پایش سلامت سازه‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی

علی بخشی
دانشیار، دانشکده عمران، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران
bakhshi@sharif.edu:

سید محسن وزیری‌زاده
دانشجوی کارشناسی ارشد،دانشکده عمران، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران
s.m.vazirizade@gmail.com

کلید واژه‌ها: *پایش سلامت سازه‌ای، شبکه‌های عصبی،شناسایی خسارت، هوش مصنوعی، قاب فولادی خمشی*

چکیده

اغلب سازه‌های عمرانی در برابر زلزله‌هایی که برای مقابله با آن طراحی‌شده‌اند، وارد ناحیه غیرخطی مصالح می‌شوند. شناسایی خسارت سازه ازجمله روش‌هایی است که می‌تواند قابلیت اعتماد سازه را افزایش و هزینه نگهداری را کاهش دهد. از این‌رو شناسایی خسارت سازه در سازه‌هایی با رفتار و پاسخ غیرخطی اهمیت می‌یابد. در این مطالعه از ابزار شبکه عصبی استفاده شد.مدل ایجادشده از میزان جابه‌جایی نسبی طبقاتبه‌عنوان ورودیاستفاده کرد و خروجی آن سطح مقطع هرکدام از اعضا در یک قاب خمشی فولادی با رفتار برشی در نظر گرفته شد. درواقع این مدل شبکه عصبی ایجادشده در این مطالعه خرابی، مکان و شدت آن را ارزیابی کرد. سپس جواب‌های بدست آمده از مدل شبکه‌های عصبی با جواب‌های دقیق حاصل از روش اجزا محدود مقایسه تا دقت مدل بررسی شود. اگرچه در این روش از جابه‌جایی سازه استفاده شد که به طور کلی نسبت به شتاب کاربرد کمتری در شناسایی و دقت عملکردی در روش‌های شناسایی خسارت دارد اما شبکه عصبی شعاعی نشان داد که حتی با استفاده از داده‌های جابه‌جایی به‌عنوان داده ورودی از دقت قابل قبولی برخوردار است. آنچه در این روش حائز اهمیت است کارایی آن حتی در حوزه غیرخطی است. نه تنها این روش هزینه‌ی زیادی دربر ندارد بلکه با استفاده از این روش می‌توان سازه را به طور پیوسته و لحظه به لحظه مورد بررسی قرار داد و زمان ترمیم آن‌را معین کرد.

مقدمه

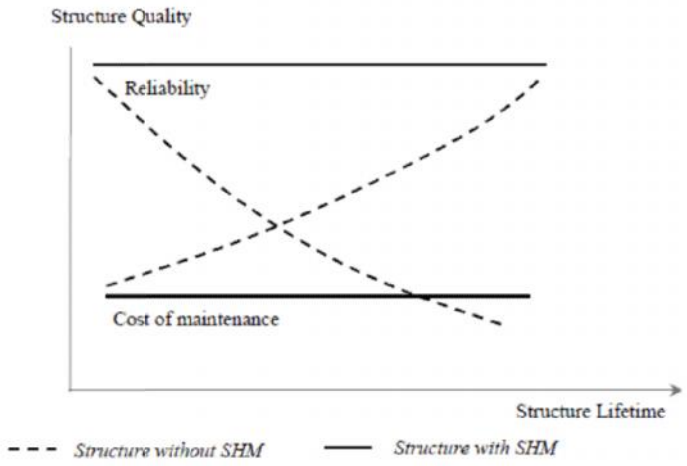
ابرسازه‌های عمرانی منابع باارزشی هستند که بخشی ثروت هر کشوریبه شمار می‌روند و خسارت دیدن آن‌ها نه تنها سبب نابودی اقتصاد بلکه جان انسان‌ها را نیز به خطر می‌اندازد. ازاین‌رو محققین همواره به دنبال راهکارهایی برای بازبینی و کنترل سازه‌ها هستند و از این بین ما در این تحقیق به دنبال روشی هر چه سریع‌تر، اقتصادی‌تر هستیم. بررسی سلامت سازه یکی از مؤثرترین و بهترین راهکارها برای نگهداری از سازه‌ها در مقابل خرابی‌های پیش بینی نشده است.

پایش سلامت سازهای روندی برای بدست آوردن اطلاعات دقیق لحظه‌ای از شرایط و عملکرد سازه‌ای می‌باشد. هدف اصلی پایش، آشکارسازی رفتارهای غیرمعمول سازه است که بیانگر شرایط سازه‌ای نامطلوب می‌باشد. داده‌های بدست آمده از پایش برای بهینه کردن عملکرد، نگهداری، تعمیر و جایگزینی سازه بر اساس داده‌های قابل اعتماد و اندازه‌گیری شده هدف، به کار می‌روند. در شکل۱ روند شماتیک بین هزینه و قابلیت اعتماد بین دو سازه که یکی از آن‌ها مورد پایش سلامت قرار می‌گیرد و دیگری قرار نمی‌گیرد را نشان داده‌شده است(Glisic and Inaudi, 2007).

در مبحث پایش سلامت سازه‌ای آسیب به‌عنوان تغییراتی که در طول بهره‌برداری از سازه رخ می‌دهد تعریف می‌گردد و شناسایی آسیب به کلیه روش‌ها و تکنیک‌هایی اطلاق می‌گردد که وجود خرابی را تشخیص و موقعیت و میزان خرابی را بیان می‌کند(Doebling et al., 1998)

ریتر[1] روش‌های شناسایی خسارت را درقالب ۴ سطح، طبقه‌بندی نموده است که عبارت‌انداز.(Rytter, 1993)

1. Rytter



شکل ۱: روندشماتیک بین هزینه و قابلیت اعتماد

۱- تعیین وجود خسارت در سازه

۲- تعیین محل و مختصات هندسی آسیب

۳- تعیین شدت آسیب وارده به اعضای سازه

۴- تخمین عمر باقیمانده‌ی قابل بهره‌برداری سازه با در نظر گرفتن خسارت‌های وارده به سازه

در سال‌های اخیر، با پیشرفت‌های صورت گرفته در عرصه علمی، روش‌های پایش از راه دور با استفاده از لیزر، حس‌گرهای فیبرنوری، تکنیکهای جمع آوری داده‌ها از راه دور و تکنیک‌های پردازش صورت می‌گیرد. با استفاده از این تکنولوژی تعداد زیادی از سازه‌ها شامل پل‌ها و سازه‌های زیربنایی و حیاتی پایش شده‌اند(Glisic and Inaudi, 2007)،کهاین امر نه تنها ایمنی و قابلیت اعتماد سازه را افزایش می‌دهد بلکه می‌توان عمر باقی‌مانده از سازه را پیش‌بینی کرد و بررسی کرد تعمیرات تا چه اندازه توجیه اقتصادی دارند.

ژو[1] و همکاران روشی ارائه کردند که در آن سازه تحت یک زلزله با استفاده از پاسخ‌ها شتاب، سرعت و جابه‌جای در گام زمانیk آموزش می‌بینند و پس از آن تحت هر زلزله دیگر پاسخ سازه را در گام زمانیk+1پیش‌بینیمی‌کند و اگر پاسخ واقعی سازه با آنچه از شبکه عصبی بدست آمده متفاوت بود بدین معنا است که سازه آسیب‌دیده است(Xu et al., 2003)در ادامه باز هم ژو و همکاران با بهبود روش حل مسئله فقط با استفاده از پاسخ شتاب برای ارتعاش آزاد روش را بهبود دادند(Xu and Genda, 2005). پس از آن میتا[2] و کیان[3] با استفاده از روش شبکه عصبی با استفاده از داده‌های پاسخ شتاب سازه و شتاب زمینه لرزه در لحظه‌های قبل از گام زمانیk مشکل ارتعاش آزاد را حل کرد (Mita and Qian, 2007). اما آنچه در تمام موارد ذکرشده وجود دارد فقدان سناریوهای خرابی با گوناگونی زیاداست.

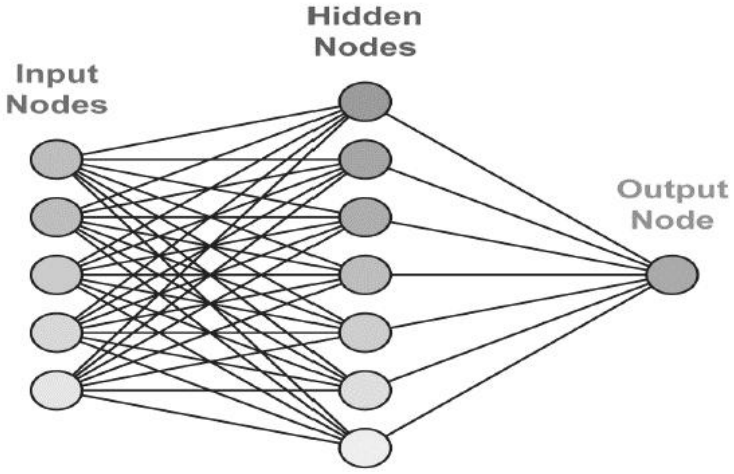
روش‌شناسی

شبکه‌های عصبی نوعی مدلسازی ساده انگارانه از سیستم‌های عصبی واقعی هستند که کاربرد فراوانی در حل مسائل مختلف در علوم دارند. حوزه کاربرد این شبکه‌ها آنچنان گسترده است که از کاربردهای طبقه‌بندی گرفته تا کاربردهایی نظیر درون‌یابی، تخمین، آشکارسازی و غیره را شامل می‌شود. شاید مهم‌ترین مزیت این شبکه‌ها، توانایی وافر آن‌ها در کنار سهولت استفاده از آن‌ها باشد. شبکه‌ها انواع مختلفی دارند اما همگی آن‌ها از دو مؤلفه تشکیل می‌شوند:

۱. مجموعه‌ای از گره‌ها: هر گره در حقیقت واحد محاسباتی شبکه است که ورودی‌ها را گرفته و برروی آن پردازش انجام می‌دهد تا خروجی بدست آید. پردازش انجام‌شده توسط گره می‌تواند از ساده‌ترین نوع پردازش‌ها نظیر جمع کردن ورودی‌ها تا پیچیده‌ترین محاسبات را شامل شود. در حالت خاص، یک گره می‌تواند خود، شامل یک شبکه دیگر باشد.

۲. اتصالات بین گره‌ها: این اتصالات نحوه گذر اطلاعات بین گره‌ها را مشخص می‌کند. در حالت کلی اتصالات می‌توانند تک سویه (Unidirectional) یا دوسویه (Bidirectional) باشند. تعامل بین گره‌ها از طریق این اتصالات سبب بروز یک رفتار کلی از سوی شبکه می‌گردد. شبکه‌ها را با توجه به نوع لایه‌هایآن‌ها به سه نوع تک لایه، چند لایه و رقابتی تقسیممی‌کنند(Bishop, 1995)شکل ۲ نمونه‌ای از یک شبکه دو لایه با یک لایه مخفیحاوی ۷ نورون را به نشان می‌دهد.

1. Xu
2. Mita
3. Qian



شکل ۲: نمونه‌ای از یک شبکه عصبی دولایه

درواقع آنچه در شبکه‌های عصبی توابعی تعریف می‌شوند تا با استفاده از آن‌ها Weight و Bias ها برای هر گره به گونه‌ای تعریف شوند تا به جواب خروجی برسیم.

شاید بتوان بیان کرد که مهم‌ترین قسمت کار در استفاده از شبکه‌های عصبی انتخاب مناسب داده‌های ورودی و خروجی است. داده‌های ورودی و خروجی باید از حساسیت کافی نسبت به هم برخوردار باشند و نکته دیگر که باید به آن توجه شوددر داده‌های ورودی باید دقت شود تا حد امکان یک‌به‌یک باشند. آنچه بیشتر در شناسایی خسارت سازه‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد پاسخ شتاب سازه است اما در این تحقیق از پاسخ جابه‌جایی نسبی طبقات استفاده شده است تا کارایی شبکه‌های عصبی بررسی شود. همچنین داده‌هایی که برای training در شبکه‌های عصبی استفاده شده است شامل ابعاد مقاطع می‌باشد ولی آنچه در پاسخ سازه اهمیت دارد سختی اعضا است که درواقع با مجذور بعد هر عضو رابطه دارد. درواقع استفاده از ابعاد جهت ورودی در training شبکه باعث می‌شود که داده‌های ورودی از نظم خطی پیروی نکنند. اگر ابعاد شبکه عصبی،نوع و توابع مورد استفاده در آن به خوبی انتخاب شود، این موضوع نیز چالشی برای شبکه و جواب‌ها ایجاد نخواهد کرد هرچند که منظم بودن داده‌های ورودی می‌تواند دقت محاسبات را افزایش دهد.

در این تحقیق از شبکه‌های عصبی شعاعی استفاده شده است. در این نوع از شبکه‌های عصبی لایه‌ی پنهان وجود دارد که عمل تبدیل غیرخطی را انجام می‌دهد. این نوع از شبکه‌های عصبی به علت خواص غیرخطی، قادر به نگاشت مدل‌های پیچیده‌ای می‌باشند که سایر انواع شبکه‌های عصبی از حمله شبکه‌های پس‌انتشار یا قادر با انجام نیست و نیازمند حالت‌های بسیار پیچیده است. خروجی یک شبکه‌عصبی با استفاده از فرمول زیر حساب می‌شود

$$\mathbf{y} = f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n} w_i R_i(\mathbf{x}) + w_0 \qquad (۱)$$

که در آن weight مربوط به اتصالات بین نورون‌ها در لایه مخفی با w_i و bias در نورون خروجی با w_0 و $\mathbf{x}$ بردار داده‌های ورودی است. $\mathbf{x}$ و $\mathbf{y}$ به ترتیب ماتریس داده‌های ورودی و خروجی است.در رابطه‌ی فوق R عبارت است از:

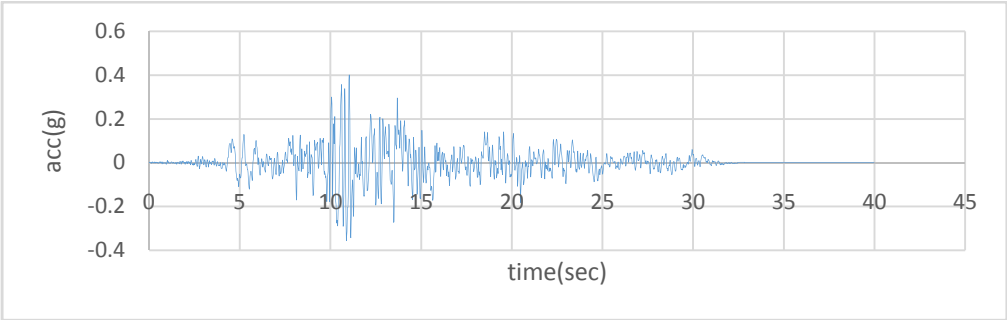
$$R_i(\mathbf{x}) = \text{¨} \left| x_i - c_i \right| \qquad (۲)$$

که تابع φ یک مقدار بینهایت در وسط دارد و با میل کردن به سمت بینهایت سریعاً نزول می‌کند که در اینجا از تابع گوسی برای نیل به این هدف استفاده شده است. در رابطه بالا $\mathbf{c}$ بردار مرکز تابع گوسی است(امینی, ۱۳۹۱).

بررسی عددی برای شناسایی خسارت سازه‌ای

در این مدل یک سازه ۳ طبقه خمشی با رفتار برشی مدل شده است که اعضای آن رفتار الاستیک-پلاستیک کامل[1] دارند. در هر مرحله با تغییر سطح مقطع اعضا که درنهایت به تغییر سختی منجر می‌شود، سازه تحت زلزله طبس که در شکل ۸ آمده است، قرار می‌گیرد و درنهایت حداکثر جابه‌جایی طبقات اندازه‌گیری می‌شود.

1. elastic perfectly plastic



شکل ۳: رکورد زلزله طبس

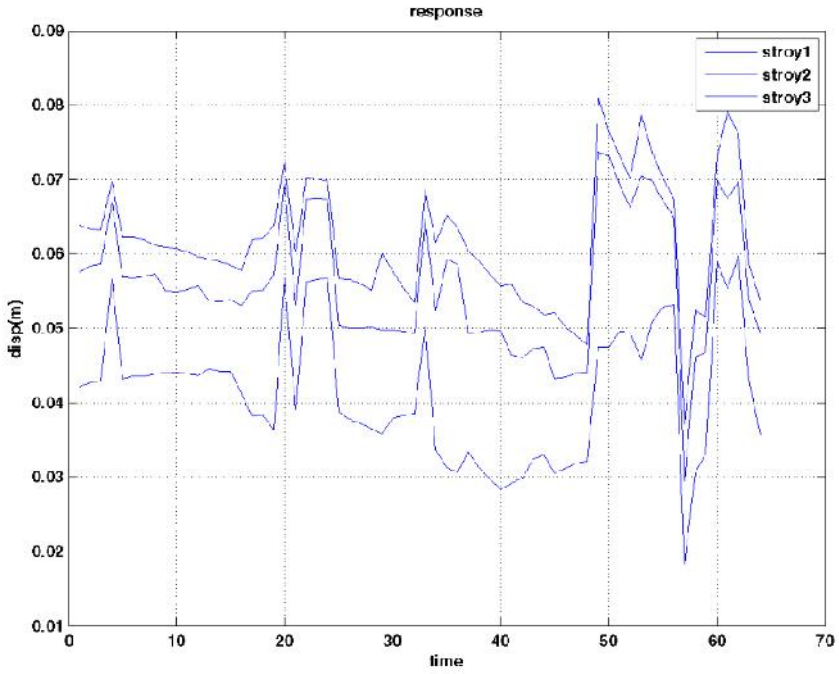
این سازه ۳ طبقه خمشی با رفتار برشی که مدول الاستیسیته اعضا $2e11N/m^2$، ارتفاع هر طبقه ۳متر و طول هر دهنه ۴متر است. کرنش تسلیمμs۱۲۰۰و جرم طبقات به ترتیب۱۰۰، ۱۰۰و ۵۰ تن است. در این مدل برایشبیه‌سازی آسیب از کاهش سختی استفاده شده است.سختی خود به سطح مقطع عضو بستگی دارد ازاین‌رو برایشبیه‌سازی آسیب از ابعاد عضو استفاده کردیم، به این صورت که اعضا به‌صورت سطح مقطع مربعی در نظر گرفته‌شده‌اند که طول آن‌ها بین۰/۲۵۵ تا ۰/۲۹ متر تغییرمی‌کند. سختی با گام ۰.۰۱متر به ترتیب ۶۲۶۴ kN/m، ۷۳۰۱ kN/m، ۸۴۷۳ kN/m، ۹۷۷۴kN/m می‌باشد.این تغییر در تمام ستون‌ها لحاظ می‌شود که درنهایت ۶۴ حالت خرابی داریم. برای ایجاد شبکه عصبی از یک شبکه لایه‌ای رقابتییا شعاعی[1] استفاده می‌کنیم. ابتدا هرکدام از ۶۴ سختی یاد شده در نرم‌افزارOpenseesتحلیل‌شده تحت زلزله طبس تحلیل دینامیکی شده و جابه‌جایی نسبی هرکدام از طبقات استخراج شدند. سپس در شبکه عصبی جابه‌جایی هر طبقه به‌عنوان ورودی و طول ضلع هر عضو که با سختی رابطه دارد به‌عنوان تابع هدف برای شبکه عصبی در نظر گرفته شدند. به بیان دیگر در مدل اجزا محدود سازه با در دست داشتن ۶۴ مقطع مختلف، ۶۴ سختی مختلف هم خواهیم داشت. با واردکردن رکورد زلزله طبس در تراز پایه و انجام تحلیل ۶۴ سری داده به‌عنوان جابه‌جایی نسبی طبقات استخراج می‌شود. حال در مرحله‌ی استفاده از سیستم شبکه‌های عصبی،برای انجام عمل training برای ورودی از ۶۴ سری داده‌ای که بیان‌کننده‌ی جابه‌جایی نسبی طبقات و برای خروجی از ۶۴ داده‌ای که بیان‌کننده‌ی ابعاد مقاطع بوده است، استفاده شده است. جدول شماره ۱ هرکدام از سناریوهای خرابی را که به‌عنوان داده برای شبکه عصبی لازم است برحسب طول اضلاع مربعی در هرکدام از طبقات نشان می‌دهد. شکل ۹ جابه‌جایی هر طبقه برایهرکدام از سناریوهاییادشده را نشان می‌دهد که درواقع خروجی مدل المان محدود و ورودی شبکه عصبی ما در هرکدام از طبقات خواهند بود.

پس از استفاده از روش یادشده حال نیاز است که دقت شبکه‌ی عصبی ایجادشده مورد بررسی قرار گیرد. در مدل شبکه عصبی تولید شد قرار است با نصب حسگرهای جابه‌جایی جابه‌جایی سازه در هر طبقه در هنگام وقوع زلزله اندازه‌گیری شود. سپس در هنگام وقوع زلزله پاسخ سازه ضبط می‌شود و مقدار حداکثر جابه‌جایی هر طبقه به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی داده می‌شود. سپس شبکه عصبی بدون آن‌که نیاز به محاسبات سنگین باشد سختی یا به عبارت بهتر میزان زوال در ابعاد هر مقطع از عضو را پیش‌بینی می‌کند.

جدول۱: شماره وطول ضلع اعضای مربعی در هر سناریو خرابی

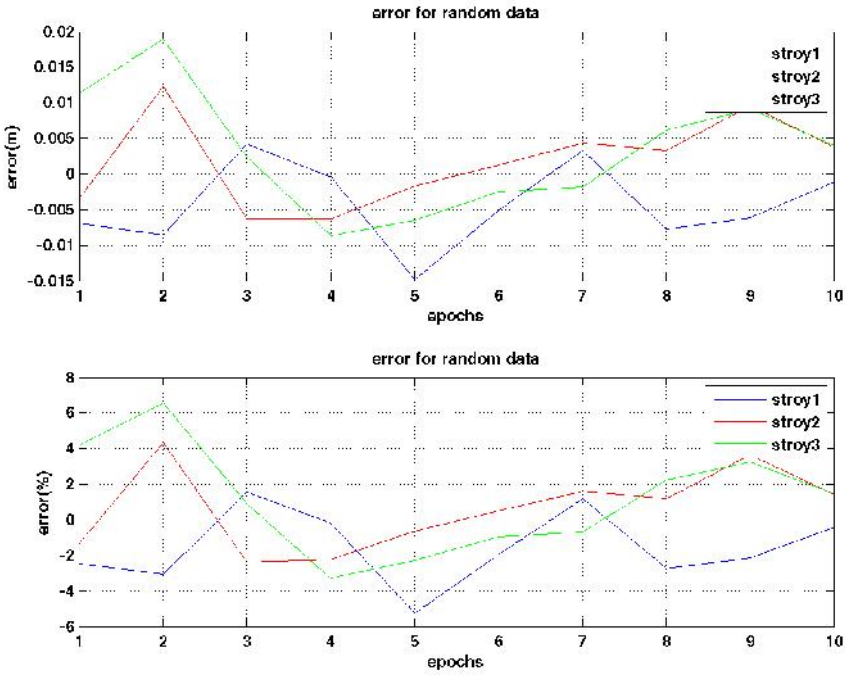
شماره	طبقه		
	۱	۲	۳
۱	۰/۲۵۵	۰/۲۵۵	۰/۲۵۵
۲	۰/۲۵۵	۰/۲۵۵	۰/۲۶۵
۳	۰/۲۵۵	۰/۲۵۵	۰/۲۷۵
۴	۰/۲۵۵	۰/۲۵۵	۰/۲۸۵
۵	۰/۲۵۵	۰/۲۶۵	۰/۲۵۵
۶	۰/۲۵۵	۰/۲۶۵	۰/۲۶۵
۷	۰/۲۵۵	۰/۲۶۵	۰/۲۷۵
۸	۰/۲۵۵	۰/۲۶۵	۰/۲۸۵
۹	۰/۲۵۵	۰/۲۷۵	۰/۲۵۵
۱۰	۰/۲۵۵	۰/۲۷۵	۰/۲۶۵
۱۱	۰/۲۵۵	۰/۲۷۵	۰/۲۷۵
۱۲	۰/۲۵۵	۰/۲۷۵	۰/۲۸۵
۱۳	۰/۲۵۵	۰/۲۸۵	۰/۲۵۵
۱۴	۰/۲۵۵	۰/۲۸۵	۰/۲۶۵
۱۵	۰/۲۵۵	۰/۲۸۵	۰/۲۷۵
۱۶	۰/۲۵۵	۰/۲۸۵	۰/۲۸۵
۱۷	۰/۲۶۵	۰/۲۵۵	۰/۲۵۵
۱۸	۰/۲۶۵	۰/۲۵۵	۰/۲۶۵
۱۹	۰/۲۶۵	۰/۲۵۵	۰/۲۷۵
۲۰	۰/۲۶۵	۰/۲۵۵	۰/۲۸۵
۲۱	۰/۲۶۵	۰/۲۶۵	۰/۲۵۵
۲۲	۰/۲۶۵	۰/۲۶۵	۰/۲۶۵
۲۳	۰/۲۶۵	۰/۲۶۵	۰/۲۷۵
۲۴	۰/۲۶۵	۰/۲۶۵	۰/۲۸۵
۲۵	۰/۲۶۵	۰/۲۷۵	۰/۲۵۵
۲۶	۰/۲۶۵	۰/۲۷۵	۰/۲۶۵
۲۷	۰/۲۶۵	۰/۲۷۵	۰/۲۷۵
۲۸	۰/۲۶۵	۰/۲۷۵	۰/۲۸۵
۲۹	۰/۲۶۵	۰/۲۸۵	۰/۲۵۵
۳۰	۰/۲۶۵	۰/۲۸۵	۰/۲۶۵
۳۱	۰/۲۶۵	۰/۲۸۵	۰/۲۷۵
۳۲	۰/۲۶۵	۰/۲۸۵	۰/۲۸۵
۳۳	۰/۲۷۵	۰/۲۵۵	۰/۲۵۵
۳۴	۰/۲۷۵	۰/۲۵۵	۰/۲۶۵
۳۵	۰/۲۷۵	۰/۲۵۵	۰/۲۷۵
۳۶	۰/۲۷۵	۰/۲۵۵	۰/۲۸۵
۳۷	۰/۲۷۵	۰/۲۶۵	۰/۲۵۵
۳۸	۰/۲۷۵	۰/۲۶۵	۰/۲۶۵
۳۹	۰/۲۷۵	۰/۲۶۵	۰/۲۷۵
۴۰	۰/۲۷۵	۰/۲۶۵	۰/۲۸۵
۴۱	۰/۲۷۵	۰/۲۷۵	۰/۲۵۵
۴۲	۰/۲۷۵	۰/۲۷۵	۰/۲۶۵
۴۳	۰/۲۷۵	۰/۲۷۵	۰/۲۷۵
۴۴	۰/۲۷۵	۰/۲۷۵	۰/۲۸۵
۴۵	۰/۲۷۵	۰/۲۸۵	۰/۲۵۵
۴۶	۰/۲۷۵	۰/۲۸۵	۰/۲۶۵
۴۷	۰/۲۷۵	۰/۲۸۵	۰/۲۷۵
۴۸	۰/۲۷۵	۰/۲۸۵	۰/۲۸۵
۴۹	۰/۲۸۵	۰/۲۵۵	۰/۲۵۵
۵۰	۰/۲۸۵	۰/۲۵۵	۰/۲۶۵
۵۱	۰/۲۸۵	۰/۲۵۵	۰/۲۷۵
۵۲	۰/۲۸۵	۰/۲۵۵	۰/۲۸۵
۵۳	۰/۲۸۵	۰/۲۶۵	۰/۲۵۵
۵۴	۰/۲۸۵	۰/۲۶۵	۰/۲۶۵
۵۵	۰/۲۸۵	۰/۲۶۵	۰/۲۷۵
۵۶	۰/۲۸۵	۰/۲۶۵	۰/۲۸۵
۵۷	۰/۲۸۵	۰/۲۷۵	۰/۲۵۵
۵۸	۰/۲۸۵	۰/۲۷۵	۰/۲۶۵
۵۹	۰/۲۸۵	۰/۲۷۵	۰/۲۷۵
۶۰	۰/۲۸۵	۰/۲۷۵	۰/۲۸۵
۶۱	۰/۲۸۵	۰/۲۸۵	۰/۲۵۵
۶۲	۰/۲۸۵	۰/۲۸۵	۰/۲۶۵
۶۳	۰/۲۸۵	۰/۲۸۵	۰/۲۷۵
۶۴	۰/۲۸۵	۰/۲۸۵	۰/۲۸۵

[1] radial

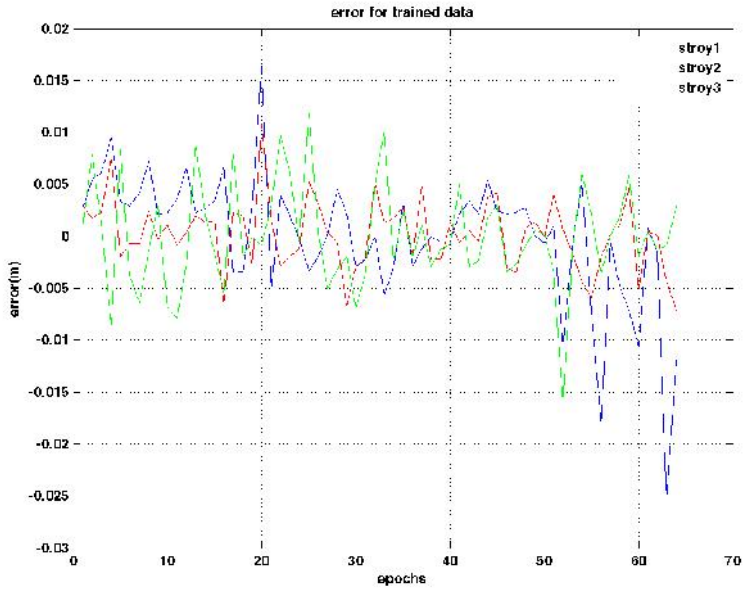


شکل ۴: جابه‌جایی هرطبقه براساس شماره سناریو

پس از بیان مطلب فوق،درنهایت برای اعتبار سنجیو صحت اطلاعات حاصل از خروجی مدل شبکه عصبی ایجادشده ۱۰ داده که هرکدام شامل ۳ داده تصادفی برای طول ضلع سطح مقطع طبقات بود به مدل Opensees داده شد و جابه‌جایی حاصل از آن بدست آمد، سپس مقادیر جابه‌جایی بدست آمده به مدل شبکه عصبی داده شد و ابعاد اعضابه‌عنوان خروجی دریافت شد. این خروجی‌ها با ابعاد مقطع که به‌عنوان ورودی به مدل اجزا محدود داده‌شده بود مقایسه شده که در شکل ۱۰ آمده است.به بیان دیگر این شکل تفاوت مقدار دقیق و مقدار بدست آمده حاصل از روش شبکه عصبی را در طبقات مختلف مقایسهمی‌کند. ردیف بالا اختلاف و ردیف پایین اختلافنسبی را نشان می‌دهد که با توجه به مقدار حداکثری ٪۱/۶ از دقت قابل قبولی برخوردار است.به‌منظور بررسی بحث بیش‌برازش نیز اختلاف بین مقادیر دقیق و جواب‌های بدست آمده از مدل شبکه عصبی در شکل ۶ آمده است و محدوده‌ی تغییرات داده‌ها همانند ۵ است و درواقع دچار بیش‌برازشی نشده‌ایم.



شکل ۵: خطای مطلق و خطای نسبی حاصل از روش شبکه عصبی با مقداراصلی



شکل ۶: خطای حاصل از خروجی داده‌های training با مقدار اصلی

نتیجه‌گیری

درنهایت به‌عنوان نتیجه‌گیری می‌توان بیان کرد که شبکه‌های عصبی روشی بسیار کاربردی برای پایش سلامت سازه‌ها به‌خصوص در پایشOnline سازه است و آنچه بسیار مهم است داده‌های لازم برای آموزش شبکه عصبی است. گرچه در روش بالا از یک زلزله معین هم برای داده‌های آموزشی استفاده شده و هم اثرات همان زلزله بر سازه پیش‌بینی‌شده است اما باید توجه داشت که روش فوق نه تنها بسیار سهل و آسان است بلکه در حوزه‌ی غیرخطی به خوبی عمل می‌کند. آنچه مدل بالا به خوبی نشان می‌دهد کارایی بسیار مناسب شبکه‌های عصبی رقابتی است که تاکنون کمتر مورد توجه قرارگرفته است.

منابع

امینیح (۱۳۹۱)شناسایی خسارت سازه‌ای بر اساس پردازش سیگنال به کمک الگوریتم ژنتیک و مطالعه موردی بر روی قاب‌های خمشی .دانشکده عمران. دانشگاه علم و صنعت ایران.

Bishop C M (1995)Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press, Inc.

Doebling S W, Farrar C R, and Prime M B (1998) A Summary Review of Vibration-Based Damage Identification Methods. *The Shock and Vibration Digest*, *30*(2), 91–105.

Glisic B, and Inaudi D (2007)Fibre Optic Methods for Structural Health Monitoring (p. 276). Chichester, UK: John Wiley & Sons, Ltd. Retrieved from

Mita A, and Qian Y (2007) Damage indicator for building structures using artificial neural networks as emulators. In M. Tomizuka, C.-B. Yun, & V. Giurgiutiu (Eds.), *The 14th International Symposium on: Smart Structures and Materials & Nondestructive Evaluation and Health Monitoring* (p. 65292O–11). International Society for Optics and Photonics.

Rytter A (1993)Vibrational Based Inspection of Civil Engineering Structures. Dept. of Building Technology and Structural Engineering, Aalborg University.

Xu B, and Genda C (2005) Acceleration-Based Identification of Structural Parameters with Neural Networks. In *5th International Workshop on Structural Health Monitoring, Stanford* (pp. 1073–1080).

Xu B, Wu Z, and Yokoyama K (2003) Response time series based structural parametric assessment approach with neural networks. In *International conference; 1st, Structural health monitoring and intelligent infrastructure* (pp. 601–610).