

پیش‌بینی خسارت لرزه‌های سازه‌های خمشی فولادی به کمک شبکه عصبی

حمید محرمی^{۱*} و سیدحسن مدنی^۲^۱ دانشیار دانشکده مهندسی عمران و محیط زیست، دانشگاه تربیت مدرس تهران^۲ کارشناس ارشد سازه، دانشگاه تربیت مدرس تهران

* نویسنده مسئول

دریافت ۹۳/۷/۲۷ پذیرش ۹۴/۳/۲۰

چکیده

تاکنون روابط مختلفی جهت محاسبه خسارت لرزه‌های سازه‌ها از جمله شاخص‌های خسارت بر اساس شکل‌پذیری، استهلاک انرژی و ترکیب شکل‌پذیری و استهلاک انرژی ارائه شده است. برای ارزیابی خسارت یک سازه در مقابل زلزله‌ای که تجربه می‌کند، نیاز به انجام تحلیل دینامیکی غیر خطی می‌باشد و چون این روش زمان طولانی برای به دست آوردن پاسخ سازه در مقابل بار لرزه‌ای نیاز دارد، در این مقاله ضمن ارائه شاخص جدیدی که شاخص خسارت بر اساس کاهش سختی نامیده شده است، یک شبکه عصبی تربیت و معرفی شده است که به کمک آن با صرف زمان بسیار کم، وضعیت خسارت سازه را برای انواع شاخص‌های خسارت در مقابل بار لرزه‌ای پیش‌بینی می‌کند؛ به طوری که با نتایج تحلیل دقیق آن مطابقت نسبی دارد. غلبه بر پیچیدگی‌های مرتبط با مشخصات زلزله و تنظیم شبکه برای کارکرد مناسب برای انواع سازه‌ها از نقاط قوت این شبکه است. شبکه پیشنهادی می‌تواند توسط نرم افزارهای تحلیل و طراحی برای پیش‌بینی خسارت سازه به کار رود.

واژگان کلیدی: شاخص خسارت، قاب خمشی فولادی، شبکه عصبی، تحلیل دینامیکی غیر خطی.

۱- مقدمه

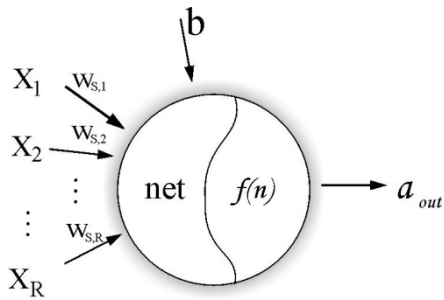
استفاده شده است تا با صرف زمان بسیار کمتر از تحلیل واقعی

با توسعه روش‌های تعیین آسیب‌پذیری، معیارهایی برای بیان آسیب‌پذیری از سوی محققین مطرح شده است. این معیارها که مفهوم خرابی را با یک تئوری مناسب بیان می‌کند عددی را به نام شاخص خسارت^۱ معرفی می‌کند. این توابع در ابتدا بسیار ساده بودند؛ ولی به تدریج با توجه به پیشرفت‌های حاصل شده در این زمینه نیاز به توابع مناسب‌تر و دقیق‌تر پیدا شد که با نتایج آزمایشات تطبیق خوبی داشته باشد و هم بتوان از این توابع در مدل‌سازی‌های کامپیوتری استفاده کرد.

سازه و با کسب دقتی قابل قبول بتوان میزان خسارت سازه‌های مشابه را تحت زلزله‌ای با مشخصات شبیه به زلزله‌های مورد مطالعه در این تحقیق به دست آورد. برای این کار تعداد زیادی قاب خمشی فولادی تحت زلزله‌های طیس، چی‌چی و کوبه و در حدود ۸۰۰ تحلیل دینامیکی غیر خطی با صرف زمانی بسیار طولانی انجام شده‌اند و نتایج ۷۰٪ از پاسخ این سازه‌ها به صورت تصادفی برای شبکه عصبی به عنوان داده‌های آموزشی و ۳۰٪ باقی‌مانده برای آزمون صحت‌سنجی شبکه عصبی تربیت شده استفاده شده‌اند. به کمک شبکه عصبی تربیت شده در این تحقیق که یک شبکه پرسپترون چند لایه، با یک لایه پنهان و با الگوریتم آموزشی پس‌انتشار خطا آموزش دیده شده است می‌توان خسارت سازه‌هایی را که با مشخصات سازه‌های شبیه به قاب‌های مورد مطالعه باشند تحت زلزله‌های با خصوصیات مشابه پیش‌بینی کرد. در بخش‌های بعد ابتدا شبکه عصبی مورد استفاده معرفی می‌شود سپس شاخص‌های خسارت مورد مطالعه و استفاده شده در این تحقیق توضیح داده می‌شود و در نهایت نتایج حاصل از استفاده شبکه عصبی به منظور پیش‌بینی خسارت بررسی می‌شود.

به منظور تشخیص آسیب‌پذیری سازه، رفتار سازه به صورت تحلیل دینامیکی غیر خطی بررسی می‌شود و شاخص خسارت به کمک این توابع به دست می‌آید. این تحلیل عموماً به علت بررسی رفتار چرخه‌ای اعضا در طول مدت زلزله زمان بسیار زیادی را صرف می‌کنند که از حوصله مهندسین خارج است و علی‌رغم دقت بالای این نوع تحلیل آنان را به روش‌های دیگر سوق می‌دهد.

در این مقاله از شبکه‌های عصبی جهت پردازش اطلاعات مربوط به تحلیل‌های دینامیکی غیر خطی متعدد انجام شده



شکل ۱- مدل ریاضی یک نرون را نشان می‌دهد

یکی از مهم‌ترین شبکه‌های عصبی که در مهندسی جایگاه خاصی دارد و از زمره کاربردی‌ترین شبکه‌ها به شمار می‌رود، شبکه‌های چندلایه پرسپترون^۱ هستند. این شبکه‌ها قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و سلول‌های عصبی، یک نگاهت غیر خطی را به دقت انجام دهند که این همان خواسته بسیاری از مسائل فنی مهندسی است [۱].

در شبکه‌های چند لایه پرسپترون (MLP) دو نوع سیگنال استفاده می‌شود که معمولاً با هم متفاوتند. دسته اول سیگنال‌های تابعی که بر اساس ورودی‌های هر نرون و پارامترهای وزن و تابع محرک نظیرش محاسبه می‌شوند و دسته دوم سیگنال‌های خطا که با برگشت از لایه خروجی و منشعب شدن به لایه‌های پنهان دیگر محاسبه می‌شوند.

الگوریتم پس انتشار خطا^۲، الگوریتم یادگیری است که برای شبکه‌های چند لایه پرسپترون به کار می‌رود. در این روش از آموزش با ناظر استفاده می‌شود بدین صورت که بردار خروجی مطلوب^۳ به عنوان ناظر در نظر گرفته می‌شود و مقدار خروجی شبکه (a_{out}) در طول فرایند یادگیری شبکه به بردار مطلوب نزدیک می‌گردد. قانون پس انتشار خطا (BP) از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود. مسیر اول به مسیر رفت موسوم است. در این مسیر بردار ورودی به شبکه چند لایه پرسپترون (MLP) اعمال می‌شود و تأثیراتش از طریق لایه میانی یا همان لایه‌های پنهان به لایه‌های خروجی انتشار می‌یابد و توابع تحریک روی تک تک نرون‌های هر لایه عمل می‌کنند. در طول این مسیر پارامترهای شبکه ثابتند و بدون تغییر باقی می‌مانند. این مسیر با معادلات زیر بیان می‌شود [۱]:

۲- شبکه عصبی

از زمانی که در دهه ۷۰ استفاده از کامپیوترهای محاسبه‌گر جای خود را در مهندسی و محاسبات عددی باز کرده‌اند تحول عظیمی در روند مسائل مهندسی سازه به خصوص در طراحی‌های طولانی و زمان‌بر به وجود آمده است. با این حال هنوز برخی از مسائل در طراحی وجود دارند که به علت پیچیدگی اطلاعات و یا نبود تئوری مدون، حتی به کمک کامپیوتر نیز برای رسیدن به جواب، به زمان طولانی نیاز دارند. شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزار قدرتمندی هستند که قادرند یک رابطه عمومی بین اطلاعات حجیم و پیچیده ناشی از آزمایشات و مثال‌های تجربی به دست آورند که در حل مسائل مشابه بدون صرف زمان زیاد، مفید خواهند بود [۱].

ورودی‌هایی که از خارج به شبکه عصبی داده می‌شوند، به دسته‌ای از نرون‌ها که در یک لایه مرتب شده‌اند، اعمال می‌شود. این ورودی‌ها با وزن‌های خاص جمع شده به تابع تحریک هر نرون فرستاده می‌شوند که این تابع اقدام به پردازش جمع وزن‌دار ورودی‌های اعمال شده به نرون می‌کند و خروجی نرون را به لایه خروجی می‌فرستد. ممکن است نیاز باشد یک بردار علاوه بر آن که وزن آن تغییر کند در فضای برداری جابجا شود که این عمل با اضافه کردن یک بایاس به ماتریس وزن‌دار صورت می‌گیرد. تابع تحریک بر اساس نیاز خاص حل مسئله انتخاب می‌شود. توابعی که به خصوص در کاربردهای مهندسی مورد استفاده بیشتری قرار می‌گیرند، عبارتند از توابع تحریک خطی، تابع حدی دو مقداره (باینری)، تابع محرک زیگموئیدی و تابع محرک تانژانت هیپربولیک که با توجه به نوع و محدوده اطلاعات خروجی انتخاب می‌گردند.

$$n = W \times P + b \quad (1)$$

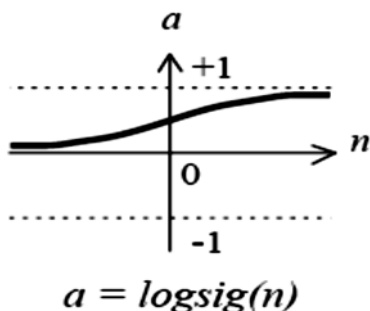
$$a_{out} = f(n) \quad (2)$$

رابطه (۱) نمونه ریاضی یک نرون (n) را نشان می‌دهد که در آن P بردار ورودی، W بردار وزن نرون و b بردار جابجایی آن می‌باشد. بردار خروجی a_{out} در رابطه (۲) پس از اعمال نرون در تابع تحریک $f(n)$ محاسبه می‌شود. شکل (۱) یک نمای کلی از یک شبکه عصبی را نشان می‌دهد.

1- Multi layer perseptorn

2- Back propagation

3- Target

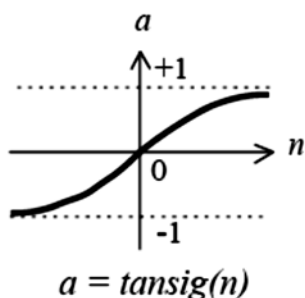


شکل ۲- تابع محرک لگاریتم سیگموئید

$$a = \text{logsig}(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (۷)$$

تابع تانژانت سیگموئید و همچنین تابع تانژانت هیپربولیک نیز از توابع محرکی هستند که در شبکه‌های عصبی از هر کدام از این دو تابع استفاده می‌شود اما می‌توان گفت در مسائل کاربردی بیشتر از تابع تانژانت سیگموئید استفاده می‌گردد. مقدار این دو تابع از نظر ریاضی با هم اختلاف بسیار ناچیزی دارد. تفاوت این دو تابع در این است که تابع تانژانت زمان کم‌تری نسبت به تابع تانژانت هیپربولیک برای رسیدن به جواب صرف می‌کند. بنابر این در شبکه عصبی که سرعت، اهمیت زیادی دارد و شکل دقیق تابع انتقال مهم نیست از تابع تانژانت سیگموئید که در شکل (۳) نشان داده شده است، می‌توان استفاده کرد.

$$a = \text{tansig}(n) = \frac{2}{1 + e^{-2n}} - 1 \quad (۸)$$



شکل ۳- تابع محرک تانژانت سیگموئید

در این تحقیق از شبکه عصبی پرسپترون جهت پیش‌بینی خسارت استفاده گردید که توابع مورد استفاده در آن جهت آموزش شبکه معرفی گردید. توابع محرک در این شبکه به صورت سعی و خطا استفاده شد و به علت وجود جواب‌هایی با

$$a^{i+1}(K) = f^{i+1}(W^{i+1}(K) \times a^i + b^{i+1}(K))$$

$$i = 0, 1, \dots, L-1 \quad (۳)$$

هنگامی که بردار خروجی با بردار مطلوب مقایسه می‌شود مقدار خطا در خروجی نرون n ام از لایه آخر برای K امین الگو به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$e_n(K) = t_n(K) - a_n(K) \quad (۴)$$

بنابر این می‌توانیم مقدار لحظه‌ای خطا را برای نرون n ام از لایه خروجی، به صورت $e_n^2(K)$ تعریف کنیم. همین طور میزان خطای شبکه را با شاخص زیر که برابر مجموع مربعات خطا (MSE) است، مشاهده کنیم:

$$\hat{F}(K) = \sum_{j=1}^n e_j^2(K) \quad (۵)$$

تعداد نرون‌های لایه پنهان بستگی به نظر طراح شبکه دارد و با سعی و خطا به دست می‌آید. در صورت کافی نبودن تعداد نرون‌ها، شبکه قادر نخواهد بود نگاشت دقیقی بین بردارهای ورودی و خروجی ایجاد کند. آموزش زمانی متوقف می‌گردد که هر یک از سه وضعیت زیر اتفاق بیافتد:

۱- تعداد تکرار آموزش^۱ به بیشینه مورد نظر برسد.

۲- زمان مورد نظر برای آموزش از بیشینه خود تجاوز کند.

۳- عملکرد برای رسیدن به هدف که منظور رساندن خطا به کم‌ترین مقدار می‌باشد بهینه شود. برای این که بدانیم، تاچه حد شبکه MLP آموزش دیده است تابع \hat{F}_{av} را که تقریبی از \hat{F} می‌باشد، تعریف می‌کنیم [۱]:

$$\hat{F}_{av}(K) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \hat{F}(j) \quad (۶)$$

توابع محرک خروجی یک لایه از شبکه را از ورودی‌های وزن‌دار آن محاسبه می‌کند. یکی از توابع محرک تابع لگاریتم سیگموئید است. شکل (۲) نشان می‌دهد که رابطه $\text{logsig}(n)$ (۷) بین صفر و یک تغییر می‌کند [۲].

$$\text{if } d \leq d_y \text{ then } D=0 \quad (9)$$

$$\text{if } d_y < d \leq d_u \text{ then } D = \left(\frac{d - d_y}{d_u - d_y} \right) \quad (10)$$

که در آن D شاخص خسارت، d پارامتر خسارت و d_y و d_u به ترتیب مقادیر حدی و نهایی پارامتر خسارت می‌باشند. این پارامترها در تابع خسارت می‌توانند از جنس تغییر مکان، شکل-پذیری و یا انرژی استهلاک دوره‌ای باشند. یک پارامتر خسارت بر اساس شکل‌پذیری به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$d = \frac{x_{max}}{x_y} \quad (11)$$

که در آن x_{max} تغییر مکان حداکثر سازه و x_y تغییر مکان لحظه تسلیم است. در تابع خسارت مقدار d_y (شکل‌پذیری تسلیم) برابر ۱ است و مقدار d_u نیز برابر شکل‌پذیری نهایی سازه است که از یک آنالیز استاتیکی بار افزون (با کنترل روی جابجایی) به دست می‌آید. d_u و یا به عبارتی $d_{u,mon}$ را می‌توان از رابطه (۱۰) محاسبه کرد.

$$d_{u,mon} = x_{u,mon} / x_y \quad (12)$$

که در آن $x_{u,mon}$ حداکثر تغییر مکان تحت بارگذاری استاتیکی می‌باشد.

۳-۲- شاخص انرژی مستهلک چرخه‌ای

به وسیله معیار انرژی نیز می‌توان تابع خسارت (۱۰) را برای محاسبه میزان خسارت سازه‌ای تعریف نمود که در این حالت فرض می‌شود گسیختگی سازه‌ای هنگامی اتفاق می‌افتد که انرژی استهلاک شده پلاستیک E_h به مقدار حدی $E_{h,u,mon}$ یعنی مقدار نهایی آن تحت بار استاتیکی ساده رسیده باشد. در این روش مقدار مجاز انرژی استهلاک شده را می‌توان به وسیله آنالیز بارگذاری ساده به صورت تئوری یا آزمایشگاهی به دست آورد. برای قابل استفاده ساختن پارامتر خسارت بر اساس انرژی استهلاک شده می‌توان از رابطه ذیل استفاده کرد [۴].

خطای کمتر توسط تابع تانژانت سیگموئید نتایج به دست آمده توسط این تابع مورد بحث قرار گرفته است [۲].

۳- شاخص‌های مختلف خسارت لرزه‌ای

به طور کلی سازه‌ها را می‌توان به دو روش کیفی و کمی بررسی کرد. بررسی کیفی آسیب‌پذیری سازه‌ها اطلاعات کلی و جامعی از وضعیت کنونی سازه و احتمال خطرپذیری آن در مقابل زمین‌لرزه‌های پیش‌بینی شده به مهندسیین می‌دهند. در مقابل روش‌های کمی اطلاعاتی دقیق‌تر راجع به میزان مقاومت سازه‌ها در مقابل یک زمین‌لرزه مشخص و یا تعیین میزان آسیب وارده بر سازه بعد از وقوع آن زلزله را فراهم می‌کنند. با توسعه روش‌های کمی آسیب‌پذیری، معیارهایی برای بیان آسیب‌پذیری از سوی محققین مطرح شده است. این معیارها که مفهوم خرابی را با یک تئوری مناسب بیان می‌کنند عددی را به نام شاخص خسارت^۱ معرفی می‌کنند که در ابتدا بسیار ساده بودند ولی به تدریج با توجه به پیشرفت‌های حاصل شده در این زمینه نیاز به توابع مناسب‌تر و دقیق‌تر تبدیل شدند تا هم با نتایج آزمایشات تطبیق خوبی داشته باشند و هم بتوان از این توابع در مدل-سازی‌های کامپیوتری استفاده کرد. شاخص‌های خرابی می‌توانند برای تعیین سطح خرابی و آسیب‌پذیری سازه‌های یک منطقه در پس لرزه‌ها به کار روند. شاخص‌های اولیه خسارت تنها بر اساس شکل‌پذیری تعریف می‌شدند. در تحقیقات جدید، برخی از محققین شاخص‌های خسارت بر مبنای مقدار انرژی جذب شده را ارائه نمودند. برخی از محققین هم روابطی را بر اساس ترکیب شکل‌پذیری و انرژی مطرح نمودند که کارایی بیشتری از روابط ساده خسارت دارند. شاخص‌های دیگر نیز بر اساس کاهش سختی، کاهش مقاومت، تابع خستگی ارائه شده‌اند. در این بخش از مقاله تعداد محدودی از این شاخص‌ها که مورد استفاده قرار گرفته‌اند معرفی می‌گردند.

۳-۱- شاخص شکل‌پذیری [۳]

ساده‌ترین شاخصی که برای تعیین میزان خسارت یک سازه تحت یک بار لرزه‌ای دوره‌ای می‌توان استفاده نمود توسط پاول^۲ ارائه شده است. این شاخص به صورت زیر تعریف می‌شود [۳].

1- Damage index

2- Powell

از نسبت D_B در حالت دینامیکی به مقدار نهایی آن که از آنالیز استاتیکی محاسبه می‌شود به دست می‌آید.

$$D_B = \sqrt{(d_1^*)^2 + (d_2^*)^2} \quad (19)$$

۳-۴- روش Ang و Park

Ang و Park یک روش ترکیب خطی از تغییر مکان حداکثر و انرژی تلف شده پلاستیک برای محاسبه میزان خسارت استفاده کرده‌اند.

$$D_{PA} = \frac{x_{max}}{x_{u,mon}} + \beta \frac{E_h}{F_y x_{u,mon}} \quad (20)$$

بر اساس نظریه‌ای که پارک ارائه کرده است اتلاف انرژی کامل سازه هم‌زمان با شکل‌پذیری نهایی آن اتفاق نمی‌افتد. به عبارت دیگر هنگامی که انرژی سازه به طور کامل تلف می‌شود شکل‌پذیری به حد نهایی خود نرسیده است و یا ممکن است عکس این حالت اتفاق بیافتد. بنابر این باید ضریبی مانند β به پارامتر انرژی اعمال گردد تا سهم تأثیر انرژی تلف شده در خسارت به شکل‌پذیری سازه اضافه گردد. بنابر این β می‌تواند به عنوان پارامتری از خسارت باشد که وضعیت المان‌های سازه‌ای را مشخص می‌کند. مقدار β برای سازه‌های بتنی بین (۱/۲-۰/۳) قابل تغییر است که می‌توان آن را از نتایج آزمایشگاهی یا تحلیلی به دست آورد. محققین دیگری که از شاخص پارک برای سازه‌های فولادی استفاده کرده‌اند مقدار β را برابر ۰/۲۵ فرض کرده‌اند [۶].

۳-۵- سکانت سختی

با توجه به این که رفتار سازه سالم در محدوده بارگذاری بهره‌برداری (سرویس) رفتار خطی است، هرگونه انحراف از این وضعیت نشان از ورود خسارت به سازه است و خسارت کامل به وضعیتی اطلاق می‌شود که بارگذاری روی سازه پس از آن ناممکن است. لذا در این تحقیق شیب سکانت سختی کاهش یافته، به عنوان یک شاخص خسارت ساده بیان شده است تا بتوان توسط آن ارتباط بین خسارت تحمیل شده به سازه و سختی کاهش یافته آن را بر خلاف شاخص‌های دیگر که به دلیل استفاده از انرژی کاهش یافته تعریف پیچیده‌ای دارند به صورتی ساده بیان نمود. این شاخص به گونه‌ای شبیه شاخص‌های

$$d_e = \frac{E_h}{F_y \cdot x_y} + I \quad (13)$$

که در آن d_e پارامتر خسارت بر اساس انرژی، F_y بار در لحظه تسلیم و E_h انرژی استهلاک شده سازه تحت بار لرزه‌ای می‌باشد. بنابر این تابع خسارت D_E بر اساس انرژی را می‌توان با به دست آوردن مقدار مجاز حداکثر انرژی استهلاکی ($d_{e,u,mon}$) که از آنالیز استاتیکی غیر خطی ساده به دست می‌آید محاسبه نمود.

$$D_E = \frac{d_e - 1}{d_{e,u,mon} - 1} \quad (14)$$

۳-۳- روش Veneziano و Banon

Banon و Veneziano از نتایج ۲۹ آزمایش که روی سازه‌ها و المان‌های مختلف بتنی انجام داده‌اند به تابعی از خسارت بر اساس ترکیبی از شکل‌پذیری و انرژی رسیده‌اند. در شاخص خسارت بنان پارامتر d_1 نسبت شکل‌پذیری و d_2 پارامتر انرژی است که نسبت به جذب انرژی در محدوده الاستیک نرمال شده است. مقادیر d_1 و d_2 باید با توجه به مشخصات سازه نرمال شوند که می‌توان به صورت زیر ارائه کرد [۵].

$$d_1 = \frac{x_{max}}{x_y} \quad (15)$$

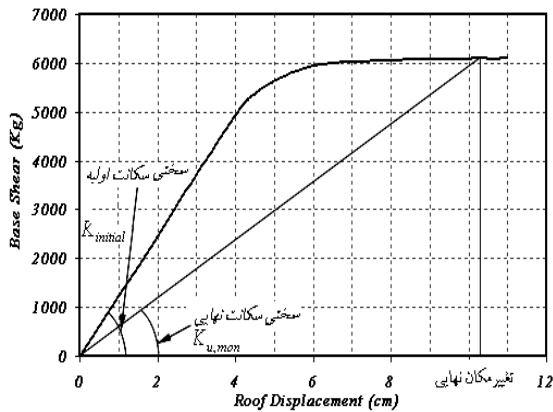
$$d_2 = \frac{E_h}{(1/2)F_y x_y} \quad (16)$$

مقادیر نرمال شده‌ی d_1^* و d_2^* نیز به صورت زیر تعریف می‌شوند:

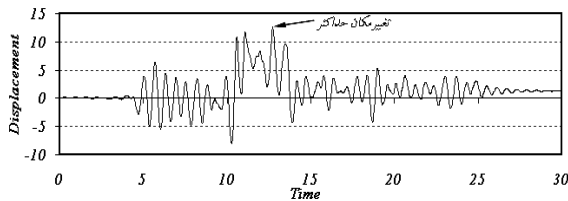
$$d_1^* = d_1 - 1 \quad (17)$$

$$d_2^* = a d_2^b \quad (18)$$

که در آن a و b ضرایبی هستند که به مشخصات سازه مورد نظر مربوط می‌شوند و از نتایج آزمایشگاهی به دست می‌آیند. در پارامترهای مدلی که برای المان‌های بتن آرمه استفاده می‌شود مقادیر $a=1.1, b=0.38$ فرض می‌شود. تابع خسارت بنان به صورت رابطه (۱۹) محاسبه می‌شود. میزان خسارت وارد بر سازه



شکل ۴- پارامترهای شاخص خسارت سکانت



شکل ۵- نحوه یافتن بیش‌ترین تغییر مکان تجربه شده توسط سازه در طول تاریخچه زمانی بار لرزه‌ای

به این ترتیب شاخص خسارت سکانت تعریف ملموسی از خسارت را به مهندسین طراح ارائه می‌کند و مهندس طراح به آسانی تکلیف خود را با سازه خسارت دیده از حیث ترمیم و بازسازی یا نوسازی سازه انتخاب می‌نماید.

۴- روش تحقیق

سازه‌هایی که در این تحقیق برای ارزیابی خسارت استفاده شده‌اند تعدادی قاب خمشی فولادی بوده و به صورت دو بعدی آنالیز شده‌اند و در این بخش به معرفی برخی از مشخصات آن‌ها که شامل مشخصات مادی و هندسی اعضا و نحوه بارگذاری و طراحی قاب‌ها می‌شود پرداخته می‌شود. تعداد ۳۶ قاب خمشی فولادی استفاده شده‌اند که تعداد طبقات آن‌ها از ۲ طبقه تا ۱۰ طبقه و تعداد دهانه‌ها از ۲ دهانه تا ۵ دهانه متغیر هستند. در جدول (۱) مشخصات این قاب‌ها شامل زمان تناوب طبیعی آن‌ها که از دو نرم‌افزار SAP2000 و ANSYS10.0 به دست آمده است و میزان برش پایه طراحی و حد نهایی برش پایه در این قاب‌ها آورده شده است.

۱- ارتفاع طبقات این قاب‌ها ۳ متر و عرض دهانه آن‌ها ۵ متر فرض شده است.

۲- بارهای وارده بر قاب‌ها از مقررات ملی ساختمان مبحث

خسارت Sozen و Ghojarah بر اساس کاهش سختی [۷] بیان می‌شود و به صورت نسبت سختی کاهش یافته سازه بر اثر زلزله اعمالی به سختی اولیه سازه سالم محاسبه می‌شود. در شاخص خسارت پیشنهادی از سکانت سختی در منحنی پوش‌اور به عنوان سختی استفاده می‌شود. نسبت کاهش سختی را می‌توان به صورت زیر تعریف کرد.

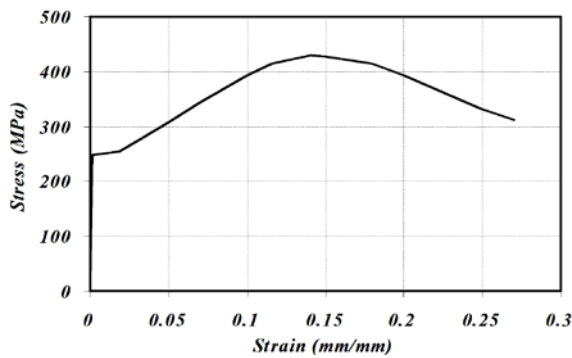
$$D_S = 1 - K_{final}^{sec} / K_{initial}^{sec} \quad (21)$$

که در آن K_{final}^{sec} سکانت سختی سازه خسارت دیده در منحنی پوش‌اور در لحظه‌ای مربوط به تغییر مکان حداکثر سازه‌ای می‌باشد که تحت یک بار لرزه‌ای قرار گرفته است و $K_{initial}^{sec}$ سختی اولیه سازه سالم به دست آمده از منحنی پوش‌اور می‌باشد. شاخص D_S خسارت محاسبه شده باید نسبت به سکانت سختی نهایی که سازه می‌تواند تجربه کند محاسبه شود. با این تعریف شاخص خسارت مربوط به تغییر مکان نهایی سازه مقداری برابر واحد خواهد داشت. بنابر این شاخص خسارت سکانت را می‌توان به صورت رابطه (۲۲) نشان داد.

$$D_{SN} = \frac{K_{initial}^{sec} - K_{final}^{sec}}{K_{initial}^{sec} - K_{u,mon}^{sec}} \quad (22)$$

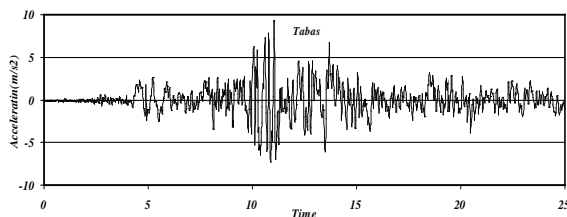
که در آن $K_{u,mon}^{sec}$ سکانت سختی مربوط به تغییر مکان نهایی سازه قبل از لحظه فروپاشی می‌باشد.

همان‌طور که در شکل (۴) ملاحظه می‌شود تا زمانی که سازه در مرحله الاستیک واقع باشد شیب سکانت تغییر مکان مربوط به تغییر مکان حداکثر سازه در طول تاریخچه زمانی با سکانت سختی اولیه سازه برابر خواهد بود و شاخص خسارت سکانت برابر صفر خواهد بود [۸]. زمانی که تغییر مکان تجربه شده توسط سازه در طول تاریخچه زمانی بار لرزه‌ای از تغییر مکان نهایی به دست آمده از بار پوش‌اور تجاوز کند شاخص خسارت برابر ۱۰۰٪ خواهد بود.

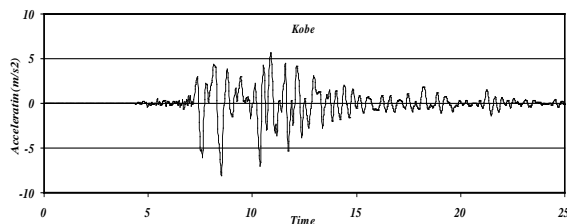


شکل ۶- منحنی تنش- کرنش فولاد نرمه (ASTM-A36) [۹]

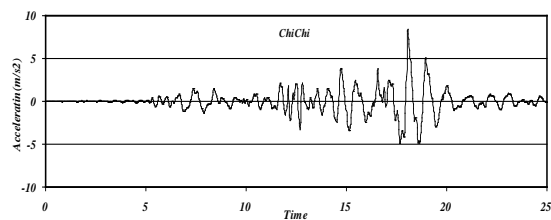
مشخصه دیگر زلزله که تأثیر زیادی بر رفتار سازه می‌گذارد محتوای فرکانسی زلزله می‌باشد که براساس زمان تناوب مود اول سازه محاسبه می‌گردد. افزایش میزان محتوای فرکانسی تأثیر قابل توجهی بر میزان خرابی سازه می‌گذارد. این بدان معناست که میزان زمان تناوب زلزله با زمان تناوب اصلی سازه برابر و یا نزدیک به هم می‌باشد که این امر باعث ایجاد تشدید در سازه و ایجاد رفتار شدیدتری از آن خواهد بود. نمودار تغییرات این شتاب‌نگاشت‌ها در شکل‌های (۷) تا (۹) نشان داده شده است.



شکل ۷- شتاب‌نگاشت زلزله طبس



شکل ۸- شتاب‌نگاشت زلزله کوبه



شکل ۹- شتاب‌نگاشت زلزله چی‌چی

ششم تعیین شده است که پس از محاسبات انجام شده، بار ثقلی هر طبقه 650 kg/m^2 تعیین شده است. بنابر این فشار گسترده روی تیرها برابر 32 kg/cm می‌باشد.

۳- برای تعیین نیروی زلزله به صورت استاتیکی معادل برای طراحی قاب‌های مورد مطالعه از آیین‌نامه ۲۸۰۰ ویرایش سوم استفاده شده است.

۴- زمین ساختگاه این سازه‌ها شامل خاک‌های سخت (شن و ماسه متراکم و با ضخامت بیشتر از ۳۰ متر از روی بستر سنگی) بوده و براساس آیین‌نامه ۲۸۰۰ از نوع دو می‌باشد.

۵- سازه‌های مذکور در منطقه‌ای واقع شده‌اند که از لحاظ میزان خطر لرزه‌خیزی در پهنه‌ای با خطر نسبی خیلی زیاد قرار دارند.

۶- برای طراحی اعضای فولادی این سازه‌ها از مقررات ملی ساختمان مبحث دهم استفاده شده است.

۷- برای تعریف منحنی تنش-کرنش فولاد مورد استفاده در این تحقیق برای معرفی مشخصات مادی مصالح سازه‌ها از گزارش یک مدل آزمایشگاهی استفاده شده است که مشخصات کامل یک فولاد نرمه را دارا می‌باشد. نمودار تنش-کرنش مصالح فولادی این سازه‌ها در شکل (۶) نشان داده شده است. با این تعریف مقدار تنش تسلیم فولاد برابر 2482 kg/cm^2 و تنش نهایی آن برابر 4292 kg/cm^2 تعیین شده است [۹].

با توجه به بارگذاری و طراحی این سازه‌های فولادی، مقطع IPE برای تیرها و مقطع IPB برای ستون‌ها در نظر گرفته شده است. پس از طراحی اعضا مشخصات فیزیکی سازه و مشخصات دینامیکی که از طریق تحلیل پاش‌آور و همچنین تحلیل مودال سازه استخراج گردید در اطلاعات شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت. این پارامترها برای ۳۶ نمونه مورد مطالعه در این مقاله در جدول (۱) نشان داده شده است.

برای انجام آنالیز لرزه‌ای و به عبارتی دینامیکی غیر خطی از شتاب‌نگاشت زلزله طبس، کوبه و چی‌چی استفاده شده است که بزرگی آن‌ها به ترتیب $0/93$ ، $0/82$ و $0/83$ برابر شتاب جاذبه زمین است. تغییرات بزرگی این شتاب‌ها تأثیر مستقیم بر روی رفتار سازه می‌گذارد به گونه‌ای که با افزایش بزرگی شتاب زلزله، تغییر مکان سازه و به دنبال آن خسارت سازه‌ای افزایش می‌یابد.

عامل مهم دیگر تأثیرگذار بر میزان خرابی سازه، طول مدت مؤثر زلزله می‌باشد که این زمانی است که زلزله شتاب غالب خود را در این زمان تجربه کرده است. این زمان برای زلزله طبس، $7/94$ ثانیه، زلزله کوبه، $5/33$ ثانیه و برای زلزله چی‌چی $6/77$ ثانیه به دست آمده است.

جدول ۱- مشخصات سازه‌های مورد مطالعه به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی (واحد: کیلوگرم و سانتی‌متر)

Xy	Xu	پریود	سختی اولیه	تعداد دهانه	تعداد طبقه	ردیف
۱۰/۲۰۰	۲۹/۸۰۵	۰/۵۹۰	۵۷۴۳/۹۶۶	۲	۲	۱
۱۰/۱۱۶	۳۰/۱۸۲	۰/۵۹۶	۸۶۴۰/۹۹	۳	۲	۲
۱۰/۴۹۵	۳۷/۳۸۴	۰/۶۳۲	۱۰۲۷۳/۰۹	۴	۲	۳
۱۰/۰۵۶	۳۴/۳۵۸	۰/۵۶۷	۱۵۹۴۳/۰۱	۵	۲	۴
۱۳/۰۳۰	۴۱/۶۳۵	۰/۶۳۴	۶۰۴۷/۷۷۳	۲	۳	۵
۱۵/۶۳۷	۴۳/۷۳۸	۰/۷۲۹	۷۳۳۷/۴۰۷	۳	۳	۶
۱۴/۱۵۵	۳۶/۱۳۸	۰/۶۹۸	۱۱۰۴۰/۳۴	۴	۳	۷
۱۴/۰۱۰	۳۰/۵۰۶	۰/۷۰۶	۱۳۵۴۳/۱۱	۵	۳	۸
۱۸/۰۸۳	۵۴/۵۷۳	۰/۹۲۹	۳۴۳۶/۲۶۱	۲	۴	۹
۱۷/۲۶۳	۳۰/۹۷۸	۰/۹۶۰	۴۸۴۵/۲۰۵	۳	۴	۱۰
۱۶/۰۳۳	۳۷/۲۱۸	۰/۹۳۴	۶۶۱۴/۳۹۴	۴	۴	۱۱
۱۵/۶۹۲	۳۶/۵۹۹	۰/۹۴۳	۸۱۰۳/۸۷	۵	۴	۱۲
۲۰/۷۹۳	۶۱/۷۴۱	۱/۰۷۰	۲۹۶۰/۰۳۴	۲	۵	۱۳
۱۸/۹۵۶	۳۹/۰۷۹	۱/۰۵۰	۴۴۴۵/۲۳۶	۳	۵	۱۴
۲۲/۴۷۳	۵۳/۳۶۷	۱/۰۴۷	۶۷۹۰/۲۷۹	۴	۵	۱۵
۱۷/۸۳۹	۳۹/۷۹۵	۱/۰۷۵	۷۰۸۳/۲۱۸	۵	۵	۱۶
۲۳/۱۲۹	۷۵/۶۳۶	۱/۱۷۰	۲۶۸۵/۱۴۲	۲	۶	۱۷
۲۴/۱۲۳	۴۹/۴۹۳	۱/۱۷۶	۴۲۶۰/۵۷۹	۳	۶	۱۸
۲۴/۶۳۱	۵۷/۹۱۸	۱/۰۸۳	۷۷۳۶/۸۰۲	۴	۶	۱۹
۲۴/۶۱	۵۳/۰۷	۱/۱۵۹	۷۵۶۸/۷۸۸	۵	۶	۲۰
۲۷/۰۶	۴۲/۱۸	۱/۲۹۵	۲۶۱۷/۳۱۳	۲	۷	۲۱
۲۵/۵۶	۴۳/۹۱	۱/۲۷۲	۳۹۹۷/۵۹۹	۳	۷	۲۲
۲۴/۷۶	۴۹/۸۹	۱/۲۸۳	۵۲۴۶/۳۲۹	۴	۷	۲۳
۲۳/۹۳	۳۹/۰۶	۱/۲۹۰	۶۴۹۴/۴۲۵	۵	۷	۲۴
۳۱/۰۳	۴۴/۷۲	۱/۳۸۶	۲۴۹۴/۲۶	۲	۸	۲۵
۳۰/۰۶	۵۵/۱۵	۱/۳۵۹	۳۸۲۶/۵۱۷	۳	۸	۲۶
۲۷/۵۶	۴۴/۴۹	۱/۳۲۲	۵۶۲۱/۵۲۵	۴	۸	۲۷
۲۹/۱۶	۵۱/۰۰	۱/۳۷۹	۶۲۴۵/۵۰۵	۵	۸	۲۸
۲۸/۷۴	۴۸/۳۸	۱/۵۰۲	۲۰۲۸/۹۳	۲	۹	۲۹
۳۰/۶۲	۴۷/۱۶	۱/۵۱۵	۳۲۶۱/۵۸۱	۳	۹	۳۰
۲۳/۷۹	۳۳/۰۰	۱/۴۹۰	۴۳۱۴/۲۷۵	۴	۹	۳۱
۲۴/۴۸	۳۷/۱۷	۱/۵۲۲	۴۹۶۲/۶۹۲	۵	۹	۳۲
۳۵/۱۹	۶۴/۷۰	۱/۵۵۴	۲۲۳۳/۸۹	۲	۱۰	۳۳
۳۷/۱۷	۵۴/۱۳	۱/۵۵۶	۳۵۱۶/۰۹۱	۳	۱۰	۳۴
۳۴/۱۹	۴۹/۳۲	۱/۶۱۱	۴۲۸۰/۶۱۳	۴	۱۰	۳۵
۳۶/۴۹	۶۰/۱۸	۱/۵۴۷	۵۸۷۷/۵۵۳	۵	۱۰	۳۶

۵- بررسی نتایج

در این مقاله از بین شبکه‌های عصبی مختلف پس از آزمون و خطا شبکه پرسپترون چندلایه به عنوان مناسب‌ترین شبکه، جهت پیش‌بینی خسارت لرزه‌ای سازه‌های فولادی انتخاب گردید. همان‌طور که در مراجع، این شبکه جهت مسائل مهندسی، مناسب معرفی شده بود. برای رسیدن به یک شبکه عصبی ایده‌آل و برای یافتن تعداد لایه‌های پنهان شبکه، تعداد نرون‌های هر لایه، انتخاب نوع تابع محرک در هر لایه پس از عمل آزمون و خطا به دست آمده است. تعداد لایه‌های پنهان شبکه دو لایه، تعداد نرون‌های لایه اول ۱۴ نرون و لایه دوم ۱۲ نرون می‌باشد. همچنین در این شبکه از تابع محرک تانژانت سیگموئید در هر لایه استفاده گردید. الگوریتم یادگیری در این شبکه الگوریتم پس‌انتشار خطا می‌باشد که روش کارکرد آن توضیح داده شد. تعداد نرون‌ها در لایه ورودی، با توجه به داده‌های ورودی ۹ نرون و تعداد نرون‌ها در لایه خروجی، با توجه به داده‌های خروجی ۵ نرون می‌باشد. شمای کلی شبکه عصبی مورد استفاده به صورت شکل (۱۰) نشان داده شده است.

پارامترهای مورد استفاده در لایه‌های ورودی شبکه مربوط به مشخصات سازه و زلزله مورد استفاده در این تحقیق می‌باشد که به صورت ذیل عنوان می‌گردد:

- تعداد طبقات سازه
- تعداد دهانه‌های سازه
- سختی اولیه سازه
- زمان تناوب مود اول سازه
- تغییر مکان سازه در حالت تسلیم
- تغییر مکان سازه در حالت حدی نهایی
- طول مدت مؤثر زلزله
- محتوای فرکانسی زلزله
- بیشینه شتاب زلزله

پارامترهای مورد استفاده در لایه‌های خروجی مربوط به شاخص‌های خسارت عنوان شده در این مقاله نیز به صورت ذیل می‌باشد.

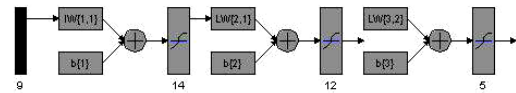
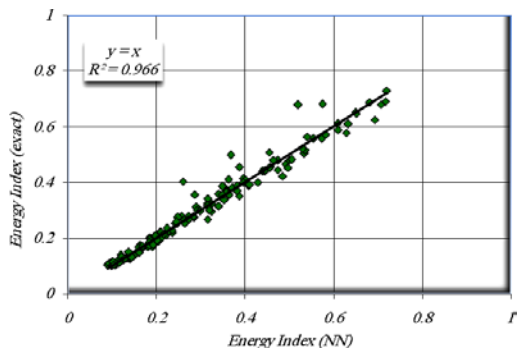
- شاخص خسارت شکل‌پذیری
- شاخص خسارت استهلاک انرژی
- شاخص خسارت پارک
- شاخص خسارت بنان
- شاخص خسارت سکانت سختی

پس از عمل آزمون و خطا و یافتن ساختار مناسب شبکه عصبی، آموزش شبکه آغاز می‌گردد. آموزش شبکه مورد استفاده

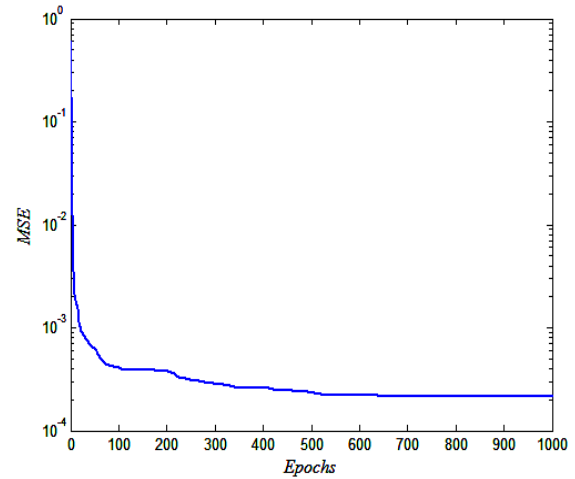
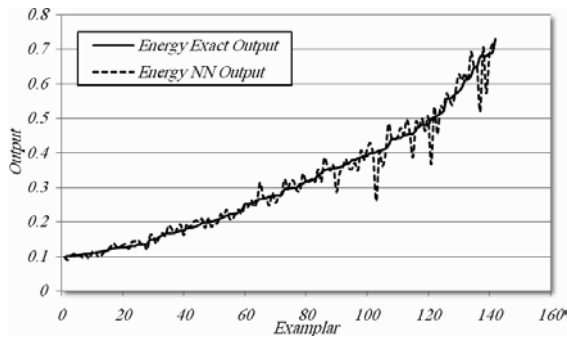
پس از حدود ۶۰۰ دور سعی و خطا^۱ که توسط نرم‌افزار انجام گرفته است به پایان می‌رسد به طوری که مجموع مربعات خطا (MSE) به مقدار حدودی ۴-۱۰ می‌رسد. شکل (۱۱) نمودار تکرار آموزش شبکه را برحسب میزان خطای موجود در شبکه نشان می‌دهد.

در این مقاله، ۳۲ قاب خمشی فلزی با تعداد طبقات و دهانه‌های مختلف، تحت سه نوع زلزله‌ی طبرس، کوبه و چی‌چی تحلیل شده‌اند که در مجموع ۸۰۰ تحلیل غیر خطی لرزه‌ای به دست آمده است. از بین این تحلیل‌ها تعداد ۶۵۸ تحلیل به عنوان داده‌های آموزش شبکه عصبی و تعداد ۱۴۲ تحلیل به عنوان داده‌های آزمایش شبکه انتخاب شده‌اند. نتایج به دست آمده از این شبکه در شکل‌های (۱۲) تا (۱۶) نشان داده شده است. هر نمونه‌ای در این نمودارها نشان دهنده یک قاب تحلیل شده می‌باشد. در این نمودارها اختلاف بین خسارت حاصل از تحلیل دقیق، به طور جداگانه برای هر شاخص خسارت و عدد حاصل از شبکه عصبی با هم مقایسه شده‌است. رگرسیون به دست آمده در هر نمودار همگرایی قابل قبول شبکه برای به دست آوردن هر یک از شاخص‌های خسارت را نشان می‌دهد. در شکل (۱۲) با توجه به این که شاخص‌های خسارت در مقادیر کمتر از ۰/۵ تراکم بیشتری دارند مقادیر شاخص خسارت به دست آمده از شبکه به همگرایی قابل قبول ۰/۹۳۹ رسیده‌اند. همگرایی شبکه در شاخص‌های دیگر دقیق‌تر می‌باشد به طوری که همگرایی در مقایسه نتایج شبکه عصبی و تحلیل دقیق در شاخص انرژی ۰/۹۶۶ و در شاخص بنان ۰/۹۸۴ و در شاخص پارک ۰/۹۸۱ و در شاخص سکانت ۰/۹۶۶ به دست آمده است. بنابر این شبکه عصبی به راحتی توانسته است خسارت یک قاب خمشی فولادی را تحت یک زلزله خاص با دقت قابل قبولی پیش‌بینی کند. دقت بالای شبکه عصبی به شرطی برآورده می‌شود که مشخصات قاب مورد مطالعه در محدوده مشخصات قاب‌های مورد مطالعه باشد. همچنین مشخصات زلزله مانند زمان، بزرگی و یا محتوای فرکانسی آن شبیه به سه زلزله مورد مطالعه در این مقاله باشد. بنابر این جهت افزایش دامنه انواع قاب‌ها و یا زلزله‌ها باید تحلیل‌های بیشتری انجام داد.

مثال: برای بررسی کارکرد شبکه آموزش داده شده، به طور نمونه یک قاب ۷ طبقه تحت زلزله لندرز با طول مدت مؤثر ۷/۴ ثانیه و بیشینه شتاب ۰/۷۴ برابر شتاب جاذبه زمین که در آموزش شبکه دخالتی نداشته تحلیل می‌شود.

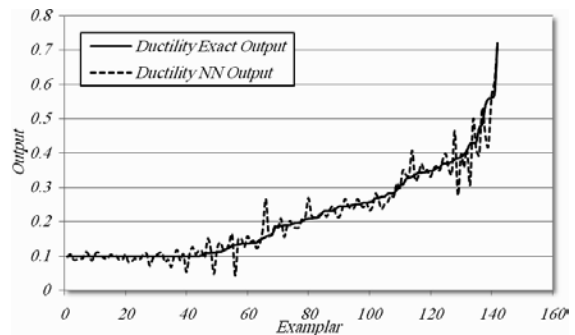
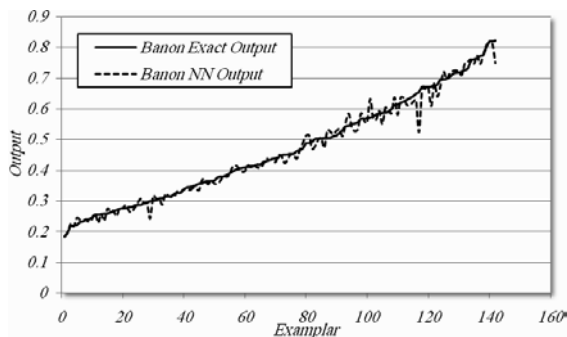
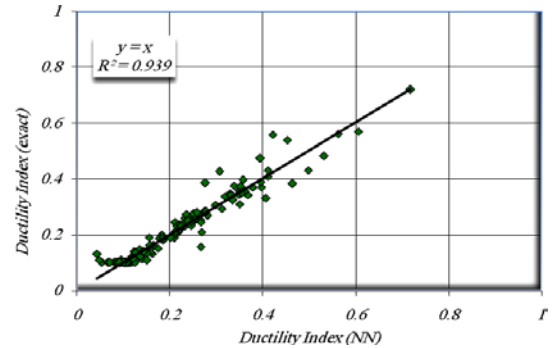
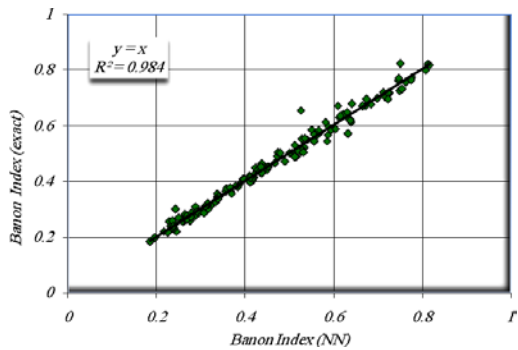


شکل ۱۰- ساختار شبکه عصبی مورد استفاده



شکل ۱۱- خطای به دست آمده (MSE) در طول مدت آموزش شبکه

شکل ۱۳- اختلاف شاخص انرژی در مقایسه نتایج شبکه عصبی و تحلیل دقیق



شکل ۱۴- اختلاف شاخص بنان در مقایسه نتایج شبکه عصبی و تحلیل دقیق

شکل ۱۲- اختلاف شاخص شکل‌پذیری در مقایسه نتایج شبکه عصبی و تحلیل دقیق

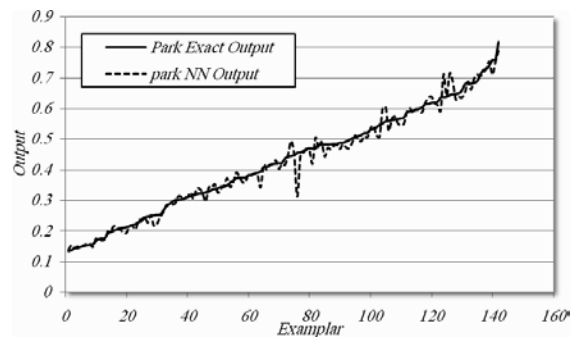
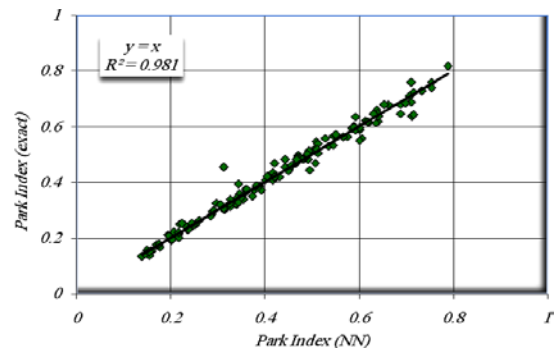
نتیجه محاسبات خسارت به روش تحلیل استاتیکی غیر خطی و نتایج شبکه عصبی خسارت برای شاخص‌های خسارت مختلف، شامل شاخص‌های خسارت شکل‌پذیری، انرژی، بنان، پارک و سکانت (شاخص پیشنهادی خسارت) در جدول (۲) مقایسه شده‌اند.

همچنان‌که ملاحظه می‌شود، شبکه تربیت شده برای همه شاخص‌های خسارت (به جز شاخص خسارت شکل‌پذیری) با درصد خطای قابل قبولی توانسته است بدون نیاز به نرم‌افزار و صرف زمان طولانی شاخص خسارت را محاسبه نماید. درصد خطای نسبی بسیار کم روش پیشنهادی (روش سکانت) در مقایسه با سایر روش‌ها در این نمونه و نمونه‌های متعدد دیگری که در فرایند تحقیق مورد بررسی قرار گرفته‌اند، و غالباً نتایج مشابهی داشته‌اند نشان می‌دهد که این شاخص که پشتوانه تعبیر فیزیکی محکمی نیز دارد در مقایسه با سایر شاخص‌های خسارت بهتر قابل پیش‌بینی است و برعکس پیش‌بینی شاخص خسارت شکل‌پذیری (که به نظر نویسندگان مقاله تعبیر فیزیکی چندان محکمی برای تفسیر خطا ندارد) با خطای بیشتری همراه است.

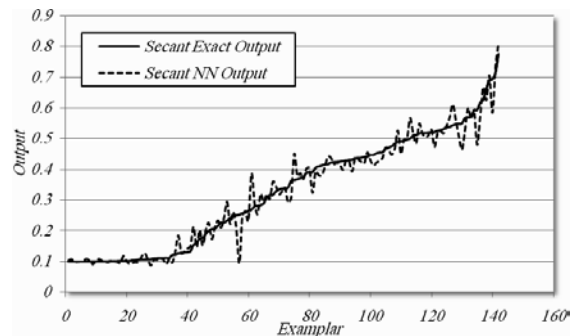
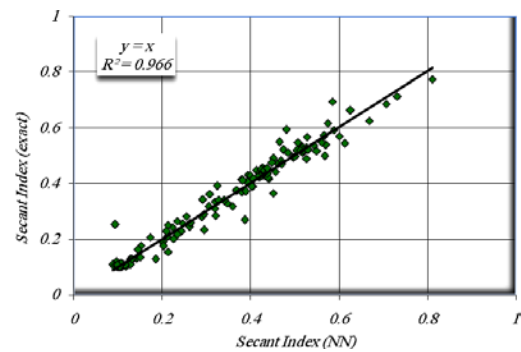
۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، شاخص‌های خسارت مطرح در ادبیات علمی معرفی شدند و شاخص جدیدی که درک بهتری از خسارت را برای مهندسین به همراه دارد، ارائه گردید. از آن‌جا که محاسبه شاخص‌های خسارت امری وقت‌گیر و پر زحمت است، یک شبکه عصبی پرسپترون با دو لایه پنهان جهت پیش‌بینی خسارت لرزه‌ای سازه‌های خمشی فولادی آموزش داده شده است که می‌تواند خسارت سازه‌های خمشی فولادی که با مشخصات مشابه به سازه‌های مورد مطالعه در این مقاله، زلزله‌ای مشابه را تجربه می‌کند، به طور تقریبی محاسبه کند. نتایج به دست آمده نشان دهنده همگرایی قابل قبول شبکه طراحی شده می‌باشد. همگرایی شبکه عصبی برای پیش‌بینی شاخص‌های خسارت شکل‌پذیری، انرژی، بنان، پارک و شاخص پیشنهادی سکانت به ترتیب ۰/۹۳۹، ۰/۹۶۶، ۰/۹۸۴، ۰/۹۸۱ و ۰/۹۶۶ به دست آمده است.

شبکه طراحی شده دارای ۲ لایه پنهان می‌باشد که در لایه اول ۱۴ نرون و لایه دوم ۱۲ نرون قرار دارد. الگوریتم یادگیری در این شبکه الگوریتم پس‌انتشار خطا بوده و از تابع تحریک تانژانت سیگموئید جهت آموزش استفاده شده‌است. مثال حل شده قاب ۷ طبقه نیز نشان داد که الگوریتم تهیه شده قابلیت پیش‌بینی رفتار قاب‌ها را دارد.



شکل ۱۵- اختلاف شاخص پارک در مقایسه نتایج شبکه عصبی و تحلیل دقیق



شکل ۱۶- اختلاف شاخص سکانت در مقایسه نتایج شبکه عصبی و تحلیل دقیق

جدول ۲- نتایج شاخص‌های خسارت در مثال آورده شده

شاخص خسارت	شکل‌پذیری	انرژی	بنان	پارک	سکانت (پیشنهاد)
تحلیل دقیق	۳/۶۳	۹/۸۳	۳۵/۵	۴۲/۷۷	۳۸/۷۶
تحلیل با شبکه عصبی	۴/۳	۹/۴۵	۳۶/۶۸	۴۰/۲۷	۳۸/۹۰
درصد خطای نسبی	۱۸/۴۶	۳/۸۷	۳/۳۲	۵/۸۵	۰/۳۶

۷- مراجع

- [۱] منهاج، م. ب.، "هوش محاسباتی (جلد اول) مبانی شبکه‌های عصبی"، مرکز نشر دانشگاه امیرکبیر، ۱۳۸۱.
- [2] NeuralWare, "Neuralworks Predict for Excel 7.0, User Manual", NeuralWare Inc., Copyright, 1994.
- [3] Powell, H. G., Allahabadi, R., "Seismic Damage Prediction by Deterministic Methods: Concepts and Procedures", Earthquake Engineering and Structural Dynamics, 1988, 16 (5), 719-734.
- [4] Williams, M. S., Sexsmith, R. G., "Seismic Damage Indices for Concrete Structure: A State-of-art review", Earthquake Spectra, May 1995, 11 (2), 319-349.
- [5] Cosenza, E., "The use of Damage Functionals in Earthquake Engineering: A Comparison between Different Methods", Earthquake Engineering and Structural Dynamics, 1993, 22 (10), 855-868.
- [6] Park, Y. J., Ang, A. H. S., "Mechanistic Seismic Damage Model for Reinforced Concrete", Journal of Structural Engineering, ASCE, 1985, 111 (4), 722-739.
- [7] Ghobarah, A., Abou-Elfath, H., Biddah, A., "Response-Based Damage Assessment of Structures", Earthquake Engineering and Structural Dynamics, 1999, 28 (1), 79-104.
- [۸] مدنی، س.، ح.، "تعیین ارتباط بین اندیس‌های مختلف خسارت و کاهش سختی قاب خمشی فولادی به منظور تعیین میزان تحمل سازه خسارت دیده با یک شاخص ساده"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده عمران و محیط زیست، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ۱۳۸۵.
- [9] CE 113, "Mechanics of Materials Laboratory", Laboratory Manual, Department of Civil and Environmental Engineering, San Jose State University, August, 2006.

به علاوه شاخص خسارت پیشنهادی قابلیت بیشتری برای پیش‌بینی توسط شبکه عصبی از خود نشان داد. هدف از ارائه شبکه عصبی جهت پیش‌بینی خسارت لرزه‌ای سازه‌های فولادی این بود که بتوان با صرف زمانی بسیار کم میزان خسارت به دست آمده توسط شاخص‌های شکل‌پذیری، انرژی، بنان، پارک و همچنین شاخص خسارت سکانت را به طور جداگانه ارائه کرد. با توجه به این که شبکه‌های عصبی مبتنی بر روابط ریاضی هستند، می‌توان به راحتی آن‌ها را در برنامه‌های تخصصی تحلیل و طراحی مهندسی عمران گنجانده؛ به طوری که علاوه بر تحلیل و طراحی این سازه‌ها تحت بارهای سرویس و لرزه‌ای بر اساس آیین‌نامه‌های موجود بتوان عملکرد دقیق لرزه‌ای آن‌ها را نیز کنترل کرد.

شبکه طراحی شده دارای ۲ لایه پنهان می‌باشد که در لایه اول ۱۴ نرون و لایه دوم ۱۲ نرون قرار دارد. الگوریتم یادگیری در این شبکه الگوریتم پس انتشار خطا بوده و از تابع تحریک تانژانت سیگموئید جهت آموزش استفاده شده است. مثال حل شده قاب ۷ طبقه نیز نشان داد که الگوریتم تهیه شده قابلیت پیش‌بینی رفتار قاب‌ها را دارد. به علاوه شاخص خسارت پیشنهادی قابلیت بیشتری برای پیش‌بینی توسط شبکه عصبی از خود نشان داد.

هدف از ارائه شبکه عصبی جهت پیش‌بینی خسارت لرزه‌ای سازه‌های فولادی این بود که بتوان با صرف زمانی بسیار کم میزان خسارت به دست آمده توسط شاخص‌های شکل‌پذیری، انرژی، بنان، پارک و همچنین شاخص خسارت سکانت را به طور جداگانه ارائه کرد. با توجه به این که شبکه‌های عصبی مبتنی بر روابط ریاضی هستند، می‌توان به راحتی آن‌ها را در برنامه‌های تخصصی تحلیل و طراحی مهندسی عمران گنجانده؛ به طوری که علاوه بر تحلیل و طراحی این سازه‌ها تحت بارهای سرویس و لرزه‌ای بر اساس آیین‌نامه‌های موجود بتوان عملکرد دقیق لرزه‌ای آن‌ها را نیز کنترل کرد.

EXTENDED ABSTRACTS

Seismic Damage Forecasting for Steel Moment Frames using Neural Networks

Hamid Moharrami *, Seyed Hassan Madani

Department of Civil and Environmental Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran

Received: 19 October 2014; **Accepted:** 10 June 2015

Keywords:

Damage index, Steel moment frame, Neural network, Nonlinear dynamic analysis

1. Introduction

In this research a neural network algorithm is used to process information of numerous nonlinear dynamic analyses data so that the damage induced by an earthquake (similar to earthquakes of this study) in a structure can be obtained in an acceptable range of accuracy by spending much less time than the computation time for actual nonlinear analysis of the structure [1]. To this end, about 800 nonlinear dynamic analyses of steel moment frames under Tabas, Chichi and Kobe earthquakes has been conducted spending a very long computation time. Then the damage of structures with five different damage indices has been calculated. To design a neural network 70% of responses were randomly chosen for training data and the remaining 30% were used for the test and verification of the neural network software. The designed neural network is a multiple layer Perceptron network that has a hidden layer and is trained by Error Back-Propagation algorithm. With the aid of this neural network software if a structure (similar in characteristics to the frames of this study) is excited by an earthquake similar to the abovementioned earthquakes, its damage indices with five definitions will be calculated in a few seconds with an acceptable accuracy. In the paper the five damage indices including the damage index that is suggested by the authors are briefly introduced. Finally, the accuracy of the results of neural networks software for the five different damage indices are compared to each other.

2. Structural properties

The structures used here for calculation of damage indices are some two dimensional moment resisting (MR) frames that their specifications including physical and geometrical properties of members and their loadings are explained hereunder.

Structures include 36 MR frames varying from two to ten stories and two to five bays. The height of each storey is 3 m. and each bay is 5 m. In the main paper, their detailed specifications including the gravity load intensities, the design code and soil properties together with their natural periods that have been obtained from two different analysis software are mentioned.

3. Damage indices

Generally, damage indices (DI) try to quantify the resistance of structures against a particular earthquake and identify the severity of the damage induced to a structure by a pre-defined formula. Each damage index has its own concept of damage definition and evaluation. Damage indices are usually measured between 1 and 0. [2]. Hereunder the damage indices that have been used in this study are briefly introduced.

3.1. Ductility index

* Corresponding Author

E-mail addresses: hamid.moharrami@gmail.com, hamid@modares.ac.ir (Hamid Moharrami), hassan.madani@gmail.com (Seyed Hassan Madani).

This damage index is mathematically defined as follows:

$$\text{if } d \leq d_y \text{ then } D = 0 \quad (1)$$

$$\text{if } d_y < d \leq d_u \text{ then } D = \left(\frac{d - d_y}{d_u - d_y} \right) \quad (2)$$

Where D is damage index, d is damage parameter which is deformability of structure. d_y and d_u are the elastic and ultimate limit of deformation of structure in a static push-over nonlinear analysis.

3.2. Hysteretic dissipating energy index

This index compares the total energy required for collapse of a structure during a monotonic static nonlinear push-over analysis ($d_{e,u,mon}$) with the energy that the structure absorbs during an earthquake excitation (d_e). The following formula expresses this index numerically.

$$D_E = \frac{d_e - 1}{d_{e,u,mon} - 1} \quad (3)$$

3.3 Banon and Veneziano index

In this index that is expressed as the following formula, both ductility and energy indices are used.

$$D_B = \sqrt{(d_1^*)^2 + (d_2^*)^2} \quad (4)$$

in which d_1 is the ductility ratio $\left(\frac{x_{\max}}{x_y} \right)$ and d_2 is energy parameter $\left(\frac{E_h}{(1/2)F_y x_y} \right)$

In order to make Banon and Veneziano index be between 0 and 1, we used the Normalized Banon index that is the ratio of (D_B) in dynamic analysis to its value obtained from static nonlinear push-over analysis [3].

3.4 Park and Ang index

Park and Ang [4] used a linear combination of maximum lateral displacement and plastic dissipated energy for calculation of damage index. Their suggested formula is as follows:

$$D_{PA} = \frac{x_{\max}}{x_{u,mon}} + \beta \frac{E_h}{F_y x_{u,mon}} \quad (5)$$

3.5 Secant stiffness index

This index that has been suggested by the authors considers the stiffness deterioration due to plastic deformation in the structure as a result of earthquake excitation. For a given structure, the stiffness at the moment of collapse is zero, but its secant stiffness is not zero. The secant stiffness damage index is defined with the following formula.

$$D_{SN} = \frac{K_{initial}^{sec} - K_{final}^{sec}}{K_{initial}^{sec} - K_{u,mon}^{sec}} \quad (6)$$

The figure (1) illustrates the initial, ultimate and final secant stiffness for a given structure. Final secant stiffness is calculated based on the maximum plastic deformation of a structure after being excited by an earthquake as is shown in Figure (2). To obtain the final secant stiffness, the maximum displacement of the reference point is put on

the push-over curve and the secant stiffness is measured as the tangent of a line connecting the point to the center of coordinate.

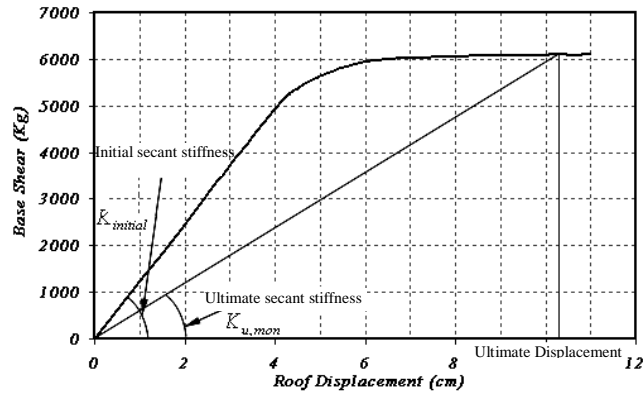


Fig. 1. Secant damage index parameters

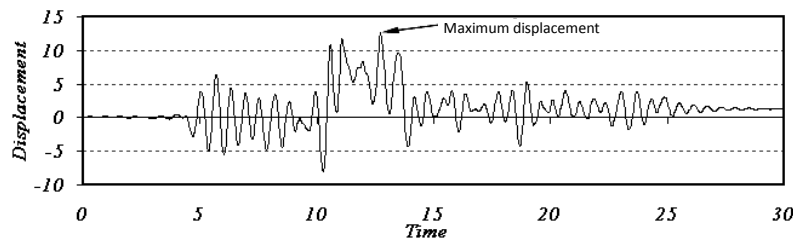


Fig 2. Maximum displacement of a structure after encountering an earthquake

4. Conclusion

A neural network was trained for calculating five different damage indices. The convergence rates of training for the five introduced damage indices were 0.939, 0.966, 0.984, 0.981 and 0.966 respectively. As an example, the trained neural network was used for a seven story structure under Landers Earthquake with duration of 7.4 seconds and 0.74g PGA. This structure was not used for training of the neural network. The table (1) compares the result of neural network with the real ones from nonlinear analysis.

Table 1. Results of damage indices for the 7 story example

Damage index	Ductility	Energy	Banon	Park& Ang	Secant
Analytical Result	3.63	9.83	35.5	42.77	38.76
Result of Neural Network	4.3	9.45	36.68	40.27	38.9
Error percentage	18.46	3.87	3.32	5.85	0.36

As it is clear from the above table, the suggested Secant damage index is very close to the analytical results and better demonstrates the damage to the structure compared to other damage indices.

5. References

- [1] NeuralWare, "Neuralworks Predict for Excel 7.0, User Manual", NeuralWare Inc., Copyright, 1994.
- [2] Williams, M. S. Sexsmith, R. G., "Seismic Damage Indices for Concrete Structure: A State-of-Art Review", Earthquake Spectra, 1995, 11 (2), 319-349.
- [3] Cosenza, E. Manfredi, G. Ramasco, R., "The Use of Damage Functionals in Earthquake Engineering: A Comparison between Different Methods", Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 1993, 22 (10), 855-868.
- [4] Park, Y. J., Ang, A. H. S., "Mechanistic Seismic Damage Model for Reinforced Concrete", Journal of Structural Engineering, ASCE, 1985, 111 (4), 722-739.