

چکیده

کاربرد هوش مصنوعی و تحلیل شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان ابزارهای نوین در ارزیابی ویژگی‌های خاک، نقش مهمی در کارهای مهندسی و به‌ویژه در پیش‌بینی مخاطرات ژئوتکنیک لرزه‌ای می‌تواند ایفا کنند. روانگرایی یکی از موضوعات مهم است که می‌تواند در حین وقوع زلزله در لایه‌های خاکی دانه‌ای اشباع غیر متراکم به وقوع بپیوندد. با توجه به اینکه وقوع این پدیده می‌تواند آسیب‌های جدی به ساخت و سازهای سطحی و زیر سطحی وارد نماید. ارزیابی پتانسیل وقوع آن در لایه‌های خاکی بسیار حائز اهمیت است. جهت برآورد خطر روانگرایی در لایه‌های خاکی روش‌های مختلف آزمایشگاهی، صحرایی و عددی موجود می‌باشد. در این تحقیق، خطر وقوع روانگرایی در امتداد خط ۲ متروی تبریز با استفاده از تحلیل شبکه عصبی مورد مطالعه قرار گرفته است. بدین منظور، ابتدا، از دو روش تجربی (بر مبنای نتایج آزمون‌های مقاومت نفوذ استاندارد و اندازه سرعت موج برشی) و سپس، روش تحلیل شبکه عصبی جهت ارزیابی پتانسیل روانگرایی لایه‌های خاکی بکار گرفته شده است. نتایج به‌دست آمده بیان‌کننده هماهنگی مناسب بین دو روش در ارزیابی پتانسیل روانگرایی در محدوده مورد مطالعه بوده و همراه با کاربرد تحلیل شبکه عصبی می‌تواند با تحلیل دقیق ویژگی‌های فیزیکی و مکانیکی لایه‌های خاکی، به‌عنوان ابزاری مؤثر در کاهش ریسک‌های ژئوتکنیکی و افزایش ایمنی در پروژه‌های عمرانی به کار روند.

واژگان کلیدی: روانگرایی، سرعت موج برشی، خط ۲ متروی تبریز، تحلیل شبکه عصبی.

نوع مقاله: علمی - ترویجی

کاربرد شبکه عصبی در ارزیابی پتانسیل روانگرایی لایه‌های خاکی با استفاده از سرعت موج برشی (Vs)

عباس لطفی

دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی عمران - ژئوتکنیک، گروه مهندسی عمران، واحد زنجان، دانشگاه آزاد اسلامی، زنجان، ایران

روزبه دبیری (نویسنده مسئول)

دانشیار، گروه مهندسی عمران، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران، rz.dabiri@iau.ac.ir

مسعود عامل سخی

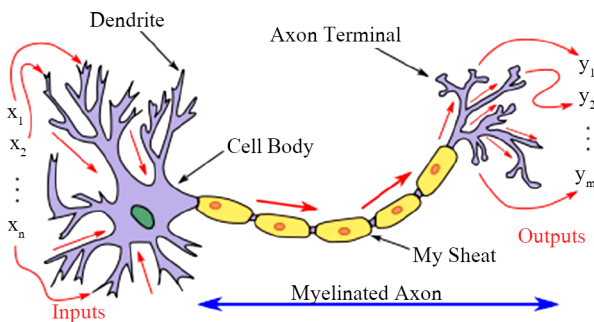
استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی قم، قم، ایران

۱- مقدمه

پدیده روانگرایی یکی از موضوعات مهم در مباحث مربوط به مهندسی زلزله و ژئوتکنیک لرزه‌ای می‌باشد. عموماً روانگرایی در لایه‌های خاکی دانه‌ای اشباع غیر متراکم هنگام زلزله به وقوع می‌پیوندد. البته در شرایط خاص در خاک‌های ریزدانه لای دار و رسی اشباع قابل مشاهده است. پارامترهای مختلفی بر وقوع روانگرایی در لایه‌های خاکی در حین زلزله تأثیرگذار باشند. از جمله به عواملی همچون نوع خاک، تراکم نسبی، درصد ریزدانه، نوع ریزدانه، میزان بزرگای زلزله، عمق سطح آب زیرزمینی، حداکثر شتاب سطحی (PGA)، تنش‌های قائم مؤثر و کلی در عمق مورد مطالعه می‌توان اشاره نمود.

مختلفی موجود است. شامل روش‌های آزمایشگاهی (بر مبنای آزمون‌های آزمایشگاهی برش ساده تناوبی، سه محوری تناوبی و برش پیچشی تناوبی) (Dabiri et al., 2011)، روش‌های تجربی (بر اساس آزمون‌های صحرایی مقاومت نفوذ استاندارد (SPT)، مقاومت نفوذ مخروط (CPT) و اندازه سرعت موج برشی (Vs)) (Noutash et al., 2012; Oshnaviyeh & Dabiri, 2018) اشاره نمود. از سوی دیگر، این روش‌ها دارای محدودیت‌هایی از جمله عدم قطعیت موجود ارزیابی پارامترهای ژئوتکنیکی، دست‌خوردگی حین نمونه‌برداری و حفاری، خطاهای دستگاه‌های آزمایشگاهی و مطالعات صحرایی و زمان‌بر بودن و نیاز به هزینه‌های بالا هستند. امروزه، با پیشرفت هوش مصنوعی و

غیرممکن است. لیکن با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و پیشرفت کنونی آن، تهیه یک نرم افزار برای چنین مسئله‌ای عملی است. همچنین ساختار روش‌های برنامه‌نویسی متداول امروزی به گونه‌ای است که در صورت وجود اشتباه در اطلاعات ورودی، تمامی محاسبات ممکن است دچار مشکل شود، اما شبکه‌های عصبی مصنوعی حتی در صورت وجود اشتباه در اطلاعات ورودی، به طور قابل ملاحظه‌ای قابلیت تحمل خطا را خواهند داشت به دلیل اینکه بر اساس تجربه آموزش می‌بینند. در شکل (۱) ساختار شماتیک سلول‌های عصبی ساده نشان داده شده است.



شکل (۱): ساختار شماتیک از یک شبکه عصبی ساده.

مطالعات زیادی در مورد شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یک ابزار محاسباتی که می‌تواند یک نگاشت یا تبدیل از فضای چند بعدی به یک فضای چند بعدی دیگر انجام دهد، صورت گرفته است. از دیدگاه ریاضی شبکه عصبی به عنوان یک تقریب گر است که توانایی آن در تقریب الگوهای یک مسئله آن را قادر می‌سازد مسائل با پیچیدگی زیاد از قبیل شناسایی الگو، تفکیک الگو، نگاشت غیرخطی، حافظه انجمنی، خودسازمان‌دهی و کنترل را که در هر مورد کار خاص خواسته شده را انجام دهد. تاکنون انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی (ANN) ارائه شده است که هر یک از آنها کاربرد خاصی دارند، به طوری که با توجه به اهداف تحقیق، از انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی می‌توان استفاده نمود. یکی از ابتدایی‌ترین مدل‌های عصبی موجود، مدل‌های یک لایه و پرسپترون چند لایه (MLP= Multi-Layer Perceptron) است که عملکرد تحلیل در مغز انسان را شبیه سازی می‌کند. شبکه عصبی با لایه‌های

روش‌های مبتنی بر محاسبات نرم، به ویژه شبکه‌های عصبی مصنوعی، امکان تحلیل دقیق و سریع ویژگی‌های خاک و پیش‌بینی پتانسیل روانگرایی فراهم شده است. شبکه‌های عصبی با یادگیری از داده‌های قبلی و استخراج روابط پیچیده بین ویژگی‌های فیزیکی و مکانیکی خاک، می‌توانند ابزار مؤثری برای پیش‌بینی دقیق‌تر و سریع‌تر این پدیده باشند. این تحقیق به بررسی کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در ارزیابی پتانسیل روانگرایی در خاک‌ها در امتداد خط ۲ متروی تبریز می‌پردازد و دقت و کارایی این روش را با روش‌های سنتی مقایسه می‌نماید که در ادامه به شرح آن پرداخته می‌شود.

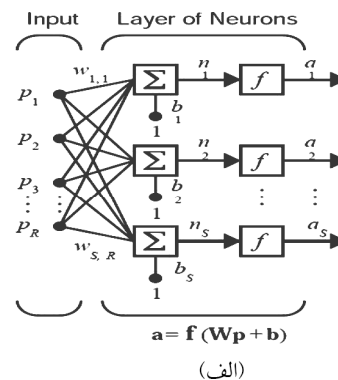
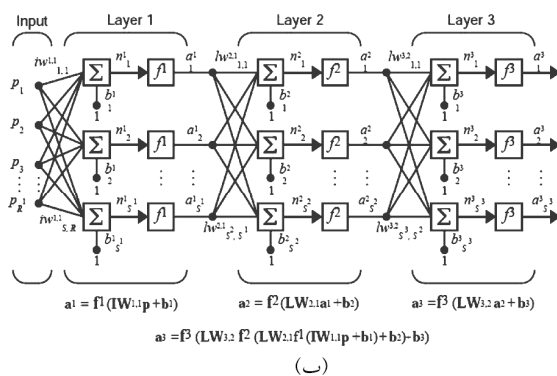
۲- مرور مطالعات گذشته

شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یکی از روش‌های پیشرفته هوش مصنوعی که برگرفته از ساختار عصبی مغز انسان است قادر به یادگیری و تطبیق از داده‌های پیچیده هستند. امروزه علاقه زیادی برای توسعه سیستم‌های دینامیکی هوشمند مدل آزاد ایجاد شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی جزء این دسته از سیستم‌های دینامیکی قرار دارند که با پردازش روی داده‌ها دانش یا قانون نهفته در داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند، به همین منظور این سیستم‌ها را هوشمند نامیدند، زیرا بر اساس محاسبات بر روی داده‌های عددی یا مثال‌ها قوانین کلی را فرا می‌گیرند. این سیستم‌های مبتنی بر هوش محاسباتی سعی در مدل‌سازی ساختار نرو-سیناپتیکی مغز بشر دارند. هوش مصنوعی (AI) به معنای استخراج الگوریتم یا نگاشت از درون محاسبات عددی بر اساس ارائه داده‌های عددی است. مؤلفه‌های مهم و اساسی هوش مصنوعی، شبکه‌های عصبی (محاسبات نرونی)، منطق فازی (محاسبات تقریبی) و الگوریتم ژنتیک (محاسبات ژنتیکی) می‌باشند که همه به نوعی مغز را الگو قرار داده‌اند. تهیه یک برنامه برای ارائه جواب به مسئله‌ای که تعداد زیادی متغیر به عنوان ورودی یا خروجی در آن وجود دارد، با استفاده از روش‌های برنامه‌ریزی متداول امروزی کاری دشوار و غیرعلمی است زیرا در نظر گرفتن همه این متغیرها و آثارشان بر یکدیگر

است. جوئی شنگ و تانگ (Jui-Sheng and Thong, 2024)، مدل بهینه ساز چتر دریایی (JS) را با یک مدل یادگیری ماشین عمیق جهت ارزیابی پتانسیل روانگرایی ترکیب نمود. این ادغام از قابلیت‌های استخراج ویژگی شبکه عصبی کانولوشن (CNN) در کنار مهارت طبقه بندی الگوریتم تقویت گرادیان فوق العاده (XGB) می‌باشد. نتیجه مطالعات ایشان نشان داد دقت ارزیابی پتانسیل روانگرایی به میزان ۶/۲ درصد افزایش می‌یابد. آریسا و همکاران (Arisa et al., 2024)، از شبکه‌های عصبی مصنوعی در یک مدل پیش‌بینی مبتنی بر هوش مصنوعی برای ارزیابی پتانسیل روان گرایی خاک استفاده نمودند. این مدل با ادغام داده‌های ژئوتکنیکی و جغرافیایی، به دقت بالایی در پیش‌بینی طبقه بندی خاک و تعیین مقادیر عدد آزمون مقاومت نفوذ استاندارد (SPT) برای ارزیابی ریسک روانگرایی در طول رویدادهای لرزه‌ای بهره بردند. ایشان دریافتند مدل هوش مصنوعی به طور دقیق ریسک روانگرایی خاک در مناطق شهری را پیش‌بینی می‌کند. این مدل به بهبود برنامه‌ریزی شهری و توسعه زیرساخت‌ها در شهرهای هوشمند کمک می‌کند. شایما و همکاران (Shaymaa et al., 2024)، با استفاده از سیستم یادگیری ماشین و شبکه عصبی مصنوعی پتانسیل روانگرایی در لایه‌های خاکی در کشورهای ترکیه و عراق را با استفاده از اندازه سرعت موج برشی ارزیابی نمودند. نتایج تحقیقات ایشان نشان داد مدل جنگل تصادفی با دقت ۹۲/۵ درصد روانگرایی خاک را پیش‌بینی می‌کند و این مطالعه ارزیابی ریسک در مناطق زلزله خیز را بهبود می‌بخشد.

پنهان، دارای توانایی‌های بیشتری نسبت به شبکه‌های عصبی دولایه‌ای هستند. نحوه عمل پرسپترون چند لایه بدین صورت است که الگویی به شبکه عرضه می‌شود و خروجی آن محاسبه می‌گردد. مقایسه خروجی واقعی و خروجی مطلوب، باعث می‌شود تا ضریب وزنی شبکه تغییر یابد به طوری که در دفعات بعد خروجی صحیح‌تری حاصل گردد (شکل‌های ۲-الف و ۲-ب). در علوم زمین، روش‌های مربوط به تحلیل شبکه عصبی مصنوعی می‌توانند نقش مهمی در تحلیل و پیش‌بینی مخاطرات طبیعی همچون زلزله، روانگرایی در لایه‌های خاک، زمین لغزش‌ها در شیروانی‌ها و الگوهای آب و هوایی داشته باشند. با استفاده از شبکه‌های عصبی، امکان تحلیل حجم وسیعی از داده‌ها و کشف روابط غیرخطی میان عوامل مختلف فراهم شده است. این تکنولوژی، روش‌های سنتی را بهبود بخشیده و دقت و کارایی بالاتری در ارزیابی و مدیریت خطرات زمین‌شناسی ارائه داده است. در زمینه کاربرد محاسبات نرم و روش‌های هوش مصنوعی در ارزیابی پتانسیل روانگرایی خاک‌ها مطالعات گسترده انجام گرفته است.

صاحب‌کرم و همکاران (Sahebkar et al., 2016a) و صاحب‌کرم و نجفی (Sahebkar and Najafi, 2016b) احتمال وقوع روانگرایی در لایه‌های خاکی را با استفاده از خوشه بندی فازی و الگوریتم ژنتیک با کاربرد نتایج آزمون مقاومت نفوذ استاندارد (SPT) مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج مطالعه ایشان نشان داد مدل فازی ارائه شده بر مبنای الگوریتم ژنتیک با دقتی برابر با ۹۴/۷۷ درصد خطر وقوع روانگرایی را تخمین زده



Where...
 R = number of elements in input vector
 S = number of neurons in layer

شکل (۲): ساختار شبکه عصبی. (الف) یک لایه و (ب) سه لایه (Sahebkar et al., 2016a).

لایه‌های خاکی در محدوده شهر تبریز انجام دادند. نتایج مطالعه ایشان نشان داد مدل ارائه شده بر اساس داده‌های سناریوی سوم بهترین جواب و با کمترین خطا را ارائه نموده است. علیزاده منصوری و دبیری (Alizadeh Mansouri & Dabiri, 2022)، پتانسیل وقوع روانگرایی در محدوده شهر تبریز را با استفاده از نتایج آزمون مقاومت نفوذ استاندارد (SPT) و تحلیل قابلیت اطمینان با استفاده از روش مونته کارلو را انجام دادند. ایشان دریافتند که سطح آب زیرزمینی بیشترین تأثیر را در ارزیابی پتانسیل روانگرایی در لایه‌های خاکی با استفاده از روش مونته کارلو را ارائه نموده است.

صاحبکرم و همکاران (Sahebkar et al., 2022, 2023) پتانسیل وقوع روانگرایی در محدوده شهر تبریز را با استفاده از روش انرژی و الگوریتم ژنتیک بر مبنای داده‌های آزمون مقاومت نفوذ استاندارد (SPT) ارزیابی و مورد مقایسه قرار دادند. نتایج مطالعات ایشان نشان داد دو روش هماهنگی مناسبی داشته و حداکثر شتاب سطحی، بزرگای زلزله و عدد آزمون مقاومت نفوذ استاندارد بیشترین تأثیر را در تحلیل‌ها داشته‌اند. با مرور مطالعات گذشته مشاهده می‌شود که کمتر از نتایج اندازه سرعت موج برشی در ارزیابی پتانسیل روانگرایی در لایه‌های خاکی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. هدف اصلی در تحقیق حاضر، ارزیابی پتانسیل خطر وقوع روانگرایی در لایه‌های خاکی در امتداد خط ۲ متروی تبریز با استفاده از سرعت موج برشی (V_s) بر اساس تئوری شبکه عصبی می‌باشد که در ادامه شرح داده خواهد شد.

۳- شرایط عمومی و لایه‌بندی خاک

به‌منظور ارزیابی پتانسیل روانگرایی لایه‌های خاکی، اطلاعات ژئوتکنیکی تعداد ۵۴ حلقه گمانه حفاری شده در امتداد خط ۲ متروی تبریز جمع‌آوری و مورد استفاده قرار گرفته است. خط ۲ قطار شهری به طول تقریبی ۲۲ کیلومتر از حوالی راه آهن در غرب شهر شروع شده و پس از عبور قراملک و قره‌آغاچ به قسمت‌های میانی شهر در ناحیه بازار می‌رسد. این خط در ادامه بعد از عبور از میدان دانشسرا و زیر رودخانه

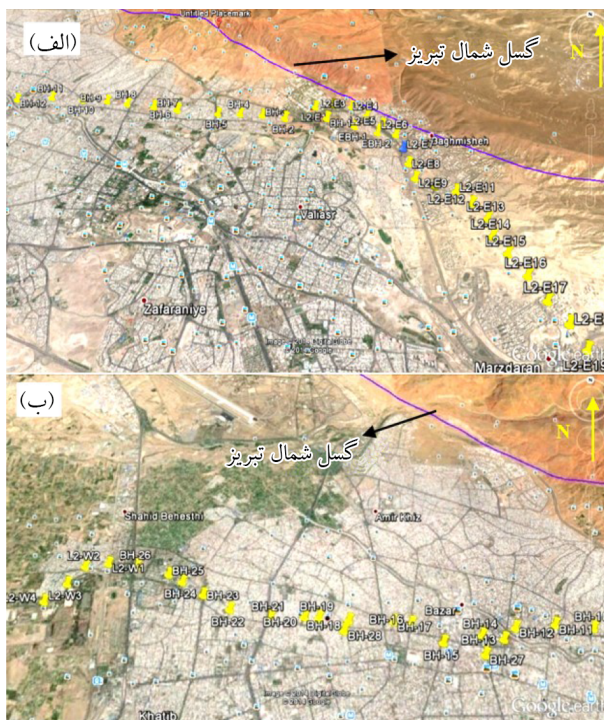
یانخین و همکاران (Yanxin et al., 2024)، یک مدل پیش‌بینی برای گسترش جانبی ناشی از روانگرایی خاک با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی توسعه داده‌اند. نتایج مطالعات ایشان نشان داد مدل ارائه شده با استفاده از ویژگی‌هایی مانند بزرگی لحظه‌ای زلزله، شتاب تسلیم و شتاب اوج زمین به‌عنوان ورودی، عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های تجربی موجود در پیش‌بینی پتانسیل روانگرایی خاک نشان داده است.

در محدوده مورد مطالعه (شهر تبریز) نیز با استفاده از هوش مصنوعی و تحلیل‌های شبکه عصبی خطر وقوع روانگرایی در لایه‌های خاکی ارزیابی شده است. علیزاده منصوری و دبیری (Alizadeh Mansouri & Dabiri, 2021a) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پتانسیل وقوع روانگرایی و احتمال وقوع گسترش جانبی را در محدوده شهر تبریز ارزیابی نمودند. نتایج مطالعات ایشان نشان داد شبکه عصبی خطر وقوع روانگرایی و نشست ناشی از گسترش جانبی را با خطای کمتر از ۵ درصد پیش‌بینی نموده است.

رفیعی و همکاران (Rafie et al., 2022) خطر وقوع روانگرایی در امتداد خط ۲ متروی تبریز را با استفاده از منطق فازی و بر مبنای نتایج آزمون مقاومت نفوذ مخروط (CPT) ارزیابی نمودند. ایشان دریافتند بین نتایج حاصل از منطق فازی و روش تجربی خطای بسیار ناچیزی وجود دارد. صاحب‌کرم و همکاران (Sahebkar et al., 2021a) دو روش شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک را در ارزیابی پتانسیل روانگرایی در محدوده شهر تبریز با کاربرد نتایج آزمون مقاومت نفوذ استاندارد (SPT) مقایسه نمودند. ایشان دریافتند که دو روش مورد مطالعه دارای هماهنگی مناسب با روش تجربی موجود در ارزیابی پتانسیل روانگرایی خاک‌ها هستند. همچنین، پارامترهایی همچون نسبت انرژی تجمعی، سرعت وقوع زلزله و عدد SPT در ارائه نتایج مناسب مؤثرتر می‌باشند. علیزاده منصوری و دبیری (Alizadeh Mansouri & Dabiri, 2021b)، با استفاده از الگوریتم مورچه چهار سناریو را برای ارائه یک مدل بهینه جهت ارزیابی نشست گسترش جانبی ناشی از وقوع روانگرایی در

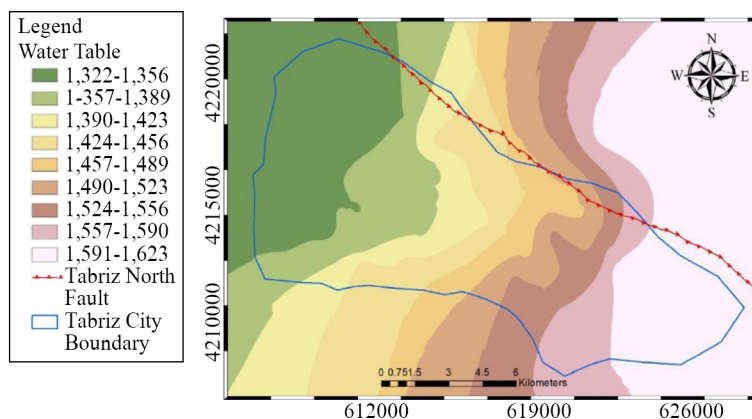
بخش شرقی جدا می‌باشد. به عبارت دیگر داخل لایه‌های سنگی نفوذناپذیر آب‌های قدیمی و گاه تحت فشار و گازدار وجود دارد که به صورت عدسی‌های محلی بوده و گسترش چندانی ندارند. دلیل وجود آب‌های تحت فشار در داخل لایه‌های سنگی، تناوب لایه‌های نفوذناپذیر (مثل رس سنگ و مارن) و لایه‌های نفوذپذیر (مثل کنگلومرا) است که آب داخل لایه‌های نفوذپذیر محبوس شده است. منحنی تغییرات عمق آب زیرزمینی در شهر تبریز در شکل (۴) قابل مشاهده است.

مهران رود به خیابان عباسی و میدان شهید فهمیده می‌رسد. از میدان شهید فهمیده به سمت شهرک باغمیشه ادامه یافته و با تغییر مسیر به سمت جنوب شرقی در نهایت به مقابل نمایشگاه بین‌المللی تبریز ختم می‌شود. این مسیر از ابتدا تا شهر باغمیشه نسبتاً هموار بوده و سپس به سمت شرق حالت تپه‌ماهوری داشته و توپوگرافی این بخش با پستی و بلندی‌های زیادی همراه باشد. در بخش توسعه شرقی اختلاف ارتفاع پست‌ترین و بلندترین نقطه در طول مسیر حدود ۱۴۰ متر است که موقعیت مسیر در شکل (۳) قابل مشاهده است.

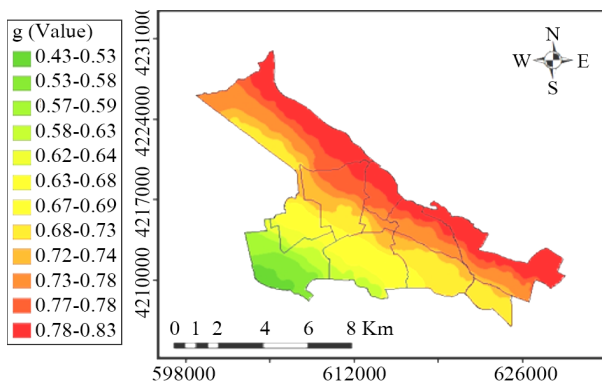


شکل (۳): موقعیت گمانه‌ها و محدوده مسیر خط ۲ متروی تبریز، (الف) قسمت شرقی و (ب) قسمت غربی (Lotfi et al., 2024).

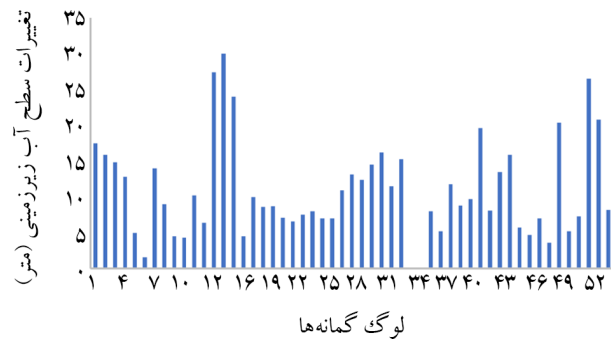
سطح آب زیرزمینی یکی از عوامل اساسی در ارزیابی پتانسیل روانگرایی خاک‌ها محسوب می‌شود. در طول مسیر پروژه سطح آب زیرزمینی دارای تغییرات زیادی است. به طوری که در یکی از گمانه‌های حفاری شده آب به صورت آرتزین از سطح گمانه لبریز شده است، در حالی که در بعضی گمانه‌ها تا اعماق زیاد به آب زیرزمینی برخورد نشده است. نتایج مطالعات نشان می‌دهد که میزان تغییرات سطح آب زیرزمینی بعد از تثبیت، زیاد نبوده و بالاترین سطح آب زیرزمینی مربوط به فصل بهار است. در مجموع عمق آب زیرزمینی بین ۲ تا بیش از ۳۰ متر دیده شده است. تراز آب زیرزمینی از شرق به غرب کاهش پیدا کرده و نشانگر جریان آب زیرزمینی از شرق به سمت غرب بوده و این وضعیت تا حدودی منطبق با شیب دشت تبریز است. بررسی‌ها نشان داده که سفره آب زیرزمینی داخل رسوبات آبرفتی از سفره آب زیرزمینی داخل لایه‌های سنگی



شکل (۴): نقشه تغییرات سطح آب زیرزمینی در محدوده مورد مطالعه در شهر تبریز (Alizadeh Mansouri & Dabiri, 2021a).



شکل (۶): تغییرات حداکثر شتاب سطحی شهر تبریز (Sahebkar et al., 2021b).



شکل (۵): نقشه تغییرات سطح آب زیرزمینی در محدوده مورد مطالعه در شهر تبریز (Lotfi et al., 2024).

است و به جای عدد آزمون مقاومت نفوذ استاندارد (SPT) از مقدار سرعت موج برشی در عمق مورد مطالعه استفاده شده است. در این زمینه می‌توان به مطالعات صورت گرفته توسط دبیری و همکاران (Dabiri et al., 2011)، نیرومند و همکاران (Noutash et al., 2016)، نوتاش و همکاران (Oshnaviyeh & Dabiri, 2018)، و اشنویه و دبیری (al., 2012) اشاره نمود. در تحقیق حاضر، جهت ارزیابی پتانسیل روانگرایی با استفاده از اندازه سرعت موج برشی از روش اندروس و همکاران (Andrus et al., 2004) بهره گرفته شده است. در روش ارزیابی پتانسیل روانگرایی با استفاده از اندازه سرعت موج برشی، لایه‌های خاکی در دو حالت سماتنه و غیر سماتنه مورد تحلیل قرار گرفته‌اند. بر اساس روش موجود اگر سن توده خاک بیشتر از ۱۰۰۰۰ سال باشد لایه خاک سماتنه فرض شده و مقدار پارامتر C (ضریب سیمانی شدن) که بین ۰/۶ تا ۰/۸ متغیر است در این محاسبات برابر با ۰/۷ فرض گرفته شده و در صورتی که سن لایه خاک کمتر از ۱۰۰۰۰ سال باشد مقدار ضریب C برابر یک اختیار می‌گردد. در انتها، شاخص خطر روانگرایی (LPI) با کاربرد روش (Iwasaki et al., 1982) تعیین گردیده است.

در برآورد پتانسیل روانگرایی با استفاده از شبکه عصبی، روش شبکه عصبی fitnet به کار گرفته شده که از تابع سیگموئید در لایه میانی و تابع خطی در لایه خروجی استفاده می‌کند (شکل ۷). در این تحقیق، پنج کاتالوگ (مدل) که به ترتیب در جدول (۱) نشان داده شده به‌عنوان داده‌های ورودی شبکه عصبی

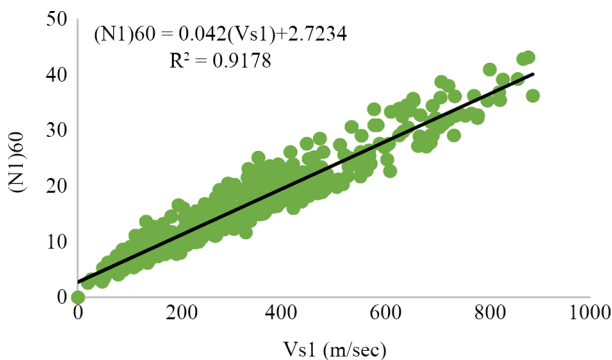
برای ارزیابی سطح ایستابی در گمانه‌ها در محدوده مورد مطالعه از نقشه‌های هم عمق آب زیرزمینی دشت تبریز موجود و گزارش سطح آب زیرزمینی در موقعیت حفر گمانه‌ها (شکل ۵) استفاده شده است.

۴- تحلیل گمانه‌ها جهت ارزیابی پتانسیل روانگرایی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی

برای تحلیل گمانه‌ها و تعیین پتانسیل خطر روانگرایی در لایه‌های خاکی بایستی شتاب حداکثر سطح زمین تعیین گردد. با توجه به اینکه گسل شمال تبریز یکی از مهم‌ترین و فعال‌ترین گسل‌های منطقه است که در فاصله کمتر از ۵۰۰ متری خط ۲ قطار شهری قرار دارد. این گسل دارای راستای شمال غربی- جنوب شرقی بوده و سازوکار آن فشاری با شیب زیاد به سوی شمال شرقی است و طول آن را معمولاً ۲۰۰ کیلومتر در نظر گرفته می‌شود. زلزله‌های بزرگ در ارتباط با فعالیت گسل شمال تبریز روی داده است. بدین منظور از نقشه پهنه‌بندی حداکثر شتاب سطحی استفاده شده است که توسط صاحب کرم و همکاران (Sahebkar et al., 2021b) بر اساس مدل احتمالاتی گسل محدود تهیه گردیده است (شکل ۶).

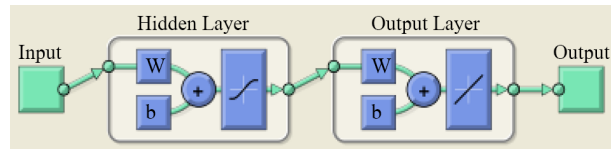
در ادامه، در مرحله اول، با استفاده از روش ساده شده ادریس و بولانجر (Idriss & Boulanger, 2010) پتانسیل روانگرایی در لایه‌های خاکی با استفاده از نتایج آزمون مقاومت نفوذ استاندارد (SPT) انجام گرفت. سپس، ارزیابی پتانسیل روانگرایی خاک‌ها با استفاده از اندازه سرعت موج برشی (Vs) که یک روش جدیدی

گمانه‌ها لایه‌های خاکی در محدوده مورد مطالعه اصلاح گردید و سپس ارتباط بین مقادیر آزمون مقاومت نفوذ استاندارد اصلاح شده $(NI)_{60}$ و اندازه سرعت موج برشی که در ۱۰ لوگ گمانه در محدوده مورد مطالعه با استفاده از آزمون درون‌چاهی اجرا تعیین شده بود بر اساس روش اندروس و همکاران (Andrus et al., 2004) اصلاح شدند برآورد گردید که نتیجه به دست آمده در شکل (۸) قابل مشاهده است. با توجه به نمودار می‌توان دریافت همبستگی مناسبی بین مقادیر $(NI)_{60}$ و $(Vs1)$ موجود است.



شکل (۸): ارتباط و همبستگی بین تغییرات سرعت موج برشی اصلاح شده ($Vs1$) و عدد آزمون مقاومت نفوذ استاندارد اصلاح شده $(NI)_{60}$ در محدوده مورد مطالعه.

۲- میزان خطر پتانسیل روانگرایی در لایه‌های خاکی (LPI) طبق معیار ایواساکی و همکاران بر پایه نتایج آزمون مقاومت نفوذ استاندارد و اندازه سرعت موج برشی (با فرض در دو حالت سماتنه و غیر سماتنه) در جدول (۲) قابل مشاهده است. بر اساس نتایج آزمون مقاومت نفوذ استاندارد تقریباً ۶۵ درصد لایه‌ها در محدوده خطر روانگرایی کم تا زیاد قرار گرفته‌اند. همچنین تقریباً ۲ درصد لایه‌ها در محدوده خطر روانگرایی زیاد قابل مشاهده می‌باشند. همچنین، بر اساس سرعت موج برشی با فرض دو حالت سماتنه و غیر سماتنه در لایه‌های خاکی مورد مطالعه می‌توان دریافت تقریباً ۶۷ و ۵۱ درصد لایه‌ها در محدوده خطر روانگرایی کم تا زیاد قرار گرفته‌اند. همچنین تقریباً ۱۰ و ۶ درصد لایه‌ها به ترتیب در دو حالت سماتنه و غیر سماتنه



شکل (۷): الگوریتم شبکه عصبی $fitnet$ مورد استفاده در تحقیق حاضر (Lotfi et al., 2024).

جدول (۱): کاتالوگ‌بندی داده‌های ورودی (Lotfi et al., 2024).

کاتالوگ	داده‌های ورودی
۱	$\sigma_v, \sigma'_v, V_s, N_{spt}$
۲	$\sigma_v, \sigma'_v, V_s, N_{spt}, F$
۳	$\sigma_v, \sigma'_v, V_s, N_{spt}, F, F_c$
۴	$\sigma_v, \sigma'_v, V_s, N_{spt}, F, F_c, D_r$
۵	$\sigma_v, \sigma'_v, V_s, N_{spt}, F, F_c, D_r, G$

در نظر گرفته شده است. جهت تحلیل شبکه عصبی داده‌ها از نرم‌افزار متلب (Matlab-ver:7.11) استفاده شده است. از مجموع ۲۴۹ سری داده به دست آمده، ۱۴۹ سری برای آموزش، ارزیابی و چک کردن شبکه عصبی و ۱۰۰ سری برای پیش‌گویی شبکه عصبی انتخاب شده است (۸۹ سری برای آموزش، ۳۰ سری برای ارزیابی، ۳۰ سری برای چک و ۱۰۰ سری برای پیش‌گویی). تعداد لایه‌های پنهان شبکه عصبی ۱۰ در نظر گرفته شده است. در ادامه، نتایج حاصل از تحلیل داده‌ها قابل مشاهده است.

در جدول (۱)، σ_v تنش کل، σ'_v تنش مؤثر، V_s سرعت موج برشی (متر بر ثانیه)، N_{spt} عدد آزمون SPT، F فاکتور شکل، F_c درصد ریزدانه خاک مورد مطالعه، G مدول برشی و D_r تراکم نسبی خاک است.

۴- نتایج حاصل از تحلیل داده‌ها

نتایج حاصل از تحلیل داده‌ها را می‌توان در دو بخش به صورت زیر اشاره نمود:

الف) ارزیابی پتانسیل روانگرایی در لایه‌های خاکی با استفاده از روش‌های تجربی بر مبنای نتایج آزمون مقاومت نفوذ استاندارد (SPT) و اندازه سرعت موج برشی (V_s):

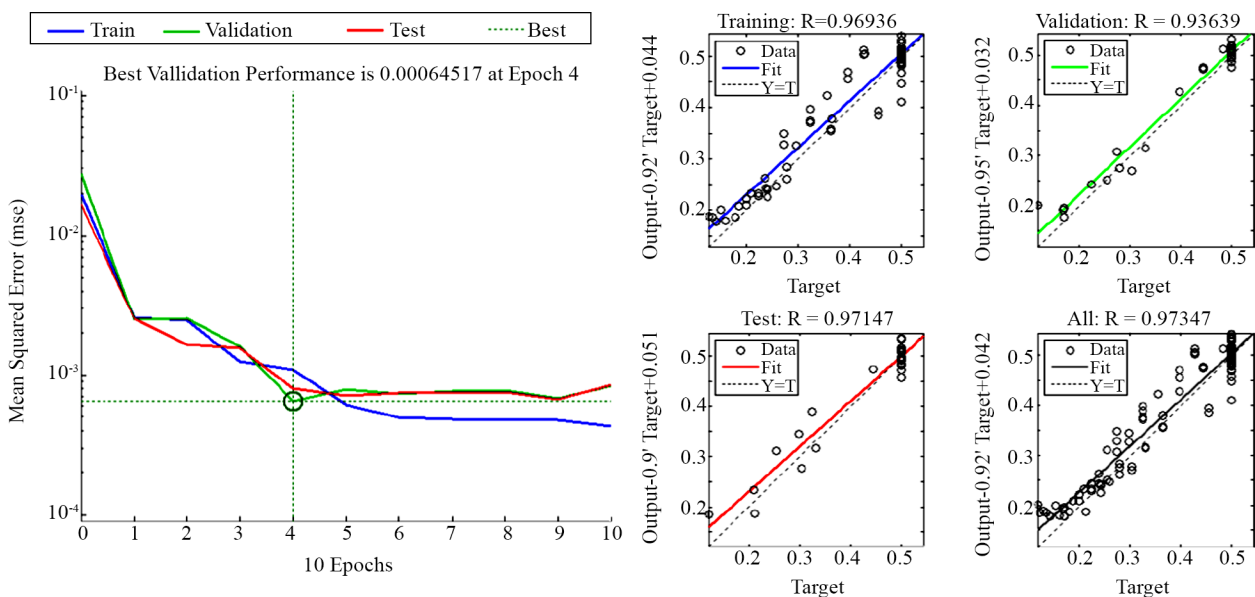
۱- ابتدا اعداد آزمون مقاومت نفوذ استاندارد خام (NSPT) با استفاده از روش اسکمپتون (Skempton, 1986) در لوگ

بر اساس خروجی‌های به‌دست‌آمده در جدول (۳) مشاهده می‌شود که افزایش پارامترهای داده‌های ورودی دلیلی بر آموزش خوب شبکه و به دست آوردن خروجی‌های بهتر و دقیق‌تر نیست. همچنین برای دستیابی به نتایج بهتر تعداد لایه‌های پنهان را که ۱۰ در نظر گرفته شده بود افزایش و کاهش داده شده است که با کاهش آن مقدار خطای شبکه افزایش یافت اما با افزایش آن تغییر قابل توجهی در خطای شبکه مشاهده نشد. در بین کاتالوگ‌های پنج‌گانه، کاتالوگ ۲ بهتر آموزش دیده است، لذا برای پیش‌گویی شبکه عصبی از شبکه آموزش دیده با ورودی‌های کاتالوگ شماره ۲ استفاده می‌شود.

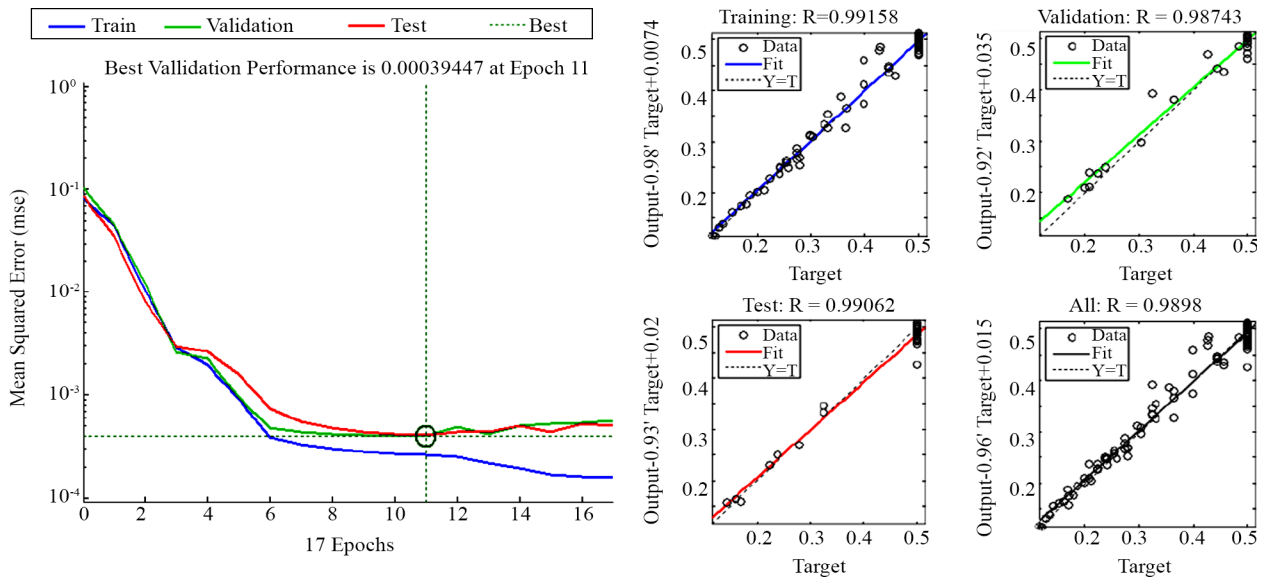
در محدوده خطر روانگرایی زیاد قابل مشاهده می‌باشند. همچنین میزان خطر روانگرایی با فرض سماتنه بودن خاک‌ها دارای میزان بیشتری است. ب- ارزیابی پتانسیل روانگرایی در لایه‌های خاکی با استفاده از روش تحلیل شبکه عصبی مصنوعی:
 ۱- نتایج حاصل از ارزیابی پتانسیل روانگرایی لایه‌های خاکی با استفاده از روش شبکه عصبی با توجه به کاتالوگ‌های ارائه شده در جدول (۱) قابل مشاهده است. در شکل‌های (۹) الی (۱۳) نمودارهای مربوط به ارزیابی داده‌ها ارائه شده است. نتایج حاصل از تمامی کاتالوگ‌ها جهت مقایسه در جدول (۳) آورده شده است.

جدول (۲): تغییرات شاخص خطر روانگرایی بر اساس نتایج آزمون مقاومت نفوذ استاندارد و اندازه سرعت موج برشی.

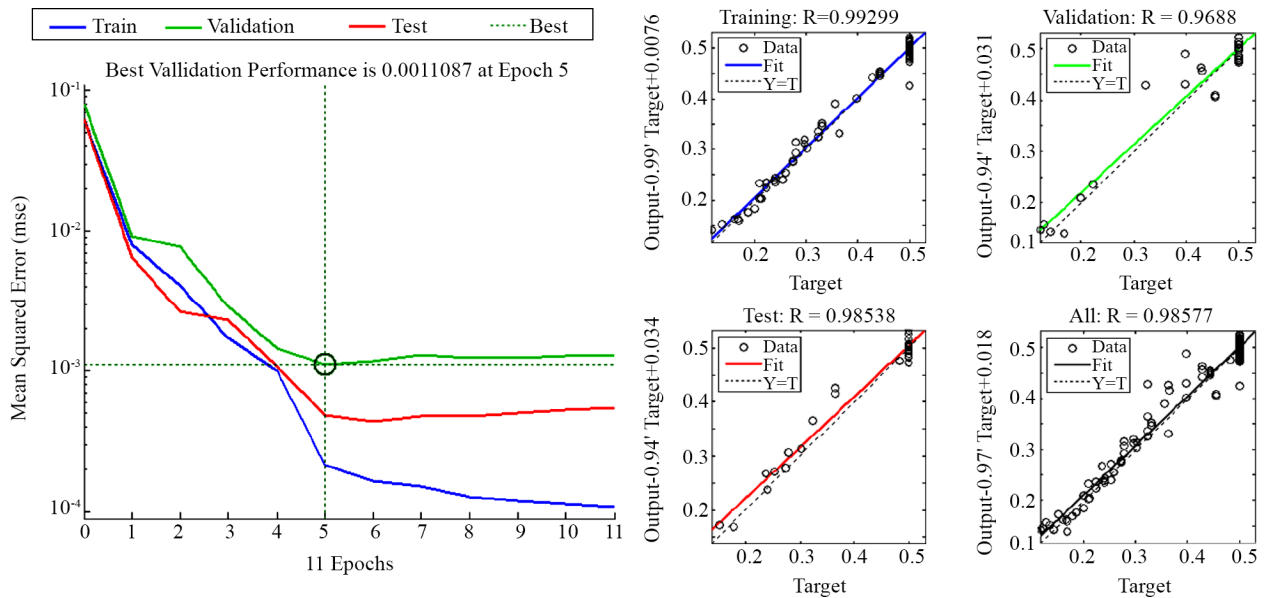
شاخص خطر پتانسیل روانگرایی در لایه‌های خاکی بر اساس آزمون مقاومت نفوذ استاندارد				
LPI > 15	5 < LPI ≤ 15	0 < LPI ≤ 5	LPI = 0	LPI
۸	۴۳	۲۵۸	۱۵۵	تعداد لایه
۱/۷۲	۹/۲۷	۵۵/۶	۳۳/۴۱	درصد
شاخص خطر پتانسیل روانگرایی در لایه‌های خاکی بر اساس آزمون اندازه سرعت موج برشی-حالت سمتی				
۴۷	۱۰۸	۲۰۱	۱۰۸	تعداد لایه
۱۰/۱۲	۲۳/۲۸	۴۳/۲۲	۲۳/۸	درصد
شاخص خطر پتانسیل روانگرایی در لایه‌های خاکی بر اساس آزمون اندازه سرعت موج برشی-حالت غیر سمتی				
۳۰	۹۰	۱۴۷	۱۹۷	تعداد لایه
۶/۴۶	۱۹/۴	۳۱/۶۸	۴۲/۴۶	درصد



شکل (۹): نمودار رگرسیون و میانگین مربعات خطای کاتالوگ ۱.



شکل (۱۰): نمودار رگرسیون و میانگین مربعات خطای کاتالوگ ۲.



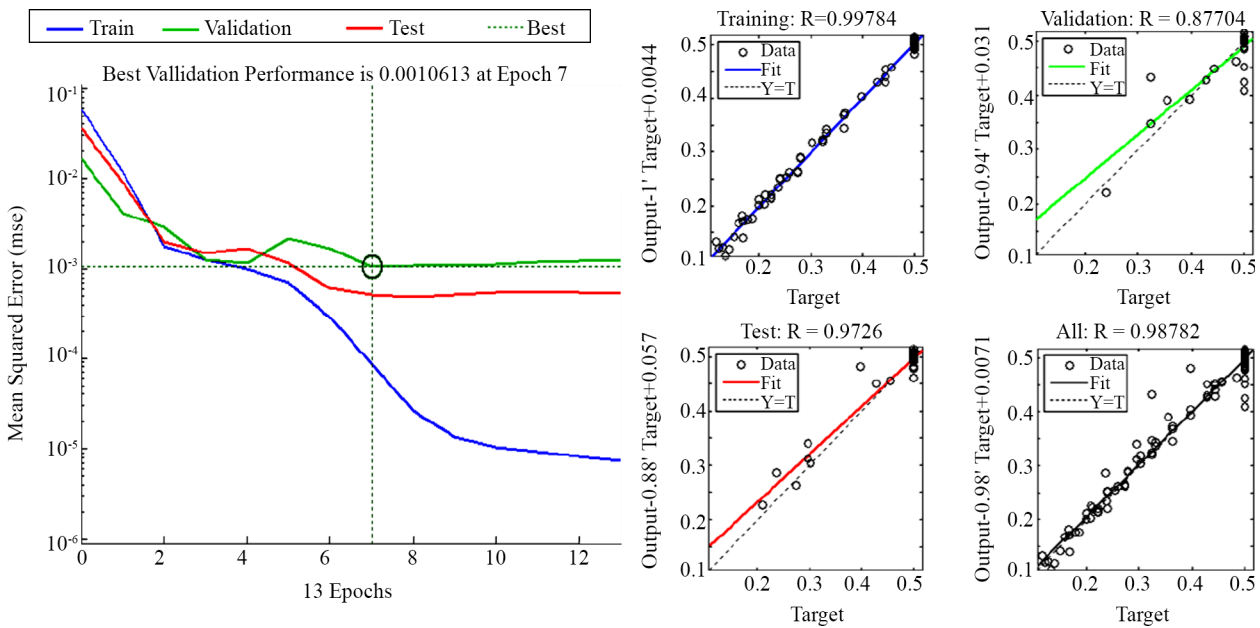
شکل (۱۱): نمودار رگرسیون و میانگین مربعات خطای کاتالوگ ۳.

جدول (۳): نتایج حاصل از تمامی کاتالوگ‌ها.

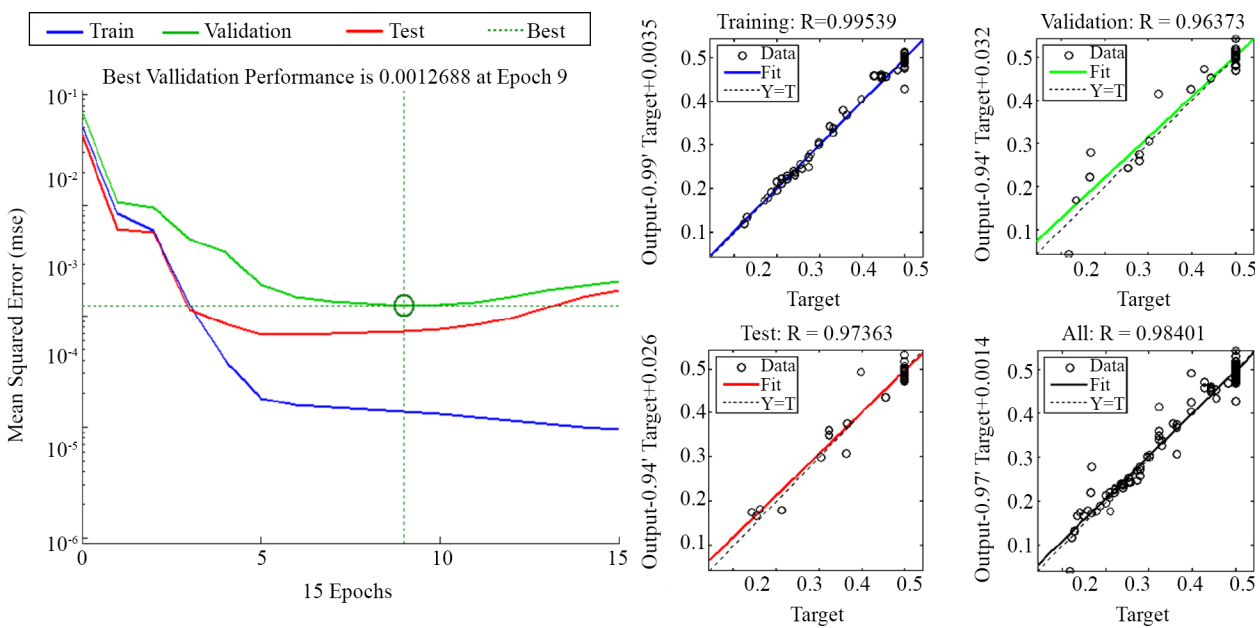
کاتالوگ	R	MSE
آموزش	۰/۹۶۹۳۶	۰/۰۰۱۰۸
ارزیابی	۰/۹۸۵۸۹	۰/۰۰۰۶۴۵
تست	۰/۹۷۱۴۷	۰/۰۰۰۷۹۱
آموزش	۰/۹۹۱۵۸	۰/۰۰۰۲۶
ارزیابی	۰/۹۸۷۴۳	۰/۰۰۰۳۹۴
تست	۰/۹۹۰۶۲	۰/۰۰۰۴۰۳
آموزش	۰/۹۹۲۹۹	۰/۰۰۰۲۱۵
ارزیابی	۰/۹۶۸۸	۰/۰۰۱۱۱
تست	۰/۹۸۵۳۸	۰/۰۰۰۴۸۶

ادامه جدول (۳).

MSE	R	کاتالوگ
۰/۰۰۰۰۸۶۴	۰/۹۹۷۸۴	آموزش
۰/۰۰۱۰۶	۰/۸۷۷۰۴	ارزیابی
۰/۰۰۰۵۱۸	۰/۹۷۲۶	تست
۰/۰۰۰۱۳۸	۰/۹۹۵۳۹	آموزش
۰/۰۰۱۲۷	۰/۹۶۳۷۳	ارزیابی
۰/۰۰۰۷۳۲	۰/۹۷۳۶۳	تست



شکل (۱۲): نمودار رگرسیون و میانگین مربعات خطای کاتالوگ ۴.

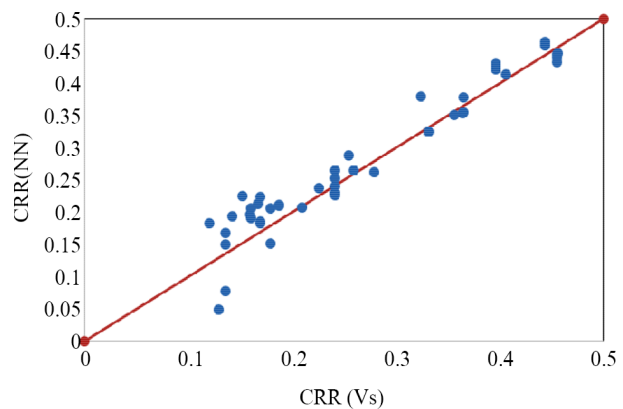


شکل (۱۳): نمودار رگرسیون و میانگین مربعات خطای کاتالوگ ۵.

خاکی با استفاده از نتایج آزمون مقاومت نفوذ استاندارد (SPT) صورت گرفت. سپس، ارزیابی پتانسیل روانگرایی خاک‌ها با استفاده از اندازه سرعت موج برشی (Vs) که یک روش جدیدی است و به جای عدد آزمون مقاومت نفوذ استاندارد (SPT) از مقدار سرعت موج برشی در عمق مورد مطالعه استفاده گردیده که از روش اندروس و همکاران (Andrus et al., 2004) بهره گرفته شده است. در مرحله بعدی، جهت ارزیابی پتانسیل روانگرایی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، نسبت مقاومت روانگرایی (CRR) لایه‌های مختلف توسط شبکه عصبی بر اساس پنج کاتالوگ برآورد شد و از شبکه عصبی برای پیش‌بینی CRRهای لایه‌های دلخواه (آزمون) استفاده شد. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد روش سرعت موج برشی با طریقه تحلیل شبکه عصبی تا حدودی همخوانی نسبی دارند که عواملی همچون عدم تناسب حداکثر سرعت موج برشی برای وقوع روانگرایی در محدوده مورد مطالعه و عدم تناسب ضریب سمانته بودن خاک‌ها در نظر گرفته شده باشد. از سوی دیگر، نتایج به دست آمده نشان می‌دهد شبکه عصبی می‌تواند به‌عنوان ابزاری قدرتمند و کارا در ارزیابی مقاومت روانگرایی مورد استفاده قرار گیرد و نتایج حاصل از تحلیل شبکه عصبی صورت گرفته با مطالعات صورت گرفته توسط (Sahebkar et al., 2023) تا حدودی هماهنگی مناسب دارد. در این تحقیق با توجه به عدم دسترسی به داده‌های واقعی وقوع روانگرایی، از داده‌های حاصل از روش سرعت موج برشی برای آموزش شبکه عصبی استفاده شد، در حالی که برای دستیابی به نتایج واقعی‌تر بهتر است شبکه عصبی بر اساس داده‌های واقعی وقوع روانگرایی آموزش ببیند.

References

- مراجع**
 Alizadeh Mansouri, M., & Dabiri, R. (2021a). Predicting the liquefaction potential of soil layers in Tabriz city via artificial neural network analysis. *SN Applied Sciences*, 3(8), Article 719, 1-31.
 Alizadeh Mansouri, M., & Dabiri, R. (2021b). A new optimal model for evaluating liquefaction-induced lateral spreading based on the advanced ant colony



شکل (۱۴): مقایسه مقادیر نسبت مقاومت تناوبی (CRR) لایه‌های خاکی حاصل از روش‌های سرعت موج برشی و شبکه عصبی.

۲- برای ارزیابی شبکه عصبی آموزش دیده ۱۰۰ سری داده را به‌عنوان ورودی شبکه عصبی وارد نموده و خروجی‌های آن دریافت شده است. خروجی‌ها همان نسبت مقاومت تناوبی خاک در برابر روانگرایی (CRR) می‌باشد که با مقادیر CRRهای حاصل از روش (Andrus et al., 2004) مقایسه شده است. طبق شکل (۱۴) مشاهده می‌شود دقت شبکه عصبی فوق برای محاسبه CRR، ۸۷ درصد است. مقدار خطا نیز برابر با $e=0.0341$ برآورد شده است که از رابطه زیر بهره گرفته شده است.

$$e^2 = \frac{\sum (t_i - a_i)^2}{n} \quad (1)$$

که در رابطه فوق t_i : خروجی مطلوب و a_i جواب شبکه است.

۵- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

همچنان که در بخش‌های گذشته به آن اشاره شد، هدف اصلی در تحقیق حاضر، ارزیابی پتانسیل وقوع روانگرایی در لایه‌های خاکی بر مبنای استفاده از اندازه سرعت موج برشی (Vs) و کاربرد تحلیل شبکه عصبی در امتداد مسیر خط ۲ متری شهر تبریز است. در این محدوده ۵۴ لوگ گمانه شامل ۲۵۴ لایه زیر سطح ایستابی آب مورد مطالعه قرار گرفته است. در تحقیق حاضر، ابتدا با استفاده از روش ساده شده ادریس و بولانجر (Idriss & Boulanger, 2010) پتانسیل روانگرایی در لایه‌های

- based on standard penetration resistance and shear wave velocity methods. *Journal of Seismology and Earthquake Engineering*, 19(1), 1-15 (in Persian).
- Noutash, M. K., Dabiri, R., & Hajjalilue, M. (2012). Evaluating the liquefaction potential of soil in the south and southeast of Tehran based on the shear wave velocity through empirical relationships. *Journal of Structural Engineering and Geotechnics*, 2(1), 29-41.
- Oshnaviyeh, D., & Dabiri, R. (2018). Comparison of standard penetration test (SPT) and shear wave velocity (V_s) methods in determining liquefaction hazard along Tabriz Metro Line 2. *Journal of Engineering Geology*, 12(2), 183-212 (in Persian).
- Rafie, S., Dabiri, R., & Khodadadi, L. (2022). Evaluation of the potential of liquefaction in soil layers using the results of the cone penetration test (CPT) based on fuzzy logic. *Second International Conference on Architecture, Civil Engineering, Urban Development and Environment and Horizons of Islamic Art in the Declaration of the Second Step of the Revolution*, 1-12. Tabriz University of Islamic Art (in Persian).
- Sahebkar, A., & Najafi, A. (2016b). The study of the liquefaction probability and estimation of the relative importance of effective parameters using fuzzy clustering and genetic programming. *Journal of Civil and Environmental Engineering*, 89, 37-46 (in Persian).
- Sahebkar, A., Dabiri, R., Jani, R., & Behrouz Sarand, F. (2021a). Modeling of accumulated energy ratio (AER) for estimating liquefaction potential using artificial neural network (ANN) and gene expression programming (GEP) (using data from Tabriz). *Journal of Structural Engineering and Geotechnics*, 11(2), 13-26.
- Sahebkar, A., Dabiri, R., Jani, R., & Behrouz Sarand, F. (2021b). Seismic zoning of Tabriz area by stochastic finite fault model considering site-specific soil effects. *Soils and Rocks*, 44(1), 1-13.
- Sahebkar, A., Dabiri, R., Jani, R., & Behrouz Sarand, F. (2022). Evaluation of liquefaction potential by energy-based and stress-based methods and gene expressing programming (case study: Tabriz city). *Geomechanics and Geoengineering*, 1-18. <https://doi.org/10.1080/17486025.2022.2096264>
- Sahebkar, A., Dabiri, R., Jani, R., & Behrouz Sarand, F. (2023). Evaluation of liquefaction potential optimization (ACO). *Arabian Journal of Geosciences*, 14(24), Article 2811. <https://doi.org/10.1007/s12517-021-08894-3>
- Alizadeh Mansouri, M., & Dabiri, R. (2022). Evaluation of soil liquefaction potential by sensitivity analysis, reliability and data validation. *Journal of Engineering Geology*, 16(1), 124-156 (in Persian).
- Andrus, R. D., Stokoe, K. H., & Juang, C. H. (2004). Guide for shear-wave-based liquefaction potential evaluation. *Earthquake Spectra*, 20(2), 285-308.
- Arisa, K., Yuxin, C., & Shinya, I. (2024). AI-driven prediction and mapping of soil liquefaction risks for enhancing earthquake resilience in smart cities. *Smart Cities*, 7(4), 1836-1856. <https://doi.org/10.3390/smartcities7040071>
- Dabiri, R., Askari, F., Shafiee, A., & Jafari, M. K. (2011). Shear wave velocity-based liquefaction resistance of sand-silt mixtures: Deterministic versus probabilistic approaches. *IJST, Transactions of Civil Engineering*, 35(C2), 199-215.
- Idriss, I. M., & Boulanger, R. W. (2010). *SPT-Based Liquefaction Triggering Procedures (Report No. UCD/CGM-10/02)*. Center for Geotechnical Modeling, University of California, Davis.
- Iwasaki, T., Tokida, K., Tatsuoka, F., Watanabe, S., Yasuda, S., & Sato, H. (1982). Microzonation for soil liquefaction potential using simplified methods. *Proceedings of the 2nd International Conference on Microzonation*, 1319-1330, Seattle.
- Jui Sheng, C., & Thong, L. M. P. (2024). Enhancing soil liquefaction risk assessment with metaheuristics and hybrid learning techniques. *Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards*, 1-19. <https://doi.org/10.1080/17499518.2024.2379962>
- Lotfi, A., Dabiri, R., & Amelsakhi, M. (2024). Evaluating the liquefaction potential of soil layers using shear wave velocity (V_s) based on artificial neural network theory. *9th International Conference on Seismology and Earthquake Engineering (SEE9-00850052)* (in Persian).
- Niroumand, A., Dabiri, R., & Razizadeh, F. (2016). Comparison of liquefaction potential assessment in soil layers of the southwestern margin of Ahar County

based on practical methods and gene expressing programming. *Indian Geotechnical Journal*, 53(2), 259-282. <https://doi.org/10.1007/s40098-022-00648-6>

Sahebkaram, A., Esmaili, A., Khosravi, N. C., & Abdollahzadeh, A. (2016a). The possibility of soil liquefaction based on neural network using field data (SPT) and parameter sensitivity analysis. *5th International Conference on Geotechnical Engineering and Soil Mechanics*, Tehran, Iran (in Persian).

Shaymaa, K., Maher, A., & Iman, M. J. (2024). Evaluating seismic liquefaction potential using shear wave velocity using machine learning. *Proceedings of the 9th World Congress on Civil, Structural, and Environmental Engineering (CSEE 2024)*, London, United Kingdom. <https://doi.org/10.11159/icgre24.155>

Skempton, A. K. (1986). Standard penetration test procedures and the effects in sands of overburden pressure, relative density, particle size, aging and overconsolidation. *Géotechnique*, 36(3), 425-447.

Yanxin, Y., Ziyun, L., Hua, L., Xudong, Z., & Shihui, M. (2024). Prediction of liquefaction-induced lateral spreading based on neural network. *Journal of Vibroengineering*, 26(3), 657-672. <https://doi.org/10.21595/jve.2023.23656>

Application of Neural Network in Assessing the Liquefaction Potential of Soil Layers using Shear Wave Velocity (V_s)

Abbas Lotfi¹, Rouzbeh Dabiri^{2*} and Masoud Amelsakhi³

1. M.Sc. of Geotechnical Engineering, Department of Civil Engineering, Za. C., Islamic Azad University, Zanjan, Iran

2. Associate Professor, Department of Civil Engineering, Ta. C., Islamic Azad University, Tabriz, Iran,

*Corresponding Author, email: rz.dabiri@iau.ac.ir

3. Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Qom University of Technology, Qom, Iran

The phenomenon of soil liquefaction in saturated, cohesionless deposits remains one of the most critical seismic geotechnical hazards, profoundly impacting the structural resilience of civil infrastructure. Under cyclic earthquake loading, the rapid generation of excess pore water pressure under undrained conditions leads to a precipitous decline in effective stress (σ') and the subsequent degradation of soil shear strength. This loss of bearing capacity and stiffness poses severe risks to underground transit systems, buried lifelines, and near-surface foundations. Consequently, accurate assessment of liquefaction potential is an indispensable component of performance-based seismic design. Recently, machine learning algorithms, particularly Artificial Neural Networks (ANNs), have emerged as robust computational tools capable of mapping the highly nonlinear, multidimensional constitutive behavior of soils, offering enhanced predictive capabilities for seismic hazard microzonation.

This study presents a comprehensive evaluation of liquefaction susceptibility along the alignment of Line 2 of the Tabriz Metro, advancing a predictive framework driven by an optimized ANN model. The classical stress-based assessment framework evaluates liquefaction hazard by correlating the seismic demand, defined as the earthquake-induced Cyclic Stress Ratio (CSR), with the soil's inherent capacity to resist triggering, termed the Cyclic Resistance Ratio (CRR). To establish a rigorous analytical baseline, stratigraphic, hydrogeological, and in situ testing data from 54 boreholes were synthesized. The regional seismic demand was characterized by generating a Peak Ground Acceleration (PGA) zonation map, derived through a finite-fault stochastic simulation approach. Utilizing these site-specific PGA parameters, the spatial liquefaction potential was initially computed via two widely adopted deterministic frameworks: the Standard Penetration Test (SPT)-based simplified method by Idriss and Boulanger (2010), using corrected blow counts ($(N1)_{60}$), and the geophysics-based methodology by Andrus et al. (2004), utilizing small-strain shear-wave velocity (V_s) as the primary proxy for cyclic resistance.

The analytical outputs of these semi-empirical procedures were subsequently leveraged as reference datasets to train and validate the AI model. A feed-forward “fitnet” ANN architecture was programmed in MATLAB, employing a nonlinear sigmoid activation function within the hidden layer and a linear transfer function at the output node. The geotechnical database comprised 249 distinct records. To ensure robust model generalization and prevent algorithmic overfitting, 149 records were allocated to the network's development phase (partitioned into 89 for training, 30 for validation, and 30 for internal testing). Crucially, a hold-out set of 100 independent records was reserved exclusively for blind prediction. Preliminary parametric sensitivity analyses optimized the network topology, establishing an architecture with 10 hidden neurons to balance computational complexity with predictive fidelity.

The results demonstrate that the optimized ANN framework yields high-accuracy predictions that strongly converge with the conventional V_s -based deterministic assessments. The neural network successfully mapped the complex spatial variability of critical V_s thresholds, implicitly capturing the influence of geotechnical nuances such as soil aging and diagenetic cementation on liquefaction resistance. These findings indicate that ANNs can function as highly efficient, reliable surrogate models for macro-scale liquefaction hazard assessment. However, an inherent epistemic limitation of the current model is its reliance on algorithmically generated pseudo-labels derived from

conventional methodologies rather than empirical post-earthquake observational data. To engineer universally resilient predictive frameworks, future investigations must prioritize training algorithms on comprehensive, global databases of documented liquefaction case histories, thereby minimizing epistemic uncertainty across diverse seismotectonic environments.

Keywords: Liquefaction, Shear Wave Velocity, Tabriz Metro Line 2, Neural Network Analysis.