مجله مهندسی مکانیک مدرس، خرداد 1395، دوره 16، شماره 3، ص‌ص 311-318

ماهنامه علمی پژوهشی

مهندسی مکانیک مدرس

mme.modares.ac.ir

بررسی رفتار ارتعاشی تسمه زمانبندی در طول آزمون دوام به کمک شبکه عصبی مصنوعی

مقداد خزایی[1]، احمد بناکار[2*]، برات قبادیان[3]، مصطفی میرسلیم[4]، سعید مینایی[5]، سید محمد جعفری[6]، پیمان شرقی[7]

1- دانش آموخته دکتری، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
2- استادیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
3- دانشیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
4- استادیار، گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران
5- دانشیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
6- شرکت تحقیق طراحی و تولید موتور ایران خودرو (ایپکو)، تهران
7- شرکت تحقیق طراحی و تولید موتور ایران خودرو (ایپکو)، تهران
* تهران، صندوق پستی: 111-14115، ah_banakar@modares.ac.ir

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل
دریافت: 17 آبان 1394
پذیرش: 17 بهمن 1394
ارائه در سایت: 07 فروردین 1395

کلید واژگان:
تسمه زمانبندی
عمر مفید باقیمانده
آزمون دوام شتابدار
سیگنال ارتعاش
شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

چکیده

در این پژوهش برای نخستین بار به معرفی روشی هوشمند جهت تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی یک موتور درونسوز بر اساس سیگنال‌های ارتعاشی آن پرداخته شده است. بدین منظور آزمون دوام شتاب‌دار تسمه زمانبندی بر اساس دما و پیش کشش بیشتر معرفی و انجام شد. سپس آزمون دوام آغاز و سیگنال‌های ارتعاشی تسمه زمانبندی از حالت سالم تا خرابی توسط یک حسگر لیزری فاصله‌سنج ارتعاشی ثبت شد. سه تابع ویژگی به نام‌های انرژی، انحراف از معیار و کورتوسیس از سیگنال‌های ارتعاشی در حالات سالم و خرابی استخراج گردید و بدین ترتیب حد آستانه بروز عیب در تسمه زمانبندی نیز تعریف شد. از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) جهت پایش و تخمین رفتار ارتعاشی سیگنال‌های ارتعاشی تسمه زمانبندی استفاده شد. در نهایت شبکه عصبی مصنوعی بر پایه ویژگی‌های انرژی، انحراف از معیار و کورتوسیس سیگنال‌های ارتعاشی به ترتیب توانست با دقت میانگین 98%، 98% و 97% به تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی موتور درونسوز بپردازد. ضریب همبستگی ($R2$) تخمین سری‌های زمانی ارتعاشی تسمه زمانبندی توسط شبکه عصبی و بر پایه ویژگی‌های انرژی، انحراف از معیار و کورتوسیس سیگنال‌های ارتعاشی نیز به ترتیب 0.87، 0.91 و 0.87 به دست آمد. همچنین میزان موثر سیگنال خطای (RMSE) شبکه عصبی بر پایه ویژگی‌های انرژی، انحراف از معیار و کورتوسیس سیگنال‌های ارتعاشی به ترتیب 3.6%، 5.4% و 5.6 % به دست آمد.

Analysis of Timing Belt Vibrational Behavior During a Durability Test Using Artificial Neural Network (ANN)

Meghdad Khazaee[1], Ahmad Banakar[1*], Barat Ghobadian[1], Mostafa Mirsalim[2], Saeid Minaei[1], Seyed Mohamad Jafari[3], Peyman Sharghi[3]

1- Department of Biosystems Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
2- Department of Mechanical Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran
3- Irankhodro Powertrain Company, Tehran, Iran
* P.O.B. 14115-111, Tehran, Iran, ah_banakar@modares.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper
Received 08 November 2015
Accepted 06 February 2016
Available Online 26 March 2016

Keywords:
Timing belt
Remaining Useful Life (RUL)
Accelerated durability test
Vibration Signal
Artificial Neural Networks (ANN)

ABSTRACT

In this research, an intelligent method is introduced for prediction of remaining useful life of an internal combustion engine timing belt based on its vibrational signals. For this goal, an accelerated durability test for timing belt was designed and performed based on high temperature and high pre tension. Then, the durability test was began and vibration signals of timing belt were captures using a vibrational displacement meter laser device. Three feature functions, namely, Energy, Standard deviation and kurtosis were extracted from vibration signals of timing belt in healthy and faulty conditions and timing belt failure threshold was determined. The Artificial Neural Network (ANN) was used for predicting and monitoring vibrational behavior of timing belt. Finally, the ANN based on Energy, Standard deviation and kurtosis features of vibration signals could predict timing belt remaining useful life with accuracy of 98%, 98% and 97%, respectively. The correlation factor (R2) of vibration time series prediction by ANN and based on Energy, Standard deviation and kurtosis features of vibration signals were determined as 0.87, 0.91 and 87, respectively. Also, Root Mean Square Error (RMSE) of ANN based on Energy, Standard deviation and kurtosis features of vibration signals was calculated as 3.6%, 5.4% and 5.6%, respectively.

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

Please cite this article using:

M. Khazaee, A. Banakar, B. Ghobadian, M. Mirsalim, S. Minaei, S. M. Jafari, P. Sharghi, Analysis of Timing Belt Vibrational Behavior During a Durability Test Using Artificial Neural Network (ANN), *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 16, No. 3, pp. 311-318, 2016 (in Persian)

1- مقدمه

عیوب مکانیکی از مهم‌ترین عوامل خسارات جانی و مالی در صنایع هستند. سیستم‌های مکانیکی قادر نیستند مانند سیستم‌های الکترونیکی به عیب‌یابی خودکار خود بپردازند یا سیگنال های هشدار به کاربران خود بفرستند و همین امر باعث شده است که تشخیص دیر هنگام آن‌ها موجب خسارات جبران نشدنی و شدیدی شود [1]. امروزه با پیشرفت تکنولوژی، تجهیزات صنعتی روز به روز پیچیده‌تر می‌شوند که به موازات این پیچیدگی حساس‌تر شده و توجه بیشتری نیز می طلبند. چراکه شکست و از کارافتادگی آنها ممکن است هزینه‌های فراوانی در برداشته باشد. به همین دلیل قابلیت اطمینان، در دسترس بودن و کاهش هرچه بیشتر زمان از کارافتادگی و تعمیرات تجهیزات دارای اهمیت فراوانی است. بهبود این شاخص‌ها از طریق پایش وضعیت ارتعاشی به خوبی امکان‌پذیر است [2]. عیب‌یابی شالوده اصلی نگهداری و تعمیرات مبتنی بر پایش وضعیت است. کاهش موثر هزینه‌های تعمیراتی و افزایش قابلیت استفاده از ماشین آلات با به کارگیری روش عیب‌یابی ماشین در عمل به اثبات رسیده است [3]. در زمینه عیب‌یابی تجهیزات و سامانه‌های مکانیکی پژوهش‌های زیادی انجام شده است. نمونه‌هایی از کاربرد روش‌های مختلف در عیب‌یابی ارتعاشی بیرینگ‌های غلتشی [4,2]، بیرینگ‌های لغزشی (یاتاقان‌ها) [5]، جعبه دنده‌ها [6]، پمپ‌ها [7]، و مانند آنها قابل مشاهده است.

اما در بسیاری از سامانه‌های مکانیکی به علت شرایط خاصی که بر آنها حاکم است، تجاوز از شرایط نرمال حتی برای یک لحظه نیز هزینه‌های سنگینی در بر خواهد داشت. به عنوان مثال هنگامی که تسمه‌ی زمانبندی[1] یک موتور احتراق داخلی پاره می‌شود، در همان لحظات نخست بروز عیب زیان سنگینی متوجه موتور می‌شود. بنابراین امروزه توجه به پیش‌بینی بروز عیب و تخمین عمر مفید باقیمانده به شدت افزایش یافته است [3].

پیش‌بینی عیب در واقع مکمل فرآیند عیب‌یابی است. بدین صورت که ابتدا در فرآیند عیب‌یابی مشخصه‌های بروز عیب در یک سامانه مشخص شده و حد آستانه بروز عیب در آن سامانه تعریف می‌گردد. سپس با روش‌های مختلف از جمله تخمین سری‌های زمانی، هوش مصنوعی، آماری و احتمالاتی به پیش‌بینی رفتار سیگنال ارتعاشی می‌پردازند. بدین ترتیب زمان عبور سیگنال از حد آستانه تعریف شده برای بروز عیب را تخمین زده و از این گذر به تعیین عمر مفید باقیمانده آن قطعه یا سامانه پرداخته می‌شود [8].

گرچه کماکان تا رسیدن به یک راهبرد دقیق، عمومی و ارزان به منظور پیش‌بینی عیب در سامانه‌های مکانیکی راه بسیاری باقی است، اما تحقیقات فراوانی در این زمینه انجام پذیرفته است که در ذیل به برخی از مهم‌ترین آنها اشاره شده است.

نیو و همکاران (2009) با استفاده از قوانین تئوری شواهد دمپستر-شافر[2] مفهوم رگرسیون دمپستر-شافر را تعریف نمودند. در این پژوهش از تئوری شواهد دمپستر-شافر به منظور تلفیق داده‌های حسگرهای ارتعاشی استفاده شده است. همچنین از روش ماشین بردار پشتیبان نیز برای تجزیه و تحلیل داده‌های ارتعاشی استفاده شده است. نتایج این پژوهش بر نقش مثبت استفاده از راهبرد تلفیق داده‌ها در افزایش دقت تخمین عمر مفید باقیمانده قطعات مکانیکی تاکید می‌کند [9].

ویدودو و یانگ (2011) با تلفیق روش‌های احتمالی و هوش مصنوعی به پیش‌بینی عیب و تخمین عمر مفید باقیمانده‌ی یاتاقان‌های غلتشی پرداختند. در این پژوهش از ماشین بردار پشتیبان (SVM) به عنوان روش هوش مصنوعی و از تئوری احتمالات نیز به منظور پیش‌بینی احتمال وقوع عیب استفاده شده است. در این مقاله از داده‌های استاندارد مرکز عالی پیش‌بینی عیب دانشگاه سین سیناتی[3] استفاده شد. در این تحقیق میزان عمر مفید باقیمانده با دقت بیش از 98 درصد تخمین زده شد. در پژوهش یاد شده تلفیقی از روش‌های هوش مصنوعی و احتمالاتی برای تجزیه و تحلیل داده‌ها انتخاب شده است [10].

هوو و همکاران (2012) با استفاده از روش‌های احتمالاتی یک مدل برای تخمین عمر مفید باقیمانده (RUL) سامانه‌های مکانیکی طراحی نمودند. در طراحی این مدل از تئوری PHM و تئوری احتمال بیزین[4] استفاده شده و در واقع تلفیقی از آنهاست. مدل مذکور با موفقیت در پایش وضعیت مبتنی بر پیش‌بینی عیب دو مورد مطالعاتی به کار گرفته شد. نخست در پیش‌بینی بروز عیب در یک سامانه‌ی انتقال توان مخصوص تاسیسات هسته‌ای و دوم در تخمین عمر مفید یک فن تهویه هوا. نتایج این پژوهش نشان داد که روش‌های مبتنی بر احتمالات نیز می‌توانند به دقت مناسب و قابلیت اطمینان بالا به پیش‌بینی عیب سامانه‌های مکانیکی بپردازند [11].

لیو و همکاران (2012) با استفاده از راهبرد تلفیق داده‌ها به طراحی چارچوبی به منظور پایش وضعیت مبتنی بر پیش‌بینی عیب در تجهیزات مختلف پرداختند. این روش با موفقیت در پیش‌بینی عمر مفید باتری‌های الکتریکی به کار گرفته شد [12].

چن و همکاران (2013) نیز با استفاده از روش‌های آماری تجربه بنیان به پیش‌بینی بروز عیب در یک توربین بادی پرداختند. در روش‌های آماری تجربه بنیان، نیاز است تا قوانینی به منظور پیش‌بینی رخداد عیب در شرایط مختلف وضع شود. در این پژوهش از شبکه‌های فازی-عصبی به منظور تعیین قوانین منطقی استفاده شد. همچنین شبکه‌های فازی-عصبی به منظور پیش‌بینی وضعیت عملکرد توربین به کار گرفته شد [13].

در این پژوهش برای نخستین بار به پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی بر اساس سیگنال‌های ارتعاشی آن پرداخته شده است. بدین منظور سیگنال‌های ارتعاشی تسمه زمانبندی از حالت سالم تا خرابی آن توسط یک حسگر لیزری فاصله سنج ثبت شد. به منظور پایش دقیق‌تر رفتار ارتعاشی تسمه زمانبندی، سه ویژگی انرژی، انحراف از معیار و کورتوسیس از سیگنال‌های ارتعاشی استخراج شد. از شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی زمان عبور سیگنال‌های ارتعاشی از حد آستانه بروز عیب در تسمه زمانبندی استفاده شد و بدین ترتیب به تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی پرداخته شد.

2- داده‌کاوی و تعریف بروز عیب

یکی از مهم‌ترین مراحل در تخمین عمر مفید باقیمانده، شناسایی ویژگی‌های بروز عیب در تسمه زمانبندی است. بر این اساس می‌توان در گام نخست مرز بین سلامت و معیوب بودن تسمه زمانبندی را تعیین نموده و سپس بدین ترتیب حد آستانه بروز عیب در تسمه زمانبندی را استخراج نمود.

در این پژوهش تعیین حد آستانه بروز عیب از طریق استخراج ویژگی‌های آماری از سیگنال های ارتعاشی تسمه زمانبندی انجام شد. بدین منظور از سیگنال‌های ارتعاشی تسمه زمانبندی 3 تابع ویژگی با نام‌های انرژی، انحراف از معیار (STD) و کورتوسیس از سیگنال‌های حالات سالم و

[1] Timing belt
[2] Dempster-Shafer evidence theory
[3] Prognostics Center of Excellence (PCoE), University of Cincinnati.
[4] Bayesian theory

معیوب استخراج شد. نام و فرمول این 3 ویژگی در جدول 1 آورده شده است. سپس با رسم نمودار ویژگی‌های انتخاب شده از حالات معیوب و سالم، حد آستانه بروز عیب در تسمه زمانبندی تعیین شد. هرگاه ارتعاشات یک قطعه مکانیکی به میزان 4 درصد از حد آستانه بروز عیب عبور کند، آن قطعه معیوب محسوب می‌شود. همچنین در صورتی که ارتعاشات آن قطعه 10 درصد بیشتر از حد آستانه تعریف شده شود، به منظور حفاظت از سلامت کل سامانه مکانیکی به اقدام فوری به منظور تعویض یا تعمیر قطعه معیوب نیاز است [14]. در این پژوهش تجاوز بیشتر از 4 درصدی ارتعاشات تسمه زمانبندی از حد آستانه تعریف شده به عنوان بروز خرابی قطعی در نظر گرفته شد. در جدول 1 $x(n)$ مقادیر سری زمانی، N تعداد نقاط داده‌ای[1] و M مقدار میانگین سیگنال است.

در این مقاله ترک داخلی و سایش به عنوان عیب در تسمه زمانبندی تعریف شد. چرا که این عیوب رایج‌ترین و مهم‌ترین عیب در تسمه زمانبندی به شمار می‌رود [15]. همچنین تمام خرابی‌های تسمه زمانبندی اعم از جدایش دندانه، پارگی و مانند آنها، از این عیوب آغاز می‌شوند [17,16].

در این پژوهش از سه ویژگی انرژی، انحراف از معیار (STD) و کورتوسیس سیگنال به منظور پایش تغییرات سیگنال‌های ارتعاشی تسمه زمانبندی استفاده شد. در پژوهش‌های مشابه که بر روی تخمین عمر و عیب‌یابی یک کمپرسور گاز متان [18]، صفحات پلکسی‌گلس[2] [19] و یک جعبه دنده [20] انجام شده است نیز استفاده از ویژگی‌های ضربه‌ای اعم از انرژی و آنتروپی نتایج مفیدی در بر داشته‌اند. در پژوهش‌های دیگری نیز از کورتوسیس به منظور تشخیص بروز عیب در جعبه دنده سیاره‌ای یک توربین بادی [21] و تشخیص عیوب مکانیکی که ماهیت ضربه‌ای دارند و نیروهای بزرگ ناگهانی و نوسانی در ساختار سامانه مکانیکی ایجاد می‌کنند [22] با موفقیت استفاده شده است.

3- فرآیند تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی

شکل 1 نمایی از فرآیند معرفی شده در این پژوهش به منظور تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی را نشان می‌دهد. این فرآیند در واقع راهبرد معرفی شده در این پژوهش جهت پیش‌بینی عیب در تسمه زمانبندی محسوب می‌گردد.

همانگونه که در این شکل مشاهده می‌شود در این پژوهش به تشخیص و طبقه‌بندی عیوب تسمه با استفاده از آنالیز ارتعاشی پرداخته شده است. بدین منظور سیگنال‌های ارتعاشی تسمه در حالت‌های مختلف توسط یک حسگر ارتعاش‌سنج نوری تحصیل شد. در مرحله داده‌کاوی به منظور به دست آوردن اطلاعات مفید از سیگنال‌های ارتعاشی، 3 ویژگی آماری ریشه‌ی میانگین

جدول 1 نام و معادله ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های ارتعاشی

Table 1 Name and formulas of the extracted features from vibration signals

نام ویژگی	فرمول
انرژی	$F_1 = \sum_{n=1}^{N} (x(n))^2$
انحراف از معیار	$F_2 = \frac{\sqrt{\sum_{n=1}^{N}(x(n)-M)^2}}{N-1}$
کورتوسیس	$F_3 = \frac{\sum_{n=1}^{N}(x(n)-M)^4}{(N-1)\cdot {F_2}^4}$

[1] Data Point
[2] Plexiglas

مربعات[3]، کورتوسیس[4] و انرژی سیگنال[5] که فرمول آنها در جدول 1 آورده شده است، استخراج شدند. بدین ترتیب شرایط عادی و غیر عادی عملکرد تسمه‌های زمانبندی از یکدیگر تشخیص داده شد تا از این گذر بتوان مشخصه‌های بروز عیب در تسمه زمانبندی را شناسایی نموده و در نهایت حد آستانه معیوب بودن تسمه زمانبندی تعیین گردد. سپس داده‌برداری از تسمه زمانبندی به صورت پیوسته از حالت سالم تا بروز خرابی انجام شد.

ارتعاشات تسمه زمانبندی در طول آزمون دوام ثبت شد. سپس توابع ویژگی تشریح شده در جدول 1 از سیگنال های ارتعاشی حالت سالم تا خرابی استخراج شدند. از شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی رفتار ارتعاشی تسمه زمانبندی استفاده شد. با استفاده از شبکه عصبی لحظه عبور مقادیر ویژگی‌های سیگنال‌های ارتعاشی از حد آستانه بروز عیب تخمین زده شد و بدین صورت عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی پیش‌بینی شد. در نهایت با پایش روند تغییرات مقادیر ویژگی‌های استخراج شده، زمان عبور ارتعاشات تسمه زمانبندی از حد آستانه تعریف شده برای عیب تخمین زده شد و بدین ترتیب عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی پیش‌بینی شد.

4- میز آزمون

در این پژوهش از یک حسگر لیزری فاصله‌سنج جهت ثبت ارتعاشات تسمه در حالات مختلف استفاده شد. بر اساس منابع استفاده از این نوع حسگر بهترین

جدول 2 مشخصات حسگر ارتعاش‌سنج لیزری

Table 2 Specification of the laser vibrometer sensor

نام و مدل دستگاه	ونگلور[6] مدل YP06MGV80
گستره اندازه‌گیری	20 میلی‌متر
دقت اندازه‌گیری	5 میکرومتر
طول موج لیزر	660 نانومتر
قطر شعاع نور	0.5 میلی متر
نرخ داده‌برداری	5000 هرتز
فرکانس قطع	1000 هرتز
زمان پاسخ حسگر	500 میکرو ثانیه

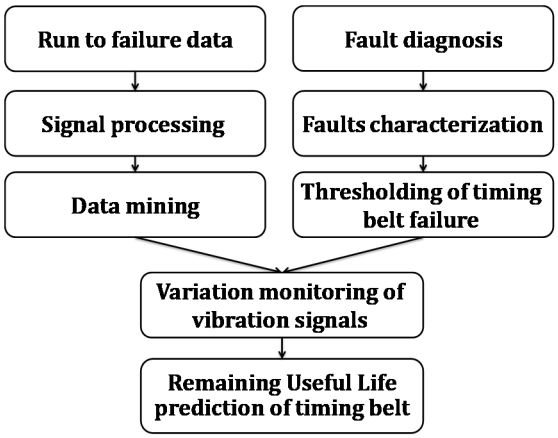

Fig. 1 The proposed method in this research for timing belt life prediction

شکل 1 فرآیند معرفی شده در این پژوهش جهت تخمین عمر تسمه زمانبندی

[3] Root Mean Square (RMS)
[4] Kurtosis
[5] Impulse factor
[6] Wenglor

انتخاب برای اندازه‌گیری ارتعاشات تسمه‌هاست؛ چرا که امکان پایش ارتعاشی تسمه به صورت غیر تماسی را فراهم می‌آورد [23]. همچنین از آنجا که تسمه زمانبندی نیز از سامانه‌های مکانیکی فرکانس پایین است، استفاده از ارتعاش سنج لیزری برای این کاربرد مناسب است [24]. جدول 2 مشخصات ارتعاش‌سنج لیزری مورد استفاده در این پژوهش را نشان می‌دهد.

تمامی آزمایش‌های این پژوهش در شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران‌خودرو (ایپکو) انجام شد. از یک موتور احتراق داخلی جهت انجام آزمایشات استفاده شد. موتور مورد استفاده دارای 4 سیلندر، 16 سوپاپ و حجم 1.6 لیتر بود. این موتور در سرعت 5500 دور در دقیقه توانایی تولید 110 کیلو وات توان را دارد. شاخص‌های مختلف موتور مانند دما و فشار آب و مواردی از این دست کاملا تحت کنترل و مشابه شرایط واقعی عملکردی موتور روی خودرو بود تا بدین ترتیب شرایط عملکردی تسمه زمانبندی به دقت شبیه‌سازی شود. شکل 2 میز آزمون این پژوهش را نشان می‌دهد.

5- طراحی آزمون‌های تجربی

5-1- اعمال پیش‌کشش بیشینه در تسمه زمانبندی

پیش‌کشش زیاد باعث تسریع فرآیند تخریب تسمه زمانبندی شده و یکی از عوامل شناخته شده تاثیرگذار بر عمر آن است [25]. به همین دلیل در هر ساختار گردش تسمه زمانبندی قطعه‌ای به نام تسمه سفت‌کن [1] وجود دارد که وظیفه آن تنظیم میزان پیش‌کشش مناسب در تسمه زمانبندی است. میزان پیش‌کشش تسمه زمانبندی از طریق تغییر شاخص تسمه سفت‌کن قابل تنظیم است.

جهت افزایش پیش‌کشش تسمه زمانبندی ابتدا موتور در حالت زمانبندی استاندارد (تایم) قرار گرفته و شاخص تسمه سفت‌کن در محل استاندارد تنظیم شد. در این حالت پیش‌کشش ابتدایی تسمه زمانبندی اندازه‌گیری شد. سپس شاخص تسمه سفت‌کن به محلی انتقال یافت که

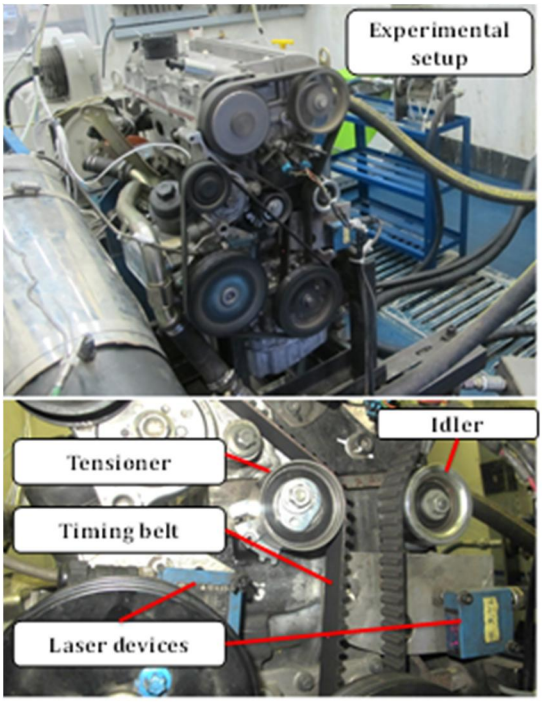

Fig. 2 Experimental test rig of this research

شکل 2 میز آزمون‌های تجربی پژوهش حاضر

[1] Tensioner

نیروی کششی بیشتری بر تسمه زمانبندی وارد آید. پس از تایمینگ دوباره موتور، کشش ایستایی تسمه زمانبندی اندازه گیری شد. بدین ترتیب میزان پیش‌کشش تسمه زمانبندی از 345 نیوتن به 530 نیوتن افزایش یافت. شکل 3 نمایی از نحوه وارد آوردن پیش‌کشش بیشتر بر تسمه زمانبندی از طریق تنظیم شاخص تسمه سفت‌کن را نشان می‌دهد.

5-2- دمای زیاد محیط کاری

دمای محیط کاری تسمه‌ها از مهم‌ترین عواملی است که بر عمر آن تاثیر می‌گذارد [26]. بنابراین ایجاد دمای شدید در محیط کاری تسمه زمانبندی یکی دیگر از روش‌های شتابدار نمودن آزمون دوام بود که در این پژوهش از آن استفاده شد. بدین منظور با استفاده از یک فن دمنده هوای داغ دمای محیط کاری تسمه زمانبندی در محدوده 120 درجه سلسیوس تنظیم شد. این در حالی است که دمای محیط کاری تسمه زمانبندی باید در حدود 60 درجه سلسیوس باشد [27].

6- شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه عصبی مصنوعی یکی از پرکاربردترین و رایج‌ترین روش‌های هوش مصنوعی است که کارآمدی و کاربردهای فراوان آن پوشیده نیست. یکی از حوزه‌های کاربردی مهم شبکه عصبی مصنوعی عیب‌یابی و پیش‌بینی عیب و تخمین عمر مفید باقیمانده در سامانه‌های مکانیکی است. این روش بارها با موفقیت به منظور پایش وضعیت و عیب‌یابی سامانه‌های مکانیکی به کار گرفته شده است [29,28]. در این پژوهش از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون سه لایه (MLP)[2] به منظور پیش‌بینی رفتار سیگنال‌های ارتعاشی تسمه زمانبندی تسمه استفاده شد.

در شبکه‌های عصبی MLP در بیشتر موارد از روش آموزش با نظارت[3] لونبرگ-مارکوا ت[4] استفاده می‌شود. روش آموزش لونبرگ-مارکوات به خصوص در آموزش شبکه‌های عصبی MLP پیش‌بینی کننده بسیار کارآمدی هست [31,30]. در این نوع شبکه عصبی در حین آموزش، ورودی های مورد نظر به شبکه عصبی اعمال می‌شود و خروجی شبکه با خروجی مطلوب[5] مقایسه می‌شود. اختلاف بین خروجی واقعی و خروجی مطلوب منجر به تولید سیگنال خطا می‌شود. به حداقل رساندن خطا براساس تنظیم وزن‌های شبکه انجام می‌شود و میزان محاسبات لازم برای حداقل نمودن خطا به الگوریتم

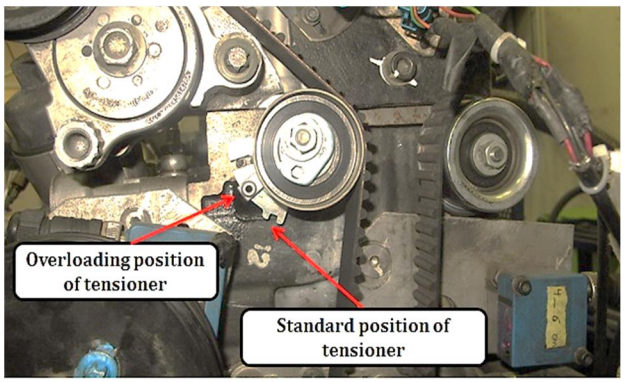

Fig. 3 Overloading condition in the timing belt

شکل 3 شرایط بیش باری در تسمه زمانبندی

[2] Multi-Layer Perceptron (MLP)
[3] Supervised Learning
[4] Levenberg-Marquardt
[5] Targets

(شیوه) آموزش شبکه بستگی دارد. اغلب از الگوریتم آموزش پس انتشار[1] استفاده می‌شود. در این الگوریتم پس از محاسبه مقدار خطا در لایه خروجی، مقادیر وزن‌ها در لایه پنهان به منظور کاهش خطا تنظیم می‌شوند [30].

در MLP ها با کاربرد پیش‌بینی از تابع انتقال غیر خطی سیگموئید[2] در لایه های پنهان و لایه خروجی استفاده می‌شود. کلیه مراحل ایجاد و آموزش شبکه MLP در جعبه ابزار شبکه عصبی[3] نرم افزار متلب[4] انجام شده است. این نرم افزار دستورات و توابع مناسبی را به منظور آموزش شبکه MLP با انواع الگوریتم‌های پس انتشار در اختیار قرار می‌دهد. انواع مختلفی از الگوریتم‌های پس انتشار به منظور آموزش شبکه‌های MLP مورد استفاده قرار می‌گیرند. پس از پردازش سیگنال‌های ارتعاشی تسمه‌های سالم و معیوب در حوزه‌های زمان و فرکانس بردارهای مشخصات انتخاب شده برای هر کدام به منظور انتخاب ورودی‌های مناسب برای شبکه عصبی MLP مورد استفاده قرار گرفتند. پس از بررسی الگوریتم‌های مختلف آموزش مشخص شد که الگوریتم آموزش پس انتشار LM[5] نتایج بهتری را بدست می‌دهد. این الگوریتم همچنین از سرعت بسیار بالاتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها برخوردار می‌باشد. هر کدام از شبکه‌ها توسط این الگوریتم آموزش و با تعداد نرون‌های مختلف در لایه میانی بکار گرفته شد و در نهایت مناسب‌ترین بردار مشخصات و ساختار شبکه متناظر شبکه عصبی در تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی بدست آمد. ساختار شبکه MLP انتخاب شده در این تحقیق شامل شبکه سه لایه‌ای می‌باشد. بنابراین شبکه عصبی مورد استفاده در این پژوهش یک شبکه MLP با ساختار I*H*O انتخاب شد. در این فرمول I تعداد بردارهای ورودی است. به ازای هر ویژگی ورودی به شبکه عصبی یک نرون در لایه I تعریف شد. از آنجا که در این پژوهش از سه ویژگی جهت تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی استفاده شد، لایه ورودی شبکه عصبی دارای 3 نرون بود. همچنین O نماد لایه خروجی شبکه عصبی است. در این پژوهش به تعداد هر حالت در خروجی شبکه عصبی یک نرون در لایه خروجی آن تعریف شد. در آزمون تخمین عمر شبکه عصبی یک نرون در لایه خروجی تعریف شد که در واقع بیانگر برآورد شبکه عصبی مصنوعی از عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی بود. اما در ساختار شبکه، لایه H نیز نشان دهنده تعداد نرون‌های لایه میانی (لایه پنهان) است که در عملکرد شبکه، تاثیر بسزایی دارند. برای تعیین بهینه تعداد نرون مناسب در لایه میانی برای هر شبکه (متناظر با هر بردار مشخصات) از روش سعی و خطا استفاده شد که روشی رایج در بدست آوردن بهترین ساختار شبکه عصبی به شمار می‌رود [32]. بدین منظور هر شبکه با تعداد 10 تا 100 نرون در لایه میانی آموزش دیده و نتایج حاصله ثبت شد. در نهایت هر کدام از ساختارها که شبکه عصبی بهترین عملکرد در تشخیص عیوب تسمه زمانبندی را داشت، کدنویسی شده و در سامانه هوشمند تخمین عمر تسمه زمانبندی از آن ساختار استفاده شد. در این پژوهش از کل داده‌ها 60 درصد مربوط به گروه آموزش[6]، 20 درصد مربوط به گروه ارزیابی[7] و 20 درصد مربوط به گروه آزمایش[8] انتخاب شد. داده‌های گروه ارزیابی به منظور جلوگیری از آموزش بیش از حد شبکه[9] به کار می‌روند. به منظور بدست آوردن مناسب‌ترین شبکه مقدار مینیمم تابع گرادیانت[10] برابر با صفر در نظر گرفته شده است. ورودی‌های شبکه به صورت دسته‌ای[11] به شبکه اعمال شده‌اند. در این روش تمامی ورودی‌ها به صورت یکجا به شبکه اعمال می‌شوند.

[1] Back Propagation
[2] Sigmoid
[3] Neural Network Toolbox
[4] MATLAB
[5] Levenberg-Marquardt
[6] Train
[7] Validation
[8] Test
[9] Overfit

[10] Gradient
[11] Batch Mode

7- نتایج و بحث

7-1- سیگنال ارتعاشی تسمه زمانبندی

شکل 4 سیگنال ارتعاشی تسمه زمانبندی به صورت پیوسته از حالت سالم تا خرابی را نشان می‌دهد. همانگونه که از شکل 4 پیداست ارتعاشات تسمه زمانبندی در طول آزمون دوام آن که به صورت تقریبی 84 ساعت به طول انجامید، روند افزایشی دارد. این افزایش از میانه‌های آزمون دوام یعنی حدود ساعت پنجاهم روند افزایشی شدیدتری به خود می‌گیرد.

7-2- تعیین حد آستانه

در این مرحله برای هریک از حالات سالم و معیوب تسمه زمانبندی 180 سیگنال با طول 2 ثانیه ثبت شد. سپس 3 ویژگی تشریح شده در جدول 2 از سیگنال‌های ارتعاشی حوزه زمان استخراج شدند. شکل‌های 5 تا 7 پراکندگی مقادیر توابع ویژگی استخراج شده از سیگنال‌های ارتعاشی حوزه زمان برای حالات سالم و معیوب تسمه زمانبندی را نشان می‌دهند. همچنین جدول 3 مقادیر حد آستانه بروز عیب در تسمه زمانبندی بر اساس این سه ویژگی را نشان می‌دهد. در این جدول حد آستانه بروز عیب در تسمه زمانبندی از طریق حاصل جمع میانگین مقادیر ویژگی در حالت معیوب تسمه زمانبندی با 4 درصد حد اطمینان بروز عیب استخراج شده است.

7-3- تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی

در این بخش به ارائه نتایج تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی بر اساس سیگنال‌های ارتعاشی آن پرداخته می‌شود. شکل‌های 8 تا 10 مقادیر

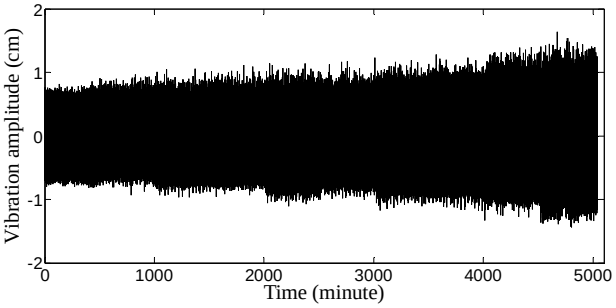

Fig. 4 Run to failure vibration signals of timing belt during durability test

شکل 4 سیگنال ارتعاشی از سالم تا خرابی تسمه زمانبندی در طول آزمون دوام.

جدول 3 تعیین حد آستانه بروز عیب بر اساس ویژگی‌های ارتعاشی تسمه زمانبندی
Table 3 Thresholding of timing belt failure based on vibration features of timing belts

نام ویژگی	مقادیر ویژگی		حد آستانه
	حالت سالم	حالت معیوب	بروز عیب
انرژی	467	1424	1481
انحراف از معیار	0.09	0.35	0.37
کورتوسیس	2.48	5.1	5.31

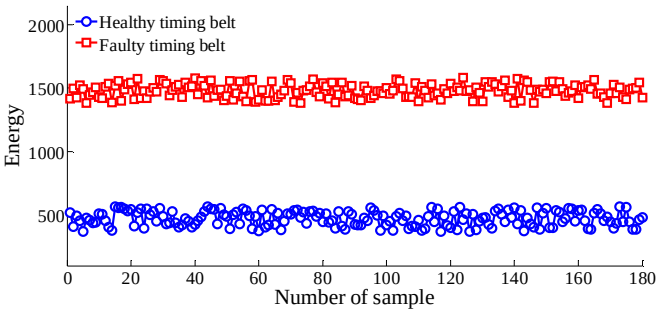

Fig. 5 Thresholding of failure based on energy features of vibration signals

شکل 5 تعیین آستانه بروز عیب بر اساس ویژگی انرژی سیگنال‌های ارتعاشی

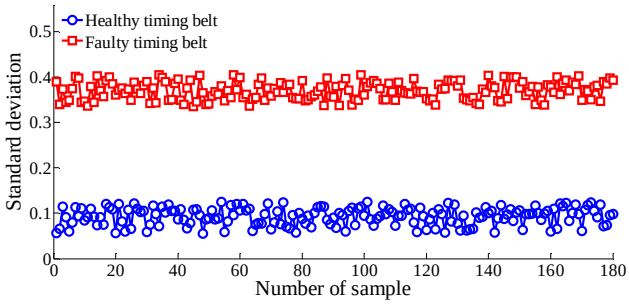

Fig. 6 Thresholding of failure based on standard deviation of vibration signals

شکل 6 تعیین آستانه بروز عیب بر اساس انحراف از معیار سیگنال‌های ارتعاشی

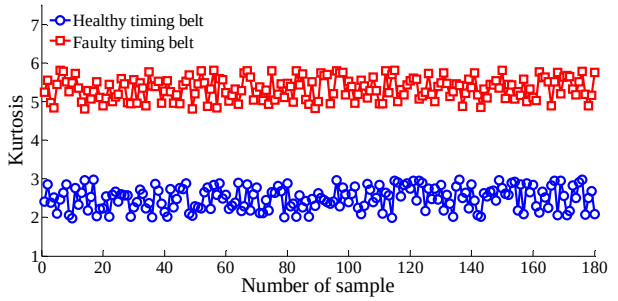

Fig. 7 Thresholding of failure based on kurtosis of vibration signals

شکل 7 تعیین آستانه بروز عیب بر اساس کورتوسیس سیگنال‌های ارتعاشی

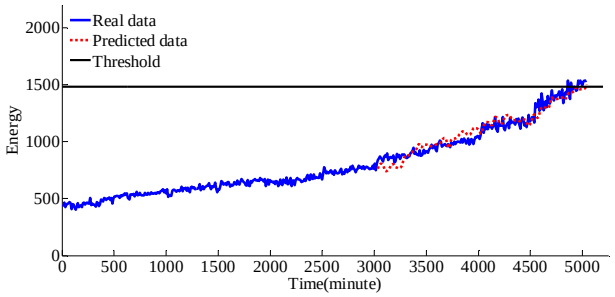

Fig. 8 The predicted and real values of energy feature of vibration signals

شکل 8 مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده ویژگی انرژی سیگنال‌های ارتعاشی

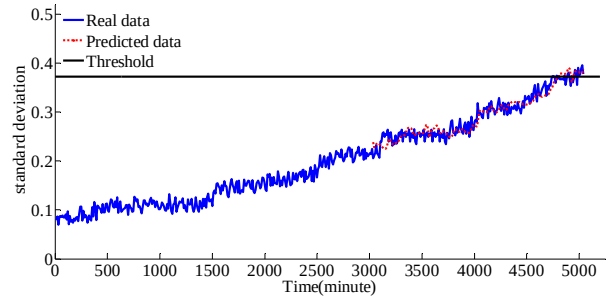

Fig. 9 The predicted and real values of standard deviation feature of vibration signals

شکل 9 مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده ویژگی انحراف از معیار سیگنال‌های ارتعاشی

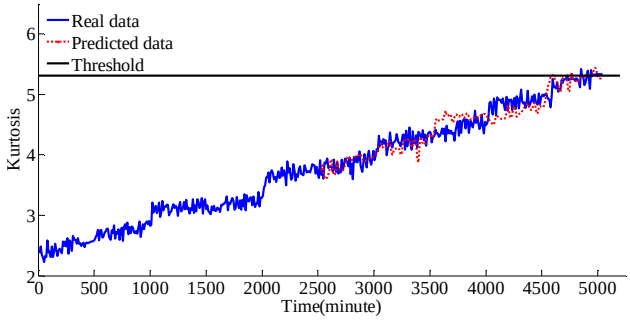

Fig. 10 The predicted and real values of kurtosis feature of vibration signals

شکل 10 مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده ویژگی کورتوسیس سیگنال‌های ارتعاشی

واقعی در کنار مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی را به ترتیب برای ویژگی‌های انرژی، انحراف از معیار و کورتوسیس سیگنال‌های ارتعاشی تسمه زمانبندی نشان می‌دهند.

شکل‌های 8 تا 10 نشان می‌دهند که مقادیر ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های ارتعاشی تسمه زمانبندی دارای روندی افزایشی هستند. افزایش مقادیر انرژی سیگنال در طول زمان نشان از روند افزایشی دامنه ارتعاشات تسمه زمانبندی در طول آزمون دوام دارد. افزایش انرژی یک سیگنال ارتعاشی به معنای آشفتگی بیشتر آن و نشانه‌ای مهم از معیوب بودن یک سامانه مکانیکی است [20].

انحراف از معیار شاخصی جهت سنجش پراکندگی مقادیر یک سیگنال است. انحراف از معیار بیشتر نیز یکی از نشانه‌های اغتشاش در سیگنال ارتعاشی و نشانه‌ای از بروز عیب در آن است. ویژگی کورتوسیس رفتار ضربه‌ای یک سیگنال را نشان می‌دهد. یعنی هرچقدر کورتوسیس یک سیگنال بیشتر باشد آن سیگنال دارای رفتار ضربه‌ای شدیدتری است. مقدار کورتوسیس برای سامانه‌های مکانیکی سالم در حدود 3 و برای سامانه‌های مکانیکی معیوب حدود 6 و بیشتر است [21]. با توجه به شکل 10 مشاهده می‌شود که کورتوسیس سیگنال‌های ارتعاشی تسمه زمانبندی در حالت سالم حدود 2.5 می‌باشد که قابل قبول است. این مقدار برای حالت معیوب تسمه زمانبندی به حدود 5.5 می‌رسد که نشان از بروز عیب در تسمه زمانبندی دارد. جدول 4 دقت به دست آمده در تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی بر اساس ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال های ارتعاشی تسمه زمانبندی را نشان می‌دهد. در جدول 4 زمان عبور مقادیر یک ویژگی از آستانه تعیین شده در جدول 3، بروز عیب در تسمه زمانبندی در نظر گرفته شد. دقت تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی در جدول 4 به صورت زیر محاسبه شد:

$$\text{دقت تخمین عمر} = 100 - \frac{|\text{عمر واقعی} - \text{عمر پیش بینی شده}|}{\text{عمر واقعی}} \times 100$$

بر اساس جدول 4 مشاهده می‌شود که شبکه عصبی مصنوعی بر پایه ویژگی‌های انرژی، انحراف از معیار و کورتوسیس سیگنال‌های ارتعاشی به ترتیب توانست با دقت میانگین 98%، 98% و 97% به تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی موتور درونسوز بپردازد. ضریب همبستگی ($R2$) تخمین سری‌های زمانی ارتعاشی تسمه زمانبندی توسط شبکه عصبی و بر پایه ویژگی‌های انرژی، انحراف از معیار و کورتوسیس سیگنال‌های ارتعاشی نیز به ترتیب 0.87، 0.91 و 0.87 به دست آمد. همچنین میزان موثر سیگنال خطای[1] شبکه عصبی بر پایه ویژگی‌های انرژی، انحراف از معیار و کورتوسیس سیگنال‌های ارتعاشی به 3.6%، 5.4% و 5.6 % درصد به دست آمد.

آنچه هدف اصلی این پژوهش بود، تشخیص روند تغییرات ویژگی‌های ارتعاشی بود که توسط شبکه عصبی MLP با دقت بالای 95 درصد به دست آمد. در آموزش 60 درصدی شبکه عصبی نیز روند تغییرات سیگنال‌ها به خوبی مدلسازی شده است و دقت خوبی از لحظه عبور از حد آستانه بروز عیب به دست آمده است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی در درصد آموزش‌های پایین نیز توانسته است دست کم روند تغییرات ویژگی‌های ارتعاشی را به خوبی پیش‌بینی نماید. این بدان معناست که سامانه معرفی شده در این پژوهش با نتایج پژوهش‌های [34،33] همخوانی دارد که در آنها اثبات شد با آموزش مناسب شبکه دقت تخمین عمر افزایش می‌یابد.

ویژگی انرژی سیگنال‌های ارتعاشی تسمه زمانبندی با گذشت زمان و با بروز خرابی در تسمه زمانبندی، روند افزایشی دارد. روند افزایش انرژی در ابتدا کند است اما با بروز عیب در تسمه زمانبندی، رشد آن بسیار سریع‌تر می‌شود. این روند افزایشی برای سایر ویژگی‌ها مانند انحراف از معیار و کورتوسیس که نشان‌گر رفتار ضربه‌ای یک سیگنال هستند، نیز مشاهده می‌شود. بنابراین بروز و رشد خرابی در تسمه زمانبندی هم افزایش سطح عمومی (ویژگی انرژی) و هم افزایش رفتار ضربه‌ای سیگنال‌های ارتعاشی آن را باعث می‌شود. افزایش انرژی، کورتوسیس و انحراف از معیار سیگنال‌های ارتعاشی یک سامانه مکانیکی نشانه‌ای مهم از بروز عیب در آن سامانه است [33]. پس می‌توان نتیجه گرفت که فرضیه این پژوهش مبنی بر اینکه ارتعاش تسمه زمانبندی متاثر از وضعیت سلامت آن است، اثبات شد. بنابراین با پایش ارتعاشی تسمه زمانبندی می‌توان عمر آن را پیش‌بینی نمود.

8- نتیجه گیری

در این مقاله روشی نوین و هوشمند جهت تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی موتور درونسوز معرفی و به کار گرفته شد. بر پایه آزمون‌های تجربی مشخصه‌های بروز عیب در تسمه زمانبندی شناسایی و مرز بین سلامت و خرابی در آن تعیین شد. لحظه عبور مقادیر ویژگی‌های ارتعاشی از حد آستانه بروز عیب در تسمه زمانبندی توسط شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی شد و بدین ترتیب دقت شبکه عصبی در پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی استخراج گردید. بر این اساس شبکه عصبی مصنوعی توانست عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی را بر پایه ویژگی‌های انرژی، انحراف از معیار و کورتوسیس سیگنال‌های ارتعاشی تسمه زمانبندی به ترتیب با دقت 98%، 98% و 97% پیش‌بینی کند. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که بین ارتعاشات تسمه زمانبندی و سلامت آن ارتباط مستقیم وجود دارد و از طریق پایش ارتعاشی تسمه زمانبندی می‌توان به وضعیت سلامت آن پی برد.

جدول 4 دقت تخمین عمر مفید باقیمانده تسمه زمانبندی بر اساس ویژگی‌های ارتعاشی

Table 4 The accuracy of remaining useful life prediction of timing belt based on vibration features

مشخصات شبکه عصبی مصنوعی				زمان بروز عیب (دقیقه)		دقت (%)
نام ویژگی	تعداد نرون	RMSE	R2	واقعی	پیش‌بینی	
انرژی	44	%3.6	0.87	4859	4947	% 98
انحراف از معیار	36	%5.4	0.91	4756	4809	% 98
کورتوسیس	33	%5.6	0.87	4738	4869	% 97
دقت میانگین تخمین عمر تسمه زمانبندی بر اساس سیگنال های ارتعاشی: 97.6 %						

[1] Root Mean Square Error (RMSE)

9- قدردانی و تشکر

نویسندگان این مقاله از شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران خودرو (ایپکو) به جهت حمایت‌های مادی و معنوی خود از این پروژه نهایت سپاس و قدردانی را دارند.

10- مراجع

[1] N. Li, R. Zhou, Q. Hu, X. Liu, Mechanical fault diagnosis based on redundant second generation wavelet packet transform, neighborhood rough set and support vector machine, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 28, pp. 608-621, 2012.

[2] A. Soleimani, K. S. Esmaeilzadeh, experimental fault detection of a ball bearing using the chaotic behavior features of a vibration signal, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 15, No. 2, pp. 289-297, 2015 (in Persian فارسی).

[3] A. K. S. Jardine, D. Lin, D. Banjevic, A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 20, No. 7, pp. 1483-1510, 2006.

[4] X. Lou, K. A. Loparo, Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 18, No. 5, pp. 1077-1095, 2004.

[5] A. Moosavian, H. Ahmadi, A. Tabatabaeefar, M. Khazaee, Comparison of two classifiers; K-nearest neighbor and artificial neural network, for fault diagnosis on a main engine journal-bearing, *Shock and Vibration*, Vol. 20, No. 2, pp. 263-272, 2013.

[6] A. Saghafi, A. Farshidianfar, Bifurcation and chaos control in a gear transmission, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 14, No. 14, pp. 61-68, 2015 (in Persian فارسی).

[7] K. Mollazade, H. Ahmadi, M. Omid, R. Alimardani, Vibration-based fault diagnosis of hydraulic pump of tractor steering system by using energy technique, *Modern Applied Science*, Vol. 3, No. 6, pp. 59-66, 2009.

[8] J. Z. Sikorska, M. Hodkiewicz, L. Ma, Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 25, No. 5, pp. 1803-1836, 2011.

[9] G. Niu, B.-S. Yang, Dempster–Shafer regression for multi-step-ahead time-series prediction towards data-driven machinery prognosis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 23, No. 3, pp. 740-751, 2009.

[10] A. Widodo, B.-S. Yang, Machine health prognostics using survival probability and support vector machine, *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, No. 7, pp. 8430-8437, 2011.

[11] C. Hu, B. D. Youn, P. Wang, J. Taek Yoon, Ensemble of data-driven prognostic algorithms for robust prediction of remaining useful life, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 103, pp. 120-135, 2012.

[12] J. Liu, W. Wang, F. Ma, Y. B. Yang, C. S. Yang, A data-model-fusion prognostic framework for dynamic system state forecasting, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 25, No. 4, pp. 814-823, 2012.

[13] B. Chen, P. C. Matthews, P. J. Tavner, Wind turbine pitch faults prognosis using a-priori knowledge-based ANFIS, *Expert Systems with Applications*, Vol. 40, No. 17, pp. 6863-6876, 2013.

[14] G. Vachtsevanos, F. Lewis, M. Roemer, A. Hess, B. wu, I*ntelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems*, New Jersey: John Wiley & Sons, pp. 34-49, 2006.

[15] A. Hamilton, M. Fattah, F. Campean, A. Day, Analytical Life Prediction Modelling of an Automotive Timing Belt, *SAE SP*, Vol. 2184, pp. 137-137, 2008.

[16] K. Hashimoto, M. Oyama, N. Watanabe, K. Komatsu, Y. Todani, *Highly Saturated Nitrile Elastomer (HSN) Automotive Applications III*, SAE Technical Paper, pp. 1988.

belt life laws and a user design guide, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: *Journal of Automobile Engineering*, Vol. 212, No. 5, pp. 409-419, 1998.
[26] S. Sundararaman, J. Hu, J. Chen, K. Chandrashekhara, Temperature dependent fatigue-failure analysis of V-ribbed serpentine belts, *International Journal of Fatigue*, Vol. 31, No. 8, pp. 1262-1270, 2009.
[27] R. Perneder, I. Osborne, *Handbook Timing Belts*: Springer, 2012.
[28] F. Ahmadzadeh, J. Lundberg, Remaining useful life prediction of grinding mill liners using an artificial neural network, *Minerals Engineering*, Vol. 53, pp. 1-8, 2013.
[29] L. Ai, J. Wang, X. Wang, Multi-features fusion diagnosis of tremor based on artificial neural network and D–S evidence theory, *Signal Processing*, Vol. 88, No. 12, pp. 2927-2935, 2008.
[30] V. Singh, I. Gupta, H. Gupta, ANN-based estimator for distillation using Levenberg–Marquardt approach, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 20, No. 2, pp. 249-259, 2007.
[31] U. Siripatrawan, P. Jantawat, A novel method for shelf life prediction of a packaged moisture sensitive snack using multilayer perceptron neural network, *Expert Systems with Applications*, Vol. 34, No. 2, pp. 1562-1567, 2008.
[32] K. Worden, Structural fault detection using a novelty measure, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 201, No. 1, pp. 85-101, 1997.
[33] T. Benkedjouh, K. Medjaher, N. Zerhouni, S. Rechak, Remaining useful life estimation based on nonlinear feature reduction and support vector regression, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 26, No. 7, pp. 1751-1760, 2013.
[34] P. Wang, B. D. Youn, C. Hu, A generic probabilistic framework for structural health prognostics and uncertainty management, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 28, pp. 622-637, 2012.
[17] K. Dalgarno, A. Day, R. Moore, Lifetime dependant properties of automotive power transmission belts, *in Proceeding of European seminar on belt drives*, Vol. 172, 1994.
[18] V. T. Tran, B.-S. Yang, M.-S. Oh, A. C. C. Tan, Machine condition prognosis based on regression trees and one-step-ahead prediction, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 22, No. 5, pp. 1179-1193, 2008.
[19] M. S. Hughes, A comparison of Shannon entropy versus signal energy for acoustic detection of artificially induced defects in Plexiglas, *The Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 91, No. 4, pp. 2272-2275, 1992.
[20] K. R. Al-Balushi, B. Samanta, Gear fault diagnosis using energy-based features of acoustic emission signals, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: *Journal of Systems and Control Engineering*, Vol. 216, No. 3, pp. 249-263, 2002.
[21] T. Barszcz, R. B. Randall, Application of spectral kurtosis for detection of a tooth crack in the planetary gear of a wind turbine, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 23, No. 4, pp. 1352-1365, 2009.
[22] C. Pachaud, R. Salvetat, C. Fray, Crest factor and kurtosis contributions to identify defects inducing periodical impulsive forces, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 11, No. 6, pp. 903-916, 1997.
[23] M. Ucar, R. E. Ergun, A. Cengiz, A novel failure diagnosis system design for automotive timing belts, *Experimental Techniques*, Vol. 38, No.5, pp. 1-6, 2012.
[24] P. Castellini, E. Cupido, N. Paone, E. Tomasini, Tracking laser doppler vibrometer for linear motion: application to a timing belt, in *Proceeding of In 4th International Conference on Vibration Measurement by Laser Techniques*, pp. 194-200, 2000.
[25] T. H. C. Childs, K. W. Dalgarno, A. J. Day, R. B. Moore, Automotive timing