

تعیین عمر مفید باقیمانده تجهیزات مبتنی بر تخمین مراحل زوال، با استفاده از روش ARMRS

محمد ریاحی^۳
دانشکده مهندسی مکانیک
دانشگاه علم و صنعت ایران

سعید رمضانی^۱ و علیرضا معینی^۲
دانشکده مهندسی صنایع
دانشگاه علم و صنعت ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۶/۱۵؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۱۲/۱۸)

چکیده

پایش وضعیت، یکی از مهم‌ترین روش‌های مدیریت سلامت تجهیزات و نگهداری و تعمیرات (نگهداشت) مبتنی بر شرایط است. در چرخه «مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب» که به‌نوعی شکل توسعه‌یافته‌تری برای نگهداشت مبتنی بر شرایط است، ارزیابی وضعیت به‌عنوان مهم‌ترین جزء این چرخه به‌شمار می‌آید. در این تحقیق، مدلی ارائه گردیده است که مبتنی بر آن، می‌توان با استفاده از ارزیابی وضعیت تجهیز، عمر مفید باقیمانده را تخمین زد. در این مدل با استفاده از تعریف یک ویژگی جدید برای ارتعاش تجهیز، شبیه‌سازی و پیش‌بینی آن با استفاده از مدل رژیم سوئیچینگ مارکوف خود رگرسیون و ارائه رویکرد جدید جهت تلفیق اطلاعات حسگرهای پایش وضعیت مبتنی بر خوشه‌بندی فازی و تئوری دمپستر- شفر، وضعیت زوال تجهیز تعیین می‌گردد و عمر مفید باقیمانده آن تخمین زده می‌شود. به‌منظور ارزیابی مدل، از داده‌های مسابقه‌ی داده انجمن مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب در سال ۲۰۱۲ که به‌منظور پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده یاتاقان، فراهم گردیده، استفاده و نتایج مطالعه با نتایج برنده آن، مقایسه شده است. نتایج به‌دست‌آمده از مقایسه، نشان‌دهنده قابلیت رقابت مدل پیشنهادی با مدل برنده مسابقه داده است.

واژه‌های کلیدی: عمر مفید باقیمانده، مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب، مدل رژیم سوئیچینگ مارکوف خودرگرسیون (ARMRS)، تبدیل موجک، تئوری شواهد، خوشه‌بندی سی- میانگین فازی، زوال

Determine the Remaining Useful Life in Equipment, Based on Prognostics of Degradation Processes, using ARMRS model

Saeed Ramezani
Industrial Engineering
Department, Iran University
of Science and Technology

Alireza Moini
Industrial Engineering
Department, Iran University
of Science and Technology

Mohamad Riahi
Mechanical Engineering
Department
Iran University of Science
and Technology

(Received: 06/September/2018 ; Accepted: 09/march/2019)

ABSTRACT

Condition Assessment is one of the most significant techniques of the equipment health management. PHM cycle is a developed form of Condition Based Maintenance (CBM). Condition Assessment is the most important step of this cycle. In this paper, a process is presented in which by introducing a new feature for vibration, simulating and predicting it using a autoregressive Markov regime switching model, and using a new approach for combining condition monitoring sensor information based on fuzzy c-means clustering and Dempster-Shafer theory, the degradation state is determined and remaining useful life is estimated. In order to evaluate the model, sensor data for PHM Data Challenge 2012 have been used to forecast the bearing's Remaining Useful Life and the results of the study have been compared with the winning results. The results obtained from the comparison show the competitiveness of the proposed model with the winner of challenge.

Keywords: Remaining Useful Life (RUL), Prognostics & Health Management (PHM), Autoregressive Markov Regime Switching (ARMRS), Wavelet Decomposition, Theory of Evidence, Fuzzy clustering, Fuzzy C-Means, Kurtosis-Entropy, Feature, Degradation

۱- مری: ramezani_sr@ind.iust.ac.ir

۲- دانشیار (نویسنده پاسخگو): moini@iust.ac.ir

۳- استاد: riahi@iust.ac.ir

۱- مقدمه

رویکرد داده محور برای تخمین عمر مفید باقیمانده^{۱۰} در ماشین‌های دوار، صورت پذیرفته است. تنوع روش‌های هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و روش‌های آماری جهت تعیین وضعیت زوال تجهیز و پیش‌بینی مدت زمان تا خرابی باعث گردیده تا فرآیندهای در این مقاله تمرکز بر تعیین وضعیت زوال و عمر مفید باقیمانده تجهیز یاتاقان با استفاده از داده‌های حسگر ارتعاش سنج است. غالباً پژوهش‌های تشخیص وضعیت زوال و تعیین عمر مفید باقیمانده با استفاده از اطلاعات حسگر در یاتاقان‌ها مبتنی بر سه گام تعیین یک شاخص یا ویژگی جهت ردیابی وضعیت زوال تجهیز، تعیین وضعیت زوال و درنهایت تخمین عمر مفید باقیمانده با استفاده از روش‌های پیش‌بینی صورت می‌پذیرد [۴]. در برخی مقالات از ویژگی‌های کلاسیک دامنه زمان نظیر میانگین، انحراف استاندارد، چولگی، انحراف جذر میانگین مربعات و ... [۷-۵] حوزه فرکانس نظیر حداکثر دامنه فرکانس [۸] یا حوزه فرکانس- زمان نظیر ویژگی‌های تبدیل ویولت [۹] استفاده شده است درحالی‌که در برخی پژوهش‌های دیگر نظیر [۱۰-۱۲] ویژگی‌های جدیدی پیشنهاد شده است. جهت افزایش امکان تفکیک و خوشه‌بندی داده‌ها و کاهش پیچیدگی‌های محاسباتی از روش‌های انتخاب ویژگی و کاهش ابعاد نظیر تحلیل همبستگی، تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی^{۱۱}، ایزومپ^{۱۲} و سایر روش‌های نوین‌تر استفاده شده است؛ مانند [۱۳-۱۵]. در گام دوم رویکرد داده‌محور، وضعیت زوال تجهیز با استفاده از اطلاعات به‌دست‌آمده از مجموعه داده‌های یادگیری^{۱۳} ثبت‌شده مشخص می‌گردد. از آنجایی‌که اطلاعات پیش‌بینی درباره مرز دقیق وضعیت‌های زوال وجود ندارد معمولاً از روش‌های یادگیری نظارت‌نشده مانند خوشه‌بندی با در نظر گرفتن تعداد خوشه‌های دلخواه که بیانگر وضعیت‌های زوال است استفاده می‌گردد [۵، ۱۶ و ۱۷].

در گام سوم، عمر مفید باقیمانده با استفاده از سه رویکرد متفاوت به پیش‌بینی و معمولاً با برازش یک مدل آماری و یا آموزش یک پیش‌بینی‌کننده هوشمند بر اساس

مفهوم و چهارچوب مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب^۱ برگرفته‌شده از روش‌شناسی‌های شناخته‌شده نگهداشت و روش‌های عیب‌یابی همچون نگهداشت پیشگیرانه^۲، نگهداشت مبتنی بر قابلیت اطمینان^۳ و به‌ویژه نگهداشت مبتنی بر شرایط^۴ یا پایش وضعیت^۵ است. پایش وضعیت عبارت است از استحصال داده و پردازش آن، به‌گونه‌ای که بر مبنای اطلاعات حاصله، تصمیمات مربوط به نگهداری و تعمیرات تجهیزات، اتخاذشده و در نتیجه از اقدامات غیرضروری نگهداشت جلوگیری شود [۱]. مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب مطالعات سازوکارهای^۶ خرابی (خوردگی، خستگی، بار اضافی، ارتعاش، ترک و غیره) را با مدیریت چرخه عمر تجهیز، مرتبط می‌سازد. به دلیل توانایی ارزیابی وضعیت سلامت و پیش‌بینی رخداد‌های خرابی، مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب را می‌توان بنیان روش‌های نگهداشت در حوزه‌های پیشرفته در نظر گرفت. به‌طور کلی سه رویکرد اصلی برای بررسی وضعیت زوال تجهیزات در روش‌شناسی مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب توسط محققین ارائه شده است [۲]: داده محور^۷، مبتنی بر فیزیک خرابی^۸ و ترکیبی. رویکرد داده محور را می‌توان همچون جعبه سیاهی^۹ تعبیر کرد که رفتار سامانه را مستقیماً از داده‌های جمع‌آوری‌شده پایش وضعیت (مثل لرزش، سیگنال صدا، نیرو، فشار و غیره) یاد می‌گیرد. این رویکرد بر این فرض استوار است که مشخصات آماری نظام داده‌ها نسبتاً بدون تغییر است مگر آنکه سامانه بد عمل کند. یک چنین روش‌هایی داده‌های خام پایش وضعیت را به اطلاعات مناسب و مدل‌های رفتاری سامانه (که شامل زوال می‌شود) تبدیل می‌کنند. از آنجا که این روش‌ها وابسته به جریان داده می‌باشند، در پیش‌بینی رفتار آینده نزدیک، مخصوصاً در اواخر عمر ماشین‌آلات قدرتمند هستند [۳]. تاکنون پژوهش‌های بسیاری پیرامون

1- Prognostics & Health Management (PHM)

2- Preventive Maintenance (PM)

3- Reliability Centered Maintenance (RCM)

4- Condition Based Maintenance (CBM)

5- Condition monitoring

6- Mechanism

7- Data driven

8- Physics of failure

9- Black box

10- Remaining useful life

11- Principle component analysis

12- Isomap

13- Learning dataset

اطلاعاتی است که از حسگرهای مکانیکی به دست می آید [۲۶]. جهت مواجهه با این موضوع، در رویکرد دوم گام پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده که پیش‌تر تشریح گردید، عموماً با برازش مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و به‌ویژه شبکه عصبی مصنوعی، پیش‌بینی صورت می‌پذیرد [۱۷، ۲۷، ۲۸]. نوآوری مقاله حاضر، بر این دو موضوع متمرکز است. بدین منظور ما با استفاده از ترکیبی از اطلاعات حسگر، یک روش داده‌کاوی را برای تعیین وضعیت خرابی یا تاقان ارائه می‌دهیم. روش پیشنهادی بر اساس قوانین ترکیب دمپستر- شفر و خوشه‌بندی است و ویژگی‌های حسگرهای مختلف را در سطح تعیین وضعیت زوال، ترکیب می‌نماید. همچنین از آنجایی که ساختار روش پیشنهادی این مقاله مبتنی بر رویکرد اول پیش‌بینی است، جهت برازش ویژگی‌های حسگر با نوسانات بالا و تغییر رژیم در مسیر ویژگی، روش رژیم سوئیچینگ مارکوف پیشنهاد شده است. روش رژیم سوئیچینگ مارکوف قابلیت مدل‌سازی مسیر ویژگی را با در نظر گرفتن تغییرات رژیم در میانگین و واریانس بر اساس مفاهیم مدل مارکوف پنهان^۲ داراست.

ساختار ادامه مقاله بدین شرح است: در بخش دوم، چارچوب روش پیشنهادی تحقیق ارائه می‌گردد. در بخش سوم، جزئیات مطالعه موردی تحقیق تشریح می‌گردد و در بخش چهارم، نتایج اجرای مدل پیشنهادی برای مطالعه موردی به تفصیل مطرح می‌گردد. در نهایت در بخش پنجم، بحث و نتیجه‌گیری کلی تحقیق ارائه شده است.

۲- تشریح روش پیشنهادی

شکل (۱) چارچوب روش پیشنهادی جهت تخمین عمر مفید باقیمانده تجهیز را نشان می‌دهد.

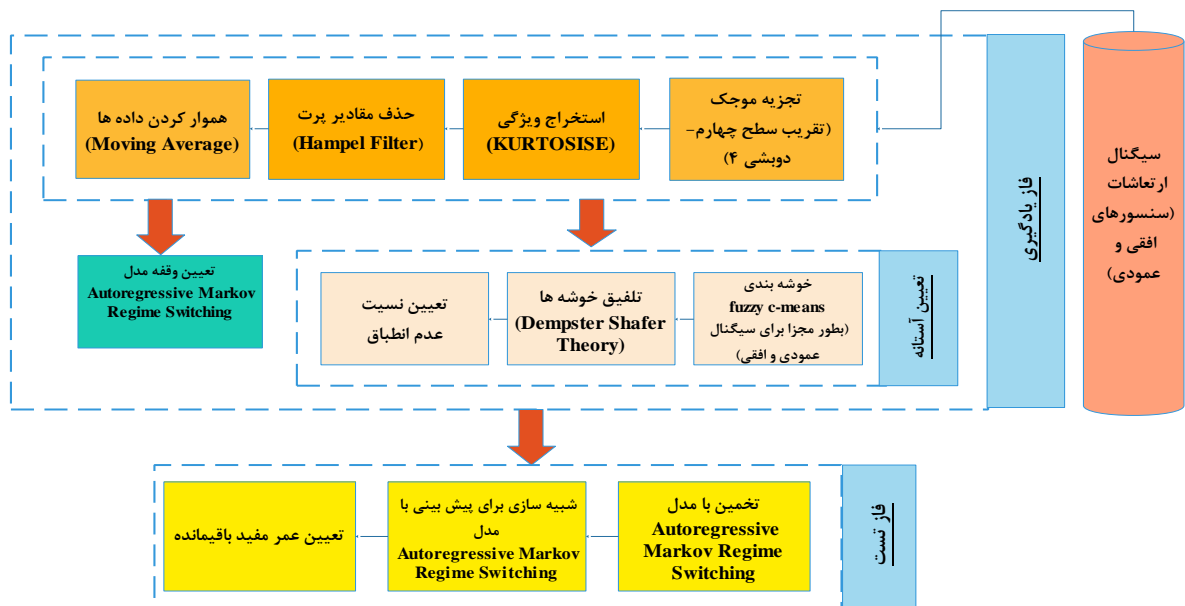
مطابق با شکل (۱)، فرآیند تخمین عمر مفید باقیمانده در دو مرحله کلی صورت می‌پذیرد: مرحله یادگیری و مرحله آزمون.

مجموعه داده‌های یادگیری موجود جهت برازش یا آموزش مدل، تخمین زده می‌شود. در رویکرد نخست، متغیری که پیش‌بینی می‌شود، ویژگی یا شاخص سلامت می‌باشد. در این حالت، افق زمانی پیش‌بینی تا یک آستانه از پیش تعیین شده در نظر گرفته می‌شود و مدت زمان تا رسیدن شاخص به آستانه، به‌عنوان عمر مفید باقیمانده تعیین می‌گردد [۱۰، ۱۸، ۱۹]. در رویکرد دوم، برازش یا آموزش مدل با در نظر گرفتن متغیر مدت زمان تا خرابی^۱ به‌عنوان متغیر وابسته یا هدف انجام می‌پذیرد و نتیجه پیش‌بینی به‌طور مستقیم تخمینی از عمر مفید باقیمانده است [۷، ۱۷، ۲۰]. در رویکرد سوم، با تعیین شبیه‌ترین مجموعه داده یادگیری به مورد مطالعه و برقراری تناسب میان شاخص سلامت در وضعیت‌های زوال آن‌ها، عمر مفید باقیمانده تخمین زده می‌شود [۲۱-۲۲]. یکی از موارد پیش‌رو در این مسائل، تلفیق اطلاعات به‌دست‌آمده، در شرایطی است که از حسگرهای مختلف جهت ثبت اطلاعات و تعیین وضعیت زوال تجهیز استفاده می‌شود. عموماً ویژگی‌های انتخابی به‌صورت مجزا به‌عنوان متغیرهای توضیح‌دهنده مقادیر آتی خود و یا متغیر عمر مفید باقیمانده در مدل‌های پیش‌بینی در نظر گرفته شده‌اند [۵، ۱۰، ۲۳].

با وجود مزیت‌های رویکرد داده محور، گاهی اطلاعات استخراج شده ممکن است گمراه‌کننده باشد و تصمیم‌گیری را مشکل سازد. به‌ویژه هنگامی که منابع مختلفی از اطلاعات (حسگرها) وجود دارد، چگونگی استفاده از اطلاعات به‌صورت جداگانه و در ترکیب با یکدیگر، با مشکلاتی روبه‌رو است [۲۴]. برخی از پژوهش‌ها اطلاعات حسگر را با میانگین‌گیری در سطح ویژگی و یا در سطح عمر مفید باقیمانده ترکیب می‌نمایند [۵، ۱۳، ۲۵]. در این روش فرض بر این است که منابع اطلاعاتی (حسگرها) دارای اطلاعات متقارن و یکسانی می‌باشند درحالی‌که ضرورتاً و در اکثر اوقات این فرض صحیح نیست. از سوی دیگر، نوسانات بالا و تغییر رژیم میانگین و واریانس معمولاً یکی از مشخصات

1-Run to failure

2- Hidden markov model



شکل (۱): چارچوب روش پیشنهادی تحقیق.

۲-۱- مرحله یادگیری

در نخستین گام این مرحله، ابتدا نویز سیگنال‌های ارتعاشات توسط تبدیل گسسته موجک^۱ تجزیه شده است. در روش پیشنهادی حاضر از تقریب چهارم (A4) موجک D4 استفاده شده است.

در گام بعدی، ویژگی مدل استخراج می‌گردد. دو ویژگی RMS و Kurtosis بیشترین استفاده را برای تحلیل سیگنال‌های ارتعاش دارند [۲۹]. یکی از نواقص این دو ویژگی، بالأخص به منظور تخمین عمر مفید باقیمانده، رفتار نوسانی شدید آن‌ها اندکی پیش از خرابی کامل است. جهت مواجهه با این مسئله، [۳۰] ویژگی RMS-Entropy (RMSE) را برای مواجهه با این موضوع پیشنهاد نموده‌اند (رابطه ۱):

$$RMSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n -RMS(i) \log(RMS(i)) \quad (1)$$

این ویژگی نوسانات شدید در آستانه خرابی کامل یاتاقان را روندپذیرتر می‌کند و همچنین افت ناگهانی ویژگی RMS را وقتی که خرابی به نهایت پیشرفت خود می‌رسد از بین می‌برد. در این تحقیق از ویژگی جدید پیشنهادی Kurtosis-Entropy یا KURTOSISE به منظور مدل نمودن روند زوال استفاده شده است. مزیت استفاده از Kurtosis به جای RMS نزدیک‌تر بودن مقیاس این ویژگی برای نمونه‌های مختلف (به‌عنوان مثال یاتاقان‌های مختلف) است و به‌صورت رابطه (۲) تعریف می‌گردد:

$$KURTOSISE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Kurtosis(i) \log(Kurtosis(i)) \quad (2)$$

به‌طوری‌که n طول پنجره زمانی متحرک می‌باشد که در اینجا ۱۰ در نظر گرفته شده است.

دو معیار اصلی جهت یک پیش‌بینی موفق برای مقادیر ویژگی، روندپذیری^۲ و یکنواختی^۳ مسیر ویژگی است [۳۱]. با مقایسه‌ی دو ویژگی RMSE و KURTOSISE بر اساس این دو معیار، KURTOSISE عملکرد بهتری را از خود نشان داده است. جزییات این بررسی در پیوست الف ارائه شده است.

پس از استخراج ویژگی، از فیلتر همپل^۴ و فیلتر میانگین متحرک به ترتیب برای حذف داده‌های پرت و هموار نمودن مسیر ویژگی استفاده شده است. فیلتر همپل داده‌های پرت را شناسایی و حذف می‌کند [۳۲]. فیلتر میانگین متحرک، داده‌ها را با جایگزین کردن هر داده با متوسط داده‌های مجاورش که محدوده این داده‌های مجاور از پیش تعیین می‌گردد، هموار می‌نماید [۳۳]:

$$y_s(i) = \frac{1}{2N+1} (y(i+N) + y(i+N-1) + \dots + y(i-N)) \quad (3)$$

² Trendability

³ Monotonicity

⁴ Hampel

¹ Discrete wavelet transform

سه تابع اصلی در تئوری دمپستر- شفر عبارتند از: تابع تخصیص احتمال پایه^۳، تابع باور^۴ و تابع موجه بودن^۵. تابع تخصیص احتمال پایه که با m نیز نمایش داده می‌شود، یک نگاهت از مجموعه توانی به بازه‌ی بین ۰ و ۱ را تعریف می‌نماید به طوری که تابع تخصیص احتمال پایه مجموعه تهی ۰ است و مجموع تابع تخصیص احتمال پایه برای همه زیرمجموعه‌های مجموعه توانی ۱ است [۳۵]. مطابق با تئوری دمپستر- شفر و قواعد ترکیب شواهد، فرض کنید که n حسگر متصل به ماشین که اطلاعات زوال ماشین را مخابره می‌نماید به‌عنوان یک شاهد (E_1, \dots, E_n) عمل می‌کند (برای مثال حسگر افقی و عمودی). همچنین فرض می‌کنیم که $C(n) = \{c(1), c(2), \dots, c(k)\}$ مراکز خوشه‌های حسگر n ام (k خوشه) است که توسط الگوریتم سی- میانگین فازی برای ویژگی‌های هر یک از حسگرهای داده‌های یادگیری به‌دست‌آمده است. در این حالت، احتمال قرار گرفتن یکی از اعضای نمونه ویژگی حسگر i ام در زمان t ($y_{i,t}$) در j امین خوشه به‌صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$m_n(c(k)) = 1 - \frac{\text{dist}(y_{i,t}, c(j))}{\sum_{l=1}^k \text{dist}(y_{i,t}, c(l))} \quad (7)$$

به طوری که $\text{dist}(y_{i,t}, c(j))$ فاصله اقلیدسی داده $y_{i,t}$ از مرکز $c(j)$ می‌باشد؛ بنابراین، برای هر یک از داده‌های $y_{i,t}$ ، سری زمانی ویژگی هر یک از حسگرها محاسبه و قوانین ترکیب که تشریح گردید، احتمال وقوع در هر یک از خوشه‌ها به‌دست می‌آید. رابطه (۷)، این واقعیت را نشان می‌دهد که هر چه فاصله نقطه مورد بررسی از مرکز خوشه k ام کمتر باشد، احتمال این‌که به آن خوشه تعلق داشته باشد، بیشتر است. در نهایت داده متعلق به خوشه‌ای است که بالاترین مقدار احتمال یا $m(c(k))$ را داراست.

۳-۲- تعیین نسبت عدم انطباق

در این تحقیق از ایده سوتریسنو و همکارانش [۱۳] جهت تعیین نسبت عدم انطباق و تعیین عمر مفید باقیمانده، استفاده شده است. در تعیین عمر مفید باقیمانده، زمانی پیش‌بینی روند متوقف می‌گردد که مسیرهای پیش‌بینی شده به محدوده آخرین خوشه وارد گردد. در واقع لحظه تغییر خوشه، آستانه توقف پیش‌بینی به شمار می‌آید. از این‌رو، با

به طوری که $y_s(i)$ مقدار هموار شده i امین داده، N ، تعداد داده‌های مجاور در هر سمت $y(i)$ و $2N + 1$ محدوده در نظر گرفته شده است.

۲-۲- تعیین آستانه خرابی به‌صورت پویا

تعیین حد آستانه خرابی پیشنهادی به‌صورت پویا برای حصول مرحله زوال ماشین در دو گام صورت می‌پذیرد: گام اول: خوشه‌بندی ویژگی به‌دست‌آمده به تفکیک حسگرهای ماشین (افقی و عمودی و ...) برای همه قطعات یادگیری با استفاده از الگوریتم سی- میانگین فازی و محاسبه مراکز خوشه‌ها. سی- میانگین فازی^۱، یکی از روش‌های خوشه‌بندی که به هر داده اجازه می‌دهد تا به چندین خوشه با درجات عضویت مختلف تعلق داشته باشد. سی- میانگین فازی بر اساس حداقل نمودن تابع هدف ۴ صورت می‌پذیرد [۹]:

$$J_m = \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad (4)$$

به طوری که D تعداد داده‌ها، N تعداد خوشه‌ها، m توان ماتریس فازی جزئی برای کنترل درجه همپوشانی فازی $(m > 1)$ ، x_i ، i امین داده، c_j مرکز c امین خوشه و μ_{ij} درجه عضویت x_i در j امین خوشه است. برای یک داده معین x_i ، مجموع مقادیر عضویت برای همه خوشه‌ها یک است. سی- میانگین فازی گام‌های زیر را طی خوشه‌بندی انجام می‌دهد:

مقادیر عضویت خوشه μ_{ij} اولیه را به‌صورت تصادفی تخصیص می‌دهد. مراکز خوشه با استفاده از فرمول ۵ محاسبه می‌گردد [۳۴]:

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^D \mu_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^D \mu_{ij}^m} \quad (5)$$

μ_{ij} را مطابق با فرمول زیر به‌روز رسانی می‌گردد [۳۴].

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^N \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (6)$$

تابع هدف J_m محاسبه می‌گردد. این فرایند تا زمانی که J_m از یک مقدار مشخص آستانه کوچک‌تر گردد و یا تا حداکثر تعداد مشخصی از تکرار، تکرار می‌گردد.

گام دوم: تلفیق خوشه‌ها برای هر یک از داده‌ها با استفاده از روش تلفیق داده‌های تئوری شواهد دمپستر- شفر^۲.

3- Basic Probability Assignment (BPA)

4- Belief function

5- Plausibility function

1- Fuzzy C-Means (FCM)

2- Dempster-Shafer

$$p_{ij} = \begin{bmatrix} p_{11} & \dots & p_{1k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{k1} & \dots & p_{kk} \end{bmatrix} \quad (11)$$

در رابطه بالا، عناصر سطر i و ستون j احتمال تغییر از رژیم i به رژیم j را کنترل می‌کند. به منظور تخمین مدل از روش حداکثر درست‌نمایی پرلین [۳۷] استفاده نموده‌ایم.

از آنجایی که داده‌های تاریخی موجود برای پیش‌بینی روند آتی ویژگی‌های آزمون، داده‌های یادگیری است، لذا می‌توان برای تعیین وقفه مدل رژیم سوئیچینگ مارکوف برای ویژگی‌های آزمون از وقفه انتخابی برای ویژگی‌های یادگیری استفاده نمود. بدین منظور، تخمین مدل رژیم سوئیچینگ مارکوف با در نظر گرفتن دو رژیم، برای هر یک از ویژگی‌های استخراجی از قطعات یادگیری تا ۳ وقفه صورت پذیرفته است. سپس با استفاده از معیار اطلاعات بیزین^۳، مناسب‌ترین وقفه انتخاب شده است. وقفه انتخابی وقفه‌ای است که کمترین مقدار معیار اطلاعات بیزی را دارا است.

۲-۵- مرحله آزمون

در این مرحله هر یک از قطعات آزمون، به‌طور مجزا با یکی از قطعات یادگیری به‌عنوان قطعه‌ای که داده‌های تاریخی را نمایندگی می‌کند و با در نظر گرفتن وقفه محاسبه‌شده برای قطعه یادگیری در مرحله یادگیری، به‌وسیله مدل رژیم سوئیچینگ مارکوف تخمین و شبیه‌سازی می‌گردد و مقدار مدت زمان تا ورود به خوشه نهایی برای هر مسیر شبیه‌سازی شده به‌دست می‌آید. در نهایت عمر مفید باقیمانده به‌صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$RUL = t_{End} - t_c = \frac{t_c + TT}{1 - AR} - t_c \quad (12)$$

که در این رابطه، t_c زمان فعلی (زمان محاسبه عمر مفید باقیمانده) و TT مدت زمان تا ورود به خوشه نهایی (آستانه) می‌باشد.

۳- مطالعه موردی

به‌منظور بررسی روش پیشنهادی از مجموعه داده‌های عملیات تا خرابی یاتاقان‌های مسابقه داده مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب^۴ سال ۲۰۱۲ استفاده شده است. این مسابقه داده یک رقابت باز برای همه شرکت‌کنندگان در

در نظر گرفتن مقدار t_{End} به‌عنوان مدت زمان کل اجرا تا خرابی، t_{tr} به‌عنوان زمان ورود به خوشه نهایی، نسبت عدم انطباق^۱ یا AR را به‌صورت زیر تعریف نمود:

$$AR = \frac{t_{End} - t_{tr}}{t_{End}} \quad (8)$$

همچنین داریم:

$$t_{End} = \frac{t_{tr}}{1 - AR} \quad (9)$$

از نسبت‌های روابط (۸) و (۹) در نهایت برای تخمین عمر مفید باقیمانده داده‌های آزمون استفاده می‌گردد که در مرحله آزمون توضیح داده خواهد شد.

۲-۴- تعیین وقفه^۲ در مدل رژیم سوئیچینگ مارکوف خودرگرسیون جهت مدل‌سازی پیش‌بینی در مرحله یادگیری

مدل رژیم سوئیچینگ مارکوف نخستین بار توسط همیلتون معرفی گردید [۳۶]. در روش رژیم سوئیچینگ مارکوف، وقایع به k واقعه تقسیم می‌شوند که S_t واقعه t ام و $(t = 1, 2, \dots, k)$ می‌باشد. در اینجا هر واقعه می‌تواند بیانگر یک تغییر رژیم باشد. همچنین S_t می‌تواند واقعه‌ای باشد که در زمان t رخ داده است و منجر به تغییر متغیر موردنظر (مثلاً Y_t) در زمان t می‌شود. به‌عبارت دیگر فرض می‌شود که Y_t همراه با تغییر متغیر غیرقابل مشاهده S_t تغییر جهت می‌دهد. مدل رژیم سوئیچینگ مارکوف خودرگرسیون به‌صورت معادله تعریف می‌گردد:

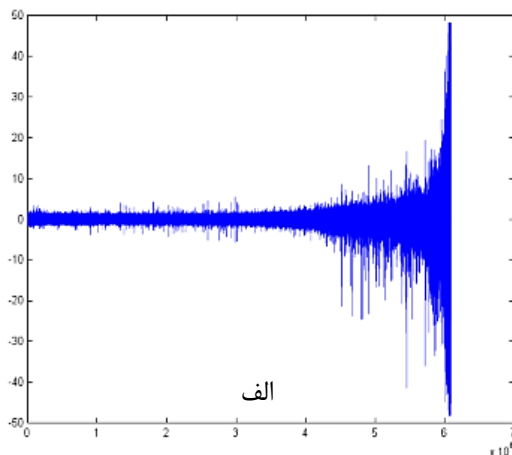
$$y_t - \mu_{S_t} = \sum_{i=1}^g \phi_i (y_{t-i} - \mu_{S_{t-i}}) + \epsilon_t, \epsilon_t \sim (0, \sigma_{S_t}^2) \quad (10)$$

y_t سری زمانی ویژگی، S_t وضعیت در زمان t ، μ_{S_t} عرض از مبدا یا مقدار انتظاری y_t در وضعیت S_t و ϵ_t جمله خطا می‌باشد که از توزیع نرمال با میانگین صفر و انحراف استاندارد $\sigma_{S_t}^2$ پیروی می‌نماید. ϕ_i پارامترهای مجهول جمله AR(g) است که توصیف‌کننده تغییرات فرآیند مشاهده شده در رژیم $S \in \{1, \dots, k\}$ می‌باشد.

دینامیک موجود در یک فرآیند سوئیچینگ توسط یک ماتریس انتقال مشخص می‌گردد. این ماتریس احتمالات رویداد یک تغییر را از یک رژیم به رژیم دیگر کنترل می‌کند و به‌صورت زیر نمایش داده می‌شود [۳۷]:

3- Bayesian information criterion (BIC)
4- PHM data challenge

1- Anomaly ratio
2- Lag



ب

شکل (۳): سیگنال ارتعاشات بلبرینگ (الف)، قبل و بعد از خرابی بلبرینگها (ب)، [۳۸].

با توجه به مسابقه داده مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب، داده‌ها در سه وضعیت عملیاتی مختلف در نظر گرفته شده است:

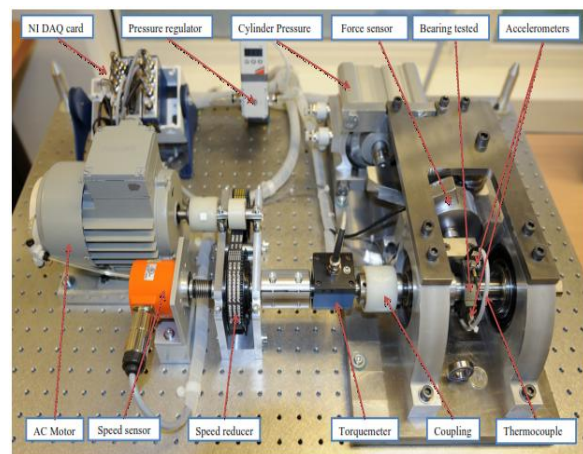
- شرایط عملیاتی اول: 1800 rpm و 4000 N
- شرایط عملیاتی دوم: 1650 rpm و 4200 N
- شرایط عملیاتی سوم: 1500 rpm و 5000 N

برای این مسابقه داده، ۶ مجموعه داده عملیات تا خرابی برای ایجاد مدل‌های پیش‌بینی فراهم شده است و تخمین عمر مفید باقیمانده برای ۱۱ یاتاقان دیگر خواسته شده است. شمای کلی داده‌های مسابقه انجمن مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب، در جدول ۲ آورده شده است. سیگنال‌های ارتعاش و دما برای همه اجزای آزمایش جمع‌آوری شده است. هیچ فرضی برای نوع خرابی رخ داده وجود ندارد (هیچ

کنفرانس مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب است که توسط انجمن مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب از سال ۲۰۰۸ تاکنون برگزار گردیده است.

۳-۱- داده‌های پلتفرم پرونوستیا

پرونوستیا^۱ که در شکل ۲ نشان داده شده است، یک پلتفرم آزمایشگاهی است که برای آزمون و راستی‌آزمایی شناسایی خرابی یاتاقان و رویکردهای تشخیص و پیش‌بینی عیوب تدارک دیده شده است [۳۸]. این پلتفرم در مرکز ای اس تو ام انستیتو فمتو-اس تی^۲ طراحی شده است. هدف اصلی پرونوستیا تهیه کردن داده‌های عمر واقعی است که فرآیند زوال یاتاقان را در کل طول عمر آن، یعنی تا خراب شدن کلی آن، توصیف نماید.



شکل (۲): پلتفرم آزمایشگاهی پرونوستیا [۳۸].

۳-۲- مجموعه داده‌های آزمایشی برای مسابقه داده

انجمن مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب سال ۲۰۱۲ پلتفرم پرونوستیا انجام آزمایش‌های عملیات تا خرابی را ممکن می‌سازد. برای پرهیز از انتشار خرابی به کل بستر آزمون (و به دلایل ایمنی)، زمانی که بزرگی ارتعاش سیگنال از ۲۰g تجاوز نماید، متوقف می‌شود. شکل (۳) مثالی از آنچه قبل و بعد از خرابی برای بلبرینگ‌ها رخ می‌دهد را نشان می‌دهد، همچنین سیگنال خام ارتعاش که طی کل آزمایش گردآوری شده است. توجه کنید که زوال یاتاقان‌ها رفتارهای متفاوتی را از خود نشان می‌دهند و در نتیجه منجر به مدت آزمایش‌های متفاوت می‌گردد (تا خرابی).

1- PRONOSTIA

2- AS2M department of FEMTO-ST institute

۱-۴- مرحله یادگیری

در این مرحله فرآیند اولیه پردازش داده‌ها برای تمامی ارتعاشات یاتاقان‌های یادگیری یعنی یاتاقان‌های شماره (۱-۱، ۱-۲، ۲-۱، ۲-۲، ۳-۱، ۳-۲) صورت پذیرفته است. در شکل ۴ و شکل ۵، سیگنال اصلی در بالای شکل، تقریب سیگنال تجزیه شده به وسیله تبدیل موجک D4 در سطح چهارم در وسط شکل و ویژگی استخراج شده و هموار شده با استفاده از فیلتر میانگین متحرک در پایین شکل را برای یاتاقان‌های ۱-۱ و ۲-۱، نشان می‌دهد.

۲-۴- تعیین آستانه

با استفاده از روش سی- میانگین فازی و با در نظر گرفتن ۴ خوشه به‌منزله ۴ مرحله از زوال یاتاقان (وضعیت سلامت تا خرابی کامل)، مراکز خوشه‌ها به‌طور مجزا برای ویژگی‌های افقی و عمودی یاتاقان‌های یادگیری هر یک از شرایط به‌دست آمده است. با داشتن مراکز خوشه‌ها می‌توان خوشه‌های افقی و عمودی را برای هر یاتاقان تلفیق نمود. بدین منظور از روش تلفیق داده‌ها با استفاده از تئوری دمپستر- شفر استفاده شده است.

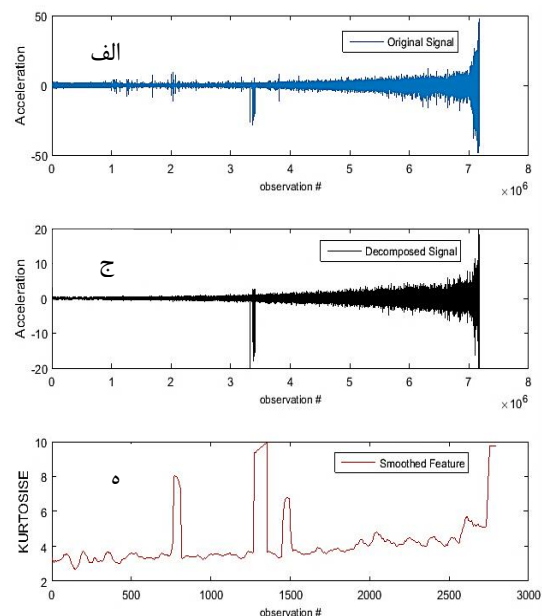
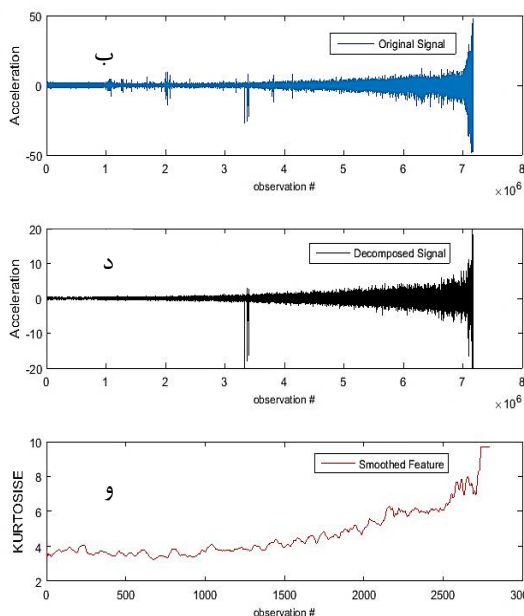
اطلاعاتی درباره ریشه و منشأ زوال وجود ندارد: ساچمه‌ها، حلقه داخلی، حلقه خارجی، قفسی ...)

جدول (۲): شمای کلی داده‌های مسابقه داده انجمن مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب سال ۲۰۱۲.

مجموعه داده‌ها	شرایط عملیاتی		
	شرایط عملیاتی اول	شرایط عملیاتی دوم	شرایط عملیاتی سوم
مجموعه یادگیری	یاتاقان ۱-۱	یاتاقان ۱-۲	یاتاقان ۱-۳
	یاتاقان ۲-۱	یاتاقان ۲-۲	یاتاقان ۲-۳
مجموعه آزمون	یاتاقان ۳-۱	یاتاقان ۳-۲	یاتاقان ۳-۳
	یاتاقان ۴-۱	یاتاقان ۴-۲	
	یاتاقان ۵-۱	یاتاقان ۵-۲	
	یاتاقان ۶-۱	یاتاقان ۶-۲	
	یاتاقان ۷-۱	یاتاقان ۷-۲	

۴- نتایج مطالعه موردی

در این بخش به بررسی نتایج تحقیقات به تفکیک در دو مرحله یادگیری و آزمون پرداخته شده است.

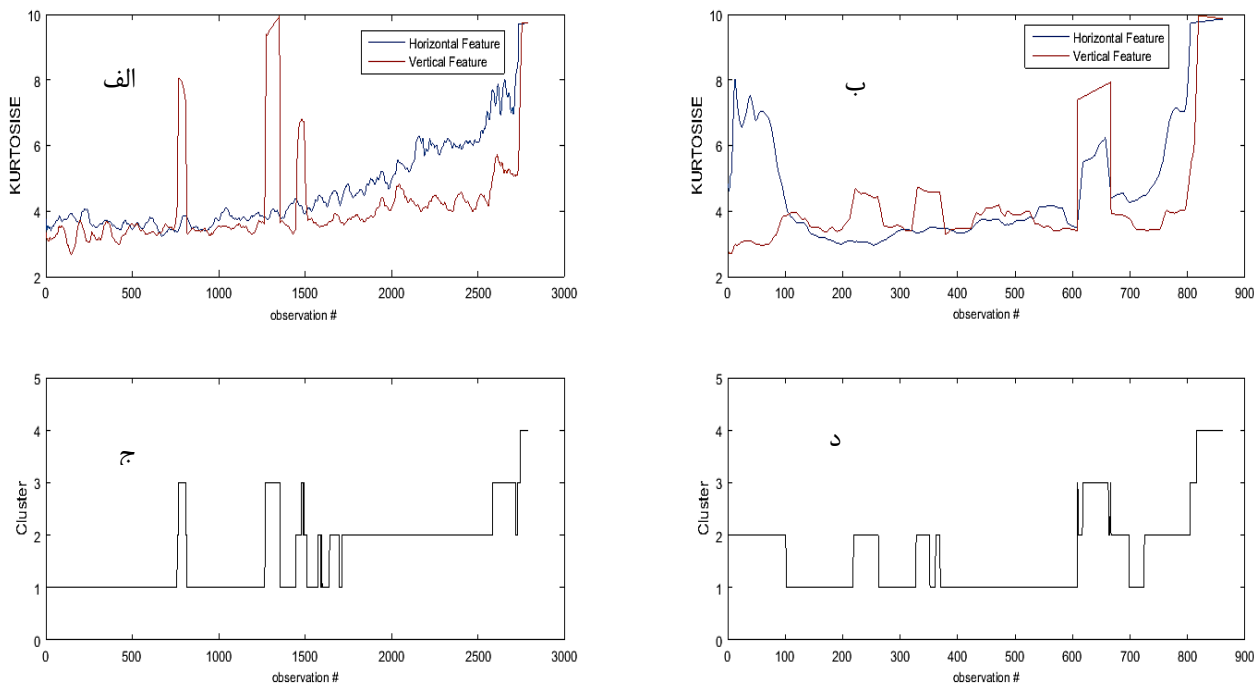


شکل (۴): سیگنال اصلی (الف، ب) سیگنال تجزیه شده (ج، د) و ویژگی استخراج شده (ه، و) برای ارتعاشات حاصل از حسگرهای افقی (ب، د، و) و عمودی (الف، ج، ه) برای یاتاقان ۱-۱

خوشه چهارم) تا خرابی کامل (زمان آخرین داده سیگنال) یعنی مقدار TT برای هر یک از یاتاقان‌های یادگیری محاسبه شده است و سپس مقدار نسبت عدم انطباق با توجه به زمان کل سیگنال‌های یادگیری به دست آمده است (جدول ۳).

شکل ۶، به عنوان نمونه، دو ویژگی افقی و عمودی و تلفیق خوشه‌های این دو ویژگی را برای یاتاقان‌های ۱-۱ و ۲-۱ نشان می‌دهد.

با انجام خوشه‌بندی برای همه یاتاقان‌های یادگیری در شرایط مختلف، مدت زمان ورود به آستانه (زمان ابتدای



شکل (۶): ویژگی‌های افقی و عمودی (الف، ب) و تلفیق خوشه‌ها (ج، د) برای یاتاقان‌های ۱-۱ (الف، ج) و یاتاقان ۲-۱ (ب، د)

جدول (۳): مقادیر نسبت عدم انطباق برای یاتاقان‌های یادگیری

یاتاقان ۲-۳	یاتاقان ۱-۳	یاتاقان ۲-۲	یاتاقان ۱-۲	یاتاقان ۲-۱	یاتاقان ۱-۱	نسبت عدم انطباق
۰/۰۲۲	۰/۰۶۳	۰/۰۰۶	۰/۰۴۵	۰/۰۵۳	۰/۰۱۷	

برای یاتاقان‌های یادگیری محاسبه شده است. وقفه مناسب، وقفه‌ای است که کمترین مقدار معیار اطلاعات بیزی را دارا است. نتایج در جدول ۴ نشان داده شده است.

۳-۴- تعیین وقفه برای مدل رژیم سوئیچینگ مارکوف خودرگرسیون داده‌های پژوهش با استفاده از معیار اطلاعات بیزی و با در نظر گرفتن حداکثر ۳ وقفه برای متغیرهای خودرگرسیون، وقفه مناسب

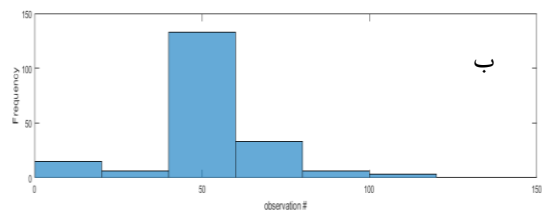
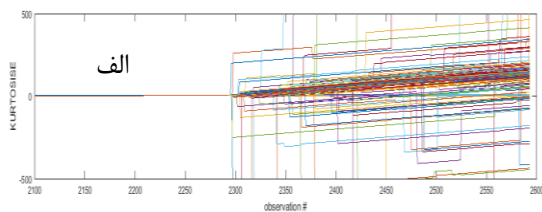
جدول (۴): تعیین وقفه برای ویژگی‌های یاتاقان‌های یادگیری با استفاده از معیار اطلاعات بیزی

۲-۳		۱-۳		۲-۲		۱-۲		۲-۱		۱-۱		یاتاقان یادگیری
ویژگی عمودی	ویژگی افقی	ویژگی عمودی	ویژگی افقی	ویژگی عمودی	ویژگی افقی	ویژگی عمودی	ویژگی افقی	ویژگی عمودی	ویژگی افقی	ویژگی عمودی	ویژگی افقی	
-۱۴۰۲۸	-۱۴۰۷۵	-۴۰۳۹	-۳۴۳۷	-۵۸۱۹	-۶۲۰۰	-۸۳۷۷	-۵۸۸۶	-۵۲۶۹	-۵۶۴۴	-۲۱۶۸۷	-۲۰۹۹۵	۱
-۱۲۳۹۶	-۱۳۸۵۷	-۴۰۷۱	-۳۴۰۹	-۵۰۲۹	-۶۲۰۲	-۸۴۷۸	-۵۹۵۱	-۵۵۳۴	-۵۸۵۷	-۲۱۲۵۵	-۲۰۴۱۷	۲
-۱۲۳۳۶	-۱۴۰۲۸	-۴۰۰۷	-۳۳۵۱	-۶۶۸۸	-۶۰۸۵	-۵۱۸۸	-۱۱۱۴۶	-۴۹۱۰	-۵۵۲۵	-۲۱۳۲۷	-۲۰۶۸۴	۳

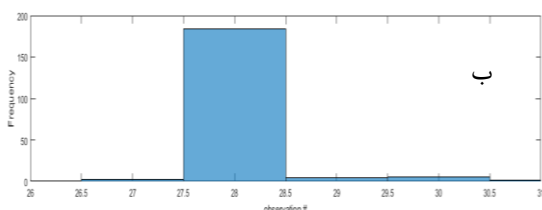
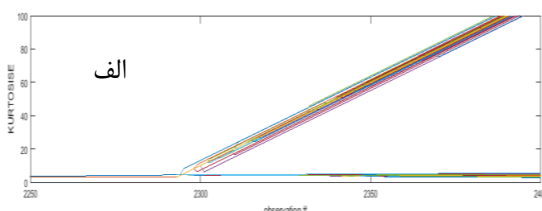
۴-۴- مرحله آزمون مطالعه موردی

در داده‌های مسابقه داده انجمن مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب سال ۲۰۱۲، آزمایش بر روی هر یک از یاتاقان‌های آزمون در زمانی تصادفی متوقف گردیده است (t_c) و از شرکت‌کنندگان خواسته شده است تا عمر مفید باقیمانده یاتاقان را بیابند. ابتدا از شبیه‌سازی توسط مدل رژیم سوئیچینگ مارکوف خودرگرسیون برای پیش‌بینی گام زمانی بعدی استفاده شده است. در صورتی که مسیر شبیه‌سازی شده وارد بالاترین خوشه شده باشد، شبیه‌سازی متوقف می‌شود، در غیر این صورت فرایند شبیه‌سازی برای گام بعدی ادامه یافته است و در نهایت مقدار $TT = t_{tr} - t_c$ محاسبه شده است. این فرآیند برای تولید ۱۰۰ مسیر شبیه‌سازی تکرار شده است. در نهایت از رابطه‌ی ۳۹ جهت تعیین عمر مفید باقیمانده استفاده شده است.

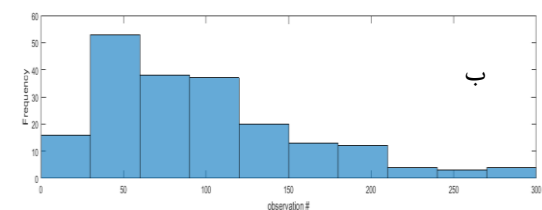
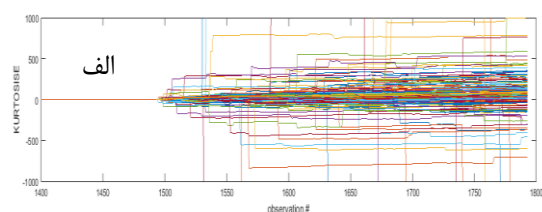
تعیین عمر مفید باقیمانده، برای هر یاتاقان آزمون به‌طور مجزا، با در نظر گرفتن برآزش برای دو یاتاقان یادگیری مرتبط با شرایط آن یاتاقان (شرایط ۱، ۲ یا ۳) صورت پذیرفته است. شکل‌های (۱۰-۷) تخمین TT را به ترتیب برای یاتاقان‌های ۳-۱، ۵-۱، ۶-۱ و ۷-۱، به‌صورت مسیرهای تولیدشده (شکل بالا) و هیستوگرام TT (شکل پایین) با در نظر گرفتن یاتاقان ۱-۱ به‌عنوان یاتاقان یادگیری، نشان می‌دهد. چون یاتاقان ۴-۱، در خوشه‌بندی به خوشه‌ی نهایی ورود پیدا کرده بود، در نتیجه با در نظر گرفتن نسبت عدم انطباق مقدار عمر مفید باقیمانده آن محاسبه گردیده است.



شکل (۸): شبیه‌سازی مسیر (الف) و هیستوگرام TT (ب) برای یاتاقان ۵-۱.

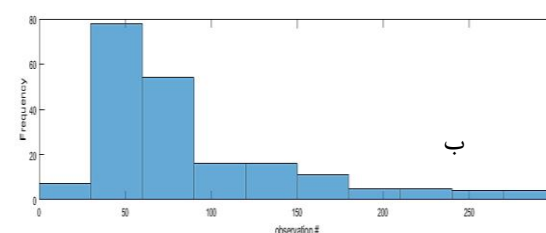
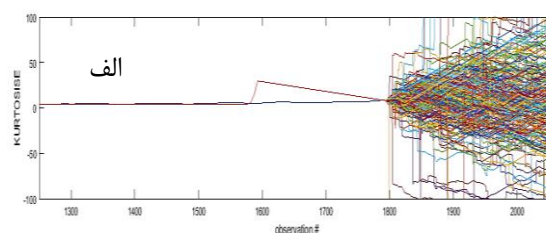


شکل (۹): شبیه‌سازی مسیر (الف) و هیستوگرام TT (ب) برای یاتاقان ۶-۱.



شکل (۱۰): شبیه‌سازی مسیر (الف) و هیستوگرام TT (ب) برای یاتاقان ۷-۱

در جدول ۵، عمر مفید باقیمانده و درصد خطا (در پراتز) برای یاتاقان‌های آزمون و برای سطوح برش^۱ توزیع TT یعنی ۱۰٪، ۵۰٪ و ۹۰٪ ارائه شده است. هر یک از



شکل (۷): شبیه‌سازی مسیر (الف) و هیستوگرام TT (ب) برای یاتاقان ۳-۱

1- Cut-off level

که شباهت رفتار هر یک از یاتاقان‌های آزمون به رفتار برخی از یاتاقان‌های یادگیری مربوطه‌اش بیشتر است (برای مثال یاتاقان‌های ۱-۴، ۱-۵، ۱-۶، ۲-۶ و ۳-۳). این مسئله می‌تواند ضرورت استفاده از رویکردی جهت تعیین شباهت رفتار زوال بین یاتاقان‌های آزمون و یادگیری را مشخص نماید.

مقادیر عمر مفید باقیمانده برای یاتاقان‌های آزمون بر اساس نسبت‌های عدم انطباق به‌دست‌آمده از یاتاقان‌های یادگیری در شرایط عملیاتی مربوطه به‌دست‌آمده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در برخی از یاتاقان‌ها تفاوت عمده‌ای در تخمین عمر مفید باقیمانده بر اساس یاتاقان‌های مختلف مشاهده می‌گردد. از این موضوع می‌توان این نتیجه را گرفت

جدول (۵): مقادیر عمر مفید باقیمانده محاسبه‌شده و درصد خطا

خطای عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۱-۲ (درصد)			عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۲-۱			خطای عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۱-۱ (درصد)			عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۱-۱			یاتاقان یادگیر ی ←
%۱۰	%۵۰	%۹۰	%۱۰	%۵۰	%۹۰	%۱۰	%۵۰	%۹۰	%۱۰	%۵۰	%۹۰	یاتاقان آزمون ↓
۶۱/۹۰	۶۱/۱۶	۶۰/۴۲	۲۱۸۳/۳۳	۲۲۲۵/۵۹	۲۲۶۷/۸۴	۷۰/۷۰	۶۵/۶۴	۳۵/۰۸	۱۶۷۸/۸۹	۱۹۶۸/۹۸	۳۷۱۹/۶۸	۳-۱
۴۲/۹۷	۴۲/۹۷	۴۲/۹۷	۱۹۳/۳۳	۱۹۳/۳۳	۱۹۳/۳۳	۱۶۶/۶۰	۱۶۶/۶۰	۱۶۶/۶۰	-	-	-	۴-۱
۰/۶۹	۰/۰۳	-۰/۶۳	۱۵۹۸/۹۷	۱۶۰۹/۵۳	۱۶۲۰/۱۰	۵۲/۴۵	۳۷/۹۱	۳۱/۵۹	۷۶۵/۵۶	۹۹۹/۶۷	۱۱۰۱/۴۵	۵-۱
-۹/۵۲	-۱۵/۳۱	-۲۶/۸۸	۱۵۹۸/۹۷	۱۶۸۳/۴۸	۱۸۵۲/۵۰	۵۳/۱۴	۵۲/۴۴	۵۱/۷۵	۶۸۴/۱۳	۶۹۴/۳۱	۷۰۴/۴۹	۶-۱
۵۱/۲۰	۵۱/۰۶	۵۰/۷۹	۳۶۹۳/۸۵	۳۷۰۴/۴۱	۳۷۲۵/۵۴	۵۸/۵۶	۵۱/۷۰	۳۶/۹۱	۳۱۴۶/۸۵	۳۶۵۵/۹۵	۴۷۷۵/۵۹	۷-۱
خطای عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۲-۲ (درصد)			عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۲-۲			خطای عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۱-۲ (درصد)			عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۱-۲			یاتاقان یادگیر ی ←
%۱۰	%۵۰	%۹۰	%۱۰	%۵۰	%۹۰	%۱۰	%۵۰	%۹۰	%۱۰	%۵۰	%۹۰	یاتاقان آزمون ↓
۶۲/۸۸	۶۲/۷۴	۶۲/۲۱	۲۷۹۵/۳۱	۲۸۰۵/۳۷	۲۸۴۵/۶۳	۵۳/۴۷	۴۲/۷۶	۳۲/۳۳	۳۵۰۳/۴۸	۴۳۱۰/۱۴	۵۰۹۵/۸۶	۳-۲
۴۱/۸۰	۴۱/۰۸	۴۰/۳۵	۸۰۸/۹۶	۸۱۹/۰۲	۸۲۹/۰۹	۳۶/۸۹	۳۶/۱۳	۳۵/۳۸	۸۷۷/۲۹	۸۸۷/۷۶	۸۹۸/۲۴	۴-۲
۹۳/۴۰	۹۲/۱۰	۹۰/۷۹	۲۰۳/۹۴	۲۴۴/۲۰	۲۸۴/۴۵	۹۰/۶۴	۸۹/۹۶	۸۸/۱۱	۲۸۹/۲۳	۳۱۰/۱۴	۳۶۷/۲۹	۵-۲
۳۸/۰۹	۳۰/۲۹	۶/۱۰	۷۹۸/۶۴	۸۹۹/۲۸	۱۲۱۱/۲۶	۴۰/۲۶	۳۹/۴۵	۳۶/۲۰	۷۷۰/۶۲	۷۸۱/۱۰	۸۳۳/۰۰	۶-۲
۶۸/۵۹	۶۳/۳۸	۴۹/۵۰	۱۸۲/۱۹	۲۱۲/۳۸	۲۹۲/۸۹	۴۶/۲۸	۴۴/۴۷	۱۹/۱۹	۳۱۱/۵۷	۳۲۲/۰۵	۴۶۸/۷۱	۷-۲
عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۲-۳ (درصد)			عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۲-۳			خطای عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۱-۳ (درصد)			عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۱-۳			یاتاقان یادگیر ی ←
%۱۰	%۵۰	%۹۰	%۱۰	%۵۰	%۹۰	%۱۰	%۵۰	%۹۰	%۱۰	%۵۰	%۹۰	یاتاقان آزمون ↓
-۲۴۶/۴۳	-۲۴۷/۶۸	۸۱/۶۹	۲۸۴۰/۷۵	۲۸۵۰/۹۸	۱۵۰/۱۰	۸۲/۶۹	۸۲/۳۲	۸۰/۸۲	۱۴۱/۹۲	۱۴۴/۹۹	۱۵۷/۲۷	۲-۳

است. میانگین و انحراف استاندارد درصد خطا برای یاتاقان‌های آزمون در هر یک از شرایط عملیاتی در جدول ۷ نشان داده شده است و در شکل (۱۱)، این دو مقدار برای یاتاقان‌های آزمون و برنده مسابقه داده با یکدیگر مقایسه شده است. مطابق با نتایج به‌دست‌آمده، تنها در یک حالت (تخمین بر اساس یاتاقان ۱-۱) انحراف استاندارد درصد خطا برای مدل پیشنهادی از انحراف استاندارد درصد خطای تخمین برنده مسابقه داده بیشتر شده است و این موضوع نشان‌دهنده تخمین استوارتر روش پیشنهادی است.

در جدول ۶، نتایج به‌دست‌آمده برای سطوح برش مختلف (۱۰٪، ۵۰٪ و ۹۰٪) و بر اساس دو یاتاقان یادگیری مربوطه، با نتایج برنده مسابقه داده انجمن مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب سال ۲۰۱۲ مقایسه شده است. با در نظر گرفتن سطح برش ۵۰٪ و میانگین نتایج برای دو یاتاقان یادگیری مربوطه، از ۱۱ یاتاقان آزمون در ۵ مورد (یاتاقان‌های ۲-۳، ۲-۴، ۲-۵، ۲-۶ و ۳-۳) که در جدول ۵ خطای آن‌ها با فونت ضخیم مشخص شده‌اند) خطای پیش‌بینی کمتر از خطای پیش‌بینی برنده مسابقه داده انجمن مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب سال ۲۰۱۲

جدول (۶): مقایسه نتایج به‌دست‌آمده با نتایج تحقیق برنده مسابقه داده‌های مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب سال

۲۰۱۲.

یاتاقان یادگیری ←	خطای عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۱-۱ و ۲-۱ برای سطح برش ۵۰٪			خطای عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۱-۱ (درصد)			یاتاقان آزمون ↓
	۹۰٪	۵۰٪	۱۰٪	۹۰٪	۵۰٪	۱۰٪	
۳-۱	۳۵/۰۸	۶۵/۶۴	۷۰/۷	۶۰/۴۲	۶۱/۱۶	۶۱/۹۰	۳۷
۴-۱	۱۶۶/۶۰	۱۶۶/۶۰	۱۶۶/۶	۴۲/۹۷	۴۲/۹۷	۴۲/۹۷	۸۰
۵-۱	۳۱/۵۹	۳۷/۹۱	۵۲/۴۵	-۰/۶۳	۰/۰۳	۰/۶۹	۹
۶-۱	۵۱/۷۵	۵۲/۴۴	۵۳/۱۴	-۲۶/۸۸	-۱۵/۳۱	-۹/۵۲	-۵
۷-۱	۳۶/۹۱	۵۱/۷۰	۵۸/۵۶	۵۰/۷۹	۵۱/۰۶	۵۱/۲۰	-۲
یاتاقان یادگیری ←	خطای عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۱-۲ و ۲-۲ برای سطح برش ۵۰٪			خطای عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۲-۲ (درصد)			یاتاقان آزمون ↓
	۹۰٪	۵۰٪	۱۰٪	۹۰٪	۵۰٪	۱۰٪	
۳-۲	۳۲/۳۳	۴۲/۷۶	۵۳/۴۷	۶۲/۲۱	۶۲/۷۴	۶۲/۸۸	۶۴
۴-۲	۳۵/۳۸	۳۶/۱۳	۳۶/۸۹	۴۰/۳۵	۴۱/۰۸	۴۱/۸۰	۱۰
۵-۲	۸۸/۱۱	۸۹/۹۶	۹۰/۶۴	۹۰/۷۹	۹۲/۱۰	۹۳/۴۰	-۴۴۰
۶-۲	۳۶/۲۰	۳۹/۴۵	۴۰/۲۶	۶/۱۰	۳۰/۲۹	۳۸/۰۹	۴۹
۷-۲	۱۹/۱۹	۴۴/۴۷	۴۶/۲۸	۴۹/۵۰	۶۳/۳۸	۶۸/۵۹	-۳۱۷
یاتاقان یادگیری ←	خطای عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۱-۳ و ۲-۳ برای سطح برش ۵۰٪			عمر مفید باقیمانده برحسب یاتاقان ۲-۳ (درصد)			یاتاقان آزمون ↓
	۹۰٪	۵۰٪	۱۰٪	۹۰٪	۵۰٪	۱۰٪	
۲-۳	۸۰/۸۲	۸۲/۳۲	۸۲/۶۹	۸۱/۶۹	-۲۴۷/۶۸	-۲۴۶/۴۳	۹۰

جهت نمایندگی فرایند زوال معرفی گردیده است که مبتنی بر ارتعاش‌های ناشی از فرایند زوال تجهیز است. به‌منظور ارزیابی مدل مذکور، از داده‌های مسابقه داده مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب سال ۲۰۱۲ استفاده شده است. نتایج ارزیابی مدل در مقایسه با نتایج مقاله برتر مسابقه داده مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب سال ۲۰۱۲، نشان می‌دهد:

- در ۵ مورد از یاتاقان‌های آزمون، خطای پیش‌بینی کمتر از خطای پیش‌بینی برنده مسابقه داده انجمن مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب سال ۲۰۱۲ است.

- پراکندگی کمتری در تخمین عمر مفید باقیمانده مشاهده می‌شود.

در اینجا، ذکر این نکته ضروری است که با وجود توسعه روش‌های مختلف داده‌محور جهت تخمین عمر مفید باقیمانده، هنوز به سبب وجود برخی خطاها، به‌کارگیری مستقیم آن در پیش‌بینی عمر تجهیزات صنعتی، توسط برخی از متخصصین، توصیه نمی‌شود و در مرحله پژوهشی و مطالعاتی قرار دارد؛ با این وجود در صورت حصول دقت کافی پیش‌بینی، واحدهای صنعتی می‌توانند با صرف هزینه و ایجاد پایگاه داده‌ای از داده‌های اجرا تا خرابی و پایش لحظه‌ای یا دوره‌ای تجهیزات، مدل‌های مختلفی را جهت یافتن مدل بهینه‌ی تخمین عمر بیازمایند.

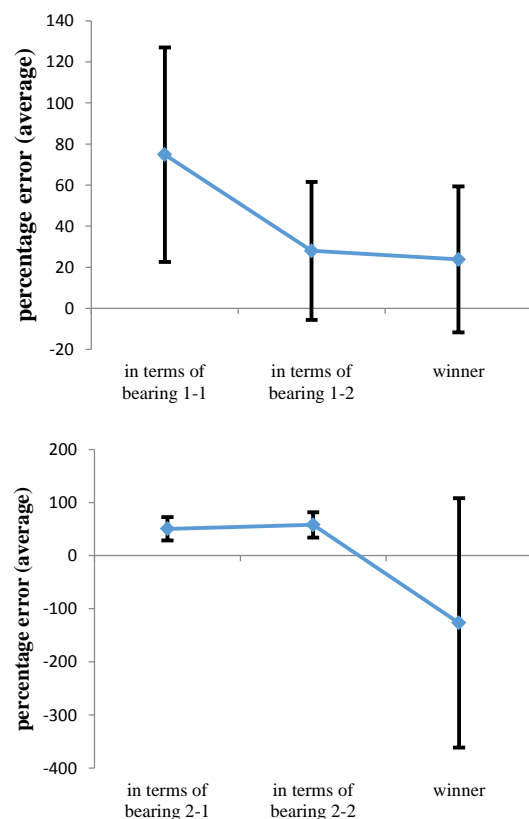
۶- مراجع

1. Jardine, A.K. "Optimizing Condition Based Maintenance Decisions"; Proc. reliability and maintainability symposium, IEEE, 2002.
2. Jardine, A.K., Lin, D., and Banjevic, D. "A Review on Machinery Diagnostics and Prognostics Implementing Condition-Based Maintenance", Mechanical systems and signal processing, Vol. 20, No. 7, pp. 1483-1510, 2006.
3. An, D., Kim, N.H., and Choi J. H. "Practical Options for Selecting Data-Driven or Physics-Based Prognostics Algorithms with Reviews", Reliability Engineering & System Safety, Vol. 133, No. 1, pp. 223-236, 2015.
4. Lei, Y., Li, N., Guo, L., Li, N., Yan, T., and Lin, J. "Machinery Health Prognostics: A Systematic Review from Data Acquisition to Rul Prediction", Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 104, No. 1, pp. 799-834, 2018.
5. Zurita, D., Carino, J. A., Delgado, M., and Ortega, J. A. "Distributed Neuro-Fuzzy Feature Forecasting Approach for Condition Monitoring"; Proc. Emerging Technology and Factory Automation, IEEE, 2014.
6. Li, N., Lei, Y., Lin, J., and Ding, S. X. "An Improved Exponential Model for Predicting Remaining Useful Life of Rolling Element Bearings", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 62, No. 12, pp. 7762-7773, 2015.
7. Carino, J., Zurita, D., Delgado, M., Ortega, J., and Romero-Troncoso, R. "Remaining Useful Life Estimation of Ball

جدول (۷): میانگین و انحراف استاندارد درصد خطای

تخمین برای یاتاقان‌های آزمون و برنده مسابقه داده

برنده مسابقه داده	یاتاقان ۱-۲	یاتاقان ۱-۱	آماره
۲۳/۸۰	۲۷/۹۸	۷۴/۸۶	میانگین
۳۵/۵۲	۳۳/۵۹	۵۲/۲۱	انحراف استاندارد
برنده مسابقه داده	یاتاقان ۲-۲	یاتاقان ۱-۲	آماره
-۱۲۶/۸۰	۵۷/۹۲	۵۰/۵۶	میانگین
۲۳۴/۶۸	۲۳/۸۱	۲۲/۲۵	انحراف استاندارد



شکل (۱۱): مقایسه بین میانگین و انحراف استاندارد درصد

خطا برای نتایج به‌دست‌آمده و برنده مسابقه داده

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک مدل ارزیابی وضعیت برای تعیین موقعیت زوال یک تجهیز دوار و تعیین عمر مفید باقیمانده آن ارائه شده است. در این روش، از مدل رژیم سوئیچینگ مارکوف خودرگرسیون جهت مدل‌سازی، شبیه‌سازی و پیش‌بینی ویژگی ارتعاش، از روش خوشه‌بندی سی- میانگین فازی جهت تعیین مراحل زوال و از تئوری دمپستر- شفر جهت تلفیق ویژگی‌ها به‌منظور تعیین وضعیت کنونی زوال تجهیز استفاده شده است. همچنین ویژگی جدید KURTOSISE،

- Deep Neural Networks”, *Journal of Manufacturing Systems*, Vol. No. 1, pp. 2018.
24. Mosallam, A., Medjaher, K., and Zerhouni, N. “Data-driven prognostic method based on Bayesian approaches for direct remaining useful life prediction”, *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 27, No. 5, pp. 1037-1048, 2016.
 25. Loutas, T. H., Roulias, D., and Georgoulas, G. “Remaining useful life estimation in rolling bearings utilizing data-driven probabilistic e-support vectors regression”, *IEEE Transactions on Reliability*, Vol. 62, No. 4, pp. 821-832, 2013.
 26. Deng, Y., Barros, A., and Grall, A. “Degradation Modeling Based on a Time-Dependent Ornstein-Uhlenbeck Process and Residual Useful Lifetime Estimation”, *IEEE Trans. Reliability*, Vol. 65, No. 1, pp. 126-140, 2016.
 27. Hinch, A.Z., and Tkiouat, M. “Rolling Element Bearing Remaining Useful Life Estimation Based on a Convolutional Long-Short-Term Memory Network”, *Procedia Computer Science*, Vol. 127, No. 1, pp. 123-132, 2018.
 28. Xiao, L., Chen, X., Zhang, X., and Liu, M. “A Novel Approach for Bearing Remaining Useful Life Estimation under Neither Failure nor Suspension Histories Condition”, *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 28, No. 8, pp. 1893-1914, 2017.
 29. Tian, Z. “An Artificial Neural Network Method for Remaining Useful Life Prediction of Equipment Subject to Condition Monitoring”, *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 23, No. 2, pp. 227-237, 2012.
 30. Ali, J. B., Chebel-Morello, B., Saidi, L., Malinowski, S., and Fnaiech, F. “Accurate Bearing Remaining Useful Life Prediction Based on Weibull Distribution and Artificial Neural Network”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 56, No. 1, pp. 150-172, 2015.
 31. Javed, K., Gouriveau, R., Zemouri, R., and Zerhouni, N. “Features selection procedure for prognostics: An approach based on predictability”, *IFAC Proceedings Volumes*, Vol. 45, No. 20, pp. 25-30, 2012.
 32. Pearson, R.K. “Outliers in Process Modeling and Identification”, *IEEE Transactions on control systems technology*, Vol. 10, No. 1, pp. 55-63, 2002.
 33. Babu, C.N., and Reddy, B.E. “A Moving-Average Filter Based Hybrid Arima-Ann Model for Forecasting Time Series Data”, *Applied Soft Computing*, Vol. 23, No. 1, pp. 27-38, 2014.
 34. Bezdek, J.C., Ehrlich, R., and Full, W. “Fcm: The Fuzzy C-Means Clustering Algorithm”, *Computers & Geosciences*, Vol. 10, No. 2, pp. 191-203, 1984.
 35. Sentz, K., and Ferson, S. “Combination of Evidence in Dempster-Shafer Theory”, *Sandia National Laboratories, Albuquerque, United States*, 2002.
 36. Hamilton, J.D. “A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle”, *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, Vol. 57 No. 2, pp. 357-384, 1989.
 37. Perlman, M. “Ms_Regress-the Matlab Package for Markov Regime Switching Models”, Vol. 1, No. 1, pp. 2015.
 38. Nectoux, P., Gouriveau, R., Medjaher, K., Ramasso, E., Chebel-Morello, B., Zerhouni, N., and Varnier, C. “Pronostia: An Experimental Platform for Bearings Accelerated Degradation Tests”, *Proc. Prognostics and Health Management (PHM), IEEE*, 2012.
 8. Ren, L., Sun, Y., Wang, H., and Zhang, L. “Prediction of Bearing Remaining Useful Life with Deep Convolution Neural Network”, *IEEE Access*, Vol. 6, No. 1, pp. 13041-13049, 2018.
 9. Deng, S., Chen, Z., and Chen, Z. “Auxiliary Particle Filter-Based Remaining Useful Life Prediction of Rolling Bearing”, *Proc. Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC), IEEE*, 2017.
 10. Bošković, P., Gašperin, M., and Petelin, D. “Bearing Fault Prognostics Based on Signal Complexity and Gaussian Process Models”, *Proc. Prognostics and Health Management (PHM), IEEE*, 2012.
 11. Wang, T. “Bearing Life Prediction Based on Vibration Signals: A Case Study and Lessons Learned”, *Proc. Prognostics and Health Management (PHM), IEEE*, 2012.
 12. Porotsky, S. and Bluvband, Z. “Remaining Useful Life Estimation for Systems with Non-Trendability Behaviour”, *Conference on Prognostics and Health Management, IEEE*, 2012.
 13. Sutrisno, E., Oh, H., Vasan, A. S. S., and Pecht, M. “Estimation of Remaining Useful Life of Ball Bearings Using Data Driven Methodologies”, *Proc. Prognostics and Health Management (PHM), IEEE*, 2012.
 14. Mosallam, A., Medjaher, K., and Zerhouni, N. “Time Series Trending for Condition Assessment and Prognostics”, *Journal of manufacturing technology management*, Vol. 25, No. 4, pp. 550-567, 2014.
 15. Wang, L., Zhang, L., and Wang, X. Z. “Reliability Estimation and Remaining Useful Lifetime Prediction for Bearing Based on Proportional Hazard Model”, *Journal of Central South University*, Vol. 22, No. 12, pp. 4625-4633, 2015.
 16. Li, H., and Wang, Y. “Rolling Bearing Reliability Estimation Based on Logistic Regression Model”, *Proc. Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering (QR2MSE), IEEE*, 2013.
 17. Hong, S., Zhou, Z., Zio, E., and Wang, W., “An Adaptive Method for Health Trend Prediction of Rotating Bearings”, *Digital Signal Processing*, Vol. 35, No. 1, pp. 117-123, 2014.
 18. Lei, Y., Li, N., and Lin, J. “A New Method Based on Stochastic Process Models for Machine Remaining Useful Life Prediction”, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 65, No. 12, pp. 2671-2684, 2016.
 19. Huang, Z., Xu, Z., Ke, X., Wang, W., and Sun, Y. “Remaining Useful Life Prediction for an Adaptive Skew-Wiener Process Model”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 87, No. 1, pp. 294-306, 2017.
 20. Zhao, M., Tang, B., and Tan, Q. “Bearing Remaining Useful Life Estimation Based on Time-Frequency Representation and Supervised Dimensionality Reduction”, *Measurement*, Vol. 86, No. 1, pp. 41-55, 2016.
 21. Niu, G., Qian, F., and Choi, B. K. “Bearing Life Prognosis Based on Monotonic Feature Selection and Similarity Modeling”, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, Vol. 230, No. 18, pp. 3183-3193, 2016.
 22. Liao, L., Jin, W., and Pavel, R. “Enhanced Restricted Boltzmann Machine with Prognosability Regularization for Prognostics and Health Assessment”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 63, No. 11, pp. 7076-7083, 2016.
 23. Ren, L., Sun, Y., Cui, J., and Zhang, L. “Bearing Remaining Useful Life Prediction Based on Deep Autoencoder and

پیوست:

معیار یکنواختی، بیانگر افزایش و یا کاهش روند یک سری زمانی است و با استفاده از رابطه زیر به دست می آید:

$$\dot{M} = \left| \frac{\text{no.of } \frac{d}{dx} > 0}{m-1} - \frac{\text{no.of } \frac{d}{dx} < 0}{m-1} \right|$$

به طوری که m تعداد مشاهدات می باشد. \dot{M} می تواند مقادیر بین ۰ و ۱ را به خود اختصاص دهد: در یک سری زمانی

یکنواخت $\dot{M} = 1$ و یک سری غیریکنواخت $\dot{M} = 0$

معیار روندپذیری، همبستگی یک سری زمانی با زمان است و به صورت زیر محاسبه می گردد:

$$R = \frac{n(\sum xt) - (\sum x)(\sum t)}{\sqrt{[n \sum x^2 - (\sum x)^2][n \sum t^2 - (\sum t)^2]}}$$

به طوری که t نشان دهنده زمان می باشد.

در این تحقیق با استفاده از داده های یادگیری (۶ یاتاقان)، میانگین معیارهای یکنواختی و روندپذیری برای دو ویژگی RMSE و KURTOSISE به دست آمده است.

جدول پیوست: روندپذیری و یکنواختی برای دو ویژگی

KURTOSISE و RMSE

ویژگی	RMSE		KURTOSISE	
	\dot{M}	R	\dot{M}	R
معیار میانگین مقدار برای ۶ یاتاقان یادگیری	۰/۳۱	۰/۲۸	۰/۵۲	۰/۴۱