

ارزیابی پارامترهای مؤثر در تفرق امواج زلزله‌های دور از گسل به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی

حسین نادرپور* (دانشیار)

دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان

حمیدرضا وزوقی فر (استادیار)

احسان قباخلو (کارشناس ارشد)

دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب

مهندسی عمران شریف، (بهار ۱۳۹۵)
دوره ۲ - ۳۲، شماره ۱/۱، ص. ۱۳-۲۳

سازه‌های زیرزمینی به‌عنوان شریان‌های حیاتی، نقش به‌سزایی در مدیریت بحران پس از رخداد زلزله ایفا می‌کنند. زلزله‌ی ایجاد شده بر اثر برخورد با تونل، امواج تفرقی ایجاد می‌کند که این امواج در بسیاری از موارد تخریب‌ها را در سازه‌های مجاور تونل افزایش می‌دهند. برای بررسی اثر تفرق زلزله در حوزه‌ی دور، تونل دو قلوبی متروی شهر شیراز و سازه‌های مجاور آن در نظر گرفته شده است. در این نوشتار، یک شبکه‌ی عصبی مناسب جهت برآورد میزان تفرق امواج زلزله در حوزه‌ی دور ایجاد و مورد آموزش قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که شبکه‌ی عصبی دقت قابل قبولی نسبت به مدل‌سازی‌های ایجاد شده با نرم‌افزارهای اجزاء محدود دارد. همچنین یک آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای ورودی صورت گرفته و میزان تأثیر هر یک از پارامترها تعیین شده است.

واژگان کلیدی: تفرق امواج، زلزله، شبکه‌ی عصبی مصنوعی، تحلیل حساسیت.

۱. مقدمه

هنگامی که موج به بی‌نظمی‌های معدود سطح زمین مانند گودال‌ها یا بی‌نظمی‌های زیرزمین مانند حفره‌ها، تونل‌ها و اجسام زیرزمینی برخورد می‌کند، به دلیل متفاوت بودن خصوصیات محیط اولیه و بی‌نظمی موجود، قسمتی از آن تغییر مسیر می‌دهد و قسمت دیگر در محیط انتشار می‌یابد، که به این فرایند تفرق گفته می‌شود.^[۱] در پژوهشی در سال ۲۰۰۱، تفرق سه‌بعدی از طریق حفره‌های استوانه‌بی‌شکل ترکیبی مدفون در ساختار کشسان تحت طیف گسترده‌ی بسامد و بارهای هارمونیک فضایی مورد مطالعه قرار گرفت.^[۲] پژوهشگران دیگری نیز در سال ۲۰۰۵ تمرکز تنش دینامیکی اطراف حفره‌های بیضوی در خاک پوروالاستیک اشباع را تحت امواج صفحه‌ی هارمونیک بررسی کردند.^[۳] همچنین برخی پژوهشگران در سال ۲۰۰۶، به بررسی پاسخ دینامیکی تونل‌های دایروی پوشش‌دار در مقابل امواج هارمونیک صفحه‌ی برداختند.^[۴] در سال ۲۰۰۷، نیز پاسخ دینامیکی تونل دایروی تکه‌ی جاسازی شده در محیط پوروالاستیک مورد بررسی قرار گرفت.^[۵] همچنین در سال ۲۰۰۹، برخی پژوهشگران به بررسی پاسخ دینامیکی یک جفت تونل بیضوی مدفون شده در محیط پوروالاستیک و اثر اندرکنش بین دو تونل پرداختند و تأثیر تفرق و اندرکنش بین دو تونل در تنش‌ها و فواصل بین دو تونل را مورد بررسی قرار دادند؛^[۶] و نیز به بررسی تفرق امواج صفحه‌ی از طریق حفره‌های استوانه‌بی‌پوشش‌دار در نیم‌صفحه‌ی پوروالاستیک در همان سال

پرداختند.^[۸] در پژوهش دیگری در سال ۲۰۱۰، نیز برخی محققان به بررسی پاسخ دینامیکی تونل‌هایی که در سنگ‌های متخلخل تحت فشار آب داخلی قرار دارند، پرداختند.^[۹]

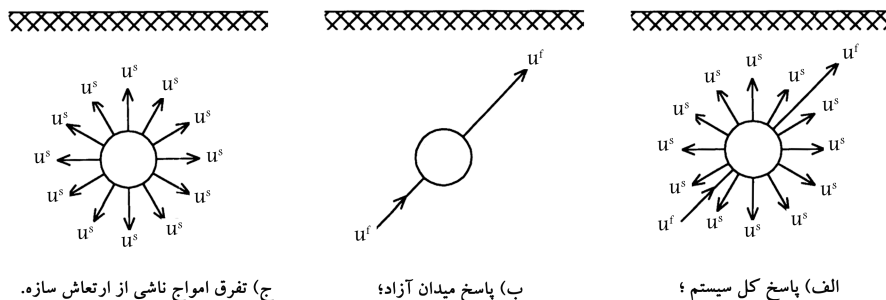
امروزه شبکه‌های عصبی مصنوعی تقریباً در تمامی علوم مورد استفاده قرار می‌گیرد. پژوهشگران بسیاری به پیش‌بینی نرخ نفوذ و کارایی دستگاه TBM با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته‌اند. همچنین پیش‌بینی میزان نشست سطحی در اثر حفر تونل‌های شهری توسط افراد بسیاری مورد بررسی قرار گرفته است. همچنین می‌توان به کاربرد این علم در مدل‌سازی خاک، پیش‌بینی مقدار خرج ویژه در انفجار تونل، پیش‌بینی تغییر شکل تونل، شبیه‌سازی پالس غالب زلزله، تحلیل روسازی صلب و انعطاف‌پذیر راه‌ها، پیش‌بینی رفتار سازه‌های بهسازی شده، بررسی فشار در حوضچه‌های آرامش و بسیاری از موارد دیگر اشاره کرد.^[۱۰-۱۲] در این نوشتار، تأثیر تفرق امواج زلزله در اثر حفر تونل در سازه‌های مجاور تحت زلزله‌های حوزه‌ی دور با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفته و در نهایت، یک تحلیل حساسیت برای بررسی تأثیر پارامترهای ورودی در تابع هدف انجام شده است.

۲. روش پژوهش

در ابتدا برای بررسی پدیده‌ی تفرق از روش اجزاء محدود استفاده شده است. نرم‌افزار مورد استفاده در این بخش PLAXIS بوده است، که براساس روش اجزاء محدود

* نویسنده مسئول

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۷/۱۵، اصلاحیه ۱۳۹۳/۵/۴، پذیرش ۱۳۹۳/۵/۲۲



شکل ۱. تفرق امواج و پاسخ میدان آزاد و پاسخ کل سیستم.

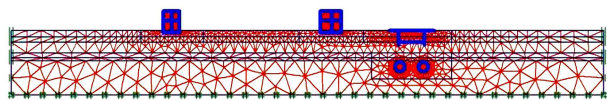
سیلتی و شنی سیلتی قرار گرفته است. قطر خارجی تونل ۶/۸۸ متر و قطر داخلی آن ۶ متر است. قطر خارجی ساپورت با سگمنت بتن مسلح پیش‌ساخته ۶/۶ متر است. لاینینگ تونل ضخامت ۰/۳ متر و طول سگمنت ۱/۴ متر دارد. ۰/۱۴ متر فضای خالی توسط گروت پر شده است. ضخامت سرباره‌ی تونل از سطح زیرگذر و پنجه‌ی شمع به ترتیب ۱۹ و ۱۰ متر است. در این نوشتار، تونل دوقلوی موازی با زیرگذر زرد در نظر گرفته شده است. زیرگذر زرد ۷۰° متر طول و ۲۸ متر پهنا دارد. این زیرگذر شامل دال بتن‌آرمه‌ی بالا و پائین، و شمع بتن‌آرمه‌ی درجا به‌عنوان دیوار حائل است. ارتفاع دیوارهای ارگ کریم‌خان ۱۲ متر است.

۱.۳. زمین‌شناسی و ژئوتکنیک محل

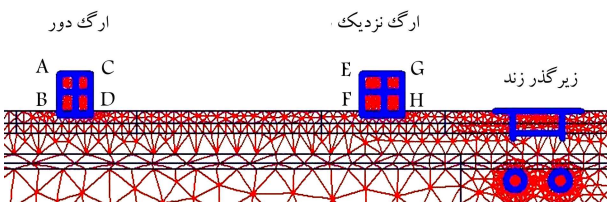
پروفایل زمین‌شناسی منطقه، شامل ۶ لایه‌ی خاک با ضخامت و خواص مختلف است. خاک‌ها براساس سیستم یکنواخت، طبقه‌بندی شده‌اند. تراز آب زیرزمینی به‌طور تقریبی در ۶/۵ متری بالای تاج تونل قرار دارد. در جدول‌های ۱ و ۲ مشخصات خاک، مصالح ارگ، تونل و زیرگذر ذکر شده است.

۴. تحلیل به روش اجزاء محدود

خصوصیات مصالح و سایر پارامترهای طراحی در جدول‌های ۱ و ۲ ذکر شده‌اند. شرایط مدل‌سازی در حالت کرنش مسطح و المان مثلثی ۱۵ گره‌ی صورت گرفته است (شکل ۲). تحلیل حساسیت برای مش و مرزها صورت گرفته و در شکل ۳، شبکه‌بندی نهایی نشان داده شده است. برای جلوگیری از آثار بازتاب موج، مرزها به اندازه‌ی کافی دورتر از سازه انتخاب و در شبکه‌بندی با توجه به حساسیت موجود در اطراف تونل و سازه‌ی ارگ کریم‌خانی و زیرگذر زرد، مش‌ها ریزتر انتخاب شده‌اند.



شکل ۲. مش ایجاد شده در تحلیل PLAXIS.



شکل ۳. نقاط کنترل در سازه‌ی ارگ کریم‌خانی.

است. در این نرم‌افزار پس از مدل‌کردن تونل و سازه‌های مجاور آن، تحلیل دینامیکی تحت زلزله‌های حوزه‌ی دور صورت می‌گیرد.

در عمل فرض می‌شود که موج اولیه در برخورد به یک بی‌نظمی، بدون تغییر منتشر می‌شود و در همین هنگام محیط دوم، خود تبدیل به یک منبع موج می‌شود و با ارتعاشات خود یک موج ثانویه به نام موج تفرق یافته ایجاد می‌کند؛ به گونه‌ی که مجموع این دو موج بیان‌گر حالت واقعی باشد. بنابراین در مسائل تفرق امواج، میدان تغییرمکان کل u_i به‌عنوان مجموع میدان تغییرمکان آزاد u_i^f (در حالت عدم وجود بی‌نظمی) و میدان تغییرمکان تفرق یافته u_i^s تعریف می‌شود (رابطه‌ی ۱). همچنین در شکل ۱ شمایی از آن نشان داده شده است.

$$u_i = u_i^f + u_i^s \quad (1)$$

در این مطالعه، تأثیر تفرق امواج زلزله در اثر حفر تونل در سازه‌های مجاور، تحت زلزله‌های حوزه‌ی دور با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی براساس نتایج خروجی از تحلیل اجزاء محدود (نرم‌افزار PLAXIS) مورد بررسی قرار گرفته است. هدف از آموزش در شبکه‌ی عصبی مصنوعی، رسیدن به شرایطی است که شبکه قادر به پاسخ‌گویی صحیح به داده‌های موجود و همچنین داده‌های مشابه و متفاوت از ورودی‌های متفاوت برای آموزش شبکه باشد. به همین دلیل مرحله‌ی آموزش از مهم‌ترین مراحل مدل‌سازی است. به‌طور کلی آموزش در شبکه‌های عصبی انتشار برگشتی، در سه مرحله صورت می‌گیرد؛ مرحله اول شامل ارائه زوج‌های آموزشی به شبکه در نورون‌های ورودی و خروجی و مرحله دوم شامل محاسبه خطای شبکه و برگشت و انتشار برعکس خطا در شبکه و مرحله سوم شامل اصلاح وزن‌ها در جهت کاهش خطا می‌باشد.

جهت مدل‌کردن شبکه‌ی عصبی از برنامه‌ی MATLAB استفاده شده است. با توجه به قابلیت‌ها و توابع موجود در جعبه ابزارها، سرعت اجرا به حد بالایی افزایش پیدا کرده و استفاده از چنین جعبه ابزاری توسط کاربر ملموس‌تر است. در این روش سازمان‌دهی نورون‌های یک شبکه‌ی عصبی با الگوریتم یادگیری، که شبکه توسط آن آموزش داده می‌شود، مرتبط است. بدین منظور، ابتدا مجموعه‌ی داده‌ها نرمال می‌شود، و سپس جهت مدل‌کردن شبکه‌ی عصبی از شبکه‌ی پیش‌خورنده با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا استفاده می‌شود.

۳. مطالعه‌ی موردی

مطالعه‌ی موردی در این پژوهش، بررسی قسمتی از خطوط مترو شیراز است، که تونل مترو از پایین زیرگذر زرد و در مجاورت سازه‌ی ارگ کریم‌خانی عبور می‌کند. تونل احداث شده در زیر تراز آب زیرزمینی قرار دارد و عموماً در خاک‌های رسی

جدول ۱. مشخصات خاک در مدل‌ها.

شماره‌ی لایه‌ی خاک	ضخامت (m)	نوع خاک	γ_{sat} (kN/m ³)	γ_{unsat} (kN/m ³)	C_u (kN/m ²)	ϕ_u (°)	E (kN/m ²)	ν
۱	۴	SC	۱۸٫۶۴	۱۵٫۷	۳۰	۳۳	$۳/۲۵ \times ۱۰^۴$	۰٫۳
۲	۳٫۲	CL/ML	۲۰٫۴	۱۶٫۶۸	۴۰	۲۹	۵×۱۰^۴	۰٫۲۵
۳	۶٫۷	ML	۲۰٫۵	۱۶٫۴۸	۱۰	۳۲	۵×۱۰^۴	۰٫۲۵
۴	۳	CL	۲۰٫۴	۱۶٫۶۸	۲۰	۲۹	۵×۱۰^۴	۰٫۲۵
۵	۱٫۸	CL/ML	۲۰٫۵	۱۶٫۵۸	۱۰	۳۲	۵×۱۰^۴	۰٫۲۵
۶	۲٫۳	SM/ML	۲۰٫۵	۱۷٫۳۶	۱۰	۲۹	۵×۱۰^۴	۰٫۲۵

جدول ۲. مشخصات سازه تونل و زیرگذر و ارگ کریم‌خانی در مدل‌ها.

سازه	نوع ماده	EA (kN/m)	EI (kN.m ² /m)	d (m)	W (kN/m)	ν
سگمنت تونل	کشسان	$۹٫۴۲ \times ۱۰^۶$	$۷٫۰۶۵ \times ۱۰^۴$	۰٫۳	۷٫۵	۰٫۱
دال زیرگذر	کشسان	$۲٫۰۸ \times ۱۰^۷$	$۱٫۱۰۹ \times ۱۰^۶$	۰٫۸	۱۹	۰٫۱۵
شمع زیرگذر	کشسان	$۳٫۱۲ \times ۱۰^۷$	$۳٫۷۴۴ \times ۱۰^۶$	۱٫۲	۲۸	۰٫۱۵
دیوار سمت راست ارگ دور	کشسان	$۱٫۳۲ \times ۱۰^۷$	$۱٫۱۹۸ \times ۱۰^۷$	۳٫۳	۴۹٫۵	۰٫۳
دیوار سمت چپ ارگ دور	کشسان	$۱٫۱۲ \times ۱۰^۷$	$۷٫۳۱۷ \times ۱۰^۶$	۲٫۸	۴۲	۰٫۳
دیوار سمت راست ارگ نزدیک	کشسان	$۱٫۲۸ \times ۱۰^۷$	$۱٫۰۹۲ \times ۱۰^۷$	۳٫۲	۴۸	۰٫۳
دیوار سمت چپ ارگ نزدیک	کشسان	$۱٫۳۲ \times ۱۰^۷$	$۱٫۱۹۸ \times ۱۰^۷$	۳٫۳	۴۹٫۵	۰٫۳

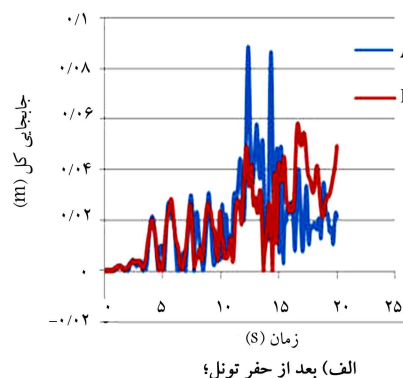
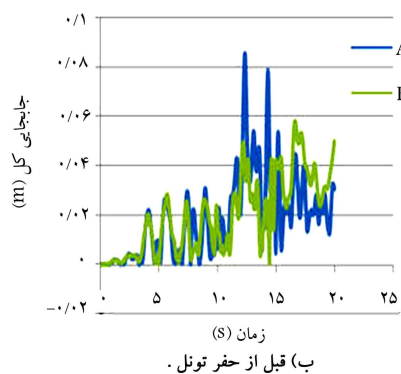
رایلی در خاک استفاده شده است. ضرایب آلفا و بتا میرایی رایلی، ۰٫۱ در نظر گرفته شده است.

تعداد المان‌ها، گره‌ها و نقاط تنش به ترتیب ۲۴۲۲، ۲۰۰۵۳ و ۲۹۰۶۴ است و اندازه‌ی متوسط المان‌ها ۲٫۸۲ متر انتخاب شده‌اند.

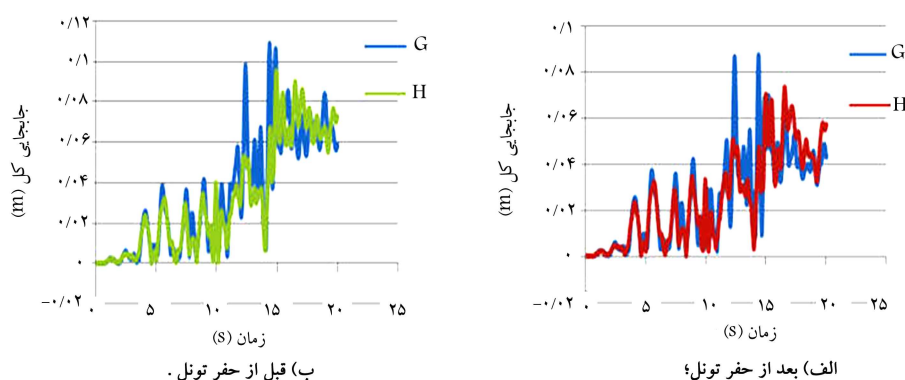
با توجه به نوع خاک منطقه‌ی مورد مطالعه، زلزله‌های حوزه‌ی دور شامل: Elcen، Kobe، Northridge، Loma، Sanfernando، Chalfant، Chichi، Duzce، tro و Whittier narrows انتخاب شده‌اند. طبق استاندارد ۲۸۰۰ ایران، منطقه‌ی شیراز جزء مناطق با لرزه‌خیزی نسبی زیاد است و بیشینه‌ی شتاب زلزله‌ها باید به ۰٫۳ g مقیاس شود. زمان شتاب‌نگاشت‌ها در تحلیل ۲۰ ثانیه در نظر گرفته شده است، تا بحرانی‌ترین حالت را داشته باشد و بیشینه‌ی پاسخ را بدهد. در شکل ۴، شتاب‌نگاشت‌های به‌کار گرفته شده جهت تحلیل نشان داده شده‌اند. در تحلیل PLAXIS از معیار گسیختگی موهر-کولمب و از تئوری میرایی

۱.۴. بررسی رفتار ارگ کریم‌خانی در مجاورت تونل دوقلوی متروی شیراز

برای بررسی رفتار سازه‌ی ارگ کریم‌خان، شتاب‌نگاشت‌های حوزه‌ی دور در راستاهای صفر، ۳۷ و ۴۵ درجه به سازه اعمال شده است. برای بررسی پدیده‌ی تفرق، نقاط کنترل در سازه‌ی ارگ دورتر و نزدیک‌تر به تونل، در بالای سازه و در سطح زمین دیواره‌های داخلی و خارجی مشخص شده و جابجایی اختلافی بیشینه برای هر دیوار داخلی و خارجی سازه تحت شتاب‌نگاشت‌ها و راستاهای مختلف طبق رابطه‌ی ۲



شکل ۴. بررسی جابجایی کل در دیواره‌ی سمت چپ ارگ دورتر به تونل تحت زلزله‌ی چی چی در راستای صفر درجه.



شکل ۵. بررسی جابجایی کل در دیواره‌ی سمت راست ارگ نزدیک‌تر به تونل تحت زلزله‌ی چی‌چی در راستای صفر درجه.

بررسی شده است:

$$dU = U_{top} - U_{bot} \quad (2)$$

بررسی جابجایی کل در سازه‌ی ارگ دور و نزدیک تحت زلزله‌ی چی‌چی^۱ در راستای صفر درجه در شکل‌های ۴ و ۵ نشان داده شده است. همچنین در جدول‌های ۳ و ۴، مقادیر جابجایی اختلافی در سازه‌ی ارگ، در دو حالت قبل و بعد از حفر تونل مقایسه و درصد تفرق ایجاد شده تحت زلزله‌های مختلف در سازه‌ی ارگ کریم‌خان ارائه شده است.

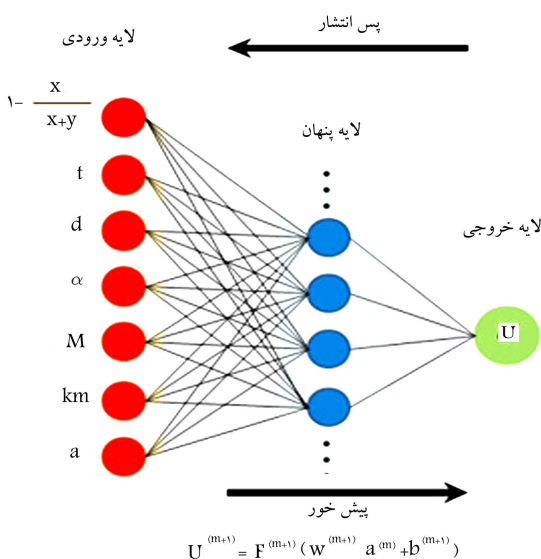
۵. به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد تفرق

شبکه‌های عصبی مصنوعی براساس رفتارشناسی ماشین‌های بیولوژیکی موجودات زنده طراحی شده‌اند و در واقع هدف از شبکه‌های عصبی مصنوعی، ارائه‌ی روش‌هایی جهت استفاده از سخت‌افزارها و نرم‌افزارها (الگوریتم‌ها) برای ایجاد قابلیت‌های هوشمند به دستگاه‌ها، روبات‌ها، برنامه‌ها و... است، که قادر به یادگیری حین فرایند هستند. [۱۳-۱۶]

تاکنون مدل‌های مختلف با ساختار و الگوریتم‌های متنوعی از شبکه‌های عصبی ارائه شده است و هر چند این مدل‌ها با یکدیگر تفاوت دارند، اما تمام آن‌ها یک هدف مشترک را دنبال می‌کنند. به‌طور کلی سلول‌های عصبی، که تشکیل دهنده‌ی یک شبکه‌ی عصبی هستند، ماشین‌های محاسباتی هستند که از اجزاء ساده (سلول) و زنجیره‌ی تشکیل می‌شوند و خواصی نظیر: قابلیت یادگیری و تطبیق‌پذیری، قابلیت تعمیم‌پذیری، پردازش موازی، مقاوم بودن و قابلیت تقریب عمومی دارند. در شکل ۶، نمایی از لایه‌ی نورون‌ها در شبکه‌ی عصبی نشان داده شده است. [۱۷-۲۰]

در این بررسی داده‌های خروجی تحلیل اجزاء محدود با استفاده از نرم‌افزار MATLAB به دو گروه کلی جهت آموزش و آزمایش شبکه تقسیم شده‌اند. در مرحله‌ی اول از ۱۰ شتاب‌نگاشت به‌عنوان داده‌های آموزش برای ایجاد شبکه استفاده شده و شبکه‌ی ایجاد شده توسط این داده‌های آموزشی با ۲ شتاب‌نگاشت دیگر به منظور بررسی نتایج به‌دست‌آمده از ارزیابی داده‌ها مورد استفاده قرار گرفته است.

داده‌های آموزش شبکه به ۳ زیرگروه تقسیم شده‌اند، که گروه اول شامل ۷۰٪ داده‌ها هستند و به‌عنوان داده‌های آموزش جهت آموزش شبکه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. گروه دوم و سوم، هر کدام شامل ۱۵٪ داده‌ها هستند که جهت اعتبارسنجی و آزمایش شبکه‌ی آموزش‌شده‌ی حاصل از گروه اول مورد استفاده قرار گرفته‌اند. هر



شکل ۶. نمایی شماتیک از لایه‌های شبکه‌ی عصبی.

گروه نیز با توجه به داده‌های مربوط به نورون‌های ورودی و هدف دسته‌بندی شده و به‌صورت زوج‌های آموزشی ارائه شده‌اند. به دلیل استفاده از تابع انتقال سیگموئیدی، که یک تابع در محدوده‌ی صفر تا ۱ است، لازم است داده‌های ورودی و هدف مورد استفاده در شبکه نرمال شوند. به منظور پیکربندی مناسب شبکه‌ها و رسیدن به بهترین جواب ممکن، آزمون‌های مختلفی انجام شده است.

برای این منظور داده‌های مربوط به مختصات نقاط کنترل، زمان، شتاب، راستای موج برخوردی، فاصله از گسل، ضخامت دیواره‌ها و بزرگی زلزله به‌عنوان تابع ورودی و جابجایی بیشینه‌ی اختلافی کل به‌عنوان تابع هدف تعریف شده است و یک رابطه‌ی غیرخطی بین این توابع ایجاد شده است. همان‌طور که اشاره شد، توابع ذکر شده به‌صورت نرمال شده مورد استفاده قرار گرفته‌اند، لذا توابع مذکور طبق رابطه‌ی ۳ در بازه‌ی ۰٫۱ الی ۰٫۹ نرمال شده‌اند:

$$X_N = \frac{0.8 * (X_i - X_{min})}{X_{max} - X_{min}} + 0.1 \quad (3)$$

مقادیر توابع ورودی به‌صورت $(x/(x+y))$ ، t ، a ، d ، M ، km ، α ، $1 - (x/(x+y))$ و تابع هدف به‌صورت U تعریف شده است. در شبکه‌ی به‌کار گرفته‌شده از دو لایه‌ی Tansig و Purelin استفاده شده است. با تغییر در تعداد نورون‌ها، و با توجه به دست‌یابی به شبکه‌ی بهینه، شبکه‌های مختلفی ایجاد شده است؛ که دست‌یابی به

جدول ۳. تفرق ایجادشده در زلزله‌های حوزه‌ی دور در آرگ دور.

درصد تفرق	du_{max} (m) قبل از حفر تونل	du_{max} (m) بعد از حفر تونل	زاویه‌ی موج برخوردی (°)	رکورد
-۱۰٫۹۶	۰٫۰۷۳	۰٫۰۶۵	۰	Chichi - ۱۲۰۵
-۳٫۳۹	۰٫۰۵۹	۰٫۰۵۷	۳۷	
-۶٫۵۶	۰٫۰۶۱	۰٫۰۵۷	۴۵	
۱۵٫۸۹	۰٫۱۰۷	۰٫۱۲۴	۰	Chalfant - ۵۵۵
۷٫۳۴	۰٫۱۰۹	۰٫۱۱۷	۳۷	
-۸٫۹۷	۰٫۱۴۵	۰٫۱۳۲	۴۵	
۹٫۴۱	۰٫۰۸۵	۰٫۰۹۳	۰	Duzce - ۱۵۴۷
۷٫۰۸	۰٫۱۱۳	۰٫۱۲۱	۳۷	
-۱٫۹۶	۰٫۱۰۲	۰٫۱	۴۵	
۱۶٫۳۵	۰٫۱۰۴	۰٫۱۲۱	۰	Elcentro - ۱۶۹
۴٫۹۶	۰٫۱۴۱	۰٫۱۴۸	۳۷	
-۹٫۸۴	۰٫۱۲۲	۰٫۱۱	۴۵	
۱٫۵۵	۰٫۱۲۹	۰٫۱۳۱	۰	Kobe - ۱۰۴۱
۱۴٫۲۹	۰٫۰۹۸	۰٫۱۱۲	۳۷	
۱۴٫۱۳	۰٫۰۹۲	۰٫۱۰۵	۴۵	
۲۵٫۸۱	۰٫۰۹۳	۰٫۱۱۷	۰	Kobe - ۱۰۵۴
۲۳٫۲۷	۰٫۱۵۹	۰٫۱۹۶	۳۷	
۳۳٫۵۷	۰٫۱۴۳	۰٫۱۹۱	۴۵	
۱٫۷۵	۰٫۱۱۴	۰٫۱۱۶	۰	Loma - ۷۳۷
۱۷٫۳۹	۰٫۱۱۵	۰٫۱۳۵	۳۷	
۲۵٫۰۰	۰٫۱	۰٫۱۲۵	۴۵	
۱۲٫۷۸	۰٫۱۳۳	۰٫۱۵	۰	Northridge - ۸۸۴
۱۳٫۹۱	۰٫۱۱۵	۰٫۱۳۱	۳۷	
۹٫۹۱	۰٫۱۱۱	۰٫۱۲۲	۴۵	
-۵٫۲۶	۰٫۱۱۴	۰٫۱۰۸	۰	Northridge - ۸۹۷
۱۶٫۶۷	۰٫۰۶	۰٫۰۷	۳۷	
۱۶٫۰۷	۰٫۰۵۶	۰٫۰۶۵	۴۵	
-۴٫۶۲	۰٫۰۶۵	۰٫۰۶۲	۰	Sanfernando - ۵۶
۱۱٫۱۱	۰٫۰۳۶	۰٫۰۴	۳۷	
۷٫۵۰	۰٫۰۴	۰٫۰۴۳	۴۵	
۲٫۷۸	۰٫۰۳۶	۰٫۰۳۷	۰	Sanfernando - ۷۸
۶٫۶۷	۰٫۰۳	۰٫۰۳۲	۳۷	
۰٫۰۰	۰٫۰۲۳	۰٫۰۲۳	۴۵	
-۲٫۷۴	۰٫۰۷۳	۰٫۰۷۱	۰	Whittier narrows - ۶۱۶
۷٫۲۳	۰٫۰۸۳	۰٫۰۸۹	۳۷	
۵٫۸۸	۰٫۰۸۵	۰٫۰۹	۴۵	

جدول ۴. تفرق ایجادشده در زلزله‌های حوزه‌ی دور در ارگ نزدیک.

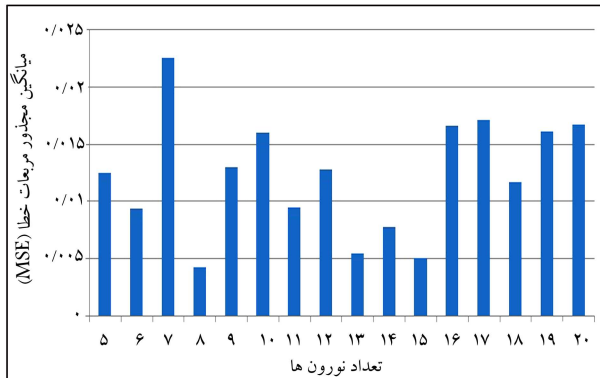
درصد تفرق	du_{max} (m) قبل از حفر تونل	du_{max} (m) بعد از حفر تونل	زاویه‌ی موج برخوردی (°)	رکورد
۲۰٫۶۳	۰٫۰۶۳	۰٫۰۷۶	۰	Chichi – ۱۲۰۵
۳۹٫۵۳	۰٫۰۴۳	۰٫۰۰۶	۳۷	
۱۷٫۳۹	۰٫۰۴۶	۰٫۰۵۴	۴۵	
۴۳٫۹۳	۰٫۱۰۷	۰٫۱۵۴	۰	Chalfant – ۵۵۵
-۴۳٫۸۸	۰٫۱۳۹	۰٫۰۷۸	۳۷	
-۵۲٫۲۳	۰٫۱۵۷	۰٫۰۷۵	۴۵	
۱۷٫۰۲	۰٫۰۹۴	۰٫۱۱	۰	Duzce – ۱۵۴۷
-۲۱٫۸۴	۰٫۰۸۷	۰٫۰۶۸	۳۷	
-۳۵٫۰۵	۰٫۰۹۷	۰٫۰۶۳	۴۵	
۲۱٫۶۹	۰٫۰۸۳	۰٫۱۰۱	۰	Elcentro – ۱۶۹
-۱۷٫۱۴	۰٫۱۰۵	۰٫۰۸۷	۳۷	
-۱۳٫۲۷	۰٫۱۱۳	۰٫۰۹۸	۴۵	
۱٫۳۲	۰٫۰۷۶	۰٫۰۷۷	۰	Kobe – ۱۰۴۱
-۱۲٫۲۲	۰٫۰۹	۰٫۰۷۹	۳۷	
-۱۲٫۹	۰٫۰۹۳	۰٫۰۸۱	۴۵	
۰	۰٫۰۷۸	۰٫۰۷۸	۰	Kobe – ۱۰۵۴
-۳۴٫۵۱	۰٫۱۴۲	۰٫۰۹۳	۳۷	
۱۲٫۵	۰٫۰۹۶	۰٫۱۰۸	۴۵	
۲۲٫۵۴	۰٫۰۷۱	۰٫۰۸۷	۰	Loma – ۷۳۷
-۶٫۷۶	۰٫۰۷۴	۰٫۰۶۹	۳۷	
۹٫۵۹	۰٫۰۷۳	۰٫۰۸	۴۵	
۱۲٫۳	۰٫۱۲۲	۰٫۱۳۷	۰	Northridge – ۸۸۴
-۱۴٫۷۱	۰٫۱۰۲	۰٫۰۸۷	۳۷	
-۲۶٫۷۹	۰٫۱۱۲	۰٫۰۸۲	۴۵	
۱۱٫۳۴	۰٫۰۹۷	۰٫۱۰۸	۰	Northridge – ۸۹۷
-۲۳٫۹۱	۰٫۰۹۲	۰٫۰۷	۳۷	
-۲۶٫۳۷	۰٫۰۹۱	۰٫۰۶۷	۴۵	
۱۱٫۹	۰٫۰۴۲	۰٫۰۴۷	۰	Sanfernando – ۵۶
۵	۰٫۰۴	۰٫۰۴۲	۳۷	
-۵٫۴۱	۰٫۰۳۷	۰٫۰۳۵	۴۵	
۱۲	۰٫۰۲۵	۰٫۰۲۸	۰	Sanfernando – ۷۸
-۱۱٫۱۱	۰٫۰۱۸	۰٫۰۱۶	۳۷	
-۲۶٫۳۲	۰٫۰۱۹	۰٫۰۱۴	۴۵	
-۶٫۹۴	۰٫۰۷۲	۰٫۰۶۷	۰	Whittiernarrows – ۶۱۶
-۲۴٫۰۷	۰٫۱۰۸	۰٫۰۸۲	۳۷	
-۲۹٫۰۶	۰٫۱۱۷	۰٫۰۸۳	۴۵	

جدول ۵. مشخصات شبکه.

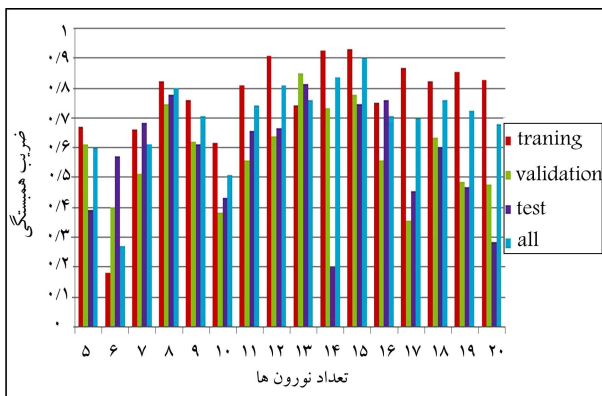
تابع انتقال		تابع اجرا	تابع یادگیری	تابع آموزشی	نوع شبکه
لایه‌ی اول	لایه‌ی دوم				
Purelin	Tansig	MSE	Learnngdm	TrainLM	Feed-Forward back propagation

جدول ۶. برخی از مقادیر خروجی تحلیل اجزاء محدود جهت آموزش شبکه‌ی عصبی.

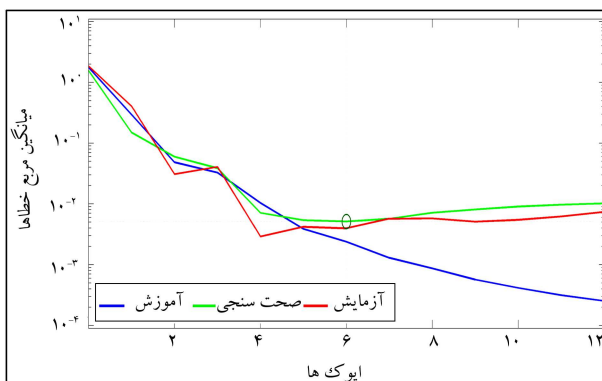
U	$1 - (X/(X + Y))$	α	t	a	km	M	d
۰٫۰۲۴۶۸۵	۰٫۰۷۶۴۳۳	۰	۷٫۶۹۵	-۱۴٫۹۹۸۱	۱۸٫۷	۶٫۲	۲٫۸
۰٫۰۲۴۲۷۲	۰٫۰۸۱۶۳۳	۰	۷٫۶۸۵	۱۸٫۵۹۹۲۲	۱۸٫۷	۶٫۲	۳٫۳



شکل ۷. مقادیر MSE تحت نورون‌های مختلف.



شکل ۸. مقادیر R برای شبکه‌ها با تعداد نورون مختلف در لایه‌ی پنهان.



شکل ۹. میزان MSE در اپوک‌های مختلف در شبکه با ۱-۱۵-۷ برای حالت‌های آموزش، صحت و آزمایش.

کمترین مجذور مربعات خطا و بالاترین ضریب همبستگی مطلوب است. مشخصات شبکه‌ی موردنظر مطابق جدول ۵ است.

با توجه به توابعی که جهت مدل‌کردن شبکه انتخاب شده است، رابطه‌ی که به ازاء هر ورودی می‌توان پاسخ را استخراج کرد، به صورت رابطه‌ی ۴ است:

$$Target = Purelin(l_w * Tansig(i_w * input + b_1) + b) \quad (4)$$

که در آن، w بیانگر مقادیر وزن و b مقادیر بایاس برای تابع ورودی^۲ و تابع هدف^۳ هستند.

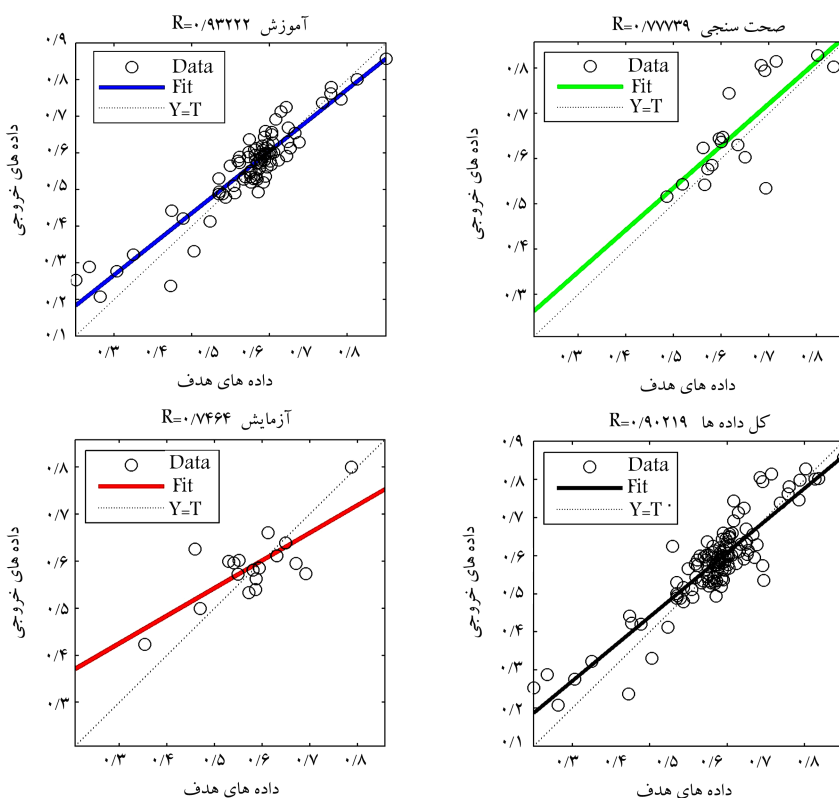
۶. نتایج تجزیه و تحلیل

منظور از شبکه‌ی بهینه شبکه‌ی است که دقت آموزشی بالا دارد تا به تبع آن خروجی‌هایی که دریافت می‌شود با هدف ارائه‌شده به شبکه، همبستگی بالا و مجذور مربعات خطای کمتری داشته باشد. در این نوشتار، ۷۰٪ از داده‌های اولیه به عنوان داده‌های آموزش، جهت آموزش شبکه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در این مرحله، ماتریس داده‌های ورودی، یک ماتریس 120×7 شامل مختصات نقاط کنترل، زمان، شتاب، راستای موج برخوردی، فاصله از گسل، بزرگی زلزله و ضخامت دیواره‌هاست و ماتریس هدف یک ماتریس 120×1 شامل جابه‌جایی پیشینه‌ی اختلافی کل است. ماتریس داده‌های آزمون برای شبکه‌ی ایجادشده، یک ماتریس 24×1 است. جدول ۶، داده‌های مربوط را نشان می‌دهد. در ایجاد شبکه‌ی عصبی از تعداد نورون در بازه‌ی (۲۰-۵) نورون استفاده شده است. در شکل‌های ۷ و ۸ مقادیر MSE و R برای بازه‌ی (۲۰-۵) نورون نشان داده شده است.

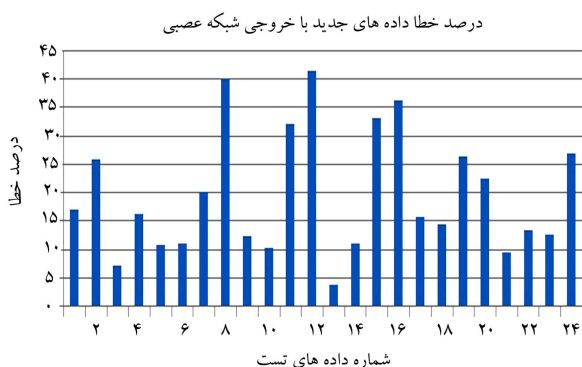
در شکل ۹، میانگین مربع خطاها (MSE) در اپوک‌های مختلف یادگیری آورده شده است که با توجه به معیار همگرایی در نظر گرفته شده، مشاهده می‌شود یادگیری در اپوک شماره ۶ به خوبی انجام شده است. در شکل ۱۰ نیز مقادیر R به ازای چهار حالت آموزش صحت سنجی، آزمایش و کل داده‌ها بدست آمده است.

با توجه به توضیحات ذکرشده، بهترین حالت ایجاد شبکه‌ی عصبی مصنوعی با آرایش ۷-۱۵-۱ (۷ پارامتر ورودی، ۱۵ گره مخفی و ۱ پارامتر خروجی) به دست آمده است، که بالاترین رگرسیون و کمترین مجذور مربعات خطا را شامل شده است. در شکل‌های ۱۱ و ۱۲، مقادیر R و MSE برای شبکه‌ی عصبی با ۱۵ نورون نشان داده شده است. پس از اجرای برنامه، مقادیر مربوط به وزن و بایاس تحت زلزله‌ی حوزه‌ی دور به صورت رابطه‌ی ۵ تعیین شده‌اند.

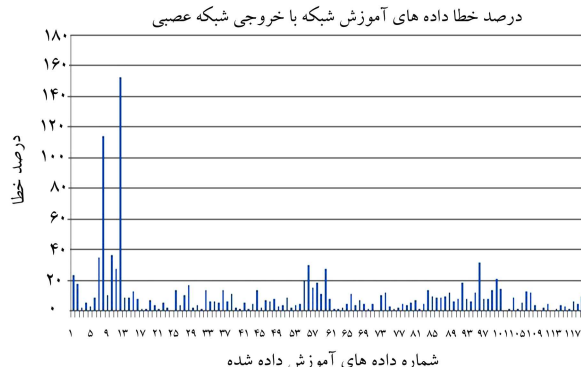
پس از آموزش شبکه‌ی عصبی موردنظر، بررسی نتایج خروجی حاصل از شبکه‌ی عصبی، با مقادیر داده‌های آموزش شبکه و همچنین داده‌های آزمون شبکه صورت گرفته است و مقادیر مربوط به U به دست آمده از شبکه‌ی آموزش



شکل ۱۰. میزان R در شبکه با ۱-۱۵-۷ برای حالت‌های آموزش، صحت و آزمایش.



شکل ۱۲. مقایسه بین مقادیر U و مقادیر برآورد شده توسط شبکه‌ی عصبی برای داده‌های آزمون شبکه تحت زلزله‌ی حوزه‌ی دور.



شکل ۱۱. مقایسه بین مقادیر U و مقادیر برآورد شده توسط شبکه‌ی عصبی برای داده‌های آموزش شبکه تحت زلزله‌ی حوزه‌ی دور.

شبکه‌ی عصبی مصنوعی، بیشترین تلاش‌ها متمرکز بر بهبود قوانین آموزشی جدید، کشف معماری‌های شبکه‌ی عصبی جدید و توسعه‌ی زمینه‌های جدید کاربردی است. شبکه‌های عصبی مصنوعی، یک نوع جمعیه‌ی سیاه بسیار پیچیده است، که ورودی‌های را به خروجی‌های از پیش تعیین شده تبدیل می‌کند و به کاربر ارائه می‌دهد. به بیان دیگر، درک سریع چگونگی رابطه‌ی وزن‌های شبکه یا مقادیر تحریک نورون‌های مخفی به یک مجموعه داده‌های آموزشی امکان‌پذیر نیست. بنابراین برخلاف مدل‌های کلاسیک آماری، پیداکردن اثر متغیر صریح در متغیر وابسته در یک شبکه به سادگی ظاهر نمی‌شود. تا پایان سال ۱۹۸۰، روش‌های مختلفی برای تفسیر شبکه‌های عصبی پیش‌خورنده که شامل: نورون‌های ورودی N ، نورون‌های مخفی L و نورون‌های خروجی M است، ارائه شده‌اند. در شکل ۱۳، روش‌های

داده‌شده با مقادیر اصلی 0.969 ٪ و با داده‌های جدید 19.73 ٪ خطا نشان داده است. مقایسه‌ی بین مقادیر آموزش و آزمون با خروجی شبکه عصبی تحت زلزله‌های حوزه‌ی دور در شکل‌های ۱۱ و ۱۲ نشان داده شده است.

۷. آنالیز حساسیت پارامترهای ورودی

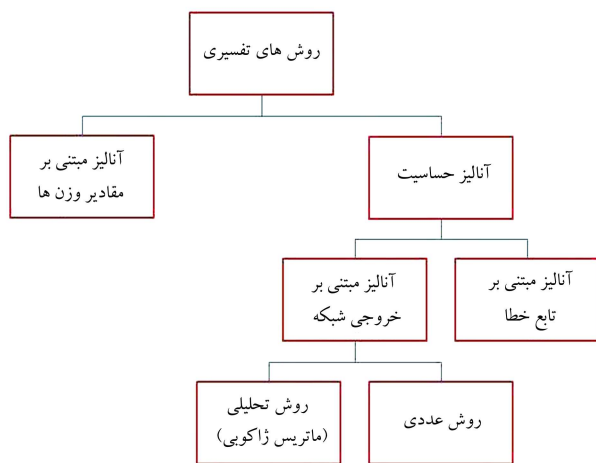
در طول سال‌های گذشته، روش‌های مختلفی برای تحلیل اثر یا اهمیت متغیرهای ورودی در خروجی شبکه‌ی عصبی پیش‌خورنده پیشنهاد شده‌است. این روش‌ها را می‌توان به دو مجموعه شامل تحلیل براساس میزان وزن و آنالیز حساسیت تقسیم کرد. با این حال، روش‌های مذکور با محدودیت‌هایی همراه هستند. در مطالعات

$$b\{1\} = \begin{bmatrix} -1,9221 \\ -18,022 \\ 1,8655 \\ -1,3774 \\ 0,49425 \\ 0,32979 \\ 2,0786 \\ 0,28065 \\ -0,8828 \\ 1,2864 \\ 0,76422 \\ 1,485 \\ 0,74712 \\ 2,8703 \\ 1,6171 \end{bmatrix} \quad iw\{1,1\} = \begin{bmatrix} 1,0035 & 1,4979 & -2,3904 & 0,62103 & -0,27744 & -0,7109 & 0,27267 \\ 0,16471 & 1,892 & 0,57293 & 0,10855 & 1,1963 & -0,29034 & -0,26899 \\ -1,4659 & 1,9998 & 4,2401 & 1,1571 & -1,7481 & -2,0435 & 0,31703 \\ -0,76373 & 0,95677 & 1,2271 & 1,2462 & 2,2599 & 1,2214 & -0,11166 \\ -0,93158 & -2,9049 & -1,0048 & 0,24141 & -0,46826 & -0,15912 & 0,91608 \\ -2,7764 & 0,9338 & -0,60247 & 1,3897 & -1,8851 & 1,1113 & 0,31605 \\ 0,38273 & 1,2785 & -1,3579 & -0,72273 & 2,0282 & 1,8649 & -0,11543 \\ -0,81371 & 1,2808 & 0,52902 & -0,5114 & 0,70952 & 1,1262 & 0,17827 \\ -2,4129 & 1,4944 & 0,78135 & 0,29273 & 2,522 & 0,51023 & -1,3035 \\ 0,55591 & -0,60251 & -1,2752 & 3,0126 & -2,2985 & 1,9848 & 0,25447 \\ 1,5958 & -0,8728 & -2,1088 & -1,435 & -1,8608 & 0,44609 & 1,0278 \\ 0,25081 & -1,3807 & 1,5466 & -0,3598 & -1,9704 & -3,066 & 0,42868 \\ -0,34747 & 0,87431 & 1,5919 & -0,21942 & 1,846 & 3,2153 & -1,3049 \\ 0,32054 & 1,2166 & 0,6459 & 0,33166 & -0,66005 & -1,4879 & -0,57334 \\ 1,048 & 0,51768 & -0,76556 & 0,20835 & 2,0437 & 1,1364 & 0,4314 \end{bmatrix}$$

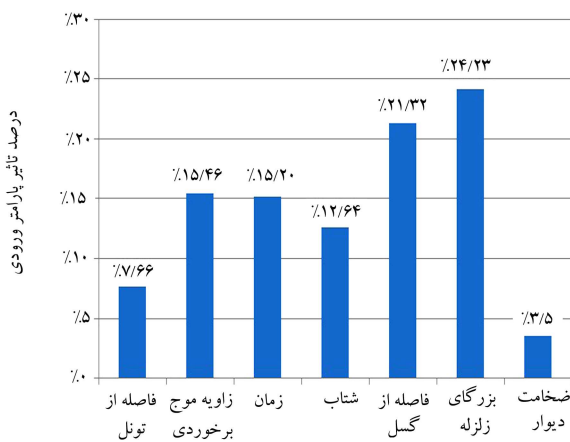
$$iw\{2,1\} = [-0,14446 \quad 0,060244 \quad -0,39046 \quad 0,19838 \quad -0,5924 \quad -0,11134 \quad -0,44014 \quad 0,63087 \quad 0,13199 \\ 0,44168 \quad 0,12748 \quad 0,48595 \quad 0,49807 \quad 0,38505 \quad -0,00647]$$

$$b\{2\} = [-0,2036]$$

(5)



شکل ۱۳. روش های تفسیری اراقه شده.



شکل ۱۴. درصد تأثیر پارامترهای ورودی.

تفسیری به دو روش کلی تقسیم شده‌اند: آنالیز براساس مقدار وزن‌ها و تحلیل حساسیت.

آنالیز براساس مقادیر وزن، منحصرأ بر مبنای مقادیر ذخیره‌شده در ماتریس استاتیک وزن‌ها برای تعیین تأثیر نسبی هر یک از داده‌های ورودی در داده‌های خروجی شبکه است. معادلات مختلفی مبتنی بر مقادیر وزن‌ها ارائه شده است، که تمامی آنها با محاسبه‌ی حاصل ضرب وزن‌ها w_{ij} (وزن اتصال بین نورون ورودی i و نورون مخفی j) و v_{jk} (وزن اتصال بین نورون مخفی j و نورون خروجی k) برای هر یک از نورون‌های مخفی شبکه به صورت مجموع حاصل ضرب‌های محاسبه‌شده به دست می‌آید. یکی از کاربردی‌ترین معادلات، معادله‌ی گارسون^۴ است (رابطه‌ی ۶):

$$Q_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^L \left(\frac{w_{ij}}{\sum_{r=1}^N w_{rj}} v_{jk} \right)}{\sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^L \left(\frac{w_{ij}}{\sum_{r=1}^N w_{rj}} v_{jk} \right) \right)} \quad (6)$$

که در آن، $\sum_{r=1}^N w_{rj}$ مجموع وزن‌های اتصال بین نورون‌های ورودی N و نورون‌های مخفی J ، Q_{ik} درصد تأثیر متغیر ورودی x_i در متغیر خروجی y_k است. این روش زمانی که وزن‌های مثبت و منفی با هم وجود دارند، نسبت درستی ارائه نمی‌دهد. به همین سبب میلن روش گارسون را اصلاح کرده است. میلن برای اصلاح روش گارسون از قدرمطلق وزن‌ها استفاده کرده است، که با این روش، نسبت‌های صحیحی برای هر دو وزن مثبت و منفی به دست می‌آید. رابطه‌ی ۷، روش میلن را نشان می‌دهد:

$$\frac{\sum_{j=1}^{n_{hidden}} \frac{w_{ji}}{\sum_{l=1}^{n_{inputs}} |w_{jl}|} \cdot w_{oj}}{\sum_{k=1}^{n_{inputs}} \left(\sum_{j=1}^{n_{hidden}} \frac{w_{jk}}{\sum_{l=1}^{n_{inputs}} |w_{jl}|} \cdot w_{oj} \right)} \quad (7)$$

همان‌طور که از شکل ۱۴ مشاهده می‌شود، نتایج آنالیز حساسیت بیان‌گر این است

همان‌طورکه از شکل ۱۵ مشاهده می‌شود، تعداد داده‌هایی که در بازه‌ی $\{10\% - 20\% \}$ و $\{20\% - 30\% \}$ قرار دارند، به ترتیب $72/5\%$ و $91/67\%$ است. همچنین از شکل ۱۶ مشاهده می‌شود تعداد داده‌هایی که در بازه‌ی $\{10\% - 20\% \}$ و $\{20\% - 30\% \}$ قرار دارند، به ترتیب $12/5\%$ و $58/33\%$ است.

۸. نتیجه‌گیری

از منظر توپوگرافی ساخت‌گاه، تونل‌ها در دسته‌ی سازه‌های زیرزمینی قرار می‌گیرند. در این نوشتار، پارامترهای مؤثر در تفرق امواج زلزله‌های دور از گسل ابتدا با استفاده از تحلیل به روش اجزاء محدود و سپس به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد ارزیابی قرار گرفته است. مطالعه‌ی موردی در این پژوهش، بررسی قسمتی از خطوط مترو شیراز بوده است، که تونل مترو از پایین زیرگذر زند و در مجاورت سازه‌ی ارگ کریم‌خانی عبور می‌کند.

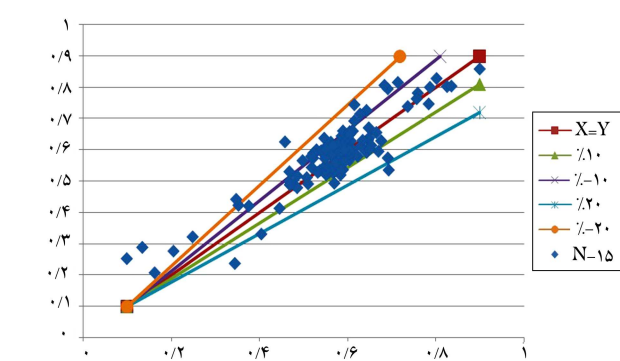
در تحلیل اجزاء محدود، مقادیر جابه‌جایی اختلافی در سازه‌ی ارگ، در دو حالت قبل و بعد از حفر تونل، مقایسه شده‌اند و درصد تفرق ایجادشده تحت زلزله‌های مختلف در سازه‌ی ارگ کریم‌خان ارائه شده است. در مدل‌سازی با شبکه‌های عصبی، تفرق امواج زلزله در سازه‌ها را با در نظر گرفتن پارامترهایی نظیر: مختصات نقاط کنترل، زمان، شتاب، راستای موج برخوردی، فاصله از گسل، بزرگای زلزله و ضخامت دیواره‌ها به عنوان تابع ورودی و جابه‌جایی بیشینه‌ی اختلافی کل به‌عنوان تابع هدف مورد بررسی قرار گرفته است. با در نظر گرفتن مشخصات شبکه‌ی ارائه‌شده، جهت تعیین تعداد نورون‌ها در لایه‌ی پنهان با تابع انتقال تانژانت سیگموئید، شبکه‌هایی با تعداد نورون‌های $20-5$ در لایه‌ی پنهان در نظر گرفته شده است. با توجه به شاخص صحت‌سنجی ضریب همبستگی و میانگین مجموع مربعات خطا در شبکه‌های مختلف در حوزه‌ی دور، شبکه با ۱۵ نورون به‌عنوان بهترین شبکه در نظر گرفته شده است. در نهایت، آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای ورودی با استفاده از روش میلن صورت گرفته و درصد تأثیر هر یک از پارامترهای ورودی تعیین شده است. نتایج آنالیز حساسیت بیان‌گر این است که بزرگای زلزله و فاصله از گسل بیشترین درصد تأثیر و فاصله از تونل و ضخامت دیوار، کمترین درصد تأثیر در تابع هدف را داشته‌اند.

پانویس‌ها

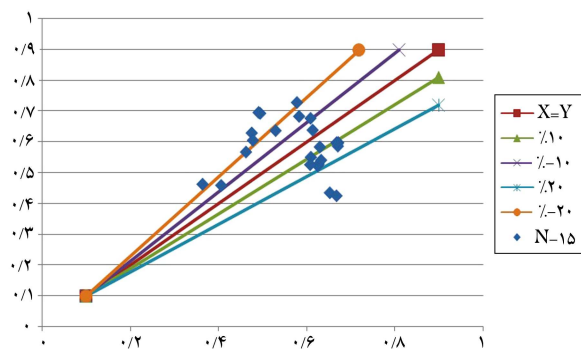
1. Chichi
2. input
3. target
4. Garson

منابع (References)

1. Tao, L., Song, H. and Chakrabarti, S. "Scaled boundary FEM solution of short-crested wave diffraction by a vertical cylinder", *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, **197**(1-4), pp. 232-242 (2007).



شکل ۱۵. منحنی پوش خروجی داده‌های آموزش داده‌شده با داده‌های اصلی.



شکل ۱۶. منحنی پوش خروجی شبکه‌ی عصبی با داده‌های جدید.

که بزرگای زلزله و فاصله از گسل بیشترین درصد تأثیر و فاصله از تونل و ضخامت دیوار کمترین درصد تأثیر در تابع هدف را داشته‌اند.

در شکل‌های ۱۵ و ۱۶، به ترتیب منحنی‌های پوش برای داده‌های به‌دست‌آمده از شبکه‌ی آموزش داده‌شده با داده‌های اصلی و داده‌های خروجی شبکه‌ی عصبی با داده‌های جدید، تحت شیب‌های مختلف $\{20\% - 30\% \}$ نسبت به محور مبنا $X = Y$ رسم شده و درصد وابستگی داده‌ها به یکدیگر در بازه‌های مختلف بررسی شده است.

2. Xia, J., Nyquist, J.E., Xu, Y., Roth, M.J.S. and Miller, R.D. "Feasibility of detecting near-surface feature with Rayleigh-wave diffraction", *Journal of Applied Geophysics*, **62**(3), pp. 244-253 (2007).
3. Antonio, J. and Tadeu, A. "3D scattering scattering by multiple cylindrical cavities buried in an elastic formation", *Eur. J. Mech. A/Solids*, **20**(3), pp. 367-383 (2001).
4. Wang, J.H., Zhou, X.L. and Lu, J.F. "Dynamic stress concentration around elliptic cavities in saturated poroelastic soil under harmonic plane waves", *International Journal of Solids and Structures*, **42**(14), pp. 4295-4310 (2005).
5. Esmaili, M., Vahdani, S. and Noorzad, A. "Dynamic response of lined circular tunnel to plane harmonic waves",

- Tunnelling and Underground Space Technology*, **21**(5), pp. 511-519 (2006).
6. Lu, J.F., Jeng, D.S. and Lee, T.L. "Dynamic response of a piecewise circular tunnel embedded in a poroelastic medium", *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, **27**(9), pp. 875-891 (2007).
 7. Zhou, X.L., Wang, J.H. and Jiang, L.F. "Dynamic response of a pair of elliptic tunnels embedded in a poroelastic medium", *Journal of Sound and Vibration*, **325**(4-5), pp. 816-834 (2009).
 8. Jiang, L.F., Zhou, X.L. and Wang, J.H. "Scattering of a plane wave by a lined cylindrical cavity in a poroelastic half-plane", *Computers and Geotechnics*, **36**(5), pp. 773-786 (2009).
 9. Bin, L., Kang he, X. and Xiaohu, L. "Dynamic response of a partially sealed tunnel in porous rock under innerwater pressure", *Tunnelling and Underground Space Technology*, **25**(4), pp. 407-414 (2010).
 10. Hoseini Vaez, S.R., Sharbatdar, M.K., Ghodrati Amiri, G., Naderpour, H. and Kheyroddin, A. "Dominant pulse simulation of near fault ground motions", *Earthquake Engineering and Engineering Vibration (Springer)*, **12**(2), pp. 267-278 (2013).
 11. Kheyroddin, A., Naderpour, H. and Ahmadi, M. "Compressive strength of confined concrete in CCFST columns", *Journal of Rehabilitation in Civil Engineering*, **2**(1), pp.106-113 (2013).
 12. Naderpour, H., Kheyroddin A. and Ghodrati Amiri, G. "Prediction of FRP-confined compressive strength of concrete using artificial neural networks", *Composite Structures*, **92**(12), pp. 2817-2829 (2010).
 13. Caudill, M. and Butler, C., *Understanding Neural Networks*, Computer Explorations, **1 and 2**, Cambridge, MA: The MIT Press (2002).
 14. De Jesús, O. and Hagan, M.T. "Back propagation through time for a general class of recurrent network", *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, Washington, DC, pp. 2638-2642 (15-19 July 2001).
 15. De Jesús, O. and Hagan, M.T. "Forward perturbation algorithm for a general class of recurrent network", *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, Washington, DC, pp. 2626-2631 (15-19 July 2001).
 16. De Jesús, O., Horn J.M. and Hagan M.T. "Analysis of recurrent network training and suggestions for improvements", *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, Washington, DC, pp. 2632-2637 (15-19 July 2001).
 17. Hagan, M.T., Demuth, H.B. and Beale, M.H., *Neural Network Design*, Boston, MA: PWS Publishing (2008).
 18. Demuth, H. and Beale, M., *Neural Network Toolbox for Use with MATLAB*, User's Guide (2006).
 19. Affipour, M., Shrifzadeh, M., Shahriar, K. and Jamshidi, H. "Interaction of twin tunnels and shallow foundation at Zand underpass", *Shiraz Metro, Iran, Tunnelling and Underground Space Technology*, **26**, pp. 356-363 (2011).
 20. PLAXIS, Ver. 8.5, Dynamics Manual (2008).