

## پیش‌بینی نرخ نفوذ ماشین‌های EPB TBM در زمین‌های نرم با استفاده از سیستم عصبی-فازی (ANFIS)

آیدا عاملی قمصر<sup>۱</sup>، ابراهیم فرخ<sup>۲\*</sup>، کورش شهریار<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.

۲- استادیار دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.

۳- استاد دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.

دریافت: ۱۴۰۱/۱۰/۱۴؛ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۳/۱۱

(نویسنده مسئول: e.farrokhi@aut.ac.ir)

### چکیده

مهم‌ترین شاخص عملکرد یک TBM نرخ نفوذ است که به عنوان نسبت فاصله حفاری به زمان عملیاتی در حین حفر تونل تعریف می‌شود. عوامل زمین‌شناسی و ژئوتکنیکی، مشخصات ماشین‌آلات و پارامترهای عملیاتی می‌توانند بر نرخ نفوذ ماشین تأثیرگذار باشند. پیش‌بینی نرخ نفوذ دستگاه حفاری می‌تواند هزینه‌های حفاری مکانیزه را به میزان قابل توجهی کاهش دهد. در طول چند دهه گذشته، مدل‌های پیش‌بینی نرخ نفوذ به‌طور متوالی ظاهر شده‌اند که می‌توان آن‌ها را به‌طور کلی به سه دسته طبقه‌بندی کرد: مدل‌های نظری و آزمایش‌های آزمایشگاهی و مدل‌های تجربی بر اساس عملکرد میدانی تاریخی TBMها. در این تحقیق، پس از تجزیه و تحلیل مؤلفه‌ها، حذف داده‌های پرت و با در نظر گرفتن عوامل ژئوتکنیکی و پارامترهای مختلف دستگاه، ضریب نفوذ دستگاه EPB در ۵ پروژه بررسی و پیش‌بینی شده است. برای این منظور از روش‌های رگرسیون خطی و روش عصبی-فازی استفاده شد. برای اعتبارسنجی هر مدل، از شاخص آماری ضریب تعیین ( $R^2$ ) استفاده شده است. نتایج بررسی‌ها نشان داد که روش عصبی-فازی نسبت به دیگر روش‌ها میزان دقت بهتری ( $R^2=0.94$ ) در پیش‌بینی نرخ نفوذ دارد. همچنین، نتایج آنالیز حساسیت نشان داد که گشتاور دستگاه بیشترین تأثیر را بر میزان نفوذ دستگاه EPB دارد.

### واژگان کلیدی

نرخ نفوذ، ماشین‌های سیر تعادلی، رگرسیون خطی، سیستم‌های فازی عصبی، گشتاور، نیروی پیش‌برنده

### ۱- مقدمه

ساز در فضای زیرزمینی برای بهبود کیفیت زندگی انسان‌ها و همچنین افزایش مطالعات مهندسی شده است. با پیشرفت‌های تکنولوژیکی در صنعت تونل‌سازی و ساخت و ساز زیرزمینی، استفاده از دستگاه حفاری تونل (TBM) به اولین

ماشین‌های حفاری تونل ( $TBM^1$ ) به دلیل ایمنی و کارایی آن‌ها به‌طور گسترده در مهندسی تونل استفاده می‌شود. امروزه رشد اقتصاد و افزایش جمعیت منجر به رونق ساخت و

<sup>1</sup> Tunnel Boring Machine

*EPB* هستند. با پیچیده‌تر شدن شرایط زمین، طراحی ماشین‌های حفاری تعادل فشار زمین و همچنین پارامترهای عملیاتی باید بهینه شوند. در چنین شرایطی، پیش‌بینی نرخ نفوذ ماشین برای طراحی پروژه، پیش‌بینی هزینه‌ها و بهینه‌سازی پارامترهای عملیاتی مهم است [۲].

نرخ نفوذ عامل بسیار مهمی است، زیرا پیش‌بینی صحیح آن می‌تواند انطباق *TBM* را تحت شرایط زمین‌شناسی فعلی منعکس کند و به تنظیم پارامترهای عملیاتی کمک کند. چندین مدل برای پیش‌بینی عملکرد *TBM* در طول سه دهه گذشته ارائه شده است و می‌توان آن‌ها را به دو روش تئوری و تجربی تقسیم کرد. رویکردهای تئوری بیشتر بر مکانیسم برش و نیروهای اعمالی برای ایجاد معادلات تعادل نیروی برش جهت تخمین نرخ نفوذ تمرکز دارند. برای تأیید مدل تئوری، باید تست‌های آزمایشگاهی در مقیاس کامل برای تخمین نیروی برش و در نتیجه نفوذ ماشین انجام شود. با این حال، یکی از اشکالات اصلی مدل تئوری دسترسی محدود به ماشین‌ها در مقیاس کامل است زیرا آن‌ها تجهیزات گران قیمتی هستند. با توجه به آن، تعداد زیادی مدل تجربی بر اساس داده‌های میدانی و آزمایشگاهی موجود به منظور استخراج رابطه پیچیده و غیرخطی بین عملکرد *TBM* و پارامترهای تأثیرگذار ایجاد شده‌اند. مدل تجربی موجود از سیستم‌های طبقه‌بندی توده سنگ، مدل‌های رگرسیون ساده یا مدل‌های پیشرفته‌تر با استفاده از رگرسیون غیر خطی، داده محور، یادگیری ماشین یا تکنیک‌های هوش مصنوعی استفاده می‌کند.

دو عامل ژئوتکنیکی (فشار و خواص خاک) و عامل تکنولوژیکی (طراحی ماشین، رانش و گشتاور) در انتخاب و پیشرفت ماشین *EPB* موثر هستند [۳].

تاکنون محققین زیادی تأثیر پارامترهای مختلف را بر نرخ نفوذ ماشین‌های حفاری تعادل فشار زمین را بررسی کرده‌اند. چو و همکاران (۲۰۰۱)، ژائو و همکاران (۲۰۰۶)، بال و همکاران (۲۰۰۹)، زومستگ و همکاران (۱۳۹۲)، علوی و همکاران (۲۰۱۴) و ژائو و همکاران (۲۰۱۸) شرایط زمین را در حفاری با ماشین‌های *EPB* مورد مطالعه قرار دادند. از سوی دیگر، سنتیس و جیاکومین (۲۰۰۴)، نرخ نفوذ ماشین‌های حفاری تعادل فشار زمین را در برخی مناطق با تغییرات زمین‌شناسی

انتخاب روش حفاری سنگ تبدیل شد که امکان حفاری ایمن-تر، اقتصادی‌تر را در طیف گسترده‌ای از توده‌های سنگی و خاکی از جمله سنگ‌های بسیار سخت و شکسته و همچنین زمین‌های نرم فراهم می‌کند. در دهه‌های اخیر، تکنیک‌های تونل‌سازی مکانیزه، به‌ویژه ماشین‌های حفاری تونل (*TBM*)، به دلیل سرعت بالای حفاری و هزینه کل کم برای حفاری تونل‌های طولانی، به طور گسترده در ساخت تونل استفاده شده‌اند. به عبارت دیگر، در صورتی که ویژگی‌های زمین‌شناسی و ژئوتکنیکی مسیرهای تونل به درستی شرح داده شود و ماشین مناسب برای شرایط زمین انتخاب شود، تونل‌سازی *TBM* برای تونل‌های طولانی مزایای به‌سزایی دارد؛ اما علی‌رغم پیشرفت‌های عظیم فناوری، به دلیل پیچیدگی شرایط زمین‌شناسی و ژئوتکنیکی در مسیرهای تونل، پیش‌بینی عملکرد *TBM* یکی از مهم‌ترین موضوعات تحقیقاتی در میان مهندسان تونل است زیرا این مشکل هنوز به طور کامل حل نشده است [۱].

امروزه ماشین‌های حفاری تعادل فشار زمین (*EPB*<sup>2</sup>) به دلیل ایمنی بالا، کاهش جابجایی و همگرایی تونل و همچنین توسعه سریع قطعات مکانیکی و الکترونیکی ماشین، به طور گسترده در محیط‌های خاکی به ویژه در مناطق شهری استفاده می‌شود. تونل‌سازی با ماشین‌های حفاری تعادل فشار زمین (*EPB*) اولین بار در ژاپن در دهه ۱۹۷۰ مورد استفاده قرار گرفت. پیش‌بینی نرخ نفوذ ماشین یکی از مهم‌ترین مشکلات مهندسی ژئوتکنیک است. تعیین نرخ نفوذ ماشین تأثیر زیادی در کاهش هزینه‌های گودبرداری دارد. به طور کلی پارامترهای موثر بر نرخ نفوذ شامل عوامل زمین‌شناسی و ژئوتکنیکی، مشخصات ماشین آلات و همچنین پارامترهای عملیاتی می‌باشد. اگرچه فاکتورهای عملیاتی و مشخصات ماشین می‌تواند توسط طراح یا اپراتور انتخاب شود، اما شرایط زمین‌شناسی و ژئوتکنیکی مربوط به منطقه و زمین است. هنگام حفاری با ماشین‌های *EPB*، مقدار زیادی انرژی برای حفاری در خاک و تکیه گاه تونل با استفاده از خاک‌های حفاری شده استفاده می‌شود. بنابراین، هنگام طراحی ماشین‌های تونل زنی *EPB*، برآورد بارهای ورودی و همچنین پیش‌بینی نرخ نفوذ ماشین ضروری است. سرعت چرخش و گشتاور دو پارامتر اصلی در تعیین میزان نفوذ ماشین‌های

<sup>2</sup> Earth Pressure Balance

هزینه‌ها و بهبود راندمان حفاری کمک کند. پیش‌بینی عملکرد *TBM* می‌تواند وضعیت کار یک *TBM* را منعکس کند و به اپراتور مربوطه در تنظیم پارامترهای عملیاتی کمک کند. اما برخلاف اهمیت پیش‌بینی این پارامتر در زمین‌های نرم و حفاری شده توسط *EPB TBM* مطالعات کافی در این زمینه صورت نگرفته و عمده مطالعات به پیش‌بینی نرخ نفوذ *TBM* های سنگ سخت اختصاص دارد و اغلب پیش‌بینی این پارامتر مهم در *EPB TBM* به همان روش‌های تجربی محدود شده است. از این رو در این پژوهش سعی شده است تا با بررسی و پیش‌بینی نرخ نفوذ ماشین‌های *EPB TBM* در چند پروژه و طرح مدلی برای این فاکتور مهم، قدمی در راستای بهبود عملکرد *TBM* برداشته شود.

## ۲- پیش پردازش داده‌ها

بانک داده‌های استفاده شده در این مقاله شامل ۳۲۶ دسته داده مربوط به ۵ تونل از سراسر جهان است. داده‌های اولیه با استفاده از مسیر تونل‌ها جمع آوری شده است که مشخصات این تونل‌ها در جدول ۱- مشخصات تونل‌های استفاده شده قابل مشاهده می‌باشند همچنین در جدول ۲ مقادیر ماکزیمم، مینیمم، میانگین، انحراف معیار و واریانس هر پارامتر مشاهده می‌گردد. فاکتورهای زیادی در عملیات حفاری توسط *TBM* دخالت دارند که همانطور که اشاره شد، می‌توان به پارامترهای مربوط به زمین، مشخصات زمین شناسی، مشخصات ماشین، مهارت اپراتور و دانش متخصص اشاره کرد.

همانطور که قبلاً نیز اشاره شد، تعداد پارامترهای تأثیرگذار در پیش‌بینی نرخ نفوذ زیاد است. انتخاب مناسب پارامترها از اهمیت زیادی برخوردار است. در این راستا، پارامترها باید به گونه‌ای باشند که بتوانند توصیف مناسبی از شرایط واقعی تونل را شامل شوند. به عبارتی باید پارامترهای مربوط به زمین و همچنین پارامترهای مربوط به ماشین را همزمان مورد استفاده قرارداد. برای انجام این امر پارامترهای موجود در داده‌ها را مورد بررسی قرار داده و با مقایسه بین پارامترهای ورودی با یکدیگر و همینطور با پارامتر خروجی، بهترین پارامترها انتخاب شده‌اند.

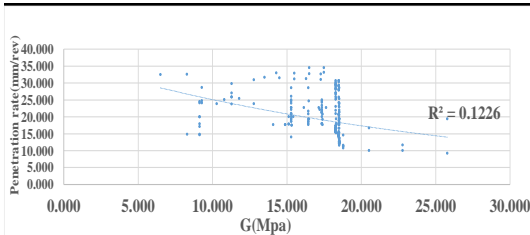
شکل ۱ تا شکل ۵ به ترتیب میزان اثر مدول برشی، چسبندگی، زاویه اصطکاک داخلی، گشتاور نرمال شده و نیروی پیشبرنده نرمال شده را بر روی نرخ نفوذ نشان می‌دهد.

مورد مطالعه قرار دادند. کریری و همکاران (۲۰۰۶) کاربرد ماشین‌های *EPB* را در خاک‌های درشت دانه در خط متروی تورین بررسی کرد. سونگ و همکاران (۲۰۱۰) و شی و همکاران (۲۰۱۱) همچنین یک مدل نظری برای پیش‌بینی گشتاور و نیروی رانش در زمین‌هایی با خاک‌های نرم ارائه کردند. تخمین نرخ نفوذ در ماشین‌های *EPB-TBM* در زمین‌های مختلط توسط توت و ژائو (۲۰۱۳) انجام شده است. برزگری و همکاران (۲۰۱۴) همچنین نرخ نفوذ ماشین‌های *EPB* را در متروی تبریز مورد مطالعه قرار داد و پیشنهاداتی برای افزایش نرخ نفوذ ماشین ارائه کرد. ناملی و بیلگین (۲۰۱۷) نیز مدلی را برای پیش‌بینی نرخ پیشروی ماشین‌های *EPB* در شرایط پیچیده زمین‌شناسی استانبول ارائه کردند. آووندوک و کوپور (۲۰۱۸) همچنین یک مدل تجربی برای پیش‌بینی عملکرد ماشین که مخصوص خاک بود، توسعه دادند. ماسیناس و همکاران (۲۰۱۸) جنبه‌های مختلف طراحی ماشین *EPB* را در محیط‌های شهری مورد بررسی قرار دادند. فرامزی و همکاران (۲۰۲۰) همچنین پارامترهای مؤثر بر نرخ نفوذ *TBM* در خط ۷ مترو تهران را بررسی کردند [۴-۸].

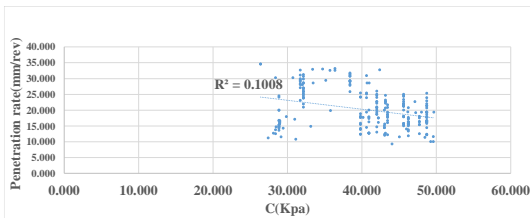
برای عملکرد *TBM* سنگ سخت، شرایط زمین شناسی مانند استحکام سنگ، اتصالات و ناپیوستگی‌ها بسیار حساس است. نگران‌کننده‌ترین مورد این است که از بارگذاری بیش از حد صفحات دیسک اطمینان حاصل شود. در اکثر مدل‌های نظری، بر اساس مکانیسم‌های شکست سنگ، نیروهای برش برای تعیین نیروی رانش، گشتاور و توان لازم برای سر کله حفار محاسبه می‌شوند. در زمین نرم، به طور کلی، نرخ نفوذ اغلب در یک مقدار ثابت در طول حفاری ثابت است، و جریان گل به دقت نظارت می‌شود تا فشار سینه کار را با متعادل کردن حجم حفاری شده حفظ کند. برای دستیابی به عملکرد مطلوب، اطمینان از اینکه پارامترهای عملیاتی (گشتاور کله حفار، توان و ...) برای یک شرایط زمین‌شناسی معین بهینه و پیش‌بینی شده‌اند، بسیار مهم است. از این رو، برخی از مدل‌های تجربی یا مدل‌های نظری برای پیش‌بینی گشتاور و رانش دستگاه پیشنهاد شده‌اند [۹].

همانطور که اشاره شد، به علت اهمیت بسیار زیاد پیش‌بینی عملکرد *TBM*، می‌توان گفت پیش‌بینی دقیق عملکرد *TBM* می‌تواند به سازندگان در توسعه طرح‌های ساخت‌وساز، ارزیابی

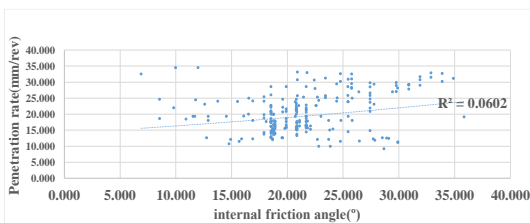
نیروی رانش	۰/۱۲۴	۰/۶۴۱	۰/۲۸۳	۰/۰۹۶
نرمال شده				
مدول برشی	۶/۴۹۴	۲۵/۷۸۵	۱۷/۱۰۰	۲/۷۵۱
چسبندگی	۲۶/۴۰۳	۴۹/۶۹۳	۴۰/۲۰۰	۶/۷۸۳
زاویه اصطکاک	۶/۹۰۵	۳۵/۸۷۰	۲۱/۴۵۲	۱/۲۶۷
نرخ نفوذ	۹/۲۳۱	۳۴/۵۳۱	۲۰/۲۲۳	۳/۶۰۸



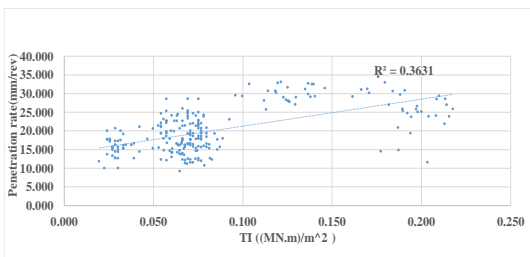
شکل ۱- میزان اثر مدول برشی روی نرخ نفوذ



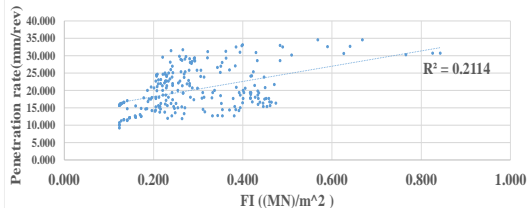
شکل ۲- میزان اثر چسبندگی روی نرخ نفوذ



شکل ۳- میزان اثر زاویه اصطکاک داخلی روی نرخ نفوذ



شکل ۴- میزان اثر گشتاور نرمال شده روی نرخ نفوذ



این مقایسه‌ها و بررسی میزان تاثیر هر کدام از پارامترهای موجود روی نرخ نفوذ، رابطه مستقیم این پارامتر با پارامترهای دستگاه (گشتاور و نیروی پیشبرنده نرمال شده) و رابطه معکوس با پارامترهای زمین از جمله چسبندگی و مدول برشی را نشان می‌دهد.

داده‌های ورودی شامل گشتاور، نیروی رانش، سرعت (بیشرفت ماشین در دقیقه)، چرخش (تعداد چرخش کله حفار در دقیقه)، مدول برشی، زاویه اصطکاک و نرخ نفوذ دستگاه بود. داده‌های خام معمولاً دارای مشکلاتی مانند پراکندگی و تغییرات شدید در محدوده دینامیکی و نمونه برداری هستند و استفاده از آن‌ها ادامه روند محاسبات را تضعیف می‌کند. بنابراین لازم است داده‌ها به داده‌های مناسب برای استفاده در الگوریتم‌های داده کاوی تبدیل شوند. پیش پردازش داده‌ها شامل تمام تبدیل‌هایی است که بر روی داده‌های خام انجام می‌شود و آن‌ها را برای پردازش بعدی آسان‌تر و کارآمدتر می‌کند. همچنین عوامل موثر بر پارامتر خروجی دارای مقدار یکسانی نیستند. برخی از این عوامل در تعیین پارامترهای خروجی اهمیت بیشتری دارند، در حالی که برخی دیگر تاثیر جزئی بر خروجی مورد نظر دارند. در این حالت فرآیند کاهش داده‌ها انجام می‌شود. یکی از پرکاربردترین روش‌ها در فرآیند کاهش داده‌ها، روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی است. در این تحقیق عوامل موثر بر پارامتر خروجی به دنبال تحلیل مؤلفه اصلی به دلیل اینکه بیش از ۹۵ درصد تغییرات را پوشش می‌دهند عبارتند از: گشتاور، نیروی رانش، مدول برشی، چسبندگی و زاویه اصطکاک.

جدول ۱- مشخصات تونل‌های استفاده شده

اسم پروژه	تعداد دسته داده	قطر TBM
تونل خط A قم	۷۱	۹/۴
خط ۶ متروی تهران	۱۹۹	۹/۲
خط ۱ متروی تبریز	۲۴	۶/۸۸
خط ۴ متروی Xian	۱۵	۶/۲۹
خط ۷ متروی تهران	۱۷	۹/۱۶

جدول ۲- مقادیر آماری متغیرهای ورودی و خروجی

مشخصات	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
گشتاور	۰/۰۱۰	۰/۲۱۸	۰/۰۸۵	۰/۰۱۱
نرمال شده				

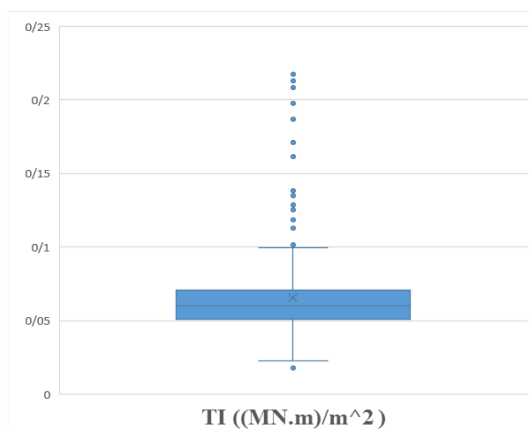
بین هر متغیر مستقل و  $ROP^3$  بررسی شد. در این مرحله از توابع خطی، لگاریتمی، توانی و نمایی استفاده شد. ضرایب تعیین ( $R^2$ ) با استفاده از تحلیل های رگرسیون ساده این مرحله، همانطور که در **جدول ۳** - تحلیل همبستگی  $ROP$  و متغیرهای مستقل خلاصه شده است، ارزیابی شد. مقدار  $P$  هر متغیر مستقل کمتر از  $0.05$  بود، بنابراین مدل ها در سطح اطمینان  $95\%$  معتبر قرار دارند. تجزیه و تحلیل همبستگی  $ROP$  و متغیرهای مستقل نشان داد که بیشترین همبستگی بین نرخ نفوذ و گشتاور دستگاه بود. سپس از تحلیل رگرسیون خطی برای پیش بینی نرخ نفوذ ماشین  $EPB$  استفاده شد. نتایج آماری مدل رگرسیون خطی در **جدول ۴** ارائه شده است. این جدول خلاصه رابطه بین مدل و متغیر وابسته را گزارش می نماید. این جدول به ضریب همبستگی چندگانه شده اشاره دارد. پارامتر  $R$  یا ضریب همبستگی چندگانه، میزان همبستگی چندگانه بین مجموع متغیرهای مستقل و متغیر وابسته را نشان می دهد. این ضریب مقادیر بین صفر تا یک را دارا می باشد. نزدیک بودن به عدد یک نشان از همبستگی قوی بین متغیر مستقل وابسته و نزدیک بودن نشان از ضعف این هم بستگی دارد. ضریب تعیین که به آن ضریب تشخیص نیز گفته می شود و تقریباً همه جا با علامت  $R^2$  نمایش داده می شود، معروف ترین معیار سنجش برازش مدل است و عبارتست از مجذور ضریب همبستگی بین ( $\hat{y}$  و  $y$ ) یعنی توان دوم ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی متغیر وابسته و مقادیر برآورد شده حاصل از مدل. بنا بر تعریف، ضریب همبستگی می بایست بین  $-1$  و  $1$  قرار گیرد. در نتیجه  $R^2$  که توان دوم آن است بین صفر و یک قرار خواهد داشت. اگر این همبستگی زیاد باشد، مدل داده ها را خوب برازش کرده است [۱۰].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

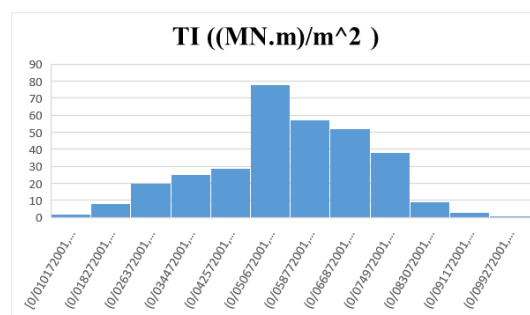
مقدار ضریب همبستگی در این مطالعه برای این مدل برابر با  $0.883$  می باشد که یک مقدار قابل قبول در بررسی ها می باشد. مربع ضریب همبستگی چندگانه ( $R^2$ ) یا همان ضریب تعیین، میزان تبیین واریانس و تغییرات متغیر وابسته توسط مجموعه متغیرهای مستقل را نشان می دهد. مقدار این ضریب بین صفر تا یک می باشد که برای این مطالعه برابر با  $0.780$  می باشد. هرچقدر این ضریب به یک نزدیک تر باشد به این

شکل ۵- میزان اثر نیروی پیشبرنده نرمال شده روی نرخ نفوذ

برای نشان دادن داده های پرت از نمودار جعبه ای استفاده شد. به عنوان مثال، نمودار جعبه ای از توزیع گشتاور دستگاه در شکل ۶ نشان داده شده است. لازم به ذکر است در این پژوهش برای از بین بردن اثر قطر، مشخصات گشتاور و نیروی رانش به مساحت تونل تقسیم شده اند. شکل ۷ نموداری از توزیع نرمال گشتاور دستگاه پس از حذف داده های پرت را نشان می دهد.



شکل ۶- نمودار جعبه ای توزیع گشتاور دستگاه

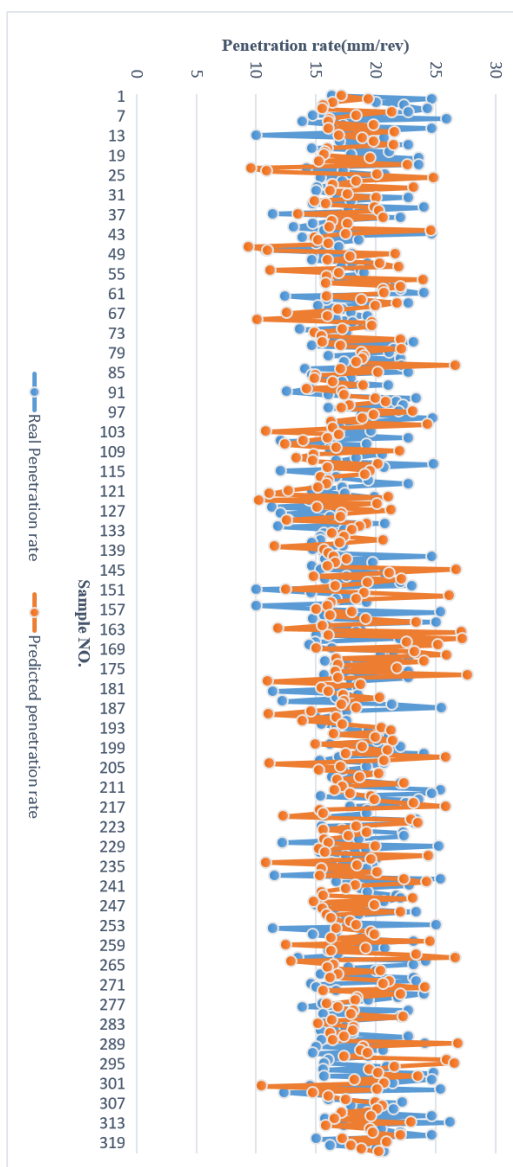


شکل ۷- توزیع نرمال گشتاور دستگاه پس از حذف داده های پرت

### ۳- پیش بینی نرخ نفوذ ماشین EPB با استفاده از رگرسیون خطی

پس از تحلیل مؤلفه های اصلی و حذف داده های پرت، رابطه

<sup>3</sup> Rate of Penetration



شکل ۸- مقادیر واقعی و مقادیر پیش بینی شده مدل رگرسیون خطی

معنی است که متغیرهای مستقل توانسته‌اند مقدار زیادی از واریانس متغیر وابسته را تبیین نمایند و هر چه مقدار آن به صفر نزدیک‌تر باشد نشان می‌دهد متغیرهای مستقل نقش کمتری در تبیین واریانس متغیر وابسته دارد.

علاوه بر آن با توجه به بررسی‌های انجام گرفته مقدار خطای استاندارد تخمین برابر ۰/۰۶۱ می‌باشد که در سطح قابل قبولی در این مدل قرار دارد. معادله ۲ مدل به دست آمده از تحلیل رگرسیون خطی را نشان می‌دهد. همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده مدل رگرسیون خطی در شکل ۸ نشان داده شده است.

$$ROP = 18.224 - 0.456 G - 0.055 C + 0.145 \varphi + 45.078 TI + 17.167 FI \quad (2)$$

در معادله بالا  $ROP$  نرخ نفوذ یا پیشرفت دستگاه در هر دور  $(mm/rev)$ ،  $(TI = \frac{Torque}{A} = \frac{MN.m}{m^2})$  گشتاور نرمال شده،  $(FI = \frac{Thrust}{A} = \frac{MN}{m^2})$ ، نیروی پیش برنده نرمال شده،  $G$ ، مدول برشی  $(MPa)$ ،  $C$  چسبندگی  $(KPa)$  و  $\varphi$  زاویه اصطکاک (درجه) می‌باشد. لازم به ذکر است علت استفاده از  $TI$  و  $FI$  به عنوان پارامترهای نرمال شده حذف اثر قطر تونل در رابطه می‌باشد.

جدول ۳- تحلیل همبستگی  $ROP$  و متغیرهای مستقل

مشخصات	Linear	Logarithmic	Power	Exponential
گشتاور نرمال شده	۰/۳۶۳	۰/۳۶۷	۰/۳۳۰	۰/۳۲۱
نیروی رانش نرمال شده	۰/۲۱۱	۰/۲۳۵	۰/۲۴۳	۰/۲۰۴
مدول برشی	۰/۱۰۵	۰/۰۸۸	۰/۰۹۹	۰/۱۲۳
چسبندگی	۰/۱۰۱	۰/۰۸۷	۰/۰۶۶	۰/۰۷۸
زاویه اصطکاک	۰/۰۸۴	۰/۰۴۳	۰/۰۳۰	۰/۰۶۰

جدول ۴- خلاصه مدل رگرسیون خطی

Std. Error of the Estimate	Adjusted R Square	R Square	R
0.061	0.771	0.780	0.883

## ۴- پیش بینی نرخ نفوذ EPB TBM با

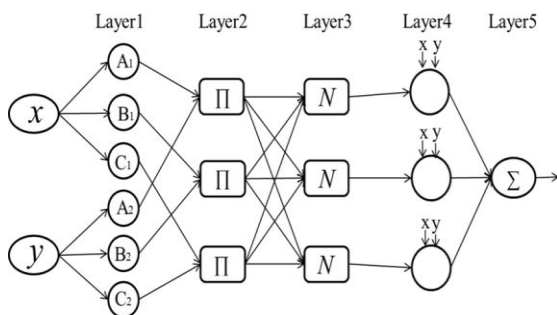
## استفاده از روش عصبی-فازی (ANFIS)

ANFIS<sup>4</sup> توسط Jang در سال ۱۹۹۳ معرفی شد که ورودی-هایی که دریافت می کند را با استفاده از توابع عضویت، فازی می کند. علاوه بر این، از طریق مکانیسم استنتاج و قانون IF-THEN (اگر-آنگاه)، به قسمت بعدی که معادله چند جمله ای خطی ساده است متصل می شود. تمرکز این تحقیق بیشتر بر نقش عملکرد و پیچیدگی ANFIS در جهت پیش بینی نرخ نفوذ است [۱۱].

روش فازی عصبی یک سیستم استنتاج فازی را با استفاده از مجموعه ای از داده های ورودی و خروجی ایجاد می کند. پارامترهای توابع عضویت در سیستم توسط الگوریتم پس از انتشار و ترکیب آن با روش حداقل مربعات تنظیم می شود. ساختاری شبیه به شبکه های عصبی می تواند برای تغییر نگاشت بین ورودی و خروجی استفاده شود. از شبکه های عصبی می توان برای نگاشت ورودی ها به توابع عضویت و پارامترهای آن ها و سپس برای نگاشت توابع عضویت خروجی به خروجی ها استفاده کرد.

همانطور که در شکل ۹ نشان داده شده است، معماری ANFIS از پنج لایه تشکیل شده است که عبارتند از لایه فازی سازی، لایه استنتاج، لایه نرمال سازی، لایه دفازی سازی و لایه جمع سازی (خروجی کل). سیگنال های ورودی به لایه اول منتقل می شوند که به نام لایه فازی سازی شناخته می شود. توابع عضویت مختلف (MFs) در این لایه از متغیرهای ورودی درجه های عضویت را تولید می کنند. لایه دوم به نام لایه استنتاج است. هر گره ثابت در این لایه قوانین و تعداد سیستم استنتاج فازی Sugeno را اعلام می کند. خروجی هر گره لایه (w<sub>i</sub>) حاصل ضرب درجه های عضویت از لایه قبلی است. لایه سوم نیز وزن هر قاعده را در مقابل تمامی قوانین نرمال می کند. لایه چهارم یک معادله چند جمله ای خطی (f<sub>i</sub> = p<sub>i</sub>x + q<sub>i</sub>y + r<sub>i</sub>)  $\bar{w}_i f_i$  است. در نهایت، یک گره تکی در لایه آخر (جمع سازی) وجود دارد که با  $\sum$  نمایانگر شده است. خروجی های گره ها در لایه چهارم به یکدیگر افزوده می شوند و خروجی نهایی ANFIS محاسبه می شود [۱۲].

ANFIS به وسیله به روزرسانی پارامترهای تنظیم پذیر که پارامترهای تابع عضویت هستند و پارامترهای متعلقه یاد می گیرد. این به این معناست که گره های لایه اول و چهارم قابل آموزش هستند، در حالی که گره های لایه های باقیمانده ثابت هستند. ANFIS از الگوریتم یادگیری دوگانه استفاده می کند. در گام اول، که گام پیشرو است، ANFIS خروجی گره ها را تا لایه چهارم محاسبه می کند که در آنجا از روش کمترین مربعات برای به روزرسانی پارامترهای متعلقه استفاده می کند. پیش از محاسبه خروجی نهایی در مرحله بعدی، در گام دوم، خطا به عقب منتقل می شود تا لایه اول که در آن ANFIS از نزول گرادیان برای تنظیم پارامترهای تابع عضویت استفاده می کند. انتخاب مناسب تعداد و شکل توابع عضویت هزینه آموزش و پیچیدگی محاسباتی شبکه را تعیین می کند.



شکل ۹- معماری ANFIS [۱۲]

ANFIS می تواند با تقسیم داده های ورودی-خروجی به قوانین ساخته شود. این کار با استفاده از چندین روش امکان پذیر است، از جمله تقسیم شبکه ای (genfis1)، خوشه بندی کاهشی (genfis2) و خوشه بندی c میانگین فازی (genfis3). روش genfis1 از تقسیم شبکه برای تولید FIS با استفاده از مجموعه داده آموزش داده شده استفاده می کند. به طور معمول، عملکرد این روش به شبکه وابسته است و هرچه شبکه با دقت بیشتری باشد، عملکرد بهتری خواهد داشت. روش genfis2 یا خوشه بندی کاهشی برای تولید یک ساختار FIS نوع Sugeno استفاده می کند، در حالی که genfis3 از خوشه بندی میانگین فازی (FCM) برای تولید FIS استخراج یک مجموعه از قوانین که نوع و حالت داده را نمایان می کند، استفاده می کند [۱۳].

<sup>4</sup> Adaptive Neuro-fuzzy Inference System

ارزیابی می‌شود.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Target_i - Output_i} \quad (3)$$

که در آن  $Target_i$  هدف در مجموعه  $i$  نمونه برداری شده است، در حالی که خروجی تولید شده توسط  $ANFIS$  در این مجموعه  $i$ ،  $Output_i$  است. علاوه بر این، برای مقایسه بهتر و جامع، عملکرد  $ANFIS$  با توابع عضویت متفاوت از کوچکترین به بزرگترین با توجه به مجموع آموزش و آزمایش  $RMSE$  در هر مجموعه داده رتبه بندی شده است. به این معنی که برای رتبه‌بندی عملکردها،  $RMSE$  آموزشی و آزمون  $RMSE$  جمع‌بندی شد و فرمول رتبه‌بندی بر روی مجموع در هر مورد اعمال شد. علاوه بر این، میانگین رتبه برای ایجاد رتبه کلی در گروه توابع عضویت محاسبه می‌شود. در ادامه، خروجی‌های مربوط به روش‌های بکار گرفته شده از شبکه‌های فازی-عصبی در **جدول ۶** آورده شده است. در شکل ۱۰ همبستگی بین مقادیر خروجی واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی-فازی قابل مشاهده است و نمودار شکل ۱۱ مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده قابل مشاهده است.

جدول ۶- نتایج حاصل از شبکه  $ANFIS$

$ANFIS$	$RMSE$	$R$	$R$ Square
$genfis1$	0.0967	0.887	0.787
$genfis2$	0.155	0.921	0.848
$genfis3$	0.0278	0.944	0.891

همانطور که اشاره شد در شبکه‌های فازی-عصبی برخلاف روش‌های رگرسیون و شبکه‌های عصبی، امکان دخالت دانش انسانی و به عبارتی امکان بررسی عدم قطعیت‌های موجود در پروژه به علت مفهوم فازی آن، قابل انجام است. این موضوع با استفاده از توابع عضویت در شبکه‌های فازی قابل بیان است. در واقع یک تابع عضویت مقادیر پارامترها را به صورت کمی دریافت می‌کند، آن را به صورت کیفی مورد بررسی قرار می‌دهد و در انتها قبل از رسیدن به خروجی دوباره آن را به شکل کمی ارائه می‌دهد. لذا در این نوع از تحلیل به علت مفهوم فازی و ماهیت کیفی، می‌توان از خطاهای انسانی و ماشینی پروژه که روی مقادیر کمی پارامترها تاثیرگذار بوده‌اند چشم پوشی کرد.

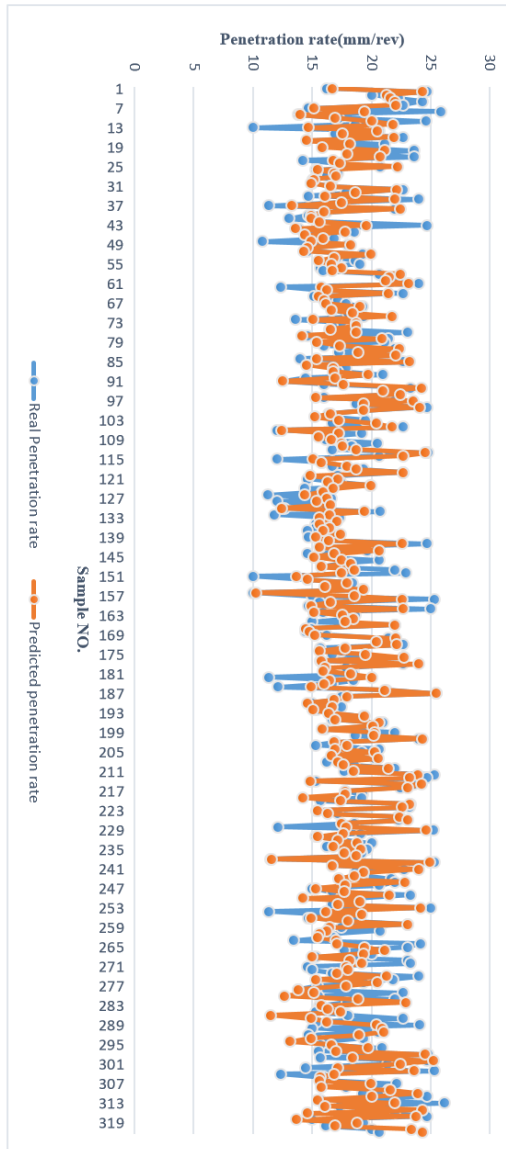
مدل‌های  $ANFIS$  با تقسیم‌بندی شبکه‌ای ( $genfis1$ )، خوشه بندی کاهشی ( $genfis2$ )، و خوشه‌بندی میانگین فازی ( $genfis3$ ) برای تجزیه و تحلیل عملکرد مورد استفاده قرار گرفتند. اکثر تنظیمات مدل‌های  $ANFIS$  همانطور که در جعبه ابزار ذکر شده است به صورت پیش فرض استفاده شده است، اما تغییرات متمایز در **جدول ۵** ارائه شده است. لازم به ذکر است که به طور پیش فرض در جعبه ابزار  $MATLAB$  از نوع گاوسی تابع عضویت استفاده شده است.

برای تقسیم نمونه‌ها در مجموعه، داده‌ها به مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی به ترتیب نسبت ۸۰ به ۲۰ تنظیم شد. برای محاسبه و تحلیل با استفاده از شبکه‌های فازی-عصبی از تولباکس نرم‌افزار متلب و همچنین از طریق کدنویسی اقدام شده است و روند آموزش ۵۰۰ بار تکرار شده است. در واقع با آزمون و خطا مشخص شده است که بالا بردن تعداد تکرار در روند آموزش، تاثیری بر بهبود کیفیت سیستم نخواهد داشت.

جدول ۵- تنظیمات شبکه  $ANFIS$

$ANFIS$	Membership function type	Number of membership function	Epochs	Error tolerance
$genfis1$	gaussmf	2	500	0
$genfis2$	gaussmf	10	500	0
$genfis3$	gaussmf	10	500	0

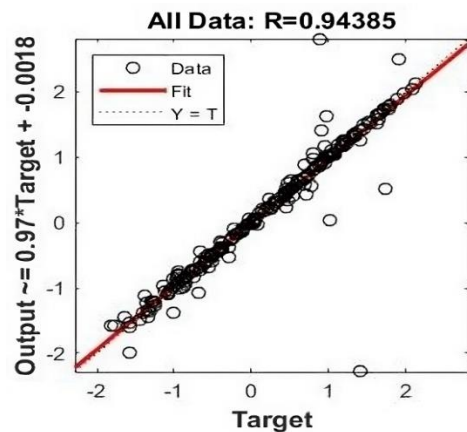
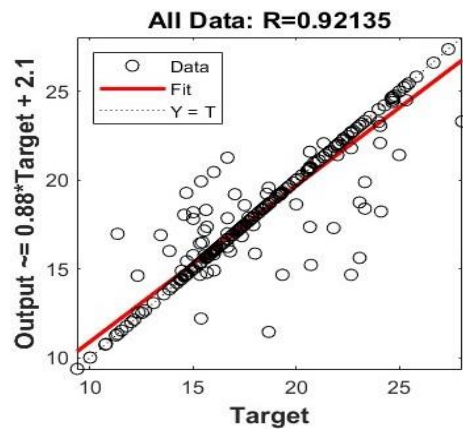
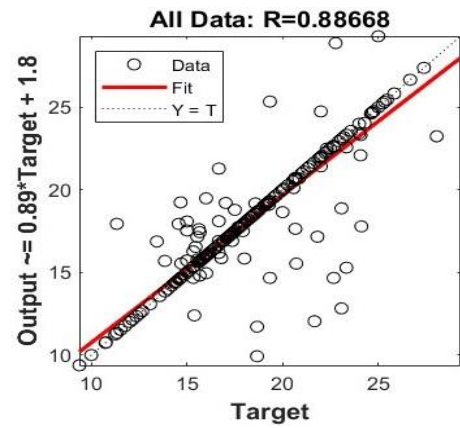
عملکرد  $ANFIS$  با روش‌های مختلف (به عنوان مثال، تقسیم شبکه، تقسیم خوشه‌ای و خوشه بندی میانگین فازی) و توابع عضویت با استفاده از خطای میانگین مربعات ریشه ( $RMSE$ )



شکل ۱۱- مقادیر واقعی و مقادیر پیش بینی شده مدل ANFIS

### ۵- نتیجه گیری

یکی از پرکاربردترین روش های حفاری تونل های مترو، حفاری مکانیزه با استفاده از دستگاه حفاری تمام مقطع می باشد. در شهرها به دلیل وجود سازه های سطحی، سکونت گاه ها و تأسیسات شهری، حفاری تونل ممکن است با خطراتی مانند نشست سازه های سطحی مواجه شود. امروزه استفاده از دستگاه حفاری تعادل فشار زمین (EPB) فراگیر شده است که خطرات فرونشست را تا حد امکان کاهش می دهد. یکی از مهم ترین پارامترهای دستگاه تعادل فشار زمین، نرخ نفوذ



شکل ۱۰- به ترتیب از بالا: همبستگی بین مقادیر خروجی واقعی و مقادیر پیش بینی شده توسط genfis1, genfis2 و genfis3

دستگاه است.

عوامل موثر بر نرخ نفوذ ماشین‌های *EPB* به سه دسته عوامل زمین‌شناسی و ژئوتکنیکی، مشخصات ماشین و پارامترهای عملیاتی تقسیم می‌شوند. پارامترهای مهم ژئوتکنیکی شامل مدول برشی، چسبندگی و زاویه اصطکاک خاک است. از پارامترهای مهم دستگاه می‌توان گشتاور و نیروی رانش را نام برد. پیش‌بینی عملکرد این پارامترها در پروژه‌های حفاری بسیار مهم است. بنابراین پیش‌بینی نرخ نفوذ دستگاه *EPB* برای کاهش هزینه‌ها بسیار مهم است. عوامل موثر بر نرخ نفوذ، پس از تجزیه و تحلیل اجزای اصلی و پس از حذف داده‌های پرت در بانک اطلاعاتی شامل ۳۲۶ داده، به ترتیب عبارتند از: گشتاور، نیروی رانش، مدول برشی، چسبندگی و زاویه اصطکاک.

امروزه استفاده از مدل‌های جدید و هوشمند به دلیل دقت بالا، امکان حل مسائل پیچیده و غیرخطی و همچنین امکان دخالت دانش انسانی و توصیف عدم قطعیت‌ها، به شدت در حال گسترش است. در این مقاله علاوه بر روش رگرسیون خطی، از روش شبکه‌های فازی-عصبی با روش‌های خوشه بندی مختلف یعنی تقسیم شبکه‌ای، خوشه بندی کاهشی و خوشه بندی میانگین فازی با استفاده از جعبه ابزار موجود در *MATLAB* و کدنویسی استفاده شد. در استفاده از شبکه‌های عصبی از ۳۲۶ دسته داده مربوط به ۵ تونل استفاده شده است که ۸۰٪ آن‌ها برای آموزش، ۲۰٪ برای تست و اعتبارسنجی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. نتایج این مطالعات به صورت زیر است:

- ✓ نتایج تحلیل همبستگی نشان داد که تمامی پارامترهای ورودی بر میزان نفوذ دستگاه *EPB* تأثیر معنی داری داشتند. بیشترین تأثیر بر نرخ نفوذ دستگاه مربوط به گشتاور کله حفار بود.
- ✓ پیش‌بینی نرخ نفوذ ماشین با استفاده از روش رگرسیون خطی نشان داد که ضریب تعیین مدل به دست آمده ۰/۷۸۰ و نمودار مدل رگرسیون خطی نزدیک به خط مستقیم و توزیع آن نرمال بوده است.
- ✓ پیش‌بینی نرخ نفوذ در این پژوهش با استفاده از تحلیل عصبی-فازی نشان داد که خطای میانگین مربعات ریشه در روش عصبی فازی (سه روش) به

ترتیب ۰/۰۹۶۷، ۰/۱۵۵ و ۰/۰۲۷۸ بوده است.

- ✓ بررسی نتایج روش‌های مختلف مورد استفاده برای پیش‌بینی نرخ نفوذ دستگاه حفاری تعادل فشار زمین نشان داد که روش عصبی-فازی پیش‌بینی دقیق‌تری از نرخ نفوذ دستگاه *EPB* دارد.



۶- منبع‌ها

- [1] Geokceoglu, C. (2022). Assessment of rate of penetration of a tunnel boring machine in the longest railway tunnel of Turkey, SN Applied Sciences.
- [2] Shi, H., Yang, H., Gong, G., & Wang, L. (2011). Determination of the cutter head torque for EPB shield tunneling machine. *Automation in Construction*, 20, 1087-1095. Jalali, S. E., & Forouhandeh, S. F. (2011, June). Reliability Estimation of Auxiliary Ventilation Systems in Long Tunnels during Construction. *Safety Science*, 49(5), 664-669.
- [3] Faramarzi, L., Kheradmandian, A., & Azhari, A. (2020). Evaluation and optimization of the effective parameters on the shield tbn performance: torque and thrust-using discrete element method (DEM). *Geotechnical and Geological Engineering*, 38, 2745-2759.
- [4] Yavari, M., & Mahdevari, S. (2006, April). TBM Penetration Rate Prediction Using Neural Networks. *Journal of The College of Engineering*, pp. 115-121.
- [5] Adoko, A., Alipov, A., & Yabukov, K. (2019). A Comparative Study of TBM Penetration Rate Assessment Rock Mass Properties. American Rock Mechanics Association. New York.
- [6] Hedayatzadeh, M., Shahriar, K., & Khademi Hamidi, J. (2010). An Artificial Neural Network Model To Predict The Performance of Hard Rock TBM. *ISRM International Symposium* (pp. 23-27). New Delhi: India.
- [7] Gholami, M., Shahriar, K., Sharifzadeh, M., & Khademi Hamidi, J. (2012). A comparison of artificial neural networks and multiple regression analysis in TBM performance prediction. *Asian Rock Mechanics Symposium*, (pp. 15-19). Seoul.
- [8] Chou, H. S., Yang, C. Y., Hsieh, B. J., & Chang, S. S. (2001). A study of liquefaction related damages on shield tunnels. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 16, 185-193.
- [9] Zhao, Y., Gong, Q., Tian, Z., Zhou, S., Jiang, H., "Torque fluctuation analysis and penetration prediction of EPB TBM in rock-soil interface mixed ground, *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2019.
- [10] Steel RGD, Torrie JH. Principles and procedures of statistics: with special reference to the biological sciences: McGraw-Hill; 1960.
- [11] J-SR Jang. Anfis: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3):665-685, 1993.
- [12] MathWorks. Design and simulate fuzzy logic systems, 2017.
- [13] Ali M Abdulshahed, Andrew P Longstaff, and Simon Fletcher. A novel approach for anfis modelling based on grey system theory for thermal error compensation. In *Computational Intelligence (UKCI), 2014 14th UK Workshop on*, pages 1-7. IEEE, 2014.



## Prediction of penetration rate of EPB TBM machines in soft ground using neuro-fuzzy system (ANFIS)

A. Ameli<sup>1</sup>; E. Farrokh<sup>2</sup>; K. Shahriar<sup>3</sup>

1- MSc Student; Faculty of Mining Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

2- Associate Professor; Faculty of Mining Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

3- Professor; Faculty of Mining Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

Received: 04. January .2023; Accepted: 01. June. 2023

(Corresponding author: e.farrokh@aut.ac.ir)

### Keywords

**Penetration rate**  
**Earth Pressure Balance**  
**Linear regression**  
**neural-fuzzy system**  
**Torque**  
**Thrust**

### Extended Abstract

The most crucial performance parameter of a Tunnel Boring Machine (TBM) is the penetration rate, defined as the ratio of the excavating distance to the operational time during tunnel excavation. Geological and geotechnical factors, machine specifications, and operational parameters can significantly influence the TBM penetration rate. Over the past few decades, predictive models for penetration rate have emerged and can generally be classified into three categories: theoretical models, laboratory experimental studies, and empirical models based on the historical field performance of TBMs.

In this study, after component analysis, outlier data removal, and considering geotechnical factors and various machine parameters, the penetration coefficient of an Earth Pressure Balance (EPB) machine was investigated and predicted in five projects.

Linear regression and fuzzy neural network methods were employed for this purpose. To validate each model, the coefficient of determination ( $R^2$ ) statistical index was utilized. The results of the investigations indicated that the fuzzy neural network method exhibited a higher level of accuracy ( $R^2=0.94$ ) in predicting the penetration rate compared to other methods. Furthermore, sensitivity analysis results revealed that the cutter head torque has the most significant impact on the EPB machine penetration rate.

### Summary

Due to the importance of the penetration rate parameter of the TBM machine during the past few decades, penetration rate prediction models have appeared successively. Therefore, in this research, by using the database and selected parameters such as thrust, torque, cohesion, internal friction angle and shear modulus, a model is presented to predict the penetration rate of EPB TBM machines using the Fuzzy-neural methods.

In general, based on the results, it can be understood that by choosing the appropriate parameters for the input of the fuzzy-neural system while considering the rules of the network, the prediction model is performed with acceptable accuracy.

### Introduction

Tunnel Boring Machines (TBM) are widely used in tunnel engineering due to their safety and efficiency. Today, Earth Pressure Balance Boring Machines (EPB) are used due to their high safety, reduction of tunnel displacement and convergence, as well as The rapid development of mechanical and electronic parts of the machine is widely used in earthen environments, especially in urban areas. Penetration rate is a very important factor, because its real-time prediction can reflect the adaptation of TBM under current geological conditions and adjust the parameters. operational help. Two geotechnical factors (pressure and soil properties) and technological factor (machine design, thrust and torque) are effective in the selection and development of EPB machine. In soft ground, in general, the penetration rate is often constant at a constant value during the impact, and mud flow is carefully monitored to maintain working face pressure by balancing the removed volume.

### Methodology and Approaches

The database used in this paper contains 326 datasets from 5 tunnels from around the world. Primary data has been collected using a data logger along the tunnels. A box plot was used to find outlier data and the outlier data were removed. After principal component analysis and removal of outliers, the relationship between each independent variable and ROP was investigated. Correlation analysis of ROP and independent variables showed that the highest correlation was between penetration rate and



---

cutterhead torque. Then, linear regression analysis was used to predict the penetration rate of EPB device. The value of the standard error of estimation is equal to 0.061, which is at an acceptable level. After that, three ANFIS clustering methods (genfis1, genfis2 and genfis3) were used to predict the penetration coefficient, and among these three methods, the CFM method had a higher accuracy of ( $R = 0.944$ ).

### Results and Conclusions

The results of these studies are as follows:

- The results of the sensitivity analysis also showed that all the input parameters had a significant effect on the penetration rate of the EPB device. The biggest effect on the penetration rate of the device was related to the torque of the cutter head.
  - Predicting the penetration rate using the linear regression method showed that the determination rate of the obtained model was 0.780 and the graph of the linear regression model was close to a straight line and its distribution was normal.
  - Prediction of penetration rate in this research using neuro-fuzzy analysis showed that the root mean square error in neuro-fuzzy method (three methods) was 0.0967, 0.155 and 0.0278 respectively.
  - Examining the results of different methods used to predict the penetration rate of the earth pressure balance drilling machine showed that the neuro-fuzzy method has more accurate prediction of the penetration rate of the EPB TBM.
-