



آشکارسازی زودهنگام خطا در وضعیت گذرای زیرمجموعه بخار نیروگاهی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان

میلاذ مرادی¹، علی چائی‌بخش لنگرودی^{2*}، امین رهمزانی³

1- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه گیلان، رشت

2- استادیار، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه گیلان، رشت

3- استادیار، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

* رشت، صندوق پستی 41635-3756، chaibakhsh@guilan.ac.ir

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 07 تیر 1395

پذیرش: 31 شهریور 1395

ارائه در سایت: 01 آبان 1395

کلید واژگان:

شناسایی عیب

استخراج ویژگی

واحد نیروگاهی

ماشین بردار پشتیبان

حالت گذار

چکیده

در این تحقیق، استفاده از ماشین بردار پشتیبان (SVM) به منظور آشکارسازی زودهنگام عیب افزایش سطح مخزن راه‌انداز در شرایط تغییر بار یک بویلر یک گذر نوع بنسون ارائه شده است. به هم خوردن شرایط حرارتی بویلر بخصوص هنگام تغییر توان کاری واحد، از عوامل تغییر سطح مخزن راه‌اندازی است. با توجه به پیچیدگی دینامیک سیستم، در ابتدا، عوامل مؤثر در افزایش سطح مخزن راه‌انداز با توجه به داده‌های تجربی بدست آمده از یک واحد نیروگاهی شناسایی شده، سپس با انتخاب ویژگی مناسب ابعاد ورودی کاهش یافته است. نتایج تجربی نشان می‌دهد که تغییر دمای دیواره‌ها می‌تواند به عنوان یکی از بهترین شاخصه افت کیفیت بخار در نظر گرفته شود. با مقایسه ویژگی‌های استخراجی در شرایط سالم و ناسالم، مدل مناسبی از خطا با استفاده از ماشین بردار پشتیبان با تابع پایه شعاعی (RBF) به عنوان هسته آن، تهیه شده است. عملکرد سیستم آشکارساز خطا بر اساس داده‌های وقوع دو عیب مشابه در دو بازه زمانی متفاوت از یک واحد بخار نیروگاه بخار بررسی شده است. نتایج حاصل، دقت و قابلیت روش پیشنهادی برای کشف زودهنگام شرایط کارکرد ناسالم در وضعیت تغییر بار واحد را نشان می‌دهد. مزیت روش پیشنهادی، پرهیز از ایجاد آلارم‌های کاذب در بویلرهای نیروگاهی در شرایط تغییر بار است.

Early fault detection in transient conditions for a steam power plant subsystem using support vector machine

Milad Moradi¹, Ali Chaibakhsh Langrodi^{1*}, Amin Ramezani²

1- Department of Mechanical Engineering, University of Guilan, Rasht, Iran

2- Faculty of Electrical Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

* P.O.B. 41635-3756, Rasht, Iran, chaibakhsh@guilan.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper

Received 27 June 2016

Accepted 21 September 2016

Available Online 22 October 2016

Keywords:

Fault detection

Feature extraction

Power plant unit

Support vector machine

Transient condition

ABSTRACT

In this study, an application of support vector machine (SVM) for early fault detection in a Benson type once-through boiler is presented. Thermal conditions disruption inside the boiler during load changes is the main reason for level changes of the start-up vessel. Because of complexity of the system's dynamics, first the effective variables on increasing the level of start-up vessel were identified based on experimental data from a power plant unit. Then, the dimension of input variables was reduced by selecting appropriate features. Experimental results show that the hotwell surfaces' temperature could be considered as the most appropriate indicator for steam quality deterioration. By comparing the extracted features from healthy and unhealthy conditions, appropriate fault model was developed using SVM with radial basis function (RBF) as the kernel. The performance of fault detection system was evaluated with respect to the similar faults at two different time periods that happen in a steam power plant. The obtained results show the accuracy and feasibility of the proposed approach in early detection of faults during the unit's load variations. Advantage of the proposed technique is the prevention of false alarm in power plants' boilers as load changes.

1-مقدمه

[2]. با این وجود، به دلیل عدم تحلیل درست، نقص در اطلاعات سیستم و منشایابی ناصحیح عیب، خطایابی و تعمیر تجهیزات معیوب معمولاً بصورت فوری امکان‌پذیر نمی‌باشد [4,3].

در راستای تولید ایمن به عنوان یکی از اهداف اصلی صنعت برق، بهبود عملکرد و راتفا فناوری ابزارها و روش‌های مهندسی کنترل برای نیل به این هدف و برطرف نمودن بسیاری از مشکلات این صنعت مورد توجه قرار گرفته

در سال‌های اخیر، با افزایش مصرف انرژی الکتریکی و تقاضای روزافزون برای تولید بیشتر انرژی، بازار رقابتی و نیاز به امنیت تولید بیشتر، سبب شده تا ارتقای کارایی تجهیزات تولید برق، به یکی از اولویت‌های این صنعت تبدیل شود [1]. همچنین امروزه پایش شرایط عملکرد و عیب‌یابی واحدهای نیروگاهی، کاهش هزینه نگهداری و افزایش بهره‌وری، مورد توجه بسیار است

پشتیبان از ویژگی‌های استخراج شده برای تهیه یک سیستم کلاسه‌بندی که بتواند شرایط سالم و ناسالم را تشخیص دهد، استفاده می‌شود [12]. ماشین بردار پشتیبان برای مسائل با تعداد کم داده‌ی آموزش و تعداد زیاد ابعاد داده‌ی ورودی، یکی از روش‌های بسیار قدرتمند است [13].

آنچه که در این تحقیق مد نظر است، طراحی یک سیستم عیب‌یاب برای یک واحد بخار نیروگاهی است تا در سریع‌ترین زمان ممکن، عدم کارکرد صحیح واحد را در حالت گذار آن تشخیص و به اپراتور اعلام نماید. تشخیص زود هنگام عدم کارکرد صحیح واحد این مزیت را داراست که به اپراتور فرصت لازم برای اجرای مانور مناسب به منظور حداقل رساندن خطر خروج واحد از مدار تولید را فراهم می‌نماید.

برای این منظور، داده‌های مورد نیاز برای سیستم عیب‌یاب که شامل داده‌های وضعیت سالم و ناسالم حالت گذار واحد بخار بود، انتخاب و استخراج شده است. سپس با کاهش ابعاد آن از طریق استخراج و انتخاب شماری ویژگی، نسبت به آموزش و در نهایت آزمودن سیستم طبقه‌بندی‌کننده اقدام گردید.

مطابق شکل 1 در ادامه، ابتدا به تشریح فرایند مورد مطالعه و معرفی عوامل مؤثر در وقوع آن پرداخته می‌شود. سپس، ضمن معرفی اقدامات صورت گرفته در حوزه داده‌کاوی بر روی داده‌ها، به معرفی با جزئیات بیشتر سیستم طبقه‌بندی‌کننده هوشمند مورد استفاده به عنوان عیب‌یاب پرداخته خواهد شد. در پایان، نتایج حاصل از آزمون سیستم خطایاب هوشمند بر روی داده‌های تجربی ارائه خواهد شد.

2-شرح سیستم مورد مطالعه

مولد بخار مورد مطالعه، یک دیگ بخار بنسون² یک‌گذر³ زیربحرانی 440 مگاواتی با میزان تولید بخار 1408 تن بر ساعت می‌باشد (شکل 2). این کوره با 14 مشعل تحتانی برای گرم کردن کل دیگ بخار بکار گرفته شده است. آب

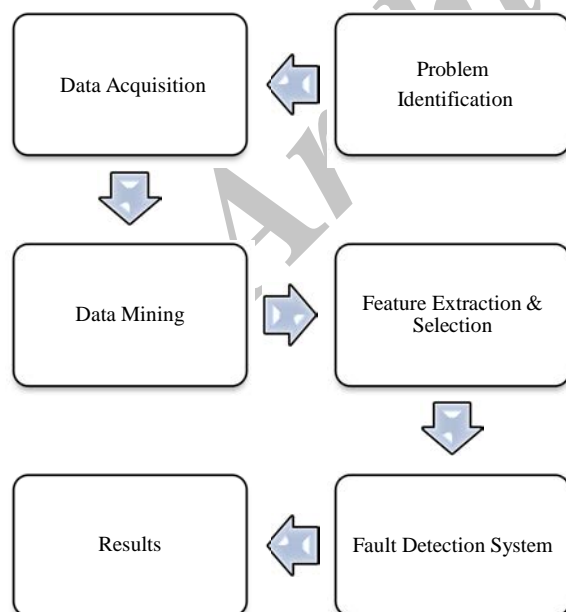


Fig. 1 Flow chart of fault detection process

شکل 1 فلوچارت فرایند عیب‌یابی

است. با این حال، موارد خاصی در فرایندها می‌تواند رخ دهد که سبب ضعف کیفیت محصول، رفتار خارج از کنترل و حتی ایجاد خطر برای اپراتور و محیط زیست شود. این گونه موارد خاص غیر قابل پیش‌بینی، نیاز به توسعه ابزارهای برخط¹ برای کشف آن‌ها و تضمین کیفیت نتایج و عملیات ایمن را سبب می‌شود. مانیتورینگ برخط و عیب‌یابی مجموعه‌های بزرگ اهمیت برجسته‌ای در عملکرد فرایند و نگهداری تجهیزات، قابلیت اطمینان و دسترس‌پذیری مجموعه دارد [6,5]. تشخیص و جداسازی خطا یک زمینه پیچیده و گسترده بوده که توسط بسیاری از نویسندگان و از دیدگاه‌های متنوعی مورد مطالعه قرار گرفته است. روش‌های مانیتورینگ آماری چندمتغیره برای تجزیه و تحلیل داده فرایندها اخیراً به گونه‌ای موفق در امور تشخیص خطا مورد استفاده قرار گرفته‌اند [7]. علاوه بر این، تعداد زیاد داده‌های دریافتی از سنسورهای نصب شده در واحدهای صنعتی سبب شده تا مفهومی چون نگهداری الکترونیکی، به منظور کاهش هزینه نگهداری، انجام آزمایش‌ها و کشف منشاء عیب تجهیزات، ارائه شود [8].

برای چندین دهه، عدم دسترسی به کارشناس خبره به عنوان یکی از مشکلات جدی صنایع بوده است. در این راستا، تلاش برای حل این مسأله منجر به طراحی سیستم خبره مبتنی بر سیستم یادگیری ماشینی شد. در این راستا، برخی از مطالعات به سمت استفاده از هوش مصنوعی متمایل گشت [9]. علاوه بر این از صنایع حساس و مهم انتظار می‌رود به سمتی پیش روند که به حداکثر زمان کارکرد و حداقل زمان عدم دسترسی دست‌یابد. در نتیجه، جلوگیری از عدم کارکرد صحیح سیستم می‌تواند موجب کاهش هزینه ناشی از ایجاد خسارت جدی در آن سیستم شود [10,9].

در نگهداری الکترونیکی، سیستم خطایابی هوشمند نقش حیاتی برای شناسایی عیب ایفا می‌کند. روش‌های داده‌کاوی، هسته مرکزی این سیستم‌های هوشمند را تشکیل داده، تأثیر بسزایی در کارایی آنها دارند [1]. روش‌های خطایابی به دو دسته مبتنی بر مدل و مبتنی بر داده تقسیم‌بندی می‌شود. روش‌های مبتنی بر مدل، نیازمند یک مدل جامع از سیستم بوده، در حالی که موفقیت روش‌های مبتنی بر داده، وابسته به دسترس‌پذیری داده‌ها در بازه زمانی مناسب و روش ریاضی مناسب برای یافتن الگوها در آن داده‌ها می‌باشد. در سیستم‌های صنعتی، به دلیل عدم دسترسی به مدل فرایند (که معمولاً ناشی از پیچیدگی آن است) از یک سو و از سوی دیگر امکان ذخیره داده‌های سیستم به طور مرتب، استفاده از روش‌های آماری مبتنی بر داده از ارجحیت بیشتری برخوردار است.

در میان روش‌های آماری مورد استفاده در عیب‌یابی و خطایابی از جمله می‌توان به شبکه عصبی مصنوعی، سیستم فازی و ماشین بردار پشتیبان اشاره نمود. ماشین بردار پشتیبان بر اساس تئوری یادگیری آماری مبتنی بر اصل اساسی کمینه‌سازی خطر ساختاری در سال 1964 توسط وپنیک و چرونیک معرفی شد. ماشین بردار پشتیبان به عنوان الگوریتم یادگیری ماشینی و به منظور طبقه‌بندی دو کلاس مختلف توسط بوزر و همکاران در سال 1992 و وپنیک در سال 1995 معرفی شد [11].

روش ماشین بردار پشتیبان یک روش مبتنی بر داده است. از این رو نسبت به دانش پروسه و فرایند مقاوم است. همچنین این روش بر اساس ساختار کمینه کردن خطر، عمل کرده که موجب افزایش قابلیت اطمینان و عمومیت آن شده، امکان استفاده از آن را به کمک کرنل‌های (هسته) انعطاف‌پذیر در فرایندهای غیرخطی ممکن می‌سازد [11]. در ماشین بردار-

² Benson

³ Once-through

¹ On-Line

برای ورود به بخش فوق گرم باشد به آن وارد و بخشی که فاقد کیفیت مطلوب است به مخزن راه انداز هدایت می شود. اهمیت نقش جداکننده جلوگیری از ورود قطرات بسیار ریز آب به همراه بخار به بخش های فوق گرم و پیشگیری از خوردگی و ایجاد تنش های حرارتی در این بخش می باشد. در سیستم مذکور افزایش سطح مخزن راه انداز بیانگر افزایش میزان بخار بی کیفیت بوده و با تداوم این روند و افزایش سطح به بیش از حد مجاز تعریف شده برای سیستم حفاظت واحد نیروگاهی، سیستم حفاظت وارد عمل شده و این امر با خاموش شدن مولد بخار همراه می باشد [15]. با توجه به اینکه در واحد بخار، راه اندازی مجدد مولد بخار کاری زمان بر، پرهزینه و دشوار بوده، لذا پیشگیری از وقوع چنین رخدادی از اهمیت ویژه ای برخوردار خواهد بود.

3- جمع آوری داده و داده کاوی

مشاهدات تجربی نشان می دهد که افزایش سطح مخزن راه اندازی معمولاً در هنگام گذار سیستم و به هنگام کاهش توان کاری واحد بخار رخ می دهد. لذا میزان این افزایش سطح مخزن، ارتباط مستقیمی با تغییرات رخ داده در حالت گذار واحد دارد [15]. در فرایندهای پیوسته، گذار از شرایط عملکردی مختلف و یا حالت های پایدار به علت تغییر در بار واحد کاملاً عادی است [7]. در حالات گذرای سیستم های دینامیکی رابطه بین متغیرها بسیار غیر خطی است. در حالت ماندگار برخلاف حالت گذار، فرض خطی بودن مدل فرایند منطقی است. یک راه حل اعمال شده در بعضی منابع برای مواجهه با حالت گذار سیستم در مانیتورینگ، چشم پوشی از آلارم های ایجاد شده توسط آن می باشد. در صورت عدم طولانی بودن مرحله گذار این راه حل امکان پذیر است [7]. ولی با توجه به این که عیب مورد مطالعه در این پژوهش در حالت گذار فرایند مورد مطالعه رخ می دهد لذا می بایست به مانیتورینگ حالت گذار اهتمام ورزید.

با توجه به پیچیدگی واحد بخار نیروگاهی، تعیین عوامل مؤثر بر آن بدون شناخت کافی نسبت به آن امکان پذیر نخواهد بود. از این رو با مطالعه و بررسی فرایند مورد نظر، عوامل مؤثر بر فرایند افزایش سطح مخزن راه انداز در حالت گذار، تعیین و در جدول 1 ارائه شده است.

از آنجایی که واحد نیروگاهی مورد مطالعه قابلیت استفاده از مازوت، گاز طبیعی و یا استفاده همزمان از هر دو نوع سوخت را داراست و با توجه به این که نوع سوخت مصرفی واحد در رفتار سیستم مورد مطالعه مؤثر است لذا در این تحقیق به بررسی سیستم در شرایطی پرداخته شده است که از گاز طبیعی به عنوان سوخت بهره می برد.

در واحد نیروگاهی مذکور سیستم ثبت کننده اطلاعات بر اساس وقوع رویداد¹ عمل می کرد، بدین صورت که داده ها تنها در صورتی ثبت می شدند که نسبت به مقدار قبلی بیش از دو درصد تغییر کرده باشند. این نحوه ذخیره سازی داده ها باعث می شود که بازه زمانی بین داده های ذخیره شده متفاوت از هم بوده و نحوه دقیق این تغییرات دو درصدی مشخص نباشد.

لذا داده هایی با فرض اینکه در بازه زمانی این تغییر دو درصدی، تغییر به طور یکنواخت صورت گرفته، بازسازی شده اند. علاوه بر این با توجه به تعداد نسبتاً زیاد ورودی های انتخابی برای سیستم (دوازده مورد) و تفاوت های قابل توجه در مقدار عددی آن ها، که به واسطه متفاوت بودن یکا وجود داشت، تمامی داده ها بر اساس بیشینه و کمینه آنها، بین صفر و یک نرمال شد تا تأثیر مقادیر کوچکتر سیگنال ها نادیده گرفته نشود [15].

داغ در تبخیرکننده تبدیل به بخار شده و از طریق عبور از فوق گرم تبدیل به بخار فوق گرم می شود. تبخیرکننده در ناحیه بالاتر از دمای گاز دودکش و به صورت یک کمربند مارپیچی قرار گرفته است. دمای خروجی تبخیر کننده تقریباً 365°C می باشد. فوق گرم از چهار بخش در گذر دوم بخار تشکیل شده است.

سطح گرم فوق گرم #1 در دیواره های دیگ بخار واقع شده است. بخار از درگاه خروجی فوق گرم #1 به سمت فوق گرم #2 خارج می شود. دمای بخار خروجی از این بخش ثابت نیست اما در شرایط عادی حدود 407°C می باشد. در ادامه، بخار، فوق گرم #2 را به سمت فوق گرم #3 ترک می کند. به منظور کنترل سریع دمای بخار، چهار اسپری آب پاش بین دو قسمت قرار داده شده است. دمای بخار خروجی از این بخش ثابت نبوده، اما در شرایط عادی حدود 470°C می باشد. در ادامه، بخار، فوق گرم #2 را به سمت فوق گرم #3 ترک می کند. به منظور کنترل سریع دمای بخار، چهار اسپری آب پاش بین دو قسمت قرار داده شده است. در مسیر دو بخش فوق گرم، آب تغذیه به مسیر بخار تزریق و در نتیجه آن دمای بخار کاهش می یابد. جریان اسپری از پمپ های آب خوراک گرفته شده و به طور معمول نباید از حدود 6 درصد بار دیگ بخار تجاوز نماید. در این مورد دمای خروجی باید در 470°C ثابت نگاه داشته شود. بخار برای مرحله فوق گرم نهایی به فوق گرم #4 می رود. درجه حرارت در مرحله خروجی این قسمت باید در 535°C باقی بماند. در شرایط بار کامل، فشار بخار فوق گرم خروجی، در خروجی دیگ بخار 18.1 MPa می باشد [14]. در این سیستم، بخار تولیدی در مولد بخار هنگام خروج از بخش تبخیرکننده و پیش از ورود به بخش فوق گرم، ابتدا وارد محفظه ای به نام جداکننده می شود.

ساختار جداکننده به گونه ای است که موجب می شود بخار ورودی به آن، در درون آن به گردش درآید. آن بخش از بخار که دارای کیفیت مورد قبول

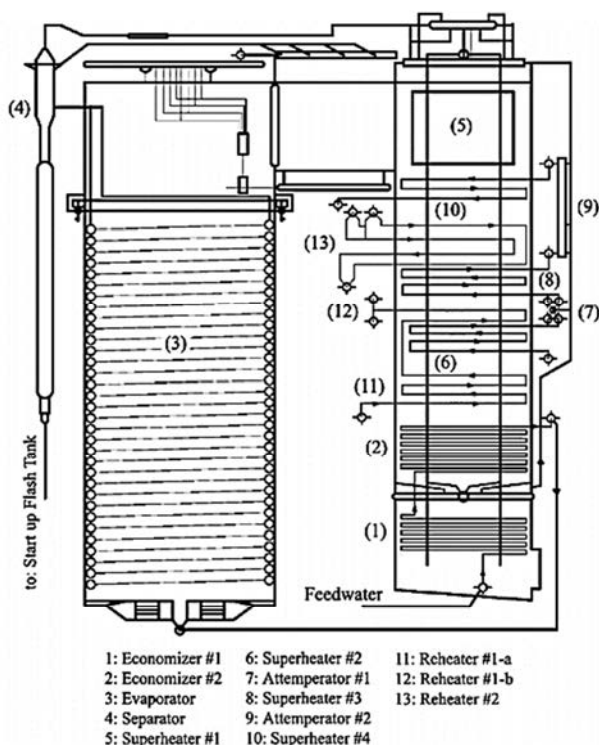


Fig. 2 Once-through Boiler [14]

شکل 2 بخش گذر مولد بخار [14]

¹ Event-based

جدول 1 عوامل مؤثر بر فرایند افزایش سطح مخزن راه انداز در حالت گذار

Table 1 Effective variables on increasing start-up vessel level

تشریح متغیر	متغیر
فشار متوسط بخار خروجی	U1
دمای متوسط هوا و گاز	U2
کل هوای ورودی به مشعل ها	U3
دمای خروجی اکونومایزر (صرفه جو)	U4
دمای دیواره ی جلویی تبخیر کننده	U5
دمای دیواره ی پشت تبخیر کننده	U6
دبی آب تغذیه	U7
دمای هدر بخار خروجی	U8
دمای بعد از جداساز	U9
دبی جرمی بخار خروجی بعد از مولد بخار	U10
دبی کل گاز	U11
فشار کل گاز	U12
سطح مخزن راه اندازی	y

4- استخراج و انتخاب ویژگی

نکته اساسی در آموزش و تنظیم ماشین بردار پشتیبان یافتن ویژگی های مناسب و استخراج آن ها می باشد. در واقع ویژگی، کلید اصلی در تمایز میان دو پدیده است [16]. استخراج ویژگی داده به طرز چشم گیری باعث افزایش اعتماد پذیری و دقت سیستم های عیب یابی می شود [17]. اساس عیب یابی تشخیص الگو و طبقه بندی بوده، که طبیعتا استخراج ویژگی بخش مهم تشخیص الگو خواهد بود. روش های استخراج ویژگی مرسوم شامل روش های حوزه زمان، روش های حوزه فرکانس و روش های حوزه زمان-فرکانس می باشد [19,18]. کاهش ابعاد¹، پیش پردازشی پر کاربرد در تجزیه و تحلیل داده ابعاد بالا، تجسم² و مدل سازی می باشد. یکی از ساده ترین راه های کاهش ابعاد انتخاب ویژگی است که شامل انتخاب آن ابعادی از ورودی است که در بردارنده اطلاعات مرتبط برای حل آن مسأله خاص می باشد. استخراج ویژگی یک روش کلی تر می باشد که تلاشی برای توسعه و تبدیل فضای ورودی به زیر فضایی با ابعاد کمتر است که بیشتر اطلاعات مرتبط را حفظ می کند. استخراج و انتخاب ویژگی روش هایی اند که به صورت منفرد و یا ترکیبی برای ارتقاء و بهبود عملکردهایی همچون دقت تخمین³، تجسم و درک دانش یاد گرفته شده استفاده می شوند [20]

در استخراج ویژگی اندازه فضای ویژگی، می تواند بدون از دست دادن اطلاعات زیادی از فضای ویژگی اصلی، کاهش یابد. انتخاب بین روش های استخراج و انتخاب ویژگی بستگی به نوع خاص داده و حوزه کاربرد آن ها داشته، با توجه به این که از معایب ماشین بردار پشتیبان سرعت کم آن در مرحله آموزش و آزمون می باشد [21]. لذا برای دستیابی به سیستم عیب یابی سریع و دقیق و همچنین دستیابی به تفکیک بهتر شرایط سالم از ناسالم، نسبت به استخراج ویژگی های مناسب از داده های انتخابی اقدام شد.

اگرچه به نظر می رسد که ورودی های سوخت و آب باید به صورت مستقیم بر روی کیفیت بخار تأثیرگذار باشند، اما به دلیل عدم اطلاعات کافی از وضعیت انتقال حرارت توسط تشعشع، نمی توان از آن ها برای این منظور بهره برد. بررسی افزایش سطح مخزن راه انداز در شرایط تغییر بار، نشان می دهد که تغییر دمای دیواره ها می تواند به عنوان بهترین شاخصه افت

کیفیت بخار در نظر گرفته شود. در جدول 2، ویژگی های انتخابی بر اساس نسبت دمای دیواره ها ارائه شده است. باید به این نکته توجه نمود که سنسورهای دمای دیواره معمولا به جز در شرایط نیاز به نشت یابی در لوله های مولد بخار، در سایر موارد بلااستفاده هستند.

از مزایای ویژگی های انتخابی می توان به تعداد کمتر آنها نسبت به تعداد ورودی های اصلی سیستم، تفکیک نسبتا خوب ویژگی ها از یکدیگر و تغییر رفتار آن ها در شرایط سالم و ناسالم حالت گذار فرایند مورد بررسی اشاره نمود. در نتیجه با بررسی های صورت گرفته بر روی داده ها، ویژگی های مورد اشاره در جدول 2، از داده های مربوطه استخراج شد.

همچنین در شکل 3، نمایشی از رفتار سطح مخزن راه اندازی و ویژگی های انتخابی در داده های مورد استفاده در مرحله آموزش مشاهده می شود.

5- طبقه بندی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان

به کارگیری روش های تشخیص الگو در عیب یابی سیستم های صنعتی یکی از زمینه تحقیقاتی بسیار مورد توجه در میان محققان و سازندگان تجهیزات صنعتی است [22-24].

طبقه بندی از زیرمجموعه های اساسی در داده کاوی و به معنی اختصاص دادن یک بردار ویژگی به یکی از مجموعه های هدف است. در این راستا روش های طبقه بندی متنوعی وجود دارد که ماشین بردار پشتیبان یکی از آن ها است [16]. ماشین بردار پشتیبان یک سیستم یادگیری ماشینی بر اساس تئوری یادگیری آماری می باشد. از مزیت های اصلی آن استفاده از توابع هسته، نبود مینیمم محلی، پراکندگی راه حل و قابلیت تعمیم حاصل از

جدول 2 ویژگی های انتخابی برای عیب یابی

Table 2 The selected features for fault detection

شماره ویژگی	ویژگی
1	U2 U9 U4
2	U5 U4
3	U6 U4
4	U9 U5
5	U6 U9
6	U5 U9
7	U6

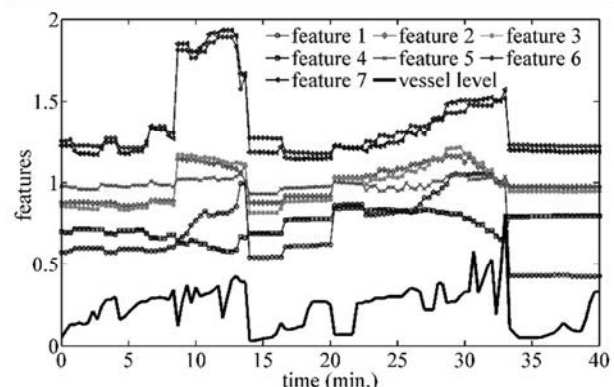


Fig. 3 Variation in the vessel level and extracted features in training section

شکل 3 تغییرات سطح مخزن راه انداز و ویژگی های استخراجی در مرحله آموزش

¹ Dimensionality reduction

² Visualization

³ Estimated accuracy

معادلات (5) و (3)، تابع تصمیم به صورت رابطه (7) بدست می آید:

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^l v_i (x \cdot x_i) + b \right) \quad (7)$$

5-2- تفکیک داده و تابع هسته [27]

در جایی که مرز خطی در فضای ورودی قادر به تفکیک دو کلاس با دقت قابل قبول نیست یک فوق صفحه که مجاز به تفکیک خطی در ابعاد بالاتر است، ایجاد می شود. این وضعیت از طریق استفاده از تبدیل $\phi(X)$ که داده ها را از فضای N بعدی به فضای ویژگی Q بعدی می برد، انجام می گیرد (شکل 5).

$$S = Q(X) \quad X \in R^N, \quad b \in R \quad (8)$$

با جایگذاری تبدیل (8) در معادله (7)، رابطه (9) بدست می آید:

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^l v_i (\phi(x) \cdot \phi(x_i)) + b \right) \quad (9)$$

نگاشت به فضای ویژگی با ابعاد بیشتر نسبتاً محاسبات پیچیده ای دارد. بنابراین برای انجام این نگاشت می توان از یک هسته استفاده نمود. بوسیله ضرب نقطه ای، نگاشت می تواند بوسیله یک تابع هسته معادل جایگزین شود. تعریف تابع هسته صحیح توسط تئوری مرسر¹ ارائه شده است. تابع باید پیوسته و مثبت معین باشد.

$$K(X \cdot y) = \phi(X) \cdot \phi(y) \quad (10)$$

و در نهایت تابع تصمیم به شکل رابطه (11) در می آید:

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^l v_i K(x \cdot y_i) + b \right) \quad (11)$$

پارامتر V_i به عنوان فاکتورهای وزن برای تعیین این که کدام یک از بردارهای ورودی واقعا بردارهای پشتیبان هستند، استفاده می شوند. تابع هسته مورد استفاده از نوع RBF و به صورت رابطه (12) است:

$$K(x \cdot y) = \exp \left(\frac{-|x - y|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (12)$$

در مواقعی که یک روی هم افتادگی روی کلاس ها با داده های تفکیک ناپذیر وجود دارد محدوده پارامترهای v_i ممکن است برای کاهش اثر داده های نامرتبط روی بردارهای پشتیبان تعریف شده، محدود گردند. در این مواقع یک قید به صورت $0 < v_i < C$ تعریف می شود. مقدار C یک مقدار ثابت جریمه برای آن نقاط نمونه غیر قابل تفکیک توسط صفحه تفکیک کننده بهینه بوده و نقش آن ایجاد تعادل مناسب بین پیچیدگی محاسبات و خطای تفکیک می باشد. برای موارد تفکیک پذیر مقدار C بی نهایت است ولی در موارد تفکیک ناپذیر ممکن است تغییر کند. این تغییرات وابسته به میزان مقدار مجاز خطا در مرحله آموزش می باشد. هرچه مقدار C کمتر باشد امکان وقوع خطا در حل مسئله بیشتر و در مقابل نیز هرچه مقدار C بزرگتر باشد میزان خطای

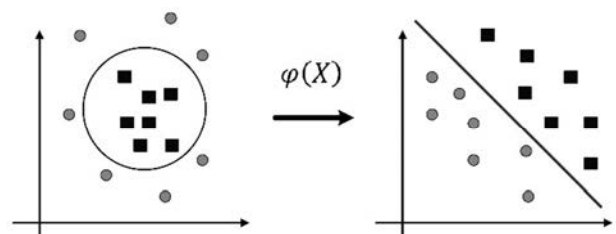


Fig. 5 Nonlinear separation of input and feature space.

شکل 5 تفکیک غیر خطی فضای ورودی و ویژگی

بهینه سازی حاشیه است ایده اصلی در ماشین بردار پشتیبان نگاشت فضای الگوی اصلی به فضای ویژگی با حداکثر ابعاد و از طریق بعضی توابع نگاشت غیر خطی و در نهایت ساخت فوق صفحه جدا کننده بهینه در فضای ویژگی است. در نتیجه مسئله غیر خطی با ابعاد پایین، تبدیل به مسئله خطی در فضایی با ابعاد زیاد می شود [25,12].

لذا با توجه به غیر خطی بودن سیگنال ویژگی ها در حالت گذار و نیاز به روش مناسب برای شناسایی الگوی خطا، انتخاب ماشین بردار پشتیبان می تواند برای عیب یابی فرایند گذرای مورد مطالعه مناسب باشد [26].

5-1- ساختار ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان در واقع یک مسئله باینری را که در آن داده ها به وسیله یک فوق صفحه از هم تفکیک می شوند، حل می کند [27]. این فوق صفحه از طریق استفاده از بردارهای پشتیبانی که زیر مجموعه ای از داده های در دسترس برای هر دو کلاس اند، تعریف می شود. در مسئله دو بعدی، کارکرد ماشین بردار پشتیبان به راحتی و بدون هیچ نکته کلی در بردار، بصورت رابطه (1) قابل بیان است [27] (شکل 4).

$$(W \cdot X) + b = 0 \quad W \in R^N, \quad b \in R \quad (1)$$

که در رابطه (1) بردار W مرز را تعریف می کند، X بردار ورودی N بعدی و b آستانه عددی می باشد. معادلات کلاس های A و B نیز به ترتیب عبارتند از:

$$(W \cdot X) + b = 1 \quad (W \cdot X) + b = -1 \quad (2)$$

از آنجا که بردارهای پشتیبان مربوط به تمام داده های موجود در یک کلاس هستند لذا می توان به کمک یک تابع تصمیم مشخص کرد که داده ارائه شده به کدام یک از مجموعه A و یا B تعلق دارد. این تابع به فرم رابطه (3) تعریف می شود:

$$f(X) = \text{sign}((W \cdot X) + b) \quad (3)$$

فوق صفحه بهینه از طریق حل مسئله بهینه سازی زیر قابل دستیابی خواهد بود:

$$\tau(W) = \frac{1}{2} \|W\|^2 \quad (4)$$

$$y_i ((W \cdot X_i) + b) \geq 1, \quad i = 1, \dots, l. \quad (5)$$

که l تعداد مجموعه های آموزش می باشد. حل مسئله بهینه سازی برنامه ریزی درجه دو می تواند به صورت رابطه (6) بدست آید:

$$W = \sum v_i x_i \quad (6)$$

که در آن X_i بردارهای پشتیبان بدست آمده از آموزش است. با ترکیب

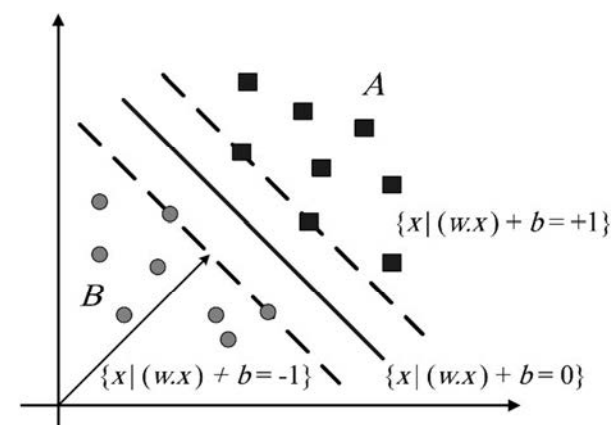


Fig. 4 Data classification by Support Vector Machine.

شکل 4 طبقه بندی داده به وسیله ماشین بردار پشتیبان

¹ Mercer's theorem

جدول 3 مشخصات مربوط به داده‌های آموزش و آزمون

Table 3 Details of samples used at the train and test

نوع	تعداد کل	تعداد داده‌های سالم	تعداد داده‌های ناسالم	دقت
مرحله	داده‌ها	سالم	ناسالم	
آموزش	2592	1994	598	100
آزمون	4552	2080	2472	99

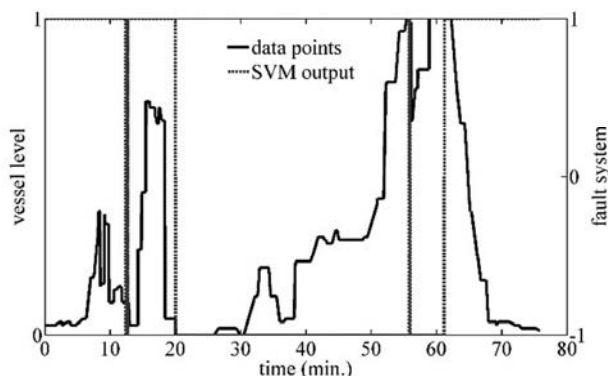


Fig. 7 Fault detection system output and start-up vessel during test

شکل 7 نمودار نمایش خروجی سیستم عیب‌یاب و تغییرات سطح مخزن راه‌انداز در مرحله آزمون

گذار را دارا هستند، طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان با تابع هسته پایه شعاعی نیز انتخاب مناسبی برای این عیب‌یابی بوده است.

7- نتیجه‌گیری

در این تحقیق سیستم خطایابی هوشمند مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان بر روی یک مولد بخار واحد نیروگاهی با سوخت مصرفی گاز طبیعی پیاده‌سازی شده است. مولد بخار مذکور یک دیگ بخار بنسب یک‌گذر مربوط به یک واحد 440 مگاواتی بخار می‌باشد. فرایند مورد مطالعه مربوط به تشخیص زودهنگام عیب ناشی از افزایش سطح مخزن راه‌انداز در مولد بخار مورد اشاره می‌باشد. در ابتدا به کمک مطالعه و تحلیل فرایند مورد نظر، عوامل مؤثر در فرایند شناسایی شدند. در گام بعدی نسبت به استخراج ویژگی‌های مناسب در زمینه عیب‌یابی اقدام و در نهایت از ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی شرایط سالم و ناسالم و عیب‌یابی فرایند استفاده شد.

از ویژگی‌های این سیستم عیب‌یابی می‌توان به مانیتورینگ برخط شرایط ویژگی‌ها و تشخیص شرایط عادی و غیرعادی کاری در اولین مراحل انحراف آنها و هشداردهی نسبت به احتمال وقوع آن اشاره نمود. از جمله فواید تشخیص زودهنگام عدم کارکرد صحیح سیستم این خواهد بود که اپراتور در اسرع وقت از رویداد مطلع و با انجام مانور مناسب احتمال خروج واحد را تا حد زیادی می‌تواند کاهش دهد. نتایج حاصل صحت عملکرد سیستم عیب‌یاب را تأیید می‌کند.

از نتایج بارز این پژوهش می‌توان به معرفی ویژگی‌هایی اشاره نمود که با توجه به نتایج مراحل آموزش و تست سیستم عیب‌یاب طراحی شده، به‌خوبی قابلیت تفکیک شرایط سالم و ناسالم مربوط به رخداد مورد نظر را داراست.

سیستم عیب‌یابی معرفی شده به‌دلیل مزایایی از قبیل کاهش احتمال خروج بویلر از شرایط کاری، کاهش هزینه نگهداری، افزایش قابلیت دسترس‌پذیری واحد نیروگاهی و عیب‌یابی بدون مداخله خاص در کارکرد واحد از جذابیت قابل قبولی برخوردار است.

کمتری مجاز خواهد بود. برای کنترل قابلیت عمومیت ماشین بردار پشتیبان پارامترهایی مانند ترم محدود کننده C و پارامتر هسته پایه شعاعی مانند σ وجود دارند [27].

6- ارائه نتایج شبیه‌سازی

طبقه‌بندی از دو بخش آموزش و آزمون تشکیل شده است. بخش آموزش می‌تواند به دو صورت نظارت‌شده و غیرنظارت‌شده صورت گیرد. در این تحقیق از ماشین بردار پشتیبان که نوعی طبقه‌بندی‌کننده نظارت‌شده می‌باشد، استفاده شده است. بخش آزمون در واقع بیانگر این واقعیت است که سیستم طبقه‌بندی‌کننده تا چه میزان بر اساس آموخته‌های خود قابلیت برچسب گذاری صحیح بر روی داده‌هایی را که ندیده است، دارا می‌باشد [28]. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش از سه بخش تشکیل شده‌اند که بخش اول مربوط به افزایش سطح مخزن راه‌انداز در شرایط عادی کاری و دو بخش دیگر مربوط به افزایش سطح مخزن راه‌انداز در دو شرایط غیر عادی مشابه (از نظر عامل خروج واحد از مدار تولید) و در دو زمان متفاوت می‌باشد. از بخشی از داده‌های عادی و تمام داده‌های غیر عادی اول برای آموزش و از بخش باقی‌مانده داده عادی و تمام داده‌های غیر عادی دوم، برای آزمون سیستم عیب‌یاب استفاده شد.

در شکل 6 مشاهده می‌شود که داده‌های مورد استفاده برای مرحله آموزش به گونه‌ای انتخاب شده که تقریباً تمام ارتفاعات ممکن سطح مخزن راه‌انداز در شرایط سالم و ناسالم را در بر گیرند. همچنین قسمت اول داده‌ها که بیانگر شرایط سالم است با کلاس یک و قسمت دوم داده‌ها با کلاس منفی یک، بیانگر شرایط ناسالم می‌باشد. در جدول 3 تعداد نمونه‌های مورد استفاده در مراحل آموزش و آزمون و همچنین دقت سیستم عیب‌یاب در این دو مرحله ارائه شده است.

در شکل 7، نتایج حاصل از آزمون سیستم عیب‌یاب نمایش داده شده است. همان‌گونه که قبلاً اشاره شد داده‌های مورد استفاده در بخش آزمون در مرحله آموزش استفاده نشده‌اند.

با توجه به شکل 7، مشاهده می‌شود که ویژگی‌های استخراجی و سیستم طبقه‌بندی‌کننده هوشمند انتخابی با دقت بسیار مناسبی که در جدول 3 قابل رویت بوده که از عهده برچسب‌گذاری صحیح برآمده است.

با توجه به نتایج حاصله می‌توان دریافت که علاوه بر تعیین ویژگی‌های مناسبی که به‌خوبی قابلیت تفکیک شرایط سالم و ناسالم سیستم در حالت

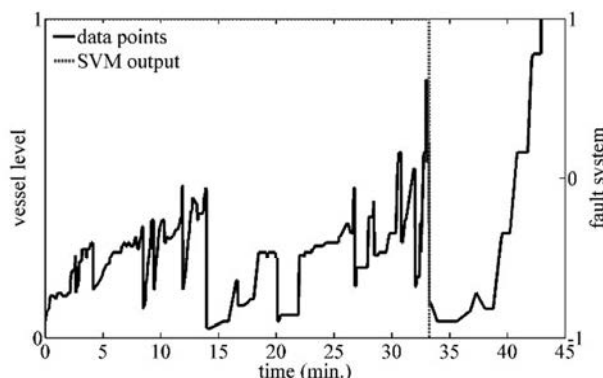


Fig. 6 Start-up vessel level variations data for training and fault classification

شکل 6 نمودار نمایش تغییرات سطح مخزن راه‌انداز مربوط به داده‌های مورد استفاده در مرحله آموزش و کلاسه‌بندی خطا آن‌ها

8- مراجع

- University of Guilan, Roodsar, Guilan, Iran November 18-19, 2015. (in Persian فارسی)
- [16] H. Ziaiefar, M. Amiryan, M. Ghodsi, F. Honarvar, Y. Hojjat, Ultrasonic Damage Classification in Pipes and Plates using Wavelet Transform and SVM, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 15, No. 5, 2015. (in Persian فارسی)
- [17] M. Zadkarami, M. Shahbazian, K. Salahshoor, Oil pipeline leak diagnosis using wavelet transform and statistical features with artificial neural network application, *Modares Mechanical Engineering*, 2016. (in Persian فارسی)
- [18] A. K. Jardine, D. Lin, D. Banjevic, A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance, *Mechanical systems and signal processing*, Vol. 20, No. 7, pp. 1483-1510, 2006.
- [19] L. Ou, D. Yu, Fault diagnosis of roller bearings based on Laplacian energy feature extraction of path graphs, *Measurement*, Vol. 91, pp. 168-176, 2016.
- [20] S. Khalid, T. Khalil, S. Nasreen, A survey of feature selection and feature extraction techniques in machine learning, *Science and Information Conference (SAI)*, Vol. 1, pp. 372-378, 2014.
- [21] S. Kang, S. Cho, Approximating support vector machine with artificial neural network for fast prediction, *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, No. 10, pp. 4989-4995, 2014.
- [22] A. Widodo, B.-S. Yang, Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, No. 6, pp. 2560-2574, 2007.
- [23] H. C. Sun, C. M. Huang, Y. C. Huang, Fault Diagnosis of Steam Turbine-Generator Sets Using an EPSO-Based Support Vector Classifier, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 28, No. 1, pp. 164-171, 2013.
- [24] P. Costamagna, A. D. Giorgi, L. Magistri, G. Moser, L. Pellaco, A. Trucco, A Classification Approach for Model-Based Fault Diagnosis in Power Generation Systems Based on Solid Oxide Fuel Cells, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 31, No. 2, pp. 676-687, 2016.
- [25] R. Jegadeeshwaran, V. Sugumaran, Fault diagnosis of automobile hydraulic brake system using statistical features and support vector machines, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 52, pp. 436-446, 2015.
- [26] V. T. Tran, F. AlThobiani, A. Ball, B.-K. Choi, An application to transient current signal based induction motor fault diagnosis of Fourier-Bessel expansion and simplified fuzzy ARTMAP, *Expert Systems with Applications*, Vol. 40, No. 13, pp. 5372-5384, 2013.
- [27] K. C. Gryllias, I. A. Antoniadis, A Support Vector Machine approach based on physical model training for rolling element bearing fault detection in industrial environments, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 25, No. 2, pp. 326-344, 2012.
- [28] M. Saimurugan, K. Ramachandran, V. Sugumaran, N. Sakthivel, Multi component fault diagnosis of rotational mechanical system based on decision tree and support vector machine, *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, No. 4, pp. 3819-3826, 2011.
- [1] K.-Y. Chen, L.-S. Chen, M.-C. Chen, C.-L. Lee, Using SVM based method for equipment fault detection in a thermal power plant, *Computers in Industry*, Vol. 62, No. 1, pp. 42-50, 2011.
- [2] Y. Lei, Z. He, Y. Zi, Application of an intelligent classification method to mechanical fault diagnosis, *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No. 6, pp. 9941-9948, 2009.
- [3] P. Yang, S. Liu, Fault diagnosis for boilers in thermal power plant by data mining, *Proceeding of The 8th Control, Automation, Robotics and Vision Conference*, pp. 2176-2180, 2004.
- [4] T. Han, B.-S. Yang, Development of an e-maintenance system integrating advanced techniques, *Computers in Industry*, Vol. 57, No. 6, pp. 569-580, 2006.
- [5] J. Cai, X. Ma, Q. Li, On-line monitoring the performance of coal-fired power unit: A method based on support vector machine, *Applied Thermal Engineering*, Vol. 29, No. 11-12, pp. 2308-2319, 2009.
- [6] X. Wang, L. Ma, T. Wang, An optimized nearest prototype classifier for power plant fault diagnosis using hybrid particle swarm optimization algorithm, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 58, pp. 257-265, 2014.
- [7] D. Garcia-Alvarez, M. Fuente, G. Sainz, Fault detection and isolation in transient states using principal component analysis, *Journal of Process Control*, Vol. 22, No. 3, pp. 551-563, 2012.
- [8] B. Jung, A. C. Marquez, Special issue on e-maintenance, *Computers in Industry*, Vol. 57, No. 6, pp. 473-475, 2006.
- [9] G.-M. Lim, D.-M. Bae, J.-H. Kim, Fault diagnosis of rotating machine by thermography method on support vector machine, *Journal of Mechanical Science and Technology*, Vol. 28, No. 8, pp. 2947-2952, 2014.
- [10] N. Saravanan, V. K. Siddabattuni, K. Ramachandran, Fault diagnosis of spur bevel gear box using artificial neural network (ANN), and proximal support vector machine (PSVM), *Applied Soft Computing*, Vol. 10, No. 1, pp. 344-360, 2010.
- [11] N. Laouti, N. Sheibat-Othman, S. Othman, Support vector machines for fault detection in wind turbines, *IFAC Proceedings Volumes*, Vol. 44, No. 1, pp. 7067-7072, 2011.
- [12] A. Chaibakhsh, N. Ensanehat, A. Kiyaei Jamali, A. Jamali, R. Kouhi Kamali, Fouling detection inside the tubes of crude oil preheat furnace using optimized support vector machines, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 15, No. 10, pp. 49-55, 2015. (in Persian فارسی)
- [13] K. Bacha, S. Souahlia, M. Gossa, Power transformer fault diagnosis based on dissolved gas analysis by support vector machine, *Electric power systems research*, Vol. 83, No. 1, pp. 73-79, 2012.
- [14] A. Chaibakhsh, A. Ghaffari, S. A. A. Moosavian, A simulated model for a once-through boiler by parameter adjustment based on genetic algorithms, *Simulation Modelling Practice and Theory*, Vol. 15, No. 9, pp. 1029-1051, 2007.
- [15] M. Moradi, A. Chaibakhsh, Local Linear Model Identification for a Sub-section of Boiler Power Plant Using Neuro-fuzzy Approach, *Proceeding of The 11th National Conference on Soft Computing*,