



Prediction of Remaining Useful Life of Equipment based on Condition Monitoring and Expert Knowledge Using Neuro-Fuzzy Inference System

Amir Heydari, Seyedhamidreza Shahbi Haghighi* & Abbas Ahmadi

Amir Heydari, Department of Industrial Engineering and Management Systems, Amirkabir University of Technology. Seyedhamidreza Shahbi Haghighi, Department of Industrial Engineering and Management Systems, Amirkabir University of Technology..

Abbas Ahmadi, Department of Industrial Engineering and Management Systems, Amirkabir University of Technology.

Keywords

**Remaining useful life,
Prediction,
Neuro-fuzzy inference
system,
Condition monitoring,
Expert knowledge.**

ABSTRACT

Prediction of equipment remaining useful life (RUL) is essential for efficient maintenance decision making to decrease the maintenance cost. The failure history data and the expert knowledge are two important information sources for RUL prediction. Although there are lots of methods in literature that have used the history data to predict the equipment RUL, the hybrid methods has received less attention in this field. Therefore, this paper aims to present a new method based on a Takagi-Sugeno-Kang (TSK) inference system combined with information gathered from both condition monitoring process and expert knowledge to predict RUL of the equipment. In this paper the rule base for fuzzy inference system is prepared in two stages. At the first stage three basic rules are tuned with history data using a neuro-fuzzy (NF) network and in the second stage the rule base is completed by rules extracted under experts' supervision. The performance of new hybrid method is evaluated in different real conditions to compare with traditional data-dependent methods. Also, in this work a simulating algorithm is presented in order to generate different conditions that really could happen. Simulating parameters are estimated from real data related to bearing failures. The experimental results show that the efficiency of proposed method is higher than traditional data-dependent method.

© 2017 IUST Publication, IJIEPM Vol. 28, No. 1, All Rights Reserved



پیش بینی عمر مفید باقیمانده تجهیز بر اساس دانش حاصل از تجربه متخصص و پایش وضعیت با استفاده از سیستم استدلال نوروفازی

امیرحیدری، سیدحمیدرضا شهابی حقیقی* و عباس احمدی

چکیده:

در دست بودن یک پیش بینی دقیق از عمر مفید باقیمانده تجهیزات برای یک برنامه اثربخش تعمیرات و نگهداری ضروری است. پیش بینی عمر مفید به کمک داده های حاصل از فرآیند پایش وضعیت به صورت گسترده ای استفاده شده است. در حالی که داده های حاصل از فرآیند پایش وضعیت به تنهایی برآورده ساز تمامی نیازهای پیش بینی در شرایط مختلف کارکردی نیست. در پیش بینی عمر مفید، دانش متخصص به عنوان یک منبع دانشی و تکمیل کننده اطلاعات حاصل از فرآیند پایش وضعیت اغلب مورد بی توجهی قرار می گیرد. در این مقاله روشی برای پیش بینی عمر مفید باقیمانده تجهیزات به کمک سیستم استدلال نوروفازی معرفی می گردد. پایگاه دانشی سیستم استدلال نوروفازی در دو مرحله تکامل می یابد. در مرحله اول سه قاعده اساسی به کمک داده های تاریخی پایش وضعیت و با استفاده از شبکه نوروفازی تنظیم می شوند. در مرحله دوم قواعد اساسی تحت نظارت متخصص گسترش می یابند. عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با روش منحصر به استفاده از داده های پایش وضعیت در شرایط کارکردی مختلف تجهیز ارزیابی شده است. در این مقاله یک الگوریتم شبیه سازی به منظور تولید شرایط مختلف کارکردی معرفی می شود. پارامترهای الگوریتم شبیه سازی به کمک داده های واقعی مربوط به شکست یاتاقان تخمین زده می شوند. نتایج تجربی نشان می دهند که کارایی روش پیشنهادی نسبت به روش قدیمی بهتر است.

کلمات کلیدی

عمر مفید باقیمانده،
پیش بینی،
سیستم استدلالی نوروفازی،
پایش وضعیت،
دانش متخصص.

۱. مقدمه

در میان مدرن ترین روش های توسعه یافته جهت پشتیبانی تصمیمات تعمیرات و نگهداری، تعمیرات و نگهداری وابسته به شرایط^۱ توجه گسترده ای را چه در میان محققین و چه در میان صنعتگران به خود جلب نموده است. فرآیند پایش وضعیتⁱⁱ در قلب نگهداری وابسته به شرایط قرار دارد و در آن وضعیت سلامت دستگاه در حین کارکرد به کمک حسگرها و سایر وسایل اندازه گیری مورد سنجش واقع می شود [۱]. نگهداری وابسته به شرایط

تاریخ وصول: ۹۳/۰۸/۰۳

تاریخ تصویب: ۹۴/۰۲/۰۹

امیرحیدری، دانشکده مهندسی صنایع و مدیریت سیستم ها، دانشگاه صنعتی امیرکبیر
عباس احمدی، دانشکده مهندسی صنایع و مدیریت سیستم ها، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

*نویسنده مسئول مقاله: سیدحمیدرضا شهابی حقیقی، دانشکده مهندسی صنایع و مدیریت سیستم ها، دانشگاه صنعتی امیرکبیر. shahabi@aut.ac.ir

هستند. فرآیند پایش وضعیت به کمک تحلیل داده های به دست آمده از ابزارهایی چون حسگرها، شرایط کارکردی تجهیز را مورد اندازه گیری قرار می دهد و همچنین به کمک داده ها قادر است وضعیت آینده عمر مفید را پیش بینی نماید [۳]. پیش بینی عمر مفید باقیمانده جهت یک نگهداری وابسته به شرایط اثربخش ضروری است و نقش مهمی در بهبود قابلیت اطمینان و هزینه های ناشی از تعمیرات و نگهداری دارد [۴]. عمر مفید باقیمانده یک متغیر تصادفی است و مقادیر آن وابسته است به عمر جاری تجهیز و شرایط عملیاتی که در آن مشغول به کار است [۵].

روش های توسعه یافته به منظور پیش بینی این متغیر به دو دسته مدل پایهⁱⁱⁱ و داده پایه^{iv} تقسیم می شوند. روش های مدل پایه عمر مفید باقیمانده را به کمک تحلیل رفتار واقعی آسیب پیش بینی می کنند [۶-۹]. تکنیک های متنوعی همچون شبکه های عصبی مصنوعی، روش های بیزی، رویکردهای آماری، مدل های مارکوفی و مارکوفی مخفی، نرخ خطر و نرخ نسبی خطر در دسته روش های

داده پایه توسعه یافته‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان ابزاری برای مدل کردن موقعیت‌هایی که رابطه متعارفی میان متغیرهای وابسته و مستقل وجود ندارد شناخته شده است. پیش‌بینی‌کننده‌های عصبی بدون نیاز به یک مدل از پیش توسعه یافته و تنها به کمک یادگیری الگوهای تکرار شده در داده‌های گذشته ایجاد می‌شوند [۱۰]. توانایی و دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی به طور قابل توجهی به کمک ترکیب با منطق فازی ارتقاء یافته است. به کارگیری ترکیبی از منطق فازی و شبکه‌های عصبی در سیستم‌های تعمیرات و نگهداری که تنها با داده‌های عددی کار می‌کنند این توانایی را ایجاد می‌کند که بتوان از اطلاعات زبانی^v نیز بهره جست [۱۱]. شبکه‌های نوروفازی نامی است که بر این ترکیب نهاده شده است. این ترکیب به طور مناسبی با ساختار تصمیم‌گیری در نگهداری وابسته به شرایط مطابقت می‌کند و این موضوع نظر بسیاری از محققان را برای استفاده از آن جهت پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده جلب نموده است. ایسای^{vi} [۱۲] روشی عمومی برای تخمین عمر مفید باقیمانده ماشین بر اساس داده‌های تاریخی را توسعه داد. در روش وی در ابتدا پارامترهای شناخت نواحی بحرانی عملیاتی تجهیز، از طریق غیر مستقیم تعیین می‌گردند و تخمین برای عمر مفید باقیمانده به کمک این پارامترها تعیین می‌شود. منطق فازی برای مشخص نمودن نواحی عملیاتی و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تخمین عمر مفید باقیمانده تجهیز استفاده شده است. وانگ^{vi} و همکاران [۱۰] داده‌های پایش وضعیت را به صورت سری‌های زمانی استفاده نمودند و پیش‌بینی وضعیت آینده کارکردی تجهیز را به کمک دو ابزار شبکه‌های عصبی آنفیس^{vii} و بازگشتی مقایسه کردند. ایشان نتیجه گرفتند که اگر در مرحله آموزش، شبکه آنفیس به طور مناسبی آموزش ببیند، کارایی بهتری از خود نشان می‌دهد. ساتیش و سارما^{ix} [۱۳] تحت شبکه‌های نوروفازی از نوع انتشار روبه عقب، وضعیت کنونی یک برینگ و عمر مفید باقیمانده یک موتور را تخمین زدند. ال-کوجاک^x و همکاران [۱۴] به کمک شبکه‌های نوروفازی تقریبی برای وضعیت نزول عملکرد تجهیزات و عمر مفید باقیمانده آنها با تأکید بر معیار اطمینان مناسب معرفی نمودند.

رویکرد داده پایه از داده‌های تاریخی برای پیش‌بینی وضعیت بدترشونده تجهیز و عمر مفید باقیمانده آن استفاده می‌کند. در واقع دانش مورد نیاز پیش‌بینی را از داده‌های تاریخی بدست می‌آورد. بنابراین می‌توان این رویکرد را در شناسایی سیستم^{xi} و مدل‌سازی رویکرد غیر مستقیم استخراج دانش نامید [۱۵]. در نقطه مقابل، دانش متخصص، دانش مستقیم نامیده می‌شود. در بسیاری از موقعیت‌ها در نگهداری وابسته به شرایط به منظور پیش‌بینی دقیق وضعیت آینده تجهیز دانش غیرمستقیم کفایت

نمی‌کند و تجربه متخصص می‌تواند کمک‌کننده باشد. گارگا^{xi} و همکاران [۱۶] رویکردی عمومی از ادغام دو رویکرد مستقیم و غیر مستقیم معرفی نمودند تا وضعیت دارایی تحت پایش را ارزیابی نمایند. قواعد استخراج شده از دانش متخصص برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی به کار گرفته شد. تنظیم توابع عضویت و بازآموزی شبکه عصبی دو راهی است که در رویکرد پیشنهادی آنها داده‌های تاریخی به سیستم استدلال وارد می‌شوند. هرچند آنها عمر مفید باقیمانده را به طور مستقیم پیش‌بینی نمودند، اما یک توضیح بصری جهت عیب‌یابی تجهیز معرفی نمودند. چینام و بارو^{xiii} [۱۷] دانش متخصص را به همراه داده‌های تجربی جهت تعریف شکست در فضای سیگنالی افت وضعیت^{xiv} استفاده نمودند. با توجه به پیش‌بینی سیگنال‌های افت وضعیت در آینده نزدیک، آنها استفاده از شبکه‌های روبه جلو با تأخیر زمانی را برای اهداف عیب‌یابی آینده پیشنهاد دادند. وانگ و ژانگ^{xv} [۱۸] مدلی را برای پیش‌بینی عمر مفید دارایی با وارد نمودن قضاوت‌های متخصص پیشنهاد نمودند.

در این مقاله بر اساس یک رویکرد دوگانه^{xvi} هر دو منبع دانشی داده‌های تاریخی و تجربه متخصص برای تشکیل یک پیش‌بینی‌کننده قابل اطمینان‌تر و کارا تر از عمر مفید باقیمانده، استفاده می‌شود. روش پیشنهادی یک سیستم استدلالی فازی تاکاگی-سوجنو-کانگ^{xvi} (TSK) است که با اطلاعات جمع‌آوری شده از هر دو منبع فرآیند پایش وضعیت و تجربه متخصص ترکیب می‌شود و برای پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده تجهیز به کار می‌رود. دانش به صورت قواعد در پایگاه دانشی TSK ذخیره می‌گردد. منظور از قاعده ساختار اطلاعات اگر-آنگاه است که بیانگر یک گزاره دانشی خواهد بود. در مقاله روشی جدید برای ایجاد پایگاه دانشی در برگزیده هر دو دانش مستقیم و غیر مستقیم بر اساس ویژگی‌های خاص شبکه‌های نوروفازی توسعه می‌یابد. سه قاعده اساسی استخراج شده از داده‌های تاریخی به کمک تعدادی قاعده کمکی که تحت نظارت متخصص ایجاد می‌شوند، پایگاه دانشی دوگانه را تکمیل می‌کنند. شبکه نوروفازی و به تبع آن سیستم استدلال TSK داده‌های وضعیت کارکردی تجهیز را از فرآیند پایش وضعیت در مقاطع گسسته از زمان و همچنین عمر جاری تجهیز را به عنوان ورودی دریافت می‌کند و درصد عمر گذشته از تجهیز را به عنوان خروجی می‌دهد. عملکرد روش دوگانه در مقایسه با روش قدیمی در شرایط کاری مختلف و محتمل برای تجهیز مورد ارزیابی قرار گرفته است. همچنین یک الگوریتم شبیه‌سازی برای تولید داده‌های پایش وضعیت شرایط گوناگون کاری تجهیز توسعه یافته است. پارامترهای الگوریتم شبیه‌سازی به کمک داده‌های واقعی شکست برینگ تخمین زده شده است. نتایج تجربی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی دوگانه

مفید باقیمانده کمک‌کننده خواهند بود. بدین ترتیب در مرحله دوم، متخصص تعدادی قاعده کمکی به پایگاه دانشی استدلال TSK اضافه می‌نماید. در شکل ۱ فرآیند روش دوگانه پیشنهادی برای پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده به تصویر کشانده شده است.

۲-۱. روش غیرمستقیم: ایجاد یک شبکه نوروفازی

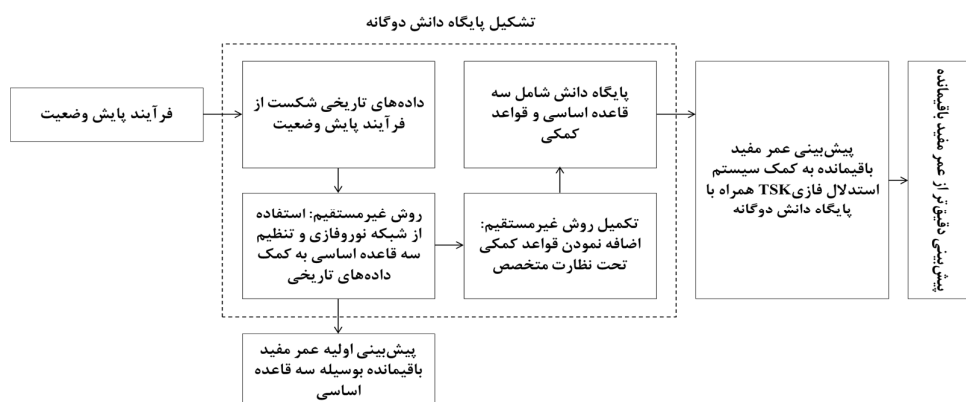
سیستم‌های نوروفازی به طور همزمان مزایای شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی را دارا هستند و به همین دلیل قادرند بسیاری از مسائل دنیای واقعی را حل نمایند. با این ابزار به کمک داده‌های عددی که به کمک برخی فرآیندهای جمع‌آوری داده فراهم می‌شوند، می‌توان پارامترهای متغیرهای زبانی را تنظیم نمود و در مدل‌سازی سیستم از آن استفاده نمود. این ویژگی از سیستم‌های نوروفازی، نیاز رویکرد غیرمستقیم در روش دوگانه پیشنهادی را برای تنظیم پارامترهای قواعد اساسی به کمک داده‌های تاریخی برآورده می‌سازد. بنابراین یک شبکه نوروفازی مانند آنفیس (ANFIS) به عنوان یک ابزار جهت تنظیم پارامترها استفاده می‌گردد. شبکه نوروفازی آنفیس رایج‌ترین ابزار برای استدلال نوروفازی به روش سوچو است و از میان ساختارهای شش، پنج، چهار و سه لایه‌ای که برای آن توسعه یافته است، ساختار پنج لایه آن بیشترین کارایی و کاربرد را دارد [۱۱].

ساختار شبکه ANFIS استفاده شده در مرحله نخست در شکل نمایش داده شده است. شبکه آنفیس در نظر گرفته شده یک آنفیس پنج لایه است. اما با احتساب لایه ورودی در میان سایر لایه‌ها برای تشریح بیشتر آن، در شش لایه تصویر شده است. این شبکه سن کنونی و معیارهای سلامتی تجهیز، بدست آمده از فرآیند پایش وضعیت، در هر نقطه بازرسی را به عنوان ورودی دریافت و درصد عمر سپری شده از کل عمر مفید را به عنوان خروجی بدست می‌دهد.

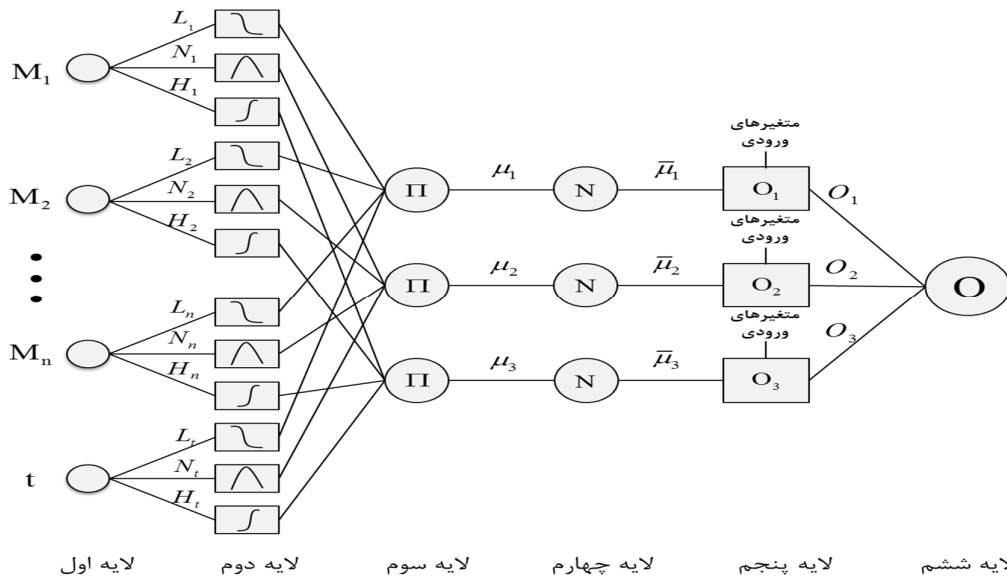
پیش‌بینی‌های مطمئن‌تری در شرایط مختلف کاری تجهیز بدست می‌دهد. به‌علاوه تحلیل حساسیت کارایی مدل نسبت به غنای پایگاه دانشی دوگانه نتیجه داد که انتخاب معنادار دانش و میزان دانش اضافه شده به پایگاه دانشی، بر کارایی مدل تأثیرگذار است. باقیمانده مقاله به این صورت سازمان یافته است: روش‌شناختی روش پیشنهادی در بخش بعدی معرفی می‌گردد. در این بخش هر دو روش مستقیم و غیر مستقیم توسعه می‌یابند. در بخش بعد روش دوگانه به کار گرفته می‌شود و ارزیابی عملکرد آن به کمک الگوریتم شبیه‌سازی صورت می‌گیرد.

۲. روش شناختی

روش پیشنهادی در این پژوهش به منظور پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده، از سیستم استدلال فازی TSK استفاده می‌کند. تولید قواعد و تشکیل پایگاه دانشی برای رویه استدلال در دو مرحله صورت می‌گیرد. در مرحله نخست یک رویکرد غیر مستقیم برای تنظیم سه قاعده اساسی به کمک داده‌های تاریخی فراهم آمده از فرآیند پایش وضعیت پیشنهاد می‌گردد. در این مرحله پارامترهای توابع عضویت در بخش مقدمه^{xviii} قواعد و همچنین پارامترهای مربوط به روابط تعریف شده در قسمت نتیجه^{xi} قواعد در جهت فراهم آوردن تخمین‌های دقیق‌تری از عمر مفید باقیمانده تنظیم می‌گردند. در حالیکه سه قاعده تنظیم شده در سیستم استدلال TSK، با ارائه داده‌های جدید پایش وضعیت توانایی پیش‌بینی عمر مفید را دارند، اما می‌دانیم در چنین موقعیت‌هایی در تخمین عمر مفید باقیمانده، قواعد دیگری به عنوان «قواعد کمکی» وجود دارند که می‌توانند از دانش و تجربه متخصص استخراج گردند. ایده آن است که قواعد ایجاد شده به کمک داده‌های تاریخی کافی نیستند و برخی قواعد کمکی که از تجربه متخصص تولید می‌گردند، در بدست آوردن تخمین‌هایی دقیق‌تر و قابل اطمینان‌تر از متغیر عمر



شکل ۱. فرآیند پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده با روش دوگانه پیشنهادی



شکل ۲. ساختار شبکه نوروفازی ANFIS در مرحله اول (روش غیر مستقیم)

فعالیت‌های نگهداری وابسته به شرایط در قبال تجهیز، باید مؤثرترین معیارها بر رفتار شکست آن شناسایی گردد. شناسایی معیارهای مؤثر می‌تواند از انواع روش‌های انتخاب ویژگی^{xxi} صورت گیرد تا کارایی شبکه از ورود تعداد زیادی از ورودی‌ها به آن کاهش نیابد. یکی دیگر از ورودی‌های مهم شبکه عمر جاری تجهیز در لحظه بازرسی و کنترل است. واحد عمر جاری می‌تواند دلخواه مانند روز یا هفته باشد. در شکل ۲ $M_i (i=1, 2, \dots, n)$ نماد i امین معیار انتخاب شده پایش وضعیت است.

سه قاعده در شبکه گنجانده شده است که قواعد اساسی سیستم استدلال فازی TSK را تشکیل می‌دهند. استدلال جاری در شبکه ANFIS بر اساس روش TSK است و بدین ترتیب می‌تواند داده‌های تاریخی را به منظور تنظیم پارامترهای سیستم استدلال به کار ببرد. بنابراین در واقع در این مرحله یک سیستم استدلال فازی TSK اولیه به کمک شبکه ANFIS ایجاد می‌گردد و پایگاه دانش یا قواعد آن به کمک تنظیم قواعد با داده‌های تاریخی در جهت پیش‌بینی دقیق‌تر عمر مفید باقیمانده ارتقاء می‌یابد. قواعد اساسی گنجانده شده در شبکه ANFIS پیشنهادی در جدول ۱ ارائه گشته‌اند.

جدول ۱. سه قاعده اساسی جاداده شده در شبکه ANFIS

ANFIS rules	
R_1 :	IF M_1 is L_1 and M_2 is L_2 and ... and M_n is L_n and t is L_t THEN $O_1 = c_1^1 M_1 + \dots + c_n^1 M_n + c_t^1 t + c_0^1$
R_2 :	IF M_1 is N_1 and M_2 is N_2 and ... and M_n is N_n and t is N_t THEN $O_2 = c_1^2 M_1 + \dots + c_n^2 M_n + c_t^2 t + c_0^2$
R_3 :	IF M_1 is H_1 and M_2 is H_2 and ... and M_n is H_n and t is H_t THEN $O_3 = c_1^3 M_1 + \dots + c_n^3 M_n + c_t^3 t + c_0^3$

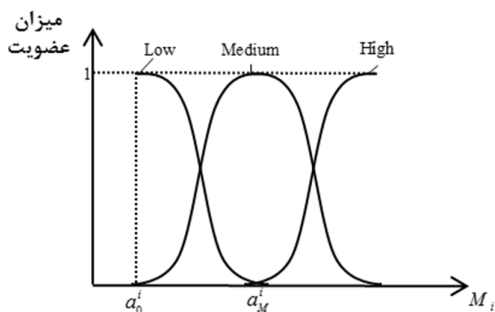
شبکه ANFIS پیشنهادی در این مرحله را می‌توان به عنوان نسخه بهبودی دیگری از روش وو^{xx} [۱۹] در نظر گرفت. در شبکه ANFIS پیشنهادی ترکیب متغیرهای ورودی-خروجی شبیه به شبکه وو است. هرچند در ANFIS بیشتر از یک معیار پایش وضعیت به شبکه ارائه می‌شود و تنها مقادیر فعلی آنها در زمان t منظور می‌گردد. در نتیجه این بهبودها سبب عملکرد بهتری از شبکه پیش‌بینی وقتی که تعداد متغیرهای پایش وضعیت زیادند می‌گردد. باید توجه شود که از شبکه ANFIS در این مرحله تنها به عنوان ابزاری جهت تنظیم قواعد اساسی برای استفاده در سیستم استدلال فازی نهایی TSK استفاده می‌گردد.

همانطور که در شکل ۲ نمایش داده شده است، شبکه پیشنهادی شامل شش لایه است. لایه اول لایه ورودی است. ورودی‌های شبکه شامل معیارهای پایش وضعیت مانند ارتعاشات دستگاه در موقعیت‌های معین، صوت، دما، سطح روغن و مانند آن است. مقادیر این معیارها در هنگام بازرسی در نقاط گسسته‌ای از زمان بدست می‌آیند. برای اندازه‌گیری این معیارها مسئول کنترل می‌تواند از ابزارهایی مخصوص چون انواع حسگرها و اندیکاتورها که جهت ارزیابی آنها طراحی گشته‌اند استفاده نماید. معیارهای زیادی برای تعیین وضعیت تجهیز وجود دارند که در عمل مقادیر آنها روابط متفاوتی با رفتار شکست تجهیز دارند. برای انجام مناسب

روش شیب نزولی و رویکرد انتشار رو به عقب^{xxiv} توسعه یافته است.

عملگر تی-نرم^{xxv} مورد استفاده در لایه سوم یک عملگر ضرب است. رابطه ۴ خروجی لایه سوم را به نمایش می‌گذارد،

$$\mu_r = L_1 L_2 \dots L_n L_r \quad r = 1, 2, 3 \quad (4)$$



شکل ۳. رفتار مطلوب توابع عضویت انتخابی برای مجموعه‌های فازی

خروجی‌های لایه سوم در لایه چهارم مطابق با رابطه ۵ نرمالیزه می‌شوند،

$$\bar{\mu}_r = \frac{\mu_r}{\sum_{r=1}^3 \mu_r} \quad r = 1, 2, 3 \quad (5)$$

که در آن $\bar{\mu}_r$ خروجی لایه چهارم برای r امین گره یا قاعده است. علاوه بر آن $\bar{\mu}_r$ اشاره به درجه نسبی تحقق برای r امین قاعده دارد و نقش نسبی آن قاعده در محاسبه خروجی حاصل از فرآیند استدلال را نشان می‌دهد.

خروجی لایه پنجم در رابطه ۶ محاسبه شده است،

$$O_r = \bar{\mu}_r \left(\sum_{i=1}^n c_i^r M_i + c_t^r t + c_0^r \right) \quad r = 1, 2, 3 \quad (6)$$

و در نهایت درصد عمر گذشته از محصول به عنوان خروجی نهایی شبکه از طریق رابطه ۷ محاسبه می‌گردد،

$$O = \sum_{r=1}^3 O_r \quad (7)$$

همانطور که پیشتر اشاره شد، برای حصول پیش‌بینی دقیق‌تر، خروجی نهایی شبکه ANFIS که با نماد O مشخص می‌شود، مقدار درصد گذشته از عمر تجهیز در نظر گرفته می‌شود. به عنوان مثال درصد عمر گذشته از تجهیز که ۴۰۰ روز از عمر آن گذشته و در کل عمر مفید آن ۶۳۰ روز خواهد بود، به صورت زیر محاسبه می‌شود،

$$O = \frac{400}{630} \times 100\% = 63.5\% \quad (8)$$

همانطور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، تعداد $(n+1)$ متغیر ورودی و یک متغیر خروجی O وجود دارد که در هر قاعده به صورت مستقل با نماد $O_r (r=1, 2, 3)$ محاسبه می‌شود. هر ورودی در بدو ارائه به شبکه، از طریق یک متغیر زبانی شامل سه مجموعه فازی توصیفی فازی‌سازی می‌گردد؛ مجموعه زیاد (H) ، مجموعه طبیعی (N) و مجموعه پایین (L) . این نوع نمایش متغیرها، بسیار نزدیک به قضاوت‌های متخصص است. c_i^r که $(i=1, 2, \dots, n, t)$ و c_0^r که $(r=1, 2, 3)$ مقادیر ثابت در سازوکار استدلال TSK هستند.

لایه دوم میزان عضویت هر یک از ورودی‌ها را به مجموعه‌های فازی L و N, H تعیین می‌کند. توابع عضویت مورد استفاده در لایه دوم از نوع توابع گوسین کرنل^{xxii} و سیگموئید^{xxiii} هستند. مجموعه‌های L و N توابع گوسین کرنل و H توابع سیگموئید را به عنوان توابع عضویت استفاده می‌کنند. توابع ۱ تا ۳ آنها را معرفی می‌نماید.

$$\exp\left(-b_L^i (M_i - a_0^i)^2\right) \quad i = 1, 2, \dots, n, t, \quad (1)$$

$$\exp\left(-b_N^i (M_i - a_N^i)^2\right) \quad i = 1, 2, \dots, n, t, \quad (2)$$

$$\frac{1}{1 + \exp\left(-b_H^i (M_i - a_H^i)\right)} \quad i = 1, 2, \dots, n, t. \quad (3)$$

که در آن a_j^i و $b_j^i (j=L, N, H)$ پارامترهای تابع هستند. a_0^i ثابت مرکزی برای تابع ۱ است و مقدار آن برابر است با پایین‌ترین مقدار ممکن که معیار a^i با مجموعه فازی L با درجه عضویت ۱ تعلق دارد و این مقدار به کمک متخصص تعیین می‌گردد. توابع ۱ و ۲ و ۳، توابع عضویت مجموعه‌های فازی به ترتیب L و N, H هستند. دلایل انتخاب این توابع به عنوان فازی‌ساز برای شبکه نوروفازی در زیر عنوان شده است:

- این توابع مشتق‌پذیر هستند و بنابراین بیرون کشیدن روابط برورسانی به منظور آموزش شبکه و تنظیم پارامترها با روش‌هایی مانند شیب نزولی امکان‌پذیر است.
- مطلوب است که یک مقدار پایین برای ورودی مقدار عضویت بالایی را در مجموعه فازی L بدست دهد و با افزایش مقدار ورودی این میزان عضویت در مجموعه L کاهش و به میزان عضویت آن در مجموعه‌های N و H اضافه گردد. توابع انتخابی این نیاز را برآورده می‌سازند. شکل ۳ رفتار میزان عضویت بدست آمده از توابع ۱ تا ۳ را بر حسب مقادیر یک ورودی نشان می‌دهد.
- پارامترهای توابع عضویت به وسیله یک الگوریتم یادگیری با استفاده از داده‌های تاریخی حاصل از فرآیند پایش وضعیت تنظیم می‌گردند. الگوریتم یادگیری معرفی شده در بخش بعدی بر اساس

۲-۲. الگوریتم یادگیری جهت آموزش شبکه ANFIS

شبکه پیشنهادی نیازمند استفاده از داده‌های تاریخی است تا به کمک آنها تحت آموزش قرار بگیرد. در واقع، در فاز آموزش شبکه، پارامترهای مربوط به قواعد فازی گنجانده شده در شبکه در دوره‌های مختلف آموزشی، بروز رسانی می‌گردند. این پارامترها شامل $5(n+1)$ عدد پارامتر در قسمت مقدمه (پارامترهای نوع a و b در روابط ۱ تا ۳) قواعد و $3(n+2)$ عدد پارامتر در قسمت نتیجه قواعد (پارامترهای نوع c در جدول ۱) هستند.

در این قسمت یک الگوریتم یادگیری با روش شیب نزولی و با رویکرد انتشار رو به عقب معرفی می‌گردد. در روش شیب نزولی، بروز رسانی پارامترها در جهت کاهش خطای پیش‌بینی صورت می‌گیرد. به این معنا که روابط بروز رسانی مقادیر پارامترها، حاوی عبارتی از مشتق خطای کل پیش‌بینی شبکه نسبت به آن پارامتر است. معادله ۹ نحوه محاسبه خطای پیش‌بینی را نشان می‌دهد.

$$E = \frac{1}{2}(O-d)^2 \quad (9)$$

که در آن d خروجی مطلوب است. با در نظرگیری این معادله خطا، تغییر بهبودی در پارامترها در هر دوره آموزش^{xxvi}، جهت کاهش خطا، متناسب است با شیب نزولی خطا نسبت به آن پارامتر که در تناسب ۱۰ مشخص شده است.

$$\Delta l \propto -\frac{\partial E}{\partial l} \quad (10)$$

که در آن l یک پارامتر نوعی است. نسبت ۱۰ در حضور ضریب ثابت η به عنوان نرخ آموزش، با معادله ۱۱ جایگزین می‌شود.

$$\Delta l = -\eta \frac{\partial E}{\partial l} \quad (11)$$

الگوریتم زیر که برگرفته است از الگوریتمی که لین و لسی^{xxvii} [۲۰] برای آموزش شبکه ANFIS معرفی کرده است، رویه آموزش را با استفاده از تعداد P چندتایی مرتب نشان می‌دهد. ساختار چندتایی‌های مرتب به صورت $(M_1^{(p)}, M_2^{(p)}, \dots, M_n^{(p)}, t^{(p)}, d^{(p)})$ است که شامل ورودی‌ها و خروجی‌های مطلوب می‌باشد. در حقیقت P معرف تعداد نقاط بازرسی منتهی به شکست تجهیز است.

قدم اول: متخصص برای هریک از پارامترها مقداری اولیه تعیین می‌کند. مقدار اولیه مناسب برای پارامترها در همگرایی آنها و سرعت همگرایی تأثیرگذار است.

قدم دوم: داده آموزشی ورودی-خروجی، $(M_1^{(p)}, M_2^{(p)}, \dots, M_n^{(p)}, t^{(p)}, d^{(p)})$ به شبکه ارائه می‌شود.

قدم سوم: استدلال فازی برای داده‌های ورودی با کمک رابطه‌های ۱ تا ۷ صورت می‌گیرد و خروجی محاسبه می‌گردد.

قدم چهارم: پارامترهای بخش نتیجه در ساختار قواعد به کمک معادله ۱۱ تنظیم می‌گردند.

قدم پنجم: استدلال فازی صورت گرفته در فاز سوم تکرار می‌شود. قدم ششم: در این قدم پارامترهای تنظیم شده بخش نتیجه در قواعد جایگزین پارامترهای قبلی می‌شوند. سپس پارامترهای بخش مقدمه در ساختار قواعد به کمک رابطه ۱۱ تنظیم می‌شوند.

قدم هفتم: قدم‌های ۳ تا ۶ برای تمامی P چندتایی مرتب ورودی تکرار می‌شوند تا یک دوره آموزشی تکمیل گردد. در انتهای هر دوره خطای کل به کمک معادله ۱۲ محاسبه می‌شود.

$$E_k = \sum_{p=1}^P \frac{1}{2} (O^{(p)} - d^{(p)})^2 \quad (12)$$

که در آن k شمارشگر دوره آموزشی شامل P داده است. قدم هشتم: شرایط توقف در این گام بررسی می‌شود. نامعادله ۱۳ در دوره k این شرایط را نشان می‌دهد.

$$|E_k - E_{k-1}| \leq \varepsilon \quad (13)$$

ε مقدار ثابتی است که متناسب با دقت مورد نیاز همگرایی تعیین می‌گردد. در تعیین ε امکان فراآموزش^{xxviii} شبکه باید در نظر گرفته شود.

به طور ساده فرض کنید دو دسته داده به صورت $(1,3,2)$ و

$(2,3,3)$ به شبکه ارائه می‌شود. در مورد بردار اول عدد M_1^1 ،

عدد t^1 ۳ و عدد d^1 ۲ مقدار مطلوب یعنی d^1 را در دسته داده ۱

نشان می‌دهد. پارامتر c_1^1 در قسمت نتیجه و پارامتر b_l^1 در قسمت

مقدمه را در نظر بگیرید. مطابق قدم اول الگوریتم مقدار اولیه 0.5

به هر دو ی آنها نسبت داده می‌شود. پس از ارائه این دو بردار به

شبکه طبق گام دوم مقدار خروجی از طریق روابط ۱ تا ۷ برای آنها

همانطور که در گام سوم اشاره شده است، به ترتیب ۱ و ۲ محاسبه

می‌شود. مقدار خطای آموزشی در پایان این دوره (دوره اول)

آموزشی برابر است با $\frac{1}{2}(2-1)^2 = 0.5$ برای بردار اول و

$\frac{1}{2}(3-2)^2 = 0.5$ برای بردار دوم. مطابق با قدم چهارم پارامتر c_1^1

به عنوان یکی از پارامترهای قسمت نتیجه باید تنظیم و بروز رسانی

شود. رابطه بروز رسانی پارامتر c_1^1 با استفاده از رابطه ۱۱ به شکل

$\Delta c_1^1 = -\eta_c \frac{\partial E}{\partial O} \frac{\partial O}{\partial c_1^1} \frac{\partial O_1}{\partial c_1^1}$ و $c_1^1 = c_1^1 + \Delta c_1^1$ و به طور ساده‌تر

$\Delta c_1^1 = -\eta_c (o-d) \bar{\mu}_1 M_1$ محاسبه می‌شود. اگر مقادیر

$\eta_c = 0.01$ ، $\bar{\mu}_1 = 0.2$ در دسترس باشند، مقدار جدید پارامتر برابر

خواهد بود با $c_1^1 = 0.5 - 0.002 = 0.498$. سایر پارامترهای مربوط

حالی است که در عمل بسیاری از سیستم‌ها و فرآیندهای پایش وضعیت، داده‌های پایش را تا زمان معین و محدودی در بانک خود نگهداری می‌کنند و جای آنها را به داده‌های جدید می‌دهند. در چنین وضعیتی دسترسی به یک منبع دانشی مکمل و مستقل از داده‌های تاریخی که می‌توانند نقص‌هایی داشته باشند، بسیار کمک کننده خواهد بود.

در مرحله قبل و در رویکرد غیر مستقیم، سه قاعده اساسی با مقدمه‌ها و نتایج معین تحت تنظیم قرار گرفتند و نماینده دانشی شدند که به صورت غیرمستقیم از داده‌های تاریخی استخراج شدند. در مرحله دوم دانش کمکی که تحت نظارت متخصص تولید می‌شوند به پایگاه دانشی اضافه می‌شوند. در یک روش معین برای استخراج قواعد کمکی، برچسب‌های مجموعه‌های فازی توصیفی در هریک از متغیرهای زبانی که در مرحله قبل تنظیم گشتند، ترکیب خواهند شد و بدین ترتیب موقعیت‌های جدیدی را که در عمل می‌توانند اتفاق افتند، در برمی‌گیرند. عملیات ترکیب تحت نظارت متخصص صورت می‌گیرد و اوست که مشخص می‌کند بر حسب تجربه و دانش قبلی چه موقعیت‌هایی در عمل ممکن است اتفاق بیافتد. به عنوان مثال با در دست بودن سه قاعده اساسی نشان داده شده در جدول ۱ که در مرحله قبل تنظیم شده‌اند، متخصص تشخیص می‌دهد که در عمل موقعیتی می‌تواند رخ دهد که قاعده زیر را در پایگاه دانش ضروری می‌کند.

به قسمت نتیجه نیز به این صورت بروز شده و بردارهای (1,3,2) و (2,3,3) مجدداً به شبکه ارائه می‌شود تا قدم پنجم صورت پذیرد. برای اجرای قدم ششم پارامتر b_L^1 نیز به کمک رابطه ۱۱ و مانند آنچه برای پارامتر c_1^1 انجام شد، صورت می‌گیرد.

پس از فاز آموزش، سه قاعده اساسی در شبکه نوروفازی به کمک داده‌های تاریخی و در قالب سیستم استدلال TSK آموزش دیده‌اند. شبکه نوروفازی در انتهای این مرحله می‌تواند با دقت حاصل از آموزش به کمک داده‌های پایش وضعیت، عمر مفید باقیمانده را تخمین بزند. با وجود این، سه قاعده اساسی برای یک تخمین دقیق و مطمئن کافی نیستند. تعدادی قاعده جدید از تجربه متخصص به عنوان مکمل قابل استخراج است. بخش بعدی نحوه استخراج قواعد کمکی را تفصیل می‌دهد.

۲-۳. تکمیل روش غیر مستقیم با دانش متخصص

هر سیستم پیش‌بینی که بر اساس داده‌های تاریخی عمل می‌کند، تنها قادر است موقعیت‌هایی را تحلیل کند که مشابه آن در گذشته اتفاق افتاده باشد و داده‌های مربوط به آن موقعیت در مجموعه داده‌های آموزشی آن موجود باشد. بنابراین یک فرآیند اطمینان‌بخش برای جمع‌آوری و پایش داده‌ها جهت دستیابی به پیش‌بینی‌های قابل قبول ضروری است. به علاوه لازم است مقدار تکرار موقعیت‌ها در گذشته در سطحی رضایت‌بخش باشد تا فرآیندهای پیش‌بینی بتوانند الگوی آن را شناسایی نمایند. این در

IF M_1 is H_1 and M_2 is L_2 and ... and M_n is L_n and t is L_t THEN

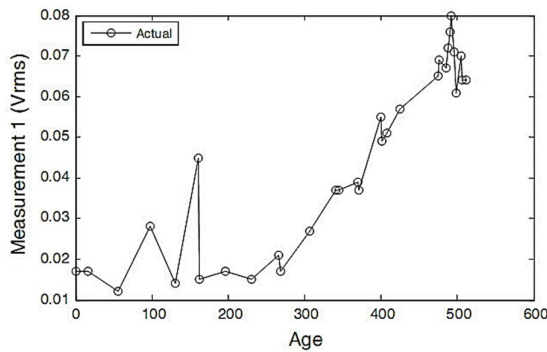
$$O = c_1^3 M_1 + c_2^1 M_2 + \dots + c_n^1 M_n + c_t^1 t + \frac{nc_0^1 + c_0^3}{n+1} \quad (14)$$

درجه تحقق این قاعده به دلیل وجود عملگر ضرب می‌شود و لذا اثر بحرانی بودن مقدار معیار اول از بین می‌رود و در محاسبات تأثیر نخواهد کرد. اضافه نمودن قاعده ۱۴ به پایگاه دانشی که موقعیت بحث شده را در نظر می‌گیرد، نتایج مطمئن‌تری را برای عمر مفید بدست می‌دهد.

این مثال نشان می‌دهد که قاعده کمکی مفید است و تعداد 3^{n+1} قاعده کمکی از طریق این روش استخراج، به عنوان گزینه ورود به پایگاه دانشی وجود دارد. متخصص باید با توجه به تجربه خود از موقعیت‌هایی که در واقعیت اتفاق می‌افتند، از بین آنها دست به انتخاب بزند. هرچند به تشخیص خود می‌تواند قواعد دیگری که در این روش تولید قاعده‌های کمکی ایجاد نمی‌گردند را نیز اضافه نماید. قواعد جدید مستقل از قواعد اساسی عمل می‌نمایند و کل دانش سیستم استدلال ارتقاء می‌یابد. زرندي^{xxi} و همکاران [۱۵]

همانطور که قابل مشاهده است، مجموعه فازی L_1 و تابع عضویت متعلق به آن بوسیله مجموعه فازی H_1 مربوط به قاعده دیگری که در مرحله قبل تنظیم گشته است، جایگزین شده است. اضافه نمودن این قاعده جدید به پایگاه دانش باید معنی‌دار باشد و عملکرد پیشگویانه سیستم را بهبود بخشد. در توضیح می‌توان گفت که موقعیت‌هایی وجود دارد که مقدار مشاهده شده برای معیار ۱ مقداری بالاست و در حال بحرانی شدن است، در حالیکه مقدار سایر ورودی‌ها در وضعیت طبیعی خود و بعضاً در مقادیری پایین هستند. فرض کنید تنها قواعد در دست، سه قاعده اساسی مرحله قبل و نشان داده شده در جدول ۱ باشند. در این حالت قاعده R_3 مقادیر بالای معیار اول را به حساب می‌آورد. اما سایر ورودی‌ها مقدار زیادی ندارند و عضویت پایینی را در مجموعه‌های فازی این قاعده نتیجه می‌شوند. تضاد مقادیر در این قاعده سبب کاهش

سری زمانی در نظر گرفت. در عمل x_0 چارچوب زمانی که داده‌های مقادیر M_i باید در آن تا قبل از شکست تولید شوند را معین می‌کند. شکل ۴ یک سری زمانی واقعی برای یک معیار را منتهی به یک شکست نشان می‌دهد [۴]. معیار ۱، مقدار ارتعاشات یک برینگ است که در زمان‌های بازرسی مختلف ثبت شده‌اند. الگوریتم شبیه‌سازی پیشنهادی در واقع یک سری زمانی را شبیه‌سازی خواهد نمود.



شکل ۴. نمودار رفتار مقادیر ارتعاشات برینگ در یک محور

معین نسبت به زمان

۲. به منظور شبیه‌سازی فرآیند پایش وضعیت، در دست بودن تخمینی مناسب از تابع f ضروری است. با مشاهده شکل ۴ وجود یک روند میان مقادیر معیار ۱ و زمان قابل مشاهده است که شامل مقداری اختلال نیز می‌باشد. این روند می‌تواند به کمک یک تابع خطی مانند $A + Bt + \varepsilon_t$ به عنوان تابع f تقریب زده شود. A و B پارامترهایی هستند که به کمک داده‌های تاریخی و با روشی مانند کمترین مربعات خطا تخمین زده می‌شوند. اما شکل ۴ بیان‌گر وجود رابطه‌ای غیر خطی میان زمان و معیار ۱ است و یک تخمین خطی نتایج ضعیفی را به همراه خواهد داشت. تیان^{xxxi} [۴] تابعی غیر خطی را برای تخمین مقادیر معیارها بر حسب زمان به کار برد تا با ورود مقادیر تخمینی خود به شبکه عصبی، اثر اختلالات را تا حدی کاهش دهد. او روند بدتر شونده را که از فرآیند پایش وضعیت گرفته می‌شود به کمک تابع نرخ شکست ویبول تقریب زد. این تابع در رابطه ۱۸ آمده است،

$$M_i(t) = Y + K \frac{B}{\alpha^\beta} t^{\beta-1}, \quad (18)$$

برای ساخت سیستم‌های فازی توانا از این روش استخراج دانش استفاده نمودند. در قسمت بعد به کارگیری این روش دوگانه در پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده روشن می‌شود و کارایی آن در شرایط ممکن واقعی سنجیده می‌شود. به منظور ایجاد شرایط مختلف کاری، در ابتدا یک الگوریتم شبیه‌سازی معرفی می‌گردد.

۳. شبیه‌سازی شرایط کارکردی تجهیز و فرآیند پایش

وضعیت

با نگاه به کمیاب بودن عمومی اطلاعات شکست حاصل از فرآیندهای پایش وضعیت، جمع‌آوری داده کافی که معرف تمامی شرایط واقعی برای ارزیابی روش دوگانه باشد دشوار به نظر می‌رسد. با این توضیح رویه‌ای به منظور شبیه‌سازی موقعیت‌های گوناگون برای ارزیابی روش پیشنهادی توسعه می‌یابد. روش شبیه‌سازی پیشنهادی بر اساس کار وانگ و کریستر^{xxx} [۲۱] به منظور شبیه‌سازی فرآیند پایش وضعیت است. روش آنها برای تولید مقادیر معیارهای سلامت کارکردی تجهیز در یک وضعیت بدتر شونده ایجاد گردیده است. با فرض آنکه بعد از هر فعالیت نگهداری و تعمیرات، عملکرد تجهیز به خوبی عملکرد یک تجهیز جدید است، مقدار معیار M_i در زمان بازرسی t به کمک رابطه ۱۵ توصیف می‌گردد،

$$M_i(t) = f(x_t, \varepsilon_t). \quad (15)$$

که در آن f یک تابع معین، x_t عمر مفید باقیمانده در زمان t و ε_t متغیر اختلال^{xxxi} در مقادیر معیارها در زمان t و دارای توزیعی تصادفی با واریانس ثابت و میانگین صفر است. اگر x_0 بیانگر مقدار عمر مفید باقیمانده در زمان $t=0$ باشد، مقدار x_t را می‌توان به صورت معادله ۱۶ بیان کرد،

$$x_t = x_0 - t. \quad (16)$$

بنابراین می‌توان معادله ۱۵ را به صورت زیر بازنویسی نمود،

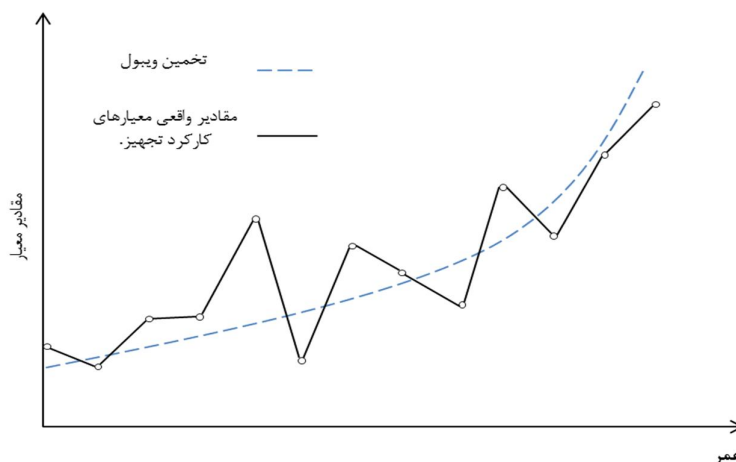
$$M_i(t) = f(t, x_0, \varepsilon_t). \quad (17)$$

بنابراین، مقدار جاری معیار در نقطه بازرسی t تابعی است از سن جاری تجهیز. به بیان دیگر، میزان فاصله از عملیات نگهداری قبل (t) و یک اثر تصادفی (ε_t) مقدار معیار را تحت تأثیر قرار می‌دهد. با این توضیح، مقدار معیار پایش وضعیت تجهیز را می‌توان یک

$$M_i(t) = Y + K \frac{\beta}{\alpha} t^{\beta-1} + \varepsilon_i \quad (19)$$

شکل ۵ روند غیر خطی تابع ۱۸ در شبیه‌سازی خروجی فرآیند پایش وضعیت را نشان می‌دهد.

α و β پارامترهای به ترتیب مقیاس و شکل با مقادیر مثبت هستند. Y مقدار معیار را در زمان $t=0$ نشان می‌دهد. K ثابتی است در ارتباط با مقیاس و بزرگی مقادیر معیارها می‌باشد. با اضافه نمودن متغیر اختلال به تابع ۱۸، تابع f به صورت زیر بیان می‌شود.



شکل ۵. نحوه تقریب داده‌های خروجی فرآیند پایش وضعیت به کمک تابع نرخ شکست ویبول

قدم ششم: اگر $M_i(t) > C$ (سطح بحرانی معیار است)، به معنای شکست تجهیز است و قرار داده می‌شود $k = k+1$ و رجوع به قدم دوم صورت می‌گیرد.

قدم هفتم: اگر $x_{j-1} < t_{int}$ ، به معنای شکست تجهیز است و قرار داده می‌شود $k = k+1$ و رجوع به قدم دوم صورت می‌گیرد.

قدم هشتم: قرار داده می‌شود $j = j+1$ و رجوع به قدم پنجم صورت می‌گیرد.

همانطور که در قدم سوم بیان شد، به منظور اجرای الگوریتم، تخمینی از مقدار x_0 به عنوان تخمینی از عمر مفید تجهیز در آغاز شروع به کار آن لازم است. وانگ و کریستر [۲۱] این متغیر را به عنوان یک متغیر تصادفی با توزیع ویبول در نظر گرفتند. همچنین به منظور سادگی، فاصله میان بازرسی‌ها مقدار ثابت t_{int} بدون تغییر در عمومیت الگوریتم در نظر گرفته شده است. هرچند این فاصله می‌تواند غیر هم‌اندازه در بازرسی‌های مختلف باشد.

۴. نتایج تجربی

داده‌های این بخش برای ارزیابی مدل به کمک الگوریتم معرفی شده در بخش قبل تولید می‌گردد. فرض کنید، فعالیت‌های

در شکل ۵ واحد عمر می‌تواند روز، هفته یا سال باشد. اما باید توجه شود که در صورت انتخاب یک واحد مشخص برای عمر تجهیز، در تخمین پارامترهای ویبول نیز این واحد رعایت شود. به این معنی که داده‌هایی که برای تخمین پارامترها به کار می‌روند این واحد را رعایت نمایند. با استفاده از رابطه ۱۷ و تابعی توسعه یافته ۱۹، الگوریتم شبیه‌سازی خروجی فرآیند پایش وضعیت به صورت زیر خواهد بود،

قدم اول: قرار داده می‌شود $k=1$.

قدم دوم: اگر $k = N+1$ آنگاه توقف صورت می‌گیرد (N تعداد چرخه شبیه‌سازی است که به دلخواه تنظیم می‌گردد. هر چرخه بیانگر یک بسته داده تاریخی شکست است).

قدم سوم: مقدار x_0 مطابق با توزیع ویبول، با پارامترهای مناسب، تولید می‌گردد.

قدم چهارم: قرار داده می‌شود $j=1$.

قدم پنجم: اگر $x_{j-1} > t_{int}$ (فاصله زمانی بین دو بازرسی است که به منظور راحتی محاسبات یکسان و ثابت در نظر گرفته

می‌شود)، $x_j = x_{j-1} - t_{int}$ محاسبه و $M_i(t)$ بر اساس رابطه ۱۹

و $t = x_0 - x_j$ تولید می‌گردد.

تولید گردد. مقادیر پارامترهای C و t_{int} به صورت دلخواه تعیین گشته‌اند.

با در دسترس بودن پارامترهای فوق، داده‌های مورد نیاز برای شبیه‌سازی شرایط متفاوت ممکن در واقعیت از طریق الگوریتم پیشنهادی قابل تولید است. تعداد ده مجموعه داده تاریخی شکست (هر مجموعه حاوی مقادیر دو معیار در زمان‌های متفاوت بازرسی تا زمان شکست آن است) برای معیار ارتعاشات برینگ‌ها تولید گردید. این تعداد برابر مقداری است که تیان [۴] برای تخمین پارامترهای پیش‌بینی استفاده نمود. عمر منتهی به شکست تجهیز در این ده بسته از ۲۷۸ روز تا ۱۶۵۰ روز متفاوت است. یعنی زودترین شکست در روز ۲۷۸ و دیرترین آن در روز ۱۶۵۰ شبیه‌سازی شده است. تعداد کل نقاط بازرسی در این ده بسته ۴۱۸ نقطه است و مطابق با الگوریتم شبیه‌سازی این نقاط فاصله هم‌اندازه‌ای به اندازه ۲۰ روز از یکدیگر قرار گرفته‌اند. عملیات پیش‌بینی می‌تواند به کمک شبکه ANFIS آموزش داده شده صورت گیرد. شبکه نوروفازی با مقدار دهی اولیه به پارامترهای قواعد فازی ساختار می‌یابد. الگوریتم یادگیری معرفی شده برای تنظیم این پارامترها اجرا می‌شود. نرخ‌های آموزش برای حصول نتایج بهتر در مقادیر پایین و کمتر از ۰/۰۰۰۱ تنظیم گشتند. این دوره‌های آموزشی در واقع سه قاعده اساسی مطابق با الگوهای گذشته تنظیم و دانش را به صورت غیر مستقیم از آن داده‌ها بیرون می‌کشند. پس از ۵۰۰ دوره آموزشی (epoch) مشاهده گردید که تغییرات در پارامترها ناچیز است و پارامترها به مقدار ثابتی متمایل گردیده‌اند و اجرای الگوریتم پایان می‌یابد. همچنین، مشاهده گشت که پدیده فرآزموشی (Overtraining) تا ۵۰۰ دوره آموزشی اتفاق نمی‌افتد. بدین ترتیب قواعد اساسی با داده‌های تاریخی تنظیم گشته و همانطور که پیشتر اشاره گشت این سه قاعده می‌توانند در سیستم استدلال TSK مورد استفاده و مقدار درصد عمر باقیمانده را در حضور داده‌های جدید محاسبه نمایند. با این وجود، به منظور دستیابی به پیش‌بینی‌های دقیق‌تر و قابل اطمینان‌تر، متخصص تصمیم می‌گیرد که تعداد ۲۴ قاعده دیگر را به پایگاه قواعد اضافه نماید. جدول ۳ اطلاعات نحوه آموزش شبکه را خلاصه می‌کند.

نگهداری و تعمیرات وابسته به شرایط برای برینگ‌های تجهیز معینی صورت می‌گیرد. معیارهای مورد نظر به منظور ارزیابی وضعیت کارکردی برینگ‌ها، میزان ارتعاشات تحت پایش آنهاست. داده‌های ارتعاشات در جهت‌های محوری مختلف در دسترس است. با این حال به کمک یک روش انتخاب ویژگی، دریافت می‌شود که دو جهت محوری خاص ارتعاشات تأثیری مشهودتر بر رفتار شکست تجهیز می‌گذارند. به منظور تولید مقادیر این دو معیار ارتعاشی بر اساس الگوریتم پیشنهادی، تخمینی از عمر مفید تجهیز در شروع به کار آن (x_0) و تخمین پارامترهای معادله ۱۹ مورد نیاز است. تیان [۴] تعدادی از این پارامترها را به کمک داده‌های واقعی که از فرآیند پایش وضعیت برینگ‌ها در گروه گولد پامپ xxxiii در شرکت کرافت پالپ میل کانادا xxxiv بدست آمده است، تخمین زده است. سایر پارامترها به طور مشابهی از داده‌ها قابل تخمین هستند. جدول ۲ مقادیر تخمینی این پارامترها را خلاصه می‌کند.

جدول ۲. مقادیر تخمینی پارامترهای شبیه‌سازی از داده‌های واقعی

مقادیر تخمینی	پارامترهای مورد نیاز برای شبیه‌سازی خروجی پایش وضعیت
۰/۰۲۱۰	Y
۸/۶۲۰۰	K
۵۴۱/۸۰۰۰	α
۳/۹۹۰۰	β
۰/۲۰۰۰	σ (انحراف استاندارد برای متغیر اختلال)
۳/۱۸۲۰	پارامتر شکل ویبول برای تخمین x_0
۲۴۸/۲۵۵۰	پارامتر مقیاس ویبول برای تخمین x_0
۱ (Vrms)	C
۲۰ (days)	t_{int}

در جدول ۲ انحراف استاندارد متغیر اختلال (σ) مقدار ثابت دلخواهی در نظر گرفته شده است و این مقدار به گونه‌ای انتخاب می‌شود تا مقادیر تولیدی دارای پراکندگی مناسبی حول میانگین خود در زمان‌های مختلف داشته و همچنین مقادیر مثبتی از آنها

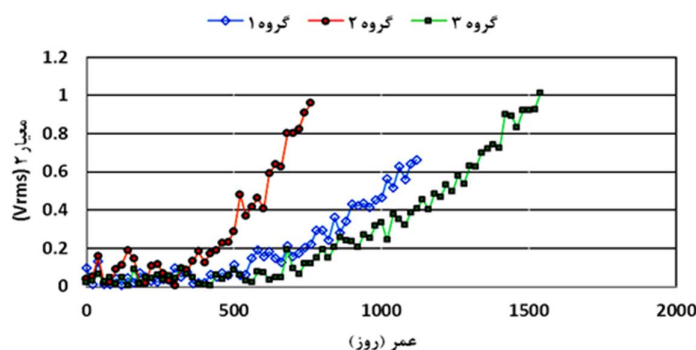
جدول ۳. خلاصه اطلاعات نحوه آموزش شبکه ANFIS

کمترین عمر در داده‌های آموزشی (زودترین شکست)	تعداد معیارهایی که در مرتبط با شکست تشخیص داده شده‌اند	نوع معیارهای بیان‌گر وضعیت سلامت تجهیز	تعداد داده‌های آموزشی	تجهیز مورد بررسی

۲۷۸ روز یا شکست در روز ۲۷۸	دو معیار (ارتعاش) مربوط به دو محور خاص ارتعاشی	معیار ارتعاشات برینگ‌ها در محورهای مختلف	مجموعه شامل اطلاعات وضعیت سلامت تجهیز در بازرسی‌ها تا روز رخداد شکست	ده مجموعه داده شکست (هر برینگ‌های یک تجهیز معین)
تعداد دوره‌های آموزشی ۵۰۰ دوره	مقدار نرخ‌های آموزش هر پارامتر (تنظیم کننده سرعت همگرایی شبکه)	فاصله هر دو بازرسی ۲۰ روز	تعداد کل نقاط بازرسی در همه ده مجموعه داده	بیشترین عمر در داده‌های آموزشی (دیرترین شکست) ۱۶۵۰ روز یا شکست در روز ۱۶۵۰
	< 0.0001	۴۱۸ بازرسی		

دیگری که در شرایط کاری تجهیز امکان‌پذیر است در گروه سوم از داده آزمایشی پیش‌بینی شده است. در این موقعیت دستگاه به دلایلی معین یا نامعین، شرایط کارکردی مناسب‌تری را تجربه می‌نماید و معیارهای اندازه‌گیری سلامتی آن روندی کندتر در حرکت به سمت بحرانی شدن را طی می‌نماید. در این موقعیت انتظار است تا عمر تجهیز مقداری بیشتر از موقعیت‌های معمولی باشد و پیش‌بینی مناسب این موضوع در تصمیمات مناسب نگهداری و کاهش هزینه‌ها تأثیرگذار است. در مورد داده تولیدی به کمک الگوریتم شبیه‌سازی برای گروه سوم، شکست در زمان ۱۵۴۰ روز اتفاق می‌افتد. برای هر یک از گروه‌های آزمایشی فوق، ۶ رفتار معیار دوم را در بستر زمان و در سه گروه آزمایشی به تصویر می‌کشد.

برای ارزیابی روش دوگانه پیشنهادی در مقایسه با رویکرد غیر مستقیم، به کمک الگوریتم شبیه‌سازی سه گروه داده آزمایشی، نماینده سه وضعیت متفاوت که در واقعیت محتمل هستند تولید گردید. گروه اول نماینده یک وضعیت معمولی هم‌الگو با داده‌های تاریخی که سه قاعده اساسی با آن آموزش دیدند است. به این ترتیب پارامترهای شبیه‌سازی در تولید این گروه همانند پارامترهای استفاده شده برای تولید داده‌های تاریخی است. گروه دوم نماینده وضعیتی است که یکی از معیارها (M_2) زودتر از حالت عادی از مقدار بحرانی خود ($C=1$) عبور می‌کنند. لذا شکست زودتر از میانگین و در روز ۷۶۰ از عمر تجهیز اتفاق می‌افتد. چنین شرایطی وابسته به نوع تجهیز و محیط کارکردی آن می‌تواند در طول عمر تجهیز اتفاق افتد. بنابراین روش‌های پیش‌بینی عمر مفید باید چنین شرایطی را احصاء نمایند. موقعیت



شکل ۶. رفتار مقادیر معیار دوم بر حسب زمان در سه گروه داده آزمایشی

معیار نرمال شده AIC^1 [۱۰ و ۲۲] به منظور مقایسه رویکرد غیرمستقیم و روش دوگانه پیشنهادی در پیش‌بینی عمر مفید در سه شرایط مختلف کارکردی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این معیار به صورت زیر تعریف می‌گردد.

$$AIC = \ln S^2 + \frac{2u}{P}, \quad (20)$$

واریانس خطای پیش‌بینی در هر گروه است. u تعداد پارامترهایی است که در روش پیش‌بینی تخمین زده می‌شوند که در این مثال تجربی مطرح شده، تعداد آنها ۲۷ عدد است. P تعداد نقاط بازرسی در هر گروه آزمایشی است. مقدار پایین‌تر AIC معرف عملکرد بهتر روش پیش‌بینی است. جدول ۴ اطلاعات و نتایج اعمال دو روش پیش‌بینی بر سه گروه داده آزمایشی را خلاصه می‌نماید. باید ذکر گردد که در گروه ۲ پارامترهای مورد

معیار نرمال شده AIC^1 [۱۰ و ۲۲] به منظور مقایسه رویکرد غیرمستقیم و روش دوگانه پیشنهادی در پیش‌بینی عمر مفید در سه شرایط مختلف کارکردی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این معیار به صورت زیر تعریف می‌گردد.

$$AIC = \ln S^2 + \frac{2u}{P}, \quad (20)$$

استفاده برای تولید مقادیر M_1 همان مقادیر استفاده شده برای تولید داده‌های آموزشی را دارند. به این معنی که تنها یکی از معیارها دچار تغییر رفتار گشته است. مقادیر نمایش داده شده در

جدول برای پارامترهای الگوریتم شبیه‌سازی در گروه ۲ تنها مربوط به معیار دوم است.

جدول ۴. پارامترهای شبیه‌سازی و خلاصه نتایج ارزیابی عملکرد روش دوگانه در سه گروه آزمایشی

گروه‌ها	پارامترهای الگوریتم شبیه‌سازی					روز شکست (عمر)	تعداد نقاط بازرسی	AIC (روش غیر مستقیم)	AIC (روش دوگانه پیشنهادی)
	Y	K	α	β	σ				
گروه ۱	۰/۰۲۱۰	۸/۶۲۰۰	۵۴۱/۸۰۰۰	۳/۹۹۰۰	۰/۲۰۰۰	۱۱۲۳	۵۷	۴/۵۲۶۲	۳/۸۲۸۳
گروه ۲	۰/۰۴۰۰	۱۴/۰۰۰۰	۴۰۰/۰۰۰۰	۳/۹۹۰۰	۰/۲۵۰۰	۷۶۰	۳۹	۷/۱۶۵۴	۶/۲۴۰۴
گروه ۳	۰/۰۲۱۰	۶/۰۰۰۰	۵۴۱/۸۰۰۰	۳/۹۹۰۰	۰/۲۰۰۰	۱۵۴۰	۷۸	۵/۹۰۱۱	۳/۹۴۳۱

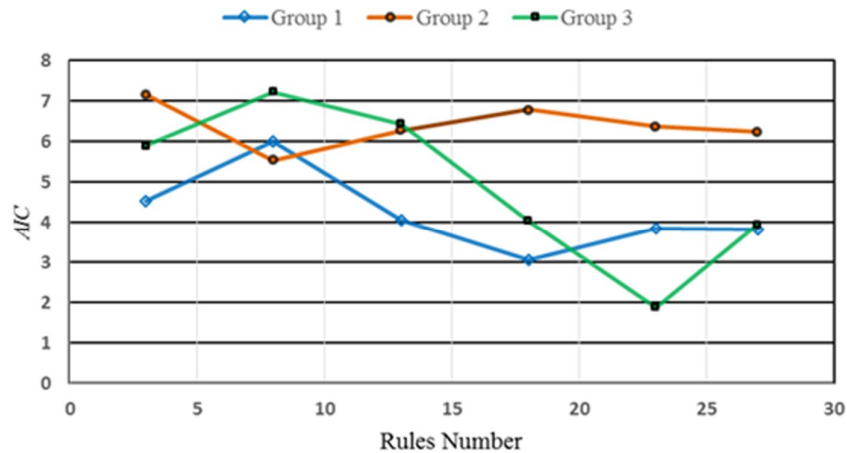
حساسیت نتایج مشاهده شده را نسبت به سطح غنای پایگاه دانش سنجید. یک راه برای تغییر سطح غنای پایگاه دانش می‌تواند تغییر تعداد قواعد کمکی اضافه شده به پایگاه به صورت تصادفی باشد. به این معنا که از تمامی قواعد، ممکن است متخصص به صورت تصادفی از برخی از آنها غفلت کند. نتایج محاسبه شده برای شاخص AIC برای پایگاه دانش با تعداد قاعده‌های مختلف در جدول ۵ قابل بررسی است. توجه شود که سه قاعده اساسی نیز در انتخاب تصادفی قواعد وارد می‌شوند و ممکن است از پایگاه حذف شوند.

همانطور که جدول ۴ مشخص نموده است، در تمامی گروه‌ها، روش دوگانه پیشنهادی عملکرد بهتری بر حسب شاخص AIC از خود نشان داده است. همانطور که انتظار می‌رود، پایین‌ترین مقادیر این شاخص در گروه اول از داده‌های آزمایشی حاصل می‌شود. چراکه الگوی داده‌های آن منطبق است با آنچه در گذشته اتفاق افتاده است. اما در شرایطی که الگویی غیر مشابه یا حداقل کمتر مشاهده شده در گذشته (نمایان شده در گروه‌های ۲ و ۳) به سیستم پیش‌بینی ارائه شده است، مقدار شاخص افزایش یافته و این افزایش در روش غیر مستقیم بیشتر است. با مشاهده بهبود حاصل شده در نتیجه غنی‌تر شدن پایگاه دانشی استدلال، می‌توان

جدول ۵. تحلیل حساسیت میزان دقت مدل پیشنهادی در پیش‌بینی نسبت به تغییر تعداد قواعد پایگاه دانش

تعداد قاعده‌های پایگاه دانش	مقدار شاخص AIC در گروه ۱	مقدار شاخص AIC در گروه ۲	مقدار شاخص AIC در گروه ۳
۳ قاعده (سه قاعده اساسی)	۴/۵۲۶۲	۷/۱۶۵۴	۵/۹۰۱۱
۸ قاعده	۶/۰۱۳۱	۵/۵۴۱۶	۷/۲۲۴۵
۱۳ قاعده	۴/۰۶۵۰	۶/۲۸۲۹	۶/۴۳۲۸
۱۸ قاعده	۳/۰۴۶۸	۶/۷۹۰۹	۴/۰۳۹۴
۲۳ قاعده	۳/۸۴۲۵	۶/۳۶۶۸	۱/۸۸۷۳
۲۷ قاعده	۳/۸۲۸۳	۶/۲۴۰۴	۳/۹۴۳۱

شکل ۷ نتایج جدول ۵ را در قالب نمودار به تصویر می‌کشد.



شکل ۷. نحوه تغییر شاخص AIC نسبت به تغییرات تعداد قواعد پایگاه دانش در شرایط واقعی مختلف

فرآیند دوگانه پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده در شکل ۱ نمایش داده شده است. سیستم استدلال فازی TSK به کارگرفته شد تا مقادیر معیارهای پایش شده در ارتباط با وضعیت کاری تجهیز در نقاط گسسته از زمان را به همراه عمر جاری دریافت و درصد عمر گذشته از آن را به عنوان خروجی بدست دهد. اطلاعات برای سیستم استدلال فازی TSK به صورت قواعد اگر-آنگاه در پایگاه دانشی ذخیره می‌گردد. پایگاه دانشی شامل قواعد اساسی است که به کمک داده‌های تاریخی و با ابزار شبکه نوروفازی ANFIS تنظیم گشته‌اند. جدول ۱ سه قاعده اساسی که در مرحله اول تنظیم می‌گردند را نمایش می‌دهد. ساختار این شبکه (نمایش داده شده در شکل ۲) به همراه الگوریتم آموزش آن معرفی گشت. همچنین قواعدی کمکی که تحت نظارت متخصص تولید گشتند به پایگاه دانشی اضافه شدند و آن را غنی‌تر نمودند. اضافه نمودن این قواعد باید معنا دار باشد و این موضوع را متخصص تشخیص خواهد داد.

عملکرد روش دوگانه پیشنهادی در مقایسه رویکرد قدیمی غیر مستقیم که تنها قواعد تنظیم شده به کمک داده‌های تاریخی را مورد استفاده قرار می‌دهند، مورد سنجش واقع شد. مقایسه دو روش در سه موقعیت عملکردی محتمل در واقعیت صورت گرفت. داده‌های این سه موقعیت به کمک الگوریتم شبیه‌سازی خروجی فرآیند پایش وضعیت تولید گشت. داده‌های سه موقعیت در شکل ۶ ترسیم شده است. شاخص AIC به عنوان معیار مقایسه عملکرد مورد استفاده واقع شد. خلاصه نتایج حاصل از ارزیابی دو روش قدیمی و پیشنهادی در مقابل موقعیت‌های محتمل واقعی در جدول ۴ خلاصه گردیده است. نتایج حاکی از این است که عملکرد روش دوگانه در شرایط مختلف کارکردی تجهیز بهتر از روش غیرمستقیم صرف است. به این ترتیب استفاده از ترکیبی از دانش ضمنی و صریح نتایج قابل اطمینان‌تری بدست می‌دهد. در عمل پایگاه دانشی حاصل از رویکرد دوگانه، موقعیت‌های واقعی بیشتری را تحت پوشش قرار می‌دهد و خروجی آن پیش‌بینی‌های دقیق‌تری

در نمودار شکل ۷ در هر سه حالت کارکردی می‌توان روندی بهبودی در شاخص AIC را مشاهده نمود. هرچند در برخی پایگاه‌های دانش، افزوده شدن قواعد کمکی قابلیت اطمینان پیش‌بینی‌ها را کاهش داده است. موضوع اضافه نمودن معنادار قواعد به پایگاه دانش که پیش‌تر نیز اشاره گشت، کارایی خود را در نمودار شکل ۷ نشان می‌دهد. از آنجاکه انتخاب قواعد برای اضافه شدن به پایگاه دانش در این نمودار تصادفی بوده است، می‌توان نوسانات در شاخص AIC را ناشی از این موضوع دانست. از طریق این نوع تحلیل حساسیت همچنین می‌توان تعداد قاعده بهینه برای هر یک از شرایط کارکردی را تعیین نمود. به عنوان مثال برای شرایط گروه سوم داده‌ها (شرایط مساعدتر کاری) تعداد بهینه قاعده‌های مورد استفاده ۲۳ عدد است که دارای ترکیب مشخص مورد استفاده در شکل ۷ هستند.

۵. نتیجه‌گیری

یک پیش‌بینی مطمئن از عمر مفید باقیمانده برای تصمیم‌سازی کارآمد در نگهداری و تعمیرات تجهیز ضروری است و منجر به کاهش هزینه‌های نگهداری خواهد شد. تحلیل عمر مفید باقیمانده موضوع مهمی در نگهداری وابسته به شرایط است که در میان مدرن‌ترین انواع نگهداری و تعمیرات در ادبیات نگهداری دسته‌بندی می‌شود. اطلاعات موجود در داده‌های تاریخی منبع رضایت‌بخشی برای تخمین مطمئن متغیر عمر مفید نیستند. با این مسئله در این مقاله روشی دوگانه با بهره‌گیری همزمان از دانش غیر مستقیم (برگرفته از داده‌های تاریخی) و دانش مستقیم (استخراج شده از تجربیات متخصص) معرفی گشت تا تخمین‌های دقیق‌تر و مطمئن‌تری را موجب گردد. داده‌های حاصل از فرآیند پایش وضعیت اطلاعات مورد نیاز برای مرحله غیر مستقیم از روش دوگانه را فراهم می‌آورد.

- [2] Ahmad R., & Kamaruddin S., "An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application", *J. of computers & industrial engineering*, (2012), Vol. 63, No. 1, pp. 135-149.
- [3] Zhang G., Deng Y., Zhu H., & Yin H., "Delayed maintenance policy optimisation based on X-bar control chart", *int. J. of prod. res.*, (2014).
- [4] Tian Z., "An artificial neural network method for remaining useful life prediction of equipment subject to condition monitoring", *J. Intell. Manuf.*, (2009), Vol. 23, No. 2, pp. 227-237.
- [5] Si XS., Wang W., Hu CH., & Zhou DH., "Remaining useful life estimation: A review on the statistical data driven approaches", *Eur. J. Oper. Res.*, (2011), Vol. 213, No. 1, pp. 1-14.
- [6] Vachtsevanos G., Lewis F., Roemer M., Hess A., & Wu B., *Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems*, NY: Wiley, (2006).
- [7] Usynin A. V., *A genetic prognostic framework for remaining useful life of complex engineering systems*, PhD diss., University of Tennessee, (2007).
- [8] Ahmadzadeh F., Ghodrati B., & Kumar U., "Mean residual life estimation considering operating environment", *New Delhi, International Conference on Quality, Reliability, Infocom Technology and Industrial Technology Management*, (2012), Vol. 6.
- [9] Ghodrati B., Ahmadzadeh F., & Kumar U., "Remaining useful life estimation of mining equipment: a case study", *ISMPEs Proceeding*, New Delhi, (2012).
- [10] Wang W. Q., Golnaraghi M. F., & Ismail F., "Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems", *J. of Mech. Sys. and sig. proc.*, (2003), Vol. 18, No. 4, pp. 813-831.

از عمر مفید باقیمانده تجهیز است. به منظور بررسی اثر تعداد قواعد حاضر در پایگاه دانشی این مدل، تحلیل حساسیت شاخص AIC نسبت به تعداد قواعد صورت گرفت و نتایج آن در جدول ۵ و نمودار شکل ۷ خلاصه گردید. در انجام این تحلیل نتیجه شد که اضافه نمودن قواعد متخصص در کل سبب بهبود استدلال می‌شود. اما برای دستیابی به کارایی بالاتر، انتخاب قواعد کمکی باید معنادار باشد.

پی‌نوشت

1. Condition-based maintenance
2. Condition monitoring
3. Model-based
4. Data-driven
5. Linguistic information
6. Essawy
7. Wang
8. ANFIS
9. Satish & Sarma
10. El-Koujaock
11. System identification
12. Garga
13. Chinam & Baruah
14. Degradation signal space
15. Wang & Zhang
16. Hybrid
17. Takagi-Sugeno-Kang (TSK)
18. If-part
19. Then-part
20. Wu
21. Feature selection
22. Gaussian Kernel
23. Sigmoid
24. Back Propagation (BP)
25. T-norm operator
26. Epoch
27. Lin & Lee
28. Over training
29. Zarandi
30. Wang & Christer
31. Noise
32. Tian
33. Gold pump
34. Canadian Kraft Pulp Mill Company

مراجع

- [1] Campos J., "Development in the application of ICT in condition monitoring and maintenance", *J. of computers in industry*, (2009), Vol. 60, No. 1, pp.1-20.

- support system for condition-based optimal predictive maintenance policy”, IEEE Transactions on, Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, (2007), Vol. 37, No. 2, pp. 226-236.
- [20] Lin C., & Lee C., Neural Fuzzy Systems, Prentice-Hall PTR, Upper Saddle River, (1996).
- [21] Wang W., & Christer A. H., “Towards a general condition based maintenance model for a stochastic dynamic system”, J. of the oper. Res. Soc., (2000), Vol. 51, No. 2, pp. 145-155.
- [22] Sakamoto Y., Ishiguro M., & Kitagawa G., Akaike information criterion statistics, Japan: KTK scientific publishing, (1986).
- [11] Karray F. O., & Silva C. D., Soft computing and intelligent systems design: Theory, tools and applications, London: Pearson, (2004).
- [12] Essawy M. A., “Methods to estimate machine remaining useful life using artificial neural networks”, Conference paper, <http://www.stormingmedia.us/69/6943/P694310.html>, (2001).
- [13] Satish B., & Sarma N. D. R., “A fuzzy bp approach for diagnosis and prognosis of bearing faults in induction motors”, IEEE Power Eng. Soc. Gen. Meet, (2005), Vol. 3, pp. 2291-2294.
- [14] El-Koujok M., Gouriveau R., & Zerhouni N., “from monitoring data to remaining useful life: An evolving approach including uncertainty”, In 34th European safety reliability & data association (ESReDA), San Sebastian, Spain, (2008).
- [15] Zarandi M. H. F., Sadeghizadeh S., & Turksen I. B., “A hybrid Approach to develop an interval type-2 fuzzy logic system”, Fuzzy information processing society (NAFIPS), Annual Meeting of the North American, Berkeley, CA, (2012).
- [16] Garga A. K., McClintic K. T., Campbell R. L., Yang C. C., Lebold M. S., Hay T. A. & Byington C. S., “Hybrid reasoning for prognostic learning in CBM systems”, IEEE Proceedings: Aerospace Conference, (2001), Vol. 6, , pp. 2957-2969.
- [17] Chinnam R. B., & Baruah P., “A neuro-fuzzy approach for estimating mean residual life in condition-based maintenance systems”, Int. J. Mater. Prod. Technol., (2004), Vol. 20, No. 1-3, pp. 166-179.
- [18] Wang W., & Zhang W., “An asset residual life prediction model based on expert judgments”, Eur. J. Oper. Res., (2008), Vol. 188, No. 2, pp. 496-505.
- [19] Wu S. J., Gebraeel N., Lawley M., & Yih Y., “A neural network integrated decision