تشخیص حالت غیر نرمال ماشین‌های دوار با داده‌کاوی در پارامترهای حفاظتی

الهام پروین نیا*، محمد صفری و سیدعلیرضا خیامی
گروه مهندسی کامپیوتر دانشکده مهندسی - واحد شیراز - دانشگاه آزاد اسلامی - شیراز- ایران

چکیده

برای محافظت از ماشین‌های دوار و جلوگیری از کارکرد آن‌ها در حالت‌های غیر عادی به‌صورت سنتی از سامانه‌های کنترل حفاظتی و داده‌های فرایندی بهره‌گیری می‌شود. در این مقاله روشی پیشنهاد شده‌است که بتوان از تأثیرات غیر مستقیم حالت‌های کارکرد غیر عادی با استفاده از شیوه‌های داده‌کاوی حالت غیر طبیعی کارکرد ماشین‌های دوار را تشخیص داد. یکی از حالت‌های خطرناک کارکرد غیر عادی در کمپرسورها به‌عنوان یکی از ماشین‌های دوار با اهمیت در صنایع، وضعیت سرج است. دراین مقاله، با استفاده از داده‌های واقعی ذخیره‌شده در طول سه سال متوالی یک کمپرسور سه‌مرحله‌ای واحد سرمایش یک پالایشگاه گاز ارتباط میان وضعیت سرج کمپرسور و میزان لرزش نقاط مختلف آن بررسی شده‌است. با شیوه‌های داده‌کاوی اثبات شده‌است که ارتباط مستقیمی بین حالت سرج و میزان لرزش وجود دارد. همچنین نقاط حساس‌تر به لرزش در زمان‌های سرج شناسایی شده و اثبات شده‌است که از طریق اندازه‌گیری این نقاط می‌توان سرج را تشخیص داد؛ بنابراین علاوه بر شیوه‌های موجود و سنتی قبلی که از داده‌های فرایندی استفاده می‌کنند، می‌توان از میزان لرزش نقاط به‌عنوان یک سامانه حفاظتی افزونه برای تشخیص سرج بهره گرفت و از این طریق حفاظت بیشتری از کمپرسور در برابر وضعیت سرج به‌عمل آورد. در این مطالعه، ارزیابی شیوه‌های مختلف داده‌کاوی نیز صورت گرفته که نتایج روش نزدیک‌ترین همسایه با تعداد همسایه دو دارای بهترین کارایی بوده و همچنین اثرات تعداد رکورد موجود در مجموعه‌داده روی کیفیت و دقت نتایج بررسی شده‌است.

واژگان کلیدی: ماشین‌های دوار، داده کاوی، تشخیص سرج، کمپرسور، پارامترهای حفاظتی

Exploring on rotating machines abnormal state with data mining in protective parameters

Elham Parvinnia*, Mohammad Safari and SeyedAlireza khayami
Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering - Shiraz Branch - Islamic Azad University - Shiraz – Iran

Abstract

challenges: Compressors are expensive rotating machines that are used to increase the pressure of gases. Compressors are usually driven by an electric motor that is connected to the compressor through a gearbox.

In order to protect rotating machines and prevent their operation in unusual situations, protective control systems and process data are traditionally used. One of the dangerous conditions of abnormal operation in compressors, as one of the important rotating machines in industries, is the surge condition. Surge control protection system is adjusted based on compressor efficiency curve calculated by manufacturers for each compressor. The main purpose of the control system is to keep the compressor near the efficiency line and prevent it from entering the surge area. That is, the closer the compressor works to the efficiency line, the higher the efficiency, but there is also the risk that it will cross the efficiency line, which in this case has entered the surge region. Therefore, while maintaining efficiency, it should not cross the surge area.

* Corresponding author
*نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۱/۸/۲۲ • تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۲/۱۲ • تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۵/۱۰ • نوع مطالعه: پژوهشی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.1.27]

Goil: In this article, a method has been proposed to detect the indirect effects of abnormal operating modes using data mining methods.
Method: The real data stored during three years of a three-stage refrigerant compressor in a gas refinery are used. The relationship between the surge state of the compressor and the amount of vibration in its different parts has been investigated. The data transferred to the control system from the measuring instruments of precision instruments has been received and stored by the monitoring software. Then, a limited number of records have been randomly selected in combination in special situations such as start-up, loading and normal operation in the periods when the compressor was working in normal mode or surge mode. There are 12,640 records in the selected dataset.
Results: It has been proven with data mining methods that there is a direct relationship between the state of surge and the amount of vibration. Also, more sensitive points to vibration during the surges have been identified and it has been proven that by measuring these points, surges can be detected. Therefore, in addition to the existing and previous traditional methods that use process data, it is possible to use the amount of vibration of the points as an extension protection system for surge detection. In this way, more protection of the compressor against the state of surge can be achieved.
Also, various data mining methods have been evaluated, and the results of the nearest neighbor method with the number of neighbors of two have the best performance, and the effects of the number of records in the data set on the quality and accuracy of the results have been investigated.

Key words: Rotating machine, Datamining, Surge detection, Compressor, Protection parameters

۱- مقدمه

ماشین‌های دوار در بسیاری از صنایع بزرگ نظیر نفت و گاز، تولید برق، سیمان و غیره به‌صورت وسیع استفاده شده‌است. قسمت اعظم دارایی‌های فیزیکی این صنایع شامل ماشین‌های دوار است و ارزش مالی آن در مقایسه با سایر ادوات صنعتی قابل توجه است.

نقش ماشین‌های دوار در پایداری و تداوم تولید این صنایع نیز حیاتی و در بیش‌تر موارد بدون آن امکان تولید مستمر وجود ندارد؛ بنابراین اتخاذ روش‌های مناسب برای تشخیص زود هنگام حالت‌های غیر عادی و تعمیر و نگهداری به‌موقع این ادوات با ارزش ضروری است.

داده‌های بسیار با ارزشی از وضعیت ماشین‌های دوار که به‌وسیله ادوات ابزاردقیق اندازه‌گیری شده در صنایع موجود است. این داده‌ها اغلب به‌منظور کنترل و حفاظت از ماشین‌های دوار به‌وسیلهٔ سامانه کنترل مورد استفاده قرار می‌گیرد و در مواردی برای تحلیل وضعیت‌های خاص ممکن است، توسط کاربر این ماشین‌ها به‌کار گرفته شود. ممکن است ارتباطاتی منطقی مابین این داده‌ها وجود داشته باشد که در نگاه نخست مورد توجه کاربران قرار نگیرد؛ ولی با بررسی‌های موشکافانه‌تر این ارتباط‌ها مشخص و از آنها برای تحلیل و یا پیش‌بینی یک وضعیت خاص استفاده کرد.

یکی از حالت‌های غیر نرمال ماشین‌های دوار و به‌طور خاص کمپرسورها حالت سرج است که باید به‌وسیلهٔ کنترل‌های لازم از قرارگیری ماشین در این حالت پرهیز کرد. قرارگیری کمپرسورها در ناحیه کارکرد سرج منجر به صدمات اساسی به ماشین خواهد شد.

برای روشن‌شدن مفهوم سرج تعاریف متعددی وجود دارد؛ ولی به‌طور کلی الگوی جریان ناپایدار در یک کمپرسور که در آن حالت کل جریان اطراف پروانه کمپرسور به‌صورت متناوب (به‌طورمعمول کمتر از یک هرتز) را متوقف یا این‌که به سمت جلو و یا عقب تغییر حالت دهد، سرج گویند [۱۰].

در این مقاله از مطالعه موردی که روی یک کمپرسور واحد تبرید صورت گرفته است، استفاده می‌شود و از روش‌های داده‌کاوی و تشخیص الگو با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری‌شده این ماشین، به‌منظور کشف ارتباط مابین حالت سرج کمپرسور و مقدار لرزش کمپرسور بهره‌گیری می‌شود. در این مطالعه مشخص خواهد شد آیا کارکرد کمپرسور در ناحیه سرج تأثیری در مقدار لرزش کمپرسور داشته است و یا خیر. همچنین مشخص می‌شود که مقدار تأثیر در چه بازه‌ای بوده و در کدام قسمت کمپرسور این تأثیر بیشتر بوده است. بدین منظور مجموعه‌داده اختصاصی از روی داده‌های موجود تولید شده‌است.

از نتایج به‌دست آمده پیشنهادهایی جهت استفاده معکوس ارائه خواهد شد که می‌تواند برای کارکرد ایمن کمپرسور مورد استفاده قرار گیرد. پیشنهاد نوآورانه این مطالعه استفاده از وضعیت سایر پارامترها به‌جای داده‌های فرایندی به‌منظور تشخیص سرج است. از شیوه پیشنهادی این مطالعه می‌توان برای سایر ماشین‌های دوار و سایر حالت‌های خاص نیز بهره‌گیری کرد.

این مقاله به شرح زیر بخش‌بندی شده‌است:
در بخش دوم مطالعات گذشته صورت‌گرفته تشریح و تفاوت این مطالعه و نوآوری آن بیان خواهد شد.. در بخش سوم توضیحات اولیه بیان شده‌است. در بخش چهارم که

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.1.27]

روش پیشنهادی اجرای کار است، نحوه تهیه و تولید مجموعه‌داده و همچنین روش‌های داده‌کاوی و تشخیص الگو بر روی مجموعه‌داده اعمال خواهد شد و نتایج هر روش مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت. در بخش پنجم جمع‌بندی و نتیجه‌گیری مطالعه و در بخش ششم مطالعات پیشنهادی آینده بیان خواهد شد.

۲- کارهای پیشین

مطالعه‌های صورت‌گرفته با استفاده از روش‌های داده‌کاوی در پژوهش‌های سابق بر روی ماشین‌های دوار اغلب در دو محور بوده است. این مطالعات شامل تشخیص خطا با استفاده از سیگنال‌های اندازه‌گیری‌شده ابزاردقیق و همچنین استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای تشخیص حالت سرج است.

از مطالعاتی که با استفاده از شیوه‌های داده‌کاوی برای تشخیص خطا بوده است، می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

در مقاله سیواکومار و همکاران [۱۳] یک روش پیش‌بینی تشخیص خطا در کمپرسور با استفاده از یادگیری ماشین پیشنهاد شده‌است. در این مطالعه با استفاده از پارامترهای لرزش کمپرسور و دریافت ویژگی‌های آماری آن و درنهایت انتخاب برجسته‌ترین ویژگی‌ها مجموعه‌داده لازم برای یادگیری ماشین ایجاد شده‌است.

در مقاله گریبستاد و همکاران [۷] یک روش تشخیص ناهنجاری با استفاده از داده‌های حالت نرمال یک کمپرسور هوا پیشنهاد شده‌است. در این مطالعه از شش روش مختلف یادگیری عمیق مبتنی بر بازسازی برای تشخیص ناهنجاری استفاده شده‌است. در این مطالعه ادعا شده قسمتی از کمپرسور را که باعث ایجاد ناهنجاری و انحراف از حالت طبیعی شده‌است نیز مشخص می‌شود. از مزایای این روش پیشنهادی تشخیص حالت‌های ناهنجاری بدون داشتن سابقه مشابه در مجموعه‌داده است.

در مقاله کانتراس والدز و همکاران [۴] یک مروری جامع در مورد روش‌های داده‌کاوی مورد استفاده در پیش‌بینی و آنالیز خرابی ادوات الکتریکی از سال ۲۰۰۰ به بعد صورت گرفته است. در این مرور نتیجه‌گیری شده‌است که یک روش به تنهایی قادر به پیش‌بینی کامل خرابی‌ها ناست و نیاز است که چند روش هم‌زمان به‌کار گرفته شود.

در مقاله ژانگ و همکاران [۱۶] یک سنجش جامع در مورد کلیه روش‌های یادگیری ماشین و الگوریتم‌های یادگیری عمیق که برای آنالیز و تشخیص عیب بیرینگ پیشنهاد شده، صورت گرفته است. در دهه گذشته روش‌های حلقوی یادگیری ماشین شامل شبکه عصبی مصنوعی، PCA[1] و SVM[2] به‌صورت موفقیت‌آمیزی برای تشخیص و آنالیز عیب بیرینگ صورت گرفته است. در کنار این روش‌ها روش یادگیری عمیق در پنج سال گذشته در سطح دانشگاهی و صنعتی به‌کارگیری شده، لذا در این مقاله ابتدا روش‌های حلقوی یادگیری ماشین مورد بررسی قرار گرفته و به‌صورت خاص این روش‌ها برای عیب‌یابی و آنالیز بیرینگ مورد ارزیابی قرار گرفته و کارایی هرکدام را مقایسه کرده است.

در مقاله گوا و همکارانش[۸] روشی برای انتقال یادگیری و تطابق یک مدل آموزش‌دیده از یک دامنه مبدأ به دامنه مقصد پیشنهاد شده‌است. در خیلی از ماشین‌های دوار امکان به‌دست‌آوردن داده‌های برچسب‌دار وجود ندارد و ممکن است در خیلی از موارد داده‌های برچسب دار یک ماشین کارایی لازم را برای داده‌های بدون برچسب ماشین دیگر نداشته باشد. این مشکل ناشی از تفاوت در توزیع داده‌های هر ماشینی است که نتیجه آن کاهش کارایی روش‌های هوشمند تشخیص خطا خواهد بود. بر همین اساس جهت رفع این مشکل در این مقاله روشی هوشمند با نام انتقال یادگیری حلقوی عمیق[3] پیشنهاد شده‌است. این روش شامل دو ماژول است. ماژول نخست وظیفه تشخیص شرایط را با استفاده از یک شبکه عصبی حلقوی یک بعدی بر عهده دارد و از این طریق به‌صورت خودکار ویژگی‌های ماشین را یاد می‌گیرد و تشخیص سلامت ماشین را شناسایی می‌کند. ماژول دوم به یک شبکه عصبی حلقوی یک‌بعدی مجهز شده‌است و برای یادگیری ویژگی‌های ثابت دامنه با بیشینه‌کردن خطاهای شناخت دامنه وکمینه‌کردن فاصله توزیع احتمال و درنهایت انطباق دامنه کاربرد دارد. اثر این روش به‌وسیله آزمایش انتقال تشخیص عیب در شش مجموعه‌داده راست‌آزمایی شده‌است.

در مقاله‌ای بن عبدالله و همکارانش [۳] راه‌های انتخاب مناسب الگوریتم‌های خوشه‌بندی برای مجموعه‌داده‌های صنعتی کم‌غلظت ارائه داده‌اند. برای رسیدن به این هدف آنها ابتدا مطالعه‌های انجام‌شده را برای مقایسه بین الگوریتم‌های خوشه‌بندی در بیست سال گذشته مورد ارزیابی قرار داده‌اند؛ سپس برای انتخاب نامزد مناسب جهت الگوریتم‌های که برای خوشه‌بندی مجموعه‌داده‌های بزرگ به‌کار می‌روند، یک دسته‌بندی بر

[1] . Principal Component Analysis
[2] . Support Vector Machine
[3] Deep Convolutional Transfer Learning Network

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.1.27]

اساس خواص آنها ارائه کرده‌اند؛ سپس روش‌های خوشه‌بندی بر روی چهار مجموعه‌داده اعمال و ارزیابی و مقایسه صورت گرفته‌است.

در مقاله پروین نیا و فرداد [۱] با استفاده از داده‌کاوی و استخراج قوانین انجمنی یک سامانه تصمیم‌یار جهت پیش‌بینی خاموشی اضطراری نیروگاه های برق آبی پیشنهاد شده‌است. در آن مطالعه چهار قانونی که نوین تشخیص داده شده‌است روابط سیگنال‌های دما و لرزش یاتاق توربین را با توقف اضطراری آن به‌دست می‌دهد.

در مقاله ون و همکاران [۱۵] یک روش جدید بر پایه شبکه عصبی حلقوی[1] برای یادگیری عمیق جهت پیداکردن خطا پیشنهاد داده‌اند. از طریق یک روش تبدیل، سیگنال‌ها به یک تصویر دوبعدی تبدیل شده‌است و سپس این روش پیشنهادی می‌تواند ویژه‌گی‌های تصویر دوبعدی را استخراج و اثر ویژگی‌های دست‌کاری‌شده را حذف کند. روش پیشنهادشده در سه مجموعه‌داده مشهور بیرینگ موتور، پمپ گریز از مرکز و پمپ هیدرولیک تست شده‌است. نتیاج به‌ترتیب دقت ۴۸۱/۷۹،۹۹/۹۹ و ۱۰۰ درصد را نشان می‌دهد. روش پیشنهادشده با روش‌های دیگر یادگیری عمیق و روش‌های سنتی مقایسه شده و بیان‌گر پیشرفت قابل توجه با استفاده از این روش است.

مقاله دیاز و همکاران [۶] با موضوع بینشهای جدید برای ارزیابی مدلهای تشخیص دهنده کلاس در تشخیص خطای موتورهای القایی ارائه شده‌است. در این مطالعه مجموعه‌داده مورد نیاز از یک محیط آزمایشگاهی که بدین منظور تجهیز شده‌است استفاده کرده‌اند و داده‌های حالت کارکرد نرمال یک موتور در هر ده ثانیه نمونه‌برداری شده و برای داده‌های حالت خطا نیز با ایجاد یک عیب عمدی در موتور داده لازم جمع‌آوری، سپس با استفاده از این مجموعه‌داده و روش‌های داده‌کاوی تشخیص خطا مدل‌های بدین منظور تولید شده و مورد ارزیابی قرار گرفته است.

در مقاله‌ای که توسط کونها و همکاران [۵] نوشته شده یک ارزیابی جامع از روش‌های هوشمند طبقه‌بندی به‌منظور تشخیص خطا در موتورهای الکتریکی سه فاز القائی ارائه شده‌است. در این مطالعه روش‌های نوی بیز، نزدیک‌ترین همسایه ، شبکه عصبی مصنوعی، درخت تصمیم و SVM مورد ارزیابی قرار گرفته است. داده‌های مورد نیاز این مطالعه با ایجاد یک آزمایشگاه برای موتور الکتریکی شبیه‌سازی شده و در بارهای مختلف و همچنین جریان مصرفی موتور در محیط آزمایشگاه این داده‌ها جمع‌آوری شده‌است.

[1] Convolution Neural Network

مقاله افروز پورارجمند لنگرودی و همکاران [۱۲] در تشخیص خطای یاتاقان با استفاده از مدل‌های تشخیص انحراف اشاره کرد. در این مقاله از روش‌های تشخیص انحراف به‌جای آنالیز فرکانسی و طیف‌سنجی سیگنال‌ها برای تشخیص خطا استفاده شده‌است. در این مطالعه داده‌های لرزش از چهار یاتاقانی که در یک محیط آزمایشگاهی بدین منظور نصب شده دریافت شده‌است. این داده‌ها در طول ۱۶۴ ساعت و هر ده دقیقه یک‌بار نمونه برداری شده و درنهایت با ایجاد یک خطای واقعی روی یکی از یاتاقان‌ها و اندازه‌گیری لرزش در آن حالت و استفاده از آن در کنار داده‌های حالت نرمال مجموعه‌داده این مطالعه تکمیل شده‌است.

مقاله کوسیاک و همکاران [۹] روش تشخیص و آنالیز خطا در یاتاقان‌های توربین بادی با استفاده از رویکرد داده‌کاوی ارائه می‌کند؛ در این مطالعه از داده‌های ذخیره‌شده قبلی به‌منظور پیش‌بینی خرابی یاتاقان با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی استفاده شده‌است. داده‌های این پژوهش شامل اندازه‌گیری دمای چهار نقطه از توربین بادی است که از تعداد ۲۴ عدد از توربین‌های بادی یک مزرعه تولید برق به مدت چهارماه جمع‌آوری شده‌است. در این مطالعه داده‌های حالت نرمال برای به‌دست‌آوردن مدل کارکرد نرمال توربین و داده‌های غیر نرمال صحیح برای مدل تشخیص خطا استفاده شده‌است.

محور دوم مطالعات صورت گرفته استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای تشخیص حالت سرج است.

در مقاله ژونگ و همکاران [۱۷] برای رسیدن به ایمنی بیشتر کمپرسور هوا یک سامانه پیش‌بینی سرج با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق پیشنهاد شده‌است. در این مطالعه جریان هوای کمپرسور با استفاده از مدل پیشنهادی به‌دست می‌آید و سپس نقطه مرجع مطابق با جریان پیش بینی شده با استفاده از تجارب خبرگی و دانش کمپرسورهای گردشی به‌صورت پویا تعیین می‌شود.

به‌عنوان نمونه می‌توان از مطالعه ارائه‌شده توسط چانگ و همکاران [۲] نام برد. در این مطالعه از شیوه الگوریتم انتگرال همبستگی برای تشخیص سرج استفاده شده‌است.

مطالعه ارکیز و همکارش[۱۱] در مورد استفاده از سیگنال‌های گیربکس کمپرسور در تشخیص سرج که در نوع خود روش جدید و جایگزینی برای روش‌های قدیمی که فقط از سیگنال‌های فرایندی برای تشخیص سرج استفاده می‌کرده‌اند، بوده است.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.1.27]

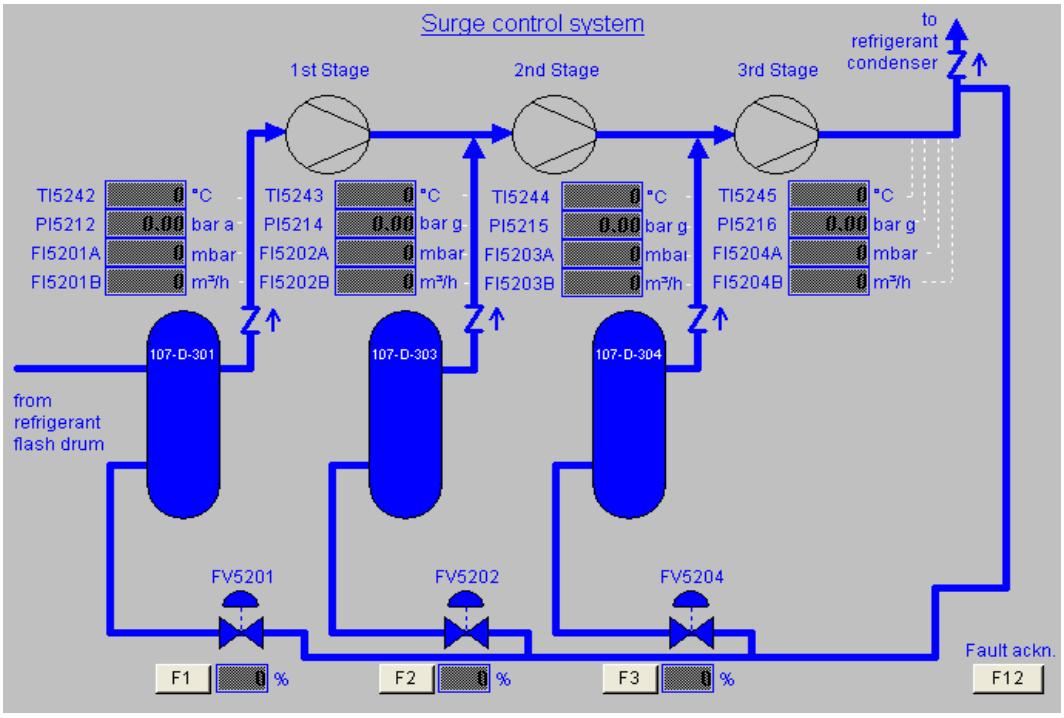
نوآوری و تفاوت اساسی این مطالعه با پژوهش‌های قبلی استفاده از شیوه‌های داده‌کاوی برای تشخیص سرج است. در این مطالعه برای تشخیص سرج از داده‌های که تغییرات آنها نتیجه تأثیرات غیر مستقیم سرج است استفاده شده و با شیوه‌های داده‌کاوی اثبات کرده که با درصد دقت بسیار بالا این روش قابل استفاده است؛ همچنین دیگر تفاوت با پژوهش‌های قبلی نوع جمع‌آوری داده‌ها است. اندازه‌گیری این داده‌ها در حالت‌های مختلف و در طول سه سال بر روی یک ماشین واقعی انجام شده، سپس مجموعه کلیه داده‌های کمپرسور در هر لحظه زمانی خاص را یک‌جا گردآوری کرده و بر خلاف بیش‌تر مطالعات سابق داده‌ها به‌طورکامل واقعی و عملیاتی است.

۳- توضیحات اولیه

کمپرسورها ماشین‌های دوار گران قیمتی هستند که به‌منظور افزایش فشار گازها مورد استفاده قرار می‌گیرند. کمپرسورها معمولا به‌وسیله یک موتور الکتریکی که با واسطه یک گیربکس به کمپرسور متصل می‌شود حرکت می‌کنند.

کمپرسور مورد مطالعه این مقاله یک کمپرسور چرخشی گریز از مرکز سه مرحله ای است که به‌منظور افزایش فشار گاز پروپان در یک حلقه بسته مورد استفاده قرار می‌گیرد. این کمپرسور در هر خط شیرین سازی گاز در پالایشگاه دوم مجتمع گاز پارس جنوبی نصب است و به همین دلیل تولید گاز شیرین یک خط گازی که حدود سیزده میلیون متر مکعب در روز است به این کمپرسور وابسته است؛ لذا این کمپرسور به‌جز در مواقع تعمیرات به‌صورت ۲۴ساعته در حال کارکرد است.

همان‌طور که بیان شد یکی از اصلی‌ترین اهداف کنترل یک کمپرسور، جلوگیری از کارکرد کمپرسور در حالت سرج است. بحث روش‌های کنترل سرج یک دانش وسیع در ماشین‌های دوار و سامانه‌های کنترل است و در حوصله این مقاله نیست؛ ولی به‌اختصار توضیحی در این زمینه بیان می‌شود. سامانه حفاظت از سرج این کمپرسور، متشکل از سه شیر کنترل سرج مطابق شکل (۱) که هر کدام در یک مرحله نصب شده‌اند و همچنین سامانه کنترل حفاظتی سرج است. داده‌های که در این شکل مشاهده می‌شود با استفاده از ادوات ابزاردقیق و حس‌گرها، اندازه‌گیری و به سامانه کنترل انتقال داده می‌شود.



(شکل-۱): سامانه کنترل سرج کمپرسور مورد مطالعه

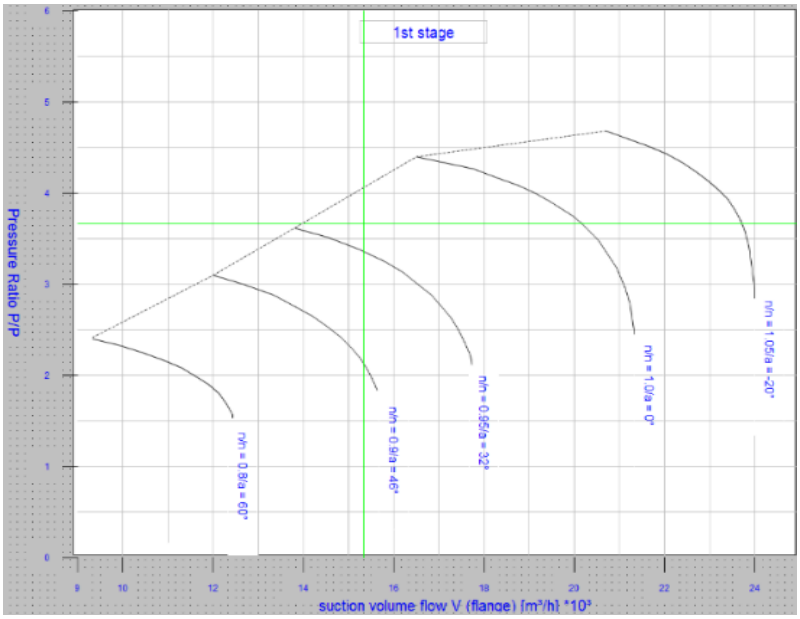
(Figure- 1): Surge control system of compressor

سامانه حفاظتی کنترل سرج براساس منحنی کارایی کمپرسور که توسط سازندگان برای هر کمپرسور محاسبه شده‌است تنظیم می‌شود. شکل (۲) خط کارایی این کمپرسور را نمایش می‌دهد. . هدف اصلی کنترل نگه‌داشتن کمپرسور در نزدیکی خط کارایی و جلوگیری از ورود آن به ناحیه سرج است؛ یعنی هرچه کمپرسور در

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.1.27]

نزدیک خط کارایی کار کند دارای کارایی بالاتری است ولی این خطر نیز وجود دارد که از خط کارایی رد شود که در این حالت وارد ناحیه سرج شده‌است؛ بنابراین ضمن حفظ کارایی بایستی از ناحیه سرج نیز عبور نکند. اصولاً حالت سرج زمانی ایجاد می‌شود که جریان عبوری از یک کمپرسور در یک اختلاف فشار مشخص از یک حداقلی کمتر شود. سامانه کنترل سرج در صورت تشخیص این‌که کمپرسور دارد، وارد ناحیه سرج می‌شود، شیرهای کنترل سرج هر مرحله را برای بازگشت به خارج از ناحیه سرج باز می‌کند. درحقیقت برای تأمین کمینه جریان عبوری از کمپرسور این شیرها نقش مسیر بازیافت را بازی می‌کنند.



(شکل- ۲): خط کارایی کمپرسور مورد مطالعه و ناحیه سرج

(Figure-2): performance curve of compressor

درصورتی‌که بازشدن این شیرها در یک روند تدریجی و کند باشد، بیان‌گر این است که کمپرسور وارد ناحیه سرج نشده ولی به آن نزدیک شده‌است؛ درنتیجه سامانه کنترل سرج برای جلوگیری از ورود به ناحیه سرج شیرها را تدریجی و به اندازه لزوم باز می‌کند. آنی بازشدن شیرها بیان‌گر تشخیص یک حالت خطر و واکنش فوری برای جلوگیری از وقوع آن است.

۴- روش پیشنهادی

با توجه به اینکه در شیوه‌های داده‌کاوی مجموعه‌داده نقش اصلی را ایفا می‌کند، بنابراین در این بخش ابتدا نحوه ایجاد مجموعه‌داده مورد بررسی قرار می‌گیرد. در قسمت دوم این بخش جزئیات روش‌های به‌کار گرفته شده بیان خواهد شد.

۴-۱- مجموعه‌داده آموزشی و آزمون و نحوه تهیه و تولید آن

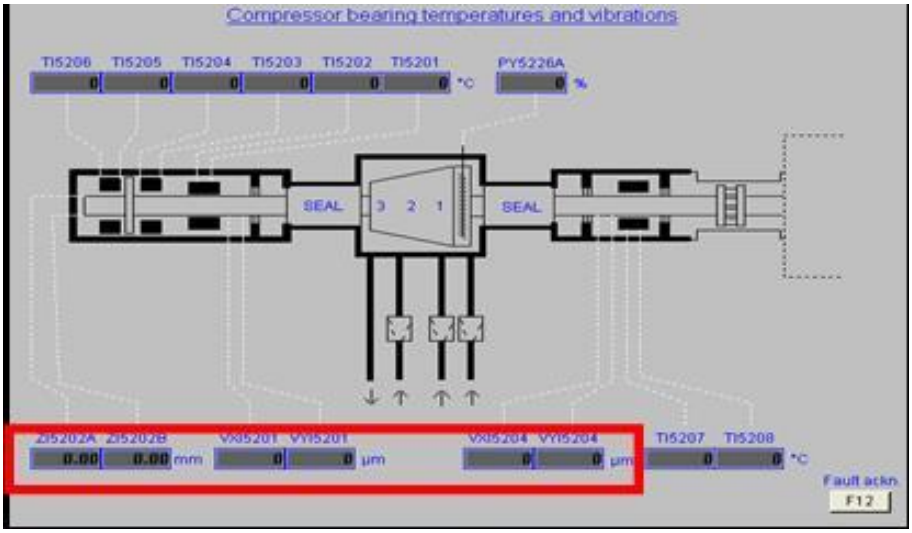
در یک کمپرسور درصورتی‌که شیرهای سرج به‌صورت آنی باز شوند، می‌تواند نشان‌دهنده این باشد که کمپرسور واقعاً وارد ناحیه سرج شده لذا سامانه کنترل سرج به‌اجبار به‌صورت آنی شیرها را باز کرده است؛ بنابراین در داده‌های مورد استفاده این مطالعه تشخیص اینکه کمپرسور وارد ناحیه سرج شده و یا خیر، روند بازشدن و سرعت بازشدن شیرها در هر مرحله است.

در کمپرسور مورد مطالعه کلیه داده‌های اندازه‌گیری شده وضعیت کمپرسور در طول سال‌های بین ۲۰۱۴ تا پایان ۲۰۱۶ برای هر پانصد میلی‌ثانیه از روی سامانه کنترل نمونه‌گیری و ذخیره شده‌است. روش ذخیره‌سازی و نمونه‌برداری با استفاده از نرم‌افزار پایش شرکت زیمنس با نام WINCC بوده است. با توجه به‌اینکه سامانه کنترل این کمپرسور از نوع SIEMENS PCS7 است، لذا داده‌های منتقل‌شده به سامانه کنترل از ادوات اندازه‌گیری ابزاردقیق به‌وسیله نرم‌افزار پایش دریافت و ذخیره شده، سپس به‌صورت ترکیبی در وضعیت‌های خاص مثل راه‌اندازی، بارگذاری و کارکرد عادی در بازه‌های که کمپرسور در حالت نرمال و یا حالت سرج کار می‌کرده، تعداد محدودی رکورد به‌صورت تصادفی انتخاب شده که مجموع تعداد رکوردها ۱۲۶۴۰ در مجموعه‌داده انتخابی است. برای بررسی روش‌های اجرای کار در تعداد رکوردهای کمتر و

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.1.27]

تأثیر آن بر روی دقت روش‌ها یک مجموعه‌داده کوچک‌تر با تعداد ۲۵۸ رکورد نیز از آن استخراج شده‌است. گفتنی است حالت بحرانی مورد مطالعه، وضعیت سرج است و چون این وضعیت در حالت عملیاتی بسیار به‌ندرت اتفاق می‌افتد، لذا نمونه‌گیری از داده‌های بسیار حجیم ذخیره‌شده در این سه سال برای بازه‌های که این وضعیت حادث شده، صورت گرفته است. در بقیه زمان‌های کارکرد نرمال، داده‌ها به‌طورتقریبی یک مقدار ثابت داشته‌اند.

با توجه به اینکه در این مطالعه خاص ما تأثیر کارکرد کمپرسور در ناحیه سرج را بر روی لرزش کمپرسور مورد بررسی قرار می‌دهیم، لذا از ویژگی‌های متعددی که در این مجموعه‌داده وجود داشته تعداد شش عدد از ویژگی‌های مربوط به لرزش کمپرسور در مجموعه‌داده گنجانده شده‌است. شکل شماره (۳) این ویژگی‌ها را نمایش می‌دهد.



(شکل-۳): ویژگی‌های لرزش و مکان اندازه‌گیری آنها در کمپرسور

(Figure -3): Vibration parameters and locations

یک ویژگی‌های دودویی که مشخص کننده حالت نرمال و یا حالت سرج می باشد نیز در کنار شش ویژگی لرزش استفاده شده‌است. این ویژگی که بیان‌گر کلاس هر رکورد است، به‌طریقی که درقبل ذکر شد اگر در بازه تغییرات سریع بازشدن شیرهای سرج باشد، به‌عنوان سرج و در بقیه حالت‌ها به‌عنوان نرمال در نظر گرفته شده‌است شکل شماره (۴).

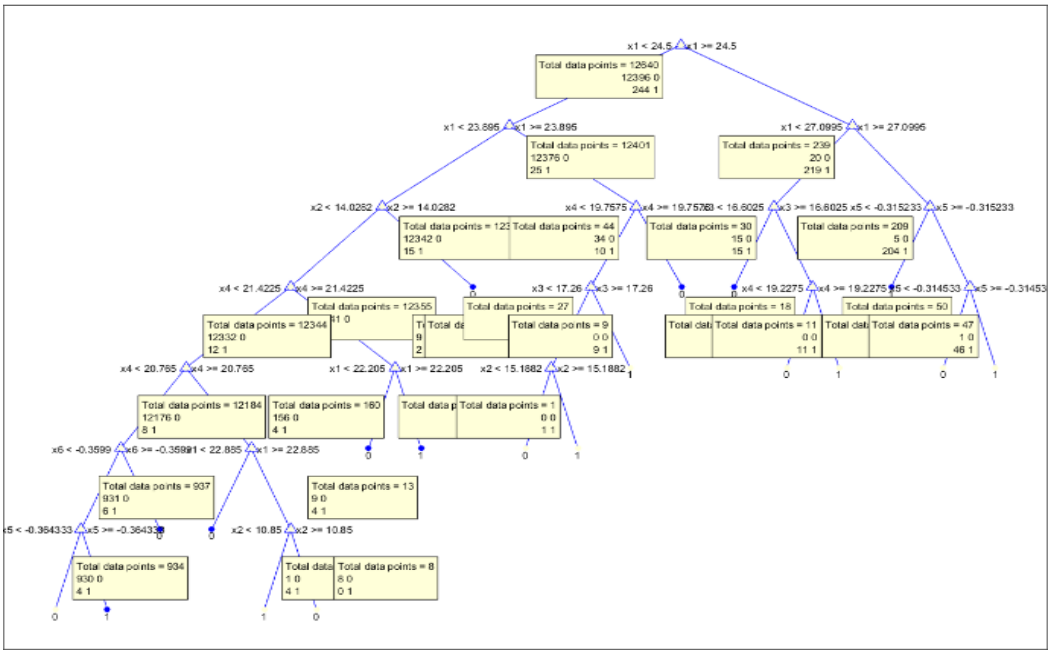
	VIX5201	VIY5201	VIX5204	VIY5204	ZI5202A	ZI5202B	SURGE	FV5201	FV5202	FV5204
16.09.2016 03:02:37.062	21.19499969	10.59500027	16.75499916	19.07500076	-0.351400018	-0.347	0	30.3681946	39.803154	41.5001373
16.09.2016 03:02:37.562	21.5	10.54500008	16.65500069	18.97499847	-0.355333328	-0.35119998	0	34.2184906	42.3016396	42.5479736
16.09.2016 03:02:38.062	21.5	10.54500008	16.65500069	18.97499847	-0.355333328	-0.35119998	0	41.0579491	45.6157722	43.1375237
16.09.2016 03:02:38.562	21.45000076	10.59500027	16.65500069	19.17500114	-0.361199975	-0.35706669	0	46.651226	47.9185638	44.4413757
16.09.2016 03:02:39.062	21.45000076	10.59500027	16.80500031	19.17500114	-0.361199975	-0.35706669	0	62.9007187	51.583931	45.1008301
16.09.2016 03:02:39.562	21.45000076	10.59500027	16.80500031	19.17500114	-0.361199975	-0.35706669	0	73.564415	55.8417473	45.270565
16.09.2016 03:02:40.062	22.65999985	10.59500027	16.45000076	18.97499847	-0.36680001	-0.36306667	0	77.7161407	59.6181679	44.6185875
16.09.2016 03:02:40.562	22.65999985	10.59500027	16.45000076	18.97499847	-0.36680001	-0.36306667	0	83.9824677	58.3348579	43.5488091
16.09.2016 03:02:41.062	22.65999985	10.59500027	16.45000076	18.97499847	-0.36680001	-0.36306667	0	100	67.3216858	48.4554977
16.09.2016 03:02:41.562	27.60499954	11.10000038	16.90500069	19.125	-0.372799993	-0.36826664	1	100	72.5684052	47.0030022
16.09.2016 03:02:42.062	27.60499954	11.10000038	16.90500069	19.125	-0.372799993	-0.36826664	1	97.9780884	72.4332657	44.800148
16.09.2016 03:02:42.562	27.60499954	11.10000038	16.90500069	19.125	-0.372799993	-0.36826664	1	79.1694489	71.093811	43.5217094
16.09.2016 03:02:43.062	25.79000092	10.64500046	16.65500069	20.03499985	-0.35680002	-0.35226667	1	97.8190536	52.525135	90.9682312
16.09.2016 03:02:43.562	25.79000092	10.64500046	16.65500069	20.03499985	-0.35680002	-0.35226667	1	100	82.1184921	100
16.09.2016 03:02:44.062	37.34500122	12.15999985	17.76499939	19.22499847	-0.341799974	-0.33719999	1	100	86.1688614	100
16.09.2016 03:02:44.562	37.34500122	12.15999985	17.76499939	19.22499847	-0.341799974	-0.33719999	1	77.1786804	91.9453735	73.8087921
16.09.2016 03:02:45.062	37.34500122	12.15999985	17.76499939	19.22499847	-0.341799974	-0.33719999	1	22.1307678	75.2705383	40.4148064
16.09.2016 03:02:45.562	32.65000153	12.15999985	16.60000038	18.92500114	-0.323533356	-0.31813335	1	31.1410599	56.7547836	42.6687889
16.09.2016 03:02:46.062	32.65000153	12.15999985	16.60000038	18.92500114	-0.323533356	-0.31813335	1	41.2906456	62.9579964	52.0532417
16.09.2016 03:02:46.562	32.65000153	12.15999985	16.60000038	18.92500114	-0.323533356	-0.31813335	1	45.5869827	68.0281296	57.7814217
16.09.2016 03:02:47.062	21.85000038	10.59500027	16.5	19.07500076	-0.344266653	-0.33960003	0	51.4649162	71.799675	59.1494713
16.09.2016 03:02:47.562	21.85000038	10.59500027	16.5	19.07500076	-0.344266653	-0.33960003	0	52.5785255	73.6810226	59.6242561
16.09.2016 03:02:48.062	21.09499931	10.24499989	16.5	19.02499962	-0.339999974	-0.33499998	0	53.1583023	72.8144913	56.164608
16.09.2016 03:02:48.562	21.09499931	10.24499989	16.70499992	19.02499962	-0.339999974	-0.33499998	0	54.4482727	69.8469238	54.1707382
16.09.2016 03:02:49.062	21.09499931	10.24499989	16.70499992	19.02499962	-0.339999974	-0.33499998	0	56.1283684	69.0332565	48.1336021
16.09.2016 03:02:49.562	20.18499947	10.19500065	16.95499992	20.03499985	-0.340200007	-0.33506668	0	56.7727394	66.8777924	46.2570496
16.09.2016 03:02:50.062	20.18499947	10.19500065	16.95499992	20.03499985	-0.340200007	-0.33506668	0	57.0981903	66.0565796	41.376236
16.09.2016 03:02:50.562	20.18499947	10.19500065	16.95499992	20.03499985	-0.340200007	-0.33506668	0	56.4792633	62.6005363	38.8801575
16.09.2016 03:02:51.062	20.13500023	10.39500046	17.10499954	20.13500023	-0.340133309	-0.33499998	0	55.8146591	60.7306671	36.1806183

(شکل-۴): مجموعه‌داده تولیدشده و ویژگی‌های آن

(Figure- 4): Dataset and attributes

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.1.27]



(شکل-۵): درخت تولید شده با استفاده از مدل درخت تصمیم

(Figure -5): Produced tree by Decision tree result

بنابر این مجموعه‌داده نهایی متشکل از شش ویـژگـی VIX5201,VIY5201,VIX5204,VIY5204,ZI5202A,ZI5202B و یک کلاس ویـژگـی دودویـی بـا نـام SURGE است.

۲-۴- شیوه‌های اجرا

به‌منظور کشف ارتباط میان وضعیت سرج و ویژه‌گـی‌هـای مجموعه‌داده در این مطالعه از چند روش طبقه‌بنـدی داده کاوی استفاده شده و سـپس نتـایج ایـن روش‌هـا ارزیـابی شده‌است.

به‌منظور پیاده‌سازی این روش‌ها از نـرم‌افـزار متلـب و امکانـات آن و در صـورت نیـاز کدنویسـی بهـره‌گیـری شده‌است.

در این مطالعه برای ارزیابی نسبی مدل‌های مختلف از کـردار منحنـی مشخصـه عملکـرد سـامانه (ROC[5]) و همچنـین شـاخص سـطح زیـر ایـن منحنـی (AUC[6]) بهره‌گیری شده‌است. در یک مدل طبقه‌بنـدی نـرخ مثبـت واقعـی و یـا حساسـیت (TPR[7]) را برابـر بـا کسـری از رکوردهای با کلاس مثبت که به‌وسیله مدل درسـت پـیش بینی شده‌است، تعریف می‌شود. در مقابل نرخ مثبت کاذب (FPR[8]) برابر با کسری از رکوردهای بـا کـلاس منفـی کـه به‌وسیله مدل به‌عنوان کلاس مثبت پیش بینی شده‌اسـت، تعریف می‌شود(۷). منحنی مشخصه عملکـرد سـامانه یـک رویکرد گرافیکی برای نمایش مصالحه و تعامل میـان نـرخ مثبت واقعی و نرخ مثبت کاذب یک مدل است. به‌طوریکـه در محور عمودی نرخ مثبت واقعی و در محـور افقـی نـرخ مثبت کاذب قرار می‌گیرد. یک مدل طبقه‌بندی خوب باید تا حد امکان به گوشه بـالایی سـمت چـپ کـردار نزدیـک باشد در حالی‌که یک مدل کاملا تصادفی روی قطـری کـه از وسط کردار عبور می‌کند، قرار می‌گیـرد. معمـولا از روی منحنی مشخصه عملکرد سامانه نمی‌توان به‌طـور قطـع در مورد بهتر بودن مدل‌ها در تمامی بازه‌ها نتیجه‌گیری کـرد. با این حال شاخص سـطح زیـر منحنـی عملکـرد رویکـرد دیگری برای اینکه بتوان به‌صورت متوسـط در مـورد بهتـر بودن مدل‌ها قضاوت کرد را در اختیار می‌گذارد. اگر مـدل کاملا ایده ال باشد سطح زیر منحنی برابـر بـا یـک و اگـر مدل کاملا تصادفی باشد سطح زیـر منحنـی برابـر بـا ۰.۵ است. به‌اختصار مدلی بهتر است که سطح زیر منحنـی آن بزرگتر باشد.

روش‌های طبقه‌بندی مـورد اسـتفاده در ایـن مطالعـه به‌شرح زیر است.

- **روش نخست: درخت تصمیم‌گیری**

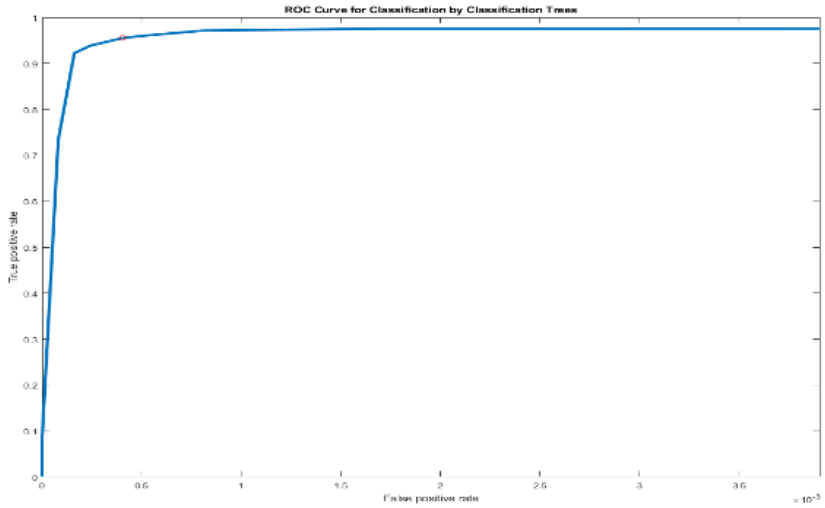
در این روش با اسـتفاده از دو مجموعـه‌داده کامـل شـامل ۱۲۶۴۰ رکورد و همچنـین در مرحلـه بعـد بـا اسـتفاده از مجموعه‌داده نمونه‌گیری‌شده از مجموعه‌داده کامل شـامل ۲۵۸ رکورد مدل مربوطه ساخته شده‌است. بـا اسـتفاده از مجموعـه‌داده کامـل، درختـی کـه پـس از آمـوزش مـدل به‌دست آمده شامل ۷ سطح مطابق شکل شماره (۵) است.

در این روش شاخص سطح زیر منحنی بدسـت آمـده دارای مقدار ۰.۹۹۴۹ می باشـد. کـردار منحنـی مشخصـه عملکرد این مدل به مطابق شکل شماره ۶ است.

5. Receiver Operation Characteristic
6. Area Under Curve
7 . True Positive Rate
8 . False Positive Rate

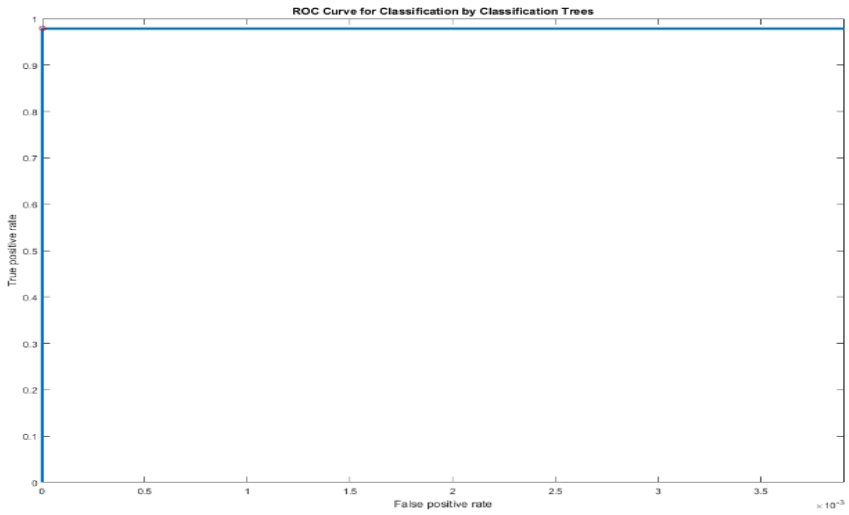
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.1.27]



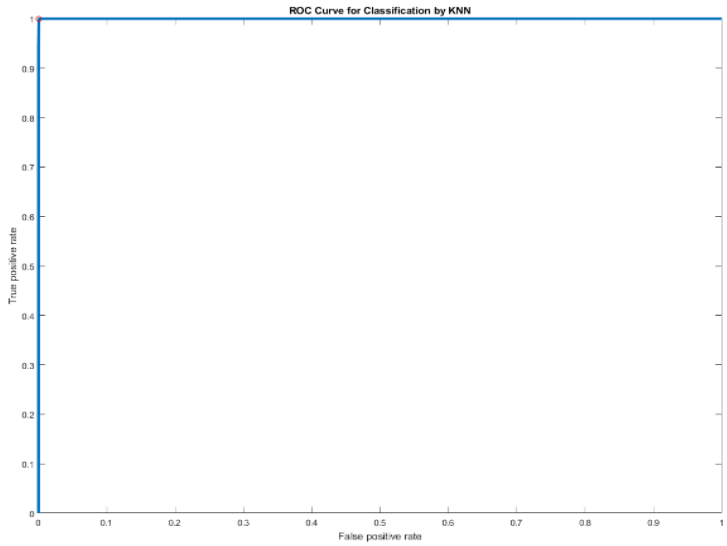
(شکل-۶): کردار منحنی مشخصه عملکرد مدل درخت تصمیم با مجموعه‌داده دارای ۱۲۶۴۰ رکورد

(Figure -6): ROC curve of Decision tree model with 12640 records



(شکل-۷): کردار منحنی مشخصه عملکرد مدل درخت تصمیم با مجموعه‌داده دارای ۲۵۸ رکورد

(Figure -7): ROC curve of Decision tree model with 258 records

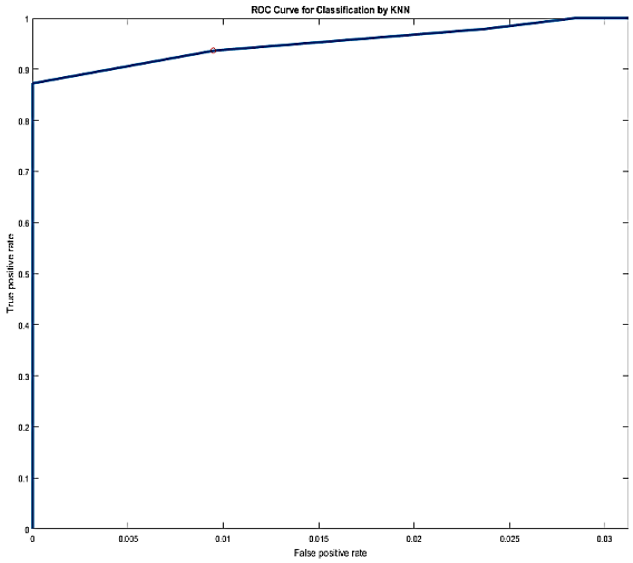


(شکل-۸): کردار منحنی مشخصه عملکرد مدل نزدیکترین همسایه با مجموعه‌داده دارای ۱۲۶۴۰ رکورد و تعداد همسایه ۲

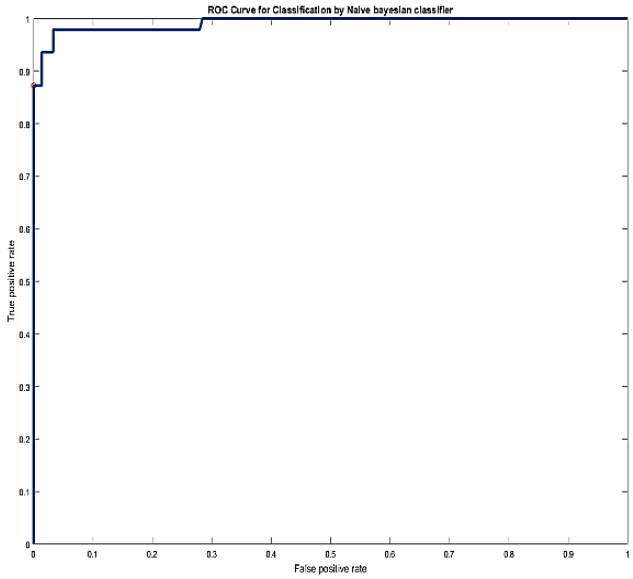
(Figure -8): ROC curve of KNN model with 12640 records

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.1.27]



(شکل -۹): کردار منحنی مشخصه عملکرد مدل نزدیکترین همسایه با مجموعه‌داده دارای ۲۵۸ رکورد و تعداد همسایه ۵
(Figure -9): ROC curve of KNN model with 258 records



(شکل-۱۰): کردار منحنی مشخصه عملکرد مدل نیو بیز با مجموعه‌داده دارای ۲۵۸ رکورد
(Figure -10): ROC curve of NIV Beans model with 258 records

وقتی که از مجموعه‌داده با تعداد رکورد ۲۵۸ استفاده شد، مشاهده شد که درخت تصمیم‌گیری حاصل از مدل دارای دو سطح و شاخص سطح زیر منحنی به مقدار ۰.۹۸۹۵ تنزل پیدا کرد. شکل شماره (۷) کردار منحنی مشخصه عملکرد با این تعداد رکورد است.

- **روش دوم: نزدیک‌ترین همسایه**

در این روش نیز همانند روش قبل از هر دو مجموعه‌داده استفاده و علاوه‌بر آن سعی شد اثرات تعداد همسایه‌ها بر نتایج مدل نیز بررسی شود.

در ابتدا با مجموعه‌داده کامل و تعداد دو همسایه مقدار شاخص سطح زیر منحنی به‌دست آمده، در بالاترین حد ممکن برابر یک قرار گرفت که نتیجه بسیار جالب و شگفت انگیزی است. کردار منحنی مشخصه عملکرد در این حالت به شرح شکل شماره (۸) است.

مشاهده شد که با افزایش تعداد همسایه ها به عدد ۵ مقدار شاخص سطح زیر منحنی به عدد ۰.۹۹۹۸افت کرد.

با استفاده از مجموعه‌داده کوچکتر و تعداد دو همسایه مقدار شاخص سطح زیر منحنی برابر با ۰.۹۹۹۹قرار گرفت. همین مقدار وقتی که تعداد همسایه

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]
[DOI: 10.61186/jsdp.21.1.27]

به ۵ افزایش پیدا کرد به مقدار ۰.۹۹۸۴رسید و منحنی مشخصه عملکرد مطابق شکل (۹) به‌دست آمده است.

• **روش سوم: استفاده از مدل نیو بیز**

در این روش که فقط با استفاده از مجموعه‌داده دارای ۲۵۸ رکورد انجام شد، مقدار شاخص سطح زیر منحنی به‌دست آمده برابر ۰.۹۹۱۷ بوده است. منحنی مشخصه عملکرد مربوطه مطابق شکل (۱۰) است.

در مقایسه روش‌های اعمال‌شده مشخص می‌شود که بهترین نتیجه را در مدل نزدیک‌ترین همسایه با تعداد دو همسایه به‌دست می‌آید که دارای قطعیت و دقت بسیار بالایی است.

۵- نتیجه‌گیری

در نتیجه‌گیری نهایی می‌توان عنوان کرد که رابطه به‌طورکامل مستقیمی میان قرارگرفتن کمپرسور در وضعیت نزدیکی به ناحیه سرج و افزایش لرزش در بعضی نواحی کمپرسور است؛ بنابراین می‌توان علاوه‌بر روش‌های معمول تشخیص سرج از وضعیت میزان لرزش کمپرسور به‌عنوان یک روش افزونه در کنار روش‌های سنتی قبلی استفاده کرد. درحقیقت با شیوه داده‌کاوی اثبات شد که وقتی داده‌های لرزش مقادیر معناداری داشته باشند، با دقت بسیار بالا می‌توان نتیجه گرفت که کمپرسور در معرض وضعیت سرج قرار دارد.

علاوه‌بر این با اندکی دقت در درخت ایجادشده در روش درخت تصمیم‌گیری مشاهده می‌شود که تمامی این شش ویژگی به یک اندازه در حالت سرج متاثر نشده‌اند؛ بلکه ویژگی VIX5201 دارای بیشترین تأثیر بوده است. دلیل این نتیجه‌گیری قرار گرفتن این فیلد در سطح یک درخت تصمیم‌گیری و جداسازی ۱۲۳۷۶ کلاس غیر سرج از کل ۱۲۳۹۶ کلاس غیر سرج موجود به‌وسیله این ویژگی است؛ لذا این نقطه اندازه‌گیری بحرانی‌تر از سایر نقاط است و بایستی در تعمیر و نگهداری کمپرسور بیشتر مورد توجه و پایش باشد.

۶- مطالعات آینده

علاوه‌بر مطالعه صورت‌گرفته بر روی شش ویژگی این مجموعه‌داده و رابطه آن با وضعیت سرج کمپرسور امکان مطالعه برروی سایر داده‌ها و کشف روابط آنها با سایر ویژگی‌ها وجود دارد.

پایش تغییرات زمانی ویژگی‌های مختلف در طول سال‌های گذشته و رابطه آنها با تغییرات سایر ویژگی‌ها و کشف پیش‌بینی زمانی رسیدن به نقطه بحرانی هر کدام از این ویژگی‌ها نیز می‌تواند در حیطه مطالعات آینده قرار گیرد.

۷- مراجع 7- Reference

[1]پروین نیا، فرداد، ***"ارائه یک سامانه تصمیم یار جهت پیش بینی خاموشی اضطراری نیروگاه های برق آبی با استفاده از استخراج قوانین انجمنی"***، نشریه علمی پژوهشی کیفیت و بهره‌وری صنعت برق ایران، شماره ۱۳، ۱۵- ۲۷، ۱۳۹۷.

[2] L. Chang Zheng, X. Bing, *Compressor Surge Detection Based on Online Learning*, Third International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, Vol. 2 , PP. 123-126, 2011

[3] A. Chaouni, Benabdellah, A. Benghabrit, I. Bouhaddou, *A survey of clustering algorithms for an industrial context, Second International Conference on Intelligent Computing in Data Sciences (ICDS 2018)*, 2019

[4] A. Contreras-Valdes, JP. Amezquita-Sanchez, D. Granados-Lieberman, M. Valtierra-Rodriguez, *Predictive data mining techniques for fault diagnosis of electric equipment: a review. Applied Sciences*,2020.

[5] R.H. Cunha, I.N. DaSilva, A. Goedtl, W.F. Godoy, *A Comprehensive Evaluation of Intelligent Classifiers for Fault Identification in Three Phases Induction Motors*, Electric Power System Research, Vol.127, PP.249-258, 2015

[6] M. Diaz, D. Morinigo Sotelo, O. Duque Perez, *Advances in Classifier Evaluation: Novel Insight for an Electric Data Driven Motor Diagnosis*, IEEE Access, Vol.4, PP.7028-7038, 2016

[7] M. Gribbestad, MU. Hassan, IA. Hameed, K. Sundli, *Health Monitoring of Air Compressors Using Reconstruction-Based Deep Learning for Anomaly Detection with Increased Transparency*, Entropy, 2021.

[8] L. Guo, Y. Lei, S. Xing, T. Yan, N. Li, *Deep Convolutional Transfer Learning Network: A New Method for Intelligent Fault Diagnosis of Machines with Unlabeled Data*, IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, 2018

[9] A. Kusiak, A. Verma, *Analyzing Bearing Fault in Wind Turbines: A Datamining Approach*, Renewable Energy, Vol.48, PP.110-116,2012

[10] G.K. McMillan, *Centrifugal And Axial Compressor Control*, Momentum Press, 2010

[11] M. Orkisz, P. Lipnicki, " *International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM)*", Electronic ISBN: 978-1-4799-4749-2, 2014

[12] A. Purarjomand Langrudi, A. Ghapanchi, M. Esmalifalak, *A Datamining Approach for Fault Diagnosis: An Application of Anomaly Detection Algorithm*, Measurement, Vol. 55, PP. 343-352, 2014

[13] A. Sivakumar, S. Vaithiyanathan, *Vibration based Data Analysis of Single Acting Compressor through Condition Monitoring and Multilayer Perceptron–A Machine Learning Classifier*, InIOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2021.

[14] P.N. Tan, M. Steinbach, V. Kumar, *Introduction To Data mining*, Pearson,2005

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.1.27]

[15] L. Wen, X. Li, L. Gao, Y. Zhang, *A New Convolutional Neural Network Based Data-Driven Fault Diagnosis Method*, IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, 2017

[16] A. Contreras-Valdes, JP. Amezquita-Sanchez, D. Granados-Lieberman, M. Valtierra-Rodriguez, *Predictive data mining techniques for fault diagnosis of electric equipment: a review*, Applied Sciences, 2020.

[17] L. Zhong, Y. Liu, J. Zhao, W. Wang, *Deep predictive controller designed for centrifugal compressor system anti-surge*, In2020 Chinese Automation Congress (CAC), 2020

الهام پروین‌نیا دکترای مهندسی کامپیوتر از دانشگاه شیراز ۱۳۸۹ در حال حاضر عضو هیأت علمی و دانشیار گروه کامپیوتر دانشگاه آزاد شیراز و زمینه های پژوهشی وی یادگیری ماشین، داده‌کاوی، بیوانفورماتیک است.

محمد صفری دکترای مهندسی کامپیوتر را از دانشگاه آزاد شیرازدریافت کرده و در حال حاضر مدیر ارشد در منطقه ویژه اقتصادی انرژی پارس جنوبی است.

سید علیرضا خیامی کارشناس مهندسی کامپیوتر از دانشگاه شیراز و در حال حاضر دانشجوی کارشناسی ارشد دانشگاه آزاد واحد شیراز است.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-07-04]

[DOI: 10.61186/jsdp.21.1.27]