

پیش‌بینی مدت‌زمان تعمیر تجهیز پمپ اصلی روان‌کاری با استفاده از منطق فازی و شبکه عصبی - فازی و به‌دست آوردن دسترس‌پذیری و شاخص‌های آن با استفاده از مدل شبیه‌سازی مونت کارلو در سیستم‌های تولید توان

دانش میرزایی^۱، علی بهبهانی نیا^۲، اشکان عبدالی سوسن^{۱۳} و سید محمدرضا میری لواسانی^۱

۱- دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، واحد علوم تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

۲- گروه مهندسی سیستم‌های انرژی، دانشکده مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

۳- گروه فنی و مهندسی واحد آستارا، دانشگاه آزاد اسلامی، آستارا، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۲/۱۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۴/۰۲

چکیده

خرابی و تعمیر تجهیزات، نقش تعیین‌کننده‌ای در دسترس‌پذیری کل سیستم دارد. در پژوهش حاضر، به ارائه یک راهکار کاربردی جهت تحلیل زمان تعمیر تجهیزات و پیش‌بینی رفتار تجهیز پرداخته شده است. جهت تخمین زمان خرابی و مدت‌زمان تعمیر تجهیزات، از تجربه فرد متخصص استفاده گردیده است؛ لذا این پژوهش، بر روی تخمین زمان تعمیر و نرخ تعمیر تجهیز پمپ اصلی روان‌کاری در سیستم تولید توان توربین گازی با رویکرد وارد نمودن تجربه انسانی تمرکز نموده است. در مرحله بعد، یک تحلیل پیش‌بینی دسترس‌پذیری سالیانه تجهیز در یک بازه زمانی ۲۰ ساله انجام گرفته که بدین ترتیب، سال‌های بحرانی تجهیز از نظر مدت‌زمان خرابی با ارزیابی و بررسی دسترس‌پذیری سالیانه مشخص می‌شود. برای این هدف، با استفاده از منطق فازی، از یک پایگاه دانش و تجربه انسانی جهت برآورد مدت‌زمان‌های تعمیر استفاده شده و با طراحی یک سیستم عصبی-فازی، کل زمان‌های تعمیر شبیه‌سازی شده است؛ که جهت تخمین و پیش‌بینی زمان تعمیر تجهیز به‌کار برده شده است. در ادامه، با استفاده از روش شبیه‌سازی مونت کارلو، دسترس‌پذیری سالیانه، نرخ تعمیر وابسته به‌زمان و سایر شاخص‌های دسترس‌پذیری محاسبه شده است. مدل هدف، پمپ اصلی سیستم روغن‌کاری واحد توربین گازی پالایشگاه آبادان در ایران است. بررسی نتایج به‌دست‌آمده، نشان می‌دهد که اعمال تعمیرات پیش‌گیرانه در بازه‌های زمانی بهینه ۱۵۰ تا ۱۶۰ روزه، تأثیر به‌سزایی در افزایش دسترس‌پذیری تجهیز داشته و منجر به کاهش بازرسی‌های دوره‌ای اضافی می‌گردد. همچنین حداقل دسترس‌پذیری سیستم، ۹۶٪ و حداکثر ۹۹٪ پیش‌بینی شده است.

کلمات کلیدی: منطق فازی، شبکه فازی-عصبی تطبیقی، تابع عضویت، دسترس‌پذیری، قابلیت اطمینان

*مسئول مکاتبات

alibehbahania@kntu.ac.ir
آدرس الکترونیکی
شناسه دیجیتال: (DOI:10.22078/PR.2022.4769.3140)

مقدمه

صنعت انرژی، نقش به‌سزایی در توسعه اجتماعی و اقتصادی و تکنولوژیکی کشور دارد. هر تلاشی که منجر به توسعه قابلیت اطمینان و دسترس‌پذیری در سیستم‌های تولید توان و انرژی شود، تأثیر به‌سزایی در پایداری اقتصادی و اجتماعی جامعه دارد. اقدامات بسیاری در زمینه روش‌های تعمیرات در تجهیزات تولید و توزیع توان و انرژی انجام شده و همه آن‌ها براساس اتخاذ استراتژی بهینه در تعمیرات و افزایش قابلیت اطمینان و دسترس‌پذیری سیستم بوده است که مهم‌ترین آن‌ها، تعمیرات بر مبنای قابلیت اطمینان می‌باشد. در ارتقای شاخص‌های قابلیت اطمینان و دسترس‌پذیری، مطالعات فراوانی انجام شده است. یک مطالعه، به بررسی قابلیت اطمینان در سیستم‌های تولید توان توربین‌های گازی در نیروگاه‌ها پرداخته است [۱]. خرابی تجهیزات توزیع، مهم‌ترین چالش پیش روی اپراتورها بوده که دسترس‌پذیری شبکه تأمین را با مشکل جدی مواجه می‌کند. درخصوص نرخ خرابی در تجهیزات، یک بررسی ریشه‌ای علل خرابی^۱ (RCA) انجام شده است [۲ و ۳]. نرخ خرابی تجهیزات و توصیف نوع خرابی، توسط اوردا ارائه شده است [۲]. روش فرآیندی مارکو^۲، جهت سیستم‌های تعمیرپذیر به کار برده می‌شود؛ اما در این روش، برای تجهیزات تعمیرپذیر، محدودیت‌هایی وجود دارد که با وارد نمودن نرخ تعمیر متغیر با زمان، حل نمودن روابط دیفرانسیل مارکو پیچیده و غیرممکن می‌شود. در این حالت، استفاده از روش شبیه‌سازی مونت کارلو^۳ مفید است. بورگانوف و همکاران، یک روش شبیه‌سازی مونت کارلو را جهت ارزیابی سناریوهای تعمیرات توسعه داده‌اند [۴]. مطالعه‌ای دیگر نیز از روش مونت کارلو جهت به‌دست آوردن دسترس‌پذیری در نیروگاه‌های سیکل ترکیبی بهره‌جسته است [۵]. نرخ خرابی و نرخ تعمیر، دو شاخص بسیار مهم در برآورد شاخص‌های دسترس‌پذیری هستند و نقش اساسی در قابلیت

اطمینان و دسترس‌پذیری تجهیزات دارند. برای سیستم‌های تعمیرپذیر موازی، یک آنالیز قابلیت اطمینان با احتساب نرخ خرابی متغیر با زمان انجام شده است [۶]. درخصوص تعمیرات بر پایه قابلیت اطمینان با هدف کاهش زمان خرابی و زمان تعمیر، تحقیقاتی انجام گرفته است [۷ و ۸]. علی‌رغم توسعه روش‌های نوین در زمینه تعمیرات و نگهداری که در سیستم‌های تولید توان پیاده‌سازی شده است، از آنجایی که تعمیرات تجهیز تابع فاکتورهای زیادی بوده و این فاکتورها غالباً کیفی نیز هستند، به‌دست آوردن زمان تعمیر تجهیز، کار دشواری بوده و به همین دلیل، اتخاذ یک تصمیم مؤثر در زمان تعمیر تجهیز جهت برآورد دقیقی از میزان زمان مورد نیاز جهت تعمیر، از جانب اپراتورها تا به حال یک چالش اساسی می‌باشد. منطق فازی، راه‌حل مناسبی جهت دستیابی به‌زمان تعمیر تجهیزات است و با وارد کردن تجربه انسانی، عدم قطعیت‌های موجود در برآورد زمان تعمیر را پوشش می‌دهد. مطالعات زیادی درخصوص وارد نمودن منطق فازی در زمینه تعمیرات و شاخص‌های قابلیت اطمینان انجام شده است. یک مطالعه، در زمینه تشخیص اجزای بحرانی انجام شده است [۹]. یک سیستم کمکی تصمیم‌گیرنده فازی جهت مدیریت تعمیرات اجزای بحرانی ارائه شده است [۱۰]. مطالعه‌ای دیگر نیز از منطق فازی جهت بررسی ریسک در تعمیرات استفاده نموده است [۱۱]. اساساً منطق فازی، در برگیرنده دانش انسانی بوده که توانایی بیان نمودن فاکتورهای تعمیرات در غالب توابع زبانی^۴ را دارا است و سیستم‌های فازی، در تشخیص و یافتن عیوب یا موارد تعمیری در سیستم‌های مهندسی قادر هستند [۱۲ و ۱۳]. منطق فازی، جهت ارزیابی ریسک و قابلیت اطمینان به کار برده شده است [۱۴ و ۱۵].

1. Root Cause Analysis

2. Markov

3. Monte Carlo

4. Linguistic Functions

دخیل نمودن فاکتورهای تعمیر در برآورد نهایی زمان تعمیر تجهیزات، از منطق فازی جهت استفاده از دانش انسانی در بیان فاکتورهای تعمیر جهت محاسبه زمان تعمیر تجهیزات استفاده شده است. با توجه به کیفی بودن عوامل تعمیر، توابع زبانی در منطق فازی، بهترین مدل جهت احتساب تمامی عوامل دخیل در زمان تعمیر تجهیز به همراه عدم قطعیت‌های مربوطه هستند. با توجه به اینکه در تمامی مطالعات، نرخ تعمیر تجهیزات ثابت فرض شده و در مطالعات قبلی محاسبه دسترس‌پذیری تجهیزات از حالت پایا بدون در نظر گرفتن عمر تجهیز استفاده شده است، به عقیده نگارنده، یک فقدان تحقیقاتی در خصوص محاسبه زمان تعمیر در شرایط مختلف فاکتورهای تعمیر و برآورد نرخ تعمیر وابسته به زمان تجهیز و دسترس‌پذیری سالیانه به‌عنوان تابعی از زمان عملیاتی تجهیز وجود دارد. در مقاله حاضر، در جهت پر نمودن این خلأ سعی شده است. وارد نمودن تجربه انسانی در برآورد زمان تعمیر و بررسی رفتار تعمیر و پیش‌بینی زمان تعمیر با استفاده از سیستم عصبی-فازی یا ANFIS، از نکات بارز این مطالعه بوده که با استفاده از روش شبیه‌سازی مونت کارلو، امکان محاسبه و پیش‌بینی نرخ تعمیر وابسته به زمان تجهیز و دسترس‌پذیری سالیانه را در طول عمر عملیاتی تجهیز فراهم می‌نماید و با محاسبه و پیش‌بینی شاخص‌های دسترس‌پذیری در مدل شبیه‌سازی مونت کارلو، امکان برنامه‌ریزی و کاهش هزینه‌های زمانی و مالی را برای اپراتورها و اکیپ‌های تعمیرات، فراهم می‌آورد. در واقع، پیش‌بینی زمان خرابی، مدت‌زمان مورد نیاز تعمیر تجهیز و دسترس‌پذیری سالیانه، از دستاوردهای مهم این مقاله بوده که نتیجه استفاده از سیستم‌های فازی و مدل شبیه‌سازی مونت کارلو در این تحقیق است.

در غیاب داده‌های تعمیرات و به دلیل عدم قابلیت محاسبه عددی فاکتورهای تعمیرات، منطق فازی می‌تواند بسیار مفید واقع شود. شنگ و همکاران، یک مدل را که قابلیت مشخص نمودن ریسک‌های اصلی دارد، معرفی نموده‌اند که شامل دلایل وقوع ریسک و فاکتورهای دخیل در آن است [۱۶]. تلاش‌های زیادی جهت توسعه سیستم‌ها و روشهایی که بتوانند مدل‌های غیرخطی و پیچیده را بدون نیاز به پیش‌دانش انجام دهند، انجام شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) که بر مبنای داده هستند، از این‌گونه هستند؛ اما به دلیل نبود نقش دانش انسانی در شبکه‌های عصبی مصنوعی، مبنای محاسبات صرفاً براساس داده‌های عددی است. جهت رفع این نقیصه، با وارد نمودن دانش انسانی در شبکه‌های عصبی، یک سیستم عصبی-فازی تطبیقی به وجود آمده که مزایای شبکه عصبی و سیستم‌های فازی را در بر دارد [۱۷]. در ابتدا، مدل فازی تاکاگی-سوگینو^۱ ارائه شد که عملکرد بهتری نسبت به شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNNs)^۲ و مدل‌های رایج داشت [۱۸]. یک فرم خاص از مدل تاکاگی-سوگینو در سیستم‌های فازی-عصبی، سیستم فازی عصبی تطبیقی یا ANFIS^۳ است [۱۹]. یک مطالعه جهت بررسی عیوب در توربین‌های بادی از ANFIS مدل فازی تاکاگی-سوگینو استفاده نموده است [۲۰]. بررسی جامعی در رابطه با رویکردهای آموزشی با استفاده از ANFIS انجام شده است [۲۱]. در واقع، ANFIS یک روش مؤثر است که سیستم‌های استنتاجی را جهت مشخص نمودن سیستم‌های غیرخطی و پیچیده همچون برآورد مدت زمان تعمیر به کار می‌برد که قابلیت پیش‌بینی سیستم‌های غیرخطی پیچیده را دارد و توانایی یادگیری و آموزش یک ساختار ورودی-خروجی را براساس دانش انسانی دارا است. در این مقاله با توجه به عدم محاسبه نرخ تعمیر وابسته به زمان تجهیز و با توجه به فقدان مطالعات کافی جهت

1. Tagaki-Sugeno

2. Recurrent Neural Network

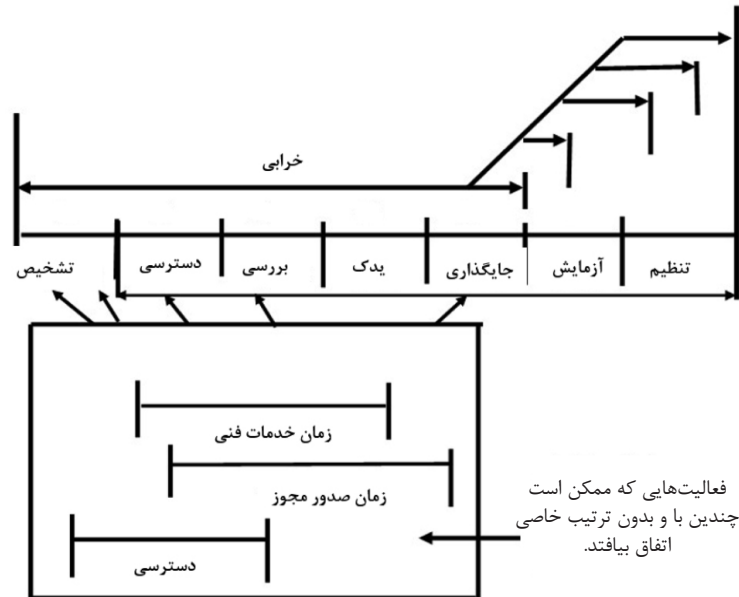
3. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

رفتار غیرخطی و ناپایدار تصادفی است. اولین بار، لطفی‌زاده تئوری فازی را گسترش داد و منطق فازی براساس تئوری او است [۲۳]. تئوری فازی از توابع زبانی، توابع عضویت و یک‌سری قوانین فازی بهره می‌برد و مجموعه فازی نامیده می‌شود [۲۴-۲۶]. مطابق تئوری لطفی‌زاده، توابع زبانی منطق فازی، بهترین روش جهت بیان فاکتورهای تعمیر است [۲۷، ۲۳ و ۲۸]. اساس کار منطق فازی، مطابق شکل ۲، شامل چهار مرحله است: فازی‌سازی ورودی‌ها از طریق توابع عضویت و تشکیل قواعد فازی، ارزیابی قوانین و تعیین درجه صحت قوانین فازی^۷، جمع‌آوری نتایج^۸ و در نهایت نافازی‌سازی^۹ خروجی [۲۹]. انتخاب نوع توابع عضویت و گستره این توابع، جهت تعریف توابع زبانی و فازی‌سازی متغیرهای تعمیر از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است [۲۴].

مدل پیشنهادی و روش کار

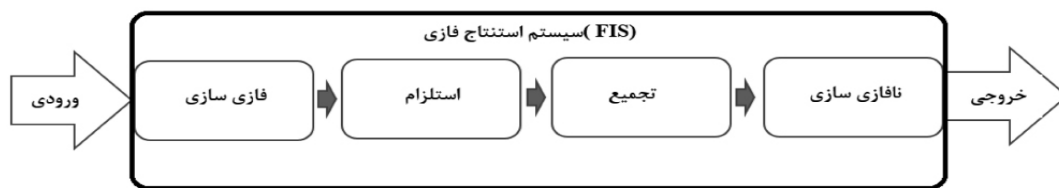
سیستم استنتاجی منطق فازی (FIS)^۱

از آنجایی که فاکتورهای اصلی تعمیر غالباً کیفی هستند، توابع زبانی در منطق فازی، قابلیت وارد نمودن این فاکتورها را در محاسبه نهایی زمان تعمیر تجهیز، دارا است. این فاکتورها در شکل ۱ نشان داده شده است [۲۲]. در واقع محاسبات زمان تعمیر، براساس فاکتورهای تعمیر قابل انجام بوده و این فاکتورها مطابق شکل ۱ عبارت‌اند از: زمان تشخیص^۲، زمان بررسی^۳، زمان دسترسی^۴، زمان جهت تأمین قطعه یدک و جای‌گذاری^۵، زمان لازم جهت استفاده از یدکی موجود در محل^۶، زمان آزمایش فنی تجهیز و زمان تنظیم و هم‌راستایی^۶. تعمیرات، نه تنها دارای رفتار پیچیده‌ای هست، بلکه پیش‌بینی زمان مورد نیاز تعمیر نیز بسیار سخت می‌باشد؛ زیرا تابع عوامل مختلفی بوده و دارای



شکل ۱ فاکتورهای اصلی تعمیر یک تجهیز.

1. Fuzzy Inference System
2. Realization Time
3. Diagnosis Time
4. Spare Part and Replacement Time
5. Procurement Time
6. Alignment Time
7. Implication
8. Aggregation
9. Defuzzification



شکل ۲ اساس کار سیستم منطق فازی (موتور استنتاج فازی)

تعمیر تجهیزات را دارا هستند. مجموعه فازی ورودی و خروجی، در **جدول ۱ و ۲** ارائه شده که بیان‌کننده مشخصات توابع عضویت و عبارات‌های زبانی مربوط به فاکتورهای تعمیر است؛ به‌عنوان مثال، زمان تشخیص عیب با عبارت (Delay)، (On Time) و (Late) بیان شده است که عبارت زبانی "On Time" بیان‌کننده تشخیص سریع خرابی تجهیز بوده و تأثیر زیادی در زمان تعمیر تجهیز ندارد؛ درحالی‌که "Late" بیان‌کننده صرف مدت‌زمان بیشتری بوده و در برآورد زمان کلی تعمیر تجهیز تأثیرگذار است. **جدول ۲**، مشخصات توابع زبانی خروجی فازی را ارائه می‌کند و شکل‌های **۳ (الف-ز)**، توابع عضویت گوسی را برای هفت فاکتور تعمیر در تجهیز نشان می‌دهد و مجموعه فازی نامیده می‌شوند؛ که **شکل ۳ (ج)** تابع عضویت مدت‌زمان تعمیر تجهیز را ارائه می‌دهد. این توابع عضویت و متغیرهای زبانی مربوطه و بازه هرکدام از آن‌ها، براساس تجربیات متخصصان و مختص همان تجهیز به‌دست آمده و قابلیت بازتولید برای تجهیزات مشابه در مکان‌های دیگر را ندارد؛ اما فرآیند منطق فازی و ANFIS جهت تخمین زمان تعمیر برای تمامی تجهیزات یکسان است. سایر مشخصات سیستم فازی در **جدول ۱ و ۲** ارائه شده است. در واقع این مجموعه‌های فازی برای تجهیز و سایر اجزاء زیرسیستم تعمیرپذیر تجهیز بر پایه اسناد فنی، تاریخچه تعمیرات و تجربه و دانش انسانی طراحی شده‌اند. جهت تخمین زمان‌های تعمیر تجهیز، سیستم منطق فازی شامل ورودی‌هایی است که براساس آن‌ها قوانین فازی پایه‌گذاری می‌شوند.

به‌دلیل تغییرات هموار و ملایم تابع گوس و شباهت این تابع به تابع توزیع نرمال، در بخش فازی‌سازی فاکتورهای تعمیر، از تابع عضویت گوس استفاده شده که رابطه آن مطابق رابطه ۱ است [۲۹]. جهت صحت‌سنجی و ارزیابی قواعد فازی، از استلزام ممدانی از نوع کمینه^۱ استفاده شده است. عموماً در صورت استفاده از استلزام ممدانی در سیستم‌های فازی، این سیستم‌ها به‌عنوان سیستم فازی ممدانی شناخته می‌شوند؛ لذا از سیستم فازی ممدانی جهت به‌دست آوردن زمان تعمیر تجهیزات نیروگاه استفاده می‌گردد.

(۱)
$$gaussian\ MF(x,m,\delta)=e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-m}{\delta}\right)^2}$$
 تابع عضویت گوس، در رابطه ۱ توسط دو فاکتور $\{m, \delta\}$ مشخص می‌گردد که m بیان‌کننده مقدار میانگین یا مرکز تابع عضویت و δ نیز نشان‌دهنده واریانس یا میزان پهنای تابع عضویت گوسی است. همان‌طور که گفته شد، یک سیستم فازی شامل چهار مرحله بوده که در **شکل ۲** نشان داده شده است. گزاره‌های منطقی که به قوانین فازی مشهور هستند، از دو بخش "مقدم" و "تالی" تشکیل شده‌اند که توسط اپراتورهای منطقی به‌صورت زیر تعریف می‌گردند:

<تالی>Then<مقدم>IF

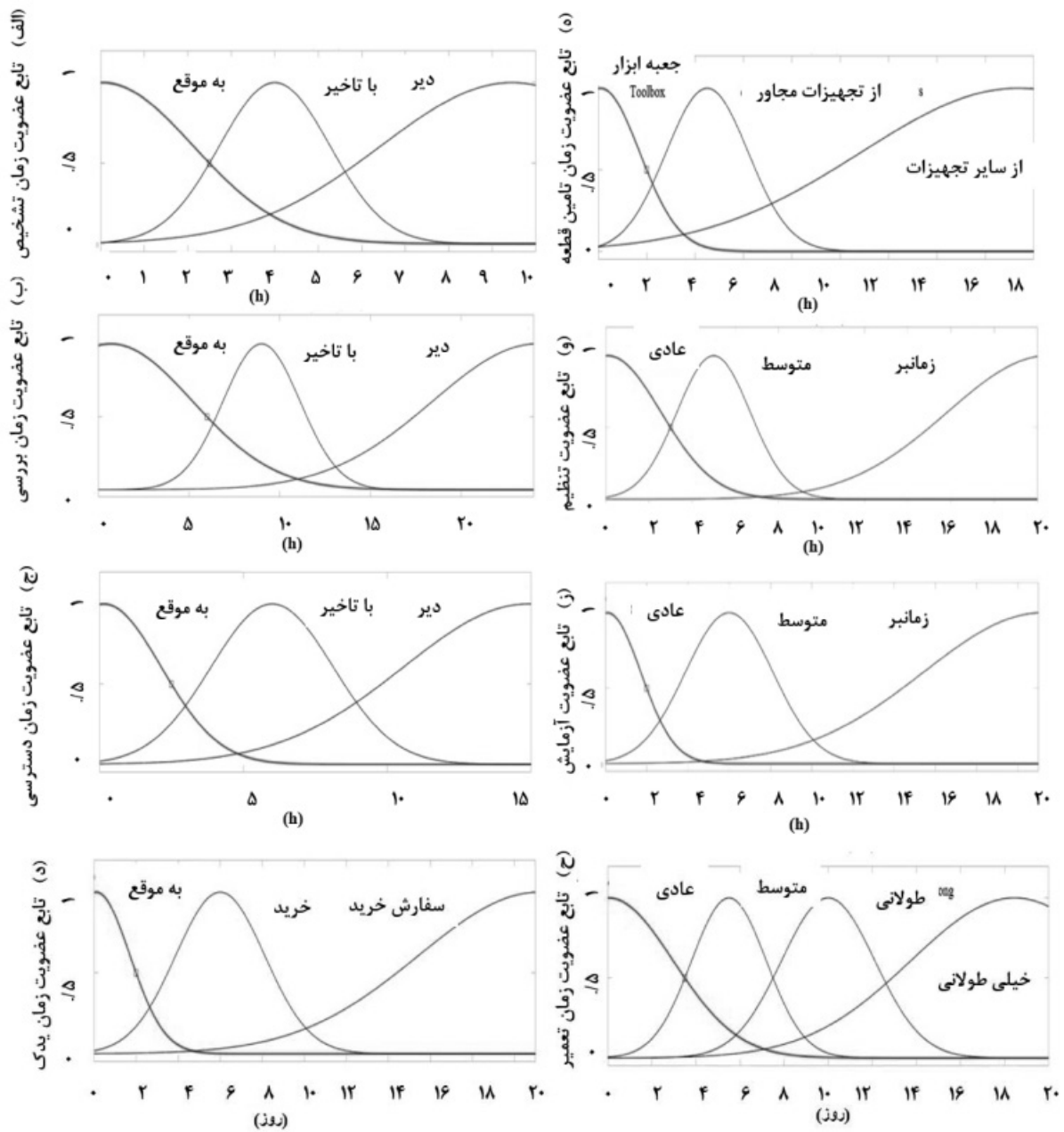
"مقدم"، مجموعه‌ای از توابع عضویت فاکتورهای تعمیر تجهیز است که توسط اپراتورهای منطقی تعریف گردیده‌اند و "تالی"، برآیند این فاکتورها بوده که بیان‌کننده وضعیت زمانی تعمیر است و درجه صحت این رابطه یا قانون توسط استلزام ممدانی تعیین می‌شود. ورودی‌ها، شامل هفت فاکتور تعمیر هستند که نقش اساسی در تخمین زمان

جدول ۱ مشخصات متغیرهای زبانی ورودی به سیستم منطق فازی.

متغیرهای ورودی	توابع زبانی	تابع عضویت	استلزام
زمان تشخیص	به موقع	گوس	ممدانی
	با تاخیر	گوس	
	دیر	گوس	
زمان بررسی	به موقع	گوس	ممدانی
	با تاخیر	گوس	
	دیر	گوس	
زمان دسترسی	به موقع	گوس	ممدانی
	با تاخیر	گوس	
	دیر	گوس	
زمان تامین قطعه یدک و جای‌گذاری	به موقع	گوس	ممدانی
	خرید	گوس	
	شفارس خرید	گوس	
زمان تامین یدک از سایت	جعبه ابزار	گوس	ممدانی
	از تجهیزات مشابه	گوس	
	از سایر تجهیزات در سایت	گوس	
زمان آزمایش	عادی	گوس	ممدانی
	متوسط	گوس	
	زمانبر	گوس	
زمان هم‌راستایی و تنظیم	عادی	گوس	ممدانی
	متوسط	گوس	
	زمانبر	گوس	

جدول ۲ مشخصات متغیر زبانی خروجی سیستم فازی (زمان تعمیر تجهیز).

متغیرهای خروجی	توابع زبانی	نوع تابع عضویت	روش تجمیع	روش نافازی‌سازی
زمان تعمیر (روز)	عادی	گوس	جمع	Bisector
	متوسط	گوس		
	طولانی	گوس		
	بسیار طولانی	گوس		



شکل ۳ توابع عضویت فاکتورهای تعمیر تجهیز و زمان نهایی تجهیز: (الف) زمان تشخیص، (ب) زمان بررسی، (ج) زمان دسترسی، (د) زمان تأمین قطعه و جای‌گذاری، (ه) زمان تأمین یدکی از تجهیزات مجاور، (و) زمان تنظیم و همراستایی، (ز) زمان آزمایش نهایی و (ح) کل زمان تعمیر تجهیز.

if $\langle FP_1 \text{ and } FP_2 \text{ and } \dots \text{ and } FP_n \rangle$ then $\langle FP_b \rangle$ (۳)
 در روابط ۲ و ۳ $A_1^r, A_2^r, \dots, A_n^r$ مقادیر زبانی، فاکتورهای تعمیر هستند که توسط توابع عضویت تعیین می‌شوند. b نیز خروجی سیستم فازی بوده و r تعداد قوانین فازی است. این مقادیر در رابطه ۳ به صورت خلاصه نشان داده شده است که FP_1, FP_2, \dots, FP_n و FP_b مقدم و تالی‌های سیستم

این ورودی‌ها بردار ورودی $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$ را تشکیل می‌دهند که منجر به خروجی فازی b می‌گردد. قوانین فازی، توسط روابط ۲ و ۳ ارائه شده که به‌عنوان سیستم استنتاج فازی ممدانی شناخته می‌شود و شامل دو بخش مقدم یا FP_i و تالی یا FP_b است.

Rule^r: if x_1 is A_1^r and \dots x_n is A_n^r then b is b^r (۲)

پیچیده با دانش قبلی سیستم را هم‌زمان دارا هستند [۲۱]. ورودی به ANFIS فاکتورهای تعمیر و زمان تعمیر تجهیز است که به‌عنوان بردار داده‌های آموزش شناخته می‌شود. داده‌های آموزش، شامل دو بخش داده‌های آموزش ورودی و داده‌های آموزش هدف می‌باشد. داده‌های آموزش ورودی، شامل هفت فاکتور تعمیر مطابق شکل ۱ است. داده‌های آموزش هدف، زمان تعمیر تجهیز بوده که زمان تعمیر تجهیز نیز قبلاً از سیستم فازی منتج گردیده بود. شکل ۴، چهارچوب اصلی فرآیند آموزش و پیش‌بینی زمان تعمیر را در این مقاله نشان می‌دهد. در نهایت، خروجی ANFIS، بیان‌کننده مقادیر شبیه‌سازی شده رفتار زمان تعمیر است. این خروجی، براساس شبیه‌سازی زمان تعمیر تجهیز با استفاده از الگوریتم‌های آموزش و بهینه‌سازی خطا به‌دست آمده است. داده‌های آموزش (داده‌های ورودی و هدف)، به سیستم ANFIS وارد می‌شود و جهت تشکیل ساختار اولیه سیستم فازی (FIS) از الگوریتم FCM-clustering استفاده می‌گردد. در واقع سیستم آموزش و فازی، به‌صورت هم‌زمان در ANFIS وجود دارد که بعد از آموزش و بهینه‌سازی فرآیند، خروجی ANFIS زمان‌های پیش‌بینی شده تعمیر تجهیز براساس داده‌های آموزش (فاکتورهای تعمیر تجهیز و زمان تعمیر) است.

فازی با n ورودی است. خروجی فازی، به مقادیر حقیقی تبدیل می‌گردد و همان‌گونه که گفته شد، از روش Bisector جهت نافیازی‌سازی خروجی استفاده می‌شود. استلزام ممدانی توسط روابط زیر تعریف می‌گردد [۲۹]:

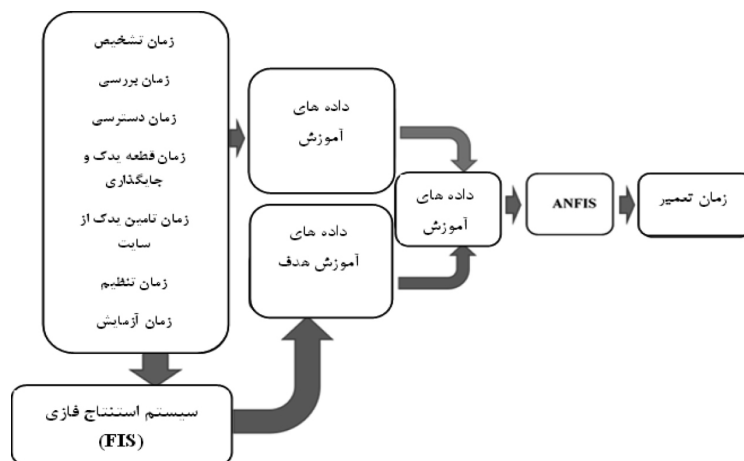
$$\text{Mamdani minimum} = \min[\mu_{\tilde{A}_1}^r \dots \mu_{\tilde{A}_7}^r, \mu_{B^r}] \quad (۴)$$

$$\text{Mamdani minimum} = \min [\mu_{FP1}(X_1), \mu_{FP2}(X_2), \dots, \mu_{FPn}(X_n), \mu_{FPb}(X_b)] \quad (۵)$$

که در رابطه‌های ۴ و ۵، μ_{B^r} و $\mu_{\tilde{A}_i}^r$ بیان‌کننده قدرت توابع عضویت در مقدم و تالی است.

سیستم شبکه عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) ۱

یک الگوریتم جهت آموزش داده‌های به‌دست‌آمده از سیستم استنتاج فازی جهت پیش‌بینی زمان تعمیر تجهیزات در آینده براساس داده‌های به‌دست‌آمده از زمان تعمیر و فاکتورهای تعمیر بسیار کارآمد است؛ الگوریتمی که بتواند علاوه‌بر دارا بودن مزایای سیستم فازی، قابلیت شبیه‌سازی زمان تعمیر و تطبیق با انواع سناریوهای خرابی و تعمیر تجهیز را داشته باشد. در این صورت، می‌توان با شبیه‌سازی رفتار مدت‌زمان تعمیر تجهیز، به‌راحتی با وارد نمودن داده‌های عددی فاکتورهای تعمیر، زمان تعمیر تجهیز را به‌دست آورد. سیستم‌های عصبی-فازی تطبیقی یا ANFIS، قابلیت یادگیری رفتارهای



شکل ۴ چهارچوب اصلی استفاده از سیستم فازی و ANFIS در شبیه‌سازی زمان تعمیر تجهیز.

که مطابق رابطه ۸، در لایه پنجم این عمل انجام می‌گیرد [۲۹].

$$\text{final outputs} = \frac{\sum_i w_i y_i}{\sum_i w_i} \quad (8)$$

برای ورودی‌های بیشتر نیز همین روند انجام می‌شود و روش FCM- clustering و الگوریتم بهینه‌سازی گرادیان کاهشی^۱ جهت آموزش توابع عضویت سیستم فازی و مینیمم کردن خطای آموزش به کار برده می‌شود. داده‌های خروجی ANFIS که با عنوان داده‌های آموزش دیده شناخته می‌شوند، با داده‌های هدف آموزش (TT) تطبیق داده می‌شوند و خطای بین این دو مقدار توسط روش بهینه‌سازی گرادیان کاهشی بهینه می‌شود. بردار داده‌های آموزش (TDV) در تجهیز پمپ روان کاری نیروگاه گازی شامل دو مولفه است: بردار فاکتورهای تعمیر (RF) که به بردار داده‌های آموزش (TI) شناخته می‌شود و بردار دوم مدت زمان تعمیر تجهیز (TR) است که بخشی از این داده‌ها جهت آموزش وارد ANFIS شده و داده‌های آموزش (TD) نامیده می‌شوند که پس از طی فرآیند آموزش و بهینه‌سازی، داده‌های آموزش دیده را نتیجه می‌دهند.

شکل ۵، چهارچوب اصلی ANFIS را نشان می‌دهد که شامل ۵ لایه فازی‌سازی، استلزام، نرمال‌سازی، تجمیع و جمع نتایج است. این سیستم جهت شبیه‌سازی و پیش‌بینی زمان تعمیر تجهیزات نیروگاه به کار برده می‌شود. این زمان پیش‌بینی شده توسط ANFIS، جهت پیش‌بینی دسترس‌پذیری تجهیزات توسط مدل شبیه‌سازی مونت کارلو در بخش بعد مورد استفاده قرار می‌گیرد. در واقع ANFIS، یک الگوریتم آموزش سیستم فازی است. شکل ۶، ساختار ANFIS را برای حالت دو ورودی نشان می‌دهد. در فرآیند یادگیری و آموزش ساختار اولیه سیستم فازی ANFIS از نوع sugeno انتخاب شده است. برای لایه‌های ۴، ۳ و ۵ روابط زیر را داریم [۲۹]:

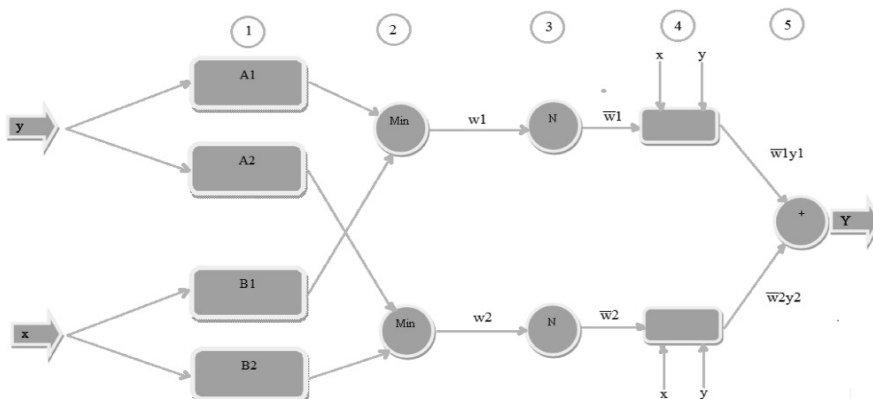
$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (6)$$

$$Y = \bar{w}_i y_i = (P_i x + q_i y + r_i) \quad (7)$$

در روابط ۶ و ۷، \bar{w}_i خروجی‌های نرمال‌شده را در لایه سوم شکل ۶ بیان می‌نماید و $\{P_i, q_i, r_i\}$ پارامترهای آن هستند [۲۹]. خروجی نهایی، از جمع کردن تمامی سیگنال‌های ورودی به دست می‌آید



شکل ۵ اساس کار سیستم عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS)



شکل ۶ ساختار سیستم عصبی فازی از نوع مرتبه اول Sugeno با دو ورودی

1. Gradient Descent Algorithm

آموزش و شبیه‌سازی، از دقت نسبی بالاتر برخوردار خواهد بود که در این حالت مدت‌زمان آموزش نیز بالاتر می‌رود. جهت محاسبه انحراف مقادیر پیش‌بینی‌شده یا آموزش‌دیده از مقادیر هدف، از جذر میانگین مربعات خطا بین این دو مقدار استفاده می‌شود که با رابطه ۱۴ نشان داده شده است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (T(i) - o(i))^2}{n}} \quad (14)$$

در رابطه ۱۴، هدف (T(i)) می‌تواند داده‌های هدف آموزش یا داده‌های تست آموزش باشد و خروجی (O(i)) نیز به همین ترتیب داده‌های آموزش‌دیده خروجی یا تست خروجی است و n نیز تعداد داده‌ها می‌باشد.

مدل‌سازی مونت کارلو و محاسبه دسترس‌پذیری و شاخص‌های آن

با توجه به موجود بودن زمان تعمیر تجهیز که از منطق فازی و ANFIS به‌دست آمده و زمان خرابی نیز با داشتن نرخ خرابی تجهیزات از مراجع فنی موجود نظیر کتاب مرجع OREDA و سایر منابع دیگر قابل محاسبه می‌باشد [۲]. این امر، امکان محاسبه دسترس‌پذیری سیستم را فراهم می‌نماید. در سیستم‌های واقعی مهندسی، نرخ تعمیر ثابت نبوده و به‌صورت تابعی از زمان عملیاتی تجهیز می‌باشد. در تجهیزات و سیستم‌های مهندسی، نرخ تعمیر متغیر با زمان منطقی‌تر از نرخ خرابی متغیر با زمان است؛ زیرا نرخ خرابی تجهیزات با توجه

بخش دیگری از داده‌های آموزش، جهت تست فرآیند آموزش انتخاب می‌شود که داده‌های تست (TSD) نامیده می‌شوند. در واقع داده‌های تست، فرآیند آموزش را آزمایش می‌نماید. مقادیر داده‌های آموزش و تست، در روابط ۹-۱۳ نشان داده شده است.

$$TI = v_1 = [RF] \quad (9)$$

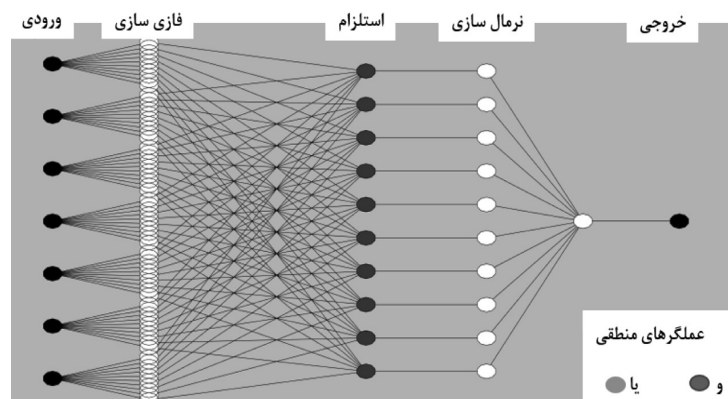
$$TT = v_2 = [TR] \quad (10)$$

$$TDV = [v_1 \ v_2] \quad (11)$$

$$TD = a[TDV], 0 < a < 1 \quad (12)$$

$$TSD = (1-a)[TDV] \quad (13)$$

برای ایجاد ساختار اولیه سیستم فازی (FIS) در ANFIS، از Fuzzy c-means (FCM) clustering استفاده می‌شود. با تشکیل قواعد فازی، رفتار داده‌ها مدل‌سازی می‌شود که داده‌های آموزش در رابطه ۱۲ به‌عنوان آرگومان‌های ورودی در روش FCM-clustering به‌کار برده می‌شود. روش آموزش Fuzzy c-means (FCM) clustering، نسبت به سایر روش‌ها نظیر subtractive clustering and grid partitioning در ANFIS، نتایج بهتری با صرف زمان کمتر ارائه می‌نماید. در شکل ۷، ساختار ANFIS با تعداد ۱۰ cluster برای پمپ روغن‌کاری سیستم روان‌کاری و خنک‌کاری نیروگاه گازی در واحد تولید توان نشان داده می‌شود که ورودی همان داده‌های آموزش در رابطه ۱۲ است. با افزایش تعداد Clusters، تعداد قوانین فازی افزایش می‌یابد و فرآیند



شکل ۷ ساختار ANFIS با سیستم فازی اولیه براساس FCM-clustering

تجهیز بوده و $m(t)\Delta(t)$ احتمال تعمیر تجهیز در بازه زمانی t و $t+\Delta(t)$ است [۳۷]. تابع توزیع احتمال از داده‌های تعمیر تجهیز که از سیستم فازی منتج شده به دست آمده است که این داده‌ها در توزیع نرمال قرار داده شده‌اند و تابع توزیع احتمال تعمیر تجهیز را ارائه می‌دهند. نرخ تعمیر تجهیز، توسط رابطه ۱۷ تعریف می‌گردد [۳۷]. محاسبه نرخ تعمیر از طریق رابطه تحلیلی ۱۷ بسیار مشکل است که در روش مونت کارلو، نرخ تعمیر سالیانه به مراتب راحت‌تر محاسبه می‌گردد.

$$\mu(t) = \frac{m(t)}{1-M(t)} \quad (17)$$

در روش مونت کارلو، زمان خرابی تجهیز^۲ یا مدت‌زمانی که تجهیز وارد مرحله از کارافتادگی می‌شود، به وسیله تولید اعداد تصادفی از تابع توزیع تجمعی خرابی تجهیز به دست می‌آید که توسط روابط ۱۸ و ۱۹ تعریف می‌گردد [۳۷].

$$R(t) = e^{-\lambda t} \quad (18)$$

$$CDF_{failure} = 1 - R(t) \quad (19)$$

در رابطه ۱۸، $R(t)$ قابلیت اطمینان تجهیز می‌باشد که "λ" بیان‌کننده نرخ خرابی^۴ و t زمان عملیاتی تجهیز است. نتایج به دست آمده در سیستم مونت کارلو، از روش پیشنهادی بورگانوف بهتر است [۴]. رابطه تحلیلی دسترس‌پذیری توسط رابطه ۲۰ ارائه شده است [۳۷]. حل نمودن این رابطه، به دلیل وجود نرخ تعمیر که تابعی از زمان بوده، بسیار مشکل و پیچیده است؛ لذا با توجه به داده‌های خرابی و زمان تعمیر متناظر با خرابی که از روش شبیه‌سازی مونت کارلو به دست آمده، محاسبه دسترس‌پذیری سالیانه از رابطه ۲۱ انجام می‌گردد. در این رابطه، $A_m(t)$ دسترس‌پذیری در سال n ، m تعداد تکرارها در مدل مونت کارلو و $\sum TR_m$ مجموع زمان‌های تعمیر (TTR)^۵ یا دسترس‌ناپذیری‌ها در سال m می‌باشد.

به تعمیرات پیش‌گیرانه در طول زمان عملیاتی تعمیر، همواره در یک بازه ثابت قرار می‌گیرد؛ به این دلیل، نرخ خرابی تجهیزات به صورت ثابت و مستقل فرض می‌گردد [۲ و ۳۴-۳۰]. روش شبیه‌سازی مونت کارلو، جهت به دست آوردن دسترس‌پذیری تجهیزات مورد استفاده قرار می‌گیرد که بر پایه زمان خرابی و تعمیر تجهیزات است. به دلیل پیچیدگی روابط تحلیلی در مواقعی که حالات غیرپایدار این روابط مورد استفاده قرار می‌گیرد که تابعی از زمان‌های خرابی و تعمیرات هستند، عملاً حل نمودن این روابط بسیار مشکل و غیرممکن می‌شود؛ لذا استفاده از روش مونت کارلو در این حالت، بسیار راحت‌تر و نتایج نیز به نتایج واقعی بسیار نزدیک است. با این توضیحات، روش مونت کارلو، یک روش مناسب جهت برآورد دسترس‌پذیری سیستم است که به خاطر ماهیت تصادفی بودن تعمیر و خرابی در تجهیزات این روش با ایجاد تکرارهای تصادفی، امکان شبیه‌سازی زمان خرابی و تعمیر تجهیز را فراهم می‌نماید. در تکرارهای بالای روش مونت کارلو، مقادیر خرابی و تعمیر، به مقادیر واقعی و منطقی تجهیز نزدیک‌تر می‌شوند که امکان به دست آوردن دسترس‌پذیری تجهیز در طول دوره عملیاتی تجهیز فراهم می‌گردد [۳۵ و ۳۶]. در روش شبیه‌سازی مونت کارلو، جهت محاسبه دسترس‌پذیری تجهیزات، زمان‌های خرابی و تعمیر تجهیز، با تولید یک‌سری زمان‌های تصادفی در خرابی و تعمیر تجهیز، تخمین زده می‌شود این زمان‌ها از تابع توزیع تجمعی (CDF)^۱ خرابی و تعمیر تجهیز به صورت تصادفی استخراج می‌شوند. تابع توزیع تجمعی زمان‌های تعمیر، از سیستم فازی و ANFIS منتج گردیده است که در یک سیستم با اجزای تعمیرپذیر، از رابطه ۱۵ و ۱۶ قابل استخراج می‌باشد [۳۷].

$$m(t)\Delta(t) = P\{t \leq t + \Delta t\} \quad (15)$$

$$M(t) = CDF_{repair} = \int_0^t m(t)dt \quad (16)$$

در رابطه ۱۵، $m(t)$ تابع توزیع احتمال (PDF)^۲ تعمیر

1. Cumulative Distribution Function
2. Probability Distribution Function
3. Time to Failure
4. Failure Rate
5. Time To Repair

است. رابطه ۲۲، رابطه بین این سه شاخص را بیان می‌کند [۳۸].

$$MTBF = MTTF + MTTR \quad (22)$$

روش شبیه‌سازی مونت کارلو، جهت به‌دست آوردن شاخص‌های دسترس‌پذیری به‌کاربرده می‌شود؛ که شاخص‌های میانگین زمانی خرابی و میانگین زمانی بین خرابی‌های تجهیز، از رابطه‌های ۲۳ و ۲۴ قابل محاسبه است.

$$MTTR_m = \frac{\sum_0^m TR_m}{\sum_0^m NF(m)} \quad (23)$$

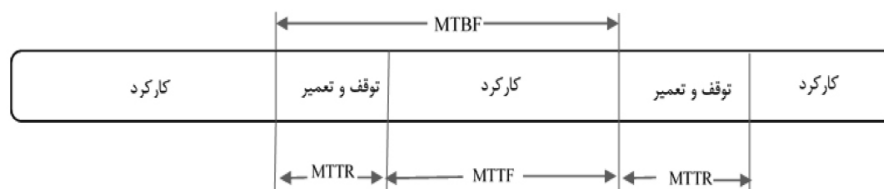
$$MTBF_m = \frac{m \times 365}{\sum_0^m NF(m)} \quad (24)$$

در روابط ۲۳ و ۲۴، m شماره سال، TR مدت زمان تعمیر و NF تعداد خرابی می‌باشد. لازم به ذکر است مطابق شکل ۹، در تجهیزاتی که به‌صورت دوره‌ای فعال هستند، مدت‌زمانی که دستگاه خاموش (غیرفعال) بوده، ولی آماده‌به‌کار می‌باشد نیز جزئی از زمان $MTTF$ محسوب می‌گردد. در برآورد دسترس‌پذیری کل سیستم، نحوه اتصال اجزا به همدیگر مهم است؛ که نمودار قابلیت اطمینان^۷ (RBD) نشان‌دهنده نحوه اتصال اجزا به همدیگر می‌باشد.

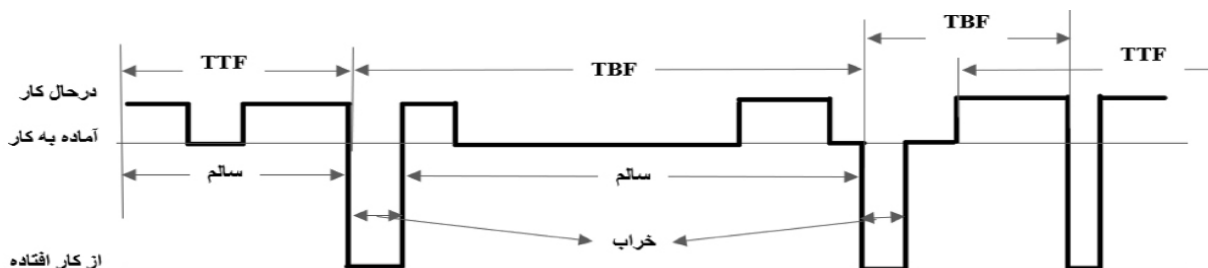
$$\frac{d}{dt} A(t) = -(\lambda(t) + \mu(t))A(t) + \mu(t) \quad (20)$$

$$A_m(t) = \frac{n \times 365 - \sum TR_m}{n} \quad (21)$$

در طول عمر فعالیت یک تجهیز، ممکن است بارها تجهیز دچار خرابی^۱ شود که در طی مدت خرابی دستگاه، عملاً تجهیز از سرویس خارج می‌شود. مدت‌زمان مورد نیاز جهت اینکه تجهیز دوباره به سرویس برگردد تابع فاکتورهای مختلفی بوده که در شکل ۱، قبلاً نشان داده شده است؛ لذا براساس ISO-14224 مدت‌زمان‌هایی که تجهیز در سرویس بوده و همچنین مدت‌زمان مورد نیاز جهت بازگشت مجدد تجهیز به سرویس در لحظه خرابی تا تعمیر، در شکل ۸ نشان داده شده است. این زمان‌ها، شاخص‌های دسترس‌پذیری بوده و با عناوین $MTTF$ ^۲، $MTTR$ ^۳ و $MTBF$ ^۴ نشان داده شده است. $MTTF$ ، بیان‌کننده میانگین فعالیت تجهیز از زمان به سرویس آمدن تا خرابی بعدی (TTF)^۵ تجهیز بوده و $MTTR$ میانگین زمان تعمیر تجهیز در زمان خرابی و خارج از سرویس بودن دستگاه تا زمان تعمیر و در سرویس قرارگیری مجدد (TTR)



شکل ۸ چرخه کارکرد یک تجهیز



شکل ۹ تفکیک زمان‌های مختلف در طول چرخه عمر یک تجهیز

1. Down Time
2. Mean Time To Failure
3. Mean Time To Repair
4. Mean Time Between Failures
5. Time To Failure
6. Stand-By
7. Reliability Block Diagram

(FIS) و زمان تعمیرات پیش‌بینی‌شده آتی منتج‌شده از ANFIS، قابل‌گسترش به سایر تجهیزات مشابه در مکان‌های دیگر نبوده و صرفاً براساس تجربه انسانی، شرایط محیطی و کیفی، شرایط نصب و راه‌اندازی آن تجهیز بوده و مختص به خود تجهیز می‌باشد؛ زیرا تعمیرات تابع فاکتورهای کیفی از قبیل مهارت گروه تعمیر نگهداری، نحوه اجرای نگهداری و تعمیرات تجهیز و ... می‌باشد. زمان‌های تعمیر به‌دست‌آمده برای تجهیز، دربرگیرنده تمامی سناریوهای حین تعمیر بوده و تمامی فاکتورهای تعمیر را پوشش می‌دهد. در شکل ۱۱، خروجی ANFIS برای پمپ روغن‌کاری برازش خطی بین مقادیر آموزش و پیش‌بینی‌شده با مقادیر هدف آن‌ها نشان داده شده است؛ که میزان دقت آموزش ۱۲ با میزان خطای موجود نشان داده شده است.

در اتصال‌های سری یا متوالی، کارکرد سیستم منوط به کارکرد هم‌زمان اجزا بوده و در صورت خرابی هر عضو، سیستم دچار خاموشی کامل می‌شود؛ درحالی‌که در اتصالات موازی در صورتی‌که تمام اجزا دچار خرابی شوند، سیستم وارد مرحله خاموشی کامل می‌شود. شکل ۱۰، نحوه اتصال تجهیز در دو حالت سری و موازی را نشان می‌دهد. جهت محاسبه دسترس‌پذیری اتصالات موازی، از رابطه ۲۵ و برای محاسبه اتصالات سری از رابطه ۲۶ استفاده می‌گردد [۳۷].

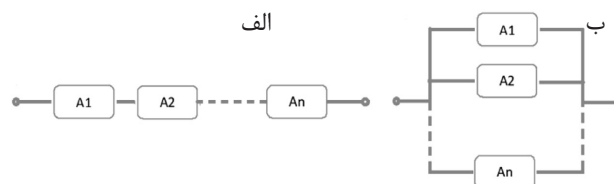
$$A_{\text{Parallel}}(t) = 1 - \prod_m [1 - A_m(t)] \quad (25)$$

$$A_{\text{Series}}(t) = \prod_m A_m(t) \quad (26)$$

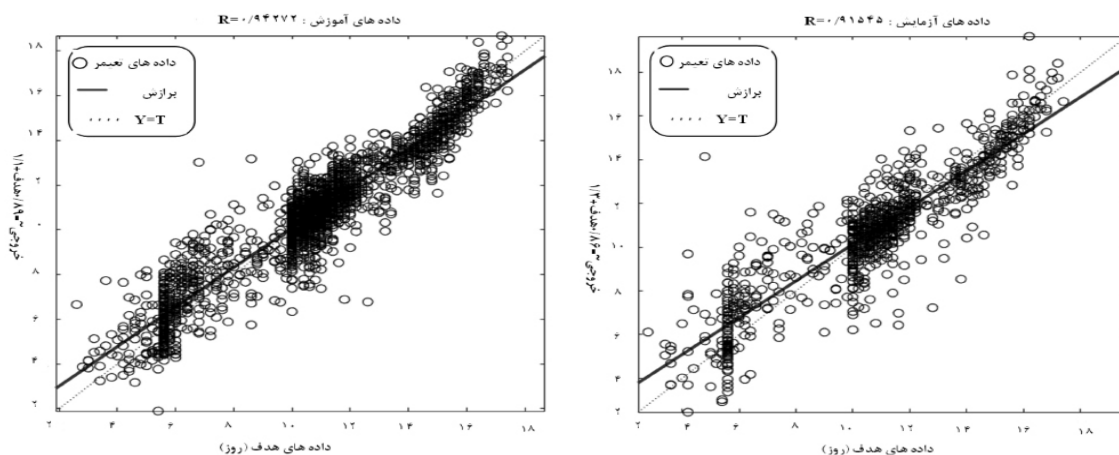
نتایج و بحث

بررسی زمان‌های تعمیر به‌دست‌آمده از منطق فازی و شبکه عصبی-فازی تطبیقی

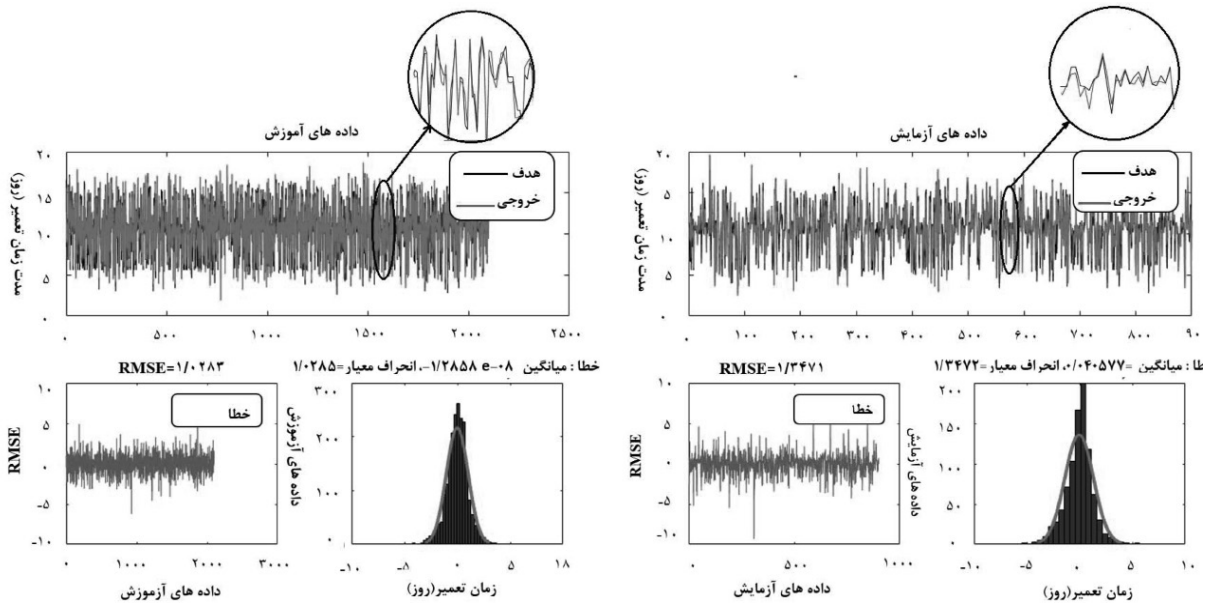
زمان تعمیر به‌دست‌آمده از منطق استنتاج فازی



شکل ۱۰ اتصال اجزا در سیستم براساس مدل قابلیت اطمینان (RBD) برای اجزاء با اتصال سری الف) و اجزاء با اتصال موازی ب)



شکل ۱۱ برازش خطی بین داده‌های هدف زمان تعمیر و مقادیر آموزش یافته و پیش‌بینی‌شده زمان تعمیر



شکل ۱۲ توزیع خطا در داده‌های آموزش و پیش‌بینی شده زمان تعمیر و میزان دقت در آموزش داده‌ها و داده‌های پیش‌بینی شده

گذشت زمان، میزان دسترس‌پذیری روند صعودی و پایدارتری را خواهد داشت. با توجه به اینکه در سیستم روان‌کاری دو پمپ روغن در سیستم تولید توان توربین‌گازی به‌صورت موازی در حال کار هستند، لذا دسترس‌پذیری کل مربوط به دو پمپ موازی به‌صورت شکل ۱۴ می‌باشد که عملاً یکی از پمپ‌ها به‌صورت آماده به‌کار بوده و در سرویس نیست.

بررسی شاخص‌های دسترس‌پذیری

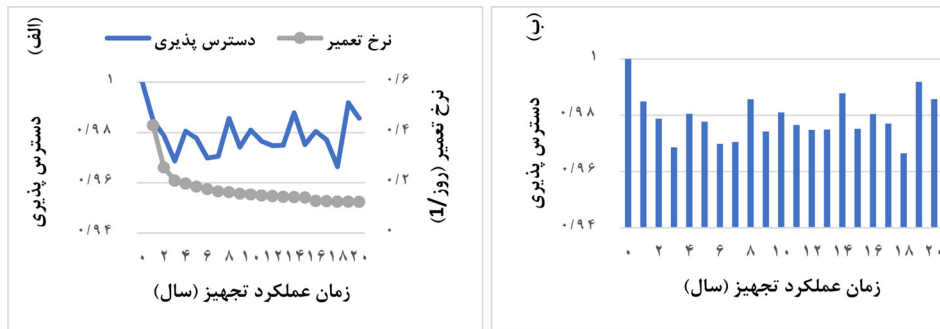
همان‌گونه که در شکل ۹ نشان داده شده است، یک تجهیز در طول کارکرد خود بارها دچار خرابی و تعمیر شده که این امر بر راندمان کاری تجهیز تأثیر به‌سزایی دارد. شناسایی زمان دقیق تعمیرات پیش‌گیرانه^۱، باعث می‌شود که تجهیز از سرویس خارج نشده و زمان خرابی (TTF) تجهیز افزایش یافته و زمان بین خرابی (TBF)^۲ افزایش یابد؛ لذا علاوه بر شناسایی زمان مناسب تعمیرات پیش‌گیرانه با کاهش زمان تعمیرات نیز می‌توان زمان خاموشی (DT)^۳ تجهیز را کاهش داد.

در شکل ۱۲، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، توزیع خطای داده‌های هدف و داده‌های پیش‌بینی‌شده نشان داده شده است. این توزیع خطا، در قالب توزیع نرمال نشان داده شده است. در نهایت، ANFIS یک مدل پیش‌بینی زمان تعمیر تجهیز را ارائه داده است.

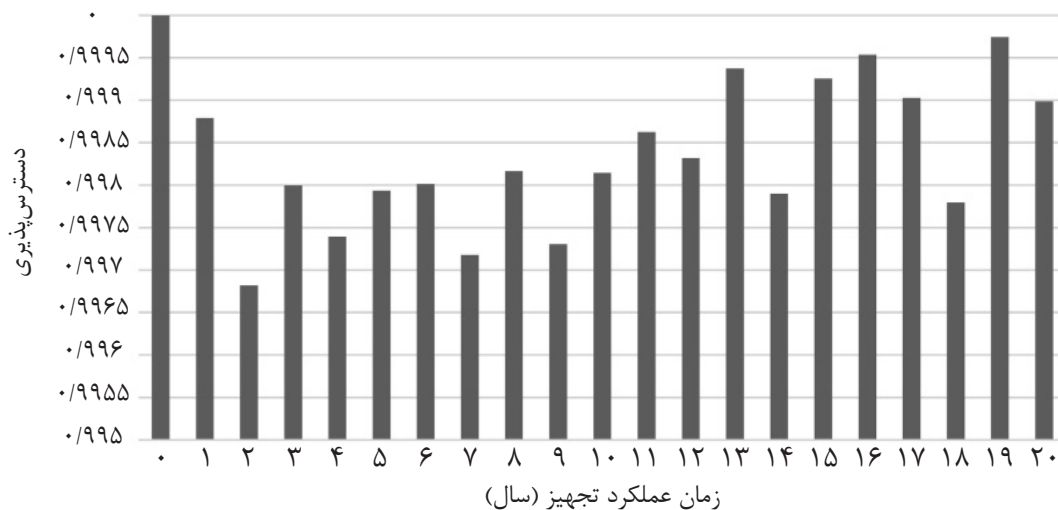
تحلیل دسترس‌پذیری و نرخ تعمیر تجهیز با استفاده از مدل شبیه‌سازی مونت کارلو

نرخ تعمیر تجهیز که معادل تعداد تعمیرات در روز می‌باشد، از مدل مونت کارلو به‌دست آمده که در شکل ۱۳ الف نشان داده شده است. در اوایل نصب و راه‌اندازی، به‌دلیل وجود خرابی‌های سطحی اولیه که ناشی از عدم نصب مناسب و شرایط راه‌اندازی اولیه است، تعداد خرابی‌ها زیاد بوده، اما زمان رفع خرابی به‌دلیل سطحی بودن خطا سریع‌تر است و با افزایش عمر تجهیز، خرابی به‌صورت تصادفی بوده و به‌دلیل رفع شدن خطاهای اولیه تجهیز، تعداد خرابی سال‌های بعد به‌مراتب کم‌تر ولی از نظر زمانی بیشتر طول می‌کشند. این رفتار در دسترس‌پذیری تجهیز را می‌توان در شکل ۱۳ ب مشاهده نمود که در سال‌های ابتدایی تجهیز با کاهش دسترس‌پذیری بیشتری مواجه می‌شود و با

1. Preventive Maintenance
2. Time Between Failure
3. Down Time



شکل ۱۳ دسترس پذیری سالیانه و نرخ تعمیر پمپ روان کاری الف) و دسترس پذیری سالیانه ب)



شکل ۱۴ دسترس پذیری کل سیستم پمپ روان کاری

تعمیرات تجهیز دارد. کل زمان خرابی، از لحظه خراب شدن تا لحظه روشن شدن و در مدار قرار گرفتن تجهیز را زمان ترمیم (TTRes)^۱ می‌گویند که دربرگیرنده زمان تعمیر فعال^۲ نیز هست. با توجه به توضیحات داده شده، شاخص‌های دسترس پذیری در بازه گردآوری داده‌های خرابی و تعمیر یک‌ساله که به صورت تجمعی برای سال‌های بعد افزایش می‌یابد، در جدول ۳ ارائه شده است؛ به این صورت که در هر سال، داده‌های سال‌های قبل نیز منظور گردیده است؛ به عنوان مثال، در سال دوم، از داده‌های سال اول و دوم استفاده شده است.

با داشتن اطلاعات کامل از تجهیز، شامل زمان کارکرد در هر دوره قبل از خرابی، زمان خرابی، نوع خرابی و تعداد خرابی، می‌توان به یک برنامه مفید جهت ارزیابی آینده تجهیز دست یافت. قابل ذکر است که در این رساله، نرخ خرابی تجهیز با فرض اجرای تعمیرات پیش‌گیرانه ثابت در نظر گرفته شده است. همان‌گونه که قبلاً گفته شد، نکته قابل توجهی که در شکل ۱۰ نشان داده شده، این است که زمانی که تجهیز به صورت دوره‌ای کار می‌کند، لحظه آماده‌به‌کار یا Stand-by، جزء زمان کارکرد سیستم محسوب می‌شود و مشمول زمان خاموشی یا خرابی (DT) نمی‌شود. تفکیک زمانی، از لحظه خرابی سیستم تا زمانی که سیستم مجدداً به سرویس می‌آید، نقش مهمی در برنامه‌ریزی

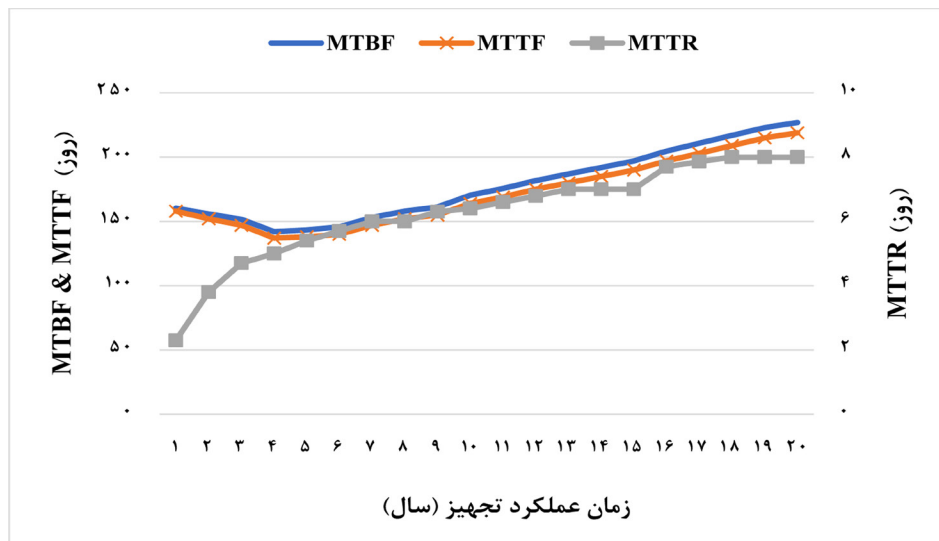
1. Time To Restoration
2. Active Repair Time

جدول ۳ شاخص‌های سالیانه دسترس‌پذیری پمپ در طول دوره کارکرد

دوره جمع‌آوری داده‌ها	MTBF (روز)	MTTF (روز)	MTTF (روز)
۱	۱۶۰/۳	۱۵۸	۲/۳
۲	۱۵۵/۸	۱۵۲	۳/۸
۳	۱۵۱/۷	۱۴۷	۴/۷
۴	۱۴۲	۱۳۷	۵
۵	۱۴۳/۴	۱۳۸	۵/۴
۶	۱۴۵/۷	۱۴۰	۵/۷
۷	۱۵۳	۱۴۷	۶
۸	۱۵۸	۱۵۲	۶
۹	۱۶۱/۳	۱۵۵	۶/۳
۱۰	۱۷۰/۴	۱۶۴	۶/۴
۱۱	۱۷۵/۶	۱۶۹	۶/۶
۱۲	۱۸۱/۷۹	۱۷۵	۶/۷۹
۱۳	۱۸۷	۱۸۰	۶/۹۳
۱۴	۱۹۲	۱۸۵	۶/۹۹
۱۵	۱۹۷	۱۹۰	۷
۱۶	۲۰۴/۷	۱۹۷	۷/۷
۱۷	۲۱۰/۸۶	۲۰۳	۷/۸۶
۱۸	۲۱۷	۲۰۹	۷/۹۷
۱۹	۲۲۳	۲۱۵	۸
۲۰	۲۲۷	۲۱۹	۸

عملاً طول دوره زمانی کارکرد سیستم تا خرابی افزایش یافته و نیازمند تحلیل مجدد جهت برآورد شاخص‌های ارتقا یافته جدید می‌شود. این عمل، همچنین موجب صرفه‌جویی در هزینه‌های تعمیرات پیش‌گیرانه اضافی می‌گردد. شکل ۱۵، نشان می‌دهد با آنکه زمان تعمیر تجهیز با افزایش سن تجهیز بیشتر شده است، اما میانگین دوره کارکرد تجهیز طولانی‌تر شده که منجر به افزایش میانگین دوره‌های بین خرابی (MTTF) می‌شود.

همان‌طور که در جدول ۳ نشان داده شده است، قبل از خرابی تجهیز، برنامه تعمیرات پیش‌گیرانه باید تنظیم شود که در یک بازه زمانی بین روزهای ۱۵۰ تا ۱۶۰، این عمل منجر به افزایش میانگین دوره کارکرد تجهیز (MTTF) می‌شود که در سال‌های انتهایی می‌توان برنامه تعمیرات پیش‌گیرانه را در بازه‌های زمانی ۲۰۰ روزه تنظیم نمود. این عمل، باعث ارتقاء قابلیت اطمینان تجهیز می‌گردد؛ به‌گونه‌ای که پس از تنظیم برنامه زمان‌بندی تعمیرات پیش‌گیرانه،



شکل ۱۵ شاخص‌های دسترس‌پذیری هر پمپ در طول دوره کارکرد

فازی تطبیقی (ANFIS) استفاده شده و زمان تعمیر تجهیز برای سال‌های آینده تخمین زده شد. در نهایت با استفاده از روش شبیه‌سازی مونت کارلو، دسترس‌پذیری تجهیز و شاخص‌های دسترس‌پذیری محاسبه گردید که علاوه بر محاسبه نرخ تعمیر تجهیز، مدت‌زمان کارکرد تجهیز بدون نیاز به تعمیرات پیش‌گیرانه نیز با استفاده از شاخص‌های مربوطه به‌دست آمد. موضوع مهم در این مقاله، میزان دسترس‌پذیری سالیانه تجهیز است که در سال‌های سوم، ششم، هشتم و هجدهم، این میزان کاهش یافته و یا دارای نوسان شدید نسبت به سال‌های قبل و بعد خود می‌باشد؛ که این مورد توسط ANFIS و مونت کارلو پیش‌بینی شده است. این موضوع، جهت برنامه‌ریزی تعمیرات اپراتورها و افزایش زمان کارکرد سیستم، حیاتی است.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، ضمن شناسایی فاکتورهای تأثیرگذار در مدت‌زمان تعمیر، جهت محاسبه مدت‌زمان تعمیر تجهیز در شرایط مختلف خرابی، از منطق فازی استفاده گردید که با توجه به کیفی بودن بسیاری از فاکتورهای تعمیر، امکان استفاده مؤثر از محاسبات ریاضی و عددی جهت برآورد دقیقی از زمان تعمیر وجود نداشت و در این حالت، منطق فازی با استفاده از توابع زبانی و قواعد منطقی امکان دخیل نمودن تجربه پرسنل تعمیرات را در قالب فاکتورهای تعمیر به‌صورت توابع زبانی و گزاره‌های شرطی میسر نمود؛ که از مشخصات برجسته این پژوهش، دخیل نمودن مستقیم تجربه انسانی در محاسبه زمان تعمیر می‌باشد. در ادامه، جهت شبیه‌سازی و همچنین پیش‌بینی رفتار تعمیر تجهیز در آینده، از سیستم شبکه عصبی-

مراجع

- [1] Shi H, Deng J (2011) Modeling and simulation of combined diesel and gas turbine propulsion system mission reliability, in International Conference on Transportation, Mechanical, and Electrical Engineering, 1189-1192.
- [2] OREDA (2015) Offshore and onshore Reliability Data. (4th edition), OREDA Participant, 835.
- [3] Tavner P J (2007) Review of condition monitoring of rotating electrical machines, IET Electric Power Applications.
- [4] Borgonovo E, Marseguerra M, Zio E (2000) A Monte Carlo methodological approach to plant availability modeling with maintenance, aging and obsolescence, Reliability Engineering and System Safety, 67, 1: 61-73.

- [5]. Momen M, Behbahaninia A (2021) Realistic availability assessment of energy system behavior patterns by monte carlo method, *Arabian Journal for Science and Engineering*, 46, 12: 11885-11895.
- [6]. Tang S, Wang F (2005) Reliability analysis for a repairable parallel system with time-varying failure rates, *Applied Mathematics-A Journal of Chinese Universities*, 20, 1: 85-90.
- [7]. Afefy I H (2010) Reliability-centered maintenance methodology and application: A case study, *Engineering*, 2, 11: 863-873.
- [8]. sabouhi H, fotuhi- firuzabad M, dehghanian P (2016) Identifying critical component of combined cycle power plant for implementation of reliability-centered maintenance, *Csee Journal of Power and Energy Systems*, 2: 2.
- [9]. Dehghanian P, Fotuhi Firuzabad M, Bagheri-Shouraki S, Razi Kazemi A A (2012) Critical component identification in reliability centered asset management of power distribution systems via fuzzy AHP, *IEEE Systems Journal*, 6: 4.
- [10]. Celebi E (2019) A Fuzzy decision support system for managing maintenance activities of critical component in manufacturing systems, *Juornal of Manufacturing Systems*, 110-120.
- [11]. Gallab M, Bouloiz H, Lamrani Alaoui Y, Tkiouat M (2018) Risk assessment of maintenance activities using fuzzy logic, *Second International Conference on Intelligent Computing in Data Sciences*, *Procedia Computer Science*, 148: 226-235.
- [12]. Ramazani S, memarani A (2011) A fuzzy rule-based system for fault diagnosis, using oil analysis result, *International Journal of Industrial Engineering Production Research*, 22: 91-98.
- [13]. Mazurkiewicz D (2015) Maintenance of belt conveyors using an expert system based on fuzzy logic, *Archives of Civil and Mechanical Engineering*, 15, 2: 412-418.
- [14]. Grassi A, Gamberini R, Mora C, Rimini B (2009) A fuzzy multi-attribute model for risk evaluation in workplaces, *Safety Science*, 47: 707-716.
- [15]. Chandima Ratnayake R M, Antosz K (2017) Development of a risk matrix and extending the risk-based maintenance analysis with fuzzy logic, *Procedia Engineering*, 182: 602 – 610.
- [16]. Shang K, Hossen Z (2013) Applying fuzzy logic to risk assessment and decision-making, *Canadian Institute of Actuaries, Society of Actuaries*, 1-59.
- [17]. Jang J S R (1991) Fuzzy modeling using generalized neural networks and kalaman filter algorithm, *AAAI*, 91: 762-767.
- [18]. Wang W Q, Golnaraghi M F, Ismail F (2004) Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18, 4: 813-831.
- [19]. Jang J S, Sun C T (1995) Neuro-fuzzy modeling and control. *Proceedings of the IEEE*, 83, 3: 378-406.
- [20]. Pérez Pérez E J, López Estrada F R, Puig, V, Valencia-Palomo G, Santos Ruiz I (2022) Fault diagnosis in wind turbines based on ANFIS and takagi-sugeno interval observers, *Expert Systems with Applications*, 117698.
- [21]. Karaboga D, Kaya E (2019) Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches: a comprehensive survey, *Artificial Intelligence Review*, 52, 2263-2293.
- [22]. Smith D J (2011) *Reliability, maintainability and Risk, Practical Methods for Engineers*. 9th ed, Science Direct.
- [23]. Dernancourt F (2013) Introduction to fuzzy logic. *Massachusetts Institute of Technology*, 21, 50-56.
- [24]. Porebski S (2022) Evaluation of fuzzy membership functions for linguistic rule-based classifier focused on explainability, interpretability and reliability, *Expert Systems with Applications*, 199: 117116.
- [25]. Dernancourt F (2011) *Introduction to Fuzzy Logic*, First edition, University of Dortmund, Germany, Springer, 14.
- [26]. Karpovsky M G (1977) Harmonic analysis over finite commutative groups in linearization problems for systems of logical functions. *Information and Control*, 33, 2: 142-165.
- [27]. Lotfi Zadeh A (1975) The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning, *Information Science*, 199-249.
- [28]. Lotfi Zadeh A (1978) Fuzzy sets as a basis for theory of possibility, *International Journal Fuzzy Sets and Systems*, 100, 1: 3-28.
- [29]. Jang J S R, Sun C T, Mizutani E (2005) *Neuro- fuzzy and soft computing-a computational approach to learning and machine intelligence*, [Book Review], *IEEE Trans Automat Contr*, 42.
- [30]. Guy Jackson L (1998) *IEEE recommended practice for the design of reliable industrial and commercial power systems*, 1st edition, Institute of Electrical and Electronics Engineering, 1-501.
- [31]. Report on reliability survey of industrial plants, Part I: Reliability of Electrical Equipment, *IEEE Trans Ind Appl* 1974; IA-10:213-35.
- [32]. Albrecht P F, Appiarius J C, McCoy R M, Owen E L, Sharma D K (1986) Assessment of the reliability of motors in utility applications-updated, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 1: 39-46.
- [33]. Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations (1985) Part I. *IEEE*

Transactions on Industry Applications, IA-21, 4: 865-872.

[34]. De Gooijer J G, Hyndman R J (2006) 25 years of time series forecasting, International journal of forecasting, 22, 3: 443-473.

[35]. Sherwin D, Hoyland A, Rausand M (1995) System reliability theory-models and statistical methods, Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician), 44, 4: 543-544.

[36]. Smith J U M, Billington R, Allan RN (1994) Reliability evaluation of engineering systems, Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician), 43, 4: 599-600.

[37]. Lewis E E. Introduction to Reliability Engineering. Wiley; 1987.

[38]. Billinton R, Allan R. N (1992) Reliability evaluation of engineering systems: concepts and techniques, 2nd edition, New York: Plenum, Springer, 1-453.



Main Oil Pump Equipment Repair Time Prediction with Fuzzy logic and Adaptive Neuro Fuzzy System and Availability Assessment and Their Related Indices with Monte Carlo simulation in Power Generation Systems

Danesh Mirzaei¹, Ali Behbahaninia^{2*}, Ashkan Abdalisousan^{1,3} and Seyed Mohammadreza Miri Lavasani¹

1. Department of Natural Resources and Environment, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

2. Department of Energy Systems Engineering, Faculty of Mechanical Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

3. Department of Engineering and Technology, Aštara Branch, Islamic Azad University, Aštara, Iran

alibehbahaninia@kntu.ac.ir

DOI:10.22078/PR.2022.4769.3140

Received: May/03/2022

Accepted: June/23/2022

Introduction

The energy industry plays a crucial role in the social, economic, and technological development of countries. Any effort that leads to the development of reliability and availability in power and energy production systems has a significant impact on the economic and social stability.

Many measures have been taken in the field of repair methods in power production and energy distribution networks based on adopting an optimal repair strategy and increasing system reliability and availability. The most important of these is reliability centered maintenance (RCM). Many studies have been carried out in the field of improving reliability and availability indicators. Shi et al. investigated the reliability of gas turbine power generation systems in power plants [1]. In power plants, the most important challenge facing the operators is the failure of the power generation equipment, which poses a serious problem to the availability of the supply network. OREDA and Tenver et al carried out a root cause analysis (RCA) of the rate of failure in equipment [2, 3].

The Markov method is used for repairable systems, but it has limitations for repairable equipment. The method becomes complicated, and it is impossible to solve the Markov differential equations by introducing a time-dependent repair rate and failure rate. In such a

situation, it is useful to use the Monte Carlo simulation method. Borgonovo et al. developed Monte Carlo simulation to evaluate repair scenarios [4]. Monte Carlo simulation was used for availability assessment in energy-conversion systems by Behbahaninia et al. [5]. Despite the development of new methods for repair and maintenance, since equipment repairs in power generation systems are subject to many, often qualitative, factors, it is difficult to determine equipment repair time. For this reason, adopting an effective decision on equipment repair time to accurately estimate the amount of time required for repair has been a major challenge for operators. Fuzzy logic is a suitable solution for obtaining equipment repair time and covers the uncertainties in repair time estimation by introducing human experience. Some studies were done regarding the introduction of fuzzy logic in the field of repair and reliability indicators. A study was conducted on critical component realization by Dehghanian et al. [6]. ANFIS is an effective method that uses inference systems to characterize complex nonlinear systems such as repair time estimation, which has the ability to predict complex nonlinear systems and to learn and train an input-output structure based on human knowledge. While previous studies used fuzzy logic and ANFIS for fault detection, the present study used fuzzy logic to draw on human knowledge

in explaining repair factors to calculate the equipment repair time. Previous studies lack calculation of the time-dependent repair rate, and there are not sufficient studies involving the repair factors affecting the final estimate of the equipment repair time. Considering that repair factors are qualitative, linguistic functions in fuzzy logic are the best model to account for all the factors involved in equipment repair and for the related uncertainties. Given that all previous studies assumed a constant equipment repair rate and calculated equipment availability from steady state without considering equipment lifetime, there is a lack of research regarding the calculation of repair time considering the different conditions of repair factors, estimation of time-dependent repair rate, and annual availability as a function of equipment operational time. This study is an attempt to fill this gap. One of the salient points of this study is the introduction of human experience for estimating the repair time, examining the repair behavior and predicting the repair time using a neural-fuzzy system or ANFIS. This system provides the possibility of predicting the time-dependent repair rate and realistic annual availability of equipment during its operational life using the Monte Carlo simulation method. This study also provides the possibility of planning and reducing repair time and financial costs for operators and maintenance teams by calculating and predicting availability and optimum preventive maintenance time using Monte Carlo simulation. In fact, some of the important achievements of this article are the prediction of downtime, equipment repair time and annual time-dependent availability, which were possible as a result of using fuzzy systems and Monte Carlo simulation.

Materials and Methods

Since the main repair factors are often qualitative, language functions in fuzzy logic have the ability to enter these factors in the final calculation of equipment repair time. These factors are shown in Figure 1 [7].

In fact, repair time calculations can be done based on repair factors, which, according to Figure 1, include realization time, diagnosis time, access time, spare parts and replacement time, procurement time, check-out time, and alignment time. Not only do repairs have complex behavior, but also it is very difficult to predict the time needed for them because they depend on various factors and have nonlinear and unstable random behavior. It is of particular importance to choose the right type and range of membership functions in order to define linguistic functions and fuzzify the repair variables. The Gauss membership function is used in the fuzzification of repair factors due to the smooth and gentle changes of the Gauss function and its similarity to the normal distribution function, according to Equation 1 [8]. Mamdani's minimum implication has been used to verify and evaluate fuzzy rules. Generally, these systems are known as Mamdani fuzzy systems, if Mamdani requirement is used in the fuzzy systems. Therefore, a Mamdani fuzzy system is used to obtain the repair time.

$$\text{Gaussian MF } (x, m, \delta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-m}{\delta}\right)^2} \quad (1)$$

The Gaussian membership function is specified in Equation 1 by two factors, where m expresses the average value or the center of the membership function, and δ indicates the variance or the width of the Gaussian membership function. As noted earlier, a fuzzy system consists of four stages (Figure 2).

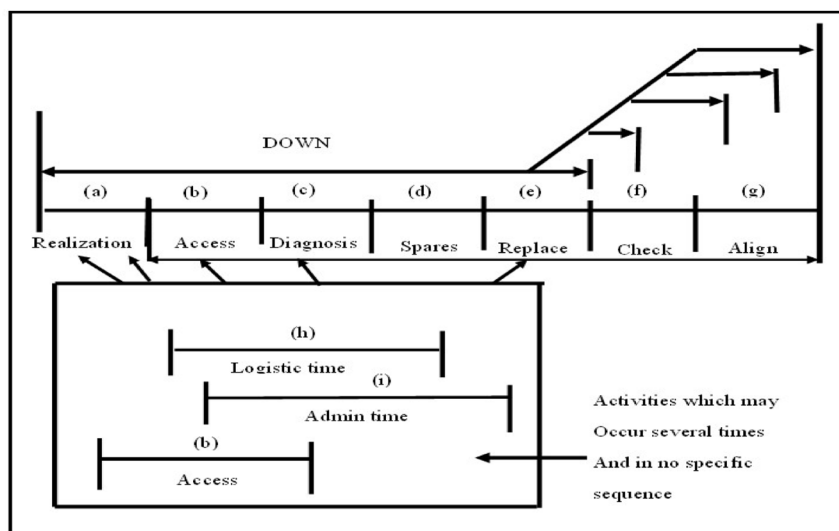


Fig. 1 The main factors of repair that an equipment faces in different proportions during the repair time from the moment of failure to the time to repair and return to operation.

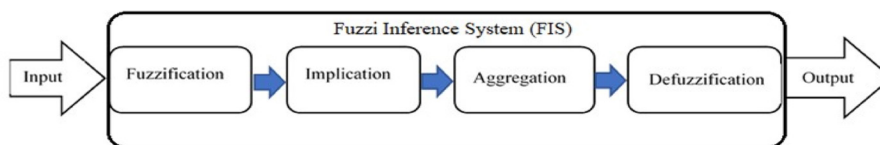


Fig. 2 The fuzzy logic system, also known as the fuzzy inference engine.

Logical propositions, also known as fuzzy rules, consist of two parts: an "antecedent" and a "consequent", which are defined by logical operators as follows:

IF < Antecedent > Then < Consequent >

The "antecedent" is a set of membership functions of equipment repair factors which are defined by logical operators, and the "consequent" is the result of these factors and expresses the time status of the repair. The degree of accuracy of this relationship or rule is determined by Mamdani's implication. The inputs include seven repair factors which have a fundamental role in estimating the equipment repair time. The input

and output fuzzy sets are presented in [Tables 1 and 2](#), which express the specifications of the membership functions and linguistic expressions related to the repair factors. For example, the realization time of fault is expressed by the terms “on time”, “delayed” and “late”. The linguistic phrase of “on time” expresses the quick detection of equipment failure and does not have a significant effect on the equipment repair time. “Late” means spending more time and has a significant effect on estimating the overall time of equipment repair. The specifications of the fuzzy output linguistic functions are listed in [Table 2](#).

Table 1 Specification of input linguistic variables for main repair factors.

Inputs Variables Name	linguistic term	MF Type	Implication
Realization Time	On time	Gaussian	Mamdani
	Delay	Gaussian	
	Late	Gaussian	
Diagnosis Time	On time	Gaussian	Mamdani
	Delay	Gaussian	
	Late	Gaussian	
Access Time	On time	Gaussian	Mamdani
	Delay	Gaussian	
	Late	Gaussian	
Spare part and Replacement Time	On time	Gaussian	Mamdani
	purchase	Gaussian	
	purchase order	Gaussian	
Spare Procurement	Toolbox	Gaussian	Mamdani
	Cannibalization	Gaussian	
	Other identical part	Gaussian	
Checkout Time	Normal	Gaussian	Mamdani
	Medium	Gaussian	
	Time-consuming	Gaussian	
Alignment Time	Normal	Gaussian	Mamdani
	Medium	Gaussian	
	Time-consuming	Gaussian	

Table 2 Specification of output linguistic variables.

Output Variables Name	linguistic term	MF Type	Aggregation	Defuzzification Method
Repair Time (day)	Normal	Gaussian	Sum	Bisector
	Mediume	Gaussian		
	Long	Gaussian		
	Very Long	Gaussian		

Adaptive Neuro-fuzzy Inference Systems (ANFIS) and Monte Carlo Simulation

An algorithm is very efficient for training the data obtained from a fuzzy inference system to predict the equipment repair time in the future based on the data obtained from the repair time and repair factors. An algorithm can simulate the repair time and adapt to various scenarios of equipment failure and repair, in addition to having the advantages of a fuzzy system. In this system, the equipment repair time can be easily obtained by entering the numerical data of the repair factors by simulating the behavior of the equipment repair time and the adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), Figure 3 shows the main framework of

the training process and repair time prediction in this study. Finally, the ANFIS output represents the simulated values of the repair time behavior.

Figure 4 shows the main framework of the ANFIS, which includes 5 layers: the fuzzify layer, the product layer, the normalized layer, the de-fuzzifier layer, and the total output layer. This system is used to simulate and predict the repair time of the power plant equipment. The time predicted by the ANFIS is used in the next section to predict equipment annual time-dependent availability by Monte Carlo simulation and related availability factors. Actually, the ANFIS is a fuzzy system training algorithm. Figure 5 shows the structure of the ANFIS for a two-input mode.

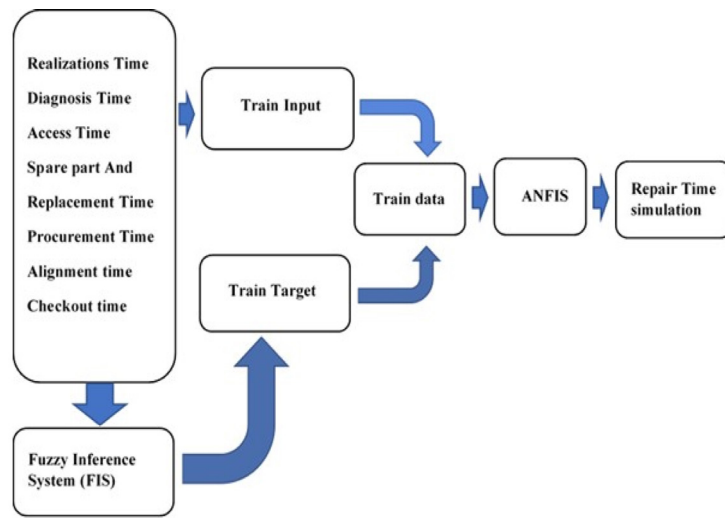


Fig. 3 The main framework of using the fuzzy system and ANFIS in the simulation of equipment repair time.

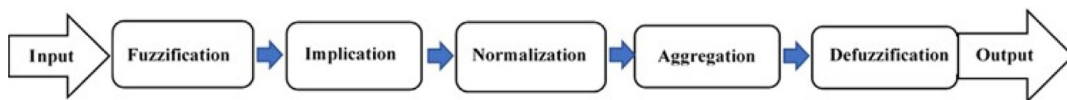


Fig. 4 The way an ANFIS works.

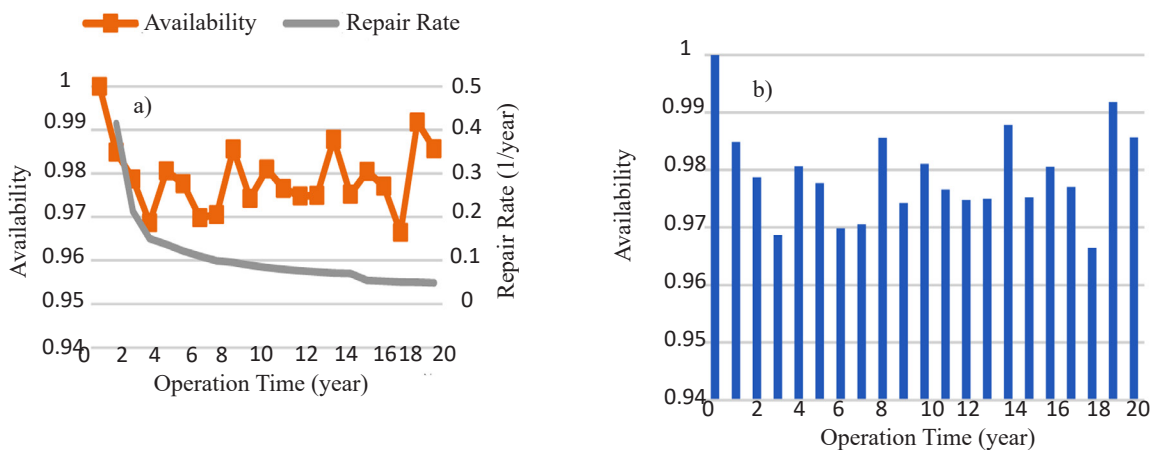


Fig. 5 Lubrication pump annual availability and repair rate.

The Monte Carlo simulation method is used to obtain equipment availability based on equipment failure and repair time. Solving these equations can become very difficult or impossible due to their analytical complexity when the unsteady states of these equations are used, which are a function of failure and repair time. Therefore, using the Monte Carlo method in such cases is much easier, and the results are very close to the real values. The annual availability is calculated with Equation 2 according to the failure data and the repair time corresponding to the failure data obtained from the Monte Carlo simulation method. In this equation, $A_m(t)$ is availability in year m , n is the number of iterations in the Monte Carlo model, and $\sum TR_m$ is the sum of time to repair (TTR) values or unavailability in year m .

$$A_m(t) = \frac{n \times 365 \sum TR_m}{n} \tag{2}$$

Equipment downtime may occur many times during its lifetime, and during such periods, the equipment will be out of service. The time required for the equipment to return to service (uptime) depends on repair factors shown in Figure 1. Based on ISO-14224, the periods when the equipment has been in service, as well as the time required to return the equipment to service can be identified (i.e., the time from failure to repair).

These time values are indicators of availability and are introduced by the mean time to failure (MTTF), mean time to repair (MTTR) and mean time between failures (MTBF). MTTF is the mean time between failures and measures the mean time it takes for one equipment in service to fail (time to failure (TTF)), and MTTR (mean time to repair) is the average time it takes to repair a system and return it to service again (TTR). Equation 3 presents the relationship between these three indicators [9].

$$MTBF = MTTF + MTTR \tag{3}$$

The Monte Carlo simulation method is used to obtain availability indicators. The indicators of the average time to repair and the average time between equipment failures can be calculated with Equations 4 and 5, respectively.

$$MTTR_m = \frac{\sum_0^m TR_m}{\sum_0^m \text{number of failures (m)}} \tag{4}$$

$$MTBF_m = \frac{m \times 365}{\sum_0^m \text{number of failures (m)}} \tag{5}$$

According to Figure 6, although the equipment repair time increased with the age of the equipment, the average operating period of the equipment became longer, which led to an increase in the mean time between failures (MTBF).

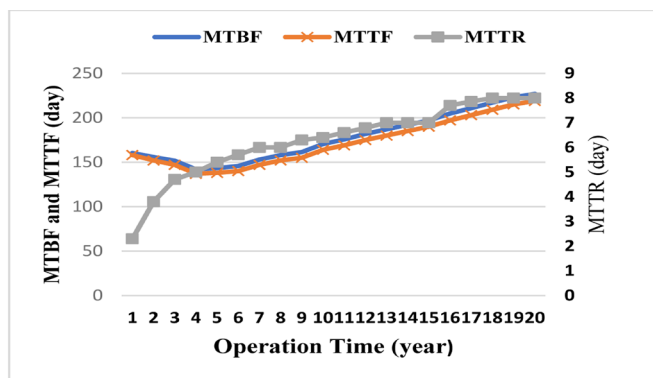


Fig. 6 Availability indicators of each pump during the operating period.

Conclusions

This study, while identifying the factors affecting repair time, used fuzzy logic to calculate the equipment repair time in different failure conditions. This calculation, due to its qualitative nature, is not possible using mathematical and numerical methods. In our study, the use of fuzzy logic, linguistic functions and logical rules made it possible to involve the experience of maintenance personnel in the form of linguistic functions and fuzzy if-then rules. One of the outstanding characteristics of this study is the direct involvement of human experience in the calculation of repair time. Afterwards, the adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) was used to simulate and predict the behavior of equipment repair in the future,

and the equipment repair time was estimated for the coming years. Finally, the equipment annual availability and availability indicators were calculated using the Monte Carlo simulation method, which allowed us to determine the equipment repair rate. The duration of equipment operation without the need for preventive repairs was also obtained using the relevant indicators. This issue is essential to schedule repairs for operators, and it increases system reliability and decreases related maintenance cost and outage due to random failures. For future study, an economic analysis for increasing availability and reliability is proposed. Critical equipment identification based on its annual availability for power generation systems is achievable in future research.

References

1. Shi H, Deng J (2011) Modeling and simulation of combined diesel and gas turbine propulsion system mission reliability, in International Conference on Transportation, Mechanical, and Electrical Engineering, 1189–1192.
2. OREDA (2015) Offshore and onshore Reliability Data. (4th edition), OREDA Participant, 835.
3. Tavner P J (2007) Review of condition monitoring of rotating electrical machines, IET Electric Power Applications.
4. Borgonovo E, Marseguerra M, Zio E (2000) A Monte Carlo methodological approach to plant availability modeling with maintenance, aging and obsolescence, Reliability Engineering and System Safety, 67, 1: 61-73.
5. Momen M, Behbahaninia A (2021) Realistic availability assessment of energy system behavior patterns by monte carlo method, Arabian Journal for Science and Engineering, 46, 12: 11885-11895.
6. sabouhi H, fotuhi- firuzabad M, dehghanian P (2016) Identifying critical component of combined cycle power plant for implementation of reliability-centered maintenance, Csee Journal of Power and Energy Systems, 2: 2
7. Smith J U M, Billington R, Allan RN (1994) Reliability evaluation of engineering systems, Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician), 43, 4: 599-600.