

تخمین پارامترهای شتاب، سرعت و جابجایی ماکزیمم زمین با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

حسین بخشی^{۱*}، محمد خراسانی^۱، محمدرضا فدوی^۲، غلامرضا قدرتی امیری^۳، محمد علی برخوردار^۴

چکیده	اطلاعات مقاله
<p>به منظور انجام تحلیل‌های دینامیکی و همچنین تعیین میزان خطرپذیری در هر منطقه بایستی بتوان پارامترهای زمین‌لرزه احتمالی آن منطقه را تخمین زد. در این مقاله تلاش خواهد شد با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مقادیر شتاب، سرعت و جابجایی ماکزیمم زمین تخمین زده شود. بدین منظور از شبکه‌های عصبی به عنوان یکی از روش‌ها و تکنیک‌های کاربردی هوش مصنوعی در ارائه یک روش محاسباتی ساده‌تر برای حذف تردیدها و عدم قطعیت‌ها در معادلات کاهندگی موجود استفاده شده است. در الگوریتم آموزشی بکار رفته، متوسط سرعت موج برشی در ۳۰ متر اول لایه زمین، بزرگای زلزله، فاصله منشاء تا محل و عمق کانونی زلزله به عنوان پارامترهای ورودی و مقادیر ماکزیمم شتاب، سرعت و جابجایی به عنوان خروجی‌های این شبکه‌ها در نظر گرفته شده است. در این تحقیق از ۲۸۸۰ رکورد زلزله ثبت شده در "پروژه تولید نسل جدید روابط کاهندگی" استفاده شده که بزرگای زلزله در این رکوردها بین ۴/۵ تا ۷/۹ ریشتر، فاصله‌ی ایستگاه ثبت رکورد زلزله تا مرکز زلزله بین ۲/۳ تا ۱۹۵ کیلومتر، عمق کانونی زلزله بین ۰/۵ تا ۲۹ کیلومتر و سرعت متوسط امواج برشی در ۳۰ متر اول لایه‌ی زمین بین ۱۱۶ تا ۲۰۱۶ متر بر ثانیه می‌باشد. نتایج بیانگر عمل‌کرد مناسب و مطلوب شبکه‌های عصبی در تخمین پارامترهای جنبش نیرومند زمین می‌باشد.</p>	<p>دریافت مقاله: مرداد ۱۳۸۸ پذیرش مقاله: آذر ۱۳۸۸</p> <p>واژگان کلیدی: پارامترهای جنبش نیرومند روابط کاهندگی سرعت موج برشی زلزله شبکه عصبی مصنوعی شتاب ماکزیمم زمین جابجایی ماکزیمم زمین سرعت ماکزیمم زمین</p>

۱- مقدمه

منظور تعیین میزان خطرپذیری در هر منطقه به کار می‌رود. برای تعیین این پارامترها آگاهی از نحوه تغییرات امواج لرزه‌ای از منبع تا مقصد مورد نیاز است. بدین منظور استفاده از روابطی که در برگیرنده پارامترهای مؤثر در تغییر مشخصات امواج لرزه‌ای باشد ضروری است. بعلاوه انجام صحیح بررسی‌های تحلیل خطر و یافتن پارامترهای جنبش نیرومند زمین برای طراحی مقاوم سازه‌ها در برابر زلزله، مستلزم کاربرد روابط کاهندگی مناسب می‌باشد. عمومی‌ترین پارامترهای مورد استفاده در مطالعات تحلیل خطر زلزله بطور معمول از روابط کاهندگی که با استفاده

تحلیل‌های دینامیکی سازه‌ها نیازمند پارامترهای مختلفی از زلزله، مانند شتاب طراحی، طیف‌های طراحی ویژه‌ی ساخت‌گاه و رکوردهای زلزله می‌باشد. سرعت، شتاب و جابجایی زمین از جمله پارامترهایی می‌باشد که اغلب به

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: bakhschi@iust.ac.ir

۱. دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران

۲. دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شمال، آمل

۳. استاد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران

۴. دانشیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران

داده‌هایی که در گذشته مبنای این معادلات بوده‌اند، دستخوش تغییرات جدی تری باشند.

در میان ابزارهای محاسباتی جدید، شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی، برآورد و پیش‌بینی بسیار توانمند هستند، چرا که دارای توانای‌های یادگیری و تعمیم اندرکنش موجود بین متغیرهای بسیار زیاد می‌باشند [۱۰ و ۱۱]. علاوه بر این سادگی و انعطاف‌پذیری از دیگر دلایلی هستند که باعث شده شبکه‌های عصبی کاربرد وسیعی در زمینه‌های مهندسی داشته باشند.

به طور کلی، برآورد معادله‌ی کاهندگی با استفاده از رگرسیون‌گیری‌های آماری بین پارامترهای حرکت زمین انجام می‌شود، اما به دلیل وجود ابهامات موجود در متغیرهای اصلی و طبقه بندی انواع خاک و همچنین پیچیدگی‌های موجود در مسیر و انتشار امواج، پیش‌بینی مبتنی بر رگرسیون دقیق نیست. اخیراً محققین از تکنیک شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی پارامترهای حرکت قوی زمین استفاده نموده‌اند. استفاده از شبکه‌های عصبی، پیش‌بینی‌های نسبتاً دقیق‌تری از روابط کاهندگی موجود ارائه می‌دهد [۱۲-۱۹].

گولو و ارچلیبی^۲ [۸] با استفاده از شبکه‌های عصبی، به پیش‌بینی شتاب ماکزیمم زمین در کشور ترکیه پرداخته‌اند. نتایج بدست آمده توسط این محققین نشان‌دهنده‌ی همبستگی قوی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده می‌باشد. به علاوه، مقایسه‌ی بین روش‌های مبتنی بر رگرسیون‌گیری و شبکه‌های عصبی نشان می‌دهد که تکنیک شبکه‌ی عصبی دارای دقت بالاتری می‌باشد. همچنین سیلویا گارسیا، میگل رومو و جوان مایورا [۲۰] نیز از تکنیک شبکه‌های عصبی برای برآورد شتاب ماکزیمم افقی و قائم زمین در منطقه‌ی سنگی مکزیک استفاده نمودند.

هدف از مطالعه‌ی حاضر کاربرد یک تکنیک محاسباتی قوی برای برآورد دقیق‌تر PGA، PGV و PGD می‌باشد. بنابراین یک الگوریتم مبتنی بر شبکه‌ی عصبی نظارت

از تحلیل رگرسیون داده‌های جنبش نیرومند زمین توسعه داده شده است، محاسبه می‌گردد.

شتاب ماکزیمم زمین (PGA) پارامتری است که اغلب در تحلیل خطر لرزه‌ای استفاده می‌شود. این پارامتر توسط روابط کاهندگی بدست می‌آید که خود این روابط توسط تحلیل رگرسیون داده‌های حرکت قوی زمین ارزیابی می‌شود. PGA تابعی از متغیرهایی هم‌چون بزرگای زلزله، مشخصات منشأ (گسل معکوس، گسل نرمال، گسل جانبی)، فاصله‌ی گسل از منشأ و چگونگی انتشار امواج می‌باشد که این متغیرهای مستقل، اصولاً به دلیل ساده‌سازی موجب بروز عدم قطعیت‌ها و ابهاماتی می‌گردند [۱-۵]. پارامترهای دیگری مثل افت تنش، نرخ انتشار، لغزش، جهت لغزش، اثر توپوگرافی زمین و رفتار غیرخطی خاک بیشتر از پارامترهای مستقل ساده شده‌ی قبلی باعث ایجاد ابهامات و عدم قطعیت‌ها می‌گردند که اغلب اثر این پارامترها در روابط کاهندگی لحاظ نمی‌شود [۶]. به غیر از جنبه‌های فیزیکی مطالعه شده توسط داگلاس^۱ [۱ و ۷]، نقص‌های مدل‌سازی و نحوه رگرسیون‌گیری، در تعیین روابط کاهندگی تأثیر می‌گذارد.

به گونه‌ای که ممکن است برای یک متغیر مستقل، ضرایب مختلفی از روش‌های متفاوت بدست آید. همچنین ابهامات فیزیکی و محاسباتی هر دو باعث ایجاد اختلافات قابل توجه بین مقادیر محاسبه شده از روابط کاهندگی و داده‌های ثبت شده در ایستگاه‌های ثبت زلزله می‌گردد [۸ و ۹]. مضاف بر این، کمبود رکوردهای قابل اعتماد، به روز شدن و دسترسی به رکوردهای جدید در پی وقوع زلزله‌های آینده و دستیابی به مستندات و روش‌های محاسباتی دقیق‌تر و گاه ساده‌تر، بازنگری و به روز کردن معادلات و روابط کاهندگی موجود را امری ضروری و اجتناب ناپذیر می‌نمایاند. بخصوص برای کشورهایی که در مناطقی با خطر وقوع زلزله‌های شدید واقع شده‌اند، همیشه این نگرانی وجود دارد که ممکن است روابط کاهندگی مورد استفاده بدلیل کمبود و فقر آماری

² Güllü, H. & Erçelebi, E.

¹ Douglas, J.

امواج برشی در ۳۰ متر اول لایه‌ی زمین بین ۱۱۶ تا ۲۰۱۶ متر بر ثانیه می‌باشد.

به منظور آموزش شبکه‌های عصبی، یک شبکه‌ی عصبی دو لایه در نظر گرفته شد که اولین لایه دارای ۵ نرون و دومین لایه دارای ۱۰ نرون می‌باشد. ورودی‌های شبکه شامل بزرگای گشتاوری زلزله (Mw)، فاصله تا منشأ (R)، فاصله‌ی کانونی (H) و سرعت متوسط موج برشی (Vs30) و خروجی‌ها، PGA، PGV و PGD می‌باشد.

۳- ساختار شبکه

شبکه‌های عصبی از تعداد زیادی نرون به هم پیوسته یا واحد پردازش‌گر تشکیل شده‌اند. مشخصات اساسی شبکه‌های عصبی را می‌توان توسط ساختار و خصوصیات عملیاتی آن تعیین نمود. ساختار یک شبکه تعیین می‌کند که شبکه از چند نرون تشکیل یافته و چگونه این نرون‌ها در شبکه آرایش گرفته و به چه شکل به هم‌دیگر متصل شده‌اند. خصوصیات عملیاتی که ویژگی‌های شبکه‌های عصبی را تعیین می‌کند؛ در واقع نشان می‌دهد که شبکه چگونه یاد می‌گیرد، چگونه اطلاعات جدید را با دانش از پیش آموخته خود مقایسه می‌کند و یا چگونه یک الگوی ذخیره شده را فراخوانی می‌کند.

نرون‌های یک شبکه‌ی عصبی می‌تواند به شیوه‌های مختلف به یکدیگر متصل شود. یک شبکه‌ی عصبی ساده شامل سه لایه است: ورودی، خروجی و لایه‌ی پنهان. لایه‌ی پنهان مرتبط نمودن داده‌های ورودی به خروجی‌ها را برعهده دارد که از این طریق توابعی غیر خطی بدست می‌آیند. شکل ۱ یک شبکه‌ی عصبی با دو لایه‌ی پنهان را نشان می‌دهد. لایه‌ی ورودی شامل Mw (شدت زلزله)، Log (R) (لگاریتم فاصله تا منشأ)، H (عمق کانونی) و V30 (سرعت موج برشی) و لایه‌ی خروجی شامل PGA، PGV و PGD می‌باشد. لایه‌ی اول ۵ گره و لایه‌ی دوم ۱۰ گره دارد.

شده به منظور برآورد شتاب، سرعت و جابجایی ماکزیمم زمین ارائه می‌شود. بزرگای زلزله، فاصله تا منشأ (پارامترهایی هستند که به آسانی از لحاظ فیزیکی قابل تعیین هستند) و سرعت موج برشی به عنوان متغیرهای ورودی در مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN) انتخاب می‌گردد. متغیرهای دیگر مانند افت تنش، مقدار لغزش، جهت لغزش، اثرات پستی زمین و رفتار غیر خطی خاک در محاسبات به دلیل نامشخص بودن و پیچیدگی‌شان در نظر گرفته نمی‌شود. همچنین پارامترهای PGA، PGV و PGD نیز به عنوان خروجی‌های مدل شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود.

۲- بانک داده‌ها و روش بکار رفته

در این تحقیق از ۱۹۵۰ رکورد زلزله ثبت شده برای پروژه نسل جدید روابط کاهندگی [۲۱] استفاده شده است. برای بسط و توسعه روابط کاهندگی برای کشور آمریکا بخصوص منطقه غرب آمریکا پروژه‌های تحت عنوان "پروژه نسل جدید تولید روابط کاهندگی" که به اختصار NGA نامیده می‌شود تعریف گردید. رکوردهای استفاده شده که اغلب مربوط به همین مناطق می‌باشد (هرچند که از رکوردهای سایر نقاط دنیا هم استفاده شده است) منبع و مرجع ارزشمندی برای استفاده محققین می‌باشد. رکوردهای بکار رفته در این پروژه بر حسب نوع مکانیزم گسل‌ها طبقه‌بندی شده‌اند. تعداد شتاب‌نگاشت‌ها برای هر مکانیزم (مکانیزم شکست امتدادلغز^۱، معکوس^۲ و مایل-معکوس^۳) ۲۸۸۰ عدد می‌باشد. شدت زلزله در این رکوردها بین ۴/۵ تا ۷/۹ ریشتر، فاصله‌ی ایستگاه ثبت رکورد تا مرکز زلزله بین ۲/۳ تا ۱۹۵ کیلومتر، عمق کانونی زلزله بین ۰/۵ تا ۲۹ کیلومتر و سرعت متوسط

¹ Strike-slip

² Reverse

³ Reverse-oblique

به طور خلاصه، آموزش فرآیندی است ساده با هدف به حداقل رساندن خطا از طریق تعدیل وزن‌ها که می‌تواند به شیوه‌های گوناگون انجام گیرد. این فرآیند با تعریف یک تابع خطا برحسب مقادیر اولیه‌ی وزن‌ها شروع و تا رسیدن به مقدار قابل قبول ادامه می‌یابد.

ملاحظه می‌شود که آموزش شبکه مبتنی بر یک الگوریتم بهینه‌سازی ویژه قرار دارد. تغییر وزن‌ها متناسب با سیگنال تولید شده‌ای است که نرون را شبیه‌سازی می‌کند. بنابراین آموزش نرون i توسط معادله‌ی زیر بیان می‌گردد:

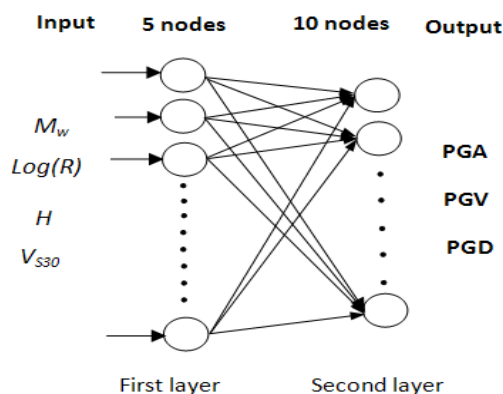
$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \mu E_i(O_i(k), T_i(k)) x_i(k) \quad (1)$$

که در آن μ یک مقدار کوچک مثبت، و نرخ یادگیری نامیده می‌شود. k نیز گام حلقه است. بنابراین قانون آموزش عبارت است از:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \text{correction term} \quad (2)$$

کامل شدن آموزش وابسته به حداقل شدن ترم صحیح معادله مذکور است.

الگوریتم آموزش در حقیقت همان بیان ریاضی تعدیل وزن‌ها می‌باشد. مقادیر نهایی وزن‌ها در این الگوریتم ذخیره می‌شود. الگوریتم یادگیری "پس انتشار"، یک روش یادگیری است که برای اولین بار توسط ورباس^۱ پیشنهاد شد [۲۲ و ۲۳]. این الگوریتم به وفور در شبکه‌های عصبی پس‌خور استفاده شده است. در فرآیند برآورد وزن، آموزش با ورودی x_k و خروجی مورد نظر متناظر با آن T_k شروع می‌شود. هر ورودی، یک خروجی در نرون‌های اولین لایه و یک جواب برای لایه بعدی تولید می‌کند. این فرآیند تا جایی تکرار می‌شود که جواب در لایه‌ی خروجی تولید گردد. این خروجی با مقدار هدف مقایسه می‌شود و سیگنال خطا ارزیابی می‌گردد. در این گام، الگوریتم به لایه‌ی قبلی لایه‌ی خروجی می‌رود. وزن‌ها دوباره در لایه‌ی خروجی محاسبه می‌شود تا اینکه خطا به مقدار حداقل مورد نظر برسد. خطا در آخرین لایه پنهان محاسبه می‌شود و مقادیر جدید به وزن‌های آن لایه



شکل ۱- ساختار مدل شبکه عصبی برای تخمین مقادیر PGA، PGV و PGD

۴- الگوریتم آموزش

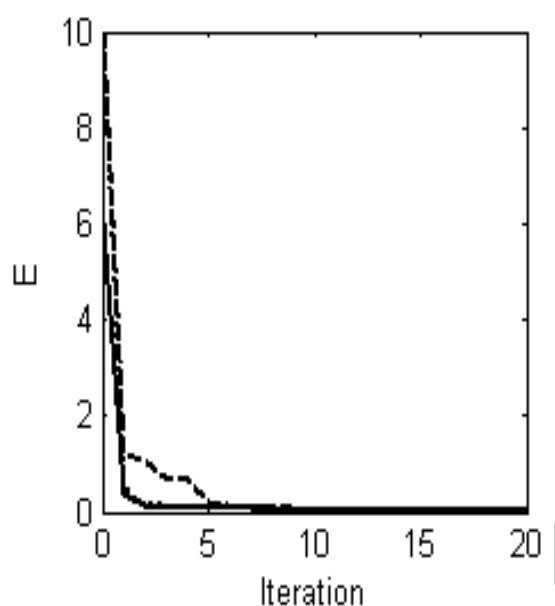
آموزش فرآیندی است که طی آن شبکه با شبیه‌سازی سازگار می‌شود، در این فرآیند عملیات به صورت ریاضی و از طریق معادلات آموزشی که بیان‌گر نحوه‌ی آموزش شبکه می‌باشد صورت می‌گیرد، که اصولاً بعد از سازگاری پارامترها و هنگامی که خروجی‌ها به مقادیر مطلوب همگرا می‌شود، پاسخ دلخواه بدست می‌آید.

گرچه محققین روش‌های متنوعی را برای آموزش شبکه‌های عصبی ارائه نموده‌اند اما در یک طبقه‌بندی کلی می‌توان به دو دسته آموزش تحت نظارت و آموزش بدون ناظر اشاره نمود. در این تحقیق از یک الگوریتم آموزشی تحت نظارت استفاده شده است.

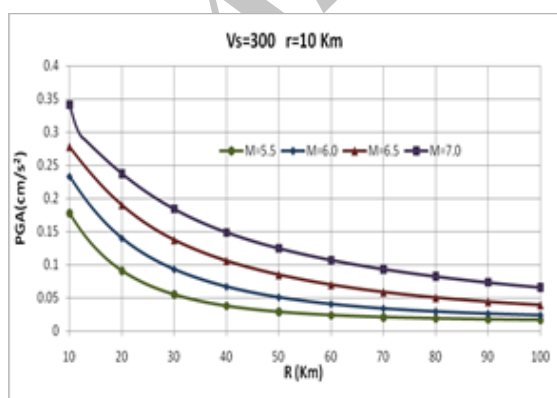
در این روش آموزش، ورودی‌ها و سپس خروجی‌های متناظر با آن تعریف می‌شوند. در فرآیند آموزش، خروجی با مقدار هدف مقایسه می‌شود و در صورت وجود اختلاف، یک سیگنال خطا تولید می‌گردد. مبتنی بر سیگنال تولید شده وزن ورودی‌ها تعدیل می‌شود و تا زمانی که خطا بیش از مقدار مورد انتظار باشد این کار ادامه می‌یابد. در این حال خطای قابل قبول به معنای آن است که وزن‌ها و شبکه پایدار شده‌است. بدین ترتیب حداقل نمودن خطا با مقایسه‌ی خروجی‌های هدف و تولید شده انجام می‌شود.

¹ Werbos

شکل‌های ۹ الی ۱۱ نیز این نتایج را برای گسل‌هایی از نوع مایل-معکوس نمایش می‌دهد. نتایج حاصل نشان می‌دهد در تمام مکانیزم‌ها با افزایش بزرگای زلزله پارامترهای جنبش نیرومند زمین افزایش می‌یابد. نکته قابل توجه دیگر اینکه با دور شدن از محل وقوع زلزله ضمن کاهش چشم‌گیر پارامترهای جنبش نیرومند زمین مقدار اختلاف بین این پارامترها در شدت‌های مختلف کمتر می‌گردد.



شکل ۲- همگرایی شبکه عصبی برای مکانیزم‌های مختلف
 مکانیزم لغز
 - - - - - مکانیزم معکوس
 ————— مکانیزم مایل-معکوس

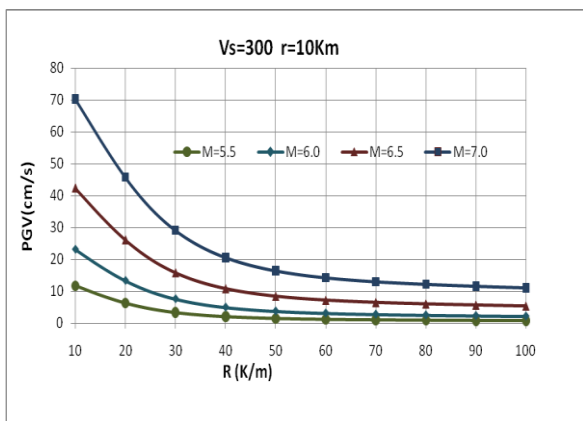


شکل ۳- نتایج شتاب ماکزیمم برای بزرگای مختلف (strike-slip), Vs=300 m/sec, r=10 km

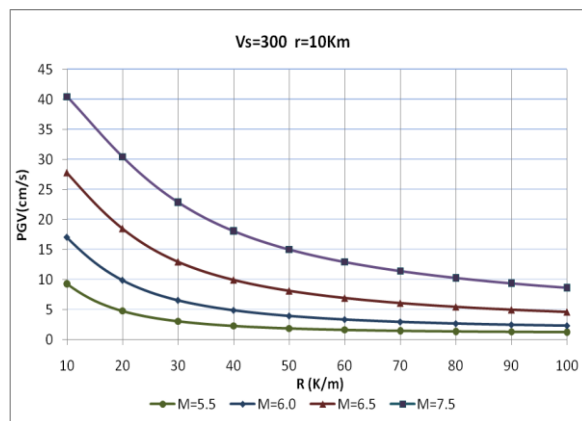
اختصاص می‌یابد. الگوریتم، سیگنال خطا را محاسبه و لایه به لایه عقب برمی‌گردد تا اینکه به لایه‌ی ورودی بازگردد. فرآیند ذکر شده ادامه می‌یابد تا جایی که تغییر وزن قابل اغماض شود. سپس یک الگوی ورودی-خروجی دیگر برای آموزش دوباره انتخاب می‌شود. این الگوریتم با پیش رفتن به جلو و تعدیل وزن‌ها، با برگشتن به عقب، جواب‌ها را پیدا می‌کند و به همین خاطر "الگوریتم پس انتشار" نیز نامیده می‌شود.

۵- تحلیل نتایج

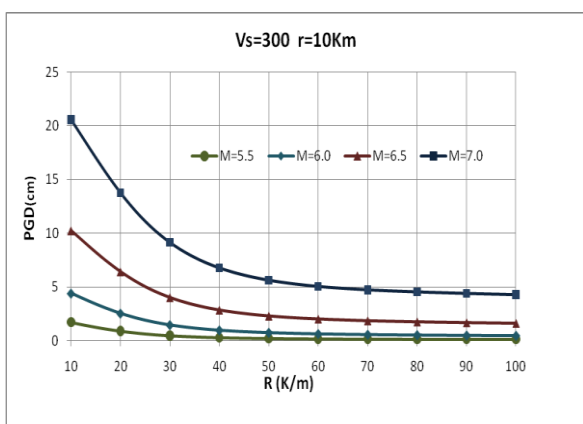
تعیین اینکه آیا شبکه‌ی عصبی آموزش دیده قادر به برآورد دقیق مقادیر PGA، PGV و PGD با استفاده از پارامترهای لرزه‌ای هست یا خیر، بسیار مورد توجه می‌باشد. در شبکه‌های عصبی آموزش دیده، هنگامی که پارامترهای لرزه‌ای بزرگا، سرعت متوسط موج برشی، فاصله سایت تا منشا و عمق کانونی به عنوان ورودهای شبکه وارد می‌گردد، مقادیر PGA، PGV و PGD سازگار با پارامترهای لرزه‌ای پیش بینی می‌شود. شکل ۲ همگرایی شبکه عصبی یا به عبارتی کاهش میزان خطا و همگرایی آن به مقدار قابل قبول به ازاء ۲۰ اپوک تعریف شده در شبکه را برای مکانیزم‌های مختلف نشان می‌دهد. به منظور ارزیابی و کارایی روش پیشنهادی، نتایج شبکه‌های آموزش داده شده برای مقادیر مشخص بزرگا، فاصله و سرعت موج برشی در ادامه ارائه شده است. شکل ۳ مقادیر PGA را بر حسب فاصله از منشا، برای زلزله‌هایی که فاصله از مرکز زلزله برابر با ۱۰ کیلومتر و بزرگی آن‌ها ۵/۵، ۶، ۶/۵ و ۷ می‌باشد، نشان می‌دهد. به علاوه، مقادیر پیش‌بینی شده‌ی PGV و PGD به ازای یک سرعت موج برشی ثابت برابر با ۳۰۰ متر بر ثانیه برای گسل‌هایی با مکانیزم راست‌لغز در شکل‌های ۴ و ۵ ارائه شده‌اند. شکل‌های ۶ تا ۸ نیز نتایج مشابهی را برای گسل‌هایی با مکانیزم شکست معکوس نشان می‌دهد.



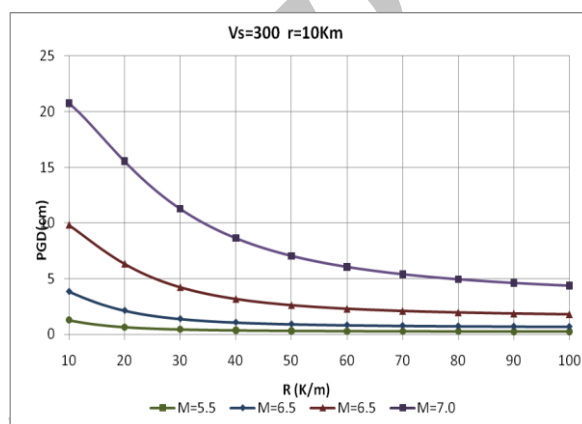
شکل ۷- نتایج سرعت ماکزیمم برای بزرگای مختلف (Reverse Mech., Vs30=300 m/sec, r=10 km)



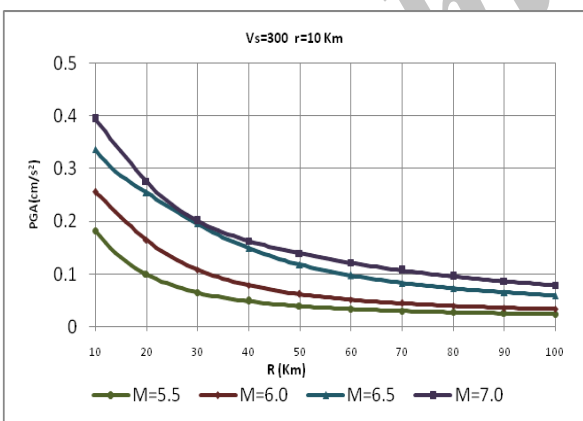
شکل ۴- نتایج سرعت ماکزیمم برای بزرگای مختلف (strike-slip mech., Vs30=300 m/sec, r=10 km)



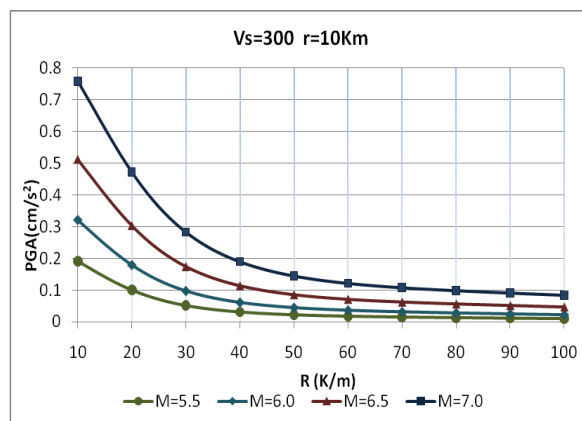
شکل ۸- نتایج تغییرمکان ماکزیمم برای بزرگای مختلف (Reverse Mech., Vs30=300 m/sec, r=10 km)



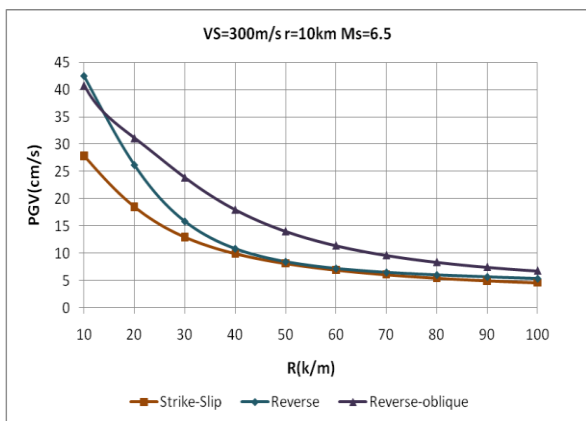
شکل ۵- نتایج تغییرمکان ماکزیمم برای بزرگای مختلف (strike-slip mech., Vs30=300 m/sec, r=10 km)



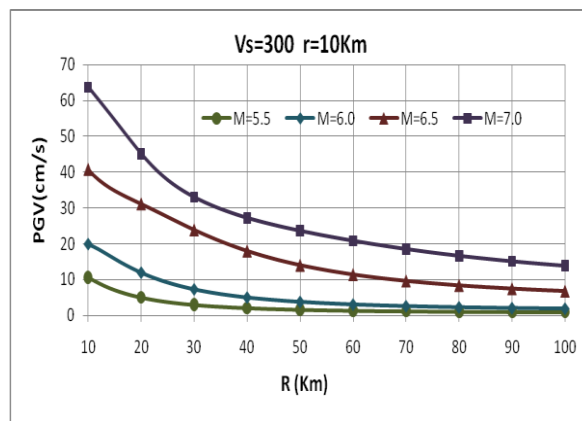
شکل ۹- نتایج شتاب ماکزیمم برای بزرگای مختلف (Reverse-Oblique Mechanism)



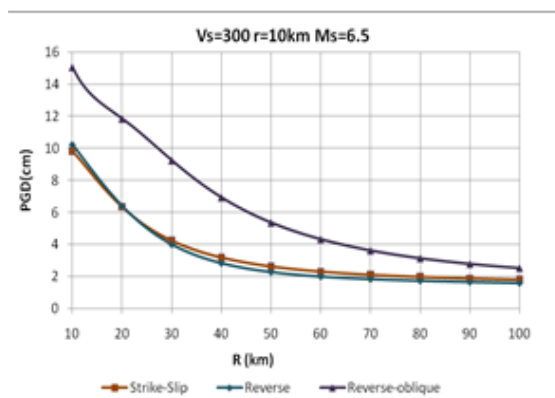
شکل ۶- نتایج شتاب ماکزیمم برای بزرگای مختلف (Reverse Mech., Vs30=300 m/sec, r=10 km)



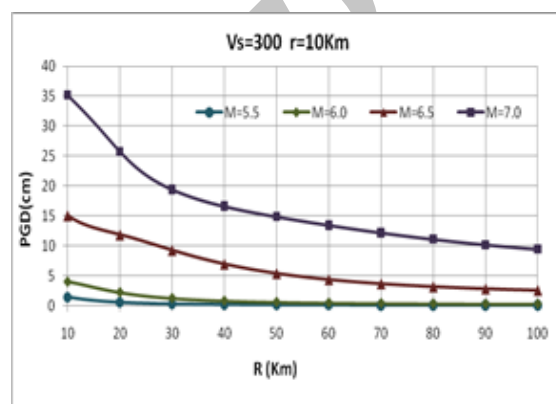
شکل ۱۳- نتایج سرعت ماکزیمم برای مکانیزم‌های مختلف



شکل ۱۰- نتایج سرعت ماکزیمم برای بزرگای مختلف (Reverse-Oblique Mechanism)



شکل ۱۴- نتایج تغییر مکان ماکزیمم در مکانیزم‌های مختلف

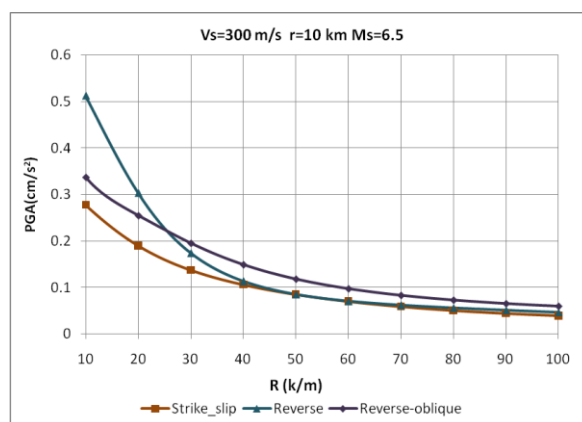


شکل ۱۱- نتایج تغییر مکان ماکزیمم برای بزرگای مختلف (Reverse-Oblique Mechanism)

همان‌طور که مشاهده می‌شود گسل‌هایی با مکانیزم مایل-معکوس، به ازای بزرگی ثابت و با فرض سرعت متوسط موج برشی و عمق کانونی یکسان، مقادیر PGA ، PGV و PGD بیشتری را نسبت به دیگر مکانیزم‌ها تولید می‌کند. هم‌چنین ملاحظه می‌شود با افزایش فاصله از منشأ زلزله، افزایش مقادیر PGA ، PGV و PGD بیشتر قابل توجه بوده است.

پس از آموزش شبکه‌های عصبی، این شبکه‌ها بایستی توسط اطلاعاتی که در آموزش شرکت نداشته مورد آزمایش قرار بگیرد تا صحت مدل ارائه شده نشان داده شود. بدین منظور در جدول (۱)، میزان خطا به تفکیک بر حسب نوع گسل و پارامتر مورد نظر ارائه شده است.

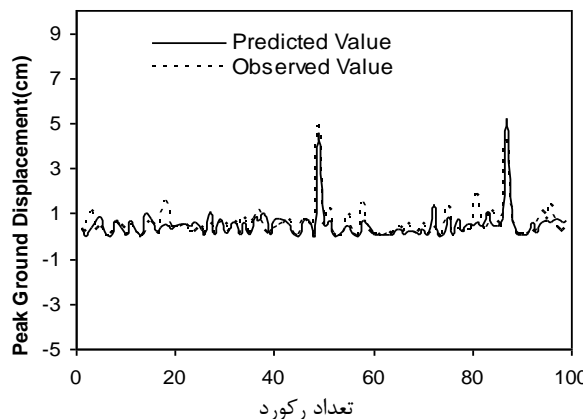
مقادیر PGA ، PGV و PGD در شکل‌های (۱۴)، (۱۵) و (۱۶) برای سه نوع گسل (جانبی، معکوس و مایل-معکوس) نشان داده شده است.



شکل ۱۲- نتایج شتاب ماکزیمم برای مکانیزم‌های مختلف

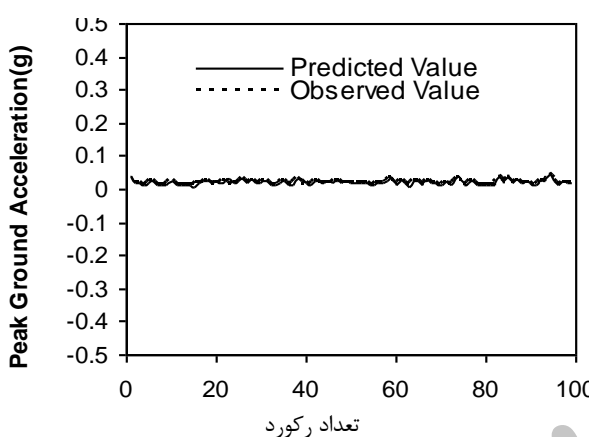
جدول ۱- میزان خطا برای هر نوع گسل

نوع گسل	PGA	PGV	PGD
امتداد لغز	۰.۲۹	۰.۹۵	۰.۳۷
معکوس	۰.۱۴	۰.۸	۰.۲۷
مایل - معکوس	۰.۶۱	۰.۸۷	۰.۳۵

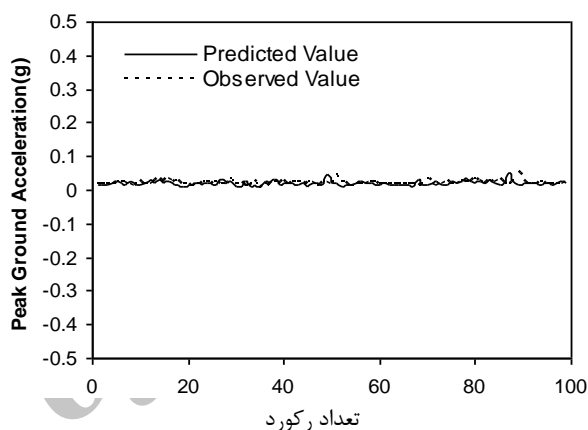


شکل ۱۷- مقایسه بین مقادیر واقعی و مقادیر بدست آمده از مدل عصبی برای گسل Strike-Slip برای PGD

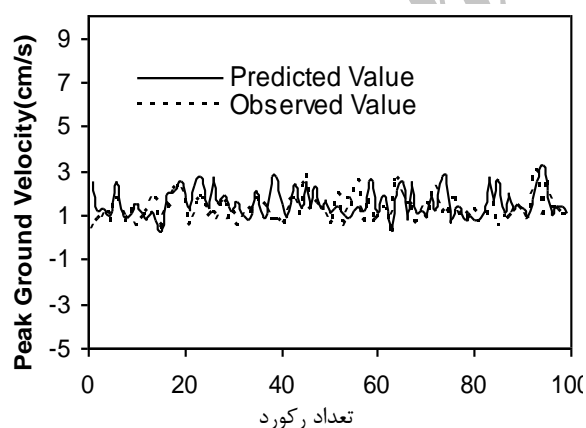
همچنین در شکل‌های زیر دقت شبکه عصبی آموزش دیده شده بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش بینی شده برای انواع گسل‌ها نشان داده شده است.



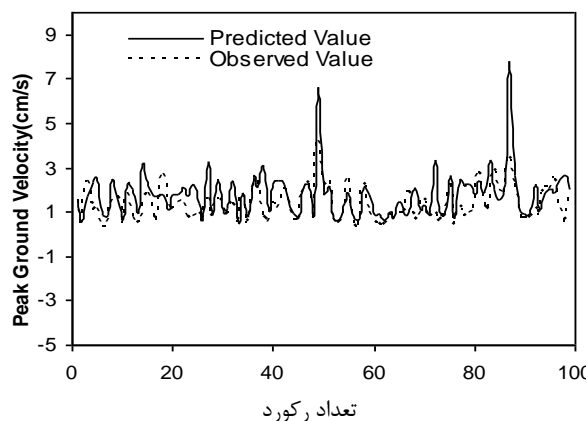
شکل ۱۸- مقایسه بین مقادیر واقعی و مقادیر حاصل از مدل عصبی برای گسل Reverse برای PGA



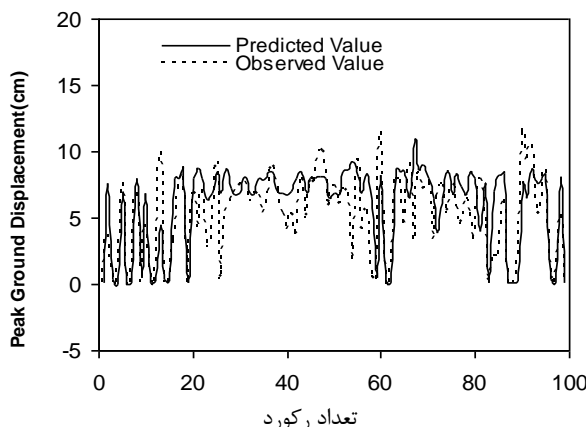
شکل ۱۵- مقایسه بین مقادیر واقعی و مقادیر بدست آمده از مدل عصبی برای گسل Strike-Slip برای PGA



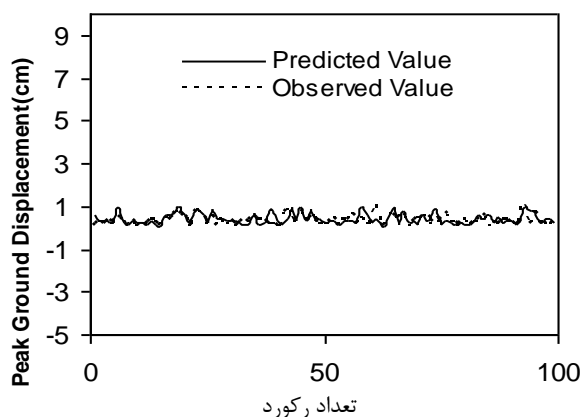
شکل ۱۹- مقایسه بین مقادیر واقعی و مقادیر حاصل از مدل عصبی برای گسل Reverse برای PGV



شکل ۱۶- مقایسه بین مقادیر واقعی و مقادیر بدست آمده از مدل عصبی برای گسل Strike-Slip برای PGV



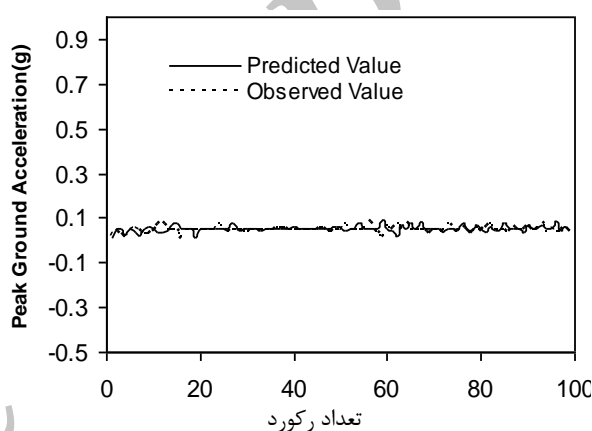
شکل ۲۳- مقایسه بین مقادیر واقعی و مقادیر حاصل از مدل
عصبی برای گسل Reverse-Oblique برای PGD



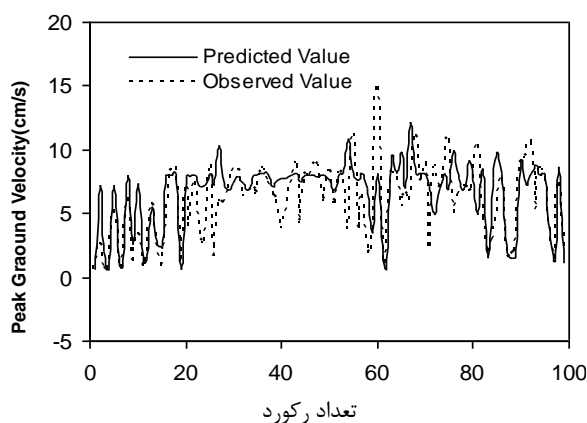
شکل ۲۰- مقایسه بین مقادیر واقعی و مقادیر حاصل از مدل
عصبی برای گسل Reverse برای PGD

۶- نتیجه گیری

در این تحقیق از روش شبکه‌های عصبی پس‌خور برای برآورد PGA، PGV و PGD، استفاده شده است. مدل شبکه‌ی عصبی بکار رفته، پارامترهای لرزه‌ای همانند شدت زلزله، فاصله‌ی ایستگاه ثبت رکورد تا مرکز زلزله، عمق کانونی و سرعت متوسط موج برشی در ۳۰ متر اول لایه‌ی زمین را به عنوان ورودی گرفته و مقادیر PGA، PGV و PGD را برای مکانیزم‌های مختلف گسل تولید می‌کند. بطور کلی نتایج بدست آمده، عمل‌کرد موفقیت‌آمیزی را برای مدل شبکه‌ی عصبی بکار رفته در پیشگویی نتایج قابل انتظار نشان می‌دهد. نتایج هم‌چنین نشان می‌دهد که گسل‌هایی با مکانیزم شکست مایل-معکوس در بزرگای زلزله ثابت و سرعت متوسط موج برشی و عمق کانونی یکسان، مقادیر بالاتری برای پارامترهای PGA، PGV و PGD در مقایسه با دو نوع دیگر گسل تولید می‌کند. این اختلاف با افزایش فاصله از منشأ (یا در حقیقت فاصله از گسل) بیشتر قابل توجه می‌شود. تحلیل نتایج شبکه عصبی نشان می‌دهد که هر چه تعداد پارامترهای ورودی شبکه زیاده‌تر باشد؛ خروجی‌ها با دقت بالاتری بدست می‌آید. در حقیقت با اعمال پارامترهای موثر بیشتر، عدم قطعیت‌ها کمتر شده و مقادیر پیش‌بینی شده به مقادیر هدف نزدیک‌تر می‌گردد.



شکل ۲۱- مقایسه بین مقادیر واقعی و مقادیر حاصل از مدل
عصبی برای گسل Reverse-Oblique برای PGA



شکل ۲۲- مقایسه بین مقادیر واقعی و مقادیر حاصل از مدل
عصبی برای گسل Reverse-Oblique برای PGV

همچنین بر اساس میزان خطای محاسباتی ارائه شده برای مدل پیشنهادی، مشخص است که روش پیشنهادی روش قابل قبولی برای تولید روابط کاهندگی برای یک منطقه خاص می‌باشد.

مراجع

- [1] Douglas, J., (2003). "Earthquake ground motion estimation using strong motion records: a review of equations for the estimation of peak ground acceleration and response spectral ordinates". *Earth-Science Review*. 61 (1-2):pp.43-104.
- [2] Kramer, S., L., (1996). "Geotechnical Earthquake Engineering Prentice Hall, Inc., Upper Saddle River, New Jersey.
- [3] Abrahamson, N.A., Silva, W.J., (1997). Empirical Response Spectra Attenuation Relations for Shallow crustal Earthquakes. *Seismological Research Letters*. 68(1):pp.94-127.
- [4] Ambraseys, N.N., & Simpson, K.a., (1996). Prediction of Vertical Response Spectra in Europe. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*. 25(4):pp.401 - 412.
- [5] Ghodrati Amiri, G. & Manouchehri Dana, F., (2005). Introduction of the most suitable parameter for selection of critical earthquake. *Computer and Structures*. 83(8-9):pp.613-626.
- [6] Somerville, P.G., Graves, R.W., (2003). Characterization of earthquake strong ground motion. *Pure and Applied Geophysics*. 160:pp. 1811-1828.
- [7] Douglas, J., (2004). Ground motion estimation equations 1964-2003, Research Report Number: 04-001-SM, Imperial College, Department of Civil and Environmental Engineering, Soil Mechanics, London, UK. *Earthquake Information Bulletin, United States, Geological Survey* 2(5), September-October 1970.
- [8] Güllü, H. & Erçelebi, E., (2007). A neural network approach for attenuation relationships: An application using strong ground motion data from Turkey. *Engineering Geology*. 93:pp.65-81.
- [9] Kerh, T. & Ting, S. B., (2005). Neural network estimation of ground peak acceleration at stations along Taiwan high-speed rail system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 18:pp.857-866.
- [10] Ghabousi, J., Garret, Jr., J.H., Wu, X., (1991). Knowledge based modelling of material behaviour with neural networks. *Journal of Engineering Mechanics-ASCE*. 117 (1):pp.132-153.
- [11] Ellis, G.W., Yao, C., Zhao, R., (1992). Neural network modelling of the mechanical behaviour of sand. *Proceedings of Ninety Conference ASCE Engineering Mechanics-ASCE, New York*, 421-424.
- [12] Bommer, J.J., (2003). Uncertainty about the uncertainty in seismic hazard analysis, Opinion paper. *Engineering Geology*. 70:pp.165-168.
- [13] Bommer, J.J., Douglas, J., Strasser, F.O., (2003). Style-of-faulting in ground motion prediction equations. *Bulletin of Earthquake Engineering*. 1:pp.171-203.
- [14] Bommer, J.J., Scherbaum, F., Fabrice, C., Bungum, H., Sabett, F., (2004). Discussion on 'Uncertainty Analysis of Strong-Motion and Seismic Hazard' R. Sigbjörnsson and N.N. Ambraseys. *Bulletin of Earthquake Engineering*. 2:pp.261-267.
- [15] Chandler, A.M., Chan, L.S., Lam, N.T.K., (2001). Deterministic seismic hazard parameters and engineering risk implications for the Hong Kong region. *Journal of Asian Earth Sciences*. 20:pp.59-72.
- [16] Cramer, C.H., (2001). A seismic hazard uncertainty analyses for the Madrid seismic zone. *Engineering Geology*. 62:pp.251-256.
- [17] Joyner, W. B., & Boore D. M., (1993). Methods for regression analysis of strong-motion data. *Bulletin of the Seismological Society of America*. 83(2):pp.469-487.
- [18] Krinitzsky, E.L., (2003). How to combine deterministic and probabilistic methods for assessing earthquake hazard, Opinion paper. *Engineering Geology*. 70:pp.157-163.

- [19] Somerville, P.G., Smith, N.F., Graves, R.W., Abrahamson, N.A., (1997). Modification of empirical strong ground motion attenuation relations to include the amplitude and duration effects of rupture directivity. *Seismological Research Letters*. 68:pp.199–222.
- [20] García, S. R., Romo, M. P., Mayoral, J. M., (2007). Estimation of peak ground accelerations for Mexican subduction zone earthquakes using neural networks. *Geofísica Internacional*. 46(1):pp.51-63.
- [21] The Pacific Earthquake Engineering Research Center (PEER). <http://peer.berkeley.edu>
- [22] Werbos, P.J., (1974). *Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences*. PhD Thesis, Harvard University.
- [23] Werbos, P.J., (1988). “Back-propagation: Past and Future”. *Proceeding of International Conference on Neural Networks*: pp.343–354. San Diego, CA.

Archive of SID