

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی عمران

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی عمران

تشخیص آسیب سازه‌ای با استفاده از روش تجزیه مودی بهبود یافته و روش‌های آماری

نگارنده: محمدعلی هروی

استاد راهنما

دکتر سیدمهدی توکلی

مهرماه ۱۳۹۹

در این صفحه صورت جلسه دفاع را قرار دهید. لازم است پس از صحافی این صفحه مجدداً توسط دانشکده مهر گردد و استاد راهنما با امضای خود اصلاحات پایان نامه را تایید کند.

تقدیم بہ:

خدائی کہ آفرید

جہان را، انسان را، عقل را، علم را، معرفت را، عشق را

و

بہ کسانی کہ عشقشان را در وجودم دمید

گاہی بیایم و احوالشان را پریم

تشکر و قدردانی

در آغاز، پس از سپاس خداوند بزرگ، بر خود لازم میدانم از راهنمایی‌های ارزشمند استاد محترم،

جناب آقای دکتر سید مهدی توکلی، صمیمانه سپاسگزاری نمایم تا بدین وسیله گوشه‌ای از زحماتی ایشان در این

پژوهش را جبران نمایم.

تهدنامه

اینجانب محمدعلی هروی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی عمران -
گرایش سازه دانشکده مهندسی عمران دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه تشخیص
آسیب سازه‌ای با استفاده از روش تجزیه مودی بهبود یافته و روش‌های آماری تحت
راهنمایی جناب آقای دکتر سید مهدی توکلی متعهد می‌شوم.

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .

چکیده

شناسایی آسیب و پایش سلامت سازه‌ها در طی دهه‌های اخیر با سه هدف اصلی کاهش هزینه نگهداری، ارتقاء ایمنی و قابلیت اطمینان سازه مورد توجه قرار گرفته است. پیشرفت علم و تکنولوژی حسگرهای سازه‌ای و روش‌های بررسی پاسخ حسگرها، روش‌های غیرمخرب را به روش‌هایی کاربردی، آسان و باصرفه برای شناسایی آسیب سازه‌ای تبدیل کرده است. بازرسی‌های دوره‌ای جهت جلوگیری از توسعه و تشدید میزان آسیب یک امر مهم در پایش سلامت سازه است. این موضوع، اهمیت توسعه‌ی روش‌هایی که بتوانند تنها با استفاده از پاسخ‌های ارتعاشی ثبت شده در مدت زمان معین، آسیب به وجود آمده در سازه را شناسایی کنند را برجسته‌تر می‌سازد. در این پژوهش تلاش می‌شود تا با بهره‌گیری از ابزارهای پردازش داده ویژگی‌های حساس به آسیب به گونه‌ای مشخص شوند که بتوان وجود آسیب، محل و شدت آن را تنها با استفاده از پاسخ ارتعاشی شتاب ثبت شده در زمان، تعیین کرد. در ابتدا روش تجزیه مودی تجربی به عنوان روشی با هدف حذف نویز موجود در داده‌ها برای پایش اولیه آن‌ها اعمال می‌شود. مدل‌سازی سری زمانی یک روش قدرتمند و کارا است که با استفاده از این روش می‌توان پاسخ ارتعاشی سازه را به یک مدل ریاضی تبدیل کرد و ویژگی‌های حساس به آسیب از پاسخ‌های ارتعاشی سازه را استخراج نمود. این روش‌ها نیازمند یک معیار تصمیم‌گیری آماری جهت تعیین میزان تغییرات ایجاد شده بین داده‌های مشاهداتی است. در این پژوهش، با استفاده از مدل‌سازی سری زمانی خودهمبسته ویژگی‌های حساس به آسیب سازه شامل پارامترهای مدل استخراج می‌شود. تابع چگالی احتمال داده‌ها یک معیار برای تعیین میزان انحراف و یا تغییرات ایجاد شده در داده است. از این رو، با محاسبه‌ی تابع چگالی احتمال ویژگی‌های حساس به آسیب می‌توان روند تغییرات ناشی از آسیب در سازه را مشاهده و بررسی کرد. اما صرف استفاده از تابع چگالی احتمال ویژگی‌ها، نمی‌توان به تنهایی در مورد وجود آسیب نتیجه‌گیری کرد. بنابراین با استفاده از فاصله‌ی همبستگی داده‌ها که یک روش تصمیم‌گیری آماری است، می‌توان به خوبی در مورد این تغییرات تصمیم‌گیری کرد. مزیت اصلی استفاده از فاصله‌ی همبستگی این است که مستقل بودن دو متغیر تصادفی را به وسیله‌ی یک مقدار عددی نشان می‌دهد. از این رو، یک روش نوین و سریع برای فاصله‌ی همبستگی به کار گرفته شده است. برای ارزیابی روش پیشنهادی، شناسایی آسیب سازه بر روی دو سازه پنج مارک پایش سلامت سازه مورد استفاده قرار می‌گیرد. نتایج نشان می‌دهد روش پیشنهادی بر مبنای استفاده از تابع چگالی احتمال ویژگی‌های استخراج شده از مدل‌سازی سری زمانی به خوبی توانسته است آسیب سازه را شناسایی کند. همچنین روش پیشنهاد شده فاصله‌ی همبستگی محل وقوع آسیب را در دو مثال ذکر شده با دقت مناسب شناسایی کرده است.

واژه‌های کلیدی: شناسایی آسیب، پایش سلامت سازه، مدل‌سازی سری زمانی، فاصله همبستگی، شناخت

آماری الگو، تجزیه تجربی مودی.

فهرست

۵	فهرست شکل‌ها
ز	فهرست جدول‌ها
۱	فصل ۱ مقدمه
۲	۱-۱ مقدمه
۴	۲-۱ پایش سلامت سازه
۵	۱-۲-۱ تعریف آسیب
۵	۲-۲-۱ انواع آسیب
۶	۳-۲-۱ طبقه بندی علم تشخیص آسیب
۶	۴-۲-۱ مراحل شناسایی آسیب
۷	۳-۱ انواع روش‌های پایش سلامت سازه
۱۲	۴-۱ کاربرد روش‌های آماری در پایش سلامت سازه
۱۳	۱-۴-۱ ارزیابی عملیاتی
۱۴	۲-۴-۱ جمع آوری داده
۱۴	۳-۴-۱ استخراج ویژگی
۱۵	۴-۴-۱ تصمیم‌گیری آماری برای طبقه بندی ویژگی‌ها
۱۷	۵-۱ هدف و ضرورت تحقیق
۱۸	۶-۱ ساختار پایان نامه
۱۹	۷-۱ جمع بندی
۲۱	فصل ۲ ادبیات فنی
۲۲	۱-۲ مقدمه

۲-۲	مروری بر روش‌های شناسایی آسیب	۲۲
۱-۲-۲	روش‌های مبتنی بر فرکانس طبیعی	۲۲
۲-۲-۲	روش‌های مبتنی بر شکل مودی	۲۳
۳-۲-۲	روش‌های مبتنی بر میرایی	۲۴
۴-۲-۲	روش‌های مبتنی بر توابع پاسخ فرکانسی	۲۴
۵-۲-۲	روش‌های مبتنی بر به‌روزرسانی مدل	۲۵
۶-۲-۲	روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی	۲۶
۷-۲-۲	روش‌های مبتنی بر بهینه‌سازی	۲۶
۸-۲-۲	روش‌های مبتنی بر پردازش داده	۲۷
۳-۲	روش‌های مبتنی بر پردازش داده	۲۸
۱-۳-۲	انواع روش‌های پردازش داده	۲۸
۴-۲	روش‌های حوزه زمان	۲۹
۵-۲	روش‌های حوزه فرکانسی	۳۰
۶-۲	روش‌های زمان-فرکانسی	۳۱
۷-۲	پژوهش‌های انجام شده در زمینه کاربرد روش‌های آماری در پایش سلامت سازه	۳۳

فصل ۳ روش تحقیق	۳۷
------------------------	-----------

۱-۳	مقدمه	۳۸
۲-۳	روش تجزیه تجربی مودی	۳۹
۱-۲-۳	ارائه یک راه‌کار بهبود دهنده جهت شناسایی تابع مود ذاتی معنی‌دار	۴۳
۳-۳	مدل‌سازی سری زمانی	۴۴
۱-۳-۳	مدل خودهمبسته	۴۵

۴۶	مدل خودهمبسته با ورودی برونزا..... ۲-۳-۳
۴۶	مدل میانگین متحرک..... ۳-۳-۳
۴۷	مدل خودهمبسته میانگین متحرک..... ۴-۳-۳
۴۷	مدل خودهمبسته میانگین متحرک با ورودی برونزا..... ۵-۳-۳
۴۸	۴-۳ شناسایی نوع مدل.....
۴۸	۱-۴-۳ شناسایی مدل توسط باکس-جنکینز.....
۴۹	۲-۴-۳ شناسایی مدل توسط لیپورن-مک کاب.....
۵۰	۵-۳ انتخاب مرتبه‌های الگوهای سری زمانی.....
۵۱	۱-۵-۳ روش تعیین مرتبه تکراری مدل‌سازی براساس آزمون لجانگ-باکس.....
۵۲	۶-۳ استخراج ویژگی از تحلیل سری زمانی.....
۵۵	۷-۳ چهار گشتاور اول آماری.....
۵۷	۸-۳ تابع چگالی احتمال کرنل.....
۵۸	۹-۳ تصمیم‌گیری آماری.....
۵۸	۱-۹-۳ فاصله‌ی همبستگی سریع.....
۶۰	۱۰-۳ آستانه آسیب.....
۶۱	۱۱-۳ الگوریتم روش پیشنهادی و ساختار برنامه کامپیوتری تهیه شده.....

۶۵	فصل ۴ نتایج
----	--------------------

۶۶	۱-۴ مقدمه.....
۶۶	۲-۴ سازه سه طبقه آزمایشگاهی.....
۶۶	۱-۲-۴ معرفی سازه و مشخصات.....
۶۸	۲-۲-۴ جمع آوری داده.....

۷۱	۳-۲-۴ نرمال سازی پاسخ های سازه.....
۷۱	۴-۲-۴ تجزیه تجربی مودی.....
۷۷	۵-۲-۴ انتخاب الگوی مناسب.....
۷۸	۶-۲-۴ مدل سازی AR.....
۸۰	۷-۲-۴ تابع چگالی احتمال.....
۸۱	۸-۲-۴ تصمیم گیری آماری.....
۸۴	۳-۴ سازه پل چوبی.....
۸۴	۱-۳-۴ معرفی سازه و مشخصات.....
۸۵	۲-۳-۴ جمع آوری داده.....
۸۷	۳-۳-۴ تجزیه تجربی مودی.....
۹۲	۴-۳-۴ انتخاب الگوی مناسب.....
۹۴	۵-۳-۴ مدل سازی AR.....
۹۵	۶-۳-۴ توابع چگالی احتمال.....
۹۶	۷-۳-۴ تصمیم گیری آماری.....

۹۹	فصل ۵ بحث و نتیجه گیری
----	------------------------

۱۰۰	۱-۵ مقدمه.....
۱۰۰	۲-۵ نتایج.....
۱۰۲	۳-۵ پیشنهادات.....
۱۰۵	مراجع.....

فهرست شکل؛

- شکل ۱-۱ روش‌های پایش سلامت سازه ۹
- شکل ۲-۱ مراحل روش‌های آماری در پایش سلامت سازه ۱۳
- شکل ۱-۳ یافتن اکسترمم و مینیمم‌های محلی و برازش منحنی اسپیلاین ۴۰
- شکل ۲-۳ میانگین‌گیری از دو منحنی اسپیلاین اکسترمم‌های محلی ۴۱
- شکل ۳-۳ تابع مود ذاتی اول بدست آمده و باقیمانده‌ی آن ۴۲
- شکل ۴-۳ مراحل روش پیشنهادی ۶۳
- شکل ۱-۴ مدل سازه قاب فلزی آزمایشگاهی و ضربه گیر نصب شده در آن ۶۷
- شکل ۲-۴ مشخصات سازه قاب فلزی آزمایشگاهی ۶۷
- شکل ۳-۴: پاسخ شتاب سازه الف) حسگر شماره ۲ حالت ۱ ب) حسگر شماره ۲ حالت ۱۴ ج) حسگر شماره ۴ حالت ۱ د) حسگر شماره ۴ حالت ۱۴ ۷۰
- شکل ۴-۴ توابع مود ذاتی استخراج شده حسگر ۲ حالت ۱ ۷۲
- شکل ۵-۴ توابع مود ذاتی استخراج شده حسگر ۲ حالت ۱۴ ۷۳
- شکل ۶-۴ توابع مود ذاتی استخراج شده حسگر ۴ حالت ۱ ۷۴
- شکل ۷-۴ توابع مود ذاتی استخراج شده حسگر شماره ۴ حالت ۱۴ ۷۵
- شکل ۸-۴ مقدار انرژی تابع مود ذاتی داده‌های حسگرهای ۲ و ۴ در حالت‌های ۱ و ۱۴ ۷۶
- شکل ۹-۴ نتایج آزمون لیپورن-مک‌کاب برای حسگرهای ۲ تا ۵ حالت‌های یک تا ۱۷ برای خطی و مانا بودن داده‌ها و امکان استفاده از مدل AR برای اندازه‌گیری‌های الف) ۱ ب) ۱۰ ج) ۱۵ د) ۲۵ ۷۷
- شکل ۱۰-۴ پارامترهای حالت سالم ۱ و آسیب دیده ۱۴ در حسگرهای ۲ و ۴ ۸۰
- شکل ۱۱-۴ تابع چگالی احتمال پارامترهای مدل AR ۸۱

- شکل ۴-۱۲ نتایج نهایی فاصله‌ی همبستگی قاب سه طبقه آزمایشگاهی ۸۳
- شکل ۴-۱۳ مدل سازه پل چوبی ۸۵
- شکل ۴-۱۴ موقعیت ارتعاشگر و حسگرهای سازه ۸۶
- شکل ۴-۱۵ پاسخ شتاب سازه الف) حسگر شماره ۱ حالت HC1 ب) حسگر شماره ۱ حالت DC5 ج) حسگر شماره ۴ حالت HC1 د) حسگر شماره ۴ حالت DC5 ۸۷
- شکل ۴-۱۶ توابع مود ذاتی پاسخ حسگر ۱ در حالت HC1 ۸۸
- شکل ۴-۱۷ توابع مود ذاتی پاسخ حسگر ۱ در حالت DC5 ۸۹
- شکل ۴-۱۸ توابع مود ذاتی پاسخ حسگر ۴ در حالت HC1 ۹۰
- شکل ۴-۱۹ توابع مود ذاتی پاسخ حسگر ۴ در حالت DC5 ۹۱
- شکل ۴-۲۰ مقدار انرژی تابع مود ذاتی داده‌های حسگرهای ۱ و ۴ در حالت‌های ۱ و ۱۴ ۹۲
- شکل ۴-۲۱ نتایج خروجی مقادیر شاخص آماری و c-value آزمون لیپورن- مک کاب الف) سری اندازه‌گیری شده ۱ ب) سری اندازه‌گیری شده ۵ ج) سری اندازه‌گیری شده ۱۰ د) سری اندازه‌گیری شده ۲۰ ۹۳
- شکل ۴-۲۲ نتایج پارامترهای AR استخراج شده حسگرهای ۱ و ۴ در حالت HC1 و DC5 ۹۵
- شکل ۴-۲۳ توابع چگالی احتمال پارامترهای حسگرهای ۱ و ۴ در حالت HC1 و DC5 ۹۵
- شکل ۴-۲۴ نتایج نهایی فاصله‌ی همبستگی قاب سه طبقه آزمایشگاهی ۹۷

فهرست جدول‌ها

جدول ۱-۳ معیار شناسایی مدل سری زمانی.....	۴۸
جدول ۲-۳ جدول تعیین مقدار c-value.....	۵۰
جدول ۳-۳ ویژگی‌های حساس به آسیب با استفاده از داده خام.....	۵۶
جدول ۱-۴ سناریوهای وضعیت سالم و آسیب دیده در قاب سه طبقه آزمایشگاهی.....	۶۸
جدول ۲-۴ مقادیر خروجی مقدار منطقی و معیار p-value آزمون لجانگ-باکس.....	۷۸
جدول ۳-۴ مرتبه بدست آمده در آزمون آماری لجانگ-باکس.....	۷۹
جدول ۴-۴ مقادیر آستانه آسیب براساس مقادیر فاصله‌ی همبستگی.....	۸۲
جدول ۵-۴ سناریوهای وضعیت سالم و آسیب دیده سازه.....	۸۵
جدول ۶-۴ مقادیر p-value و h آزمون لیورن-مک‌کاب.....	۹۳
جدول ۷-۴ مرتبه‌های بدست آمده از آزمون لجانگ-باکس.....	۹۴
جدول ۸-۴ مقادیر آستانه آسیب برای هر حالت آسیب دیده پل چوبی.....	۹۶

فصل ۱ مقدمه

۱-۱ مقدمه

پایش سلامت یک سامانه به منظور تشخیص آسیب در آن، همواره مورد توجه مهندسين در زمینه‌های هوافضا، مکانیک و عمران بوده است. به صورت کلی، آسیب به عنوان تغییری خواسته یا ناخواسته در یک سامانه تعریف می‌شود که در زمان حال و یا آینده، تأثیر منفی در عملکرد آن داشته باشد. بنابراین، آسیب به واسطه‌ی مقایسه بین دو وضعیت از سازه که یکی از این وضعیت‌ها معمولاً حالت اولیه یا سالم و دیگری وضعیت در حالت آسیب‌دیده است، مفهوم پیدا می‌کند. در مهندسی عمران شناسایی آسیب سازه‌ها از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است. سالیانه هزینه‌های فراوانی صرف ساخت و نگهداری خطوط ارتباطی و سازه‌های زیربنایی می‌شود [۱].

سازه‌های عمرانی همچون پل‌ها، برج‌ها و ساختمان‌هایی با اهمیت بالا مانند یک نیروگاه، یک برج تجاری یا اداری مهم و حتی یک بیمارستان بزرگ، دارایی با ارزش هر کشور به‌شمار می‌آیند. نگهداری و بررسی عملکرد مطلوب این گونه سازه‌ها برای حفظ جان عمومی افراد و استفاده آیندگان از اهمیت بالایی برخوردار است. در جوامع پیشرفته، این سازه‌ها، منجر به تسهیلاتی در شبکه‌ی خطوط حمل‌ونقل، فعالیت‌های صنعتی و زندگی روزمره افراد می‌شود [۲]. بنابراین، نظارت بر سلامت و بررسی آسیب‌های احتمالی آن‌ها در قالب ارزیابی سازه^۱ انجام می‌گیرد. سلامت و تشخیص آسیب یک سازه را باید در بلاهای طبیعی همانند زلزله‌ها، تند باده‌ها، سیل‌ها و پدیده‌های غیرطبیعی مثل انفجارهای عظیم مورد بررسی قرار داد [۳]. با زیاد شدن قدمت ساختمان‌ها از یک طرف و زوال و آسیب در آن‌ها از طرف دیگر و کاهش بازده سازه‌های موجود، مهندسان عمران به بهبود و ارتقاء عملکرد این گونه ساختمان‌ها ترغیب می‌شوند تا با استفاده از امکانات موجود و خلق روش‌های جدید به تشخیص و شناسایی آسیب در سازه‌ها بپردازند [۴].

^۱ Structural Assessment

پایش سلامت سازه دانشی است که از فرآیندهای دینامیکی غیرمخرب چندگانه برای بررسی عملکرد و رفتار سازه استفاده می‌کنند. در واقع، پایش سلامت سازه فرآیندی عملی و اجرایی شناسایی آسیب بر اساس مفاهیم ارتعاشی نامیده می‌شود. جایگزینی این روش با روش‌های سنتی بازرسی و کنترل سازه‌ها می‌تواند باعث افزایش عمر مفید سازه شده و به مقدار قابل توجهی هزینه‌های بازرسی دوره‌ای و تعمیر و نگهداری این سازه‌ها را کاهش دهد. به همین علت، تحقیقات بسیاری در این زمینه در دانشگاه‌ها، مراکز تحقیقاتی و صنعتی صورت گرفته است. در حال حاضر، روش‌های متعددی از قبیل اشعه‌ی ایکس^۱، سی اسکن^۲، بازرسی اولتراسونیک^۳، امواج شنوایی^۴، میدان مغناطیسی^۵، جریان ادی^۶ و میدان حرارتی^۷ به منظور تشخیص آسیب در اعضا، مورد استفاده قرار می‌گیرند [۵]. با این حال، این روش‌ها نمی‌توانند به سرعت آسیب را تشخیص دهند. همچنین، این روش‌ها تنها به صورت محلی بوده و نمی‌توان از آن‌ها برای ارزیابی رفتار کل سازه بهره جست. با توجه به ضعف روش‌های گذشته‌ی شناسایی سلامت کلی سازه و نیاز به تشخیص آسیب در سازه‌های پیچیده، امروزه روش‌های دیگری ارائه شده‌اند که به بررسی پاسخ سازه برای تعیین آسیب می‌پردازند. این روش‌ها را به طور کلی می‌توان به دو گروه استاتیکی و دینامیکی تقسیم کرد که روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های ارتعاشی سازه (دینامیکی) بیشتر مورد توجه محققین قرار گرفته است [۵ و ۶].

۱ X-ray

۲ C scan

۳ Ultrasonic inspection

۴ Acoustic emission

۵ Magnetic field

۶ Eddy-current

۷ Thermal field

دو پایه‌ی اصلی روش‌های مبتنی بر پاسخ دینامیکی در پایش سلامت سازه، تکنولوژی حسگرها^۱ و روش‌های تحلیل و تفسیر داده‌ها (سیگنال‌ها) است. امروزه، تکنولوژی حسگرها پیشرفت شگرفی کرده است و بسیاری از حسگرها مانند شتاب سنج‌ها^۲، فیبر نوری^۳ و پیزوالکتریک^۴ در پایش سلامت سازه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. از سوی دیگر، تحقیقات گسترده‌ای به منظور ارائه‌ی روش‌هایی نوین جهت تحلیل و تفسیر داده‌های حسگرها برای استخراج ویژگی‌های سازه در حال انجام است.

۱-۲ پایش سلامت سازه

پایش سلامت سازه‌ها شامل پایش لحظه‌ای یک سازه با استفاده از حسگرهای موجود در آن می‌باشد. محل قرارگیری حسگرها در دقت شناسایی آسیب تأثیر دارد. برای این که بتوان به صورت کلی آسیب را در یک سازه تشخیص داد، روشی بر مبنای پاسخ سازه مورد استفاده قرار می‌گیرد. از میان روش‌های کلی که تا امروزه ارائه شده است روش‌های مبتنی بر پاسخ ارتعاشی سازه^۵ مورد اهمیت بیشتری قرار گرفته است [۵]. در این روش‌ها فرآیند استخراج پارامترهای حساس به آسیب و تحلیل آن‌ها با استفاده از بررسی پاسخ ارتعاشی ثبت شده از رفتار سازه به واسطه حسگرهای موجود در آن انجام می‌گیرد.

^۱ Sensor

^۲ Accelerometet

^۳ Fiber optic

^۴ Piezoelectric

^۵ Vibration-based methods

۱-۲-۱ تعریف آسیب

آسیب به عنوان تغییرات وارد شده به یک سامانه که در عملکرد حال و آینده آن تأثیر منفی بگذارد، تعریف شود. معنی ضمنی این تعریف این است که آسیب در مقایسه‌ی بین دو حالت سامانه که یکی از آن‌ها حالت اولیه یا سالم و دیگری حالت آسیب‌دیده است، تعریف می‌شود. بنابراین، تعریف آسیب به تغییرات خواص مصالح و خواص هندسی سامانه که در عملکرد حال و آینده آن تأثیر منفی دارد، محدود می‌شود. به عنوان مثال، با ایجاد یک ترک در سازه، در هندسه سازه تغییر روی می‌دهد که باعث تغییر در سختی سازه می‌شود. آسیب می‌تواند از وقایع قابل پیش‌بینی مثل خوردگی و یا از پدیده‌های غیر قابل پیش‌بینی مانند طوفان و زلزله ایجاد گردد. به عنوان یک اصل در روش‌های تشخیص آسیب می‌توان به این نکته اشاره کرد که آسیب موجب تغییر در خصوصیات سازه شامل جرم، سختی و میرایی می‌شود.

۱-۲-۲ انواع آسیب

آسیب در یک سازه را می‌توان به دو صورت آسیب خطی و غیرخطی تقسیم‌بندی کرد. آسیب خطی به حالتی گفته می‌شود که در آن سازه‌ی الاستیک حالت خطی خود را پس از روی دادن آسیب نیز حفظ کند [۵]. این حالت، در صورت وقوع آسیب‌های با شدت کم در سازه تحقق می‌یابد. پارامترهای مودال و ویژگی‌های سازه در این حالت تغییر می‌کنند اما سازه همچنان رفتار خطی از خود نشان می‌دهد. آسیب‌های غیرخطی نیز به حالتی اطلاق می‌شود که سازه‌ی دارای رفتار الاستیک خطی پس از وقوع آسیب، رفتار غیرخطی از خود نشان می‌دهد. بسیاری از روش‌های شناسایی آسیب در هنگام مدل‌سازی، آسیب را به صورت خطی در نظر می‌گیرند زیرا این امر سبب سهولت در امر مدل‌سازی و استخراج معادلات حاکم بر حرکت می‌شود. اما در بسیاری از موارد، فرض خطی بودن رفتار سازه پس

از ایجاد آسیب منطبق بر واقعیت نبوده که از جمله این موارد می‌توان به آسیب‌های ایجاد شده در بعضی از المان‌های سازه‌ای در اثر وقوع زلزله‌هایی با شدت‌های متوسط و زیاد اشاره کرد [۵].

۱-۲-۳ طبقه‌بندی علم شناخت آسیب

به صورت کلی روش‌های شناسایی آسیب به دو دسته محلی و کلی تقسیم‌بندی می‌شوند. روش‌های محلی تنها می‌توانند آسیب را بر روی سازه و یا در نزدیکی سطح آن شناسایی کنند. این محدودیت باعث شده که رویکردهای کاملاً گوناگونی برای تحلیل سازه‌های پیچیده ایجاد شود. این روش‌ها به چهار سطح تقسیم‌بندی می‌شوند [۶]:

سطح ۱: تعیین وجود آسیب

سطح ۲: تعیین مکان هندسی آسیب

سطح ۳: تعیین شدت آسیب

سطح ۴: تعیین عمر باقیمانده سازه در اثر آسیب

روش‌های شناسایی آسیب مبتنی بر فرکانس که از یک مدل سازه‌ای اولیه جهت مقایسه استفاده نمی‌کنند، تنها می‌توانند سطح ۱ و ۲ را شناسایی کنند. با در دست داشتن یک مدل سازه‌ای اولیه می‌توان سطح ۳ را نیز تأمین کرد. برای تعیین سطح ۴ علاوه بر روش‌های شناسایی آسیب، معمولاً نیاز به فرآیندهایی مبتنی بر علم مکانیک شکست^۱، آنالیز خستگی-عمر^۲ و ارزیابی طرح سازه^۳ می‌باشد [۵].

۱-۲-۴ مراحل شناسایی آسیب

۱ Fracture mechanics

۲ Fatigue-life analysis

۳ Structural design assessment

کلیه روش‌های شناسایی آسیب در سازه‌ها دو مرحله کلی را شامل می‌شود [۵]:

مرحله اول: انتخاب و استخراج مشخصات سازه،

مرحله دوم: انتخاب الگوی مناسب شناسایی.

در مرحله اول انتخاب و استخراج ویژگی‌های حساس به آسیب در سازه انجام می‌گیرد که از داده‌های اندازه‌گیری شده از پاسخ دینامیکی و ارتعاشی سازه استخراج می‌شود. این مرحله، از بررسی حجم زیادی از داده‌های تهیه شده از حسگرهای متعدد و تبدیل آن‌ها به داده‌های کوچک و قابل تحلیل توسط الگوریتم‌های مبتنی بر روش‌های بهینه‌سازی یا آماری تشکیل شده است. همچنین روش‌هایی برای نرمال کردن داده‌ها در این مرحله استفاده می‌شود تا تغییرات شرایط محیطی و عملیاتی از داده‌ها حذف شود. در مرحله بعد، یک الگوی مناسب برای مجموعه‌ای از داده‌ها (پیوسته و یا گسسته) جهت شناسایی آسیب به کار می‌رود. این الگوها در روش‌های استاتیکی عمدتاً بر پایه‌ی اندازه‌گیری کرنش و جابه‌جایی سازه و در روش‌های دینامیکی بر پایه‌ی اندازه‌گیری کرنش، جابه‌جایی و شتاب هستند. در ادامه برخی از مهم‌ترین روش‌های شناسایی آسیب سازه‌ها بیان می‌شوند.

۱-۳ انواع روش‌های پایش سلامت سازه

در این بخش گزیده‌ای از روش‌های پایش سلامت سازه مورد بررسی قرار می‌گیرد. در شکل ۱-۱، روش‌های پایش سلامت سازه به طور کلی نشان داده شده است [۵ و ۶]. با توجه به شکل ۱-۱، از روش‌های مخرب^۱ و غیرمخرب^۲ برای بررسی لحظه‌ای سازه، شناسایی آسیب‌های احتمالی و ارزیابی ایمنی بهره گرفته شده است. پیشرفت‌های اخیر در حوزه‌ی کامپیوتر، حسگرها و سایر تکنولوژی‌های الکترونیکی، روش‌های غیرمخرب را به روش‌هایی مؤثر، آسان و باصرفه برای شناسایی آسیب تبدیل

^۱ Destructive

^۲ Non-Destructive

کرده است. روش‌های غیرمخرب نیز به دو دسته‌ی روش‌های شناسایی آسیب محلی (موضعی) و کلی تقسیم‌بندی می‌شوند.

روش‌های اولتراسونیک^۱، میدان مغناطیسی^۲، رادیوگرافی^۳ و میدان گرمایی^۴ از جمله روش‌های غیرمخرب محلی می‌باشند. این روش‌های بصری با اندازه‌گیری میزان نور، صوت، شدت میدان الکترومغناطیسی و دما آسیب را در سطح و یا نزدیکی سطح المان‌های سازه‌ای شناسایی می‌کنند. اگرچه، این روش‌ها در برخی از کاربردهای خاص مانند شناسایی ترک در اتصالات جوشی بسیار کاربردی و مؤثرند [۷]، اما دارای محدودیت‌هایی به‌ویژه در ارتباط با سازه‌های پیچیده و بزرگ هستند. از جمله‌ی این محدودیت‌ها می‌توان به محدود بودن عمق نفوذ موج، مشخص بودن محدوده‌ی آسیب‌دیده و همچنین در دسترس بودن ناحیه‌ای از سازه که قرار است آزمایش بر روی آن انجام شود، اشاره کرد. برای مطالعه بیشتر در خصوص روش‌های غیرمخرب موضعی به چانگ و لیو [۷] مراجعه شود.

روش‌های غیرمخرب کلی نیز به دو دسته‌ی روش‌های مبتنی بر پاسخ استاتیکی و پاسخ دینامیکی تقسیم‌بندی می‌شوند. روش‌های مبتنی بر پاسخ استاتیکی با اندازه‌گیری کرنش یا جابجایی سازه تحت بارهای استاتیکی معلوم و بهره‌گیری از به‌روزرسانی عناصر محدود، تغییرات در سختی و ظرفیت تحمل بار سازه را تعیین می‌نمایند. این روش‌ها به‌طور گسترده برای ارزیابی آسیب در پل‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند. روش‌های غیرمخرب مبتنی بر پاسخ استاتیکی دارای معایبی هستند که می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

۱- این روش‌ها به حجم بالایی از داده‌های اندازه‌گیری‌شده نیازمند هستند.

۱ Ultrasonic

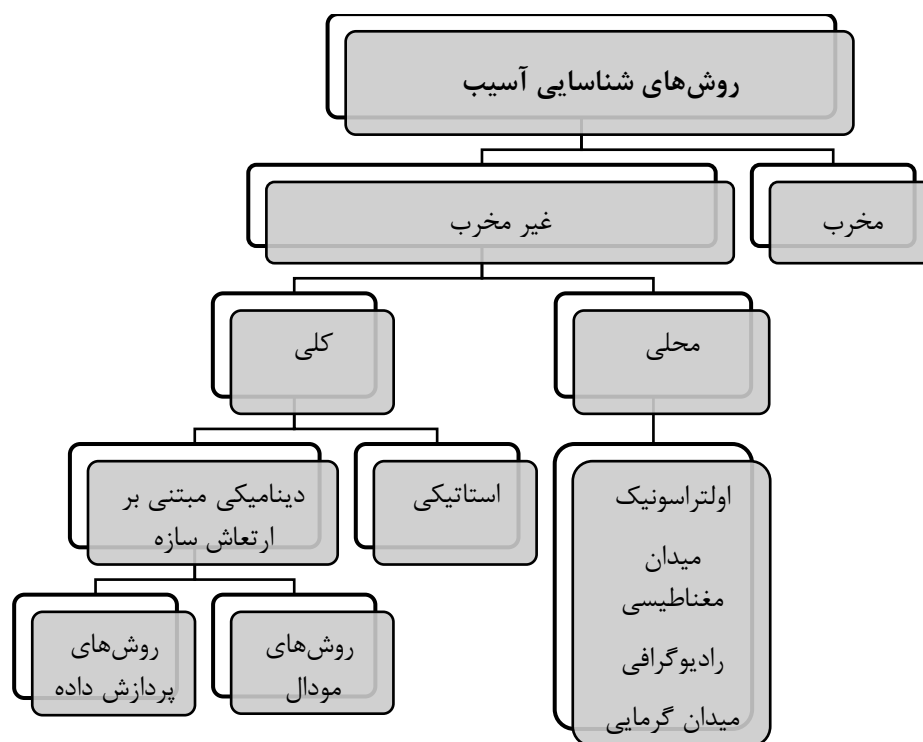
۲ Magnetic field method

۳ Radiograph

۴ Thermal field

۲- نیاز به بروز کردن مدل عناصر محدود که این مسئله خود نیازمند دانستن اطلاعات دقیق از مشخصات مصالح سازه است.

۳- نیاز به تست‌های بارگذاری استاتیکی است که موجب اخلاص در بهره‌برداری از سازه می‌شود. این معایب، روش‌های مبتنی بر پاسخ استاتیکی را به روش‌هایی نامناسب و دشوار برای شناسایی سازه‌های در حال بهره‌برداری تبدیل کرده است.



شکل ۱-۱ روش‌های پایش سلامت سازه [۶]

روش‌های غیرمخرب مبتنی بر پاسخ دینامیکی، تغییرات ایجاد شده در خصوصیات ارتعاشی سازه و داده‌های ثبت شده را نشان دهنده وقوع آسیب در سازه می‌پندارند. در واقع، آسیب، خصوصیات فیزیکی سازه را تغییر می‌دهد که این امر خود سبب تغییر در مشخصات ارتعاشی و داده‌های ثبت شده از سازه می‌شود. در طول دو دهه‌ی اخیر، تحقیقات گسترده‌ای در حوزه‌ی شناسایی مبتنی بر ارتعاش صورت گرفته است. دوبلینگ و همکاران [۹] و سون و همکاران [۵] مرور و جمع‌بندی جامعی را در خصوص روش‌های شناسایی آسیب بر اساس مشخصات ارتعاشی در سامانه‌های سازه‌ای و مکانیکی ارائه

کرده‌اند. این روش‌ها به دو دسته‌ی روش‌های مبتنی بر پارامترهای مودال و روش‌های مبتنی بر داده تقسیم‌بندی می‌شوند.

روش‌های مبتنی بر پارامترهای مودال، تغییرات در مقادیر پارامترهای مودال اندازه‌گیری شده (مانند نسبت میرایی مودال، شکل مودی و یا مشتقات آن‌ها) را به‌عنوان شاخص تغییر در خصوصیات فیزیکی-دینامیکی سازه (جرم، سختی و میرایی) در نظر می‌گیرد. اصل اساسی در روش‌های مبتنی بر پارامترهای مودال این است که تغییر در سختی سازه سبب تغییر در فرکانس‌های طبیعی و شکل‌های مودی سازه می‌شود. کیم و همکاران [۱۰] مطالعاتی را در این حوزه انجام داده‌اند. اگر چه روش‌های مبتنی بر پارامترهای مودال عملکرد قابل قبولی در حوزه‌ی شناسایی آسیب در سامانه‌های خطی از خود نشان می‌دهند، اما همچنان چالش‌ها و مشکلاتی در خصوص این روش‌ها مطرح است که عبارتند از:

۱- آسیب، یک پدیده‌ی موضعی است و ممکن است تأثیر قابل توجهی بر روی پارامترهای مودال نداشته باشد.

۲- شناسایی مودهای ارتعاشی در سازه‌های پیچیده و بزرگ یک چالش است که نیازمند روش‌های پیچیده می‌باشد.

در مقابل، روش‌های مبتنی بر داده، تغییرات در خصوصیات و ویژگی‌هایی که مستقیماً از پاسخ‌های تاریخی‌چهی زمانی یا طیف‌های متناظر با آن به‌دست می‌آیند را مورد ارزیابی قرار می‌دهند. روش‌های مبتنی بر داده در حوزه پایش سلامت شامل مراحل زیر است:

۱- ارزیابی عملکردی: در ابتدا به تعریف و تا حد امکان تعیین پارامترهای لازم برای شناسایی آسیب و همچنین بررسی محدودیت داده‌هایی که باید برای فرآیند شناسایی آسیب جمع‌آوری شوند، می‌پردازد.

۲- جمع‌آوری داده‌ها: مجموعه فرآیندهای انتخاب نوع حسگر، محل قرارگیری و تعداد حسگرها، سخت‌افزارهای لازم برای انتقال داده‌ها از حسگرها به حافظه، محاسبات لازم جهت تعیین گام زمانی

مطلوب برای ثبت داده‌ها، تعیین حجم داده‌های مورد نیاز با توجه به نوع سازه و همچنین نوع آسیبی که باید شناسایی شود از دیگر مواردی هستند که باید در این مرحله تعیین شوند.

۳- استخراج ویژگی: یکی از مهم‌ترین گام‌های هر روش پایش سلامت سازه است. این گام به انتخاب و استخراج اطلاعات مشخصی از داده‌ها که قادر است بین سازه‌ی سالم و آسیب‌دیده تمایز قائل شود، می‌پردازد. استخراج ویژگی، شامل روش‌هایی همچون متراکم کردن، رد یا تأیید کردن، تلفیق داده‌ها و نرمال سازی حجم زیادی از داده‌های موجود به مجموعه کوچکتری از داده‌ها می‌شود. این امر به فرآیند تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها بهبود می‌بخشد.

۴- شناسایی آسیب: در گام انتهایی براساس تغییرات روی داده در ویژگی‌های استخراج شده، به شناسایی آسیب سازه‌ای پرداخته می‌شود. این ویژگی‌ها با اعمال روش‌های پردازش داده^۱ بر روی پاسخ‌های تاریخیچه‌ی زمانی سازه بدست می‌آیند. روش‌های پردازش داده برای استخراج ویژگی به سه دسته تقسیم می‌شوند:

۱- روش‌های حوزه‌ی زمان

۲- روش‌های حوزه‌ی فرکانس

۳- روش‌های حوزه‌ی زمان-فرکانس

روش‌های حوزه‌ی زمان از توابع خطی و غیرخطی تاریخیچه‌ی زمانی برای استخراج ویژگی‌های داده بهره می‌گیرند. از جمله‌ی این روش‌ها می‌توان به مدل خودهمبسته^۲، مدل خودهمبسته میانگین متحرک^۳ و فیلتر کالمن بسط یافته^۴ اشاره نمود. روش‌های حوزه‌ی فرکانس از روش‌هایی همچون آنالیز

۱ Signal Processing

۲ Autoregressive (AR) model

۳ Autoregressive Moving Average Model

۴ Extended Kalman Filter

فوریه برای استخراج ویژگی بهره می‌گیرند. روش‌هایی مانند تابع پاسخ فرکانسی^۱، طیف توان^۲، طیف فرکانس^۳ و چگالی طیفی توان^۴ در این حوزه قرار می‌گیرند. روش‌های حوزه‌ی زمان-فرکانس از توزیع ویگنر-ویل^۵، تبدیل موجک^۶ و بسته موجک^۷ برای استخراج ویژگی‌های داده استفاده می‌کنند. روش‌هایی که از ضرایب تبدیل موجک پیوسته، انرژی بسته موجک و آنتروپی موجک استفاده می‌کنند، در این دسته قرار می‌گیرند. بنابراین به طور کلی می‌توان گفت، در مقایسه با روش‌های مبتنی بر پارامترهای مودال، روش‌های مبتنی بر داده مورد توجه بیشتری قرار می‌گیرند زیرا در مواجهه با رفتارهای غیرخطی و پیچیده‌ی سازه‌ها، داده‌های ناقص و ناکافی و همچنین آغشته به نویز، روش‌های مبتنی بر داده از عملکرد مطلوب‌تر و مؤثرتری برخوردار هستند [۶].

۴-۱ کاربرد روش‌های آماری در پایش سلامت سازه

همه‌ی رویکردهای مربوط به پایش سلامت سازه و مبتنی بر داده می‌تواند در چارچوب یک مسئله‌ی تشخیص الگوی آماری قرار بگیرد. شناخت الگوی آماری^۸ برای توسعه‌ی راه‌حل‌های پایش سلامت سازه را می‌توان به عنوان یک فرآیند چهار مرحله‌ای توصیف کرد که در شکل ۱-۲ نشان داده شده است [۱۱].

^۱ Frequency Response Function

^۲ Power Spectrum

^۳ Frequency Spectrum

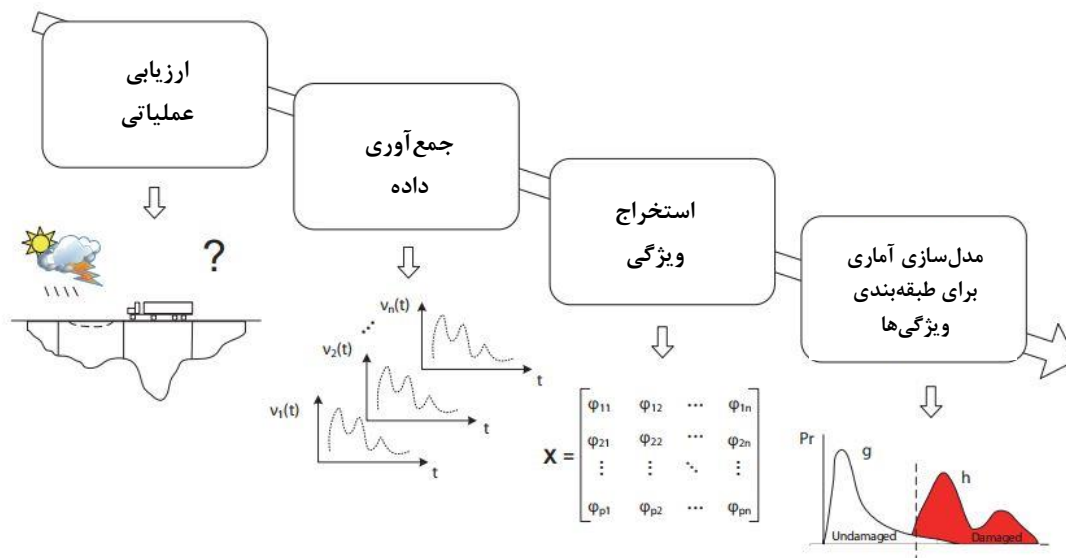
^۴ Power Spectral Density

^۵ Wigner-Ville Distribution

^۶ Wavelet Transform

^۷ Wavelet Pocket Transform

^۸ Statistical Pattern Recognition (SPR)



شکل ۲-۱ مراحل روش های آماری در پایش سلامت سازه [۱۱]

۱-۴-۱ ارزیابی عملیاتی

اولین گام لازم برای توسعه ی توانایی پایش سلامت سازه، انجام ارزیابی عملیاتی است. این بخش از فرآیند پایش سلامت سازه سعی دارد به چهار سؤال در مورد پایش سلامت سازه پاسخ دهد:

(۱) ایمنی زندگی و یا توجیه اقتصادی برای نظارت بر سازه چیست؟

(۲) چگونه آسیب برای سامانه ی نظارتی تعریف می شود؟

(۳) شرایط عملیاتی و محیطی که اعمال شده به سامانه چیست؟

(۴) محدودیت های دستیابی به داده ها در محیط عملیاتی چیست؟

ارزیابی عملیاتی عبارت است از تعریف و تا حد امکان تعیین پارامترهای لازم برای کمی سازی آسیبی است که قرار است شناسایی شود. همچنین، این فرآیند به تعیین محدودیت هایی در مورد نظارت، نحوه ی انجام و تطبیق نظارت بر جنبه های منحصر به فرد سامانه و ویژگی های خاص آسیب های قابل تشخیص می پردازد.

۱-۴-۲ جمع آوری داده

بخش جمع آوری داده‌ها، شامل انتخاب روش‌های ایجاد تحریک در سامانه، انواع حسگر، تعداد و موقعیت آن‌ها و سخت‌افزارهای جمع‌آوری، ذخیره‌سازی، پردازش و انتقال داده‌ها است. اجرای واقعی این بخش از فرآیند پایش سلامت سازه نیازمند برنامه خواهد بود. یک فرض اساسی در مورد دستیابی و سنجش داده‌ها این است که این سامانه‌ها میزان آسیب را اندازه‌گیری نمی‌کنند. در عوض، آن‌ها پاسخ یک سامانه به بارگذاری عملیاتی و محیطی آن یا پاسخ به ورودی‌های تحرک‌کننده سازه که در سامانه تعبیه شده است را اندازه‌گیری می‌کنند. بسته به فن‌آوری حسگرهای مستقر شده و نوع آسیبی که قابل شناسایی است، پاسخ حسگر ممکن است کم و بیش مستقیماً با حضور و محل آسیب مرتبط باشد. روش‌های تحلیل داده‌ها (شامل استخراج ویژگی‌ها) و مدل‌سازی آماری برای طبقه‌بندی ویژگی‌ها (تصمیم‌گیری آماری)، اجزای اصلی یک روش پایش سلامت سازه هستند که خروجی حسگرها را به اطلاعاتی در مورد وضعیت سازه تبدیل می‌کنند. علاوه بر این، برای دستیابی به پایش سلامت سازه موفق، سیستم دستیابی به داده‌ها باید همراه با روش‌های تحلیل داده‌ها توسعه یابد.

۱-۴-۳ استخراج ویژگی

بخشی از فرآیند پایش سلامت سازه که به طور حتم بیشترین توجه را به خود جلب می‌کند، شناسایی و استخراج ویژگی‌های داده است. این بخش این امکان را فراهم می‌آورد تا بتوان بین حالت‌های آسیب‌دیده و سالم سازه تمایز قائل شد. یک ویژگی حساس به آسیب عبارتست از مشخصات اندازه‌گیری شده از پاسخ سازه که با آسیب ارتباط دارد. در حالت ایده‌آل، ویژگی حساس به آسیب با افزایش سطح آسیب به شکل پایداری تغییر می‌کند تا بتواند ویژگی‌هایی که یک سازه در حالت آسیب‌دیده از سالم بطور دقیق متمایز می‌شود را شناسایی کند [۲ و ۴].

اساساً، فرآیند استخراج ویژگی بر مبنای تناسب برخی از روش‌ها، فیزیکی یا مبتنی بر داده‌ها، بر روی پاسخ‌های اندازه‌گیری شده از سازه است. به طور کلی، پارامترهای این مدل‌ها یا خطاهای پیش‌بینی شده به واسطه‌ی برازش مدل، به عنوان ویژگی‌های حساس به آسیب شناخته می‌شوند. یک روش جایگزین برای شناسایی ویژگی‌های حساس به آسیب آن است که به طور مستقیم شکل موج‌های^۱ پاسخ حسگرها یا طیف این شکل‌های موج را قبل و بعد از آسیب اندازه‌گیری کنند. بسیاری از ویژگی‌های مشخص شده برای مطالعات پایش سلامت سازه مبتنی بر امپدانس^۲ و موج انتشار در این طبقه قرار می‌گیرند [۱۱-۱۵].

در بسیاری از فرآیند انتخاب ویژگی، تلفیق داده‌ها از حسگرهای چندگانه و متراکم کردن این داده‌ها و همچنین، اشکال مختلف مانند نرمال‌سازی داده‌ها در فرآیند استخراج ویژگی به منظور جدا کردن تغییرات بوجود آمده در پاسخ‌های اندازه‌گیری شده ناشی از شرایط عملیاتی و محیطی ناشی از آسیب، یک امر مهم تلقی می‌شود [۵].

۴-۴-۱ تصمیم‌گیری آماری برای طبقه‌بندی ویژگی‌ها

تدوین مدل‌های آماری برای طبقه‌بندی ویژگی‌های حساس به آسیب، چهارمین مرحله از فرآیند تشخیص الگوی آماری در پایش سلامت سازه است. تصمیم‌گیری بخش مهمی از فرآیند پایش سلامت سازه است که وظیفه‌ی تهیه‌ی مدل‌های آماری برای تقویت فرآیند تشخیص آسیب را بر عهده دارد. مدل‌سازی آماری برای طبقه‌بندی ویژگی‌های بدست آمده، مربوط به اجرای الگوریتم‌هایی است که تجزیه و تحلیل توزیع ویژگی‌های استخراج شده برای تعیین وضعیت سازه را انجام می‌دهند.

^۱ Waveforms

^۲ Impedance

هدف اصلی از این فرآیند معرفی روشی است که بتوان با استفاده از آن وقوع یک آسیب را ارزیابی کرد. این روش‌ها عموماً به واسطه‌ی یک مقدار آماری که به عنوان مقدار مشخصه شناخته می‌شود، وضعیت سازه را توصیف می‌کنند. این مقدار با اعمال کردن بر روی ویژگی‌های استخراج شده میان دو وضعیت اولیه (سالم) و وضعیت موجود (بازرسی) به طور مداوم یا غیر مداوم، با استفاده از داده‌های جدید اندازه‌گیری شده تکرار می‌شود. با استفاده از مقدار مشخصه‌ی بدست آمده، شناسایی آسیب (از جمله محل آن) و تعیین کمیت (برآورد بزرگی) از طریق روش‌های تصمیم‌گیری آماری بدست می‌آید.

به طور کلی در مراحل جمع‌آوری داده‌ها، استخراج ویژگی‌ها و بخش‌های مدل‌سازی آماری از فرآیند پایش سلامت سازه، مراحل شامل نرمال‌سازی^۱ داده‌ها، پاکسازی^۲، ترکیب و فشرده‌سازی داده‌ها وجود دارد [۱۷]. نرمال‌سازی داده‌ها، فرآیند جدا کردن تغییرات در پاسخ حسگرها است که در اثر تغییرات ناشی از اندازه‌گیری داده‌ها ایجاد می‌شود [۱۸]. پاکسازی داده‌ها، فرآیند انتخابی داده‌ها برای تأیید یا رد فرآیند انتخاب ویژگی است که می‌تواند شامل حذف خطاهای آشکار در داده‌ها، اصلاح و جایگزین کردن آن‌ها باشد. فرآیند پاکسازی داده‌ها معمولاً مبتنی بر دانش به دست آمده توسط افراد است که مستقیماً در جمع‌آوری داده‌ها درگیر هستند. تلفیق داده‌ها فرآیند ترکیب داده‌ها و اطلاعات بین حسگرهای چندگانه به جهت بهبود فرآیند تشخیص آسیب است. فشرده‌سازی داده‌ها، فرآیند کاهش ابعاد داده‌ها یا ویژگی‌های استخراج شده از آن، برای کم کردن فضای مورد نیاز ذخیره اطلاعات و یا تقویت کمی آماری این پارامترها است. این چهار فعالیت می‌توانند به صورت سخت‌افزاری یا نرم‌افزاری اجرا شوند و معمولاً ترکیبی از دو رویکرد مورد استفاده قرار می‌گیرد.

^۱ Normalization

^۲ Data Cleansing

۱-۵ هدف و ضرورت تحقیق

پژوهشگران روش‌های بسیاری را برای ارزیابی تغییرات سازه‌ها و یافتن مکان آسیب ارائه داده‌اند. به طور کلی تشخیص آسیب در اولین گام، شناسایی موقعیت آن و تعیین عمر باقیمانده سازه از جمله مزایای یک روش شناسایی آسیب می‌باشد. این موضوع اهمیت توسعه‌ی روش‌هایی که بتوانند تنها با استفاده از داده‌های ارتعاشی ثبت شده در مدت زمان بهره‌برداری، آسیب ایجاد شده در سازه را شناسایی کنند، برجسته‌تر می‌سازد. در این پایان نامه تلاش می‌شود تا با بهره‌گیری از ابزارهای پردازش داده ویژگی‌های حساس به آسیب به گونه‌ای تعیین شوند که بتوان وجود آسیب، محل و شدت آن را تنها با استفاده از داده‌های پاسخ ارتعاشی ثبت شده با دقت مناسب تعیین کرد. ضمن معرفی روش‌های تجزیه مد تجربی عملکرد آن در تضعیف نویزهای اضافی مورد بررسی قرار می‌گیرد. در این روش‌ها، ضمن تفکیک داده نویزدار به چندین زیرداده دامنه و فرکانس تحت عنوان توابع مد ذاتی^۱ با ترتیب پهنای باند فرکانسی کاهشی، از توابع مد ذاتی دربردارنده نویزهای اضافی صرف‌نظر می‌شود و سایر توابع مد ذاتی جهت بازسازی داده اولیه با یکدیگر ترکیب می‌گردند. همچنین برخی پژوهشگران استفاده از تابع مود ذاتی با مقدار انرژی بالاتر به عنوان داده حاوی بیشترین محتوا از داده اصلی که همبستگی^۲ زیادی با آن دارد را جهت ادامه مراحل پایش سلامت سازه پیشنهاد کرده‌اند [۱۹].

در این پژوهش، ضمن معرفی کاربردهای مدل‌سازی سری زمانی در پایش سلامت سازه، الگوریتم شناسایی آسیب بر مبنای تابع چگالی احتمال پارامترهای استخراج شده به عنوان ویژگی‌های حساس به آسیب از مدل‌سازی سری زمانی پیشنهاد و بر روی دو سازه بنچ مارک در مسائل پایش سلامت سازه اعمال می‌شود. مدل‌سازی سری زمانی، باعث تعیین نظم مدل، برآورد پارامترها و استخراج ویژگی‌های حساس به آسیب می‌شود. در نهایت برای تصمیم‌گیری آماری به عنوان آخرین گام در پایش سلامت

^۱ Intrinsic Mode Function (IMF)

^۲ Correlation

سازه، روشی مبتنی بر فاصله‌ی همبستگی بر روی توابع چگالی احتمال ویژگی‌های بدست آمده استفاده شده است. مزیت استفاده از این روش آن است که می‌توان تصمیم‌گیری برای وضعیت سلامت سازه را با استفاده از یک مقدار عددی نتیجه‌گیری کرد. از جمله اهداف این پژوهش می‌توان به مواردی همچون استفاده از پاسخ‌های ارتعاشی شتاب سازه بدون هرگونه فرض یا اطلاع از مشخصات سازه برای شناسایی آسیب، استفاده از تجزیه تجربی مودی بهبود یافته جهت حذف نویز از داده‌ها و مدل‌سازی سری زمانی بر روی داده‌های بدون نویز بدست آمده جهت استخراج ویژگی‌های حساس به آسیب، بهره‌جویی از تابع چگالی احتمال ویژگی حساس به آسیب و استفاده از یک راه‌کار مبتنی بر فاصله همبستگی جهت تصمیم‌گیری آماری بر روی توابع چگالی به عنوان ویژگی‌های استخراج شده نام برد. همچنین شایان ذکر است به طور کلی تابع چگالی احتمال به عنوان یک ابزار مشاهداتی جهت شناسایی تغییرات ایجاد شده به کار می‌رود که در این پژوهش با استفاده از فاصله همبستگی می‌توان از تابع چگالی احتمال به عنوان یک راه‌کار عددی جهت شناسایی آسیب به کار برد.

۱-۶ ساختار پایان نامه

اهداف اصلی از ارائه این الگوریتم، استفاده از تجزیه تجربی مودی برای حذف نویزهای محیطی موجود در داده‌های ثبت شده، مدل‌سازی سری زمانی برای استخراج ویژگی‌های حساس به آسیب سازه و استخراج تابع چگالی احتمال آن‌ها و پیشنهاد استفاده از یک روش نوین تعیین مقدار فاصله‌ی همبستگی توابع چگالی احتمال می‌باشد. شایان ذکر است، پیش از این تابع چگالی احتمال صرفاً به عنوان یک ابزار مشاهداتی پیرامون تصمیم‌گیری در مورد تغییرات بوجود آمده در اثر آسیب بوده که با استفاده از روش پیشنهاد شده از این توابع به عنوان ویژگی حساس به آسیب می‌توان بهره جست. در فصل اول بصورت کلی به تعریف مفاهیم اولیه پرداخته شد. در فصل دوم مروری بر پیشینه‌ی پژوهش‌های انجام شده و کلیه روش‌های موجود در زمینه‌ی پایش سلامت آورده شده و جایگاه روش‌های

مبتنی بر پردازش داده شرح داده شده است. همچنین در ادامه‌ی فصل به جایگاه کاربرد روش‌های آماری مبتنی به مدل‌سازی سری زمانی پرداخته شده است. در فصل سوم به شناسایی آسیب با استفاده از روش‌های آماری پرداخته شده که در بخش اول روش تجزیه تجربی مودی به عنوان یک روش جهت حذف نویزهای محیطی بررسی می‌شود. در قسمت بعد به مدل‌سازی سری زمانی به عنوان یک فرآیند آماری در جهت تشخیص الگوی رفتاری پاسخ‌های سازه پرداخته شده است. سپس معرفی روش‌های موجود برای شناسایی بهترین مدل جهت برازش بر روی داده‌ها تعریف و در ادامه یک روش تکرار شونده برای انتخاب مرتبه مدل‌سازی متناسب با ویژگی‌های آن شرح داده شده است. پس از آن به بررسی فرمول‌بندی استخراج ویژگی‌های مدل توسط روش حداقل مربعات پرداخته می‌شود. در ادامه توضیحاتی در مورد رویکرد استفاده از ویژگی‌های حساس به آسیب با استفاده از چگالی تابع احتمال آن‌ها بیان شده است. در انتهای فصل به معرفی یک روش مبتنی بر فاصله‌ی همبستگی به جهت تعیین مقدار تفاوت ایجاد شده در داده‌ها بر اثر ایجاد آسیب و یک فرمول‌بندی برای تصمیم‌گیری شاخص سلامتی سازه بر مبنای تخمین حد آستانه آسیب پرداخته شده است. فصل چهارم مربوط به مثال‌های عددی می‌باشد. مثال‌های آورده شده از دو نمونه معروف پنج مارک است که تحت تأثیر شرایط محیطی و عملیاتی (مانند: تغییرات اندک در جرم و سختی و تغییرات دمایی و رطوبتی زیاد) قرار دارند، تا قدرت و دقت روش پیشنهادی را به نمایش بگذارند. در نهایت در فصل پنجم به جمع‌بندی نتایج به‌دست‌آمده و ارائه پیشنهادات پرداخته می‌شود.

۷-۱ جمع بندی

با توجه به مطالبی که در قسمت‌های قبل ذکر شد هدف کلی از روش‌های پایش سلامت سازه‌ها ارائه‌ی روشی مکانیزه است که جایگزین روش‌های سنتی شده تا بتواند آسیب در سازه‌ها را در مدت زمان کوتاه و با اطمینان تخمین بزند. لازم به ذکر است که با وجود تحقیقات گسترده در این زمینه

هنوز یک روش عمومی که بتواند تمامی اهداف فوق را با قابلیت اطمینان بالا پاسخگو باشد، ارائه نشده است. یکی از روش‌هایی که اخیراً به طور موفقیت‌آمیزی در بسیاری از زمینه‌های مهندسی مورد استفاده قرار گرفته است، روش‌های مبتنی بر ارتعاش سازه است. این روش‌ها خود از شیوه‌های متعددی جهت تخمین ویژگی‌های استاتیکی و دینامیکی سازه استفاده می‌کنند

فصل ۲ ادبیات فنی

۲-۱ مقدمه

در این بخش به بررسی گزیده‌ای از انواع روش‌های پایش سلامت سازه پرداخته می‌شود. به طور کلی، ایده اصلی تمامی این روش‌ها آن است که آسیب سبب تغییرات در خصوصیات یک سازه مانند فرکانس، شکل مودی و غیره می‌شود. این خصوصیات تابعی از خصوصیات فیزیکی سازه‌ها هستند. از سوی دیگر، تغییر در خصوصیات فیزیکی یک سازه را می‌توان از روی تغییرات در پاسخ دینامیکی سازه استخراج کرد. به این روش‌ها اصطلاحاً روش‌های مبتنی بر ارتعاش می‌گویند.

روش‌های سنتی موجود تنها می‌توانند آسیب را در محل بازرسی شده و یا نزدیکی آن تشخیص دهند. لذا این روش‌ها روش‌هایی موضعی یا محلی هستند. برای این که به صورت کلی بتوان آسیب را در یک سازه تشخیص داد نیاز به روشی است که پاسخ کلی سازه را مورد بررسی قرار دهد. از میان روش‌های کلی ارائه شده تاکنون روش‌های مبتنی بر ارتعاش سازه مورد توجه بیشتری قرار گرفته‌اند. این روش‌ها شامل بررسی ارتعاش یک سازه به کمک ثبت رفتار آن به وسیله گروهی از حسگرها، استخراج پارامترهای حساس به آسیب و تحلیل پارامترها به منظور تعیین آسیب هستند.

۲-۲ مروری بر روش‌های شناسایی آسیب

۲-۲-۱ روش‌های مبتنی بر فرکانس طبیعی

در اواخر دهه‌ی ۱۹۷۰ با در نظر گرفتن رابطه‌ی بین پارامترهای فیزیکی و پارامترهای مودال، یک روش پرکاربرد در تعیین آسیب در سازه‌ها با استفاده از تغییرات فرکانس طبیعی سازه، ارائه شد. در روش تغییرات فرکانس طبیعی، به دلیل دقت بالای اندازه‌گیری فرکانس طبیعی نسبت به شکل مودهای ارتعاشی و ضرایب میرایی، تشخیص آسیب به صورت دقیق‌تر انجام می‌گیرد. با این حال، شناسایی آسیب‌های موجود در سازه توسط تغییر فرکانس‌های طبیعی در آسیب‌های بزرگ در سازه اطلاعات

کافی در اختیار قرار نمی‌دهند [۲۰]. همچنین، تشخیص مکان آسیب به دلیل تغییر کلی فرکانس طبیعی با خطا روبرو خواهد بود. به عبارتی دیگر، به طور کلی با ایجاد آسیب، فرکانس طبیعی تغییر خواهد کرد؛ اما این تغییر به معنای تشخیص مکان آسیب نخواهد بود [۲۱]. سالوو [۲۲] مرور جامعی از پژوهش‌های تشخیص آسیب در سازه توسط تغییر در فرکانس‌های طبیعی ارائه کرده است. چانگ و لی [۲۳] با استفاده از آزمایش تجربی مودال، ترک بر روی یک سازه آزمایشگاهی را توسط چند فرکانس طبیعی مورد بررسی قرار دادند.

۲-۲-۲ روش‌های مبتنی بر شکل مودی

روش تغییر شکل مود یا روش مودال یکی دیگر از روش‌هایی است که به‌طور گسترده مورد استقبال قرار گرفته و با توجه به دقت بالایی که دارد، برای شناسایی آسیب مورد استفاده قرار گرفته است. در این روش‌ها سعی شده تا نقص‌های روش‌های تغییر فرکانس پوشش داده شود و در نتیجه حساسیت شناسایی آسیب نسبت به آسیب‌های کوچک افزایش یافته است. در این روش‌ها نه تنها شاخص‌های مودال مورد بررسی قرار می‌گیرند، بلکه فرکانس‌های ویژه‌ی سازه را هم جهت بررسی سازه و تشخیص آسیب در سازه مورد بررسی قرار می‌دهند. پایه‌ی اصلی این روش‌ها بر مبنای تغییرات شکل مود بنا نهاده شده است که در واقعیت به دست آوردن شکل‌های مودی بالاتر که حساسیت بالاتری به آسیب دارند، مشکل می‌باشد [۲۴]. به عنوان مثال، در طی سالیان اخیر شاخص اطمینان مودال^۱ توسط براوون و آلمانگ [۲۵] ارائه شده است که تغییر شکل مودی سازه را با استفاده از خاصیت تعامد مدی بدست می‌آورد [۲۶]. چن و همکاران [۲۷] با محاسبه‌ی شاخص اطمینان مودال، روشی برای شناسایی رفتار غیرخطی سازه ارائه دادند.

^۱ Modal Assurance Criterion

۳-۲-۲ روش‌های مبتنی بر میرایی

میرایی به عنوان یکی از پارامترهای مودال سازه، می‌تواند به عنوان شاخص آسیب در نظر گرفته شود. میرایی در مقایسه با فرکانس و شکل مودی برای شناسایی آسیب کمتر مورد استفاده قرار گرفته است. با این وجود، شناسایی آسیب در سازه به کمک میرایی دارای این مزیت نسبت به فرکانس و شکل مودی است که می‌تواند اثرات غیرخطی آسیب را نیز مشخص کند [۵].

مودنا و همکاران [۲۸] نشان دادند که ترک‌های غیرقابل شناسایی به وسیله‌ی بازدید چشمی که تغییر چندانی در فرکانس ایجاد نمی‌کنند و برای شناسایی نیاز به اشکال مودی، مودهای بالاتر دارند، تغییرات زیادی را در میرایی ایجاد می‌کنند. کورادلی و همکاران [۲۹] با استفاده از تبدیل موجک به استخراج ضریب میرایی آنی جهت شناسایی آسیب ایجاد شده در سازه پرداختند. در مطالعه انجام شده توسط آن‌ها یک سازه غیرخطی (میرایی و سختی غیرخطی) تحت ارتعاش آزاد مورد بررسی قرار گرفت.

۴-۲-۲ روش‌های مبتنی بر توابع پاسخ فرکانسی

به طور کلی توابع پاسخ فرکانسی^۱ توابع پیچیده‌ای هستند که می‌تواند به صورت نسبت بین ورودی و خروجی سازه و در محدوده‌ی فرکانسی تعریف شود. برخی از محققین به جای استفاده از پارامترهای مودال به طور مستقیم از توابع پاسخ فرکانسی برای پایش سلامت سازه استفاده کرده‌اند. استفاده مستقیم از توابع پاسخ فرکانسی اندازه‌گیری شده سبب از بین رفتن خطاهای ناشی از تحلیل مودال داده‌ها می‌گردد. علاوه بر این، توابع پاسخ فرکانسی شامل اطلاعات فراوانی درباره رفتار دینامیکی سازه‌ها می‌باشد که در تحلیل مودال بخش اعظمی از این اطلاعات در پروسه‌ی استخراج پارامترهای مودال از بین می‌رود [۲۰]. هیوین و همکاران [۳۰] با استفاده از توابع پاسخ فرکانسی اندازه‌گیری شده

^۱ Frequency Response Function

توسط آزمایش مودال به شناسایی آسیب به خصوص ارائه روشی برای مکان‌یابی آسیب اقدام کردند. در روش ارائه شده توسط آن‌ها فرض گردیده که ماتریس‌های جرم و میرایی به عنوان پارامترهای ذاتی سازه تغییر نکرده و معیار آسیب به صورت تغییر در سختی سازه که در بردارهای تابع پاسخ فرکانسی قابل رؤیت هستند انجام می‌گیرد .

۵-۲-۲ روش‌های مبتنی بر به‌روزرسانی مدل

روش به‌روز رسانی مدل عددی یکی دیگر از روش‌های شناسایی آسیب است. این روش‌ها نیازمند تشکیل یک مدل عددی از سازه (مانند المان محدود) می‌باشند. در این روش به طور کلی با تعریف تابع هدف به صورت اختلاف میان الگوی نظری و الگوی آزمایشگاهی، اختلاف میان پارامترهای سازه در الگوهای مختلف تعیین می‌شود. در این مرحله با استفاده از این تابع هدف و مفاهیم بهینه سازی، آسیب در سازه به صورت تغییر در تابع هدف تعریف می‌شود [۳۱].

به طور کلی، روش به‌روزرسانی الگوی سازه را می‌توان به دو روش مستقیم و روش تحلیل حساسیت تقسیم‌بندی کرد. در هر دو روش با تعریف تابع خطا و به حداقل رساندن آن، به‌روزرسانی انجام می‌گیرد. با این حال بهره بردن از مفاهیم حساسیت پارامترهای سازه همچون جرم و سختی و پارامترهای مودال مانند فرکانس‌های طبیعی و شکل مودال از دیگر روش‌های بررسی و ارزیابی آسیب در سازه‌ها می‌باشد [۳۲]. در واقع این حساسیت‌ها نرخ تغییرات بعضی از خصوصیات مهم دینامیکی همچون فرکانس‌های طبیعی و شکل مودهای ارتعاشی بر اساس تغییرات موجود در عامل‌های سازه مانند جرم و سختی را بیان می‌کند [۳۳].

۲-۲-۶ روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی

شبکه‌های عصبی^۱ به عنوان ابزاری برای انجام دادن نگاشت بین الگوهای ورودی و خروجی متناظر با شرایط آسیب سازه به کار می‌رود. این روش می‌تواند یک یا چند المان آسیب دیده را در تعداد محدودی تشخیص دهد. شبکه‌های عصبی به علت چهار ویژگی مهم، برای عیب‌یابی استفاده می‌شوند: (۱) توانایی نگاشت کلی (۲) مقاومت در برابر اطلاعات نویزی (۳) توانایی یادگیری با آموزش نظارت‌شده (۴) قابلیت کار کردن با اطلاعات ناقص [۲۶ و ۲۷].

به عنوان مثال، عادلی [۳۶] از ترکیب شبکه عصبی و سایر روش‌های محاسباتی برای ارتقاء عملکرد این شبکه‌ها در پاسخ ارتعاشی سازه بهره گرفته است. ساراش و همکاران [۳۷] استخراج فرکانس‌های مودال در یک شبکه عصبی بر روی یک تیر کنسولی به منظور تعیین موقعیت و عمق ترک شبیه سازی شده، استفاده کردند.

۲-۲-۷ روش‌های مبتنی بر بهینه‌سازی^۲

بهینه‌سازی در سال‌های اخیر به عنوان یکی از روش‌های قدرتمند در جهت شناسایی آسیب در سازه‌های پیچیده مورد توجه قرار گرفته است. در بهینه‌سازی با توجه به محدود بودن داده‌های دینامیکی سازه، ابتدا با روش‌های گسترش مودال، داده‌های ناموجود تخمین زده شده و سپس با داده‌های تحلیلی فرآیند شناسایی آسیب صورت می‌گیرد. با توجه به اینکه آسیب به صورت کاهش در سختی و جرم المان مدل می‌شود، در نتیجه ماتریس کلی سختی و جرم دستخوش تغییر قرار می‌گیرند که همین موضوع موجب تغییر مقادیر ویژه (فرکانس‌های سازه) و بردارهای ویژه (بردارهای مودی) می‌شود. حالت‌های مختلف آسیب بر اساس محل و میزان آسیب، مدل شده و مقادیر ویژه‌ی سازه در هر حالت محاسبه

^۱ Neural Networks

^۲ Optimization Methods

می‌شود. بر اساس اختلاف فرکانس سازه‌ی آسیب دیده واقعی و مدل شده می‌توان آسیب سازه را مشخص کرد که هر چه این دو مقادیر به هم نزدیک‌تر باشند، آسیب مدل شده به آسیب واقعی نزدیک‌تر و پاسخ دقیق‌تر خواهد بود. این روش‌ها عموماً با استفاده از یک یا چند الگوریتم بهینه‌سازی قادر به تشخیص دقیق محل و شدت آسیب در سازه هستند. چندین الگوریتم بهینه‌سازی نیز برای شناسایی خسارات با استفاده از خصوصیات دینامیکی معین معرفی شده است [۳۶ - ۳۹].

۲-۸ روش‌های مبتنی بر پردازش داده

یکی از روش‌های رایج پردازش داده، تحلیل سری‌های زمانی است. در اکثر این روش‌ها ابتدا یک مدل سری زمانی به داده‌های ارتعاشی نسبت داده می‌شود و سپس با استخراج پارامترهای این مدل، به پایش سلامت سازه مورد نظر می‌پردازند. یک سری زمانی مجموعه‌ای از داده‌ها می‌باشد که در زمان‌های متوالی مشاهده شده‌اند. مدل سری زمانی، یک مدل آماری است که بر اساس مجموعه‌ای از اطلاعات، به یک سری نسبت داده می‌شود.

روش‌های شناخته شده دیگر در زمینه پردازش داده، روش‌های حوزه فرکانس و یا زمان-فرکانس می‌باشند. از پر کاربردترین این روش‌ها، تبدیل فوریه است. با این حال، این روش دارای کاستی‌هایی است. تبدیل فوریه با حذف پارامتر زمان یا مکان از داده سبب می‌شود تا زمان یا مکان وقوع یک رخداد مشخص نباشد. برای حذف این اثر، روش‌های تبدیل فوریه کوتاه مدت ابداع شدند که در آن محدوده کوچکی از داده مورد پردازش قرار می‌گیرد. با این حال نحوه انتخاب این محدوده در میزان دقت آن تأثیرگذار می‌باشد. تبدیل موجک یک روش تقریباً جدید در پردازش داده است که معایب روش‌های قبلی را از بین می‌برد. موجک‌ها ترکیبی از توابع هستند که توانایی توصیف داده در یک زمان مشخص را دارند. موجک‌ها تابع دو مقدار زمان و مقیاس هستند که این مقیاس می‌تواند متناظر با فرکانس باشد. مزیت اصلی استفاده از تبدیل موجک، تحلیل محلی یک داده است. از طرف دیگر به دلیل آن که تبدیل

فوریه در اصل برای تحلیل داده‌های مانا تعریف شده است، اطلاعات حاصل از آن در به کارگیری این تبدیل در تحلیل داده های نامانا می‌تواند نادرست می‌باشد. در بخش بعدی به توضیحات بیشتر پیرامون این روش‌ها پرداخته می‌شود.

۳-۲ روش‌های مبتنی بر پردازش داده

با توجه به اینکه در این پژوهش از روش پردازش داده برای رسیدن به اهداف شناسایی آسیب استفاده می‌شود، در این بخش شیوه کارکرد این روش‌ها و برخی از پژوهش‌های پیشین نیز شرح داده می‌شود. در سال‌های اخیر، روش‌های شناسایی آسیب مبتنی بر پردازش داده بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند. هدف اصلی در این روش‌ها بهره‌گیری از ابزارهای پردازش داده به منظور استخراج و انتخاب خصوصیات پنهان در داده است. انتخاب و استخراج ویژگی، در حقیقت فرآیند شناسایی کردن و انتخاب ویژگی‌های حساس به آسیب موجود در پاسخ‌های دینامیکی اندازه‌گیری شده از سازه است. این فرآیند اغلب شامل ادغام و متراکم کردن مقادیر زیاد اطلاعات حاصل از حسگرها به مجموعه کوچکی از داده‌ها است، به طوری که بتواند عمل تحلیل داده را ساده‌تر و مؤثرتر نماید. همچنین، انواع مختلفی از روش‌های نرمال‌سازی داده‌ها در طی فرآیند به کار گرفته می‌شوند تا اثرات ناشی از شرایط محیطی و عملیاتی متغیر را از تغییرات ناشی از وجود آسیب در پاسخ‌های اندازه‌گیری شده، متمایز سازند.

۳-۲-۱ انواع روش‌های پردازش داده

روش‌های متنوعی به منظور بهبود فرآیند استخراج و انتخاب ویژگی‌های حساس به آسیب به کار گرفته شده‌اند. این روش‌ها بر اساس تکنیک مورد استفاده در پردازش داده، جهت استخراج ویژگی به سه دسته روش‌های حوزه‌ی زمان، فرکانس و زمان-فرکانس تقسیم می‌شوند.

۲-۴ روش‌های حوزه زمان

روش‌های حوزه زمان از توابع خطی و غیرخطی تاریخچه زمانی برای استخراج ویژگی‌های داده بهره می‌گیرند. از جمله این روش‌ها می‌توان به مدل خودهمبسته، مدل خودهمبسته میانگین متحرک و فیلتر کالمن بسط یافته اشاره نمود. این روش‌ها به روش‌های آماری معروف هستند.

یکی از روش‌های بسیار رایج پردازش داده تحلیل سری‌های زمانی است. در این روش‌ها ابتدا یک مدل سری زمانی به داده‌های ارتعاشی نسبت داده می‌شود. سپس با استخراج پارامترهای این مدل، به پایش سلامت سازه مورد نظر می‌پردازند. یک سری زمانی مجموعه‌ای از داده‌ها می‌باشد که در زمان‌های متوالی مشاهده شده‌اند [۴۲]. به طور کلی، روش‌های مبتنی بر مدل‌سازی سری زمانی که به روش‌های تشخیص آماری الگو^۱ شناخته می‌شوند، ویژگی‌های حساس به آسیب را در دو شاخه‌ی پارامترهای حاصل از مدل‌سازی و باقیمانده‌ی حاصل از آن، مورد بررسی قرار می‌دهند. این ویژگی‌ها با اعمال روش‌های پردازش داده بر روی پاسخ‌های تاریخچه زمانی سازه استخراج می‌شوند. مدل‌سازی سری زمانی برای نظارت بر سلامت سازه از داده‌های پاسخ تحریک تصادفی و یا ارتعاشی، به واسطه ساخت مدل آماری و تصمیم‌گیری آماری برای استنباط وضعیت سلامتی یک سازه استفاده می‌شوند. به طور کل، سه نوع مدل سری زمانی وجود دارد: (۱) خودهمبسته^۲ (AR)، (۲) جمع‌بسته^۳ و (۳) میانگین متحرک (MA)^۴ که چندین مدل سری زمانی مانا مانند ARX، ARMA، ARMAX و برخی از مدل‌های سری زمانی نامانا مانند ARIMA و ARIMAX ایجاد می‌کند [۴۳]. از سوی دیگر، مدل‌سازی آماری مربوط به اجرای الگوریتم‌هایی است که ویژگی‌های آماری استخراج شده از فرآیند

^۱ Statistical Pattern Recognition

^۲ Autoregressive

^۳ Integrated

^۴ Moving average

استخراج ویژگی را برای تعیین وضعیت آسیب در یک سازه مورد بررسی قرار می‌دهد. با در نظر گرفتن دو مرحله‌ی آخر شناخت الگوی آماری، رویکردهای متعددی منتشر شده است که روشی جدید را ایجاد و یا با محدودیت‌ها و اشکالات موجود مقابله می‌کند. با توجه به استفاده روش‌های حوزه زمان در این پایان نامه مرور مقالات و توضیح عملکرد آن‌ها در بخش‌های بعدی ارائه شده است.

۲-۵ روش‌های حوزه فرکانسی

روش‌های حوزه فرکانس، هر پدیده‌ی مانای متمرکز در حوزه‌ی زمان را مورد تحلیل و بررسی قرار می‌دهند. این روش‌ها از آنالیز فوریه، آنالیز طیفی، تکنیک پاسخ فرکانسی و غیره برای استخراج ویژگی‌ها در یک پنجره زمانی مشخص استفاده می‌کنند. آنالیز فوریه یک داده، شامل انتقال داده از حوزه‌ی زمان به حوزه‌ی فرکانس است. تبدیل فوریه، داده را در حوزه‌ی فرکانس به نمایش می‌گذارد و اطلاعات مفیدی را درباره محتوای فرکانسی داده ارائه می‌دهد. در رسم طیف توان فوریه برحسب فرکانس، نقطه اوج نمودار، مربوط به فرکانس غالب موجود در داده است که نشان‌دهنده‌ی شدت مؤلفه فرکانسی می‌باشد [۴۴].

یادآوری می‌شود که تبدیل فوریه از انتگرال حاصل ضرب داده در یک تابع هارمونیک با طول بی‌نهایت حاصل می‌شود، بنابراین اطلاعات زمانی موجود در داده از دست خواهد رفت. اگر داده‌ای که قرار است آنالیز شود یک داده‌ی نامانا باشد، یعنی دامنه و یا فرکانس آن به طور ناگهانی در طول زمان تغییر کند آنگاه، در تبدیل فوریه داده این تغییر ناگهانی در زمان، در کل محور فرکانس پخش می‌شود. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که تبدیل فوریه برای آنالیز داده‌های مانا مناسب است. به دلیل توانایی تبدیل فوریه برای شناسایی محتوای فرکانسی و دامنه‌ی مؤلفه‌های فرکانسی موجود در داده، می‌توان اطلاعات قابل توجهی را در خصوص پارامترهای مودال نظیر فرکانس و شکل مودی از طریق تبدیل فوریه پاسخ سازه‌ای به دست آورد. یکی دیگر از ویژگی‌ها در حوزه فرکانس، تابع پاسخ فرکانسی که

پیش‌تر توضیح داده شده است، می‌باشد. باندرا و همکاران [۴۵] با استفاده از تابع پاسخ فرکانسی و استفاده از شبکه‌های عصبی و اعمال تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۱ جهت کاهش ابعاد ورودی الگوریتم شبکه عصبی به شناسایی آسیب در یک سازه عددی پرداختند.

۲-۶ روش‌های زمان-فرکانسی

بر خلاف روش‌های حوزه فرکانس، روش‌های حوزه زمان-فرکانس را می‌توان برای تحلیل هر رویداد نامانا که در حوزه‌ی زمان متمرکز است، به کار برد. ژو و همکاران [۴۶] روشی بر مبنای تبدیل هیلبرت-هوانگ^۲ به منظور تعیین و تحلیل خصوصیات دینامیکی یک ساختمان ۲۱ طبقه به کار بردند و نتایج بدست آمده را با نتایج تبدیل فوریه مقایسه کردند. داده‌های مورد بررسی سرعت باد و پاسخ دینامیکی سازه به طوفان یورک در سال ۱۹۹۹ بود. از تبدیل هیلبرت-هوانگ و تبدیل فوریه داده‌های اندازه‌گیری شده برای تعیین ویژگی‌های دینامیکی سازه استفاده شد. نتایج آن‌ها نشان می‌دهد که فرکانس‌های طبیعی بدست آمده از هر دو روش تقریباً با هم برابرند اما نسبت میرایی به دست آمده از تبدیل هیلبرت در دو مود اول کمتر از نتایج حاصل از تبدیل فوریه می‌باشد. چن و همکاران [۴۷] روشی مشابه را بر روی داده‌های پل معلق تسینگ ما^۳ و طوفان ویکتوریا به کار بردند و به نتایج مشابه دست یافتند.

یانگ و همکاران [۴۸] در ابتدا از تجزیه تجربی مودی^۴ برای شناسایی آسیب در سازه پنج مارک استفاده کردند. برای این کار ابتدا داده‌ی شتاب خروجی ساختمان را فیلتر کردند و سپس با استفاده از

^۱ Principal Component Analysis

^۲ Hilbert Huang Transform

^۳ Tsing MA

^۴ Empirical Mode Decomposition (EMD)

تجزیه تجربی مودی جهش‌های فرکانس ارتعاش ناشی از آسیب در سازه را جهت شناسایی آسیب به کار بردند. در مرحله بعد با استفاده از تبدیل هیلبرت-هوانگ پارامترهای سازه را شناسایی کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که در صورت وجود نویز در خروجی حسگرها این روش موفقیت آمیز نمی‌باشد.

ژو و چن [۴۹] از تبدیل هیلبرت-هوانگ برای شناسایی آسیب ناشی از کاهش ناگهانی سختی در یک ساختمان سه طبقه فولادی آزمایشگاهی استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان می‌دهد که روش ارائه شده توانایی تعیین لحظه وقوع آسیب از طریق مشاهده وقوع آشفتگی در مود اول اصلی پاسخ شتاب را دارد. با این وجود، این روش در تعیین موقعیت و شدت آسیب‌دیدگی چندان قابل اطمینان نمی‌باشد. لیو و همکاران [۵۰] در ابتدا روش تبدیل هیلبرت-هوانگ را برای شناسایی آسیب 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 سازه‌ی مرجع دانشگاه بریتیش کلمبیا را با موفقیت بیابند. نتایج آن‌ها نشان داد که روش تجزیه تجربی مودی در این حالت نتایج بهتری از تبدیل موجک ارائه می‌دهد.

چن و همکاران [۵۱] تبدیل هیلبرت-هوانگ ارتقا یافته را به منظور استخراج اطلاعات مرتبط با آسیب از داده‌های پاسخ سازه، معرفی کردند. در ابتدا داده‌ها با استفاده از آنالیز بسته موجک به زیر داده‌ها تجزیه می‌شوند. سپس این زیر داده‌ها با استفاده از تجزیه تجربی مودی به توابع مود ذاتی^۱ تجزیه شده و در گام بعدی، معیار انتخاب IMF به منظور حذف مؤلفه‌های IMF غیرمرتبط به کار گرفته می‌شود. همچنین از تبدیل هیلبرت-هوانگ برای به دست آوردن انرژی آنی مؤلفه‌های IMF باقیمانده، استفاده شده است. با مقایسه انرژی آنی توابع مودی ذاتی سازه‌های سالم و آسیب‌دیده مشخص شد که مقدار انرژی آنی به وضوح تغییر یافته است. لی و همکاران [۵۲] از تلفیق روش تجزیه تجربی مودی و آنالیز موجک برای شناسایی تغییرات در پاسخ سازه بهره گرفتند. در این روش ابتدا از تجزیه تجربی مودی برای استخراج مؤلفه‌های تک فرکانس از داده پاسخ استفاده شد. سپس با استفاده از تبدیل

^۱ Intrinsic Mode Function (IMF)

هیلبرت، توابع مود ذاتی استخراج شده به داده‌های تحلیلی تبدیل شدند و در نهایت با استفاده از آنالیز موجک، زمان وقوع آسیب مشخص شده است. کارایی روش پیشنهادی بر روی یک قاب برشی چهار طبقه مورد بررسی قرار گرفته و نتایج مطلوبی نیز حاصل شده است.

درویشان و همکاران [۵۳] چهار روش پردازش داده زمان-فرکانسی را با یکدیگر مقایسه کردند. آن‌ها با استفاده از پاسخ حسگرهای سازه و محاسبه خروجی روش‌های حوزه زمان-فرکانس به بررسی این چهار روش پرداختند. برای سنجش پراکندگی فرکانس‌های خروجی این روش‌ها یک تحلیل داده‌های دور از مرکز بر روی نتایج فرکانس‌ها انجام دادند. نتایج آن‌ها نشان می‌دهد که تبدیل هیلبرت-هوانگ دارای کمترین خطا در محاسبه‌ی مقادیر فرکانس است و می‌تواند این مقادیر را با تفکیک پذیری بیشتری استخراج شود.

۷-۲ پژوهش‌های انجام شده در زمینه کاربرد روش‌های آماری در پایش سلامت

سازه

به منظور به دست آوردن ویژگی‌های حساس به آسیب، می‌توان از تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی استفاده کرد که در آن یک مدل سری زمانی به داده‌های ارتعاش سازه تعبیه شده است. به تازگی، چندین پژوهش برای توسعه‌ی روش‌های پایش سلامت سازه با استفاده از تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی در آمار انجام شده است.

سون و همکاران [۴۲] ضرایب مدل سری زمانی AR را به‌عنوان ویژگی آسیب مورد استفاده کردند و برای شناسایی آسیب از کنترل فرایند آماری استفاده کردند. وردن و همکاران [۵۴] از توابع انتقال‌پذیری برای استخراج ویژگی به همراه اندازه‌گیری فاصله مربعات ماهالانوبیس^۱ برای شناسایی

^۱ Mahalanobis

آسیب سازه‌ای استفاده کرد. به طور کلی فاصله ماهالانوبیس [۵۵] یک روش پرکاربرد تصمیم‌گیری آماری در پایش سلامت سازه است که برای تشخیص داده‌ی پرت مورد توجه پژوهشگران زیادی بوده است [۵۲ و ۵۴-۵۸]. فوگیت و همکاران [۶۱] از باقیمانده‌های مدل سری زمانی AR به عنوان ویژگی‌های حساس به آسیب استفاده کرد. فرار و همکاران [۶۲] توضیحات بیشتری در مورد فرآیند شناخت الگوی آماری ارائه کردند. نایر و همکاران [۶۳] از مدل سری زمانی خودهمبسته میانگین متحرک (ARMA) استفاده کردند و سه پارامتر اول مدل سری زمانی AR را به عنوان ویژگی حساس به آسیب که قادر به شناسایی و یافتن آسیب بودند، پیشنهاد دادند. اومنزتر و براونجان [۶۴] از مدل سری زمانی میانگین متحرک خود همبسته جمع‌بسته (ARIMA) برای تجزیه و تحلیل داده‌های کرنش استاتیک یک پل در طول زمان ساخت و بهره برداری از آن استفاده کردند. میتا و ژنگ [۶۵] از فاصله الگوهای مدل سری زمانی خودهمبسته میانگین متحرک ARMA در حالت سالم و آسیب دیده، برای شناسایی آسیب سازه‌ای استفاده کردند. گل و کاتباس [۶۶] برای کاهش میانگین داده‌های سری زمانی از تکنیک کاهش تصادفی استفاده کردند و ویژگی‌های حساس به آسیب را استخراج کردند و همچنین از الگوریتم‌های شناسایی فاصله‌سنجی بر اساس فاصله ماهالانوبیس برای شناسایی انواع اختلاف تغییرات سازه در سازه‌های مختلف آزمایش استفاده کردند. میتا و ژنگ در پژوهشی دیگر [۶۷] از دو فاصله آماری به نام‌های Itakura و Cepstral برای شناسایی شدت و محل آسیب بر روی ویژگی‌های استخراج شده مدل سری زمانی AR استفاده کردند. فیگریدو و همکاران [۵۶] با استفاده از چهار گشتاور آماری و به شناسایی محل آسیب پرداختند. همچنین آن‌ها در پژوهش دیگری اثرات انتخاب مرتبه‌های مختلف مدل سری زمانی AR در تشخیص آسیب را مورد بررسی قرار دادند [۶۸].

یائو و پاکزاد [۶۹] تکنیک‌های جدید استخراج ویژگی را با استفاده از طیف‌های مدل سری زمانی AR به همراه عملکرد همبستگی باقیمانده آن ارائه داده و روش‌های خود را با استفاده از چندین

الگوریتم شناسایی الگوی آماری شامل نمودارهای کنترل، آزمون آماری لجانگ-باکس^۱ و فاصله ماهالانوبیس و اندازه‌گیری فاصله‌ی طیفی کوش^۲ مورد بررسی قرار دادند. جیاواردانا و همکاران [۷۰] شاخص جدید بر مبناء معیار اطلاعاتی فیشر^۳ جهت شناسایی آسیب سازه‌ای با استفاده از پارامترهای مدل سری زمانی AR ارائه کرده‌اند. رضایی‌پژند و همکاران [۷۱] با استفاده از یک روش تکرارشونده تعیین مدل سری زمانی، کاربرد فیلترهای پایین‌گذر^۴ را مطالعه کردند. انتظامی و همکاران [۷۲] دو شاخص جدید آسیب را براساس پارامترها و باقیمانده‌های مدل سری زمانی AR معرفی کردند. هان و همکاران [۷۳] با استفاده از روش کش و قوس زمانی پویا^۵ شناسایی آسیب در یک چرخ‌دنده پرداخته‌اند.

^۱ Ljung-Box Q-test

^۲ Cosh

^۳ Fisher Information Criterion

^۴ Lowpass Filter

^۵ Dynamic Time Warping

فصل ۳ روش تحقیق

۳-۱ مقدمه

در این پایان نامه، تجزیه و تحلیل سری زمانی مدل خود همبسته برای استخراج ویژگی‌های حساس به آسیب در سازه‌ها استفاده شده است. در ابتدا روش تجزیه تجربی مودی به عنوان روشی جهت حذف نویز داده‌ها استفاده می‌شود. این روش یک داده را به توابع مود ذاتی تشکیل دهنده آن تبدیل می‌کند. پس از آن با استفاده از محاسبه انرژی توابع مود ذاتی بدست آمده، تابع مود ذاتی بدست آمده با بیشترین مقدار انرژی به عنوان داده با بیشترین محتوا از داده اصلی و بدون نویز برای سایر مراحل پایش سلامت سازه در نظر گرفته می‌شود. سپس بر روی داده‌ی بدست آمده مدل‌سازی سری زمانی انجام می‌گیرد. جهت انتخاب مناسب‌ترین مدل سری زمانی، آزمون فرضیه آماری لیورن-مک‌کاب انجام می‌شود. نتیجه‌ی این آزمون در این پژوهش استفاده از مدل سری زمانی خودهمبسته را تضمین می‌کند. در گام بعدی پارامترهای مدل سری زمانی خودهمبسته به عنوان ویژگی‌های حساس به آسیب استخراج می‌شود. توابع چگالی احتمال پارامترهای مدل خود همبسته با استفاده از تابع چگالی احتمال کرنل محاسبه شده و به منظور ارزیابی تغییرات در ویژگی‌های حساس به آسیب، پارامترهای مدل خودهمبسته مورد استفاده قرار می‌گیرد. در بخش تصمیم‌گیری آماری از روش فاصله‌ی همبستگی سریع^۱ استفاده شده است. کارایی و دقت روش پیشنهادی توسط دو مثال بنچ مارک مورد مطالعه قرار گرفته است. برای این منظور، یک قاب آزمایشگاهی سه طبقه و یک پل چوبی آزمایشگاهی در نظر گرفته شده است. نتایج، توانایی روش پیشنهادی برای شناسایی محل و شدت آسیب را نشان می‌دهد. استفاده از تابع چگالی احتمال پارامترهای حساس به آسیب و استفاده از فاصله‌ی همبستگی برای تعیین اختلاف میان توابع چگالی احتمال ویژگی‌های حساس به آسیب از جمله نوآوری‌های این پژوهش است.

^۱ Fast Distance Correlation

۲-۳ روش تجزیه تجربی مودی

همانطور که در فصل گذشته بیان شد، در سال ۱۹۹۸ هوآنگ و همکاران [۷۴] یک روش جدید برای پردازش داده‌ها ارائه دادند. این روش به علت آن که توانایی در حذف نویز و تحلیل داده‌های غیرخطی^۱ و نامانای^۲ را دارد به عنوان یکی از اکتشافات مهم در حوزه ریاضیات شناخته شده است. این روش یک روش بهنگام شونده است که سعی دارد با استفاده از ترکیب روش تجزیه تجربی مودی^۳ و تبدیل هیلبرت^۴ دامنه و فرکانس یک داده را نسبت به زمان استخراج کند. در نتیجه این روش در دامنه‌ی روش‌های حوزه زمان-فرکانس قرار گرفته است.

روش تجزیه تجربی مودی یک روش تجربی برای استخراج مؤلفه‌های یک داده است. این روش قادر است یک داده را به ترکیبی از توابع مود ذاتی تجزیه کند. شایان ذکر است این توابع اجزای تشکیل دهنده داده هستند و با مدهای ارتعاشی سازه نباید یکسان فرض شوند. برای این کار از دو فرض اساسی در این روش استفاده شده است [۷۴]:

۱- در کل یک داده‌ی مفروض تعداد نقاط اکسترمم و تعداد نقاط صفر داده باید برابر باشند و یا حداکثر یک واحد اختلاف داشته باشند. این فرض در بسیاری از روش‌های دیگر نیز مورد استفاده قرار می‌گیرد و مفهوم فیزیکی آن برقرار کردن شرط نوسان یک داده است.

۲- در هر نقطه از داده، میانگین پوش ماکزیمم‌ها و مینیمم‌های داده برابر صفر است. مفهوم فیزیکی این گزینه برقراری شرط تقارن داده است. در نتیجه این فرض از نوسانات نامتقارن که مطلوب نمی‌باشد، جلوگیری می‌کند.

^۱ Nonlinear

^۲ Non stationary

^۳ Emprical Mode Decomposition

^۴ Hilbert transform (HT)

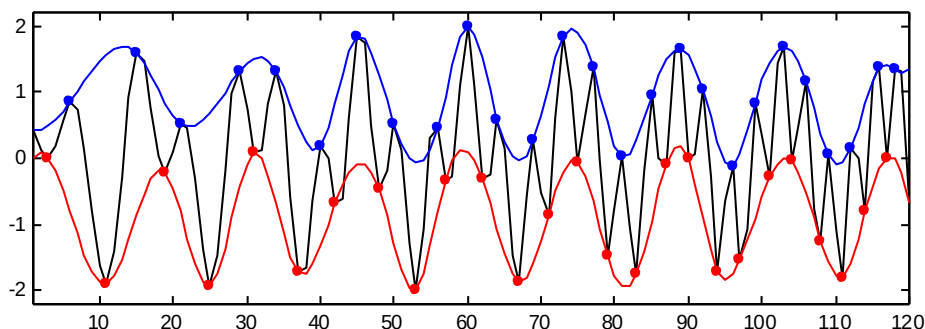
با توجه به تعاریف فوق، برتری این روش در آن است که برخلاف امواج هارمونیک، دامنه و فرکانس توابع مود ذاتی در زمان قابل تغییر است. این رفتار باعث می‌شود که توابع مود ذاتی داده‌هایی غیرخطی و نامانا باشند که منجر به یک تبدیل هیلبرت مطلوب می‌شوند. همچنین این روش با استفاده از تجزیه‌ی داده به توابع با مؤلفه‌های سازنده آن منجر به تولید داده و حذف نویزهای موجود در آن می‌شود.

تجزیه در این روش‌ها به صورت یک فرآیند تکرار شونده می‌باشد تا به مؤلفه‌هایی که شرایط بالا را اقماع می‌کند، دست یابد. عملیات تجزیه داده در این روش با استفاده از پروسه الگ کردن^۱ صورت می‌گیرد که شامل گام‌های زیر است:

۱- اولین مرحله شامل پیدا کردن اکستریم‌های محلی داده است.

۲- از مقادیر اکستریم‌های داده‌ها یک منحنی اسپیلاین عبور داده می‌شود. این کار بار دیگر برای مقادیر مینیمم محلی تکرار می‌شود تا منحنی‌های پوش بالا و پوش پایین داده بدست آیند.

شکل ۱-۳ دو مرحله اول را به صورت شماتیک نمایش می‌دهد.

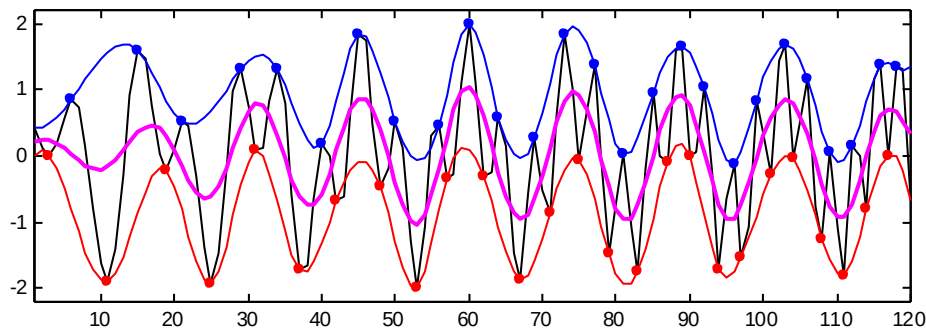


شکل ۱-۳ یافتن اکستریم و مینیمم‌های محلی و برازش منحنی اسپیلاین

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

^۱ Sifting process

$$h_1 = x(t) - m_1 \quad (1-3)$$



شکل ۳-۲ میانگین گیری از دو منحنی اسپیلاین اکسترم‌های محلی

۴- برای اقناع دو شرط بالا پروسه فوق مجدداً به تعداد k بار تکرار می‌شود.

$$h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k} \quad (2-3)$$

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

می‌شود.

$$SD = \sum_{t=0}^T \left[\frac{|h_{(k-1)}(t) - h_k(t)|^2}{h_{(k-1)}^2(t)} \right] \leq 0.5 \quad (3-3)$$

۶- آخرین مؤلفه‌ای که از پروسه فوق بدست می‌آید به عنوان اولین تابع مود ذاتی در نظر گرفته

می‌شود. به این پروسه اصطلاحاً الک کردن می‌گویند.

$$h_{1k} = c_1 \quad (4-3)$$

۷- باقی‌مانده، از کسر تابع مود ذاتی اول از داده اصلی بدست می‌آید.

$$r_1 = x(t) - c_1 \quad (5-3)$$

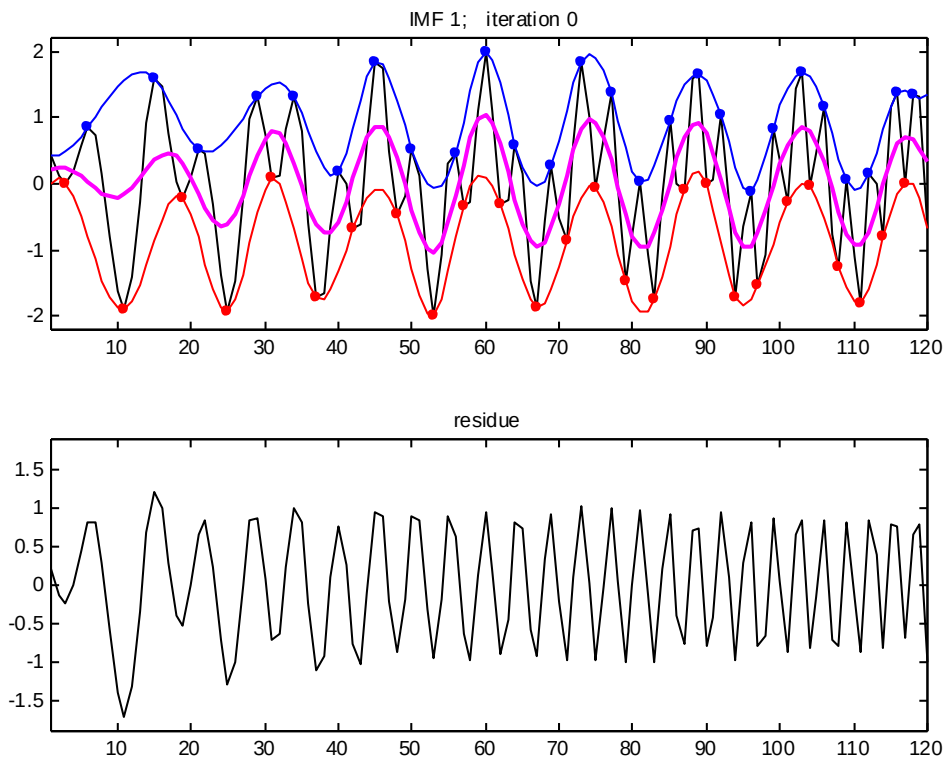
۸- مجدداً باقی‌مانده به عنوان داده اصلی در نظر گرفته شده و عملیات مراحل ۱ الی ۷ تکرار

می‌شود تا تابع مود ذاتی بعدی به همین ترتیب محاسبه شود. 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 داده ثابت و یا یکنواخت خواهد بود.

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j + r_n \quad (6-3)$$



شکل ۳-۳ تابع مود ذاتی اول بدست آمده و باقیمانده‌ی آن

روش‌های تجزیه تجربی مودی به روش تجزیه مودی گروهی^۱ گسترش یافته‌اند و به تازگی یک روش تجربی تجزیه‌ی کلی به اجزای اولیه‌ی داده ارائه گردیده است که اگرچه روش تجزیه تجربی مودی بسیاری از ویژگی‌های نویدبخش برای تجزیه و تحلیل و پردازش داده‌ها را ارائه می‌دهد، اما در بعضی مواقع امکان دارد، به میزان کافی داده تفکیک نشده باشد. تجزیه تجربی مودی کامل^۲، یک بسط قدرتمند از روش تجزیه‌ی تجربی مودی است و روشی بسیار امیدوار کننده برای پردازش و تفسیر داده‌ها می‌باشد. روش تجزیه‌ی تجربی مودی، گروهی کامل از داده‌ی ارتعاشی را به مجموع اجزای نوسانی آن تجزیه می‌کند. در روش تجزیه‌ی تجربی مودی گروهی کامل در هر مرحله به داده، درصدی از نویز

^۱ Ensemble empirical mode decomposition

^۲ Complete ensemble empirical mode decomposition

گوسی اضافه می‌شود و تجزیه به کمک تجزیه‌ی تجربی مودی انجام می‌گیرد. هدف این توسعه‌ها برای حل حالت‌های پیچیده است [۷۳ - ۷۴]. هان و وندر بان [۷۷] تفاوت بین روش‌های تجزیه تجربی مودی را بررسی کردند. آنان نتیجه گرفتند که تجزیه تجربی مودی گروهی کامل نه تنها حالت‌های پیچیده را حل می‌کند، بلکه بازسازی دقیق از داده اصلی را فراهم می‌کند. از لحاظ قدرت تفکیک طیفی، روش‌های بر پایه تجزیه تجربی مودی بهتر از تبدیل فوریه زمان کوتاه و روش تبدیل موجک عمل می‌کند. سه مزیت اصلی استفاده از روش تجزیه مودی تجربی عبارتند از:

- ۱- حذف نویز از داده‌ها
 - ۲- تبدیل داده نامانا به مانا
 - ۳- استخراج مفاهیم اصلی از داده
- از دیگر روش‌های تجزیه تجربی مودی می‌توان به روش‌های LMD^۱ [۷۸]، VMD^۲ [۷۹] و PEEMD^۳ [۸۰] اشاره کرد.

۳-۲-۱ ارائه یک راه کار بهبود دهنده جهت شناسایی تابع مود ذاتی معنی دار

روش پیشنهاد شده در این پژوهش از داده‌های ارتعاشی شتاب سازه ثبت شده توسط حسگرها استفاده می‌کند. اجزای تشکیل دهنده هر داده با استفاده از تجزیه تجربی مودی بدست می‌آید. برای از بین بردن تابع مود ذاتی که برای تشخیص آسیب ناچیز هستند، یک فرایند انتخاب تابع مود ذاتی انجام می‌شود. برای این منظور یک راه کار برای انتخاب تابع مود ذاتی ارائه شده است. مقدار انرژی هر تابع مود ذاتی محاسبه می‌شود. پس از آن تابع مود ذاتی با بالاترین سطح انرژی در بین تمام مودهای استخراج شده از روش تجزیه تجربی مودی به عنوان تابع مود ذاتی اصلی برای استفاده در مدل‌سازی

^۱ Local Mean Decomposition

^۲ Variational Mode Decomposition

^۳ Partly Ensemble Empirical Mode Decomposition

AR استفاده می‌شود. مزیت اصلی این تابع مود ذاتی وابستگی شدید آن به آسیب است زیرا بیشترین محتوا از داده اصلی را همراه دارد. انرژی هر تابع مود ذاتی از رابطه ۷-۳ بدست می‌آید [۱۹]:

$$E_{c_i(t)} = \sum_{k=1}^t |c_i(k)|^2 \quad (7-3)$$

که در این رابطه c_i بیانگر تابع مود ذاتی، و E مقدار انرژی تابع مود ذاتی می‌باشد.

۳-۳ مدل سازی سری زمانی

همانطور که پیش تر به آن اشاره شد، روش های مبتنی بر حوزه زمان از توابع خطی و غیرخطی تاریخیچه زمانی که یکی از روش های بسیار رایج پردازش داده تحلیل سری های زمانی است برای استخراج ویژگی های داده بهره می گیرند. پایش سلامت سازه بر اساس تشخیص الگوهای آماری، برپایه ی استفاده از داده های ارتعاشی سازه می باشد. در روش های مبتنی بر ارتعاش دینامیکی سازه، پاسخ ارتعاشی سازه بصورت سری های زمانی هستند. از این رو، بهترین و نزدیکترین روش برای استخراج ویژگی های حساس به آسیب، بهره جویی از تحلیل سری زمانی است. یک سری زمانی مجموعه ای از داده ها می باشد که در زمان های متوالی مشاهده شده اند. همانطور که پیش تر اشاره شد، در این روش ها ابتدا یک مدل سری زمانی به داده های ارتعاشی نسبت داده می شود. سپس با استخراج پارامترهای این مدل، به پایش سلامت سازه مورد نظر پرداخته می شود [۴۲]. به عبارت دیگر مدل سازی سری زمانی یک روش آماریست که یک مدل ریاضی را به داده های سری زمانی برای استخراج یک سری اطلاعات معنی دار برازش می دهد. مدل های سری زمانی براساس خطی و غیرخطی، مانا و نامانا تقسیم می شوند [۸۱]. در داده مانا شاخص های آماری آن همچون میانگین، انحراف معیار، چولگی و کشیدگی نمونه نسبت به تغییر زمان ثابت هستند. چنانچه این ویژگی ها متغیر باشند داده نامانا می باشد.

همانطور که در فصل قبل اشاره شد، به طور کل، سه نوع مدل سری زمانی وجود دارد: (۱) خودهمبسته (AR)، (۲) جمع‌بسته^۱ و (۳) میانگین متحرک (MA) که چندین مدل سری زمانی مانا مانند AR^۲، ARX^۳، ARMA^۴ و ARMAX^۵ و برخی از مدل‌های سری زمانی نامانا مانند ARIMA^۶ و ARIMAX^۷ ایجاد می‌کند [۴۳]. در ادامه به شرح برخی از این روش‌ها پرداخته می‌شود.

۳-۳-۱ مدل خودهمبسته

ساده‌ترین و پرکاربردترین مدل‌سازی سری زمانی خطی مدل خودهمبسته است. مدل AR یک مدل فرآیندی است که صرفاً از داده‌های خروجی جهت مدل‌سازی استفاده می‌شود و نیازی به داده‌های ورودی سامانه در مدل‌سازی ندارد. فرم کلی این مدل برای داده‌های یک متغیره به شرح زیر است:

$$y(t) = \sum_{i=1}^p \phi_i \cdot y(t-i) + e(t) \quad (۸-۳)$$

در رابطه فوق، y داده‌های خروجی در زمان مشخص t و p مرتبه چند جمله‌ای مربوط به داده‌های خروجی است. این مدل با استفاده از ϕ یا پارامترها یا ضرائب برای داده‌های خروجی ساخته می‌شود. در کلیه روابط مدل‌سازی سری زمانی $e(t)$ باقیمانده یا اختلاف میان داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل گفته می‌شود.

^۱ Integrated

^۲ Autoregressive Integrated

^۳ Autoregressive with eXogenous inputs

^۴ Autoregressive Moving Average

^۵ Autoregressive Moving Average with eXogenous inputs

^۶ Autoregressive Integrated Moving Average

^۷ Autoregressive Integrated Moving Average with eXogenous inputs

۳-۳-۲ مدل خودهمبسته با ورودی برونزا

ARX یک مدل سری زمانی غیرخطی است که با استفاده از داده‌های ورودی و خروجی سامانه به پیش‌بینی مدل می‌پردازد. این مدل عملکرد قابل قبولی در حذف نویز دارد اما تعیین مرتبه آن یکی از چالش‌های آن می‌باشد. فرم کلی این مدل برای داده‌های یک متغیره به شرح زیر است:

$$y(t) = \sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot y(t-i) + \sum_{j=1}^r \theta_j \cdot x(t-j) + e(t) \quad (9-3)$$

در رابطه فوق، x و y به ترتیب داده‌های ورودی و خروجی در زمان مشخص t و p و r مرتبه چند جمله‌ای مربوط به داده‌های خروجی است. این مدل با استفاده از φ و θ که به عنوان پارامترها یا ضرایب برای داده‌های خروجی و ورودی است، ساخته می‌شود.

۳-۳-۳ مدل میانگین متحرک

مدل سری زمانی میانگین متحرک مقدار سری زمانی در هر مرحله به صورت یک میانگین از مانده‌های مراحل قبل محاسبه می‌شود. عملگر میانگین متحرک به صورت یک فیلتر عمل می‌کند و با توجه به اینکه عموماً نویز فرآیندی است که شامل طیف گسترده‌ای از فرکانس‌ها است، بنابراین فیلتر میانگین متحرک می‌تواند از این طیف، فرکانس‌های مطلوب را گزینش کند تا یک سری زمانی غیرتصادفی حاصل شود.

$$y(t) = \sum_{k=1}^q \psi_k \cdot e(t-k) + e(t) \quad (10-3)$$

در رابطه فوق، e باقی‌مانده‌های مدل در زمان مشخص t و q مرتبه چند جمله‌ای مربوط به مانده‌ها است. این مدل با استفاده از ψ که به عنوان پارامترها یا ضرایب برای مانده‌های پیش‌بینی مدل است، ساخته می‌شود.

۳-۳-۴ مدل خودهمبسته میانگین متحرک

از دیگر مدل‌های سری زمانی موجود، می‌توان مدل خودهمبسته میانگین متحرک ARMA را نام برد که از ترکیب دو مدل قبلی AR و MA مقدار سری در یک نقطه را بر اساس تابعی از مقادیر خروجی و مانده‌های مراحل قبل بیان می‌کند:

$$y(t) = \sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot y(t-i) + \sum_{k=1}^q \psi_k \cdot e(t-k) + e(t) \quad (۱۱-۳)$$

در رابطه فوق، e و y به ترتیب مانده و داده‌های خروجی در زمان مشخص t و p و q مرتبه چند جمله‌ای مربوط به داده‌های خروجی و مانده است. این مدل با استفاده از φ و ψ که به عنوان پارامترها یا ضرائب برای داده‌های خروجی و مانده می‌باشد، ساخته می‌شود.

۳-۳-۵ مدل خودهمبسته میانگین متحرک با ورودی برون‌زا

ARMAX کامل‌ترین مدل سری زمانی می‌باشد. این مدل را می‌توان به عنوان یک مدل مؤثر در نظر گرفت که در آن تمامی جنبه‌های ARX و ARMA شامل می‌شوند. این مدل با در نظر گرفتن داده‌های ورودی، خروجی و مانده سامانه که می‌توان آن‌ها را ارتعاش ورودی و پاسخ ارتعاشی سازه و مانده‌های پیش بینی مدل نامید، برپا می‌شود. به ARMAX یک توصیف ریاضی تعمیم‌یافته از سامانه‌های غیرخطی با نویز تصادفی را تولید می‌کند مزیت اصلی مدل ARMAX این است که ذاتاً نویز داده را کاهش می‌دهد [۸۲]. رابطه کلی این مدل بصورت زیر است:

$$y(t) = \sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot y(t-i) + \sum_{j=1}^r \theta_j \cdot x(t-j) + \sum_{k=1}^q \psi_k \cdot e(t-k) + e(t) \quad (۱۲-۳)$$

در رابطه فوق، x ، y و e به ترتیب داده‌های ورودی، خروجی و مانده سامانه در زمان مشخص t و p ، q و r مرتبه چند جمله‌ای مربوط به داده‌های ورودی، خروجی و مانده است. این مدل با استفاده از φ ، θ و ψ که به عنوان پارامترها یا ضرائب برای داده‌های ورودی، خروجی و مانده است، ساخته می‌شود.

۳-۴ شناسایی نوع مدل

۳-۴-۱ شناسایی مدل توسط باکس-جنکینز

روش‌های گوناگونی برای شناسایی مناسب‌ترین مدل سری زمانی برای داده‌های سری زمانی وجود دارد. یکی از این روش‌ها، روش ارائه شده توسط باکس-جنکینز است که به بررسی همبستگی داده‌های ارتعاشی با استفاده از تابع خودهمبستگی^۱ و تابع خودهمبستگی جزئی^۲ می‌پردازد. در این روش نمودار دو تابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی داده ترسیم می‌شود، پس از آن با استفاده از بررسی رفتار این دو نمودار در مورد انتخاب مدل مناسب تصمیم‌گیری می‌شود. این روش به طور کلی به بررسی نمودار رفتاری نمونه در اثر ایجاد تأخیر در داده می‌پردازد. در جدول ۳-۱ معیار شناسایی مدل از بررسی رفتار دو نمودار تابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی تبیین شده است [۴۳].

جدول ۳-۱ معیار شناسایی مدل سری زمانی

Model	AR(p)	MA(p)	ARMA(p)
تابع	بصورت تدریجی کاهش	پس از چند تأخیر به صفر	بصورت تدریجی کاهش
خودهمبستگی	داشته باشد	میل کند	داشته باشد
تابع خود	پس از چند تأخیر به صفر	بصورت تدریجی کاهش	بصورت تدریجی کاهش
همبستگی جزئی	میل کند	داشته باشد	داشته باشد

در این روش با استفاده از تابع خودهمبستگی، همبستگی داده اصلی با داده‌ی تأخیر داده شده‌ی آن محاسبه می‌شود. اگر داده خطی باشد باید با نمونه تأخیر یافته آن همبستگی داشته باشد. با استفاده از این ویژگی، خطی بودن داده مورد بررسی قرار می‌گیرد.

^۱ Autocorrelation function

^۲ Partial Autocorrelation function

۳-۴-۲ شناسایی مدل توسط لیپورن-مک کاب

یکی از جامع ترین و دقیق ترین آزمون های آماری موجود برای بررسی وضعیت داده های آماری می باشد. خروجی این آزمون دو معیار اصلی جهت شناسایی مناسب ترین مدل در اختیار می دهد. این خروجی شامل خطی یا غیرخطی بودن و مانا یا نامانا بودن داده ها می باشد. با استفاده از این دو معیار مهم که اساس طبقه بندی مدل های سری زمانی می باشد، می توان مناسب ترین مدل سری زمانی را یافت. لیپورن-مک کاب یک آزمون فرضیه آماری^۱ صفر پارامتریک است که رفتار داده های سری زمانی y در حالت مانا یا مدل سری زمانی (AR) را در مقابل فرضیه بدیل یا مقابل^۲، مدل سری زمانی نامانا (ARIMA) واری می کند.

خروجی این آزمون آماری چهار مقدار می باشد. این چهار مقدار شامل: مقدار منطقی h که بیانگر صحیح بودن فرضیه تهی یا مقابل است، مقدار احتمالاتی (p-value)، مقدار تست آماری یا شاخص آماری (stat)، و مقدار بحرانی (c-value) می باشد. مقدار منطقی h به همراه (p-value) در مورد خطی یا غیرخطی بودن داده ها و مقدار شاخص آماری و c-value در مورد مانا و نامانا بودن داده تصمیم گیری می کند. پاسخ h صفر یا یک خواهد بود که صفر بیانگر خطی بودن است و چنانچه مقدار شاخص آماری کوچکتر از c-value باشد مانا بودن داده ها را تضمین می کند. c-value شاخص حد خطی بودن داده های آماری را نشان می دهد. در این پژوهش با استفاده از این آزمون به شناسایی مدل متناسب با داده های اندازه گیری شده پرداخته می شود. مقدار c-value با انتخاب سطح معناداری^۳ آزمون و با استفاده از جدول ۲-۳ ارائه شده توسط کویاتکوفسکی و همکاران [۸۳] تعیین می شود.

^۱ Statistical Hypothesis Test

^۲ Alternative Hypothesis

^۳ Significant Level

جدول ۳-۲ جدول تعیین مقدار c-value [۸۳]

سطح معناداری	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۱
c-value	۰/۲۱۶	۰/۱۴۶	۰/۱۱۹
رسوند خطی			

در آزمون‌های آماری سطح معناداری آزمون به میزان خطایی که برای انجام آزمون بر روی داده‌ها در نظر گرفته می‌شود، گفته می‌شود. با توجه به انتخاب ۵ درصد سطح معناداری در این پژوهش، مقدار c-value برابر با ۰/۱۴۶ می‌باشد.

برای سهولت در تصمیم‌گیری نسبت به نتیجه آزمون فرض آماری، شاخصی به نام "مقدار احتمال" (p-value) ارائه می‌شود. این مقدار کمک می‌کند که بدون مراجعه به جداول توزیع‌های آماری بتوان در مورد رد یا عدم رد فرض صفر، تصمیم‌گیری کرد.

۳-۵ انتخاب مرتبه‌های الگوهای سری زمانی

فرآیند تعیین مرتبه در مدل‌سازی سری زمانی یک بخش اساسی در مرحله استخراج ویژگی است، یک مرتبه ناکافی می‌تواند منجر به یک مدل نامناسب شود. بسته به نوع مدل‌های سری زمانی، تعداد مرتبه مشخص می‌کند که چند پارامتر ناشناخته باید به مدل‌ها اختصاص داده شود تا پاسخ مدل پیش‌بینی شود. در تجزیه و تحلیل سری زمانی، روش‌های معیار اطلاعاتی^۱ مانند آکائیک^۲ و بیزین^۳ به طور معمول برای تعیین مرتبه مدل‌های سری زمانی کاربرد دارند [۴۳].

^۱ Information Criterion

^۲ Akaike

^۳ Bayesian

۳-۵-۱ روش تعیین مرتبه تکراری مدل سازی براساس آزمون لجانگ-باکس^۱

اندیشه بنیادین در مورد روش تکراری پیشنهاد شده بررسی باقیمانده مدل، توسط آزمون آماری لجانگ-باکس است [۸۴]. این یک آزمایش کلی نگر^۲ است که همبسته بودن باقیمانده مدل را بر اساس آزمون فرضیه آماری، فرضیه صفر^۳ یا فرضیه مقابل، ارزیابی می کند. آماره لجانگ-باکس به صورت زیر است:

$$Q = n(n+2) \sum_{j=1}^L \frac{\hat{p}_j^2}{n-j} \quad (۱۳-۳)$$

که در آن n نشان دهنده تعداد نمونه (نقاط داده) باقیمانده است، L تعداد تاخیرهای همبستگی است و $\hat{\rho}_j$ همبستگی نمونه ای در تاخیر j است. پاسخ این آزمون فرضیه آماری یک مقدار منطقی (h) دارد که می تواند صفر یا یک باشد. بر این اساس، $h = 0$ (فرضیه تهی) نشان می دهد که باقیمانده های مدل سری زمانی غیرهمبسته هستند، در حالی که $h = 1$ (فرضیه مقابل) نماینده باقیمانده های همبسته (وابسته) است. آزمون فرضیه آماری مقدار اندازه گیری خاصی به نام p -value را نشان می دهد که احتمالات تحت فرضیه صفر را بررسی می کند. در آزمون لجانگ-باکس، اگر p -value کمتر از مقدار مشخصی باشد ($p\text{-value} < 0.05$)، آزمون فرضیه صفر را رد می کند؛ به این معنی که باقیمانده های مدل سری زمانی با هم همبستگی دارند. در مقابل، اگر مقدار p بیشتر از مقدار مشخص باشد ($p\text{-value} \geq 0.05$) شواهد کافی مبنی بر اینکه باقیمانده های مدل غیرهمبسته هستند، وجود دارد. با استفاده از این توضیحات، می توان استدلال کرد که p -value در لجانگ-باکس یک ابزار عددی کارآمد برای بررسی همبستگی باقیمانده های مدل است. در این مطالعه از p -value به عنوان یک معیار توقف در الگوریتم

^۱ Ljung-Box Q test

^۲ Portmanteau test

^۳ Null Hypothesis

روش تعیین مرتبه تکراری پیشنهادی استفاده می‌شود. برای پیدا کردن مرتبه مدل‌سازی با استفاده از این روش گام‌های زیر به صورت تکراری انجام می‌شود.

در گام اول تعداد مرتبه‌های مورد نیاز مشخص می‌شود. برای مثال مدل AR تنها به یک مرتبه نیاز دارد. بنابراین شاخص تکرارشونده p مربوط به داده‌های خروجی مقداردهی می‌شود.

در گام دوم، پارامترها و باقی‌مانده‌های مدل با استفاده از روش‌های محاسباتی تحلیل سری زمانی که در بخش بعدی شرح داده می‌شود، استخراج می‌گردد.

در گام سوم، همبستگی باقی‌مانده استخراج شده توسط آزمون لجانگ-باکس بررسی می‌شود. همانطور که بیان شد، شرط توقف این آزمون مقدار p -value می‌باشد. بر این مبنا، اگر مقدار p -value باقی‌مانده بدست آمده بیشتر از 0.05 باشد، مانده غیرهمبسته بوده و تکرار متوقف می‌شود. در نهایت تعداد تکرار به عنوان مرتبه بهینه انتخاب می‌شود.

در این پژوهش مرتبه‌ی مناسب مدل‌سازی سری زمانی با استفاده از گام‌های یک تا سه این روش تعیین می‌شود.

۳-۶ استخراج ویژگی از تحلیل سری زمانی

همانطور که در فصل اول اشاره شد، امروزه روش‌های مبتنی بر داده به دلیل کاربردی بودن و سادگی در مقایسه با روش مبتنی بر مدل ترجیح داده می‌شود. روش‌های مبتنی بر داده، استفاده از شناخت الگوی آماری را در فرآیند چهار مرحله‌ای متمرکز می‌کند: (۱) ارزیابی عملیاتی، (۲) جمع‌آوری داده‌ها، (۳) استخراج ویژگی و (۴) مدل‌سازی آماری برای طبقه‌بندی ویژگی‌ها [۵۹، ۶۰ و ۸۱]. اگرچه تمام مراحل در فرآیند پایش سلامت سازه به طور جداگانه مورد توجه است، اما استخراج ویژگی و مدل‌سازی آماری بیشترین اهمیت را به واسطه حساسیت نتیجه نهایی به این دو مرحله دارد. اگر سایر مراحل به درستی انجام شوند، الگوریتم استخراج ویژگی نامناسب منجر به نتایج نامطلوب می‌شود. از سوی دیگر، مدل‌سازی آماری مربوط به انجام الگوریتم‌هایی است که ویژگی‌های آماری استخراج شده

از فرآیند استخراج ویژگی را برای تعیین وضعیت آسیب در یک سازه مورد بررسی قرار می‌دهد. با در نظر گرفتن دو مرحله آخر شناخت الگوی آماری، رویکردهای متعددی منتشر شده است که روشی جدید را ایجاد و یا با محدودیت‌ها و اشکالات موجود مقابله می‌کند.

فرآیند استخراج ویژگی به معین کردن ویژگی‌های داده‌های اندازه‌گیری شده بر اساس تکنیک‌های پردازش داده متمرکز است. برای مسائل شناسایی آسیب، ویژگی‌ها باید در برابر آسیب که به آن‌ها ویژگی‌های حساس به آسیب می‌گویند، حساس باشند. به عبارت دیگر این ویژگی‌ها نباید به تغییرات عملیاتی و محیطی پیرامون سازه حساس باشند. علاوه بر این، تصمیم‌گیری آماری به استفاده از روش‌های آماری برای طبقه‌بندی ویژگی‌های آسیب اشاره دارد [۸۶].

یکبار دیگر مدل سری زمانی AR را در نظر بگیرید، برای یک سری زمانی خطی، ثابت و یک متغیره، مدل AR به شرح زیر بیان شده است:

$$y(t) = \sum_{i=1}^p \phi_i \cdot y(t-1) + e(t) \quad (14-3)$$

$y(t)$ داده ارتعاشی اندازه‌گیری شده سازه در زمان t است، $a = [a_1, a_2, a_3 \dots a_p]$ پارامترهای مدل AR را نشان می‌دهد، p نشان دهنده مرتبه مدل است، و $e(t)$ باقیمانده را در زمان t نشان می‌دهد که به اختلاف بین داده‌های سری زمانی اندازه‌گیری شده $y(t)$ و داده‌های سری زمانی پیش‌بینی شده توسط مدل AR، $\widehat{y(t)}$ بیان می‌شود. بنابراین:

$$e(t) = y(t) - \widehat{y(t)} \quad (15-3)$$

پارامترهای مدل AR را می‌توان با استفاده از چندین روش مانند فیلتر کالمن، یول-واکر^۱، کمترین مربعات^۲، برگ^۳، و غیره تخمین زد [۸۷]. در این مطالعه از روش کمترین مربعات استفاده شده است. با

^۱ Yule-Walker

^۲ Least Square

^۳ Burg

در نظر گرفتن یک مدل خودهمبسته با مرتبه p در معادله ۳-۱۲ با تعداد نمونه t ، داده‌ها را می‌توان در مجموعه‌ای از معادلات خطی $M = t + 1 - p$ به شرح زیر قرار داد:

$$\begin{bmatrix} y_0 & y_1 & \cdots & y_{p-1} \\ y_1 & y_0 & \cdots & y_p \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{t-p} & y_{t-p+1} & \cdots & y_{t-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_p \\ \varphi_{p-1} \\ \vdots \\ \varphi_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_p \\ y_{p+1} \\ \vdots \\ y_t \end{bmatrix} \quad (۱۶-۳)$$

$$[y_{t-p,M} \ y_{t-p+1,M} \ \cdots \ y_{t-1,M}] \boldsymbol{\varphi} = y_{t,M} \quad (۱۷-۳)$$

$$\mathbf{Y}_{t,M} \boldsymbol{\varphi} = y_{t,M} \quad (۱۸-۳)$$

که $y_{i,M}$ در آن، یک بردار ستونی است که عناصر قبلی M که از i شروع می‌شوند و به ترتیب y_{i-M+1} اولین و y_i آخرین عنصر بردار هستند. $\mathbf{Y}_{t,M}$ یک ماتریس تک ستونی از عناصر $y_{t-p,M} \ y_{t-p+1,M} \ \cdots \ y_{t-1,M}$ می‌باشد. با استفاده از روش کمترین مربعات پارامتر $\boldsymbol{\varphi}$ به صورت زیر بدست می‌آید:

$$\hat{\boldsymbol{\varphi}} = (\mathbf{Y}_{t,M}^T \mathbf{Y}_{t,M})^{-1} \mathbf{Y}_{t,M}^T y_{t,M} \quad (۱۹-۳)$$

در مدل‌سازی سری زمانی دو دسته روش اصلی استخراج ویژگی وجود دارد. در دسته اول، مرتبه مدل به دست آمده از سازه سالم (شرایط اولیه) برای تخمین پارامترهای مدل AR در سازه آسیب دیده (مرحله بازرسی) استفاده می‌شود. بنابراین، پارامترهای بردار مدل AR در حالت سالم (φ_H) و حالت آسیب دیده (φ_D) به عنوان ویژگی آسیب‌دیده استفاده می‌شوند. در دسته دوم، از پارامترهای موجود در حالت سالم برای پیش‌بینی پاسخ سازه در وضعیت آسیب دیده یا وضعیت فعلی استفاده می‌شود [۸۴ و ۸۵]. اصول استفاده از استخراج ویژگی دسته دوم این است که مدل AR در حالت سالم (حالت اولیه) نمی‌تواند به درستی پاسخ سازه آسیب دیده را پیش‌بینی کند. بنابراین، باقیمانده‌های مربوط به وضعیت آسیب‌دیده افزایش می‌یابد [۶۸]. بنابراین، باقی‌مانده‌های مدل AR در حالت سالم (e_H) و حالت آسیب‌دیده (e_D) به عنوان ویژگی‌های حساس به آسیب مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۷-۳ چهار گشتاور اول آماری

چهار گشتاور آماری اول (میانگین، انحراف معیار، چولگی و کشیدگی) اغلب هنگام بررسی داده‌های سری زمانی خام محاسبه می‌شود. لازم به ذکر است که بسیاری از آزمون‌های آماری کلاسیک به فرض نرمال بودن داده‌ها بستگی دارد و هنگامیکه داده‌های سری زمانی دارای چولگی چشم‌گیری باشد و کشیدگی آن از سه کمتر است، فرض نرمال بودن برقرار نیست. در ادامه مختصراً در مورد چهار گشتاور اول آماری توضیحی ارائه خواهد شد.

گشتاور اول همان میانگین است که انحراف داده از اندازه آن را نشان می‌دهد. برای گشتاورهای مراتب بالاتر معمولاً گشتاور را حول میانگین حساب می‌کنند و آن را گشتاور مرکزی می‌نامند. اولین گشتاور آماری برای یک متغیر تصادفی y به صورت زیر تعریف شده است:

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (۲۰-۳)$$

که μ میانگین^۱ y است. در یک توزیع نرمال اولین گشتاور آماری صفر است. زیرا در یک توزیع نرمال داده‌ها متقارن می‌باشند.

واریانس^۲ دومین گشتاور آماری است. واریانس یک متغیر تصادفی معیاری از پراکندگی داده‌ها از میانگین را نشان می‌دهد و به صورت تعریف شده است:

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu)^2 \quad (۲۱-۳)$$

انحراف معیار به صورت جذر واریانس تعریف می‌شود. در یک توزیع استاندارد انحراف معیار یک می‌باشد.

^۱Mean

^۲Variance

چولگی^۱، سومین گشتاور آماری عدم تقارن یک تابع توزیع احتمال را اندازه گیری می کند. که برای یک توزیع متقارن صفر می باشد. رابطه چولگی بصورت زیر تعریف می شود:

$$\alpha_3 = \frac{1}{n\sigma^3} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu)^3 \quad (22-3)$$

و در نهایت چهارمین گشتاور آماری کشیدگی^۲ می باشد که تیزی منحنی تابع چگالی احتمال را در نقطه ماکزیمم آن نشان می دهد. مقدار کشیدگی برای توزیع نرمال عدد ۳ می باشد. رابطه آن به شرح زیر است:

$$\alpha_4 = \frac{1}{n\sigma^4} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu)^4 \quad (23-3)$$

شایان ذکر است فرار^۳ در کتاب خود [۹۰]، با ارائه جدول ۳-۳ بیان کرده است، کلیه ویژگی های آماری یک نمونه تصادفی می تواند به عنوان یک ویژگی حساس به آسیب استفاده شود. دو گشتاور سوم و چهارم بر روی تابع چگالی احتمال داده بدست می آیند. با بهره جویی از این اندیشه با محاسبه توابع چگالی احتمال پارامترهای حاصل از مدل سازی AR (ویژگی های استخراج شده)، می توان تغییرات به وجود آمده در اثر آسیب را مشاهده و بررسی کرد.

جدول ۳-۳ ویژگی های حساس به آسیب با استفاده از داده خام [۹۰]

نام ویژگی	رابطه ریاضی
حداکثر مقدار دامنه	$y_{peak} = \max(y_i) $
میانگین	$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$
جذر مربع متوسط	$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^2}$

^۱ Skewness

^۲ Kurtosis

^۳ Farrar

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu)^2$$

واریانس

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu)^2}$$

انحراف معیار

$$\alpha_3 = \frac{1}{n\sigma^3} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu)^3$$

چولگی

$$\alpha_4 = \frac{1}{n\sigma^4} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu)^4$$

کشیدگی

۳-۸ تابع چگالی احتمال کرنل

در آمار و احتمال، تخمین چگالی به فرآیند برآورد تابع چگالی احتمال داده‌های تصادفی با استفاده از نمونه‌های مشاهده^۱ گفته می‌شود. روش‌های مختلفی برای برآورد تابع چگالی احتمال وجود دارد که عبارتند از: ۱- هیستوگرام^۲ ۲- برآورد ساده ۳- کرنل^۳ ۴- کرنل تطبیقی^۴ ۵- نزدیک‌ترین همسایه^۵ ۶- نزدیک‌ترین همسایه تعمیم یافته^۶

یکی از پرکاربردترین روش‌های برآورد غیرپارامتری تابع چگالی احتمال، استفاده از برآورد چگالی به روش کرنل است. عدم نیاز به فرضیات مربوط به نوع توزیع داده علت استفاده از این روش است [۹۱]. در این پژوهش به منظور برآورد تابع چگالی احتمال متغیر تصادفی، از روش کرنل استفاده شده است. برای هر مقدار از x ، برآوردگر کرنل به صورت زیر ارائه شده است [۹۲]:

^۱ Observed sample

^۲ Histogram

^۳ Kernel

^۴ Adaptive Kernel

^۵ Nearest Neighbor

^۶ Modified Nearest Neighbor

$$f(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K(x - x_i) \quad (3-24)$$

$x_1, x_2, \dots, x_n$ داده‌های نمونه تصادفی از یک توزیع ناشناخته، n اندازه نمونه و K برآوردگر کرنل است.

۳-۹ تصمیم‌گیری آماری

مرحله آخر در فرآیند پایش سلامت سازه، تدوین معیارهایی برای تفسیر و ارائه ویژگی‌های استخراج شده و تصمیم‌گیری‌های بعدی است. در پایش سلامت سازه، تصمیم‌گیری معمولاً بصورتی در نظر گرفته می‌شود که به طور خودکار پیش‌بینی وضعیت سازه تحت دو عنوان (مثلاً "سالم" یا "آسیب‌دیده") دنبال می‌کند. تصمیم‌گیری آماری مربوط به اجرای الگوریتم‌هایی است که بر روی ویژگی‌های استخراج شده برآزش می‌شوند تا وضعیت آسیب سازه را تعیین کنند [۹۳].

مرور جامعی که توسط دوبلینگ و همکاران [۱ و ۸] ارائه شده است نشان می‌دهد از هر روش آماری برای ارزیابی اینکه آیا تغییرات در ویژگی‌های مورد استفاده برای شناسایی سامانه‌های آسیب‌دیده، از نظر آماری معنی‌دار هستند، استفاده می‌شوند.

۳-۹-۱ فاصله‌ی همبستگی سریع

در این پایان نامه پیشنهاد شده است که از توابع چگالی احتمال به دست آمده از ویژگی‌های حساس به آسیب برای تصمیم‌گیری آماری استفاده شود. یکی از مناسب‌ترین طبقه‌بندی ویژگی‌ها برای اندازه‌گیری استقلال بین داده‌ها، استفاده از روش ضریب همبستگی^۱ است. با این کار، ارتباط و شباهت بین داده‌های اندازه‌گیری شده با ابعاد یکسان بدست می‌آید. در این پژوهش، از الگوریتم فاصله‌ی

^۱ Correlation Coefficient

همبستگی سریع^۱ ارائه شده توسط چادهوری و هو [۹۴] و همچنین شن و ولگستین [۹۵] استفاده شده است.

با فرض Px و Py به عنوان توابع چگالی احتمال برای شرایط سالم و آسیب دیده، می توان فاصله کواریانس دو داده را به شرح زیر بدست آورد [۹۴]:

$$Dcov_n(Px, Py) = \frac{T_1}{n(n-3)} - \frac{2 \times T_2}{n(n-2)(n-3)} + \frac{T_3}{n(n-1)(n-2)(n-3)} \quad (۲۵-۳)$$

که در آن:

$$T_1 = \sum_{i,j=1}^n A_{ij} B_{ij}, T_2 = \sum_{i=1}^n A_{i.} B_{i.}, T_3 = A_{..} B_{..} \quad (۲۶-۳)$$

و

$$A_{ij} = \|P_{xi} - P_{xj}\|_2, B_{ij} = \|P_{yi} - P_{yj}\|_2 \quad (۲۷-۳)$$

$$A_{i.} = \sum_{j=1}^n A_{ij} B_{ij}, B_{i.} = \sum_{j=1}^n A_{i.} B_{i.} \quad (۲۸-۳)$$

$$A_{..} = \sum_{i=1}^n A_{i.}, B_{..} = \sum_{i=1}^n B_{i.} \quad (۲۹-۳)$$

در روابط فوق، $\| \cdot \|_2$ نرم اقلیدسی است و n تعداد داده های ورودی است. به طور مشابه،

$Dcov_n(Px, Px)$ و $Dcov_n(Py, Py)$ را می توان با استفاده از رابطه (۲۵-۳) بدست آورد. و در نهایت،

فاصله همبستگی میان دو داده را می توان به شرح زیر محاسبه کرد:

$$Dcor_n(Px, Py) = \frac{Dcov_n(Px, Py)}{\sqrt{Dcov_n(Px, Px) \times Dcov_n(Py, Py)}} \quad (۳۰-۳)$$

فاصله کواریانس پراکندگی میان دو داده از هم را نشان می دهد و با استفاده از آن فاصله

همبستگی که میزان ارتباط بین دو متغیر را نشان می دهد، بدست می آید.

^۱ Fast Distance Correlation

مقدار D_{cor} بین محدوده صفر و یک می‌باشد که در آن صفر به معنای اختلاف و یک نشانگر تشابه در دو داده است. در فرآیند شناسایی آسیب، مقادیر نزدیک به صفر بیانگر وجود آسیب در سازه است. به عبارت دیگر، مقدار صفر هیچ شباهتی یا همبستگی بین توابع چگالی احتمال پارامترهای مدل AR در شرایط سالم و آسیب‌دیده را نشان نمی‌دهد.

۳-۱۰ آستانه آسیب

برای یافتن آسیب با استفاده از روش فاصله‌ی همبستگی سریع، باید فاصله بین ویژگی‌های حساس به آسیب برای شرایط سالم و آسیب‌دیده در مکان هر حسگر محاسبه شود. یک روش کارآمد برای شناسایی محل آسیب، تعریف حد آستانه آسیب بر مبنای مقادیر فاصله‌ی همبستگی بدست آمده از حسگرها است.

برای این هدف، ابتدا ماتریس فاصله‌ی همبستگی $D_{Ns \times Nc}$ بدست می‌آید که Ns تعداد حسگرهای موجود در سازه و Nc تعداد اندازه‌گیری‌ها در شرایط سالم یا وضعیت‌های قبلی سازه است. این ماتریس شامل فاصله بین ویژگی‌های حساس به آسیب مربوط به هر شرایط آسیب دیده یا در حال بررسی و اندازه‌گیری‌ها در شرایط سالم سازه در موقعیت همه حسگرها است. پس از آن، با میانگین‌گیری ماتریس D حول Nc برای هر داده اندازه‌گیری شده در شرایط سالم و یا قبلی سازه، ماتریس $T_{Ns \times Ne}$ فاصله‌ی همبستگی نهایی که در آن Ne تعداد تکرار اندازه‌گیری داده است بدست می‌آید. به عبارت دیگر، ماتریس T با میانگین فاصله‌ی همبستگی میان همه‌ی حالت‌های سالم و وضعیت‌های آسیب دیده (در حال بررسی) به دست می‌آید.

حد آستانه با استفاده از ۹۵ درصد بازه اطمینان برای هر ستون T تعریف می‌شود.

$$\rho = \mu_T - z \alpha_{/2} \sigma_T \quad (31-3)$$

σ_T و μ_T به ترتیب میانگین و انحراف معیار هر ستون ماتریس T هستند؛ z ضریب اطمینان که برابر با ۱/۹۶ برای بازه اطمینان ۹۵ درصد در سطح معناداری $\alpha = 0.05$ است [۵۷]. درنهایت میانگین تمام مقادیرهای p بدست آمده نشان‌دهنده‌ی حد آستانه آسیب برای تعیین محل آسیب است. بدین ترتیب، حسگر یا حسگرهایی با مقادیر فاصله‌ی همبستگی کمتر از حد آستانه به عنوان محل آسیب‌دیده سازه تعیین می‌شوند.

۳-۱۱ مراحل و ساختار برنامه کامپیوتری تهیه شده

به‌منظور شناسایی آسیب در یک سازه با استفاده از مدل‌سازی سری زمانی، گام‌های برنامه با کمک نرم‌افزار MATLAB توسعه داده شده است که نحوه‌ی عملکرد این برنامه به‌صورت زیر است:

گام اول: جمع‌آوری داده‌ها که این کار در آزمایشگاه توسط ارائه دهنده مثال انجام می‌گیرد.

گام دوم: داده‌های ورودی پردازش شده و تجزیه مودی تجربی به روی داده‌ها انجام می‌گیرد.

گام سوم: تابع مود ذاتی استخراج شده با بیشترین انرژی جهت استفاده در سایر مراحل استخراج می‌شود.

گام چهارم: با استفاده از آزمون لیورن-مک کاب مناسب‌ترین مدل جهت برازش بر روی داده‌ها بدست می‌آید. در این پژوهش از مدل خودهمبسته استفاده شده است.

گام پنجم: بهترین مرتبه برای استخراج ویژگی‌های حساس به آسیب با استفاده از روش تعیین مرتبه تکراری محاسبه می‌شود.

گام ششم: بر مبنای مرتبه بدست آمده، ویژگی‌های حساس به آسیب مدل سری زمانی، شامل پارامترهای آن با استفاده از روش کمترین مربعات بدست می‌آید.

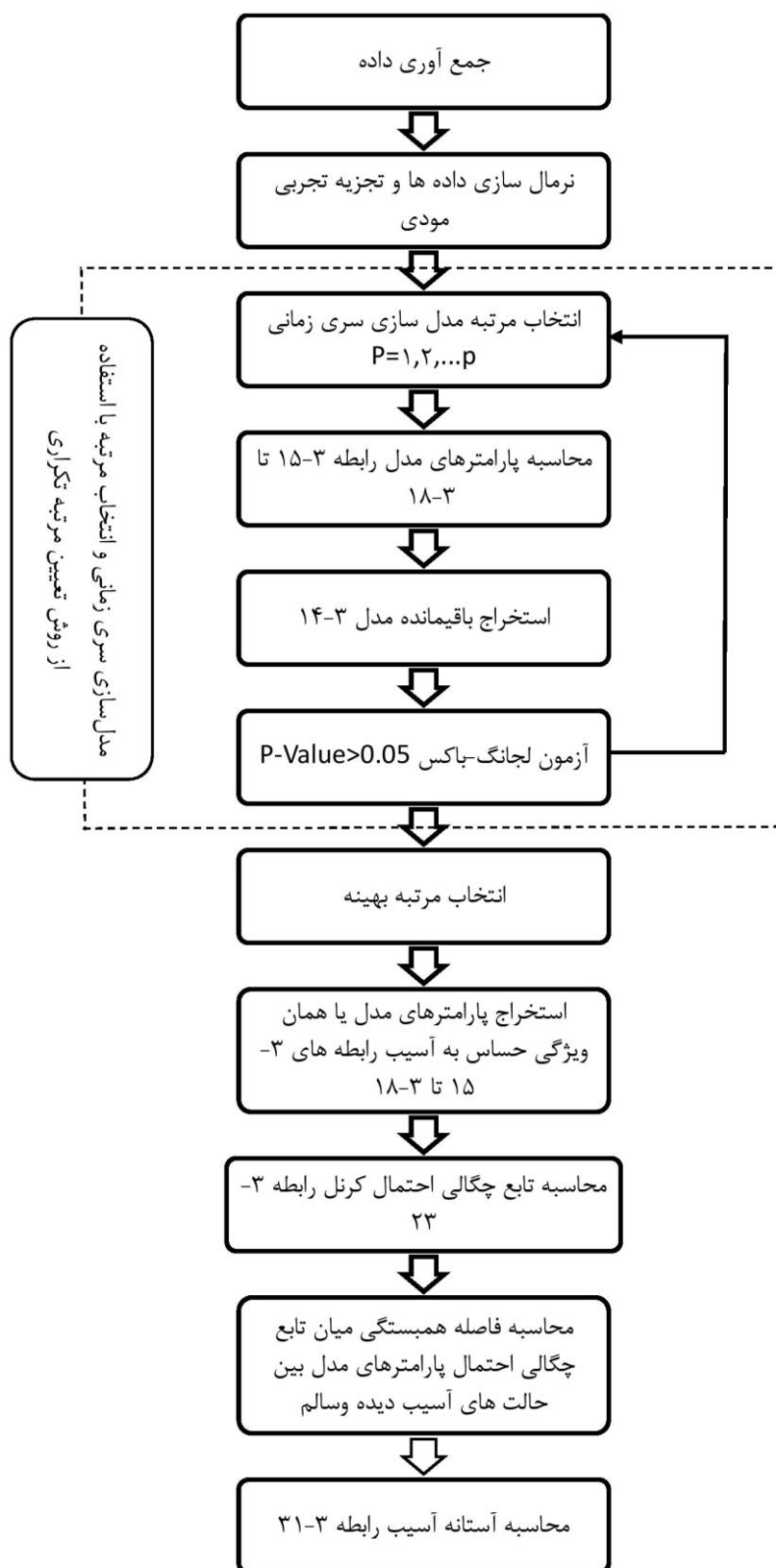
گام هفتم: تابع چگالی احتمال پارامترهای استخراج شده با استفاده از روش کرنل محاسبه می‌شود.

گام هشتم: فاصله‌ی همبستگی میان وضعیت آسیب‌دیده و وضعیت‌های سالم سازه محاسبه می‌شود.

گام نهم: بر اساس فاصله‌های همبستگی بدست آمده، حد آستانه آسیب برای هر وضعیت در حال بررسی مشخص می‌شود.

گام دهم: تصمیم‌گیری نهایی در مورد وجود آسیب در محل هر سنسور با استفاده از مقایسه مقدار فاصله‌ی همبستگی و حد آستانه آسیب تعیین می‌شود. استفاده از تابع چگالی احتمال پارامترهای حساس به آسیب و پیشنهاد استفاده از فاصله‌ی همبستگی برای تعیین اختلاف میان توابع چگالی احتمال ویژگی‌های حساس به آسیب از جمله نوآوری‌های این پژوهش است.

شکل ۳-۴ مراحل روش پیشنهادی مراحل روش پیشنهادی را به صورت شماتیک نشان می‌دهد. مراحل این الگوریتم عبارتند از نرمال‌سازی و تجزیه تجربی مودی برای حذف نویز از داده‌ها، استفاده از روش تعیین مرتبه تکراری برای محاسبه مرتبه مدل AR و سپس استخراج ویژگی‌های حساس به آسیب سازه. مراحل بعدی استفاده از برآوردگر تابع چگالی احتمال کرنل برای بدست آوردن تابع چگالی احتمال پارامترها و باقیمانده‌های مدل AR، محاسبه فاصله‌ی همبستگی توابع چگالی احتمال و برآورد حد آستانه است که برای تصمیم‌گیری نهایی استفاده می‌شود.



شکل ۳-۴ مراحل روش پیشنهادی

فصل ۴ نتایج

۴-۱ مقدمه

در این فصل به بررسی روش پیشنهادی ارائه شده بر روی دو سازه بنچ مارک، یک قاب فلزی سه طبقه آزمایشگاهی معروف که توسط آزمایشگاه ملی لس آلاموس^۱ و پل چوبی که توسط کولا^۲ در دانشگاه متروپلیا^۳ ارائه شده‌اند، پرداخته می‌شود. هر دوی این سازه‌ها تحت تأثیر شرایط محیطی و عملیاتی شدیدی قرار دارند. از این رو این دو مثال به یکی از چالش برانگیزترین مثال‌های پایش سلامت سازه تبدیل شده‌اند. در ادامه عملکرد روش پیشنهادی مورد بررسی و ارزیابی قرار می‌گیرد.

۴-۲ سازه سه طبقه آزمایشگاهی

۴-۲-۱ معرفی سازه و مشخصات

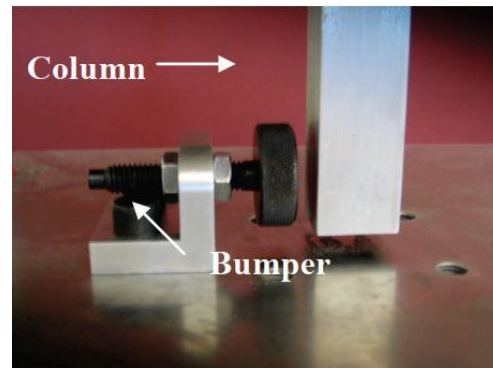
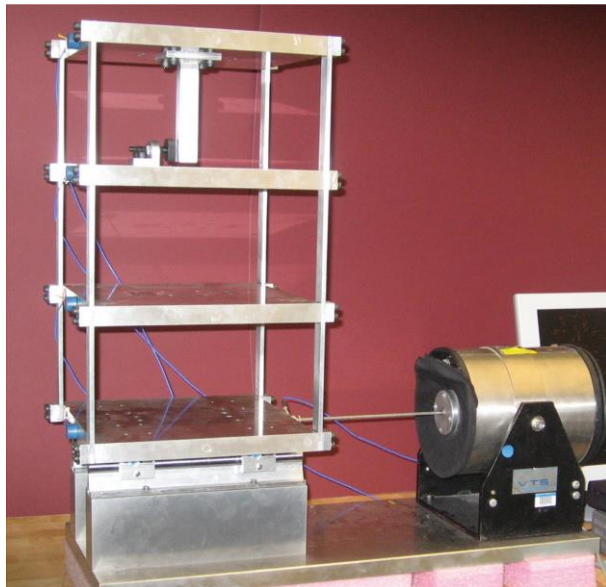
قاب سه طبقه آزمایشگاهی ارائه شده توسط فیگریدو و همکاران [۹۶] در شکل ۴-۱ نشان داده شده است. این سازه یکی از به نام‌ترین سازه‌های بنچ مارک در پایش سلامت سازه می‌باشد. این سازه از ستون‌ها و صفحات آلومینیومی و مونتاژ شده با استفاده از اتصالات پیچی تشکیل شده است. این ستون‌ها بر روی ریل‌هایی که اجازه حرکت فقط در جهت افقی را می‌دهد، قرار دارد. در هر طبقه، چهار ستون آلومینیومی ($۱۷/۷ \times ۲/۵ \times ۰/۶$ سانتی متر) به صفحات آلومینیومی بالا و پایین ($۳۰/۵ \times ۳۰/۵ \times ۲/۵$ سانتی متر) وصل شده و یک سیستم چهار درجه آزادی را تشکیل می‌دهند. علاوه بر این، یک ستون ($۱۵ \times ۲/۵ \times ۲/۵$ سانتی متر) از وسط طبقه فوقانی معلق است. این ستون به عنوان منبع ایجاد آسیب در

^۱ Los Alamos National Laboratory

^۲ Kullaa

^۳ Metropolia University of Applied Sciences

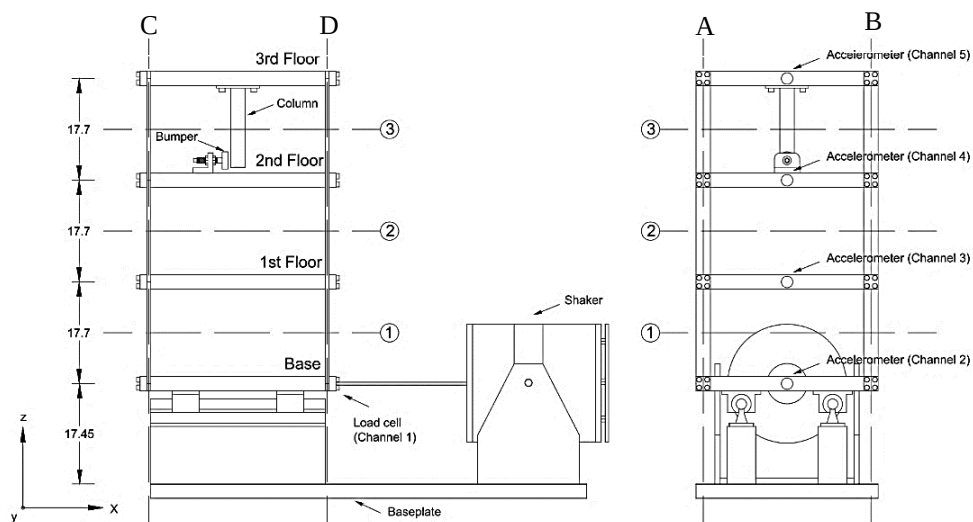
سازه استفاده می‌شود که هنگام تماس با ضربه‌گیر نصب شده در طبقه بعدی، مانند شکل ۱-۴ رفتار غیرخطی در سازه را القاء می‌کند. موقعیت ضربه‌گیر برای تعریف موارد گوناگون از آسیب سازه با استفاده از تغییر فاصله بین ضربه‌گیر و ستون معلق قابل تغییر می‌باشد.



شکل ۱-۴ مدل سازه قاب فلزی آزمایشگاهی و ضربه‌گیر نصب شده در آن [۹۶]

این منبع تولید آسیب (ستون معلق و ضربه‌گیر) برای شبیه سازی ترک‌های خستگی در نظر گرفته شده است که متعاقباً در شرایط بارگذاری محیطی و عملیاتی، باز و بسته می‌شوند و یا اتصالات آن‌ها شل یا

از بین می‌رود. شکل ۲-۴ مشخصات کلی سازه به همراه ابعاد آن را نشان می‌دهد.



شکل ۲-۴ مشخصات سازه قاب فلزی آزمایشگاهی [۹۶]

۴-۲-۲ جمع آوری داده

برای اندازه‌گیری پاسخ تاریخچه زمانی شتاب سازه، چهار شتاب سنج، همانطور که در شکل ۴-۲ مشاهده می‌شود، با حساسیت‌های اسمی ۱۰۰۰ میلی ولت بر شتاب گرانشی در مرکز هر طبقه در طرف مقابل محرک الکترودینامیکی^۱ متصل شده‌اند.

سازه و محرک الکترودینامیکی بر روی یک صفحه آلومینیومی مستطیل شکل با ابعاد (۷۶/۲×۳۰/۵×۲/۵) cm قرار دارند. همچنین کل سیستم بر روی کف صلب قرار دارد. یک سلول بار^۲ با حساسیت اسمی ۲/۲ میلی ولت بر نیرو در انتهای میله بلند^۳ محرک الکترودینامیکی برای اندازه‌گیری نیروی ارتعاشی سازه متصل شده است.

پاسخ ارتعاشی شتاب سازه از حسگرها با ۸۱۹۲ داده نمونه برداری شده است که معادل با نمونه برداری با نرخ ۳/۱۲۵ میلی ثانیه یا ۳۲۰ هرتز در مدت زمان ۲۵/۶ ثانیه می‌باشد.

پاسخ تاریخچه زمانی شتاب برای انواع شرایط مختلف سازه مطابق با جدول ۴-۱ جمع‌آوری شده است:

جدول ۴-۱ سناریوهای وضعیت سالم و آسیب دیده در قاب سه طبقه آزمایشگاهی

حالت	وضعیت سازه	توضیحات
۱	سالم	وضعیت اولیه سازه (سالم)
۲	سالم	افزودن جرم ۱/۲ کیلوگرم به تراز هم‌کف
۳	سالم	افزودن جرم ۱/۲ کیلوگرم به طبقه اول
۴	سالم	کاهش سختی ۸۷/۵٪ در ستون 1BD
۵	سالم	کاهش سختی ۸۷/۵٪ در ستون 1BD و 1AD
۶	سالم	کاهش سختی ۸۷/۵٪ در ستون 2BD
۷	سالم	کاهش سختی ۸۷/۵٪ در ستون 2BD و 2AD

^۱ Electro Dynamic Shaker

^۲ Load Cell

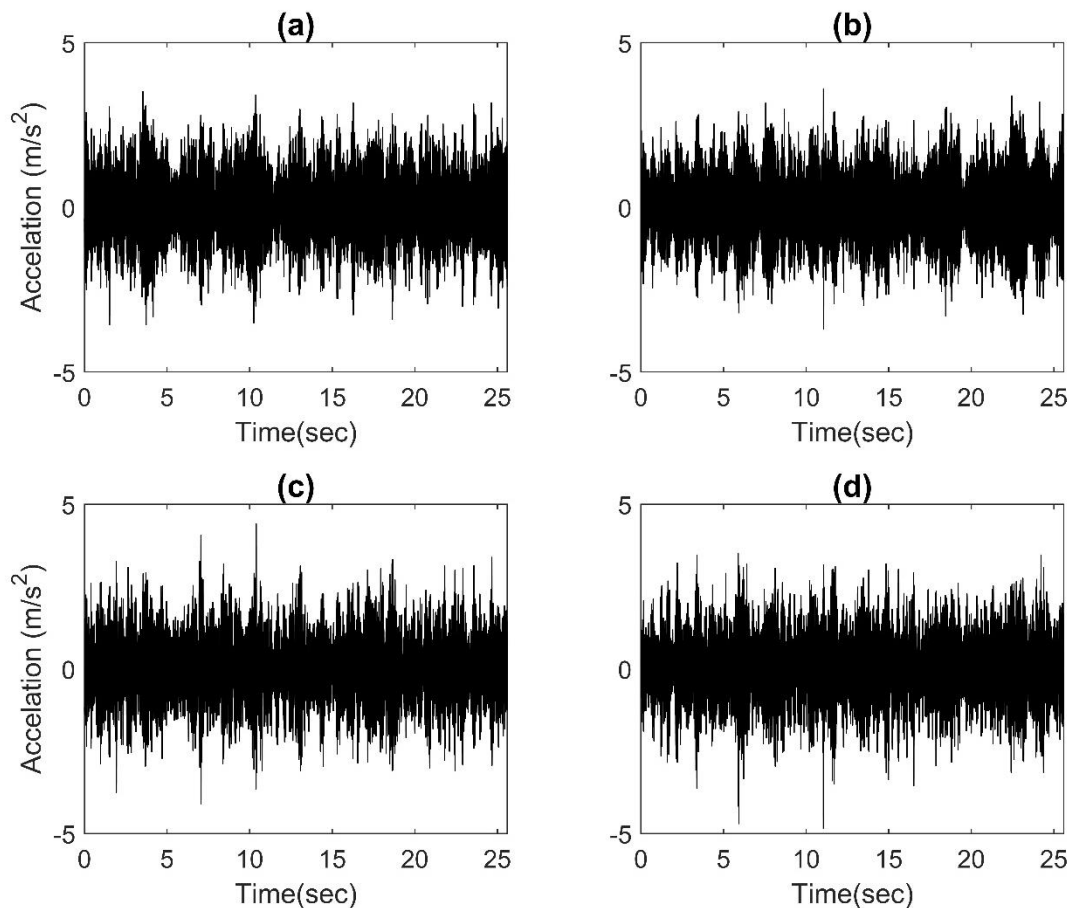
^۳ Stinger

کاهش سختی ۸۷/۵٪ در ستون 3BD	سالم	۸
کاهش سختی ۸۷/۵٪ در ستون 3AD و 3BD	سالم	۹
فاصله ۰/۲ میلی‌متر	آسیب دیده	۱۰
فاصله ۰/۱۵ میلی‌متر	آسیب دیده	۱۱
فاصله ۰/۱۳ میلی‌متر	آسیب دیده	۱۲
فاصله ۰/۱ میلی‌متر	آسیب دیده	۱۳
فاصله ۰/۰۵ میلی‌متر	آسیب دیده	۱۴
فاصله ۰/۱ میلی‌متر و افزودن جرم ۱/۲ کیلوگرم به تراز هم‌کف	آسیب دیده	۱۵
فاصله ۰/۲ میلی‌متر و افزودن جرم ۱/۲ کیلوگرم به طبقه اول	آسیب دیده	۱۶
فاصله ۰/۱ میلی‌متر و افزودن جرم ۱/۲ کیلوگرم به طبقه اول	آسیب دیده	۱۷

به عنوان مثال، حالت شماره ۴ با عنوان "کاهش سختی ۸۷/۵٪ در ستون 1BD" توصیف شده است، که بدین معنی است که در ستون واقع در بین تراز پایه و طبقه اول در تقاطع صفحات B و D کاهش سختی ۸۷/۵٪ وجود دارد.

حالت‌های سازه را می‌توان به چهار گروه اصلی طبقه‌بندی کرد. حالت اول حالت اصلی (سالم) سازه است و در جدول ۴-۱ با شماره حالت ۱ نشان داده شده است. گروه دوم شامل حالاتی است که جرم و سختی ستون‌ها تغییر یافته‌اند. در واقعیت، سازه‌ها دارای شرایط متنوع عملیاتی و محیطی هستند که در تشخیص و شناسایی آسیب‌های سازه‌ای مشکل ایجاد می‌کنند. به منظور شبیه‌سازی چنین تغییراتی در شرایط عملیاتی و محیطی، آزمایش‌هایی با شرایط جرم و سختی مختلف انجام شد (حالت-های شماره ۲ - ۹). تغییر جرم (m) به مقدار ۱/۲ کیلوگرم (تقریباً ۱۹ درصد از کل جرم هر طبقه) است که به طبقه اول و پایه اضافه می‌شود. کاهش سختی با تغییرات سختی یک یا چند ستون تا ۸۷/۵٪، حاصل شد. این فرآیند با تعویض ستون با ستون دیگر با نصف ضخامت سطح مقطع اولیه در جهت ارتعاش سازه انجام شده است. گروه سوم شامل شرایط حالت آسیب دیده می‌باشد که بصورت غیرخطی با استفاده از ضربه‌گیر و یک ستون معلق شبیه‌سازی شده است. فاصله بین ضربه‌گیر قابل تغییر است و این فاصله مقادیر ۰/۰۵، ۰/۱، ۰/۱۳، ۰/۱۵ و ۰/۲ میلی‌متر می‌باشد که به معرفی سطوح مختلف ایجاد

آسیب غیرخطی (حالت‌های شماره ۱۰-۱۴) می‌پردازد. گروه چهارم علاوه بر یکی از حالت‌های آسیب‌دیده، تغییرات جرم و سختی مورد استفاده در مدل‌سازی تغییرات محیطی و عملیاتی با آسیب را نیز شامل می‌شود (حالت‌های شماره ۱۵-۱۷). برای جمع‌بندی، داده‌های این مجموعه در ۱۷ حالت مختلف گردآوری شده است. شایان ذکر است، برای هر حالت ۵۰ سری اندازه‌گیری صورت گرفته است. در نهایت ۸۱۹۲ داده در ۱۷ حالت سازه‌ای مختلف با ۵۰ سری اندازه‌گیری برای یک حسگر از سازه، در مجموع ۸۵۰ تاریخچه زمانی بدست آمده است. شکل ۳-۴ پاسخ تاریخچه زمانی شتاب سازه دو حسگر ۲ و ۴ در حالت‌های یک و ۱۴ نشان می‌دهد.



شکل ۳-۴: پاسخ شتاب سازه الف) حسگر شماره ۲ حالت ۱ ب) حسگر شماره ۲ حالت ۱۴ ج) حسگر شماره ۴ حالت ۱ د) حسگر شماره ۴ حالت ۱۴

۴-۲-۳ نرمال سازی پاسخ های سازه

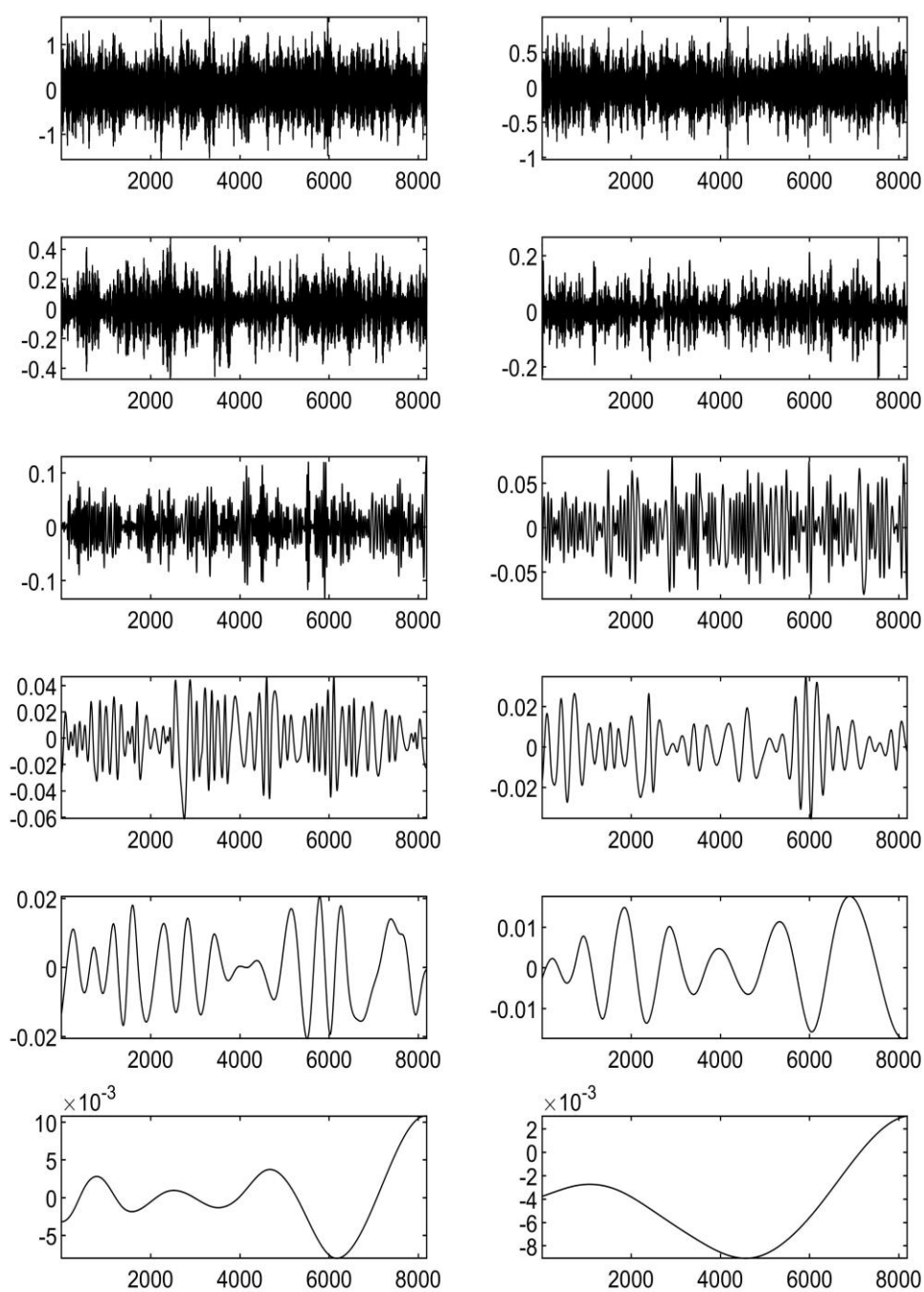
ابتدا، هر یک از داده های سری زمانی اندازه گیری شده با تفاضل از میانگین آن و تقسیم بر انحراف معیار استاندارد، بصورت زیر نرمال می شوند:

$$Z = \frac{x - \bar{x}}{\sigma_x} \quad (۱-۴)$$

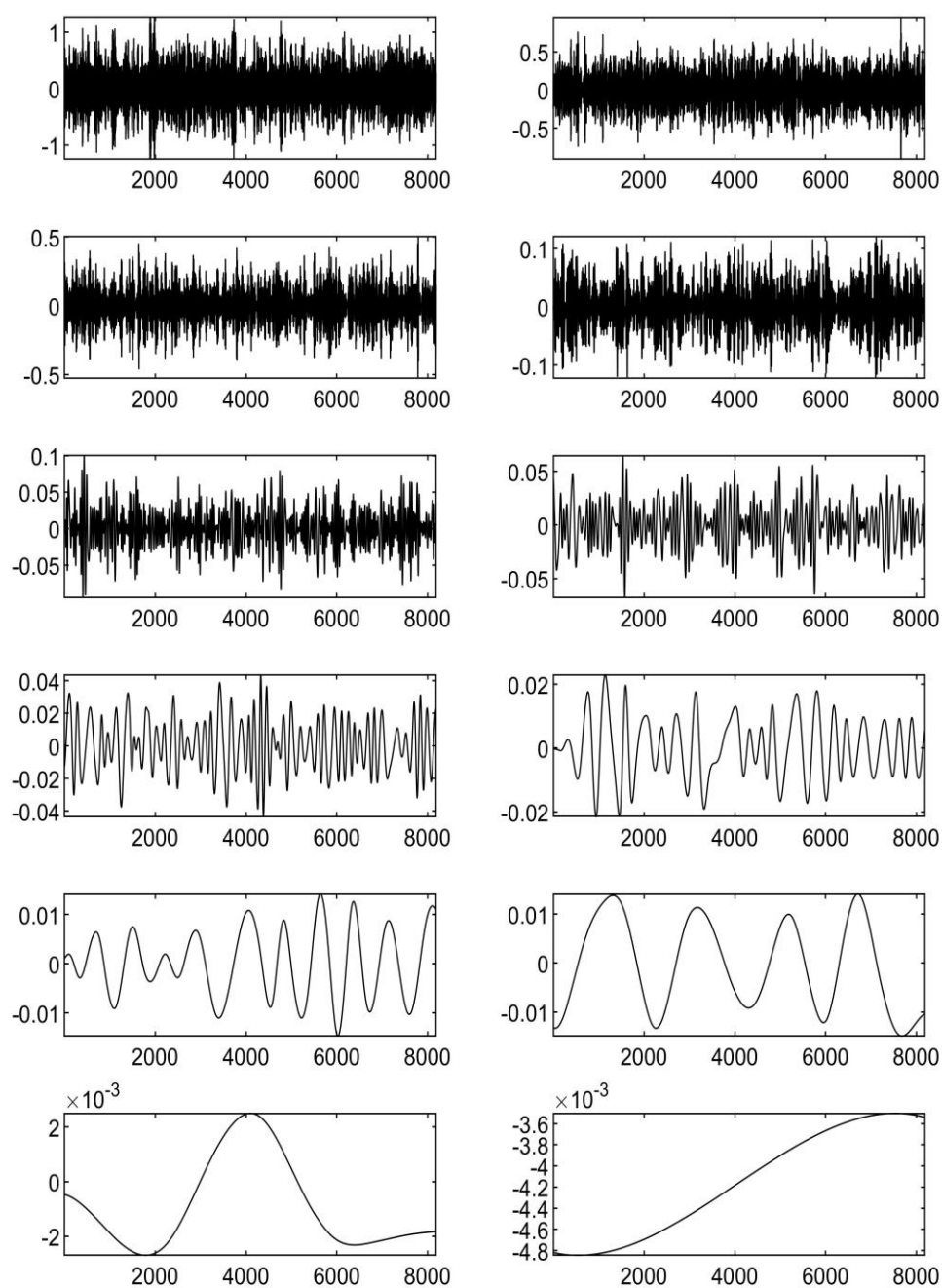
که در آن x داده نرمال شده و $\bar{x}$ و σ_x به ترتیب میانگین و انحراف معیار استاندارد داده است. استاندارد سازی به خودی خود یک فرآیند نرمال سازی داده است. به طور معمول، میانگین برای از بین بردن تفاوت های جریان یک سویه ورودی در داده ها تفریق می شود. تقسیم انحراف معیار استاندارد در داده ها برای نرمال سازی دامنه های مختلف در داده ی اندازه گیری شده انجام می شود [۱۸]. در روند تشخیص الگوی آماری، اولین گام نرمال کردن داده ها به منظور در نظر گرفتن عدم قطعیت های ناشی از شرایط اندازه گیری داده است. در رویکرد پایش سلامت که بر اساس اندازه گیری پاسخ ارتعاشی است، نرمال کردن داده های ثبت شده با توجه به متغیر بودن شرایط برای جلوگیری از تشخیص نادرست آسیب، امری ضروری می باشد.

۴-۲-۴ تجزیه تجربی مودی

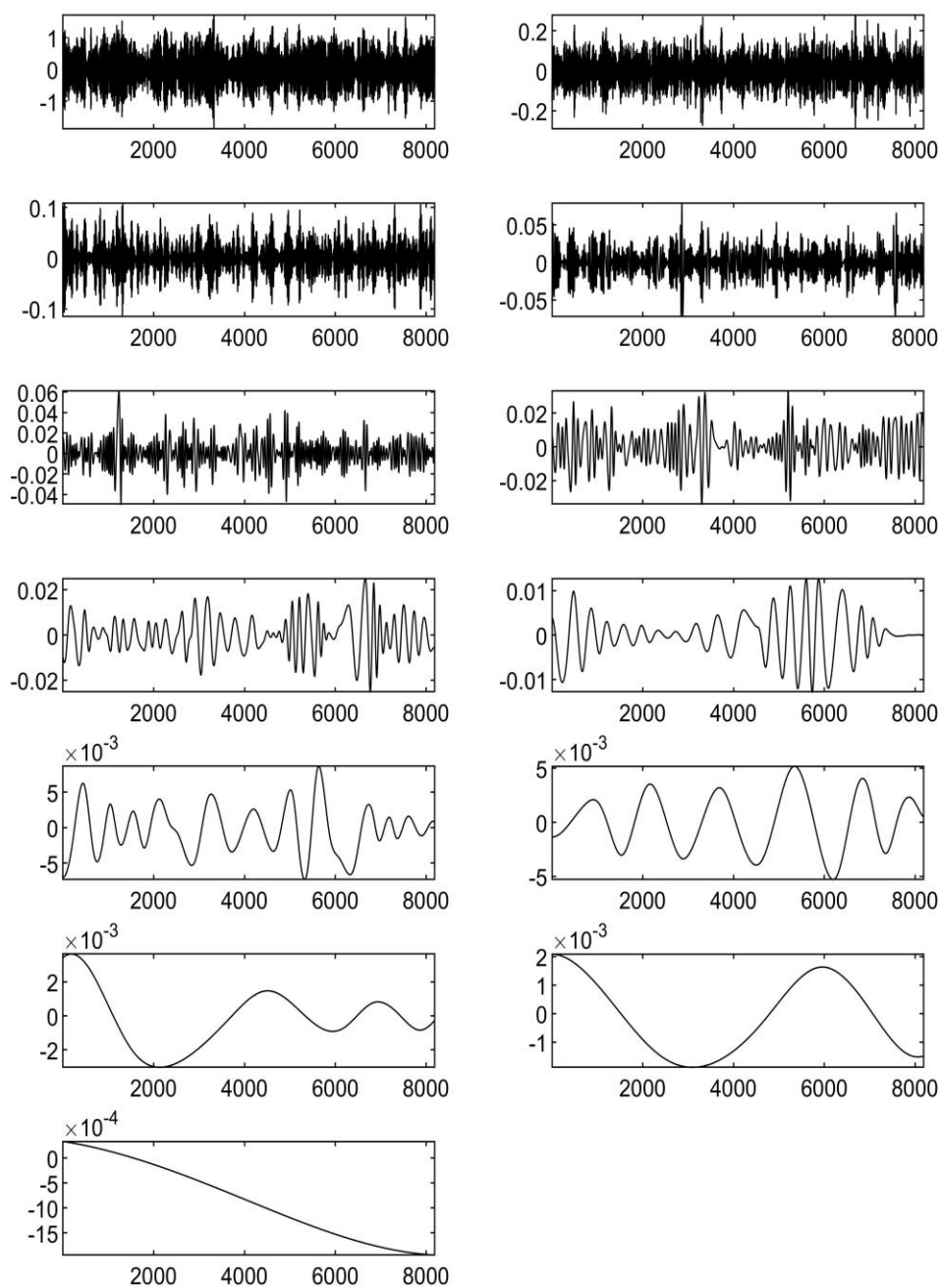
به منظور حذف تأثیرات و نویزهای محیطی و عملیاتی از روش تجزیه تجربی مودی استفاده می شود. لازم به ذکر است که مودهای اشاره شده با مودهای ارتعاشی سازه متفاوت هستند و در واقع این مودها توابع سازنده داده می باشند که با استفاده از این روش بازآوری می شوند. برای این منظور، تمام داده های اندازه گیری شده سازه مورد تجزیه قرار داده می شود. در شکل ۴-۴ تا شکل ۴-۷ توابع مود ذاتی استخراج شده برای حسگرهای ۲ و ۴ در حالت های یک و ۱۴ نمایش داده می شود. مشاهده می شود تجزیه تجربی مودی به خوبی توانسته است داده های اندازه گیری شده را به مولفه های سازنده خود و توابعی با مقدار دامنه و فرکانس کاهشی تجزیه کند.



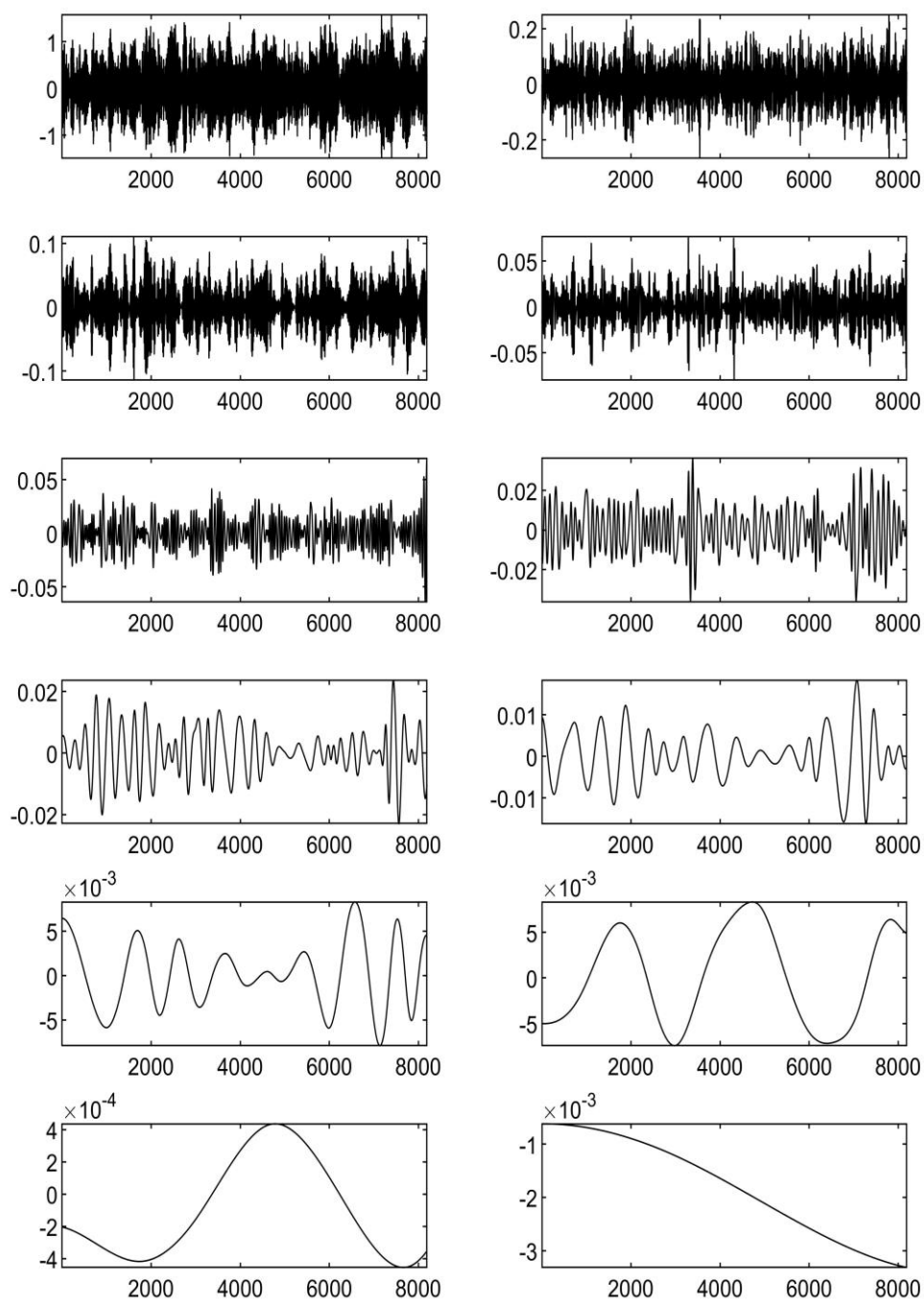
شکل ۴-۴ توابع مود ذاتی استخراج شده حسگر ۲ حالت ۱



شکل ۴-۵ توابع مود ذاتی استخراج شده حسگر ۲ حالت ۱۴



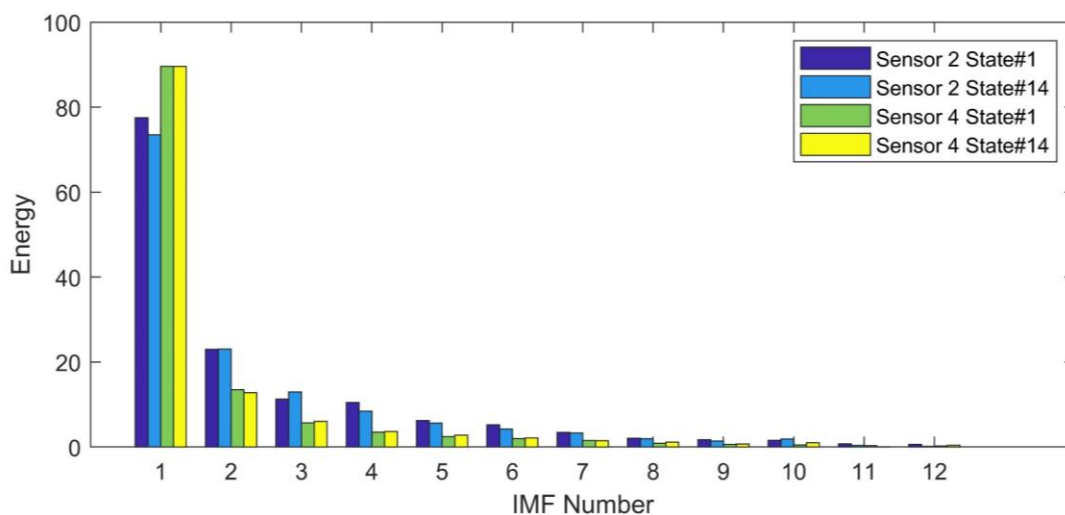
شکل ۴-۶ توابع مود ذاتی استخراج شده حسگر ۴ حالت ۱



شکل ۴-۷ توابع مود ذاتی استخراج شده حسگر شماره ۴ حالت ۱۴

مشاهده می‌شود که با استفاده از تجزیه تجربی مودی داده‌ها به توابع مود ذاتی تشکیل دهنده با دامنه کاهشی تجزیه شده‌اند. تعدادی از این توابع مود ذاتی فاقد مفهوم فیزیکی هستند که بایستی از ادامه مراحل آسیب یابی حذف شوند.

همانطور که در بخش ۲-۳ بیان شد، تابع مود ذاتی با بالاترین سطح انرژی به‌عنوان داده با بالاترین محتوای فیزیکی مرتبط با داده اصلی، به عنوان داده فاقد نویز برای ادامه شناسایی آسیب سازه توسط مدل‌سازی سری زمانی استفاده می‌شود. برای این منظور مقدار انرژی توابع مود ذاتی با استفاده از توضیحات بخش ۱-۲-۳ و رابطه (۷-۳) محاسبه می‌شود. به عنوان نمونه شکل ۴-۸ مقادیر انرژی توابع مود ذاتی داده‌های حسگرهای ۲ و ۴ در حالت‌های ۱ و ۱۴ نشان می‌دهد.



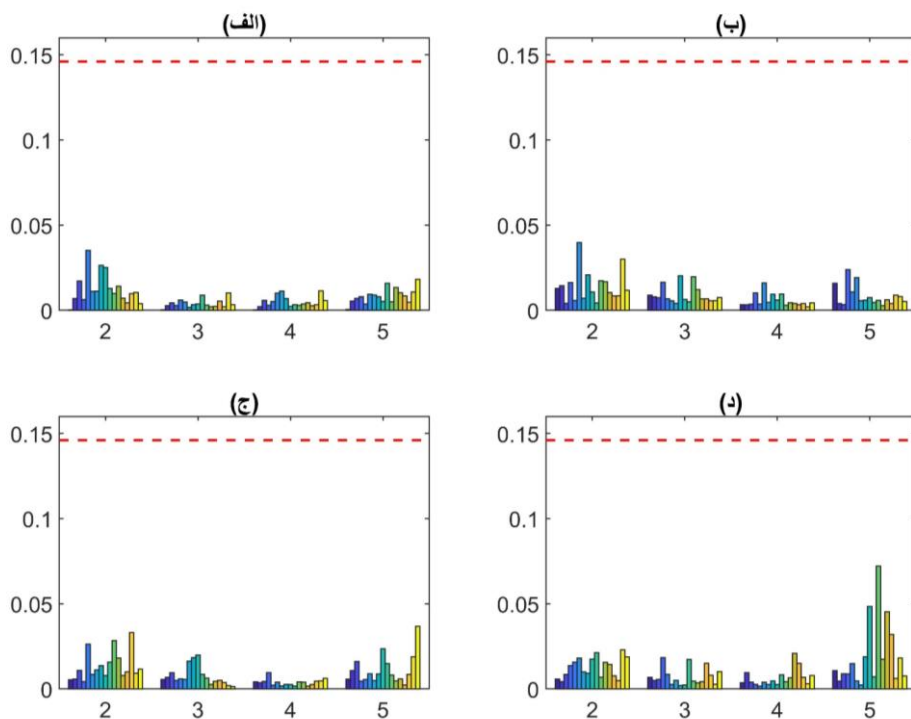
شکل ۴-۸ مقدار انرژی تابع مود ذاتی داده‌های حسگرهای ۲ و ۴ در حالت‌های ۱ و ۱۴

مشاهده گردید بالاترین سطح انرژی، در اولین مود ذاتی استخراج شده بدست آمده است. به همین روی اولین تابع مود ذاتی به عنوان داده اصلی برای ادامه مراحل پژوهش پیشنهادی در نظر گرفته می‌شود. پژوهش‌های مرتبط با استفاده از تجزیه تجربی مودی و شناسایی آسیب در بخش ۲-۶ ارائه شده است. ذکر این نکته دارای اهمیت است که همواره اولین تابع مود ذاتی بدست آمده دارای بالاترین انرژی نمی‌باشد و این مورد باید مورد بررسی قرار گیرد [۱۹].

۴-۲-۵ انتخاب الگوی مناسب

قبل از شروع مراحل استخراج ویژگی با استفاده از مدل سازی AR، لازم است که صحت استفاده از مدل سری زمانی AR را مورد بررسی قرار دهیم. برای این منظور، از تئوری ارائه شده توسط آزمون لیبورن-مک کاب [۹۷]، ارائه شده در بخش ۳-۴-۲، که یک روش دقیق برای شناسایی نوع مدل سازی سری زمانی است، استفاده می شود. مطابق با آنچه شرح داده شده است، ۴ خروجی این آزمون محاسبه می شود.

شکل ۴-۹ مقادیر شاخص آماری آزمون لیبورن-مک کاب برای سری داده های اندازه گیری شده ۱، ۱۰، ۲۵ و ۵۰ در تمام حسگرهای این سازه نشان می دهد. c-value یا حد خطی بودن داده ها در این آزمون، با انتخاب ۵٪ سطح معناداری (در نظر گرفتن ۵ درصد خطا در نتایج آزمون) برابر ۰/۱۴۶ می باشد که توسط خط چین ترسیم شده است.



شکل ۴-۹ نتایج آزمون لیبورن-مک کاب برای حسگرهای ۲ تا ۵ حالت های یک تا ۱۷ برای خطی و مانا بودن داده ها و امکان استفاده از مدل AR برای اندازه گیری های الف) ۱ ب) ۱۰ ج) ۱۵ د) ۲۵

همانطور که در شکل ۴-۸ نشان داده شده است، تمام مقادیر شاخص آماری آزمون لیپورن-مک کاب کمتر از c -value است. بنابراین، پاسخ تاریخچه زمانی شتاب اندازه گیری شده، در وضعیت سالم و آسیب دیده از نظر مانا بودن داده با مدل AR مطابقت دارد. از این رو می توان نتیجه گرفت که انتخاب مدل AR برای استخراج ویژگی، انتخاب صحیحی است.

یکی دیگر از مزایای استفاده از آزمون لیپورن-مک کاب، بررسی خطی بودن داده های سری زمانی با استفاده از خروجی های مقدار منطقی (h) و p -value آزمون است. اگر $h = 0$ و p -value بزرگتر از ۰/۰۵ باشد، داده های سری زمانی فرض شده خطی هستند. بنابراین می توان از مدل AR استفاده کرد. جدول ۴-۲ خروجی های h و p -value را بر روی اولین سری داده اندازه گیری شده در حالت ۱ سری های ۱، ۱۰، ۲۵، ۵۰ در حسگر ۵ نشان می دهد.

جدول ۴-۲ مقادیر خروجی مقدار منطقی و معیار p -value آزمون لیپورن-مک کاب

h	p -value	سری اندازه گیری شده
۰	۰/۱	۱
۰	۰/۱	۱۰
۰	۰/۱	۲۵
۰	۰/۱	۵۰

۴-۲-۶ مدل سازی AR

پس از تشخیص مدل AR به عنوان مناسب ترین مدل برای داده های ارتعاشی این سازه مدل AR برازش داده می شود. بدین منظور ابتدا باید مرتبه مناسب هر داده را با استفاده از روش ارائه شده در بخش ۳-۵-۱ بدست آورد.

۴-۲-۶-۱ تعیین مرتبه

پس از در نظر گرفتن مدل AR برای هر داده‌ی اندازه‌گیری شده، با استفاده از یک روش تعیین مرتبه تکرار شونده، مرتبه‌ی مناسب مدل بدست می‌آید [۷۱]. مرتبه مدل AR برای هر حسگر از سازه در شرایط سالم با در نظر گرفتن ۵ درصد سطح معنی‌داری تعیین می‌شود. جدول ۳-۴ مرتبه مدل AR و p-value متناظر با آن را از آزمون لجانگ-باکس برای حسگرهای ۲ و ۵ در وضعیت سالم سازه نشان می‌دهد.

جدول ۳-۴ مرتبه بدست آمده در آزمون آماری لجانگ-باکس

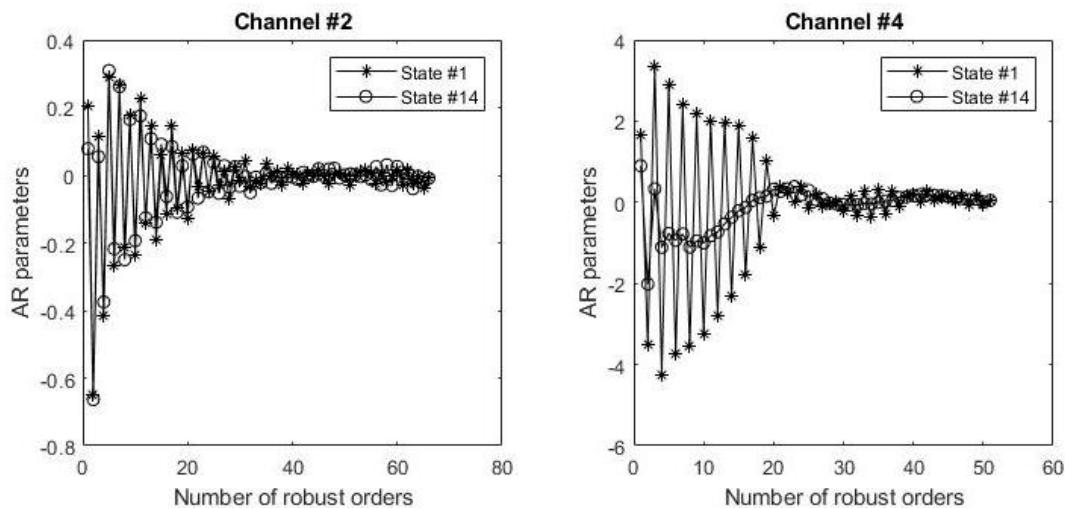
حسگر ۲		حسگر ۵		حالت
مرتبه	p-value	مرتبه	p-value	
۶۶	۰/۳۷۰۶	۵۱	۰/۱۹۰۷	۱-۹

۴-۲-۶-۲ استخراج پارامترهای مدل AR

در این مطالعه، پارامترهای مدل AR، ویژگی‌های حساس به آسیب سازه محسوب می‌شوند. پارامترهای مدل AR با استفاده از تکنیک حداقل مربعات (بخش ۳-۶) اعمال شده بر روی پاسخ‌های شتاب اندازه‌گیری شده برای حسگرهای ۲ تا ۵، تخمین زده می‌شود. این فرآیند بر روی هر ۵۰ سری اندازه‌گیری انجام شده برای شناسایی مدل‌های AR و استخراج ویژگی‌های مدل انجام می‌گیرد. شایان ذکر است حسگر شماره ۱ نیروی اعمال شده یا ورودی به سازه است که در تحلیل، مورد استفاده قرار نمی‌گیرد [۸۸].

در فرآیند استخراج ویژگی با مدل‌سازی سری زمانی بر اساس پارامترهای مدل AR، مرتبه بدست آمده در شرایط سالم با استفاده از آزمون لجانگ-باکس بر روی هر یک از داده‌های ارتعاشی سازه در وضعیت سالم و آسیب دیده اعمال می‌شود. شکل ۴-۱۰ پارامترهای مدل AR برای حسگرهای

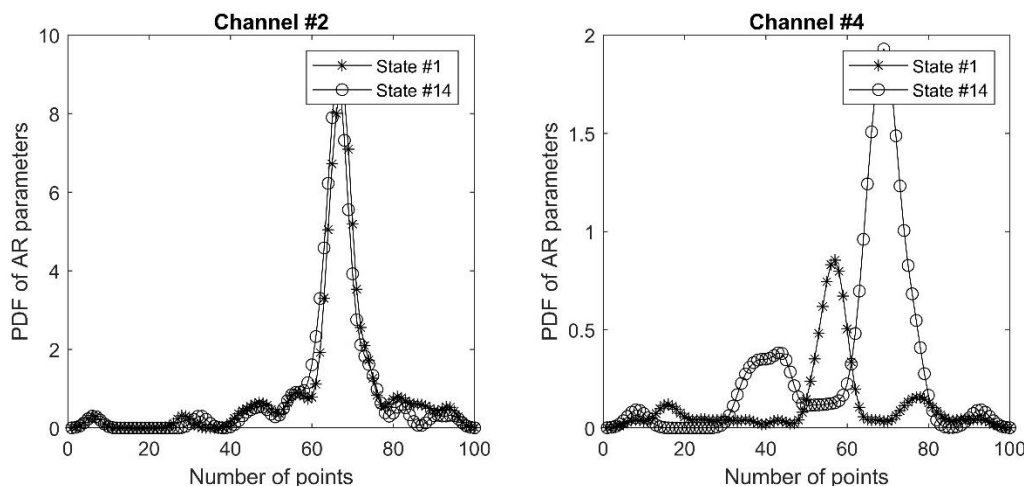
۲ و ۴ را در یکسری داده اندازه‌گیری شده برای حالت‌های ۱ و ۱۴ نشان می‌دهد. در نتیجه، مشاهده می‌شود که پارامترهای مدل در اثر ایجاد آسیب به وجود آمده کاهش یافته‌اند.



شکل ۴-۱۰ پارامترهای حالت سالم ۱ و آسیب دیده ۱۴ در حسگرهای ۲ و ۴

۴-۲-۷ تابع چگالی احتمال

در این تحقیق، پس از استخراج پارامترهای مدل‌سازی به عنوان ویژگی حساس به آسیب، تابع چگالی احتمالی پارامترهای هر داده محاسبه می‌شود. برای شرح بهتر تغییرات ایجاد شده توسط آسیب بر روی تابع چگالی احتمال، تابع چگالی احتمال برای پارامترهای شکل ۴-۱۰ بدست می‌آید. شکل ۴-۱۰ تابع چگالی احتمال پارامترهای مدل AR در حسگر ۲ و ۴ را در یک سری داده‌ی اندازه‌گیری شده برای حالت‌های ۱ و ۱۴ نشان می‌دهد.



شکل ۴-۱۱ تابع چگالی احتمال پارامترهای مدل AR

همانطور که در شکل ۴-۱۰ مشاهده می‌شود، آسیب سبب تغییرات در توابع چگالی احتمال پارامترهای مدل AR شده است. می‌توان به واسطه تابع چگالی احتمال ویژگی‌های بدست آمده، تغییرات آماری پاسخ ارتعاشی حسگر شماره ۴ که نتیجه‌ی رخ دادن آسیب است را در شرایط مختلف مشاهده کرد. به عبارت دیگر، از نمودارهای تابع چگالی احتمال برای بررسی گرافیکی (شکلی) تغییرات ایجاد شده در داده‌های اندازه‌گیری شده استفاده می‌شود. بنابراین با استفاده از راهکار پیشنهاد شده براساس استفاده از فاصله‌ی همبستگی، می‌توان تغییرات این توابع را به صورت مقدار عددی بدست آورد.

۴-۲-۸ تصمیم‌گیری آماری

پس از ارائه نتایج اثرات آسیب بر روی مقادیر پارامترهای حاصل از مدل‌سازی و به تبع آن یافتن تابع چگالی احتمال، گام سوم پایش سلامت سازه به پایان می‌رسد. گام نهایی هر روش پایش سلامت سازه "تصمیم‌گیری" می‌باشد. در این پژوهش این کار با استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری آماری ارائه شده در بخش ۳-۹-۱ انجام می‌گیرد.

برای شناسایی و تشخیص محل وجود آسیب، ابتدا فاصله‌ی همبستگی بین توابع چگالی احتمال هر داده اندازه‌گیری شده در شرایط سالم و آسیب دیده بر اساس روش مقدار فاصله‌ی همبستگی سریع

محاسبه می‌شود. این محاسبه به این صورت انجام می‌گیرد که برای هر نمونه داده‌ی آسیب دیده فاصله‌ی همبستگی آن با کلیه حالت‌های سالم (۱ تا ۹) در یک سری داده اندازه‌گیری شده محاسبه می‌شود.

۴-۲-۸-۱ آستانه‌ی آسیب

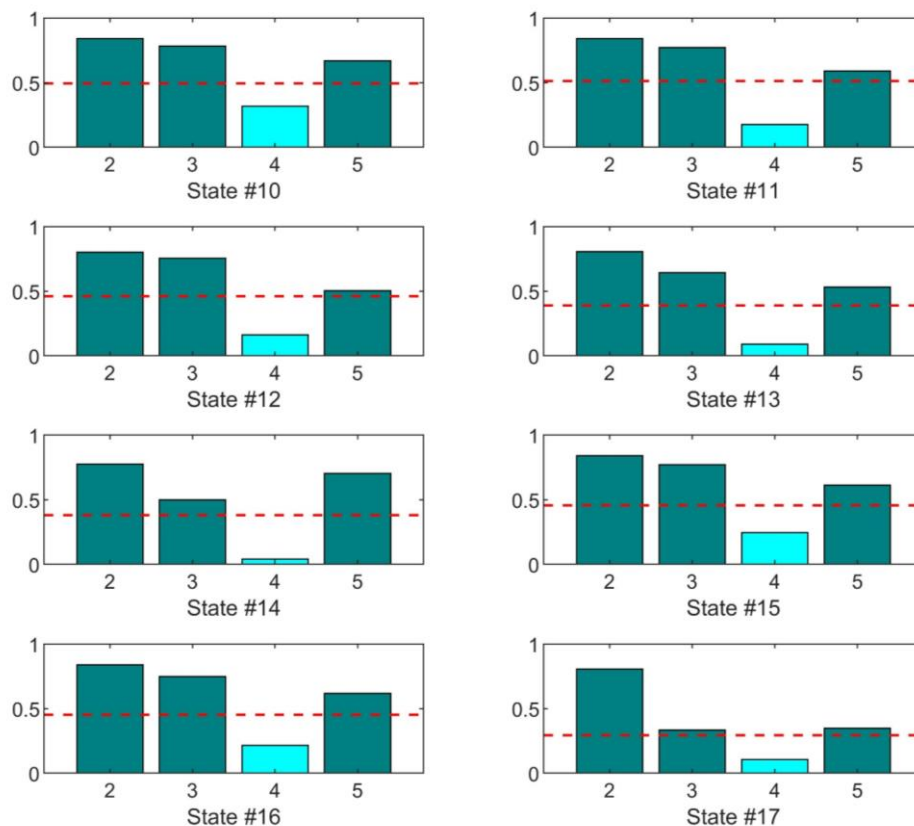
حد آستانه آسیب برای شناسایی آسیب با استفاده از رابطه (۳-۳۱) بدست می‌آید. در این مثال $Ns = 4$ ، $Nc = 9$ و $Ne = 50$ می‌باشد. حد آستانه برای هر حالت با استفاده از (4×50) فاصله‌ی همبستگی بدست آمده در ماتریس T در رابطه ذکر شده بدست می‌آید. مقدار حد آستانه آسیب با در نظر گرفتن یک بازه اطمینان ۹۵ درصد محاسبه شده است. در جدول ۴-۴ مقادیر آستانه برای هر یک از حالت‌های آسیب‌دیده آورده شده است.

جدول ۴-۴ مقادیر آستانه آسیب براساس مقادیر فاصله‌ی همبستگی

مقدار آستانه آسیب	حالت
۰/۴۹۳	۱۰
۰/۵۱۲	۱۱
۰/۴۶۰	۱۲
۰/۳۸۸	۱۳
۰/۳۸۰	۱۴
۰/۴۵۵	۱۵
۰/۴۵۲	۱۶
۰/۲۹۳	۱۷

برای شناسایی آسیب تابع چگالی احتمال پارامترهای مدل AR بدست آمده از حالت سالم و آسیب دیده به عنوان ویژگی حساس به آسیب استفاده می‌شود. همچنین، ویژگی‌های موجود در هر یک از سناریوهای ۱۰-۱۷ به عنوان ویژگی‌های وضعیت آسیب‌دیده مورد استفاده قرار می‌گیرند. فاصله‌ی همبستگی هر پاسخ ارتعاشی حالت‌های آسیب‌دیده با تمام حالت‌های سالم موجود در هر آزمایش برای حسگر همتای خود محاسبه می‌شود و برای هر ۵۰ آزمایش این کار تکرار می‌شود. در ابتدا با محاسبه میانگین فاصله‌ی همبستگی هر وضعیت آسیب دیده با ۹ وضعیت سالم سازه مقدار اولیه فاصله‌ی

همبستگی در هر سری داده اندازه‌گیری شده بدست می‌آید. سپس با میانگین ۵۰ مقدار فاصله‌ی همبستگی حاصل از هر سری پاسخ ارتعاشی سازه در حالت آسیب دیده، فاصله‌ی همبستگی نهایی به دست می‌آید. شکل ۴-۱۲ نتیجه نهایی روش در شناسایی آسیب و موقعیت آن در کلیه‌ی حالت‌های آسیب‌دیده‌ی سازه براساس روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۱۲ نتایج نهایی فاصله‌ی همبستگی قاب سه طبقه آزمایشگاهی

می‌توان از نتایج برداشت کرد که روش ارائه شده قادر به تشخیص آسیب ناشی از ستون معلق با درصد قابل توجهی از اطمینان در هر ۸ حالت آسیب دیده است. ناحیه آسیب‌دیده در قاب سه طبقه آزمایشگاهی در زیر حد آستانه‌ی آسیب قرار دارد. به عبارت دیگر، مقدار فاصله‌ی همبستگی در حسگر ۴ در همه حالت‌ها کمترین میزان را دارد. شدیدترین وضعیت آسیب موجود در سازه، حالت چهاردهم است که در روش پیشنهادی به خوبی شناسایی شده است. مقادیر فاصله‌ی همبستگی تنها در طبقه دوم نزدیک به صفر است، در حالی که سایر مقادیر حسگرها تقریباً نزدیک به یک هستند. سرانجام،

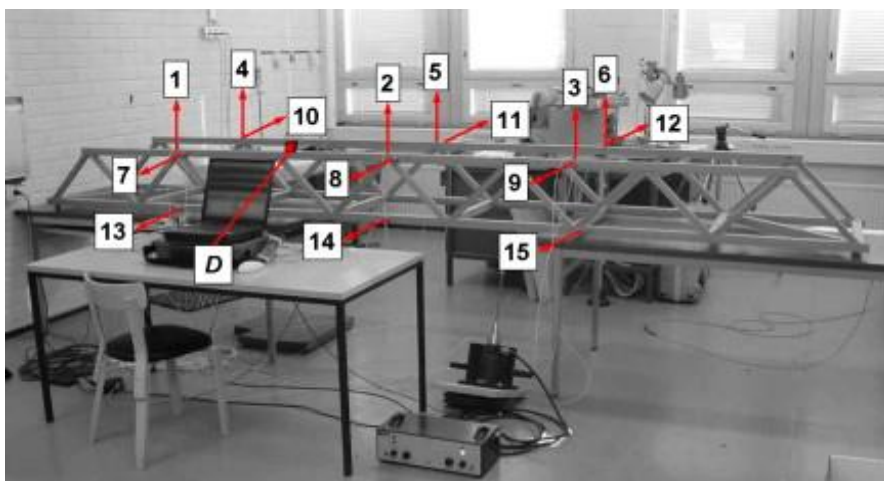
نتیجه‌ی شناسایی موقعیت آسیب، منجر به این تصمیم‌گیری می‌شود که روش پیشنهادی با استفاده از ترکیب توابع چگالی احتمال پارامترهای مدل‌سازی سری زمانی و فاصله‌ی همبستگی، به طور قابل توجهی برای تشخیص و پیدا کردن آسیب سازه حتی در بروز شرایط مختلف محیطی و عملیاتی توانایی دارند.

۳-۴ سازه پل چوبی

۱-۳-۴ معرفی سازه و مشخصات

در ادامه به بررسی دومین مثال برای بررسی عملکرد روش ارائه شده، یک پل چوبی آزمایشگاهی پرداخته می‌شود. نمای کلی این پل چوبی خرابایی، در شکل ۴-۱۳ نشان داده شده است [۹۸]. وزن کلی سازه ۳۶ کیلوگرم می‌باشد.

آسیب به واسطه افزودن یک جرم به این پل چوبی در نظر گرفته شده است. اندازه جرم‌ها ۲۳/۵، ۴۷، ۷۰/۵، ۱۲۳/۲ و ۱۹۳/۷ گرم متغیر می‌باشند. این جرم در محل حسگر شماره ۴ می‌باشد. جرم اضافه شده در مقایسه با وزن کل سازه (۳۶ کیلوگرم) بسیار کم است، بطوریکه بیشترین مقدار افزایش جرم فقط نصف یک درصد وزن سازه می‌باشد. این سازه یک مثال مناسب برای نشان دادن اهمیت موضوع شناسایی آسیب در حالت‌هایی که سازه تحت تحریک‌های محیط پیرامونی خود است، می‌باشد.



شکل ۴-۱۳ مدل سازه پل چوبی

سه وضعیت برای حالت سالم و ۵ وضعیت برای حالت آسیب دیده در نظر گرفته شده است. برای هر وضعیت ۲۰ سری داده اندازه گیری شده است. بطوریکه ۶۰ داده اولی برای وضعیت سالم و ۱۰۰ داده بعدی به جهت کنترل و شناسایی آسیب استفاده شده است. اطلاعات بیشتر در جدول ۴-۵ ارائه شده است.

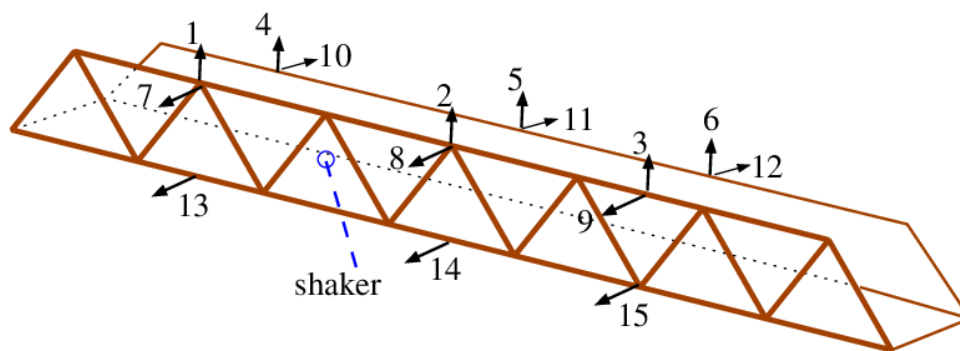
جدول ۴-۵ سناریوهای وضعیت سالم و آسیب دیده سازه

روز	وضعیت	حالت	میزان افزایش جرم
می ۱۸	سالم	HC1	-
۲۵	سالم	HC2	-
۲۹	سالم	HC3	-
۲۹	آسیب دیده	DC1	۲۳/۵
-	آسیب دیده	DC2	۴۷
-	آسیب دیده	DC3	۷۰/۵
-	آسیب دیده	DC4	۱۲۳/۲
-	آسیب دیده	DC5	۱۹۳/۷

۴-۳-۲ جمع آوری داده

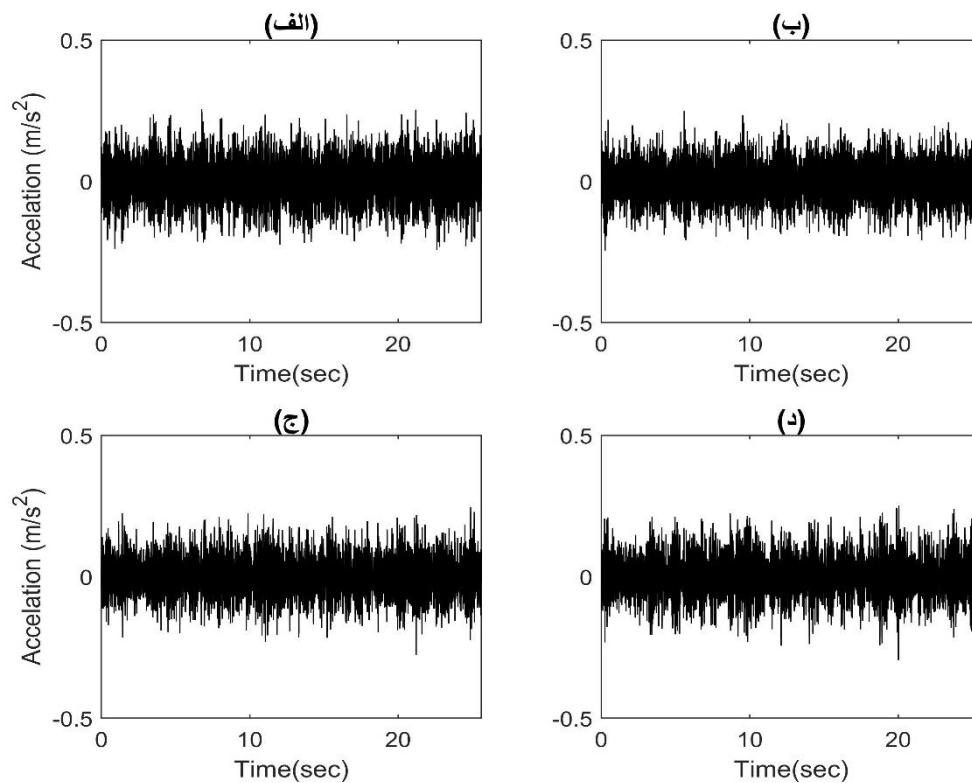
پاسخ شتاب سازه با استفاده از پانزده شتاب سنج در موقعیت های طولی مختلف مطابق شکل اندازه گیری شده است پاسخ ارتعاشی سازه از حسگرها با ۸۱۹۲ داده نمونه برداری شده است که معادل با نمونه برداری با نمونه برداری با نرخ ۳/۹ میلی ثانیه یا ۲۵۶ هرتز در مدت زمان ۳۲ ثانیه می باشد.

اندازه‌گیری‌ها در طی چند روز انجام شده است. در این سازه فرض شده است که تغییرات دما و رطوبت اصلی‌ترین عامل تأثیرگذاری بر سازه چوبی است. این سازه تحت تأثیر اثرات محیطی مانند تغییرات دما و رطوبت می‌باشد به همین روی به یکی از چالش برانگیزترین مسائل شناسایی آسیب تبدیل شده است. تحریک تصادفی این سازه با یک ارتعاشگر الکتروپنیوماتیکی ایجاد شده است. موقعیت ارتعاشگر و حسگرها در شکل ۴-۱۴ نمایش داده شده است. تغییرات محیطی با استفاده از پنکه در ساعات کار و خاموش کردن آن در هنگام شب ایجاد شده است. از آنجا که سازه از چوب ساخته شده است، مشاهده شده است تغییر دما و رطوبت تأثیر بسیار زیادی در پارامترهای خروجی سازه داشته است.



شکل ۴-۱۴ موقعیت ارتعاشگر و حسگرهای سازه

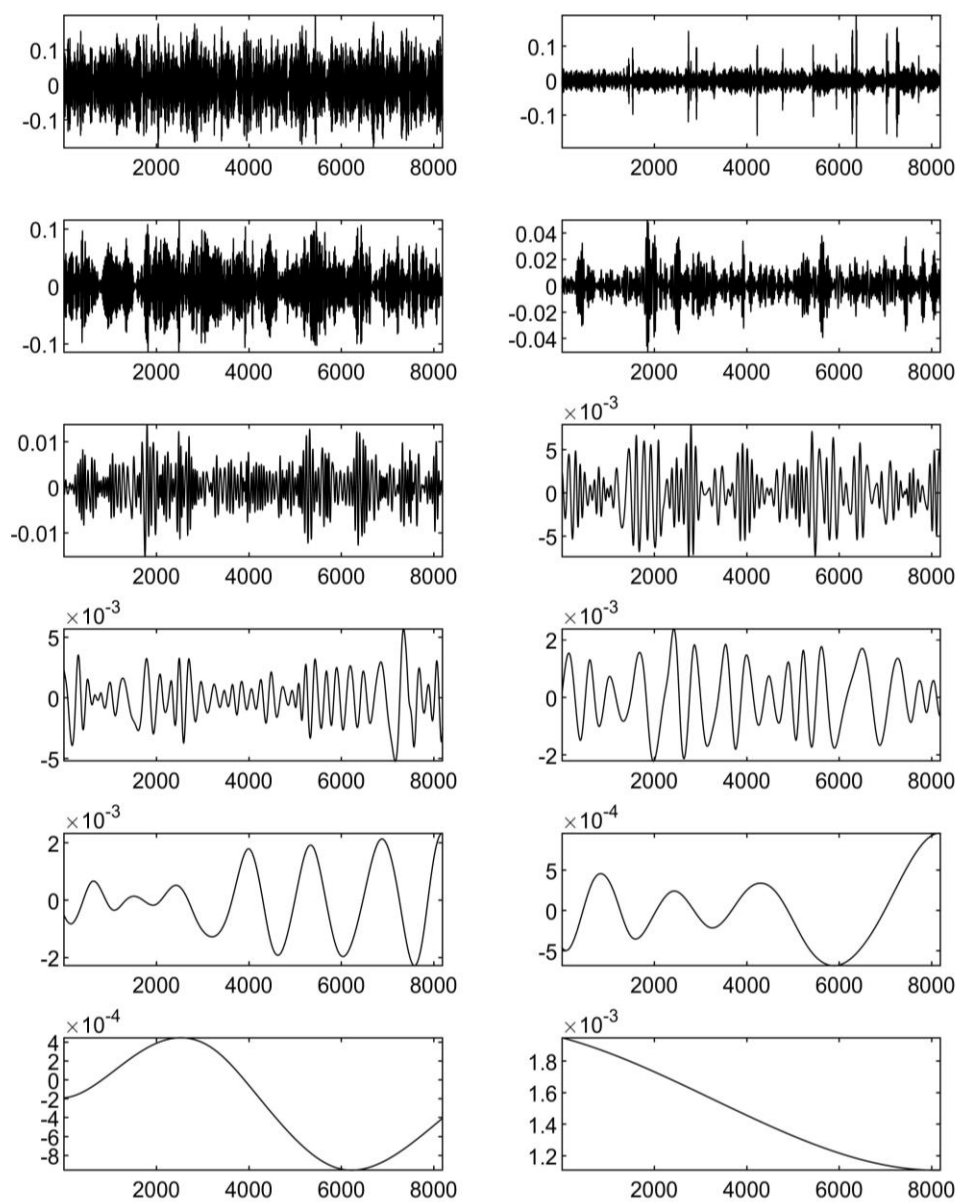
شکل ۴-۱۵ پاسخ تاریخچه زمانی شتاب سازه را برای حسگر شماره ۱ و ۴ در وضعیت‌های یک سالم و ۵ آسیب‌دیده نشان می‌دهد.



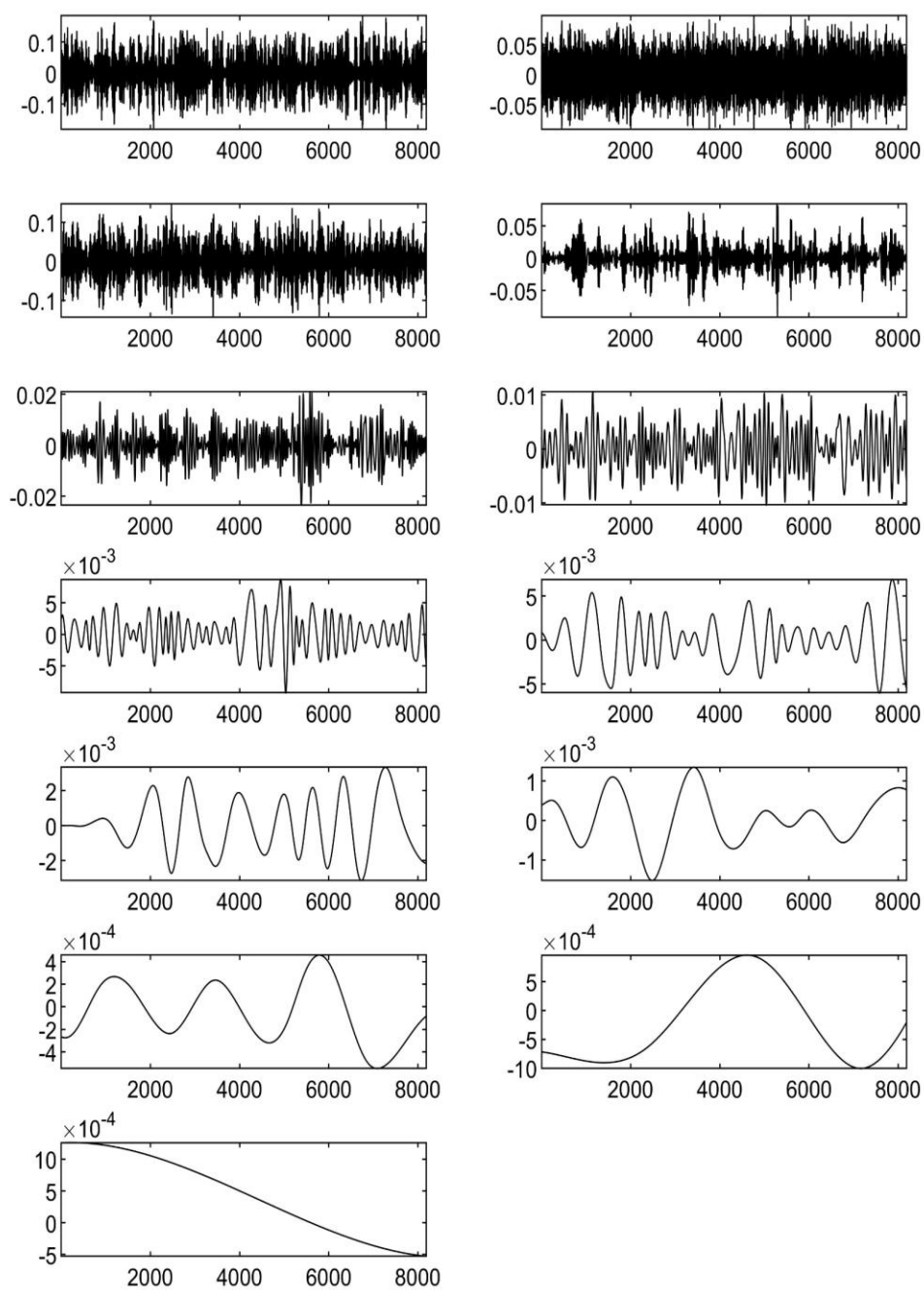
شکل ۴-۱۵ پاسخ شتاب سازه الف) حسگر شماره ۱ حالت HC1 ب) حسگر شماره ۱ حالت DC5 ج) حسگر شماره ۴ حالت HC1 د) حسگر شماره ۴ حالت DC5

۴-۳-۳ تجزیه تجربی مودی

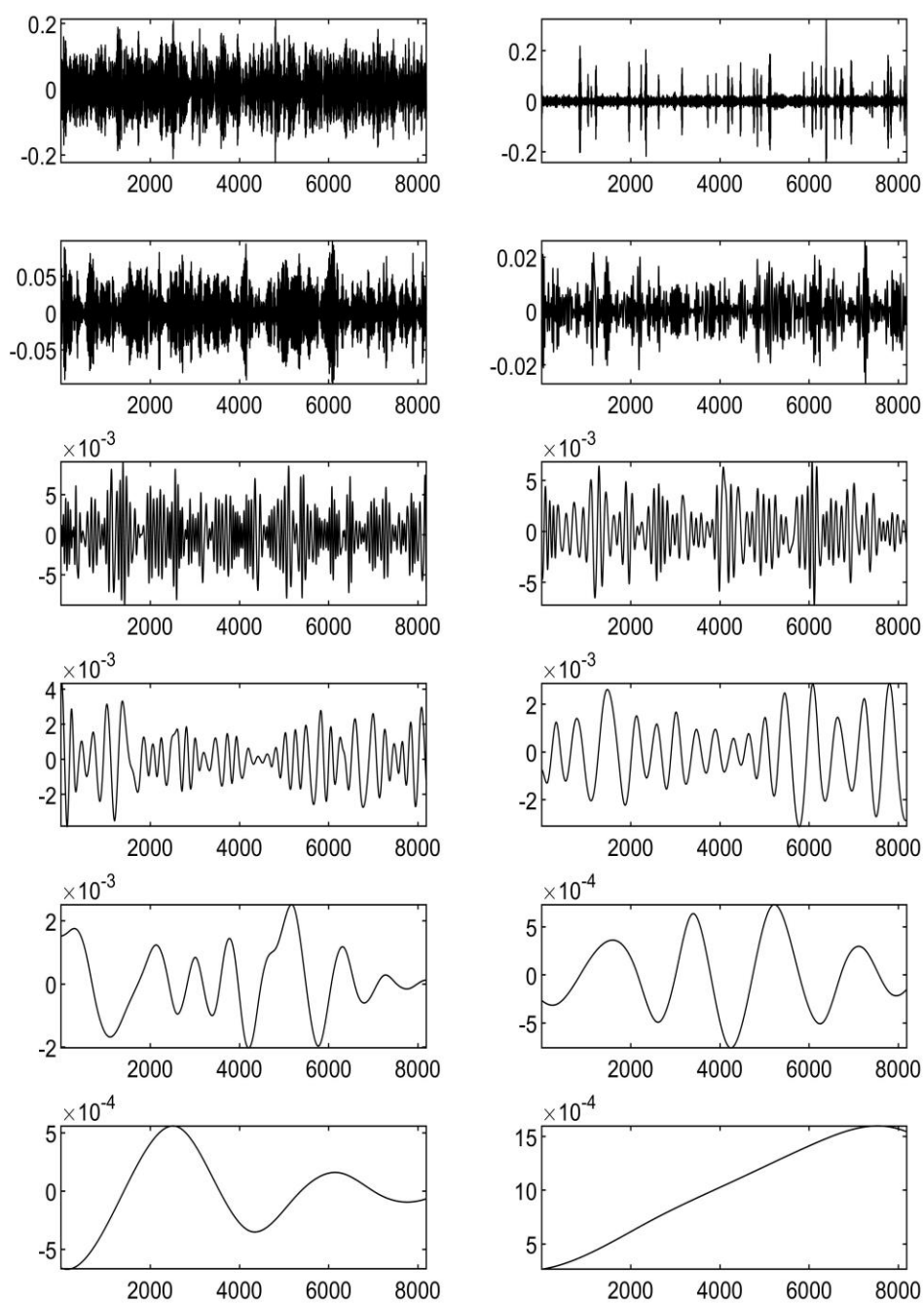
داده‌های اندازه‌گیری هر حسگر مطابق با آنچه در مثال اول توضیح داده شده است، به منظور حذف نویز موجود در داده تجزیه می‌شوند. به عنوان نمونه، توابع مود ذاتی استخراج شده برای حسگرهای شماره یک و چهار در حالت‌های HC1 و DC5 در شکل‌های ۴-۱۵ تا ۴-۱۸ نشان داده شده است.



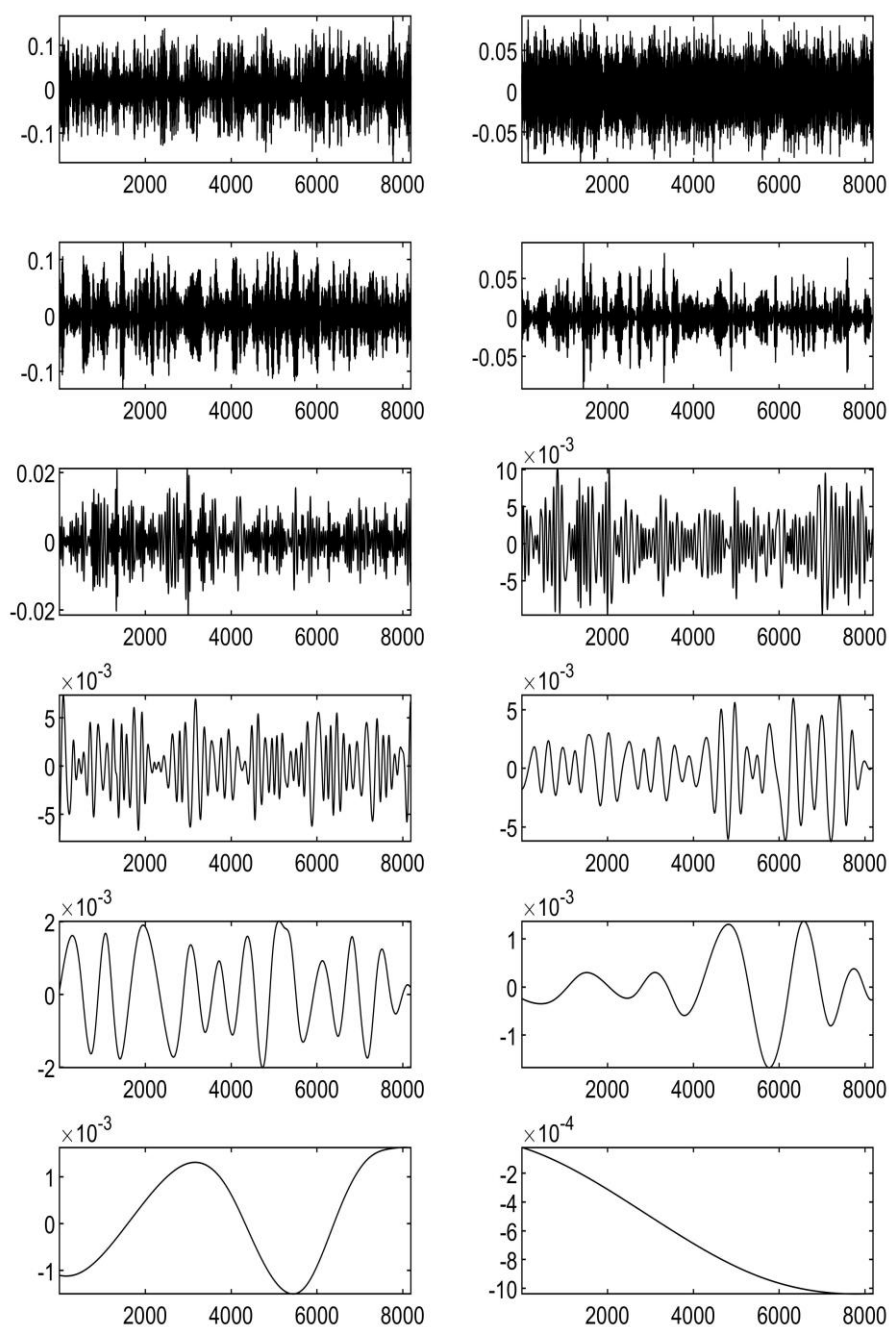
شکل ۴-۱۶ توابع مود ذاتی پاسخ حسگر ۱ در حالت HC1



شکل ۴-۱۷ توابع مود ذاتی پاسخ حسگر ۱ در حالت DC5



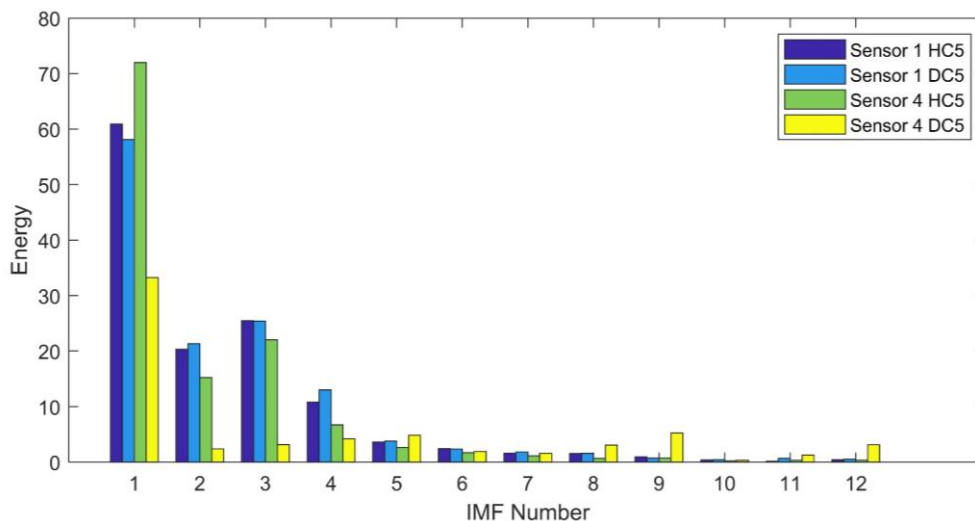
شکل ۴-۱۸ توابع مود ذاتی پاسخ حسگر ۴ در حالت HC1



شکل ۴-۱۹ توابع مود ذاتی پاسخ حسگر ۴ در حالت DC5

همانطور که در بخش ۳-۲ بیان شد، تابع مود ذاتی با بالاترین سطح انرژی به عنوان داده با بالاترین محتوای حفظ شده از داده اصلی به عنوان داده فاقد نویز برای ادامه روند شناسایی آسیب سازه

توسط مدل سازی سری زمانی استفاده می شود. برای این منظور مقدار انرژی توابع مود ذاتی با استفاده از توضیحات بخش ۳-۲-۱ و رابطه (۷-۳) محاسبه می شود. به عنوان مثال شکل ۴-۲۱ مقادیر انرژی توابع مود ذاتی داده های حسگرهای ۲ و ۴ در حالت های HC1 و DC5 نشان می دهد.

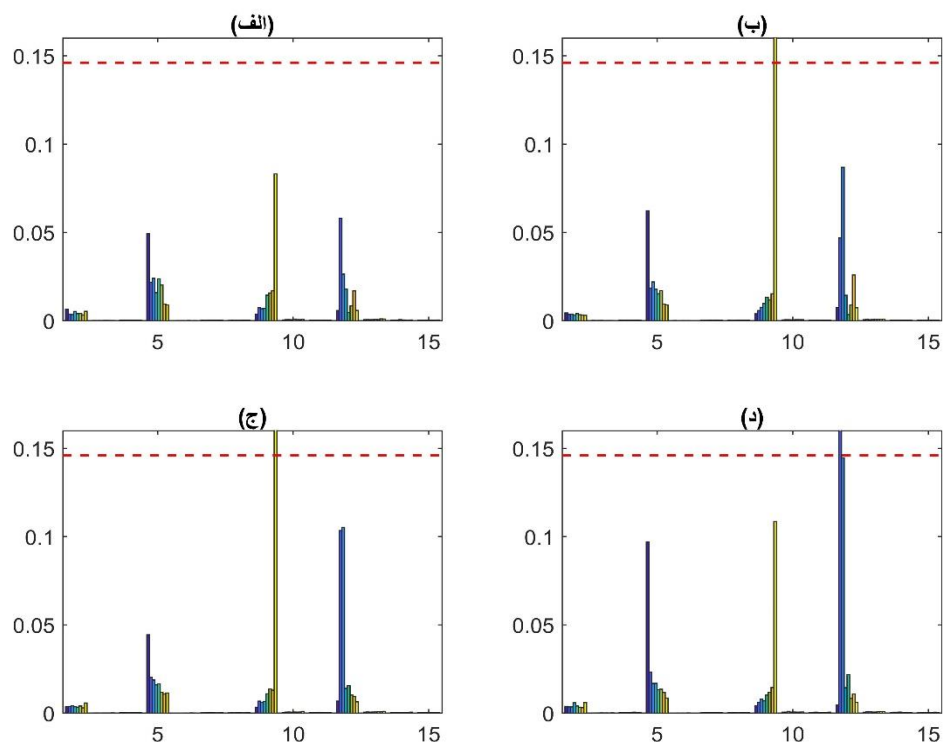


شکل ۴-۲۰ مقدار انرژی تابع مود ذاتی داده های حسگرهای ۱ و ۴ در حالت های ۱ و ۱۴

مشاهده می شود بالاترین سطح انرژی در اولین تابع مود ذاتی استخراج شده می باشد. بنابراین اولین تابع مود ذاتی بدست آمده به عنوان داده اصلی برای ادامه مراحل پژوهش پیشنهادی در نظر گرفته می شود.

۴-۳-۴ انتخاب الگوی مناسب

صحت استفاده از مدل سری زمانی AR توسط آزمون آماری لیپورن- مک کاب بررسی می شود. ابتدا بررسی مانا بودن داده های این مثال با استفاده از خروجی شاخص آماری و c-value بررسی می شود. پاسخ این تست بر روی داده های سری ۱، ۵، ۱۵ و ۲۰ از حالت های HC1، HC2 و HC3 در شکل ۴-۲۱ نشان داده شده است. مقدار c-value برای این آزمون ۰/۱۴۶ می باشد.



شکل ۴-۲۱ نتایج خروجی مقادیر شاخص آماری و c-value آزمون لیپورن-مک کاب (الف) سری اندازه‌گیری شده ۱ (ب) سری اندازه‌گیری شده ۵ (ج) سری اندازه‌گیری شده ۱۰ (د) سری اندازه‌گیری شده ۲۰

مشاهده می‌شود پاسخ‌های اندازه‌گیری شده این مثال باتوجه به مانا بودن داده‌ها برای مدل AR مناسب می‌باشند. شایان ذکر است در تعداد اندکی از داده‌های اندازه‌گیری شده شاخص آماری، کمی بیشتر از c-value می‌باشد که آن‌ها نیز بصورت مانا فرض می‌شوند. خطی بودن داده‌ها با استفاده از دو مقدار h و p -value مطابق جدول زیر بررسی می‌شود.

جدول ۴-۶ مقادیر p -value و h آزمون لیپورن-مک کاب

حسگر	p -value	h
۱	۰/۱	۰
۵	۰/۱	۰
۱۰	۰/۱	۰
۱۵	۰/۱	۰

مشاهده می‌شود که مقدار h برابر با صفر و مقدار p -value بزرگتر از ۰/۰۵ می‌باشد که بیانگر خطی بودن این داده‌ها می‌باشد. باتوجه به بررسی دو مورد مانا و خطی بودن داده‌ها، می‌توان نتیجه گرفت داده‌های این مثال نیز برای مدل AR مناسب هستند.

۴-۳-۵ مدل سازی AR

گام بعدی، برازش یک مدل AR بر روی داده‌های استخراج شده از تجزیه تجربی مودی که در بخش ۴-۳-۳ بدست آمده است. این کار در دو مرحله شامل تعیین مرتبه و محاسبه پارامترهای مدل انجام می‌شود.

۴-۳-۵-۱ تعیین مرتبه

همان‌طور که در بخش ۳-۵-۱ ذکر شد، اولین مرتبه‌ای که باعث شود p-value باقیمانده آن در آزمون لجانگ-باکس مقدار از ۰/۰۵ تجاوز کند به عنوان مناسب‌ترین مرتبه در نظر گرفته می‌شود. با توجه به تعداد بسیار بالای داده‌های سازه، مرتبه‌ی چند نمونه از داده‌های سازه در مورد اولین سری داده اندازه‌گیری شده در حالت HC1 در جدول ۴-۷ نشان داده می‌شود.

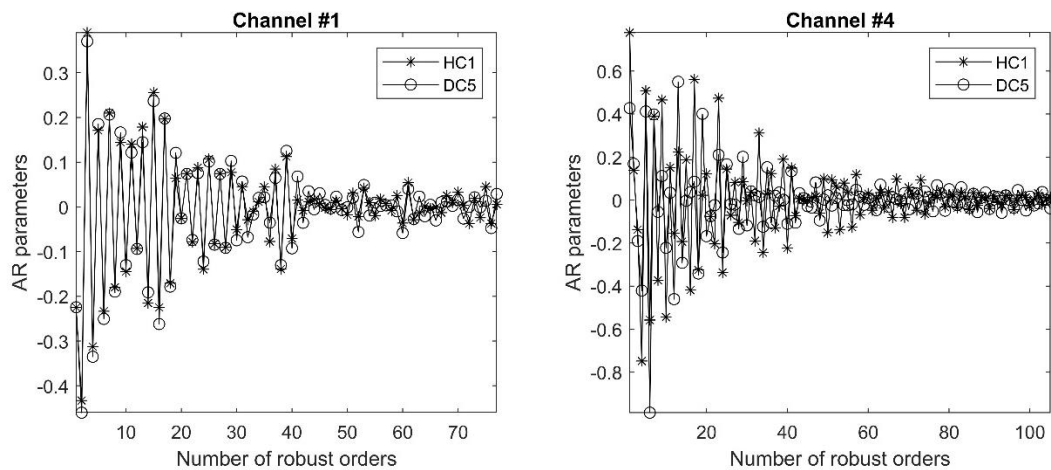
جدول ۴-۷ مرتبه‌های بدست آمده از آزمون لجانگ-باکس

مرتبه	حسگر
۷۷	۱
۸۰	۲
۷۶	۳
۱۰۵	۴
۸۳	۵
۱۴۱	۶
۱۰۵	۷
۱۲۹	۸
۱۲۴	۹
۱۱۳	۱۰
۱۲۲	۱۱
۱۱۷	۱۲
۱۱۱	۱۳
۷۲	۱۴
۱۱۴	۱۵

۴-۳-۵-۲ استخراج پارامترهای مدل AR

براساس آنچه بیان شده بود، در روش‌های مبتنی بر پارامتر، مرتبه مدل از وضعیت سالم سازه استخراج

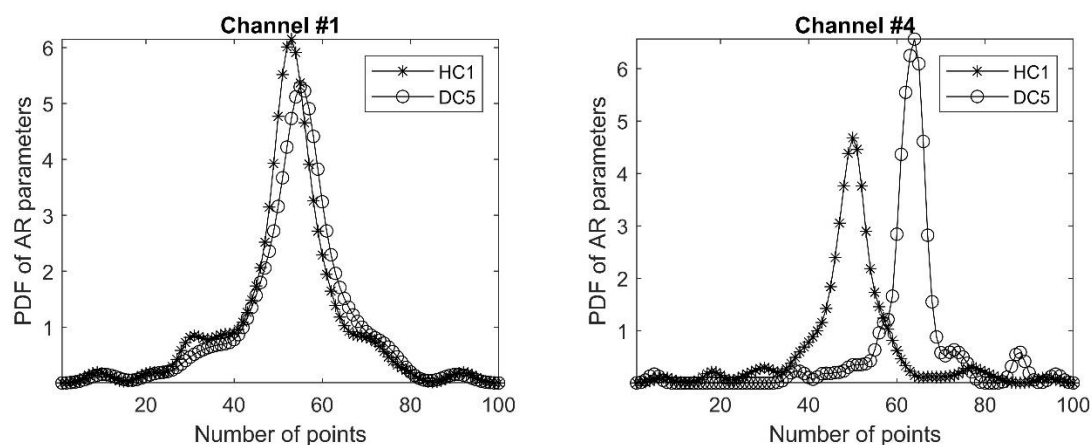
شده و همان مرتبه بر روی داده‌های وضعیت آسیب‌دیده اعمال می‌شود. پارامترهای مدل براساس روش کمترین مربعات در بخش ۳-۶ بدست می‌آید. شکل ۴-۲۲ پارامترهای مدل در دو حالت HC1 و DC5 در دو حسگر ۱ و ۴ را نشان می‌دهند.



شکل ۴-۲۲ نتایج پارامترهای AR استخراج شده حسگرهای ۱ و ۴ در حالت HC1 و DC5

۴-۳-۶ توابع چگالی احتمال

پس از استخراج پارامترهای مدل‌سازی به عنوان ویژگی حساس به آسیب، تابع چگالی احتمالی پارامترهای هر داده محاسبه می‌شود. برای شرح بهتر تغییرات ایجاد شده توسط آسیب، تابع چگالی احتمال برای پارامترهای مدل در دو حالت HC1 و DC5 در دو حسگر ۱ و ۴ نشان داده می‌شود.



شکل ۴-۲۳ توابع چگالی احتمال پارامترهای حسگرهای ۱ و ۴ در حالت HC1 و DC5

۷-۳-۴ تصمیم‌گیری آماری

در گام نهایی پایش سلامت سازه، با محاسبه فاصله‌ی همبستگی میان داده‌های وضعیت سالم با وضعیت در حال بررسی یا آسیب‌دیده بصورت نظیر به نظیر در هر سری داده اندازه‌گیری شده (۲۰) داده اندازه‌گیری شده، شناسایی آسیب مورد بررسی قرار گرفته است. به عبارت دیگر، برای تمام سری-های اندازه‌گیری شده در هر ۵ حالت آسیب دیده، فاصله همبستگی توابع چگالی احتمال پارامترهای حالت آسیب دیده با تمامی توابع چگالی احتمال سه حالت سالم سازه محاسبه می‌شود.

۷-۳-۴-۱ آستانه آسیب

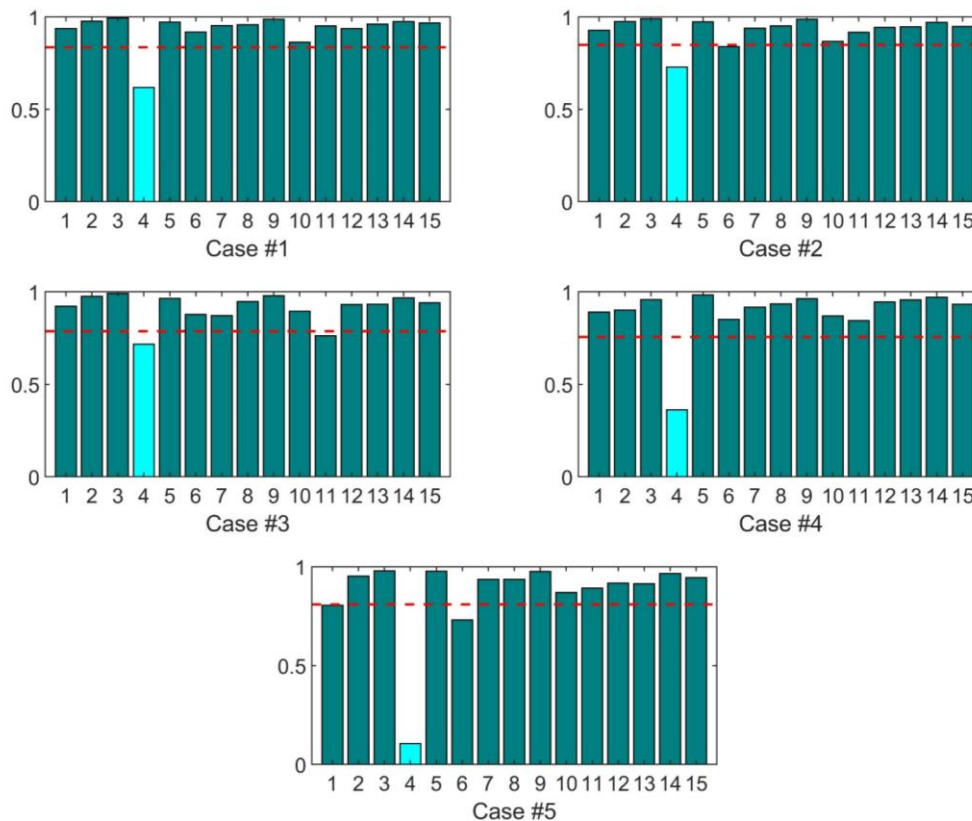
حد آستانه برای تشخیص آسیب با استفاده از رابطه (۳-۳۱) بدست می‌آید. در این مثال $Ns=3$ ، $Nc=3$ و $Ne=20$ می‌باشد. حد آستانه برای هر حالت با استفاده از ماتریس T بدست آمده است. به عبارت دیگر حد آستانه آسیب با استفاده از ماتریس (۲۰×۱۵) فاصله‌ی همبستگی بدست آمده در رابطه ذکر شده با در نظر گرفتن یک بازه اطمینان ۹۵ درصد بدست آمده است. در جدول ۴-۸ مقادیر آستانه برای هر یک از حالت‌های آسیب‌دیده نشان داده می‌شود.

جدول ۴-۸ مقادیر آستانه آسیب برای هر حالت آسیب دیده پل چوبی

حالت	حد آستانه آسیب
DC1	۰/۸۳۵
DC2	۰/۸۴۹
DC3	۰/۷۸۶
DC4	۰/۷۵۵
DC5	۰/۷۳۵

برای شناسایی محل آسیب، مقدار فاصله‌ی همبستگی پاسخ ارتعاشی حالت‌های آسیب‌دیده با تمام حالت‌های سالم در هر آزمایش با حسگر همتای خود محاسبه شده و برای هر ۲۰ سری آزمایش این کار تکرار می‌شود. با میانگین این ۲۰ مقدار فاصله‌ی همبستگی حاصل از هر پاسخ ارتعاشی

آسیب‌دیده سازه، همبستگی فاصله نهایی به دست می‌آید. شکل ۴-۱۲ نتیجه نهایی روش در شناسایی آسیب و موقعیت آن در کلیه حالت‌های آسیب‌دیده براساس روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. همچنین، آستانه آسیب با استفاده از خط چین نمایش داده شده است.



شکل ۴-۲۴ نتایج نهایی فاصله‌ی همبستگی قاب سه طبقه آزمایشگاهی

به طور کلی، نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی توانسته آسیب ناشی از اضافه شدن جرم متمرکز را با درصد قابل توجهی از اطمینان در هر ۵ حالت آسیب‌دیده، علی‌رغم خطاهای اندک موجود، به خوبی شناسایی کند. مقدار همبستگی فاصله در محل حسگر شماره ۴ در همه موارد کمترین میزان را دارد که نشان‌دهنده‌ی محل وقوع آسیب می‌باشد. همچنین مقادیر محل وقوع آسیب در حسگر شماره ۴ در زیر خط آستانه آسیب در هر حالت وجود دارد. شدیدترین حالت آسیب موجود در سازه، حالت شماره ۵ است که در روش پیشنهادی به خوبی تشخیص داده شده است. شایان ذکر است هدف اصلی پژوهشگران از مثال پل چوبی، بررسی و عملکرد تأثیرات محیطی و عملیاتی بر روی پاسخ‌های ارتعاشی سازه است. بدین منظور در این مثال این تأثیرات در شدیدترین حالت خود اعمال شده است که همین

امر می‌تواند سبب وقوع خطا در سایر حسگرها شده باشد [۹۸]. در محل حسگر شماره ۶ حالت DC2 دارای ۰/۱۱ درصد خطا، در محل حسگر شمار ۱۱ حالت DC3 دارای ۳ درصد خطا و حسگر شماره ۶ در حالت DC5 دارای ۰/۵ درصد خطا می‌باشد. با این حال، در همه وضعیت‌ها مقدار فاصله همبستگی در محل حسگر شماره ۴ دارای اختلاف بسیار بیشتری نسبت به مقدار آن در محل خطاهای موجود می‌باشد.

فصل ۵ بحث و نتیجه گیری

۵-۱ مقدمه

در این پژوهش، ایده نوینی بر مبنای استفاده از تابع چگالی احتمال ویژگی‌های حساس به آسیب و یک روش فاصله‌سنجی سریع برای شناسایی محل آسیب به واسطه‌ی مدل‌سازی سری زمانی ارائه شده است. جهت حذف نویز از پاسخ‌های ارتعاشی شتاب ثبت شده از روش تجزیه تجربی مودی استفاده شده است. در این تحقیق، پارامترهای مدل سری زمانی AR در هر حسگر به‌عنوان ویژگی حساس به آسیب استفاده شده است. این مدل به واسطه آزمون آماری لیپورن-مک‌کاب مورد صحت‌سنجی قرار گرفته است. مرتبه مدل با استفاده از یک روش تکراری تعیین مرتبه آزمون فرضیه آماری لجانگ-باکس تعیین شده است. تابع چگالی احتمال پارامترهای مدل AR با استفاده از برآورد تابع چگالی احتمال کرنل محاسبه شده است. سپس توابع چگالی احتمال بدست آمده در وضعیت‌های سالم و آسیب دیده برای تصمیم‌گیری نهایی با استفاده از روش فاصله‌ی همبستگی استفاده شده‌اند. این روش در یک سازه آزمایشگاهی سه طبقه و یک پل چوبی که هر دو سازه تحت تاثیر شرایط محیطی و عملیاتی هستند مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. نتایج کلی به‌دست‌آمده از مثال‌های انجام شده به‌صورت خلاصه بیان خواهند شد.

۵-۲ نتایج

از نتایج کلی که در این پژوهش حاصل شد می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که ویژگی‌های استخراج شده با تغییر در خصوصیات سازه و ایجاد آسیب ارتباط دارند، زیرا مقادیر پارامترهای مدل AR با وقوع آسیب

کاهش یافته‌اند. بر همین اساس ویژگی‌های استخراج شده مبتنی بر پارامترهای مدل‌سازی سری زمانی می‌تواند وضعیت آسیب‌دیده را در سازه تشخیص دهد.

- تابع چگالی احتمال یک روش مفید برای ارزیابی تغییرات ایجاد شده بر روی داده و یا ویژگی‌های استخراج شده از آن است. با استفاده از تابع چگالی احتمال می‌توان روند تغییرات ایجاد شده به واسطه آسیب را مشاهده کرد.

- با استفاده از فاصله‌ی همبستگی می‌توان تغییرات ناشی از آسیب بر روی ویژگی‌های استخراج شده را با یک مقدار عددی بدست آورد. فاصله‌ی همبستگی این امکان را فراهم می‌آورد تا با استفاده از یک مقدار عددی بدست آمده، در مورد وقوع آسیب تصمیم‌گیری نهایی را به عمل آورد. همچنین می‌توان با استفاده از فاصله همبستگی، تغییرات ایجاد شده در تابع چگالی احتمال که پیش از این به صورت مشاهداتی به روش‌های شناسایی آسیب کمک می‌کرد، با مقدار عددی در مورد تغییرات آن بحث و نتیجه‌گیری کرد.

- با توجه به نتایج به دست آمده در شناسایی محل آسیب، با استفاده از روش فاصله‌ی همبستگی، حسگری که مقدار همبستگی آن به صفر نزدیک‌تر و در زیر خط آستانه آسیب قرار دارد به عنوان محل وقوع آسیب شناسایی شده است. همچنین مشاهده گردیده است با افزایش میزان شدت آسیب در سازه، مقدار فاصله‌ی همبستگی آن کاهش یافته است.

- در دو مثال سازه سه طبقه آزمایشگاهی و پل چوبی بررسی شده روش پیشنهادی به خوبی محل روی‌دادن آسیب را تشخیص داده است. در مثال اول نتایج بدون خطا و در مثال دوم در ۳ مورد از ۱۵ سنسور موجود در سازه و ۵ وضعیت آسیب دیده با حداکثر

خطای ۳ درصد محل آسیب را تشخیص داده است. علت این خطاها را می‌توان در نظر

گرفتن تأثیرات محیطی و عملیاتی در مثال دوم دانست.

- به طور کلی توابع چگالی احتمال ویژگی‌های حساس به آسیب در ترکیب با روش فاصله‌ی همبستگی استفاده شده، به خوبی توانسته است محل وقوع آسیب را بر روی داده‌های یک سازه‌ی آزمایشگاهی سه طبقه و پل چوبی در شرایط محیطی عملیاتی مختلف شناسایی کند.

۳-۵ پیشنهادات

پژوهش‌های پیشنهادی که می‌تواند در ادامه‌ی مباحث پایش سلامت سازه مورد ارزیابی و

بررسی قرار گیرد:

- بررسی کارایی روش پیشنهادی بر روی سازه‌های محیط پیوسته.
- ارائه راهکار جهت استفاده از پارامترهای مدل‌های سری زمانی ARMA در تصمیم‌گیری آماری.
- استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن بجای استفاده از مدل‌سازی سری زمانی در مباحث پایش سلامت سازه. شبکه‌های عصبی عمیق پیش از این بر روی تصاویر مورد استفاده قرار می‌گرفت. اخیراً راه‌هایی جهت استفاده از داده‌های یک بعدی، مانند سیگنال، در این شبکه‌ها ارائه شده است که می‌تواند در پایش سلامت سازه و داده‌های ارتعاشی ثبت شده از سازه مورد استفاده قرار گیرد.
- استفاده از روش‌های برخط جهت استخراج پارامترهای مدل سری زمانی که حساسیت کمتری نسبت به تغییرات محیطی و عملیاتی داشته باشند.

- استفاده از الگوریتم‌های شبکه عصبی بر روی ویژگی‌های استخراج شده جهت حذف تأثیرات محیطی و عملیاتی.
- ارائه یک راهکار ریاضی که بتواند تفاوت ایجاد شده در ویژگی‌های استخراج شده را بر مبنای مفاهیم ریاضی استخراج کند.

مراج

- [1] S. Doebling, C. Farrar, M. Prime, and D. Shevitz, 'A Review of Damage Identification Methods that Examine Changes in Dynamic Properties', *Shock Vib. Dig.*, vol. 30, Jan. 1998.
- [2] Y. J. Yan Cheng, L., Wu, Z.Y., Yam, L.H., 'Development in vibration-based structural damage detection technique', *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 21, pp. 2198–2211, 2007.
- [3] N. Hu Wang, X., Fukunaga, H., Yao, Z.H., Zhang, H.X., Wu, Z.S., 'Damage Assessment Of Structures Using Modal Test Data', *Int. J. Solids Struct.*, vol. 38, pp. 3111–3126, 2001.
- [4] Á. Cunha Caetano, E., Magalhães, F., Moutinho, C., 'From Input-Output to Output-Only Modal Identification of Civil Engineering Structures', *SAMCO_Final Reports 2006*, pp. 1–22, 2006.
- [5] H. Sohn, C. R. Farrar, F. M. Hemez, D. D. Shunk, D. W. Stinemates, B. R. Nadler, and J. J. Czarnecki, 'A review of structural health monitoring literature: 1996–2001', *Los Alamos Natl. Lab. USA*, 2003.
- [6] احسان درویشان, 'تشخیص خرابی سازه ها با استفاده از تبدیل هیلبرت-هوانگ و روش دسته بندی اطلاعات', دانشگاه علم و صنعت, ۱۳۹۰.
- [7] A. Rytter, 'Vibrational based inspection of civil engineering structures'. Dept. of Building Technology and Structural Engineering, Aalborg University, 1993.
- [8] C. P. C. and L. S. Chi, 'Recent Research in Nondestructive Evaluation of Civil Infrastructures', *J. Mater. Civ. Eng.*, vol. 15, no. 3, pp. 298–304, Jun. 2003, doi: 10.1061/(ASCE)0899-1561(2003)15:3(298).
- [9] S. W. Doebling, C. Farrar, M. Prime, and D. W. Shevitz, 'Damage Identification and Health Monitoring of Structural and Mechanical Systems From Changes in their Vibration Characteristics: A Literature Review', *Tech. Rep. No. LA-13070-MS*, vol. 30, May 1996, doi: 10.2172/249299.
- [10] J.-T. Kim, Y.-S. Ryu, H.-M. Cho, and N. Stubbs, 'Damage identification in beam-type structures: frequency-based method vs mode-shape-based method', *Eng. Struct.*, vol. 25, no. 1, pp. 57–67, 2003, doi: [https://doi.org/10.1016/S0141-0296\(02\)00118-9](https://doi.org/10.1016/S0141-0296(02)00118-9).
- [11] C. R. Farrar, S. W. Doebling, and D. A. Nix, 'Vibration-based structural damage identification', *Philos. Trans. R. Soc. London. Ser. A Math. Phys. Eng. Sci.*, vol.

- 359, no. 1778, pp. 131–149, 2001.
- [12] S. S. Kessler, S. M. Spearing, and C. Soutis, ‘Damage detection in composite materials using Lamb wave methods’, *Smart Mater. Struct.*, vol. 11, no. 2, p. 269, 2002.
 - [13] H. W. Park, K. Law, and C. Farrar, ‘Damage Detection in Composite Plates by Using an Enhanced Time Reversal Method’, *J. Aerosp. Eng.*, vol. 20, Jul. 2007, doi: 10.1061/(ASCE)0893-1321(2007)20:3(141).
 - [14] J.-B. Ihn and fu-kuo Chang, ‘Detection and monitoring of hidden fatigue crack growth using a built-in piezoelectric sensor/actuator network: II. Validation using riveted joints and repair patches’, *Smart Mater. Struct.*, vol. 13, p. 621, May 2004, doi: 10.1088/0964-1726/13/3/021.
 - [15] M. Rucka and K. Wilde, ‘Application of continuous wavelet transform in vibration based damage detection method for beams and plates’, *J. Sound Vib.*, vol. 297, no. 3, pp. 536–550, 2006, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2006.04.015>.
 - [16] H. Sohn, G. Park, J. R. Wait, N. P. Limback, and C. R. Farrar, ‘Wavelet-based active sensing for delamination detection in composite structures’, *Smart Mater. Struct.*, vol. 13, no. 1, p. 153, 2003.
 - [17] C. R. Farrar and K. Worden, ‘An Introduction to Structural Health Monitoring’, *Philos. Trans. Math. Phys. Eng. Sci.*, vol. 365, no. 1851, pp. 303–315, Aug. 2007, [Online]. Available: <http://www.jstor.org/stable/25190443>.
 - [18] C. Farrar and K. Worden, *Data normalization: a key to structural health monitoring*. 2001.
 - [19] A. Entezami and H. Shariatmadar, ‘Structural health monitoring by a new hybrid feature extraction and dynamic time warping methods under ambient vibration and non-stationary signals’, *Measurement*, vol. 134, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.measurement.2018.10.095.
 - [20] U. Dackermann, ‘Vibration-based damage identification methods for civil engineering structures using artificial neural networks’. Faculty of Engineering and Information Technology University of Technology Sydney, Sydney, 2010.
 - [21] Y. J. Yan, L. Cheng, Z. Wu, and L. H. Yam, *Development in Vibration-Based Structural Damage Detection Technique*, vol. 21. 2007.
 - [22] O. S. Salawu, ‘Detection of structural damage through changes in frequency: a

- review', *Eng. Struct.*, vol. 19, no. 9, pp. 718–723, 1997.
- [23] Y.-S. Lee and M.-J. Chung, 'A study on crack detection using eigenfrequency test data', *Comput. Struct.*, vol. 77, no. 3, pp. 327–342, 2000.
- [24] N. M. M. Maia, J. M. M. Silva, and E. A. M. Almas, 'DAMAGE DETECTION IN STRUCTURES : FROM MODE SHAPE TO FREQUENCY RESPONSE FUNCTION METHODS', *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 17, pp. 489–498, 2003, doi: 10.1006/mssp.2002.1506.
- [25] R. J. Allemang and D. L. Brown, 'A correlation coefficient for modal vector analysis', in *Proceedings of the 1st international modal analysis conference*, 1982, vol. 1, pp. 110–116.
- [26] J.-H. Kim, H.-S. Jeon, and C.-W. Lee, 'Applications of the modal assurance criteria for detecting and locating structural faults', in *Proceedings of the International Modal Analysis Conference*, 1992, p. 536.
- [27] H. Chen, M. Kurt, Y. S. Lee, D. M. McFarland, L. A. Bergman, and A. F. Vakakis, 'Experimental system identification of the dynamics of a vibro-impact beam with a view towards structural health monitoring and damage detection', *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 46, no. 1, pp. 91–113, 2014, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2013.12.014>.
- [28] C. Modena, D. Sonda, and D. Zonta, 'Damage localization in reinforced concrete structures by using damping measurements', in *Key engineering materials*, 1999, vol. 167, pp. 132–141.
- [29] R. O. Curadelli, J. D. Riera, D. Ambrosini, and M. G. Amani, 'Damage detection by means of structural damping identification', *Eng. Struct.*, vol. 30, no. 12, pp. 3497–3504, 2008.
- [30] D. Huynh, J. He, and D. Tran, 'Damage location vector: A non-destructive structural damage detection technique', *Comput. Struct.*, vol. 83, no. 28–30, pp. 2353–2367, 2005.
- [31] B. Jaishi and W.-X. Ren, 'Damage detection by finite element model updating using modal flexibility residual', *J. Sound Vib.*, vol. 290, no. 1–2, pp. 369–387, 2006.
- [32] H. M. Gomes and N. R. S. Silva, 'Some comparisons for damage detection on structures using genetic algorithms and modal sensitivity method', *Appl. Math.*

- Model.*, vol. 32, no. 11, pp. 2216–2232, 2008.
- [33] D. J. Ewins, *Modal testing: theory, practice and application*. John Wiley & Sons, 2009.
 - [34] J. Rhim and S. W. Lee, ‘A neural network approach for damage detection and identification of structures’, *Comput. Mech.*, vol. 16, no. 6, pp. 437–443, Nov. 1995, doi: 10.1007/BF00370565.
 - [35] D. Shyam, G. B. L. Chowdary, and D. R. Mahapatra, ‘Structural Damage Identification Using Artificial Neural Network and Synthetic data’.
 - [36] H. Adeli, ‘Neural networks in civil engineering: 1989–2000’, *Comput. Civ. Infrastruct. Eng.*, vol. 16, no. 2, pp. 126–142, 2001.
 - [37] S. Suresh, S. N. Omkar, R. Ganguli, and V. Mani, ‘Identification of crack location and depth in a cantilever beam using a modular neural network approach’, *Smart Mater. Struct.*, vol. 13, no. 4, p. 907, 2004.
 - [38] H. Hao and Y. Xia, ‘Vibration-based damage detection of structures by genetic algorithm’, *J. Comput. Civ. Eng.*, vol. 16, no. 3, pp. 222–229, 2002.
 - [39] A. Majumdar, D. K. Maiti, and D. Maity, ‘Damage assessment of truss structures from changes in natural frequencies using ant colony optimization’, *Appl. Math. Comput.*, vol. 218, no. 19, pp. 9759–9772, 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.amc.2012.03.031>.
 - [40] S. M. Eslami, F. Abdollahi, J. Shahmiri, and S. M. Tavakkoli, ‘STRUCTURAL DAMAGE DETECTION BY USING TOPOLOGY OPTIMIZATION FOR PLANE STRESS PROBLEMS TT -’, *IUST*, vol. 9, no. 1, pp. 159–176, Jan. 2019, [Online]. Available: <http://ijoce.iust.ac.ir/article-1-380-en.html>.
 - [41] F. Abdollahi and S. M. Tavakkoli, ‘DAMAGE IDENTIFICATION BY USING MODAL EXPANSION AND TOPOLOGY OPTIMIZATION IN THREE DIMENSIONAL ELASTICITY PROBLEMS TT -’, *IUST*, vol. 9, no. 4, pp. 543–560, Sep. 2019, [Online]. Available: <http://ijoce.iust.ac.ir/article-1-408-en.html>.
 - [42] H. Sohn, J. A. Czarnecki, and C. R. Farrar, ‘Structural health monitoring using statistical process control’, *J. Struct. Eng.*, vol. 126, no. 11, pp. 1356–1363, 2000.
 - [43] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, and G. C. Reinsel, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Wiley, 2008.
 - [44] S. Gade, N. B. Møller, H. Herlufsen, and H. Konstantin-Hansen, ‘Frequency

- domain techniques for operational modal analysis’, in *Proceedings of the 1st international operational modal analysis conference*, 2005, pp. 261–271.
- [45] R. P. Bandara, T. H. T. Chan, and D. P. Thambiratnam, ‘Frequency response function based damage identification using principal component analysis and pattern recognition technique’, *Eng. Struct.*, vol. 66, pp. 116–128, 2014.
 - [46] Y. L. Xu, S. W. Chen, and R. C. Zhang, ‘Modal identification of Di Wang Building under typhoon York using the Hilbert–Huang transform method’, *Struct. Des. Tall Spec. Build.*, vol. 12, no. 1, pp. 21–47, 2003.
 - [47] J. Chen, Y. L. Xu, and R. C. Zhang, ‘Modal parameter identification of Tsing Ma suspension bridge under Typhoon Victor: EMD-HT method’, *J. Wind Eng. Ind. Aerodyn.*, vol. 92, no. 10, pp. 805–827, 2004.
 - [48] J. N. Yang, Y. Lei, S. Lin, and N. Huang, ‘Hilbert-Huang based approach for structural damage detection’, *J. Eng. Mech.*, vol. 130, no. 1, pp. 85–95, 2004.
 - [49] Y. L. Xu and J. Chen, ‘Structural damage detection using empirical mode decomposition: experimental investigation’, *J. Eng. Mech.*, vol. 130, no. 11, pp. 1279–1288, 2004.
 - [50] J. Liu, X. Wang, S. Yuan, and G. Li, ‘On Hilbert-Huang transform approach for structural health monitoring’, *J. Intell. Mater. Syst. Struct.*, vol. 17, no. 8–9, pp. 721–728, 2006.
 - [51] H. G. Chen, Y. J. Yan, and J. S. Jiang, ‘Vibration-based damage detection in composite wingbox structures by HHT’, *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 21, no. 1, pp. 307–321, 2007.
 - [52] H. Li, X. Deng, and H. Dai, ‘Structural damage detection using the combination method of EMD and wavelet analysis’, *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 21, no. 1, pp. 298–306, 2007.
 - [53] E. Darvishan, G. Ghodrati Amiri, and P. Ghaderi, ‘A study on instantaneous time-frequency methods for damage detection of nonlinear moment-resisting frames’, *Shock Vib.*, vol. 2014, 2014.
 - [54] K. Worden, G. Manson, and N. R. J. Fieller, ‘Damage detection using outlier analysis’, *J. Sound Vib.*, vol. 229, no. 3, pp. 647–667, 2000.
 - [55] P. C. Mahalanobis, ‘On the generalized distance in statistics’, 1936.
 - [56] E. Figueiredo, G. Park, C. R. Farrar, K. Worden, and J. Figueiras, ‘Machine

- learning algorithms for damage detection under operational and environmental variability’, *Struct. Heal. Monit.*, vol. 10, no. 6, pp. 559–572, Nov. 2010, doi: 10.1177/1475921710388971.
- [57] A. A. Mosavi, D. Dickey, R. Seracino, and S. Rizkalla, ‘Identifying damage locations under ambient vibrations utilizing vector autoregressive models and Mahalanobis distances’, *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 26, pp. 254–267, 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2011.06.009>.
- [58] T. Nguyen, T. H. T. Chan, and D. P. Thambiratnam, ‘Field validation of controlled Monte Carlo data generation for statistical damage identification employing Mahalanobis squared distance’, *Struct. Heal. Monit.*, vol. 13, no. 4, pp. 473–488, 2014.
- [59] Y. Zhou, E. Figueiredo, N. Maia, R. Sampaio, and R. Perera, ‘Damage detection in structures using a transmissibility-based Mahalanobis distance’, *Struct. Control Heal. Monit.*, vol. 22, no. 10, pp. 1209–1222, 2015.
- [60] L. Balsamo and R. Betti, ‘Data-based structural health monitoring using small training data sets’, *Struct. Control Heal. Monit.*, vol. 22, no. 10, pp. 1240–1264, 2015.
- [61] M. L. Fugate, H. Sohn, and C. R. Farrar, ‘Vibration-based damage detection using statistical process control’, *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 15, no. 4, pp. 707–721, 2001.
- [62] C. R. Farrar and K. Worden, ‘An introduction to structural health monitoring’, *Philos. Trans. R. Soc. A Math. Phys. Eng. Sci.*, vol. 365, no. 1851, pp. 303–315, 2006.
- [63] K. K. Nair, A. S. Kiremidjian, and K. H. Law, ‘Time series-based damage detection and localization algorithm with application to the ASCE benchmark structure’, *J. Sound Vib.*, vol. 291, no. 1–2, pp. 349–368, 2006.
- [64] P. Omenzetter and J. M. W. Brownjohn, ‘Application of time series analysis for bridge monitoring’, *Smart Mater. Struct.*, vol. 15, no. 1, p. 129, 2006.
- [65] H. Zheng and A. Mita, ‘Damage indicator defined as the distance between ARMA models for structural health monitoring’, *Struct. Control Heal. Monit. Off. J. Int. Assoc. Struct. Control Monit. Eur. Assoc. Control Struct.*, vol. 15, no. 7, pp. 992–1005, 2008.

- [66] M. Gul and F. N. Catbas, ‘Statistical pattern recognition for Structural Health Monitoring using time series modeling: Theory and experimental verifications’, *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 23, no. 7, pp. 2192–2204, 2009.
- [67] H. Zheng and A. Mita, ‘Localized damage detection of structures subject to multiple ambient excitations using two distance measures for autoregressive models’, *Struct. Heal. Monit.*, vol. 8, no. 3, pp. 207–222, 2009.
- [68] E. Figueiredo, J. Figueiras, G. Park, C. Farrar, and K. Worden, ‘Influence of the Autoregressive Model Order on Damage Detection’, *Comp.-Aided Civ. Infrastruct. Eng.*, vol. 26, pp. 225–238, Apr. 2011, doi: 10.1111/j.1467-8667.2010.00685.x.
- [69] R. Yao and S. N. Pakzad, ‘Autoregressive statistical pattern recognition algorithms for damage detection in civil structures’, *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 31, pp. 355–368, 2012.
- [70] M. Jayawardhana, X. Zhu, R. Liyanapathirana, and U. Gunawardana, ‘Statistical Damage Sensitive Feature for Structural Damage Detection Using AR Model Coefficients’, *Adv. Struct. Eng.*, vol. 18, no. 10, pp. 1551–1562, Nov. 2015, doi: 10.1260/1369-4332.18.10.1551.
- [71] M. Rezaiee-Pajand, A. Entezami, and H. Shariatmadar, ‘An iterative order determination method for time-series modeling in structural health monitoring’, *Adv. Struct. Eng.*, vol. 21, no. 2, pp. 300–314, Jun. 2017, doi: 10.1177/1369433217717118.
- [72] A. Entezami and H. Shariatmadar, ‘An unsupervised learning approach by novel damage indices in structural health monitoring for damage localization and quantification’, *Struct. Heal. Monit.*, vol. 17, no. 2, pp. 325–345, Feb. 2017, doi: 10.1177/1475921717693572.
- [73] T. Han, X. Liu, and A. C. C. Tan, ‘Fault diagnosis of rolling element bearings based on Multiscale Dynamic Time Warping’, *Measurement*, vol. 95, pp. 355–366, 2017.
- [74] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C. C. Tung, and H. H. Liu, ‘The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis’, *Proc. R. Soc. London. Ser. A Math. Phys. Eng. Sci.*, vol. 454, no. 1971, p. 903, 1998, [Online].

- Available: <http://rspa.royalsocietypublishing.org/content/454/1971/903.abstract>.
- [75] N. E. Huang, M.-L. C. Wu, S. R. Long, S. S. P. Shen, W. Qu, P. Gloersen, and K. L. Fan, ‘A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis’, *Proc. R. Soc. London. Ser. A Math. Phys. Eng. Sci.*, vol. 459, no. 2037, pp. 2317–2345, 2003, doi: 10.1098/rspa.2003.1123.
 - [76] N. Huang, Z. Shen, and S. R. Long, *A new view of non-linear water waves: The Hilbert Spectrum*, vol. 31. 2003.
 - [77] J. Han and M. van der Baan, ‘Empirical mode decomposition for seismic time-frequency analysis’, *GEOPHYSICS*, vol. 78, no. 2, pp. O9–O19, 2013, doi: 10.1190/geo2012-0199.1.
 - [78] Y. Xiao and Y. Dong, ‘Local mean decomposition algorithm improved by de-correlation’, in *2016 9th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*, 2016, pp. 1206–1210, doi: 10.1109/CISP-BMEI.2016.7852898.
 - [79] K. Dragomiretskiy and D. Zosso, ‘Variational mode decomposition’, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 62, no. 3, pp. 531–544, 2013.
 - [80] J. Zheng, J. Cheng, and Y. Yang, ‘Partly ensemble empirical mode decomposition: An improved noise-assisted method for eliminating mode mixing’, *Signal Processing*, vol. 96, pp. 362–374, 2014, doi: <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2013.09.013>.
 - [81] G. Kitagawa, *Introduction to time series modeling*. CRC press, 2010.
 - [82] A. M. Ay and Y. Wang, ‘Structural damage identification based on self-fitting ARMAX model and multi-sensor data fusion’, *Struct. Heal. Monit.*, vol. 13, no. 4, pp. 445–460, 2014.
 - [83] D. Kwiatkowski, P. C. B. Phillips, P. Schmidt, and Y. Shin, ‘Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root’, *J. Econom.*, vol. 54, no. 1–3, pp. 159–178, 1992.
 - [84] G. M. LJUNG and G. E. P. BOX, ‘On a measure of lack of fit in time series models’, *Biometrika*, vol. 65, no. 2, pp. 297–303, Aug. 1978, doi: 10.1093/biomet/65.2.297.
 - [85] C. Farrar and K. Worden, *Structural Health Monitoring A Machine Learning Perspective*. 2013.

- [86] J. Amezquita-Sanchez and H. Adeli, ‘Signal Processing Techniques for Vibration-Based Health Monitoring of Smart Structures’, *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 23, Oct. 2014, doi: 10.1007/s11831-014-9135-7.
- [87] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time series analysis: forecasting and control*. John Wiley & Sons, 2015.
- [88] E. J. F. Figueiredo, ‘Damage identification in civil engineering infrastructure under operational and environmental conditions’, 2010.
- [89] S. Fassois and J. Sakellariou, ‘Time-series methods for fault detection and identification in vibrating structures’, *Philos. Trans. A. Math. Phys. Eng. Sci.*, vol. 365, pp. 411–448, Mar. 2007, doi: 10.1098/rsta.2006.1929.
- [90] C. R. Farrar and K. Worden, *Structural Health Monitoring.: A Machine Learning Perspective*. John Wiley & Sons, 2012.
- [91] E. Parzen, ‘On Estimation of a Probability Density Function and Mode’, *Ann. Math. Stat.*, vol. 33, no. 3, pp. 1065–1076, 1962, doi: 10.1214/aoms/1177704472.
- [92] B. W. Silverman, *Density estimation for statistics and data analysis*, vol. 26. CRC press, 1986.
- [93] F. N. Catbas, ‘Structural health monitoring: applications and data analysis’, in *Structural health monitoring of civil infrastructure systems*, Elsevier, 2009, pp. 1–39.
- [94] A. Chaudhuri and W. Hu, ‘A fast algorithm for computing distance correlation’, *Comput. Stat. Data Anal.*, vol. 135, pp. 15–24, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.csda.2019.01.016>.
- [95] C. Shen and J. Vogelstein, *The Chi-Square Test of Distance Correlation*. 2019.
- [96] E. Figueiredo, G. Park, J. Figueiras, C. Farrar, and K. Worden, ‘Structural Health Monitoring Algorithm Comparisons Using Standard Data Sets’, Mar. 2009, doi: 10.2172/961604.
- [97] S. J. Leybourne and B. P. M. McCabe, ‘A Consistent Test for a Unit Root’, *J. Bus. Econ. Stat.*, vol. 12, no. 2, pp. 157–166, May 1994, doi: 10.2307/1391480.
- [98] J. Kullaa, ‘Distinguishing between sensor fault, structural damage, and environmental or operational effects in structural health monitoring’, *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 25, no. 8, pp. 2976–2989, 2011.

Abstract

In recent decades, damage detection and structural health monitoring with three main objectives of reducing maintenance costs, improving safety and reliability of the structure have been considered. Advances in the technology of sensors and processing the response of structure have made non-destructive methods as useful, easy, and cost-effective methods for identifying structural damage. Periodic inspections to prevent the development and aggravation of damage is an important factor in structure health monitoring. Therefore, developing methods that can detect structural damage only by using vibrational responses over a certain period of time makes them more prominent. In this research, an attempt is made to determine the damage sensitive features by using data processing tools in such a way that the existence of damage, its location, and severity can be determined only by using recorded acceleration vibration response. Initially, the empirical mode decomposition is applied as a method to remove noises from the data. Time series modeling is a powerful and efficient method that can be used to transform the vibrational response of a structure into a mathematical model and extract damage-sensitive features from the vibrational responses of the structure. These methods require statistical decision-making criterion to determine variations in observed data. In this research, using Autoregressive time series modeling, structural damage sensitive features including model parameters are extracted. The probability density function is a common tool to detect the deviations and changes in data. Therefore, by calculating the probability density function of the damage sensitive features, we can observe and examine the changes in the trend of data that occurred due to damage in the structure. However, using the probability density function of the features cannot conclude the existence of damage. Therefore, using the distance correlation method, which is a statistical decision-making method, it is possible to make good decisions about these changes. The main advantage of using distance correlation is that it shows the independence of two random variables by a numerical value. Hence, a new fast correlation distance method is used. To evaluate the proposed method, structural damage detection is used on two benchmark structures in structural health monitoring. The results show that the proposed method based on the use of the probability density function of the damage sensitive features from the time series modeling has been able to identify the location of the damage in these two benchmark examples.

Keywords: Damage Detection, Structural Health Monitoring, Empirical Mode Decomposition, Time Series Modeling, Statistical Pattern Recognition, Distance Correlation



Shahrood University of Technology

Department of Civil Engineering

M.Sc. Thesis in Structural Engineering

Structural Damage Detection Using Improved Empirical Mode Decomposition and Statistical Pattern Recognition

By: Mohammad Ali Heravi

Supervisor:

Dr. Seyed Mehdi Tavakkoli

Date: September 2020