

ارائه مدل داده محور برای تخمین عمر مفید باقیمانده با استفاده از ترکیب داده‌های حسگرهای توربوفن

سید محمد سیدحسینی^{۱*}، محمد بهارشاهی^۲، کامران شهانقی^۳

۱. استاد گروه مهندسی صنایع- تولید صنعتی، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

۲. دانشجوی دکتری مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

۳. دانشیار گروه مهندسی لجستیک و زنجیره تامین، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

خلاصه

تعیین وضعیت زوال و تخمین عمر مفید باقیمانده، دو فعالیت اصلی در مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب است. این دو فعالیت اصلی را می‌توان به‌عنوان مسئله‌ای از ترکیب اطلاعات حسگرها در نظر گرفت. این حسگرها شامل اطلاعاتی نظیر سرعت، فشار و دمای اجزای مختلف سیستم می‌باشند. از منظر تئوری شواهد، اطلاعات به‌دست‌آمده از هر یک از این حسگرها را می‌توان به‌عنوان بخشی از شواهد محسوب نمود و مسئله تعیین زوال و تخمین عمر مفید باقیمانده براساس این اطلاعات را به‌عنوان مسئله ترکیب شواهد در نظر گرفت. در این مقاله از تئوری دمپستر-شفر به‌عنوان یک ابزار برای مدل‌سازی و ترکیب اطلاعات حسگرها که نمایانگر وضعیت سلامتی توربوفن می‌باشند، استفاده شده است. برای این منظور ابتدا تئوری شواهد مرور شده است و سپس توضیح داده شده که چگونه می‌توان مسئله تخمین عمر مفید باقیمانده با استفاده از ترکیب داده‌های حسگرها را در چارچوب مفاهیم این تئوری از جمله تابع جرم، عناصر کانونی و قوانین ترکیب شواهد، مدل‌سازی نمود. این مقاله یک روش جدید برای ترکیب نتایج تخمین‌های متفاوت عمر مفید باقیمانده از طریق تعیین وزن‌ها پیشنهاد داده است. همچنین دو سناریوی مختلف برای تعیین میزان شباهت سیستم تحت مطالعه با شواهد موجود ارائه نموده است. سرانجام به‌منظور ارزیابی روش پیشنهادی، از مجموعه داده‌های موتور توربوفن (C-MAPSS) استفاده شده که در ادبیات موضوع به‌طور گسترده مورد توجه محققان قرار گرفته است. نتایج پیاده‌سازی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی از منظر دو معیار امتیاز و عملکرد کارایی بهتری نسبت به روش‌های موجود در ادبیات موضوع دارد.

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

دریافت ۱۳۹۸/۷/۲۰

پذیرش ۱۳۹۸/۱۲/۲۵

کلمات کلیدی:

عمر مفید باقیمانده

وضعیت زوال

ترکیب اطلاعات

تئوری شواهد

۱- مقدمه

ترکیب مجموعه داده‌های حسگرهای مختلف می‌باشد. در فرآیند ترکیب اطلاعات حسگرها به‌منظور تعیین وضعیت زوال سیستم و تخمین عمر مفید باقیمانده آن، چگونگی ترکیب اطلاعات حسگرها که غیردقیق و گاه متناقض می‌باشد و استخراج تصمیم مناسب از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب شرایط

در سیستم‌های پیچیده صرفاً با در اختیار داشتن اطلاعات یک حسگر نمی‌توان به‌طور قابل اتکایی وضعیت سلامت سیستم را مورد ارزیابی و پایش قرار داد. با توسعه تکنولوژی حسگرها و روش‌های پردازش سیگنال اطلاعات وسیعی از وضعیت سیستم می‌توان به‌دست آورد. چالش پیش روی فعلی محققان، چگونگی استنتاج قابل‌اطمینان‌تر از

* نویسنده مسئول: سید محمد سیدحسینی

تلفن: ۰۰۷-۷۳۲۲۵-۰۲۱، پست الکترونیکی: seyedhosseini@iust.ac.ir

بیشتری قرار گرفته است. با وجود توسعه‌ی روش‌های مختلف، رویکرد داده‌محور همچنان با چالش‌های مختلفی روبرو می‌باشد. شاید بتوان گفت مهم‌ترین چالش پیش‌رو، تعیین آستانه‌ی خرابی برای سیستم می‌باشد. غیرقطعی بودن آستانه‌ی خرابی، عدم اطمینان بسیاری را به مسئله تحمیل می‌نماید. از سوی دیگر، در رویکردهای مبتنی بر یادگیری ماشین، عموماً حجم بالایی از مجموعه داده‌های یادگیری وجود دارد که هر کدام می‌تواند بخشی از وضعیت کنونی سیستم را توضیح دهد و سؤال برآمده از این موضوع، عبارتست از اینکه: چگونه می‌توان از اطلاعات هر یک از این مجموعه‌های داده به نحو منصفانه و مطلوبی بهره برد؟ در این تحقیق، هدف ارائه‌ی چهارچوبی است تا بتواند به‌صورت آنلاین وضعیت زوال را با ترکیب اطلاعات مجموعه داده‌های یادگیری به دست آورد و بدون نیاز به تعیین یک آستانه‌ی خرابی برای ویژگی‌های استخراجی^۷ از داده‌های حسگر، عمر مفید باقیمانده به‌صورت مستقیم محاسبه گردد. بدین منظور از بسط مفاهیم تئوری شواهد توسط یاگر [۱۲] استفاده شده است. ادامه‌ی این پژوهش بدین‌صورت سازمان‌دهی شده است: در بخش ۲ مرور ادبیات روش‌های داده‌محور که موضوعات مرتبطی با رویکرد ارائه شده در این تحقیق دارند موردبررسی قرار گرفته است. غالب پژوهش‌ها در زمینه‌ی روش‌های ترکیب داده‌ها و شناسایی الگوهای مشابه و اندازه‌گیری شباهت الگوهای داده و کاربردهای آن در تخمین عمر مفید باقیمانده‌ی سیستم می‌باشد. در بخش ۳، چهارچوب پیشنهادی به‌طور مفصل، تشریح می‌گردد. مبانی اجزای روش پیشنهادی، در خلال تشریح مدل، ارائه گردیده است. در بخش ۴، روش پیشنهادی برای تخمین عمر مفید باقیمانده توربوفن پیاده‌سازی شده است.

۲- پژوهش‌های مرتبط

در زمینه‌ی مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب، تعیین وضعیت‌های زوال و عمر مفید باقیمانده برای تجهیزات مکانیکی و الکترونیکی پژوهش‌های مروری متعددی انجام شده است که در آن‌ها انواع رویکردها و روش‌های مواجهه با این مسائل، موردبررسی قرار گرفته است [۱۳-۱۶]. در اینجا پژوهش‌هایی که بیشترین ارتباط را با پژوهش حاضر دارد، موردبررسی قرار گرفته است. ویژگی اساسی این تحقیقات استفاده از چندین مجموعه داده‌ی چندبعدی سری زمانی تاریخی^۸ جهت تعیین وضعیت زوال و تعیین عمر مفید باقیمانده‌ی تجهیزات براساس رویکرد داده‌محور می‌باشد. از آنجایی که از این مجموعه داده‌ها معمولاً برای آموزش مدل خوشه‌بندی^۹ و یا مدل پیش‌بینی عیب استفاده می‌شود، از این به بعد با عنوان مجموعه داده‌ی یادگیری توصیف می‌گردد. به‌طور کلی در رویکردهای داده‌محور، سه گام کلی جهت محاسبه و تخمین عمر مفید باقیمانده (RUL) وجود دارد. ۱-

محیطی، عملیاتی و پارامترهای عملکردی سیستم را به‌منظور ارزیابی سلامت سیستم و تخمین عمر مفید باقیمانده ترکیب می‌کند [۱]. مهم‌ترین دستاورد رویکرد مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب، امکان تعیین وضعیت زوال سیستم و تخمین عمر مفید باقیمانده‌ی آن است. آگاهی از عمر مفید باقیمانده، متخصصان را از صرف هزینه و زمان غیرضروری باز می‌دارد و دسترس‌پذیری سیستم را افزایش می‌دهد [۲]. بررسی ادبیات موجود در این زمینه، نشان می‌دهد که پیش‌بینی عیوب نسبت به تشخیص عیوب^۱، در افزایش قابلیت اطمینان کل^۲، کاهش هزینه‌های غیرمنتظره و هزینه‌های نگهداری و تعمیرات مؤثرتر می‌باشد [۳-۵]. مطابق با ISO-13381، پیش‌بینی عیوب^۳ عبارتست از تخمین زمان و ریسک خرابی یک یا چند دارایی موجود و پیش‌بینی حالت‌های خرابی آتی [۶].

مطابق با ادبیات مدیریت سلامت و پیش‌بینی عیوب، تاکنون سه رویکرد جهت تخمین عمر مفید باقیمانده‌ی تجهیزات مورد ارائه شده است [۷]: رویکرد داده‌محور، رویکرد فیزیک خرابی و رویکرد ترکیبی. روش‌های فیزیک خرابی براساس مدل‌های ریاضی از پیش تعیین‌شده‌ی آزمایشگاهی و شبیه‌سازی داده‌های سیستم، در شرایط سلامت و زوال استوار می‌باشند. رویکرد فیزیک خرابی را می‌توان در شرایط عملیاتی مختلفی بکار برد و الگوریتم پیش‌بینی‌کننده این مدل‌ها تطبیق‌پذیرتر و استوارترند [۸]. اما همیشه حالت‌های خرابی تبیین‌رایی‌کننده‌ی از وضعیت زوال سیستم ارائه نمی‌دهند و حتی گاهاً مدل سیستماتیک دقیق و قابل‌اطمینانی برای همه انواع تجهیزات و شرایط کارکرد آن موجود نمی‌باشد. در این حالت روش‌های داده‌محور مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این روش‌ها با روندیابی یک یا چند ویژگی که موقعیت زوال سیستم را نمایندگی می‌نماید، عمر مفید باقیمانده تخمین زده می‌شود. زمان عبور نشانگر وضعیت زوال سیستم وقتی که از یک آستانه‌ی خرابی^۴ از پیش تعیین‌شده عبور کند به‌عنوان لحظه‌ای که وضعیت سیستم از حالت داری خطا^۵ به خرابی کامل تغییر می‌کند در نظر گرفته می‌شود [۹]. رویکرد ترکیبی، با تجمیع مزایای روش‌های مختلف پیش‌بینی‌های دقیق‌تری را فراهم می‌نماید [۱۰]. در این تحقیق روش جدیدی براساس رویکرد داده‌محور ارائه شده است. به‌طور کلی دو شیوه‌ی مرسوم در رویکرد داده‌محور، استفاده از (۱) روش‌های آماری و (۲) هوش مصنوعی و یادگیری ماشین وجود دارد. روش‌های آماری عموماً با برازش توزیع‌های آماری بر داده‌های تاریخی اجرا تا خرابی^۶ سیستم سروکار دارد و در روش‌های هوش مصنوعی، رفتارهای ویژگی (مسیر ویژگی، الگوهای ویژگی و ...) سیستم که نشان‌دهنده‌ی وضعیت زوال سیستم می‌باشد مدنظر می‌باشد [۱۱]. روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی به دلیل انعطاف‌پذیری بالاتر با مسائل مختلف و قابلیت یادگیری و بهبود مستمر، مورد استقبال

6. Historical Run to failure data

7. Extracted features

8. Historical multi-dimensional time series datasets

9. clustering

1. Diagnostics

2. overall reliability

3. prognostics and health management (PHM)

4. Threshold

5. faulty

محدود^{۳۳} به‌منظور پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده مازول توزیع برق تحت شرایط لرزش تصادفی استفاده کرده است.

همچنین نحوه‌ی برخورد پژوهشگران با مسائلی که بیش از یک مجموعه داده‌ی یادگیری وجود دارد، متفاوت بوده است. برخی از آن‌ها اصطلاحاً همه‌ی مجموعه‌ی داده‌های یادگیری را در یک ظرف ریخته‌اند و برای آموزش الگوریتم خوشه‌بندی جهت تعیین وضعیت زوال و یا آموزش و برازش مدل پیش‌بینی استفاده کرده‌اند [۱۷، ۲۴، ۲۹، ۳۹]. اما برخی دیگر از پژوهشگران، راهکارهایی جهت ترکیب اطلاعات ارائه داده‌اند در مرجع [۵۰] از روش AAKR^{۳۴} به‌منظور ترکیب نمودن ویژگی‌های استخراج شده از داده‌ها استفاده شده است. ترکیب اطلاعات ممکن است در سطح پیش‌بینی‌کننده‌ها (ترکیب شبکه‌های مصنوعی ضعیف با استفاده از رویکردی مانند AdaBoost) [۴۲] و یا در سطح RUL صورت گرفته باشد. ترکیب در سطح RUL، براساس ترکیب وزنی عمرهای مفید باقیمانده به‌دست‌آمده براساس هر یک از مجموعه داده‌های یادگیری حاصل می‌شود، یعنی: $RUL_f = \sum_{i=1}^N w_i RUL_i$ به‌طوری‌که RUL_f عمر مفید باقیمانده‌ی نهایی تخمین زده شده است. RUL_i عمر مفید باقیمانده‌ی به‌دست‌آمده براساس هر یک از N مجموعه داده‌های یادگیری و w_i وزن تخصیصی به عمر مفید باقیمانده‌ی است که از مجموعه داده‌ی یادگیری i ام به‌دست‌آمده است. رویکردهای مختلفی جهت تعیین w_i ارائه شده است.

در مرجع [۱۹] و [۴۸] با استفاده از تابعی مبتنی بر فاصله‌ی اقلیدسی، شبیه‌ترین واحد یادگیری با واحد تست تعیین شده است و RUL مطابق با مجموع موزون عمرهای مفید باقیمانده به‌دست‌آمده از هر یک از واحدهای یادگیری طبق فرمول ذکر شده، حاصل شده است، به‌طوری‌که هر چه مقیاس شباهت بالاتر بوده وزن‌ها نیز متناسب با آن سنگین‌تر در نظر گرفته شده است. در مرجع [۴۷] نیز، RUL از ترکیب وزنی مبتنی بر شباهت اقلیدسی به‌دست‌آمده است. با این تفاوت که از ترکیب وزنی مقدار حداقل و حداکثر RUL استفاده شده است. در مرجع [۲۵]، ابتدا براساس مدل آموزش‌دیده شده، پیش‌بینی تا افق زمانی مشخصی صورت گرفته است و وزن ترکیب عمرهای مفید باقیمانده براساس شباهت اقلیدسی به‌دست‌آمده است. در مراجع [۲۶] و [۴۵] از دقت و انحراف خطای پیش‌بینی که پس از آموزش مدل پیش‌بینی‌کننده برای هر یک از مجموعه داده‌های یادگیری به دست می‌آید، به‌عنوان وزن هر یک از مجموعه داده‌های یادگیری در نظر گرفته شده است.

تعیین یک شاخص سلامت که نمایانگر وضعیت زوال سیستم باشد. ۲- تعیین وضعیت زوال سیستم. ۳- تعیین عمر مفید باقیمانده با استفاده از پیش‌بینی شاخص سلامت و تخمین مدت زمان تا خرابی.

برخی پژوهش‌ها هر سه گام را جهت تعیین RUL طی می‌نمایند اما در برخی پژوهش‌ها گام دوم لحاظ نشده است. تعیین یک شاخص سلامت^۱ در مجموعه داده‌های چندبعدی سری زمانی غالباً منجر به یک یا چند سری زمانی مجزای مستقل می‌گردد که ابعاد آن کوچک‌تر از ابعاد مجموعه داده‌ی اصلی است. استفاده از روش‌های کاهش ابعاد، استخراج و انتخاب ویژگی نظیر PCA [۱۷]، رگرسیون لجستیک [۱۸]، رگرسیون خطی [۱۹، ۲۰]، رگرسیون نمایی [۲۱]، روش‌های میانگین وزنی [۲۲-۲۴]، تبدیل خطی داده‌ها [۲۵-۲۷]، انتخاب ویژگی براساس حداکثر دقت خوشه‌بندی (درخت تصمیم) [۲۸]، تجزیه حالت تجربی^۲ [۲۹] از جمله روش‌هایی است که به‌منظور کاهش ابعاد داده‌ها توسط پژوهشگران مورد استفاده قرار گرفته است. برای تعیین وضعیت زوال نیز راهکارهایی پیشنهاد شده است. طبقه‌بندی براساس تغییرات عملیاتی^۳ [۱۹، ۳۰]، خوشه‌بندی k-means [۳۱-۳۳]، مدل ترکیبی گوسی^۴ [۳۴، ۳۵]، سیستم TS کامل شونده توسعه‌یافته^۵ [۳۶، ۳۷]، دسته‌بندی کننده مبتنی بر فاصله مهالانوبیس^۶ [۳۸]، نزدیک‌ترین همسایگی^۷ [۲۴]، خوشه‌بندی سلسله مراتبی^۸ [۲۹]، خوشه‌بندی فازی^۹ [۳۹]. از جمله روش‌هایی است که محققان برای تعیین وضعیت زوال سیستم مورد استفاده قرار داده‌اند.

در برخی پژوهش‌ها پیش‌بینی برای شاخص سلامت صورت گرفته است [۱۹، ۲۰، ۲۵، ۲۶، ۳۴، ۳۸، ۴۰، ۴۱] و در برخی دیگر، مدت زمان تا خرابی به‌صورت مستقیم برای پیش‌بینی در نظر گرفته شده است [۲۸، ۳۰، ۳۱، ۴۲]. مرجع [۴۳] یک شاخص سلامت غیرمستقیم را برای تخمین عمر باتری پیشنهاد داده است. روش‌های رگرسیون نمایی [۱۹]، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه [۴۲]، بیزی پراکنده^{۱۰} [۲۵]، رگرسیون بیزی خطی^{۱۱} [۲۶]، شبکه عصبی بازگشتی^{۱۲} [۴۴، ۲۶]، ماشین بردار پشتیبان [۴۵]، ماشین بردار وابسته^{۱۳} [۴۶]، استدلال مبتنی بر مورد^{۱۴} [۴۷]، یادگیری مبتنی بر نمونه^{۱۵} [۴۸]، شبکه RRBF^{۱۶} [۳۱]، مدل مخفی مارکوف^{۱۷} [۳۴]، شبکه حالت اکو^{۱۸} [۴۱]، فیلتر کالمن^{۱۹} [۴۱]، مدل فضای حالت^{۲۰} [۲۰]، شبکه باور عمیق^{۲۱} [۳۸]، سیستم قوانین فازی^{۲۲} [۲۸] و از جمله روش‌هایی است که پژوهشگران برای تعیین عمر مفید باقیمانده در ادبیات موضوع مورد استفاده قرار داده‌اند. مرجع [۴۹] از روش المان

13. relevant vector machine
14. case based reasoning
15. instance based learning
16. recurrent radial basis function network
17. Hidden Markov Model
18. Echo State Network
19. kalman filter
20. State space model
21. Deep Belief Network
22. Fuzzy Rule-Based System
23. finite element
24. Auto-Associative Kernel Regression

1. Health indicator
2. Empirical Mode Decomposition
3. operating regime partitioning
4. Gaussian mixture model
5. evolving extended TS system
6. Mahalanobis distance based classifier
7. K-Nearest Neighbors
8. hierarchical clustering
9. Fuzzy Clustering
10. Sparse Bayesian
11. Bayesian linear regression
12. Recurrent Neural Network

خلاصه آمده است.

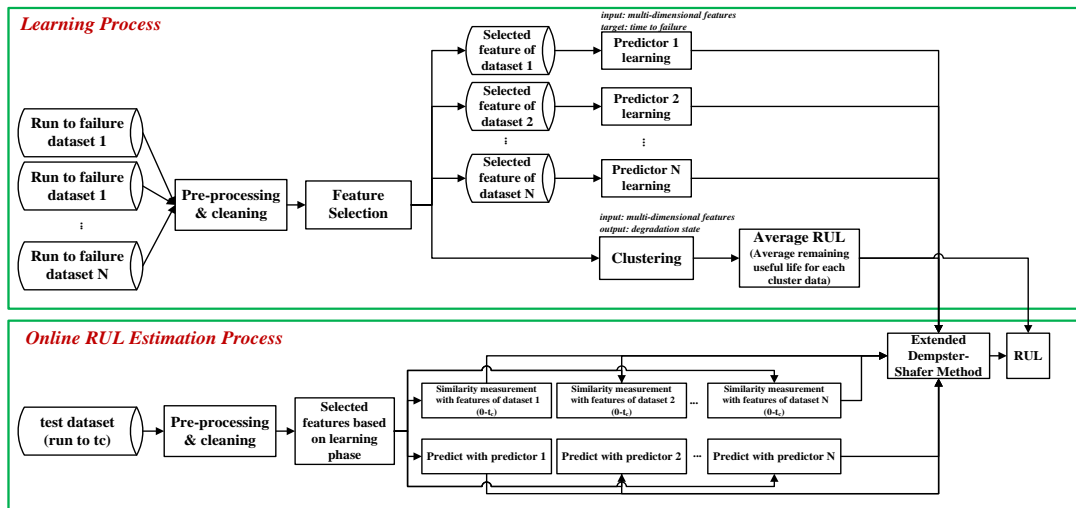
۲-۱- متدولوژی

در شکل (۱) جزئیات رویکرد پیشنهادی نشان داده شده است. تخمین RUL در دو فاز صورت می‌پذیرد. فاز یادگیری و فاز تخمین آنلاین عمر مفید باقیمانده. در فاز یادگیری، مقدمات پیش‌بینی فراهم می‌گردد، پیش‌بینی‌کننده‌ها آموزش داده می‌شوند و وضعیت‌های زوال سیستم تعیین می‌گردند. در فاز تخمین آنلاین، از پیش‌بینی‌کننده‌ها و وضعیت‌های زوال از پیش تعیین شده استفاده می‌گردد تا RUL تخمین زده شود. در ادامه، مطابق با شکل (۱)، گام‌های هر یک از این فازها به تفصیل مورد بررسی قرار گرفته است.

در روش پیشنهادی این تحقیق، از هر سه گام اشاره شده جهت تعیین RUL استفاده شده است. جهت تعیین یک شاخص سلامت، از روش PCA استفاده شده است. با تجمیع مجموعه داده‌های یادگیری، از خوشه‌بندی k-means به منظور تعیین وضعیت‌های زوال کلی استفاده شده است. همچنین فرآیند پیش‌بینی به صورت مستقیم برای مدت زمان تا خرابی در نظر گرفته شده، بنابراین نیازی به تعیین آستانه‌ی خرابی وجود ندارد. این فرآیند برای هر یک از مجموعه داده‌های یادگیری صورت می‌پذیرد؛ بنابراین نیاز به ترکیب در سطح RUL می‌باشد. به منظور تعیین اوزان ترکیب از قواعد بسط یافته‌ی دمپستر-شفر استفاده شده است. در جدول (۱) رویکردهای ترکیب اطلاعات در ادبیات موضوع و روش تعیین وزن ضرایب RUL به‌طور

جدول (۱): رویکردهای ترکیب اطلاعات در ادبیات موضوع و روش تعیین وزن ضرایب RUL

| مرجع | رویکرد ترکیب در سطح RUL | روش تعیین اوزان (ضرایب عمرهای مفید باقیمانده در ترکیب خطی) |
|----------|---|---|
| [۴۸، ۱۹] | ترکیب خطی عمرهای مفید باقیمانده | فاصله‌ی اقلیدسی شاخص استخراجی با مجموعه داده‌های مرجع |
| [۴۷] | ترکیب خطی عمر مفید باقیمانده حداکثر و حداقل | فاصله‌ی اقلیدسی شاخص استخراجی با مجموعه داده‌های مرجع |
| [۲۵] | ترکیب خطی عمرهای مفید باقیمانده | فاصله‌ی اقلیدسی مسیر پیش‌بینی‌شده برای شاخص سلامت |
| [۴۵، ۲۶] | ترکیب خطی عمر مفید باقیمانده | فاصله‌ی اقلیدسی شاخص استخراجی با مجموعه داده‌های مرجع پیش‌بینی با استفاده از مجموعه داده‌ی یادگیری مربوطه و استخراج دقت پیش‌بینی پیش‌بینی با استفاده از مجموعه داده‌ی یادگیری مربوطه و استخراج انحراف خطای پیش‌بینی |



شکل (۱): فرآیند روش پیشنهادی جهت محاسبه RUL

اکتساب و پیش‌پردازش داده‌ها برای مدل پیشنهادی تشریح شده است.

۲-۲-۱- اکتساب و گردآوری داده‌ها

روش پیشنهادی جهت تعیین RUL در این مقاله مبتنی بر اکتساب و گردآوری مجموعه‌ای از داده‌های اجرا تا خرابی است. به عبارت دیگر، مجموعه داده‌ی مورد نیاز شامل N مجموعه داده‌ی اجرا تا خرابی حسگرهای پایش یک سیستم معین (در این مقاله توربوفن) می‌باشد. ساختار داده‌های مورد استفاده به صورت یک ماتریس $T \times D$ بعدی است که T زمان یا سیکل طی شده تا خرابی کامل سیستم و D تعداد

۲-۲- یادگیری مدل تعیین‌کننده سطح زوال

در رویکرد داده‌محور، به منظور تعیین دقیق سطح زوال سیستم، حجم نسبتاً زیادی از داده‌های گذشته^۱ مورد نیاز است. در این مدل پیشنهادی، داده‌های گردآوری‌شده توربوفن شامل طیف وسیعی از اطلاعات حسگرهای^۲ فشار، دما و سرعت می‌باشد که فهرست کامل آن در جدول (۲) آمده است.

همچنین ضروری است این داده‌ها به منظور کاهش حجم و یا حذف نویزها مورد پیش‌پردازش^۳ قرار گیرد. در ادامه، هر یک از مراحل

3. Pre-processing

1. Historical data
2. sensor

در اینجا از یک مدل شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه جهت برازش استفاده شده است. F مؤلفه‌ی اصلی به‌دست‌آمده در مرحله‌ی پیشین، به‌عنوان ورودی‌های مدل و عمر مفید باقیمانده $(T - t)$ به‌عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شده است. بنابراین N شبکه‌ی عصبی آموزش‌دیده (NET_i) ، برای N مجموعه داده‌ی یادگیری به دست می‌آید. از بانک شبکه‌های آموزش داده شده، در مرحله‌ی تست، جهت پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده‌ی مجموعه داده‌های جدید استفاده شده است که جزییات آن در مرحله‌ی تست تشریح می‌گردد.

۴-۲- تعیین وضعیت زوال سیستم

هر یک از نقاط داده در هر یک از مجموعه داده‌های یادگیری نشان‌دهنده‌ی وضعیت مشخصی از زوال سیستم می‌باشد. در شرایط عادی، معمولاً نقاط آغازین در محدوده کنترل از پیش تعیین شده قرار دارند و به‌مرور زمان و با افزایش سطح زوال سیستم، نقاط داده در کانال‌های خارج از کنترل قرار می‌گیرند. با خوشه‌بندی^۲ مجموعه نقاط داده، می‌توان به هر یک از این نقاط یک برچسب^۳ تخصیص داد که نشان‌دهنده‌ی وضعیت سیستم در زمانی است که آن داده تولید شده است. به‌عبارت‌دیگر، در اینجا فرض اساسی جهت استفاده از خوشه‌بندی این است که مجموعه نقاطی که در یک خوشه قرار می‌گیرند، به دلیل مشابهت در وضعیت زوال، دارای عمر مفید باقیمانده‌ی شبیه‌تری هستند.

عملیات خوشه‌بندی برای F ویژگی در کلیه‌ی N مجموعه داده‌ی یادگیری با U خوشه نمایانگر وضعیت زوال سیستم انجام شده است. پس از خوشه‌بندی میانگین عمر مفید باقیمانده‌ی خوشه‌ی u ام و مجموعه داده یادگیری i ام از طریق فرمول (۲) به‌دست می‌آید:

$$ARUL_c^i = \frac{\sum_{l=1}^{L_u^i} (T^i - t_{u,l}^i)}{L_u^i} \quad (2)$$

به‌طوری‌که $ARUL_c^i$ میانگین عمر مفید باقیمانده خوشه‌ی u ام و مجموعه داده یادگیری i ام، T^i زمان پایانی (خرابی) مجموعه داده یادگیری i ام، $t_{u,l}^i$ زمان فعلی داده‌ی l ام در مجموعه‌ی مشترک خوشه‌ی u ام و مجموعه داده یادگیری i ام و L_u^i تعداد نقاط داده‌ی مشترک خوشه‌ی u ام و مجموعه داده یادگیری i ام می‌باشد.

۳- تخمین عمر مفید باقیمانده

در این مرحله، مطابق با فرآیند پیشنهادی این تحقیق، نشان داده شده است که چگونه با استفاده از اطلاعات به‌دست‌آمده در فرآیند یادگیری، عمر مفید باقیمانده‌ی یک سیستم جدید را با استفاده از مجموعه داده‌های حسگرهای ثبت‌شده‌ی آن، به‌دست می‌آید. فرض شده که یک مجموعه داده مشابه با داده‌های فرآیند یادگیری در اختیار است، این اطلاعات تا زمان فعلی (t_n) ثبت شده است و هدف محاسبه‌ی عمر

حسگرهایی است که اطلاعات وضعیت سیستم را نمایان می‌سازد. در فاز یادگیری از این مجموعه داده‌ها جهت آموزش پیش‌بینی‌کننده، خوشه‌بندی جهت تعیین وضعیت‌های خرابی سیستم و همچنین تعیین میانگین عمر مفید سپری‌شده در هر خوشه (وضعیت) استفاده شده است.

۲-۲-۲- پیش‌پردازش داده‌ها و انتخاب ویژگی

در گام پیش‌پردازش، نرمال‌سازی داده‌ها و حذف داده‌های پرت صورت می‌پذیرد. نرمال‌سازی داده‌ها به بهبود فرایند خوشه‌بندی و پیش‌بینی کمک می‌کند [۵۱] و حذف داده‌های پرت، وضعیت‌های نامتعارف سیستم که به دلایلی به غیر از زوال به وجود آمده‌اند (مثلاً اشتباه اپراتور، نوسانات برق، شرایط جوی غیرمنتظره و ...) را از مجموعه داده‌های تحلیل حذف می‌کند [۵۲]. در این مقاله از رابطه‌ی زیر برای نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شده است:

$$y_{dt}^i = \frac{x_{dt}^i - \min(x_{d,1}^i, \dots, x_{d,T}^i)}{\max(x_{d,1}^i, \dots, x_{d,T}^i) - \min(x_{d,1}^i, \dots, x_{d,T}^i)} \quad (1)$$

$$i=1, \dots, N \quad d=1, \dots, D$$

که در این رابطه، $x_{d,t}^i$ داده‌ی مجموعه‌ی یادگیری i ام از حسگر d ام در زمان t و $y_{d,t}^i$ داده‌ی نرمال شده مجموعه‌ی یادگیری i ام از حسگر d ام در زمان t می‌باشد.

پس از پیش‌پردازش داده‌ها، ویژگی‌های کلیدی مجموعه داده‌ها استخراج شده است تا اولاً کمترین خطا را در فرایند خوشه‌بندی رخ دهد و همچنین با کاهش ابعاد داده‌ها، حجم محاسبات کاهش یابد. در اینجا از روش PCA جهت تعیین مؤلفه‌های اصلی داده‌ها استفاده شده است. PCA یک تبدیل خطی متعامد است که داده را به دستگاه مختصات جدید می‌برد به‌طوری‌که بزرگ‌ترین واریانس داده بر روی اولین محور مختصات، دومین بزرگ‌ترین واریانس بر روی دومین محور مختصات قرار می‌گیرد و همین‌طور برای بقیه. این تبدیل با استفاده از ضرایب D بعدی اوزان $W=(w_1, w_2, \dots, w_D)$ صورت می‌پذیرد که هر بردار سطری $y_t^i=(y_{1,t}^i, y_{2,t}^i, \dots, y_{D,t}^i)$ را به بردار جدید امتیازات مؤلفه‌ی اصلی نگاشت می‌کند و D مؤلفه‌ی جدید به دست می‌آید. در اینجا پس از تبدیل PCA ، مؤلفه‌هایی انتخاب می‌گردند که واریانس توضیحی آن‌ها از لحاظ عددی بیشتر از مقدار ۱ باشد و بنابراین F مؤلفه‌ی اصلی ($F \leq D$) که از این به بعد "ویژگی" نامیده می‌شوند، انتخاب می‌گردند [۲۹].

۲-۳- برازش مدل پیش‌بینی‌کننده

در این گام، یک مدل پیش‌بینی‌کننده برای هر یک از N مجموعه داده یادگیری برازش شده است. هر یک از این مجموعه‌های داده، می‌تواند یکی از بیشمار روندهای خرابی و زوال را نمایندگی نماید و بنابراین می‌توان از اطلاعات آن‌ها جهت پیش‌بینی روندهای جدید استفاده نمود.

عناصر است. یک عنصر می‌تواند یک فرضیه، یک هدف، یا حالتی از یک سیستم باشد. مجموعه توانی $\Omega(\theta)$ شامل تمام زیرمجموعه‌های مجموعه θ می‌باشد.

تابع جرم، عناصر کانونی و عناصر هسته اصلی: تابع جرم m با سه ویژگی زیر تعریف می‌شود:

$$m: \Omega(\theta) \rightarrow [0,1] \quad (۴)$$

$$m(\Phi) = 0 \quad (۵)$$

$$\sum_{A \subset \Omega(\theta)} m(A) = 1 \quad (۶)$$

تابع جرم m را یک تابع تخصیص احتمال اولیه^۱ می‌نامند. $m(A)$ بیانگر نسبت سهم مجموعه A از تمام شواهد مربوطه و در دسترس است و احتمال ادعایی که در مورد عنصر خاصی از θ و متعلق به مجموعه A است، (متعلق به مجموعه A و نه به زیرمجموعه خاصی از A) را نشان می‌دهد. در بررسی وضعیت زوال سیستم، $m(A)$ می‌تواند به‌عنوان درجه باوری مطرح شود که توسط شواهد زوال حاصل شده است. ممکن است اطلاعات و یا شواهد متفاوت، درجات متفاوتی از باور را نسبت به میزان زوال سیستم ایجاد کنند.

قوانین ترکیب شواهد: فرض کنید m_1 و m_2 دو تابع جرم به‌دست‌آمده از دو شاهد (حسگر) متفاوت، براساس اطلاعات در دسترس باشد. چارچوب تشخیص θ برای هر دو شاهد، یکسان است. مطابق با قانون متعامد دمپستر (۱۱)، داریم:

$$m(\Phi) = 0 \quad (۷)$$

$$m(A) = \frac{1}{1-k} \sum_{B \cap C = A} m_1(B).m_2(B') \quad (۸)$$

$$k = \sum_{B \cap C = A} m_1(B).m_2(B') > 0 \quad (۹)$$

k جرم احتمال پایه مربوط ناسازگاری میان منابع شواهد ارائه می‌دهد. طبق رابطه (۲-۱۸)، k از مجموع ضرب توابع جرم تمام زیرمجموعه‌هایی که اشتراک آن‌ها تهی است، به دست می‌آید. عموماً k را به‌عنوان اندازه ناسازگاری بین منابع اطلاعات (شواهد) تفسیر می‌شود. مقدار بزرگ‌تر k بیانگر ناسازگاری بیشتر شواهد است. مخرج $1-k$ در تساوی (۸)، فاکتور نرمال کردن است. m نیز، تابع جرم در چارچوب تشخیص یکسان θ می‌باشد.

جمع متعامد $m = m_1 \oplus m_2$ ، ترکیب m_1 و m_2 را نشان می‌دهد و اطلاعات مشترکی از دو منبع را دربردارد. در ترکیب شواهد روابط زیر برقرار است:

$$m_1 \oplus m_2 = m_2 \oplus m_1 \quad (۱۰)$$

$$m_1 \oplus (m_2 \oplus m_3) = (m_1 \oplus m_2) \oplus m_3 \quad (۱۱)$$

مفید باقیمانده‌ی سیستم می‌باشد که این مجموعه داده تست نامیده می‌شود. مشابه با گام نخست فرآیند یادگیری، عملیات پیش‌پردازش بر روی داده‌ی تست انجام می‌شود و سپس با استفاده از ضرایب به‌دست‌آمده از الگوریتم PCA در فرآیند یادگیری و ابعاد مؤلفه‌های استخراجی، F ویژگی جدید از مجموعه داده‌ی تست انتخاب می‌گردد.

۳-۱- انتخاب مجموعه داده‌های یادگیری به‌عنوان شواهد

مطابق با روش پیشنهادی تحقیق از میان N مجموعه داده یادگیری، R مجموعه به‌عنوان مجموعه‌های شاهد (مرجع) جهت تعیین عمر مفید باقیمانده اولیه $IRUL_r$ انتخاب می‌گردد. (r اندیس مرجع‌های انتخاب شده می‌باشد). یعنی در اینجا معیار انتخاب براساس سنجهی شباهت صورت پذیرفته است که مبتنی بر فاصله‌ی اقلیدسی میان ویژگی‌های داده‌ی تست و هر یک از N مجموعه داده‌ی یادگیری می‌باشد که براساس رابطه‌ی (۳) محاسبه می‌گردد:

$$S^i = \left(\frac{\sum_{t=1}^{\min(T^i, t_n)} \sqrt{(V_{1t}^i - P_{1t})^2 + (V_{2t}^i - P_{2t})^2 + \dots + (V_{ft}^i - P_{ft})^2}}{\min(T^i, t_n)} \right)^{-1} \quad (۳)$$

که در رابطه فوق S^i سنجهی شباهت میان داده‌ی تست و داده‌ی یادگیری i ام، V_{ft}^i ویژگی f ام داده‌ی یادگیری i ام در زمان t ، P_{ft} ویژگی f ام داده‌ی تست در زمان t ، طول عمر داده‌ی یادگیری i ام و t_n زمان فعلی یا عمر طی شده‌ی داده‌ی تست می‌باشد. پس از تعیین مقدار S^i برای هر یک از داده‌های یادگیری، R مجموعه داده‌ی یادگیری دارای بیشترین مقدار S^i به‌عنوان مجموعه‌های مرجع تعیین می‌گردد.

۳-۲- تئوری شواهد در تخمین عمر مفید باقیمانده

پس از انتخاب R مجموعه‌ی مرجع، از بانک شبکه‌های عصبی آموزش‌دیده شده، شبکه‌های مرتبط با مجموعه‌های مرجع انتخاب شده ($NET_r, r=1, \dots, R$) استخراج می‌گردد و عمر مفید باقیمانده با استفاده از ویژگی‌های داده‌ی تست در زمان t_n تخمین زده می‌شود. بنابراین تعداد R عمر مفید باقیمانده برای مجموعه داده‌ی تست که می‌بایست عمر مفید باقیمانده آن تخمین زده شود، به دست می‌آید. جهت ترکیب اطلاعات به‌دست‌آمده از مراجع انتخابی، از ایده‌ی روش بهبود یافته‌ی دمپستر-شفر که توسط یاگر در سال ۱۹۸۷ ارائه گردیده [۱۲] استفاده شده است. نظریه ریاضی شواهد، توسط دمپستر [۵۳] معرفی گردید و به‌وسیله شفر [۵۴] بسط داده شد. این تئوری با بحث درباره باورهای موجود از یک وضعیت یا مجموعه‌ای از وضعیت‌ها، حائز اهمیت می‌باشد. باورها در مورد پیشامدها یکسان نیستند اما به کمک این نظریه می‌توان شواهد موجود از وضعیت‌ها را بررسی و ترکیب کرد. تئوری دمپستر شفر براساس باوری است که از شواهد حاصل می‌شود و براساس مدل احتمال کلاسیک بنیان گذاشته شده است. از مفاهیم مقدماتی موجود در رابطه با شواهد، می‌توان به نکات زیر اشاره کرد:

چارچوب تشخیص: چارچوب تشخیص θ مجموعه‌ای متناهی از

1. basic probability assignment function

داریم: $|IRUL_i - ARUL_u^i|$

$$O_i(cl_u) = \frac{1}{\sum_{u=1}^U D_u^N} \quad (15)$$

$$i=1, \dots, N, u=1, \dots, U$$

همچنین در روش پیشنهادی، سنجی شباهت S^i به‌عنوان فاکتور اهمیت α_i که نشان‌دهنده‌ی میزان اعتماد به شاهد i ام بوده و

به‌عنوان خطاهای احتمالی و تضاد میان شواهد از وضعیت زوال سیستم می‌باشد یعنی:

$$m(cl_u) = \alpha_i \times O_i(u) = S^i \frac{1}{\sum_{u=1}^U D_u^N} \quad (16)$$

بنابراین با توجه به رابطه‌ی (۱۴)، ترکیب تابع جرم از رابطه‌ی (۱۷) محاسبه می‌گردد:

$$m_{1, \dots, M}(cl_u) = \frac{q(cl_u)}{1 - q(\emptyset)} = \quad (17)$$

$$\frac{\sum_{\cap_{i=1}^M E_i = \emptyset} [m_1(cl_1) \times m_2(cl_2) \times \dots \times m_R(cl_R) + \theta_i m_i]}{1 - \sum_{\cap_{i=1}^M E_i = \emptyset} m_1(cl_1) \cdot m_2(cl_2) \dots m_R(cl_R)}$$

مقدار $m_{1, \dots, M}(cl_u)$ به‌عنوان وزن خوشه‌ی u ام جهت تعیین عمر مفید باقیمانده نهایی مورد استفاده قرار می‌گیرد یعنی:

$$m_{1, \dots, M}(cl_u) = weight_u$$

بنابراین جهت محاسبه‌ی عمر مفید باقیمانده نهایی از میانگین وزنی مقادیر میانگین عمر مفید باقیمانده‌ی M شاهد با استفاده از وزن به‌دست‌آمده از روش دمپستر-شفر بهبود یافته استفاده می‌گردد:

$$RUL = \sum_{u=1}^U \left(weight_u \times \frac{\sum_{i=1}^M ARUL_u^i}{M} \right) \quad (18)$$

شکل (۲) فرآیند تعیین $weight_u$ را به‌صورت شماتیک نشان می‌دهد.

۴- تخمین عمر مفید باقیمانده توربوفن با استفاده از مدل ارائه شده

رویکرد توصیف‌شده، با استفاده از نرم‌افزار MATLAB 2016 و برای مجموعه داده‌های زوال موتور توربوفن که در سایت مخزن داده‌های پیش‌بینی عیوب ناسا قرار دارد اجرا شده است. در قسمت بعدی ابتدا مجموعه داده‌ی مورد استفاده در این مقاله، توصیف شده و سپس نتایج اجرای روش پیشنهادی ارائه شده است.

۴-۱- توصیف مجموعه داده‌ها

مجموعه داده، تشکیل شده از چندین سری زمانی سیگنال چندبعدی

به‌طور کلی برای n تابع جرم m_1, m_2, \dots, m_n اندازه ناسازگاری k به‌صورت زیر داده می‌شود:

$$k = \sum_{\cap_{i=1}^n E_i = \emptyset} m_1(E_1) \cdot m_2(E_2) \dots m(E_n) > 0 \quad (12)$$

پس ترکیب تابع جرم به‌صورت زیر است:

$$m(A) = (m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n)(A) = \frac{1}{1 - k} \sum_{\cap_{i=1}^n E_i = A} m_1(E_1) \cdot m_2(E_2) \dots m(E_n) \quad (13)$$

در شرایطی که تضاد زیادی میان دیدگاه شواهد وجود دارد، نتایج به‌دست‌آمده از قوانین ترکیب دمپستر شفر اریب می‌گردد. کارآمدترین روش جهت مواجهه با این موضوع توسط یاگر ارائه گردیده است. یاگر در گام نخست، در مقابل تابع جرم، تابعی جدید با نام سطح احتمال جرم q را تعریف نمود که فرض اساسی صفر بودن مقدار تهی در تابع جرم را نقض می‌نماید یعنی: $q(\emptyset) \geq 0$. مثبت بودن مقدار احتمال رخ دادن حالت تهی بدین معناست که احتمال اینکه شاهد هیچ حالتی را انتخاب نکند، دچار تضاد با دیگران شود و یا دچار خطا شود بزرگ‌تر از صفر می‌باشد. سپس با معرفی پارامتر α_i به نام فاکتور اهمیت، وزن شاهد i ام (میزان اطمینان به شاهد i ام) در مقابل سایر شاهد‌ها را مشخص نمود. بنابراین تابع جرم بهبود یافته‌ی یاگر به‌صورت $m(A) = \alpha_i \times O_i(A)$ تعریف گردید که $O_i(A)$ برآورد شاهد i ام از رخداد A می‌باشد. همچنین یاگر خطاهای احتمالی و تضاد میان شواهد را در مجموعه‌ای به نام Θ گردآوری نمود به‌طوری‌که $\Theta_i = 1 - \alpha_i$. این پارامتر بدین معناست که یک شاهد نمی‌داند که حالت سوژه (در اینجا وضعیت زوال سیستم) چیست و احتمال می‌دهد که هر یک از حالات موجود باشد و برآورد Θ هر شاهد با تمامی برآورد حالات دیگر دارای اشتراک است. با توجه به تابع جرم بهبود یافته، ترکیب تابع جرم از رابطه‌ی زیر به دست می‌آید:

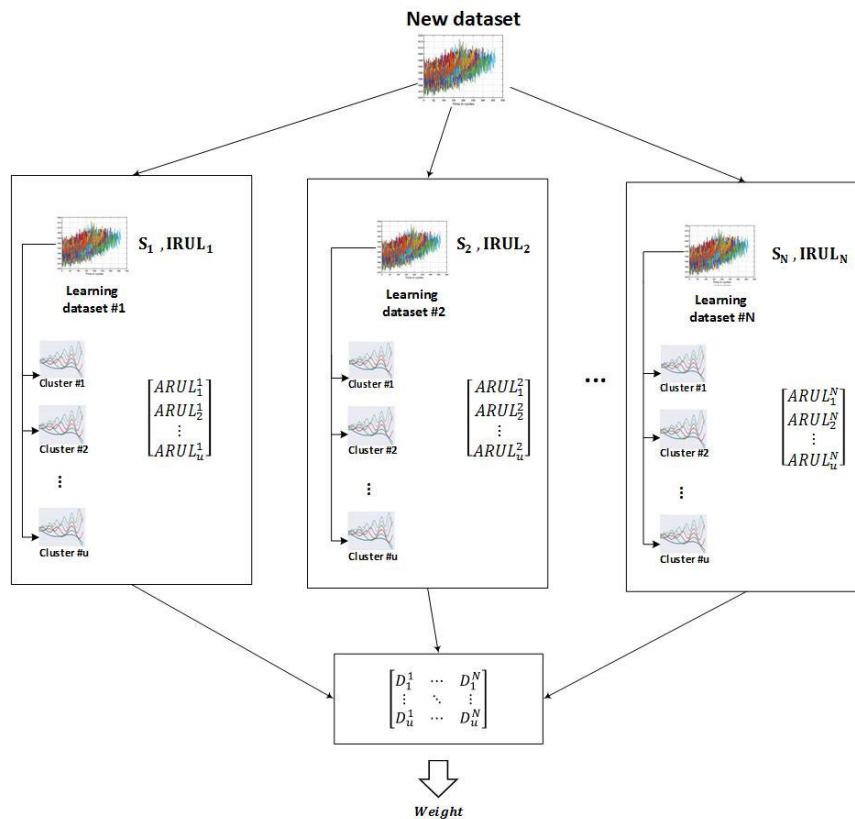
$$m(A) = \frac{q(A)}{1 - q(\emptyset)} = \quad (14)$$

$$\frac{\sum_{\cap_{i=1}^M A_i = A} [m_1(A_1) \times m_2(A_2) \times \dots \times m_i(A_i) + \theta_i m_i]}{1 - q(\emptyset)}$$

با توجه به توضیحات ارائه شده پیرامون تئوری دمپستر شفر بهبود یافته یاگر و قواعد ترکیب آن، فرض کنید که M مجموعه‌ی یادگیری، به‌عنوان M شاهد (مرجع)، برآورد خود از وضعیت کلی زوال سیستم را تعیین می‌نمایند. در این حالت، $O_i(U)$ برآورد نرمال شده‌ی شاهد i ام از خوشه u ام می‌باشد و براساس معکوس فاصله‌ی IRUL به‌دست‌آمده از مجموعه داده‌ی یادگیری i ام، از ARUL به‌دست‌آمده از خوشه‌ی u ام (cl_u) ، تعیین می‌گردد. بنابراین اگر $D_u^N =$

نشان‌دهنده‌ی ID و تعداد سیکل‌های موتور توربوفن می‌باشد. جدول (۲) جزییات ۲۱ سیگنال حسگر را نشان می‌دهد.

که توسط یک مدل شبیه‌سازی طراحی شده روی C-MAPSS^۱ به‌دست‌آمده است. در مجموعه داده مورد استفاده ۲۶ سیگنال وجود دارد. ۲۱ سیگنال شامل داده‌های حسگرها می‌باشند. ۳ سیگنال، مشخصات شرایط عملیاتی را نشان می‌دهد. ۲ سیگنال نیز



شکل (۲): فرآیند تعیین وزن ترکیب RUL

مشخص می‌باشد. هر موتور شامل اجزای مختلفی نظیر کمپرسور فشار، توربین‌ها، نازل‌ها و ... می‌باشد. در شکل (۳) اجزای اصلی مدل موتور توربوفن به همراه فلوچارت چگونگی مونتاژ زیر سیستم‌های آن به یکدیگر نشان داده شده است. برای اطلاعات بیشتر درباره‌ی این سیستم می‌توان به مرجع [۲۱] مراجعه نمود. موتورها در ابتدا به‌صورت نرمال کار می‌کنند و به‌مرور زمان دچار خرابی کامل و شکست می‌شوند. چهار شرایط عملیاتی برای هر یک از موتور توربوفن‌ها وجود دارد که از شماره یک تا چهار مشخص شده است. برای هر یک از این شرایط عملیاتی، مجموعه داده‌های یادگیری^۲ به همراه عمر مفید باقیمانده موتور توربوفن ارائه شده است. هر مجموعه داده‌ی یادگیری و تست شامل چندین توربوفن مشابه می‌باشد که با ID مختص خود مشخص می‌شوند. هر موتور توربوفن از یک سطح زوال معین شروع به کار کرده و تا زمان خرابی کامل و توقف به کار خود ادامه می‌دهد. هدف پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده‌ی واحدهای مجموعه داده تست^۳ می‌باشد. این مجموعه داده‌ها در جدول (۳) نشان داده شده است. از مجموعه داده‌های یادگیری به‌عنوان شاهد، برای فرآیند یادگیری

جدول (۲): سیگنال‌های حسگر (خروجی) پلتفرم C-MAPSS

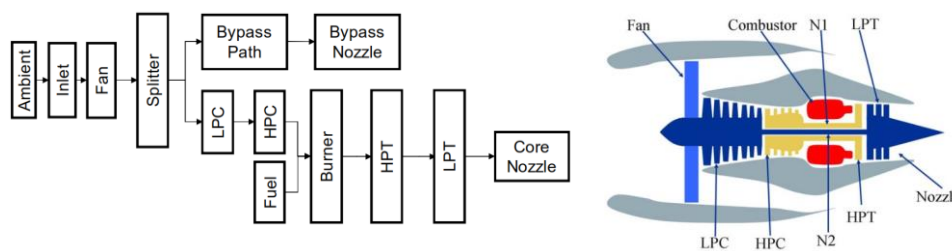
| واحد | شرح | علامت |
|---------|---------------------------------|-----------|
| °R | Total temperature at fan inlet | T2 |
| °R | Total temperature at LPC outlet | T24 |
| °R | Total temperature at HPC outlet | T30 |
| °R | Total temperature at LPT outlet | T50 |
| psia | Pressure at fan inlet | P2 |
| psia | Total pressure in bypass-duct | P15 |
| psia | Total pressure at HPC outlet | P30 |
| rpm | Physical fan speed | Nf |
| rpm | Physical core speed | Nc |
| --- | Engine pressure ratio (P50/P2) | Epr |
| psia | Static pressure at HPC outlet | Ps30 |
| pps/psi | Ratio of fuel flow to Ps30 | Phi |
| rpm | Corrected fan speed | NRf |
| rpm | Corrected core speed | NRc |
| --- | Bypass Ratio | BPR |
| --- | Burner fuel-air ratio | farB |
| --- | Bleed Enthalpy | htBleed |
| rpm | Demanded fan speed | Nf_dmd |
| rpm | Demanded corrected fan speed | PCNfR_dmd |
| lbm/s | HPT coolant bleed | W31 |
| lbm/s | LPT coolant bleed | W32 |

اطلاعات موجود در هر سری زمانی مربوط به یک توربوفن با ID

پروژه‌ی پیشنهادی این تحقیق استفاده شده و از داده‌های تست برای ارزیابی دقت و خطای تخمین عمر مفید باقیمانده استفاده شده است.

جدول (۳): مجموعه داده‌های استفاده شده جهت ارزیابی مدل (C-MAPSS dataset)

| نوع داده | شرایط عملیاتی ۱ | شرایط عملیاتی ۲ | شرایط عملیاتی ۳ | شرایط عملیاتی ۴ |
|--------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|
| مجموعه داده یادگیری | TRAIN-FD001: ۲۵۹ واحد | TRAIN-FD002: ۲۶۰ واحد | TRAIN-FD003: ۱۰۰ واحد | TRAIN-FD004: ۲۴۹ واحد |
| مجموعه داده تست | TEST-FD001: ۱۰۰ واحد تست | TEST-FD002: ۲۵۹ واحد تست | TEST-FD003: ۱۰۰ واحد تست | TEST-FD004: ۲۴۸ واحد تست |
| عمر مفید باقیمانده واقعی | RUL-FD001: برای ۱۰۰ واحد تست | RUL-FD002: برای ۲۵۹ واحد تست | RUL-FD003: برای ۱۰۰ واحد تست | RUL-FD004: برای ۲۴۸ واحد تست |



شکل (۳): اجزای موتور توربوفن و نحوه‌ی مونتاژ اجزای آن

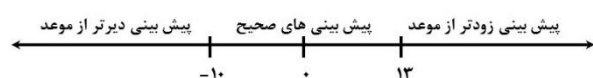
عمر مفید باقیمانده واحد n می‌باشد. امتیاز کل این معیار، از مجموع S_n تمام واحدهای تست به دست می‌آید:

$$S = \sum_{n=1}^N S_n \quad (19)$$

هر چه مقدار S کوچک‌تر باشد، پیش‌بینی بهتری صورت گرفته است. **(۲) معیار عملکرد^۳**: این معیار، عملکرد مدل پیشنهادی را به صورت درصدی از پیش‌بینی‌های صحیح، اندازه‌گیری می‌کند. مطابق با این معیار یک پیش‌بینی صحیح در نظر گرفته می‌شود اگر خطای پیش‌بینی یعنی $E = r_n - \hat{r}_n$ بین بازه‌ی $I = [-10, 13]$ قرار داشته باشد.

به عبارت دیگر، پیش‌بینی می‌تواند زودتر از موعد^۳ یا دیرتر از موعد^۴ واقعی باشد.

مفهوم این معیار در شکل (۴) نشان داده شده است:



شکل (۴): معیار عملکرد

بنابراین اگر P تعداد پیش‌بینی‌های صحیح باشد، معیار عملکرد به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$performance = \frac{P}{N} \times 100 \quad (20)$$

به‌طور کلی یک تخمین دیرتر از موعد برای RUL (خطای $-E$) بدتر از یک تخمین زودتر از موعد (خطای $+E$) می‌باشد که این موضوع در روابط (۱۸) و (۲۰) در نظر گرفته شده است.

۱-۴ مدل‌های تحت مقایسه

جهت ارزیابی نحوه ترکیب اطلاعات حسگرها در این مقاله، دو سناریو زیر بررسی شده است.

۱- سناریوی اول: استفاده از اطلاعات تمامی شواهد و ترکیب اطلاعات آن‌ها به منظور تخمین RUL.

۲- سناریوی دوم: استفاده از اطلاعات شبیه‌ترین شاهد به توربوفنی که قصد تخمین RUL آن را داریم بدون در نظر گرفتن اطلاعات شواهد دیگر.

سپس نتایج به دست آمده از دو سناریو مورد اشاره در بالا با نتایج پژوهش‌های انجام شده توسط سایر محققین که از همین مجموعه داده‌ی C-MAPSS استفاده نموده‌اند مقایسه شده است تا کارایی و دقت مدل پیشنهادی با سایر مدل‌های موجود در ادبیات موضوع مقایسه گردد.

۲-۴ معیارهای ارزیابی

به منظور ارزیابی و مقایسه‌ی عملکرد روش پیشنهادی با سایر مدل‌های موجود در ادبیات موضوع، از معیارهای زیر استفاده شده است:

(۱) **معیار امتیاز^۱**: این معیار توسط منتشرکننده مجموعه داده‌ها پیشنهاد شده است. این معیار به هر پیش‌بینی RUL، مقدار S_n را تخصیص می‌دهد که رابطه‌ی آن به صورت زیر می‌باشد:

$$S_n = \begin{cases} e^{-\frac{(r_n - \hat{r}_n)}{10}} - 1 & \text{if } (r_n - \hat{r}_n) \leq 0 \\ e^{+\frac{(r_n - \hat{r}_n)}{13}} - 1 & \text{if } (r_n - \hat{r}_n) > 0 \end{cases} \quad (18)$$

که در فرمول فوق، r_n عمر مفید باقیمانده واحد n ام و \hat{r}_n پیش‌بینی

3. underestimate
4. overestimate

1. Score
2. Performance

۵- مقایسه و بحث

عملکرد مدل پیشنهادی در چهار شرایط عملیاتی مختلف که جزئیات آن در جدول (۳) درج شده، مورد بررسی قرار گرفته است و در هر یک از این شرایط، دو سناریو برای ترکیب اطلاعات حسگرها در نظر گرفته شده است. شکل‌های (۵) تا (۱۲) شامل ۸ نمودار خطی و ۸ نمودار مستطیلی می‌باشد. این شکل‌ها به ترتیب برای شرایط عملیاتی یک تا چهار ارائه شده‌اند. شکل‌های سمت چپ مربوط به سناریوی اول و شکل‌های سمت راست مربوط به سناریوی دوم می‌باشد. طبق جدول شماره (۳)، شرایط عملیاتی یک شامل ۱۰۰ توربوفن برای تست مدل می‌باشد. در شکل شماره (۵) سمت چپ، مقدار عمر مفید باقیمانده واقعی و تخمین زده شده برای سناریوی اول به صورت نمودار خطی نشان داده شده است. در سمت راست شکل شماره (۵) نیز این اطلاعات برای سناریوی دوم ترسیم شده است. فاصله‌ی بین نقاط قرمز رنگ تا نمودار خطی آبی رنگ نشان‌دهنده اختلاف بین مقدار عمر مفید باقیمانده واقعی و تخمین زده شده می‌باشد. بدیهی است هر چه این فاصله کمتر باشد تخمین عمر مفید باقیمانده از دقت بالاتری برخوردار بوده است. با مقایسه سمت چپ و راست شکل شماره (۵) مشخص می‌شود که در سناریوی اول (سمت چپ) تعداد نقاط بیشتری بر روی نمودار قرار گرفته و در سناریوی دوم (سمت راست) نقاط با فاصله بیشتری از نمودار قرار گرفته‌اند. به عبارت دیگر مقدار عمر مفید باقیمانده واقعی و پیش‌بینی شده در سمت چپ شکل شماره (۵) به یکدیگر نزدیک‌ترند لذا تخمین عمر مفید باقیمانده در سناریوی اول از دقت بالاتری برخوردار است.

همان‌طور که در بخش ۳-۴ توضیح داده شد، تخمین‌های زودتر و یا دیرتر از موعد اثرات متفاوتی بر معیارهای ارزیابی دارند، بنابراین به منظور مشخص نمودن مقدار و نوع خطا، نمودارهای مستطیلی ترسیم شده‌اند. شکل شماره (۶) نمودار مستطیلی خطاهای پیش‌بینی شده شرایط عملیاتی یک برای سناریوی اول را نشان می‌دهد. در سمت چپ این شکل حداکثر مقدار خطای منفی برابر با ۴۰- و در سمت راست این شکل حداکثر خطای منفی برابر با ۵۰- می‌باشد بنابراین دم^۱ منفی نمودار مستطیلی سمت چپ شکل شماره (۶) کوتاه‌تر از دم^۱ منفی نمودار مستطیلی سمت راست می‌باشد، به عبارت دیگر سناریوی اول (سمت چپ) در مقایسه با سناریوی دوم (سمت راست) دارای خطاهای منفی (خطای $-E$) کمتری می‌باشد و در نتیجه از منظر معیارهای ارزیابی، مطلوب‌تر است.

شرایط عملیاتی دو شامل ۲۵۹ توربوفن برای تست مدل می‌باشد. نتایج برای شرایط عملیاتی دو متفاوت از شرایط عملیاتی یک است. شکل‌های شماره (۷) و (۸) به ترتیب نمودارهای خطی و مستطیلی شرایط عملیاتی دو را نشان می‌دهد. مقایسه سمت چپ و راست شکل (۷) نشان می‌دهد در سمت راست (سناریوی دوم) مقادیر عمر مفید واقعی تخمین زده شده به مقدار واقعی آن نزدیک‌تر بوده است.

همچنین در شکل (۸) توزیع خطاهای منفی در سمت راست (سناریوی دوم) فراوانی کمتری نسبت به سمت چپ (سناریوی اول) دارد. همان‌طور که در جدول (۵) درج شده است نتایج معیارهای ارزیابی در شرایط عملیاتی دو برای سناریوی دوم مطلوب‌تر از سناریوی اول بوده است.

شکل‌های شماره (۹) و (۱۰) به ترتیب نمودارهای خطی و مستطیلی برای شرایط عملیاتی سه و شکل‌های (۱۱) و (۱۲) برای شرایط عملیاتی چهار را نشان می‌دهد. تحلیل این نمودارها نیز مشابه شرایط عملیاتی یک است. در این شکل‌ها عملکرد مدل در سناریوی اول (سمت چپ) بهتر از سناریوی دوم (سمت راست) بوده است. نقاط قرمز رنگ به منحنی آبی رنگ در سمت چپ شکل شماره (۹) و (۱۱) نزدیک‌تر می‌باشد یعنی تخمین عمر مفید باقیمانده در سناریوی اول دقیق‌تر از سناریوی دوم بوده است. همچنین دم^۲ منفی نمودار مستطیلی سمت چپ شکل شماره (۱۰) و (۱۲) کوتاه‌تر از دم^۲ منفی سمت راست می‌باشد. یعنی در شرایط عملیاتی سه و چهار نیز سناریوی اول نتایج بهتری را حاصل نموده است.

نتایج حاصله از مدل‌سازی با در نظر گرفتن دو سناریوی اول و دوم، در هر یک از ۴ شرایط عملیاتی، در جدول (۴) آمده است. اطلاعات درج شده در این جدول نشان می‌دهد که در شرایط عملیاتی ۱، ۳ و ۴ مدل‌سازی با در نظر گرفتن سناریوی اول، از منظر هر دو معیار امتیاز و عملکرد نتایج بهتری را حاصل می‌نماید. اما برای شرایط عملیاتی ۲ مدل‌سازی با در نظر گرفتن سناریوی دوم از منظر هر دو معیار بهتر عمل کرده است.

در سناریوی اول، به دلیل در نظر گرفتن اطلاعات تمامی شواهد و ترکیب وضعیت‌های مختلف زوال، نتایج پیش‌بینی از دقت بالاتر و خطای کمتری برخوردار است. به گونه‌ای که معیار امتیاز در سناریوی اول برابر با ۳۹۸٫۱ می‌باشد و نه تنها از سناریوی دوم، بلکه از مدل‌های پیشنهادی در مراجع [۳۹] و [۵۵] کمتر (بهتر) است. همچنین معیار عملکرد در سناریوی اول برابر با ۷۳٫۱ می‌باشد که هم از سناریوی دوم و هم از سایر مدل‌های معرفی شده در ادبیات موضوع شامل مراجع [۳۹، ۴۷، ۴۸، ۵۵] بیشتر (بهتر) می‌باشد. در جدول (۵) نتایج معیار امتیاز و عملکرد در سناریوی اول و دوم و مراجع دیگر در ادبیات موضوع برای شرایط عملیاتی یک ارائه شده است.

مراجع ذکر شده در جدول (۵)، صرفاً شرایط عملیاتی ۱ را مدل‌سازی و نتایج آن را جهت ارزیابی مدل پیشنهادی خود گزارش نموده‌اند. مرجع [۳۹] از یک روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی بدون در نظر گرفتن شباهت میان مجموعه داده‌های یادگیری و تست استفاده نموده است و نتایج پیش‌بینی نهایی براساس میانگین خروجی‌های شبکه‌ی عصبی برای هر مجموعه داده‌ی یادگیری به دست آمده است. مرجع [۴۷] روشی مبتنی بر توابع باور ارائه داده است که از یک آستانه‌ی^۳ از پیش تعیین شده برای ویژگی‌های استخراج شده بهره برده است، که تعیین

3. threshold

1. Tail

2. tail

دهی به آن‌ها و سپس ترکیب این اطلاعات، یک روش با عملکرد بالا را پیشنهاد داده است.

جدول (۵): مقایسه معیار امتیاز و عملکرد در دو سناریوی تعریف شده و سایر تحقیقات گذشته برای شرایط عملیاتی یک

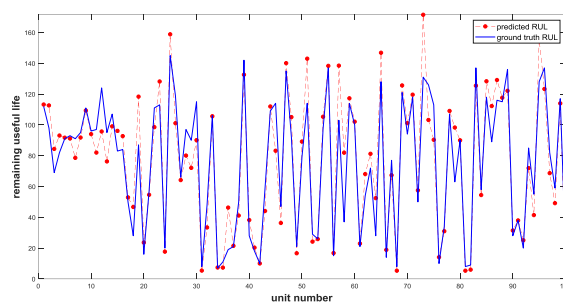
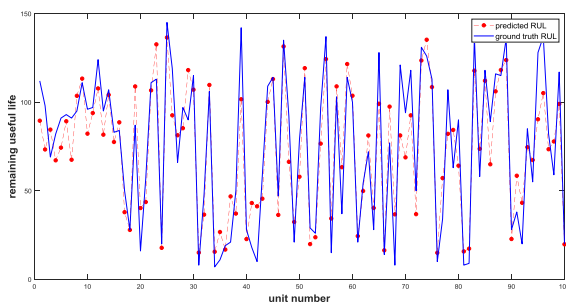
| روش | سناریوی اول | | سناریوی دوم | |
|--------|-------------|-----|-------------|-----|
| | اول | دوم | اول | دوم |
| امتیاز | ۱۰۴۶ | N/A | N/A | ۴۴۸ |
| عملکرد | ۴۸ | ۵۳ | ۵۴ | ۷۰ |

این آستانه یکی از نقاط ضعف مدل آن می‌باشد. مرجع [۴۸] نیز یک روش مبتنی بر شباهت به‌منظور پیش‌بینی ارائه داده است که از طریق رگرسیون خطی رفتار زوال سیستم مدل‌سازی شده است. در مرجع [۵۵] عمر مفید باقیمانده به‌طور مستقیم با برازش مدل SVR^۱ بر روی داده‌های یادگیری محاسبه شده است که نتایج بهتری را نسبت به سایر مراجع گزارش داده است.

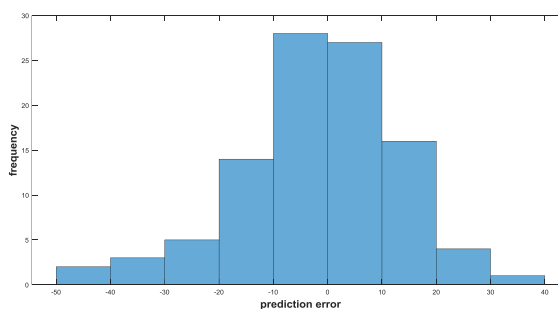
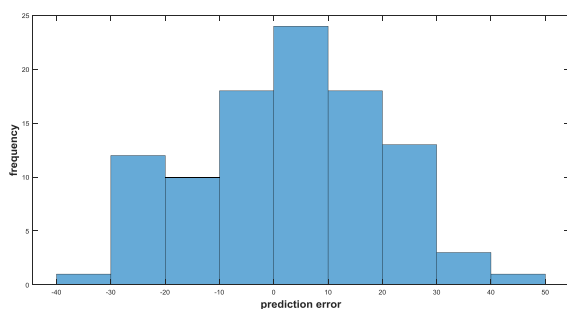
سناریوی اول در نظر گرفته شده در این تحقیق، علاوه بر اندازه‌گیری اختلاف میان عمر مفید باقیمانده تخمینی و واقعی به‌منظور تعیین شباهت و لحاظ نمودن شباهت میان اطلاعات شواهد از طریق وزن

جدول (۴): مقایسه معیار امتیاز و عملکرد برای دو سناریوی تعریف شده

| روش | معیار امتیاز | | | | معیار عملکرد | | | |
|-------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| | شرایط عملیاتی ۱ | شرایط عملیاتی ۲ | شرایط عملیاتی ۳ | شرایط عملیاتی ۴ | شرایط عملیاتی ۱ | شرایط عملیاتی ۲ | شرایط عملیاتی ۳ | شرایط عملیاتی ۴ |
| سناریوی اول | ۳۹۸,۱ | ۱۵۳۰ | ۵۹۳,۴۰ | ۱۱۶۳,۹ | ۷۳,۱ | ۳۸,۲۲ | ۴۲ | ۳۶,۶۹ |
| سناریوی دوم | ۸۳۲,۶ | ۱۴۹۱,۷ | ۱۲۷۸,۲ | ۱۴۱۱,۳ | ۵۳,۷ | ۴۲,۷ | ۲۴,۶ | ۱۹,۹ |

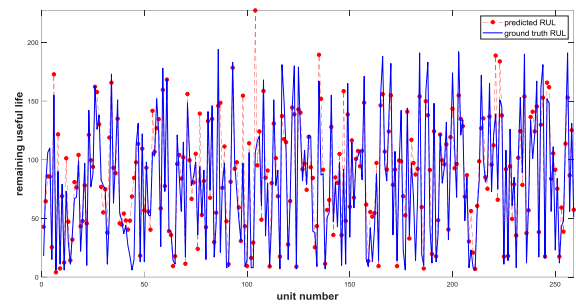
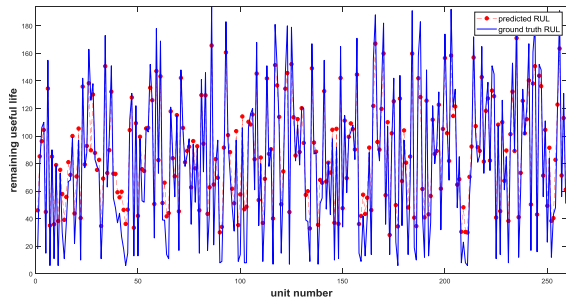


شکل (۵): مقدار واقعی در مقایسه با تخمین RUL برای شرایط عملیاتی یک - سناریوی اول (چپ)، سناریوی دوم (راست)

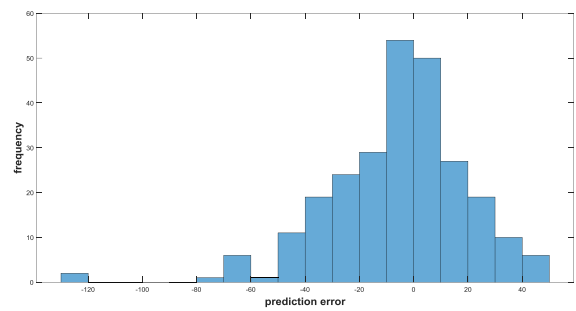
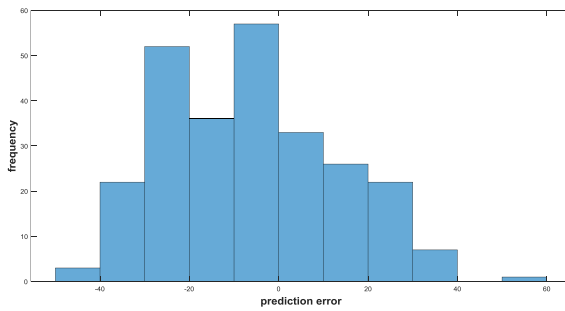


شکل (۶): نمودار مستطیلی خطاهای شرایط عملیاتی یک - سناریوی اول (چپ)، سناریوی دوم (راست)

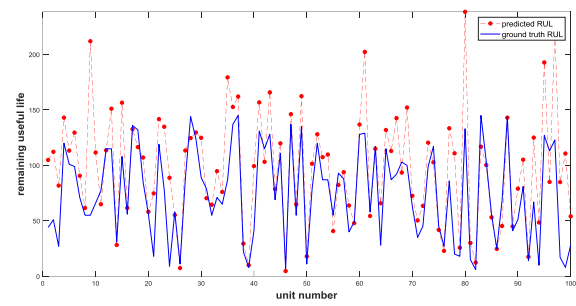
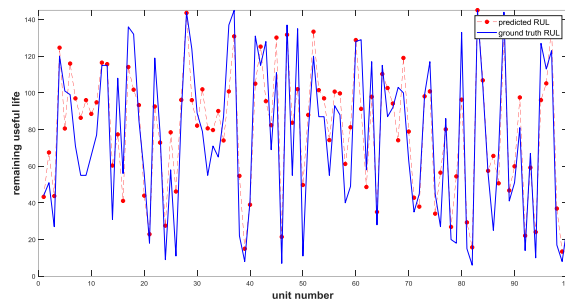
1. Support Vector Regression



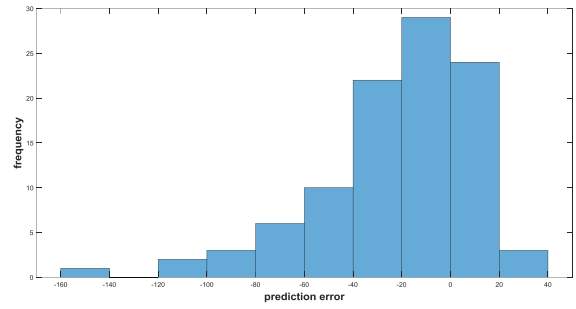
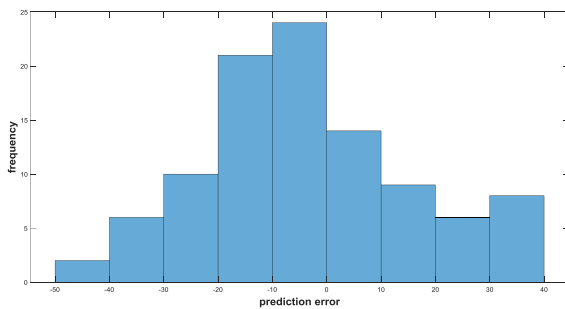
شکل (۷): مقدار واقعی در مقایسه با تخمین RUL برای شرایط عملیاتی دو - سناریوی اول (چپ)، سناریوی دوم (راست)



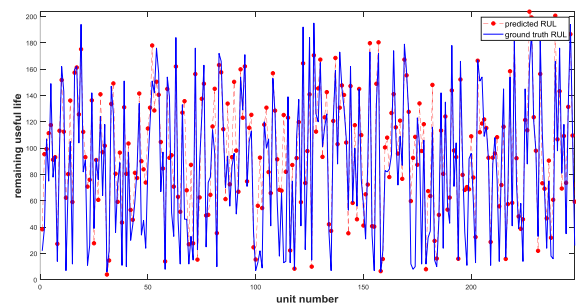
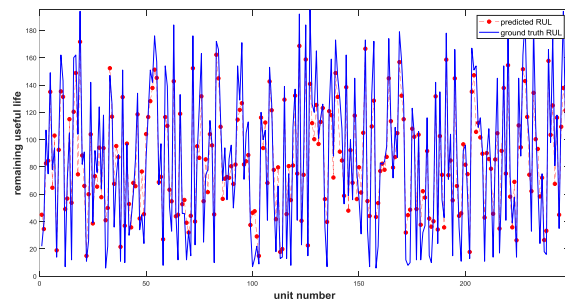
شکل (۸): نمودار مستطیلی خطاهای شرایط عملیاتی دو - سناریوی اول (چپ)، سناریوی دوم (راست)



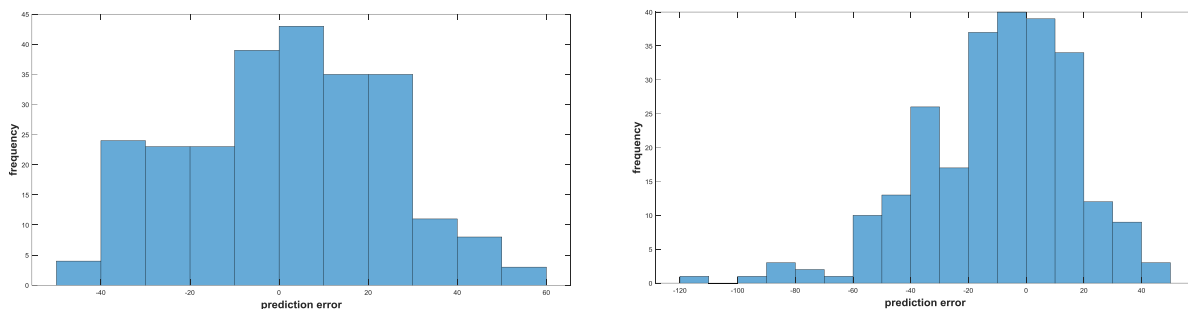
شکل (۹): مقدار واقعی در مقایسه با تخمین RUL برای شرایط عملیاتی سه - سناریوی اول (چپ)، سناریوی دوم (راست)



شکل (۱۰): نمودار مستطیلی خطاهای شرایط عملیاتی سه - سناریوی اول (چپ)، سناریوی دوم (راست)



شکل (۱۱): مقدار واقعی در مقایسه با تخمین RUL برای شرایط عملیاتی چهار - سناریوی اول (چپ)، سناریوی دوم (راست)



شکل (۱۲): نمودار مستطیلی خطاهای شرایط عملیاتی چهار - سناریوی اول (چپ)، سناریوی دوم (راست)

مراجع

- [1] Lasheras, F. S., Nieto, P. J. G., de Cos Juez, F. J., Bayon, R. M. and Suarez, V. M. G. (2015). "A hybrid PCA-CART-MARS-based prognostic approach of the remaining useful life for aircraft engines," *Sensors (Switzerland)*, 15(3), 7062-7083.
- [2] Ben Ali, J., Chebel-Morello, B., Saidi, L., Malinowski, S., Fnaiech, F. (2015). "Accurate bearing remaining useful life prediction based on Weibull distribution and artificial neural network," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 56,
- [3] Kunche, S., Chen, C., Pecht, M. (2012). "A review of PHM system's architectural frameworks," in *The 54th Meeting of the Society for Machinery Failure Prevention Technology*, Dayton, OH, 2012.
- [4] Abiodun, O. I. et al. (2019). "Comprehensive Review of Artificial Neural Network Applications to Pattern Recognition," *IEEE Access*, vol. PP, no. February 2017, p. 1
- [5] Lei, Y., Li, N., Guo, L., Li, N., Yan, T., Lin, J. (2018). "Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 104, 799-834.
- [6] Tobon-Mejia, D. A., Medjaher, K., Zerhouni, N. (2010). "The ISO 13381-1 standard's failure prognostics process through an example," *Progn. Syst. Heal. Manag. Conf. PHM '10*.
- [7] Lee, J., Wu, F., Zhao, W., Ghaffari, M., Liao, L., Siegel, D. (2014). "Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews, methodology and applications," *Mechanical Systems and Signal Processing*, 42(1): 314-334.
- [8] Baur, M., Albertelli, P., Monno, M. (2020). "A review of prognostics and health management of machine tools," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 107, 2843–2863
- [9] Javed, K., Gouriveau, R., Zerhouni, N. (2017). "State of the art and taxonomy of prognostics approaches, trends of prognostics applications and open issues towards maturity at different technology readiness levels," *Mechanical Systems and Signal Processing*, 94, 214-36.
- [10] Xia, T., Dong, Y., Xiao, L., Du, S., Pan, E., Xi, L. (2018). "Recent advances in prognostics and health management for advanced manufacturing paradigms

۶- نتیجه‌گیری و جمع‌بندی

در این مقاله، یک روش داده‌محور مبتنی بر یک رویکرد جدید به ترکیب داده‌های حسگر و وضعیت زوال سیستم و پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده ارائه شده است. روش پیشنهادی در مواردی قابلیت اجرا دارد که تعداد قابل‌توجهی از داده‌های اجرا تا خرابی در دسترس باشد. از روش PCA برای انتخاب ویژگی‌هایی از داده‌ها که نماینده بهتری از مجموعه داده‌ها می‌باشند استفاده شده است. از روش k-means برای خوشه‌بندی داده‌ها به‌منظور تعیین وضعیت زوال سیستم بهره برده شده و روش ANN برای پیش‌بینی و تخمین عمر مفید باقیمانده بکار بسته شده است. پس از انتخاب ویژگی‌ها، یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی برازش شده تا عمر مفید باقیمانده برای هر توربوفن در هر وضعیت زوال معین گردد.

به‌منظور تعیین عمر مفید باقیمانده سیستم ابتدا شباهت میان مجموعه داده سیستم تحت مطالعه و هر یک از سیستم‌های قبلی که عمر آن مشخص است محاسبه می‌شود. سپس از طریق تعریف وزن‌های متناسب با میزان شباهت عمر مفید باقیمانده تخمین زده می‌شود. براساس نسخه‌ی اصلاح شده‌ی یاگر برای قواعد ترکیب دمپستر شفر میزان شباهت هر خوشه تعیین می‌گردد و به‌عنوان وزن برای میانگین RUL در هر خوشه در نظر گرفته شده است. در نهایت RUL از طریق ترکیب اطلاعات کلیه شواهد به دست می‌آید. روش پیشنهادی برای مجموعه داده‌های توربوفن C-MAPSS در دو سناریوی مختلف اجرا شده است که نتایج حاصله نشان می‌دهد ترکیب اطلاعات کلیه شواهد از طریق تئوری دمپستر-شفر عملکرد مناسب‌تری نسبت به سناریوی عدم ترکیب اطلاعات دارد.

ازجمله نوآوری‌های مدل پیشنهادی می‌توان به الف) ارائه مدل ترکیب اطلاعات حسگرهای مختلف در چارچوب مدل اصلاح‌شده یاگر در تئوری شواهد و ب) تخمین مستقیم مقدار RUL بدون در نظر گرفتن یک آستانه‌ی عددی از قبل تعیین شده برای سطح زوال، اشاره نمود. همچنین از نتایج فرعی به‌دست‌آمده توسط مدل پیشنهادی، تعیین وضعیت زوال سیستم براساس ترکیب اطلاعات حسگر از طریق خوشه‌بندی می‌باشد. به‌منظور مطالعات آتی پیشنهاد می‌شود از مدل‌های برازش نظیر SVR و یا سایر روش‌های تعیین شباهت نظیر معیارهای فاصله‌ی غیراقلیدسی و همچنین قوانین ترکیب شواهد نظیر قوانین ترکیب فازی، قوانین ایناگاکاکی [۵۶] و ژانگ [۵۷] استفاده گردد.

- series based on belief functions,” *IEEE Trans. Cybern.*, vol. 43, no. 1, 37–50.
- [25] Wang, P., Youn, B. D., Hu, C. (2012). “A generic probabilistic framework for structural health prognostics and uncertainty management,” *Mechanical systems and signal processing*, 28, 622–637.
- [26] Hu, C., Youn, B. D., Wang, P., Taek, J. (2012). “Ensemble of data-driven prognostic algorithms for robust prediction of remaining useful life,” *Reliability Engineering and System Safety*, 103, 120–135.
- [27] Xi, Z., Jing, R., Wang, P., Hu, C. (2014). “A copula-based sampling method for data-driven prognostics,” *Reliability Engineering and System Safety*, 132, 72–82.
- [28] Ishibashi, R., Júnior, C. L. N. (2013). “GFRBS-PHM: A genetic fuzzy rule-based system for phm with improved interpretability,” *PHM 2013 - 2013 IEEE Int. Conf. Progn. Heal. Manag. Conf. Proc.*
- [29] Mosallam, A., Medjaher, K., Zerhouni, N. (2016). “Data-driven prognostic method based on Bayesian approaches for direct remaining useful life prediction,” *Journal of Intelligent Manufacturing*, 27(5), 1037–1048.
- [30] Heimes, F. O., Systems, B. A. E. (2016). “Recurrent Neural Networks for Remaining Useful Life Estimation,” no. November 2008.
- [31] Zemouri, R., Gouriveau, R., Zemouri, R., Gouriveau, R., Zemouri, R., Gouriveau, R. (2010). “Towards accurate and reproducible predictions for prognostic : an approach combining a RRF Network and an AutoRegressive Model . To cite this version : HAL Id : hal-00503906 Towards Accurate and Reproducible Predictions for Prognostic : an Approach Combi.”
- [32] Ramasso, E., Denoeux, T. (2014). “Making use of partial knowledge about hidden states in HMMs: An approach based on belief functions,” *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 22(2), 395–405.
- [33] Ramasso, E., Saxena, A., Ramasso, E., Saxena, A., Benchmarking, P., Meth-, A. P. (2016). “Performance Benchmarking and Analysis of Prognostic Methods for CMAPSS Datasets . To cite this version : HAL Id : hal-01324587 Performance Benchmarking and Analysis of Prognostic Methods for CMAPSS Datasets.”
- [34] Giantomassi, A., Ferracuti, F., Benini, A., Ippoliti, G., Longhi, S., Petrucci, A. (2011). “Hidden Markov Model for Health Estimation and Prognosis of Turbofan Engines,” *Vol. 3 2011 ASME/IEEE Int. Conf. Mechatron. Embed. Syst. Appl. Parts A B*, no. 681–689.
- [35] Lin, Y., Chen, M., Zhou, D. (2013). “Online probabilistic operational safety assessment of multi-mode engineering systems using Bayesian methods,” *Reliability Engineering and System Safety*, vol. 119, 150–157.
- [36] El-Koujok, M., Gouriveau, R., Zerhouni, N. (2011). “Reducing arbitrary choices in model building for prognostics: An approach by applying parsimony principle on an evolving neuro-fuzzy system,” *Microelectronics Reliability*, 51(2), 310–320.
- Recent advances in prognostics and health management for advanced manufacturing paradigms,” *Reliability Engineering and System Safety*, vol. 178, no. July, 255–268.
- [11] Javed, K. (2014). “A robust & reliable Data-driven prognostics approach based on extreme learning machine and fuzzy clustering,” Université de Franche-Comté.
- [12] Yager, R. R. (1987). “On the Dempster-Shafer framework and new combination rules,” *Information Sciences*, 41(2), 93–137.
- [13] Abichou, B., Flórez, D., Sayed-Mouchaweh, M., Toubakh, H., François, B., Girard, N. (2014). “Fault diagnosis methods for wind turbines health monitoring: a review,” in *European Conference of the Prognostics and Health Management Society*, pp. 8–10.
- [14] Kadry, S. (2012). *Diagnostics and Prognostics of Engineering Systems: Methods and Techniques: Methods and Techniques*. IGI Global.
- [15] El-Thalji, I., Jantunen, E. (2015). “A summary of fault modelling and predictive health monitoring of rolling element bearings,” *Mechanical systems and signal processing*, 60, 252–272.
- [16] Si, X.-S., Wang, W., Hu, C.-H., Zhou, D.-H. (2011). “Remaining useful life estimation—a review on the statistical data driven approaches,” *Eur. J. Oper. Res.*, 213(1), 1–14.
- [17] Moghaddass, R., Zuo, M.J. (2014). “An integrated framework for online diagnostic and prognostic health monitoring using a multistate deterioration process,” *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, 124, 92–104.
- [18] Yan, J., Koc, M., Lee, J. (2004). “A prognostic algorithm for machine performance assessment and its application,” *Production Planning & Control*, 15(8), 796–801.
- [19] Wang, T., Yu, J., Siegel, D., Lee, J. (2008). “A similarity-based prognostics approach for remaining useful life estimation of engineered systems,” in *Prognostics and Health Management, 2008. PHM 2008. International Conference on*, pp. 1–6.
- [20] Sun, J., Zuo, H., Wang, W., Pecht, M.G. (2012). “Application of a state space modeling technique to system prognostics based on a health index for condition-based maintenance,” *Mechanical systems and signal processing*, 28, 585–596.
- [21] Saxena, A., Goebel, K., Simon, D., Eklund, N. (2008). “Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation,” in *Prognostics and Health Management, 2008. PHM 2008. International Conference on*, pp. 1–9.
- [22] Xue, F., Bonissone, P., Varma, A., Yan, W., Eklund, N., Goebel, K. (2008). “An instance-based method for remaining useful life estimation for aircraft engines,” *Journal of failure analysis and prevention*, 8(2), 199–206.
- [23] Liu, K., Gebraeel, N. Z., Shi, J. (2013). “A Data-Level Fusion Model for Developing Composite Health Indices for Degradation Modeling and Prognostic Analysis”, 10(3), 652–664.
- [24] E. Ramasso, M. Rombaut, and N. Zerhouni, “Joint prediction of continuous and discrete states in time-

- Turnout System RUL Prediction Based on Feature Fusion and Genetic Programming.”
- [51] Jain, A. K. (2010). “Data clustering: 50 years beyond K-means,” *Pattern recognition letters*, 31(8), 651-666.
- [52] Lapira, E., Brisset, D., Ardakani, H. D., Siegel, D. Lee, J. (2012). “Wind turbine performance assessment using multi-regime modeling approach,” *Renewable Energy*, 45, 86-95.
- [53] Dempster, A. P. (1961). “Upper and Lower Probabilities Induced by a Multivalued Mapping,” in *Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions*, vol. 32, no. 1, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 57–72.
- [54] Shafer, G. (1976). *A mathematical theory of evidence*, vol. 1. Princeton university press Princeton.
- [55] Khelif, R., Chebel-Morello, B., Malinowski, S., Laajili, E., Fnaiech, F., Zerhouni, N. (2017). “Direct Remaining Useful Life Estimation Based on Support Vector Regression,” *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 64(3), 2276-2285.
- [56] Inagaki, T. (1991). “Interdependence between safety-control policy and multiple-sensor schemes via Dempster-Shafer theory,” *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 40(2), 182-188.
- [57] Zhang, L. (1994). “Representation, independence, and combination of evidence in the Dempster-Shafer theory,” in *Advances in the Dempster-Shafer theory of evidence*, pp. 51–69.
- [37] Ramasso, E., Gouriveau, R. (2014). “Remaining useful life estimation by classification of predictions based on a neuro-fuzzy system and theory of belief functions,” *IEEE Transactions on Reliability*, 63(2), 555-566.
- [38] Tamilselvan, P., Wang, Y., Wang, P. (2012). “Deep belief network based state classification for structural health diagnosis,” in *Aerospace Conference, 2012 IEEE*, pp. 1–11.
- [39] Javed, K., Gouriveau, R., Zerhouni, N. (2015). “A new multivariate approach for prognostics based on extreme learning machine and fuzzy clustering,” *IEEE transactions on cybernetics*, 45(12), 2626-2639.
- [40] Nie, Y., Wan, J. (2015). “Estimation of remaining useful life of bearings using sparse representation method,” in *Prognostics and System Health Management Conference (PHM), 2015*, pp. 1–6.
- [41] Peng, Y., Wang, H., Wang, J., Liu, D., Peng, X. (2012). “A modified echo state network based remaining useful life estimation approach,” in *Prognostics and Health Management (PHM), 2012 IEEE Conference on*, pp. 1-7.
- [42] Jianzhong, S., Hongfu, Z., Haibin, Y., Pecht, M. (2010). “Study of ensemble learning-based fusion prognostics,” in *Prognostics and Health Management Conference, PHM'10.*, pp. 1-7.
- [43] Li, W., Jiao, Z., Du, L., Fan, W., Zhu, Y. (2019). “ScienceDirect An indirect RUL prognosis for lithium-ion battery under vibration stress using Elman neural network,” *International Journal of Hydrogen Energy*, 4, 4-10.
- [44] Yu, W., Yong, I. I., Mechefske, C. (2019). “An improved similarity-based prognostic algorithm for RUL estimation using an RNN autoencoder scheme,” *Reliability Engineering and System Safety*, vol. 199, no. p. 106926, 2020.
- [45] Xu, J., Wang, Y., Xu, L. (2014). “PHM-oriented integrated fusion prognostics for aircraft engines based on sensor data,” *IEEE Sensors Journal.*, 14(4), 1124-1132.
- [46] Wang, X., Jiang, B., Lu, N., V. (2018). Cocquempot, “Accurate Prediction of RUL under Uncertainty Conditions: Application to the Traction System of a High-speed Train,” *IFAC-PapersOnLine*, 51(24), 401-406.
- [47] Ramasso, E. (2014). “Investigating computational geometry for failure prognostics,” *International Journal of prognostics and health management*, 5(1), 5.
- [48] Khelif, R., Malinowski, S., Chebel-Morello, B., Zerhouni, N. (2014). “RUL prediction based on a new similarity-instance based approach,” in *Industrial Electronics (ISIE), 2014 IEEE 23rd International Symposium on*, pp. 2463–2468.
- [49] Muhammad, N., Fang, Z., Shoaib, M. (2019). “Microelectronics Reliability Remaining useful life (RUL) estimation of electronic solder joints in rugged environment under random vibration,” *Microelectron. Reliab.*, vol. 107, no. p. 113614, 2020.
- [50] Chen, C., Xu, T., Wang, G., Li, B. (2019). “Railway



DOI: 10.22084/ier.2020.20244.1903

A Data-Driven Method for Estimation Remaining Useful Life (RUL) of Turbofan Based on Multi-Sensor Information Integrations

S.M. SeyedHosseni^{1*}, M. Baharshahi², K. Shahanghi³

^{1, 2, 3} Department of Industrial Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

ARTICLE INFO

Article history:

Received 12 October 2019

Accepted 15 March 2020

Keywords:

Remaining Useful Life (RUL)

Degradation State

Information Integration

Evidence Theory

ABSTRACT

Determination of degradation status and estimating remaining useful life are two main activities in prognostics and health management. These two main activities can be perceived as the problem of multi-sensor data fusion. These sensors contain information including speed, pressure, and temperature. In terms of evidence theory, the information obtained from each of these sensors can be regarded as a part of the evidence and determination of degradation status and estimating remaining useful life based upon this information can be considered as the problem of multi-sensor data fusion. In this article, the Dempster-Shafer theory has been employed as a tool for modeling and multi-sensor data fusion as an indicator of the health status of the turbofan. In this regard, initially, the theory of evidence has been reviewed and then how to model the remaining useful life estimation problem by multi-sensor data fusion within the framework of the concepts of this theory including mass function, focal elements and rules of evidence composition is explained. This paper has introduced a new approach for combining the results of different estimates of remaining useful life through determining the weights. Furthermore, it has offered two different scenarios to specify the similarity between the system under study and the available evidence. Finally, to appraise the proposed method, the turbofan engines data set (C-MAPSS) has been used as it has been extensively addressed in literature by researchers. According to the results, the proposed method revealed better score and performance compared with other available methods in the literature.

* Corresponding author. S.M. Seyedhosseni
Tel.: 021-73225007; E-mail address: seyedhosseini@iust.c.ir