

## شناسایی خسارت در سازه با استفاده از پردازش سیگنال و شبکه‌های عصبی مصنوعی

سیدبهرام بهشتی<sup>۱\*</sup>، وحید احمدیان<sup>۲</sup>، احسان درویشان<sup>۳</sup>

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: ۱۳۹۴/۰۸/۱۷	در طول دو دهه اخیر بحث شناسایی خرابی و پایش سلامت سازه‌ها با هدف کاهش هزینه نگهداری و بهبود ایمنی سازه مورد توجه قرار گرفته است. پس از وقوع یک زلزله شدید و مخرب، احتمالاً امکان دسترسی به سازه‌ها وجود نخواهد داشت. این موضوع اهمیت روش‌هایی که بتوانند تنها با استفاده از سیگنال‌های ثبت شده در مدت زمان زلزله، خسارت ایجاد شده در سازه را شناسایی کنند، برجسته‌تر می‌سازد. بسیاری از روش‌های موجود به خصوص روش‌های مبتنی بر پردازش سیگنال قادر به تعیین شدت خسارت نیستند، در حالی که تعیین شدت به عنوان یکی از اهداف اصلی شناسایی خسارت در مدیریت بحران پس از وقوع زلزله نقش به‌سزایی دارد. در این مقاله تلاش شده است تا با بهره‌گیری از ابزارهای پردازش سیگنال و هوش مصنوعی ویژگی‌های حساس به خسارت به گونه‌ای استخراج شوند که بتوان وجود آسیب، محل و شدت آن را تنها با استفاده از سیگنال‌های پاسخ ارتعاشی، با دقت مناسب تعیین کرد. در این مطالعه ابتدا سه روش پردازش سیگنال زمان - فرکانس آئی مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفته و روش EMD به عنوان روشی با بهترین عملکرد انتخاب گردید. در ادامه معیار خسارت مناسبی با بهره‌گیری از EMD استخراج شد. در نهایت الگوریتمی برای شناسایی خسارت سازه‌ای ارائه و روی سازه پنج مارک پایش سلامت سازه IASC-ASCE اعمال گردید. نتایج حاکی از آن است که تلفیق پردازش سیگنال با هوش مصنوعی کمک شایانی به تحقق اهداف سه‌گانه شناسایی خسارت داشته است.
پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۰۹/۰۳	
<b>واژگان کلیدی:</b> شناسایی خسارت، پایش سلامت سازه‌ها، شاخص خسارت، پردازش سیگنال، شبکه عصبی مصنوعی.	

## ۱- مقدمه

در زمینه پایش سلامت سازه‌ها خرابی به صورت تغییراتی در یک سیستم سازه‌ای تعریف می‌شود که بر عملکرد آن در زمان حال و یا آینده تأثیر منفی بگذارد. به طور کلی روش‌های تشخیص خرابی به دو دسته محلی و کلی تقسیم بندی می‌شوند. روش‌های محلی تنها می‌توانند خرابی را بر روی سازه و یا در نزدیکی سطح آن تشخیص دهند. این محدودیت باعث شده که رویکردهای کاملاً متفاوتی برای آنالیز سازه‌های پیچیده ابداع شود. به طور کلی اهداف شناسایی خسارت را می‌توان به صورت زیر خلاصه کرد [۱]:

سطح ۱: تعیین وجود خرابی

سطح ۲: تعیین مکان هندسی خرابی

سطح ۳: تعیین شدت خرابی

پیشرفت‌های اخیر در حوزه تکنولوژی سنسورها و انتقال بی‌سیم داده‌ها منجر به مقرون به صرفه‌تر شدن و در نتیجه توسعه هر چه بیشتر روش‌های مبتنی بر سیگنال شده است. سیگنال‌هایی که از سنسورهای نصب شده در سازه حاصل می‌شوند را نمی‌توان مستقیماً به منظور تعیین و تشخیص وجود آسیب در سازه تحلیل کرد مگر آن‌که شدت خسارت وارده در سازه بسیار بالا باشد. بنابراین این سیگنال‌ها باید پردازش شوند تا بتوان اطلاعات مورد نیاز در خصوص پارامترهای سازه‌ای را برای فرآیند شناسایی خسارت از آن‌ها استخراج نمود.

روش‌های تشخیص خرابی مبتنی بر پردازش سیگنال که تاکنون ارائه شده‌اند قادر به تامین اهداف سه‌گانه شناسایی خسارت نیستند. در ادامه برخی از این کارها ارائه شده است.

۳. استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، واحد رودهن، دانشگاه آزاد اسلامی

\* پست الکترونیک نویسنده مسئول: beheshti@kntu.ac.ir

۱. دانشیار، دانشکده عمران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲. کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

فوق برای مسائل مهندسی زلزله مناسب‌اند. با این حال آن‌ها نشان دادند که هر کدام از این روش‌ها در برخی موارد دارای نقاط ضعف می‌باشند.

وانگ و چان [۱۱] خلاصه روش‌های موجود برای ارزیابی شرایط پل را خلاصه کردند. آنها یک بررسی بر روی روش‌های مبتنی بر ارتعاش با تمرکز بر روش‌های آماری و تکنیک‌های پردازش سیگنال انجام دادند.

یک بررسی جامع در مورد کاربرد HHT در پایش سلامت سازه‌ها توسط چن و همکاران انجام شده است [۱۲].

خصوصیات فیزیکی یک سیگنال را نمی‌توان به تنهایی در دامنه زمان استخراج کرد. آنالیز فوریه نیز تنها فرکانس‌های سیگنال را در حوزه فرکانس ارائه می‌دهد. لذا نمی‌تواند تغییرات فرکانس در طول زمان را نشان دهد [۱۳]. از طرف دیگر تبدیل فوریه تنها محدود به سیگنال‌های ایستا<sup>۱</sup> می‌باشد یعنی محتوای فرکانس سیگنال باید در طول زمان ثابت باشد [۱۴]. برای پردازش سیگنال‌های غیر ایستا لازم است که تغییرات فرکانس آنها در طول زمان مشخص شود. برای مرتفع کردن این مشکلات روش‌های پردازش سیگنال زمان - فرکانس ارائه شده‌اند که در سال‌های اخیر توسعه بسیاری در عرصه‌های مهندسی، ارتباط از راه دور، ارتعاشات و پزشکی پیدا کرده‌اند.

در این مقاله در ابتدا سه روش پردازش سیگنال زمان - فرکانس آبی تجزیه تجربی مودی<sup>۲</sup> (EMD)، تجزیه میایگین محلی<sup>۳</sup> (LMD) و تجزیه ارتعاشی هیلبرت<sup>۴</sup> (HVD) که جزء جدیدترین روش‌های پردازش سیگنال هستند با یکدیگر و با هدف تشخیص خسارت با یکدیگر مقایسه می‌شوند و بهترین آن‌ها جهت تعریف شاخص خسارت در بخش‌های بعدی انتخاب می‌گردد. سپس در نهایت الگوریتم شناسایی خسارت ارائه می‌شود. به منظور اینکه امکان مقایسه این روش با سایر روش‌های شناسایی خسارت ارائه شده فراهم باشد، روش مذکور بر روی سازه پنج مارک پایش سلامت سازه IASC-ASCE [۱۵] اعمال شده است.

## ۲- روش تجزیه تجربی مودی

روش تجزیه تجربی مودی یک روش تجربی برای استخراج مؤلفه‌های یک سیگنال است. این روش قادر است یک

ژو و همکاران [۲] روشی بر مبنای تبدیل هیلبرت - هانگ به منظور تعیین و تحلیل خصوصیات دینامیکی یک ساختمان ۶۹ طبقه به کار بردند و نتایج بدست آمده را با نتایج تبدیل فوریه مقایسه کردند.

یانگ و همکاران [۳] از تجزیه تجربی مودی (EMD) برای تشخیص خرابی در ساختمان مرجع SAC استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که در صورت وجود نویز در خروجی سنسورها این روش موفقیت آمیز نمی‌باشد.

ژو و چن [۴] از تبدیل هیلبرت هانگ (HHT) برای تشخیص آسیب ناشی از کاهش ناگهانی سختی در مدل آزمایشگاهی یک ساختمان سه طبقه فولادی استفاده کردند. این روش در تعیین موقعیت و شدت آسیب‌دیدگی چندان قابل اطمینان نمی‌باشد.

لیو و همکاران [۵] در ابتدا روش HHT را برای تشخیص خرابی در یک مدل تحلیلی ساده آزمایش کردند. سپس این روش را برای حذف نویز از داده‌ها به کار بردند. با این روش آن‌ها توانستند محل ایجاد آسیب در سازه مرجع دانشگاه بریتیش کلمبیا را با موفقیت بیابند.

چن و همکاران [۶] تبدیل هیلبرت - هانگ ارتقا یافته را به منظور استخراج اطلاعات مربوط به خسارت از سیگنال‌های پاسخ سیستم، معرفی کردند.

لی و همکاران [۷] از تلفیق روش EMD و آنالیز موجک برای شناسایی تغییرات در پاسخ سازه بهره گرفتند و توانستند زمان وقوع خسارت را مشخص کنند. کارایی روش پیشنهادی بر روی یک قاب برشی چهار طبقه مورد بررسی قرار گرفته و نتایج مطلوبی نیز حاصل شده است.

رووری و کارکاترا [۸] یک روش تشخیص آسیب بر اساس HHT برای پل‌ها تحت بار ترافیکی ارائه کردند. آنها مطالعات نظری و عددی مفصلی برای ارائه توانایی روش خود انجام دادند.

کوار و همکاران [۹] با استفاده از سنسورهای بی‌سیم به مطالعه وقوع آسیب در یک پل یک دهانه پرداختند. آن‌ها از طیف هیلبرت برای شناسایی سه الگوی خسارت از پیش تعریف شده استفاده کردند.

هوانگ و همکاران [۱۰] از EMD و تجزیه ارتعاشی هیلبرت (HVD) برای تجزیه و تحلیل رکوردهای جنبش زمین استفاده کردند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که هر دو روش

<sup>3</sup> Local Mean Decomposition (LMD)

<sup>4</sup> Hilbert Vibration Decomposition (HVD)

<sup>1</sup> Stationary Signals

<sup>2</sup> Empirical Mode Decomposition (EMD)

عنوان اولین IMF در نظر گرفته می‌شود. به این پروسه اصطلاحاً الک کردن می‌گویند.

$$h_k = c_1 \quad (4)$$

۷- باقیمانده از کسر IMF اول از سیگنال اصلی بدست می‌آید.

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

۸- مجدداً باقی‌مانده به عنوان سیگنال اصلی در نظر گرفته شده و عملیات مراحل ۱ الی ۷ تکرار می‌شود تا IMF های بعدی به همین ترتیب محاسبه شوند. این عملیات تا زمانی ادامه می‌یابد که عملیات الک کردن دیگر مقدور نباشد و یا باقیمانده از یک حد از پیش تعیین شده کمتر شود. در این حالت باقی‌مانده یک سیگنال ثابت و یا یکنواخت خواهد بود.

۹- سیگنال اصلی را می‌توان مجدداً از روی IMF های بدست آمده به طریق زیر ساخت.

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j + r_n \quad (6)$$

این روش با تلفیق روش تبدیل هیلبرت قادر به محاسبه فرکانس آنی یک سیگنال می‌باشد.

### ۳- روش تجزیه میانگین محلی

اولین مرحله از این تجزیه، محاسبه میانگین نقاط ماکسیمم و مینیمم هر نوسان نیم موج از سیگنال است. بنابراین  $i$  امین مقدار میانگین  $m_i$  هر دو اکستریم پی در پی  $n_i$  و  $n_{i+1}$  به صورت زیر است:

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \quad (7)$$

این میانگین‌های محلی می‌توانند به عنوان خطوط مستقیم بین اکستریم‌های پی در پی رسم شوند. میانگین‌های محلی سپس با استفاده از میانگین‌گیری متحرک به صورت یک تابع میانگین محلی پیوسته متحرک هموار  $m(t)$  هموار می‌شوند. جزئیات فرآیند هموارسازی را می‌توان در مطالب تکمیلی الکترونیک پیدا کرد. اندازه محلی هر نوسان نیم‌موج به صورت زیر به دست می‌آید.

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \quad (8)$$

سیگنال اختیاری را به ترکیبی از توابع مودی ذاتی (IMF) تجزیه کند. برای این کار از دو فرض اساسی در این روش استفاده شده است [۱۶]:

۱- در کل یک داده مفروض تعداد نقاط اکستریم و تعداد نقاط صفر باید برابر باشند و یا حداکثر یک واحد اختلاف داشته باشند. مفهوم فیزیکی این فرض برقرار کردن شرط نوسان یک سیگنال است.

۲- در هر نقطه از داده، میانگین پوش ماکزیمم‌ها و مینیمم‌های سیگنال برابر صفر است. مفهوم فیزیکی این گزینه برقراری شرط تقارن سیگنال است. در نتیجه این فرض از نوسانات نامتقارن که مطلوب نمی‌باشد جلوگیری می‌کند. با توجه به تعاریف فوق مزیت این روش در آن است که بر خلاف امواج هارمونیک، دامنه و فرکانس IMF ها در زمان قابل تغییر است. این رفتار باعث می‌شود که IMF ها سیگنال‌هایی غیرخطی و غیر ایستا باشند که منجر به یک تبدیل هیلبرت مطلوب می‌شوند.

عملیات تجزیه سیگنال در این روش با استفاده از پروسه الک کردن<sup>۱</sup> صورت می‌گیرد که شامل مراحل زیر است.

۱- اولین مرحله شامل پیدا کردن اکستریم‌های محلی داده است

۲- از مقادیر ماکزیمم داده‌ها یک منحنی spline عبور داده می‌شود. این کار بار دیگر برای مقادیر مینیمم محلی تکرار می‌شود تا منحنی‌های 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 می‌شود.

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

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

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

۶- آخرین مؤلفه‌ای که از پروسه فوق بدست می‌آید به

<sup>1</sup> Sifting process

می‌شود، از  $s_{11}(t)$  کم می‌شود و دامنه تابع حاصل با استفاده از  $a_{12}(t)$  دمدوله می‌شود. این فرآیند تکرار  $n$  بار و تا زمانی که سیگنال مدوله شده فرکانس خالص  $s_{1n}(t)$  بدست آید ادامه می‌یابد. بنابراین:

$$\begin{aligned} h_{11}(t) &= x(t) - m_{11}(t), \\ h_{12}(t) &= s_{11}(t) - m_{12}(t), \\ &\vdots \end{aligned} \quad (11)$$

$$h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \quad \text{که}$$

$$\begin{aligned} s_{11}(t) &= h_{11}(t) / a_{11}(t), \\ s_{12}(t) &= h_{12}(t) / a_{12}(t), \\ &\vdots \end{aligned} \quad (12)$$

$$s_{1n}(t) = h_{1n}(t) / a_{1n}(t) \quad \text{پوش متناظر توسط رابطه}$$

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\dots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \quad (13)$$

بدست می‌آید که هدف این است که

$$\lim_{n \rightarrow \infty} a_{1n}(t) = 1 \quad (14)$$

با توجه به سیگنال مدوله شده فرکانس  $s_{1n}(t)$  استخراج فرکانس آنی ساده است. سیگنال مدوله شده فرکانس می‌تواند به صورت زیر ارائه شود:

$$s_{1n}(t) = \cos \varphi_1(t) \quad (15)$$

که  $\varphi_1(t)$  فاز آنی است.

$$\varphi_1(t) = \arccos(s_{1n}(t)) \quad (16)$$

باید توجه داشت که در زمان محاسبه فاز، قرار گرفتن  $s_{1n}(t)$  در بازه  $-1 \leq s_{1n}(t) \leq 1$  مهم است. از نقطه نظر عملی فرآیند تکرار زمانی متوقف شود که  $a_{1n}(t) \approx 1$ . سپس هر کدام از اکستریم‌های  $s_{1n}(t)$  که دقیقاً برابر  $\pm 1$  نیستند برابر  $\pm 1$  قرار داده می‌شوند. پس از استخراج فاز آنی، که باید بین محدوده  $\pm \pi$  قرار داشته باشد، فاز آنی  $w_1(t)$  با استفاده از فاز به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\omega_1(t) = \frac{d\varphi_1(t)}{dt} \quad (17)$$

ضرب  $s_{1n}(t)$  در تابع پوش  $a_1(t)$ ، تابع محصول  $PF_1(t)$

همه این اندازه‌ها با همان روش گفته شده به عنوان میانگین‌های محلی برای تشکیل تابع پوش پیوسته متغیر هموار  $a(t)$  هموار می‌شوند. با توجه به توضیحات بالا، با داشتن یک برآورد از پوش و میانگین متناظر، میانگین از داده اصلی کم می‌شود و سپس سیگنال حاصل که با  $h(t)$  مشخص می‌شود، بر پوش برآورد شده تقسیم می‌شود. هدف از این پروسه تولید سیگنال مدوله شده فرکانس خالص است که از آن بتوان فرکانس آنی مثبت را بدست آورد [۱۷]. اگر سیگنالی که تولید می‌شود پوش هموار نداشته، پروسه نیاز به تکرار شدن دارد. تعداد دفعاتی که این پروسه تکرار شده است با اندیس  $q$  مشخص می‌شود. علاوه بر استخراج سیگنال مدوله شده فرکانس، سیگنال پوش متناظر با ضرب پوش‌های برآورد شده پی در پی در همدیگر، که هر کدام در طول استخراج سیگنال مدوله شده فرکانس بدست می‌آیند، استخراج می‌شود. سپس این سیگنال پوش نهایی در سیگنال مدوله شده فرکانس برای تشکیل تابع محصول ضرب می‌شود. تابع محصول سپس از سیگنال اصلی کم می‌شود و تمام پروسه بالا می‌تواند برای تشکیل دومین تابع محصول روی سیگنال حاصل تکرار شود و به همین ترتیب ادامه پیدا کند. تعداد تابع محصول با اندیس  $p$  مشخص می‌شود. توابع میانگین محلی پی در پی  $m_{pq}(t)$ ، پوش‌های برآورد شده پی در پی  $a_{pq}(t)$  و سیگنال‌های مدوله شده فرکانس برآورد شده پی در پی  $s_{pq}(t)$  همه با دو اندیس مشخص شده اند. پوش نهایی  $a_p(t)$ ، فاز آنی  $\varphi_p(t)$  و فرکانس آنی  $w_p(t)$  همگی با یک اندیس نشان‌دار شده‌اند که نشان‌دهنده تابع محصول متناظر است. توابع محصول نیز که با  $PF(t)$  مشخص می‌شوند، دارای یک اندیس هستند.

بنابراین پوش برآورد شده اولیه با  $a_{11}(t)$  و میانگین اولیه با  $m_{11}(t)$  مشخص می‌شود. از سیگنال اصلی  $x(t)$  کم می‌شود و  $h_{11}(t)$  بدین طریق بدست می‌آید.

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (9)$$

سپس دامنه با تقسیم  $h_{11}(t)$  بر  $a_{11}(t)$  دمدوله می‌شود.

$$s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \quad (10)$$

سپس پوش  $a_{12}(t)$  مربوط به  $s_{11}(t)$  را می‌توان محاسبه کرد. اگر  $a_{12}(t) \neq 1$ ، فرآیند برای  $s_{11}(t)$  تکرار می‌شود. میانگین محلی نرمال شده  $m_{12}(t)$  برای  $s_{11}(t)$  محاسبه

پوش سیگنال  $a(t)$  شامل دو بخش مختلف است، بخش متغیر کند شامل مجموع مجذور دامنه مولفه‌ها و بخش متغیر سریع (نوسانی). فرکانس آنی هر دو تن به طور کلی متغیر با زمان است و انحرافات نامتقارن فرکانس  $\omega_1$  را نمایش می‌دهد. فرکانس آنی  $\omega(t)$  در اصل شامل دو بخش است، قسمت فرکانس متغیر کند اولین مولفه  $\omega_1$  و بخش نوسانی غیر متقارن متغیر سریع. به نظر می‌رسد به صورت کلی فرکانس آنی سیگنال و فرکانس متوسط در هر زمان از سیگنال دارای مقادیر متفاوتی است. به هر حال، بخش نوسانی غیرمتقارن متغیر سریع فرکانس آنی ویژگی مهمی دارد. اگر از بخش نوسانی، انتگرال معین منطابق با فرکانس متفاوت با دوره کامل  $[0, T = 2\pi/(\omega_2 - \omega_1)]$  گرفته شود، با فرض  $a_1 > a_2$ ، انتگرال معین

$$\int_0^T \frac{(\omega_2 - \omega_1) \left[ a_2^2 + 2a_1a_2 \cos \left( \int (\omega_2 - \omega_1) dt \right) \right]}{a^2(t)} dt$$

صفر خواهد شد. این نتیجه جدید بدست آمده یک شرط مرکزی برای ایجاد مولفه ارتعاش بیشتر است. فرکانس آنی  $\omega(t)$  مربوط به ترکیب شامل دو بخش مختلف است، یک بخش، فرکانس متغیر کند اولین مولفه  $\omega_1$  و دیگری بخش نوسانی غیرمتقارن متغیر سریع است. به دلیل اینکه مقدار میانگین بخش سریع دوم برابر صفر است، مقدار میانگین باقی مانده فرکانس‌های آنی برابر فرکانس بخش اول است، یعنی فرکانس بزرگترین هارمونیک

$$\langle \omega(t) \rangle = \int_0^T \omega(t) dt = \omega_1(t)$$

در ادامه دامنه و فاز ارتعاش اولین مولفه به ترتیب طبق روابط (۲۶) و (۲۷) محاسبه می‌شود:

$$\langle x_{l=r}(t) \rangle = \begin{cases} \frac{1}{2} A_l(t) \cos \varphi_l(t), & \text{if } \omega_l = \omega_r, \\ 0, & \text{if } \omega_l \neq \omega_r, \end{cases} \quad (23)$$

$$\langle \tilde{x}_{l=r}(t) \rangle = \begin{cases} \frac{1}{2} A_l(t) \sin \varphi_l(t), & \text{if } \omega_l = \omega_r, \\ 0, & \text{if } \omega_l \neq \omega_r, \end{cases} \quad (24)$$

$$A_{l=r}(t) = 2\sqrt{\langle x_{l=r}(t) \rangle^2 + \langle \tilde{x}_{l=r}(t) \rangle^2} \quad (25)$$

$$\varphi_{l=r}(t) = \arctan \frac{\langle \tilde{x}_{l=r}(t) \rangle}{\langle x_{l=r}(t) \rangle} \quad (26)$$

در طول اولین مرحله تکرار از روش مطرح شده HVD، بزرگترین مولفه ارتعاش  $X_1(t) = a_1(t) \cos \left( \int \omega_1(t) dt \right)$

را حاصل می‌شود.

$$PF_1(t) = a_1(t) s_{1n}(t) \quad (18)$$

سپس این تابع محصول از داده اصلی  $x(t)$  کم می‌شود که حاصل تابع جدید  $u_1(t)$  است که یک نسخه هموارشده از داده اصلی را که نوسانات با فرکانس بالا از آن حذف شده است را ارائه می‌کند. حال  $u_1(t)$  به عنوان داده جدید تلقی می‌شود و تمام فرآیند  $k$  بار و تا زمانی که  $u_k(t)$  ثابت شود یا شامل تعداد زیادی نوسان نباشد تکرار می‌شود.

$$u_1(t) = x(t) - PF_1(t),$$

$$u_2(t) = u_1(t) - PF_2(t), \quad (19)$$

:

$$u_k(t) = u_{k-1}(t) - PF_k(t)$$

و در نهایت سیگنال اصلی را می‌توان مجدداً به صورت زیر بدست آورد:

$$x(t) = \sum_{p=1}^k PF_p(t) + u_k(t) \quad (20)$$

#### ۴- تجزیه ارتعاشی هیلبرت

طبیعی است که هر یک از مولفه‌های ذاتی باید مفهوم فیزیکی و ریاضی داشته باشند. در ابتدا یک سیگنال متشکل از دو شبه هارمونیک در نظر گرفته می‌شود که هر کدام دارای دامنه و فرکانس متغیر کند در حوزه زمان هستند و به عنوان ساده‌ترین مثال سیگنال چند مولفه ای تلقی می‌شود. در این حالت، این سیگنال را می‌توان به صورت جمع وزن دار سیگنال‌های تک مولفه‌ای، هر کدام با فرکانس آنی و تابع دامنه مربوط به خود مدل سازی کرد: به عنوان مثال

$$a_1(t) e^{i \int_0^t \omega_1(t) dt} + a_2(t) e^{i \int_0^t \omega_2(t) dt} \quad (21)$$

با  $a_1(t)$ ،  $a_2(t)$ ،  $\omega_1(t)$  و  $\omega_2(t)$  که توابع مجهول در حوزه زمان هستند. پوش  $a(t)$  و فرکانس آنی  $\omega(t)$  سیگنال ارتعاش دو مولفه‌ای به صورت زیر است:

$$a(t) = \left[ a_1^2 + a_2^2 + 2a_1a_2 \cos \left( \int (\omega_2 - \omega_1) dt \right) \right]^{1/2}$$

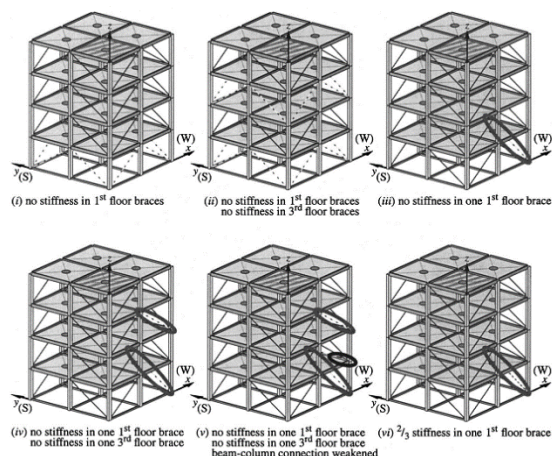
$$\omega(t) = \omega_1 + \quad (22)$$

$$\frac{(\omega_2 - \omega_1) \left[ a_2^2 + 2a_1a_2 \cos \left( \int (\omega_2 - \omega_1) dt \right) \right]}{a^2(t)}$$

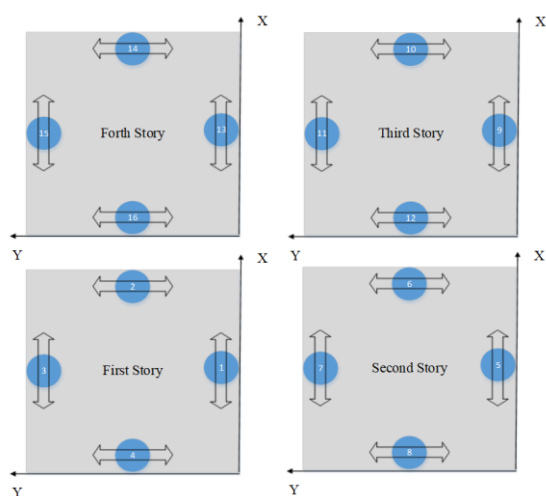


که بار و دیگر تحریکات محیط را شبیه‌سازی می‌کند و به صورت نویز سفید نرمال فیلتر شده مستقل مدل‌سازی شده و با استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر باترورس مرتبه شش<sup>۱</sup> با فرکانس قطع ۱۰۰ هرتز تولید شده است.

مدل اجزای محدود این سازه در دسترس است. پس از اعمال بارگذاری با شدت مشخص، تاریخچه زمانی شتاب هر یک از سنسورها در هر کدام از حالات خرابی قابل استخراج است.



شکل ۲: شش الگوی خسارت سازه پنج مارک [۱۵]



شکل ۳: محل و جهت قرارگیری سنسورها در سازه پنج مارک

## ۶- مقایسه سه روش پردازش سیگنال EMD،

### HVD و LMD

در این بخش سه روش پردازش سیگنال زمان - فرکانس EMD، LMD و HVD با هم مقایسه و بهترین آن جهت استفاده در بخش بعد انتخاب می‌گردد.

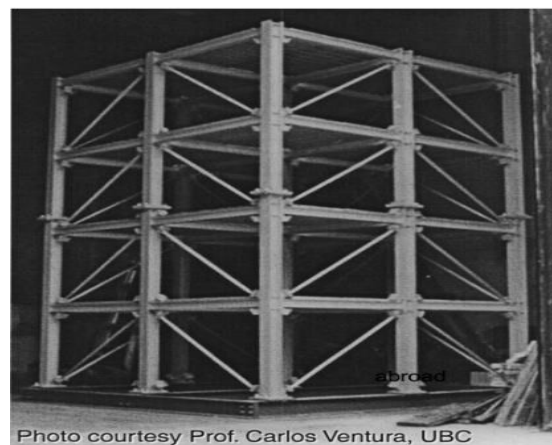
به منظور ارائه الگوریتم پیشنهادی برای مقایسه سه روش

بدست می‌آید. با استفاده از ایده الگ کردن سیگنال، بزرگترین مولفه از ترکیب اولیه کم می‌شود،  $x_{i-1}(t) = x(t) - x_i(t)$  و فرآیند مذکور روی باقی‌مانده برای استخراج مولفه‌های بعدی اعمال می‌شود.

## ۵- مسئله پنج مارک پایش سلامت سازه IASC-ASCE

سازه پنج مارک IASC-ASCE که در شکل (۱) نشان داده شده است یک سازه فولادی ۴ طبقه دو دهانه در دو دهانه است که یک چهارم مقیاس سازه مدل در آزمایشگاه مهندسی زلزله در دانشگاه بریتیش کلمبیا است. برای اطلاع از جزئیات طراحی این سازه پنج مارک به مرجع [۱۵] مراجعه شود.

این سازه با هدف مسئله‌ای پایه در راستای پایش سلامت سازه‌ها ارائه شده است تا روش‌های ارائه شده مربوط به تشخیص خسارت در سازه‌ها که توسط افراد مختلف ارائه می‌شود با یکدیگر قابل مقایسه باشند. علاوه بر سازه سالم، شش الگوی خسارت به عنوان بخشی از مسئله پنج مارک مطالعه شده است. این الگوهای خسارت، خسارت‌های شدید ساده که اکثر روش‌ها باید قادر به تشخیص آن باشند تا حالت‌های دشوارتر را شامل می‌شوند. در شکل (۲) این الگوهای خسارت ارائه شده است.



شکل ۱: سازه مدل یک چهارم مقیاس فولادی [۱۵]

در سازه مرجع موجود در هر طبقه ۴ سنسور وجود دارد که دو تای آن در جهت  $x$  و دو تای دیگر در جهت  $y$  است. شکل (۳) چگونگی محل و جهت قرارگیری سنسورها در هر طبقه را نشان می‌دهد.

بارگذاری به صورت یک بار در هر طبقه اعمال شده است

<sup>1</sup> sixth-order low-pass Butterworth filter

سرعت و مکان اولیه سیستم به ترتیب  $10\text{ mm/s}$  و  $10\text{ mm}$  و گام زمانی  $0.001\text{ sec}$  انتخاب شده است. پاسخ تاریخیچه زمانی جابجایی، سرعت و شتاب که با روش رانک گوتا مرتبه چهارم محاسبه شده در شکل (۴) آمده است.

پاسخ شتاب به عنوان سیگنال اندازه گیری شده  $u(t)$  در نظر گرفته شده است و مطابق شکل (۵) فرکانس آنی این سیگنال با سه روش مذکور در بالا بدست آمده است.

در جدول ۱ مقادیر فرکانس آنی بدست آمده با سه روش با مقادیر تئوری در بعضی از زمان ها مقایسه و مقدار خطا در هر زمان بر حسب درصد محاسبه شده است.

توجه شود که مقادیر تئوری فرکانسها در زمانهای مشخص شده در جدول ۱ با استفاده از روشهای تحلیلی موجود در پردازش سیگنال به صورت دقیق محاسبه شده است [۱۹].

با توجه به نتایج به دست آمده از جدول ۱ می توان گفت که روش LMD قادر است با دقت بیشتری نسبت به دو روش دیگر فرکانس را بر حسب زمان استخراج کند.

#### ۶-۲- سیستم چند درجه آزادی با پارامتر متغیر آهسته

برای نمایش توانایی روشها برای تجزیه سیگنال از یک سیستم دو درجه آزادی استفاده شده است. سیستم شامل یک مدل از ساختمان برشی مطابق شکل (۶) با دو جرم متمرکز در دو نقطه است. جرمها،  $m_1 = m_2 = 2 + 0.5e^{-0.05t}\text{ kg}$  و سختی طبقات برای طبقه اول و دوم به ترتیب  $k_1 = (2 + \sin(t)) \times 10^6\text{ N/m}$  و  $k_2 = 4 \times (2 + \cos(t)) \times 10^6\text{ N/m}$  می باشد. نسبت های میرایی نیز وابسته به زمان و به صورت زیر فرض شده است.

$$c_1 = 0.1 \times (1 + 0.5 \sin t) \times 10^3\text{ N.s/m}$$

$$c_2 = 0.05 \times (1 + 0.5 \cos t) \times 10^3\text{ N.s/m}$$

پاسخ دینامیکی سیستم با شرایط اولیه  $\{X(0)\} = \{10, 0, 10, 0\}$  (واحد میلی متر)، با استفاده از رانک گوتا مرتبه چهارم با گام زمانی  $0.001\text{ sec}$  محاسبه شده و پاسخ دینامیکی طبقه اول در شکل (۷) آمده است. با اعمال سه روش مذکور بر روی پاسخ شتاب طبقه اول، این سیگنال به یک سری مولفه تجزیه می شود که در شکل (۸) دو مولفه اول سیگنال تجزیه شده توسط این سه روش ارائه شده است.

مذکور دو سیستم یک درجه آزادی (SDOF) و چند درجه آزادی (MDOF) با ارتعاش آزاد در نظر گرفته شده است.

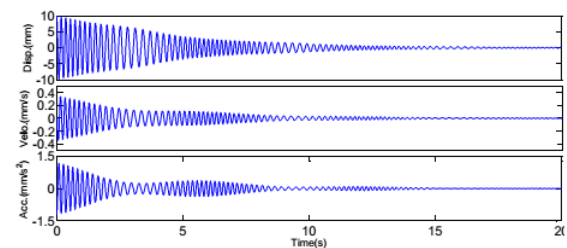
#### ۶-۱- سیستم یک درجه آزادی: ارتعاش آزاد

ابتدا یک سیستم یک درجه آزادی برای مقایسه انتخاب می شود. این سیستم دارای معادله دینامیکی مطابق رابطه (۲۷) می باشد و جرم، سختی و میرایی آن با زمان تغییر می کند.

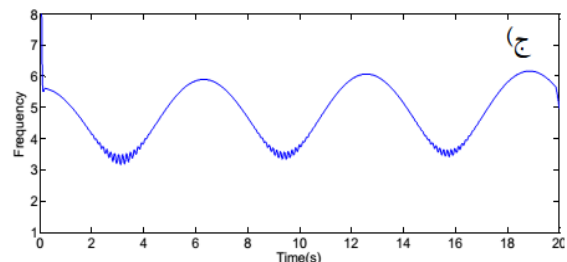
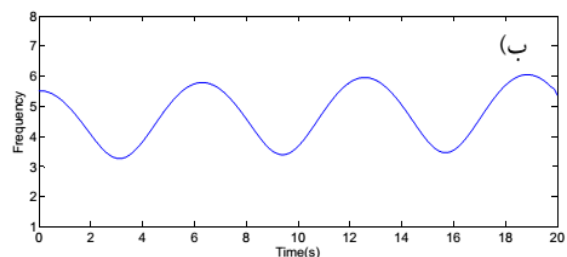
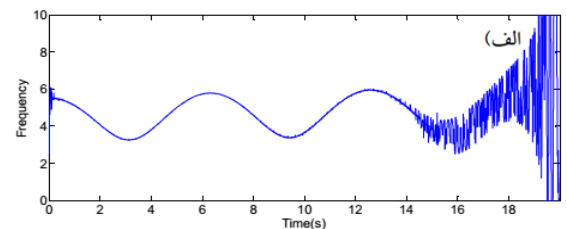
$$m(t)\ddot{x} + c(t)\dot{x} + k(t)x = 0 \quad (27)$$

که پارامترهای متغیر زمان به صورت زیر است:

$$\begin{aligned} m(t) &= (2 + 0.5e^{-0.1t}) \times 10^3\text{ kg}, \\ k(t) &= (2 + \cos(t)) \times 10^6\text{ N.s/m}, \\ c(t) &= (1 + 0.25 \sin(t)) \times 10^3\text{ N/m} \end{aligned} \quad (28)$$



شکل ۴: پاسخهای دینامیکی سیستم یک درجه آزادی با پارامترهای متغیر با زمان



شکل ۵: فرکانس آنی سیگنال شتاب با استفاده از روش الف)

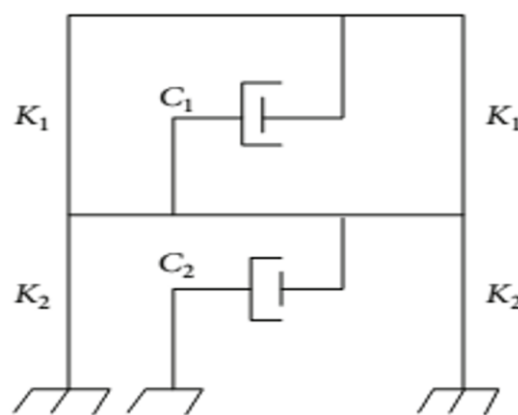
EMD (ب)، LMD و HVD (ج)

جدول ۱: خطای فرکانس آنی محاسبه‌شده با روش EMD برای سیستم یک درجه آزادی

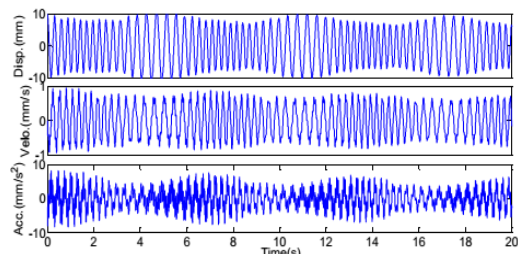
زمان	فرکانس (HZ)			خطا (%)			
	تئوری	شناسایی‌شده با EMD	شناسایی‌شده با LMD	شناسایی‌شده با HVD	EMD	LMD	HVD
۲	۴,۰۴۴	۴,۱۴۵۲	۴,۰۹۶۶	۴,۱۴۵۴	۲,۵۰۳۲	۱,۳۰۰۵	۲,۵۰۶۸
۴	۳,۷۶۱	۳,۸۷۴۱	۳,۸۲۱۵	۳,۸۵۸۴	۳,۰۰۷۱	۱,۶۰۹۷	۲,۵۸۹۳
۶	۵,۶۲۳	۵,۷۷۱۸	۵,۷۴۴۷	۵,۸۵۵۴	۲,۶۴۷۱	۲,۱۶۴۵	۴,۱۳۳۱
۸	۴,۴۸۶	۴,۶۱۳۰	۴,۵۹۵۴	۴,۶۸۸۳	۲,۸۳۱۸	۲,۴۳۸۷	۴,۵۱,۷
۱۰	۳,۵۷۲	۳,۶۳۸۹	۳,۶۶۸۳	۳,۸۰۵۹	۱,۸۷۴۰	۲,۶۹۵۶	۶,۵۴۷۸
۱۲	۵,۶۲۷	۵,۸۶۵۲	۵,۷۸۸۲	۵,۹۰۲۰	۴,۲۳۳۰	۲,۸۶۵۲	۴,۸۸۸۰
۱۶	۳,۴۴۴	۳,۰۷۵۶	۳,۵۴۳۴	۳,۶۶۹۷	۱۰,۶۹۷۵	۲,۸۸۶۶	۶,۵۵۴۴
۲۰	۵,۲۹۴	۰,۰۰۳۶	۵,۲۰۰۲	۴,۹۸۷۳	۹۹,۹۳۳۳	۱,۷۷۲۶	۵,۷۹۲۵

بررسی دقیق تر در جداول ۲، ۳ و ۴ مقادیر فرکانس آنی بدست آمده با سه روش با مقادیر تئوری مقایسه شده است. این مقادیر تئوری، فرکانس‌های آنی پاسخ مدال مدهای ارتعاشی سازه می‌باشد.

اگر چه برای سازه یک درجه آزادی نتایج روش LMD در استخراج فرکانس آنی سیگنال دقیق تر است<sup>۱</sup> اما با توجه نتایج به دست آمده از سازه دو درجه آزادی واضح است که فقط روش EMD توانسته است در راستای استخراج مولفه‌ها بهتر عمل کند و دو مد ارتعاشی این سازه را شناسایی و فرکانس آنی هر کدام را با دقت قابل قبولی ارائه کند. پس می‌توان نتیجه گرفت که روش EMD از بین این سه روش بهترین عملکرد را دارد.



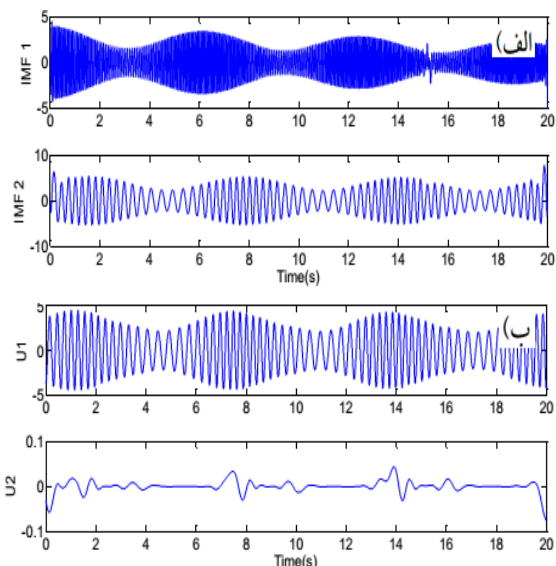
شکل ۶: مدل ساختمان برشی دو درجه آزادی



شکل ۷: پاسخ دینامیکی طبقه اول

هر کدام از این مولفه‌ها به عنوان سیگنال تک مولفه در نظر گرفته می‌شود و فرکانس آنی آن‌ها با هر کدام از سه روش مذکور قابل محاسبه است. در شکل (۹) فرکانس آنی هر کدام از مولفه‌ها، با سه روش مذکور محاسبه و ارائه شده است.

با توجه به شکل (۹) می‌توان مشاهده کرد که عملکرد روش EMD نسبت به دو روش دیگر مناسب‌تر است. جهت



<sup>۱</sup> علت دقت پایین EMD نسبت به LMD در استخراج فرکانس آنی به خاطر نقاط انتهایی است. در روش EMD فرکانس آنی اکثر نقاط به جز نقاط انتهایی با مقدار تئوری مطابقت خوبی دارد. تفاوت در نقاط انتهایی تاثیر پایانی نامیده می‌شود که علت آن خطاهای عددی در تبدیل هیلبرت است. روش‌های متعددی برای حذف این خطا وجود دارد.



جدول ۲: فرکانس آنی محاسبه شده با EMD برای سیستم دو درجه آزادی

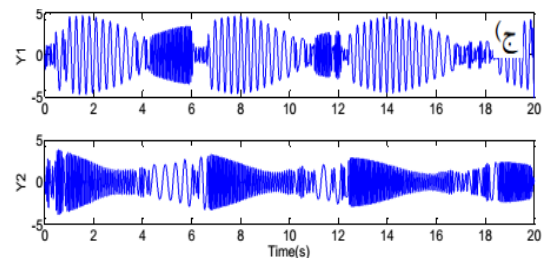
زمان	فرکانس(مد ارتعاشی اول)		فرکانس(مد ارتعاشی دوم)	
	تئوری	شناسایی شده	تئوری	شناسایی شده
۲	۶,۰۵۷	۷,۴۳۵۵	۱۴,۶۴۲	۱۲,۲۲۲۳
۴	۴,۵۱۶	۵,۰۳۰۲	۱۲,۰۴۶	۱۰,۹۹۸۷
۶	۵,۶۱۶	۵,۹۹۷۶	۱۷,۱۷۷	۱۶,۲۲۱۵
۸	۶,۴۷۸	۷,۴۳۳۶	۱۵,۷۶۹	۱۵,۸۴۰۵
۱۰	۴,۷۷۶	۵,۴۵۲۰	۱۱,۹۴۷	۱۰,۵۷۵۴
۱۲	۵,۳۳۶	۵,۶۱۲۵	۱۷,۰۳۲	۱۶,۲۰۴۲
۱۶	۵,۰۰۳	۵,۸۲۴۰	۱۲,۱۶۱	۱۰,۱۹۵۲
۲۰	۶,۹۸۰	۲۹,۰۰۹۰	۱۷,۶۰۳	۷۵,۵۲۴۸

جدول ۳: فرکانس آنی محاسبه شده با LMD برای سیستم دو درجه آزادی

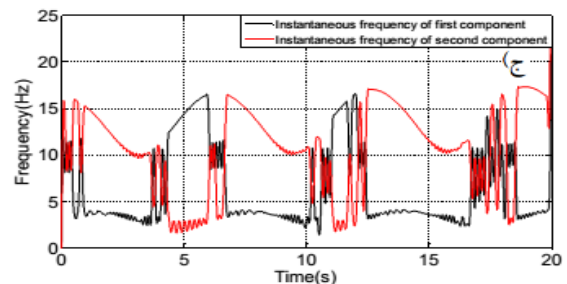
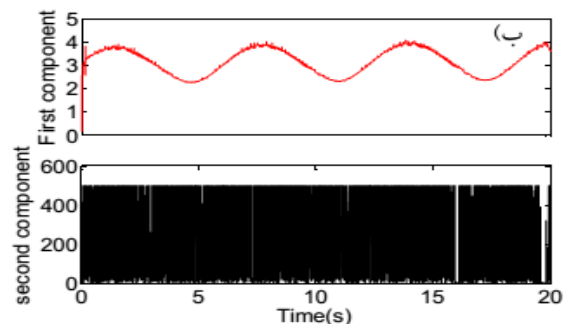
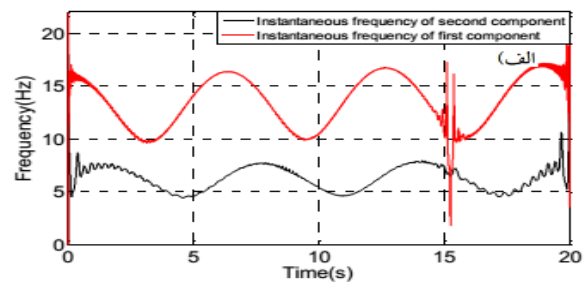
زمان	فرکانس(مد ارتعاشی اول)		فرکانس(مد ارتعاشی دوم)	
	تئوری	شناسایی شده	تئوری	شناسایی شده
۲	۶,۰۵۷	۳,۶۲۹۱	۱۴,۶۴۲	۱۵۱,۹۵۶۳
۴	۴,۵۱۶	۲,۴۵۸۱	۱۲,۰۴۶	۲۸۶,۸۹۲۱
۶	۵,۶۱۶	۲,۹۷۳۴	۱۷,۱۷۷	۴۴,۲۰۹۴
۸	۶,۴۷۸	۳,۷۹۷۹	۱۵,۷۶۹	۴۸,۶۱۰۲
۱۰	۴,۷۷۶	۲,۷۳۱۹	۱۱,۹۴۷	۵۰۰,۰
۱۲	۵,۳۳۶	۲,۸۱۲۲	۱۷,۰۳۲	۳۰,۶۲۵۸
۱۶	۵,۰۰۳	۲,۹۸۲۱	۱۲,۱۶۱	۶,۰۸۸۳
۲۰	۶,۹۸۰	۳,۶۲۵۳	۱۷,۶۰۳	۵۰۰,۰

جدول ۴- فرکانس آنی محاسبه شده با HVD برای سیستم دو درجه آزادی

زمان	فرکانس(مد ارتعاشی اول)		فرکانس(مد ارتعاشی دوم)	
	تئوری	شناسایی شده	تئوری	شناسایی شده
۲	۶,۰۵۷	۳,۷۶۹۲	۱۴,۶۴۲	۱۲,۴۰۱۴
۴	۴,۵۱۶	۲,۹۸۳۳	۱۲,۰۴۶	۱۰,۷۶۲۳
۶	۵,۶۱۶	۱۵,۱۶۴۲	۱۷,۱۷۷	۴,۸۷۴۲
۸	۶,۴۷۸	۳,۹۰۱۵	۱۵,۷۶۹	۱۳,۶۴۳۰
۱۰	۴,۷۷۶	۲,۴۶۷۸	۱۱,۹۴۷	۱۰,۶۸۳۰
۱۲	۵,۳۳۶	۱۶,۵۹۰۵	۱۷,۰۳۲	۲,۵۶۹۱
۱۶	۵,۰۰۳	۳,۴۷۹۲	۱۲,۱۶۱	۱۰,۴۴۸۹
۲۰	۶,۹۸۰	۲۰,۹۲۶۳	۱۷,۶۰۳	۵۲,۰۲۷۹



شکل ۸: مولفه‌های پاسخ شتاب تجزیه شده توسط روش الف) EMD, ب) LMD و ج) HVD

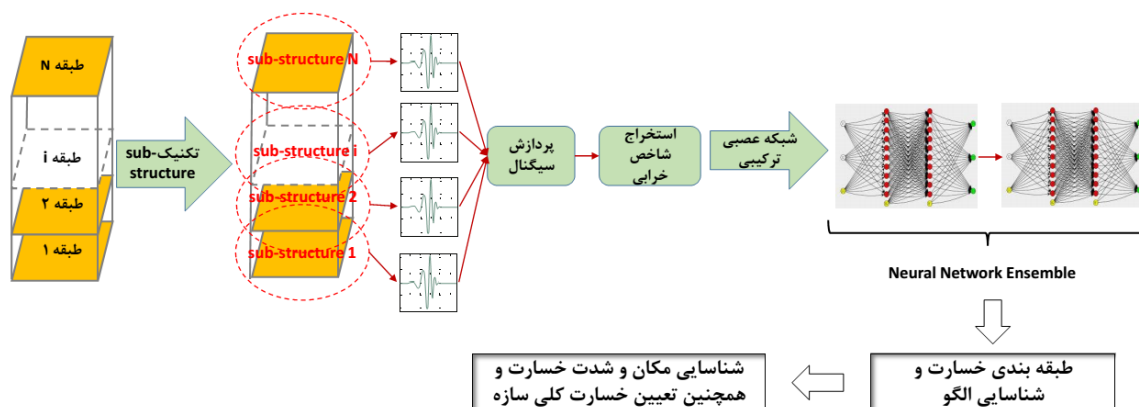


شکل ۹: فرکانس آنی دو مولفه اول حاصل از روش الف) EMD, ب) LMD و ج) HVD

## ۷- الگوریتم پیشنهادی شناسایی خسارت

در شکل (۱۰) فرآیند کلی روش پیشنهادی تشخیص خسارت ارائه شده است. این روش بر اساس تکنیک زیر سازه می‌باشد که در آن سازه به چندین زیر سازه تقسیم شده است و شناسایی خسارت روی زیر سازه‌ها انجام می‌شود. در شکل (۱۱)، زیر سازه‌های ساختمان بنچ مارک مورد مطالعه نشان داده شده است.

برای ارائه شاخص خسارت مناسب علاوه بر در نظر گرفتن انرژی سیگنال، تغییر در فرکانس ارتعاش مودهای مختلف نیز در نظر گرفته شده است.



شکل ۱۰: فرآیند کلی روش پیشنهادی تشخیص خسارت

جدول ۵: میزان خسارت الگوها در طبقات مختلف

مدل چهار طبقه	سالم	الگوی خسارت ۱	الگوی خسارت ۲	الگوی خسارت ۳	الگوی خسارت ۴ یا ۵	الگوی خسارت ۶
طبقه ۱	۰	۰,۹	۰,۹	۰,۳	۰,۳	۰,۱
طبقه ۲	۰	۰	۰	۰	۰	۰
طبقه ۳	۰	۰	۰,۹	۰	۰,۳	۰
طبقه ۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰

جدول ۶: میزان خسارت کلی سازه در الگوهای مختلف

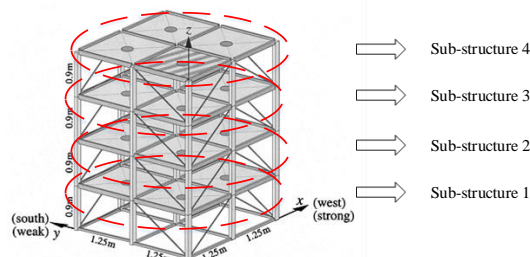
مدل چهار طبقه	سالم	الگوی خسارت ۱	الگوی خسارت ۲	الگوی خسارت ۳	الگوی خسارت ۴ یا ۵	الگوی خسارت ۶
خرابی کلی سازه	۰	۰,۳	۰,۷	۰,۱	۰,۲	۰,۰۳

الگو<sup>۱</sup> است به همین دلیل برای شناسایی الگوهای خسارت و طبقه‌بندی آن‌ها در سازه‌ها شبکه عصبی از ابزارهای مناسب می‌باشد. به منظور تحقق اهداف سه‌گانه شناسایی خسارت از یک شبکه عصبی ترکیبی دو مرحله‌ای استفاده شده است. شبکه اول برای تعیین مکان و شدت خسارت در هر طبقه مورد استفاده قرار گرفته است و شبکه دوم وظیفه تعیین خسارت کلی سازه را بر عهده دارد. در شکل (۱۲) شبکه عصبی ترکیبی مذکور به صورت شماتیک به نمایش در آمده است.

همان‌طور که در شکل (۱۱) مشاهده می‌شود ساختمان پنج مارک به چهار زیر سازه تقسیم‌بندی شده است که هر کدام از این زیر سازه‌ها یک طبقه را مشخص می‌کند. هدف از آموزش شبکه عصبی اول مشخص شدن شدت خسارت در هر طبقه است که با مشخص شدن آن، الگوی خسارت نیز مشخص می‌شود. به همین منظور از یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه استفاده شده است.

ابتدا با استفاده از روش EMD سیگنال‌های خروجی از سازه به مولفه‌های IMF تجزیه شده است بعد از محاسبه مولفه‌ها برای هر سیگنال در هر کدام از حالات خرابی، چهار IMF اول برای هر سیگنال در نظر گرفته شده و سپس شاخص خسارت با میانگین‌گیری از انرژی این چهار IMF برای هر سیگنال مطابق رابطه (۲۹) بدست می‌آید.

$$DI = \sum_{i=1}^4 \left( \int_0^T IMF_i dt \right) / 4 \quad (29)$$

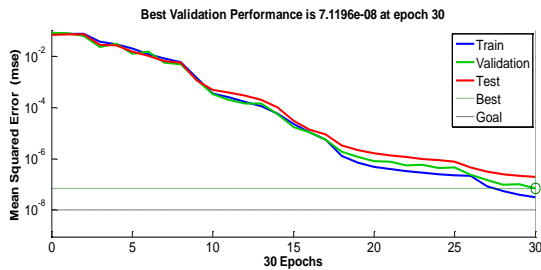


شکل ۱۱: زیر سازه‌های ساختمان پنج مارک IASC-ASCE

یکی از ویژگی‌های شبکه عصبی توانایی آن در شناسایی

<sup>1</sup> Pattern Recognition

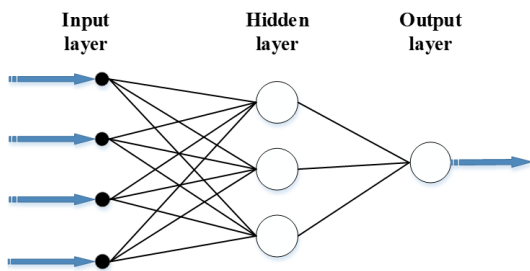
خرابی را به عنوان داده آموزش، با هدف تنظیم وزن های شبکه، به آن داده می‌شود. قابل ذکر است که در شبکه مذکور از تابع newff برای ایجاد شبکه استفاده شده است. توابع تبدیل این شبکه عصبی از نوع tansig و توابع عملکرد بر اساس Mean squared error است. بعد از اتمام فرآیند آموزش، مشاهده می‌شود که این فرآیند در سی مرحله صورت گرفته است که در شکل (۱۴) کیفیت آموزش بر اساس تابع عملکرد ارائه شده است.



شکل ۱۴: کیفیت آموزش شبکه عصبی مربوط به تعیین مکان و شدت خسارت بر اساس تابع عملکرد

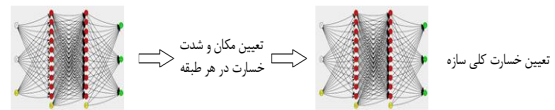
کیفیت آموزش حاکی از آن است که شبکه عصبی توانسته است تمام الگوهای خسارت را، از شدیدترین تا جزئی ترین آن، شناسایی کند و با استفاده از این شناسایی می‌توان به میزان خسارت هر طبقه دست یافت.

شبکه عصبی دوم که برای ارزیابی خسارت کلی سازه مورد استفاده قرار می‌گیرد، یک شبکه با لایه پنهان است که در آن سه نورون قرار دارد. در شکل (۱۵) شبکه عصبی طراحی شده نشان داده شده است.



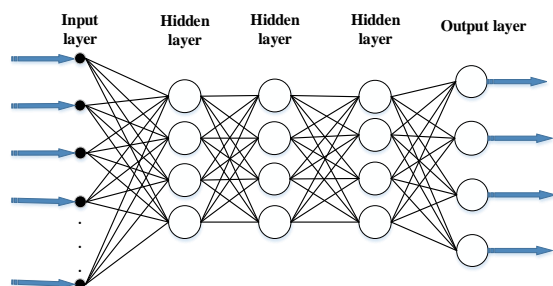
شکل ۱۵: معماری شبکه عصبی طراحی شده برای تعیین خسارت کلی سازه

که در این شبکه عصبی ورودی، خروجی شبکه عصبی اول و خروجی آن مقدار خرابی کل سازه است. برای آموزش این شبکه عصبی، مقدار خسارت کلی سازه در هر کدام از حالات خرابی به صورت کمی تبدیل شده و مقدار آن به صورت عددی بین صفر و یک شبیه‌سازی شده است. این مقادیر در جدول ۶ ارائه شده است.



شکل ۱۲: شبکه عصبی ترکیبی جهت تحقق اهداف سه‌گانه شناسایی خسارت مربوط به سازه پنج مارک پایش سلامت سازه IASC-ASCE

برای تعیین تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نورون در شبکه های عصبی فرمول خاصی در منابع ارائه نشده و تعیین آن ها بیشتر بر اساس تجربه و سعی و خطا می‌باشد. شبکه عصبی اول یک شبکه با سه لایه پنهان است که در هر کدام از لایه‌ها ۴ نورون قرار دارد. در شکل (۱۳) شبکه عصبی طراحی شده نشان داده شده است.



شکل ۱۳: پیکربندی شبکه عصبی طراحی شده برای تعیین مکان و شدت خسارت هر طبقه

در این شبکه عصبی ورودی، شانزده DI استخراج شده از سنسورهای جاسازی شده در سازه و خروجی آن مقدار خرابی هر زیرسازه (هر طبقه) است. برای آموزش این شبکه عصبی، مقدار خسارت هر طبقه در هر کدام از حالات خرابی به صورت کمی تبدیل شده و مقدار آن به صورت عددی بین صفر و یک شبیه سازی شده است. این مقادیر در جدول ۵ ارائه شده است.

با توجه به اینکه در سازه پنج مارک IASC-ASCE، شانزده سنسور جایگذاری شده است ابتدا با استفاده از روش EMD سیگنال‌های شتاب خروجی هر کدام از این سنسور ها به مولفه‌های IMF تجزیه شده و سپس با استفاده از معادله (۲۹) شاخص خرابی برای هر کدام از این سیگنال ها محاسبه می‌شود.

سپس برنامه تولید داده فاز یک این مسئله پنج مارک، برای هر کدام از حالات خرابی ۵۰ بار اجرا شده و در هر بار شانزده شاخص خسارت استخراج می‌شود. توجه شود که شدت بارگذاری در هر کدام از حالات خرابی از توزیع نرمال با میانگین تعیین شده تبعیت می‌کند. در مرحله بعد داده های ورودی و خروجی مشخص شده مربوط به هر حالت

سازه‌های کوچک مثل یک تیر یک یا چند دهانه با شرایط مختلف تکیه‌گاهی صورت گرفته است و نتایج موفقیت آمیزی را نیز به همراه داشته است. این در حالی است که در شناسایی خسارت‌های لرزه‌ای در ساختمان‌های بلند، ما با تعداد زیادی المان و پاسخ‌های گسسته در طبقات مختلف رو به رو هستیم. تاکنون هیچ کدام از روش‌های مبتنی بر سیگنال ارائه شده توانایی تامین اهداف سه‌گانه خسارت را نداشته‌اند. در این مقاله با تلفیق روش‌های پردازش سیگنال و شبکه عصبی و تنها با استفاده از سیگنال‌های خروجی از سنسورهای جاگذاری شده در سازه، اهداف سه‌گانه مذکور محقق شده است.

با توجه به کارهای انجام شده در بخش‌های مختلف مقاله می‌توان نتایج را به صورت خلاصه به شرح زیر ارائه کرد:  
 ۱- اگرچه روش‌های LMD و HVD روشهای زمان - فرکانس به‌روزتری نسبت به EMD هستند ولی نتایج نشان می‌دهد که کماکان EMD قابلیت بهتری در تجزیه سیگنال‌های غیرخطی از خود نشان می‌دهد.

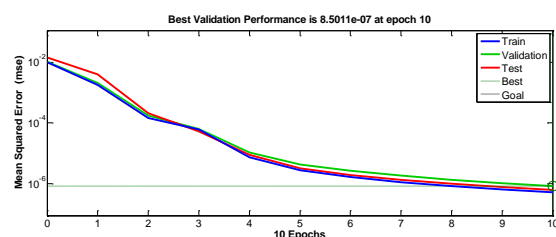
۲- نتایج نشان می‌دهد که شبکه عصبی ابزاری قدرتمند برای شناسایی الگو در داده‌های پراکنده است به نحوی که هر شش الگوی خسارت به خوبی توسط شبکه عصبی شناسایی شدند.

۳- با بهره‌گیری از تکنیک پردازش سیگنال و هوش مصنوعی در این تحقیق شناسایی خسارت در سازه‌ها در سه سطح تشخیص وقوع خسارت، شدت خسارت و محل خسارت میسر شد.

## ۹- تقدیر و تشکر

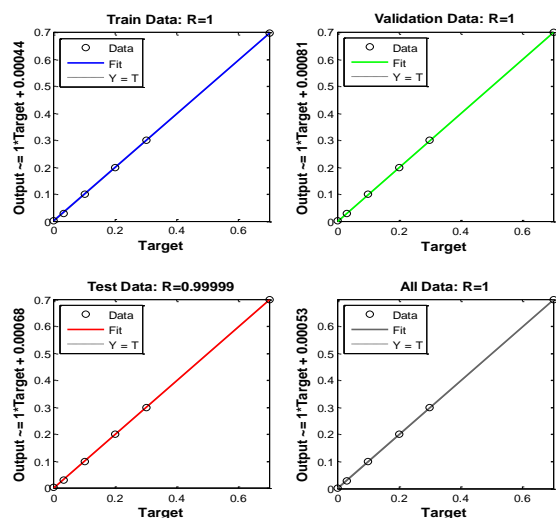
از جناب دکتر محمد نوری استاد دانشگاه صنعتی کالیفرنیا آمریکا به جهت راهنمایی‌های ارزنده ایشان در طول این کار تحقیقاتی تشکر و قدردانی می‌گردد.

در شبکه دوم نیز از تابع newff برای ایجاد شبکه استفاده شده است. توابع تبدیل این شبکه از نوع tansig و توابع عملکرد بر اساس Mean squared error است. فرآیند آموزش در ده مرحله صورت گرفته که در شکل (۱۶) کیفیت آموزش بر اساس تابع عملکرد ارائه شده است. نمودار رگرسیون برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش نیز در شکل (۱۷) ارائه شده است. نمودارهای کیفیت آموزش هر دو شبکه عصبی، نشانگر عملکرد موثر روش پیشنهادی در تامین اهداف سه‌گانه خسارت است.



شکل ۱۶: کیفیت آموزش شبکه عصبی مربوط به خسارت کلی سازه بر اساس تابع عملکرد

می‌توان نتیجه گرفت شاخص خسارت ارائه شده، شاخص مناسبی برای شناسایی خسارت، از خسارت شدید تا خسارت جزئی، می‌باشد. روش ارائه شده زمانی که از سازه مدل اجزا محدودی در اختیار باشد، مناسب خواهد بود و می‌توان با دقت بالایی موقعیت و شدت خسارت را بعد از وقوع حوادث طبیعی شناسایی کند.



شکل ۱۷: رگرسیون داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش برای شبکه عصبی مربوط به خسارت کلی سازه

## ۸- نتیجه‌گیری

بسیاری از مطالعات موجود برای شناسایی خسارت بر روی

## ۱۰- مراجع

- [1] A. Rytter, "Vibrational based inspection of civil engineering structures", unknown, 1993.
- [2] Y. Xu, S. Chen, and R. Zhang, "Modal identification of Di Wang Building under typhoon York using the Hilbert-Huang transform method", *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, Vol. 12, No. 1, 2003, pp. 21-47.
- [3] J.N. Yang, et al., "Hilbert-Huang based approach for structural damage detection", *Journal of engineering mechanics*, Vol. 130, No. 1, 2004, pp. 85-95.
- [4] Y. Xu, and J. Chen, "Structural damage detection using empirical mode decomposition: experimental investigation", *Journal of engineering mechanics*, Vol. 130, No. 11, 2004, pp. 1279-1288.
- [5] J. Liu, et al., "On Hilbert-Huang transform approach for structural health monitoring", *Journal of intelligent material systems and structures*, Vol. 17, No. 8-9, 2006, pp. 721-728.
- [6] H. Chen, Y. Yan, and J. Jiang, "Vibration-based damage detection in composite wingbox structures by HHT", *Mechanical systems and signal processing*, Vol. 21, No. 1, 2007, pp. 307-321.
- [7] H. Li, X. Deng, and H. Dai, "Structural damage detection using the combination method of EMD and wavelet analysis", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, No. 1, 2007, pp. 298-306.
- [8] N. Roveri, & A. Carcaterra, "Damage detection in structures under traveling loads by Hilbert-Huang transform", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 28, 2012, pp. 128-144.
- [9] 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*, Vol. 20, No. 1, 2013, pp. 1-15.
- [10] Y. Huang, C. J. Yan, & Q. Xu, "On the difference between empirical mode decomposition and Hilbert vibration decomposition for earthquake motion records" In *15th World Conference on Earthquake Engineering*, 2012.
- [11] L. Wang, T. H. Chan, "Review of vibration-based damage detection and condition assessment of bridge structures using structural health monitoring" *QUT Conference Proceedings*, 2009.
- [12] B. Chen, S. L. Zhao, & P. Y. Li, "Application of Hilbert-Huang transform in structural health monitoring: a state-of-the-art review" *Mathematical Problems in Engineering*, 2014.
- [۱۳] ص. امید، "آشنایی مقدماتی با ویولت"، دانشگاه صنعتی شریف، ۱۳۸۷.
- [14] G. Yan, L.L. Zhou, and F. Yuan, "Wavelet-based built-in damage detection and identification for composites. in *Smart Structures and Materials*", *International Society for Optics and Photonics*, 2005.
- [15] E. Johnson, et al., "Phase I IASC-ASCE structural health monitoring benchmark problem using simulated data", *Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 130, No. 1, 2004, pp. 3-15.
- [16] N.E. Huang, et al., "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis", in *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, The Royal Society, 1998.
- [17] J.S. Smith, "The local mean decomposition and its application to EEG perception data", *Journal of the Royal Society Interface*, Vol. 2, No. 5, 2005, pp. 443-454.
- [18] M. Feldman, "Time-varying vibration decomposition and analysis based on the Hilbert transform", *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 295, No. 3, 2006, pp. 518-530.
- [19] J. Chen, and G. Zhao, "Numerical and Experimental Investigation on Parameter Identification of Time-Varying Dynamical System Using Hilbert Transform and Empirical Mode Decomposition", *Mathematical Problems in Engineering*, 2014.