

پایش وضعیت و عیب‌یابی ژنراتور الکتریکی خودرو با استفاده از سیگنال‌های ارتعاشی و سامانه استنتاج تطبیقی عصبی- فازی (انفیس)

صیاد نصیری^۳

دانشکده مهندسی مکانیک

دانشگاه صنعتی شریف

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۱۱/۲۴؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۱۰/۱)

مهرداد نوری خاجوی^۱ و عباس ربیعی^۲

دانشکده مهندسی مکانیک

دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی

چکیده

ژنراتور الکتریکی خودرو به‌خصوص در خودروهای واجد شبکه انتقال داده، دارای نقش حیاتی و بسیار مهمی می‌باشد. به‌طوری‌که بروز عیب الکتریکی در ژنراتور، می‌تواند موجب بروز خسارات سنگینی بر سایر بخش‌های سامانه‌های الکتریکی و الکترونیکی خودرو شود لذا عیب‌یابی و پایش وضعیت ژنراتور به‌منظور جلوگیری از بروز عیب در سایر بخش‌ها از اهمیت خاصی برخوردار می‌باشد. هدف از این مقاله پایش وضعیت و عیب‌یابی ژنراتور الکتریکی خودرو با استفاده از سیگنال‌های ارتعاشی و سامانه استنتاج تطبیقی عصبی- فازی می‌باشد. ابتدا عیوب عمدی شامل قطع یک فاز، قطع مثبت رگولاتور ولتاژ، سوختن یک دیود و دو دیود مثبت مجموعه یک‌سوکننده ایجاد شد. سپس سیگنال‌های ارتعاشی حالت سالم و حالت‌های معیوب مذکور با استفاده از دو سنسور ارتعاش سنج نصب‌شده بر روی بدنه ژنراتور و دستگاه تحلیل سیگنال‌های ارتعاشی به‌مدت ۳۰ ثانیه در دوره‌های ۱۰۰۰، ۱۵۰۰ و ۲۰۰۰ دور بر دقیقه موتور خودرو استخراج شد. پس از آن، برای تجزیه سیگنال با ویولت بسته‌ای سطح یک، موجک پایه‌ای که دارای بیش‌ترین میانگین انرژی به آنتروپی شانون می‌باشد، به‌عنوان مناسب‌ترین موجک پایه انتخاب شد و انرژی باندهای فرکانسی اول و دوم محاسبه و به‌عنوان بردار ورودی به شبکه انفیس اعمال شد. نتایج به‌دست‌آمده در این پژوهش نشان می‌دهد که مدل انفیس پیشنهادی روش موثر و هوشمندی برای تشخیص و طبقه‌بندی عیوب ژنراتور الکتریکی خودرو با دقت خوب می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: عیب‌یابی، ویولت بسته‌ای، انفیس، ژنراتور الکتریکی خودرو، سیگنال‌های ارتعاشی

Condition Monitoring and Fault Diagnosing of Vehicle Electric Alternator using Vibration Signals and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

M. Nouri Khajavi and A. Rabiei

Mechanical Engineering Department
Shahid Rajaei Teacher Training University

(Received:13/February/2015; Accepted:22/December/2015)

S. Nasiri

Mechanical Engineering Department
Sharif University of Technology

ABSTRACT

Electrical Generator has a vital and important role in vehicles, especially the vehicles with Multiplex data transfer system. Developing electric malfunctions can cause catastrophic damages to other electric and electronic systems. Therefore alternator fault detection and monitoring has a significant role to avoid developing faults in other systems. In this research alternator fault detection and monitoring has been done with data extracted from vibration signals using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). To accomplish this task, certain faults are made on the alternator deliberately. Then vibrations from each specific fault are gathered and stored for subsequent analysis. The faults consist of: one phase disconnection, disconnection of positive voltage of regulator, burning of one and two diodes of rectifier set. The vibration signals of healthy alternator as well as different faulty states are gathered from two piezoelectric sensors mounted on alternator body for 30 seconds and 1000, 1500, and 2000 motor RPM. For analyzing vibration signals wavelet packet decomposition in level one was used. The mother wavelet with maximum energy to Shannon entropy was selected as the best choice. First and second energy bands were computed and used as the feature vector to the designed ANFIS. Results shows the proposed ANFIS model was effective and it could predict different faults with perfect match.

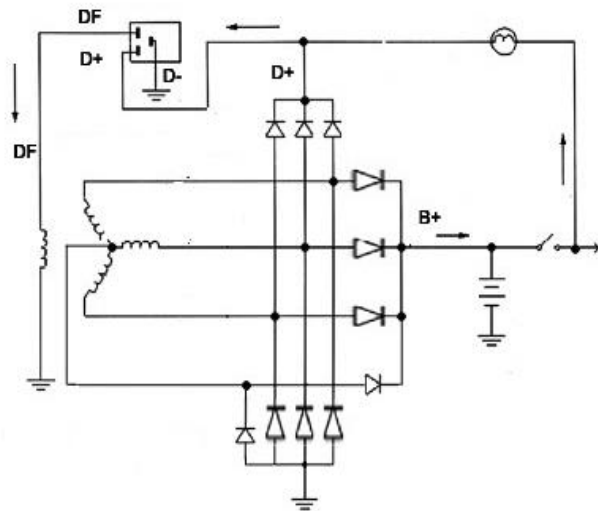
Keywords: Fault Classification, Wavelet Packet, ANFIS, Vehicle Electric Generator, Vibration Signal

۱- استادیار: mnouri@srutu.edu

۲- کارشناسی ارشد: rabiei@srutu.edu

۳- مربی: nasiri@sharif.ir

انواع مختلفی از عیوب هم به صورت مکانیکی و هم به صورت الکتریکی وجود دارد که باعث ایجاد ارتعاشی نا مناسب در یک ژنراتور می‌گردد.



شکل (۱): شکل ژنراتور الکتریکی خودرو.

از آن جمله می‌توان به عیوب الکتریکی قطع یک فاز^۷، قطع دوفاز، قطع سه‌فاز، قطع شدن مثبت رگولاتور^۸، قطع شدن منفی رگولاتور، قطع شدن ذغال، سوختن دیودهای مثبت یک‌سوکننده، سوختن دیودهای تحریک و سوختن لامپ شارژ اشاره کرد.

در اکثر سامانه‌های صنعتی تشخیص به موقع شروع خرابی فواید اقتصادی فراوانی در پی دارد و بدین ترتیب سطح اطمینان سامانه بالا رفته و هزینه تعمیر و نگهداری به‌میزان قابل توجهی پایین می‌آید. انواع دستگاه‌های بازرسی و تکنیک‌های مختلف سالیان متمادی تکامل یافته‌اند و روش‌های جدیدی هم هنوز در حال توسعه هستند تا با فرایندهای مختلف سالم و بی‌نقص و قابل اطمینان بودن قطعات و مجموعه‌ها را آزمایش کنند [۱-۲].

عیب‌یابی ژنراتورها به‌طور گسترده در بخش‌های وسیعی از صنایع، مانند نیروگاه‌ها و وسایل نقلیه مورد استفاده قرار می‌گیرد. تحلیل سیگنال‌های ولتاژ ژنراتور به‌طور گسترده جهت عیب‌یابی استفاده می‌شود. عیب‌یابی ژنراتور با استفاده از پایش ارتعاشات نیز مورد توجه قرار گرفته است.

۱- مقدمه

ژنراتور الکتریکی^۱ خودرو که به صورت شماتیک^۲ در شکل ۱ نشان داده شده، یک مبدل انرژی مکانیکی به انرژی الکتریکی می‌باشد. ژنراتور وظیفه شارژ^۳ باتری برای راه‌اندازی موتور، ایجاد توان الکتریکی برای تجهیزات برقی خودرو مانند واحد کنترل^۴ موتور، واحد کنترل ترمز ضدقفل، واحد کنترل واسط مرکزی (بی اس آی)^۵ در خودروهای با شبکه مالتی‌پلکس^۶ و غیره را دارا می‌باشد. در صورتی که ژنراتور نتواند انرژی لازم برای شارژ باتری را فراهم کند موتور الکتریکی راه‌انداز موتور خودرو قادر به راه‌اندازی موتور خودرو نخواهد بود. ژنراتور الکتریکی خودرو به‌خصوص در خودروهای واجد شبکه انتقال داده، دارای نقش حیاتی و بسیار مهمی می‌باشد، به طوری که بروز عیب الکتریکی در ژنراتور، می‌تواند موجب بروز خسارات سنگینی بر سایر بخش‌های سامانه‌های الکتریکی و الکترونیکی خودرو گردد لذا، عیب‌یابی و پایش وضعیت ژنراتور به‌منظور جلوگیری از بروز عیب در سایر بخش‌ها از اهمیت خاصی برخوردار می‌باشد. در روش تعمیرات پیش‌گویانه با تحت کنترل قرارگرفتن شرایط کاری ماشین، جمع‌آوری اطلاعات و بررسی آنها زمان خرابی و تعویض قطعات مشخص می‌شود. شیوه‌های مختلفی در این زمینه وجود دارد که می‌توان از مهم‌ترین آن، به تحلیل سیگنال‌های ارتعاشی اشاره کرد. باید توجه داشت که ارتعاشات جزء جدانشدنی از یک ماشین است که در مکانیزم‌های انتقال نیرو به اجبار ایجاد می‌شود. یک ماشین نو با طرحی بهینه دارای حداقل دامنه ارتعاش است. در اثر استهلاک، اجزای ماشین سائیده شده و لقی‌ها زیاد می‌شود و در نتیجه دامنه ارتعاش افزایش می‌یابد. به‌طور کلی افزایش دامنه ارتعاشی یک ماشین نشانه وجود عیب است. برای بررسی وسعت و پیشرفت عیب می‌توان از تحلیل‌های مختلفی از جمله تحلیل زمانی، تحلیل فرکانسی و نمایش‌های زمان-فرکانس استفاده کرد. سیگنال ارتعاشی ماشین حاوی اطلاعات زیادی از شرایط کاری آن است. اندازه‌گیری منظم ارتعاشات و تحلیل آن راهی مناسب برای تعیین روند کارکرد ماشین و پیدایش عیب در آن است. پردازش سیگنال‌های ارتعاشی نیز در تشخیص عیوب ماشین و پایش وضعیت اهمیت ویژه‌ای دارند.

- 1- Electric al Generator
- 2- Schematic
- 3- Charge
- 4- Control Unit
- 5- Bult-in System Interface
- 6- Multiplex

7- Phase
8- Regulator

سایش متوسط و سایش کم چرخ‌دنده، بلبرینگ معیوب و حالت سالم گیربکس به‌عنوان نرون‌های خروجی در شبکه قرار گرفتند. سرانجام شبکه پرسپترون دولایه با ساختار بسیار مناسب ۵:۲۵:۶ و با کارایی ۹۸/۳۴ درصد برای عیب‌یابی گیربکس ارائه گردید. این تحقیق نشان داد که ضرایب ویولت برای تشخیص عیوب سایش و شکستگی چرخ‌دنده بسیار مناسب و کارا می‌باشد.

جیان داوو و جان مینگ کو^۶ در سال ۲۰۰۹ روشی برای عیب‌یابی ژنراتور الکتریکی خودرو با استفاده از سیگنال‌های ولتاژ، ویولت گسسته^۷ با تابع دابوچی^۸ و شبکه عصبی ارائه دادند. در این تحقیق، انرژی ضرایب جزئیات تا سطح ۹ با استفاده از قضیه پارسوال^۹ محاسبه و به‌عنوان بردار ورودی به شبکه عصبی داده شد.

همچنین، آن‌ها در سال ۲۰۱۰ [۷] روشی را برای عیب‌یابی ژنراتور خودرو با استفاده از سیگنال‌های ولتاژ، ویولت گسسته با تابع دابوچی^۴ تا سطح ۹ و سامانه استنتاج تطبیقی عصبی فازی ارائه دادند. در این تحقیق نیز انرژی ضرایب با استفاده از قضیه پارسوال محاسبه و به‌عنوان بردار ورودی به شبکه فازی داده شد. و در پایان دقت طبقه‌بندی با توابع عضویت مثلثی^{۱۰}، گوسی^{۱۱}، گوسی زنگوله‌ای^{۱۲} با هم مقایسه شد که دقت طبقه‌بندی با تابع عضویت گوسی زنگوله‌ای با بازده ۹۹/۸ درصد از بقیه توابع عضویت بیش‌تر بود.

برای تشخیص قطعات الکتریکی و الکترونیکی معیوب در ژنراتور نیاز به آزمایش‌های زیاد قطعات، پیاده‌کردن و مونتاژ قطعات ژنراتور توسط تعمیرکار می‌باشد که مستلزم صرف هزینه و زمان می‌باشد. عیوب ژنراتور به‌وسیله سیگنال ولتاژ [۶-۷] در خودروهای دارای شبکه در حالت‌های بارگذاری^{۱۳} و باربرداری^{۱۴} به‌علت تغییر سطح سیگنال ولتاژ، به‌درستی تشخیص داده نمی‌شوند. هدف از این پژوهش، پایش وضعیت و عیب‌یابی ژنراتور الکتریکی خودرو با استفاده از سیگنال‌های ارتعاشی و سامانه استنتاج تطبیقی عصبی - فازی می‌باشد. با سامانه طبقه‌بندی ارائه‌شده می‌توان تعداد آزمایشات و زمان

در سال ۲۰۱۱ ونگ^۱ و همکاران [۳] عیب‌یابی موتور توسط سیگنال جرقه با تبدیل موجک بسته‌ای^۲ را بررسی کردند. در این مقاله ابتدا سیگنال‌های ارتعاشی موتور توسط دستگاه اسیلوسکوپ جمع‌آوری شده، سیگنال‌ها توسط موجک بسته‌ای با تابع موجک مادردابوچی^۳ تجزیه و آنتروپی بسته‌ها به‌عنوان بردار ورودی به شبکه پرسپترون چندلایه^۴ MLP و شبکه MCLS-SVM^۵ وارد شد و توسط این دو ابزار طبقه‌بندی صورت گرفت. براساس نتایج دقت طبقه‌بندی MCLS-SVM برابر ۹۴/۱۵ درصد و دقت طبقه‌بندی با روش MLP برابر ۹۱/۸۱ درصد بود.

در سال ۲۰۱۰ ابراهیمی و ملازاده [۴] روشی برای عیب‌یابی موتور استارت تراکتور با استفاده از پایش سیگنال‌های ارتعاشی و سامانه استنتاج عصبی فازی ارائه دادند. در این تحقیق از یک روش هوشمند برای تشخیص عیوب موتور استارت یک تراکتور کشاورزی براساس سیگنال‌های ارتعاشی و انقیس استفاده شده است. شرایط موتور استارت شامل حالت سالم، ترک در بدنه روتور، نابالانسی در محور محرک، و سایش یاتاقان بود. ۳۳ پارامتر آماری از سیگنال‌های ارتعاشی در حوزه فرکانس و زمان به‌عنوان منابع ویژگی‌ها برای تشخیص عیوب انتخاب شدند. پس از اعمال فیلترینگ ویژگی‌ها، شش ویژگی به‌عنوان بردار ورودی به انقیس انتخاب گردید. اعتبار عملکرد سامانه با اعمال مجموعه داده آزمایشی در انقیس بررسی شد. براساس نتایج، دقت طبقه‌بندی کل ۸۶/۶۷ درصد بود.

در سال ۲۰۰۷ رفیعی و همکاران [۵] مقاله‌ای با عنوان (عیب‌یابی هوشمند گیربکس با استفاده از شبکه‌های عصبی و تبدیل ویولت) ارائه کردند. این مقاله به‌صورت تجربی به بررسی یک سیستم تشخیص و طبقه‌بندی عیوب ناشی از چرخ‌دنده و بلبرینگ در یک گیربکس توسط تست غیرمخرب، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌پردازد. سیگنال‌های ارتعاشی گیربکس توسط شتاب‌سنج نصب‌شده بر روی جعبه گیربکس در بالای شفت ورودی، اندازه‌گیری شدند. و توسط درون‌یابی تکه‌ای مکعبی هرمیت هم‌بعد شدند. سیگنال‌های هم‌بعدشده، با ایجاد یک بردار ویژگی کاملاً جدید که از محاسبه انحراف استاندارد ضرایب ویولت گسسته به‌دست آمد، به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی اعمال شد. شکستگی یک دندانه در چرخ‌دنده،

6- Jion-Da-Wu, Jun-Ming Kuo

5- DWT

6- Db4

7- Parseval

10- Trimf

11- Gaussmf

12- Gbellmf

13- Loading

14- Load-Shedding

1 - Vong

2- Wavelet Packet Transform

3- db6

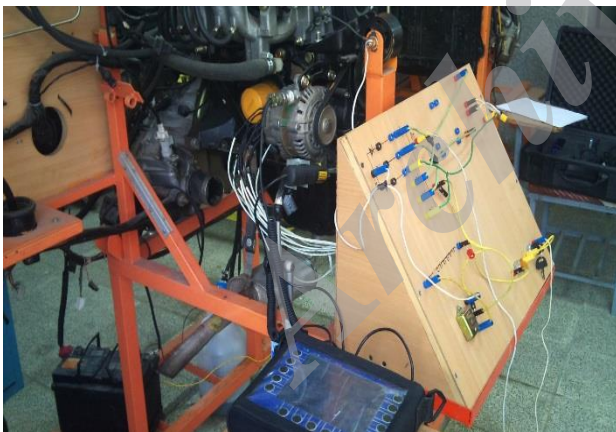
4- Multi Layer Perceptron

5- Multi-class Least Squares Support Vector Machines

۴- پیش‌پردازش سیگنال‌های ارتعاشی به‌دست‌آمده از ژنراتور با استفاده از موجک بسته‌ای و محاسبه انرژی باندهای فرکانسی و ایجاد یک بردار ویژگی مناسب و
۵- طراحی و انتخاب پارامترهای مناسب شبکه انفیس به‌منظور ایجاد یک شبکه با کارایی بالا برای تشخیص عیوب.

۳- داده‌برداری

به‌طور کلی داده‌برداری برای پایش وضعیت و عیب‌یابی سامانه‌ها شامل انتخاب سنسورهای مورد استفاده، انتخاب محل قرارگیری سنسور، تعیین تعداد سنسورهای مورد استفاده، طراحی بستر آزمایش مناسب برای نصب اجزای مختلف سامانه، تعیین فرکانس داده‌برداری و نرم‌افزار مناسب برای کسب مجموعه داده‌ها می‌باشد. در این پژوهش پس از ساخت میز آزمون تست آلترناتور و ایجاد عیوب موردنظر بر روی آن، سیگنال‌های ارتعاشی در دو جهت قائم و افقی از روی تکیه‌گاه‌ها توسط سنسورهای شتاب جمع‌آوری شد. تعداد دور نیز با سنسور تاکومتر محاسبه شد. در نهایت ویولت مناسب جهت تجزیه سیگنال با کمک معیار ماکزیمم انرژی به آنتروپی شانون استخراج گردید و انرژی باندهای فرکانسی با کمک شبکه انفیس برای تشخیص و پایش‌بینی به‌کار گرفته شد.



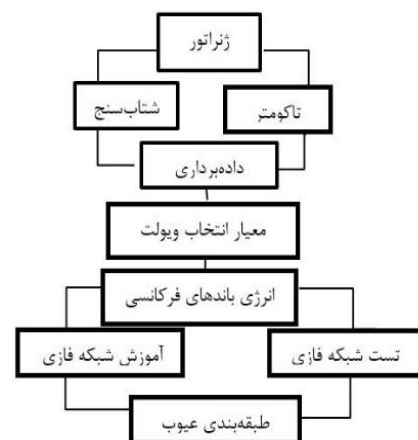
شکل (۳): میز آزمون ژنراتور.

اجزای به‌کاررفته در میز آزمون ژنراتور مطابق جدول ۱ از قسمت‌های زیر تشکیل شده است:
۱- ژنراتور الکتریکی با حداکثر توان ۱۰۰۰ وات، حداکثر جریان خروجی در حالت تمام بار ۸۱ آمپر و نقطه تنظیم ولتاژ رگولاتور ۱۵/۲۵ ولت،

تشخیص عیب را کاهش داد. ابتدا سیگنال‌های ارتعاشی مربوط به حالت سالم و عیوب عمدی شامل قطع یک فاز، قطع مثبت رگولاتور ولتاژ، سوختن یک دیود و دو دیود مثبت مجموعه یک‌سوکننده استخراج گردید و سپس با طراحی سامانه استنتاج تطبیقی عصبی- فازی نسبت به تشخیص عیب و پایش وضعیت ژنراتور اقدام گردید.

۲- فرآیند انجام آزمایش

مطابق شکل ۲ روند انجام آزمایش را می‌توان به پنج بخش عمده تقسیم کرد که عبارتند از:
۱- طراحی و ساخت میز آزمون ژنراتور نشان داده‌شده در شکل ۳ که می‌تواند به‌عنوان یک وسیله کنترل کیفی در شرکت‌های تولیدی آلترناتور استفاده شود و قابلیت‌های زیر را دارا می‌باشد:
۱-۱- قابلیت قطع دیودهای یک‌سوکننده و تحریک به‌صورت تکی و ترکیبی،
۲-۱- قابلیت قطع سیم‌پیچ‌های استاتور به‌صورت یک‌فاز-دوفاز و سه‌فاز،
۳-۱- قابلیت قطع منفی رگولاتور ولتاژ،
۴-۱- قابلیت قطع برق ورودی رگولاتور ولتاژ،
۵-۱- قابلیت قطع لامپ شارژ،
۶-۱- قابلیت ستاره و مثلث کردن سیم‌پیچ‌های استاتور،
۲- جمع‌آوری داده‌های تجربی از انواع حالت‌های معیوب و سالم ژنراتور،
۳- انتخاب ویولت پایه مناسب با استفاده از معیار حداکثر انرژی به آنتروپی شانون^۱،



شکل (۲): روند عیب‌یابی ژنراتور.

$$\frac{f_{sample}}{2^{l+1}} \leq f_{char} \leq \frac{f_{sample}}{2^l} \quad (1)$$

که در آن، f_{sample} فرکانس نمونه‌برداری^۵ و f_{char} مرکز بازه فرکانس مورد بررسی می‌باشد.

باتوجه به این که تعداد نقاط نمونه‌برداری ۴۰۹۶ نقطه در ۰/۲۵ ثانیه در ارتعاش‌سنج آداش انتخاب شد، لذا:

$$f_{sample} = \frac{4096}{0.25} = 16384$$

فرکانس نمونه‌برداری برابر با ۱۶۳۸۴ است و فرکانس مورد بررسی را معادل (6400hz, 10hz) در نظر می‌گیریم تا بازه دور موتور را کاملا پوشش دهد. با اعمال مقادیر فوق در رابطه (۱)، سطح بازشکافی سیگنال معادل $L=1$ به دست می‌آید که البته سطح بازشکافی مناسب برای سیگنال است.

در قدم بعدی باید موجک مادر مناسب انتخاب شود. یکی از محاسن تبدیل موجک در آنالیز سیگنال‌ها تنوع توابع موجک پایه می‌باشد. در عین حال انتخاب موجک مادر بهینه، اهمیت بالایی در تحلیل موجک دارد؛ چراکه، انتخاب توابع موجک مادر می‌تواند نتایج تحلیل موجک را تا انتها تحت تاثیر قرار دهد [۸]. از این روش‌های متنوعی نظیر الگوریتم ژنتیک [۹] برای انتخاب این توابع ارائه شده است. در این پژوهش، جهت انتخاب موجک مادر به صورت هم‌زمان از دو معیار حداکثر انرژی به آنتروپی شانون^۶ استفاده شده است. برای انتخاب موجک مادر از میان موجک مادرهای استاندارد، روش مقایسه نسبت انرژی به آنتروپی شانون سیگنال تبدیل‌یافته با موجک‌های مادر استاندارد، مورد استفاده قرار می‌گیرد. بر این اساس تابع موجک پایه‌ای انتخاب می‌گردد که بتواند حداکثر انرژی را از سیگنال، هنگامی که آنتروپی شانون ضرایب موجک سیگنال را کم می‌سازد؛ استخراج کند [۱۰].

رابطه نسبت انرژی به آنتروپی شانون، انرژی سیگنال و آنتروپی شانون به صورت زیر تعریف می‌شوند:

انرژی ضرایب بسته موجک i ام در سطح j -ام (E_j^i) که n تعداد ضرایب موجک در گره بسته موجک (j) می‌باشد و انرژی کل سیگنال در سطح j ام (E_j) رابطه (۲)، با جمع انرژی ضرایب موجک در تمام گره‌های بسته موجک مطابق رابطه (۳) محاسبه می‌شوند. آنتروپی شانون و توزیع احتمالی

۲- سامانه داده‌برداری آداش ۱۴۴۰ با نرم‌افزار دی دی اس ۲۰۰۰،

۳- سنسورهای شتاب‌سنج پیزوالکتریک^۳ و

۴- تاکومتر^۴ نوری.

جدول (۱): مشخصات میز آزمون.

ردیف	نام	مشخصات	تعداد
۱	ژنراتور	توان ۱۰۰۰ وات حداکثر جریان ۸۱ آمپر	۱
۲	رگولاتور ولتاژ	ولتاژ حداکثر ۱۵/۲۵ ولت	۱
۳	سنسور شتاب سنج	پیزوالکتریک	۲
۴	دستگاه داده برداری	آداش ۴۴۰۰	۱

در میز آزمون نشان داده‌شده از دو عدد شتاب‌سنج پیزوالکتریک که بر روی بدنه ژنراتور نصب شده، استفاده گردید.

بعد از ایجاد هریک از عیوب (قطع یک‌فاز- قطع شدن مثبت رگولاتور- سوختن یک دیود و دو دیود مثبت یک‌سوکننده) به‌طور جداگانه بر روی ژنراتور تحت آزمایش داده‌ها به صورت سیگنالی با ۴۰۹۶ نمونه و با فرکانس نمونه‌برداری ۱۶۳۸۴ هرتز، با دور موتورهای ۱۰۰۰، ۱۵۰۰ و ۲۰۰۰ دور بر دقیقه دریافت شدند. ویژگی‌های ارتعاشی موردنظر توسط دستگاه تحلیل‌گر آداش ۴۴۰۰ به مدت ۳۰ ثانیه ثبت شد. نمونه سیگنال زمانی حالت سالم در شکل ۴ آورده شده است. برای افزایش تعداد داده‌ها هرکدام از سیگنال‌ها توسط دستگاه تحلیل‌گر آداش به ۲۰ قسمت تقسیم شد که در مجموع ۱۰۰ سیگنال ارتعاشی برای هرکدام از دورها به دست آمد. سیگنال‌های آنالیزشده با استفاده از نرم‌افزار DDS۲۰۱۰ به رایانه شخصی انتقال داده شد و برای پیش‌پردازش توسط معیار ماکزیمم انرژی به آنتروپی شانون آماده شدند.

۴- انتخاب سطح بازشکافی سیگنال و تابع موجک مادر

در این مرحله ابتدا باید سطح بازشکافی سیگنال را محاسبه کرد. سطح بازشکافی مناسب برای سیگنال از رابطه زیر قابل محاسبه است:

- 1- Adash Analyzer
- 2- DDS2000
- 3- Pizo Electric
- 4- Tachometer

5- Frequency Sampling Rate

6- Maximum Energy to Shanon Entropy

۵- مراحل انتخاب ویولت پایه مناسب

۱- ضرایب موجک سیگنال‌های جمع‌آوری شده از حالات مختلف، با استفاده از موجک بسته‌ای در سطح اول با هر ۳۰ موجک مادر مختلف، محاسبه شد،
 ۲- انرژی و آنتروپی شانون سیگنال‌ها براساس روابط (۳ و ۵) محاسبه شد که در جدول‌های ۳-۲ آمده است. نسبت انرژی به آنتروپی شانون سیگنال‌ها براساس رابطه (۶)، محاسبه و در جدول ۴ آورده شده است و
 ۳- موجک پایه‌ای که در تجزیه سیگنال دارای بیشترین میانگین انرژی به آنتروپی شانون باشد، به‌عنوان مناسب‌ترین موجک پایه انتخاب می‌شود. در این تحقیق موجک پایه بیورتوگونال ۲/۸ دارای بیشترین نسبت انرژی به آنتروپی شانون می‌باشد.

۶- آنالیز موجک بسته‌ای و استخراج ویژگی از سیگنال‌های ژنراتور

یکی از ویژگی‌های تبدیل موجک گسسته خاصیت چند دقیقه بودن در حوزه زمان و فرکانس است و برای یک فیلتر موجک، رزولوشن فرکانسی خوب منجر به افت رزولوشن زمانی و بالعکس می‌گردد [۱۱].

تبدیل موجک گسسته همانند یک فیلتر عمل می‌کند و سیگنال را به دو قسمت فرکانس بالا و فرکانس پایین تجزیه می‌نماید. اگر عمل تبدیل موجک تکرار گردد می‌توان به خاصیت چندرزولوشنی دست یافت و تعداد باندهای فرکانسی بیش‌تری استخراج کرد.

دو استراتژی برای این هدف موجود است. در روش اول روش چندسطحی^۸ پس از جداکردن اجزای فرکانس پایین (تقریباً^۹) و فرکانس بالا (جزئیات^{۱۰})، فقط از قسمت فرکانس پایین مجدداً موجک گرفته می‌شود. بنابراین تبدیل موجک گسسته یک سیگنال را به‌صورت یک سازه درختی^{۱۱} شامل جزئیات موجک و کلیات موجک در سطوح مختلف می‌آورد که توسط رابطه (۷) نشان داده شده است. که D_i جزئیات موجک و A_j کلیات موجک و J شماره سطح تجزیه می‌باشد.

$$f(t) = \sum_{i=1}^{j} D_i(t) + A_j(t). \quad (7)$$

انرژی ضرایب موجک (p_i) براساس روابط (۴-۵) محاسبه می‌شوند.

$$E_j^i = \sum_{k=1}^n (C_{j,k}^i)^2, \quad (2)$$

$$E_j = \sum_{i=0}^{m=2^j-1} E_j^i. \quad (3)$$

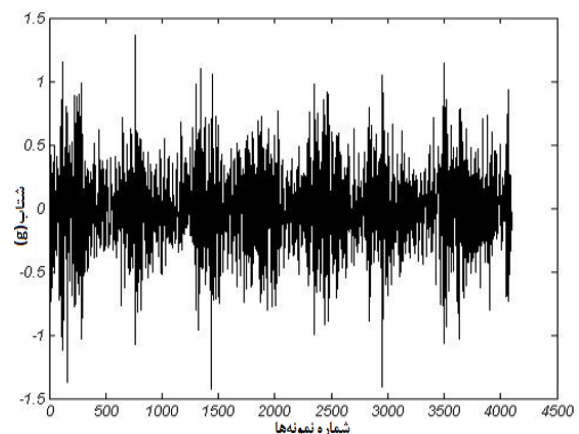
$$p_i = \frac{E_j^i}{E_j}. \quad (4)$$

$$Entropy_j = - \sum_{i=1}^m p_i \cdot \log_2 p_i. \quad (5)$$

در رابطه (۵) در صورتی که $p_i=0$ شود چون \log_2 تعریف نشده است. $\log_2 p_i$ برابر صفر در نظر گرفته می‌شود. در این مقاله براساس حداکثر نسبت انرژی به آنتروپی شانون، موجک مادر مناسب انتخاب می‌گردد که این معیار از رابطه (۶) محاسبه می‌شود:

$$\zeta_j = \frac{E_j}{Entropy_j}. \quad (6)$$

از آنجاکه در این تحقیق از ویولت گسسته بسته‌ای، استفاده شده، از موجک‌های مادر ۱- هار^۱، دابوچی^۲، کوئفلت^۳، بیورتوگونال^۴، بیورتوگونال معکوس^۵، می‌یر^۶ و سیمین^۷ استفاده شده است. در این پژوهش از میان ۳۰ تابع موجک پایه پیشنهادی که مشخصات آن‌ها در جدول ۲ آمده است، بهترین تابع ویولت پایه انتخاب شد.



شکل (۴): نمونه سیگنال زمانی حالت سالم.

- 1- Har
- 2- Db
- 3- Coif
- 4- Bior
- 5- Rbio
- 6- Dmey
- 7- Sym

- 8- Multi-Resolution
- 9- Multiple-Level
- 10- Approximation
- 11- Details
- 12- Structure Tree

سوگنوی فازی^۱ درجه صفر است. در این شبکه ایجاد قوانین از روش خوشه‌بندی فازی^۲ توسط تابع «سازنده سامانه استنتاج فازی^۳» انجام شده و با کمک از تابع «انفیس»^۴ شبکه‌ای با ۵ مجموعه فازی ایجاد شده است. تعداد مجموعه‌ها، قوانین شبکه را مشخص می‌کند پس در این انفیس ۵ قانون وجود دارد. توابع عضویت فازی از نوع گوسین می‌باشند. آموزش شبکه باعث تغییر پارامترهای تشکیل‌دهنده توابع عضویت و در نهایت تغییر شکل این توابع می‌شود.

مقدار خطای شبکه فازی با جذر میانگین مربعات خطا^۵ مشخص شد که از طریق جمع مجذور مربعات خطای هر نرون در لایه خروجی، تقسیم بر تعداد نرون‌های لایه خروجی، به دست می‌آید. رابطه (۸) نحوه محاسبه میانگین مربعات خطا را نشان می‌دهد [۱۲].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i)^2} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}. \quad (8)$$

a و b به ترتیب خروجی‌های واقعی و هدف برای i امین نتیجه طبقه‌بندی داده‌های آزمایشی انفیس می‌باشند. برای این منظور با استفاده از نرم‌افزار متلب شبکه انفیس به صورت زیر طراحی شد.

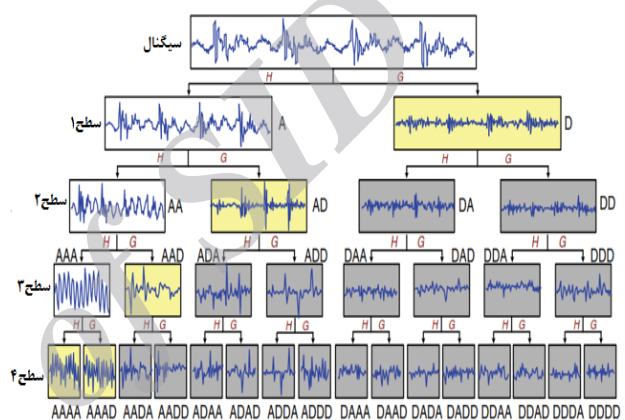
۸- طراحی شبکه فازی-عصبی

شبکه انفیس یک مدل استنتاج فازی، در چارچوب شبکه‌های فازی چندلایه است که توسط یانگ توسعه یافت. ساختار شبکه‌های فازی در دو حالت ممدانی^۶ و سوگنو ایجاد می‌شود. اگر قوانین شرطی سازنده شبکه فازی در مقدم و تالی به صورت جملات فازی بیان شده باشند؛ شبکه فازی ممدانی ایجاد می‌شود. اگر جملات قوانین شرطی در مقدم، بیان فازی و در تالی به صورت تابعی از ورودی‌ها یا تابعی ثابت باشد؛ شبکه فازی سوگنو تشکیل می‌شود. در صورتی که تالی‌های شبکه سوگنو، تابع ثابت باشند، سوگنوی درجه صفر و اگر تالی به صورت تابعی درجه n از ورودی‌ها باشد شبکه سوگنو را درجه n می‌نامیم. انفیس نوعی از شبکه‌های فازی سوگنو است که ساختارهای سوگنوی درجه صفر و درجه یک را پشتیبانی می‌کند. در شکل ۶ ساختار یک شبکه انفیس

روش دوم که به نام موجک بسته‌ای شناخته می‌شود، از هر دو جزء فرکانس پایین و فرکانس بالا موجک گرفته می‌شود. با تکرار این روش نمودار باینری از تجزیه سیگنال مطابق شکل ۵ به دست می‌آید. در این پژوهش از موجک بسته‌ای در سطح یک برای تجزیه سیگنال استفاده شده است.

۷- طبقه‌بندی داده‌ها با انفیس

در آنالیز سیگنال‌های ارتعاشی مجموعه‌ای از داده‌ها در حالت‌های معلوم و مختلف (از نظر نوع و میزان عیوب) از نمونه آزمایشی استخراج می‌شود.



شکل (۵): نمودار تجزیه بسته‌ای موجک.

با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی می‌توان این داده‌ها را به طبقه‌هایی مشخص تقسیم کرد. در مراحل بعد که نوع عیوب نامعلوم بوده و یا میزان آن‌ها نامشخص باشد، داده‌هایی که استخراج می‌شوند باید با داده‌هایی که از نمونه آزمایشگاهی استخراج شده است، مقایسه شوند. مناسب‌ترین روش برای این موضوع، مقایسه طبقه‌بندی عیوب نامعلوم با طبقه‌های عیوب معلوم و مشخص است. برای این هدف باید از روش‌های هوشمند استفاده کرد تا بتوان در نهایت نوع عیوب یا درصد عیوب مختلف را به دست آورد. از آنجاکه سامانه‌های هوشمند در شرایط وجود عدم قطعیت و مبهم عملکرد قابل قبولی دارند و با توجه به خاصیت‌های اصلی شبکه‌های عصبی، یعنی تخمین قدرتمند توابع غیرخطی و قابلیت یادگیری تطبیقی و نیز خاصیت اصلی سامانه‌های فازی، یعنی استفاده از دانش خبره در به دست آوردن رابطه بین ورودی و خروجی، در این تحقیق از شبکه هوشمند فازی-عصبی برای طبقه‌بندی عیوب استفاده شده است. شبکه انفیس به کاررفته در این تحقیق به روش کدنویسی، در برنامه متلب ایجاد شده و از نوع

1- Fuzzy Sugeno
2- Fuzzy C-Means Clustering
3- Generate Fuzzy Inference System (Genfis3)
4- Anfis
5- Root Mean Square Error (RMSE)
6- Mamdani

$$i = Q_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (13)$$

که در این رابطه، \bar{w}_i درجه فعالیت بهینه شده قانون \bar{A} است.

- لایه چهارم، گره‌های نتیجه: در این لایه خروجی هر گره به صورت رابطه (۱۴) به دست آمده است.

$$i = Q_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}(p_i + q_i + r_i) \quad (14)$$

مجموعه $S_2 = \{p_i, q_i, r_i\}$ عوامل متعاقب^۱ نامیده می‌شوند.

- لایه پنجم، گره‌های خروجی: در این لایه مقدار خروجی نهایی هر گره به صورت رابطه (۱۵) محاسبه شد (تعداد برابر تعداد خروجی‌هاست).

$$Q_i^5 = \frac{\sum_{i=1}^n \bar{w}_i f_i}{\sum_{i=1}^n \bar{w}_i f_i} \quad (15)$$

انتخاب تابع عضویت براساس آزمایش انواع مختلف توابع عضویت صورت می‌گیرد. به این معنی که توابع عضویت، هرکدام جداگانه مورد بررسی قرار می‌گیرند و مدل انفیس برای هرکدام از توابع عضویت به صورت جداگانه آموزش می‌بیند. در پایان میزان خطای مدلهای حاصل با هم مقایسه می‌شود و تابعی که کم‌ترین میزان خطا را در کم‌ترین زمان آموزش حاصل کند، به عنوان تابع عضویت برگزیده خواهد شد [۱۴].

شکل ۷ مدل انفیس طراحی شده برای تشخیص عیوب ژنراتور را نشان می‌دهد. روش آموزش اصلی شبکه‌های فازی - عصبی روش هیبرید^۲ می‌باشد که ترکیبی از روش پس‌انتشار خطا و کم‌ترین مربعات خطا می‌باشد. آموزش این سامانه‌ها به این مفهوم است که، با استفاده از داده‌های آموزشی پارامترهای غیرخطی مربوط به توابع عضویت فازی در لایه اول و پارامترهای خطی لایه چهارم طوری تعیین شوند که به‌ازای ورودی دلخواه، خروجی مطلوب حاصل شود [۱۵].

همان‌طور که اشاره شد شبکه‌های فازی عصبی کارایی خود را در ایجاد سامانه‌های عیب‌یابی هوشمند با استفاده از پیش‌ارتعاشات ثابت کرده‌اند. لذا از شبکه‌های فازی عصبی به منظور آرایه یک الگوریتم جدید برای عیب‌یابی ژنراتور الکتریکی خودرو استفاده شد. در این تحقیق با استفاده از موجک

آورده شده است. این شبکه با دو قانون و دو ورودی x, y و یک خروجی f دارای ساختار پنج‌لایه است. ساختار شبکه فازی - عصبی طراحی شده مطابق شکل ۶ از پنج لایه به شرح زیر تشکیل شده است [۱۲].

- لایه اول، گره‌های ورودی: در این لایه درجه عضویت گره‌های ورودی به بازه‌های مختلف فازی با استفاده از تابع عضویت مشخص شد (روابط (۹-۱۰)).

$$i = Q_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (9)$$

$$i = Q_i^1 = \mu_{A_i-z}(x) \quad (10)$$

عوامل هر گره تعیین‌کننده شکل تابع عضویت فازی آن گره است. تابع عضویت مجموعه‌های فازی توسط رابطه (۱۱) بیان شد:

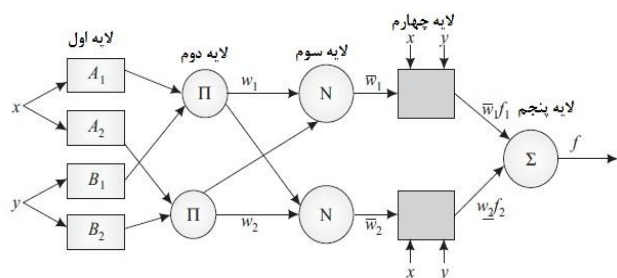
$$\mu_{A_i} = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - c_i}{a_i}\right)^{2b_i}} \quad (11)$$

که در این رابطه، x مقدار ورودی به گره i بوده و مجموعه $S_1 = \{a_i, b_i, c_i\}$ عوامل تطبیقی نامیده می‌شود.

- لایه دوم، گره‌های قاعدی: در این لایه هر گره درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌نماید (رابطه (۱۲)).

$$Q_i^2 = W_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), \quad i=1,2 \quad (12)$$

که در این رابطه، μ_{A_i} درجه عضویت x در مجموعه A_i و $\mu_{B_i}(y)$ درجه عضویت y در مجموعه B_i است.



شکل (۶): ساختار انفیس.

- لایه سوم، گره‌های متوسط در این لایه \bar{A} امین گره، نسبت درجه فعالیت قانون \bar{A} را به مجموع درجه فعالیت کلیه قوانین به صورت رابطه (۱۳) بهینه می‌شود:

1- Pursuant Parameters
2- Hybrid

انفیس در طبقه‌بندی ۵ دسته عیوب ژنراتور استفاده گردید. مدل انفیس از دو بردار ورودی شامل ۶۰ داده آموزشی، ۱۰۰۰ دوره آموزش و مقدار اولیه ۰/۰۱ به‌عنوان اندازه گام برای سازگاری پارامترها تشکیل شد. طراحی سامانه طبقه‌بندی انفیس به‌صورت کدنویسی در بسته نرم‌افزاری متلب انجام شد. در پایان ۱۰۰۰ دوره آموزشی، خطای شبکه مطابق شکل ۸ به‌دست آمد.

بسته‌ای در سطح یک و موجک بیورتوگونال ۲/۸، انرژی باندهای فرکانسی اول و دوم برای هر ۱۰۰ سیگنال محاسبه و به‌عنوان بردار ورودی به انفیس به‌کار برده شد. سیگنال‌های ارتعاشی پردازش‌شده مطابق جدول ۵ به دو بخش تقسیم شدند، ۳۰٪ داده‌ها به‌منظور آموزش و ۷۰٪ به‌منظور آزمایش مورد استفاده قرار گرفت. داده‌های مذکور برای مراحل آموزش و آزمایش به‌صورت تصادفی انتخاب شدند. از مجموعه داده‌های آموزشی برای یادگیری مدل انفیس و از داده‌های آزمایشی برای بررسی دقت و اثربخش بودن مدل

جدول (۲): محاسبه انرژی.

انرژی (J)	ویولت پایه	انرژی (J)	ویولت پایه	انرژی (J)	ویولت پایه
۵۷۷۶/۷۸۳	بیورتوگونال ۲/۸	۴۵۱۹/۲۴۶	کویفلت ۴	۴۵۰۸/۲۴۶	هار
۴۲۹۵/۴۱۸	بیورتوگونال ۴/۴	۴۵۲۰/۱۳۹	کویفلت ۵	۴۵۱۱/۱۸۸	دایوچی ۲
۳۵۵۷/۲۲۵	بیورتوگونال ۵/۵	۴۵۱۱/۱۸۸	سیمین ۲	۴۵۱۱/۶۰۴	دایوچی ۴
۴۴۷۴/۴۶۱	بیورتوگونال معکوس ۶/۸	۴۵۱۲/۲۹۱	سیمین ۴	۴۵۱۲/۹۴۹	دایوچی ۶
۴۲۰۵/۰۳۳	بیورتوگونال معکوس ۱/۳	۴۵۱۲/۳۷۸	سیمین ۵	۴۵۱۳/۹۶۴	دایوچی ۸
۴۰۶۶/۶۹۹	بیورتوگونال معکوس ۲/۴	۴۵۱۴/۶۲۳	سیمین ۶	۴۵۱۴/۷۲۲	دایوچی ۱۰
۳۹۷۳/۹۸۱	بیورتوگونال معکوس ۲/۶	۴۵۱۷/۷۰۳	سیمین ۸	۴۵۲۱/۳۳	دایوچی ۲۰
۴۸۲۳/۶۲۱	بیورتوگونال معکوس ۴/۴	۴۵۴۵/۵۵۶	می بر	۴۵۱۲/۰۲۳	کویفلت ۱
۴۳۲۸/۰۵	بیورتوگونال معکوس ۳/۷	۴۹۹۵/۷۵۱	بیورتوگونال ۱/۳	۴۵۱۲/۶۳۳	کویفلت ۲
۴۲۲۹/۸۴۴	بیورتوگونال معکوس ۳/۹	۵۵۶۸/۲۸۴	بیورتوگونال ۲/۴	۴۵۱۶/۱۶۲	کویفلت ۳

جدول (۳): محاسبه آنتروپی شانون.

آنتروپی شانون	ویولت پایه	آنتروپی شانون	ویولت پایه	آنتروپی شانون	ویولت پایه
۰/۲۸۵۹۰۷	بیورتوگونال ۲/۸	۰/۴۳۰۱۳۶	کویفلت ۴	۰/۶۸۰۸۲	هار
۰/۴۱۴۲۰۴	بیورتوگونال ۴/۴	۰/۴۲۰۵۲۵	کویفلت ۵	۰/۵۶۱۷۴۵	دایوچی ۲
۰/۶۰۵۲۸۲	بیورتوگونال ۵/۵	۰/۵۶۱۷۴۵	سیمین ۲	۰/۴۸۰۶۱۵	دایوچی ۴
۰/۵۱۷۸۶۴	بیورتوگونال معکوس ۶/۸	۰/۴۷۷۴۶۵	سیمین ۴	۰/۴۴۷۰۰۳	دایوچی ۶
۰/۵۳۰۳۶۷	بیورتوگونال معکوس ۱/۳	۰/۴۶۸۵۲۲	سیمین ۵	۰/۴۴۴۸۷۵	دایوچی ۸
۰/۷۶۳۰۱۷	بیورتوگونال معکوس ۲/۴	۰/۴۵۰۶۴۹	سیمین ۶	۰/۳۳۶۱۴۱	دایوچی ۱۰
۰/۷۲۷۶۰۳	بیورتوگونال معکوس ۲/۶	۰/۴۳۶۱۶	سیمین ۸	۰/۴۰۰۷۸۹	دایوچی ۲۰
۰/۵۴۸۶۹	بیورتوگونال معکوس ۴/۴	۰/۳۷۶۵۴۴	می بر	۰/۵۴۸۵۲۸	کویفلت ۱
۰/۹۳۹۸۴	بیورتوگونال معکوس ۳/۷	۰/۶۴۰۸۵۹	بیورتوگونال ۱/۳	۰/۴۷۱۱۱۶	کویفلت ۲
۰/۹۲۷۵۴۴	بیورتوگونال معکوس ۳/۹	۰/۲۹۳۷۷۲	بیورتوگونال ۲/۴	۰/۴۴۴۴۲۲	کویفلت ۳

جدول (۴): محاسبه نسبت انرژی به آنتروپی شانون.

نسبت انرژی به آنتروپی شانون	ویولت پایه	نسبت انرژی به آنتروپی شانون	ویولت پایه	نسبت انرژی به آنتروپی شانون	ویولت پایه
۲۰۲۰۵/۱	بیورتوگونال ۲/۸	۱۰۵۰۶/۵۶	کویفلت ۴	۶۶۲۱/۷۹۲	هار
۱۰۳۷۰/۷۷	بیورتوگونال ۴/۴	۱۰۷۴۸/۷۹	کویفلت ۵	۸۰۳۰/۶۶۶	دایوچی ۲
۵۸۷۶/۹۷۵	بیورتوگونال ۵/۵	۸۰۳۰/۶۶۶	سیمین ۲	۹۳۸۷/۱۴۳	دایوچی ۴
۸۶۴۰/۲۱۸	بیورتوگونال معکوس ۶/۸	۹۴۵۰/۵۲۲	سیمین ۴	۱۰۰۹۶/۰۲	دایوچی ۶
۷۹۲۸/۵۳۹	بیورتوگونال معکوس ۱/۳	۹۶۳۱/۰۸۶	سیمین ۵	۱۰۱۴۶/۵۸	دایوچی ۸
۵۳۲۹/۷۶۱	بیورتوگونال معکوس ۲/۴	۱۰۰۱۸/۰۶	سیمین ۶	۱۰۳۵۱/۵۳	دایوچی ۱۰
۵۴۶۱/۷۴۵	بیورتوگونال معکوس ۲/۶	۱۰۳۵۷/۹	سیمین ۸	۱۱۲۸۱/۰۷	دایوچی ۲۰
۸۷۹۱/۱۵۷	بیورتوگونال معکوس ۴/۴	۱۲۰۷۱/۷۸	می بر	۸۲۲۵/۶۹۷	کویفلت ۱
۴۶۰۵/۰۹۳	بیورتوگونال معکوس ۳/۷	۷۷۹۵/۴۰۴	بیورتوگونال ۱/۳	۹۵۸۷/۵۹۳	کویفلت ۲
۴۵۶۹/۹۶۸	بیورتوگونال معکوس ۳/۹	۱۸۹۵۴/۴۲	بیورتوگونال ۲/۴	۱۰۱۶۱/۸۸	کویفلت ۳

داده‌های مرتبط به مشاهدات روی قطر اصلی ماتریس قرار گرفته و مابقی صفر یا نزدیک به صفر باشند.

ماتریس اغتشاش نشان داده شده در جداول ۸-۶ نتایج طبقه‌بندی مدل انفیس در دوره‌های ۲۰۰۰ و ۱۰۰۰، ۱۵۰۰ دور در دقیقه را نشان می‌دهد. عناصر قطری در ماتریس اغتشاش تعداد نمونه‌های طبقه بندی شده صحیح را نشان می‌دهد.

حساسیت، دقت طبقه‌بندی کلی و اختصاصی بودن سه معیار آماری برای تعیین عملکرد سامانه در طبقه‌بندی هستند [۴].

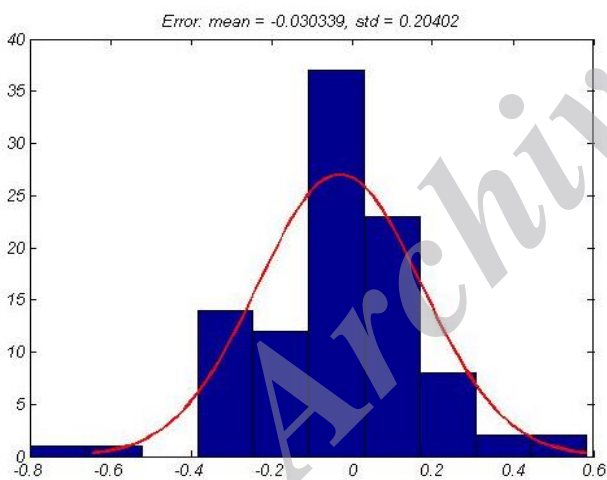
این معیارها به صورت زیر تعریف می‌شوند:

حساسیت: تعداد تصمیم‌های مثبت صحیح سامانه تقسیم بر تعداد کل تصمیم‌های مثبت ممکن،

اختصاصی بودن: تعداد تصمیم‌های منفی صحیح سامانه تقسیم بر تعداد کل تصمیم‌های منفی ممکن و

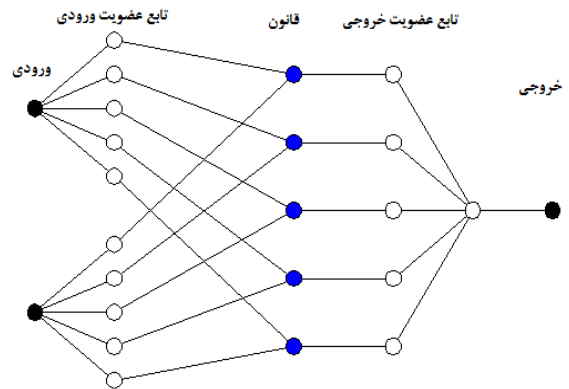
دقت طبقه‌بندی کلی: تعداد تصمیم‌های صحیح تقسیم بر تعداد کل تصمیم‌های ممکن.

نمودار هیستوگرام خطا در شکل ۹ آمده است. و مقدار انحراف معیار برابر ۰/۲۰۴۰۲ است. میانگین مربعات خطا برابر ۰/۲۰۵۲۴ به دست آمد.

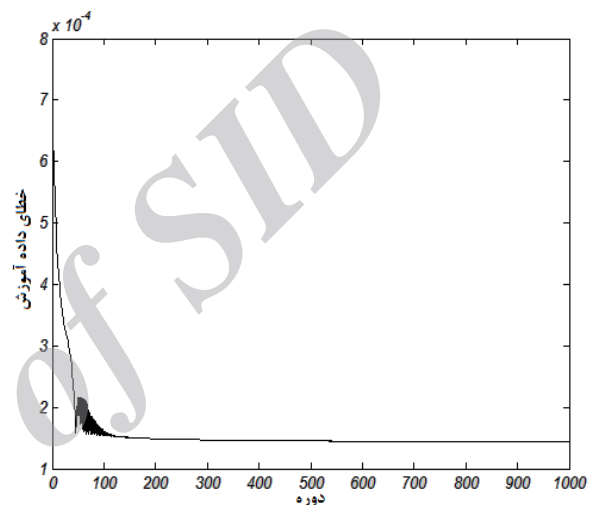


شکل (۹): نمودار هیستوگرام خطا.

بر اساس مقادیر آماری جدول ۹ حساسیت طبقه‌بندی انفیس برای شرایط سالم، قطع یک فاز، سوختن یک دیود، سوختن دو دیود، قطع رگولاتور به ترتیب ۱۰۰ درصد، ۹۵ درصد، ۱۰۰ درصد، ۱۰۰ درصد، ۱۰۰ درصد به دست آمد. همچنین دقت طبقه‌بندی کلی انفیس برابر ۹۹ درصد به دست آمد.



شکل (۷): مدل انفیس پیشنهادی برای عیب‌یابی ژنراتور.



شکل (۸): خطای انفیس در مراحل آموزش.

جدول (۵): تعداد داده‌های آزمایش و آزمایش.

دور موتور	۲۰۰۰ (RPM)	۱۵۰۰ (RPM)	۱۰۰۰ (RPM)
داده‌های آموزش	۳۰	۳۰	۳۰
داده‌های آزمایش	۷۰	۷۰	۷۰
کل داده‌ها	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰

۹- ارزیابی نتایج انفیس

برای ارزیابی شبکه انفیس به کاررفته از ماتریس اغتشاش^۱ که در جداول ۸-۶ دیده می‌شود استفاده می‌کنیم. اگر داده‌ها در دسته قرار گرفته باشند، یک ماتریس اغتشاش جدولی به اندازه $M \times M$ است. حالت ایده‌ال این است که بیش‌تر

1- Confusion Matrix

جدول (۸): نتایج طبقه‌بندی دور ۲۰۰۰ دور در دقیقه.

خروجی/مطلوب	سالم	قطع یک فاز	سوختن یک دیود	سوختن دو دیود	قطع رگولاتور
سالم	۲۰	۰	۰	۰	۰
قطع یک فاز	۱	۱۹	۰	۰	۰
سوختن یک دیود	۰	۰	۲۰	۰	۰
سوختن دو دیود	۰	۰	۰	۲۰	۰
قطع رگولاتور	۰	۰	۰	۰	۲۰

جدول (۹): معیارهای آماری برای تعیین عملکرد سامانه

در دور ۱۰۰۰ دور در دقیقه.

برچسب طبقه-بندی	حساسیت، درصد	اختصاصی بودن، درصد	دقت طبقه-بندی کلی، درصد
سالم	۱۰۰	۱۰۰	
قطع یک فاز	۹۵	۹۸/۷۵	
سوختن یک دیود	۱۰۰	۱۰۰	۹۹
سوختن دو دیود	۱۰۰	۱۰۰	
قطع رگولاتور	۱۰۰	۱۰۰	

مطابق شکل‌های ۱۱-۱۰ همبستگی بین داده‌های خروجی از شبکه انفیس، با داده‌های هدف، برای داده‌های آموزش ۰/۹۸۱۷۱ و برای داده‌های آزمایش، ۰/۹۸۰۲۳ به دست آمد. نمای از توابع عضویت گوسی استفاده شده بعد از آموزش در شکل ۱۲ آمده است. نتیجه طبقه‌بندی داده‌های آزمایشی انفیس در شکل ۱۳ آمده است.

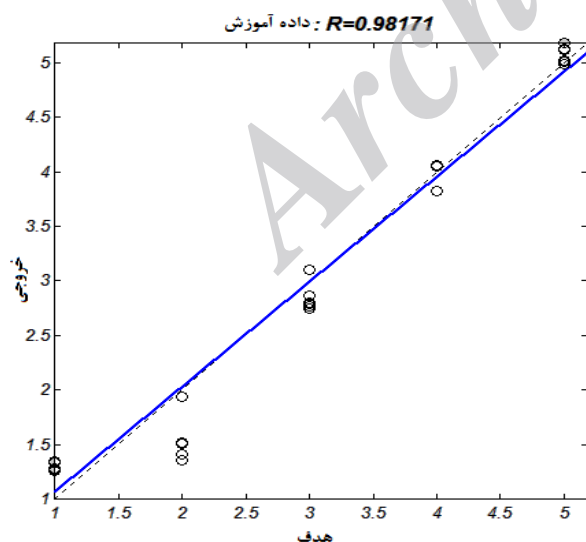
همان‌طور که در شکل ۱۳ مشاهده می‌شود تمامی ۱۰۰ داده آزمایش، در ۵ طبقه توسط انفیس قرار داده شده است، ولی یکی از داده‌های مربوط به طبقه ۲ به اشتباه در طبقه ۱ قرار گرفته است. با توجه به ۱۰۰ مورد اندازه‌گیری نهایی مربوط به عیوب مختلف و حالت سالم مقایسه خروجی واقعی و خروجی شبکه در شکل ۱۳ نشان می‌دهد که شبکه فازی-عصبی دارای تقریب قابل قبولی از خروجی واقعی نسبت به خروجی شبکه در مورد تشخیص عیوب است.

جدول (۶): نتایج طبقه‌بندی دور ۱۰۰۰ دور در دقیقه.

خروجی/مطلوب ب	سالم	قطع یک فاز	سوختن یک دیود	سوختن دو دیود	قطع رگولاتور
سالم	۲۰	۰	۰	۰	۰
قطع یک فاز	۱	۱۹	۰	۰	۰
سوختن یک دیود	۰	۰	۲۰	۰	۰
سوختن دو دیود	۰	۰	۰	۲۰	۰
قطع رگولاتور	۰	۰	۰	۰	۲۰

جدول (۷): نتایج طبقه‌بندی دور ۱۵۰۰ دور در دقیقه.

خروجی/مطلوب	سالم	قطع یک فاز	سوختن یک دیود	سوختن دو دیود	قطع رگولاتور
سالم	۱۹	۰	۰	۰	۰
قطع یک فاز	۱	۲۰	۰	۰	۰
سوختن یک دیود	۰	۰	۲۰	۰	۰
سوختن دو دیود	۰	۰	۰	۲۰	۰
قطع رگولاتور	۰	۰	۰	۰	۲۰

**شکل (۱۰):** همبستگی بین داده‌های خروجی از شبکه انفیس

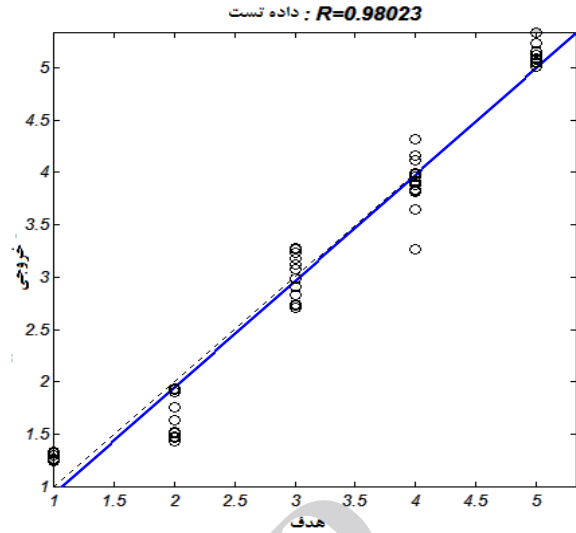
با داده‌های هدف، برای داده‌های آموزش.

۱۰- نتیجه گیری

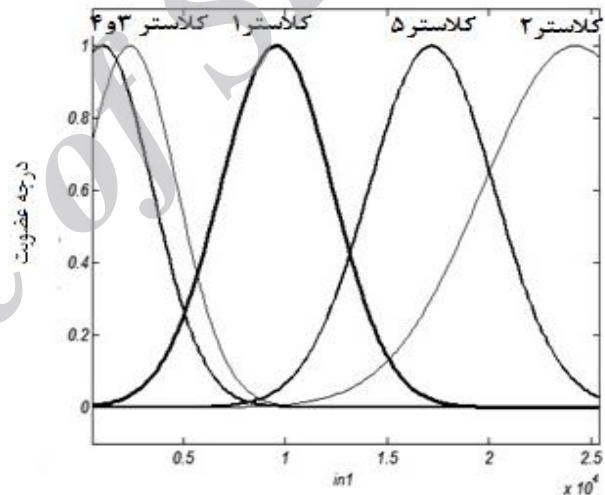
هدف از این پژوهش پایش وضعیت و عیب‌یابی ژنراتور الکتریکی خودرو با استفاده از سیگنال‌های ارتعاشی و سامانه استنتاج تطبیقی عصبی- فازی (انفیس) می‌باشد. ابتدا سیگنال‌های ارتعاشی مربوط به حالت‌های سالم و معیوب استخراج گردید. سپس با انتخاب موجک مناسب و همچنین بردار ورودی مناسب برای شبکه عصبی- فازی، داده‌های موردنظر به انفیس طراحی شده برای آزمایش و آموزش ارسال گردید. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که حساسیت طبقه بندی انفیس طراحی شده برای شرایط سالم، قطع یک فاز، سوختن یک دیود، سوختن دو دیود، قطع رگولاتور به ترتیب ۱۰۰ درصد، ۹۵ درصد، ۱۰۰ درصد، ۱۰۰ درصد و ۱۰۰ درصد و همچنین دقت طبقه بندی کلی انفیس برابر ۹۹ درصد می‌باشد. علاوه بر آن، همبستگی بین داده‌های خروجی از شبکه انفیس، با داده‌های هدف، برای داده‌های آموزش ۰/۹۸۱۱۷۱ و برای داده‌های آزمایش ۰/۹۸۰۲۳ به دست آمد. نتایج این پژوهش می‌تواند به صورت الگوریتم عیب‌یابی در سامانه مدیریت موتور و یا سرور مرکزی شبکه خودروهای واجد شبکه کمک شایانی در تشخیص به موقع عیوب داشته باشد تا بتوان علاوه بر تکنیک‌های بارگذاری و باربرداری در حضور رگولاتور کنترل ولتاژ، ولتاژ تثبیت شده تری را برای مصرف کننده‌های الکتریکی و الکترونیکی ایجاد کرد. از این رو، از نوسانات شدید ولتاژ تولیدی ژنراتور جلوگیری شده و بنابراین از بروز خسارات شدید به بخش‌های الکتریکی و الکترونیکی خودرو جلوگیری می‌شود. پیشنهاد می‌شود که، در پژوهش‌های آتی تاثیر کوتاه شدن جاروبک‌ها، نیم سوز شده سیم پیچ روتور و استاتور و همچنین عیوب مکانیکی ژنراتور مورد بحث و بررسی قرار گیرد.

۱۱- مراجع

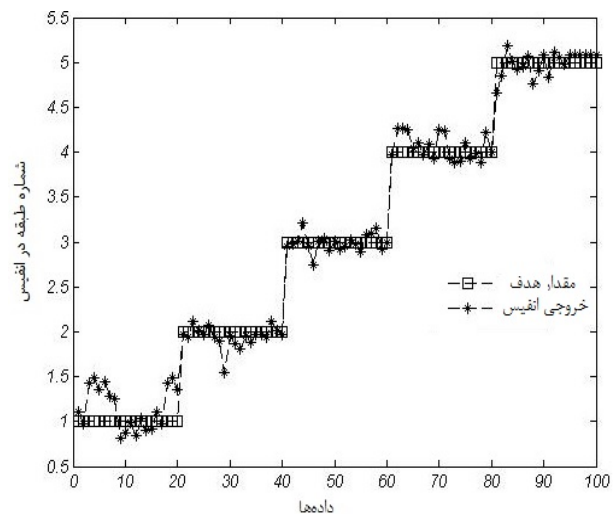
1. Mitchell, j.S. "The history of Condition Monitoring and Condition Based Maintenance", Sound and Vibration, Vol. 33, No. 11, 1999.
2. Liu, T.I. and Mengel, j.M. "Intelligent Monitoring of Ball Bearing Condition", Mechanical System and Signal Processing, Vol. 6, No. 5, pp. 419-431, 1992.
3. Vong, C.M. and Wong, P.K. "Engine Ignition Signal Diagnosis with Wavelet Packet Transform and Multi-Class Least Squares Support Vector Machines", Expert Systems with Applications 38, pp. 8563-8570, 2011.
4. Ebrahimi, E. and Mollazade, K. "Intelligent Fault Classification of a Tractor Starter Motor using Vibration Monitoring and Adaptive Neuro-Fuzzy



شکل (۱۱): همبستگی بین داده‌های خروجی از انفیس با داده‌های هدف، برای داده‌های آزمایش.



شکل (۱۲): توابع عضویت گوسی.



شکل (۱۳): نتیجه طبقه بندی داده‌های آزمایش انفیس.

- Inference System, *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, Vol. 52, No. 10, pp. 561-566, 2010.
5. Rafiee, J., Arvani, F., Harifi, A., and Sadeghi, M.H. "Intelligent Condition of a Gearbox using Artificial Neural Network", *Mechanical System and Signal Processing*, Vol. 21, No. 4, pp. 1746-1754, 2007.
 6. Wu, J.D. and Kuo, J.M. "An Automotive Generator Fault Diagnosis System using Discrete Wavelet Transform and Artificial Neural Network", *Expert Systems with Applications* Vol. 36, pp. 9776-9783, 2009.
 7. Wu, J.D. and Kuo, J.M. "Fault Conditions Classification of Automotive Generator using an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, *Expert Systems with Applications* Vol. 37, pp. 7901-7907, 2010.
 8. Gao, R.X. and Yan, R. "Wavelets, Theory and Applications for Manufacturing", Springer New York Dordrecht Heidelberg London, pp.165-187, 2011.
 9. Rafiee, J., Tse, P.W., Harifi, A., and Sadeghi, M.H. "A Novel Technique for Selecting Mother Wavelet Function using an Intelligent Fault Diagnosis System", *Expert Systems with Applications* 36, pp. 4862-4875, 2009.
 10. Kankar, P.K., Sharma, S.C., and Harsha, S.P. "Fault Diagnosis of Rolling Element Bearing using Cyclic Autocorrelation and Wavelet Transform, *Neurocomputing*, Elsevier Publishers Vol. 110, pp. 9-17, 2013.
 11. Daubechies, I. "The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization and Signal Analysis", *IEEE Trans. Inf. Theory*, Vol. 36, No. 5, 1990.
 12. Rostaghi, M. and Khajavi, M.N. "Detection of Size and Location of Crack in Pipes under Fluid Pressure by Neural Networks", Vol. 14 *mme.modares*, pp. 35-42, 2014.
 13. Hunt, K.J., Haas, R., and Murray, S. "Extending the Function Equivalent of Radial Basis Function Networks and Fuzzy Inference Systems", *IEEE Transaction on Neural Networks*, Vol. 7, No. 3, pp. 134-145, 1996.
 14. Dogan, E. "Reference Evapotranspiration Estimation using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System", *Journal of Irrigation and Drainage* Vol. 58, pp. 617-628, 2008.
 15. Jang, J.S.R. and Sun, C.T. "Neuro-Fuzzy Modeling and Control. *Proceedings of IEEE*", Vol. 83, No. 3, pp. 378-406, 1995.

Archive