

تشخیص آسیب دیدگی در پل‌های کابلی با استفاده از آنالیز دامنه فرکانس و خوشه‌بندی داده‌ها

احسان درویشان*

گروه مهندسی عمران، واحد رودهن، دانشگاه آزاد اسلامی، رودهن، ایران

تاریخچه داوری:

دریافت: ۸ اسفند ۱۳۹۶
بازنگری: ۲۲ اردیبهشت ۱۳۹۷
پذیرش: ۲۹ اردیبهشت ۱۳۹۷
ارائه آنلاین: ۶ تیر ۱۳۹۷

کلمات کلیدی:

شناسایی خسارت
پایش سلامت سازه‌ها
پردازش سیگنال
خوشه‌بندی داده‌ها
شبکه عصبی رقابتی

چکیده: پل‌های کابلی از جمله شریان‌های حیاتی با اهمیت زیاد هستند که همه ساله هزینه‌های بالایی صرف تعمیر و نگهداری آن‌ها می‌شود. پایش سلامت این پل‌ها می‌تواند از خسارت‌های مالی و جانی نامطلوب بکاهد. در این مقاله یک روش پایش سلامت پل‌های کابلی بر اساس پردازش سیگنال و خوشه‌بندی داده‌ها ارائه شده است. از آنجا که دقت روش پردازش سیگنال می‌تواند به شدت بر دقت شناسایی خسارت تأثیرگذار باشد، در بخش اول مقاله، ابتدا مقایسه‌ای شده است بین کارایی روش محبوب FDD و دو روش جدیدتر AFDD و TDD که تعدادی از ضعف‌های این روش را برطرف کرده‌اند، و در نهایت روشی که کارآمدتر می‌باشد انتخاب شده است. از میان این روش‌ها، روش FDD با موفقیت در بسیاری از روش‌های مبتنی بر پردازش سیگنال به کار رفته است، ولی روش‌های جدیدتر AFDD و TDD هنوز به اندازه FDD مورد مطالعه قرار نگرفته‌اند. در بخش دوم با بهره‌گیری از شبکه عصبی رقابتی برای خوشه‌بندی فرکانس‌ها، یک شاخص خسارت جدید با محاسبه فاصله اقلیدسی مراکز خوشه‌ها ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که روش ارائه شده می‌تواند با دقت مناسبی حالت‌های سالم و آسیب را از یکدیگر تفکیک کند.

۱- مقدمه

پل‌ها از جمله شریان‌های حیاتی می‌باشند که نقش موثری در شبکه حمل و نقل هر کشور ایفا می‌کنند. لذا تعمیر و نگهداری آن‌ها از نظر اقتصادی، سیاسی و حتی اجتماعی بسیار حائز اهمیت است. امروزه پایش سلامت سازه‌ها در بسیاری از کشورها جایگزین روش‌های سنتی شده است [۱] و حتی در برخی از کشورها به صورت استاندارد درآمده است. با این حال بسیاری از روش‌های پایش سلامت معرفی شده در مواجهه با سازه‌های بزرگ و پیچیده دارای ضعف هستند [۲]. از میان روش‌های ارائه شده برای سازه‌های بزرگ روش‌های دامنه فرکانس امروزه محبوبیت بیشتری پیدا کرده‌اند. به خصوص روش تجزیه دامنه فرکانس^۱ [۳] از محبوب‌ترین این روش‌ها است.

میلوزیک و همکاران [۴] روش FDD را برای پایش سلامت پایه توربین‌های بادی به کار بردند. آن‌ها ادعا کردند که چون بارهای وارده بر سازه هم شکل نوین است، روش FDD یک روش کارآمد خواهد بود. آن‌ها این روش را برای تعداد دسته سنسورهای مختلف مورد بررسی قرار دادند. بستن و همکاران [۵] چند روش مختلف دامنه زمان و فرکانس را از جمله FDD برای پایش سلامت یک سازه فراساحلی مورد بررسی

*نویسنده عهده‌دار مکاتبات:

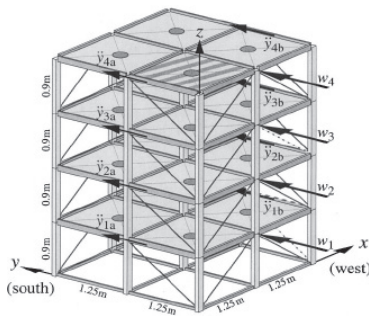
1 Frequency Domain Decomposition (FDD)

قرار دادند. سازه آن‌ها یک سازه آزمایشگاهی مقیاس شده بود که تعدادی سنسور شتاب سنج باسیم و بی سیم بر روی آن نصب شده بود. آن‌ها همچنین کارایی این روش‌ها را برای استفاده در سنسورهای بیسیم بررسی کردند. هسو و همکاران [۶] از تداخل سنج‌های ماکروویو برای پایش دو پل بزرگراهی استفاده کردند. فرکانس‌ها و اشکال مودی پل‌ها توسط روش FDD استخراج شد. آن‌ها با این روش توانستند کاهش فرکانس‌های ناشی از فرسودگی یکی از پل‌ها را شناسایی کنند. ملک جعفریان و ابرین [۷] با استفاده از یک وسیله نقلیه عبوری روی یک پل سعی کردند مودهای ارتعاش پل را شناسایی کنند. آن‌ها با نصب ابزارهای سنجش روی محورهای وسیله نقلیه پاسخ دینامیکی وسیله نقلیه را با استفاده از روش FDD تحلیل کردند. کابولی [۸] بر شناسایی خسارت سازه‌های تاریخی متمرکز شد. او با استفاده از ثبت ارتعاش‌های محیطی در دراز مدت و استفاده از دو روش FDD و SSI توانست خصوصیات ارتعاشی سازه را استخراج کرده و به وسیله آن مدل‌های اجزا محدود موجود را برای شناسایی معایب احتمالی در سازه‌ها کالیبره کند. گرسکی [۹] از روش FDD برای شناسایی سیستم یک دودکش بلند صنعتی استفاده کرد. او با استفاده از داده‌های ثبت شده GPS تحت بار باد توانست فرکانس، شکل مودی و میرایی سازه را محاسبه کند. در ادامه او برای افزایش دقت محاسبه میرایی از روش پنجره استفاده کرد.

اگرچه تاکنون روش FDD با موفقیت در بسیاری از تکنیک‌های



الف) مدل واقعی آزمایشگاهی



ب) مدل عددی

شکل ۱. نمایشی از سازه مرجع ASCE/IASC [۱۲]

Fig. 1. ASCE/IASC benchmark structure a) real experimental model b) numerical model

۲-۲ سازه مرجع پروژه SMC

در این پژوهش از ارتعاش‌های ثبت شده سازه پل یونگ نیز برای شناسایی آسیب استفاده شده است (شکل ۲). این پل جزو اولین پل‌های کابلی است که در مرکز کشور چین ساخته شده است و دارای دهانه مرکزی به طول ۲۶۰ متر و دهانه کناری به طول ۹۹/۸۵ متر است. طول پل ۵۱۰ متر و عرض آن ۱۱ متر است (۹ متر لین عبوری و وسایل نقلیه و ۲ در ۱ متر پیاده‌رو). برج بتنی پل شامل دو تیر عمودی به ارتفاع ۶۰/۵ متر است. پس از گذشت ۱۹ سال از عمر پل، ترک‌هایی به عرض ۲۵ سانتی‌متر در دهانه مرکزی و در زیر شاه‌تیر اصلی مشاهده شد (شکل ۳). پس از آسیب به عنوان بخشی از سیستم پایش سلامت، بیش از ۱۵۰ سنسور بر روی کابل‌ها، برج و شاه‌تیرها نصب شد. در اتاق کنترل نیز یک سیستم جمع‌آوری داده برقرار شد. ۱۴ سنسور تک محوره بر روی عرشه نصب شد و یک سنسور دو محوره بر روی برج جنوبی نصب شد تا ارتعاش‌های افقی را ثبت کند [۱۲]. شکل ۲ نمایشی از پل و شکل ۳ سیستم پایش سلامت آن را نشان می‌دهد.

شناسایی خسارت سازه‌های بزرگ به کار رفته است. ولی این روش دارای دو ضعف عمده می‌باشد: ۱) انتخاب قله‌ها در طیف چگالی توان برای پیدا کردن مودها به روش دستی انجام می‌شود، ۲) این روش فاقد الگوریتمی برای محاسبه میرایی است. با استفاده از روش‌هایی مانند تجزیه دامنه فرکانس خودکار (AFDD) [۱۰] و تجزیه دامنه زمان (TDD) [۱۱] می‌توان این ضعف‌ها را پوشش داد.

در این روش‌ها به علاوه توانایی محاسبه میرایی سازه نیز گنجانده شده است که در روش FDD سنتی موجود نیست. هدف از این پژوهش ارائه یک روش شناسایی خسارت پل‌های کابلی با استفاده از روش‌های پردازش سیگنال مذکور است. بر این اساس از آنجا که دقت روش‌های پردازش سیگنال بر شناسایی خسارت بسیار تأثیرگذار است، ابتدا کارایی دو روش AFDD و TDD مورد بررسی قرار گرفته است و بهترین روش برای استخراج پارامترهای ارتعاشی سازه انتخاب شده است. سپس با بهره‌گیری از خوشه‌بندی داده‌ها به روش شبکه‌های عصبی رقابتی و همین‌طور پایش تغییرات فرکانس ناشی از خسارت، یک شاخص خسارت جدید معرفی شده است.

۲- سازه‌های مورد مطالعه

۲-۱ سازه مرجع ASCE/IASC

در این پژوهش از سازه مرجع پایش سلامت سازه که توسط IASC-ASCE توسعه داده شده استفاده شده است [۱۲]. این سازه، یک ساختمان فولادی ۴ طبقه دو دهانه است که اقتباس شده از مدل آزمایشگاهی یک چهارم مقیاس دانشگاه بریتیش کلمبیا است. سازه در پلان دارای ابعاد ۲/۵×۲/۵ متر است و ۳/۶ متر ارتفاع دارد. دو مهاربند قطری نیز در وجوه پیرامونی سازه در هر طبقه قرار گرفته‌اند. بارگذاری به صورت نوبز سفید نرمال فیلتر شده مستقل مدل‌سازی شده و با استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر باترورس مرتبه شش^۲ با فرکانس قطع ۱۰۰ هرتز تولید شده است. در این تحقیق علاوه بر حالت سالم، سه حالت آسیب سازه مورد استفاده قرار گرفته است: ۱) عدم سختی در مهاربندهای طبقه اول، ۲) عدم سختی در همه مهاربندهای طبقات اول و سوم، ۳) عدم سختی در یک مهاربند در طبقه اول (مهاربند شمالی در وجه غربی سازه). شکل ۱ سازه واقعی و مدل عددی آن را نشان می‌دهد.

- 1 Automated Frequency Domain Decomposition (AFDD)
- 2 Time Domain Decomposition (TDD)
- 3 sixth-order low-pass Butterworth filter

۳- تجزیه دامنه فرکانس خودکار

۳-۱- تجزیه دامنه فرکانس

ایده اصلی روش FDD تجزیه پاسخ سازه به مجموعه‌ای از سازه‌های یک درجه آزادی است. تجزیه توسط تجزیه هر یک از ماتریس‌های چگالی طیفی صورت می‌گیرد. مقادیر تکین^۱ از طریق طیف‌های چگالی هر یک از سیستم‌های یک درجه آزادی به دست می‌آید و فرض می‌شود که در مجاورت قله‌های رزونانس مقادیر تکین نشان‌دهنده مودهای ارتعاش می‌باشند. رابطه بین ورودی‌های نامعلوم $x(t)$ و پاسخ‌های اندازه‌گیری شده $y(t)$ برابر است با [۱۰]:

$$G_{yy}(j\omega) = \bar{H}(j\omega)G_{xx}(j\omega)H(j\omega)^T \quad (1)$$

که ω فرکانس، z شاخص اعداد مختلط، $G_{xx}(j\omega)$ ماتریس $(r \times r)$ چگالی طیفی توان^۲ ورودی‌ها (r تعداد ورودی‌ها می‌باشد)، $G_{yy}(j\omega)$ ماتریس $(m \times m)$ چگالی طیفی توان خروجی‌ها (m تعداد خروجی‌ها) و $H(j\omega)$ ماتریس $(m \times r)$ توابع پاسخ فرکانسی^۳ و اندیس‌های نوار بالا و T به ترتیب بیان‌گر مزدوج و ترانزپوز می‌باشند. مقادیر توابع پاسخ فرکانسی را می‌توان به صورت کسر جزئی به صورت (قطب/باقیمانده) نوشت.

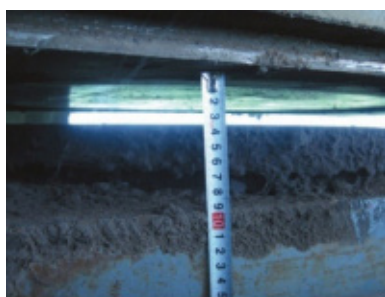
$$H(j\omega) = \sum_{k=1}^n \frac{R_k}{j\omega - \lambda_k} + \frac{\bar{R}_k}{j\omega - \bar{\lambda}_k} \quad (2)$$

که n تعداد مودها، λ_k قطب و \bar{R}_k باقیمانده است.

$$R_k = \phi_k \gamma_k^T \quad (3)$$

ϕ_k و γ_k به ترتیب بردار شکل مودی و بردار مشارکت مودی می‌باشند. فرض شود ورودی نوین سفید باشد که تابع چگالی طیفی آن ثابت است $(G_{xx}(j\omega) = C)$. در نتیجه رابطه (۱) به شکل زیر درمی‌آید:

$$G_{yy}(j\omega) = \sum_{k=1}^n \sum_{s=1}^n \left[\frac{R_k}{j\omega - \lambda_k} + \frac{\bar{R}_k}{j\omega - \bar{\lambda}_k} \right] \times C \left[\frac{R_s}{j\omega - \lambda_s} + \frac{\bar{R}_s}{j\omega - \bar{\lambda}_s} \right] \quad (4)$$



ب) جدا شدن پایه فرعی



الف) ترک عمیق در شاه تیر اصلی

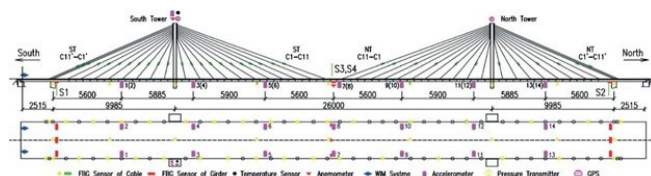
۴. آسیب‌های مشاهده شده در پل یونگ [۱۳]

Fig. 4. damages observed in Yonghe bridge a) deep crack in main girder b) Auxiliary pier detachment



شکل ۲. نمایی از پل یونگ [۱۳]

Fig. 2. view of Yonghe bridge



شکل ۳. پیکربندی سنسورها [۱۳]

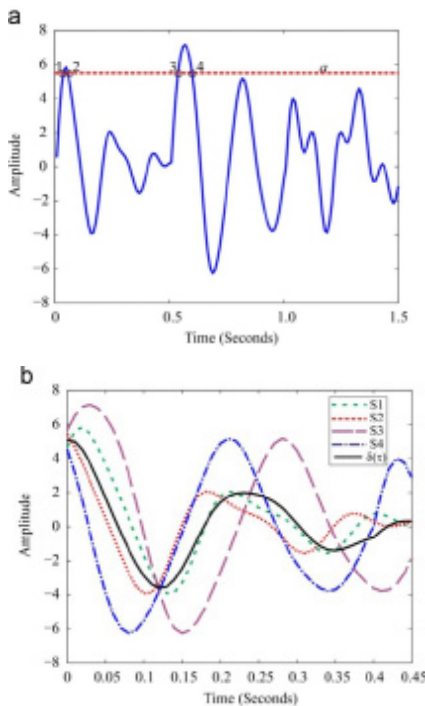
Fig. 3. sensors configuration

داده‌های شتاب ارتعاش سازه که توسط سنسورها ثبت می‌شود در هر ساعت ذخیره شده است. لذا در کل طول شبانه روز ۲۴ داده یک ساعته موجود است. نرخ نمونه‌برداری سنسورها ۱۰۰ هرتز است. یک داده در تاریخ ۱ سپتامبر ۲۰۰۷ ثبت شد که نشان دهنده حالت سالم پل است. این داده توسط ۱۴ سنسور موجود بر روی عرشه ثبت شد. این کار مجدداً در تاریخ ۱۷ ژانویه ۲۰۰۸ تکرار شد. در تاریخ ۹ آوریل و همین‌طور ۷ ژوئن ۲۰۰۸ آسیب‌هایی در پل مشاهده شد (شکل ۴) و برداشت‌هایی در این تاریخ‌ها انجام شد. لذا داده‌های این دو تاریخ به عنوان داده‌های حالت آسیب پل در نظر گرفته شده است. در ادامه داده ۱۷ ژانویه ۲۰۰۸ به عنوان حالت مبنای سالم و داده ۹ آوریل ۲۰۰۸ به عنوان داده مبنای حالت آسیب در نظر گرفته شده است.

1 Singular values
2 Power Spectral Density (PSD)
3 Frequency Response Function (FRF)

$$\delta(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y(\tau + t_i) \Big|_{y(t_i)} \quad (10)$$

که $y(t_i)$ یک قطعه از داده ارتعاش سیگنال $x(t)$ در بازه زمانی t_i است با حد آستانه a . همچنین N تعداد نقاط حد آستانه و τ متغیر زمان است. در شکل ۵-الف خط چین قرمز حد آستانه می‌باشد که در آن نقاط ۱ الی ۴ دارای شرایط اولیه یکسان هستند. در شکل ۵-ب، قطعات سیگنال نشان داده شده‌اند که دارای شرایط اولیه یکسان (نقاط ۱ الی ۴) هستند. این قطعات با S1 الی S4 نشان داده شده‌اند. حال با استفاده از رابطه (۱۰) می‌توان ارتعاش آزاد سیستم را محاسبه کرد (منحنی $\delta(\tau)$).



شکل ۵. ایده روش RDT [۱۴]

Fig. 5. Concept of RDT method

روش AFDD از روش FDD برگرفته شده است و تعدادی از محدودیت‌های این روش را بهبود داده است. در روش FDD انتخاب قله‌ها در طیف چگالی توان برای پیدا کردن مودها به روش دستی و با استفاده از روش جستار قله صورت می‌گیرد. در روش خودکار این کار به صورت اتوماتیک و با استفاده از تکنیک جستار قله به روش فضای مقیاس انجام می‌شود. به علاوه از آنجا که روش FDD فاقد الگوریتمی برای محاسبه میرایی سازه است، در روش خودکار ابتدا توابع پاسخ ضربه با استفاده از تکنیک‌های RDT محاسبه می‌شوند. در نهایت نیز یک تابع نمایشی کاهنده بر پوش توابع پاسخ ضربه برازش می‌شود تا مقادیر میرایی محاسبه شوند.

با ضرب ضرایب کسرهای جزئی و استفاده از قضیه کسرهای جزئی هویساید و انجام یک سری عملیات ریاضی، تابع چگالی طیفی خروجی را می‌توان به صورت زیر کاهش داد:

$$G_{yy}(j\omega) = \sum_{k=1}^n \frac{A_k}{j\omega - \lambda_k} + \frac{\bar{A}_k}{j\omega - \bar{\lambda}_k} + \frac{B_k}{-j\omega - \lambda_k} + \frac{\bar{B}_k}{-j\omega - \bar{\lambda}_k} \quad (5)$$

که A_k ماتریس k ام باقیمانده چگالی طیفی خروجی است. ماتریس باقیمانده یک ماتریس هرمیتی است که از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$A_k = R_k C = \left(\sum_{s=1}^n \frac{\bar{R}_s^T}{-\lambda_k - \bar{\lambda}_s} + \frac{\bar{R}_s^T}{-\lambda_k - \bar{\lambda}_s} \right) \quad (6)$$

سهام باقیمانده برای مود k ام برابر است با:

$$A_k = \frac{R_k C \bar{R}_k^T}{2\alpha_k} \quad (7)$$

که α_k برابر با منفی بخش حقیقی قطب $\lambda_k = -\alpha_k + j\omega_k$ می‌باشد. زمانی که مقدار میرایی کم باشد این بخش حاکم خواهد بود و باقیمانده با بردار شکل مودی رابطه مستقیم خواهد داشت:

$$A_k \propto R_k C \bar{R}_k^T = \phi_k \gamma_k^T C \gamma_k \phi_k^T = d_k \phi_k \phi_k^T \quad (8)$$

که d_k یک کمیت اسکالر ثابت است. در یک فرکانس مشخص ω تنها تعداد محدودی مود مشارکت غالب دارند (اغلب ۱ یا ۲ مود). اگر این مودها با $Sub(\omega)$ نشان داده شوند، در سازه‌های با میرایی کم، چگالی طیفی پاسخ برابر است با:

$$G_{yy}(j\omega) = \sum_{k \in Sub(\omega)} \frac{d_k \phi_k \phi_k^T}{j\omega - \lambda_k} + \frac{\bar{d}_k \bar{\phi}_k \bar{\phi}_k^T}{j\omega - \bar{\lambda}_k} \quad (9)$$

این رابطه تجزیه مودال ماتریس طیفی است. نتایج این رابطه شبیه به نتایجی است که به طور مستقیم از رابطه (۱) به دست می‌آید، به شرطی که ورودی نویز سفید باشد (ماتریس چگالی و روی قطری باشد).

۳-۲- تکنیک کاهش تصادفی

روش RDT برای استخراج ارتعاش آزاد سیگنال‌های تصادفی توسط [۱۴] معرفی شد. این روش دارای مزایای زیر است: (۱) مستقل از نوع بارگذاری می‌تواند ارتعاش آزاد را استخراج کند، (۲) چون این تکنیک از میانگین‌گیری قطعه‌های داده ارتعاش استفاده می‌کند، می‌تواند تا حدی داده را فیلتر کند. RDT بر این فرض استوار است که پاسخ سازه از دو بخش قطعی و تصادفی تشکیل شده است. لذا با استفاده از میانگین‌گیری از تعدادی از قطعه‌های داده ارتعاش با شرایط اولیه یکسان (حد آستانه a)، بخش تصادفی را می‌توان حذف کرد. در نتیجه بخش باقیمانده بخش قطعی خواهد بود که می‌توان از روی آن ارتعاش آزاد سازه را به دست آورد. ارتعاش آزاد را می‌توان توسط رابطه زیر به دست آورد:

۴- تجزیه دامنه زمان

تمام بردار نویز در زمان نمونه k می‌باشد. با جای‌گزینی معادله (۱۳) در رابطه (۱۲) بردار شتاب دارای مودهای تفکیک شده در زمان نمونه k برابر خواهد بود با:

$$\ddot{y}(t) = \ddot{c}_i(t)\varphi_i + \sum_{j=1}^{p-1} \ddot{d}_j(k)\psi_j \quad (15)$$

اگر تعداد N نمونه برداشت شود، رابطه (۱۴) را می‌توان به شکل زیر ساده‌تر کرد:

$$Y_i = \varphi_i \ddot{c}_i^T + \sum_{j=1}^{p-1} \psi_j \ddot{d}_j^T \quad (16)$$

که ماتریس Y_i ($p \times N$) بیانگر تاریخچه زمانی پاسخ است که دارای تنها مود i است. بردار ($N \times 1$) $\ddot{c}_i = [\ddot{c}_i(1) \dots \ddot{c}_i(N)]^T$ بیان‌گر مشارکت مود i ام تاریخچه زمانی شتاب است. بردار ($N \times 1$) $\ddot{d}_j = [\ddot{d}_j(1) \dots \ddot{d}_j(N)]^T$ بیان‌گر مشارکت نویز j ام می‌باشد.

با ضرب ترانهاده شکل مودی i ام در رابطه (۱۵) خواهیم داشت:

$$\varphi_i^T Y_i = \varphi_i^T \varphi_i \ddot{c}_i^T + \varphi_i^T \sum_{j=1}^{p-1} \psi_j \ddot{d}_j^T \quad (17)$$

عبارت دوم در طرف راست معادله فوق به سرعت از بین می‌رود چون فرض شده است که پایه‌های نویز بر پایه‌های مودال متعامد می‌باشند. حال می‌توان بردار تاریخچه زمانی $\ddot{\xi}_i$ ($N \times 1$) که بیان‌گر ضریب مشارکت مود i ام شتاب است از رابطه (۱۶) به دست آورد.

$$\ddot{c}_i^T = \frac{1}{\varphi_i^T \varphi_i} \varphi_i^T Y_i \quad (18)$$

این سیگنال حاوی یک خروجی از یک سیستم یک درجه آزادی است که نشان‌دهنده رفتار مود i ام شتاب در کل p سیگنال است. بنابراین طیف $\ddot{\xi}_i^T$ دارای یک قله است. فرکانس متناظر این قله فرکانس طبیعی مورد نظر را به دست می‌دهد.

۵- شبکه عصبی رقابتی

یادگیری رقابتی یک نوع از یادگیری در شبکه‌های عصبی است که در آن گره‌ها برای پاسخ صحیح به داده‌های ورودی رقابت می‌کنند و سعی بر آن است که هر گره در مجموعه شبکه تفکیک شود. این روش برای خوشه‌بندی داده‌ها روش کارآمدی است. شبکه عصبی در این روش دارای یک لایه پنهان^۲ است که "لایه رقابتی" نام دارد. هر نرون رقابتی با یک

مطابق تئوری جبر خطی هر بردار را می‌توان با یک پایه بسط داد. یک پایه برای پاسخ یک سیستم دینامیکی خطی شکل‌های مودی متعامد آن است. فرض کنیم $y(t)$ بردار جابه‌جایی باشد ($p \times 1$) که تحت یک بار اختیاری در زمان t ایجاد شده باشد. بسط آن برابر است با [۱۱]:

$$y(t) = \sum_{i=1}^{\infty} c_i(t)\varphi_i \quad (11)$$

که بردار جابه‌جایی، $\varphi_i = [\varphi_{i1} \dots \varphi_{ip}]^T$ شکل مودی i ام و مقادیر اسکالر $c_i(t)$ ضریب مشارکت مود i جابه‌جایی در زمان t است. اندیس p نشان دهنده تعداد سنسورها می‌باشد. از آنجا که تعداد مودهای تجزیه شده ناشی از پاسخ پیوسته سازه نامحدود است، تاریخچه زمانی شتاب برابر خواهد بود با:

$$\ddot{y}(t) = \sum_{i=1}^{\infty} \ddot{c}_i(t)\varphi_i \quad (12)$$

که نقطه نشان‌دهنده مشتق نسبت به زمان است. در واقعیت شتاب پاسخ سازه توسط سنسورها ثبت می‌شود. لذا این کمیت به صورت گسسته می‌باشد که با نرخ نمونه‌برداری F ثبت می‌شود. باید دقت داشت که شتاب پاسخ سازه به صورت گسسته با نرخ نمونه‌برداری F نمونه‌برداری می‌شود. ضمناً شتاب پاسخ در مکان‌های مختلف توسط سنسورها اندازه‌گیری می‌شود. لذا نتیجه به صورت یک سیستم چند درجه آزادی با چند خروجی خواهد بود. در صورتی که فرض کنیم تعداد n قطب که به خوبی از یکدیگر جدا شده‌اند را می‌توان از پاسخ شتاب سازه استخراج کرد، خواهیم داشت:

$$\ddot{y}(t) = \sum_{i=1}^{\infty} \ddot{c}_i(t)\varphi_i + \ddot{\xi}_f(k) \quad (13)$$

که بردار $\ddot{\xi}_f(k) = \sum_{i=n+1}^{\infty} \ddot{c}_i(t)\varphi_i$ یک بردار ($p \times 1$) بوده و بیان‌گر خطای ناشی از نمونه‌برداری می‌باشد. فرض شود بتوان پاسخ چند درجه آزادی سیستم را به چند پاسخ یک درجه آزادی مستقل تقسیم کرد. اگر بردار ($p \times 1$) مودهای یک درجه آزادی دارای فضای مودال و فضای نویز متعامد باشد، در این حالت ابعاد فضای مودال تنها یک است (بردار شکل مودی i ام). و ابعاد فضای نویز $1-p$ است. بردار ($p \times 1$) نویز $\ddot{\xi}_f(k)$ را می‌توان با پایه آن در زمان نمونه k بسط داد.

$$\ddot{\xi}_f(k) = \sum_{j=1}^{p-1} \ddot{d}_j(k)\psi_j \quad (14)$$

که بردار $\psi_j = [\psi_{j1} \dots \psi_{jp}]^T$ یک بردار ($p \times 1$) است که بیان‌گر پایه‌های متعامد نویز j ام و اسکالر $\ddot{d}_j(k)$ بیان‌گر مشارکت مود نویز j ام در

1 Clustering
2 Hidden layer

۷- مقایسه روش‌های پردازش سیگنال

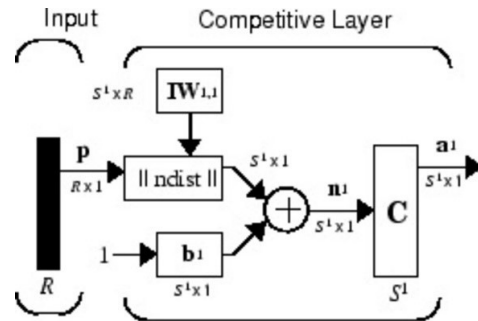
در این بخش مقایسه‌ای شده است بر دقت دو روش AFDD و TDD در استخراج خصوصیات ارتعاشی سازه. برای این کار فرکانس‌ها ابتدا با استفاده از روش AFDD استخراج شده‌اند. سپس مودهای ارتعاش سازه، مقادیر MAC و ضرایب میرایی با هر دو روش محاسبه شده و با یکدیگر مقایسه شده‌اند. جهت مقایسه داده‌ها از داده ۱۷ ژانویه ۲۰۰۸ ساعت ۱۱ الی ۱۲ استفاده شده است.

در ابتدا فرکانس‌های ارتعاش سازه به روش AFDD استخراج شده‌اند. برای استخراج فرکانس‌ها از رکوردی ثبت شده از ۱۴ سنسور موجود روی عرشه پل استفاده شده است. شکل ۷ نمودار چگالی طیفی توان پل را در حالت سالم و آسیب دیده نشان می‌دهد. همان‌طور که از شکل ۷ پیدا است، جابه‌جایی فرکانس سازه در حالت آسیب مشهود است. به عنوان نمونه در حالت سالم فرکانس مود اول برابر ۰/۴ و در حالت آسیب برابر ۰/۲۶ هرتز می‌باشد. در حالت سالم چند مود با فرکانس‌های ۰/۵۹، ۰/۸۹ و ۱ هرتز قابل مشاهده است که این مودها در حالت آسیب مشهود نیستند. به همین ترتیب در حالت آسیب چند مود با فرکانس‌های ۲/۶۱، ۲/۷۳ و ۲/۹۴ موجود است که در حالت سالم غالب نیستند. این مطلب بیان‌گر آن است که به علت آسیب، سازه با فرکانس‌های بالاتری ارتعاش می‌کند. در ضمن در حالت سالم فرکانس‌های غالب ارتعاش سازه در بازه ۰/۴ تا ۲/۴ هرتز گسترده شده‌اند، در حالی که در حالت آسیب این فرکانس‌ها در بازه ۰/۲ تا ۲/۹ هرتز قرار دارند. لذا در حالت آسیب ارتعاش سازه در بازه فرکانسی گسترده‌تری رخ می‌دهد. در مرحله بعد مودهای ارتعاش سازه استخراج شده‌اند. این کار برای هر دو حالت سالم و آسیب انجام شده است. شکل ۸، شکل مودی سازه برای ۶ مود اول ارتعاش را نشان می‌دهد. مطابق شکل، مودهای ارتعاش سازه در دو حالت سالم و آسیب بسیار از یکدیگر متفاوت می‌باشند. به نظر می‌رسد که سازه در حالت آسیب با مودهای پیچیده‌تری ارتعاش می‌کند. لذا همان‌طور که پیشتر نیز گفته شد، فرکانس‌های ارتعاش سازه در حالت آسیب بالاتر می‌باشند.

مقایسه دو روش AFDD و TDD نشان می‌دهد که در حالت سالم در ۴ مود اول نتایج بسیار نزدیک به یکدیگر است. با این حال مودهای به دست آمده در مودهای ۵ و ۶ با یکدیگر تفاوت‌هایی دارند. برخلاف حالت سالم در حالت آسیب مودهای به دست آمده نزدیک به یکدیگر بوده و تنها در مود ۳ مقداری با یکدیگر اختلاف دارند.

برای امکان مقایسه بهتر مودهای به دست آمده از این دو روش از آنالیز MAC استفاده شده است. شکل ۹ ماتریس MAC را به هر دو روش برای دو حالت سالم و آسیب برای ۹ مود اول ارتعاش نشان می‌دهد. مطابق شکل تعداد مودهای شبیه به یکدیگر در حالت سالم بیشتر از حالت آسیب است. در روش AFDD، در حالت سالم مودهای ۳ و ۵ شباهت نسبی به یکدیگر نشان می‌دهند، به طوری که مقدار MAC این دو مود برابر ۰/۴۶ به دست آمده است. دو مود ۷ و ۹ نیز کمی به یکدیگر شبیه‌اند (مقدار MAC برابر

بردار وزن $w_i = (w_{i1}, \dots, w_{id})^T$ تعریف می‌شود و شباهت بین داده‌های ورودی $x = (x_{n1}, \dots, x_{n1})^T \in \mathbb{R}^d$ و بردار وزن w_i را محاسبه می‌کند. برای هر بردار ورودی، نرون‌های رقابتی با یکدیگر رقابت می‌کنند تا شبیه‌ترین آن‌ها به بردار ورودی پیدا شود (شکل ۶). بر این اساس خروجی نرون برنده m برابر $o_m = 1$ و خروجی نرون‌های دیگر برابر $o_m = 0, i = 1, \dots, M, i \neq m$ خواهد بود. معمولاً برای سنجش مقدار شباهت از عکس فاصله اقلیدسی $\|x - w_i\|^2$ بین بردار ورودی x و بردار وزن w_i استفاده می‌شود [۱۵].



شکل ۶. ساختمان شبکه عصبی رقابتی [۱۵]

Fig. 6. competitive neural network structure

۶- آنالیز MAC

این آنالیز برای مقایسه شباهت دو مود به کار می‌رود. طبق تعریف، مقدار MAC از حاصل ضرب برداری نرمال شده بردارهای مودال مختلط در هر نقطه به دست می‌آید. در واقع MAC مربع همبستگی بین دو بردار مودال و است [۱۶]:

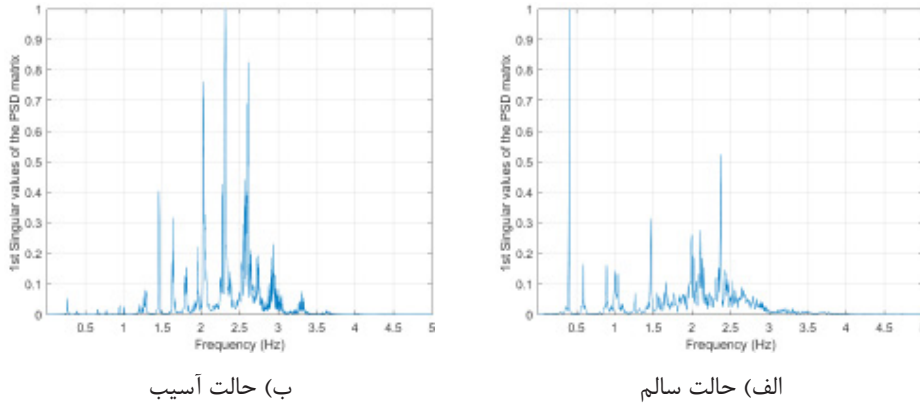
$$MAC(\{\varphi_r\}, \{\varphi_s\}) = \frac{|\{\varphi_r\}^{*T} \{\varphi_s\}|^2}{(\{\varphi_r\}^{*T} \{\varphi_r\})(\{\varphi_s\}^{*T} \{\varphi_s\})} \quad (19)$$

اگر دو مود کاملاً منطبق بر یکدیگر باشند مقدار MAC برابر ۱ به دست می‌آید و اگر دو مود کاملاً از یکدیگر متفاوت باشند مقدار MAC نزدیک به صفر به دست می‌آید. بر این اساس مقدار MAC یک مود در مقایسه با خودش برابر واحد خواهد بود. مودهایی که برای مقایسه به کار می‌روند، می‌توانند مودهای حاصل از آنالیز اجزا محدود بوده و یا از آنالیز مودال تجربی به دست آیند. در یک آنالیز MAC می‌توان از ماتریس MAC استفاده کرد. این ماتریس مجموعه‌ای سه بعدی از نمودارهای میله‌ای مقادیر MAC است که مودها را با یکدیگر مقایسه می‌کند.

- 1 Similarity measure
- 2 Euclidean distance

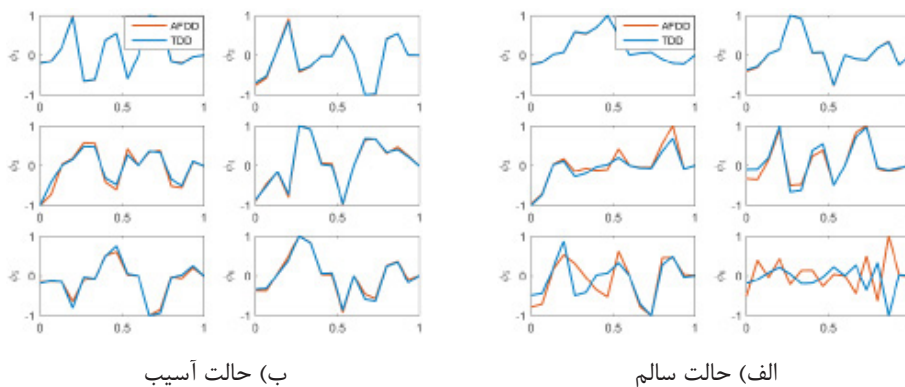
دارای مقادیر MAC ۰/۹۷، ۰/۷۳ و ۰/۵ می‌باشند. در حالت آسیب مانند روش AFDD تعداد مودهای شبیه به یکدیگر کم‌تر است و تنها مودهای ۶ و ۷ بسیار شبیه به یکدیگرند.

۰/۲۸). در حالت آسیب مودها به خوبی از یکدیگر تفکیک شده‌اند و تنها مودهای ۵ و ۸ دارای مقدار MAC برابر ۰/۲۸ هستند. برخلاف روش AFDD، روش TDD ضعف کلی در استخراج مودها از خود نشان می‌دهد. در حالت سالم مودهای ۶ و ۷، مودهای ۲ و ۹، و مودهای ۸ و ۹ به ترتیب



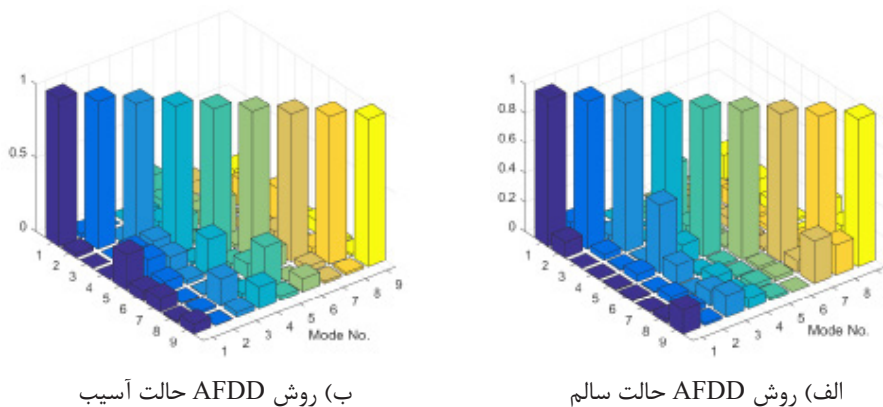
شکل ۷. نمودار چگالی طیفی توان

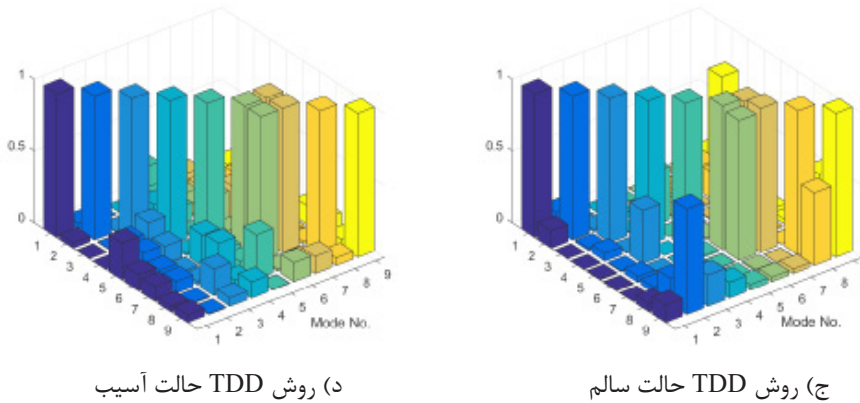
Fig. 7. Power spectrum plot a) healthy state b) damaged state



شکل ۸. مقایسه شکل‌های مودی به دست آمده از روش AFDD و TDD

Fig. 8. comparison of mode shapes obtained by AFDD and TDD





د) روش TDD حالت آسیب

ج) روش TDD حالت سالم

شکل ۹. ماتریس MAC برای حالت‌های سالم و آسیب سازه

Fig. 9. MAC matrix for healthy and damaged state a) AFDD for healthy state b) AFDD for damaged state c) TDD for health state d) TDD for damaged state

کار برای یک شبانه‌روز انجام می‌شود. بدین ترتیب اثرات شرایط محیطی مانند تغییرات بارگذاری ناشی از ترافیک وسایل نقلیه، درجه حرارت و سرعت باد در طول شبانه‌روز لحاظ می‌شود. با این کار در هر آنالیز ثانویه ۲۴ داده وجود خواهد داشت. پس از استخراج فرکانس مودهای ارتعاش، داده‌ها با استفاده از شبکه عصبی رقابتی خوشه‌بندی می‌شوند. از آنجا که ۸ مود اول ارتعاش پایش می‌شوند داده‌ها به ۸ خوشه تقسیم می‌شوند. سپس مرکز هر خوشه تعیین می‌شود. با تعریف یک شاخص خسارت جدید به شکل فاصله اقلیدسی مرکز خوشه‌ها متناظر در حالت مبنا (لازم به ذکر است که داده‌های تاریخ ۱ سپتامبر ۲۰۰۷ به عنوان حالت مبنای سالم در نظر گرفته شده است) و حالت مورد نظر مقدار شاخص خسارت محاسبه می‌شود:

$$d(C_{hi}, C_{di}) \quad (20)$$

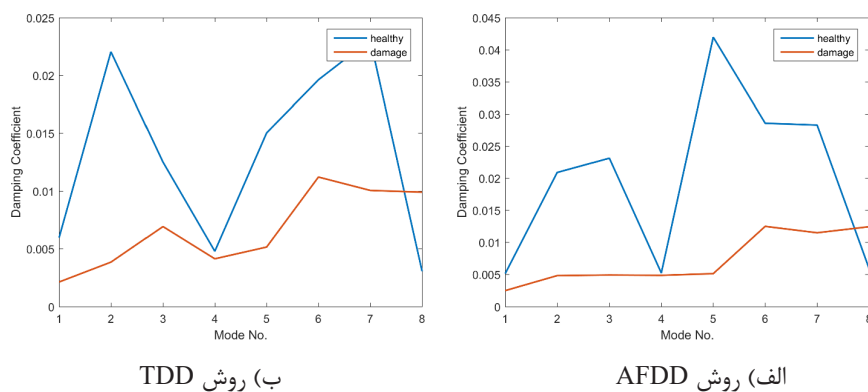
در این رابطه، $d(\cdot)$ فاصله اقلیدسی، C_{hi} مرکز خوشه i در حالت سالم مبنا و C_{di} مرکز خوشه i در حالت مورد نظر می‌باشد. هر چقدر شاخص خسارت عدد بزرگ‌تری به دست دهد نشان‌دهنده تغییرات بیشتر فرکانس در داده‌ها و در نتیجه شدت آسیب بیشتر است. شاخص خسارت در دو مرحله کلی "یادگیری" و "در حال خدمت" محاسبه می‌شود. در ابتدا در مرحله یادگیری شاخص خسارت چندین بار (چند روز متوالی) برای حالت سالم محاسبه می‌شود و مقادیر میانگین و انحراف معیار آن محاسبه می‌شود. مقدار میانگین به علاوه یک انحراف معیار به عنوان حد آستانه خسارت تعیین می‌شود. پس از یادگیری، مرحله در حال خدمت آغاز می‌شود. در این مرحله در هر روز یک بار شاخص خسارت مجدداً محاسبه شده و با شاخص مرحله یادگیری مقایسه می‌شود. در صورتی که مقدار شاخص خسارت از حد آستانه از پیش تعیین شده بیشتر شود فرمان خسارت سازه در سیستم پایش سلامت داده می‌شود. در ادامه جزییات محاسبات ارائه شده است.

در مرحله بعد مقادیر میرایی سازه برای دو حالت سالم و آسیب محاسبه شده است. شکل ۱۰ مقادیر ضریب میرایی را برای ۸ مود اول ارتعاش نشان می‌دهد. همان‌طور که از شکل پیدا است، به طور متوسط مقادیر میرایی در حالت آسیب در هر دو روش کم‌تر از حالت سالم می‌باشد (تنها در مود ۸ مقادیر حالت آسیب بیشتر شده است). در ضمن مقادیر میرایی در حالت سالم دارای نوسان‌های بیشتری در مودهای مختلف است. بر عکس در حالت آسیب نوسان‌های ضریب میرایی در مودهای مختلف بسیار کم‌تر است. ولی برخلاف حالت سالم میرایی از مودهای پایین به بالا افزایش می‌یابد. مقایسه روش AFDD و TDD نشان می‌دهد که روش TDD به طور کلی مقادیر کم‌تری را برای ضریب میرایی در حالت سالم به دست می‌دهد. با این حال در حالت آسیب ضرایب میرایی به یکدیگر نزدیک‌تر است. ضمناً در روش TDD نوسان‌های ضریب میرایی کم‌تر است.

به طور کلی بر اساس مطالعه‌های فوق می‌توان گفت که اگرچه مودهای به دست آمده از هر دو روش در بخش قبل شباهت نزدیکی به یکدیگر نشان می‌دادند، ولی با استفاده از مقادیر MAC مشخص شد که روش TDD نمی‌تواند به خوبی شکل‌های مودی را استخراج کند. بر این اساس می‌توان نتیجه گرفت که روش AFDD روش مطمئن‌تری برای آنالیز مودال سازه است. لذا در ادامه از این روش برای سایر محاسبه‌ها استفاده شده است.

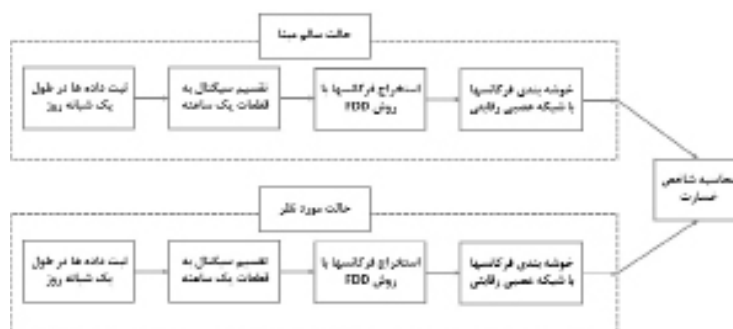
۸- روش پایش سلامت

اگرچه به صورت دستی نیز می‌توان آسیب را شناسایی کرد ولی برای این که بتوان به صورت خودکار تغییرات فرکانس را پایش کرد نیاز به پردازش‌های ثانویه است. بر این اساس در ادامه یک روش پایش سلامت ارائه شده است. شکل ۱۱ مراحل این روش را نشان می‌دهد. روش کار بدین صورت است که ابتدا سیگنال به قطعات یک ساعته تقسیم می‌شود. هر قطعه توسط روش AFDD پردازش شده و فرکانس‌های ارتعاش استخراج می‌شوند. این



شکل ۱۰. مقادیر میرایی حالت سالم و آسیب

Fig. 10. damping values for healthy and damaged states



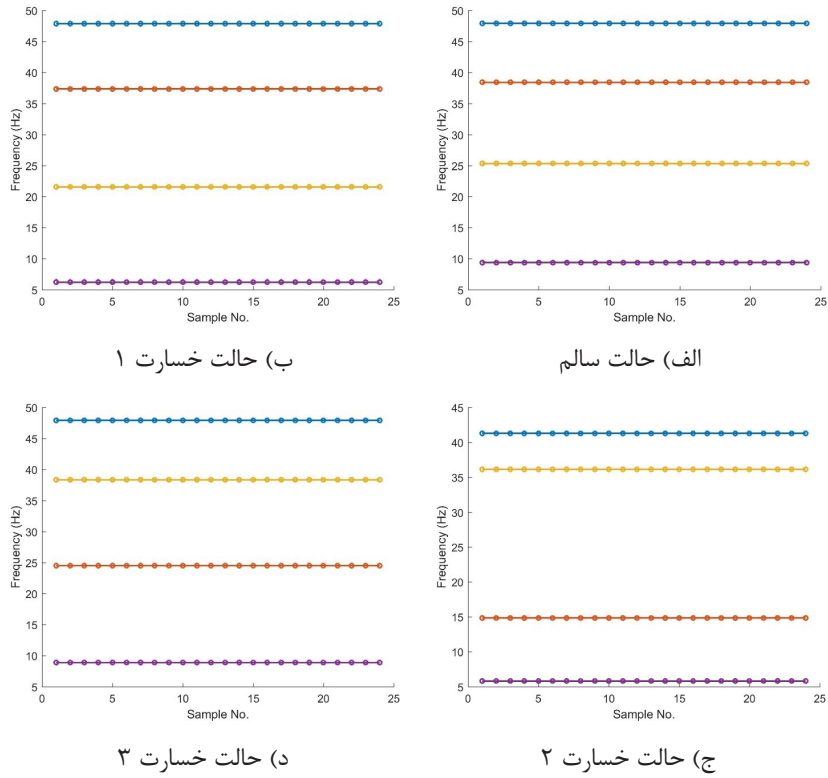
شکل ۱۱. مراحل روش پایش سلامت

Fig. 11. steps of health monitoring algorithm

تغییرات فرکانس در نمونه‌ها بسیار ناچیز است که این نشان‌دهنده آن است که روش AFDD به شدت بار ورودی و همین‌طور نویز حساس نیست. برای خوشه‌بندی داده‌ها تعداد ۴ خوشه تعریف شده است. برای یادگیری شبکه از روش کوهونن^۱ استفاده شده است. نرخ یادگیری برای وزن‌های کوهونن برابر ۰/۰۱ در نظر گرفته شده است. برای تمرین شبکه نیز از ۵۰۰ دوره استفاده شده است. این اعداد بر اساس سعی و خطا به شکلی انتخاب شده‌اند که شبکه مذکور بالاترین دقت را جهت خوشه‌بندی داده‌ها داشته باشد. شکل ۱۳ صحت خوشه‌بندی فرکانس‌ها را نشان می‌دهد. همان‌طور که از شکل پیداست، فرکانس‌های در هر خوشه بسیار به یکدیگر نزدیک می‌باشند. لذا خوشه‌بندی با دقت بسیار بالا انجام شده است.

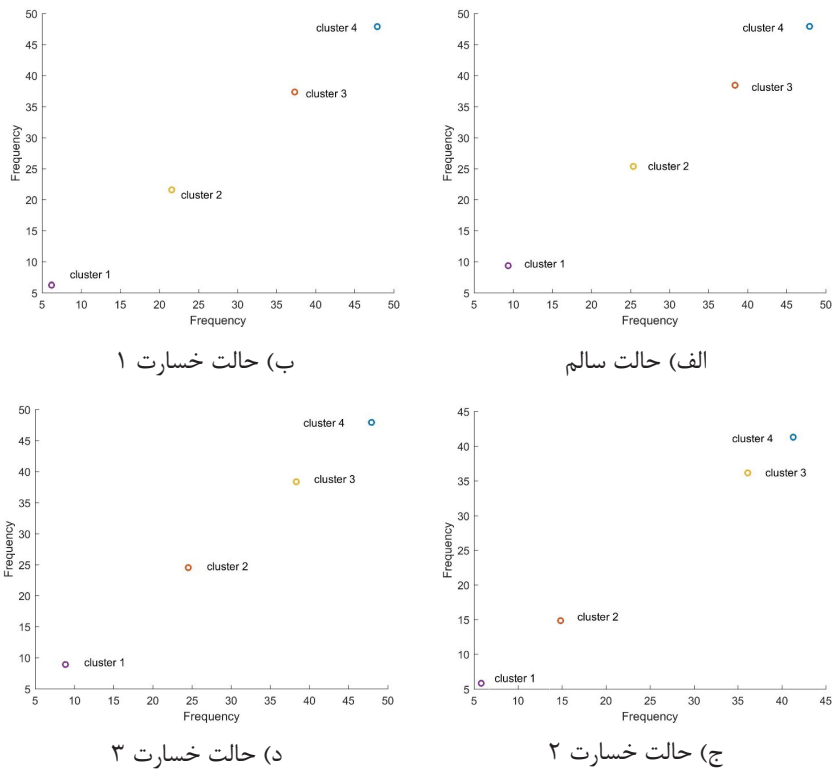
۸- ۱- سازه مرجع ASCE/IASC

در ابتدا کارکرد روش شناسایی خسارت ارائه شده با مدل عددی سازه ASCE/IASC صحت‌سنجی شده است. این سازه در نرم‌افزار MATLAB مدل شده است و کلیه آنالیزها نیز در محیط همین نرم‌افزار انجام می‌شود. جهت لحاظ کردن تغییرات در بارگذاری و همین‌طور شرایط محیطی، نیروهای زلزله ورودی به سازه (force intensity) در بازه ۱۰۰ الی ۲۰۰ به صورت تصادفی در نظر گرفته شده است. در ضمن شدت نویز (noise level) نیز در بازه ۲ الی ۱۰ به صورت متغیر در نظر گرفته شده است. از ۲۴ نمونه برای هر حالت سالم و آسیب استفاده شده است تا تغییرات فرکانس تحت اثر شرایط فوق بررسی شود. در ابتدا فرکانس‌ها توسط روش AFDD استخراج شده‌اند. شکل ۱۲ فرکانس‌های استخراج شده را برای نمونه‌ی مذکور نشان می‌دهد. از آنجا که سازه دارای ۴ فرکانس غالب است، در اینجا به جای ۸ فرکانس از ۴ فرکانس استفاده شده است. مطابق شکل



شکل ۱۲. تغییرات فرکانس در طول ۲۴ نمونه

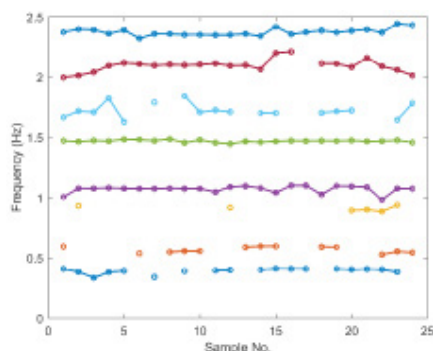
Fig. 12. frequency variations for 24 samples a) healthy state b) damage case 1 c) damage case 2 d) damage case 3



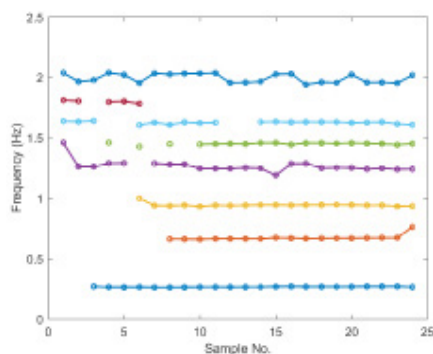
شکل ۱۳. خوشه بندی فرکانسها در حالت سالم و آسیب

Fig. 13. frequency clusters a) healthy state b) damage case 1 c) damage case 2 d) damage case 3

در حالت سالم بیشتر بوده و در بازه ۰/۰۲ تا ۰/۲ هرتز در مودهای مختلف متغیر است. در حالت آسیب نیز این نوسانها بین ۰/۰۱ تا ۰/۱ هرتز متغیر است. لذا در ادامه از شبکه عصبی مصنوعی کمک گرفته شده است تا بتوان این تغییرات را خوشه‌بندی کرد.



الف) حالت سالم



ب) حالت آسیب

شکل ۱۴. فرکانس ۸ مود اول سازه برای داده‌های یک شبانه‌روز

Fig. 14. first 8 modal frequencies for 1 day data

شکل ۱۵ خوشه‌های شناسایی شده را برای حالت سالم و آسیب نشان می‌دهد. مطابق شکل کلیه داده‌ها به درستی توسط شبکه خوشه‌بندی شده‌اند.

در نهایت نیز مقدار شاخص خسارت برای حالت‌های مختلف سازه محاسبه شده است. برای صحت‌سنجی روش یک بار داده‌های حالت سالم با یکدیگر مقایسه شده (داده ۱ سپتامبر ۲۰۰۷ و داده ۱۷ ژانویه ۲۰۰۸) تا اطمینان حاصل شود که روش مذکور حالت‌های سالم را به اشتباه به عنوان آسیب تلقی نکند. سپس داده‌های حالت سالم و آسیب مقایسه شده‌اند (داده ۱ سپتامبر ۲۰۰۷ و داده‌های ۹ آوریل و ۷ ژوئن ۲۰۰۸). جدول ۲ میزان شاخص خسارت را برای داده‌های برداشت شده در روزهای مذکور نشان می‌دهد.

در مرحله بعد مقادیر شاخص خسارت باید محاسبه و با حالت مینا مقایسه شوند. جدول ۱ مقادیر شاخص خسارت را برای حالت‌های مختلف نشان می‌دهد. در ابتدا دو حالت سالم با یکدیگر مقایسه شده‌اند و سپس حالت‌های آسیب (۱) الی (۳) با حالت سالم (مینا) مورد مقایسه قرار گرفته‌اند. مطابق جدول شاخص خسارت حالت سالم برابر ۰/۰۱ محاسبه شده است؛ در حالی که شاخص خسارت مربوط به حالت‌های آسیب مقادیر بیشتر ۰/۹۵ را نشان می‌دهند. این مطلب بیان‌گر دقت بالای روش مذکور در تفکیک فرکانس‌ها است. در بخش بعد صحت روش پیشنهادی بر روی داده‌های یک پل واقعی آزمایش شده است.

جدول ۱. مقایسه مقادیر شاخص خسارت برای داده‌های مختلف

Table 1. comparison of damage indices for various data

نوع داده	سالم	آسیب ۱	آسیب ۲	آسیب ۳
شاخص خسارت	۰/۰۱	۵/۰۲	۱۳/۱۰	۰/۹۵

۸-۲- سازه مرجع پروژه SMC

در ابتدا پاسخ ارتعاش سازه برای ساعات مختلف شبانه‌روز مورد بررسی قرار گرفته است. شکل ۱۴ مقادیر فرکانس‌های مستخرج را در یک شبانه‌روز برای حالت سالم و آسیب نشان می‌دهد. از آنجا که فرکانس‌ها در قطعات با طول یک ساعت مورد پردازش قرار گرفته‌اند، در یک شبانه‌روز ۲۴ قطعه سیگنال خواهیم داشت. در ضمن از آنجا که فرکانس‌های غالب ارتعاش سازه در محدوده ۰ الی ۲/۵ هرتز گسترده‌اند، در شکل ۱۰ مقادیر ۸ فرکانس اول در این محدوده رسم شده است. مطابق شکل ۱۰ الف، نمودار برخی از فرکانس‌ها منقطع می‌باشد. این بدین علت است که این فرکانس‌های خاص در برخی از قطعات سیگنال مشهود نیستند، لذا به عنوان فرکانس ارتعاش شناسایی نشده‌اند. به عنوان نمونه فرکانس حدود ۰/۹ تنها در ۶ قطعه سیگنال قابل مشاهده است. همین پدیده در حالت آسیب (شکل ۱۰ ب) نیز قابل مشاهده است، به طوری که فرکانس‌های حدود ۱/۸ هرتز تنها در ۵ قطعه مشهود بوده است. با وجود نوسان‌های نسبی فرکانس‌ها تحت شرایط محیطی، آسیب سازه به خوبی از روی جابه‌جایی فرکانس‌ها مشهود است. مشاهده می‌شود که فرکانس مود اول در حالت سالم در بازه ۰/۳۳ تا ۰/۴۱ هرتز متغیر است. در حالت آسیب نوسان‌ها کمتر بوده و بین ۰/۲۶ تا ۰/۲۷ هرتز است. لذا تغییر فرکانس مود اول ناشی از آسیب اگرچه مشخص است ولی تغییرات چندان نیست که بتوان با قطعیت در مورد خسارت نظر داد. بر خلاف مود اول، اختلاف فرکانس‌های مود ۷ و ۸ از سایر فرکانس‌ها بیشتر است (حدود ۰/۳ هرتز). این مطالب بیان‌گر آن است که مودهای بالاتر بیشتر به آسیب سازه حساس هستند. به طور کلی می‌توان گفت که تحت شرایط محیطی فرکانس‌ها دست‌خوش نوسان‌هایی می‌شوند. این نوسان‌ها

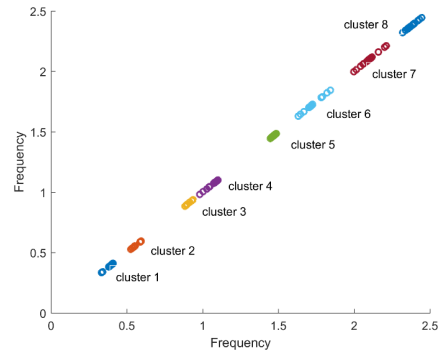
۹- نتیجه گیری

در این مقاله یک روش جدید پایش سلامت بر اساس پردازش سیگنال و شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه شد. ابتدا کارایی دو روش پردازش سیگنال مورد بررسی قرار گرفت و کارآمدترین آن‌ها انتخاب شد. سپس با استفاده از خوشه‌بندی به روش شبکه عصبی رقابتی یک شاخص جدید خسارت تعریف شد. به طور خلاصه نتایج حاصل از تحلیل نشان می‌دهد:

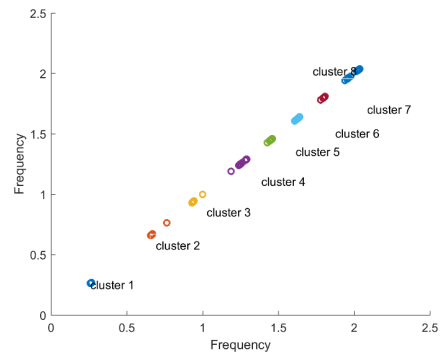
۱. اگرچه شکل مدهای استخراج شده از هر دو روش AFDD و TDD شبیه به یکدیگر می‌باشد. ولی در آنالیز MAC مشخص شد که در روش AFDD تعداد مدهای مرتبط به هم کمتر است. لذا به طور کلی می‌توان نتیجه گرفت که روش AFDD روش مطمئن تری در استخراج مدهای سازه است.
۲. مقایسه روش AFDD و TDD نشان می‌دهد که روش TDD به طور کلی مقادیر کم‌تری را برای ضریب میرایی در حالت سالم به دست می‌دهد. با این حال در حالت آسیب ضرایب میرایی به یکدیگر نزدیک‌تر است. در ضمن در روش TDD نوسان‌های ضریب میرایی کم‌تر است.
۳. تغییرات دمای روزانه اثر بسزایی بر فرکانس ارتعاش سازه دارد. به طوری که این اثر می‌تواند باعث تا ۱۰٪ تغییر در فرکانس‌ها شود.
۴. آسیب باعث تغییر در فرکانس سازه می‌شود. این تغییرات در مدهای بالاتر بیشتر محسوس است (تا حدود ۰/۳ هرتز). این مطالب بیان‌گر آن است که مدهای بالاتر بیشتر به آسیب سازه حساس هستند.
۵. ضریب میرایی سازه در حالت آسیب تقریباً در تمامی مدها کاهش می‌یابد. این تغییرات بین ۰/۵ تا ۳/۵ درصد متغیر است. در ضمن هیچ نظمی در تغییرات ضریب میرایی در مدهای مختلف قابل مشاهده نیست.
۶. به طور کلی می‌توان گفت که با بهره‌گیری از تکنیک‌های پردازش سیگنال و خوشه‌بندی داده‌ها، شاخص خسارت جدید می‌تواند به خوبی حالت‌های سالم و آسیب سازه را از یکدیگر تفکیک کند. با این حال لازم به ذکر است که در این پژوهش از ۴ داده موجود پل استفاده شده است. لذا برای اظهار نظر قطعی در مورد قابلیت اعتماد شاخص معرفی شده نیاز به داده‌های بیشتری است.

مراجع

- [1] Basten, T., & Schiphorst, F. (2012). Structural health monitoring with a wireless vibration sensor network. Paper presented at the Proceedings of the International Conference on Noise and Vibration Engineering, ISMA.



(ب) حالت سالم



(ب) حالت آسیب

شکل ۱۵. خوشه‌بندی فرکانس‌ها در حالت سالم و آسیب

Fig. 15. frequency clustering for healthy and damaged cases

جدول ۲. مقایسه مقادیر شاخص خسارت برای داده‌های مختلف

Table 2. comparison of damage indices for various data

نام داده	۱۷ ژانویه ۲۰۰۸	۹ آوریل ۲۰۰۸	۷ ژوئن ۲۰۰۸
نوع داده	سالم	آسیب	آسیب
شاخص خسارت	۰/۰۵	۰/۳۸	۰/۳۱

با توجه به جدول مشخص است که مقادیر شاخص خسارت برای حالت آسیب بسیار بیشتر است. لذا می‌توان نتیجه گرفت که شاخص مذکور به درستی توانسته است حالت سالم را از حالت آسیب تفکیک کند. در ضمن اگرچه شرایط محیطی می‌تواند به شدت بر دقت روش‌های پایش سلامت تأثیر بگذارد ولی مقایسه شاخص‌های به دست آمده از داده ۱۷ ژانویه ۲۰۰۸ نشان می‌دهد شرایط محیطی تأثیر چندانی بر شاخص خسارت نداشته است (شاخص خسارت ۰/۰۵).

- [9] Johnson, E. A., Lam, H.-F., Katafygiotis, L. S., & Beck, J. L. (2004). Phase I IASC-ASCE structural health monitoring benchmark problem using simulated data. *Journal of engineering mechanics*, 130(1), 3-15.
- [10] Kim, B. H., Stubbs, N., & Park, T. (2005). A new method to extract modal parameters using output-only responses. *Journal of sound and vibration*, 282(1-2), 215-230.
- [11] 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*, 21(2), 156-172.
- [12] Malekjafarian, A., & O'Brien, E. J. (2014). Identification of bridge mode shapes using short time frequency domain decomposition of the responses measured in a passing vehicle. *Engineering Structures*, 81, 386-397.
- [13] McClelland, J. L., Rumelhart, D. E., & Group, P. R. (1987). *Parallel distributed processing (Vol. 2)*: MIT press Cambridge, MA.
- [14] Mieloszyk, M., Opoka, S., & Ostachowicz, W. (2015). Frequency Domain Decomposition performed on the strain data obtained from the aluminium model of an offshore support structure. Paper presented at the *Journal of Physics: Conference Series*.
- [15] Pastor, M., Binda, M., & Harčarik, T. (2012). Modal assurance criterion. *Procedia Engineering*, 48, 543-548.
- [16] Peter, C., Alison, F., & Liu, S. (2003). Review paper: health monitoring of civil infrastructure. *Structural health monitoring*, 2(3), 0257-0267.
- [2] Brincker, R., Andersen, P., & Jacobsen, N.-J. (2007). Automated frequency domain decomposition for operational modal analysis. Paper presented at the *Proceedings of The 25th International Modal Analysis Conference (IMAC)*, Orlando, Florida.
- [3] Brincker, R., Zhang, L., & Andersen, P. (2001). Modal identification of output-only systems using frequency domain decomposition. *Smart materials and structures*, 10(3), 441.
- [4] Cabboi, A. (2014). Automatic operational modal analysis: challenges and applications to historic structures and infrastructures.
- [5] Farrar, C. R., Doebling, S. W., & Nix, D. A. (2001). Vibration-based structural damage identification. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 359(1778), 131-149.
- [6] Górski, P. (2017). Dynamic characteristic of tall industrial chimney estimated from GPS measurement and frequency domain decomposition. *Engineering Structures*, 148, 277-292.
- [7] Hsu, K., Cheng, C., & Chiang, C. (2016). Long-term monitoring of two highway bridges using microwave interferometer-case studies. Paper presented at the *2016 16th International Conference on Ground Penetrating Radar (GPR)*.
- [8] Ibrahim, S. (1977). Random decrement technique for modal identification of structures. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 14(11), 696-700.

برای ارجاع به این مقاله از عبارت زیر استفاده کنید:

Please cite this article using:

E. Darvishan, Damage Detection of Cable-Stayed Bridges Using Frequency Domain Analysis and Clustering, *Amirkabir J. Civil Eng.*, 51(4) (2019) 767-780.

DOI: 10.22060/ceej.2018.14141.5568



