

طراحی الگوریتم عیب‌یابی یک موتور سوخت مایع بر پایه شبکه عصبی با هدف طبقه‌بندی و شناسایی محل و مقدار عیب

سجاد خدادادیان^۱، رضا فرخی^۲، داود رمش^۳

۱ دانشجوی دکتری، گروه مهندسی هوافضا، دانشکده مهندسی انرژی و فناوری‌های نوین، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، s_khodadadiyan@sbu.ac.ir

۲ فارغ التحصیل کارشناس ارشد، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه گیلان، رشت

۳ دکتری مهندسی هوافضا، دانشکده مهندسی هوافضا، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۱۲/۲۳

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۷/۱۹

چکیده

هدف اصلی این مقاله، طراحی یک مدل عیب‌یاب بر مبنای الگوریتم شبکه عصبی هوشمند به‌همراه شبیه‌سازی دینامیکی موتور بر پایه تحلیل‌های ریاضی برای یک موتور سوخت مایع سیکل باز است. عیب به دو شکل بروز پدیده کاویتاسیون در پمپ‌ها و وقوع گرفتگی در مسیرهای متفاوت موتور شبیه‌سازی شده است. در این پژوهش، به‌کارگیری شبکه عصبی چندلایه "پیشخور" با ورودی‌هایی که از کمیت‌های خروجی موتور سوخت مایع معیوب به‌دست آمده، به‌عنوان راهکار شناسایی عیوب در سامانه پیشران معرفی می‌شود. به‌دلیل حجم بالای داده‌های مورد نیاز از موتور معیوب برای آموزش شبکه و هزینه بسیار زیاد انجام تست‌های گرم، به‌دست آوردن داده‌های آموزش شبکه از تست‌های واقعی غیرممکن است. بنابراین شبیه‌سازی دینامیکی موتور بر پایه معادلات ریاضی حاکم بر سیال درون موتور انجام شده است تا بتوان جایگزینی کم‌هزینه و پرسرعت برای تولید داده‌های آموزش شبکه در اختیار گرفت. البته نتایج این مدل شبیه‌ساز دینامیکی موتور با نتایج تست گرم اعتبارسنجی می‌شود. در این طرح درصد تغییر فشار خروجی زیرسامانه‌ها و دور توربین نسبت به حالت کارکرد صحیح موتور، به‌عنوان بهترین داده‌های ورودی برای تشخیص عیب در نظر گرفته شده است. ارزیابی شبکه عصبی با داده‌های تست، دقت بسیار زیاد شبکه را در تشخیص محل عیب و میزان آن مشخص می‌کند. در نهایت روش عیب‌یابی مورد نظر، به‌وسیله داده‌های آزمایشگاهی یک موتور سوخت مایع اعتبارسنجی شده است.

واژگان کلیدی

عیب‌یابی، موتور سوخت مایع، گرفتگی، کاویتاسیون، شبکه عصبی

۱. مقدمه

هر سامانه مکانیکی از زیرسامانه‌هایی تشکیل شده است؛ بروز عیب در هر یک از این زیرسامانه‌ها به ایجاد خطا در خروجی‌های سامانه می‌انجامد. به تشخیص نوع و محل بروز عیب با استفاده از کمیت‌های خروجی سامانه عیب‌یابی گفته می‌شود. وقوع عیب‌های گوناگون در هر زیرسامانه کمیت‌های متفاوت خروجی را در پی دارد. اهمیت ویژه یک مدل عیب‌یاب برای یک سامانه سبب شده است که در چند سال اخیر تحقیقات گسترده‌ای در مورد ساخت مدل‌های عیب‌یابی سامانه انجام شود. از جمله تحقیقات انجام شده می‌توان به این موارد اشاره کرد.

یام و همکاران (۲۰۰۳) در پژوهش خود در زمینه عیب‌یابی سازه‌های کامپوزیتی با استفاده از شبکه عصبی تحقیقاتی انجام دادند [۱]. هوا و همکاران (۲۰۰۷) نیز در مورد عیب‌یابی سازه‌ها با شبکه عصبی مطالعاتی انجام داده‌اند [۲]. راجا کارونکاران (۲۰۰۸) نیز عیب‌یابی سامانه یک پمپ را با استفاده از شبکه عصبی انجام داد [۳]. عیب‌یابی چرخ‌دنده ماشین‌های گردشی با شبکه عصبی توسط وو و همکاران (۲۰۰۹) انجام شده است [۴]. این گروه همچنین مطالعاتی بر عیب‌یابی موتورهای احتراق داخلی با استفاده از فشار منیفولد داخلی و شبکه عصبی هوشمند انجام داده‌اند [۵]. طالبی (۲۰۰۹) نیز عیب‌یابی عملگرها و حسگرهای به‌کار رفته در زیرسامانه‌های کتتری ماهواره را با استفاده از شبکه عصبی انجام داد [۶]. عیب‌یابی مواد کامپوزیتی کربنی پره‌های توربین با شبکه عصبی هوشمند توسط درویلیس و همکاران (۲۰۱۲) انجام شده است [۷].

از سوی دیگر تحقیقات و گزارش‌های فنی آژانس هوافضایی ملی امریکا (ناسا) نشان می‌دهد که تشخیص به‌موقع عیوب در سامانه‌های پیشران سوخت مایع (موتور فضایی‌های ساتل SSME) چه در رژیم گذرا و چه در رژیم پایا از اهمیت فوق‌العاده‌ای برخوردار است [۸-۹]. از مطالعات منتشر شده در زمینه عیب‌یابی موتور سوخت مایع می‌توان به پژوهش وو در مورد تشخیص صحت موتورهای سوخت مایع موشک به‌منظور افزایش قابلیت اطمینان این سامانه‌ها اشاره کرد [۱۰]. فنگ و وانگ (۲۰۰۷) نیز به ارزیابی صحت کارکرد موتورهای سوخت مایع در تست‌های گرم زمینی پرداخته‌اند. آنها از منطق فازی برای تعیین درجه صحت کارکرد موتور استفاده کرده‌اند [۱۱]. مروری بر تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد یکی از روش‌های مؤثر برای مدلسازی

یک سامانه عیب‌یاب استفاده از شبکه عصبی هوشمند است. همچنین وجود خلأ در تحقیقات انجام شده در کشور بر عیب‌یابی یک موتور سوخت مایع منجر به شروع تحقیقات گسترده شده است. ساخت یک مدل عیب‌یاب برای یک موتور سوخت مایع که سامانه داده‌برداری آن دچار اشکال شده است [۱۲] و عیب‌یابی یک موتور سوخت مایع که در مسیرهای مختلف آن نشتی رخ داده است [۱۳]، نمونه‌ای از تحقیقات انجام شده در این زمینه است. برای تکمیل یک مدل عیب‌یاب، افزودن قابلیت دسته‌بندی عیوب و تعیین میزان وقوع هر عیب به مدل گامی مهم و اساسی است. از اینرو در این مقاله، الگوریتمی برای تشخیص نوع عیب در کنار مقدار و محل وقوع آن ارائه شده است که از قابلیت تشخیص وقوع عیوب همزمان و تفکیک آنها برخوردار است. یکی از عیب‌های متداول در موتورهای سوخت مایع، وقوع گرفتگی در مسیرهای مختلف است که منجر به خارج شدن موتور از رژیم کاری اصلی خود می‌شود. شایع‌ترین دلیل وقوع گرفتگی در مسیرها، وجود ناخالصی در پیشران مصرفی موتور است. از طرف دیگر بروز پدیده کایتاسیون در پمپ‌های یک موتور سوخت مایع (مخصوصاً پمپ اکسیدکننده) بر اثر کاهش فشار ورود پمپ از حوادث نامطلوبی است که منجر به تخریب و خوردگی پره‌های پمپ، افزایش نویز و اغتشاشات نامطلوب در رفتار توربوپمپ و افت ناگهانی هد، دبی و راندمان پمپ می‌شود. این عوامل به شدت بر عملکرد سامانه پیشران اثرگذار بوده و بسته به میزان کایتاسیون سبب کاهش نیروی پیشران می‌شود [۱۴].

آمارها نشان می‌دهد طی فرایندهای پایا و ناپایای استارت و نامی، احتمال بروز چنین اختلالاتی بسیار زیاد است. البته در این مقاله وقوع عیب تنها در رژیم پایا مطالعه شده است. معمولاً رخداد یک عیب به سرعت، مشکلات دیگر عملکردی را در پی دارد به‌گونه‌ای که گاه طراح در شناسایی اختلال اصلی و انجام اقدام اصلاحی دچار سردرگمی می‌شود.

در این مقاله نشان داده شده است که در چنین شرایطی با بهره‌گیری از شبکه عصبی هوشمند که با کمک یک مدل شبیه‌ساز (به‌منظور تولید داده‌های آموزش) ساخته شده است، می‌توان تشخیص عیب را انجام داد. در این تحقیق مقایسه نتایج مدل عیب‌یاب با نتایج تست مقایسه و نتایج مدل اعتبارسنجی شده است. هدف این تحقیق، طبقه‌بندی عیوب برای دو نوع عیب

می‌کند. در مسیر اکسیدکننده مولد گاز، شیر رگولاتور تراست موتور قرار دارد که بر اساس تنظیم فشار محفظه موتور روی نقطه از پیش تعیین شده‌ای، فشار محفظه مولد گاز را تغییر می‌دهد. با رسیدن سوخت و اکسیدکننده به مولد گاز، با توجه به اینکه سوخت مصرفی اولیه با اکسیدکننده، خود اشتعال می‌باشد، مولد گاز روشن شده و لحظات کوتاهی قبل از اتمام کار استارتر، مولد گاز نیز مأموریت گردش توربین را آغاز می‌کند. فرایند احتراق در محفظه احتراق نیز تقریباً به‌طور همزمان با مولد گاز شروع می‌شود. بدین ترتیب تراست موتور مورد نظر از محفظه احتراق و نازل آن تأمین می‌شود. سایر مسیرها مقاومت‌های ثابتی دارند.

۳. شبیه‌سازی دینامیکی سامانه پیشران

برای استخراج مدل ریاضی، موتور به زیرسامانه‌های اصلی تشکیل‌دهنده آن تفکیک شده است. زیرسامانه‌های در نظر گرفته شده را می‌توان به دو گروه خاص و لوله‌ای دسته‌بندی نمود که در جدول‌های ۱ و ۲ آورده شده است. رفتار زیرسامانه‌های لوله‌ای با معادلات حاکم بر لوله مدلسازی شده و در سایر زیرسامانه‌ها از روابط ریاضی خاص مربوطه استفاده شده است [۱۵].

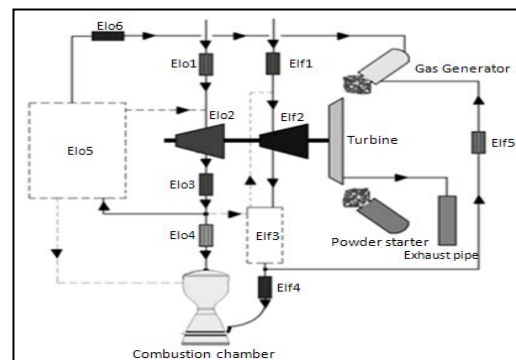
۳-۱. شبیه‌سازی نرم‌افزاری

برای شبیه‌سازی از نرم‌افزار شبیه‌سازی دینامیکی متلب^۱ استفاده شده است. با استفاده از امکانات این نرم‌افزار، زیرسامانه‌های مختلف موتور سوخت مایع به تفکیک شبیه‌سازی شده و با چیدمان‌های مختلف کنار هم قرار می‌گیرند. همچنین با اضافه کردن زیرسامانه‌های جدید می‌توان برخی اتفاقات نامطلوب مانند وقوع گرفتگی در برخی مسیرها یا بروز پدیده کاویتاسیون در پمپ‌ها را شبیه‌سازی نمود. این قابلیت در شناسایی عیوب اتفاق افتاده در حین تست موتور نقش مهمی را ایفا می‌کند. نمای مدل شبیه‌ساز در شکل ۲ نمایش داده شده است. در این شکل، هر بسته معرف یک المان می‌باشد. در شبیه‌سازی فوق دو نکته حائز اهمیت است: نخست اینکه تمام شیرهای کنترلی با المان‌های لوله‌ای مدلسازی شده‌اند. به عبارت دیگر، افت فشار در این المان‌ها ثابت نبوده و از منطق شیرهای کنترلی محاسبه می‌شود و دوم اینکه هر المان انشعاب با دو بسته مدلسازی شده است. یک بسته در محل انشعاب و بسته دیگر پیش از المان قبل از انشعاب قرار دارد.

خاص (کاویتاسون و گرفتگی مسیرها) و یافتن محل و میزان آن با استفاده از الگوریتم شبکه عصبی هوشمند است که این کار را با توجه به اختلالات سیگنال‌های خروجی سامانه معیوب انجام می‌دهد. آموزش شبکه عصبی قبلاً توسط داده‌های به‌دست آمده از شبیه‌سازی دینامیکی موتور سوخت مایع در حالت‌های معیوب (با مقادیر مختلف گرفتگی در مسیرهای متفاوت و کاویتاسیون با شدت متغیر در پمپ‌های سوخت و اکسید کننده) انجام شده است. پس از آن شبکه عصبی آموزش دیده‌شده با داده‌های جدید موتور معیوب (که در مجموعه داده‌های آموزشی قرار نداشته‌اند) ارزیابی می‌شود.

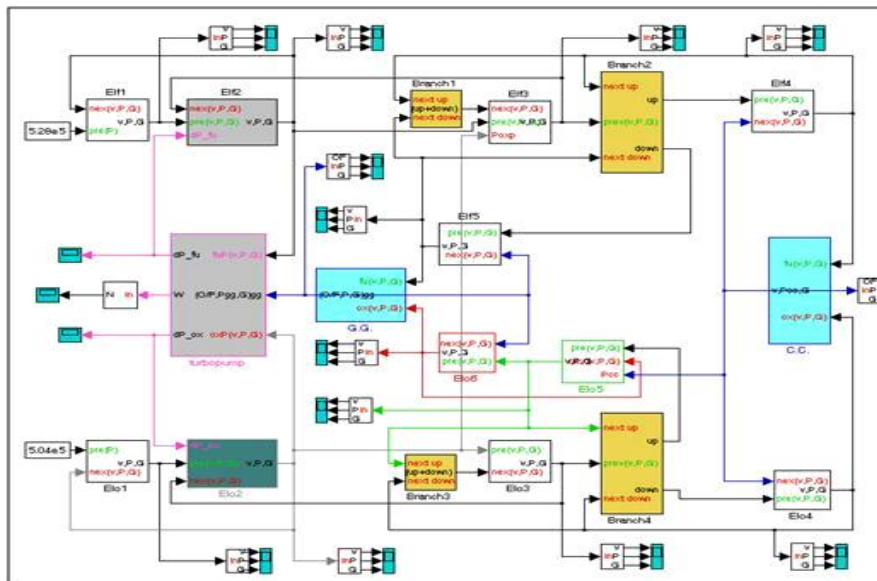
۲. پیکره‌بندی و عملکرد سامانه پیشران

موتور مورد نظر یک موتور توربوپمپی سیکل باز با ساختار کنترلی درون‌موتوری است که مولد گاز آن از نوع غنی از سوخت است. در شکل ۱ دیگرام شماتیک موتور نمایش داده شده است. در ادامه عملکرد سامانه به اجمال تشریح می‌شود.



شکل ۱. شماتیک موتور مورد بررسی

مخازن سوخت و اکسیدکننده شارژ شده است و زیرسامانه‌های کنترلی برای اهداف مورد نظر تنظیم شده است. بعد از صدور فرمان استارت، استارتر روشن می‌شود. با هدایت گازهای خروجی استارتر، از یکسو توربین به چرخش درمی‌آید و پمپ‌ها دور می‌گیرند و از سوی دیگر به شیرهای دیافراگمی که در ورودی پمپ‌ها قرار دارند، روانه شده و آنها را باز می‌کند. با فشاری که روی مخازن تنظیم شده است سیال روانه پمپ‌ها (که در حال گردش هستند) شده و پمپاژ می‌شود. سوخت و اکسیدکننده بعد از پمپ‌ها، هر کدام انشعاب شده و به‌سوی محفظه اصلی و مولد گاز روانه می‌شوند. در مسیر سوخت محفظه اصلی، شیر استابیلایزر قرار دارد که نسبت دبی (O/F) مؤلفه‌های محفظه را تنظیم



شکل ۲. نمای مدل شبیه‌ساز موتور سوخت مایع

جدول ۱. المان‌های لوله‌ای موتور سوخت مایع

المان‌های مسیر اکسیدکننده
Elo1 شیر دیافراگمی شروع مؤلفه اکسیدکننده
Elo2 پمپ اکسید
Elo3 شیر قطع مؤلفه اکسیدکننده
Elo4 مسیر اکسید محفظه احتراق
Elo5 رگولاتور
Elo6 مسیر اکسید مولد گاز شامل مسیر مولد و انژکتورهای اکسید آن

المان‌های مسیر سوخت
EIf1 شیر دیافراگمی شروع مؤلفه سوخت
EIf2 پمپ سوخت
EIf3 استایلیایزر
EIf4 مسیر سوخت محفظه احتراق شامل مسیر خنک‌کاری و انژکتورهای سوخت محفظه
EIf5 مسیر سوخت مولد گاز شامل مسیر مولد و انژکتورهای سوخت آن

جدول ۲. المان‌های خاص موتور سوخت مایع

محفظة احتراق اصلی	CC
محفظة مولدگاز	GG
توربین	Turbine

این زیرسامانه‌ها (نظیر ثابت گازی R ، دمای احتراق T و جز این‌ها) معلوم فرض می‌شوند. این مقادیر با استفاده از نتایج تحلیل احتراقی نرم‌افزار آسترا^۳ در فشار و نسبت مؤلفه‌های مختلف به‌دست آمده است. در ادامه توصیف معادلات هر زیرسامانه آورده شده است.

۳-۲-۱. زیرسامانه‌های لوله‌ای

رفتار این نوع زیرسامانه‌ها با سه معادله دیفرانسیل مدلسازی می‌شود: نرخ تغییرات دبی خروجی، نرخ تغییرات فشار خروجی و نرخ تغییرات برداشتی. نرخ تغییرات دبی از رابطه ۱ محاسبه می‌شود [۱۳]:

$$\frac{L}{A} \cdot \bar{V} \cdot \frac{dG_{out}}{dt} = P_{in} - P_{out} - (\xi_{1c} + \xi_{fj} \cdot \bar{V}) \cdot \frac{G_{out}^2}{\rho} \quad (1)$$

۳-۲. روابط ریاضی حاکم

مبنای محاسبه پارامترهای سیال، شامل فشار و نرخ جریان در زمان‌های مختلف، معادلات دیفرانسیل غیرخطی می‌باشند که برای زیرسامانه‌های مختلف استخراج و به‌کار گرفته شده است. مجموعه معادلات به‌دست آمده، تشکیل دستگاه معادلات دیفرانسیل غیرخطی را داده که با توجه به مقادیر اولیه و مقادیر مرزی حل می‌شوند. مقادیر اولیه در تمامی زیرسامانه‌ها ثابت بوده و برای فشار و دبی به‌ترتیب برابر با فشار اتمسفر و صفر می‌باشد. از سوی دیگر فشار ورود کل مجموعه نیز ثابت، معلوم و برابر با فشار سر مخزن فرض شده است. در انتهای مسیر نیز محفظه احتراق یا مولد گاز قرار دارد که در شبیه‌سازی حاضر، پارامترهای مختلف

$$\Delta P_p = g(\bar{V}) \left(\rho g \omega^2 \left(A_p + B_p \frac{G_p}{\rho \omega} - C_p \left(\frac{G_p}{\rho \omega} \right)^2 \right) \right) \quad (12)$$

$$g(\bar{V}) = (5\bar{V}^4 - 2\bar{V}^3 - \bar{V}^2 - \bar{V}) \quad (13)$$

$$L_{ad} = R.T.k/(k-1).(1-1/\pi_t^{(k-1)/k}) \quad (14)$$

$$C_{ad} = \sqrt{2L_{ad}} \quad (15)$$

به طوری که ω دور توربوپمپ، $T_{q_{\Sigma t}}$ گشتاور تولیدی توربین، $T_{q_{t-st}}$ گشتاور مصرفی پمپ، J_{eq} ممان اینرسی معادل، $T_{q_{t-gg}}$ سهم (گشتاور) تولیدی توربین از استارت، η_t بازده توربین، r_d شعاع دیسک توربین، A_p, B_p, C_p, D_p ضرایب ثابت، K ثابت فرایند انبساط، π_t نسبت انبساط گاز دینامیکی و تابع $g(\bar{V})$ برای توصیف ضربات هیدرولیکی ناشی از برخورد سیال با پردهای پمپ به کار می‌رود.

۳-۳. اعتبارسنجی شبیه‌سازی

برای اعتبارسنجی شبیه‌سازی از نتایج تست گرم موتور استفاده شده است. در شکل ۳ فشار مولد گاز مدل و تست مقایسه شده است. در این شکل، تمامی پارامترها به صورت بی‌بعد ارائه شده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، رفتار پیش‌بینی مدل تا حد زیادی مشابه رفتار واقعی موتور است. در شکل ۴، مقایسه فشار محفظه احتراق مدل و تست ارائه شده است و در شکل ۵ فشار خروجی پمپ سوخت در کنار نتایج تست رسم شده است. مقایسه نتایج حاصل از مدل شبیه‌ساز با تست گرم حاکی از دقت قابل قبول مدل در پیش‌بینی رفتار رژیم گذرا و نامی موتور است. بنابراین می‌توان از این مدل شبیه‌ساز برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی رفتار موتور معیوب نیز استفاده کرد. گفتنی است نوسان داده‌های تست گرم موتور (نتایج آزمایشگاهی) مربوط به اغتشاشات داده‌برداری (نویز) حسگرها و تجهیزات ثبت داده می‌باشد، در حالی که در مدل ریاضی این اغتشاشات وجود ندارند.

۳-۴. شبیه‌سازی نرم‌افزاری موتور معیوب

گرفتگی در پنج مسیر یادشده، به شکل افزایش ضریب افت هیدرولیکی مسیر در رابطه ۱۶ از ۲۰ تا ۳۰۰ درصد مقدار نامی آن، در مدل شبیه‌ساز دینامیکی موتور اعمال می‌شود.

$$P_{in} - P_{out} = (\xi_{lc} + \xi_{fr}). \frac{G_{out}^2}{\rho} \quad (16)$$

برای شبیه‌سازی پدیده کایتاسیون از یک ضریب کاهش بر معادلات حاکم بر پمپ‌های سوخت و اکسیدکننده استفاده شده

که در این رابطه، L طول مسیر، A سطح مقطع مسیر، \bar{V} ضریب پرشدگی، G دبی جریان، t زمان، P فشار، ξ_{lc} ضریب افت موضعی، ξ_{fr} ضریب افت اصطکاکی و ρ چگالی سیال است. رابطه تغییرات فشار خروجی نیز مطابق رابطه ۲ می‌باشد [۱۶]:

$$\frac{dP_{out}}{dt} = (G_{out1} - G_{out2}). \frac{1}{Z_2} + \left(\frac{dG_{out1}}{dt} - \frac{dG_{out2}}{dt} \right). R_2 \quad (2)$$

که Z ضریب بیان‌کننده خصوصیات تراکم‌پذیری محیط است. در صورتی که خروجی لوله چندشاخه باشد یا بمعبارتی در یک انشعاب، علاوه بر بخش‌هایی با زیرنویس ۲ در رابطه ۲، بخش‌هایی با زیرنویس ۳، ۴ و ... نیز که مربوط به شاخه‌های مختلف خروجی هستند، ظاهر می‌شوند. باید توجه کرد که هر زیرسامانه، زمانی در خروج دارای فشار و دبی می‌شود که کاملاً از سیال پر شده باشد. از اینرو نرخ تغییرات پرشدگی نیز در هر زیرسامانه باید محاسبه شود:

$$\frac{d\bar{V}}{dt} = \frac{1}{\rho.V}. G_{in} \quad 0 \leq \bar{V} \leq 1 \quad (3)$$

۳-۲-۴. زیرسامانه‌های خاص

همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده شد، سه نوع زیرسامانه خاص وجود دارد. دو زیرسامانه محفظه احتراق و مولد گاز دارای رفتار مشابه‌اند. برای محاسبه نرخ تغییرات فشار در این دو المان از رابطه ۴ استفاده می‌شود [۱۷]:

$$\frac{dP}{dt} = \left[G_f(t-\tau) + G_o(t-\tau) - A_{th} \cdot \frac{P}{C^*} \right] \cdot \frac{RT}{V} \quad (4)$$

که در این رابطه G_f دبی سوخت، G_o دبی اکسیدکننده، τ زمان تأخیر احتراقی، A_{th} سطح مقطع گلوگاه، C^* سرعت مشخصه محصولات احتراقی، RT قابلیت انجام کار محصولات احتراقی و V حجم مسیر است. در توربین نیز با استفاده از مجموعه‌ای از معادلات جبری و دیفرانسیلی، در نهایت دور توربین، هد پمپ‌ها، گشتاور اعمالی از پمپ‌ها، استارتر و مولد به روتور توربوپمپ محاسبه می‌شود [۱۸]:

$$\frac{d\omega}{dt} = (T_{q_{\Sigma t}} - T_{q_{\Sigma p}}) / J_{eq} \quad (5)$$

$$T_{q_{\Sigma t}} = T_{q_{t-st}} + T_{q_{t-gg}} \quad (6)$$

$$T_{q_{\Sigma p}} = T_{q_{ox.p}} + T_{q_{fu.p}} \quad (7)$$

$$T_{q_t} = G_t L_{ad} \eta_t \quad (8)$$

$$\eta_t = \left(\frac{0.004}{\omega} + 2.676 \frac{r_d}{C_{ad}} - 2.928 w \left(\frac{r_d}{C_{ad}} \right)^2 \right) \omega \quad (9)$$

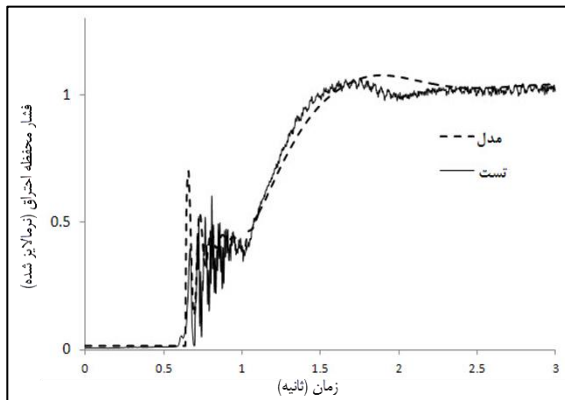
$$T_{q_p} = \frac{\Delta P G_p}{\rho \omega \eta_p} \quad (10)$$

$$\eta_p = A_p \left(\frac{G_p}{\rho \omega} \right) - B_p \left(\frac{G_p}{\rho \omega} \right)^2 + C_p \left(\frac{G_p}{\rho \omega} \right)^3 - D_p \left(\frac{G_p}{\rho \omega} \right)^4 \quad (11)$$

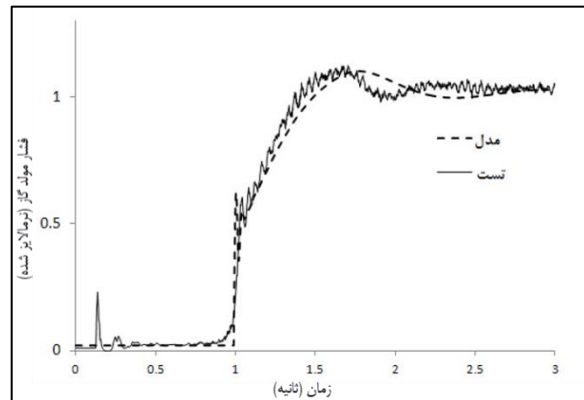
مشاهده نمود. در صورتی‌که اگر درصد تغییر هد خروجی پمپ کمتر باشد (که معمولاً در تست‌ها کاپیتاسیون خفیف اتفاق می‌افتد) این تغییر در رفتار نمودار چندان محسوس نیست. باید در نظر داشت که وقوع عیوب گوناگونی در موتور می‌تواند منجر به کاهش فشار خروجی پمپ اکسید و محفظه احتراق شود، پس لازم است تعداد درایه‌های ماتریس ورودی شبکه برای تشخیص عیب به اندازه کافی باشد تا شبکه عصبی آموزش‌دیده در تشخیص عیب دچار خطا نشود. در این پژوهش از ماتریسی با ۱۳ درایه به‌عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده شده است که علاوه بر تغییرات فشار محفظه احتراق و فشار خروجی پمپ اکسیدکننده شامل تغییرات فشار در سایر زیرسامانه‌ها و دور توربین است (جدول ۳).

است که برای پمپ سوخت از ۰/۷ تا ۰/۲۵ و برای پمپ اکسیدکننده از ۰/۹ تا ۰/۲۵ تغییر می‌کند. با مدلسازی این عیوب سیگنال‌های خروجی موتور معیوب برای هر عیب با مقادیر مختلف محاسبه می‌شود.

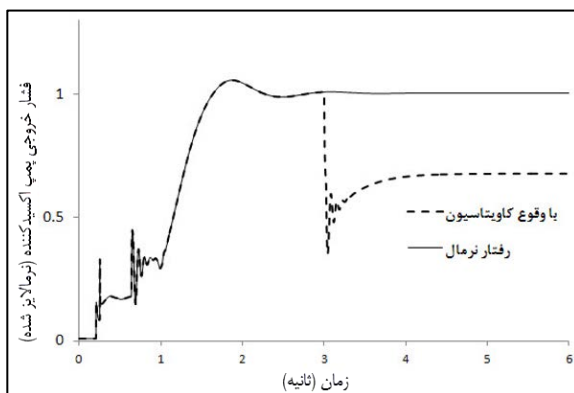
شکل‌های ۶ و ۷ اثر کاپیتاسیون در پمپ اکسیدکننده را با در نظر گرفتن ضریب ۰/۴ بر معادلات حاکم بر پمپ اکسیدکننده، در محفظه احتراق و فشار خروجی پمپ اکسیدکننده نشان می‌دهند. این شکل‌ها به‌خوبی اثر وقوع کاپیتاسیون در پمپ اکسیدکننده را بر رفتار موتور مشخص می‌کنند. گفتنی است این نمودارها رفتار موتور معیوبی را نشان می‌دهند که به‌علت وقوع کاپیتاسیون در پمپ اکسیدکننده هد خروجی پمپ ۶۰ درصد کاهش یافته است. به‌همین دلیل می‌توان به‌وضوح تغییر رفتار پارامترها را در رژیم پایا



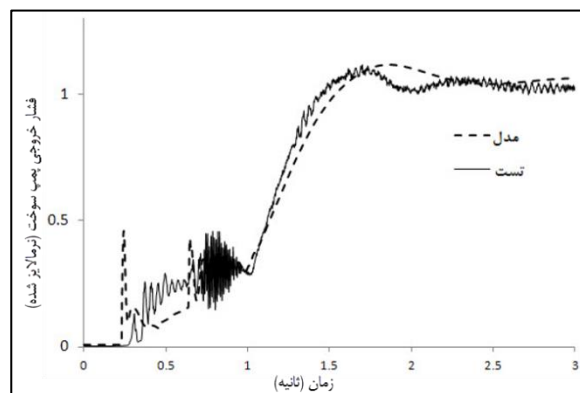
شکل ۴. نمودار فشار محفظه احتراق



شکل ۳. نمودار فشار مولد گاز



شکل ۶. نمودار فشار خروجی پمپ اکسیدکننده با وقوع کاپیتاسیون در پمپ اکسیدکننده در کنار کارکرد صحیح موتور



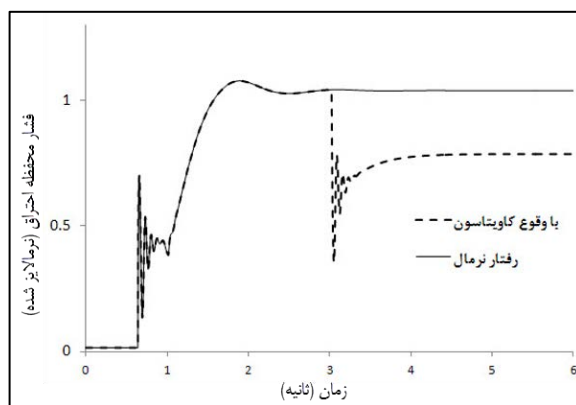
شکل ۵. نمودار فشار خروجی پمپ سوخت

برای چند عیب مختلف در جدول ۳ ذکر شده است. در ادامه مجموعه‌ای از ماتریس‌های به‌دست آمده مشابه جدول ۳ برای آموزش شبکه استفاده می‌شود.

سیگنال‌های خروجی موتور معیوب با سیگنال‌های خروجی موتور در حالت کارکرد بدون عیب مقایسه شده و میزان تغییرات پارامترها اندازه‌گیری می‌شود. برای نمونه این تغییرات پارامترها

جدول ۳. نمونه‌ای از تغییرات ایجاد شده در سیگنال‌های خروجی موتور معیوب به ازای عیب‌های متفاوت

سیگنال‌های خروجی موتور	۱۴۰ درصد گرفتگی مسیر انژکتور سوخت محفظه	کاویتاسیون در پمپ اکسید با ۴۰ درصد افت هد
درصد تغییرات فشار محفظه	-۵/۰۱	-۲۷/۴۶
درصد تغییرات فشار مولد گاز	-۱۱/۵۱	-۱۸/۷
درصد تغییرات فشار پس از شیر کاتری سوخت	۳/۶۶	-۷/۱۶
درصد تغییرات فشار پس از پمپ سوخت	-۵/۷۶	-۰/۹۱
درصد تغییرات فشار خروجی استابیلایزر	-۶/۸۷	-۲۸/۹۱
درصد تغییرات فشار قبل از انژکتور سوخت محفظه	-۵/۰۱	-۲۷/۴۶
درصد تغییرات فشار قبل از انژکتور سوخت مولد گاز	-۱۱/۵۱	-۱۸/۷
درصد تغییرات فشار شیر کاتری اکسیدکننده	۶/۹۷	۳۷/۵
درصد تغییرات فشار پس از پمپ اکسیدکننده	-۶/۸۱	-۳۵/۷۵
درصد تغییرات فشار شیر قطع اکسیدکننده	-۶/۴۵	-۳۳/۶۷
درصد تغییرات فشار خروجی رگولاتور	۷/۷۹	-۲۲/۷
درصد تغییرات فشار انژکتور اکسید مولد گاز	-۱۱/۵۱	-۱۸/۷
درصد تغییرات دور توربین	-۳/۸۴	-۲/۷۱



شکل ۷. فشار محفظه احتراق با وقوع کاویتاسیون در پمپ اکسیدکننده در کنار کارکرد صحیح موتور

۴. روش عیب‌یابی

روش پیشنهاد شده برای شناسایی عیب، بر مبنای شبکه‌های عصبی هوشمند همراه با استفاده از مدل شبیه‌ساز دینامیکی موتور بر اساس تحلیل‌های ریاضی (به منظور تولید داده‌های مورد نیاز برای آموزش و تست شبکه) است. عیب به شکل وقوع گرفتگی در مسیرهای متفاوت موتور با مقادیر مختلف و یا بروز پدیده کاویتاسیون با شدت خرابی متغیر در پمپ‌های سوخت و اکسیدکننده در نظر گرفته می‌شود. مسیرهای در نظر گرفته شده برای بروز گرفتگی عبارت‌اند از:

۴. مسیر اکسیدکننده محفظه احتراق (Elo4)

۵. کره تأخیر و مسیر اکسیدکننده مولد گاز (Elo6)

برای معرفی مسیرها در سامانه عیب‌یاب، هر کدام از مسیرها با یک موقعیت مدل می‌شوند. برای مثال موقعیت مسیر خنک‌کاری مولد گاز و انژکتورهای آن ۲ می‌باشد و در کنار آنها بروز پدیده کاویتاسیون، در پمپ سوخت با موقعیت ۶ و در پمپ اکسیدکننده با موقعیت ۷ برای سامانه عیب‌یاب تعریف می‌شود. سپس شبکه عصبی، تخمینی را برای پیگیری این مسئله ایجاد می‌کند که چه نوع عیبی، در چه محلی و با چه میزانی، این اختلالات را در سیگنال‌های خروجی موتور ایجاد می‌کند؟ روند کلی این آنالیز معکوس به بخش‌های زیر تقسیم می‌شود:

۱. مسیر خنک‌کاری محفظه و انژکتورهای آن (Elf4)

۲. مسیر خنک‌کاری مولد گاز و انژکتورهای آن (Elf5)

۳. شیر قطع اکسیدکننده و استوانه تأخیر (Elo3)

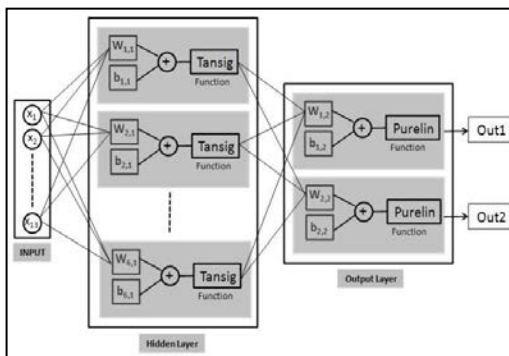
T بر مبنای شبکه عصبی هوشمند استفاده شده است. شبکه عصبی مناسب برای این مسئله شبکه چندلایه پیشخور است. شبکه‌ای که شامل مجموعه‌ای از نورون‌هاست که در لایه‌های متوالی مرتب شده‌اند. این لایه‌های متوالی شامل لایه ورودی (که به آن لایه صفر هم گفته می‌شود)، لایه‌های میانی و لایه خروجی است. تعداد لایه‌های میانی و نورون‌های آن با توجه به پیچیدگی‌های مسئله مشخص می‌شوند. بر طبق نظریه کولموگراف^۳ [۱۹] در مورد قضیه سوم هیلبرت^۴ ماکزیمم لایه‌های مفید میانی، دو لایه به‌همراه تعداد نورون لازم در هر لایه است. اما در مورد مسئله عیب‌یابی حاضر، وجود یک لایه میانی برای شبکه عصبی نتایج خوبی را نشان داده است. مشخص کردن تعداد نورون‌ها در لایه‌های میانی کار ساده‌ای نیست. برای یک شبکه عصبی با یک لایه میانی، رابطه ۱۸ برای تعداد نورون‌های لایه میانی پیشنهاد شده است [۲۰]:

$$N_{hidden} = \sqrt{N_{inp} \cdot N_{out}} \quad (19)$$

که N_{inp} ، N_{out} و N_{hidden} به ترتیب تعداد نورون‌های لایه ورودی، خروجی و میانی است.

$$N_{inp} = 13, N_{out} = 2, N_{hidden} = 6 \quad (20)$$

تابع انتقال لایه میانی، تانژانت هائپربولیک و تابع انتقال لایه خروجی خطی در نظر گرفته شده است. شکل ۸ نمای کلی شبکه عصبی به‌کار رفته برای مدل عیب‌یابی را نشان می‌دهد.



شکل ۸ نمای کلی شبکه عصبی به‌کار رفته برای مدل عیب‌یابی

آموزش شبکه عصبی به‌منزله تنظیم وزن‌ها و بایاس‌ها به‌نحوی است که مجموع مربعات خطای خروجی شبکه عصبی نسبت به خروجی هدف مینیمم شود. این یک مسئله بهینه‌یابی است که هدف آن مینیمم کردن مجموع مربعات خطای شبکه عصبی است. برای حل این مسئله از روش بهینه‌یابی لوبز-مارگارت^۵ استفاده شده است [۲۱].

۱. عیب مورد نظر با مقادیر متفاوت در مسیرهای مختلف مدل شبیه‌سازی کامپیوتری اعمال شده و سیگنال‌های خروجی موتور به ازای هر کدام از عیب‌ها به‌دست می‌آید

۲. یک شبکه عصبی چند لایه پیشخور (MLP) ساخته می‌شود که وزن‌ها و ورودی‌های بایاس آن به شکل کاملاً تصادفی انتخاب شده است. پس از به‌کارگیری انواع شبکه‌های مختلف برای حل مسئله حاضر (با ابعاد کوچکتر ماتریس ورودی)، مشخص شد که برای حل چنین مسئله‌ای، بهره‌گیری از شبکه عصبی چندلایه پیشخور نتایج مناسب و قابل قبولی را ارائه می‌دهد

۳. سیگنال‌های خروجی مدل شبیه‌ساز نرم‌افزاری (که در جدول ۳ شرح داده شده است) به‌عنوان ورودی شبکه عصبی و محل و میزان عیب به‌عنوان خروجی‌های شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود

۴. شبکه عصبی توسط ورودی و خروجی‌های تعریف‌شده در قسمت قبل، آموزش می‌بیند و وزن‌ها و ضرایب بایاس آن تصحیح می‌شود. این روند تصحیح تا جایی ادامه پیدا می‌کند که میزان خطا در خروجی‌های شبکه عصبی به مقدار مورد نظر برسد

۵. شبکه عصبی آموزش دیده شده با نتایج شبیه‌سازی موتور معیوب موتور (داده‌ای که در داده‌های آموزش یا اعتبارسنجی شبکه بکار نرفته است) تست می‌شود تا دقت تشخیص عیب آن ارزیابی شود

۴-۱. شبکه عصبی هوشمند

با اعمال عیب گرفتگی روی مدل شبیه‌ساز موتور سیگنال‌های خروجی به‌دست می‌آیند، یا به عبارتی:

$$P = f(y) \quad (17)$$

که در رابطه فوق، P، سیگنال‌های خروجی موتور و y محل و میزان گرفتگی در موتور است. در مورد یک مسئله عیب‌یابی قضیه متفاوت است. هدف یافتن محل و میزان عیب است. به‌عبارتی این سوال مطرح است که چه عیبی باید در موتور اتفاق بیفتد تا این نتیجه را در پارامترهای خروجی به‌دنبال داشته باشد؟

$$y = f^{-1}(p) = T(p) \quad (18)$$

به‌جای پیدا کردن معکوس تابع f با استفاده از یک روش تحلیلی (که ممکن است امکان‌پذیر هم نباشد)، از یک تابع انتقال

۴-۲. کاربرد مدل عیب یاب

پس از آموزش شبکه عصبی با داده‌های موجود، شبکه با داده‌های جدید تست می‌شود. این داده‌ها به شکل کاملاً تصادفی تولید می‌شوند (داده‌هایی که در آموزش و یا اعتبارسنجی شبکه شرکت نداشته‌اند)، به نحوی که عیوب (کاویتاسیون پمپ‌ها و گرفتگی) با مقادیر متفاوت در مسیرهای مختلف موتور اعمال شده و پارامترهای موتور معیوب اندازه‌گیری می‌شوند. حال با داده‌های جدید به دست آمده، شبکه عصبی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. نتایج این ارزیابی در جدول ۴ آمده است.

مقایسه نتایج شبکه عصبی با محل واقعی بروز عیب و میزان آن، حاکی از دقت بسیار خوب شبکه عصبی است. این نتایج نشان می‌دهد شبکه عصبی در تشخیص محل عیب کاملاً بدون خطا عمل می‌کند و میزان بروز عیب را با خطای کمتر از ۲ درصد مشخص می‌کند. علت این خطای بسیار کم، حجم بسیار زیاد

داده‌هایی است که برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. روشن است هرچه تعداد داده‌های به کار رفته در زمان آموزش شبکه عصبی بیشتر باشد، دقت شبکه نیز بیشتر خواهد شد. مقایسه نتایج مدل عیب‌یاب با محل واقعی بروز عیب و میزان آن، دقت بسیار خوب مدل را در شناسایی نوع عیب، محل و میزان آن نشان می‌دهد. به کارگیری ماتریس داده‌های ورودی شامل همه کمیت‌های اصلی خروجی موتور سوخت مایع (ماتریس جدول ۳) نقشی اساسی در تعیین دقیق محل و مقدار عیب دارد. این ماتریس به ازای عیب‌هایی با مقدارهای بسیار نزدیک از هم و به ازای مکان‌های مختلف محاسبه و برای آموزش شبکه استفاده شده است. بنابراین بانک داده جمع‌آوری شده از موتور معیوب، در هر دو جهت تعداد و نوع درایه‌های ماتریس و تعداد ماتریس‌های ورودی برای آموزش شبکه، به اندازه کافی بزرگ بوده و توانسته است دقت قابل قبولی را در مدل عیب‌یاب حاصل کند.

جدول ۴. ارزیابی شبکه عصبی با داده‌های تست موتور معیوب

شماره تست	موقعیت و میزان عیب اعمالی در شبیه‌سازی	نتایج تشخیص عیب شبکه عصبی
۱	گرفتگی درصد مقدار نامی در مسیر خنک‌کاری محفظه و انژکتورهای سوخت	مسیر خنک‌کاری محفظه و انژکتورهای سوخت آن با میزان ۱۰۹ درصد
۲	گرفتگی به میزان ۲۹۰ درصد مقدار نامی در مسیر انژکتورهای سوخت مولد	مسیر انژکتورهای سوخت مولد گاز به میزان ۲۸۹ درصد
۳	گرفتگی به میزان ۲۱۰ درصد مقدار نامی در مسیر شیر قطع اکسید کننده	مسیر شیر قطع اکسیدکننده به میزان ۲۰۹ درصد
۴	گرفتگی به میزان ۲۷۰ درصد مقدار نامی در مسیر انژکتورهای اکسیدکننده محفظه	مسیر انژکتورهای اکسیدکننده محفظه به میزان ۲۷۰ درصد
۵	گرفتگی به میزان ۲۷۰ درصد مقدار نامی در مسیر انژکتورهای اکسید کننده مولد گاز	مسیر انژکتورهای اکسیدکننده مولد گاز با شدت ۲۷۲ درصد
۶	کاویتاسیون در پمپ اکسیدکننده با ۲۸ درصد افت ضریب هد	کاویتاسون در پمپ اکسیدکننده با شدت ۲۶ درصد
۷	کاویتاسیون در پمپ سوخت با ۴۸ درصد افت ضریب هد	کاویتاسون در پمپ سوخت با شدت ۴۷ درصد

۵. نتیجه‌گیری

در این پژوهش، الگوریتم ساخت یک مدل عیب‌یاب بر پایه شبکه عصبی برای یک موتور سوخت مایع گام به گام تشریح شد. برای جمع‌آوری داده‌های آموزش شبکه عصبی، شبیه‌سازی موتور انجام گرفت و پارامترهای خروجی موتور به ازای حالت‌های خرابی مورد بحث محاسبه شد. مبنای انتخاب ورودی‌های مناسب برای شبکه عصبی، در مرحله اول امکان داده‌برداری در تست واقعی موتور و در مرحله دوم مطالعه نخبه‌گرایی است که در دسترس بودن داده مورد نظر را برای تشخیص عیب ناگزیر می‌کند. مقایسه نتایج به دست آمده از شبکه عصبی با موقعیت و میزان واقعی بروز عیب، دقت بسیار بالای مدل را در طبقه‌بندی عیوب، تشخیص نوع

عیب، محل و میزان آن مشخص نمود. پس می‌توان گفت مدل عیب‌یاب حاضر برای تشخیص و طبقه‌بندی عیب در بسیاری از موتورها، از کارایی لازم برخوردار است. چون هدف اصلی مقاله ارائه‌شده طراحی الگوریتم با هدف عیب‌یابی یک موتور سوخت مایع بوده است، نتایج بیان شده چندان جنبه کمی پیدا نکرده و بیشتر در خصوص کیفیت الگوریتم بحث شده است. به هر ترتیب، الگوریتم عیب‌یابی ارائه‌شده در این مقاله می‌تواند تا حد بسیار مناسبی الگویی برای ساخت مدل عیب‌یاب سامانه‌های پیشران فضایی (حتی سامانه‌های سوخت جامد و کم‌پیشران) باشد. در آینده می‌توان با تقویت الگوریتم، از ایده این طرح برای ساخت یک مدل عیب‌یاب آنلاین (بر خط) بهره جست.

- [1] L. H. Yam, Y. J. Yan, J. S. Jiang, Vibration-based damage detection for composite structures using wavelet transform and neural network identification, *Composite Structures*, Vol. 60, Issue 4, pp. 403-412, 2003.
- [2] Y. F. Hua, L. H. Bing, T. G. Jin, Application of neural network ensemble for structural damage detection, *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2007.
- [3] S. Rajakarunakaran, P. Venkumar, D. Devaraj, Surya Prakasa Rao K., Artificial neural network approach for fault detection in rotary system, *Artificial neural network approach for fault detection in rotary*, Vol. 8, Issue 1, pp. 740-748, 2008.
- [4] J. D. Wu, J. J. Chan, Faulted gear identification of a rotating machinery based on wavelet transform and artificial neural network, *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, Issue 5, pp. 8862-8875, 2009.
- [5] J. D. Wu, C. K. Huang, Y. W. Chang, Y. J. Shiao, Fault diagnosis for internal combustion engines using intake manifold pressure and artificial neural network, *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, Issue 2, pp. 949-958, 2010.
- [6] H. A. Talebi, A Recurrent Neural-Network-Based Sensor and Actuator Fault Detection and Isolation for Nonlinear Systems with Application to the Satellite's Attitude Control Subsystem, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 20, Issue 1, pp. 45-60, 2009.
- [7] N. Dervilis, R. J. Barthorpe, I. Antoniadou, W. J. Staszewski, K. Worden, Damage detection in carbon composite material typical of wind turbine blades using auto-associative neural networks. (Proceedings Paper), *Health Monitoring of Structural and Biological Systems*, Vol. 8348, 2012.
- [8] M. Claudia, W. A. Maul, The application of neural network to the SSME startup transient, Sverdrup Technology, Inc., *NASA contractor report 187138*, June 1991.
- [9] M. Claudia, J. F. Zakrajesk., The Rocket engine failure detection using system identification techniques, Sverdrup Technology, Inc., *NASA contractor report 185259*, AIAA-90-1993, June 1990.
- [10] J. Wu, Liquid-propellant rocket engines health-monitoring-a survey, *Acta Astronautica*, 56, pp. 347-356, 2005.
- [11] Z. Feng, Q. Wang, Research on health evaluation system of liquid-propellant rocket engine ground-testing bed based on fuzzy theory, *Acta Astronautica*, Vol. 61, pp. 840-853, 2007.
- [12] S. khodadadian, R. Farrokhi, D. Ramesh, Construction of a Neural Network Based Troubleshooting Model for a liquid propellant Engine with a Defective Data Acquisition System, *The 12th international conference of Iranian aerospace society*, Tehran, Iran, Amirkabir university, AERO2013-17498, February 20-22, 2013.
- [13] S. khodadadian, R. Farrokhi, D. Ramesh, Damage Detection of a Liquid propellant Engine Using An Intelligent Neural Network with Dynamic Simulation Based on Mathematical Analysis, *Second Conference of Iranian Aerospace Propulsion society*, Tehran. Iran, Tarbiat Modares university, pp. 132-134, November 20-21, 2013.
- [14] D. Ramesh, S. Alimohammadi, Simulation of Cavitation Process in Oxidizer Pump of a Liquid Rocket Engine, *45th AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference and Exhibit*, 2009.
- [15] R. Farrokhi, D. Ramesh, Nonlinear Dynamic Simulation of a Liquid Propellant Engine with Four Chumbuction Chambers, *Fifteenth International Conference of Mechanical Engineering*, Tehran, Iran, Amirkabir university, May 15-16, 2007.
- [16] Ch. Manfletti, Transient Simulation of Liquid Rocket Engines: A Step Towards A More Educated Propellant Choice Between Kerosene And Methane, *Second International Conference on Green Propellants for Space Propulsion*, Cagliari, Sardinia, Italy, ESA, 2004.
- [17] E. Beliaev, V. Chevanov, *Mathematical Modeling of Operating Process of Liquid Propellant Rocket Engines*, In Russian, 1999.
- [18] D. Ramesh, M. Aminpour, Nonlinear Dynamic Simulation of a Liquid Propellant Engine, *The second international conference of Iranian aerospace society*, 2003.

- [19] V. Kurkova, Kolmogorov's theorem and multilayer neural networks, *Neural Networks*, Vol. 5, No. 3, 1992, pp. 501-506.
- [20] M. Snorek, *Neural networks and neurocomputers*, Vydavatelstvi, CVUT, Prague, Czech Republic, 2002.

- [21] V. Singh, I. Gupta, H. O. Gupta, ANN-based estimator for distillation using Levenberg-Marquardt approach, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 20, pp. 249-259, 2007.

پی‌نوشت

-
1. Matlab-Simulink
 2. Astra
 3. Kolmogorov
 4. Hilbert
 5. Levenberg-Marquardt