



## کاربرد شبکه‌های عصبی – فازی برای پیش‌بینی نرخ نفوذ ماشین‌های تونل‌بری تمام‌مقطع حفاری (TBM)

یاسر مبرا<sup>۱</sup>، علیرضا حاجیان<sup>۲</sup>، محمدعلی رهگذر<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مکانیک خاک و پی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد، اصفهان

۲- استادیار، دانشکده مهندسی هسته‌ای و علوم پایه، دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد، اصفهان

۳- استادیار، دانشکده حمل‌ونقل، دانشگاه اصفهان، اصفهان

yasermobarra@yahoo.com

a.hajian@iaun.ac.ir

mohammadali-rahgozar@yahoo.com

### چکیده

ماشین‌های حفاری تمام‌مقطع تونل، ماشین‌هایی هستند که با اعمال نیروی رانش و دوران کله‌حفار به واسطه دیسک‌های برش‌دهنده، تونل را به صورت یکپارچه و دایره‌ای حفر می‌کنند. امروزه استفاده روزافزون از حمل‌ونقل زمینی و لزوم احداث مسیرهای جدید و تونل‌های طولانی منجر به پیدایش و گسترش ماشین‌های تونل‌بری TBM گردیده است. عوامل مختلفی نظیر شرایط زمین‌شناسی، خصوصیات توده‌سنگ، شیب مسیر و همچنین مشخصات ماشین به کاررفته بر میزان کارایی ماشین‌ها تأثیر می‌گذارند. یکی از راه‌های پیش‌بینی میزان کارایی این ماشین‌ها، تخمین نرخ نفوذ آن‌هاست. برای پیش‌بینی این پارامتر وابسته راه‌حل‌های زیادی وجود دارد. یکی از این روش‌ها، استفاده توأم شبکه‌های عصبی با منطق فازی می‌باشد که در سال‌های اخیر به طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته و به همین دلیل موجب رشد آن در زمینه‌های مختلف علمی شده است. در این مقاله، مجموعه داده‌ها از سه پروژه تونل‌سازی مختلف تشکیل شده است. نتایج نشان می‌دهد که استفاده از این روش در مقایسه با روش‌های دیگر بسیار دلگرم‌کننده و مطلوب می‌باشد و ضریب همبستگی بالایی ایجاد نموده است.

کلمات کلیدی: نرخ نفوذ، شبکه عصبی، منطق فازی، TBM.

### ۱. مقدمه

روش حفر مکانیزه تونل کاربرد وسیعی در جهان یافته است. در کشور ما ضمن استفاده موفق از این روش در بسیاری از تونل‌ها بعضاً تجارب ناموفقی در استفاده از این روش‌ها موجود می‌باشد. با توجه به روند رو به افزایش تونل‌های در حال مطالعه و یا در دست اجراء و همچنین اهمیت مدت زمان اجراء در این پروژه‌ها، استفاده از روش‌های مکانیزه اهمیت ویژه‌ای یافته است. پس از تعیین مشخصات ژئوتکنیکی مسیر و انتخاب دستگاه مناسب برای عملیات حفاری نوبت به پیش‌بینی عملکرد دستگاه می‌رسد. این پیش‌بینی‌ها به منظور تعیین زمان نهایی تکمیل پروژه به کار می‌روند. بدیهی است که نتایج به‌دست آمده با توجه به اطلاعات موجود قبل از حفاری تونل، نمی‌توانند کاملاً قطعی باشند. با این حال از این پیش‌بینی‌ها می‌توان به عنوان ایده‌ای کلی برای عملکرد دستگاه در بخش‌های مختلف مسیر تونل بهره گرفت. یکی از این پارامترهای عملکرد دستگاه، نرخ نفوذ ماشین می‌باشد. این ضریب بصورت فاصله حفاری شده تقسیم بر زمان عملیات ماشین در طی یک مرحله حفاری پیوسته تعریف می‌شود و تابعی از پارامترهای سنگ، مشخصات ماشین و اپراتور می‌باشد.

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد مکانیک خاک و پی دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد

استادیار دانشکده مهندسی هسته‌ای و علوم پایه دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد

استادیار دانشکده حمل و نقل و راه آهن دانشگاه اصفهان



دانشمندان و محققان مختلفی در اکثر نقاط دنیا جهت تعیین این پارامتر روابط و فرمول‌هایی را با استفاده از راه‌حل‌های ریاضی ارائه نموده‌اند. یکی از این روش‌ها استفاده از مدل عددی شبکه‌های عصبی - فازی می‌باشد. این روش یک مدل کلاسیک و در عین حال قابل اعتمادتر نسبت به سایر روش‌های پیش‌بینی نرخ نفوذ می‌باشد [۱].

به هر حال می‌توان مدل‌های پیش‌بینی عملکرد<sup>۱</sup> TBM را به دو دسته زیر تقسیم‌بندی نمود:

- روش‌های تجربی
- روش‌های نیمه‌تئوریک و یا تعادل نیرو

مدل‌های تجربی بر اساس داده‌های TBM در حین حفاری ایجاد می‌شوند که این داده‌ها شامل خصوصیات سنگ و کارآیی ماشین در محل هستند. از جمله این مدل‌ها می‌توان به مدل نیروزی، مدل تارکوی و مدل نلسون اشاره نمود.

مدل‌های تئوریک بر اساس نیروی برش و معادلات تعادل نیرو هستند و معمولاً رابطه‌ای تئوریک میان پارامترهای سنگ و خصوصیات ماشین برقرار می‌کنند. برخی از این مدل‌ها ایده‌ای برای طراحی کاترهد و خصوصیات ماشین را نیز به ما می‌دهند و بسیاری از آنها را شرکت‌های سازنده TBM استفاده می‌کنند. از جمله این مدل‌ها می‌توان به مدل رستمی (CSM)، ساتو، سانپو، ازدمیر و ویچک اشاره کرد [۲].

## ۲. اصول عملکرد ANFIS

مدل فازی سوگنو پیشنهاد شده بوسیله تاکاگی، سوگنو و کانگ، یک تلاش برای فرموله کردن یک رویکرد سیستماتیک برای تولید قوانین فازی از یک مجموعه اطلاعات ورودی - خروجی می‌باشد. یک قانون فازی نمونه در مدل فازی ساگنو ساختار زیر را دارا می‌باشد:

If  $x$  is  $A$  and  $y$  is  $B$  then  $Z = f(x_1, x_2)$

که در آن  $A$  و  $B$  مجموعه‌های فازی در مقدم و  $Z = f(x_1, x_2)$  یک تابع قطعی در تالی می‌باشد. معمولاً  $f(x_1, x_2)$  یک چند جمله‌ای از متغیرهای ورودی  $x_1$  و  $x_2$  می‌باشد ولی می‌تواند هر تابع دیگری باشد که خروجی سیستم را در ناحیه‌ای فازی مشخص شده در مقدم توصیف کند. یک سیستم استنتاج فازی سوگنو مرتبه اول که شامل دو قانون می‌باشد را در نظر بگیرید:

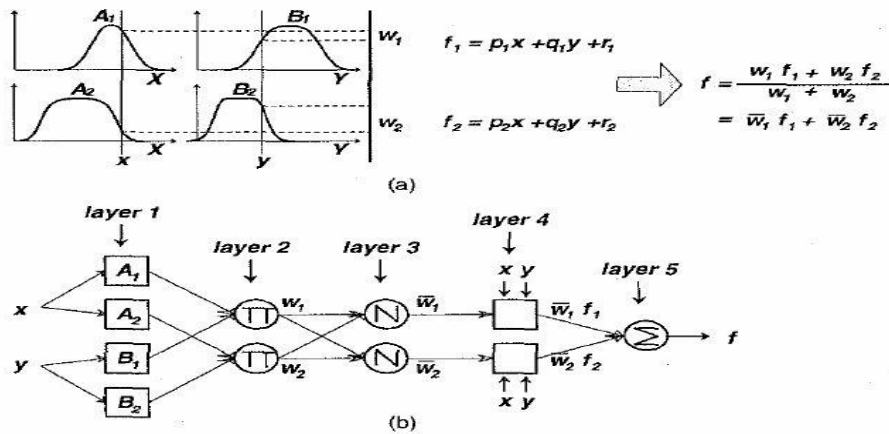
Rule 1: If  $x$  is  $A_1$  and  $y$  is  $B_1$  then

$$F_1 = p_1x + q_1y + r_1,$$

Rule 2: If  $x$  is  $A_2$  and  $y$  is  $B_2$  then

$$F_2 = p_2x + q_2y + r_2.$$

شکل (۲-۲) به صورت گرافیکی مکانیزم استنتاج فازی را برای بدست آوردن یک خروجی  $f$  از یک بردار ورودی داده شده  $[x, y]$  را نشان می‌دهد. شدت آتش‌های  $w_1$  و  $w_2$  معمولاً از حاصلضرب درجه عضویت در قسمت مقدمه بدست می‌آیند و خروجی  $f$  یک متوسط وزن‌دار از خروجی هر دو قانون می‌باشد.



شکل ۱- (a) مدل فازی مرتبه اول سوگنو، (b) ساختار ANFIS متناظر

برای تسهیل مکانیزم یادگیری مدل فازی سوگنو، قرار دادن مدل فازی در درون یک چارچوب شبکه‌ای تطبیقی که قادر به محاسبه‌ی بردارهای گرادیان به صورت سیستماتیک است، مناسب می‌باشد. در این رابطه، سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) مطابق آنچه که در شکل (b-۲) نشان داده شده است پیشنهاد گردید. لایه‌ی ۱ درجه‌های عضویت را محاسبه می‌کند و لایه ۲ درجه‌های عضویت را محاسبه می‌کند تا شدت آتش را تشکیل دهد. لایه‌ی ۳ شدت آتش را نرمالیزه می‌کند. لایه‌ی ۴ سهم منتج از هر کدام از قوانین را محاسبه می‌کند و لایه ۵ خروجی نهایی را تولید می‌کند. توجه داشته باشید که پارامترهای قابل اصلاح در لایه یک شکل و وضعیت توابع عضویت را مشخص می‌کنند و پارامترهای لایه‌ی ۴ عبارت خطی خروجی هر قانون را مشخص می‌کنند. واضح است که پارامترهای لایه‌ی ۱ غیرخطی هستند. بنابراین می‌توان از روش گرادیان نزولی پس‌انتشار برای به‌روزرسانی آن‌ها استفاده کرد. در مورد پارامترهای خطی لایه ۴ می‌توان روش بهینه‌سازی کمترین مربعات خطا را برای تعیین آن‌ها استفاده نمود [۳].

### ۳. پارامترهای ورودی

پایگاه داده از سه پروژه تونلسازی متفاوت تشکیل شده است. ۱- تونل آب کوئینز در شهر نیویورک آمریکا که برای بهبود توزیع آب شهر در حدود ۷٫۵ کیلومتر طول دارد. ۲- تونل انتقال آب تهران- کرج به طول ۳۰ کیلومتر که بزرگترین تونل انتقال آب در ایران می‌باشد و به وسیله یک TBM سپر دوپل حفاری شده است. ۳- پروژه هیدرولیکی در اتیوپی [۴].

### ۴. مجموعه داده‌های ورودی

یکی از مهمترین مراحل در استفاده از فن شبکه‌های عصبی- و منطق فازی جمع‌آوری داده‌هاست. قبل از آموزش و اجراء، مجموعه داده‌ها بطور اتفاقی به زیر مجموعه‌های آموزش، ارزیابی و آزمایش تقسیم می‌شوند. در مقاله حاضر، ۱۸۵ مجموعه داده جمع‌آوری شده است. از این تعداد، ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش، ۱۵٪ برای واریسی و در نهایت ۱۵٪ برای آزمایش انتخاب شدند. مجموعه آموزش برای تولید مدل، مجموعه واریسی برای بررسی میزان صحت عمل مدل و مجموعه آزمایش، قابلیت بررسی عمومیت سیستم استنتاج فازی را به دست می‌دهد.

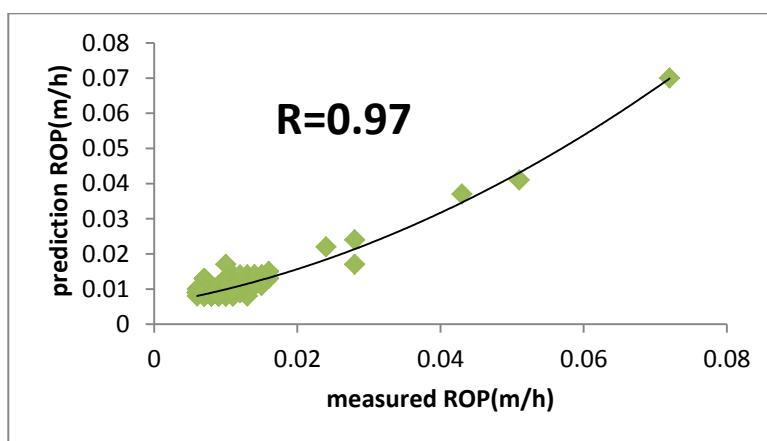
### ۵. طراحی و آنالیز ANFIS

پس از تعیین پارامترها و تشکیل پایگاه داده، داده‌های ورودی و خروجی نرمالیزه شدند. سپس شبکه عصبی- فازی مورد استفاده در این مقاله با به کارگیری نرم‌افزار MATLAB و با استفاده از جعبه‌ابزار ANFIS طراحی شد. داده‌های ورودی در anfis پارگذاری گردیدند. سپس مدل‌های مختلفی با توجه به خطاهای به دست آمده مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفتند. کیفیت نتایج بدست آمده برای تعدادی از مدل‌های در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱- مقایسه بین تعدادی از مدل‌ها

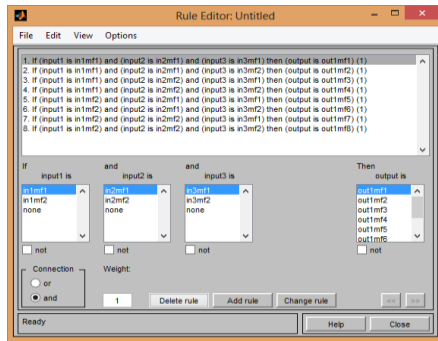
ردیف	تعداد تابع عضویت ورودی	نوع تابع عضویت ورودی	نوع تابع عضویت خروجی	خطا در پایان آموزش	میانگین خطا آموزش	میانگین خطا واری	میانگین خطا آزمایش
1	2	Gbell	Constant	0.00255	0.00255	0.00609	0.00169
2	2	Gauss	Constant	0.00259	0.00259	0.00625	0.00179
3	2	Gauss2	Constant	0.00278	0.00278	0.00737	0.00198
4	2	Pi	Constant	0.00260	0.00260	0.00761	0.00188
5	2	Dsig	Constant	0.00340	0.00340	0.01011	0.00203
6	2	psig	Constant	0.00340	0.00340	0.01011	0.00203
7	3	Gbell	Constant	0.00187	0.00190	0.00513	0.00187
8	3	Gauss	Constant	0.00188	0.00193	0.00456	0.00175
9	3	Gauss2	Constant	0.00186	0.00241	0.00804	0.00182
10	3	Pi	Constant	0.00189	0.00189	0.00766	0.00182
11	3	Dsig	Constant	0.00184	0.00244	0.00790	0.00155
12	3	Psig	Constant	0.00184	0.00247	0.00793	0.00156
13	2	Gbell	Linear	0.00189	0.00190	0.00453	0.00173
14	2	Gauss	Linear	0.00184	0.00184	0.00463	0.00164
15	2	Gauss2	Linear	0.00185	0.00185	0.00497	0.00174
16	2	pi	Linear	0.00181	0.00181	0.00750	0.00183
17	2	dsig	Linear	0.00209	0.00209	0.00554	0.00195
18	2	psig	Linear	0.00209	0.00209	0.00554	0.00195
19	3	gbell	Linear	0.00165	0.00165	0.00813	0.00237
20	3	gauss	Linear	0.00163	0.00163	0.00880	0.00265

بنابراین پس از تحلیل و ارزیابی خطاها، مشخص گردید که بهترین مدل برای مسئله مورد نظر؛ مدلی با تعداد تابع عضویت ورودی ۲، تابع عضویت gauss در قسمت ورودی و در نهایت تابع عضویت خروجی از نوع linear با خطای تولرانس صفر می‌باشد. شکل ۲ یک مقایسه بین مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده برای مدل مرجع شبکه عصبی - فازی نشان می‌دهد.

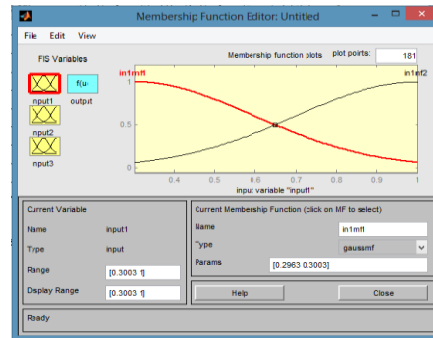


شکل ۲- همبستگی بین نرخ نفوذ پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده

همانطور که دیده می‌شود ضریب همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده بسیار نزدیک می‌باشد و این امر نشان می‌دهد که مدل ارائه شده بسیار دلگرم کننده و مطلوب می‌باشد. شکل ۳ نمودار توابع عضویت و ویرایشگر قواعد مدل مورد نظر نشان داده شده است.



ب



الف

شکل ۳- الف) ویرایشگر توابع عضویت و ب) ویرایشگر قواعد

## ۶. نتیجه گیری

شبکه‌های عصبی- فازی یک روش مفید و سودمند برای پیش‌بینی نرخ نفوذ ماشین‌های تونل‌بری می‌باشد. به هر حال برقراری ارتباط میان ورودی‌ها و خروجی‌ها خیلی پیچیده است. نتایج بدست آمده از این مدل بسیار دلگرم‌کننده و رضایتبخش می‌باشد. یکی از نکات برجسته این است که این روش یک روش اقتصادی و آسانتر در مقایسه با کار آزمایشگاهی پردردسر و پرهزینه می‌باشد و در عین حال مدلی جدید و به‌روز که بر اثر تکامل مدل‌های پیشرفته مشابه خود از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. از آنجاییکه این مدل بر پایه داده‌های ژئوتکنیکی است پیش‌بینی نرخ نفوذ نیز قابل استفاده در سایر موارد مشابه آن می‌باشد.

## ۷. منابع

۱. احمدی، م، همتی شعبانی، ع، فروغی، محمد، "پیش‌بینی سرعت نفوذ *TBM* در حفاری سنگ سخت با استفاده از مدل *NTH* مطالعه موردی تونل انتقال آب قمرود"، نشریه علمی پژوهشی مهندسی معدن، ۱، سال ۱۳۸۵، صفحه ۳۳ تا ۴۰
۲. اکبری، ا، "تعیین پارامترهای بهینه حفاری دستگاه *TBM* بر اساس شرایط ژئوتکنیکی (مطالعه موردی تونل گلاب)"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد، اصفهان، ایران، ۱۳۹۰.
۳. نیک نهاد، پ، مدرس، ع، مومنی، ح، "مدلسازی فشار بخار در بویلرها با استفاده از شبکه‌های عصبی- فازی *ANFIS*"، اولین کنفرانس صنعت نیروگاه‌های حرارتی، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران، تهران، ۲۶ و ۲۷ اردیبهشت ماه ۱۳۸۸

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