

بهبود کارایی یک مدل منطق فازی در پیش‌بینی شاخص خسارت لرزه‌یی با استفاده از یک الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر جست‌وجوی تطبیقی هدایت شده

امید زریبافیان (دانشجوی دکتری)

توحید پوررستم* (استادیار)

گروه مدیریت ساخت، دانشکده مهندسی عمران، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

مهدی فضیلتی (استادیار)

گروه مدیریت ساخت، دانشکده مهندسی عمران، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، اصفهان، ایران

عبدالرضا سروقد مقدم (دانشیار)

بزه‌شناسی بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله، تهران، ایران

علی گلصورت پهلوپانی (استادیار)

گروه مدیریت ساخت، دانشکده مهندسی عمران، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

مهندسی عمران شریف (پهار ۲۰۲۰)
دوری ۲ - ۳۹، شماره ۱، ص. ۸۰-۷۱، (پژوهشی)

عملیات غربال‌گری سریع بصری (RVS)، ساده‌ترین و سریع‌ترین روش برای بررسی آسیب‌های لرزه‌یی یک ساختمان است. به دلیل وجود عدم قطعیت در ساختار RVS، از یک مدل منطق فازی به منظور ارزیابی آسیب‌پذیری لرزه‌یی در نوشتار حاضر استفاده شده است. به منظور آموزش مدل فازی نیز از یک الگوریتم اخیراً پیشنهاد شده بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر جست‌وجوی تطبیقی هدایت شده (GuASPSO)، استفاده و نتایج ناشی از آن با الگوریتم‌های PSO و گرگ خاکستری (GWO) مقایسه شده است. از زلزله سال ۱۳۹۶ سرپل ذهاب ایران نیز به عنوان یک مطالعه‌ی موردی استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهند که مدل فازی آموزش‌دیده با الگوریتم GuASPSO به ترتیب در ۶۷، ۷۸ و ۷۸ درصد از معیارهای کارایی در سه مرحله‌ی: آموزش، اعتبارسنجی و در کل مجموعه‌ی داده‌های ورودی، عملکرد مناسب‌تری را در مقایسه با دو الگوریتم دیگر از خود نشان می‌دهند. همچنین مدل فازی بهبودیافته، عملکرد بهتری در پیش‌بینی خسارت لرزه‌یی دارد.

واژگان کلیدی: غربال‌گری سریع بصری (RVS)، خسارت‌پذیری لرزه‌یی، ساختمان‌های بتن مسلح، بهینه‌سازی، GuASPSO، منطق فازی، نگاشت خودسازمان (SOM).

zaribafian@yahoo.com
pourroostam@gmail.com
fazilat2001@pci.iaun.ac.ir
moghadam@iiees.ac.ir
ali.golsoorat_pahlaviani@iauctb.ac.ir

۱. مقدمه

تجربیات حاصل از عملکرد ساختمان‌ها در زلزله‌های پیشین که موجب پیشرفت‌های چشمگیری در تحلیل آسیب‌پذیری لرزه‌یی ساختمان‌ها شده است، به همراه طراحی لرزه‌یی براساس آیین‌نامه‌های جدید موجب کاهش خسارت‌های لرزه‌یی در ساختمان‌های نوساز شده است. با این حال، هر منطقه از جهان دارای انبوهی از ساختمان‌های

موجود است که با آیین‌نامه‌های قدیمی طراحی و اجرا شده‌اند، یا ضوابط آیین‌نامه‌یی به دلایل مختلف برای آن‌ها استفاده نشده است. بدیهی است که بهسازی تمام سازه‌های آسیب‌پذیر از نقطه‌نظر لرزه‌یی مقرون به صرفه نیست.^[۱] بنابراین، شناخت سطح خطر آسیب‌پذیری لرزه‌یی و اولویت‌بندی ساختمان‌ها در جهت مقاوم‌سازی آن‌ها می‌تواند کمک مؤثری در کاهش آثار مخرب زمین‌لرزه‌ها باشد. روش‌های متعددی برای ارزیابی آسیب‌پذیری لرزه‌یی سازه‌ها موجودند که با درجه‌های مختلفی از پیچیدگی توسعه یافته‌اند. روش‌های مذکور می‌توانند از یک رتبه‌بندی ساده تا

* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۵/۱۶/۱۴۰۱، اصلاحیه ۱۸/۸/۱۴۰۱، پذیرش ۱۸/۸/۱۴۰۱.

DOI:10.24200/J30.2022.61047.3142

استاد به این مقاله:

زریبافیان، امید، پوررستم، توحید، فضیلتی، مهدی، سروقدمقدم، عبدالرضا و گلصورت پهلوپانی، علی (۲۰۲۰). «بهبود کارایی یک مدل منطق فازی در پیش‌بینی شاخص خسارت لرزه‌یی با استفاده از یک الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر جست‌وجوی تطبیقی هدایت شده». مهندسی عمران شریف، (۱) ۲-۳۹، ص. ۷۱-۸۰

روش‌های پیچیده‌تر، نظیر تحلیل‌های دینامیکی غیرخطی سازه‌ها متغیر باشند.^[۳-۱] با این حال، روشن است که استفاده از روش‌های ساده و سریع برای تعداد زیادی از ساختمان‌ها در مرحله‌ی مقدماتی، مقدم بر روش‌های پیچیده‌تر خواهد بود.

روش RVS^۱ از یک بازرسی سریع بصری (چشمی) توسط یک غربالگر با تجربه از طریق بررسی بیرونی ساختمان بدون هیچگونه محاسبات سازه‌ی بهره می‌گیرد. هدف اصلی RVS، ارزیابی آسیب‌پذیری لرزه‌ی یک ساختمان به‌صورت سریع و اقتصادی و ارائه‌ی یک رتبه‌ی ایمنی برای آن است. بدیهی است، نتایج ارزیابی RVS به دلیل سرعت و سادگی فرایند آسیب‌پذیری لرزه‌ی، تقریبی است و چه بسا یک ساختمان نیاز به بررسی‌های دیگری داشته باشد که بسیار پیچیده‌تر و زمان‌برتر هستند و حتی محاسبات سازه‌ی را نیز شامل می‌شوند.^[۴] گزارش فیما-۱۵۴ (FEMA)^[۵] در ایالات متحده که یکی از معتبرترین دستورالعمل‌های RVS است، پارامترهای مختلفی، مانند: تعداد طبقات، قدمت ساخت، آیین‌نامه‌ی لرزه‌ی استفاده شده، نقایص سازه‌ی و غیره را که در رفتار لرزه‌ی ساختمان‌ها تأثیر می‌گذارد، در نظر می‌گیرد. تجربه‌ی زلزله‌های گذشته نشان می‌دهد نقایص سازه‌ی (نظیر: نامنظمی در پلان، نامنظمی در ارتفاع، و غیره) می‌توانند آسیب‌پذیری لرزه‌ی ساختمان‌ها را افزایش دهند.

حریرچیان^۳ و همکاران (۲۰۲۰، ۲۰۲۱)^[۷] بررسی جامعی در زمینه‌ی روش‌های ارزیابی آسیب‌پذیری لرزه‌ی انجام داده‌اند. روش‌های اخیر را می‌توان به سه دسته تقسیم کرد: ۱. مدل‌های تجربی و آماری، ۲. مدل‌های مهندسی تحلیلی و ۳. مدل‌های ابتکاری. در سناریوهای مشخصی، از ترکیبی از مدل‌های ذکر شده نیز می‌توان استفاده کرد.^[۸] روش RVS یک روش تجربی است که از ماهیت ساده و سریع خود در عین غیرقطعی بودن، بهره می‌برد. روش‌های متعددی برای لحاظ کردن عدم قطعیت‌های ذاتی روش RVS با بهره‌گیری از مدل‌های ابتکاری و محاسبات نرم پیشنهاد شده‌اند.^[۹-۱۵] مدل‌های آماری و مدل‌های مهندسی تحلیلی، هر یک محدودیت‌های جدی خود را دارند.^[۴] بنابراین استفاده از مدل‌های ابتکاری اجتناب‌ناپذیر است. از جمله روش‌های ابتکاری می‌توان به روش‌های ابتکاری مبتنی بر قواعد،^[۱۶] سیستم‌های استنتاج فازی برای شبیه‌سازی عرشی پل‌های بتن مسلح،^[۱۷] روش‌های مبتنی بر منطق فازی برای ساختمان‌های بتنی،^[۱۸] مدل‌سازی منطق فازی نظارت شده،^[۱۹] مدل منطق فازی آموزش‌دیده توسط الگوریتم ژنتیک برای ساختمان‌ها،^[۱۴] شبکه‌های عصبی مصنوعی،^[۱۵] و غیره اشاره کرد.

چنانکه پیشتر نیز بیان شده است، داده‌های جمع‌آوری شده در روش‌های RVS، به اندازه‌ی کافی دقیق نیستند و به دلیل تکیه بر بازرسی‌های چشمی توسط انسان، مبتنی بر اعمال سلیقه و نظر شخص بازرسی هستند. نقص مذکور می‌تواند منجر به بروز طبیعی عدم قطعیت^۴ در تحلیل‌ها شود که به نوبه‌ی خود ممکن است قدرت پیش‌بینی مدل‌هایی که از روش‌های ذکر شده استفاده می‌کنند، را کاهش دهد. یک رویکرد برای لحاظ کردن کامل این عدم قطعیت و در نتیجه کاهش تأثیر آن در پیش‌بینی غیردقیق مدل‌های مذکور، استفاده از منطق فازی است.^[۹-۱۵] منطق فازی با فراهم ساختن چارچوبی جهت ملحوظ ساختن قطعیت‌های موجود در روش RVS، نقش بسیاری در بالاتر بردن دقت نتایج ایفا می‌کند.^[۱۰]

تسفاماریام و ساعتچی‌اوغلو^۵ (۲۰۰۸)، از RVS در چارچوب یک مدل منطق فازی جهت ارزیابی ریسک موجود در تعیین مقدار کمی شاخص آسیب‌پذیری لرزه‌ی و توسعه‌ی روش رتبه‌بندی ساختمان‌های بتن مسلح به لحاظ خسارت‌پذیری

لرزه‌ی بهره برده‌اند.^[۱] در رویکرد آن‌ها، ریسک لرزه‌ی و آسیب‌پذیری ساختمان در یک چارچوب سلسله‌مراتبی تحلیل می‌شود، تا یک مدل مبتنی بر منطق فازی برای پیش‌بینی خسارت لرزه‌ی ایجاد کند. آن‌ها رویکرد خود را با استفاده از داده‌های زلزله‌ی نورتریج^۶ (۱۹۹۴) اعتبارسنجی کرده‌اند.

به‌رغم آنکه منطق فازی از نظر تئوری قادر به مدیریت عدم قطعیت در روش RVS است؛ اما عملاً این امر مستلزم تنظیم دقیق پارامترهای داخلی^۷ مدلی است که در ساختار خود از داده‌های ناشی از روش RVS سود می‌برد. میزان بهینگی پارامترهای داخلی مدلی مانند یک سیستم استنتاج فازی، می‌تواند تأثیر قابل ملاحظه‌ی در دقت پیش‌بینی مدل ذکر شده داشته باشد. در مطالعه‌ی حاضر، از یک الگوریتم بهینه‌سازی نوین ازدحام ذرات مبتنی بر جست‌وجوی تطبیقی هدایت شده (GuASPSO)^[۸] به منظور آموزش مدل اصلی تسفاماریام و ساعتچی‌اوغلو (۲۰۰۸)^[۱]، استفاده و نتایج ناشی از مدل طراحی شده با الگوریتم GuASPSO، با نتایج همین مدل زمانی که توسط الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)^[۹] و الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO)^[۱۰] آموزش دیده است، مقایسه شده است.

۲. مواد و روش‌ها

۲.۱. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات جست‌وجوی تطبیقی

هدایت شده (GuASPSO)

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات جست‌وجوی تطبیقی هدایت شده (GuASPSO) که نخستین بار توسط رضائی و صفوی^[۱۱] (۲۰۲۰)، ارائه شده است، نسخه‌ی جدیدی از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) است که نخستین بار توسط کندی و ابرهارت^[۱۲] (۱۹۹۵)، پیشنهاد شده است. در یخش حاضر، ابتدا شکل کلی یک مسئله‌ی بهینه‌سازی که توسط الگوریتم PSO قابل حل است، تشریح شده است. فرض کنید یک مسئله‌ی بهینه‌سازی D بعدی موجود باشد که ذرات جست‌وجوگر الگوریتم PSO سعی در جست‌وجوی جواب بهینه و در نتیجه، حل آن دارند و فرض کنید که $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD})$ بردار موقعیت ذره‌ی i ام و $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ بردار سرعت ذره‌ی i ام از مجموعه‌ی ذرات باشد. اگر $Pbest_i^t = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ موقعیت بهترین ذره‌ی تاکنون یافت شده‌ی انفرادی i ام و $Gbest^t = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ موقعیت بهترین ذره‌ی تاکنون یافت شده در میان کل ذرات باشد، سرعت و موقعیت هر ذره در الگوریتم PSO مطابق روابط ۱ و ۲ به‌روزرسانی می‌شوند:

$$V_i^{t+1} = wV_i^t + c_1r_1(Pbest_i^t - X_i^t) + c_2r_2(Gbest^t - X_i^t) \quad (1)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (2)$$

که در آن‌ها، $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ ، N اندازه‌ی جمعیت ذرات و D تعداد ابعاد فضای جست‌وجوی مسئله‌ی بهینه‌سازی است. همچنین w وزن اینرسی، r_1 و r_2 دو بردار شامل اعداد تصادفی تولیدی در بازه‌ی $[0, 1]$ ، c_1 و c_2 به ترتیب ضرایب مقیاس‌بندی شناختی و اجتماعی هستند. رابطه‌ی ۳، شکل مؤثرتر رابطه‌ی ۱ است که به آن مدل ضریب انقباضی نیز گفته می‌شود.

$$V_i^{t+1} = \chi[V_i^t + \phi_1(Pbest_i^t - X_i^t) + \phi_2(Gbest^t - X_i^t)] \quad (3)$$

که در آن، بردار وزن نرون $W_i(t)$ در تکرار t ام و $W_i(t+1)$ بردار وزن نرون t ام در تکرار بعدی یا $(t+1)$ ام است. همچنین نرخ یادگیری متغیر با زمان (تکرار) است و در اینجا فرض شده است که به طور یکنواخت در طول تکرارها کاهش یابد. رابطه محاسبه نرخ یادگیری در رابطه ۹ ارائه شده است:

$$\eta(t) = \eta(0) \exp\left(\frac{-t}{\tau_1}\right) \quad (9)$$

که در آن، $\eta(0)$ معمولاً برابر ۱/۰ فرض می‌شود و τ_1 برابر بیشینه تعداد تکرارهای SOM است که در الگوریتم GuASPSO مساوی با ۴ برابر تعداد بردارهای ورودی به شبکه یا همان تعداد ذرات Pbest در نظر گرفته شده است. روشن است که تعداد ذرات Pbest نیز برابر اندازه جمعیت الگوریتم GuASPSO است. بنابراین SOM ذرات Pbest را به تعداد متغیری از کلاسترها تقسیم بندی می‌کند که از طریق رابطه ۱۰ محاسبه می‌شود:

$$N_{cluster}(t) = Round\left(N - (N - 2) \times \left(\frac{t - 1}{t_{max} - 1}\right)\right) \quad (10)$$

که در آن، t_{max} بیشینه تعداد تکرارهای الگوریتم GuASPSO است. سپس معکوس تعداد ذرات Pbest که در هر کلاستر فعال (هر کلاستر دارای حداقل یک ذره Pbest است) قرار گرفته‌اند، محاسبه و به عنوان وزن هر کلاستر که میزان سهم آن کلاستر را در هدایت ذرات مختلف در فضای جست‌وجو مشخص می‌کند، در نظر گرفته می‌شود. رابطه ۱۱، نحوه محاسبه ذره راهنمای سراسری منحصر به فرد هر ذره را نشان می‌دهد.

$$Gbest_i^t = \frac{\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq c(i)}}^{N_{cluster}(t)} W_j^t \times Cbest_j^t}{\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq c(i)}}^{N_{cluster}(t)} W_j^t} \quad (11)$$

که در آن، $Gbest_i^t$ ذره بهینه سراسری متناظر با ذره t ام در تکرار t ام، وزن محاسبه شده برای کلاستر t ام در تکرار t ام، $Cbest_j^t$ بهترین ذره ($Cbest$) واقع در کلاستر t ام در تکرار t ام و $c(i)$ کلاستری است که t امین ذره Pbest در آن قرار گرفته است. در این صورت با تبدیل ذره بهینه سراسری عمومی $Gbest^t$ به ذره بهینه سراسری منحصر به ذره با عنوان $Gbest_i^t$ در الگوریتم GuASPSO، رابطه ۳ در الگوریتم PSO به رابطه ۱۲ در الگوریتم پیشنهادی GuASPSO تبدیل می‌شود. خاطر نشان می‌شود که سایر محاسبات، روابط به‌روزرسانی و سایر تنظیمات پارامترهای الگوریتم GuASPSO دقیقاً مشابه همین موارد در الگوریتم استاندارد اصلی PSO هستند.

$$V_i^{t+1} = \chi[V_i^t + \varphi_1(Pbest_i^t - X_i^t) + \varphi_2(Gbest_i^t - X_i^t)] \quad (12)$$

در الگوریتم GuASPSO، تعداد کلاسترها در تکرارهای اولیه الگوریتم زیاد است، به گونه‌ای که میزان برازندگی (تابع هدف) ذرات $Cbest$ ضریب تأثیر کمتری در هدایت ذرات در فضای جست‌وجو می‌یابد و در عوض تنوع ذرات مذکور، ضریب تأثیر بالانری دارد. به مرور تعداد کلاسترها کمتر می‌شوند و ذرات Pbest دارای برازندگی نامناسب، ولی به شدت مشابه یکدیگر، در کلاستر یکسانی جمع می‌شوند. در نتیجه، ضریب تأثیر شاخص تنوع ذرات، کمتر و ضریب تأثیر شاخص برازندگی، به مراتب بیشتر می‌شود. این فرایند می‌تواند به برقراری یک تعادل بسیار مناسب میان مراحل اکتشاف و استخراج کمک شایانی کند. نحوه‌ی کمک به برقراری این تعادل

$$\chi = \frac{2k}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi(\varphi - 4)}|}; \varphi = \varphi_1 + \varphi_2; \varphi_1 = c_1r_1; \varphi_2 = c_2r_2 \quad (4)$$

که در آن، χ ضریب انقباض 13 نامیده می‌شود. پارامتر k در رابطه ۴ که همواره در محدوده $[0, 1]$ مقداردهی می‌شود، گذار الگوریتم PSO از مرحله اکتشاف 14 به مرحله استخراج 15 را کنترل می‌کند و براساس رابطه ۵ در هر تکرار از تکرارهای الگوریتم محاسبه می‌شود:

$$k = k_{max} - \frac{k_{max} - k_{min}}{t_{max}} \times t \quad (5)$$

که در آن، k_{min} و k_{max} ثابت‌هایی هستند که معمولاً به ترتیب برابر $0/9$ و $0/4$ در نظر گرفته می‌شوند. همچنین t شماره‌ی تکرار جاری الگوریتم و t_{max} بیشینه تعداد تکرارهای الگوریتم است. الگوریتم GuASPSO سعی در تغییر سازوکار مرسوم موجود در الگوریتم PSO دارد، به گونه‌ای که تنوع در میان جواب‌های حاصل در هر تکرار از الگوریتم به طرز بهتر و مؤثرتری حفظ شود. در GuASPSO از نوع خاصی از شبکه‌های عصبی با عنوان نگاشت خودسازمان (SOM) 16 به منظور محاسبه ذرات راهنمای منحصر به فرد Gbest اختصاصی به ذرات استفاده می‌شود. شبکه‌ی SOM از یک لایه‌ی ورودی و یک لایه‌ی خروجی موسوم به لایه‌ی کوهن 17 تشکیل شده است. لایه‌ی خروجی می‌تواند تک یا دو - بعدی باشد. به منظور توضیحات بیشتر پیرامون شبکه‌های SOM به نوشتار هایکن 18 (۲۰۰۹)، [۲۰] مراجعه شود. الگوریتم حاکم بر شبکه‌های SOM در اینجا تشریح شده است. [۲۰] بردار ورودی یا الگوی ورودی به شبکه‌ی SOM به صورت رابطه ۶ تعریف می‌شود:

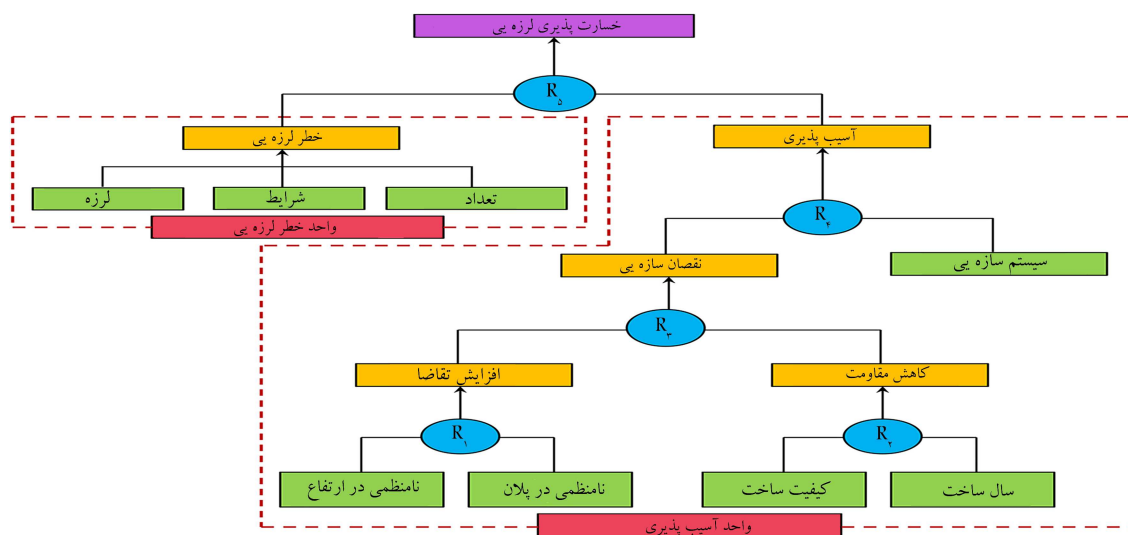
$$X = [x_1, x_2, \dots, x_D]^T \quad (6)$$

که در آن، D تعداد عناصر موجود در بردار ورودی X به شبکه است. بردارهای وزن مربوط به هر نرون در لایه‌ی خروجی از شبکه‌ی عصبی SOM به صورت رابطه ۷ تعریف می‌شوند:

$$W_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iD}]^T; i = 1, 2, \dots, M \quad (7)$$

که در آن، W_i بردار وزن مربوط به نرون t ام در لایه‌ی خروجی است که عملاً یک خوشه (کلاستر) را نمایندگی می‌کند. همچنین D تعداد کل عناصر موجود در بردار وزن نرون‌ها و M تعداد کل نرون‌هاست (کلاسترها) مشابه هر نوع دیگری از شبکه‌های عصبی، شبکه‌ی عصبی SOM نیز باید به منظور یافتن قابلیت خوشه‌بندی (کلاستربندی) داده‌های ورودی به آن، ابتدا آموزش ببیند. در مرحله‌ی آموزش، تمامی الگوهای ورودی که در پژوهش حاضر، در حقیقت همان بردارهای موقعیت ذرات بهینه انفرادی‌ها (Pbest)ها هستند، به صورت یک به یک به شبکه اعمال می‌شوند. هر زمان که یک الگوی ورودی به شبکه‌ی SOM معرفی می‌شود، رقابتی میان نرون‌های شبکه در می‌گیرد، که در آن فاصله‌ی اقلیدسی میان بردار وزن هر نرون و بردار (الگو) ورودی محاسبه می‌شود و نرونی که حائز کمترین فاصله‌ی اقلیدسی با بردار ورودی است، به عنوان نرون برنده و مرکز کلاستری که بردار ورودی متعلق به آن است، انتخاب می‌شوند. سپس نرون مذکور به سمت بردار ورودی به شبکه (ذره Pbest) که کمترین فاصله و بیشترین تشابه را با آن داشته باشد، حرکت می‌کند. این حرکت مطابق رابطه ۸ صورت می‌گیرد:

$$W_i(t+1) = W_i(t) + \eta(t)(X - W_i(t)) \quad (8)$$



شکل ۱. نمای کلی سیستم سلسله مراتبی منطق فازی. [۱]

پارامترهای VI و PI خود شامل دو پارامتر کیفی "yes" و "no" هستند، که در جریان فرایند کالیبراسیون به هر کدام از آنها، یک مقدار کمی اختصاص می‌یابد. پارامتر CQ نیز در برگزیده‌ی سه حالت "poor"، "average" و "good" است که آنها نیز در کالیبراسیون مدل، شکل کمی به خود می‌گیرند. سیستم سازه‌یی ساختمان نیز در مدل ذکر شده، شامل سه سیستم قاب خمشی (MRF)، قاب خمشی و دیوار برشی (سیستم دوگانه) (MSW) و قاب خمشی با دیوارهای ساخته شده از مصالح بنایی پُرکننده (MRFI) است که هر سه به نوبه‌ی خود در جریان آموزش مدل فازی به صورت بهینه تنظیم می‌شوند. همچنین چهار سیستم اول از سیستم‌های فازی پنج‌گانه‌ی R_1, R_2, R_3, R_4, R_5 ، سه حالت کم (L)، متوسط (M) و زیاد (H) را بر مبنای میزان تأثیرگذاری آنها در خسارت‌پذیر شدن یک ساختمان در مقابل بار زلزله به خود اختصاص می‌دهند که حالت‌های مذکور به عنوان اعداد فازی منفرد در تالی قوانین ظاهر می‌شوند و مقداری کتبی به خود می‌گیرند. سیستم R_5 نیز خود شامل ۵ حالت: خیلی کم (VL)، کم (L)، متوسط (M)، زیاد (H)، و خیلی زیاد (VH) است که به ترتیب اعداد ۱، ۲، ۳، ۴ و ۵ به آنها نسبت داده می‌شود.

۳.۲. نحوه‌ی عملکرد مدل منطق فازی در پیش‌بینی خسارت لرزه‌یی

همان‌گونه که بیان شد، هر یک از سیستم‌های فازی اشاره شده، خود شامل دو پارامتر مؤثر در آسیب‌پذیری ساختمان‌ها در مقابل زلزله هستند که مقدم‌های (Premise) قوانین فازی را تشکیل می‌دهند؛ در حالی که به ازاء هر قانون از هر سیستم قوانین، یک گزاره‌ی مؤخر یا تالی نیز وجود دارد و از آنجا که تمامی سیستم‌های فازی به کار گرفته شده در مدل سلسله مراتبی در نوشتار حاضر از نوع سوگنو هستند، تالی‌های اخیر به صورت اعداد فازی منفرد (Singleton) در نظر گرفته شده‌اند و یک مجموعه‌ی فازی، در برگزیده‌ی فقط یک عنصر با درجه عضویت یک است. تالی هر سیستم از غیرفازی‌سازی خروجی فازی سیستم پیشین ناشی می‌شود. در همین حال، اعداد فازی منفرد دیگری نیز در سیستم‌ها حضور دارند که بیانگر کمیت متناسب به یک متغیر زبانی هستند که به پارامترهای مجهولی که در روش RVS مشاهده و به مدل فازی وارد می‌شوند، اختصاص می‌یابند. در تمامی سیستم‌های پنج‌گانه‌ی فازی، از تابع استرنام حاصل ضرب لارسن به منظور ترکیب درجه‌های عضویت مقدم‌ها و نیز

مناسب، می‌تواند به عنوان نقطه‌ی قوت الگوریتم پیشنهادی $GuASPSO$ و وجه تمایز آن با الگوریتم استاندارد PSO و سایر نسخه‌های اصلاحی الگوریتم محبوب و شناخته شده‌ی $GuASPSO$ تلقی شود.

۲.۲. مدل سلسله مراتبی منطق فازی

در نوشتار حاضر، یک مدل منطق فازی سلسله مراتبی که نخستین بار توسط تسفاماریام و ساعتچی‌اوغلو (۲۰۰۸) [۱] پیشنهاد شده است، جهت پیش‌بینی شاخص خسارت‌پذیری لرزه‌یی ساختمان‌های بتن‌آرمه استفاده شده است. مدل مذکور از ۵ سیستم قاعده - بنیاد فازی به نام‌های R_1, R_2, R_3, R_4, R_5 تشکیل شده است. یک نمای کلی از مدل سلسله مراتبی فازی اخیر در شکل ۱ مشاهده می‌شود.

در مدل مذکور، دو واحد اصلی وجود دارد: ۱. واحد آسیب‌پذیری ساختمان و ۲. واحد خطر لرزه‌یی سایت زلزله. واحد اول، عواقب ناشی از ویژگی‌های خود ساختمان در طراحی، مانند افزایش تقاضای لرزه‌یی (ID) و کاهش مقاومت در برابر زلزله (DR) را در نظر می‌گیرد، که این دو عامل نیز خود میزان نقصان سازه‌یی ساختمان (SD) در برابر بار زلزله را نشان می‌دهند. نامنظمی در پلان (PI) و نامنظمی در ارتفاع ساختمان (VI) از مهم‌ترین عواملی هستند که افزایش تقاضای لرزه‌یی را سبب می‌شوند، در حالی که کیفیت ساخت (CQ) و سال ساخت ساختمان (YC) از جمله عوامل مؤثر در کاهش مقاومت ساختمان در مقابل بار زلزله هستند. سیستم سازه‌یی ساختمان (SS) نیز به همراه نقصان سازه‌یی آن (SD) در شکل‌گیری پارامتری با عنوان شاخص آسیب‌پذیری ساختمان (I^{BV}) نقش دارند. آسیب‌پذیری ساختمان خروجی واحد اول از سیستم سلسله مراتبی فازی موردنظر در نوشتار حاضر است. اما در واحد دوم، خطر لرزه‌یی سایت زلزله (I^{SH}) مطرح است که خود تابعی از سه پارامتر لرزه‌خیزی سایت، شرایط سایت و تعداد طبقات ساختمان است. با توجه به این نکته که خطر لرزه‌یی سایت می‌تواند مستقیماً از طیف پاسخ ساختمان نیز به دست آید، این پارامتر طبق توصیه‌ی تسفاماریام و ساعتچی‌اوغلو (۲۰۰۸) [۱] با پارامتر شتاب طیفی (S_a) جایگزین شده است. ترکیب شتاب طیفی و آسیب‌پذیری ساختمان، شاخص خسارت‌پذیری ساختمان یا همان سطح خسارت را مشخص می‌کند، که خروجی نهایی سیستم سلسله مراتبی فازی مطرح در نوشتار حاضر است.

۴.۲. کالیبراسیون مدل منطقی فازی

مدل منطقی فازی، پیش‌بینی‌کننده‌ی سطح خسارت لزره‌یی مانند هر مدل هوشمند داده - محور دیگری نیازمند کالیبراسیون (آموزش) است. در مرحله‌ی کالیبراسیون، تمام پارامترهای مجهول مدل، شامل ضرایب تبدیل پارامترهای مشاهداتی در روش RVS و نیز کل مقادیر کمی اعداد فازی منفرد، که در تالی قوانین در سیستم‌های فازی استفاده می‌شوند، به صورت بهینه تعیین می‌شوند. جهت انجام فرایند آموزش مدل فازی، در نوشتار حاضر از دو الگوریتم معروف و شناخته‌شده‌ی ازدحام ذرات (PSO)^[۱۸]، و گرگ خاکستری (GWO)^[۱۹] و نیز یک الگوریتم پیشرفته‌ی ازدحام ذرات با عنوان الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر جست‌وجوی تطبیقی هدایت‌شده (GuASPSO)^[۱۷] استفاده شده است. در پایان، نتایج آموزش مدل منطقی فازی توسط هر سه الگوریتم بهینه‌سازی با یکدیگر مقایسه و الگوریتم برتر انتخاب شده است. کدنویسی هر سه الگوریتم در محیط نرم‌افزار متلب^{۱۹} (R۲۰۱۸b) انجام شده است. در مجموع، ۷۲ ساختمان در سایت لزره‌یی سرپل ذهاب موجود است که ۵۰ ساختمان (۷۰٪) برای آموزش و ۲۲ ساختمان (۳۰٪) به منظور اعتبارسنجی استفاده شده‌اند. تابع هدف الگوریتم‌های بهینه‌سازی در پژوهش حاضر، کمیته‌سازی جذر میانگین مربعات خطای میان سطح خسارت محاسباتی توسط مدل فازی و مشاهداتی توسط روش RVS است، که اصطلاحاً RMSE نامیده می‌شود. تابع هدف بهینه‌سازی و قیود مرتبط به شرح روابط ۲۱ الی ۲۵ است:

$$\text{Minimize } RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_i^{BD'} - I_i^{BD})^2} \quad (21)$$

Subject to :

$$VI, PI : 0.1 < "no" < 0.51; 0.49 < "yes" < 0.99 \quad (22)$$

$$CQ : 0.51 < "poor" < 0.99; \\ 0.25 < "average" < 0.75; 0.1 < "good" < 0.50 \quad (23)$$

$$SS : 0 < "MSW" < 0.25; 0.25 < "MRFI" < 0.75; \\ 0.70 < "MRF" < 1 \quad (24)$$

$$ID, DR, SD, I^{BV} : 0 < "L" < 0.25; \\ 0.25 < "M" < 0.70; 0.70 < "H" < 1 \quad (25)$$

که در آن‌ها، MSW ، $MRFI$ و MRF به ترتیب نشانگر سیستم‌های باربر لزره‌یی قاب خمشی و دیوار برشی (سیستم دوگانه)، قاب خمشی به همراه دیوارهای مصالح بنایی پرکننده و قاب خمشی هستند. همچنین N تعداد ساختمان‌ها در مجموعه‌ی آموزشی و I_i^{BD} و $I_i^{BD'}$ به ترتیب سطح خسارت مشاهداتی و محاسباتی برای تأمین ساختمان از ۵۰ ساختمان موجود در مجموعه‌ی داده‌های آموزشی است.

از آنجایی که یک مدل پیش‌بینی‌کننده‌ی منطقی فازی باید در هر دو مرحله‌ی آموزش و اعتبارسنجی، عملکرد قابل قبولی را از خود بروز دهد، باید به دنبال کمیته‌سازی $RMSE$ در هر دو مرحله‌ی آموزش و اعتبارسنجی به طور هم‌زمان بود. در این راستا، در پژوهش حاضر پیشنهاد شده است که میانگین هندسی $RMSE$ در دو مرحله، کمیته‌سازی شود. از آنجا که میانگین هندسی برخلاف میانگین حسابی این قابلیت را دارد که هم میانگین و هم میزان شباهت متغیرهای میانگین‌گیری شده را به طور هم‌زمان ارائه کند، در صورتی که میانگین هندسی دو عدد کمیته شود،

از غیرفازی‌ساز مرکز ثقل استفاده شده است. به منظور روشن کردن شیوه‌ی کارکرد این مدل فازی، در پژوهش حاضر، آخرین سیستم فازی از پنج سیستم یعنی (R_5) انتخاب و مطابق روابط ۱۳ الی ۱۸ فرمول‌بندی شده است. همچنین توابع عضویت فازی استفاده شده در فازی‌سازی مقدماتی و نیز نحوه‌ی ترکیب مقدماتی مذکور در نوشتار تسفاماریام (۲۰۰۸)^[۲۱] قابل مشاهده است.

$$R_1 : \text{If } I^{BV} \text{ is } VL \text{ AND } I^{SH} \text{ is } VL \text{ THEN } I^{BD} = 1 \quad (13)$$

$$R_2 : \text{If } I^{BV} \text{ is } VL \text{ AND } I^{SH} \text{ is } L \text{ THEN } I^{BD} = 1 \quad (14)$$

$$R_3 : \text{If } I^{BV} \text{ is } VL \text{ AND } I^{SH} \text{ is } M \text{ THEN } I^{BD} = 1 \quad (15)$$

$$R_4 : \text{If } I^{BV} \text{ is } VL \text{ AND } I^{SH} \text{ is } H \text{ THEN } I^{BD} = 2 \quad (16)$$

$$R_5 : \text{If } I^{BV} \text{ is } VL \text{ AND } I^{SH} \text{ is } VH \text{ THEN } I^{BD} = 2 \quad (17)$$

⋮ ⋮ ⋮ ⋮

$$R_{25} : \text{If } I^{BV} \text{ is } VH \text{ AND } I^{SH} \text{ is } VH \text{ THEN } I^{BD} = 5 \quad (18)$$

که در آن‌ها، I^{BV} شاخص آسیب‌پذیری ساختمان، I^{SH} شاخص خطر لزره‌یی و I^{BD} شاخص خسارت‌پذیری لزره‌یی ساختمان هستند که اصطلاحاً سطح خسارت نیز نامیده می‌شود و از ۱ تا ۵ متغیر است. پس از تشکیل همه‌ی ۲۵ قانون مذکور از پنج‌مین سیستم فازی مدل سلسله‌مراتبی فازی، روش غیرفازی‌ساز مرکز ثقل به صورت رابطه‌ی ۱۹ به محاسبه‌ی عدد نهایی سطح خسارت می‌پردازد:

$$I^{BD*} = \frac{\sum_{i=1}^{25} I_i^{BD} \times \mu_{C_i}(I_i^{BD})}{\sum_{i=1}^{25} \mu_{C_i}(I_i^{BD}) + \varepsilon} \quad (19)$$

که در آن، $\mu_{C_i}(I_i^{BD}) = \mu_{A_i}(I_i^{BV}) \times \mu_{B_i}(I_i^{SH})$ و i شماره‌دهی قوانین فازی است که از ۱ تا ۲۵ متغیر است. μ بیانگر درجه عضویت فازی است و A_i ، B_i و C_i به ترتیب توابع عضویت فازی تعریف شده برای شاخص‌های I_i^{BV} ، I_i^{SH} و I_i^{BD} هستند. I^{BD*} خروجی نهایی مدل سلسله‌مراتبی فازی و ε یک عدد مثبت بسیار کوچک است که برای جلوگیری از تکینگی در مخرج کسر I^{BD*} استفاده شده است. از آنجا که I^{BD*} در حالت کلی یک عدد حقیقی (اعشاری) است، در حالی که باید برابر کمیته‌ی گسسته، مانند: ۱، ۲، ۳، ۴ و ۵ به عنوان سطح خسارت لزره‌یی باشد، بنابراین از رابطه‌ی ۲۰ جهت گسسته‌سازی I^{BD*} استفاده می‌شود:

$$I_{dis}^{BD*} = \text{Round}(\max(I^{BD*}, 1)) \quad (20)$$

که در آن، I_{dis}^{BD*} شاخص نهایی خسارت‌پذیری و یا همان سطح خسارت لزره‌یی محاسبه شده توسط مدل فازی است که در روابط آتی به اختصار I^{BD} نامیده می‌شود. محاسبات سایر سیستم‌های فازی پنج‌گانه نیز به طریقی مشابه صورت می‌گیرد، با این تفاوت که تالی سیستم‌های ذکر شده برخلاف سیستم R_5 ، یک کمیته مجهول است که خود طی فرایند کالیبراسیون (آموزش) مدل فازی محاسبه و تعیین می‌شود.

$$SI_{Obs} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (I_i^{BD'} - \overline{I^{BD'}})^2}{N}} \quad (۳۲)$$

$$SI_{Comp} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (I_i^{BD} - \overline{I^{BD}})^2}{N}} \quad (۳۳)$$

$$DSI = |SI_{Obs} - SI_{Comp}| \quad (۳۴)$$

که در آن‌ها، $MAPE$ خطای درصد مطلق میانگین، $RRMSE$ جذر میانگین مربعات خطای نسبی، R ضریب همبستگی، PI شاخص عملکرد، d شاخص تطابق، SI_{Obs} شاخص پراکندگی سطوح خسارت مشاهداتی، SI_{Comp} شاخص پراکندگی سطوح خسارت محاسباتی و DSI قدرمطلق تفاضل این دو شاخص هستند.^[۲۲] لازم به ذکر است که شاخص پراکندگی برابر نسبت انحراف یک مجموعه داده به میانگین آن‌هاست. بنابراین، شاخص پراکندگی با حذف اثر مقیاس داده‌ها، میزان تنوع میان آن‌ها را در مقایسه با داده‌های دیگر به شکل منطقی‌تری منعکس می‌کند.

هر چه مقادیر معیارهای $MAPE$ و $RRMSE$ کوچک‌تر باشند، دقت مدل در پیش‌بینی سطح خسارت لرزه‌ی بیشتر خواهد بود و مقادیر بزرگ‌تر معیارهای R و d نیز بیانگر عملکرد بهتر مدل فازی هستند. همچنین، هر چه مقادیر معیارهای SI_{Obs} و SI_{Comp} بزرگ‌تر باشند، مجموعه‌های داده‌های مشاهداتی و محاسباتی متنوع‌ترند و بنابراین مدل فازی ایجاد شده را می‌توان با اطمینان بالاتری در شبیه‌سازی فرایندهای مشابه به کار گرفت. آخرین معیار، DSI است که هر چه کوچک‌تر باشد، به معنای تطابق بیشتر مجموعه‌های داده‌های مشاهداتی و محاسباتی و بالاتر بودن دقت مدل در شبیه‌سازی و تخمین خسارت لرزه‌ی است.

۳. مطالعه‌ی موردی

زلزله‌ی سرپل ذهاب در ساعت ۲۱ و ۴۸ دقیقه (به وقت محلی) در روز ۲۱ آبان‌ماه ۱۳۹۶ هجری شمسی، مطابق با ساعت ۱۸ و ۱۸ دقیقه (به وقت جهانی) روز ۱۲ نوامبر ۲۰۱۷ میلادی با بزرگای گشتاوری ۷/۳ در فاصله‌ی ۱۰ کیلومتری ازگله و حدود ۳۷ کیلومتری شمال غرب شهرستان سرپل ذهاب از استان کرمانشاه به وقوع پیوسته است. بیشینه‌ی شتاب زمین (PGA) ۲° ثبت شده در سرپل ذهاب به میزان ۶۸۴ گال ۲۱ بوده و اغلب خسارت‌های شدید ساختمانی نیز در سرپل ذهاب رخ داده است. طی یک پروژه‌ی پژوهشی، به کمک روش ارزیابی سریع بصری (RVS)،^[۲۳] اغلب ساختمان‌های آسیب‌دیده در منطقه‌ی زلزله‌زده از جمله شهر سرپل ذهاب بررسی و میزان خسارت‌پذیری لرزه‌ی ساختمانی بتنی در شهر زلزله‌زده‌ی سرپل ذهاب، در پژوهش حاضر ارزیابی شده‌اند.

۴. نتایج و بحث

جهت آموزش مدل فازی پیش‌بینی‌کننده‌ی خسارت لرزه‌ی ازدوالگوریتم شناخته‌شده‌ی بهینه‌سازی فراابتکاری ازدحام ذرات (PSO) و گرگ خاکستری (GWO) به همراه یک سویه‌ی جدید و پیشرفته از الگوریتم ازدحام ذرات (GuASPSO) استفاده شده است. طی فرایند آموزش مدل شبیه‌ساز فازی، که اصطلاحاً کالیبراسیون نیز خوانده می‌شود، پارامترهای داخلی مجهول مدل فازی همگی به صورت بهینه تعیین

این بدان معناست که دو عدد متشابهاً کمینه شده‌اند. در نتیجه، در پژوهش حاضر از میانگین‌گیری هندسی میان شاخص‌های $RMSE$ در دو مرحله‌ی آموزش و اعتبارسنجی استفاده شده است (مطابق رابطه‌ی ۲۶):

$$OPI = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N W_i \prod_{i=1}^T (RMSE_{max} - RMSE_i)^{W_i}}{\sum_{i=1}^N W_i}} \quad (۲۶)$$

$$= \left\{ (3 - RMSE_{\downarrow})^{W_{\downarrow}} \times (3 - RMSE_{\uparrow})^{W_{\uparrow}} \right\}^{1/(W_{\downarrow} + W_{\uparrow})}$$

که در آن، $RMSE_{\downarrow}$ و $RMSE_{\uparrow}$ به ترتیب جذر میانگین مربعات خطای داده‌های محاسباتی و مشاهداتی در مراحل آموزش و اعتبارسنجی هستند. همچنین OPI $W_{\downarrow} = W_{\uparrow} = 0.5$ شاخص عملکرد کلی نامیده می‌شود که هر چه بزرگ‌تر باشد، عملکرد مدل فازی در شبیه‌سازی رابطه‌ی میان ورودی‌ها و خروجی و محاسبه‌ی سطح خسارت نهایی مطلوب‌تر خواهد بود. در فرایند آموزش مدل فازی در نوشتار حاضر، ۵۰ مرتبه، مجموعه‌هایی از داده‌های آموزش و اعتبارسنجی به نسبت ۷۰٪ به ۳۰٪ انتخاب و پس از هر بار انتخاب دو مجموعه، ۵ مرتبه الگوریتم بهینه‌سازی اجرا شده است. همچنین در هر بار اجرای الگوریتم، فرایند بهینه‌سازی در ۱۰۰۰ تکرار و با ۳۰ عامل جست‌وجوگر به‌عنوان اندازه‌ی جمعیت الگوریتم انجام شده است. در مجموع، ۲۲ متغیر تصمیم‌گیر قابل تنظیم در مدل منطقی فازی وجود دارد که طی مراحل مذکور به صورت بهینه تعیین و مدل پیش‌بینی‌کننده‌ی فازی با تنظیم کلیه‌ی پارامترهای مذکور شکل گرفته و آماده‌ی استفاده در فرایند شبیه‌سازی خسارت‌پذیری لرزه‌ی ساختمان‌هایی شده است که به لحاظ موقعیت جغرافیایی و نیز پارامترهای ورودی تقریباً در همان محدوده‌ی قرار دارند که پارامترهای مدل طراحی شده با اعمال داده‌های مربوط به آن بهینه می‌شوند.

۵.۲. معیارهای کارایی مدل منطقی فازی

علاوه بر معیار بسیار معروف و شناخته‌شده‌ی $RMSE$ ، معیارهای دیگری نیز جهت ارزیابی کارایی مدل منطقی فازی ایجاد شده وجود دارند که به صورتی کامل و جامع می‌توانند میزان قدرت نسبی یک مدل شبیه‌ساز را در تخمین خروجی موردانتظار از آن ارائه کنند که در روابط ۲۷ الی ۳۴ ارائه شده‌اند:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{I_i^{BD'} - I_i^{BD}}{I_i^{BD'}} \right| \quad (۲۷)$$

$$RRMSE = \frac{1}{|I^{BD'}|} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (I_i^{BD'} - I_i^{BD})^2}{N}} \quad (۲۸)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (I_i^{BD'} - \overline{I^{BD'}})(I_i^{BD} - \overline{I^{BD}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (I_i^{BD'} - \overline{I^{BD'}})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^N (I_i^{BD} - \overline{I^{BD}})^2}} \quad (۲۹)$$

$$PI = \frac{RRMSE}{R + 1} \quad (۳۰)$$

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (I_i^{BD'} - I_i^{BD})^2}{\sum_{i=1}^N \left(\left| I_i^{BD'} - \overline{I^{BD'}} \right| + \left| I_i^{BD} - \overline{I^{BD}} \right| \right)^2} \quad (۳۱)$$

جدول ۱. معیارهای کارایی مدل‌های پیش‌بینی‌کننده منطق فازی آموزش دیده با سه الگوریتم بهینه‌سازی در مرحله‌ی آموزش مدل‌ها.

معیارهای کارایی	الگوریتم‌ها			تفاوت (%)	
	GuASPSO	PSO	GWO	GUAPSO vs.PSO	GUAPSO vs.GWO
MAPE	۰/۱۷۱۳	۰/۱۶۲۰	۰/۱۸۳۷	-۵/۷۴۱(-)	۶/۷۵(+)
RMSE	۰/۸	۰/۸۱۲۴	۰/۸۷۱۸	۱/۵۲۶۳(+)	۸/۲۳۵۸(+)
RRMSE	۰/۲۰۷۳	۰/۲۰۸۳	۰/۲۲۵۹	۰/۴۸۰۱(+)	۸/۲۳۳۷(+)
PI	۰/۱۲۸۳	۰/۱۳۴۳	۰/۱۴۶۴	۴/۴۶۷۶(+)	۱۲/۳۶۳۴(+)
R	۰/۶۱۵۲	۰/۵۵۱۱	۰/۵۴۲۴	۱۱/۶۳۱۳(+)	۱۳/۴۲۱۸(+)
d	۰/۵۷۴۷	۰/۴۹۹۱	۰/۵۱۱۰	۱۵/۱۴۷۳(+)	۱۲/۴۶۵۸(+)
SI_{obs}	۰/۲۰۹۴	۰/۱۸۸۶	۰/۲۰۲۸	۱۱/۰۲۸۶(+)	۳/۲۵۴۴(+)
SI_{comp}	۰/۲۴۶۰	۰/۲۳۹۱	۰/۲۶۱۸	۲/۸۸۵۸(+)	۶/۰۳۵۱(-)
DSI	۰/۰۳۶۶	۰/۰۵۰۵	۰/۰۵۹۰	۲۷/۵۲۴۸(+)	۳۷/۹۶۶۱(+)

جدول ۲. معیارهای کارایی مدل‌های پیش‌بینی‌کننده منطق فازی آموزش دیده با سه الگوریتم بهینه‌سازی در مرحله‌ی اعتبارسنجی مدل‌ها.

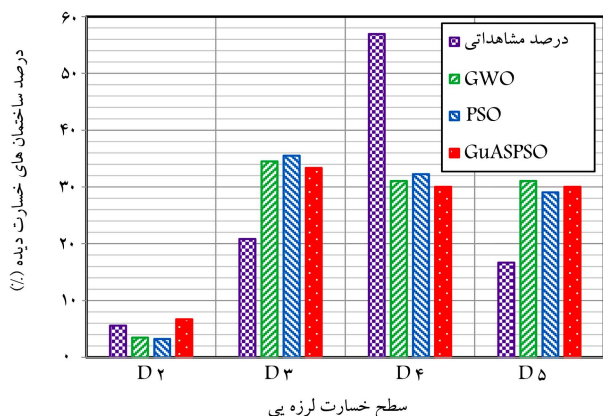
معیارهای کارایی	الگوریتم‌ها			تفاوت (%)	
	GuASPSO	PSO	GWO	GUAPSO vs.PSO	GUAPSO vs.GWO
MAPE	۰/۱۴۵۵	۰/۱۷۴۲	۰/۱۷۴۲	۱۶/۴۷۵۳(+)	۱۶/۴۷۵۳(+)
RMSE	۰/۳۸۱۴	۰/۴۱۷۴	۰/۴۱۷۴	۸/۶۲۴۸(+)	۸/۶۲۴۸(+)
RRMSE	۰/۰۹۹۹	۰/۱۱۲۰	۰/۱۰۹۳	۱۰/۸۰۳۶(+)	۸/۶(+)
PI	۰/۰۶۲۰	۰/۰۷۰۲	۰/۰۷۵۶	۱۱/۶۸۰۹(+)	۱۷/۹۸۹۴(+)
R	۰/۶۱۱۹	۰/۵۹۵۶	۰/۴۴۵۹	۲/۷۳۶۷(+)	۳۷/۲۲۸۱(+)
d	۰/۴۸۱۱	۰/۶۱۷۱	۰/۵۱۸۹	۲۲/۰۳۸۶(-)	۷/۲۸۴۶(-)
SI_{obs}	۰/۱۷۴۰	۰/۲۲۱۹	۰/۱۹۱۹	۲۱/۵۸۶۳(-)	۹/۳۲۷۸(-)
SI_{comp}	۰/۲۵۶۳	۰/۲۵۰۹	۰/۲۴۳۵	۲/۱۵۲۳(+)	۴/۴۸۴۳(+)
DSI	۰/۰۸۲۳	۰/۰۲۹۰	۰/۰۵۱۶	۱۸۳/۷۹۳۱(-)	۵۹/۴۹۶۱(-)

جدول ۳. معیارهای کارایی مدل‌های پیش‌بینی‌کننده منطق فازی آموزش دیده با سه الگوریتم بهینه‌سازی در کل مجموعه‌ی داده‌ها.

معیارهای کارایی	الگوریتم‌ها			تفاوت (%)	
	GuASPSO	PSO	GWO	GUAPSO vs.PSO	GUAPSO vs.GWO
MAPE	۰/۱۶۳۴	۰/۱۶۵۷	۰/۱۸۰۸	۱/۳۸۳۸۱(+)	۹/۶۲۳۹(+)
RMSE	۰/۴۰۴۳	۰/۴۰۷۱	۰/۴۲۵۲	۰/۶۸۷۸(+)	۴/۹۱۵۳(+)
RRMSE	۰/۱۰۵۱	۰/۱۰۵۸	۰/۱۱۰۵	۰/۶۶۱۶(+)	۴/۸۸۶۹(+)
PI	۰/۰۶۵۲	۰/۰۶۷۵	۰/۰۷۲۹	۳/۴۰۷۴(+)	۱۰/۵۶۲۴(+)
R	۰/۶۱۲۰	۰/۵۶۷۸	۰/۵۱۶۰	۷/۷۸۴۴(+)	۱۸/۶۰۴۷(+)
d	۰/۵۵۲۲	۰/۵۴۴۰	۰/۵۱۴۰	۱/۵۰۷۴(+)	۷/۴۳۱۹(+)
SI_{obs}	۰/۱۹۸۳	۰/۱۹۸۳	۰/۱۹۸۳	۰(≈)	۰(≈)
SI_{comp}	۰/۲۴۷۷	۰/۲۴۱۵	۰/۲۵۴۶	۲/۵۶۷۳(+)	۲/۷۱۰۱(-)
DSI	۰/۰۴۹۴	۰/۰۴۳۲	۰/۰۵۶۳	۱۴/۳۵۱۹(-)	۱۲/۲۵۵۸(+)

همچنین ۹ معیار کارایی بیشتر ذکر شده جهت ارزیابی عملکرد مدل‌های منطق فازی در پیش‌بینی خسارت‌پذیری لرزه‌ی استفاده شده‌اند، که در جدول‌های ۱ الی ۳ به ترتیب مقادیر عددی آن‌ها برای مدل منطق فازی طراحی شده به کمک سه الگوریتم بهینه‌سازی در سه مرحله‌ی آموزش، اعتبارسنجی و در کل داده‌ها ارائه شده‌اند. در جدول‌های ۱ الی ۳، علائم (+)، (-) و (≈) به ترتیب نشان‌دهنده‌ی برتری، عدم برتری و تساوی الگوریتم پیشرفته‌ی GuASPSO در مقایسه با دو

شده‌اند. پارامترهای ذکر شده شامل کمیت‌های مهم متناسب به متغیرهای زبانی: ۱. نامنظمی در ارتفاع (VI)؛ ۲. نامنظمی در پلان (PI)؛ ۳. کیفیت ساخت (CQ)؛ ۴. سال ساخت (YC)؛ که ضرایب تبدیل آن برای ساختمان‌های مختلف براساس روش ارائه شده در نوشتار یزدی و همکاران (۲۰۲۰)^[۲۴] تعیین شده‌اند؛ ۵. سیستم باربر لرزه‌ی ساختمان (SS)؛ ۶. شاخص خطر لرزه‌ی سایت وقوع زلزله (I^{SH}) و ۷. سطح خسارت واقعی مشاهداتی ساختمان‌ها در سایت زلزله ($I^{BD'}$) هستند.



شکل ۲. درصد محاسبه شده‌ی ساختمان‌های خسارت دیده در سطوح مختلف خسارت لرزه‌یی.

جدول‌های ۴ الی ۶ نشان می‌دهند که مدل فازی آموزش‌دیده با الگوریتم GuASPSO سطح دوم خسارت (D2) که فقط چهار ساختمان از مجموع ۷۲ ساختمان در آن قرار دارند، را بهتر از مدل‌های آموزش‌دیده با دو الگوریتم دیگر پیش‌بینی کرده است. همان‌طور که در جدول ۷ نیز مشاهده می‌شود، مدل کالیبره شده توسط الگوریتم GuASPSO، هم دقت متوسط بالاتر و هم حساسیت بالاتری نسبت به سطوح مختلف خسارت دارد. به این معنا که نسبت به دو مدل دیگر، توانایی بیشتری در تشخیص صحیح سطوح خسارت لرزه‌یی دارد. شایان ذکر است از آنجا که در مجموعی داده‌های زلزله‌ی مطالعه شده، هیچ ساختمانی در سطح خسارت اول (D1) قرار ندارد، لذا، سطح خسارت اول (D1) در جدول‌های ۴ الی ۶ ارائه نشده است. همچنین نتایج یک تحلیل چندمعیاره به روش برنامه‌ریزی سازشی^{۲۳} در جدول ۸ ارائه شده است. نتایج این تحلیل نیز حاکی از برتری مطلق مدل فازی آموزش‌دیده با الگوریتم GuASPSO بر مدل‌های کالیبره‌شده با دو الگوریتم دیگر است. متغیرهای تصمیم بهینه شده توسط هر سه الگوریتم ذکر شده در جدول ۹ ارائه شده‌اند. در انتها، در شکل ۲، درصد ساختمان‌های خسارت دیده به تفکیک سطح خسارت شناسایی شده مشاهده می‌شود.

۵. نتیجه‌گیری

روش غربالگری سریع بصری (RVS) که عمدتاً جهت ارزیابی ویژگی‌های لرزه‌یی یک ساختمان و نیز سطح خسارت لرزه‌یی آن استفاده می‌شود، به رغم بهره بردن از سادگی و سرعت قابل ملاحظه در مقایسه با روش‌های دیگر، دقت بالایی ندارد. دلیل عمده‌ی این امر را باید در عدم قطعیت ذاتی موجود در روش RVS جست‌وجو کرد. این موضوع، انگیزه‌ی اصلی استفاده از مدل منطق فازی در نوشتار حاضر در لحاظ کردن همه‌ی این عدم قطعیت‌ها و در نتیجه هر چه دقیق‌تر سازی فرایند شبیه‌سازی اثر زلزله در ساختمان‌ها جهت برآورد سطح خسارت لرزه‌یی آنها بوده است. از مدل فازی ارائه شده برای پیش‌بینی شاخص خسارت‌پذیری لرزه‌یی ساختمان‌های واقع در سایت لرزه‌یی منطقه‌ی سرپل‌دهاب رخ داده در سال ۱۳۹۶ استفاده شده است. در نوشتار حاضر، به منظور آموزش مدل فازی استفاده شده از سه الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری گرگ خاکستری (GWO)، ازدحام ذرات (PSO) و یک الگوریتم جدیداً پیشنهاد شده با عنوان الگوریتم ازدحام

جدول ۴. ماتریس چگونگی عملکرد مدل فازی آموزش‌دیده با الگوریتم GWO در پیش‌بینی سطوح مختلف خسارت لرزه‌یی.

خسارت محاسباتی						
حساسیت (%)	D5	D4	D3	D2	N = 72	
25	0	1	2	1	D2	خسارت مشاهداتی
66/67	0	4	10	1	D3	
21/95	16	9	13	3	D4	
75	9	3	0	0	D5	
دقت (%)	36	52/94	40	20		

جدول ۵. ماتریس چگونگی عملکرد مدل فازی آموزش‌دیده با الگوریتم PSO در پیش‌بینی سطوح مختلف خسارت لرزه‌یی.

خسارت محاسباتی						
حساسیت (%)	D5	D4	D3	D2	N = 72	
25	0	1	2	1	D2	خسارت مشاهداتی
73/33	0	3	11	1	D3	
24/39	17	10	13	1	D4	
75	9	3	0	0	D5	
دقت (%)	34/62	58/82	42/31	33/33		

جدول ۶. ماتریس چگونگی عملکرد مدل فازی آموزش‌دیده با الگوریتم GuASPSO در پیش‌بینی سطوح مختلف خسارت لرزه‌یی.

خسارت محاسباتی						
حساسیت (%)	D5	D4	D3	D2	N = 72	
50	0	1	1	2	D2	خسارت مشاهداتی
66/67	0	3	10	2	D3	
21/95	19	9	13	0	D4	
75	9	3	0	0	D5	
دقت (%)	32/14	56/25	41/67	50		

جدول ۷. ماتریس خلاصه عملکرد مدل فازی آموزش‌دیده با سه الگوریتم بهینه‌سازی در پیش‌بینی سطوح مختلف خسارت لرزه‌یی.

الگوریتم	متوسط دقت (%)	متوسط (%)
GWO	37/24	41/16
PSO	42/27	49/43
GuASPSO	45/02	53/41

الگوریتم بهینه‌ساز دیگر هستند. بهترین معیار کارایی مربوط به مدل فازی در هر یک از جدول‌های مذکور با اندازه‌ی درشت^{۲۲} (پررنگ‌تر) ارائه شده‌اند. همان‌طور که از نتایج مشخص است، الگوریتم GuASPSO در ۷ مورد از معیارهای مرحله‌ی آموزش (۷۸٪)، ۶ مورد از معیارهای مرحله‌ی اعتبارسنجی (۶۷٪) و ۷ مورد از معیارهای مربوط به کل مجموعه‌ی داده‌ها (۷۸٪) بر دو الگوریتم دیگر کاملاً برتری دارد. همچنین نتایج پیش‌بینی سطوح خسارت لرزه‌یی دوم، سوم، چهارم و پنجم که به ترتیب با نمادهای D2، D3، D4، D5 مشخص شده است، در قالب سه ماتریس در جدول‌های ۴ الی ۶ ارائه شده‌اند. در جدول ۷ نیز دقت و حساسیت متوسط مدل‌های فازی در پیش‌بینی سطوح مختلف خسارت ارائه شده است.

جدول ۸. شاخص برنامه‌ریزی سازشی برای مدل‌های مختلف فازی در سه مرحله طراحی مدل‌ها.

مرحله	الگوریتم‌ها			تفاوت (%)
	GuASPSO	PSO	GWO	
آموزش	۰/۸۱۶۶	۲/۰۷۵۰	۲/۶۰۹۶	۶۰/۶۴۶۷(+)
اعتبارسنجی	۱/۷۳۲۱	۱/۸۸۴۴	۲/۵۸۹۲	۸/۰۸۵۸(+)
کل	۰/۷۰۸۲	۱/۱۸۴۳	۲/۶۴۵۸	۴۰/۱۹۹۰(+)

جدول ۹. پارامترهای داخلی محاسبه‌شده‌ی مدل منطق فازی (متغیرهای تصمیم بهینه شده توسط الگوریتم‌های مختلف بهینه‌سازی).

الگوریتم آموزش مدل فازی			پارامترهای کالیبره شده
GuASPSO	PSO	GWO	
۰/۳۹۵۸	۰/۲۵۹۵	۰/۰۱۳۳	VI(no)
۰/۷۹۳۵	۰/۵۰۰۹	۰/۵۴۳۹	VI(yes)
۰/۳۰۴۵	۰/۴۲۲۴	۰/۳۷۱۵	PI(no)
۰/۶۷۶۷	۰/۶۷۲۷	۰/۷۶۸۲	PI(yes)
۰/۸۸۹۱	۰/۷۸۱۲	۰/۹۹	CQ(poor)
۰/۶۳۸۶	۰/۲۸۵۴	۰/۷۱۵۷	CQ(average)
۰/۱۵۲۶	۰/۱۲۷۵	۰/۲۴۴۰	CQ(good)
۰/۲۱۹۲	۰/۰۳۷۳	۰/۰۱۳۸	SS(MSW)
۰/۴۱۲۸	۰/۶۴۳۸	۰/۴۲۳۵	SS(MRFI)
۰/۷۴۷۹	۰/۸۸۴۵	۰/۷۶۵۲	SS(MRF)
۰/۱۷۰۳	۰/۲۰۹۹	۰/۲۵	R ₁ (L)
۰/۴۹۲۲	۰/۵۴۹۶	۰/۶۲۷۶	R ₁ (M)
۰/۸۳۳۴	۰/۷	۰/۸۹۹۱	R ₁ (H)
۰/۱۳۲۸	۰/۲۴۸۹	۰/۰۳۳۰	R ₂ (L)
۰/۶۱۷۵	۰/۷	۰/۵۰۲۲	R ₂ (M)
۰/۹۴۱۸	۰/۹۳۲۱	۱	R ₂ (H)
۰/۰۸۱۱	۰/۰۵۷۴	۰/۱۴۶۷	R ₃ (L)
۰/۳۶۴۵	۰/۴۰۵۴	۰/۴۰۵۹	R ₃ (M)
۰/۷۸۱۰	۰/۹۲۴۵	۰/۷۱۶۲	R ₃ (H)
۰/۰	۰/۰۰۵۶	۰/۰۲۶۹	R ₄ (L)
۰/۳۳۴۰	۰/۲۶۵۲	۰/۲۷۴۸	R ₄ (M)
۰/۷۸۵۶	۰/۹۰۰۵	۰/۸۱۲۵	R ₄ (H)

ذرات مبتنی بر جست‌وجوی تطبیقی هدایت شده (GuASPSO) استفاده شده است. جهت ارزیابی کارایی هر یک از مدل‌های طراحی شده از ۹ معیار کارایی استفاده شد و نتایج نشان داد که مدل منطق فازی آموزش دیده با الگوریتم GuASPSO در هر سه مرحله‌ی: آموزش، اعتبارسنجی و در کل مجموعه‌ی داده‌ها، عملکرد کاملاً مناسب‌تری را در مقایسه با دو الگوریتم شناخته شده‌ی دیگر از خود نشان داده است. نتایج یک تحلیل چندمعیاره نیز حاکی از برتری

الگوریتم GuASPSO به میزان ۷۳٪ بر الگوریتم GWO و ۴۰٪ بر الگوریتم PSO در آموزش مدل فازی است. از آنجا که پیشتر الگوریتم GuASPSO قابلیت خود را در حل مسائل بهینه‌سازی بزرگ - مقیاس استاندارد و نیز در حل دو مثال کاربردی دیگر نشان داده بود، نتایج نوشتار حاضر می‌تواند بر اعتبار الگوریتم GuASPSO در حل انواع مسائل بهینه‌سازی بیافزاید. از این رو استفاده از الگوریتم GuASPSO در حل سایر انواع مسائل طراحی مهندسی نیز توصیه می‌شود.

ذرات مبتنی بر جست‌وجوی تطبیقی هدایت شده (GuASPSO) استفاده شده است. جهت ارزیابی کارایی هر یک از مدل‌های طراحی شده از ۹ معیار کارایی استفاده شد و نتایج نشان داد که مدل منطق فازی آموزش دیده با الگوریتم GuASPSO در هر سه مرحله‌ی: آموزش، اعتبارسنجی و در کل مجموعه‌ی داده‌ها، عملکرد کاملاً مناسب‌تری را در مقایسه با دو الگوریتم شناخته شده‌ی دیگر از خود نشان داده است. نتایج یک تحلیل چندمعیاره نیز حاکی از برتری

پانویس‌ها

1. Rapid Visual Screening (RVS)

2. Federal Emergency Management Agency (FEMA)
3. Harirchian
4. Uncertainty
5. Tesfamarian & Saatcioglu

6. Northridge
7. Hyper Parameters
8. Guided Adaptive Search Based Particle Swarm Optimization Algorithm (GuASPSO)
9. Particle Swarm Optimization Algorithm (PSO)
10. Grey Wolf Optimization Algorithm (GWO)
11. Rezaei & Safavi
12. Kennedy & Eberhart
13. constriction coefficient
14. Exploration
15. Exploitation
16. Self-Organizing Map
17. Kohonen
18. Haykin
19. MATLAB
20. Peak Ground Acceleration (PGA)
21. GAL
22. Bold
23. Programming Compromise

(References) منابع

1. Tesfamariam, S. and Saatcioglu, M. "Risk-based seismic evaluation of reinforced concrete buildings", *Earthquake Spectra*, **24**(3), pp. 795-821 (2008).
2. Ghobarah, A. "Seismic assessment of existing RC structures progress", in *Structural Engineering and Materials*, **2**(1), pp. 60-71 (2000).
3. Tesfamariam, S. and Saatcioglu, M. "Seismic vulnerability assessment of reinforced concrete buildings using hierarchical fuzzy rule base modeling", *Earthquake Spectra*, **26**(1), pp. 235-256 (2010).
4. Bektas, N. and Keyes-Brassai, O. "Conventional RVS methods for seismic risk assessment for estimating the current situation of existing buildings: A State-of-the-Art review", *Sustainability*, **14**(5), p. 2583 (2022).
5. F.E.M.A. (FEMA)., *FEMA P-154 Rapid Visual Screening of Buildings for Potential Seismic Hazards: A Handbook*, Applied Technological Council (ATC), Washington, DC, USA (2015).
6. Harirchian, E., Hosseini, S.E., Jadhav, K. and et al. "A review on application of soft computing techniques for the rapid visual safety evaluation and damage classification of existing buildings", *Journal of Building Engineering*, **43**, p. 102536 (2021).
7. Harirchian, E., Lahmer, T., Buddhiraju, S. and et al. "Earthquake safety assessment of buildings through rapid visual screening", *Buildings*, **10**(3), p. 51 (2020).
8. Ketsap, A., Hansapinyo, C., Kronprasert, N. and et al. "Uncertainty and fuzzy decisions in earthquake risk evaluation of buildings", *Engineering Journal*, **23**(5), pp. 89-105 (2019).
9. Harirchian, E. and Lahmer, T. "Developing a hierarchical type-2 fuzzy logic model to improve rapid evaluation of earthquake hazard safety of existing buildings", *Structures*, **28**, pp. 1384-1399 (2020).
10. Harirchian, E. and Lahmer, T. "Improved rapid visual earthquake hazard safety evaluation of existing buildings using a type-2 fuzzy logic model", *Applied Sciences*, **10**(7), p. 2375 (2020).
11. Miyasato, G.H., Dong, W., Levitt, R.E. and et al. "Implementation of a knowledge based seismic risk evaluation system on microcomputers", *Artificial Intelligence in Engineering*, **1**(1), pp. 29-35 (1986).
12. Furuta, H., Shiraiishi, N., Umamo, M. and et al. "Knowledge-based expert system for damage assessment based on fuzzy reasoning", *Computers & Structures*, **40**(1), pp. 137-142 (1991).
13. Sen, Z. "Supervised fuzzy logic modeling for building earthquake hazard assessment", *Expert Systems with Applications*, **38**(12), pp. 14564-14573 (2011).
14. Allali, S.A., Abed, M. and Mebarki, A. "Post-earthquake assessment of buildings damage using fuzzy logic", *Engineering Structures*, **166**, pp. 117-127 (2018).
15. Morfidis, K. and Kostinakis, K. "Approaches to the rapid seismic damage prediction of r/c buildings using artificial neural networks", *Engineering Structures*, **165**, pp. 120-141 (2018).
16. Harirchian, E. and Lahmer, T. "Improved rapid assessment of earthquake hazard safety of structures via artificial neural networks", in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, **897**(1), p. 012014 (2020).
17. Rezaei, F. and Safavi, H.R. "GuASPSO: a new approach to hold a better exploration-exploitation balance in PSO algorithm", *Soft Computing*, **24**(7), pp. 4855-4875 (2020).
18. Kennedy, J. and Eberhart, R. "Particle swarm optimization. 1995", in: *Proceedings IEEE International Conference on Neural Networks, IV, IEEE Service Center, Piscataway*, pp. 1942-1948 (1995).
19. Mirjalili, S., Mirjalili, S.M. and Lewis, A. "Grey wolf optimizer", *Advances in Engineering Software*, **69**, pp. 46-61 (2014).
20. Haykin, S., "Neural networks and learning machines", 3rd edn., Prentice Hall, Englewood Cliffs (2009).
21. Tesfamariam, S. "Seismic risk assessment of reinforced concrete buildings using fuzzy based techniques", PhD Dissertation, Department of Civil Engineering, University of Ottawa (2008).
22. Gharehbaghi, S., Gandomi, M., Plevris, V. and et al. "Prediction of seismic damage spectra using computational intelligence methods", *Computers & Structures*, **253**, p. 106584 (2021).
23. Kalantari, A., Hashemi, B.H., Moghadam, A.S. and et al. "Buildings damage data collection after 2017 sarpol-e zahab earthquake", *SEE8 conf. Tehran, Iran* (2019).
24. Yazdi, M.H.Z., Dehkordi, M.R., Eghbali, M. and et al. "Seismic risk prioritization of steel buildings using fuzzy inference system: A case study of school buildings in selected regions of Tehran", *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, **52**(3), pp. 733-756 (In Persian) (1399/2020).