

استفاده از سری های زمانی در شبکه های عصبی مصنوعی تکاملی به منظور ارزیابی آسیب پذیری در قاب بتنی خمشی

پنم زرفامⁱ؛ مهدی نیکوⁱⁱ

چکیده

پس از وقوع یک زلزله، تصمیم گیری سریع در مورد ایمنی ساختمان، امکان ادامه بهره برداری از یک ساختمان و تعیین موقعیت و میزان خرابی مورد نظر، بسیار مهم و حیاتی می باشد. امروزه تکنیک جدید استفاده از مدل شبکه های عصبی مصنوعی تکاملی که مبتنی بر هوش مصنوعی می باشد کاربرد گسترده ای در زمینه های مختلف علمی به ویژه مهندسی سازه و زلزله پیدا کرده است. در این مقاله یک قاب خمشی با ۴ طبقه و ۴ دهانه تحت سی رکورد از شتاب ۰/۱g تا ۱/۵g تحلیل دینامیکی غیرخطی شده و میزان آسیب کل قاب در هر رکورد و در هر شتاب محاسبه می گردد، سپس به تعیین خسارت با استفاده از مدل های شبکه عصبی مصنوعی تکاملی پرداخته می گردد. برای تعیین تعداد و تاخیر زمانی موثر داده های ورودی زلزله در مدل های شبکه عصبی مصنوعی از روش همبستگی عرضی (Cross Correlation) سری های زمانی استفاده شد. با استفاده از الگوریتم ژنتیک ساختار مدل های شبکه عصبی مصنوعی از نظر تعداد لایه ها، تعداد گره ها در لایه پنهان، نوع تابع انتقال و الگوریتم یادگیری شبکه بهینه گردید. نتایج نشان می دهد که روش های همبستگی عرضی به خوبی تعداد و تاخیر زمانی موثر داده های ورودی را تعیین می نماید، علاوه بر این با مقایسه خروجی مدل MLP به عنوان بهترین مدل با رگرسیون غیرخطی نسبت به شاخص پارک-انگ می توان نتیجه گرفت که مدل MLP از توانایی، دقت و انعطاف پذیری مناسب تری برخوردار می باشند.

کلمات کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی تکاملی، سری زمانی، رگرسیون غیر خطی، الگوریتم ژنتیک، خسارت پارک-انگ.

تاریخ پذیرش مقاله: ۸۹/۴/۱۵

تاریخ دریافت مقاله: ۸۹/۲/۱۵

ⁱ استادیار گروه زلزله دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه آزاد اسلامی- واحد علوم و تحقیقات: zarfam@srbiau.ac.ir
ⁱⁱ کارشناس ارشد سازه، عضو باشگاه پژوهشگران جوان واحد اهواز، m.nikoo@iaud.ac.ir

۱- مقدمه

و عوامل جوی و یا بارگذاری های فوق العاده مانند زلزله به وجود آید. از میان عوامل مذکور زلزله مخرب تر از همه بوده و مکانیزم تخریب آن از نوعی متفاوت با عوامل دیگر می باشد و از آنجا که در مدت زمان کمی (در حد چند ثانیه) می تواند آسیب های فوق العاده ای به سازه وارد

آسیب در سازه های بتنی به طور کلی می تواند در اثر عوامل مختلفی همچون مدیریت اجرایی و نگهداری غیرصحیح، اضافه بارگذاری، مجاورت با عوامل شیمیایی

می باشد. بدین منظور با استفاده تکنیک های سری های زمانی ، تاخیر زمانی پارامترهای شتاب ورودی زلزله تعیین می گردد، و از نتایج آن به عنوان پارامترهای ورودی استفاده می شود، سپس ساختار بهینه مدل های MLP^2 ، FF^3 ، RBF^4 با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک تعیین می گردد. همچنین برای اعتباریابی بهترین مدل در شبکه های عصبی مصنوعی با رگرسیون غیر خطی مقایسه می گردد.

۲- سری های زمانی و شبکه های عصبی مصنوعی

تحلیل سری های زمانی به طور نظری و عملی از سال ۱۹۷۰ به بعد برای پیش بینی و کنترل به سرعت توسعه پیدا کرده است. این تحلیل معمولاً به داده هایی مربوط می شود که مستقل نبوده و به طور متوالی به هم وابسته اند. همین وابستگی بین مشاهدات متوالی است که مورد توجه قرار می گیرد به گونه ای که در پیش بینی کاربرد فراوانی دارد. توابع سری های زمانی برای یک مجموعه از داده که به طور متوالی به دست آمده اند به صورت زیر نمایش داده می شود [11].

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 T^1 + \alpha_2 T^2 + \dots + \alpha_n T^n \quad (2)$$

ضرایب α_0 و α_1 و α_2 و ... و α_n را از طریق تابع خود همبستگی ACF^5 می توان بدست آورد. برای آن که بتوان تأثیر یک سری زمانی را بر روی سری دیگری به دست آورد باید از تابع همبستگی عرضی CCF^6 استفاده نمود که در این حالت بازه زمانی موثر به صورت زیر بدست می آید.

$$-(10 + \sqrt{n}) \leq K \leq +(10 + \sqrt{n}) \quad (3)$$

که در آن K ، تاخیر زمانی مؤثر (Lag) در سری زمانی حاصل از داده های خروجی و n ، تعداد داده های مشاهده ای در سری های زمانی می باشد [11].

شبکه های عصبی مصنوعی یکی از پویاترین حوزه های تحقیقاتی در دوران معاصر می باشد که توجه افراد

کند ، نیازمند توجه ویژه ای است. در سالهای اخیر توجه زیادی به کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی تکاملی^۱ در مسائل شناسایی خرابی معطوف شده است. این بدان دلیل است که مسئله شناسایی خرابی ، به طور ذاتی یک مسئله الگو شناسی می باشد و شبکه عصبی مصنوعی تکاملی در این زمینه بسیار قدرتمند عمل نموده است ، علاوه بر این شبکه های عصبی مصنوعی تکاملی در مواجهه با داده ها و اطلاعات غیر دقیق دچار آشفتگی نمی گردند. Huwang و همکاران به منظور تشخیص خرابی و هویت یابی دینامیکی در یک قاب فولادی پنج طبقه از شبکه عصبی انتشار برگشتی استفاده نمودند که پاسخ های شتاب سازه و ورودی تحریک زلزله را برای تربیت شبکه به کار بردند و با مقایسه پاسخ های سازه در یک زلزله شدید و یک زلزله ضعیف ، آسیب دیدگی سازه را مشخص نمودند [9]. Cheng Wu Chen از شبکه های عصبی مصنوعی برای مدل و کنترل سیستم های غیر خطی در سازه ها استفاده نمود [13]. Yuyin Qian و Akira Mita به تعیین شاخص آسیب برای ساختمانهای بتنی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی پرداختند، آنها از تغییر مکان ، سرعت و شتاب به عنوان پارامترهای ورودی استفاده نمودند [16].

یکی از معتبرترین روش هایی که برای محاسبه کمی خسارت در سازه های بتنی پیشنهاد شده است مدل معروف پارک - انگ (۱۹۸۴) می باشد. که این مدل خسارت به صورت زیر نمایش داده می شود. [6]

$$D = \frac{\delta_m}{\delta_u} + \frac{\beta}{\delta_u \cdot P_y} \int dE_h \quad (1)$$

در معادله فوق: D : شاخص خسارت، δ_m : حداکثر پاسخ تغییر شکل تحت بار زمین لرزه ، P_y : مقاومت حد تسلیم محاسبه شده ، δ_u : تغییر شکل نهایی تحت بارگذاری یکنواخت ، $\int dE$: انرژی هیسترتیک جذب شده و β : پارامتر کاهش مقاومت بر اساس انرژی هیسترتیک می باشد

هدف اصلی این تحقیق بررسی توانایی شبکه های عصبی مصنوعی تکاملی در شبیه سازی الگوهای مناسب و تعیین خسارت در قاب بتنی خمشی با چهار طبقه و چهار دهانه

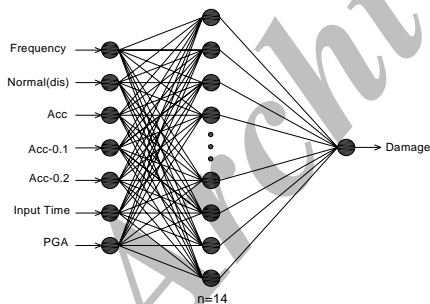
1- Evolutionary Artificial Neural Network

2 - Multi Layer perceptron
3- Feed Forward
4 - Radial Basic Function
5 - Auto Correlation Function
6 - Cross Correlation Function

کردن داده‌هاست. آخرین لایه یا لایه خروجی شامل مقادیر پیش‌بینی شده بوسیله شبکه می‌باشد و بنابراین خروجی مدل را معرفی می‌کند. لایه‌های میانی یا مخفی که از گره‌های پردازشگر تشکیل شده‌اند، محل پردازش داده‌هاست. شمار لایه‌های مخفی و شمار گره‌ها در هر لایه مخفی به طور معمول بوسیله روش آزمون و خطا یا با استفاده از الگوریتم ژنتیک مشخص می‌شود. گره‌های لایه‌های مجاور در شبکه به طور کامل با هم در ارتباط هستند. ورودی‌های هر گره ممکن است از متغیرهای ورودی یا از خروجی گره‌های دیگر حاصل شود. هر گره دارای یک تابع تبدیل‌گر^۲ است. ورودی‌ها به شکل یک بردار (X_1, X_2, \dots, X_n) و X هستند و هر ورودی توسط یک وزن به گره پردازشگر مربوط می‌شود و در نهایت مجموعه‌ای از وزن‌ها به شکل بردار وزن (W_1, W_2, \dots, W_n) به گره مورد نظر مرتبط می‌گردد، W وزن ارتباطی از گره لایه پیشین به لایه مزبور را نشان می‌دهد. خروجی گره که Y نامیده می‌شود، طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$y = f(x.w - b) \quad (4)$$

که در این رابطه X داده‌های ورودی، W بردار وزن، b مقدار آستانه یا بایاس^۳ می‌باشند. درون هر گره پردازشگر تابع تبدیل‌گر، تولید کننده خروجی‌های آن گره به شمار می‌رود.



شکل (۱): یک نمونه از شبکه‌های عصبی مصنوعی سه لایه

در ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی از توابع تبدیل گر(تحریک) گوناگون، LinearAxon، BiasAxon، LinearSigmoidAxon، LinearTanhAxon، SigmoidAxon، TanhAxon و قواعد یادگیری Momentum، Quickprop، DeltaBarDelta و Step می‌توان استفاده نمود. یکی از انواع مهم این توابع تابع سیگموئید می‌باشد:

2- Transfer Function

3 -Bias

بسیاری از رشته‌های گوناگون علمی را به خود جلب کرده است. فعالیت‌های تحقیقاتی اخیر در زمینه شبکه‌های عصبی مصنوعی نشان داده است که این روش توانایی بسیار بالایی در حل مسائل پیچیده در کلیه رشته‌های مهندسی را دارد. متشابه با مغز واقعی انسان، شبکه‌های عصبی توانایی لازم را در یادگیری داشته و قادر به بکار بردن و استفاده از تجارب بدست آمده در مسائل نو و مشابه می‌باشند (کارتاپولوس، ۱۳۸۰). شبکه‌های عصبی مصنوعی با وجود اینکه با سیستم عصبی طبیعی قابل مقایسه نیستند، ویژگی‌هایی دارند که آنها را در بعضی از کاربردها مانند تفکیک الگو و یا هرجا که نیاز به یادگیری با یک نگاشت خطی و یا غیرخطی باشد، ممتاز می‌نمایند. می‌توان از ویژگی‌ها و قابلیت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی به مواردی همچون قابلیت یادگیری و تطبیق پذیری با اطلاعات موجود، قابلیت تعمیم دهی، پردازش موازی ورودی‌های شبکه و در نتیجه افزایش سرعت پردازش، تحمل پذیری بالای خطاها و . . . اشاره کرد (منهاج، ۱۳۸۱).

شبکه‌های عصبی مصنوعی یک سیستم پردازشگر اطلاعات توده‌ای هستند که به صورت موازی قرار گرفته‌اند و عملکردی شبیه شبکه عصبی مغز انسان دارند (هاپفیلد ۱۹۸۲). اصول زیر نشانگر اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشند:

۱. پردازش داده‌ها در واحدهای منفردی به نام گره صورت می‌گیرد. ۲. سیگنال‌های بین گره‌ها از طریق خطوط ارتباطی انتقال می‌یابند. ۳. وزن نسبت داده شده به هر خط ارتباطی نشانگر قدرت ارتباطی آن خط است. ۴. هر گره به طور معمول دارای توابع فعالسازی^۱ و تبدیل‌گر برای تعیین سیگنال‌های خروجی از داده‌های ورودی شبکه می‌باشد.

ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی بوسیله الگوی ارتباط بین گره‌ها، مدت تعیین وزن‌های ارتباطی و تابع فعالیت، معرفی می‌شود (فلچر و ریوز ۱۹۶۴)، ساختار عادی یک شبکه عصبی مصنوعی، معمولاً از لایه ورودی، لایه‌های میانی (پنهان) و لایه خروجی تشکیل شده است (شکل ۱). لایه ورودی یک لایه انتقال دهنده و وسیله‌ای برای تهیه

1 -Activation Function

MSE به ترتیب به یک و صفر میل کنند.

۳- معرفی قاب و زلزله های مورد مطالعه

برای تعیین تابع توزیع برای شاخص خسارت مبتنی بر انرژی، ابتدا یک قاب بتنی خمشی با ۴ طبقه در ۴ دهانه انتخاب شده سپس بارگذاری جانبی سازه مذکور بر اساس ضوابط مندرج در آیین نامه طراحی ساختمان ها در برابر زلزله صورت پذیرفته است و در مرحله بعد سازه را براساس آیین نامه طراحی سازه های بتن مسلح طراحی شده است. با توجه به تاثیر روند طراحی اولیه در نتایج آنالیز نهایی نکات زیر در حین تحلیل و طراحی قاب مد نظر قرار گرفته است، که این نکات در جدول (۱) آمده است. [1]

جدول (۱): اطلاعات مربوط به قاب های بتنی خمشی

قاب	بتن مسلح ویژه
ارتفاع هر طبقه	۳٫۲ متر
دهانه در هر قاب	۵ متر
بار مرده بام	۶۰۰ کیلوگرم بر مترمربع
بار زنده بام	۱۷۵ کیلوگرم بر متر مربع
بار مرده طبقات	۵۰۰ کیلوگرم بر مترمربع
بار زنده طبقات	۲۰۰ کیلوگرم بر مترمربع
خطر زمین لرزه	پهنه با خطر نسبی زیاد
نسبت فولاد (ρ) در ستون های ساختمان	$0.015 \leq \rho \leq 0.035$
بارگذاری ساختمان	استاندارد ۵۱۹، ۲۸۰۰-ویرایش سوم
مقاومت ۲۸ روزه نمونه استوانه بتنی	$f_c = 240 \text{ kg/cm}^2$
تنش جاری شده فولاد	$f_y = 3000 \text{ kg/cm}^2$

یکی از عمده ترین پارامترهای موثر در انرژی ورودی به سازه ها، شتاب نگاشت زلزله به کار رفته در تحلیل لرزه ای می باشد. میزان انرژی ورودی به سازه ها بیشتر از نگاشت ورودی تاثیر می پذیرد تا خصوصیات سازه. به همین علت، در انتخاب شتاب نگاشت ها، علاوه بر فرض محدود کننده انطباق با شرایط ساختمانی، تنوع ویژگیهای شتاب نگاشت نیز مد نظر بوده است. لذا در این پژوهش برای آنالیز دینامیکی غیر خطی از سی زمین لرزه خارجی که مشخصات آنها در جدول (۲) آمده استفاده گردیده است. [1]

در این تحقیق قاب بتنی خمشی را تحلیل دینامیکی غیرخطی می کنیم، این تحلیل را در شتاب های ۰٫۱g،

$$f(t) = \frac{1}{1 + \exp(-tn)} \quad (5)$$

که در آن $f(t)$ تابع تبدیل گر، n ورودی خالص نرون و t تقریبی است که بیانگر طول قسمت خطی نمودار تابع تبدیل گر می باشد، بطوری که اگر t بزرگ باشد قسمت خطی تابع بصورت عمودی درآمده و در واقع تابع به شکل یک تابع حدی دو مقداره در می آید و اگر t کوچک باشد، تابع به شکل یک S کشیده در امتداد محور افقی در خواهد آمد. برای ارزیابی دقت مدل شبکه عصبی مصنوعی معمولاً دو معیار مختلف MSE (میانگین مربع خطاها) و r استفاده می شود. MSE به صورت زیر محاسبه می شود:

$$MSE = \frac{\sum_{j=0}^P \sum_{i=0}^N (d_{ij} - y_{ij})^2}{N \times P} \quad (6)$$

NMSE متوسط خطای مربعات نرمال شده می باشد که به وسیله فرمول زیر بیان می شود:

$$NMSE = \frac{P \times N \times MSE}{\sum_{j=0}^P \frac{N \sum_{i=0}^N d_{ij}^2 - \left(\sum_{i=0}^N d_{ij} \right)^2}{N}} \quad (7)$$

در روابط فوق، P تعداد خروجی عناصر پردازش شده، N تعداد نمونه ها در مجموعه داده ها، y_{ij} خروجی شبکه برای نمونه i در عنصر پردازش شده j ، d_{ij} خروجی مورد نظر برای نمونه i در عنصر پردازش شده j می باشد. MSE اختلاف مابین مقدار مشاهده شده و مقادیر محاسبه شده را نشان می دهد. کمترین مقدار MSE بالاترین صحت پیشگویی را بیان می کند. همچنین r نشانگر میزان بازده شبکه می باشد که به صورت زیر ارائه می گردد:

$$r = \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})(d_i - \bar{d})}{\sqrt{\sum_i (d_i - \bar{d})^2} \sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2}} \quad (8)$$

که x_i خروجی شبکه، d_i خروجی مورد نظر، \bar{x} میانگین خروجی شبکه و \bar{d} میانگین خروجی مورد نظر می باشد. بهترین جواب برای مدل هنگامی ایجاد خواهد شد که r و

بعد از ویرایش و خارج کردن داده های حاصل از زلزله Sanfernando 1971 به منظور اعتباریابی مدل، تعداد داده ها برابر ۴۱۶ عدد می گردد. [1]

۰/۲g ، ... ، ۱/۴g و ۱/۵g انجام می دهیم، پس تعداد تحلیل در قاب مورد مطالعه : [1]

(۹) = تعداد تحلیل در قاب بتنی خمشی = ۴۵۰ = پانزده شتاب × سی رکورد زلزله × یک قاب

ع- استفاده از سری های زمانی برای تعیین

داده های ورودی و رودی بینه

از میان پارامترهای ورودی تنها پارامتر شتاب وارده به ساختمان و ماکزیمم تغییر مکان طبقات می باشند که با افزایش آنها در زلزله و قاب سبب افزایش خسارت می گردند ، و مابقی پارامترها دارای مقادیر ثابت و مشترک در میان خصوصیات زلزله می باشند به همین منظور از سری های زمانی برای بررسی و تاثیر پارامتر شتاب ورودی زلزله استفاده می نمایم. برای آنکه بتوان در یک زلزله خاص یک رابطه خطی بین سری های زمانی حاصل از افزایش شتاب زلزله به عنوان ورودی با خسارت ایجاد شده به عنوان خروجی برقرار نمود از ضریب پیرسن استفاده می نمایند. ضریب پیرسن را برای شتاب زلزله (داده ورودی) با آسیب کل قاب (داده خروجی) محاسبه نموده ایم که نتایج حاصل در جدول زیر آمده است.

جدول (۳): ضریب پیرسن بین سری های زمانی شتاب وارده زلزله و آسیب کل قاب برای هر رکورد زلزله

num	ضریب پیرسن	Lag	num	ضریب پیرسن	Lag
1	0.998	2	16	0.994	1
2	0.996	2	17	0.994	2
3	0.981	3	18	0.994	2
4	0.997	2	19	0.997	2
5	0.998	2	20	0.986	2
6	0.980	2	21	0.998	2
7	0.997	3	22	0.984	2
8	0.996	2	23	0.995	2
9	0.985	2	24	0.983	3
10	0.993	3	25	0.987	2
11	0.992	3	26	0.929	2
12	0.997	3	27	0.894	2
13	0.998	2	28	0.984	2
14	0.967	2	29	0.979	2
15	0.989	2	30	0.998	2

جدول (۲): مشخصات لرزه ای شتاب نگاشت های انتخاب شده

num	PGA	نام زلزله های خارجی	ایستگاه
1	0.254	Imperial Valley 1979	Chihuahua
2	0.27	Imperial Valley 1979	Chihuahua
3	0.231	Northridge 1994	Hollywood Storage
4	0.145	San Fernando 1971	Lake Hughes #1
5	0.21	San Fernando 1971	Hollywood Stor Lot
6	0.134	Super Stition Hills 1987	Wildlife Liquefaction Arrey
7	0.134	Super Stition Hills 1987	Wildlife iquefaction Arrey
8	0.119	Super Stition Hills 1987	Salton Sea Wildlife Refuge
9	0.186	Super Stition Hills 1987	Plaster City
10	0.247	Super Stition Hills 1987	Calipatria Fire Station
11	0.135	Landers 1992	Barstow
12	0.385	Cape Mendocino 1992	Rio Dell Overpass
13	0.549	Cape Mendocino 1992	Rio Dell Overpass
14	0.164	Coalinga 1983	Parkfield - Fault Zone 3
15	0.126	Whittier Narrows 1987	Beverly Hills
16	0.239	Northridge, 1994	LA, Baldwin Hills
17	0.143	Imperial Valley, 1979	El Centro Array #12
18	0.24	Loma Prieta, 1989	Anderson Dam Downstream
19	0.247	Loma Prieta, 1989	Anderson Dam Downstream
20	0.159	Loma Prieta, 1989	Agnews State Hospital
21	0.244	Loma Prieta, 1989	Anderson Dam Downstream
22	0.179	Loma Prieta, 1989	Coyote Lake Dam Downstream
23	0.309	Imperial Valley, 1979	Cucapah
24	0.207	Loma Prieta, 1989	Sunnyvale Colton Ave
25	0.117	Imperial Valley, 1979	El Centro Array #13
26	0.074	Imperial Valley, 1979	Westmoreland Fire Station
27	0.209	Loma Prieta, 1989	Sunnyvale Colton Ave
28	0.139	Imperial Valley, 1979	El Centro Array #13
29	0.11	Imperial Valley, 1979	Westmoreland Fire Station
30	0.269	Loma Prieta, 1989	Hollister Diff. Array

$$normal(dis) = \frac{x - \min(x)}{stdev(x)} \quad (11)$$

که در معادله فوق x : تغییرمکان ماکزیمم طبقات $\min(x)$: مینیمم کل داده ها ، $stdev(x)$: انحراف معیار کل داده ها می باشد. با توجه به کل داده ها $\min(x) = 19.9334$ و $stdev(x) = 209.0301$ می باشد. پس از قرار دادن کلیه داده های تغییرمکان در معادله فوق می توان پارامتر ورودی تغییرمکان را در شبکه های عصبی مصنوعی تعریف نمود.

بنابراین در این تحقیق پارامترهای ورودی شامل شتاب ورودی به ساختمان (Acc, Acc-0.1, Acc-0.2)، ماکزیمم شتاب زلزله (PGA)، زمان ورودی زلزله به ساختمان (Input Time)، فرکانس (Frequency) و تغییرمکان ماکزیمم طبقات به صورت نرمال شده (normal dis) می باشد همچنین پارامتر خروجی خسارت کل وارده به قاب (Damage) می باشد، که در شکل (۱) نشان داده شده است.

۵- تعیین ساختار بهینه در مدل های شبکه های

عصبی مصنوعی

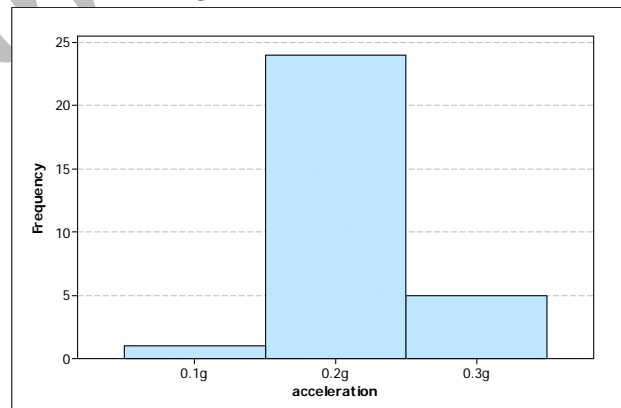
در این تحقیق از سه مدل شبکه FF و RBF و MLP برای آموزش استفاده شده است همچنین برای بهینه کردن ساختار و توپولوژی هر شبکه از الگوریتم ژنتیک استفاده گردید. از ۴۱۶ الگوی داده ها ، ۷۰٪ الگوها (۲۹۲ الگو) برای آموزش^۱ و ۱۵٪ الگوها (۶۲ الگو) برای اعتباریابی^۲ و ۱۵٪ انتخابی الگوها (۶۲ الگو) برای تست^۳ شبکه مورد استفاده قرار گرفت. توابع تحریک مختلف شامل LinearAxon ، BiasAxon ، LinearSigmoidAxon ، LinearTanhAxon ، SigmoidAxon، TanhAxon و الگوریتم های آموزش مختلف شامل Momentum ، Quickprop ، Step، Delta Bar Delta جهت تعیین ساختار بهینه مدل های شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفته شد. برای تعیین تعدادگره های لایه پنهان از فرمول تجربی زیر استفاده شد. [7]

با توجه به جدول (۳) و نزدیکی داده ها به عدد یک می توان نتیجه گرفت که در همه ۳۰ زلزله یک همبستگی خطی بین سری های زمانی برای پارامترهای شتاب زلزله و آسیب کل قاب وجود دارد. با استفاده از تابع همبستگی عرضی^۱ (CCF) تاخیر زمانی موثر بین سری های زمانی را می توان به دست آورد. با توجه به این که هر زلزله به طور متوسط دارای ۱۵ شتاب می باشد بنابراین متغیر n در معادله (۳) برابر ۱۵ بوده و خواهیم داشت: [11]

$$-14 \leq K \leq +14 \quad (10)$$

بنابراین در هر زلزله با بازه ۱۴ شتاب ، تا شتابی را در نظر می گیریم که ضریب همبستگی در آن بیشتر از ۰/۵ باشد . نتایج حاصل از همبستگی عرضی بین داده ها در جدول (۳) و شکل (۲) نشان داده شده است.

با ترسیم هیستوگرام فراوانی داده های مربوط به تاخیر زمانی موثر در طول دوره آماری در شکل (۲) می توان نتیجه گرفت که تاخیر زمانی تا دو شتاب قبل دارای بیشترین فراوانی می باشد. بنابراین آسیب کل قاب در هر زلزله متأثر از شتاب تا دو شتاب قبل می باشد.



شکل (۲): هیستوگرام فراوانی Lag های پارامتر شتاب

بنابراین شتاب وارده بر ساختمان در شبکه های عصبی- مصنوعی تا دو شتاب قبل یعنی Acc ، Acc-0.1 ، و Acc-0.2 باید در نظر گرفته شود.

از میان تمامی پارامترهای ورودی ، تغییرمکان ماکزیمم طبقات بر خلاف مابقی پارامترها در بازه صفر تا یک قرار ندارد به همین منظور با استفاده از روش های مختلفی می توان تغییرمکان ماکزیمم طبقات را بی بعد نمود یکی از این روشها در زیر آمده است.

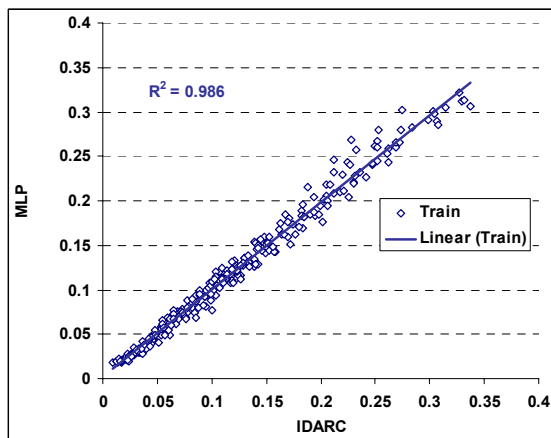
2 - Training
3- Cross Validation
4- Test

1- Cross Correlation Function

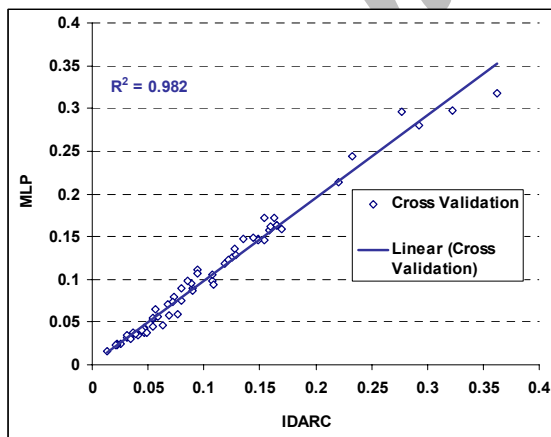
مدل FF همبستگی بالاتری نسبت به مدل RBF دارد. بنابراین برای پیش بینی خسارت انتخاب مدل MLP از دو مدل دیگر مناسب تر می باشد.

۶- آنالیز حساسیت در پارامترهای ورودی شبکه عصبی مصنوعی تکاملی انتخاب شده

برای آنکه میزان تاثیر پارامترهای ورودی بر روی پارامتر خروجی مشخص شود، از تکنیک آنالیز حساسیت استفاده شده است. این تکنیک برای مشخص کردن این موضوع می باشد که پارامتر خروجی در شبکه مورد نظر نسبت به کدامیک از پارامترهای ورودی دارای حساسیت بیشتر می باشد. آنالیز حساسیت مربوط به شبکه MLP در شکل (۷) آمده است.



شکل (۳): مقایسه مقادیر محاسباتی توسط هر مدل با مقادیر مشاهداتی در آموزش برای شبکه MLP



شکل (۴): مقایسه مقادیر محاسباتی توسط هر مدل با مقادیر مشاهداتی در اعتباریابی برای شبکه MLP

$$N_H \leq 2N_I + 1 \quad (۱۲)$$

که در آن N_H تعداد گره‌های لایه‌های پنهان و N_I تعداد ورودی‌ها می باشد. با توجه به اینکه تعداد ورودی‌های موثر بدست آمده برابر با ۷ عدد می باشد، حداکثر تعداد گره‌های لایه‌های پنهان برابر با ۱۵ عدد می باشد ($N_H \leq 15$). برای تعیین ساختار بهینه هریک از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی FF و MLP و RBF از نظر تعداد لایه‌های پنهان، تعداد گره‌ها در لایه‌های پنهان، الگوریتم یادگیری شبکه و تابع انتقال از قابلیت الگوریتم بهینه سازی ژنتیک در نرم افزار NeuroSolutions استفاده شد. جدول (۴) ساختار بهینه هریک از مدل‌ها و مشخصات مختلف آنها که از الگوریتم ژنتیک به دست آمده را نشان می دهد.

جدول (۴-الف): ساختار بهینه مدل‌های MLP و FF و RBF

num	name model	layer	node	transfer function	learning rule
1	MLP	1	14	TanhAxon	Momentum
2	FF	2	8 4	TanhAxon	Momentum
3	RBF	1	8	Sigmoid Axon	Momentum

جدول (۴-ب): مقادیر R و NMSE برای هر شبکه در حالتی آموزش، اعتباریابی و تست

num	train		Cross Validation		test	
	R	NMSE	R	NMSE	R	NMSE
1	0.993	0.013	0.990	0.020	0.991	0.025
2	0.991	0.018	0.990	0.022	0.986	0.039
3	0.909	0.179	0.843	0.294	0.929	0.140

به منظور عملکرد مدل‌ها و تعیین بهترین مدل، معیار NMSE و r برای داده‌های تست در مدل‌ها با یکدیگر مقایسه می شود. همانطور که در جدول (۴) ملاحظه می شود مدل MLP دارای بیشترین همبستگی (r) و کمترین خطا (NMSE) برای داده‌های خسارت در مرحله تست نسبت به دو مدل دیگر می باشد. علاوه بر این مقادیر آسیب کل محاسباتی نسبت به مقادیر متناظر اندازه گیری شده در سه مرحله آموزش، اعتباریابی و تست برای شبکه MLP به عنوان بهترین حالت در شکل‌های (۳) تا (۶) نشان داده شده است.

همانطور که در جدول (۴) مشاهده می شود مدل MLP همبستگی بالاتری نسبت به دو مدل دیگر دارد. همچنین

صورت زیر می باشد:

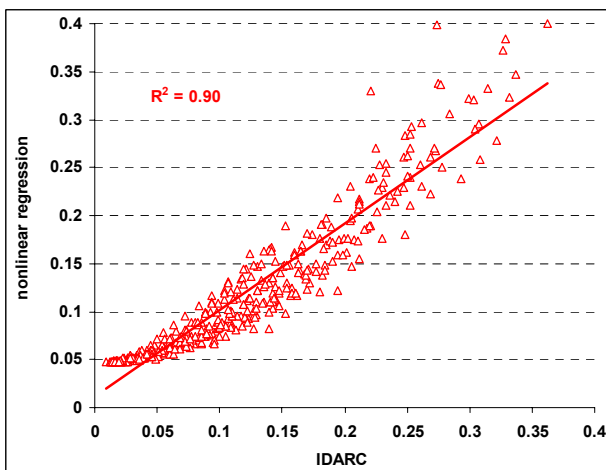
$$y = f(x_1, x_2, \dots) \rightarrow y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots \quad (۱۳)$$

در معادله فوق y متغیر وابسته، x_1, x_2, \dots متغیرهای مستقل، a_1, a_2, a_3, \dots ضرایب معادله از نوع رگرسیون می باشد.

در این تحقیق برای متغیرهای ورودی و خروجی با استفاده از نرم افزار SPSS مدل‌های مختلفی از رگرسیون خطی و غیرخطی مورد بررسی قرار گرفت. بهترین مدل رگرسیون غیرخطی که با داده های آسیب هماهنگی بیشتری داشت به صورت زیر به دست آمد.

$$y = 0.014 + 0.075x_1 + 0.013x_2^2 \quad (۱۴)$$

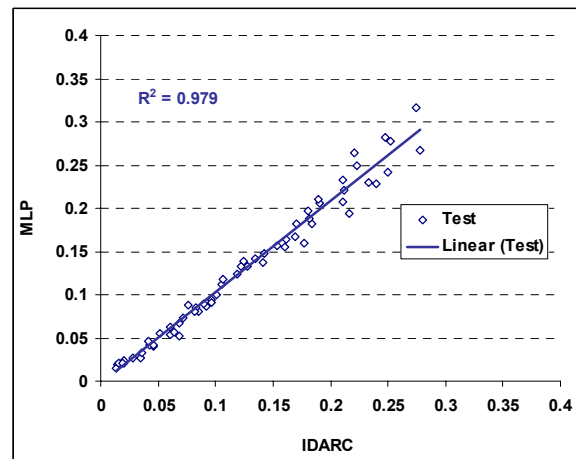
در معادله فوق y آسیب کل قاب، x_1 شتاب ورودی زلزله، x_2 تغییر مکان نرمال شده می باشد. مقدار R^2 برای این معادله در شکل زیر آمده است.



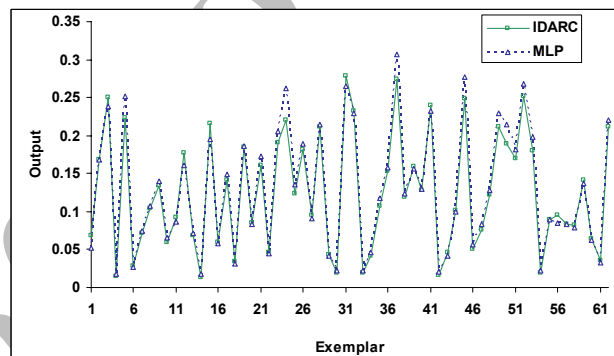
شکل (۸): مقایسه مقادیر محاسباتی توسط رگرسیون غیرخطی با مقادیر پارک-انگ

۸- پیش بینی خسارت توسط مدل MLP و مقایسه با مدل رگرسیون غیرخطی برای اعتبار یابی مدل

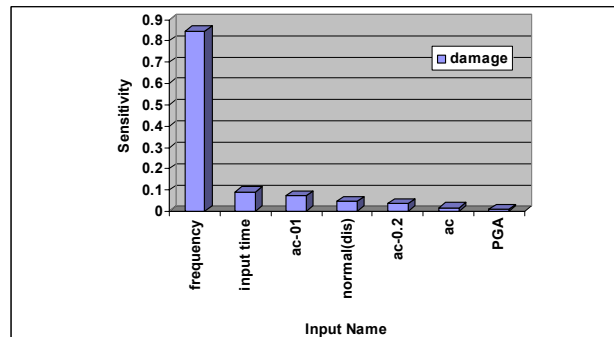
برای آنکه میزان دقت و درستی خروجی های حاصل از شبکه های عصبی مصنوعی تکاملی ارزیابی گردد، از زلزله 1971 Sanfernando در آمریکا استفاده می کنیم. از مهمترین ویژگی این زلزله آن است که در هیچ کدام از مراحل آموزش، اعتبار یابی و آزمایش مورد استفاده قرار نگرفته است. نتایج حاصل از مدل MLP در مقایسه با رگرسیون غیرخطی در شکل‌های (۹) و (۱۰) آمده است.



شکل (۵): مقایسه مقادیر محاسباتی توسط هر مدل با مقادیر مشاهداتی در تست برای شبکه MLP



شکل (۶): مقایسه نتایج حاصل از الگوهای موجود در تست شبکه MLP



شکل (۷): آنالیز حساسیت برای پارامترهای ورودی شبکه MLP با توجه به شکل فوق فرکانس زلزله، زمان ورودی زلزله و $acc-0.1$ به ترتیب بیشترین تاثیر را بر روی آسیب کل قاب دارند به گونه ای که افزایش این سه پارامتر باعث بالا رفتن مقدار خروجی در مدل می گردند.

۷- تعیین خسارت با استفاده از رگرسیون غیرخطی

در رگرسیون غیرخطی، دو یا چند متغیر مستقل، تاثیر عمده ای بر روی متغیر وابسته دارند که معادله آن به

انعطاف پذیری بالاتری نسبت به روش های آماری از جمله رگرسیون غیرخطی برخوردار می باشد.

۹- نتیجه گیری

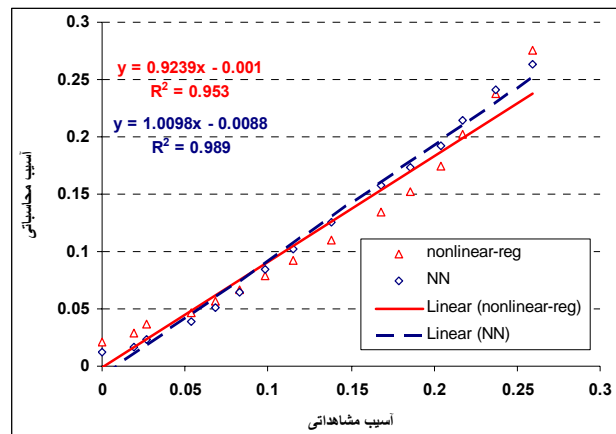
❖ با روش همبستگی عرضی سری های زمانی می توان تعداد و تاخیر زمانی موثر پارامترهای ورودی در مدل های شبکه عصبی را تعیین نمود. به طوری که با این روش پارامترهای اضافی و غیر موثر حذف و مجموعه داده های ورودی بهینه می گردد.

❖ با قابلیت بهینه سازی الگوریتم پرکاربرد ژنتیک می توان ساختار بهینه هریک از مدل های شبکه عصبی مصنوعی از نظر تعداد لایه های پنهان، تعداد گره ها در لایه پنهان، نوع تابع تحریک و الگوریتم یادگیری شبکه را مشخص نمود. به طوری که با این روش زمان لازم برای تعیین ساختار بهینه هر مدل، میزان قابل ملاحظه ای کاهش می یابد.

❖ مقایسه نتایج حاصل از آموزش، اعتباریابی همزمان با آموزش و تست مدل های شبکه های عصبی مصنوعی تکاملی با مقادیر شاخص پارک-انگ، نشان می دهد که مدل های MLP، FF و RBF به ترتیب توانایی و دقت و انعطاف پذیری بیشتری در شبیه سازی مقادیر آسیب کل در قاب بتنی خمشی با ۴ طبقه و ۴ دهانه را دارند.

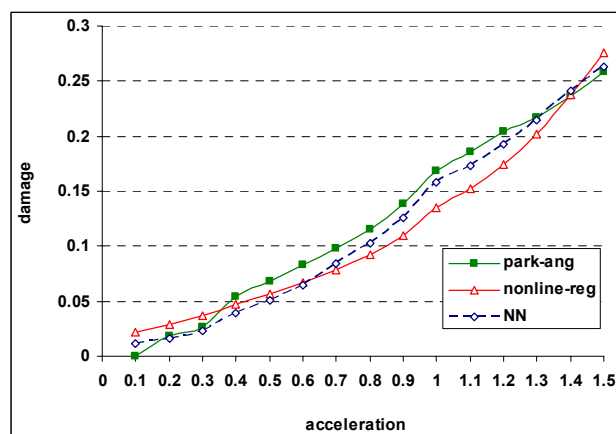
❖ شبکه های عصبی مصنوعی تکاملی ابزار مناسب و کارآمدی برای ارزیابی آسیب پذیری سازه های بتنی در زلزله ها هستند و با دقت قابل قبول و سرعت بالا می توانند پس از وقوع زلزله وضعیت آسیب دیدگی ساختمانها را مشخص نموده و در تصمیم گیری های مربوطه موثر واقع شوند و جایگزین مناسبی برای بازرسی های چشمی شده و سبب صرفه جویی اقتصادی گردند.

توجه به شکل (۹) شیب خط در مدل MLP و رگرسیون غیرخطی به ترتیب برابر ۱,۰۰ و ۰,۹۲ می باشد همچنین ضرایب R^2 به ترتیب برابر ۰,۹۸ و ۰,۹۵ می باشد که بیانگر دقت بالاتر مدل MLP نسبت به رگرسیون غیرخطی می باشد.



شکل (۹): اعتبار یابی مدل MLP در مقایسه با رگرسیون غیرخطی، زلزله Sanfernando 1971

در شکل (۱۰) دو مدل MLP و رگرسیون غیرخطی در شتابهای مختلف نسبت به شاخص پارک-انگ نشان داده شده است.



شکل (۱۰): پیش بینی خسارت توسط مدل MLP و رگرسیون غیرخطی نسبت به شاخص خسارت پارک-انگ، زلزله Sanfernando 1971

مدل MLP انتخاب شده با توجه به داده های ورودی و توپولوژی بهینه شده است. نتایج مدل MLP برای پیش بینی خسارت حتی در زلزله هایی که خارج از محدوده مطالعاتی می باشند مناسب و کاربردی است و از دقت و

- Huang C.S., Hung S.L., Wen C.M. and Tu T.T., "A neural network approach for structural identification and diagnosis of a building from seismic response data", Earthquake Engineering and Structural Dynamics, 2003; 32: 187-206. [۹]
- Catherine Ann Pagni " Modeling of Structural Damage of Older Reinforced Concrete Components ", Department of Civil and Environmental Engineering , University of Washington , 2003 [۱۰]
- W. Vandaele "Applied Time Series and Box-Jenkins Models". Academic Press, Inc. 1983 [۱۱]
- S. Makridakis, S.C. Wheelwright, and R. J. Hyndman" Forecasting: Methods and Applications". Wiley. 1998 [۱۲]
- Cheng-Wu Chen, "Modeling and control for nonlinear structural systems via a NN-based approach" , Expert Systems with Applications, ELSEVIER, 2008 [۱۳]
- Elif Derya Ubeyli , Mustafa Ubeyli , "Estimation of radiation damage at the structural materials of a hybrid reactor by probabilistic neural networks " , Expert Systems with Applications, , ELSEVIER, 2008 [۱۴]
- Q. S. LIU, D. K. LIU, A. Y. T. LEUNG , "MODELLING OF STRUCTURAL RESPONSE AND OPTIMIZATION OF STRUCTURAL CONTROL SYSTEM USING NEURAL NETWORK AND GENETIC ALGORITHM" , THE STRUCTURAL DESIGN OF TALL BUILDINGS , 2000 [۱۵]
- Yuyin Qian , Akira Mita " Acceleration-based damage indicators for building structures using neural network emulators " , STRUCTURAL CONTROL AND HEALTH MONITORING , Inter Science , 2007 [۱۶]
- Mehdi Nikoo, Panam Zarfam , " Determining margin confidence for evaluating vulnerability of moment reinforced concrete frames based on index for maximum displacement of stories " , 1st International Conference on Concrete Technology, Tabriz, Iran, 6-7 November 2009 [۱۷]
- "Iranian code for seismic resistant design of building (standard NO:2800 - third edit)" 1384 (2005); Research Center Of Building And Housing. [۱۸]
- S.W. Doebling, C.R. Farrar, M.B. Prime, D.W. Shevitz, "Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics" : a literature review, Report No. LA-13070-MS, Los Alamos National Laboratory, Los Alamos, 1996. [۱۹]
- Siegel, S., and N. J. Castellan.. "Nonparametric statistics for the behavioral sciences". New York: McGraw-Hill, Inc.. 1988 [۲۰]
- Brownlee, K. A.. "Statistical theory and methodology in science and engineering". New York: John Wiley & Sons, Inc. 1965 [۲۱]
- R.E.Valles, A.M.Reinhorn, S.K.Kunnath, C.Li And A.Mandan, "Idarc2d Version 6.0: A Computer Program For The Inelastic Damage Analysis Of Building", Nceer-96-0010-, 1996 [۲۲]
- Gavin J. Graeme C. Holger R, " Input determination for neural network models in water resources applications. Part 1- background and methodology", Journal Of Hydrology Elsevier, 2004 [۲۳]
- Xia Y., Hao H., Brownjohn J.M.W. and Xia P.Q. "Damage identification of structures with uncertain frequency and mode shape data" Earthquake Engineering and Structural Dynamics, 2002; 31: 1053-1066. [۲۴]