

## پایش سلامت ارزان قیمت پل های کابلی با استفاده از تبدیل موجک فشرده و آنالیز مولفه های اصلی غیرخطی

احسان درویشان<sup>\*۱</sup>

۱- استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، گروه عمران، واحد رودهن، دانشگاه آزاد اسلامی، رودهن، ایران

### چکیده

امروزه پایش سلامت سازه ها در بسیاری از کشورها به صورت استاندارد درآمده است. سیستمهای پایش سلامت برای سازه های بزرگ و پراهمیت سیستمهایی مجهز و شامل تعداد زیادی سنسور می باشند. لذا استفاده از آنها به علت قیمت بالا هنوز در کشور ما رایج نشده است. هدف اصلی این پژوهش ارائه یک روش ارزان قیمت پایش سلامت سازه ها بر مبنای پردازش سیگنال است. بر این اساس تنها از ۳ سنسور جهت شناسایی خسارت سازه استفاده شده است. از آنجا که دقت روش پردازش سیگنال تاثیر بسزایی بر دقت روش ارائه شده خواهد داشت، در بخش اول پنج روش پردازش سیگنال مورد بررسی قرار گرفته اند. از میان این روشها دو روش نسبت به سایرین دارای قدمت بیشتری می باشند و کاربردهای فراوانی در شناسایی خسارت پیدا کرده اند و سه روش دیگر به تازگی معرفی شده اند و هنوز در مهندسی عمران زیاد مورد بررسی قرار نگرفت اند. در بخش دوم یک روش شناسایی خسارت نوین ارائه شده است. این روش ترکیبی از روشهای پردازش سیگنال به روش تبدیل موجک فشرده، خوشه بندی داده ها و رگرسیون گیری به روش شبکه های عصبی وابسته خودکار است. برای این کار از داده های پل مرجع یونگ استفاده شده است که داده های آن بر اساس ارتعاش واقعی پل ثبت شده اند. نتایج نشان می دهد روش پردازش سیگنال ارائه شده دارای دقت کافی جهت شناسایی خسارت را دارا می باشد.

کلمات کلیدی: پایش سلامت سازه، شناسایی خسارت، اندیس خسارت، پل یونگ، پردازش سیگنال

شناسه دیجیتال:		سابقه مقاله:				
doi:	10.22065/JSCE.2017.94398.1280	چاپ	انتشار آنلاین	پذیرش	بازنگری	دریافت
	10.22065/JSCE.2017.94398.1280	۱۳۹۷/۱۲/۲۸	۱۳۹۶/۰۸/۱۴	۱۳۹۶/۰۸/۱۴	۱۳۹۶/۰۸/۰۹	۱۳۹۶/۰۵/۱۲
احسان درویشان					*نویسنده مسئول:	
darvishan@riau.ac.ir					پست الکترونیکی:	

# Low Cost Health Monitoring of Cable Stayed Bridges using Synchrosqueezed Wavelet Transform and Nonlinear Principal Component Analysis

Ehsan Darvishan<sup>1\*</sup>

1- Assistant Professor, Faculty of Engineering, Department of Civil Engineering, Roudehen Branch, Islamic Azad University, Roudehen, Iran

## ABSTRACT

Today, health monitoring of structures has been standardized in many countries. Such systems for large and complex structures are equipped and include numerous sensors. Therefore, they are not yet practical in our country due to large final expenses. The main purpose of this paper is to introduce a low-cost health monitoring algorithm for structures based on signal processing. Accordingly, only three sensors are utilized to detect damage. Since the accuracy of signal processing method can affect the results of damage detection, in the first part of the paper, five signal processing methods are investigated. Among these procedures two methods are older and have widely used in damage detection. The three others are more recent and are fully investigated in civil engineering. In the second part, a new damage detection method is proposed. This method is a combination of signal processing methods by synchrosqueezed wavelet transform, clustering, and regression with autoassociative artificial neural networks. For this reason, data from Yonghe bridge is utilized which is recorded based on real vibration of the bridge. Results show that the proposed signal processing method is capable to effectively extract signal features. Also the damage detection method is capable to detect damage with acceptable accuracy

## ARTICLE INFO

Received: 03/08/2017

Revised: 31/10/2017

Accepted: 05/11/2017

### Keywords:

health monitoring,  
Damage detection,  
Damage index,  
Yonghe bridge,  
signal processing

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: 10.22065/JSCE.2017.94398.1280

\*Corresponding author: Ehsan Darvishan  
Email address: darvishan@riau.ac.ir

## ۱- مقدمه

شناسایی خسارت سازه های زیر بنایی نقش اساسی در تمامی کشورها دارد و سالیانه هزینه های فراوانی صرف ساخت و نگهداری سیستمهای پایش سلامت می شود. از میان انواع روشهای پایش سلامت، روشهای مبتنی بر پردازش سیگنال به تازگی مورد توجه قرار گرفته اند. با این حال اغلب تحقیقات انجام شده در این زمینه از تکنیک های دامنه زمان یا دامنه فرکانس استفاده کرده اند. خصوصیات فیزیکی یک سیگنال را نمی توان به تنهایی در دامنه زمان استخراج کرد. آنالیز فوریه نیز تنها فرکانس های سیگنال را در حوزه فرکانس ارائه می دهد. لذا نمی تواند تغییرات فرکانس در طول زمان را نشان دهد. [۱]. از طرف دیگر تبدیل فوریه تنها محدود به سیگنال های ایستا می باشد یعنی محتوای فرکانس سیگنال باید در طول زمان ثابت باشد [۲]. برای پردازش سیگنال های غیر ایستا لازم است که تغییرات فرکانس آنها در طول زمان مشخص شود. برای مرتفع کردن این مشکلات روش های پردازش سیگنال زمان - فرکانس ارائه شده اند.

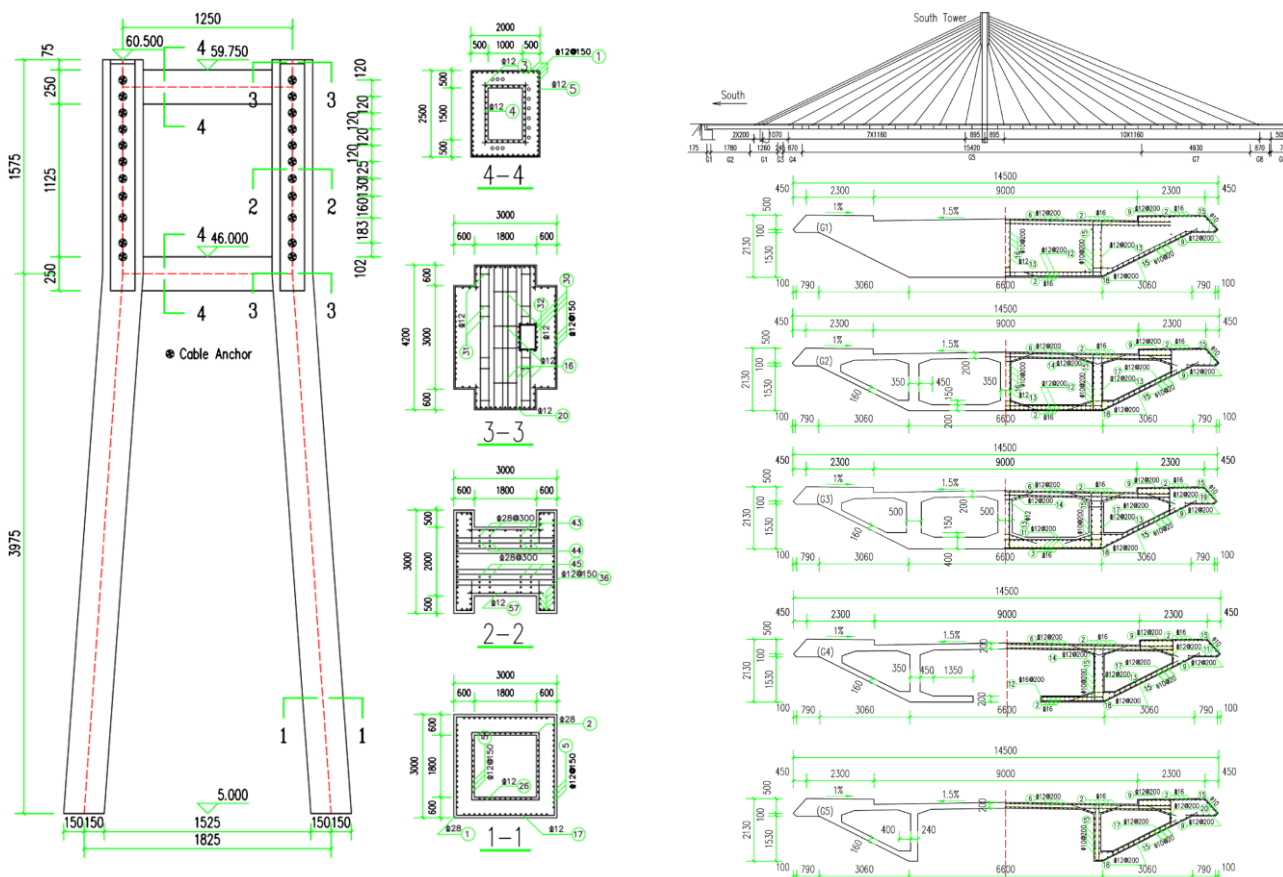
ژو همکاران [۳] از تبدیل هیلبرت-هانگ برای شناسایی خسارت یک پل معلق در هنگ کنگ استفاده کردند. آنها یک سیستم پایش سلامت بر روی پل سینگما نصب کرده و با استفاده از سنسورهای جابجایی سنج و GPS سیستم را تحت بارهای ترافیک و باد پایش کردند. یو و رن [۴] روش شناسایی تصادفی زیرفضا را در ترکیب با تجزیه تجربی مودی برای پایش سلامت پل یونگ در چین به کار بردند. آنها ابتدا با استفاده از تجزیه تجربی مودی سیگنال را تجزیه کردند سپس با استفاده از روش شناسایی تصادفی زیرفضا خصوصیات مودال سازه را بدست آوردند. هان و همکاران [۵] از ترکیب تبدیل هیلبرت-هانگ و تکنیک کاهش تصادفی استفاده کردند. آنها به عنوان نمونه از ارتعاشات محیطی یک پل قوسی استفاده کردند. تحقیقات آنها نشان داد که روش مذکور به خوبی قادر به شناسایی سیستم می باشد. در تحقیقی دیگر، هان و همکاران [۶] علاوه بر تکنیک های قبلی از روش دامنه زمان ابراهیم نیز استفاده کردند. در این تحقیق نیز از همان مدل پل قوسی برای صحت سنجی نتایج استفاده شد. یک تحقیق تجربی بر روی پل راه آهن نانجینگ یانگتسه توسط هی و همکاران [۷] انجام شد. آنها با استفاده از تجزیه تجربی مودی فرکانسهای مودال و میرایی پل را محاسبه کردند. سپس مقادیر محاسبه شده را با مقادیر حاصل از روشهای سنتی مانند انتخاب پیک مقایسه کردند. بینفنگ و همکاران [۸] روش تجزیه تجربی مودی را به همراه سری های زمانی به کار بردند. آنها یک شاخص خسارت جدید معرفی کردند و کارایی آن را بر روی دو سازه مرجع مورد مطالعه قرار دادند. در ادامه برای مدل سازی شرایط محیطی مقداری نویز به سیگنالها اضافه شد. کو و لیان [۹] خسارت را در برج های مخابراتی مورد بررسی قرار دادند. آنها از یک ضریب شکل برای کمی سازی ویژگی های سیگنال استفاده کردند. سپس تغییرات این شاخص را جهت شناسایی خسارت به کار بردند. اسماعیل و طاهری [۱۰] از شاخص انرژی برای شناسایی خسارت یک تیر کامپوزیت استفاده کردند. آنها با نصب سنسورهای پیزوالکتریک و محاسبه انرژی سیگنالهای تجزیه شده به روش تجزیه تجربی مودی توانستند محل جداشدگی و همین طور ابعاد آن را شناسایی کنند. بائو و همکاران [۱۱] یک روش شناسایی خسارت چند مرحله ای معرفی کردند. تبدیل هیلبرت بهبود یافته برای محاسبات به کار گرفته شد. نتایج آنالیزها نشان داد که فرکانسهای آنی می تواند وقوع خسارت و فاز آنی می تواند خسارت های جزئی را نشان دهد.

مشکل دیگر هزینه بالای سیستمهای سخت افزاری پایش سلامت است که استفاده از آن را در بسیاری از کشورها محدود کرده است. در این تحقیق هدف ارائه یک الگوریتم پایش سلامت ارزان قیمت است بر مبنای پردازش سیگنال به روش زمان-فرکانس است. لذا از سنسورهای کمتری جهت پایش استفاده شده است. در بخش اول تعدادی از روش های نوین پردازش سیگنال به روش تبدیل موجک مورد بررسی قرار گرفته اند و کارآمدترین آنها انتخاب شده است. در بخش دوم نیز یک الگوریتم شناسایی خسارت بر مبنای تکنیک های خوشه بندی داده ها و شبکه های عصبی وابسته خودکار ارائه شده است.

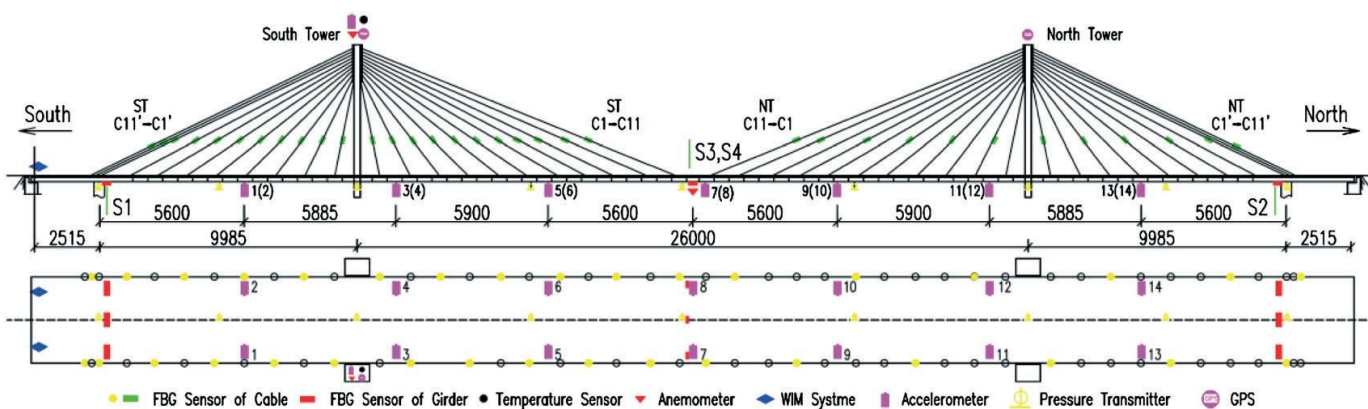
## ۲- سازه مورد مطالعه

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 ۲۵،۱۵+۹۹،۸۵ متر است. طول پل ۵۱۰ متر و عرض آن ۱۱ متر است (۹ متر لین عبوری وسایل نقلیه و ۲\*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 cm در دهانه مرکزی و در زیر شاهتیر اصلی مشاهده شد. پس از آسیب به عنوان بخشی از سیستم پایش سلامت، بیش از ۱۵۰ سنسور بر روی کابل ها، برج و شاهتیرها نصب شد. در اتاق کنترل نیز یک سیستم جمع آوری داده برقرار شد. ۱۴ سنسور تک محوره بر روی عرشه نصب شد و یک سنسور دو محوره بر روی برج جنوبی نصب شد تا ارتعاشات افقی را ثبت کند [۱۲]. شکل (۱) نمایی از پل و شکل (۲) سیستم پایش سلامت آن را نشان می دهد.

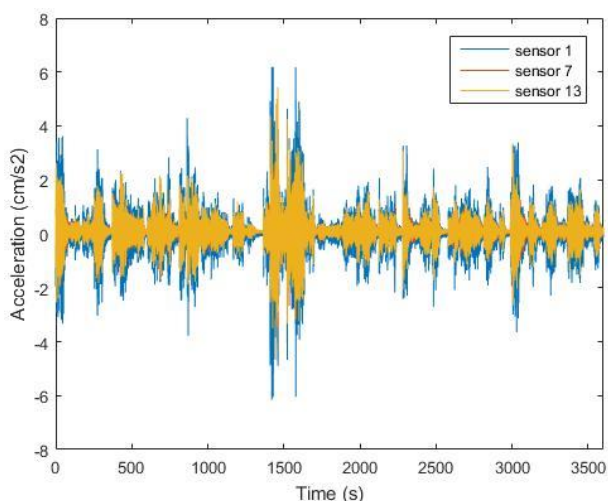


شکل ۱: مشخصات و هندسه برج و عرشه پل یانگ

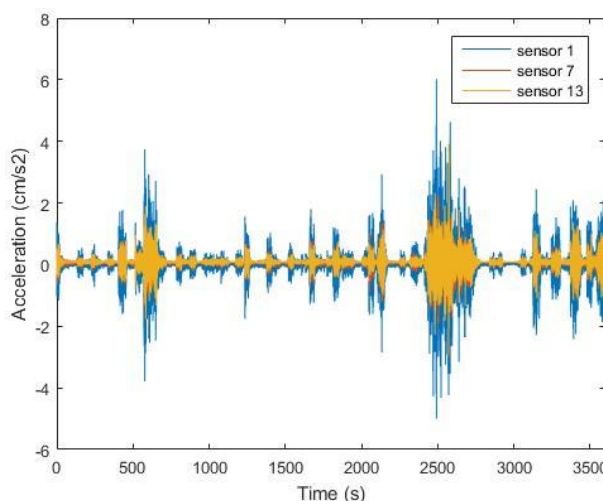


شکل ۲: پیکربندی سنسورها [۱۲]

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 Hz است. داده ها نشان می دهد که اوج ترافیک عبوری از روی پل در خلال ساعت ۹،۰۰ الی ۱۸،۰۰ می باشد با این حال ساعت ۱۱،۰۰-۱۲،۰۰ برای محاسبات به کار رفته است. برای استفاده در آنالیزهای بعدی داده موجود، داده ژانویه ۲۰۰۸ به عنوان حالت سالم (پس از بهسازی پل) و داده ۳۱ جولای ۲۰۰۸ به عنوان حالت آسیب دیده پل (کمی قبل از بهسازی) 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 سه سنسور مورد استفاده قرار گرفته اند. شکل (۳) نمونه ای از رکوردهای ثبت شده را نشان می دهد.



ب) حالت آسیب سنسورهای ۱، ۷، ۱۳



الف) حالت سالم سنسورهای ۱، ۷، ۱۳

شکل ۳: شتاب پاسخ سازه در حالت های سالم و آسیب

### ۳- روشهای پردازش سیگنال

در این بخش روشهای نوین پردازش سیگنال مرور شده اند. جهت اختصار، مبانی تئوری تبدیل موجک پیوسته سنتی ارائه نشده اند و تنها به روشهای نوین بسنده شده است.

#### ۳-۱- تبدیل موجک فشرده

فشرده سازی<sup>۱</sup> اولین بار برای پردازش سیگنالهای صوتی ارائه شد که هدف آن واضح تر کردن شکل زمان-فرکانس  $R(t, w)$  با بازتخصیص مقدار آن به یک مقدار دیگر  $(t', w')$  در صفحه زمان-فرکانس است که با رفتار محلی  $R(t, w)$  حول  $(t, w)$  تعیین می شود [۱۳]. برای فشرده سازی ابتدا از تعریف تبدیل موجک پیوسته  $W_s$  سیگنال  $s$  استفاده می کنیم.

$$W_s(a, b) = \int s(t) a^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

که  $\psi$  شکل موجک مادر بوده و  $W_s(a, b)$  را بازتخصیص می دهد تا شکل زمان-فرکانس ایجاد شود و از روی آن خطوط فرکانس استخراج شوند.

<sup>1</sup> Synchrosqueezing

در ابتدا از یک تابع هارمونیک خالص شروع می کنیم.

$$s(t) = A \cos(\omega t) \quad (2)$$

با اعمال تبدیل موجک  $\psi$  که بر محور مثبت فرکانس متمرکز شده است: برای  $\xi < 0$   $\hat{\psi}(\xi) = 0$ . طبق قضیه پلانچرل<sup>۲</sup>، می توان  $W_s(a, b)$  به شکل زیر بازنویسی کرد.

$$\begin{aligned} W_s(a, b) &= \frac{1}{2\pi} \int \hat{s}(\xi) a^{1/2} \hat{\psi}(a\xi) e^{ib\xi} d\xi \\ &= \frac{A}{4\pi} \int [\delta(\xi - \omega) + \delta(\xi + \omega)] a^{1/2} \hat{\psi}(a\xi) e^{ib\xi} d\xi \\ &= \frac{A}{4\pi} a^{1/2} \hat{\psi}(a\omega) e^{ib\omega} \end{aligned} \quad (3)$$

اگر  $\hat{\psi}(\xi)$  حول  $\xi = \omega_0$  متمرکز شده باشد آن گاه  $W_s(a, b)$  حول  $a = \omega_0 / \omega$  متمرکز خواهد شد. با این حال تبدیل موجک  $W_s(a, b)$  در یک محدوده حول خط افقی  $a = \omega_0 / \omega$  در صفحه زمان-مقیاس گسترده خواهد شد. اگرچه  $W_s(a, b)$  در  $a$  گسترده می شود رفتار نوسانی آن در نقاط  $b$  در فرکانس اصلی  $\omega$  (فارغ از مقدار  $a$ ) خواهد بود.

لذا می توان برای هر  $(a, b)$  که در آن  $W_s(a, b) \neq 0$  است یک فرکانس  $\omega_s(a, b)$  به عنوان کاندید برای سیگنال  $s$  انتخاب کرد.

$$\omega_s(a, b) = -i(W_s(a, b))^{-1} \frac{\partial}{\partial b} W_s(a, b) \quad (4)$$

برای یک سیگنال کاملاً هارمونیک  $s(t) = A \cos(\omega t)$  مقدار  $\omega_s(a, b) = \omega$  بدست می آید. برای سادگی وقتی انتظار می رود هیچ اعوجاجی رخ ندهد وابستگی به  $s$  از بین می رود. لذا  $\omega(a, b) = \omega_s(a, b)$ .

### ۳-۲- روش تجزیه تجربی مودی

روش تجزیه تجربی مودی<sup>۳</sup> یک روش تجربی برای استخراج مؤلفه های یک سیگنال است. این روش قادر است یک سیگنال اختیاری را به ترکیبی از توابع مودی ذاتی (IMF) تجزیه کند. عملیات تجزیه سیگنال در این روش با استفاده از پروسه الگ کردن<sup>۴</sup> صورت می گیرد که شامل مراحل زیر است [۱۴].

۱- اولین مرحله شامل پیدا کردن اکستریم های محلی داده است

۲- از مقادیر ماکزیمم داده ها یک منحنی spline عبور داده می شود. این کار بار دیگر برای مقادیر مینیمم 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.

$$h_1 = x(t) - m_1 \quad (5)$$

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

$$h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k} \quad (6)$$

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

$$SD = \sum_{t=0}^T \left[ \frac{|h_{(k-1)}(t) - h_k(t)|^2}{h_{(k-1)}^2(t)} \right] \quad (7)$$

۶- 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.

<sup>2</sup> Plancherel

<sup>3</sup> Empirical Mode Decomposition (EMD)

<sup>4</sup> Sifting process

$$h_{1k} = c_1 \quad (8)$$

۷- باقیمانده از کسر IMF اول از سیگنال اصلی بدست می آید.

$$r_1 = x(t) - c_1 \quad (9)$$

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 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.

### ۳-۳- روش تجزیه تجربی مودی مجموعی

روش EMD یک ضعف عمده دارد و آن مشکل ترکیب مودها است. این پدیده باعث می شود که در یک IMF مقیاس های زمانی متفاوتی مشاهده شود و یا مقیاسهای زمانی مشابهی در IMF های مختلف دیده شود. برای غلبه به این مشکل وو و هانگ [۱۵] روش تجزیه تجربی مودی مجموعی<sup>۵</sup> که ارتقا یافته روش تجزیه تجربی مودی است را ارائه دادند. به طور کلی روش EEMD شامل مراحل زیر است [۱۵]:

۱. نویز سفید با یک دامنه مشخص،  $m_i$ ، به سیگنال اصلی،  $x(t)$ ، اضافه می شود.

$$x_i(t) = x(t) + m_i(t) \quad (10)$$

۲. با استفاده از EMD سیگنال به IMF ها،  $c_j$ ، تجزیه می شود.

۳. مراحل ۱ و ۲ با دامنه های نویز متفاوت تکرار می شود.

۴. میانگین IMF های بدست آمده به عنوان IMF در این روش محسوب می شود.

$$c_j(t) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_{ji}(t) \quad (11)$$

که در آن  $i$  و  $j$  به ترتیب شماره مجموعه و شماره مولفه هستند.

### ۳-۴- تجزیه تجربی مودی مجموعی کامل با نویز بهنگام شونده

در روش EEMD هر مولفه  $x^i[n]$  به طور جداگانه تجزیه می شود و باقیمانده نیز به همین ترتیب بدست می آید [۱۶].

$$r_k^i[n] = r_{k-1}^i[n] - IMF_k^i[n] \quad (12)$$

در روش CEMDAAN<sup>۶</sup> مودهای تجزیه شده با  $IMF_k$  نشان داده می شوند. به طور خلاصه می توان روش مذکور را مطابق ذیل

شرح داد:

۱. I نمونه از  $x[n] + \varepsilon_0 w^j[n]$  تولید شده و به روش EMD تجزیه می شوند تا مود اول بدست آید.

$$IMF_1[n] = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I IMF_i[n] \quad (13)$$

۲. در مرحله اول ( $k=1$ ) اولین باقیمانده محاسبه می شود.

$$r_1[n] = x[n] - IMF_1[n] \quad (14)$$

۳. دسته های  $r_1[n] = \varepsilon_i E_i(w^j[n])$ ،  $i=1, \dots, I$  تجزیه می شوند تا تا اولین و دومین مود EMD بدست آیند.

<sup>5</sup> Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD)

<sup>6</sup> Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition (CEMDAAN)

$$IMF_2[n] = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_1[n] + \varepsilon_1 E_1(w^i[n])) \quad (15)$$

۴. برای  $k = 2, \dots, K$  امین باقیمانده محاسبه می شود.

$$r_k[n] = r_{k-1}[n] - IMF_k[n] \quad (16)$$

۵. دسته های  $r_k[n] + \varepsilon_k E_k(w^i[n])$  تجزیه می شود تا مود  $k+1$  ام بدست آید.

$$IMF_{k+1}[n] = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_k[n] + \varepsilon_k E_k(w^i[n])) \quad (17)$$

#### ۴- آنالیز مولفه های اصلی غیرخطی<sup>۷</sup>

روش NLPCA یک تعمیم از روش PCA است. زمانی که داده ها در یک صفحه  $m$  بعدی و در فضای  $n$  یوکلیدین<sup>۸</sup> توزیع شده اند، این روش یک کاهش ابعاد داده ها است که داده ها در یک دستگاه مختصات منحنی نشان می دهد [۱۷].

فرض کنیم  $x$  و  $\hat{x}$  فضای توپولوژیک بردارهای  $n$  بعدی اصلی و ساخته شده باشند و  $y$  فضای توپولوژیک بردار  $m$  بعدی مشخصات باشد. تابع استخراج غیرخطی بردارهای اصلی  $x$  به بردارهای مشخصات برابر است با:

$$y = \varphi(x), \quad \varphi \in S_e \quad (18)$$

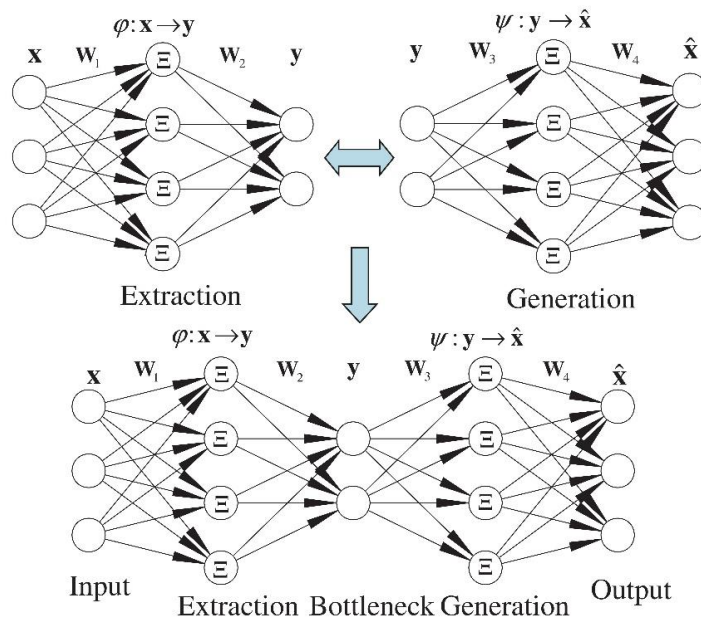
و تابع بازسازی غیرخطی بردارهای ویژگی  $y$  به بردارهای ساخته شده  $\hat{x}$  برابر است با:

$$\hat{x} = \psi(y), \quad \psi \in S_r \quad (19)$$

لذا داده ها را با استفاده از تابع استخراج غیرخطی و تابع بازسازی غیرخطی به طور غیرخطی می توان به مولفه های اصلی مربوط کرد. مقادیر بهینه  $\varphi$  و  $\psi$  را می توان با مینیمم کردن مقدار خطای بازسازی تعیین کرد.

$$E[\|x - \hat{x}\|^2] = E[\|x - \psi(\varphi(x))\|^2] \quad (20)$$

که  $E[\cdot]$  میانگین و  $\|\cdot\|$  مقدار نرم یوکلیدین است.



شکل ۴: معماری شبکه NLPCA با استفاده از شبکه عصبی وابسته خودکار [۱۷]

<sup>7</sup> Nonlinear Principle Component Analysis

<sup>8</sup> Euclidian



شبکه عصبی مذکور نیاز به تمرین نظارت شده دارد. یعنی نیاز است در هر تمرین مقادیر ورودی و خروجی مشخص شود. با این حال تابع مشخصات  $y$  (خروجی شبکه  $\varphi: y = \varphi(x)$  و ورودی شبکه  $\psi: \hat{x} = \psi(y)$ ) در مرحله تمرین نامعلوم است. در نتیجه تمرین دادن مستقیم کارایی ندارد. این مشکل را می توان با ادغام دو شبکه به صورت سری مطابق شکل (ج) برطرف کرد. در نتیجه شبکه  $\varphi: y = \varphi(x)$  مستقیماً شبکه  $\psi: \hat{x} = \psi(y)$  را خوراک می دهد. در این حال هر دو ورودی و خروجی شبکه مقادیر  $x$  می باشند. این نحوه آموزش را روش خود نظارتی<sup>۹</sup> یا وابسته خودکار<sup>۱۰</sup> می نامند.

## ۵- پارامترهای آماری داده ها

در ابتدا مروری شده است بر مشخصات آماری سیگنالهای ثبت شده. پارامترهای آماری زیر برای پاسخ شتاب سازه یکدیگر مقایسه شده اند.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}$$

$$Range = \max(x_i) - \min(x_i)$$

$$K - factor = \max(x_i) \times RMS \quad (21)$$

$$Skewness = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3 / N}{S^3}$$

$$Kurtosis = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4 / N}{S^4}$$

جدول ۱: مقادیر کمیت های آماری سیگنالها را در حالت سالم و آسیب دیده

		Mean	Median	SD	RMS	Range	K-factor	Skewness	Kurtosis
سالم	سنسور ۱	۰,۰۱	۰,۰۱	۰,۳۶	۰,۳۶	۱۱,۰۱	۲,۱۹	۰,۱۲	۲۵,۶۲
	سنسور ۷	۰,۰۶	۰,۰۶	۰,۱۶	۰,۱۷	۵,۲۷	۰,۳۹	-۰,۰۴	۲۲,۴۰
	سنسور ۱۳	۰,۰۸	۰,۰۸	۰,۱۶	۰,۱۸	۶,۸۲	۰,۷۳	۰,۳۹	۳۳,۵۹
آسیب	سنسور ۱	۰,۰۱	۰,۰۲	۰,۵۱	۰,۵۱	۱۲,۳۴	۳,۱۹	۰,۰۱	۱۳,۲۳
	سنسور ۷	۰,۰۷	۰,۰۷	۰,۲۵	۰,۲۶	۶,۲۲	۰,۷۲	-۰,۱۰	۱۲,۹۹
	سنسور ۱۳	۰,۰۸	۰,۰۸	۰,۳۴	۰,۳۵	۱۰,۱۳	۱,۹۴	۰,۱۹	۱۵,۳۱

همان طور که از جدول پیدا است مقادیر میانگین و میانه در دو حالت تغییر چندانی نکرده است. با این حال انحراف معیار و RMS در حالت آسیب بسیار افزایش پیدا کرده است. مقدار range نیز برای سنسورهای ۱ و ۷ تغییر چندانی نکرده است. ولی برای سنسور ۱۳ مقدار آن به میزان قابل توجهی افزایش پیدا کرده است. به همین ترتیب مقادیر skewness و kurtosis دچار کاهش زیادی شده اند.

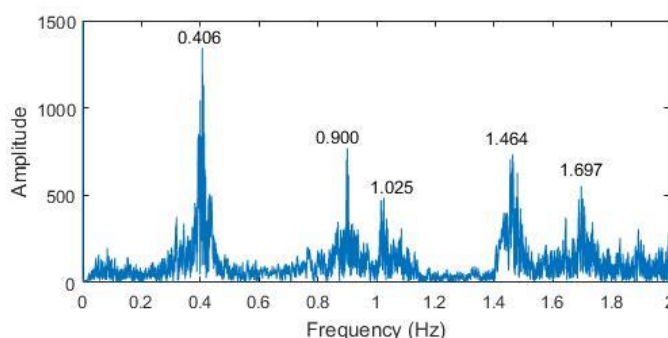
<sup>9</sup> Self-supervised

<sup>10</sup> Auto association

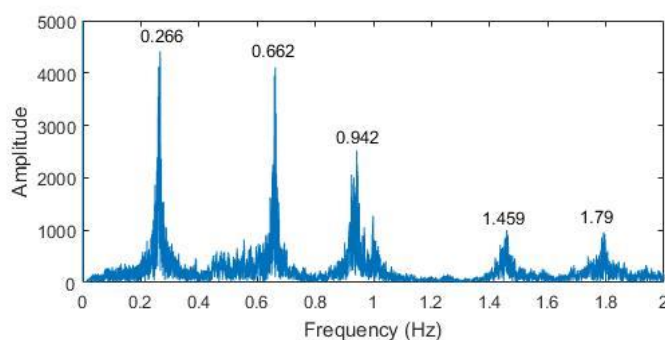
## ۶- روشهای پردازش سیگنال

## ۶-۱- تبدیل فوریه سریع

در ابتدا روش تبدیل فوریه سریع مورد آزمایش قرار گرفته و طیف فوریه سیگنالها مورد بررسی قرار گرفته است. این روش اگرچه نسبت به سایر روشها دارای قدمت بیشتری است ولی قابلیت آن در شناسایی آسیب در تحقیقات متعددی به اثبات رسیده است. شکل (۵) طیف فوریه سیگنال سنسور شماره ۷ را در دو حالت سالم و آسیب نشان می دهد. همان طور که از شکل پیدا است، فرکانس مورد اول سازه از  $0.4$  Hz به  $0.26$  Hz کاهش پیدا کرده است. به همین ترتیب فرکانس مودهای دوم و سوم نیز به ترتیب از  $0.9$  و  $1.46$  به  $0.66$  و  $0.94$  Hz کاهش پیدا کرده است. به علاوه در حالت آسیب مقدار دامنه طیف به شدت افزایش پیدا کرده است به طوری که دامنه مورد اول بیش از سه برابر شده است.



الف) حالت سالم

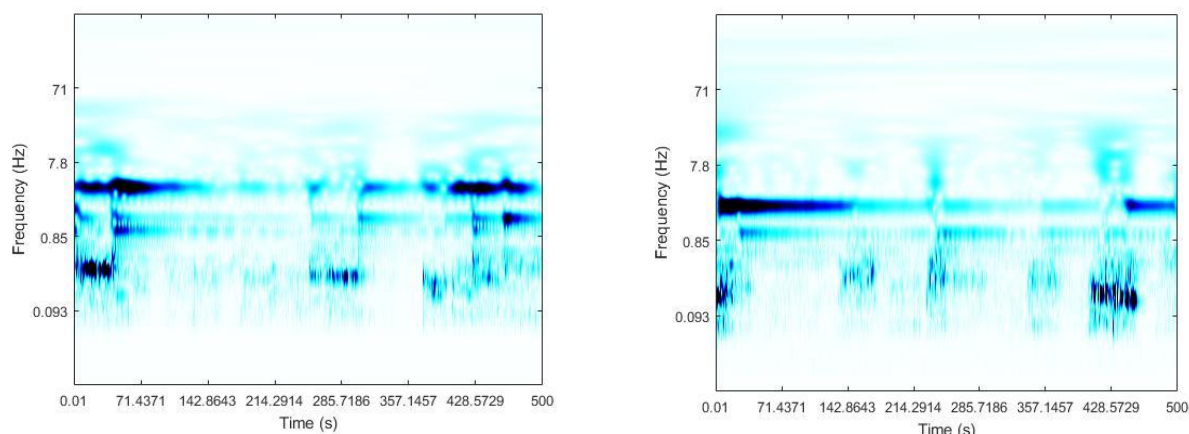


ب) حالت آسیب

شکل ۵: طیف فوریه شتاب سنسور ۷

## ۶-۲- روش تبدیل موجک پیوسته

اگرچه روش تبدیل فوریه یک روش کارآمد پردازش سیگنال است ولی عیب این روش آن است که پارامتر زمان را به کلی از سیگنال حذف می کند. لذا در این بخش از روشهای زمان-فرکانس استفاده شده است تا تغییرات ویژگی های سیگنال در طول زمان قابل رصد باشد. مطابق شکل ۶، در حالت سالم نوارهای یکنواختی در محدوده فرکانسی حدود  $1.23$  و همین طور  $0.1$  Hz مشاهده می شود که نشان از ارتعاش یکنواخت سازه در این محدوده فرکانس است. با این حال در نمودار حالت آسیب ارتعاش اصلی در محدوده فرکانس  $1.9$  Hz مشاهده می شود. دو ارتعاش دیگر نیز در محدوده  $0.66$  و  $0.11$  Hz قابل مشاهده است. بدین ترتیب مود اصلی ارتعاش سازه حدود  $0.7$  Hz جابجا شده است.

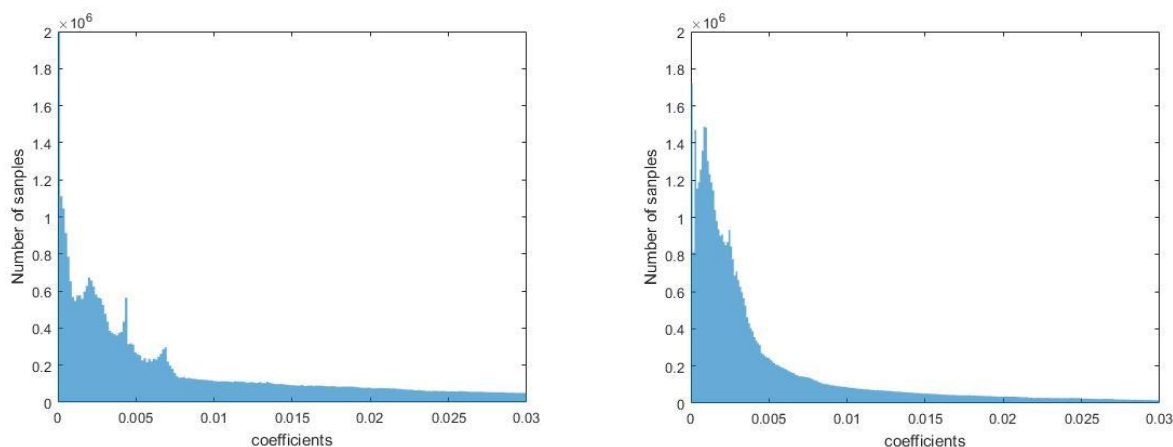


ب) حالت آسیب

الف) حالت سالم

شکل ۶: نمودار زمان-فرکانس تبدیل موجک پیوسته

شکل ۷ نمودار هیستوگرام انرژی ضرایب موجک را نشان می دهد. به طور کلی می توان گفت که انرژی ضرایب در حالت سالم بیشتر در بازه ۰,۰۰۱ تا ۰,۰۰۸ متمرکز شده است. در حالی که در حالت آسیب انرژی بیشتری در محدوده ضرایب بالاتر ذخیره شده است.



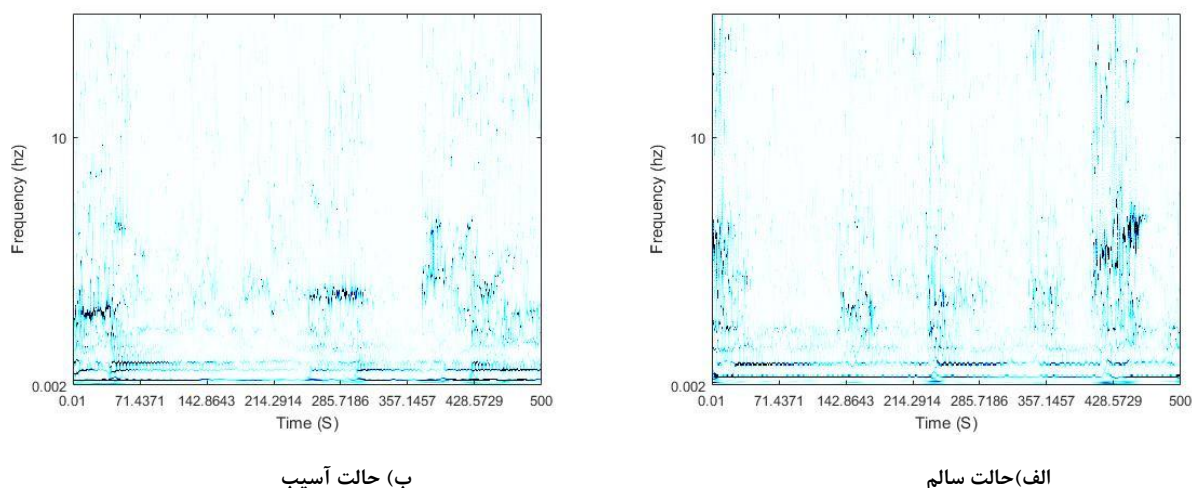
ب) حالت آسیب

الف) حالت سالم

شکل ۷: هیستوگرام انرژی ضرایب تبدیل موجک پیوسته

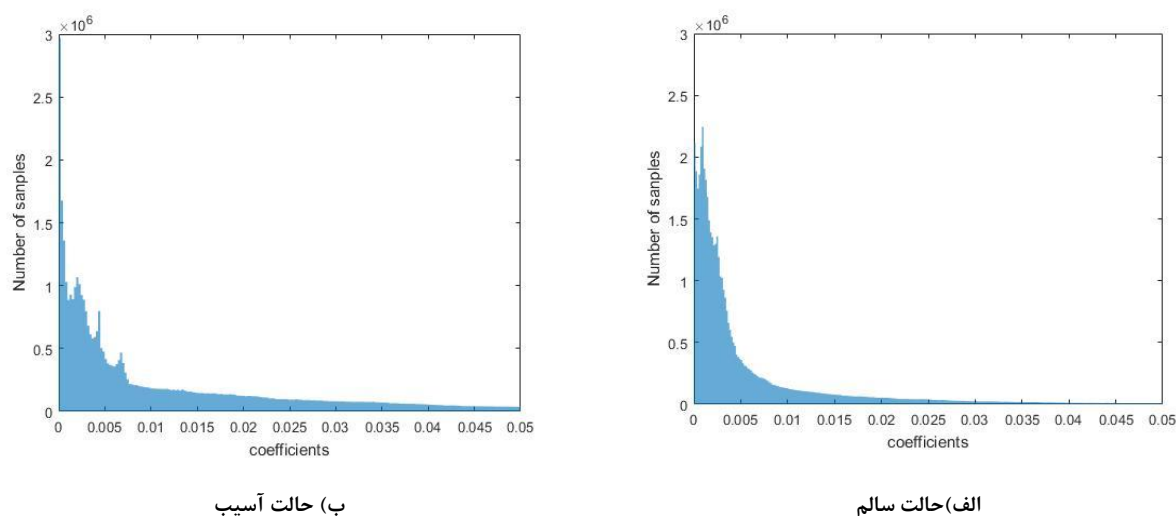
### ۶-۳- روش تبدیل موجک فشرده

این روش همان طور که پیشتر گفته شد برای بالا بردن وضوح تبدیل موجک پیوسته ارائه شده است. شکل ۸ نمودار تغییرات فرکانس را در طول زمان نشان می دهد. همان طور که در شکل می توان دید فرکانسها دارای وضوح بالاتری نسبت به تبدیل موجک پیوسته هستند. در حالت سالم دو فرکانس در محدوده ۰,۹ و ۰,۴ Hz قابل مشاهده هستند. موجک فشرده نسبت به تبدیل موجک پیوسته سنتی کمی دارای جایجایی فرکانس است ولی این فرکانس های شناسایی شده دارای باند بسیار محدودتری هستند. در حالت آسیب سه فرکانس غالب وجود دارد. اولین فرکانس ۰,۹۴ Hz و دو فرکانس دیگر به ترتیب در ۰,۶۳ و ۰,۳ Hz قابل مشاهده است. پس به وضوح می توان تغییرات فرکانس ارتعاش را در اثر خسارت مشاهده کرد.



شکل ۸: نمودار زمان-فرکانس تبدیل موجک فشرده

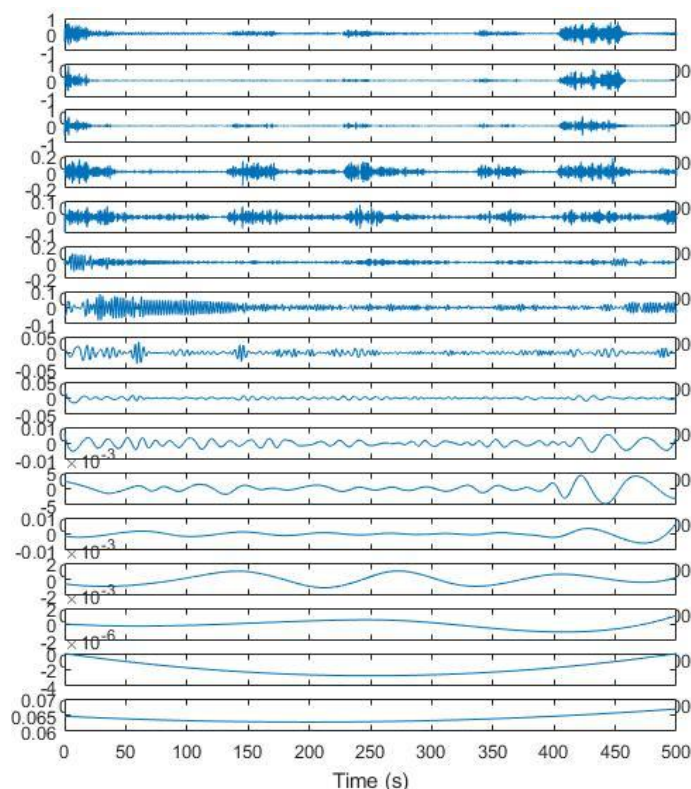
شکل (۹) هیستوگرام مقادیر انرژی ضرایب موجک را نشان می‌دهد. مطابق شکل می‌توان دید که تعداد ضرایب با انرژی بسیار پایین در حالت آسیب بیشتر شده است. به همین ترتیب تعداد ضرایب با انرژی بالا (بیش از  $0,008$ ) نیز به میزان قابل توجهی افزایش یافته است.



شکل ۹: نمودار زمان-فرکانس تبدیل موجک فشرده

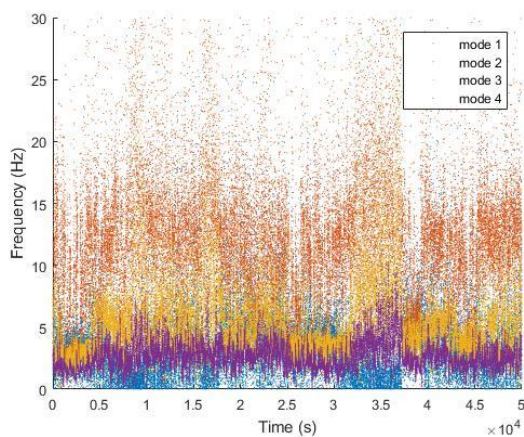
#### ۴-۶- روش تجزیه مودی تجربی

این روش برخلاف روشهای قبلی از یک شکل ارتعاش از پیش تعیین شده پیروی نمی‌کند. لذا قادر است سیگنال را به صورت آنی تجزیه کند. در ابتدا با استفاده از EMD سیگنال به مودهای ساده تر تجزیه شده و سپس با استفاده از تبدیل هیلبرت فرکانس های سیگنال استخراج شده است. شکل (۱۰) تجزیه سیگنال سالم را نشان می‌دهد

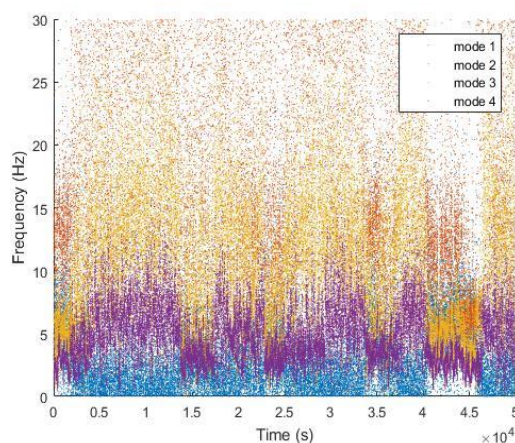


شکل ۱۰: تجزیه سیگنال به روش EMD

در شکل (۱۱) منحنی های زمان-فرکانس سیگنال ها برای ۴ مولفه اول رسم شده است. همان طور که از شکلها پیدا است، پراکندگی فرکانس ها به این روش بسیار بالا است. با این حال پراکندگی فرکانس ها در حالت آسیب کمتر است. به خصوص موده های دوم و سوم فرکانسهای یکنواخت تری از خود نشان می دهند.



ب) حالت آسیب

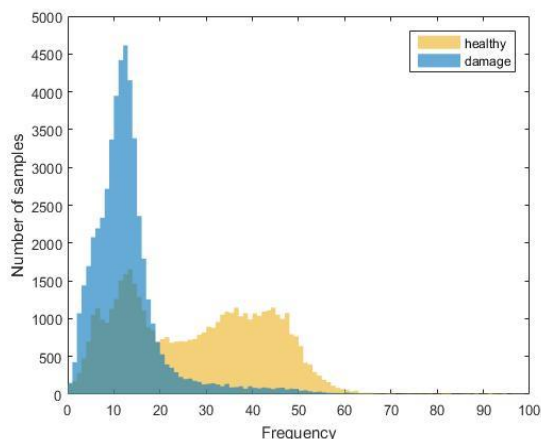


الف) حالت سالم

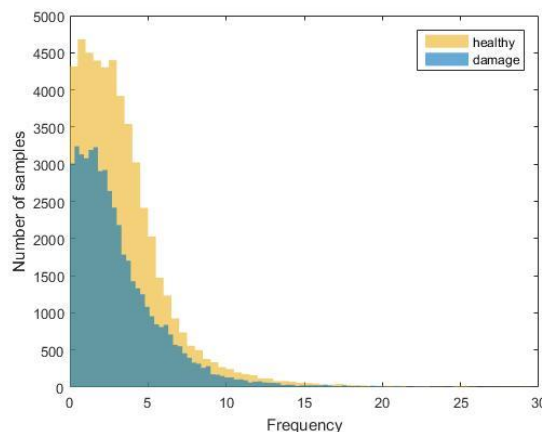
شکل ۱۱: نمودار زمان-فرکانس روش EMD

برای مشخص تر شدن نحوه توزیع فرکانس ها، هیستوگرام فرکانسهای مود ۱ الی ۴ رسم شده اند. همان طور که از شکل پیدا است، در مود اول توزیع فرکانس ها نزدیک به یکدیگر است با این حال تعداد فرکانس های زیر ۱۵ Hz در حالت سلامت بیشتر است. در موده های دوم تا

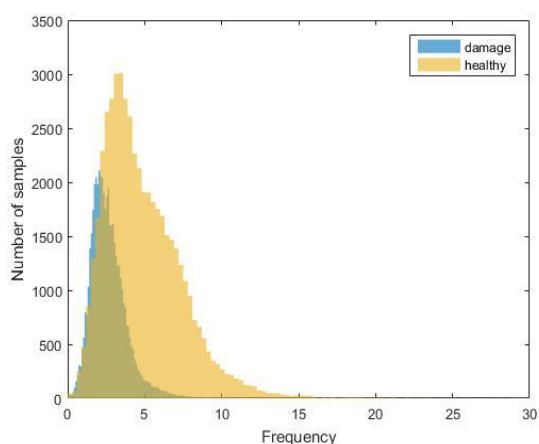
چهارم تفاوت محسوس تر است. به طوری که در حالت سلامت پراکندگی فرکانس ها به میزان محسوسی بیشتر است. به خصوص در مورد دوم جابجایی فرکانس ها از ۱۵ به ۴ Hz مشهود است.



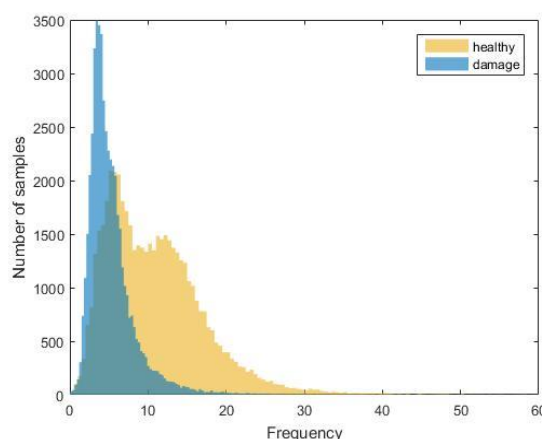
ب) مود دوم



الف) مود اول



د) مود چهارم

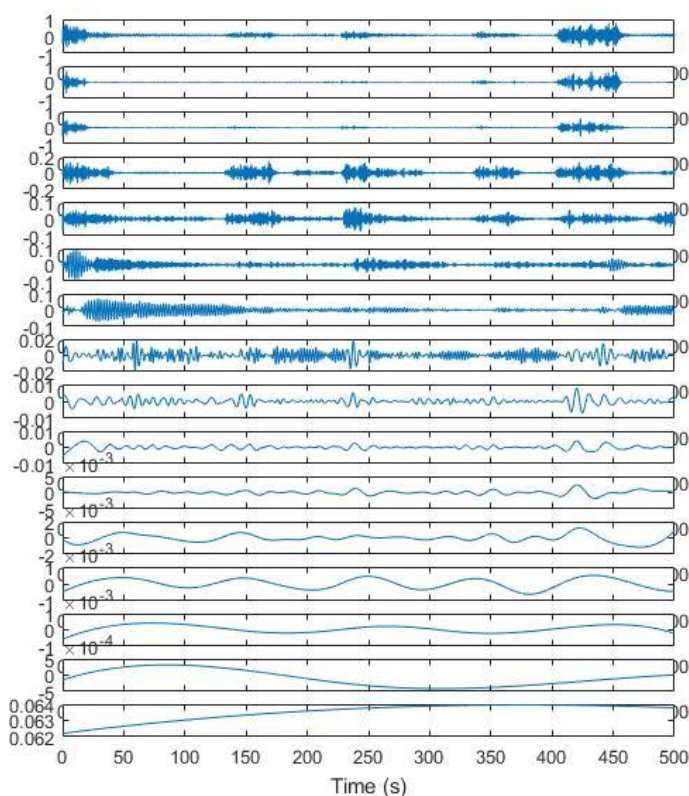


ج) مود سوم

شکل ۱۲: هیستوگرام توزیع فرکانس ها به روش EMD

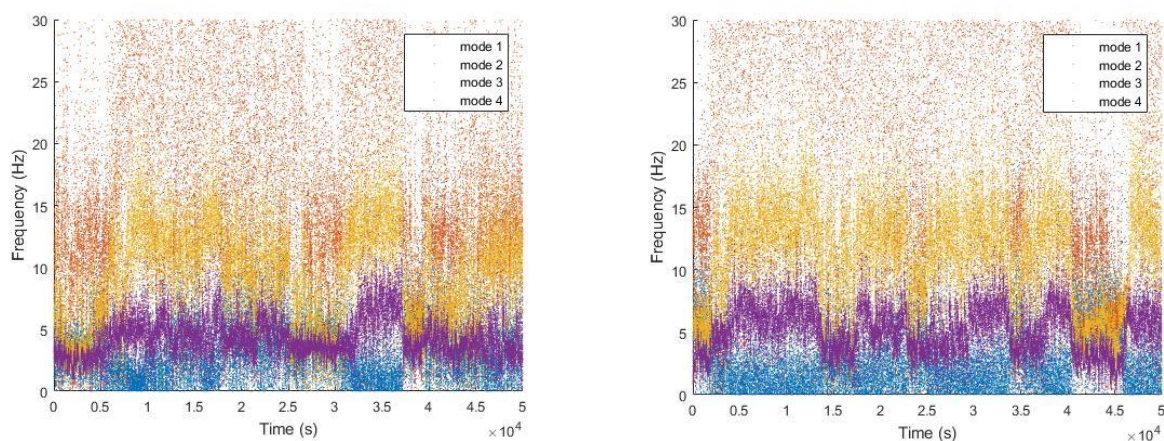
## ۶-۵- روش تجزیه مودی تجربی مجموعی

همان طور که پیشتر ذکر شد، روش EMD دارای یک ضعف عمده است و آن مشکل ادغام مودها است. روش EEMD با اضافه کردن نویز سفید برای دسته ای از آنالیزهای EMD می تواند این مشکل را برطرف کرده و نویز را به نحو موثرتری از سیگنال اصلی جدا کند. در ادامه سیگنال به روش EEMD تجزیه است. برای این کار از ۵۰ دسته استفاده شده و نویز سفید با دامنه ۱۰٪ به سیگنال اصلی اضافه شده است. در شکل (۱۳) سیگنال تجزیه شده در حالت سالم نشان داده شده است. همان طور که از شکل مشخص است روش EEMD نیز سیگنال را به ۱۶ مولفه تجزیه کرده است که نشان از وجود مودهای متعدد ارتعاش در ارتعاش سازه است. مودهای روش EEMD اندکی نویزی تر است ولی در کل تا مولفه چهارم تفاوت مشهودی در دو روش مشاهده نمی شود. با این حال در قسمت هایی که بار وسایل نقلیه عبوری کم است روش EEMD دامنه ارتعاش کمتری را نشان می دهد.



شکل ۱۳: تجزیه سیگنال به روش EEMD

در شکل (۱۴) فرکانسهای ارتعاش هر دو حالت سالم و آسیب رسم شده اند. مطابق شکل در این روش نیز پراکندگی فرکانس ها بسیار بالا است و یافتن یک فرکانس دقیق با توجه به نوسانات بارگذاری و به طبع آن نوسانات فرکانس، مشکل است. در مقایسه با روش EMD، روش EEMD در حالت آسیب پراکندگی بیشتری از خود نشان می دهد. این مسئله به خصوص در مود چهارم مشهود است.



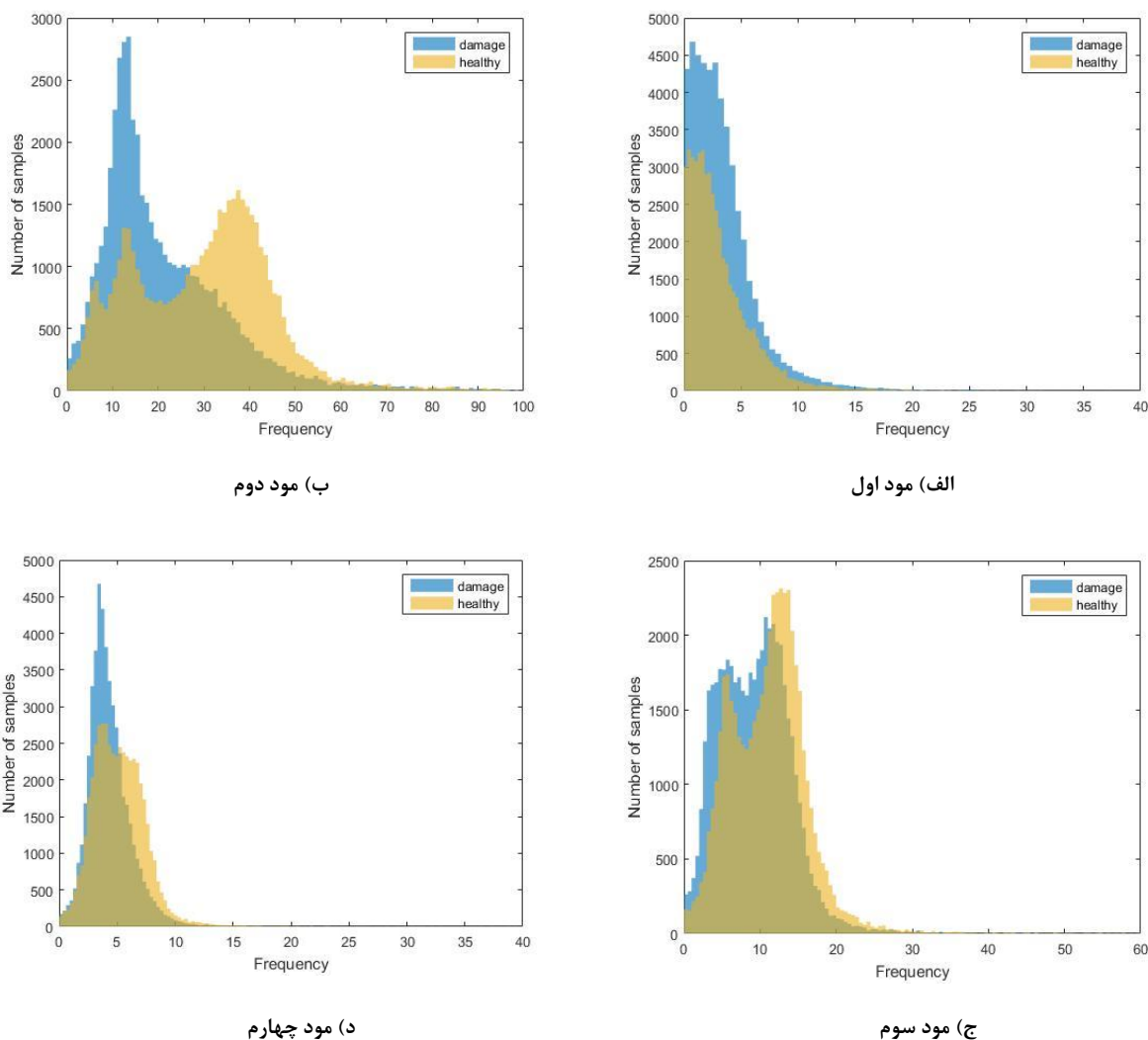
ب) حالت آسیب

الف) حالت سالم

شکل ۱۴: نمودار زمان-فرکانس روش EEMD

برای اظهار نظر دقیق تر در مورد فرکانس ها نمودار هیستوگرام آنها رسم شده است. مطابق شکل (۱۵) توزیع فرکانس ها در دو مود اول شبیه به روش EMD می باشد. با این حال به خصوص در مود سوم توزیع فرکانس ها کاملاً متفاوت است. به طور کلی در روش

EEMD اختلاف فرکانس ها در دو حالت سالم و آسیب نسبت به روش EMD کمتر است و تنها در مود دوم اختلاف چشمگیر است. البته قابل ذکر است که این مسئله در شکل تجزیه سیگنال نیز مشهود بود به طوری که موده‌های اول تا چهارم در روش EEMD شبیه به روش EMD بود و تفاوت اصلی این دو روش در موده‌های بالاتر است. با این حال از آنجا که انرژی این مودها کمتر است و سهم کمتری در ارتعاش سازه دارند معمولاً چند مولفه اول در این روشها مورد بررسی قرار می گیرند. به خصوص مولفه اول که دارای بالاترین فرکانس و بیشترین دامنه فرکانس در میان همه مولفه ها است. در هر حال آسیب از همان مولفه اول نیز قابل شناسایی است از آنجا که تعداد فرکانسهای در محدوده ۰ الی ۵ Hz در حالت سالم کمتر از حالت آسیب است.



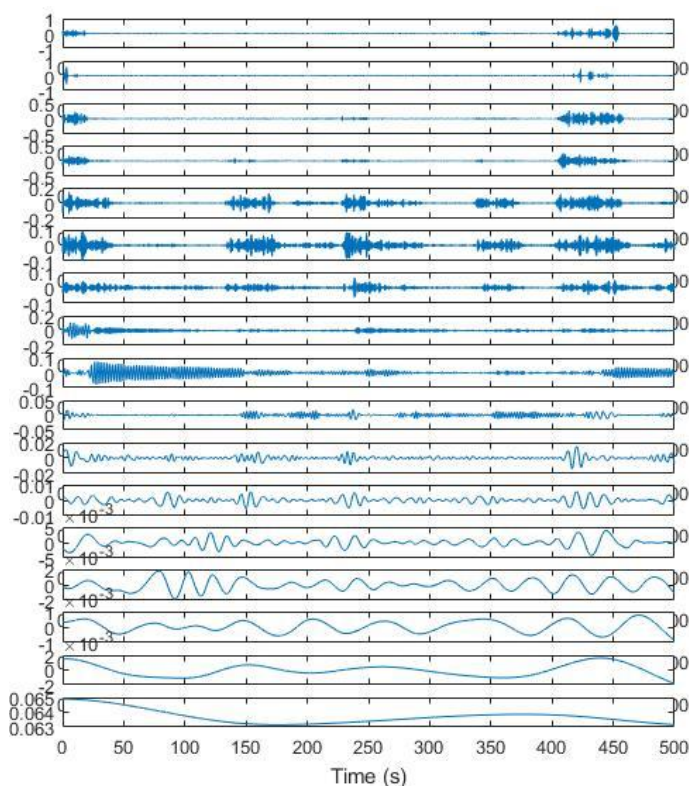
شکل ۱۵: هیستوگرام توزیع فرکانس ها به روش EEMD

## ۶-۶- روش تجزیه مودی تجربی مجموعی کامل با نویز بهنگام شونده

روش CEEMDAN نیز مانند EEMD برای رفع مشکل ادغام مودها در EMD ارائه شده است و بر اساس ادغام موده‌های روش EMD استوار است. به این ترتیب که به سیگنال اصلی نویز اضافه کرده و تجزیه را برای انواع نویز سفید انجام می دهد. شکل زیر تجزیه سیگنال را در حالت سالم نشان می دهد. سیگنال ارتعاش به ۱۷ مود تجزیه شده است. برخلاف روش EMD در این روش مود اول و دوم

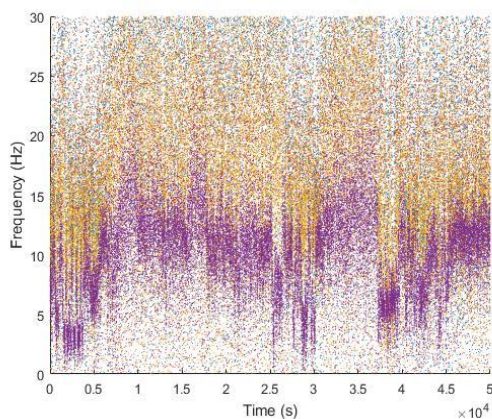


در بازه ۱۰۰ الی ۴۰۰ ثانیه ارتعاشی از خود نشان نمی دهند. این ارتعاشات از مود چهارم به بعد مشهود هستند. به علاوه ارتعاشات ساده از مود دهم به بعد خود را نشان می دهند.

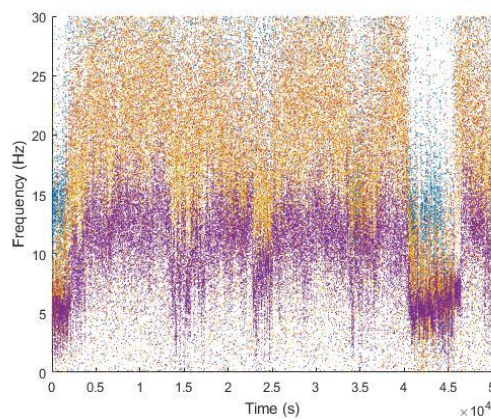


شکل ۱۶: تجزیه سیگنال به روش CEMDAAN

جهت قضاوت بهتر در خصوص دقت روش فوق، نمودار زمان-فرکانس داده ها در شکل (۱۷) رسم شده است. مطابق شکل پراکندگی فرکانس ها در این روش از سایر روشها بیشتر است. ضمناً فرکانس مودهای اول تا چهارم مقادیر بیشتری را نسبت به سایرین نشان می دهند. تغییرات فرکانس در طول زمان نیز بالا بوده و باعث می شود تمایز حالت سالم از آسیب مشکل تر شود.



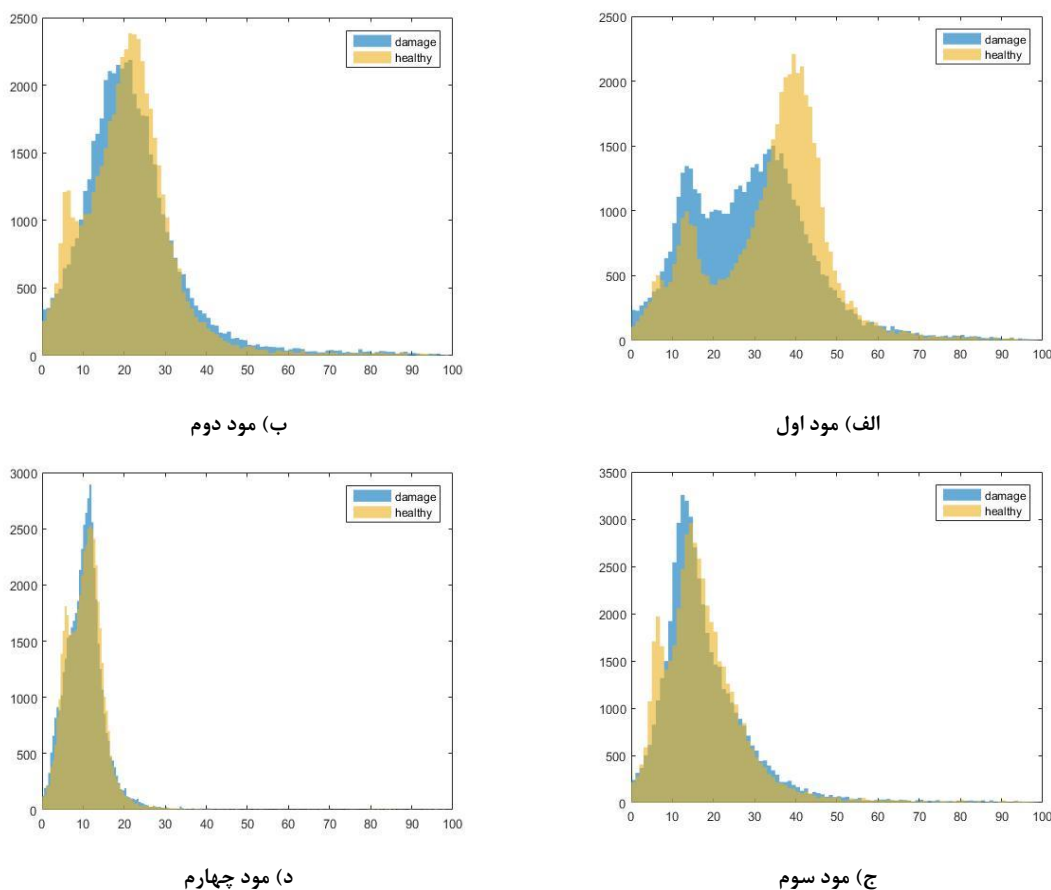
ب) حالت آسیب



الف) حالت سالم

شکل ۱۷: نمودار زمان-فرکانس روش CEEMDAN

شکل هیستوگرام فرکانس ها نیز نشان از پراکندگی زیاد داده ها دارد به طوری که فرکانس های مود اول تا ۷۰ Hz پراکنده اند برخلاف روش EMD که عمدتاً فرکانسها تا ۳۰ Hz پراکنده اند. این مسئله در سایر مودها نیز مشاهده می شود. به علاوه هیستوگرامها در حالت سالم و آسیب به جز در مود اول تفاوت زیادی نشان نمی دهند که این مسئله ضعف این روش را در مقایسه با سایر روشها نشان می دهد.



شکل ۱۸: هیستوگرام توزیع فرکانس ها به روش CEEMDAN

## ۷- بحث و جمع بندی

با توجه به مطالعاتی که در فوق آمد از میان روشهای تبدیل موجک پیوسته روش فشرده دارای وضوح بالاتری در یافتن فرکانس ها بوده ولی در کل پراکندگی سایر فرکانسها در آن نسبت به روش پیوسته سنتی بیشتر است. از میان روشهای زمان-فرکانس آبی نیز روش EMD اگرچه روش قدیمی تری نسبت به سایرین است ولی روند تجزیه آن بیشتر به سیگنال اصلی شباهت داشته و فرکانسهای استخراجی از آن دارای پراکندگی کمتری می باشد. به طول کلی می توان گفت که روشهای زمان-فرکانس دارای یک مزیت عمده نسبت به روش سنتی فوریه هستند و آن امکان نمایش فرکانس سیگنال در طول زمان است که توسط آن می توان تغییرات ویژگی های سیگنال را در طول زمان بررسی کرد. با این حال این روشها در این مسئله دارای یک ضعف عمده هستند و آن تغییرات فرکانس ناشی از تغییرات بارگذاری است. ضمناً فرکانسهای استخراجی از این روشها دارای پراکندگی است که کار را برای شناسایی تغییرات فرکانس ناشی از خسارت سازه مشکل تر می کند. برای رفع این مشکل سیگنالها در ابتدا فیلتر شده و سپس فرکانس های اضافی از سیگنال حذف می شوند. بر اساس مطالعات این فصل روش تبدیل موجک پیوسته فشرده به عنوان مناسب ترین روش پردازش سیگنال برای پل مورد مطالعه انتخاب شده است.

## ۸- روش شناسایی خسارت

در این بخش بر اساس مطالعات انجام گرفته بخش قبل یک روش شناسایی خسارت بر اساس پردازش سیگنال و شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است. همان طور که پیشتر نیز اشاره شده روش فوق یک روش ارزان قیمت خواهد بود. لذا تنها از خروجی سه سنسور برای شناسایی خسارت استفاده شده است. لازم به ذکر است که سیستم پایش سلامت اصلی پل شامل ۱۴ سنسور بر روی عرشه و ۲ سنسور بر روی برج جنوبی است. لذا این روش باعث صرفه جویی قابل ملاحظه ای در هزینه خرید سنسورها و هزینه کابل کشی های مربوطه خواهد شد. شکل (۱۹) روند کلی روش شناسایی خسارت را نشان می دهد.



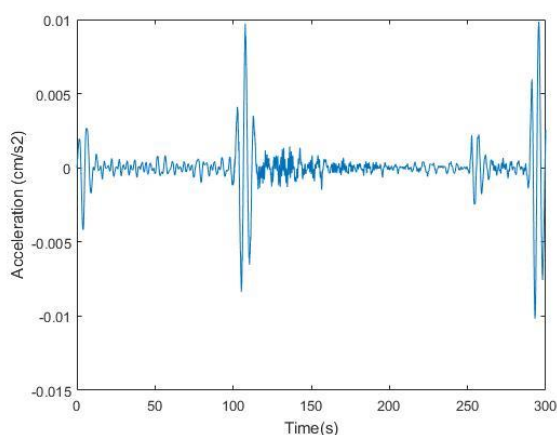
شکل ۱۹: روند کلی روش شناسایی خسارت

به طور خلاصه روند شناسایی خسارت به شرح زیر است:

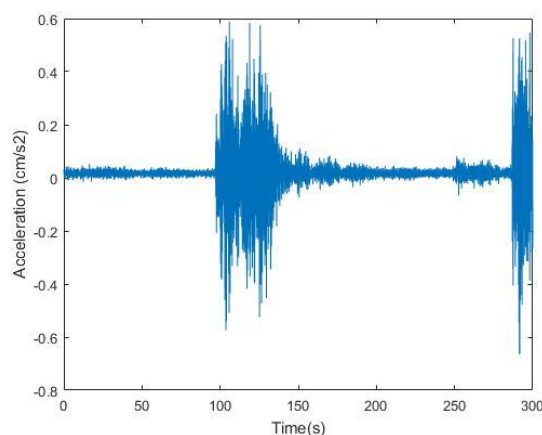
۱- سنسورهای شماره ۱، ۷ و ۱۳ به عنوان سنسورهای اصلی انتخاب می شوند. علت انتخاب این سنسورها جایجایی بیشتر این سنسورها بر اساس شکل مود اول و دوم ارتعاش سازه است. البته بدون نیاز به مدل اجزا محدود سازه نیز می توان به سادگی محل این سنسورها را بر اساس فاصله عرشه از تکیه گاه ها انتخاب کرد.

۲- شتاب ثبت شده از سنسورها در فواصل زمانی یک شبانه روز ثبت می شود تا اثر تغییرات ناشی از تغییرات بارگذاری وسایل نقلیه به حدقل برسد. لازم به ذکر است که فرکانسهای بدست آمده از ارتعاش سازه لزوماً فرکانسهای مودهای ارتعاش نبوده و فرکانس کاری سیگنال هستند. لذا این فرکانسها به شدت تابع بارگذاری سازه می باشند. بنابر این لازم است که این ارتعاشات در فواصل زمانی طولانی تری ثبت شوند تا تغییرات آنها لحاظ شود. مقادیر ارتعاش در بازه های ۳۰۰ ثانیه ای تقسیم می شوند. در نتیجه در طول یک شبانه روز ۲۸۸ نمونه موجود خواهد بود.

۳- از آنجایی که فرکانسهای اصلی ارتعاش سازه زیر ۲ Hz است. در ابتدا سیگنالها با استفاده از یک فیلتر پایین گذر باتوروس فیلتر می شوند. شکل (۲۰) سیگنالهای اصلی را در مقابل سیگنالهای فیلتر شده نشان می دهد.



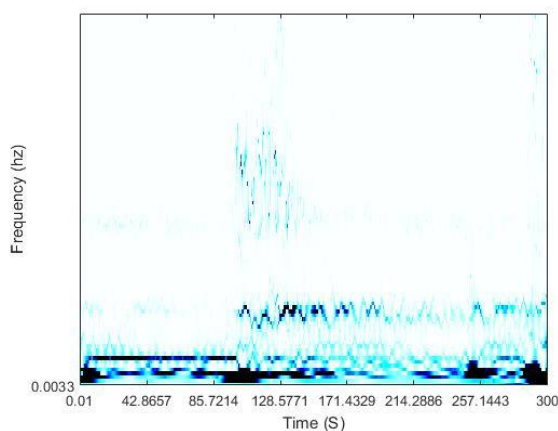
ب) فیلتر شده



الف) فیلتر نشده

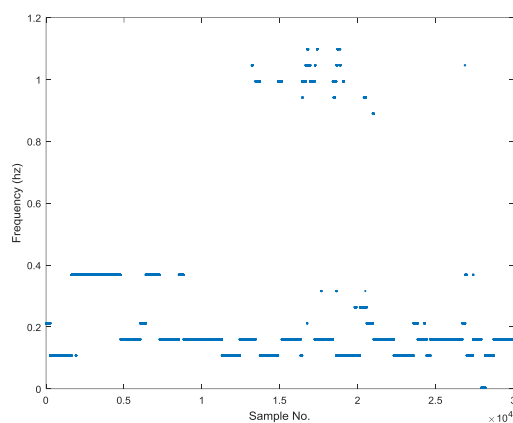
شکل (۲۰) سیگنال فیلتر شده

۴- با استفاده از روش تبدیل موجک فشرده فرکانس سیگنالها در طول زمان استخراج می شود. از آنجا که موده‌های پایین ارتعاش مورد نظر هستند. فرکانسهای خارج از ۰,۲ تا ۱ Hz حذف می شوند.



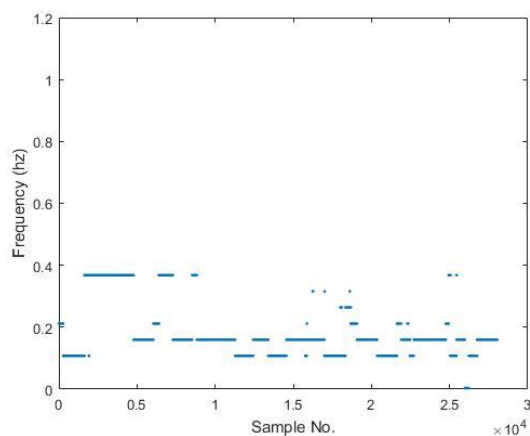
شکل ۲۱: نمونه ای از ضرایب تبدیل موجک فشرده

۵- ماکزیمم ضریب موجک در هر گام زمانی محاسبه می شود. با این کار فرکانس اصلی ارتعاش در هر لحظه محاسبه می شود



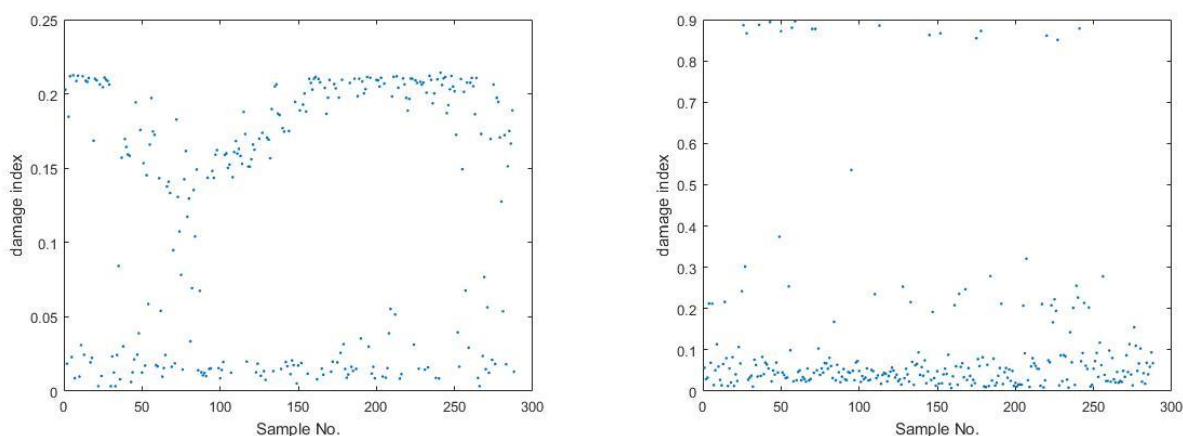
شکل ۲۲: مقادیر ماکزیمم ضرایب تبدیل موجک

۶- با توجه به پراکندگی حداکثر فرکانسها در مرحله قبل، مقادیر فرکانس خوشه بندی می شوند. برای این کار از ۲ خوشه استفاده شده است که مقادیر فرکانس مورد نظر در خوشه اول جای می گیرند. مقادیر مورد نظر شاخص خسارت نامیده می شوند. از روش K-means برای خوشه بندی استفاده شده و معیار فاصله Euclidian در نظر گرفته شده است.



شکل ۲۳: مقادیر خوشه اول ضرایب تبدیل موجک

۷- همان طور که پیشتر ذکر شد تغییرات بارگذاری وسایل نقلیه عبوری باعث تغییرات شدید شاخص خسارت می شوند. به علاوه مقادیر شاخص خسارت برای سنسورهای مختلف با یکدیگر تفاوت دارد. به عنوان مثال شکل زیر تغییرات مقادیر شاخص خسارت را برای سنسورهای ۱ و ۷ نشان می دهد

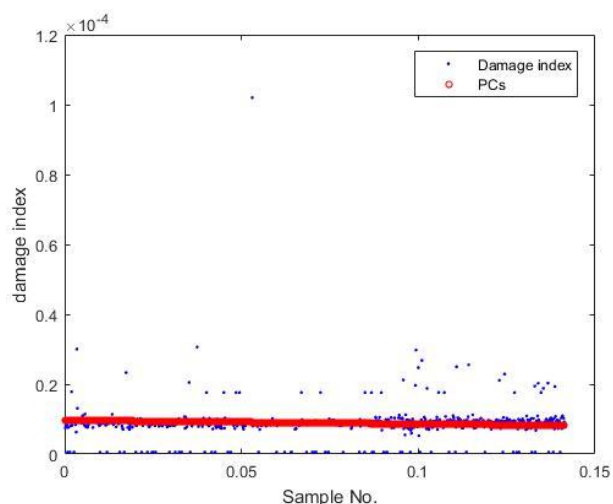


ب) سنسور ۷

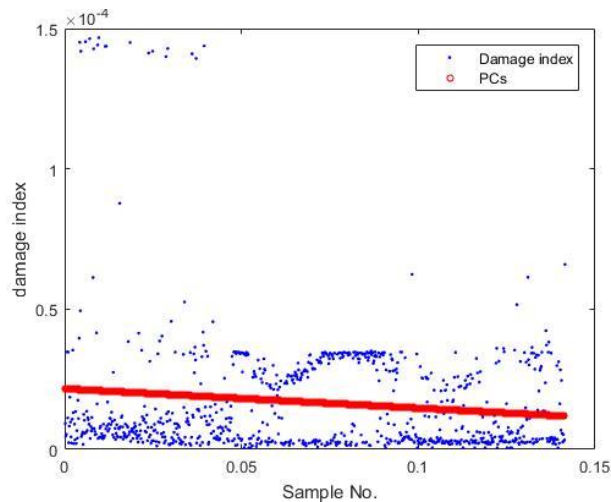
الف) سنسور ۱

شکل ۲۴: مقادیر شاخص خسارت برای حالت سالم

لذا مقادیر شاخص خسارت برای سه سنسور ادغام شده و از روش nlPCA استفاده می شود تا داده ها بر روی یک صفحه تصویر شوند. به این ترتیب کل داده ها با داده هایی که فاقد پراکندگی مذکور هستند تصویر شده و امکان مقایسه را در حالت سالم و آسیب فراهم می سازند.



(ب) حالت آسیب



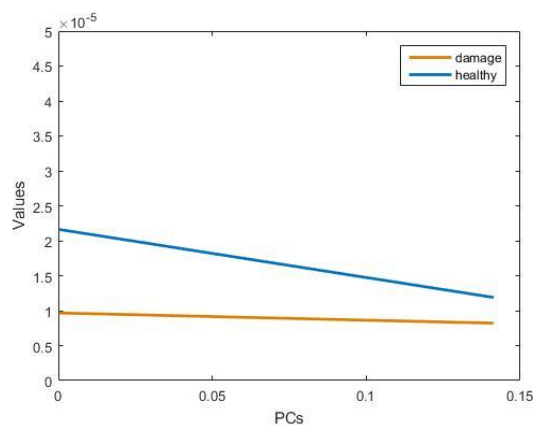
(الف) حالت سالم

شکل ۲۵: مقادیر مولفه های اصلی

با مقایسه مقادیر اصلی هر دو حالت می توان به تفاوت حالت سالم و آسیب پی برد. برای این کار طبق رابطه ۹ تفاضل نسبی مجموع مولفه های اصلی به عنوان معیار خسارت منظور می شود.

$$damage\ index = \frac{|\sum pc_h - \sum pc_d|}{\sum pc_h} \times 100 \quad (22)$$

در شکل زیر مقادیر مولفه های اصلی در هر دو حالت با یکدیگر مقایسه شده است.



شکل ۲۶: مقایسه مقادیر مولفه های اصلی

## ۹- جمع بندی نتایج

هدف اصلی این پژوهش کاهش هزینه های سیستم پایش سلامت است. بر این اساس تنها از سه سنسور برای شناسایی خسارت بهره برده شد. در عوض با استفاده از روشهای جدید تر پردازش سیگنال سعی شده است که ضعف کاهش تعداد سنسور جبران شود. به طور کلی با توجه مدل سازی و آنالیزهای صورت گرفته در فصول قبل می توان نتایج را به طور خلاصه به شرح ذیل طبقه بندی کرد:

- ۱- نتایج نشان می دهد روشهای دامنه فرکانس توانایی شناسایی تغییرات فرکانس ناشی از خسارت در سازه را دارند. با این حال چون این روش ها تغییرات زمانی سیگنال را در نظر نمی گیرند، به طول سیگنال مورد بررسی حساس می باشند. لذا سیگنالهای با طول متفاوت فرکانسهای متفاوتی از خود نشان می دهند.
- ۲- از میان روشهای دامنه زمان-فرکانس، روش تبدیل موجک فشرده به مراتب دارای وضوح بالاتری نسبت روش سنتی است. با این حال این روش پراکندگی بیشتری در استخراج فرکانسها از خود نشان می دهد.
- ۳- از میان روشهای دامنه زمان-فرکانس آنی، روش EMD اگرچه روش قدیمی تری نسبت به سایرین است ولی کماکان نتایج آن پراکندگی کمتری از خود نشان می دهند. روش EEMD اگرچه برای بهبود ضعف روش EEMD ارائه شده است، ولی مزیت چندانی در تجزیه سیگنال از خود نشان نمی دهد. به علاوه آن که به علت اضافه کردن نویز به سیگنال پراکندگی فرکانسهای استخراج شده افزایش یافته است. روش CEMDAAN نسبت به دو روش قبل تجزیه سیگنال را با دقت کمتری انجام می دهد. لذا فرکانسهای بدست آمده بسیار پراکنده بوده و وضوح بسیار پایینی از خود نشان می دهد.
- ۴- از میان روشهای پردازش سیگنال مورد بررسی روش تبدیل موجک فشرده دارای بالاترین وضوح فرکانسی است. لذا این روش جایگزین مناسبی برای روش تبدیل موجک سنتی است. روشهای آنی نیز به طور کلی پراکندگی زیادی در نتایج از خود نشان می دهند لذا این روشها برای سازه های بزرگ و پیچیده مناسب نمی باشند.
- ۵- به طور کلی می توان گفت که اگرچه در این تحقیق از تعداد سنسور کمتری استفاده شده ولی با ترکیب روشهای پردازش سیگنال و روشهای آماری می توان یک روش قابل قبول شناسایی خسارت ارائه کرد.

## تشکر و قدردانی

این تحقیق در قالب طرح پژوهشی "پایش سلامت ارزان قیمت پل های کابلی با استفاده از تبدیل موجک و شبکه عصبی مصنوعی" و با حمایت دانشگاه آزاد اسلامی واحد رودهن انجام پذیرفته است.

## مراجع

- [۱] Chui CK. (1992), Wavelets: a tutorial in theory and applications. Wavelet Analysis and its Applications, San Diego, CA: Academic Press, c1992, edited by Chui.
- [۲] Yan, G., L.L. Zhou, and F. Yuan. (2005), Wavelet-based built-in damage detection and identification for composites. in Smart Structures and Materials. International Society for Optics and Photonics.
- [۳] Xu, Y. L., Chen, B., Ng, C. L., Wong, K. Y., & Chan, W. Y. (2010). Monitoring temperature effect on a long suspension bridge. Structural Control and Health Monitoring, 17(6), 632-653.
- [۴] Yu, D. J., & Ren, W. X. (2005). EMD-based stochastic subspace identification of structures from operational vibration measurements. Engineering Structures, 27(12), 1741-1751.
- [۵] J Han, P., Li, D. W., and Li. H., (2007). Application of Hilbert-Huang transform and stochastic subspace identification for modal parameter identification of civil engineering structures," in Proceedings of International Conference on Health Monitoring of Structure, Materials and Environment, 1(2), 216-221, 2007.
- [۶] J Han, P., Li, D. W., and Li. H., (2007). Modal parameter identification of civil engineering structures based on Hilbert-Huang transform," in Engineering Structural Integrity: Research, Development and Application, 1(2), 366-368.
- [۷] He, X. H., Hua, X. G., Chen, Z. Q., & Huang, F. L. (2011). EMD-based random decrement technique for modal parameter identification of an existing railway bridge. Engineering Structures, 33(4), 1348-1356.
- [۸] Dong, Y., Li, Y., & Lai, M. (2010). Structural damage detection using empirical-mode decomposition and vector autoregressive moving average model. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 30(3), 133-145.
- [۹] Cheng-Zhong, Q., & Xu-Wei, L. (2012). Damage identification for transmission towers based on HHT. Energy Procedia, 17, 1390-1394.

- [۱۰] Esmaeel, R. A., & Taheri, F. (2012). Delamination detection in laminated composite beams using the empirical mode decomposition energy damage index. *Composite Structures*, 94(5), 1515-1523.
- [۱۱] Bao, C., Hao, H., & Li, Z. X. (2013). Multi-stage identification scheme for detecting damage in structures under ambient excitations. *Smart Materials and Structures*, 22(4), 045006.
- [۱۲] Li S, Li H, Liu Y, Lan C, Zhou W, Ou J. (2014), SMC structural health monitoring benchmark problem using monitored data from an actual cable-stayed bridge. *Structural Control and Health Monitoring*.1;21(2):156-72.
- [۱۳] Daubechies I, Lu J, Wu HT. (2011), Synchrosqueezed wavelet transforms: An empirical mode decomposition-like tool. *Applied and computational harmonic analysis*.1;30(2):243-61.
- [۱۴] 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
- [۱۵] Wu, Z., and Huang, N.E. (2004). "A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method", *Proceedings of Royal Society*, 2004: 460A: 1597-1611.
- [۱۶] Torres ME, Colominas MA, Schlotthauer G, Flandrin P. (2011), A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise. In *Acoustics, speech and signal processing (ICASSP)*, 2011 IEEE international conference on 22: 4144-4147
- [۱۷] Scholz M, Fraunholz M, Selbig J. (2007), Nonlinear principal component analysis: neural network models and applications. *Lecture Notes in Computational Science and Engineering*.1;58:44.