



پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM با استفاده از شبکه عصبی

مهدی یاوری^۱ و سعید مهدوری^۲

۱- عضو هیئت علمی گروه مهندسی معدن- دانشکده فنی- دانشگاه تهران

۲- عضو هیئت علمی دانشکده معدن- دانشگاه صنعتی اصفهان

Mahdevari@yahoo.com

چکیده

در این مقاله ابتدا برخی از روش‌های پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM مرور شده و سپس نرخ نفوذ با منظور کردن پارامترهای نوع سنگ، درصد کوارتز، مقاومت فشاری تک‌محوره، قطر دیسک، نیروی نفوذ هر دیسک و RQD با استفاده از شبکه عصبی پیش‌بینی شده است. با حذف RQD و درصد کوارتز از پارامترهای ورودی، حساسیت شبکه نسبت به حذف این پارامترها مورد بررسی قرار گرفته است. مقایسه نتایج شبکه عصبی با مدل تجربی گراهام، توانایی شبکه عصبی در پیش‌بینی نرخ نفوذ و پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM تونل گاوشان با استفاده از شبکه عصبی و مدل گراهام بخش‌های پایانی این تحقیق را تشکیل می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: TBM، نرخ نفوذ، شبکه عصبی، تونل گاوشان

(۱) مقدمه

استفاده روزافزون از حمل و نقل زمینی و لزوم احداث مسیرهای جدید و تونل‌های طولانی منجر به پیدایش و گسترش TBM از اوایل قرن نوزدهم شد. علی‌رغم سرمایه‌گذاری اولیه زیاد، سرعت و کیفیت بالای حفاری این ماشین‌ها آن را قابل رقابت با روشهای حفاری سنتی کرده است. یکی از فاکتورهای مهم موثر که بر سرعت حفاری یا نرخ پیشروی (Advance Rate) TBM تاثیر می‌گذارد، نرخ نفوذ (Rate Of Penetration) آن است. نرخ نفوذ برابر با نرخ پیشروی آنی ماشین است و معمولاً بر حسب میلی‌متر بر دور تاج‌حفار (Cutter Head) بیان می‌شود. نرخ نفوذ TBM به صورت معمول با توجه به خواص سنگ، مشخصات ماشین و ابزار برش تخمین زده می‌شود. البته فاصله، جهت و شرایط درزه‌ها نیز بر نرخ نفوذ تأثیر می‌گذارد که مقدار کمی این اثر در تعدادی از روشها، از جمله روش انسیتو تکنولوژی نروژ (NTH) لحاظ شده است. در ادامه به تعدادی از روش‌های تخمین نرخ نفوذ که تا کنون ارائه شده، اشاره می‌شود.



۲) مطالعات انجام شده در این زمینه

تارکی (Tarkoy) در سال ۱۹۷۳ مدلی را برای پیش‌بینی نرخ نفوذ بر مبنای سختی کل سنگ (Total Hardness) پیشنهاد کرد که در آن سختی کل سنگ با استفاده از بازگشت چکش اشمیت و سختی سایشی سنگ محاسبه می‌شد. بزرگترین عیب مدل تارکی عدم لحاظ ویژگی‌های ماشین و توده سنگ در برآورد نرخ نفوذ بود. رابطه تارکی (۱) در شرایطی که سختی کل بین ۲ تا ۲۴۲ و نرخ نفوذ ۰/۰۷۶-۳/۷۱۶ متر بر ساعت باشد، صادق است. [۱]

$$P = 3.716 - 0.019 \times H_T \quad H_T = H_R \times \sqrt{H_A} \quad (1)$$

که H_T سختی کل، H_R سختی چکش اشمیت، H_A سختی سایشی و P نرخ نفوذ بر حسب متر بر ساعت است.

گراهام (Graham) در سال ۱۹۷۶ برای سنگ‌هایی که مقاومت فشاری آنها در دامنه ۱۴۰-۲۰۰ مگاپاسگال می‌باشد، رابطه (۲) را برای تخمین نرخ نفوذ ارائه کرد. [۲]

$$P = 3940 F_n / UCS \quad (2)$$

در این رابطه P نرخ نفوذ بر حسب میلی‌متر بر دور تاج حفار، UCS مقاومت فشاری تک‌محوره بر حسب کیلوپاسگال و F_n نیروی نفوذ هر دیسک بر حسب کیلونیوتن است.

فارمر و گلوپ (Farmer and Glossop) در سال ۱۹۸۰ رابطه (۳) را برای تخمین نرخ نفوذ در سنگهای رسوبی ارائه کردند. [۳]

$$P = 624 F_n / \sigma_{tB} \quad (3)$$

که P نرخ نفوذ بر حسب میلی‌متر بر دور تاج حفار، σ_{tB} مقاومت کششی برزیلی بر حسب مگاپاسگال و F_n نیروی نفوذ هر دیسک بر حسب کیلونیوتن است.

کاسینلی (Cassinelli) در سال ۱۹۸۲ با استفاده از رده‌بندی RSR نرخ نفوذ را بر حسب متر بر ساعت به صورت زیر تعیین کرد. [۴]

$$P = -0.0059RSR + 1.59 \quad (4)$$

لیزلرود (Lislerud) در سال ۱۹۸۳ بر مبنای حفاری‌های انجام شده در سنگ‌های شیل، آهک، گنیس و بازالت رابطه (۵) را برای اصلاح نرخ نفوذ با توجه به امتداد ناپیوستگی‌ها ارائه کرد. [۵]



$$P = ib \times K_s \times K_d \quad (5)$$

که ib نرخ نفوذ پایه، K_s ضریب اصلاح برای کلاس درزه‌ها و زاویه میان محور تونل و امتداد درزه‌ها و K_d ضریب اصلاح برای قطر دیسک است.

بامفورد (Bamford) در سال ۱۹۸۴ نرخ نفوذ را به صورت تابعی از سختی چکش اشمیت، نیروی محوری ماشین (Thrust)، شاخص نفوذ مخروطی (Cone Indentor Index) و زاویه اصطکاک داخلی به صورت زیر تخمین زد. [۶]

$$P = 0.535S - 8.49 - 0.00344T - 0.000823N + 0.0137\phi \quad (6)$$

که P نرخ نفوذ بر حسب متر بر ساعت، S سختی چکش اشمیت، T نیروی محوری ماشین بر حسب تن، N شاخص نفوذ مخروطی بر حسب نیوتن بر میلی‌متر و ϕ زاویه اصطکاک داخلی بر حسب درجه است.

۳) مبانی شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی مصنوعی با الهام از ساختار مغز و عملکرد موازی آن به وجود آمده‌اند و تا به حال نتایج شگفت‌آوری به دنبال داشته‌اند. شبکه عصبی یک سیستم پویا و غیرخطی است که از تعداد زیادی واحد پردازش (Neuron) و اتصالات بین واحدهای پردازش تشکیل می‌شود. شبکه عصبی برای حل مسائل سه مرحله را طی می‌کند: الف: آموزش (Training)، ب: ارزیابی (Validation)، ج: اجرا (operation). آموزش فرایندی است که طی آن شبکه می‌آموزد تا الگوی موجود در ورودی‌ها را (که به صورت مجموعه داده‌های آموزشی است) بشناسد. برای این منظور هر شبکه عصبی از مجموعه‌ای از قوانین یادگیری که نحوه یادگیری را تعریف می‌کنند استفاده می‌کند. تعمیم، توانایی شبکه است برای ارائه جواب قابل قبول در قبال ورودی‌هایی که در مجموعه آموزشی نبوده‌اند. استفاده از شبکه برای انجام عملکردی که به آن منظور طراحی شده است را اجرا می‌گویند. شبکه‌های عصبی از یک سری واحدهای ساختمانی اولیه تشکیل می‌شوند. این واحدهای ساختمانی را سلول عصبی، واحد پردازش (Processing Unit) یا گره می‌نامند. هر سلول عصبی دارای چندین ورودی است. بدنه سلول عصبی از دو بخش تشکیل شده است. تابع ترکیب در اولین بخش قرار دارد. وظیفه تابع ترکیب این است که تمام ورودیها را ترکیب و یک عدد تولید کند. بخش دوم سلول عصبی تابع انتقال نام دارد. تابع انتقال مقدار تابع ترکیب را به خروجی سلول تبدیل می‌کند. تابع انتقال را تابع تحریک نیز می‌نامند.

شبکه‌های عصبی ساختار لایه‌ای دارند. اولین لایه، لایه ورودی است و لایه آخر لایه خروجی است. داده‌ها در سلول‌های لایه ورودی جای می‌گیرند. لایه ورودی کار خاصی انجام نمی‌دهد و صرفاً داده‌های ورودی را در



قسمت خروجی خود کپی می‌کند. به جز لایه ورودی تمام لایه‌های دیگر شبکه عصبی در کار پردازش شرکت می‌کنند و در نهایت خروجی به دست می‌آید. لایه‌های بین لایه ورودی و لایه خروجی را لایه‌های داخلی یا پنهان (Hidden Layers) می‌نامند. اگر شبکه دارای m گره در لایه ورودی، n_1 گره در لایه پنهان اول، n_2 گره در لایه پنهان دوم و p گره در لایه خروجی باشد، آن را به صورت mn_1n_2p نشان می‌دهند. شبکه استفاده شده در این مطالعه از نوع تغذیه پیشرو است، بدین معنی که تنها یک جریان یک‌طرفه از لایه ورودی به سمت لایه خروجی موجود است و هیچ مسیر برگشتی وجود ندارد. این نوع شبکه ساده‌ترین و پرکاربردترین نوع شبکه عصبی است و برای مسائل تخمین بسیار مناسب می‌باشد. [۷]

۴) پیش‌بینی نرخ نفوذ

پارامترهایی که برای پیش‌بینی نرخ نفوذ به عنوان ورودی شبکه مورد بررسی قرار گرفته‌اند عبارت‌اند از: نوع سنگ، مقاومت فشاری تک‌محوره، درصد کوارتز، قطر دیسک، نیروی نفوذ هر دیسک و RQD و مقاومت فشاری تک‌محوره بر حسب مگاپاسگال، قطر دیسک بر حسب اینچ و نیروی نفوذ هر دیسک بر حسب کیلو نیوتن منظور شده است. نوع سنگ مطابق جدول ۱ و درصد کوارتز و RQD مطابق جدول ۲ دسته‌بندی و کدگذاری شده‌اند.

خروجی شبکه، نرخ نفوذ و بر حسب سانتی‌متر بر دور تاج حفار است، علت محاسبه نرخ نفوذ بر حسب سانتی‌متر بر دور تاج حفار، حذف اثر سرعت چرخش تاج حفار بر نرخ نفوذ است. برای آموزش و ارزیابی شبکه از بانک اطلاعاتی که به این منظور ایجاد شده، استفاده شده است [۸]. برای این که شبکه به اهمیت داده‌های نادر نیز پی ببرد، این قبیل داده‌ها چندین مرتبه به شبکه ارائه می‌شوند. به این منظور فراوانی داده‌های نادر در بانک اطلاعاتی اولیه اصلاح شده است.

تعداد اعضای بانک اطلاعاتی اصلاح شده ۲۵۱ عدد است که ۲۰۰ عضو برای آموزش و ۵۱ عضو برای ارزیابی شبکه استفاده می‌شود. داده‌های بانک اطلاعاتی به صورت تصادفی به مجموعه‌های آموزش و ارزیابی تقسیم شده است. کلیه شبکه‌ها در این تحقیق دارای یک لایه میانی (Hidden Layer) و یک لایه خروجی هستند. توابع انتقال به کار رفته در لایه میانی و خروجی تابع tansig است. چون در فرایند آموزش وزن‌های اولیه به صورت تصادفی مقداردهی شده و احتمال دارد شبکه در کمینه محلی (Local Minima) گرفتار شود هر شبکه چندین بار (۲۰ مرتبه) مورد آموزش قرار گرفته و بهترین نتیجه ملاک عمل واقع گردیده است. برای پیش‌بینی نرخ نفوذ سه مدل متفاوت بررسی شده، که در ادامه شرح داده می‌شود.



جدول ۱- دسته‌بندی و کدگذاری نوع سنگ [۸]

کد	نوع سنگ
۱	گل سنگ، شیل، مارن، فیلیت، اسلیت، آرژیلیت
۲	ماسه سنگ، لای سنگ (Siltstone)، کنگلومرا، کوارتزیت
۳	آهک، چالک (Chalk)، دولومیت، مرمر (Marble)
۴	آهکهای کارستی و حساس
۵	سنگهای دگرگونی مانند شیست و گنیس
۶	سنگهای آذرین درشت‌دانه مانند گرانیت و دیوریت
۷	سنگهای آذرین ریزدانه مانند بازالت، توف و آندزیت

جدول ۲- دسته‌بندی و کدگذاری درصد کوارتز و RQD [۸]

کد	۱	۲	۳	۴	RQD (%)
کوارتز	۰-۲۰	۲۰-۵۰	۵۰-۷۵	بیش از ۷۵	کمتر از ۲۵
کد	۱	۲	۳	۴	

۴-۱) شبکه عصبی با شش ورودی

ورودی شبکه عصبی در این حالت شامل نوع سنگ، مقاومت فشاری تک‌محوره، درصد کوارتز، قطر دیسک، نیروی نفوذ هر دیسک و RQD می‌باشد.

هر چه تعداد سلولها در لایه میانی بیشتر باشد توان یادگیری شبکه، خطر بیش‌برازشی (شبکه مثال‌های آموزشی را به خاطر سپرده و توان پیش‌بینی شبکه کم می‌شود) و داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه بیشتر خواهد بود. برای تعیین تعداد سلول‌های بهینه در لایه میانی، تعداد سلول‌های لایه میانی ۱۰، ۱۱، ۱۲، ۱۳ و ۱۴ عدد منظور شده است. مقادیر تخمین زده شده نرخ‌نفوذ توسط شبکه در مقابل مقادیر واقعی نرخ‌نفوذ برای داده‌های ارزیابی در یک دستگاه مختصات رسم شده است. مقادیر واقعی (Target) در محور افقی و مقادیر تخمین زده شده در محور قائم دستگاه مختصات قرار دارند. در صورتی که خروجی شبکه با مقادیر واقعی نرخ‌نفوذ برابر باشد کلیه نقاط بر روی خط $Y=X$ قرار می‌گیرند. میزان انحراف نقاط نسبت به



این خط بیانگر میزان تفاوت میان خروجی شبکه و مقادیر واقعی است. برای ارزیابی شبکه‌ها سه باند که در جدول ۳ نمایش داده شده، تعریف شده است. ملاک ارزیابی فراوانی نقاط در هر یک از این سه باند می‌باشد. فراوانی داده‌ها در هر باند نشان می‌دهد که شبکه با چه دقت و احتمالی قادر به پیش‌بینی نرخ نفوذ است. فراوانی داده‌ها در هر یک از باندهای ذکر شده برای شبکه‌های ۱*۱۰*۶، ۱*۱۱*۶، ۱*۱۲*۶، ۱*۱۳*۶ و ۱*۱۴*۶ در جدول ۴ آورده شده است.

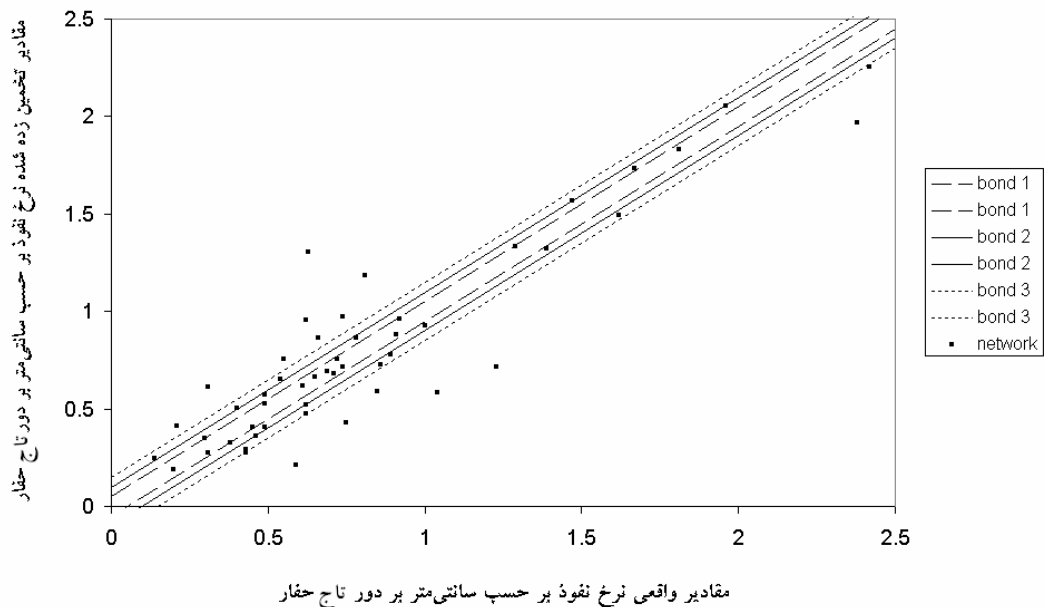
جدول ۳- تعریف باندهای خطا [۸]

باند	۱	۲	۳
معادله خط	$Y = X \pm 0.05$	$Y = X \pm 0.1$	$Y = X \pm 0.15$
خطا (سانتی‌متر بر دور کله‌حفار)	۰/۰۵	۰/۱	۰/۱۵

جدول ۴- ارزیابی کارایی شبکه با تغییر تعداد سلول‌های لایه میانی [۸]

تعداد سلول‌های لایه میانی	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴
باند ۱	۱۲	۱۵	۱۵	۸	۹
باند ۲	۲۵	۲۰	۲۶	۱۶	۱۴
باند ۳	۳۱	۲۷	۳۴	۲۶	۲۱
خطای متوسط	۰/۱۸	۰/۱۷	۰/۱۶	۰/۲	۰/۲۴

مطابق جدول ۴ تعداد سلول‌های بهینه در لایه میانی ۱۲ عدد است. با توجه به این که مجموعه ارزیابی ۵۱ عضو دارد، احتمال این که خروجی شبکه ۱*۱۲*۶ با مقدار واقعی نرخ نفوذ کمتر از ۰/۰۵، ۰/۱ و ۰/۱۵ و سانتی‌متر بر دور تاج‌حفار تفاوت داشته باشد به ترتیب ۰/۲۹، ۰/۵۱ و ۰/۶۷ است. فراوانی داده‌ها در هر یک از سه باند ذکر شده برای شبکه ۱*۱۲*۶ در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱- مقادیر تخمین زده شده نرخ نفوذ در مقابل مقادیر واقعی برای داده‌های ارزیابی [۸]

۴-۲) شبکه عصبی با پنج ورودی

در این حالت دو شبکه بررسی شده است. در شبکه اول RQD و در شبکه دوم درصد کوارتز از پارامترهای ورودی شبکه حذف شده است.

۴-۲-۱) شبکه اول

ورودی شبکه عصبی در این حالت شامل نوع سنگ، مقاومت فشاری تک‌محوره، درصد کوارتز، قطر دیسک و نیروی نفوذ هر دیسک می‌باشد.

برای تعیین تعداد سلول‌های بهینه در لایه میانی، تعداد سلول‌های لایه میانی ۱۰، ۱۱ و ۱۲ عدد منظور شده است. فراوانی داده‌ها (برای مجموعه ارزیابی) در هر یک از باندهای ذکر شده برای شبکه‌های ۱*۱۰*۵، ۱*۱۱*۵ و ۱*۱۲*۵ در جدول ۵ آورده شده است. با توجه به فراوانی داده‌ها در هر باند و مقدار متوسط خطا، شبکه ۱*۱۱*۵ شبکه بهینه است.

مطابق جدول ۴ و ۵، حذف RQD تاثیر زیادی روی کارایی شبکه نداشته و فراوانی داده‌ها در باند سوم برای هر دو شبکه ۱*۱۲*۶ و ۱*۱۱*۵ برابر با ۳۴ است. RQD هنگامی می‌تواند برای پیش‌بینی نرخ نفوذ



استفاده شود که در امتداد حفاری برداشت شده باشد، در این حالت افزایش RQD باعث افزایش نرخ نفوذ می‌شود. داده‌های مربوط به RQD در بانک اطلاعاتی حاضر به صورت عمومی برداشت شده است.

جدول ۵- ارزیابی کارآیی شبکه اول با تغییر تعداد سلول‌های لایه میانی [۸]

تعداد سلول‌های لایه میانی	۱۰	۱۱	۱۲
باند ۱	۱۱	۱۴	۹
باند ۲	۱۹	۲۴	۱۷
باند ۳	۲۹	۳۴	۲۳
خطای متوسط	۰/۲۱	۰/۱۷	۰/۲۱

۴-۲-۲) شبکه دوم

ورودی شبکه عصبی در این حالت شامل نوع سنگ، مقاومت فشاری تک‌محوره، قطر دیسک، نیروی نفوذ هر دیسک و RQD می‌باشد.

برای تعیین تعداد سلول‌های بهینه در لایه میانی، تعداد سلول‌های لایه میانی ۹، ۱۰ و ۱۱ عدد منظور شده است. فراوانی داده‌ها (برای مجموعه ارزیابی) در هر یک از باندهای ذکر شده برای شبکه‌های ۱*۹*۵، ۱*۱۰*۵ و ۱*۱۱*۵ در جدول ۶ آورده شده است. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود شبکه ۱*۱۰*۵ شبکه بهینه است. مطابق این جدول و جدول ۴، با توجه به فراوانی داده‌ها در باند سوم و خطای متوسط، حذف درصد کوارتز باعث افت کارآیی شبکه می‌شود. لذا درصد کوارتز، بیش از RQD (اگر RQD در امتداد حفاری برداشت نشود) بر روی کارآیی شبکه تأثیر می‌گذارد.

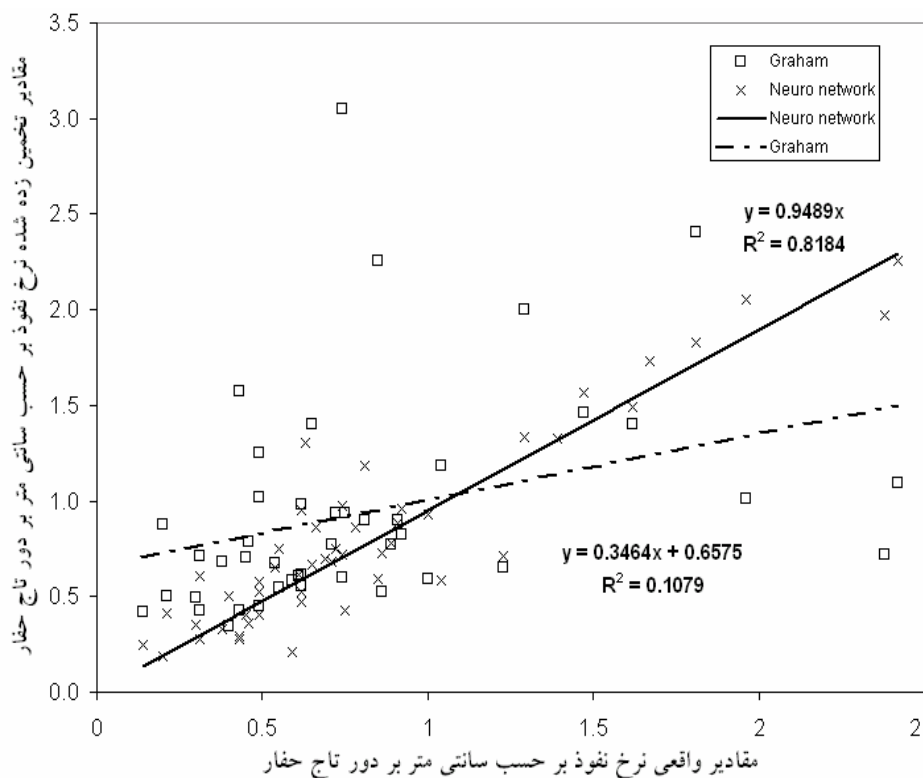
جدول ۶- ارزیابی کارآیی شبکه دوم با تغییر تعداد سلول‌های لایه میانی [۸]

تعداد سلول‌های لایه میانی	۹	۱۰	۱۱
باند ۱	۱۰	۱۰	۱۲
باند ۲	۱۶	۲۳	۲۰
باند ۳	۲۲	۲۸	۲۴
خطای متوسط	۰/۲۱	۰/۲	۰/۲۱



۵) مقایسه شبکه عصبی با روش گراهام

برای مشخص شدن توانایی شبکه عصبی در پیش‌بینی نرخ نفوذ، نرخ نفوذ پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی با نرخ نفوذ پیش‌بینی شده توسط روش گراهام (۱۹۷۶) مقایسه شده است. نتیجه این مقایسه در شکل ۲ نمایش داده شده است. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود خروجی شبکه عصبی هماهنگی بیشتری با مقادیر واقعی دارد. ضریب همبستگی میان مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی برای شبکه عصبی ۰/۸۲ و برای مدل گراهام ۰/۱۱ است.



شکل ۲- مقایسه مقادیر تخمین زده شده نرخ نفوذ توسط شبکه عصبی و روش گراهام با مقادیر واقعی [۸]

۶) پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM در تونل گاوشان

تونل انتقال آب گاوشان به طول ۲۱۱۸۰ متر در ۳۸ کیلومتری جنوب شهر سنندج واقع شده، که حدود ۹۷۹۲ متر آن توسط TBM باز به قطر ۵/۵ متر حفاری می‌شود. سنگ‌های میزبان تونل در قطعه‌ای که توسط TBM حفاری می‌شود شامل توده افیولیتی با کیفیت خوب تا متوسط و دیاباز با کیفیت خوب تا عالی



است. سطح آب زیرزمینی بالاتر از سطح تونل بوده و میزان آب ورودی به تونل قابل توجه است. پارامترهای ورودی شبکه عصبی به شرح زیر است:

نوع سنگ: سنگهای آذرین ریزدانه (گروه ۷)، RQD: ۵۰-۷۵ درصد، درصد کوارتز: ۲۰-۵۰ درصد، مقاومت فشاری تک محوره: ۷۰ مگاپاسگال، نیروی نفوذ هر دیسک: ۲۰۰ کیلو نیوتن و قطر دیسک: ۱۷ اینچ

شبکه عصبی مقدار نرخ نفوذ را $0/627$ سانتی متر بر دور تاج حفار تخمین زده است. با توجه به سرعت چرخش تاج حفار (۱۰ دور در دقیقه) نرخ نفوذ برابر با $3/8$ متر بر ساعت است. روش گراهام مقدار نرخ نفوذ را $6/7$ متر بر ساعت تخمین می زند.

نتایج (۷)

مطابق شبکه های عصبی ساخته شده درصد کوارتز در مقایسه با RQD تاثیر بیشتری بر روی کارایی شبکه عصبی می گذارد. احتمال اینکه خروجی شبکه عصبی $1*12*6$ با مقدار واقعی نرخ نفوذ کمتر از $0/1$ ، $0/05$ و $0/15$ سانتی متر بر دور تاج حفار تفاوت داشته باشد به ترتیب $0/29$ ، $0/51$ و $0/67$ است. این مقادیر برای مدل گراهام به ترتیب $0/18$ ، $0/29$ و $0/4$ است. ضریب همبستگی میان مقادیر پیش بینی شده و واقعی برای شبکه عصبی $0/82$ و برای مدل گراهام $0/11$ است. شبکه عصبی نرخ نفوذ TBM تونل گاوشان را $3/8$ متر بر ساعت و مدل گراهام $6/7$ متر بر ساعت تخمین می زند. پارامترهایی که بر روی نرخ نفوذ تاثیر می گذارد اکثراً در رده پارامترهای ماشین و ماده سنگ قرار دارند.

مراجع

- [1] Tarkoy, Peter J., "Prediction TBM Penetration Rates in Selected Rock types," Proceedings, Ninth Canadian Rock Mechanics Symposium, Montreal
- [2] Graham, P. C., (1976), "Rock exploration for machine manufactures." Proceedings, Symposium on Exploration for rock engineering, Johannesburg, Balkema, v. 1, pp. 80-173
- [3] Farmer, I. W. and N. H. Glossop, (1980), "Mechanics of Disc Cutter Penetration." Tunnels and Tunneling, v. 12, n. 6, pp. 22-25
- [4] Cassinelli, F. et al., (1982), "power consumption and metal wear in tunnel boring machines, analysis of tunnel operation in hard rock" Proceedings, Tunneling 82, London, IMM, pp. 73-81
- [5] Lislerud, A. et al., (1983), "hard rock tunnel boring" Project Rep 1-83, Univ. Trondheim, Norwegian Institute of Technology, Division Construction Engineering, 159 p.
- [6] Bamford, W. E. (1984), "Rock test indices are being successfully correlated with tunnel boring machine performance," Proceedings, Fifth Australian Tunneling Conference, Sydney, pp. 218-221
- [۷] حسینی پاک، علی اصغر و شرف الدین، محمد، (۱۳۸۰)، "تحلیل داده های اکتشافی"، انتشارات دانشگاه

تهران

[۸] مهدوری، سعید، (۱۳۸۳)، "پیش بینی ضریب بهره وری TBM های باز"، پایان نامه کارشناسی ارشد،

دانشگاه تهران