

انتخاب شبکه عصبی مطلوب بر پایه الگوریتم ژنتیک جهت تشخیص خرابی مکانیزم نگهدارنده کلاچ تراکتور مسی فرگوسن ۲۸۵

سید فرهاد موسوی^{۱*} - محمد حسین عباسپور فرد^۲ - محمد حسین آق خانی^۳ - ابراهیم ابراهیمی^۴ - احمد سهیلی مهدی زاده^۵

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۰۵/۰۴

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۱۱/۰۷

چکیده

تشخیص به موقع عیوب ماشین‌های کشاورزی برای انجام کارهای کشاورزی در زمان مناسب بسیار مهم است. تاکنون روش‌های تجربی و تئوری متعددی برای تشخیص خرابی قسمت‌های متحرک ماشین‌آلات ارائه شده است. در این مقاله، ساختار مطلوب شبکه‌های عصبی بر پایه الگوریتم ژنتیک با استفاده از نرم افزار متلب برای تشخیص عیب مکانیزم کلاچ تراکتور مسی فرگوسن ۲۸۵ ارائه شده است. یک تابع ارزیابی با هدف دستیابی به ساختار مطلوب شبکه‌های عصبی با انتخاب مناسب تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها در لایه‌های پنهان، تابع انتقال، توابع یادگیری، تابع کارایی و تعداد دوره‌ها مورد استفاده قرار گرفته است، به گونه‌ای که مقدار پارامتر خطای خروجی (MSE) محاسبه شده نیز به حداقل رسیده باشد. داده‌ها از سنسور شتاب سنج نصب شده بر روی مکانیزم کلاچ در سه حالت سالم، خرابی بلبرینگ و ساییدگی محور و سه سرعت ۱۰۰۰، ۱۵۰۰ و ۲۰۰۰ دور بر دقیقه جمع‌آوری شدند. تبدیل موجک بسته برای استخراج بردار خصوصیات و آنالیز مؤلفه‌های اصلی جهت کاهش ابعاد بردار خصوصیات اعمال شد. مناسب‌ترین پیکربندی شبکه عصبی وقتی به دست آمد که شبکه با توجه به داده‌های آموزش و آزمایش دارای حداقل خطا بود. بیشترین خطا مربوط به خصوصیات پایگاه اطلاعاتی Db20 بود که MSE آن برابر ۰/۰۱۱ به دست آمد. بهترین پایگاه داده به دست آمده از آزمایش‌ها و محاسبات مربوط به خانواده Db4 است که کمترین خطا را داشته و دارای یک لایه پنهان و ۱۴ سلول عصبی می‌باشد، که MSE آن برابر با $10^{-7} \times 4/09$ و R آن برابر با ۰/۹ است که نشان می‌دهد، می‌تواند سالم بودن یا خرابی بلبرینگ و شفت کلاچ را با دقت بالا تشخیص دهد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم ژنتیک، تبدیل موجک بسته، تشخیص عیب، شبکه عصبی، مکانیزم نگهدارنده کلاچ

مقدمه

می‌شود که با اکتساب داده‌ها آغاز شده و با استخراج خصوصیات ادامه می‌یابد و در نتیجه خرابی تشخیص داده می‌شود (Yang et al., 2002 and 2004).

یکی از روش‌های اجرا شده، پردازش سیگنال‌های ارتعاشی است که می‌توان با استفاده از این سیگنال‌ها اطلاعات لازم را در مورد سالم یا خراب بودن سیستم مورد نظر به دست آورد. روش‌های ساده، اپراتورها را در تحلیل داده‌ها و تشخیص مشکلات حتی بدون داشتن تخصص قادر به تعیین قطعیت می‌کند. در بیست سال گذشته تحقیقاتی برای بازبینی روش‌های لرزشی از دیدگاه‌های مختلف انجام شده است (Jack and Nandi, 2002). یکی از این موارد بازبینی روش‌های پایش لرزش در دامنه فرکانس و زمان برای بلبرینگ‌های چرخشی است که توسط Alfredson and Mathew (1985) ارائه شده است. در تحقیقی دیگر آنالیزهای طیفی غیر پارامتری، آنالیز اجزاء اصلی، آنالیز زمان - فرکانس مفصل‌ها، انتقال موجک مجزا و الگوریتم تشخیص تغییرات مبتنی بر تولیدهای به‌جا مانده اضافه شده است (McFadden and Smith, 1985; Kim, 1995).

الگوریتم ژنتیک یک شیوه جستجوی فراگیر تصادفی بر مبنای

تراکتورها به عنوان منبع نیروی محرکه کشاورزی اگر در انجام به موقع عملیات کشاورزی ناتوان باشند، موجب به تأخیر افتادن کار می‌شوند. یکی از راه‌های تضمین انجام به موقع عملیات مختلف کشاورزی، تشخیص به موقع نقص‌های ماشین‌های کشاورزی و تراکتورها می‌باشد. برای بهینه‌سازی درستی و سالم بودن یک سیستم، پایش وضعیت مناسب و تشخیص عیب وسایل چرخشی لازم است. با پیشرفت شیوه‌های تشخیص عیب وسایل چرخشی به خصوص خرابی بلبرینگ، امنیت کارکرد و دسترسی به ماشین افزایش می‌یابد. به طور کلی تشخیص خرابی با توجه به روندی خاص، ارزیابی و اداره

۱- دانشجوی دکتری مکانیک بیوسیستم پردیس بین الملل دانشگاه فردوسی مشهد
(*) نویسنده مسئول: Email: sayedfarhadmousavi@yahoo.com
۲ و ۳- استاد گروه مهندسی بیوسیستم و عضو مرکز پژوهشی ماشین‌های کشاورزی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد
۴ و ۵- استادیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

روش‌های تشخیص خرابی برای انتخاب مویک اصلی با استفاده از الگوریتم ژنتیک و با اعمال تبدیل مویک بسته و شبکه عصبی جهت تشخیص خرابی جعبه دنده در یک تحقیق بررسی شده است. در این تحقیق پایگاه اطلاعاتی $11 (Db^v)$ در سطح ۴ و نرون عصبی ۱۴ برای انتخاب بهترین نوع مویک مادر، سطح تجزیه و تعداد لایه‌های مخفی شبکه عصبی، پیدا شده و الگوریتم‌های ژنتیک برای انتخاب ویژگی‌های خروجی و پارامترهای مشخصه هر طبقه مورد استفاده قرار گرفته است (Rafiee et al., 2009).

برای قطع انتقال قدرت از موتور به جعبه دنده و محور PTO تراکتور مسی فرگوسن ۲۸۵ از یک کلاچ دو مرحله‌ای استفاده شده است. با فشار دادن کلاچ تا نیمه، توان به جعبه دنده اصلی قطع می‌شود و با فشار دادن کامل پدال، توان به PTO قطع می‌شود. مکانیزم نگهدارنده کلاچ به‌عنوان مجموعه نگهدارنده اصلی بر روی محور اصلی و محور PTO بین کلاچ و محور جعبه دنده قرار گرفته است. مکانیزم نگهدارنده کلاچ برای تغییر جهت حرکت بلبرینگ‌های کلاچ ساخته شده است. امکان خراب شدن این مکانیزم در بارگذاری‌های بزرگ وجود دارد.

هدف از این تحقیق انتخاب ساختار شبکه عصبی مناسب به‌منظور تشخیص خرابی مکانیزم نگهدارنده کلاچ تراکتور مسی فرگوسن ۲۸۵ بر پایه الگوریتم‌های ژنتیک است. عملی بودن کاربرد الگوریتم ژنتیک برای انتخاب مجموعه پارامترهای بهینه شبکه عصبی از جمله تعداد لایه‌های مخفی، تعداد نرون‌ها در این لایه‌ها، تابع انتقال، تابع کارایی و تعداد دوره‌ها برای تنظیم روش تشخیص خرابی مکانیزم نگهدارنده کلاچ نشان داده می‌شود.

مواد و روش‌ها

محل انجام تحقیق دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمانشاه می‌باشد. از یک سامانه آزمایشی متشکل از مکانیزم نگهدارنده کلاچ در تراکتور مسی فرگوسن ۲۸۵، شفت تراکتور، یک موتور الکتریکی تک فاز، یک مکانیزم تحت بار به‌عنوان اجزای دنده تراکتور و دنده محور کلاچ، آنالیزور داده سیستم PCA-40 و رایانه، شتاب سنسور پیزو الکتریک VMI-102، سرعت سنسور DT-2234B و دو لاستیک جذب لرزش که بین اجزاء و صفحه نگهدارنده اجزاء قرار گرفته‌اند استفاده شده است (شکل ۱).

اطلاعات مورد نیاز از این سامانه آزمایشی استخراج شده، سپس تبدیل مویک بسته برای استخراج بردار خصوصیات و همچنین از آنالیز مؤلفه اصلی (PCA^A) که روشی شناخته شده برای کاهش ابعاد داده‌ها است، استفاده می‌شود. بعد از کاهش ابعاد داده، الگوریتم‌های

مکانیزم انتخاب طبیعی و باز تولید ژنتیک و جهش است که با پردازش‌های تقلیدی، مسائل و مشکلات را در دوره طبیعی حل می‌کند. الگوریتم ژنتیک از راه‌حل‌های جدید مبتنی بر باز تولید تناسب استفاده می‌کند. الگوریتم ژنتیک در مسائل بهینه‌سازی موفقیت خوبی کسب کرده و توانایی‌اش را در روش‌های بهینه‌سازی به نمایش گذاشته است، خصوصاً زمانی که مسئله مورد نظر، راه‌حل‌های بهینه زیادی داشته باشد (Samanta, 2004).

بعضی از سیستم‌های تشخیص هوشمند، بر پایه شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک قادر به تشخیص عیوب هستند. در این ارتباط بهبود روش‌های تشخیص خرابی چرخ دنده از طریق ماشین‌های بردار پشتیبان^۱ و شبکه عصبی مصنوعی^۲ مورد بررسی قرار گرفته و نتایج نشان می‌دهد اگرچه شبکه عصبی مصنوعی در غیاب بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک^۳ نیز به کار می‌رود ولی دقت طبقه‌بندی ماشین‌های بردار پشتیبان بیش‌تر از شبکه عصبی مصنوعی است. به این خاطر اگر شبکه عصبی مصنوعی از طریق ترکیب با الگوریتم ژنتیک بهینه‌سازی شود، کارایی آن بهبود یافته و قابل مقایسه با ماشین‌های بردار پشتیبان خواهد بود. روش‌های هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی^۴، سیستم‌های خبره^۵ و منطق فازی^۶ برای فعالیت‌های تشخیص خرابی بلبرینگ‌ها براساس خصوصیات لرزش تعریف شده‌اند. بر این مبنای شبکه‌های عصبی توانایشان را در تشخیص الگوها نشان داده‌اند و در نتیجه برای تشخیص خرابی ماشین‌آلات به کار گرفته شده‌اند (Samanta, 2004).

تشخیص عیب ماشین‌آلات دوار با استفاده از روش ماشین‌آلات بردار پشتیبان و روش ترکیبی از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک انجام گرفته است. مطالعه و مقایسه این دو روش تشخیص عیب نشان‌دهنده ارزش بیشتر و درستی روش مبتنی بر الگوریتم ژنتیک است (Jack and Nandi, 2002). مطلوب‌ترین الگوریتم ژنتیک براساس امکان چیدمان بخش‌هایی از شبکه‌های عصبی برای تشخیص خطای سیستم‌های پرکننده بطری ارائه شده است. از جمله این خطاها در حالت بدون بطری، سیلندر درپوش خارج از کار، سیلندر درپوش بطری در حالت کار، فشار هوا کافی، خطاهای فشار کم هوا و پر نشدن بطری بود. سیگنال از شش سنسور استخراج شده و داده‌ها برای ارائه به شبکه‌های عصبی مصنوعی کد گذاری شدند. تابع تناسب با مطابقت تعداد لایه‌های مخفی و گره‌ها جهت به حداقل رساندن زمان اجرای مدل شبکه عصبی مصنوعی انجام شد (Demetgul et al., 2011).

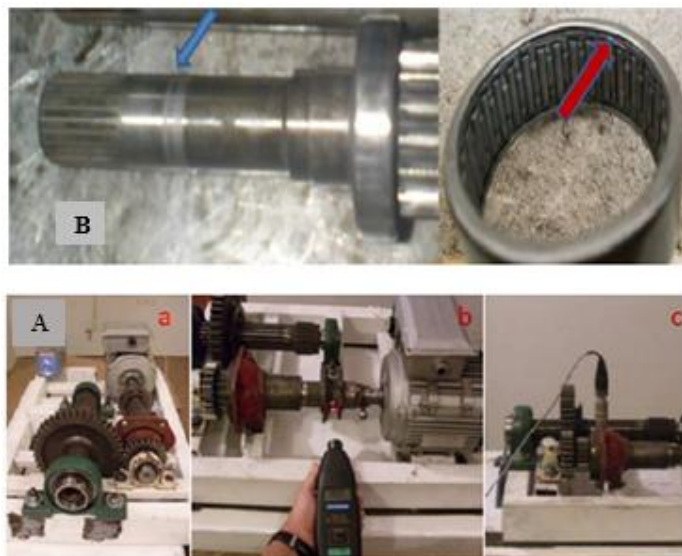
- 1- Support vector machines (SVM)
- 2- Artificial neural network
- 3- Genetic algorithm
- 4- Neural network
- 5- Expert systems
- 6- Fuzzy logic

7- Data base

8- Principle component analysis (PCA)

افزار متلب (MATLAB R2013b) در این تحقیق استفاده شده است. شکل ۲ فرآیند تشخیص خرابی را در این تحقیق نشان می‌دهد.

ژنتیک مورد استفاده قرار می‌گیرد که با پردازش‌های تقلیدی مسائل را در دوره‌های نرمال حل می‌کند. سپس بهینه‌سازی تابع برای یافتن کمینه و بیشینه تابع انجام شد و نتایج مورد ارزیابی قرار گرفت. از نرم



شکل ۱- A) a: سامانه استخراج اطلاعات **b:** سرعت سنج **c:** شتاب سنج پیزو الکتریک (سنسور) در مکانیزم نگهدارنده کلاچ. **B)** ساییدگی محور و خرابی بلبرینگ

Fig.1. A) a- Data capture platform. b- Tachometer. c- Piezoelectric accelerometer on clutchretainer mechanism B) The worn shaft and worn bearing

افزار متلب ثبت شده است.

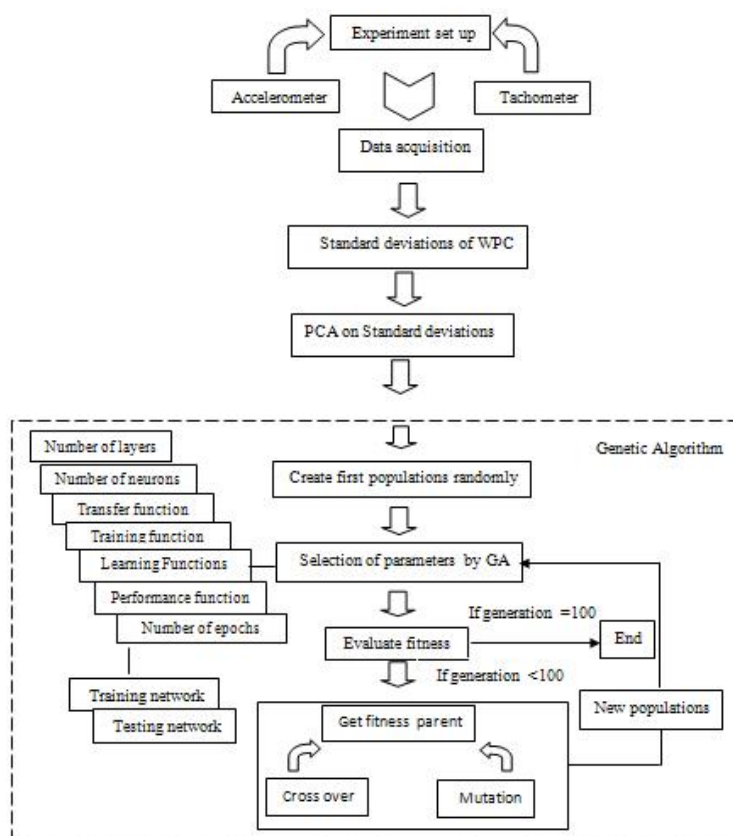
پردازش سیگنال و ساده‌سازی

پردازش سیگنال و قابلیت استخراج مهم‌ترین بخش در روش پایش وضعیت است که براساس آن ویژگی‌های سیستم از جمله سالم یا خراب بودن سیستم تعیین می‌شود. در حال حاضر روشی که ویژگی‌های لازم را ارائه می‌دهد، انتقال سیگنال از حوزه زمان به حوزه فرکانس است. برای این منظور از نرم افزار متلب استفاده شده است. این برنامه فایل‌های اکسل حاوی داده‌های ارتعاش (براساس زمان / ولتاژ) را دریافت و جهت حذف نویز فیلتر کرده و در نهایت پارامترهای آماری زمان و فرکانس محاسبه و پیاده‌سازی می‌گردد. بنابراین، یک تابع تبدیل فوریه سریع^۲ (FFT) ۱۰۲۴۰ نقطه را برای هر سیگنال زمان به‌طور جداگانه محاسبه می‌کند.

مکانیزم در سه حالت متفاوت شامل وضعیت مکانیزم سالم، بلبرینگ خراب و ساییدگی محور به‌طور جداگانه آزمایش و در هر یک از این حالات ۱۳۰ بار ثبت داده برای مدت ۴ ثانیه انجام شد. نمونه‌ای از یک بلبرینگ خراب و ساییدگی محور در قسمت B شکل ۱ نشان داده شده است. به منظور جمع‌آوری سیگنال‌های ارتعاشی شامل مکانیزم سالم، بلبرینگ خراب و ساییدگی محور، سامانه در سه سرعت آزمایشی برای هر حالت تست و بررسی شد که ۱۰۰۰ دور بر دقیقه به‌عنوان کمینه دور موتور تراکتور در حالت معمولی، ۲۰۰۰ دور بر دقیقه دور مشخصه موتور در حالت کار و ۱۵۰۰ دور بر دقیقه میانگین کمینه و بیشینه دور موتور در نظر گرفته شده است. سرعت چرخش سیستم توسط دیمر صنعتی کنترل و با سرعت سنج اندازه‌گیری گردید. داده‌های ارتعاشی حاصل از مکانیزم نگهدارنده توسط سنسور نصب شده بر روی مکانیزم ثبت شد. در تمام شرایط، هر ۴ ثانیه ۱۰۲۴۰ نمونه ولتاژ خروجی از حسگر اندازه‌گیری شد. داده‌های به‌دست آمده از حالت مکانیزم سالم، بلبرینگ خراب و ساییدگی محور در فایل‌های نرم افزار اکسل^۱ به‌صورت جداگانه جهت استفاده در نرم

2- Fast fourier transform

1- Excel



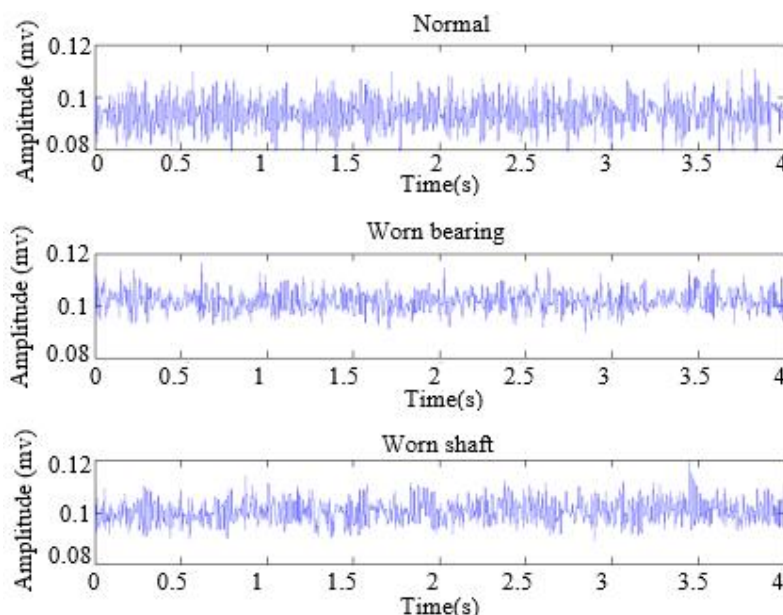
شکل ۲- نمودار جریان‌نمای سیستم ارائه شده برای تشخیص عیب
Fig.2. The flowchart of proposed system for fault diagnosis

باند پایین و بالا را در هر سطحی برای تقسیم بهتر باند فرکانس، تقسیم می‌کند. بنابراین، دقت فرکانس افزایش می‌یابد. فرکانس‌های پایین بسته می‌شوند و دسته‌های سمت راست و چپ فرکانس‌های بالا را در بر می‌گیرند (Cao et al., 2013). تجزیه تبدیل موجک بسته به شکل ۴ نشان داده شده است. تعمیم اصلی تبدیل موجک بسته به شکل رابطه (۱) ارائه شده است (He, 2013).

$$w_{j,k}^n(t) = 2^{1/2} w^n(2^j t - k) \quad (1)$$

که j و k به ترتیب پارامترهای مقیاس و حرکت انتقالی و $n=0,1,\dots$ پارامتر نوسان است. برای دو موجک بسته اول روابط ریاضی $w^0(t)$ و $w^1(t)$ با $k=0$ تابع مقیاس $(\varphi(t))$ و موجک اصلی $(y(t))$ هستند که در دستور داده شده‌اند.

سپس با استفاده از نرم افزار متلب، نمودارهای مربوط به طیف ارتعاش در حوزه فرکانس در شرایط مکانیزم سالم، بلبرینگ خراب و ساییدگی محور برای تجزیه و تحلیل و مقایسه با یکدیگر به‌دست آمده‌اند (شکل ۳). شکل ۳ نشان می‌دهد که دامنه سیگنال‌ها در حوزه زمان در هر حالت نسبت به حالت دیگر متفاوت و قابل تشخیص است. (نمودارها و داده‌های به‌دست آمده در سرعت ۱۵۰۰ دور بر دقیقه فقط به‌عنوان نمونه‌ای از سه دور آزمایشی جهت نمایش در این مقاله آمده و در محاسبات و نتایج از هر سه دور استفاده شده است). با استفاده از تبدیل موجک بسته، بردار خصوصیات استخراج گردید سپس جهت کاهش ابعاد بردار خصوصیات مؤلفه‌های اصلی بردار مورد آنالیز قرار گرفت. ساختار تبدیل موجک بسته هم کیفیت با تبدیل موجک مجزا است. در تبدیل موجک مجزا فقط بخش‌های دارای فرکانس پایین تجزیه می‌شوند، اما تبدیل موجک بسته هر دو



شکل ۳- سیگنال‌های ارتعاشی به‌دست آمده از سامانه در سرعت ۱۵۰۰ دور بر دقیقه برای سه حالت مکانیزم سالم، سائیدگی بلبرینگ و سائیدگی شفت

Fig.3. Representative vibration signals obtained from the system in speed of 1500 rpm for the three conditions: normal mechanism, Worn bearing and Worn shaft

محاسبات ریاضی مؤلفه‌های اصلی با محاسبه مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس (C) انجام شد.

$$C_{vi} = l_i v_i \quad (5)$$

که l ($i = 1, 2, \dots, n$) مقادیر ویژه هستند و به‌صورت نزولی مرتب شده‌اند و v_i ($i = 1, 2, \dots, n$) نمایانگر بردارهای ویژه هستند. مکان پایین بردارهای ویژه هنگام محاسبه اولین بردار ویژه k ($k \leq n$) در نظر گرفته می‌شود که این موافق با بزرگترین بردار ویژه k است. با هدف به‌دست آوردن عدد k ، آستانه y برای اعلام حدود بزرگ‌ترین بردار ویژه K به‌کار می‌رود.

بهینه‌سازی

هدف اصلی بهینه‌سازی تابع، یافتن کمینه و بیشینه تابع است. راه‌های زیادی برای به‌دست آوردن پارامترهای بیشینه و کمینه تابع وجود دارد. الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته است. الگوریتم ژنتیک در مجموعه‌ی کروموزوم‌ها اتفاق می‌افتد و بخش‌های خلاصه آن‌ها ژن نامیده می‌شود. هر کروموزوم راه حلی برای مشکل و تعداد محدودی ژن که معمولاً به‌عنوان رشته باینری^۱ رمزگذاری شده، دارد.

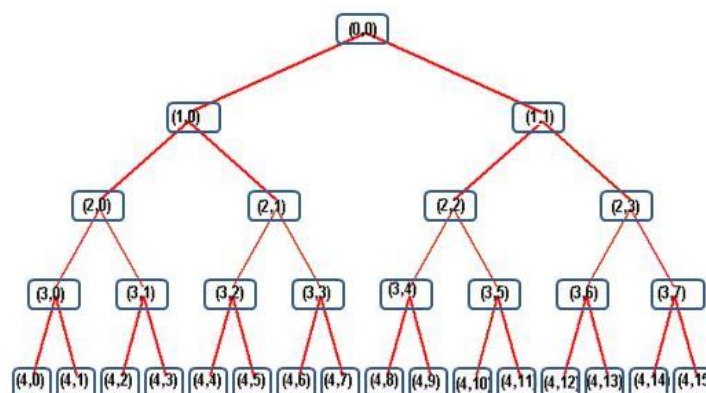
برای موجک بسته، توابع با $n=2$ و 3 از طریق روابط بازگشتی به‌صورت رابطه‌های (۲) و (۳) تعیین می‌شوند:

$$w^{2n}(t) = \sum_k h(k) w_{1,k}^n(t) \quad (2)$$

$$w^{2n+1}(t) = \sum_k g(k) w_{1,k}^n(t) \quad (3)$$

که $h(k)$ و $g(k)$ به‌ترتیب فیلتر پایین‌گذر و فیلتر بالا‌گذر است. بنابراین بهترین راهکار تبدیل موجک بسته فیلترکردن با فیلترهای پایین‌گذر و بالا‌گذر است. مشتقات استاندارد ضرایب موجک بسته در سطح چهارم به‌عنوان بردار خصوصیات اعمال شده است (Rafiee et al., 2009). بعد از اینکه بردار خصوصیات استخراج شد، با توجه به ابعاد زیاد داده‌ها باید حجم آنها جهت محاسبات کاهش یابد. تحلیل مؤلفه اصلی روشی شناخته شده برای کاهش ابعاد داده‌ها است (Jolliffe, 1986). تحلیل مؤلفه‌های اصلی متغیرهای همبستگی‌دار را به متغیرهای غیر همبستگی تبدیل می‌کند و متغیرهای جدیدی را بعد از محاسبه ترکیبات خطی با تغییرات زیاد و کم ثبت می‌کند. تحلیل اجزاء اصلی به شکل رابطه (۴) بکار می‌رود. در بردارهای خصوصیات مشخص شده با n بُعد، x_t ($t=1, 2, \dots, m$) اغلب $n < m$ می‌باشد.

$$m = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m x_t \quad (4)$$



شکل ۴- تجزیه تبدیل موجک بسته

Fig.4. WPT decomposition

تجزیه و تحلیل

تبدیل مجموع داده‌های ارتعاشی به‌دست آمده به‌وسیله موجک اصلی پایگاه‌های داده Db35, Db30, Db25, Db20, Db9, Db4 و Db40 در سطح ۴ انجام شد. نمودارهای تجزیه تبدیل موجک بسته با خانواده Db4 در سطح ۴ برای حالت سالم در سرعت ۱۵۰۰ دور بر دقیقه به‌عنوان نمونه در شکل ۵ آمده است. انحراف معیار در ضرایب تبدیل موجک بسته در سطح ۴ محاسبه شده است. در این مرحله، ۱۶ انحراف معیار برای هر یک از ۱۳۰ دوره ثبت داده برای حالات مختلف به‌دست آمد. سپس آنالیز مؤلفه‌های اصلی برای کاهش متغیر مورد استفاده قرار گرفت. با استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی سه جزء به‌دست آمد که درصد حذف واریانس آن‌ها برای انواع مختلف Db محاسبات آنالیز مؤلفه‌های اصلی در شکل ۶ آمده است.

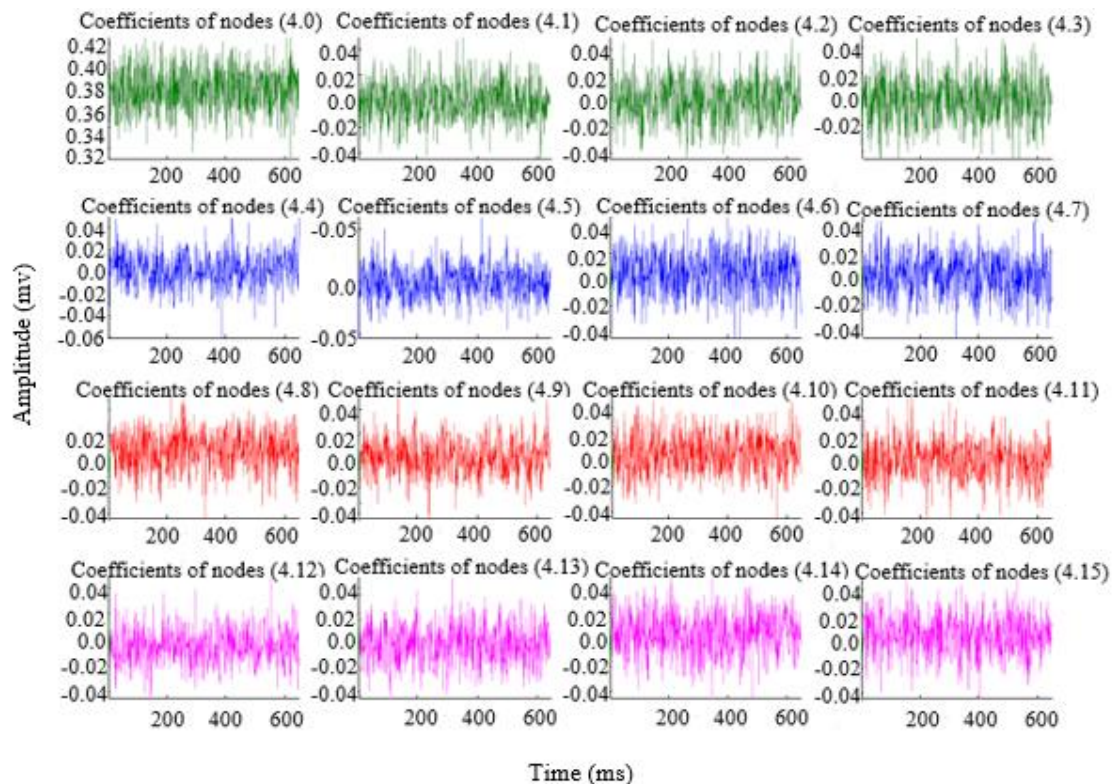
به منظور محاسبه معایب، بهترین ساختار چند لایه شبکه‌های پیشخور^۳ که توسط ساختار پرسپترون چندلایه^۴ (MLP) طراحی شده است مورد استفاده قرار گرفت. شبکه عصبی پیشخور (FFNN) در موقعیت‌های مختلف به نسبت خوب تطبیق یافته، بنابراین الگوریتم‌های آموزش و توابع فعال نیز به‌خوبی برای زمینه‌های مختلف تطبیق می‌یابند (Yang et al., 2004). این شبکه شامل لایه‌هایی از عناصر پردازش موازی است که نرون نامیده می‌شوند. هر یک از لایه‌ها با وزن اتصالی، کاملاً به لایه پردازشی متصل شده است. مقادیر اولیه وزن در حین فرآیند آموزش تصحیح می‌شوند.

به‌عنوان آنالوژی^۱ برای بقای قانون تناسب، بعد از اینکه کروموزوم‌ها رمز گشایی شدند، تناسب هر کروموزوم با استفاده از تابع کارایی^۲ ارزیابی می‌شود.

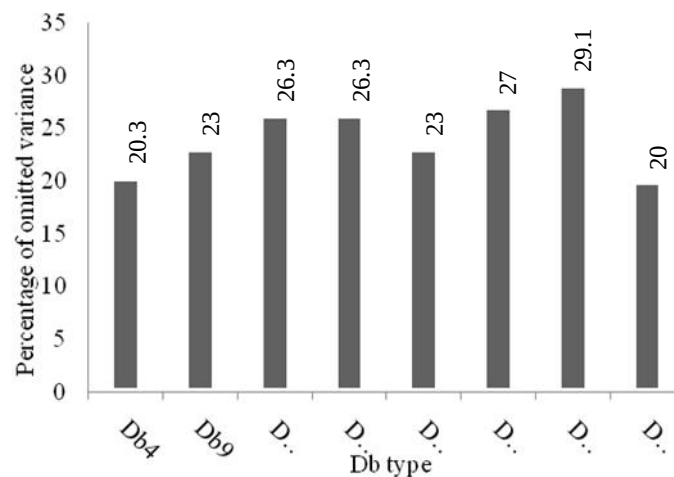
مطابق با ارزیابی تناسب، بهترین کروموزوم‌ها انتخاب و بدترین‌ها رد می‌شوند. الگوریتم ژنتیک قابلیت حل مشکلات را دارد. به‌علاوه مشکلات غیر خطی، ناپیوسته و چند هدفی با روش‌های معمول حل نمی‌شوند (Wong et al., 2001). در میان شبکه عصبی چند لایه، حالات در نظر گرفته شده برای به‌دست آوردن بهترین ساختار شامل: تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها در این لایه‌ها است. تابع انتقال، تابعی خطی یا غیر خطی از مرتبه N است که بردار خروجی را محاسبه کرده و برای تعیین پارامترهای نرون عصبی در حل برنامه‌های مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد. تابع فراگیر آموزش به‌صورت دوره‌های پیوسته آموزش در بردار ورودی عمل می‌کند و شبکه را به‌روز رسانی می‌کند و این عمل تا زمانی که یکی از زمینه‌های آموزش متوقف شود (مثلاً به انتهای زمان برسد، به هدف برسد یا به حداقل میزان خطا برسد) ادامه می‌یابد. توابع وزنی و فراگیر برای به‌روز رسانی پراکندگی وزنی در پروسه آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرد و تابع عملکرد برای تشخیص عمل شبکه و تعداد دوره‌ها به کار می‌رود. به فرض اینکه در بهترین حالت مدل‌سازی شبکه، شبکه دارای ۸ لایه و ۲۰ نرون در هر یک از لایه‌ها باشد، حدود $500 \times 6 \times 14 \times 18 \times 12 \times 20^8$ شبکه مختلف تست می‌شوند تا زمانی که بهترین ساختار شبکه عصبی به‌دست آید. در این پروژه با استفاده از الگوریتم ژنتیک زمان محاسبات کاهش می‌یابد.

3- Feed forward
4 -Multi layer perceptron

1-Analogy
2-Performance function



شکل ۵- تجزیه تبدیل موجک بسته برای سیگنال سالم در سطح ۴ برای سرعت ۱۵۰۰ (دور بر دقیقه) توسط موجک اصلی Db4
Fig.5. Wavelet packet transforms decomposition in level 4 for normal signal at speed of 1500 rpm by mother wavelet of Db4



شکل ۶- واریانس حذف شده برای انواع مختلف Db

Fig.6. Omitted variance for different Db types

جدول ۱- کاراکترهای بهینه شبکه عصبی مصنوعی مرتبط با ۸ نوع Db
Table 1- Optimum characters of ANN related to eight Db types

Db type	Number of layers	Number of neurons	Transfer function	Training function	Learning Functions	Performance function	Number of epochs
4	1	14	Hyperbolic tangent sigmoid تانزانته حلقوی هایپربولیک	Levenberg-Marquardt back propagation انتشار بازگشتی لونبرگ - مارکوارت	Gradient descent weight/bias learning function تابع آموزش وزن گرادیان نزولی	MSE میانگین مربعات خطا	291
9	1	10	Hyperbolic tangent sigmoid تانزانته حلقوی هایپربولیک	Levenberg-Marquardt back propagation انتشار بازگشتی لونبرگ - مارکوارت	Gradient descent with momentum weight/bias learning function تابع آموزش وزن مومنتوم با گرادیان نزولی	MSE میانگین مربعات خطا	265
15	1	11	Hyperbolic tangent sigmoid تانزانته حلقوی هایپربولیک	Levenberg-Marquardt back propagation انتشار بازگشتی لونبرگ - مارکوارت	Gradient descent with momentum weight/bias learning function تابع آموزش وزن مومنتوم با گرادیان نزولی	MSE میانگین مربعات خطا	195
20	1	12	Log-sigmoid لگاریتم حلقوی	Levenberg-Marquardt back propagation انتشار بازگشتی لونبرگ - مارکوارت	Gradient descent with momentum weight/bias learning function تابع آموزش وزن مومنتوم با گرادیان نزولی	MSE میانگین مربعات خطا	117
25	1	14	Hyperbolic tangent sigmoid تانزانته حلقوی هایپربولیک	Levenberg-Marquardt back propagation انتشار بازگشتی لونبرگ - مارکوارت	Gradient descent with momentum weight/bias learning function تابع آموزش وزن مومنتوم با گرادیان نزولی	MSE میانگین مربعات خطا	76
30	1	13	Hyperbolic tangent sigmoid تانزانته حلقوی هایپربولیک	Levenberg-Marquardt back propagation انتشار بازگشتی لونبرگ - مارکوارت	Gradient descent weight/bias learning function تابع آموزش وزن گرادیان نزولی	MSE میانگین مربعات خطا	211
35	1	14	Hyperbolic tangent sigmoid تانزانته حلقوی هایپربولیک	Levenberg-Marquardt back propagation انتشار بازگشتی لونبرگ - مارکوارت	Gradient descent weight/bias learning function تابع آموزش وزن گرادیان نزولی	MSE میانگین مربعات خطا	105
40	1	13	Log-sigmoid لگاریتم حلقوی	Levenberg-Marquardt back propagation انتشار بازگشتی لونبرگ - مارکوارت	Gradient descent weight/bias learning function تابع آموزش وزن گرادیان نزولی	MSE میانگین مربعات خطا	38

لازم است (Haykin, 1998). از طریق ارتباط وزنی، در ساختار پرسپترون چندلایه هر نرون به نرون دیگر در لایه بعدی متصل شده است. در نرم افزار متلب تابعی با ۲۰ ژن برای تعیین بهترین ساختار

(در هر تکرار)، که این کار خروجی‌های پیش‌بینی شده را با خروجی‌های شناخته شده تطبیق می‌دهد و هر خطاری را برای تعیین درست وزن بازگشت می‌دهد که این کار برای کاهش میزان خطاها

در آموزش و کل آزمون مورد تحلیل آماری بر اساس ویژگی‌های حاصل از شبکه قرار گرفتند. بدین منظور از پارامترهای آماری میانگین مربعات خطا^۹ (MSE)، خطای میانگین کامل^{۱۰} (MAE) و ضریب همبستگی^{۱۱} (r) استفاده شده است. در ارزیابی برای به‌دست آوردن بهترین تابع تناسب الگوریتم ژنتیک سه پارامتر MSE، MAE و r در ۱۰۰ نسل اجرا شدند. مناسب‌ترین پارامتر مطلوب شبکه عصبی مصنوعی برای خانواده Db4 به‌دست آمد که در شکل ۷ نشان داده شده است. پارامترهای بهینه محاسبه شده مثل تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها در این لایه‌ها، توابع انتقال در این لایه‌ها، توابع یادگیری، توابع کارایی و تعداد دوره‌ها برای خصوصیات ۸ خانواده: Db4، Db9، Db15، Db20، Db25، Db30، Db35، Db40 و Db40 در پایان ۱۰۰ نسل در جدول ۱ آمده‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از تکرار برای به حداقل رساندن تابع میانگین مربعات خطا در میان خروجی‌های شبکه و مقادیر مورد نظر آموزش ارائه شده‌اند. در فرایند آموزش چهار شبکه عصبی مصنوعی به‌دست آمده در روند یادگیری شامل: Db4، Db30، Db35 و Db40 دارای گرادینان نزولی وزن در تابع یادگیری بایاس و چهار شبکه عصبی مصنوعی شامل: Db9، Db15، Db20، Db25 و Db40 دارای گرادینان نزولی با حرکت وزنی در تابع یادگیری بایاس^{۱۲} هستند. دو شبکه عصبی مصنوعی به‌دست آمده Db20 و Db4 تابع لگاریتم حلقوی^{۱۳} دارند و سایر شبکه‌های عصبی مصنوعی تابع انتقال حلقوی تانژانت هایپربولیک^{۱۴} دارند. کل شبکه عصبی مصنوعی یک لایه پنهان دارد و کمترین تعداد نرون در لایه مخفی به خصوصیات خانواده Db9 با ۱۰ نرون مربوط است.

کارایی مدل الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی مصنوعی (GA-ANN) بر پایه میانگین مربعات خطا و خطای میانگین کامل و ضریب همبستگی که برای اندازه‌گیری دقت پیش‌بینی شده به‌کار می‌روند، مورد ارزیابی قرار گرفت. ارزیابی کاراکترهای بهینه شبکه عصبی مصنوعی مرتبط با ۸ نوع Db در جدول ۲ آمده است. مناسب‌ترین ساختار شبکه‌های عصبی وقتی به‌دست آمد که شبکه حداقل خطا را با توجه به داده‌های آموزش و آزمایش ایجاد کرد. نتایج نشان می‌دهد که بهترین دقت شبکه عصبی مصنوعی به‌دست آمده از GA-ANN برای تمام حالت‌ها (۱۰۰۰، ۱۵۰۰ و ۲۰۰۰ دور در دقیقه و سه حالت سالم، خرابی بلبرینگ و سائیدگی محور) مربوط به ویژگی‌های خانواده Db4 است که کمترین خطا را دارد. بیشترین خطا مربوط به خصوصیات خانواده Db20 بود که MSE آن برابر ۰/۱۱.

شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده است. ژن‌های شماره ۱ تا ۸ نمایانگر دو بخش ساختار شبکه هستند، که یکی از آنها تعداد لایه‌های پنهان و دیگری تعداد نرون‌ها با میزان انتقال ۱ تا ۲۰ در این لایه است. ژن‌های شماره ۹ تا ۱۶ نمایانگر تابع انتقال هستند که دو ویژگی را مشخص می‌کنند: تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها با میزان انتقال ۰ تا ۱۲. ژن شماره ۱۷ با تغییر تابع آموزش از ۰ به ۱۸ و ژن شماره ۱۸ با رسیدن تابع آموزش از ۰ به ۱۴ معرفی شده است. ژن شماره ۱۹ به‌عنوان تابع عملکرد شناسایی شد مانند: خطای مطلق میانگین تابع عملکرد^۱، خطای مجذور میانگین تابع عملکرد^۲، خطای مجذور میانگین نرمال شده تابع عملکرد^۳، خطای مجذور میانگین نرمال شده با تنظیم تابع عملکرد^۴، خطای مجذور میانگین با تنظیم تابع عملکرد^۵، خطای مجذور میانگین با تنظیم و صرفه جویی تابع عملکرد^۶، مجموع خطای مجذور تابع عملکرد^۷. ژن شماره ۲۰ با تغییر دوره ژن از ۱۰ تا ۵۰۰ مشخص می‌شود.

جعبه ابزاری با ساختار فاز آموزش شبکه عصبی نوع پیش‌خور و همچنین جعبه ابزار الگوریتم ژنتیک جهت دستیابی به استدلال مطلوب برای ساختار شبکه عصبی مصنوعی اجرا شد. در این تحقیق ۷۰ درصد داده‌های آزمایش برای آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها برای تأیید آزمایش مورد استفاده قرار گرفت و برای انتخاب والدین جهت ترکیب از روش چرخ رولت^۸ استفاده شده است (Wong and Nandi, 2001). از جابه‌جایی یا تلفیق دو نقطه‌ای برای تولید فرزندان یا راه حل‌های جدید استفاده گردید.

نتایج و بحث

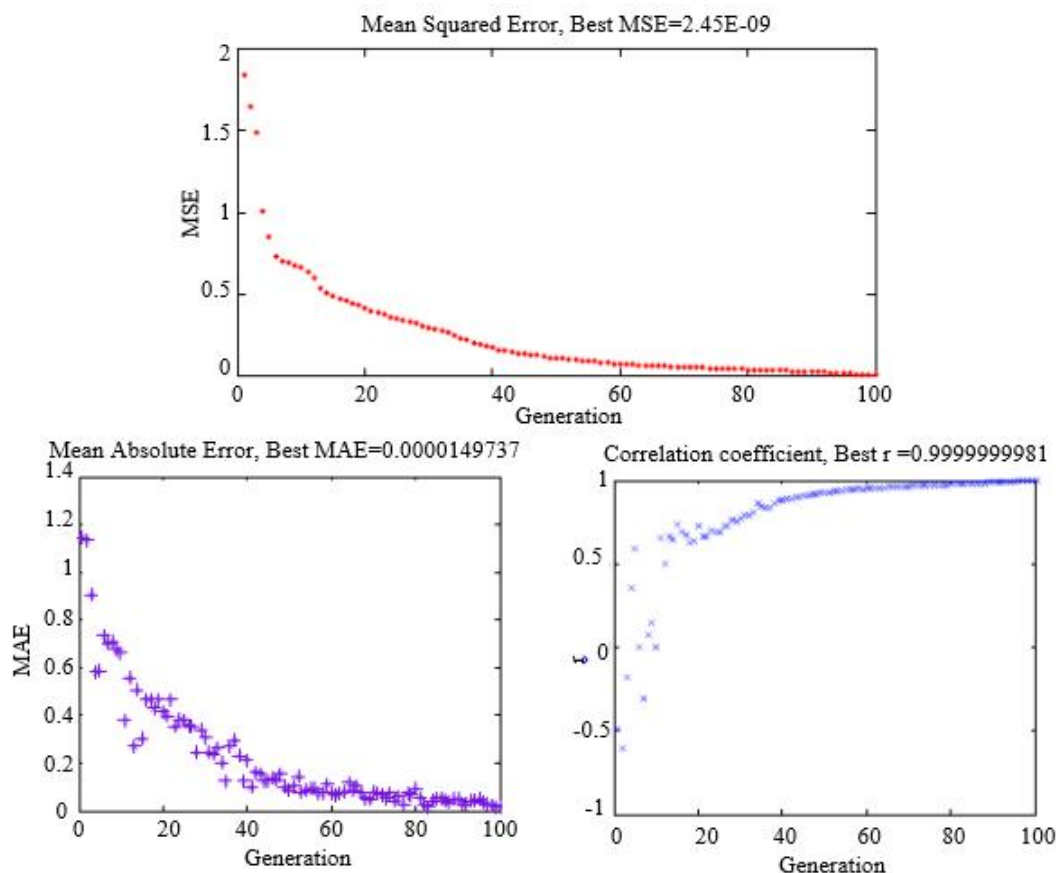
الگوریتم ژنتیک روش توسعه‌یافته انعطاف‌پذیر است و می‌توان آن را برای سیستم‌های مختلف جهت پیدا کردن خطا استفاده کرد. الگوریتم ژنتیک قابلیت برنامه‌نویسی برای بسیاری از کارخانه‌های صنعتی با سیستم‌های مختلف را دارد. این سیستم تجربی را می‌توان برای اهداف آموزشی استفاده کرد (Demetgul et al., 2011). به منظور بررسی دقت الگوریتم ژنتیک، داده‌های جمع‌آوری شده

- 9- Mean square error
- 10- Mean absolute error
- 11- Correlation confection
- 12- Bias learning function
- 13- Logarithm function sigmoid
- 14- Hyperbolic tangent sigmoid transfer function

- 1- Performance functions mean absolute error performance function
- 2- Mean squared error performance function
- 3- Mean squared normalized error performance function
- 4- Mean squared normalized error with regularization performance functions
- 5- Mean squared error with regularization performance function
- 6- Mean squared error with regularization and economization performance function
- 7- Sum squared error performance function
- 8- Roulette

می‌توان برای تشخیص خرابی مکانیزم نگهدارنده کلاچ تراکتور MF 285 استفاده کرد. بهترین پایگاه داده به‌دست آمده از آزمایش‌ها و محاسبات مربوط به خانواده Db4 است که کمترین خطا را دارد.

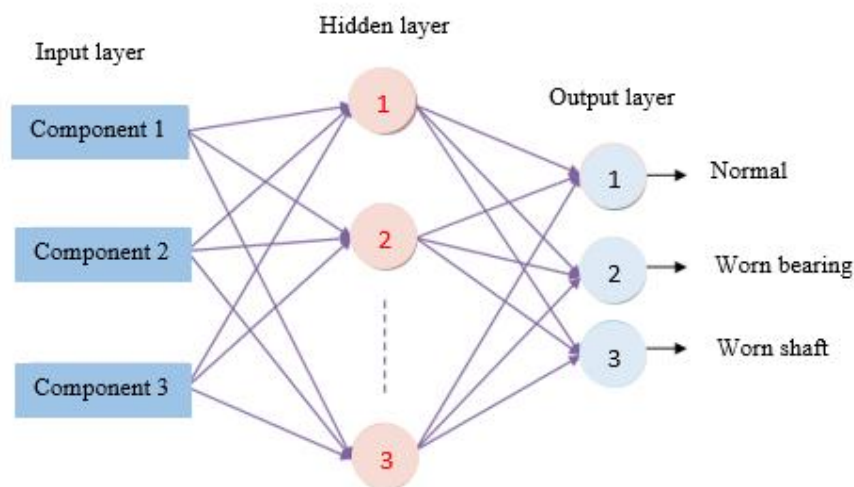
به‌دست آمد. نمونه ساختار شبکه عصبی مصنوعی بهینه مرتبط با Db4 در شکل ۸ آمده است. با توجه به نتایج به‌دست آمده از این تحقیق از GA-ANN



شکل ۷- ارزیابی بهترین تناسب الگوریتم ژنتیک از MSE، MAE و r برای خصوصیات خانواده Db4
Fig.7. Evaluation of the best GA from MSE, MAE, and r fitness for Db4 family features

جدول ۲- ارزیابی کاراکترهای بهینه شبکه عصبی مصنوعی مرتبط با ۸ نوع Db
Table 2- Evaluation of optimum characters of ANN related to eight Db type

Db type	MSE	MAE	r
نوع پایگاه داده	میانگین مربعات خطا	خطای میانگین کامل	ضریب همبستگی
Db4	4.09E-07	0.000146	0.999999
Db9	3.27E-05	0.002194	0.999973
Db15	0.000202	0.000931	0.999845
Db20	0.011765	0.031759	0.9911
Db25	0.000782	0.00449	0.999437
Db30	0.000295	0.005343	0.99978
Db35	0.000696	0.006482	0.999457
Db40	0.00167	0.013753	0.99883



شکل ۸- ساختار شبکه عصبی مصنوعی مرتبط با Db4

Fig.8. ANN structure related to Db4

خروجی از مکانیزم نگهدارنده کلاچ در سه حالت آزمایش متغیر بوده و با خطای بسیار کم توسط شبکه عصبی قابل تشخیص است. بهترین دقت شبکه عصبی مصنوعی که از GA-ANN به‌دست آمد، مربوط به خصوصیات خانواده Db4 که MSE آن برابر با $4/09 \times 10^{-7}$ و r برابر با $0/99999$ است می‌باشد که کمترین خطا را دارد و دارای یک لایه پنهان و ۱۴ نرون در لایه پنهان می‌باشد. استفاده از این پایگاه داده شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند، سالم بودن یا خرابی بلبرینگ و شفت کلاچ را با دقت بالا نسبت به لایه‌های دیگر تشخیص دهد.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق برای پیش‌بینی و یا رخ دادن خرابی در مکانیزم نگهدارنده کلاچ تراکتور MF285 داده‌های آزمایشی با استفاده از حسگرها به‌دست آمد و این داده‌ها توسط تحلیل‌گر داده به کامپیوتر منتقل گردید. بخش آموزش شبکه عصبی قادر به تشخیص و شناسایی خطاهای مختلف به‌طور جداگانه است. کل شبکه عصبی مصنوعی یک لایه پنهان دارد و کمترین تعداد نرون در لایه پنهان به خصوصیات خانواده Db9 با ۱۰ نرون مربوط است. داده‌های خروجی از شبکه عصبی بر پایه الگوریتم ژنتیک نشان داد که سیگنال‌های

References

1. Alfredson, R. J., and J. Mathew. 1985. Frequency domain methods for monitoring the condition of rolling element bearings. Mechanical Engineering Transactions - Institution of Engineers, Australia, ME 10 (2): 108-112.
2. Cao, G., J. Platasa, V. A. Pieribone, D. Raccuglia, M. Kunst, and M. N. Nitabach. 2013. Genetically targeted optical electrophysiology in intact neural circuits. Cell Press 154 (4): 904-913.
3. Demetgul, M., O. Yazicioglu, and A. Kentli. 2011. Radial basis and LVQ neural network algorithm for real time fault diagnosis of bottle filling plant. Technical Gazette 21 4: 689-695.
4. Haykin S. 1998. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Prentice Hall PTR Upper Saddle River, NJ, USA.
5. He, Q. 2013. Vibration signal classification by wavelet packet energy flow manifold learning. Journal of Sound and Vibration 332 (7): 1881-1894.
6. He, Q. 2013. Time-frequency manifold for nonlinear feature extraction in machinery fault diagnosis. Mechanical Systems and Signal Processing 35(1-2): 200-218.
7. Jack, L. B., and A. K. Nandi. 2002. Fault detection using support vector machines and artificial neural networks, augmented by genetic algorithms. Mechanical Systems and Signal Processing 16: 373-390.
8. Jolliffe, I. T. 1986. Principal Component Analysis. Springer, New York.
9. Kim, Y. W. 1995. Analysis and processing of shaft angular velocity signals in rotating machinery for

- diagnostic applications. in Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1995. ICASSP-95., 1995 International Conference on. Dept. of mechanical engineering, Ohio State University, USA: Theoretical or Mathematical 5: 2971-2974.
10. McFadden, P. D., and J. D. Smith. 1985. The vibration produced by multiple point defects in a rolling element bearing. *Journal of Sound and Vibration* 98 (2): 263-273.
11. Rafiee, J., P. W. Tse, A. Harifi, and M. H. Sadeghi. 2009. A novel technique for selecting mother wavelet function using an intelligent fault diagnosis system, *Expert Systems with Applications* 36: 4862-4875.
12. Samanta, B. 2004. Artificial neural networks and genetic algorithms for gear fault detection. *Mechanical Systems and Signal Processing* 18: 1273-1282.
13. Samanta, B. 2004. Gear fault detection using artificial neural networks and support vector machines with genetic algorithms, *Mechanical Systems and Signal Processing* 18: 625-644.
14. Wang, M., and A. Nandi. 2001. Automatic digital modulation recognition using artificial neural network and genetic algorithm. *Signal Processing* 84 (2): 351-365.
15. Wang, W. Q., F. Ismail, and M. F. Golnaraghi. 2001. Assessment of gear damage monitoring techniques using vibration measurements. *Mechanical Systems and Signal Processing* 15 (5): 905-22.
16. Yang, H., J. Mathew, and L. Ma. 2002. Intelligent diagnosis of rotating machinery faults- a review, *Proceedings of the 3rd Asia-Pacific Conference on System Integrity and Maintenance, (ACSIM 2002)*. 385-92. Cairns, Queensland, Australia: Queensland, University of Technology.
17. Yang, H., J. Mathew, and L. Ma. 2004. Vibration Feature Extraction for Diagnosis of Rotating Machinery Faults-A Literature Survey. In *Proceedings of the 3rd 10th Asia-Pacific Vibration Conference*. Gold coast, Queensland, Australia: Queensland University of Technology. 801-808.

Genetic algorithm based on optimization of neural network structure for fault diagnosis of the clutch retainer mechanism of MF285 tractor

S. F. Mousavi^{1*} - M. H. Abbaspour-Fard² - M. H. Aghkhani³ - E. Ebrahimi⁴ - A. Soheili Mehdizadeh⁵

Received: 26-07-2014

Accepted: 27-01-2015

Introduction

The diagnosis of agricultural machinery faults must be performed at an opportune time, in order to fulfill the agricultural operations in a timely manner and to optimize the accuracy and the integrity of a system, proper monitoring and fault diagnosis of the rotating parts is required. With development of fault diagnosis methods of rotating equipment, especially bearing failure, the security, performance and availability of machines has been increasing. In general, fault detection is conducted through a specific procedure which starts with data acquisition and continues with features extraction, and subsequently failure of the machine would be detected. Several practical methods have been introduced for fault detection in rotating parts of machineries. The review of the literature shows that both Artificial Neural Networks (ANN) and Support Vector Machines (SVM) have been used for this purpose. However, the results show that SVM is more effective than Artificial Neural Networks in fault detection of such machineries. In some smart detection systems, incorporating an optimized method such as Genetic Algorithm in the Neural Network model, could improve the fault detection procedure. Consequently, the fault detection performance of neural networks may also be improved by combining with the Genetic Algorithm and hence will be comparable with the performance of the Support Vector Machine. In this study, the so called Genetic Algorithm (GA) method was used to optimize the structure of the Artificial Neural Networks (ANN) for fault detection of the clutch retainer mechanism of MF285 tractor.

Materials and Methods

The test rig consists of some electro mechanical parts including the clutch retainer mechanism of MF285 tractor, a supporting shaft, a single-phase electric motor, a loading mechanism to model the load of the tractor clutch and the corresponding power train gears. The data acquisition section consists of a data analyzer (PCA-40), a personal computer, a piezoelectric accelerometer (VMI-102, DT-2234B), a tachometer and two rubber vibration absorbing elements are located between the rig's components and the plate holder. An evaluation function was employed in order to achieve the optimal structure of neural network models by selecting the number of layers, number of cells in the layers, transfer function, training function, learning functions, performance function, and number of epochs, in such a way that the MSE of the calculated output error was minimal. The data were collected by means of the accelerometer sensor attached on the clutch mechanism, with three different working conditions (normal condition, with worn bearing, and with worn shaft), and three rotational speeds including: 1000 rpm, 1500 rpm and 2000 rpm. The Wavelet Packet Transform (WPT) was applied on the data-set for features vector extraction and the principle component analyses (PCA) was applied for dimension reduction of the features vector. The signal processing and the features extraction are the most important characteristics of the monitoring methodology, by which the working condition of the machine can be determined. These characteristics may be acquired by transforming the signals from the time domain to the frequency domain and MATLAB software is used for this purpose. This software receives the vibration data (time series of output voltage) which are in Excel files format. To remove the noise a suitable filtering procedure was used and finally the statistical parameters of time - frequency were calculated.

1- Ph.D Student, Dept. of Biosystems Engineering, International Campus of Ferdowsi University of Mashhad, Iran

2, 3- Professor of Biosystems Engineering Department and Member of Research Center for Agricultural Machines, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

4, 5- Assistant Professor, Departeman of Mechanical Engineering Biosystems, College of Agricultural, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran

(* - Corresponding Author Email: sayedfarhadmosavi@yahoo.com)

Results and Discussion

To verify the accuracy of the Genetic Algorithm model, the required data were collected from the training and testing steps of the Neural Network. For this purpose, the statistical parameters such as mean squared error (MSE), mean absolute error (MAE) and correlation coefficient (r) were used. The optimal parameters of the neural network obtained for the family of Db4. A trial and error procedure was used to minimize the mean square error of the network output and the desired amount of training step. During the training step, four neural networks including Db4, Db30, Db35 and Db40 achieved a gradient descent weight in the learning bias and four neural networks including Db9, Db15, Db20 and Db25 achieved a gradient descent with momentum weight in the learning bias. The two of the achieved neural networks including Db4, Db20 have circular logarithm function and the remaining networks have annular hyperbolic tangent transfer function. The most appropriate networks configuration was acquired when the network exhibited the minimal error with the training and testing data sets. The results show that the highest accuracy of the GA-ANN Artificial neural networks for all rotational speeds (1000, 1500 and 2000 rpm), and working conditions (intact gear and shaft, damaged bearing and worn shaft) observed for the network family of Db4. The highest error observed for the family of Db20 with MSE of 0.011.

Conclusions

Artificial neural networks can somewhat think and make decisions similar to an expert person. In this project in order to predict the occurrence of a failure of the clutch mechanism of MF285 tractor, the experimental data were obtained using some sensors, and the data were transferred to a computer by means of a data analytical. By training of the neural networks, the errors were identified separately. The output data from the combined Neural Network and Genetic Algorithm shows that the performance of the prediction model is enhanced. Based on the experiments and calculations, the best data set belongs to the family of Db4 network with the least MSE equal to $4.09E-07$ and r equal to 0.99999, indicating that the model could precisely detect the faulty bearings or shafts.

Keywords: Clutch retainer mechanism, Fault diagnosis, Genetic algorithm, Neural network, Wavelet packet transforms