

مدلسازی و مانیتورینگ لحظه ای راندمان بویلر نیروگاه حرارتی فولاد مبارکه با استفاده از تکنیک های داده کاوی

مهدی پارسا^۱؛ علی وحیدیان کامیاد^۲؛ محمد باقر نقیبه سیستانی^۳

چکیده

مانیتورینگ و مدل سازی راندمان در بویلرهای نیروگاه های حرارتی نقش بسیار مهمی را در ارزیابی عملکرد و تنظیم پارامترهای سیستم کنترل ایفا می کند. سیستم بویلر یک سیستم چند ورودی چند خروجی، غیر خطی با تداخل زیاد و متغیر با زمان می باشد و به همین خاطر مدلسازی آن با استفاده از روشهای کلاسیک مشکل بوده و معمولا دارای اعتبار پایینی می باشد. از آنجایی که سیستم های کنترل توزیع شده به طور گسترده در نیروگاه های مورد استفاده قرار می گیرند، داده های مربوط به پارامترهای بویلر جمع آوری و ذخیره می شوند به همین خاطر استفاده از تکنیک های داده کاوی یک روش موثر در توصیف وضعیتهای طبیعی و مدلسازی پارامترهای مختلف بویلر می باشد. به منظور محاسبه راندمان بویلر، نیاز به سنسورهای آنالیز دود خروجی از بویلر جهت اندازه گیری پارامترهای مختلف می باشد که اغلب این سنسورها حساس بوده و نیاز به کالیبراسیون دوره ای و در صورت نیاز تعویض دارند که این عوامل باعث صرف هزینه و وقت زیادی در سیستم می شود. از این رو در این مقاله با استفاده از تکنیک های داده کاوی راندمان بویلر نیروگاه حرارتی فولاد مبارکه به صورت لحظه ای مدلسازی شده و خروجی مدل توسط سیستم مانیتورینگ نیروگاه نمایش داده می شود. از مزایای مدل ارائه شده می توان به عدم نیازی به خروجیهای سنسور آنالیز دود و مدلسازی راندمان بر اساس سایر پارامترهای بویلر، دستیابی به یک رابطه ساده که قابل پیاده سازی با سیستم مانیتورینگ موجود در نیروگاه می باشد و دقت مناسب مدل اشاره کرد.

کلمات کلیدی

بویلر، داده کاوی، راندمان، مدلسازی.

۱. مقدمه

بدست آوردن یک مدل ریاضی برای راندمان بویلر در یک نیروگاه حرارتی نقش بسیار مهمی را در کنترل، اجرای ارزیابی، عملکرد بهینه، تشخیص خطا و شبیه سازیها ایفا می کند [۱، ۲]. سیستم بویلر دارای خصوصیات مثل متغیر با زمان، به شدت غیر خطی، چند متغیره و تداخل زیاد می باشد [۳]. روشهای معمول مدلسازی یک سیستم بویلر به دو دسته روشهای تئوری و روشهای مبتنی بر آزمایش تقسیم بندی می شود. روشهای تئوری بر اساس تحقیق روی مکانیزم داخلی و ساختار و پارامترهای سیستم می باشد. در این روش بدلیل در نظر گرفتن برخی فاکتورگیری ها و ساده سازی ها دقت مدلسازی کاهش پیدا می کند. در روش آزمایش محور، مدل ریاضی سیستم در حین تست واقعی سیستم بدست می آید که معمولا این روشهای مدلسازی به شناسایی سیستم معروف است. در این روش برای بدست آوردن مدل سیستم، سیگنالهای ورودی خاصی در نظر گرفته می شود و سپس

^۱دانشکده مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد، parsa@mpt@yahoo.com

^۲دانشکده علوم ریاضی دانشگاه فردوسی مشهد، avkamyad@yahoo.com

^۳دانشکده مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد، naghib@yahoo.com

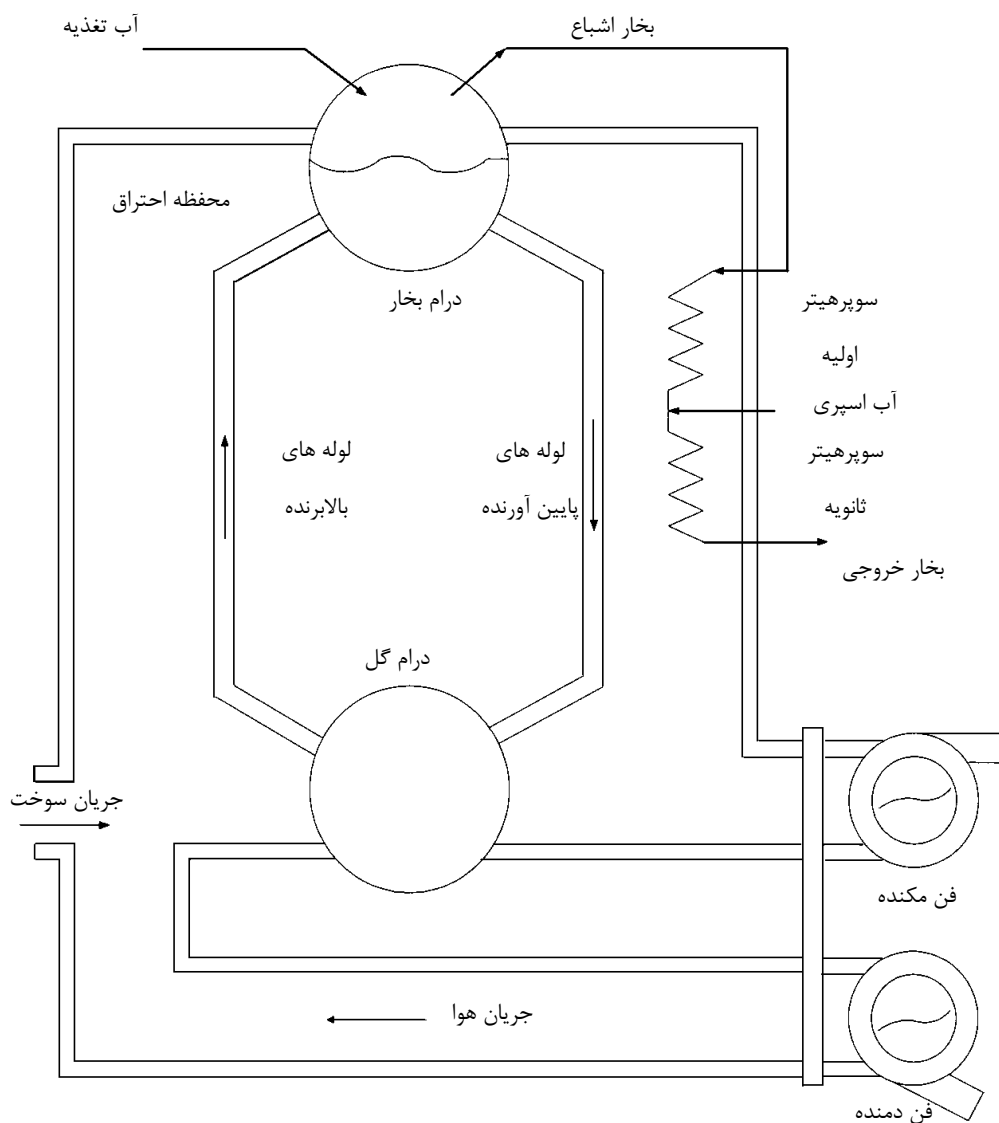
پاسخ سیستم مورد آزمایش قرار گرفته و مدل بر اساس رابطه بین سیگنال های ورودی و داده های خروجی بدست می آید. رابطه بین متغیرهای اندازه گیری و پارامترهای تست واقعی قبل از انجام تست باید مورد بررسی قرار گیرد و ساختار مدل باید قابل توجیه و قابل فهم باشد. مدل یک بویلر باید دارای دقت بالا بوده و رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی بطور واضح باشد. از این رو در پروسه های مدل سازی معمولی مفروضاتی در نظر گرفته می شود که به طور مستقیم روی دقت مدل سیستم تاثیر می گذارد. سیستم کنترل توزیع شده نیروگاهها تعداد بسیاری از داده های کاری مربوط به پارامترهای مختلف بویلر را ذخیره می کند که این داده ها محتوی دانش و قوانین مهمی می باشد و علاوه بر آن این داده ها از شرایط کاری طبیعی سیستم (از ماهیت اصلی و خود سیستم) بدست می آیند. روابط بین این داده ها یک اطلاعات صحیح از ساختار سیستم بدون هیچگونه فرضیاتی را بازتاب می کند. استفاده از این داده ها برای بوجود آوردن یک مدل دقیق ریاضی بسیار مفید است و می تواند ضعف روشهای متداول مدل سازی را از بین ببرد. در این مقاله از تکنیکهای داده کاوی به منظور مدل سازی راندمان بویلر شماره ۱ نیروگاه حرارتی فولاد مبارکه استفاده می شود که تفاوت بین روش ارائه شده در این مقاله و سایر روشهای مدل سازی به شرح زیر است:

۱. در روش ارائه شده متغیرهای ورودی در شرایط طبیعی و بدون هیچگونه دخالت انسان بدست می آیند که این نکته برای مدل سازی سیستم های متداخل و چند بعدی بسیار مهم است.
۲. در روش ارائه شده نیازی به در نظر گرفتن فرضیاتی برای ساختار سیستم نیست به همین خاطر دقت مدل سازی افزایش می یابد.
۳. داده های واقعی سیستم شامل حالتهای مختلف سیستم می باشد و به همین دلیل سودمندی مدل ارتقا می یابد.

۲. شرح مسئله

یکی از تجهیزات نیروگاه های حرارتی که نقش بسیار مهم تولید بخار را بر عهده دارد، بویلر می باشد. بویلر مورد نظر از نوع لوله آبی درام دار است. این نمونه از بویلرها معمولاً دارای دو قسمت مجزا هستند. قسمت اول سیستم آب- بخار می باشد که به آن سیستم سمت آب نیز گفته می شود. در این سیستم آب پیش گرم شده از اکتونمایزر وارد درام بخار می شود سپس در داخل لوله هایی به سمت پایین جریان پیدا می کند و به درام گل وارد می شود. درام گل آب را در لوله هایی که به سمت بالا حرکت می کند تقسیم می کند، آب در این بین حرارت داده شده تا به حالت اشباع می رود. مخلوط بخار و آب اشباع دوباره به درام بخار بر می گردد و بخار از آب جدا شده و از درام بخار خارج شده و وارد سوپر هیتر می شود. سوپر هیتر دارای دو مرحله است در سوپر هیترها درجه حرارت بخار تنظیم شده و در نهایت بخار وارد کلکتور و از آنجا وارد توربین می شود. سیستم دوم، سیستم سوخت- هوا - گازهای دودکش می باشد که به آن سیستم سمت سوخت بویلر نیز گفته می شود. در این سیستم سوخت و هوا با هم ترکیب شده و مشعل بویلر را مشتعل می کنند. نتیجه احتراق تبدیل انرژی شیمیایی سوخت به انرژی گرمایی می باشد. گازهای حاصل از احتراق پس از عبور از سوپر هیتر و لوله های بالابرنده و پایین برنده آب در درام بخار، بویلر را از طریق دودکش ترک می کنند. یک شماتیک از این نمونه بویلر ها در شکل ۱ نشان داده شده است.

مهمترین مشخصه عملکردی بویلرها، راندمان آنها می باشد که می تواند یکی از ابزارهای مهم در پیش بینی مشکلات و پیگیری مناسب آنها باشد. به منظور محاسبه راندمان بویلر دو روش وجود دارد که شامل روش مستقیم و غیر مستقیم می باشد. در روش مستقیم راندمان از نسبت انرژی مفید گرفته شده از بویلر (انرژی ذخیره شده در بخار خروجی) به انرژی وارد شده به آن (انرژی شیمیایی موجود در سوخت) محاسبه می شود. در روش غیر مستقیم با در نظر گرفتن تلفات و محاسبه آنها راندمان بویلر محاسبه می شود. البته محاسبه راندمان بویلر از روش غیر مستقیم دقیق تر بوده و نیاز به سنسورهای آنالیز دود خروجی دارد. خطا یا از کالیبره خارج شدن سنسور آنالیز دود خروجی موجب عدم دقت راندمان سیستم و به هم خوردن تنظیمات سیستم احتراق بویلر و کاهش راندمان احتراق می شود و از طرفی تعویض این سنسورها یا کالیبراسیون دوره ای آنها مستلزم صرف وقت و هزینه بالایی می باشد به همین خاطر نیاز به یک مدل دقیق به منظور پیش بینی راندمان بویلر از روش غیر مستقیم و بدون نیاز به سنسورهای آنالیز گازهای خروجی از دودکش بویلر می باشد. از این رو در این مقاله با توجه به مزایای تکنیک های داده کاوی در مدل سازی سیستم بویلر در نیروگاه های حرارتی از این تکنیک ها به منظور مدل سازی راندمان بویلر شماره ۱ نیروگاه حرارتی کارخانه فولاد مبارکه استفاده می شود.



شکل ۱: شماتیک بویلر

۳. ساختار اصلی مدلسازی سیستم بویلر

ساختار روش به کار گرفته شده در مدلسازی سیستم بویلر در شکل ۲ نشان داده شده است. در این قسمت جزئیات کاربرد تکنیکهای داده کاوی در مورد مدلسازی سیستم بویلر مورد بررسی قرار می گیرد.

(۱) جمع آوری داده ها: در این مرحله داده های بویلر توسط سیستم کنترل توزیع شده جمع آوری و ثبت می شود.

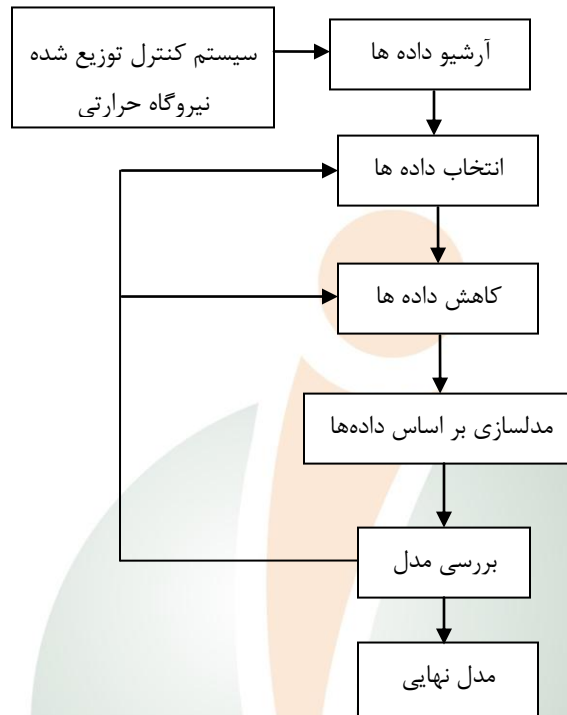
(۲) انتخاب ویژگی ها: پس از جمع آوری داده ها بر اساس تجربه افراد خبره در این زمینه ویژگیهای مهم و تاثیرگذار در مدلسازی سیستم مورد منظور انتخاب می شوند.

(۳) کاهش داده ها: به منظور کاهش حجم داده ها، حجم محاسبات و فضای مورد نیاز برای ذخیره داده ها از تکنیکهای کاهش داده استفاده می شود.

(۴) اعمال روش داده کاوی مورد نظر به داده های پیش پردازش شده و بدست آوردن مدلی از روی این داده ها که روش بکار گرفته شده در این مقاله رگرسیون کمترین مربعات جزئی ((partial least-square regression (PLS)) می باشد.

۵) بررسی نتایج بدست آمده از فرایند داده کاوی

نکته قابل توجه این است که در مرحله ای که نتایج بررسی می‌شود در صورت مناسب نبودن نتایج حاصله امکان وجود اشتباه در مراحل کاهش داده یا انتخاب داده می‌باشد.



شکل ۲: فلوجارت روش بکارگرفته شده

۱.۳. انتخاب روش داده کاوی

انتخاب روش داده کاوی یکی از مسائل بسیار مهم می‌باشد. مقالات متعددی از شبکه‌های عصبی به منظور مدل کردن پارامترهای مختلف بویلر استفاده کرده‌اند [۵، ۶]. کشف یک مفهوم فیزیکی و ارتقا و تحلیل مدل از این روشها بسیار مشکل است. همچنین به منظور پیاده سازی عملی مدل، نیاز به روشی داریم که نتایج آن دارای تفسیر ساده و قابل پیاده سازی با سیستم کنترل توزیع شده موجود در نیروگاه باشد به همین خاطر از روش PLS برای مدلسازی استفاده شده است زیرا علاوه بر مزایای پیاده سازی عنوان شده این روش، بسیاری از داده‌های عملی بویلر دارای همبستگی چندگانه هستند. روش PLS به طور گسترده به منظور تحلیل پیشگویانه، تحلیل رگرسیون چندگانه و تحلیل مدلسازی در حوزه‌های مهندسی، بیوشیمی و دیگر حوزه‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. به خصوص هنگامی که تعداد متغیرها بسیار زیاد باشد و برخی از آنها دارای همبستگی چندگانه باشند مدلسازی با روش PLS دارای مزایای زیادی نسبت به روشهای رگرسیون معمولی و سایر روشهای داده کاوی می‌باشد. الگوریتم رگرسیون کمترین مربعات جزئی به شرح زیر می‌باشد:

فرض کنید خروجی مدل متغیر وابسته y و ورودی‌های مدل متغیرهای مستقل $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ باشند. بدون هیچگونه تغییر کلی y و x_1, x_2, \dots, x_p را به صورت استاندارد در می‌آوریم بطوریکه دارای انحراف معیار یک و میانگین صفر باشند. در فرایند pls ابتدا مولفه اصلی t_1 و y را به صورتی بوجود می‌آورد که دارای دو شرط زیر باشند:

$$(1) \quad t_1 \text{ و } y \text{ به گونه ای باشند که تغییر اطلاعات هر یک از جدول داده ها از آنها بدست آید.}$$

$$(2) \quad t_1 \text{ و } y \text{ دارای بیشترین همبستگی باشند. بطوریکه:}$$

$$\max \text{cov}(y, t_1) = \sqrt{\text{var}(t_1)r(t_1, y)} \quad (1)$$

با قیود

$$t_1 = Xw_1, \quad \|w_1\|^2 = 1$$

که در این روابط cov نشاندهنده عمل کواریانس، var نشاندهنده عمل واریانس و r نشاندهنده ضریب همبستگی می‌باشد. با برآورده شدن همه شرایط بالا می‌توان نشان داد که t_1 بیشترین اطلاعات ممکن را از جدول داده‌ها دارد. و متغیر وابسته t_1 بیشترین توانایی تفسیر متغیرها را خواهد داشت. پس از اینکه اولین مولفه t_1 ایجاد شد به طور جداگانه رگرسیون X, y اجرا می‌شود. اگر معادله رگرسیون دارای دقت مورد نظر باشد الگوریتم تمام می‌شود در غیر اینصورت از باقیمانده اطلاعات X که قبلاً در t_1 استفاده نشده بود دومین مولفه تشکیل می‌شود. و این فرایند تا جایی ادامه می‌یابد که به دقت مورد نظر برسیم. در نهایت رابطه y بر حسب m مولفه تولیدی t_1, t_2, \dots, t_m از X بدست می‌آید سپس معادله نهایی را بر حسب متغیرهای اصلی $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ بدست می‌آوریم. بهترین w_1 از رابطه (۱) بردار ویژگی نرمال شده‌ای از بزرگترین مقادیر ویژگی در ماتریس $X'y'X$ است. w_1 را اولین محور اصلی و t_1 را اولین مولفه PLS گویند. سپس با انجام رگرسیون خطی از X و y نسبت به t_1 خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} X &= t_1 P_1' + X^{(1)} \\ y &= r_1 t_1 + y^{(1)} \end{aligned} \quad (2)$$

$$P_1 = \frac{Xt_1}{\|t_1\|^2}, \quad r_1 = \frac{yt_1}{\|t_1\|^2}$$

به $X^{(1)}, y^{(1)}$ ماتریس‌های باقیمانده گویند. با جایگذاری X و y با $X^{(1)}, y^{(1)}$ دومین مولفه PLS استخراج می‌شود. اگر به منظور دسترسی به دقت مناسب تا m مولفه t_1, t_2, \dots, t_m پیش برویم طبق روابط (۳) مدل PLS از X روی t_1, t_2, \dots, t_m و مدل y روی t_1, t_2, \dots, t_m نیز بدست می‌آید.

$$\begin{aligned} X &= t_1 P_1' + t_2 P_2' + \dots + t_m P_m' + X_m \\ y &= \alpha_1 t_1 + \alpha_2 t_2 + \dots + \alpha_m t_m + y_m \end{aligned} \quad (3)$$

از آنجایی که t_1, t_2, \dots, t_m ترکیب خطی از x_1, x_2, \dots, x_p می‌باشند در نهایت خواهیم داشت:

$$y = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_m x_m + y_m$$

که در این رابطه متغیر خروجی y را بر حسب متغیرهای ورودی سیستم بدست می‌آوریم.

۴. مدل‌سازی بویلر کنفرانس داده کاوی ایران

در این بخش به منظور ارزیابی روش ارائه شده، مراحل مختلف این روش به داده‌های مربوط به بویلر شماره ۱ نیروگاه حرارتی فولاد مبارکه اعمال می‌شود. ویژگی‌های انتخاب شده در مرحله انتخاب ویژگی‌ها شامل دبی گاز طبیعی (m^3/h), فشار بخار (bar), دمای بخار ($^\circ C$), دبی بخار (ton/h), دبی آب تغذیه (m^3/h), دمای آب تغذیه ($^\circ C$), دبی هوا (m^3/h), درجه حرارت هوا ($^\circ C$), فشار هوا (bar), دمای دودکش ($^\circ C$) و متغیر خروجی راندمان بویلر y می‌باشد. در مرحله کاهش داده‌ها، داده‌های مربوط به یک روز یا ۲۴ ساعت به داده‌های مربوط به بازه‌های ۲ ساعته تقسیم می‌شود (جدول (۱)) و در این بازه زمانی از داده‌ها میانگین گرفته می‌شود که با انجام این کار علاوه بر کاهش حجم محاسبات و فضای مورد نیاز، تاثیر داده‌های اشتباه و همراه با نویز در خروجی کاهش می‌یابد. پس از انجام پیش پردازش‌های عنوان شده روش ارائه شده را به داده‌ها اعمال می‌کنیم.

جدول (۱) نمونه ای از داده های بویلر

زمان	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	y
۱۳۸۹/۹/۱ ۰:۰۰	۱۰,۷	۶۲	۴۶۵	۱۴۵	۱۴۰	۱۳۶	۱۴,۶	۱۳۹	۳۴۰	۱۶۴	۹۰,۷۴۳
۱۳۸۹/۹/۱ ۲:۰۰	۱۰,۹	۶۱	۴۶۲	۱۴۸	۱۶۲	۱۳۱	۱۴,۵	۱۴۰	۳۰۰	۱۶۴	۹۰,۷۸۱
۱۳۸۹/۹/۱ ۴:۰۰	۱۱	۶۲	۴۶۳	۱۵۰	۱۶۲	۱۳۰	۱۴,۷	۱۴۰	۳۲۰	۱۶۲	۹۰,۷۵۷

به منظور دستیابی به مدل راندمان بویلر از داده های مربوط به ماه های بهمن، اسفند و فروردین بویلر شماره ۱ نیرو گاه حرارتی فولاد مبارکه استفاده می شود که تقریباً از ۷۰ درصد داده ها به منظور استخراج مدل و از ۳۰ درصد باقیمانده به منظور ارزیابی مدل استفاده می شود. جدول ۲ ماتریس ضرایب همبستگی را نشان می دهد همانطوریکه از روی این ماتریس مشخص است همبستگی چندگانه بین آنها وجود دارد.

جدول (۲) ماتریس ضرایب همبستگی

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	y
x_1	۱,۰۰	۰,۰۳	۰,۲۱	۰,۷۱	۰,۲۶	-۰,۱۶	۰,۵۸	-۰,۱۲	۰,۵۵	۰,۲۵	-۰,۲۹
x_2	۰,۰۳	۱,۰۰	۰,۰۴	-۰,۰۱	۰,۰۴	-۰,۰۲	-۰,۰۶	۰,۰۲	-۰,۰۳	-۰,۰۱	۰,۰۵
x_3	۰,۲۱	۰,۰۴	۱,۰۰	۰,۱۱	-۰,۰۶	-۰,۰۲	۰,۲۳	۰,۰۱	۰,۲۱	۰,۰۷	-۰,۱۶
x_4	۰,۷۱	-۰,۰۱	۰,۱۱	۱,۰۰	۰,۲۷	-۰,۱۸	۰,۶۲	-۰,۰۸	۰,۵۶	۰,۳۰	-۰,۲۷
x_5	۰,۲۶	۰,۰۴	-۰,۰۶	۰,۲۷	۱,۰۰	-۰,۰۵	۰,۱۰	۰,۰۰	۰,۱۰	۰,۰۸	-۰,۰۲
x_6	-۰,۱۶	-۰,۰۲	-۰,۰۲	-۰,۱۸	-۰,۰۵	۱,۰۰	۰,۰۲	۰,۸۹	۰,۰۱	۰,۷۵	-۰,۴۶
x_7	۰,۵۸	-۰,۰۶	۰,۲۳	۰,۶۲	۰,۱۰	۰,۰۲	۱,۰۰	۰,۰۵	۰,۸۲	۰,۴۹	-۰,۷۲
x_8	-۰,۱۲	۰,۰۲	۰,۰۱	-۰,۰۸	۰,۰۰	۰,۸۹	۰,۰۵	۱,۰۰	۰,۰۵	۰,۷۸	-۰,۴۷
x_9	۰,۵۵	-۰,۰۳	۰,۲۱	۰,۵۶	۰,۱۰	۰,۰۱	۰,۸۲	۰,۰۵	۱,۰۰	۰,۴۷	-۰,۶۹
x_{10}	۰,۲۵	-۰,۰۱	۰,۰۷	۰,۳۰	۰,۰۸	۰,۷۵	۰,۴۹	۰,۷۸	۰,۴۷	۱,۰۰	-۰,۷۸
y	-۰,۲۹	۰,۰۵	-۰,۱۶	-۰,۲۷	-۰,۰۲	-۰,۴۶	-۰,۷۲	-۰,۴۷	-۰,۶۹	-۰,۷۸	۱,۰۰

یکی از معیارهای ارزیابی مدل ضریب تعیین R^2 یا $R-sq$ می باشد. این ضریب در اصل بیانگر آن است که چه مقدار از تغییر در متغیر پاسخ توسط مدل توصیف می شود و رابطه کلی آن به صورت (۴) است:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} = \frac{SSR}{SST} \quad (۴)$$

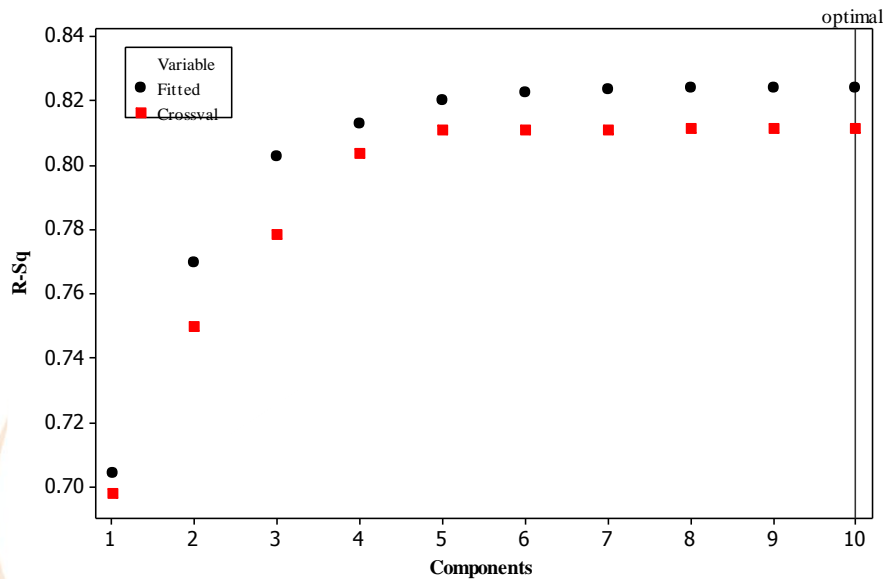
که در این رابطه SST تغییرات کل پاسخ، SSR بخشی از تغییرات که توسط مدل توصیف می شود و SSE بخشی از تغییرات که توسط مدل توصیف نمی شود می باشد و طبق روابط (۵) محاسبه می شوند:

$$SSR = \sum (\hat{y} - \bar{y})^2$$

$$SSE = \sum (y - \hat{y})^2 \quad (5)$$

$$SST = SSR + SSE = \sum (y - \bar{y})^2$$

که در آن، y پاسخ بدست آمده، \hat{y} پاسخ برازش یافته و \bar{y} میانگین پاسخ است. شکل شماره ۳ ضریب تعیین را با تعداد مختلف مولفه ها در روش pls نشان می دهد. همانطوریکه مشخص است هنگامیکه تعداد مولفه ها برابر ۱۰ است این ضریب برای پیش بینی و مدل سازی تقریباً برابر ۰.۹۸۷ می باشد که این بهترین ضریب تعیین برای مدلسازی و پیشگویی در سیستم مورد نظر می باشد.

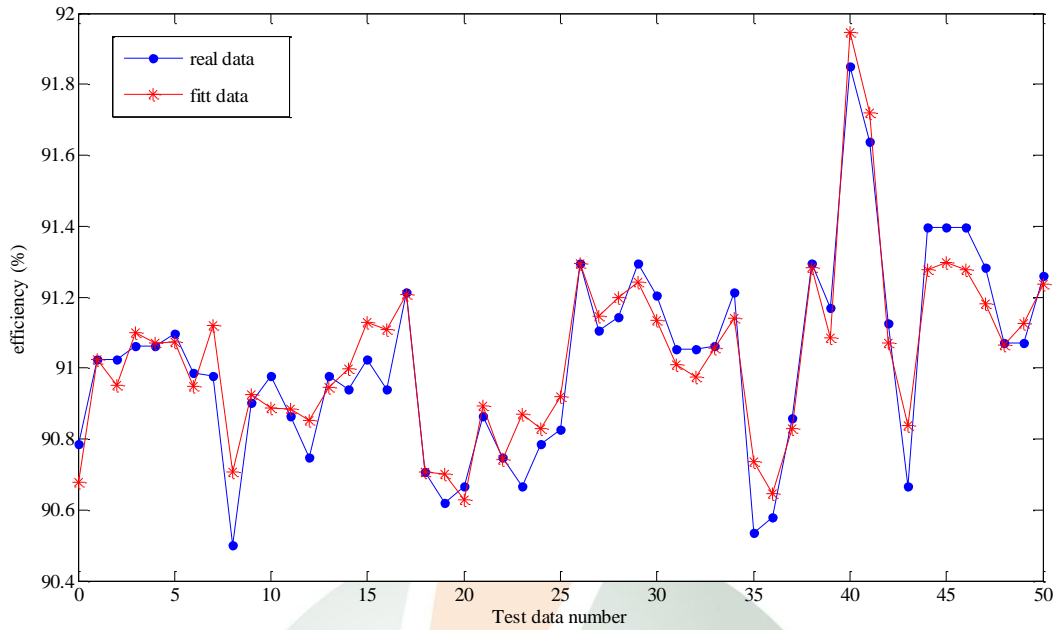


شکل ۳: مقایسه مدل سازی و توان پیشگویی مدلها با تعداد مختلف مولفه ها

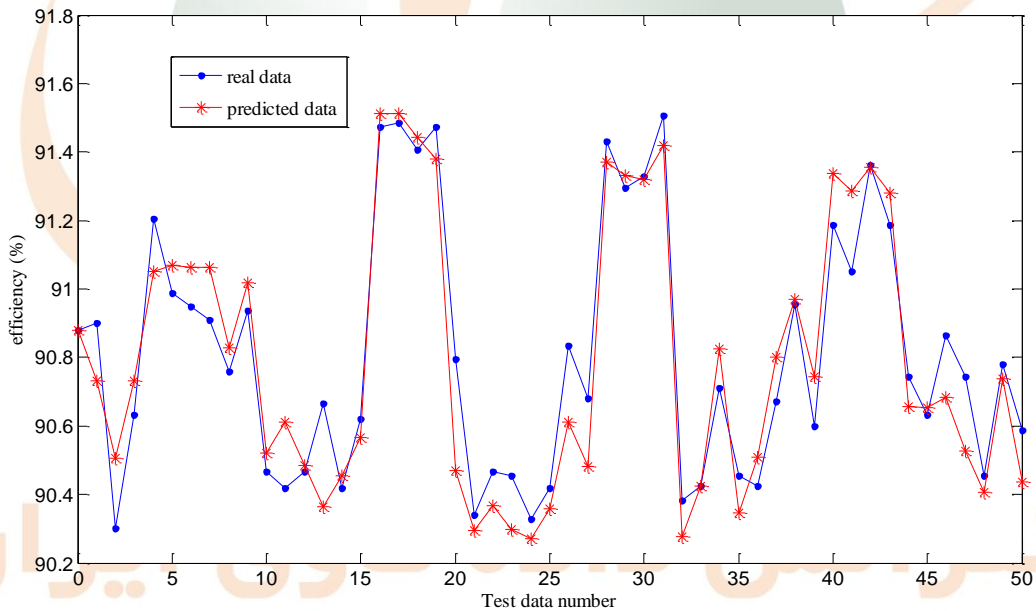
معادله بدست آمده از روش مدلسازی pls به صورت رابطه (۶) می باشد.

$$y = -1.78 + 0.00272x_1 - 0.0029x_2 + 0.0002x_3 - 0.00414x_4 + 0.012x_5 + 0.054x_6 + 0.173x_7 - 0.117x_8 - 0.012x_9 - 0.011x_{10} \quad (6)$$

قسمتی از داده های واقعی و برازش شده در شکل ۴ نشان داده شده است. همانطوریکه مشخص است مدل بدست آمده دارای قدرت برازش بسیار مناسبی می باشد و ماکزیمم خطای آن برابر با ۲.۳۸۱۷٪ می باشد. در نهایت از مدل بدست آمده به منظور پیش بینی راندمان بویلر شماره ۱ نیروگاه حرارتی فولاد مبارکه با ظرفیت ۱۵۰ تن بخار بر ساعت استفاده می شود که شکل ۵ نمودار داده های واقعی و داده های تخمین زده شده را نشان می دهد. همانطوریکه مشخص است دقت پیش بینی مانند دقت برازش در حد بسیار مناسبی بوده و می توان از این مدل به منظور پیش بینی راندمان بویلر به صورت online استفاده کرد. ماکزیمم خطای محاسبه شده برای داده های واقعی و تخمین زده شده که قسمتی از آن در شکل ۵ نشان داده شده است برابر با ۱.۴۷۸٪ می باشد. مدل بدست آمده در رابطه (۶) را به راحتی می توان توسط سیستم کنترل توزیع شده موجود در نیروگاه پیاده سازی کرده و به منظور مانیتورینگ، تشخیص خطا و تنظیم سیستم احتراق بویلر از آن استفاده کنیم.



شکل ۴: مقایسه منحنی راندمان بویلر بین داده های واقعی و داده های برازش شده



شکل ۵: مقایسه منحنی راندمان بویلر بین داده های واقعی و داده های پیش‌بینی شده

۵. نتیجه گیری

مدلسازی یک سیستم بویلر با استفاده از روشهای معمولی به دلیل غیرخطی بودن، چند ورودی خروجی، تداخل زیاد و متغیر با زمان بودن بسیار مشکل و دارای دقت پایینی می باشد. بدلیل استفاده گسترده از سیستم های کنترل توزیع شده در نیروگاه های حرارتی و جمع آوری و ثبت داده های مربوط به سیستم های مختلف یک نیروگاه حرارتی از جمله پارامترهای مهم سیستم بویلر استفاده از تکنیک های داده کاوی یک روش بسیار مفید به

منظور مدل‌سازی می باشد. در این مقاله با استفاده از روش رگرسیون کمترین مربعات جزئی راندمان بویلر به صورت لحظه ای مدل‌سازی شده و خروجی مدل توسط سیستم مانیتورینگ نیروگاه نمایش داده می شود. اهمیت این مدل سازی بدلیل تاثیر آنالیز گاز خروجی از دودکش و هزینه بالای کالیبراسیون و تعویض سنسورهای مربوط به اندازه گیری این پارامتر می باشد. از طرفی مدل استخراج شده به سادگی توسط سیستم کنترل توزیع شده بکارگرفته شده در نیروگاه ها قابل پیاده سازی خواهد بود.

۶. تقدیر و تشکر

در نهایت از سرپرست و کارکنان نیروگاه حرارتی فولاد مبارکه که ما را در انجام این پژوهش یاری کردند تقدیر و تشکر می نمائیم.

۷. مراجع

- [۱] Donne, M.S., Pike, A.W., Savry, R., "Application of modern. methods in power plant simulation and control", *Computing & Control Engineering Journal*, Vol ۱۲, Issue ۲, April ۲۰۰۱, pp.۷۵-۸۴.
- [۲] A Kola, Vani; Anian; Anderson, Paul M, "Power Plant Models. for Operator Training Simulators", *Power Engineering Review, IEEE*, Vol ۹, Issues ۵, May ۱۹۸۹, pp. ۵۵-۵۵.
- [۳] Kusiak. A and Song. Z, "Combustion Efficiency Optimization and Virtual Testing: A Data-Mining Approach," *IEEE Trans. Ind. Inform.*, vol. ۲, no. ۳, pp. ۱۷۶-۱۸۴, Aug. ۲۰۰۶.
- [۴] Zhao Zheng, Zeng Deliang, Tian Liang et al, "Research on soft-sensing of oxygen content based on data fusion", *Proceedings of the CSEE*, ۲۰۰۵, ۲۵(۷): ۷-۱۲.
- [۵] Wang Pei-hong, Li lei-lei, Cheng Qiang, Dong Yi-hua, "Research on applications of artificial intelligence to combustion optimization in a coal-fired boiler", *Proceedings of the CSEE*, ۲۰۰۴, ۲۴(۴): ۱۸۴-۱۸۸.
- [۶] Rakhshani, E., Sariri, I., and Rouzbehi, K., "Applicaton of data mining on fault detection and prediction in boiler of power plant using artificial neural network," *Int. Conf. Power Engineering, Energy and Electrical Drives*. pp. ۴۷۳-۴۷۸, ۲۰۰۹.

کنفرانس داده کاوی ایران