اساس ساختارهای سیستم استنباط فازی- عصبی تطبیقی^۳ (ANFIS) و NARX شناسایی حلقه باز سیستم پیشنهاد شده‌اند اما چنین عملیات شناسایی نمی‌تواند همیشه استفاده شود. ممکن است سیستم در حالت حلقه باز ناپایدار و شامل مکانیزم‌های فیدبک ذاتی باشد یا برای ایمنی و یا دلایل اقتصادی نمی‌توان شناسایی حلقه باز انجام شود. بنابراین شناسایی سیستم حلقه بسته مد نظر قرار می‌گیرد [۲۲]. همچنین در تمام مقاله‌های فوق بخش‌های کنترلی بویلر را به صورت یکپارچه برای شناسایی و کنترل در

چکیده: بویلر- توربین یک سیستم چندمتغیره و پیچیده در نیروگاه‌های بخار است و از سه حلقه کنترل اصلی و مجزای احتراق، دما و سطح آب درام تشکیل شده است. انتخاب حلقه‌های کنترلی به عنوان یک حلقه واحد به منظور کنترل و شناسایی بویلر به صورت یکپارچه، به علت حضور مشخصه‌های دینامیکی غیر خطی متغیر با زمان بسیار سخت و پیچیده خواهد بود. بنابراین برای تحقق یک مدل واقعی و دقیق برای طراحی کنترل‌کننده مناسب، هر حلقه کنترلی باید جداگانه شناسایی شود. همچنین عملکرد مؤثر و کارآمد مدل شناسایی شده در زمان تغییرات بار نیز حایز اهمیت است. در این مقاله شناسایی حلقه بسته سیستم احتراق ارائه شده است. با توجه به حساسیت، پیچیدگی، غیر خطی و حلقه بسته بودن سیستم، شناسایی سیستم با استفاده از روش‌های هوشمند مانند سیستم استنباط فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS) بازگشتی و شبکه با ورودی‌های برون‌زا (NARX) سری- موازی انجام می‌گیرد. در انتها مقایسه نتایج دو روش با یکدیگر و همچنین مقایسه با داده‌های واقعی نمونه‌برداری شده از بویلر واحد ۳۲۰ مگاوات نیروگاه بخار اصفهان- ایران ارائه شده و دقت روش‌ها نشان داده می‌شود.

کلیدواژه: حلقه احتراق، سیستم استنباط فازی- عصبی تطبیقی بازگشتی، شبکه با ورودی‌های برون‌زای سری- موازی، شناسایی سیستم، مجزاسازی سیستم.

۱- مقدمه

از پیچیده‌ترین سیستم‌های اتوماتیک در نیروگاه‌های حرارتی می‌توان به بویلر- توربین اشاره کرد [۱] و [۲]. این سیستم چندمتغیره به واسطه داشتن مؤلفه‌های غیر خطی، تغییرات زمانی زیاد و حضور کاراکترهای دینامیکی مختلف عملکردهای متفاوتی از خود نشان می‌دهد [۳] و [۴]. شناسایی و کنترل دقیق بویلر- توربین بسیار مشکل است و پیچیدگی‌های زیادی در طراحی دارد [۵] و [۶]. بخش‌های بویلر- توربین شامل سه حلقه اصلی کنترلی شامل احتراق، دما و سطح آب درام است و نمی‌توان به عنوان یک واحد یکپارچه برای شناسایی و کنترل در نظر گرفت [۷] و [۸]. فشار بخار سوپرهدیت یکی از مهم‌ترین پروسه‌های موجود در بویلر است که به طور مؤثر به تنظیم کیفیت توان خروجی اثرگذار است [۹] و [۱۰]. کنترل احتراق با ترکیب مناسب سوخت و هوا صورت می‌گیرد تا در نهایت، فشار بخار تولیدشده توسط بویلر، علی‌رغم اغتشاشات، ثابت بماند و بنابراین نیاز به یک مدل دقیق از سیستم تحت مطالعه است. به منظور شناسایی مدل دقیقی از سیستم غیر خطی و پیچیده بویلر، روش‌های مختلفی ارائه شده است. در [۱۱] و [۱۲] از تکنیک‌های محاسباتی به

این مقاله در تاریخ ۲۱ آبان ماه ۱۳۹۵ دریافت و در تاریخ ۵ بهمن ماه ۱۳۹۶ بازنگری شد.

احسان آقاداتی، مرکز تحقیقات ریزشبکه‌های هوشمند، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران، (email: ehsanfirma@yahoo.com).

غضنفر شاهقلیان (نویسنده مسئول)، دانشکده مهندسی برق، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران، (email: shahgholian@iaun.ac.ir).

1. Nonlinear Autoregressive Model with Exogenous Input
2. Fuzzy C-Means
3. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

کوره را تعیین می‌نماید که در انتها فشار بخار مناسب برای توربین را مهیا می‌سازد.

۳- طراحی مدل جعبه سیاه سیستم

در این بخش به ساختار شبکه ANFIS بازگشتی، NARX و مدل پیشنهادی برای شناسایی حلقه احتراق بویلر اشاره می‌شود.

۳-۱ ساختار فازی عصبی یا ANFIS

یک سیستم استنتاج فازی به طور کلی متشکل از قوانین فازی و توابع عضویت و عملگرهای فازی ساز و نافازی ساز است. با استفاده از استنتاج فازی، داده ورودی می‌تواند داده خروجی را تولید کند [۲۵] و [۲۶]. کلید سیستم استنتاج فازی، شناسایی پایگاه قوانین است. مشکلاتی که در تنظیم سیستم فازی وجود دارد عبارتند از (الف) روش‌های استاندارد برای تبدیل دانش یا تجربه انسانی در داخل پایگاه قوانین وجود ندارد و (ب) نیاز به تنظیم بیشتر توابع عضویت^۲ برای کاهش خطای خروجی و افزایش کارایی است. برای رفع این مشکل‌ها ساختار ANFIS متشکل از پنج لایه پیشنهاد شده است [۲۷].

لایه اول: هر گره i در این لایه یک درجه عضویت از یک برچسب زبانی تولید می‌کند. به عنوان مثال، تابع گره i برابر است با

$$Q_i^1 = \mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{(x - v_i)}{\sigma_i} \right]^{2b_i}} \quad (1)$$

که در آن x ورودی گره i ، A_i برچسب زبانی (کوتاه، بلند و ...) همراه با این گره و b_i ، v_i و σ_i مجموعه پارامترهای فرض مقدم در نظر گرفته می‌شوند.

لایه دوم: هر گره در این لایه قدرت شلیک (وزن) هر قانون را طبق حاصل ضرب زیر محاسبه می‌کند

$$Q_i^2 = W_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y) \quad (2)$$

لایه سوم: گره i در این لایه نسبت قدرت شلیک قانون i ام به مجموع قدرت‌های شلیک تمام قوانین را حساب می‌کند

$$Q_i^3 = \bar{W}_i = \frac{w_i}{\sum w_j} \quad (3)$$

برای سادگی، خروجی‌های این لایه قدرت‌های شلیک نرمالیزه شده نامیده می‌شوند.

لایه چهارم: هر گره i در این لایه یک تابع گره است

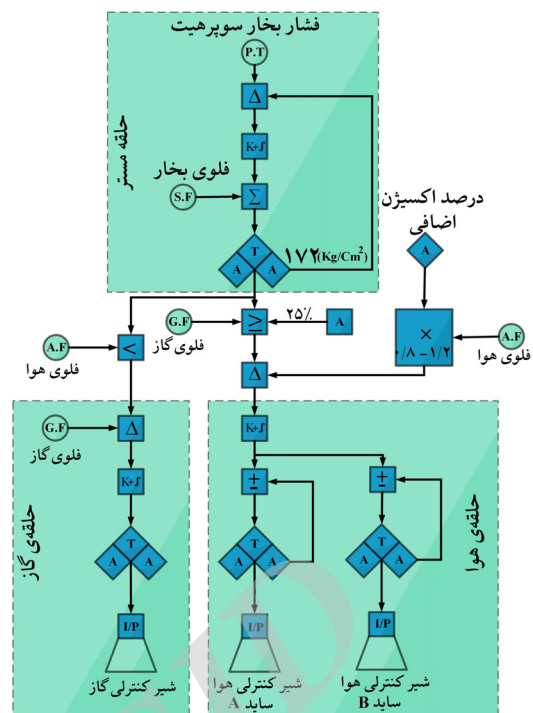
$$Q_i^4 = \bar{W}_i f_i = \bar{W}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (4)$$

که \bar{W}_i خروجی لایه سه است. پارامترها در این لایه به عنوان پارامترهای پی‌آیند در نظر گرفته می‌شوند.

لایه پنجم: گره منفرد در این لایه خروجی کل را به عنوان مجموع تمام سیگنال‌های دریافتی محاسبه می‌کند [۲۸]

$$Q_i^5 = OverallOutput = \sum \bar{W}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad (5)$$

در ساختار فازی-عصبی استفاده شده در این مقاله ورودی و خروجی شبکه به ترتیب $[X(t), X(t-1), Y(t-1)]$ و $Y(t)$ می‌باشند و تعداد



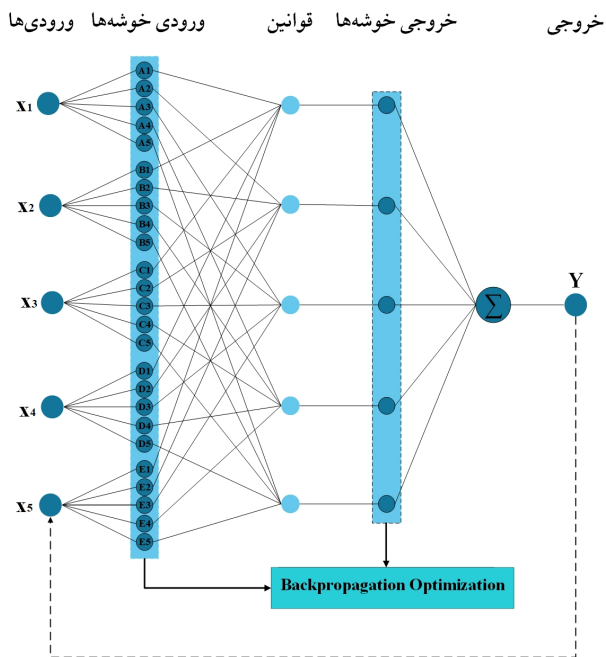
شکل ۱: مدار کنترل احتراق.

نظر گرفته‌اند که نمی‌توانند بیانگر یک مدل واقعی و مؤثر در کاربرد نیروگاهی باشند. اگر این بخش‌ها به صورت مجزا شناسایی شوند، یک مدل دقیق و کارآمدتر نسبت به حالت یکپارچه ارائه خواهد شد که می‌توان کنترل‌کننده‌های کاربردی برای سیستم طراحی کرد.

در این مقاله شناسایی حلقه بسته سیستم احتراق با استفاده از روش‌های هوشمند ANFIS بازگشتی و NARX ارائه شده است. داده‌های ورودی-خروجی از حلقه احتراق نیروگاه ۳۲۰ اصفهان-ایران تحت کنترل حلقه بسته تعیین شده‌اند. خطای روش‌های شناسایی ANFIS بازگشتی و NARX با داده‌های واقعی نمونه‌برداری از نیروگاه، به دست آمده و در انتها دو روش با یکدیگر مقایسه می‌شوند. نتایج نشان می‌دهند که شناساگر NARX در مقایسه با ANFIS بازگشتی دقیق‌تر عمل کرده است.

۲- حلقه احتراق بویلر واحد پنج نیروگاه اصفهان

ایجاد توازن بین انرژی ورودی به بویلر یعنی دبی سوخت و هوا با میزان انرژی خروجی یعنی دبی بخار با کیفیت ثابت هدف اصلی سیستم کنترل احتراق است به طوری که عمل احتراق به بهترین نحو و بالاترین راندمان صورت پذیرد [۲۳] و [۲۴]. اگر ایستگاه کنترل بویلر در حالت اتوماتیک قرار داشته باشد، میزان تقاضای بویلر توسط سیستم کنترل بار^۱ فراهم می‌گردد و اگر ایستگاه کنترل بویلر در حالت دستی باشد، تقاضای بار بویلر توسط اپراتور تعیین می‌گردد. شکل ۱ مدار کنترل احتراق را نشان می‌دهد. میزان تقاضای آتش (سوخت و هوا) به بویلر توسط سیگنال خروجی ایستگاه کنترل بویلر تعیین می‌گردد. با استفاده از سیگنال تقاضای بویلر و سیگنال‌های دبی سوخت و هوا، یک مدار کنترل انتخاب اتوماتیک، نسبت منطقی سوخت و هوا را برای یک احتراق خوب در شرایط مختلف فراهم می‌نماید و سپس سیگنال تقاضای سوخت و هوا پس از اعمال شدن محدودیت‌های سوخت و هوا، میزان دبی سوخت و هوای ورودی به



شکل ۳: مدل پیشنهادی ANFIS بازگشتی برای احتراق بویلر.

دیگر کمترین باشد. در اینجا مراکز خوشه‌ها برای تصاحب داده‌ها رقابت می‌کنند. یک خوشه خوب باید دارای این ویژگی باشد که فاصله داده‌های موجود در آن نسبت به مرکز آن خوشه، کمینه باشد. برای این کار، مجموع فاصله داده‌ها را نسبت به مرکز خوشه محاسبه و کمینه می‌کنیم. پس می‌توان یک تابع هدف تعریف کرد

$$ObjectiveFunction = \sum D(x_i, c_j(i)) = \frac{1}{n} \sum D(x_i, c_j(i)) \quad (8)$$

در این قسمت تابع هدف در نهایت به صورت میانگین مجموع مربعات بازنویسی شده است. می‌توان درجه تعلق x_i به خوشه j را به صورت $u_j(x_i)$ بیان کرد

$$u_j(x) = \frac{1}{\sum_k [\frac{D(c_j, x)}{D(c_k, x)}]^{m-1}} , \quad 0 \leq u_j(x) \leq 1 \quad (9)$$

$$Objectivefunction = \frac{1}{n} \sum D(x_i, c_j(i))^2 \times u_j(x) \quad (10)$$

سپس با رابطه زیر نرمالیزه می‌شود

$$u_j(x) = \frac{u_j(x)}{\sum_k u_k(x)} , \quad \sum_j u_j(x) = 1 \quad (11)$$

تمام مراکز (c_j) با رابطه زیر به روز می‌شوند

$$c_j = \frac{[\sum_i u_j(x) x_i]}{\sum_i u_j(x)} \quad (12)$$

از مرحله دو تکرار می‌شود تا همگرایی حاصل شود. همگرایی یعنی مراکز خوشه‌ها تغییر محسوسی نداشته باشد. شکل ۲ روندنمای روش خوشه‌بندی میانگین مراکز فازی را نشان می‌دهد.

در شکل ۳ ساختار ANFIS بازگشتی مورد استفاده برای احتراق بویلر به صورت یک سیستم چندورودی-تک‌خروجی ارائه شده که ورودی اول



شکل ۴: روندنمای میانگین مراکز فازی.

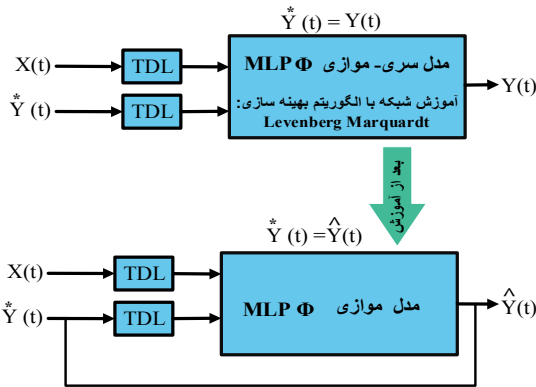
تأخیرها با استفاده از آزمایش و سعی و خطا به دست آمده است. رابطه بین ورودی‌ها و خروجی با استفاده از تابع \hat{f} به صورت زیر تقریب زده شده است

$$\hat{Y}(t) = \hat{f}[X(t), X(t-1), Y(t-1)] \quad (6)$$

میانگین مراکز فازی یک روش خوشه‌بندی داده است که در آن هر داده متعلق به یک خوشه با یک درجه عضویت می‌باشد. روش FCM با یک حدس اولیه برای مراکز خوشه‌ها شروع می‌شود. حدس اولیه برای این مراکز خوشه‌ها اغلب نادرست است و به علاوه FCM درجه عضویت هر داده را برای هر خوشه تعیین می‌کند. پیوسته مراکز خوشه و درجات عضویت برای هر داده تغییر می‌کند و FCM پیوسته مراکز خوشه را برای پیدا کردن محل مناسب آنها جابه‌جا می‌کند. این تکرار مبتنی بر به حداقل رساندن تابع هدف است که نشان‌دهنده فاصله هر داده نسبت به مرکز خوشه است. مسئله خوشه‌بندی به صورت فرموله‌شده به صورت زیر بیان می‌شود [۲۹]

$$\begin{aligned} \text{داده‌ها: } & x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n \in R^d \\ \text{مراکز خوشه‌ها: } & c_1, c_2, \dots, c_k \in R^d \\ \text{خوشه‌ها: } & A_1, A_2, \dots, A_j, \dots, A_k \\ x_i \in A_j & \Leftrightarrow j = \arg \min D(x_i, c_j) \end{aligned} \quad (7)$$

که در آن فضای R^d بعدی، k تعداد خوشه‌ها و یا تعداد مراکز خوشه‌ها و n تعداد داده‌ها می‌باشند و A_j ، c_j و x_i جمله عمومی هستند. یعنی داده x_i در صورتی عضو خوشه A_j خواهد بود که فاصله x_i با مرکز خوشه A_j نسبت به فاصله x_i با تمام مراکز خوشه‌های



شکل ۵: مدل سری- موازی و موازی شبکه NARX.

است. مقررات بدین صورت در نظر گرفته می‌شود که $\hat{Y}(t)$ نشان‌دهنده تخمین شبکه NARX یا مقدار پیش‌بینی شده و $Y^*(t)$ نشان‌دهنده فیدبک خروجی در مدل شبکه NARX است. زمانی که $Y^*(t) = Y(t)$ ، این سبک ساختار سری- موازی نامیده می‌شود و زمانی که $Y^*(t) = \hat{Y}(t)$ ، این سبک ساختار موازی نامیده می‌شود. در فرایند شناسایی با استفاده از مدل NARX، آموزش شبکه به صورت سری- موازی انجام می‌گیرد و سپس بعد از آموزش به ساختار موازی تبدیل می‌شود [۳۲]. شکل ۵ مدل شبکه NARX را نشان می‌دهد.

پارامترها معمولاً از طریق فرایند اکتشافی یا الگوریتم بهینه‌سازی به دست می‌آیند. الگوریتم مارکوارت لوبنرگ^۲ برای تنظیم وزن‌های شبکه استفاده شده که سریع‌ترین الگوریتم آموزش است اما نیاز به حافظه بیشتر با استفاده از محدوده همگرایی همان خطا در مقایسه با الگوریتم‌های دیگر دارد. شکل ۶ ساختار پیشنهادی شبکه NARX موازی، برای احتراق بویلر و شیرهای کنترلی را نشان می‌دهد. تعداد تأخیرهای ورودی- خروجی، تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها با استفاده از سعی و خطا به دست آمده است.

۴- شبیه‌سازی و ارزیابی

روند شناسایی سیستم با استفاده از ساختار ANFIS بازگشتی و NARX متشکل از چهار مرحله است:

(۱) جمع‌آوری داده‌ها: نمونه‌برداری از سیستم توسط داده‌بردار موجود در نیروگاه و با توجه به ورودی- خروجی سیستم مورد نظر انجام می‌شود.

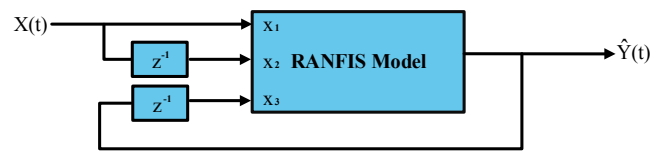
(۲) تعیین بیشترین تأخیر ورودی و خروجی: این مرحله به صورت تجربی یا سعی و خطا انجام می‌شود تا به نتیجه ایده‌آل رسیده شود.

(۳) آموزش ANFIS بازگشتی و NARX: با توجه به ساختار ارائه شده در شکل‌های ۳، ۴ و ۶ به آموزش ANFIS بازگشتی و NARX پرداخته می‌شود.

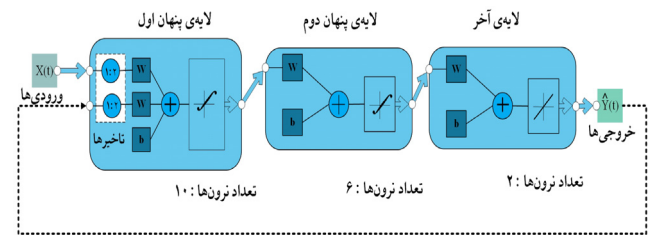
(۴) محاسبه جذر میانگین مربعات خطا: در نهایت با محاسبه RMSE و فیتنس میزان دقت شناسایی پاسخ سیستم و پاسخ مدل سنجیده می‌شود. برای این منظور از رابطه زیر استفاده می‌شود [۳۲]

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{t=1}^K (y(t) - \hat{y}(t))^2} \quad (15)$$

$$fitness = [1 - \frac{norm(y_{real} - \hat{y}_{est})}{norm(y_{real} - mean(y_{est}))}] \times 100 \quad (16)$$



شکل ۴: ساختار ANFIS بازگشتی برای شیرهای کنترلی حلقه احتراق.



شکل ۶: ساختار پیشنهادی شبکه NARX برای احتراق بویلر و شیرهای کنترلی.

x_1 ، تأخیر ورودی اول x_r ، ورودی دوم x_r ، تأخیر ورودی دوم x_r ، تأخیر خروجی x_0 و x_0 خروجی سیستم است. تعداد توابع عضویت ورودی و نحوه ارتباط آنها در ایجاد قوانین با استفاده از الگوریتم FCM به دست آمده است. توابع عضویت ورودی طبق به صورت تابع گوسی است

$$f(x) = \exp\left(\frac{-0.5(x - c_j)^2}{\sigma_j^2}\right) \quad (13)$$

که در آن c مرکز و σ پهنای باند تابع گوسی است. در ساختار ساگنو^۱ برای تشکیل توابع عضویت خروجی از دو روش خطی و عدد ثابت استفاده می‌شود که در این مقاله از روش خطی استفاده شده است. قوانین فازی در این ساختار طبق قوانین If-Then به صورت زیر نمایش داده می‌شود

Rule 1: if x_1 is A_1 and x_2 is B_1 and x_3 is C_1 and x_4 is D_1 and x_5 is E_1 then $Y_1 = a_1x_1 + b_1x_2 + c_1x_3 + d_1x_4 + e_1x_5 + f_1$

...
...
...

Rule 5: if x_1 is A_5 and x_2 is B_5 and x_3 is C_5 and x_4 is D_5 and x_5 is E_5 then $Y_5 = a_5x_1 + b_5x_2 + c_5x_3 + d_5x_4 + e_5x_5 + f_5$

ضرایب مجهول شبکه یعنی c_j و σ_j و همچنین a_i ، b_i ، c_i ، d_i ، e_i و f_i با استفاده از روش بهینه‌سازی پس‌انتشار به دست می‌آیند. در شکل ۴ ساختار ANFIS بازگشتی مورد استفاده برای شیرهای کنترلی به صورت یک سیستم چندورودی- تک‌خروجی ارائه شده که ورودی اول x_1 ، تأخیر ورودی اول x_r ، تأخیر خروجی x_r و x_0 خروجی سیستم است.

۳-۲ مدل NARX

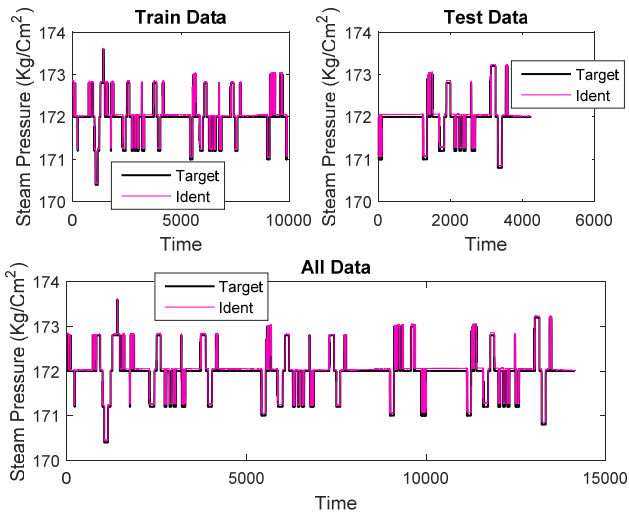
شبکه NARX، سیستم غیر خطی گسسته را با استفاده از داده‌های ورودی و خروجی تأخیردار توصیف می‌کند [۳۰] و [۳۱]. شناسایی سیستم احتراق بویلر، شیرهای کنترلی گاز و هوا در حلقه احتراق طبق رابطه زیر در ساختار NARX است

$$Y(t) = \phi[X(t), X(t-1), X(t-2); Y(t-1), Y(t-2)] \quad (14)$$

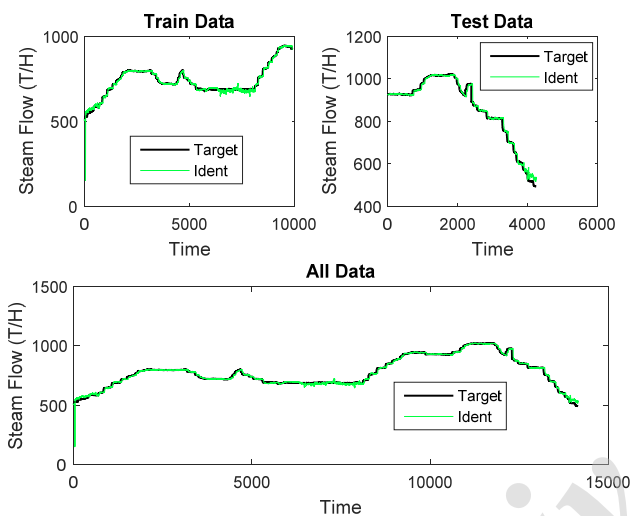
که $X(t)$ و $Y(t)$ به ترتیب نشان‌دهنده بردارهای ورودی و خروجی سیستم هستند، از سیستمی با گام زمانی t و ϕ نشان‌دهنده تابع نگاشت غیر خطی که توسط شبکه پرسپترون چندلایه (MLP) به دست آمده

2. Marquardt Levenberg

1. Sugeno



شکل ۱۰: شناسایی فشار بخار سوپر هیت با استفاده از ساختار NARX.

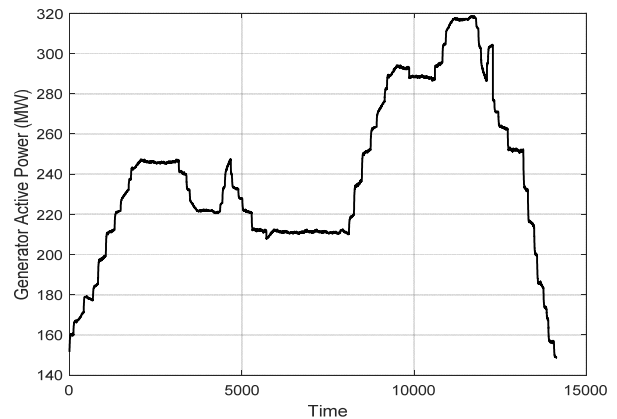


شکل ۱۱: شناسایی فلو بخار سوپر هیت با استفاده از ساختار ANFIS بازگشتی.

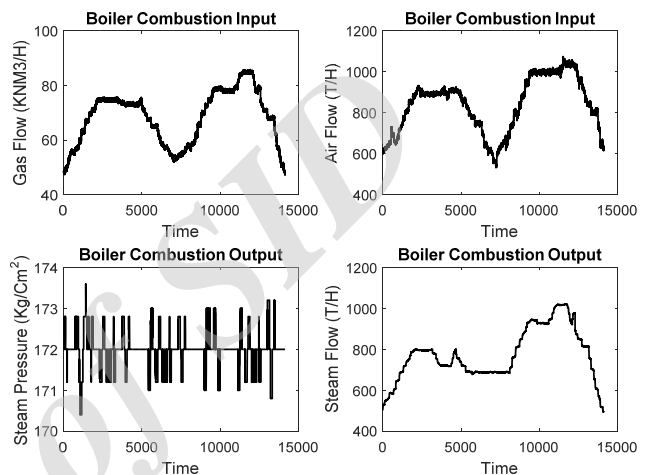
خواص لازم برای شناسایی را دارا باشد به دلخواه انتخاب کرد. در شناسایی حلقه بسته، سیگنال تحریک همان خروجی کنترل کننده است. با این حال واضح است که شناسایی تحت کنترل فیدبک خروجی و بدون تحریک مداوم، دارای نتایج غیر کاربردی است. در بسیاری از روش‌های مرسوم برای به دست آوردن شناسایی حلقه بسته کاربردی، به طور پیوسته سیگنال تست تحریک را به سیستم حلقه بسته اضافه می‌کنند [۳۰]. سیستم مورد بررسی در این مقاله نیز تقریباً دارای همین شرایط است. پس از بررسی سیکل نیروگاه و با توجه به مدار کنترلی حلقه احتراق در شکل ۱ عمل نمونه برداری در زمان مانور نیروگاه از توان خروجی ۱۶۰ مگاوات تا ۳۲۰ مگاوات و سپس بازگشت به توان ۱۶۰ مگاوات در طی مدت زمان تقریباً چهار ساعت با گام زمانی یک ثانیه در شرایط حلقه بسته انجام شده است. شکل ۷ داده‌های نمونه برداری توان خروجی نیروگاه را نشان می‌دهد.

داده‌های نمونه برداری ورودی - خروجی برای سیستم احتراق بویلر در شکل ۸ نشان داده شده است. با استفاده از ساختار ANFIS بازگشتی و ساختار NARX شناسایی سیستم احتراق بویلر انجام می‌گیرد.

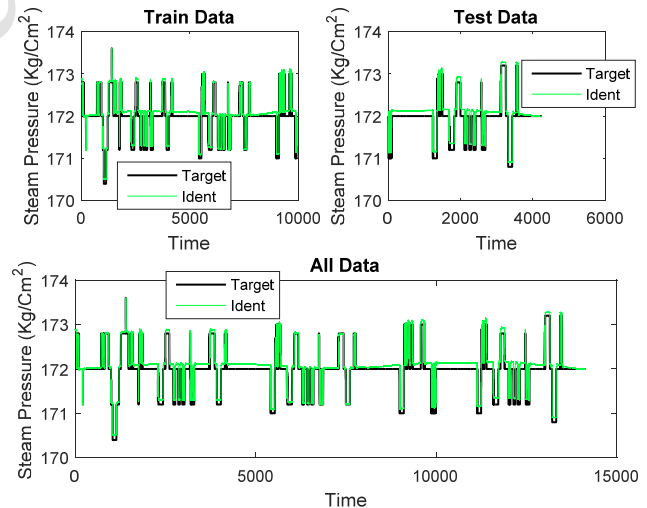
مقایسه پاسخ مدل سیستم واقعی با پاسخ مدل به دست آمده در شکل‌های ۹ تا ۱۲ نشان داده شده است. در مدل‌های به دست آمده، ۷۰٪ داده‌های نمونه برداری برای آموزش، ۳۰٪ برای تست و ۱۵٪ به صورت تصادفی برای ارزیابی انتخاب شده‌اند. همان طور که مشاهده می‌شود



شکل ۷: توان خروجی نیروگاه.



شکل ۸: داده‌های ورودی - خروجی سیستم واقعی احتراق بویلر.



شکل ۹: شناسایی فشار بخار سوپر هیت با استفاده از ساختار ANFIS بازگشتی.

حلقه احتراق متشکل از سه قسمت است: احتراق بویلر، شیرهای کنترلی گاز و هوا. ابتدا با استفاده از داده‌های نمونه برداری و ساختارهای پیشنهاد شده برای ANFIS بازگشتی و NARX، شناسایی سیستم احتراق بویلر و سپس شناسایی سیستم شیرهای کنترلی گاز و هوا ارائه می‌شود.

۴-۱ شناسایی سیستم احتراق بویلر

انتخاب سیگنال تحریک، یک مرحله مهم در شناسایی حلقه باز و یا حلقه بسته است. نتایج و عملکرد به دست آمده به وضوح با توالی تحریک مرتبط هستند. در شناسایی حلقه باز می‌توان یک سیگنال تحریک که

جدول ۱: بازه ترانسیمترها.

مؤلفه‌ها	بازه ترانسیمترها
فشار بخار	۰-۲۲۰
فلوی بخار	۰-۱۲۰۰
فلوی گاز	۰-۱۰۰
فلوی هوا	۰-۱۳۰۰

جدول ۲: شرایط اولیه کنترل کننده‌ها.

شرایط اولیه	انتگرال گیر
حلقه مستر	-۰٫۸۵
حلقه گاز	-۳٫۴
حلقه هوا	-۵

جدول ۳: ضرایب کنترل کننده‌ها.

ضرایب کنترل کننده	متناسب K_p	انتگرال گیر $K_{I(R/M)}$
حلقه مستر	۰٫۶۷	۲
حلقه گاز	۰٫۶۷	۱
حلقه هوا	۰٫۶۷	۳

ورودی برای شیرهای کنترلی است و باید مقادیر سیگنال‌های فلوی بخار، فلوی گاز و فلوی هوا را مطابق (۱۸) به درصد تبدیل کرد که در آن ماکسیمم مقدار سیگنال N و درصد به دست آمده از سیگنال P است

$$P = \frac{N}{R} \times 100 \quad (18)$$

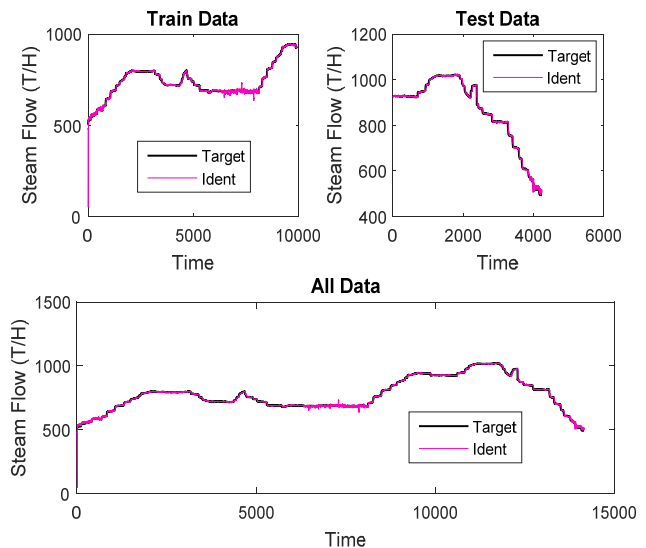
سپس با استفاده از (۱۸) مقدار گین تنظیم به دست می‌آید

$$K_f = \frac{P_{SteamFlow}}{P_{GasOrAirFlow}} \quad (19)$$

د) حال با استفاده از سیگنال ورودی به دست آمده و با بهره‌گیری از ساختارهای ANFIS بازگشتی و NARX می‌توان مدل دقیقی از کنترل والوها ارائه کرد که در شکل‌های ۱۴ تا ۱۷ نتایج به دست آمده نشان داده شده‌اند. روش‌های پیشنهاد شده در این مقاله به درستی و با دقت بالا توانسته‌اند مدل شیرهای کنترلی گاز و هوا را شناسایی کنند. این مدل‌ها می‌تواند در کارهای آتی برای طراحی کنترل کننده‌های هوشمند، بسیار مفید باشد. در این مدل‌سازی‌ها نیز عملکرد ساختار NARX بهتر و دقیق‌تر از ساختار ANFIS بازگشتی است. درصد فیتنس به دست آمده و همچنین مقایسه RMSE در جدول ۴ بیانگر دقت بالای ساختار NARX نسبت به ANFIS بازگشتی است.

۵- نتیجه گیری

در این مقاله، شناسایی حلقه بسته احتراق یک واحد ۳۲۰ مگاواتی نیروگاهی با استفاده از روش‌های NARX و ANFIS بازگشتی انجام پذیرفته است. با استفاده از نمونه‌برداری از داده‌های نیروگاه اصفهان و سپس با بهره‌گیری از روش‌های هوشمند تطبیقی، فشار بخار به عنوان مؤلفه هدف، شناسایی گردید. نتایج به دست آمده بیانگر ردیابی مناسب و قابل اطمینان در عمل است. همچنین برتری شناساگر NARX نسبت به ANFIS بازگشتی را شاهد هستیم، چرا که این ساختار با عملکرد بازگشتی مناسب، خروجی هدف را بسیار دقیق‌تر تعقیب کرده است. مقادیر خطای RMSE و فیتنس به دست آمده نیز بیانگر همین واقعیت است.



شکل ۱۲: شناسایی فلوی بخار سوپر هیت با استفاده از ساختار NARX.

فشار و فلوی بخار سوپر هیت توسط روش‌های پیشنهادی در این مقاله با دقت خوبی شناسایی شده‌اند. در همه شکل‌ها، مراحل آموزش و تست به صورت جداگانه نمایش داده شده که دقت بالای مراحل آموزش و تست نشان از آموزش خوب شبکه و به تبع آن شناسایی دقیق مدل سیستم است، البته مدلی که با استفاده از ساختار NARX به دست آمده دارای دقت بیشتر است. درصد فیتنس به دست آمده و همچنین مقایسه RMSE بیانگر این قضیه است.

۴- شناسایی شیرهای کنترلی گاز و هوا

داده‌های نمونه‌برداری در حلقه احتراق برای بویلر در شکل ۸ نشان داده شد که ورودی بویلر، خروجی شیرهای کنترلی است. سیگنال ورودی شیرهای گاز و هوا توسط داده‌بردار در نیروگاه نمونه‌برداری نمی‌شوند. حال برای شناسایی سیستم شیرهای کنترلی احتیاج به سیگنال ورودی است که به دست آوردن آن متشکل از چهار مرحله است:

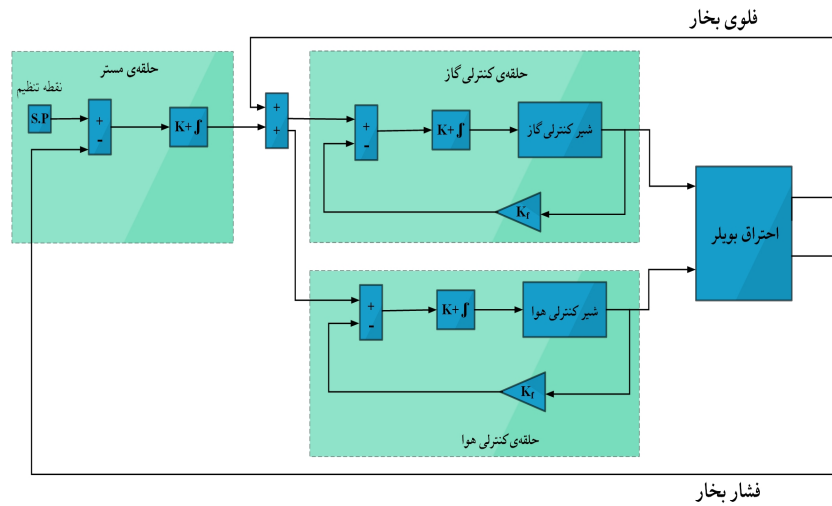
الف) مقادیر فشار بخار خروجی سوپر هیت، فلوی بخار، فلوی گاز و فلوی هوا دارای واحدهای مختلف می‌باشند که باید با استفاده از بازه ترانسیمترها مطابق جدول ۱ و (۱۷) یکسان شوند و در بازه $[-10, 10]$ ولت قرار بگیرند. داده‌ها D ، طول بازه ترانسیمترها R و بازه جدید داده‌ها V که بین ۱۰ تا ۱۰- ولت است

$$V = \frac{D}{R} \times 20 - 10 \quad (17)$$

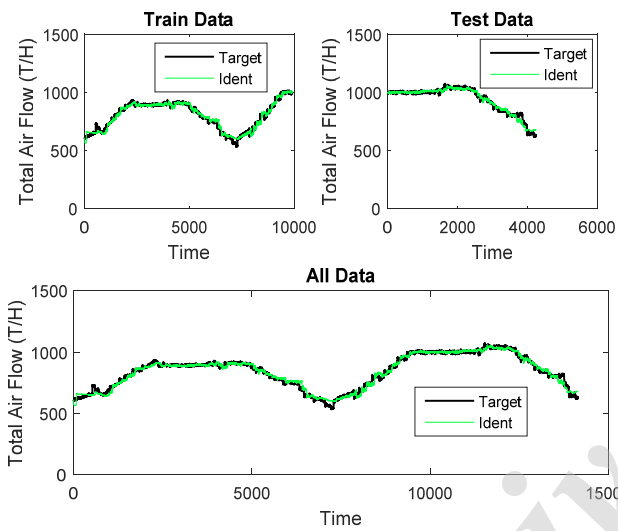
ب) با توجه به این که سیستم در حالت پایدار و حلقه بسته بررسی شده است، با در اختیار داشتن نقطه تنظیم^۱ فشار بخار سوپر هیت که در شکل ۱ و در حلقه مستر نمایش داده شده و شرایط اولیه طبق جدول ۲ و ضرایب کنترل کننده‌های PI طبق جدول ۳ که از نیروگاه به دست آمده، می‌توان سیگنال خروجی کنترل کننده‌ها را به دست آورد. اما باید توجه داشت برای به دست آوردن سیگنال ورودی شیرهای کنترلی نیاز به یک گین تنظیم در فیدبک خروجی حلقه کنترلی گاز و هوا است تا سیگنال فلوی بخار با سیگنال فلوی گاز و هوا هم‌عرض شود.

ج) به دست آوردن گین تنظیم: با توجه به شکل ۱۳ جمع دو سیگنال فلوی بخار و خروجی سیگنال کنترل کننده حلقه مستر به عنوان etpoint

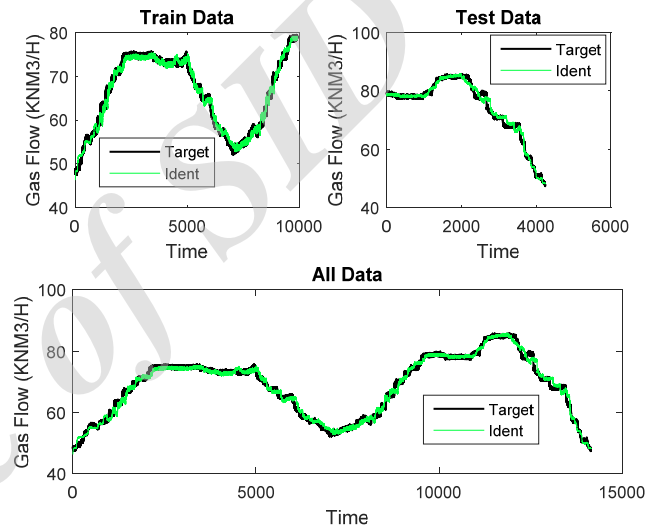
1. Set Point



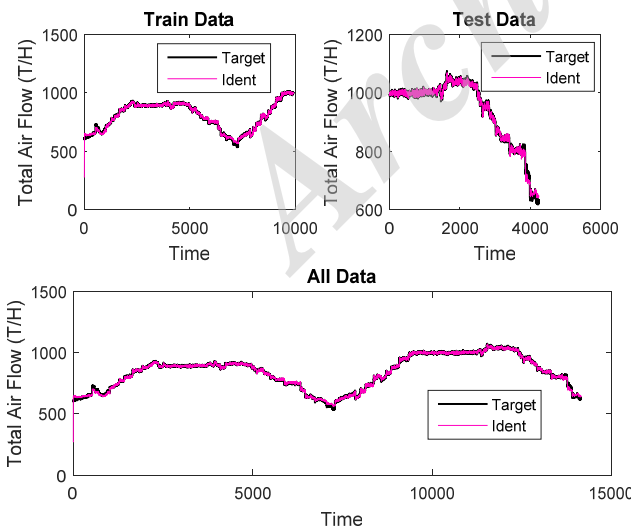
شکل ۱۳: حلقه احتراق.



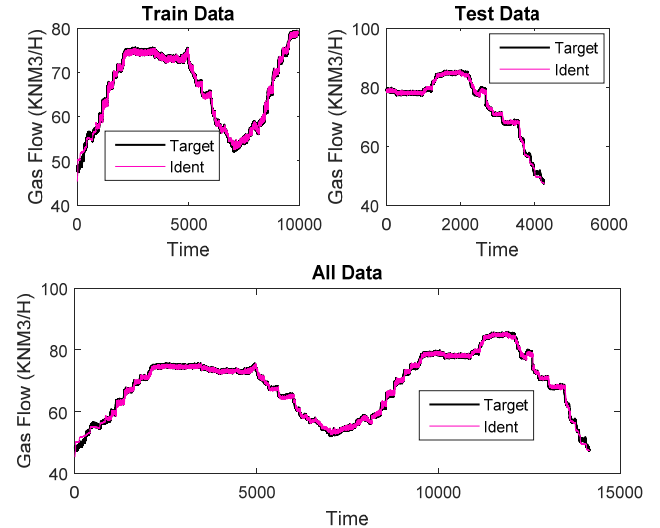
شکل ۱۶: شناسایی شیر کنترلی هوا با استفاده از ساختار ANFIS بازگشتی.



شکل ۱۴: شناسایی شیر کنترلی گاز با استفاده از ساختار ANFIS بازگشتی.



شکل ۱۷: شناسایی شیر کنترلی هوا با استفاده از ساختار NARX.



شکل ۱۵: شناسایی شیر کنترلی گاز با استفاده از ساختار NARX.

مراجع

[1] A. Shoulaie, M. Bayati-Poudeh, and G. Shahgholian, "Damping torsional torques in turbine generator shaft by novel PSS based on genetic algorithm and fuzzy logic," *J. of Intelligent Procedures in Electrical Technology*, vol. 1, no. 2, pp. 3-10, Sep. 2010.

اکنون می‌توان به کمک این شناسایی، یک کنترل‌کننده همسو را با روش‌های یادشده به سیستم اضافه کرد تا بهترین بازده از سیستم به دست آید.

جدول ۴: مقایسه مقادیر RMSE و فیتنس بین روش‌های ANFIS بازگشتی و NARX.

مؤلفه‌ها	RMSE	
	ANFIS بازگشتی	NARX
فشار بخار	تمام داده‌ها	۰,۳۹۵۲
	داده‌های آموزش	۰,۲۶۰۴
	داده‌های تست	۰,۱۹۹۲
فولوی بخار	داده‌های ارزیابی	۰,۳۶۸۲
	تمام داده‌ها	۳,۸۹۱۲
	داده‌های آموزش	۱,۹۶۸۸
فولوی گاز	داده‌های تست	۳,۰۰۵۲
	داده‌های ارزیابی	۳,۲۱۳۶
	تمام داده‌ها	۰,۳۲۰۰
فولوی هوا	داده‌های آموزش	۰,۱۹۲۵
	داده‌های تست	۰,۲۷۱۷
	داده‌های ارزیابی	۰,۱۹۸۴
فیتنس	تمام داده‌ها	۱,۸۲۲۷
	داده‌های آموزش	۱۱,۱۲۵۱
	داده‌های تست	۱,۷۳۸۰
فیتنس	داده‌های ارزیابی	۵,۱۹۸۳
	تمام داده‌ها	۹۳,۷۵
	داده‌های آموزش	۹۸,۸۷
فیتنس	داده‌های تست	۹۷,۴۷
	داده‌های ارزیابی	۴۹,۰۹
	تمام داده‌ها	۸۷,۳۲

- [14] S. M. Camporeale, B. Fortunato, and A. Dumas, "Dynamic modeling of recuperative gas turbines," in *Proc. by IMECH*, vol. 1, pp. 213-225, May 2000.
- [15] D. Wang, B. Huang, L. Meng, and P. Han, "Predictive control for boiler-turbine unit using ANFIS," in *Proc. of the IEEE Conference on Test and Measurement, ICTM'09*, vol. 2, 4 pp., Hong Kong, China, 5-6 Dec. 2009.
- [16] I. T. Nabney and D. C. Cressy, "Neural network control of a gas turbine," *Neural Computing and Applications*, vol. 4, no. 4, pp. 198-208, Dec. 1996.
- [17] V. Verda and R. Borchiellini, "Energetic and economic evaluation of control strategies for a gas turbine plant," *J. of Energy*, vol. 29, no. 12, pp. 2253-2271, Oct. 2004.
- [18] M. Basso, L. Giarre, and G. Zappa, "NARX models of an industrial power plant gas turbine," *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, vol. 13, no. 4, pp. 599-604, Jul. 2005.
- [19] M. Rahnema, H. Ghorbani, and A. Montazeri, "Nonlinear identification of a gas turbine system in transient operation mode using neural network," in *Proc. of the 4th Conf. on Thermal Power, CTPP'12, Plants*, 6 pp., Tehran, Iran, 18-19 Dec. 2012.
- [20] L. C. Deng, G. J. Wang, and H. Chen, "Fuzzy identification on inverse dynamic process of steam temperature object of boiler," in *Proc. of the CSEE*, vol. 27, no. 20, pp. 76-80, Jul. 2007.
- [21] H. X. Zhu, J. Shen, and Y. G. Li, "A novel dynamic clustering algorithm and its application in fuzzy modeling for thermal processes," in *Proc. Int. Conf. on Machine Learning and Cybernetics*, pp. 34-40, Dalian, China, 13-16 Aug. 2006.
- [22] L. Chaoshun, Z. Jianzhong, L. Qingqing, A. Xueli, and X. Xiang, "A new T-S fuzzy-modeling approach to identify a boiler-turbine system," *Expert Systems with Applications*, vol. 37, no. 3, pp. 2214-2221, Mar. 2010.
- [23] O. M. Mohamed Vall and R. M'hiri, "An approach to polynomial NARX/NARMAX systems identification in a closed-loop with variable structure control," *International J. of Automation and Computing*, vol. 5, no. 3, pp. 313-318, 2008.
- [24] G. R. Ahmadi and D. Toghraie, "Energy and energy analysis of Montazeri Steam Power Plant in Iran," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, no. 1, pp. 454-463, Apr. 2016.
- [25] G. Shahgholian and A. Movahedi, "Coordinated control of TCSC and SVC for system stability enhancement using ANFIS method," *International Review on Modelling and Simulations*, vol. 4, no. 5, pp. 2367-2375, Oct. 2011.
- [26] A. Movahedi, G. Shahgholian, and M. R. Yousefi, "Designing of controllers for non-linear liquid level system with ANFIS method," in *Proc. of the 4th Int. Conf. on Computer and Electrical Engineering*, vol. 1, pp. 99-103, Singapore, Oct. 2011.
- [27] M. Wei, B. Bai, A. H. Sung, Q. Liu, J. Wang, and M. E. Cather, "Predicting injection profiles using ANFIS," *Information Sciences*, vol. 177, no. 20, pp. 4445-4461, Oct. 2007.
- [28] H. Fattahi, "Adaptive neuro fuzzy inference system based on fuzzy c-means clustering algorithm, a technique for estimation of thm penetration rate," *International J. of Optimization in Civil Engineering*, vol. 6, no. 2, pp. 159-171, Dec. 2016.
- [29] J. C. Bezdec, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Plenum Press, New York, 1981.
- [30] F. Zhao, L. Hu, and Z. Li, "Nonlinear system identification based on NARX network," in *Proc. 10th Asian Control Conf., ASCC'09*, pp. 517-525, Kota Kinabalu, Malaysia, 31 May -3 Jun. 2009.
- [31] M. Annabestani and N. Naghavi, "Nonlinear identification of IPMC actuators based on ANFIS-NARX paradigm," *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 209, pp. 140-148, 1 Mar. 2014.
- [32] T. P. Vogl, J. K. Mangis, A. K. Rigler, W. T. Zink, and D. L. Alkon, "Accelerating the convergence of the backpropagation method," *Biological Cybernetics*, vol. 59, no. 4-5, pp. 257-263, Sept. 1988.

احسان آقاودوی تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد به ترتیب در سال‌های ۱۳۹۲ و ۱۳۹۶ در رشته مهندسی برق در دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف-آباد به پایان رسانده است. زمینه‌های علمی مورد علاقه ایشان ایده‌های نو در منطق فازی، شبکه‌های عصبی کم عمق و پر عمق و رباتیک است.

غضنفر شاهقلیان تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۰ و ۱۳۷۳ در دانشگاه صنعتی اصفهان و دانشگاه تبریز و دکترای مهندسی برق را در دانشگاه علوم و تحقیقات تهران به پایان رسانده و هم‌اکنون دانشیار دانشکده مهندسی برق دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف-آباد است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: الکترونیک قدرت، دینامیک سیستم‌های قدرت و انرژی‌های نو.

- [2] G. Shahgholian, P. Shafaghi, and H. Mahdavinab, "A comparative analysis and simulation of ALFC in single area system for different turbines," in *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Information and Automation, ICECT'10*, pp. 50-54, Kuala Lumpur, Malaysia, 7-10 May 2010.
- [3] W. Ya-Gang, C. Shi-Yuan, C. Wen-Jian, Z. Xi, and L. Xiao-Feng, "Closed-loop identification for boiler-turbine coordinated control system of power unit," in *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Information and Automation, ICECT'13*, pp. 789-793, Siem Reap, Cambodia, 19-21 Jun. 2013.
- [4] A. Shoulaie, M. Bayati-Poodeh, G. Shahgholian, and A. H. Zaeri, "Fuzzy logic controller for damping sub-synchronous oscillation in power system," in *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Information and Automation, ICECT'07*, vol. 1, pp. 887-892, Kuala Lumpur, Malaysia, 25-28 Nov. 2007.
- [5] Advance Manufacturing Office, *Improving Steam System Performance: A Sourcebook for Industry*, Department of Energy, Energy Efficiency and Renewable Energy, Washington D.C., 2004.
- [6] S. Li, Y. Wang, and Z. Zhao, "Performance evaluation of the boiler combustion control system based on data-driven," in *Proc. of the IEEE/ICIA*, pp. 2547-2551, 8-10 Aug. 2015.
- [7] Z. Lijun, "Design of the boiler temperature measure and controlling system for fuzzy and coupling system," in *Proc. of the IEEE 2nd Int. Conf. on Computing, Control and Industrial Engineering, ICECT'11*, vol. 1, pp. 26-28, Wuhan, China, 20-21 Aug. 2011.
- [8] P. U. Sunil, J. J. Barve, and P. S. V. Nataraj, "Boiler drum-level control using QFT," in *Proc. of the IEEE/NUICONE*, 6 pp., Ahmedabad, India, 28-30 Nov. 2013.
- [9] E. Woodruff, H. Lammers, and T. Lammers, *Steam Plant Operation*, McGraw-Hill, 9th Edition, 2012 (ISBN: 978-0-07-166796-8).
- [10] D. Wang and S. Yuan, "Identification of LPV model for superheated steam temperature system using A-QPSO," *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 69, pp. 1-13, Dec. 2016.
- [11] H. Kim, et al., "Prediction-based feedforward control of superheated steam temperature of a power plant," *International J. of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 71, pp. 351-357, Oct. 2015.
- [12] Q. Z. Al-Hamdan and M. S. Ebaid, "Modeling and simulation of a gas turbine engine for power generation," *J. of Engineering for Gas Turbines and Power*, vol. 128, no. 2, pp. 302-311, Apr. 2006.
- [13] G. Crosa, F. Pittaluga, A. Trucco, F. Beltrami, A. Torelli, and F. Traverso, "Heavy duty gas turbine plant aerothermodynamic simulation using simulink," *ASME Gas Turbines and Power*, vol. 120, no. 3, pp. 550-556, Jul. 1998.