



Low-Cost Damage Detection of Cable-Stayed Bridges Using Signal Processing and Machine Learning

E. Darvishan

Roudehen Branch, Islamic Azad University, Roudehen, Iran

ABSTRACT: Today, it is possible to detect damage in the early stages with the aim of structural health monitoring (SHM) techniques and prevent financial losses and loss of lives. However, high prices of SHM systems has caused that such systems do not gain popularity in our country. The aim of this study is providing a low-cost damage detection technique for bridges based on signal processing and machine learning. In order to reduce expenses, the number of sensors to monitor the vibration of the structure was decreased. Since sensor number reduction can lead to a drop in damage detection accuracy, most up to date signal processing methods were used. In the first step of the paper, several time-frequency signal processing techniques were compared and EWT was selected as the best method. In the next step, after decomposition of signals by time-frequency techniques, a new damage index was introduced based on cross wavelet transform (CWT) and then calculated damaged indices were classified using support vector machine (SVM) to be able to distinguish healthy and damage states. Results showed that the proposed method can detect damage with high accuracy.

Review History:

Received: 6/27/2018

Revised: 8/7/2018

Accepted: 8/12/2018

Available Online: 8/25/2018

Keywords:

Damage detection

Structural health monitoring

Signal processing

Cross wavelet

Support vector machine

1. INTRODUCTION

Today, structural health monitoring (SHM) systems are very common in advanced countries. However, due to the large expenses of such systems, they have not gained popularity in our country. The first problem is the high prices of sensing systems. These systems need advanced technology and therefore are not produced in our country. The second problem is that SHM systems consist of numerous sensors which adds the expenses. Low-cost SHM methods introduced so far have mainly focused on low-cost sensors. However, such methods still use a large number of sensors [1]. Although using low-cost sensors have decreased the final prices of SHM systems in many countries, they are not applicable to our country due to the high prices of these sensors.

The aim of this study is to propose a low-cost bridge health monitoring method. For this reason, only one sensor was used to detect damage. Since the reduction of a number of sensors can adversely affect the accuracy of the system, in the first part of the study, most up to date signal processing procedures were investigated and their accuracy to extract signals was compared. In the second stage, a damage detection algorithm was proposed based on signal processing and machine learning.

2. BENCHMARK PROBLEMS

In this paper, a bridge benchmark problem was utilized to detect damage. The problem is the SMC project conducted by

*Corresponding author's email: darvishan@riau.ac.ir

Harbin institute of technology which includes Yonghe bridge health monitoring. Yonghe bridge is among the first cable-stayed structures constructed in mainland China. It connects to major cities. The structure had 510 m bay length and 11 m width. The towers included two vertical beams with a height of 60.5. After 19 years of operation, the structure experienced serious damaged in the deck and an auxiliary pier. After repair, a health monitoring system was mounted on the structure to continuously monitor the vibration of the bridge. The system included 14 uniaxial accelerometers mounted on the bridge deck and a biaxial sensor on the southern tower. The data for Jan 2008 was considered as the data of damaged state and data for July 2008 was considered as the healthy state of the bridge [2]. In this paper, the records of sensor 7 on the deck were employed for analysis.

3. SIGNAL PROCESSING

Vibration signals of real structures may be nonlinear and non-stationary in nature. Therefore, time-frequency signal processing methods are the best choice to analyze such signals. Among the time-frequency methods, the instantaneous ones are most suitable since they provide a high-frequency resolution which helps to distinguish signals of damage states with higher accuracy. On this basis, in the first step of the paper, a comparison was carried out to evaluate the accuracy of four signal processing procedures including empirical mode decomposition (EMD) [3], empirical mode decomposition by optimization on splines (EMDOS) [4],



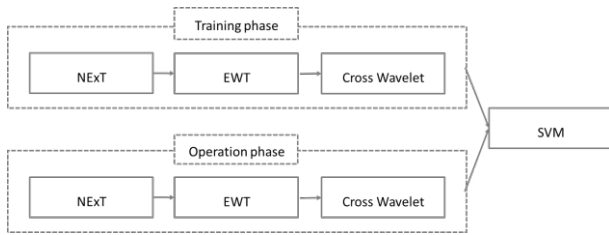


Fig. 1. Summary of the damage detection method

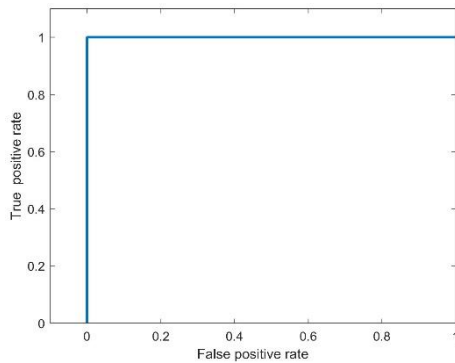


Fig. 3. ROC curve of training data

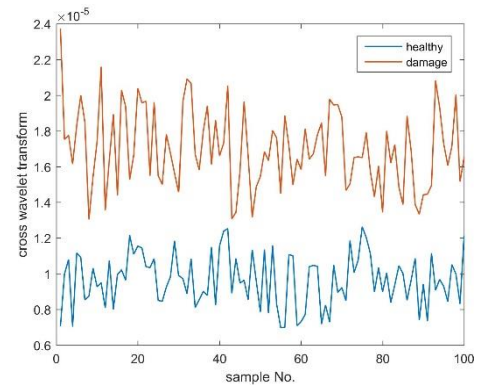


Fig. 2. Damage index for 100 blocks

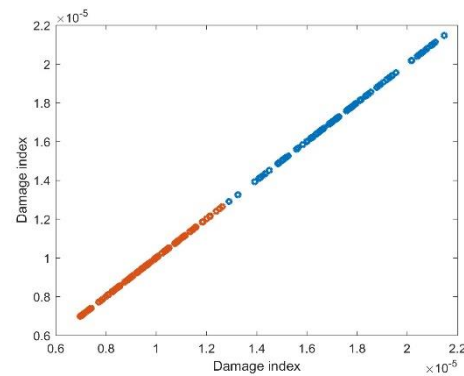


Fig. 4. Classification results

empirical mode decomposition by time-varying filter (TVF-EMD) [5], and empirical wavelet transform (EWT) [6]. Among these methods, EMD is the most well-known method and is successfully utilized in many engineering problems. EMDOS and EWT are more recent and are claimed to outperform EMD in the decomposition of signals.

The comparison results indicated that although these methods showed a better frequency resolution, their instantaneous nature led to more dispersion in the extraction of frequencies. Frequencies obtained by these methods showed large fluctuations which make the processing of signals more complicated. Instead, wavelet analysis showed a lower frequency resolution but it yields more stable frequencies. On this basis, instead of using Hilbert transform to obtain frequencies from the extracted IMFs, Cross Wavelet (XWT) [7] analysis was used in the next step to compare signals of healthy and damaged states.

4. DAMAGE DETECTION PROCEDURE

In the previous step, an efficient signal processing procedure was selected. In this section, a new damage detection procedure is introduced. Figure 1 shows a summary of the proposed procedure.

1- First, continuous vibration signals of the structure were divided into several blocks. These blocks include 15 sec of vibration signals. Therefore, they consist of 1500 sampling points.

2- NExT [8] algorithm was applied to the signals to extract free vibration from the original signal. The aim is to improve the accuracy of frequency demodulation.

3- Modes of vibration were decomposed by EWT to obtain simpler vibrations of the structure.

4- The first mode of vibration for the desired state and

the base healthy states were analyzed by XWT to calculate wavelet coefficients. The average of the wavelet coefficients was considered as a damage index. Figure 2 shows the damage index values for healthy and damaged states for 100 blocks. According to Figure 2, the healthy and damage states can be easily distinguished. However, damage indices showed large fluctuations.

5- Although damage can be identified from the last step, to build an automated procedure, post-processing is needed. Here, support vector machine (SVM) [9] was employed to classify healthy and damaged states. Since SVM is a supervised classification technique, it must be trained first. 100 blocks were used to train SVM. Figure 3 shows the accuracy and results of the training phase. It is clear that training was carried out with 100% accuracy.

To validate the SVM efficiency, 100 blocks from the rest of the data was used for validation. According to Figure 4, the SVM had correctly classified all the data.

5. CONCLUSION

In this study, a low-cost health monitoring method was proposed to detect damage in bridges. To increase the accuracy of the procedure, the first four signal processing methods were investigated and the most efficient one was selected. Next, a damage index was proposed using machine learning to classify healthy and damage states. Based on the results, the following conclusions can be drawn:

1- Among the signal processing procedures, two more

recent ones (i.e. EMDOS and EWT) were more efficient than EMD to extract vibration modes. EWT was the best procedure for this structure since it benefits from both wavelet and EMD strongpoints

2- Although the reduction in sensor number can decrease the reliability of the SHM method, using a hybrid method that employs signal processing and machine learning can sufficiently improve the ability of the system to accurately detect damage.

REFERENCES

- [1] Lynch, J. P., & Loh, K. J. (2006). A summary review of wireless sensors and sensor networks for structural health monitoring. *Shock and Vibration Digest*, 38(2), 91-130.
- [2] Kaloop, M. R., & Hu, J. W. (2015). Stayed-cable bridge damage detection and localization based on accelerometer health monitoring measurements. *Shock and Vibration*, Article ID 102680
- [3] N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu, H.H. Shih, Q. Zheng, N.C. Yen, C.C. Tung and H.H. Liu, (1998), The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Nonstationary Time Series Analysis, *Proceeding of the Royal Society London*, A: 454
- [4] Oberlin, T., Meignen, S., & Perrier, V. (2012). An alternative formulation for the empirical mode decomposition. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 60(5), 2236-2246.
- [5] Li, H., Li, Z., & Mo, W. (2017). A time varying filter approach for empirical mode decomposition. *Signal Processing*, 138, 146-158.
- [6] Gilles, J. (2013). Empirical wavelet transform. *IEEE transactions on signal processing*, 61(16), 3999-4010.
- [7] Prokoph, A., & El Bilali, H. (2008). Cross-wavelet analysis: a tool for detection of relationships between paleoclimate proxy records. *Mathematical Geosciences*, 40(5), 575-586.
- [8] James, G. H., Carne, T. G., & Lauffer, J. P. (1995). The natural excitation technique (NExT) for modal parameter extraction from operating structures. *Modal Analysis-the International Journal of Analytical and Experimental Modal Analysis*, 10(4), 260.
- [9] Hearst, M. A., Dumais, S. T., Osuna, E., Platt, J., & Scholkopf, B. (1998). Support vector machines. *IEEE Intelligent Systems and their applications*, 13(4), 18-28.

HOW TO CITE THIS ARTICLE

E. Darvishan, *Low-Cost Damage Detection of Cable-Stayed Bridges Using Signal Processing and Machine Learning*, *Amirkabir J. Civil Eng.*, 52(1) (2020) 63-66.

DOI: [10.22060/ceej.2018.14648.5711](https://doi.org/10.22060/ceej.2018.14648.5711)





شناسایی خسارت با هزینه کم پل های کابلی با استفاده از پردازش سیگنال و فراگیری ماشین

احسان درویشان

گروه عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد روهن، روهن، ایران

تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۳۹۷-۰۴-۰۶
بازنگری: ۱۳۹۷-۰۵-۱۶
پذیرش: ۱۳۹۷-۰۵-۲۱
ارائه آنلاین: ۱۳۹۷-۰۶-۰۳

کلمات کلیدی:

پایش سلامت سازه ها
شناسایی خسارت
پردازش سیگنال
تبدیل موجک متقاطع
ماشین بردار پشتیبان

خلاصه: امروزه با کمک روش های پایش سلامت سازه ها می توان وقوع خسارت را در همان مراحل اولیه شناسایی کرد و از وقوع خسارت های مالی و جانی جلوگیری کرد. با این حال، یکی از موانع بر سر راه متداول شدن این روش ها در کشور گران قیمت بودن سیستم های پایش سلامت است. هدف از این پژوهش، ارائه یک روش شناسایی خسارت با هزینه کم برای پل ها با استفاده از تکنیک های پردازش سیگنال و فراگیری ماشین است. جهت کاهش هزینه ها تعداد سنسورها جهت پایش ارتعاش سازه به یک سنسور کاهش یافته است. از آنجا که کاهش تعداد سنسورها ممکن است از دقت پایش سلامت سازه ها بکاهد، از بروزترین روش های پردازش سیگنال استفاده شده است. در مرحله اول چند روش پردازش سیگنال دامنه زمان-فرکانس با یکدیگر مقایسه شده اند و روش تبدیل موجک تجربی به عنوان بهترین روش از میان آن ها انتخاب شده است. در مرحله بعد پس از تجزیه سیگنال ها، یک شاخص خسارت جدید بر مبنای تبدیل موجک متقاطع معرفی شده و سپس با استفاده از ماشین بردار پشتیبان شاخص های خسارت طبقه بندی شده اند تا قابلیت تفکیک حالت سالم و خسارت فراهم شود. نتایج نشان می دهد روش فوق با دقت بالا می تواند خسارت را در سازه شناسایی کند.

۱- مقدمه

بالا دارد که در حال حاضر در کشور در دسترس نمی باشد. لذا این ادوات از کشورهای خارجی وارد می شوند. مشکل دوم آن است که سیستم های پایش سلامت دارای تعداد زیادی سنسور هستند که باعث افزایش قیمت نهایی این سیستم ها می شود. تاکنون روش های پایش سلامت با هزینه کم ارائه شده بیشتر بر استفاده از سنسورهای ارزان قیمت متمرکز بوده اند [۲]. با این حال این روش ها نیز جهت افزایش دقت از تعداد زیادی سنسور بهره می برند.

تان و همکاران [۳] یک سیستم با هزینه کم بر اساس سنسورهای ممز ارائه کردند. سیستم آن ها دارای توانایی پایش به صورت آنلاین و آفلاین بود. آنها ادعا کردند که سیستم معرفی شده دارای قابلیت کاربرد در مصارف عملی را دارا است. لی و همکاران [۴] یک سیستم ارزان قیمت برای پایش سلامت پل ها ارائه کردند. آنها دو بخش نرم افزاری و سخت افزاری طراحی کردند که به ترتیب شامل یک

تاکنون پل های زیادی ساخته شده اند که بسیاری از آن ها به علت گذشت زمان دچار فرسودگی شده اند. ضمناً با پیشرفت تکنولوژی و تغییر وسایل نقلیه عبوری از پل ها بارگذاری این سازه ها دچار تغییراتی شده که در طراحی آن ها لحاظ نشده است. این موارد به انضمام افزایش شهرنشینی و به تبع آن افزایش حجم ترافیک عبوری از پل ها باعث شده است که حساسیت بر شبکه پل های کشور افزایش یابد و روش های پایش سلامت پل ها بیش از پیش مورد توجه قرار گیرند [۱].

امروزه روش های پایش سلامت در بسیاری از کشورها به صورت استاندارد درآمده اند، ولی در کشور ما به علت هزینه های تمام شده بالا این سیستم ها هنوز رایج نشده اند. مشکل اول قیمت بالای تجهیزات پایش است. تولید این تجهیزات نیاز به دانش فنی * نویسنده عهده دار مکاتبات: darvishan@riau.ac.ir

EMD ارائه کردند. آن‌ها با محاسبه فاز و فرکانس آنی سیگنال‌های ارتعاش سازه توانستند وقوع، شدت و محل خسارت را تخمین بزنند. روری و کارکاترا [۱۳] از EMD برای شناسایی خسارت پل‌ها تحت بارهای عبوری استفاده کردند. آن‌ها با استخراج پالس‌ها در فرکانس مود اول که ناشی از وقوع خسارت بود توانستند خسارت را شناسایی کنند. آن‌ها سپس کارایی روش خود را برای محل‌های خسارت متفاوت، عمق ترک‌های متفاوت و سرعت‌های مختلف بار عبوری بر روی پل بررسی کردند. عادل و همکاران [۱۴] با ترکیب الگوریتم طبقه‌بندی سیگنال چندگانه^۲ و تبدیل موجک تجربی^۴ یک روش جدید برای پایش سلامت سازه‌ها ارائه کردند. آن‌ها کارایی روش خود را بر روی سه سازه مرجع پایش سلامت سلامت بررسی کردند. با استفاده از طیف حاشیه‌ای EMD، کونوار و همکاران [۱۵] آسیب را در یک پل یک دهانه واقعی مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها با شل کردن پیچ‌های اتصال تیرها، سه الگوی خسارت تعریف کردند و با تجزیه سیگنال‌های ارتعاش سازه توانستند خسارت و شدت آن را محاسبه کنند.

هدف از این پژوهش ارائه یک روش با هزینه کم پایش سلامت پل‌ها است. برای این کار تنها از یک سنسور برای پایش استفاده شده است. از آنجا که کاهش تعداد سنسورها می‌تواند باعث کاهش عملکرد سیستم شود، از جدیدترین روش‌های پردازش سیگنال استفاده شده است تا بتوان تغییرات در ارتعاش سازه را هر چه دقیق‌تر رصد کرد. سپس یک روش شناسایی خسارت بر مبنای پردازش سیگنال و تکنیک فراگیری ماشین^۵ ارائه شده است.

۲- پردازش سیگنال

۲-۱- تجزیه تجربی مودی

روش EMD^۶ یک روش تجربی برای استخراج مؤلفه‌های یک سیگنال است. این روش قادر است یک سیگنال اختیاری را به ترکیبی از توابع مودی ذاتی^۷ (IMF) تجزیه کند. بدین ترتیب سیگنال پیچیده اولیه نوسان به یک سری نوسانات ساده‌تر تجزیه می‌شود. در این روش باید دو شرط زیر رعایت گردد [۱۶]:

نرم افزار تشخیص آسیب و ساخت سنسورهای پایش ارتعاش پل بود. جانگ و اسپنسر [۵] جهت کاهش هزینه‌ها از سنسورهای بی‌سیم استفاده کردند. آنها جهت کاهش هزینه‌های ارتباطات بی‌سیم از خود سنسورها برای تجزیه و تحلیل اطلاعات استفاده کردند. آن‌ها کارایی روش خود را بر روی یک پل معلق مورد آزمایش قرار دادند. پارک و همکاران [۶] بر روی پایین آوردن انرژی مصرفی سنسورهای بی‌سیم ارزان قیمت جهت کاهش هزینه‌ها متمرکز شدند. آنها چند روش مختلف را از نظر مصرف انرژی مورد بررسی قرار دادند و کارایی آن‌ها را با یکدیگر مقایسه کردند. هوو و همکاران [۷] از شبکه‌ای از سنسورهای ارزان شتاب سنج و کرنش سنج استفاده کردند. آن‌ها از یک توپولوژی تقریباً خطی برای جمع‌آوری داده‌ها به صورت بی‌سیم استفاده کردند. سپس کارایی روش را بر روی یک پل واقعی آزمایش کردند. فراری و همکاران [۸] جهت استفاده از سنسورهای ارزان‌تر روشی ارائه کردند که حجم محاسبات و حفظه مورد نیاز را کاهش می‌داد. آن‌ها از یک توپولوژی ستاره استفاده کردند و با استفاده از محاسبات ابری توانستند مصرف باتری سنسورها را کاهش دهند. لین و همکاران [۹] از سنسورهای تک محوره به جای سنسورهای سه محوره استفاده کردند. آن‌ها ادعا کردند که با این کار می‌توان حدود ۶۳٪ در هزینه‌ها صرفه جویی کرد.

اگرچه استفاده از سنسورهای ارزان قیمت توانسته است در بسیاری از کشورها از هزینه‌های پایش سلامت بکاهد، ولی کماکان این سنسورها در کشور ما دارای قیمت بالایی می‌باشند. لذا با توجه به وضعیت موجود ارائه روش‌هایی که بتواند جهت کاهش هزینه‌ها از تعداد سنسور کمتری بهره‌برداری می‌تواند گامی رو به جلو جهت کاربرد بیشتر این روش‌ها در کشور باشد.

بطور کلی از میان الگوریتم‌های پایش سلامت، امروزه روش‌های مبتنی بر ارتعاش^۱ سازه بیش از پیش مورد توجه محققین قرار گرفته‌اند که در بسیاری از این روش‌ها از پردازش سیگنال به عنوان یک ابزار کارآمد جهت پایش داده‌ها استفاده شده است [۱۰].

ژانگ و وی [۱۱] یک روش جدید بر اساس تجزیه تجربی مودی^۲ (EMD) برای شناسایی خسارت برج‌های انتقال نیرو ارائه دادند. آن‌ها از ضریب شکل به عنوان شاخص خسارت استفاده کردند. بائو و هائو [۱۲] یک روش شناسایی خسارت چند مرحله‌ای بر مبنای روش

1 Vibration based

2 Empirical Mode Decomposition

3 Multiple signal classification algorithm (MUSIC)

4 Empirical Wavelet Transform (EWT)

5 Machine learning

6 Empirical Mode Decomposition (EMD)

7 Intrinsic Mode Function (IMF)

ترتیب محاسبه شوند. این عملیات تا زمانی ادامه می یابد که عملیات الگ کردن دیگر مقدور نباشد و یا باقیمانده از یک حد از پیش تعیین شده کمتر شود. این روش با تلفیق روش تبدیل هیلبرت قادر به محاسبه فرکانس آنی یک سیگنال می باشد.

۲-۲- تجزیه تجربی مودی براساس بهینه سازی اسپلاین

روش EMDOS^۲ روشی مبتنی بر EMD است که یک روش تجزیه جدید را ارائه کرده است. در روش EMD داریم [۱۷]:

$$m_j(t) = \begin{cases} x(t) & j = 0 \\ x(t) - \sum_{i=1}^j h_i(t) & j \geq 1 \end{cases} \quad (6)$$

که $x(t)$ سیگنال اصلی می باشد. هر مود h_j بر اساس میانگین m_{j-1} در یک پروسه الگ کردن محاسبه می شود.

$$\begin{cases} h_j^0 = m_{j-1} \\ h_j^{n+1} = h_j^n - \frac{E_{\max}(h_j^n) + E_{\min}(h_j^n)}{2} \end{cases} \quad (7)$$

و $E_{\max}(h_j^n)$ و $E_{\min}(h_j^n)$ به ترتیب اسپلاین روی مقادیر بیشینه و کمینه ی محلی است و اندیس n نشان دهنده شماره تکرار است. سپس h_j از m_{j-1} و m_j از h_j محاسبه می شود.

$$m_j = m_{j-1} - h_j \quad (8)$$

در روش EMDOS اسپلاین با یک روش بهینه یابی با قید جایگزین می شود. به جای محاسبه مود h_j از m_{j-1} ، m_j از m_{j-1} تعیین شده و سپس مطابق رابطه (۴) h_j تعیین می شود. در مرحله اول تجزیه سیگنال x به میانگین m و جزییات h تبدیل می شود. به جای m از تخمین آن استفاده می شود و سپس با استفاده از یک الگوریتم بهینه یابی مقدار m بدست می آید. قید مسأله آن است که h باید دارای پوش های متقارن باشد. علت شرط تقارن پوش ها ارضا کردن شرط ارتعاش سازه است.

۲-۳- تجزیه تجربی مودی با فیلتر زمان متغیر

یکی از مشکلات روش EMD پدیده تداخل مودها است که در آن چند نوسان ارتعاش در یک مود ظاهر می شوند. مشکل دیگر

(الف) در کل سیگنال تعداد اکستریم ها باید با تعداد صفرها برابر باشد یا حداکثر یکی اختلاف داشته باشند.

(ب) در هر نقطه، مقدار میانه پوشی که از کمینه ها و بیشینه های محلی ایجاد می شود برابر صفر است.

عملیات تجزیه سیگنال در این روش با استفاده از پروسه الگ کردن^۱ صورت می گیرد که شامل مراحل زیر است:

۱- اولین مرحله شامل پیدا کردن اکستریم های محلی سیگنال اصلی، $x(t)$ ، است.

۲- از مقادیر بیشینه ی داده ها یک منحنی اسپلاین عبور داده می شود. این کار بار دیگر برای مقادیر کمینه ی محلی تکرار می شود تا منحنی های پوش بالا و پوش پایین داده بدست آیند.

۳- میانگین این دو منحنی، m_1 ، محاسبه شده و از سیگنال اصلی کسر گردد تا مؤلفه اول، h_1 ، بدست آید.

$$h_1 = x(t) - m_1 \quad (1)$$

۴- برای ارضای دو شرط بالا پروسه فوق مجدداً به تعداد k بار تکرار می شود.

$$h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k} \quad (2)$$

که m_{1k} میانگین دو منحنی در مرحله k ام و $h_{1(k-1)}$ مؤلفه $k-1$ ام است.

۵- در هر تکرار یک معیار توقف کنترل می شود. در صورت ارضای این معیار عملیات فوق متوقف می شود.

$$SD = \sum_{t=0}^T \left[\frac{|h_{1(k-1)}(t) - h_k(t)|^2}{h_{1(k-1)}^2(t)} \right] \quad (3)$$

- آخرین مؤلفه ای که از پروسه فوق بدست می آید به عنوان اولین IMF در نظر گرفته می شود. به این پروسه اصطلاحاً الگ کردن می گویند.

$$h_{1k} = c_1 \quad (4)$$

که c_1 همان مؤلفه اول است که از سیگنال اصلی جدا شده است. ۷- باقیمانده، r_1 ، از کسر IMF اول از سیگنال اصلی بدست می آید.

$$r_1 = x(t) - c_1 \quad (5)$$

۸- مجدداً باقی مانده به عنوان سیگنال اصلی در نظر گرفته شده و عملیات مراحل ۱ الی ۷ تکرار می شود تا IMF های بعدی به همین

2 Empirical Mode Decomposition by Optimization on Splines (EMDOS)

1 Sifting process

می کند. بدین ترتیب مودهای تجزیه شده به این روش دارای ساپورت فشرده بوده و طیف آنها حول یک فرکانس خاص است. اگر هر قسمت فرکانس ω_n واقع شده و دارای $2\tau_n$ عرض می باشند (شکل ۱). موجک های تجربی به شکل فیلترهای باندگذر بر روی هر A_n تعریف می شوند.

برای تعریف توابع جزئیات و مقیاس از همان تعریف موجک های لیتلود-پلی^۳ و میر^۴ استفاده شده است [۱۹]:

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{if } |\omega| \leq \omega_n - \tau_n \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right] & \text{if } \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{if } \omega_n + \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_{n+1}} (|\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1}) \right) \right] & \text{if } \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} + \tau_{n+1} \\ \sin \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right] & \text{if } \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

تابع $\beta(x)$ یک تابع اختیاری است و به شکل زیر تعریف می شود:

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq 0 \\ \text{and } \beta(x) + \beta(1-x) = 1 & \\ 1 & \text{if } x \geq 1 \end{cases} \quad (15)$$

در ادامه، تبدیل موجک تجربی $W_f^\varepsilon(n, t)$ مانند تبدیل موجک کلاسیک تعریف می شود. ضرایب جزئیات از ضرب داخلی موجک های تجربی و ضرایب تقریب از ضرب داخلی ضرایب مقیاس به ترتیب طبق روابط (۱۶) و (۱۷) تعریف می شوند:

$$W_f^\varepsilon(n, t) = \langle f, \psi_n \rangle = \int f(\tau) \bar{\psi}_n(t - \tau) d\tau = (\hat{f}(\omega) \hat{\psi}_n(\omega))^\vee \quad (16)$$

$$W_f^\varepsilon(0, t) = \langle f, \phi_1 \rangle = \int f(\tau) \bar{\phi}_1(t - \tau) d\tau = (\hat{f}(\omega) \hat{\phi}_1(\omega))^\vee \quad (17)$$

3 Littlewood-Paley
4 Meyer

حساسیت این روش به نویز است. روش TVF-EMD^۱ برای رفع محدودیت هایی که در تعریف مودها وجود دارد از یک فیلتر متغیر با زمان استفاده می کند. این فیلتر یک تقریب اسپلاین-بی می باشد که فرکانس حذف آن متغیر است. فرض کنیم β^n تابع اسپلاین مرتبه n با ترتیب m باشد. هر سیگنال، $g_m^n(t)$ را در این فضا می توان به شکل زیر تقریب زد [۱۷]:

$$g_m^n(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c(k) \beta^n(t/m - k) \quad (9)$$

که $c(k)$ ضرایب اسپلاین می باشد. بر این اساس سیگنال از پارامترهای m، n و $c(k)$ تقریب زده می شود. این ضرایب از کمینه کردن تقریب خطا بدست می آید.

$$\varepsilon_m^2 = \sum_{k=-\infty}^{\infty} (x(t) - [c]_{\uparrow m} * b_m^n(t))^2 \quad (10)$$

که در آن \uparrow اپراتور نمونه برداری افزایشی است (بین هر نمونه یک صفر اضافه می کند). حل معادله $c(k)$ به شکل زیر است:

$$c(k) = [p_m^n * x]_{\downarrow m}(k) \quad (11)$$

که $[.]_{\downarrow m}$ اپراتور نمونه برداری کاهش می است و p_m^n فیلتر اولیه است.

$$p_m^n = \left[([b_m^n * b_m^n]_{\downarrow m})^{-1} \right]_{\uparrow m} * b_m^n \quad (12)$$

حال می توان نوشت:

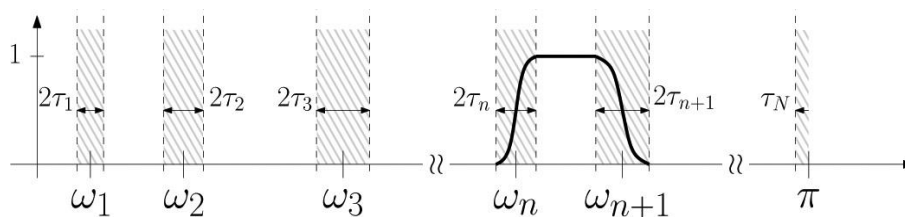
$$g_m^n = [p_m^n * x]_{\downarrow m} * b_m^n(t) \quad (13)$$

بطور کلی تقریب سیگنال در سه مرحله انجام می شود: ابتدا سیگنال با فیلتر اولیه به صورت باندگذر فیلتر می شود. سپس سیگنال فیلتر شده با ضریب m کاهش پیدا می کند. در نهایت نیز تقریب سیگنال با استفاده از فیلتر ثانویه b_m^n ساخته می شود.

۴-۲- تبدیل موجک تجربی

روش EWT^۲ برای پیدا کردن مودها از تعدادی فیلتر باندگذر استفاده می کند، بطوری که طیف فوریه را به N قسمت تقسیم

1 Empirical Mode Decomposition by time varying filter (TVF-EMD)
2 Empirical Wavelet Transform (EWT)



شکل ۱. نحوه پارتیشن بندی طیف فوریه [۱۹]
Fig. 1. Partitioning of Fourier spectrum [19]

$$W_{\psi}(a, b) = \left(\frac{1}{a}\right) \int x(s) \psi\left(\frac{s-b}{a}\right) ds \quad (21)$$

که ψ تابع مادر موجک می باشد. پارامتر a ضریب مقیاس است که فرکانس یا طول موج را مشخص می کند. ضریب موجک با ضریب مقیاس $1/a$ مقیاس شده است که نشان دهنده دامنه موجک است. در بسیاری از مقالات $1/a$ به عنوان ماژول یا واریانس سیگنال بکار رفته است. موجک متقاطع $(XWT)^2$ دو سری $x(s)$ و $y(s)$ توسط رابطه زیر تعریف می شود.

$$W_{xy}(a, b) = W_x(a, b) W_y^*(a, b) \quad (22)$$

و $W_{xy}(a, b) = W_x(a, b) W_y^*(a, b)$ که $W_{xy}(a, b) = W_x(a, b) W_y^*(a, b)$ به ترتیب تبدیل موجک پیوسته سری های $x(s)$ و $y(s)$ بوده و علامت $*$ نشان دهنده دوگان تابع می باشد. در اینجا از موجک مورلت استفاده شده است. طبق تعریف، موجک مورلت مادر جابه جا شده و مقیاس شده برابر است با:

$$\psi_{a,b}^l(s) = \pi^{-1/4} (al)^{-1/2} e^{-i2\pi\frac{1}{a}(s-b)^{-1}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{s-b}{al}\right)^2} \quad (23)$$

پارامتر l وضوح پهنای باند در دامنه زمان یا فرکانس را نشان می دهد. به همین ترتیب تفاوت فاز دو سیگنال برابر است با:

$$\Phi(b) = \tan^{-1} \frac{\int_{a1}^{a2} \text{Im}(W_{xy}(a, b)) da}{\int_{a1}^{a2} \text{Re}(W_{xy}(a, b)) da} \quad (24)$$

که b نشان دهنده تأخیر زمانی بوده و Im و Re مقادیر حقیق و مجازی می باشند.

مودهای تجربی نیز از روابط زیر بدست می آیند:

$$\begin{aligned} f_0(t) &= W_f^e(0, t) * \phi_1(t) \\ f_k(t) &= W_f^e(0, t) * \phi_k(t) \end{aligned} \quad (18)$$

۳- تکنیک تحریک طبیعی

روش NEX^T از همبستگی خودکار یا همبستگی متقاطع استفاده می کند تا توابع زوال ارتعاش آزاد یک سیستم را تحت ارتعاش محیطی استخراج کند. فرض می شود که هر سیستمی که تحت یک سیگنال پهن باند به عنوان تحریک ورودی قرار می گیرد دارای معادله حرکت زیر است [۲۰]:

$$M\ddot{R}_{w_f, w_{fi}}(\tau) + K\dot{R}_{w_f, w_{fi}}(\tau) + CR_{w_f, w_{fi}}(\tau) = 0 \quad (19)$$

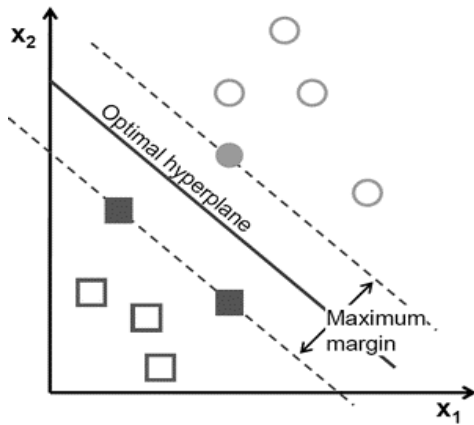
که M ، C و K به ترتیب جرم، میرایی و سختی سیستم می باشند. $\ddot{R}_{w_f, w_{fi}}$ نشان دهنده بردار تابع همبستگی بین پاسخ شتاب w_f و سیگنال مرجع w_{fi} می باشد که سیگنال w_{fi} نشان دهنده سیگنال ارتعاش تقطه مرجع است. رابطه (۱۸) شبیه معادله حرکت دینامیک سنتی برای ارتعاش میرا است. بنابراین تابع همبستگی به عنوان پاسخ ارتعاش آزاد سازه در نظر گرفته می شود که از رابطه زیر محاسبه می شود:

$$\ddot{R}_{w_f, w_{fi}}(t) = \frac{1}{N-k} \sum_{l=1}^{l-k} w_f(l) w_{fi}(l-k) \quad (20)$$

که N و k به ترتیب تعداد کل نمونه ها و تأخیر زمانی می باشند.

۴- تبدیل موجک متقاطع

در تبدیل موجک پیوسته، ضرایب موجک W برای سری زمانی $x(s)$ توسط پیچش ساده زیر محاسبه می شوند [۲۱]:



شکل ۲. روش ماشین بردار پشتیبان [۱۶]
Fig. 2. Support vector machine method [16]

داده های x_i درست طبقه بندی شوند.

$$\min_{\beta, \beta_0} \Gamma(\beta) = \frac{1}{2} \|\beta\|^2 \quad \text{subjected to } y_i(\beta^T x_i + \beta_0) \geq 1 \quad \forall i \quad (30)$$

که y_i هر کدام از داده های تمرین می باشد. این معادله یک مسأله بهینه سازی لاگرانژی می باشد که می توان آن را با روش ضرایب لاگرانژ حل کرد تا معادله صفحه را بدست آورد (β_0, β) .

۵- سازه مورد مطالعه

در این پژوهش از سازه پل یونگ برای شناسایی آسیب استفاده شده است. این پل جزو اولین پل های کابلی است که در مرکز کشور چین ساخته شده است و دارای دهانه مرکزی به طول ۲۶۰ متر و دهانه های کناری به طول ۹۹/۸۵ + ۲۵/۱۵ متر است. طول پل ۵۱۰ متر و عرض آن ۱۱ متر است (۹ متر لین عبوری وسایل نقلیه و ۲ در ۱ متر پیاده رو). برج بتنی پل شامل دو تیر عمودی به ارتفاع ۶۰/۵ متر است. پس از گذشت ۱۹ سال از عمر پل، ترک هایی به عرض ۲۵ سانتی متر در دهانه مرکزی و در زیر شاه تیر اصلی مشاهده شد. پس از آسیب به عنوان بخشی از سیستم پایش سلامت، بیش از ۱۵۰ سنسور بر روی کابل ها، برج و شاه تیرها نصب شد. در اتاق کنترل نیز یک سیستم جمع آوری داده برقرار شد. ۱۴ سنسور شتاب سنج تک محوره بر روی عرشه نصب شد و یک سنسور دو محوره بر روی برج جنوبی نصب شد تا ارتعاشات افقی را ثبت کند. این سنسورها از نوع پیزوالکتریک با توان ثبت شتاب با شدت g ۲-۰ می باشند [۲۳]. شکل های ۳ و ۴ نمایی از پل و سیستم پایش سلامت آن را نشان می دهد.

۵- ماشین بردار پشتیبان

SVM^1 یکی از روش های یادگیری با نظارت^۲ است که از آن برای طبقه بندی^۳ و رگرسیون^۴ استفاده می کنند. مبنای کاری این روش دسته بندی خطی داده ها است. بدین معنا که به دنبال خطی هستیم که در عین تفکیک کردن داده ها از یکدیگر بیشترین حاشیه را از داده ها داشته باشد (شکل ۲) [۲۲].

فرض کنیم معادله خط به شکل زیر باشد:

$$f(x) = \beta_0 + \beta^T x \quad (25)$$

که β_0 بردار وزن و β انحراف است. این خط را می توان با تغییر مقادیر β و β_0 به تعداد نامحدودی یافت. باین حال، بنا به تعریف، خطی که انتخاب می شود دارای شرط زیر است:

$$|\beta_0 + \beta^T x| = 1 \quad (26)$$

که در آن x مقادیر داده هایی است که نزدیک ترین فاصله را تا خط دارا هستند. به اصطلاح به این خطوط بردارهای پشتیبان^۵ می گویند. این فرم از تعریف خط را خط کانونی می گویند. در هندسه فاصله داده x تا خط (β_0, β) برابر است با:

$$\text{distance} = \frac{|\beta_0 + \beta^T x|}{\|\beta\|} \quad (27)$$

به ویژه در فرم کانونی صورت کسر فوق برابر واحد است؛ در نتیجه فاصله بردارهای پشتیبان برابر است با:

$$\text{distance}_{\text{supportvectors}} = \frac{|\beta_0 + \beta^T x|}{\|\beta\|} = \frac{|1|}{\|\beta\|} \quad (28)$$

لذا اگر حاشیه خط را با Δ تعریف کنیم، حاشیه برابر است با دو برابر فاصله نزدیک ترین نقاط تا خط:

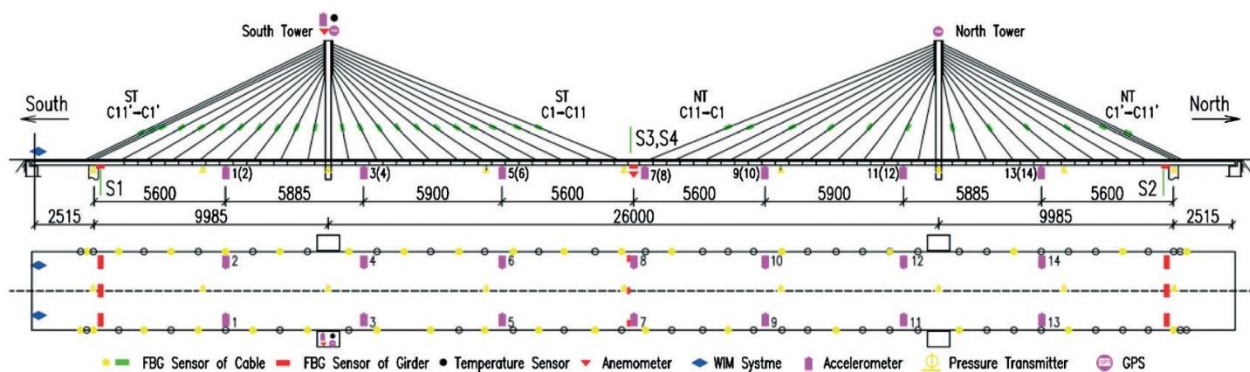
$$\Delta = \frac{|2|}{\|\beta\|} \quad (29)$$

در نهایت مسأله به صورت بیشینه کردن مقدار Δ و یا کمینه کردن تابع $\Gamma(\beta)$ در می آید که دارای تعدادی قید است. قید را می توان به طرق مختلفی تعریف کرد که ساده ترین آن شرطی است که تمام

- 1 Support Vector Machine (SVM)
- 2 Supervised learning
- 3 Classification
- 4 Regression
- 5 Support vectors



شکل ۳. نمایی از پل یونگ [۲۳]
Fig. 3. View of Yonghe bridge [23]



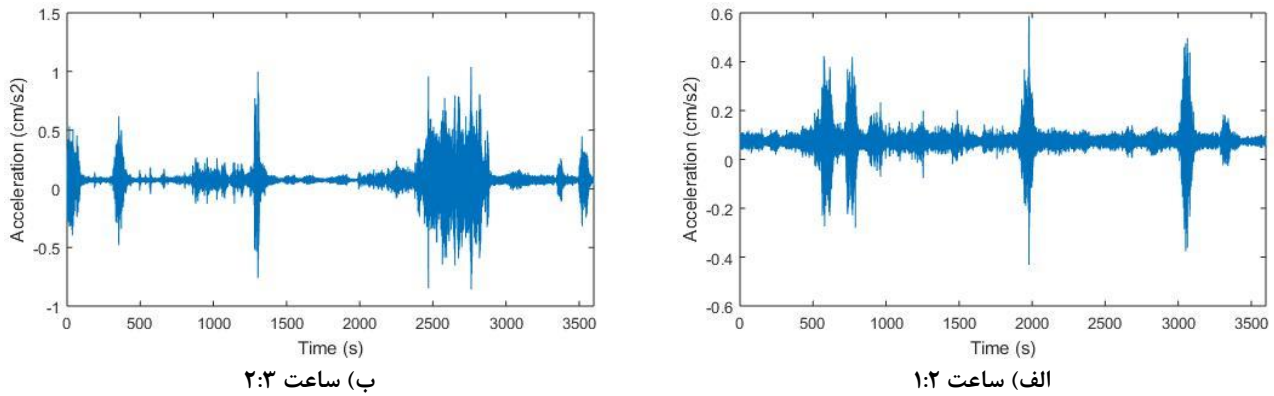
شکل ۴. پیکربندی سنسورها [۲۴]
Fig. 4. Configuration of Sensors [24]

سنسور عرشه پل دارای بیشترین تغییرمکان مودال در مود اول است. شکل ۵ نمونه ای از رکوردهای ثبت شده توسط این سنسور را نشان می دهد.

۶- مقایسه روش های پردازش سیگنال

از آنجا که کاهش تعداد سنسورها می تواند تاثیر منفی بر دقت شناسایی خسارت داشته باشد، نیاز به استفاده از بروزترین روش های پردازش سیگنال جهت استخراج خصیصه های ارتعاش سازه می باشد. اخیراً از میان این روش ها، روش های زمان-فرکانس بیشتر مورد توجه محققین قرار گرفته اند [۱۹]. از میان روش های زمان-فرکانس نیز روش های آنی دارای وضوح فرکانسی بالاتری هستند و بدین ترتیب امکان تفکیک فرکانس های ارتعاش سازه را در حالت سالم و

داده های شتاب ارتعاش سازه که توسط سنسورها ثبت می شود در هر ساعت ذخیره شده است. لذا در کل طول شبانه روز ۲۴ داده یک ساعته موجود است. نرخ نمونه برداری سنسورها ۱۰۰ هرتز است. برای استفاده در آنالیزهای بعدی داده موجود، داده ژانویه ۲۰۰۸ به عنوان حالت سالم (پس از به سازی پل) و داده ۳۱ جولای ۲۰۰۸ به عنوان حالت آسیب دیده پل (کمی قبل از به سازی) در نظر گرفته شده است. بر این اساس حالت سالم و آسیب دیده پل از قبل مشخص بوده و می توان از این داده ها جهت مقایسه رفتار پل در این دو حالت استفاده کرد. از طرفی در این تحقیق هدف کاهش قیمت پایش سلامت سازه است. لذا به جای استفاده از هر ۱۴ سنسور موجود بر روی عرشه تنها یک سنسور مورد استفاده قرار گرفته است (سنسور شماره ۷). انتخاب این سنسور بر این مبنا است که در محل این



شکل ۵. شتاب پاسخ سازه در حالت سالم
Fig. 5. Acceleration response of the structure in healthy state (a) 1:2 h (b) 2:3 h

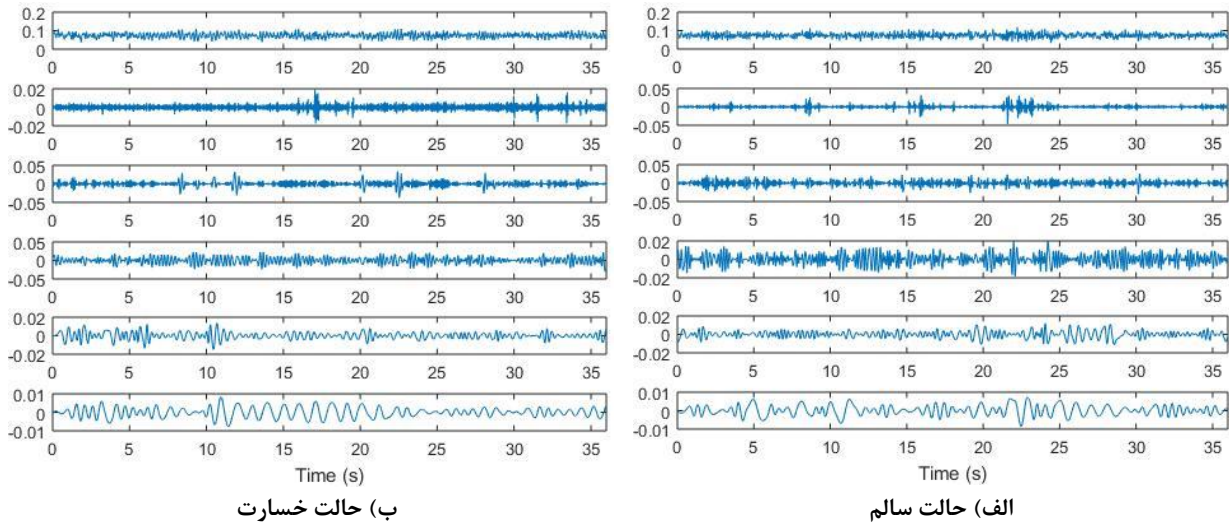
EMD را برطرف کرده اند. روش EMDOS پروسه الگ کردن را با ارائه یک روش بهینه سازی برای تجزیه مودها بهبود بخشیده و روش EWT از مزایای هر دو روش تبدیل موجک و EMD بهره می برد. سیگنال ها در بازه های یک ساعته ثبت شده اند. از آنجا که تحلیل سیگنال های با این طول بسیار زمان بر است، ابتدا سیگنال ها به قطعاتی تقسیم شده اند و سپس پردازش بر روی قطعات صورت گرفته است. در ادامه قطعات سیگنال ابتدا به روش های مذکور تجزیه شده و سپس با استفاده از تبدیل هیلبرت، فرکانس ها استخراج شده اند.

۱-۶- روش EMD

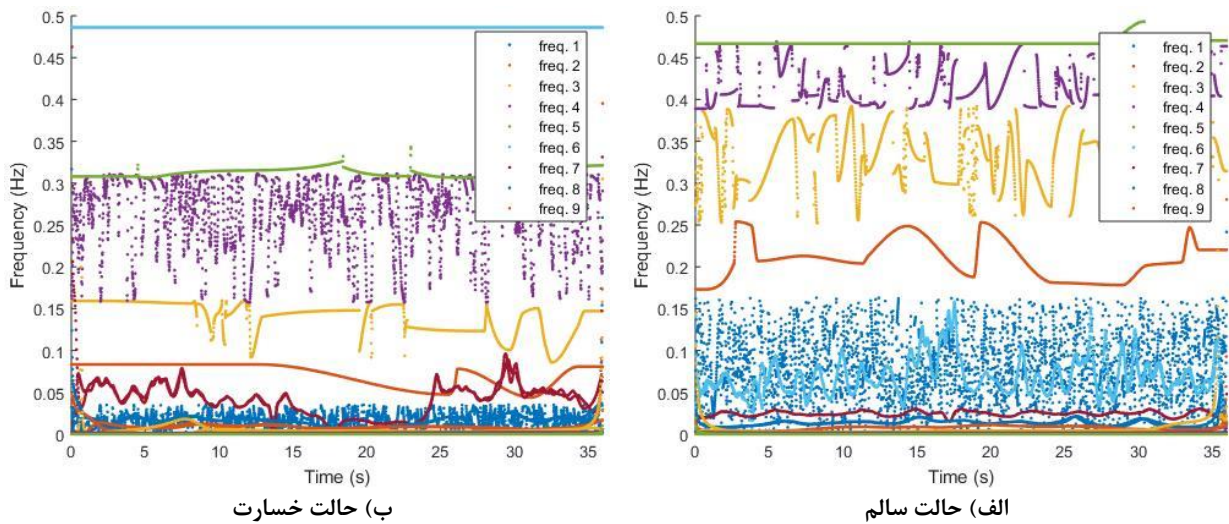
شکل ۶ مودهای تجزیه شده به روش EMD (۶ مود اول) را برای دو حالت سالم و آسیب نشان می دهد. همان طور که از شکل ۶ پیداست، به ترتیب از دامنه ارتعاش مودها کاسته می شود. شکل ۷ فرکانس های استخراج شده را نشان می دهد. مطابق شکل جابه جایی فرکانس ها مشهود است. در حالت سالم فرکانس مودهای ۱ الی ۹ در بازه ۰ الی ۰/۵ هرتز پراکنده اند. ولی در حالت خسارت این فرکانس ها به یکدیگر نزدیک تر شده و تا حدود ۰/۳۳ هرتز ادامه پیدا کرده اند. با این حال فرکانس ها در طول زمان نوسانات زیادی از خود نشان می دهند که تفسیر نتایج را مشکل می کند. این تغییرات مربوط به تغییرات ارتعاش سازه در طول زمان و همین طور خطای خود روش پردازش سیگنال است. بیشترین نوسان در حالت سالم در مود چهارم و در حالت خسارت در مود هشتم رخ داده است. در مود پنجم یک فرکانس پایدار قابل مشاهده است. این مود در حالت سالم

آسیب با دقت بیشتری فراهم می کنند. لذا در این بخش کارایی چهار روش زمان-فرکانس آبی نوین با یکدیگر مقایسه شده و در نهایت یک روش به عنوان بهترین روش انتخاب خواهد شد. از بین این روش ها، روش EMD از همه قدیمی تر بوده و توانایی آن به عنوان یک روش شناخته شده در تجزیه سیگنال های غیرایستا و غیرخطی در مقالات متعدد به اثبات رسیده است. روش EMDOS برای ارتقا پروسه الگ کردن در روش EMD ابداع شده است، بطوری که این روش از یک روش بهینه یابی برای الگ کردن استفاده می کند. روش TVF-EMD از یک فیلتر زمان-متغیر برای رفع مشکل تداخل مودها در روش EMD استفاده می کند و ادعا شده است که این روش دارای پایداری بیشتر بوده و کمتر به نویز حساس است. روش EWT نیز از تعریف هر دو روش EMD و WT سود می برد تا یک بانک فیلتر بر اساس تبدیل موجک برای تجزیه سیگنال ایجاد کند. بطور خلاصه، هر سه روش فوق از الگوریتم هایی استفاده می کنند که قابلیت تجزیه سیگنال را در روش EMD بهبود بخشند.

اولین روش، روش EMD است که یک روش زمان-فرکانس آبی است. از آنجا که سیگنال های واقعی ارتعاش سازه غیرخطی و غیرایستا بوده و شامل تعداد زیادی مود ارتعاش می باشد، این روش می تواند یک روش موثر جهت تجزیه این سیگنال ها به مودهای منفرد ارتعاش باشد. روش EMD یک روش شناخته شده می باشد که در بسیاری از مسائل مهندسی کاربرد یافته است و نسبت به سایر روش ها دارای قدمت بیشتری است. دو روش EMDOS و EWT به تازگی معرفی شده اند و هر یک مدعی شده اند که تعدادی از ضعف های روش



شکل ۶. مودهای استخراج شده به روش EMD
 Fig. 6. IMFs extracted by EMD (a) healthy state (b) damaged state



شکل ۷. فرکانس های استخراج شده به روش EMD
 Fig. 7. Frequencies extracted by EMD (a) healthy state (b) damaged state

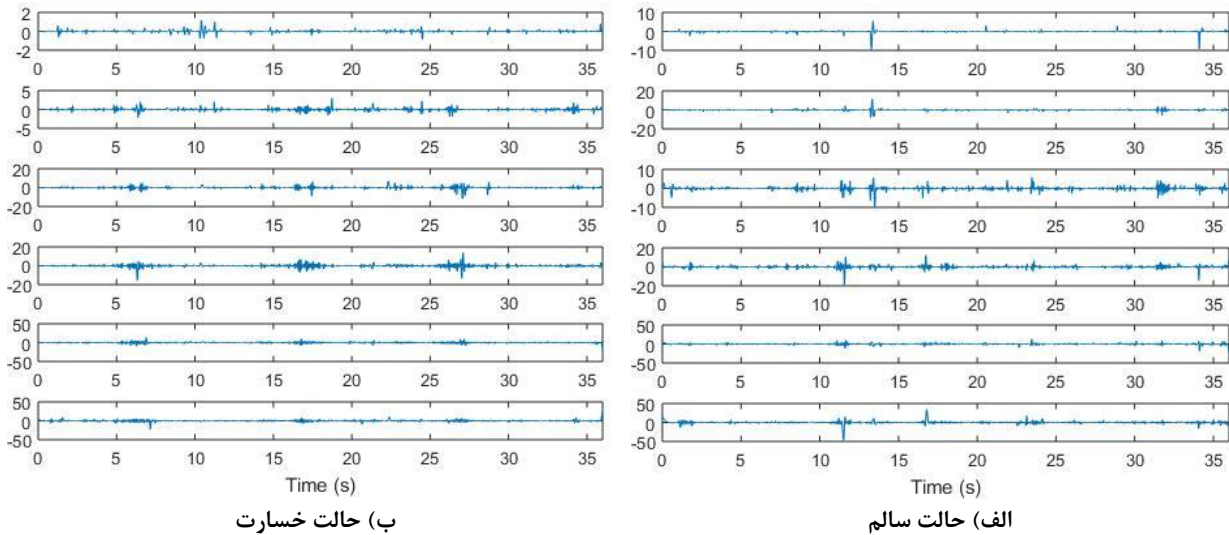
بدین معنا که در برخی زمان ها دامنه نوسانات بسیار پایین است ولی در فاصله اندکی پس از آن به ناگهان دامنه نوسان افزایش می یابد (پالس هایی در در طول سیگنال رخ داده است. این پالس ها ناشی از ارتعاش سازه نبوده و به علت ضعف روش در تجزیه سیگنال رخ داده است.

برای نتیجه گیری بهتر در این زمینه نمودار فرکانس ها نیز در طول زمان در شکل ۹ رسم شده اند. هر رنگ در شکل نشان دهنده نمودار زمان-فرکانس یکی از IMFها می باشد. مطابق شکل

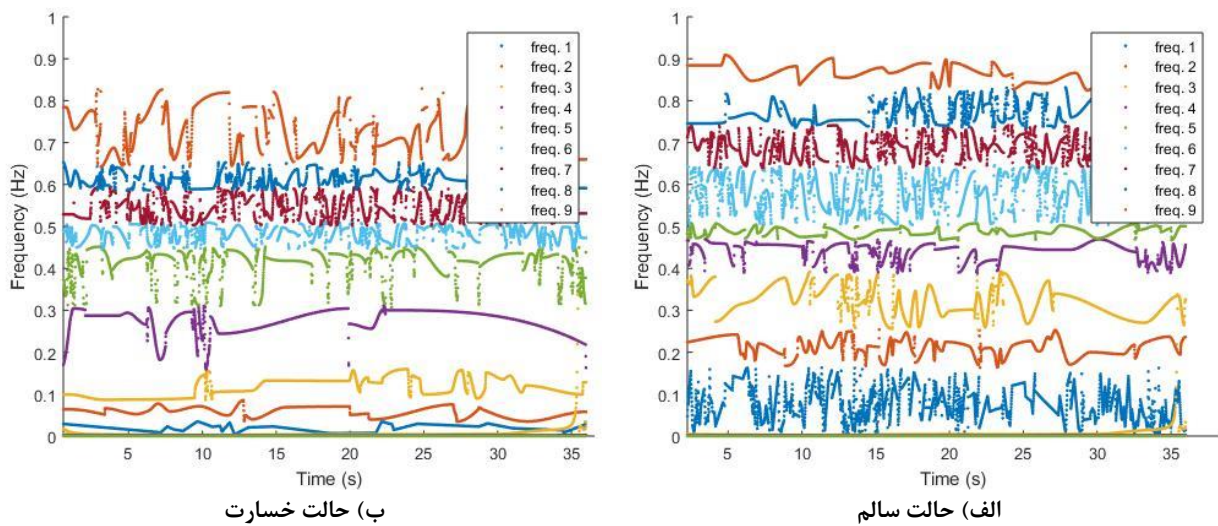
دارای فرکانس تقریبی ۰/۴۶ و در حالت خسارت دارای فرکانس ۰/۳۲ هرتز است.

۲-۶- روش EMDOS

شکل ۸ نمودار تجزیه سیگنال شتاب ثبت شده را به روش EMDOS نشان می دهد. بطور کلی در این روش، ۹ مود شناسایی شده است (در شکل، ۶ مود اول نشان داده شده است). برخلاف انتظار، مودهای استخراج شده دارای مقیاس یکنواختی نمی باشند؛



شکل ۸. مودهای استخراج شده به روش EMDOS
 Fig. 8. IMFs extracted by EMDOS (a) healthy state (b) damaged state

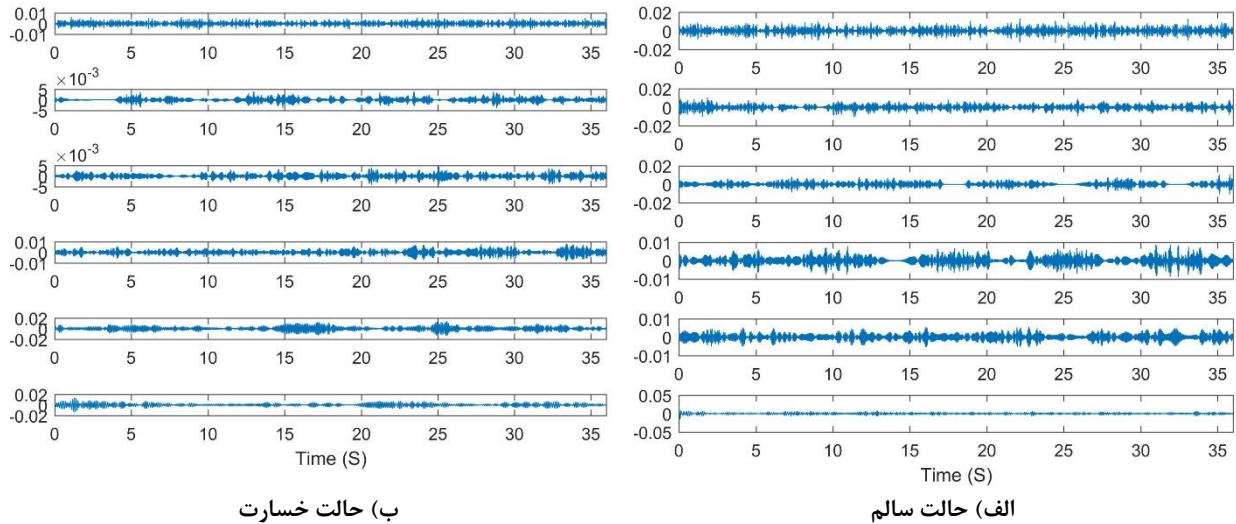


شکل ۹. فرکانس های استخراج شده به روش EMDOS
 Fig. 9. Frequencies extracted by EMDOS (a) healthy state (b) damaged state

۳-۶- روش TVF-EMD

در این روش، ۱۳ مود شناسایی شده اند که ۶ مود اول در شکل ۱۰ نشان داده شده اند. در کلیه مودها ارتعاش در طول زمان یکنواخت نیست و نوسان های بلند در کل طول سیگنال قابل مشاهده است. بر این اساس IMFها بیشتر حالت نویز مانند دارند تا سیگنال های ارتعاش سازه. عدم یکنواختی سیگنال ها در مودهای ۲ الی ۵

فرکانس های ۹ مود اول در بازه ۰ الی ۱ هرتز گسترش یافته اند. برخلاف روش EMD فرکانس های این روش دارای پراکندگی کمتری هستند. با این حال نوسان های فرکانس ها هنوز قابل ملاحظه است. در حالت آسیب جابه جایی فرکانس ها نسبت به حالت سالم قابل مشاهده است. این جابه جایی در چهار فرکانس اول و در محدوده ۰/۴ الی ۰/۷ هرتز بیشتر مشهود است.

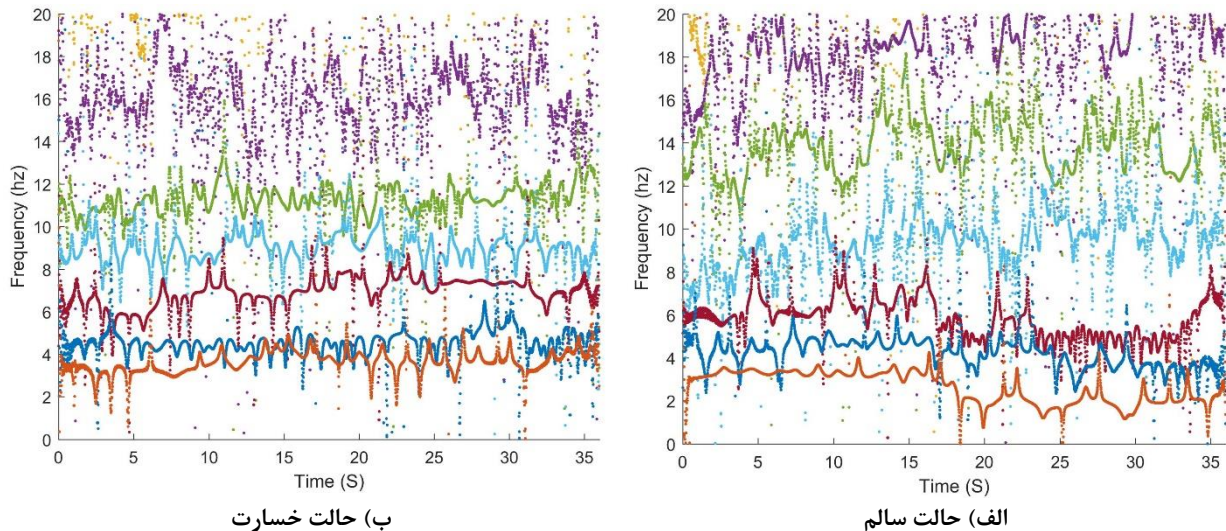


ب) حالت خسارت

الف) حالت سالم

شکل ۱۰. مودهای استخراج شده به روش TVF-EMD

Fig. 10. IMFs extracted by TVF-EMD (a) healthy state (b) damaged state



ب) حالت خسارت

الف) حالت سالم

شکل ۱۱. فرکانس های استخراج شده به روش TVF-EMD

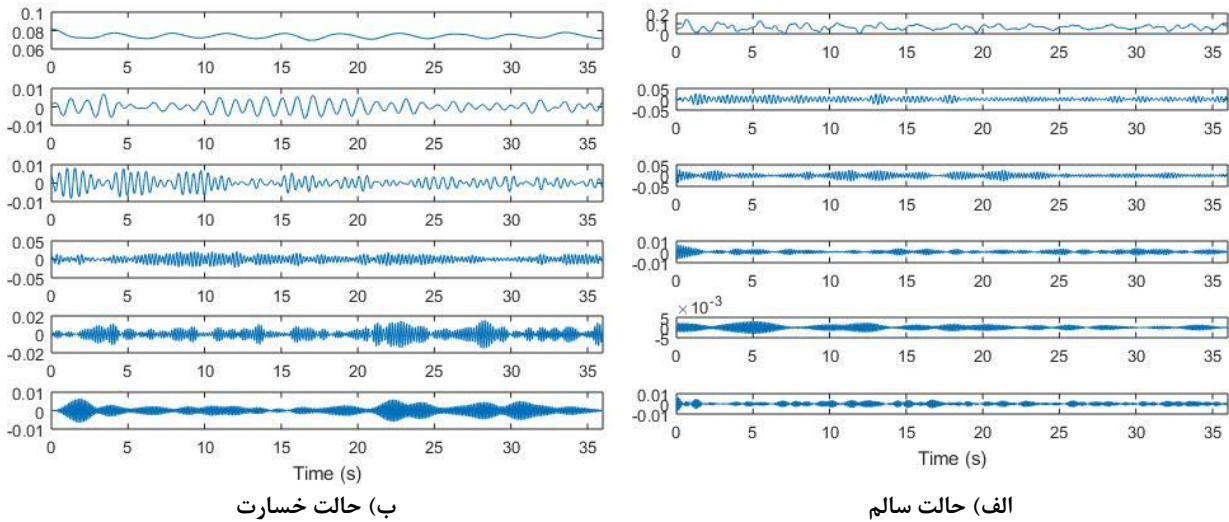
Fig. 11. Frequencies extracted by TVF-EMD (a) healthy state (b) damaged state

به طوری که یک فرکانس مشخص در دو یا چند IMF مشاهده می شود. بر این اساس می توان گفت که این روش ضعیف ترین روش تجزیه سیگنال برای سازه مورد نظر از بین روش های مذکور است.

۴-۶- روش EWT

در این روش برخلاف روش های قبل، ۳۱ مود شناسایی شده اند که ۶ مود اول در شکل ۱۲ نشان داده شده اند. علت تعدد مودها آن است که این روش مانند یک بانک فیلتر عمل می کند و هر کجا که

بیشتر مشهود است. شکل IMFها نیز از IMF اول به ششم ساده تر نمی شود. بدین ترتیب بدون رسم نمودار فرکانس سازه نیز می توان گفت که این روش دارای دقت پایینی در تجزیه سیگنال است. شکل ۱۱ فرکانس های استخراج شده را نشان می دهد. همان طور که از شکل پیدا است نوسان های شدیدی در فرکانس ها مشاهده می شود و در طول سیگنال نیز فرکانس ها به شدت تغییر می کنند. بازه فرکانس ها نیز بسیار گسترده است، بطوری که مود ششم تا ۲۰ هرتز پراکنده شده است. به علاوه فرکانس ها با یکدیگر تداخل دارند

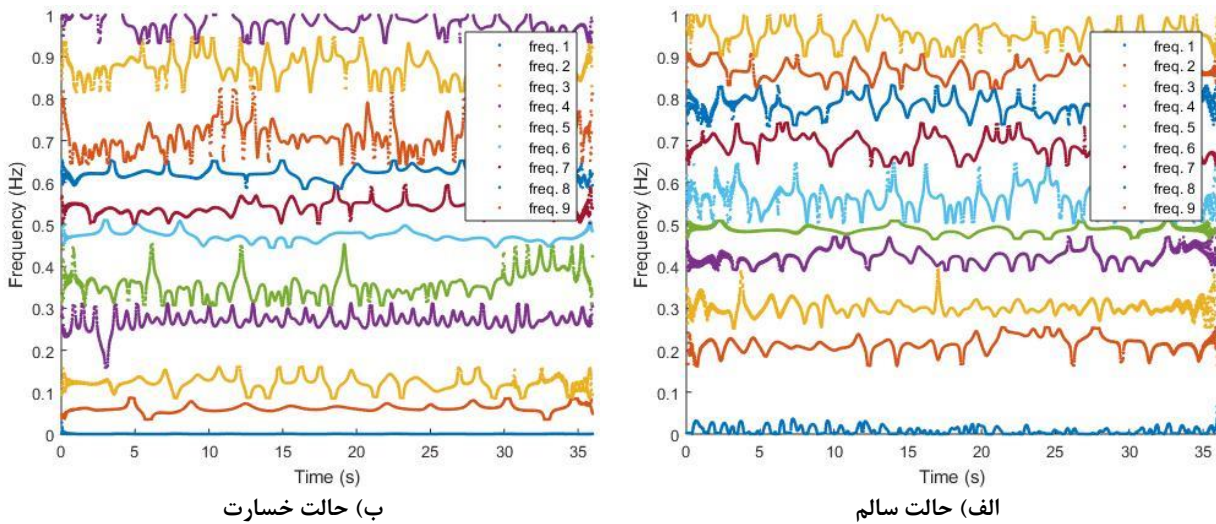


ب) حالت خسارت

الف) حالت سالم

شکل ۱۲. مودهای استخراج شده به روش EWT

Fig. 12. IMFs extracted by EWT (a) healthy state (b) damaged state



ب) حالت خسارت

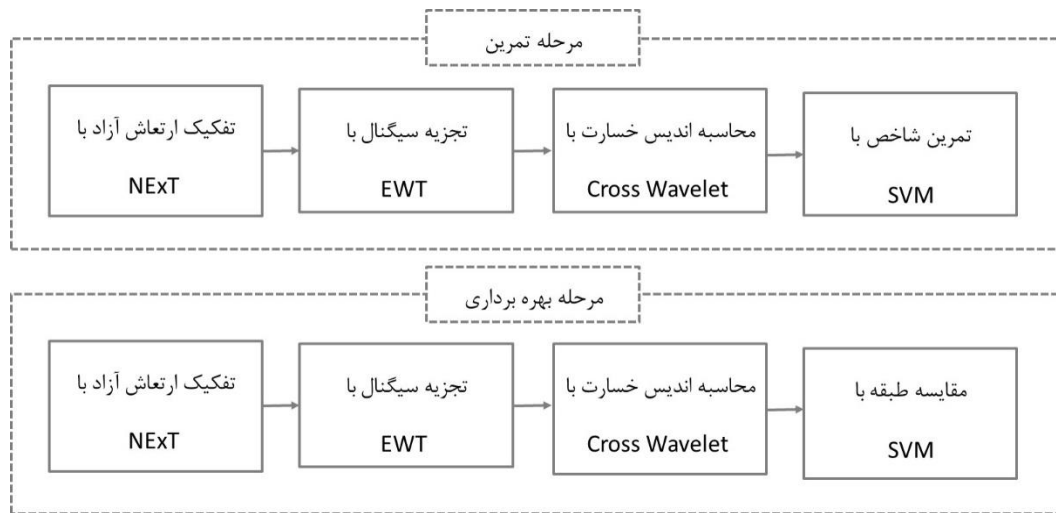
الف) حالت سالم

شکل ۱۳. فرکانس های استخراج شده به روش EWT

Fig. 13. Frequencies extracted by EWT (a) healthy state (b) damaged state

کاسته شده و به تبع آن نوسان ها نیز کاهش یابد. البته این کار باعث پایین آمدن وضوح فرکانسی این روش نیز می شود. در این روش جابه جایی فرکانس ها ناشی از خسارت سازه در تمامی مودها بطور تقریباً یکنواخت قابل مشاهده است (بر خلاف روش EMD که در مودهای پایین اختلاف بیشتری از خود نشان می دهند). پس بطور کلی می توان گفت که روش EWT نسبت به دو روش قبل قابلیت اعتماد بیشتری در استخراج فرکانس ها از خود نشان می دهد. لذا در مراحل بعد از این روش به عنوان روش پردازش سیگنال استفاده شده

در طیف فوریه تمرکز فرکانس ها وجود داشته باشد، فرکانس ها را استخراج می کند. شایان ذکر است که مودهای استخراجی دارای ارتعاش یکنواختی بوده و شکل ارتعاش نیز نسبت به دو روش قبل ساده تر است (بیشتر به نوسانات هارمونیک نزدیک است). شکل ۱۳ فرکانس های استخراج شده را نشان می دهد. همان طور که از شکل ۱۳ پیدا است، این روش دارای نوسان های فرکانس پایین تری نسبت به روش های قبل است. علت نیز استفاده از توابع از پیش تعریف شده شکل است که باعث می شود از خصوصیات آبی روش



شکل ۱۴. روند کلی شناسایی خسارت
 Fig. 14. Schematic of damage detection method

معرفی شده است. شکل ۱۴ روند کلی روش پیشنهادی شناسایی خسارت را نشان می دهد. در ادامه جزئیات این روش توضیح داده شده است.

۱- از آنجا که سازه مورد استفاده یک سازه پیچیده با درجات آزادی زیاد است، جدا کردن فرکانس ها مستقیماً از ارتعاش سازه تحت بارهای محیطی کاری دشوار است. از این رو ابتدا با استفاده از روش NExT، بخش ارتعاش آزاد سازه از کل ارتعاش جدا می شود. هدف از جدا کردن بخش ارتعاش آزاد سازه، ساده کردن سیگنال است. بدین ترتیب امکان تفکیک فرکانس ها با دقت بیشتری میسر خواهد شد. ضمناً بدین ترتیب مقداری زیادی از نوفه موجود در سیگنال ها حذف خواهد شد. شکل ۱۵ ب به عنوان نمونه سیگنال جدا شده از سیگنال اصلی را برای حالت سالم برای قطعه ۱۵ ثانیه اول ارتعاش نشان می دهد. همان طور که از شکل پیدا است، سیگنال جدا شده دارای ارتعاش ساده تری است. لذا تجزیه فرکانس های آن با سهولت بیشتری امکان پذیر است.

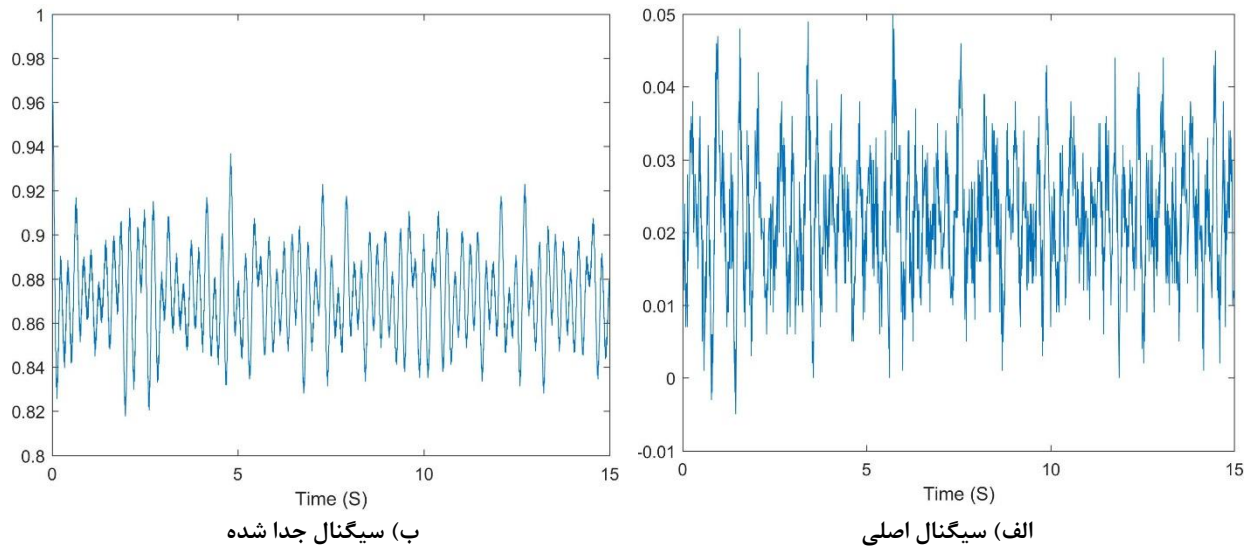
۲- سپس مودهای ارتعاش با استفاده از آنالیز EWT استخراج می شوند. شایان ذکر است که در اینجا هدف از تجزیه کردن سیگنال، جدا کردن مودهای ارتعاش سازه است. بدین ترتیب همانند بند قبل استخراج فرکانس ها با دقت بیشتری همراه خواهد بود و این فرکانس ها داره پهنای باند کمتری خواهند بود. شکل ۱۶ یک نمونه از تجزیه سیگنال جدا شده را نشان می دهد. همان طور که از شکل پیدا است، به خوبی مودهای ارتعاش از یکدیگر جدا شده اند. در مورد

است. علت این که روش EWT نسبت به سایر روش ها عملکرد بهتری دارد آن است که این روش از مزایای هر دو روش WT و EMD سود می برد. با استفاده از توابع موجک، این روش خاصیت آنی کمتری نسبت به سایرین دارد. ضمناً محدوده های تراکم فرکانسی در این روش توسط FFT استخراج می شوند که یک روش با ثبات است. لذا نوسان های فرکانس های بدست آمده از این روش کمتر است.

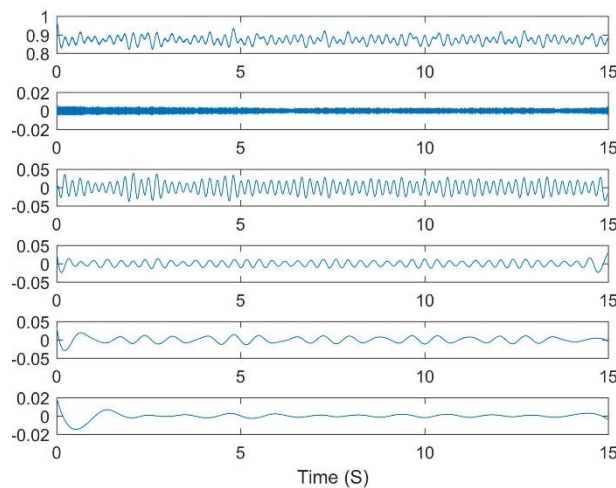
در این بخش برای بالا بردن وضوح فرکانسی در پردازش سیگنال ها از روش های زمان-فرکانس آنی استفاده شد. با این حال اگرچه مودهای استخراج شده با این روش ها جهت شناسایی خسارت دارای وضوح بیشتری نسبت به سایر روش های زمان-فرکانس هستند، ولی کماکان فرکانس متناظر این مودها دارای نوسان بالایی است که کار شناسایی خسارت را مشکل می کند. این مشکل به علت خاصیت آنی خود این روش ها رخ می دهد. از طرف دیگر استخراج فرکانس ها با تبدیل هیلبرت نیز بر نوسات مذکور می افزاید. برعکس روش تبدیل موجک، دارای وضوح فرکانس پایین تری است ولی فرکانس های مستخرج از آن پایدارتر هستند. لذا در ادامه مودهای استخراج شده به جای تبدیل هیلبرت با تبدیل موجک پردازش می شوند تا نوسان های فرکانس ها کاهش یابد.

۷- روش شناسایی خسارت

در بخش قبل یک روش پردازش سیگنال کارآمد برای استخراج مودهای ارتعاش انتخاب شد. در ادامه یک روش شناسایی خسارت



شکل ۱۵. تفکیک ارتعاش سازه به روش NExT
Fig. 15. Separation of structure's vibration by NExT method

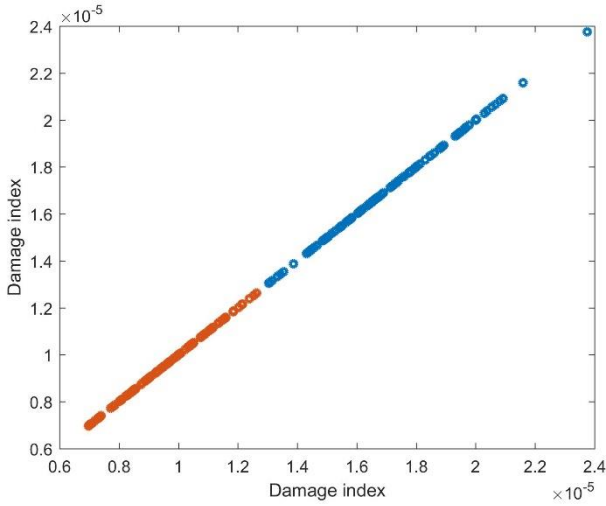


شکل ۱۶. تجزیه سیگنال به روش EWT
Fig. 16. Decomposition of signal by EWT

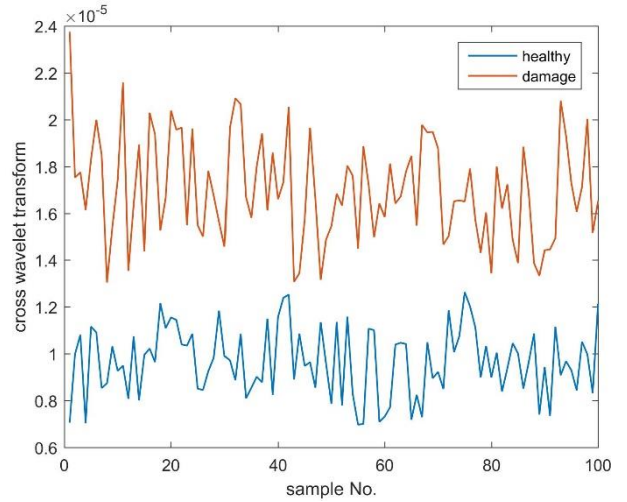
می باشند. مقادیر شاخص خسارت در حالت سالم بین 6.97×10^{-6} و 1.26×10^{-5} و مقادیر شاخص خسارت در حالت آسیب بین 1.30×10^{-5} و 2.37×10^{-5} بدست آمدند. به طور کلی مقادیر شاخص خسارت در حالت آسیب بیشتر از حالت سالم است که نشان دهنده تفاوت ضرایب موجک سیگنال ارتعاش سازه در این حالت است.

۴- اگرچه از مرحله قبل با محاسبه شاخص های خسارت می توان به خوبی حالت سالم را از آسیب تشخیص داد، ولی مقادیر شاخص های خسارت دارای نوسان است. ضمناً نیاز به یک روش می باشد تا این تفکیک حالت ها به صورت خودکار انجام شود. برای نیل به این هدف

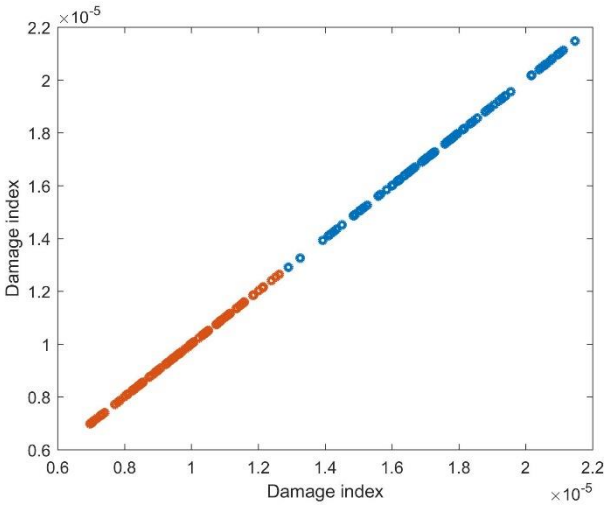
دوم نیز ارتعاش نویز مانند، از سیگنال اصلی جدا شده است. ۳- در این مرحله یک شاخص خسارت بر اساس ضریب تبدیل موجک متقاطع به کار گرفته می شود. این ضریب از مقایسه حالت مینا و حالت مورد نظر محاسبه می شود. برای محاسبه اندیس خسارت، اولین مود استخراج شده، توسط تبدیل موجک متقاطع آنالیز شده و میانگین ضرایب محاسبه می شوند. شکل ۱۷ مقادیر اندیس خسارت را برای ۱۰۰ نمونه نشان می دهد. همان طور که از شکل پیدا است، تفاوت حالت سالم و آسیب مشهود است. با این حال مقادیر شاخص خسارت در طول زمان دارای نوسان های بالایی



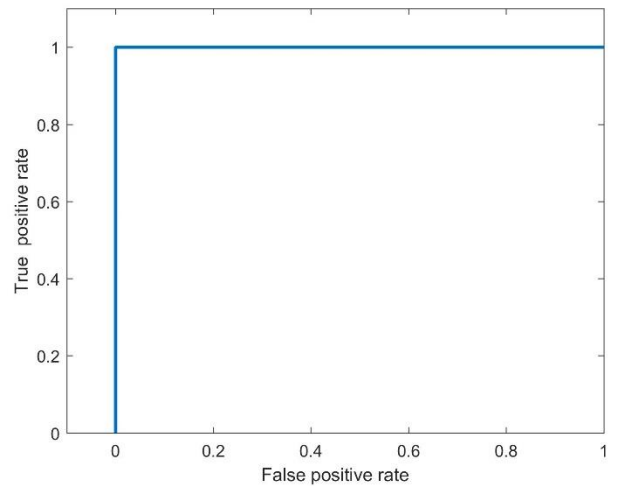
شکل ۱۸. تمرین داده ها به روش SVM
Fig. 18. training of the data by SVM



شکل ۱۷. مقادیر شاخص خسارت برای ۱۰۰ نمونه
Fig. 17. Damage indices for 100 samples



شکل ۲۰. صحت سنجی داده های تمرین داده شده
Fig. 20. Validation of the trained data



شکل ۱۹. نمودار ROC داده های تمرینی
Fig. 19. ROC curve of the trained data

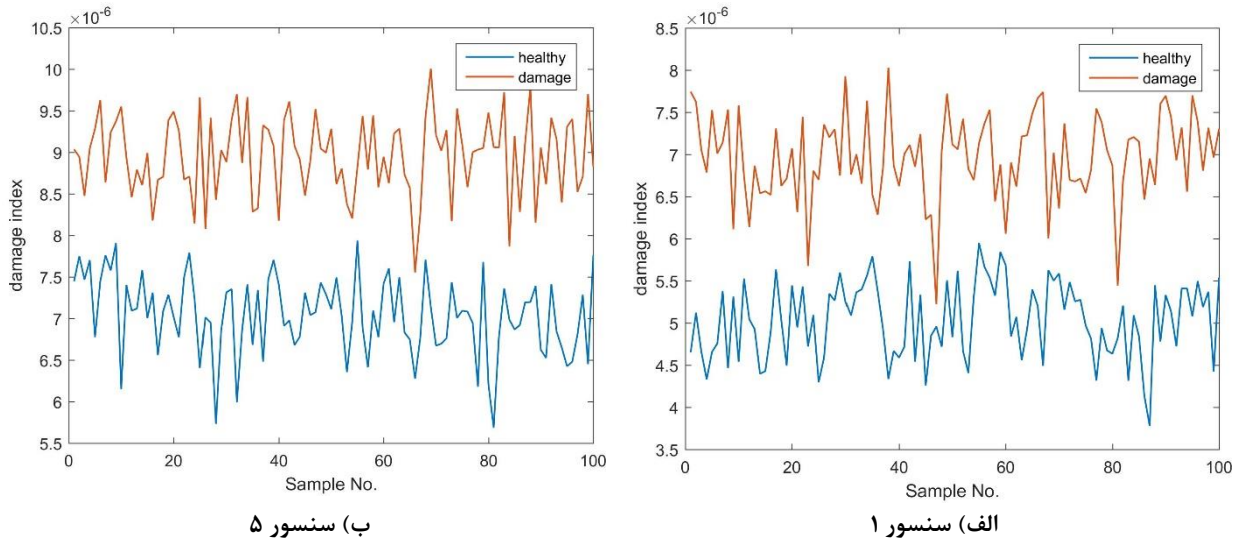
منحنی برابر $0/93$ ، نرخ اشتباه مثبت^۲ برابر $0/00$ و نرخ صحیح مثبت^۳ برابر $1/00$ بدست آمده است. در شکل ۱۹ نتیجه طبقه بندی داده ها نشان داده شده است. مطابق شکل ۱۹ کلیه داده ها به درستی طبقه بندی شده اند.

برای صحت سنجی کارایی SVM تمرین داده شده برای سایر داده ها، از ۱۰۰ قطعه بعدی استفاده شده است. هدف آن است که بررسی شود که آیا SVM تمرین داده شده برای سایر داده ها نیز نتایج دقیق ارائه می دهد یا خیر. شکل ۲۰ نتایج طبقه بندی داده ها

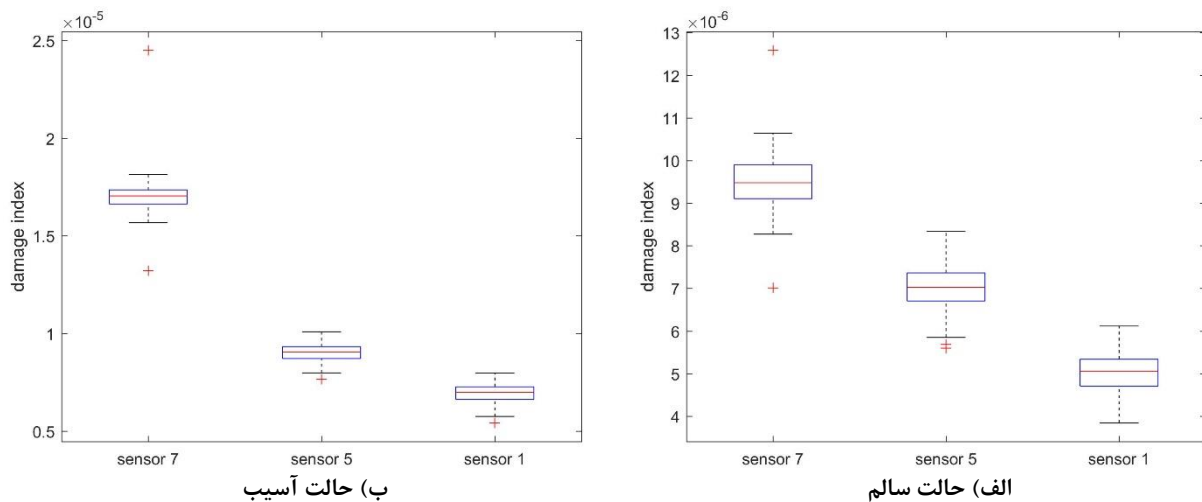
از روش SVM جهت طبقه بندی داده های سالم و آسیب استفاده شده است. از آنجا که این روش یک روش یادگیری با نظارت است، در ابتدا نیاز به تمرین داده ها می باشد. برای این کار از ۱۰۰ قطعه اول استفاده شده است. داده های حالت سالم به عنوان طبقه مثبت و حالت خسارت به عنوان طبقه منفی در نظر گرفته شده است. شکل ۱۸ نمودار ROC^۱ طبقه بندی را نشان می دهد. در نمودار ROC، هرچه منحنی بیشتر به سمت بالا و سمت چپ صفحه متمایل شده باشد، طبقه بندی با دقت بهتری انجام شده است. در اینجا سطح زیر

2 False Positive Rate (FPR)
3 True Positive Rate (TPR)

1 Receiver Operating Characteristic (ROC)



شکل ۲۱. مقادیر شاخص خسارت برای سنسورهای ۱ و ۵
 Fig. 21. Damage indices for sensors 1 and 5 (a) sensor 1 (b) sensor 5



شکل ۲۲. نمودار جعبه ای مقادیر شاخص خسارت
 Fig. 22. Box plots of damage indices (a) healthy (b) damaged state

موجود در شاخص های خسارت (که ناشی از تغییرات شرایط محیطی است) با استفاده از طبقه بندی حالت های سالم و آسیب از هم تفکیک می شود.

از آنجا که در این تحقیق تنها از یک سنسور برای شناسایی خسارت استفاده شده است، انتخاب بهترین محل برای نصب سنسور نیز حائز اهمیت است. بهترین مکان برای نصب سنسور بدون انجام پردازش بر روی سیگنال ها نقطه ای است که بیشترین دامنه ارتعاش را داشته باشد. پس از سنسور شماره ۷، سنسورهای مجاور آن و یا سنسورهای دهانه های کناری می توانند جایگزینی برای این سنسور

را برای این ۱۰۰ قطعه نشان می دهد. مطابق شکل، SVM توانسته است به درستی داده ها طبقه بندی کند. بنابراین می توان گفت که این روش با دقت ۱۰۰ درصد توانسته است حالت های سالم و آسیب را از یکدیگر تفکیک کند.

در نهایت لازم به ذکر است که در روش پیشنهادی با استفاده از تجزیه سیگنال به روش پردازش سیگنال، مقداری از نوفه سیگنال ها خود به خود جدا خواهد شد. اثرات ناشی از شرایط محیطی (مانند تغییرات بارگذاری، تغییرات درجه حرارت، سرعت باد و نوفه) نیز با استفاده از روش SVM لحاظ می شود. به طوری که نوسان های

می توان با دقت ۱۰۰ درصد شاخص های خسارت در حالت های سالم و آسیب را با وجود نوسان های نسبتاً زیاد از هم جدا کرد.

مراجع

- [1] H. Sohn, C.R. Farrar, F.M. Hemez, J.J. Czarnecki, A review of structural health review of structural health monitoring literature 1996-2001 (No. LA-UR-02-2095), Los Alamos National Laboratory, (2002).
- [2] J.P. Lynch, K.J. Loh, A summary review of wireless sensors and sensor networks for structural health monitoring, *Shock and Vibration Digest*, 38(2) (2006) 91-130.
- [3] T.D. Tan, N.T. Anh, G.Q. Anh, Low-cost Structural Health Monitoring Scheme Using MEMS-based Accelerometers, *Intelligent Systems, Modelling and Simulation (ISMS)*, 2011 Second International Conference on (pp. 217-220). IEEE, 2011.
- [4] Y.S Lee, B. Phares, T. Wipf, Development of a low-cost, continuous structural health monitoring system for bridges and components, *Proceedings of the 2007 Mid-Continent Transportation Research Symposium*, 2007.
- [5] S. Jang, B.F. Spencer Jr, Structural health monitoring for bridge structures using smart sensors, *Newmark Structural Engineering Laboratory, University of Illinois at Urbana-Champaign*, (2015).
- [6] G. Park, T. Rosing, M.D. Todd, C.R. Farrar, W. Hodgkiss, Energy harvesting for structural health monitoring sensor networks, *Journal of Infrastructure Systems*, 14(1) (2008) 64-79.
- [7] X. Hu, B. Wang, H. Ji, A wireless sensor network-based structural health monitoring system for highway bridges, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 28(3) (2013) 193-209.
- [8] A. Depari, P. Ferrari, A. Flammini, S. Rinaldi, M. Rizzi, E. Sisinni, Development and evaluation of a WSN for real-time structural health monitoring and testing, *Procedia Engineering*, 87 (2014) 680-683.

باشند. به عنوان نمونه شاخص خسارت برای ۲ سنسور دیگر شامل سنسورهای ۱ و ۵ محاسبه شد (شکل ۲۱). سنسور ۵ نسبت به سنسور ۷ به تکیه گاه ها نزدیک تر است. سنسور ۱ نیز در میانه دهانه کناری پل واقع شده است. نتایج محاسبه ها نشان می دهد که خسارت کماکان توسط این دو سنسور نیز قابل تشخیص است اگرچه در این سنسورها فاصله میانه شاخص ها در حالت های سالم و آسیب نسبت به سنسور شماره ۷ کمتر است.

نمودار جعبه ای مقادیر شاخص خسارت برای سه سنسور فوق در شکل ۲۲ ارائه شده است. مطابق شکل سنسور ۷ دارای بیشترین مقدار شاخص خسارت در هر دو حالت سالم و آسیب است و بیشترین فاصله حالت های سالم و آسیب متعلق به این سنسور است. بر این اساس می توان گفت که این سنسور بهترین سنسور برای پیدا کردن محل آسیب می باشد.

۸- نتیجه گیری

در این پژوهش یک روش جهت شناسایی خسارت با هزینه کم پل ها ارائه شد. برای افزایش دقت استخراج خصیصه های سیگنال، در ابتدا چهار روش پردازش سیگنال نوین مورد بررسی قرار گرفت و بهترین آن ها انتخاب شد. سپس با تعریف یک شاخص خسارت و استفاده از روش فراگیری ماشین، داده ها طبقه بندی شدند تا حالت خسارت شناسایی شود. به طور کلی نتایج را می توان به صورت زیر خلاصه کرد:

۱- از میان روش های پردازش سیگنال مقایسه شده دو روش جدیدتر (EWT و EMDOS) دارای مزیت نسبی نسبت به روش EMD هستند. هر دوی این روش ها به طور یکنواخت تری جابه جایی فرکانس ها را در حالت آسیب شناسایی کردند. در ضمن روش EWT با توجه به این که از نقاط قوت هر دو روش تبدیل موجک و EMD سود می برد، پراکندگی کمتری در استخراج فرکانس ها از خود نشان داد.

۲- با اعمال تبدیل موجک متقاطع بر سیگنال های تجزیه شده می توان تفاوت ارتعاش سازه را در حالت های سالم و آسیب به خوبی تشخیص داد. لذا این روش یک ابزار کارآمد جهت شناسایی خسارت در سازه است.

۳- نتایج نشان می دهد با استفاده از ماشین بردار پشتیبان

- Series Analysis, Proceeding of the Royal Society London, A: 454, 1998.
- [17] T. Oberlin, S. Meignen, V. Perrier, An alternative formulation for the empirical mode decomposition. IEEE Transactions on Signal Processing, 60(5) (2012) 2236-2246.
- [18] H. Li, Z. Li, W. Mo, A time varying filter approach for empirical mode decomposition, Signal Processing, 138 (2017) 146-158.
- [19] J. Gilles, Empirical wavelet transform, IEEE transactions on signal processing, 61(16) (2013) 3999-4010.
- [20] G.H. James, T.G. Carne, J.P. Lauffer, The natural excitation technique (NExT) for modal parameter extraction from operating structures, Modal Analysis-the International Journal of Analytical and Experimental Modal Analysis, 10(4) (1995) 260.
- [21] A. Prokoph, H. El Bilali, Cross-wavelet analysis: a tool for detection of relationships between paleoclimate proxy records, Mathematical geosciences, 40(5) (2008) 575-586.
- [22] M.A. Hearst, S.T. Dumais, E. Osuna, J. Platt, B. Scholkopf, Support vector machines. IEEE Intelligent Systems and their applications, 13(4) (1998) 18-28.
- [23] S. Li, H. Li, Y. Liu, C. Lan, W. Zhou, J. Ou, SMC structural health monitoring benchmark problem using monitored data from an actual cable-stayed bridge, Structural Control and Health Monitoring, 1;21(2) (2014) 156-72.
- [24] W. Zhou, S. Li, H. Li, Damage detection for SMC benchmark problem: A subspace-based approach, International Journal of Structural Stability and Dynamics, 16(04) (2016) 1640025.
- [9] C.H. Lin, S.Y. Chen, C.C. Yang, C.M. Wu, C.M. Huang, C.T. Kuo, Y.D. Huang, Structural health monitoring of bridges using cost-effective 1-axis accelerometers, Sensors Applications Symposium (SAS), 2014 IEEE (pp. 24-27), IEEE, 2014.
- [10] S.W. Doebling, C.R. Farrar, M.B. Prime, A summary review of vibration-based damage identification methods, Shock and vibration digest, 30(2) (1998) 91-105.
- [11] Q. Cheng-Zhong, L. Xu-Wei, Damage identification for transmission towers based on HHT. Energy Procedia, 17 (2012) 1390-1394.
- [12] C. Bao, H. Hao, Z.X. Li, Multi-stage identification scheme for detecting damage in structures under ambient excitations, Smart Materials and Structures, 22(4) (2013) 045006.
- [13] N. Roveri, A. Carcaterra, Damage detection in structures under traveling loads by Hilbert-Huang transform, Mechanical Systems and Signal Processing, 28 (2012) 128-144.
- [14] J.P. Amezquita-Sanchez, H.S. Park, H. Adeli, A novel methodology for modal parameters identification of large smart structures using MUSIC, empirical wavelet transform, and Hilbert transform, Engineering Structures, 147 (2017) 148-159.
- [15] A. Kunwar, R. Jha, M. Whelan, K. Janoyan, Damage detection in an experimental bridge model using Hilbert-Huang transform of transient vibrations, Structural Control and Health Monitoring, 20(1) (2013) 1-15.
- [16] N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu, H.H. Shih, Q. Zheng, N.C. Yen, C.C. Tung, H.H. Liu, The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Nonstationary Time

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

E. Darvishan, Low-Cost Damage Detection of Cable-Stayed Bridges Using Signal Processing and Machine Learning, Amirkabir J. Civil Eng., 52(1) (2020) 257-274.

DOI: [10.22060/ceej.2018.14648.5711](https://doi.org/10.22060/ceej.2018.14648.5711)

