

ارائه مدل و سیستم رده‌بندی برای پیش‌بینی نرخ نفوذ ماشین حفر تونل

سید امیراسعد فاطمی^۱؛ مرتضی احمدی^{۲*}؛ جمال رستمی^۳

۱- دانشجوی دکترا مکانیک سنگ، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس و مربی گروه مهندسی معدن، دانشکده مهندسی، دانشگاه سیستان و بلوچستان

۲- استاد گروه مکانیک سنگ، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، moahmadi@modares.ac.ir

۳- دانشیار دانشکده علوم زمین، دانشگاه پنسیلوانیا

(دریافت ۱۸ بهمن ۱۳۹۴، پذیرش ۸ خرداد ۱۳۹۶)

چکیده

برآورد نرخ نفوذ ماشین در سنگ اولین و مهم‌ترین گام در پیش‌بینی زمان اجرای حفر مکانیزه تونل است. در این تحقیق پایگاه داده‌ای از اطلاعات حفر تونل گلاب ایجاد شده است. با توجه به فرمول‌های متعدد پیشنهادی برای محاسبه نرخ نفوذ، عملکرد هر کدام از مدل‌ها در پیش‌بینی نفوذ ماشین در ساختگاه تونل گلاب با مقادیر واقعی مقایسه شده است. در بین مدل‌های موجود مدل فرخ و گانگ دقت بالاتری از سایر مدل‌ها داشتند. همچنین با استفاده از اطلاعات پایگاه داده ایجاد شده، میزان تأثیر پارامترهای مختلف ژئومکانیکی بررسی شد که تأثیر فاصله‌داری درزه ها و RQD بیشتر از سایر پارامترها بود و مقاومت فشاری تک‌محوری تأثیر کمی بر مقدار نفوذ داشت. با استفاده از روش‌های مختلف تحلیل رگرسیون روابطی برای پیش‌بینی نرخ نفوذ ارائه شد که با توجه به دقت بالاتر روش SMO رگرسیون، رابطه به‌دست آمده از این روش به‌عنوان مدلی برای پیش‌بینی عملکرد ماشین پیشنهاد شد. همچنین با کمک روش‌های یادگیری ماشین و ساخت درخت تصمیم و با اولویت‌دهی به پارامترهای ژئومکانیکی مؤثرتر، یک سیستم طبقه‌بندی برای پیش‌بینی نرخ نفوذ پیشنهاد شده است.

کلمات کلیدی

عملکرد ماشین، نرخ نفوذ، مدل پیش‌بینی، سیستم رده‌بندی، تونل گلاب

۱- مقدمه

زمان اجرا از پارامترهای کلیدی در موفقیت کاربرد ماشین حفر تونل است. مهم‌ترین اصل در برآورد هزینه‌های اجرای تونل، تخمین صحیح نرخ پیشروی دستگاه حفر تونل می‌باشد. پیشروی به سرعت یا نرخ نفوذ در سنگ و شیوه اجرایی و مدیریتی طرح وابسته است. بدیهی است تخمین صحیح زمان پیشروی بدون برآورد مناسبی از نرخ نفوذ مقدور نیست. سرعت نفوذ ماشین در سنگ تابع ویژگی‌های زمین و پارامترهای عملیاتی ماشین حفر تونل است. به‌منظور ارزیابی نفوذ ماشین در سنگ از شاخص‌های مختلفی استفاده شده است. نفوذ ماشین در واحد زمان (PR) و یا میزان نفوذ به ازاء هر دور چرخش (PR_{ev}) از رایج‌ترین معیارهای ارزیابی عملکرد ماشین هستند. با توجه به این‌که علاوه بر خصوصیات سنگ بکر و توده سنگ، پارامترهای عملیاتی ماشین نیز در نرخ نفوذ مؤثر است. بنابراین در دو توده‌سنگ مشابه به‌دلیل تفاوت پارامترهای عملیاتی ماشین نرخ نفوذهای متفاوت به‌دست خواهد آمد. برای در نظر گرفتن نرخ نفوذ به-عنوان پارامتر مشخصه‌ای از توده‌سنگ و امکان مقایسه، پارامترهای عملیاتی ماشین باید در هر دو حالت یکسان باشد. با توجه به تنوع قطر تونل‌های حفر شده و تغییر پارامترهای عملیاتی ماشین در حین حفر، از شاخص‌های ترکیبی دیگری برای مقایسه و ارزیابی عملکرد ماشین در توده‌سنگ‌های مختلف استفاده شده است. مزیت استفاده از روش ترکیبی و نرمال سازی، قابلیت مقایسه عملکرد ماشین‌ها با اندازه‌ها و در توده‌سنگ‌های مختلف است [۱، ۲]. پارامترهایی مانند نفوذ ویژه (SP) که شاخص نرمال شده نرخ نفوذ به ازاء نیروی وارده بر هر تیغه برش است و اندیس نفوذ میدانی که معکوس نفوذ ویژه است، بدین-منظور استفاده می‌شوند. ساندین [۳] رابطه‌ای مشابه نفوذ ویژه را با نام اندیس حفرپذیری (BI) تعریف کرد. همیلتون [۴] دریافت که اندیس حفرپذیری تابعی از نیروی پیشران است و نمی‌تواند پارامتر مشخصه توده‌سنگ باشد. نتایج بررسی‌های ژائو نشان داد که اندیس حفرپذیری در نرخ نفوذ ۱ میلی‌متر به ازاء هر دور تابعی از پارامترهای عملیاتی ماشین (گشتاور، دور در دقیقه و نیروی پیشران) نیست و می‌تواند معرف ویژگی توده-سنگ و طراحی تیغه برش باشد. بنابراین وی اندیس حفرپذیری ویژه توده سنگ (SRMBI) را به‌صورت اندیس حفرپذیری به ازاء ۱ میلی‌متر نفوذ در هر چرخش تعریف کرد [۵]. در جدول ۱ پارامترهای ارزیابی عملکرد ماشین و توصیف آن‌ها بیان شده است.

جدول ۱: پارامترهای ارزیابی عملکرد ماشین

پارامتر	واحد	رابطه	منبع
FR	m/h		
FR _{ev}	mm/rev	$\frac{1000 PR}{60 RPM}$	
SP	$(mm/rev) / (KN/cutte)$	PR_{ev}/Fn	[۶]
FPI	$(KN/cutter) / (mm/rev)$	Fn/PR_{ev}	[۴]
SER	$(m^3/rev) / (KN/cutter)$	$A \times SP$	
BI	$KN/Cutter/mm/rev$		[۵]
FPI _{blocky}	$KN/(mm/rev)$	Fn/PR	[۷]
BI ₍₁₎		BI	[۱]

A: سطح مقطع تونل، Fn: نیروی عمود بر تیغه برش و FPM: تعداد چرخش در دقیقه کله حفاری

۲- مدل‌های پیش‌بینی نفوذ

در سالیان اخیر مدل‌های متعددی برای پیش‌بینی ارتباط یک یا چند پارامتر ماشین و یا شرایط زمین با یکی از شاخص‌های ذکر شده در جدول ۱ ارائه شده‌اند. تعدادی از این مدل‌ها از روش‌های آماری و تعدادی نیز از روش‌های هوش مصنوعی استفاده کرده‌اند. رستمی روش‌های پیش‌بینی عملکرد ماشین را به دو دسته نظری و تجربی تقسیم کرده است [۸]. روش‌های نظری، بر اساس نیروهای برش اعمال شده روی یک برش‌دهنده، تعادل نیروها و مکانیزم شکست سنگ توسعه یافته‌اند [۹-۱۵]. در این روش‌ها از نتایج آزمون‌های آزمایشگاهی، هندسه و فاصله‌داری برش‌دهنده‌ها برای تفسیر و توضیح مکانیزم شکست استفاده شده است و با توجه به این‌که نمونه‌های سنگ بکر مورد آزمایش قرار می‌گیرند، تأثیر ویژگی‌های توده‌سنگ نظیر ناپوستگی‌ها را نمی‌توان در این روش‌ها در نظر گرفت. در بسیاری از این مدل‌ها از نتایج آزمون‌های آزمایشگاهی برای پیش‌بینی عملکرد ماشین استفاده شده است. اگرچه دقت پیش‌بینی بالاتر می‌شود؛ اما در واقع چنین آزمایشاتی فقط در چند آزمایشگاه در سرتاسر جهان قابل انجام است. روش‌های تجربی ارتباط و همبستگی بین شرایط زمین و پارامترهای عملیاتی ماشین را با مقادیر نرخ نفوذ واقعی ثبت‌شده یک تونل حفر شده، بررسی می‌کنند و در نهایت یک رابطه تجربی که اغلب از روش‌های آماری به‌دست می‌آید، برای پیش‌بینی سرعت نفوذ پیشنهاد می‌شود.

نحوه عملکرد ماشین در هر ساختگاه به پارامترهای عملیاتی ماشین نظیر نیروهای وارده به سنگ، میزان گشتاور، سرعت چرخش و همچنین خصوصیات زمین بستگی دارد. طبیعی است که یک مدل واقعی پیش‌بینی عملکرد، باید ترکیبی از پارامترهای مؤثر اعم از داده‌های آزمون‌های آزمایشگاهی، شرایط

از داده‌های ثبت شده حین حفر تونل گلاب استفاده شده است. تونل گلاب به طول حدود ۱۰ کیلومتر و قطر ۴,۵۸ متر طراحی شده است. برای تکمیل داده‌های لازم برای طراحی تونل، مطالعات زمین‌شناسی مهندسی در مسیر تونل با مقیاس ۱/۲۰۰۰ انجام شد. جدول واحدهای زمین‌شناسی مسیر تونل و مترائز حفاری در این واحدها را نشان می‌دهد.

مطالعات زمین‌شناسی مهندسی به‌منظور تعیین خصوصیات و ویژگی‌های واحدهای مختلف و ارزیابی رفتار مکانیکی توده‌سنگ‌های مسیر تونل انجام گرفته است. ۱۰ گمانه نیز در مسیر تونل نیز حفر شده است که از نتایج آزمایشات انجام شده روی نمونه‌های گرفته‌شده از آن‌ها پارامترهایی شامل مقاومت فشاری تک‌محوری، مقاومت کششی، آزمایش بار نقطه‌ای، تعیین چگالی خشک و اشباع، تخلخل، درصد کوارتز، ضریب الاستیسیته، پواسون، چسبندگی و زاویه اصطکاک داخلی تعیین شد. بر اساس نتایج و مطالعه رخنمون‌های سطحی، واحدهای زمین‌شناسی مهندسی مسیر تونل مشخص شد. به دلیل وجود گسل‌های متعدد در مسیر تونل، برای تعیین موقعیت دقیق ساختارهای زمین‌شناسی و میزان جابجایی احتمالی ناشی از گسل‌ها، اطلاعات زمین‌شناسی حفاری ثبت و نقشه حین حفر تونل ترسیم شد. موقعیت دقیق ساختارهای زمین‌شناسی برای تطبیق با پارامترهای عملیاتی ماشین از روی نقشه حین حفر به‌دست آمد. خصوصیات واحدهای زمین‌شناسی مهندسی در جدول ۳ جدول آمده است.

همچنین با ارزیابی صحرایی و نمونه‌های گرفته‌شده از گمانه‌های حفاری و ترانسه‌ها، مشخصات هندسی و مکانیکی ناپیوستگی‌ها در واحدهای مختلف تعیین شد. این اطلاعات شامل موقعیت فضایی (شیب، جهت شیب، تعداد دسته درزه‌ها، فاصله‌داری و تداوم) و ویژگی‌های مکانیکی (زبری، موجداری، مقاومت دیواره، بازشدگی و پرکننده) است.

زمین‌شناسی ساختگاه و پارامترهای عملیاتی ماشین در حین اجرا را در بر داشته باشد. مدل‌های تجربی ارائه شده در سالیان اخیر از چند پارامتر تأثیرگذار بهره‌برده‌اند و در آن‌ها ترکیب داده‌های مربوط به خصوصیات زمین (سنگ بکر و توده سنگ) و پارامترهای عملیاتی ماشین به‌کار گرفته شده است [۱، ۲، ۷، ۱۹-۱۶].

بعضی مدل‌ها، از پارامترهای مورد استفاده در سیستم‌های طبقه‌بندی توده‌سنگ برای پیش‌بینی عملکرد ماشین حفر تونل استفاده کرده‌اند. کاسینلی از عدد RSR توده سنگ و ایناراتو از مقاومت فشاری تک‌محوری به‌همراه عدد RSR استفاده کرده‌اند [۲۰]. همچنین تغییراتی در سیستم‌های رده‌بندی RMR و Q داده شد تا نرخ نفوذ که از اهداف کاربردی اولیه این سیستم‌ها نبود، را پیش‌بینی کنند. بارتون Q_{TBM} که نسخه بسط داده شده‌ای از سیستم Q است را پیشنهاد داد و تلاش کرد تا مقدار نرخ نفوذ ماشین در سنگ را به کمک آن پیش‌بینی کند [۲۱]. اندیس حفارپذیری سنگ (RME) نیز که بر اساس سیستم RMR به‌دست می‌آید توسط بنیوسکی [۲۲] برای پیش‌بینی نرخ نفوذ معرفی شد و در سال‌های بعد نیز با اطلاعات کامل‌تر به‌روزرسانی شد [۲۳، ۲۴]. همچنین محققین زیادی از پارامترهای مورد استفاده در سیستم‌های طبقه‌بندی برای ارزیابی نرخ نفوذ استفاده کردند [۱۶، ۱۷، ۳۰-۲۵]. خادمی بر اساس پارامترهای سیستم RMR یک مدل برای پیش‌بینی نرخ نفوذ ارائه داد [۱۷]. همچنین حسن‌پور یک مدل بر پایه پارامترهای سیستم‌های طبقه‌بندی با استفاده از اطلاعات تونل نوسود در ایران [۱۶] و یک مدل نیز با ترکیب اطلاعات چهار تونل پیشنهاد داد [۲۷]. در جدول ۲ خلاصه تعدادی از مدل‌های تجربی پیش‌بینی نرخ نفوذ و رابطه پیشنهادی ارائه شده است.

۳- ارزیابی دقت مدل‌های پیش‌بینی نفوذ

هدف این بخش بررسی توانایی مدل‌های رایج در تخمین نرخ نفوذ پیش‌بینی شده است. برای مقایسه دقت مدل‌های مختلف

جدول ۲: مدل‌های تجربی پیش‌بینی نرخ نفوذ

مدل / ارائه دهنده	رابطه	شماره
یاغیز [۱۸]	$PR = 1.093 + 0.029.PSI - 0.003\sigma_c + 0.437 \log \alpha - 0.219DPW$	۱
حسن‌پور [۱۶]	$FPI = \exp(0.004UCS + 0.008RQD + 2.077)$	۲
گانک و ژائو [۱]	$BI_{(1)} = 37.06. \sigma_c^{0.26}. Bi^{-0.1} (0.84e^{-0.05J_v} + e^{-0.09 \sin(\alpha+30)})$	۳
حسن‌پور [۲۶]	$FPI = \exp(0.005UCS - 0.002 SP^{-2} + 2.338)$	۴
خادمی [۱۷]	$FPI = 4.161 + 0.091UCS + 0.077RQD + 0.117J_c + 1.077 \log(\alpha)$	۵
فرخ [۲]	$PR_{ev} = \exp(0.41 + 0.404D - 0.027D^2 + 0.0691RT_c - 0.00431UCS + 0.0902RQD_c + 0.000893F_n)$	۶
حسن‌پور [۲۷]	$FPI = \exp(0.008UCS + 0.015RQD + 1.384)$	۷
دلیریو [۷]	$FPI_{blocky} = 5952 - 1794.LnJ_v + UCS$	۸

جدول ۳: واحد های زمین شناسی مسیر تونل گلاب [۳۱]

شماره	سنگ شناسی	توصیف	واحد	مجموع متر از در مسیر تونل
۱	کوارتز موسکویت بیوتیت شیست	ضعیف تا نسبتاً مقاوم، لایه بندی متوسط، شکسته شده	Met-Sch	۴۰۷۰,۷۵
۲	سنگ آهک خاکستری توده ای	نسبتاً مقاوم، نسبتاً ضخیم لایه، نسبتاً خرد شده	Li	۱۰۹,۸۳
۳	شیل خاکستری با دگرگونی کم	ضعیف تا نسبتاً مقاوم، لایه بندی متوسط، شکسته شده	Met-Sh	۱۱۴۷,۲۲
۴	فیلیت	ضعیف تا نسبتاً مقاوم، لایه بندی متوسط، شکسته شده	Met-Phy	۱۰۶۹,۵۴
۵	اسلیت خاکستری ضعیف	ضعیف تا نسبتاً مقاوم، لایه بندی متوسط، شکسته شده	Met-SI	۶۷۲,۴۵
۶	سنگ آذرین دانه ریز تا متوسط	مقاوم، توده ای، پایدار	Ig	۱۷۳۷,۶۳
۷	سنگ آذرین دگرگون شده	نسبتاً مقاوم، نسبتاً ضخیم لایه، نسبتاً خرد شده	Met-Ig	۴۲۲,۲
۸	ماسه سنگ دگرگونی	نسبتاً مقاوم، نسبتاً ضخیم لایه، نسبتاً خرد شده	Met-Sa	۲۹۹,۵۶
۹	سنگ آهک ارزلیتی	ضعیف تا نسبتاً مقاوم، لایه بندی متوسط، شکسته شده	Ar-Li	۱۲۶,۱۴
۱۰	کنگلوامرای قرمز	ضعیف تا نسبتاً مقاوم، لایه بندی متوسط، شکسته شده	Cg.r	۵۷,۶۲
۱۱	کنگلوامرای خاکستری با ماسه سنگ	نسبتاً مقاوم، نسبتاً ضخیم لایه، نسبتاً خرد شده	Cg-Li.Sn	۱۳۰,۹
۱۲	ناحیه خرد شده	زون خرد شده گسلی	CZ	۱۳,۴۱
۱۳	ناحیه شکسته شده	بسیار ضعیف، لایه بندی نازک، شکسته شده و ناپایدار	FZ	۱۱۳,۷۵

جدول ۴: خصوصیات زمین شناسی مهندسی و متر از حفاری واحدها در تونل گلاب [۳۱]

شرایط درزه		درزه داری (متر)	Q	GSI	RMR_{basic}	RQD %	$I_s(50)$ (MPa)	UCS (MPa)	نوع سنگ
JCS (MPa)	JRC								
۲۰-۱۲	۱۰-۶	۰,۶-۰,۲	۰,۹۵-۰,۴	۴۰-۳۵	۴۵-۴۰	۳۵-۲۵	۳-۱,۵	۱۷-۱۲	Met-Sch
۶۵-۳۵	۱۲-۸	۶,۵-۰,۶	۲,۲-۱,۲	۵۲-۴۴	۵۷-۴۹	۸۰-۷۰	۴,۵-۲	۶۰-۵۰	Li
			۰,۱۷-۰,۰۹	۳۰-۲۵	۳۳-۲۸	۲۵-۲۰	۰,۸۳-۰,۱	۶,۵-۲	Met-Sh
۲۰-۱۰	۸-۴	۰,۸-۰,۱	۰,۲۵-۰,۱۸	۳۵-۳۰	۴۰-۳۴	۳۰-۲۰	۱,۵-۰,۶۵	۱۲-۷	Met-Phy
۲۰-۱۲	۱۲-۶	۱-۰,۲	۰,۲۵-۰,۱۵	۳۴-۲۸	۳۷-۳۲	۲۵-۲۰	۱-۰,۲	۸-۴	Met-SI
۱۱۰-۶۰	۱۶-۱۰	۳-۰,۶	۲۰,۵-۸,۵	۶۵-۶۲	۷۶-۷۲	۹۰-۷۵	۷-۵,۸	۱۳۰-۱۰۸	Ig
۶۵-۴۰	۱۴-۸	۳-۰,۶	۷-۳,۵	۶۰-۵۵	۶۸-۶۰	۷۰-۵۰	۵,۵-۳,۵	۶۵-۶۰	Met-Ig
۲۵-۱۵	۱۰-۶	۳-۰,۶	۱,۴-۰,۸	۴۹-۴۵	۵۲-۴۸	۵۰-۳۵	۳-۱,۸	۳۰-۲۵	Met-Sa
۳۰-۱۰	۱۰-۶	۲-۰,۵	۱-۰,۳	۴۸-۴۳	۵۳-۴۸	۵۵-۴۵	۲,۲-۱	۱۳,۵-۱۰	Ar-Li
۵۵-۲۵	۱۲-۴	۲-۰,۳	۱,۵-۰,۸	۵۲-۴۴	۵۵-۴۶	۶۰-۵۰	۴-۲	۳۱-۲۱	Cg.r
۷۵-۶۰	۱۰-۴	۱۰-۱	۴-۱,۸	۵۴-۴۸	۶۷-۶۰	۱۰۰-۹۰	۵-۴,۱	۸۵-۷۱	Cg-Li.Sn

پارامترهای مربوط به فاصله داری درزه ها و یا J_v در این ساختار برداشت نشده است در نتیجه پیش بینی توسط مدل گانگ [۱] که از این پارامترها استفاده می کنند، در این ساختار مقدور نبود. همچنین متر از کنگلوامرای قرمز در تونل نیز حدود ۵۷ متر بود و با توجه به برداشت داده های کم و احتمال بروز خطای پیش بینی، در مقایسه نتایج مدل های مختلف این ساختار حذف شده است. پارامترهای ورودی مورد نیاز هر مدل از پایگاه داده در رابطه ارائه شده مدل قرار داده شد و مقدار تخمین زده شده توسط مدل محاسبه شد. مقادیر تخمینی به دست آمده از مدل های مختلف با مقادیر واقعی ثبت شده در تونل گلاب مقایسه شد. شکل ۱

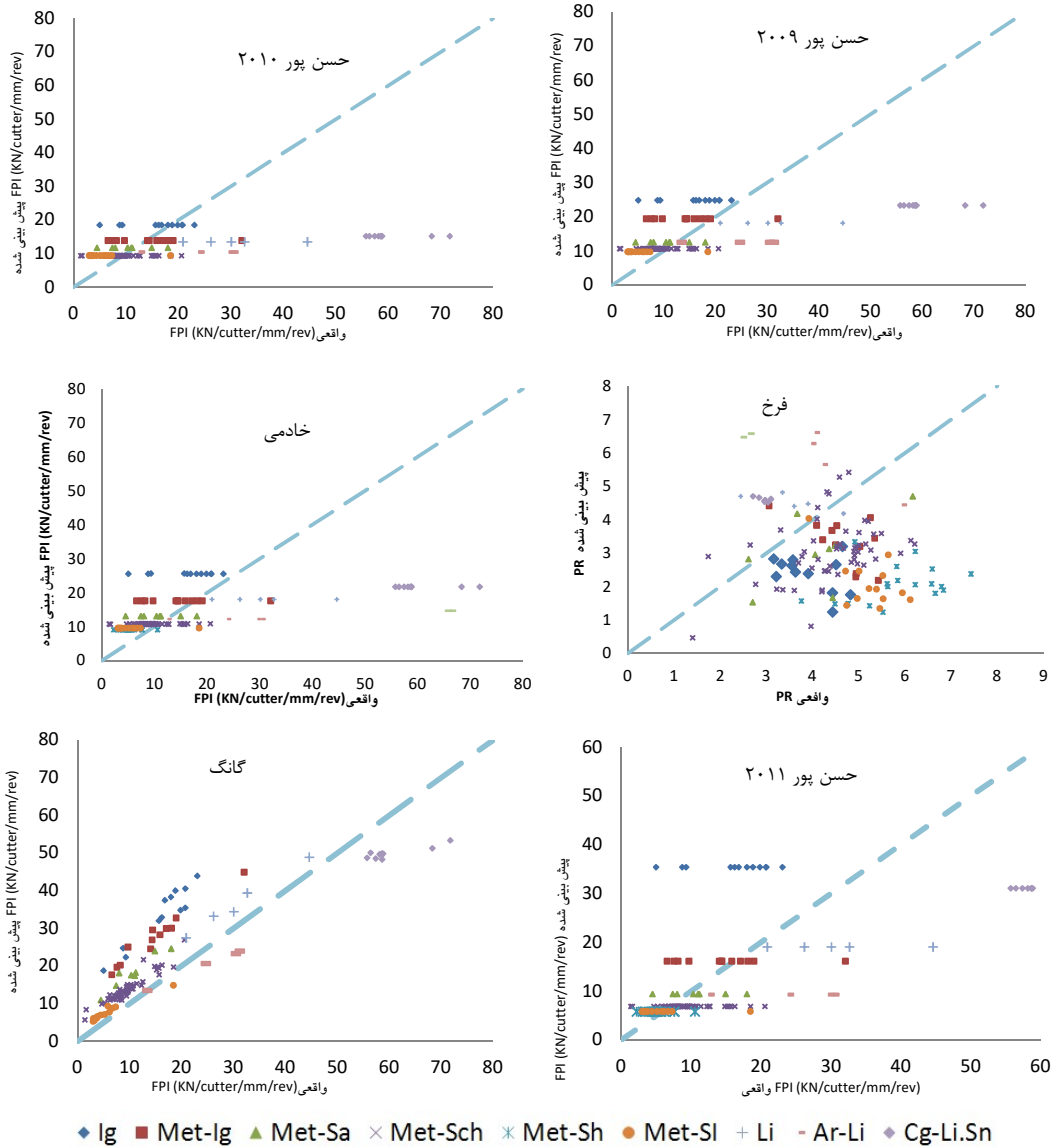
از مدل های اشاره شده در جدول ۲، مدل هایی که پارامترهای مورد نیاز آن ها برای پیش بینی، در پایگاه داده تشکیل شده موجود است، انتخاب شده اند. مقدار نرخ نفوذ پیش بینی شده این مدل ها با مقدار واقعی ثبت شده، مقایسه شده است. مدل دلیزیو برای توده سنگ های بلوکی با مقدار J_v بین ۵ تا ۲۵ و مقاومت فشاری ۱۳۰ تا ۲۷۰ مگاپاسکال اعتبار دارد [۷] و با توجه به این که ویژگی ساختارهای زمین شناسی تونل گلاب در این دامنه قرار نمی گیرند، از این مدل برای پیش بینی نرخ نفوذ استفاده نشده است. همچنین با توجه به این که ساختار شیل خاکستری، رخنمونی در سطح برای برداشت دسته درزه ها نداشت،

مدل‌ها فارغ از تأثیر پارامترهای ماشین برای هر ساختار، مقدار نفوذ ثابتی را پیش‌بینی می‌کنند و با توجه به تغییر میزان نفوذ با تغییر کردن پارامترهای عملیاتی ماشین، خطای پیش‌بینی در این مدل‌ها نسبتاً بالا است. سایر مدل‌ها که از پارامترهای عملیاتی ماشین و خصوصیات زمین استفاده کرده‌اند، تخمین بهتری از مقدار نرخ نفوذ داشته‌اند. برای مقایسه دقت این مدل‌ها، خطای مجموع مربعات مقادیر پیش‌بینی شده در جدول ۵ آورده شده است.

مقادیر پیش‌بینی شده با مدل‌های اشاره شده در جدول ۲ و مقادیر واقعی ثبت شده در تونل گلاب را نشان می‌دهد. تمرکز نقاط در اطراف خط ۴۵ درجه (خط‌چین) نشان‌دهنده دقت بالاتر مدل در پیش‌بینی نرخ نفوذ است.

برای بررسی چگونگی عملکرد مدل‌ها در ساختارهای مختلف، مقادیر تخمین‌زده شده در هر ساختار به‌صورت جداگانه در شکل ۱ نشان داده شده است.

در بعضی مدل‌ها از پارامترهایی نظیر RQD و یا فاصله‌داری متوسط استفاده شده است که اغلب برای یک ساختار زمین‌شناسی مقدار ثابتی در نظر گرفته می‌شود؛ بنابراین این



شکل ۱: مقایسه نتایج نرخ نفوذ مدل‌های پیش‌بینی با مقادیر واقعی تونل گلاب

جدول ۵: خطای مجموع مربعات مقادیر پیش‌بینی نرخ نفوذ در مدل‌های مختلف

ساختارهای زمین‌شناسی									کلی	مدل
<i>Cg-Li-sa</i>	<i>Ar-Li</i>	<i>Li</i>	<i>Met-SI</i>	<i>Met-Sh</i>	<i>Met-Sch</i>	<i>Met-Sa</i>	<i>Met-Ig</i>	<i>Ig</i>		
۳۷	۱۳	۱۵	۵,۷	۴,۸	۳,۸	۴,۴	۸,۱	۱۰,۳	۱۱,۶	حسن پور ۲۰۰۹
۴۵,۵	۱۵,۴	۱۹	۵,۵	--	۳,۶	۴,۱	۶,۶	۵,۹	۱۴,۲	حسن پور ۲۰۱۰
۳۹,۱	۱۳,۹۴	۱۵,۱۴	۵,۵۴	۴,۱۷	۳,۸	۴,۶	۷,۲	۱۰,۹	۱۲	خادمی
۱,۶	۲	۱,۳	۳,۳	۳,۹	۱,۷	۱,۴	۱,۸	۱,۸	۲,۳	فرخ
۱۱,۲	۴,۸	۵,۹	۲,۶	--	۴,۵	۷,۶	۱۲,۹	۱۷,۶	۸,۷	گانگ
۲۹,۸	۱۶,۴	۱۴,۲	۳,۹	۲	۴,۵	۴,۲	۶,۸	۲۰	۱۱,۲	حسن پور ۲۰۱۱

پارامترهای هدف اشاره نموده است [۲۷]. در این تحقیق نیز از مقدار FPI جهت برآورد ارتباط خصوصیات زمین با عملکرد ماشین استفاده شده است.

برای یافتن چگونگی تأثیر خصوصیات زمین در عملکرد ماشین ارتباط بین پارامترهای ژئومکانیکی توده سنگ موجود در پایگاه داده با مقدار FPI واقعی بررسی شد. شکل ۱ تغییرات مقدار FPI متوسط در ساختارهای زمین‌شناسی تونل گلاب را با هر کدام از خصوصیات ژئومکانیکی آنها نشان می‌دهد. مطابق شکل ۱ مقدار UCS ارتباط مستقیم با FPI دارد. این ارتباط به طور کلی در سایر موارد نیز مشاهده شده است [۱، ۷، ۱۸-۱۶]. در بعضی از موارد ارتباط قابل توجه بوده است و مقدار UCS در فرمول عملکرد ماشین آورده شده است اما در بعضی موارد به علت ارتباط کم از آن صرف‌نظر شده است. مقادیر UCS ساختارهای زمین‌شناسی مهندسی تونل گلاب نیز ارتباط کمی با مقدار FPI ثبت شده دارد. شکل ۱ ارتباط فاصله‌داری درزه‌ها و مقدار FPI را نشان می‌دهد. بیشترین ضریب همبستگی در حالتی است که نمودار حالت توانی از درجه ۲ داشته باشد. RQD نیز مانند فاصله‌داری متوسط می‌تواند معرف فرکانس درزه‌داری باشد. ارتباط بین RQD و FPI در شکل ۱ نشان داده شده است. بیشترین مقدار ضریب همبستگی به صورت خطی است. ضریب همبستگی بین پارامترهای RQD و فاصله‌داری درزه‌ها بسیار شبیه به هم است.

امتداد ناپیوستگی‌ها می‌تواند نقش عمده‌ای در عملکرد ماشین داشته باشد. زاویه آلفا که زاویه بین امتداد ناپیوستگی و محور تونل است برای هر یک از دسته درزه‌های ساختارهای زمین‌شناسی مهندسی تونل گلاب تعیین شد. همبستگی بین مقادیر مختلف آلفا و FPI محاسبه شد و مقدار آلفایی که بیشترین همبستگی را داشت به‌عنوان آلفای آن ساختار در نظر

کمترین خطای پیش‌بینی در مدل فرخ مشاهده می‌شود. این مدل پایگاه داده جامع متشکل از ۳۰۰ مجموعه داده دارد و به علت گستردگی پایگاه داده توانسته است بر خلاف اکثر مدل‌ها تأثیر پارامترهایی مانند نوع سنگ را در نظر بگیرد. مدل فرخ به علت بکارگیری پارامترهای مناسب و همچنین عدم استفاده از پارامترهای وابسته که در بعضی مدل‌ها به صورت توأم در رابطه پیشنهادی وجود دارد، دقت بالاتری نسبت به سایر مدل‌های بررسی شده دارد. حتی با وجود این که اکثر مدل‌ها در ساختار کنگلومرای خاکستری خطای قابل ملاحظه‌ای در پیش‌بینی نرخ نفوذ دارند، مقادیر پیش‌بینی شده مدل فرخ مطابقت خوبی با مقادیر واقعی دارند. مدل فرخ در گروه‌بندی و عدد نوع سنگ (RT_c)، سنگ کنگلومرا را نیز در نظر گرفته است، در حالی که در پایگاه داده سایر مدل‌ها کنگلومرا وجود ندارد؛ همین امر دلیل دقت بالای مدل فرخ در ساختار بیان شده است.

مدل گانگ نیز اگرچه در توده سنگ‌های آذرین و دگرگونی خطای بالاتری نسبت به سایر مدل‌ها دارد اما در توده سنگ‌های رسوبی (آهک، آهک آرژیلیتی و کنگلومرا) خطای آن به مراتب کمتر از سایر مدل‌ها است و مقدار خطای کلی آن نیز بعد از مدل فرخ کمترین میزان خطا را دارد. مدل‌های پیشنهادی توسط حسن پور و خادمی نیز از پارامترهای ژئومکانیکی مشابهی برای پیش‌بینی استفاده کرده‌اند و میزان خطای پیش‌بینی آنها در تمامی ساختارها در این دو مدل تقریباً به یک اندازه است.

۴- ارائه مدل پیش‌بینی نرخ نفوذ

برای ارائه مدل می‌توان از پارامترهای هدف مختلف اشاره شده در جدول ۱ استفاده نمود. در محاسبه پارامتر FPI مقدار نرخ نفوذ در هر دور چرخش و نیروی وارد بر دیسک در نظر گرفته می‌شود؛ بنابراین این پارامتر تنها تابعی از خصوصیات زمین خواهد بود و امکان مقایسه عملکرد ماشین‌ها با ابعاد مختلف فراهم می‌شود. حسن پور نیز به برتری پارامتر FPI بر سایر

۴-۱ تحلیل رگرسیون

در این تحقیق در گام نخست، تحلیل رگرسیون چندمتغیره برای ارائه مدل پیش‌بینی نرخ نفوذ ماشین با استفاده از داده‌های تونل گلاب استفاده شد. با توجه به نتایج نشان داده شده، لگاریتم FPI به‌عنوان متغیر وابسته پارامترهای ژئومکانیکی ساخت‌گاه نیز پارامترهای مستقل انتخاب شدند. همچنین با توجه به این‌که بیشترین همبستگی بین فاصله‌داری به‌صورت توانی از درجه ۲ است، مقدار فاصله‌داری و توان دوم آن نیز به‌عنوان متغیرهای مستقل در نظر گرفته شدند. نتیجه تحلیل مطابق رابطه ۹ است.

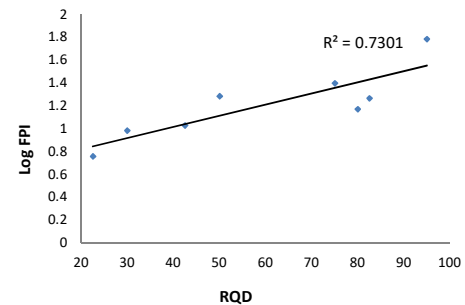
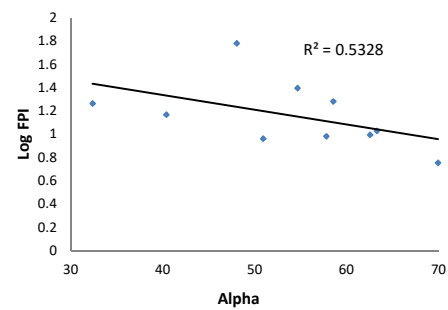
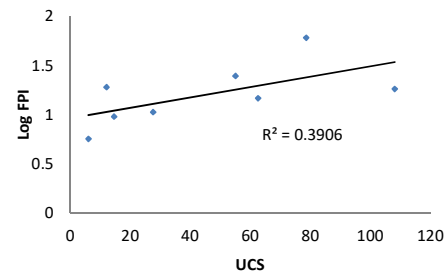
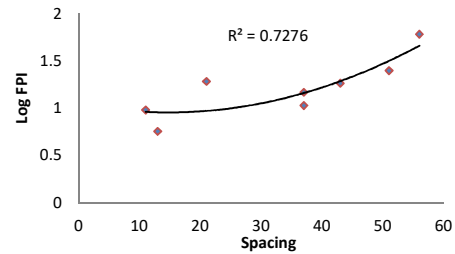
$$\text{Log FPI} = 0.0808 n + 0.0083 q + 0.0021 \text{ UCS} - 3.7252 S + 7.2841 S^2 + 0.0133 \text{ RQD} + 0.0018 \alpha - 0.0643 \quad R^2 = 0.76 \quad (9)$$

در این رابطه n درصد تخلخل، q درصد کوارتز، UCS مقاومت فشاری تک‌محوری بر حسب مگا پاسکال، S فاصله‌داری درزه‌ها بر حسب متر و α زاویه محور تونل با امتداد ناپیوستگی بر حسب درجه است. چنان‌چه پارامترهای کم اثر که ارتباط کمتری با مقدار FPI دارند از پارامترهای ورودی حذف شوند، ضریب همبستگی رابطه جدید تغییر زیادی نخواهد داشت اما نتیجه که به‌صورت رابطه ۱۳ در جدول ۳ است، نسبت به رابطه ۹ سهولت کاربرد بیشتری دارد. با توجه به عدم تغییر فاحش ضریب همبستگی با کاهش تعداد داده‌های ورودی، در سایر روش‌های تحلیل شده نیز پارامترهای کم تأثیر در نظر گرفته نشده‌اند.

روش رگرسیون pace یک روش رگرسیون خطی است که ضرایب با استفاده از روش دسته‌بندی و ارزیابی اثر هر متغیر و میزان مشارکت آن در رگرسیون کلی، تخمین زده می‌شوند. در نهایت این روش انجام عمل رگرسیون را بر اساس حداقل مربعات بهبود می‌دهد. این روش رگرسیون به‌خصوص در شرایطی که تعداد ویژگی‌ها زیاد باشد، بهره‌وری بالایی دارد. نتایج تحلیل داده‌های تونل گلاب بر اساس روش رگرسیون pace نیز در جدول ۳ با رابطه ۱۴ نشان داده شده است.

روش SMO رگرسیون یک الگوریتم بهینه‌سازی حداقل تریبی است که از روش ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌کند. ماشین بردار پشتیبان به ۲ نوع مدل طبقه‌بندی و رگرسیون تقسیم می‌شود. مدل طبقه‌بندی برای حل مسائل طبقه‌بندی داده‌ها در کلاس‌های مختلف و مدل رگرسیون ماشین بردار در حل مسائل پیش‌بینی با انجام رگرسیون با تعداد الگوهای یادگیری محدود استفاده می‌شود. مبانی رگرسیون ماشین بردار که در نظریه یادگیری آماری واپنیک [۳۲] آمده است، داده‌های غیر خطی را به فضایی با ابعاد بالاتر می‌برد. سپس از توابع خطی ساده برای ایجاد مرزهای جداکننده در فضای جدید استفاده می‌کند.

گرفته شد. شکل ۱ ارتباط بین آلفا و مقادیر FPI را نشان می‌دهد. با افزایش مقدار آلفا مقدار FPI کاهش پیدا می‌کند که به معنی نیروی کمتر مورد نیاز برای نفوذ در سنگ است. در این تحقیق بر اساس پایگاه داده‌های تونل گلاب نرخ نفوذ از روش‌های مختلف رگرسیون و روش درخت تصمیم پیش‌بینی شده است و بهترین رابطه به‌عنوان مدل پیشنهادی ارائه شده است.



شکل ۱: تغییرات FPI با خصوصیات ژئومکانیکی ساختارهای تونل گلاب

این مدل درختی داده‌ها را به‌نحوی دسته‌بندی می‌کند که از ریشه به سمت پائین رشد می‌کنند و در نهایت به گره‌های برگ می‌رسد. در درخت، گره تصمیم جایی است که بر اساس مقادیر و اثر پارامترهای ورودی باید تصمیمی گرفته شود. مسیرهای منشعب شده از گره تصمیم نشان‌دهنده قاعده دسته‌بندی است و هر مسیر، پاسخ هر تصمیم است. گره پایانی، برگ درخت است که کلاس یا طبقه‌ای با یک جواب (رابطه) داده شده را نشان می‌دهد.

روش‌های متعددی برای ساخت درخت تصمیم پیشنهاد شده است. در این تحقیق برای ساخت درخت تصمیم از الگوریتم M5 برای ساخت درخت و روابط استفاده شده است. الگوریتم اولیه M5 توسط کوئینلان بیان شده و توسط وانگ بهبود یافته است [۳۳، ۳۴]. در این الگوریتم از مفهوم بی‌نظمی و معیار بهره اطلاعات (IG) برای ساخت درخت تصمیم استفاده می‌شود. اگر S مجموعه‌ای از داده‌های هدف (در اینجا FPI) باشد، بی‌نظمی آن طبق رابطه ۱۴ محاسبه می‌شود.

$$\text{Entropy}(s) = \sum_{i=1}^c -P_i \log_2 P_i \quad 11$$

در اینجا C تعداد دسته‌ها یا رده‌های در نظر گرفته شده برای S است و P سهم S در دسته آم است. برای انتخاب این که کدام ویژگی به‌عنوان ویژگی برتر در ریشه درخت و اولین گره تصمیم، قرار بگیرد از معیار بهره اطلاعات استفاده می‌شود که مطابق رابطه ۱۵ به‌دست می‌آید.

$$\text{IG}(S, S_A) = \text{entropy}(S) - \sum_{V \in \text{value}(A)} \frac{|S_V|}{|S|} \text{entropy}(S_V) \quad 12$$

A ویژگی‌های مورد نظر (در اینجا پارامترهای مؤثر بر نرخ نفوذ) است و value(A) مجموعه همه مقادیر ویژگی‌های A و S_V زیر مجموعه‌ای از S است که برای A دارای مقدار V است. هر ویژگی که بیشترین بهره اطلاعات را داشته باشد به‌عنوان گره تصمیم انتخاب می‌شود و حرکت به سمت پایین ادامه پیدا می‌کند. ریشه، اولین گره موجود در درخت است که ویژگی معین شده توسط این گره بررسی و معین می‌شود که مقدار مشاهده

جدول ۳: نتایج مدل‌های مختلف پیش‌بینی عملکرد تونل گلاب از روش‌های مختلف

روش تحلیل	رابطه	R ²	شماره
رگرسیون خطی	$\text{Log FPI} = -3.0074 S + 4.928 S^2 + 0.0106 \text{RQD} + 0.0046 \alpha - 0.0608$	۰,۷۵	۱۳
رگرسیون Pace	$5387 \text{Log FPI} = -2.8251 S + 4.6756 S^2 + 0.0105 \text{RQD} + 0.0054 \alpha + 0.$	۰,۷۷	۱۴
رگرسیون SMO	$\text{Log FPI} = -5349 S_N + 0.7018 S_N^2 + 0.3455 \text{RQD}_N + 0.0844 \alpha_N + 0.3549$	۰,۷۸	۱۵

می‌گیرند تا نهایتاً درخت به گره پایانی یا برگ خاتمه یابد. در این روش ویژگی‌هایی که تأثیر زیادی در پارامتر هدف ندارند باعث افزایش بی‌نظمی و در فرآیند تصمیم حذف خواهند شد.

فرمولاسیون رگرسیون این روش بر اساس حداقل کردن ریسک ساختاری به جای ریسک تجربی است که منجر به عملکرد بهتر این روش می‌شود. در این روش داده‌ها باید نرمال‌سازی شوند تا در دامنه بین صفر تا یک قرار گیرند. با توجه به این که داده‌های ورودی، دامنه تغییرات و واحد متفاوتی دارند، نرمال‌سازی باعث بدون شدن داده‌ها و در نتیجه افزایش سرعت یادگیری و پایداری مدل می‌شود. نرمال‌سازی با رابطه ۱۰ انجام می‌شود.

$$X_{\text{Norm}}^i = (X^i - X_{\text{min}}^i) / (X_{\text{max}}^i - X_{\text{min}}^i) \quad 10$$

در آن X_{Norm}ⁱ مقدار نرمال شده پارامتر Xⁱ، داده اصلی آم، X_{max}ⁱ و X_{min}ⁱ به ترتیب بیشترین و کمترین مقدار X در مجموعه داده‌ها است.

با استفاده از روش SMO رگرسیون و داده‌های ورودی تونل گلاب، مدل پیش‌بینی عملکرد ماشین ارائه شد. رابطه به‌دست آمده در جدول ۳ ارائه شده است. در این رابطه S_N، RQD_N و α_N مقادیر نرمال‌شده فاصله‌داری درزه‌ها، RQD و زاویه آلفا، بر اساس رابطه ۱۰ می‌باشند. همانطور که نتایج نشان می‌دهند، رابطه ارائه شده با روش SMO رگرسیون دقت بالاتری از سایر روش‌های رگرسیون دارد و بنابراین رابطه ۱۵ را می‌توان به‌عنوان مدلی جدید برای پیش‌بینی نرخ نفوذ استفاده کرد.

۴-۲ درخت تصمیم

درخت تصمیم یکی از مشهورترین الگوریتم‌های یادگیری و یک ابزار برای پشتیبانی از تصمیم است که از شکل ظاهری درختان برای مدل کردن استفاده می‌کند و به‌صورت موفقیت‌آمیزی در کاربردهای مختلف به‌کار گرفته شده است. یکی از کاربردهای رایج درخت تصمیم پیش‌بینی و تقریب تابع هدف است. با توجه به این که اکثر سیستم‌های مهندسی و محاسباتی را می‌توان در قالب یکسری داده (ویژگی‌ها و خروجی منطبق با آن‌ها) تعریف کرد، می‌توان با به‌کارگیری الگوریتم‌های ایجاد درخت این ویژگی‌ها و خروجی‌ها را آنالیز نمود و سیستم را بر اساس این داده‌ها در قالب یک درخت تصمیم ارائه کرد.

شده به کدام شاخه تعلق دارد. منطبق با ارزش ویژگی در گره، حرکت در طول شاخه‌ها به سمت برگ انجام می‌شود. در گره‌های تصمیم بعدی نیز سایر ویژگی‌ها با بیشترین بهره اطلاعات قرار

الگوریتم درخت تصمیم این دو پارامتر در گره های تصمیم قرار گرفته اند. مقادیر آستانه آن ها و روابط ارائه شده در هر شاخه در سیستم رده بندی نشان داده شده است. همچنین همان طور که در این سیستم طبقه بندی مشاهده می شود، در پایگاه داده موجود، به علت تأثیر کم پارامتر مقاومت فشاری تک محوری، این پارامتر در فرآیند تصمیم گیری نقشی نداشته است و در گره های تصمیم و همچنین روابط پیشنهاد شده در برگ ها وارد نشده است. این مطلب قبلاً نیز در نتایج تحلیل رگرسیون و نمودار همبستگی UCS و FPI مشاهده شده بود. در نهایت سیستم رده بندی پیشنهادی با توجه به این که بازه های تصمیم گیری را محدود می کند، دقت بالاتری نسبت به یک رابطه ارائه شده کلی برای تمام مجموعه داده دارد.

با استفاده از پایگاه داده تونل گلاب روش درخت تصمیم برای پیش بینی نرخ نفوذ استفاده شد. نتیجه این تحلیل در جدول ۷ ارائه شده است.

بر اساس این سیستم طبقه بندی مهم ترین پارامتر تأثیرگذار بر عملکرد ماشین میزان خردشدگی توده سنگ است. ساختارهایی که RQD کمی دارند به علت بالا بودن میزان خردشدگی و تعداد زیاد درزه های موجود، فاصله درزه ها و زاویه آن ها نسبت به محور تونل در عملکرد ماشین تأثیری چندانی نخواهد گذاشت. در سیستم ارائه شده مقدار حد آستانه RQD مقدار ۴۶ در نظر گرفته شده است و بدون در نظر گرفتن فاصله داری و زاویه ناپیوستگی ها، رابطه ای برای مقدار نرخ نفوذ پیشنهاد شده است. با توجه به کاهش درزه داری و خردشدگی سنگ در RQD بالای ۴۶، زاویه و فاصله داری اهمیت پیدا می کنند که با پیاده سازی

جدول ۷: طبقه بندی روابط پیش بینی نرخ نفوذ بر اساس اطلاعات تونل گلاب

RQD > 46	S ≤ 0.5	$\alpha \leq 35^\circ$	$\text{Log FPI} = 0.026 n + 0.001 q - 0.8724 S + 0.0039 \text{RQD} + 0.0043 \alpha + 0.3763$
		$35 < \alpha < 39$	$\text{Log FPI} = 0.026 n + 0.0005 q - 0.8724 S + 0.0039 \text{RQD} + 0.0029 \alpha + 0.384$
		$\alpha \geq 39^\circ$	$\text{Log FPI} = 0.026 n + 0.0002 q - 0.8724 S + 0.0039 \text{RQD} + 0.0029 \alpha + 0.4276$
	S > 0.5		$\text{Log FPI} = 0.0521 n + 0.0049 q + 1.8378 S + 0.0039 \text{RQD} + 0.0029 \alpha + 0.053$
RQD ≤ 46			$\text{Log FPI} = -0.0372 n + 0.0004 q - 0.0589 S + 0.0025 \text{RQD} + 0.0018 \alpha + 0.8696$

ارتباط با FPI مربوط به مقاومت فشاری تک محوری سنگ بود. تحلیل رگرسیون خطی با استفاده از تمام ویژگی ها و با حذف ویژگی های کم اثر نشان داد که تفاوت چندانی در دقت رابطه به دست آمده حاصل نمی شود اما رابطه جدید سادگی بیشتری دارد. با کاهش تعداد پارامترها و انجام روش های دقیق تر رگرسیون، بهترین رابطه پیشنهادی با استفاده از روش SMO رگرسیون حاصل و به عنوان مدلی جدید برای پیش بینی نرخ نفوذ پیشنهاد شد.

درخت تصمیم بر اساس ویژگی هایی با بیشترین تأثیر و سودمندی در فرآیند تصمیم، بازه های تصمیم گیری را محدود می کند؛ بنابراین روابط ارائه شده در سیستم پیشنهادی دقت بالاتری از یک فرمول کلی پیشنهادی برای تمام داده ها دارد. در این تحقیق یک سیستم طبقه بندی پیشنهادی پیش بینی نرخ نفوذ پیشنهاد شده است که در صورت استفاده از این سیستم دقت پیش بینی افزایش خواهد یافت.

۵- نتیجه گیری

هدف این تحقیق بررسی مدل های موجود و ارائه مدل جدید برای پیش بینی نرخ نفوذ ماشین حفر تونل بوده است. بر این اساس پایگاه داده اطلاعات حین حفر ایجاد شد. مقایسه مدل ها نشان داد که کمترین خطا در پیش بینی متعلق به مدل پیشنهادی فرخ است. یکی از دلایل بالا بودن دقت این مدل در نظر گرفتن عددی بر حسب نوع و نحوه تشکیل سنگ است. همچنین مدل گانگ عملکرد متفاوتی دارد به گونه ای که علیرغم کمترین خطای کلی بعد از مدل فرخ، اما با توجه به منشاء تشکیل سنگ مقدار خطای آن بسیار متغیر است. خطای این مدل در سنگ های رسوبی کمترین خطا و در سنگ های آذرین و دگرگونی بیشتری مقدار ثبت شده است.

در این تحقیق ارتباط پارامترهای مختلف ژئومکانیکی با مقادیر FPI ثبت شده تونل گلاب بررسی شد. در بین آن ها کمترین

Conference. 1993. SOCIETY FOR MINING, METALLOGY & EXPLORATION, INC.

- مراجع
- [12]. Roxborough, F.F. and H.R. Phillips. *Rock excavation by disc cutter*. in *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*. 1975. Elsevier.
- [13]. Sanio, H. *Prediction of the performance of disc cutters in anisotropic rock*. in *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*. 1985. Elsevier.
- [14]. Sato, K., F. Gong, and K. Itakura. *Prediction of disc cutter performance using a circular rock cutting ring*. in *Proceedings 1st international mine mechanization and automation symposium*. 1991.
- [15]. Snowdon, R., M. Ryley, and J. Temporal. *A study of disc cutting in selected British rocks*. in *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*. 1982. Elsevier.
- [16]. Hassanpour, J., et al., *Developing new equations for TBM performance prediction in carbonate-argillaceous rocks: a case history of Nowsood water conveyance tunnel*. *Geomechanics and Geoengineering: An International Journal*, 2009. 4(4): p. 287-297.
- [17]. Khademi Hamidi, J., et al., *Performance prediction of hard rock TBM using Rock Mass Rating (RMR) system*. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2010. 25(4): p. 333-345.
- [18]. Yagiz, S., *Utilizing rock mass properties for predicting TBM performance in hard rock condition*. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2008. 23(3): p. 326-339.
- [19]. Ramamurthy, T. *Penetration rate of TBMs*. in *World Tunnel Congress*. 2008.
- [20]. Innaurato, N., et al. *Forecasting and effective TBM performances in a rapid excavation of a tunnel in Italy*. in *7th ISRM Congress*. 1991.
- [21]. Barton, N., *TBM performance estimation in rock using Q/TBM*. *Tunnels and Tunnelling International*, 1999. 31(9): p. 41-48.
- [22]. Bieniawski, Z., et al. *Rock mass excavability (RME) indicator: new way to selecting the optimum tunnel construction method*. in *Int. Congress. ITA. Seul (Korea)*. 2006.
- [23]. Bieniawski, Z., B. Celada, and J. Galera, *TBM Excavability: prediction and machine-rock interaction*. RETC, Toronto, p1118, 2007.
- [1]. Gong, Q. and J. Zhao, *Development of a rock mass characteristics model for TBM penetration rate prediction*. *International journal of Rock mechanics and mining sciences*, 2009. 46(1): p. 8-18.
- [2]. Farrokh, E., J. Rostami, and C. Laughton, *Study of various models for estimation of penetration rate of hard rock TBMs*. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2012. 30: p. 110-123.
- [3]. Sundin, N.-O. and S. Wanstedt. *A boreability model for TBM's*. in *Rock Mechanics Models and Measurements Challenges from Industry. Proceedings of the 1st North American Rock Mechanics Symposium, The University of Texas at Austin, Balkema, Rotterdam*. 1994.
- [4]. Hamilton, W. and G. Dollinger, *Optimizing tunnel boring machine and cutter design for greater boreability*. *RETC Proceedings, Atlanta*, 1979. 1: p. 280-296.
- [5]. Gong, Q., J. Zhao, and Y. Jiang, *In situ TBM penetration tests and rock mass boreability analysis in hard rock tunnels*. *Tunnelling and underground space technology*, 2007. 22(3): p. 303-316.
- [6]. Aeberli, U. and W. Wanner. *On the influence of discontinuities at the application of tunneling machines*. in *Proceedings of the 3rd international congress IAEG, Madrid*. 1978.
- [7]. Delisio, A., J. Zhao, and H. Einstein, *Analysis and prediction of TBM performance in blocky rock conditions at the Löttschberg Base Tunnel*. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2013. 33: p. 131-142.
- [8]. Rostami, J., L. Ozdemir, and B. Nilson. *Comparison between CSM and NTH hard rock TBM performance prediction models*. in *Proceedings of Institute of Shaft Drilling Technology (ISDT) annual technical conference*. 1996.
- [9]. Ozdemir, L. and F.-D. Wang, *Mechanical tunnel boring prediction and machine design*. *NASA STI/Recon Technical Report N*, 1979. 80: p. 16239.
- [10]. Rostami, J., *Development of a force estimation model for rock fragmentation with disc cutters through theoretical modeling and physical measurement of crushed zone pressure*. 1997: Colorado School of Mines.
- [11]. Rostami, J. and L. Ozdemir. *A new model for performance prediction of hard rock TBMs*. in *Proceedings of the Rapid Excavation and Tunneling*

- [24]. Bieniawski, Z. and R. Grandori, *Predicting TBM Excavability-Part II*. Tunnels & Tunnelling International, 2007.
- [25]. Alber, M. *Prediction of penetration and utilization for hard rock TBMs*. in *Proceedings of the International Conference of Eurock*. 1996.
- [26]. Hassanpour, J., et al., *TBM performance analysis in pyroclastic rocks: a case history of Karaj water conveyance tunnel*. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2010. **43**(4): p. 427-445.
- [27]. Hassanpour, J., J. Rostami, and J. Zhao, *A new hard rock TBM performance prediction model for project planning*. Tunnelling and Underground Space Technology, 2011. **26**(5): p. 595-603.
- [28]. Ribacchi, R. and A.L. Fazio, *Influence of rock mass parameters on the performance of a TBM in a gneissic formation (Varzo Tunnel)*. Rock mechanics and rock engineering, 2005. **38**(2): p. 105-127.
- [29]. Sapigni, M., et al., *TBM performance estimation using rock mass classifications*. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2002. **39**(6): p. 771-788.
- [30]. Sundaram, N., A. Rafek, and I. Komoo. *The influence of rock mass properties in the assessment of TBM performance*. in *Proceedings of the Eighth IAEG Congress, Vancouver, Balkema*. 1998.
- [۳۱]. مهندسين مشاور ايمن سازان؛ ۱۳۸۴؛ "گزارش زمین شناسی مهندسی تونل انتقال آب گلاب"
- [32]. Vapnik, V., *The nature of statistical learning theory*. 2013: Springer Science & Business Media.
- [33]. Quinlan, J.R. *Learning with continuous classes*. in *5th Australian joint conference on artificial intelligence*. 1992. Singapore.
- [34]. Wang, Y. and I.H. Witten, *Induction of model trees for predicting continuous classes*, in *9th European Conference on Machine Learning* 1997.