

روشی نوین مبتنی بر شبکه عصبی بدون بازرس عمیق جهت شناسایی آسیب های کلی و موضعی سازه های عمرانی

پدرام قادری^{۱*}، امین عبدالمالکی^۲

۱- استادیار، دانشکده عمران دانشگاه علم و صنعت ایران

۲- کارشناس ارشد سازه، دانشکده عمران دانشگاه علم و صنعت ایران

P_ghaderi@iust.ac.ir

تاریخ پذیرش ۱۴۰۰/۰۸/۱۱

تاریخ دریافت ۱۴۰۰/۰۲/۳۱

چکیده

سازه های مهندسی عمران به دلیل قرار گرفتن در معرض شرایط جوی و بارگذاری های مختلف در طول عمر خود ممکن است دچار آسیب های گوناگون شوند به همین دلیل پایش سلامت سازه همواره جز مسائل مورد توجه مهندسین عمران بوده است. در این مقاله یک روش نوین برای شناسایی آسیب های موضعی و کلی سازه های عمرانی با استفاده از شبکه عصبی بدون بازرس عمیق ارائه می شود. در این روش ابتدا سازه بدون آسیب تحت اثر بارهای محیطی قرار می گیرد. پاسخ های سازه تحت اثر بارهای محیطی به قطعات کوچکتری تقسیم بندی می شوند و با استفاده از تبدیل فوری گسسته به حوزه فرکانس منتقل می شوند. یک شبکه عصبی بدون بازرس عمیق که از چند لایه ماشین بولتزمن مجزا تشکیل شده است با استفاده از پاسخ های سازه بدون آسیب آموزش داده می شود. شبکه عصبی بدون بازرس عمیق پس از آموزش قادر به شناسایی ویژگی های معنادار موجود در پاسخ های سازه است. در مرحله بعد سازه در وضعیت نامشخص از نظر سلامت مورد بررسی قرار می گیرد. پاسخ های سازه در وضعیت مجهول در برابر بارهای محیطی جمع آوری شده و با استفاده از شبکه عصبی که پیشتر آموزش دیده، ویژگی های موجود در داده های جدید استخراج می شوند. این عمل می تواند به صورت جداگانه برای هر یک از بخش های مورد نظر در سازه انجام شود. با استفاده از ویژگی های استخراج شده از سازه سالم و سازه در وضعیت مجهول از نظر سلامت سازه، شاخص سلامت برای هر یک از بخش های مورد بررسی سازه محاسبه می شود. با توجه به ویژگی های استخراج شده در حالت سالم و مجهول سازه، وجود و شدت آسیب های احتمالی شناسایی می شوند. یکی از مزیت های روش ارائه شده عدم نیاز به مدلسازی آسیب ها برای آموزش شبکه عصبی است و فقط پاسخ های سازه سالم برای آموزش شبکه عصبی استفاده می شود. برای بررسی روش پیشنهادی یک ساختمان بلند مرتبه مدلسازی شده و شاخص های سلامت برای هر یک از قسمت های سازه محاسبه شده است. شاخص های سلامت محاسبه شده برای ساختمان مورد بررسی دارای دقت قابل قبولی هستند و دقت روش پیشنهادی تقریباً ۹۵ درصد است همچنین آسیب های موجود و شدت آنها با دقت مناسبی شناسایی شده اند.

واژه گان کلیدی: پایش سلامت سازه، یادگیری عمیق، شبکه عصبی بدون بازرس عمیق، استخراج ویژگی

پایش سلامت سازه همواره به عنوان یکی از موضوعات مهم و مورد بحث در زمینه مهندسی عمران بوده است. در این مقاله

۱- مقدمه

روشی نوین برای شناسایی و تعیین شدت آسیب‌های موجود در سازه‌های عمرانی ارائه شده است. در این روش یک شبکه عصبی بدون بازرس عمیق ویژگی‌های موجود در پاسخ‌های سازه در برابر بارهای محیطی را استخراج می‌کند و با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از پاسخ‌های سازه وجود و شدت آسیب‌های احتمالی تعیین می‌شود.

ایده‌های اولیه که باعث ایجاد شبکه عصبی شده است برای اولین بار توسط وارن مک کولاج و والتر پیتس [1] در سال ۱۹۴۳ میلادی ارائه شد که اولین مدل ارائه شده از یک شبکه عصبی است. در اواخر دهه ۱۹۴۰ میلادی هب [2] یک ایده برای آموزش شبکه عصبی با عنوان قانون هب ارائه داد. اولین شبکه عصبی کاربردی چند لایه توسط لپا در ۱۹۶۵ ارائه شد [3-5]. با گذشت زمان ایده‌ها و الگوریتم‌های متنوع برای آموزش شبکه‌های عصبی ارائه شد. در سال ۲۰۰۶ میلادی یک روش کاربردی برای آموزش شبکه‌های عصبی عمیق با استفاده از چندین لایه ماشین بولترمن مجزا [6] توسط هیتون [7] ارائه شد. الگوریتم‌های یادگیری عمیق قابلیت ایجاد شبکه‌های عصبی بدون بازرس را دارند. این ویژگی به دلیل فراوانی بیشتر داده‌های بدون برچسب نسبت به داده‌های برچسب گذاری شده، دارای اهمیت بالایی است که این مسئله باعث ارائه روش‌های متنوعی برای آموزش شبکه‌های عصبی بدون بازرس عمیق شده است [8-10]. شبکه‌های عصبی کاربردهای متنوعی [11] در زمینه مهندسی عمران دارند که یکی از این کاربردها پایش سلامت سازه است.

مهندسين عمران در هر دوره زمانی و با توجه به امکانات موجود، روش‌های متنوعی برای بررسی وضعیت سلامت سازه را پیشنهاد و مورد استفاده قرار داده‌اند. برای تصمیم‌گیری صحیح در مورد وجود یا عدم وجود آسیب باید حجم زیادی از داده‌ها در دسترس باشند [12]. نمایش استخراج و استفاده بهینه از داده‌ها نیازمند مطالعه زیاد است [13]. در سال‌های اخیر با توجه به پیشرفت توان محاسباتی کامپیوترها و همچنین ارائه تکنیک‌های مختلف یادگیری عمیق، از شبکه‌های عصبی عمیق در مسائل شناسایی آسیب در سازه‌های عمرانی استفاده‌های فراوانی شده است و روش‌های زیادی برای شناسایی آسیب در سازه‌های

عمرانی بر پایه یادگیری عمیق ارائه و مورد بررسی قرار گرفته اند. روش‌های پایش سلامت سازه با استفاده از شبکه عصبی عمیق را می‌توان به دو دسته کلی تقسیم‌بندی کرد. دسته اول روش‌های پایش سلامت بصری هستند [14-16] و دسته دوم روش‌های بر مبنای ارتعاش هستند [17-22]. در هر دو دسته، یک یا چند شبکه عصبی عمیق به شکلی آموزش داده می‌شوند که قادر به تشخیص آسیب‌های موجود در سازه خواهند بود. انتخاب نوع و معماری شبکه عصبی نیازمند دقت بالا و تناسب با مسئله مورد بررسی است و معمولاً جز چالش برانگیزترین مراحل کار است. در روش‌های پایش سلامت سازه بصری با استفاده از تکنیک‌های بینایی کامپیوتر و بر مبنای تصاویر برداشته شده از سازه شناسایی آسیب صورت می‌گیرد. اما بیشتر این روش‌ها فقط قادر به تشخیص نوع خاصی از آسیب‌ها مانند ترک در بتن و یا خوردگی است. همچنین روش‌های برای شناسایی ترک در صفحات کامپوزیت با استفاده از شبکه عصبی پیچشی ارائه شده‌اند [23]. در روش‌های پایش سلامت سازه بر مبنای ارتعاش با استفاده از تکنیک‌های شناسایی سیستم، شناسایی آسیب صورت می‌گیرد [24]. ایجاد آسیب در سازه‌های عمرانی باعث تغییر در رفتار دینامیکی سازه خواهد شد. روش‌های بر مبنای ارتعاش عموماً با شناسایی تغییرات ایجاد شده در رفتار دینامیکی سازه آسیب‌های موجود را شناسایی می‌کنند. با توجه به حجم بالای داده‌ها معمولاً پیدا کردن الگوهای آسیب کار دشواری است. شناسایی آسیب در سازه بر مبنای تغییر در رفتار لرزه ای سازه می‌تواند به صورت مسائل الگویابی فرمول بندی شود [25]. با استفاده از شبکه عصبی عمیق می‌توان آسیب‌های موجود در سازه را شناسایی کرد [26]. همچنین در یک پژوهش [27] مشخص شد که شناسایی ویژگی‌های دینامیکی سازه با استفاده از پاسخ‌های سازه در برابر بارهای دینامیکی امکان پذیر است. روش‌های متنوعی [28-31] برای شناسایی آسیب‌های سازه با استفاده از ارتعاشات ایجاد شده در سازه و پیدا کردن الگوهای آسیب در سازه با استفاده از شبکه عصبی بدون بازرس عمیق توسط پژوهشگران مختلفی ارائه شده‌اند. روش‌هایی که برای شناسایی آسیب توسط مهندسين عمران ارائه و مورد استفاده قرار می‌گیرند عموماً در یکی از گروه‌های پایش سلامت بصری

و یا پایش سلامت بر مبنای ارتعاش قرار می گیرند. اما در برخی موارد روش هایی ارائه شده اند که ظاهر متفاوت تری دارند [32]. همچنین روش های برای تشخیص آسیب در شرایطی که عدم قطعیت در طراحی و پاسخ های ثبت شده از سازه وجود داشته باشد [33] یا بازسازی داده های مفقود شده با استفاده از شبکه عصبی پیچشی [34] وجود دارند.

در این مقاله روشی نوین برای شناسایی آسیب های موجود در سازه های عمرانی ارائه شده است. در این روش ابتدا پاسخ های سازه بدون آسیب در برابر بارهای محیطی ثبت می شود. پاسخ های ثبت شده به بردارهای کوچکتری با طول های یکسان تقسیم بندی می شوند سپس به حوزه فرکانس منتقل می شوند. هر یک از این بردارها حاوی اطلاعاتی در مورد سازه بدون آسیب هستند. در مرحله بعد یک شبکه عصبی بدون بازرس عمیق که از پشت سر هم قرار گرفتن چند لایه ماشین بولتزمن مجزا تشکیل شده است با استفاده از پاسخ های سازه بدون آسیب آموزش داده می شود و ویژگی های موجود در پاسخ های سازه بدون آسیب استخراج و ذخیره می شوند. برای شناسایی آسیب های موجود در سازه در وضعیت مجهول ابتدا پاسخ های سازه در برابر بارهای محیطی جمع آوری می شوند و به قطعات کوچکتری تقسیم بندی می شوند سپس به حوزه فرکانس منتقل می شوند. با استفاده از شبکه عصبی بدون بازرس عمیق که قبلاً با استفاده از پاسخ های سازه بدون آسیب آموزش داده شده است، ویژگی های موجود در پاسخ های سازه مجهول از نظر آسیب استخراج و ذخیره می شود. با توجه به ویژگی های استخراج شده در وضعیت بدون آسیب و مجهول، شاخص سلامت در هر یک از بخش های سازه محاسبه می شود که بیانگر شدت آسیب ایجاد شده در سازه است. یکی از نوآوری های ارائه شده در این مقاله معماری شبکه عصبی است. شبکه عصبی مورد استفاده یک شبکه عصبی بدون بازرس عمیق متشکل از چند لایه ماشین بولتزمن مجزا است. کاهش ابعاد و استخراج ویژگی از داده های ورودی با توجه به معماری انتخاب شده برای شبکه عصبی، با سرعت و دقت بالایی صورت می گیرد. همچنین در روش پیشنهادی فقط پاسخ های سازه در برابر بارهای محیطی برای تعیین شاخص سلامت سازه مورد نیاز است. برای آموزش شبکه عصبی بدون بازرس عمیق

نیازی به مدلسازی آسیب های مختلف در سازه است و فقط پاسخ های سازه بدون آسیب به بارهای محیطی برای آموزش شبکه عصبی مورد نیاز است. همچنین برای بررسی کارایی روش پیشنهادی یک ساختمان فولادی مورد بررسی قرار گرفته است. در ادامه این مقاله روشی نوین برای شناسایی آسیب های موجود در سازه ارائه شده است. در بخش ۲ هدف، فرضیات و کلیات روش پیشنهادی بررسی شده است. در بخش ۳ جزئیات کامل برای پیاده سازی روش پیشنهادی ارائه شده است. در این بخش توضیحات لازم برای بررسی یک سازه عمرانی و شناسایی آسیب های احتمالی در سازه با استفاده از روش ارائه شده در این مقاله آورده شده است. در بخش ۴ جزئیات و چگونگی مدلسازی یک ساختمان ۳۵ طبقه فولادی که برای بررسی درستی عملکرد روش پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفته است، ارائه شده است. شاخص های سلامت محاسبه شده برای هر یک از زیرسازه ها در بخش ۴ ارائه می شوند. در بخش ۵ نتایج حاصل از مدلسازی ساختمان ۳۵ طبقه و شاخص های سلامت محاسبه شده مورد بحث و بررسی قرار می گیرند. در بخش ۶ یک نتیجه گیری کلی از عملکرد روش پیشنهاد شده در این مقاله ارائه شده است.

۲- بررسی مسئله شناسایی آسیب

در این مقاله روشی نوین برای شناسایی آسیب های موجود در سازه های عمرانی ارائه شده است که قابلیت تشخیص آسیب های موجود در سازه و شدت آنها را دارد. در این روش یک شبکه عصبی ماشین بولتزمن عمیق ویژگی های موجود در پاسخ سازه در برابر بارهای محیطی را استخراج می کند و تعیین شدت آسیب موجود در سازه بر اساس ویژگی های استخراج شده از پاسخ های سازه صورت می گیرد. شبکه عصبی مورد استفاده در نرم افزار متلب ایجاد شده است و مدلسازی ساختمان مورد بررسی در نرم افزار OPENSEES انجام شده است. تقسیم بندی سازه به زیر سازه های کوچکتر به صورتی انجام شده است که همه زیر سازه ها دارای ابعاد یکسان باشند. پاسخ های سازه در مرکز هریک از زیر سازه ها که به عنوان نماینده زیر سازه مورد بررسی در نظر گرفته می شود ثبت می شوند. ساختمان ۳۵ طبقه مورد بررسی در این مقاله به ۵ زیرسازه تقسیم بندی شده که هر یک از زیرسازه ها

۳-۲- تقسیم شتاب نگاشت ها

در این گام هر یک از شتاب نگاشت‌های ثبت شده در گام قبلی به قطعات کوچکتری تقسیم‌بندی می‌شوند. تقسیم کردن شتاب‌نگاشت‌ها برای داده‌های سالم و مجهول انجام می‌پذیرد. داده‌های مربوط به حالت سالم با زیرنویس H و داده‌های مربوط به حالت مجهول با زیرنویس U نامگذاری می‌شوند. اگر طول مدت زمان برداشت پاسخ‌های شتاب سازه در حالت سالم برابر با T_H و فرکانس ثبت داده‌ها برابر با F_H باشد در مجموع در $T_H \times F_H$ نقطه مجزا پاسخ‌های سازه ثبت شده است. پاسخ‌های ثبت شده به N_H قسمت تقسیم‌بندی می‌شوند. طول هریک از قطعات تقسیم بندی شده ی بردار شتاب برابر با $L = \frac{T_H \times F_H}{N_H}$ خواهد شد. پس از انجام مراحل توضیح داده شده، داده‌های شتاب ثبت شده از سازه به N_H بردار به طول L تبدیل خواهند شد. هریک بردارهای شتاب در حالت سالم $(H_i \ i \in \{1, 2, \dots, N_H\})$ حاوی اطلاعاتی درباره سازه سالم هستند. همچنین برای پاسخ‌های شتاب ثبت شده در حالت مجهول سازه تقسیم بندی مشابه صورت می‌گیرد. اگر طول مدت زمان برداشت پاسخ‌های شتاب سازه در حالت مجهول برابر با T_U و فرکانس ثبت داده‌ها برابر با F_U باشد در مجموع در $T_U \times F_U$ نقطه مجزا پاسخ‌های سازه ثبت شده است. پاسخ‌های سازه حالت مجهول به N_U قسمت تقسیم‌بندی می‌شوند. طول هریک از قطعات تقسیم‌بندی شده بردار شتاب برابر با $L = \frac{T_U \times F_U}{N_U}$ خواهد شد. پس از انجام مراحل توضیح داده شده، داده‌های شتاب ثبت شده از سازه در حالت مجهول از نظر وجود آسیب به N_U بردار به طول L تبدیل خواهند شد. هریک بردارهای شتاب در حالت مجهول $(U_i \ i \in \{1, 2, \dots, N_U\})$ حاوی اطلاعاتی درباره وضعیت کنونی سازه هستند. تعیین طول بردارهای تقسیم بندی شده با توجه به مسئله باید به شکل مناسبی انتخاب شود. با توجه به اینکه هر یک از بردارهای تقسیم‌بندی شده پس از پیش پردازش به عنوان ورودی یک شبکه عصبی خواهند بود بنابراین طول این بردارها در هر یک از حالت‌های سالم و مجهول باید با یکدیگر برابر باشد. همچنین مقدار L باتوجه به مسئله مورد بررسی باید به طور بهینه انتخاب شود. اگر مقدار L کوچک فرض شود، اطلاعات مورد نیاز برای شناسایی

شامل ۷ طبقه از سازه هستند. پس از انجام مدل‌سازی کامپیوتری شاخص سلامت برای هر یک از زیر سازه‌ها محاسبه می‌شود.

۳- روش پیشنهادی برای شناسایی آسیب در سازه‌های ساختمانی

با استفاده از روش ارائه شده در این مقاله، آسیب‌های احتمالی موجود در سازه قابل شناسایی خواهند بود. در این روش ابتدا پاسخ‌های سازه سالم در برابر ارتعاشات ناشی از بارهای محیطی ثبت می‌شود. برای آموزش شبکه عصبی عمیق مورد استفاده برای شناسایی آسیب‌ها فقط به پاسخ‌های سازه در شرایط بدون آسیب نیاز است. فقط داده‌های مربوط به سازه در حالت بدون آسیب به عنوان داده‌های بدون آسیب برچسب گذاری می‌شوند و سایر داده‌ها نیاز به برچسب گذاری ندارند. شبکه عصبی بدون بازرس پس از آموزش قادر به تشخیص ویژگی‌های موجود در پاسخ‌های سازه و استخراج آن‌ها خواهد بود. ویژگی‌های موجود در پاسخ‌های سازه بدون آسیب و مجهول با استفاده از شبکه عصبی ماشین بولتزمن عمیق به صورت جداگانه استخراج و ذخیره می‌شوند. با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده در وضعیت بدون آسیب و مجهول، شاخص سلامت در زیر سازه مورد بررسی محاسبه می‌شود. برای شناسایی آسیب‌های موجود در سازه‌ها و تعیین شدت آسیب‌ها گام‌های زیر به ترتیب انجام می‌شود.

۳-۱- برداشت پاسخ‌های مورد نیاز از سازه

در گام اول نیاز است پاسخ‌های سازه در برابر بارهای محیطی ثبت شوند. به همین منظور ابتدا لازم است حسگرهایی برای ثبت پاسخ‌های سازه در هر یک از زیرسازه‌ها تعبیه شد. پس از نصب حسگرهای مورد نیاز، سازه بدون آسیب تحت اثر بارهای محیطی قرار می‌گیرد و مولفه‌های شتاب ثبت می‌شوند. تحت اثر عوامل مختلف ممکن است سازه دچار آسیب شود و نیاز به بررسی مجدد سازه برای شناسایی آسیب‌های موجود در سازه باشد. در این شرایط مجدداً سازه تحت اثر بارهای محیطی قرار می‌گیرد و پاسخ‌های سازه در برابر بارهای محیطی ثبت می‌شوند. داده‌های برداشته شده از سازه بدون آسیب با عنوان سالم برچسب گذاری می‌شوند و سایر داده‌هایی که در شرایط نامشخص از نظر سلامت از سازه ثبت شده‌اند با عنوان حالت مجهول شناخته می‌شوند.

آسیب‌های سازه در هر کدام از این بردارها قابل دسترسی نخواهد بود و اگر مقدار L بزرگ فرض شود باعث افزایش حجم محاسبات خواهد شد.

۳-۳- انتقال بردارها به حوزه فرکانس

در این گام هریک از بردارهای تقسیم بندی شده را با استفاده از یک تبدیل فوریه سریع به حوزه فرکانس منتقل می‌شوند. ارتعاشات سازه در اثر بارهای اعمال شده تابع تعدادی از مودها و با فرکانس‌های مشخصی است که باتوجه به ویژگی‌های سازه تعیین می‌شود. در صورت ایجاد آسیب در سازه چگونگی مشارکت مودها در تعیین پاسخ سازه تغییر خواهد کرد. این مشخصات ارتعاشی سازه در حوزه فرکانس ملموس تر خواهند بود [35]. شبکه عصبی استفاده شده در این مقاله الگوهای موجود در داده‌ها را تشخیص و بر اساس چگونگی مشارکت این الگوها در ساخت پاسخ‌های سازه شاخص سلامت محاسبه می‌شود. بنابراین به دلیل ملموس‌تر بودن الگوهای رفتاری و قابلیت شناسایی راحت‌تر و دقیق‌تر الگوهای موجود در پاسخ‌های سازه توسط شبکه عصبی در حوزه فرکانس، پاسخ‌های سازه با استفاده از تبدیل فوریه سریع به حوزه فرکانس منتقل و سپس مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۳-۴- استخراج ویژگی‌ها با استفاده از شبکه عصبی بدون بازرس عمیق

در این گام که اصلی‌ترین مرحله از این روش است ویژگی‌های نهان در پاسخ‌های برداشت شده از سازه به وسیله شبکه عصبی استخراج می‌شود. شبکه‌های عصبی بدون بازرس قابلیت استخراج ویژگی‌های معنادار موجود در داده‌ها را دارند. شبکه عصبی مورد استفاده در این پژوهش، یک شبکه عصبی بدون بازرس عمیق است که از دو قسمت رمزگذار و رمزگشا تشکیل شده. قسمت رمزگذار سعی در درک ویژگی‌های موجود در داده‌ها دارد و قسمت رمزگشا سعی در بازسازی داده‌های ورودی با استفاده از مقادیر رمزگذاری شده توسط قسمت رمزگذار را دارد.

ماشین بولتزمن مجزا یک شبکه عصبی دو طرفه و متشکل از دولایه است. بین گره‌های هم لایه در ماشین بولتزمن مجزا اتصالی وجود ندارد و هر گره از طریق وزن و بایاس به تمامی

گره‌های لایه مجاور متصل است. لایه اول به عنوان لایه ورودی و لایه دوم به عنوان لایه مخفی شناخته می‌شود. در شکل (۱) ساختار یک ماشین بولتزمن مجزا نمایش داده شده. با قرار دادن چند لایه ماشین بولتزمن مجزا به صورت متوالی، یک ماشین بولتزمن مجزا عمیق ساخته می‌شود. ماشین بولتزمن مجزای عمیق به دلیل قابلیت بالا در شناسایی الگوهای موجود در داده‌ها و همچنین بدون بازرس بودن این نوع شبکه عصبی گزینه مناسبی برای شناسایی الگوهای آسیب در سازه است. ساختار یک ماشین بولتزمن مجزای عمیق در شکل (۲) نمایش داده شده. برای ساخت یک ماشین بولتزمن مجزا عمیق، هر یک از ماشین‌های بولتزمن مجزا به شکلی به صورت متوالی پشت سر هم قرار می‌گیرند که لایه مخفی هر ماشین بولتزمن مجزا به عنوان لایه ورودی ماشین بولتزمن بعدی باشد. با توجه به اینکه ماشین بولتزمن مجزا یک شبکه عصبی دو طرفه است، شبکه عصبی ماشین بولتزمن مجزا عمیق برای رفت داده‌ها را رمزگذاری می‌کند و در برگشت نیز با استفاده از مقادیر رمزگذاری شده توسط شبکه عصبی که در واقع همان مقادیر گره‌های لایه مخفی آخرین ماشین بولتزمن مجزا هستند سعی در بازسازی و رمزگشایی داده‌های ورودی دارند. در قسمت رمزگذار هر لایه از ماشین بولتزمن مجزا سعی در استخراج ویژگی‌های موجود از مقادیر گره‌های مخفی ماشین بولتزمن مجزا لایه قبل را دارد. در واقع قسمت رمزگذار شبکه عصبی از چند لایه ماشین بولتزمن متوالی تشکیل شده، که هر کدام سعی در استخراج ویژگی‌های موجود در داده‌های ورودی خود را دارند. ساختار قسمت رمزگشا دقیقاً قرینه قسمت رمزگذار است. وزن‌های اتصال در قسمت رمزگشا نیز ترانهاد وزن‌های اتصال در قسمت رمزگذار هستند. شبکه عصبی مورد استفاده در این پژوهش یک شبکه عصبی متشکل از چند لایه ماشین بولتزمن مجزا مطابق توضیحات بالا است. مقادیر موجود در لایه مخفی آخرین ماشین بولتزمن مجزا به عنوان مقادیر رمزگذاری شده داده‌های ورودی شناخته می‌شوند که در واقع همان ویژگی‌های استخراج شده توسط شبکه عصبی از داده‌های ورودی هستند.

در رابطه (۱)، $X_{1 \times i}$ بردار ورودی، $W_{i \times j}$ ماتریس وزن، $B_{1 \times j}$ ماتریس بایاس، i تعداد گره‌های لایه ورودی و j تعداد گره‌های موجود در لایه مخفی است. در رابطه (۱) داده‌های ورودی به هر ماشین بولتزمن مجزا به مقادیر رمزگذاری شده توسط همان ماشین بولتزمن مجزا تبدیل می‌شوند که همان مقادیر موجود در گره‌های لایه مخفی ماشین بولتزمن مجزا هستند. سپس مقادیر بدست آمده برای گره‌های مخفی به صورت زیر اصلاح می‌شوند و به فرم دوتایی تبدیل می‌شوند.

$$H^{state} = [H_1^{state}, H_2^{state}, H_3^{state}, \dots, H_j^{state}] \quad (۳)$$

$$\begin{cases} H_j^{state} = 0 & \text{if } H_j \geq R_j \\ H_j^{state} = 1 & \text{if } H_j < R_j \end{cases} \quad (۴)$$

R_j یکی از پارامترهای آموزش ماشین بولتزمن مجزای عمیق است که یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ است. بردار بازسازی شده متناظر با مقادیر ورودی توسط شبکه عصبی به صورت زیر خواهد بود.

$$\bar{X} = \text{Sigmoid}(H^{state} \times W' + C) \quad (۵)$$

$C_{1 \times j}$ ماتریس بایاس متناظر با جهت برگشت ماشین بولتزمن مجزا و $\bar{X}$ بردار بازسازی شده توسط ماشین بولتزمن مجزا به وسیله مقادیر رمزگذاری شده در لایه مخفی است. عملیات آموزش شبکه عصبی متشکل از ماشین بولتزمن مجزا با یک الگوریتم تکرارشونده صورت می‌گیرد که روابط به روزرسانی وزن‌ها و بایاس‌ها در ادامه و در روابط ۶ تا ۱۴ ارائه شده.

$$W^{S+1} = W^S + \Delta W^S \quad (۶)$$

$$B^{S+1} = B^S + \Delta B^S \quad (۷)$$

$$C^{S+1} = C^S + \Delta C^S \quad (۸)$$

$$\Delta W^S = \mu \Delta W^{S-1} + \eta \frac{(X'H - \bar{X}\bar{H})}{N} - W_{Cost} \times W^S \quad (۹)$$

شکل ۱. ماشین بولتزمن مجزا

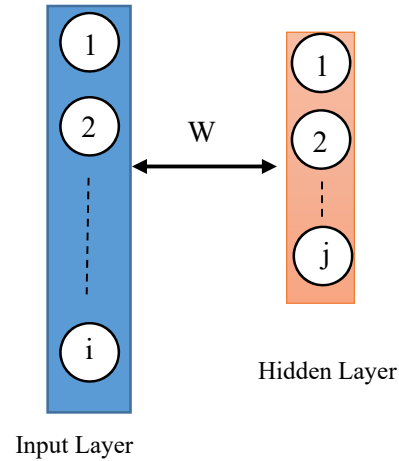


Fig. 1. Restricted Boltzmann machine

شکل ۲. ماشین بولتزمن مجزا عمیق

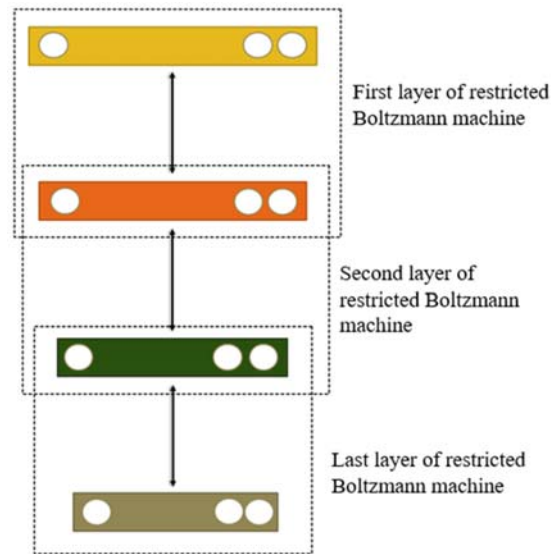


Fig. 2. Deep restricted Boltzmann machine

آموزش هر لایه ماشین بولتزمن مجزا با استفاده از روابط ۱ تا ۱۴ انجام می‌شود. در ادامه درباره هر یک از روابط توضیحات لازم ارائه می‌شود.

$$H = \text{Sigmoid}(X \times W + B) \quad (۱)$$

$$\text{Sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (۲)$$

تصمیم‌گیری بر مبنای آن بسیار ساده‌تر است ذخیره می‌شود. پس از انتقال بردارهای تقسیم بندی شده پاسخ‌های سازه بدون آسیب و سازه در وضعیت مجهول به بارهای محیطی که به قطعات کوچکتری با طول برابر تقسیم شده‌اند به حوزه فرکانس همان بردارهای منتقل شده به حوزه فرکانس مستقیماً برای آموزش شبکه عصبی و تعیین شاخص سلامت سازه مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۳-۵- محاسبه شاخص سلامت

در گام آخر شاخص سلامت برای هر یک از قسمت‌های سازه و همچنین شاخص سلامت کلی سازه محاسبه می‌شود. محاسبه شاخص سلامت سازه با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از داده‌ها توسط شبکه عصبی انجام می‌شود. برای محاسبه شاخص سلامت در هر یک از قسمت‌های سازه، ویژگی‌های استخراج شده از داده‌ها در هر دو حالت سالم و مجهول سازه توسط شبکه عصبی که همان مقادیر موجود در گره‌های مخفی آخرین لایه ماشین بولتزمن مجزا هستند، محاسبه و ذخیره می‌شوند. شاخص سلامت سازه با توجه به اختلاف بین ویژگی‌های استخراج شده از پاسخ‌های سازه سالم و مجهول محاسبه می‌شود [27]. در نهایت شاخص سلامت سازه با استفاده از رابطه (۱۵) محاسبه می‌شود.

$$R = \exp \left(\frac{\frac{\sum_1^{NH} \bar{H}_l}{NH} - \frac{\sum_1^{NU} \bar{U}_l}{NU}}{2} \right) \quad (15)$$

در رابطه (۱۵) زیرنویس H بیانگر پاسخ‌های سازه در حالت سلامت و زیرنویس U بیانگر پاسخ‌های سازه در حالت مجهول است. $\bar{H}$ و $\bar{U}$ نیز به ترتیب بردار ویژگی‌های استخراج شده توسط شبکه عصبی از داده‌های مربوط به حالت سالم و مجهول سازه هستند. ویژگی‌های استخراج شده از تمامی بردارهای تقسیم بندی شده پاسخ سازه در وضعیت سالم و مجهول سازه توسط شبکه عصبی برای تعیین شاخص سلامت سازه با استفاده از رابطه (۱۵) مورد استفاده قرار می‌گیرند. همچنین هر یک از مولفه‌های $\bar{H}_1$ و $\bar{U}_1$ طوری نرمال شده‌اند که میانگین و انحراف معیار هر

$$\Delta B^S = \mu \Delta B^{S-1} + \eta \left(\sum_{n=1}^N H_n - \sum_{n=1}^N \bar{H}_n \right) \quad (10)$$

$$\Delta C^S = \mu \Delta C^{S-1} + \eta \left(\sum_{n=1}^N X_n - \sum_{n=1}^N \bar{X}_n \right) \quad (11)$$

$$s \in \{1, 2, 3, \dots, S\} \quad (12)$$

$$\mu \in [0, 1] \quad (13)$$

$$\eta \in [0, 1] \quad (14)$$

در روابط بالا S تعداد تکرارهای شبکه برای آموزش، μ نرخ یادگیری شبکه، η ضریب مومتوم و W_{cost} بهای وزن که پارامتری برای جلوگیری از ایجاد عدم تناسب در هر تکرار است [26]. پس از وارد کردن پاسخ‌های سازه در حالت سلامت سازه که قبلاً به بردارهای یکسان تقسیم بندی شده بودند و همچنین با استفاده از تبدیل فوریه سریع به حوزه فرکانس منتقل شده بودند و کامل شدن فرایند آموزش شبکه عصبی، شبکه عصبی قادر به تشخیص ویژگی‌های نهان موجود در داده‌های ورودی خواهد بود. با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده، شبکه عصبی ماشین بولتزمن مجزا عمیق آموزش داده شده قادر خواهد بود داده‌های ورودی را با دقت قابل قبولی مجدداً بازسازی کند. در واقع ویژگی‌هایی که شبکه ماشین بولتزمن عمیق از داده‌ها استخراج می‌کند در ماتریس وزن و مقادیر گره‌های مخفی ذخیره می‌شوند. با استفاده از مقادیر موجود در گره‌های لایه مخفی مقادیر ورودی بازسازی می‌شوند. در واقع هر ستون از ماتریس وزن بیانگر یک الگوی لازم برای بازسازی داده‌های ورودی است و مقادیر موجود در گره‌های لایه مخفی ماشین بولتزمن مجزا بیانگر مقدار مشارکت هریک از این الگوها برای بازسازی داده‌های ورودی است. شبکه عصبی توضیح داده شده در بالا قابلیت دریافت یک دسته بردار ورودی را به صورت همزمان دارد. شبکه عصبی استفاده شده این قابلیت را دارد که داده‌های ورودی که بردارهایی با ابعاد بزرگ هستند را دریافت نماید و با آموزش مناسب اطلاعات لازم در این بردارها را استخراج و به صورت یک بردار با ابعاد کوچکتر ذخیره نماید. به این ترتیب اطلاعات غیر ضروری از داده‌های موجود حذف شده و اطلاعات مورد نیاز به صورت برداری با ابعاد بسیار کوچکتر که

OPENSEES با فرض دیافراگم صلب مدل‌سازی شده است تا کارایی روش پیشنهادی مورد بررسی قرار گیرد. زمان تناوب سازه مدل‌سازی شده ۲٫۴۳ ثانیه است. همچنین سطوح آسیب مختلف در سازه ایجاد شده تا عملکرد روش برای تعیین شدت آسیب‌های موجود نیز بررسی شود. در مدل‌سازی مصالح تغییر شکل‌های پلاستیک برای مصالح فولادی در نظر گرفته شده است و تغییر شکل‌های ایجاد شده در مصالح تحت اثر بارهای چرخه‌ای مطابق مدل رفتاری ارائه شده توسط فیلیپو [36] در نظر گرفته شده است. مصالح مورد استفاده برای مدل‌سازی در نرم‌افزار OPENSEES از نوع STEEL02 در نظر گرفته شده است که مشخصات رفتاری مطابق با مدل ارائه شده توسط فیلیپو [36] دارد. مقاطع مورد استفاده در مدل‌سازی سازه دقیقاً مطابق با ابعاد مقاطع استاندارد و با استفاده از مقاطع فیبری در نرم‌افزار OPENSEES ایجاد شده‌اند. برای مدل‌سازی ستون‌های سازه در نرم‌افزار از مدل رفتاری تیر-ستون غیر خطی استفاده شده است. این مقاطع در OPENSEES با دستور nonlinearBeamColumn قابل مدل‌سازی هستند. برای مدل‌سازی مهاربندهای سازه نیز از مدل رفتاری اعضای خرابی استفاده شده است که فقط ظرفیت باربری در امتداد عضو را دارند. این مقاطع در نرم‌افزار OPENSEES با دستور truss قابل مدل‌سازی هستند.

سازه مورد بررسی در این مقاله صرفاً برای بررسی درستی عملکرد روش پیشنهادی در تشخیص آسیب‌ها و شدت آنها در نرم‌افزار opensees مدل‌سازی شده و تمامی کنترل‌های مورد نیاز در آیین‌نامه‌های طراحی سازه روی آن انجام نگرفته است. مدل‌سازی با توجه به در نظر گرفتن سختی لازم برای ارضای زمان تناوب تجربی پیشنهادی در آیین‌نامه ۲۸۰۰ انجام شده است و با استفاده از مقاطع استاندارد موجود به شکلی طراحی شده است که تا حد امکان زمان تناوب مشابه با زمان تجربی پیشنهاد شده توسط آیین‌نامه ۲۸۰۰ را داشته باشد. مشخصات مقاطع مورد استفاده نیز در جداول (۱ و ۲) آورده شده است.

پلان ستون‌گذاری سازه در شکل (۴) ارائه شده. مقطع مورد استفاده برای ستون‌ها و مهاربندها در جداول (۱ و ۲) ارائه شده است. سیستم باربر جانبی در این ساختمان، در یک جهت قاب خمشی فولادی و در جهت دیگر دوگانه قاب خمشی فولادی با

کدام به ترتیب برابر با ۰ و ۱ باشد. شاخص سلامت بدست آمده در این مرحله یک عدد حقیقی بین ۰ و ۱ خواهد بود که هر چه شاخص سلامت به عدد ۱ نزدیک‌تر باشد بیانگر وضعیت سالم‌تری خواهد بود. با استفاده از رابطه (۱۵) شاخص سلامت برای هر یک از قسمت‌های سازه محاسبه می‌شود. شاخص سلامت کلی سازه با استفاده از شاخص‌های سلامت موضعی که در رابطه (۱۵) محاسبه شده‌اند و با استفاده از رابطه (۱۶) محاسبه می‌شود.

$$R_{Global} = \frac{\sum_{s=1}^S R_s}{S} \quad (16)$$

S تعداد زیرسازه‌های سازه است که شاخص سلامت موضعی برای آنها تعریف شده. در شکل (۳) فلوچارت کلی روش پیشنهادی ارائه شده است.

شکل ۳. فلوچارت روش پیشنهادی

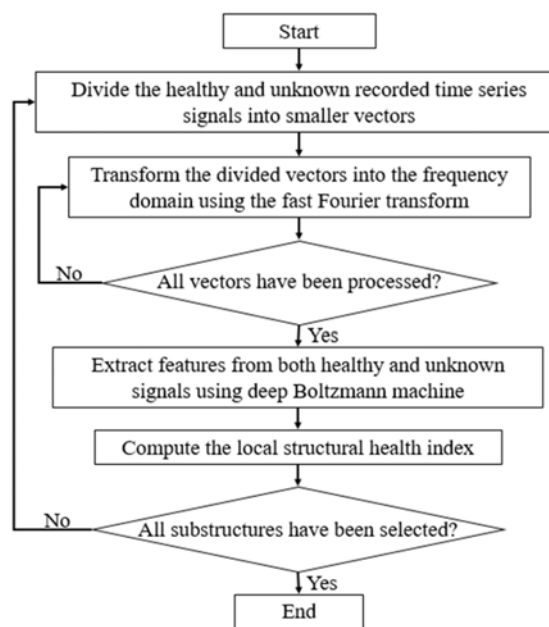


Fig. 3. Proposed method flowchart

۴- مدل‌سازی عددی

در این بخش روش ارائه شده مورد بررسی قرار خواهد گرفت تا درستی و کارایی روش پیشنهادی مورد ارزیابی قرار گیرد. به همین منظور یک سازه ساختمانی ۳۵ طبقه فولادی در نرم‌افزار

با دیوارهای اطراف هر گره اعمال شده است. برای آموزش شبکه عصبی عمیق نیاز به پاسخ‌های شتاب سازه سالم در برابر بارهای محیطی است. همچنین برای تعیین شاخص سلامت سازه در هر یک از شرایط مختلف آسیب‌های سازه نیاز به پاسخ‌های شتاب سازه آسیب دیده در برابر بارهای محیطی است. سه زلزله با شدت‌های متفاوت در سازه ایجاد می‌شوند که این زلزله‌ها به ترتیب از ضعیف به قوی به سازه اعمال می‌شوند. در اثر زلزله‌های اعمالی به سازه آسیب‌هایی با سطوح مختلف به سازه وارد می‌شود. پس از اعمال هر یک از این زلزله‌ها سازه در معرض بارهای محیطی قرار می‌گیرد و پاسخ‌های سازه در برابر بارهای محیطی بعد از زلزله‌های ضعیف، متوسط و قوی به ترتیب با عنوان حالت‌های مجهول اول تا سوم نامگذاری می‌شود.

ابتدا سازه سالم تحت اثر بارهای محیطی قرار می‌گیرد و پاسخ‌های هر یک از بخش‌های مختلف در برابر این بارها ثبت می‌شوند که این داده‌ها به عنوان داده‌های وضعیت سالم برچسب گذاری می‌شوند. زلزله‌هایی که به منظور ایجاد آسیب به سازه اعمال شده‌اند مطابق با رکوردی ثبت شده از زلزله *elcentro* هستند. ملاک تشخیص ضعیف و قوی بودن این زلزله‌ها ضرایب اعمال شده در شتاب‌های اعمال شده به تراز زمین است. هرچه مقدار ضریب زلزله بزرگتر باشد زلزله قوی‌تر در نظر گرفته شده است. مدت زمان این زلزله‌ها هم مطابق با زلزله واقعی رخ داده هستند. مدت زمان اعمال بارهای محیطی به سازه سالم و هر یک از حالت‌های مجهول ۱ تا ۳، ۱۰۰ ثانیه است. با توجه به اینکه از پاسخ‌های سازه در برابر بارهای محیطی در وضعیت بدون آسیب سازه برای آموزش شبکه عصبی و در وضعیت مجهول برای تعیین شاخص سلامت استفاده می‌شود، بدیهی است که افزایش زمان ثبت پاسخ‌های سازه در برابر بارهای محیطی باعث افزایش حجم داده‌های در دسترس و در نتیجه آموزش بهتر شبکه عصبی با استفاده از پاسخ‌های سازه سالم و تصمیم‌گیری دقیق‌تر وضعیت‌های مجهول سازه خواهد شد. همچنین افزایش مدت زمان برداشت پاسخ‌های سازه در برابر بارهای محیطی باعث افزایش حجم محاسبات نیز خواهد شد. بازه زمانی اعمال بارهای محیطی به سازه سالم از ۱۰ تا ۱۰۰ است. سپس یک زلزله ضعیف به سازه اعمال می‌شود که می‌تواند باعث ایجاد آسیب‌های

مهاربند همگرا است. پلان سازه دارای نامنظمی از نوع هندسی است. ارتفاع طبقات ۳٫۱ متر در نظر گرفته شده است.

شکل ۴. پلان سازه

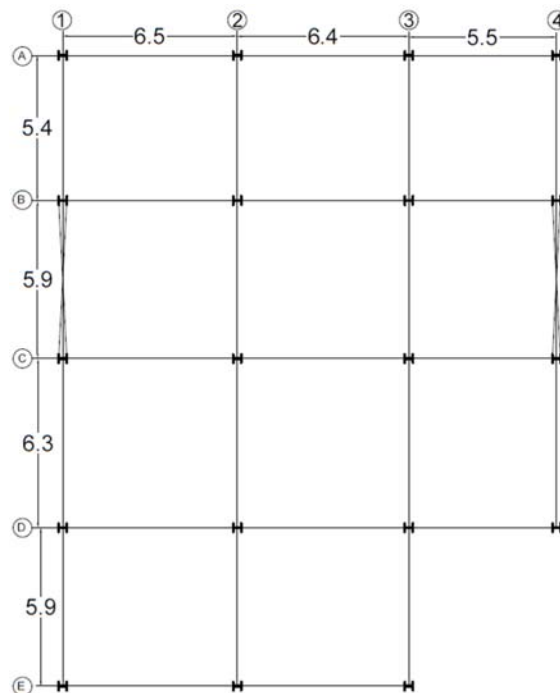


Fig. 4. Structural plan

در مدل سازی‌های انجام شده سازه به صورت جداگانه تحت اثر دو نوع بار متفاوت به عنوان بارهای محیطی قرار گرفته‌اند و نتایج در برابر این دو نوع بار ارائه، و مورد بررسی قرار می‌گیرند. دسته اول زلزله‌هایی با دامنه‌های بسیار کوچک هستند که خرابی در سازه ایجاد نمی‌کنند. دسته دوم بار دینامیکی باد است. بار دینامیکی باد وارد شده به سازه در حدود ۱۰ درصد بار باد بحرانی برای طراحی سازه در آیین‌نامه ASCE است. هر یک از انواع بارهای محیطی توضیح داده شده به هر کدام از سازه‌ها به صورت مجزا و در دو مدل‌سازی جداگانه اعمال می‌شود و نتایج مورد بررسی قرار می‌گیرند. بارهای محیطی وارد شده از جنس بارهای واقعی زلزله و باد مورد استفاده برای طراحی سازه هستند اما مقادیر بسیار کمتری نسبت به بارهای بحرانی مورد نیاز برای طراحی سازه دارند و فقط برای مدل‌سازی بارهای محیطی و ایجاد ارتعاشات با دامنه کوتاه در سازه مورد استفاده قرار می‌گیرند. بار باد متناسب با ارتفاع هر طبقه به صورت نقطه‌ای به گره‌های محیطی هر طبقه و با توجه به سمت وزش باد و مساحت متناظر

نیست. در جدول (۳) خلاصه‌ای از بازه زمانی اعمال بارگذاری‌های مختلف ارائه شده است.

با توجه به اینکه زلزله اعمال شده به سازه در هر مرحله قوی‌تر از زلزله اعمال شده به سازه در مرحله قبل تر از خود است بنابراین قطعاً باعث ایجاد خرابی بیشتر در سازه خواهد شد. همچنین با توجه به ایجاد تغییر شکل‌های دائمی در سازه، مشخص می‌شود که هر یک از این زلزله‌ها اثر مخرب روی سازه داشته‌اند.

نخستین عامل تحریک سازه بارهای محیطی هستند و پاسخ‌های سازه در برابر این بارها با عنوان ارتعاشات سازه در حالت بدون آسیب ثبت می‌شوند. با توجه به اینکه طراحی سازه با توجه به نزدیک بودن زمان تناوب سازه به زمان تجربی در آیین‌نامه است بنابراین سازه سختی لازم برای تحمل بارهای نزدیک به بار بحرانی را نیز خواهد داشت. بارهای محیطی مقادیر بسیار کم و در حدود ۱۰ درصد بارهای بحرانی هستند و قابلیت ایجاد آسیب در سازه را نخواهند داشت. همچنین سازه مورد بررسی قبل از استفاده برای بررسی روش پیشنهادی در فایلی جداگانه در معرض انواع بارهای محیطی مورد استفاده در مدلسازی اصلی قرار گرفته است. پس از اعمال این بارها و از بین رفتن ارتعاشاتی که در اثر این بارها ایجاد شده اند، سازه دچار هیچگونه تغییر شکل ماندگار نشده است.

پاسخ‌های ثبت شده از سازه توسط حسگرها، در هر یک از حالت‌های مجهول به صورت یک دنباله زمانی ثبت می‌شوند. این دنباله زمانی دارای طول ۱۰۰ ثانیه و فرکانس ۱۰۰ هرتز است. در مجموع پاسخ‌های سازه در ۱۰۰۰۰ نقطه زمانی مجزا ثبت شده است. پاسخ‌های سازه را به بردارهایی با طول ۱۰۰ تقسیم بندی می‌کنیم. در مجموع نیز تعداد ۱۰۰ بردار تقسیم بندی شده داریم که هر یک حاوی اطلاعات موجود در یک ثانیه از پاسخ‌های سازه هستند. هر یک از بردارها که حاصل تقسیم بندی دنباله زمانی پاسخ‌های ثبت شده از سازه است را با استفاده از یک تبدیل فوری به سریع به حوزه فرکانس منتقل می‌کنیم.

جزئی در بخش‌های مختلف سازه شود. بازه زمانی اعمال زلزله ضعیف به سازه از ثانیه ۱۰۰ تا ۱۳۰ است. پس از اعمال زلزله ضعیف به سازه، حدود ۱۲۰ ثانیه، باری به سازه وارد نخواهد شد تا ارتعاشات با دامنه بزرگ ایجاد شده در اثر زلزله در سازه محو شوند که این دوره شامل بازه زمانی ۱۳۰ تا ۲۵۰ ثانیه می‌شود. مدت زمان در نظر گرفته شده برای اعمال زلزله‌های مخرب به سازه و از بین رفتن ارتعاشات ناشی از آن مجموعاً ۱۵۰ ثانیه در نظر گرفته شده است که حدوداً ۳۰ ثانیه اولیه (مطابق با مدت زمان زلزله واقعی) این زمان زلزله به سازه وارد می‌شود و در ادامه هیچگونه باری به سازه وارد نمی‌شود تا ارتعاشات ناشی از زلزله تا حد زیادی خنثی شود. پس از خنثی شده ارتعاشات ناشی از زلزله مجدداً بارهای محیطی به سازه وارد می‌شود و پاسخ‌های سازه به این بارها به عنوان حالت مجهول اول ثبت می‌شوند. بازه زمانی اعمال بارهای محیطی در حالت مجهول اول از ثانیه ۲۵۰ تا ۳۵۰ است. در مرحله بعد زلزله متوسط به سازه اعمال می‌شود که شامل بازه زمانی ۳۵۰ تا ۳۸۰ ثانیه است. مجدداً حدود ۱۲۰ ثانیه هیچ باری به سازه اعمال نمی‌شود تا ارتعاشات ناشی از زلزله به طور کامل ناپدید شود که شامل بازه زمانی ۳۸۰ تا ۵۰۰ ثانیه می‌شود. سپس مجدداً به مدت ۱۰۰ ثانیه بارهای محیطی به سازه اعمال می‌شوند که پاسخ‌های سازه به این بارها با عنوان حالت مجهول دوم ثبت می‌شوند. بازه زمانی اعمال بارهای محیطی در حالت مجهول دوم از ثانیه ۵۰۰ تا ۶۰۰ است. در مرحله بعد زلزله شدید به سازه اعمال می‌شود. بازه زمانی اعمال زلزله شدید به سازه از ثانیه ۶۰۰ تا ۶۳۰ است. پس از اعمال زلزله شدید به سازه حدود ۱۲۰ ثانیه باری به سازه اعمال نمی‌شود تا ارتعاشات ناشی از زلزله شدید در سازه محو شود و شامل بازه زمانی ۶۳۰ تا ۷۵۰ ثانیه است. پس از اینکه ارتعاشات ناشی از زلزله شدید در سازه محو شد مجدداً بارهای محیطی به سازه اعمال می‌شود. پاسخ‌های سازه به بارهای محیطی ثبت شده در این حالت به عنوان حالت مجهول سوم ثبت می‌شوند. مدت زمان ثبت پاسخ‌های سازه در حالت مجهول سوم ۱۰۰ ثانیه است که شامل بازه زمانی ۷۵۰ تا ۸۵۰ ثانیه است. بارهای محیطی وارد شده به سازه در هر یک از این حالت‌ها به صورت منحصر به فرد است و مشابه با بارهای محیطی وارد شده در سایر حالت‌ها

جدول ۳. بازه زمانی ارتعاشات سازه

Time(second)		Structure's vibrations
From	To	
0	100	Ambient vibration of healthy state of structure
100	130	Light earthquake
130	250	Wait until structural vibration due to light earthquake vanished
250	350	Ambient vibration of unknown state 1
350	380	Moderate earthquake
380	500	Wait until structural vibration due to moderate earthquake vanished
500	600	Ambient vibration of unknown state 2
600	630	Severe earthquake
630	750	Wait until structural vibration due to severe earthquake vanished
750	850	Ambient vibration of unknown state 3

Table 3. structure's vibrations time period

معیار انتخاب عدد ۱۰۰ برای طول بردارهای تقسیم‌بندی شده در این مقاله، انتخاب کوچکترین عدد ممکن جهت ارضای دقت مورد نیاز در تشخیص صحیح آسیب های موجود در سازه است. بردارهایی با طول ۵۰ و ۷۵ نیز مورد بررسی قرار گرفته اند که در همه ی بخش های سازه دقت مورد انتظار برای تشخیص آسیب های سازه را نداشتند. اعداد بزرگتر از ۱۰۰ هم دارای دقت کافی برای تشخیص آسیب هستند اما باعث افزایش حجم محاسبات خواهند شد. همچنین با توجه به اینکه بازه زمانی برداشت پاسخ از سازه مدت زمان ثابتی است بنابراین افزایش طول بردار های تقسیم بندی باعث کاهش تعداد این بردار ها خواهد شد و در صورت کم بودن تعداد این بردار ها نیز ممکن است آموزش شبکه عصبی به نحو مناسبی صورت نگیرد. بنابراین در صورت عدم وجود محدودیت زمانی در برداشت پاسخ های سازه افزایش طول بردارهای تقسیم بندی تاثیر منفی روی دقت شاخص های سلامت سازه نخواهد داشت. اما در صورت وجود محدودیت افزایش طول بردارها ممکن است باعث کاهش دقت شبکه عصبی نیز شود.

از پاسخ های سازه سالم به بارهای محیطی برای آموزش یک شبکه عصبی بدون بازرس عمیق استفاده می شود. شبکه عصبی

جدول ۱. مشخصات مقطع ستون های ساختمان ۳۵ طبقه

story	Columns location	Section
1-3	All	IPB 450
4-5	A1-A3-A4-B1-B2-B3-B4-C1-C2-C3-C4-D1-D2-D3-D4-E1-E3	IPB 450
4-5	A2-E2	IPB 400
6	A1-A3-A4-B1-B2-B3-B4-C1-C2 -C4-D1-D2-D3-D4-E1-E3	IPB 450
6	A2-C3-E2	IPB 400
7-10	A1-A3-A4-B1-B2 -B4-C1-C2 -C4-D1-D2-D3-D4-E1-E3	IPB 450
7-10	A2-B3-C3-E2	IPB 400
11-13	A1-A3-A4-B1-B2 -B4-C1 -C4-D1-D2- D4-E1-E3	IPB 450
11-13	A2-B3-C2-C3-D3-E2	IPB 400
14-16	A1-A3-A4-B1-B4-C1-C4-D1- D4-E1-E3	IPB 450
14-16	A2-B2-B3-C2-C3-D2-D3-E2	IPB 400
17-18	A1- A4-B1-B4-C1-C4-D1-D4-E1	IPB 450
17-18	A2-A3-B2-B3-C2-C3-D2-D3-E2-E3	IPB 400
19-21	A1- A4-B1-B4-C1-C4 - D4-E1	IPB 450
19-21	A2-A3-B2-B3-C2-C3-D1-D2-D3-E2-E3	IPB 400
22-25	A1- A4-B1-B4-C1-C4	IPB 450
22-25	A2-A3-B2-B3-C2-C3-D1-D2-D3-D4-E1-E2-E3	IPB 400
26-28	B1-B4-C1-C4	IPB 450
26-28	A1-A2-A3-A4-B2-B3-C2-C3-D1-D2-D3-D4-E1-E2-E3	IPB 400
29-31	A1-A2-A3-A4-B2-B3-C1-C2-C3-C4-D1-D2-D3-D4-E1-E2-E3	IPB 450
29-31	B1-B4	IPB 400
32-34	All	IPB 400
35	A1-A2-A3-A4-B1-B2-B3-B4-C1-C2-C3-C4-D1-D2-D3-D4-E1-E2-E3	IPB 400
35	A2-E2	IPB 360

Table 1. structural sections detail

جدول ۲. مشخصات مقطع مهاربند های ساختمان ۳۵ طبقه

story	Braces section
1-7	2 UNP 180 – X shape
8-22	2 UNP 160 – X shape
23-35	2 UNP 140 – X shape

Table 2. braces sections detail

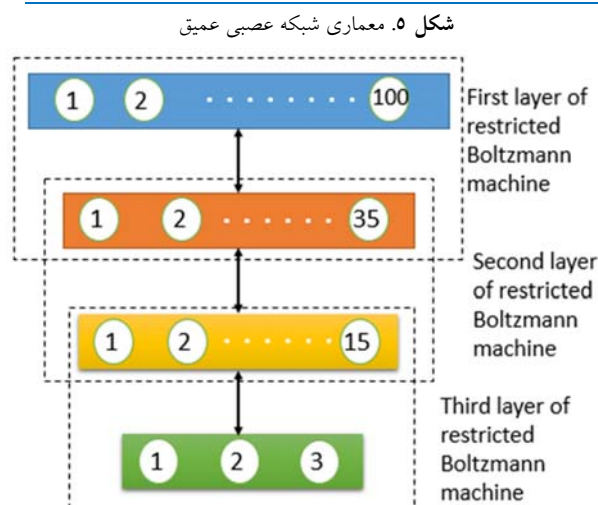


Fig. 5. Deep neural network architecture

جدول ۴. شاخص‌های سلامت در شرایط اعمال بار زلزله خفیف به عنوان بار

	Unknown state 1	Unknown state 2	Unknown state 3
Substructure 1	0.79	0.64	0.21
Substructure 2	0.65	0.31	0.07
Substructure 3	0.75	0.65	0.42
Substructure 4	0.74	0.75	0.68
Substructure 5	0.85	0.63	0.44
Global	0.75	0.60	0.36

Table 4. structural health index(low intensity earthquake as ambient vibration)

جدول ۵. شاخص‌های سلامت در شرایط اعمال بار دینامیکی باد به عنوان

	Unknown state 1	Unknown state 2	Unknown state 3
Substructure 1	0.66	0.33	0.06
Substructure 2	0.68	0.58	0.36
Substructure 3	0.88	0.73	0.54
Substructure 4	0.97	0.91	0.74
Substructure 5	0.97	0.91	0.76
Global	0.83	0.69	0.49

Table 5. structural health index(dynamic wind load as ambient vibration)

۵-بحث و تفسیر نتایج مدل‌سازی عددی

شاخص‌های سلامت محاسبه شده برای سازه که در جداول (۴ و ۵) ارائه شده اند بیانگر عملکرد کلی مناسب و قابل قبول روش پیشنهادی در شناسایی آسیب ها و تعیین شدت آنهاست. شاخص‌های سلامت کلی پس از اعمال زلزله ضعیف به سازه

بدون بازرس عمیق پس از آموزش ویژگی‌های معنادار موجود در داده‌ها را استخراج می‌کند.

پس از مدل‌سازی کامپیوتری و برداشت پاسخ‌های سازه ۳۵ طبقه، شاخص‌های سلامت برای هر یک از زیر سازه‌ها و در هر کدام از حالات محاسبه شده و در جداول (۴ و ۵) ارائه شده است. جدول (۴) مربوط به اعمال زلزله خفیف به عنوان بارهای محیطی و جدول (۵) مربوط به اعمال بار دینامیکی باد به عنوان بار محیطی است. چگونگی تقسیم سازه ۳۵ طبقه به زیر سازه‌های مختلف به شکلی است که هر ۷ طبقه به عنوان یک زیر سازه در نظر گرفته شده است. زیر سازه یک شامل طبقات ۱ تا ۷ و زیرسازه ۲ شامل طبقات ۸ تا ۱۴ است. سایر زیر سازه‌ها نیز به همین ترتیب نام گذاری شده‌اند.

با توجه به چگونگی تقسیم‌بندی پاسخ‌های برداشته شده از سازه که به بردارهایی به طول ۱۰۰ تقسیم بندی شده‌اند، اولین لایه از ماشین بولتزمن مجزا در لایه ورودی دارای ۱۰۰ گره است. همچنین لایه مخفی اولین ماشین بولتزمن مجزا دارای ۳۵ گره است. دومین لایه ماشین بولتزمن مجزا به ترتیب دارای ۳۵ و ۱۵ گره در لایه‌های ورودی و مخفی است. آخرین لایه ماشین بولتزمن مجزا هم دارای ۱۵ گره در لایه ورودی و ۳ گره در لایه مخفی است. معماری شبکه عصبی بدون بازرس عمیق مورد استفاده برای بررسی سازه‌ها در شکل (۵) نمایش داده شده است. لایه مخفی در آخرین ماشین بولتزمن مجزا در واقع آخرین لایه شبکه عصبی است و مقادیر موجود در آخرین لایه شبکه عصبی همان ویژگی‌های استخراج شده از داده‌های ورودی توسط شبکه عصبی است. ویژگی‌های استخراج شده از داده‌ها توسط شبکه عصبی بدون بازرس عمیق متناظر با هر یک از بردارهای ورودی به صورت یک بردار سه بعدی ذخیره می‌شوند.

بزرگتر از ۰,۷ هستند که بیانگر ایجاد آسیب‌های جزئی در سازه است. پس از اعمال زلزله متوسط به سازه شاخص‌های سلامت کلی در بازه ۰,۵ تا ۰,۷ قرار گرفته اند که بیانگر ایجاد آسیب‌های متوسط در سازه است. همچنین پس از اعمال زلزله قوی به سازه شاخص‌های سلامت کلی کمتر از ۰,۵ هستند که بیانگر وجود آسیب‌های شدید در سازه است. با توجه به اینکه زلزله‌های مخرب اعمالی به سازه به شکلی تنظیم شده‌اند که در هر مرحله زلزله اعمالی به سازه قوی‌تر از مرحله قبل بوده و باعث ایجاد آسیب‌های شدیدتر در سازه می‌شوند بنابراین شاخص‌های سلامت محاسبه شده باید سیر نزولی داشته باشند. شاخص‌های سلامت کلی محاسبه شده در هر دو حالت دارای دقت کافی در شناسایی وضعیت سلامت کلی سازه دارند.

در حالت‌هایی که زلزله خفیف به سازه اعمال شده است شاخص‌های سلامت محاسبه شده در زیر سازه‌های فوقانی دقت کمتری دارند که به دلیل تغییرات تدریجی شتاب‌های ثبت شده در این طبقات است که باعث کمرنگ شدن ویژگی‌های دینامیکی سازه در هر یک تقسیم بندی های پاسخ های سازه می‌شود و می‌تواند در عملکرد روش اختلال ایجاد کند. در حالتی که بار باد به عنوان بار محیطی به سازه اعمال شده، نتایج در زیر سازه‌های فوقانی دقت بالاتری در تشخیص آسیب‌ها و شدت آنها دارد و خطایی در آن قسمت مشاهده نمی‌شود. اما در زیر سازه پایینی دقت شاخص‌های سلامت محاسبه شده ارضا کننده نیست. اعمال بار باد به سازه به عنوان بار محیطی با توجه به ارتفاع زیاد سازه باعث ایجاد ارتعاشات مناسب برای پیاده‌سازی روش می‌شود و دقت بیشتری در محاسبه شاخص‌های سلامت طبقات بالایی دارد.

ویژگی‌های استخراج شده از داده‌های مربوط به زیر سازه ۱ و در همه سطوح آسیب در شکل‌های (۶ تا ۹) نمایش داده شده است. این شکل‌ها مربوط به وضعیتی است که زلزله خفیف به عنوان بار دینامیکی به سازه اعمال شده است و تغییر رفتار ویژگی‌های استخراج شده در وضعیتی که بار دینامیکی باد به عنوان بار محیطی اعمال شده است و در سایر زیر سازه‌ها مشابه با همین وضعیت است. هر یک از نقاط ترسیم شده در این شکل‌ها بیانگر ویژگی‌های استخراج شده متناظر با یکی از

بردارهای تقسیم بندی شده‌ای است که به شبکه عصبی تحویل داده شده. ویژگی‌های استخراج شده از پاسخ‌های سازه به صورت یک بردار با سه مولفه استخراج و ذخیره شده‌اند. هر یک از محورها بیانگر یکی از ویژگی‌های استخراج شده است. در شکل (۶) که مربوط به ویژگی‌های استخراج شده در وضعیت بدون آسیب است، الگوهای خطی فرضی مشاهده می‌شود که نقاط متناظر با ویژگی‌های استخراج شده روی این خط‌های فرضی قرار گرفته‌اند و تراکم نقاط متناظر با ویژگی‌های استخراج شده حول یک نقطه مشاهده می‌شود. در شکل (۷) ویژگی‌های استخراج شده زیر سازه ۱ پس از اعمال زلزله ضعیف ترسیم شده است. شاخص سلامت محاسبه شده در این حالت ۰,۷۹ است. با بررسی شکل (۷) نتیجه‌گیری می‌شود که نقاط متناظر با ویژگی‌های استخراج شده از پاسخ‌های سازه پس از اعمال زلزله ضعیف دارای ساختار پراکنده‌تری هستند و همچنین بخشی از نقاط ترسیم شده روی خط‌های فرضی ترسیم شده قرار نگرفته‌اند. شکل (۸) مربوط به ویژگی‌های استخراج شده از پاسخ های زیرسازه ۱ پس از اعمال زلزله متوسط به سازه است. شاخص سلامت محاسبه شده در این حالت ۰,۶۴ است. با بررسی شکل (۸) نتیجه‌گیری می‌شود که نقاط متناظر با ویژگی‌های استخراج شده ساختار پراکنده‌تری دارند همچنین انحراف نقاط ترسیم شده از خط‌های فرضی بیشتر شده است. شکل (۹) نیز مربوط به ویژگی‌ها استخراج شده از پاسخ‌های زیر سازه ۱ پس از اعمال زلزله قوی است. شاخص سلامت در این حالت برابر با ۰,۲۱ است. شاخص سلامت محاسبه شده در این حالت کمترین مقدار در بین شاخص‌های سلامت محاسبه شده برای زیر سازه ۱ در سایر حالت‌ها را دارد که بیانگر آسیب جدی‌تر در مقایسه با سایر حالت‌ها است. با بررسی شکل (۹) نتیجه‌گیری می‌شود که نقاط متناظر با ویژگی‌های استخراج شده در این وضعیت دارای ساختار پراکنده‌تری نسبت به همه حالت‌های قبلی دارد. همچنین پیروی نقاط ترسیم شده از الگوهای خطی فرضی به کمترین مقدار رسیده است. در بررسی کلی ویژگی‌های استخراج شده از داده‌ها مشاهده می‌شود که در وضعیت سلامت سازه الگوهایی خطی فرضی در محور مختصات وجود دارند که ویژگی‌های استخراج شده روی این خط‌ها قرار

شکل ۹. ویژگی‌های استخراج شده از زیر سازه ۱ در وضعیت مجهول ۳

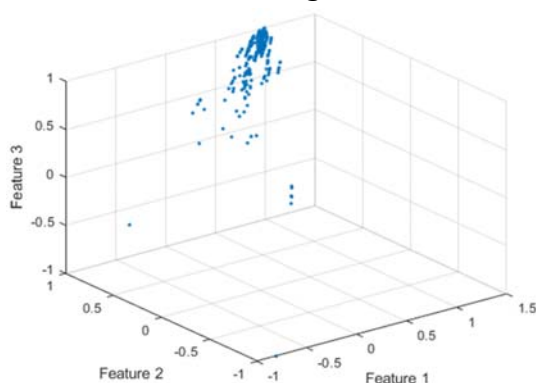


Fig. 9. Extracted features from substructure 1 in unknown state 3

۶- نتیجه گیری

در این روش از یک شبکه عصبی بدون بازرس عمیق برای استخراج ویژگی‌های موجود در پاسخ‌های برداشته شده از سازه تحت اثر بارهای محیطی استفاده می‌شود. با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از داده‌ها وجود یا عدم وجود آسیب و شدت آسیب‌های موجود قابل شناسایی است.

برای بررسی کارایی روش پیشنهادی یک سازه ساختمانی ۳۵ طبقه مورد بررسی قرار گرفت و شاخص‌های سلامت برای قسمت‌های مختلف از سازه محاسبه شد. با بررسی کلی پاسخ‌های محاسبه شده در وضعیت‌های مختلف می‌توان از درستی کارایی روش پیشنهادی در سازه مورد بررسی اطمینان حاصل نمود. در برخی شرایط خاص خطاهایی وارد پاسخ‌های محاسبه شده می‌شود که با کمی دقت می‌توان این خطاها را نیز از بین برد. در هنگام اعمال زلزله خفیف به سازه به عنوان بارهای محیطی، در طبقات فوقانی به دلیل تغییرات تدریجی شتاب‌ها و کوتاه بودن طول تقسیم بندی‌ها ممکن است اطلاعات لازم برای شناسایی آسیب‌ها در هر یک از تقسیم بندی‌های داده‌ها وجود نداشته باشد. همچنین استفاده از بار دینامیکی باد به عنوان بارهای محیطی باعث می‌شود در طبقات فوقانی شاخص‌های سلامت محاسبه شده دارای دقت مناسبی باشند. با بررسی ساختمان مدلسازی شده و نتایج بدست آمده مشخص می‌شود که روش پیشنهادی دقت قابل قبولی در محاسبه شاخص سلامت کلی و موضعی در سازه‌های ساختمانی مورد بررسی دارد و استفاده از

می‌گیرند. با ایجاد آسیب در سازه و افزایش شدت این آسیب‌ها نظم موجود در این داده‌ها از بین رفته و قرار گرفتن ویژگی‌های استخراج شده روی خط‌های فرضی کمتر مشاهده می‌شود. همچنین با افزایش میزان آسیب ایجاد شده در سازه شاخص‌های سلامت ساختار پراکنده‌تری پیدا می‌کنند.

شکل ۶. ویژگی‌های استخراج شده از زیر سازه ۱ در سازه بدون آسیب

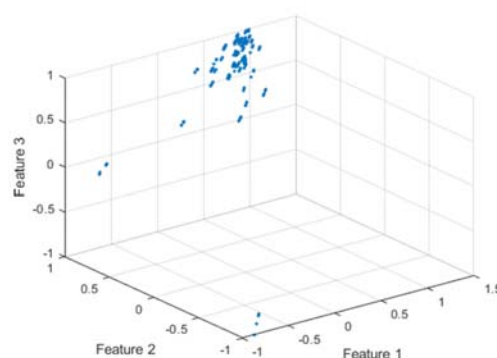


Fig. 6. Extracted features from substructure 1 in healthy state

شکل ۷. ویژگی‌های استخراج شده از زیر سازه ۱ در وضعیت مجهول ۱

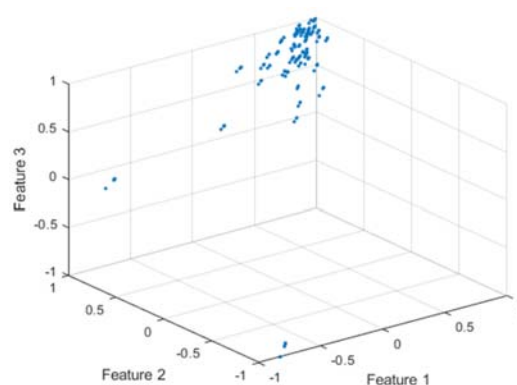


Fig. 7. Extracted features from substructure 1 in unknown state 1

شکل ۸. ویژگی‌های استخراج شده از زیر سازه ۱ در وضعیت مجهول ۲

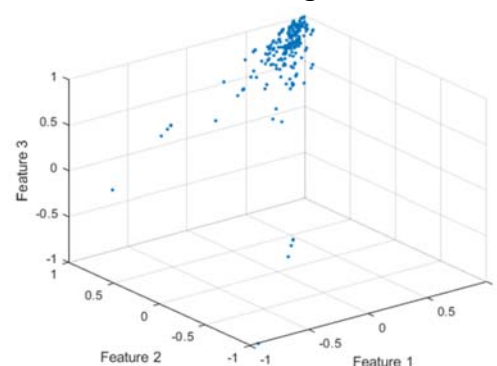


Fig. 8. Extracted features from substructure 1 in unknown state 2

- Analysis and Machine Intelligence. 35 (8): 1798-1828. arXiv:1206.5538. doi:10.1109/tpami.2013.50. PMID 23787338. S2CID 393948.
- [11] Roohollah Hanteh, Mojtaba Hanteh, Ali Kheyroddin, Omid Rezaifar Determination of Strength Parameters in Roller Compacted Concrete (RCC) Dams using Laboratory Results and Forecasting based on Artificial Neural Networks- Modares Civil Engineering journal. IQBQ. 2020; 20 (2) :55-70
URL: <http://mcej.modares.ac.ir/article-16-46458-fa.html>
- [12] Panagiotis Sevente, kidis Dimitrios, Giagopoulos Alexandros, Arail opoulos, Olga Markogiannaki- Structural Health Monitoring using deep learning with optimal finite element model generated data- Mechanical Systems and Signal Processing- Volume 145, November–December 2020, 106972
- [13] Mengying Li, Ziyan Wu, Dawei Jia, Shumao Qiu, Wei He, Structural damage identification using strain mode differences by the iFEM based on the convolutional neural network (CNN), Mechanical Systems and Signal Processing, 10.1016/j.ymssp.2021.108289, 165, (108289)
- [14] Yeum CM, Dyke SJ. Vision based automated crack detection for bridge inspection. Comput-Aided Civil Infrastruct Eng 2015;30(10):759–70.
- [15] Young-Jin Cha*, Wooram Choi, Gahyun Suh & Sadegh Mahmoudkhani. Autonomous Structural Visual Inspection Using Region-Based Deep Learning for Detecting Multiple Damage Types. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering 00 (2017) 1–17
- [16] S. Yin, X. Li, H. Gao, O. Kaynak, Data-based techniques focused on modern industry: an overview, IEEE Trans. Industr. Electron. 62 (1) (2015) 657–667, ISSN 0278-0046
- [17] S. Jeschke, C. Brecher, H. Song, D.B. Rawat, Industrial Internet of Things, Springer, 2017.
- [18] D. Lund, C. MacGillivray, V. Turner, M. Morales, Worldwide and regional internet of things (iot) 2014–2020 forecast: A virtuous circle of proven value and demand, International Data Corporation (IDC), Tech. Rep
- [19] Zhong Y, Xiang J. A two-dimensional plum-blossom sensor array-based multiple signal classification method for impact localization in composite structures. Comput-Aided Civil Infrastruct Eng 2016;31(8):633–43
- [20] Shan J, Ouyang Y, Yuan HW, Shi W. Seismic data driven identification of linear physical models for building structures using performance

این روش در مسائل شناسایی آسیب در سازه‌های عمرانی دقت لازم را دارند.

با ایجاد آسیب در سازه آرایش ویژگی‌های استخراج شده توسط شبکه عصبی دچار تغییر می‌شود. این تغییرات باعث از بین رفتن نظم محل قرارگیری الگوها و تراکم آنها در محور مختصات مطابق با شکل‌های (۶ تا ۹) است. تغییرات ایجاد شده در چگونگی آرایش ویژگی‌های استخراج شده پس از ایجاد آسیب منحصر به روش ارائه شده در این مقاله است

۷-منابع

- [1] McCulloch, Warren; Walter Pitts (1943). "A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity". *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 5 (4): 115–133.
- [2] Morris RG. D.O. Hebb: The Organization of Behavior, Wiley: New York; 1949. *Brain Res Bull.* 1999 Nov-Dec;50(5-6):437. doi: 10.1016/s0361-9230(99)00182-3. PMID: 10643472.
- [3] Schmidhuber, J. (2015). "Deep Learning in Neural Networks: An Overview". *Neural Networks*. 61: 85-117. arXiv:1404.7828. doi:10.1016/j.neunet.2014.09.003. PMID 25462637. S2CID 11715509
- [4] Ivakhnenko, A. G. (1973). *Cybernetic Predicting Devices*. CCM Information Corporation.
- [5] Ivakhnenko, A. G.; Grigor'evich Lapa, Valentin (1967). *Cybernetics and forecasting techniques*. American Elsevier Pub. Co.
- [6] Smolensky, P. (1986). "Information processing in dynamical systems: Foundations of harmony theory.". In D. E. Rumelhart; J. L. McClelland; PDP Research Group (eds.). *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*. 1. pp. 194–281
- [7] G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks 28 JULY 2006 VOL 313
- [8] Schmidhuber, Jürgen (2015). "Deep Learning". *Scholarpedia*. 10 (11):32832. Bibcode:2015SchpJ..1032832S. doi:10.4249/scholarpedia.32832.
- [9] Hinton, G.E. (2009). "Deep belief networks". *Scholarpedia*. 4 (5): 5947. Bibcode:2009SchpJ...4.5947H
- [10] Bengio, Y.; Courville, A.; Vincent, P. (2013). "Representation Learning: A Review and New Perspectives". *IEEE Transactions on Pattern*

- [29] Mohammad Hossein Rafiei, Hojjat Adeli A Novel Machine Learning Model for Estimation of Sale Prices of Real Estate Units. *Journal of Construction Engineering and Management*. Volume 142 Issue 2 - February 2016
- [30] Mohammad Hossein Rafiei, Hojjat Adeli . A novel unsupervised deep learning model for global and local health condition assessment of structures. *Engineering Structures* 156 (2018) 598–607
- [31] Chathurdara Sri adith Pathirage, Jun Li^b Structural damage identification based on autoencoder neural networks and deep learning-*Engineering Structures* Volume 172, 1 October 2018, Pages 13-28
- [32] Chathurdara Sri Nadith Pathirage, Jun Li, Ling Li, Hong Hao, Wanquan Liu, Pinghe Ni. Structural damage identification based on autoencoder neural networks and deep learning. *Engineering Structures* 172 (2018) 13–28
- [33] Zohreh Mousavi Mir Mohammad Etefagh et al- Developing deep neural network for damage detection of beam-like structures using dynamic response based on FE model and real healthy state-*Applied Acoustics* Volume 168, November 2020, 107402
- [34] Oh BK, Glisic B, Kim Y, Park HS. Convolutional neural network-based data recovery method for structural health monitoring. *Structural Health Monitoring*. 2020;19(6):1821-1838. doi:[10.1177/1475921719897571](https://doi.org/10.1177/1475921719897571)
- [35] Qarib H, Adeli H. A new adaptive algorithm for automated feature extraction in exponentially damped signals for health monitoring of smart structures. *Smart Mater Struct* 2015;24(12):125040
- [36] Menegotto M, Pinto PE. Method of analysis for cyclically loaded R.C. frames including changes in geometry and non-elastic behavior of elements under combined normal force and bending. *Istituto di Scienza e Tecnica delle Costruzioni, University of Rome*; 1972.
- and stabilizing objectives. *Comput- Aided Civil Infrastruct Eng* 2016;31(11):846–70.
- [21] Shan J, Shi W, Lu X. Model reference health monitoring of hysteretic building structure using acceleration measurement with test validation. *Comput-Aided Civil Infrastruct Eng* 2016;31(6):449–64.
- [22] Lei Y, Zhou H, Lai ZL. A computationally compact algorithm for real-time detection of abrupt structural stiffness degradations. *Comput-Aided Civil Infrastruct Eng* 2016;31(6):465–80
- [23] Sarkar, S., Reddy, K. K., Giering, M., & Giering, M. (2016). Deep Learning for Structural Health Monitoring: A Damage Characterization Application. *Annual Conference of the PHM Society*, 8(1). <https://doi.org/10.36001/phmconf.2016.v8i1.2544>
- [24] Y. Li, T. Kurfess, S. Liang, Stochastic prognostics for rolling element bearings, *Mech. Syst. Signal Process.* 14 (5) (2000) 747–762.
- [25] Nur Sila Gulgec, S.M.ASCE; Martin Taká; and Shamim N. Pakzad, A.M.ASCE. Convolutional Neural Network Approach for Robust Structural Damage Detection and Localization . *J. Comput. Civ. Eng.*, 2019, 33
- [26] Entezami, A.; Sarmadi, H.; Mariani, S. An Unsupervised Learning Approach for Early Damage Detection by Time Series Analysis and Deep Neural Network to Deal with Output-Only (Big) Data. *Eng. Proc.* **2020**, 2, 17. <https://doi.org/10.3390/ecsa-7-08281>
- [27] Amir Zayeri baghlani nejad, Mussa Mahmoudi Sahebi- A new method for determining the natural frequencies of structures from their ambient vibration- *Modares Civil Engineering journal*. ۲۰۲۰; 20 (5) :89-102 URL:<http://mcej.modares.ac.ir/article-16-38767-en.html>
- [28] Mohammad Hossein Rafiei | Hojjat Adeli. A novel machine learning-based algorithm to detect damage in high-rise building structures . *Struct Design Tall Spec Build*. 2017;e1400.

A novel unsupervised deep neural network based method for damage detection in civil structures

Pedram Ghaderi ^{1*}, Amin Abdolmaleki ²

1 Assistant professor, School of civil engineering, Iran university of science and technology, Tehran, Iran

2 Ms. Structural engineering, School of civil engineering, Iran university of science and technology, Tehran, Iran

* P_ghaderi@iust.ac.ir

Abstract

Civil structures may experience unexpected loads and consequently damages during their life cycle. Damage identification has been a challenging inverse problem in structural health monitoring. The main difficulty is characterizing the unknown relation between the measurements and damage patterns. Such damage indicators would ideally be able to identify the existence, location, and severity of damages. In order to solve such problems, biologically inspired soft-computing techniques have gained traction. The most widely used soft-computing method, called neural networks is designed such that it can learn from data without a need of feature design process. Damage pattern can be detected using neural network. A deep unsupervised neural network can recognize patterns and extract features from data. In this paper a methodology is described for global and local health condition assessment of structural systems using vibration response of the structure. The model incorporates Fast Fourier Transform and unsupervised deep Boltzmann machine to extract features from the frequency domain of the recorded signals. Restricted Boltzmann machine is a shallow neural network with two layer. First layer of restricted Boltzmann machine called input layer and second layer of restricted Boltzmann machine called hidden layer. Deep Boltzmann machine created by setting some restricted Boltzmann machine sequential. Hidden layer of each restricted Boltzmann machine is input layer of next restricted Boltzmann machine. Each layer of restricted Boltzmann machine extract features from input data. Recorded data divided to smaller vectors. Fast Fourier transformation used to transform divided vectors into frequency domain. A benefit of the proposed model is that it does not require costly experimental results to be obtained from a scaled version of the structure to simulate different damage states of the structure and only vibration response of the healthy structure is needed to training deep neural network. The input consists of a set of records obtained from the healthy state of the structure and another set of records with unknown health states. The model extracts information from both healthy and unknown sets to determine the health states of the unknown set. The healthy records are low intensity vibrations of the structure at least in one planar direction in the healthy state in the form of time series signals and The unknown records are low intensity vibrations of the structure on unknown state of health. Ambient vibrations can be due to wind, traffic, or human/pedestrian activities. An appropriate health index is defined and calculated for each part of the structure. The value of this index is between 0 and 1. The closer the value is to 1 the healthier the structure. To evaluate the efficiency of the proposed method a building structures with 35 story has been simulated in OPENSEES. Data collection should be selected appropriately to prevent errors. Obtained result demonstrate that proposed method has about 95 percent efficiency to predict damages and their severity. Different damage state put on due to three earthquakes with different severity. Structural health index calculated after each earthquake. Calculated structural health index demonstrate efficiency of proposed method for detecting damages and severity of damages.

Keywords: Structural Health Monitoring, Deep Unsupervised Neural Network, Deep Learning, Feature Extraction