

تشخیص خرابی سازه با استفاده از بسته موجک و الگوریتم جنگل تصادفی در سازه آزمایش شده در مرکز تحقیقات لرزه‌های دانشگاه بریتیش کلمبیا

امید حبیب‌زاده آذری
کارشناسی ارشد سازه، دانشکده
فنی مهندسی، دانشگاه تبریز.
پست الکترونیک:
omidhabibzadeh@gmail.com

حسین غفارزاده*
دانشیار، دانشکده فنی مهندسی،
دانشگاه تبریز.
پست الکترونیک:
ghaffar@tabrizu.ac.ir

امروزه روش شناسایی خرابی بر پایه سیگنال، روشی مهم و پرکاربرد است که بسته‌ی موجک یکی از جدیدترین شاخه‌های این روش می‌باشد. از طرف دیگر، در علم مهندسی، ابزار زیادی جهت ارزیابی مدل‌های تحلیل شده وجود دارد. این ابزار به طبقه‌بندی و یا رگرسیون داده‌ها می‌پردازند. در سال‌های اخیر، روش جدید جنگل تصادفی، توجه محققین را به خود جلب نموده است. از این‌رو، در این مقاله، به مدل‌سازی سازه پرداخته شده؛ به‌نحوی که جابه‌جایی سازه توسط بسته موجک، به مؤلفه‌های انرژی، تجزیه و در کلاس‌های سه‌گانه طبقه‌بندی گردیده است. در نهایت، با کمک روش جنگل تصادفی و با استفاده از پایگاه داده‌ها و خرابی‌های نزدیک، به حدس دیگر حالات خرابی و طبقه‌بندی آنها در کلاس مربوطه پرداخته شده است. دقت جنگل تصادفی در این مقاله ۸۳٪ به‌دست آمد که مقداری قابل‌قبول است و می‌تواند در کارهای بعدی، مورد استفاده بیشتر قرار بگیرد.

واژگان کلیدی: جنگل تصادفی، بسته موجک، تشخیص خرابی، سیگنال.

۱- مقدمه

آید. کارهای زیادی در زمینه شناسایی خرابی به‌صورت خطی انجام شده است. خرابی‌های غیرخطی، مواردی را شامل می‌شوند که در آنها ساختار الاستیکی و رفتار خطی سازه پس از رخ دادن خرابی از حالت خطی خود خارج می‌شود. یک مثال از خرابی غیرخطی هندسی، ترکی است که تحت بارگذاری بهره‌برداری، باز و بسته می‌شود [۱].

یکی از روش‌های شناسایی خرابی، مدل‌سازی تغییرات انجام شده در خصوصیات دینامیکی سازه نظیر تغییر فرکانس‌ها و شکل مودهای تغییرشکل سازه می‌باشد. روش‌های دیگر، مبتنی بر پردازش اطلاعات امواج (سیگنال) پاسخ سازه‌ها می‌باشند. در مقایسه با روش‌های مودال، روش‌های مبتنی بر سیگنال، توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده‌اند. علت، آن است که این روش، برای سازه‌های با رفتار غیرخطی و معیوب، بسیار مؤثر بوده و نویزهای آلوده پاسخ سازه نیز می‌توانند اندازه‌گیری شوند. این روش‌ها همچنین بسیار مقرون

تغییر در خصوصیات دینامیکی و مکانیکی را خرابی گویند. خرابی یک سازه براساس اثرات آن روی پاسخ دینامیکی، می‌تواند به دو حالت خطی یا غیرخطی تقسیم‌بندی شود. خرابی خطی به مواردی گفته می‌شود که سازه پس از رخ دادن خرابی، خصوصیات اولیه الاستیکی خود را حفظ کند. در این شرایط، هندسه و خصوصیات مصالح سازه تغییر می‌یابند. این نوع خرابی در مدل‌سازی می‌تواند با تغییر در خصوصیات سازه مثل مدول الاستیسیته سازه‌های خطی ایجاد شود. در این حالت، پاسخ سازه می‌تواند تحت فرضیات خطی به‌دست

* نویسنده مسئول

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۴/۰۷، بازنگری: ۱۳۹۶/۰۶/۳۰، پذیرش: ۱۳۹۶/۰۷/۰۵
DOI: 10.22091/cer.2017.2209.1091 شناسه دیجیتال

انرژی، در تمامی حالات خرابی به‌عنوان ورودی برای مدل شبکه عصبی جهت بررسی خرابی انتخاب شدند. آنها شبیه‌سازی عددی را بر روی پل سه دهانه پیوسته تحت بارگذاری ضربه‌ای انجام دادند. ترازهای مختلف بررسی خرابی شامل شناسایی وقوع، محل و شدت خرابی، مورد مطالعه قرار گرفت. نتایج نشان داد که مؤلفه انرژی بر پایه شاخص این مؤلفه، به خرابی سازه حساس بوده و برای ترازهای مختلف ارزیابی، می‌تواند استفاده شود [۹]. ادامه این کار با مقایسه تبدیل موجک پیوسته (CWT^۴) و بسته موجک (WPT^۵) (شاخص مؤلفه انرژی) توسط لطف‌اللهی و همکاران، انجام پذیرفت [۱۰].

در این مقاله، جهت شناسایی خرابی سازه از روش الگوریتم جنگل تصادفی و بسته موجک استفاده شده است. استخراج ویژگی به‌وسیله بسته موجک و الگوی تشخیص خرابی توسط الگوریتم جنگل تصادفی صورت گرفت. سازه اصلی، مدل‌سازی شده و تحت شتاب بار زلزله، مورد بررسی و تحلیل قرار گرفت. هدف این مقاله، استفاده از این روش جهت تشخیص خرابی با استفاده از پایگاه داده‌های حاصل از روش موجک می‌باشد. برای این کار از یک سازه نمونه مشابه مرجع [۱۱] استفاده شد. جهت تحلیل سازه، شتاب زلزله اِل سنترو^۶ در سال ۱۹۴۱ در نظر گرفته شده است. خرابی در سه کلاس 30g، 50g و 70g (به‌منظور تعریف حالات خرابی ۳۰، ۵۰ و ۷۰٪ و حالات خرابی نزدیک به این سه مقدار) شامل ۳۶ حالت خرابی به سازه مرجع، اعمال شد. سپس نتایج هر حالت با استفاده از روش موجک، به‌صورت مؤلفه‌های انرژی در حالت‌های مختلف خرابی، تعریف شده و استخراج گردیدند. نتایج در پایگاه داده‌ها ذخیره و سپس در طبقه‌بندی خرابی‌ها، حالت‌های دیگر خرابی با استناد به پایگاه داده‌ها و نزدیک به حالت‌های خرابی اولیه توسط روش جنگل تصادفی در کلاس مورد نظر، طبقه‌بندی

به‌صرفه بوده و برای پایش آنلاین سازه مناسب می‌باشند [۲].

در سال‌های اخیر، روش جنگل تصادفی، توسط مهندسان سازه مورد استفاده قرار گرفته است. این روش اولین بار توسط بریمن^۱ مطرح شد. بدین صورت که جنگل تصادفی، ترکیبی از داده‌هایی است که هر درخت، وابسته به بردارهای تصادفی بوده و توزیع درختان در جنگل به‌صورت یکسان است [۳]. عمومیت خطاهای جنگل، همگرا به محدوده درختان می‌باشد. خطای مربوط به طبقه‌بندی درختان به استحکام هر درخت و ارتباط آن با سایر درختان وابسته است. این روش، ابزاری مناسب جهت طبقه‌بندی داده‌ها است [۴]. روش جنگل تصادفی، اولین بار در سال ۲۰۱۴ میلادی در حیطه‌ی علم مهندسی عمران مورد استفاده قرار گرفت.

روش‌های شناسایی خرابی براساس سیگنال، دارای دو فرآیند اصلی می‌باشند:

۱- استخراج و انتخاب ویژگی‌ها،

۲- الگوی تشخیص.

روش‌های متنوعی برای بهبود فرآیند انتخاب و استخراج ویژگی‌ها، به‌کار گرفته شده است. براساس تکنیک‌های مختلف پردازش سیگنال برای استخراج ویژگی‌ها، این روش‌ها به روش‌های حوزه زمان، حوزه فرکانس و حوزه زمان-فرکانس طبقه‌بندی شده‌اند [۵-۸].

سان و چنگ^۲، از شاخص مؤلفه انرژی بسته موجک (WPERI^۳)، برای خرابی سازه استفاده کردند. در این پژوهش، پاسخ ارتعاشی سازه به مؤلفه بسته موجک، تجزیه شد. مؤلفه‌های انرژی موجک، محاسبه و برای حالات خرابی یکی از مؤلفه‌های انرژی که هم در اندازه و هم در حساسیت، نسبت به تغییر سختی، قابل توجه بود؛ به‌عنوان شاخص خرابی انتخاب گردید. سپس این مؤلفه

4- Continuous Wavelet Transform

5- Wavelet Packet Transform

6- El-centro

1- Breiman

2- Sun and Chang

3- Wavelet Packet Energy Rate Index

موجک، پتانسیل بیشتری برای استفاده در طبقه‌بندی سیگنال، به‌عنوان تنها مقایسه برای ضریب این مؤلفه دارد. مؤلفه انرژی به‌صورت زیر تعریف می‌شود [۱۴ و ۱۵]:

$$E_j^i = \int_{-\infty}^{\infty} f_j^i(t)^2 dt \quad (1)$$

در اینجا $f_j^i(t)$ مؤلفه i ام، بعد از تجزیه تراز j است. با استناد بر اینکه j مرحله تجزیه با استفاده از بسته موجک، 2^j جواب خواهد داشت، مؤلفه انرژی به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$E_{f_i} = \int_{-\infty}^{\infty} f^2(t) dt = \sum_{m=1}^{2^j} \sum_{n=1}^{2^j} f_j^m(t) f_j^n(t) dt \quad (2)$$

که E_{f_i} های هر مرحله، نشانگر شاخص میزان انرژی بسته موجک است. لطف‌اللهی و همکاران با مدل‌سازی یک تیر و اعمال خرابی در قسمت‌های مختلف آن به یافتن مؤلفه‌های انرژی پرداخته و محل و شدت خرابی را ارزیابی کردند [۱۰].

۲-۲- الگوریتم جنگل تصادفی جهت تشخیص خرابی با استفاده از پایگاه داده‌ها

جنگل تصادفی، توسط بریمن مطرح شد. وی این ایده را براساس مطالعات بر روی روش‌های ذیل ارائه داد:

(الف) روش زیرمجموعه تصادفی،
 (ب) استخراج ویژگی‌ها،
 (ج) استخراج و ارزیابی ترک.

بریمن با اجماع درختان دارای شاخه‌ها و داده‌های تصادفی، به تشکیل جنگل تصادفی پرداخت [۳]. جنگل تصادفی، روشی جهت طبقه‌بندی^۷ و رگرسیون^۸ داده‌ها می‌باشد. به‌عبارت بهتر، جنگل تصادفی، مجموعه‌ای از درختان تصادفی رگرسیون شده است [۱۶]. درخت، یک گراف ساده بدون جهت است، که این

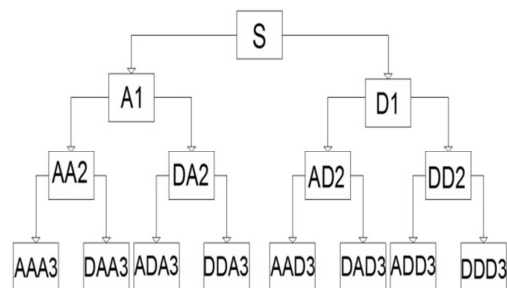
شدند. توسط این روش، ۲۰ حالت از ۲۴ حالت به‌درستی پیش‌بینی شد که مقدار خطا ۱۷٪ به‌دست آمد. این مقدار، با توجه به داده‌ها و مسأله، خطای ناچیزی می‌باشد.

۲- شناسایی خرابی مبتنی بر استخراج ویژگی از سیگنال

۲-۱- استخراج ویژگی با استفاده از روش موجک

استخراج و انتخاب ویژگی، انتخاب فرآیند شناسایی و انتخاب ویژگی‌های حساس خرابی به‌دست آمده از اندازه‌گیری پاسخ دینامیکی، برای تعیین حالت خرابی سازه می‌باشد. این فرآیند، اغلب شامل ترکیب و متراکم کردن مقدار زیادی از اطلاعات موجود ثبت شده از سنسورهای مختلف به یک مجموعه از اطلاعات کوچک‌تر است که در حالت آماری، بهتر می‌توان آنها را آنالیز کرد. یک الگو می‌تواند مجموعه‌ای از ویژگی‌های معین با متغیرهای پیوسته، گسسته و گسسته دوتایی در شکل بردار یا ماتریس باشد [۱۲].

تجزیه بسته‌های موجک، تبدیل موجکی است که سیگنال از فیلترهای بیشتری نسبت به تبدیل موجک گسسته عبور داده می‌شود. در تبدیل موجک گسسته در هر مرحله، فقط ضریب تقریب از فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر عبور داده می‌شود، در حالی که در تبدیل بسته‌های موجک هر دو ضریب تقریب و جزئی، از فیلتر می‌گذرند.



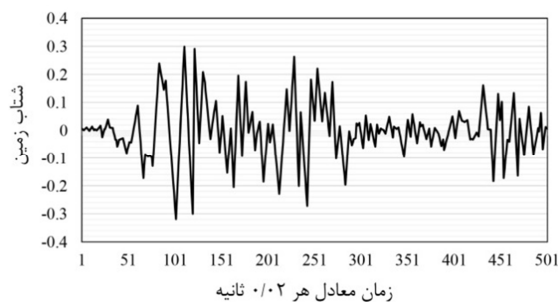
شکل ۱- ساختار درختی آنالیز بسته موجک [۱۳].

برای تعیین و طبقه‌بندی سیگنال ارتعاشی مکانیکی از بسته موجک استفاده می‌شود. مؤلفه شاخصه انرژی بسته موجک تولید شده و نشان داده شد که مؤلفه بسته

7- Classify

8- Regression

به صورت فولادی و در چهار طبقه ساخته شده است. در شکل ۳ شمای کلی این سازه نشان داده شده است.



شکل ۲- شتابنگاشت زلزله ال سنترو.



شکل ۳- سازه UBC [۱۱].

سازه مورد اشاره، دارای ۹ ستون فولادی می باشد که در بخش پایینی، به صفحات فلزی از سیستم کف اتصال یافته است. ارتفاع کل سازه ۳/۶ متر و ابعاد آن مربعی به طول ۲/۵×۲/۵ متر می باشد. در ساخت سازه از فولاد نورد شده با تنش تسلیمی ۳۰۰ مگاپاسکال استفاده شده است. مقاطع ستون ها و تیرها مطابق جدول ۱ اختصاصا برای این سازه طراحی شده اند که مقطع ستون ها B100×9 و مقطع تیرها S75×11 می باشند. همچنین از مهاربندهای شامل دو کابل با قطر ۱۲/۷ میلی متر به صورت قطری استفاده شده است. جهت توزیع جرم بر سازه، دال تخت در دهانه ها جایگذاری شده اند. بار طبقات در دال های طبقات اول، دوم و سوم برابر ۱۰۰۰

درختان برای تخمین مقدار رگرسیون با هم جمع شده اند [۱۷].

ساده ترین الگوریتم، درخت تصمیم، ID3^۹ نام دارد که اولین بار در سال ۱۸۹۶ توسط قینلان^{۱۰} مطرح شد. این الگوریتم به جستجوی داده های حد بالا و پایین پرداخته و در داده های ورودی، بهترین و نزدیک ترین را به هدف، برمیگزیند [۱۸]:

$$RF = \{r_n(X, \theta_m, D_n)\} \quad (۳)$$

در رابطه (۳)، پارامترهای $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m$ خروجی های مستقل با توزیع یکسان (I.D.D.^{۱۱}) در متغیر تصادفی هستند. نمونه ای شامل داده های ورودی به صورت زیر تعریف می شود:

$$D_n = \{(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)\} \quad (۴)$$

متغیر θ به X و D_n (داده های ورودی جنگل تصادفی) وابسته نمی باشد. هدف کلی جنگل تصادفی، تخمین مقدار r_n است؛ هر درخت به تعداد $2^{\log_2 K_m}$ ، نقطه انتهایی دارد که آن را به صورت تقریبی K_m در نظر می گیرند.

در این مقاله، جهت تشخیص خرابی سازه، ابتدا تغییر مکان های سازه ناشی از زلزله ال سنترو استخراج گردیده است (شکل ۲). سپس به وسیله تبدیل موجک، داده ها اصلاح شدند. در نهایت، با استفاده از روش جنگل تصادفی با استناد بر پایگاه داده های به دست آمده و حالات خرابی تعریف شده در سیستم، به حدس دیگر حالات خرابی پرداخته شد.

۳- مدل سازی سازه مرجع

جهت بررسی، سازه آزمایش شده در مرکز تحقیقات لرزه ای دانشگاه بریتیش کلمبیا (UBC^{۱۲})، به عنوان سازه مورد بررسی در نظر گرفته شد. این سازه مقیاس شده،

^۹- Iterative Dichotomizer 3

^{۱۰}- Quinlan

^{۱۱}- Independent and Identically Distributed

^{۱۲}- The University of British Columbia

کیلوگرم می‌باشد [۱۹]. این سازه در نرم‌افزار ETABS v9.7.4 مدل‌سازی شد. المان‌ها شامل تیر، سقف، بادبند و ستون‌ها مطابق با داده‌های موجود در جدول ۱ تعریف شدند.

کیلوگرم و در طبقه چهارم، ۷۵۰ کیلوگرم می‌باشد. این دال‌ها به وسیله دو نبشی به اسکلت فلزی سازه متصل شده‌اند. جرم هر نبشی، ۹/۷۵ کیلوگرم بوده که در این حالت، جرم کلی دو نبشی متصل‌شونده به مقدار ۱۹/۵

جدول ۱- مشخصات اعضای سازه.

مشخصات	تیر	ستون
مقطع	S75×11	B100×9
سطح مقطع (میلی‌مترمربع)	$1/43 \times 10^3$	$1/13 \times 10^3$
ممان حول محور قوی (میلی‌مترمکعب)	$1/22 \times 10^6$	$1/97 \times 10^6$
ممان حول محور ضعیف (میلی‌مترمکعب)	$2/49 \times 10^4$	$6/46 \times 10^5$
ثابت پیچش سنت ونان (میلی‌مترمکعب)	$3/82 \times 10^4$	$8/01 \times 10^3$
مدول یانگ (مگاپاسکال)	$2/04 \times 10^5$	$2/04 \times 10^5$
شعاع ژیراسیون حول محور قوی (میلی‌متر)	۲۹/۲	۴۱/۷
شعاع ژیراسیون حول محور ضعیف (میلی‌متر)	۱۳/۲	۲۳/۹

بعد از تحلیل سازه تحت اثر بار زلزله ال‌سنترو، در هر مرحله از اعمال خرابی، المان محل خرابی با مقطع تعریف شده به نسبت حالات خرابی جایگزین گردید. جهت ساخت پایگاه داده برای الگوهای خرابی، خرابی‌های مختلف با اعمال خرابی بر اعضای سازه در نظر گرفته شد. این خرابی با کاهش مقدار سختی هر عضو صورت پذیرفت. برای این کار، همانطور که در جدول ۳ مشاهده می‌شود، در تیرها کاهش سختی به میزان ۳۰، ۵۰ و ۷۰٪ لحاظ شده است. در کل، ۳۶ مجموعه برای نشان دادن شرایط احتمال خرابی به وجود آمد. با اعمال شتاب نگاشت زلزله ال‌سنترو و تحلیل دینامیکی غیرخطی مدل سازه سالم و معیوب، پاسخ جابه‌جایی در تعدادی از نقاط سازه به دست آمد. در حالات خرابی، در هر حالت، خرابی فقط در یک تیر اعمال شده است؛ بدین‌صورت که خرابی با شدت ۳۰، ۵۰ و ۷۰٪ به ترتیب با کاهش ۳۰ درصدی، ۵۰ درصدی و ۷۰ درصدی مدول الاستیسیته مدل‌سازی شده است. با استفاده از نرم‌افزار MATLAB2013، از بسته موجک استفاده شده و تاریخچه زمانی پاسخ جابه‌جایی سازه تا سه سطح، تجزیه گردید. در کل، هشت عدد مؤلفه

پس از مدل‌سازی دقیق این سازه، مطابق با مشخصات سازه اصلی جهت اعمال خرابی در اعضای این سازه، از تغییر مدول الاستیسیته در تعدادی از اعضا استفاده شد. در جدول ۲ نحوه کاهش مدول الاستیسیته در اعضای مورد نظر ارائه شده است. در این جدول، در مصالحی از جنس فولاد با مدول الاستیسیته‌ای به اندازه ۲۷، ۳۰، ۳۳، ۴۷، ۵۰، ۵۳، ۶۷، ۷۰ و ۷۳ درصد، مدول الاستیسیته فولاد مصرفی تعریف شدند. سپس مقاطعی با اختصاص مصالح تعریف شده، بسته به میزان خرابی، در نظر گرفته شد.

جدول ۲- مشخصات مصالح حالات خراب شده.

نوع مصالح	مشخصات مصالح
STEEL27	$E_1 = 0.27E$
STEEL3	$E_2 = 0.30E$
STEEL33	$E_3 = 0.33E$
STEEL47	$E_4 = 0.47E$
STEEL5	$E_5 = 0.50E$
STEEL53	$E_6 = 0.53E$
STEEL67	$E_7 = 0.67E$
STEEL7	$E_8 = 0.70E$
STEEL73	$E_9 = 0.73E$

انرژی، (E_1 تا E_8) از تجزیه موجک هرکدام از حالت‌ها
 حرف B نشانگر نام تیر (Beam) و حروف ST، نشانگر
 به‌دست آمد. جهت سهولت کار، در محل‌های خرابی،
 طبقه مربوطه (Story) تعریف شدند.

جدول ۳- پایگاه داده الگوهای خرابی.

محل خرابی	درصد خرابی	نوع خرابی	محل خرابی	درصد خرابی	نوع خرابی
B12,ST1	٪۳۰	N19	B8,ST3	٪۳۰	N1
	٪۵۰	N20		٪۵۰	N2
	٪۷۰	N21		٪۷۰	N3
B11,ST2	٪۳۰	N22	B7,ST1	٪۳۰	N4
	٪۵۰	N23		٪۵۰	N5
	٪۷۰	N24		٪۷۰	N6
B3,ST2	٪۳۰	N25	B5,ST3	٪۳۰	N7
	٪۵۰	N26		٪۵۰	N8
	٪۷۰	N27		٪۷۰	N9
B4,ST4	٪۳۰	N28	B6,ST1	٪۳۰	N10
	٪۵۰	N29		٪۵۰	N11
	٪۷۰	N30		٪۷۰	N12
B9,ST2	٪۳۰	N31	B1,ST4	٪۳۰	N13
	٪۵۰	N32		٪۵۰	N14
	٪۷۰	N33		٪۷۰	N15
B10,ST4	٪۳۰	N34	B2,ST2	٪۳۰	N16
	٪۵۰	N35		٪۵۰	N17
	٪۷۰	N36		٪۷۰	N18

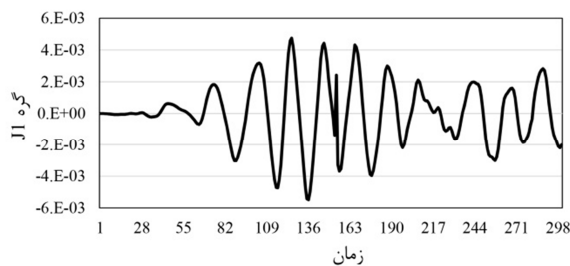
حالات، خرابی به میزان ٪۳ کمتر و بیشتر از مقادیر
 حالات قبل، صورت پذیرفت. بنابراین، به مقدار ۲۷، ۳۳،
 ۴۷، ۵۳، ۶۷ و ٪۷۳ تیرها خراب شدند.

جهت طبقه‌بندی و تشخیص خرابی به‌وسیله روش
 جنگل تصادفی، ۴۸ مورد خرابی با تفاوت اندک از
 داده‌های حالات قبلی، انتخاب شده و شبیه‌سازی گردید.
 در جدول ۴، تمامی این حالات، موجود می‌باشند. در این

جدول ۴- درصد‌های خرابی مشابه پایگاه داده اصلی اولیه.

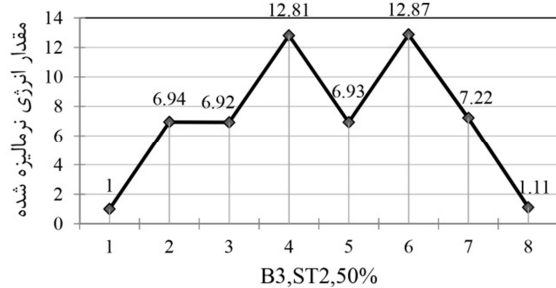
محل خرابی				درصد خرابی
B6,ST1	B5,ST3	B3,ST2	B11,ST2	٪۲۷
B8,ST3	B10,ST4	B4,ST4	B1,ST4	
B2,ST2	B3,ST2	B7,ST1	B12,ST1	٪۳۳
B1,ST4	B10,ST4	B8,ST3	B3,ST2	
B11,ST2	B5,ST3	B2,ST2	B4,ST4	٪۴۷
B3,ST2	B7,ST1	B6,ST1	B12,ST1	
B7,ST1	B8,ST3	B10,ST4	B11,ST2	٪۵۳
B3,ST2	B6,ST1	B1,ST4	B3,ST2	
B3,ST2	B8,ST3	B1,ST4	B12,ST1	٪۶۷
B3,ST2	B4,ST4	B2,ST2	B5,ST3	
B10,ST4	B7,ST1	B5,ST3	B12,ST1	٪۷۳
B11,ST2	B6,ST1	B2,ST2	B4,ST4	

بعد از تحلیل سازه تحت اثر بار زلزله ال سنتر، در هر مرحله از اعمال خرابی، المان محل خرابی با مقطع تعریف شده به نسبت حالات خرابی جایگزین شد. سپس شتاب نگاشت یک گره از سازه (از طبقه بالا) جهت ویرایش در محیط MATLAB به وسیله موجک انتخاب گردید. مکان گره J1 در طبقه چهارم سازه انتخاب و شتاب نگاشت این گره به وسیله نرم افزار ETABS به دست آمد که در شکل ۵ نشان داده شده است.



شکل ۵- شتاب نگاشت گره J1

برای هر مرحله به تعداد هشت مؤلفه انرژی به دست آمد که هر کدام یک مرحله نرمالیزه شدند. مقادیر انرژی نرمالیزه شده یکی از حالات خرابی پایگاه داده‌ها، در نمودار شکل ۶ نشان داده شده است.



شکل ۶- مقادیر انرژی نرمالیزه شده تیر B3 در حالت خرابی ۵۰ درصد.

نتایج مؤلفه انرژی بسته موجک در هر حالت در نمودارهای ستونی مشخص گردیدند. در شکل ۷ در تمامی حالات، میزان اهمیت (درصد وزنی) مؤلفه‌های انرژی مشخص گردیده‌اند که در جنگل تصادفی، این اهمیت‌ها مشخص کننده درخت تصمیم برای این الگوریتم بودند.

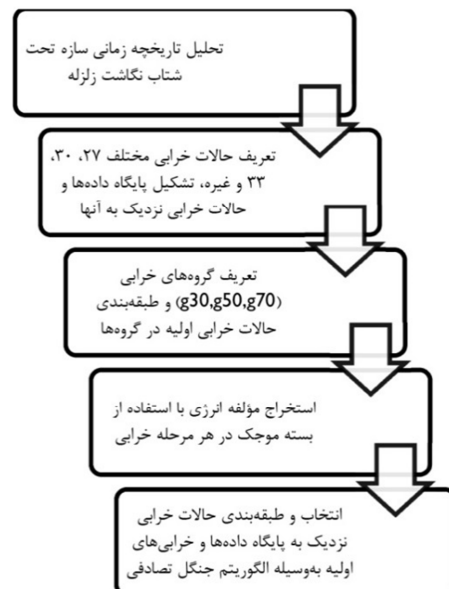
هدف از تعریف حالات خرابی ذکر شده در جدول ۴، آموزش^{۱۳} الگوریتم جنگل تصادفی می‌باشد. از حالت‌های نزدیک به حالات خرابی در پایگاه داده‌ها، ۲۴ حالت دیگر به وسیله الگوریتم جنگل تصادفی حدس^{۱۴} و تشخیص داده شدند. در جدول ۵، حالات خرابی مشابه پایگاه داده‌ها جهت حدس جنگل تصادفی و طبقه‌بندی این حالت خرابی، مشخص گردیدند.

جدول ۵- درصد‌های خرابی مشابه پایگاه داده اصلی ثانویه.

محل خرابی				درصد خرابی
B2,ST2	B3,ST2	B7,ST1	B12,ST1	٪۲۷
B6,ST1	B4,ST4	B5,ST3	B11,ST2	٪۳۳
B1,ST4	B10,ST4	B8,ST3	B3,ST2	٪۴۷
B2,ST2	B4,ST4	B5,ST3	B12,ST1	٪۵۳
B3,ST2	B6,ST1	B7,ST1	B11,ST2	٪۶۷
B1,ST4	B10,ST4	B8,ST3	B3,ST2	٪۷۳

۴- نتایج

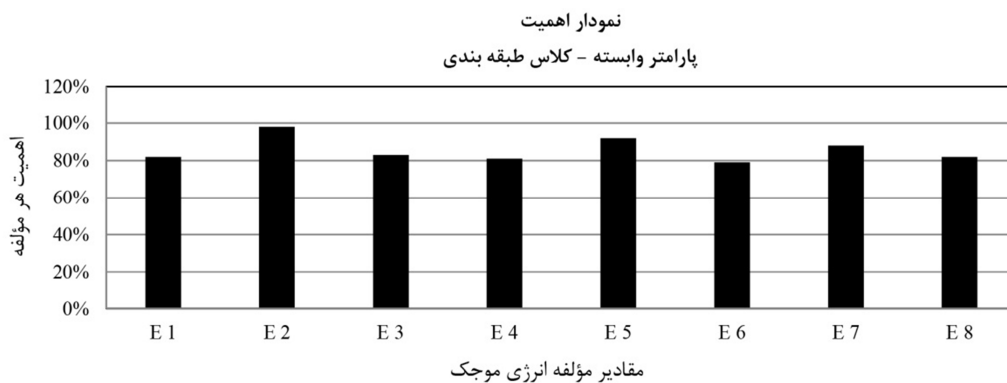
در این مقاله جهت تشخیص خرابی، روش پیشنهادی در شکل ۴ ارائه شده است.



شکل ۴- روش پیشنهادی مقاله.

¹³- Train

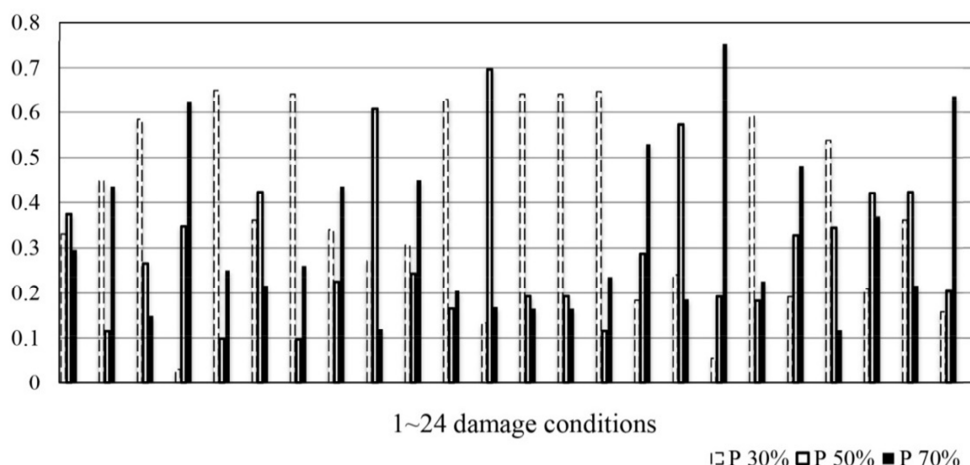
¹⁴- Test



شکل ۷ - اهمیت هر مؤلفه انرژی.

تصادفی مقدار ۸۳ درصد از این حالات خرابی را درست و ۱۷ درصد را اشتباه حدس زد. این مقدار دقت طبقه‌بندی، قابل قبول بوده و میزان خطا ناچیز می‌باشد. احتمالات جنگل تصادفی در هریک از ۲۴ حالت در شکل ۸ آورده شده است.

حالات خرابی ذکر شده در پایگاه داده‌ها و الگوهای تطبیقی به سه کلاس 30g, 50g, 70g تقسیم گردیدند. سپس حالت‌های خرابی به‌عنوان آزمایش، تحت الگوریتم جنگل تصادفی، طبقه‌بندی شدند. این ۲۴ حالت، وارد فرآیند طبقه‌بندی در جنگل تصادفی شده که جنگل



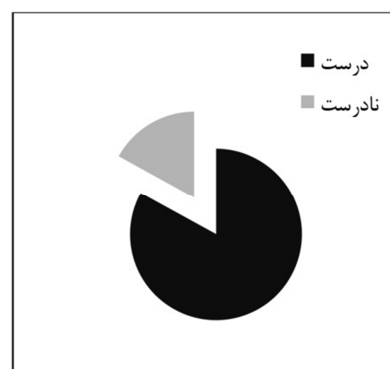
شکل ۸ - درصد احتمال هر سه گروه طبقه‌بندی در هر حالت خرابی.

۵- نتیجه‌گیری

سازه تحت سناریوی خرابی‌های مشخص در مکان‌های مختلف، پاسخ‌های منحصر به فردی از خود نشان می‌دهد. این پاسخ‌ها به‌وسیله بسته موجک به‌صورت مؤلفه‌های انرژی درآمدند (سه مرحله تجزیه هشت مؤلفه انرژی). در نهایت، الگوریتم جنگل تصادفی با استناد بر خرابی‌های نزدیک به حالات خرابی ۳۰، ۵۰ و ۷۰ درصد در پایگاه داده‌ها، به حدس دیگر حالات خرابی پرداخت؛ که دقت طبقه‌بندی جنگل تصادفی در این مقاله، ۸۳

شکل ۹ دقت طبقه‌بندی جنگل تصادفی را به‌صورت

نمودار دایره‌ای، در این مقاله نشان می‌دهد.



شکل ۹ - دقت طبقه‌بندی جنگل تصادفی.

(از کل سازه شروع شده و به شناسایی خرابی در اعضای سازه ختم شود).

۳- بسته موجک قادر به استخراج مؤلفه‌های انرژی از داده‌های تغییرمکان سازه می‌باشد که می‌تواند روش جامعی در امر تشخیص خرابی باشد.

درصد حاصل شد. نتایج این مقاله را می‌توان به صورت زیر بیان نمود:

- ۱- روش جنگل تصادفی برای طبقه‌بندی داده‌های حاصل از خرابی سازه، از دقت کافی برخوردار می‌باشد.
- ۲- این روش می‌تواند در لایه‌های مختلف از سازه اجرا شود و به مقایسه و طبقه‌بندی آنها بپردازد

مراجع

- [1] Shahsavari, H., Baghani, M., Sohrabpour, S., & Naghdabadi, R. (2016). "Continuum damage-healing constitutive modeling for concrete materials through stress spectral decomposition", *International Journal of Damage Mechanics*, 25(6), 900-918.
- [2] Jiang, X., & Adeli, H. (2005). "Dynamic wavelet neural network for nonlinear identification of highrise buildings", *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 20(5), 316-330.
- [3] Breiman, L. (2001). "Random forests", *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- [4] Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). "An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification", *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67, 93-104.
- [5] Taha, M. R., Noureldin, A., Lucero, J. L., & Baca, T. J. (2006). "Wavelet transform for structural health monitoring: a compendium of uses and features", *Structural Health Monitoring*, 5(3), 267-295.
- [6] Wu, N., & Wang, Q. (2011). "Experimental studies on damage detection of beam structures with wavelet transform", *International Journal of Engineering Science*, 49(3), 253-261.
- [7] Yi, T. H., Li, H. N., & Sun, H. M. (2013). "Multi-stage structural damage diagnosis method based on", *Smart Structures and Systems*, 12(3_4), 345-361.
- [8] Cruz, P. J., & Salgado, R. (2009). "Performance of vibration-based damage detection methods in bridges", *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 24(1), 62-79.
- [9] Sun, Z., & Chang, C. C. (2002). "Structural damage assessment based on wavelet packet transform", *Journal of structural engineering*, 128(10), 1354-1361.
- [10] Lotfollahi-Yaghin, M. A., & Koohdaragh, M. (2011). "Examining the function of wavelet packet transform (WPT) and continues wavelet transform (CWT) in recognizing the crack specification", *KSCE Journal of Civil Engineering*, 15(3), 497-506.
- [11] Zhou, Q., Zhou, H., Zhou, Q., Yang, F., & Luo, L. (2014). "Structure damage detection based on random forest recursive feature elimination", *Mechanical Systems and Signal Processing*, 46(1), 82-90.
- [12] Chandrashekar, G., & Ferat, S. (2014). "A survey on feature selection methods", *Computers & Electrical Engineering*, 40(1), 16-28.
- [13] Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., & Poggi, J. M. (2004). *Matlab Wavelet Toolbox User's Guide*. Version 3.
- [14] Ren, W. X., Sun, Z. S., Xia, Y., Hao, H., & Deeks, A. J. (2008). "Damage identification of shear connectors with wavelet packet energy: laboratory test study", *Journal of structural engineering*, 134(5), 832-841.
- [15] Prakash, R., Sivakumar, E., & Srinivasan, M. (2013). "Wavelet packet transform based damage identification of GFRP beam", *Journal of Structural Engineering*, 40(1), 44-47.
- [16] Biau, G. (2012). "Analysis of a random forests model", *Journal of Machine Learning Research*, 13(Apr), 1063-1095.
- [17] Biau, G., Devroye, L., & Lugosi, G. (2008). "Consistency of random forests and other averaging classifiers", *Journal of Machine Learning Research*, 9(Sep), 2015-2033.
- [18] Quinlan, J. R. (1986). "Induction of decision trees", *Machine learning*, 1(1), 81-106.

[19] Dyke, S. J., Bernal, D., Beck, J., & Ventura, C. (2003). "Experimental phase II of the structural health monitoring benchmark problem", In *Proceedings of the 16th ASCE engineering mechanics conference*.

O. Habibzadeh Azari

Master of Science in Civil
Engineering, Tabriz
University.

e-mail:
omidhabibzadeh@ymail.com

H. Ghaffarzadeh *

Associate Professor, Faculty
of Engineering, Tabriz
University.

e-mail: ghaffar@tabrizu.ac.ir

Damage Detection Using Wavelet Packet Decomposition and Random Forests Algorithm in Experimental Structure at the UBC (University of British Columbia)

Damage Detection methods based on the signal are principal and widely used methods that contain wavelet packet decomposition, which is one of the new methods in this field. On the other hand, there are lots of methods and implements for evaluating models which classify data and regression. Random Forests, which is newly used the method has attracted researchers attention. In this paper, an experimental structure was designed and analyzed. Drifts from time history response were decomposed to energy rate indexes by wavelet packet decomposition. Energy rate indexes in each damage conditions were classified in 3 classes of damage conditions and they made database. Finally, by training the algorithm, R-F tested other conditions with comparing database and other near damage conditions and classified in one of 3 classes. Random Forests precision in this research was 83% which is admissible for classifying. This algorithm can be used on other researches in the future time.

Keywords: Damage Detection, Random Forests, Wavelet Packet Decomposition, Signal.

* Corresponding author