Archive of SID

پیش‌بینی نشست حداکثر در حفاری مکانیزه تونلهای دوقلو به روش سپر تعادلی فشار زمین (EPB) با استفاده از مدل ترکیبی نظارت شده هوش مصنوعی

قدرت برزگری*
گروه علوم زمین، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز
عطاالله ندیری
گروه علوم زمین، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز
حسام جاوید
گروه علوم زمین، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۱۰/۱۱ *تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۴/۰۶*

**gbarzegari@tabrizu.ac.ir*

چکیده

از جمله پدیده‌های مهم ناشی از حفر تونل‌ها در محیط‌های شهری، وقوع نشست‌های سطح زمین می‌باشد که علاوه بر آسیب دیدگی سازه‌های مجاور تونل، ممکن است با خطرات جانی نیز همراه باشد. هوش مصنوعی از روش‌های نوینی است که برای بررسی نحوه‌ی ارتباط پارامترهای مختلف با یکدیگر و میزان تأثیر آنها در وقوع مخاطرات ژئوتکنیکی و برآورد احتمال و شدت آنها استفاده می‌شود.

در این مقاله از پارامترهای دخیل در نشست حداکثر سطح زمین در اثر حفاری تونل به روش سپر تعادلی فشار زمین شامل فشار تعادلی جبهه‌ی کار، فشار تزریق دوغاب پشت لاینینگ، نرخ نفوذ ماشین، زاویه انحراف قائم ماشین، سطح آب زیرزمینی، عمق تونل و مشخصات خاک شامل عدد نفوذ استاندارد، مدول الاستیسیته خاک، چگالی خشک خاک، چسبندگی خاک و اصطکاک داخلی خاک مربوط به بخشی از مسیر تونل‌های دوقلوی خط یک قطار شهری تبریز در حدفاصل بین ایستگاه‌های قونقا تا گازران به عنوان ورودی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی برای پیش‌بینی نشست حداکثر استفاده شده است. مقایسه نتایج به دست آمده از مدل‌سازی با نشست‌های اندازه‌گیری شده در خط یک متروی تبریز نشان داد که با وجود توانایی هر دو مدل هوش مصنوعی در تخمین نشست در حفاری مکانیزه، ولی هنوز امکان تدقیق نتایج با استفاده از مدل هوش مصنوعی مرکب وجود دارد. لذا خروجی دو مدل منفرد به عنوان ورودی مدل نروفازی استفاده شد و نتایج بدست آمده (R^2=۰/۹۷ و RMSE=۰/۷۸) نشان از کاهش حداقل ۷۳ درصدی RMSE نسبت به مدل‌های منفرد دارد.

کلمات کلیدی: *شبکه عصبی مصنوعی، هوش مصنوعی مرکب تونلسازی به روش سپر تعادلی فشار زمین، منطق فازی، نشست*

مقدمه

احداث تونل‌های سطحی در نواحی متراکم و پرازدحام شهری با موانع و مشکلاتی روبه‌رو می‌شود که یکی از مهمترین آن‌ها مسئله نشست است. برای پیشگیری از خطرات و ریسک ناشی از این پدیده و به طور کلی تأثیرات احتمالی حفاری تونل بر سازه‌های مجاور، پیش‌بینی میزان حداکثر نشست قبل از شروع عملیات حفاری برای به کارگیری هر گونه تدابیر لازم ضروری می‌باشد. روش‌های کنترل و جلوگیری از نشست، بستگی به روش‌های پیش‌بینی دارند که این امر، اهمیت پیش‌بینی نشست را نشان می‌دهد. به عبارتی دیگر، یکی از مهم‌ترین مراحل احداث تونل‌های مترو که عمدتاً در عمق کمتر از ۲۰ متری سطح زمین و در محیط‌های آبرفتی حفر می‌شوند، پیش‌بینی نشست است. علت اصلی این نشست، رهایی تنش در اطراف تونل است. نشست ممکن است به اندازه‌ای وسیع باشد که سبب گسیختگی و آسیب‌دیدگی سازه‌های مجاور مسیر تونل شده و در صورت پیش‌بینی می‌توان با انتخاب مسیر مناسب و عمق بهینه و در نظر گرفتن تدابیر لازم در زمان حفاری، تاحد ممکن می‌توان این آسیب‌دیدگی‌ها را کاهش داد (Peck, 1969).

جابجایی و تغییرشکل زمین اطراف (به ویژه نشست) پدیده عادی در حفاری‌های زیرزمینی است. مقدار این نشست‌ها که در اثر حفاری تونل با استفاده از ماشین حفاری به روش سپر تعادلی فشار زمین[1] در زمین‌های خاکی ایجاد می شود، به عوامل متعددی بستگی دارد که مهم‌ترین آنها عبارتند از: ۱) شرایط

1- Earth Pressure Balance (EPB)

www.SID.ir

Archive of SID

زمین‌شناسی مهندسی مسیر (تراکم خاک و مقاومت برشی خاک)، ۲) روش حفاری تونل (سنتی یا مکانیزه)، ۳) مشخصات تونل (عمق و قطر) و پارامترهای حفاری (نرخ نفوذ[1]، فشار جبهه‌ی حفاری[2]، فشار تزریق دوغاب پشت لاینینگ[3]، میزان انحراف قائم ماشین حفار[4]). با توجه به این که تمامی این عوامل در اجرای تونل قابل کنترل نیستند و در شرایط زمین‌شناسی مسیر نیز عدم قطعیت‌هایی وجود دارد، پیش‌بینی دقیق جابجایی‌ها بسیار مشکل است. شناخت فرآیند وقوع نشست و اطلاع کامل از عوامل دخیل در آن می‌تواند به مقدار زیادی از مشکلات ناشی از وقوع نشست جلوگیری کند. با بررسی های انجام شده در خصوص دلایل جابجایی‌ها در اجرای تونل مکانیزه تونل، چهار مرحله کلی برای جابجائی سطح زمین می توان در نظر گرفت که عبارتند از (ITA/AITES, 2007): مرحله ۱) نشست در پیشرو و بالای جبهه حفاری، در اثر جابجایی خاک و جریان آب زیرزمینی به داخل تونل که بوسیله فشار جبهه حفاری و مقدار نفوذ دستگاه کنترل می‌شود، مرحله ۲) نشست در بالای سپر دستگاه حفاری، عمدتاً به دلیل اضافه حفاری بوسیله ابزارهای پیرامونی کله ماشین حفار برای کاهش اصطکاک سپر ماشین با زمین حفاری، انحراف قائم دستگاه که باعث بوجود آمدن حفره خالی در بالای سپر می‌شود و همینطور مقداری جزئی در اثر اصطکاک بین زمین و سپر حفاری و مخروطی بودن سپر ماشین ایجاد می‌شود که عمدتاً با دوغاب بنتونیت کنترل می‌گردد، مرحله ۳) نشست در انتهای سپر، به دلیل اختلاف قطر حفار و قطر خارجی لاینینگ تونل که موجب ایجاد حفره خالی در پشت لاینینگ می‌شود ایجاد می‌گردد. نشست این مرحله با تزریق دوغاب سیمان به عنوان پرکننده کنترل می‌شود، مرحله ۴) نشست نهائی، که در اثر پدیده تحکیم، خزش و مقداری بسیار ناچیز بدلیل خاصیت ارتجاعی بتن پیش‌ساخته لاینیگ ایجاد می‌گردد. شکل ۱ تصویری از مراحل مختلف نشست در حفاری مکانیزه با سپر تعادلی فشار زمین را به صورت شماتیک نشان داده شده است.

با توجه به پیچیدگی فرآیند نشست در حفاری مکانیزه و عدم امکان استفاده تمام پارامترهای موثر، استفاده از مدلهای کلاسیک مانند روشهای رگرسیونی و روشهای عددی کارا نبوده و با مشکلات فراوانی رو به روست (Suwansawat and Einstein, 2006). لذا به دلیل توانایی مدلهای هوش مصنوعی[5] مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی[6] و مدل‌های فازی[7] در مدل‌سازی چنین فرآیندهایی برای پیش‌بینی حداکثر نشست کاربرد فراوانی یافته است (Kim et al., 2001; Suwansawat and Einstein, 2006; Ocak and Seker, 2013; Show Fang et al, 2014; Moeinossadat et al., 2016; Nadiri et al., 2018). شبکه‌های عصبی مصنوعی علاوه بر دقت لازم، از سرعت بالا و سهولت کاربرد برخوردار هستند. تجزیه و تحلیل بر اساس مدلهای هوش مصنوعی با استخراج روابط بین عوامل مؤثر بر نشست، مانند عوامل عمق و قطر تونل، خواص خاک و پارامترهای حفاری انجام می‌گیرد. این مدلها جهت پیش‌بینی نشست سطح زمین در تعدادی از پروژه‌های تونل‌زنی مورد استفاده واقع شده است (Inanlou and Ahanghari, 2010; Rezazadeh Anbarani et al., 2013; Jafari et al., 2013; Santos and Celestino, 2008; Ocak and Seker, 2013; Dindarloo and Siami Irdemoosa, 2015 Mohammadi et al., 2015; Camos et al., 2016; Bouayad and Emeriault, 2017).

با این حال در تحقیق Ocak و Seker (۲۰۱۳) پارامترهای اساسی مؤثر بر نشست مثل زاویه اصطکاک داخلی خاک، چسبندگی و مدول الاستیسیته در نظر نگرفته اند و بر شرایط خاصی با عمق متوسط ۲۴/۴۰ متر، تمرکز داشته اند که تعمیم نتایج آن به سایر پروژهای حفاری مترو قابل اطمینان نخواهد بود. علاوه بر این، در تحقیق Bouayad و Emeriault (۲۰۱۷) شرایط زمین شناسی بصورت هموژن فرض شده و از تأثیر پارامترهای عمق و قطر تونل چشم پوشی کرده اند.

در این تحقیق سعی بر آن است که علاوه بر رفع مشکلات تحقیقات پیشین مانند عدم بررسی تمام پارامترهای موثر در نشست و تأثیر ناهمگنی خاک و در مواردی عمق و قطر تونل، مدلی ارائه شود که نتایج آن قابل تعمیم بر سایر پروژه های در حال اجرا در داخل و خارج کشور باشد. لذا به این منظور منطقه مطالعاتی بخشی از مسیر خط یک متروی تبریز حد فاصل بین ایستگاه قونقا تا گازران (شامل مشخصات تونل، خصوصیات زمین شناسی و ژئوتکنیکی، پارامترهای حفاری) انتخاب گردید که دارای شرایط مناسب از لحاظ وجود نهشته های ماسه ای و تناسب عمق و قطر که بسیار متداول و مشابه با سایر پروژهایی از این دست می باشد. در شکل ۲ نیمرخ زمین‌شناسی مهندسی و مقطع عرضی مسیر مورد مطالعه نشان داده شده است. برای پیش بینی نشست حداکثر در منطقه مطالعاتی از روش مدلسازی فازی استفاده شده و نتایج آن با نتایج روش های هوش مصنوعی به کارگرفته شده در تحقیقات قبلی یعنی شبکه های عصبی مصنوعی مقایسه شده است. همچنین با توجه به توانایی هریک از مدلهای هوش مصنوعی، ترکیب این مدلها می تواند از مزایای همزمان هر دو مدل استفاده کند (Nadiri et al., 2013; 2014; 2015; 2018). لذا در این تحقیق نیز از مدل نروفازی برای ترکیب مدلهای منفرد هوش مصنوعی استفاده شده تا از مزایای همزمان هر دو مدل استفاده شود

1-Penetration rate
2-Face support pressure
3-Tail void grouting pressure
4-Pitching angle
5-Artificial intelligence
6-Artificial neural network
7-Fuzz models

www.SID.ir

Archive of SID

روش مطالعه

عوامل اصلی نشست زمین در حفاری تونل به روش EPB

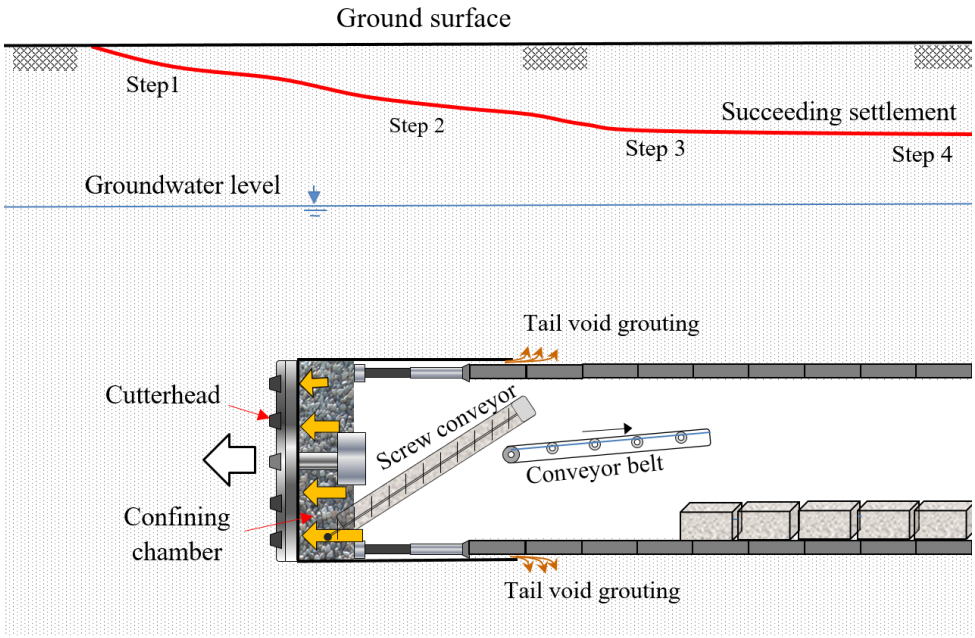
بر اساس مطالعات انجام شده در این زمینه توسط محققان مختلف از جمله Matsushita و همکاران (۱۹۹۵) و با در نظر گرفتن مکانیسم حفاری به روش سپر تعادلی پارامترهای مؤثر بر نشست را می‌توان مطابق جدول ۱ در سه دسته اصلی شامل هندسه تونل، شرایط زمین‌شناسی و پارامترهای حفاری طبقه‌بندی کرد.

هندسه تونل

عمق و قطر تونل دو پارامتر اصلی هندسه تونل به شمار می‌روند، به طوری که هر چقدر قطر تونل بیشتر باشد فضای خالی ایجاد شده بزرگتر شده و بخش بزرگتری از تکیه‌گاه روباره از بین می‌رود و به عبارتی دیگر سطح تماس بیشتری با تنش‌های عمودی و افقی فراهم می‌شود در نتیجه زمین ناپایدارتر شده و احتمال نشست بیشتر می‌گردد. حفاری تونل در اعماق کم (نسبت روباره به قطر کمتر از ۲/۵) منجر به ایجاد نشست هایی در سطح زمین می‌شود به طوری که با افزایش عمق تونل این تاثیر به کمترین مقدار می‌رسد (Pantet et al., 1993). قطر حفاری تونلهای مورد مطالعه در این تحقیق ۶/۸۸ متر و متوسط عمق تونل حدود ۱۰ متر می باشد.

شرایط زمین شناسی

نوع خاک یک شاخص خوب و عامل مهم در تعیین نشست است. در تونل‌زنی به روش مکانیزه، طبقه‌بندی پایدار و ناپایدار خاک به دست‌خوردگی ایجاد شده در اثر حفاری مرتبط می‌شود. از نقطه نظر تاریخی، ترزاقی و پک طبقه‌بندی را برای خاک جهت حفاری تونل توسعه داده‌اند. طبقه‌بندی ترزاقی، یک نوع طبقه‌بندی مبتنی بر رفتارسنجی است که در آن خاک‌ها به صورت سفت، گسسته، ریزشی، رونده، مچاله شونده یا آماسی طبقه‌بندی شده‌اند و معمولا به عنوان یک طبقه‌بندی مبتنی بر تجربه فرد تونل‌ساز شناخته می‌شود. روش‌های کمی و کیفی دیگری برای طبقه‌بندی خاک‌ها موجود است. آزمایش‌های نفوذ استاندارد[1] تخمینی از تراکم نسبی خاک درجا را ارائه می‌دهد. این آزمایش صحرایی اغلب برای دسته‌بندی خاک‌های غیرچسبنده استفاده می‌گردد. خاک‌های ریزدانه چسبنده بر مبنای میزان روانی مرتبط با مقاومت برشی زهکشی نشده آنها توصیف می‌شوند. هرچه اطلاعات بیشتری از لحاظ درجه سیمان‌شدگی، شاخص خمیری، نفوذپذیری و ویسکوزیته مصالح زیر سطح آب زیرزمینی بیشتر باشد، پارامترهای حفاری از جمله فشارهای جبهه حفاری و تزریق دوغاب پشت لاینینگ با دقت بیشتری محاسبه شده و نشست کمتری اتفاق می افتد(O'Carroll and Jerome, 2005). در مقاله حاضر پارامترهای مدول الاستیسیته و دانسیته خاک، اصطکاک داخلی و چسبندگی خاک مورد مطالعه قرار گرفته‌اند.

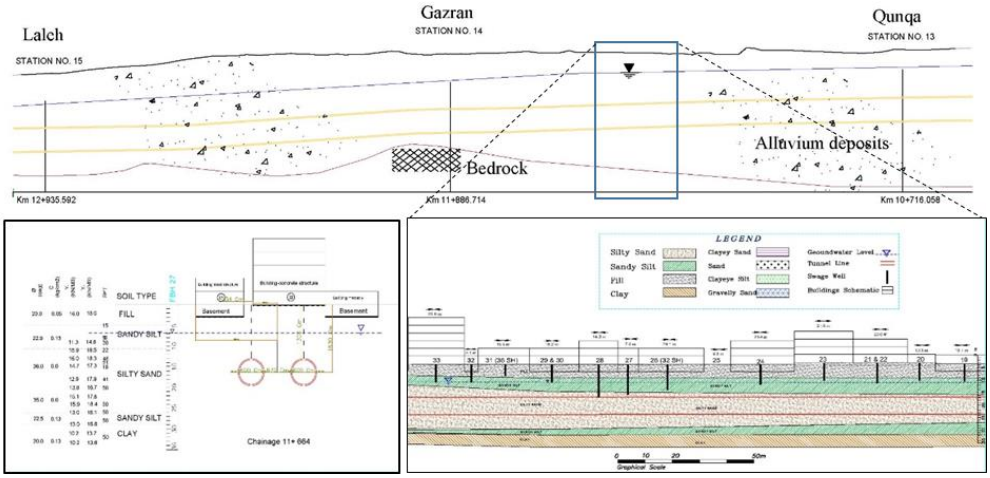


شکل ۱- تصویری شماتیک از مراحل مختلف نشست در حفاری مکانیزه تونل به روش سپر تعادلی فشار زمین.
Fig. 1. Schematic diagram of different settlement steps during EPB tunneling.

1-Standard Penetration Test (SPT)

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۲- نیمرخ زمین‌شناسی مهندسی و مقطع عرضی مسیر مورد مطالعه.

Fig. 2. Engineering geological profile along the tunnel alignment.

جدول ۱- پارامترهای مؤثر بر نشست سطح زمین در حفاری تونل به روش سپر تعادلی.

Table. 1. Factors affecting the surface settlement in EPB tunneling.

Category	Factors
Tunnel geometry	Tunnel depth (m)
	Tunnel diameter (m)
Geological conditions	Geology (soil or rock)
	Geotechnical characteristics (soil grain size, compaction, cohesion, angle of friction, Elasticity module)
	Groundwater level (m)
TBM operation factors	Face support pressure (kPa)
	Tail void grouting pressure (kPa)
	Pitching angle (°)
	Penetration rate (mm/min)

پارامترهای حفاری

الف) فشار جبهه حفاری

ماشین‌های حفاری تونل از نوع سپر تعادلی فشار زمین (EPB)، از امکان اعمال فشار پایدار و کنترل‌شده بر جبهه‌ی حفاری تونل برخوردار هستند تا از حرکت کنترل نشده خاک و تغییرات آب زیرزمینی در جبهه‌ی کار تونل جلوگیری شود. کنترل دقیق فشار و به حداقل رساندن اضافه حفاری، می‌تواند خطر نشست‌ها یا بالازدگی‌های سطحی ناشی از حفاری تونل را کاهش دهد (شکل۳a). بر این اساس در تونل‌زنی به روش حفاری مکانیزه، فشار جبهه حفاری یکی از مهم‌ترین پارامتر مؤثر برنشست سطح زمین است. فشار اعمال‌شده باید در محدوده مجاز باشد در غیر این صورت، دست‌خوردگی‌ها و تغییرشکل‌های زمین اطراف را سبب شده و با نشست و یا بالازدگی زمین همراه خواهد بود (Suwansawat and Einstein, 2006).

ب) فشار تزریق فضای پشت لاینینگ

فضای خالی پشت لاینینگ بتنی تونل به دلیل اختلاف قطر حفاری و خارجی بتن لاینینگ می‌باشد. در دستگاه حفاری مکانیزه سپری با روش سپر تعادلی (EPB) قطعات بتنی در داخل و قسمت انتهایی سپر دستگاه نصب و جاگذاری می‌شوند و قطر سپر از حلقه خارجی بتن بیشتر است. در نتیجه فضای خالی بین پوشش بتنی و خاک حفاری شده وجود دارد. این فضای خالی با عبور سپر فولادی تمایل به پر شدن توسط خاک اطراف تونل را دارد. در واقع با عبور سپر، خاک اطراف تونل به سمت داخل تونل ریزش خواهد کرد و در نتیجه این مسئله یکی از عوامل مهم ایجاد نشست در سطح زمین خواهد شد. عملیات تزریق دوغاب پشت لاینینگ با فشار کافی به‌منظور پر کردن این فضا و جلوگیری از این نشست نیز صورت می‌گیرد. بنابراین فشار تزریق دوغاب در کنترل نشست‌های سطحی زمین نقش مهمی ایفا می‌کند(شکل۳b) (Leca, 1989).

ج) زاویه انحراف دستگاه نسبت به محور

زاویه قرارگیری یا انحراف سپر نسبت به افق در حین حفاری از دیگر پارامترهای مؤثر بر نشست است (شکل۳c). انحراف سپر ماشین حفاری نسبت به

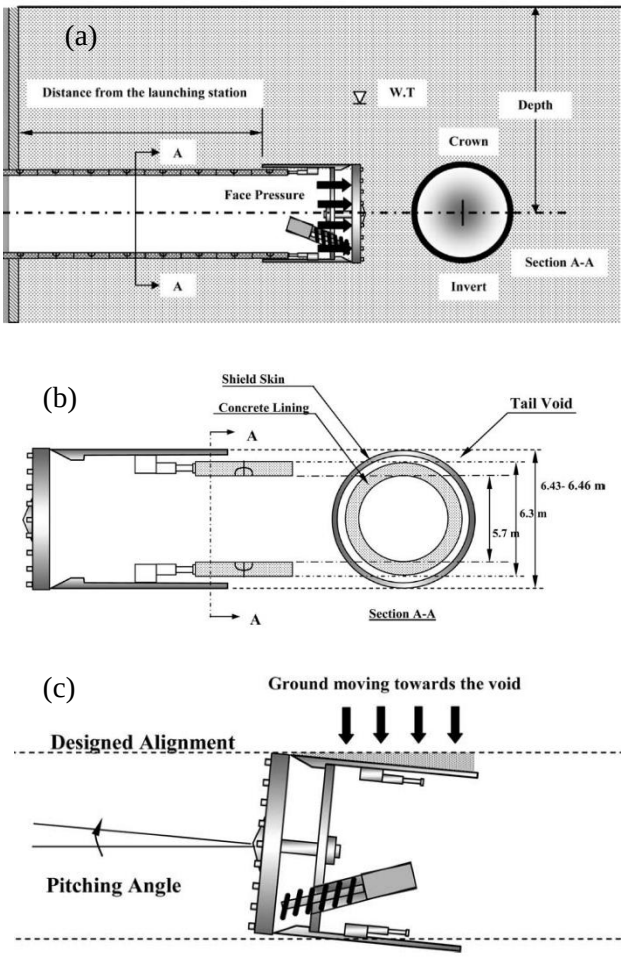
www.SID.ir

Archive of SID

افق ممکن است با نشست و یا بالازدگی همراه باشد. در شرایط انحراف زیاد در جهت بالا، حفره خالی نسبت بزرگی در بالای سپر ایجاد می‌گردد و باعث افزایش نشست می‌شود (Suwansawat and Einstein, 2006).

د) نرخ نفوذ

یکی از پارامترهای تأثیرگذار دیگر بر روی نشست، میزان نرخ نفوذ ماشین در حین حفاری است. نرخ نفوذ به صورت سرعت حفاری و حرکت رو به جلو سپر تعریف می‌گردد که در هر چرخه حفاری اندازه‌گیری شده و مقدار آن به‌صورت میلی‌متر بر دقیقه می‌باشد. اگر میزان خاک حفاری شده در مقایسه با نرخ نفوذ بیش از حد مجاز باشد به معنی اضافه حفاری بوده و نشست‌هایی را در سطح زمین ایجاد خواهد کرد (Suwansawat and Einstein, 2006).



شکل ۳- (a) پارامترهای هندسه و فشار جبهه‌ی تونل (b) فشار تزریق پشت لاینینگ (c) انحراف قائم ماشین.

Fig. 3. (a) Tunnel geometry and face pressure (b) Tail void grouting pressure (c) Pitching angle.

هوش مصنوعی

مدلهای هوش مصنوعی به دلیل توانمندی آنها در شناخت رفتار سیستمهای غیرخطی و پیچیده به سرعت در علوم مهندسی به کار گرفته شدند و هر یک از این مدلها به دلیل دارا بودن توانمندی های منحصر به فرد خود می توانند در شبیه سازی سیستمهای طبیعی نتایج متفاوت اما قبل مقایسه ای را ارائه دهند به همین دلیل مدلهای جدید برای بررسی رفتارهای سیستمهای طبیعی ارائه و روشهای قبلی مقایسه می شوند (Nadiri et al., 2018). در این تحقیق نیز مدل فازی برای شبیه سازی پدیده نشست استفاده شده و نتایج آن با نتایج مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی که در تحقیقات قبل هم استفاده شده است مقایسه می شود.

شبکه عصبی مصنوعی

اساس ابداع شبکه‌های عصبی، شبیه‌سازی رفتار مغز انسان است. در بین تمام خواص مهم شبکه‌های عصبی، خاصیت یادگیری شبکه‌ها اهمیت ویژه‌ای دارند. شبکه‌ی عصبی به دلیل انعطاف و قابلیت یادگیری بالا، به عنوان سیستم‌های یادگیر دارای توانایی هستند که از گذشته بیاموزند و رفتار خود را در حین یادگیری بهبود

www.SID.ir

ببخشند. به همین سبب می‌توان از این تکنیک به منظور پیش‌بینی نشست متناسب با خصوصیات هندسه تونل و ژئومکانیکی زمین پیرامون تونل کمک گرفت. با به کار بردن این تکنیک و با استفاده از موارد اجرایی مشابه، شبکه جهت تعیین الگوی مناسب آموزش یافته و در محل اجرا با توجه به پارامترهای ساختگاه فضا، نشست حداکثر پیش‌بینی می‌شود (Hagan et al., 1995).

یکی از کاربردی‌ترین انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی در جهت حل مسائل مهندسی و ژئوتکنیکی، شبکه‌های چند لایه‌ای پرسپترون (MLP) هستند که رمرهات در سال ۱۹۸۶ معرفی کرد. یک شبکه عصبی از عناصر پردازشی به نام نورون یا گره تشکیل شده است. شبکه‌های MLP از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه مخفی و یک لایه خروجی تشکیل شده‌اند. نورون‌های توسط وزنها به لایه های بعدی مرتبط می شوند و بایاسها در نورونهای لایه میانی و خروجی تعدیل مقادیر رو بر عهده دارند. توابع تبدیگر نیز وظیفه پردازش نورونها لایه میانی را برعهده دارند که می توانند طیف وسیعی از توابع رو شامل شود که در این تحقیق تابع هایپربولیک به عنوان تابع تبدیگر استفاده گردیده است. وزن و بایاس در شبکه‌های عصبی مصنوعی توسط الگوریتمهای بهینه سازی مانند لونبرگ مارکوارت (LM) به دست می آیند. ساختار یک شبکه MLP، در این مطالعه به صورت شکل ۴ نشان داده شده است. اسکالرهای I وO به ترتیب ورودی و خروجی را نشان می-دهند. میزان تأثیر O روی I با مقدار اسکالر w تعیین می‌شود. ورودی دیگری که مقداری ثابت برابر با یک است در جمله بایاس b ضرب شده و سپس با w و I جمع می‌شود (روابط ۱ و ۲) (ASCE, 2000; Nadiri et al., 2018):

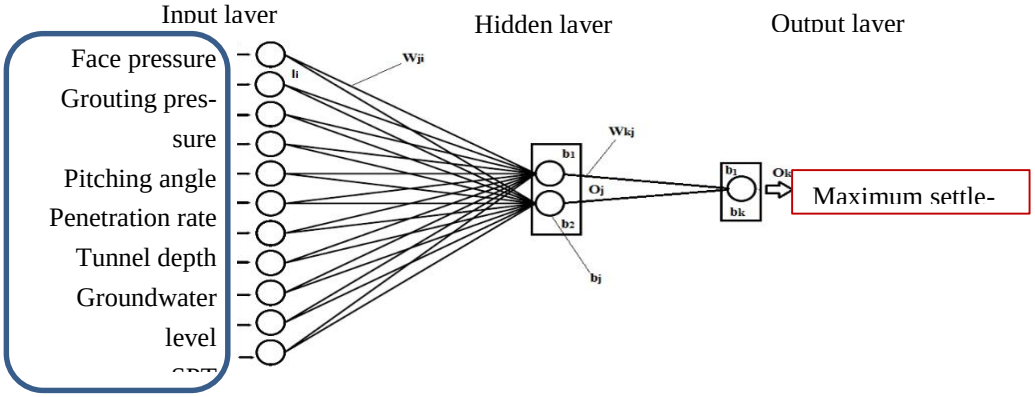
$$O_i = f_1\left(b_j + \sum_i W_{ji} I_i\right) \quad (۱)$$

$$O_k = S_{max} = f_2\left(b_k + \sum_i W_{ki} O_i\right) \quad (۲)$$

f_1 و f_2 تابع تبدیلگر لایه پنهان و لایه خروجی، Ii ورودی iام، Oj خروجی jام، Wji وWki وزن ارتباط دهی بین دولایه، bj و bk برابر مقدار بایاس‌های تنظیم کننده ورودی و لایه پنهان هستند.

منطق فازی

منطق فازی[1] مبتنی بر نظریه مجموعه فازی است که اولین بار توسط زاده معرفی شده است (Zadeh et al.,1996). ریاضیات فازی یک فرا مجموعه از منطق بولی است که بر مفهوم درستی نسبی دلالت می‌کند. منطق کلاسیک هر چیزی را بر اساس یک سیستم دوتایی (۰ یا ۱) نشان می‌دهد ولی منطق فازی درستی هر چیزی را با یک عدد که مقادیر آن بین صفر و یک است نشان می‌دهد. منطق فازی معتقد است که ابهام در ماهیت علم است. برخلاف دیگران که معتقدند که باید تقریب‌ها را دقیق‌تر کرد تا بهره‌وری افزایش یابد. زاده معتقد است که باید به دنبال تولید مدل‌هایی بود که ابهام را به عنوان بخشی از سیستم مدل کند(Kosko, 1992). هر مجموعه فازی به وسیله‌ی یک تابع عضویت نشان داده می‌شود. تابع عضویت دارای اشکال مختلفی مانند گوسی، مثلثی، ذوزنقه‌ای، سیگموئید و غیره است. هر سیستم فازی شامل سه بخش اصلی است (شکل ۵): ۱- فازی کردن داده‌ها ۲- سیستم استنتاج فازی (قوانین فازی) ۳- غیرفازی سازی داده‌ها. در فازی‌سازی، ورودی‌ها از طریق تابع عضویت مربوط، به مجموعه فازی مناسب تغییر می‌یابد و نتایج فازی سازی شده از طریق سیستم استنتاج فازی به دست می‌آید. در مرحله‌ی آخر از اجتماع خروجی‌ها و غیرفازی‌سازی آن‌ها، نتایج نهایی به دست می‌آید. بر اساس نوع توابع عضویت، مدل فازی به دو نوع ممدانی و سوگنو تقسیم می‌شود. در روش ممدانی توابع عضویت خروجی، مجموعه‌های فازی هستند اما در مدل تاکاگی سوگنو ، خروجی به صورت ثابت یا خطی است که توسط روش دسته‌بندی به دست می‌آید (Nadiri et al., 2013).

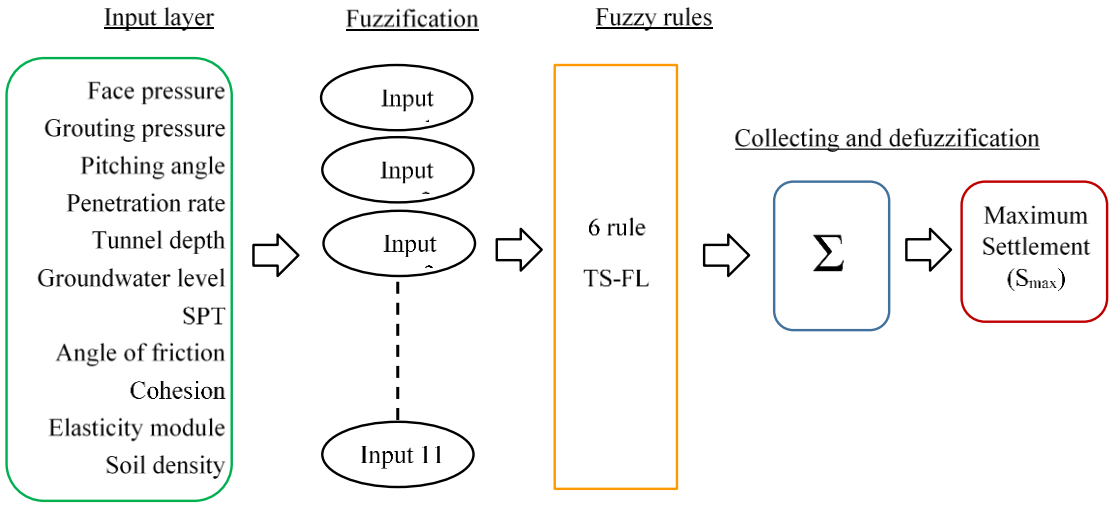


شکل ۴- ساختار مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی نشست در حفاری مکانیزه به روش فشار تعادلی.

Fig. 4. Structure of artificial neural network model for predicting maximum settlement in EPB tunneling.

1- Fuzzy logic (FL)

www.SID.ir



شکل ۵- مدل منطق فازی مورد استفاده برای پیش‌بینی نشست در حفاری مکانیزه تونل به روش تعادلی فشار زمین.

Fig. 5. Fuzzy logic model used for prediction of maximum settlement in EPB tunneling.

در این تحقیق از منطق فازی به روش تاکاگی سوگنو (TS-FL) استفاده شده است. در این روش توابع عضویت خروجی ثابت (صفر) و به صورت خطی می‌باشند. دسته‌بندی ورودی و توابع عضویت خروجی طی یک فرآیند به نام خوشه‌بندی انجام می‌شود. مجموعه خوشه‌بندی و فازی سازی به روش TS-FL بر پایه اگر و آنگاه است (Chiu, 1994; Chen and Wang, 1999).

انتخاب یک شعاع خوشه مناسب تعدادی از خوشه‌ها و فازی‌سازی در حالت اگر و آنگاه را کنترل می‌کند، کاهش شعاع خوشه، تعداد خوشه‌ها را افزایش می‌دهد و منجر به خوشه‌های کوچکتر می‌شود. در مقابل، با استفاده از شعاع خوشه‌ای بزرگ، خوشه‌های بزرگی از داده‌ها تولید شده و در نتیجه تعداد کمی از قوانین به دست می‌آید (Chiu, 1994). یک مدل TS-FL بدون تعداد کافی از قوانین نمی‌تواند کل دامنه را پوشش دهد و در صورت استفاده از قوانین بیش از حد پیچیده، ممکن است به عملکرد پایین منجر شود. بنابراین، شعاع خوشه باید به دقت انتخاب شود تا خوشه‌ها و قوانین مناسب بدست آید. برای مدل TS-FL مورد استفاده در این مطالعه، از یک تابع گاوس تعمیم یافته برای ایجاد توابع عضویت برای ۱۰ داده ورودی استفاده شده است. هر ورودی به چهار کلاس تقسیم بندی شده است، سپس بر اساس تابع عضویت برای ۱۱ ورودی، بر اساس اگر و آنگاه فازی‌سازی شده است و در آخر بر اساس نوع داده‌های ورودی، خروجی را به صورت خطی نشان می‌دهد. همانطور که از روش خوشه‌بندی کمکی استفاده می‌شود، تعداد قوانین برابر تعداد خوشه‌ها است. برای پیش‌بینی نشست در این مقاله، فازی‌سازی برای i به صورت زیر است:

Rule i: If ((F.P) belongs to MFi F.P) and ((G.P) belongs to MFi G.P) and ((P.i) belongs to MFiP.i) and ((Pe) belongs to MFiP.e) and (D belongs to MFiD) and ((W.t) belongs to MFiW.t) and (SPT belongs to MFiSPT) and (ɣd belongs to MFi ɣd) and (ϕ belongs to MFi ϕ) and (E belongs to MFiE) and (C belongs to MFiC) Then S : mi (F.P)+ ni (G.P)+ oi (Pi) + pi(Pe) +qi(D)+ri(w.t)+si(SPT)+ti(ɣd) +ui(ϕ)+vi(E)+xi (C) + ci

MFid = تابع عضویت i ام با ورودی d، و ci, xi ,vi , ui , ti , si ,ri, qi ، pi , oi , ni, mi ، پارامترهای تابع خروجی می باشد که ضرایب با میانگین مربعات خطا تخمین زده می شوند. خروجی نهایی برابر میانگین مجموع وزن‌های خروجی(Wi) و به صورت زیر است:

$$S_{max} = \frac{\sum_i w_i (S_{max})_i}{\sum_i w_i} \qquad (۳)$$

مدل ترکیبی نظارت شده

یک مدل ترکیبی نظارت شده[1] از گروهی از مدل‌های هوش مصنوعی تشکیل شده که خروجی‌های مدل‌های منفرد را ترکیب می‌کند و با توجه به اینکه هر یک از مدل‌های هوش مصنوعی مزایای منحصر به فردی دارد بنابراین مدل هوش مصنوعی مرکب از مزایای همه این مدل‌ها استفاده می‌کند و نتایج بهتری نسبت به هر یک از مدل‌های منفرد ارائه می‌دهد (Nadiri et al., 2018) از جمله روش‌های ترکیب مدل‌ها می‌توان به روش متوسط گیری ساده و متوسط گیری وزنی اشاره کرد (Nadiri et al., 2013). در این مطالعه، یک مدل ترکیبی نظارت شده (SCAI) برای پیش بینی نشست ارائه شده که در این روش یک مدل هوش مصنوعی (AI) به عنوان یک ترکیب کننده نظارت شده غیرخطی به کار گرفته شده است که جایگزین روش متوسط گیری ساده و وزنی است (Tayfur et al., 2014).

1- Supervised combined artificial intelligence (SCAI)

www.SID.ir

Archive of SID

در این تحقیق برای استفاده همزمان از کارایی مدل‌های شبکه عصبی و فازی تاکاگی- ساجنو از مدل هوش مصنوعی ترکیبی نظارت شده (SCAI) استفاده شده است. نشست محاسبه شده به وسیله این دو مدل منفرد هوش مصنوعی ورودی‌های مدل SCAI را تشکیل می‌دهند. مدل هوش مصنوعی ترکیبی شامل ۲ مدل هوش مصنوعی است که در طی دو مرحله اصلی ایجاد می‌شود. در مرحله اول، نشست با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی شامل شبکه عصبی پیشرو (FFN)، فازی تاکاگی- ساجنو (TS-FL) پیش‌بینی شده و در مرحله دوم، از یک مدل نروفازی به عنوان یک ترکیب کننده غیرخطی نظارت شده برای ترکیب مدل-ها استفاده می‌شود. عبارت ریاضی مدل SCAI به صورت زیر است (روابط ۴ الی ۶):

$$S_i = AI_i(\text{F.P, G.P, P.i, Pe, D, W.t, SPT, }\gamma d, \varphi, \text{E, C, G.P, Pi}) \quad (۴)$$

$$O_j = f_1\left(b_j + \sum_i W_{ji}\ S_i\right) \quad (۵)$$

$$O_k = s_{SCAI} = f_2\left(b_k + \sum_j W_{kj}\ O_j\right) \quad (۶)$$

Si خروجی هر کدام از مدل هوش مصنوعی (AI) است که به عنوان ورودی استفاده شده‌اند، *f1* و *f2* توابع فعال سازی به‌ترتیب برای لایه پنهان و لایه خروجی هستند، *Oj*، jامین خروجی گره‌ها در لایه پنهان، *Wji* و *Wkj* وزن‌هایی هستند که قدرت ارتباطی بین دو لایه را کنترل می‌کنند، *bj* و *bk* بایاس‌ها هستند که به‌ترتیب برای تنظیم مقدار متوسط در لایه پنهان و لایه خروجی استفاده شده‌اند. انواع توابع فعال سازی برای *f1* از نوع سیگموئید تانژانتی (Tansig) و برای *f2* از نوع خطی (Purelin) هستند، Ok یا VulSCMAI خروجی مدل SCMAI است (Nadiri et al., 2013). در مرحله آموزش شبکه عصبی (ANN)، الگوریتم لونبرگ-مارکوارت (LM) به عنوان یک الگوریتم یادگیری برای برآورد وزن‌ها (*Wji* و *Wkj*) و بایاس‌ها انتخاب شده است (ASCE, 2000).

نتایج

مدل‌سازی به روش شبکه عصبی مصنوعی

جهت ساخت مدل شبکه عصبی مصنوعی به روش شبکه چند لایه پرسپترون از ۱۱۹ داده به دست آمده از پروژه خط یک متروی تبریز به کمک ۱۱ پارامتر به عنوان ورودی با استفاده از نرم افزار MATLAB استفاده شده است به طوری که در ابتدا بایستی پارامترهای ورودی و خروجی شبکه مشخص شوند. پارامترهای ورودی شامل پارامترهای حفاری ماشین (فشار تعادلی جبهه کار، فشار تزریق دوغاب پشت لاینینگ، نرخ نفوذ ماشین حفار، زاویه انحراف ماشین)، عمق تونل، و شرایط زمین‌شناسی شامل (سطح آب زیرزمینی، مدول الاستیک خاک، چسبندگی خاک، زاویه اصطکاک داخلی، عدد نفوذ استاندارد و دانسیته خشک خاک) می‌باشند. در این مطالعه، پارامترهای مربوط به ماشین حفاری از اطلاعات سیستم PLC دستگاه حفار که برای هر رینگ با عرض ۱/۴ متر ثبت شده است استفاده گردید. اطلاعات زمین‌شناسی از گمانه‌های ژئوتکنیکی حفاری شده در طول مسیر استخراج گردیده است. داده‌های نشست-های واقعی از طریق برداشت‌های نقشه‌برداری که با نصب تارگت و رفلکتور بر روی ستونها و دیوار ساختمانها در حین و بعد از عبور ماشین‌های حفار قرائت شده است مورد استفاده قرار گرفته است. پارامتر خروجی، نشست حداکثر ناشی از حفاری است. در مرحله بعد داده‌ها به دو دسته داده‌های آموزشی و آزمون تقسیم می‌شوند. ۳۰ درصد از داده‌های موجود بصورت تصادفی انتخاب و به عنوان داده‌های آزمون استفاده شدند و۷۰ درصد آنها نیز برای آموزش شبکه به منظور پیش‌بینی نشست حداکثر سطح زمین به کار گرفته شده است. هدف از آموزش شبکه عصبی، تعیین پارامترهای بهینه شبکه شامل وزنها و بایاسها می باشد. در این تحقیق تعداد لایه میانی و تعداد نورون‌های لایه‌های میانی به ترتیب برابر یک و دو تعیین گردید. تعیین این مقادیر به روش آزمون و خطا انجام گردید. در مدل‌سازی انجام شده برای رسیدن به شبکه بهینه، از الگوریتم‌های متفاوتی همچون ۱- الگوریتم گرادیان مزدوج مقیاس شده[1](SCG)، ۲-الگوریتم گرادیان نزولی با نرخ تطبیقی یادگیری[2](GDA)، ۳- الگوریتم گرادیان نزولی مومنتوم[3](GDM)، ۴- الگوریتم لونبرگ مارکوارت۴ (LM) استفاده شده است. بهترین نتیجه را الگوریتم لونبرگ مارکوارت با یک لایه پنهان و دو نورون در لایه پنهان با توابع انتقال تانژانت سیگموئید و خطی نشان دادند بطوری که مقدار جذر میانگین مربعات خطا برابر ۲/۸۷ میلی متر و ضریب تعیین ۰/۸۱ را دارا می‌باشد (جدول ۲). شکل ۶ a و b، نمودار نشست پیش‌بینی شده را در حالت آموزش، آزمون و کل را نشان می‌دهد.

جدول ۲- نتایج حاصل از مدل‌سازی به روش شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های مختلف.

Table 2. Results of artificial neural network modeling with different algorithms.

Algorithm	R^2 (train)	R^2 (test)	RMSE (train)	RMSE (test)
SCG	0.9	0.72	2.03	4.74
GDA	0.88	0.82	2.18	3.99
GDM	0.88	0.7	2.16	3.05
LM	0.82	0.81	2.74	2.87

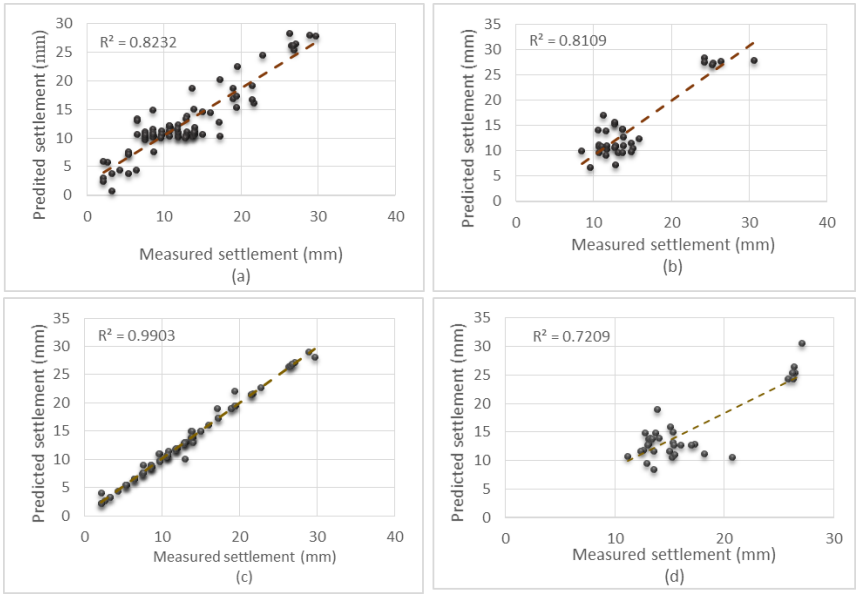
1-Scaled conjugate gradient
2- Gradient descent with adaptive learning rate
3- Gradient descent with momentum
4- Levenberg - Marquardt

www.SID.ir

Archive of SID

مدل‌سازی به روش منطق فازی

برای مدل TS-FL، اولین مرحله دسته بندی داده‌ها می‌باشد که شعاع خوشه‌ها با به حداقل رساندن RMSE تعیین می‌شود. از طریق جستجوی سیستماتیک در مدل انجام شده، شعاع تأثیر ۰/۶ با خطای ۳/۲۶ میلی‌متر بهترین نتیجه را نشان داده است. این شعاع خوشه‌ای، شش قاعده فازی (اگر-آنگاه) و ۶ تابع عضویت گاوسی را ایجاد می‌کند. در هر قانون پارامترهای ورودی و خروجی به کمک تابع عضویت در جهت به حداقل رساندن خطای شبکه ی می‌باشند. نتایج نشان می‌دهد که ضریب تعیین (R^2) و RMSE در مرحله آموزش و آزمون به ترتیب برابر با ۰/۹۹ و ۰/۰۱ میلی متر و ۰/۷۲ و ۳/۳۶ میلی متر می‌باشد (شکل ۶ c و d).



شکل ۶- مقایسه مقادیر نشست اندازه‌گیری شده با پیش‌بینی شده، بوسیله مدل شبکه عصبی مصنوعی (a) آموزش (b) آزمون، و مدل فازی (c) آموزش (d) آزمون.

Fig. 6. Comparison of measured and predicted values of settlement; by artificial neural network model (a) training (b) testing and fuzzy model (c) training (d) testing.

مدل ترکیبی نظارت شده هوش مصنوعی

در این تحقیق برای ایجاد مدل مرکب از یک مدل نروفازی برای ترکیب نتایج مدل‌های شبکه عصبی پیشرو و فازی تاکاگی- ساجنو استفاده شد. در این مدل، مقادیر نشست محاسباتی توسط دو مدل به عنوان ورودی‌های مدل نروفازی و نشست مشاهداتی خروجی مدل را تشکیل می¬دهد. برای مدل NF استفاده شده در مدل SCAI، بر اساس معادلات ۲ و ۳ به کار گرفته شده است. این روش ترکیبی از روش فازی و شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد که از مزایای هر دو روش استفاده می‌کند به‌طوری‌که از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای بهینه‌سازی مدل فازی استفاده می‌شود. اولین مرحله در مدل نروفازی ایجاد مدل فازی بر اساس داده‌های ورودی و خروجی است که در مدل‌سازی به روش نروفازی باید از روش فازی ساگنو استفاده شود که در این تحقیق نیز از مدل فازی ساگنو با دسته‌بندی کاهشی استفاده شد. برای مدل-سازی به روش نروفازی، تعیین شعاع بهینه امری مهم و اساسی می‌باشد؛ بنابراین برای تعیین شعاع بهینه و تعداد قوانین، شعاع را بین بازه ۰/۱ تا ۱ در نظر گرفته و مقدار RMSE میانگین مرحله آموزش و آزمایش محاسبه شد و تعداد قوانین در هر شعاع یادداشت شد. لذا بر اساس کمینه RMSE، شعاع بهینه ۰/۵ و ۴ قانون و دسته فازی بدست آمد. بنابراین شعاع بهینه برای تخمین نشست توسط مدل مرکب ۰/۵ در نظر گرفته شد. تابع عضویت استفاده شده برای اجرای مدل، گوسین می‌باشد. بر اساس نتایج بدست آمده (جدول ۳) مدل مرکب در مرحله آموزش و آزمایش برای RMSE، به ترتیب برابر ۰/۵۲ و برای ^2R مقدار ۰/۹۸ و ۰/۹۷ بدست آمد.

بحث

نتایج حاصل از مدل‌سازی به روش هوش مصنوعی در حالت آزمون در جدول ۳ ارائه شده است. با توجه به نتایج، از میان دو روش هوش مصنوعی، مدل شبکه عصبی مصنوعی نتیجه بهتری نسبت به منطق فازی نشان می‌دهد. در شکل ۷ مقایسه نتایج بدست آمده از هر دو روش هوش مصنوعی با نشست واقعی برداشت شده در طول مسیر است. هر دو روش هوش مصنوعی برای پیش‌بینی نشست حداکثر به علت نزدیک بودن نتایج به هم و پایین بودن خطا قابل استفاده می‌باشند و اختلاف زیاد و معنی داری بین نتایج وجود ندارد.

بر اساس نتایج مدل مرکب، این مدل سعی در نزدیک کردن نتایج به مقادیر مشاهداتی دارد و از طرفی در خیلی از نقاط مانند نقطه ۶ و ۷ مدل فازی و شبکه عصبی در دو نقطه مقابل هم و دورتر از مقادیر مشاهداتی قرار

www.SID.ir

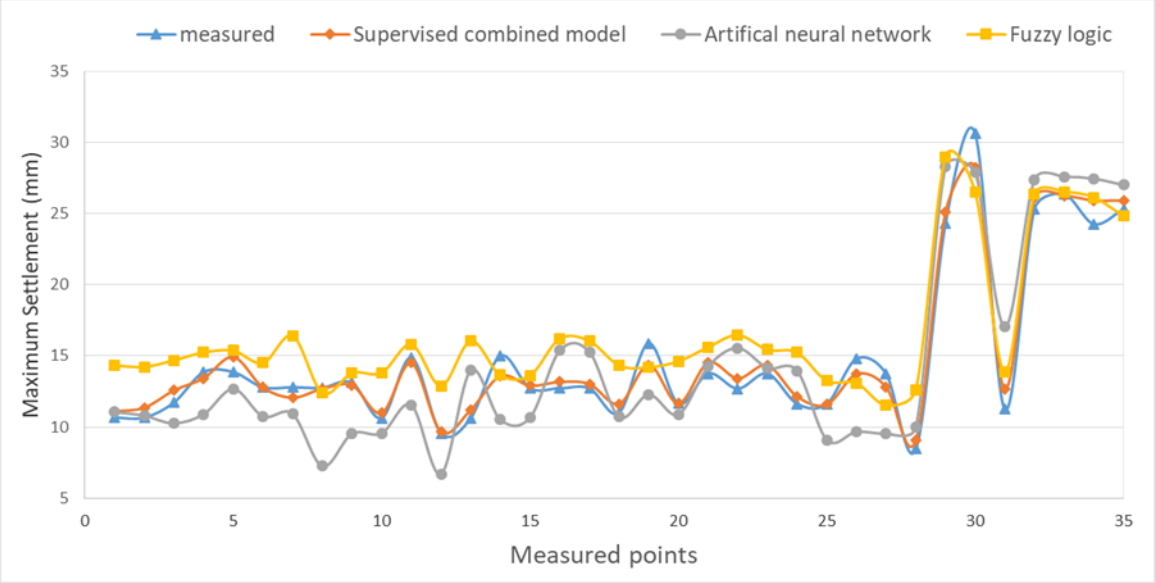
Archive of SID

گرفته است. در حالی که مدل هوش مصنوعی مرکب در این نقاط مقادیر متوسط و یا حد واسط دو مقدار نتایج فازی و شبکه عصبی را ارائه می دهد. از طرفی برخی نتایج مدل مرکب نزدیک به بهترین مدل منفرد است مانند نقاط ۱۵ و ۲۰ و نیز می توان نقاطی مانند نقطه ۳۱ را نشان داد که نتایج مدل هوش مصنوعی مرکب دورتر از نتایج دو مدل منفرد نزدیک به مقادیر مشاهداتی قرار می گیرد. بر اساس نتایج تحقیقات قبلی انجام یافته بر روی مدلهای مرکب هوش مصنوعی(Nadiri et al., 2018; Tayfur et al., 2014)، یافته‌های این تحقیق تأیید می‌شود به طوری که این مطالعات نیز نشان از نزدیک شدن نتایج مدل هوش مصنوعی مرکب به نتایج مشاهداتی فارغ از محل قرار نتایج مدلهای منفرد دارد. لذا به طور کلی می توان گفت مدلهای مرکب علاوه بر استفاده از مزایای مدل‌های منفرد نزدیک ترین نتایج را نسبت به مقادیر مشاهداتی نشان می‌دهد.

همانطور که بصورت تجربی نیز ثابت شده است فشار جبهه کار و تزریق دوغاب پشت لاینینگ از پارامترهای اصلی در کاهش میزان تغییرشکل روباره تونل بوده و دقت در محاسبه آن نقش اساسی در کاهش میزان نشست زمین دارد این موضوع در آنالیز حساسیت انجام یافته نیز بخوبی مشاهده می‌شود.

جدول ۳- نتایج حاصل از مدل‌سازی به روش هوش مصنوعی عادی و ترکیبی برای مرحله آزمایش.
Table 3. Conventional and combined artificial intelligence results for the testing stage.

Artificial intelligence models	R^2	RMSE
Artificial neural network	0.81	2.87
Fuzzy logic	0.72	3.36
Supervised combined model	0.97	0.78



شکل ۷- نمودار مقایسه‌ای نشست‌های پیش‌بینی شده نسبت به نشست واقعی.
Fig. 7. Comparison diagram of predicted vs. measured maximum settlements.

نتیجه‌گیری

با توجه به اهمیت نشست ناشی از حفاری تونل‌های درون شهری و تأثیر آن بر سازه‌های مجاور، در این تحقیق ضمن تعیین پارامترهای مؤثر بر نشست در حفاری مکانیزه به روش تعادلی فشار زمین، پیش‌بینی نشست حداکثر با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی (شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی و مدل ترکیبی نظارت شده) مورد بررسی قرار گرفت و با نشست‌های واقعی اندازه‌گیری شده مقایسه گردید نتایج بدست آمده نشان داد از میان الگوریتم‌های آزمایش شده در شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم لونبرگ مارکوارت بهترین نتیجه را نشان داده است. پیش‌بینی نشست حداکثر سطح زمین با شبکه عصبی مصنوعی با ضریب تعیین ۰/۸۱ و جذر میانگین مربعات خطا برابر ۲/۸۷ نتیجه بهتری را نسبت به شبکه منطق فازی ارائه می‌دهد ولی میزان دقت استفاده از مدل ترکیبی نظارت شده با ضریب تعیین برابر ۰/۹۷

www.SID.ir

و جذر میانگین مربعات خطا برابر ۰/۷۸ به مراتب نسبت به دو روش قبلی بیشتر است.

اضافه می‌نماید استفاده از روش محاسبات هوشمند نیازمند تعداد زیادی داده‌های ورودی می‌باشد و تمامی داده‌ها بایستی برای یک محدوده مشابه باشند. استفاده از نتایج این تحقیق برای پروژه‌های مشابه با شرایط زمین‌شناسی مشابه و سایر خطوط متروی تبریز می‌تواند مفید واقع شود.

تشکر و قدردانی

بدینوسیله از سازمان قطار شهری تبریز و حومه و کارشناسان محترم بخش عملیات اجرایی تونلهای عمیق خط یک مترو که در جمع‌آوری اطلاعات میدانی نهایت مساعدت و همکاری را داشتند تشکر و قدردانی می‌شود.

منابع

ASCE, 2000. Task committee on application of artificial neural networks in hydrology. Artificial neural networks in hydrology. II: Hydrologic applications. Journal of Hydrologic Engineering 5(2), 124-137.

ITA/AITES, 2007. Settlements induced by tunneling in Soft Ground. Tunneling and Underground Space Technology 22, 119–149.

Bouayad, D., Emeriault, F., 2017. Modeling the relationship between ground surface settlements induced by shield tunneling and the operational and geological parameters based on the hybrid PCA/ANFIS method. Tunneling and Underground Space Technology 68, 142-152.

Camos, C., Spackova, O., Straub, D., Molins, C., 2016. Probabilistic approach to assessing and monitoring settlements caused by tunneling. Tunneling and Underground Space Technology 51, 313–325.

Chen, M. S., Wang, S. W., 1999. Fuzzy clustering analysis for optimizing fuzzy membership functions. Fuzzy sets and systems 103(2), 239-254.

Chiu, S. L., 1994. Fuzzy model identification based on cluster estimation. Journal of Intelligent and fuzzy systems 2(3), 267-278.

Dindarloo, S. R., Siami-Irdemoosa, E., 2015. Maximum surface settlement based classification of shallow tunnels in soft ground. Tunneling and Underground Space Technology 49, 320 – 327.

Hagan, M. T., Demuth. H. B., Bael. M., 1995. Neural Networks Design. IEEE transactions on Neural Networks 5(6), 989-993.

Inanlou, H., Ahanghari, K., 2010. Using artificial neural network as a complement to numerical methods in predicting tunnel settlement in Tabriz Metro line 1. Kharazmi University Journal of Engineering Geology 4 (1), 793-808.

Jafari, H., Pakbaz, M. S., Adib, A., Bagheri-Nya, Kh., 2013. Prediction of ground surface and geomechanical parameters by using of artificial neural network (Case study: Ahwaz Metro). The First Iranian Conference on Geotechnical Engineering, University of Mohaghegh Ardabili.

Kim, C. Y., Bae, G. J., Hong, S. W., Park, C. H., Moon, H. K., Shin, H. S., 2001. Neural network based prediction of ground surface settlements due to tunneling. Computers and Geotechnics 28(6), 517-547.

Kosko, B., 1992. Neural networks and fuzzy systems: a dynamical systems approach to machine intelligence. Vol. 1, prentice hall

Leca, E., 1989. Analysis of NATM and shield tunneling in soft ground. Ph.D Thesis, Virginia Institute and State University, Blacksburg.

Matsushita, Y., Iwasaki, Y., Hashimoto, T., Imanishi, H., 1995. Behavior of subway tunnel driven by large slurry shield. In Proceedings of the International Symposium on Geotechnical Aspects of Underground Construction in Soft Ground, New Delhi, India, 253-257.

Moeinossadat, S. R., Ahangari, K., Shahriar, K., 2016. Calculation of maximum surface settlement induced by EPB shield tunneling and introducing most effective parameter. Journal of Central South University 23, 3273-3283.

Mohammadi, S. D., Naseri, F., Alipoor, S., 2015. Development of artificial neural networks and multiple regression models for the NATM tunnelling-induced settlement in Niayesh subway tunnel, Tehran. Bulletin of Engineering Geology and the Environment 74(3), 827-843.

Nadiri, A. A., Fijani, E., Frank T.C., Tsai., Moghaddam, A. A., 2013. Supervised committee machine with artificial intelligence for prediction of fluoride concentration. Journal of Hydroinformatics 15(4), 1474-1490.

Nadiri, A. A., Chitsazan, N., Tsai, F. T. C. Moghaddam, A. A., 2014. Bayesian Artificial Intelligence Model Averaging for Hydraulic Conductivity Estimation, Journal of Hydrologic Engineering 19, 520-532.

Nadiri, A.A., Taheri, Z., Khatibi, R., Barzegari, G., Dideban, K., 2018. Introducing a new framework for mapping subsidence vulnerability indices (SVIs): ALPRIFT. Journal of Science Total Environmental 628-629, 1043-1057.

Nadiri, A.A., Gharekhani, M., Khatibi, R., Sadeghfam, S., Asghari Moghaddam, A., 2017 a. Groundwater vulnerability indices conditioned by Supervised Intelligence Committee Machine (SICM). Journal of Science of the Total Environment 574, 691-706.

www.SID.ir

Nadiri, A., Sedghi, Z., Khatibi, R., Gharekhani, M., 2017 b. Mapping vulnerability of multiple aquifers using multiple models and fuzzy logic to objectively derive model structures. Journal of Science of the Total Environment 593-594, 75-90.

Nadiri, A.A., Gharekhani, M., Khatibi, R., Moghaddam, A. A., 2017 c. Assessment of groundwater vulnerability using supervised committee to combine fuzzy logic models. Journal of Environmental Science and Pollution Research 24(9), 8562-8577.

Nadiri A. A., Shokri S, Tsai FTC, Moghaddam A.A., 2018. Prediction of effluent quality parameters of a wastewater treatment plant using a supervised committee fuzzy logic model. Journal of Cleaner Production 180, 539-549.

Nadiri, A.A., Chitsazan, N., Tsai, F. TC., Moghaddam, A.A., 2014. Bayesian Artificial Intelligence Model Averaging for Hydraulic Conductivity Estimation. Journal of Hydrologic Engineering 19, 520-532.

Ocak, I., Seker, S. E., 2013. Calculation of surface settlements caused by EPBM tunneling using artificial neural network, SVM, and Gaussian processes. Environmental Earth Sciences 70(3), 1263-1276.

O'Carroll, Jerome B., 2005. A Guide to planning, constructing, and supervising earth pressure balance TBM tunneling. Parsons Brinckerhoff, p.15.

Pantet, A., Kastner, R., Piraud, J., 1993. In situ measurement and calculation of displacement field above slurry shields. Developments in Geotechnical Engineering 74, 443-452.

Peck, R.B., 1969. Deep excavations and tunnelling in soft ground. In: Proc. 7th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering, State of the Art Volume, 225-290.

Rezazadeh Anbarani, M., Hajyan, A., Sadeghi, M. M., 2013. Prediction of ground surface settlement due to tunneling by using of fuzzy neural network – case study; Mashhad Metro line, 2nd International Conference on Civil Engineering, Architecture and Urban Sustainable.

Santos, O. J., Celestino, T. B., 2008. Artificial neural networks analysis of Sao Paulo subway tunnel settlement data. Tunnelling and Underground Space Technology 23(5), 481-491.

Show Fang, Y., Wu, C.T., Feng Chen S., Liu, C. 2014. An estimation of subsurface settlement due to shield tunneling. Tunnelling and Underground Space Technology 44, 121-129.

Suwansawat, S., Einstein, H. H., 2006. Artificial neural networks for predicting the maximum surface settlement caused by EPB shield tunneling. Tunnelling and Underground Space Technology 21(2), 133-150.

Tayfur, G., Nadiri, A. A. and Moghaddam, A. A., 2014. Supervised Intelligent Committee Machine Method for Hydraulic Conductivity Estimation. Water Resource Management 28, 1173-1184.

Zadeh, L. A. Klir, J. G., Yuan, B., 1996. Fuzzy sets, Fuzzy Logic and Fuzzy Systems: Selected Papers, World Scientific, p. 826.

www.SID.ir