



دانشکده مهندسی عمران
گروه مهندسی سازه و زلزله
پایان نامه کارشناسی ارشد

بررسی صدمات سازه ای پل ها با استفاده از سنسورهای فیبر نوری و الگوریتم هوش مصنوعی

بهاره سعادتى

استاد راهنما:
دکتر علی کیهانی

اسفند ۹۳



مدیریت تحصیلات تکمیلی
فرم شماره (6)

باسمه تعالی

شماره: ۴۳
تاریخ: ۱۳۹۴/۱۲/۱۴
ویرایش:

فرم صورتجلسه دفاع از پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) نتیجه ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم بهاره سعادت، رشته عمران گرایش سازه، تحت عنوان: بررسی صدمات سازه پل ها با استفاده از سنسورهای فیبرنوری و الگوریتم هوش مصنوعی که در تاریخ 93/12/18 با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح ذیل اعلام می گردد:

قبول (با درجه: بسیار خوب (18-19)) امتیاز 18
 دفاع مجدد مردود

1- عالی (20 - 19)

2- بسیار خوب (18/99 - 18)

3- خوب (16-17/99)

4- قابل قبول (14 - 15/99)

5- نمره کمتر از 14 غیر قابل قبول

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
1- استاد راهنما	دکتر علی کیهانی	استادیار	
2- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی	دکتر مهدی گلی	استادیار	
3- استاد ممتحن	دکتر وحیدرضا کلات جاری	دانشیار	
4- استاد ممتحن	دکتر ایمان آقایان	استادیار	

رئیس دانشکده:

تقدیم به :

پدر فداکار و مادر مهربانم، آنها که :

من، این نوشته و بسی ناگفته‌های دیگر، وامدار تلاش‌های وصف ناشدنی‌شان می‌باشد.

و همه آنهایی که در راستای تعالی علم و دانش قدمی برداشته‌اند.

(اگر ما در اوج ایستاده‌ایم به‌خاطر این است که بر روی شانه‌های گذشته‌گان ایستاده‌ایم)

تشکر و قدردانی:

حمد و سپاس بی‌کران بر خداوند یکتا و آفریننده جهان که او به برترین مخلوق خود توانایی یادگیری و یاد دادن عطا فرمود.

وقت سپاس است و قدر شناختن از آنان که دست در میان آتش داشتند و رنج راه را همراهی ایشان گنج نمود. سپاس فراوان از استاد محترم آقای دکتر علی کیهانی که در مدت انجام این پژوهش، کمک‌ها و راهنمایی‌های ایشان همواره یاری‌گر اینجانب بوده است. از پدر و مادر بزرگوار و مهربانم که تمام زندگی خود را مرهون حمایت‌های عاشقانه ایشان هستم، بی‌نهایت سپاسگزارم.

تعهدنامه

اینجانب **بهاره سعادت** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته **مهندسی عمران** - **سازه** دانشکده **مهندسی عمران** دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه **بررسی صدمات سازه‌های پل‌ها با استفاده از سنسورهای فیبر نوری** تحت راهنمایی **دکتر علی کیهانی** متعهد می‌شوم.

- تحقیقات در این پایان‌نامه 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 پایان‌نامه 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 پایان‌نامه تأثیرگذار بوده‌اند در مقالات مستخرج از پایان‌نامه رعایت می‌گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان‌نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافته‌های آن‌ها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان‌نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاقی انسانی رعایت شده است.

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه‌های رایانه‌ای، نرم‌افزارها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان‌نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی‌باشد.

* متن این صفحه نیز باید در ابتدای نسخه‌های تکثیرشده پایان‌نامه وجود داشته باشد

چکیده:

نظارت بر سلامت سازه های عمرانی و تشخیص آسیب های آن در مراحل اولیه، یکی از موضوعات مورد توجه همیشگی بوده است. اهمیت پل ها به عنوان گره های ارتباطی در شریان های حمل و نقل بر کسی پوشیده نیست. جایگزینی یک پل در شبکه های شهری اغلب بسیار مشکل و گاه غیر عملی می باشد. از این رو بررسی خرابی در این سازه ها به منظور ایجاد یک چرخه تعمیر و نگهداری مقرون به صرفه نیاز به توجه محققین دارد. در این تحقیق، از روش ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات (LS-SVM) برای طراحی سیستم عیب یابی هوشمند پل های فلزی استفاده شده است. وظیفه سیستم عیب یابی، شناسایی محل و میزان آسیب ها در پل می باشد. آسیب در این سیستم بصورت کاهش سختی مدل شده و از شاخص های خرابی مختلفی مبتنی بر تفاوت مد شکل سازه قبل و بعد از خرابی به عنوان ورودی سیستم عیب یابی استفاده می شود. برای مقایسه کارایی سیستم مبتنی بر LS-SVM، نتایج حاصله از آن با سیستم مشابه مبتنی بر شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی (RBFNN) مقایسه شده است.

برای بررسی صحت روند ارائه شده چندین مدل پل فلزی مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج بیانگر دقت بیشتر LS-SVM نسبت به شبکه عصبی RBF، حتی در صورت وجود نویز در داده ها، در عیب یابی پل های فلزی می باشد. به علاوه بررسی ها نشان می دهد که شاخص های نسبت مد شکل سازه سالم به مد شکل سازه معیوب و تفاوت مد شکل حالت معیوب و سالم دقت بهتری در شناسایی مکان خرابی در پل های فلزی نسبت به شاخص مد شکل سازه معیوب به تنهایی دارد.

واژه های کلیدی: عیب یابی پل ها، تفاوت مد شکل، شدت و مکان خرابی، ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات، شبکه عصبی، نظارت بر سلامت سازه ها

لیست مقالات:

سعادت‌ی ب، کیهانی ع؛ "عیب‌یابی پله‌های فلزی با استفاده از الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات و شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی"، دومین کنگره بین‌المللی سازه، معماری و توسعه شهری، دانشگاه هنر اسلامی تبریز، تبریز ۲۶ الی ۲۸ آذر ماه ۱۳۹۳.

فهرست مطالب:

فصل اول: مقدمه

- ۱-۱ مقدمه..... ۲
- ۲-۱ ضرورت پژوهش..... ۲
- ۳-۱ هدف پژوهش..... ۳
- ۴-۱ روش انجام پژوهش..... ۳
- ۵-۱ فرآیند انجام پژوهش..... ۳
- ۶-۱ نرم افزارهای مورد استفاده..... ۴
- فصل دوم: تاریخچه و مروری بر تحقیقات گذشته..... ۵
- ۱-۲ مقدمه..... ۶
- ۲-۲ مبانی مسئله عیب یابی و روشهای مختلف عیب یابی..... ۶
- ۱-۲-۲ روشهای مخرب عیب یابی..... ۶
- ۲-۲-۲ روشهای غیر مخرب عیب یابی..... ۹
- ۳-۲-۲ روشهای غیر مستقیم و معکوس..... ۱۱
- ۲-۳ روشهای عیب یابی مبتنی بر پاسخ سازه..... ۱۱
- ۱-۳-۲ روشهای تغییرات فرکانس..... ۱۲
- ۲-۳-۲ روشهای تغییرات تابع پاسخ فرکانس (FRF)..... ۱۲
- ۳-۳-۲ روشهای تغییر مود شکل..... ۱۲
- ۴-۳-۲ روشهای انحنای مود شکل..... ۱۳

- ۱۳-۲-۳-۵ روشهای تغییر نرمی.....۱۳
- ۱۳-۲-۳-۶ روشهای بهینه سازی.....۱۳
- ۱۴-۲-۳-۷ روشهای مبتنی بر موجک.....۱۴
- ۱۴-۲-۳-۸ روشهای شبکه عصبی.....۱۴
- ۱۴-۲-۴-۴ مروری بر تحقیقات گذشته.....۱۴
- ۱۴-۲-۴-۱ عیب یابی انواع سازه‌ها.....۱۴
- ۱۷-۲-۴-۲ عیب یابی انواع مختلف پل.....۱۷
- ۲۱- فصل سوم: الگوریتم های هوش مصنوعی.....۲۱
- ۲۲- ۱-۳ مقدمه.....۲۲
- ۲۲- ۲-۳ ماشین بردار پشتیبان.....۲۲
- ۲۳- ۳-۳ روش طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM).....۲۳
- ۲۷- ۴-۳ ماشین بردار پشتیبان کمترین مربعات برای تخمین توابع غیر خطی.....۲۷
- ۲۹- ۵-۳ ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات وزن دار.....۲۹
- ۳۰- ۶-۳ شبکه عصبی.....۳۰
- ۳۰- ۷-۳ شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی (Radial Basis Function).....۳۰
- ۳۱- ۱-۷-۳ نکات قابل توجه در خصوص شبکه تابع بنیادی شعاعی.....۳۱
- ۳۳- ۲-۷-۳ نرمال سازی بردارهای ورودی.....۳۳
- ۳۴- ۳-۷-۳ آموزش شبکه RBF.....۳۴
- ۳۵- فصل چهارم: سنسورهای فیبر نوری.....۳۵

۳۶	۱-۴ مقدمه.....
۳۶	۲-۴ سنسور فیبر نوری.....
۳۷	۳-۴ طبقه بندی سنسورها.....
۳۸	۱-۳-۴ سنسورهای درونی و بیرونی.....
۳۸	۲-۳-۴ سنسورهای فیبر نوری مدولاسیونی.....
۴۱	۳-۳-۴ سنسورهای فیبر نوری طیفی.....
۴۱	۴-۳-۴ سنسورهای فیبر نوری پلاریزاسیونی.....
۴۱	۵-۳-۴ سنسورهای فیبر نوری فازی.....
۴۱	۶-۳-۴ حسگرهای توزیعی و مالتی پلکس (چندگانه).....
۴۲	۴-۴ کاربرد سنسورهای فیبر نوری.....
۴۳	۱-۴-۴ کاربرد سنسورهای فیبر نوری در کامپوزیتهای بزرگ و سازه های بتنی.....
۴۷	فصل پنجم: روند عیب یابی پل ها.....
۴۸	۱-۵ مقدمه.....
۴۹	۲-۵ بیان مسئله عیب یابی.....
۴۹	۳-۵ انواع پاسخ.....
۴۹	۱-۳-۵ پاسخ فرکانس.....
۵۰	۲-۳-۵ پاسخ مود شکل.....
۵۱	۳-۳-۵ پاسخ انرژی کرنشی مودی.....
۵۲	۴-۵ روند عیب یابی پلهای فلزی با الگوریتم های هوش مصنوعی.....
۵۴	۵-۵ کاهش دادههای ورودی به الگوریتم های LS-SVM و شبکه عصبی.....

۵۵.....	۱-۵-۵ استفاده از روش طراحی آزمایش برای ساخت داده‌های ورودی
۵۷.....	فصل ششم: مطالعات موردی.....
۵۸.....	۱-۶ مقدمه.....
۵۸.....	۲-۶ تیر ساده.....
۶۳.....	۳-۶ پل فلزی خرپایی.....
۶۸.....	۴-۶ پل فلزی با چندین شاه تیر.....
۷۲.....	۵-۶ پل معلق کابلی.....
۷۹.....	فصل هفتم: نتیجه گیری و پیشنهادات.....
۸۰.....	۱-۷ نتیجه گیری.....
۸۱.....	۲-۷ پیشنهادات.....
۸۲.....	منابع.....

فهرست اشکال:

- شکل ۳-۱: مرز خطی بهینه برای حالتی که دو کلاس کاملاً از یکدیگر جدا هستند ۲۴
- شکل ۳-۲: منحنی نمایش تابع تحریک نرون های RBF ۳۲
- شکل ۳-۳: سطح پاسخ نرون RBF با دو ورودی ۳۲
- شکل ۳-۴: ساختار یک شبکه RBF ۳۴
- شکل ۴-۱: سنسورهای فیبر نوری لرزه ای و ممانعتی ۳۸
- شکل ۴-۲: سنسورهای میکرو خمشی ساده ۳۹
- شکل ۴-۳: سنسور فیبر نوری مبتنی بر انعکاس ۴۰
- شکل ۴-۴: سنسورهای فیبر نوری مبتنی بر پدیده موج ناپایدار ۴۰
- شکل ۴-۵: حالت کلی عملکرد سنسور زیگزاگ ۴۴
- شکل ۴-۶: شدت نور در فیبر که توسط بازتاب سنج نوری دامنه اندازه گیری شده است ۴۴
- شکل ۵-۱: فرآیند شناسایی آسیب در سازه ها با استفاده از پارامترهای ارتعاشی ۴۸
- شکل ۵-۲: روند عیب یابی با روشهای مختلف هوش مصنوعی درون یاب ۵۴
- شکل ۶-۱: تیر ساده ۸ المانی ۵۸
- شکل ۶-۲: نتایج شدت خرابی در تیر ساده با استفاده از شاخص مود شکل ۶۰
- شکل ۶-۳: نتایج شدت خرابی در تیر ساده با استفاده از شاخص تفاوت مد شکل ۶۱
- شکل ۶-۴: نتایج شدت خرابی در تیر ساده با استفاده از شاخص نسبت مود شکل ۶۲
- شکل ۶-۵: خرابی پل Louisville ۶۳
- شکل ۶-۶: پنج فرکانس و مود شکل اول پل خرابی Louisville ۶۴
- شکل ۶-۷: نتایج عیب یابی برای بعضی از حالت‌های خرابی پل خرابی Louisville ۶۷
- شکل ۶-۸: پل فلزی ۴۰ المانی ۶۹
- شکل ۶-۹: مدل اجزا محدودی پل فلزی ۶۹

- شکل ۶-۱۰: سه مد شکل اول پل با چندین شاه تیر فلزی ۷۰
- شکل ۶-۱۱: شدت خرابی برای دو حالت خرابی جدول ۱ الف-حالت اول ب- حالت دوم ۷۲
- شکل ۶-۱۲: شکل شماتیک پل جینما ۷۳
- شکل ۶-۱۲: مدل اجزا محدودی سازه در نرم افزار SAP ۷۳
- شکل ۶-۱۴: نمایش ۱۰ مد شکل اول پل کابلی جینما ۷۴
- شکل ۶-۱۵: المانهای انتخاب شده به منظور انجام آنالیز ۷۶

فهرست جداول:

- جدول ۱-۶ : سناریوهای خرابی برای تیر ساده ۵۹
- جدول ۲-۶ : مشخصات مقاطع مختلف استفاده شده در پل Louisville ۶۴
- جدول ۳-۶ : ارزیابی دقت شبکه عصبی آموزش دیده بر اساس تعداد مود شکل‌های استفاده شده به عنوان ورودی ۶۶
- جدول ۴-۶ : عضوهای آسیب دیده و میزان آسیب ۷۰
- جدول ۵-۶ : مقایسه الگوریتم LS-SVM با RBFNN ۷۰
- جدول ۶-۶ : مجموع مربعات خطا برای داده های تست در صورت وجود نویز ۷۱
- جدول ۷-۶ : مقادیر ۱۰ فرکانس اول پل کابلی جینما ۷۴
- جدول ۸-۶ : شماره المانهای پل جینما ۷۵
- جدول ۹-۶ : مقایسه نتایج BPNN با LS-SVM در شناسایی خرابی در المان ۱۸۱۱ ۷۶
- جدول ۱۰-۶ : مقایسه نتایج BPNN با LS-SVM در شناسایی خرابی در المان ۱۷۵۵ ۷۷

۱- فصل اول:

مقدمه

۱-۱- مقدمه

سازه‌های موجود در معرض خطرات عمده‌ای همچون افت کارایی سازه و خرابی می‌باشند. این مشکلات با خطرات طبیعی یا مصنوعی مانند زلزله و انفجار تشدید می‌شوند. امروز بهره برداری بی‌وقفه از سازه‌های عمرانی از جمله پل‌ها، مراکز کنترل، بیمارستان‌های بزرگ و سایر سازه‌های مهم ضروری می‌باشد. به خصوص پس از وقوع حوادث طبیعی همچون زلزله، استفاده از سازه‌های فوق به کاهش اثرات ثانویه ناشی از زلزله منجر می‌شود. بدین منظور تشخیص و تعیین خرابی‌های سازه‌ای ضروری به نظر می‌رسد. از آنجا که پل‌ها مهم‌ترین اجزای راه‌های ارتباطی هر کشوری هستند لذا کنترل و مراقبت از این سازه‌های استراتژیک امری بسیار مهم بوده و در این راستا استفاده از تکنولوژی مدرن گامی نو و بسیار مهم است.

تا کنون روش‌های متعددی برای شناسایی آسیب در سیستم‌های سازه‌ای مختلف از قبیل ورق‌ها، تیرها، سازه‌های فضاکار، قاب‌ها، اسکله‌های نفتی، پل‌ها و... ارائه شده است. دوبلینگ و همکاری‌های گزارش‌های جامعی از روش‌های استفاده شده توسط محققین مختلف منتشر کردند [۱ و ۲]. از اصول مشترک در اکثر روش‌ها این بود که جرم سازه‌ها در طول عمر مفیدشان تغییرات جزئی دارد و قابل چشم‌پوشی می‌باشد. بر این اساس فرض ثابت بودن ماتریس جرم در اثر خرابی درست می‌باشد.

به‌طور کلی شناسایی آسیب در سازه‌ها در چهار مرحله طبقه‌بندی می‌شوند [۳]:

۱- تشخیص وجود و یا عدم وجود خرابی در سازه‌ها

۲- تعیین موقعیت هندسی خرابی

۳- کمیت شدت خرابی

۴- تخمین عمر باقیمانده

علی‌رغم پیشرفت قابل ملاحظه در زمینه تشخیص خرابی در پل‌ها هنوز جنبه‌های ناشناخته‌ای وجود دارد که جای بحث و تحقیق دارد. در این پژوهش سعی شده است قسمت کمی از مجهولات این مسئله حل گردد.

۱-۲- ضرورت پژوهش

امروزه روش‌های زود هنگام تشخیص آسیب دیدگی سازه‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. زیرا با تشخیص زود هنگام آسیب در سازه‌ها می‌توان برای تعمیر و نگهداری آنها برنامه ریزی و از خرابی فاجعه بار به هنگام رسیدن خسارت به حالت بحرانی جلوگیری کرد. روش‌هایی که در گذشته جهت شناسایی خرابی در سازه‌ها مورد استفاده قرار می‌گرفتند را می‌توان به دو دسته روش مخرب

و غیر مخرب تقسیم‌بندی نمود. این روش‌ها نیازمند هزینه گزاف برای بازرسی بوده و علاوه بر آن، برخی از اعضای سازه‌ای به واسطه دور از دسترس بودن نمی‌توانند مورد بازرسی قرار گیرند، که این خود منجر به گسترش عیوب در سازه‌ها می‌شود. روش‌های غیر مستقیم که امروزه مورد استفاده قرار می‌گیرند عمدتاً مبتنی بر اطلاعات حاصله از سنسورها بوده و جهت انجام آنها از پاسخ‌های استاتیکی، دینامیکی و یا ترکیب آنها استفاده می‌شود.

به طور کلی روشی که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته روش غیر مستقیم مبتنی بر استفاده از پاسخ‌های دینامیکی می‌باشد. بدین منظور از اطلاعات حاصل از سنسورهای فیبر نوری نصب شده بر روی پل استفاده می‌شود. فن‌آوری سنسورهای فیبر نوری امکان اندازه‌گیری پارامترهای مختلفی مانند کرنش، دما، جابه‌جایی، فشار و شتاب را در محیط‌های مختلف و دور را فراهم می‌کند [۴].

۱-۳- هدف پژوهش

هدف اصلی از این پژوهش مقایسه روش‌های مختلف هوش مصنوعی در عیب‌یابی پل‌های فلزی با استفاده از اطلاعات حاصل از سنسورهای فیبر نوری و ارائه روشی برای افزایش کارایی و سرعت الگوریتم شبکه عصبی در عیب‌یابی پل‌ها می‌باشد.

۱-۴- روش‌های انجام پژوهش

در این پژوهش مسئله عیب‌یابی بصورت آموزش الگوریتم هوش مصنوعی بیان می‌شود که در آن پاسخ‌های حاصل از سنسور، ورودی الگوریتم و عیوب سازه، خروجی الگوریتم می‌باشند. با آموزش الگوریتم برای سناریوهای مختلف خرابی، بردار خرابی حاصل می‌شود. الگوریتم‌های مورد استفاده شامل ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات و شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی می‌باشد.

۱-۵- فرآیند انجام پژوهش

در این قسمت برای توضیح فرآیند انجام پژوهش به تشریح کلی مطالب هر فصل پرداخته می‌شود. در فصل دوم مروری بر تحقیقات گذشته و روش‌های مختلف عیب‌یابی انجام می‌شود. در فصل سوم مفاهیم الگوریتم‌های هوش مصنوعی درون‌یاب مورد استفاده در این پژوهش شامل ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات و شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی بیان شده است. در فصل چهارم توضیحاتی پیرامون فن‌آوری سنسورهای فیبر نوری داده می‌شود.

روند عیب‌یابی پل‌های فلزی با استفاده از روشهای پیشنهادی در این پژوهش در فصل پنجم بیان شده است. برای مقایسه و تفهیم مطالب بیان شده، مثال‌ها و نتیجه‌گیری پژوهش در فصول ششم و

هفتم قرار گرفته است.

۱-۶- نرم افزارهای مورد استفاده

برای مدل سازی و تحلیل پل از نرم افزار SAP استفاده شده است. از خصوصیات بارز این نرم افزار سرعت بالای تحلیل آن می باشد، که به فرآیند حل مسئله عیب یابی مطرح شده کمک بسیار زیادی می کند. جهت آموزش الگوریتم های هوشمند و تحلیل و اجرای روش های ریاضی جهت عیب یابی پل ها از نرم افزار MATLAB استفاده شده است.

۲- فصل دوم:

تاریخچه و مروری بر تحقیقات گذشته

سازه‌ها در برابر حوادث طبیعی مانند زلزله به علت خرابی‌های سازه‌ای آسیب پذیر هستند. خرابی‌های ساختمانی باعث ضعیف شدن سازه‌ها می‌شود که این امر موافق عملکرد بعدی سیستم نمی‌باشد. در بیشتر مواقع نظارت رفتار سازه‌ای و کنترل یکپارچگی آن جهت ایمنی سازه‌ها بسیار مشکل است. بسیاری از تاسیسات مهندسی سازه مانند بزرگراه‌ها، پل‌های راه آهن، خطوط لوله (از قبیل خطوط لوله آب، گاز و نفت خام)، برج‌های انتقال انرژی و سازه‌های دریایی در مدت طولانی عمر خود مقاومتشان از بین رفته و دلیل عدم مطابقت با استانداردهای مدرن، استفاده نامطلوب، عدم تعمیرات و نگهداری نامناسب و در برخی موارد به علت طراحی نامناسب، این سازه‌ها زوال رفته و فرسوده می‌شوند و این پارامترها می‌تواند باعث خرابی غیر قابل بازگشتی شود. برای مثال در ۲۷ آگوست سال ۲۰۰۰ دو مقطع یک پل در تایوان شکسته شد و به پایین رودخانه افتاد و به علت این حادثه ۲۲ نفر آسیب دیدند و یا در ۴ مارچ ۲۰۰۵ یک پل در شمال پرتغال به داخل رودخانه فروریخت و ۱۲ نفر کشته شدند [۵]. گزارش سال ۲۰۰۱ برای زیرساخت‌های کشور آمریکا به این اشاره دارد که نزدیک به یک سوم تا یک دوم ساختمان‌های ملی (جاده‌ها، پل‌ها، ساختمان‌های مدرسه و غیره) دچار نقص سازه‌ای می‌باشند و به تعمیر نیاز دارند [۶]. به منظور جلوگیری از، از دست رفتن زندگی و به وجود آمدن تاثیرات منفی به علت خرابی بیهوده سازه‌ها، شناسایی خرابی سازه‌ای و کوشا بودن در تعمیر آنها ضروری است. حفاظت از سیستم سازه‌ای و بازبینی شرایط سلامت سازه‌ای در یک فاصله زمانی می‌تواند نتایج سودمندی از قبیل افزایش بهره‌وری، کاهش در هزینه‌های نگهداری و افزایش طول عمر مفید سازه را داشته باشند. بنابراین امروزه شناسایی خرابی سازه‌ای (SDD^۱) و پایش سلامت سازه‌ای (SHM^۲) یکی از مسائل مهم جهانی در جامعه مهندسين عمران، مکانیک و هوافضا شده است.

۲-۲- مبانی مسئله عیب یابی و روش‌های مختلف عیب یابی

اصولا روش‌های عیب یابی به سه بخش اصلی زیر تقسیم می‌شود:

- ۱- روش‌های مخرب
- ۲- روش‌های غیر مخرب
- ۳- روش‌های غیر مستقیم و معکوس

۲-۲-۱- روش‌های مخرب عیب یابی

روش‌های مخرب به آزمایشاتی گفته می‌شود که پس از انجام آنها نمونه آزمایش شده غیر قابل استفاده گردد. آزمایش‌های مخرب اغلب به منظور بررسی و تعیین خواص مکانیکی و یا کنترل کیفیت مواد با استفاده از نمونه برداری از قطعه مورد نظر به کار می‌رود. از معایب این روش می‌توان به سرعت

^۱ Structural Damage Detection

^۲ Structural Health Monitoring

پایین، پرهزینه بودن و ارائه اطلاعات فقط مربوط به نمونه‌های آزمایش شده اشاره کرد. آزمایش‌های مخرب عبارتند از:

- آزمایش کشش
- آزمایش سختی
- آزمایش ضربه
- آزمایش سلامت
- آزمایش خستگی
- آزمایشات مخرب جهت تعیین خواص شیمیایی
- آزمایشات متالوگرافی

الف - آزمایش کشش

پس از آزمون سختی، آزمون کشش معمولی‌ترین روش برای تعیین خواص مکانیکی معین ماده است. نمونه‌ای با شکل استاندارد در گیرهای دستگاه قرار می‌گیرد و نیروی محوری توسط سیستم بارگذاری هیدرولیکی یا مکانیکی بر آن اعمال می‌شود. خواصی که طی آزمون کشش به دست می‌آیند عبارتند از:

- حد تناسب
- حد کشسان
- نقطه تسلیم
- استحکام تسلیم
- استحکام نهایی
- استحکام شکست
- داکتیل بودن
- ازیاد طول
- کاهش سطح مقطع
- مدول کشسانی یا مدول ینگ

ب- آزمایش سختی

سختی خاصیت اساسی ماده نیست و به خواص کشسان و مومسان آن ارتباط دارد. مقدار سختی به‌دست آمده در یک آزمون ویژه، فقط مقداری برای مقایسه مواد یا عملیات انجام شده است. سختی سنجی به‌طور گسترده‌ای برای بازرسی و کنترل به‌کار می‌رود. عملیات گرمایی یا کار روی فلز، معمولاً به تغییر سختی منجر می‌شود. اگر طی فرآیند مشخصی روی یک ماده معین عملیاتی انجام شود که به سخت شدن ماده بیانجامد، سختی سنجی، وسیله سریع و ساده‌ای برای بازرسی و کنترل آن ماده و

فرآیند است. آزمون‌های مختلف سختی سنجی، به سه دسته تقسیم می‌شوند:

- سختی کشسان
- مقاومت در برابر برش یا سایش
- مقاومت در برابر فرو ریختن

ج- آزمایش ضربه

در انواع تست‌های ضربه از نمونه مخصوصی که یک شیار روی سطح آن ماشین کاری شده است استفاده می‌شود و نیرو به صورت ناگهانی وارد می‌شود. باید به خاطر داشت که دمای قطعه تاثیر به سزایی در آزمایش دارد بنابراین آزمایش در یک دمای معین انجام می‌شود اگرچه آزمایشات ضربه متنوعی وجود دارد ولی معمولی‌ترین آنها تست چارپی می‌باشد. در این آزمایش مقدار انرژی لازم برای شکست اندازه‌گیری می‌شود و همچنین می‌توان با انجام آزمایش در دماهای مختلف دمای تبدیل شکست ترد به نرم را به دست آورد.

د- آزمایش سلامت

این نوع آزمایشات به منظور تعیین سلامت فلز و عاری بودن آن از ناپیوستگی‌ها طراحی شده است که به منظور تایید صلاحیت جوشکار نیز به کار می‌رود. آزمایشات سلامت از نوع مخرب به سه دسته تقسیم‌بندی می‌شود:

- آزمایش خمش
- آزمایش شکست شکافدار
- آزمایش شکست در جوش‌های نبشی

ه- آزمایش خستگی

توسط این آزمایش استحکام خستگی یک فلز تعیین می‌گردد و نمونه تحت بارگذاری متناوب قرار می‌گیرد و آزمایش تحت تنش‌های مختلف انجام می‌شود تا نهایتاً حداکثر تنش که در مقادیر کمتر از آن فلز عمر خستگی نامحدود دارد مشخص گردد. نحوه بارگذاری در این آزمایش عبارتند از:

- خمش مسطح
- خمش دورانی
- پیچشی
- کشش محوری
- فشار محوری
- ترکیبی از این نیروها

و- آزمایش مخرب جهت تعیین خواص شیمیایی
سه روش متداول برای تعیین فلز پایه یا فلز جوش عبارتند از:

- طیف سنجی
- احتراق
- آنالیز شیمیایی
- آزمایش خوردگی

ز- آزمایش متالوگرافی

این آزمایش شامل نمونه برداری از یک فلز و پولیش کردن آن تا درجات بالا می باشد سپس با چشم غیرمسلح یا بزرگ‌نمایی آن را مورد بررسی قرار می دهند. این آزمایش به دو گروه ماکرو و میکرو تقسیم‌بندی می شود.

۲-۲-۲- روش‌های غیر مخرب عیب یابی

در مقابل روش‌های مخرب روش‌های غیر مخرب قرار دارند. تست‌های غیر مخرب روش‌های غیر تهاجمی در تشخیص درستی اجزا یک ماده یا ساختار یا اندازه‌گیری برخی کمیت‌های فیزیکی از عضو است. به عبارت دیگر روش‌های غیر مخرب به روش‌هایی اطلاق می‌شود که در آنها کارایی یک عضو بدون ایجاد خرابی در آنها و نیز بدون خرابی در آنها و نیز بدون آسیب پوشش‌های سطحی آن مورد بررسی قرار گیرد.

در ادامه به چند نمونه از روش‌های غیر مخرب اشاره می‌کنیم:

- بازرسی چشمی (VT)
- بازرسی به روش مایع نافذ (LPT)
- بازرسی با ذرات مغناطیسی (MPT)
- بازرسی آلتراسونیک (UT)
- بازرسی رادیو گرافی با امواج (RT)

با توجه به اهداف این آزمون، محدودیت‌ها و مزایای هر کدام از روش‌های فوق، یکی یا چند مورد از این روش‌ها برای تست انتخاب می‌گردد. از معایب این روش می‌توان به محدودیت‌های موجود در روش و پرهزینه بودن اشاره کرد.

الف- بازرسی چشمی (VT)

از تست‌های دیداری یا به عبارت دیگر مشاهده چشمی کیفیت، براساس تجربه بیشتر از سایر تست‌های غیر مخرب استفاده می‌شود. این روش ساده، سریع، آسان و ارزان بوده و به سرعت به نتیجه می‌رسد.

VT کاربرد وسیعی در تست جوش و مواد ریخته گری شده دارد. چه در زمان جوشکاری و چه بعد از آن VT روی جوش انجام می شود اما یکی از ضعف های این روش در تشخیص ایراد و ترک جوش در زیر سطح است.

ب- بازرسی به روش مایع نافذ (LPT)

ترک های سطحی و منافذی که با چشم عادی قابل رویت نمی باشد به وسیله آزمون مایع نافذ شناسایی می شوند. این روش در شناسایی منافذ جوش کاربرد فراوانی دارد. قابل ذکر است که فولاد های آستنیتیک و فلزات غیر آهنی که از روش ذرات مغناطیسی (MT) نمی توان آنها را تست نمود از روش مایع نافذ ارزیابی می شوند. استفاده عمومی شناسایی و تشخیص محل عیوب سطحی در موارد بدون خلل و فرج است. کاربرد های آن عبارتند از:

- شناسایی ترک و منفذ در جوش
- شناسایی عیوب سطحی در ریخته گری
- شناسایی ترک ناشی از خستگی در اجسام تحت تنش

ج- بازرسی با ذرات مغناطیسی (MPT)

ابتدا قطعه جوشکاری شده تحت تاثیر میدان مغناطیسی قرار می گیرد. سپس ذرات آهن که با ماده رنگی پوشانده شده اند روی سطح جوش پاشیده میشوند. این ذرات تحت اثر مغناطیسی روی سطح ترک قرار می گیرند و در شرایط وجود نور مناسب مشخص می شود.

د- بازرسی آلتراسونیک (LT)

روش آلتراسونیک یکی از متد های آزمون های غیر مخرب می باشد. در این روش مزایا و معایبی وجود دارد. مزایا:

- امکان تشخیص عمق و محل دقیق عیوب
- توانایی در تشخیص عیوب عمود بر دسته پرتو
- توانایی در تست قطعات با پیچیدگی در شکل
- توانایی تست قطعات با محدودیت دسترسی از دو طرف
- توانایی انجام تست بر روی بیشتر مواد
- عدم آلودگی محیط (RADIATION)
- کوتاه بودن زمان تست و اعلام نتیجه

معایب:

- عدم توانایی تشخیص عیوب موازی با دسته پرتو صوتی
- عدم توانایی در مستند سازی

- متکی به مهارت فردی
- وجود منطقه مرده در زیر کریستال

ه- بازرسی رادیوگرافی با امواج (RT)

روش معمول رادیوگرافی به این صورت است که یک شیء تحت تشعشع یا گاما قرار می گیرد و آن قسمت از اشعه که توسط شیء جذب نشده باشد روی یک فیلم تصویر می شود. فیلم رادیوگرافی یک سایه ی دو بعدی از شیء بوده و تغییرات چگالی، ضخامت و... در نقاط مختلف جسم، در آن مشخص می شود. از این منظر از روش های رادیوگرافی و تفسیر فیلم های آن می توان کیفیت جوش را به صورت غیر مخرب مورد بررسی قرار داد.

۲-۳- روش های غیر مستقیم و معکوس

هر یک از روش های غیر مخرب عیب یابی که در قسمت قبل اشاره شد دارای محدودیت های خاص می باشند که باعث می شود هر یک از آنها در حیطه مشخصی از شناسایی عیوب سازه های کاربرد داشته باشند. از طرفی برای شناسایی وضعیت کل سازه باید روش های ذکر شده به صورت مستقیم برای هر یک از اعضای سازه به کار گرفته شوند که این کار مستلزم صرف هزینه و وقت بسیار زیاد بوده و در عمل نشدنی خواهد بود. در نتیجه با روش های مذکور فقط می توان تعداد محدودی از اعضا را مورد آزمایش و بررسی قرار داد.

جهت شناسایی وضعیت سلامت سازه نیاز به روش هایی وجود دارد که علاوه بر کنترل وضعیت کل سازه، محدودیت های روش های غیرمخرب مستقیم را نداشته باشند. بررسی پاسخ های دینامیکی و یا استاتیکی سازه قبل و بعد از ایجاد خرابی از جمله راهکارهای مناسب در این مورد می باشد. روش های عیب یابی مبتنی بر پاسخ های سازه ای از جمله روش های غیر مستقیم می باشند که در شناسایی عیب سازه موثر هستند. در این روش ها می توان با مقایسه رفتار سازه قبل و بعد از خرابی آسیب های موجود در سازه را مورد ارزیابی قرار داد و حتی مکان و شدت خرابی را با دقت بالایی به دست آورد.

۲-۳- روش های عیب یابی مبتنی بر پاسخ سازه

روش های غیر مستقیم که امروزه استفاده می شود را می توان به صورت زیر تقسیم کرد:

- روش های تغییرات فرکانس
- روش های تغییرات تابع پاسخ فرکانس (FRF^1)
- روش های تغییر مود شکل
- روش های انحنای مود شکل
- روش های انرژی کرنشی
- روش های تغییر نرمی

¹ Frequency Response Function

- روش‌های بهینه سازی
- روش‌های مبتنی بر موجک
- روش‌های شبکه عصبی

۲-۳-۱- روش‌های تغییرات فرکانس

روش‌های تعیین خرابی که از تغییر فرکانس طبیعی به عنوان شاخص خرابی استفاده می‌کنند به طور وسیعی به کار می‌روند. این موضوع به این علت است که فرکانس مودال، اساسی‌ترین فاکتور لرزه‌ای است که راحت و دقیق اندازه‌گیری می‌شود. سالوا روش‌های تعیین خرابی با تغییرات فرکانس را بازبینی کرد [۷]. او بر هزینه کم و سادگی این روش تاکید کرده است. اخیراً استفاده از تغییرات فرکانس وقتی به طور دقیق در محیط کنترل شده اندازه‌گیری می‌شود، جهت تعیین خرابی کاربردهای عملی بیشتری دارد. تحقیقات نشان می‌دهد که تغییرات فرکانس طبیعی هم می‌تواند به عنوان شاخص خوبی جهت تعیین خرابی سازه استفاده می‌شود. ولی تلاش جهت تعیین خرابی در سازه‌های پیچیده و غیر خطی موفق نیست. علاوه بر این حساسیت کم تغییرات فرکانس به خرابی کاربرد این روش را محدود می‌کند.

۲-۳-۲- روش‌های تغییرات تابع پاسخ فرکانس (FRF)

روش‌های تغییرات تابع پاسخ فرکانس به جای اینکه تنها بر رفتار سازه در نقاط تشدید^۱ تمرکز کند پاسخ‌های یک سیستم را در بازه تغییرات محدود فرکانس در نظر می‌گیرد. بنابراین رفتار سیستمی که توسط پارامترهای مودال نمایش داده نشده را نیز نشان می‌دهد. روش‌های تابع پاسخ فرکانس فواید زیر را دارا می‌باشند:

- اندازه‌گیری داده شامل مودهایی که خارج از پهنای باند فرکانس هستند.
- اندازه‌گیری داده می‌تواند اطلاعات سازه‌ای فراوانی فراهم آورد.
- از خطای تشخیص مود می‌تواند اجتناب شود.
- برای سازه‌هایی با میرایی بالا و مودهای نزدیک هم می‌تواند به کار رود.

در هر صورت اطلاعات ورودی سازه جهت تشخیص تابع پاسخ فرکانس مورد نیاز است که تهیه این اطلاعات برای سازه‌های بزرگ کاملاً مشکل است. علاوه بر این هنوز روش مناسبی جهت انتخاب باند فرکانس مناسب وجود ندارد.

۲-۳-۳- روش‌های تغییر مود شکل

یک روش دیگر جهت تعیین خرابی که به‌طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد، تغییرات مود شکل‌ها است. بررسی‌ها از شاخص‌های مودال اساسی مثل مود شکل جهت غلبه بر کمبودهای

^۱ Resonance

روش‌های تغییر فرکانس استفاده می‌کنند. این روش‌ها تغییر فرکانس‌های ویژه آزمایشگاهی را همزمان با تغییر مود شکل‌های آزمایشگاهی جهت رسیدن خرابی بررسی می‌کنند. شاخص خرابی بر اساس تغییرات مود شکل‌ها می‌تواند اطلاعات کامل‌تری را بدهد ولی بدست آوردن مود شکل‌های بالاتر که به محل خرابی سازه حساس هستند مشکل است.

۲-۳-۴- روش‌های انحنای مود شکل

با وجودی که جابه‌جایی‌ها اغلب برای خرابی‌های واقعی به نسبت مود شکل‌های اولیه سازه سالم تغییر می‌کنند، مشتقات مود شکل مثل انحنای نسبت به خرابی حساس‌تر هستند. کاهش سختی خمشی تیر موجب افزایش انحنای مود شکل می‌شود. با وجودی که انحنای مود شکل شاخص به مراتب حساس‌تری نسبت به مود شکل و فرکانس است ولی باید توجه کرد که دقت روش‌هایی که براساس متغیر انحنای مود شکل است، تحت تاثیر مشکلات عددی ناشی از نیاز به تمایز است. این روش‌ها نسبت به خطا حساس هستند زیرا یک نویز کوچک در مود شکل‌ها منجر به نتایج بسیار متفاوتی می‌شود علاوه بر این بزرگترین چالش اصلی برای تعیین انحنای مودال از داده‌های آزمایش به‌طور دقیق، باقی می‌ماند.

۲-۳-۵- روش‌های تغییر نرمی

ماتریس نرمی استاتیکی وسیله پرکاربردی جهت تعیین خرابی سازه است. ماتریس نرمی به عنوان معکوس ماتریس سختی استاتیکی تعریف می‌شود. هر ستون نرمی فرم جابه‌جایی سازه متناظر با نیروی واحد به‌کار رفته در درجه آزادی متناظر آن را نشان می‌دهد. ماتریس نرمی می‌تواند از مود شکل‌های اندازه‌گیری شده و فرکانس‌های مودال تخمین زده می‌شود، یا مستقیماً با استفاده از آزمایش تغییر شکل تحت بار استاتیکی اندازه‌گیری شود. باید توجه شود که آزمایش استاتیکی در مقایسه با آزمایش لرزه‌معیایی مانند مسائل مربوط به شرایط مرزی و ابزار دقیق دارد. علاوه بر این روش‌های استاندارد و تجهیزاتی در دسترس برای استخراج اطلاعات مودال، استخراج ماتریس نرمی با استفاده از مود شکل‌ها و فرکانس‌های اندازه‌گیری شده آسان است. بنابراین روش معمول مورد استفاده استخراج ماتریس نرمی تقریبی از اطلاعات مودال اندازه‌گیری شده است.

۲-۳-۶- روش‌های بهینه‌سازی

در سال‌های اخیر تمایل به استفاده از بهینه‌سازی جهت تخمین و پیش‌گویی میزان و محل خرابی در سازه‌های پیچیده افزایش یافته است. در این روش‌ها به علت در دسترس نبودن تمام مقادیر ویژه سازه خراب واقعی از تعداد محدودی از آن استفاده می‌کنیم. به علت تاثیر خرابی بر روی ماتریس سختی المان و در نتیجه ماتریس سختی سازه، طبق فرمول، مقادیر ویژه و بردارهای ویژه تغییر می‌کنند. حالت‌های مختلف خرابی بر اساس محل و میزان خرابی، مدل شده و مقادیر ویژه سازه در هر حالت محاسبه می‌شود. براساس اختلاف مقادیر ویژه با فرکانس سازه خراب واقعی و مدل شده می‌توان خرابی سازه را مشخص کرد که هر چه این دو مقادیر به هم نزدیک‌تر باشند خرابی مدل شده به خرابی

واقعی نزدیک تر و پاسخ دقیق تر خواهد بود. در صورت نیاز می توان از یک بهینه ساز جهت تشخیص محل خرابی استفاده کرد. این روش می تواند یک یا چند المان خراب را در تعداد محدودی تشخیص دهد.

۲-۳-۷- روش های مبتنی بر موجک

بیشتر روش های ارزیابی خرابی بر اساس ارتعاش به مشخصات مودال از سیگنال موقت که بوسیله تبدیل فوریه بدست می آید نیازمند می باشند. البته جدیداً از آنالیز موجک و کرولت نیز در این زمینه استفاده می شود.

آنالیز موجک یکی از دست آوردهای نسبتاً جدید ریاضیات محض که مبتنی بر چندین دهه پژوهش در آنالیز هم ساز است، امروزه کاربردهای مهمی در بسیاری از رشته های علوم و مهندسی یافته و امکانات جدیدی برای درک جنبه های ریاضی آن و نیز افزایش کاربردهایش فراهم شده است. در آنالیز موجک هم مانند آنالیز فوریه با بسط توابع سر و کار داریم ولی این بسط بر حسب موجک ها انجام می شود. تبدیل موجک به عنوان گسترده تبدیل فوریه با پنجره ای که از لحاظ موقعیت و مقیاس قابل تنظیم است مطرح می گردد که فرضیه آن به وسیله هار در سال ۱۹۰۹ ارائه شده است [۸].

۲-۳-۸- روش های شبکه عصبی

شبکه های عصبی به علت چهار ویژگی مهم برای عیب یابی استفاده می شود: (۱) توانایی نگاشت کلی (۲) مقاومت در برابر اطلاعات نویزی (۳) توانایی یادگیری با آموزش نظارت شده (۴) قابلیت کار کردن با اطلاعات ناقص. شبکه های عصبی به عنوان ابزاری برای انجام دادن نگاشت بین الگوهای ورودی و الگوهای خروجی متناظر با شرایط عیب سازه ای به کار می رود. شبکه های عصبی محاسبات کمتری نسبت به سایر الگوریتم های رایج عیب یابی به کار می برد، و برای عیب یابی سازه ای بسیار مناسب است.

۲-۴-۲- مروری بر تحقیقات گذشته

پژوهش های انجام شده در بحث عیب یابی سازه ها شامل روش های مختلفی می باشد که بر روی انواع سازه ها صورت پذیرفته است. در این بخش به منظور بررسی دقیق تر پژوهش های انجام شده و از آن جهت که سازه مورد بررسی در این پژوهش پل می باشد؛ عیب یابی در دو شاخه کلی مورد بررسی قرار می گیرد:

۱- عیب یابی انواع سازه ها

۲- عیب یابی انواع پل ها

۲-۴-۱- عیب یابی انواع سازه ها

در سال ۱۹۹۹ وانگ و دنگ روشی جهت تعیین خرابی در سازه ها بر اساس آنالیز موجک روی

مقادیر پاسخ فضایی سازه (مانند مقادیر جابه‌جایی و کرنش) معرفی کردند. فرضیه این روش این بود که خرابی (ترک و...) در یک سازه باعث می‌گردد در محل‌های خرابی در پاسخ سازه اختلال ایجاد گردد. این اختلاف اگرچه در داده‌های پاسخ کلی ظاهر نمی‌شوند ولی اغلب از مولفه‌های موجک قابل تشخیص می‌باشند. قابلیت این روش با دو مثال نشان داده شد. در هر یک از این مثال‌ها، پاسخ خیز یا جابه‌جایی با تبدیل موجک تحلیل شده و وجود ترک با تغییر ناگهانی در پاسخ تبدیل تعیین گردیده است. این روش تعیین خرابی برای سلامت سازه نیز در جایی که مقادیر پاسخ سازه در ناحیه بحرانی توسط شبکه‌ای از سنسورها بدست می‌آید قابل استفاده است [۹].

فاروق و همکاران با استفاده از اطلاعات حاصل از کرنش سنج‌های نصب شده بر روی یک ورق کامپوزیتی، به مقایسه ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی در عیب‌یابی ورق‌ها پرداختند و نتیجه گرفتند که جوابهای SVM در این زمینه بهتر است [۱۰]. نوری و همکاران از SVM برای عیب‌یابی مدل یک قاب ۳ طبقه فولادی استفاده کرد و نتیجه گرفت این الگوریتم نسبت به نویز نیز مقاوم است [۱۱].

در سال ۲۰۱۱ گریست، ناصر علوی و سلاجقه با استفاده از الگوریتم ژنتیک پیشرفته و تغییرات پاسخ‌های مودال سازه به تعیین جزئیات دقیق خرابی پرداختند و برای حل این مشکل که شدت خرابی می‌تواند در طول المان خراب غیر یکنواخت باشد و محدوده دقیق خرابی می‌تواند بر مش‌بندی اجزاء محدود منطبق نباشد، از توابع شکل مناسب و در نظر گرفتن جای گره‌ها به عنوان متغیرهای طراحی استفاده کردند [۱۲].

لازرویک و همکاران از یک روش دو مرحله‌ای برای عیب‌یابی سازه‌های بزرگ مقیاس استفاده نمودند [۱۳]. بدین صورت که بعد از تشکیل ماتریس داده‌های آموزشی به ازای سناریوهای مختلف خرابی، برای داده تست جدید داده‌های شبیه به آن را از ماتریس داده‌های آموزشی به دو روش NN^1 و DB^2 پیدا می‌کند حال با این داده‌ها و داده تست تشکیل یک کلاستر می‌دهد. در مرحله بعد پاسخ‌های هر یک داده‌های کلاستر را پیدا می‌کند و بر حسب اینکه کدام المان بیشتر در پاسخ‌ها تکرار شده است عضو خراب را مشخص می‌کند. در مرحله بعد با مشخص شدن المان خراب درصد خرابی آن را با استفاده از شبکه عصبی پیدا می‌کند. برای تست روش از یک دکل انتقال برق ۳۱۲ المانی استفاده شده است. خرابی بصورت کاهش مدول الاستیسته به ۲۰ درصد در المان مدل شده است از این رو تعداد سناریوهای خرابی برابر با ۶۲۴۰ می‌شود. به ازای هر سناریوی خرابی ماتریس ورودی ۲۰۰ فرکانس اول سازه و خروجی المان معیوب و شدت خرابی می‌باشد. نتایج نشان دهنده دقت بیشتر این روش نسبت به کلاسترینگ سلسه مراتبی است.

¹ Nearest Neighbor

² Density Based

در سال ۲۰۱۱ ضیائی، ناصر علوی و سلاجقه یک روش دو مرحله‌ای برای عیب‌یابی سازه‌های پر عضو مانند سازه‌های فضاکار تحت بار استاتیکی ارائه کردند. در مرحله اول توسط آنالیز حساسیت و بهینه‌سازی توسط الگوریتم جامعه مورچگان در فضای گسسته و یک تابع هدف منحصر بفرد، فضای جستجو را کاهش داده و در مرحله دوم مکان دقیق و مقدار خرابی المان‌ها از بین المان‌های محدود شده در مرحله اول بدست می‌آید [۱۴].

در سال ۲۰۱۱ زارع، ناصر علوی و سلاجقه به ارزیابی پاسخ‌های مختلف برای عیب‌یابی سازه‌ها مبتنی بر آنالیز حساسیت پرداختند. در نهایت پاسخ استاتیکی در روش‌های مبتنی بر تحلیل حساسیت موثرترین پاسخ بود [۱۵].

در سال ۲۰۱۰ ناصر علوی، سلاجقه و فدایی از الگوریتم ژنتیک پیوسته برای عیب‌یابی سازه‌ها استفاده کردند. روش ارائه شده دو مزیت مهم داشت: (۱) حذف متغیرهای طراحی حین حل مسئله بهینه‌سازی برای کاهش فضای جستجو (۲) بهبود حل مسئله خطی شده با استفاده از حل معکوس مور پنروز [۱۶].

در سال ۲۰۱۲ ناصر علوی، سلاجقه و فدائی رویکرد جدیدی در عیب‌یابی سازه‌های دوار ارائه کردند. چون در سازه‌های دوار بردار ویژه‌های مربوط به مقادیر ویژه تکراری ناپایدارند؛ پس نمی‌توان از بردارهای ویژه برای عیب‌یابی این سازه‌ها استفاده کرد. بنابراین اپراتوری بنام شبه بردار ویژه معرفی شد که در یک صفحه پایدار تعریف شده است [۱۷].

فاطمه سروی در سال ۲۰۱۳ بر اساس پاسخ‌های دینامیکی با استفاده از به روز رسانی مدل اجزا محدود به عیب‌یابی سازه‌ها پرداخت. در این تحقیق خرابی به صورت کاهش یکی از خصوصیات فیزیکی اعضای سازه مدل‌سازی شده است و محل و شدت خرابی با روندی معکوس با استفاده از به روز رسانی مدل سازه مشخص گردیده است و جهت تشخیص خرابی از دو روش استفاده شده که اولی با استفاده از الگوریتم‌های جستجوگر فرا کاوشی (رقابت استعماری و اجتماع ذرات) و دومی با استفاده از الگوریتم گرادیانی (لونبرگ-مارکوارت) مسئله خرابی را حل می‌کند. همچنین برای عملکرد مطلوب لونبرگ-مارکوارت در حل مسئله عیب‌یابی سازه‌های پر عضو گسسته از جمله سازه‌های فضاکار عیب‌یابی شده‌اند و همین‌طور از روش‌های بهینه‌سازی فرا کاوشی رقابت استعماری و اجتماع ذرات جهت عیب‌یابی سازه‌ها با کاربرد تابع هدف موثر بهره‌گرفته شده است و در نهایت مقایسه بین الگوریتم‌ها صورت گرفته است [۱۸].

رامین قیاسی در سال ۲۰۱۳ به عیب‌یابی سازه‌ها با استفاده از روش‌های پیشرفته هوش مصنوعی پرداخت که در آن مسئله عیب‌یابی بصورت آموزش الگوریتم هوش مصنوعی بیان می‌شود و در آن پاسخ‌های سازه، ورودی الگوریتم و عیوب سازه، خروجی الگوریتم می‌باشند. الگوریتم‌های مورد استفاده شامل ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات، شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی، سیستم

استنتاج عصبی-فازی تطبیقی و نزدیکترین همسایگی با بزرگترین مرز بود. بر اساس نتایج ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات دارای سرعت و دقت بیشتری نسبت به سایر الگوریتم های هوش مصنوعی درون یاب می باشد. بعلاوه کرنل پیشنهادی در پژوهش نیز با سایر کرنل های استاندارد و موجکی پیشنهاد شده برای LS-SVM مقایسه شد [۱۹].

حسن پیروزی در سال ۲۰۱۴ به عیب یابی سازه ها با استفاده از دو روش الگوریتم بهینه سازی فاخته و روش اختلال هوموتروپی پرداخت. روش اول با استفاده از الگوریتم بهینه سازی فاخته طی یک فرآیند دو مرحله ای با بهره گیری از پاسخ های مودال مدل سازه و در روش دوم با استفاده از روش اختلال هوموتروپی که برای حل دستگاه های غیر خطی است، سازه عیب یابی شده است. روش دوم که یک روش تک مرحله ای است، مبتنی بر آنالیز حساسیت بوده که طی فرآیندی تکراری، تابع هدف ارائه شده را حداقل می کند. اثر وجود نویز هم در پاسخ دینامیکی بررسی شد. در این روش با استفاده از پاسخ های شتاب تحت تحریک دینامیکی عیب یابی سازه انجام می شود و همینطور با استفاده همزمان دو پاسخ فرکانس و مود شکل در بردار پاسخها مدل سازه به روز رسانی می شود [۲۰ و ۲۱].

۲-۴-۲- عیب یابی انواع مختلف پل

کو و همکاران در سال ۲۰۰۲ به عیب یابی مدل پل Kap Shui Mun در هنگ کنگ پرداختند [۲۲]. بدین منظور از یک روش چند مرحله ای مبتنی بر شبکه عصبی استفاده کرد. بدین نحو که در مرحله اول وجود خرابی در پل با استفاده از اختلاف فرکانس سازه معیوب و سالم تعیین می شود. در مرحله بعد مکان خرابی با استفاده از انحنای مود شکل مشخص می شود. در انتها شدت خرابی با استفاده از ترکیبی از پاسخ های دینامیکی پیدا می شود.

در سال ۲۰۰۵ یونگ یک پل معلق واقعی را که بیش از ۱۰۰ سال عمر دارد را با اجزاء محدود مدل کرده و با دو شبکه^۱ PRAN و DIGNET به عیب یابی آن پرداخت. برای ورودی شبکه از فرکانس به اضافه مود شکل استفاده کرد [۲۳].

در سال ۲۰۰۴ جانگ جالی و همکاران یک پل با چندین شاه تیر را با شبکه انتشار برگشتی (BPNN^۲) عیب یابی کرد. برای ورودی شبکه از نسبت مود شکل حالت معیوب به سالم استفاده کرد که اثر خطای مدل سازی را کم می کند [۲۴]. همچنین این محققین روش پیشنهادی خودشان را در سال ۲۰۰۵ بر روی پل Hannam Grand در سئول کره جنوبی مورد بررسی قرار دادند و نتیجه گرفت در خرابی های واقعی و روی سازه های بزرگ مقیاس هم روش آنها مکان خرابی را با دقت خوبی پیش بینی می کند [۲۵].

در سال ۲۰۰۴ هونگ و همکاران به بررسی جامعی در مورد کاربرد سنسورهای فیبر نوری در پایش

^۱ Probabilistic Resource Allocating Networks

^۲ Back Propagation Neural Network

سلامت انواع سازه ها پرداختند [۲۶]. بدین منظور آنها سازه های پل، سد، ساختمان، تونل و... را مورد بررسی قرار دادند.

جیکو و گیونی در سال ۲۰۰۵ بررسی جامعی روی روش های مختلف عیب یابی پل ها با استفاده از سنسور گذاری مختلف و تکنولوژی های مدرن دریافت و پردازش داده ها انجام دادند [۲۷]. بررسی ها نشان می داد با استفاده از امکانات ناشی از تکنولوژی های جدید امکان پایش سلامت پل ها و همچنین نگهداری و ترمیم آنها را با سرعت و دقت بیشتری فراهم می کند و باعث افزایش طول عمر، یکپارچگی و قابلیت اطمینان پل ها می شوند.

شنگ نان و همکاران در سال ۲۰۰۶ مدل بزرگ مقیاس یک پل سه دهانه بتنی را در آزمایشگاه مورد بررسی قرار دادند [۲۸]. بدین منظور این پل در مقیاس یک چهارم در آزمایشگاه مدل شده و سپس تحت بار گذاری های مختلف قرار گرفت. بررسی های آنها نشان می دهد با استفاده از پاسخ انحنای مد شکل می توان مکان خرابی را با دقت بسیار خوبی تعیین کرد.

در سال ۲۰۰۸ مهرجو و همکاران اتصالات یک پل خرپایی را با شبکه عصبی انتشار بازگشتی (BPNN) عیب یابی کردند. فرکانس به اضافه مدشکل خرپا را به عنوان ورودی شبکه و محل و درصد خرابی گره ها را به عنوان خروجی شبکه به کار برد. به علاوه در عیب یابی پل خرپایی از ساختار زیر سازه استفاده کردند [۲۹]. چنگ در سال ۲۰۰۹ به عیب یابی پل بتنی کابلی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان پرداخت [۳۰]. در این پژوهش ایشان پل جینما که روی رودخانه غرب قرار دارد را مدل کردند. دهانه این پل ۲۸۳ متر و طول آن ۱۹۱۳ متر می باشد. برای عیب یابی از انحنای مود شکل به عنوان ورودی الگوریتم استفاده شد. نتایج بیان گر آن است که روش پیشنهادی در این مقاله شدت خرابی در کابل های این پل بتنی را با دقت خوبی پیش بینی می کند.

در سال ۲۰۱۲ هستر و گنزالز از روش موجک به منظور عیب یابی پل ها استفاده کردند [۳۱]. بدین منظور از پاسخ های حاصل از ارتعاش سازه به هنگام عبور ماشین آلات استفاده کردند. همچنین به منظور افزایش دقت تشخیص خرابی روش مبتنی بر انرژی بسته های موجکی پیشنهاد کردند.

در سال ۲۰۱۳ ژیانپنگ و همکاران با استفاده از روشی مبتنی بر اطلاعات آماری حاصل از پاسخ دینامیکی پل های راه آهن به عیب یابی آنها پرداختند [۳۲]. بدین منظور از شبکه عصبی BP استفاده شد. نتایج بیانگر آن بود روش پیشنهادی مکان خرابی را در وسط دهانه پل را با دقت خوبی پیش بینی می کند اما اگر مکان خرابی در نزدیکی تکیه گاه ها باشد دقت روش پایین می آید.

در سال ۲۰۱۴ چون چانگ و همکاران امکان تشخیص خرابی در پل ها را با استفاده از ارتعاش ناشی از عبور وسایل حمل و نقل عمومی مورد بررسی قرار دادند [۳۳]. بدین منظور مدل آزمایشگاهی پل را تحت تاثیر سه نوع ماشین مختلف و دو نوع سرعت مختلف قرار دادند. آنها نتیجه گرفتند با استفاده از شاخصی مبتنی بر نسبت سختی خمشی اعضا خراب نسبت به حالت سالم می توان مکان خرابی را با

دقت خوبی مشخص کرد. هم‌چنین در سال ۲۰۱۴ طالب نجات و همکاران به بررسی روش‌های مختلف عیب‌یابی بر روی پل‌ها پرداختند [۳۴]. آنها به منظور بررسی عیب در پل معلق Alfred Zampa Memorial در کالیفرنیا حالت‌های مختلف خرابی مانند خرابی در عرشه و یا کابل‌ها را مورد بررسی قرار دادند. هم‌چنین انواع روش‌های تشخیص عیب مانند استفاده از تغییرات نرمی، استفاده از سختی و استفاده از بارگذاری‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفت.

۳- فصل سوم:

الگوریتم های هوش مصنوعی

روش‌های مختلفی جهت تقریب سازی توابع ریاضی ارائه شده است که تعدادی از آنها قابل استفاده در عیب یابی سازه‌ها می‌باشد. دو روش موثرتر و کارا تر روش‌های ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی هستند که در این پژوهش با یکدیگر مقایسه می‌شوند. ویژگی اصلی این دو روش، ایجاد یک ارتباط منطقی بین بردارهای ورودی و خروجی مسئله می‌باشد. بدین منظور روش‌های مذکور ابتدا باید بوسیله داده‌های تولید شده موجود آموزش داده شوند و پس از اطمینان از دقت آنها در مرحله آزمایش یا کنترل، قادرند به ازای داده‌های جدید خروجی‌های تقریبی مناسب را ارائه نمایند.

در ادامه فصل، ابتدا انواع روش‌های ماشین بردار پشتیبان بیان می‌شود. پس از آن الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی تشریح می‌شود.

۳-۲- ماشین بردار پشتیبان

روش ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های یادگیری با نظارت^۱ است که از آن برای طبقه بندی^۲ و پیش بینی^۳ (تخمین) تابع‌های غیر خطی استفاده می‌شود. الگوریتم اولیه آن در سال ۱۹۶۳ توسط واپنیک [۳۵] ابداع شد و در سال ۱۹۹۵ توسط واپنیک و کورینا [۳۶] برای حالت غیر خطی تعمیم داده شد. روش ماشین بردار پشتیبان از مهم‌ترین روش‌های جدید در حوزه هوش مصنوعی^۴ و مدل سازی‌های غیر خطی است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌تر از جمله شبکه عصبی^۵ برای طبقه بندی و تخمین نشان داده است [۳۵ و ۳۶]. شبکه‌های عصبی کلاسیک، از قبیل شبکه‌های پرسپترون چند لایه^۶ و تابع بنیادی شعاعی^۷ دارای معایبی می‌باشند به طوری که وجود مینیمم‌های محلی و انتخاب تعداد واحدهای مخفی (نرون‌ها) از مهم‌ترین معایب شبکه‌های عصبی در طبقه بندی و تخمین توابع می‌باشد. مبنای طبقه بندی و تخمین توابع در روش ماشین بردار پشتیبان، دسته بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌کنیم خطی را انتخاب کنیم که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. حل این معادله، پیدا کردن خط بهینه برای داده‌ها به وسیله روش برنامه ریزی درجه دوم محدب^۸ که روش‌های شناخته شده‌ای در حل مسائل مقید می‌باشند صورت می‌گیرد. برای حل مسائل با ابعاد خیلی زیاد، استفاده از قضیه دوگان لاگرانژ [۳۵ و ۳۶] برای تبدیل مسئله مینیمم سازی مورد نظر به فرم دوگانی می‌باشد که در آن تابع

^۱ Supervised Learning

^۲ Classification

^۳ Prediction

^۴ Artificial Intelligence

^۵ Neural Networks

^۶ Multilayer Perceptrons

^۷ Radial basis function

^۸ Convex quadratic programming problem

ساده ای به نام تابع کرنل^۱ می باشد استفاده می کنیم. از مهم ترین توابع کرنل، می توان توابع نمایی، چند جمله ای و سیگموئید را نام برد که کاربرد فراوانی در روش ماشین های بردار پشتیبان دارند.

۳-۳- روش طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM^۲)

ماشین بردار پشتیبان در واقع یک روش طبقه بندی دودویی است که دو گروه را با استفاده از یک مرز خطی از هم جدا می کند. در این روش با استفاده از تمامی مرزها و یک الگوریتم بهینه سازی، نمونه هایی که مرز گروه ها را تشکیل می دهند را به دست می آورند. این نمونه ها را بردار پشتیبان می گویند. تعدادی از نقاط آموزشی که کمترین فاصله تا مرز تصمیم گیری را دارند می توانند به عنوان زیر مجموعه ای برای تعریف مرزهای تصمیم گیری و به عنوان بردار پشتیبان در نظر گرفته شوند. به عبارتی، دیگر روش های طبقه بندی خطی، سعی دارند که با ساختن یک ابر سطح (که یک معادله خطی می باشد)، داده ها را از هم تفکیک کنند. روش طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان که یکی از روش های طبقه بندی خطی است، بهترین ابر سطحی را پیدا می کند که با حداکثر فاصله^۳، داده های مربوط به دو طبقه را از هم تفکیک کند.

در شکل ۳-۱ دو گروه و بردار پشتیبان مربوط به آنها نشان داده شده است. فرض کنید داده ها از دو گروه تشکیل شده و گروه ها در مجموع دارای $x_i, i = 1, \dots, L$ نقطه آموزشی می باشد (x_i یک بردار است). این دو گروه با $y_i = \pm 1$ بر چسب زده می شوند. برای محاسبه مرز تصمیم گیری دو گروه کاملاً جدا از هم، از روش حاشیه بهینه (حداکثر فاصله) استفاده می شود. در این روش مرز خطی بین دو گروه به گونه ای محاسبه می شود که [۳۷]:

۱- تمام نمونه های گروه +۱ در یک طرف مرز و تمام نمونه های گروه -۱ در طرف دیگر مرز واقع شوند.

۲- مرز تصمیم گیری به گونه ای باشد که فاصله نزدیک ترین نمونه های آموزشی هر دو گروه از یکدیگر در راستای عمود بر مرز تصمیم گیری تا جایی که ممکن است حداکثر شود. یک مرز تصمیم گیری خطی را در حالت کلی می توان به صورت زیر نوشت:

$$wx + b = 0 \quad (۱-۳)$$

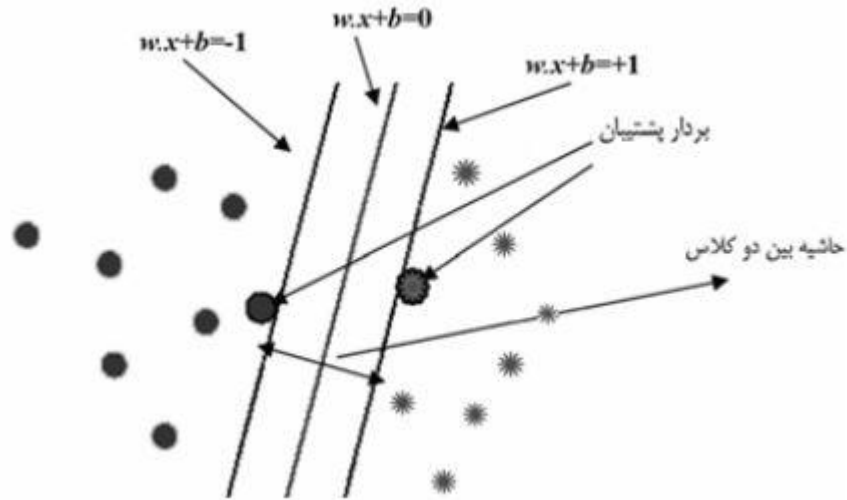
x یک نقطه روی مرز تصمیم گیری و w یک بردار n بعدی عمود بر مرز تصمیم گیری است. $b/\|w\|$ فاصله مبدا تا مرز تصمیم گیری و wx بیان گر ضرب داخلی دو بردار w و x است. ما

^۱ Kernel function

^۲ Support Vector Machine

^۳ Maximum margin

می‌خواهیم w و b را طوری انتخاب کنیم که بیشترین فاصله بین صفحه‌های موازی که داده‌ها را از هم جدا می‌کنند، ایجاد شود.



شکل ۳-۱: مرز خطی بهینه برای حالتی که دو کلاس کاملاً از یکدیگر جدا هستند [۳۶]

از آنجا که با ضرب یک ثابت در دو طرف رابطه ۳-۱ باز هم تساوی برقرار خواهد بود، برای تعریف یکتای مقدار b و w شرایط زیر بر روی آنها اعمال می‌شود.

- اگر x_i یک بردار پشتیبان باشد: $y_i(wx_i + b) = 1$
- اگر x_i یک بردار پشتیبان نباشد: $y_i(wx_i + b) > 1$

اولین مرحله برای محاسبه مرز تصمیم‌گیری بهینه، پیدا کردن نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی دو گروه است. در مرحله بعد فاصله آن نقاط از هم در راستای عمود بر مرزهایی که دو گروه را به طور کامل جدا می‌کند، محاسبه شود. مرز تصمیم‌گیری بهینه، مرزی که حداکثر حاشیه را داشته باشد. مرز تصمیم‌گیری بهینه با حل مسئله بهینه‌سازی زیر محاسبه می‌شود:

$$\max \min \left[y_i \times \frac{(wx_i + b)}{\|w\|} \right] \quad (۲-۳)$$

با توجه به رابطه ۳-۲ و انجام یک سری عملیات ریاضی، رابطه بالا به رابطه زیر تبدیل می‌شود:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (۳-۳)$$

هم‌چنین باید از قرار گرفتن نقاط گروه در ناحیه درون مرز جلوگیری کرد، برای این کار یک محدودیت ریاضی به تعریف مسئله اضافه می‌شود. برای هر x_i با اعمال محدودیت زیر اطمینان حاصل می‌شود که هیچ نقطه‌ای در مرز قرار نمی‌گیرد:

- برای داده‌های مربوط به گروه اول: $w x_i + b \geq 1$
- برای داده‌های مربوط به گروه دوم: $w x_i + b \leq -1$

بنابراین مسئله بهینه‌سازی به فرم زیر بیان می‌شود:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (4-3)$$

$$\text{subject to } y_i(w x_i + b) - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, L$$

مسئله بهینه‌سازی نشان داده شده در رابطه ۳-۴، یک مسئله بهینه‌سازی محدب می‌باشد. این مسئله از نوع مسائل برنامه‌نویسی درجه دوم است. حل کردن این مسئله کار مشکلی است. برای ساده‌تر کردن آن با استفاده از روش ضرائب نامعین لاگرانژ این مسئله بهینه‌سازی را می‌توان به فرم زیر تبدیل نمود:

$$\min_{w,b,\lambda} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^L \lambda_i [y_i(w x_i + b) - 1] \right\} \quad (5-3)$$

که λ_i ها ضرائب لاگرانژ می‌باشند. اما رابطه فوق اشتباه می‌باشد. فرض کنید بتوانیم خانواده‌ای از ابر صفحات که نقاط را تقسیم می‌کنند، پیدا کنیم. پس $y_i(w x_i - b) - 1 \geq 0$. بنابراین می‌توانیم مینیمم را با انتقال تمامی λ_i به $+\infty$ پیدا نماییم. با این حال شرط مورد نظر می‌تواند به صورت زیر شود:

$$\min_{w,b} \max_{\lambda} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^L \lambda_i [y_i(w x_i + b) - 1] \right\} \quad (6-3)$$

پس از حل مسئله بهینه‌سازی بالا و یافتن ضرائب لاگرانژ، w با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$w = \sum_{i=1}^L \lambda_i y_i x_i \quad (7-3)$$

بنابراین با توجه به رابطه ۳-۷ و صفر بودن λ_i مربوط به x_i هایی که بردار پشتیبان نیستند، برای به‌دست آوردن مرز تصمیم‌گیری فقط نیاز به تعداد محدودی از نقاط آموزشی که همان بردار پشتیبان هستند، می‌باشد و تمامی آنها لازم نیستند. در نتیجه طبقه بندی تصاویر ابر طیفی^۱ با استفاده از ماشین بردار پشتیبان به تعداد محدودی نقطه آموزشی نیاز خواهد داشت. پس از یافتن w با استفاده از رابطه زیر مقدار b به ازای بردار پشتیبان مختلف محاسبه شده و b نهایی با میانگین‌گیری از b های حاصل به‌دست می‌آید. بنابراین طبقه بندی نهایی از رابطه زیر به‌دست می‌آید:

^۱ Hyperplane

$$f(x, w, b) = \text{sgn}(w \cdot x + b)$$

(۸-۳)

الگوریتم بالا مرز خطی دو گروه کاملاً جدا از هم را به دست می‌دهد. اما در حالتی که گروه‌ها با هم هم‌پوشانی داشته باشند، جدا کردن گروه‌ها به وسیله مرز تصمیم‌گیری خطی همواره با خطا همراه خواهد بود. برای حل این مشکل می‌توان ابتدا داده‌ها را از فضای اولیه R^n با استفاده از یک تبدیل غیر خطی φ ، به فضای R^m با ابعاد بیشتر منتقل نمود که در فضای جدید گروه‌ها تداخل کمتری با یکدیگر داشته باشند. سپس در فضای جدید با استفاده از معادلات قبلی و جایگزینی x_i با $\varphi(x_i)$ و در نظر گرفتن مقداری خطا مرز تصمیم‌گیری بهینه محاسبه می‌شود. با توجه به این موضوع و رابطه ۳-۳ در این حالت یافتن مرز تصمیم‌گیری بهینه به حل مسئله بهینه‌سازی ۳-۹ تبدیل می‌شود:

$$\max \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \lambda_i y_i (\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)) y_j \lambda_j + \sum_{i=1}^L \lambda_i \right] \quad (۹-۳)$$

در رابطه ۳-۹ معمولاً به جای استفاده از φ ، از یک تابع کرنل که به صورت زیر تعریف می‌گردد استفاده می‌شود:

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$$

(۱۰-۳)

پس از تعیین $K(x_i, x_j)$ مناسب، در ۳-۹ به جای $\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$ تابع $K(x_i, x_j)$ در واقع یک تابع در فضای اولیه می‌باشد که برابر با ضرب داخلی دو بردار در فضای ویژگی است. برای معادل بودن تابع $K(x_i, x_j)$ با ضرب داخلی دو بردار در فضای ویژگی، باید $K(x_i, x_j)$ یک تابع مثبت معین متقارن بوده و در شرط مرسر^۱ صدق نماید. برخی از مهم‌ترین توابع کرنل‌ای که در این شرط صدق می‌کنند، عبارتند از [۳۷]:

- کرنل خطی^۲ $K(x_i, x_j) = \langle x_i \times x_j \rangle + \theta$
- کرنل چند جمله‌ای^۳ $K(x_i, x_j) = (x_i x_j + 1)^P$
- کرنل گوسی^۴ $K(x_i, x_j) = \exp\{\|x_i - x_j\|^2 / (-2\sigma^2)\}$
- کرنل سیگموئید^۵ $K(x_i, x_j) = \tanh((x_i, x_j) + b)$
- کرنل Thin Plate Spline $K(x_i, x_j) = \|x_i - x_j\|^2 \ln \|x_i - x_j\|$

^۱ Mercer

^۲ Linear kernel

^۳ Polynomial kernel

^۴ Gaussian (RBF) kernel

^۵ Sigmoid kernel

روش استاندارد ماشین بردار پشتیبان با استفاده از روش برنامه ریزی درجه دوم حل می‌شود. این روش‌ها اغلب روش‌هایی وقت‌گیر و مشکل می‌باشند. هم‌چنین ماشین بردار پشتیبان برای مسائل غیر خطی با تعداد نمونه کم قابل استفاده می‌باشد. برای رفع این مشکلات، روش ماشین بردار پشتیبان کمترین مربعات^۱ توسط سویکنس و همکاران پیشنهاد شده است [۳۸]. این روش بر اساس قیود مساوی و یک تابع هزینه مجموع مربع خطا که اغلب در آموزش شبکه عصبی کلاسیک به کار می‌رود، می‌باشد. این فرمول بندی به‌طور عمده مسئله را ساده سازی می‌نماید به‌طوری که جواب به‌وسیله یک سیستم خطی با دقت بیشتری با استفاده از شرایط کان-تاکر^۲ مشخص می‌شود. این سیستم خطی می‌تواند به‌صورت موثر با روش تکرار از قبیل گرادیان مزدوج حل شود.

۳-۴- ماشین بردار پشتیبان کمترین مربعات برای تخمین توابع غیر خطی

با فرض معلوم بودن N داده جهت آموزش^۳ $\{x_k, y_k\}$ با داده‌های ورودی $x_k \in R^n$ و داده‌های خروجی $y_k \in R^n$ ، مسئله بهینه سازی مقید زیر در فضای وزن دار به‌صورت زیر قابل ملاحظه است [۳۸]:

$$\min J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (۱۱-۳)$$

به طوری که:

$$y_k(w^T \varphi(x_k) + b) = 1 - e_k, k = 1, \dots, N \quad (۱۲-۳)$$

در فضای وزن دار اولیه، مدل ماشین بردار پشتیبان کمترین مربعات زیر برای تخمین توابع غیر خطی به‌صورت زیر می‌باشد:

$$y(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (۱۳-۳)$$

برای محاسبه w و e ، روش ضرایب لاگرانژین برای حل مسئله ۱۱-۳ به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\xi(w, b, e, a) = J(w, e) - \sum_{k=1}^N a_k \{w^T \varphi(x_k) + b + e_k - y_k\} \quad (۱۴-۳)$$

$a_k \in R$ ضرایب لاگرانژین هستند که مقادیر پشتیبان نامیده می‌شود. شرایط بهینه سازی با استفاده

^۱ Least square support vector machine

^۲ Karush-Kuhn-Trucker

^۳ Training

از شرایط کان-توکر به صورت زیر تعریف می شود:

$$\frac{\partial \xi}{\partial b} = 0 \rightarrow w = \sum_{k=1}^N a_k \varphi(x_k) \quad (15-3)$$

$$\frac{\partial \xi}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N a_k = 0 \quad (16-3)$$

$$\frac{\partial \xi}{\partial e_k} = 0 \rightarrow a_k = \gamma e_k, \quad k = 1, \dots, N \quad (17-3)$$

$$\frac{\partial \xi}{\partial a_k} = 0 \rightarrow w^T \varphi(x_k) + b + e_k - y_k = 0, \quad k = 1, \dots, N \quad (18-3)$$

این شرایط مشابه با شرایط بهینه سازی استاندارد ماشین بردار پشتیبان است، به جز شرط $a_k = \gamma e_k$. بنابراین:

$$w = \sum_{k=1}^N a_k \varphi(x_k) = \sum_{k=1}^N \gamma e_k \varphi(x_k) \quad (19-3)$$

با قرار دادن رابطه ۱۹-۳ در رابطه ۱۳-۳ داریم که:

$$y = \sum_{k=1}^N a_k \varphi(x_k)^T \varphi(x_k) + b = \sum_{k=1}^N a_k \langle \varphi(x_k)^T, \varphi(x_k) \rangle + b \quad (20-3)$$

بعد از حذف w و e ، مجموعه روابط خطی زیر برای حل a زیر بدست می آید:

$$\begin{bmatrix} \Omega + \frac{1}{\gamma} I & 1_N \\ 1_N^T & 0 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} a \\ b \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} y \\ 0 \end{Bmatrix} \quad (21-3)$$

که در رابطه فوق، Ω ماتریس کرنل می باشد که در آن درایه ij ام به صورت زیر تعریف می شود:

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) \quad (22-3)$$

همچنین I نشان دهنده یک ماتریس واحد $N \times N$ و $1_N = [1 \ 1 \ 1 \ \dots \ 1]^T$ می باشد. بنابراین با محاسبه b از رابطه ۲۱-۳، مدل ماشین بردار پشتیبان برای تخمین تابع به صورت زیر به دست می آید:

$$y(x) = \sum_{k=1}^N a_k K(x, x_k) + b \quad (23-3)$$

با وجود خصوصیات جذاب محاسباتی، اما جواب های ماشین بردار پشتیبان کمترین مربعات دارای

اشکالاتی می‌باشد. یکی از اشکالات این است که پراکندگی در جواب این روش وجود ندارد. همچنین اشکال دوم در این روش، استفاده از مجموع مجذور خطا به‌عنوان تابع هزینه بدون تنظیم ممکن است منجر به تخمین‌هایی که قدرت و دقت کمتری دارند، شود [۳۹].

۳-۵- ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات وزن‌دار^۱

به منظور به‌دست آوردن تخمین قوی براساس جواب‌های ماشین بردار پشتیبان کمترین مربعات، در مرحله بعدی، می‌توان متغیرهای خطا $e_k = a_k/\gamma$ را با استفاده از فاکتورهای v_k ، وزن‌دار نمود. این کار منجر به مسئله بهینه‌سازی زیر می‌شود [۳۹]:

$$\min_{w^*, b^*, e^*} J(w^*, e^*) = \frac{1}{2} w^{*T} w^* + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N v_k e_k^2 \quad (24-3)$$

به طوری که:

$$y_k = w^{*T} \varphi(x_k) + b^* + e_k^* , \quad k = 1, \dots, N \quad (25-3)$$

با استفاده از ضرایب لاگرانژین بدین صورت بیان می‌شود:

$$L(w^*, b^*, e^*, a^*) = J(w^*, e^*) - \sum_{k=1}^N a_k^* \{w^{*T} \varphi(x_k) + b^* + e_k^* - y_k\} \quad (26-3)$$

متغیرهای ناشناخته برای این مسئله ماشین بردار پشتیبان وزن‌دار با نشانه * مشخص شده‌اند. با وجود استفاده از شرایط بهینه و حذف w^* و e^* ، یک سیستم کان-تاکر بدست می‌آید:

$$\begin{bmatrix} \Omega + V_\gamma & 1_N \\ 1_N^T & 0 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} a^* \\ b^* \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} y \\ 0 \end{Bmatrix} \quad (27-3)$$

که در آن، V_γ ماتریس قطری به فرم زیر می‌باشد:

$$V_\gamma = \text{diag} \left\{ \frac{1}{\gamma v_1}, \dots, \frac{1}{\gamma v_N} \right\} \quad (28-3)$$

انتخاب وزن‌های v_k بر اساس متغیرهای خطا $e_k = a_k/\gamma$ ماشین بردار پشتیبان (بدون وزن) رابطه ۲۱-۳ تعیین می‌شود. تخمین‌های قوی با استفاده از رابطه‌های [۴۰] و [۴۱] زیر بدست می‌آید:

^۱ Weighted least square support vector machine

$$v_k = \begin{cases} 1 & \left| \frac{e_k}{\hat{S}} \right| \leq c_1 \\ c_2 - \left| \frac{e_k}{\hat{S}} \right| & c_1 \leq \left| \frac{e_k}{\hat{S}} \right| \leq c_2 \\ \frac{c_1 - c_2}{10^{-4}} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (29-3)$$

که \hat{S} یک تخمین قوی انحراف معیار برای متغیرهای خطای e_k ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات می‌باشد:

$$\hat{S} = \frac{IQR}{2 \times 0.6745} \quad (30-3)$$

حدود IQR بین ۷۵ درصد تا ۲۵ درصد می‌باشد. در تخمین \hat{S} این واقعیت به حساب می‌آید که چه مقدار توزیع خطا برآورد شده از توزیع گوسی منحرف شده است. مجموع مجذور خطا به‌عنوان تابع هزینه در فرمول بندی ماشین بردار پشتیبان بدون وزن با در نظر گرفتن فرضیات یک تابع توزیع نرمال گوسی برای e_k بهینه می‌شود.

۳-۶- شبکه‌های عصبی

امروزه همزمان با افزایش توان الگوریتم‌های هوشمند در تحلیل داده‌ها و طبقه‌بندی و استخراج ویژگی و همچنین شناسایی سیستم‌ها و الگوها، موارد استفاده این الگوریتم‌ها در شاخه‌های مختلف علوم رو به گسترش است، به‌صورتی که شاهد استفاده روز افزون از آنها در شاخه‌های علوم مهندسی، پزشکی، داروسازی، کشاورزی، اقتصاد، مدیریت، جامعه‌شناسی و غیره هستیم.

یکی از پرکاربردترین انواع الگوریتم‌های هوشمند، شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند که با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. سیستم‌های بر پایه شبکه‌های عصبی به علت دارا بودن ویژگی‌های خاص مثل همگرایی سریع، پیاده‌سازی آسان الگوریتم چه از لحاظ نرم افزاری و چه از لحاظ سخت افزاری حوزه کاربرد وسیعی یافته‌اند.

ساختار شبکه‌های عصبی از روی ساختارهای پردازشی مغز مدل‌سازی شده ولی به علت اینکه عملکرد مغز بسیار پیچیده است، هنوز هم دانشمندان به جزئیات نحوه عملکرد مغز واقف نیستند و مدل‌های ارائه شده از کارکرد مغز هر کدام بخش جزئی از عملکرد مغز را ارائه می‌کنند، این امر باعث ایجاد مدل‌های متنوعی از شبکه‌های عصبی مصنوعی شده که هر کدام برای انجام یک دسته از پردازش‌ها بهینه هستند. از شبکه‌های عصبی در موارد گوناگونی از جمله ذخیره و بازیابی داده‌ها، گروه‌بندی شکل‌های مشابه، انجام نگاشت کلی از مجموعه ورودی به مجموعه خروجی، بهینه‌سازی و تعیین جواب با وجود قیود مختلف استفاده می‌شود [۴۲].

از آنجایی که در این پایان نامه از شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی استفاده شده است، لذا در ادامه به بیان اصول بنیادی تئوریک این شبکه خواهیم پرداخت.

۳-۷- شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی (Radial Basis Function)

توابع بنیادی شعاعی برای اولین بار در سال ۱۹۸۸ توسط برومهد و لاو جهت طراحی شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار گرفتند [۴۲]. استفاده از توابع بنیادی شعاعی در طراحی شبکه‌های عصبی یک الگوریتم کاملاً متفاوت با الگوریتم BP دارد. این الگوریتم را می‌توان بصورت ساده به‌عنوان عملیات برازش منحنی^۱ برای یافتن بهترین انطباق بر جفت‌های آموزشی در نظر گرفت. در سال ۱۹۹۰ میلادی اثبات شد که شبکه‌های RBF تقریب سازهای بسیار قدرتمندی هستند بطوری که با داشتن تعداد نرون‌های کافی در لایه میانی، قادر به تقریب‌سازی هر تابع پیوسته‌ای با هر درجه از دقت می‌باشند. نکته بسیار جالب این است که شبکه‌های RBF تنها با داشتن یک لایه مخفی، دارای چنین خاصیتی هستند در حالی که در سایر انواع شبکه‌ها با تعبیه چندین لایه مخفی به سختی می‌توان چنین خاصیتی را ایجاد نمود. شبکه تابع بنیادی شعاعی یا RBF به واسطه آموزش سریع، قابلیت تعمیم و سادگی وافر، بسیار مورد توجه هستند. این شبکه عصبی، اغلب با شبکه عصبی BP مقایسه می‌شود. شبکه عصبی BP علی‌رغم کاربردهای فراوان، ضعفها و مشکلاتی در روند آموزش خود دارد که شبکه RBF، اغلب آنها را مرتفع می‌سازد. شبکه RBF مانند شبکه BP دارای یک لایه میانی و یک لایه خروجی است. هرچند که ساختار این دو شبکه شبیه هم است اما نحوه عملکرد آنها به‌طور اساسی با هم تفاوت دارند. تابع تحریک نرونهای لایه میانی شبکه‌های RBF تابع نمایی، رابطه زیر، می‌باشد.

$$F(net) = e^{-net^2} \quad (۳-۴۳)$$

اگر هر یک از بردارهای ورودی و وزن را به عنوان یک نقطه در یک فضای n بعدی تلقی کنیم، مقدار تابع تحریک نرونهای لایه میانی، با افزایش فاصله آن دو نقطه از هم، به شدت کاهش می‌یابد. نکته مهم در طراحی شبکه‌های RBF این است که توابع تحریک نرون‌ها باید تمام نواحی معنی‌دار فضای ورودی را پوشش دهند. از آنجایی که منحنی تابع گوس به‌صورت شعاعی متقارن است، نرون‌های لایه مخفی به نرون‌های تابع بنیادی شعاعی معروف هستند. به این دلیل به این نوع از شبکه‌ها، شبکه تابع بنیادی شعاعی یا RBF اطلاق می‌شود [۴۲].

۳-۷-۱- نکات قابل توجه در خصوص شبکه تابع بنیادی شعاعی

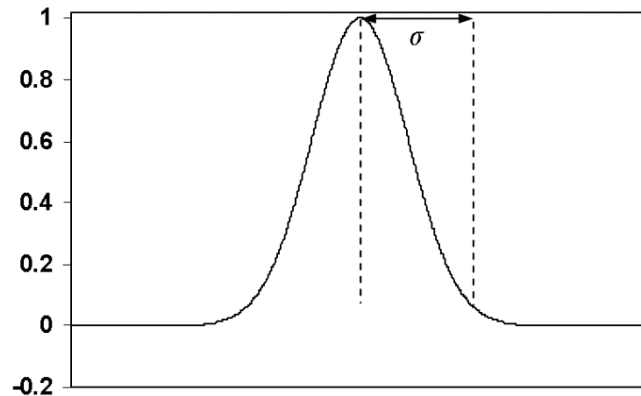
فرض می‌شود بردار ورودی $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}^T$ به شبکه ارائه شود. در شبکه‌های RBF نحوه پردازش اطلاعات با شبکه BP متفاوت است. نرون i ام RBF لایه میانی بر مبنای تابع تحریک زیر به

^۱ Curve Fitting

سیگنال ورودی که با سیگنال ورودی شبکه BP متفاوت است، پاسخ می‌دهد:

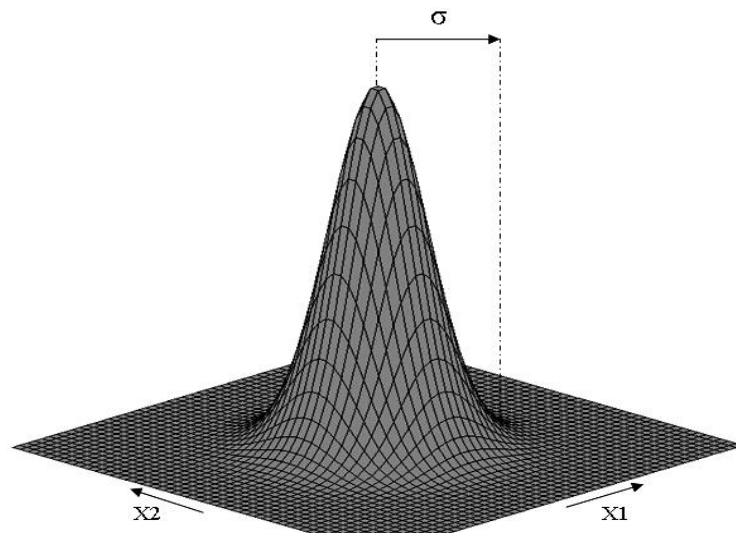
$$F_i = e^{\left(\frac{(X-U_i)^T (X-U_i)}{2\sigma_i^2} \right)} \quad (3-44)$$

در رابطه فوق، U_i بردار وزن مربوط به نرون i ام لایه میانی و σ_i پارامتری است که به‌عنوان پارامتر Spread معرفی شده است. منحنی نمایش این تابع در شکل ۳-۲ نشان داده شده است.



شکل ۳-۲: منحنی نمایش تابع تحریک نرونهای RBF [۴۲]

با توجه به رابطه ۳-۴۴ اگر $X = U_i$ آنگاه $F_i = 1$. بنابراین U مقداری از X است که به ازای آن تابع پاسخ نرون به بیشترین مقدار ممکن خود می‌رسد. با افزایش فاصله X از U ، مقدار پاسخ نرون به شدت افت پیدا می‌کند. در نتیجه، مقدار خروجی نرون در یک محدوده خاصی از مقادیر X قابل بررسی است. به این محدوده خاص، Receptive Field نرون گفته می‌شود. اندازه و محدوده این میدان با پارامتر σ تعیین می‌شود. در مقایسه با منحنی توزیع استاندارد آماری که دارای شکلی شبیه به منحنی نمایش تابع پاسخ نرون است، می‌توان U را میانگین و σ را انحراف استاندارد منحنی پاسخ نرون در نظر گرفت. در شکل ۳-۳ سطح پاسخ یک نرون لایه پنهان با دو ورودی X_1 و X_2 نشان داده شده است.



شکل ۳-۳: سطح پاسخ یک نرون RBF با دو ورودی [۴۲]

باید توجه کرد که در شبکه‌های RBF هیچ محدودیتی در تعداد نرون‌های ورودی و خروجی وجود ندارد، هرچند که تجسم فضایی سطح پاسخ نرون‌های لایه مخفی در فضاهای دارای بیش از سه بعد برای ما ممکن نیست.

دلیل انتخاب تابع نمایی گوس به‌عنوان تابع پاسخ نرون‌ها در این نوع از شبکه‌های عصبی، این است که تحقیقات در سال ۱۹۹۰ میلادی نشان داد که تابع نمایی جزو گروهی از توابع است که دارای بهترین خواص در تقریب‌سازی هستند. این موضوع تضمین می‌کند که مجموعه‌ای از وزن‌ها وجود دارند که رابطه بین ورودی‌ها و بردارهای هدف را به بهترین وجه ممکن تقریب‌سازی می‌کنند و این خاصیت در توابع سیگموئید که در طراحی شبکه‌های BP به‌کار می‌روند، وجود ندارد.

شبکه RBF دارای دو مود عملکردی آموزش و نرمال می‌باشد. در طی مود آموزش، مقادیر بهینه پارامترهای قابل تعدیل شبکه که عبارتند از U ، σ و ماتریس وزن لایه خروجی تعیین می‌شوند. در مود نرمال که شبکه آموزش دیده، قابل کاربرد است، با ارائه بردارهای ورودی به شبکه بردارهای خروجی به‌دست می‌آیند. خود حالت آموزش دارای دو مرحله است. در مرحله اول، مقادیری جهت U و σ هر نرون لایه میانی فرض می‌شوند. در مرحله دوم، فقط ماتریس وزن لایه دوم به روش نظارت‌شده اصلاح می‌شود. بنابراین می‌توان ملاحظه نمود که آموزش چنین شبکه‌ای در مقایسه با آموزش شبکه BP بسیار ساده و دارای حجم محاسبات بسیار کم می‌باشد و در عمل، آموزش شبکه‌های RBF، هزار بار سریعتر از آموزش شبکه BP هم بعد انجام می‌پذیرد.

۳-۷-۲- نرمال‌سازی بردارهای ورودی

از آنجایی که توابع تحریک نرون‌های لایه میانی به‌صورت شعاعی متقارن هستند، نرمال‌سازی بردارهای ورودی در هر دو مود عملکردی بسیار مفید و مطلوب خواهد بود زیرا این کار سبب می‌شود که تغییرات بردارها در همه ابعاد فضای ورودی، یکسان باشد. بنابراین Receptive Field نرون‌ها بایستی چنان انتخاب شوند که توابع بنیادی بتوانند فضای بین بردارهای ورودی را بدون تداخل^۱ زیاد پوشش دهند.

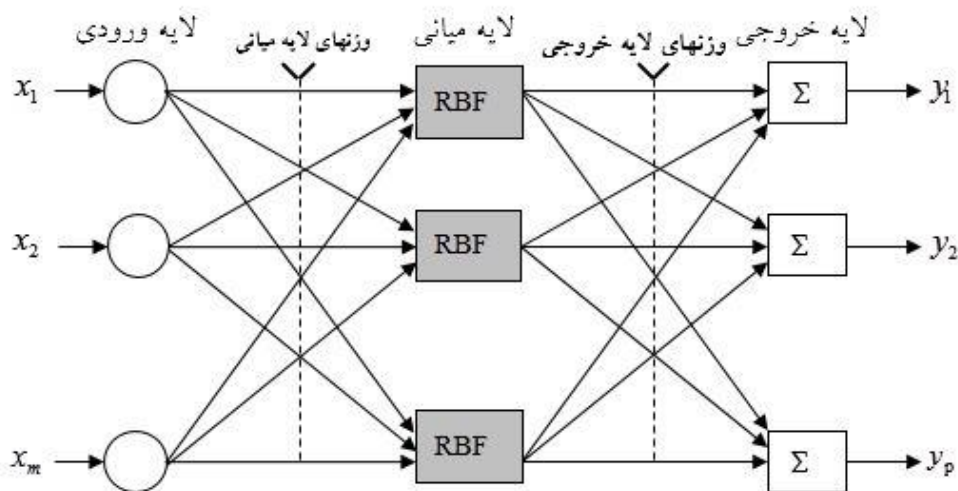
اگر ورودی‌ها دارای توزیع نسبتاً یکنواختی باشند، روش نرمال‌سازی ساده زیر می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد:

- ۱- محاسبه انحراف استاندارد مؤلفه‌های متناظر همه بردارهای ورودی مجموعه آموزشی.
 - ۲- تقسیم همه آن مؤلفه‌ها بر انحراف استاندارد محاسبه شده.
- لازم به ذکر است که در مود عملکردی نرمال نیز با تقسیم مؤلفه‌های بردارهای ورودی به مؤلفه‌های متناظر بردار انحرافات استاندارد، عملیات نرمال‌سازی انجام خواهد شد.

^۱Overlap

۳-۷-۳-آموزش شبکه RBF

ساختار یک شبکه RBF در شکل ۴-۳ نشان داده شده است.



شکل ۴-۳: ساختار یک شبکه RBF

همانطور که قبلاً اشاره شد، هر شبکه RBF دارای دو لایه است. لایه اول که لایه RBF یا لایه میانی نیز نامیده می‌شود شامل تعدادی نرون RBF و لایه دوم که لایه خطی یا لایه خروجی نام دارد شامل تعدادی نرون خطی می‌باشند. عملکرد شبکه به این صورت است که، در لایه اول، فاصله بین یک بردار ورودی و بردارهای وزن تک تک نرون‌های RBF محاسبه می‌شود که حاصل آن قابل ارائه با یک ماتریس می‌باشد. ماتریس حاصله و یک بردار شامل بایاس‌های نرون‌های لایه میانی در هم ضرب داخلی شده و بردار حاصله توسط توابع تحریک نرون‌های RBF مورد پردازش قرار گرفته و خروجی لایه اول تعیین می‌شود. ماتریس وزن لایه خطی در بردار خروجی لایه اول ضرب شده و پس از جمع شدن با بردار بایاس لایه دوم به عنوان خروجی کلی شبکه ارائه می‌شود.

در مراجع مختلف دو روش کلی جهت آموزش شبکه‌های RBF ارائه شده است، روش‌هایی تحت عنوان طراحی دقیق^۱ و طراحی کارآمد^۲ [۴۲].

^۱-Exact Design

^۲- More Efficient Design

۴- فصل چهارم:

سنسورهای فیبر نوری

۴-۱-مقدمه

تکنولوژی سنسور فیبر نوری امکان حس کردن انواع پارامترها از جمله کرنش، دما و فشار در محیط‌های ناملاّیم و مکان‌های پرت و دوردست را میسر نموده است. مزایای سنسورهای فیبر نوری در مقایسه با سنسورهای الکتریکی متداول باعث کاربرد بیشتر این سنسورها در محیط‌های مختلف گردیده تا جایکه در حال حاضر جز مولفه‌های اصلی در بهینه سازی فرآیندهای صنعتی، سیستم‌های کنترل کیفیت و تشخیص وضعیت در سازه‌های عمرانی می‌باشند.

در ادامه این فصل توضیحاتی پیرامون تکنولوژی فیبر نوری، انواع آنها و کاربرد آن در پایش سلامت سازه‌های بزرگ مقیاسی مانند پل و سد داده خواهد شد.

۴-۲-سنسور فیبر نوری

در طی دهه‌های گذشته به تبع رشد و پیشرفت حاصل در صنعت مخابرات فیبر نوری و اپتو الکترونیک، محصولات زیادی دست‌خوش تغییرات فراوانی شده‌اند. در فرآیند توسعه فیبرهای نوری، تحقیقات زیادی با محوریت طراحی مناسب فیبرها صورت گرفته است. یکی از نتایج این تحقیقات، ایجاد طرحی نو با هدف استفاده از فیبرهای نوری در طراحی سیستم‌های حسگر بود که در نهایت باعث ایجاد مؤلفه‌ها و ابزارهای حسگر مبتنی بر فیبر نوری گردید.

نیاز به حجم بسیار بالای فیبر در صنعت مخابرات هزینه مواد اولیه سنسورهای فیبر نوری را بسیار پایین آورده و منجر به افزایش چشمگیر کارکرد فیبر نوری در طی چند سال اخیر گردیده است [۴۳]. در نتیجه، قابلیت سنسورهای فیبر نوری برای استفاده به جای سنسورهای مرسوم در اندازه‌گیری میدان مغناطیسی و الکتریکی، روتاسیون، شتاب، موقعیت خطی و زاویه ای، لرزه، اکوستیک، فشار، دما، کرنش، رطوبت، گرانش، اندازه‌گیری شیمیایی و بسیاری دیگر از کاربردهای سنسورها افزایش یافته است.

توجه فزاینده به حسگرهای فیبری در نتیجه عواملی مانند اندازه کوچک، وزن کم، ایمنی در برابر تداخل امواج الکترومغناطیسی (EMI)، ترکیبات منفعل (تمامی دی الکتریک ها)، عملکرد در دمای بالا، سختی شرایط محیطی قابلیت حسگری توزیعی می‌باشد [۴۴]. از فیبرهای نوری به منظور حسگر در کنار یک وسیله سنسوری خاص یا یک فیبر به عنوان خود سنسور برای ایجاد نظارت مستمر تغییرات فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی در موارد پژوهشی و یا مطالعات کنترلی استفاده می‌شود.

در سنسورهای فیبر نوری اطلاعات در ابتدا در تمامی سنسورهای نوری با ایجاد تغییر در فاز، پلاریزاسیون، فرکانس، شدت یا احتمالاً ترکیب انتقال داده می‌شود. اما آشکارساز تصویری که نوعی

وسيله نيمه هادي است، تنها شدت نور را در سطح آشكارساز حس مي كند. بنا بر اين فن حسگري با پلارازسيون، تعديل فرکانس يا فاز شامل مدارات نوري پردازنده سيگنال داراي انترفرومتری يا توري مي باشد [45].

مي توان سيگنال هاي حاصل را نسبت به مكان غير از محل سنسور از طريق سيستم انتقال سيگنال فيبر نوري مسافت سنجي كرد. در بخش هاي بعد انواع اصلي سنسورهاي فيبر نوري توليد شده معرفي شده و در ادامه به بحث و بررسي نحوه استفاده از آنها خواهيم پرداخت.

۴-۳- طبق بندي سنسورها

انواع مختلفی از سنسورهاي فيبر نوري وجود دارد كه مي توان آنها را به صورت زير طبقه بندي كرد:

- بر مبنای فرآیند تعديل و تفكيك سنسورها كه بر حسب آن نام هاي سنسور شدت، فاز، فرکانس، يا پلاريزاسيون را به خود مي گيرند. از آنجايي كه شناسايي فاز يا فرکانس در اپتيك نیازمند تكنيك هاي تداخل سنجي است، لذا در اين موارد از عنوان سنسور تداخل سنج نيز استفاده مي شود.
- سنسورهاي فيبر نوري را مي توان بر مبنای نوع كارکرد آنها نيز طبقه بندي كرد: سنسورهاي فزيكي (مانند اندازه گيري دما، تنش و غيره)؛ سنسورهاي شيميايي (مانند اندازه گيري ميزان pH، آناليز گاز، بررسي هاي طيف نمايي و غيره)؛ سنسورهاي بيومديكال (كه از طريق سوند يا آندوسكوپها براي اندازه گيري جريان خون، ميزان گلوکز و موارد ديگر در بدن كار گذاشته مي شوند). هر دو نوع سنسور شدتي و تداخل سنج را مي توان جز يكي از مقوله هاي فوق نيز دسته بندي كرد [46].
- سنسورهاي دروني و بروني يكي ديگر از انواع طبقه بندي سنسورهاست. در سنسورهاي بروني دريافت اطلاعات در محدوده اي خارج از فيبر نوري صورت مي گيرد و فيبر ضرورتاً به عنوان مجرايي براي انتقال عقب و جلوي نور به ناحيه دريافتي و به صورت مطلوب و موثر عمل مي نمايد. اما در سنسورهاي دروني يكي يا چند خصوصيت فزيكي فيبر دستخوش تغييراتي مي شود كه در بخش فوق بدان اشاره كرديم.
- سنسورهاي فيبر نوري را مي توان با توجه به نقاط اندازه گيري آنها نيز تقسيم بندي كرد. سه نوع مهم از اين دسته سنسورها عبارتند از: سنسورهاي نقطه به نقطه، سنسورهاي مالتی پلكس و سنسورهاي توزيعي. در نوع نقطه به نقطه فقط يك نقطه اندازه گيري در انتهاي كابل اتصالي فيبر نوري قرار دارد كه مشابه بسياري از سنسورهاي الكتريكي مي باشد. در سنسورهاي مالتی پلكس اندازه گيري در نقاط چندگانه به موازات يك خط فيبري صورت مي گيرد و در سنسورهاي توزيعي نيز دريافت اطلاعات در هر نقطه اي از خط فيبري مقدور است، معمولاً اين نقاط در هر يك متر از مسافت هاي چند كيلومتری واقع مي شوند [47].

هر کدام از این طبقه بندی‌ها به نوبه خود دارای تقسیمات فرعی تر بوده و تقسیمات فرعی تر نیز انواع سنسورهای فیبری را شامل می‌شوند. در بخش‌های بعد به بررسی مهم‌ترین انواع سنسورها می‌پردازیم.

۴-۳-۱- سنسورهای درونی و برونی

در سنسورهای درونی، مشخصه‌های خود فیبر به تنهایی می‌تواند عملکرد یک محیط را به مدولاسیون باریکه نور عبورکننده از آن تبدیل نماید. این مدولاسیون می‌تواند در قالب فاز، شدت یا پولاریزاسیون باشد. عمل دریافت اطلاعات در سنسور فیبر نور درونی در درون خود فیبر اتفاق می‌افتد. در واقع می‌توان هر نوع اثر محیطی را به سیگنال نوری قابل ترجمه تبدیل نمود.

یکی از کاربردهای رایج این نوع سنسور این است که اثر محیطی را می‌تواند توسط چندین رویکرد مختلف اندازه‌گیری نماید. نکته کلیدی، طراحی سنسوری است که بتواند تنها اثر محیطی مورد نظر را دریافت نماید. برعکس، در سنسورهای بیرونی، از فیبر تنها به‌عنوان حامل اطلاعات استفاده می‌شود. این فیبر به جعبه سیاه فشرده در باریکه نوری که به سمت گیرنده را دور تابیده می‌شود منتهی می‌گردد. جعبه سیاه معمولا حاوی آینه، باتری مایع یا گازی، بازوی کنسولی (طره‌ای) یا چندین مکانیسم دیگر است که می‌تواند باریکه نور را تعدیل کرده یا تغییر دهد [۴۳].

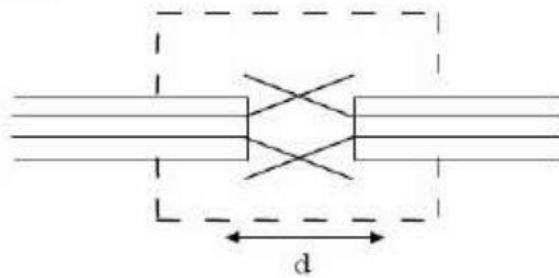
۴-۳-۲- سنسورهای فیبر نوری مدولاسیونی

این نوع سنسورها شامل چهار دسته‌اند:

- ۱- سنسورهای فیبر نوری شدتی
 - ۲- سنسورهای فیبر نوری شدت مبتنی بر خمش میکرو
 - ۳- سنسورهای فیبر نوری شدت مبتنی بر انعکاس
 - ۴- سنسورهای فیبر نوری شدت مبتنی بر جفت شدگی موج ناپایدار
- در ادامه این بخش به بررسی هر یک از این سنسورها خواهیم پرداخت.

الف- سنسور فیبر نوری شدتی

از برخی جنبه‌ها نوع ساده سنسور فیبر نوری همان نوع بیرونی است که بر مبنای مدولاسیون شدت کار می‌کند. در شکل (۴-۱) یک سنسور لرزه‌ای یا ممانعتی نشان داده شده که از دو فیبر نوری نزدیک به هم تشکیل شده است. نور به یکی از فیبرهای نوری پاشیده می‌شود؛ نور با خروج از این فیبر به صورت مخروط نوری گسیل می‌یابد، زاویه تابش نور به فاصله بستگی دارد [۴۵].

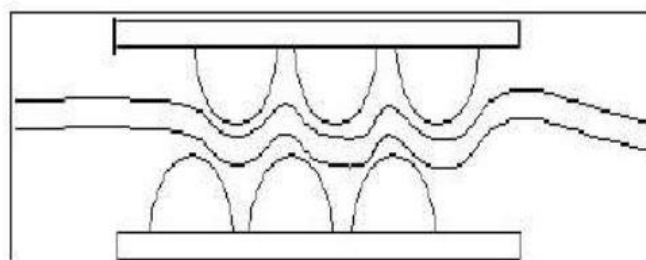


شکل ۴-۱: سنسورهای فیبر نوری لرزه‌ای و ممانعتی

سنسور فیبر نوری شدت محدودیت‌هایی دارند که به واسطه افت متغیر در سیستم روی می‌دهد و به اثر محیطی مورد نظر بستگی ندارد. منابع احتمالی وقوع این خطا عبارتند از افت متغیر در نتیجه رابطه‌ها و اتصال‌ها، افت میکروخمش، افت ماکروخمش و خزش مکانیکی و نامیزانی منابع نوری و آشکارسازها. برای جلوگیری از این مسائل، در بسیاری از سنسورهای فیبری شدت با کارکرد بسیار عالی روش طول موج دوگانه به خوبی جواب می‌دهد. یکی از طول موج‌ها برای درجه‌بندی تمامی خطاهای ناشی از واریاسیون شدت نامطلوب با عبور از منطقه دریافتی مورد استفاده قرار می‌گیرد [۴۷].

ب- سنسورهای فیبر نوری شدت مبتنی بر خمش میکرو

واضح است که با خمش فیبر، در اثر خمش، افت به وجود می‌آید. خمش محلی خمش میکرو نامیده می‌شود. بنابراین شدت نور حاصل با میزان خمش میکرو ارتباط می‌یابد. از این رو با شناسایی تغییرات حاصل در نور خروجی می‌توان میزان خمش میکرو را اندازه‌گیری کرده و از سنسور فیبر نوری استفاده نمود. شکل (۴-۲) مدلی از این نوع سنسور را نشان می‌دهد [۴۵].



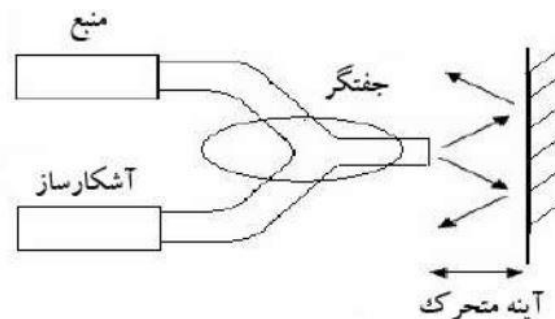
شکل ۴-۲: سنسور میکرو خمشی ساده

علاوه بر اندازه‌گیری جابه‌جایی، چندین پارامتر دیگر مانند کرنش، فشار، نیرو و موقعیت را نیز می‌توان به صورت مکانیکی با جابه‌جایی این وسیله دارای انتهای میکرو جفت شده و توسط سنسور فیبر نوری اندازه‌گیری کرد. یکی از مزیت‌های عمده فیبر نوری حساس به خمش میکرو کم هزینه بودن است و هرگاه در کنار روش بازتاب سنج دامنه زمان به کار رود می‌تواند منطقه وسیعی را تحت پوشش درآورد. اصلی‌ترین نقطه ضعف این نوع فیبرهای نوری حساس به خمش میکرو این است که

دقت کلی نسبتاً پایینی دارند.

ج- سنسورهای فیبر نوری شدت مبتنی بر انعکاس

شکل (۳-۴) طرح کلی سنسور فیبر نوری مبتنی بر انعکاس را نشان می‌دهد. در این سنسور، نور در فیبر از سمت چپ به راست عبور کرده، از انتهای فیبر خارج شده و به بازتابنده سیار برخورد می‌کند. اگر بازتابنده‌ها به فیبر نزدیک‌تر شوند بخش اعظمی از نور دوباره به داخل فیبر منعکس شده و به این ترتیب سیگنال نور پر شدتی شناسایی می‌گردد. اما اگر بازتابنده‌ها در فاصله دورتری از انتهای فیبر واقع شوند، نور کمتری به فیبر بازتابانده شده و سیگنال ضعیفی شناسایی می‌گردد. بنابراین، از رابطه همسو بین فیبر بازتابنده و شدت نور بازتابانده شده می‌توان برای اندازه‌گیری جابه‌جایی استفاده کرد.

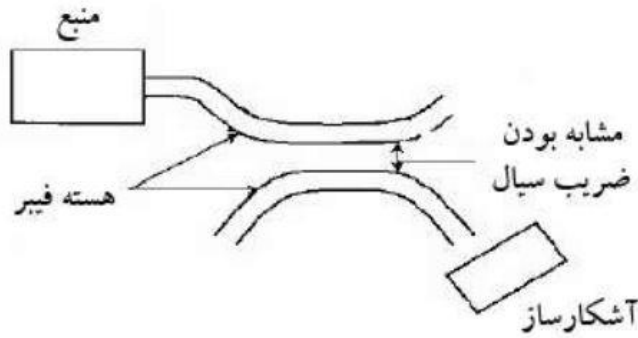


شکل ۳-۴: سنسور فیبر نوری مبتنی بر انعکاس

برای جلوگیری از تاثیرگذاری نوسانات شدت منبع نور، معمولاً یک سیگنال مرجع مناسب به این نوع سنسورهای فیبر نوری شدت افزوده می‌گردد.

د- سنسور فیبر نوری شدت مبتنی بر جفت شدگی موج ناپایدار

پدیده موج ناپایدار زمانی به وجود می‌آید که نور در فیبر نوری تک مدی شده و به صورت کامل به هسته فیبر نرسد بلکه بخشی از آن وارد منطقه پوشش شیشه‌ای اطراف گردد. آن بخشی از موج نور که وارد منطقه شیشه‌ای اطراف گردیده، موج ناپایدار نامیده می‌شود. از این پدیده در ساختن یکی از پرکاربردترین قطعات فیبر نوری که نوعی جفت کننده مسیری است استفاده می‌کنند. شدت جفت شدگی بین دو فیبر معمولاً تابعی از مسافت بین هسته دو فیبر می‌باشد. هرچه این فاصله کمتر باشد، شدت جفت شدگی هم بیشتر است. در شکل (۴-۴) یک نمونه سنسور فیبر نوری مبتنی بر پدیده جفت شدگی موج ناپایدار نشان داده شده است.



شکل ۴-۴: سنسور فیبر نوری مبتنی بر پدیده موج ناپایدار

نور وارد یکی از فیبرها می‌شود و در منطقه‌ای که هسته دوم در مجاورت آن قرار گرفته انتشار می‌یابد بطوری که بخشی از موج ناپایدار از فیبر اول در منطقه فیبر دوم قرار می‌گیرد. بنابراین، پدیده جفت شدگی موج ناپایدار به وجود می‌آید. ضریب جفت شدگی با فاصله جدایی بین دو فیبر ارتباط مستقیم دارد. وقتی یک اثر محیطی مانند فشار، موج آکوستیک، یا تغییر دمایی منجر به تغییر فاصله بین دو فیبر گردد، ضریب جفت شدگی نیز تغییر می‌یابد. بنابراین شدت نور شناسایی شده در فیبر دوم نیز تغییر می‌یابد. پس با بررسی تغییرات شدت در فیبر دوم، تغییر محیطی را می‌توان حس کرد.

۳-۳-۳- سنسورهای فیبر نوری طیفی

سنسورهای فیبر نوری طیفی بر اساس باریکه نور تعدیل شده از نظر طول موج توسط اثر محیطی کار می‌کنند. نمونه‌هایی از این نوع سنسورهای فیبری عبارت است از سنسورهایی که بر مبنای تشعشع جسم سیاه، جذب، فلوئورسانس، اتالون و شبکه متفرق کننده کار می‌کنند.

یکی از ساده ترین انواع این نوع سنسور، سنسور جسم سیاه است. محفظه جسم سیاه در انتهای فیبر نوری قرار داده می‌شود. وقتی دمای محفظه افزایش یابد، شروع به درخشش کرده و به صورت منبع نوری عمل می‌کند. آشکارسازها در کنار فیلترهای نوار باریک برای شناسایی پروفیل منحنی جسم سیاه و در نتیجه برآورد دما به کار می‌روند.

۳-۳-۴- سنسورهای فیبر نوری پلاریزاسیونی

فیبر نوری از شیشه ساخته می‌شود. ضریب انکسار فیبر بسته به اعمال تنش و کرنش می‌تواند تغییر یابد. این پدیده اثر فتو الاستیک نامیده می‌شود. در ضمن، در بسیاری از مواد تنش یا کرنش در جهات مختلف متفاوت بوده و از این جهت ضریب انکسار القا شده نیز در جهات مختلف متفاوت خواهد بود. بنابراین نوع تفاوت فاز القا شده بین جهات مختلف پلاریزاسیون بوجود می‌آید. به بیان دیگر، تحت شرایط وجود اختلال بیرونی، مانند تنش و کرنش، فیبر نوری مانند بازدارنده خطی عمل می‌کند. بنابراین، با شناسایی تغییر در حالت پلاریزاسیون خروجی، می‌توان اختلال بیرونی را حس کرد [۴۳].

۴-۳-۵- سنسورهای فیبر نوری فازی

فاز میدان نور نیز ممکن است توسط اختلالات بیرونی تغییر یابد، طوری که می‌توان از سنسور فیبر نوری بر مبنای تغییرات میدان فاز میدان نور استفاده کرد. در حالت کلی، سنسور فیبر نوری فازی نسبت به سنسور فیبر نوری شدت بسیار حساس تر است.

۴-۳-۶- حسگرهای توزیعی و مالتی پلکس (چندگانه)

یکی از مهم‌ترین خصوصیات سنسورهای فیبر نوری قابلیت حسگری چندین نقطه متفاوت از طریق یک فیبر است. این سنسورها برای استفاده از طول کامل فیبر برای دریافت اطلاعات از تکنیک مالتی پلکس استفاده می‌کنند. در ادامه به بررسی این تکنیک می‌پردازیم.

الف- حسگر مالتی پلکس

در برخی از کاربردهای سیستم‌هایی با قابلیت حسگری چندگانه مورد نیازند. چنین سیستمی را می‌توان به چندین شکل مختلف تهیه کرد. یک راه ایجاد آن آرایه‌ای از سنسورهای (نقاط) پراکنده در یک شبکه یا تشکیل نوعی پیکربندی در خروجی یک سنسور چندگانه می‌باشد. پرکاربردترین تکنیک‌های به کار رفته مالتی پلکس زمان، فرکانس، طول موج، همدوسی، پلاریزاسیون و مدل فضایی است.

ب- حسگرهای توزیعی

استفاده از قابلیت ذاتی سنسورهای فیبر نوری در ایجاد شکل‌های مختلف حسگری توزیعی نیز در جای خود مبحث بسیار جالبی است.

سنسور حسی معمولاً وسیله‌ای است با مبنای اندازه‌گیری خطی که نسبت به پارامتر مورد نظر برای اندازه‌گیری در هر نقطه از آن حساس می‌باشد. سنسورهای توزیعی فیبر نوری از یک فیبر نوری حساس که در سراسر طول آن واقع شده برخوردارند. بنابراین، یک سنسور فیبر نوری توزیعی منفرد می‌تواند جایگزین هزاران سنسور پراکنده گردد. افت و میرایی کم فیبر بررسی و نظارت در فواصل بسیار دور را مهیا می‌کند (تا ۲۵ کیلومتر)، در چنین فاصله‌ای نقاط اندازه‌گیری به تعداد قابل قبولی وجود دارند. این عملکرد باعث شده است تکنیک حسگری توزیعی به یکی از راهکارهای جذاب در نظارت و بررسی تعداد زیادی از موقعیت‌ها قلمداد گردد [۴۷].

اساساً دو نوع سنسور فیبر نوری توزیعی وجود دارد:

۱- سنسور فیبر نوری توزیعی ذاتی

در این نوع سنسورها، یک پارامتر اندازه‌گیری شونده منفرد را می‌توان به صورت پیوسته در طول فیبر بررسی کرد.

۲- سنسور فیبر نوری شبه توزیعی

در این حالت، پارامتر مورد نظر به صورت پیوسته در طول مسیر فیبر بررسی نمی‌شود، بلکه در محل‌هایی خاص با تعداد محدود توسط سنسورهای فیبر نوری نقطه‌ای مالتی پلکس نظارت می‌شوند. در بسیاری از موارد به راحتی می‌توان سنسورهای فیبر نوری شبه توزیعی را با ادغام بسیاری از سنسورهای فیبر نوری نقطه‌ای به وجود آورد.

۴-۴- کاربردهای سنسورهای فیبر نوری

در طی ۳۰ سال گذشته تحقیقات زیادی بر روی فیبرهای نوری انجام گرفته است. فیبرهای نوری اولین بار ۴۰ سال پیش معرفی شدند [۴۴].

این تکنولوژی‌های جدید حسگری، نسل کاملاً جدیدی از سنسورها را به وجود آورده و فرصت‌های اندازه‌گیری مهمی فراهم نموده و از پتانسیل کاربردهای فراوانی برخوردارند. مهم‌ترین حوزه‌های کاربرد FOS کامپوزیت‌های بزرگ و ساختار بتنی، صنعت برق، پزشکی، حسگرهای شیمیایی و صنعت نفت و گاز می‌باشد.

۴-۴-۱- کاربرد سنسورهای فیبر نوری در کامپوزیت‌های بزرگ و سازه‌های بتنی

سنسورهای فیبر نوری در مقایسه با سنسورهای الکتریکی متعارف دارای مزایای قابل توجهی مانند قابلیت بالقوه بقا در شرایط محیطی دشوار، اندازه فرو رونده بسیار کوچک‌تر جهت تعبیه در کامپوزیت‌ها بدون ایجاد اختلال بارز در مشخصه‌های سازه، مقاومت بیشتر به فرسایش در صورت استفاده در سازه‌های باز، مانند پل‌ها و سدها می‌باشند. این مشخصه‌ها باعث شده است تا این سنسورها برای کنترل کیفیت در حین ساخت و سازه، نظارت ایمنی بعد از ساخت، نظارت بر آسیب در کامپوزیت‌های بزرگ یا سازه‌های بتنی بسیار جذاب گردند. برخی از کاربردهای این نوع سنسورها در پل‌ها، سدسازی، معادن و هواپیماها شرح داده شده است [۴۳].

الف- پل‌ها

یکی از اولین کاربردهای تجربی سنسور فیبر نوری در سازه‌های بزرگ استفاده از آن در پل بزرگ راهی بود که به خاطر مساله فزاینده فرسایش تاندون‌های فولادی، کامپوزیت‌های فیبر کربنی پیش‌تنیده جایگزین آنها شده بود. چون کارکرد کامپوزیت‌های کربنی جدید به جای فولاد درون سازه بتنی چندان آشکار نبود، برای بررسی کرنش، جابه‌جایی و تغییر شکل، دما یا تغییرات محیطی دیگر درون کامپوزیت‌ها از سنسور فیبر نوری یکپارچه استفاده نمودند. برای انجام چنین کاری، سنسورهای FBG بسیار مناسبند [۴۸].

ب- سنسورهای ترک

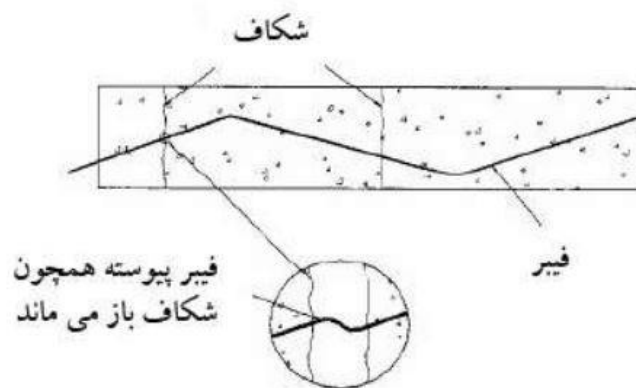
با استفاده از شناسایی و نظارت ترک‌ها می‌توان به شرایط فعلی بسیاری از سازه‌های مهم بتنی دست یافت. به عنوان مثال، در سکوی پل‌های بتنی، اگر روزنه ترک بیش از ۰,۱۵ تا ۰,۲ میلی‌متر باشد. آب اضافی و یون‌های کلریدی به درون سازه رسوخ کرده و منجر به خوردگی آرماتورها و قطعات

فولادی خواهد شد.

طبق عرف معمول، شناسایی و نظارت ترک‌ها در پل‌ها با بررسی بصری صورت می‌گرفته است. این رویکرد بسیار وقت‌گیر، پرهزینه و در عین حال غیر معتبر است. اخیراً محققان زیادی به طراحی سنسورهای فیبر نوری برای شناسایی ترک‌ها روی آورده‌اند. اما سنسورهای فیبر نوری که در حال حاضر برای شناسایی ترک‌ها موجودند کاربرد بسیار محدودی دارند. به عنوان مثال، با استفاده از این سنسورها می‌توان به وجود ترک پی برد اما اطلاعاتی نسبت به تخریب تدریجی سازه به دست نمی‌آید. سنسورهای نقطه‌ای می‌توانند وجود روزنه ترک را تنها در بخش کوچکی به روش مقایسه‌ای شناسایی نمایند. سنسوری که در این تحقیقات به کار رفته است بر مبنای اندازه‌گیری افت شدت ناشی از تغییر شکل عمل می‌کند. این سنسورها درجه بندی شده و درون نمونه بتنی مسلح با فیبر تعبیه شده‌اند.

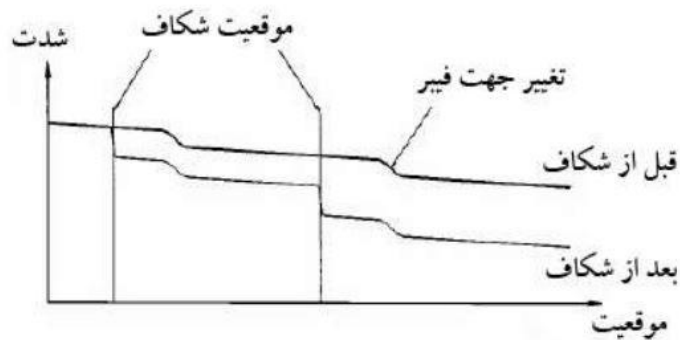
محققان موسسه ماساچوست و دانشگاه براون نوعی سنسور با قابلیت شناسایی و نظارت دقیق بر ترک‌ها در ساختار بتنی طراحی نموده‌اند. این سنسور بر مبنای میکرو خمش فیبرهای نوری توزیعی عمل می‌کند [۴۸].

با استفاده از تجهیزات OTDR، توزیع شدت نور در فیبر اندازه‌گیری می‌شود. قبل از تشکیل ترک، سیگنال پخش معکوس در فیبر باید یک منحنی سیر نسبتاً همواری داشته باشد (خط بالایی در شکل ۴-۵).



شکل ۴-۵: حالت کلی عملکرد سنسور زیگزاگ

در پخش مستقیم فیبر، افت کم ناشی از جذب و پراکندگی مشاهده می‌شود. در پخش منحنی‌وار که فیبر به سمت خمش ماکرو بر می‌گردد، افت مشاهده شده می‌تواند ناشی از شعاع منحنی باشد [۴۸]. وقتی ترکی در سازه ایجاد می‌شود، سطح مشترک فیبر با ترک باید با زاویه‌ای غیر از ۹۰ درجه خم شود تا بتواند متصل بماند. این اختلال در فیبر بسیار ناگهانی بوده و خمش میکرو در نظر گرفته می‌شود. این میکرو خمش باعث افت سریع سیگنال نوری و تشکیل خط پایینی نشان داده شده در شکل (۴-۶) می‌گردد [۴۸].



شکل ۴-۶: شدت نور در فیبر که توسط بازتاب سنج نوری دامنه زمانی اندازه‌گیری شده است

این افت شدید توسط تجهیزات OTDR شناسایی و مکان‌یابی می‌شود. در ضمن، با توجه به شدت این افت، می‌توان در صورت وجود رابطه درجه‌بندی شده به روزنه ترک دست یافت.

این تکنیک پیشنهادی نیازمند به شناسایی اولیه مکان‌های ترک نیست و از این لحاظ جز پیشرفت‌های اخیر در تکنیک نظارت بر ترک تلقی می‌شود. بعلاوه، با یک فیبر می‌توان چندین ترک را شناسایی، کشف موقعیت و نظارت نمود. البته برای اینکه سنسور دقیق کار کند باید جهت ترک‌ها مشخص باشد. یکی از کاربردهای ایده‌آل این نوع سنسور نظارت بر ترک‌های موجی در پل‌هاست که احتمال دارد در هر نقطه از سکوی پل اتفاق بیفتد.

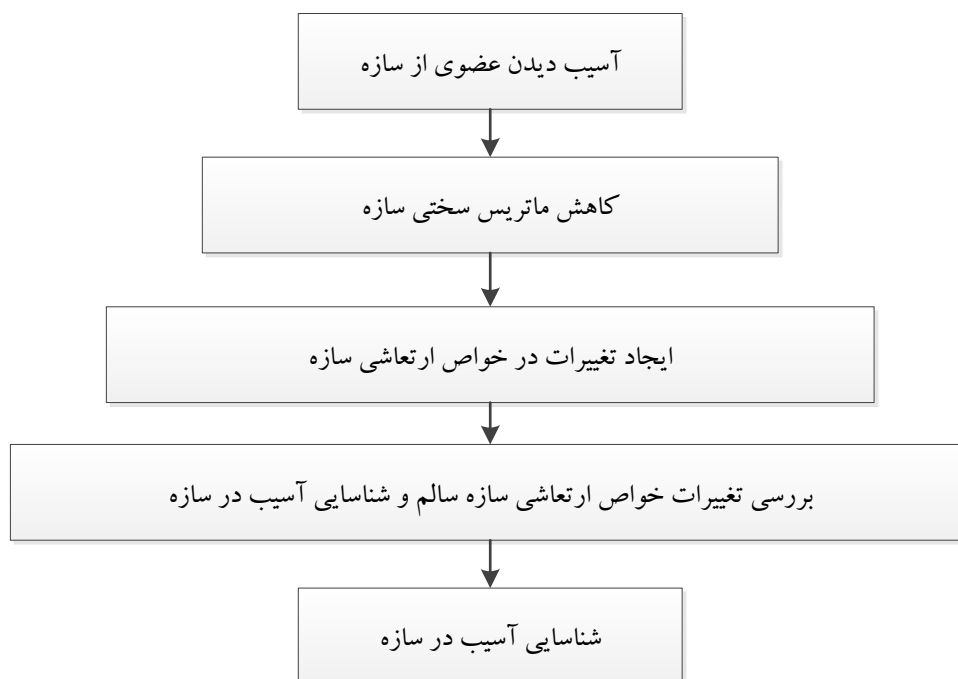
۵- فصل پنجم:

روند عیب یابی پل‌ها

۵-۱-مقدمه

با توجه به اینکه سختی سازه در اثر خرابی تغییر می‌نماید، متعاقباً رفتار سازه نیز دچار تغییراتی شده و با استفاده از این خصوصیت می‌توان به شناسایی خرابی در انواع سازه‌ها، و به طور خاص در پل های فلزی پرداخت. به طور کلی تعیین آسیب دیدگی سازه بر اساس مقایسه بین دو حالت کنونی (احتمالاً آسیب دیده) و ابتدایی سازه (سالم) صورت می‌گیرد. فکر اولیه روش عیب‌یابی بر اساس خواص ارتعاشی سازه، بر مبنای وابستگی خواص ارتعاشی آن مثل فرکانس‌ها و شکل مودی به خواص فیزیکی آن از جمله جرم و سختی می‌باشد. به این ترتیب می‌توان با اندازه‌گیری و بررسی تغییرات خواص ارتعاشی سازه به تغییرات ایجاد شده در خواص فیزیکی آن پی‌برد. اگرچه این روش ساده به نظر می‌رسد، لیکن در عمل مشکلات زیادی را پیش روی محققین قرار داده است.

به طور کلی وجود هرگونه آسیب موضعی در سازه باعث کاهش سختی و بالا رفتن میرایی در سازه می‌شود. کاهش سختی منجر به کاهش فرکانس‌های طبیعی و تغییرات در مودهای سازه خواهد شد. بنابراین با استفاده از خواص ارتعاشی سازه (فرکانس طبیعی و شکل مودی) به خواص فیزیکی آن (جرم و سختی) می‌توان روش‌های غیر مخربی را جهت تعیین آسیب دیدگی سازه و کنترل سلامتی آن با استفاده از اندازه‌گیری مشخصه‌های ارتعاشی سازه، به‌دست آورد [۱].



شکل ۵-۱: فرآیند شناسایی آسیب در سازه‌ها با استفاده از پارامترهای ارتعاشی

در ادامه این فصل پس از تشریح مسئله عیب‌یابی و پاسخ‌های دینامیکی مورد استفاده در این پژوهش، پروسه عیب‌یابی با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی مطرح شده در فصل ۳ ارائه خواهد شد. به‌علاوه روش مورد استفاده در این پژوهش برای کاهش تعداد داده‌های آموزشی الگوریتم‌های هوش

مصنوعی، روش طراحی آزمایش^۱ (DOE)، در انتهای فصل تشریح می‌شوند. قابل توجه است که در این پایان‌نامه فرض بر این است که پاسخ‌های حاصل از ارتعاش سازه بر اثر اعمال نیروی خارجی (زلزله و یا ارتعاش ساختگی) توسط سنسورهای فیبر نوری برداشت شده و پس از انتقال به سرور مرکزی با استفاده از روش‌های مرسوم در بحث شناسایی سازه^۲ به مود شکل‌ها و فرکانس‌های سازه تحت اثر نیرو تبدیل شده است.

۵-۲- بیان مسئله عیب یابی

همان‌طور که در مقدمه اشاره شد، ایده روش‌های عیب‌یابی کلی، تغییر در مشخصات فیزیکی سازه است که موجب تغییر در پاسخ‌های آن می‌گردد. بنابراین واضح است که خرابی می‌تواند توسط تحلیل پاسخ‌ها و تغییر شکل‌های ارتعاشی سازه شناخته شود. با بررسی و مقایسه پاسخ‌های سازه آسیب دیده با پاسخ‌های سازه سالم، موقعیت خرابی و میزان خرابی در اعضا سازه تعیین می‌گردد. بنابراین پاسخ‌های ثبت شده از سازه آسیب دیده تابعی از خرابی ایجاد شده در سازه می‌باشند. یعنی هر خرابی ایجاد شده یک پاسخ منحصر به فرد ایجاد می‌کند که با داشتن این پاسخ، می‌توان این خرابی را حدس زد.

ناحیه آسیب‌دیده به صورت اعضایی با سختی کاهش یافته مدل می‌گردد. درصد کاهش در مدول الاستیسیته عضو، به عنوان درصد خرابی عضو در نظر گرفته می‌شود. بنابراین منظور از عضو با خرابی ۲۰ درصد، کاهش مدول الاستیسیته به میزان ۲۰ درصد است. خرابی همه اعضا در برداری به نام بردار خرابی قرار گرفته‌اند. بردار خرابی در این‌جا با X نشان داده شده است. در مسئله عیب‌یابی هدف پیدا کردن بردار خرابی با استفاده از بردار پاسخ سازه ناسالم می‌باشد. بردار شامل پاسخ‌های سازه در اینجا با R و بردار پاسخ سازه ناسالم با R_d نشان داده شده است. همان‌طور که گفته شد بردار پاسخ سازه ناسالم تابعی از بردار خرابی می‌باشد، ضمناً واضح است که بردار پاسخ سازه ناسالم تابع غیرخطی از بردار خرابی می‌باشد.

۵-۳- انواع پاسخ‌ها

۵-۳-۱- پاسخ فرکانس

از جمله پاسخ‌های دینامیکی که در روش عیب‌یابی و به‌خصوص در روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های هوش مصنوعی از آن استفاده می‌شود فرکانس‌ها می‌باشد. در پاسخ‌های دینامیکی و از جمله پاسخ فرکانس، این که سنسور با چه سرعتی به تغییرات ورودی‌اش پاسخ دهد، اهمیت دارد.

^۱ Design of Experiments

^۲ Structural Identification

پاسخ فرکانس به مشخصات فیزیکی سیستم بستگی دارد و از معادله حرکت یک سیستم چند درجه آزادی به صورت زیر به دست می آید:

$$[M]\{\ddot{y}\} + [K]\{y\} = \{F\} \quad (1-5)$$

که در آن $[M]$ ، $[K]$ و $\{F\}$ به ترتیب ماتریس جرم، سختی و بردار نیروی این سیستم چند درجه آزادی هستند. با صفر قراردادن بردار $\{F\}$ در معادله ۱-۵ جواب این معادله به صورت زیر است:

$$\{y\} = \{a\} \sin(\omega t - \alpha) \quad (2-5)$$

که در آن α دامنه حرکت است. از قرار دادن معادله ۱-۵ در معادله ۲-۵، رابطه زیر به دست می آید

$$[[K] - \omega^2[M]]\{a\} = 0 \quad (3-5)$$

حل معادله بالا با n (تعداد درجات آزادی) جابه جایی مجهول a_i و پارامتر مجهول ω^2 یکی از مسائل مهم ریاضیات به نام مسئله مقدار ویژه است. برای به دست آوردن جواب غیر صفر این دستگاه باید دترمینان ضرایب $\{a\}$ را صفر قرار داد.

$$[[K] - \omega^2[M]] = 0 \quad (4-5)$$

چند جمله ای ناشی از این دترمینان معادله مشخصه سیستم نامیده می شود. از حل این معادله مشخصه n مقدار ω^2 حاصل خواهد شد. به عبارت دیگر به تعداد درجات آزادی سازه، فرکانس طبیعی ω بدست می آید.

۵-۳-۲- پاسخ مود شکل

از دیگر پاسخ های دینامیکی که به ویژه در روش عیب یابی مبتنی بر شبکه های عصبی به طور فراوان مورد استفاده قرار می گیرند مود شکل ها (شکل های ارتعاشی) هستند. برای محاسبه مود شکل ها پس از به دست آوردن فرکانس های طبیعی از معادله مشخصه با استفاده از معادله ۳-۵ مقادیر a_i بر حسب یک ثابت دلخواه به دست خواهد آمد و به ازای هر فرکانس ω یک بردار ویژه $[a]$ خواهیم داشت. به این ترتیب در معادله ۴-۵، حرکت هارمونیک برای سازه به دست می آید که تمام جرم های موجود در سازه می توانند به طور هم زمان و با فرکانس یکسان ω ارتعاش نمایند. این حرکت ارتعاش آزاد در یک

سیستم نامیرا مود ارتعاشی طبیعی یا نرمال نامیده می‌شود. شکل‌های ارتعاشی نیز شکل‌های موده‌های نرمال یا به صورت ساده شکل‌های مودی سازه نامیده می‌شوند [۱].

۵-۳-۳- پاسخ انرژی کرنشی مودی

تغییرات انرژی کرنشی مودال (MSE) یکی دیگر از روش‌هایی است که جهت تعیین خرابی سازه استفاده می‌شود. حساسیت آن از حساسیت مود شکل در تعیین خرابی سازه بیشتر است، چرا که به صورت مستقیم تغییر انرژی کرنشی المان را توصیف می‌کند در حالی که حساسیت مود شکل تغییر مود شکل را در یک درجه آزادی بیان می‌کند.

هنگامی که عضو یا اعضایی از سازه دچار آسیب گردد، مود شکل‌های آن‌ها نیز دچار تغییر می‌شوند. بدین ترتیب انرژی کرنشی عضو تغییر کرده و باعث تغییر در انرژی کرنشی سازه می‌شود. در این صورت انرژی کرنشی ذخیره شده در سازه آسیب‌دیده و سازه سالم در فرم اجزاء محدود به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$U_{j,h} = \frac{1}{2} \varphi_{j,h}^T K_h \varphi_{j,h} \quad (5-5)$$

$$U_{j,d} = \frac{1}{2} \varphi_{j,d}^T K_h \varphi_{j,d} \quad (6-5)$$

که در آن‌ها، $U_{j,d}$ و $U_{j,h}$ به ترتیب انرژی کرنشی سازه سالم و آسیب‌دیده در مود j ام، $\varphi_{j,h}$ و $\varphi_{j,d}$ به ترتیب اشکال مودی سازه سالم و آسیب‌دیده در مود j ام و K_h ماتریس سختی سازه سالم می‌باشند. با توجه به اینکه ماتریس سختی سازه آسیب‌دیده موجود نمی‌باشد جهت به دست آوردن انرژی کرنشی سازه آسیب‌دیده ماتریس سختی سازه سالم جایگزین می‌شود. جهت شناسایی آسیب در اعضای سازه مقدار انرژی کرنشی عضو سازه سالم و آسیب‌دیده مقایسه می‌شود.

روابط مختلفی بر اساس تغییرات انرژی کرنشی سازه سالم و آسیب‌دیده در مقالات بیان شده است. که در این تحقیق روابط مرجع [۵۱] آورده شده است.

انرژی کرنشی مودال (mse_i^e) هر عضو در مود i ام طبق رابطه‌ی ذیل قابل محاسبه می‌باشد.

$$mse_i^e = \frac{1}{2} \varphi_i^{eT} K^e \varphi_i^e, \quad i = 1, \dots, ndf, \quad e = 1, \dots, nte \quad (7-5)$$

در رابطه فوق، ndf تعداد موده‌های موجود سازه و nte تعداد اعضای سازه می‌باشد.

انرژی کرنشی هر عضو در مود i ام طبق رابطه ذیل نرمال می‌گردد:

$$nmse_i^e = \frac{mse_i^e}{mse_i}, \quad mse_i = \sum_{e=1}^{nte} mse_i^e \quad (8-5)$$

انرژی کرنشی هر عضو به صورت میانگین انرژی کرنشی عضو در موده‌های موجود محاسبه می‌شود:

$$mnmse_i^e = \frac{\sum_{i=1}^{ndf} nmse_i^e}{ndf} \quad (9-5)$$

در نهایت شاخص خرابی مبتنی بر انرژی کرنشی جهت شناسایی عضو خراب بدین صورت تعریف می‌گردد [۵۱]:

$$MSEBI^e = \max[0, \frac{(mnmse^e)^d - (mnmse^e)^h}{(mnmse^e)^h}] \quad (10-5)$$

باید توجه کنیم که در کاربردهای واقعی محل عیب‌های سازه‌ای از قبل مشخص نیست که بتوانیم ماتریس سختی سازه معیوب را مشخص کنیم، بنابراین برای این حالت از ماتریس سختی المان سازه سالم برای تخمین پارامتر $(mnmse^e)^d$ استفاده شده است. طبق معادله (۱۰-۵) برای المان سالم شاخص معادل صفر ($MSEBI^e = 0$) و برای المان معیوب شاخص بزرگ‌تر از صفر ($MSEBI^e > 0$) خواهد بود [۵۱].

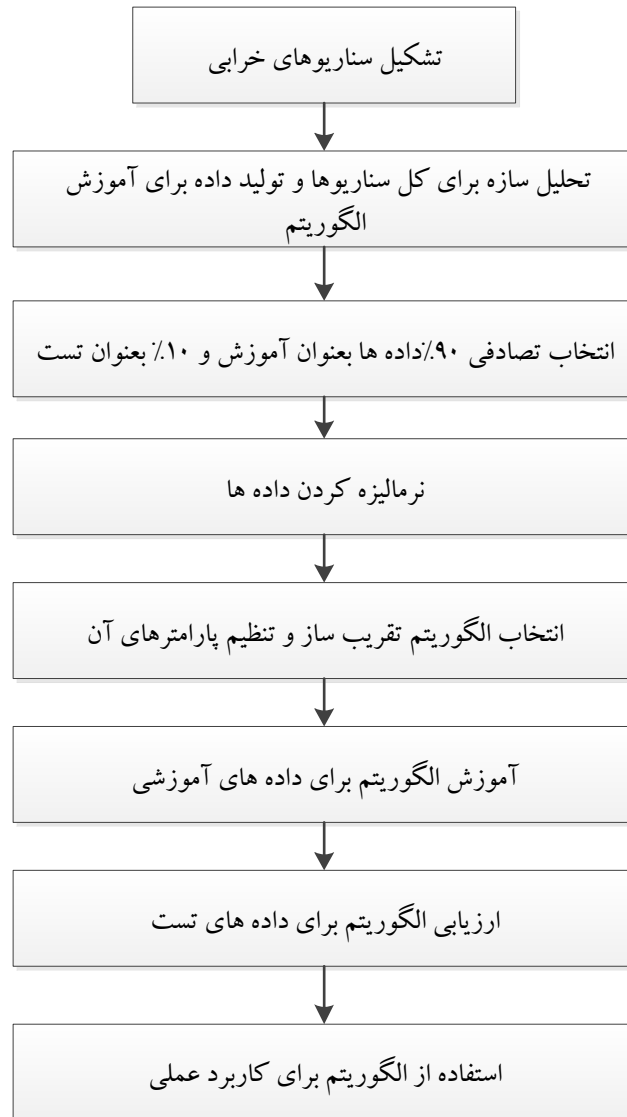
۵-۴- روند عیب یابی پل‌های فلزی با الگوریتم‌های هوش مصنوعی

روند کلی عیب‌یابی با روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های هوش مصنوعی درون‌یاب مثل LS-SVM و یا شبکه عصبی به این صورت است که ابتدا بایستی الگوریتم، روند ایجاد ماتریس خروجی بر اساس ماتریس ورودی را آموزش ببیند. در این پژوهش ماتریس خروجی محل و شدت خرابی در پل‌های فلزی و ماتریس ورودی پاسخ‌های سازه می‌باشد. برای آموزش شبکه نیاز به پاسخ‌های سازه برای سناریوهای مختلف خرابی داریم. به این منظور سناریوهای مختلف خرابی را تولید و به تعداد سناریوها سازه تحلیل شده و پاسخ‌های آن ثبت می‌شود. بسته به نوع سازه و شرایط مرزی، پاسخی که استفاده می‌شود تاثیر به سزایی در روند عیب‌یابی دارد، به عنوان مثال در سازه‌های گنبدی به علت تقارن سازه، پاسخ فرکانس به تنهایی برای عیب‌یابی این نوع سازه‌ها مناسب نمی‌باشد و باید در ترکیب با پاسخ‌های دیگر استفاده شود. به خاطر اهمیت انتخاب پاسخ مناسب برای عیب‌یابی سازه‌ها، بسته به نوع سازه از پاسخ‌های مطرح شده در بخش قبل استفاده می‌شود. به علاوه همان‌طور که در ابتدای فصل گفته شد فرض بر این است که این پاسخ‌ها حاصل از آنالیزهای انجام شده بر روی پاسخ جابه‌جایی و شتاب ثبت شده توسط سنسورهای فیبر نوری نصب شده بر روی پل فلزی می‌باشد.

عیب به صورت کاهش در مدول یانگ مدل شده است. کاهش مدول یانگ در اعضای سازه باعث تغییراتی در فرکانس‌های طبیعی، مود شکل‌ها و تغییر شکل استاتیکی آن خواهد شد، که با استفاده از همین تغییرات به شناسایی محل و شدت خرابی در سازه‌ها پرداخته می‌شود. بنابراین پروسه عیب‌یابی از نوعی روش معکوس برای شناسایی خرابی استفاده می‌کند. بعد از تولید داده برای سازه مورد نظر، با این داده‌ها الگوریتم هوش مصنوعی مورد نظر را به اندازه‌ای آموزش می‌دهیم که با خطای قابل قبولی بتواند محل و شدت خرابی را تشخیص دهد، هم‌چنین شبکه حاصل را نباید بیش از حد آموزش داد چون در این صورت شبکه عمومیت خود را از دست می‌دهد و تبدیل به یک حافظه می‌شود و برای داده‌های جدید کارایی‌اش را از دست می‌دهد.

در این پژوهش به مقایسه الگوریتم‌های LS-SVM و شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی (RBFNN) پرداخته شده است. روند عیب‌یابی در هر ۲ الگوریتم مشابه بوده و در هر دوی آنها پس از آموزش الگوریتم، از آن برای پیش‌بینی خرابی به ازای داده‌های جدید استفاده می‌شود.

در شکل ۵-۲ روند عیب‌یابی با روش‌های هوش مصنوعی درون یاب نشان داده شده است.



شکل ۵-۲: روند عیب یابی با روش های مختلف هوش مصنوعی درون یاب

یکی از ضعف های الگوریتم هوش مصنوعی درون یاب، زمان آموزش بسیار طولانی برای طبقه بندی داده های بزرگ می باشد. چون این الگوریتم ها مبتنی بر آموزش می باشند وقتی تعداد سناریوهای خرابی بالا می رود، حجم ماتریس آموزشی بسیار زیاد می شود و در نتیجه سیستم بسیار کند اجرا می شود و در مواقعی سیستم متوقف می شود. در این پژوهش از یک روش منحصر به فرد برای حل این مشکل در بحث عیب یابی سازه ها استفاده شده است، که در بخش بعدی تشریح خواهد شد.

۵-۵- کاهش داده های ورودی به الگوریتم های LS-SVM و شبکه عصبی

در روش LS-SVM و یا RBFNN وقتی سازه برای حالت تک خرابی یا دو خرابی عیب یابی می شود،

تعداد سناریوهای خرابی برای آموزش الگوریتم به مراتب کمتر از حالت سه خرابی به بالا می‌باشد. برای روشن تر شدن این مطلب یک سازه با ۱۵ المان را در نظر می‌گیریم. برای درصد خرابی بین ۰٪ تا ۵۰٪ تعداد سناریوهای خرابی با گام‌های ۵٪ برای تک خرابی ۱۵۰ سناریو، حالت دو خرابی ۱۰۵۰۰ سناریو، سه خرابی ۴۵۵۰۰۰ سناریو و چهار خرابی ۱۳۶۵۰۰۰۰ سناریو خواهد بود. یعنی به صورت تصاعدی تعداد داده‌های مورد نیاز برای آموزش الگوریتم زیاد می‌شود. داده‌های ورودی و خروجی LS-SVM به صورت بردار می‌باشد، به عنوان مثال برای این سازه فضای داده‌های ورودی ۵ بعدی و داده‌های خروجی ۱۵ بعدی می‌باشد. اگر برای حالت چند خرابی بخواهیم شبکه را آموزش دهیم، شبکه مجبور است برای چند صد هزار داده فضای ۵ بعدی را به فضای ۱۵ بعدی نگاشت کند که این حجم عظیم از داده‌ها را با پردازنده‌های معمولی نمی‌توان پردازش کرد، که در صورت پردازش خیلی زمان‌بر بوده و در ضمن کارایی شبکه هم پایین خواهد آمد. برای غلبه بر این مشکل در این تحقیق از روش زیر استفاده می‌شود:

- استفاده از روش طراحی آزمایش برای ساخت داده‌های ورودی

۵-۱-۵- استفاده از روش طراحی آزمایش برای ساخت داده‌های ورودی

در این قسمت با استفاده از روش LHS^۱ داده‌های ورودی مورد نیاز برای اجرای LS-SVM و یا شبکه عصبی ایجاد می‌شود. این روش از روش‌های پرکاربرد برای طراحی آزمایش و ساخت نمونه هستند به صورتی که نمونه‌های ایجاد شده کل فضای مسئله را پوشش دهند.

الف- روش نمونه‌گیری LHS

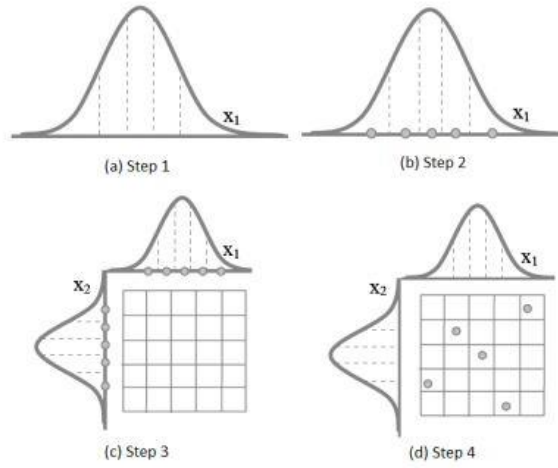
اگر یک آرایه‌ای از اعداد در نظر بگیریم که هر یک از این اعداد تنها یک بار انتخاب شوند، به این آرایه Latin Square می‌گویند. عبارت Hypercube نشان‌دهنده بسط این نظریه بر روی یک فضای بزرگ از تعداد زیادی متغیر طراحی می‌باشد. بنابراین، روش نمونه‌گیری LHS بیان‌گر یک روش نمونه‌گیری چند متغیره می‌باشد که تضمین می‌نماید این نمونه‌ها بر یکدیگر منطبق نمی‌باشند. هم‌چنین هر یک از متغیرهای طراحی می‌تواند دارای یک توزیع آماری باشد. این روش برای اولین بار توسط مک‌کی و همکاران [۵۲] پیشنهاد شده است. در روش LHS، توزیع برای هر متغیر تصادفی می‌تواند با تقسیم مساوی فضای مورد نظر به n بازه مساوی صورت گیرد. در نتیجه، n نقطه آماری که به صورت تصادفی ترکیب می‌شوند دارای احتمال توزیع $1/n$ می‌باشد. شکل ۵-۳ گام‌های اساسی این روش را نشان می‌دهد که عبارتند از:

۱. فضای هر متغیر طراحی را به n بازه مساوی بدون هرگونه انطباق و احتمال تقسیم گردد.
۲. یک مقدار به صورت تصادفی از هر بازه نسبت به چگالی احتمال آن انتخاب گردد.
۳. گام‌های (۱) و (۲) تا هنگامی که مقادیر مورد نیاز برای تمامی متغیرهای تصادفی انتخاب

^۱ Latin Hypercube Sampling

شود ادامه یابد.

۴. n مقدار برای هر متغیر با n مقدار دیگر از بقیه متغیرهای تصادفی ترکیب گردد.



شکل ۵-۳: گام‌های روش LHS برای دو متغیر تصادفی [۵۲]

۶- فصل ششم:

مطالعات موردی

۶-۱-مقدمه

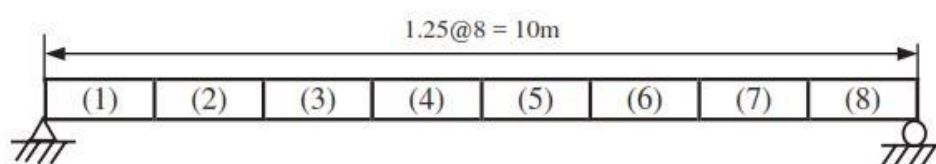
جهت نشان دادن عملکرد روش پیشنهادی برای بررسی و شناسایی محل خرابی در پل‌های فلزی، به طرح چند مسئله عیب‌یابی و حل آن می‌پردازیم. به دلیل دسترسی نداشتن به اطلاعات آزمایشگاهی ابتدا به صورت تصادفی تعدادی المان از پل را با درصد معلوم خراب می‌کنیم (خرابی توسط کاهش مدول الاستیسیته به المان‌ها اعمال می‌شود)، و در انتهای روش باید به همان المان‌های خراب با درصد خرابی که قبلاً اعمال شده‌اند دست بیابیم. نحوه خرابی سازه و اجرای الگوریتم‌های هوشمند درون یاب توسط برنامه متلب کدنویسی شده‌اند و هم‌چنین با برنامه تحلیل‌گر SAP ارتباط داده شده‌اند. مشخصات هندسی، سطح مقطع اعضا سازه و مدول الاستیسیته المان‌های پل‌ها در ابتدای هر مثال مشخص شده است.

در این بخش به بررسی چهار پل فلزی می‌پردازیم. هر یک از این پل‌ها روند مدل‌سازی مخصوص به خود را دارند و سعی در این بوده که از تمام روش‌هایی که در تحقیقات گذشته به منظور مدل‌سازی پل استفاده شده، در این پایان‌نامه نیز استفاده شود. این چهار پل شامل تیر ساده، پل خرابی، پل با چندین شاه‌تیر و پل معلق فلزی می‌باشد. در انتهای هر مثال به مکان و شدت خرابی در پل با روشی که در فصول قبل توضیح داده شد، می‌رسیم. شاخص‌های استفاده شده شامل مود شکل تنها، اختلاف فرکانسی، تفاوت مود شکل و نسبت مود شکل می‌باشد. قابل ذکر است که تمام مثال‌ها با هر دو الگوریتم LS-SVM و RBFNN حل شده است و نتایج دو الگوریتم مورد مقایسه قرار گرفته است.

۶-۲-تیر ساده

به منظور صحت‌سنجی روند پیشنهاد شده در این پایان‌نامه به منظور عیب‌یابی پل‌های فلزی ابتدا یک مدل ساده از یک پل را مورد بررسی قرار می‌دهیم. به این ترتیب که فقط شاه‌تیر اصلی مدل می‌شود. در مثال‌های بعدی بر جزئیات مدل اجزا محدودی پل فلزی افزوده خواهد شد.

شکل ۶-۱ نشان‌دهنده این مدل می‌باشد که از ۸ المان با طول ۱٫۲۵ متر تشکیل شده است که ممان الاستیسیته آنها در حالت سالم برابر با $E = 7.75 \times 10^4 \text{ kN/m}^2$ در نظر گرفته می‌شود [۵۳]. به منظور شناسایی ۶ سناریوی خرابی مشخص شده در جدول ۸-۱، ۱۰۰ حالت رندوم خرابی به منظور آموزش شبکه عصبی ایجاد می‌شود. شدت خرابی در این حالات خرابی بین ۵ درصد تا ۱۵ درصد می‌باشد.



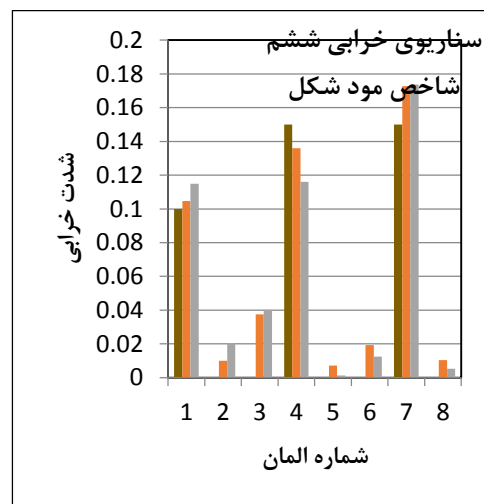
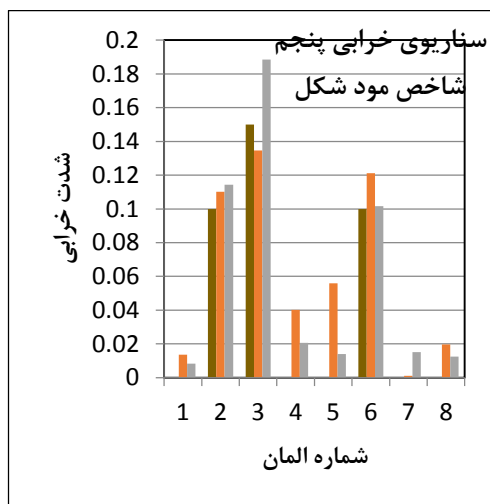
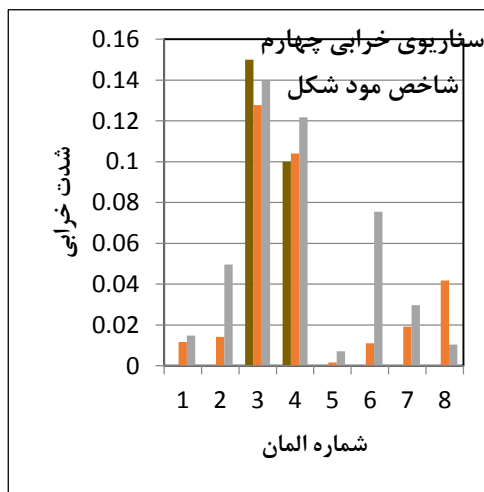
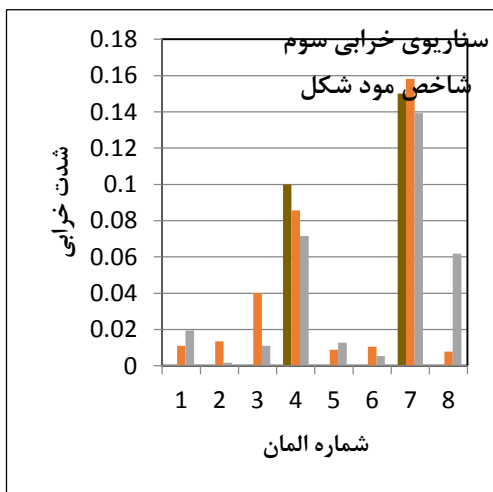
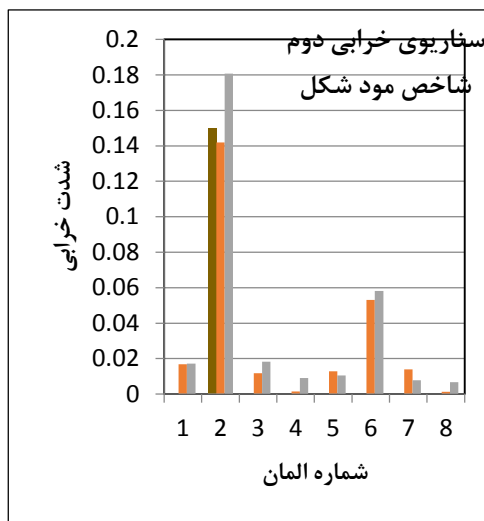
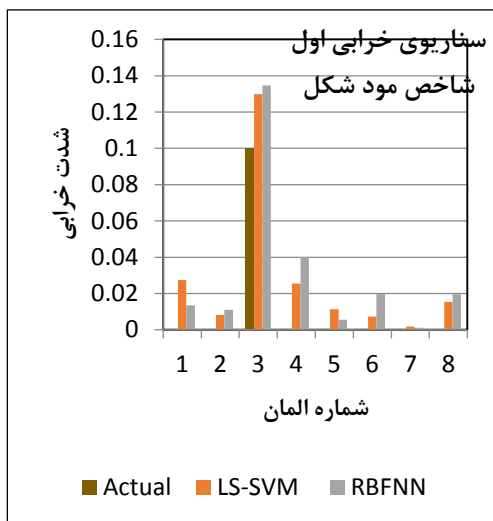
شکل ۶-۱: تیر ساده ۸ المانی

جدول ۶-۱: سناریوهای خرابی برای تیر ساده

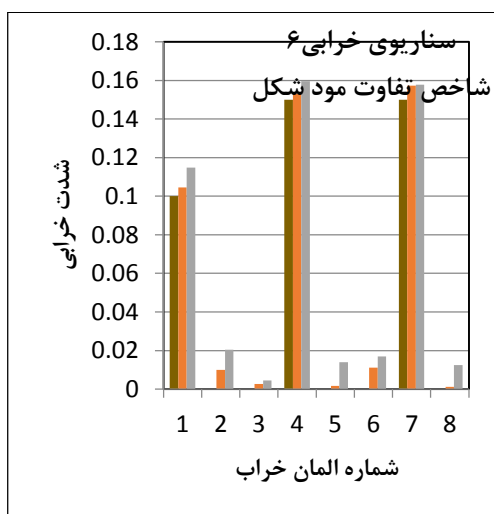
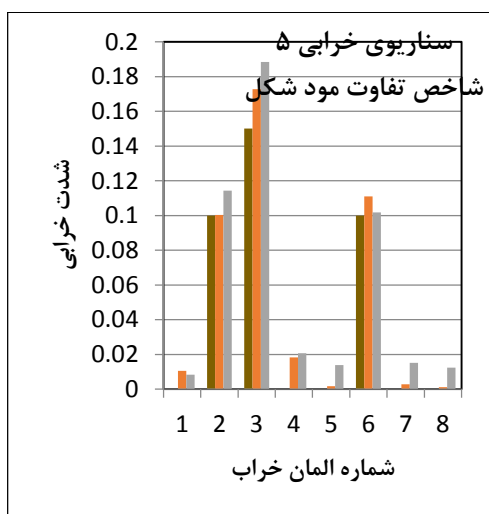
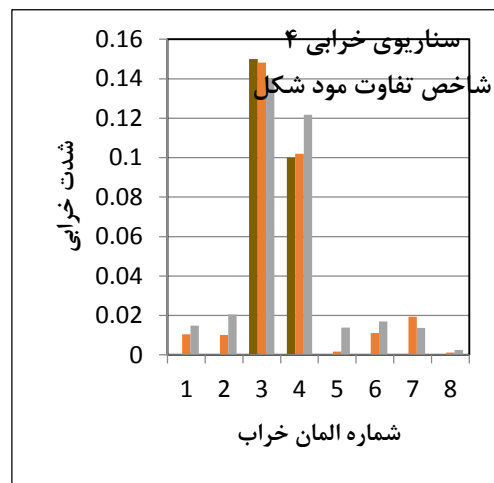
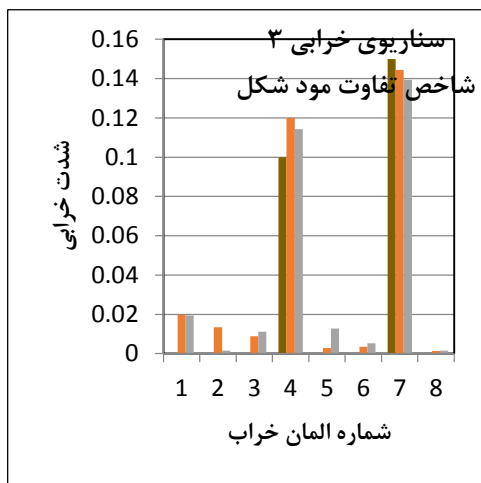
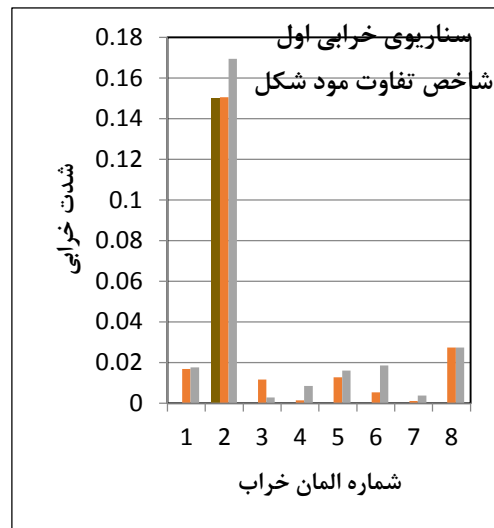
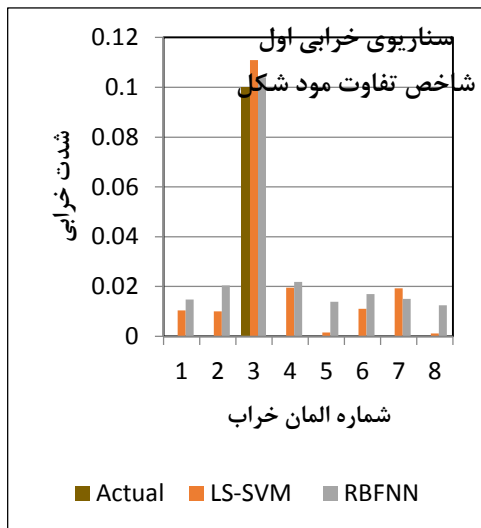
	شماره المان							
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
حالت خرابی ۱	-	-	٪۱۰	-	-	-	-	-
حالت خرابی ۲	-	٪۱۵	-	-	-	-	-	-
حالت خرابی ۳	-	-	-	٪۱۰	-	-	٪۱۵	-
حالت خرابی ۴	-	-	٪۱۵	٪۱۰	-	-	-	-
حالت خرابی ۵	-	٪۱۰	٪۱۵	-	-	٪۱۰	-	-
حالت خرابی ۶	٪۱۰	-	-	٪۱۵	-	-	٪۱۵	-

در این مثال از سه نوع شاخص خرابی مختلف به منظور شناسایی خرابی استفاده می‌شود که شامل: مود شکل سازه خراب، تفاوت مود شکل حالت خراب و سالم و نسبت مود شکل حالت سالم و خراب برای ۴ مود شکل اول می‌باشد. از این شاخص‌ها به‌عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده می‌شود. خروجی شبکه عصبی هم مکان و شدن خرابی در المان‌ها می‌باشد.

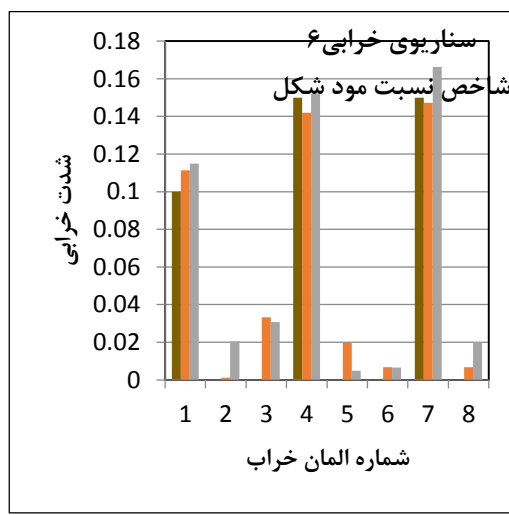
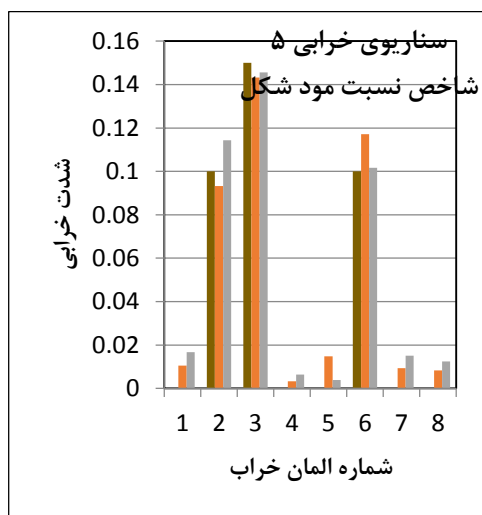
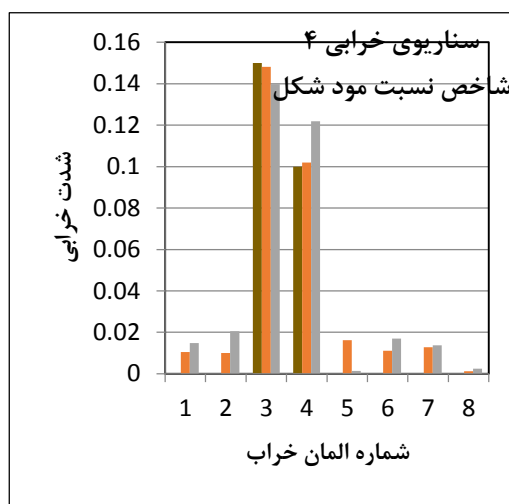
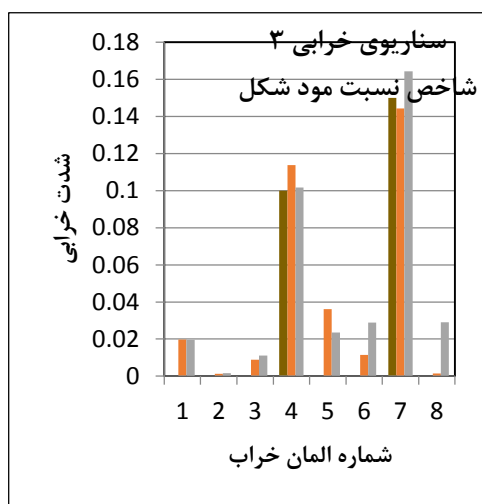
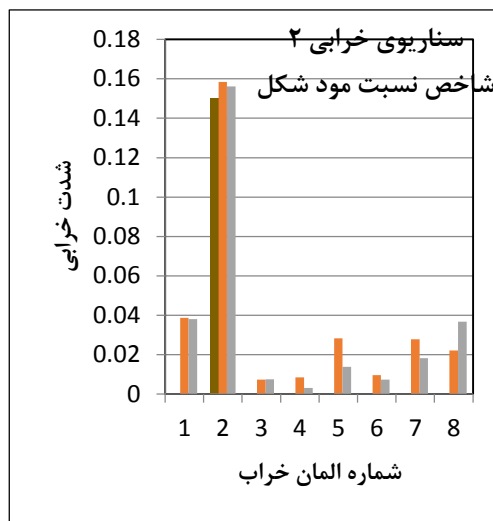
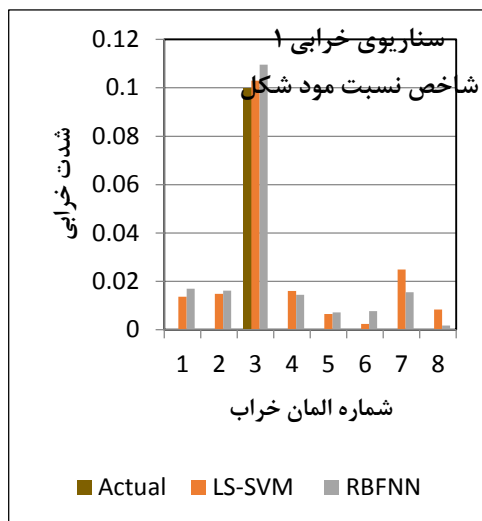
شکل ۶-۲ نشان‌دهنده خروجی شبکه عصبی و LS-SVM در مقابل مقدار حقیقی شدت خرابی برای سناریوهای مطرح شده در جدول ۶-۱ به ازای شاخص مود شکل سازه می‌باشد. شکل‌های ۶-۳ و ۶-۴ نیز به ترتیب خروجی الگوریتم‌ها را به ازای شاخص‌های تفاوت مود شکل و نسبت مود شکل نمایش می‌دهد.



شکل ۶-۲: نتایج شناسایی شدت خرابی در تیر ساده با استفاده از شاخص مود شکل



شکل ۳-۶: نتایج شناسایی شدت خرابی در تیر ساده با استفاده از شاخص تفاوت مود شکل

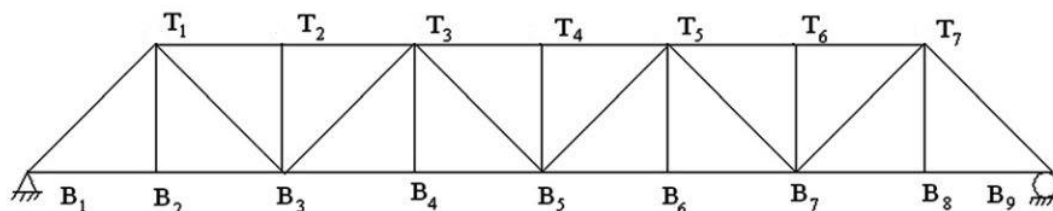


شکل ۴-۶: نتایج شناسایی شدت خرابی در تیر ساده با استفاده از شاخص نسبت مود شکل

نمودارها بیانگر آن است که اگر از شاخص‌های تفاوت مود شکل حالت سالم و خراب و یا نسبت این دو استفاده شود، روند پیشنهادی با دقت قابل قبولی شدت خرابی و مکان آنها را در المان‌های تیر ساده مشخص می‌کند. با این حال نتایج بیانگر آن است که اگر فقط از مود شکل حالت خراب به عنوان ورودی شبکه عصبی و یا LS-SVM استفاده شود با این که مکان خرابی مشخص می‌شود اما شدت خرابی تشخیص داده شده دارای خطا می‌باشد. از این رو این شاخص نسبت به دو شاخص قبلی از دقت کمتری برخوردار است. بعلاوه نتایج بیانگر دقت بالاتر الگوریتم LS-SVM نسبت به شبکه عصبی در شناسایی خرابی در صورت استفاده از هریک از شاخص‌های خرابی می‌باشد.

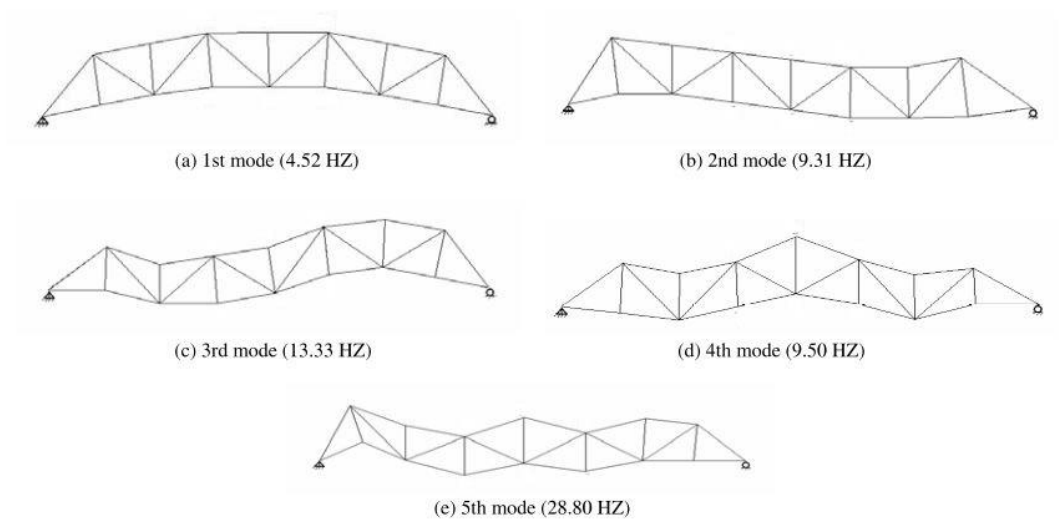
۳-۶- پل فلزی خرپایی

در این بخش از پژوهش به بررسی عیب‌یابی یک پل خرپایی دو دهانه که از دو خرپای صفحه‌ای مطابق شکل ۵-۶ تشکیل شده است، می‌پردازیم. مدل این خرپا بر اساس پل Louisville واقع در آمریکا در نظر گرفته شده است [۵۴].



شکل ۵-۶: خرپای پل Louisville

جدول ۲-۶ مشخصات هر یک از المان‌های این پل را نشان می‌دهد. به‌علاوه مود شکل‌ها و فرکانس‌های سازه وقتی تمام المان‌ها سالم است مطابق شکل ۶-۶ خواهد بود. هدف شناسایی خرابی در اعضای این خرپا بر اساس مشخصات مودال می‌باشد. شدت خرابی برای اعضا خرپا بین ۰ تا ۴۰ درصد در نظر گرفته می‌شود.



شکل ۶-۶: پنج فرکانس و مود شکل اول پل خرابایی Louisville

جدول ۶-۲: مشخصات مقاطع مختلف استفاده شده در پل Louisville

نوع مقطع	سطح مقطع المان	طول المان	المان
IPB360	۱۸۱	۱۶	B1B3
IPBV300+2PL350*10	۳۷۳	۱۶	B3B5
IPBV300+2PL400*20	۴۶۳	۱۱,۳	B1T1
IPE360	۷۲,۷	۸	B2T1
IPB360	۱۸۱	۱۱,۳	B3T1
IPBL360	۱۴۳	۸	B3T2
IPBV300+2PL350*10	۳۷۳	۱۱,۳	B3T3
IPE360	۷۲,۷	۸	B4T3
IPBL360	۱۴۳	۱۱,۳	B5T3
IPBL360	۱۴۳	۸	B5T4
IPBV300+2PL350*10	۳۷۳	۱۶	T1T3
IPBV300+2PL400*20	۴۶۳	۱۶	T3T4

نتایج استفاده از سیستم هوشمند عیب‌یابی مبتنی بر شبکه عصبی بستگی زیادی به ویژگی‌های آموزش شبکه عصبی دارد. از این‌رو ایجاد داده‌های آموزشی با تعداد مناسب از اهمیت زیادی برخوردار است. به‌طور کلی تعداد داده‌های آموزشی باید به اندازه‌ای بزرگ باشد که رابطه داده‌های ورودی و خروجی متناسب با آن را به خوبی مشخص کند. از طرفی دیگر، به منظور کارایی محاسباتی روند پیشنهادی تعداد داده‌ها باید به ابعاد کوچک معقولی محدود شود، چون ایجاد داده‌های آموزشی و آموزش شبکه عصبی بخشی زیادی از زمان پروسه عیب‌یابی را به خود اختصاص می‌دهد.

از این‌رو در این پژوهش به عوض استفاده کردن از تمام مود شکل‌های سازه بر اساس مقاله مهرجو و همکاران فقط از تعداد محدودی مود شکل اول سازه و آن‌هم فقط برای درجه آزادی‌های مربوط به گره‌های T3، T4، T5، B4، B5 و B6 استفاده می‌شود [۵۴]. تعداد مناسب مود شکل‌ها به منظور آموزش شبکه عصبی در ادامه مورد بررسی قرار می‌گیرد. استفاده از مود شکل‌های مرتبط با این المان‌ها موجب می‌شود که با تعداد داده‌های کم‌تری بتوان تغییرات ایجاد شده در مود شکل‌ها بر اساس خرابی را مشاهده کرد و از این داده‌ها به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده کرد. خروجی شبکه عصبی نیز شدت خرابی در المان‌های پل خرابی می‌باشد. به منظور ایجاد داده‌های آموزشی از روش ایجاد داده LHS مطرح شده در فصل قبل استفاده می‌شود.

خاصیت روش LHS این است که تمام دامنه داده‌ها را پوشش می‌دهد و در نتیجه می‌توان مطمئن بود کل فضای مسئله مورد توجه قرار می‌گیرد. در این پژوهش تعداد ۷۲۹ داده تولید شده به‌وسیله روش LHS مورد استفاده قرار می‌گیرد [۵۲]. این داده‌ها سناریوی خرابی پیشنهادی برای پل خرابی Louisville می‌باشد. سازه پل به ازای هر یک از این حالات آنالیز مودال شده و مود شکل‌های مربوطه استخراج می‌شود. بعد از آموزش شبکه عصبی انتگرال میانگین مربعات خطا (RMS^1) بین خروجی مطلوب و خروجی شبکه عصبی محاسبه شده و به‌عنوان پارامتر تعیین‌کننده دقت شبکه عصبی ایجاد شده از آن استفاده می‌شود. از طرفی ۵۰ داده‌ی آموزشی نیز با استفاده از روند LHS ایجاد شده و به منظور صحت‌سنجی شبکه ایجاد شده مورد استفاده قرار می‌گیرد.

نتایج دقت شبکه عصبی ایجاد شده به ازای داده‌های آموزشی مختلف در جدول ۶-۳ نشان داده شده است. در این جدول مقایسه‌ای بین استفاده از فقط یک مود شکل سازه تا استفاده از ۵ مود شکل اول سازه به عنوان داده‌ی ورودی الگوریتم صورت پذیرفته است.

جدول ۶-۳: ارزیابی دقت شبکه عصبی آموزش دیده بر اساس تعداد مود شکل‌های استفاده شده به عنوان داده‌های

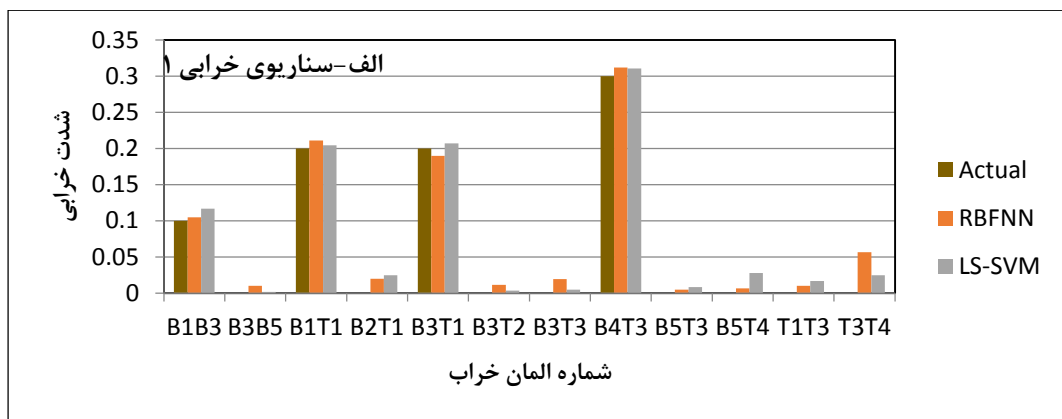
¹ Root Mean Square

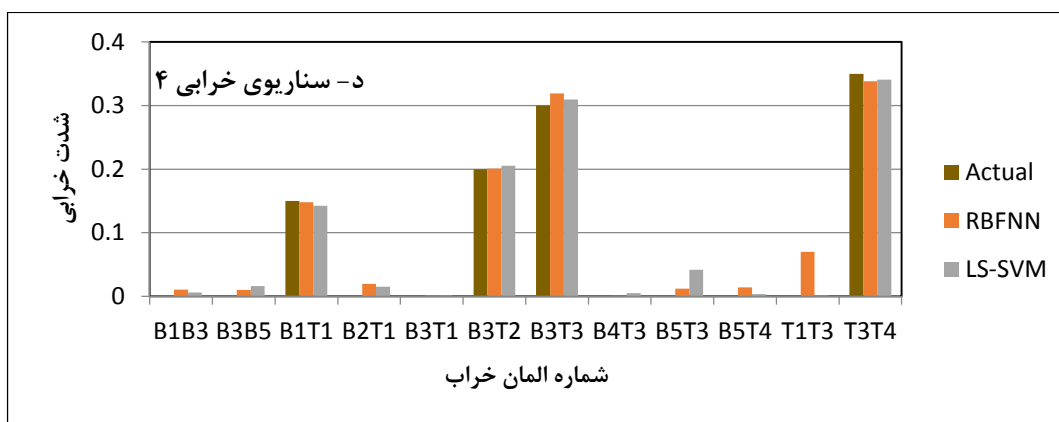
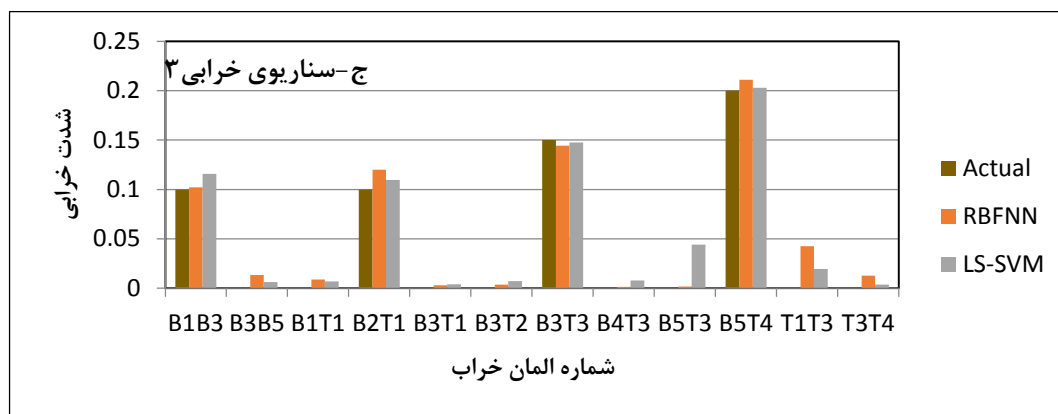
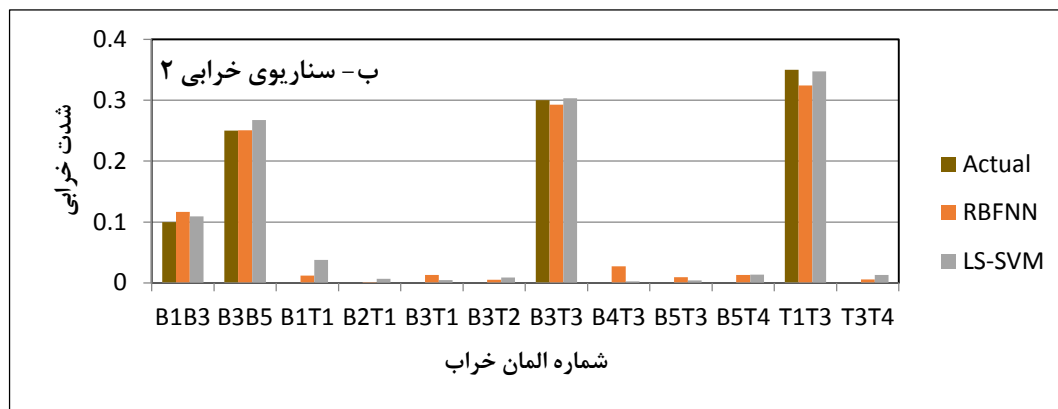
ورودی

شاخص دقت	مود شکل اول سازه	۲ مود شکل اول سازه	۳ مود شکل اول سازه	۴ مود شکل اول سازه	۵ مود شکل اول سازه	۶ مود شکل اول سازه
RMS داده های آموزشی	۷,۹۶	۵,۲۷	۵,۲۱	۱,۸۶	۰,۷۹	۰,۶۴
RMS داده های تست	۱۰,۸۱	۷,۵۵	۷,۴۷	۳,۶۶	۱,۷۷	۱,۶۵
میانگین خطا برای داده های تست	۸,۵۱	۵,۷۴	۵,۶۵	۲,۶۸	۱,۱۸	۱,۰۸

با توجه به جدول می توان نتیجه گرفت که با اضافه شدن تعداد مود شکل های ورودی به شبکه عصبی، دقت شبکه آموزش یافته افزایش می یابد. این روند تا مود شکل ۵ ادامه دارد اما اضافه کردن مود شکل ۶ تاثیر زیادی در افزایش دقت شبکه عصبی ندارد لذا به منظور کاهش زمان محاسبات فقط از ۵ مود شکل اول سازه استفاده می شود.

در ادامه به منظور مقایسه شبکه عصبی با LS-SVM، روندی مشابه با بالا برای الگوریتم LS-SVM پیش گرفته می شود. در ادامه برای بعضی از سناریوهای خرابی تست، شدت خرابی تشخیص داده شده با شبکه عصبی با شدت خرابی واقعی و شدت خرابی حاصل از الگوریتم LS-SVM در المان ها پل خرابی Louisville در شکل ۶-۷ مورد مقایسه قرار گرفته است.





شکل ۶-۷: نتایج عیب یابی برای بعضی از حالت‌های خرابی پل خرابی Louisville

همان‌طور که از نمودارها مشخص است، تطابق خوبی بین خروجی حاصل از روند ارائه شده در این پژوهش و شدت خرابی واقعی در المان‌های پل خرابی وجود دارد.

به‌علاوه با توجه به جدول نمودارهای فوق می‌توان نتیجه گرفت الگوریتم LS-SVM در مجموع دقت بالاتری در شناسایی خرابی نسبت به شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی دارد.

۶-۴- پل فلزی با چندین شاه تیر

برای بررسی کارایی روش ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات در عیب‌یابی پل‌های فلزی؛ ابتدا در نرم افزار MATLAB برنامه‌ای برای لینک این نرم‌افزار به نرم‌افزار تحلیل‌گر دینامیکی پل (نرم‌افزار ANSYS) نوشته می‌شود. سپس سازه مورد بررسی به ازای تمام سناریوهای خرابی ممکن مورد تحلیل قرار گرفته و با توجه به فصل ۵ مود شکل‌های آن محاسبه می‌گردد. از اختلاف مود شکل‌های سازه معیوب و سالم به‌عنوان ورودی الگوریتم استفاده شده و خروجی الگوریتم شماره المان خراب و درصد خرابی در المان‌ها می‌باشد. برای اجرای الگوریتم LS-SVM از کد نوشته شده توسط مرجع [۵۵] استفاده گردیده است. در ادامه برای افزایش قابلیت تعمیم الگوریتم و شبیه‌سازی نویز موجود در ثبت پاسخ‌های سازه‌های واقعی داده‌های ورودی با نویز وارد الگوریتم می‌شوند. برای شبیه‌سازی نویز مصنوعی، عددی تصادفی از توزیع نرمالی با میانگین و واریانس صفر و انحراف معیار استاندارد برابر یا یک استخراج شده و با استفاده از فرمول زیر داده‌های ورودی دارای ۵ درصد نویز مصنوعی می‌گردند:

$$Data_{with\ noise} = Data_{(noise\ free)} \times \left[1 + \frac{5}{100} \times random\ number \right] \quad (۱-۶)$$

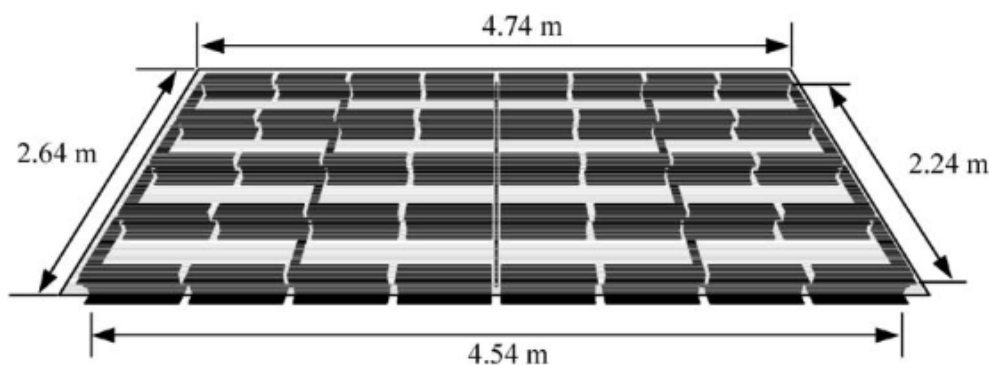
در نهایت برای بررسی دقت الگوریتم ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات در ایجاد یک سیستم عیب‌یابی هوشمند؛ سیستمی مشابه با استفاده شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی ایجاد می‌شود. برای اجرای RBFNN از جعبه ابزار شبکه عصبی نرم افزار MATLAB استفاده شده است. برای مقایسه دو الگوریتم علاوه بر بررسی زمان اجرای پروسه عیب‌یابی، به مقایسه تعداد داده‌های آموزشی و تست مورد نیاز برای رسیدن به یک دقت قابل قبول در هر دو الگوریتم پرداخته شده است. به‌علاوه برای مقایسه دقت خروجی الگوریتم‌ها، میانگین مربعات خطا (MSE^1) داده‌های تست مطابق فرمول زیر محاسبه گردیده است:

$$MSE = \sum_1^N \frac{(D_m - D_p)^2}{N} \quad (۲-۶)$$

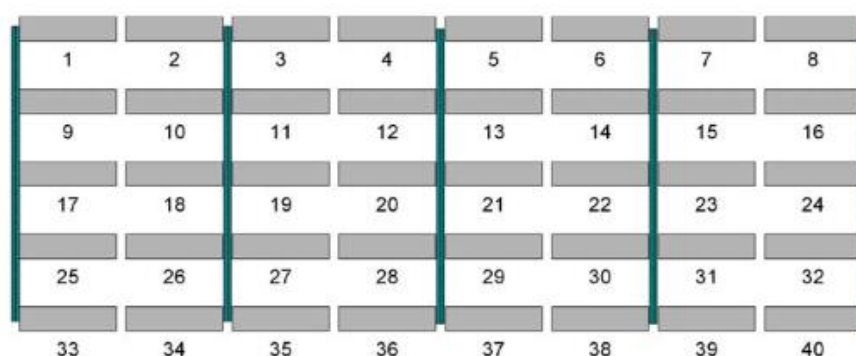
که در این رابطه D_m مقدار خروجی دقیق، D_p مقدار خروجی محاسبه شده توسط الگوریتم‌های فوق و N تعداد داده‌ها می‌باشد.

برای نشان دادن قابلیت روش پیشنهادی، از پل فلزی یک دهانه با چندین شاه‌تیر استفاده می‌شود [۵۵]. پل شامل ۵ شاه‌تیر، دیافراگم و دال بتنی می‌باشد که به منظور مدل‌سازی آن از نرم افزار SAP استفاده شده است. از المان Beam برای مدل‌سازی شاه‌تیرها و دیافراگم و از المان Shell برای مدل‌سازی دال استفاده می‌شود. به همین منظور چگالی جرمی اعضا $7850\ kg/m^3$ و مدول الاستیسیته آنها برابر $25000000\ kN/m^2$ فرض می‌شود. تصویر شماتیک این پل در شکل ۸-۸ و شماره المان‌های مدل اجزا محدودی آن در شکل ۶-۹ نشان داده شده است.

¹ Mean Square Error



شکل ۶-۸: پل فلزی ۴۰ المانی

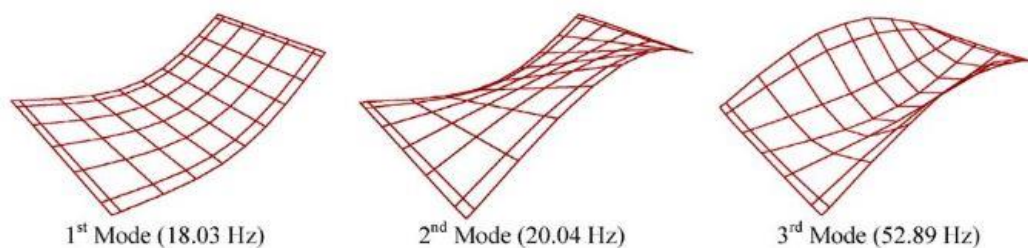


شکل ۶-۹: مدل اجزا محدود پل فلزی

از ۵ مود شکل اول پل به منظور عیب‌یابی استفاده می‌شود. برای شناسایی حالت‌های خرابی جدول ۴-۶، تمامی حالت‌هایی که در آن دو عضو از سازه خراب هستند محاسبه می‌گردد. بدین‌منظور با کاهش مدول الاستیسیته اعضا در محدوده ۱۰ تا ۳۰ درصد با گام‌های ۱۰٪ تغییر می‌دهیم، در نتیجه مطابق رابطه‌ی ۳-۶ تعداد سناریوهای خرابی برابر ۷۰۲۰ حالت می‌شود. برای آموزش الگوریتم SVM از ۷۰٪ داده‌ها و برای آموزش RBFNN از ۸۰٪ داده‌ها استفاده می‌شود. شکل ۶-۱۰ سه مود شکل اول این پل فلزی را نشان می‌دهد.

$$Damage = \binom{40}{2} = \frac{40!}{(40-2)! 2!} = 780 \quad (۳-۶)$$

$$Number\ of\ Scenario = 780 \times 3^2 = 7020 \quad (۴-۶)$$



شکل ۶-۱۰: سه مد شکل اول پل با چندین شاه تیر فلزی

جدول ۴-۰۶: عضوهای آسیب دیده و میزان آسیب

حالت ۱		حالت ۲	
شماره عضو	درصد کاهش E	شماره عضو	درصد کاهش E
۷	٪۲۰	۲۸	٪۱۵
۱۱	٪۳۰	۴۱	٪۲۰

ورودی الگوریتم تفاوت ۵ مود شکل اول سازه سالم و معیوب به ازای هر سناریوی خرابی است و خروجی الگوریتم شماره المان خراب و درصد خرابی المان‌ها می‌باشد. پس از اجرای الگوریتم‌های فوق نتایج مطابق جدول ۵-۶ حاصل گردید.

جدول ۵-۶: مقایسه الگوریتم LS-SVM با RBFNN

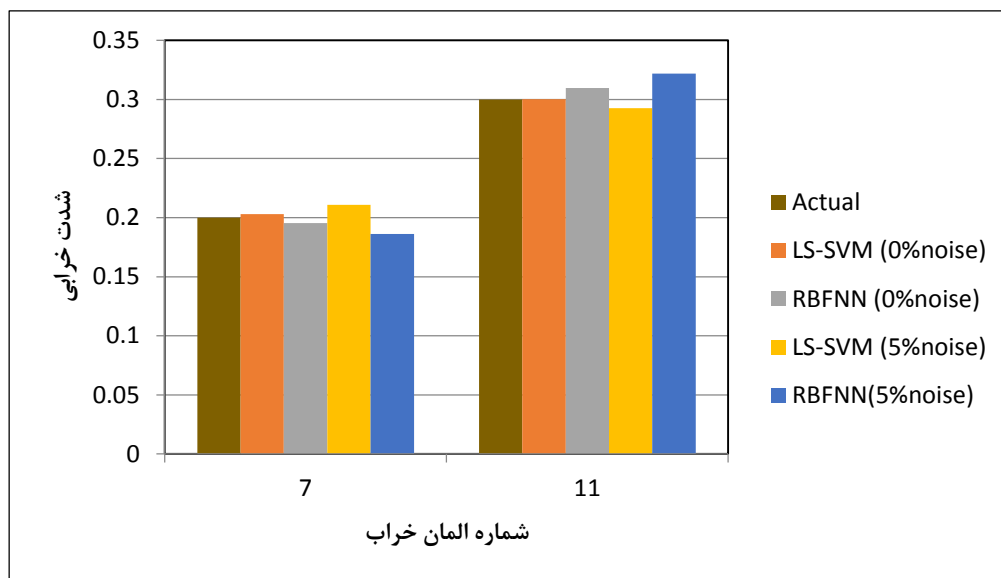
الگوریتم	تعداد داده های آموزشی	تعداد داده های تست	MSE(0% noise)	زمان اجرا (min)
ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات (LS-SVM)	۴۹۱۴	۲۱۰۶	۰,۰۰۰۳۴	۲۱۰
شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی (RBFNN)	۵۶۱۶	۱۴۰۴	۰,۰۰۰۷۸	۴۰۰

همانطور که از جدول ۵-۶ مشخص است LS-SVM علاوه بر تعداد داده‌های آموزشی کمتر، میانگین مربعات خطای به مراتب کمتری از RBFNN دارد که این ناشی از توانایی عمومیت بخشی بیشتر ماشین بردار پشتیبان نسبت به شبکه عصبی می‌باشد. به علاوه این الگوریتم برای انجام پروسه عیب‌یابی به زمان کمتری نیاز دارد. جدول ۶-۶ میانگین مربعات خطا را در صورت وجود نویز در داده‌های ورودی را به ازای هر دو الگوریتم نشان می‌دهد.

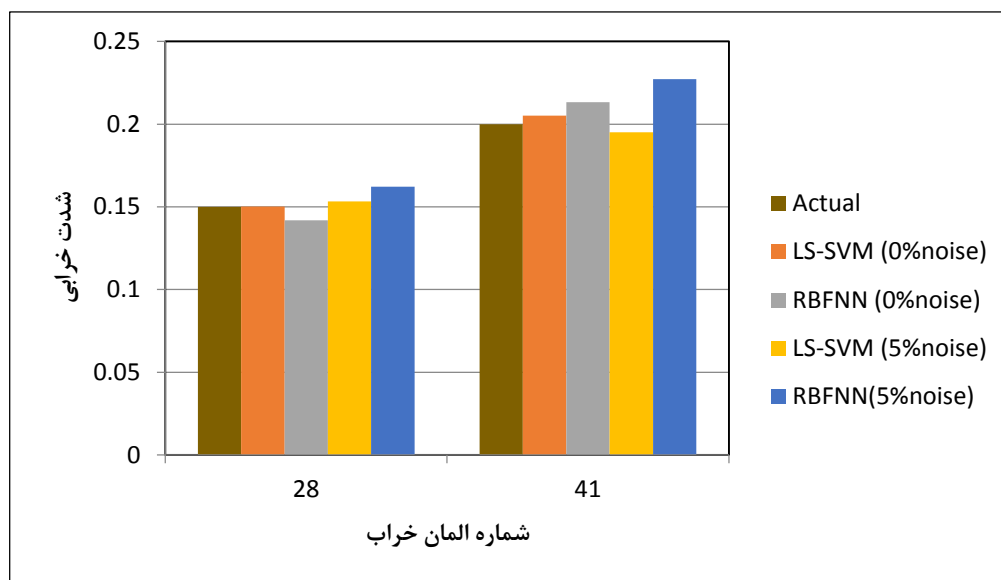
جدول ۶-۶: مجموع مربعات خطا برای داده‌های تست در صورت وجود نویز

الگوریتم	MSE(5% noise)
ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات (LS-SVM)	۰,۰۱۴۱
شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی (RBFNN)	۰,۰۲۰۲

شکل ۶-۱۱ مقدار خروجی الگوریتم‌های فوق را به ازای دو حالت خرابی جدول ۶-۴ نشان می‌دهد



الف: حالت اول



ب: حالت دوم

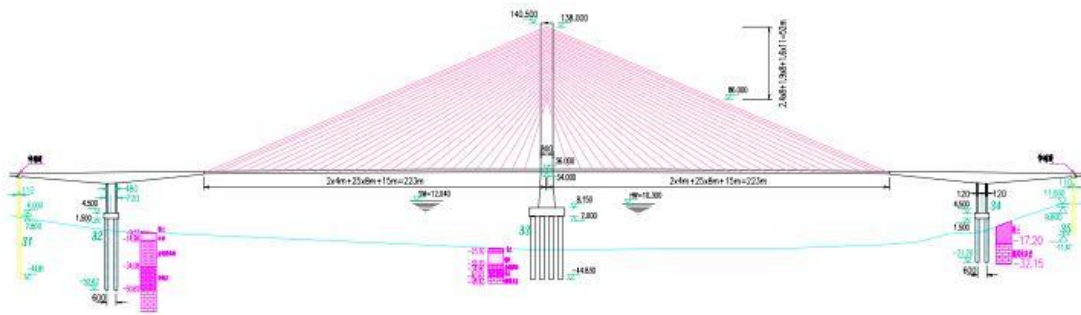
شکل ۱۱-۶: شدت خرابی برای دو حال خرابی جدول ۱: الف-حالت اول، ب-حالت دوم

همان‌طور که از شکل‌های ۱۱-۶ الف و ب مشخص است، LS-SVM علاوه بر اینکه خطای کم‌تری در پیش‌بینی شدت خرابی در المان‌های سازه دارد مقاومت بهتری هم در برابر نویز نسبت به شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی دارد.

به‌علاوه همان‌طور از شکل‌های ۱۱-۶ الف و ب مشخص است تقریباً در تمامی حالات LS-SVM جواب بهتری نسبت به شبکه عصبی می‌دهد. برای کاهش مقدار خطای شبکه عصبی و افزایش قابلیت تعمیم آن باید علاوه بر افزایش تعداد نرون‌های لایه مخفی تعداد داده‌های آموزشی را هم بیشتر کرد که این موجب افزایش زمان آموزش شبکه می‌شود در صورتی‌که LS-SVM با همین تعداد داده‌ی آموزشی هم از قابلیت تعمیم بالا و مقدار خطای پایینی برخوردار است.

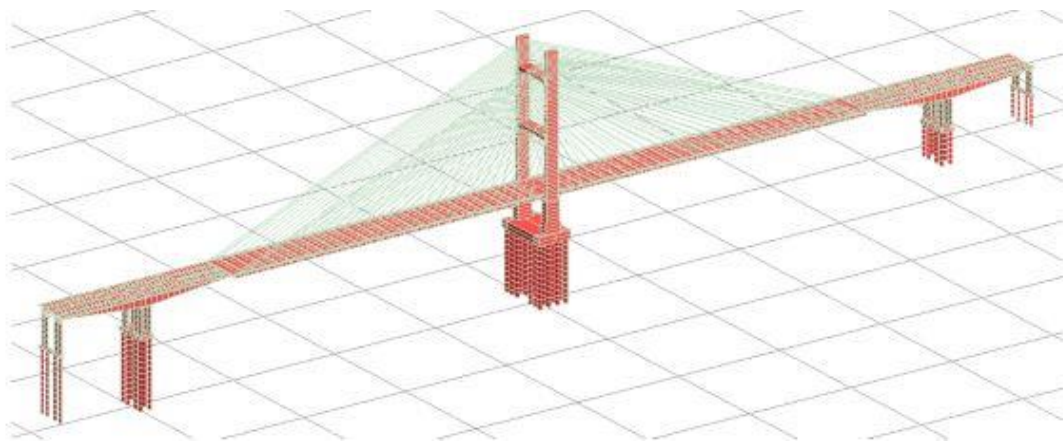
۵-۶- پل معلق کابلی

پل جینما که بر روی رودخانه غربی در چین قرار دارد یک پل بزرگ است که در مسیر بزرگراه کوانجو قرار دارد که دو شهر کوانجو و ژاکینگ را به هم وصل می‌کند. طول دهانه آن برابر با ۲۸۳ متر است که این بزرگترین دهانه یک پل یک برجه کابلی است. طول کلی این پل برابر با ۱۹۱۳ متر می‌باشد. پل اصلی از ترکیب سیستم کابلی و سازه T شکل ایجاد شده است. تصویر شماتیک این پل در شکل ۶-۱۲ نشان داده شده است [۵۶].



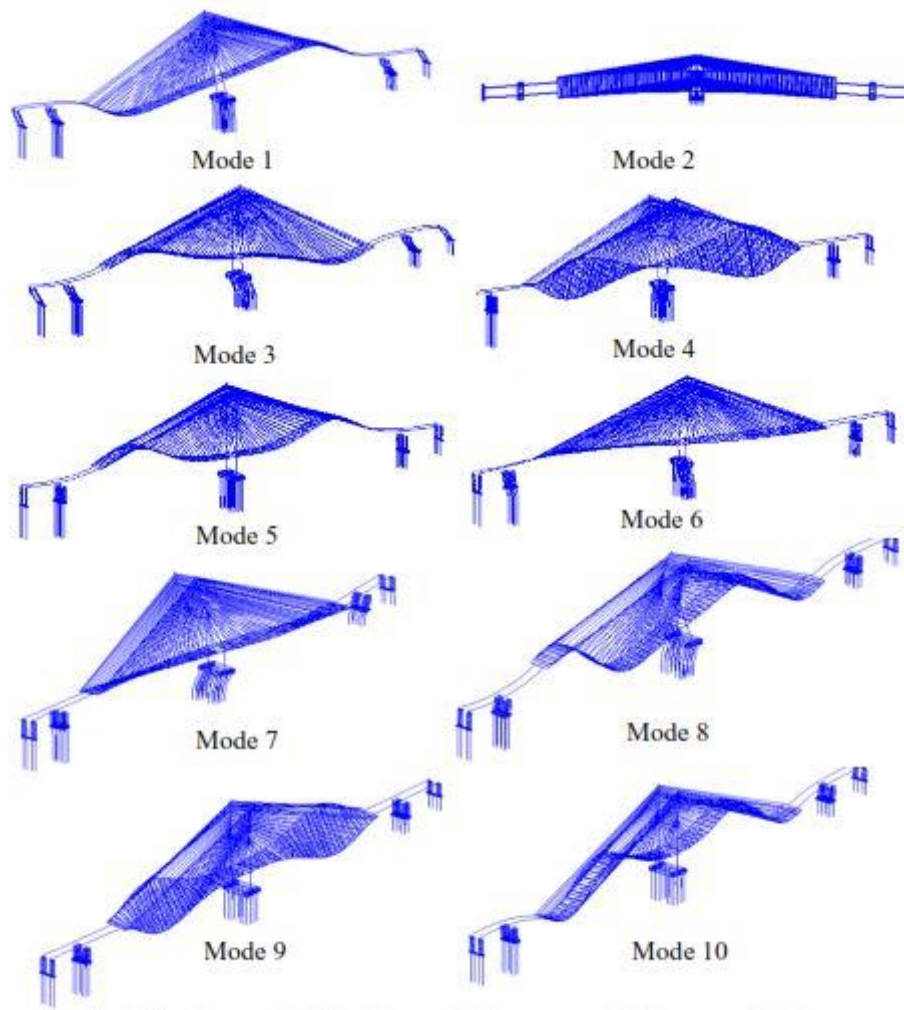
شکل ۶-۱۲: شکل شماتیک پل جینما

مدل اجزا محدودی این پل در نرم افزار SAP مدل شده است که تصویر آن در شکل ۶-۱۳ نشان داده شده است.



شکل ۶-۱۳: مدل اجزا محدودی سازه در نرم افزار SAP

قبل از اینکه روند عیب‌یابی سازه پیگیری شود، تحلیل مودال سازه سالم باید صورت پذیرد و نسبت تغییرات انحنای مود شکل محاسبه شود. در شکل ۶-۱۴ ده مود شکل اول این پل نشان داده شده است. در جدول ۶-۷ نیز مقادیر فرکانس‌های پل آورده شده است.



شکل ۶-۱۴: نمایش ۱۰ مد شکل اول پل کابلی جینما

جدول ۶-۷: مقادیر ۱۰ فرکانس اول پل کابلی جینما

شماره فرکانس	مقدار عددی فرکانس	شماره فرکانس	مقدار عددی فرکانس
۱	۰,۲۳۶۹۴۹	۶	۰,۵۶۴۹۳۴
۲	۰,۲۴۱۱۹۲	۷	۰,۵۸۸۹۴۲
۳	۰,۳۱۰۱۷۴	۸	۰,۶۴۶۹۹۶
۴	۰,۴۴۷۸۳۲	۹	۰,۶۵۳۹۰۶
۵	۰,۵۳۱۶۰۱	۱۰	۰,۷۱۹۲۲۹

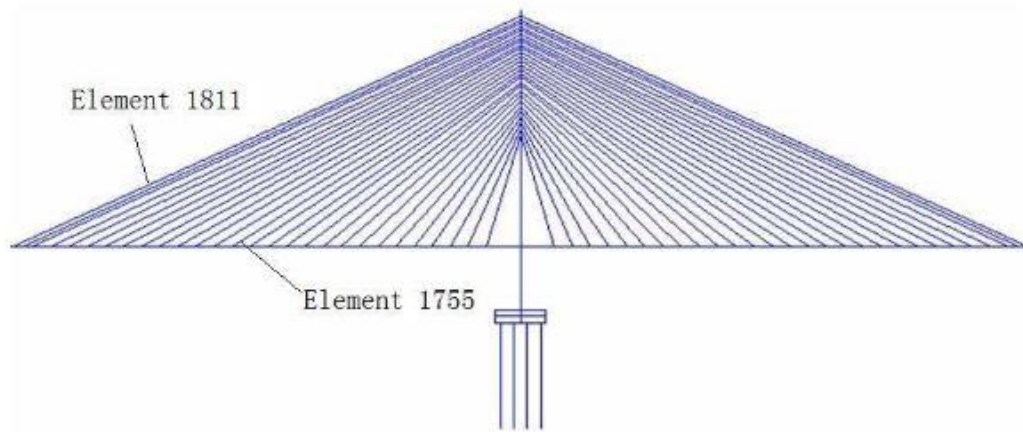
عیب‌یابی سازه‌ها شامل سه مرحله اساسی می‌باشد. مرحله اول تعیین سالم یا معیوب بودن سازه است، مرحله دوم تعیین مکان خرابی در سازه و مرحله سوم تعیین شدت خرابی در المان‌های معیوب سازه می‌باشد. تعیین شدت خرابی در المان‌ها از مراحل مهم در این فرآیند می‌باشد.

پل جینما، یک پله یک برجه، دو طرفه، معلق کابلی و پروانه‌ای شکل است. در این پژوهش عیب‌یابی ۵۶ کابل این پل که بر روی برج آن مهار شده است مورد مطالعه قرار می‌گیرد. شماره المان‌های سازه در جدول زیر نشان داده شده است.

جدول ۶-۸: شماره‌ی المان‌های پل جینما

شماره المان	۱۷۷۳، ۱۷۷۷، ۱۷۸۱، ۱۷۸۵، ۱۷۹۱، ۱۷۹۵، ۱۷۹۹، ۱۸۰۳، ۱۸۰۷، ۱۸۱۱
	۱۷۳۱، ۱۷۳۵، ۱۷۳۹، ۱۷۴۳، ۱۷۴۷، ۱۷۵۱، ۱۷۵۵، ۱۷۵۹، ۱۷۶۳، ۱۷۶۷
	۱۷۰۸، ۱۷۰۴، ۱۷۰۰، ۱۶۹۹، ۱۷۰۷، ۱۷۱۱، ۱۷۱۵، ۱۷۱۹، ۱۷۲۳، ۱۷۲۷
	۱۷۴۸، ۱۷۴۴، ۱۷۴۰، ۱۷۳۶، ۱۷۳۲، ۱۷۲۸، ۱۷۲۴، ۱۷۲۰، ۱۷۱۶، ۱۷۱۲
	۱۷۹۲، ۱۷۸۶، ۱۷۸۲، ۱۷۷۸، ۱۷۷۴، ۱۷۶۸، ۱۷۶۷، ۱۷۶۰، ۱۷۵۶، ۱۷۵۲
	۱۸۱۲ و ۱۸۰۸، ۱۸۰۴، ۱۸۰۰، ۱۷۹۶

خرابی در کابل‌ها موجب ایجاد تغییرات در جابه‌جایی نقاط تیر اصلی پل می‌شود. این تغییرات در فرکانس‌ها و مود شکل‌های سازه موثر خواهد بود. تغییرات مود شکل به‌عنوان شاخص عیب‌یابی در این مثال انتخاب می‌شود. روند عیب‌یابی به این صورت است که بعد از مدل‌سازی پل در نرم‌افزار SAP تحلیل مودال برای حالت سالم سازه صورت می‌گیرد. سپس خرابی در کابل‌های پل به‌صورت کاهش مدول الاستیسیته مدل شود. به‌طور مثال اگر مقدار خرابی ۳۰ درصد باشد، مدول الاستیسیته کابل ۳۰ درصد کاهش داده می‌شود. سپس مانند مرحله اول تحلیل مودال صورت می‌گیرد. در مرحله سوم داده‌های ورودی به برنامه شبکه عصبی و یا کد LS-SVM نوشته شده در نرم‌افزار MATLAB وارد می‌شود و شدت خرابی در المان‌ها تعیین می‌شود. در این پژوهش مود شکل اول سازه را به‌عنوان مود شکل انتخابی در نظر می‌شود. در این پژوهش تعیین شدت خرابی در المان‌های ۱۸۱۱ و ۱۷۵۵ مورد بررسی قرار می‌گیرد. مکان این المان‌ها در شکل ۶-۱۵ نشان داده شده است.



شکل ۶-۱۵: المان‌های انتخاب شده به منظور انجام آنالیز

شدت خرابی در این المان‌ها برابر با ۰.۱۰، ۰.۲۰، ۰.۳۰، ۰.۴۰، ۰.۵۰، ۰.۶۰، ۰.۷۰، ۰.۸۰، ۰.۹۰ و حالت سالم در نظر گرفته می‌شود. به‌طور مشابه داده‌های تست نیز به‌صورت مشابه ایجاد می‌شود که شدت خرابی در آن‌ها برابر است با ۰.۲۳، ۰.۴۶، ۰.۵۱، ۰.۷۵، ۰.۸۲ و ۰.۹۱ در نظر گرفته می‌شود. بعد از آموزش الگوریتم‌ها آن‌ها را برای داده‌های تست مورد آزمایش قرار می‌دهیم. نتایج حاصل برای الگوریتم LS-BPNN و SVM در جدول ۶-۹ نشان داده شده است.

جدول ۶-۹: مقایسه نتایج BPNN با LS-SVM در شناسایی شدت خرابی در المان ۱۸۱۱

مکان خرابی		۱۸۱۱	۱۸۱۱	۱۸۱۱	۱۸۱۱	۱۸۱۱	۱۸۱۱
مقدار دقیق شدت خرابی		۰,۲۳	۰,۴۶	۰,۵۱	۰,۷۵	۰,۸۲	۰,۹۱
مقدار تعیین شده با الگوریتم	BPNN	۰,۲۶۳۹	۰,۴۴۱۴	۰,۴۹۴۹	۰,۷۸۵۱	۰,۸۰۰۷	۰,۸۸۵۲
	LS-SVM	۰,۲۵۱۲	۰,۴۵۴۵	۰,۵۰۸۸	۰,۷۴۷	۰,۸۰۸۲	۰,۸۹۳۴
مقدار خطا	BPNN	۰,۰۳۶۱	۰,۰۱۸۶	۰,۰۱۵۱	-۰,۰۳۵۱	-۰,۰۲۰۷	۰,۰۲۴۸
	LS-SVM	-۰,۰۲۱۲	۰,۰۰۵۵	۰,۰۰۱۲	۰,۰۰۰۳	۰,۰۱۱۸	۰,۰۱۶۶

نتایج برای المان ۱۷۵۵ نیز به‌صورت مشابه محاسبه می‌شود که نتایج در جدول ۶-۱۰ نشان داده شده است.

جدول ۶-۱۰: مقایسه نتایج BPNN با LS-SVM در شناسایی شدت خرابی در المان ۱۷۵۵

مکان خرابی		۱۷۵۵	۱۷۵۵	۱۷۵۵	۱۷۵۵	۱۷۵۵	۱۷۵۵
مقدار دقیق شدت خرابی		۰,۴۶	۰,۵۱	۰,۶۳	۰,۷۵	۰,۸۲	۰,۸۹
مقدار تعیین شده با الگوریتم	BPNN	۰,۴۴۷۶	۰,۵۲۸۸	۰,۵۷۸۵	۰,۶۹۲	۰,۷۶۸۹	۰,۸۱۳۶
	LS-SVM	۰,۴۵۹۴	۰,۵۱۲۸	۰,۵۸۰۳	۰,۷۱۸۱	۰,۷۷۵۸	۰,۸۲۱۴
مقدار خطا	BPNN	-۰,۰۱۲۴	۰,۰۱۸۸	-۰,۰۵۱۵	-۰,۰۵۸	-۰,۰۵۱۱	-۰,۰۷۶۴
	LS-SVM	-۰,۰۰۰۶	۰,۰۰۲۸	-۰,۰۴۹۷	-۰,۰۳۱۹	-۰,۰۴۵۲	-۰,۰۶۸۶

بنابر نتایج فوق می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی با دقت خوبی شدت خرابی را در المان‌ها تعیین می‌کند. با این وجود برای رسیدن به نتیجه مطلوب به زمان آموزشی زیاد نیاز دارد تا به دقت ده‌هزارم برسد به علاوه اینکه تعدا نرون‌ها نیز افزایش می‌یابد.

نتایج الگوریتم LS-SVM بسیار دقیق‌تر از نتایج BPNN می‌باشد در حالی که زمان محاسباتی آن کم‌تر می‌باشد. نتایج برای المان ۱۸۱۱ به‌طور مشخص دقیق‌تر از نتایج المان ۱۷۵۵ است. علت آن نزدیکی بیشتر این المان به برج اصلی پل می‌باشد. هر چه المان مورد نظر به برج اصلی نزدیک‌تر باشد دقت تشخیص خرابی در کابل‌ها کاهش می‌یابد.

۷- فصل هفتم:

نتیجه گیری و پیشنهادات

۷-۱- نتیجه گیری

نظارت بر سلامت سازه‌ها و تشخیص آسیب‌های آن در مراحل اولیه یکی از موضوعات مورد توجه همیشگی بوده است. امروزه، تحقیقات بر روی روش‌های عیب‌یابی سازه‌ها بر پایه تحلیل ارتعاشی بسیار گسترش یافته است، زیرا از این روش‌ها می‌توان به عنوان روش‌های بررسی دائمی و به هنگام سازه‌ها استفاده کرد و از به وجود آمدن آسیب‌های بیشتر در سازه‌ها جلوگیری نمود. از آنجا که پل‌ها مهم‌ترین اجزای راه‌های ارتباطی هر کشوری هستند لذا کنترل و مراقبت از این سازه‌های استراتژیک امری بسیار مهم بوده و در این راستا استفاده از تکنولوژی مدرن گامی نو و بسیار مهم است. در این پژوهش با استفاده از روشی مبتنی بر الگوریتم‌های هوش مصنوعی (الگوریتم ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات) به شناسایی خرابی در پل‌های فلزی پرداخته شد و بدین منظور از تغییرات مود شکل‌های طبیعی سازه به‌عنوان شاخصی برای عیب‌یابی استفاده گردید. نتایج بیانگر آن است که:

- ۱) سیستم عیب‌یاب طراحی شده توانایی بالایی در تشخیص موقعیت و شدت خرابی در پل‌ها دارد.
- ۲) سیستم پیشنهادی با سیستمی مشابه مبتنی بر شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی مورد مقایسه قرار گرفت و پس از بررسی و مقایسه نتایج مشخص گردید ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات علاوه بر اینکه خطای کم‌تری در پیش‌بینی محل و میزان خرابی در سازه‌ها نسبت به شبکه عصبی RBF دارد، به زمان کم‌تری نیز برای انجام پروسه عیب‌یابی نیازمند است.
- ۳) ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات مقاومت بیشتری نسبت به نویزدار بودن داده‌ها نسبت به شبکه عصبی RBF دارد و همچنین به تعداد داده‌های آموزشی کم‌تری برای یادگیری فرآیند عیب‌یابی نیازمند است که این سبب می‌شود در شرایط واقعی که پاسخ‌های ثبت شده از سنسورهای نصب شده بر روی پل دارای نویز هستند و تعداد داده‌های ثبت شده کم می‌باشد، بتوان با دقت خوبی المان‌های معیوب و شدت خرابی در آن‌ها را پیش‌بینی کرد.
- ۴) با بررسی نتایج مشخص شد که شاخص‌های نسبت مود شکل سازه سالم به مود شکل سازه خراب و تفاوت مود شکل حالت خراب و سالم دقت بهتری در شناسایی مکان خرابی در پل‌های فلزی نسبت به شاخص مود شکل سازه خراب به تنهایی دارد.

۷-۲-ارائه پیشنهادات

۱- استفاده از سایر الگوریتم‌های هوشمند درون‌یاب مانند سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS^۱) و یا بزرگترین مرز نزدیکترین همسایگی (LMNN^۲) به منظور عیب‌یابی پل‌های فلزی

۲- بررسی روند پیشنهاد شده در این پژوهش به منظور عیب‌یابی پل‌های بتن مسلح

۳- استفاده از کرنل‌های موجکی و ترکیبی ارائه شده برای LS-SVM و مقایسه نتایج با کرنل‌های Polynomial و RBF

۴- بررسی استفاده از ترکیب الگوریتم هوشمند بهینه‌سازی و درون‌یابی به منظور عیب‌یابی پل‌ها

^۱ Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

^۲ Large Margin Nearest Neighbor

منابع

[1] Doebling SW, Farrar CR, Prime MB. A summary review of vibration-based damage identification methods. *Shock and vibration digest*. 1998; **30**(2): pp. 91–105.

[2] Doebling SW, Farrar CR, Prime MB, Shevitz DW. Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics: a literature review. 1996.

[3] Rytter A. Vibrational based inspection of civil engineering structures. PhD Dissertation, *Department of Building Technology and Structural Engineering*, Aalborg University, Denmark 1993.

[4] Mahdikhani, M Bayati, Z Application and development of fiber optic sensors in civil engineering, The 14 th world conference on earthquake engineering, Beijing, China, October 12-17, 2008.

[۵] رسولی، ا.، عیب‌یابی سازه‌ها با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، پایان‌نامه ارشد عمران، دانشگاه شهید باهنر کرمان، ۱۳۹۰.

[6] A. Muñoz, M. Blondet, U. Quintana, and H. Leon, “Earthquake resistant performance of Peruvian school buildings,” in *Proc., 13th World Conf. on Earthquake Engineering*, 2004.

[7] O.S. Salawu, Detection of structural damage through changes in frequency: a review, *Engineering Structures* 19 (9) (1997) 718–723

[8] G. Jin, S. Lee, J. Carletta, and T. Nagayama, “Decentralized damage identification using wavelet signal analysis embedded on wireless smart sensors,” *Eng. Struct.*, vol. 33, no. 7, pp. 2162–2172, 2011.

[9] Wang, Q. Deng, X. 1999. “Damage Detection with Spatial Wavelets”. *International Journal of Solids and Structures*, Vol. 36, pp. 3443-3468.

[10] Farooq M, Zheng H, Nagabhushana A, et al. Damage detection and identification in smart structures using SVM and ANN. In: *SPIE Smart Structures and Materials+ Nondestructive Evaluation and Health Monitoring*. International Society for Optics and Photonics; 2012: pp. 830–834.

[11] Noori M., Cao Y, Hou Z, Sharma S. Application of Support Vector Machine for Reliability Assessment and Sturctural Health Monitoring. *International Journal of Engineering Under Uncertainty: Hazards, Assessment and Mitigation*. 2010; **2**: pp. 89–98.

[۱۲] گریست، ص.، ناصرعلوی، س.، سلاجقه، ع.، سلاجقه، ج.، تشخیص خرابی در سازه‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک پیشرفته و آنالیز حساسیت، کنفرانس زلزله، سازه و روش‌های محاسباتی، ۱۳۹۰.

[13] Lazarevic A, Kanapady R, Kamath C. Effective localized regression for damage detection in large complex mechanical structures. *Proceedings of the 2004 ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining - KDD '04*. 2004: 450.

[۱۴] ضیایی، م.، ناصرعلوی، ص. و سلاجقه، ع.، شناسایی خرابی توسط الگوریتم اصلاح شده جامعه مورچگان با استفاده از پاسخ استاتیکی، کنفرانس زلزله، سازه و روش‌های محاسباتی، کرمان، جهاد دانشگاهی استان کرمان، ۱۳۹۰.

[۱۵] زارع، ر.، ناصرعلوی، س.، سلاجقه، ع. و ترکزاده، پ.، ارزیابی انواع پاسخ‌ها در عیب‌یابی سازه‌ها در روش‌های مبتنی بر تحلیل حساسیت، کنفرانس زلزله، سازه و روش‌های محاسباتی، کرمان، جهاد دانشگاهی استان کرمان، ۱۳۹۰.

[16] Naseralavi, S. S., Fadaee, M. J., & Salajegheh, J. Subset solving algorithm : A novel sensitivity-based method for damage detection of structures. *Applied Mathematical Modelling*, 35(5). 2011, 2232–2252.

[17] S. S. Naseralavi, E. Salajegheh, J. Salajegheh, and M. J. Fadaee, “Detection of damage in cyclic structures using an eigenpair sensitivity matrix,” *Comput. Struct.*, vol. 110, pp. 43–59, 2012.

[۱۸] سروی، ف.، عیب‌یابی سازه‌ها بر اساس پاسخ‌های دینامیکی با استفاده از به‌روزرسانی مدل اجزا محدود، پایان‌نامه ارشد عمران، دانشگاه تحصیلات تکمیلی کرمان، ۱۳۹۰.

[۱۹] قیاسی، ر. و ترک زاده، پ.، مقایسه روش ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی در عیب‌یابی سازه‌ها، هفتمین کنگره ملی مهندسی عمران، زاهدان، دانشگاه سیستان و بلوچستان، ۱۳۹۲.

[۲۰] پیروزی، ح؛ ترکزاده پ. و شجاعی باغینی س.، عیب‌یابی سازه‌ها با استفاده از روش دو مرحله‌ای مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی فاخته، کنفرانس بین‌المللی عمران، معماری و توسعه پایدار شهری، تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز، ۱۳۹۲.

[۲۱] پیروزی، ح؛ ترک زاده، پ. و شجاعی باغینی، س.، استفاده از روش اختلال هموتوبی و پاسخ‌های دینامیکی جهت عیب‌یابی سازه‌ها، سومین کنفرانس بین‌المللی آکوستیک و ارتعاشات، تهران، انجمن آکوستیک و ارتعاشات ایران، ۱۳۹۲.

[22] J. M. Ko, Z. G. Sun, and Y. Q. Ni, “Multi-stage identification scheme for detecting damage in cable-stayed Kap Shui Mun Bridge,” *Eng. Struct.*, vol. 24, no. 7, pp. 857–868, 2002.

[23] W. T. Yeung and J. W. Smith, “Damage detection in bridges using neural networks for pattern recognition of vibration signatures,” *Eng. Struct.*, vol. 27, no. 5, pp. 685–698, 2005.

- [24] J. J. Lee, J. W. Lee, J. H. Yi, C. B. Yun, and H. Y. Jung, "Neural networks-based damage detection for bridges considering errors in baseline finite element models," *J. Sound Vib.*, vol. 280, no. 3, pp. 555–578, 2005.
- [25] J. J. Lee and C. B. Yun, "Damage diagnosis of steel girder bridges using ambient vibration data," *Eng. Struct.*, vol. 28, no. 6, pp. 912–925, 2006.
- [26] H.-N. Li, D.-S. Li, and G. Song, "Recent applications of fiber optic sensors to health monitoring in civil engineering," *Eng. Struct.*, vol. 26, no. 11, pp. 1647–1657, 2004.
- [27] J. M. Ko and Y. Q. Ni, "Technology developments in structural health monitoring of large-scale bridges," *Eng. Struct.*, vol. 27, no. 12, pp. 1715–1725, Oct. 2005.
- [28] F. C. Bridges, H. Sheng-nan, L. U. Xin-zheng, Y. E. Lie-ping, and L. I. U. Ying-kui, "Large-scale Experimental Study on the Safety Monitoring for Continuous Rigid Bridge Model and Test Scheme," no. 704003, pp. 2278–2283, 2006.
- [29] Mehrjoo M, Khaji N, Moharrami H, Bahreininejad a. Damage detection of truss bridge joints using Artificial Neural Networks. *Expert Systems with Applications*. 2008; 35(3): pp. 1122–1131.
- [30] L. I. U. Chun-cheng, L. Jiao, and L. Li-jun, "Study on the Damage Identification of Long-Span Cable-Stayed Bridge Based on Support Vector Machine," in *Information Engineering and Computer Science, 2009. ICIECS 2009. International Conference on, 2009*, pp. 1–4.
- [31] D. Hester and A. Gonzalez, "A wavelet-based damage detection algorithm based on bridge acceleration response to a vehicle," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 28, pp. 145–166, 2012.
- [32] J. Shu, Z. Zhang, I. Gonzalez, and R. Karoumi, "The application of a damage detection method using Artificial Neural Network and train-induced vibrations on a simplified railway bridge model," *Eng. Struct.*, vol. 52, pp. 408–421, 2013.
- [33] K.-C. Chang, C.-W. Kim, and M. Kawatani, "Feasibility investigation for a bridge damage identification method through moving vehicle laboratory experiment," *Struct. Infrastruct. Eng.*, vol. 10, no. 3, pp. 328–345, 2014.
- [34] I. Talebinejad, H. Sedarat, A. Emami-Naeini, A. Krimotat, and J. Lynch, "Implementation of damage detection algorithms for the Alfred Zampa memorial suspension bridge," in *SPIE Smart Structures and Materials+ Nondestructive Evaluation and Health Monitoring, 2014*, p. 906312.
- [35] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks. *Machine learning*. 1995; 20(3): pp. 273–297.
- [36] Vapnik VN. *Statistical learning theory*. John Wiley and Sons; New York: 1998.

- [37] Cristianini N, Shawe-Taylor J. *An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods*. Cambridge university press; 2000.
- [38] Suykens JAK, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers. *Neural processing letters*. 1999; **9**(3): pp. 293–300.
- [39] Suykens JAK, Brabanter J De, Lukas L, Vandewalle J, De Brabanter J. Weighted least squares support vector machines: robustness and sparse approximation. *Neurocomputing*. 2002; **48**(1): pp. 85–105.
- [40] David HA. Early sample measures of variability. *Statistical Science*. 1998: pp. 368–377.
- [41] Rousseeuw PJ, Leroy AM. *Robust regression and outlier detection*. Wiley. com; 2005.
- [42] Engelbrecht AP. *Computational intelligence: an introduction*. Wiley. com; 2007.
- [43] F.Yu,S.Yin, Fiber optic sensors. Marcel-Dekker, 2002.
- [44] D.A .Krohn, “Fiber optic sensors-Fundamental and applications,” Instrument Society of America.
- [45] Eddi Et Al, Fiber optic smart structures. John Wiley& Sons INC, New York.
- [46] Dakin and B.Culshaw, Optical fiber sensors-Principles and components. Vol.I, Artech House, Boston.
- [47] C.M.Davis, E.F.Carome, M.H.Weik, S.Ezekiel, R.E.Einzig, Fiber optic sensors technology handbook. Optical Technologies- A Division of Dynamic System INC.
- [48] Joan R.Casas, Paulo J.S.Cruz, M.ASCE, “Fiber optic sensors for bridge monitoring,” Journal of bridge engineering.

[۴۹] زهرایی، س.، عملکرد پل‌های فلزی با انواع دیافراگم‌های جانبی در برابر زلزله، چهارمین کنفرانس بین‌المللی

زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله، تهران، پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله، ۱۳۸۲.

[۵۰] رجیبی، ر.، رمضانیان پور، ع.، تدین، م.، میرکمالی، ا.، بررسی انواع آسیب‌دیدگی‌های عرشه پل‌های بتنی راه آهن

بافق - زرین شهر، سومین کنفرانس بین‌المللی مقاوم سازی لرزه ای، تبریز، موسسه پژوهشگران مقاوم سازی ایران،

۱۳۸۹.

- [51] H. Fathnejat, P. Torkzadeh, E. Salajegheh, and R. Ghiasi, “Structural Damage Detection by Model Updating Method Based on Cascade Feed-Forward Neural Network as an Efficient Approximation Mechanism,” *International Journal of Optimization in Civil Engineering*, vol. 4, no. 4, pp. 451–472, 2014.

- [52] McKay MD, Beckman RJ, Conover WJ. Comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code. *Technometrics*. 1979; 21(2): pp. 239–245.
- [53] J. Jae, J. Won, J. Hak, C. Bang, and H. Young, “Neural networks-based damage detection for bridges considering errors in baseline finite element models,” *J. Sound Vib.*, vol. 280, pp. 555–578, 2005.
- [54] M. Mehrjoo and N. Khaji, “Damage detection of truss bridge joints using Artificial Neural Networks,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 35, pp. 1122–1131, 2008.
- [55] J. Jae and C. Bang, “Damage diagnosis of steel girder bridges using ambient vibration data,” *Eng. Struct.*, vol. 28, pp. 912–925, 2006.
- [56] Z. Xu and Z. Wu, “Energy damage detection strategy based on acceleration responses for long-span bridge structures,” *Eng. Struct.*, vol. 29, pp. 609–617, 2007.

ABSTRACT:

The extensive literature on structural health monitoring (SHM) has documented the critical importance of detecting damage in civil engineering systems at the earliest possible time. Bridges is one of most important infrastructure, hence monitoring the condition of bridges and other civil infrastructures is necessary in an effort to develop cost-effective lifecycle maintenance strategies.

In this study, a novel method for intelligent damage detection of steel bridge, based on least square support vector machine (LS-SVM), is proposed. Damage is modeled as a reduction of elasticity modulus as key parameters in stiffness matrix of structural elements. Results are compared with same system based on radial basis function neural network (RBFNN).

Severity and location of damages are obtained based on variations of mode shape between the analytical models and the responses measured in damaged models. To demonstrate the ability of proposed method for detection of damage in bridge, different types of steel bridge are considered. The results show that the proposed method based on LS-SVM has better results in detecting the exact locations and the severity of damages in comparison with RBFNN, without affecting from noise. Furthermore, based on result, the mode shape differences or the mode shape ratios between before and after damage are more sensitive to damage than the mode shapes themselves.

KEY WORDS: damage detection, steel bridge, location and severity of damage, LS-SVM, RBFNN, Structural health monitoring



University of Shahrood

Structural Engineering

**Structural Damage Detection in Bridges Using Fiber Optical
Sensors**

Bahare Saadati

Supervisor:

Dr. Ali Keyhani

February 2015