

توسعه‌ی مدل‌های تجربی جهت برآورد پارامترهای اپراتوری ماشین EPB در سنگ‌های آهکی مستحکم

حنان صمدی^۱، جعفر حسن پور^{۲*}

پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۲/۱۷

دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۱۱/۱۰

چکیده

برآورد صحیح پارامترهای راهبری ماشین حفار تونل، جهت تعیین شرایط بهینه عملکرد ماشین و افزایش راندمان پروژه‌های تونلسازی مکانیزه امری ضروری است. به ویژه تعیین دامنه تغییرات مناسب دو پارامتر کلیدی نیروی رانش و گشتاور کله حفار در دستیابی به عملکرد بهینه ماشین بسیار حائز اهمیت است. به ویژه اگر ماشین در شرایطی به کار گرفته شود که برای به کارگیری در آن شرایط طراحی نشده باشد، ضرورت برآورد این پارامترها دوچندان می‌شود. در این مطالعه با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (ANN-MLP) و رگرسیون چند متغیره (MVR) مدل‌هایی تجربی برای تخمین پارامترهای راهبری ماشین حفار EPB، شامل گشتاور کله حفار و نیروی رانش، در بخشی از پروژه توسعه جنوبی خط ۶ متروی تهران توسعه داده شده است که حفاری در سنگ آهک مستحکم توسط ماشین EPB و با ابزار برشی از نوع دیسک کاتر صورت گرفته است. حفاری در چنین شرایطی با این نوع ماشین معمول نمی‌باشد. پارامترهای مورد استفاده جهت توسعه مدل‌ها شامل پارامترهای اپراتوری و عملکردی ماشین حفار نظیر نفوذ کاترهد، فشار جبهه کار، سرعت چرخش کاترهد و بار کاتر می‌باشند. مقایسه نتایج بدست آمده از روش ANN-MLP با داده‌های واقعی اندازه‌گیری شده‌ی ماشین حفار توسط توابع خطا در یادگیری عمیق، موید دقت و صحت قابل قبول نتایج حاصل از مدل می‌باشد. مقادیر تابع خطا میانگین قدر مطلق تفاضل (MAE) برای گشتاور در مرحله آموزش و صحت سنجی به ترتیب ۰,۰۰۰۱۰ و ۰,۰۰۵ محاسبه گردیدند. همچنین مقادیر تابع MAE در برآورد نیروی رانش بر اساس داده‌های آموزش و آزمایش به ترتیب ۰,۰۰۰۱۶ و ۰,۰۱۰ برآورد شدند. مقایسه مابین نتایج روش MVR با داده‌های واقعی اندازه‌گیری شده توسط ماشین حفار نیز بیانگر صحت روابط توسعه داده شده است، به صورتیکه مقدار تابع خطا MAE در برآورد گشتاور ۰,۰۰۱۸ و برای نیروی رانش ۰,۰۰۱۰ بدست آمد.

کلید واژه‌ها: یادگیری عمیق، تونلسازی مکانیزه، پارامترهای راهبری، گشتاور کاترهد، ماشین EPB.

^۱دانشجوی کارشناسی ارشد زمین شناسی مهندسی، دانشکده زمین شناسی، پردیس علوم، دانشگاه تهران، تهران
^۲دانشیار و عضو هیئت علمی دانشکده زمین شناسی، پردیس علوم، دانشگاه تهران، تهران hassanpour@ut.ac.ir

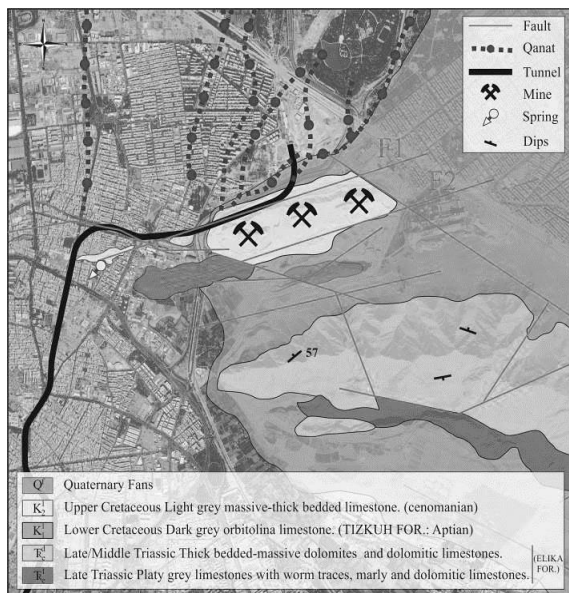
۱. مقدمه

در چند دهه اخیر، ماشین حفار مکانیزه EPB به دلیل سازگاری با انواع شرایط زمین شناسی و ویژگی‌های ژئوتکنیکی مختلف جبهه کار حفاری، پیشرفت چشمگیری به جهت کارکرد آن در محیط‌های شهری و برای حفاری فضاها و زیرزمینی داشته است. حفظ پایداری جبهه کار تونل، به حداقل رساندن جابجایی‌ها و کنترل نشست سطح زمین در محیط شهری، کنترل هزینه‌ها و زمان بندی پروژه و بهره‌وری مطلوب، از ویژگی‌های شاخص ماشین حفار تعادلی فشار زمین است. لذا بر اساس توضیحات فوق، استفاده از ماشین EPB به صورت روز افزون در حال افزایش است. اگرچه این ماشین‌ها برای حفاری زمین‌های نرم با درصد ریزدانه بالا مناسب هستند، اما با در نظر گرفتن برخی تمهیدات، حفاری در زمین‌های سنگی سخت و مقاوم نیز توسط اینگونه ماشین‌ها امکان پذیر است. بدیهی است حفاری در این شرایط زمین شناسی دشواری‌های خاص خود را دارد و عملکرد ماشین و پارامترهای راهبری آن تفاوت اساسی با شرایط معمول دارد. بنابراین، مطالعه عملکرد و راهبری ماشین EPB در سنگ سخت و توسعه مدل‌هایی برای پیش بینی آنها می‌تواند موضوعی مفید برای کاربرد بهینه این ماشین‌ها در شرایط جدید باشد.

در سال‌های اخیر مطالعاتی جهت برآورد گشتاور ماشین در مصالح خاکی توسط محققین مختلف صورت گرفته که بر پایه مدل‌های تحلیلی و مدلسازی فیزیکی می‌باشند (Godinez et al., 2015, Wang et al., 2012, Shi et al., 2011). همچنین جهت برآورد نیروی رانش مورد نیاز ماشین در مصالح خاکی یک مدل تحلیلی توسط انجمن مهندسين عمران ژاپن ارائه شده است (JSCS, 2007). در این مدل‌ها سهم فرایند حفاری زمین در محاسبه گشتاور و نیروی رانش دستگاه اندک است. این در حالیست که در زمین‌های سنگی، بخش زیادی از گشتاور کل ماشین شامل گشتاور ناشی از برش سنگ توسط ابزار برشی است (Bilgin et al., 2008). همچنین بخش زیادی از نیروی رانش کل ماشین صرف نفوذ ابزار برشی در سنگ می‌گردد

(Ates et al., 2014). ارتباط میان پارامترهای عملکردی و اپراتوری ماشین‌های سنگ سخت با شرایط زمین شناسی در توده سنگ‌های مختلف توسط محققین مورد بررسی قرار گرفته است (Hassanpour et al., 2010, 2011, Liu et al., 2020). اگرچه برخی از این مدل‌ها برای ماشین‌های EPB که در سنگ به کار گرفته می‌شوند نیز قابل کاربرد هستند، اما احتیاط لازم در زمینه محدودیت‌های مدل‌ها باید در نظر گرفته شود. دامنه تغییرات پارامترهای ژئوتکنیکی جبهه کار همواره با عدم قطعیت همراه است و نمی‌توان با اطمینان به صورت قطعی مقدار آن را تعیین کرد. از سوی دیگر ارتباط این پارامترها با پارامترهای راهبری ماشین به ویژه در ماشین‌های EPB نیز تا حدود زیادی ناشناخته است (صمدی و حسن پور، ۱۳۹۹، Delisio et al., 2013, Gong et al., 2009, Cigla et al., 2001). بنابراین لازم است با بکارگیری روش‌های یادگیری عمیق و هوش مصنوعی نظیر ماشین بردار پشتیبان، الگوریتم ژنتیک، شبکه‌های عصبی بازگشتی، شبکه‌های عصبی پیچشی و روش‌های فازی، مدل‌هایی برای پیش بینی پارامترهای راهبری و عملکرد ماشین در شرایط مختلف زمین شناسی توسعه داده شوند (Grima et al., 2000, Jalalkamali et al., 2015, Afradi et al., 2016, Huang et al., 2018). تاکنون، تلاش‌هایی برای استفاده از این روش‌ها صورت گرفته است. به عنوان مثال، گائو و همکاران شبکه‌ای بر اساس روش شبکه عصبی بازگشتی RNN جهت پیش بینی عملکرد ماشین ارائه کردند (Gao et al., 2019). یاگیز و کاراهان نیز با به‌کارگیری روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) شبکه‌ای پیش بینی کننده جهت برآورد نرخ نفوذ ماشین TBM توسعه دادند (Yagiz and Karahan, 2011). در مطالعه‌ای دیگر، شبکه عصبی مصنوعی MLP جهت برآورد نرخ پیشروی ماشین حفار TBM بر اساس داده‌های واقعی حاصل از تونل متروی آتس یونان توسط بناردو و کالیامپاکوس ارائه شد (Benardos and Kaliampakos, 2004). همچنین تخمینی از نرخ نفوذ ماشین حفار TBM در شرایط سنگی با میانگین $RQD = 70$ با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

شده است. مشخصات فنی این ماشین نیز در جدول ۱ ارائه شده است.



شکل ۱. موقعیت مسیر توسعه جنوبی خط ۶ متروی تهران بر روی نقشه زمین شناسی محدوده طرح (Firouzei et al., 2019)

همانطور که در شکل‌های ۱ و ۲ مشاهده می‌شود، بخشی از قسمت شمالی پروژه توسعه جنوبی خط ۶، به طول حدود ۱۲۰۰ متر (از متراتژ تقریبی ۸۰۰ تا ۲۰۰) در میان واحدهای سنگی آهک کرتاسه قرار گرفته است که برای حفاری با ماشین EPB شرایط مناسبی نداشته و حفاری آنها با چالش‌هایی روبرو بوده است. بقیه مسیر تونل در واحدهای آبرفتی با ویژگی‌های مناسب برای حفاری با EPB قرار دارد. برای حفاری بخش سنگی تونل، از ۲۶ دیسک کاتر دابل به قطر ۱۷ اینچ (۴۳،۱۸ سانتی متر) که بر روی کاترهد به جای ابزار برش زمین نرم (درگ بیت ها) نصب شده اند، استفاده شده است. این دیسک کاترها در مجموع ۵۲ حلقه داشته و ۵۲ اثر بر روی جبهه کار تونل باقی می‌گذارند.

توده سنگ‌های موجود در مسیر پروژه را می‌توان به دو واحد زمین شناسی مهندسی تفکیک نمود. مشخصات واحدهای سنگی و پارامترهای ژئومکانیکی توده سنگ‌های مسیر تونل که در رخنمون‌های سطحی و سینه کار تونل مطالعه شده اند، در

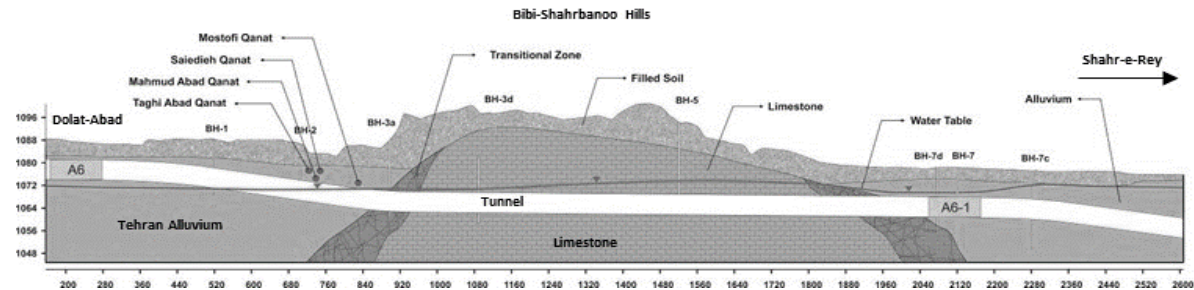
MLP توسط غلام نژاد و طیارانی صورت گرفت (Gholamnejad and Tayarani, 2010). سلیمی و همکاران نیز با استفاده از فاکتورهای ژئومکانیکی توده سنگ، پارامترهای اجرایی ماشین را توسط الگوریتم هوش مصنوعی و درخت رگرسیونی مورد ارزیابی قرار دادند (Salimi et al., 2019). با وجود این، تاکنون هیچ مدلی برای برآورد پارامترهای راهبری ماشین EPB در حالت نیمه باز، با در نظر گرفتن شرایط ویژه‌ای که حفاری در سنگ انجام می‌شود، توسعه داده نشده است. در این مطالعه، از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (ANN-MLP) و رگرسیون چند متغیره (MVR) جهت توسعه مدل‌هایی برای تخمین گشتاور کاترهد و نیروی رانش ماشین EPB-S523 مورد استفاده در پروژه توسعه جنوبی خط ۶ متروی تهران، هنگامی که حفاری در سنگ آهک مستحکم صورت گرفته، استفاده شده است. این مدل‌ها می‌توانند برای شرایط مشابه از نظر زمین شناسی و نوع ماشین به کار گرفته شوند.

۲. معرفی پروژه

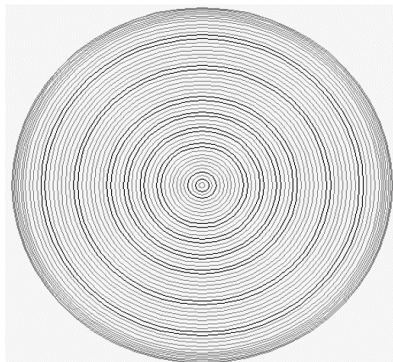
پروژه توسعه جنوبی خط ۶ متروی تهران بخشی از طرح توسعه حمل و نقل شهری تهران است که از دولت آباد تا حرم عبدالعظیم امتداد دارد. موقعیت این پروژه بر روی نقشه ساده شده زمین شناسی جنوب شرق تهران در شکل ۱ نشان داده شده است. پروفیل زمین شناسی محدوده‌ی مورد مطالعه در شکل ۲ ارائه شده است. پروژه مذکور با طول ۶،۶ کیلومتر با استفاده از یک ماشین دست دوم از نوع EPB ساخت شرکت هرکنکشت (Herrenknecht) آلمان، با قطر ۹،۱۹ متر و ضریب بازشدگی کاترهد برابر با ۰،۲۸، حفاری و سگمنت گذاری شده است. این ماشین برای حفاری در زمین نرم (خاک‌های آبرفتی با درصد ریزدانه بالا) طراحی شده است و قبلاً برای حفاری بخشی از خط ۳ متروی تهران به کار گرفته شده است. تصویری از ماشین به کار گرفته شده در این پروژه در شکل ۳ نشان داده

لایه‌بندی متوسط تا ضخیم (در حدود ۳۰-۱۰۰ سانتی متر) است (شرکت سایبر بین الملل، ۱۳۹۵). در دو سوی این آهک‌ها، ضخامت محدودی از سنگ‌های آهکی هوازده و خردشده و با مقاومت تک محوری کمتر نیز مشاهده شده است که در این مطالعه با علامت RT2 نامگذاری شده‌اند.

جدول ۲ ارائه شده است. تصاویری تیپیک از این توده سنگ‌ها در جبهه کار تونل نیز در شکل ۴ نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود توده سنگ اصلی تشکیل دهنده مسیر این بخش از پروژه (واحد زمین شناسی مهندسی RT1)، متشکل از سنگ‌های آهکی مستحکم ($UCS=80-120$ MPa) با



شکل ۲. پروفیل زمین شناسی محدوده‌ی مورد مطالعه در پروژه توسعه جنوبی خط ۶ متروی تهران (Firouzei et al., 2019).



(ب)



(الف)

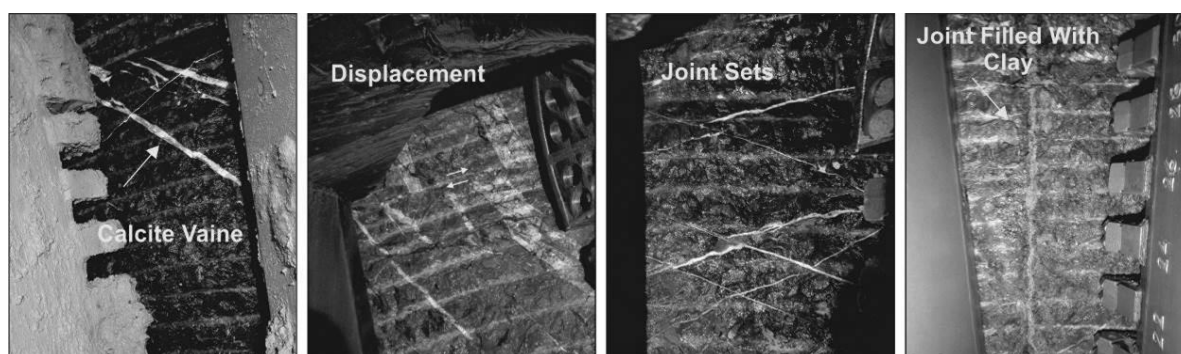
شکل ۳. الف) ماشین EPB خط ۶ متروی تهران، ب) خطوط تاثیر چرخش دیسک کاترها در مصالح سنگی جبهه کار.

جدول ۱. مشخصات فنی ماشین حفار EPB-S523 در پروژه توسعه جنوبی خط ۶ متروی تهران.

Descriptions		Specifications
Cutterhead	TBM diameter	9.19 m
	Number of cutting tools	52
	Disc cutter diameter	17 (in)
	Number of central and peripheral D. cutting tools	26
Driver system	Electromotor power	2400 (kW)
	Ave. Cutterhead rotation speed	0.3-8 RPM
	Max. cutterhead torque	17197 (kN.m)
Thrust system	Number of thrust cylinder	33
	Max. total Thrust	30000 (kN)
Screw conveyor	Ave. screw conveyor torque	0-22 (kN.m)
	Ave. screw conveyor rotation speed	2.3 RPM

جدول ۲. مشخصات و پارامترهای ژئومکانیکی واحدهای سنگی مسیر پروژه (شرکت سایبر بین الملل، ۱۳۹۵).

Eng. Geological units	Geotechnical characteristics			Rock mass geomechanical parameters					
	lithology	Structure	Strength degree	Stability condition	BRMR	UCS (MPa)	GSI	RQD	Q
RT1	Limestone	Layered, Jointed	Strong, very Strong	Local structural instability	60-75	80-120	60-65	90-100	6.27
RT2	Limestone	Weathered	Strong	Unstable	45-55	50-80	40-45	60-80	1.85



شکل ۴. تصاویری از توده سنگ آهکی در جبهه کار تونل (Firouzei et al., 2019).

۳. مواد و روش‌ها

روش ارائه شده برای بررسی شاخص آسیب‌پذیری فرونشست دشت مورد مطالعه به صورت مدل سیستم امتیازدهی نقطه‌ای (PCSM) است. بطوریکه با استفاده از مدل ALPRIFT که یک روش برای ارزیابی شاخص آسیب‌پذیری و شامل ۷ لایه موثر بر فرونشست می‌باشد، نقشه لایه‌های موثر بر فرونشست را در بازه زمانی یک سال (۹۴-۹۵)، با استفاده رتبه‌های مشخص شده، در نرم افزار ArcGIS کلاس بندی کرده و با توجه به وزن داده شده، بر روی هم تلفیق و هم‌پوشانی گردیده و نقشه آسیب‌پذیری فرونشست به دست آمده و با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) بهینه سازی می‌شود. در نهایت ضریب همبستگی مدل‌های به دست آمده با نقشه ماهواره‌ای InSAR به منظور صحت سنجی اطلاعات، تطبیق داده می‌شود

۳-۱. توسعه بانک اطلاعاتی

یکی از گام‌های اساسی در مطالعات مربوط به تحلیل عملکرد ماشین، جمع‌آوری داده‌های مناسب در قالب یک بانک اطلاعاتی کامل می‌باشد. در این مطالعه نیز برای به دست آوردن داده‌های مورد نیاز، شامل داده‌های زمین‌شناسی و اپراتوری ماشین (گشتاور و سرعت چرخش کاترهد، نیروی رانش کل، بار کاتر، فشار جبهه کار) و اطلاعات مربوط به عملکرد دستگاه (نفوذ کاترهد)، ضمن انجام بازدیدهای متعدد از سینه کار تونل و بررسی مصالح خروجی، به مرور گزارشات کارگاهی و بررسی آماری و غربال داده‌های ثبت شده در PLC دستگاه نیز پرداخته شده است. در نهایت، داده‌های مورد نیاز برای هر کورس حفاری، متوسط‌گیری و در بانک اطلاعاتی مربوط به

مصنوعی شامل لایه‌ها و نورون‌های مختلفی است که محاسبات و پردازش داده‌ها در لایه پنهان صورت می‌گیرد. امروزه با توسعه تکنولوژی و پیشرفت علم از روش‌های به‌روز یادگیری عمیق جهت پیش بینی و بهینه سازی پارامترهای مورد نظر استفاده می‌شود تا با دقت بالا و حداقل زمان پردازش، فرایند تحلیل محاسبات صورت گیرد. لذا ساخت یک شبکه پیش بینی کننده بر اساس ویژگی‌های موجود در پایگاه داده‌ی تعریف شده لزوم استفاده از هوش مصنوعی به عنوان تکنیکی کارآمد را مهیا می‌کند.

در این روش پس از جمع آوری اطلاعات و طراحی شبکه یادگیری، داده‌ها به دو قسمت آموزشی و آزمایشی تقسیم بندی می‌شود که بر اساس الگوریتم آموزشی مورد نظر یادگیری شبکه انجام می‌شود. هر نورون لایه ورودی با نماد X وزن خود را به نورون Y موجود در لایه های پنهان می‌فرستد که طبق (رابطه ۳) می‌باشد (Simpson, 1990).

$$Yin = W1 X1 + W2 X2 + W3 X3, Y = f(Yin) \quad (3)$$

پیش از معرفی داده‌ها به سیستم شبکه عصبی باید کنترل، نرمال‌سازی، دسته بندی و بی بعد سازی روی داده‌ها انجام شود (Menhrotra et al., 1997). نرمال‌سازی داده ها طبق فرمول (رابطه ۴) می‌باشد. در رابطه بیان شده X, X_n, X_{max}, X_{min} به ترتیب نمایانگر حداقل، حداکثر، مقادیر نرمال شده و مقادیر واقعی پارامتر مورد نظر هستند. ساختار توابع فعال‌سازی و توابع انتقال در شکل ۵ ارائه شده است.

$$X = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (4)$$

۴. تحلیل داده‌ها

۴-۱. توسعه مدل تجربی بر اساس رگرسیون چند متغیره (MVR) جهت تحلیل و پیش بینی پارامترهای راهبری ماشین برای حفاری سنگ‌های آهک مسیر تونل، فاکتورهای موثر، با توجه به اهمیت آن‌ها در مدل، با استفاده از آنالیز رگرسیون تک متغیره و تحلیل واریانس انتخاب گردیدند. روابط حاصل از رگرسیون

این تحقیق درج شده است. نتایج تحلیل آماری پارامترهای اپراتوری و عملکرد ماشین در جدول ۳ ارائه شده است.

۳-۲. روش‌های توسعه مدل‌ها

همانطور که اشاره شد، در این مطالعه از دو روش رگرسیون چند متغیره (MVR) و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (ANN-MLP) برای توسعه مدل‌های پیش بینی استفاده شده است.

اساس مدل رگرسیون خطی ساده بر حداقل نمودن مجموع مربعات خطا بین مشاهدات و خروجی مدل از طریق محاسبه مشتق تابع معادل با صفر پایه گذاری شده است. مدل رگرسیونی به شکل ماتریسی در (رابطه ۱) ارائه شده است. در این رابطه β ماتریس ضرایب رگرسیون، e ماتریس خطای برازش و Y نیز ماتریس پاسخ می‌باشد. جهت انجام محاسبات مشتق تابع معادل صفر لازم است رابطه مورد نظر بر حسب β حل شود که به شکل (رابطه ۲) می‌باشد. در رابطه ۲، X' ترانهاده ماتریس X است (Natarajan, 1995).

$$Y = X\beta + e \quad (1)$$

$$\beta = (X'X)^{-1} (X'Y) \quad (2)$$

لازم است متغیرهای مستقل تعریف شده در پایگاه داده همپوشانی و هم خطی زیادی نداشته باشند، زیرا در این صورت ماتریس $(X'X)$ را نمی‌توان معکوس کرد و باعث افزایش خطا در اثر گرد کردن داده‌ها و محاسبات می‌شود. مهمترین فاکتور جهت برآورد هم خطی چند گانه پارامترهای ورودی، استفاده از شاخص احتمالاتی واریانس و فاکتور تورم واریانس (VIF) است (Neter, 1999). مقدار ایده آل برای فاکتور تورم واریانس یک می‌باشد و مقادیر بزرگتر از ۱۰ برای فاکتور مذکور نشانه ناپایداری مدل رگرسیونی می‌باشد.

در این مطالعه، جهت برآورد پارامترهای گشتاور و نیروی رانش ماشین EPB علاوه بر روش رگرسیون چند متغیره، از شبکه عصبی مصنوعی MLP نیز استفاده شده است. شبکه عصبی

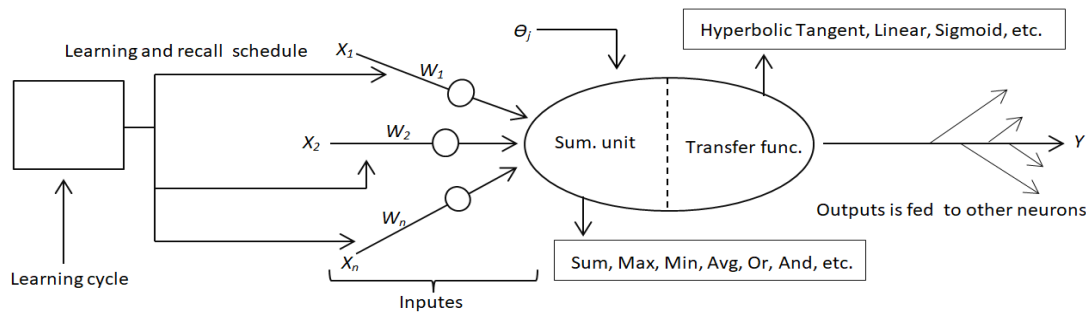
جدول‌های ۱ و ۲) در سنگ آهک با میانگین $RQD = 80-90\%$ و میانگین مقاومت تک محوره ۹۰-۱۰۰ مگا پاسکال صورت گرفته، توسعه یافته است. لازم به ذکر است، پارامترهای ثابت نظیر مشخصات هندسی کاترهد و ویژگی‌های مکانیکی ماشین حفار را نمی‌توان به عنوان ورودی در مدل در نظر گرفت.

۵ ارائه شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود، مقادیر بدست آمده در شاخص عامل تورم واریانس کمتر از ۱۰ می‌باشد که بیانگر عدم هم خطی چندگانه پارامترهای موجود در پایگاه داده تعریف شده است.

تک متغیره خطی جهت تعیین ارتباط میان پارامترهای اپراتوری (گشتاور و نیروی رانش) و فاکتورهای اجرایی ماشین حفار نظیر فشار نگهدارنده داخل محفظه حفاری، نفوذ کاترهد، بار کاتر و سرعت چرخش کاترهد در جدول ۴ خلاصه شده است. لازم است تاکید گردد، این روابط بر اساس شرایط این پروژه خاص که حفاری توسط ماشین EPB (با ویژگی‌های مشخص شده در همچنین امکان بکارگیری پارامترهای ژئومکانیکی توده سنگ، به دلیل اینکه در هر دو واحد زمین شناسی مهندسی مقدار تقریباً ثابتی را دارا می‌باشند، وجود ندارد. نتایج فاکتورهای احتمالاتی مربوط به پارامترهای تعیین شده در مدل‌های تجربی در جدول

جدول ۳. شاخص‌های آماری داده‌های ثبت شده در بانک اطلاعاتی و پارامترهای مورد استفاده در مدل‌های توسعه داده شده.

Parameters	Sym.	Unit	Type	Min.	Max.	Std. V	Var.	Ave.	Med.
Cutterhead rotation speed	RPM	RPM	Input	1	3.1	0.2	0.07	2.6	2.8
Cutterhead penetration	P	mm/rev	Input	0	8	1.1	1.4	3.5	3
Chamber pressure	S	MPa	Input	0	0.11	0.02	0.006	0.04	0.04
Cutter load	Fn	MN	Input	1E-4	0.23	0.04	0.001	0.08	0.09
Cutterhead torque	Tq	MN.m	Output	1.4	4.7	2.2	0.1	2.2	2.2
Thrust force	Th	MN	Output	9	27.6	3.1	9.7	15.8	15.4



شکل ۵. ساختار توابع فعال‌سازی و توابع انتقال در شبکه عصبی مصنوعی ANN.

جدول ۴. روابط توسعه داده شده جهت برآورد پارامترهای راهبری ماشین EPB-DSU.0916.127 در شرایط سنگی.

No.	Operation parameters	R ²	Regression type	Equation
5	Cutterhead torque	0.4	Linear	$Tq = 0.143 P + 1.731$
6		0.39	Linear	$Tq = -0.644 RPM + 3.965$
7		0.33	Linear	$Tq = 0.588 S + 1.955$
8	Thrust force	0.68	Linear	$Th = 8.623 S + 11.639$
9		0.22	Linear	$Th = -0.0754 P + 4.759$

شده است. مقادیر توابع هزینه و خطا جهت ارزیابی صحت مدل، در جدول ۶ ارائه شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود، ارتباط خوبی میان نتایج وجود دارد که بیانگر صحت مدل‌های ارائه شده است.

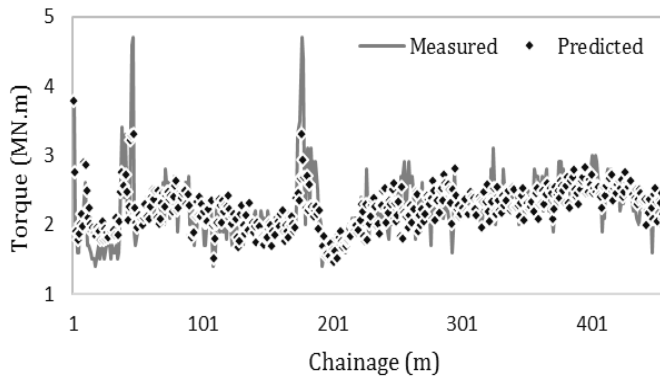
$$Tq = 2.278 + 0.882 * S + 0.167 * P + 1.817 * Fn - 0.455 * RPM \quad (10)$$

$$Th = 11.06 + 8.843 * S + 0.130 * P \quad (11)$$

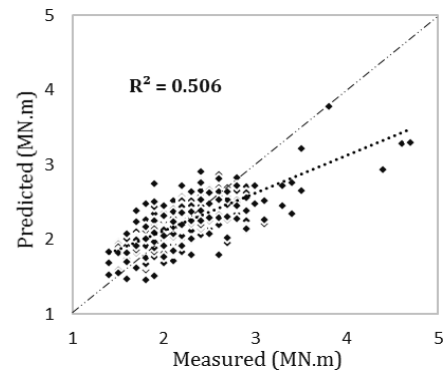
روابط بدست آمده از رگرسیون چند متغیره خطی جهت برآورد گشتاور و نیروی رانش ماشین حفار به ترتیب در روابط ۱۰ و ۱۱ ارائه شده است. نتایج بدست آمده از روابط مذکور با داده‌های واقعی ماشین حفار جهت برآورد گشتاور در شکل ۶ ارائه شده است. همچنین همبستگی میان نتایج محاسباتی با داده‌های واقعی نیروی رانش ماشین حفار در شکل ۷ نشان داده

جدول ۵. ارزیابی شدت هم خطی چند گانه پارامترهای ورودی بر اساس تحلیل احتمالاتی.

Independent variable	Tolerance	VIF (variance inflation factor)
Cutterhead torque		
Cutterhead rotation speed (RPM)	0.859	1.16
Cutterhead penetration (P)	0.753	1.32
Chamber pressure (S)	0.863	1.15
Cutterload (Fn)	0.956	1.04
Thrust force		
Chamber pressure (S)	0.697	1.43
Cutterhead penetration (P)	0.852	1.14

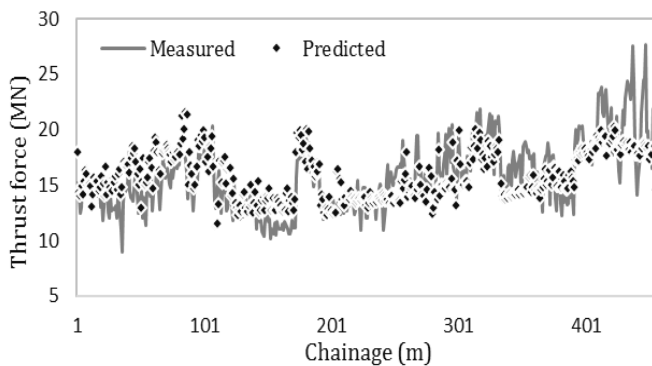


مقایسه میان نتایج محاسباتی و اندازه‌گیری شده واقعی

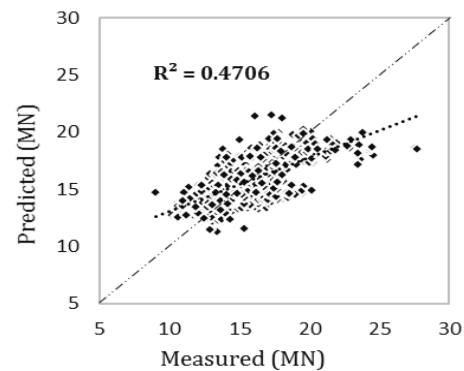


همبستگی میان نتایج محاسباتی و داده‌های واقعی

شکل ۶. مقایسه میان نتایج واقعی و محاسباتی از مدل MVR جهت برآورد گشتاور ماشین حفار EPB



مقایسه میان نتایج محاسباتی و اندازه‌گیری شده واقعی



همبستگی میان نتایج محاسباتی و داده‌های واقعی

شکل ۷. مقایسه میان نتایج واقعی و محاسباتی از مدل MVR جهت برآورد نیروی رانش ماشین حفار EPB.

جدول ۶. نتایج توابع خطا در مدل‌های تجربی (MVR) توسعه داده شده بر اساس بانک اطلاعاتی پروژه.

Loss function	Cutterhead torque	Thrust force
RMSE	0.0006	0.13
MAE	0.0018	0.0017
R ²	0.50	0.47
R	0.71	0.68

۲-۴. توسعه مدل تجربی با شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون

چند لایه (ANN-MLP)

جهت برآورد گشتاور و نیروی رانش بر اساس نورون‌های مختلف تعریف شده در لایه پنهان به تفکیک در جدول ۷ خلاصه شده است.

در این روش ۸۰٪ (۳۶۶ داده) از داده‌ها جهت آموزش شبکه و ۲۰٪ (۹۲ داده) باقیمانده از آن جهت ارزیابی و صحت سنجی مدل توسعه یافته تفکیک شد. ساختار شبکه‌ی توسعه یافته

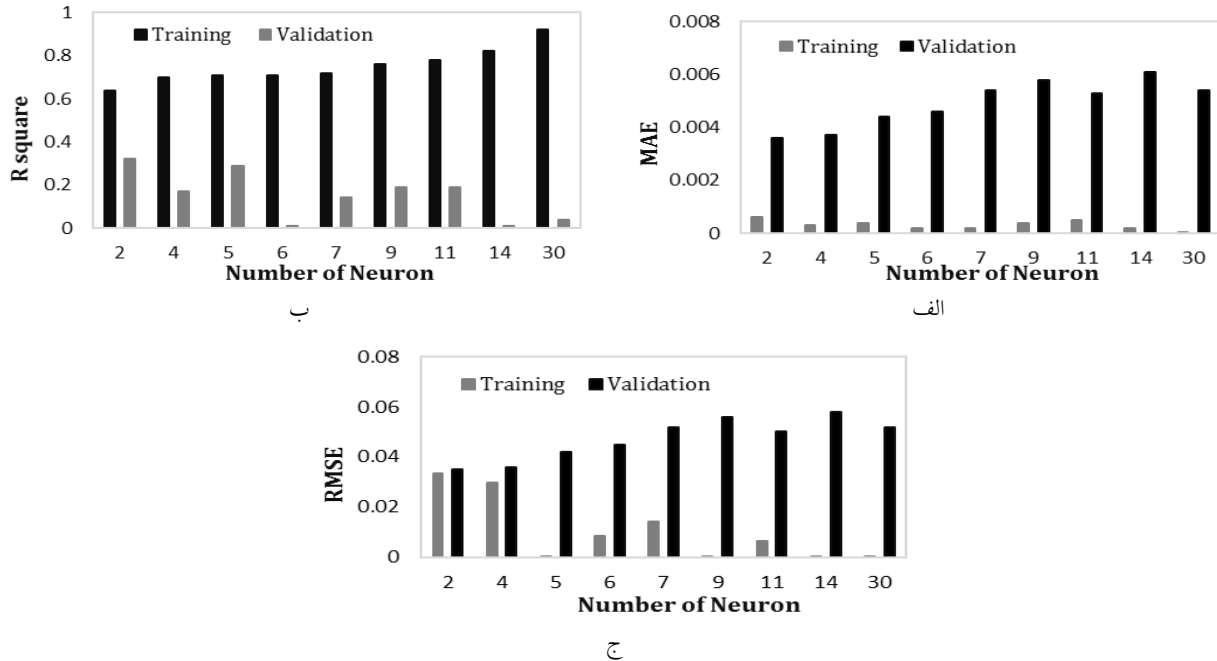
جدول ۷. ساختار شبکه MLP جهت برآورد پارامترهای راهبری ماشین با در نظر گرفتن نورون‌های مختلف در لایه پنهان.

Designed models for prection operation parameters					
Mu	Gradient	Performance	Time	Epoch	Noroun Number
1.00E-14	8.81E -12	0.0055	00:00:03	117	2
1.00E-08	9.10E-07	0.00485	00:00:11	500	4
1.00E-07	6.72E-010	0.0048	00:02:47	500	5
1.00E-06	2.51E-06	0.0043	00:00:10	500	6
1.00E-10	5.68E-08	0.0038	00:00:10	500	7
1.00E-07	7.40E-12	0.0039	00:00:10	500	9
1.00E-07	2.43E-05	0.0035	00:00:15	485	11
1.00E-07	2.82E-04	0.0032	00:00:18	500	14
1.00E-07	5.56E -12	0.00667	00:00:15	145	2
1.00E-06	4.47E-06	0.00559	00:00:11	500	4
1.00E-06	1.16E-06	0.00518	00:02:12	500	5
1.00E-06	1.17E-04	0.00528	00:00:13	500	6
1.00E-07	7.69E-06	0.00515	00:00:12	500	7
1.00E-07	4.86E-03	0.00444	00:00:11	500	9
1.00E-06	7.40E-05	0.00398	00:00:19	500	11
1.00E-06	5.08E-03	0.00335	00:00:16	500	14
1.00E-07	8.45E-04	0.00132	00:01:14	700	30

همچنین شبکه‌ی طراحی شده با ۲ نورون در یک لایه پنهان به عنوان مدل بهینه در برآورد نیروی رانش مورد نیاز ماشین در نظر گرفته شد. ساختار شبکه پذیرفته شده برای پیش بینی گشتاور ۴،۵،۱ می‌باشد، که بیانگر ۴ نورون در لایه ورودی، ۵ نورون در لایه پنهان و ۱ نورون در لایه خروجی می‌باشد. همچنین ساختار شبکه‌ی تعلیم یافته برای پیش بینی نیروی رانش ۲،۲،۱ در نظر گرفته شد، الگوریتم آموزشی شامل ۲

نتایج حاصل از مدل‌های مختلف توسط توابع خطا (هزینه) نظیر MAE, RMSE و R² مورد آنالیز و بررسی قرار گرفت که نتایج حاصل از تحلیل صورت گرفته جهت برآورد گشتاور در شکل ۸ ارائه شده است. همچنین شکل ۹ بیانگر نتایج بدست‌آمده از تحلیل شبکه‌های طراحی شده در برآورد نیروی رانش است. در نهایت بر اساس آنالیز فوق، شبکه‌ی طراحی شده با ۵ نورون در یک لایه پنهان به جهت دقت بیشتر و صحت بالاتر به عنوان مدل بهینه در پیش بینی گشتاور ماشین حفار انتخاب شد.

نورون در لایه ورودی، ۲ نورون در لایه پنهان و ۱ نورون در لایه خروجی می‌باشد.



شکل ۸. نتایج شاخص‌های احتمالاتی در مرحله آموزش و اعتبار سنجی مدل‌ها جهت پیش بینی گشتاور، الف) میانگین قدر مطلق تفاضل (MAE)، ب) ضریب رگرسیون (R^2)، ج) جذر میانگین مربعات خطا (RMSE).

این شرایط، برخلاف حالتی که ماشین در واحدهای خاکی به کار گرفته می‌شود، مقدار زیادی از نیروی رانش اعمال شده صرف حفاری سینه کار سنگی توسط دیسک کاتر می‌شود. همچنین بیشتر از نیمی از گشتاور کل کاترهد، گشتاور ناشی از برش سنگ توسط ابزار برشی است.

در این مطالعه، شبکه ANN-MLP جهت برآورد پارامترهای راهبری ماشین EPB نظیر گشتاور و نیروی رانش بر اساس فاکتورهای ورودی، شامل نفوذ کاترهد، فشار سینه کار، سرعت چرخش کاترهد و بار کاتر طراحی و توسعه یافت. بر اساس شاخص تلرانس و عامل تورم واریانس پدیده هم خطی چندگانه در میان داده‌های ورودی وجود ندارد. مقدار تابع خطا RMSE در برآورد گشتاور و نیروی رانش در مرحله صحت سنجی به ترتیب ۰،۰۴ و ۰،۱ محاسبه گردید، همچنین نتایج تابع MAE بر اساس داده‌های صحت سنجی گشتاور و نیروی رانش به

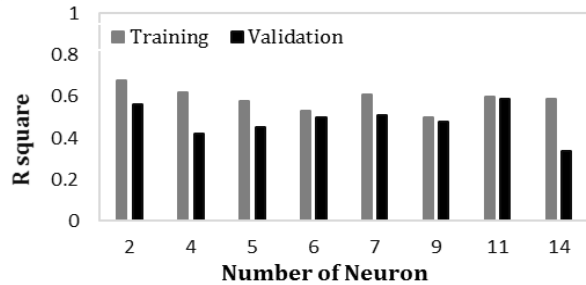
مقایسه میان نتایج حاصل از مدل ارائه شده با داده‌های واقعی گشتاور ماشین و همبستگی میان آن‌ها در شکل ۱۰ ارائه شده است. شکل ۱۱ بیانگر همبستگی نتایج بدست آمده از مدل ارائه شده با داده‌های واقعی اندازه‌گیری شده نیروی رانش ماشین است. همانطور که ملاحظه می‌شود ارتباط خوبی میان پارامترهای محاسباتی و داده‌های واقعی وجود دارد که بیانگر صحت و دقت کافی مدل ارائه شده می‌باشد.

نتیجه گیری و جمع بندی

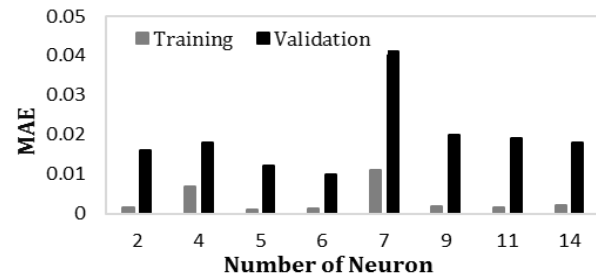
در پروژه توسعه جنوبی خط ۶ متروی تهران بخشی از حفاری در سنگ آهک با استفاده از ماشین EPB که در اصل برای زمین نرم طراحی شده است، صورت گرفت. پارامترهای اپراتوری و عملکرد این نوع ماشین در چنین شرایطی با استفاده از روش‌های تحلیلی موجود قابل پیش بینی و محاسبه نیست. در

برآورد گشتاور و نیروی رانش به ترتیب ۰,۰۰۱۸ و ۰,۰۰۱۰، دست آمده است که نشان‌دهنده ارتباط خوب این پارامترها با پارامترهای ورودی می‌باشد.

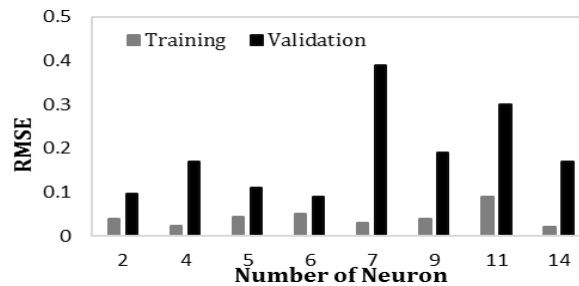
ترتیب ۰,۰۰۵ و ۰,۰۱۲ به دست آمد. مقایسه میان نتایج حاصل از روابط توسعه یافته توسط روش رگرسیون چند متغیره با داده‌های واقعی ماشین نیز بیانگر صحت و دقت مناسب این روابط می‌باشد. مقادیر تابع MAE در روابط توسعه یافته برای



ب

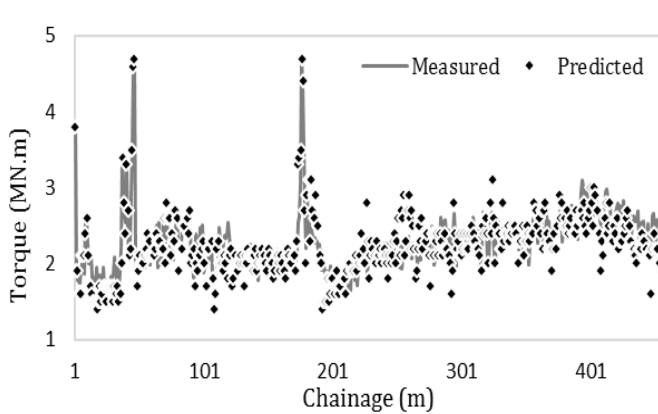


الف

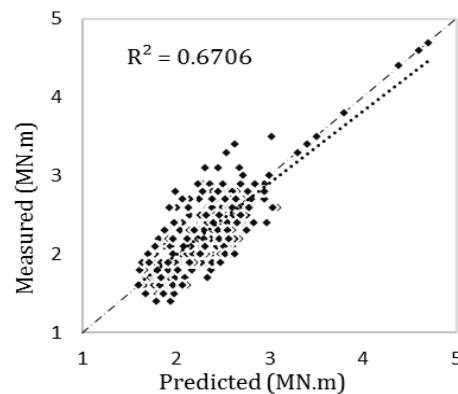


ج

شکل ۹. نتایج شاخص‌های احتمالاتی در مرحله آموزش و اعتبار سنجی مدل‌ها جهت پیش بینی نیروی رانش، الف) میانگین قدر مطلق تفاضل (MAE)، ب) ضریب رگرسیون (R^2)، ج) جذر میانگین مربعات خطا (RMSE).

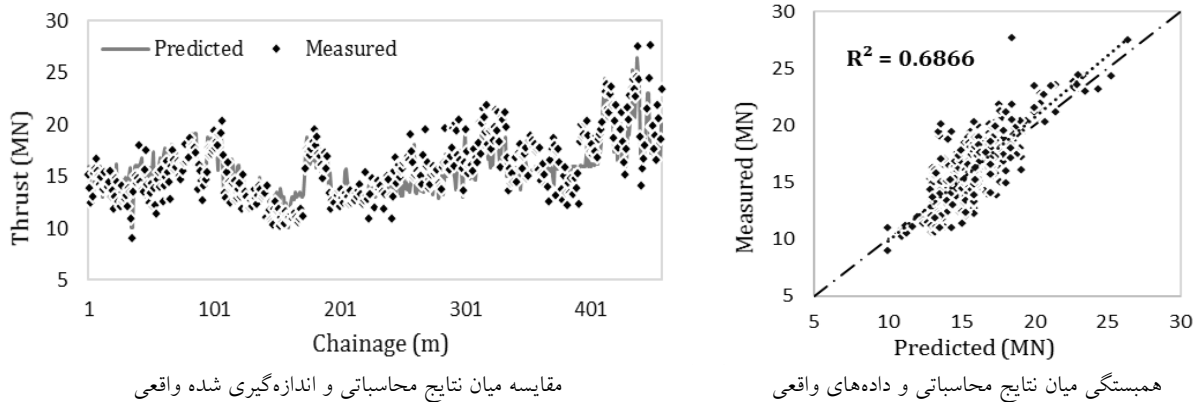


مقایسه میان نتایج محاسباتی و اندازه‌گیری شده واقعی



همبستگی میان نتایج محاسباتی و داده‌های واقعی

شکل ۱۰. مقایسه میان نتایج واقعی و محاسباتی از مدل MLP جهت برآورد گشتاور ماشین حفار EPB



شکل ۱۱. مقایسه میان نتایج واقعی و محاسباتی از مدل MLP جهت برآورد نیروی رانش ماشین حفار EPB. همبستگی میان نتایج محاسباتی و داده‌های واقعی

شاخص کیفیت توده سنگ (RQD) برابر با ۸۰-۹۰ درصد و برای ماشین EPB با مشخصات فنی مشابه (به ویژه آرایش مشابه دیسک کاترها، در کاترهدی با قطر ۹،۱۹ متر و ضریب بازشدگی ۰،۲۸) قابل کاربرد می‌باشند.

شایان ذکر است که مدل‌های یادگیری عمیق تکنیکی قدرتمندتر نسبت به روش‌های آماری رگرسیون هستند، لذا نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های آماری از دقت و صحت بیشتری برخوردار است.

روابط تجربی توسعه یافته در این مطالعه فقط برای سنگ‌های شکننده، با میانگین مقاومت تک محوره ۹۰-۱۰۰ مگاپاسکال،

منابع

- شرکت سایبر بین الملل، ۱۳۹۵. گزارش مطالعات زمین شناسی و زمین شناسی مهندسی توسعه جنوبی خط ۶ متروی تهران.
- صمدی، ح.، حسن پور، ج.، ۱۳۹۸. ارزیابی صحت روش‌های تعیین پارامترهای اپراتوری ماشین EPB (مطالعه موردی خط ۷ متروی تهران- قطعه شرقی-غربی). سیزدهمین کنفرانس انجمن تونل ایران، ۲۱-۲۲ آبان، تهران.
- Afradi, A., Ebrahimabadi, A., Hallajian, T., 2016. Prediction of the penetration rate and number of consumed disc cutters of tunnel boring machines (TBMs) using artificial neural network (ANN) and support vector machine (SVM), case study: beheshtabad water conveyance tunnel in Iran. *Asian Journal of Water, Environment and Pollution*, 16(1): 49-57.
- Ates, U., Bilgin, N., Copur, H., 2014. Estimating torque, thrust and other design parameters of different type TBMs with some criticism to TBMs used in Turkish tunneling projects. *Tunneling and Underground Space Technology*, 40: 46-63.
- Benardos, AG., Kaliampakos, DC., 2004. Modeling TBM performance with artificial neural networks. *Tunneling and Underground Space Technology*, 19(3): 597-605.
- Bilgin, N., Copur, H., Balci, C., Tumac, D., Akgul, M., Yuksel, A., 2008. The selection of a TBM using full scale laboratory tests and comparison of measured and predicted performance values in Istanbul Kozyatagi-Kadikoy metro tunnels. *Proceeding of the 34th Annual Meeting of the International Tunneling and Underground Space Association*, 19-25 September, 1509-1517.
- Cigla, M., Yagiz, S., Ozdemir, L., 2001. Application of tunnel boring machines in underground mine development. *Proceeding of the 17th International Mining Congress and Exhibition of Turkey*, 19-22 June, Ankara, 155-164.
- Delisio, A., Zhao, J., Einstein, H., 2013. Analysis and prediction of TBM performance in blocky rock conditions at the Löttschberg Base Tunnel. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 33: 131-142.

- Firouzei, Y., Hassanpour, J., Pourhashemi, S. M., 2019. Tunneling with a soft rock EPB machine in hard rock conditions, the experience of Tehran metro line 6 southern expansion sector. Proceeding of the 4th International Conference of TBMDiGs, 13-15 November, Colorado State, USA, 110–119.
- Gao, X., Shi, M., Song, X., Zhang, Ch., Zhang, H., 2019. Recurrent neural networks for real-time prediction of TBM operating parameters. *Automation in Construction*, 98: 225–235.
- Gholamnejad, J., Tayarani, N., 2010. Application of artificial neural networks to the prediction of tunnel boring machine penetration rate. *Mining Science Technology (China)*, 20(5): 727–733.
- Godinez, R., Yu, H., Mooney, M., Gharahbagh, E., Frank, G., 2015. Earth pressure balance machine cutterhead torque modeling: Learning from machine data. Proceeding of the Rapid Excavation and Tunneling Conference, 7–10 June, USA.
- Gong, Q., Zhao, J., 2009. Development of a rock mass characteristics model for TBM penetration rate prediction. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 46(1): 8–18.
- Grima, M. A., Bruines, P. A., Verhoef, P. N. W., 2000. Modeling tunnel boring machine performance by neuro-fuzzy methods. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 15(3): 259–269.
- Hassanpour, J., Rostami, J., Khomehchiyan, M., Bruland, A., Tavakoli, H.R., 2010. TBM performance analysis in pyroclastic rocks, a case history of Karaj Water Conveyance Tunnel (KWCT). *Journal of Rock mechanics and Rock Engineering*, 4: 427–445.
- Hassanpour, J., Rostami, J., Zhao, J., 2011. A new hard rock TBM performance prediction model for project planning. *Tunneling and Underground Space Technology*, 26: 595–603.
- Huang, L., Li, J., Hao, H., Li, X., 2018. Micro-seismic event detection and location in underground mines by using Convolutional Neural Networks (CNN) and deep learning. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 81: 265–276.
- Jalalkamali, A., Moradi, M., Moradi, N., 2015. Application of several artificial intelligence models and ARIMAX model for forecasting drought using the Standardized Precipitation Index. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 12(4): 1201–1210.
- JSCE (Japan Society of Civil Engineers). 2007. Standard Specifications For Tunneling–Shield Tunnels.
- Liu, B., Wang, R., Zhao, G., Guo, X., Wang, Y., Lic, J., Wang, S., 2020. Prediction of rock mass parameters in the TBM tunnel based on BP neural network integrated simulated annealing algorithm. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 95.
- Menhrotra, K., Mohan, C. K., Ranka, S., 1997. *Elements of Artificial Neural Networks*. Cambridge: MIT Press.
- Natarajan, B. K., 1995. Sparse approximate solutions to linear systems. *SIAM Journal on Computing*, 24(2): 227–234.
- Neter, J., 1999. *Applied linear regression models*. 3rd (Eds.). The McGraw-Hill companies. ISBN: 0-256-08601-x.
- Salimi, A., Rostamib, J., Moormanna, Ch., 2019. Application of rock mass classification systems for performance estimation of rock TBMs using regression tree and artificial intelligence algorithms. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 92.
- Shi, H., Yang, H., Gong, G., Wang, L., 2011. Determination of the cutterhead torque for EPB shield tunneling machine. *Automation in Construction*, 20(8): 1087–1095.
- Simpson, P K., 1990. *Artificial Neural System: Foundation, Paradigm, Application and Implementations*. New York: Pergamon Press.
- Wang, L., Gong, G., Shi, H., Yang, H., 2012. A new calculation model of cutterhead torque and investigation of its influencing factors. *Science China Technological Sciences*, 55(6): 1581–1588.
- Yagiz, S., Karahan, H., 2011. Prediction of hard rock TBM penetration rate using particle swarm optimization. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 48(3): 427–433.