

## پیش‌بینی نشست حداکثری سطح زمین ناشی از عملیات تونل‌سازی شهری با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی GEP و MEP

فریبرز متین‌پور<sup>۱</sup>، شادمان محمدی بلبان‌آباد<sup>۲</sup>، محمد رضائی<sup>۳\*</sup>، وهاب سرفرازی<sup>۴</sup>

- ۱- دانشجوی دکتری مکانیک سنگ، دانشکده مهندسی معدن، پردیس دانشکدگان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.
- ۲- دانشجوی دکتری استخراج معدن، گروه معدن، دانشکده مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.
- ۳- دانشیار، گروه مهندسی معدن، دانشکده مهندسی، دانشگاه کردستان، کردستان، ایران.
- ۴- دانشیار، گروه مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی همدان، همدان، ایران.

دریافت: ۱۴۰۳/۰۷/۰۲؛ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۹/۲۴  
([m.rezaei@uok.ac.ir](mailto:m.rezaei@uok.ac.ir)) نویسنده مسئول

### چکیده

در این مقاله، هدف پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین ( $S_{max}$ ) ناشی از عملیات تونل‌سازی در محیط‌های کم عمق شهری با استفاده از دو الگوریتم برنامه‌ریزی بیان ژن ( $GEP$ ) و بیان چند ژنی ( $MEP$ ) است. بدین منظور، ۲۴ دسته داده مربوط به پروژه‌های مختلف تونل‌سازی مشتمل بر ۹ پارامتر ورودی مؤثر بر  $S_{max}$  از جمله فاصله مرکز تونل از سطح زمین ( $H$ )، ارتفاع سطح آب زیرزمینی بالای تونل ( $W$ )، قطر تونل ( $D$ )، مدول الاستیسیته خاک ( $E$ )، مقاومت برشی زهکشی نشده خاک ( $C_{u1}$ )، ضریب فشار زمین ( $K_0$ )، وزن مخصوص خاک ( $\gamma$ )، پارامتر گپ ( $g$ ) و عدد پایداری ( $N$ )، جمع‌آوری و بطور تصادفی به دو بخش آموزش و تست تقسیم شد. سپس، الگوریتم‌های  $GEP$  و  $MEP$  بر داده‌های مرحله آموزش اعمال و دو مدل ریاضی جدید برای پیش‌بینی  $S_{max}$  بدست آمد. در ادامه، از رگرسیون خطی چند متغیره ( $LMR$ ) نیز برای پیش‌بینی  $S_{max}$  و مقایسه آن با مدل‌های  $GEP$  و  $MEP$  استفاده شد. به‌منظور اعتبارسنجی و مقایسه عملکرد مدل‌های پیشنهادی در مراحل آموزش و تست از دیاگرام تیلور، منحنی مشخصه خطای رگرسیون ( $REC$ ) و ۵ شاخص آماری شامل ضریب تعیین، شمول واریانس، شاخص  $a20-index$ ، جذر میانگین مربعات خطا و خطای مطلق میانگین استفاده شد. نتایج بدست آمده بر مبنای دیاگرام تیلور، منحنی  $REC$  و شاخص‌های آماری نشان داد که هر دو مدل هوش مصنوعی مبتنی بر تکامل به‌ویژه  $GEP$ ، در مقایسه با مدل  $LMR$  عملکرد بهتری دارند و می‌توانند با دقت و قابلیت اطمینان بالاتر و خطای کمتر  $S_{max}$  را پیش‌بینی نماید. به‌علاوه، استفاده از آزمون‌های آماری  $ANOVA$  و  $t-test$  نمودارهای پراکندگی و هیستوگرام خطا و نیز نمودار جعبه‌ای باقی‌مانده‌ها، پایداری و تعادل آماری مدل‌های  $GEP$  و  $MEP$  را تأیید کرده و نشان داد که مدل‌های توسعه‌یافته از دقت و قابلیت اطمینان مناسبی برخوردار هستند. همچنین، استفاده از باند اطمینان ۹۵٪ برای بررسی عدم قطعیت مدل‌ها، نشان داد که بخش عمده‌ای از مقادیر واقعی در این بازه قرار دارند، که نشان‌دهنده توانایی بالای مدل‌ها در تعمیم به داده‌های جدید است. در نهایت، نتایج تحلیل اهمیت پارامترهای ورودی نشان داد که  $C_{u1}$  و  $N$  به‌ترتیب مهمترین پارامترهای تأثیرگذار بر  $S_{max}$  هستند در حالی که  $\gamma$  و  $K_0$  کمترین تأثیر را بر  $S_{max}$  دارند.

عملیات تونل‌سازی، حداکثر نشست سطح زمین، برنامه‌ریزی بیان ژن، برنامه‌ریزی بیان چند ژنی، رگرسیون خطی چندمتغیره.

### واژگان کلیدی

## ۱- مقدمه

نشست سطح زمین ناشی از عملیات تونل‌سازی، به‌عنوان پدیده‌ای اجتناب‌ناپذیر، یکی از چالش‌های کلیدی در پروژه‌های زیرزمینی شهری محسوب می‌شود. کنترل و پیش‌بینی دقیق این پدیده، نقشی حیاتی در کاهش خسارات احتمالی به سازه‌های سطحی و زیرساخت‌های شهری دارد. با توجه به اهمیت این موضوع و ارتباط مستقیم آن با هزینه‌های پروژه، پژوهش‌های بسیاری با رویکردهای مختلف انجام شده و روابط متعددی برای پیش‌بینی نشست ارائه گردیده است. این رویکردها شامل روش‌های تجربی، تحلیلی، عددی و همچنین استفاده از روش‌های هوش مصنوعی هستند. هر یک از این روش‌ها نقاط قوت و محدودیت‌های خاص خود را دارند. روابط تجربی به‌طور گسترده برای پیش‌بینی جابجایی زمین استفاده می‌شوند، اما معمولاً ویژگی‌های ذاتی خاک را به‌طور کامل در نظر نمی‌گیرند [۱-۳]. روش‌های تحلیلی، اگرچه ابزار مفیدی برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین هستند، به دلیل ساده‌سازی فرضیات، قادر به لحاظ تمام پارامترهای تأثیرگذار نیستند [۴، ۵]. از سوی دیگر، روش‌های عددی با استفاده از مدل‌سازی ریاضی و تحلیل المان محدود یا المان مجزا، دقت بالاتری در شبیه‌سازی نشست زمین ارائه می‌دهند، با این حال این روش‌ها به مجموعه گسترده‌ای از پارامترهای ورودی وابسته‌اند که ممکن است نیازمند تقریب‌ها یا فرضیات متعددی باشند [۶-۹]. در نهایت، روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی با بهره‌گیری از یادگیری ماشین و تحلیل داده‌های گسترده، پتانسیل زیادی برای پیش‌بینی دقیق نشست زمین دارند [۱۰-۲۲].

یکی از اولین مطالعات برجسته در زمینه نشست ناشی از تونل‌سازی در محیط‌های شهری توسط پک انجام شد که نشان داد پروفیل نشست سطح زمین در حالت دوبعدی از توزیع نرمال گوس تبعیت می‌کند و براین اساس او رابطه‌ای برای پیش‌بینی پروفیل نشست ارائه کرد که مبنای تحقیقات بعدی قرار گرفت [۱]. اشمیت و هرزوغ نیز روابط مشابهی ارائه دادند که بر اساس داده‌های تجربی، نشست سطح زمین را مدل‌سازی می‌کرد [۲، ۳]. در ادامه، لگانتن و پلوس و چوو و بابت با ارائه راه‌حل‌های تحلیلی، نشست ناشی از حفر تونل را در خاک‌های رسی و زمین‌های اشباع بررسی کردند و به نتایجی با دقت قابل قبول دست یافتند [۴، ۵]. تحقیقات بعدی

شامل استفاده از مدل‌سازی عددی بود. آدنبروک و پوتس و اِرسلیبی و همکاران با استفاده از روش المان محدود و نرم‌افزارهایی مانند *Plaxis*، به پیش‌بینی نشست تونل‌های دوقلو در شرایط مختلف پرداختند و نشان دادند که مدل‌سازی عددی در مقایسه با روش‌های تجربی و تحلیلی، دقت بالاتری دارد [۶، ۷]. در ادامه، چاکری و همکاران به بررسی نشست ناشی از حفر تونل‌های مترو در تهران، استانبول و مشهد با روش المان مجزا و نرم‌افزار *FLAC* پرداختند و روابط تجربی جدیدی ارائه نمودند [۸، ۹].

همزمان با پیشرفت‌های عددی، استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی نشست سطح زمین افزایش یافت. نیوپن و آدهیکاری با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون، نشست و جابجایی افقی سطح زمین را با دقت قابل قبول پیش‌بینی کردند [۱۰، ۱۱]. سانتوس و سلسستینو و آک و سکر نیز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون ماشین بردار پشتیبان، توانایی این ابزارها را در پیش‌بینی دقیق نشست سطح زمین تأیید کردند [۱۲، ۱۳]. در ادامه، ژوو و همکاران و حسنی پناه و همکاران الگوریتم جنگل تصادفی و ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم ازدحام ذرات را به کار بردند و نتایجی دقیق‌تر نسبت به روش‌های سنتی به دست آوردند [۱۴، ۱۵].

در سال‌های اخیر بیشتر تحقیقات بر ترکیب روش‌های یادگیری ماشین و الگوریتم‌های فرا ابتکاری در پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین تمرکز داشته‌اند. ژانگ و همکاران از یک روش ترکیبی مبتنی بر شبکه‌های عصبی و الگوریتم تکامل دیفرانسیلی برای بهینه‌سازی معماری شبکه استفاده کردند و دقت بالای رویکرد مورد استفاده را در پیش‌بینی حداکثر نشست ناشی از تونل‌سازی نشان دادند [۱۶]. کیم و همکاران و لی و همکاران با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق، از جمله *LSTM* و *GRU*، توانستند پیش‌بینی‌های دقیق‌تری از حداکثر نشست سطح زمین ارائه دهند [۱۷، ۱۸]. یافته‌های آن‌ها بیانگر آن است که شبکه‌های بازگشتی با حافظه طولانی کوتاه مدت (*LSTM*) در مقایسه با دیگر الگوریتم‌ها از عملکرد بهتری در برآورد حداکثر نشست سطح زمین برخوردار است. حسین و میو، کُنْگ و همکاران، ونگ و همکاران و ژانگ و همکاران نیز ضمن استفاده از الگوریتم‌های ترکیبی جدید برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین

بگونه‌ای که در آن کروموزوم‌های خطی و ساده با طول ثابت مشابه  $GA$  ترکیب شده و همچنین ساختارهای شاخه‌ای با اندازه‌ها و شکل‌های مختلف مشابه درخت‌های تجزیه در  $GP$ ، ادغام می‌شوند [۲۳، ۲۴]. در این الگوریتم پدیده‌های مختلف با استفاده از مجموعه‌ای از توابع و پایانه‌ها مدل‌سازی می‌شوند. مجموعه توابع معمولاً شامل توابع حسابی  $\{+, -, \times, /, \}$ ، توابع مثلثاتی  $\{sin, cos, tan, cot, sin^{-1}, cos^{-1}, tan^{-1}, \dots\}$ ، توابع ریاضی  $\{\sqrt{\quad}, x^2, exp, log, \dots\}$  و یا دیگر توابع تعریف شده توسط کاربر، می‌باشند. از سوی دیگر، مجموعه پایانه‌ها شامل مقادیر ثابت و متغیرهای مستقل مسئله هستند [۲۳، ۲۵].

در الگوریتم  $GEP$ ، ژن‌ها از دو بخش سر و دم تشکیل شده‌اند. سر می‌تواند شامل توابع و پایانه‌ها باشد که برای رمزگذاری توابع استفاده می‌شود، در حالی که دم فقط می‌تواند شامل پایانه‌ها باشد که برای ایجاد یک ساختار معتبر بکار می‌رود [۲۴-۲۶]. کدهای مربوط به هر ژن منجر به تشکیل یک درخت بیان فرعی ( $Sub-ET$ ) می‌شود. درخت‌های بیان فرعی با یکدیگر تعامل می‌کنند تا یک درخت بیان بزرگتر و پیچیده‌تر را تشکیل دهند. به عبارت دیگر، درخت‌های بیان فرعی توسط تابعی به نام تابع اتصال به یکدیگر متصل شده و ساختار پیچیده‌ای را تشکیل می‌دهند. جمع (+)، تفریق (-)، ضرب ( $\times$ ) و تقسیم ( $/$ ) بازرترین توابع اتصال دهنده در این زمینه هستند [۲۳]. در مورد الگوریتم  $GEP$ ، عملگرهای جهش، وارونگی، جابجایی، توالی درج و ترکیب مجدد به ترتیب بر روی کروموزوم‌ها اعمال می‌شوند [۲۳]. در این الگوریتم، معیارهای توقف به شرح زیر است:

- ۱) معیار دستیابی به هدف: عدم ملاحظه تفاوت محسوس بین پاسخ‌های بهینه طی چند نسل، می‌تواند معیاری برای دستیابی به پاسخ بهینه باشد.
  - ۲) معیار تکرار: چنان‌چه بعد از یک تعداد نسل معین، پاسخ بهینه به دست آید، فرآیند تولید نسل متوقف خواهد شد.
  - ۳) معیار زمان: اگر پس از گذشت زمان معینی، در بهترین جواب حاصل از تولید نسل، بهبودی حاصل نشود، محاسبات متوقف خواهد شد.
- در شکل ۱ مراحل مدلسازی با استفاده از الگوریتم بیان ژن ( $GEP$ ) نشان داده شده است [۲۷].

نشان دادند که استفاده از مدل‌های ترکیبی، دقت پیش‌بینی را به‌طور چشمگیری افزایش می‌دهد [۱۹-۲۲].

با بررسی پیشینه پژوهش‌ها می‌توان دریافت که روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، نسبت به مدل‌های تجربی، تحلیلی و عددی، عملکرد دقیق‌تر و کارآمدتری در پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین داشته‌اند. با این حال، بیشتر این روش‌ها صرفاً مدل‌های جعبه‌سیاه ارائه داده‌اند که فاقد ساختار ریاضی شفاف و قابل استفاده در پروژه‌های مهندسی هستند. در نتیجه، امکان تفسیر، تحلیل پارامتریک و پیاده‌سازی مستقیم این مدل‌ها در محیط‌های محاسباتی مهندسی محدود می‌ماند. نوآوری اصلی این پژوهش، بهره‌گیری از دو الگوریتم تکاملی  $GEP$  و  $MEP$  به‌منظور تولید مدل‌های پیش‌بینی‌کننده‌ای است که علاوه بر دقت بالا، ساختار ریاضی صریح و قابل تحلیل دارند. این ویژگی موجب می‌شود مدل‌های پیشنهادی نه تنها در فرآیند طراحی و تحلیل پروژه‌های عمرانی قابل استفاده باشند، بلکه از منظر سادگی کاربرد، سرعت محاسباتی، و قابلیت تعمیم نیز نسبت به مدل‌های قبلی برتری داشته باشند. به‌منظور ارزیابی دقیق عملکرد مدل‌ها، از تحلیل‌های آماری، باند اطمینان پیش‌بینی و بررسی عدم قطعیت نیز بهره گرفته شده است. همچنین، یک مدل پایه بر اساس رگرسیون خطی چندمتغیره ( $LMR$ ) نیز توسعه داده شده تا مقایسه‌ای جامع میان دقت و ساختار مدل‌های پیشنهادی با رویکردهای کلاسیک فراهم گردد.

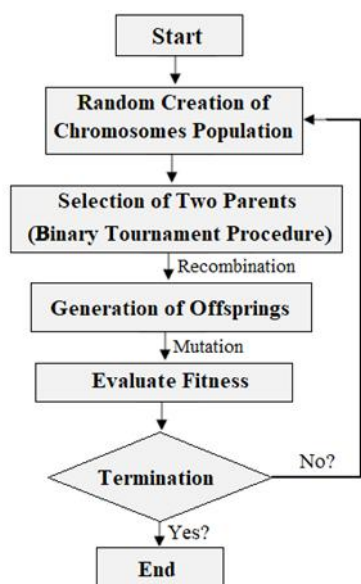
## ۲- مواد و روش‌ها

در این بخش به شرح الگوریتم‌های تکاملی برنامه‌ریزی بیان ژن ( $GEP$ ) و بیان چند ژنی ( $MEP$ ) و نیز مدل رگرسیون خطی چند متغیره ( $LMR$ ) پرداخته می‌شود. همچنین به معرفی دیاگرام تیلور، منحنی مشخصه خطای رگرسیون و نیز ۵ شاخص‌های آماری مورد استفاده در این مطالعه که برای ارزیابی عملکرد مدل‌های رگرسیونی استفاده می‌شوند، پرداخته خواهد شد.

### ۲-۱- الگوریتم برنامه‌ریزی بیان ژن ( $GEP$ )

الگوریتم برنامه‌ریزی بیان ژن ( $GEP$ ) در سال ۱۹۹۹ توسط فریرا فرمولبندی و معرفی شد. این الگوریتم ترکیبی از الگوریتم ژنتیک ( $GA$ ) و برنامه‌ریزی ژنتیک ( $GP$ ) می‌باشد

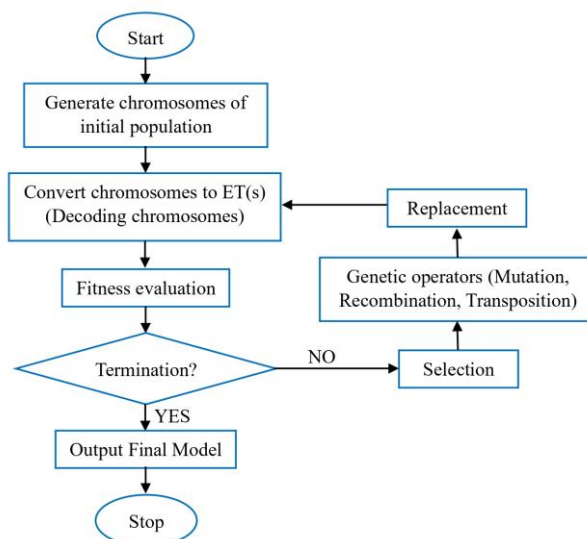
از طریق این دو فرآیند، به جستجوی راه‌حل‌های جدید برای مسئله می‌پردازد و عبارات بالقوه بهتری را برای نمایش مسئله بهینه‌سازی کشف می‌کند. کل این فرآیند، شامل تولید عبارات، ارزیابی آن‌ها و استفاده از آن‌ها برای ایجاد یک جمعیت جدید، یک تکرار (*Iteration*) نامیده می‌شود. پس از ایجاد نسل جدیدی از عبارات، این فرآیند تا زمانی که دقت مطلوب حاصل شود یا یک معیار از پیش تعیین‌شده برآورده گردد، ادامه می‌یابد. این معیار می‌تواند مقدار مشخصی از برازش (*Fitness Value*) یا تعداد معینی از تکرارها باشد. فلوجارت الگوریتم *MEP* در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲- مراحل مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم *MEP* [۳۱].

### ۲-۳- رگرسیون خطی چند متغیره (*LMR*)

رگرسیون خطی چند متغیره، یک تکنیک قدیمی است که به استفاده پیرسون از آن در سال ۱۹۰۸ بر می‌گردد. این تکنیک برای محاسبه (پیش‌بینی) واریانس در یک بازه وابسته، بر اساس ترکیب‌های خطی متغیرهای مستقل بازه‌ای، دوگانه و ساختگی استفاده می‌شود. هدف کلی رگرسیون خطی چند متغیره کسب اطلاعات بیشتر در مورد رابطه بین چندین متغیر مستقل یا پیش‌بینی کننده و یک متغیر وابسته یا معیار است. معادله رگرسیون خطی چندگانه به صورت رابطه ۱ می‌باشد [۳۲]:



شکل ۱- مراحل مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم *MEP* [۲۷].

### ۲-۲- الگوریتم برنامه‌ریزی بیان چند ژنی (*MEP*)

برنامه‌ریزی بیان چند ژنی یک تکنیک فرعی از برنامه‌نویسی ژنتیک (*GP*) است که توسط اولتینان توسعه یافته است [۲۸]. این روش یک تکنیک بهینه‌سازی است که شامل تولید و تکامل مجموعه‌ای از عبارات ریاضی به‌منظور یافتن راه‌حل برای یک مسئله می‌شود [۲۹]. مزیت *MEP* آن است که طیف گسترده‌ای از مسائل از جمله غیرخطی، چندمدی (دارای چند مقدار بهینه) یا دارای محدودیت‌های پیچیده را مدیریت می‌کند. این قابلیت *MEP* ناشی از این واقعیت است که نیازی به فرضیات قبلی درباره مسئله مورد نظر ندارد، بلکه یک جمعیت از عبارات ریاضی ایجاد کرده و بهترین عبارات از نظر عملکرد را، با استفاده از قوانین تکاملی مختلف، به‌عنوان راه‌حل مسئله انتخاب می‌کند [۳۰].

الگوریتم *MEP* با ایجاد مجموعه‌ای از عبارات اولیه که به‌صورت تصادفی تولید شده‌اند، آغاز می‌شود. این عبارات بر اساس توانایی آن‌ها در حل دقیق مسئله ارزیابی می‌شوند. عبارات با عملکرد مناسب برای توسعه یک جمعیت جدید از عبارات استفاده می‌شوند. این جمعیت جدید از طریق اصول تکاملی مانند جهش (*Mutation*) و ترکیب (*Crossover*) بر روی عبارات اولیه ایجاد می‌شود. ترکیب به معنای ادغام دو عبارت برای ایجاد یک عبارت جدید است، در حالی که جهش شامل تغییر یک عبارت موجود می‌شود [۲۸]. بنابراین، *MEP*

یا ۱۰۰٪ نزدیک‌تر باشد دقت آن مدل بالاتر و انطباق بیشتری بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده وجود دارد. همچنین، شاخص‌های  $RMSE$  و  $MAE$  با محاسبه اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده توسط یک مدل و مقادیر واقعی اندازه‌گیری شده، به بررسی میزان خطای مدل پیش‌بینی کننده می‌پردازند. مقادیر این ۲ شاخص همواره بزرگتر یا مساوی صفر هستند و هر اندازه مقادیر آن‌ها برای یک مدل به صفر نزدیک‌تر باشند، مدل مربوطه دارای خطای کمتر و دقت بالاتر است. مقادیر شاخص‌های بالا را می‌توان با استفاده از روابط زیر محاسبه نمود [۱۹-۲۱، ۲۶-۲۷]:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (M_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (M_i - M_{mean})^2} \quad (2)$$

$$VAF = \left[ 1 - \frac{\text{var}(M_i - P_i)}{\text{var}(M_i)} \right] \times 100 \quad (3)$$

$$a20-index = \frac{n20}{N} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (M_i - P_i)^2} \quad (5)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |M_i - P_i| \quad (6)$$

در روابط ۲ تا ۶،  $M_i$  و  $P_i$  به ترتیب مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده حداکثر نشست در سطح زمین و  $M_{mean}$  میانگین مقادیر  $M_i$  است. همچنین  $N$  تعداد کل دسته داده‌ها و  $n20$  تعداد دسته داده‌هایی است که نسبت مقدار حداکثر نشست واقعی به پیش‌بینی شده آن‌ها در بازه ۰٫۸ تا ۱٫۲ قرار دارد.

### ۳- جمع‌آوری و آماده‌سازی داده‌ها

هدف اصلی این تحقیق پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین ناشی از عملیات تونل‌سازی در محیط‌های شهری با استفاده از الگوریتم‌های برنامه‌ریزی بیان ژن ( $GEP$ ) و بیان چند ژنی ( $MEP$ ) و مقایسه آن‌ها با مدل رگرسیون خطی چند متغیره ( $LMR$ ) می‌باشد. بدین منظور ۹ پارامتر ورودی تأثیرگذار بر مقدار حداکثر نشست سطح زمین ( $S_{max}$ ) از جمله: فاصله مرکز تونل از سطح زمین ( $H$ )، ارتفاع سطح آب زیرزمینی بالای تونل ( $W$ )، قطر تونل ( $D$ )، مدول الاستیسیته

$$y = b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n + c \quad (1)$$

$b_1, b_2, \dots, b_n$  و ضرایب رگرسیون هستند که مقدار تغییرات متغیر وابسته  $y$  زمانیکه متغیر مستقل مربوطه به اندازه ۱ واحد تغییر می‌کند را نشان می‌دهند. ثابت  $c$  عرض از مبدأ خط رگرسیون می‌باشد که در واقع مقدار  $y$  را زمانی که متغیرهای مستقل برابر صفر هستند نشان می‌دهد [۳۲].

### ۴-۲- شاخص‌های ارزیابی عملکرد

در این مقاله از دیاگرام تیلور، منحنی مشخصه خطای رگرسیون و ۵ شاخص آماری مهم شامل ضریب تعیین ( $R^2$ )، شمول واریانس ( $VAF$ )، شاخص  $a20-index$ ، جذر میانگین مربعات خطا ( $RMSE$ ) و خطای مطلق میانگین ( $MAE$ ) به منظور اعتبارسنجی و مقایسه مدل‌های  $GEP$ ،  $MEP$  و  $LMR$  استفاده می‌شود. دیاگرام تیلور مدل‌های مختلف را براساس ۳ شاخص ضریب همبستگی ( $R$ )، جذر میانگین مربعات خطا ( $RMSE$ ) و انحراف استاندارد در یک پلات با هم مقایسه می‌کند [۳۳]. براساس این دیاگرام هر اندازه موقعیت یک مدل به نقطه مرجع نزدیک‌تر باشد مقدار ضریب همبستگی بالاتر و جذر میانگین مربعات کوچکتر بوده و در نتیجه دقت آن مدل در پیش‌بینی پارامتر هدف بالاتر است.

همچنین، منحنی  $REC$  ابزاری مفید برای ارزیابی و مقایسه مدل‌های مختلف رگرسیونی و تجسم عملکرد آن‌ها در یک نمودار واحد است [۳۴]. منحنی  $REC$  خطای تجمعی را در محور  $x$  در مقابل دقت مدل رگرسیونی در محور  $y$  نمایش می‌دهد. انحراف مطلق یا مربع خطا به‌عنوان اختلاف خطا در محور  $x$  در نظر گرفته می‌شود، در حالی که درصد نقاط پیش‌بینی شده درون بازه اختلاف، به‌عنوان تعریف دقت در نظر گرفته می‌شود [۳۴]. هر چه منحنی  $REC$  یک مدل به گوشه بالایی سمت چپ پلات نزدیک‌تر باشد، مساحت زیر منحنی ( $AUC$ ) بیشتر و مساحت بالای منحنی ( $AOC$ ) کمتر می‌شود که نشان‌دهنده دقت بالاتر آن مدل است. بنابراین، نسبت  $AUC$  به  $AOC$  ( $AUC + AOC$ ) به‌عنوان معیاری برای دقت مدل استفاده می‌شود [۲۷]. هر چه مقدار این نسبت بیشتر باشد، مدل مربوطه از دقت بیشتری برخوردار است.

از سوی دیگر، شاخص‌های  $R^2$ ،  $VAF$  و  $a20-index$  برای محاسبه همبستگی بین خروجی مدل و مقادیر واقعی استفاده می‌شوند. هر اندازه مقدار این ۳ شاخص برای یک مدل به ۱

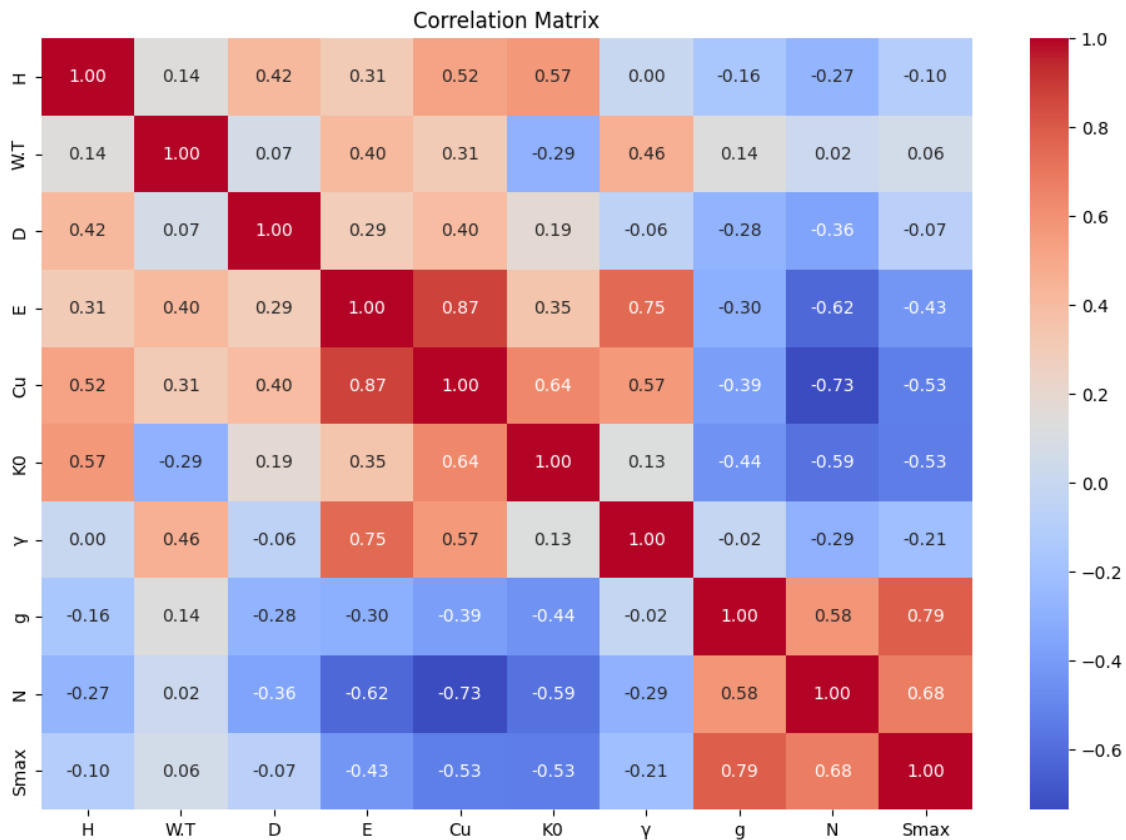
اطراف تونل می‌پردازد. این عدد به صورت بی‌بعد تعریف می‌شود و نسبت تنش‌های وارده به مقاومت برشی خاک را ارزیابی می‌کند. در واقع، این عدد نشان می‌دهد که جبهه‌کار تونل چقدر به تعادل نزدیک است. مقادیر بالای آن نشان‌دهنده شرایط ناپایدارتر تونل و ایجاد نشست بیشتر در سطح زمین می‌باشد، زیرا در این حالت تنش‌های وارد بر تونل نسبت به مقاومت خاک بسیار بیشتر است؛ در حالی که، مقادیر پایین‌تر آن بیانگر شرایط پایدارتر تونل و در نتیجه ایجاد نشست کمتر در سطح زمین خواهد بود. در جدول ۱ اطلاعات آماری داده‌های مورد استفاده در این مطالعه آورده شده است. همچنین ماتریس همبستگی بین پارامترهای پایگاه داده در شکل ۳ نشان داده شده است.

خاک ( $E$ )، مقاومت برشی زهکشی نشده خاک ( $C_u$ )، ضریب فشار زمین ( $K_0$ )، وزن مخصوص خاک ( $\gamma$ )، پارامتر گپ ( $g$ ) و عدد پایداری ( $N$ ) براساس ۲۴ دسته داده مربوط به ۱۴ پروژه تونل‌سازی مختلف [۵]، به منظور پیاده‌سازی ۲ روش  $GEP$  و  $LMR$ ، مورد استفاده قرار گرفت.

پارامتر گپ ( $g$ ) به فاصله‌ی فیزیکی بین پوشش داخلی تونل ( $liner$ ) و محیط حفاری شده تونل اشاره دارد و شامل عواملی است که در طول فرآیند حفاری و نصب پوشش ایجاد می‌شوند. این پارامتر تأثیر چشمگیری بر میزان جابجایی خاک و آفت زمین در اطراف تونل داشته و رابطه مستقیمی با نشست حاصل در سطح زمین دارد. همچنین، عدد پایداری ( $N$ ) به عنوان یکی دیگر از پارامترهای کلیدی در تحلیل پایداری تونل به توصیف شرایط تنش و مقاومت خاک در

جدول ۱- اطلاعات آماری داده‌های جمع آوری شده برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین.

نوع داده	پارامتر	واحد	نماد	حداقل	میانگین	حداکثر	انحراف معیار	واریانس
ورودی	عمق تونل	m	H	۴,۴۰	۱۳,۲۰	۳۴,۱۰	۷,۷۱	۵۹,۴۳
	سطح آب زیر زمینی	m	W	۰,۰۰	۳,۳۵	۸,۰۰	۱,۹۸	۳,۹۲
	قطر تونل	M	D	۲,۰۲	۳,۶۵	۸,۰۰	۱,۴۹	۲,۲۳
	مدول الاستیسیته	MPa	E	۴,۰۰	۲۵,۵۴	۱۴۰,۰۰	۲۸,۹۷	۸۳۹,۰۰
	مقاومت برشی زهکشی نشده	kN/m <sup>2</sup>	Cu	۱۰,۰۰	۸۶,۵۴	۳۶۰,۰۰	۱۱۰,۹۴	۱۲۳۰۸,۵۸
	ضریب فشار زمین	-	K <sub>0</sub>	۰,۴۵	۰,۸۴	۱,۵۰	۰,۳۲	۰,۱۰
	وزن مخصوص	kN/m <sup>3</sup>	$\gamma$	۱۵,۰۰	۱۸,۳۱	۲۴,۰۰	۱,۸۱	۳,۲۹
	پارامتر گپ	mm	g	۱۰,۰۰	۱۰۰,۸۳	۳۲۴,۰۰	۹۲,۲۲	۸۵۰۴,۶۴
خروجی	عدد پایداری	-	N	۰,۸۶	۳,۸۰	۷,۷۰	۱,۵۷	۲,۴۶
	حداکثر نشست سطح زمین	mm	S <sub>max</sub>	۲,۲۰	۴۵,۸۵	۱۲۲,۰۰	۳۴,۷۵	۱۲۰۷,۵۷



شکل ۳- ماتریس همبستگی بین پارامترهای پایگاه داده.

انتخاب مجموعه پایانه‌ها و مجموعه توابع، (۳) تعیین ساختار کروموزوم‌ها (تعداد کروموزوم‌ها، اندازه سر و تعداد ژن‌ها)، (۴) شناسایی تابع اتصال بین ژن (جمع، ضرب، تقسیم، تفاضل و ... و (۵) تنظیم مقادیر پارامترهای ژنتیک می‌باشد. در این مطالعه، برای تعریف تابع برازندگی از جذر میانگین مربعات خطا ( $RMSE$ ) استفاده شد:

$$fitness = \frac{1}{(1 + RMSE)} \times 1000 \quad (7)$$

بعلاوه، مجموعه پایانه‌ها وابسته به پارامترهای تأثیرگذار در نظر گرفته شده در مدل تحت مطالعه می‌باشند. بنابراین، مجموعه پایانه‌ها متشکل از ۹ پارامتر ورودی  $d_1=W$ ،  $d_0=H$ ،  $d_8=N$  و  $d_7=g$ ،  $d_6=\gamma$ ،  $d_5=K_0$ ،  $d_4=C_u$ ،  $d_3=E$ ،  $d_2=D$  به‌منظور پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین ( $S_{max}$ ) می‌باشند. همچنین انتخاب تابع مناسب از مجموعه توابع، وابسته به ماهیت مسئله می‌باشد. در این مقاله پس از اجرای تعداد زیادی مدل  $GEP$  با مجموعه توابع مختلف و با توجه

#### ۴- مدل‌سازی حداکثر نشست سطح زمین

در این بخش به نحوه مدل‌سازی و استخراج روابط جدید برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین با استفاده از الگوریتم‌های  $GEP$  و  $MEP$  و نیز روش  $MLR$  پرداخته خواهد شد.

#### ۴-۱- مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم $GEP$

در این بخش هدف دستیابی به یک مدل بهینه برنامه‌ریزی بیان ژن ( $GEP$ ) برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین می‌باشد. بدین منظور، ابتدا پایگاه داده جمع‌آوری شده به‌طور تصادفی به دو بخش آموزش و تست به ترتیب با نسبت ۷۵٪/۲۵٪ (۱۸ دسته داده) و ۲۵٪/۶٪ (۶ دسته داده) تقسیم شدند. سپس از نرم افزار  $GeneXproTools 5$  برای مدل‌سازی حداکثر نشست سطح زمین استفاده شد. مراحل مدل‌سازی در نرم افزار مذکور شامل ۵ مرحله: (۱) انتخاب تابع برازندگی، (۲)

$c_1$  تا  $c_8$  نیز ضرایب ثابت استفاده شده در درخت‌های بیان هستند که مقدار آن‌ها را می‌توان از طریق خروجی مدل *GEP* که به زبان برنامه‌نویسی ++C می‌باشد، استخراج نمود. در نهایت، با تبدیل زیر درخت‌های بیان مدل بهینه *GEP* به عبارت‌های جبری و در نظر گرفتن تابع اتصال جمع میان آن‌ها، رابطه ۸ برای برآورد حداکثر نشست سطح زمین ( $S_{max}$ ) استخراج شد:

$$S_{max} = \sqrt[3]{g \left( \sqrt[3]{\sin(W + 3.55)} + \sqrt{\gamma} - K_0 - N \right) - \frac{0.533ND(2g + E - 9.35)}{C_u + N(K_0 - C_u)}} - 9.8 \sin(N - K_0 + C_u + 0.228W - 3.9) + N \left( \sqrt[3]{g} - 0.97 \right) \left( 1.67 + \frac{H}{E \ln(C_u)} \right) \quad (8)$$

گرفته شد تا الگوریتم تعداد زیادی از تکرارها را برای تولید یک کروموزوم مناسب جهت نمایش راه‌حل انجام دهد. به همین ترتیب، طول کد پارامتری است که مستقیماً با طول معادله نهایی *MEP* مرتبط است. اگر مقدار این پارامتر بیش از حد زیاد باشد، ممکن است منجر به تولید معادلاتی بسیار پیچیده و از نظر محاسباتی سنگین شود، درحالی‌که مقدار بیش از حد کوچک آن ممکن است موجب همگرایی زود هنگام الگوریتم و کاهش دقت مدل گردد.

جدول ۲- پارامترهای بهینه استفاده شده در مدل‌سازی

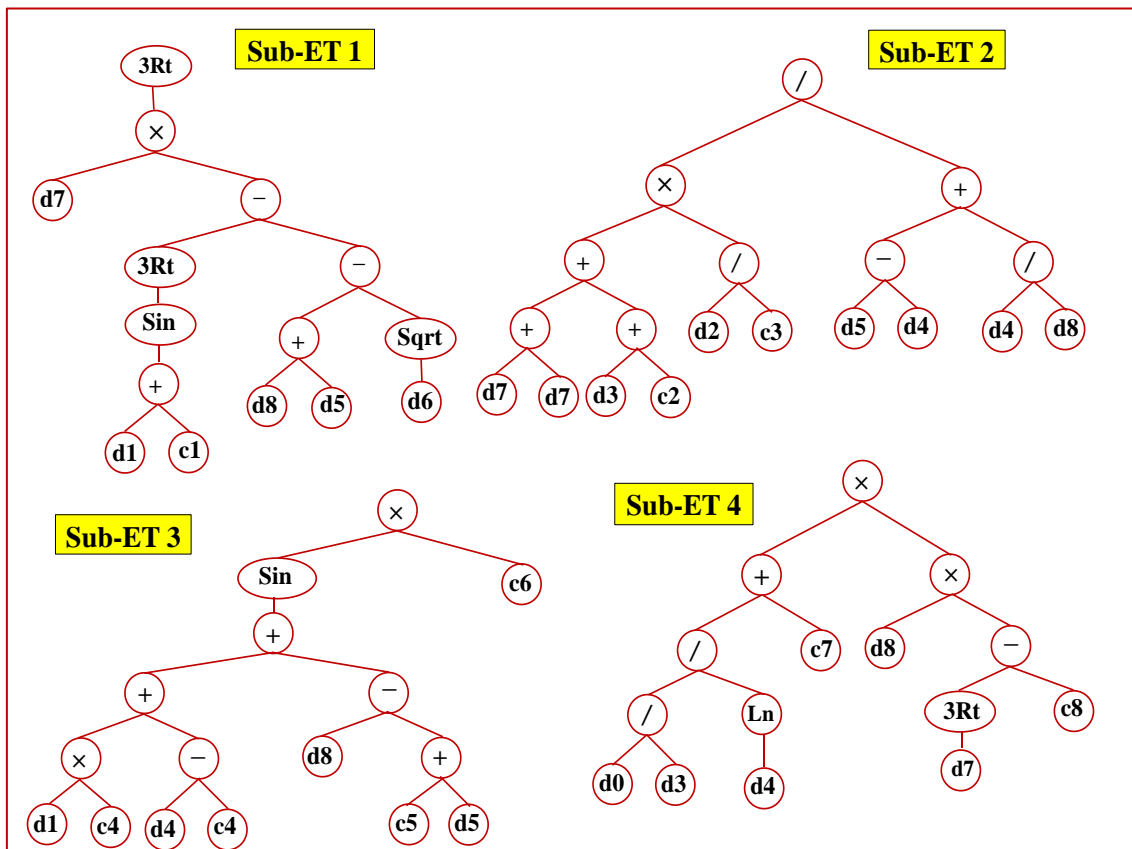
<i>GEP</i>	
پارامتر	مقدار
تعداد کروموزوم‌ها	۴۰
اندازه سر	۸
تعداد ژن‌ها	۴
تابع اتصال	جمع
حداکثر تعداد ثابت‌ها برای هر ژن	۴
نرخ جهش	۰.۰۰۱۳۸
نرخ وارونگی	۰.۰۰۵۴۶
نرخ ترکیب مجدد یک نقطه‌ای	۰.۰۰۲۷۷
نرخ ترکیب مجدد دو نقطه‌ای	۰.۰۰۲۷۷
نرخ ترکیب مجدد ژن	۰.۰۰۲۷
نرخ انتقال ژن	۰.۰۰۲۷

به مقادیر *RMSE* بدست آمده، مجموعه توابع  $\{+, \times, /, \sin\}$  به عنوان توابع مناسب جهت مدلسازی تشخیص داده شدند. در ادامه با انجام یک فرآیند سعی و خطا، مقادیر ساختار کروموزوم‌ها، توابع اتصال و پارامترهای ژنتیک مناسب بدست آمدند. جدول ۲ مقادیر پارامترهای بدست آمده مربوط به مدل بهینه *GEP* را نشان می‌دهد. به علاوه، درختان بیان مدل بهینه *GEP* برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین ( $S_{max}$ ) در شکل ۴ نشان داده شده‌اند. در این شکل پارامترهای

#### ۴-۲- مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم *MEP*

توسعه مدل *MEP* با استفاده از نرم‌افزاری به نام *MEPX* 2021.05.18.0 انجام شد. مشابه الگوریتم *GEP*، پیش از توسعه واقعی یک مدل پیش‌بینی‌کننده توسط *MEP*، لازم است که چندین پارامتر تنظیم شوند. مهم‌ترین پارامترهای *MEP* شامل اندازه زیرجمعیت، تعداد زیرجمعیت‌ها، مجموعه توابع، طول کد و غیره هستند. در ابتدا، مقادیر اولیه این پارامترها بر اساس مقادیر پیش فرض موجود در نرم‌افزار انتخاب شدند. پس از تعیین مقادیر اولیه، این پارامترها در یک بازه وسیع تغییر داده شدند و از روش سعی و خطا برای دستیابی به مجموعه‌ای از پارامترها که بالاترین دقت مدل‌های پیش‌بینی را فراهم می‌کردند، استفاده شد. مجموعه مقادیر این آبرپارامترها که بالاترین دقت را برای پیش‌بینی  $S_{max}$  داشتند، در جدول ۳ ارائه شده است. تعداد برنامه‌های کامپیوتری تولیدشده توسط الگوریتم وابسته به اندازه زیرجمعیت است. مدلی که دارای زیرجمعیت‌های بزرگ‌تری باشد، می‌تواند از نظر دقت و قابلیت اطمینان بهبود یابد، اما از سوی دیگر، ممکن است از نظر محاسباتی چالش‌برانگیز، پیچیده و زمان‌بر باشد. به‌طور مشابه، تعداد نسل‌ها نشان‌دهنده تعداد تکرارهای انجام‌شده توسط الگوریتم پیش از اتمام فرآیند است. در این مطالعه، مقدار آن ۱۰۰۰ در نظر





شکل ۴- درخت‌های بیان مربوط به رابطه ۸.

می‌کند بین دقت مدل و پیچیدگی معادله حاصل تعادل برقرار کند. در نهایت برای یافتن مدل بهینه، تعداد بسیار زیادی مدل اولیه اجرا شد و در نهایت یک معادله نهایی که در بر گیرنده تأثیر تمامی متغیرهای ورودی بر حداکثر نشست سطح زمین بوده و بیشترین دقت را داشت، بدست آمد. لازم به ذکر است که خروجی الگوریتم MEP به صورت یک کد ++C ارائه می‌شود که پس از رمزگشایی، معادله زیر برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین ( $S_{max}$ ) به صورت زیر بدست آمد:

بنابراین، با انتخاب مقادیر متفاوت طول کد و مشاهده معادله حاصل، مقدار مناسب آن پارامتر تعیین شد که در جدول ۳ آورده شده است.

همچنین، مجموعه توابع مورد استفاده برای ساخت معادلات MEP، عملگرهای حسابی و توابع ریاضی ساده شامل +، -، ×، / و √ انتخاب شدند تا از پیچیدگی بیش از حد ساختار معادلات حاصل جلوگیری شود. فرآیند توسعه مدل توسط MEP یک فرآیند تکراری و تکاملی است که تلاش

$$S_{max} = \frac{K_0 D^2}{H} + \sqrt{\gamma - W} + \frac{(2C_u + 1)K_0 D}{H} + \frac{(H + \sqrt{2C_u}) \left( g - W + \frac{E}{g} \right) + \frac{WC_u \left( W - \frac{E}{g} \right)}{H - 2D} - 3C_u}{2C_u - \frac{K_0 D}{H}} \quad (9)$$

$$+ N + \frac{K_0 D}{H} \times \frac{E\sqrt{\gamma - W}}{E\sqrt{\gamma - W} - \left( g - W + \frac{E}{g} \right)}$$

## جدول ۳- پارامترهای بهینه آبرپارامترهای استفاده شده در

مدل سازی MEP	
پارامتر	مقدار
تعداد زیرجمعیت‌ها	۲۰
اندازه زیرجمعیت‌ها	۱۰۰۰
طول کد	۷۰
احتمال ترکیب	۰٫۹
تعداد نسل‌ها	۱۰۰۰
تعداد اجرا	۲۰

## ۳-۴- مدل سازی با استفاده از روش LMR

در این مرحله، با استفاده از نرم افزار اکسل مدل رگرسیون خطی چندگانه‌ای مطابق رابطه ۱۰ براساس ۱۸ دسته داده مرحله آموزش برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین ( $S_{max}$ ) به صورت زیر بدست آمد:

$$S_{max} = \begin{pmatrix} 4.91 + 1.785H - 4.142W + 2.868D \\ -0.245E + 0.029C_u - 58.325K_0 \\ + 2.380\gamma + 0.200g + 1.995N \end{pmatrix} \quad (10)$$

## ۵- اعتبارسنجی مدل‌های پیشنهادی

در این بخش، عملکرد مدل‌های توسعه یافته از دو منظر مورد ارزیابی قرار می‌گیرد: نخست، بررسی دقت پیش‌بینی آن‌ها با استفاده از شاخص‌های عددی و ابزارهای گرافیکی کلاسیک که در زیربخش ۲-۴ به معرفی آن‌ها پرداخته شد، و سپس تحلیل‌های آماری پیشرفته جهت سنجش معناداری تفاوت‌ها، پایداری و تعمیم‌پذیری مدل‌ها. این دو رویکرد مکمل، در قالب دو زیربخش ارائه شده‌اند.

## ۵-۱- تحلیل کلاسیک عملکرد مدل‌ها با

## بهره‌گیری از معیارهای عددی و گرافیکی

در این زیربخش، به منظور مقایسه و اعتبارسنجی مدل‌های GEP، MEP و LMR از دیاگرام تیلور، منحنی مشخصه خطای رگرسیون و شاخص‌های آماری ارزیابی عملکرد که در بخش ۲-۴ به بیان آن‌ها پرداخته شد، استفاده گردید. در شکل ۵ دیاگرام تیلور حاصل از مدل‌های پیشنهادی در دو مرحله آموزش و تست نشان داده شده است. با توجه به این شکل می‌توان دریافت که در هر دو مرحله آموزش و تست

مدل GEP نسبت به مدل‌های MEP و LMR، ضریب همبستگی بالاتر و جذر میانگین مربعات خطای کوچکتری داشته و به نقطه مرجع نزدیک‌تر است، بنابراین مدل GEP نسبت به دو مدل دیگر از دقت و کارایی بالاتری در برآورد حداکثر نشست سطح زمین برخوردار است. شکل ۶ منحنی‌های REC و مقادیر نسبی AUC مربوط به ۳ مدل پیشنهادی را در یک پلات نشان می‌دهد. از این شکل می‌توان دریافت که دو مدل GEP و MEP از دقت بالایی در هر دو مرحله آموزش و تست نسبت به مدل LMR برخوردارند.

همچنین، مقادیر شاخص‌های آماری ارزیابی عملکرد برای هر یک از مدل‌های GEP، MEP و LMR در هر دو مرحله آموزش و تست محاسبه و در جدول ۴ نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود در مراحل آموزش و تست مقادیر شاخص‌های  $R^2$ ، VAF و  $a20\text{-index}$  برای مدل‌های GEP و MEP بیشتر از مدل LMR است، در حالی که مقادیر شاخص‌های RMSE و MAE مربوط به آن‌ها کمتر از مدل LMR می‌باشند. در شکل ۷ مقادیر حداکثر نشست پیش‌بینی شده با استفاده از مدل‌های GEP، MEP و LMR در مقابل مقادیر اندازه‌گیری شده آن‌ها در مراحل آموزش و تست به تصویر کشیده‌اند. با توجه به شکل ۷ و مقادیر شاخص‌های مندرج در جدول ۴، می‌توان گفت که مدل‌های GEP و MEP با قابلیت اطمینان بالاتر و دقت بیشتری نسبت به روش LMR توانسته‌اند حداکثر نشست سطح زمین را پیش‌بینی نمایند. همچنین، در شکل ۸ مقایسه‌ای بین مقادیر حداکثر نشست اندازه‌گیری شده مربوط به هر مطالعه موردی و مقادیر پیش‌بینی شده آن‌ها با استفاده از مدل‌های پیشنهادی برای داده‌های آموزش و تست صورت گرفته است که نشان دهنده دقت بالای مدل‌های GEP و MEP در مقایسه با مدل LMR می‌باشد.

## ۵-۲- بررسی پایداری و تعمیم‌پذیری مدل‌ها

## (تحلیل آماری پیشرفته)

به منظور مقایسه دقت پیش‌بینی دو مدل GEP و MEP و بررسی معناداری آماری تفاوت عملکرد آن‌ها، از تحلیل واریانس یک‌طرفه (One-way ANOVA) استفاده شد. همچنین، برای افزایش دقت تحلیل، آزمون  $t$  مستقل

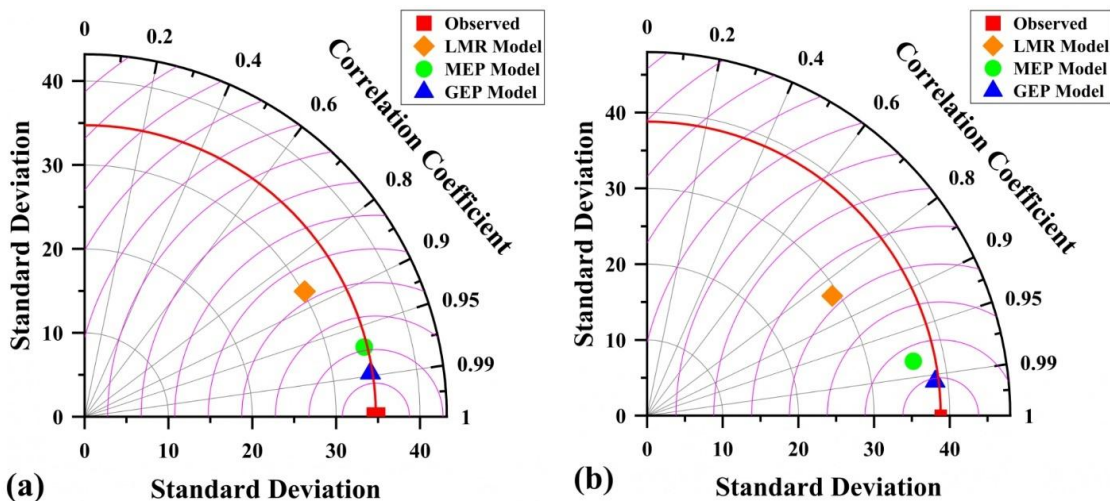
ویلیک (*Shapiro-Wilk*) نشان داد که در تمامی موارد، توزیع باقیمانده‌ها از نرمال بودن برخوردار بوده‌اند ( $p\text{-value} > 0.05$ ). همچنین، پراکندگی تصادفی باقیمانده‌ها حول محور صفر و فقدان هرگونه الگوی سیستماتیک یا روند جهت‌دار در نمودارهای پراکندگی، مؤید این نکته است که مدل‌ها از تعادل آماری مناسبی برخوردار بوده و دچار بیش‌برازش (*Overfitting*) نشده‌اند. این یافته‌ها به‌عنوان شواهد مکمل، نشان می‌دهند که مدل‌های توسعه‌یافته در این پژوهش، نه تنها در مرحله آموزش بلکه در مواجهه با داده‌های نادیده نیز عملکرد پایدار و قابل اعتمادی از خود نشان داده‌اند.

در شکل ۱۱، نمودار جعبه‌ای باقی‌مانده‌ها برای مدل *GEP* در دو مرحله آموزش و تست نمایش داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، باقی‌مانده‌ها در هر دو مرحله به‌صورت متقارن و بدون نقاط پرت حول محور صفر توزیع شده‌اند. این الگوی توزیع، در کنار نتایج آزمون شاپیرو-ویلک مبنی بر نرمال بودن خطاها، نشان‌دهنده نبود بیش‌برازش و پایداری قابل قبول مدل در مواجهه با داده‌های نادیده است. در شکل ۱۲، نمودار جعبه‌ای باقی‌مانده‌ها برای مدل *MEP* در دو مرحله آموزش و تست نمایش داده شده است. در مرحله تست، باقی‌مانده‌ها کاملاً در بازه قابل انتظار قرار داشته و فاقد داده پرت هستند. با این حال، در مرحله آموزش چند مورد داده پرت مشاهده می‌شود که عمدتاً ناشی از مشاهداتی با مقادیر بسیار زیاد یا کم در متغیر هدف بوده‌اند. تحلیل‌های تکمیلی نشان داد که این داده‌ها تأثیر چشم‌گیری بر عملکرد مدل نداشته‌اند و تفاوت معیارهایی مانند *MAE* و *RMSE* با حذف این نقاط، ناچیز باقی مانده است. بنابراین، حضور این موارد نه تنها به معنای ضعف مدل نیست، بلکه توان مدل در حفظ پایداری و دقت حتی در حضور مشاهدات خاص را نشان می‌دهد. این موضوع، بر رفتار تعمیم‌پذیر و ساختار منسجم مدل تأکید دارد.

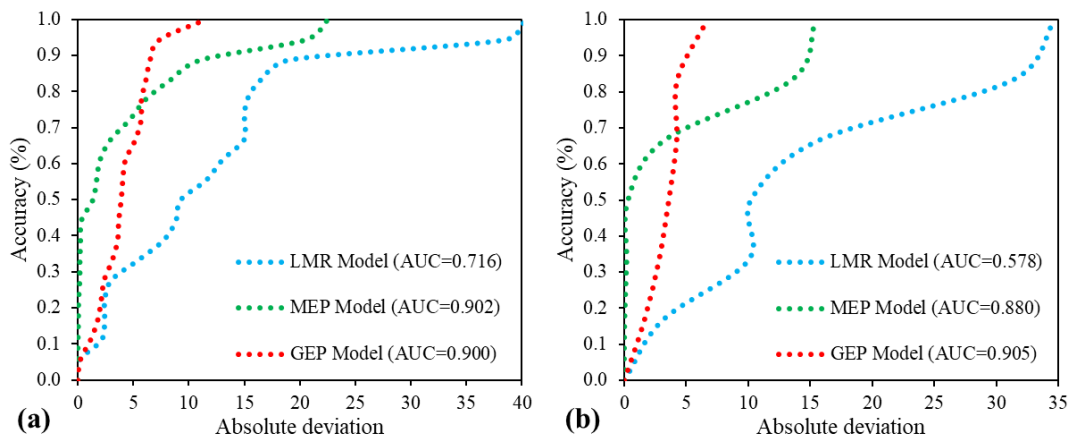
بنابراین، با توجه به نتایج بدست آمده در زیربخش‌های ۵-۱ و ۵-۲ می‌توان گفت دو مدل *GEP* و *MEP* به‌ترتیب می‌توانند به‌عنوان ابزارهای کارآمد و دقیقی برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین ناشی از عملیات تونل‌سازی در محیط‌های شهری بکار گرفته شوند.

*(Independent t-test)* نیز به صورت مکمل به کار گرفته شد. در این تحلیل، خطای مطلق مدل‌ها (تفاوت بین مقدار پیش‌بینی شده و مقدار واقعی) در دو مرحله آموزش و تست محاسبه و به عنوان ورودی آزمون‌های آماری استفاده گردید. نتایج آماری توصیفی مدل‌ها در جدول ۵ ارائه شده است. بر اساس این نتایج، هر دو مدل از دقت مناسبی در پیش‌بینی نشست برخوردارند، با این حال، میانگین خطای مدل *MEP* کمی بیشتر از *GEP* است، در حالی که میانه خطای آن کمتر است. این موضوع، همراه با انحراف معیار بالاتر در مدل *MEP* (۶/۸۶)، نشان‌دهنده توزیع غیریکدست‌تر خطاها در این مدل در مقایسه با *GEP* می‌باشد. علاوه بر این، بررسی شاخص‌های ارزیابی مدل نظیر ضریب تعیین ( $R^2$ )، جذر میانگین مربعات خطا (*RMSE*) و میانگین قدر مطلق خطا (*MAE*) که در زیر بخش قبلی به آن پرداخته شد نیز نشان داد که مدل *GEP* عملکرد بهتری نسبت به مدل *MEP* دارد. به‌ویژه، مقدار  $R^2$  در مدل *GEP* بالاتر بوده که نشان‌دهنده تطابق بیشتر بین داده‌های پیش‌بینی شده و واقعی است. با این حال، نتایج آزمون‌های آماری (جدول ۶) حاکی از آن است که تفاوت میانگین خطاهای مدل‌ها از نظر آماری معنادار نبوده است ( $p\text{-value} = 0.7092 > 0.05$ ). به بیان دیگر، این تفاوت می‌تواند ناشی از نوسانات طبیعی داده‌ها باشد و لزوماً قابل تعمیم آماری نیست. نتایج آزمون *t* نیز این یافته را تأیید می‌کند. در مجموع، تحلیل‌ها نشان می‌دهند که هر دو مدل عملکرد قابل قبولی دارند، اما با توجه به شاخص‌های ارزیابی، مدل *GEP* برتری نسبی در دقت پیش‌بینی دارد. با این حال، از منظر آماری نمی‌توان این تفاوت را معنادار تلقی کرد. بنابراین، انتخاب بین این دو مدل می‌تواند با در نظر گرفتن سایر معیارها از جمله ساختار مدل، تفسیرپذیری یا هزینه محاسباتی صورت گیرد.

علاوه بر شاخص‌های عددی ارزیابی عملکرد، به‌منظور تقویت تحلیل پایداری و تعمیم‌پذیری مدل‌ها، توزیع باقیمانده‌ها نیز مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور، برای هر دو مدل *GEP* و *MEP*، و در هر دو مرحله آموزش و تست، نمودارهای باقیمانده در برابر مقدار پیش‌بینی شده و هیستوگرام باقیمانده‌ها ترسیم شد که به‌ترتیب در شکل‌های ۹ و ۱۰ نشان داده شده‌اند. نتایج حاصل از آزمون شاپیرو-



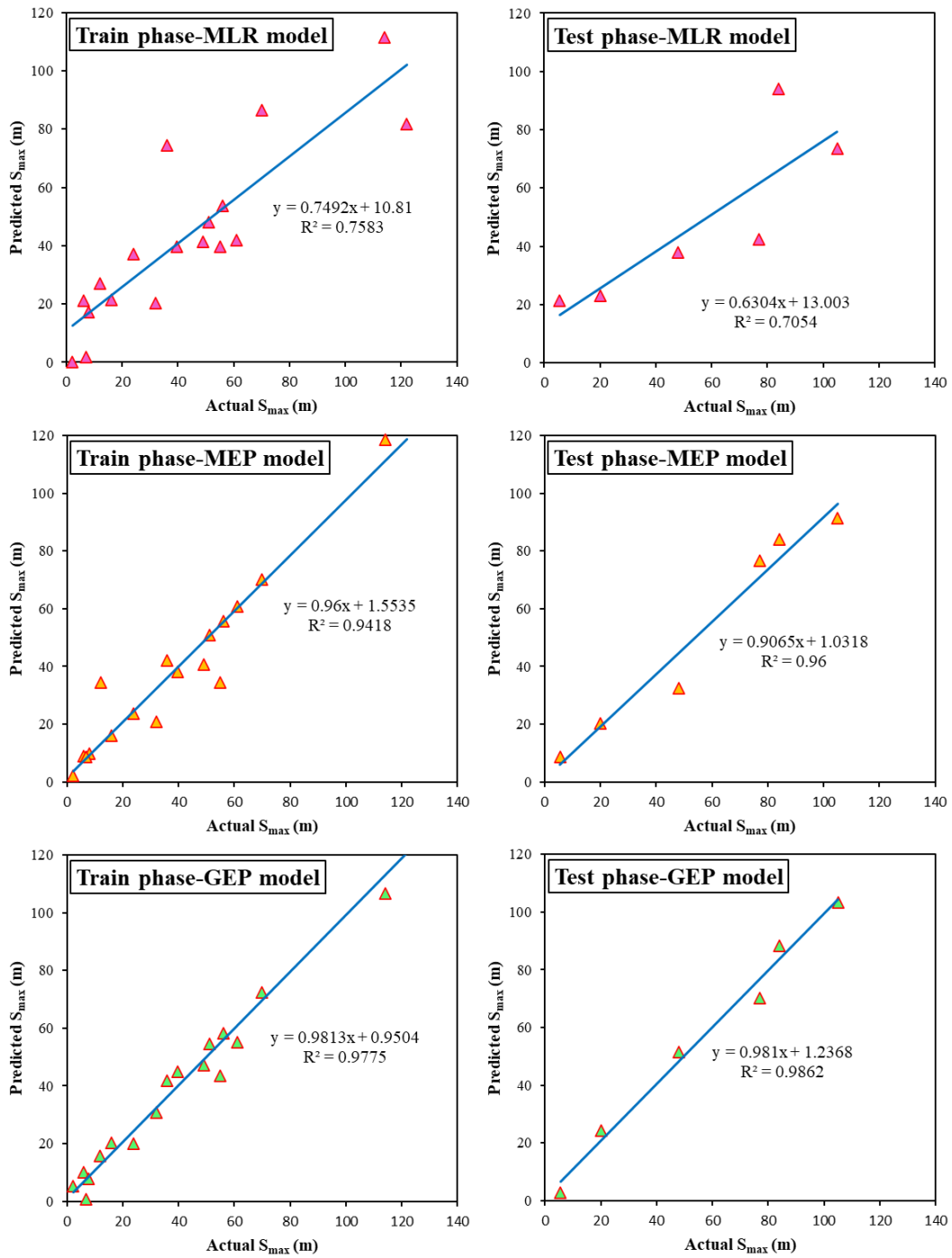
شکل ۵- دیاگرام تیلور برای مدل‌های *LMR*، *MEP* و *GEP* در برآورد حداکثر نشست در مراحل (a) آموزش و (b) تست.



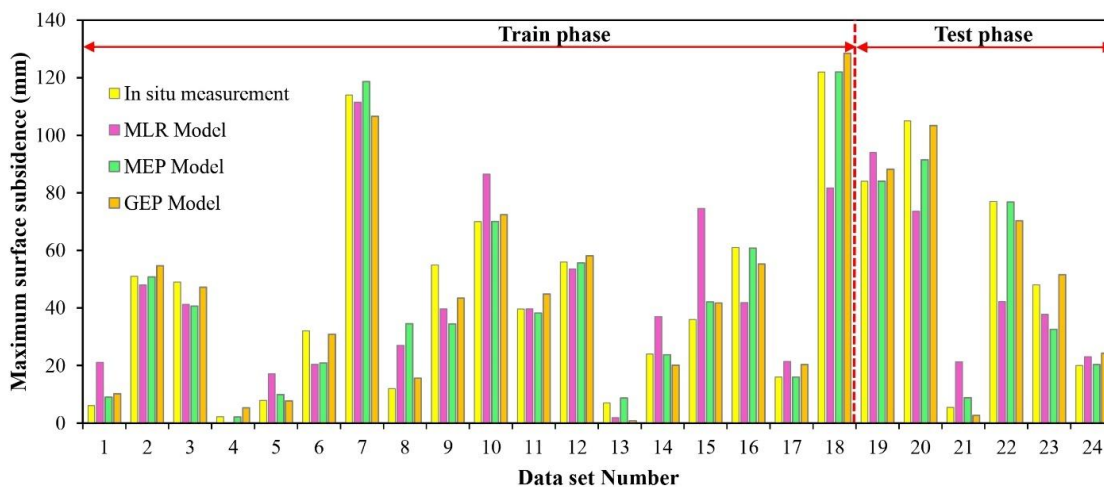
شکل ۶- منحنی *REC* برای مدل‌های *LMR*، *MEP* و *GEP* در برآورد حداکثر نشست در مراحل (a) آموزش و (b) تست.

جدول ۴- مقادیر شاخص‌های آماری بدست آمده در مراحل آموزش و تست برای مدل‌های *LMR*، *MEP* و *GEP*.

مرحله تست			مرحله آموزش			شاخص آماری
<i>GEP</i>	<i>MEP</i>	<i>LMR</i>	<i>GEP</i>	<i>MEP</i>	<i>LMR</i>	
۰٫۹۸۶	۰٫۹۶۰	۰٫۷۰۵	۰٫۹۷۷	۰٫۹۴۲	۰٫۷۵۸	$R^2$
۹۸٫۲۳۸	۹۴٫۵۴	۶۱٫۵۷	۹۷٫۷۴	۹۴٫۱۴	۷۵٫۵۶	<i>VAF</i> (%)
۰٫۶۶۷	۰٫۶۶۷	۰٫۳۳۳	۰٫۶۶۷	۰٫۶۶۷	۰٫۲۷۸	<i>a20-index</i>
۴٫۱۷۷	۸٫۴۹۲	۲۱٫۰۳	۵٫۰۷۱	۸٫۱۷۶	۱۶٫۶۹	<i>RMSE</i>
۳٫۸۷۴	۵٫۴۶۷	۱۷٫۵۴	۴٫۳۷	۴٫۵۸۲	۱۲٫۵۵	<i>MAE</i>



شکل ۷- عملکرد مدل‌های  $MLR$ ،  $MEP$  و  $GEP$  در مراحل آموزش و تست.



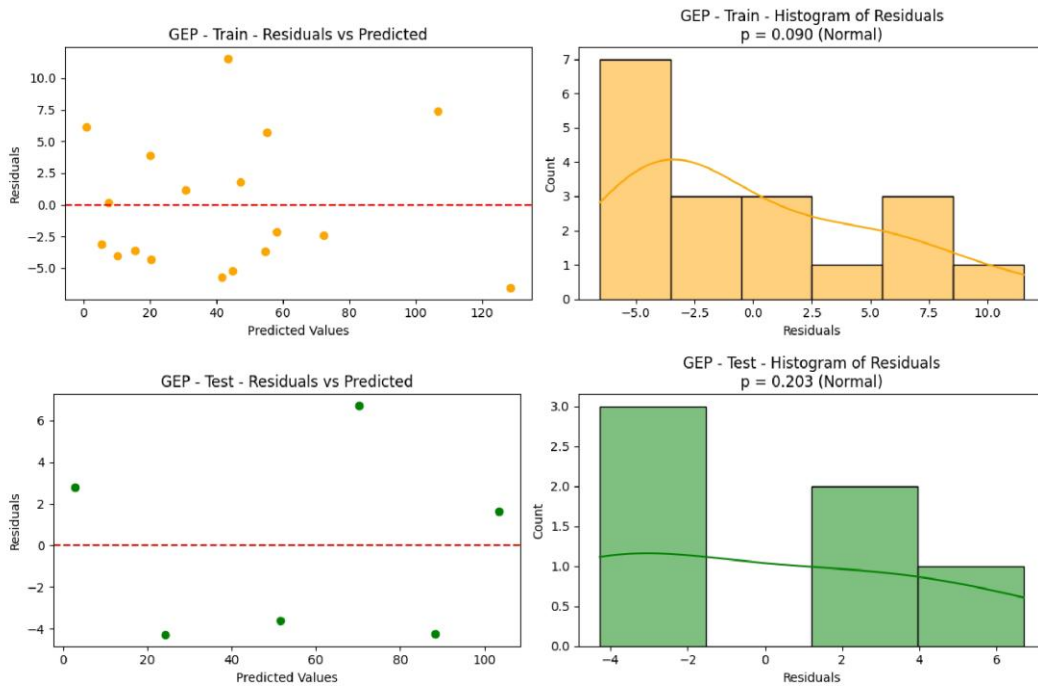
شکل ۸- مقایسه حداکثر نشست اندازه گیری شده و پیش بینی شده با استفاده از مدل های *MLR*، *MEP* و *GEP* در مراحل آموزش و تست.

جدول ۵- شاخص های آماری توصیفی خطای مطلق مدل های *GEP* و *MEP* برای مقایسه عملکرد آنها.

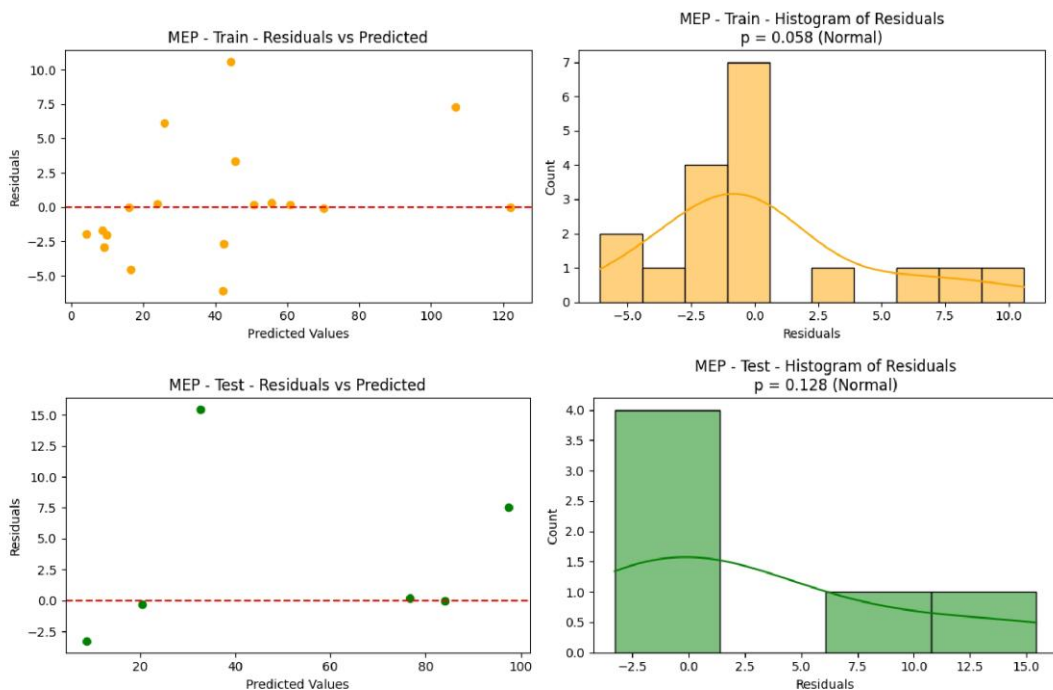
مدل	میانگین خطا	انحراف معیار	حداقل خطا	حداکثر خطا	میان خطا	تعداد نمونه
<i>GEP</i>	۴٫۲۵	۲٫۴۲	۰٫۲۱	۱۱٫۵۴	۳٫۹۹	۲۴
<i>MEP</i>	۴٫۸	۶٫۸۶	۰٫۰۰۰۱	۲۲٫۵۵	۱٫۵۳	۲۴

جدول ۶- نتایج آزمون های آماری برای بررسی معناداری تفاوت عملکرد مدل های *GEP* و *MEP*.

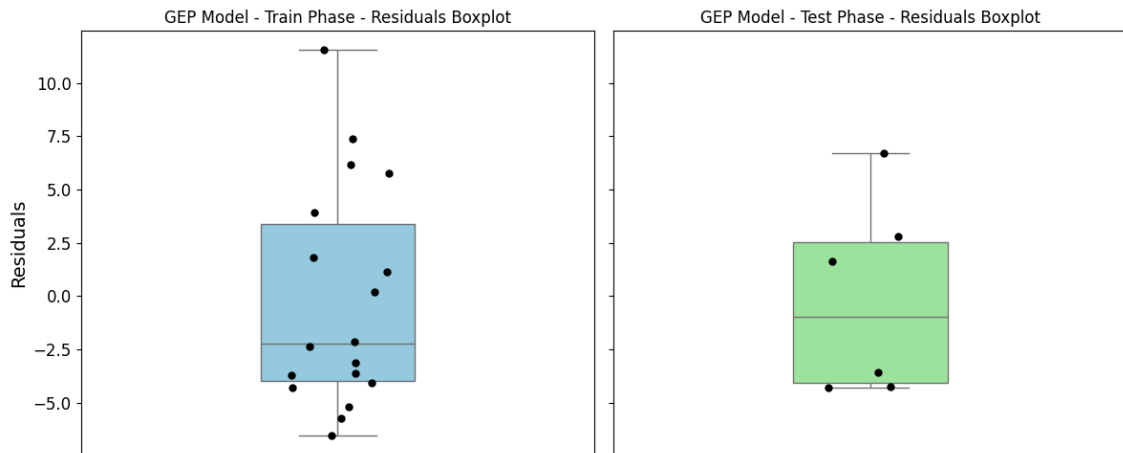
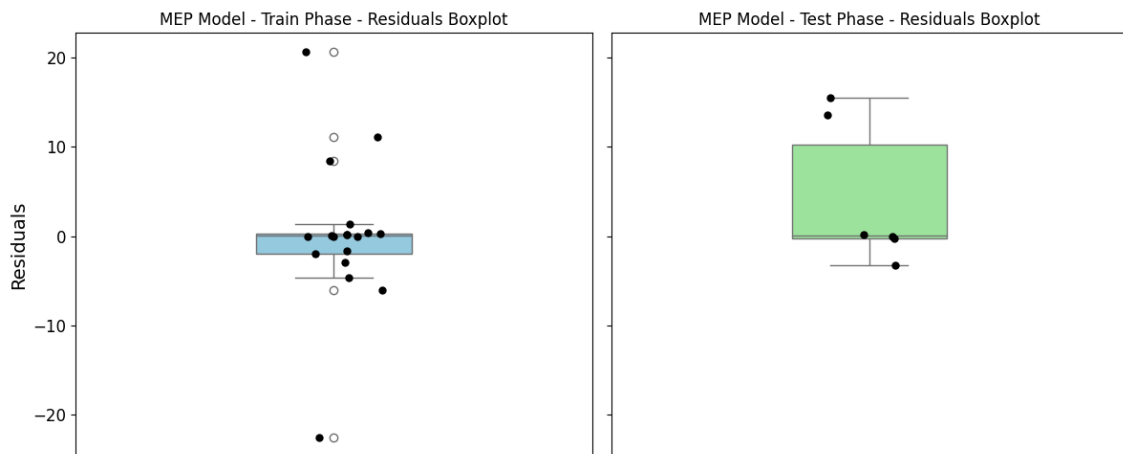
شاخص آماری	<i>F-Statistic</i> (ANOVA)	<i>P-value</i> (ANOVA)	<i>t-statistic</i>	<i>P-value</i> ( <i>t-test</i> )
مقدار	۰٫۱۴۰۸	۰٫۷۰۹۲	-۰٫۳۷۵۳	۰٫۷۰۹۲



شکل ۹- نمودار باقیمانده‌ها در برابر مقادیر پیش‌بینی شده (ستون سمت چپ) به همراه هیستوگرام باقیمانده‌ها (ستون سمت راست) برای مدل *GEP* در مراحل آموزش و تست.



شکل ۱۰- نمودار باقیمانده‌ها در برابر مقادیر پیش‌بینی شده (ستون سمت چپ) به همراه هیستوگرام باقیمانده‌ها (ستون سمت راست) برای مدل *MEP* در مراحل آموزش و تست.

شکل ۱۱- نمودار جعبه‌ای باقی‌مانده‌ها برای مدل *GEP* در دو مرحله آموزش و تست.شکل ۱۲- نمودار جعبه‌ای باقی‌مانده‌ها برای مدل *MEP* در دو مرحله آموزش و تست.

در رابطه فوق  $CI$  بازه اطمینان،  $\bar{y}$  مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل،  $z$  مقدار آماره متناظر با سطح اطمینان ۹۵٪ بوده که برابر با ۱٫۹۶ است و  $\sigma$  بیانگر انحراف معیار باقیمانده‌ها برای مدل‌های *GEP* و *MEP* در مراحل آموزش و تست است. در جدول ۷، انحراف معیار باقی‌مانده‌ها ( $\sigma$ ) در مراحل آموزش و تست برای هر دو مدل محاسبه شده و با استفاده از فرمول بازه اطمینان (رابطه ۱۱)، محدوده‌ای برای مقدار واقعی، با سطح اطمینان ۹۵٪ و بر مبنای مقدار پیش‌بینی‌شده تعیین گردید. این مقادیر نشان‌دهنده گستره‌ی پیش‌بینی مدل‌ها در مواجهه با عدم قطعیت هستند.

## ۶ - تحلیل عدم قطعیت و بازه اطمینان

### پیش‌بینی در مدل‌های پیشنهادی

به منظور بررسی رفتار آماری مدل‌های پیشنهادی و ارزیابی میزان اطمینان در پیش‌بینی‌ها، تحلیل عدم قطعیت مدل‌ها در دو مرحله آموزش و تست صورت گرفت. یکی از روش‌های متداول برای ارزیابی عدم قطعیت، محاسبه بازه اطمینان پیش‌بینی (*Prediction Confidence Interval*) است که محدوده‌ای از پیش‌بینی را با احتمال مشخص (در اینجا ۹۵٪) در بر می‌گیرد. برای این منظور از رابطه استاندارد زیر جهت محاسبه بازه اطمینان استفاده شد:

$$CI = \hat{y} \pm z \times \sigma \quad (11)$$



برای تقریب مدل اولیه پیچیده در تعیین اهمیت متغیرها به صورت زیر استفاده می‌کند [۳۵]:

$$g(z') = \phi_0 + \sum_{i=1}^N \phi_i z'_i \quad (12)$$

در رابطه (۱۲)،  $z'_i$  بیانگر این است که آیا یک پارامتر در خروجی مدل گنجانده شده است ( $z'_i=1$ ) یا نه ( $z'_i=0$ )،  $N$  نشان‌دهنده تعداد پارامترهای ورودی،  $\phi_0$  مقدار متوسط پارامتر هدف و  $\phi_i$  مقدار ارزش شپلی مربوط به پارامتر ورودی  $i$ ام است که نشان‌دهنده میزان تأثیر پارامتر مربوطه بر خروجی مدل است. برای محاسبه ارزش شپلی یک پارامتر،  $SHAP$  تأثیر هر ترکیب ممکن از پارامترهای ورودی را بررسی نموده و سپس ارزیابی می‌کند که چگونه افزودن یا حذف یک پارامتر ورودی خاص، مقدار پیش‌بینی مدل را تغییر می‌دهد. این فرآیند هم تأثیر تکی یک پارامتر و هم تعامل آن با سایر پارامترها را محاسبه و به تصویر می‌کشد [۳۶]:

$$\phi_i = \sum_{S \subseteq \{i\}} \frac{|S|!(N-|S|-1)!}{|N|} [f(S \cup \{i\}) - f(S)] \quad (13)$$

در رابطه (۱۳)،  $S$ ، زیر مجموعه‌ای از پارامترهای ورودی است که شامل پارامتر ورودی  $i$ ام نباشد و  $f(S)$  مقدار خروجی مورد انتظار مدل با در نظر گرفتن پارامترهای موجود در زیر مجموعه  $S$  است.

از آنجایی که مدل  $GEP$  در مقایسه با دو مدل دیگر از دقت بالاتری برخوردار است، لذا در این مطالعه فقط به بررسی اهمیت پارامترهای ورودی در مدل‌سازی حداکثر نشست سطح زمین با استفاده از مدل  $GEP$  پرداخته شد. شکل ۱۳a ارزش شپلی هر پارامتر ورودی برای دسته داده‌های موجود در پایگاه داده را برای مدل  $GEP$  نشان می‌دهد. هر نقطه بر روی این نمودارها، مربوط به یک دسته داده مجزا است. در این شکل، محور  $x$  نشان‌دهنده ارزش شپلی است که مقادیر مثبت بیانگر همبستگی مثبت و مقادیر منفی نشان‌دهنده همبستگی منفی بین پارامتر ورودی و خروجی است. همچنین، محور  $y$  پارامترهای ورودی را به ترتیب اهمیت نزولی نشان می‌دهد. در شکل ۱۳b میانگین قدرمطلق مقادیر ارزش شپلی برای هر پارامتر ورودی که نشان‌دهنده اهمیت نسبی آن پارامتر بر پارامتر خروجی می‌باشد به تصویر کشیده شده است. با توجه به شکل‌های ۱۳a و ۱۳b می‌توان دریافت که پارامتر گپ ( $g$ )، مقاومت برشی زهکشی نشده خاک ( $C_{II}$ )، عدد پایداری ( $N$ ) و قطر تونل ( $D$ ) به ترتیب مهمترین پارامترهای تأثیرگذار بر

جدول ۷- ارزیابی عدم قطعیت و برآورد بازه اطمینان ۹۵٪ پیش‌بینی برای مدل‌های  $GEP$  و  $MEP$  در مراحل آموزش و تست.

مدل	مرحله	انحراف	
		بازه اطمینان (سطح اطمینان ۹۵٪)	معیار خطا
$GEP$	آموزش	(-۱۰٫۲۲ ، ۱۰٫۲۲)	۵٫۲۱
	تست	(-۸٫۹۶ ، ۸٫۹۶)	۴٫۵۷
$MEP$	آموزش	(-۱۶٫۴۸ ، ۱۶٫۴۸)	۸٫۴۱
	تست	(-۱۵٫۷۷ ، ۱۵٫۷۷)	۸٫۰۵

نتایج تحلیل عددی گزارش شده در جدول ۷ نشان دهنده آن است که در هر دو مدل  $GEP$  و  $MEP$ ، بخش قابل توجهی از داده‌های واقعی در محدوده بازه اطمینان ۹۵٪ حول مقادیر پیش‌بینی شده قرار گرفته‌اند. این موضوع بیانگر دقت مناسب مدل‌ها در پیش‌بینی و توان آن‌ها در تعمیم‌پذیری به داده‌های جدید است. همچنین، انحراف معیار پایین‌تر در مرحله تست نسبت به آموزش، به‌ویژه در مدل  $GEP$ ، حاکی از کاهش عدم قطعیت در مواجهه با داده‌های دیده‌نشده می‌باشد. این نتایج، همراه با توزیع نرمال باقیمانده‌ها و عدم وجود الگوهای جهت‌دار که در زیربخش ۲-۵ به آن پرداخته شد، نشان می‌دهند که مدل‌ها از پایداری آماری و دقت قابل قبولی برخوردار بوده و پیش‌بینی‌های آن‌ها از اطمینان مناسبی بهره‌مند هستند.

## ۷- تحلیل اهمیت متغیر

آخرین مرحله مدل‌سازی، ارزیابی میزان حساسیت خروجی مدل نسبت به پارامترهای ورودی است. اثر نسبی پارامترهای ورودی مدل بر خروجی مدل (تابع هدف) را می‌توان با استفاده از تحلیل حساسیت ارزیابی نمود. یکی از روش‌های تعیین تحلیل حساسیت، روش ارزش شپلی ( $Shapley Value$ ) است که در این مطالعه، از آن به منظور بررسی اثر نسبی پارامترهای ورودی بر پارامتر خروجی (حداکثر نشست سطح زمین) استفاده می‌شود.  $SHAP$  یک رویکرد مبتنی بر نظریه بازی است که با هر پارامتر ورودی به عنوان یک شرکت‌کننده در "بازی" رفتار می‌کند که در آن "پاداش" پیش‌بینی مدل است. این روش نسبت دادن منصفانه و قابل تفسیر اهمیت پارامتر ورودی را تضمین می‌کند.  $SHAP$  از یک مدل خطی

در این شکل‌ها، ارتباط بین دو پارامتر ورودی را از منظر سهم آن‌ها در پیش‌بینی مدل نشان می‌دهند؛ به‌گونه‌ای که محور افقی نمایانگر مقدار پارامتر اول، محور عمودی سمت چپ مقدار  $SHAP$  آن پارامتر و طیف رنگی (محور عمودی سمت راست) نشان‌دهنده مقادیر مختلف پارامتر ورودی دوم است؛ رنگ آبی نشان‌دهنده مقادیر پایین‌تر و رنگ قرمز نشان‌دهنده مقادیر بالاتر می‌باشد. این نمودارها به درک بهتر از نحوه تعامل دو پارامتر کلیدی و اثر هم‌زمان آن‌ها بر پیش‌بینی مدل کمک می‌کنند.

شکل ۱۴a نشان می‌دهد که به ترتیب با افزایش و کاهش هم‌زمان پارامترهای  $g$  و  $C_{II}$ ، مقدار  $SHAP$  افزایش می‌یابد. این نتیجه نشان‌دهنده تعامل مثبت این دو پارامتر بر خروجی مدل است. شکل ۱۴b نشان می‌دهد که افزایش هم‌زمان پارامترهای  $g$  و  $N$  موجب افزایش مقدار  $SHAP$  می‌شود، که نشان‌دهنده تأثیر هم‌افزایی این دو متغیر بر پیش‌بینی مدل است. شکل ۱۴c به وضوح نشان می‌دهد که به طور کلی، با افزایش پارامتر  $g$  و کاهش هم‌زمان پارامتر  $D$ ، مقدار  $SHAP$  افزایش می‌یابد. این اثر نشان‌دهنده اهمیت تعامل میان این دو پارامتر در پیش‌بینی خروجی مدل می‌باشد.

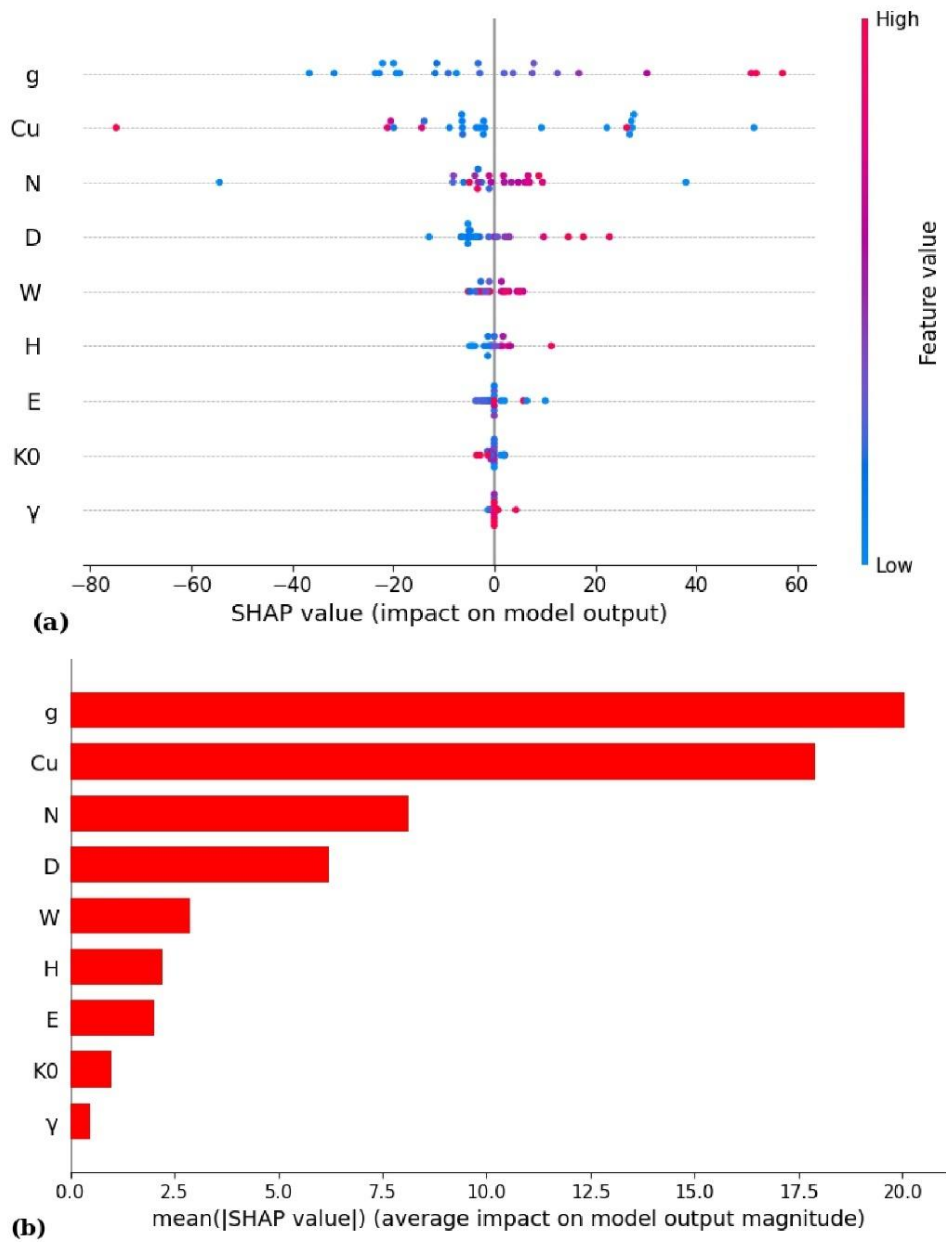
شکل ۱۴d نشان می‌دهد که در مقادیر بالای  $N$  و مقادیر  $C_{II}$  کمتر از ۵۰، مقدار  $SHAP$  با افزایش  $C_{II}$  کاهش می‌یابد. در حالی که برای مقادیر پایین  $N$ ، با افزایش  $C_{II}$ ، مقدار  $SHAP$  منفی شده و تقریباً در یک دامنه ثابت باقی می‌ماند. این روند، اثرات متناقض بین این پارامترها را بر پیش‌بینی مدل نشان می‌دهد. شکل ۱۴e نشان می‌دهد که در مقادیر  $C_{II}$  کمتر از ۷۵ و برای قطر تونل پایین ( $D$  کم)، افزایش  $C_{II}$  موجب کاهش مقدار  $SHAP$  می‌شود. با این حال، برای مقادیر  $C_{II}$  بالاتر از ۲۲۵، روند تغییرات  $SHAP$  برعکس شده و به طور معناداری افزایش می‌یابد. این رفتار نشان‌دهنده تغییرات پیچیده و غیرخطی تعاملات میان این پارامترها بر خروجی مدل است. در نهایت، شکل ۱۴f نشان می‌دهد که به طور کلی با تغییر مقدار  $N$ ، به ویژه برای مقادیر پایین  $D$ ، مقدار  $SHAP$  حول صفر نوسان می‌کند. این نوسانات نمایانگر تأثیرات متغیر و غیرقابل پیش‌بینی این دو پارامتر بر مدل پیش‌بینی است، که نشان‌دهنده حساسیت بالای خروجی مدل به تغییرات در این محدوده است.

حداکثر نشست سطح زمین هستند، در حالی که وزن مخصوص خاک ( $\gamma$ ) و ضریب فشار زمین ( $K_0$ ) کمترین تأثیر را بر حداکثر نشست سطح زمین دارند.

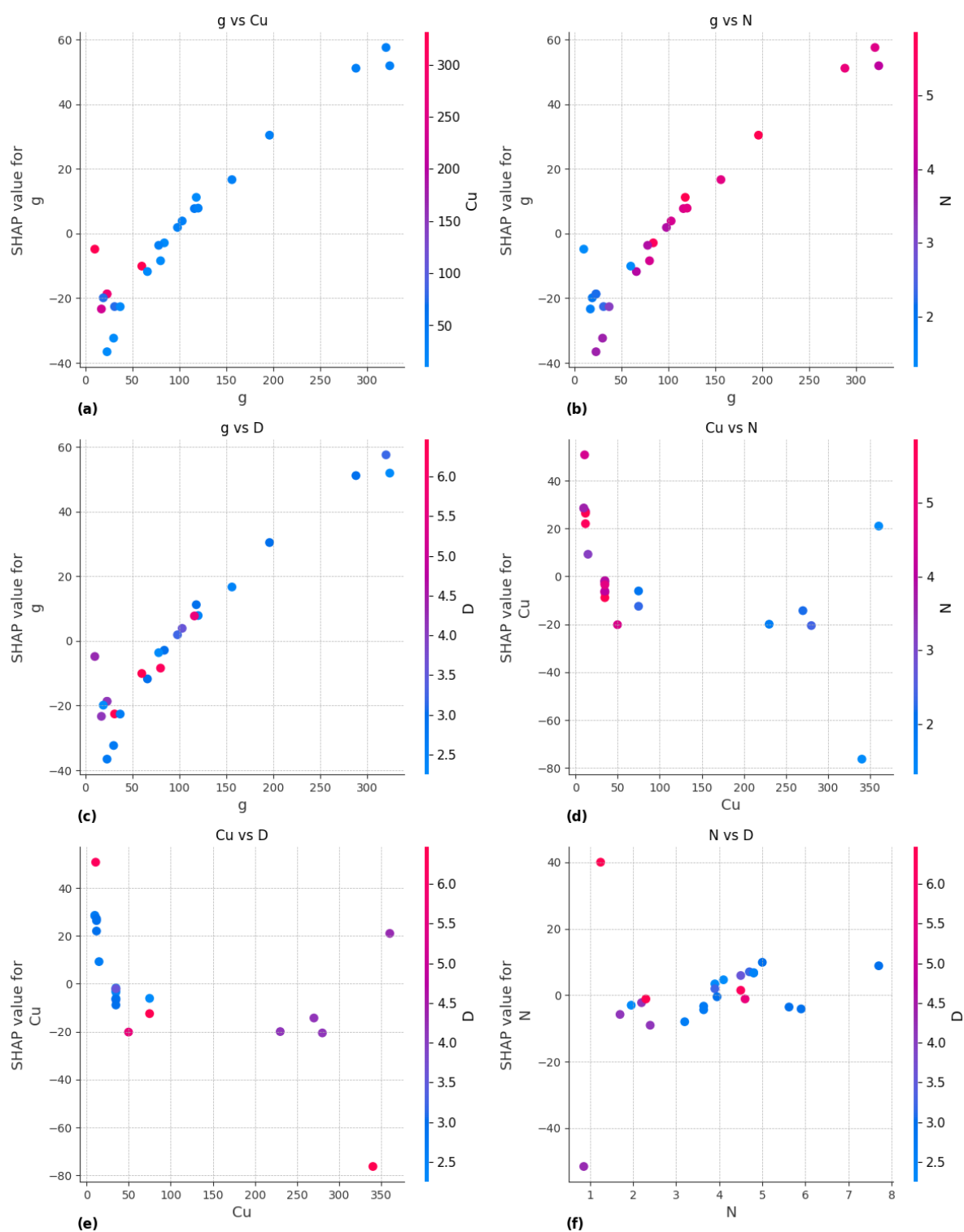
با توجه به نتایج تحلیل حساسیت مدل، پارامترهای  $g$ ،  $C_{II}$ ،  $N$  و  $D$  به‌طور بارز بر حداکثر نشست سطح زمین تأثیرگذار هستند. این نتایج به وضوح با یافته‌های مهندسی و همچنین نتایج تحقیقات پیشین، به‌ویژه مطالعه چو و بابت [۵]، هم‌راستا است. در این مطالعه، پارامتر گپ ( $g$ ) به‌عنوان مهم‌ترین عامل تأثیرگذار بر حداکثر نشست سطح زمین شناخته شده است. این پارامتر نشان‌دهنده تغییرات سه‌بعدی در جبهه‌کار تونل، فاصله فیزیکی بین پوشش داخلی تونل و خاک اطراف آن، و کیفیت اجرای کار است که ارتباط مستقیمی با میزان نشست سطح زمین دارد. نتایج مشابهی در تحلیل‌های انجام‌شده توسط چو و بابت [۵] نیز مشاهده شده است، به‌طوری‌که این پارامتر تأثیر غالبی بر جابجایی خاک و نشست سطح زمین دارد.

همچنین، عدد پایداری ( $N$ ) که به‌طور ویژه به مقاومت خاک و شرایط تنش در اطراف تونل مرتبط است، نقش بسیار مهمی در پیش‌بینی نشست ایفا می‌کند. همان‌طور که در مطالعه چو و بابت [۵] اشاره شده است، مقادیر بالای  $N$  به شرایط ناپایدارتر و افزایش نشست در سطح زمین منجر می‌شود. در این زمینه، تأثیر پارامتر  $C_{II}$  و  $D$  نیز به‌طور چشمگیری در کاهش نشست سطح زمین قابل توجه است. در حالی که پارامترهای وزن مخصوص خاک ( $\gamma$ ) و ضریب فشار زمین ( $K_0$ ) تأثیر کمتری دارند، اما تأثیر گپ و عدد پایداری که با فرآیندهای حفاری و پایداری تونل در ارتباط هستند، در تحلیل حساسیت مدل به‌طور برجسته‌ای مشهود است.

به منظور بررسی بیشتر اثرات پارامترهای ورودی، اثرات تعاملی آن‌ها نیز بر خروجی مدل  $GEP$  در این مطالعه تحلیل می‌شود. با توجه به اینکه مدل شامل ۹ پارامتر ورودی است، بررسی تمامی تعاملات ممکن میان آن‌ها (۳۶ حالت) موجب پیچیدگی و افزایش حجم نمودارها می‌شود. بنابراین، تنها تعاملات میان چهار پارامتر کلیدی که طبق تحلیل ارزش شپلی بیشترین تأثیر را بر پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین داشتند، مورد بررسی قرار می‌گیرد. شکل‌های ۱۴a تا ۱۴f اثرات تعاملی این پارامترها را بر خروجی مدل  $GEP$ ، یعنی مقدار  $S_{max}$ ، نمایش می‌دهند. نمودارهای تعاملی  $SHAP$



شکل ۱۳- تحلیل حساسیت پارامترهای ورودی مدل *GEP* در پیش‌بینی  $S_{max}$ : (a) مقدار ارزش شپلی و (b) اهمیت نسبی پارامترهای ورودی.



شکل ۱۴- تحلیل اثرات تعاملی پارامترهای ورودی مدل  $GEP$  در پیش‌بینی  $S_{max}$ : (a)  $Cu$  و  $g$ ، (b)  $N$  و  $g$ ، (c)  $D$  و  $g$ ، (d)  $N$  و  $Cu$ ، (e)  $D$  و  $Cu$ ، (f)  $N$  و  $D$

## ۸- کاربرد عملی مدل‌های پیشنهادی

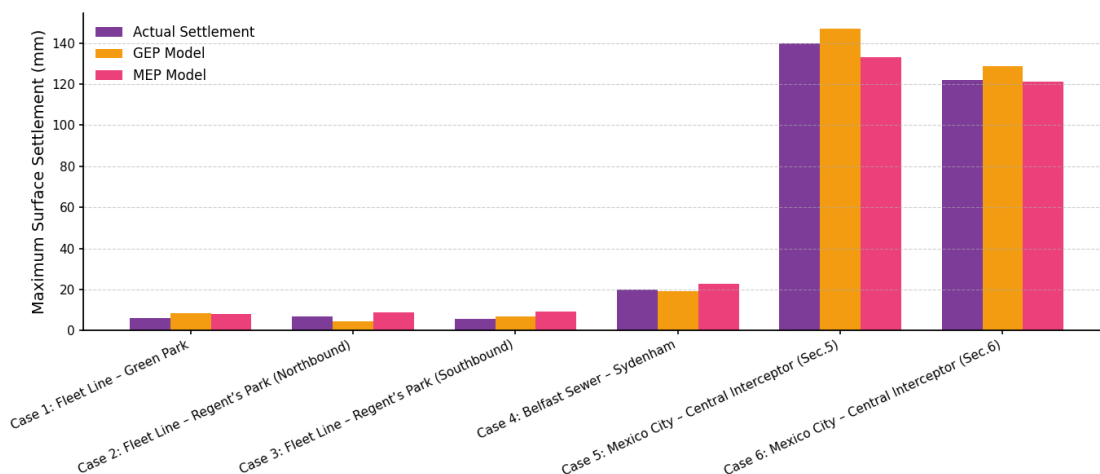
به منظور ارزیابی کاربرد عملی مدل‌های توسعه‌یافته *GEP* و *MEP* در پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین، شش مطالعه موردی مستقل که در فرآیند آموزش و اعتبارسنجی مدل‌ها دخیل نبوده‌اند، مورد تحلیل قرار گرفتند [۵]. این مطالعات، شامل پروژه‌هایی از شهرهای لندن، بلفاست و مکزیکوسیتی بوده که مشخصات ژئوتکنیکی و شرایط اجرایی متفاوتی را دربر می‌گیرند. برای هر مطالعه موردی، مقدار واقعی نشست حداکثری سطح زمین همراه با مقادیر مربوط به ۹ پارامتر ورودی استخراج شده وارد مدل‌های *GEP* و *MEP* شدند. نتایج حاصل از این پیش‌بینی‌ها در جدول ۸ ارائه شده‌اند. مقایسه‌ی نتایج نشان می‌دهد که هر دو مدل توسعه‌یافته توانایی مناسبی در تخمین میزان نشست حداکثری سطح زمین در شرایط مختلف خاک و حفاری دارند. به‌ویژه مدل *MEP* که در اکثر موارد دقت بیشتری نسبت به مدل *GEP* از خود نشان داده است. به عنوان مثال، در مطالعه موردی شماره ۲ (تونل شمالی پارک *Regent's*،

مدل *GEP* مقدار نشست را کمتر از مقدار واقعی تخمین زده است (۴/۶ میلی‌متر در برابر ۷ میلی‌متر واقعی)، در حالی که مدل *MEP* تخمینی نزدیک‌تر به واقعیت ارائه داده است (۸/۸ میلی‌متر). همچنین در پروژه‌های با نشست‌های زیاد، مانند بخش ۵ تونل مکزیکوسیتی، هر دو مدل تخمین‌هایی قابل قبول ارائه کرده‌اند که تطابق خوبی با داده‌های میدانی دارند.

به منظور نمایش بصری عملکرد مدل‌ها، شکل ۱۵ تهیه شده است که در آن نشست واقعی برای هر مطالعه موردی در کنار مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط مدل‌های *GEP* و *MEP* مقایسه شده است. این نمودار به خوبی نشان می‌دهد که مدل *MEP* در اکثر موارد پیش‌بینی‌هایی نزدیک‌تر به مقادیر واقعی ارائه داده است. با این حال، مدل *GEP* نیز در مطالعات دیگری مانند مطالعه‌ی *Belfast* و بخش ۶ مکزیکوسیتی عملکردی بسیار دقیق و قابل توجه از خود نشان داده است، که بیانگر توانمندی این مدل در شرایط خاص و داده‌های مشخص می‌باشد.

جدول ۸- مقادیر پارامترهای ورودی و حداکثر نشست سطحی واقعی و پیش‌بینی‌شده توسط مدل‌های *GEP* و *MEP* در شش مطالعه موردی تونل‌سازی.

پارامتر خروجی $S_{max}$ (mm)			پارامترهای ورودی									شماره مطالعه موردی
مدل <i>MEP</i>	مدل <i>GEP</i>	واقعی	$N$ (-)	$g$ (mm)	$\gamma$ ( $kN/m^3$ )	$K_0$ (-)	$C_u$ ( $kN/m^2$ )	$E$ (MPa)	$D$ (m)	$W$ (m)	$H$ (m)	
۸,۲	۸,۶	۶	۲,۲	۲۳	۱۷	۱,۵	۲۷۰	۵۰	۴,۱۴۶	۲	۲۹	۱
۸,۸	۴,۶	۷	۳	۱۷	۱۸	۱,۵	۲۳۰	۴۴	۴,۱۴۶	۴	۲۰,۱	۲
۹,۱	۶,۷	۸,۸۵	۳	۲۳	۱۸	۱,۵	۲۳۰	۴۴	۴,۱۴۶	۴	۳۴,۱	۳
۲۲,۵	۱۹,۱	۲۰	۶	۲۵,۵	۱۸	۱,۵	۱۴,۲۵	۱۰	۲,۷۴	۱,۳۵	۴,۳۵	۴
۱۳۳,۱	۱۴۷,۲	۱۴۰	۴,۵	۱۰۰	۱۵	۰,۷	۱۱	۵	۶,۲۸	۳,۵	۲۳,۵	۵
۱۲۱,۲	۱۲۸,۸	۱۲۲	۴,۵	۸۰	۱۵	۰,۷	۱۱	۵	۶,۲۸	۲	۲۷	۶



شکل ۱۵- مقایسه حداکثر نشست واقعی سطح زمین و مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل‌های *GEP* و *MEP* برای شش مطالعه موردی تونل‌سازی.

طیف گسترده‌ای از پارامترهای مؤثر زمین‌شناسی، ژئوتکنیکی و هندسی تونل اشاره نمود که در مجموع منجر به جامعیت مدل‌های پیشنهادی شده‌اند.

با وجود این مزایا، پژوهش حاضر دارای برخی محدودیت‌هاست که می‌تواند مسیر مناسبی برای مطالعات آینده فراهم آورد:

(۱) محدودیت تعداد داده‌ها: یکی از چالش‌های اصلی این پژوهش، تعداد محدود داده‌های مورد استفاده است. اگرچه این موضوع تا حد زیادی به دلیل تعدد پارامترهای ورودی، دشواری‌های مربوط به اندازه‌گیری میدانی، هزینه‌های بالا و پیچیدگی شرایط در زیر زمین قابل توجه است، اما افزایش حجم داده در پژوهش‌های آتی می‌تواند موجب بهبود دقت و قابلیت تعمیم‌پذیری مدل‌ها گردد.

(۲) محدودیت در دسترسی به پارامترهای ورودی در پروژه‌های واقعی: همانند سایر مدل‌های پیش‌بینی، در صورتی که برخی پارامترهای ورودی در پروژه‌های جدید گزارش نشوند یا اختلاف معناداری با مقادیر مورد استفاده در مدل داشته باشند، اجرای عملی مدل‌ها با چالش مواجه خواهد شد. به‌ویژه، پارامترهایی نظیر مشخصات زمین‌شناسی که اندازه‌گیری آنها ممکن است به دلیل هزینه‌بر بودن در برخی پروژه‌ها حذف شود، می‌توانند بر قابلیت استفاده از مدل‌ها تأثیرگذار باشند. در نتیجه، توسعه مدل‌های تطبیقی بر اساس پارامترهای در دسترس در هر پروژه، ضرورتی انکارناپذیر است.

این ارزیابی میدانی نشان می‌دهد که مدل‌های توسعه‌یافته نه تنها در سطح عددی و آماری عملکرد قابل قبولی دارند، بلکه در شرایط پیچیده‌ی ژئوتکنیکی نیز قادرند رفتار خاک را به شکل مناسبی شبیه‌سازی و نشست سطح زمین را با دقت پیش‌بینی کنند. بنابراین، مدل‌های پیشنهادی می‌توانند به عنوان ابزارهای کاربردی در مرحله طراحی یا ارزیابی خطر نشست در پروژه‌های تونل‌سازی شهری مورد استفاده قرار گیرند.

## ۹- مزایا، محدودیت‌ها و مسیرهای آینده پژوهش

هدف اصلی این پژوهش، پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین ( $S_{max}$ ) ناشی از حفاری تونل در محیط‌های کم‌عمق شهری با بهره‌گیری از دو الگوریتم تکاملی برنامه‌ریزی بیان ژن (*GEP*) و بیان چندژنی (*MEP*) بوده است. با تکیه بر مجموعه‌ای شامل ۲۴ دسته داده از پروژه‌های واقعی تونل‌سازی، دو مدل ریاضی توسعه یافته و عملکرد بسیار مطلوبی در پیش‌بینی نشست سطح زمین از خود نشان دادند. نتایج حاصل از این تحقیق حاکی از آن است که استفاده از مدل‌های ریاضی مذکور می‌تواند به شکل مؤثری در افزایش دقت پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین و در نتیجه کاهش ریسک‌های اجرایی مرتبط با تونل‌سازی در مناطق شهری مؤثر باشد. از جمله نقاط قوت این پژوهش می‌توان به لحاظ کردن

(*MAE*) استفاده شد. نتایج بدست آمده بر مبنای دیاگرام تیلور، منحنی *REC* و شاخص‌های آماری نشان داد که ۲ مدل مبتنی بر الگوریتم‌های تکاملی، به‌ویژه *GEP*، در مقایسه با مدل *LMR* عملکرد به‌مراتب بهتری دارند و می‌توانند با دقت بالاتر و خطای کمتری حداکثر نشست سطح زمین را پیش‌بینی نماید. علاوه بر شاخص‌های عددی ارزیابی عملکرد، به‌منظور تقویت تحلیل پایداری و تعمیم‌پذیری مدل‌ها، توزیع باقیمانده‌ها برای هر دو مدل *GEP* و *MEP*، و در هر دو مرحله آموزش و تست، مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل از آزمون شاپیرو-ویلک نشان داد که در تمامی موارد، توزیع باقیمانده‌ها از نرمال بودن برخوردار بوده‌اند ( $p\text{-value} > 0.05$ ). همچنین، پراکندگی تصادفی باقیمانده‌ها حول محور صفر و فقدان هرگونه الگوی سیستماتیک یا روند جهت‌دار در نمودارهای پراکندگی، مؤید این نکته بود که مدل‌ها از تعادل آماری مناسبی برخوردار بوده و دچار بیش‌برازش نشده‌اند. از سوی دیگر، نتایج نمودار جعبه‌ای باقی‌مانده‌ها برای هر دو مدل در مراحل آموزش و تست نشان داد که مدل *GEP* توزیع متقارن و بدون داده پرت دارد، در حالی که مدل *MEP* در مرحله آموزش دارای چند داده پرت بوده، اما در مرحله تست پایداری مناسبی نشان داده است. با این وجود، این الگو بیانگر تعادل آماری و نبود بیش‌برازش در هر دو مدل است. همچنین، برای بررسی عدم قطعیت مدل‌های *GEP* و *MEP*، از باند اطمینان ۹۵٪ استفاده شد که نشان داد بخش عمده‌ای از مقادیر واقعی در این بازه قرار دارند، که بیانگر توانایی بالای مدل‌ها در تعمیم به داده‌های جدید است. این نتایج، همراه با توزیع نرمال باقیمانده‌ها و عدم وجود الگوهای جهت‌دار نشان می‌دهند که مدل‌ها از پایداری آماری و دقت قابل قبولی برخوردار بوده و پیش‌بینی‌های آن‌ها از اطمینان مناسبی بهره‌مند هستند. درنهایت، نتایج تحلیل حساسیت پارامترهای ورودی تأثیرگذار بر حداکثر نشست سطح زمین نشان داد که از بین پارامترهای ورودی، پارامتر گپ ( $g$ )، مقاومت برشی زهکشی نشده خاک ( $C_u$ )، عدد پایداری ( $N$ ) و قطر تونل ( $D$ ) به ترتیب مهمترین پارامترهای تأثیرگذار بر حداکثر نشست سطح زمین هستند در حالی که وزن مخصوص مواد روباره‌ی تونل ( $\gamma$ ) و ضریب فشار زمین ( $K_0$ ) کمترین تأثیر را بر حداکثر نشست سطح زمین دارند.

۳) وجود عدم‌قطعیت در پارامترهای ورودی: در پروژه‌های مهندسی ژئوتکنیک، همواره میزانی از عدم‌قطعیت در داده‌های ورودی وجود دارد. این مسئله ممکن است ناشی از محدودیت‌های ابزارهای اندازه‌گیری، تغییرات ناگهانی در شرایط زمین یا خطاهای انسانی باشد. با این حال، رویکرد کلی در این تحقیق همانند سایر مطالعات مشابه، مبتنی بر بهره‌گیری حداکثری از داده‌های موجود برای توسعه مدل‌هایی با هدف بهبود دقت پیش‌بینی  $S_{max}$  بوده است. چنین مدلی می‌تواند ابزار ارزشمندی در تحلیل اثرات نشست در مراحل طراحی و اجرا باشد.

در نهایت، پیشنهاد می‌شود مطالعات آینده با استفاده از داده‌های بیشتر، توسعه مدل‌هایی که در برابر کمبود برخی پارامترهای ورودی عملکرد قابل قبولی داشته باشند، و همچنین در نظر گرفتن عدم‌قطعیت‌های آماری، به بهبود دقت و افزایش قابلیت کاربرد مدل‌های هوشمند در پروژه‌های واقعی تونل‌سازی بپردازند.

#### ۱۰- نتیجه‌گیری

در این مقاله، با استفاده از دو الگوریتم تکاملی برنامه‌ریزی بیان ژن (*GEP*) و بیان چند ژنی (*MEP*) به پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین ناشی از عملیات تونل‌سازی در محیط‌های شهری پرداخته شد. بدین منظور، یک پایگاه داده مشتمل بر ۲۴ دسته داده مربوط به پروژه‌های مختلف تونل‌سازی که شامل ۹ پارامتر ورودی تأثیر گذار بر مقدار حداکثر نشست سطح زمین به عنوان پارامتر خروجی است، جمع‌آوری و تهیه شد. در مرحله بعد، ۷۵٪ داده‌ها (۱۸ دسته داده) به عنوان داده‌های آموزش و ۲۵٪ دیگر (۶ دسته داده) به عنوان داده‌های تست در نظر گرفته شدند و سپس دو الگوریتم تکاملی و نیز تکنیک رگرسیون چند متغیره خطی پیاده‌سازی شدند. در نهایت، ۳ مدل ریاضی بر مبنای این روش‌ها برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین توسعه داده شدند. به منظور اعتبارسنجی و بررسی عملکرد مدل‌های *GEP*، *MEP* و *LMR* در مراحل آموزش و تست از دیاگرام تیلور، منحنی *REC* و ۵ شاخص آماری شامل ضریب تعیین ( $R^2$ )، شمول واریانس (*VAF*)، شاخص *a20-index*، جذر میانگین مربعات خطا (*RMSE*) و خطای مطلق میانگین

## ۱۰- منابع

- [1] Peck, R.B. "Deep excavations and tunnelling in soft ground". In: 7th International conference on soil mechanics and foundation engineering, State of the Art Volume, (1969): 225–290.
- [2] Schmidt, B., 1969. "A method of estimating surface settlement above tunnels constructed in soft ground". *Can Geotech J*, 20, (1969): 11–22.
- [3] Herzog, M. "Surface subsidence above shallow tunnels (in German). *Bautechnik*", 62, (1985): 375–377.
- [4] Loganathan, N., and Poulos, H.G. "Analytical prediction for tunneling-induced ground movements in clays". *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental engineering*, (1998).
- [5] Chou, W.I., and Bobet, A. "Predictions of ground deformations in shallow tunnels in clay". *Tunnelling and Underground Space Technology*, 17, (2002): 3–19.
- [6] Addenbrooke, T.L., Potts, D.M. "Finite element analysis of St. James Park greenfield reference site". In: Burland JB, Standing JR, Jardine FM (eds) *Building response to tunnelling*, vol 1. Thomas Telford, London, (2001): 177–194.
- [7] Ercelebi, S.G., Copur, H., and Ocak, I. "Surface settlement predictions for Istanbul Metro tunnels excavated by EPB-TBM". *Environ Earth Sci*, 62(2), (2011): 357–365. doi:10.1007/s12665-010-0530-6.
- [8] Chakeri, H., Ozcelik, Y., and Unver, B. "Effects of important factors on surface settlement prediction for metro tunnel excavated by EPB". *Tunn Undergr Space Technol*, 36, (2013): 14–23.
- [9] Chakeri, H., and Unver, B. "A new equation for estimating the maximum surface settlement above tunnels excavated in soft ground". *Environ Earth Sci*, 71, (2014): 3195–3210.
- [10] Neaupane, K.M., Adhikari, N.R. "Application of neural network for the prediction of settlement above tunnels". *Research and Development Journal*, 13(1), (2002).
- [11] Neaupane, K.M., Adhikari, N.R. "Prediction of tunneling-induced ground movement with the multi-layer perceptron". *Tunnelling and Underground Space Technology*, 21, (2006): 151–159.
- [12] Santos Jr, O.J., and Celestino, T.B. "Artificial neural networks analysis of Saõ Paulo subway tunnel settlement data". *Tunnelling and Underground Space Technology*, 23, (2008): 481–491.
- [13] Ocak, I., Seker, S.E. "Calculation of surface settlements caused by EPBM tunneling using artificial neural network, SVM, and Gaussian processes". *Environ Earth Sci*, 70, (2013): 1263–1276.
- [14] Zhou, j., Shi, X., Du, K., Qiu, X., Li, X., and Mitri, H.S. "Feasibility of Random-Forest Approach for Prediction of Ground Settlements Induced by the Construction of a Shield-Driven Tunnel". *International Journal of Geomechanics*, 17(6), (2016).
- [15] Hasanipanah, M., Noorian Bidgoli, M., Jahed Armaghani, D., and Khamesi, H. "Feasibility of PSO ANN model for predicting surface settlement caused by tunneling". *Engineering with Computers*, 32, (2016): 705–715.
- [16] Zhang, K., Lyu, H.M., Shen, S.L., Zhou, A., and Yin, Z.Y. "Evolutionary hybrid neural network approach to predict shield tunneling induced ground settlements". *Tunnelling and Underground Space Technology*, (2020): 106-103594.
- [17] Kim, Dongku, Kibeom Kwon, Khanh Pham, Ju-Young Oh, and Hangseok Choi. "Surface Settlement Prediction for Urban Tunneling Using Machine Learning Algorithms with Bayesian Optimization". *Automation in Construction*, 140, (2022): 104331. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104331>.
- [18] Li, C., Li, J., Shi, Z., Li, L., Li, M., Jin, D., and Dong, G. "Prediction of Surface Settlement Induced by Large-Diameter Shield Tunneling Based on Machine-Learning Algorithms". *Geofluids*, (2022): 1–13. <https://doi.org/10.1155/2022/4174768>.
- [19] Hussaine, S.M., and Mu, L. "Intelligent Prediction of Maximum Ground Settlement Induced by EPB Shield Tunneling Using Automated Machine Learning Techniques". *Mathematics*, 10(24), (2022): 4637. <https://doi.org/10.3390/math10244637>.
- [20] Wang, Y., Dai, F., Jia, R., Wang, R., Sharifi, H., and Wang, Z. "A novel combined intelligent algorithm prediction model for the tunnel surface settlement". *Scientific Reports*, 13(1), (2023). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-37028-w>.
- [21] Kong, F.C., Lu, D.C., Ma, Y.D., Tian, T., Yu, H.T., and Du, X.L. "Novel hybrid method to predict the ground-displacement field caused by shallow tunnel excavation". *Sci China Tech Sci*, 66, (2023): 101–



114. <https://doi.org/10.1007/s11431-022-2079-8>.
- [22] Zhang, W. S., Yuan, Y., Long, M., Yao, R. H., Jia, L., and Liu, M. "Prediction of surface settlement around subway foundation pits based on spatiotemporal characteristics and deep learning models". *Computers and Geotechnics*, 168, (2024): 106149.
- [23] Ferreira, C. "Gene expression programming: mathematical modeling by an artificial intelligence". (Vol. 21), Springer, (2006).
- [24] Bastami, R., Bazzazi, A. A., Shoormasti, H. H., and Ahangari, K. "Predicting and minimizing the blasting cost in limestone mines using a combination of gene expression programming and particle swarm optimization". *Archives of Mining Sciences*, 65(4), (2020).
- [25] Zhong, J., Feng, L., and Ong, Y. S. "Gene expression programming: A survey". *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 12(3), (2017): 54-72.
- [26] Monjezi, M., Dehghani, H., Shakeri, J., and Mehrdaneh, A. "Optimization of prediction of flyrock using linear multivariate regression (LMR) and gene expression programming (GEP)—Topal Novin mine, Iran". *Arabian Journal of Geosciences*, 14, (2021): 1-12.
- [27] Matinpour, F., Majdi, A. "Determining the abutment angle in longwall coal mining using NLMR, GEP and GEO techniques". *Earth Sci Inform*, 18(2), 358 (2025). <https://doi.org/10.1007/s12145-025-01872-3>
- [28] Oltean, M. and Dumitrescu, D. "Multi expression programming". *Journal of Genetic Programming and Evolvable Machines*, (2002).
- [29] Gandomi, A.H., Faramarzifar, A., Rezaee, P.G., Asghari, A. and Talatahari, S. "New design equations for elastic modulus of concrete using multi expression programming". *Journal of Civil Engineering and Management*, 21(6), (2015): 761-774.
- [30] Zhang, Q., Meng, X., Yang, B. and Liu, W. "MREP: Multi-reference expression programming". In *Intelligent Computing Theories and Application: 12th International Conference, ICIC 2016, Lanzhou, China, August 2-5, 2016, Proceedings, Part II 12* (pp. 26-38). Springer International Publishing.
- [31] Jalal, F.E., Xu, Y., Iqbal, M., Jamhiri, B. and Javed, M.F. "Predicting the compaction characteristics of expansive soils using two genetic programming-based algorithms". *Transportation Geotechnics*, 30, (2021): 100608.
- [32] Yilmaz, I., Kaynar, O. "Multiple regression, ANN (RBF, MLP) and ANFIS models for prediction of swell potential of clayey soils". *Expert System with Application*, 38, (2011): 5958–5966.
- [33] Taylor, K. E. "Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram". *Journal of geophysical research: atmospheres*, 106(D7), (2001): 7183-7192.
- [34] Bi, J., Bennett, K. P. "Regression error characteristic curves". In *Proceedings of the 20th international conference on machine learning (ICML-03)*, (2003): 43-50.
- [35] Lundberg, S., and Lee, S.I. "A unified approach to interpreting model predictions". *arXiv preprint arXiv:1705.07874*, (2017).
- [36] Liu, X., Tang, H., Ding, Y., and Yan, D. "Investigating the performance of machine learning models combined with different feature selection methods to estimate the energy consumption of buildings". *Energy and Buildings*, 273, (2022): 112408.



## Prediction of maximum ground surface settlement due to urban tunneling operations using GEP and MEP evolutionary algorithms

Fariborz Matinpour<sup>1</sup>, Shadman Mohammadi Bolbanabad<sup>2</sup>, Mohammad Rezaei<sup>3\*</sup>, Vahab Sarfarazi<sup>4</sup>

<sup>1</sup>PhD Candidate, School of Mining Engineering, University College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran.

<sup>2</sup>PhD Candidate, Department of Mining Engineering, Faculty of Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

<sup>3</sup>Associate Professor, Department of Mining Engineering, Faculty of Engineering, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran.

<sup>4</sup>Associate Professor, Mining Engineering Faculty, Hamedan University of Technology, Hamedan, Iran.

Received: 23 September 2024 Accepted: 14 December 2024

(\*Corresponding author: m.rezaei@uok.ac.ir)

### Keywords

Tunneling operations  
Maximum ground surface settlement  
Gene expression programming  
Multi expression programming  
Linear multivariate regression

### Final English Extended Abstract

This study aims to predict the maximum ground surface settlement ( $S_{max}$ ) induced by shallow urban tunneling using two evolutionary algorithms: Gene expression programming (*GEP*) and multi expression programming (*MEP*). A dataset comprising 24 tunneling projects with 9 key input parameters including tunnel depth ( $H$ ), groundwater height ( $W$ ), tunnel diameter ( $D$ ), soil elasticity modulus ( $E$ ), undrained shear strength ( $C_u$ ), earth pressure coefficient ( $K_0$ ), unit weight of soil ( $\gamma$ ), gap parameter ( $g$ ), and stability number ( $N$ ), was collected and randomly split into training and testing sets. Both *GEP* and *MEP*

were applied to the training data to develop predictive mathematical models for  $S_{max}$ . Additionally, a linear multivariable regression (*LMR*) model was built for comparison. Model performance was evaluated using Taylor diagrams, Regression Error Characteristic (*REC*) curves, and five statistical indices:  $R^2$ , *VAF*, *a20-index*, *RMSE*, and *MAE*. Results revealed that both AI-based models, particularly *GEP*, outperformed the *LMR* model in accuracy and reliability. Further validation using ANOVA, t-tests, residual plots, and 95% confidence intervals confirmed the statistical robustness and generalizability of the developed models. Sensitivity analysis indicated that  $g$ ,  $C_u$ , and  $N$  were the most influential parameters, while  $\gamma$  and  $K_0$  had the least impact on  $S_{max}$ .

### Introduction

Ground surface settlement induced by tunneling is an inevitable phenomenon and a key challenge in urban underground projects. Accurate prediction and control of this process play a crucial role in minimizing potential damage to surface structures and infrastructure. Given its significance and impact on project costs, numerous studies have conducted empirical, analytical, numerical, and artificial intelligence (AI)-based approaches. Each method has its own advantages and limitations. Empirical formulas, though widely used, often fail to incorporate site-specific soil characteristics. Analytical methods offer useful predictions but are constrained by simplifying assumptions. Numerical modeling, especially finite and discrete element methods, provides higher accuracy but requires extensive data and assumptions. Recently, AI-based methods, using machine learning and data-driven analysis, have shown great promise in predicting maximum ground surface settlement,  $S_{max}$ .

Despite their effectiveness, many AI models lack explicit mathematical formulations, limiting their practical application. To address this issue, this study employs two evolutionary algorithms of Gene Expression Programming (*GEP*) and Multi-Expression Programming (*MEP*) to develop accurate mathematical models for  $S_{max}$  prediction. Additionally, a linear multivariable regression (*LMR*) model is used for comparison. The results aim to enhance the reliability and



interpretability of prediction models, contributing to more efficient and cost-effective tunneling projects.

### Methodology and Approaches

In this study, Gene Expression Programming (*GEP*) and Multi-Expression Programming (*MEP*) algorithms were utilized to predict the maximum ground surface settlement ( $S_{max}$ ) resulting from urban tunneling operations. A total of 24 datasets from 14 tunneling projects were considered, each comprising nine key input parameters influencing  $S_{max}$ : tunnel center depth from the ground surface ( $H$ ), groundwater level above the tunnel ( $W$ ), tunnel diameter ( $D$ ), soil elasticity modulus ( $E$ ), undrained shear strength ( $C_u$ ), earth pressure coefficient ( $K_0$ ), soil unit weight ( $\gamma$ ), gap parameter ( $g$ ), and stability number ( $N$ ).

The datasets were randomly split into two subsets: a training set (18 cases) for model development and a testing set (6 cases) for validation. Using the training data, optimized *GEP* and *MEP* models were constructed to accurately predict  $S_{max}$ . The performance of these models was then compared with a linear multivariable regression (*LMR*) model. Finally, the developed models were evaluated and validated using the testing dataset to assess their predictive accuracy and reliability.

### Results and Conclusions

To evaluate the performance of *GEP*, *MEP*, and *LMR* models in predicting  $S_{max}$ , Taylor diagrams, *REC* curves, and five statistical indicators ( $R^2$ , *VAF*, *a20-index*, *RMSE*, and *MAE*) were used. The *GEP* model achieved the highest  $R^2$  values (0.977 and 0.986) in training and testing, demonstrating superior accuracy. The *MEP* model also showed high precision ( $R^2 = 0.942$  and 0.960). In contrast, *LMR* had lower  $R^2$  values (0.758 and 0.705), indicating weaker performance. Additionally, *GEP* and *MEP* had significantly lower *RMSE* and *MAE* values, confirming their higher reliability. Further validation using ANOVA and t-tests, residual boxplots, error histograms, and 95% confidence intervals confirmed the statistical stability and generalizability of the *GEP* and *MEP* models. Moreover, sensitivity analysis revealed that the gap parameter ( $g$ ), undrained shear strength ( $C_u$ ), and stability number ( $N$ ) were the most influential factors on  $S_{max}$ , while unit weight ( $\gamma$ ) and earth pressure coefficient ( $K_0$ ) had the least impact. In conclusion, both *GEP* and *MEP* models demonstrate high reliability in predicting  $S_{max}$ , with *GEP* emerging as the most accurate and effective model. These findings highlight the potential of evolutionary-based models as powerful tools for tunneling-induced settlement prediction in urban environments.

---