

بررسی عملکرد الگوریتم ژنتیک فازی و شبکه عصبی در بهینه‌سازی سیستم پایش سلامت سازه‌ای پل

مقاله پژوهشی

مهران غلامی*، استادیار، مرکز تحقیقات راه، مسکن و شهرسازی، تهران، ایران
سعید جهان، دانش آموخته کارشناسی ارشد، مرکز تحقیقات راه، مسکن و شهرسازی، تهران، ایران
زهره گواشیری، دانش آموخته کارشناسی ارشد، مرکز تحقیقات راه، مسکن و شهرسازی، تهران، ایران
*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: m.gholami@bhrc.ac.ir

دریافت: ۹۸/۰۴/۲۷ - پذیرش: ۹۸/۰۹/۰۲

صفحه ۱۹۵-۲۰۷

چکیده

پاسخ دینامیکی سازه‌ها در اثر آسیب‌های وارده تغییر کرده و این امر یکی از روش‌های تشخیص عیوب سازه‌ای می‌باشد. به این ترتیب امکان تعیین محل و شدت آسیب فراهم می‌شود. در این تحقیق مسأله پایش سلامت سازه‌ای پل بر اساس پارامترهای مودال به صورت یک مسأله بهینه‌سازی با استفاده از دو روش ژنتیک فازی (مبتنی بر فرکانس) و شبکه عصبی (مبتنی بر انرژی کرنشی مودال) مطرح می‌گردد و کارایی این دو روش در تعیین موقعیت و تشخیص شدت خرابی ارزیابی می‌شود. برای مطالعه تشخیص خرابی، مدل عددی پل کروچیلد به وسیله مشخصات دینامیکی آن شبیه‌سازی شده و برای تشخیص سناریوهای مختلف خرابی استفاده شده است. در روش اول فرکانس طبیعی و در روش دوم انرژی کرنشی مودال به عنوان پارامتر حساس به خرابی انتخاب شده است. استفاده از مدل‌های ساده شده در مطالعه رفتار پل‌ها به دلیل سادگی و دقت قابل قبولی که دارند بسیار مرسوم است. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد با مدل ساده شده پل و بکارگیری سیستم فازی می‌توان با حجم محاسبات و پیچیدگی کمتر به دقت قابل قبولی جهت شناسایی خرابی دست یافت. عدم قطعیت موجود در اندازه‌گیری‌های تجربی و فرآیند مدل‌سازی از طریق نویز اضافه شده به داده‌ها، شبیه‌سازی شده است. نتایج نشان می‌دهد در صورت وجود ۲۰ درصد نویز در اطلاعات ورودی، سیستم فازی با دقت قابل قبولی می‌تواند حدود خرابی را مشخص کند. مقایسه نتایج دو روش تشخیص خرابی بکار گرفته شده نشان می‌دهد، سیستم فازی در برابر عدم قطعیت‌های موجود حساسیت کمتری دارد.

واژه‌های کلیدی: پایش سلامت سازه، تشخیص آسیب پل، شبکه عصبی، ژنتیک فازی

۱- مقدمه

پایش سلامت پل‌ها، بازرسی چشمی یک روش اصولی تایید شده است. از این بازرسی‌ها اطلاعات مهمی بدست می‌آید اما علاوه بر وقت‌گیر و پرهزینه بودن این نوع بازرسی‌ها، بازبینی کل سازه پل به دلیل مقاطع غیرقابل دسترس آن میسر نیست و خرابی در این نقاط تشخیص داده نمی‌شود. همچنین، تشخیص خرابی‌های داخلی و منشاء آن‌ها مشکل است،

افزایش عمر پل‌ها، طبیعت غیرقابل پیش‌بینی بارها و طراحی ضعیف اجزا، موجب ناکارآمد شدن پل‌ها می‌شود و روش‌های پایش سلامت سازه (structural health monitoring) با هدف پیشگیری از رشد آسیب‌ها و بهینه‌سازی فعالیت‌های تعمیر و نگهداری، به کار گرفته می‌شوند تا از تکرار حادثه‌ای مشابه شکست پل (I-35W) می‌سی‌سی‌پی جلوگیری شود. در

بنابراین بکارگیری روش‌های شناسایی غیرمخرب آسیب جهت افزایش ایمنی و اطمینان از وضعیت موجود سازه حیاتی است. در سال‌های اخیر روش شناسایی آسیب بر پایه ارتعاش برای ارزیابی خرابی در سطح کل سازه به عنوان راه حلی در تکمیل بازرسی‌های چشمی بکار گرفته می‌شود (Balageas, 2010; Doebling, 1996). به طور کلی اصل اساسی در تمامی این روش‌ها آن است که خصوصیات مودال یک سازه (فرکانس، شکل مودی و میرایی مودال) تابعی از خصوصیات فیزیکی آن است. بنابراین تغییر در خصوصیات فیزیکی یک سازه را می‌توان از روی تغییر در پاسخ استاتیکی و یا دینامیکی آن تشخیص داد. با استفاده از یک سیستم پایش سلامت سازه، اطلاعات قابل اعتماد از سازه کسب شده و نقص‌های سازه‌ای در مراحل اولیه رشد آسیب، تشخیص داده می‌شود. تشخیص زودهنگام نقص‌ها از طریق سیستم پایش سلامت موجب کاهش هزینه‌های نگهداری و جلوگیری از وقوع فاجعه شکست پل می‌شود (Modares & Waksanski, 2013; Orcési & Frangopol, 2011). در این تحقیق روش‌های تشخیص خرابی مبتنی بر ارتعاش در پایش سلامت پل کروچیلد، یک پل سه دهانه پیوسته با عرشه بدون فولاد، بکار برده می‌شود. روش‌های ابتکاری نوین و مصالح نو در ساخت این پل استفاده شده است. حسگرهایی جهت اندازه‌گیری کرنش و دما در سازه نصب شده‌اند تا عملیات نظارت بر سلامت سازه را به آسانی امکان‌پذیر سازد. انتظار می‌رود که اطلاعات کسب شده به وسیله سنسورها در ارزیابی شدت و محل خرابی سازه مفید باشد (Bagchi, Humar, Xu, & Noman, 2010). مطالعات اولیه برای تشخیص خرابی پل کروچیلد به وسیله هومار انجام شد (Humar, Bagchi, & Xu, 2006). مدل اجزای محدود پل با استفاده از مشخصات اندازه‌گیری شده آن شبیه سازی شده است. مشخصات دینامیکی پل در زمان بهره‌برداری متناسب با سازه سالم در نظر گرفته شده است و برای مطالعات بعدی بکار گرفته می‌شود. این مدل برای تشخیص سناریوهای مختلف خرابی پل و ارزیابی اثرات خطاهای اندازه‌گیری و اشکال مودی ناقص در کیفیت نتایج استفاده می‌شود. خرابی با کاهش سختی المان مورد نظر شبیه‌سازی می‌شود. مدل اجزای محدود سازه با شرایط خرابی اصلاح می‌شود و برای بدست آوردن اشکال مودی و فرکانس‌های سازه آسیب دیده بکار گرفته می‌شود.

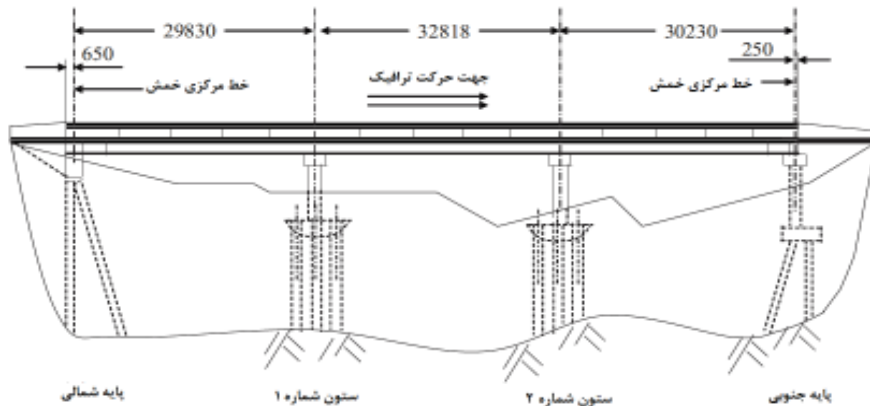
سیستم‌های پایش سلامت سازه اغلب شامل حل عکس مسئله است، به این صورت که با استفاده از تغییرات قابل اندازه‌گیری مشخصات سازه به تشخیص آسیب می‌پردازد. عکس مسئله به علت اطلاعات ناقص و عدم قطعیت در مدل‌سازی، اندازه‌گیری و پردازش سیگنال پیچیده می‌شود. نگرش‌های مختلفی برای کنترل عدم قطعیت در مسائل معکوس وجود دارد. یک نگرش قدرتمند که اخیراً محبوبیت زیادی پیدا کرده است، استفاده از روش محاسبات نرم است (Worden, 2011; Staszewski, & Hensman, 2011). به این منظور جهت حل مسأله معکوس سیستم پایش سلامت از روش‌های محاسبات نرم مانند شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و منطق فازی استفاده می‌شود. طیف گسترده‌ای از تکنیک‌ها، الگوریتم‌ها و روش‌ها برای پایش سلامت سازه‌های مختلف از اجزای سازه‌ای نظیر تیرها و صفحات تا سازه‌های پیچیده نظیر پل‌ها و ساختمان‌ها بکار رفته است. دابلینگ و همکاران (Doebling, 1996) مروری جامع از روش‌های تشخیص آسیب بر پایه ارتعاش بکار گرفته شده تا سال ۱۹۹۶ ارائه کردند. آن‌ها با در نظر گرفتن معادله بین پارامترهای فیزیکی و پارامترهای مودال، روشی مبتنی بر فرکانس طبیعی برای شناسایی آسیب سازه‌ای ارائه کردند. ترنر و پرتلاو (Turner & Pretlove, 1988) مدل عددی یک پل مفصلی را بررسی کردند. آن‌ها با تعیین فرکانس تشدید سازه به کمک پاسخ ثبت شده به این نتیجه رسیدند که تغییرات فرکانس می‌تواند عامل مناسبی جهت تشخیص آسیب باشد. کیم و استابز (Kim & Stubbs, 2003) با بررسی پل رودخانه گرند در آمریکا، نشان دادند که در آسیب‌های کوچک میزان تغییرات فرکانس در سه مود اول ناچیز است و این تغییرات می‌تواند در اثر تغییرات دما باشد. همچنین در آسیب‌های بزرگ، سه فرکانس اول نسبت به حالت سالم کاهش یافتند. از نظر آن‌ها عدم قطعیت‌های محیطی مانع از تشخیص درست آسیب می‌شود. برای تشخیص خرابی پل کروچیلد دو روش سیستم ژنتیک فازی و شبکه عصبی بکار گرفته شده است و نتایج دو روش با یکدیگر مقایسه شده است. در روش اول جهت حل مسئله و استفاده از داده‌های ورودی غیردقیق از ترکیب منطق فازی و الگوریتم ژنتیک به منظور رسیدن به نتایج دقیق استفاده شده است. نتیجه ترکیب منطق فازی با الگوریتم ژنتیک، سیستم ژنتیک فازی (Fuzzy Genetic System) است. هدف

محسوب می‌شود. این ابر سازه شامل ۵ شاه تیر فلزی (به ارتفاع ۹۰۰ میلی‌متر)، دال بتنی مسلح شده با الیاف پلی‌پروپیلن در قسمت عرشه و بتن پیش تنیده مسلح شده با الیاف شیشه‌ای در قسمت حفاظ پل است. فاصله بین شاه تیرها از هم، ۲ متر و عرض پل، ۹ متر است. ضخامت دال بتنی در طول شاه تیر اصلی ۲۷۵ میلی‌متر و مکان‌های دیگر ۱۸۵ میلی‌متر است (Bagchi et al., 2010). برنامه مانیتورینگ این پل، توسط مرکز ISIS (Intelligent Sensing for Innovative Structures) کانادا گسترش داده شد. آزمایش‌های ارتعاش استاتیکی و محیطی توسط دانشگاه بریتیش کلمبیا در سال ۱۹۷۷ و دانشگاه آلبرتا در سال ۱۹۹۸ و ۲۰۰۴ انجام شده است.

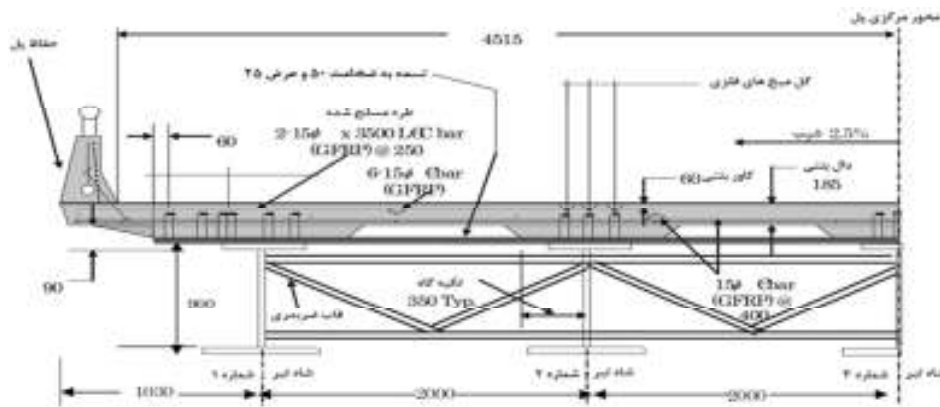
کلیدی از بکارگیری الگوریتم ژنتیک، طرح خودکار سیستم فازی و دست‌یابی به حداکثر دقت در تشخیص خرابی است. در روش دوم برای تشخیص خرابی مفهوم انرژی کرنشی مودال از مشخصات دینامیکی سازه با تکنیک شبکه عصبی مصنوعی ترکیب شده است.

۲- جزئیات پل کروچیلد (Crowchild)

پل کروچیلد در منطقه کلگری در استان آلبرتا، کشور کانادا بنا شده است. این پل دارای ۳ دهانه پیوسته و دارای دو خط ترافیک جهت عبور وسایل نقلیه است. جزئیات پل در شکل ۱ و ۲ نشان داده شده است. این پل، به دلیل داشتن اولین عرشه بدون فولاد با دهانه پیوسته در جهان به عنوان ابر سازه



شکل ۱. نمای غربی پل



شکل ۲. مقطع عرضی پل

عصبی (Neutral Networks)، تئوری مجموعه‌های فازی (Fuzzy set theory)، استدلال تقریبی (Approximate reasoning) و روش‌های بهینه‌سازی بدون مشتق‌گیری مثل الگوریتم‌های ژنتیک و شبیه‌سازی گرم و سرد کردن (Simulated Annealing) تشکیل می‌شود. ترکیب

۳- محاسبات نرم و هوش مصنوعی

محاسبات نرم یک روش جدید محاسباتی است که توانایی‌های شاخص ذهن انسان را برای استدلال و فراگیری در یک محیط نامعین و غیردقیق گرد هم می‌آورد. محاسبات نرم از اجزای محاسباتی مختلفی مثل شبکه‌های

همکاران (Beena & Ganguli, 2011; M) Chandrashekhar & Ganguli, 2009; Ganguli, 2001; Pawar & Ganguli, 2007) فرکانس طبیعی و انحنای شکل مودی را به عنوان ورودی سیستم منطبق فازی در نظر گرفتند و با استفاده از سیستم ژنتیک فازی به تشخیص خرابی پره‌های هلی‌کوپتر پرداختند. سیستم ژنتیک فازی توسط پاور و گانگولی (Pawar & Ganguli, 2007) معرفی شده و برای عیب‌یابی تیرها بکار گرفته شده است. در این تحقیق به بخش‌های کلیدی از این روش اشاره می‌گردد. سناریوهای خرابی به صورت کاهش سختی در اعضای مدل تعریف می‌شود. به این منظور پارامتر درصد خرابی D را به صورت زیر لحاظ کردند.

$$D = 100 \frac{E_{undamaged} - E_{damaged}}{E_{undamaged}} \quad (1)$$

که در آن E مدول یانگ مواد است. مشخصه‌های عیب‌یابی برای روش‌های حوزه فرکانسی به صورت تفاضل بین فرکانس سازه سالم و معیوب در شکلی بی‌بعد به دست می‌آید.

$$\Delta\omega = 100 \frac{\omega_{undamaged} - \omega_{damaged}}{\omega_{undamaged}} \quad (2)$$

مقادیر مختلف $\Delta\omega$ در هر عضو سازه‌ای، دسته‌ای از مشخصه‌های حساس به عیب بدست می‌دهد که به عنوان پایگاه داده برای استفاده در روش مورد نظر بکار گرفته می‌شود. در این روش، تغییرات فرکانس به عنوان ورودی و موقعیت و شدت خرابی به عنوان خروجی سیستم فازی در نظر گرفته می‌شود. فرض کنیم ورودی سیستم فازی با z و خروجی‌ها با x نشان داده شوند. هدف پیدا کردن مسیر بین z و x است. در مسایل تشخیص خرابی، تغییرات اندازه‌گیری $\Delta\omega$ (MD) (تغییرات فرکانس‌ها میان مدل آسیب‌دیده و سالم) به عنوان ورودی بکار گرفته می‌شود و از ترکیب سطوح و نواحی خرابی، سیستم فازی حاصل خواهد شد (Pawar & Ganguli, 2011).

$$x = \{location_1, location_2, \dots, location_n\} \text{ and} \quad (3)$$

$$z = \{\Delta\omega_1, \Delta\omega_2, \dots, \Delta\omega_n\}^T$$

n تعداد ناحیه‌های تعریف شده و d تعداد اندازه‌گیری‌ها (فرکانس‌ها) تعریف شده توسط کاربر است.

روش‌های یاد شده، هسته اصلی محاسبات نرم را تشکیل می‌دهد. این همکاری، محاسبات نرم را قادر به گردآوری دانش انسان به شکل موثر در تقابل با مسائل و محیط‌های غیردقیق و نامعین می‌سازد.

۴- روش اول: تشخیص خرابی با استفاده از سیستم فازی (مبتنی بر فرکانس)

پیشگامان محاسبات نرم دریافتند، با استفاده از روش‌های محاسباتی جدید که ابهام و عدم قطعیت را شامل می‌شوند، تعداد زیادی از مسائل جهان واقعی قابل حل است. ویژگی کلیدی منطق فازی استفاده از کلمات در محاسبات است. روش‌های دیگر محاسبات نرم مانند شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک معمولاً با داده‌های عددی کار می‌کنند. سیستم‌های منطق فازی به دلیل انعطاف‌پذیری که در اختیار طراحان قرار می‌دهند و توانایی آن‌ها در کنترل عدم قطعیت، به طور گسترده در کاربردهای مهندسی استفاده شده است (Pawar & Ganguli, 2011). بازدید چشمی، اصطلاحات زبانی تولید می‌کند که شرایط و خرابی‌های قابل توجه را توصیف می‌کند. سیستم‌های فازی که توسط راس و همکاران (Ross, Sorenson, Savage, & Carson, 1990) یا (Yao, 1985) ارائه شده‌اند، از پردازش این نوع اطلاعات توصیفی به منظور ارزیابی وضعیت سازه‌های موجود استفاده می‌کنند. لیو و همکاران (Liu, Jiao, Cheng, & Gong, 2012) برای جلوگیری از نتایج اشتباه روش‌های تشخیص قطعی که عدم قطعیت را شامل نمی‌شود، یک روش شبه فازی برای تشخیص خرابی پل‌ها پیشنهاد کردند و از اشکال مودی به عنوان ورودی سیستم استفاده کردند. در مطالعه آن‌ها، شبیه‌سازی عددی از یک پل با تکیه‌گاه ساده و چند تیر اصلی به همراه امکان سنجی روش انجام شده است. گرچه منطق فازی موضوع وسیعی است، اما برای کاربرد آن در پایش سلامت سازه نیاز به دانش کمی از مفاهیم کلیدی است که در ادامه آمده است.

۴-۱- سیستم فازی

مسائل تشخیص خرابی، مسائلی هستند که همواره با ابهام و خطا و یا از دست رفتن بخشی از اطلاعات ورودی همراه هستند. از این رو استفاده از سیستم‌های فازی برای کنترل عدم قطعیت اینگونه مسائل بسیار کارآمد خواهند بود. گانگولی و

۴-۲- شبیه‌سازی عدم قطعیت

تغییرات اندازه‌گیری شده $\Delta\omega_1, \Delta\omega_2, \dots, \Delta\omega_n$ به عنوان متغیرهای فازی رفتار می‌کنند. توابع عضویت گوسی‌ها برای این متغیرهای ورودی به مجموعه‌های فازی، در نظر گرفته شده است. این تابع عضویت به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\mu(x) = e^{-0.5\left(\frac{x-m}{\sigma}\right)^2} \quad (6)$$

M میانه مجموعه فازی است و $\Delta\omega$ ها به عنوان میانه برای مجموعه‌های فازی مربوطه استفاده می‌شوند. σ انحراف معیار است که مسئله عدم قطعیت با آن کنترل می‌شود. انحراف معیار طوری به دست می‌آید که نرخ موفقیت حداکثر شود (M. Chandrashekar & Ganguli, 2016).

۴-۴- تولید قواعد و تشخیص خرابی

برای یک ناحیه، سطح خرابی مورد نظر تعریف می‌شود و با حالت سالم سازه مقایسه خواهد شد و مجموعه‌های فازی مربوط به $\Delta\omega_1, \Delta\omega_2, \dots, \Delta\omega_n$ بدست می‌آید. با در نظر گرفتن $\Delta\omega$ های بدست آمده از تحلیل عددی به عنوان میانه، تابع عضویت مربوط به آسیب سازه‌ای داده شده تولید می‌شود. برای هر تغییر فرکانس اندازه‌گیری شده مربوط به آسیب ایجاد شده، درجه عضویت مجموعه فازی محاسبه می‌شود. هر تغییر فرکانس اندازه‌گیری شده با بیشترین درجه عضویت به مجموعه فازی اختصاص داده شده است. به وسیله تغییرات فرکانس اندازه‌گیری شده، یک قاعده برای آسیب در نظر گرفته شده بدست خواهد آمد. سپس سیستم فازی با تغییر انحراف معیار برای هر مجموعه، به خوبی تنظیم می‌شود. مقدار اولیه انحراف معیار در ابتدا بهینه‌سازی برابر 0.3 فرض می‌شود.

معمولاً مقداری تفاوت بین مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل‌های ریاضی و نتایج آزمایش با توجه به مسئله عدم قطعیت وجود دارد. بنابراین، لازم است که وجود پارامتر عدم قطعیت در داده‌های مورد استفاده در نظر گرفته شود. نویز اضافه شده به داده‌ها، عدم قطعیت موجود در اندازه‌گیری‌های تجربی و فرآیند مدلسازی را شبیه‌سازی می‌کند. داده‌های دارای نویز شبیه‌سازی شده به صورت زیر تعریف می‌شود که $\Delta\omega$ تغییرات فرکانس اندازه‌گیری شده، u عددی است که به صورت تصادفی در بازه $[-1, 1]$ انتخاب می‌شود و α پارامتر سطح نویز است.

$$\Delta\omega^{noisy} = \Delta\omega + u\alpha \quad (8)$$

پارامتر α بیشترین اختلاف بین $\Delta\omega$ محاسبه شده و مقدار شبیه‌سازی شده $\Delta\omega^{noisy}$ که در عمل ممکن است با مقداری خطا اندازه‌گیری شود را کنترل می‌کند. بنابراین α می‌تواند برای کنترل سطوح نویز در داده‌های شبیه‌سازی شده برای آزمایش سیستم فازی استفاده شود.

۴-۳- فازی سازی

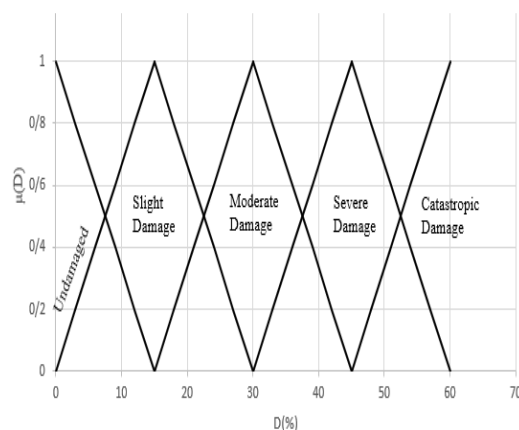
سازه به N ناحیه مختلف خرابی تقسیم می‌شود. هر کدام از این نواحی می‌توانند سطوح خرابی مختلفی داشته باشند و با متغیرهای زبانی مختلفی توصیف می‌شوند. برای مثال "location1" را به عنوان یک متغیر زبانی در نظر بگیرید که می‌تواند به سه سطح خرابی (خرابی کم، خرابی متوسط و خرابی زیاد) و یک سطح بدون خرابی تجزیه شود (شکل ۳).

$$T(\text{location}_1) = \left\{ \begin{array}{l} \text{undamaged, Slight Damage,} \\ \text{Moderate Damage, Severe Damage} \end{array} \right\} \quad (5)$$

مسئله عدم قطعیت با انحراف معیار کنترل می‌شود که در رابطه ۶ با σ نشان داده شده است و با استفاده از الگوریتم ژنتیک برای حداکثر کردن نرخ موفقیت (SR) بهینه می‌شود. بعد از آموزش الگوریتم، تغییرات فرکانس مربوط به سازه آسیب دیده به عنوان اطلاعات ورودی به سیستم داده می‌شود. پس از محاسبه درجه عضویت در مجموعه‌های فازی، مجموعه فازی مربوط به درجه عضویت حداکثر نشان‌دهنده محل و شدت خرابی است.

نرخ موفقیت (Success rate) با استفاده از نتایج بدست آمده بعد از غیرفازی کردن محاسبه می‌شود. فرض می‌شود N_T نمونه از داده‌های دارای نویز آزمایش شده و سیستم N_C بار به درستی خرابی را تشخیص داده است و نرخ موفقیت به درصد به صورت زیر محاسبه می‌شود (Abe, 2012).

$$S_R = \frac{N_C}{N_T} 100 \quad (V)$$



شکل ۳. مجموعه‌های فازی مربوط به سطوح مختلف خرابی

اجرا برای سازه‌های تیر شکل و است. این روش می‌تواند برای انواع مختلف سازه‌ها بسط داده شود، که جزئیات آن توسط هامار و همکاران (Humar et al., 2006) آورده شده است. اجزا کلیدی روش در زیر توضیح داده شده است. شاخص خرابی برای یک عضو در یک سازه γ_j ، به صورت نسبت انرژی کرنشی شکست یک عضو در ناحیه خرابی به ناحیه سالم مطابق معادله ۸ تعریف می‌شود. در رابطه ۸، i و j به ترتیب مود و شماره عضو را نشان می‌دهد. d بیانگر ناحیه خرابی و nm تعداد کل مودهای اندازه‌گیری شده را نشان می‌دهد.

$$\gamma_j = \frac{\sum_{i=1}^{nm} f_{ij}^d}{\sum_{i=1}^{nm} f_{ij}} \quad (8)$$

روش دوم: تشخیص خرابی با استفاده از شبکه

عصبی (مبتنی بر انرژی کرنشی مودال)

شبکه‌های عصبی (Neutral Network)، روش‌های توانمندی در حل مسائلی مانند الگوشناسی (Pattern Recognition)، آنالیز داده‌ها و کنترل ارائه می‌دهند. این روش‌ها الهام گرفته از سیستم‌های عصبی بیولوژیک مانند مغز انسان می‌باشند و از یک ساختار محاسباتی شامل ترکیبی از واحدهای پردازنده (نورون‌ها) تشکیل شده‌اند. روش تشخیص خرابی مبتنی بر مقایسه انرژی کرنشی مودال قبل و بعد از خرابی توسط استابیس و همکاران (Stubbs, Kim, & Farrar, 1995) گسترش یافت که قابل

انتهای یک عضو از مبدا می‌باشند. i = شماره مود در مسئله و d = خرابی سازه را نشان می‌دهد.

مدل ساده شده

مدل ساده شده پل متشکل از ۳ بخش، $G1, G2, G3$ که در شکل ۵ نشان داده شده است، به عنوان شاه تیر اصلی ساخته شده است. در ابتدا مشخصات مقاطع شاه تیر اصلی با فرض عرشه ترک‌نخورده پل محاسبه شده است. بنابراین مشخصات دینامیکی در سه مود خمشی اولیه، به طور دقیق، با ارتعاش محیطی اندازه‌گیری شده از پل مطابقت داشت (Ventura, Onur, & Tsai, 2000). در این تعدیل‌سازی‌ها، ممان اینرسی بخش‌ها، متفاوت با یکدیگر می‌باشند و این تفاوت به دلیل این است که در نواحی با خمش مثبت، دال بتنی در اندازه ممان اینرسی تاثیر دارد و در نواحی با لنگر منفی فقط مقاطع فلزی در اندازه ممان اینرسی موثر هستند (Bagchi et al., 2010). مدل ساده شده از جایگزینی ۲ تکیه‌گاه مفصلی ثابت برای ۲ ستون پل و ۲ تکیه‌گاه غلطکی برای دو پایه جنوبی و شمالی ساخته شده است. این مدل به ۳۰ قطعه تیر دو بعدی با ۳۱ گره تقسیم شده است. هر دهانه به ۱۰ المان تقسیم شده و هر دو المان یک ناحیه خرابی در نظر گرفته شده است. هر گره مرکزی دارای ۳ درجه آزادی (جابه‌جایی افقی، قائم و خمشی) است. گره‌های ستون‌ها فقط دارای آزادی خمشی و گره‌های پایه‌ها دارای آزادی جابه‌جایی قائم و افقی هستند. تغییرات فرکانس با استفاده از مدل اجزای محدود پل که در نرم افزار SAP ساخته شده است، برای ترکیب ۱۵ ناحیه مختلف و چهار سطح خرابی (آسیب ندیده، خرابی کم، خرابی متوسط و خرابی زیاد) محاسبه می‌شود.

انرژی کرنشی شکست مودال (نسبت سطح انرژی کرنشی عضو و انرژی کرنشی کل سازه) بترتیب برای عضو i در مود i برای سازه سالم (پایه) و آسیب دیده، f_{ij} و f_{ij}^d می‌باشند.

مسائل عددی ارزیابی شده با استفاده از معادله ۸، وقتی منجر کسر خیلی کوچک است، افزایش می‌یابد. این امر در انرژی کرنش عضو i در مودهای خیلی کوچک اتفاق می‌افتد. در اینگونه موارد شاخص خرابی اصلاح شده $\bar{\gamma}_j$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

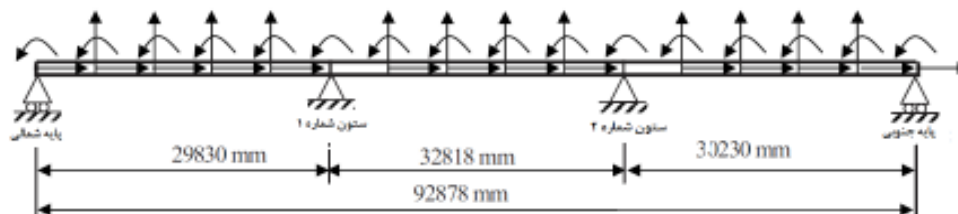
$$\bar{\gamma}_j = \left(1 + \sum_{i=1}^{nm} f_{ij}^d \right) \left(1 + \sum_{i=1}^{nm} f_{ij} \right) \quad (9)$$

در این مواقع، زمانی که خرابی وجود نداشته باشد یا قابل چشم پوشی باشد، شاخص خرابی اصلاح شده $\bar{\gamma}_j$ مقداری نزدیک به ۱ دارد. برای سازه‌های تیر شکل، می‌توان از انحنای مودال برای محاسبه انرژی کرنشی مودال استفاده کرد. در این مورد، انحنای مودال در یک مقطع از شاه تیر توسط گنج‌های کرنش سنج دینامیکی در دو نقطه (یا بیشتر)، در بالای مقطع قابل اندازه‌گیری است. با پیشرفت تکنولوژی سنسورها، اندازه‌گیری کرنش دینامیک کاملاً امکان‌پذیر شده است. برای استفاده از انحنای مودال Ψ'' ، شاخص خرابی γ_{ij} برای عضو i در مود j از استابنس و همکاران گرفته شده است.

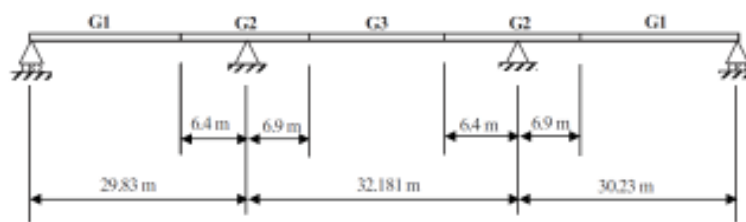
$$\gamma_{ij} = \frac{\int_a^b [\Psi_i^{d''}(x)]^2 dx / \int_0^L EI(x) [\Psi_i^{d''}(x)]^2 dx}{\int_a^b [\Psi_i''(x)]^2 dx / \int_0^L EI(x) [\Psi_i''(x)]^2 dx} \quad (10)$$

که در آن: x = مختصات در طول تیر، L = طول کل تیر،

E = مدول الاستیسیته، I = ممان اینرسی و a و b = فاصله دو



شکل ۴. اجزا و درجه آزادی پل



Section G1: $A=0.450m^2$ $I=0.145m^4$ $m=20150kg/m^3$

Section G2: $A=0.554m^2$ $I=0.078m^4$ $m=18050kg/m^3$

Section G3: $A=0.430m^2$ $I=0.096m^4$ $m=20650kg/m^3$

شکل ۵. مشخصات مقاطع

شبکه عصبی

خرابی در عضو ۳ در نظر گرفته شده است. در شرایط اجرایی، مود اندازه‌گیری شده ممکن است فقط شامل چند درجه آزادی انتخاب شده باشد؛ همچنین مود اندازه‌گیری شده شامل خطا نیز است. برای منظور کردن این عوامل، مود ناکامل تولید شده با درجه آزادی انتقالی قائم برای تشخیص خرابی استفاده شده است. علاوه بر این، خطاهای شبیه‌سازی در داده‌های مود توسط اعداد تصادفی در کامپیوتر تولید شده است. خطا بین ۵- تا ۵ درصد فرض شده است. برای هر ناحیه خرابی، شدت خرابی از اعداد ۰، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۰، ۵۰ یا ۶۰ درصد انتخاب می‌شود. شاخص‌های خرابی که به عنوان ورودی شبکه عصبی بکار می‌روند، با استفاده از اشکال مودی ناقص بدون خطا و با استفاده از اشکال مودی ناقص با وجود مقداری خطا، بدست می‌آیند. سطوح مختلف خطا برابر ۱- تا ۱ درصد، ۲- تا ۲ درصد، ۳- تا ۳ درصد، ۴- تا ۴ درصد و ۵- تا ۵ درصد در نظر گرفته شده است (Bagchi et al., 2010).

نتایج عددی

سیستم فازی

خرابی‌های کم، متوسط و زیاد به ترتیب متناسب با درصد خرابی‌های ۱۵، ۳۰ و ۴۵ درصد در نظر گرفته شده و در شکل ۳ نشان داده شده است. از ترکیب ۱۵ ناحیه و چهار سطح خرابی (آسیب ندیده، خرابی کم، خرابی متوسط و خرابی زیاد) ۴۶ قاعده فازی بدست آمده است. برای هر قاعده، خرابی در ناحیه مربوطه مطابق قاعده فازی ایجاد می‌شود و پس از تحلیل مودال هشت فرکانس اول آن برداشته می‌شود. جدول ۱ تغییرات هشت فرکانس اول پل برای ۴۰ قاعده از ۴۶ قاعده تولید شده را نشان می‌دهد. پارامتر σ برای کنترل عدم قطعیت برای سه حالت بدون نویز، ۱۰ درصد نویز و ۲۰ درصد نویز در داده‌های ورودی بهینه‌سازی شده است و نتایج آن در بخش ۷-۳ مقایسه شده است.

جدول ۱. تغییرات فرکانس (نقاط میانه مجموعه‌های فازی برای قواعد مختلف)

Rule No	Rule	$\omega\Delta 1(\sigma)$	$\omega\Delta 2(\sigma)$	$\omega\Delta 3(\sigma)$	$\Delta\omega 4(\sigma)$	$\omega\Delta 5(\sigma)$	$\omega\Delta 6(\sigma)$	$\omega\Delta 7(\sigma)$	$\omega\Delta 8(\sigma)$
1	Undamaged	0.000 (0.33)	0.000 (0.35)	0.000 (0.33)	0.000 (0.35)	0.000 (0.33)	0.000 (0.35)	0.000 (0.31)	0.000 (0.33)
2	SLD at 1	0.076 (0.33)	0.222 (0.34)	0.178 (0.33)	0.156 (0.32)	0.460 (0.32)	0.611 (0.32)	0.214 (0.34)	0.569 (0.34)
3	SLD at 2	0.419 (0.35)	0.971 (0.32)	0.758 (0.31)	0.406 (0.32)	0.928 (0.32)	0.981 (0.32)	0.185 (0.32)	0.354 (0.30)
4	SLD at 3	0.723 (0.32)	1.277 (0.34)	0.758 (0.33)	0.115 (0.34)	0.178 (0.31)	0.254 (0.31)	0.224 (0.31)	0.732 (0.32)
5	SLD at 4	0.647 (0.33)	0.638 (0.35)	0.201 (0.34)	0.177 (0.33)	0.751 (0.31)	0.923 (0.31)	0.170 (0.32)	0.261 (0.33)
6	SLD at 5	0.571 (0.31)	0.222 (0.33)	0.936 (0.35)	0.812 (0.32)	0.605 (0.34)	0.800 (0.34)	0.564 (0.30)	0.651 (0.34)
7	SLD at 6	0.152 (0.34)	0.638 (0.34)	0.847 (0.31)	0.802 (0.33)	0.500 (0.33)	0.691 (0.34)	1.289 (0.34)	0.327 (0.31)
8	SLD at 7	0.913 (0.33)	0.222 (0.31)	0.334 (0.33)	1.479 (0.35)	0.081 (0.33)	0.531 (0.33)	0.715 (0.32)	0.199 (0.31)
9	SLD at 8	1.484 (0.31)	0.028 (0.32)	0.869 (0.31)	0.323 (0.33)	0.258 (0.32)	0.167 (0.32)	1.620 (0.32)	0.148 (0.34)
10	SLD at 9	0.875 (0.31)	0.167 (0.32)	0.312 (0.34)	1.551 (0.33)	0.089 (0.31)	0.523 (0.33)	0.773 (0.31)	0.226 (0.34)
11	SLD at 10	0.114 (0.33)	0.722 (0.35)	0.735 (0.32)	0.677 (0.31)	0.646 (0.34)	0.480 (0.32)	1.182 (0.35)	0.479 (0.32)
12	SLD at 11	0.609 (0.30)	0.305 (0.33)	0.802 (0.33)	0.895 (0.32)	0.961 (0.31)	0.553 (0.31)	0.598 (0.33)	1.317 (0.31)
13	SLD at 12	0.723 (0.31)	0.638 (0.31)	0.156 (0.32)	0.219 (0.30)	1.025 (0.33)	0.487 (0.33)	0.199 (0.31)	0.538 (0.32)
14	SLD at 13	0.799 (0.31)	1.304 (0.33)	0.602 (0.34)	0.146 (0.35)	0.258 (0.32)	0.138 (0.34)	0.248 (0.35)	1.399 (0.33)

Rule No	Rule	$\omega\Delta 1(\sigma)$	$\omega\Delta 2(\sigma)$	$\omega\Delta 3(\sigma)$	$\omega\Delta 4(\sigma)$	$\omega\Delta 5(\sigma)$	$\omega\Delta 6(\sigma)$	$\omega\Delta 7(\sigma)$	$\omega\Delta 8(\sigma)$
15	SLD at 14	0.457 (0.33)	0.999 (0.34)	0.579 (0.32)	0.489 (0.33)	1.308 (0.31)	0.523 (0.30)	0.209 (0.32)	0.732 (0.31)
16	SLD at 15	0.076 (0.31)	0.222 (0.30)	0.134 (0.31)	0.187 (0.33)	0.662 (0.33)	0.327 (0.34)	0.238 (0.33)	1.118 (0.33)
17	MOD at 1	0.190 (0.31)	0.527 (0.35)	0.446 (0.31)	0.385 (0.30)	1.187 (0.31)	1.360 (0.31)	0.516 (0.32)	1.578 (0.35)
18	MOD at 2	1.065 (0.35)	2.359 (0.32)	1.627 (0.32)	0.979 (0.30)	2.236 (0.31)	1.934 (0.32)	0.413 (0.33)	0.927 (0.33)
19	MOD at 3	1.788 (0.32)	2.970 (0.33)	1.605 (0.31)	0.260 (0.32)	0.436 (0.34)	0.603 (0.31)	0.535 (0.33)	1.956 (0.31)
20	MOD at 4	1.560 (0.33)	1.443 (0.30)	0.468 (0.32)	0.500 (0.33)	1.840 (0.33)	1.868 (0.31)	0.389 (0.33)	0.690 (0.32)
21	MOD at 5	1.294 (0.35)	0.527 (0.32)	1.894 (0.31)	1.791 (0.31)	1.493 (0.30)	1.788 (0.33)	1.211 (0.30)	1.741 (0.34)
22	MOD at 6	0.381 (0.33)	1.471 (0.31)	1.872 (0.33)	1.895 (0.34)	1.098 (0.30)	1.541 (0.32)	2.933 (0.31)	0.705 (0.31)
23	MOD at 7	2.131 (0.33)	0.500 (0.32)	0.758 (0.33)	3.301 (0.31)	0.202 (0.30)	1.120 (0.35)	1.697 (0.30)	0.456 (0.33)
24	MOD at 8	3.425 (0.30)	0.056 (0.31)	1.939 (0.33)	0.771 (0.33)	0.581 (0.31)	0.400 (0.34)	3.507 (0.31)	0.354 (0.33)
25	MOD at 9	2.055 (0.31)	0.389 (0.31)	0.735 (0.31)	3.457 (0.33)	0.218 (0.35)	1.105 (0.32)	1.809 (0.32)	0.503 (0.34)
26	MOD at 10	0.304 (0.30)	1.665 (0.34)	1.582 (0.34)	1.614 (0.31)	1.437 (0.33)	1.076 (0.32)	2.714 (0.34)	1.052 (0.34)
27	MOD at 11	1.408 (0.31)	0.749 (0.33)	1.783 (0.31)	1.958 (0.30)	2.333 (0.31)	1.200 (0.30)	1.289 (0.35)	3.066 (0.34)
28	MOD at 12	1.712 (0.32)	1.471 (0.33)	0.379 (0.31)	0.541 (0.35)	2.389 (0.34)	0.974 (0.31)	0.452 (0.30)	1.321 (0.34)
29	MOD at 13	1.979 (0.30)	2.998 (0.31)	1.270 (0.30)	0.323 (0.32)	0.638 (0.35)	0.327 (0.34)	0.598 (0.32)	3.183 (0.33)
30	MOD at 14	1.142 (0.30)	2.387 (0.31)	1.293 (0.34)	1.187 (0.32)	2.970 (0.34)	1.003 (0.31)	0.472 (0.33)	1.730 (0.31)
31	MOD at 15	0.190 (0.30)	0.527 (0.31)	0.357 (0.32)	0.469 (0.33)	1.622 (0.31)	0.712 (0.33)	0.584 (0.35)	2.668 (0.31)
32	SVD at 1	0.381 (0.31)	0.999 (0.35)	0.825 (0.35)	0.771 (0.31)	2.405 (0.31)	2.268 (0.35)	0.982 (0.32)	3.323 (0.32)
33	SVD at 2	2.093 (0.30)	4.385 (0.32)	2.697 (0.32)	1.812 (0.33)	4.036 (0.32)	2.799 (0.32)	0.725 (0.32)	1.956 (0.33)
34	SVD at 3	3.501 (0.31)	5.218 (0.33)	2.518 (0.33)	0.469 (0.34)	0.864 (0.33)	1.098 (0.33)	1.094 (0.33)	3.825 (0.32)
35	SVD at 4	2.892 (0.35)	2.526 (0.34)	0.802 (0.34)	0.948 (0.34)	3.447 (0.32)	2.784 (0.35)	0.691 (0.33)	5.275 (0.31)
36	SVD at 5	2.283 (0.34)	1.027 (0.32)	3.209 (0.31)	2.978 (0.32)	2.946 (0.34)	3.017 (0.33)	1.970 (0.30)	6.420 (0.33)
37	SVD at 6	0.723 (0.35)	2.581 (0.34)	3.120 (0.31)	3.509 (0.31)	1.832 (0.33)	2.661 (0.31)	5.092 (0.33)	1.176 (0.32)
38	SVD at 7	3.805 (0.31)	0.860 (0.34)	1.337 (0.33)	5.602 (0.34)	0.379 (0.32)	1.774 (0.31)	3.157 (0.31)	0.822 (0.34)
39	SVD at 8	6.126 (0.33)	0.111 (0.32)	3.209 (0.33)	1.479 (0.35)	1.001 (0.34)	0.749 (0.31)	5.749 (0.31)	0.690 (0.34)
40	SVD at 9	3.691 (0.33)	0.694 (0.33)	1.270 (0.30)	5.852 (0.30)	0.008 (0.31)	1.752 (0.33)	3.288 (0.30)	0.861 (0.31)

SLD = Slight Damage MOD = Moderate Damage SVD = Severe Damage $\alpha = 0.1$

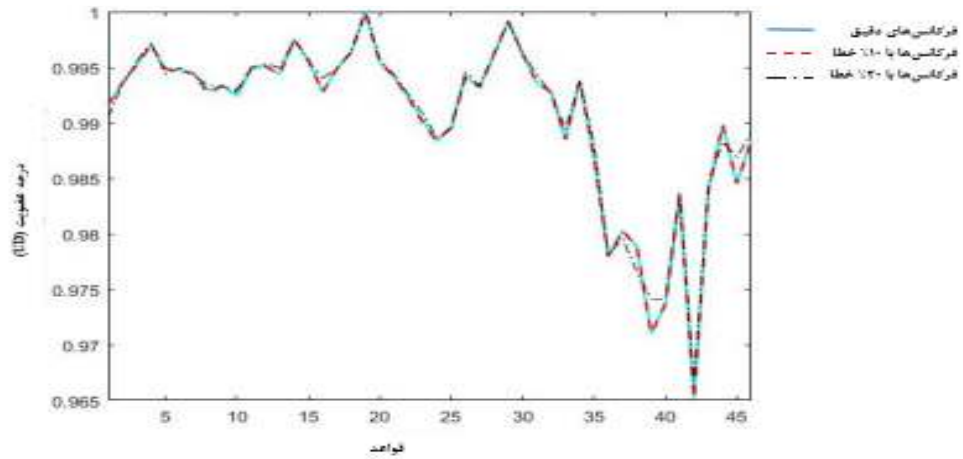
سناریوی خرابی

هستند، محل خرابی درست پیش‌بینی شده است. درحالی که با افزایش خطای اندازه‌گیری خرابی‌های نادرست در دیگر اعضا تشخیص داده شده است. نتایج مشابه از سناریوهای خرابی دیگر بدست آمده است. پیش‌بینی محل خرابی حتی با در نظر گرفتن خطای اندازه‌گیری بسیار دقیق بوده است.

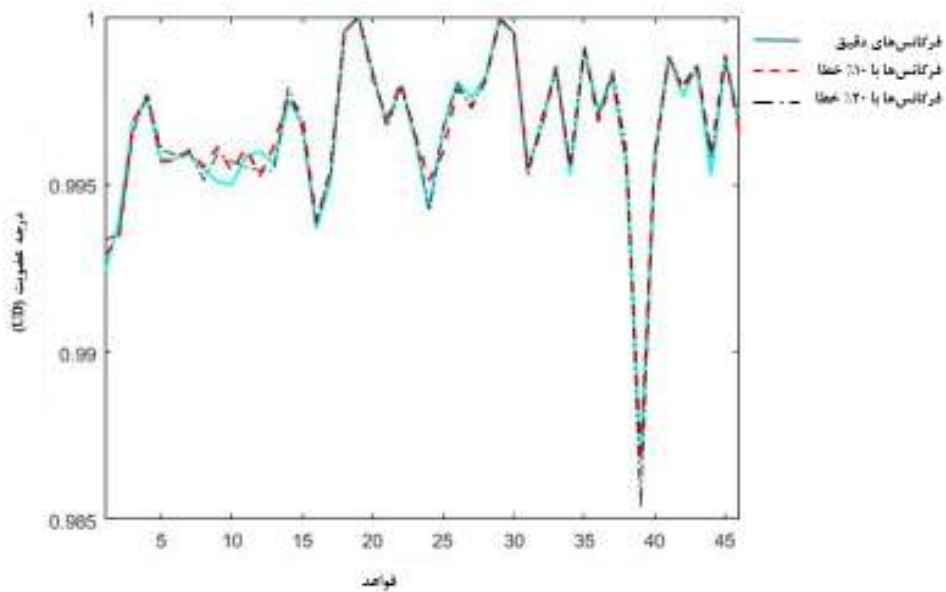
شکل ۶ نشان می‌دهد که حداکثر درجه عضویت برای قاعده ۱۹ محاسبه شده است. قاعده ۱۹ در جدول ۱ عبارت است از "خرابی با شدت متوسط در ناحیه ۳" که دقیقاً با سناریو خرابی در نظر گرفته شده مطابقت دارد. شکل ۷ نتیجه سیستم فازی برای تشخیص سناریوی خرابی با استفاده از سه فرکانس اول اندازه‌گیری شده را نشان می‌دهد. همان طور که مشاهده می‌شود با بکارگیری سه مود اندازه‌گیری، باز هم بیشترین درجه عضویت برای قاعده ۱۹ محاسبه شده است اما برای قاعده ۲۹ (خرابی با شدت متوسط در ناحیه ۱۳) نیز مقداری نزدیک به حداکثر درجه عضویت تخمین زده شده است. این امر ناشی از اثرات یکسان خرابی المان‌های متقارن در فرکانس‌های طبیعی است.

مدل ساده شده پل که در شکل ۴ نشان داده شده است، براساس مشخصات ذکر شده در نرم‌افزار Sap شبیه سازی و به صورت دو بعدی مورد تحلیل قرار گرفته است. خرابی در نظر گرفته شده شامل ۳۰ درصد آسیب برای ناحیه شماره ۳ است. در سیستم فازی پیشنهادی، هشت فرکانس اول سازه برای تشخیص خرابی و سه سطح نویز $\alpha=0, \alpha=0.1, \alpha=0.2$ جهت بهینه‌سازی انحراف معیار بکار گرفته شده است. سیستم فازی برای برآورد شدت و مکان خرابی براساس سناریوی خرابی در نظر گرفته شده ارزیابی می‌شود. حداکثر درجه عضویت مربوط به هر قاعده، نشان‌دهنده شدت و محل خرابی مربوط به همان قاعده خواهد بود. پاسخ سیستم فازی در تشخیص سناریوی خرابی با استفاده از هشت فرکانس اول اندازه‌گیری شده در شکل ۶ نشان داده شده است.

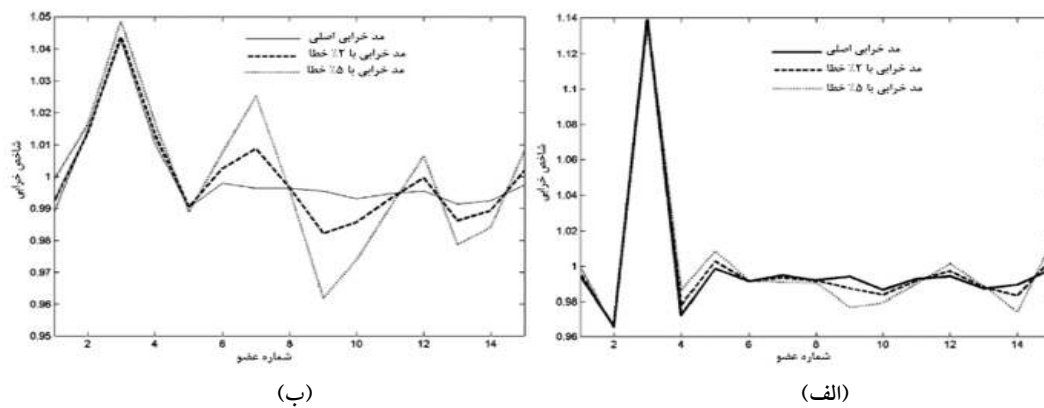
نتایج تشخیص محل خرابی نمونه با استفاده از روش انرژی کرنش مودال در شکل ۸ نشان داده شده است. شکل ۸ (الف) نمودار مقادیر شاخص خرابی برای خرابی ۳۰ درصد ناحیه شماره ۳ را نشان می‌دهد. در این حالت فرض شده است که سه مود سازه در دسترس باشد و انحنا با استفاده از مشتق بردار شکل مودی بدست می‌آید. زمانی که مودها دقیق



شکل ۶. تشخیص خرابی با استفاده از سیستم فازی و هشت فرکانس اندازه گیری شده



شکل ۷. تشخیص خرابی با استفاده از سیستم فازی و سه فرکانس اندازه گیری شده



شکل ۸. تشخیص خرابی بر اساس ۳ مود با خرابی ۳۰ درصد در ناحیه ۳ شکل الف) انحنای مودال (Modal curvatures) بدست آمده از معادلات عددی (شکل ب) انحنای مودال بدست آمده از اندازه گیری های کرنش مستقیم (Bagchi et al., 2010)

۵- نتیجه گیری

تشخیص نادرست خرابی‌های با شدت کم شده است. استفاده از تعداد فرکانس‌های بیشتر یا ترکیب دیگر پارامترهای حساس به عیب در کنار فرکانس طبیعی نظیر انحنای شکل مودی، انرژی کرنشی مودال و غیره به عنوان راه حلی برای تولید قاعده‌های منحصر به فرد بکار گرفته می‌شود. شبکه عصبی به کمک پارامتر انحنای شکل مودال پایگاه داده با ویژگی‌های منحصر به فرد قابل قبولی ایجاد می‌کند که می‌تواند با دریافت اطلاعات دقیق به درستی خرابی را تشخیص دهد. استفاده شبکه عصبی از اعداد قطعی و دقیق موجب شده است در صورت وجود عدم قطعیت در اطلاعات ورودی، نتایج نیز به همان نسبت با ابهام و خطا همراه شود. استفاده از مدل‌های ساده شده در مطالعه رفتار پل‌ها به دلیل سادگی و دقت قابل قبولی که دارند بسیار مرسوم است. با مدل ساده شده پل و بکارگیری سیستم فازی می‌توان با حجم محاسبات و پیچیدگی کمتر به دقت قابل قبولی جهت شناسایی عیب دست یافت.

عدم قطعیت موجود در اندازه‌گیری‌های تجربی و فرآیند مدل‌سازی از طریق نویز اضافه شده به داده‌ها، شبیه سازی شده است. نتایج نشان می‌دهد در صورت وجود ۲۰ درصد نویز در اطلاعات ورودی، سیستم فازی با دقت قابل قبولی می‌تواند حدود خرابی را مشخص کند. مقایسه نتایج دو روش تشخیص خرابی بکار گرفته شده نشان می‌دهد، سیستم فازی در برابر عدم قطعیت‌های موجود حساسیت کمتری دارد.

سیستم ژنتیک فازی برای شناسایی عیب در یک سازه پس از دریافت مشخصه‌های حساس به خرابی، اقدام به جستجوی خرابی با مشخصه‌های مشابه در میان قاعده‌های موجود در پایگاه دانش خود میکند. اگر قاعده‌های تعریف شده شامل مشخصه‌های منحصر به فرد باشند، سیستم ژنتیک فازی می‌تواند خرابی را به درستی شناسایی کند. در حالی که برای سازه‌های پیچیده نظیر پل‌ها، حفظ ویژگی‌های منحصر به فرد قاعده‌ها با استفاده از هشت فرکانس طبیعی مشکل است. این عامل سبب

۶- مراجع

simulation. Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 23, No. 2, pp. 384-404.

- Chandrashekar, M., & Ganguli, R., (2016), "Damage assessment of composite plate structures with material and measurement uncertainty. Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 75, pp. 75-93. doi:https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2015.12.021.

- Doebing, S. W., (1996), "Damage identification and health monitoring of structural and mechanical system from changes in their vibration characteristics", A Literature Review (LA--13070-MS). Retrieved from Los Alamos National Laboratory Report, New Mexico 87545.

- Ganguli, R., (2001), "A fuzzy logic system for ground based structural health monitoring of a helicopter rotor using modal data. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, Vol. 12, No. 6, pp. 397-407.

- Abe, S., (2012), "Pattern classification: neuro-fuzzy methods and their comparison", Springer Science & Business Media.

- Bagchi, A., Humar, J., Xu, H., & Noman, A. S., (2010), "Model-based damage identification in a continuous bridge using vibration data". Journal of Performance of Constructed Facilities, Vol. 24, No. 2, pp. 148-158.

- Balageas, D., (2010), "Introduction to Structural Health Monitoring". In Structural health monitoring pp. 13-43, ISTE.

- Beena, P., & Ganguli, R., (2011), "Structural damage detection using fuzzy cognitive maps and Hebbian learning". Applied Soft Computing, Vol. 11, No. 1, pp. 1014-1020.

- Chandrashekar, M., & Ganguli, R., (2009), "Uncertainty handling in structural damage detection using fuzzy logic and probabilistic

- Pawar, P. M., & Ganguli, R., (2011), "Structural health monitoring using genetic fuzzy systems", Springer Science & Business Media.
- Ross, T., Sorensen, H., Savage, S., & Carson, J. (1990), "DAPS: expert system for structural damage assessment". *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 4, No. 4, pp. 327-348.
- Stubbs, N., Kim, J., & Farrar, C., (1995), "Field verification of a non destructive damage localization and sensitivity estimator algorithm. IMAC XIII, Vol. 196, pp. 210-218.
- Turner, J., & Pretlove, A., (1988), "A study of the spectrum of traffic-induced bridge vibration. *Journal of sound and vibration*, Vol. 122, No. 1, pp. 31-42.
- Ventura, C. E., Onur, T., & Tsai, P. C., (2000), "Dynamic characteristics of the Crowchild Trail Bridge". *Canadian Journal of Civil Engineering*, Vol. 27, No. 5, pp. 1046-1056.
- Worden, K., Staszewski, W. J., & Hensman, J. J. (2011), "Natural computing for mechanical systems research: A tutorial overview". *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 25, No. 1, pp. 4-111.
- Yao, J. T., (1985), "Safety and reliability of existing structures", Vol. 2, Pitman Advanced Publishing Program.
- Humar, J., Bagchi, A., & Xu, H., (2006), "Performance analysis of vibration based techniques for structural damage identification". *Struct Health Monit Int. J.*, Vol. 5, No. 3, pp. 215-227.
- Kim, J.-T., & Stubbs, N., (2003), "Nondestructive crack detection algorithm for full-scale bridges. *Journal of Structural Engineering*, Vol. 129, No. 10, pp. 1358-1366.
- Liu, H., Jiao, Y., Cheng, Y., & Gong, Y., (2012), "Reduction of uncertainties for damage identification of bridge based on fuzzy nearness and modal data. *Journal of Applied Mathematics*.
- Modares, M., & Waksanski, N., (2013), "Overview of Structural Health Monitoring for Steel Bridges. *Practice Periodical on Structural Design and Construction*, Vol. 18, No. 3, pp. 187-191.
doi:10.1061/(asce)sc.1943-5576.0000154.
- Orcési, A. D., & Frangopol, D. M., (2011), "Optimization of assessment strategies for aging bridges". In *Applications of Statistics and Probability in Civil Engineering*, pp. 581-586.
- Pawar, P. M., & Ganguli, R., (2007), "Genetic fuzzy system for online structural health monitoring of composite helicopter rotor blades". *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, No. 5, pp. 2212-2236.

Evaluation of Fuzzy Genetic Algorithm And Neural Network In optimization of Bridge Structural Health Monitoring System

M. Gholami, Assistant Professor, Road, Housing and Urban Development Research Center, Transportation Department, Tehran, Iran.

S. Jahan, M.Sc., Grad., Road, Housing and Urban Development Research Center, Transportation Department, Tehran, Iran.

Z. Gavashiri, M.Sc., Grad., Road, Housing and Urban Development Research Center, Transportation Department, Tehran, Iran.

Email: m.gholami@bhrc.ac.ir

Received: September 2019-Accepted: December 2019

ABSTRACT

Structural damage detection is based on that the dynamic response of structure will change because of damage. Hence, it is possible to estimate the location and severity of damage before and after the damage. In this study, damage detection issue based on modal parameters for an optimization problem using neural network and fuzzy genetic system offered and the effectiveness of these two methods in detecting the location and also the severity of the damage is assessed. For studying damage detection, the numerical model of the Crowchild bridge is made by its dynamic characteristics and has been used for various damage scenario detection. In the first method, the natural frequency, and in the second method, modal strain energy is selected as a damage indicator. Using simplified models to study the behavior of bridges due to their simplicity and acceptable accuracy is very common. The results show that the Genetic Fuzzy System can be more successful when a simplified model is used. Comparing the results of two failure detection methods shows that the fuzzy system is less sensitive to existing uncertainties.

Keywords: Structure Health Monitoring, Bridge Damage Detection, Neural Network, Genetic Fuzzy System