پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی(مطالعه موردی مترو تبریز)

حسین اینانلو عربی شاد: دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب
*غلامرضا لشکری‌پور، مجید اکبری: دانشگاه فردوسی مشهد

تاریخ: دریافت ۸۹/۱۲/۷ پذیرش ۹۱/۲/۱۸

چکیده

امروزه ماشین‌های تونل‌بری TBM[۱] به‌طور وسیعی در حفر تونل‌ها به‌خصوص تونل‌های شهری استفاده می‌شوند. این ماشین‌ها بر اساس روش نگه‌داری سینه‌کار و دیواره‌های تونل، دارای انواع مختلفی هستند. یکی از انواع این ماشین‌ها، سپرهای تعادلی فشار زمین EPB[۲] است که برای حفاری خط ۱ متروی تبریز استفاده می‌شود.. عوامل مختلفی نظیر شرایط زمین‌شناسی، خصوصیات توده سنگ، شیب مسیر و هم‌چنین مشخصات ماشین به‌کار رفته بر میزان کارآیی این ماشین‌ها تأثیر می‌گذارد. از راه‌های پیش‌بینی میزان کارآیی این ماشین‌ها، تخمین نرخ نفوذ آن‌ها است. در این تحقیق میزان نرخ نفوذ TBM در خط ۱ متروی تبریز به‌وسیلهٔ شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی گردیده است. پیش‌بینی این پارامتر، کمک شایانی در انجام مراقبت و دقت بیش‌تر در برخورد با مناطق دردسرساز با دانستن زمان برخورد به این مناطق و هم‌چنین استفاده از فشار EPB مناسب در آن‌ها می‌کند. از نتایج مهم این تحقیق می‌توان به پیش‌بینی میزان نرخ نفوذ با دقت قابل قبول و هم‌چنین تعیین پارامترهای مؤثر به‌وسیلهٔ آنالیز حساسیت صورت گرفته توسط شبکه عصبی اشاره کرد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی نرخ نفوذ، تونل متروی تبریز، شبکه عصبی، آنالیز حساسیت

*نویسنده مسئول lashkaripour@um.ac.ir

۱. Tunnel Boring Machine ۲. Earth Pressure Balance

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

مقدمه

از اوایل قرن نوزدهم، استفاده روزافزون از حمل و نقل زمینی و لـزوم احـداث مسـیرهای جدید و تونل‌های طولانی منجر به پیدایش و گسترش ماشین‌های تونـل‌بـری TBM گردیـده است. علی‌رغم سرمایه‌گذاری زیاد اولیه، سرعت و کیفیت بالای حفاری ایـن ماشـین‌هـا آن را قابل رقابت با روش‌های حفاری سنتی کرده است. این ماشین‌ها علاوه بر نرخ پیش‌روی سـریع و ایمنی کار بالا، وسعت زون خسـارت دیـده و دیگـر مشـکلات مـرتبط بـا روش حفـاری- آتشباری را کاهش می‌دهند [۱]. عوامل مختلفی نظیر شرایط زمین‌شناسـی، خصوصـیات تـودهٔ سنگ، شیب مسیر و هم‌چنین مشخصات ماشین به‌کار رفته بر میزان کارآیی این ماشین‌ها تـأثیر می‌گذارند. تحلیل کارآیی TBM و پژوهش‌های ژئوتکنیکی سـاخت‌گـاه مبنـای بررسـی‌هـای برآورد هزینه و برنامهٔ زمان‌بندی ساخت هر پروژه تونلی هستند. از راه‌هـای پـیش‌بینـی میـزان کارآیی این ماشین‌ها، تخمین نرخ نفوذ آن‌ها است [۲].

از طرفی نرخ نفوذ از جمله پارامترهای مؤثر بر میزان نشست حاصل از حفاری زمین است. مسئلهٔ نشست از جمله مخاطراتی است که در احداث تونل‌های سطحی، در نواحی متراکم و پر ازدحام شهری، با آن مواجه هستند. بنا بر این انجام تونل‌سازی در نواحی شهری نیازمند کنترل عملیات حفاری برای کاهش ریسک و تأثیر احتمالی آن بر سازه‌های واقع در سطح زمین و در نزدیکی تونل است. بر این اساس، بررسی نشست در تونل‌های سطحی می‌تواند باعث کاهش خسارات و پیش‌گیری از خطرهای احتمالی شود. در روش سپرهای تعادلی فشار (EPB) نرخ نفوذ رابطهٔ مستقیمی با میزان نشست دارد. در خط ۱ متروی تبریز از ماشین‌های حفاری تونل نوع سپرهای تعادلی فشار (EPB) استفاده گردیده است. بنا بر این در این تحقیق سعی بر این است تا میزان نرخ نفوذ این نوع TBM با شبکهٔ عصبی مصنوعی پیش‌بینی گردد.

روابط تئوری نرخ نفوذ TBM

نرخ نفوذ برابر است با سرعتی که سیستم حفاری بر حسب میلی‌متر بر دقیقه به‌سمت جلو حرکت می‌کند. این نرخ عموماً در هر سیکل حفاری اندازه‌گیری می‌شود. پیچیدگی اثر متقابل

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

بین توده‌سنگ و TBM پیش‌بینی عمل‌کرد ماشین را ایجاب می‌کند. محققان مختلفی بر روی اثر خصوصیات سنگ بکر و تودهٔ سنگ بر کارآیی TBM، برای تخمین نرخ نفوذ بررسی کرده‌اند. تحقیقات صورت گرفته در سه دههٔ اخیر نشان می‌دهد که برقراری ارتباط بین عمل‌کرد TBM و خواص تودهٔ سنگ از نقطه نظر فنی بسیار مشکل و پیچیده است.

بررسی صورت گرفته شامل روابط بین نفوذپذیری و پارامترهای سنگ و اصلاح عمل‌کرد TBM برای سیستم طبقه‌بندی است. در جدول ۱ برخی از روابط ارائه شده برای تخمین نرخ نفوذ ارائه شده است [۳] تا [۱۹].

مرور پژوهش‌ها و روابط ذکر شده در جدول ۱ مشخص می‌کند که این روابط نه تنها راه حلی واحد و مناسب نیستند، بلکه روش مناسبی برای پیش‌بینی عمل‌کرد TBM در پروژه‌های واقعی وجود ندارد. اخیراً بعضی از محققان روش شبکهٔ عصبی مصنوعی را برای بررسی نرخ نفوذ استفاده کرده‌اند. این کوشش‌ها برای تغییر از راه حل‌های تحلیلی فرمول‌های ریاضی است. شبکه عصبی به‌عنوان ابزار جدیدی برای آنالیزکردن مشکلات ژئوتکنیکی پدیدار شده است. این تکنیک تعمیم دادن از یک الگوی آموزش به حل مسئله را میسر می‌سازد. شبکه‌های عصبی مصنوعی با تعداد کافی داده ساده آموزش می‌بینند و تابع هدف را با دارا بودن الگوی مشابه مبتنی بر آموزش‌های قبلی پیش‌بینی خواهد کرد [۲۰].

جدول ۱. مدل‌های تجربی پیش‌بینی عمل‌کرد TBM [۳] تا [۱۹].

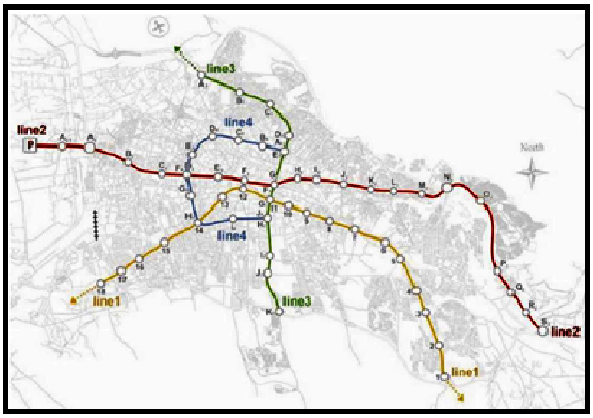
مرجع	روابط پیش‌بینی عمل‌کرد TBM
تارکوی (۱۹۷۳)	$PR = 3.716-0.019*H_T$, $H_T = H_R* (H_A)^{0.5}$
فارمر و گلوسپ (۱۹۸۰)	$PR = 624\ F_n / \sigma_{tB}$
کاسینلی و همکاران (۱۹۸۲)	$PR = - 0.0059RSR + 1.59$
لیزلرود و همکاران (۱۹۸۳)	$PR = ib * K_S * K_d$
بامفورد (۱۹۸٤)	$PR = 0.5355 - 8.49 – 0.00344T – 0.000823N + 0.0137\varphi$
اینائوراتو (۱۹۹۱)	$PR = \sigma_c^{-0.437}-0.047\ RSR + 3.15$
بارتن (۲۰۰۰)	$PR = 5*Q_{TBM}^{-0.2}$
ریباچی و لمبو فازی (۲۰۰۵)	$Q_{TBM}^{-0.2} = RQD_o / J_n * J_r / J_a * J_w / SRF * 20^9\ SIGMA / F^{10} * 20 / CLI * q / 20 * \sigma_\theta$ $SP = 250\ \sigma_{cm}^{-0.66}$, $\sigma_{cm}^{-0.66} = \sigma_c \exp (RMR-100 / 18)$
بنیاویسکی و همکاران(۲۰۰۷)	$ARA = 0.422RME – 11.61$
حسن‌پور و همکاران (۲۰۰۹)	$FPI = 0.222BRMR +2.755$
حسن‌پور و همکاران (۲۰۰۹)	$FPI = 9.273e^{0.008GSI}$
حسن‌پور و همکاران (۲۰۰۹)	$FPI = 11.718Q^{0.098}$

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

خادمی حمیدی و همکاران (۲۰۱۰)	$FPI = 4.161 + 0.091\ \sigma_c + 0.077RQD + 0.117 + JC + 1.077\log\alpha$
خادمی حمیدی و همکاران (۲۰۱۰)	$FPI = 9.401 + 0.397\log\alpha + 0.011JC^2 + (1.14*10^{-5})RQD^3 + (1.14*10^{-5})\ \sigma_c{}^4$
خادمی حمیدی و همکاران (۲۰۱۰)	$FPI = 1.828\ .\ \sigma_c{}^{0.313}\ .RQD^{0.207}\ .JC^{0.044}\ .\alpha^{0.012}$

PR = نرخ نفوذ، H_T = سختی کل، H_R = سختی چکش اشمیت، H_A = سختی سایشی، F_n = نیروی نفوذ هر دیسک، σ_{tB} = مقاومت کششی برزیلی، امتیاز سنگ در سیستم رده‌بندی RSR، ib = نرخ نفوذ پایه، K_S = ضریب اصلاح برای کلاس درزه‌ها، K_d = ضریب اصلاح برای قطر دیسک، T = نیروی محوری ماشین، N = شاخص نفوذ مخروطی، φ = زاویه اصطکاک داخلی، σ_c = مقاومت تک‌محوری ماده سنگ، RQD_o = مقدار اصلاح شده RQD در امتداد محور تونل. J_n، J_r، J_a، J_w و SRF پارامترهای اصلی سیستم طبقه‌بندی Q، $SIGMA$ = مقاومت تودهٔ سنگ، F = نیروی متوسط وارد بر هر دیسک، CLI = شاخص عمر برش‌دهنده، q = محتوی کوارتز σ_θ = تنش در سینه‌کار، SP = نفوذ ویژه، σ_{cm} = مقاومت تک‌محوری تودهٔ سنگ، ARA = متوسط نرخ پیش‌روی، RME = اندیس قابلیت حفاری تودهٔ سنگ، FPI = اندیس نفوذ میدانی، $BRMR$ = RMR پایه (RMR بدون در نظرگرفتن جهت‌یافتگی ناپیوستگی)، سیستم رده‌بندی GSI، JC = امتیاز پارامتر شرایط ناپیوستگی در سیستم RMR، α = زاویهٔ بین محور تونل با صفحات ناپیوستگی.



شکل ۱. موقعیت مسیرهای متروی تبریز [۲۱]

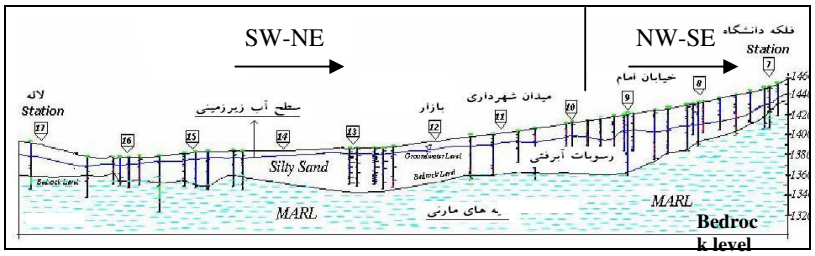
موقعیت منطقه بررسی شده

شهر تبریز با مساحت تقریبی ۲۰۰ کیلومترمربع و جمعیت حدود ۱۶۰۰۰۰۰ نفر، از شهرهای مهم و بزرگ ایران است. برای این شهر براساس بررسی‌های ترافیکی و حمل و نقل انجام گرفته، ٤ خط مترو در نظر گرفته شده است (شکل۱). خط یک متروی تبریز به طول

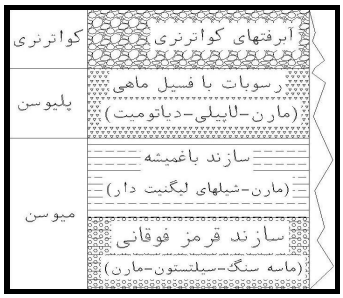
[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

۱۷/۲ کیلومتر با ۱۸ ایستگاه از میدان ائل‌گلی شروع شده و از طریق بلوار شهید باکری، خیابان امام، بازار، خیابان خیام به کوی لاله ختم می‌شود (شکل۲).

بخشی از تونل که با TBM حفاری می‌شود دارای طول حدود ۸ کیلومتر و قطر (هرکدام درسطح مقطع دایره‌ای) ٦/٨٨ متر است. ابتدای این تونل فلکه دانشگاه بوده و انتهای آن حوالی چهار راه لاله قرار دارد . شیب تونل از ٤/٤١ تا ۰/۲۹- درصد و عمق کف تونل از سطح زمین بین ۱۲ تا ۲۰ متر است که در طول مسیر متغیر است. پوشش در نظر گرفته شده برای قطعات بتنی پیش‌ساخته به ضخامت ۳۰ سانتی‌متر است. قطر داخلی تونل، بعد از پوشش‌گذاری به ٦ متر کاهش می‌یابد [۲۲]. در این پژوهشی قسمتی از تونل که با روش TBM حفاری می‌شود، بررسی می‌شود.



شکل ۲. وضعیت زمین‌شناسی مسیر تونل خط ۱ متروی تبریز [۲۲]



شکل۳. ستون چینه‌شناسی محدودهٔ شهر تبریز

زمین‌شناسی منطقهٔ بررسی شده

شهر تبریز در زون البرز قرار گرفته است و از رژیم تکتونیکی حاکم بر آن پیروی می‌کند. از گسل‌های فعال منطقه که از لحاظ لرزه‌خیزی می‌توانند برای طرح مورد پژوهش خطرآفرین

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

باشند می‌توان به گسل‌های شمال تبریز، جنوب میشو، شمال میشو، شرفخانه و گسل تسوج اشاره کرد. شهر تبریز غالباً بر روی رسوبات آبرفتی قرار گرفته است. حفاری‌های انجام شده نشان می‌دهد که در زیر این رسوبات، طبقات مارنی زرد رنگ و لایه‌های مارنی- شیلی خاکستری‌رنگ متعلق به سازند باغمیشه وجود دارند. ستون چینه‌شناسی محدوده شهر در شکل۳ نشان داده شده‌است [۲۳].

ضخامت این رسوبات در نقاط مختلف شهر متفاوت بوده و در مسیر تونل مذکور بین 10 تا 60 متر است. قسمت اعظم این رسوبات به خصوص در نیمه شرقی ماسه سیلتی همراه با اجزای شنی بوده و دانه‌بندی آن طبق طبقه‌بندی یونیفاید اکثراً SM است. در قسمت‌های میانی و انتهایی بر میزان مواد ریزدانه افزوده شده و گاهی طبقه‌بندی خاک سیلت ماسه‌دار ML می‌شود. بر اساس نتایج آزمایش SPT تراکم آن‌ها بالا تا خیلی بالا است.

عمق سطح آب زیرزمینی بالا بوده و بین ۵ تا ۲۳ متر اندازه‌گیری شده است. ضریب نفوذپذیری این رسوبات عموماً بین 10^{-4} تا 10^{-6}متر بر ثانیه قرار دارد [۲۲].

سپرهای تعادلی با فشار زمین (EPB)

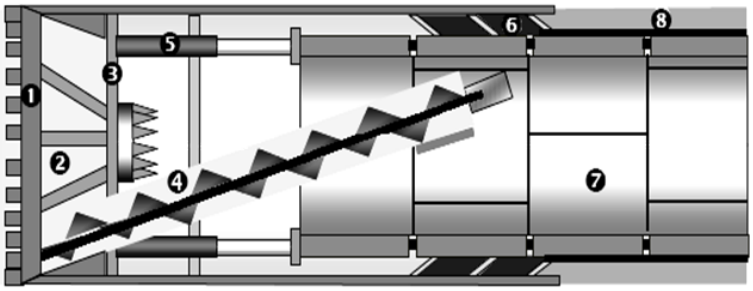
توسعهٔ سپرهای تعادلی فشار زمین در اوایل دههٔ ۷۰ در ژاپن صورت گرفت. اولین سپر از این نوع در سال ۱۹۷٤ در ژاپن به کار گرفته شد. این سپر که در واقع ترکیبی از سپر کور[۱] و سپر گل[۲] محسوب می‌شود، در سال‌های اخیر کاربرد وسیعی یافته است. اساس توسعه این سپر بر اساس سپر کور است، که به‌منظور حفر در زمین‌های کاملاً خمیری مناسب است. در زمان ابداع این سپر، از سپر گل به‌طور وسیع در زمین‌های غیرچسبنده استفاده می‌شد. با افزایش درصد مواد ریزدانه در محلول نگه‌داری، عمل جداسازی پیچیده‌تر و پر هزینه‌تر شده، تجدید این محلول پس از طی مدت زمانی، ضرورت پیدا می‌کرد. جدای از هزینه زیاد، زیان‌های زیست‌محیطی، کمبود فضا در شهرهای اصلی ژاپن و مشکلات ایجاد تأسیسات جداسازی، نقش مؤثری در توسعه سپرهای EPB داشته است. بنا بر این، سپر با به کارگیری مزایای سپر کور و سپر گل ابداع شد [۲٤].

۱. blind shield ۲ . Slurry Shield

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

برخلاف سایر سپرها، پایدارسازی سینه‌کار، در سپرهای تعادلی فشار زمین بدون واسطه نگه‌داری ثانویه (هوای فشرده، محلول، صفحات مکانیکی) انجام می‌گیرد. در این روش مواد حفر شده به‌وسیلهٔ پیشانی برشی به‌عنوان واسطه نگه‌داری گرفته می‌شوند. شکل ٤ یک سپر تعادلی و اجزای آن را به‌طور شماتیک نشان می‌دهد.



شکل٤. نمای شماتیک سپر EPB (۱. صفحه برنده،۲. اتاق کار،۳. دیوار فشار،٤. ناو زنجیری، ٥. بازوی پیشرانه،٦. دنباله،۷. قطعات نگهداری،۸. دایره دوغاب ریزی)

مواد حفر شده در پیشانی برشی از خلال دریچه‌های آن در داخل اطاقک حفاری شده، در آن‌جا با خمیرسانی مخلوط می‌شود. در این صورت نیرو جک‌های پشت اطاقک حفاری به این مواد منتقل می‌شود. بنا بر این، از ورود کنترل نشده مواد حفر شده به داخل محفظهٔ حفر جلوگیری می‌شود. تعادل هنگامی حاصل می‌شود که دوغاب مواد زمین در داخل اطاق حفاری دیگر قابل فشرده شدن به‌وسیلهٔ زمین و آب نباشد.

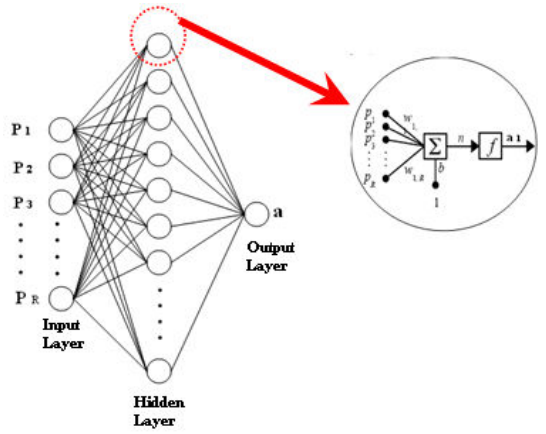
در صورتی‌که فشار نگه‌داری مواد زمین در داخل اطاقک حفاری از حد تعادل بیش‌تر رود، محلول نگه‌داری و هم‌چنین سینه‌کار تونل بیش‌تر متراکم می‌شوند. در این زمان، مواد از جلو سپر و از داخل اطاقک حفاری با یک نقالهٔ مارپیچی به خارج منتقل می‌شود. انتقال مواد باید در شرایط کنترل‌شده‌ای صورت گیرد، تا از کاهش فشار در داخل اطاقک حفاری و در نتیجه نشست زمین جلوگیری شود. انتقال مواد در داخل تونل می‌تواند با نوار نقاله، کامیون و یا پس از افزودن یک مایع با پمپ‌های مخصوص حمل مواد جامد صورت پذیرد [٢٤].

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

مدل‌سازی و پیش‌بینی میزان نرخ نفوذ TBM با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی

اساس ابداع شبکهٔ عصبی شبیه‌سازی رفتار مغز انسان است. در بین تمام خواص مهم شبکه‌های عصبی، خاصیت یادگیری شبکه‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخودار است. شبکهٔ عصبی به‌دلیل انعطاف و قابلیت یادگیری زیاد به‌عنوان سیستم‌های یادگیر دارای توانایی هستند که از گذشته بیاموزند و رفتار خود را در حین یادگیری بهبود ببخشند. می‌توان از این تکنیک به‌منظور پیش‌بینی میزان نرخ نفوذ دستگاه استفاده کرد که کمک شایانی در انجام مراقبت و دقت بیش‌تر در برخورد با مناطق دردسرساز با دانستن زمان رسیدن به این مناطق می‌کند.



شکل ۵. نمونه‌ای از شبکهٔ MLP با یک لایهٔ مخفی

برای پیش‌بینی میزان نرخ نفوذ TBM با استفاده از شبکهٔ عصبی، از شبکه‌های MLP که یکی از کاربردی‌ترین انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی برای حل مسائل مهندسی و ژئوتکنیکی هستند، استفاده گردید. این شبکه‌ها توسط رامرهارت[1] در سال ۱۹۸٦ برای بالابردن کارایی پرسپترون معرفی شد. شبکه‌های MLP از یک لایهٔ ورودی، یک یا چند لایه مخفی و یک لایهٔ خروجی تشکیل شده‌اند. نرون‌های سازمان‌یافته در شبکه‌هایMLP دارای وزن و بایاس هستند. تأثیر جمله بایاس b را می‌توان مانند وزن w در نظر گرفت. با این تصور که میزان تأثیر ورودی ثابت را روی نرون منعکس می‌سازد. پارامترهای b, w قابل تنظیم هستند و تابع محرک f، به‌وسیلهٔ طراح انتخاب می‌شود. بر اساس انتخاب f و نوع یادگیری، پارامترهایb, w

۱. Rummerhurt

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

تعیین می‌شوند. این دو فاکتور، طوری تغییر می‌کنند که رابطهٔ ورودی و خروجی نرون با هدف خاصی مطابقت کند. اسکالرهای p و a به‌ترتیب ورودی و خروجی را نشان می‌دهند. میزان تأثیر p روی a به‌وسیلهٔ مقدار اسکالر w تعیین می‌شود. ورودی دیگر که مقدار ثابت ۱ است

در جمله بایاس b ضرب شده و سپس با wp جمع می‌شود، این حاصل جمع، ورودی خالص n برای تابع محرک f خواهد بود. بدین‌ترتیب خروجی تعیین می‌شود. خروجی می‌تواند محصول نهایی باشد یا به‌عنوان ورودی برای نرون دیگر استفاده شود. شکل ۵ نمونه‌ای از شبکه MLP با لایه‌ای مخفی را نشان می‌دهد [۲۵]، [۲۶].

از مهم‌ترین مراحل تهیهٔ یک مدل شبکهٔ عصبی، جمع‌آوری داده‌ها برای تربیت شبکهٔ عصبی است. داده‌های مورد نیاز بر حسب نوع مسئله می‌تواند با روش‌های مانند استفاده از داده‌ها و آمارهای موجود، انجام آزمایش‌های، استفاده از نرم‌افزارهای موجود تولید گردد. تعیین تمامی پارامترهای مرتبط که بر پیش‌بینی نرخ نفوذ تأثیر دارند بسیار مشکل و پیچیده است. برخی از پارامترها مستقل و برخی دیگر تأثیر فراوانی بر خروجی شبکه دارند. به هر حال استفاده از همهٔ متغییرها به‌عنوان پارامترهای ورودی مهم نیست [۲۰].

در صورتی‌که پارامترهای ورودی شبکه به‌درستی انتخاب شوند، با در اختیار داشتن اطلاعات لازم برای آموزش شبکه و استفاده از الگوریتم آموزشی مناسب، شبکه است روابط پیچیدهٔ بین ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه را به‌خوبی فراگیرد. این در حالی است که ارائهٔ نتایج توسط این شبکه‌ها به‌سرعت انجام می‌گیرد. هم‌چنین استفاده و روش‌کار نیز بسیار راحت‌تر از حل فرمول‌های پیچیده خواهد بود. به‌عبارتی نتیجهٔ هدف باید متأثر از پارامترهای ورودی انتخاب شده باشد تا بتواند با توجه به داده‌های آموزشی وارد شده در حین یادگیری، بهترین ارتباط را بین پارامترها برقرار و مناسب‌ترین جواب را تخمین بزند. پارامترهایی که برای استفاده در مدل‌سازی برای پیش‌بینی میزان نرخ نفوذ در نظر گرفته شده است، شامل ۵ پارامتر به‌عنوان عوامل مؤثر در میزان نرخ پیش‌روی است. این پارامترها به همراه بیش‌ترین و کم‌ترین مقدار آن‌ها در جدول ۲ مشخص شده است.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

جدول ۲. معرفی پارامترهای ورودی به همراه بازه مقادیر آن‌ها در مدل‌سازی برای پیش‌بینی نرخ نفوذ

پارامتر ورودی	نیروی محوری وارد بر صفحه حفار	زاویه پیچ دستگاه	میانگین فشار وارد بر سینه‌کار	روباره(m)	مقاومت فشاری تک محوره
بازه مقادیر	۲۰/۸۳۵-۲۴۵۱۸	-۴/۴-۴/۲	۰/۴۸۶-۱/۸۸	۵/۵-۱۳/۱۵	۰-۶۵/۶

همهٔ پارامترهای ورودی باید به صورت عددی باشند و بزرگی مقادیر تخصیص یافته، تأثیری در مسیر مدل‌سازی با شبکه‌عصبی ندارد، زیرا در یافتن جواب بهینه توسط مدل ساخته شده، شبکه بر مبنای تغییر و تنظیم مقادیر وزنی و بردارهای بایاس عمل می‌کند. به‌منظور مدل‌سازی نرخ نفوذ با استفاده از شبکه‌عصبی در اولین گام داده‌های به سه بخش داده‌های آموزشی و آزمون و اعتبارسازی تقسیم می‌گردد. ۲۵٪ داده‌ها به‌صورت تصادفی انتخاب و در مجموعه داده‌های آزمون قرار گرفته، ۲۵٪ داده‌ها در مجموعه داده‌های اعتبارسازی و ۵۰٪ داده‌ها نیز برای آموزش شبکه برای مدل‌سازی به کار گرفته شده است. هدف از آموزش شبکه عصبی، تعیین پارامترهای بهینه شبکه از قبیل تعداد لایه‌ها، نرون‌های لایه‌های مخفی، تابع انتقال لایه‌ها و مقادیر وزن‌ها برای دست‌یابی به بهترین شبکه برای مدل‌سازی تابع هدف است.

از آن‌جا که مقدار خروجی متناظر با بردار ورودی تعیین شده و مشخص است و در شبکه وارد می‌شود بهترین نوع یادگیری از نوع یادگیری با ناظر است. در میان قوانین یادگیری با ناظر، الگوریتم پس انتشار خطا از طریق لایه‌های شبکه و در خلاف مسیر ارتباطی وزن نرون‌ها، مقدار خطای حاصل از محاسبه رفت را، در مسیر برگشت توزیع کرده، با ایجاد یک روش محاسباتی کارآ، کاربرد شبکهٔ عصبی مصنوعی در محاسبه‌های مهندسی را به طور چشم‌گیری تقویت و وسیع کرده است. با توجه به معلوم بودن تابع هدف و استفاده از یادگیری با ناظر، بهترین قانون جواب‌گوی این سیستم پس انتشار خطا محسوب می‌شود که در نتیجه در این تحقیق به‌عنوان قانون یادگیری شبکه‌ها به کار گرفته شده است.

هم‌چنین در این تحقیق برای پیش‌بینی نرخ نفوذ در تونل مترو با توجه به تعداد ورودی‌ها از شبکه با یک لایهٔ مخفی استفاده شده است.

برای تعیین توابع نرون‌ها با بررسی توابع مختلف در نرون‌ها مشخص گردید که تابع سیگموئید کارآیی مناسبی دارد، از این تابع به‌عنوان تابع انتقال استفاده گردید.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

برای بررسی کارآیی شبکه‌ها با معماری متفاوت و مقایسهٔ آن‌ها با هم و قضاوت در انتخاب بهترین شبکه نیاز به معیاری است که بر اساس آن‌ها بتوان کارآیی شبکه را بررسی شد به این منظور از مقادیر خطاها استفاده می‌شود.

شاخص جذر متوسط مربعات خطا (RMSE) نشان‌دهندهٔ متوسط خطا بین نتایج به‌دست آمده از آنالیزها و خروجی مدل‌ها است، با این تفاوت که تمرکز بیش‌تری بر روی خطاهای بزرگ‌تر دارد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i}^{N}(O_i - T_i)^2}{N}}$$

رابطهٔ ۱

که T_i، O_i به‌ترتیب مقدار تخمین زده شده و مقدار واقعی اندازه‌گیری شده است و N نیز تعداد زوج داده‌های موجود است. هر گاه مقدار خطای مقادیر واقعی و تخمین زده شده از خطای شبکه کم‌تر باشد، نشان از مناسب بودن معماری شبکه و مراحل آموزش آن دارد، به عبارتی بیان‌گر آن است که شبکه با مقدار خطای گفته شده بهترین جواب ممکن را برای مدل‌سازی تابع هدف، تخمین می‌زند.

در این تحقیق مناسب‌ترین شبکه بهینه به‌دست آمده شبکه‌ای با یک لایه مخفی با تعداد ۲۲ نرون است و بهترین تابع انتقال آن تابع انتقال TANSIG است که با سعی و خطا به‌دست آمده است. فرم کلی تابع مزبور به شکل زیر است:

$$a = f_s(n) = \frac{1}{1+e^{-n}}$$

رابطهٔ ۲

مقدار خطا مطلق (Ea)، درصد خطای مطلق (Er)، جذر متوسط مربعات خطا (RMSE) داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی و اندازه‌گیری شده در جدول ۳ مشخص شده است.

جدول ۳. مشخصات شبکهٔ بهینه

تابع انتقال	E_r(٪)	Ea	RMSE(٪)
T-T-P	۰/۲۰۵۹	۰/۰۰٦٤٦	۰/۲۲۳۳

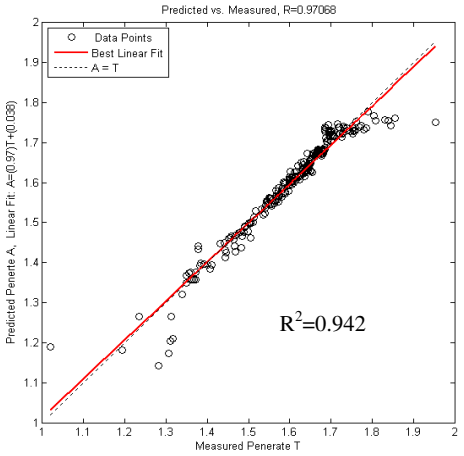
شکل‌های ٦ و ۷ به‌ترتیب ارزیابی بین نتایج اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده توسط شبکه در

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

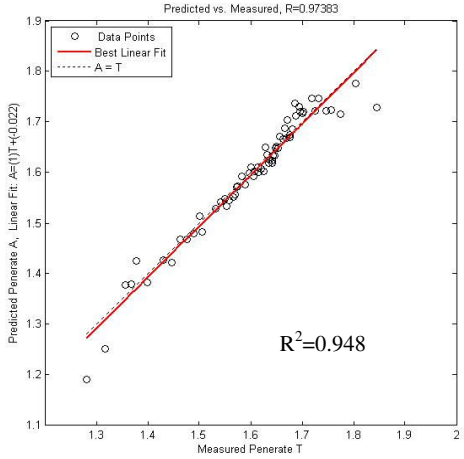
[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

مجموعه داده‌های آموزش و اعتبارسنجی را نشان می‌دهند.

یکی از اقدامات اساسی پس از مدل‌سازی، تعیین میزان حساسیت هدف مدل‌سازی شده نسبت به پارامترهای ورودی است. به‌طور معمول به‌منظور تعیین مقدار تأثیر پارامترهای ورودی بر روی هدف، با حذف یکی از پارامترهای ورودی، تغییرات مقدار خطای داده‌های آزمون بررسی می‌شود. در صورت ایجاد اختلاف چشم‌گیر بین مقادیر واقعی به‌عبارتی افزایش خطا نشان از تأثیر بیش‌تر پارامتر حذف شده بر نتایج حاصل دارد.



شکل ٦. ارزیابی نتایج حاصل از شبکهٔ عصبی و داده‌های واقعی در مجموعه داده‌های آموزش



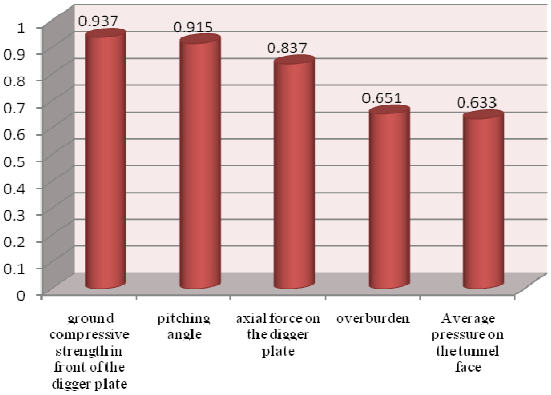
شکل ۷. ارزیابی نتایج حاصل از شبکهٔ عصبی و داده‌های واقعی در مجموعه داده‌های اعتبارسنجی

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

آنالیز حساسیت

پس از اعمال روش ذکر شده بر روی شبکه و داده‌های موجود، میزان تأثیر پارامترهای مختلف محاسبه گردید. به‌طور معمول عدد به‌دست بالای ۰/۹ نشان از تأثیر چشم‌گیر پارامتر به خروجی دارد و مقادیر زیر ۰/۸ تأثیر ضعیف بر پارامتر خروجی است [۲۷]، [۲۸]. شکل ۸ نشان‌دهندهٔ آن است که مقاومت فشاری تک محوره، زاویهٔ پیچ دستگاه (زاویه جابه‌جایی قائم محور دستگاه حفار)، نیروی محوری وارد بر صفحه حفار بیش‌ترین تأثیر را در بین پارامترهای ورودی بر میزان نرخ نفوذ دارد. دو پارامتر زاویهٔ پیچ و نیروی محوری وارد بر صفحه حفار بر خلاف پارامتر مقاومت فشاری تک‌محوره (غیر قابل کنترل) قابل کنترل (در اختیار طراح و اپراتور دستگاه) است. با توجه به تأثیر چشم‌گیر این دو پارامتر می‌توان مقدار زاویهٔ پیچ و نیروی محوری وارد بر صفحه حفار را بر اساس شرایط موجود بهینه کرد.

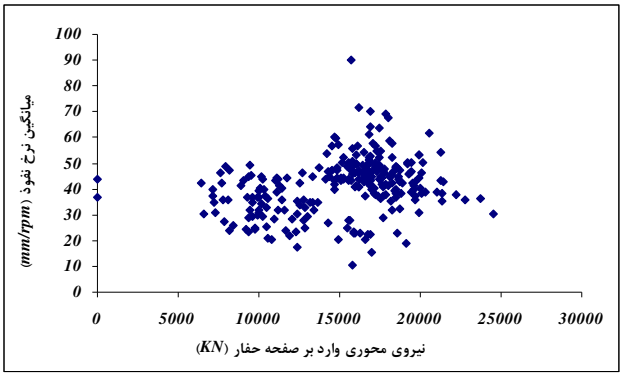
از نکات قابل ملاحظه در بررسی آماری بین میزان نرخ نفوذ با ۳ پارامتر مؤثر، می‌توان به این نکته اشاره کرد که نمودارهای آماری به‌دست آمده هیچ ارتباطی را بین میزان نرخ نفوذ با ۳ پارامتر مؤثر نشان نمی‌دهد و کاربرد مطلوب شبکهٔ عصبی را در حل چنین مسائلی که پارامترها از نظر آماری با یک‌دیگر ارتباط ندارند، نشان می‌دهد. شکل ۹، ۱۰، ۱۱ بررسی آماری بین میزان نرخ نفوذ و مقاومت فشاری تک محوره زمین مقابل صفحه حفار، زاویهٔ پیچ دستگاه، نیروی محوری وارد بر صفحه حفار را نشان می‌دهد.



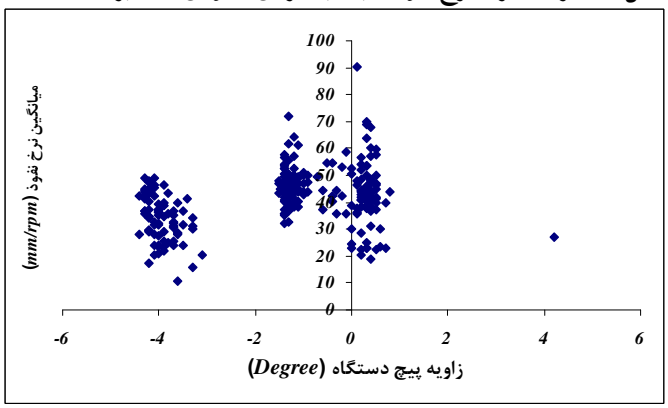
شکل ۸. آنالیز حساسیت پارامترهای ورودی بر تابع هدف

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

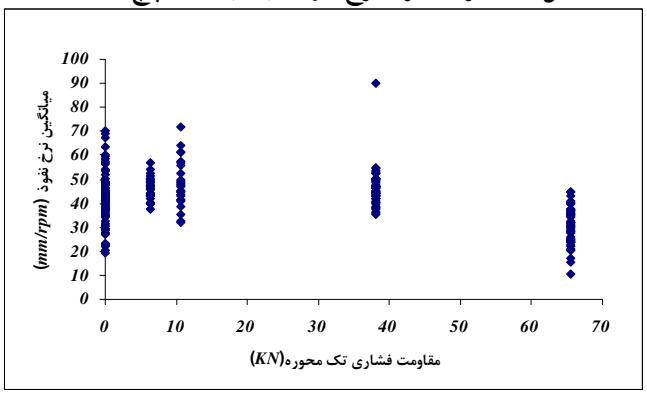
[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]



شکل۹. تغییرات میزان نرخ نفوذ نسبت به نیروی محوری وارد بر صفحه حفار



شکل۱۰. تغییرات میزان نرخ نفوذ نسبت به زاویهٔ پیچ دستگاه



شکل ۱۱. تغییرات میزان نرخ نفوذ نسبت مقاومت فشاری تک‌محوره

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

نتیجه‌گیری

با توجه به نتایج حاصل از به کارگیری شبکه‌عصبی در این تحقیق می‌توان گفت، که شبکهٔ عصبی مصنوعی ابزار مناسبی برای پیش‌بینی میزان نرخ نفوذ ماشین‌های تونل‌بری TBM در تونل‌های مترو است و از قابلیت مناسب در این زمینه برخوردار است. از طرفی مشخص شد که پارامترهای مقاومت فشاری تک‌محوره، زاویهٔ پیچ دستگاه و نیروی محوری وارد بر صفحه حفار، بیش‌ترین تأثیر را در بین پارامترهای ورودی بر میزان نرخ نفوذ دارند.

بنا بر این با توجه به قابل کنترل بودن پارامترهای زاویه پیچ دستگاه و نیروی محوری وارد بر صفحه حفار، می‌توان این دو پارامتر را بر اساس شرایط مختلف زمین بهینه کرد. هم‌چنین با توجه به نتایج حاصل از آنالیز حساسیت مشخص شده است که می‌توان در اصلاح روابط تجربی ذکر شده در جدول۱ از فاکتور زاویه پیچ دستگاه استفاده کرد.

منابع

1. Acaroglu O., Ozdemir L., Asbury B., "A fuzzy logic model to predict specific energy requirement for TBM performance prediction, Tunnelling and Underground Space Technology", Vol. 23, No. 5 (2008) 600-608.
2. Yagiz S., Merguerian C., Kim T., "Geological controls on the breakthrough of tunnel boring machines in hard rock crystalline terrains, Rock Mechanics in Civil and Environmental Engineering-Zhao", Labiouse, Dudt & Mathier (eds), Taylor & Francis Group, London, ISBN 978-0-415-58654-2 (2010) 401-404.
3. Benardos A. G., Kaliampakos D. C., "Modelling TBM performance with artificial neural networks, Tunnelling and Underground Space Technology", Vol. 19 (2004) 597-605.
4. Farmer I. W., Glossop N. H., "Mechanics of disc cutter penetration, Tunnels and Tunneling", Vol. 12, No. 6 (1980) 22-25.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

5. Cassinelli F., Cina S., Innaurato N., Mancini R., Smapaolo A., "Power consumption and metal wear in tunnel boring machines, analysis of tunnel operation in hard rock, Proceedings", Tunneling, Vol. 82, London, IMM (1982) 73-81.

6. Lislerud A., "Hard rock tunnel boring: Prognosis and costs", Tunneling and Underground Space Technology, Vol. 3, No. 1 (1988) 9-17.

7. Snowdon A. R., Ryley D.M., Temporal J., "Study of disc cutting in selected British rocks, International Journal of Rock Mechanics and Mining Science and Abstracts", Vol. 19 (1982) 107-121.

8. Rostami J., Ozdemir L., "A new model for performance prediction of hard rock TBMs, In: Bowerman, L.D. et al. (eds), Proceedings of Rapid Excavation and Tunneling Conferences", chapter 50 Boston MA USA, (1993) 793-809.

9. Yagiz S., "Utilizing rock mass properties for predicting TBM performance in hard rock condition", Tunneling and Underground Space Technology, Vol. 23(2008) 326-339.

10. Yagiz S., Gokceoglu C., Sezer E., Iplikci S., "Application of two non-linear prediction tools to the estimation of tunnel boring machine performance", Engineering Application of Artificial Intelligence, Vol. 22 (2009) 818-824.

11. Innaurato N., Mancini R., Rondena E., Zaninetti A., "Forecasting and effective TBM performances in a rapid excavation of a tunnel in Italy", Seventh International Congress ISRM, Aachen (1991) 1009-1014.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

12. Innaurat`o N., Oggeri C., Oreste P.P., Vinai R., "Experimental and numerical studies on rock breaking with TBM tools under high stress confinement. Journal of Rock Mechanics and Rock Engineering", Vol. 40 (2007) 429-451.
13. Barton N., "TBM performance in rock using QTBM", Tunnels Tunnell, Int. Vol. 31 (1999) 41-48.
14. Barton N., "TBM tunnelling in jointed and faulted rock", Balkema, Brookfield, Rotterdam (2000) 173.
15. Barton N., Bieniawski Z. T., "RMR and Q-setting records", Tunnels Tunnell, Int. (2008) 26-29.
16. Ribacchi R., Lembo-Fazio A., "Influence of rock mass parameters on the performance of a TBM in a gneissic formation (Varzo Tunnel)", Journal of Rock Mechanics and Rock Engineering, Vol. 38 (2005) 105-127.
17. Bieniawski Z. T., Celada B., Galera J. M., "Predicting TBM excavability -part I", Tunnels Tunnell, Int. (2007) 32-35.
18. Hassanpour J., Rostami J., Khamehchiyan M., Bruland A., Tavakoli H. R., "TBM performance analysis in pyroclastic rocks: a case history of Karaj water conveyance tunnel", Journal of Rock Mechanics and Rock Engineering, Vol. 26 (2010) 427-445.
19. Khademi Hamidi J., Shahriar K., Rezai B., Rostami J., "Performance prediction of hard rock TBM using Rock Mass Rating (RMR) system. Tunnelling and Underground Space Technology", Vol. 25 (2010) 333-345

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]

20. Gholamnejad J., Tayarani N., "Application of artificial neural networks to the prediction of tunnel boring machine penetration rate", Mining Science and Technology, Vol. 20 (2010) 727-733.

21. Edalat K., Vahdatirad M. J., Ghodrat H., Firouzian S., Barari A., "Choosing TBM for Tabriz subway using multi criteria method", Journal of Civil Engineering and Management, Vol. 16, No. 4 (2010) 531-539.

۲۲. سازمان متروی تبریز، *گزارش بررسی‌های زمین‌شناسی و ژئوتکنیکی در خط ۱ متروی تبریز* (۱۳۸٤) ۱۲۰.

۲۳. درویش‌زاده، ع. *زمین شناسی ایران*، انتشارات امیرکبیر (۱۳۷۰) ۹۰۱.

24. Maidl B., Herrenknecht M., Anheuser L., "Mechanised Shield Tunneling Ernst & Sohn", Berlin (1996) 446.

۲۵. پینکتن، فلیپف، ت: غضنفری، مهدی، ارکات، جمال، *شبکه‌های عصبی (اصول کارکردها)*، مرکز انتشارات دانشگاه علم و صنعت (۱۳۸۳).

۲٦. منهاج، محمد باقر، *مبانی شبکه‌های عصبی*، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، چاپ سوم (۱۳۸٤).

27. Barla G., "Continuum and Discontinuum Modelling in tunnel engineering", Italian Ministry for University and Technological Research (M.U.R.S.T) as part of the Research Program "tunneling in difficult condition" (2000).

28. Jing L., "A review of Techniques, advances and outstanding issues in numerical modeling for rock mechanics and rock engineering", International Journal of Rock Mechanics and Mining sciences, Vol. 40 (2003) 283-353.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1390.5.2.2.9]