

ارزیابی هوشمند آسیب و پیش‌بینی طیف آسیب لرزه‌بی

تحت اثر زلزله‌های نزدیک گسل در ایران

رامین فضلی (دانشجوی کارشناسی ارشد)

محمد شامخی امیری* (استادیار)

حسین پهلوان (استادیار)

دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شاہرود، شاہرود، ایران

پیش‌بینی طیف آسیب لرزه‌بی یک سازه، که هر دو ویژگی سازه‌بی و زلزله را در بر می‌گیرد، در زمان طراحی سازه‌های جدید و هم برای ارزیابی تابآوری سازه‌های موجود، اهمیت زیادی دارد. هدف پژوهش حاضر، ارزیابی دقیق آسیب و پیش‌بینی طیف آسیب لرزه‌بی تحت اثر زلزله‌های ایران با استفاده از برنامه‌نویسی بیان ژن است. برای این منظور، یک سیستم یک درجه‌ی آزادی غیرکشسان تحت مجموعه‌ی از رکوردهای زلزله‌های ایران برای محاسبه‌ی آسیب طیفی استفاده شده است. سپس با استفاده از برنامه‌نویسی بیان ژن، مدل ریاضی صریح با تعریف یکتابع برازنده‌گی برای آن استخراج و همچنین، شاخص آسیب پارک-انگ برای تعیین کمیت طیف آسیب استفاده شده است. هر دو ویژگی سازه‌بی و زلزله در پیش‌بینی مدل طیف آسیب لرزه‌بی نقش خواهند داشت. در انتهای، یک معادله‌ی ساده‌شده برای اندازه‌گیری طیف آسیب لرزه‌بی سازه‌ها، برای حرکت‌های زمین در ایران، که هر دو ویژگی را در بر می‌گیرد، پیشنهاد شده است.

Ramin.Fazli@shahroodut.ac.ir
Shamekhi@shahroodut.ac.ir
Pahlavan@shahroodut.ac.ir

وازگان کلیدی: طیف آسیب لرزه‌بی، شاخص آسیب پارک-انگ، برنامه‌نویسی بیان ژن، سیستم یک درجه‌ی آزادی غیرکشسان (SDOF)، زلزله‌ی نزدیک گسل.

۱. مقدمه

خواهند داشت؛ که در واقع، شامل یک محدودیت مفهومی به دلیل این واقعیت است که آن‌ها صراحتاً خسارت تجمعی ناشی از تعداد چرخه‌های پاسخ و اتلاف انرژی را در نظر نمی‌گیرند.^[۱] علاوه‌بر این، آن‌ها مدت زمان و محتوای بسامدی یک زمین‌لرزه را در محاسبه‌های خود لحاظ نمی‌کنند.

اگرچه خواسته‌های اخیر ضروری هستند، اما فقط تکیه بر چنین خواسته‌هایی ناکافی است، به ویژه برای سازه‌هایی که انتظار می‌رود تغییرشکل خمیری و اتلاف انرژی تحت زلزله‌های طراحی داشته باشند. طیف طراحی موجود در بیشتر آینه‌های طراحی لرزه‌بی، آثار بحرانی مذکور را در نظر نمی‌گیرند. در نتیجه، ضریب زلزله‌بی که در محاسبه‌ی برش طراحی در تراز پایه به کار می‌رود، ممکن است برای کنترل آسیب لرزه‌بی در سازه‌های شکل‌پذیری، که در معرض حرکت‌های زمینی با محتوای انرژی بالا قرار دارند، ناکافی باشد.^[۲،۳] طیف طراحی لرزه‌بی به دست آمده با استفاده از شتاب طیفی (شناخته شده به عنوان طیف طراحی کشسان) و ضریب رفتار سازه (برای درنظرگرفتن آثار رفتار غیرکشسان و شکل‌پذیری در کاهش برش پایه‌ی طراحی)، نقش عوامل اصلی که در بالا توضیح داده شد، را نادیده می‌گیرند. بنابراین، نیاز به روش برآورد آسیب بالقوه‌بی است که پارامترهای اصلی سازه و زلزله را در نظر بگیرد. یک راحل، استفاده از یک

امروزه، پیش‌بینی آسیب ناشی از زلزله، هم در زمان طراحی سازه‌های جدید و هم برای ارزیابی تابآوری سازه‌های موجود، اهمیت حیاتی دارد. آسیب واردی ناشی از زلزله به سازه‌ها می‌تواند با استفاده از روش‌های جدید و پیشرفته، شامل مدل‌سازی عددی و تحلیل دینامیکی، به صورت کمی و با دقت بالا ارزیابی و برآورد شود. روش‌های مذکور با درنظرگرفتن پارامترهای اصلی سازه و ویژگی‌های خاص زلزله، امکان تجزیه و تحلیل دقیق آثار زلزله بر روی سازه‌ها را فراهم می‌آورند. اما از مشکلات روش‌های اخیر می‌توان به زمان بر و هزینه بر بودن آن‌ها اشاره کرد.

تقاضاهای بیشینه، مانند شکل‌پذیری بیشینه و شتاب بیشینه زمین، که معمولاً توسط آینه‌های طراحی لرزه‌بی استفاده می‌شوند، به طور مناسب منعکس‌کننده‌ی آسیب لرزه‌بی یک سازه نیستند. تقاضاهای تغییرشکل تحمیل شده به یک المان سازه‌بی توسط زمین‌لرزه ماهیت چرخه‌بی دارند، و نتایج مرتبط با آسیب تجمعی، تأثیر قابل توجهی در مقاومت لرزه‌بی یک سازه

*نویسنده مسئول

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۰/۱۸، تاریخ اصلاحی: ۱۴۰۳/۰۱/۱۵، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۱/۲۷

استناد به این مقاله:

فضلی، رامین، شامخی امیری، محمد، و پهلوان، حسین، ۱۴۰۳. ارزیابی هوشمند آسیب و پیش‌بینی طیف آسیب لرزه‌بی تحت اثر زلزله‌های نزدیک گسل در ایران،

DOI: 10.24200/j30.2024.63776.3287. (۴)، صص. ۵۳-۶۳.

MGGP^۸ را به دست آورده و یک مدل ریاضی صریح مبتنی بر ANNs برای تسهیل در اندازه‌گیری طیف آسیب لرزه‌بی بالقوه سازه‌ها، برای حرکت‌های زمین که هر دو ویژگی سازه‌بی و زلزله را در بر می‌گیرد، پیشنهاد کرده‌اند.

بیگلری (۲۰۲۱)^[۲۱] طیف آسیب را برای دبیرستان تاریخی کرمانشاه برای حرکت‌های زمین محاسبه کرده است. تجزیه و تحلیل غیرخطی نشان داده است که طیف آسیب با افزایش شتاب زمین، افزایش یافته است. همچنین تحلیل انعطاف‌پذیری سازه‌های با کف چوبی به‌طور قابل توجهی مقاومت لرزه‌بی پیش‌بینی شده را کاهش داده است، که باعث افزایش آسیب‌پذیری لرزه‌ای این بنای تاریخی شده است.

پان^۹ و همکاران (۲۰۲۴)^[۲۲] در یک تجزیه و تحلیل جامع، یک طیف آسیب برای سیستم‌های تک درجه‌ی آزادی (SDOF)^{۱۰} تحت بارگذاری جانبی امواج سونامی ارائه و پاسخ دینامیکی سیستم‌های SDOF به بارگذاری سونامی را با درنظرگرفتن عوامل مختلفی، مانند: عمق، مدل‌های هیسترتیک، سختی پس از تسلیم، و میرایی بررسی کرده‌اند. یافته‌ها، تأثیر قابل توجه عوامل مذکور را در آسیبهای سازه‌بی برجسته کرده و یک فرمول پیش‌بینی ساده‌شده برای تخمین آسیبهای سازه‌بی ناشی از سونامی را معرفی کرده است.

همان‌طور که توضیح داده شد، پیش‌بینی آسیب احتمالی برای طیف وسیعی از سازه‌ها، که می‌تواند مستقیماً توسط طیف‌های آسیب ارائه شود، در طراحی سازه‌های جدید مقاوم و یا ارزیابی مقاومت لرزه‌بی سازه‌های موجود می‌تواند استفاده شود، بیشتر پژوهش‌های انجام‌شده تاکنون برای تعیین آسیب به‌طور غیرمستقیم از اصلاح طیف مبتنی بر تغییرشکل غیرکشسان استفاده کرده‌اند. روش‌های ذکر شده کلاً براساس تغییرشکل سازه در پاسخ به بارگذاری‌های جانبی، آسیب را تخمین می‌زنند. اما پژوهش‌های اندکی، مستقیماً طیف آسیب را محاسبه کرده‌اند.

استفاده از روش‌های رگرسیون معمولی برای برآورد طیف آسیب در بسیاری از مطالعات انجام‌شده تاکنون رایج بوده است. آن‌ها با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی و مدل‌سازی‌های تحلیلی، رابطه‌ی بین پارامترهای غیرمستقل و طیف آسیب را برآورد می‌کنند و می‌توانند به عنوان ابزاری مفید برای تخمین آسیب بالقوه سازه‌ها استفاده شوند.

روش‌های یادگیری ماشین^{۱۱} در بهبود دقت مدل‌ها برای تخمین طیف آسیب در مقایسه با روش‌های رگرسیون معمولی، مزایای ویژه‌بی دارند و قابلیت مدل‌سازی روابط غیرخطی پیچیده بین ورودی‌ها و خروجی‌ها، امکان برآشش دقیق‌تر داده‌ها، و افزایش معنادار دقت در تخمین آسیب را فراهم می‌آورند. روش‌های یادگیری ماشین، با توانایی برجسته‌ی خود در استفاده از داده‌های بزرگ و پیچیده و شناسایی الگوهای غیرخطی و تعامل‌های میان ویژگی‌ها،

طیف غیرکشسان است، که آسیب تجمعی را ثبت می‌کند. در این راستا، طیف آسیب به عنوان یک ابزار مفهومی، نموداری است که ارتباط میان میزان آسیب لرزه‌بی با دوره‌ی تناوب سازه را نشان می‌دهد. طیف اخیر ارزیابی آسیب‌پذیری، توانایی ثبت کمی آسیبهای لرزه‌بی بالقوه را در مجموعه‌ی وسیعی از ساختمان‌ها با درنظرگرفتن هم خواص سازه‌بی و هم ویژگی‌های زمین‌لرزه ارائه می‌دهد.

این رویکرد توسط برخی پژوهشگران بررسی و در ادامه، بعضی از کارهای مرتبه توضیح داده شده است.

بزرگ‌نیا و برترو (۲۰۰۳)^[۲۳] طیف آسیب را با ترکیب انرژی هیسترتیک نرمال‌شده و شکل‌پذیری تغییرشکل پیشنهاد کردند. طیف آسیب با درنظرگرفتن صدها رکورد حرکت زمین ثبت شده در طول زلزله‌های لاندز و نورث‌ریج محاسبه شده است. کانت و چای^۱ (۲۰۰۴)^[۲۴] نیز یک روش ساده‌ی مبتنی بر ایجاد رابطه بین انرژی ورودی لرزه‌بی و انرژی هیسترتیک مستهلك‌شده را برای تعیین طیف تقاضای چرخه‌بی غیرارتجاعی مبتنی بر آسیب، که قادر به استفاده در تحلیل لرزه‌بی و طراحی سازه‌های است، پیشنهاد کرده‌اند. کوزنزا^۲ و همکاران (۲۰۰۹)^[۲۵] یک روش ساده را پیشنهاد کرده‌اند، که اثر تجمعی آسیب را در بر می‌گیرد، و برای طراحی لرزه‌بی و ارزیابی سازه‌ها استفاده می‌شود. همچنین، یک ضربی خسارتخانه معادل برای تعیین مقاومت اصلاح‌شده یا طیف جابجایی غیرکشسان را معرفی کردند، که قادر به محاسبه‌ی آسیب ناشی از زلزله است. ژای^۳ و همکاران (۲۰۱۳)^[۲۶] یک مدل ریاضی برای برآورد آسیب طیفی برای زمین‌لرزه‌هایی از نوع توالی پس‌لرزه‌های زلزله‌ای اصلی پیشنهاد و تأثیر آن را در دوره‌ی تناوب سازه، ضربی کاهش مقاومت، نسبت میرایی، نسبت سختی پس از تسلیم، و نیز وضعیت سایت را در مدل آسیب طیفی پیشنهادی بررسی کرده‌اند. گرکو^۴ و همکاران (۲۰۱۷)^[۲۷] با پیشنهاد یک رویکرد تصادفی برای تعیین طیف غیرکشسان مبتنی بر آسیب لرزه‌بی، آثار تجمعی آسیب را با استفاده از مدل آسیب پارک-آنگ^۵ (۱۹۸۵)^[۲۸] بررسی کرده‌اند.

ون^۶ و همکاران (۲۰۱۸)^[۲۹] با پیشنهاد و بررسی طیف‌های آسیب برای نوع توالی پس‌لرزه‌های اصلی برای زمین‌های با خاک نرم دریافتند که تأثیر خاک نرم در طیف آسیب می‌تواند بیش از ۴۰٪ باشد. همچنین ایشان و برخی دیگر از همکاران اشان (۲۰۱۸)^[۱۱] طیف آسیبهای ناشی از پس‌لرزه‌های زلزله‌های اصلی را که معمولاً در اعماق کمتر از ۷۰ کیلومتری مناطق لرزه‌خیز سراسر جهان رخ می‌دهند، در پوسته‌ی جهانی مطالعه کرده‌اند. سپس یک مدل ریاضی برای برآورد طیف آسیب ارائه داده و نشان داده‌اند که پس‌لرزه‌هایی با شدت بیش از ۸۰٪ زلزله‌ای اصلی می‌توانند میزان آسیب را تا ۲۰٪ افزایش دهند.

قره‌باغی و گندمی (۲۰۲۱)^[۱۲] نیز طیف آسیب لرزه‌بی با استفاده از روش‌های برنامه نویسی ژنتیک چند ژنی (MGGP)^۷ و شبکه‌های عصبی مصنوعی

^۱ Multi-Gene Genetic Programming

^۲ Artificial Neural Networks

^۳ Pan

^۴ Single-Degree-Of-Freedom

^{۱۱} Machine Learning Methods

^۱ Kunnath & Chai

^۲ Cosenza

^۳ Zhai

^۴ Greco

^۵ Park & Ang

^۶ Wen

سیستم یک درجه‌ی آزادی (SDOF) محاسبه شده است. درنهایت، یک رابطه‌ی ریاضی ساده‌شده برای تسهیل در اندازه‌گیری طیف آسیب لرزه‌ی سازه‌ها، برای حرکت‌های زمین در ایران، که هر دو ویژگی سازه‌ی و زلزله را در بر می‌گیرد، ارائه شده است. سپس اثربخشی مدل با استفاده از معیار عملکرد شناخته‌شده در مقایسه با مدل‌های دیگر موجود در ادبیات فنی ارزیابی شده است.

۲. طیف آسیب لرزه‌ی

محاسبه‌ی آسیب لرزه‌ی بالقوه در ارزیابی لرزه‌ی مبتنی بر آسیب و طراحی سازه‌ها در مناطق زلزله‌خیز، اهمیت زیادی دارد. درجه‌ی آسیب سازه را می‌توان برای ارزیابی عملکرد سازه و استحکام آن، که پارامترهای کلیدی در تابآوری سازه هستند، استفاده کرد.^[۱۷]

شاخص آسیب لرزه‌ی می‌تواند برای تعیین میزان آسیب یک سازه در طول زلزله استفاده شود. مدل‌های آسیب مختلفی در نوشته‌های ارائه شده‌اند، که در میان آن‌ها، شاخص آسیب پارک-انگ به طور گسترده‌ی برای تعیین کمیت آسیب لرزه‌ی سازه‌ها استفاده شده است؛ که یک ترکیب خطی از بیشینه‌ی تغییرشکل و استهلاک انرژی هیسترتیک یک سازه است (رابطه‌ی ۱):^[۱۲]

$$DI = \frac{u_m}{u_y \mu_u} + \beta \frac{E_H}{u_m \mu_u f_y} \quad (1)$$

که در آن، u_m بیشینه‌ی تغییرشکل در طول زلزله، u_y تغییرشکل تسلیم، μ_u ضریب شکل‌پذیری، و f_y مقاومت تسلیم هستند. همچنین، E_H انرژی هیسترتیک در پایان یک زلزله و β یک ثابت تجربی مثبت است، که به ویژگی‌های سازه‌ی واپسخواست و نشان می‌دهد که به چه اندازه، انرژی هیسترتیک در سازه جذب می‌شود و به نرخ آسیب از طریق انرژی هیسترتیک کمک می‌کند. پارامتر ثابت β معمولاً با مقادیر بین 0.05 تا 0.3 در نظر گرفته می‌شود، که براساس تجربیات پژوهش‌های پیشین و آزمایش‌های میدانی تعیین شده است. همان‌طور که در جدول ۱ ارائه شده است، پارک و همکارانش^[۱۸]، شاخص آسیب کلی را برای حالت‌های مختلف آسیب مشاهده شده تنظیم کرده‌اند. آسیب لرزه‌ی می‌تواند برای طیف وسیعی از سازه‌ها با محاسبه‌ی طیف آسیب لرزه‌ی تخمین زده شود.

طیف آسیب را می‌توان به صورت تابعی از پارامترهای لرزه‌ی و به صورت رابطه‌ی ۲ نوشت:

$$S_{DI} = f(M_w, R_{JB}, V_{s,r}, \zeta, R_u, \mu, \beta, \alpha, T) \quad (2)$$

یک گام رو به جلو نسبت به رگرسیون معمولی در بهبود دقت پیش‌بینی‌ها و درک عمیق‌تر از پدیده‌های مورد مطالعه ارائه می‌دهند. با توجه به رفتار غیرخطی سیستم‌های سازه‌ی و لرزه‌ی در هنگام تغییرشکل‌های غیرکشسان و بارگذاری چرخه‌ی ناشی از زلزله، استفاده از روش‌های یادگیری ماشین، که قادر به یادگیری این روابط غیرخطی از داده‌ها هستند و نیازی به فرم‌های مدل از پیش تعریف شده ندارند، می‌تواند مدل‌هایی با دقت بالاتر را نسبت به تجزیه و تحلیل رگرسیونی سنتی، که بر فرضیات خطی استوار است، ارائه دهد.

در حالی که پیشرفت‌های اخیر در هوش محاسباتی، روش‌های مذکور را برای حل مسائل چالش‌برانگیز در علم و مهندسی مناسب ساخته است، روش‌های مرسوم مانند تحلیل رگرسیون به دلیل محدودیت‌های خود در مدل‌سازی دقیق پدیده‌های پیچیده و غیرخطی، اغلب نتوانسته‌اند در مواجهه با مسائل دنیای واقعی که پر از داده‌های غیرخطی و تعاملات پیچیده بین متغیرها هستند، عملکرد قابل قبولی ارائه دهند.^[۱۳]

همان‌طور که هوش محاسباتی به طور فزاینده‌بی در زندگی روزمره‌ی ما را ریج می‌شود، الگوریتم‌ها و روش‌های جدید به طور مداوم در حال توسعه برای بهبود بهره‌وری و دقت در یادگیری ماشین هستند. برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP)^[۱]، یک روش یادگیری ماشینی و بهینه‌سازی براساس اصول ژنتیک و زیست‌شناسی مولکولی است.^[۱۵]

GEP با ترکیب اصول برنامه‌نویسی ژنتیک و الگوریتم‌های ژنتیک توسط کاندا فریرا^[۲۰۰۱]، یک سیستم انعطاف‌پذیر و قوی را توسعه داده است، که بتواند طیف گسترده‌ی از مسائل را در زمینه‌های مختلف حل کند.^[۱۶]

در پژوهش حاضر، روش هوش محاسباتی به نام برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) برای پیش‌بینی طیف آسیب لرزه‌ی و درنظر گرفتن هر دو ویژگی اصلی سازه و زلزله استفاده شده است. برای رسیدن به هدف مذکور، چند سیستم تک درجه‌ی آزادی (SDOF) با ویژگی‌های سازه‌ی مختلف استفاده شده است، که عبارت‌اند از: دوره‌ی تناوب (T)، نسبت میرایی (γ)، ضریب کاهش مقاومت (R_u ، ضریب شکل‌پذیری (μ ، ثابت شاخص آسیب پارک-انگ)، و نسبت سختی پس از تسلیم (α). علاوه‌بر این، برخی از ویژگی‌های زلزله، شامل انواع مختلف خاک براساس سرعت‌های موج بررشی خاک متناظر با عمق ۳۰ متر ($V_{s,r}$) و بزرگای (M_w) بیش از ۴ ریشتر و فاصله‌ی سایت تا منبع زلزله (R_{JB}) کمتر از ۱۵ کیلومتر به عنوان زلزله‌های نزدیک گسل در ایران در نظر گرفته شده است. سپس طیف آسیب با مدل‌سازی جدول ۱. طبقه‌بندی آسیب یا خرابی شاخص پارک-انگ.^[۱۷]

مشاهده‌ها	شاخص آسیب (DI)	آسیب یا خرابی	نوع خرابی
وقوع پراکنده‌ی ترک خوردگی	۰ < DI < ۰/۱	خسارت پراکنده‌ی کم	Slight
ترک‌های جزئی؛ خردشدن جزئی از بتن در ستون	۰/۱ < DI < ۰/۲۵	خسارت جزئی	Minor
ترک‌های بزرگ گسترده؛ پوسته‌پوسته شدن بتن در عناصر ضعیف تر	۰/۲۵ < DI < ۰/۴	متوفی	Moderate
خردشدن بتن؛ نمایان شدن میلگردها؛ خسارت شدید	۰/۴ < DI < ۱	شدید	Severe
فروپاشی کامل	۱ ≤ DI	انهدام	Collapse

راحل برای یک مسئله استفاده می‌کند.^[۲۴] پیشرفت‌های اخیر در روش‌های هوش محاسباتی، آن‌ها را برای حل مشکلات چالش‌برانگیز در علم مهندسی مناسب ساخته است. در مطالعه‌ی حاضر، روش برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) برای مطالعه‌ی موردنی در زمینه‌ی مهندسی سازه و زلزله استفاده و نتایج آن ارائه، ارزیابی، و مقایسه شده است.

GEP یکی از روش‌های پیش‌بینی و الگوریتم یادگیری است، که در ادامه و بهبود برنامه‌نویسی ژنتیک (GP)^[۱] ارائه شده است. برنامه‌نویسی ژنتیک (GP) به عنوان یک روش استاندارد و توسعه‌یافته شناخته شده است، که شامل زیرمجموعه‌هایی مانند برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) و برنامه‌نویسی ژنتیکی چندزی (MGGP) است. GEP در دسته‌ی الگوریتم‌های محاسباتی تکاملی قرار دارد، و روشی است که معمولاً برای توسعه‌ی مدل‌های ریاضی غیرخطی برای حل مسائل پیچیده به کار می‌رود.^[۱۵]

بهینه‌سازی یک راه حل مبتنی بر GEP معمولاً شامل یک الگوریتم مبتنی بر جمعیت است، که در آن کروموزوم‌های چندگانه به صورت موازی در طول چند نسل تکامل یافته‌اند. بهترین کروموزوم‌ها برای نسل بعدی انتخاب می‌شوند و عملگرهای ژنتیکی برای تولید فرزند جدید به کار می‌روند. این فرآیند تا زمانی ادامه می‌یابد که یک راه حل رضایت‌بخش یافته شود، که معمولاً برای ارزیابی تناسب یک ژن، GEP از یکتابع برآزنده‌گیری کند.^[۱۶] تابع برآزنده‌گیری می‌تواند توسط کاربر تعريف یا به طور خودکار توسط سیستم انتخاب شود.

الگوریتم^۲ GEP-RNC، که توسط کاندا فریرا توسعه یافته است، یک نسخه‌ی طراحی شده پیشرفت‌های GEP برای مدیریت مؤثرتر ثابت‌های عددی است، که با ادغام یک دامنه‌ی خاص در رمزگذاری ژنتیکی بهمنظور تکامل ثابت‌های عددی مناسب‌تر، کارایی در مدل‌سازی و دقت حل مسائل پیچیده را افزایش می‌دهد.^[۲۳] در پژوهش حاضر، استفاده از الگوریتم GEP-RNC بهمنظور بهبود دقت و کارایی مدل‌های ریاضی استخراج شده از طیف‌های آسیب، توانایی پیش‌بینی آسیب‌ها را به طور قابل توجهی افزایش داده است. در شکل ۱، فلوچارت الگوریتم بیان ژن GEP مشاهده می‌شود.

۴. پیش‌بینی طیف آسیب لرزه‌بی ۱.۴. پایگاه داده‌ی دقیق

خصوص سازه‌یی و جنبش نیرومند زمین می‌تواند تا حد زیادی در واکنش‌های غیرارتجاعی یک سیستم یک درجه‌ی آزادی (SDOF) تأثیر بگذارد. در پژوهش حاضر، خواص مذکور، که اغلب برای ارزیابی خسارت لرزه‌بی سازه‌ها استفاده می‌شوند، به عنوان متغیرهای ورودی مدل‌های پیش‌بینی استفاده و مفصل‌اً در زیربخش‌های بعدی توصیف شده‌اند.

۲.۴. سیستم‌های غیرارتجاعی (SDOF)

در سیستم‌های غیرارتجاعی SDOF از پارامترهای در نظر گرفته شده در جدول ۳ برای پیش‌بینی طیف آسیب لرزه‌بی (S_{DI}) در سیستم‌های تک درجه‌ی آزادی غیرارتجاعی (SDOF) براساس ترکیبی از دیدگاه‌های نظری، داده‌های تجربی، و الزام‌های مهندسی کاربردی و بر پایه‌ی مطالعات پیشین انتخاب شده‌اند. انتخاب هر پارامتر و دامنه‌ی مقادیر آن، نقش کلیدی

جدول ۲. متغیرهای طیف آسیب.

پارامتر	توصیف پارامتر
M_w	بزرگای زلزله
R_{JB}	فاصله‌ی سایت تا منبع زلزله، فاصله‌ی رومکزی
$V_{s.v.}$	سرعت موج برشی متناظر با عمق ۳۰ متر
ζ	نسبت میرایی
R_u	ضریب کاهش مقاومت
μ_u	ضریب شکل‌پذیری
β	ثبت شاخص آسیب پارک- انگ
α	نسبت سختی پس از تسلیم
T	زمان تناوب
S_{DI}	طیف آسیب لرزه‌بی

معادله‌ی اخیر نشان می‌دهد که آسیب طیفی (S_{DI}) به متغیرهای بررسی شده در جدول ۲ وابسته است، متغیرهای بیان شده در جدول ۲ از مطالعات پیشین، که در این زمینه انجام شده‌اند، تعیین شده‌اند.^[۱۲، ۹، ۷] اپارامترهای مذکور به عنوان ورودی‌های در مدل‌های محاسباتی، که در پژوهش حاضر توسعه یافته‌اند، استفاده شده‌اند. هدف از انتخاب آن‌ها برای پیش‌بینی طیف آسیب لرزه‌بی، درنظر گرفتن مهم‌ترین ویژگی‌های مربوط به سازه و زلزله است، که در آسیب‌های لرزه‌بی وارد بر سازه‌ها تأثیرگذار هستند. در جدول ۲، ضریب اصلاح پاسخ (معروف به R-factor) با استفاده از رابطه‌ی ۳ تعیین می‌شود:^[۱۴]

$$R_u = \frac{mS_a}{f_y} \quad (3)$$

که در آن، m جرم لرزه‌بی سازه‌ی مورد نظر و S_a شتاب طیفی کشسان است.

۳. روش‌های هوش محاسباتی

هوش محاسباتی، یک رشته از علوم کامپیوتر است، که به بررسی و تحلیل روش‌ها و الگوریتم‌هایی می‌پردازد که به ماشین‌ها و سیستم‌های کامپیوتری امکان فهمیدن، یادگیری، تصمیم‌گیری، و ارتباط با محیط را می‌دهد. هدف اصلی هوش محاسباتی، تقویت قابلیت‌های هوش مصنوعی و سیستم‌های طبیعی است، تا بتوانند با مسائل پیچیده و متنوع، که در دنیای واقعی وجود دارند، بهبود یابند و پاسخ‌گو باشند. این زمینه اغلب برای توسعه‌ی الگوریتم‌هایی استفاده می‌شود که می‌توانند مسائل مسأله‌پیچیده را یاد بگیرند، حل کنند، و فرآیندهای تصمیم‌گیری انسانی را تقلید کنند. الگوریتم‌های ژنتیکی، یکی از روش‌های هوش محاسباتی است که از فرآیند انتخاب طبیعی الهام می‌گیرند و بهینه‌سازی‌هایی هستند که از اصول تکاملی برای یافتن بهترین

^۱ GEP with Random Numerical Constants

در مدل سازی رفتار سازه‌ها تحت تأثیر بارهای زلزله در ارزیابی آسیب‌پذیری احتمالی آن‌ها دارد. محدوده‌ی زمانی مطالعه‌شده دوره‌ی تناوب برای پیش‌بینی طیف آسیب لرزه‌ی بین ۱/۰ تا ۴ ثانیه با گام ۱/۰ ثانیه بوده است.

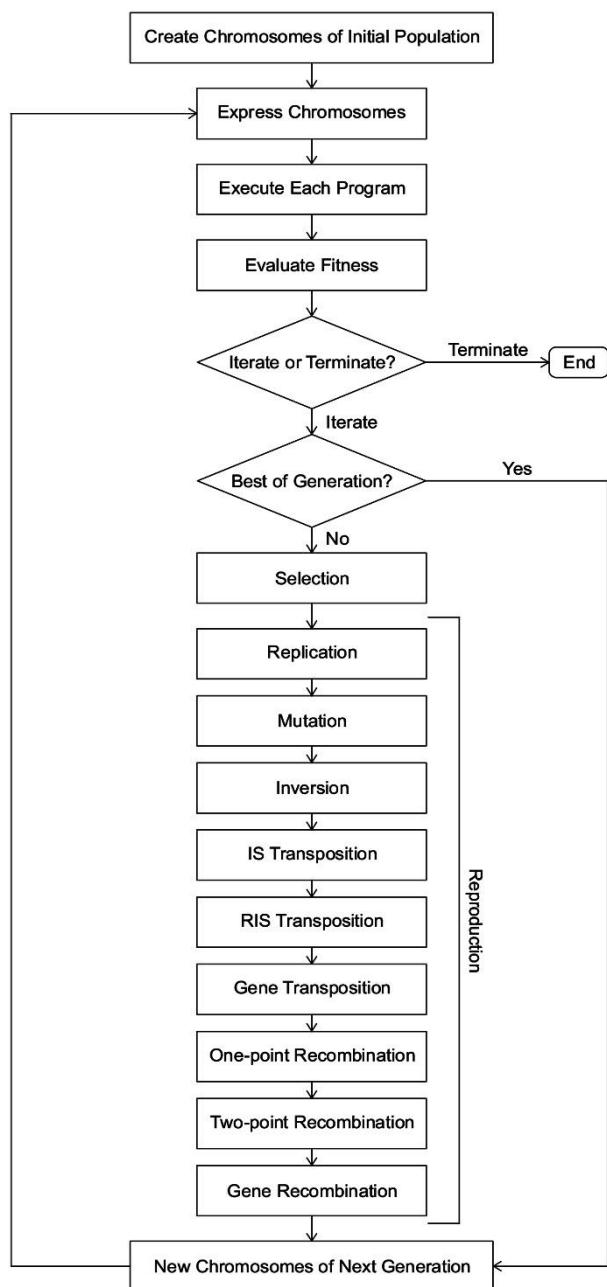
۴.۳. زمین‌لرزه

سه عامل بزرگ، فاصله‌ی سایت ثبت زلزله تا منبع زمین‌لرزه، و سرعت موج برشی متناظر با عمق ۳۰ متر در خاک، سه متغیر استفاده شده برای رکوردهای زلزله هستند. براساس سرعت‌های موج برشی متناظر با عمق ۳۰ متر ($V_{S.S.}$) بیش از ۷۵۰، ۷۵۰-۳۷۵، ۳۷۵-۱۷۵، و کمتر از ۱۷۵ به ترتیب چهار نوع خاک (S_1 , S_2 , S_3 ، و S_4) برای رکوردهای استفاده شده در نظر گرفته شده است. انواع خاک (S_1 , S_2 , S_3 و S_4) به ترتیب با لایه‌بندی زمین، سنگ و شبکه‌سنگ، خاک خیلی متراکم یا سنگ سُست، خاک متراکم تا متوسط، و خاک متوسط تا نرم براساس استاندارد ۲۸۰۰ مطابقت دارند. در پژوهش حاضر، به دلیل عدم دسترسی به رکوردهای حوزه‌ی نزدیک گسل در خاک S_4 خاک S_4 در ارزیابی طیف آسیب در نظر گرفته نشده است.

برای درنظر گرفتن فاصله‌ی سایت تا منبع، از رکوردهای دارای فاصله‌ی رومکزی در محدوده‌ی کمتر از ۱۵ کیلومتر استفاده شده است (به عنوان رکوردهای حوزه‌ی نزدیک گسل شناخته می‌شوند). همه‌ی رکوردها با بزرگای گشتاوری بیشتر از ۴ متناظر هستند. برای انتخاب رکوردها از پایگاهداده مرکز تحقیقات راه، مسکن، و شهرسازی و شبکه‌ی شتابنگاری آن مطابق جدول ۴ استفاده شده است.^[۲۱] در نهایت، آسیب ناشی از زلزله برای یک مؤلفه‌ی مشخص حرکت زمین، از طریق به کارگیری یک روند معلوم، شامل مدل سازی سیستم‌های خطی و غیرخطی SDOF (یک درجه‌ی آزادی) برای تحلیل حرکت‌های لرزه‌ی با ویژگی‌های خاص محاسبه شده است. پس از مدل سازی، پاسخ سیستم‌ها به حرکت‌های زلزله با استفاده از روش تحلیل گام به گام زمانی نیومارک، در دوره‌های تناوب مشخص و میزان میرایی خاص معین شده است. در مرحله‌ی بعدی، انرژی تلفشده به همراه پارامترهای مدنظر با استفاده از فرمولهای فصل ۷ کتاب دینامیک سازه‌های چوپرا به دست آمده است.^[۲۲] سپس آسیب ناشی از زلزله با استفاده از شاخص آسیب پارک-انگ برای سیستم‌های SDOF با ویژگی‌های تعیین شده محاسبه شده است. به منظور ارزیابی کامل تحلیل اخیر، یک پایگاهداده دقیق از طیف آسیب با درنظر گرفتن ویژگی‌های سازه‌ی و زلزله، تهیه و یک مدل ریاضی مبتنی بر برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) برای سهولت در اندازه‌گیری طیف آسیب بالقوه‌ی لرزه‌ی (S_{DI}) سازه‌ها استخراج شده است.

۴.۴. نتایج و ارزیابی طیف آسیب

در بخش حاضر، نتایج دقیق شاخص آسیب پارک-انگ (DI)، که در محاسبه‌ی آسیب طیفی (S_{DI}) در پژوهش حاضر استفاده شده‌اند، ارائه شده است. آسیب طیفی (S_{DI}), در واقع میزان شاخص آسیب پارک-انگ (DI) در سازه‌های یک درجه‌ی آزادی را بر حسب دوره‌ی تناوب نشان می‌دهد. همچنین آثار متغیرهای R_u , μ_u , β , α , و γ نوع خاک بر روی آسیب طیفی (S_{DI}) که مقادیر $S_{DI} \geq 1$ مربوط به فروریختن کامل ساختمان است، آسیب لرزه‌ی سازه‌ها را با ترکیب پارامترهای مربوط به ویژگی‌های سازه‌ی و زلزله بررسی می‌کند. در شکل ۲، طیف آسیب بر حسب تمامی متغیرهای ذکر شده مشاهده می‌شود. متغیرهای استفاده شده در طیف آسیب ارائه شده، میانگین



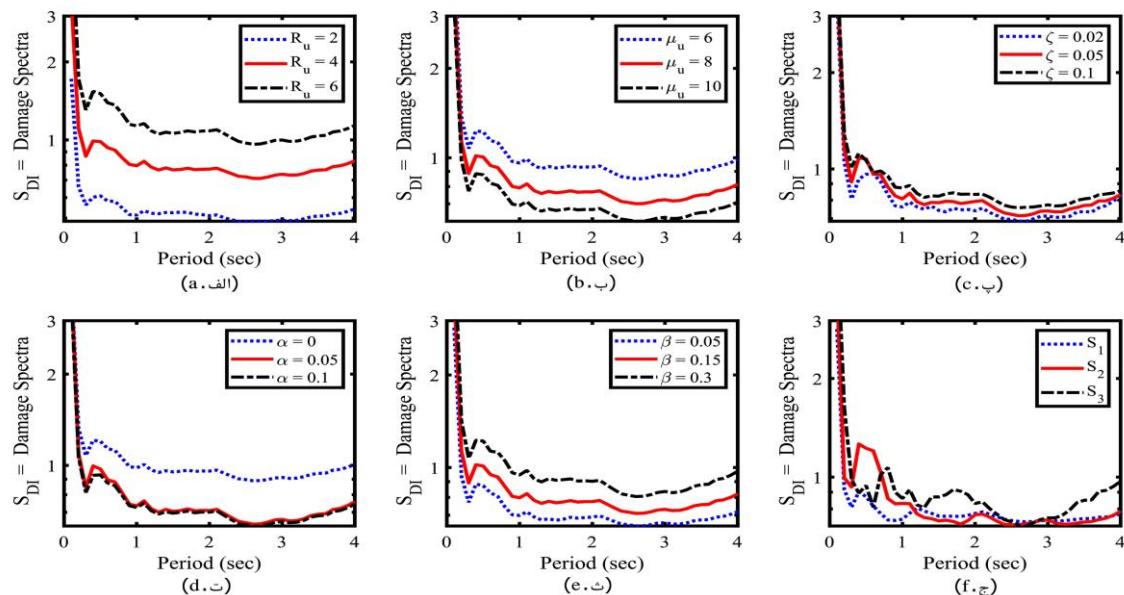
شکل ۱. فلوچارت الگوریتم بیان ژن GEP.^[۲۳]

جدول ۳. متغیرهای استفاده شده در تحلیل سیستم یک درجه‌ی آزادی.

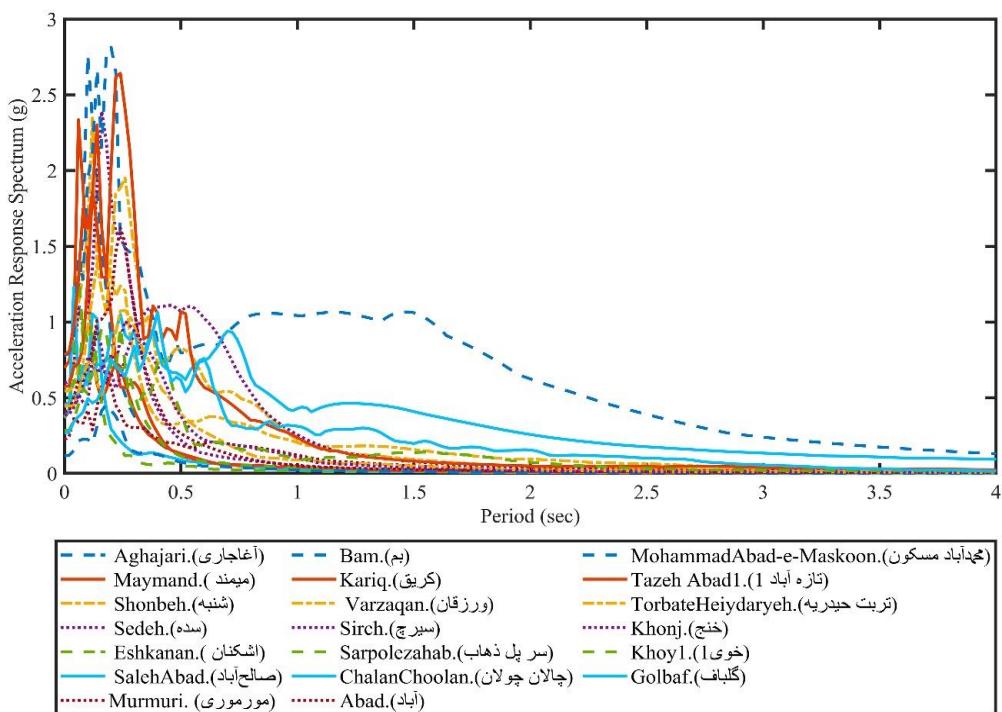
پارامتر	مقادیر مورد استفاده		
M_w	بزرگای زلزله		
R_{JB}	فاصله سایت ثبت زلزله تا منبع زلزله		
$V_{S.S.}$	سرعت موج برشی متناظر با عمق ۳۰ متر در خاک		
γ	۰.۰۲	۰.۰۵	۰.۱
R_u	۲	۴	۶
μ_u	۶	۸	۱۰
β	۰.۰۵	۰.۱۵	۰.۳
α	۰	۰.۰۵	۰.۱
T	۰.۱۰۰۲۰۰۳، ...۴		

جدول ۴. رکوردهای استفاده شده در تحلیل سیستم یک درجه‌ی آزادی.

نوع خاک	$V_{s.r.}$	R_{JB}	M_w	بیشینه‌ی شتاب زمین ($\frac{cm}{s^2}$)	مختصات مرکز زمین لرزه	مختصات ایستگاه ثبت زمین لرزه	سال و قوع زمین لرزه (میلادی)	نام ایستگاه	استان	شماره‌ی رکورد	عنوان
S ₁	۸۵۷	۸	۴/۷	۷۲۷	۳۰/۶۷N۴۹/۹E	۳۰/۷N۴۹/۸۳E	۲۰۰۰/۱۰/۱۳	آغاجاری	خوزستان	۲۴۱۴/۰۴	۱
S ₁	۸۸۱	۹	۵	۷۰۴	۲۸/۷۹N۵۲/۷۶E	۲۸/۸N۵۲/۷۵E	۱۹۹۷/۰۸/۲۴	میمند	فارس	۱۸۱۴	۲
S ₁	۱۳۹۶	۶	۵/۵	۵۶۶	۲۸/۳۵N۵۱/۷۴E	۲۸/۴N۵۱/۷۶E	۲۰۱۲/۰۴/۱۰	شنیه	بوشهر	۵۸۰/۱۶۹	۳
S ₁	۸۵۴	۱۱	۵/۱	۵۵۶	۳۳/۳۶N۵۹/۳۵E	۳۳/۳۳N۵۹/۲۴E	۲۰۰۸/۰۳/۰۹	سده	خراسان جنوبی	۴۵۵۲/۰۳	۴
S ₁	۱۰۶۶	۱۲	۵/۱	۳۹۴	۲۷/۱۱N۵۳/۶۵E	۲۷/۲۲N۵۳/۶۱E	۲۰۱۰/۰۷/۲۴	اشکنان	فارس	۵۰۱۶/۰۲	۵
S ₁	۱۴۷۲	۱۲	۸۴	۳۷۲	۳۵/۶۸N۶۱/۲۴E	۳۵/۶۹N۶۱/۰۹E	۱۹۹۹/۱۱/۰۹	صالح‌آباد	خراسان رضوی	۲۲۲۵/۰۲	۶
S ₁	۸۹۸	۱۴	۵/۸	۳۴۵	۳۲/۷N۴۷/۸۲E	۳۲/۷۳N۴۷/۶۷E	۲۰۱۴/۰۸/۲۰	مورموری	ایلام	۶۳۰/۰۱	۷
S _۲	۴۹۹	۶	۶/۵	۷۷۸	۲۹/۰۴N۵۸/۳۳E	۲۹/۰۹N۵۸/۳۵E	۲۰۰۳/۱۲/۲۶	بم	کرمان	۳۱۶۸/۰۲	۸
S _۲	۵۸۹	۱۱	۶	۵۳۶	۳۷/۹۹N۴۸/۱۵E	۳۷/۹۲N۴۸/۰۶E	۱۹۹۷/۰۲/۲۸	کربیق	اردبیل	۱۸۳۳/۰۲	۹
S _۲	۴۷۵	۱۱	۶/۲	۵۲۰	۳۸/۴۵N۴۶/۷۵E	۳۸/۵۱N۴۶/۶۴E	۲۰۱۲/۰۸/۱۱	ورزان	آذربایجان شرقی	۵۵۷۹/۰۴	۱۰
S _۲	۳۹۸	۱۱	۵/۳	۴۶۱	۳۰/۰۹N۵۷/۶۲E	۳۰/۲N۵۷/۵۶E	۲۰۱۷/۰۷/۲۳	سیروج	کرمان	۷۱۵۰	۱۱
S _۲	۶۱۹	۱۲	۵/۲	۴۳۵	۳۴/۳۹N۴۵/۷۵E	۳۴/۴۶N۴۵/۸۷E	۲۰۱۸/۰۴/۰۱	سرپل ذهاب	کرمانشاه	۷۸۲۹	۱۲
S _۲	۴۲۸	۹	۵/۹	۴۳۱	۳۳/۶۹N۷۵E	۳۳/۶۶N۴۸/۹۱E	۲۰۰۶/۰۳/۳۱	چالان چولان	لرستان	۴۰۲۷/۰۸	۱۳
S _۲	۴۸۲	۶	۵/۴	۴۰۸	۲۹/۰۱N۵۱/۱۲E	۲۹/۰۲N۵۱/۲۶E	۲۰۰۴/۰۳/۰۲	آباد	بوشهر	۳۲۳۹/۰۱	۱۴
S _۲	۵۰۷	۱۴	۵/۱	۱۱۵	۲۸/۸۱N۵۷/۹۸E	۲۸/۹۱N۵۷/۸۹E	۲۰۰۴/۱۰/۰۶	محمدآباد مسکون	کرمان	۳۵۵۵/۰۱	۱۵
S _۲	۲۸۱	۱۴	۶	۷۷۶	۳۴/۶۱N۴۶/۱۳E	۳۴/۷۴N۴۶/۱۵E	۲۰۱۸/۰۸/۲۵	تازه آباد	کرمانشاه	۸۰۴۵	۱۶
S _۲	۳۰۶	۴	۵/۹	۴۲۵	۳۵/۲۸N۵۹/۲۶E	۳۵/۲۷N۵۹/۲۲E	۲۰۱۰/۰۷/۳۰	تریت حیدریه	خراسان رضوی	۵۰۰۶	۱۷
S _۲	۳۰۸	۱۲	۵/۲	۳۹۶	۲۷/۸۱N۵۳/۵۳E	۲۷/۸۹N۵۳/۴۳E	۱۹۹۸/۱۱/۱۳	خنج	فارس	۲۰۴۹/۰۱	۱۸
S _۲	۲۲۳	۵	۵/۷	۲۸۵	۳۸/۵۲N۴۴/۹۱E	۳۸/۵۵N۴۴/۹۶E	۱۹۹۸/۱۱/۱۳	خوی ۱	آذربایجان غربی	۹۹۳۳/۱۹	۱۹
S _۲	۳۲۰	۱۲	۶/۷	۲۶۸	۲۹/۹۹N۵۷/۷۷E	۲۹/۸۸N۵۷/۷۲E	۱۹۸۱/۰۷/۲۸	گلبا	کرمان	۱۱۷۶/۰۵	۲۰



شکل ۲. طیف آسیب برای متغیرهای R_u , μ_u , ζ , α , β و نوع خاک.

شکل ۳. طیف پاسخ شتاب (0.5 g) برای حرکت‌های زمین‌لرزه.

بیشتری از سازه‌های با دوره‌ی تناوب کوچک، وضعیت فروپاشی را تجربه می‌کنند.

در پژوهش حاضر، آثار نسبت سختی پس از تسلیم رفتار هیسترتیک دو خطی SDOF سیستم‌های α در R_{SDI} مطالعه شده است، که برابر با سختی پس از تسلیم مدل دو خطی به مدل اولیه است. سه مقدار 0.05 ، 0.1 و 0.2 برای α در نظر گرفته شده‌اند. طیف آسیب برای مقادیر مختلف α در شکل ۲-ت مشاهده می‌شود؛ که مطابق آن، نسبت سخت‌شوندگی بیشتر منجر به این شده است که سازه آسیب کمتری از خود نشان دهد. با درنظر گرفتن 0.05 به عنوان نسبت سخت‌شوندگی برای مدل رفتاری، آسیب طیفی به‌طور قابل توجهی کاهش و با افزایش α از 0.05 به 0.1 ، آسیب طیفی تا حدودی کاهش یافته است.

β ، یک ثابت مثبت برای ترکیب دو عبارت شاخص آسیب پارک-انگ استفاده است، که در آن بخشی از انرژی هیسترتیک مشارکت دارد.

مقادیر متعددی برای β پیشنهاد شده‌اند، که در محدوده 0.05 تا 0.3 رایج هستند. در شکل ۲-ث، تغییر R_{SDI} نسبت به β مشاهده می‌شود؛ که مطابق آن، افزایش β با افزایش R_{SDI} یافته است.

آثار نوع خاک (S_1 ، S_2 ، S_3) نیز در شکل ۲-ج مشاهده می‌شود؛ که مطابق آن، تأثیر نوع خاک در R_{SDI} به اندازه‌ی دیگر پارامترهای ذکر شده قابل توجه نیست. به‌طور کلی، طیف آسیب R_{SDI} برای خاک S_3 ، بیشتر از خاک S_2 و طیف آسیب برای خاک S_1 بیشتر از خاک S_3 بوده است. قابل ذکر است به دلیل نبود رکورد حوزه‌ی نزدیک گسل در خاک S_4 ، خاک موردنظر در ارزیابی طیف آسیب در پژوهش حاضر در نظر گرفته نشده است.

۴.۵. توسعه‌ی مدل با استفاده از الگوریتم بیان ژن (GEP)
فرآیند کلی توسعه‌ی یک مدل با استفاده از GEP شامل این مراحل است:

طیف آسیب همه‌ی متغیرهای دیگر بوده و برای نشان دادن تغییرات به‌طور واضح محور عمودی در یک مقیاس لگاریتمی مرتب شده است.

تغییرات S_{DI} برای سه مقدار R_{SDI} برابر با 0.2 ، 0.4 و 0.6 در شکل ۲-الف مشاهده می‌شود، که مطابق آن طیف آسیب با افزایش R_{SDI} برای همه‌ی سازه‌های با دوره‌های تناوب کوتاه به بلند افزایش یافته است. می‌توان گفت که به‌دلیل کاهش f_y درجه‌های غیرخطی بالاتری در همان سطح شدت زلزله تجربه می‌شود، و خسارت ناشی از آن با افزایش R_{SDI} افزایش می‌یابد. تغییرات S_{DI} سازه‌های با $R_{SDI} = 0.2$ بیشتر از سازه‌های با $R_{SDI} = 0.4$ به 0.6 است.

در شکل ۲-ب، نیز تغییرات سه مقدار R_{SDI} برابر با 0.6 ، 0.8 و 1.0 مشاهده می‌شود؛ که مطابق آن، هنگامی که ضریب شکل‌پذیری افزایش یافته است، ظرفیت مدل برای تغییر شکل‌های غیراتجاعی نسبت به بیشینه‌ی تغییر شکل تحت حرکت زمین، افزایش و در نتیجه آسیب طیفی کاهش یافته است؛ زیرا سازه‌های با شکل‌پذیری بالاتر، قابلیت تغییر شکل و ظرفیت اتلاف انرژی بیشتری دارند، که منجر به آسیب کمتری می‌شود.

در شکل ۲-پ، نیز اثر نسبت میرایی (R_{SDI}) سیستم‌ها در R_{SDI} در بحث شده است. سه مقدار 0.05 ، 0.1 و 0.2 برای نسبت میرایی در نظر گرفته شده است، که مقادیر رایج استفاده شده در تحلیل سازه‌های مهندسی هستند. یک رابطه‌ی واضح بین آن‌ها این است که R_{SDI} با افزایش نسبت میرایی (γ) افزایش یافته است. این اثر دقیقاً مطابق با نتایج ژای و همکاران (۲۰۱۳)^{۱۷} تأیید شده است؛ که در آن، افزایش نسبت میرایی سبب کاهش شتاب طیفی (S_a) و در یک R_{SDI} مشخص، مطابق با معادله‌ی 3 شده و f_y سیستم SDOF کاهش یافته است، که منجر به افزایش آسیب شده است. مطابق شکل ۲-پ، نیز تفاوت‌های ناشی از اثر نسبت میرایی در R_{SDI} با افزایش دوره‌ی تناوب سازه کاهش یافته است. علاوه‌بر این، با افزایش نسبت میرایی، طیف

برای مدل مدنظر کمک می‌کند. در نوشتار حاضر، از هر سه اپراتور ژنتیکی قطع، جهش، و انتخاب استفاده شده است.

۵. ارزیابی و انتخاب مدل‌ها: پس از تکامل مجموعه‌ی مدل‌ها، مدل مدنظر براساس تابع برازنده‌گی و توانایی آن‌ها در پیش‌بینی دقیق آسیب‌های سازه‌ی ارزیابی و انتخاب می‌شوند.

۶. اعتبارسنجی مدل: مدل نهایی با استفاده از داده‌های مستقل اعتبارسنجی می‌شود، تا اطمینان حاصل شود که به طور مؤثری آسیب‌پذیری سازه‌ها را در برابر زلزله پیش‌بینی می‌کند.

۶.۴. دقت مدل

شایان ذکر است که تمام مدل‌ها می‌توانند در محدوده‌ی داده‌های واقعی استفاده شده برای تولید مدل معتبر باشند. در برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP)، پارامترهای موردنظر با بیشترین برازنده‌گی (Best Fitness) و ضریب تعیین (R^2) برای ارزیابی و کنترل دقت مدل ریاضی تولید شده استفاده می‌شود. بهترین تناسب به بالاترین امتیاز کسب شده توسط مدل در یک نسل خاص از GEP اشاره دارد. این امتیاز براساس تابع برازنده‌گی استفاده شده است، که میزان تناسب مدل با داده‌های آموزشی را اندازه‌گیری می‌کند. تابع برازنده‌گی می‌تواند بسته به مسئله‌ی حل شده متفاوت باشد، اما معمولاً تفاوت بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده را اندازه‌گیرد. در پژوهش حاضر، ریشه‌ی میانگین مربع خطأ (RMSE) به عنوان تابع برازنده‌گی به صورت رابطه‌ی ۴ استفاده شده است:^[۱۹]

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (e_i - p_i)^2}{n}} \quad (4)$$

که در آن، e_i و p_i به ترتیب مقادیر پیش‌بینی شده و خروجی دقیق برای آمین خروجی هستند و n تعداد نمونه‌هاست.

R^2 به عنوان ضریب تعیین شناخته می‌شود، که در واقع ضریب همبستگی R به توان ۲ است، و از یک شاخص بی‌بعد تشکیل شده است که از 0 تا 1 متغیر است و میزان رابطه‌ی خطی بین دو متغیر را منعکس می‌کند، که مقادیر بالاتر، نشان‌دهنده‌ی تناسب بهتر است.

ضریب همبستگی توسط معادله‌ی ۵ ارزیابی می‌شود. برای یک بررسی دقیق‌تر، ضریب R^2 در پژوهش حاضر استفاده شده است:^[۱۹]

$$R^2 = \frac{\sum_{j=1}^n (T_j P_{ij}) - \left[\sum_{j=1}^n T_j \right] \left[\sum_{j=1}^n P_{ij} \right]}{\sqrt{\left[\sum_{j=1}^n T_j^2 - \left(\sum_{j=1}^n T_j \right)^2 \right] \left[\sum_{j=1}^n P_{ij}^2 - \left(\sum_{j=1}^n P_{ij} \right)^2 \right]}} \quad (5)$$

که در آن، P_{ij} مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل A برای نمونه‌ی j ، T_j مقدار واقعی نمونه‌ی j و n تعداد نمونه‌هاست.

۵. نتایج پژوهش

۱.۵. مدل پیش‌بینی GEP

تنظیم‌های پارامتر استفاده شده برای برنامه‌نویسی بیان ژن به مسئله‌ی خاص بررسی شده و ویژگی‌های مجموعه‌ی داده‌ی استفاده شده بستگی دارد. مقادیر

جدول ۵. توابع استفاده شده در برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP).

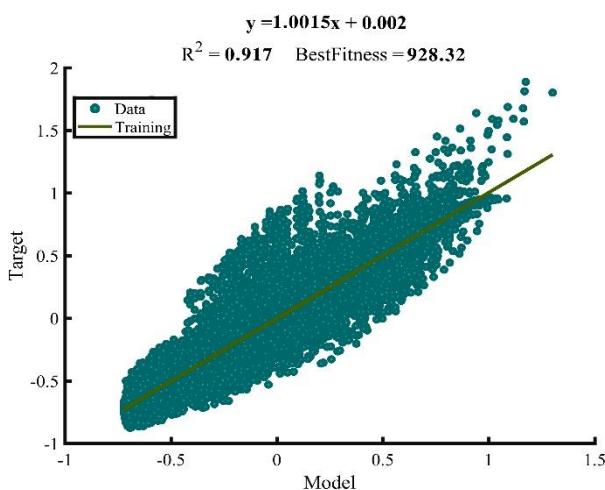
تعریف	Arity	وزن	نماد	تابع
$(x+y)$	۲	۴	+	Addition
$(x-y)$	۲	۴	-	Subtraction
(x^*y)	۲	۴	*	Multiplication
(x/y)	۲	۴	/	Division
$\exp(x)$	۱	۱	Exp	Exponential
$\ln(x)$	۱	۱	Ln	Natural logarithm
$\tanh(x)$	۱	۲	Tanh	Hyperbolic tangent
$(1-x)$	۱	۱	NOT	Complement
$1/x$	۱	۱	Inv	Inverse
$\text{pow}(x,y)$	۲	۳	Pow	Power
$\text{sqrt}(x)$	۱	۱	Sqrt	Square root
$\log(x)$	۱	۱	Log	Logarithm of base ۱۰
$-x$	۱	۱	Neg	Negation
x	۱	۱	Nop	No operation
$x^{1/2}$	۱	۱	X²	x to the power of ۲
$x^{1/3}$	۱	۱	X³	x to the power of ۳
$x^{1/4}$	۱	۱	X⁴	x to the power of ۴

۱. تعریف مسئله: اولین گام در توسعه‌ی یک مدل با استفاده از GEP، تعریف دقیق مسئله‌ی طیف آسیب و تعیین نوع داده‌هایی است که در محاسبه‌ی طیف آسیب برای تجزیه و تحلیل در دسترس هستند؛ که در پژوهش حاضر، شامل داده‌های سازه‌ی و لرزه‌ی یعنی متغیرهای اشاره شده در جدول ۴ است.

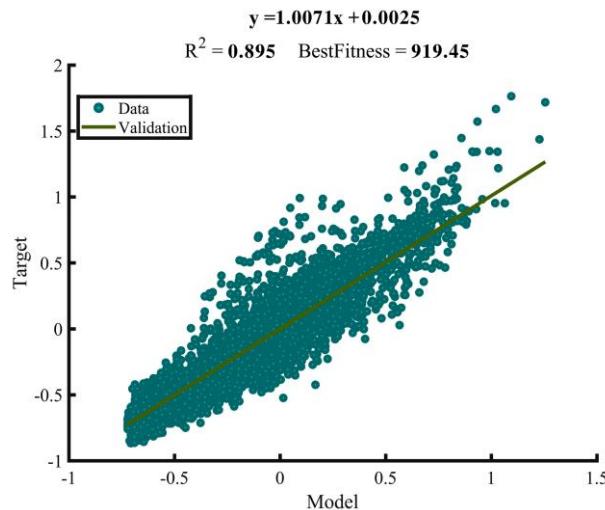
۲. ایجاد خزانه‌ی از عملگرها و توابع: یک مجموعه‌ی از عملگرها و توابع مرتبط با مهندسی سازه و زلزله تعریف می‌شود، که می‌توانند در فرآیند توسعه‌ی مدل استفاده شوند. این مجموعه‌ی می‌تواند شامل توابع در نظر گرفته شده در جدول ۵ و سایر توابع و یا عملگرها دیگر باشد، که جدول مذکور، نشان‌گر توابع استفاده شده در نوشتار حاضر است.

۳. تولید مجموعه‌ی مدل‌ها: با استفاده از مجموعه‌ی تعریف شده از عملگرها و توابع، یک مجموعه‌ی مدل اولیه از مدل‌های ممکن تولید می‌شود. این مدل‌ها با استفاده از اپراتورهای ژنتیکی و براساس یک تابع برازنده‌گی که عملکرد آن‌ها را در مدل‌سازی آسیب‌های سازه‌ی ارزیابی می‌کند، ایجاد می‌شوند. تابع برازنده‌گی استفاده شده در نوشتار حاضر مطابق معادله‌ی ۴ است.

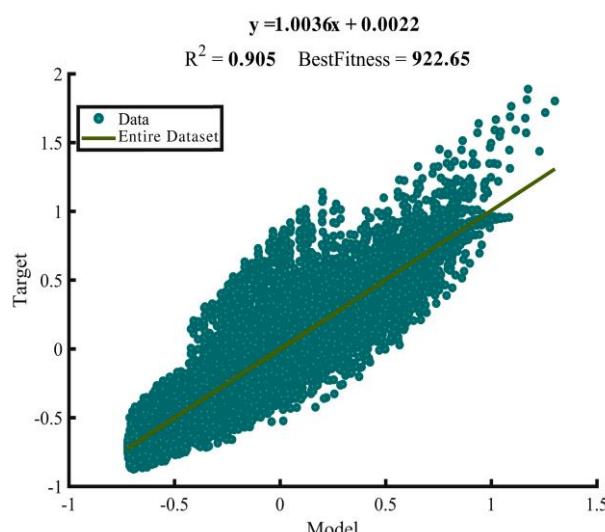
۴. تکامل مجموعه‌ی مدل‌ها: مجموعه‌ی مدل‌ها از طریق استفاده از اپراتورهای ژنتیکی تقاطع، جهش، و انتخاب، در طول چندین نسل تکامل می‌یابد. این فرآیند به بهبود مداوم مدل‌ها و نزدیک شدن به یک راه حل بهینه



شکل ۴. نمودارهای رگرسیون برای نتایج دقیق لگاریتم S_{DI} در مقابل مدل پیش‌بینی شده با استفاده از الگوریتم GEP برای داده‌های آموزشی.



شکل ۵. نمودارهای رگرسیون برای نتایج دقیق لگاریتم S_{DI} در مقابل مدل پیش‌بینی شده با استفاده از الگوریتم GEP برای داده‌های آزمایشی.



شکل ۶. نمودارهای رگرسیون برای نتایج دقیق لگاریتم S_{DI} در مقابل مدل پیش‌بینی شده با استفاده از الگوریتم GEP برای کل داده‌ها.

مذکور براساس تجربه‌ی نویسنده‌گان و پیشنهادهای موجود در برخی نوشتارها^[۱۶، ۱۹] ارائه و در پژوهش حاضر استفاده شده است.

مجموعه‌یی از توابع در نظر گرفته شده، در پژوهش حاضر، در برنامه‌نویسی بیان رن (GEP) در جدول ۵ ارائه شد است.

مدل ریاضی به دست‌آمده با برنامه‌نویسی بیان ژن برای S_{DI} به صورت رابطه‌ی ۶ بیان می‌شود، که برای به دست‌آوردن طیف آسیب براساس پارامترهای موردنظر استفاده می‌شود:

$$\text{Log}(S_{DI}) = G_1 + G_\gamma + G_\tau + G_\varphi + G_\delta + G_\varepsilon \quad (6)$$

که در آن، مقادیر $G_1, G_\gamma, G_\tau, G_\varphi, G_\delta$ و G_ε مطابق روابط ۷ الی ۱۲ محاسبه می‌شوند:

$$G_1 = \tanh\left[R_1 R_u T^{\left[(R_\tau)^{R_u} + \ln R_u\right]}\right] \quad (7)$$

$$G_\gamma = \left[\exp\left[\left(\tanh(R_\tau \beta) - \frac{\mu_u}{R_\tau R_u} \right) \times \alpha \right] \right]^{\frac{1}{\gamma}} \quad (8)$$

$$G_\tau = \tanh\left[\tanh\left[\left(\frac{T}{(R_\delta - \alpha)R_{JB} - \frac{V_{s,\tau}}{R_\tau}}\right)^*\right]\right] \quad (9)$$

$$G_\varphi = \frac{[R_\varphi + (\zeta \times R_{JB})] \times \alpha^\tau \times R_\lambda}{M_w} \quad (10)$$

$$G_\delta = \left[\frac{R_{JB} \beta}{R_\varphi} \right] \times \left[\alpha^{R_1} \times \frac{M_w}{R_{11}} \right]^{(R_u + M_w)} \quad (11)$$

$$G_\varepsilon = \left[\tanh\left[\tanh\left[\tanh\left(\alpha \times (R_u - \alpha) \times (\ln \zeta + R_{12}) \right) \right] \right] \right]^{\frac{1}{\varepsilon}} \quad (12)$$

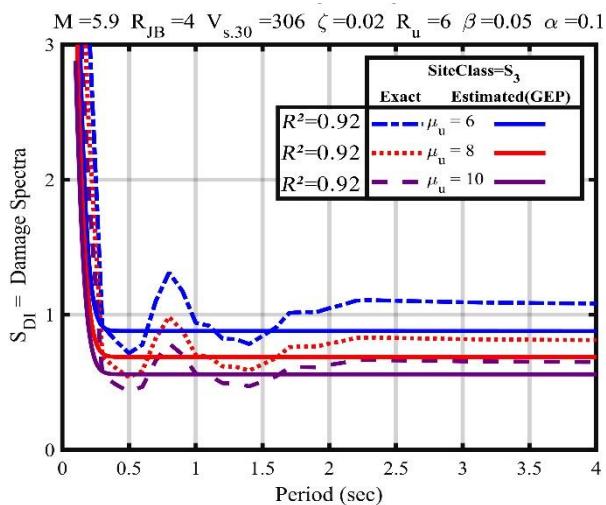
همچنین ضرایب R_1 الی R_{12} مطابق جدول ۶ محاسبه شده‌اند:

در پژوهش حاضر، با هدف استخراج مدل ریاضی، از روش برنامه‌نویسی بیان رن (GEP) استفاده شده است. برای این منظور، ۸۰٪ از داده‌ها به شکل تصادفی جهت آموزش مدل انتخاب شده‌اند، در حالی که ۲۰٪ باقی مانده به عنوان داده‌های آزمایشی برای سنجش دقت مدل در نظر گرفته شده‌اند.

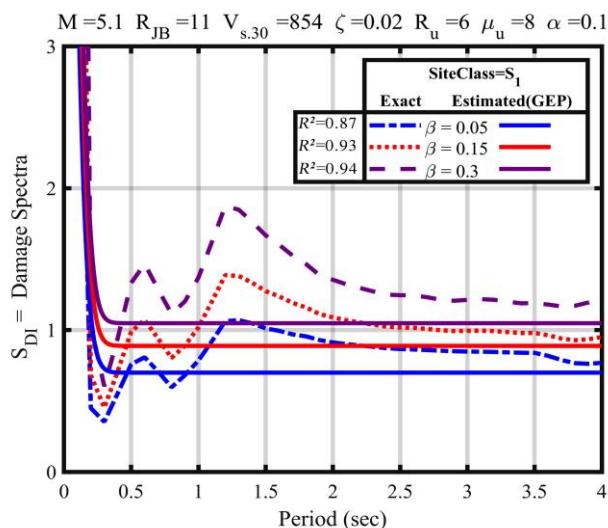
در شکل‌های ۴ الی ۶، نمودارهای رگرسیونی برای داده‌های آموزشی و آزمایشی و کل داده‌ها مشاهده می‌شوند؛ که مطابق آن‌ها، داده‌های پیش‌بینی شده به

جدول ۶. ضرایب استفاده شده در معادله‌ی طیف آسیب.

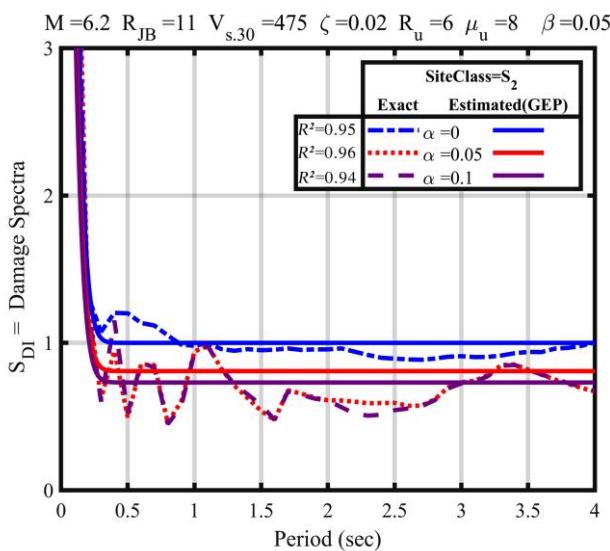
نماد	ضرایب	نماد	ضرایب	نماد	ضرایب
R_1	-۳/۶۹۱	R_5	۷/۸۸۳	R_9	۲۲۱/۴۴۴
R_2	۰/۵۵۳	R_6	۳/۳۷۸	R_{10}	۵/۶۶e-۳۱
R_3	۵/۷۴۲	R_7	۷/۱۱۴	R_{11}	۵/۲۱۸
R_4	۰/۷۴۲۵	R_8	۱۱۱/۲۱۵	R_{12}	۸/۳۰۲



شکل ۹. نمودارهای S_{DI} مربوط به مدل GEP و نتایج دقیق برای متغیر μ_u .



شکل ۱۰. نمودارهای S_{DI} مربوط به مدل GEP و نتایج دقیق برای متغیر β .



شکل ۱۱. نمودارهای S_{DI} مربوط به مدل GEP و نتایج دقیق برای متغیر α .

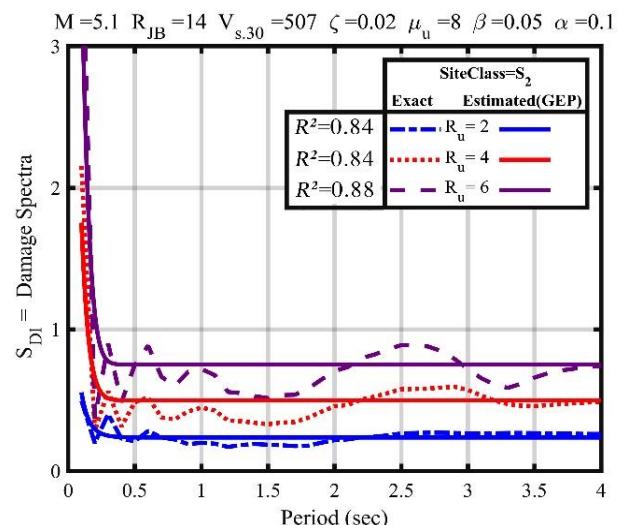
خوبی در خط با زاویه‌ی ۴۵ درجه متمرکز شده‌اند. علاوه‌بر این، نتایج بر روی شکل به ترتیب برابر با ۰/۹۱۷، ۰/۸۹۵، و ۰/۹۰۵ برای مجموعه‌ی داده‌های آموزشی، آزمایشی، و کل داده‌های است، که نشان‌دهنده‌ی تطابق بسیار خوب آن‌ها با داده‌های هدف است.

۲.۵ مقایسه‌ی طیف آسیب

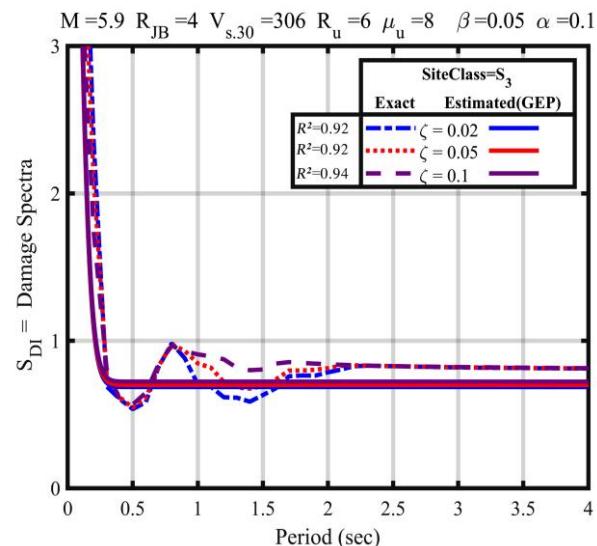
مقایسه‌ی طیف آسیب محاسبه‌شده با استفاده از رابطه‌ی ۶ با نتایج تحلیلی در پژوهش حاضر برای حرکت‌های زمین در شکل‌های ۷ الی ۱۱ مشاهده می‌شود؛ که مطابق آن‌ها، به‌طورکلی، معادله‌ی ساده‌شده پیشنهادی، تخمین‌های خوبی از طیف آسیب ارائه می‌دهد.

۳.۵ مقایسه‌ی با مدل‌های مختلف طیف آسیب

در بخش‌های قبلی، دقت مدل ریاضی پیش‌بینی شده توسط برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) و مقایسه‌ی طیف آسیب محاسبه‌شده با استفاده از رابطه‌ی ۶ با نتایج تحلیلی بررسی شده است. در اینجا، به‌منظور مقایسه‌ی مدل‌های



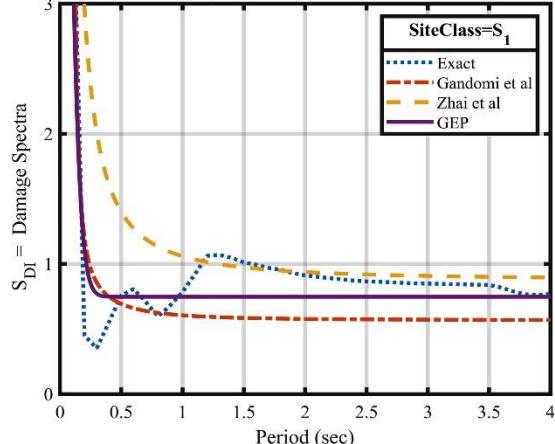
شکل ۷. نمودارهای S_{DI} مربوط به مدل GEP و نتایج دقیق برای متغیر R_u .



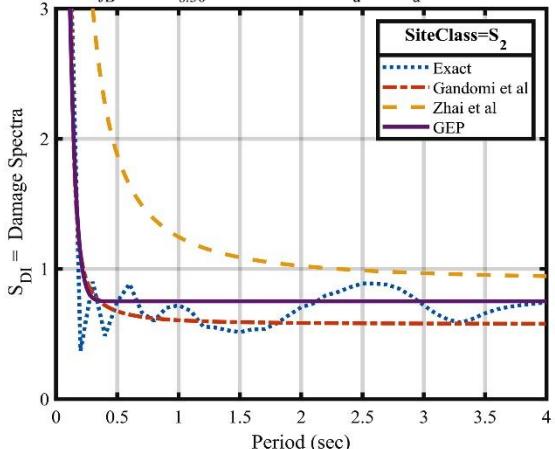
شکل ۸. نمودارهای S_{DI} مربوط به مدل GEP و نتایج دقیق برای متغیر ζ .

برای درک بهتر، یک مقایسه‌ی گرافیکی برای نشان دادن روند تغییر مدل‌های پیش‌بینی شده با استفاده از GEP با مدل‌های پیشنهادی ژای و همکاران (۲۰۱۳) و پیشنهادی قره‌باغی و گندمی (۲۰۲۱)، و نتایج دقیق انجام شده است. برای این منظور، متغیرهای وروودی برابر با $R_u = 6$ ، $\mu_u = 8$ ، $\beta = 0.05$ ، $\alpha = 0.1$ ، $S_{DI} = 1$ و $\zeta = 0.02$ می‌باشد. مدل‌های پیشنهادی ژای و همکاران (GEP) با توجه به نوع خاک (S₁، S₂ و S₃) در شکل ۱۲ مشاهده می‌شود؛ که در آن، نمودارهای

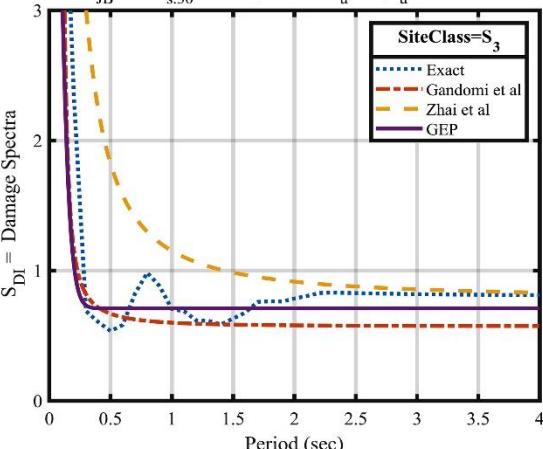
$$M=5.1, R_{JB}=11, V_{s,30}=854, \zeta=0.02, R_u=6, \mu_u=8, \beta=0.05, \alpha=0.1$$



$$M=5.1, R_{JB}=14, V_{s,30}=507, \zeta=0.02, R_u=6, \mu_u=8, \beta=0.05, \alpha=0.1$$



$$M=5.9, R_{JB}=4, V_{s,30}=306, \zeta=0.02, R_u=6, \mu_u=8, \beta=0.05, \alpha=0.1$$



شکل ۱۲. نمودارهای S_{DI} مربوط به مدل‌های ژای و همکاران، و قره‌باغی و گندمی، و نتایج دقیق است (S₁، S₂ و S₃).

جدول ۷. ضرایب استفاده شده در مدل پیشنهادی ژای و همکاران

[۲۰۱۳]

ضرایب			نوع خاک
b _r	b _v	b ₁	
۱/۲۰	۰/۰۲	۰/۰۸	S ₁
۱/۲	۰/۰۴	۰/۰۹	S ₂
۱/۱	۰/۰۵	۰/۰۹	S ₃
۱/۱۸	۰/۱	۰/۰۸	S ₄

جدول ۸. ضرایب استفاده شده در مدل پیشنهادی قره‌باغی و گندمی

[۲۰۲۱]

ضرایب					نوع خاک
C ₄	C _r	C _v	C ₁	C ₂	
۰/۰۳۵۶۲۲	۰/۰۰۲۹۷۸	۰/۰۰۰۴۹۲	۵/۸۳۲۱۲۳	۰/۱۳۰۲۷۵	S ₁
۰/۰۲۶۳۵۵	۰/۰۰۲۰۴۶	۰/۰۰۰۳۶۶	۶/۲۱۶۵۸۷	۰/۱۱۱۰۱۱	S ₂
۰/۰۲۴۲۲۲	۰/۰۰۱۶۳۴	۰/۰۰۰۳۲۹	۶/۳۶۶۱۱۲	۰/۰۹۰۵۲۱	S ₃
۰/۰۵۶۸۷۶	۰/۰۰۶۶۱۱	۰/۰۰۰۸۷۶	۶/۸۷۵۴۳۷	۰/۰۹۰۱۶۸	S ₄

توسعه یافته توسط برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) با دو مدل ارائه شده در نوشتارها، که مدل اول مرتبط توسط ژای و همکاران (۲۰۱۳)، [۷] و مدل دوم توسط قره‌باغی و گندمی (۲۰۲۱)، [۱۲]، که مدل‌های توسعه یافته با استفاده از روش برنامه‌نویسی زنتیک چندرشته‌ای (MGGP) را به دست آورده‌اند، پیشنهاد شده است؛ که در آن‌ها، ضرایب بسته به نوع خاک بوده و سایر پارامترها با توجه به نوع ویژگی‌های سازه و زلزله تعريف شده‌اند. مقداری پیشنهادی برای ضرایب متناظر با هر نوع خاک در جدول‌های ۷ و ۸ فهرست شده‌اند.

۱.۳.۵. مدل پیشنهادی ژای و همکاران (رابطه‌ی ۱۳)

$$S_{DI,Zhai\ et\ al} = \frac{1}{\mu_u} + \left(b_1 + \frac{b_2}{T^{1.5}} \right) (R_u - 1)^{b_r} \frac{1}{\mu_u} \quad (13)$$

که در آن، ضرایب b₁ و b_r براساس نوع خاک در جدول ۷ ارائه شده‌اند:

۲.۳.۵. مدل پیشنهادی قره‌باغی و گندمی (رابطه‌ی ۱۴)

$$S_{DI,Gh.G} = c_1 + c_1 G_1 + c_2 G_2 + c_3 G_3 + c_4 G_4 \quad (14)$$

که در آن، ضرایب G₁ تا G₄ مطابق روابط ۱۵ تا ۱۸ محاسبه می‌شوند و ضرایب C₄ تا C₁ براساس نوع خاک در جدول ۸ ارائه شده‌اند:

$$G_1 = \frac{\beta + \sqrt{\zeta}}{\mu_u + 2\alpha} (\ln R_u)^r \quad (14)$$

$$G_2 = \frac{R_u^r}{(\mu_u + \zeta + 6.398) T^r} \quad (15)$$

$$G_3 = -\frac{R_u^r \tanh(\alpha)}{T^r} \quad (16)$$

$$G_4 = \frac{\beta R_u^r}{\mu_u T^r} \quad (17)$$

f_y سیستم SDOF کاهش یافته است، که منجر به افزایش آسیب شده است. تفاوت‌های ناشی از اثر نسبت میرایی در (SDI) با افزایش دوره‌ی تناوب سازه کاهش یافته است.

- آنچه نسبت سختی پس از تسلیم (α) سیستم‌های SDOF برای طیف آسیب مطالعه شده است، که نسبت سخت‌شوندگی بیشتر منجر آسیب کمتر شده است. با دقت‌گرفتن نسبت سخت‌شوندگی برای مدل رفتاری، آسیب طیفی به طور قابل توجهی کاهش و با افزایش α ، آسیب طیفی تا حدودی کاهش یافته است.

- β یک ثابت مثبت است که برای ترکیب دو عبارت شاخص آسیب پارک-انگ استفاده می‌شود، و در آن بخشی از انرژی هیسترتیک مشارکت دارد. همان‌طور که انتظار می‌رفت، طیف آسیب (SDI) با افزایش β افزایش یافته است.

- تأثیر نوع خاک (S_1 ، S_2 ، S_3) در SDI به اندازه‌ی دیگر پارامترهای ذکر شده قابل توجه نبوده است. به طور کلی، طیف آسیب بیشتر از SDI برای خاک S_3 بیشتر از خاک S_2 و طیف آسیب برای خاک S_2 بیشتر از خاک S_1 بوده است.

- مدل ریاضی استخراج شده مبتنی بر GEP، اندازه‌گیری طیف آسیب لرزه‌یی سازه‌ها را عملی‌تر ساخته است. مدل ریاضی پیش‌بینی شده دارای برازنده‌ی $R^3 = 928/32$ و $R^0 = 917/90$ برای داده‌های آموزشی؛ برازنده‌ی $R^3 = 922/65$ و $R^0 = 905/895$ برای داده‌های آزمایشی؛ و برای کل داده‌ها مقدار برازنده‌ی R^3 برابر R^0 بوده است، که برای این تعداد از داده‌های طبیعی و بدست‌آمده از زلزله‌های رخداده قابل قبول است.

- مدل پیشنهادی با استفاده از مجموعه‌یی از سیستم‌های تک درجه‌ی آزادی (SDOF) طراحی و توسعه یافته است. این محدودیت، که ناشی از درقت‌گرفتن فقط مجموعه‌یی معینی از مقادیر برای پارامترهای سازه‌یی و زلزله‌یی بوده است، می‌تواند تأثیر قابل توجهی در گستره‌ی کاربردی مدل و دقت نتایج حاصل از آن داشته باشد. علاوه‌بر این، مدل فعلی بر پایه‌ی تحلیل‌های عددی سیستم‌های SDOF بنا شده است.

- به‌منظور توسعه‌ی مدل‌های پیش‌بینی، از یک روش هوش محاسباتی، یعنی برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) استفاده شده است. بررسی و کاربرد سایر روش‌های پیشرفته‌ی هوش محاسباتی می‌تواند به بهبود قابلیت‌های پیش‌بینی مدل کمک کند.

- به‌علت کمبود رکوردهای نزدیک گسل در ایران، فقط از ۲۰ رکورد استفاده شده است. این رکوردهای زمین‌لرزه، باعث تنویر کم پارامترهای لرزه‌یی، از قبیل: بزرگ‌گا، فاصله از گسل، و شرایط ساختگاهی شده‌اند. این محدودیت ممکن است بر دقت مدل در پیش‌بینی پاسخ سازه‌ها به زلزله‌هایی که خارج از معیارهای ذکر شده‌ی از پیش‌ تعیین شده هستند، تأثیر بگذارد.

- علاوه‌بر این، بررسی نتایج مدل اولیه‌ی شاخص آسیب پارک-انگ نشان داد که در برخی موارد، مقادیر طیف آسیب بزرگ‌تر از ۱ بوده‌اند، که از نظر منطقی قابل قبول نیست. در صورت استفاده از نسخه‌ی اصلاح شده‌ی پارک-انگ، مقادیر آسیب، به ۱ محدود خواهد شد، که تفسیر پذیری منطقی تری خواهد داشت.

جدول ۹. نتایج معیار عملکرد R^3 برای مدل‌ها براساس نوع خاک.

نوع خاک	معیار عملکرد	GEP	مدل قربانی و گندمی	مدل ژای و همکاران
S_1	R^3	۰/۸۸	۰/۸۷	۰/۶۷
S_2	R^3	۰/۸۹	۰/۸۹	۰/۷۲
S_3	R^3	۰/۹۲	۰/۹۰	۰/۸۹

دقیق و پیش‌بینی شده با استفاده از مدل‌های GEP، ژای و همکاران (۲۰۱۳) و قربانی و گندمی (۲۰۲۱) نشان داده شده‌اند. با توجه به شکل‌های مذکور، منحنی‌های طیف آسیب در تمام نمودارها، روند نزولی را نشان می‌دهد. با توجه به متغیرهای در نظر گرفته شده برای حوزه‌ی نزدیک به گسل، مدل ژای و همکاران، مقادیر بیشتری از آسیب را به نمایش گذاشته است، و در این حالت با توجه به شکل ۱۲ و جدول ۹، مدل GEP نزدیک به مدل قربانی و گندمی است. همان‌طوری که مشاهده می‌شود، مدل GEP برای زمان‌های تناوب بزرگ‌تر مقادیری بیشتر از مدل قربانی و گندمی نسبت به زمان تناوب‌های کوتاه‌تر به نمایش گذاشته است.

۶. نتیجه‌گیری

هدف اصلی پژوهش حاضر، ارزیابی آسیب و پیش‌بینی طیف آسیب لرزه‌یی تحت اثر زلزله‌های ایران بوده است. از طریق مطالعه و بررسی طیف آسیب لرزه‌یی، تلاش شده است تا درک عمیق‌تری از آسیب سازه‌یی در زلزله‌های نزدیک به گسل به دست آورده شود. در بخش کنونی، نتایج حاصل از تحلیل‌ها و مطالعات صورت گرفته ارائه و تأثیر آن‌ها در ارزیابی آسیب و پیش‌بینی طیف آسیب لرزه‌یی بحث شده است.

- نتایج نشان داده‌اند که پارامترهای سازه‌یی و زلزله در طیف آسیب لرزه‌یی تأثیرگذار هستند و ضریب کاهش مقاومت و ضریب شکل‌پذیری، بیشترین تأثیر را در طیف آسیب سازه‌ها دارند.

- تغییرات طیف آسیب (SDI) با افزایش R_u برای همه‌ی سازه‌های با دوره‌های تناوب کوتاه به بلند افزایش یافته است. می‌توان گفت که به دلیل کاهش f_y ، درجه‌های غیرخطی بالاتری در همان سطح شدت زلزله تجربه می‌شود، و خسارت ناشی از آن با افزایش R_u افزایش می‌یابد. تغییرات طیف آسیب (SDI) نشان داده‌اند زمانی که ضریب شکل‌پذیری (μ_u) افزایش یافته است، ظرفیت مدل برای تغییر شکل‌های غیرارتاجاعی نسبت به بیشینه‌ی تغییر شکل تحت حرکت زمین افزایش و در نتیجه آسیب طیفی کاهش یافته است. زیرا سازه‌های با شکل‌پذیری بالاتر، قابلیت تغییر شکل، و ظرفیت اتلاف انرژی بیشتری دارند، که منجر به آسیب کمتری می‌شود.

- اثر نسبت میرایی (ζ) در سیستم‌های SDOF در طیف آسیب (SDI) نشان می‌دهد که SDI با افزایش نسبت میرایی (ζ) افزایش یافته است. افزایش نسبت میرایی منجر به کاهش شتاب طیفی (S_a) و در یک R_u مشخص،

آسیب‌پذیری سازه‌ها در مقابل زلزله تأکید می‌ورزد. با پیش‌بینی دقیق آسیب‌های احتمالی که سازه‌ها ممکن است در طول روبیدادهای لرزه‌یی تجربه کنند، می‌توان خطرهای مرتبط با زلزله‌ها را به‌طور مؤثرتری درک کرد و کاهش داد.

- نتایج حاکی از اثربخشی رویکرد استفاده شده در دست‌یابی به طیف‌های آسیب دقیق و کارآمد برای سیستم‌های سازه‌یی است، که ارزیابی جامع آسیب را تسهیل می‌بخشد.

پژوهش حاضر در اهمیت حیاتی پیش‌بینی طیف آسیب لرزه‌یی در ارزیابی

References- منابع

1. Gharehbarghi, S., 2018. Damage Controlled Optimum Seismic Design of Reinforced Concrete Framed Structures. *Structural Engineering and Mechanics*, 65 (1), pp.53-68.
<https://doi.org/10.12989/sem.2018.65.1.053>
2. Samanta, A., Megawati, K. and Pan, T.C., 2012. Duration-Dependent Inelastic Response Spectra and Effect of Ground Motion Duration. In Proceedings of the 15th World Conference on Earthquake Engineering, Lisbon, pp. 24-28.
3. Teran-Gilmore, A., Sanchez-Badillo, A. and Espinosa-Johnson, M., 2010. Performance-Based Seismic Design of Reinforced Concrete Ductile Buildings Subjected to Large Energy Demands. *Earthquakes and Structures*, 1 (1), pp.69-92.
<https://doi.org/10.12989/eas.2010.1.1.069>
4. Bozorgnia, Y. and Bertero, V.V., 2003. Damage Spectra: Characteristics and Applications to Seismic Risk Reduction. *Journal of Structural Engineering*, 129 (10), pp.1330-1340.
[https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9445\(2003\)129:10\(1330\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9445(2003)129:10(1330))
5. Kunnath, S.K. and Chai, Y.H., 2004. Cumulative Damage-Based Inelastic Cyclic Demand Spectrum. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 33 (4), pp.499-520.
<https://doi.org/10.1002/eqe.363>
6. Cosenza, E., Manfredi, G. and Polese, M., 2009. Simplified Method to Include Cumulative Damage in the Seismic Response of Single-Degree-of-Freedom Systems. *Journal of Engineering Mechanics*, 135 (10), pp.1081-1088.
[https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9399\(2009\)135:10\(1081\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9399(2009)135:10(1081))
7. Zhai, C.H., Wen, W.P., Chen, Z., Li, S. and Xie, L.L., 2013. Damage Spectra for the Mainshock-Aftershock Sequence-Type Ground Motions. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 45, pp.1-12.
<https://doi.org/10.1016/j.soildyn.2012.10.001>.
8. Greco, R., Marano, G.C. and Fiore, A., 2017. Damage-Based Inelastic Seismic Spectra. *International Journal of Structural Stability and Dynamics*, 17 (10), p.1750115.
<https://doi.org/10.1142/S0219455417501152>
9. Park, Y.J. and Ang, A.H.S., 1985. Mechanistic Seismic Damage Model for Reinforced Concrete. *Journal of Structural Engineering*, 111 (4), pp.722-739.
[https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9445\(1985\)111:4\(722\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9445(1985)111:4(722))
10. Wen, W., Ji, D., Zhai, C., Li, X. and Sun, P., 2018. Damage Spectra of the Mainshock-Aftershock Ground Motions at Soft Soil Sites. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 115, pp.815-825.
<https://doi.org/10.1016/j.soildyn.2018.08.016>
11. Wen, W., Zhai, C. and Ji, D., 2018. Damage Spectra of Global Crustal Seismic Sequences Considering Scaling Issues of Aftershock Ground Motions. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 47 (10), pp.2076-2093.
<https://doi.org/10.1002/eqe.3056>
12. Gharehbarghi, S., Gandomi, M., Plevris, V. and Gandomi, A.H., 2021. Prediction of Seismic Damage Spectra Using Computational Intelligence Methods. *Computers & Structures*, 253, p.106584.
<https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2021.106584>
13. Gandomi, A.H. and Roke, D.A., 2015. Assessment of Artificial Neural Network and Genetic Programming as Predictive Tools. *Advances in Engineering Software*, 88, pp.63-72.
<https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2015.05.007>
14. Anil, K., 2020. Chopra Dynamics of Structures: Theory and Applications to Earthquake Engineering. Fifth Edition in SI Units, pp.276-319
15. Ferreira, C., 2001. Gene Expression Programming: A New Adaptive Algorithm for Solving Problems. arXiv preprint cs/0102027.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.cs/0102027>
16. Ferreira, C., 2006. Gene Expression Programming: Mathematical Modeling by an Artificial Intelligence, Vol. 21, Springer.
17. Bruneau, M., Chang, S.E., Eguchi, R.T., Lee, G.C., O'Rourke, T.D., Reinhorn, A.M., Shinozuka, M., Tierney, K., Wallace, W.A. and Von Winterfeldt, D.,

2003. A Framework to Quantitatively Assess and Enhance the Seismic Resilience of Communities. *Earthquake Spectra*, 19(4), pp. 733-752. <https://doi.org/10.1193/1.1623497>
18. Park, Y.J., Ang, A.H. and Wen, Y.K., 1987. Damage-Limiting Aseismic Design of Buildings. *Earthquake Spectra*, 3(1), pp. 1-26. <https://doi.org/10.1193/1.1585416>.
19. Gepsoft, 2014. Fitness Functions for Regression. [online] Available at: <http://www.gepsoft.com>
20. Road, Housing & Urban Development Research Center and Iran Strong Motion Network, n.d. [online] Available at: <https://smd.bhrc.ac.ir/Portal>
21. Biglari, M., Hadzima-Nyarko, M. and Formisano, A., 2022. Seismic Damage Index Spectra Considering Site Acceleration Records: The Case Study of a Historical School in Kermanshah. *Buildings*, 12(10), p. 1736. <https://doi.org/10.3390/buildings12101736>.
22. Pan, X., Lin, Z., Zhang, L. and Zheng, Z., 2024. Damage Spectra of SDOF Structures Under Tsunami Actions Considering the Nonlinear Dynamic Analysis Method. *Journal of Earthquake and Tsunami*, p. 2350034. <https://doi.org/10.1142/S1793431123500343>
23. Ferreira, C. and Ferreira, C., 2006. Numerical Constants and the GEP-RNC Algorithm. *Gene Expression Programming: Mathematical Modeling by an Artificial Intelligence*, pp. 181-232. https://doi.org/10.1007/3-540-32849-1_5
24. Engelbrecht, A.P., 2007. Computational Intelligence: An Introduction. *John Wiley and Sons*, pp. 36-46.