

یادداشت پژوهشی

چکیده

به منظور برآورد خطر لرزه‌ای یک ساختمان مشخص، طبقه‌بندی آن ساختمان از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. از سوی دیگر به منظور تفسیر و تحلیل داده‌های ثبت شده از حرکت زمین در مناطق مختلف جهان، شناخت شرایط ساختمان در ایستگاه‌های لرزه‌نگاری ضروری می‌باشد. در برخی از کشورها از جمله ایران اطلاعات کافی از وضعیت ژئوتکنیکی و زمین‌شناسی در بسیاری از ایستگاه‌های لرزه‌نگاری وجود ندارد. از این رو شرایط ساختمان در این مناطق در دسترس نمی‌باشد. این پژوهش به رویکردی جدید و کارآمد در طبقه‌بندی ساختمان بر اساس داده‌های ثبت شده از شبکه لرزه‌نگاری و با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی و به کارگیری مجموعه‌ی مرجع از منحنی‌های نسبت طیفی ۵ درصد میرا شده مؤلفه افقی به عمودی (H/V) برای چهار نوع ساختمان می‌پردازد. این مجموعه‌ی مرجع که شامل چهار منحنی H/V برای چهار نوع ساختمان مختلف با نام‌های سنگ، خاک متراکم، خاک متوسط و خاک نرم و با طبقه‌بندی I، II، III و IV می‌باشد، از مطالعه ژائو و همکاران [۱] انتخاب شده است. در این پژوهش از دو نوع تابع شعاعی پایه (RBF) با نام‌های «شبکه عصبی احتمالی (PNN)» و «شبکه عصبی رگرسیون عمومی (GRNN)» و همچنین «شبکه عصبی کانولوشنی (CNN)» استفاده شده است. با توجه به نتایج به دست آمده مشاهده می‌شود که شبکه‌های PNN، GRNN و CNN در پیش‌بینی درست شرایط ساختمان با استفاده از داده‌های زلزله در بهترین حالت به ترتیب در ۷۳، ۷۱ و ۸۱ درصد ایستگاه‌ها موفق عمل کرده‌اند.

واژگان کلیدی: اثر ساختمان، شبکه عصبی، پردازش تصویر، طبقه‌بندی ساختمان.

طبقه‌بندی ساختمان به کمک پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی و بر اساس طیف‌های پاسخ H/V

محمد منوچهری کیان

دانشجوی کارشناسی ارشد ژئوتکنیک، دانشگاه بجنورد، بجنورد، ایران

محمد خندان بکاولی (نویسنده مسئول)

استادیار، گروه عمران، دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه بجنورد،

بجنورد، ایران، m.khandanb@ub.ac.ir

۱- مقدمه

با توجه به میانگین سرعت موج برشی طبقه‌بندی نمود. وی با در نظر گرفتن شرایط محیطی ساختمان و با توجه به این طبقه‌بندی‌ها روشی گام‌به‌گام به منظور تخمین طیف طرح ساختمان ارائه کرد. روش بورچرت مبنای بسیاری از آیین‌نامه‌های طراحی ساختمان‌ها در برابر زلزله قرار گرفته است.

از جمله روش‌های متداول در اندازه‌گیری سرعت موج برشی، اندازه‌گیری‌های ژئوفیزیکی سطحی و درون‌چاهی هستند که در عین شناخته بودن با محدودیت‌هایی از جمله عمق قابل بررسی، هزینه سنگین و مشکل اجرا در محیط‌های شهری روبه‌رو هستند. از جمله روش‌های درون‌چاهی می‌توان به روش

اثرات ساختمانی نقش مهمی در خرابی‌های ناشی از زلزله ایفا کرده‌اند. از میان این زلزله‌ها می‌توان به زلزله‌های مکزیک (۱۹۸۵) [۲]، ارمنستان (۱۹۸۸) [۳]، لوماپریتا (۱۹۸۹) [۴]، وان (۲۰۱۱) [۵] اشاره نمود. به منظور ارزیابی و کاهش خطر زلزله، طراحی دقیق ساختمان‌ها با توجه به اثرات ساختمانی امری ضروری تلقی می‌شود. این اثرات که بستگی زیادی به شرایط محلی خاک دارند، به طور معمول با توجه به میانگین سرعت موج برشی تا عمق ۳۰ متری تعیین می‌شوند. این عمق مبنایی جهت محاسبات و ملاحظات ژئوتکنیکی است. بورچرت در سال ۱۹۹۴ [۶] زمین ساختمان‌ها را از نظر نوع سنگ و خاک و

پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی و با استفاده از نسبت طیف پاسخ مؤلفه افقی به قائم داده‌های زلزله، روشی نوین و کارآمد ارائه شود که قادر به پیش‌بینی شرایط ساختگاه با توجه به آموزش‌های قبلی باشد. از این روش می‌توان به‌منظور برآوردهای اولیه شرایط ساختگاه، هم در مسائل پژوهشی و هم در مسائل مهندسی استفاده نمود.

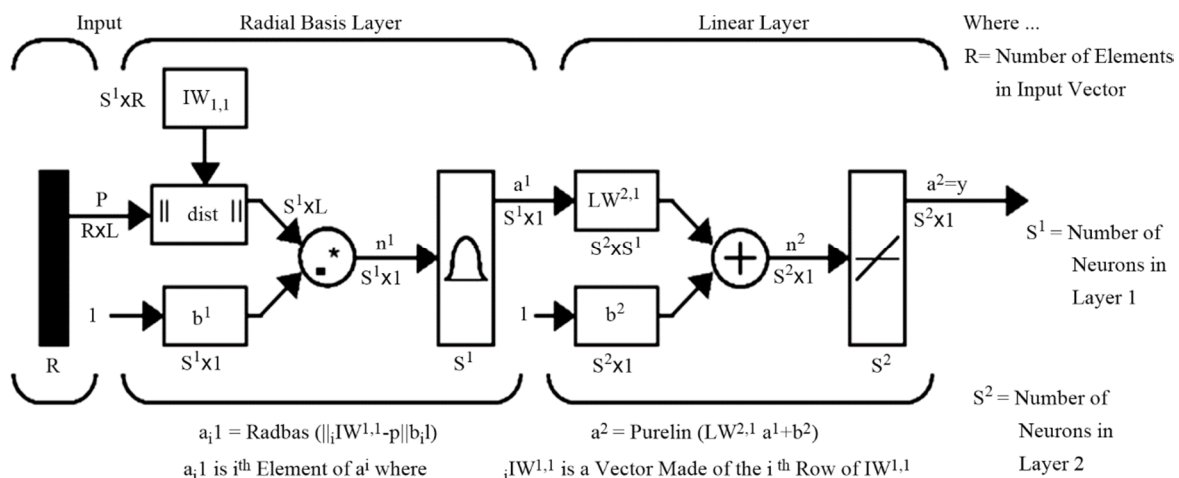
۲- شبکه‌های عصبی RBF

شبکه‌های RBF برای آموزش نیاز به تعداد نورون‌های زیادی دارند. عملکرد این شبکه‌ها در صورت استفاده از تعداد بردارهای آموزشی زیاد، به بهترین وجه انجام می‌شود. در این شبکه‌ها برخلاف شیوه‌ی رایج در شبکه‌های دیگر، به تمام فضای ورودی به‌طور یکسان پاسخ داده نمی‌شود. در اینجا ابتدا مرکز فضای ورودی محاسبه شده و سپس به ورودی‌هایی که به اندازه کافی به این مرکز نزدیک باشند پاسخ داده می‌شود. در نتیجه این شبکه‌ها به ورودی‌ها به صورت محلی پاسخ می‌دهند. شبکه‌های RBF دارای دو لایه هستند که لایه اول آنها از نوع پایه شعاعی بوده و لایه خروجی آنها نیز از نوع خطی است (شکل ۱). فرایند آموزش نیز در اینجا توسط روش‌های یادگیری رقابتی یا روش خوشه‌بازی k انجام می‌گیرد. پارامترهای شبکه در اینجا شامل دو پارامتر «عدد گسترش» و «عدد هدف» است. با تغییر این پارامترها، می‌توان عملکرد شبکه را بهبود بخشید.

بین چاهی، بالاچاهی، روش صوت‌نگاری، تعیین عدد آزمایش نفوذ استاندارد (SPT) و روش SCPT اشاره نمود. مهم‌ترین روش‌های سطحی نیز، روش انعکاسی و انکساری، روش تحلیل طیفی امواج سطحی، روش‌های مبتنی بر ثبت آرایه‌ای امواج مایکروترمور و روش‌های مبتنی بر طیف H/V امواج مایکروترمور می‌باشد.

روش‌های متعددی برای تخمین نوع ساختگاه از نظر نوع سنگ و خاک وجود دارد. یکی از ابتدایی‌ترین روش‌ها، روش نسبت طیفی استاندارد (SSR) می‌باشد [۷]. اساس کار این روش مقایسه طیف پاسخ زلزله در یک ساختگاه نامشخص با طیف پاسخ یک ساختگاه سنگی مرجع در نزدیکی آن ساختگاه می‌باشد. با این حال روش مبتنی بر نسبت طیفی مؤلفه افقی به قائم بسیار متداول‌تر می‌باشد. محققان بسیاری برای تخمین پاسخ ساختگاه از این روش استفاده نموده‌اند. به‌عنوان نمونه ناکامورا در سال ۱۹۸۹ [۸] با استفاده از نسبت طیفی مؤلفه افقی به قائم داده‌های مایکروترمور، روشی به‌منظور طبقه‌بندی ساختگاه ارائه نمود. همچنین در این زمینه می‌توان به روش تابع گیرنده^۱ که از نسبت طیف فوریه مؤلفه افقی به قائم داده‌های زلزله استفاده می‌کند، اشاره نمود [۹]. فیلد و ژاکوب [۱۰] در سال ۱۹۹۵ نشان دادند که نسبت طیفی مؤلفه افقی به قائم داده‌های زلزله در پنجره موج برشی، می‌تواند معرف پاسخ ساختگاه باشد.

در این پژوهش سعی شده است با به کارگیری تکنیک‌های



شکل (۱): ساختار شبکه RBF [۱۱].

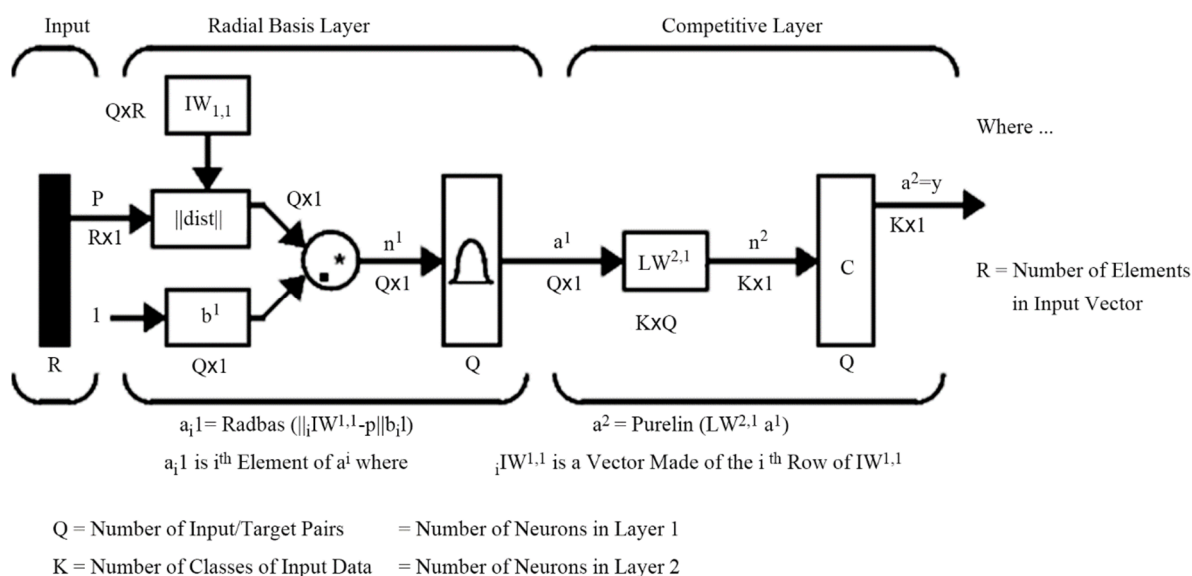
۲-۲- شبکه عصبی رگرسیون عمومی (GRNN)

شبکه‌های رگرسیون عمومی، شبکه‌هایی حافظه‌مبنا و با الگوی یادگیری با سرپرست می‌باشند که از لحاظ معماری در گروه شبکه‌های پیش‌خور دسته‌بندی می‌شوند. مبنای این شبکه‌ها تخمین توابع نگاشت ورودی/هدف بر اساس تئوری رگرسیون غیرخطی است. این شبکه‌ها نخستین بار توسط اسپچ [۱۲] در سال ۱۹۹۰ توسعه داده شدند. ساختار شبکه‌های GRNN بسیار شبیه به ساختار شبکه‌های RBF با اندکی تغییر است. ساختار این شبکه در شکل (۳) نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود شبکه‌های GRNN دارای ساختاری سه لایه است که ساختار و عملکرد لایه اول دقیقاً مشابه شبکه‌های RBF است. در این لایه ابتدا بردار فاصله میان بردار وزن و بردار ورودی به کمک یک ضرب اسکالر محاسبه می‌شود. سپس بردار حاصل در بردار بایاس ضرب گردیده و حاصل ضرب آن به‌عنوان بردار ورودی شبکه در نظر گرفته می‌شود. همچنین این لایه مانند شبکه RBF دارای پارامترهایی مانند پارامتر نرم‌کننده، نرخ یادگیری و مومنتوم می‌باشد. در بسیاری از کاربردهای شبکه GRNN برای حصول حداقل مقدار مربع خطا میان خروجی مطلوب و پاسخ شبکه، مقدار پارامتر نرم‌کننده ثابت است.

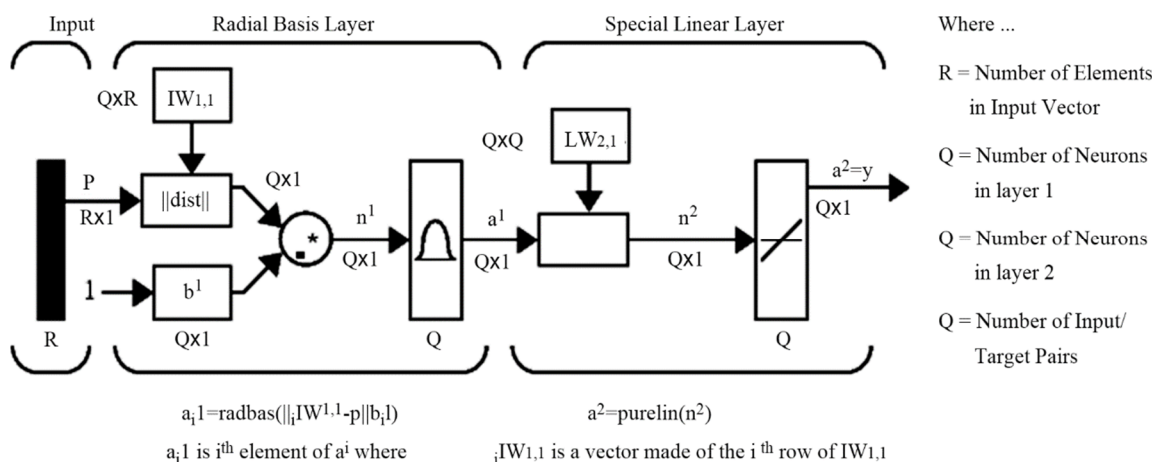
در این بخش پس از اعمال ورودی‌ها به شبکه، فاصله برداری بین بردارهای ورودی و بردارهای وزن محاسبه شده و مقادیر به‌دست آمده در مقادیر بایاس^۲ شبکه ضرب برداری می‌شوند. سپس این مقادیر توسط توابع مربوط، به تعداد ورودی‌ها نوروون ایجاد می‌کند و در نهایت توسط لایه خروجی، مقادیر خروجی شبکه به دست می‌آید [۱۱].

۲-۱- شبکه عصبی احتمالی (PNN)

این شبکه‌ها از انواع شبکه‌های شعاعی بوده و مبنای عملکرد آنها مشابه عملکرد شبکه‌های شعاعی است. این شبکه‌ها نیز از دو لایه تشکیل شده است؛ اما لایه دوم در این شبکه‌ها بر خلاف شبکه‌های پیشین، از نوع رقابتی بوده و باید خروجی‌های هدف در قالب بردارهای شاخص با مقادیر ۰ و ۱ به این شبکه‌ها وارد شوند. در این بخش پس از اعمال یک ورودی به شبکه، فاصله بین این ورودی و دیگر ورودی‌ها محاسبه شده و برداری تولید می‌شود که عناصر آن نشان‌دهنده‌ی میزان نزدیکی آن ورودی به مجموعه آموزشی است. به همین ترتیب برای دیگر ورودی‌ها نیز این عملیات تکرار می‌شود. در نهایت مجموع فواصل محاسبه شده، در قالب یک بردار احتمالی به لایه خروجی منتقل می‌شود که توسط توابع مربوط، مقادیر خروجی شبکه به دست می‌آید (شکل ۲) [۱۱].



شکل (۲): ساختار شبکه PNN [۱۱].



شکل (۳): ساختار شبکه GRNN [۱۱].

می شوند که باعث می گردد تا این نوع شبکه ذاتاً نسبت به انتقال ورودی حساس نباشد. این ویژگی نیز برای پردازش تصویر مفید می باشد. علاوه بر آن پیاده سازی این شبکه بر روی سخت افزار نیز انجام پذیر می باشد که امکان استفاده از آن را در کاربردهای بدون وقفه میسر می نماید. در حال حاضر از CNN در اموری نظیر پردازش حروف دست نویس و شناسایی و تشخیص چهره استفاده می شود [۱۵].

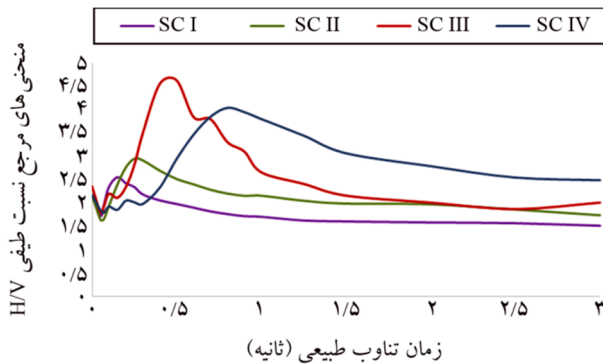
در طراحی شبکه CNN در این پژوهش از هشت لایه استفاده شده است. در لایه اول (لایه تصویر ورودی) ابعاد تصویر به شبکه معرفی می شود. در لایه دوم (لایه کانولوشنی) ابتدا ابعاد فیلتر برای تابع یادگیری و سپس تعداد فیلترها که در واقع تعداد نرون های متصل به یک ناحیه مشخص از تصویر می باشد، مشخص می شود. لایه سوم (لایه نرمال سازی دسته ای) وظیفه بهینه سازی فرآیند آموزش شبکه را بر عهده دارد. برای این منظور از تابع غیرخطی فعال سازی ReLU در لایه چهارم استفاده شده است. به منظور کاهش اندازه نقشه های ویژگی^۷ و پارامترهای شبکه، در لایه پنجم از Max Pooling استفاده شده است. در لایه ششم (لایه تماماً متصل) تمامی ویژگی هایی که توسط لایه های قبلی آموخته شده اند، با یکدیگر ترکیب می شوند تا الگوهای بزرگ تری از تصویر مشخص شود. در لایه هفتم هموار^۸ (لایه هفتم)، خروجی های لایه تماماً متصل هموار می شوند. در انتها در لایه طبقه بندی^۹، خروجی های احتمالی لایه پیشینه هموار برای هر کدام از ورودی ها، به یکی از کلاس های منحصر به فرد اختصاص می یابد.

در شبکه های GRNN اگر تعداد نرون های لایه ورودی را R در نظر بگیریم، تعداد نرون های لایه اول و لایه دوم مساوی و برابر با تعداد زوج های ورودی / هدف می باشد [۱۲].

۲-۳- شبکه عصبی کانولوشنی (CNN)

شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) ساختاری است که معمولاً برای یادگیری عمیق استفاده می شوند. در ساختار CNN سه تکنیک اصلی استفاده می شود که عبارتند از: اشتراک وزن ها، میدان های دریافت محلی و نمونه گیری مکانی کاهش [۱۳]. این شبکه تا حدی به مدل سیستم بینایی بیولوژیکی شبیه است که در آن داده خام به عنوان ورودی شبکه به آن اعمال می شود بدون این که نیاز به پردازش اولیه یا استخراج ویژگی داشته باشد. در واقع در CNN عمل استخراج ویژگی و مرحله شناسایی در یک ساختار مشترک انجام می شوند [۱۴].

در ساختار CNN برای اعمال مپینگ^۳ روی تصویر تمهیدی در نظر گرفته شده است که هر ارتباط عصبی تبدیل محلی یکسانی را به تمامی تبدیلات مکانی اعمال کنند. به طور محسوس افزایش یافته و باعث می شود تا قدرت تعمیم سیستم تقویت شود. این ویژگی کارایی خود را در زمینه پردازش تصویر نمایان می سازد که در آن معمولاً با این مشکل مواجه هستیم که بزرگ بودن ابعاد ورودی منجر به ایجاد یک مسئله ضعیف شده می شود [۱۴]. در ساختار یک CNN اوزان شبکه در روی آرایه های مکانی تکرار



شکل (۴): منحنی‌های مرجع نسبت طیفی H/V [۱].

۴- داده‌های ورودی

برای به کارگیری رویکرد ارائه شده در این پژوهش به منظور طبقه‌بندی ساختمان با استفاده از سه مدل شبکه عصبی به نام‌های PNN، GRNN و CNN، از داده‌های ۱۸۲ ایستگاه لرزه‌نگاری که شرایط ساختمان در آنها مشخص می‌باشد، استفاده شده است. هر کدام از این داده‌ها شامل سه مؤلفه از جنبش زمین با جهت‌های شرق-غرب (E-W)، شمال-جنوب (N-S) و بالا-پایین (U-D) می‌باشد. این داده‌ها از پایگاه داده Pacific Earthquake Engineering Research Center (PEER) استخراج شده‌اند (www.peer.berkeley.edu).

داده‌های ورودی همان طیف‌های H/V برای هر رخداد رکورد شده در هر یک از ۱۸۲ ایستگاه مورد استفاده در این پژوهش می‌باشند. برای آماده‌سازی داده‌های ورودی، پنج گام اساسی زیر برداشته شده است:

- محاسبه طیف پاسخ شبه شتاب ۵ درصد میرا شده برای هر سه مؤلفه از هر رکورد با استفاده از حل عددی انتگرال دوهمال [۱۸].

- محاسبه میانگین هندسی دو مؤلفه افقی طیف پاسخ

- محاسبه نسبت طیفی H/V بر اساس طیف پاسخ میانگین مؤلفه‌های افقی و طیف پاسخ مؤلفه قائم

- هموار کردن نمودار نسبت طیفی H/V با استفاده از تکنیک میانگین متحرک

- نرمالیزه کردن نمودارهای نسبت طیفی H/V

طیف‌های پاسخ شبه شتاب برای ۷۹۰ شتاب‌نگاشت و برای هر سه مؤلفه افقی و قائم (در مجموع ۲۳۷۰ شتاب‌نگاشت) و با در نظر

۳- طیف‌های مرجع H/V برای طبقه‌بندی ساختمان

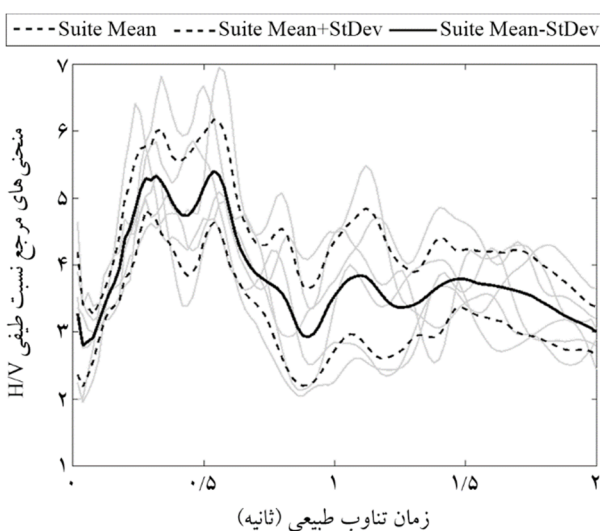
یک امر اساسی در مسائل طبقه‌بندی، معرفی متغیرهای مرجعی می‌باشد که از قبل شناخته شده باشند و بتوانند الگوهای مسئله را به خوبی توصیف کنند. در این پژوهش برای مقایسه طیف‌های H/V محاسبه شده، از طیف‌های H/V مطالعه ژائو و همکاران [۱] استفاده شده است. این مجموعه‌ی مرجع شامل چهار منحنی H/V برای چهار نوع ساختمان مختلف با نام‌های سنگ، خاک متراکم، خاک متوسط و خاک نرم و با طبقه‌بندی I، II، III و IV می‌باشد. در مطالعه ژائو و همکاران [۱] از داده‌های شبکه لرزه‌نگاری K-net و به منظور طبقه‌بندی ساختمان از دستورالعمل‌های مهندسی ژاپن استفاده شده است (جدول ۱) سرعت موج برشی در اکثر ایستگاه‌های شبکه لرزه‌نگاری K-net مشخص می‌باشد. لذا با توجه به دستورالعمل‌های مهندسی ژاپن، ساختمان هر ایستگاه با توجه به مقدار سرعت موج برشی، با شاخصی از ۱ تا ۴ طبقه‌بندی شده است. در مطالعه ژائو و همکاران [۱] با استفاده از داده‌های این شبکه لرزه‌نگاری و با محاسبه‌ی منحنی‌های نسبت طیفی H/V برای تمام داده‌ها و میانگیری این منحنی‌ها در ایستگاه‌ها با طبقه‌بندی یکسان، چهار منحنی نسبت طیفی H/V برای چهار نوع ساختمان مختلف ارائه شده است. نمودارهای این چهار طیف H/V مرجع در شکل (۴) نشان داده شده است.

زمان‌های تناوب طبیعی T_n در منحنی‌های H/V ارائه شده توسط ژائو و همکاران [۱] با منحنی‌های H/V محاسبه شده در این پژوهش متفاوت می‌باشد. از این رو این داده‌ها برای زمان‌های تناوب طبیعی ۰/۰۲ تا ۲ ثانیه با فواصل ۰/۰۲ ثانیه درون‌یابی شده‌اند.

جدول (۱): طبقه‌بندی ساختمان با استفاده از دستورالعمل مهندسی ژاپن (Japan Road Association, 1980, 1990) و طبقه‌های متناظر با NEHRP (BSSC, 2000) به صورت تقریبی [۱۶-۱۷].

NEHRP Class	Average Shear-Wave Velocity	Site Natural Period (sec)	Site Classes
A+B	$V_{30} > 600 \text{ m/sec}$	$T_G < 0.2 \text{ sec}$	SC I: (Rock/stiff soil)
C	$300 \text{ m/sec} < V_{30} = 600 \text{ m/sec}$	$0.2 \text{ sec} = T_G < 0.4 \text{ sec}$	SC II: (Hard soil)
D	$200 \text{ m/sec} < V_{30} = 300 \text{ m/sec}$	$0.4 \text{ sec} = T_G < 0.6 \text{ sec}$	SC III: (Medium soil)
E	$V_{30} = 200 \text{ m/sec}$	$T_G = 0.6 \text{ sec}$	SC IV: (Soft soil)

زلزله‌های ثبت شده در هر ایستگاه محاسبه و سپس میانگین‌گیری شده است. به عبارتی به جای استفاده از ۱۸۲ رکورد، از ۷۹۰ رکورد ثبت شده در ۱۸۲ ایستگاه مورد مطالعه استفاده شده است. در نهایت از این طیف‌های میانگین به عنوان داده ورودی در شبکه‌های عصبی استفاده شده است. در شکل (۵) نمونه‌ای از طیف‌های H/V به همراه میانگین آنها مربوط به ایستگاه CHY100 نشان داده شده است.



شکل (۵): طیف‌های H/V هموار شده مربوط به ایستگاه CHY100 به همراه میانگین آنها.

۴-۱- داده‌های ورودی شبکه‌های PNN و GRNN

عملکرد شبکه‌های PNN و GRNN به این صورت است که یک مجموعه عدد را به عنوان ورودی دریافت و با چند مجموعه عدد مرجع (فرض کنید چهار مجموعه عدد مرجع با شماره‌گذاری ۱، ۲، ۳ و ۴) مقایسه می‌کنند. سپس نتیجه مقایسه را به صورت یک عدد با توجه به شماره‌گذاری مجموعه اعداد مرجع گزارش می‌کنند. به عبارتی این شبکه‌ها، داده‌های ورودی را به صورت یک عدد بعدی دریافت می‌کنند. این در حالی است که در این پژوهش داده‌های ورودی که همان طیف‌های H/V هستند، شامل دو مجموعه عدد (دو بعدی) هستند. یک محور زمان‌های تناوب طبیعی (T_n) و محور دیگر مقادیر متناظر طیف H/V می‌باشد. برای رفع این مشکل، تمامی طیف‌های ورودی و طیف‌های مرجع برای زمان‌های تناوب طبیعی یکسان محاسبه شده‌اند. در

گرفتن زمان‌های تناوب طبیعی T_n مساوی ۰/۰۲ تا ۲ ثانیه (با فواصل ۰/۰۲ ثانیه) محاسبه شده است. با در اختیار داشتن طیف‌های پاسخ شبه شتاب، می‌توان طیف‌های H/V که به عنوان ورودی در شبکه‌های عصبی در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته است را محاسبه نمود. برای این منظور ابتدا میانگین هندسی مؤلفه‌های افقی محاسبه شده است. سپس طیف H/V بر اساس طیف پاسخ میانگین مؤلفه افقی (H) و طیف پاسخ مؤلفه قائم (V) برای هر رکورد محاسبه گردیده است. برای بهتر دیده شدن روند اصلی طیف از روش میانگین متحرک برای هموار کردن طیف H/V استفاده شده است.

یکی از گام‌های مهم برای آماده کردن داده‌های ورودی مورد نیاز در شبکه‌های عصبی طراحی شده، نرمالیزه کردن نمودارهای نسبت طیفی H/V می‌باشد. به دلیل اینکه تابع تبدیل سیگموئید در شبکه دارای حد بالا و پایین به ترتیب برابر با ۱ و ۰ می‌باشد، مقیاس کردن داده‌های ورودی در بازه ۰ تا ۱ می‌تواند تأثیر قابل توجهی در سرعت یادگیری شبکه عصبی داشته باشد. برای این منظور از دو روش استفاده شده است. در روش اول داده‌های هر طیف H/V بر مقدار بیشینه آن طیف تقسیم شده‌اند.

$$X_i^{\text{normalized}} = \frac{X_i^{\text{actual}}}{X_{\text{max}}} \quad (1)$$

که در این رابطه $X_i^{\text{normalized}}$ ، X_i^{actual} و X_{max} به ترتیب مقدار نرمالیزه شده، مقدار واقعی و مقدار ماکسیمم داده‌ها می‌باشند. در روش دوم داده‌های هر طیف H/V مطابق با رابطه زیر نرمالیزه شده‌اند.

$$X_i^{\text{normalized}} = \frac{X_i^{\text{actual}} - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}} \quad (2)$$

که در این رابطه X_{min} مقدار حداقل داده‌ها می‌باشد. برای محاسبه طیف‌های H/V از دو رویکرد استفاده شده است. رویکرد اول محاسبه طیف H/V هموار شده با روش میانگین متحرک مربوط به زلزله چی چی ۱۹۹۹ ($M_w = 7/6$) در هر ایستگاه و نرمالیزه کردن این طیف‌ها با دو روش شرح داده شده در این بخش می‌باشد. رویکرد دوم مشابه رویکرد اول است با این تفاوت که به جای استفاده از داده‌های مربوط به یک زلزله، طیف H/V برای تمام

بیشتر از ۲/۵ باشد، ساختمان‌ها مورد نظر خاک (S) و برای مقادیر کمتر از ۲/۵، سنگ (R) نام‌گذاری می‌شود. همچنین در مدل PNN خروجی‌های ۱ و ۲ معرف ساختمان‌های سنگ (R) و خروجی‌های ۳ و معرف ساختمان‌های خاک (S) می‌باشد. در رویکرد دوم طیف H/V برای تمامی زلزله‌های ثبت شده در هر یک از ۱۸۲ ایستگاه (۷۹۰ رکورد) محاسبه و سپس میانگین این طیف‌ها به‌عنوان ورودی در شبکه‌های PNN، GRNN و CNN استفاده گردیده است.

۵-۱-۱- استفاده از داده‌های زلزله چی چی ۱۹۹۹ ($M_w = 7/6$)
 پس از محاسبه طیف‌های H/V مرتبط با زلزله چی چی ۱۹۹۹ برای هر یک از ۱۸۲ ایستگاه مورد بررسی در این پژوهش، از دو روش برای نرمالیزه کردن این طیف‌ها استفاده شده است. در روش اول حداکثر مقدار طیف به ۱ تبدیل شده است. در واقع هر یک از مقادیر طیف بر بیشینه مقدار همان طیف تقسیم گردیده است. در روش دوم علاوه بر تبدیل کردن حداکثر مقدار طیف به ۱، حداقل مقدار نیز به صفر تبدیل شده است. در ادامه نتایج مربوط به هر یک از این روش‌ها ارائه خواهد شد.

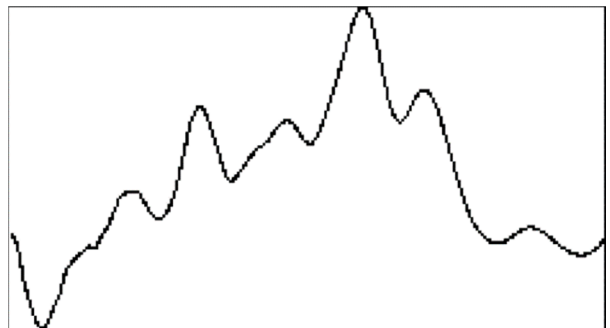
۵-۱-۱- روش اول نرمالیزه کردن

در این روش مقادیر طیف‌های H/V مرتبط با زلزله چی چی ۱۹۹۹ با استفاده از رابطه (۱) نرمالیزه شده‌اند و از این طیف‌های نرمالیزه شده به‌عنوان ورودی در شبکه‌های عصبی استفاده شده است. تمامی خروجی‌های شبکه‌های PNN، GRNN و CNN به تفکیک نام ایستگاه در جدول (۱) پیوست ارائه شده است. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد که با استفاده از این داده‌ها در شبکه‌های PNN، GRNN و CNN به ترتیب در ۶۱، ۵۹ و ۶۵ درصد ایستگاه‌ها، نوع ساختمان‌ها به درستی پیش‌بینی شده است. با توجه به این که دقت خروجی‌ها به حد مطلوبی نرسیده است، بایستی از روش‌های دیگری برای معرفی داده‌های ورودی به شبکه‌های عصبی استفاده گردد. در گام نخست روش دیگری برای نرمالیزه کردن استفاده شده است که در ادامه شرح داده خواهد شد.

واقع با این عمل محور T_n در نتایج تأثیرگذار نخواهد بود و می‌توان آن را حذف کرد.

۴-۲- داده‌های ورودی شبکه CNN

استفاده از پردازش تصویر این امکان را می‌دهد تا مشکل یک‌بعدی بودن شبکه‌های PNN و GRNN به‌طور کامل برطرف گردد. در واقع شبکه CNN با دریافت تصویر طیف‌های H/V به‌عنوان داده ورودی، اقدام به مقایسه آنها با تصویر طیف‌های مرجع می‌کند. برای ایجاد داده‌های ورودی شبکه CNN، تمامی تصاویر مربوط به طیف‌های H/V به صورت ۸ بیت و با ابعاد ۱۵۰ در ۳۰۰ پیکسل یکسان‌سازی شده‌اند. سپس تصاویر طیف‌های H/V مربوط به هر ایستگاه توسط CNN با تصاویر چهار طیف H/V مرجع مقایسه شده و طبقه‌بندی می‌شوند. نمونه‌ای از تصویر طیف H/V استفاده شده در شبکه CNN در شکل (۶) نشان داده شده است.



شکل (۶): طیف H/V مربوط به ایستگاه TAP024 استفاده شده در شبکه CNN (پردازش تصویر).

۵- صحت‌سنجی و مقایسه

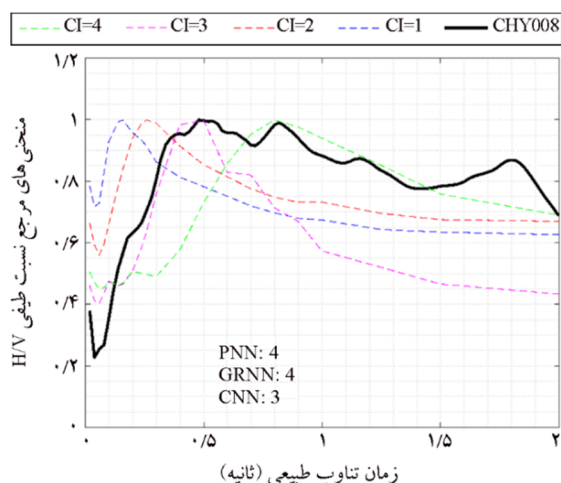
به‌منظور طبقه‌بندی ساختمان‌ها با استفاده از داده‌های زلزله، ابتدا طیف‌های H/V برای هر یک از ۱۸۲ ایستگاه مورد بررسی در این پژوهش با به کارگیری دو رویکرد متفاوت محاسبه شده‌اند. در رویکرد اول طیف‌های H/V برای زلزله چی چی ۱۹۹۹ ($M_w = 7/6$) محاسبه شده‌اند و این طیف‌ها به‌عنوان ورودی در شبکه‌های PNN، GRNN و CNN استفاده شده و با طیف‌های مرجع ارائه شده توسط ژائو و همکاران [۱] مقایسه گردیده‌اند. لازم به ذکر است که در مدل GRNN، چنانچه مقدار خروجی

۵-۱-۲- روش دوم نرمالیزه کردن

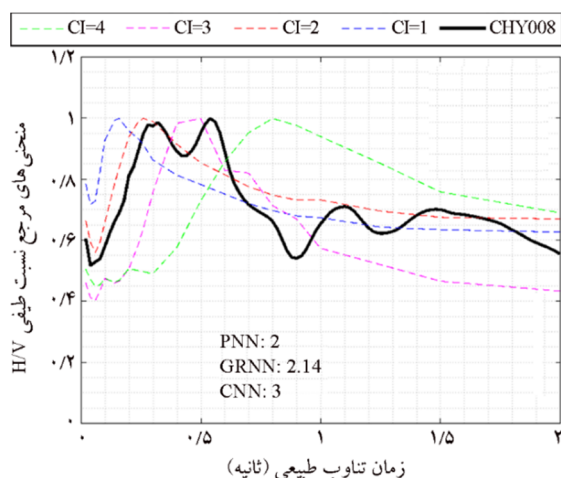
در این روش مقادیر طیف‌های H/V مرتبط با زلزله چی چی ۱۹۹۹ با استفاده از رابطه (۲) نرمالیزه شده‌اند و از این طیف‌های نرمالیزه شده به عنوان ورودی در شبکه‌های عصبی استفاده شده است. تمامی خروجی‌های شبکه‌های PNN، GRNN و CNN به تفکیک نام ایستگاه در جدول (۲) پیوست ارائه شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که با استفاده از این داده‌ها در شبکه‌های PNN، GRNN و CNN به ترتیب در ۶۷، ۶۶ و ۷۱ درصد ایستگاه‌ها، نوع ساختگاه به درستی پیش‌بینی شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، روش نرمالیزه کردن می‌تواند تأثیر قابل توجهی در نتایج داشته باشد. این موضوع می‌تواند به این دلیل باشد که خروجی تابع تبدیل سیگموئید در شبکه دارای حد بالا و پایین به ترتیب یک و صفر می‌باشد؛ بنابراین نرمالیزه کردن هم در سرعت یادگیری و هم در دقت خروجی‌ها تأثیرگذار خواهد بود.

۵-۲- استفاده از داده‌های میانگین

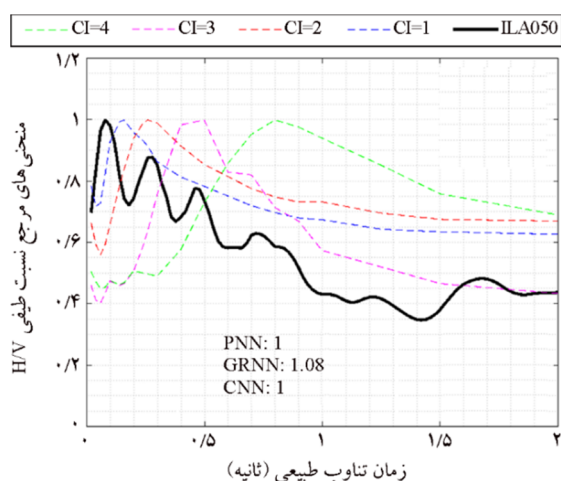
در این بخش نتایج مربوط به طیف‌های H/V میانگین ارائه می‌شود. همان‌طور که پیش از این شرح داده شد، طیف H/V برای تمامی داده‌های ثبت شده در هر یک از ۱۸۲ ایستگاه (۷۹۰ رکورد) محاسبه و سپس میانگین‌گیری شده است. این طیف میانگین به عنوان ورودی در شبکه‌های PNN، GRNN و CNN استفاده شده است. از آنجایی که در رویکرد قبل، روش نرمالیزه کردن تأثیر قابل توجهی در نتایج داشته است، در این رویکرد مقادیر طیف H/V صرفاً با استفاده از رابطه (۲) که نتایج بهتری ارائه کرده است، نرمالیزه شده‌اند. به عبارت دیگر در این رویکرد حد بالای مقادیر طیف H/V به مقدار یک و حد پایین به مقدار صفر تبدیل شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که با استفاده از این داده‌ها در شبکه‌های PNN، GRNN و CNN به ترتیب در ۷۳، ۷۱ و ۸۱ درصد ایستگاه‌ها، نوع ساختگاه به درستی پیش‌بینی شده است. جزئیات نتایج حاصل شده در جدول (۳) پیوست ارائه شده است. نمونه‌ای از طیف‌های نسبت مؤلفه افقی به عمودی در مقایسه با چهار طیف مرجع در شکل‌های (۷) تا (۹) نشان داده شده است.



شکل (۷): میانگین طیف H/V نرمالیزه مربوط به ایستگاه CHY008 در مقابل چهار طیف مرجع.



شکل (۸): میانگین طیف H/V نرمالیزه مربوط به ایستگاه CHY100 در مقابل چهار طیف مرجع.



شکل (۹): میانگین طیف H/V نرمالیزه مربوط به ایستگاه ILA050 در مقابل چهار طیف مرجع.

- 165, National Bureau of Standards, Washington, D.C.
3. Yegian, M.K., Ghahraman, V.G., and Gazetas, G. (1994) 1988 Armenia Earthquake. I: seismological, geotechnical, and structural overview. *Journal of Geotechnical Engineering*, **120**(1), 1-20.
 4. Seed, R., Dickenson, S.E., Riemer, M.F., Bray, J.D., Sitar, N., Mitchell, J.K., Idriss, I.M., Kayen, R.E., Kropp, A., Harder, L.F., and Power, M.S. (1990) Preliminary report on the principal geotechnical aspects of the October 17, 1989 Loma Prieta Earthquake. *Earthquake Engineering Research Center*, University of California, California.
 5. Taskin, B., Atila, S., Tugosal, U.M., and Erken, A. (2013) The aftermath of 2011 Van earthquakes: evaluation of strong motion, geotechnical and structural issues. *Bulletin of Earthquake Engineering*, **11**(1), 285-312.
 6. Borchardt, R.D. (1994) Estimates of site-dependent response spectra for design (methodology and justification). *Earthquake Engineering Research Institute*, **10**(4), 617-53.
 7. Borchardt, R.D. (1970) Effects of local geology on ground motion near San Francisco Bay. *Bulletin of the Seismological Society of America*, **60**(1), 29-61.
 8. Nakamura, Y. (1989) *A Method for Dynamic Characteristics Estimation of Subsurface Using Microtremor on the Ground Surface*. Quarterly Report of RTRI (Railway Technical Research Institute), Japan.
 9. Langston, C.A. (1979) Structure under Mount Rainier, Washington, inferred from teleseismic body waves. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, **84**(B9), 4749-4762.
 10. Field, E.H. and Jacob, K.H. (1995) A comparison and test of various site-response estimation techniques, including three that are not reference-site dependent. *Bulletin of the Seismological Society of America*, **85**(4), 1127-1143.
 11. Mathworks (2017) *Neural Network Toolbox: User's Guide (R2017b)*.
 12. Specht, D.F. (1991) A General Regression Neural Network. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **2**, 568-76.

۶- نتیجه‌گیری

در این پژوهش روشی جدید و کارآمد به منظور طبقه‌بندی ساختمان‌ها بر اساس شبکه‌های عصبی و با به کارگیری نسبت طیفی H/V در ساختمان‌های مختلف ارائه گردید. از این روش می‌توان در آن دسته از ایستگاه‌های لرزه‌نگاری که شرایط ساختمان‌ها در آنها مشخص نمی‌باشد، استفاده نمود. از دو نوع تابع شعاعی پایه (RBF) به نام‌های «شبکه عصبی احتمالی (PNN)» و «شبکه عصبی رگرسیون عمومی (GRNN)» و همچنین «شبکه عصبی کانولوشنی (CNN)» استفاده شد. روش ارائه شده برای ۱۸۲ ایستگاه لرزه‌نگاری مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که شبکه‌های PNN، GRNN و CNN در پیش‌بینی درست شرایط ساختمان‌ها در ایستگاه‌های لرزه‌نگاری و در مقایسه با طبقه‌بندی انجام شده با استفاده از سرعت موج برشی در بهترین حالت به ترتیب در ۷۳، ۷۱ و ۸۱ درصد ایستگاه‌ها موفق عمل کرده‌اند. با توجه به این نتایج دقیق، مشخص می‌شود که شبکه‌های عصبی مصنوعی در تشخیص ماهیت پیچیده و غیرخطی مسائل طبقه‌بندی ساختمان‌ها بسیار مؤثر هستند. یک مزیت GRNN نسبت به دو شبکه دیگر، خروجی پیوسته آن می‌باشد که می‌تواند شرایط ساختمان‌ها را به صورت جامع‌تر بیان کند. همان‌طور که مشاهده می‌شود دقت خروجی‌های پردازش تصویر (CNN) به مراتب بیشتر از دو شبکه دیگر است. این موضوع می‌تواند به دلیل مقایسه تصویر طیف H/V به صورت دو بعدی با تصویر طیف‌های مرجع باشد.

مراجع

1. Zhao, J.X., Irikura, K., Zhang, J., Fukushima, Y., Somerville, P.G., Asano, A., Ohno, Y., Oouchi, T., Takahashi, T., and Ogawa, H. (2006) An empirical site-classification method for strong-motion stations in japan using h/v response spectral ratio. *Bulletin of the Seismological Society of America*, **96**, 914-925.
2. Stone, W.C. and Yokel, F.Y. (1987) Engineering Aspects of the September 19, 1985 of the September 19, 1985. *NBS Building Science Series*,

18. Paz, M. (2003) *Structural Dynamics: Theory and Computation*, Norwell. Kluwer Academic Publishers.

13. Michael, A.A. (1997) *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, London: The MIT Press.

واژه‌نامه

Receiver Function Method	۱- روش تابع گیرنده
Bias	۲- بایاس
Mapping	۳- مپینگ
Image Input Layer	۴- لایه تصویر ورودی
Convolutional Layer	۵- لایه کانولوشنی
Batch Normalization Layer	۶- لایه نرمال سازی دسته‌ای
Feature Maps	۷- نقشه‌های ویژگی
Fully Connected Layer	۸- لایه تماماً متصل
Softmax Layer	۹- لایه بیشینه هموار
Classification Layer	۱۰- لایه طبقه‌بندی

14. Lawrence, S., Giles, C.L., Tsoi, A.C., and Back, A.D. (1997) Face Recognition: A Convolutional Neural-Network Approach. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **8**, 98-113.

15. Fasel, B. (2002) Robust face analysis using convolutional neural networks," in *IEEE Comput. Soc 16th International Conference on Pattern Recognition*.

16. BSSC (2000) *The 2000 NEHRP Recommended Provisions for New Buildings and Other Structures, Part I (Provisions) and Part II (Commentary)*, Washington, D.C.

17. Japan Road Association (1980) *Specifications for Highway Bridges Part V, Seismic Design*. Maruzen Co., LTD.

پیوست

جدول (۱): خروجی شبکه‌های PNN، GRNN و CNN برای طیف H/V مربوط به زلزله چی چی ۱۹۹۹ با استفاده از روش اول نرمالیزه کردن در هر ایستگاه.

Station	Vs (m/s)	Site Class	PNN	GRNN	CNN	Station	Vs (m/s)	Site Class	PNN	GRNN	CNN
CHY002	235.13	3 (S)	4 (S)	3.61 (S)	4 (S)	ILA039	227.18	3 (S)	4 (S)	3.34 (S)	3 (S)
CHY004	271.3	3 (S)	2 (R)	2.43 (R)	3 (S)	ILA041	196.88	4 (S)	3 (S)	3.39 (S)	4 (S)
CHY006	438.19	2 (R)	3 (S)	3.05 (S)	4 (S)	ILA042	209.36	3 (S)	3 (S)	2.93 (S)	2 (R)
CHY008	210.73	3 (S)	4 (S)	2.82 (S)	3 (S)	ILA043	573.04	2 (R)	2 (R)	2.09 (R)	2 (R)
CHY010	538.69	2 (R)	3 (S)	2.71 (S)	2 (R)	ILA044	158.13	4 (S)	3 (S)	3.29 (S)	4 (S)
CHY012	198.4	4 (S)	4 (S)	2.71 (S)	2 (R)	ILA048	199.59	4 (S)	4 (S)	3.56 (S)	3 (S)
CHY014	347.63	2 (R)	3 (S)	2.81 (S)	4 (S)	ILA049	190	4 (S)	3 (S)	2.81 (S)	2 (R)
CHY015	228.66	3 (S)	3 (S)	2.95 (S)	4 (S)	ILA050	621.06	1 (R)	3 (S)	2.79 (S)	3 (S)
CHY016	200.86	3 (S)	3 (S)	2.57 (S)	3 (S)	ILA055	266.77	3 (S)	2 (R)	2.3 (R)	3 (S)
CHY017	190.57	4 (S)	4 (S)	3.08 (S)	4 (S)	ILA061	497.73	2 (R)	3 (S)	3.12 (S)	2 (R)
CHY019	497.53	2 (R)	3 (S)	2.08 (R)	3 (S)	ILA062	447.51	2 (R)	3 (S)	2.88 (S)	2 (R)
CHY022	564.07	2 (R)	2 (R)	2.34 (R)	2 (R)	ILA064	488.61	2 (R)	3 (S)	2.88 (S)	4 (S)
CHY023	279.78	3 (S)	3 (S)	2.99 (S)	3 (S)	ILA066	481.17	2 (R)	3 (S)	2.7 (S)	3 (S)
CHY024	427.73	2 (R)	3 (S)	2.64 (S)	3 (S)	KAU006	218.49	3 (S)	4 (S)	3.2 (S)	3 (S)
CHY025	277.5	3 (S)	3 (S)	3.16 (S)	2 (R)	KAU007	290.86	3 (S)	4 (S)	3.41 (S)	2 (R)
CHY026	226.01	3 (S)	4 (S)	3.81 (S)	4 (S)	KAU008	285.94	3 (S)	3 (S)	2.85 (S)	3 (S)
CHY027	210.01	3 (S)	4 (S)	3.09 (S)	3 (S)	KAU010	215.36	3 (S)	4 (S)	3.11 (S)	3 (S)
CHY028	542.61	2 (R)	3 (S)	3 (S)	2 (R)	KAU011	155.32	4 (S)	3 (S)	2.99 (S)	1 (R)
CHY029	544.74	2 (R)	3 (S)	2.96 (S)	3 (S)	KAU015	233.21	3 (S)	4 (S)	3.42 (S)	4 (S)
CHY032	192.71	4 (S)	3 (S)	2.97 (S)	3 (S)	KAU020	373.33	2 (R)	4 (S)	3.02 (S)	2 (R)
CHY033	197.63	4 (S)	3 (S)	2.75 (S)	3 (S)	KAU022	217.05	3 (S)	3 (S)	3.03 (S)	2 (R)
CHY034	378.75	2 (R)	4 (S)	3.41 (S)	3 (S)	KAU030	259.36	3 (S)	4 (S)	3.55 (S)	3 (S)
CHY035	573.04	2 (R)	3 (S)	2.97 (S)	2 (R)	KAU032	194.13	4 (S)	4 (S)	3.29 (S)	3 (S)
CHY036	233.14	3 (S)	3 (S)	3 (S)	4 (S)	KAU033	182.93	4 (S)	4 (S)	3.88 (S)	2 (R)
CHY039	201.21	3 (S)	3 (S)	3.28 (S)	3 (S)	KAU037	283.21	3 (S)	4 (S)	2.49 (R)	3 (S)
CHY041	492.26	2 (R)	3 (S)	2.97 (S)	1 (R)	KAU039	464.82	2 (R)	1 (R)	2.19 (R)	2 (R)
CHY042	665.2	1 (R)	4 (S)	3.63 (S)	4 (S)	KAU042	806.48	1 (R)	1 (R)	1.81 (R)	4 (S)
CHY044	194.47	4 (S)	4 (S)	3.15 (S)	2 (R)	KAU044	221.24	3 (S)	4 (S)	3.84 (S)	3 (S)
CHY046	442.15	2 (R)	3 (S)	2.85 (S)	2 (R)	KAU046	204.23	3 (S)	4 (S)	3.13 (S)	3 (S)
CHY047	169.52	4 (S)	2 (R)	2.64 (S)	3 (S)	KAU048	295.66	3 (S)	3 (S)	2.46 (R)	4 (S)
CHY050	538.93	2 (R)	3 (S)	2.82 (S)	3 (S)	KAU050	665.2	1 (R)	1 (R)	1.79 (R)	2 (R)

ادامه جدول (۱).

Station	Vs (m/s)	Site Class	PNN	GRNN	CNN	Station	Vs (m/s)	Site Class	PNN	GRNN	CNN
CHY052	573.04	2 (R)	3 (S)	2.81 (S)	3 (S)	KAU057	535.13	2 (R)	1 (R)	1.92 (R)	2 (R)
CHY054	172.1	4 (S)	4 (S)	3.39 (S)	3 (S)	KAU058	229.66	3 (S)	4 (S)	3.46 (S)	2 (R)
CHY055	225.77	3 (S)	2 (R)	2.14 (R)	3 (S)	KAU063	227.24	3 (S)	4 (S)	3.39 (S)	3 (S)
CHY057	411.46	2 (R)	1 (R)	1.62 (R)	2 (R)	KAU066	214.97	3 (S)	3 (S)	3.05 (S)	2 (R)
CHY058	269.28	3 (S)	4 (S)	3.11 (S)	4 (S)	KAU073	216.33	3 (S)	4 (S)	3.62 (S)	3 (S)
CHY059	191.09	4 (S)	2 (R)	2.02 (R)	2 (R)	KAU075	196.3	4 (S)	4 (S)	3.89 (S)	3 (S)
CHY060	228.92	3 (S)	3 (S)	2.8 (S)	3 (S)	KAU083	202.14	3 (S)	3 (S)	2.37 (R)	2 (R)
CHY061	538.69	2 (R)	3 (S)	2.62 (S)	3 (S)	KAU085	260.75	3 (S)	2 (R)	2.5 (R)	3 (S)
CHY062	602.63	1 (R)	3 (S)	2.92 (S)	4 (S)	KAU086	216.8	3 (S)	3 (S)	2.77 (S)	4 (S)
CHY063	246.88	3 (S)	3 (S)	2.31 (R)	3 (S)	KAU087	276.11	3 (S)	4 (S)	3.63 (S)	2 (R)
CHY065	250	3 (S)	3 (S)	3.15 (S)	4 (S)	TAP005	179.84	4 (S)	4 (S)	3.83 (S)	4 (S)
CHY066	211.97	3 (S)	3 (S)	2.61 (S)	3 (S)	TAP008	194.14	4 (S)	4 (S)	3.52 (S)	2 (R)
CHY067	227.97	3 (S)	4 (S)	2.94 (S)	3 (S)	TAP010	226.38	3 (S)	4 (S)	3.61 (S)	4 (S)
CHY069	224.42	3 (S)	2 (R)	2.18 (R)	4 (S)	TAP013	205.11	3 (S)	3 (S)	3.1 (S)	3 (S)
CHY070	265.45	3 (S)	3 (S)	3.28 (S)	4 (S)	TAP020	218.5	3 (S)	4 (S)	3 (S)	4 (S)
CHY071	202.95	3 (S)	3 (S)	3 (S)	3 (S)	TAP021	167.18	4 (S)	3 (S)	2.67 (S)	1 (R)
CHY074	553.43	2 (R)	2 (R)	2.04 (R)	3 (S)	TAP024	194.98	4 (S)	4 (S)	3.33 (S)	4 (S)
CHY078	160.67	4 (S)	4 (S)	3.77 (S)	4 (S)	TAP026	194.28	4 (S)	3 (S)	3.04 (S)	3 (S)
CHY079	573.04	2 (R)	3 (S)	2.5 (R)	2 (R)	TAP032	308.88	2 (R)	4 (S)	3.62 (S)	2 (R)
CHY080	496.21	2 (R)	4 (S)	3.43 (S)	2 (R)	TAP034	538.69	2 (R)	3 (S)	2.96 (S)	3 (S)
CHY081	573.04	2 (R)	1 (R)	2.17 (R)	3 (S)	TAP036	671.52	1 (R)	3 (S)	2.58 (S)	2 (R)
CHY082	193.69	4 (S)	4 (S)	2.65 (S)	3 (S)	TAP043	388.16	2 (R)	3 (S)	2.98 (S)	4 (S)
CHY086	665.2	1 (R)	2 (R)	2.98 (S)	2 (R)	TAP046	816.9	1 (R)	4 (S)	2.92 (S)	2 (R)
CHY087	505.2	2 (R)	3 (S)	2.08 (R)	1 (R)	TAP047	403.2	2 (R)	2 (R)	1.9 (R)	3 (S)
CHY088	318.52	2 (R)	3 (S)	2.98 (S)	3 (S)	TAP052	433.88	2 (R)	2 (R)	2.38 (R)	2 (R)
CHY090	180.33	4 (S)	4 (S)	3.76 (S)	3 (S)	TAP060	631.27	1 (R)	4 (S)	2.76 (S)	2 (R)
CHY092	253.72	3 (S)	4 (S)	3.96 (S)	3 (S)	TAP069	671.52	1 (R)	2 (R)	2.11 (R)	3 (S)
CHY093	190.49	4 (S)	4 (S)	3.43 (S)	4 (S)	TAP077	1022.77	1 (R)	1 (R)	1.82 (R)	2 (R)
CHY094	221.92	3 (S)	4 (S)	2.63 (S)	3 (S)	TAP079	631.27	1 (R)	2 (R)	1.81 (R)	2 (R)
CHY096	293.61	3 (S)	4 (S)	3.62 (S)	2 (R)	TAP084	224.22	3 (S)	4 (S)	3.9 (S)	3 (S)
CHY099	228.84	3 (S)	3 (S)	2.3 (R)	3 (S)	TAP086	887.68	1 (R)	1 (R)	1.75 (R)	2 (R)
CHY100	230.11	3 (S)	3 (S)	2.04 (R)	2 (R)	TAP100	236.32	3 (S)	3 (S)	3.41 (S)	3 (S)
CHY107	175.68	4 (S)	3 (S)	3.25 (S)	4 (S)	TCU003	517.33	2 (R)	4 (S)	2.57 (S)	4 (S)
CHY109	573.04	2 (R)	2 (R)	2.85 (S)	2 (R)	TCU006	607.4	1 (R)	3 (S)	2.68 (S)	3 (S)
CHY116	195.38	4 (S)	3 (S)	2.22 (R)	2 (R)	TCU007	463.88	2 (R)	2 (R)	2.46 (R)	3 (S)
HWA005	459.32	2 (R)	3 (S)	2.56 (S)	4 (S)	TCU008	441.58	2 (R)	3 (S)	2.95 (S)	4 (S)
HWA007	358.72	2 (R)	2 (R)	2.76 (S)	3 (S)	TCU009	460.1	2 (R)	3 (S)	3.01 (S)	2 (R)
HWA016	576.55	2 (R)	2 (R)	2.12 (R)	2 (R)	TCU010	446.15	2 (R)	3 (S)	2.89 (S)	2 (R)
HWA017	578.11	2 (R)	3 (S)	2.46 (R)	4 (S)	TCU011	471.07	2 (R)	4 (S)	2.96 (S)	2 (R)
HWA019	494.82	2 (R)	4 (S)	3.09 (S)	3 (S)	TCU014	496.47	2 (R)	2 (R)	1.69 (R)	2 (R)
HWA026	457.49	2 (R)	3 (S)	2.99 (S)	2 (R)	TCU015	426	2 (R)	4 (S)	3.44 (S)	3 (S)
HWA027	437.8	2 (R)	4 (S)	3.28 (S)	3 (S)	TCU017	558.76	2 (R)	4 (S)	3.71 (S)	2 (R)
HWA032	573.04	2 (R)	1 (R)	1.56 (R)	2 (R)	TCU018	573.04	2 (R)	1 (R)	2.26 (R)	4 (S)
HWA036	503.04	2 (R)	4 (S)	3.76 (S)	4 (S)	TCU025	665.2	1 (R)	3 (S)	2.62 (S)	4 (S)
HWA038	642.73	1 (R)	2 (R)	2.31 (R)	2 (R)	TCU026	569.98	2 (R)	3 (S)	2.91 (S)	2 (R)
HWA039	459.67	2 (R)	2 (R)	1.78 (R)	2 (R)	TCU029	406.53	2 (R)	3 (S)	2.18 (R)	3 (S)
HWA048	345.89	2 (R)	4 (S)	3.74 (S)	3 (S)	TCU031	489.22	2 (R)	4 (S)	3.7 (S)	2 (R)
HWA051	440.5	2 (R)	3 (S)	2.96 (S)	3 (S)	TCU033	423.4	2 (R)	3 (S)	2.93 (S)	2 (R)
HWA056	511.3	2 (R)	3 (S)	2.97 (S)	3 (S)	TCU034	393.77	2 (R)	3 (S)	2.99 (S)	4 (S)
HWA059	208.56	3 (S)	3 (S)	2.92 (S)	2 (R)	TCU036	478.07	2 (R)	4 (S)	3.5 (S)	2 (R)
ILA001	909.09	1 (R)	2 (R)	1.99 (R)	2 (R)	TCU038	297.86	3 (S)	3 (S)	2.91 (S)	3 (S)
ILA003	263.82	3 (S)	3 (S)	2.87 (S)	3 (S)	TCU042	578.98	2 (R)	3 (S)	2.8 (S)	2 (R)
ILA005	239.33	3 (S)	2 (R)	1.95 (R)	3 (S)	TCU046	465.55	2 (R)	3 (S)	2.35 (R)	2 (R)
ILA008	299.28	3 (S)	3 (S)	3.03 (S)	3 (S)	TCU071	624.85	1 (R)	3 (S)	2.94 (S)	3 (S)
ILA010	573.04	2 (R)	3 (S)	2.1 (R)	2 (R)	TCU076	614.98	1 (R)	3 (S)	2.81 (S)	2 (R)
ILA012	259.21	3 (S)	4 (S)	3.14 (S)	2 (R)	TCU111	237.53	3 (S)	4 (S)	3.97 (S)	4 (S)
ILA013	199.48	4 (S)	3 (S)	3.04 (S)	4 (S)	TTN012	288.3	3 (S)	3 (S)	2.04 (R)	3 (S)
ILA014	300.77	2 (R)	2 (R)	2.13 (R)	2 (R)	TTN016	826.15	1 (R)	2 (R)	2.08 (R)	2 (R)
ILA027	215	3 (S)	3 (S)	2.97 (S)	2 (R)	TTN033	670.8	1 (R)	1 (R)	1.9 (R)	2 (R)
ILA035	293.01	3 (S)	2 (R)	2.41 (R)	4 (S)	TTN051	665.2	1 (R)	3 (S)	2.95 (S)	4 (S)

جدول (۲): خروجی شبکه‌های PNN، GRNN و CNN برای طیف H/V مربوط به زلزله چی چی ۱۹۹۹ با استفاده از روش دوم نرمالیزه کردن در هر ایستگاه.

Station	Vs (m/s)	Site Class	PNN	GRNN	CNN	Station	Vs (m/s)	Site Class	PNN	GRNN	CNN
CHY002	235.13	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)	ILA039	227.18	3 (S)	4 (S)	3.99 (S)	4 (S)
CHY004	271.3	3 (S)	4 (S)	3.53 (S)	3 (S)	ILA041	196.88	4 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY006	438.19	2 (R)	4 (S)	3.85 (S)	4 (S)	ILA042	209.36	3 (S)	3 (S)	2.82 (S)	3 (S)
CHY008	210.73	3 (S)	4 (S)	3.83 (S)	4 (S)	ILA043	573.04	2 (R)	2 (R)	2.04 (R)	1 (R)
CHY010	538.69	2 (R)	2 (R)	2.33 (R)	2 (R)	ILA044	158.13	4 (S)	4 (S)	3.98 (S)	4 (S)
CHY012	198.4	4 (S)	4 (S)	3.85 (S)	4 (S)	ILA048	199.59	4 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY014	347.63	2 (R)	3 (S)	2.74 (S)	3 (S)	ILA049	190	4 (S)	3 (S)	2.86 (S)	4 (S)
CHY015	228.66	3 (S)	3 (S)	2.99 (S)	3 (S)	ILA050	621.06	1 (R)	1 (R)	1.19 (R)	1 (R)
CHY016	200.86	3 (S)	2 (R)	2.67 (S)	3 (S)	ILA055	266.77	3 (S)	2 (R)	2.55 (S)	3 (S)
CHY017	190.57	4 (S)	4 (S)	3.97 (S)	4 (S)	ILA061	497.73	2 (R)	4 (S)	3.92 (S)	3 (S)
CHY019	497.53	2 (R)	2 (R)	2.07 (R)	1 (R)	ILA062	447.51	2 (R)	2 (R)	2.58 (S)	1 (R)
CHY022	564.07	2 (R)	2 (R)	2.24 (R)	1 (R)	ILA064	488.61	2 (R)	3 (S)	2.43 (R)	3 (S)
CHY023	279.78	3 (S)	3 (S)	2.98 (S)	4 (S)	ILA066	481.17	2 (R)	2 (R)	2.1 (R)	1 (R)
CHY024	427.73	2 (R)	2 (R)	2.49 (R)	2 (R)	KAU006	218.49	3 (S)	4 (S)	3.92 (S)	4 (S)
CHY025	277.5	3 (S)	4 (S)	3.97 (S)	4 (S)	KAU007	290.86	3 (S)	4 (S)	3.99 (S)	4 (S)
CHY026	226.01	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)	KAU008	285.94	3 (S)	3 (S)	3.31 (S)	3 (S)
CHY027	210.01	3 (S)	4 (S)	3.97 (S)	4 (S)	KAU010	215.36	3 (S)	4 (S)	3.94 (S)	4 (S)
CHY028	542.61	2 (R)	3 (S)	2.96 (S)	3 (S)	KAU011	155.32	4 (S)	3 (S)	2.99 (S)	4 (S)
CHY029	544.74	2 (R)	3 (S)	3.06 (S)	3 (S)	KAU015	233.21	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY032	192.71	4 (S)	4 (S)	3.86 (S)	3 (S)	KAU020	373.33	2 (R)	4 (S)	3.97 (S)	2 (R)
CHY033	197.63	4 (S)	4 (S)	3.47 (S)	4 (S)	KAU022	217.05	3 (S)	4 (S)	3.46 (S)	3 (S)
CHY034	378.75	2 (R)	4 (S)	3.99 (S)	1 (R)	KAU030	259.36	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY035	573.04	2 (R)	3 (S)	3.05 (S)	3 (S)	KAU032	194.13	4 (S)	4 (S)	3.98 (S)	3 (S)
CHY036	233.14	3 (S)	4 (S)	3.38 (S)	2 (R)	KAU033	182.93	4 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY039	201.21	3 (S)	4 (S)	3.98 (S)	3 (S)	KAU037	283.21	3 (S)	4 (S)	3.83 (S)	4 (S)
CHY041	492.26	2 (R)	3 (S)	2.65 (S)	4 (S)	KAU039	464.82	2 (R)	2 (R)	2.3 (R)	2 (R)
CHY042	665.2	1 (R)	4 (S)	4 (S)	2 (R)	KAU042	806.48	1 (R)	2 (R)	2.05 (R)	2 (R)
CHY044	194.47	4 (S)	4 (S)	3.95 (S)	4 (S)	KAU044	221.24	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY046	442.15	2 (R)	4 (S)	3.52 (S)	4 (S)	KAU046	204.23	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY047	169.52	4 (S)	4 (S)	3.7 (S)	1 (R)	KAU048	295.66	3 (S)	3 (S)	2.56 (S)	4 (S)
CHY050	538.93	2 (R)	1 (R)	1.99 (R)	1 (R)	KAU050	665.2	1 (R)	1 (R)	1.01 (R)	1 (R)
CHY052	573.04	2 (R)	3 (S)	2.91 (S)	1 (R)	KAU057	535.13	2 (R)	2 (R)	2.63 (S)	4 (S)
CHY054	172.1	4 (S)	4 (S)	3.99 (S)	4 (S)	KAU058	229.66	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY055	225.77	3 (S)	2 (R)	2.28 (R)	2 (R)	KAU063	227.24	3 (S)	4 (S)	3.98 (S)	4 (S)
CHY057	411.46	2 (R)	2 (R)	1.9 (R)	1 (R)	KAU066	214.97	3 (S)	4 (S)	3.78 (S)	4 (S)
CHY058	269.28	3 (S)	4 (S)	3.98 (S)	3 (S)	KAU073	216.33	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY059	191.09	4 (S)	2 (R)	2.18 (R)	2 (R)	KAU075	196.3	4 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY060	228.92	3 (S)	2 (R)	2.46 (R)	2 (R)	KAU083	202.14	3 (S)	2 (R)	2.43 (R)	4 (S)
CHY061	538.69	2 (R)	1 (R)	1.09 (R)	4 (S)	KAU085	260.75	3 (S)	4 (S)	3.14 (S)	3 (S)
CHY062	602.63	1 (R)	2 (R)	1.87 (R)	1 (R)	KAU086	216.8	3 (S)	3 (S)	2.95 (S)	4 (S)
CHY063	246.88	3 (S)	2 (R)	2.37 (R)	2 (R)	KAU087	276.11	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY065	250	3 (S)	4 (S)	3.87 (S)	3 (S)	TAP005	179.84	4 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY066	211.97	3 (S)	2 (R)	2.66 (S)	4 (S)	TAP008	194.14	4 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY067	227.97	3 (S)	4 (S)	3.86 (S)	4 (S)	TAP010	226.38	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY069	224.42	3 (S)	2 (R)	2.38 (R)	1 (R)	TAP013	205.11	3 (S)	4 (S)	3.89 (S)	4 (S)
CHY070	265.45	3 (S)	4 (S)	3.99 (S)	4 (S)	TAP020	218.5	3 (S)	4 (S)	3.87 (S)	4 (S)
CHY071	202.95	3 (S)	3 (S)	2.99 (S)	3 (S)	TAP021	167.18	4 (S)	2 (R)	2.37 (R)	3 (S)
CHY074	553.43	2 (R)	2 (R)	2.19 (R)	2 (R)	TAP024	194.98	4 (S)	4 (S)	3.98 (S)	4 (S)
CHY078	160.67	4 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)	TAP026	194.28	4 (S)	4 (S)	3.87 (S)	4 (S)
CHY079	573.04	2 (R)	2 (R)	2.44 (R)	2 (R)	TAP032	308.88	2 (R)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY080	496.21	2 (R)	4 (S)	3.99 (S)	4 (S)	TAP034	538.69	2 (R)	2 (R)	2.06 (R)	1 (R)
CHY081	573.04	2 (R)	2 (R)	2.43 (R)	2 (R)	TAP036	671.52	1 (R)	2 (R)	2.18 (R)	2 (R)
CHY082	193.69	4 (S)	4 (S)	3.67 (S)	3 (S)	TAP043	388.16	2 (R)	3 (S)	2.98 (S)	3 (S)
CHY086	665.2	1 (R)	3 (S)	3.03 (S)	4 (S)	TAP046	816.9	1 (R)	4 (S)	3.84 (S)	4 (S)
CHY087	505.2	2 (R)	2 (R)	2.02 (R)	2 (R)	TAP047	403.2	2 (R)	2 (R)	2.04 (R)	1 (R)
CHY088	318.52	2 (R)	3 (S)	2.59 (S)	2 (R)	TAP052	433.88	2 (R)	2 (R)	2.82 (S)	3 (S)
CHY090	180.33	4 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)	TAP060	631.27	1 (R)	4 (S)	3.68 (S)	4 (S)
CHY092	253.72	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)	TAP069	671.52	1 (R)	2 (R)	2.82 (S)	2 (R)
CHY093	190.49	4 (S)	4 (S)	3.99 (S)	4 (S)	TAP077	1022.77	1 (R)	2 (R)	2.05 (R)	2 (R)
CHY094	221.92	3 (S)	4 (S)	3.85 (S)	3 (S)	TAP079	631.27	1 (R)	2 (R)	2.03 (R)	2 (R)
CHY096	293.61	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)	TAP084	224.22	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY099	228.84	3 (S)	2 (R)	2.44 (R)	2 (R)	TAP086	887.68	1 (R)	2 (R)	2.01 (R)	1 (R)
CHY100	230.11	3 (S)	2 (R)	1.99 (R)	1 (R)	TAP100	236.32	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)

ادامه جدول (۲).

Station	Vs (m/s)	Site Class	PNN	GRNN	CNN	Station	Vs (m/s)	Site Class	PNN	GRNN	CNN
CHY107	175.68	4 (S)	4 (S)	3.97 (S)	4 (S)	TCU003	517.33	2 (R)	4 (S)	3.41 (S)	3 (S)
CHY109	573.04	2 (R)	3 (S)	3.02 (S)	3 (S)	TCU006	607.4	1 (R)	3 (S)	2.52 (S)	4 (S)
CHY116	195.38	4 (S)	2 (R)	2.24 (R)	1 (R)	TCU007	463.88	2 (R)	4 (S)	3.54 (S)	3 (S)
HWA005	459.32	2 (R)	2 (R)	2.05 (R)	2 (R)	TCU008	441.58	2 (R)	3 (S)	2.81 (S)	4 (S)
HWA007	358.72	2 (R)	4 (S)	3.63 (S)	4 (S)	TCU009	460.1	2 (R)	3 (S)	3.27 (S)	3 (S)
HWA016	576.55	2 (R)	2 (R)	2.9 (S)	1 (R)	TCU010	446.15	2 (R)	3 (S)	2.83 (S)	4 (S)
HWA017	578.11	2 (R)	3 (S)	2.59 (S)	1 (R)	TCU011	471.07	2 (R)	4 (S)	3.92 (S)	2 (R)
HWA019	494.82	2 (R)	4 (S)	3.97 (S)	2 (R)	TCU014	496.47	2 (R)	2 (R)	2 (R)	1 (R)
HWA026	457.49	2 (R)	3 (S)	2.96 (S)	3 (S)	TCU015	426	2 (R)	4 (S)	3.99 (S)	3 (S)
HWA027	437.8	2 (R)	4 (S)	3.97 (S)	4 (S)	TCU017	558.76	2 (R)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
HWA032	573.04	2 (R)	2 (R)	1.98 (R)	2 (R)	TCU018	573.04	2 (R)	2 (R)	2.51 (S)	4 (S)
HWA036	503.04	2 (R)	4 (S)	4 (S)	3 (S)	TCU025	665.2	1 (R)	1 (R)	1.2 (R)	1 (R)
HWA038	642.73	1 (R)	2 (R)	2.42 (R)	2 (R)	TCU026	569.98	2 (R)	4 (S)	3.31 (S)	4 (S)
HWA039	459.67	2 (R)	2 (R)	2.36 (R)	1 (R)	TCU029	406.53	2 (R)	2 (R)	2.07 (R)	1 (R)
HWA048	345.89	2 (R)	4 (S)	4 (S)	4 (S)	TCU031	489.22	2 (R)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
HWA051	440.5	2 (R)	3 (S)	2.89 (S)	4 (S)	TCU033	423.4	2 (R)	2 (R)	2.36 (R)	1 (R)
HWA056	511.3	2 (R)	3 (S)	2.83 (S)	1 (R)	TCU034	393.77	2 (R)	3 (S)	2.86 (S)	3 (S)
HWA059	208.56	3 (S)	2 (R)	2.28 (R)	4 (S)	TCU036	478.07	2 (R)	4 (S)	3.99 (S)	4 (S)
ILA001	909.09	1 (R)	2 (R)	2.07 (R)	2 (R)	TCU038	297.86	3 (S)	3 (S)	2.87 (S)	3 (S)
ILA003	263.82	3 (S)	3 (S)	2.79 (S)	4 (S)	TCU042	578.98	2 (R)	2 (R)	2.15 (R)	1 (R)
ILA005	239.33	3 (S)	2 (R)	2.05 (R)	1 (R)	TCU046	465.55	2 (R)	2 (R)	2.02 (R)	2 (R)
ILA008	299.28	3 (S)	4 (S)	3.71 (S)	3 (S)	TCU071	624.85	1 (R)	2 (R)	2.32 (R)	1 (R)
ILA010	573.04	2 (R)	2 (R)	2.04 (R)	1 (R)	TCU076	614.98	1 (R)	2 (R)	2.13 (R)	1 (R)
ILA012	259.21	3 (S)	4 (S)	3.99 (S)	4 (S)	TCU111	237.53	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
ILA013	199.48	4 (S)	3 (S)	3.45 (S)	3 (S)	TTN012	288.3	3 (S)	2 (R)	2.11 (R)	2 (R)
ILA014	300.77	2 (R)	2 (R)	2.21 (R)	2 (R)	TTN016	826.15	1 (R)	2 (R)	2.53 (S)	1 (R)
ILA027	215	3 (S)	3 (S)	3.12 (S)	3 (S)	TTN033	670.8	1 (R)	2 (R)	2.31 (R)	2 (R)
ILA035	293.01	3 (S)	4 (S)	3.21 (S)	3 (S)	TTN051	665.2	1 (R)	3 (S)	2.45 (R)	3 (S)

جدول (۳): خروجی شبکه‌های PNN, GRNN و CNN برای میانگین طیف H/V در هر ایستگاه.

Station	Vs (m/s)	Site Class	PNN	GRNN	CNN	Station	Vs (m/s)	Site Class	PNN	GRNN	CNN
CHY002	235.13	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)	ILA039	227.18	3 (S)	4 (S)	3.99 (S)	3 (S)
CHY004	271.3	3 (S)	2 (R)	2.09 (R)	3 (S)	ILA041	196.88	4 (S)	3 (S)	3.14 (S)	3 (S)
CHY006	438.19	2 (R)	4 (S)	3.56 (S)	1 (R)	ILA042	209.36	3 (S)	3 (S)	2.6 (S)	4 (S)
CHY008	210.73	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)	ILA043	573.04	2 (R)	2 (R)	2.04 (R)	2 (R)
CHY010	538.69	2 (R)	2 (R)	2.01 (R)	2 (R)	ILA044	158.13	4 (S)	3 (S)	2.63 (S)	4 (S)
CHY012	198.4	4 (S)	4 (S)	3.59 (S)	3 (S)	ILA048	199.59	4 (S)	3 (S)	2.98 (S)	3 (S)
CHY014	347.63	2 (R)	3 (S)	2.91 (S)	3 (S)	ILA049	190	4 (S)	3 (S)	2.97 (S)	4 (S)
CHY015	228.66	3 (S)	3 (S)	2.97 (S)	2 (R)	ILA050	621.06	1 (R)	1 (R)	1.08 (R)	1 (R)
CHY016	200.86	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)	ILA055	266.77	3 (S)	3 (S)	2.53 (S)	3 (S)
CHY017	190.57	4 (S)	4 (S)	3.53 (S)	2 (R)	ILA061	497.73	2 (R)	4 (S)	4 (S)	1 (R)
CHY019	497.53	2 (R)	1 (R)	1.06 (R)	1 (R)	ILA062	447.51	2 (R)	4 (S)	3.76 (S)	1 (R)
CHY022	564.07	2 (R)	1 (R)	1.34 (R)	3 (S)	ILA064	488.61	2 (R)	3 (S)	2.97 (S)	1 (R)
CHY023	279.78	3 (S)	3 (S)	2.98 (S)	4 (S)	ILA066	481.17	2 (R)	3 (S)	2.86 (S)	2 (R)
CHY024	427.73	2 (R)	2 (R)	2.14 (R)	1 (R)	KAU006	218.49	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY025	277.5	3 (S)	4 (S)	3.72 (S)	3 (S)	KAU007	290.86	3 (S)	4 (S)	3.96 (S)	4 (S)
CHY026	226.01	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)	KAU008	285.94	3 (S)	4 (S)	3.99 (S)	4 (S)
CHY027	210.01	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)	KAU010	215.36	3 (S)	4 (S)	3.56 (S)	3 (S)
CHY028	542.61	2 (R)	2 (R)	2.3 (R)	3 (S)	KAU011	155.32	4 (S)	3 (S)	2.99 (S)	4 (S)
CHY029	544.74	2 (R)	3 (S)	2.77 (S)	3 (S)	KAU015	233.21	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY032	192.71	4 (S)	4 (S)	4 (S)	1 (R)	KAU020	373.33	2 (R)	4 (S)	3.91 (S)	2 (R)
CHY033	197.63	4 (S)	4 (S)	3.96 (S)	4 (S)	KAU022	217.05	3 (S)	4 (S)	3.35 (S)	3 (S)
CHY034	378.75	2 (R)	4 (S)	3.99 (S)	3 (S)	KAU030	259.36	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY035	573.04	2 (R)	4 (S)	3.14 (S)	3 (S)	KAU032	194.13	4 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY036	233.14	3 (S)	3 (S)	2.89 (S)	3 (S)	KAU033	182.93	4 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY039	201.21	3 (S)	3 (S)	3.22 (S)	2 (R)	KAU037	283.21	3 (S)	3 (S)	2.95 (S)	3 (S)
CHY041	492.26	2 (R)	2 (R)	2.18 (R)	1 (R)	KAU039	464.82	2 (R)	2 (R)	2.22 (R)	1 (R)
CHY042	665.2	1 (R)	2 (R)	2.63 (S)	1 (R)	KAU042	806.48	1 (R)	2 (R)	2.05 (R)	2 (R)
CHY044	194.47	4 (S)	4 (S)	4 (S)	2 (R)	KAU044	221.24	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY046	442.15	2 (R)	4 (S)	3.92 (S)	4 (S)	KAU046	204.23	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY047	169.52	4 (S)	2 (R)	2.56 (S)	3 (S)	KAU048	295.66	3 (S)	3 (S)	2.9 (S)	4 (S)

ادامه جدول (۳).

Station	Vs (m/s)	Site Class	PNN	GRNN	CNN	Station	Vs (m/s)	Site Class	PNN	GRNN	CNN
CHY050	538.93	2 (R)	1 (R)	1.42 (R)	1 (R)	KAU050	665.2	1 (R)	1 (R)	1.01 (R)	2 (R)
CHY052	573.04	2 (R)	3 (S)	2.98 (S)	1 (R)	KAU057	535.13	2 (R)	2 (R)	2.6 (S)	4 (S)
CHY054	172.1	4 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)	KAU058	229.66	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY055	225.77	3 (S)	4 (S)	3.93 (S)	2 (R)	KAU063	227.24	3 (S)	3 (S)	2.96 (S)	3 (S)
CHY057	411.46	2 (R)	2 (R)	2 (R)	4 (S)	KAU066	214.97	3 (S)	4 (S)	3.98 (S)	3 (S)
CHY058	269.28	3 (S)	2 (R)	2.3 (R)	1 (R)	KAU073	216.33	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY059	191.09	4 (S)	4 (S)	3.99 (S)	2 (R)	KAU075	196.3	4 (S)	4 (S)	3.99 (S)	4 (S)
CHY060	228.92	3 (S)	2 (R)	2.3 (R)	4 (S)	KAU083	202.14	3 (S)	4 (S)	3.92 (S)	3 (S)
CHY061	538.69	2 (R)	1 (R)	1.01 (R)	4 (S)	KAU085	260.75	3 (S)	2 (R)	2.01 (R)	4 (S)
CHY062	602.63	1 (R)	1 (R)	1.7 (R)	2 (R)	KAU086	216.8	3 (S)	3 (S)	2.95 (S)	4 (S)
CHY063	246.88	3 (S)	3 (S)	2.99 (S)	3 (S)	KAU087	276.11	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY065	250	3 (S)	4 (S)	4 (S)	2 (R)	TAP005	179.84	4 (S)	4 (S)	3.99 (S)	4 (S)
CHY066	211.97	3 (S)	3 (S)	3.1 (S)	4 (S)	TAP008	194.14	4 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)
CHY067	227.97	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)	TAP010	226.38	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY069	224.42	3 (S)	3 (S)	2.62 (S)	3 (S)	TAP013	205.11	3 (S)	3 (S)	2.82 (S)	4 (S)
CHY070	265.45	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)	TAP020	218.5	3 (S)	4 (S)	3.58 (S)	3 (S)
CHY071	202.95	3 (S)	3 (S)	2.82 (S)	3 (S)	TAP021	167.18	4 (S)	2 (R)	2.62 (S)	1 (R)
CHY074	553.43	2 (R)	3 (S)	2.94 (S)	4 (S)	TAP024	194.98	4 (S)	4 (S)	3.94 (S)	4 (S)
CHY078	160.67	4 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)	TAP026	194.28	4 (S)	3 (S)	2.98 (S)	3 (S)
CHY079	573.04	2 (R)	2 (R)	2.34 (R)	1 (R)	TAP032	308.88	2 (R)	4 (S)	4 (S)	2 (R)
CHY080	496.21	2 (R)	4 (S)	3.94 (S)	2 (R)	TAP034	538.69	2 (R)	3 (S)	2.67 (S)	1 (R)
CHY081	573.04	2 (R)	4 (S)	3.86 (S)	3 (S)	TAP036	671.52	1 (R)	1 (R)	1.1 (R)	1 (R)
CHY082	193.69	4 (S)	4 (S)	3.95 (S)	4 (S)	TAP043	388.16	2 (R)	3 (S)	2.82 (S)	2 (R)
CHY086	665.2	1 (R)	3 (S)	3.13 (S)	3 (S)	TAP046	816.9	1 (R)	2 (R)	2.05 (R)	2 (R)
CHY087	505.2	2 (R)	1 (R)	1.52 (R)	1 (R)	TAP047	403.2	2 (R)	2 (R)	2.67 (S)	4 (S)
CHY088	318.52	2 (R)	2 (R)	2.31 (R)	1 (R)	TAP052	433.88	2 (R)	2 (R)	1.76 (R)	2 (R)
CHY090	180.33	4 (S)	2 (R)	2.66 (S)	3 (S)	TAP060	631.27	1 (R)	2 (R)	2.5 (R)	2 (R)
CHY092	253.72	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)	TAP069	671.52	1 (R)	2 (R)	1.89 (R)	1 (R)
CHY093	190.49	4 (S)	4 (S)	3.81 (S)	3 (S)	TAP077	1022.77	1 (R)	2 (R)	1.87 (R)	1 (R)
CHY094	221.92	3 (S)	4 (S)	4 (S)	3 (S)	TAP079	631.27	1 (R)	2 (R)	2.03 (R)	1 (R)
CHY096	293.61	3 (S)	4 (S)	3.99 (S)	3 (S)	TAP084	224.22	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
CHY099	228.84	3 (S)	3 (S)	2.57 (S)	1 (R)	TAP086	887.68	1 (R)	2 (R)	2.02 (R)	1 (R)
CHY100	230.11	3 (S)	2 (R)	2.14 (R)	3 (S)	TAP100	236.32	3 (S)	4 (S)	3.64 (S)	4 (S)
CHY107	175.68	4 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)	TCU003	517.33	2 (R)	3 (S)	2.97 (S)	1 (R)
CHY109	573.04	2 (R)	3 (S)	3.02 (S)	1 (R)	TCU006	607.4	1 (R)	2 (R)	2.14 (R)	1 (R)
CHY116	195.38	4 (S)	2 (R)	2.14 (R)	3 (S)	TCU007	463.88	2 (R)	2 (R)	2.09 (R)	1 (R)
HWA005	459.32	2 (R)	2 (R)	2 (R)	2 (R)	TCU008	441.58	2 (R)	2 (R)	2.43 (R)	1 (R)
HWA007	358.72	2 (R)	4 (S)	4 (S)	2 (R)	TCU009	460.1	2 (R)	3 (S)	3.27 (S)	3 (S)
HWA016	576.55	2 (R)	4 (S)	3.89 (S)	2 (R)	TCU010	446.15	2 (R)	2 (R)	2.2 (R)	2 (R)
HWA017	578.11	2 (R)	2 (R)	2.55 (S)	3 (S)	TCU011	471.07	2 (R)	4 (S)	3.92 (S)	2 (R)
HWA019	494.82	2 (R)	2 (R)	2.14 (R)	1 (R)	TCU014	496.47	2 (R)	2 (R)	1.96 (R)	4 (S)
HWA026	457.49	2 (R)	3 (S)	2.91 (S)	2 (R)	TCU015	426	2 (R)	4 (S)	3.98 (S)	1 (R)
HWA027	437.8	2 (R)	2 (R)	2.73 (S)	2 (R)	TCU017	558.76	2 (R)	4 (S)	4 (S)	2 (R)
HWA032	573.04	2 (R)	2 (R)	1.84 (R)	1 (R)	TCU018	573.04	2 (R)	1 (R)	1.8 (R)	1 (R)
HWA036	503.04	2 (R)	2 (R)	2.45 (R)	2 (R)	TCU025	665.2	1 (R)	1 (R)	1.2 (R)	3 (S)
HWA038	642.73	1 (R)	2 (R)	2.32 (R)	2 (R)	TCU026	569.98	2 (R)	4 (S)	3.95 (S)	3 (S)
HWA039	459.67	2 (R)	2 (R)	2.29 (R)	1 (R)	TCU029	406.53	2 (R)	2 (R)	1.99 (R)	1 (R)
HWA048	345.89	2 (R)	2 (R)	2.12 (R)	1 (R)	TCU031	489.22	2 (R)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
HWA051	440.5	2 (R)	3 (S)	2.59 (S)	2 (R)	TCU033	423.4	2 (R)	2 (R)	2.05 (R)	3 (S)
HWA056	511.3	2 (R)	3 (S)	2.53 (S)	2 (R)	TCU034	393.77	2 (R)	3 (S)	2.62 (S)	4 (S)
HWA059	208.56	3 (S)	2 (R)	2.01 (R)	3 (S)	TCU036	478.07	2 (R)	4 (S)	3.99 (S)	4 (S)
ILA001	909.09	1 (R)	4 (S)	3.6 (S)	2 (R)	TCU038	297.86	3 (S)	3 (S)	2.89 (S)	1 (R)
ILA003	263.82	3 (S)	3 (S)	2.7 (S)	4 (S)	TCU042	578.98	2 (R)	2 (R)	2.13 (R)	1 (R)
ILA005	239.33	3 (S)	2 (R)	2.08 (R)	3 (S)	TCU046	465.55	2 (R)	2 (R)	2.21 (R)	1 (R)
ILA008	299.28	3 (S)	3 (S)	2.85 (S)	3 (S)	TCU071	624.85	1 (R)	2 (R)	2.08 (R)	2 (R)
ILA010	573.04	2 (R)	2 (R)	2.02 (R)	2 (R)	TCU076	614.98	1 (R)	2 (R)	2.01 (R)	2 (R)
ILA012	259.21	3 (S)	4 (S)	3.7 (S)	3 (S)	TCU111	237.53	3 (S)	4 (S)	4 (S)	4 (S)
ILA013	199.48	4 (S)	3 (S)	2.94 (S)	3 (S)	TTN012	288.3	3 (S)	2 (R)	1.93 (R)	3 (S)
ILA014	300.77	2 (R)	2 (R)	2.29 (R)	2 (R)	TTN016	826.15	1 (R)	2 (R)	2.53 (S)	1 (R)
ILA027	215	3 (S)	3 (S)	3.12 (S)	3 (S)	TTN033	670.8	1 (R)	3 (S)	2.79 (S)	2 (R)
ILA035	293.01	3 (S)	4 (S)	3.21 (S)	3 (S)	TTN051	665.2	1 (R)	3 (S)	2.83 (S)	2 (R)

Site Classification Based on H/V Response Spectra, Using Image Processing and Neural Networks

Mohammad Manoochehri Kian¹ and Mohammad Khandan Bakavoli^{2*}

1. M.Sc. Graduate of Geotechnics, University of Bojnord, Bojnord, Iran

2. Assistant Professor, Civil Engineering Department, University of Bojnord, Bojnord, Iran,

*Corresponding Author, email: m.khandanb@ub.ac.ir

In order to estimate the seismic hazard of a specific site, the classification of that site is of particular importance. On the other hand, in order to interpret and analyze the ground motion data in different parts of the world, it is necessary to know the site conditions in seismic stations. In some countries, including Iran, there is insufficient information on the geotechnical and geological status of many seismic stations. The conventional methods to characterize the site are based on shear wave velocity measurement such as SCPT measurement, downhole testing, and seismic refraction. These methods have some limitations such as costs, maximum depth, execution problems, etc. This research is a new and efficient approach in site classification using the data recorded from the seismic networks, image processing techniques, neural networks and set of 5% damping spectral ratio reference curves of horizontal to vertical component (H/V) for the four different site classifications. These reference sets, that include four separate H/V curves for four different site conditions labelled as rock, dense soil, medium soil and soft soil and classified as site I, II, III and IV, have been selected from the study of Zhao et al. [1]. The reference curves are based on K-net seismic network data. The adopted soil classifications are based on Japan Road Association recommendations. For the periods of interest, which were not presented in the Zhao et al. [1], the curves were interpolated to come up with the values at the missing periods.

In this research, two types of basic radial functions (RBF) are called "probabilistic neural network (PNN)" and "general regression neural network (GRNN)", as well as "convolutional neural network (CNN)" have been used. For neural network input, the data from 182 seismic stations have been incorporated. The site condition at the location of each station has been fully characterized. The horizontal to vertical spectral ratio for each recorded seismic event was calculated. The ratio for each data was smoothed using the moving average function. Then, the smoothed H/V ratio was normalized to match the sigmoid transfer function upper and lower range, which could minimize the network training time. For the CNN network, the input H/V spectral ratio images were first unified using the exact dimension of 150×300 pixels and then compared to the reference H/V spectral ratio using image processing techniques implemented in MATLAB software.

To verify the proposed technique, H/V spectral ratio was calculated for all events recorded at all 182 stations and then used as input for training the PNN, GRNN and CNN networks and then compared to the reference curves proposed by Zhao et al. [1]. Two normalization methods were incorporated; in the first method, all the H/V spectral ratios normalized to the maximum amplitude, and the second was to normalize the maximum to one and minimum to zero. The results confirmed that the second normalization method could produce more accurate results due to a better matching the sigmoid function.

According to the obtained results incorporating the second method of normalization and all 790 ground motion data, which were recorded at 182 different stations., the PNN, GRNN and CNN networks have succeeded in accurately predicting the site conditions in 73%, 71% and 81% of the stations, respectively. The results could prove the applicability of the proposed approach, using neural networks, in site characterization.

References

1. Zhao, J.X., Irikura, K., Zhang, J., Fukushima, Y., Somerville, P.G., Asano, A., Ohno, Y., Oouchi, T., Takahashi,

T. and Ogawa, H. (2006) An Empirical site-classification method for strong-motion stations in japan using H/V response spectral ratio. *Bulletin of the Seismological Society of America*, **96**, 914-25.

Keywords: Site Effect, Neural Network, Image Processing, Site Classification.