

چکیده

در این تحقیق، برای برآورد بیشینه شتاب جنبش نیرومند زمین در یک منطقه، از سه نوع شبکه‌ی عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های متفاوت استفاده شده است که عبارتند از: شبکه‌ی عصبی - فازی هم فعال، المان - جردن و پیشخور با الگوریتم پس انتشار خطا. بردارهای ورودی شبکه‌های عصبی، شامل چهار پارامتری هستند که تأثیرات مهمی در وقوع زمین لرزه در یک منطقه دارند. این پارامترها عبارتند از: بزرگی ممان لرزه، شعاع گسیختگی کانون لرزه، مکانیسم گسل و رده‌بندی ساختگاه. بردار خروجی نیز فقط یک مؤلفه دارد: حداکثر شتاب جنبش نیرومند زمین برای یک زمین لرزه رخ داده در یک منطقه که به‌عنوان خروجی هدف استفاده می‌شود. پس از انجام آزمایش‌های مختلف، از میان شبکه‌های عصبی طراحی شده، شبکه‌ی عصبی - فازی هم فعال (سی آفیس) بالاترین ضریب همبستگی خروجی، برابر ۰/۸۲ و شبکه پیشخور با الگوریتم پس انتشار خطای عمومی، کمترین ضریب همبستگی ۰/۴۱ را نشان می‌دهد. همچنین شبکه سی آفیس، کمترین میانگین مربعات خطای ۰/۰۷۵ و شبکه پیشخور، بیشترین میانگین مربعات خطای ۰/۱۲۵ را داشته است. در این تحقیق، شبکه عصبی - فازی هم فعال، بهترین شبکه‌ی عصبی است که می‌تواند حداکثر دامنه شتاب احتمالی بالاتر از ۱g در یک منطقه را برآورد کند.

کلمات کلیدی: بیشینه شتاب جنبش نیرومند زمین^۱، بزرگی ممان لرزه^۲، شبکه پیشخور پس انتشار خطا^۳، رده‌بندی ساختگاه^۴، شبکه المان - جردن^۵

تخمین مقادیر بیشینه شتاب جنبش نیرومند زمین توسط سه مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی

علی نصراله‌نژاد

دانشجوی دکتری ژئوفیزیک، پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله، تهران

مصطفی علامه‌زاده (نویسنده مسؤول)

استادیار پژوهشکده زلزله‌شناسی، پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله، تهران،

mallam@iiees.ac.ir

غلام جوان دولویی

استادیار پژوهشکده زلزله‌شناسی، پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله، تهران

۱- مقدمه

$$\text{Log}(PGA) = 0.65M - 0.9\text{Log}(R) - 0.44 \quad (2)$$

در روابط بالا، M بزرگی سطحی زلزله، R شعاع گسیختگی کانون زلزله و a حداکثر شتاب جنبش نیرومند زمین در منطقه می‌باشد. همچنین در تحقیق کره و چاو [۲]، برای تخمین بیشینه شتاب جنبش نیرومند زمین، از میکرو لرزه‌نگارها و الگوریتم‌های تبدیل ناکامورا استفاده شده است. در این تحقیق، یک مدل شبکه‌ی عصبی پیشخور پس انتشار خطا، با ورودی‌های مختلف (مسافت رومرکزی، عمق کانونی و بزرگی زلزله‌ها) آموزش داده شده است و خروجی آن با خروجی آنالیز رگرسیون غیرخطی مقایسه شده است. نتایج مقایسات نشان داده‌اند که روش شبکه‌های عصبی، عملکرد بسیار بهتری نسبت به روش‌های دیگر را نشان می‌دهد و نتایج محاسبات نیز منطقی‌تر و نزدیک‌تر به رکوردهای لرزه‌ای واقعی هستند [۲].

بیشینه جنبش نیرومند زمین، یکی از پارامترهای مهمی است که در مطالعات مربوط به خسارت‌های زلزله، بررسی و تحلیل می‌شود. این پارامتر اکثراً توسط روابط کاهیدگی برآورد شده و با تحلیل رگرسیون داده‌های جنبش‌های نیرومند توسعه می‌یابد. گولو و ارکلبی [۱]، در مقاله‌ای با عنوان برآورد روابط کاهیدگی با شبکه‌های عصبی (روابط ۱ و ۲)، چگونگی کاربرد شبکه‌های عصبی را در پیش‌بینی حداکثر شتاب جنبش نیرومند زمین، با استفاده از داده‌های جنبش‌های نیرومند در ترکیه، تشریح و بررسی کردند. آنها از تکنیک محاسبات نرم‌افزاری، برای حذف عدم قطعیت‌ها در روابط کاهیدگی استفاده کردند. از الگوریتم آموزشی گرادیان مختلط پس انتشار خطای فلتچر-ریوز توسعه یافته، استفاده کردند و از سه نمونه جنبش نیرومند بهره گرفته‌اند [۱].

$$a_{\max} = 2.8 \times (e^{0.9M_s} - e^{-0.025R} - 1) \quad (1)$$

متفاوت، به نظر می‌رسد که مدل‌سازی داده‌های پیشینه شتاب زمین با این روش مؤثرتر واقع شود.

در شبکه‌ی عصبی - فازی هم فعال (سی آنفیس)، چون قواعد منطق فازی با الگوریتم‌های عصبی ترکیب می‌شوند، یک شبکه‌ی نیرومند با انعطاف‌پذیری بالا حاصل می‌شود. آستانه‌ها به صورت کلی تعیین می‌شوند. شبکه‌های عصبی مصنوعی، قوانین فازی را دسته‌بندی کرده و یاد می‌گیرند. منطق فازی قادر است تا از پارامترهای نامعین شبکه‌های عصبی استنتاج کند. توانایی یادگیری سریع شبکه‌های عصبی، آنها را قادر می‌سازد تا از داده‌های فازی، پاسخ قطعی استخراج کنند و از محاسبات پیچیده و وقت‌گیر اجتناب شود [۶].

همچنین در مقاله‌ی دیگری کمال و آیتن گونایدین [۷] از سه نوع شبکه‌ی عصبی مختلف (پیشخور پس انتشار خطا، رگرسیون تعمیم یافته و شبکه‌ی شعاع مبنا) برای برآورد پیشینه شتاب جنبش نیرومند زمین برای زلزله‌های شمال غرب ترکیه استفاده کردند. از ۹۵ رکورد سه مؤلفه‌ای مربوط به ۱۵ زلزله، که در بین سال‌های ۱۹۹۹ تا ۲۰۰۱ در شمال غرب ترکیه رخ داده است، به عنوان ورودی و خروجی (هدف) استفاده شده است. گونایدین برای آموزش و آزمون شبکه‌ها، از پارامترهای ورودی، بزرگی ممان، مسافت رومرکزی، عمق کانون و شرایط ساختگاه استفاده کرد تا خروجی‌ها (پیشینه شتاب زمین) را در چهار جهت برآورد کند (سه جهت اصلی رکوردها و ماکزیمم PGA در سه جهت). نتایج آزمایش شبکه‌ها برای چهار مؤلفه‌ی خروجی نشان می‌دهد که بهترین عملکرد پیش‌بینی پیشینه شتاب زمین را، شبکه‌ی پیشخورپس انتشار خطا (FFBP) و بدترین عملکرد پیش‌بینی را شبکه‌ی شعاع مبنا (RBF) داشته است.

۲- مواد و روش‌های استفاده شده در تحقیق

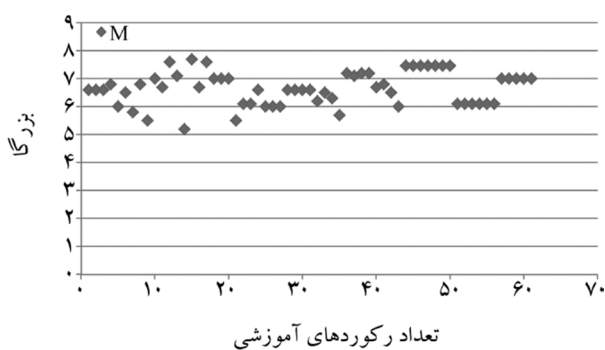
در اینجا سه مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی تحقیق حاضر و الگوریتم‌های آنها، بررسی و معرفی شده است. در اولین مرحله‌ی شروع کار یک مدل شبکه‌ی عصبی، پارامترهای وزنی در داده‌های ورودی متناظر خود ضرب شده و بر اساس درجه‌ی اهمیت، آنها را

جنبش‌های نیرومند زمین تأثیرات مهمی بر روی ساختگاه، به عنوان یک طراحی عملی مهندسی دارند. به‌ویژه پیشینه شتاب جنبش نیرومند زمین، یکی از عوامل کلیدی در تحلیل پتانسیل تخریب ناشی از زلزله‌ها است. بنابراین تخمین زدن با استفاده از روش‌های عددی، توسط داده‌های واقعی موجود و اندازه‌گیری روی ساختگاه، به عنوان یک موضوع ارزشمند در مطالعات مهندسی زلزله مطرح می‌باشد.

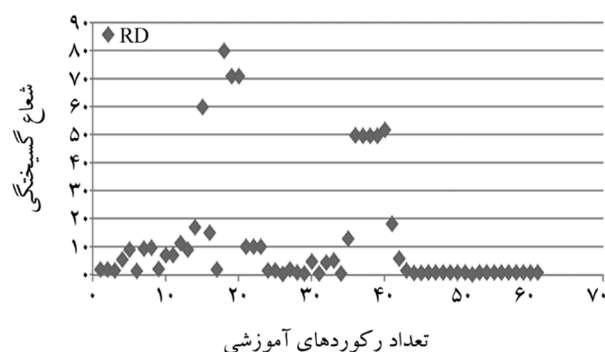
یکی از مسائل مورد توجه زلزله‌شناسان، بروز زمین‌لرزه‌هایی است که پیشینه شتاب جنبش نیرومند زمین در آنها، به‌طور غیرمنتظره‌ای بزرگ‌تر از (lg) می‌باشد. استراسر و همکاران [۳]، داده‌های بسیار ارزشمندی را در مورد چنین زلزله‌هایی مورد استفاده قرار دادند و فرآیندهای فیزیکی مسبب آنها را بررسی نموده‌اند. اولین دسته شتاب‌نگاشت‌های بررسی شده در مطالعه استراسر و بومر [۴]، شامل ۴۴ مؤلفه‌ی افقی و ۱۱ مؤلفه‌ی عمودی رکوردهای آثاری می‌شوند که موارد پیشینه شتاب بزرگ‌تر از (lg) را برآورده می‌کنند.

مرادزاده و بخشی [۵]، نشان دادند که در روش رگرسیون غیرخطی، رابطه‌ی غیرخطی موجود بین پارامترهای ورودی و خروجی، با تقریب زیاد و از راه محاسبات آماری، به صورت رابطه‌ی مشخصی بیان می‌شوند، اما شبکه‌های عصبی مصنوعی، مجموعه‌ای از روش‌های بهینه‌ساز غیرخطی هستند که برای حل مسائل، به مدل ریاضی مشخصی نیاز ندارند. این روش‌ها اگر به‌درستی مورد استفاده قرار گیرند، ممکن است پس از دادن آموزش‌های لازم و تنظیم وزن‌ها، رابطه‌ی غیرخطی موجود بین پارامترهای ورودی - خروجی را با دقت بالایی برآورد کنند.

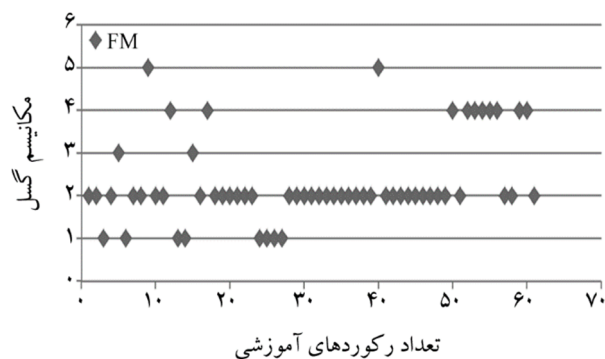
متغیرهای ورودی در مدل شبکه عصبی شامل بزرگی زلزله، شعاع گسیختگی کانون زلزله، مکانیسم گسل و رده‌بندی ساختگاه می‌باشند و خروجی نیز پیشینه شتاب جنبش نیرومند زمین است. با مقایسه‌ی دو روش شبکه‌ی عصبی و رگرسیون برای خروجی‌ها، ثابت می‌شود روش شبکه‌های عصبی، ضریب همبستگی بالاتری را تولید می‌کند. بنابراین، با توجه به توانمندی‌های شبکه‌های عصبی در پردازش، تفسیر و تشخیص روابط پیچیده بین داده‌های



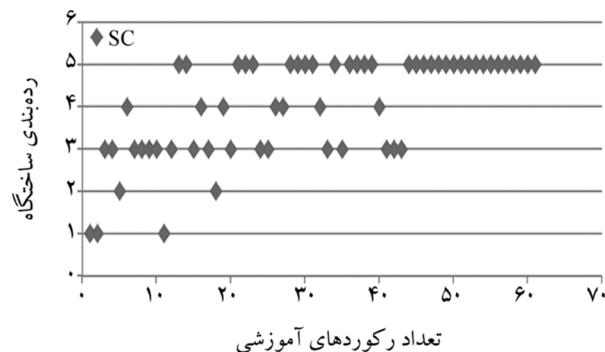
شکل (۲-الف): رکوردهای بزرگی زلزله‌های تحقیق حاضر (۶۰ رکورد)



شکل (۲-ب): رکوردهای شعاع گسیختگی کانون زلزله‌های تحقیق حاضر

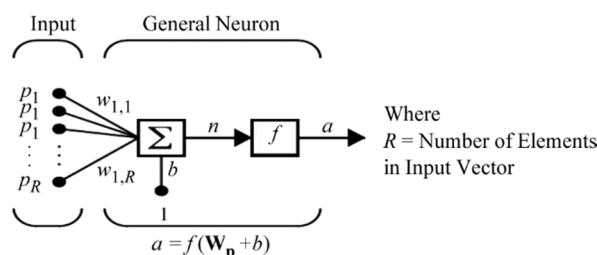


شکل (۲-پ): رکوردهای مکانیسم گسل استفاده شده در این تحقیق



شکل (۲-ت): رکوردهای رده‌بندی ساختمانی استفاده شده در این تحقیق

تغییر مقیاس می‌دهند. پس از ترکیب ورودی‌های تغییر مقیاس داده شده با یکدیگر، سیگنال حاصل به بخشی که در آن تابع انتقال به سیگنال اعمال می‌شود هدایت می‌گردد. خروجی این بخش به‌عنوان خروجی حقیقی شبکه‌ی عصبی در نظر گرفته خواهد شد (شکل ۱). مقدار ضرایب وزن‌ها و اصلاح آنها در طول یک جریان آموزشی، همراه قواعد یادگیری تنظیم می‌شود. قواعد یادگیری را می‌توان به دو بخش عمده‌ی نظارت شده^۶ و غیر نظارتی^۷ تقسیم‌بندی نمود [۸].



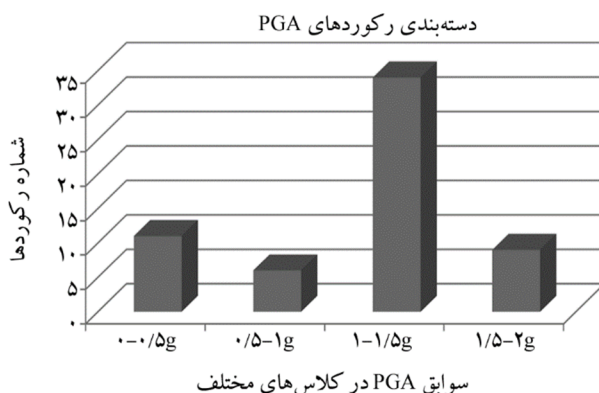
شکل (۱): مدل نرون ساده که توسط تابع محرک (انتقال)، ورودی خالص به خروجی تبدیل می‌شود.

۲-۱- پردازش داده‌ها

در این تحقیق، از ۶۰ رکورد زلزله‌ی مناطق مختلف جهان، در آموزش و آزمایش شبکه‌ها استفاده شده است (شکل ۲ و پیوست ۱). برای آموزش شبکه‌های عصبی، تعداد رکوردهای بیشتری نیاز است؛ یعنی هرچه تعداد داده‌ها بیشتر باشند، آموزش شبکه‌ها آسان‌تر و خروجی‌های دقیق‌تر و با خطای کمتر حاصل می‌شود. همچنین، ۳۸ رکورد برای آموزش شبکه، ۸ رکورد برای آزمون شبکه و ۱۴ رکورد برای آزمایش شبکه در نظر گرفته شده است و یک شبکه‌ی عادی تولید می‌شود که از بین سه نوع شبکه‌ی عصبی (پیشخور، عصبی-فازی هم فعال و المان) یک شبکه انتخاب می‌شود و پارامترهای شبکه شامل تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها، نرخ مونتوم، نرخ یادگیری، تابع انتقال، ماکزیمم تکرارها، مشخص می‌شوند. بعد از ایجاد شبکه، بایستی آموزش شبکه آغاز شود و منحنی‌های میانگین مربعات خطا، رگرسیون، مونتوم نیز بررسی شوند و باید منحنی‌های دقیق‌تری با آموزش‌های مختلف شبکه‌ها تولید شوند. در مرحله‌ی بعدی، می‌توان رکوردها را آزمایش کرد و خروجی را به‌دست آورد.

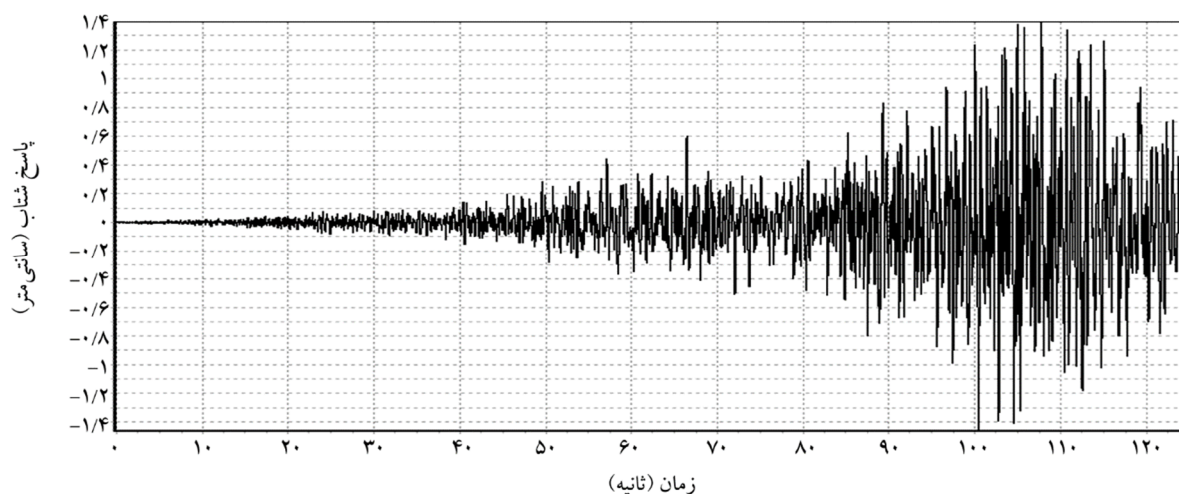
ژاین رسم شده است. در شکل (۴-الف) توزیع داده‌های بیشینه شتاب زمین برحسب بزرگی ممان، مسافت گسیختگی کانون، مکانیسم گسل و رده‌بندی ساختگاه رسم شده است. در این تحقیق، بزرگی ممان در محدوده‌ی ۵-۸، مسافت گسیختگی کانون در محدوده‌ی ۰/۳-۸۰ کیلومتر، مکانیسم گسل در ۵ نوع (امتداد لغز، معکوس، نرمال، معکوس مورب لغز، نرمال مورب لغز) و رده‌بندی ساختگاه نیز بر اساس سرعت موج برشی، در ۵ رده (کمترین ۱۰۰ و بیشترین ۲۰۰۰ متر بر ثانیه) توزیع شده‌اند.

نمودار (۴)، توزیع رکوردهای بیشینه شتاب افقی برحسب بزرگی و مسافت گسیختگی را نمایش می‌دهد. بیشتر رکوردهای تحقیق حاضر، مربوط به وقایع پوسته‌ای کم عمق می‌باشند و بقیه‌ی رکوردها مربوط به رژیم‌های تکتونیکی دیگر هستند.

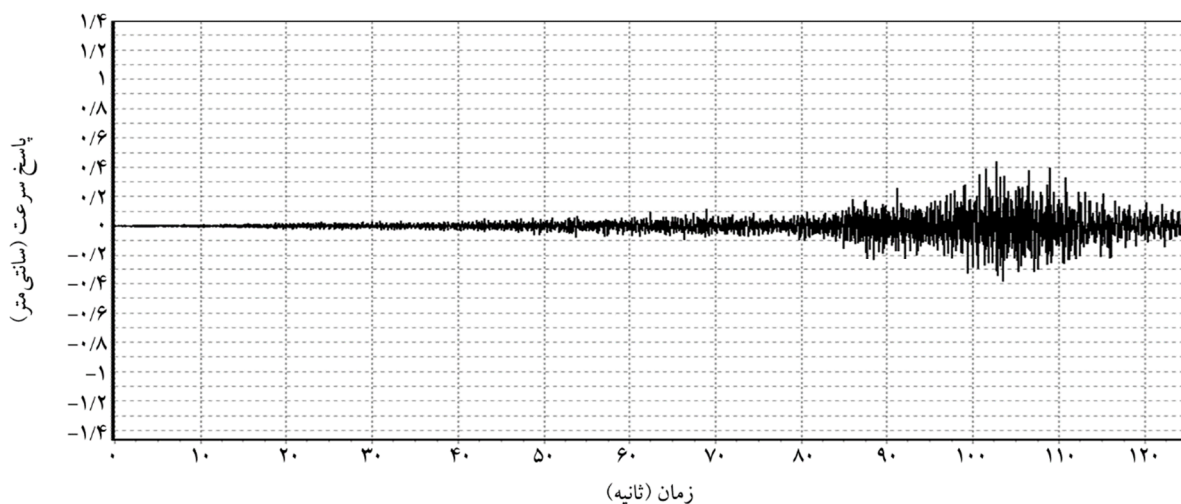


شکل (۲-ث): دسته‌بندی رکوردهای بیشینه شتاب واقعی تحقیق حاضر

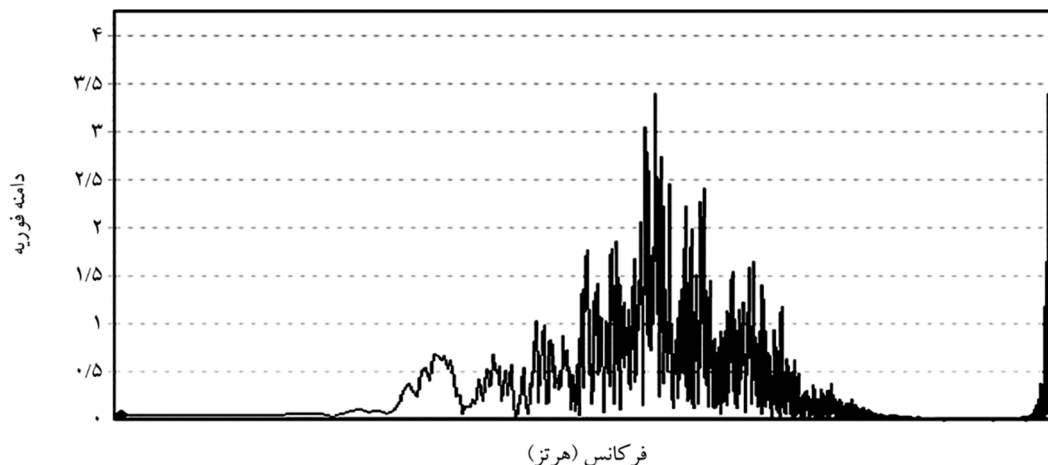
در شکل (۳-الف)، سری مؤلفه‌ی قائم شتاب زمین، در شکل (۳-ب)، سری مؤلفه‌ی قائم سرعت زمین و در شکل (۳-پ)، طیف دامنه فوریه شتاب زمین برای زلزله‌ی ۲۰۱۱ هونشوی



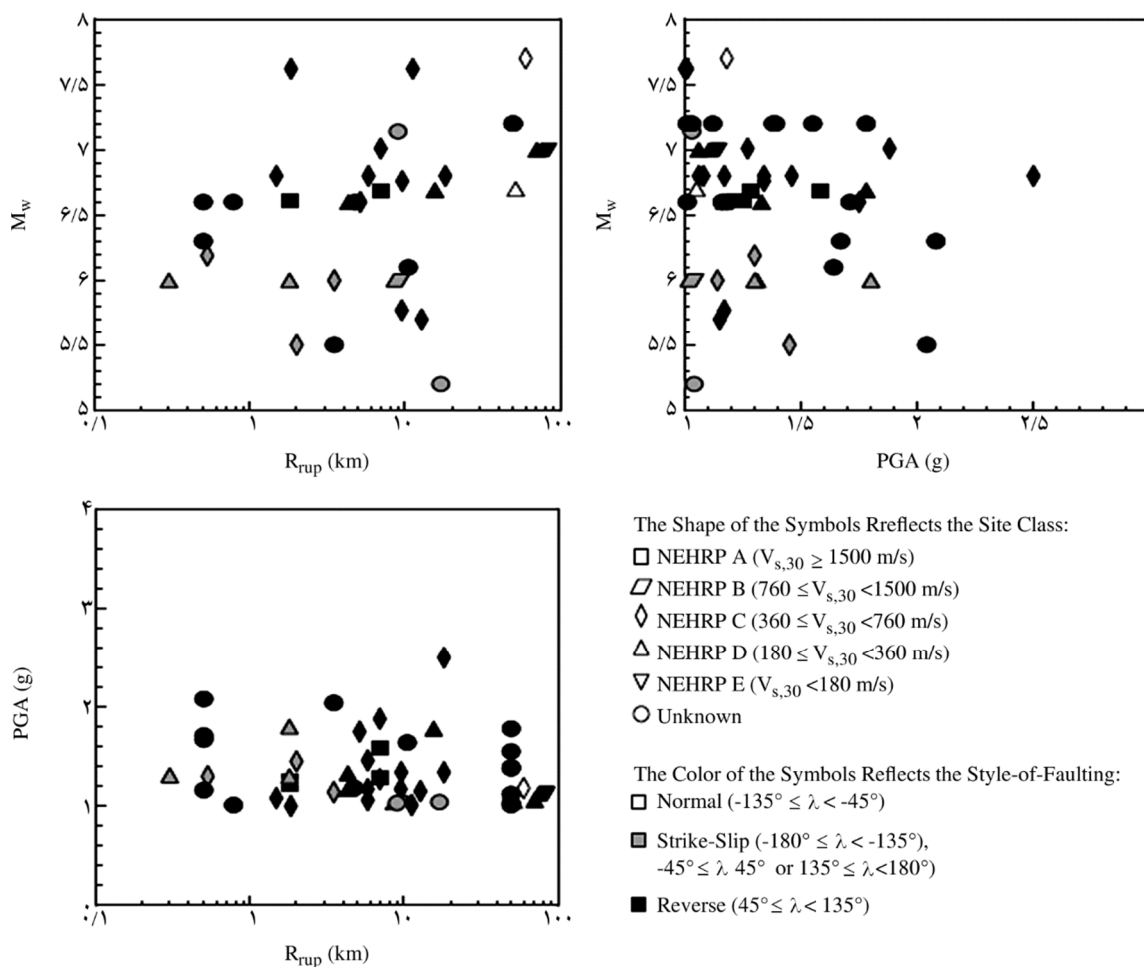
شکل (۳-الف): شتاب‌نگاشت مؤلفه‌ی قائم شتاب زمین در زلزله‌ی هونشوی ژاپن (۲۰۱۱)



شکل (۳-ب): سرعت‌نگاشت مؤلفه‌ی قائم سرعت زمین در زلزله‌ی ژاپن (داده‌های پس‌لرزه با بزرگای ۷/۵ ریشتر)



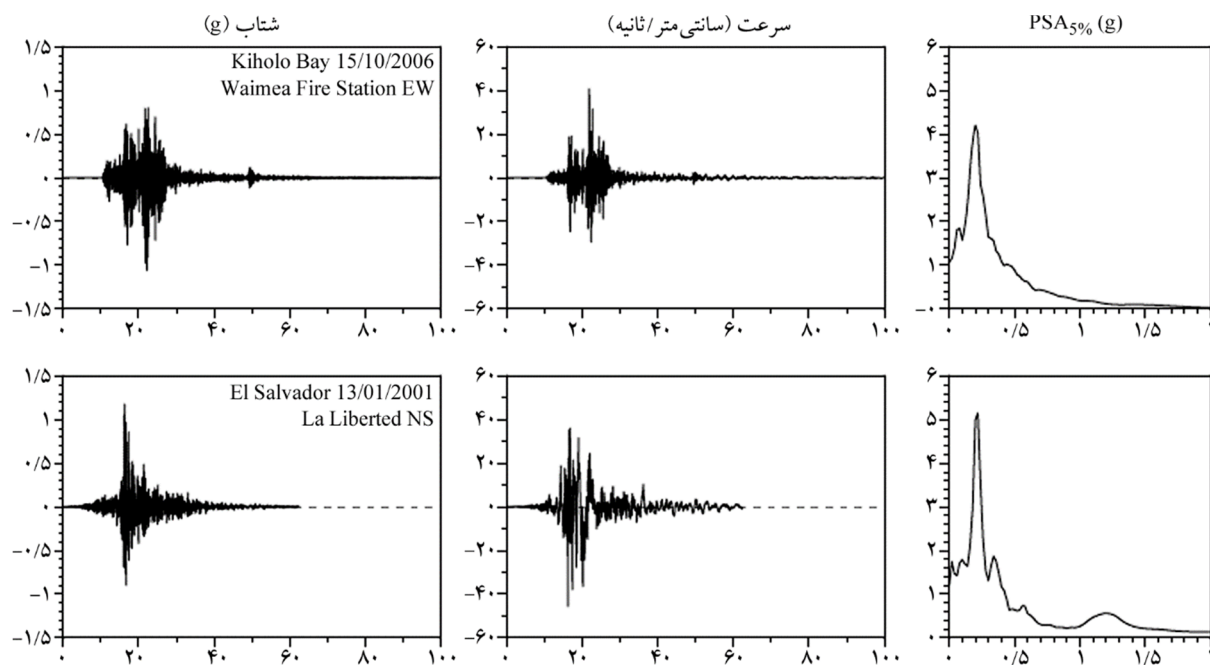
شکل (۳-پ): طیف دامنه‌ی فوریه شتاب زمین در زلزله‌ی هونشوی ژاپن (۲۰۱۱)



شکل (۴-الف): توزیع داده‌های بیشینه شتاب بزرگ‌تر از شتاب جاذبه‌ی زمین، برحسب بزرگی ممان، مسافت گسیختگی کانون، مکانیسم گسل و رده‌بندی ساختگاه [۴]

پوسته‌ی قاره‌ای حدود ۵۱۷-۰/۳ کیلومتر است. تمام وقایع پوسته‌ای مسافت گسیختگی کمتر از ۲۵ کیلومتر دارند. داده‌های افقی بیشتر مربوط به گسل‌های معکوسی و امتداد لغز می‌باشند.

همچنین بیشترین بیشینه شتاب عمودی (۳/۹۴ g) برای زلزله‌ی ایواتا میاگی (۲۰۰۸) ثبت شده است، که بیشترین مقدار بیشینه شتاب در سرتاسر جهان می‌باشد. مسافت گسیختگی کانون گسل‌ها در



شکل (۴-ب): آثار سرعت و شتاب به همراه طیف پاسخ شتاب کاذب با ۵ درصد میرایی با شتاب افقی بزرگ، در مسافت‌های گسیختگی بزرگ‌تر از ۲۰ کیلومتر [۴]

بزرگ‌تر شتاب‌ها در ارتعاشات معادن و انفجار سنگ‌ها گزارش شده است. مک گار و همکاران [۹] بیشینه شتاب حدود (۱۲ g) را در خلال ارتعاشات معادن در جنوب آفریقا گزارش داده‌اند. ولی این بیشینه شتاب‌ها، دارای فرکانس‌های ارتعاشی خیلی بزرگ‌تر از فرکانس‌هایی هستند که در طراحی سازه‌ها به کار می‌روند. همچنین جنبش‌های زمینی که توسط لرزه‌نگارها ثبت می‌شوند، اغلب باید تصحیح شوند تا بیشینه شتاب بازیابی شود. فیلترینگ عموماً فرکانس‌های بزرگ جنبش‌های ثبت شده در ایستگاه‌ها را حذف کرده و مقادیر بیشینه شتاب مشاهداتی را کاهش می‌دهد. یک نمونه بیشینه شتاب ثبت شده، مربوط به زلزله ۲۰۰۴ پارکفیلد، در زون گسلی (۱۶) است که میزان گسیختگی ۱/۸ کیلومتر، توسط شتاب‌نگاشت آنالوگ (SMA1) ثبت شده است. همچنین آثار افقی با بیشینه شتاب تقریبی ۱/۳ g و ۱/۸ g نیز توسط این شتاب‌نگاشت ثبت شده است. همچنین شاگال و همکاران [۱۰] اصلاحاتی روی این آثار انجام دادند تا احتمالاً بیشینه شتاب افقی بیش از ۱/۵ g و ۲ g نیز ثبت شوند. آنها حدس زدند شتاب طبیعی گسل‌ها می‌تواند بیش از ۲/۲ g و حتی ۲/۵ g باشد [۴].

همچنین نمودار (۴-الف) نشان می‌دهد، بیشتر زلزله‌های با بیشینه شتاب متوسط، از نوع معکوسی هستند. اکثر رکوردها، مسافت گسیختگی ۲۰ کیلومتر دارند. همچنین آثار با دامنه‌های بزرگ‌تر، مربوط به یک واقعه‌ی آتش‌فشانی (۲۰۰۶ کیولوبای) و سه واقعه‌ی فرورانشی (۲۰۰۱ السالوادور، ۲۰۰۳ میاگی آکی و ۲۰۰۵ میاگی آکی) هستند.

شکل (۲-ب)، رکوردهایی را نمایش می‌دهد که مسافت گسیختگی کانون آنها کمتر از ۱ کیلومتر بوده و معمولاً بیشینه شتاب این رکوردها کمتر از نصف شتاب جاذبه زمین است. شکل (۲-ث) نیز نشان می‌دهد، بیشتر رکوردهای تحقیق حاضر بیشینه شتاب بزرگ‌تر از جاذبه‌ی زمین دارند. ۴۲ رکورد با دامنه‌ی بزرگ در ۴۰ ایستگاه ثبت شده‌اند و مربوط به ۲۶ زلزله هستند. این رکوردهای دامنه‌ی بزرگ از مراکز داده‌هایی همچون (COSMOS, ISESD, CSMIP, JMA) گردآوری شده است. این داده‌ها اهمیت زیادی در پیش‌بینی جنبش‌های نیرومند زمین با بیشینه شتاب بزرگ‌تر از شتاب جاذبه‌ی زمین دارند و معمولاً توسط محققان زیادی تفسیر و بررسی می‌شوند. این رکوردها مربوط به زلزله‌های تکتونیک هستند. مقادیر خیلی

۲-۲- شبکه عصبی - فازی هم فعال

شبکه سی آنفیس، ورودی‌های فازی سازگار را توسط یک شبکه مدولار متحد می‌کند تا توابع پیچیده با سرعت و دقت بالا، برآورد شود. سیستم‌های استنباط فازی، از این لحاظ که قوانین را ترکیب می‌کنند، با اهمیت می‌باشند. در حقیقت یک شبکه‌ی سازگار، مجموعه‌ای کامل، شامل تمام شبکه‌های پیشخور، با قابلیت‌های یادگیری نظارت شده است (شکل ۵). یک شبکه‌ی سازگار، ساختاری شامل گره‌ها و اتصالات جهت‌دار بین گره‌ها می‌باشد. اکثراً، بخشی یا همه‌ی گره‌ها موافق هستند، این بدان معناست که خروجی‌هایشان به پارامترهای گره‌ها وابسته هستند و قانون یادگیری مشخص می‌کند، چطور باید این پارامترها اصلاح شوند تا اندازه‌ی خطای مفروض را مینیمم نمایند [۱۱].

قانون یادگیری اساسی شبکه‌های سازگار، قانون گرادیان کاهشی و قاعده‌ی زنجیری می‌باشد (روابط ۳ و ۴). این قواعد توسط وربوس [۱۲] پیشنهاد شده‌اند.

$$y_k = \varphi(v_j) = \varphi\left(\sum_{i=1}^n x_i w_{ij} - b_j\right) \quad (3)$$

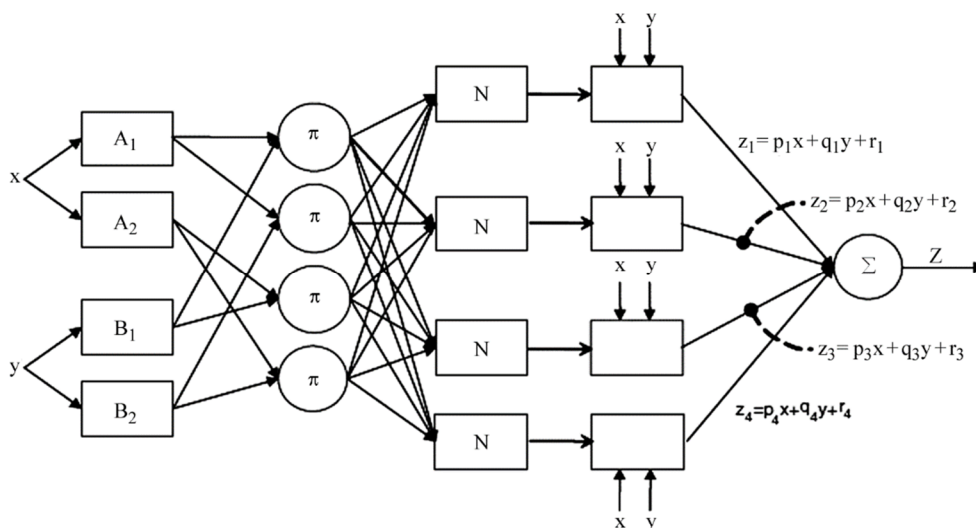
$$E_n = \frac{1}{mN} \sum_{K=1}^n \sum_{j=1}^m (y_j^k - t_j^k)^2 \quad (4)$$

در رابطه‌ی اول، یک نرون مصنوعی پاسخ را محاسبه می‌کند، x_j ،

سیگنال ورودی است، w_{ij} ، وزن سیناپتیکی و b_j مقدار بایاس است. v_j ، میدان محلی القایی و φ تابع پتانسیل محرک می‌باشند. y_k ، سیگنال خروجی است و n تعداد نرون‌های لایه قبلی را نشان می‌دهد. در رابطه (۴)، انرژی خطا، توسط روش برآورد کمترین مربعات الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا محاسبه می‌شود. در این رابطه، N ، تعداد الگوهای یادگیری را نمایش می‌دهد و m ، تعداد نرون‌های لایه خروجی را نشان می‌دهد. t_j ، مقدار خروجی هدف نرون‌های پردازشی را نشان می‌دهد. بنابراین، این الگوریتم وزن‌های سیناپتیکی را در امتداد گرادیان منفی تابع انرژی خطا تغییر می‌دهد [۱۳-۱۴].

قانون یادگیری اساسی، بر اساس روش گرادیان است، که به علت کندی و گرفتار شدن در یک مینیمم محلی است. بنابراین یک قانون یادگیری هیبریدی پیشنهاد می‌شود تا به‌طور اساسی، فرآیند یادگیری را شتاب بخشد (روابط ۵ تا ۷).

الگوریتم هیبریدی، نوع پیشرفته‌ای از الگوریتم پس انتشار خطا است، که پارامترهای جدید در یک مسیر روبه‌جلو، توسط تخمین گره‌های کمترین مربعات مشخص می‌شوند و پارامترهای قدیمی، توسط مسیر برگشتی و الگوریتم یادگیری گرادیان کاهشی تنظیم می‌شوند. خروجی مدل خطی در روش کمترین مربعات، با روابط (۵) تا (۷) حاصل می‌شود:



شکل (۵): یک شبکه‌ی سازگار شامل گره‌های مربعی و دایره‌ای. گره‌های مربعی یک تابع هستند و گره‌های دایره‌ای ثابت هستند. اتصالات بین گره‌ها جهت‌دار می‌باشند

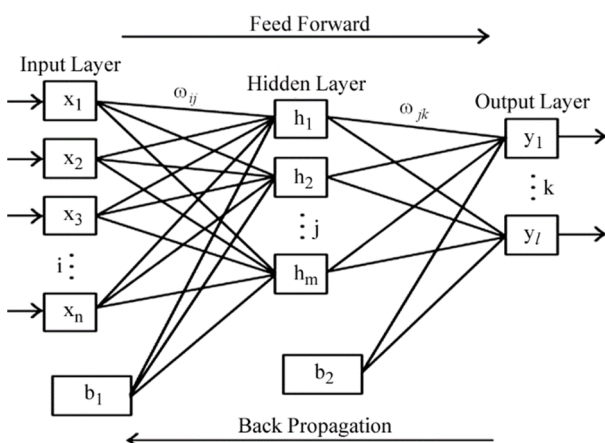
۲-۳- شبکه‌ی پیشخور پس انتشار خطا

شبکه‌ی پس انتشار خطا، اولین بار توسط راملهارت و مکملند [۱۸] معرفی شد و به‌عنوان مدل‌های آموزشی استفاده می‌شود. هدف این روش آن است که، خطای جهانی و میانگین مربعات خطا را به‌طور متناوب به حداقل برساند. این شبکه سه مؤلفه دارد: یک لایه ورودی، یک یا چند لایه مخفی، یک لایه خروجی (شکل ۶). هر لایه شامل یک یا چند نرون است. در فرآیندهای محاسباتی حل مسائل، تمام گره‌های ورودی بعد از ضرب شدن در وزن‌ها، در یک گره مخفی جمع می‌شوند. سپس یک اربیبی به آنها اضافه شده و مجموعه توسط یک تابع محرک غیرخطی انتقال می‌یابد (روابط ۸) و سپس به لایه‌ی بعدی منتقل می‌شود. توابع انتقال مختلفی می‌توانند در تبدیل استفاده شوند که عبارتند از: توابع خطی، تانژانت هیپر بولیک و سیگموئیدی و غیره.

$$a = f(n) = f(p \times w + b \times 1) = f(p \times w + b), X_{k+1} \quad (8)$$

$$= X_k + \alpha_k \times g_k$$

در رابطه (۸)، a خروجی خالص و n ورودی خالص است. p بردارهای ورودی، w بردارهای وزن و b بردار بایاس می‌باشد. رابطه‌ی دوم نیز نحوه‌ی آپدیت کردن وزن‌ها را نشان می‌دهد. در ادامه، همان روش قبلی می‌تواند در لایه‌ی دوم استفاده شود تا نتایج خروجی حاصل شود. وقتی فرآیندهای روبه‌جلو به لایه‌ی خروجی رسیدند، خطای کل بین خروجی شبکه و خروجی



شکل (۶): شبکه‌ی عصبی پیشخور سه لایه با یک لایه مخفی در وسط، ابعاد ماتریس‌های ورودی، ورودی خالص، وزن‌ها، بایاس و خروجی با اهمیت هستند.

$$y = \theta_1 f_1(u) + \theta_2 f_2(u) + \dots + \theta_n f_n(u) + \varepsilon = A\theta + \varepsilon \quad (5)$$

$$\theta^* = (A^T A)^{-1} A^T Y + \varepsilon \quad (6)$$

$$\theta_{n+1} = \theta_n + S_{n+1} a_{n+1} (y_{n+1}^T - a_{n+1}^T \theta_n) \quad (7)$$

در رابطه (۵)، u بردار ورودی، f تابع معلوم و y بردار خروجی است. ε ، پارامتر برداری نامشخص است. هدف اصلی یافتن θ^* ، با روش کمترین مربعات خطا، که با مینیمم کردن مجموع مربعات خطا حاصل می‌شود از رابطه‌ی دوم به دست می‌آید. در ادامه، θ^* توسط روش تکرار مدل یادگیری پیمان‌های از رابطه‌ی سوم حاصل می‌شود [۱۴].

معروف‌ترین الگوریتم یادگیری شبکه‌های عصبی، الگوریتم پس انتشار خطا است، که در آن پارامترهای مدل، توسط روش بهینه‌سازی گرادیان نزولی محاسبه و آپدیت می‌شوند. شبکه‌های عصبی، ساختارهای ارتباطی موازی را شامل می‌شوند و شبکه‌ای از نرون‌های فعال در مغز انسان را مدل‌سازی می‌کنند. در واژگان فنی، شبکه‌های عصبی، عنصر پردازشی اصلی یک نرون مصنوعی می‌باشد [۱۵]. روش‌های مختلف پیشرفته‌ای برای حل مسائل مشخصه‌ی سیستم وجود دارند، مانند رگرسیون، شبکه‌های عصبی، الگوریتم ژنتیک و سیستم‌های استنباط فازی و غیره. در شناسایی سیستم‌های استنباط فازی، لازم است تا مدل فازی مناسبی مشخص شود تا بتواند رفتار واقعی را تخمین بزند. به‌طور قطع این یک روش بهینه‌سازی غیراجباری است که پارامترهای مدل بهینه را جستجو می‌کند و می‌تواند رفتار خروجی‌ها را شبیه‌سازی کند. ژنگ و سان [۱۶] برای این‌گونه مسائل، سیستم‌های استنباط فازی (آنفیس) را پیشنهاد کردند.

همچنین، ساختار آنفیس با ساختار شبکه‌های عصبی مطابقت دارد. ساختار شبکه‌ی عصبی، خروجی سیستم را برای ورودی‌های داده شده محاسبه می‌کند و پارامترهای مدل بهینه‌سازی شده، با دو روش الگوریتم پس انتشار خطا و الگوریتم هیبریدی مشخص می‌شوند [۱۷].

b می‌توانند، مقادیر مختلفی بین صفر و یک را داشته باشند، به طوری که بهترین عملکرد پیشگویی صورت گیرد. آموزش شبکه‌ها نیز، بعد از هزار تکرار خاتمه می‌یابد.

شبکه‌ی پیشخور، معمولاً از الگوریتم‌های یادگیری پس انتشار خطای استاتیکی، لونبرگ مارکوارت و گرادیان نزولی پیمان‌های استفاده می‌کند. توابع انتقال لایه‌های ورودی را لاگ سیگموئیدی، لایه‌های میانی را تانژانت سیگموئیدی و لایه‌ی خروجی را خطی انتخاب می‌کنند. این شبکه، یک شکل عمومی شبکه‌ی پرسپترون چند لایه با یک یا چند اتصال بیشتر به لایه‌های دیگر است. با آزمایش نیز، شبکه‌ی پیشخور اغلب می‌تواند، مسائل را با دقت بیشتری حل کند. شبکه‌ی پرسپترون به صد بار تکرار آموزش بیشتر، نسبت به شبکه‌ی پیشخور عمومی با همان تعداد عناصر پردازشی نیاز دارد.

۲-۴- شبکه‌ی المان - جردن

این شبکه، گسترش یافته‌ی شبکه پرسپترون، توسط واحدهای مفهومی است و همان عناصر پردازشی هستند که فعالیت‌های گذشته را یادآوری می‌کنند. واحدهای مفهومی، توانایی استخراج اطلاعات موقتی از رکوردها را برای شبکه فراهم می‌کنند. در شبکه‌ی المان، فعالیت اولین عنصر پردازشی مخفی، بر روی واحدهای مفهومی، کپی برداری می‌شود. سپس شبکه‌ی جردن، خروجی‌ها را کپی برداری می‌کند. همچنین شبکه‌هایی که ورودی‌ها و لایه‌ی مخفی را توسط واحدهای مفهومی تقویت می‌کنند، در دسترس هستند.

قانون یادگیری پس انتشار خطا (دلتای عمومی) می‌تواند به آسانی در الگوهای یادگیری شبکه‌های برگشتی استفاده شود. در شبکه‌ی المان، اندازه‌های فعال واحدهای مخفی، بر روی مجموعه‌های اضافی واحدهای ورودی کپی می‌شوند اما در شبکه‌ی جردن، مقادیر خروجی بر روی واحدهای مخفی کپی می‌شوند. بنابراین، باید شبکه‌ای ساخت تا دستورات کنترلی مربوط به ورودی‌های دیگر را تولید کند. ورودی‌ها به صورت سری‌های زمانی می‌باشند $(x(t), x(t-1), \dots)$.

واقعی محاسبه می‌شود (رابطه ۹). خطای لایه‌ی خروجی، توسط لایه‌ی مخفی به لایه‌ی ورودی برمی‌گردد. در مسیر روبه‌جلو، تمام وزن‌های سیناپتیکی شبکه‌ها ثابت هستند. در مسیر روبه عقب، تمام وزن‌ها مطابق قانون تصحیح خطا تنظیم می‌شوند [۷].

$$E = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^I (T_{pk} - y_{pk}), \quad p = 1, 2, 3, \dots, P \quad (9)$$

$$W_{new} = W_{old} - [J^T J - \gamma I]^{-1} J^T E(W_{old})$$

در رابطه‌ی اول، E تابع خطای جهانی است، که از لایه‌ی خروجی به سمت لایه‌ی مخفی انتشار می‌یابد تا وزن‌ها را در هر لایه و به ازای هر تکرار مشخص سازد. فرآیند تکراری تا زمانی ادامه می‌یابد که یا همگرایی ویژه حاصل شود یا تعداد تکرارها به حداکثر برسد. در این رابطه، k شماره‌ی گره‌های خروجی و p شماره‌ی الگو را نشان می‌دهد. T خروجی مشاهداتی و y خروجی شبکه است. رابطه‌ی دوم، همان الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوارت است که در تحقیق گونا بیدین [۷] از آن استفاده شده است. این الگوریتم، خطای جهانی (E) را مینیمم می‌سازد و اندازه‌ی گام‌های بین وزن‌های قدیمی و جدید را نیز کاهش می‌دهد. در رابطه دوم (۹)، J ژاکوبین تابع خطا است، I ماتریس واحد و γ نیز پارامتری است که اندازه‌ی گام تکرارها را مشخص می‌کند [۱۸]. نرخ یادگیری سازگار که در خلال مراحل آموزشی به‌طور دینامیکی تغییر می‌کند در اینجا بکار می‌رود. نرخ یادگیری، مقادیر بین صفر و یک دارد. برای هر تکرار، اگر عملکرد خطا نسبت به پارامتر هدف کاهش یابد، نرخ یادگیری نیز توسط فاکتور صعودی آموزشی افزایش می‌یابد. برعکس، اگر عملکرد خطا افزایش یابد، آنگاه نرخ یادگیری کاهش می‌یابد. همچنین، فرآیند نرمال‌سازی رکوردهای ورودی - خروجی، از رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود.

$$x_{nji} = a \cdot \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} + b \quad (10)$$

در رابطه (۱۰)، x_i داده‌های مشاهداتی رکورد شماره i می‌باشد و x_{nji} نیز مقدار نرمال شده‌ی رکورد نام است. x_{\min} و x_{\max} نیز مقادیر حداکثر و حداقل رکوردها هستند و پارامترهای a و

بنابراین، تمام قوانین یادگیری به کار رفته در شبکه‌ی پرسپترون چند لایه، می‌توانند در آموزش این شبکه نیز استفاده شوند [۱۹].

۲-۴-۲- شبکه‌ی المان

این شبکه، اولین بار توسط المان [۲۱] معرفی شد. در این شبکه، مجموعه‌ای از واحدهای مفهومی وجود دارند، که واحدهای اضافی ورودی هستند و مقادیر فعالشان، توسط واحدهای مخفی، بر روی واحدهای ورودی فیدبک شده‌اند. بنابراین، این شبکه با شبکه‌ی جردن تشابه زیادی دارد. فقط در اینجا، واحدهای مخفی هستند که به ورودی‌ها فیدبک شده‌اند و ثانیاً، واحدهای اضافی ورودی، اتصالات ویژه ندارند [۱۹].

از آنجا که واحدهای مخفی توسط یک وزن ثابت با اندازه‌ی $+1$ به واحدهای مفهومی متصل می‌شوند. بنابراین، فرآیند یادگیری دارای مراحل زیر است: ۱- واحدهای زمینه از صفر تا یک قرار می‌گیرند. ۲- الگوی x^t ، مقید شده است و محاسبات روبه جلو، فقط یک بار انجام شده است. ۳- قانون یادگیری پس انتشار خطا، به صورت زیر به کار رفته است $(t+1 \rightarrow t, \dots, 2)$: همیشه واحدهای مفهومی گام (t) ، واحدهای مخفی فعالی در گام $(t-1)$ دارند.

۳- محاسبات، نتایج و بحث

نتایج آموزش، آزمایش و آزمون سه نوع شبکه‌ی عصبی تحقیق حاضر، در این قسمت آورده شده است.

۳-۱- نتایج شبکه‌ی عصبی - فازی هم فعال

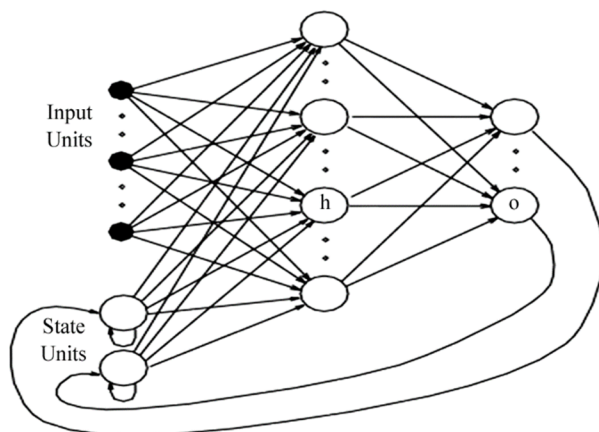
ساختار یک شبکه‌ی عصبی - فازی هم فعال طراحی شده با نرم افزار شبکه‌های عصبی، در شکل (۸) نمایش داده شده است. در شکل (۹) نیز میانگین مربعات خطای آموزش و آزمون (تابع کارایی) شبکه سی آنفیس نشان داده شده است. در جدول (۱) نیز نتایج خطا و ضریب همبستگی آزمایش شبکه، نشان داده شده است. خروجی واقعی همان بیشینه شتاب زلزله‌های واقعی هستند که در یک منطقه رخ داده است و شبکه‌های عصبی نیز بعد از کنترل و آزمایش، یک خروجی بیشینه شتاب را ارائه می‌کنند که

برای شبکه‌ی پیشخور دو روش ممکن وجود دارد، در روش اول یک پنجره زمانی از بردارهای ورودی‌ها به عنوان ورودی وارد شبکه می‌شوند $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$.

در روش دوم ورودی‌ها به عنوان مشتقاتی از $x(t)$ وارد شبکه می‌شوند که محاسبات مشتقات مراتب بالاتر کار چندان ساده‌ای نیست (x, x', x'', \dots) . از معایب این روش آن است که ابعاد ورودی شبکه پیشخور چون در n ضرب می‌شوند خیلی بزرگ می‌شود و شبکه بزرگی را تولید می‌کند که خیلی کند و به سختی داده‌ها را آموزش می‌دهد. این مشکل می‌تواند فقط توسط شبکه‌های المان و جردن حل شود. به خاطر اتصالات برگشتی به پنجره‌ی وسیع تری از ورودی‌ها، دیگر نیازی نیست. در عوض شبکه مجبور است تأثیرات گام‌های زمانی قبلی را خودش یاد بگیرد [۱۹].

۲-۴-۱- شبکه‌ی جردن

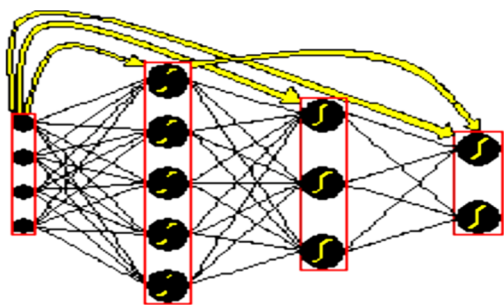
شبکه‌ی جردن، یکی از مدرن‌ترین شبکه‌های عصبی تناوبی برگشتی است (مثل شبکه‌ی هاپفیلد) [۲۰]. یک نمونه شبکه‌ی جردن در شکل (۷) نمایش داده شده است. در این شبکه، تعدادی واحدهای خروجی فعال بر روی لایه‌های ورودی، توسط واحدهای اضافی ورودی (به نام واحدهای ایالتی) به لایه ورودی برمی‌گردد. به تعداد واحدهای خروجی، واحدهای ایالتی در شبکه وجود دارد. یادگیری در اتصالات بین واحدهای ورودی-مخفی، به خوبی یادگیری اتصالات واحدهای مخفی-خروجی صورت می‌گیرد.



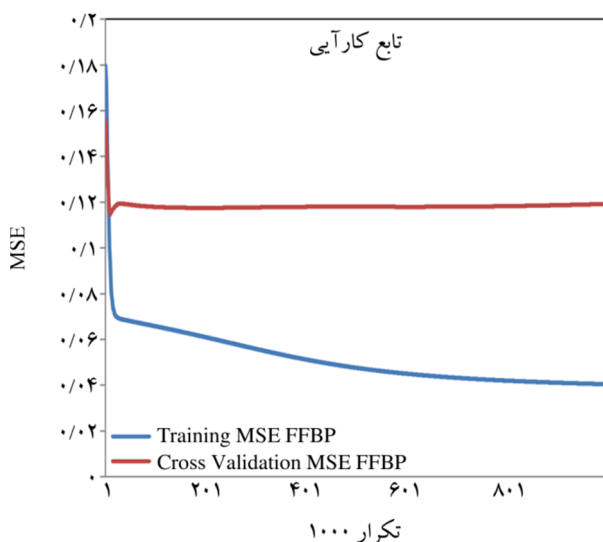
شکل (۷): نمونه‌ی شبکه‌ی جردن، اندازه خروجی‌های فعال، که به سمت لایه‌های ورودی فیدبک شده‌اند، نشان داده شده است (توسط مجموعه‌ای از نرونهای اضافی با نام واحدهای ایالتی).

۳-۲- نتایج شبکه‌ی پیشخور عمومی و پیشخور پس انتشار خطا

ساختار یک شبکه پیشخور پس انتشار خطای طراحی شده با نرم‌افزار شبکه‌های عصبی، در شکل (۱۰) نمایش داده شده است. در نمودار (۱۱) نیز، میانگین مربعات خطای آموزش و آزمون (تابع کارایی) شبکه‌ی سی آنفیس با هم مقایسه شده‌اند. در جدول (۲)، نتایج خطا و ضریب همبستگی آزمایش شبکه، نشان داده شده است.



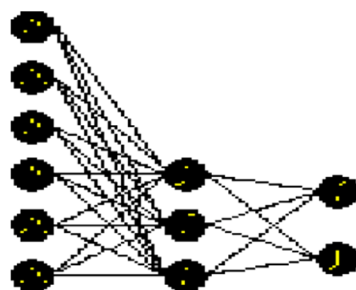
شکل (۱۰): ساختار شبکه‌ی پیشخور عمومی طراحی شده توسط نرم‌افزار شبکه‌های عصبی



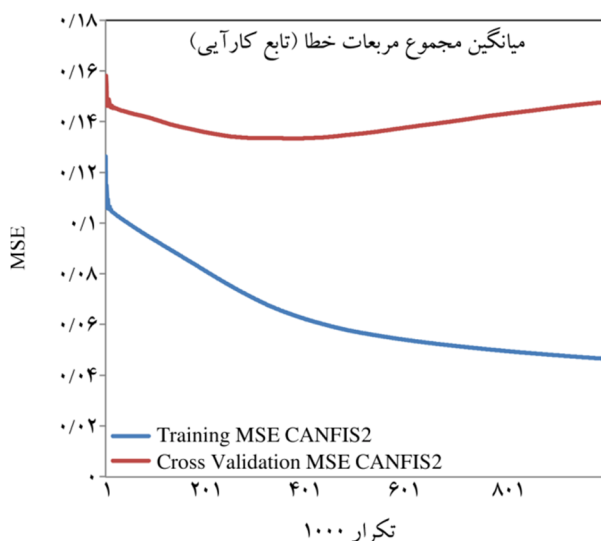
شکل (۱۱): مقایسه‌ی دو تابع کارایی (میانگین مجموع مربعات خطا) آموزش و آزمون شبکه‌ی پیشخور عمومی نشان می‌دهد که همواره میانگین مربعات خطای آزمون نسبت به آموزش بزرگ‌تر است.

در نمودار (۱۱)، تابع عملکرد خطای شبکه برای مراحل آموزش و آزمون نشان داده شده است. شکل (۱۲)، شبکه‌ی پیشخور رسم شده توسط نرم‌افزار متلب را نمایش می‌دهد. در جدول (۳)، خروجی‌های واقعی با خروجی‌های آزمایش مقایسه شده‌اند. در نمودار (۱۳)، ضریب همبستگی حاصل شده برای

اختلاف این دو خروجی، مقدار خطای شبکه را نشان می‌دهد و هدف اصلی از آموزش شبکه‌ها، مینیمم کردن این خطاست.



شکل (۸): ساختار شبکه‌ی سی آنفیس طراحی شده توسط نرم‌افزار شبکه‌های عصبی



شکل (۹): مقایسه‌ی دو تابع کارایی (میانگین مجموع مربعات خطا) آموزش و آزمون (معتبرسازی یا چک کردن) شبکه‌ی سی آنفیس نشان می‌دهد که همواره میانگین مربعات خطای آزمون نسبت به آموزش بزرگ‌تر است.

جدول (۱): نتایج خطا و ضریب همبستگی که توسط کنترل شبکه‌ی سی آنفیس (عصبی - فازی هم‌فعال) حاصل شده است نشان می‌دهد که ضریب همبستگی و خطای خیلی بهتری نسبت به دو شبکه‌ی دیگر حاصل شده است.

خطا	کارایی
۰/۰۷۵	MSE
۰/۵۱۳	NMSE
۰/۱۸۵	MAE
۰/۰۰۱۸	Min Abs Error
۰/۶۰۱	Max Abs Error
۰/۸۲۱	R

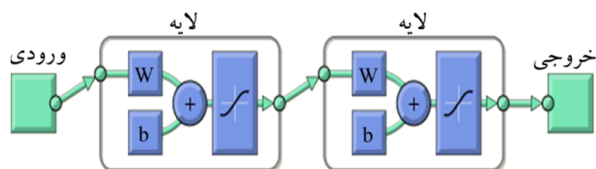
جدول (۳): مقایسه‌ی خروجی هدف با خروجی حاصل شده با آزمایش شبکه‌ی پیشخور عمومی نشان می‌دهد که خروجی‌ها تا چه حدی به خروجی واقعیشان نزدیک شده‌اند.

Test Out	Target	SC	FM	RD	Mw
۱/۰۱	۱/۲۲	۱	۲	۱/۸۱	۶/۶
۰/۹۹	۱/۵۸	۱	۲	۷/۰۱	۶/۷
۰/۷۰	۰/۷۸	۵	۴	۰/۹	۷/۴
۱/۰۰	۰/۱۸	۵	۴	۰/۷۵	۶/۱
۱/۰۰	۰/۵۷	۵	۴	۰/۷۴	۶/۱
۱/۳۶	۱/۰۴	۵	۱	۱۷	۵/۲
۱/۱۳	۱/۱۷	۴	۲	۴/۳۲	۶/۲
۱/۲۰	۱/۳۱	۴	۱	۰/۳	۶/۰
۱/۰۳	۱/۰۱	۵	۲	۰/۷۸	۶/۶
۱/۰۳	۱/۰۵	۴	۵	۵۱/۷	۶/۷
۱/۱۹	۱/۱۷	۳	۲	۹/۲۵	۵/۸
۱/۱۵	۱/۰۸	۳	۲	۱/۴۸	۶/۰
۱/۰۴	۱/۳۴	۳	۲	۱۸/۲	۶/۸
۰/۸۱	۰/۳۰	۵	۲	۰/۸۵	۷/۴

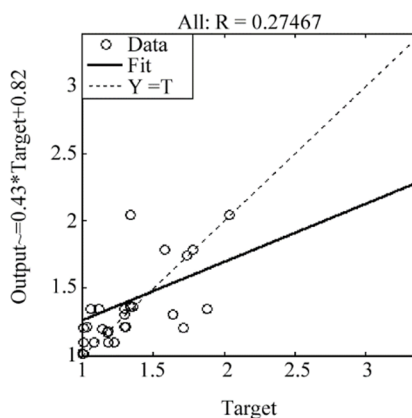
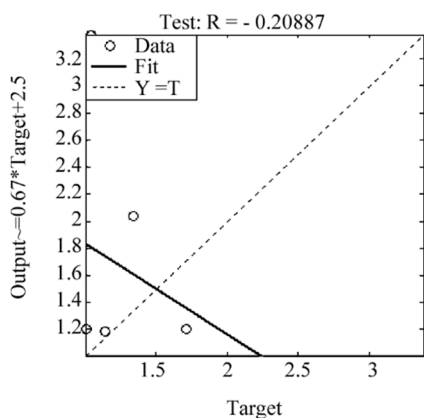
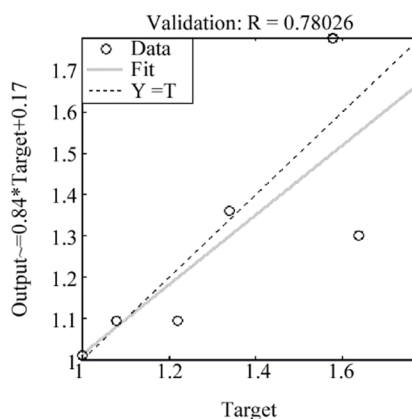
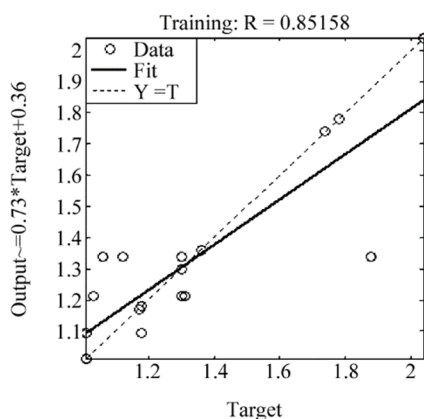
مراحل چهارگانه‌ی آموزش، آزمون، آزمایش و خطای شبکه‌ی پیشخور که در متلب رسم شده‌اند، نمایش داده شده است. همچنین فاکتور

جدول (۲): نتایج خطا و ضریب همبستگی که با چک کردن شبکه‌ی پیشخور عمومی حاصل شده است نشان می‌دهد که خطا نسبت به شبکه‌ی پیشخور پس انتشار خطا بزرگ‌تر است.

خطا	کار آبی
۰/۱۲۵	MSE
۰/۸۵۴	NMSE
۰/۲۵۳	MAE
۰/۰۱۲	Min Abs Error
۰/۸۲۹	Max Abs Error
۰/۴۱۵	R



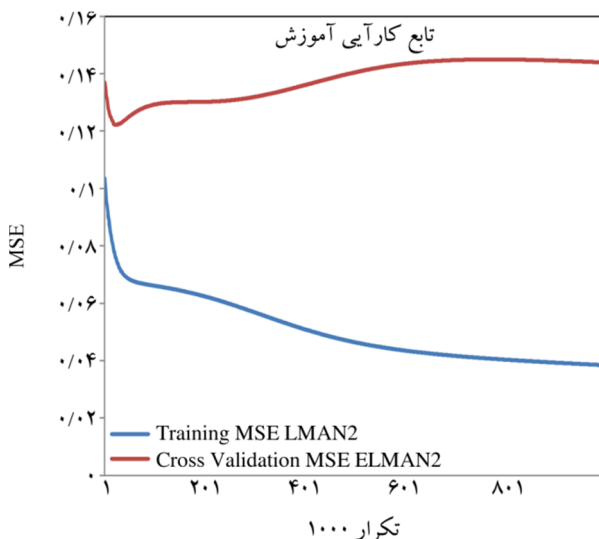
شکل (۱۲): شبکه‌ی پیشخور پس انتشار خطای رسم شده با نرم‌افزار متلب



شکل (۱۳): ضریب همبستگی چهارگانه حاصل شده برای مراحل آموزش، آزمون، آزمایش و خطای شبکه‌ی پیشخور پس انتشار خطا در متلب نشان می‌دهد که همواره مراحل آموزش و آزمون بالاترین ضریب همبستگی را نمایش می‌دهند.

جدول (۴): نتایج خطا و ضریب همبستگی که با کنترل شبکه‌ی المان- جردن حاصل شده است نشان می‌دهد که ضریب همبستگی و خطای خوبی حاصل شده است.

خطا	کارایی
۰/۰۷۸	MSE
۰/۵۳۲	NMSE
۰/۲۱۰	MAE
۰/۰۰۷	Min Abs Error
۰/۶۰۷	Max Abs Error
۰/۷۹۰	R

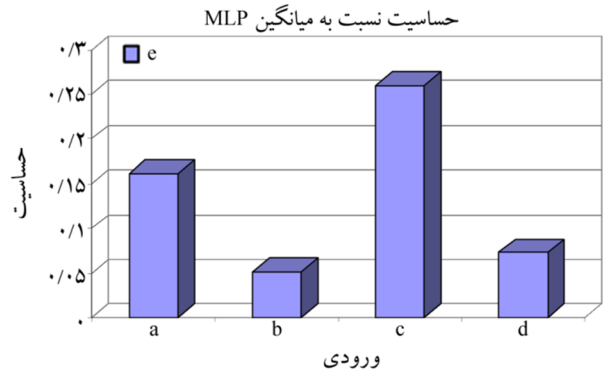


شکل (۱۶): مقایسه‌ی دو تابع کارایی آموزش و آزمون شبکه‌ی المان- جردن نشان می‌دهد که همواره میانگین مربعات خطای آزمون نسبت به آموزش بزرگ‌تر است.

نتایج ضریب همبستگی (بین خروجی و هدف) سه شبکه (المان، پیشخور عمومی، عصبی - فازی هم‌فعال) عبارتند از: ۰/۷۹، ۰/۴۱، ۰/۸۲. بنابراین شبکه‌ی عصبی - فازی هم‌فعال، بیشترین ضریب همبستگی، بین خروجی آزمایش و خروجی واقعی را نشان می‌دهد و شبکه‌ی پیشخور نیز، کمترین ضریب همبستگی را نشان می‌دهد.

نتایج میانگین مربعات خطای سه شبکه عبارتند از: ۰/۰۷۷، ۰/۱۲۵، ۰/۰۷۵. بنابراین کمترین میانگین خطا برای شبکه‌ی عصبی - فازی و بیشترین میانگین مربعات خطا برای شبکه‌ی پیشخور عمومی حاصل شده است؛ بنابراین، مناسب‌ترین شبکه

حساسیت به ورودی‌ها، برای شبکه‌ی پیشخور، در شکل (۱۴) نمایش داده شده است. در جدول (۲) نیز نتایج خطا و ضریب همبستگی که توسط آزمایش شبکه‌ی پیشخور عمومی حاصل شده است، نشان داده شده است.



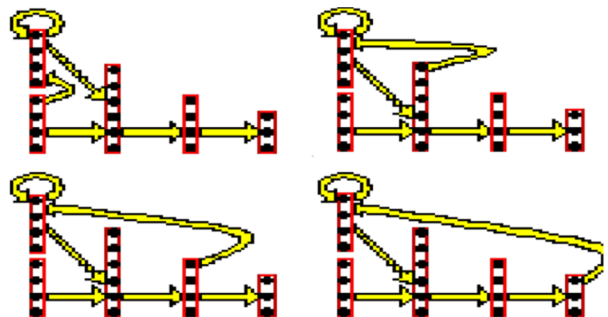
شکل (۱۴): فاکتور حساسیت به ورودی‌های شبکه‌ی پیشخور عمومی نشان می‌دهد که آموزش شبکه‌ی پیشخور نسبت به پارامتر ورودی سوم حساس‌تر است.

۳-۳ نتایج شبکه‌ی المان- جردن

ساختار شبکه‌ی المان- جردن طراحی شده با نرم‌افزار شبکه‌های عصبی در شکل (۱۵) نمایش داده شده است. در نمودار (۱۶)، میانگین مربعات خطای آموزش و آزمون شبکه‌ی المان، با هم مقایسه شده‌اند. در جدول (۴) نیز، نتایج خطا و ضریب همبستگی که توسط آزمایش شبکه‌ی المان حاصل شده‌اند، نشان داده شده است.

۴-۳ بحث روی نتایج سه شبکه

با توجه به خروجی‌های به دست آمده بعد از آزمون و آزمایش شبکه‌های عصبی، نتایج زیر حاصل می‌شوند.



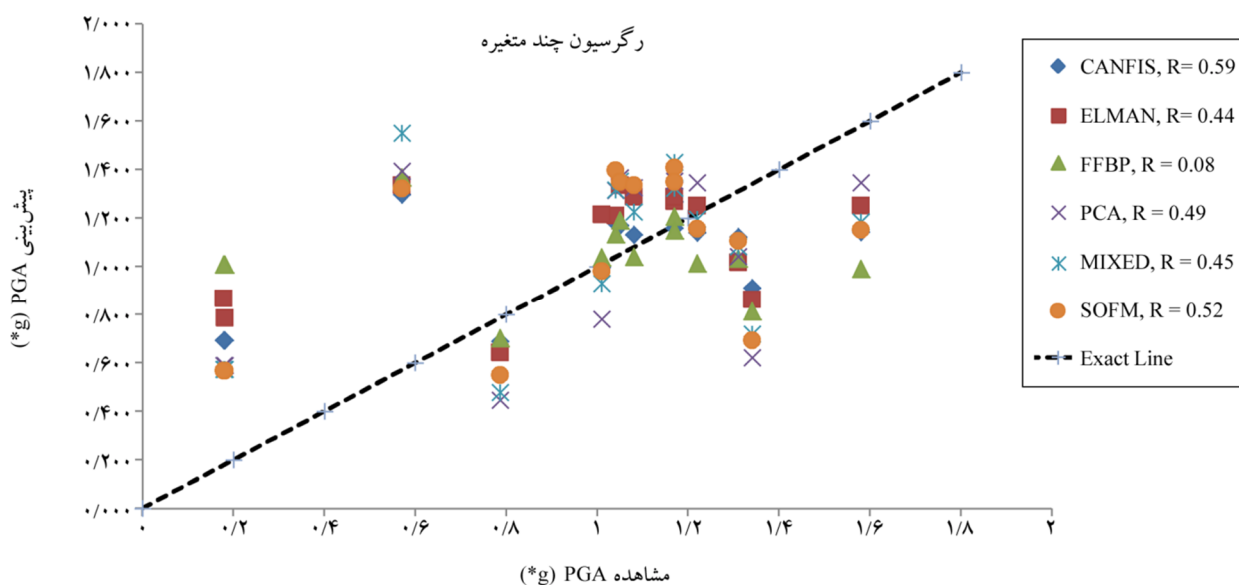
شکل (۱۵): شبکه‌ی المان- جردن طراحی شده توسط آموزش شبکه‌های عصبی

شبکه با خروجی واقعی مقایسه شده است. در شکل (۲۰)، شبکه‌ی تأخیر زمانی به همراه شبکه‌ی عصبی-فازی، بهترین خروجی را نمایش داده‌اند. شبکه‌ی تأخیر زمانی، جزو شبکه‌های عصبی پویای پس‌خوردی (از نوع پاسخ ضربه‌ی نامتناهی یا رگرسیون خودکار غیرخطی) می‌باشد. شبکه‌ی آرپی‌اف (شعاع مبنا) نیز یک نوع شبکه‌ی آماری است (مثل رگرسیون تعمیم یافته و شبکه‌ی احتمالی) که تعداد نرون‌های لایه مخفی مساوی تعداد ورودی‌هاست و در هر تکرار آموزشی یک نرون به شبکه اضافه می‌شود؛ بنابراین در لایه مخفی، نرون‌های زیادی وجود دارد. با آموزش دقیق این شبکه، می‌توان به خطای صفر نیز دست یافت. فرآیند افزایش نرون‌ها، فقط در دو حالت متوقف می‌شود: ۱- مقدار خطای نهایی کمتر از مقدار خطای مشخص شده (goal) باشد؛ ۲- تعداد نرون‌ها به حداکثر تعداد تعیین شده رسیده باشند. در توابع شعاع مبنا فقط خروجی صفر و یک وجود دارد، بدین معنا که اگر خروجی نرونی یک شود (ورودی باید صفر باشد)، آن نرون در رقابت با سایر نرون‌ها برنده می‌شود. در شکل (۱۷) شبکه‌ی نگاهت خودسازمان (SOFM) نیز ضریب همبستگی (۰/۵۲) را نشان می‌دهد که در مقایسه با شبکه‌های دیگر خوب است. این شبکه نیز از الگوریتم‌های رقابتی (تابع محرک رقابتی) در خروجی استفاده می‌کند.

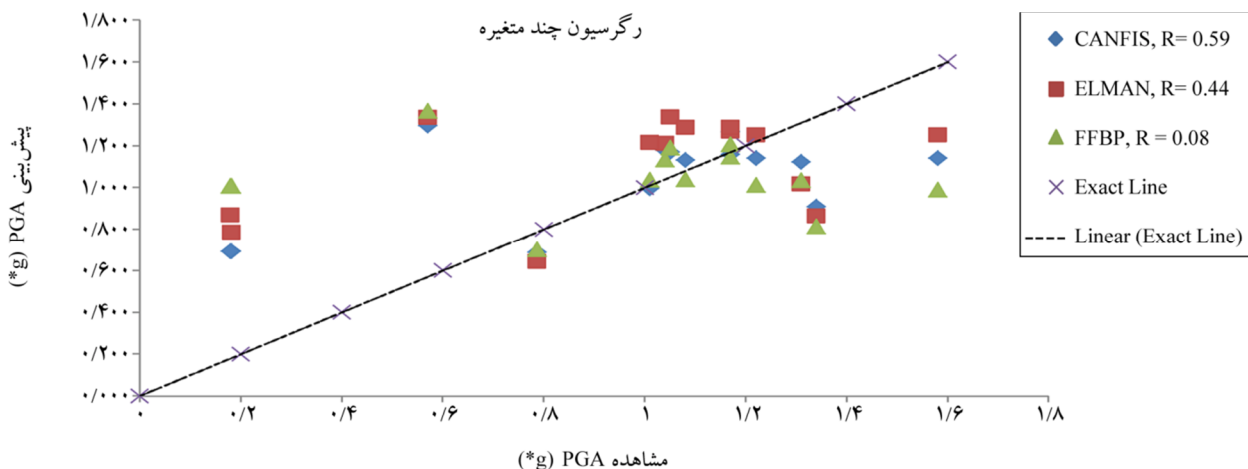
جدول (۵): نتایج خروجی آزمایش حاصل شده و مقایسه‌ی آن با خروجی واقعی شبکه‌ی المان- جردن نشان می‌دهد که تا چه حدی خروجی آزمایش به خروجی‌های هدف نزدیک شده است.

Test Out	Target	SC	FM	RD	Mw
۱/۲۵	۱/۲۲	۱	۲	۱/۸۱	۶/۶
۱/۲۵	۱/۵۸	۱	۲	۷/۰۱	۶/۷
۰/۶۴	۰/۷۸	۵	۴	۰/۹	۷/۴
۰/۷۸	۰/۱۸	۵	۴	۰/۷۵	۶/۱
۰/۸۶	۰/۵۷	۵	۴	۰/۷۴	۶/۱
۱/۳۳	۱/۰۴	۵	۱	۱۷	۵/۲
۱/۲۱	۱/۱۷	۴	۲	۴/۳۲	۶/۲
۱/۲۷	۱/۳۱	۴	۱	۰/۳	۶/۱۰
۱/۰۱	۱/۰۱	۵	۲	۰/۷۸	۶/۶
۱/۲۱	۱/۰۵	۴	۵	۵۱/۷	۶/۷
۱/۳۳	۱/۱۷	۳	۲	۹/۲۵	۵/۸
۱/۲۸	۱/۰۸	۳	۲	۱/۴۸	۶/۱۰
۱/۲۸	۱/۳۴	۳	۲	۱۸/۲	۶/۸
۰/۸۶	۰/۳۰	۵	۲	۰/۸۵	۷/۴

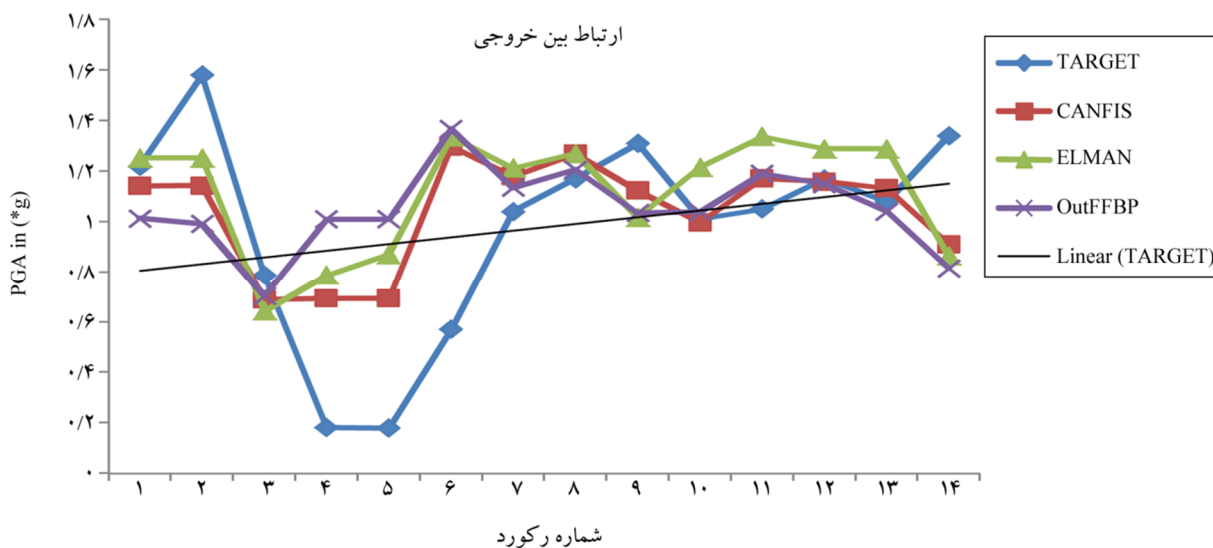
برای برآورد حداکثر شتاب جنبش نیرومند زمین در یک منطقه، شبکه‌ی سی‌آنفیس است. نتایج رگرسیون و خروجی آزمایش شبکه‌های عصبی، در شکل‌های (۱۷)، (۱۸) و (۲۰) با یکدیگر مقایسه شده است. جدول (۵) در شکل (۱۹)، خروجی‌های سه



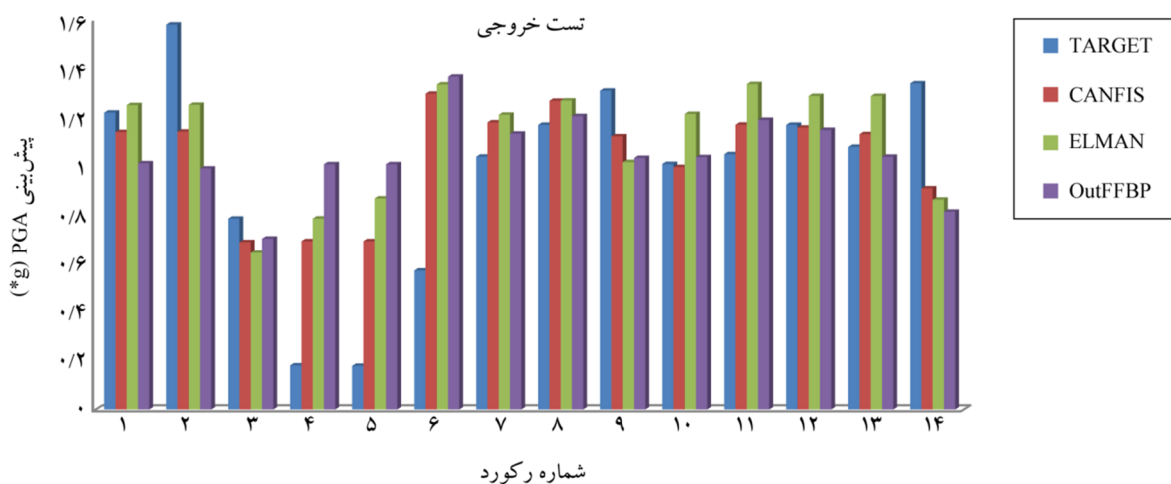
شکل (۱۷): مقایسه‌ی رگرسیون نسبی آزمایش به دست آمده، برای شش شبکه‌ی عصبی نشان می‌دهد که شبکه‌ی سی‌آنفیس دارای بهترین ضریب همبستگی و شبکه‌ی پیشخور عمومی دارای بدترین ضریب همبستگی می‌باشند؛ بنابراین شبکه‌ی سی‌آنفیس، بهترین شبکه برای برآورد (آزمایش) بیشینه شتاب زمین زلزله‌هایی است که در آینده رخ خواهند داد.



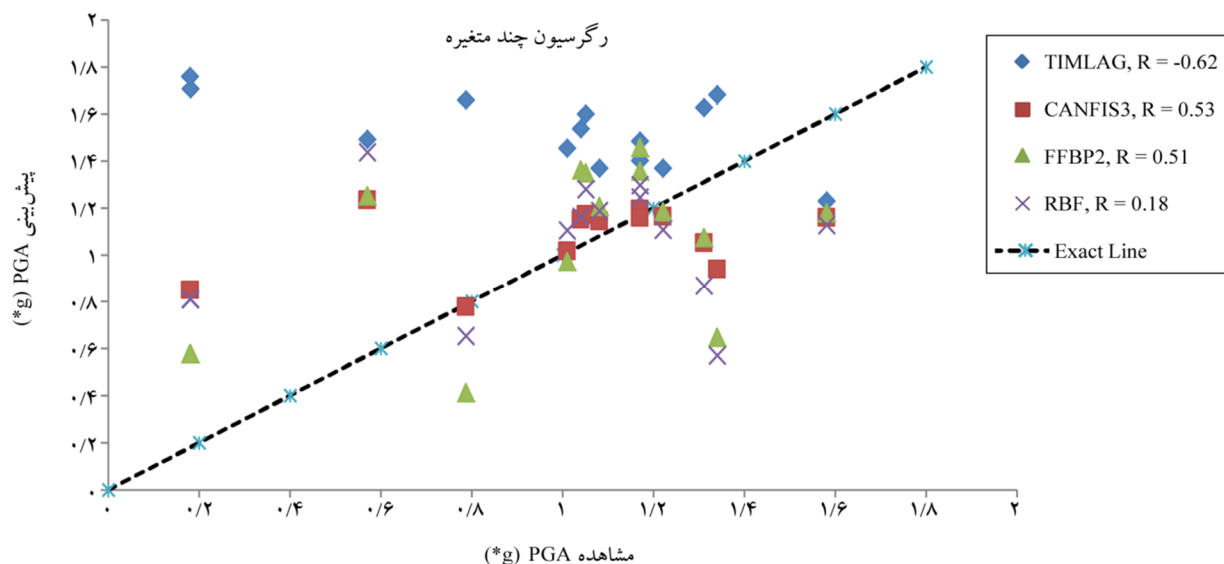
شکل (۱۸): مقایسه‌ی رگرسیون نسبی آزمایش حاصل شده برای شبکه‌های تحقیق حاضر، نشان می‌دهد که شبکه‌ی عصبی - فازی بهترین ضریب همبستگی را نشان می‌دهد.



شکل (۱۹-الف): مقایسه‌ی خروجی‌های آزمایش سه شبکه با خروجی واقعی، بر روی یک نمودار نشان می‌دهد که خروجی‌های سه شبکه، همبستگی خوبی را نمایش می‌دهند.



شکل (۱۹-ب): مقایسه‌ی خروجی‌های آزمایش سه شبکه با خروجی واقعی، بر روی یک نمودار نشان می‌دهد که، خروجی‌های سه شبکه، همبستگی خوبی با یکدیگر داشته‌اند و همچنین همبستگی نسبتاً خوبی با خروجی اصلی را نشان می‌دهند.



شکل (۲۰): مقایسه‌ی رگرسیون نسبی آزمایش به دست آمده برای چهار شبکه‌ی عصبی نشان می‌دهد که شبکه‌ی تأخیر زمانی برگشتی (تناوبی)، دارای بهترین ضریب همبستگی و شبکه‌ی تابع پایه شعاعی دارای بدترین ضریب همبستگی می‌باشند؛ بنابراین شبکه‌های عصبی - فازی و تأخیر زمانی، شبکه‌ی عصبی مناسبی برای برآورد بیشینه شتاب و بزرگی زلزله‌هایی است که در آینده رخ خواهند داد.

خروجی آزمایش شبکه‌ی پیشخور پس انتشار خطا برای زلزله‌ی هونشوی ژاپن، برابر $1/52$ g است، در صورتی که خروجی واقعی ثبت شده توسط ایستگاه‌ها، برابر $1/88$ g است. همچنین برای آموزش شبکه‌ی عصبی - فازی هم‌فعال، از الگوریتم پس انتشار خطای پیشرفته‌ی نوع هیبریدی استفاده شده است. در این الگوریتم، انرژی خطا با برآورد حداقل میانگین مربعات خطا، حاصل می‌شود (رابطه ۴). در شبکه‌ی عصبی - فازی هم‌فعال (سی‌ان‌فیس)، چون قواعد منطق فازی با الگوریتم‌های عصبی ترکیب می‌شوند، یک شبکه‌ی نیرومند با انعطاف‌پذیری بالا حاصل می‌شود؛ بنابراین، نتایج مقایسات نشان می‌دهد که شبکه‌ی عصبی - فازی هم‌فعال، دارای کمترین خطا و بیشترین ضریب همبستگی، نسبت به دو شبکه‌ی دیگر است و می‌تواند به‌عنوان شبکه‌ی عصبی مناسب، برای برآورد بیشینه شتاب جنبش نیرومند زمین در یک منطقه و در زلزله‌های آینده استفاده شود.

مراجع

1. Gullo, H. and Ercelebi, E. (2007) A neural network approach for attenuation relationships. *Engineering Geology*, **93**, 65-81.
2. Kreh, T. and Chaw, D. (2002) Neural network

نگاشت‌های ویژه یاد می‌گیرند تا بردارهای ورودی را به‌صورت دسته‌هایی از فضای ورودی طبقه‌بندی کنند. در واقع این شبکه‌ها علاوه بر توزیع بردارهای ورودی، توپولوژی آنها را نیز یاد می‌گیرند. این شبکه‌ها توانایی یادگیری و تشخیص نظام‌ها و همبستگی‌ها در ورودی‌ها را دارا بوده و می‌توانند با ورودی‌ها انطباق یابند. همچنین این شبکه، زیر کلاس‌های ورودی با S^1 عنصر را بر روی کلاس‌های خروجی با S^2 عنصر می‌نگارد ($S^1 > S^2$).

۴- نتیجه‌گیری کلی

در این تحقیق، برای پیش‌بینی بیشینه شتاب جنبش نیرومند زمین در یک منطقه، از آموزش شبکه‌های عصبی سی‌ان‌فیس، المان و پیشخور استفاده شده است و نتایج آزمون و آزمایش حاصل شده برای شبکه‌ها با هم مقایسه شده است. همچنین، از ۶۰ رکورد زلزله‌های مناطق مختلف جهان (پیوست ۱)، به‌عنوان رکوردهای ورودی - خروجی استفاده شده است. برای آموزش شبکه‌ی پیشخور پس انتشار خطا، از الگوریتم‌های گرادینان کاهش‌ی و لونبرگ مارکوارت استفاده شده است. نتایج پیش‌گویی بیشینه شتاب زمین که با شبکه‌ی پیشخور پس انتشار خطا در متلب حاصل شده است، به‌مراتب بهتر از شبکه‌ی پیشخور عمومی است. مقدار

13. Jang, J.S.R., Sun, C.T., and Mizutani, E. (1997) *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. NJ, Prentice-Hall.
14. Haykin, S. (1999) *Neural Networks, a Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, USA, 2nd Edition.
15. Altun, S., Guktepe, A.B., Ansal, A.M., and Kguner, C.A. (2009) Simulation of torsional shear test results with neuro-fuzzy control system. *Soil Dynamic and Earthquake Engineering*, **29**, 253-260.
16. Jang, J.S.R and Sun, C.T. (1995) Neuro-Fuzzy modeling and control. *Proc. IEEE*, **83**(3), 378-405.
17. Tsukamoto, Y. (1979) 'An approach to reasoning method'. In: *Advances in Fuzzy Set Theory and Application*, Gupta, M., Ragade, R.K., Yager, R.R. (Eds.), 137-149.
18. Rumelhart, D.E. and McClelland, J.L. (1986) *Parallel Distributed Processing*. Vol I, II, MIT, Cambridge.
19. Krose, B. and Smagt, P.V. (1996) *An Introduction to Neural Network*. University of Amsterdam, 47-50.
20. Jordan, M.I. (1986) Attractor Dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine. *Proceeding of the 8th Annual Conference of the Cognitive Science Society*, 531-546.
21. Elman, J.L. (1990) Finding structure in time. *Cognitive Science*, **14**, 179-211.
3. Strasser, F.O., Bommer, J.J., and Abrahamson, N.A. (2008) Truncation of the distribution of ground motion residuals. *Journal of Seismology*, **12**(1), 79-105.
4. Strasser, F.O. and Bommer, J.J. (2009) Large-amplitude ground-motion recordings and their interpretations. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, **29**, 1305-1329.
5. Moradzadeh, A. and Bakhshi, E. (2006) Simulation of photoelectric log in oil-bearing formation using artificial neural network. *Journal of Earth and Space Physic*, **32**, 1-20 (in Persian).
6. Cartalopus, S.V. (2003) *Fuzzy Logic and Neural Networks, Applications and Concepts*.
7. Gunaydin, K. and Gunaydin, A. (2008) Peak ground acceleration prediction by artificial neural network for northwestern Turkey. *Mathematical Problems in Engineering*.
8. Kia, S.M. (2011) *Neural Networks in Matlab*. Qian Academic Publishing, 408 pages.
9. McGarr, A., Green, R.W.E., and Spottiswood, S.M. (1981) Strong ground motion mine tremors: some implications for near-source ground motion parameters. *Bulletin of the Seismological Society of America*, **71**(1), 295-319.
10. Shakal, A.F., Haddadi, H.R., Graizer, V., Lin, K., and Huang, M. (2006) Some key features of the strong motion data from the M 6.0 Parkfield, California, earthquake of 28 September 2004. *Bulletin of the Seismological Society of America*, **96**(4B), S90-S118.
11. Shing, J. and Jang, R. (1993) ANFIS: adaptive network based fuzzy inference systems. *IEEE Transactions on Systems*, **23**(3).
12. Werbos, P. J. (1974) *Beyond Regression, New Tools for Prediction and Analyses in the Behavioral Sciences*. Ph.D. Thesis, Harvard University.

اصطلاحات فنی

Maximum Peak Ground Acceleration	۱- بیشینه شتاب جنبش نیرومند زمین
Moment Magnitude	۲- بزرگی ممان زلزله
General Feed-Forward Neural Network	۳- شبکه پیشخور پس انتشار خطا
Ranking of Sites	۴- رده‌بندی ساختگاه
Elman-Jordan Neural Network	۵- شبکه‌ی المان- جردن
Supervised	۶- نظارت شده
Unsupervised	۷- غیرنظارتی

پیوست (۱)

مکان زلزله	ورودی‌ها	سال وقوع	بزرگی ممان	شعاع کانون زلزله	مکانیسم گسل	رده‌بندی ساختگاه	خروجی واقعی
سانفرناندو		۱۹۷۱	۶/۶	۱/۸۱	۲	۱	۱/۲۲
بم		۲۰۰۳	۶/۶	۱/۵	۱	۳	۱/۰۱
گازلی		۱۹۷۶	۶/۸	۵/۴۶	۲	۳	۱/۳۶
اردل		۱۹۷۷	۶	۹	۳	۲	۱/۰۳
امپریال		۱۹۷۹	۶/۵	۱/۳۵	۱	۴	۱/۷۴
کولینک آس		۱۹۸۳	۵/۸	۹/۲۵	۲	۳	۱/۱۷
ناهانی		۱۹۸۵	۶/۸	۹/۶	۲	۳	۱/۳۴
سرو پرتو		۱۹۸۷	۵/۵	۲	۵	۳	۱/۴۵
کیپ مندوسینو		۱۹۹۲	۷	۶/۹۶	۲	۳	۱/۸۸
نورث ریج		۱۹۹۴	۶/۷	۷	۲	۱	۱/۵۸
چی چی		۱۹۹۹	۷/۶	۱۱/۲	۴	۳	۱/۰۱
میاهگی آکی		۲۰۰۵	۷/۱	۹	۱	۵	۱/۰۱
دازک آس		۱۹۹۹	۵/۲	۱۷	۱	۵	۱/۰۴
السالوادور		۲۰۰۱	۷/۷	۶۰	۳	۳	۱/۱۸
نورث ریج		۱۹۹۴	۶/۷	۱۵	۲	۴	۱/۷۸
چی چی		۱۹۹۹	۷/۶	۱/۸۴	۴	۳	۱
میاهگی		۲۰۰۳/۰۵	۷	۸۰	۲	۲	۱/۱۲
میاهگی		۲۰۰۳/۰۵	۷	۷۰/۹	۲	۴	۱/۰۶
میاهگی آکی		۲۰۰۳/۰۵	۷	۷۱	۲	۳	۱/۳
میاهگی اف اس		۲۰۰۳/۰۷	۵/۵	۱۰	۲	۵	۲/۰۴
میاهگی		۲۰۰۳/۰۷	۶/۱	۱۰	۲	۵	۱/۶۴
میاهگی (یاماتوتی)		۲۰۰۳/۰۷	۶/۱	۱۰	۲	۵	۱/۳
بم		۲۰۰۳/۱۲	۶/۶	۱/۵	۱	۳	۱/۰۱
پار کفیلد (زون ۱۱)		۲۰۰۴/۹	۶	۱/۵	۱	۳	۱/۱۴
پار کفیلد (زون ۱۴)		۲۰۰۴/۹	۶	۰/۳	۱	۴	۱/۳۱
پار کفیلد (زون ۱۶)		۲۰۰۴/۹	۶	۱/۸	۱	۴	۱/۳
نیگاتا (ایری هیروس)		۲۰۰۴/۱۰	۶/۶	۰/۷۸	۲	۵	۱/۰۱
نیگاتا (کاواگوچی)		۲۰۰۴/۱۰	۶/۶	۰/۵	۲	۵	۱/۷۱
نیگاتا (توکاماچی)		۲۰۰۴/۱۰	۶/۶	۴/۷۵	۲	۵	۱/۱۸
نیگاتا (یاماگوشی)		۲۰۰۴/۱۰	۶/۶	۰/۵۱	۲	۵	۱/۰۸
نیگاتا		۲۰۰۴/۱۰	۶/۲	۴/۳۲	۲	۴	۱/۱۷
نیگاتا (۰۲۱)		۲۰۰۴/۱۰	۶/۵	۵/۱۵	۲	۳	۱/۷۵
نیگاتا آز		۲۰۰۴/۱۰	۶/۳	۰/۵	۲	۵	۲/۰۸
کوشیرو آکی		۲۰۰۴/۱۲	۵/۷	۱۲/۸	۲	۳	۱/۱۵
میاهگی آکی (آرایه ۲)		۲۰۰۵/۰۸	۷/۲	۴۹/۸	۲	۵	۱/۳۹
میاهگی آکی (آرایه ۴)		۲۰۰۵/۰۸	۷/۱	۴۹	۲	۵	۱/۰۱

ادامه پیوست ۱

مکان زلزله	ورودی‌ها	سال وقوع	بزرگی ممان	شعاع کانون زلزله	مکانیسم گسل	رده‌بندی ساختگاه	خروجی واقعی
میاگی آکی (آرایه ۵)	۲۰۰۵/۰۸	۷/۲	۴۹/۸	۲	۵	۱/۳۸	
میاگی آکی (آرایه ۶)	۲۰۰۵/۰۸	۷/۲	۴۹/۷	۲	۵	۱/۱۲	
کیولوبای	۲۰۰۶/۱۰	۶/۷	۵۱/۷	۵	۴	۱/۰۵	
ایواتا میاگی	۲۰۰۸/۰۶	۶/۸	۱۸/۲	۲	۳	۱/۳۴	
ایواتا میاگی (۲۵)	۲۰۰۸/۰۶	۶/۵	۵/۸۱	۲	۳	۱/۰۶	
ایواتا میاگی (۲۶)	۲۰۰۸/۰۶	۶	۱/۴۸	۲	۳	۱/۰۸	
منجیل	۱۹۹۰/۰۶	۷/۴۶	۰/۶۸	۲	۵	۰/۱۶۵	
منجیل		۷/۴۶	۰/۷	۲	۵	-۰/۷۸	
منجیل		۷/۴۶	۰/۷۲	۲	۵	۰/۵۳	
منجیل (رود شور)		۷/۴۶	۰/۷۵	۲	۵	۰/۳۵	
منجیل (اشتهارد)		۷/۴۶	۰/۸	۲	۵	۰/۴۳	
منجیل		۷/۴۶	۰/۸۵	۲	۵	۰/۱۶	
منجیل		۷/۴۶	۰/۹	۴	۵	۰/۲۳	
سرعین	۱۹۹۰/۰۲	۶/۱	۰/۷۲	۲	۵	-۱/۷۱	
سرعین		۶/۱	۰/۱۷	۴	۵	۰/۵۷	
سرعین (هل آباد)		۶/۱	۰/۷۴	۴	۵	۰/۲۱	
سرعین (نیارک)		۶/۱	۰/۷۵	۴	۵	-۰/۱۸	
سرعین		۶/۱	۰/۷۶	۴	۵	-۰/۱۹	
سرعین		۶/۱	۰/۷۸	۴	۵	-۰/۲۴	
تهران و ری	نامشخص	۷	۰/۷۴	۲	۵	-۰/۷۳	
تهران		۷	۰/۷۵	۲	۵	۰/۷۴	
تهران و ری	نامشخص	۷	۰/۷۶	۴	۵	-۰/۵۸	
تهران		۷	۰/۷۸	۴	۵	۰/۱۱	

Estimating Values of the Maximum Peak Ground Acceleration of a Strong Motion by Three Models of Artificial Neural Networks

Ali Nasrollahnejad¹, Mosafa Allamehzadeh^{2*}, and Gholam Javan Doloei³

1. Ph.D. Student, International Institute of Earthquake Engineering and Seismology (IIEES), Tehran, Iran
2. Assistant Professor, International Institute of Earthquake Engineering and Seismology (IIEES), Tehran, Iran,
*Corresponding Author, email: mallam@iiees.ac.ir
3. Assistant Professor, International Institute of Earthquake Engineering and Seismology (IIEES), Tehran, Iran

Peak ground acceleration is one of the most important factors that needs to be investigated in order to predict the devastation potential resulting from earthquakes in reconstruction sites. Besides, the maximum level of shaking control is subjected criteria that can be worth considering. In this research, a training algorithm based on gradient descent and Levenberg-Marquart (Train LM) were developed and employed by using strong ground motion records. The Artificial Neural Networks (ANN) algorithm indicated that the fitting between the predicted PGA values by the networks and the observed PGA values were able to yield high correlation coefficients of 0.78 for PGA.

From a deterministic point of view, the determination of the strongest level of shaking that is expected at a site has long been a significant consideration in earthquake engineering. Besides, knowledge of the maximum physically possible ground motions allows a meaningful truncation of the distribution of ground motion residuals, and as a result, leads to falling of the values computed in probabilistic seismic hazard analysis (Strasser and Bommer, 2009).

The peak ground acceleration parameter is often estimated by the attenuation of relationships and by using regression analysis. PGA is one of the most important parameters, often analyzed in studies related to damages caused by earthquakes (Gullo and Ercelebi, 2007). It is mostly estimated by the attenuation of equations and is developed by a regression analysis of powerful motion data.

Kerh and Chaw (2002) used software calculation techniques to remove the lack of certainties in declining relations. They used the mixed gradient training algorithm of Fletcher-Reeves' back propagation error (Fletcher and Reeves, 1964). They applied three neural network models with different inputs including epicentric distance, focal depth and magnitude of the earthquakes. These records were trained and then the output results were compared with available nonlinear regression analysis.

In this article, to estimate strong ground motion acceleration component in an area, four artificial neural networks with different algorithms were used, including General Regression Neural Network (GRNN), Nonlinear Auto Regression neural network (NARX), Feed-Forward Back-Propagation error (FFBP) and General Feed-Forward Neural Network (GFFNN). Input vectors of neural networks include four parameters, which have key effects in occurrence of an earthquake in an area. The parameters include magnitude of moment, rupture distance of earthquake center, mechanism of faults, and ranking of site. Output vector has only one component: maximum peak ground acceleration for an earthquake in an area is used as a target output.

After different tests, GRNN network has maximum output correlation coefficient (0.87) and General Feed-forward Back-Propagation error neural network (FFBP) has the least (0.41). Besides, GRNN network had the least mean square error (0/014), and Back-Propagation network had 0.125. In this research, GRNN neural network is the best neural network, which can estimate possible peak acceleration more than 1g in an area.

Artificial neural networks are a set of non-linear optimizer methods which do not need certain mathematical models in order to solve problems. In regression analysis, PGA is calculated as a function of earthquake magnitude, distance from the source of the earthquake to the site under study, local condition of the site and other characteristics that are linked to the earthquake source such as slipper length and reverse, normal or wave propagation. In non-linear regression methods, non-linear relations that exist between input and output parameters are expressed as estimations, through statistical calculations within a specified relationship (Douglas, 2003).

Keywords: Maximum Peak Ground Acceleration; Moment Magnitude; General Feed-Forward Neural Network; Ranking of Sites; Elman-Jordan Neural Network