

مدلسازی بویلر یک‌گذر نوع بنسون با استفاده از روش محاسبات نرم

علی غفاری^{*}، علی چائی بخش[†]

چکیده

در این مقاله، بخش‌های مختلف یک واحد تولید بخار، بر اساس روش ترکیبی محاسباتی نرم متشکل از سیستم‌های منطق فازی، شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک برای بررسی رفتار دینامیکی آن مدل شده است. در این روش ترکیبی، روش بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک برای استخراج قوانین بهینه اگر-آنگاه فازی مدلهای پیشنهادی استفاده شده است. این درحالی است که پارامترهای توابع عضویت با استفاده از تکنیک‌های محاسباتی شبکه‌های عصبی تنظیم می‌گردد. برای این منظور، روش پس انتشار خطا در الگوریتم یادگیری بکار رفته است. فرآیند یادگیری بر اساس داده‌های تجربی بدست آمده از یک مجموعه کامل آزمایش‌های میدانی تهیه گردیده است. برای بررسی کارایی و صحت مدلهای تهیه شده، پاسخ این مدلها با رفتار واقعی مقایسه شده است. نتایج شبیه‌سازی، کارایی مدل‌های تهیه شده و امکان استفاده از آنها را با توجه به دقت مدلها و انحراف کم پاسخ آنها نسبت پاسخ سیستم واقعی، نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی

بویلر یک‌گذر - محاسبات نرم - سیستم منطق فازی - شبکه عصبی - الگوریتم ژنتیک.

Modeling a Once-Through Benson Type Boiler Based on Soft Computing Approach

Ali Ghaffari, Ali Chaibakhsh

Department of Mechanical Engineering, K.N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran.

Abstract

In this paper, different subsystems of a steam generating plant are modeled based on the development of as soft computing approach using a combination of fuzzy logic, neural networks and genetic algorithm in order to characterize the essential dynamic behavior of the plant subsystems. Genetic algorithms are applied to these models in order to extract the optimized fuzzy rules for each subsystem. The parameters of fuzzy membership functions are tuned by the learning techniques of the neural network. The back-propagation is employed for the training algorithm. The training approach is executed based on the experimental data obtained from a complete set of field experiments in a specific power plant. To validate the accuracy and performance of the models, the responses of corresponding models are compared with the response of the real plants. Simulation shows the effectiveness and feasibility of the developed model in term of more accurate and less deviation between the responses of the models and the corresponding subsystems.

Keywords

Once-Through Boiler - Soft Computing - Fuzzy Logic System - Neural Network - Genetic Algorithm.

^{*} دانشیار دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، تهران پارس، انتهای وفادار شرقی، صندوق پستی ۱۶۷۶۵-۳۳۸۱.

Email: ghaffari@kntu.ac.ir

[†] دانشجوی دکترای مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.

Email: chaibakhsh@gmail.com

۱- مقدمه

بررسی رفتار و تحلیل دینامیک فرآیندهای پیچیده، در طراحی سیستمهای کنترلی خبره، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. نیاز به تولید توان الکتریکی بیشتر سبب شده تا مدلسازی مجموعه بویلر-توربین کاربرد گسترده‌ای در طراحی و بررسی کارایی سیستمهای کنترلی طراحی شده پیدا کند.

با توجه به پیچیدگی‌های موجود در این نوع از سیستمها و همچنین فقدان یک مدل غیرخطی مناسب که بتواند رفتار دینامیکی آن را در محدوده گسترده عملکرد بیان نماید، سبب شده تا تهیه مدل‌های ریاضی بر اساس رفتار دینامیکی سیستم واقعی بسیار مورد توجه قرار گرفته است. با استفاده از تکنیک‌های شناسایی، امکان تهیه مدل‌های جعبه سیاه بر اساس اطلاعات تجربی جمع‌آوری شده فراهم شده است [۱]. چهار مرحله اصلی تهیه این مدل‌ها بر اساس آزمایش تجربی شامل، جمع‌آوری داده‌های آزمایش، انتخاب ساختار مدل، تعیین پارامترها و بررسی صحت مدل می‌باشد [۲].

از جمله روش‌های شناسایی استفاده از مدل‌های منطق فازی است که در مدلسازی سیستم‌های پیچیده با رفتار غیرخطی و نامعینی‌های فراوان است [۳-۴]. در سالهای اخیر، استفاده از روش بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک، در آموزش و تطبیق پارامترهای سیستم‌های دینامیکی مورد توجه فراوان قرار گرفته است [۵].

در بسیاری از مسائل، استفاده ترکیبی از روش الگوریتم ژنتیک در ساختار شبکه عصبی، ابزار مناسبی را برای بهینه‌سازی سیستم‌های منطق فازی، ایجاد می‌نماید [۶]. الگوریتم ژنتیک دارای مزیت‌های فراوانی نسبت به روش‌های مرسوم است که از آن جمله می‌توان به عدم نیاز به ساختار کامل مدل سیستم و قابلیت جستجوی عمومی برای دست یافتن به جواب بهینه اشاره نمود [۷].

کاربرد روش الگوریتم ژنتیک در آموزش سیستم‌های منطق فازی شامل تنظیم پارامترهای توابع عضویت و/یا تنظیم قوانین اگر-آنگاه فازی می‌باشد. در مسائلی که قوانین فازی به صورت یک مجموعه مستدل ظاهر نمی‌شوند، استفاده از ژنتیک الگوریتم برای تعیین قوانین فازی مورد استفاده قرار می‌گیرد [۸].

در این مقاله با استفاده از روش محاسبه نرم ترکیبی شامل سیستم‌های منطق فازی، شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک مدل مناسبی برای بخش‌های مختلف یک بویلر یک گذر بنسون تهیه شده است. هر زیر مجموعه از این سیستم به صورت یک مدل فازی-عصبی چند لایه در نظر گرفته شده است. از الگوریتم ژنتیک برای تعیین پارامترهای قوانین اگر-آنگاه فازی و از روش پس انتشار خطا برای تنظیم پارامترهای توابع عضویت استفاده شده است. فرآیند آموزش با استفاده از داده‌های بدست آمده از آزمایش تجربی بر روی یک واحد نیروگاه انجام و سپس برای ارزیابی صحت و دقت مدل‌های تهیه شده با استفاده

۲- ساختار شبکه فازی - عصبی

در این مقاله از سیستم فازی عصبی برای مدلسازی بخش‌های مختلف استفاده شده است. این مدل شامل یک مدل فازی TSK با ساختار عصبی می‌باشد. یک سیستم فازی به صورت مجموعه‌ای از قوانین اگر-آنگاه (If-Then) به صورت زیر قابل بیان است [۹].

$$\text{IF } x_1 \text{ is } LX_1^j \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } LX_n^j, \text{ THEN } y^j = c_0^j + c_1^j x_1 + \dots + c_n^j x_n \quad (1)$$

که در آن LX_n^j تابع عضویت متناسب با متغیر ورودی x_n می‌باشد. در یک سیستم فازی با n ورودی و N قانون، توسط یک ساختار شبکه‌ای مستقیم، با N واحد پردازش عصبی و در پنج لایه قابل نمایش است. این ساختار برای یک مدل فازی-عصبی با سه ورودی و یک خروجی در شکل (۱) نشان داده شده است. عملکرد و محتوی هر لایه به صورت زیر است.

- لایه اول (L_1): در این لایه، هر گره بیانگر یک تابع کلامی متناسب با آن گره است. در این مقاله تمامی این توابع، از نوع تابع گوسی به صورت زیر می‌باشند که در آن α و β پارامترهای تابع عضویت هستند.

$$\mu_r(x_i) = \frac{1}{e^{\frac{(x_i - \alpha)^2}{\beta}}} \quad (2)$$

- لایه دوم (L_2): در این لایه، تمامی خروجی‌های لایه قبل در هم ضرب می‌شوند تا درجه وابستگی قانون مربوطه را تعیین نمایند.

$$w_r = \prod_{i=1}^n \mu_r(x_i) \quad (3)$$

- لایه سوم (L_3): در این لایه، درجه وابستگی هر قانون نسبت به مجموعه درجات وابستگی نرمال سازی می‌شود

$$\bar{w}_r = \frac{w_r}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (4)$$

- لایه چهارم (L_4): در این لایه، هر گره نتیجه قانون وزن دار مربوطه را با توجه به درجه وابستگی آن محاسبه می‌نماید

$$\bar{y}_r = \bar{w}_r \cdot y_r = \bar{w}_r (c_0^j + c_1^j x_1 + \dots + c_n^j x_n) \quad (5)$$

- لایه پنجم (L_5): در این لایه فقط یک واحد وجود دارد که به تمام واحدهای لایه چهارم متصل است. این گره خروجی سیستم فازی را توسط جمع تمام ورودی‌های آن تعیین می‌نماید.

دبی سوخت است. همچنین خروجی این سیستم شامل دبی بخار، دما و فشار خروجی می‌باشد. در این صورت بردار ورودی-خروجی برای سیستم فازی به صورت زیر بدست خواهد آمد.

$$\text{Input} = \begin{bmatrix} \dot{m}_{fuel} & \dot{m}_{in} & T_{in} \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

$$\text{Output} = \begin{bmatrix} \dot{m}_{out} & P_{out} & T_{out} \end{bmatrix}^T \quad (9)$$

در بخش‌هایی همانند تبخیرکننده و صرفه‌جو، میزان دبی هوای احتراق بر روی دینامیک این بخش‌ها موثر است. برای در نظر گرفتن این متغیر باید یک ورودی به مجموعه ورودی‌ها اضافه شود. یک پیشنهاد برای در نظر گرفتن این ورودی، استفاده از نسبت سوخت به هوا است. در این صورت بردار ورودی برای بخش‌های تبخیرکننده و صرفه‌جو به صورت زیر بدست خواهد آمد.

$$\text{Input} = \begin{bmatrix} \frac{\dot{m}_{fuel}}{\dot{m}_{in}} & T_{in} & \frac{\dot{m}_{fuel}}{\dot{m}_{air}} \end{bmatrix}^T \quad (10)$$

دمای خروجی بخش‌های فوق گرم بویلر توسط پاشش آب کنترل می‌شود. برای مدل‌سازی این بخش، بردار ورودی به صورت رابطه (۱۱) در نظر گرفته می‌شود.

$$\text{Output} = \begin{bmatrix} T_{in} & \dot{m}_{in} & T_{spray} & \dot{m}_{spray} \end{bmatrix}^T \quad (11)$$

در اینجا بردار خروجی، فقط دمای خروجی در نظر گرفته شده است. در این صورتی است که از افت فشار در این اجزا صرف نظر شود. همچنین باید توجه نمود که دبی خروجی $\dot{m}_{out} = \dot{m}_{in} + \dot{m}_{spray}$ خواهد بود.

۵- آموزش و بررسی رفتار مدل

در این بخش، پارامترهای مدل‌های ارائه شده برای بخش‌های مختلف بویلر، بر اساس داده‌های بدست آمده از آزمایش‌های تجربی، تنظیم می‌شوند. در شکل (۴)، نحوه آموزش سیستم‌های فازی عصبی ارائه شده است. چنانچه مشاهده می‌شود، این روش شامل دو فاز مجزا است. در مرحله اول، پارامترهای قوانین فازی با استفاده از روش بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک (GA) تعیین و سپس در مرحله دوم، به منظور کاهش خطای مدل‌سازی، پارامترهای توابع عضویت، با استفاده از روش پس انتشار خطا تنظیم می‌شوند.

در رابطه (۷)، هر ردیف از پارامترهای ماتریس C، نشان دهنده یک قانون فازی بوده و در نتیجه، هر یک از المانهای آن، وابسته به موقعیت آن در ماتریس C خواهد بود. به علت عملکرد ویژه روش الگوریتم ژنتیک، این خصوصیت امکان استفاده از این روش را برای تنظیم قوانین فازی مساعد می‌سازد [۳].

در آموزش توسط الگوریتم ژنتیک، ارزیابی یک جمعیت توسط تابع تطبیق (Fitness function) انجام می‌شود. در این مقاله، این مقدار بر اساس میانگین مربعات خطا محاسبه می‌شود. در این صورت، خطای

$$y = \sum_{i=1}^N \bar{y}_i \quad (6)$$

تمامی الگوهای ورودی خروجی برای این سیستم به صورت زیر قبل نمایش است.

$$Y_{M \times 1} = X_{M \times (n+1)N} C_{(n+1)N \times 1} \quad (7)$$

در بسیاری موارد تعداد الگوها بیش از پارامترهای سیستم است. در این صورت هیچ راه حل مشخصی برای معادله (۷) وجود نخواهد داشت. در فرآیند یادگیری، پارامترهای ماتریس C و پارامترهای توابع عضویت باید بر اساس داده‌های تجربی تنظیم گردند. در بخش دیگر، نحوه انتخاب ورودی و خروجی‌های هر سیستم ارائه شده است.

۳- مشخصات سیستم

در این مقاله یک واحد نیروگاه حرارتی با توان تولیدی ۴۴۰ مگاوات مورد بررسی و مدل‌سازی قرار گرفته است. مولد بخار این واحدها از نوع بحرانی یک گذر بنسون است. نحوه قرارگیری بخش‌های مختلف این بویلر در شکل (۲) نشان داده شده است. حرارت لازم در این بویلر توسط چهارده مشعل که در کف آن قرار دارند تامین می‌شوند. آب تغذیه ورودی به بویلر پس از عبور از صرفه‌جو وارد بخش تبخیرکننده می‌شود. در بخش تبخیرکننده، آب به بخار تبدیل شده و دمای آن به 365°C می‌رسد. بخار خروجی از این بخش وارد اولین بخش فوق گرم (شماره ۱) شده و بعد از خروج از آن به فوق گرم شماره دو وارد می‌شود. دمای بخار خروجی از این بخش به حدود 407°C می‌رسد. بخار خروجی به بخش فوق گرم شماره سه می‌شود. دمای بخار خروجی از بخش فوق گرم شماره سه توسط میزان آب سرد اسپری شده به داخل بخار در حدود 470°C ثابت نگه داشته می‌شود. این بخار به بخش فوق گرم شماره چهار فرستاده می‌شود تا دمای آن به 535°C و فشار آن به $18/1 \text{ MPas}$ برسد. بخار خروجی از بویلر وارد توربین شده و پس از انبساط در بخش فشار بالا آن برای افزایش فشار و حرارت وارد بخش بازگرمایش می‌شود. بخار بازگرم شده دارای دمای 535°C و فشار $4/35 \text{ MPas}$ است. این بخار به توربین فشار متوسط و پس از آن وارد توربین فشار پایین می‌شود. بخار منبسط شده در توربین از طریق زیرکش‌های آن به کندانسور فرستاده می‌شود تا دوباره در چرخه تولید مورد استفاده قرار گیرد.

۴- انتخاب ورودی-خروجی

در بخش‌های مختلف بویلر، حرارت حاصل از احتراق سوخت به سیال عامل منتقل شده و سبب افزایش دمای آن می‌شود. بر این اساس، هر بخش از بویلر را می‌توان به فرم شکل (۳) در نظر گرفت و برای آن مدلی تهیه نمود. ساختار این مدل، به صورت مجموعه‌ای از سه سیستم استنتاج فازی (FIS) سه ورودی-یک خروجی (MISO) است. ورودی‌های این مجموعه شامل دبی بخار (آب)، دمای ورودی و

برای حذف نویزهای نامطلوب انجام می‌گردد. همچنین باید به این نکته توجه نمود که اثر ورودی سوخت بر روی خروجی هر بخش، با تاخیر زمانی قابل توجه ظاهر می‌شود که این تاخیر، باید در هنگام تهیه داده‌های آموزش در نظر گرفته شود. تاخیر زمانی برای هر یک از بخش‌های بویلر در جدول (۱) ارائه شده است.

مدل‌های ارائه شده زمانی که بار از ۱۰۰ به ۸۰ درصد تغییر می‌نماید آموزش دیده و صحت آنها در هنگامی که بار از ۸۰ به ۱۰۰ درصد تغییر می‌نماید، بررسی می‌گردد. مشخصات مدل و پارامترهای بهینه‌سازی در جدول‌های (۲) و (۳) ارائه شده است. همچنین، فلوجارت فرآیند آموزش و تعیین پارامترهای مدل در شکل (۶) آمده است. تنظیم پارامترهای توابع عضویت و قانون‌ها فازی تا کوچک شدن خطای مدل ادامه می‌یابد.

پاسخ مدل‌های ارائه شده و پاسخ سیستم واقعی بخش‌های مختلف بویلر در شرایط حالت گذار و ماندگار مقایسه و در شکل‌های شده است. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که رفتار مدل‌های تهیه شده در محدوده معینی از تغییرات بار، در شرایط گذار و حالت ماندگار مشابه سیستم واقعی است.

در شکل (۱۰) رفتار مدل تبخیرکننده ارائه شده است. تغییرات مقدار هوای احتراق بخصوص در زمان تغییر بار، باعث تغییر دمای دیواره تبخیرکننده می‌شود. چنانچه مشاهده می‌شود، مدل پیشنهادی این شرایط را بخوبی تعقیب نموده به طوری که خطای مدلسازی کمتر از ۰/۵ درصد است.

۶- نتیجه

در این مقاله، بخش‌های مختلف یک بویلر بحرانی یک گذر بنسون با استفاده از روش محاسبه نرم شامل استفاده از سیستم‌های منطق فازی، روش‌های محاسباتی شبکه عصبی و روش بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک مدل شده است.

مقایسه پاسخ مدل‌های تهیه شده و پاسخ سیستم واقعی با ورودی‌های یکسان، کارایی و دقت مدل‌های تهیه شده را محدوده مشخصی از عملکرد سیستم را نشان می‌دهد.

با توجه به اینکه مدل‌های تهیه شده توسط روش محاسبات نرم مدل‌های جامعی نبوده و در خارج از محدوده آموزش دیده از دقت کافی برخوردار نیستند، برای پوشش محدوده گسترده عمل باید از چند مدل برای کل بازه عملیاتی سیستم استفاده نمود.

با توجه به اینکه رفتار بویلرهای یک گذر در شرایط بار پایین و راه‌اندازی (کمتر از ۳۵٪ بار) کاملاً متفاوت با رفتار آن در شرایط کار عادی است، برای این شرایط باید از مدل متفاوت و یا استراتژی‌های متفاوتی برای مدلسازی سیستم استفاده نمود.

قابل ذکر است که مجموعه داده‌های مدلسازی و بررسی صحت مدل دو مجموعه متفاوت می‌باشند.

E به صورت مقدار میانگین مربع تفاضل خروجی هدف y^* و خروجی هدف y به صورت زیر بدست می‌آید.

$$E = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (y_p^* - y^{(p)})^2 \quad (12)$$

که در آن P تعداد ورودی‌های مورد استفاده در فرآیند آموزش است.

پیشنهاد شده است که برای افزایش دقت مدل، مقادیر اولیه پارامترهای مجموعه قوانین بر اساس بهترین رفتار سیستم تعیین گردند [۳]. مقادیر اولیه این پارامترها بر اساس شرایط حالت ماندگار سیستم تعیین می‌گردند. اگر دمای خروجی T_{out} ، در شرایط حالت ماندگار به صورت زیر در نظر گرفته شود؛

$$T_{outlet} = a \cdot \dot{m}_{in} + b \cdot \dot{m}_{fuel} + c \cdot T_{in} + d \quad (13)$$

که در آن $\dot{m}_{in}$ ، $\dot{m}_{fuel}$ و T_{in} به ترتیب دبی ورودی، دبی سوخت و دمای ورودی می‌باشند. با در نظر گرفتن شرایط حالت ماندگار سیستم واقعی، بین دو بار ۳۸۰ تا ۴۴۰ مگاوات با دو مقدار میانی ۴۰۰ و ۴۲۰ مگاوات، می‌توان پارامترهای a ، b ، c و d را تعیین نمود (شکل ۵). در این صورت معادله (۱۳) با چهار مقدار نامعلوم، برای چهار حالت ماندگار قابل حل است. مقادیر بدست آمده به عنوان مقدار اولیه تمام قوانین فازی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

برای تعیین مقدار اولیه پارامترهای توابع عضویت، محدوده عملکرد را به بخش‌های مساوی تقسیم کرده و پارامترهای آن (مقدار مرکزی و گستره) را تعیین می‌نماییم.

برای هر پارامتر تابع عضویت z ، تغییرات z از طریق پس انتشار یک الگو برای یک قانون به صورت زیر بدست خواهد آمد.

$$\Delta z = -\alpha \frac{\partial E}{\partial z} \quad (14)$$

که در آن α فاکتور نرخ یادگیری و E خطا حاصل از رابطه (۱۲) است. با استفاده از قانون زنجیری برای هر پارامتر داریم،

$$\Delta z = -\alpha \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \bar{\tau}_r} \frac{\partial \bar{\tau}_r}{\partial \tau_r} \frac{\partial \tau_r}{\partial \mu} \frac{\partial \mu}{\partial z} \\ = \frac{\alpha}{\mu} y_r (y^* - y) \bar{\tau}_r (1 - \bar{\tau}_r) \frac{\partial \mu}{\partial z} \quad (15)$$

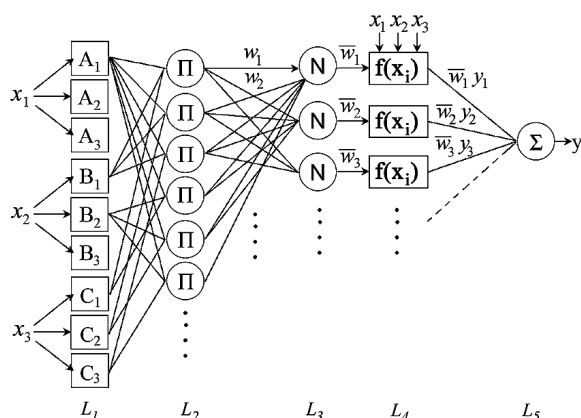
در این صورت، پارامترهای تابع عضویت به صورت زیر تعیین می‌شوند.

$$z_{i,j}(k+1) = z_{i,j}(k) + \Delta z_{i,j}(k) \quad (16)$$

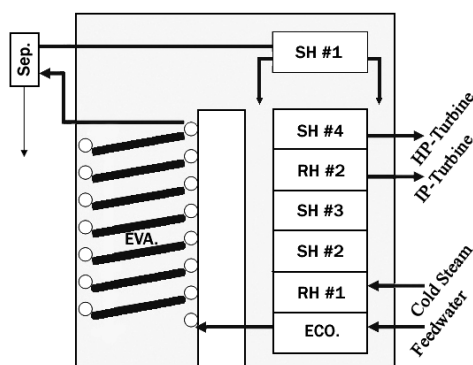
از مراحل مهم، در مدلسازی یک سیستم بر اساس داده‌های تجربی، تهیه داده‌های مناسب از رفتار دینامیکی آن سیستم است. برای این منظور، اطلاعات بخش‌های مختلف بویلر، برای مدت ۶۰ ساعت و با نرخ نمونه‌برداری ۵ ثانیه تهیه و ذخیره شده است. این مجموعه داده، شامل رفتار سیستم در شرایط حالت گذار و ماندگار در محدوده عملکردی بار بالا می‌باشد. با توجه به حساس بودن دقت مدل نسبت به کیفیت داده‌های آموزش، فرآیند آماده‌سازی و فیلتر کردن

۸- شکل‌ها

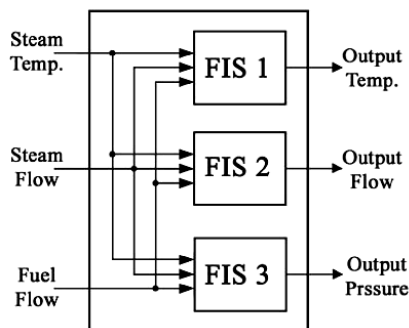
با توجه به مزیت استفاده از روش محاسبه نرم، استفاده از این روش برای فرآیندهای خطی یا غیرخطی پیشنهاد می‌گردد.



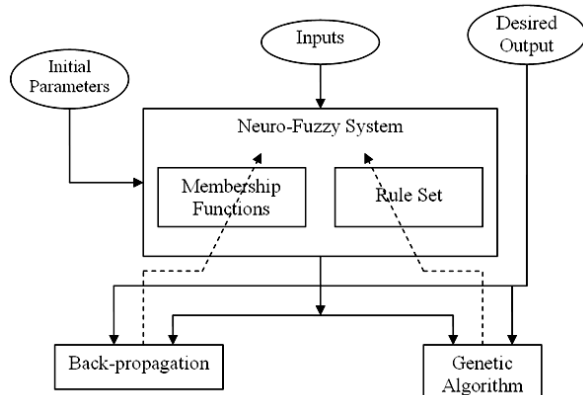
شکل (۱): ساختار سیستم فازی-عصبی با سه ورودی و یک خروجی



شکل (۲): اجزای بویلر یک گذر بنسون



شکل (۳): ساختار مدل فازی-عصبی و ورودی-خروجی‌های آن



شکل (۴): فرآیند آموزش مدل‌های فازی-عصبی

۷- جدول‌ها

جدول (۱): تاخیر زمانی برای بخش‌های مختلف بویلر

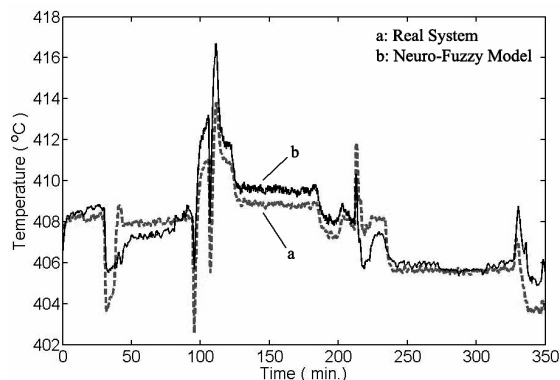
اجزای بویلر	تاخیر زمانی (دقیقه)
فشار خروجی	۰/۶
بازگرمکن	۱/۲
احتراق سوخت	۰/۲
بازگرمکن	۳
پیش‌گرمکن	۴/۲
گرمکن فشار بالا	۵
تبخیرکننده	۰/۸
فوق گرم ۱ و ۲	۰/۹
فوق گرم ۳	۱
فوق گرم ۴	۱/۲

جدول (۲): مشخصات مدل‌های فازی-عصبی

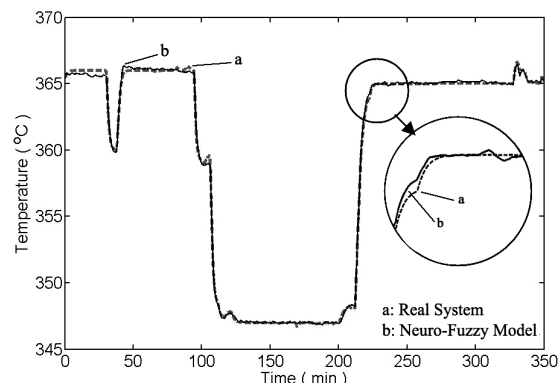
TSK	نوع سیستم
۳	تعداد ورودی
۷۸	تعداد گره
۱۰۸	تعداد پارامترهای خطی
۱۸	تعداد پارامترهای غیرخطی
۲۷	تعداد قوانین فازی
Product	روش And
Weighted Average	روش Defuzzing
Sum	روش Aggument
۴۰۰۰	تعداد مجموعه داده مدل‌سازی
۴۰۰۰	تعداد مجموعه داده تست

جدول (۳): پارامترهای بهینه‌سازی GA

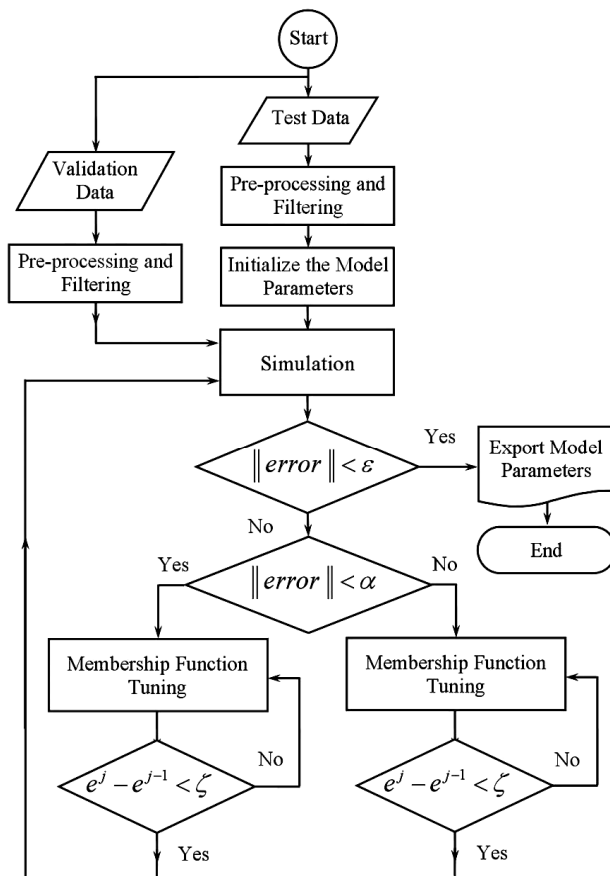
۱۰۰	تعداد جمعیت
۰/۸	Crossover Rate
۰/۱	Mutation Rate
۲۰۰	تعداد نسل‌ها
Forward, Fraction: ۰/۲, Int.: ۲۰	Migration
Stochastic Uniform	انتخاب
Elite Count: ۲	باز تولید



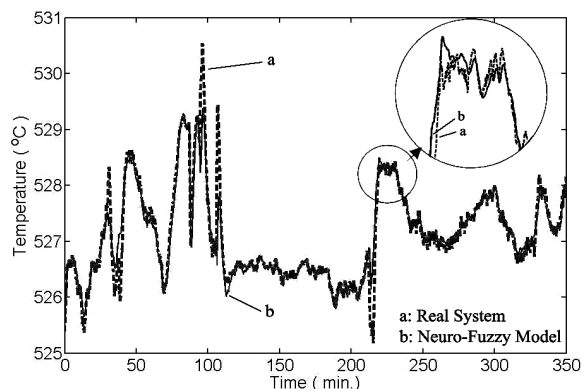
شکل (۹): پاسخ بخش فوق گرم شماره ۱ و ۲



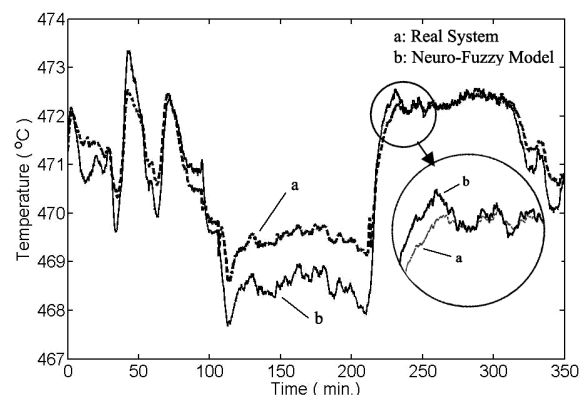
شکل (۱۰): پاسخ بخش تبخیر کننده



شکل (۶): فلوچارت مراحل تنظیم و آموزش مدل



شکل (۷): پاسخ بخش فوق گرم شماره ۴



شکل (۸): پاسخ بخش فوق گرم شماره ۳

مراجع

- [1] Astrom, K.J., Bell, R.D., "Drum-Boiler Dynamics", Journal of Automatica, Vol. 36, pp. 363-378, 2000.
- [2] Ljung, L., System Identification - Theory for the User, Second Edition, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, p. 13, 1999.
- [3] Ghezelayagh, H., Lee, K.Y., "Application of Genetic Algorithm in Extraction of Fuzzy Rules for a Boiler System Identifier", Power Engineering Society Winter Meeting, Vol. 3, pp. 1203-1208, 2001.
- [4] Huh, U.Y., Kim, J.H., "MIMO Fuzzy Model for Boiler-Turbine System", Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Vol. 1, pp. 541-547, 1996.
- [5] Ramirez, R.G., Overall Intelligent Hybrid Control System for Fossil Fuel Power Plant, Ph.D. Thesis, The Pennsylvania State University, The Graduate School, Department of Electrical Engineering, 2000.
- [6] Karnavas, Y.L., Papadopoulos, D.P., "AGC for Autonomous Power System Using Combined Intelligent Techniques", International Journal of Electric Power Systems Research, Vol. 62, pp. 225-239, 2002.
- [7] Horst, R., Pardalos, P., Thoai, N., Introduction to Global Optimization, Second Edition, Kluwer Academic Publishers, Dordrech, pp. 34-36, 2000.
- [8] Fleming, P.J., Purshouse, R.C., "Evolutionary Algorithms in Control Systems Engineering: A Survey", Control Engineering Practice, Vol. 10, pp. 1223-1241, 2002.
- [9] Jang, J.S.R., Sun, C.T., Mitutani, E., Neuro-Fuzzy and Soft Computing, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, pp. 335-340, 1997.