

کاربرد روش کاهش تصادفی و معیار باتاچاریا در تشخیص خرابی سازه‌ها تحت شرایط محیطی و کاربری متغیر

فهمیه جلالی فر^۱، فرزاد شهابیان مقدم^{۲*}، محمدرضا اصفهانی^۳

۱- دانشجوی دکتری مهندسی عمران، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

۲- استاد، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

۳- استاد، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

shahabf@um.ac.ir

تاریخ پذیرش ۹۹/۶/۲۷

تاریخ دریافت ۹۹/۱۲/۳

چکیده

کاربرد روش‌های تشخیص آماری الگو در پایش سلامت سازه به منظور یافتن تغییرات در سازه توجه زیادی را به خود جلب کرده است. در این زمینه، رویکردهای متفاوتی توسط پژوهشگران به کار گرفته می‌شود و موفقیت یک روش بستگی به سازه یا تغییرات بوجود آمده در سازه دارد. یکی از مسائلی که در اعمال روش‌های تشخیص آماری الگو کمتر مورد توجه قرار گرفته است، متغیر بودن شرایط محیطی و کاربری در هنگام ثبت داده‌ها در کاربردهای عملی است. هدف از این مقاله معرفی کاربرد جدیدی از روش کاهش تصادفی^۲ (RD) در تشخیص خرابی به منظور ارتقای نتایج حاصل از تحلیل سری زمانی است. روش RD از طریق میانگین‌گیری داده‌های سری زمانی در بازه‌های زمانی مشخص، سری زمانی پاسخ سازه را به پاسخ ارتعاش آزاد کاهشی سازه^۳ که تنها شامل اطلاعاتی درباره ویژگی‌های دینامیکی سازه است، تبدیل می‌کند. از مدل اتورگرسیو- اتورگرسیو با ورودی خارجی؛ (AR-ARX) برای برازش یک مدل ریاضی به داده‌های سری زمانی پاسخ ارتعاش آزاد کاهشی سازه استفاده شده است. پس از محاسبه خطای باقی مانده مدل، معیار جدیدی به نام معیار باتاچاریا برای تعیین وجود خرابی و مکان آن به کار گرفته شده است. با استفاده از داده‌های حاصل از دو نمونه شاخص در حوزه پایش سلامت سازه به اعتبارسنجی روش ارائه شده پرداخته شده است. نتایج نشان می‌دهد که استفاده از روش RD به علت میانگین‌گیری و نرمال‌سازی داده‌ها می‌تواند تاثیر تغییرات شرایط محیطی و کاربری را کاهش دهد و وضعیت سازه را به درستی تعیین کند. همچنین استفاده از معیار باتاچاریا می‌تواند نتایج پایش سلامت سازه را در تشخیص وجود خرابی و تعیین مکان آن بهبود بخشد.

واژگان کلیدی: تشخیص خرابی، تشخیص آماری الگو، روش کاهش تصادفی، معیار باتاچاریا، شرایط محیطی و کاربری متغیر.

1. Statistical Pattern Recognition
2. Random decrement
3. Free decay vibration
4. Autoregressive- Autoregressive with exogenous output model
5. Bhattacharya measure

۱- مقدمه

یک ابزار آماری مطمئن برای تصمیم‌گیری در مورد وضعیت سازه یک موضوع مهم در مقوله پایش سلامت سازه است. در این مقاله یک روش جدید به نام معیار باتاچاریا برای تشخیص وضعیت سازه معرفی شده است. معیار باتاچاریا از طریق دسته‌بندی داده‌ها و استفاده از اطلاعات عددی آنها در هر دسته می‌تواند میزان اختلاف بین شاخص‌های خرابی در وضعیت‌های مختلف سازه را تعیین کند.

در این مقاله روش کاهش تصادفی (RD) در تشخیص خرابی به منظور ارتقای نتایج حاصل از تحلیل سری زمانی معرفی شده است. پیش از استخراج شاخص خرابی، داده‌های سری زمانی توسط روش RD میانگین‌گیری شده‌اند. سپس از مدل $AR-ARX$ برای برازش یک مدل ریاضی به داده‌های سری زمانی میانگین‌گیری شده استفاده شده و باقی‌مانده مدل به عنوان شاخص خرابی در نظر گرفته شده است. یک روش نوین به نام معیار باتاچاریا برای تعیین وجود خرابی و مکان آن به کار رفته است. به منظور اعتبار سنجی رویکرد معرفی شده از داده‌های حاصل از دو نمونه شناخته شده شامل یک سازه قابی شکل سه طبقه و یک تیر مدلسازی شده استفاده شده است.

۲- روش کاهش تصادفی

روش RD توسط کول^۲ در اواخر دهه شصت در حین تحقیقاتش در ناسا در رابطه با تحلیل دینامیکی سازه‌های فضایی تحت اثر تحریک‌های خارجی ارائه شد [16]. پس از آن روش RD به طور گسترده‌ای مورد استفاده پژوهشگران قرار گرفت [12-16]. روش RD سری زمانی پاسخ سازه را به پاسخ ارتعاش آزاد کاهشی سازه که تنها شامل اطلاعاتی درباره ویژگی‌های دینامیکی سازه است، تبدیل می‌کند. در واقع روش RD موجب حذف اثرات تحریک تصادفی از سیگنال پاسخ می‌شود. این روش شامل روند نسبتاً ساده‌ای از میانگین‌گیری بازه‌های زمانی از پاسخ اندازه‌گیری شده سازه می‌باشد. با استفاده از این روش، پاسخ به تابع RD تبدیل می‌شود. در ادامه به طور خلاصه روش کاهش تصادفی شرح داده شده است.

تشخیص خرابی، یک بخش ضروری برای پایش سلامت سازه است که با تعیین محل و شدت آن می‌تواند فواید زیادی در پایش سلامت سازه و تصمیم‌گیری‌های مدیریتی داشته باشد. از آنجایی که بروز خرابی باعث تغییر در ویژگی‌های دینامیکی سازه می‌شود، روش‌های تشخیص خرابی بر یافتن تغییر در ویژگی‌های پاسخ ارتعاشی تمرکز دارند. به علت وجود عدم قطعیت‌های فراوان در کاربرد این روش‌ها در شرایط واقعی، کاربرد روش تشخیص آماری الگو در پایش سلامت سازه توجه زیادی را به خود جلب کرده است. بیشتر مطالعاتی که بر کاربرد تشخیص آماری الگو در پایش سلامت سازه تمرکز دارند به صورت ترکیبی از مدلسازی سری زمانی به همراه یک روش تشخیص آماری (به عنوان نمونه تحلیل داده‌های پرت) بهره می‌جویند. اساس رویکرد تشخیص آماری الگو این است که هنگامی که مدل برای وضعیت اولیه آموزش می‌بیند، داده‌های جدید حاصل از سازه آسیب دیده به عنوان داده‌های پرت طبقه‌بندی می‌شوند. مراجع [1 و 2] توضیحات بیشتری در مورد روند تشخیص آماری الگو ارائه دادند.

پژوهش‌های فراوانی در زمینه کاربرد روش‌های تشخیص آماری الگو به کمک تحلیل سری زمانی در تشخیص خرابی سازه‌ها انجام شده است. در بیش‌تر آن‌ها از تحلیل سری زمانی برای استخراج شاخص‌های حساس به خرابی استفاده می‌شود. سپس به منظور تشخیص تفاوت در بردارهای شاخص حاصل از وضعیت‌های مختلف سازه از روش‌های آماری مانند نمودار کنترل، فاصله ماهالانوبیس و یا نسبت شاخص‌های آماری استفاده می‌کنند [3-6]. سهن و فر [7] از یک روش دو مرحله‌ای به صورت ترکیبی از مدل AR و مدل اتورگرسیو با ورودی خارجی^۱ (مدل ARX) به منظور تشخیص خسارت و مکان‌یابی آن در یک سیستم هشت درجه آزادی جرم و فنر استفاده کردند. پس از آن پژوهشگران دیگر نیز از این رویکرد برای تشخیص خرابی بهره جستند [4, 8-11].

از طرف دیگر پس از استخراج شاخص خرابی، به کارگیری

جزئیات بیشتر در مرجع [17] آمده است.

پاسخ یک سیستم به تحریک ورودی تصادفی در لحظه t شامل سه بخش پاسخ به جابه‌جایی اولیه، پاسخ به سرعت اولیه و پاسخ به بارهای ورودی تصادفی بین وضعیت اولیه و لحظه t است. با میانگین‌گیری مقادیر زیادی از بازه‌های زمانی پاسخ با شرایط اولیه یکسان، بخش تصادفی پاسخ از میانگین حذف می‌شود و آنچه که باقی می‌ماند پاسخ سیستم به شرایط اولیه است. با توجه به این توضیح ساده می‌توان تابع RD را به صورت پاسخ ارتعاش آزاد کاهشی سازه تفسیر کرد.

تابع کاهش تصادفی $D_{XX}(\tau)$ حاصل میانگین‌گیری N بازه زمانی از پاسخ $x(t)$ به صورت زیر است [17].

$$D_{XX}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(t_i + \tau) x(t_i) \quad (1)$$

که در آن $Tx(t_i)$ شرط نشانه است که به پاسخ تاریخیچه زمانی $x(t)$ اعمال شده است. شرط‌های نشانه مختلفی می‌توان برای محاسبه تابع RD در نظر گرفت که یکی از رایج‌ترین آن‌ها شرط تقاطع هم سطح است که طبق رابطه (۲) تعریف می‌شود [17].

$$Tx(t_i) = \{x(t_i) = \alpha\} \quad (2)$$

که در آن α یک عدد ثابت است. مفهوم روش RD در شکل (۱) نمایش داده شده است. در این شکل شرط نشانه تقاطع هم سطح و طول هر بازه زمانی ۰/۵ ثانیه است و حاصل میانگین‌گیری ۸ بازه زمانی نشان داده شده است.

۳- مدل‌سازی سری زمانی

تحلیل سری زمانی یک ابزار آماری است که هدف آن تحلیل مشاهدات در حوزه زمان توسط برازش یک مدل ریاضی است. با فرض پایایی و خطی بودن داده‌های سری زمانی مدل‌های خطی مستقل از زمان مختلفی مانند اتورگرسیون (AR)، اتورگرسیون با ورودی خارجی (ARX) و اتورگرسیون با میانگین

متحرک (ARMA) و مدل AR-ARX تعریف شده‌اند. در این مقاله از مدل AR-ARX برای استخراج شاخص خرابی استفاده شده است که در ادامه به بررسی آن پرداخته می‌شود.

مدل ARX که تأثیر متغیر ورودی $u(t)$ را بر روند خروجی $y(t)$ بیان می‌کند (توسط رابطه تعریف می‌شود) [18]:

$$y(t) = b_1 u(t-1-n_k) + \dots + b_{n_b} u(t-n_b-n_k) + e(t) \quad (3)$$

در این رابطه، $e(t)$ خطای مدل و a_{n_a} و b_{n_b} مقدارهای ثابت مدل هستند. n_a و n_b به ترتیب درجه چند جمله‌ای $A(q)$ و $B(q)$ را بیان می‌کند. n_k تاخیر زمانی بین $y(t)$ و $u(t)$ است.

رابطه (۳) را می‌توان به صورت زیر نیز نشان داد:

$$A(q)y(t) = B(q)u(t-n_k) + e(t) \quad (4)$$

$A(q)$ و $B(q)$ در رابطه (۴) به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$A(q) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a}$$

$$B(q) = b_1 q^{-1-n_k} + \dots + b_{n_b} q^{-n_b-n_k}$$

که در آن q^{-1} عملگر تاخیری است.

سپن و فر [7] اولین بار از مدل ARX به منظور تشخیص خرابی و مکان‌یابی آن در یک سیستم جرم و فنر استفاده کردند. در روش پیشنهاد شده توسط ایشان ابتدا مدل AR برای

مجموعه داده مرجع $x(t)$ محاسبه می‌شود.

$$x(t) = \sum_{j=1}^p \phi_{xj} x(t-j) + e_x(t) \quad (5)$$

سپس برای مجموعه داده $y(t)$ بدست آمده از وضعیت جدید

سازه نیز مدل AR محاسبه می‌شود:

$$y(t) = \sum_{j=1}^p \phi_{yj} y(t-j) + e_y(t) \quad (6)$$

در مرحله دوم فرض می‌شود که خطای بین مقدار اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی مدل AR، $e(x)$ (در رابطه (۶)) به علت ورودی‌های خارجی نامشخص بوجود آمده است. بر اساس این

1. Level crossing
2. Auto-regressive model
3. Auto-regressive model with exogenous output

شکل ۱. مفهوم نمایشی روش RD (الف) - سیگنال اولیه و (ب) - قسمت ۱ سیگنال و (پ) - میانگین قسمت ۱ و ۲ و (ت) - میانگین قسمت ۱ تا ۸ [17]

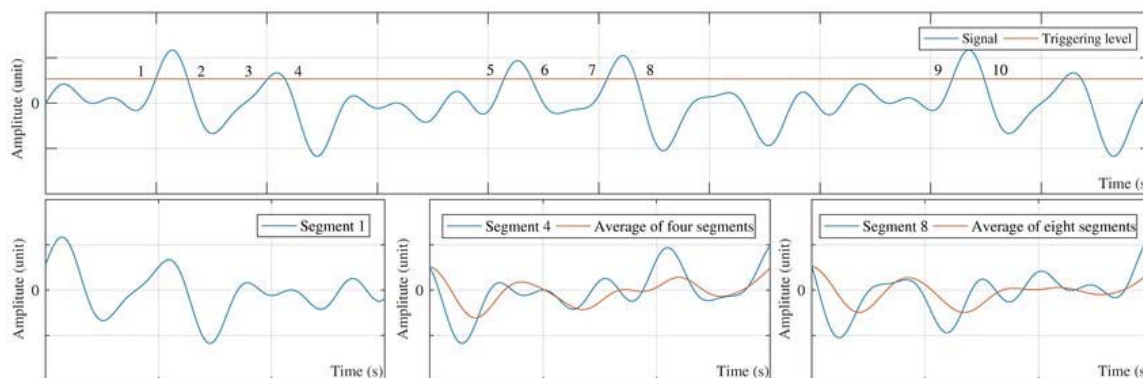


Fig.1. Expositive concept of the RD technique (a) original signal (b) segment 1 (c) average of segment 1 and 2 (d) average of segment 1 to 8 [17]

نمونه آماری را مشخص کرد. فرض کنید که $p(i)$ و $p'(i)$

دو نمونه چند متغیره باشند و هر یک شامل N دسته با احتمال مربوطه

$p(i=1), \dots, p(i=N)$ و $p'(i=1), \dots, p'(i=N)$ باشند.

از آنجایی که $p(i)$ و $p'(i)$ توزیع احتمال هستند بنابراین $\sum_{i=1}^N p(i) = \sum_{i=1}^N p'(i) = 1$ معیار باتاچاریا به صورت

زیر تعریف می شود [19].

$$\rho(p, p') = \sum_{i=1}^N \sqrt{p(i)p'(i)}$$

معیار باتاچاریا دارای تفسیر هندسی ساده‌ای به صورت کسینوس زاویه بین بردارهای $(\sqrt{p(i)}, \dots, \sqrt{p(N)})^T$ و $(\sqrt{p'(i)}, \dots, \sqrt{p'(N)})^T$ است. برای محاسبه معیار باتاچاریا بین دو بردار شاخص خرابی باید ابتدا هر یک از بردارها به N دسته تقسیم شود. پس از محاسبه احتمال وقوع هر دسته، معیار باتاچاریا طبق رابطه ۱۰ محاسبه شود.

۵- اعتبار سنجی

در این بخش با استفاده از داده‌های حاصل از دو نمونه شاخص در حوزه پایش سلامت سازه به اعتبارسنجی روش ارائه شده پرداخته می‌شود. ویژگی‌ها و شرایط حاکم بر این نمونه‌ها و همچنین نتایج حاصل از اعمال روش یاد شده در ادامه بیان می‌شود.

$$x(t) = \sum_{i=1}^a \alpha_i x(t-i) + \sum_{j=1}^b \beta_j e_x(t-j) + \varepsilon_x(t)$$

در این رابطه $\varepsilon_x(t)$ خطای باقی‌مانده پس از برازش مدل $ARX(a, \beta)$ به زوج $x(t)$ و $e_x(t)$ است. سپس رابطه ورودی/

خروجی $y(t)$ و $e_y(t)$ با استفاده از مدل $ARX(a, \beta)$ ایجاد

شده در رابطه $a(8)$ تخمین زده می‌شود:

$$\varepsilon_y(t) = y(t) - \sum_{i=1}^a \alpha_i y(t-i) + \sum_{j=1}^b \beta_j e_y(t-j)$$

α_i و β_j بر اساس سری زمانی $x(t)$ و از رابطه (۸) بدست آمده‌اند. اگر مدل ARX بدست آمده از مجموعه داده مرجع $x(t)$ و $e_x(t)$ نمایانگر مناسبی از داده‌های بدست آمده از شرایط جدید سازه $y(t)$ و $e_y(t)$ نباشد، تغییرات قابل توجهی در ویژگی‌های آماری $\varepsilon_x(t)$ نسبت به $\varepsilon_y(t)$ رخ خواهد داد.

در این مقاله از مدل $AR-ARX$ برای مدل‌سازی سری زمانی و استخراج شاخص خرابی استفاده شده است. تفاوت آن با پژوهش‌های قبل این است که به منظور کاهش آثار محیطی و کاربری، قبل از برازش مدل داده‌ها به کمک روش RD میانگین‌گیری و نرمال شده‌اند.

۴- معیار باتاچاریا

معیار باتاچاریا میزان شباهت دو توزیع احتمال را اندازه‌گیری می‌کند. با استفاده از این معیار می‌توان میزان هم پوشانی دو

۱-۵- سازه قابی سه طبقه

این سازه یک سازه قابی شکل سه طبقه آزمایش شده در آزمایشگاه ملی لس آلاموس است که از ستون‌ها و ورق‌های کف تشکیل می‌شود. کف‌ها که از ورق‌های آلومینیمی با ضخامت ۱۳ میلی‌متر هستند با دو پیچ به لچکی‌های روی ستون‌ها متصل شده‌اند. پایه به صورت یک ورق آلومینیمی با ضخامت ۳۸ میلی‌متر است و لچکی‌های تکیه‌گاه ستون‌ها به این ورق به وسیله پیچ بسته شده‌اند. تمام پیچ‌ها در حالت اولیه سازه (آسیب ندیده) با پیچش ۰/۷ Nm بسته شده‌اند. در این آزمایش، حالت آسیب دیده با برداشته شدن پیچ‌های بین لچکی و ورق شبیه سازی شده است که نشان دهنده وجود ترک است.

شکل‌های (۲) و (۳) ابعاد سازه و محل قرارگیری شتاب سنج‌ها را نشان می‌دهد. در هنگام آزمایش، نیروی محرک به پایه سازه اعمال شده و پاسخ شتاب در محل شتاب‌سنج‌ها اندازه‌گیری شده است. در هر آزمایش، سه مجموعه داده با سطح تحریک ورودی ۲، ۵ و ۸ ولت ثبت شده است. سطح‌های تحریک مختلف می‌تواند شرایط کاربری متفاوت را در کاربردهای عملی شبیه‌سازی کند. هر سیگنال زمانی شامل ۸۱۹۲ داده است که با فرکانس ۱۶۰۰ Hz نمونه‌گیری شده است.

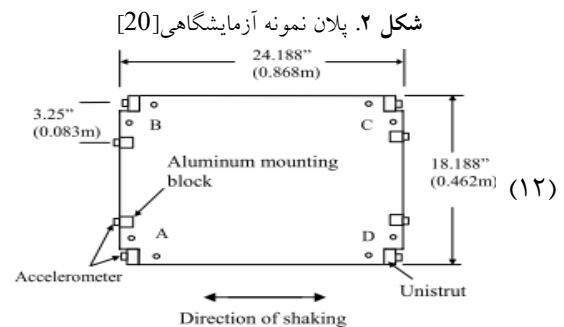


Fig. 2. The top view of test structure [20]

شکل ۳. نمای جانبی نمونه آزمایشگاهی [20]

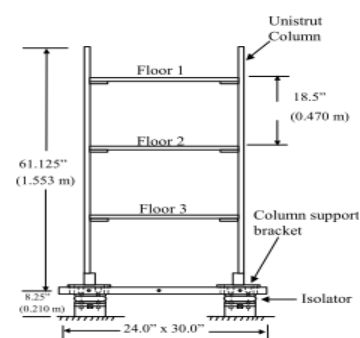


Fig. 3. A side view of test structure [20]

برای تشخیص خرابی روش پیشنهادی روی داده‌های حاصل از سازه یاد شده اعمال می‌شود. ابتدا به کمک روش RD پاسخ ارتعاش آزاد تمامی مجموعه داده‌ها محاسبه می‌شود. برای این کار از شرط تقاطع هم سطح با در نظر گرفتن $\alpha = \sqrt{2}\sigma_x$ ، که در آن σ_x انحراف معیار پاسخ تاریخیچه زمانی است، استفاده شده است. طول بازه زمانی به منظور میانگین‌گیری ۱/۲۵ ثانیه در نظر گرفته شده است. به عنوان نمونه شکل (۴) تابع RD بدست آمده برای حالت سالم در درجه آزادی ۳A (طبقه سوم موقعیت A) را نشان می‌دهد.

به منظور تحلیل سری زمانی از روش دو مرحله‌ای AR-ARX استفاده شده است. برای این‌کار روی ۳۰ گروه از مجموعه داده‌های حالت سالم با سطح تحریک ورودی ۲، ۵ و ۸ ولت (شرایط پیرامونی متفاوت) به عنوان مجموعه داده وضعیت پایه در نظر گرفته می‌شوند. روی هر یک از سیگنال‌های وضعیت پایه $x_j(t)$ مدل اتورگرسیو به صورت زیر اعمال می‌شود.

$$x_j(t) = \sum_{i=1}^p \alpha_{xi}^j x_j(t-i) + e_x^j(t) \quad (11)$$

که در آن α_{xi}^j برابر i امین ضریب AR ضرایب مدل و $e_x^j(t)$ مقدار باقی‌مانده مدل پیش‌بینی AR نسبت به مقدار واقعی و p درجه مدل است.

سپس روی سیگنال وضعیت کنونی سازه $y_j(t)$ مدل اتورگرسیو با همان درجه به صورت زیر اعمال می‌شود.

$$y(t) = \sum_{i=1}^p \alpha_{yi} y(t-i) + e_y(t)$$

در ادامه مدل AR حاصل با مدل‌های وضعیت پایه مقایسه می‌شود و نزدیک‌ترین سیگنال زمانی از وضعیت پایه $(x_k(t))$ به سیگنال زمانی وضعیت کنونی $(y(t))$ با کمترین کردن $\sum_{i=1}^p (\alpha_{yi} - \alpha_{xi}^j)^2$ اختلاف ضرایب مدل AR از طریق

بدست می‌آید. سیگنال زمانی انتخاب شده به عنوان سیگنال زمانی مرجع در نظر گرفته می‌شود.

مراحل فوق به منظور نرمال کردن داده‌ها و کاهش آثار محیطی انجام می‌شود. پس از آن تحلیل سری زمانی با استفاده از روش دو مرحله‌ای AR-ARX روی سیگنال زمانی وضعیت کنونی و سیگنال زمانی مرجع انجام می‌شود.

دهنده وضعیت سالم و شاخص خرابی پایین تر از سطح آستانه نشان دهنده وضعیت آسیب دیده است.

سازه در وضعیتی که خرابی در موقعیت ۱C ایجاد شده است، بررسی شده است. سه مجموعه داده از وضعیت سالم سازه با نیروی محرک ورودی ۲ و ۵ و ۸ ولت (H1، H2 و H3) و سه مجموعه داده از وضعیت آسیب دیده با سطح نیروی محرک ورودی ۲، ۵ و ۸ ولت (D1، D2 و D3) نسبت به حالت مرجع سنجیده شده‌اند. نتایج حاصل در شکل (۵) نشان داده شده است. در این شکل به علت اینکه بتوان تمامی درجات آزادی را در کنار هم نشان داد، معیار باتاچاریا بدست آمده بر سطح آستانه در هر درجه آزادی تقسیم شده است تا سطح آستانه در تمامی درجات آزادی به طور یکسان عدد ۱ باشد و قابلیت مقایسه بین درجات آزادی وجود داشته باشد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود در تمامی درجات آزادی در وضعیت‌های سالم سازه شاخص خرابی بالاتر از سطح آستانه و در وضعیت‌های آسیب دیده سازه شاخص خرابی پایین تر از سطح آستانه است و وضعیت سازه را به درستی نشان می‌دهد. همچنین در موقعیت 1C که خرابی اتفاق افتاده است شاخص خرابی در وضعیت‌های آسیب دیده پایین تر از سایر درجات آزادی است که نشان دهنده مکان خرابی است. همین رویکرد برای سازه در حالتی که خرابی در موقعیت ۳A ایجاد شده، تکرار شده است و نتایج در شکل (۶) آمده است. در این حالت نیز مکان خرابی به درستی قابل تشخیص است به طوری در موقعیت ۳A شاخص خرابی در وضعیت‌های آسیب دیده پایین تر از سایر درجات آزادی است.

به منظور مقایسه رویکرد ارائه شده در این مقاله با روش‌های موجود یک مطالعه مقایسه‌ای انجام شده است. روش ارائه شده بدون استفاده از روش RD روی داده‌های حاصل از سازه قابی سه طبقه شکل (۲) اعمال شده است. سازه در وضعیتی که خرابی در موقعیت ۱C ایجاد شده، بررسی شده است. سه

شکل ۴. (الف) -تاریخچه زمانی شتاب در حالت سالم در درجه آزادی ۳A و (ب) -تابع RD در حالت سالم در درجه آزادی ۳A

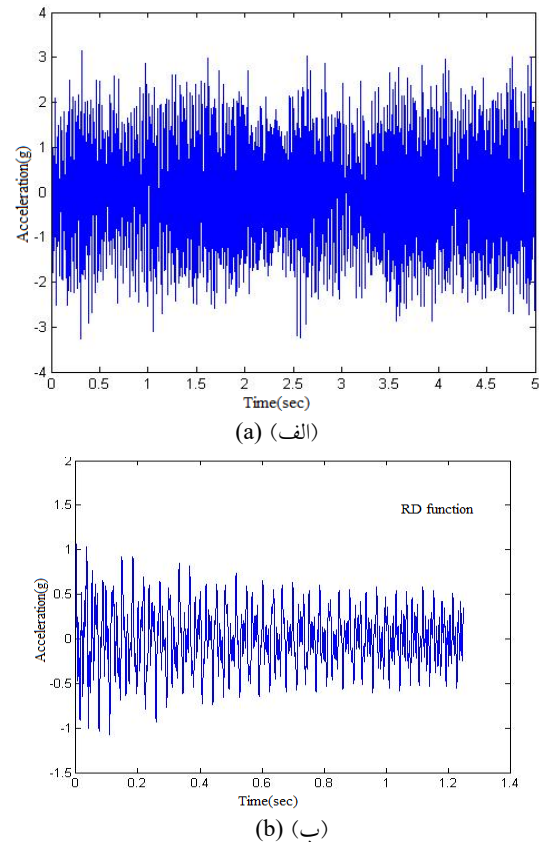


Fig. 4. (a) Accerlation time history at 3A from health state (b) RD fuction at 3A from health state

پس از مشخص شدن مقادیر باقی‌مانده‌های مربوط به سیگنال مرجع $(\varepsilon_x(t))$ و وضعیت کنونی سازه $(\varepsilon_y(t))$ برای محاسبه معیار باتاچاریا، هر کدام از آن‌ها باید به N دسته طبقه‌بندی شوند. برای این کار کمترین مقدار و بیشترین مقدار $\varepsilon_x(t)$ و $\varepsilon_y(t)$ محاسبه و بازه بین آن دو به N دسته تقسیم شده است. مقدار $N = C^{0.5}$ انتخاب شده است که در آن C برابر تعداد داده‌ها است. از آنجایی که مقدار باقی مانده‌ها برابر ۲۰۰۰ است مقدار N برابر ۴۵ انتخاب شده است.

تعیین یک سطح آستانه به منظور خودکار کردن روند تشخیص خرابی ضروری است. در این مقاله برای محاسبه سطح آستانه برای مجموعه داده آزمون انجام شده است. این روند برای هر یک از مجموعه داده‌ها در مجموعه داده مرجع انجام شده است و مقداری که از ۹۵٪ پاسخ‌ها کمتر است به عنوان سطح آستانه انتخاب شده است. شاخص خرابی بالاتر از سطح آستانه نشان

شکل ۵. معیار باتاچاریا بدست آمده در درجات آزادی مختلف (خرابی در موقعیت 1C است)

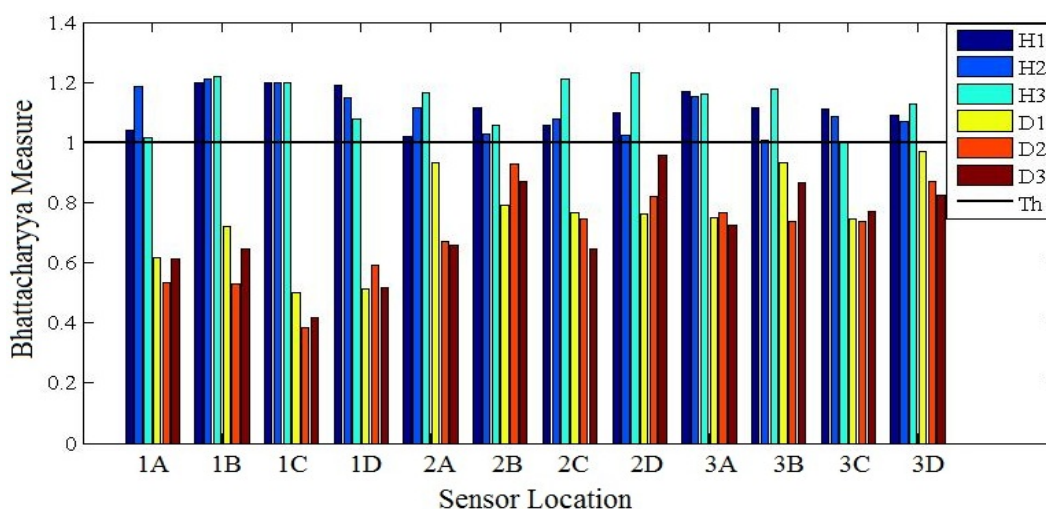


Fig. 5. Bhattacharyya measure at different degrees of freedom (damage location is at 1C)

شکل ۶. معیار باتاچاریا بدست آمده در درجات آزادی مختلف (خرابی در موقعیت 3A است)

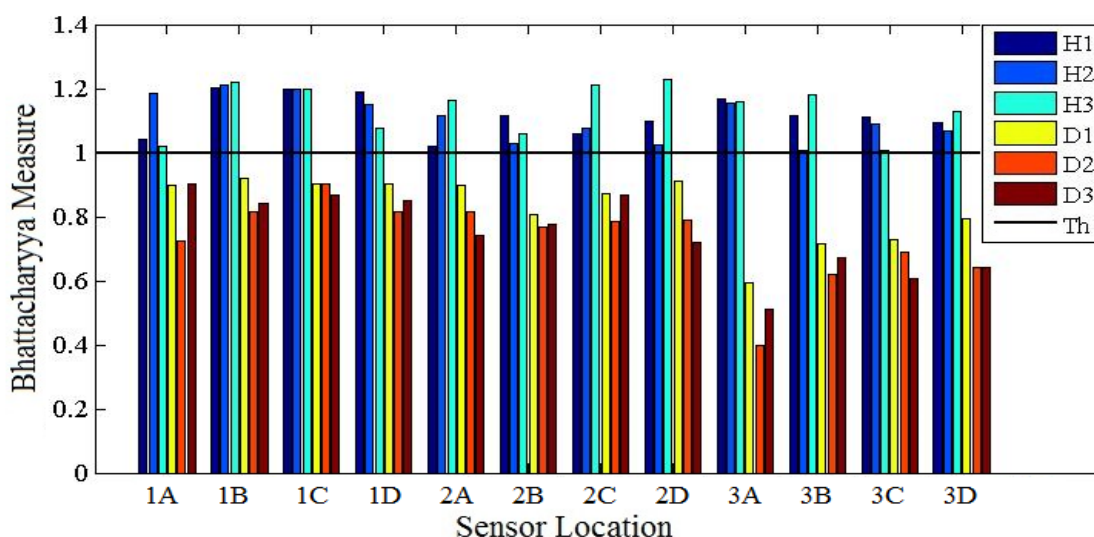


Fig. 6. Bhattacharyya measure at different degrees of freedom (damage location is at 3A)

تشخیص دهد در حالی که استفاده از روش RD توانسته است این مشکل را برطرف کند (شکل ۵). در شکل (۷) نیز در موقعیت 1C شاخص خرابی در وضعیت‌های آسیب دیده پایین‌تر از سایر درجات آزادی است که نشان می‌دهد الگوریتم تشخیص خرابی توانسته است مکان خرابی را به درستی تشخیص دهد.

در این مقاله برای تصمیم‌گیری در مورد وضعیت سازه از معیار باتاچاریا استفاده شده است. برخی از پژوهشگران نسبت انحراف معیار باقی‌مانده‌های مدل AR-ARX را به صورت زیر به عنوان شاخص خرابی در نظر گرفته‌اند [6 و 7].

$$h = \sigma(\varepsilon_y) / \sigma(\varepsilon_x) \quad (13)$$

مجموعه داده از وضعیت سالم سازه با نیروی محرک ورودی ۲ و ۵ و ۸ ولت (H1، H2 و H3) و سه مجموعه داده از وضعیت آسیب دیده با سطح نیروی محرک ورودی ۲، ۵ و ۸ ولت (D1، D2 و D3) نسبت به حالت مرجع سنجیده شده‌اند. نتایج حاصل در شکل (۷) نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود در برخی از درجات آزادی شاخص خرابی در وضعیت‌های سالم سازه پایین‌تر از سطح آستانه و در وضعیت‌های آسیب دیده سازه بالاتر از سطح آستانه است (در شکل ۸) با دایره قرمز مشخص شده است. این موضوع نشان می‌دهد که تغییر در شرایط محیطی باعث شده است که الگوریتم تشخیص خرابی نتواند وضعیت سازه را به درستی

آزادی را در کنار هم نشان داد، شاخص خرابی بدست آمده بر سطح آستانه در هر درجه آزادی تقسیم شده است تا سطح آستانه در تمامی درجات آزادی به طور یکسان عدد ۱ باشد. در شکل (۸) علاوه بر این که در برخی درجات آزادی وضعیت سالم و آسیب دیده به درستی تشخیص داده نشده است (با دایره قرمز نشان داده شده است)، قابلیت تشخیص موقعیت خرابی نیز با استفاده از شاخص خرابی به کارگرفته شده وجود ندارد. از آنجایی که شاخص خرابی مربوط به وضعیت آسیب دیده در درجات آزادی طبقه اول نسبت به سایر طبقات بیشتر است می توان دریافت که خرابی در طبقه اول اتفاق افتاده است اما محل دقیق خرابی مشخص نیست.

شکل ۷. معیار باتاچاریا بدست آمده در درجات آزادی مختلف بدون استفاده از روش RD

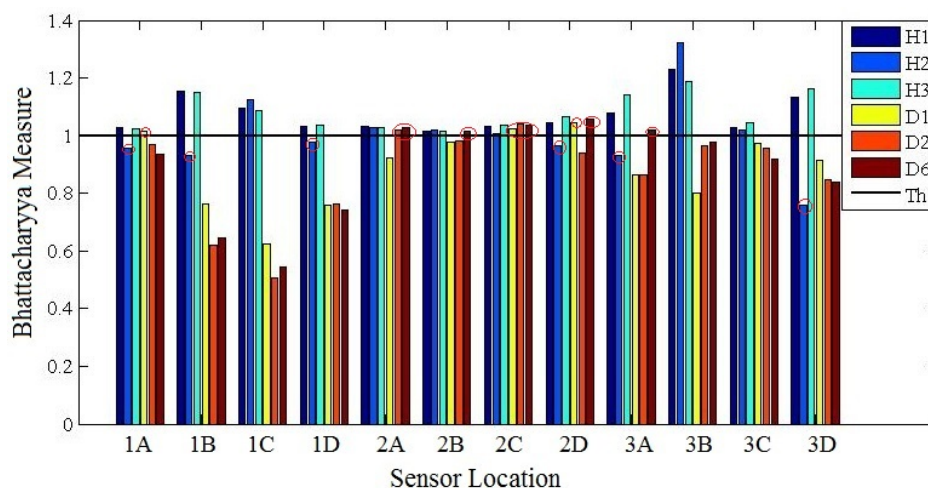


Fig. 7. Bhattacharyya measure at different degrees of freedom without using RD technique

شکل ۸: شاخص خرابی (h) بدست آمده در درجات آزادی مختلف

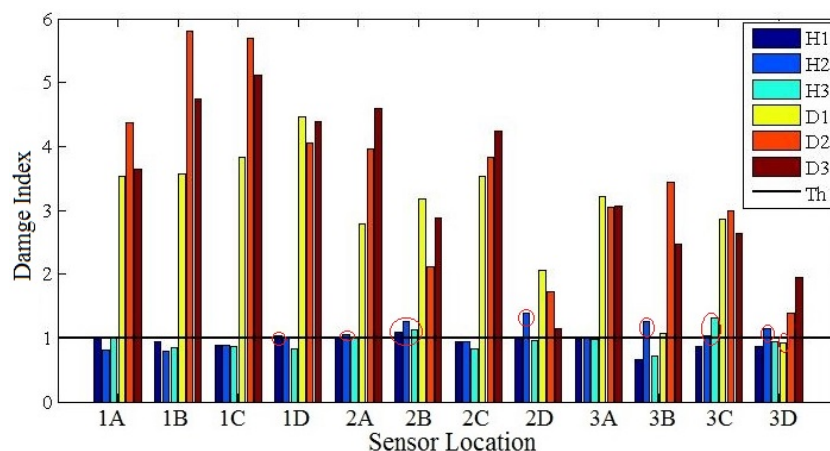


Fig. 8. Damage index (h) at different degrees of freedom

۲-۵- سازه تیری با تغییرات محیطی و کاربری

تیر در معرض تغییرات محیطی و کاربری است. این تیر دارای تکیه‌گاه‌های ساده به طول ۱/۴ متر و سطح مقطع ۵۰×۵۰ میلی‌متر

نمونه دوم که توسط کولا [21] مدلسازی شده است شامل یک

اندازه‌گیری، سازه را در سه نقطه تحریک می‌کند (شکل ۹). شتاب عرضی در ۴۷ نقطه با فاصله یکسان اندازه‌گیری می‌شود. فرکانس نمونه‌گیری 571Hz و تعداد نمونه ها ۲۸۵۹ است. ۵۰ اندازه‌گیری اولیه از سازه سالم است. تغییرات محیطی آرام فرض شده است به طوری که در هر اندازه‌گیری محیط ثابت تلقی می‌شود. با توجه به آنچه گفته شد تغییرات محیطی و کاربری ناشی از سه عامل است: ۱) یک فنر متغیر با رابطه غیر خطی بین دما و ثابت فنر ۲) سه ناحیه با مدول یانگ متفاوت ۳) توزیع تصادفی بار در سه نقطه.

خسارت به صورت کاهش عمق تیر در تکیه گاه فنی است. این نوع از خسارت می‌تواند بیانگر خوردگی موضعی در اطراف مفصل فنر باشد. حسگر ۲۱ در مرکز ناحیه خسارت دیده قرار دارد. حالت آسیب دیده با ۱۰ اندازه‌گیری در شرایط محیطی و کاربری متغیر ناشناخته همراه است.

است (شکل ۹) یک فنر در فاصله ۶۱۲/۵ متری از تکیه یک فنر . یک فنر در فاصله ۶۱۲/۵ متری از تکیه گاه قرار دارد که ثابت فنر با دما رابطه دارد:

$$k = k_0 + \alpha T^3 \quad (14)$$

به طوری که $k_0 = 100 \text{ kN/m}$ ، $\alpha = -0.8$ (با واحد متناسب) و T با توزیع تصادفی یکنواخت بین ۲۰- تا ۴۰+ درجه سانتی گراد است. تیر به سه قسمت با طول مساوی تقسیم می‌شود. مدول یانگ E_i در i امین قسمت رابطه خطی با متغیر محیطی بدون بعد و مستقل Z_i دارد.

$$E_i = E_0 + \sigma_i Z_i, \quad i = 1, 2, 3 \quad (15)$$

که $E_0 = 207 \text{ GPa}$ ، Z_i متغیر نرمال استاندارد و انحراف معیار σ_i در مقاطع مختلف به ترتیب 5GPa، 3GPa و 7GPa است. سازه با ۱۴۴ المان تیر و یک المان فنر شبیه سازی شده است. تحریک تصادفی مستقل با نوسان‌های متفاوت در هر

شکل ۹. سازه تیری با تکیه‌گاه‌های ساده [21].

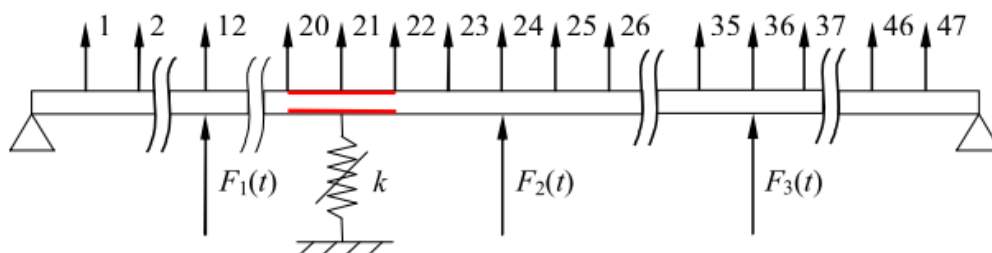


Fig. 9. Simply-supported beam [21]

آستانه است. در وضعیت‌های آسیب دیده سازه (بجز در چند درجه آزادی ابتدایی و انتهایی) شاخص خرابی پایین‌تر از سطح آستانه است و وضعیت سازه را به درستی نشان می‌دهد. در چند درجه آزادی ابتدایی و انتهایی به علت دور بودن از موقعیت خرابی، شاخص خرابی در وضعیت‌های آسیب دیده سازه بالاتر از سطح آستانه است. در درجه آزادی ۲۱ که خرابی اتفاق افتاده است شاخص خرابی در وضعیت‌های آسیب دیده پایین‌تر از سایر درجات آزادی است که نشان دهنده مکان خرابی است.

الگوریتم تشخیص خرابی مانند آنچه در بخش ۵-۱ گفته شد روی داده‌های حاصل از سازه تیری اعمال می‌شود. برای این کار ۱۰ گروه از مجموعه داده‌های حالت سالم به عنوان مجموعه داده وضعیت پایه در نظر گرفته شده است و دو مجموعه داده از وضعیت سالم سازه ($H1$ و $H2$) و دو مجموعه داده از وضعیت آسیب دیده ($D1$ و $D2$) نسبت به حالت پایه سنجیده شده‌اند. نتایج در شکل (۱۰) نمایش داده شده است. شکل (۱۰) نشان می‌دهد که در تمام درجات آزادی در وضعیت‌های سالم سازه شاخص خرابی بالاتر از سطح

شکل ۱۰. معیار باتاچاریا بدست آمده در درجات آزادی مختلف مربوط به سازه تیری

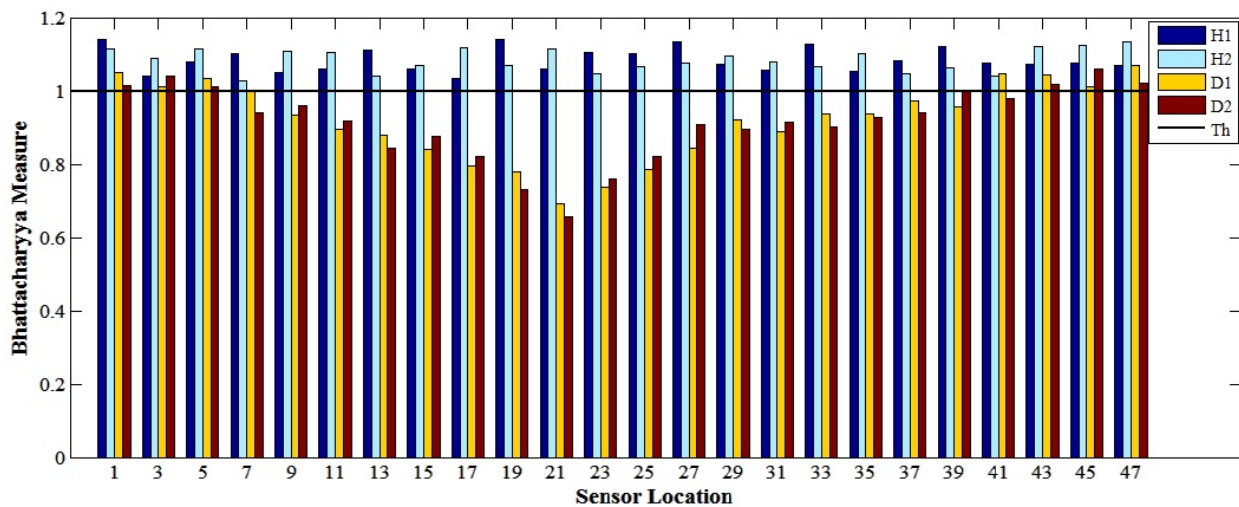


Fig. 10. Bhattacharyya measure of beam at different degrees of freedom

۶- نتیجه گیری

در این مقاله روش کاهش تصادفی در تشخیص خرابی به منظور ارتقای نتایج حاصل از تحلیل سری زمانی معرفی شده است. برای این کار از روش دو مرحله‌ای AR-ARX برای برازش یک مدل ریاضی به داده‌های سری زمانی پاسخ ارتعاش آزاد کاهشی سازه استفاده شده است. پس از محاسبه خطای باقی مانده مدل، معیار جدیدی به نام معیار باتاچاریا برای تعیین وجود خرابی و مکان آن به کار رفته است. از داده‌های حاصل از یک مطالعه آزمایشگاهی روی یک سازه قابی شکل سه طبقه به منظور اعتبارسنجی روش یاد شده استفاده شده است. شرایط کاربری متفاوت با تغییر ولتاژ سیگنال محرک اعمالی به سیستم شبیه‌سازی شده است. خرابی در دو موقعیت متفاوت (۱C و ۳A) ایجاد شده است. الگوریتم ارائه شده روی داده‌های بدست آمده از سازه در شرایط کاربری متفاوت اعمال شده است. نتایج حاصل موفقیت روش ارائه شده را در تشخیص وجود خرابی و تعیین مکان آن در هر دو موقعیت خرابی نشان می‌دهد. به منظور مقایسه رویکرد ارائه شده در این مقاله و روش‌های موجود مقایسه‌ای انجام شده است که در آن رویکرد ارائه شده با حالتی که از روش RD استفاده نشود و همچنین روشی که در آن از نسبت انحراف معیار باقی‌مانده‌های مدل AR-ARX به عنوان شاخص خرابی انتخاب شود، مقایسه شده است. نتایج نشان داد در حالتی که از روش RD

استفاده نشود، در برخی از موارد وضعیت سازه به درستی تعیین نشده است. همچنین در حالتی که نسبت انحراف معیار باقی‌مانده‌های مدل AR-ARX به عنوان شاخص خرابی انتخاب شود، علاوه بر تعیین نادرست وضعیت سازه، امکان تعیین مکان دقیق خرابی نیز وجود ندارد. بر اساس نتایج می‌توان گفت که روش پیشنهادی توانسته است که به کمک روش RD آثار مخدوش کننده ناشی از تغییر عوامل کاربری را در سیگنال پاسخ سازه حذف کند و آنها را از تغییرات ناشی از ایجاد خرابی تمیز دهد و در نتیجه توانسته است وضعیت سازه را به درستی تعیین کند. همچنین در روش پیشنهادی از معیار باتاچاریا برای دسته بندی شاخص‌های خرابی در وضعیت‌های مختلف سازه استفاده شده است که نتایج نشان داد این معیار نسبت به انحراف معیار باقی‌مانده‌های مدل AR-ARX روش قوی‌تری در دسته بندی شاخص‌های خرابی و تعیین وضعیت سازه و مکان دقیق خرابی است. سپس الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص خرابی در یک تیر مدلسازی شده در معرض تغییرات محیطی و کاربری بکار گرفته شده است. نتایج نشان داد که روش ارائه شده می‌تواند در تعیین وجود خرابی و تعیین مکان آن به درستی عمل کند.

با توجه به تحلیل‌های انجام گرفته مشخص شد که استفاده از روش کاهش تصادفی باعث کاهش تاثیر عوامل محیطی و کاربری در پایش سلامت سازه می‌شود و در تشخیص بهتر

- وجود خرابی موثر است. همچنین استفاده از معیار باتاچاریا به عنوان شاخص خرابی هم در تشخیص وجود خرابی و هم در تعیین مکان آن نتایج را بهبود می بخشد.
- ### مراجع
- [11] Entezami A., Shariatmadar H. 2019 Structural health monitoring by a new hybrid feature extraction and dynamic time warping methods under ambient vibration and non-stationary signals. *Measurement*, 134, 548–568.
 - [12] Wijesundara, K. K., Negulescu, C., Foerster, E. 2015 Estimation of Modal Properties of Low-Rise Buildings Using Ambient Excitation Measurements. *Shock and Vibration*.
 - [13] Wen Q., Hua X. G., Chen Z. Q., Niu H. W., Wang X. Y. 2018 AMD-Based Random Decrement Technique for Modal Identification of Structures with Close Modes. *Journal of Aerospace Engineering*, 31(50).
 - [14] Gul M & Catbas FN. 2011 Structural health monitoring and damage assessment using a novel time series analysis methodology with sensor clustering. *Journal of Sound Vibration*, 330, 1196–1210.
 - [15] Entezami A., Shariatmadar H. 2015 New application of random decrement technique to structural health monitoring using control chart. In *5th international conference on acoustic and vibration*.
 - [16] Cole H. A. 1973 On-line Failure Detection and Damping Measurements of Aerospace Structures by Random Decrement Signature. *NASA CR-2205*.
 - [17] Rodrigues J., Rune Brincker P. 2005 Application of the random decrement technique in operational modal analysis. *Proceedings of the 1st International Operational Modal Analysis Conference*, 191–200.
 - [18] Ohtsu K., Peng H., Kitagawa G. 2015. Time Series Modeling for Analysis and Control. *Springer Japan*.
 - [19] Derpanis K. g. 2008. The Bhattacharyya Measure, *Mendeley Computer*, 1.1990-1992.
 - [20] Fasel T. R., Sohn H., Farrar C. R. 2003 Application of frequency domain ARX models and extreme value statistics to damage detection. *Engineering Sciences & Applications Division*, Los Alamos National Laboratory, NM 87545.
 - [21] Kullaa, J. 2014. Benchmark Data for Structural Health Monitoring. *7th European Workshop on Structural Health Monitoring, France*.
 - [1] Amezcuita-Sanchez J., Adeli H. 2015 Feature extraction and classification techniques for health monitoring of structures. *Journal of Sciences*, 22(6), 1931-1940.
 - [2] Qarib H., Adeli H. 2014 Recent advances in health monitoring of civil structures. *Journal of Sciences*, 21(6), 1733-1742.
 - [3] Noman A.S., Deeba F. and Bagchi A. 2013 Health Monitoring of Structures Using Statistical Pattern Recognition Techniques. *Journal of Performance of Constructed Facilities*, 27(5), 575-584.
 - [4] Yao R. & Pakzad S.N. 2012 Autoregressive statistical pattern recognition algorithms for damage detection in civil structures. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 31, 355-368.
 - [5] Yeager M., Gregory B. & Key C. 2018 on using robust Mahalanobis distance estimations for feature discrimination in a damage detection scenario. *Structural Health Monitoring*, 18(1), 245–253.
 - [6] Wu C., Li S., Zhang Y. 2019 Structural Damage Identification Based on AR Model with Additive Noises Using an Improved TLS Solution. *Sensors*, 19(19).
 - [7] Sohn, H. & Farrar, C. R. 2001 Damage Diagnosis Using Time Series Analysis of Vibration Signals. *Smart Materials and Structures*, 10(3), 446–452.
 - [8] Zhang Q.W. 2007 Statistical damage identification for bridges using ambient vibration data. *Computers and Structures*, 85 (7–8), 476–485.
 - [9] Roy K., Bhattacharya B., Ray-Chaudhuri S. 2015 ARX model-based damage sensitive features for structural damage localization using output-only measurements. *Journal of Sound Vibration*, 349, 99–122.
 - [10] Farahani R., Penumadu D., 2015 Full-scale bridge damage identification using time series analysis of a dense array of geophones excited by drop weight. *Structural Control and Health Monitoring*, 23(7).

Application of random decrement technique and Bhattacharyya measure to damage detection under environmental and operational variability

Fahimeh Jalalifar¹, Farzad Shahabian Moghadam^{*2}, Mohammad Reza Esfahani²

1. PhD student, Civil Engineering Department, Faculty of Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

2. Professor, Civil Engineering Department, Faculty of Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

shahabf@um.ac.ir

Abstract

Damage detection is a necessary part for structural health monitoring (SHM), being beneficial to SHM and determining the severity of damage. Application of statistical pattern recognition methods for SHM has gained considerable attention to detect changes in a structure. One of the advantages of these methods is that only data from undamaged state is needed in training phase (unsupervised learning) as opposed to supervised learning where data from both undamaged and damaged conditions is required to train the model. There are different approaches used by researchers and the success of a certain one may depend on the type of structure or structural changes. Most of studies focused on the application of statistical pattern recognition methodologies for SHM utilize the time series analyses for extracting damage-sensitive features. These features are statistical properties of time series models that directly depend on damage. Extracting damage-sensitive features is a fundamental step in damage detection process because pattern recognition algorithms can identify the state of structure unless these features are just dependent on damage. The change in an environmental and operational condition during the data acquisition process is one of the problems that causes damage features to be depended on factors besides existence of damage. This can lead to incorrect structural state identification. On the other hand, after extracting damage-sensitive features, the application of a statistical novelty detection methodology for decision making on structural state is a significant topic in SHM.

This paper proposes a new application of random decrement (RD) technique in order to choose appropriate and accurate damage features which are independent from environmental and operational conditions of structure. The RD technique transforms time series data of the structural response to free decay vibration form that only consist of dynamic properties information by averaging them at specific time. Moreover, a novel statistical method named as Bhattacharyya measure is applied as a robust method for damage diagnosis. The Bhattacharyya measure determines the discrepancy between damage features from different structural states through partitioning data and utilizing numerical information of each partition. Herein, before extracting damage features, time series data are averaged through RD technique. Then the Autoregressive-Autoregressive with exogenous output model (AR-ARX) is used to fit a mathematical model to the averaged time series data and the residuals are considered as damage features. The Bhattacharyya measure is utilized for damage identification and localization. The data obtained from an experimental study on a three-story frame structure model are exploited to validate the accuracy and reliability of the proposed algorithm. Damage is induced at two different locations. The proposed algorithm is conducted on data from various operational conditions at two different locations. A comparative study is also carried out to demonstrate the superiority of the proposed algorithm over some exiting techniques. Results show that the application of random decrement technique reduces the influence of operational and environmental condition due to averaging and normalizing data and correctly determines the state of structure. In addition, using Bhattacharyya measure improves the structural health monitoring results in damage identification and localization.

Keyword: Damage detection, Statistical pattern recognition, Bhattacharyya measure, Random decrement technique, Environmental and operational variability