

Neural Network Based Diagnostic Indication of a Liquid Propellant Engine with Faulty Data Collection System

S. Khodadadiyan¹, R. Farokhi² and D. Ramesh^{3*}

1. Department of Mechanical Engineering, University of BoAli Sina

2. Department of Mechanical Engineering, University of Gilan

3. Department of Mechanical Engineering, K.N. Toosi University of Technology

*Postal Code: 16356410196, Tehran, IRAN

D.ramesh@dena.kntu.ac.ir

The aim of the paper is to describe a methodology of damage detection in the liquid propellant engine which is based on artificial neural networks in combination with stochastic analysis. It is assumed that the liquid propellant engine have faulty data collection system. Then a filtering algorithm for elimination perturbation data has been applied. The damage is defined as fuel and oxidizer channels clogging up. The key stone of the method is feed-forward multi layer network with back propagation algorithm. It is impossible to obtain appropriate training set for real engine, therefore stochastic analysis using mathematical model is carried out and dynamic simulation is made to get training set virtually. Engine channels clogging up leads to unwanted variation of pressure, flow rate of oxidizer and fuel and other main parameters of engine. Then variations considered as best input data for damage detection. The methodology was carried out using laboratory test.

Keywords: Diagnostic indication, Neural network, Liquid propellant engine, Faulty data collection system

1. Assistant Professor

2. M.Sc.

3. PhD Candidate (Corresponding Author)

ساخت یک مدل عیب‌یاب بر پایه شبکه عصبی برای یک موتور سوخت مایع با سامانه داده‌برداری معیوب

سجاد خدادادیان^۱، رضا فرخی^۲ و داوود رمش^{۳*}

۱- دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه بوعلی سینا

۲- دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه گیلان

۳- دانشکده مهندسی هوافضا، دانشگاه خواجه نصیر طوسی

* تهران، کد پستی: ۱۶۳۵۶۴۱۰۱۹۶

D.ramesh@dena.kntu.ac.ir

هدف اصلی این مقاله، ارائه روشی مبتنی بر شبکه عصبی هوشمند همراه با شبیه‌سازی دینامیکی بر پایه تحلیل‌های ریاضی برای عیب‌یابی موتور سوخت مایعی است که امکان وجود اختلال در سامانه داده‌برداری آن وجود دارد. عیب، به شکل وقوع گرفتگی در مسیرهای متفاوت موتور و اختلال در سامانه داده‌برداری به صورت وجود اغتشاش در اندازه‌گیری یک پارامتر خروجی از موتور مدل می‌شود. نقطه کلیدی این طرح، به‌کارگیری شبکه‌های عصبی موازی چند لایه «پیشخور» در تشخیص محل وقوع و میزان عیب، با استفاده از پارامترهای خروجی سامانه داده‌برداری معیوب است. شبیه‌سازی دینامیکی موتور انجام شده است تا به وسیله آن بتوان به داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی دست یافت. از یک الگوریتم فیلترینگ برای شناسایی و حذف داده اغتشاشی استفاده شده است. الگوریتم، ماتریس داده تشکیل شده را به عنوان ورودی برای شبکه عصبی در نظر می‌گیرد که با داده‌هایی از همان جنس آموزش دیده است. روش عیب‌یابی مورد نظر، به وسیله داده‌های آزمایشگاهی یک موتور سوخت مایع اعتبارسنجی شده است.

واژه‌های کلیدی: عیب‌یابی، شبکه عصبی، موتور سوخت مایع، سیستم دیتابرداری معیوب

علائم و اختصارات

g	شتاب گرانش زمین (m/s^2)		
j	ممان اینرسی روتور توربوپمپ ($kg \cdot m^2$)		
L	طول مسیر (m)	A	سطح مقطع مسیر (m^2)
L_{ad}	کار آدیاباتیک (j/kg)	A_p	ضریب ثابت (rad/m^3)
N_{hidden}	تعداد نورون‌های لایه میانی	A'	ضریب ثابت ($m \cdot s^2 / rad^2$)
N_{inp}	تعداد نورون‌های لایه ورودی	A_{th}	سطح مقطع گلوگاه (m^2)
N_{out}	تعداد نورون‌های لایه خروجی	B	ضریب ثابت ($(rad/m^3)^2$)
P	فشار (Pa)	B'	ضریب ثابت ($s^2 / (m^2 \cdot rad)$)
RT	قابلیت انجام کار محصولات مولد گاز (j/kg)	C	ضریب ثابت ($(rad/m^3)^3$)
R	ضریب بیان‌کننده لزجت حجمی سیال ($1/m^2$)	C'	ضریب ثابت (s^2/m^5)
r	شعاع دیسک توربین (m)	C^*	سرعت مشخصه محصولات احتراق (m/s)
T	دما (k)	C_{ad}	سرعت آدیاباتیک گاز عبوری از توربین (m/s)
Tq	گشتاور ($N \cdot m$)	D	ضریب ثابت ($(rad/m^3)^4$)
V	حجم مسیر (m^3)	G	دبی سیال (kg/s)

۳. دانشجوی دکتری (نویسنده مخاطب)

۱. استادیار

۲. کارشناس ارشد

عیب‌یابی چرخ دنده ماشین‌های گردشی با شبکه عصبی توسط وو^۶ و همکارانش [۳]. راجاکارونکاران^۷ عیب‌یابی سیستم یک پمپ را با استفاده از شبکه عصبی انجام داد [۴]. وو و همکارانش، مطالعاتی بر عیب‌یابی موتورهای احتراق داخلی با استفاده از فشار منیفولد داخلی و شبکه عصبی هوشمند انجام دادند [۵]. طالبی عیب‌یابی عملگرها و حسگرهای به کار رفته در زیرسیستم‌های کنترلی ماهواره را با استفاده از شبکه عصبی انجام داد [۶]. عیب‌یابی مواد کامپوزیتی کربنی پره‌های توربین با شبکه عصبی توسط درویلیس^۸ و همکارانش انجام شد [۷]. مروری بر تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد یکی از روش‌های مؤثر برای مدل‌سازی یک سیستم عیب‌یاب استفاده از شبکه عصبی هوشمند است. همچنین وجود خلأ در تحقیقات انجام شده روی عیب‌یابی یک موتور سوخت مایع کاملاً مشهود است. از این رو این مقاله می‌تواند به عنوان شروعی برای انجام تحقیقات گسترده در مورد عیب‌یابی یک موتور سوخت مایع در نظر گرفته شود.

یکی از عیب‌های متداول در موتورهای سوخت مایع، ایجاد گرفتگی در زیرمجموعه‌های مختلف است که منجر به خارج شدن موتور از رژیم کاری اصلی خود می‌شود. بر اثر این عیب سیگنال‌های خروجی موتور به شدت تغییر می‌کنند. از سوی دیگر تجربه نشان می‌دهد، احتمال وقوع خرابی در حسگرهای اندازه‌گیری سیگنال‌های خروجی موتور سوخت مایع بسیار زیاد است، که این مسئله به ایجاد اغتشاش در مقدار اندازه‌گیری شده برای پارامتر خروجی مورد نظر منجر می‌شود. از این رو مدل عیب‌یاب به نحوی طراحی شده است که قابلیت شناسایی سیگنال خروجی اغتشاشی، حذف آن و تشخیص عیب با استفاده از سایر پارامترهای اندازه‌گیری شده را داشته باشد. آمارها نشان می‌دهد، در طی فرآیندهای پایا و ناپایای استارت و نامی، احتمال بروز چنین اختلالاتی بسیار زیاد است. وقوع هر عیبی معمولاً به سرعت، مشکلات دیگر عملکردی را در پی دارد به گونه‌ای که گاه طراح در شناسایی اختلال اصلی و انجام اقدام اصلاحی دچار سردرگمی می‌شود. بدین ترتیب، در چنین شرایطی با بهره‌گیری از یک مدل شبیه‌ساز و شبکه عصبی هوشمند به همراه یک الگوریتم فیلترینگ می‌توان تشخیص عیب را انجام داد و با مقایسه نتایج آن با تست، مدل را اعتبارسنجی کرد. هدف این تحقیق، یافتن محل و میزان عیب برای یک نوع عیب مشخص (گرفتگی) با استفاده از شبکه عصبی هوشمند است که این کار را با توجه به اختلالات سیگنال‌های خروجی سیستم معیوب، انجام می‌دهد.

به دست آوردن داده‌های آموزش شبکه عصبی از تست‌های واقعی غیرممکن است، بنابراین، شبیه‌سازی دینامیکی موتور انجام شده است تا بتوان به داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی دست یافت. انتخاب بهترین داده‌های ورودی برای تشخیص درست عیب، مهم‌ترین

\bar{V}	ضریب پر شدگی
Z	ضریب بیان‌کننده خصوصیات تراکم‌پذیری محیط ($m \cdot s^2$)
Δp	افزایش فشار در پمپ‌ها بر حسب Pa
η	راندمان، بدون بعد
κ	ثابت فرآیند انبساط
π	نسبت انبساط گاز- دینامیکی
ρ	چگالی سیال (kg/m^3)
ω	دور توربوپمپ (rad/s)
ξ	ضریب افت (m^2)

زیر نویس

ad	آدیاباتیک
cc	محفظه احتراق
d	دیسک توربین
eq	معادل
f_r	افت اصطکاکی
f_u	سوخت
gg	مولد گاز
in	ورود المان
l	مربوط به افت موضعی
out	خروج
ox	اکسید کننده
p	پمپ
st	استارت
t	توربین
$\sum p$	مجموع (گشتاور) مصرفی هر دو پمپ
$\sum t$	مجموع (گشتاور) تولیدی توربین توسط استارت و مولد
$t - st$	سهام (گشتاور) تولیدی توربین از استارت
$t - gg$	سهام (گشتاور) تولیدی توربین از مولد گاز

مقدمه

هر سیستم مکانیکی از زیرسیستم‌هایی تشکیل شده است که بروز عیب در هر یک از زیرسیستم‌ها منجر به ایجاد خطا در خروجی‌های سیستم می‌شود. به تشخیص نوع و محل بروز عیب با استفاده از سیگنال‌های خروجی سیستم، عیب‌یابی گفته می‌شود. عیب‌های گوناگون در هر زیرسیستم، سیگنال‌های متفاوت خروجی را در پی دارد. اهمیت ویژه یک مدل عیب‌یاب برای یک سیستم سبب شده است که در چند سال اخیر تحقیقات وسیع و گسترده‌ای در مورد ساخت مدل‌های عیب‌یابی سیستم انجام شود. از جمله تحقیقات انجام شده می‌توان به این موارد اشاره کرد. مطالعه یام^۴ و همکارانش در زمینه عیب‌یابی سازه‌های کامپوزیتی با استفاده از شبکه عصبی [۱]. تحقیقات هوا^۵ و همکارانش در مورد عیب‌یابی سازه‌ها، با شبکه عصبی [۲]

7. Rajakarunakaran
8. Dervilis

4. Yam
5. Hua
6. Wu

عیب‌یابی چرخ دنده ماشین‌های گردشی با شبکه عصبی توسط وو^۶ و همکارانش [۳]. راجاکارونکاران^۷ عیب‌یابی سیستم یک پمپ را با استفاده از شبکه عصبی انجام داد [۴]. وو و همکارانش، مطالعاتی بر عیب‌یابی موتورهای احتراق داخلی با استفاده از فشار منیفولد داخلی و شبکه عصبی هوشمند انجام دادند [۵]. طالبی عیب‌یابی عملگرها و حسگرهای به کار رفته در زیرسیستم‌های کنترلی ماهواره را با استفاده از شبکه عصبی انجام داد [۶]. عیب‌یابی مواد کامپوزیتی کربنی پره‌های توربین با شبکه عصبی توسط درویلیر^۸ و همکارانش انجام شد [۷]. مروری بر تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد یکی از روش‌های مؤثر برای مدل‌سازی یک سیستم عیب‌یاب استفاده از شبکه عصبی هوشمند است. همچنین وجود خلأ در تحقیقات انجام شده روی عیب‌یابی یک موتور سوخت مایع کاملاً مشهود است. از این رو این مقاله می‌تواند به عنوان شروعی برای انجام تحقیقات گسترده در مورد عیب‌یابی یک موتور سوخت مایع در نظر گرفته شود.

یکی از عیب‌های متداول در موتورهای سوخت مایع، ایجاد گرفتگی در زیرمجموعه‌های مختلف است که منجر به خارج شدن موتور از رژیم کاری اصلی خود می‌شود. بر اثر این عیب سیگنال‌های خروجی موتور به شدت تغییر می‌کنند. از سوی دیگر تجربه نشان می‌دهد، احتمال وقوع خرابی در حسگرهای اندازه‌گیری سیگنال‌های خروجی موتور سوخت مایع بسیار زیاد است، که این مسئله به ایجاد اغتشاش در مقدار اندازه‌گیری شده برای پارامتر خروجی مورد نظر منجر می‌شود. از این رو مدل عیب‌یاب به نحوی طراحی شده است که قابلیت شناسایی سیگنال خروجی اغتشاشی، حذف آن و تشخیص عیب با استفاده از سایر پارامترهای اندازه‌گیری شده را داشته باشد. آمارها نشان می‌دهد، در طی فرآیندهای پایا و ناپایای استارت و نامی، احتمال بروز چنین اختلالاتی بسیار زیاد است. وقوع هر عیبی معمولاً به سرعت، مشکلات دیگر عملکردی را در پی دارد به گونه‌ای که گاه طراح در شناسایی اختلال اصلی و انجام اقدام اصلاحی دچار سردرگمی می‌شود. بدین ترتیب، در چنین شرایطی با بهره‌گیری از یک مدل شبیه‌ساز و شبکه عصبی هوشمند به همراه یک الگوریتم فیلترینگ می‌توان تشخیص عیب را انجام داد و با مقایسه نتایج آن با تست، مدل را اعتبارسنجی کرد. هدف این تحقیق، یافتن محل و میزان عیب برای یک نوع عیب مشخص (گرفتگی) با استفاده از شبکه عصبی هوشمند است که این کار را با توجه به اختلالات سیگنال‌های خروجی سیستم معیوب، انجام می‌دهد.

به دست آوردن داده‌های آموزش شبکه عصبی از تست‌های واقعی غیرممکن است، بنابراین، شبیه‌سازی دینامیکی موتور انجام شده است تا بتوان به داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی دست یافت. انتخاب بهترین داده‌های ورودی برای تشخیص درست عیب، مهم‌ترین

ضریب پر شدگی
ضریب بیان‌کننده خصوصیات تراکم‌پذیری محیط ($m \cdot s^2$)
افزایش فشار در پمپ‌ها بر حسب Pa
راندمان، بدون بعد
ثابت فرآیند انبساط
نسبت انبساط گاز- دینامیکی
چگالی سیال (kg/m^3)
دور توربوپمپ (rad/s)
ضریب افت (m^2)

زیرنویس

آدیاباتیک
محفظه احتراق
دیسک توربین
معادل
افت اصطکاکی
سوخت
مولد گاز
ورود المان
مربوط به افت موضعی
خروج
اکسید کننده
پمپ
استارت
توربین
مجموع (گشتاور) مصرفی هر دو پمپ
مجموع (گشتاور) تولیدی توربین توسط استارت و مولد
سهام (گشتاور) تولیدی توربین از استارت
سهام (گشتاور) تولیدی توربین از مولد گاز

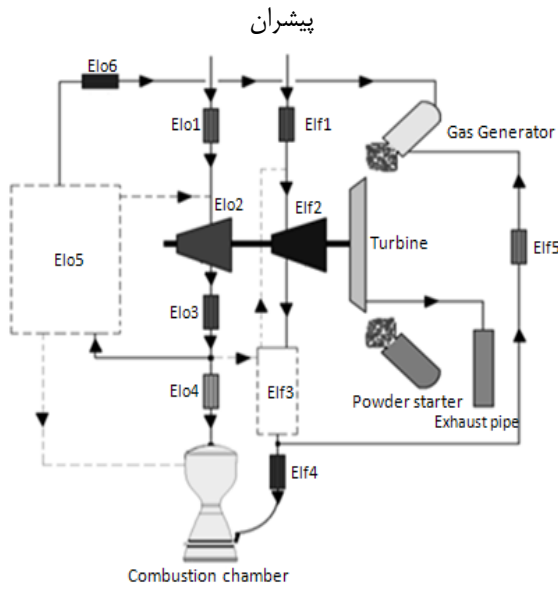
\bar{V}
 Z
 Δp
 η
 κ
 π
 ρ
 ω
 ξ
 ad
 cc
 d
 eq
 f_r
 f_u
 gg
 in
 l
 out
 ox
 p
 st
 t
 $\sum p$
 $\sum t$
 $t - st$
 $t - gg$

مقدمه

هر سیستم مکانیکی از زیرسیستم‌هایی تشکیل شده است که بروز عیب در هر یک از زیرسیستم‌ها منجر به ایجاد خطا در خروجی‌های سیستم می‌شود. به تشخیص نوع و محل بروز عیب با استفاده از سیگنال‌های خروجی سیستم، عیب‌یابی گفته می‌شود. عیب‌های گوناگون در هر زیرسیستم، سیگنال‌های متفاوت خروجی را در پی دارد. اهمیت ویژه یک مدل عیب‌یاب برای یک سیستم سبب شده است که در چند سال اخیر تحقیقات وسیع و گسترده‌ای در مورد ساخت مدل‌های عیب‌یابی سیستم انجام شود. از جمله تحقیقات انجام شده می‌توان به این موارد اشاره کرد. مطالعه یام^۴ و همکارانش در زمینه عیب‌یابی سازه‌های کامپوزیتی با استفاده از شبکه عصبی [۱]. تحقیقات هوا^۵ و همکارانش در مورد عیب‌یابی سازه‌ها، با شبکه عصبی [۲]

7. Rajakarunakaran
8. Dervilis

4. Yam
5. Hua
6. Wu



شکل ۱- شماتیک موتور مورد بررسی

تفکیک موتور به زیرمجموعه‌ها

برای استخراج مدل ریاضی، موتور به زیرمجموعه‌های اصلی تشکیل دهنده آن تفکیک شد. زیرمجموعه‌های در نظر گرفته شده را می‌توان به دو گروه خاص و لوله‌ای دسته‌بندی کرد که در جدول‌های (۱) و (۲) آورده شده است. رفتار زیرمجموعه‌های لوله‌ای با معادلات حاکم بر لوله مدل‌سازی شده و در سایر زیرمجموعه‌ها از روابط ریاضی خاص مربوطه استفاده شده است [۸].

جدول ۱- زیرمجموعه‌ها با مدل‌سازی لوله‌ای

زیرمجموعه‌های مسیر سوخت		زیرمجموعه‌های مسیر اکسید کننده	
Elo1	شیر دیافراگمی شروع مولفه سوخت	Elo1	شیر دیافراگمی شروع مولفه اکسید کننده
Elo2	پمپ سوخت	Elo2	پمپ اکسید کننده
Elo3	استابیلایزر	Elo3	شیر قطع مولفه اکسید کننده
Elo4	مسیر سوخت محفظه احتراق شامل مسیر خنک‌کاری و انژکتورهای سوخت محفظه	Elo4	مسیر اکسید کننده محفظه احتراق
Elo5	مسیر سوخت مولد گاز شامل مسیر مولد گاز و انژکتورهای سوخت مولد گاز	Elo5	رگولاتور
Elo6		Elo6	مسیر اکسید کننده مولد گاز شامل مسیر مولد گاز و انژکتورهای اکسید کننده مولد گاز

بخش یک روند عیب‌یابی محسوب می‌شود. از طرف دیگر افزایش تعداد داده‌های ورودی منجر به افزایش دقت تشخیص عیب می‌شود. وجود گرفتگی در مسیرهای مختلف یک موتور سوخت مایع، تغییرات فشار در زیرمجموعه‌های متفاوت، تغییرات دبی سوخت و اکسید کننده در مدار و تغییر دور توربین را به همراه دارد که این اختلالات به عنوان بهترین داده‌های ورودی برای تشخیص عیب در نظر گرفته شده است. آموزش شبکه عصبی قبلاً توسط داده‌های به دست آمده از شبیه‌سازی دینامیکی موتور سوخت مایع در حالت‌های معیوب (با محل و مقدار گرفتگی‌های متفاوت) انجام می‌شود. شبکه‌های عصبی آموزش دیده شده با مجموعه داده‌های متفاوت به شکل موازی پس از الگوریتم فیلترینگ قرار می‌گیرند. این الگوریتم، با تعریف حد بالا و پایین برای هر یک از پارامترهای اندازه‌گیری شده توسط سامانه داده‌برداری، داده‌ای را که خارج از این محدوده باشد، به عنوان داده اغتشاشی تشخیص داده و آن داده را از ماتریس داده‌های ورودی برای تشخیص عیب حذف می‌کند. الگوریتم پس از تشکیل ماتریس داده‌های قابل قبول، شبکه عصبی مناسب برای تشخیص عیب را انتخاب کرده و ماتریس را به عنوان ورودی شبکه عصبی انتخاب شده قرار می‌دهد.

بیکره‌بندی و عملکرد موتور

موتور مورد نظر یک موتور توربوپمپی سیکل باز است که مولد گاز آن از نوع غنی از سوخت است. دیگرام شماتیک موتور در شکل (۱) نشان داده شده است. در ادامه عملکرد سیستم به طور خلاصه تشریح می‌شود.

مخازن سوخت و اکسید کننده شارژ شده است و شیرهای کنترلی برای اهداف مورد نظر تنظیم شده است. بعد از صدور فرمان استارت، استارت روشن می‌شود. با هدایت گازهای خروجی استارت، از یک سو توربین به چرخش در می‌آید و پمپ‌ها دور می‌گیرند و از سوی دیگر به شیرهای دیافراگمی که در ورودی پمپ‌ها قرار دارند، روانه شده و آن‌ها را باز می‌کنند. با فشاری که روی مخازن تنظیم شده است سیال روانه پمپ‌ها (که در حال گردش هستند) شده و پمپاژ می‌شود. سوخت و اکسید کننده بعد از پمپ‌ها، هر کدام انشعاب شده و به سوی محفظه اصلی و مولد گاز روانه می‌شوند. در مسیر سوخت محفظه اصلی، شیر استابیلایزر قرار دارد که نسبت دبی (O/F) مولفه‌های محفظه را تنظیم می‌کند. در مسیر اکسید کننده مولد گاز، شیر رگولاتور موتور قرار دارد که بر اساس تنظیم فشار محفظه موتور روی نقطه از پیش تعیین شده‌ای، فشار محفظه مولد گاز را تغییر می‌دهد. سایر مسیرها مقاومت‌های ثابتی دارند.

جدول ۲- زیرمجموعه‌های خاص موتور سوخت مایع

محفظه احتراق اصلی	CC
محفظه مولد گاز	GG
توربین	Turbine

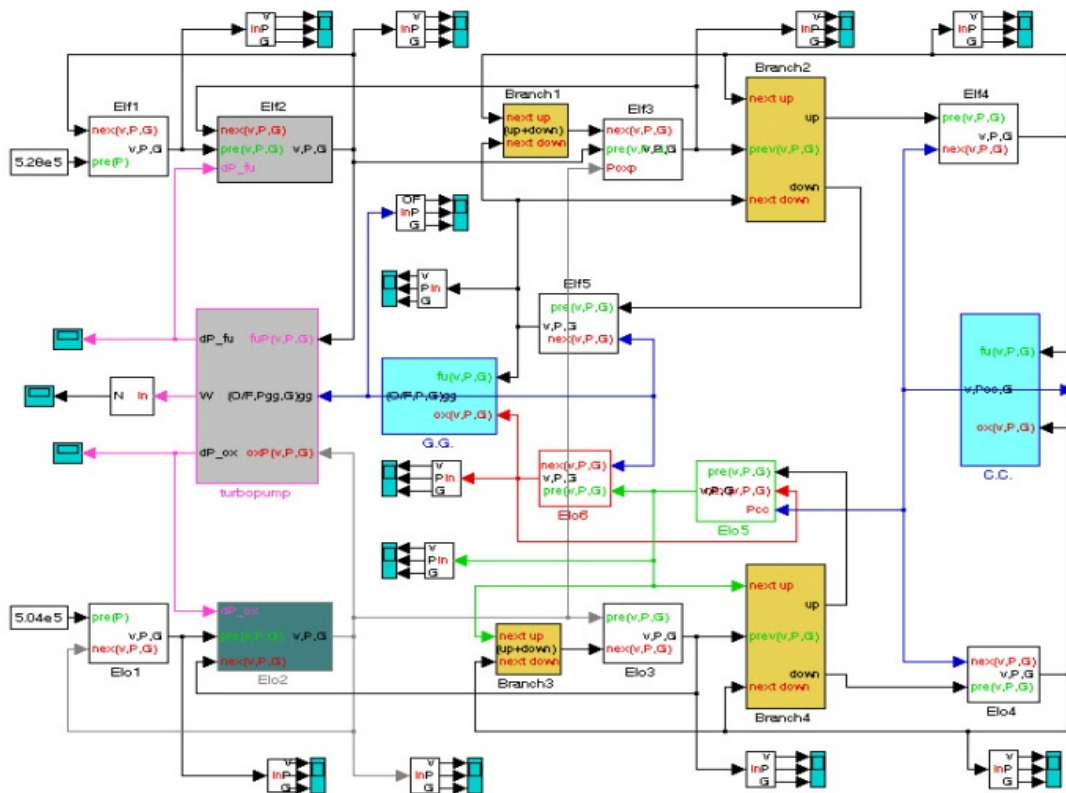
کنترلی به شکل لوله‌ای مدل‌سازی شده‌اند و ضریب افت فشار در این شیرها از منطق شیر محاسبه می‌شود. دوم اینکه هر مسیر انشعاب با دو بسته مدل‌سازی شده است. یک بسته در محل انشعاب و بسته دیگر پیش از زیرمجموعه قبل از انشعاب قرار دارد.

روابط ریاضی مدل غیرخطی موتور

مینای محاسبه پارامترهای سیال، شامل فشار و دبی در زمان‌های مختلف و معادلات دیفرانسیل غیرخطی هستند که برای زیرمجموعه‌های مختلف استخراج و به کار گرفته شده است. مجموعه معادلات به دست آمده، تشکیل دستگاه معادلات دیفرانسیل غیرخطی را می‌دهد که باتوجه به مقادیر اولیه و مقادیر مرزی حل می‌شوند. مقادیر اولیه در تمام زیرمجموعه‌ها ثابت بوده و برای فشار و دبی به ترتیب برابر با فشار اتمسفر و صفر است. از سوی دیگر فشار ورود کل مجموعه نیز ثابت، معلوم و برابر با فشار سر مخزن فرض شده است. در انتهای تمام مسیرها نیز یک بسته محفظه احتراق یا مولد گاز (زیرمجموعه آگروز شبیه‌سازی نشده است زیرا تأثیر چندانی بر بالانس موتور ندارد) قرار دارد که در شبیه‌سازی حاضر، پارامترهای مختلف این زیرمجموعه‌ها (نظیر ثابت گازی R، دمای احتراق T و ...) معلوم

شبیه‌سازی دینامیکی

برای شبیه‌سازی کامپیوتری، از نرم‌افزار شبیه‌سازی دینامیکی متلب استفاده شده است. با استفاده از امکانات این نرم‌افزار، زیرمجموعه‌های مختلف موتور سوخت مایع به تفکیک مدل شده و با چیدمان‌های مختلف کنار هم قرار می‌گیرند. همچنین با اضافه کردن بسته‌های جدید، می‌توان برخی اتفاقات نامطلوب مانند وقوع نشتی در برخی مسیرها را در موتور شبیه‌سازی کرد. این بسته‌های جدید با توجه به معادلات شبیه‌ساز عیب مورد نظر، طراحی و به کل مجموعه موتور اضافه می‌شود. این قابلیت در شناسایی عیوب اتفاق افتاده در حین تست موتور نقش مهمی را ایفا می‌کند. نمای مدل شبیه‌ساز در شکل (۲) نشان داده شده است. در این شکل، هر بسته معرف یک زیرمجموعه موتور است. در شبیه‌سازی فوق دو نکته حائز اهمیت است: اول، اینکه تمام شیرهای



شکل ۲- نمای مدل شبیه‌ساز

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

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

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

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

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

$$Tq_p = \frac{\Delta P_{Gp}}{\rho \omega \eta_p} \quad (10)$$

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

$$\Delta P_p = g(\bar{V}) \left(\rho g \omega^2 \left(A'_p + B'_p \frac{G_p}{\rho \omega} - C'_p \left(\frac{G_p}{\rho \omega} \right)^2 \right) \right) \quad (12)$$

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

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

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

در روابط فوق، ω ، دور توربوپمپ، $Tq_{\Sigma t}$ ، گشتاور تولیدی توربین، $Tq_{\Sigma p}$ ، گشتاور مصرفی پمپ، J_{eq} ، ممان اینرسی معادل، Tq_{t-st} ، سهم (گشتاور) تولیدی توربین از استارت، Tq_{t-gg} ، سهم (گشتاور) تولیدی توربین از مولد گاز، L_{ad} ، کار آدیباتیک، η_t ، بازده توربین، r_d ، شعاع دیسک توربین، D_p ، C_p ، B_p ، A_p ، ضرایب ثابت، k ، ثابت فرآیند انبساط، π_t ، نسبت انبساط گاز دینامیکی و تابع $g(\bar{V})$ برای توصیف ضربات هیدرولیکی ناشی از برخورد سیال با پره‌های پمپ به کار می‌رود.

اعتبارسنجی شبیه‌سازی دینامیکی

برای اعتبارسنجی شبیه‌سازی کامپیوتری از نتایج تست گرم موتور استفاده شده است. در شکل (۳)، فشار مولد گاز مدل و تست مقایسه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، رفتار کیفی واقعی تا حد زیادی مشابه پیش‌بینی مدل است. در شکل (۴)، مقایسه فشار محفظه احتراق مدل و تست ارائه شده است. در این شکل‌ها، کلیه پارامترها به صورت بی‌بعد ارائه شده‌اند.

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 پیش‌بینی رفتار موتور معیوب نیز استفاده کرد.

فرض می‌شوند. این مقادیر با استفاده از نتایج تحلیل احتراقی نرم‌افزار آسترا (Astra) در فشار و نسبت مؤلفه‌های مختلف به دست آمده است. در ادامه توصیف معادلات هر زیرمجموعه آورده شده است:

الف) زیرمجموعه‌ها با مدل‌سازی لوله‌ای

رفتار این نوع زیرمجموعه‌ها با سه معادله دیفرانسیل مدل‌سازی می‌شود: نرخ تغییرات دبی خروجی، نرخ تغییرات فشار خروجی و نرخ تغییرات پرشدگی. نرخ تغییرات دبی از رابطه (۱) محاسبه می‌شود [۹]:

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

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) است [۹]:

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

که Z ضریب بیان‌کننده خصوصیات تراکم‌پذیری محیط است. در صورتی که خروجی لوله چند شاخه باشد یا به عبارتی در یک انشعاب، علاوه بر ترم‌هایی با اندیس ۲ در رابطه (۲)، ترم‌هایی با اندیس ۳، ۴ و ... نیز که مربوط به شاخه‌های مختلف خروجی هستند، ظاهر می‌شوند. باید توجه کرد که هر زیرمجموعه، زمانی در خروج دارای فشار و دبی می‌شود که کاملاً از سیال پر شده باشد. از این رو نرخ تغییرات پرشدگی نیز در هر زیرمجموعه باید محاسبه شود:

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

در مورد زیرمجموعه‌های پمپ سوخت و اکسید کننده معادله هد پمپ نیز به معادلات فوق افزوده شده است.

ب) زیرمجموعه‌های خاص

همان‌طور که در جدول (۲) مشاهده شد، سه نوع زیرمجموعه خاص وجود دارد. دو زیرمجموعه محفظه احتراق و مولد گاز دارای رفتار مشابه هستند. برای محاسبه نرخ تغییرات فشار در این دو زیرمجموعه از رابطه (۴) استفاده می‌شود [۱۰]:

$$\frac{dP}{dt} = \left[G_f(t - \tau) + G_0(t - \tau) - A_{th} \cdot \frac{P}{C^*} \right] \cdot \frac{RT}{V} \quad (4)$$

که در این رابطه G_f ، دبی سوخت، G_0 ، دبی اکسیدکننده، τ ، زمان تأخیر احتراقی، A_{th} ، سطح مقطع گلوگاه، C^* ، سرعت مشخصه محصولات احتراق، RT ، قابلیت انجام کار محصولات احتراق و V ، حجم مسیر است. در بسته توربین نیز با استفاده از مجموعه‌ای از معادلات جبری و دیفرانسیلی، در نهایت دور توربین، هد پمپ‌ها، گشتاور اعمالی از پمپ‌ها، استارت و مولد به روتور توربوپمپ محاسبه می‌شود [۱۱]:

سپس شبکه عصبی، تخمینی را برای پیگیری این مسئله ایجاد می‌کند که گرفتگی در چه مسیری و با چه میزانی، این اختلالات را در سیگنال‌های خروجی موتور ایجاد می‌کند؟ روند کلی این آنالیز معکوس به بخش‌های زیر تقسیم می‌شود:

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 به دست می‌آید.
۲. یک شبکه عصبی چند لایه پیشخور ساخته می‌شود که وزن‌ها و ورودی‌های بایاس آن به شکل کاملاً تصادفی انتخاب شده است.

۳. سیگنال‌های خروجی مدل شبیه‌سازی کامپیوتری به عنوان ورودی شبکه عصبی، و محل و میزان گرفتگی به عنوان خروجی‌های شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود.

۴. شبکه عصبی به وسیله ورودی و خروجی‌های تعریف شده 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. این مقدار همان معیار توقف آموزش شبکه عصبی است که به شکل تجربی و با توجه به دقت مورد نیاز برای شبکه تعیین می‌شود.

۵. شبکه عصبی آموزش دیده شده با نتایج آزمایشگاهی موتور تست می‌شود تا دقت تشخیص عیب آن ارزیابی شود.

شبیه‌سازی کامپیوتری موتور معیوب

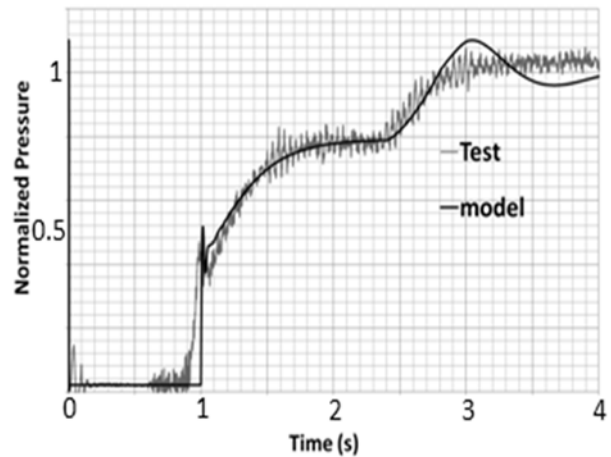
گرفتگی در پنج مسیر یاد شده، به شکل افزایش افت مسیر در سیستم شبیه‌ساز دینامیکی اعمال می‌شود. این افزایش افت از ۱۰٪ تا ۵۰٪ در ۹ مرحله در نظر گرفته شده است که در هر مرحله سیگنال‌های خروجی موتور محاسبه می‌شود. این سیگنال‌های خروجی موتور معیوب در رژیم پایا با سیگنال‌های خروجی موتور در حالت کارکرد بدون عیب مقایسه شده و میزان تغییرات پارامترها اندازه‌گیری می‌شود. برای نمونه، این تغییرات پارامترها برای چند عیب مختلف در جدول (۳) آورده شده است.

شبکه عصبی هوشمند

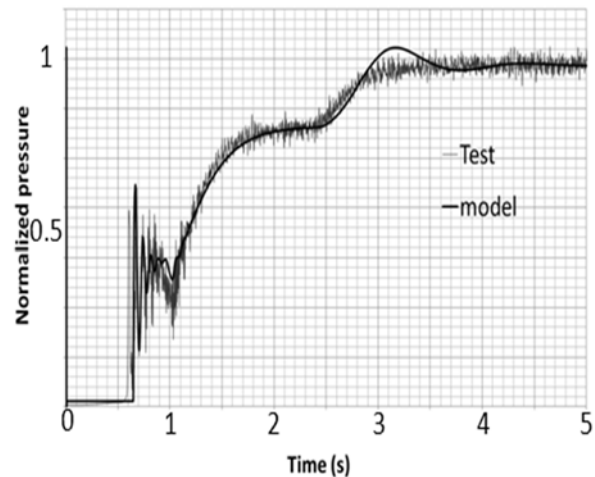
با اعمال عیب گرفتگی روی مدل شبیه‌ساز موتور سیگنال‌های خروجی به دست می‌آیند. یا به عبارتی:

$$P = f(y) \quad (16)$$

که در رابطه (۱۶)، P ، سیگنال‌های خروجی موتور و y محل و میزان گرفتگی وارد شده به موتور است. در مورد یک مسئله عیب‌یابی قضیه



شکل ۳- فشار مولد گاز



شکل ۴- فشار محفظه احتراق

روش عیب‌یابی

روش پیشنهاد شده برای شناسایی عیب، بر مبنای شبکه‌های عصبی هوشمند همراه با استفاده از شبیه‌سازی دینامیکی مدل بر اساس تحلیل‌های ریاضی است. عیب به شکل گرفتگی در مسیرهای متفاوت موتور با مقادیر مختلف در نظر گرفته می‌شود. این مسیرها عبارتند از: ۱- مسیر خنک‌کاری محفظه و انژکتورهای آن (Elf4)، ۲- مسیر خنک‌کاری مولد گاز و انژکتورهای آن (Elf5)، ۳- شیر قطع اکسیدکننده و استوانه تأخیر (El03)، ۴- اوریفیس محفظه احتراق و انژکتورهای اکسید محفظه احتراق (El04)، ۵- کره تأخیر و انژکتورهای اکسید مولد گاز (El06). برای معرفی مسیرها در سیستم عیب‌یابی، هر کدام از مسیرها با یک موقعیت مدل می‌شوند. برای مثال موقعیت مسیر خنک‌کاری مولد گاز و انژکتورهای آن، ۲ است.

نیست. برای یک شبکه عصبی با یک لایه میانی، رابطه (۱۸) برای تعداد نورون‌های لایه میانی پیشنهاد شده است [۱۳]:

$$N_{\text{hidden}} = \sqrt{N_{\text{inp}} \cdot N_{\text{out}}} \quad (18)$$

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

برای حالتی که هیچ داده اغتشاشی وجود نداشته باشد:

$$N_{\text{inp}} = 13, N_{\text{out}} = 2, N_{\text{hidden}} = 6 \quad (19)$$

تابع انتقال لایه میانی، تانژانت هایپربولیک و تابع انتقال لایه خروجی خطی در نظر گرفته شده است. آموزش شبکه عصبی به منزله تنظیم وزن‌ها و بایاس‌ها به نحوی است که مجموع مربعات خطای خروجی شبکه عصبی نسبت به خروجی هدف می‌نیم شود. این یک مسئله بهینه‌یابی است که هدف آن می‌نیم کردن مجموع مربعات خطای شبکه عصبی است. برای حل این مسئله از روش بهینه‌یابی لونیگ-مارگارت^{۱۱} [۱۴] استفاده شده است.

به منظور ساخت شبکه عصبی‌هایی با قابلیت تشخیص عیب با تعداد داده ورودی کمتر، یک داده از داده‌های ورودی حذف می‌شود و مانند روند یادشده، شبکه‌های جدید ساخته می‌شوند. این شبکه‌های عصبی به شکل موازی پس از الگوریتم فیلترینگ قرار می‌گیرند.

الگوریتم فیلترینگ

با تعریف یک دامنه برای هر یک از داده‌های اندازه‌گیری شده توسط سامانه داده‌برداری، الگوریتم طراحی شده، داده خارج از محدوده مجاز را شناسایی و از ماتریس ورودی به مدل عیب‌یاب سیستم (شبکه‌های عصبی موازی شده) حذف می‌کند. الگوریتم با توجه به موقعیت داده حذف شده، شبکه عصبی آموزش دیده شده برای تشخیص عیب با ماتریس حاصل را شناسایی و ماتریس را به عنوان ورودی آن شبکه تعریف می‌کند.

به کارگیری مدل عیب‌یاب با داده‌های تست

پس از آموزش شبکه عصبی با داده‌های موجود، شبکه با داده‌های جدید تست می‌شود. این داده‌ها به شکل کاملاً تصادفی تولید می‌شوند، به نحوی که 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.

متفاوت است. هدف یافتن محل و میزان عیب است. به عبارتی این سؤال مطرح است که چه عیبی باید در موتور اتفاق بیفتد تا این نتیجه را در پارامترهای خروجی به دنبال داشته باشد؟

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

El04 ۴۰ درصد	Elf4 ۱۵ درصد	سیگنال‌های خروجی موتور
-۰/۱	۰/۰۷	تغییرات فشار پس از شیر کاتری سوخت
۲/۱۷	۴/۳	تغییرات فشار پمپ سوخت
۴/۶۴	۱/۳	تغییرات فشار استابیلایزر
-۰/۱۸	۰/۰۳	تغییرات فشار سوخت مولد
۱/۸۷	۰/۳	تغییرات فشار ورودی توربین
۳۰/۹۲	۱۷	تغییرات دور توربین
۰	۱	تغییرات فشار پس از شیر قطع
۴/۵	۰/۶	تغییرات فشار پس از رگولاتور
-۰/۱۸	۰/۰۳	تغییرات فشار پس از مولد گاز
۴/۶۵	۱/۳	تغییرات فشار پس از پمپ اکسیدکننده
-۰/۰۴	-۰/۰۷	تغییرات فشار پس از شیر کاتری اکسیدکننده
۱/۷۹	-۱/۵	تغییرات دبی سوخت
-۱/۴۲	۲	تغییرات دبی اکسیدکننده

$$y = f^{-1}(p) = T(p) \quad (17)$$

به جای پیدا کردن معکوس تابع f با استفاده از یک روش تحلیلی (که ممکن است امکان‌پذیر هم نباشد)، از یک تابع انتقال T بر مبنای شبکه عصبی هوشمند استفاده شده است.

شبکه عصبی مناسب برای این مسئله، شبکه چند لایه 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^۹ [۱۲] در مورد قضیه سوم هیلبرت^{۱۰}، ماکزیمیم لایه‌های مفید میانی، دو لایه به همراه 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

11. Levenberg-Marquardt

9. Kolmogorov
 10. Hilbert

نتیجه گیری

مدار یک موتور سوخت مایع با سیستم شبیه‌ساز دینامیکی مدل شد. در این تحقیق نشان داده شد که نتایج شبیه‌سازی انجام شده تطابق بسیار خوبی با نتایج تست واقعی موتور دارد. گرفتگی در موقعیت‌های متفاوت بر مدل شبیه‌ساز دینامیکی اعمال شد و پارامترهای خروجی موتور معیوب به دست آمد. با این پارامترها شبکه‌های عصبی چندلایه پیشخور آموزش داده شد و شبکه‌ها به شکل موازی پس از الگوریتم فیلترینگ قرار گرفتند. این الگوریتم فیلترینگ به شبکه‌های عصبی ساخته شده افزوده شد تا قابلیت شناسایی و حذف پارامترهای اختلالی از سامانه داده‌برداری معیوب را داشته باشد. ارزیابی شبکه عصبی با داده‌های تست جدید، دقت بسیار بالای شبکه را در تشخیص محل عیب و میزان آن مشخص کرد. بنابراین، می‌توان گفت مدل عیب‌یاب حاضر برای تشخیص عیب در بسیاری از موتورها، کارایی لازم را دارد. لازم به یادآوری است که در آینده می‌توان مدل را به بسیاری از داده‌های حاصله از عیب‌های مختلف زیرمجموعه‌ها مجهز کرد، بدیهی است استفاده از داده‌های مذکور افزایش دقت و دامنه تشخیص مدل عیب‌یاب موتور را به دنبال دارد.

مراجع

- [1] Yam L.H., Yan Y.J. and Jiang J.S., "Vibration-Based Damage Detection for Composite Structures Using Wavelet Transform and Neural Network Identification," *Composite Structures*, Vol. 60, Issue 4, 2003, pp. 403-412.
- [2] Hua, Y.F., Bing, L.H. and Jin, T.G., "Application of Neural Network Ensemble for Structural Damage Detection," *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, Vol. 37, Issue 2, 2007, pp. 438-441.
- [3] Wu, J.D. and Chan, J.J., "Faulted Gear Identification of a Rotating Machinery Based on Wavelet Transform and Artificial Neural Network," *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, Issue 5, 2009, pp. 8862-8875.
- [4] Rajakarunakaran, S., Venkumar, P., Devaraj, D. and 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, 2008, pp. 740-748.
- [5] Wu, J.D., Huang, C.K., Chang, Y.W. and Shiao, Y.J., "Fault Diagnosis for Internal Combustion Engines using Intake Manifold Pressure and Artificial Neural Network," *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, Issue 2, 2010, pp. 949-958.
- [6] Talebi, H.A., "A Recurrent Neural-Network-Based Sensor and Actuator Fault Detection and Isolation for Nonlinear Subsystem," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 20, Issue 1, 2009, pp. 45 - 60.

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 ۴ درصد مشخص می‌کند.

جدول ۴- ارزیابی شبکه عصبی با داده‌های تست موتور معیوب

شماره تست	موقعیت و میزان گرفتگی اعمالی در شبیه‌سازی (درصد)	نتایج تشخیص عیب شبکه عصبی (درصد)
۱	مقدار ۴۸، مسیر ۱	موقعیت یک و ۴۹/۸۴
۲	مقدار ۴۰/۵، مسیر ۲	موقعیت دو و ۴۰/۶۳
۳	مقدار ۲۳، مسیر ۳	موقعیت سه و ۲۲/۹۵
۴	مقدار ۳۷، مسیر ۴	موقعیت چهار و ۳۶/۹۳
۵	مقدار ۳۲، مسیر ۵	موقعیت پنج و ۳۱/۸۲

به‌منظور ارزیابی مدل عیب‌یاب طراحی شده، سیگنال‌های اندازه‌گیری شده توسط یک سامانه داده‌برداری معیوب (که در آن یکی از پارامترها به شکلی غیر واقعی اندازه‌گیری شده است) در حالت‌های متفاوت به مدل عیب‌یاب موجود وارد شد. نتایج عیب‌یابی مدل در جدول (۵) آمده است.

جدول ۵- ارزیابی مدل عیب‌یاب با داده‌های اندازه‌گیری شده توسط سامانه داده‌برداری معیوب

شماره تست	موقعیت و میزان عیب در شبیه‌سازی	نتایج تشخیص عیب مدل عیب‌یاب
۱	گرفتگی ۲۷ درصد در مسیر ۱ به همراه اختلال در پارامتر فشار محفظه	موقعیت یک و ۲۵/۲۹ درصد
۲	گرفتگی ۳۲ درصد در مسیر ۲ به همراه اختلال در پارامتر فشار مولد گاز	موقعیت دو و ۳۱/۳۷ درصد
۳	گرفتگی ۱۸ درصد در مسیر ۳ به همراه اختلال در پارامتر فشار پمپ سوخت	موقعیت سه و ۱۶/۵۶ درصد
۴	گرفتگی ۲۱ درصد در مسیر ۴ به همراه اختلال در پارامتر فشار پمپ اکسیدکننده	موقعیت چهار و ۱۹/۳۸ درصد
۵	گرفتگی ۱۳ درصد در مسیر ۵ به همراه اختلال در پارامتر دور توربین	موقعیت پنج و ۱۱/۹۱ درصد

مقایسه نتایج مدل عیب‌یاب با محل واقعی بروز عیب و میزان آن، دقت بسیار خوب مدل را در شناسایی محل و میزان عیب نشان می‌دهد. این نتایج بیان می‌کند که مدل عیب‌یاب، محل عیب را کاملاً بدون خطا تشخیص می‌دهد و میزان بروز عیب را با خطای کمتر از ۸ درصد مشخص می‌کند.

- [10] Beliaev, E. Chevanov, V., Chervakov, V., "Mathematical Modeling of Operating Process of Liquid Propellant Rocket Engines", *In Russian*, 1999.
- [11] Ramesh D., Aminpour M., "Nonlinear Dynamic Simulation of Liquid Propellant Engine," *2nd International Conference of Aerospace Engineering*, 2004.
- [12] Kurkova, V., "Kolmogorov's Theorem and Multilayer Neural Networks", *Neural Networks*, Vol. 5, No. 3, 1992, pp. 501-506.
- [13] Snorek, M., *Neural Networks and Neurocomputers*, Vydavatelstvi, CVUT, Prague, Czech Republic, 2002.
- [14] Singh, V., Gupta, I. and Gupta, H.O., "ANN-Based Estimator for Distillation Using Levenberg-Marquardt Approach," *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 20, 2007, pp. 249-259.
- [7] Dervilis, N., Barthorpe, R.J., Antoniadou, I., Staszewski, W.J. and Worden, K., "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] Farrokhi, R. and Ramesh, D., "Nonlinear Dynamic Simulation of Liquid Propellant Engine with Four Combustion Chamber," *15th International Conference of Mechanical Engineering*, Amirkabir University, Tehran, 2007.
- [9] Manfletti, Ch., "Transient Simulation of Liquid Rocket Engines: A Step Towards a More Educated Propellant Choice between Kerosene and Methane," *2nd International Conference on Green Propellants for Space Propulsion*, Cagliari, Sardinia, Italy, ESA, 2004.