

تشخیص عیوب ارتعاشی پره بالگرد هم‌محور با استفاده از تبدیل موجک و یادگیری تجربی مبتنی بر شبکه عصبی

مهدی نصیری نکارستان^۱، مصطفی خزائی^{۲*}، سید حسین ساداتی^۳

۱- دانشجوی دکتری، مجتمع دانشگاهی هوافضا، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران

۲- استادیار، مجتمع دانشگاهی هوافضا، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران

۳- دانشیار، مجتمع دانشگاهی هوافضا، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران

(دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۰۳/۱۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۲/۰۴)

چکیده

بروز عدم ترازمندی در روتور بالگرد، باعث افت کیفیت پروازی و کاهش قابل توجه عمر قطعات متأثر از ناترازی می‌گردد. با توجه به وابستگی اساسی ایمنی و کنترل بالگرد به روتورها، گسترش این مشکل می‌تواند به رویدادهای نامطلوب و خرابی‌های فاجعه‌بار منجر شود. بنابراین، تشخیص زودهنگام نامیزانی جرمی و ناهمراستایی به منظور کاهش رویدادها و هزینه‌ها، اهمیت بسزایی پیدا کرده است. تشخیص عیوب منوط به انتخاب و بهره‌گیری از ویژگی‌های سیگنالی است که حاوی داده‌های بیشتر باشند، این موضوع در پژوهش‌های پیشین به طور مناسب مورد توجه قرار نگرفته است. این مقاله به مطالعات تجربی بر روی یک بالگرد مدل با روتور هم‌محور برای تشخیص وجود نامیزانی جرمی و ناهمراستایی و ترکیب این دو نوع عیب، پرداخته است. تعداد ۳۲۰ تست برای هشت حالت مختلف سالم، ناهمراستایی در پره‌ها، نامیزانی‌های جرمی با مقادیر مختلف در نوک و وسط پره، در بازه سرعت دورانی ۸۸۰ تا ۱۰۵۰ دور بر دقیقه انجام شده است. بر مبنای پاسخ زمانی و فرکانسی سیستم، ویژگی‌های سیگنالی در قالب گراف‌های حوزه‌های سه‌گانه زمان، فرکانس و حوزه زمان-فرکانس (با تبدیل موجک)، استخراج شده است. در مرحله بعد با استفاده از تکنیک تحلیل مؤلفه اساسی (PCA) همراه با الگوریتم مورچگان، ۱۵ ویژگی که حاوی اطلاعات بیشتری هستند، انتخاب و به عنوان ورودی جهت طبقه‌بندی به شبکه عصبی داده شده است. بر اساس ارزیابی تجربی صورت گرفته، الگوریتم پیشنهادی موفق به طبقه‌بندی و شناسایی عیوب با نسبت کارایی بالا شده است و می‌تواند در روند نگهداری و تعمیرات مبتنی بر وضعیت بالگرد، مورد استفاده قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی، الگوریتم مورچگان، تبدیل موجک، بالگرد هم‌محور، انتخاب ویژگی

Vibration fault diagnostic for coaxial helicopter blade using wavelet transform and experimental learning based on neural network

Mahdi Nasiri Negarestan¹, Mostafa Khazaei², Seyed Hossein Sadati³

Abstract

Rotor imbalance in helicopters can lead to a flight quality degradation and a significant reduction in the lifespan of affected components. Considering the fundamental importance of safety and helicopter control being dependent on rotors, the propagation of this issue can result in undesirable events and catastrophic failures. Therefore, early detection of mass imbalance and misalignment plays a crucial role in reducing events and costs, and researchers in this field have recognized its significance. This paper focuses on experimental studies conducted on a coaxial rotor model helicopter to detect the presence of mass imbalance, misalignment, and a combination of them. A total of 320 tests were performed for eight conditions, including healthy, misalignment in the blades, and mass imbalances at various points on the blade's tip and center, within a rotational speed range of 880 to 1050 rotations per minute. Based on the time and frequency response of the system, signal features were extracted in the form of time-domain, frequency-domain, and time-frequency (using wavelet transform) graphs. In the next step, using Principal Component Analysis (PCA) in conjunction with the Ant Colony Optimization algorithm, 15 features containing more information were selected and inputted for classification into a neural network. According to the empirical evaluation, the proposed algorithm classifies and identifies the faults with a high-efficiency ratio. Thus, it can be utilized in condition-based maintenance of the rotorcrafts.

Key words: Neural networks, Ant colony algorithm, wavelet transform, coaxial helicopter, feature Selection.

مقدمه

برای بهبود ایمنی عملیاتی و کاهش هزینه‌های نگهداری و تعمیرات، وجود سیستم پایش سلامت و بهره‌برداری^۱ در وسایل هوافضایی که دارای سرنشین و سیستم‌های گران‌قیمت هستند، الزامی است. از آنجایی که پرواز بالگرد با پره‌های روتور آسیب‌دیده یا نامیزان دشوار و خطرناک است، روش‌های مبتنی بر مدل و روش‌های تجربی، به طور گسترده برای مطالعه اثرات عیب در پره‌های روتور بالگرد مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در مقایسه با هواپیماهای بال ثابت، بالگرد علاوه بر موتور هوایی، دارای سیستم انتقال قدرت و روتور است که موجب پیچیدگی بیشتر ساختار مکانیکی و در نتیجه، افزایش میزان خرابی و عیوب پنهان قطعات می‌گردد. طبق آمار منتشر شده توسط آژانس ایمنی هوانوردی اتحادیه اروپا^۲، تعداد حوادث مرگبار و تلفات بالگردهای موتور توربینی غربی در ده سال گذشته بالا بوده است. در این میان، بدون احتساب عوامل انسانی، عیب و خرابی مکانیکی بالگرد، عامل اصلی سوانح بوده است [۱]. بر اساس داده‌های آماری هیئت ملی ایمنی حمل و نقل ایالات متحده^۳، بالگردها ۴۰ درصد بیشتر از هواپیماهای بال ثابت دچار سوانح می‌شوند [۲]. گزارشات منتشر شده نشان می‌دهند که از یک ناوگان متشکل از ۱۱۰۰۰ بالگرد غیرنظامی، نزدیک به ۱۲۰۰ سانحه رخ داده است که از این میان ۳۵ مورد به دلیل نقص سیستم روتور بالگرد بوده است [۳]. در نتیجه برای بهبود ایمنی عملیاتی و کاهش هزینه‌های نگهداری و تعمیرات، وجود سیستم HUMS برای بالگرد الزامی است. در اوایل دهه ۱۹۹۰ این سیستم برای اولین بار در بالگردهای شاتل دریایی در دریای شمال به منظور بهبود ایمنی و قابلیت اطمینان استفاده شد. در طول سال‌های گذشته، فناوری و مقررات HUMS بسیار توسعه یافته است و به طور گسترده در کشورهای غربی به ویژه انگلیس و ایالات متحده در بالگردها به صورت اجباری نصب می‌شود [۴]. ارتش ایالات متحده با یک سرمایه‌گذاری عظیم در این حوزه، یک برنامه‌ی جامع نگهداری و تعمیرات (نت) مبتنی بر وضعیت^۴ تنظیم کرده و همچنین بیش از ۲۵۰۰ فروند را به این سیستم مجهز کرده است. ارتش ایالات متحده سیستم پایش سلامت را روی چهار نوع مختلف بالگرد با هدف گذار از روال قدیمی نت و بازرسی‌های طولانی مدت به سیستم نگهداری و تعمیرات پویا به کار برده است [۵]. این سیستم

مبتنی بر مجموعه‌ای از حسگرها در وسیله پرنده است که با نظارت مستمر بر داده‌های ارتعاشی، دما، فشار و موارد مشابه کار می‌کند. با اتکا به این سیستم، تصمیمات نت اتخاذ گردیده و باعث می‌شود خرابی‌های مکانیکی قبل از وقوع حوادث فاجعه‌بار شناسایی و مرتفع شوند.

آنالیز ارتعاش به عنوان یکی از بهترین روش‌های تعیین وضعیت ماشین‌آلات در نظر گرفته می‌شود [۶]. به گفته دورانتس^۵ و همکاران، تکنیک‌های تشخیص عیب از طریق تجزیه و تحلیل ارتعاشات بیش از ۸۲٪ کل روش‌های پایش سلامت را تشکیل می‌دهند [۷]. وضعیت ماشین را می‌توان با دامنه و فرکانس ارتعاش تعیین کرد، زیرا هر دو می‌توانند به ترتیب شدت و منبع مشکل ماشین را نشان دهند [۸].

اولین تلاش برای مدل‌سازی آسیب در پره‌های روتور بالگرد توسط آرام و اندرو^۶ در سال ۱۹۹۲ انجام شد. آن‌ها با نظارت بر آشفتگی‌های فرکانس طبیعی پره با استفاده از شبیه‌سازی عیوب سیستم یک روتور تمام‌لولای پنج پره، به تشخیص مکان و اندازه ترک پرداختند. عیب‌های موجود در مدل ریاضی مشابه روتور بالگرد S-61، عبارت بودند از عیوب ساختاری مانند ترک‌های پره، عدم تعادل جرمی در جهت وتر و عیب‌های مکانیکی مانند دمپر افقی^۷ معیوب. آن‌ها دریافتند که حداکثر تغییر در فرکانس مودال زمانی رخ می‌دهد که آسیب در محلی ایجاد شود که سهم این حالت در ممان خمشی حداکثر است [۹]. این بررسی‌ها با ارزیابی ارتعاشات بدنه به جای ارتعاشات خود روتور اصلی آغاز و سپس با ارائه روش‌هایی مانند انتشار صوتی، همجوشی داده‌ها، تکنیک‌های انتقال، یادگیری عمیق، پردازش پیشرفته سیگنال و استفاده از شبکه‌های عصبی پیگیری شده‌اند.

برای روتورهای بالگرد نیز عیوب اغلب با ارتعاش زیاد ناشی از نیروهای نامیزانی جرمی و ناهمراستایی پره‌ها، که شامل نیروهای آیرودینامیکی، گریز از مرکز و اینرسی است، نمایان می‌شود. این نیروها تحت تأثیر دو عامل قرار دارند. اولین مورد نامیزانی نیروهای مرکزگرا ناشی از عدم تعادل پره و نقص قطعات است که معادل با توزیع نامتقارن جرم می‌باشد. مورد دوم عدم تعادل مخروط روتور ناشی از سیستم کنترل، ایرفویل و هاب روتور است که منجر به عدم تقارن نیروی آیرودینامیکی می‌شود. هر دو عامل منجر به ارتعاش بالاتر می‌شوند و این

[۱۸]. گومز^{۱۸} شناسایی آسیب پره بالگرد AS-350 را، با روش اجزای المان محدود و بر اساس تحلیل مکانیک شکست انجام داد [۱۹]. نتایج حاصل از بکارگیری الگوریتم عیب‌یابی به شدت به داده‌های ورودی و آموزشی حساس است. در پژوهش‌های پیشین به رغم تلاش‌های ارزشمند صورت گرفته، ویژگی‌های سیگنالی مورد استفاده از موارد رایج در بخش صنعتی مانند میانگین مربعات، دامنه سیگنال‌ها در فرکانس‌های نامی و هارمونیک‌ها، الگوبرداری شدند. لذا بررسی کافی روی میزان اهمیت و محتوای اطلاعات و ویژگی‌های سیگنالی صورت نگرفته است. از همین روی در مقاله حاضر، این بررسی با بررسی ویژگی‌های زمانی، فرکانسی و ترکیبی زمان-فرکانس صورت می‌پذیرد. پس از توسعه مدل ریاضی سیستم روتور دارای عیب، وظیفه کلیدی در پایش سلامت، ایجاد الگوریتمی است که بتواند عیوب را از داده‌های واقعی تشخیص دهد. از آنجایی که داده‌های واقعی به نوبه آلوده هستند، نیاز به توسعه الگوریتم-هایی وجود دارد که بتواند کارایی مناسبی در این شرایط داشته باشد. در ادامه مقاله به شرح تست آزمایشگاهی، توسعه الگوریتم و نتایج حاصله پرداخته می‌شود.

مجموعه آزمایشگاهی

برای انجام این آزمایش از بالگرد با روتور اصلی هم‌محور^{۱۹} FXD HG-90 شکل ۱ استفاده شده است. برای اندازه‌گیری داده‌های ارتعاشی در راستای عرضی^{۲۰} بالگرد از شتاب‌سنج پیزو-الکترونیک با مشخصات مندرج در جدول ۱ و برای اندازه‌گیری دور روتور حین انجام تست، از تاکوی مغناطیسی مجاورتی استفاده شده است.



شکل ۱- بالگرد کواکسیال FXD HG-90

مشکل در مورد بالگردهای با روتور اصلی هم‌محور که گرایش و تمایل به آن‌ها روز به روز افزایش می‌یابد، پیچیده‌تر و دشوارتر است. از آنجایی که ادامه پرواز با بالگرد با پره‌های روتور آسیب دیده بسیار دشوار است، بنابراین روش‌های مبتنی بر مدل به طور گسترده برای مطالعه اثرات آسیب در پره‌های روتور مورد استفاده قرار گرفته‌اند. روش مبتنی بر مدل، دسته‌ای از روش‌های تشخیص آسیب است که در آن آسیب از انحراف خروجی اندازه‌گیری و شبیه‌سازی، شناسایی می‌شود. یک رویکرد جایگزین برای تشخیص عیوب شامل استفاده از روش‌های بدون مدل یا داده‌محور^۸ است.

آزام^۹ یک مدل تحلیلی برای عیب‌یابی ارائه کرده و آن را با داده‌های آزمایش پرواز محدود، تأیید نمود [۱۰]. علاوه بر این، آزام و والاس یک مدل المان محدود برای بدنه بالگرد Lynx توسعه دادند و آن را با مدل روتور کوپل کردند. چنین مدل-هایی همچنین می‌توانند برای ایجاد روابط بین بارهای ارتعاشی هاب و ارتعاش بدنه استفاده شوند [۱۱].

گانگولی^{۱۰} و همکاران، یک سیستم تشخیص عیب مبتنی بر شبکه عصبی را با استفاده از داده‌های شبیه‌سازی سیستم روتور حاوی نویز، برای آموزش و آزمایش سیستم توسعه دادند [۱۲ و ۱۳]. گانگولی یک پایش سلامت زمین‌پایه برای پره روتور بالگرد با استفاده از یک سیستم منطق فازی^{۱۱} جهت استنتاج بر مبنای چهار فرکانس فلپینگ^{۱۲} اول را به عنوان مشخصه مورد اندازه‌گیری، توسعه داد. در این سیستم فازی، انحرافات اندازه‌گیری ناشی از عیب، فازی شده و با استفاده از یک سیستم منطق فازی به مجموعه‌ای از عیوب نگاشت شدند [۱۴]. یانگ^{۱۳} و همکاران از تجزیه و تحلیل ارتعاش روتور-بدنه کوپل شده برای تجزیه و تحلیل اثر عیوب سیستم روتور بر ارتعاشات بدنه و جابجایی پره روتور در شرایط پرواز ایستایی و پرواز رو به جلو استفاده کردند [۱۵]. همچنین سرافینی^{۱۴}، حساسیت‌سنجی عیوب نابالانسی جرمی و وجود ترک بر روی پره روتور اصلی بالگرد را جهت آشکارسازی دو عیب نابالانسی جرمی و وجود ترک مورد مطالعه قرار داد. این مطالعه با استفاده از مدل‌سازی آیرولاستیک، تابع خودهمبستگی^{۱۵} و تبدیل فوریه سریع صورت گرفته است [۱۷].

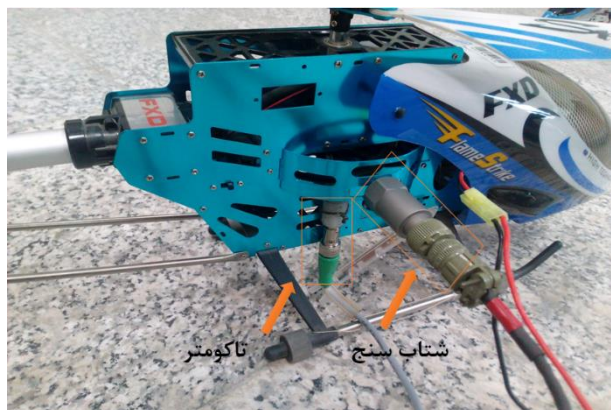
فنگ^{۱۶} و همکاران، با روش نزدیک‌ترین همسایه^{۱۷}، توانستند با استخراج ویژگی از داده‌های واقعی اخذ شده از روتور و بلبرینگ، عیوب را با دقت مناسب طبقه‌بندی کنند

جدول ۱- وسایل سخت افزاری مورد استفاده در آزمایش

نام وسیله	مشخصات
شتاب سنج	Accelerometer Piezoelectric CTC AC135 - 500 mV/g
تاكو مغناطیسی	Magnetic Pickup
منبع تغذیه	6 A / 30 V
لپ تاپ	Panasonic Toughbook
دیتا لاگر	Vibration Analyzer : 16kHz , data transfer rate 10 kbps , Resolution 24 bits

۱،۰۵۰rpm انجام شده است. در مجموع تعداد کل تست‌های انجام شده، ۳۲۰ آزمایش می‌باشد.

برای تداوم تست و دور نشدن پرنده از مجموعه تست، بالگرد از بخش ارباب فرود مهار شده است. وزن پره بالگرد ۲۰ گرم است که مقادیر نامیزانی جرمی ۲/۵ و ۵ درصد، معادل با ۰/۵ و ۱ گرم جهت مشابهت با نامیزانی روتور بالگرد واقعی انتخاب شدند. اعمال نامیزانی روی نوک و وسط پره به وسیله چسب کاغذی به نحوی صورت گرفت که شکل ایرفویل پره را عوض نکنند. با یک صفحه کوچک دارای چهار پیچ برای محدود نمودن جایجایی عرضی پره‌ها در نزدیکی هاب روتور، ناهمراستایی در صفحه دورانی پره‌ها ایجاد شد. دستگاه آنالایزر ارتعاشی بالگرد دارای فرکانس نمونه‌برداری ۱۶ kHz است. زمان داده‌برداری برای هر تست ۵ ثانیه است. لذا تعداد ۸۰۰۰۰ داده از تاكو و ۸۰۰۰۰ داده از شتاب‌سنج برای هر تست ثبت می‌شود.

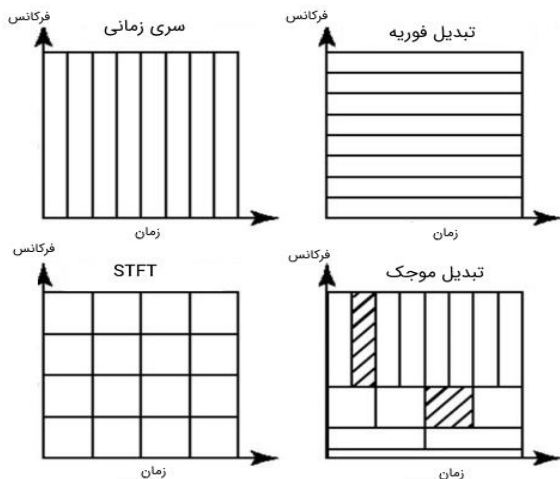


شکل ۲- محل نصب شتاب‌سنج و تاكو مغناطیسی روی بالگرد

جدول ۲- مجموعه حالات مختلف تست آزمایشگاهی

کلاس	حالت
اول	بدون نامیزانی جرمی و ناهمراستایی (سالم)
دوم	ناهمراستایی ۱۰ درجه پره
سوم	نامیزانی جرمی نیم گرم نوک پره و ناهمراستایی ۱۰ درجه در یک پره
چهارم	نامیزانی جرمی نیم گرم نوک پره و ناهمراستایی ۱۰ درجه دو پره
پنجم	نامیزانی جرمی نیم گرم وسط پره و ناهمراستایی ۱۰ درجه دو پره
ششم	نامیزانی جرمی یک گرم در وسط پره
هفتم	نامیزانی جرمی نیم گرم در نوک پره
هشتم	نامیزانی جرمی یک گرم در نوک پره

به منظور تثبیت دور موتور در زمان تست به رغم جریان کشی بالای موتور که نیازمند شارژ مداوم باتری بود، منبع تغذیه ۶ آمپر با قابلیت سری-موازی برای تأمین انرژی تست بکار گرفته شد. با تنظیم منبع تغذیه روی ۱۱،۱ ولت و جریان ۱۲ آمپر، دور نامی ۱۰۵۰ دور بر دقیقه^{۲۱} بدست می‌آید. برای اندازه‌گیری ارتعاشات در راستای عرضی بالگرد از شتاب‌سنج در راستای گذرنده از محور روتور بالگرد استفاده شد تا ارتعاشات مربوط به خود روتور ثبت شود و اثرات ارتعاشات دیگر اجزای بالگرد کمتر باشد. در روال واقعی تعمیرات نیز، ارتعاشات ناشی از توزیع جرمی، در راستای عرضی بالگرد اندازه‌گیری می‌شوند. خروجی شتاب‌سنج بر حسب mV/g است که با ضرب سیگنال دریافتی در ضریب کالیبراسیون دیتالاگر و حساسیت شتاب‌سنج، سیگنال بر حسب IPS (inch per sec) بدست می‌آید که مقیاس مرسوم و کاربردی در صنعت هوایی است. جهت بی‌بعد کردن سیگنال و حذف نسبی اثر دور در دامنه سیگنال، دور ۱۰۰۰ rpm به عنوان مینا در نظر گرفته شده و با تقسیم سیگنال‌ها به نسبت دورها، نرمال‌سازی صورت می‌پذیرد. برای اندازه‌گیری سرعت دورانی، یک قطعه فلزی^{۲۲} در زیر چرخنده متصل به روتور بالگرد چسبانده شده و تاكو با فاصله هوایی ۲ میلی‌متری از آن قرار گرفته است. از کالیبره بودن تاكو نیز با انجام چندین تست، اطمینان حاصل شده است. شتاب‌سنج و تاكو مانند شکل ۲ به بالگرد نصب شده و کانکتورها به دستگاه آنالایزر ارتعاشی وصل می‌شود. سپس لپ‌تاپ حاوی نرم‌افزار ثبت داده و محاسبه FFT و RPM، سیگنال‌های دریافتی از طریق کابل USB را پردازش می‌کند. آزمایش برای هر یک از هشت کلاس سالم و معیوب به شرح جدول ۲، به میزان ۴۰ بار در بازه سرعت دورانی ۸۸۰ rpm تا



شکل ۴- مقایسه وضوح سری زمانی، تبدیل فوریه، تبدیل فوریه کوتاه، تبدیل موجک [۲۰]

در شکل بالا، اندازه و جهت بلوک‌ها نشان‌دهنده مقدار وضوح در آن تبدیل است. به عبارت دیگر بلوک‌ها در هر تبدیل تعیین می‌کنند که در حوزه زمان و فرکانس می‌توان ویژگی‌های تا چه مقدار کوچک را با استفاده از آن تبدیل تشخیص داد. سیگنال اصلی که در حوزه زمان است، دارای وضوح بالا در حوزه زمان و وضوح صفر در حوزه فرکانس است. به این معنی که می‌توان ویژگی‌های بسیار کوچکی را در حوزه زمان تشخیص داد، اما در حوزه فرکانس هیچ ویژگی قابل تمایز نیست. اما تبدیل فوریه زمان کوتاه، دارای وضوح با اندازه متوسط در هر دو حوزه زمان و فرکانس است. وضوح تبدیل موجک به صورت زیر تغییر می‌کند:

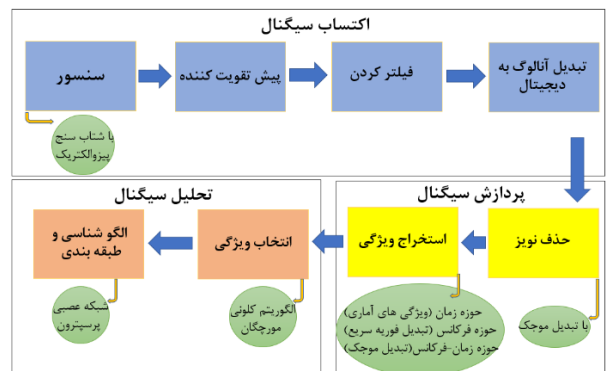
- برای مقادیر فرکانس‌های کوچک، وضوح بالا در حوزه فرکانس و وضوح پایین در حوزه زمان دارد.

- برای مقادیر فرکانس‌های بالا، وضوح پایین در حوزه فرکانس و وضوح بالا در حوزه زمان دارد.

تمامی تست‌ها در محیط آزمایشگاهی انجام شده‌اند، بنابراین سیگنال‌های ثبت شده دارای نویزهایی با مقادیر نامعلوم یا به اصطلاح ساختار نویز غیرایده‌آل^{۲۸} بودند، که با استفاده از موجک، نویزگیری انجام شد. در شکل ۵، نمونه‌ای از سیگنال‌ها که نویززدایی شده، نشان داده شده است. همچنین در شکل ۶، نمونه‌ای از سیگنال‌های زمانی هر کلاس که با تبدیل موجک نویززدایی شده‌اند، نمایش داده شده است.

الگوریتم پیشنهادی برای شناسایی عیوب روتور بالگرد

مراحل لازم برای پردازش سیگنال ارتعاشی جهت پایش وضعیت بر اساس الگوریتم پیشنهادی در شکل ۳ نشان داده شده است. بخش‌های متمایز این الگوریتم به عنوان مبنا و حاصل پژوهش حاضر، در ادامه تشریح شده است.



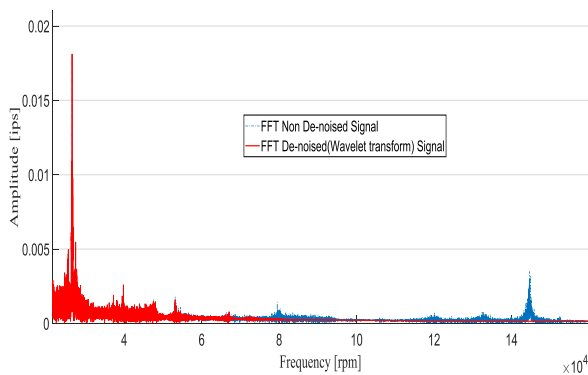
شکل ۳- فرآیند لازم برای پردازش سیگنال ارتعاشی جهت تعیین وضعیت ماشین

تبدیل موجک روشی بهتر از تبدیل فوریه سریع^{۲۳} و تبدیل فوریه زمان کوتاه^{۲۴} برای آنالیز یک سیگنال با طیف فرکانسی دینامیک است. تبدیل موجک هم در حوزه زمان و هم در حوزه فرکانس دارای وضوح^{۲۵} بالایی است. این تبدیل نه تنها مقدار فرکانس‌های موجود در سیگنال را مشخص می‌کند، بلکه تعیین می‌کند که آن فرکانس‌ها در چه زمانی از سیگنال به وقوع می‌پیوندند. تبدیل موجک این توانایی را از طریق کار کردن در مقیاس‌های^{۲۶} مختلف به دست می‌آورد. در تبدیل موجک، ابتدا سیگنال با مقیاس یا پنجره بزرگ در نظر گرفته می‌شود و ویژگی‌های بزرگ^{۲۷} آن آنالیز می‌شود. در گام بعد، با پنجره‌های کوچک به سیگنال نگاه می‌شود و ویژگی‌های جزئی‌تر سیگنال به دست می‌آید. در شکل ۴، وضوح حوزه زمان و فرکانس در تبدیل‌های مختلف به نمایش درآمده است.

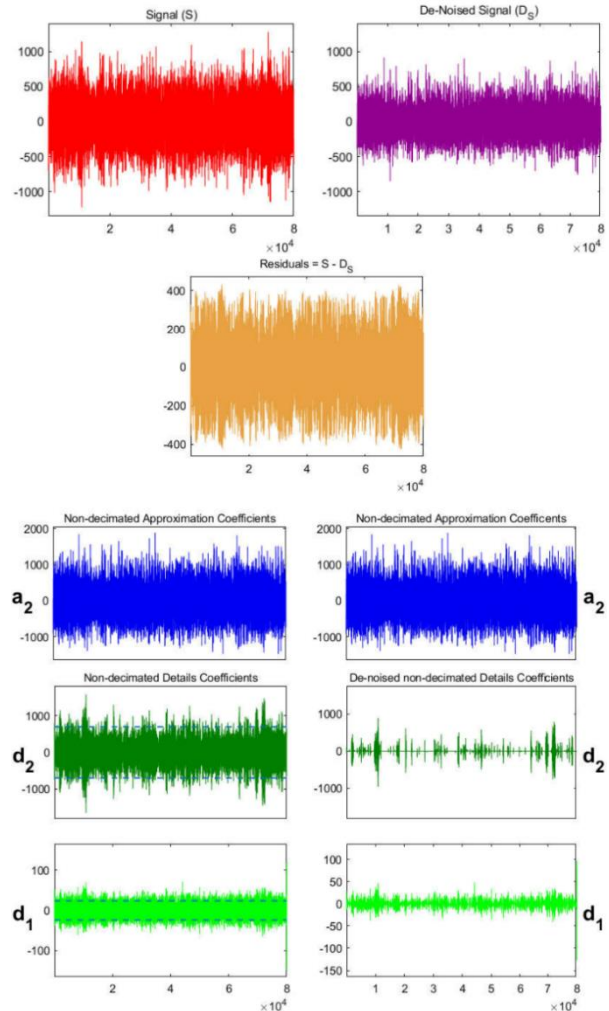
همچنین تبدیل فوریه سریع یک سیگنال برای دو حالت قبل از نویزدایی و بعد از نویزدایی در شکل ۷ آورده شده است. همان طور که از شکل مشخص است نویزها که در فرکانس‌های بالا خودشان را نشان می‌دهند، بعد از عمل نویزدایی به میزان مناسبی حذف شده‌اند.

توجه: از این جا به بعد، جهت سهولت کار از واژه "سیگنال" استفاده شده است که منظور "سیگنال زمانی نویز-زدایی شده" خواهد بود.

یازده ویژگی آماری به شرح جدول ۳ از همه سیگنال‌ها استخراج شدند. از این ویژگی‌ها به عنوان نمونه، جذر میانگین مربعات^{۲۹} سیگنال به نوعی نشان‌گر سطح انرژی سیگنال است و جهت ردیابی سطح کلی نویز در سیگنال استفاده می‌شود، همچنین به عنوان دومین ممان آماری سیگنال تعریف می‌شود.



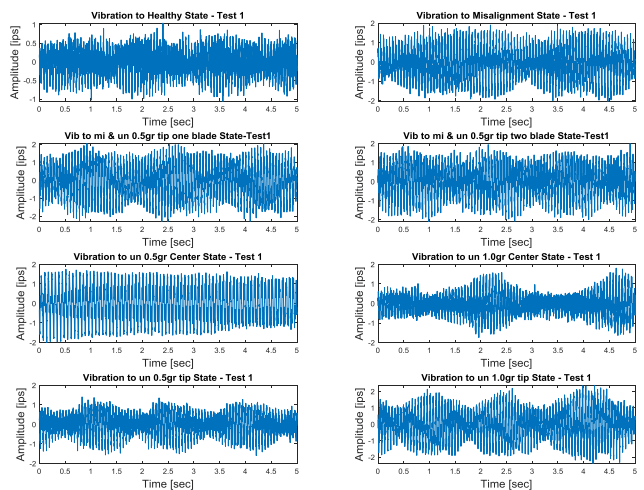
شکل ۷- مقایسه نمودار FFT سیگنال قبل و بعد از نویزدایی



شکل ۸- فرآیند نویزدایی با تبدیل موجک

جدول ۳- ویژگی‌های آماری استخراج شده حوزه زمان

نام ویژگی	شماره ویژگی در الگوریتم
RMS	۴۱
Average	۴۲
Max peak	۴۳
Energy	۴۴
Kurtosis	۴۵
Skewness	۴۶
Entropy	۴۷
Crest factor	۴۸
Absolute Average	۴۹
Normalized Energy	۵۰
Shape factor	۵۱



شکل ۹- نمایش نمونه‌ای از سیگنال‌های هر کلاس

بعد از اعمال تبدیل موجک گسسته با پنج سطح روی سیگنال‌ها، ۴۰ ویژگی از حوزه زمان-فرکانس استخراج می‌شود که مربوط به ۱۰ ویژگی آماری است که این بار از جزئیات سطح سوم، چهارم و پنجم و تقریب پنجم استخراج می‌شوند. در مجموع، ۶۳ ویژگی حاصل از حوزه زمان، حوزه فرکانس و حوزه زمان-فرکانس استخراج شد که بعضی از این ویژگی‌ها، همبسته‌اند و باعث کاهش دقت طبقه‌بندی و اشتباه در شبکه عصبی می‌شوند. بنابراین نیاز است از بین این ویژگی‌های استخراج شده، مواردی که تشابه کمی با هم دارند یا از لحاظ آماری دارای واریانس بیش‌تری هستند انتخاب شوند، تا دقت طبقه‌بندی بالاتری به دست آید.

بدین منظور می‌توان از روش تحلیل مولفه اساسی^{۳۴} که داده‌ها را به فضایی که در آن دارای واریانس بیشتری باشند، نگاشت می‌دهد، استفاده کرد. یا از ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری مانند الگوریتم ژنتیک یا کلونی مورچگان استفاده نمود تا بهترین ویژگی‌ها انتخاب شوند. با محاسبه مقادیر ویژه ماتریس همبستگی ویژگی‌های سیگنالی استخراج شده، ۱۵ مقدار ویژه دارای اختلاف زیادی نسبت به دیگر مقادیر ویژه بودند که این به معنی وجود ۱۵ ویژگی با بیش‌ترین عملکرد طبقه‌بندی است. بنابراین با کمینه‌سازی رابطه (۲) با الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان، از ۶۳ ویژگی استخراج شده، ۱۵ ویژگی انتخاب می‌شوند.

$$E(i) = \omega_{train} E_{train}(i) + \omega_{test} E_{test}(i) \quad (1)$$

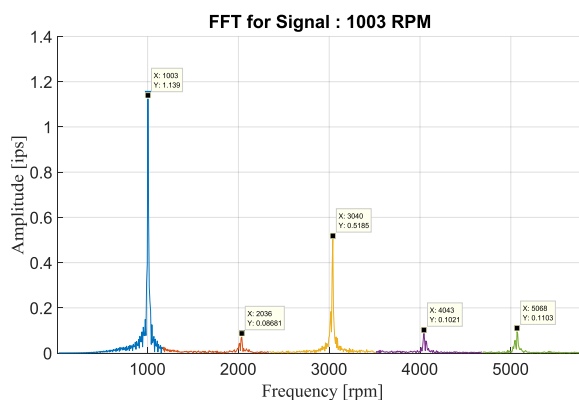
$$E = \sum_{i=1}^{n=8} \frac{E(i)}{n} \quad (2)$$

که در آن $E(i)$ عملکرد^{۳۵} کلی شبکه عصبی، $E_{train}(i)$ عملکرد آموزش شبکه عصبی، $E_{test}(i)$ عملکرد تست و اعتبارسنجی شبکه عصبی، ω_{train} وزن داده‌های آموزش (۶۰٪)، ω_{test} وزن داده‌های تست و اعتبارسنجی (۴۰٪)، E میانگین عملکرد کلی شبکه عصبی برای ۸ تکرار است. برای بهبود اطمینان‌پذیری، نتیجه ۸ بار اجرای شبکه برای تابع هزینه فراخوانی شده و در آخر از نتایج میانگین گرفته می‌شود. همچنین خود الگوریتم مورچگان ۱۰۰ بار تکرار گردیده و نتایج جدول ۵ حاصل شده است.

کشیدگی^{۳۰}، این پارامتر نشان‌گر میزان صافی یا ناهمواری سیگنال ارتعاشی است. کشیدگی چهارمین ممان آماری نرمال سیگنال است. میزان انحراف^{۳۱} معیاری از تقارن سیگنال یا به صورت دقیق‌تر عدم تقارن است. توزیع سری داده‌ها در صورتی متقارن است که سمت راست یا چپ نقطه مرکز یکسان باشد. فاکتور تیزی^{۳۲} به عنوان نسبت اوج^{۳۳} به جذر میانگین مربعات سیگنال تعریف می‌گردد و تنها در حضور سیگنال با تغییر ناگهانی قابل اطمینان و بهره‌وری است، بدین ترتیب این شاخص جهت شناسایی ضربه و تغییر ناگهانی در سیگنال مورد استفاده قرار می‌گیرد.

پس از اعمال تبدیل فوریه سریع روی سیگنال‌ها، ۱۲ ویژگی از حوزه فرکانس استخراج می‌شود که ۵ ویژگی مربوط به مقدار دامنه در پنج هارمونیک اول سیگنال در حوزه فرکانس است.

هفت ویژگی نیز مشخصه‌های آماری هستند که در حوزه فرکانس کاربرد بیش‌تری دارند و این بار از سیگنال‌های حوزه فرکانس استخراج می‌شوند و به شرح جدول ۴ هستند.

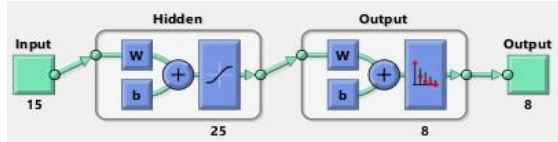


شکل ۸- نمایش پنج هارمونیک سیگنال در حوزه فرکانس

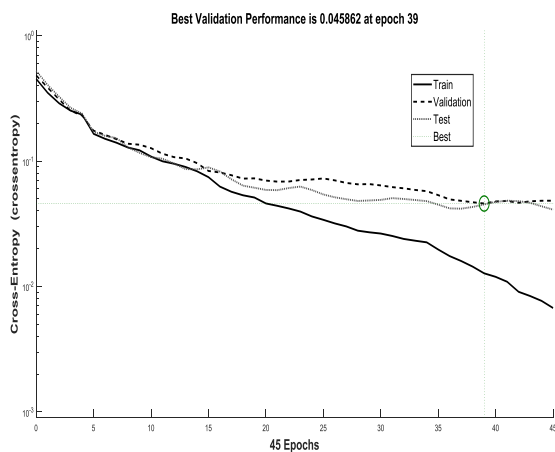
جدول ۴- ویژگی‌های آماری استخراج شده حوزه فرکانس

نام ویژگی	شماره ویژگی در الگوریتم
Max peak FFT	۵۲
RMS FFT	۵۳
Crest factor FFT	۵۴
Average FFT	۵۵
Skewness FFT	۵۶
Energy FFT	۵۷
Entropy FFT	۵۸

۱۵٪ برای اعتبارسنجی و ۲۵٪ برای تست در نظر گرفته شد. کیفیت این شبکه پس از انجام مراحل مختلف آموزش، اعتبارسنجی و تست عملکرد شبکه آموزش دیده در هر یک از مراحل، توسط ماتریس‌های سردرگمی مربوطه مورد بررسی قرار گرفته است و نتایج آن در شکل‌های ۱۱ تا ۱۳ قابل مشاهده است.



شکل ۹- ساختار شبکه عصبی MLP



شکل ۱۰- عملکرد شبکه عصبی MLP

		Training Confusion Matrix								
		1	2	3	4	5	6	7	8	
Output Class	1	25 13.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	2	0 0.0%	21 10.9%	1 0.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	95.5%
	3	0 0.0%	3 1.6%	24 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	38.9%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	20 10.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 1.0%	23 12.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	92.0%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	27 14.1%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	23 12.0%	0 0.0%	100%
	8	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	23 12.0%	100%
		100%	87.5%	96.0%	90.9%	100%	100%	100%	100%	96.9%
		0.0%	12.5%	4.0%	9.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	3.1%
		1	2	3	4	5	6	7	8	
		Target Class								

شکل ۱۱- نتیجه آموزش شبکه عصبی MLP

جدول ۵- ویژگی‌های انتخاب شده با الگوریتم مورچگان

شماره ویژگی در الگوریتم	نام ویژگی
۲۸	Crest factor Det3
۳۶	Kurtosis Det3
۴۸	Crest factor
۴۰	Impulse factor Det3
۱۵	RMS Det4
۲۳	Average Det4
۲۹	Skewness App5
۵۵	Average FFT
۵۳	RMS FFT
۲۰	Entropy Det3
۵۱	Shape factor
۱	Energy App5
۶۱	Harmonis 3 FFT
۴	Energy Det3
۳۷	Impulse factor App5

نتایج و بحث

شبکه عصبی پرسپترون یک الگوریتم یادگیری ماشین است که در دسته یادگیری با نظارت قرار می‌گیرد. بر مبنای این نوع شبکه یک الگوریتم دسته‌بندی دودویی (نوعی از دسته‌بندی که می‌تواند با توجه به بردار ورودی تصمیم بگیرد که این ورودی متعلق به یک کلاس هست یا خیر)، می‌توان ایجاد کرد. این الگوریتم یک دسته‌بند خطی است، یعنی پیش‌بینی‌هایش را با توجه به ترکیب خطی وزن‌دار ورودی الگوریتم انجام می‌دهد. همچنین این الگوریتم به دلیل بررسی تک تک ورودی‌های در زمان، یک الگوریتم برخط می‌باشد. ساختار شبکه مورد استفاده به صورت شکل ۹ است.

لایه اول شبکه دارای نوروهای سیگموئیدی^{۳۶} و لایه خروجی دارای نوروهای رادباس^{۳۷} است. ۱۵ ستون داده ورودی که هر ستون شامل ۳۲۰ داده برای ۸ کلاس مختلف هستند، وارد شبکه عصبی می‌شوند و الگوریتم پس‌انتشار گرادیان مزدوج مقیاس شده^{۳۸} جهت آموزش شبکه استفاده شده است. بهترین عملکرد شبکه در اپیک ۳۹ رخ داده است و بعد از آن شبکه دچار بیش‌برازش^{۳۹} می‌شود.

پس از علامت‌گذاری، داده‌ها در هشت کلاس اشاره شده در جدول ۲، به عنوان ورودی به یک شبکه عصبی دولایه پرسپترون وارد می‌شوند و شبکه بر روی بانک داده حاصله، آموزش دیده است. بانک داده به صورت ۶۰٪ برای آموزش،

نتیجه‌گیری

در این تحقیق از مرحله اخذ داده تا انتخاب ویژگی‌های سیگنال‌ها، از روش‌های پیشرفته پردازش سیگنال استفاده شد. با استخراج و ارزیابی محتوای داده در ویژگی‌های مختلف قابل محاسبه از سیگنال، مشخصه‌های ارتعاشی انتخاب و به عنوان داده مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی فراهم گردید. دقت کلی شبکه عصبی، جهت طبقه‌بندی هشت کلاس داده، ۹۵/۳٪ به دست آمد که نتیجه مناسب و قابل قبولی است. همچنین ستون آخر ماتریس‌های سردرگمی تست و اعتبارسنجی بیان‌گر دقت پیش‌بینی هر کلاس است که به غیر از کلاس سه و پنج، بقیه کلاس‌ها با دقت بالایی طبقه‌بندی شده‌اند و عامل اصلی رسیدن به این سطح از دقت، انتخاب خوب و دقیق ویژگی‌های سیگنال با استفاده از الگوریتم مورچگان است.

نتیجه حایز اهمیت دیگر این است که ویژگی‌های حاصل از حوزه زمان-فرکانس، اکثریت ویژگی‌های منتخب را تشکیل دادند. از ۱۵ ویژگی مهم که دارای مقادیر ویژه بالایی بودند، ۱۱ ویژگی مربوط به حوزه تبدیل موجک بود که موجب افزایش قدرت طبقه‌بندی شدند.

در این پژوهش با نگاه به همه ویژگی‌های استخراج شده از سه حوزه زمان، فرکانس و زمان-فرکانس، الگوریتمی پیشنهاد شد که، توانست ویژگی‌هایی جهت طبقه‌بندی انواع کلاس عیوب برای آزمایشات انجام شده در حد قابل قبول را انتخاب کند. در صورتی که در اکثر پژوهش‌های پیشین، تمرکز تنها روی ویژگی‌های یک حوزه بوده است. به عنوان مثال عیوب بلبرینگ را فقط توسط ویژگی‌های حوزه فرکانس یا حوزه زمان مورد تحقیق قرار داده‌اند. در نتیجه ویژگی‌های حاصل شده فقط مناسب همان موضوع پژوهشی هستند. در حالی که الگوریتم پیشنهاد شده در این تحقیق را می‌توان برای عیب‌یابی موضوعات گوناگون صنعتی نیز استفاده نمود.

در نهایت، با توجه به انجام تست‌های تجربی، ارائه روش مناسب برای رفع مشکل نویز داده و دستیابی به راندمان شناسایی قابل قبول، توانایی الگوریتم جهت پیاده‌سازی روی بالگرد واقعی به منظور پایش سلامت و وضعیت، روشن شده است.

Validation Confusion Matrix

Output Class	1	2	3	4	5	6	7	8	Accuracy
1	5	0	0	0	0	0	0	0	100%
2	0	5	0	0	0	0	0	0	100%
3	0	1	5	1	0	0	0	0	71.4%
4	0	0	0	4	0	0	0	0	100%
5	0	0	0	2	2	0	0	0	50.0%
6	0	0	0	0	0	10	0	0	100%
7	0	0	0	0	0	0	4	0	100%
8	0	0	0	0	0	0	0	9	100%
Overall	100%	83.3%	100%	57.1%	100%	100%	100%	100%	91.7%

شکل ۱۲- نتیجه اعتبارسنجی شبکه عصبی MLP

Test Confusion Matrix

Output Class	1	2	3	4	5	6	7	8	Accuracy
1	6	0	0	0	0	0	0	0	100%
2	0	6	0	0	0	0	0	0	100%
3	0	1	8	0	0	0	0	0	88.9%
4	0	0	0	10	0	0	0	0	100%
5	0	0	0	1	10	0	0	0	90.9%
6	0	0	0	0	0	5	0	0	100%
7	0	0	0	0	0	0	5	0	100%
8	0	0	0	0	0	0	0	12	100%
Overall	100%	85.7%	100%	90.9%	100%	100%	100%	100%	96.9%

شکل ۱۳- نتیجه تست شبکه عصبی MLP

همان‌طور که در شکل‌های ۱۱ تا ۱۳ مشاهده می‌شود، شبکه با دقت ۹۶/۹ درصدی آموزش دیده و دارای دقت ۹۱/۷ درصد و ۹۶/۹ درصد به ترتیب برای مراحل اعتبارسنجی و تست است. این نتایج با توجه به تعداد زیاد کلاس‌ها برای طبقه‌بندی، نتایج مناسب و قابل قبولی هستند.

مراجع

پی‌نوشت

- [1]. "European Union Aviation Safety," *Annual safety review*, 2020.
- [2]. Sun, C. "Deep clustering variational network for helicopter regime recognition in HUMS," *Aerospace Science and Technology*, 2022.
- [3]. Iseler, L. and De Maio, J. "An analysis of US civil rotorcraft accidents breakdown by cost and injury (1990-1996)," NASA Ames Research Center, 2002.
- [4]. "Helicopter vibration health monitoring (VHM) guidance material for operators utilizing VHM in rotor and rotor drive systems of helicopters," *Civil Aviation Authority, CAP 753, June*, 2006.
- [5]. Group, "US Joint Helicopter Safety Implementation Team HFDM Working," *Health and Usage Monitoring Systems Toolkit.*, 2013.
- [6]. Brown, D. N. and Jensen, T. "Machine-condition monitoring using vibration analysis," *Bruel & Kjaer Application Note*, 2020.
- [7]. Saucedo-Dorantes J. J. & et al, "Multiple-fault detection methodology based on vibration and current analysis applied to bearings in induction motors and gearboxes on the kinematic chain," *Shock and Vibration*, Article ID 5467643, 2016.
- [8]. Zoungrana, W. B., Chehri, A., and Zimmermann, A. "Automatic classification of rotating machinery defects using machine learning (ML) algorithms". *Human Centred Intelligent Systems*, vol. 189, pp. 193-203, 2020.
- [9]. Azzam, H. "The use of math-dynamic model to aid the development of integrated health and usage monitoring," *J. Aerospace Engineering*, 206(G1), 71-76., 1992.
- [10]. Azzam, H. "The use of mathematical model and artificial intelligence techniques to
- ۱ Health and Usage Monitoring System (HUMS)
- ۲ European Union Aviation Safety Agency
- ۳ National Transportation Safety Board (NTSB)
- ۴ Condition-Based Monitoring (CBM)
- ۵ Saucedo-Dorantes
- ۶ Azzam and Andro
- ۷ Lag Damper
- ۸ Data-driven
- ۹ Azzam
- ۱۰ Ganguli
- ۱۱ Fuzzy Logic System (FLS)
- ۱۲ Flapping
- ۱۳ Yang
- ۱۴ Serafini
- ۱۵ Autocorrelation function
- ۱۶ Jing Feng
- ۱۷ K-Nearest Neighbors algorithm (KNN)
- ۱۸ Guilherme Ferreira Gomes
- ۱۹ Co-axial
- ۲۰ lateral
- ۲۱ rpm: revolution per minute
- ۲۲ interrupter
- ۲۳ Fast Fourier transform (FFT)
- ۲۴ Short time Fourier transform (STFT)
- ۲۵ resolution
- ۲۶ Scale
- ۲۷ Large Features
- ۲۸ Non White Noise
- ۲۹ Root Mean Square (RMS)
- ۳۰ Kurtosis
- ۳۱ Skewness
- ۳۲ Crest factor
- ۳۳ Peak
- ۳۴ Principle Component Analysis (PCA)
- ۳۵ performance
- ۳۶ tangent sigmoid
- ۳۷ radbas
- ۳۸ Scaled conjugate gradient backpropagation
- ۳۹ over-fit

- improve HUMS prediction capabilities, " *In Proceedings of the Royal Aeronautical Society Innovation in Rotorcraft Technology Conference*, The Royal Aeronautical Society, London, UK, 1997, pp. 16.1-16.14.
- [11]. Wallace, M. and Azzam, H. "Development and use of a finite element model to investigate the relationship between helicopter hub loads and airframe stresses". *1999 MSC Users Conference, MSC Software*, Los Angeles, 1999.
- [12]. Ganguli, R., Chopra, I., and Haas, D. J. "Detection of helicopter rotor system simulated faults using neural networks". *J. Am. Helicopter Soc.*, 1997, 42(2), 161-171.
- [13]. Ganguli, R., Chopra, I., and Haas, D. J. "Helicopter rotor system fault detection using physics based model and neural networks". *AIAA J.*, 1998, 36(6), 1078-1086.
- [14]. Ganguli, R. "A fuzzy logic system for ground based structural health monitoring of a helicopter rotor using modal data," *Syst. Struct.*, 12(6), 397-408, 2001.
- [15]. Yang, M., Chopra, I., and Haas, D. J. "Vibration prediction for rotor system with faults using coupled rotor-fuselage model". *J. Aircr.*, 41(2), 328-339, 2004.
- [16]. Yang, M., Chopra, I., and Haas, D. J. "Sensitivity of rotor-fault-induced vibrations to operational and design parameters". *J. Am. Helicopter Soc.*, 49(3), 328-339, 2004.
- [17]. Serafini, J. "In-flight health monitoring of helicopter blades via differential analysis.," *Aerospace Science and Technology*, 2019.
- [18]. Feng, J., Bao, S. "Rotating machinery fault diagnosis based on feature extraction via an unsupervised graph neural network" Springer, 2023.
- [19]. Gomes, G. F. "An inverse damage location problem applied to AS-350 rotor blades using bat optimization algorithm and multiaxial vibration data," *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020.
- [20]. <https://ataspinar.com/2018/12/21/a-guide-for-using-the-wavelet-transform-in-machine-learning>.