

## ارائه مدل هوشمند سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی به منظور تخمین نرخ نفوذ حفاری در یکی از میادین نفتی ایران

محمد امین دزفولیان\*، پژوهشگاه صنعت نفت

### چکیده

عملیات حفاری یکی از هزینه‌برترین قسمت‌های بالادستی در صنایع مختلف نفت و گاز می‌باشد. از این‌رو، اهداف اصلی در مهندسی حفاری، بهینه‌سازی عملیات جهت کاهش زمان حفاری با روش‌های اقتصادی و در نتیجه کاهش هزینه‌هاست. تخمین نرخ نفوذ حفاری به دلیل نقش آن در کمینه نمودن هزینه‌های حفاری، برای بهینه‌سازی عملیات از اهمیت زیادی برخوردار است. تحلیل داده‌های میدانی، کلید اصلی کاهش هزینه و بهبود عملیات حفاری بوده و توسعه ابزارهای تحلیل داده‌ها و ارائه مدل‌های پیش‌بینی، یکی از راه‌های توسعه و بهبود عملیات حفاری به شمار می‌رود. هدف اصلی انجام این مطالعه، کاربرد سیستم هوشمند جهت تخمین نرخ نفوذ است که بدین منظور یک بانک اطلاعاتی از داده‌های میدانی از جمله وزن روی مته، سرعت چرخش مته، نرخ گردش گل، افت فشار حفاری، وزن سیال حفاری، عمق حفاری و همچنین نرخ نفوذ از یکی از میادین ایران تهیه گردید. سپس سامانه هوشمند استنتاج عصبی-فازی تطبیقی به منظور تخمین نرخ نفوذ با استفاده از داده‌های ذکر شده طراحی و ساخته شد. از داده‌های حفاری و نرخ نفوذ متناظر با آنها در شش چاه میدان مورد مطالعه به‌عنوان مجموعه‌ی الگوهای آموزشی برای تشکیل سیستم عصبی-فازی استفاده گردید. انتخاب داده‌ها نیز به‌صورت تصادفی صورت گرفت. داده‌های سه چاه دیگر از میدان مورد بحث (به جز چاه‌هایی از میدان که از داده‌های آنها برای آموزش و ساخت سیستم استفاده شد)، جهت تخمین نرخ نفوذ وارد سیستم شدند و پس از تخمین نرخ نفوذ متناظر با داده‌های ورودی، خروجی سیستم با مقادیر واقعی مقایسه گردید. ارزیابی نتایج استفاده از این سامانه نشان داد که ضریب همبستگی خوب و با دقت بالایی برای تخمین نرخ نفوذ حاصل می‌شود که حاکی از دقت مدل پیش‌بینی با استفاده از روش عصبی-فازی است.

### اطلاعات مقاله

تاریخ ارسال نویسنده: ۹۸/۰۴/۲۱

تاریخ ارسال به داور: ۹۸/۰۴/۲۷

تاریخ پذیرش داور: ۹۸/۰۶/۱۶

### واژگان کلیدی:

نرخ نفوذ حفاری، پارامترهای حفاری، کاهش زمان حفاری، سامانه‌های هوشمند، منطق فازی، شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی.

### مقدمه

به عواملی چون وزن روی مته<sup>۱</sup>، سرعت چرخش مته، نوع مته<sup>۲</sup>، نرخ گردش گل (دبی جریان)<sup>۳</sup>، میزان فشار جریانی سیال، وزن سیال حفاری<sup>۴</sup>، انحراف چاه، هیدرولیک مته، عمق حفاری، نوع مته و غیره بستگی دارد [۱، ۲]. از عوامل مهم دیگر موثر در ارزیابی عملکرد حفاری، هزینه حفاری بازه حفر شده از یک چاه در یک راندن مته می‌باشد. هزینه حفاری در صورت انتخاب صحیح پارامترهای حفاری کمینه خواهد شد. لازم به ذکر است که همواره گران‌ترین و یا حتی ارزان‌ترین مته، بهترین انتخاب نیست، بلکه مناسب‌ترین مته جهت حفاری سازند خاص همراه با اعمال پارامترهای بهینه می‌تواند بهترین گزینه باشد [۳].

در این تحقیق سعی شد محاسبات هوشمندی برای پیش‌بینی نرخ نفوذ ارائه شود که تأکید ویژه بر پارامترهای تأثیرگذار بر نرخ نفوذ در منطقه مورد مطالعه بود. در خصوص پیش‌بینی و افزایش نرخ نفوذ، مطالعات مختلفی انجام شده است که در اینجا به‌طور خلاصه به آنها

حفاری چاه‌ها و رسیدن به لایه‌های دارای هیدروکربن، تنها راه دستیابی به این منابع با ارزش بوده که هزینه‌های زیادی به این موضوع اختصاص می‌یابد. ارزیابی عملکرد حفاری نقش مهمی در بهره‌وری عملیات و به حداقل رساندن هزینه‌های حفاری دارد که در این راستا، اطلاعات میدانی باید با دقت بالا برداشت و مورد تحلیل قرار گیرد که در این خصوص می‌توان از ابزارهای تحلیل اطلاعات بهره برد.

با استفاده از مدل‌های پیش‌بینی عملکرد و نتایج حاصل از تحلیل‌های حاصل از برداشت‌های میدانی، می‌توان دیدگاه بهتری از عملیات حفاری به‌دست آورد و با تغییر و اصلاح پارامترهای موثر، به نتایج بهتر و اثربخش‌تری دست یافت. در روند بهینه‌سازی عملیات حفاری عوامل مختلفی چون هزینه، ایمنی و تکمیل چاه دخالت دارند که در این بین، یکی از عوامل اصلی، نرخ نفوذ<sup>۱</sup> است. پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری عاملی کلیدی در موفقیت پروژه‌های حفاری بوده که

\* نویسنده‌ی عهد‌دار مکاتبات (dezfoolian@rocketmail.com)

پرداخته می‌شود:

مخزن و دیگر پارامترهای این صنعت، از جمله پیشرفت‌های دهه اخیر در صنعت نفت بوده که منجر به کاهش چشمگیر هزینه‌های این صنعت شده است [۱۲، ۱۳]. تحقیقات نشان می‌دهد که در بسیاری از مراکز تحقیقاتی دنیا اطلاعاتی که ماحصل آنالیزهای مواد مختلف می‌باشد، بر اساس موضوع مورد تحقیق، دسته‌بندی شده و با برقراری ارتباط بین آنها جهت آموزش شبکه‌های هوشمند مورد استفاده قرار می‌گیرند. با هوشمند کردن شبکه نرم‌افزاری و استفاده از آن در مواردی که دسترسی به برخی اطلاعات به دلایلی مقدور نبوده و یا بسیار مشکل می‌باشد، نتایج قابل قبول و دقیقی حاصل می‌گردد که بسیاری از مشکلات پیش‌روی متخصصان را از میان برمی‌دارد [۱۴]. در این مقاله سعی شده پس از معرفی روش هوشمند، با توجه به اهمیت کاربردی نرخ نفوذ حفاری، این ابزار جهت پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری با استفاده از سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی به کار گرفته شود. در جدول ۱- مطالعات پیشین آورده شده است.

Bilgesu و همکاران روشی برای پیش‌بینی مقدار نرخ نفوذ در حین حفاری معرفی کردند. این روش از داده‌های اندازه‌گیری شده برای تعیین رابطه بین پارامترهای مختلف مانند وزن روی مته، عمق و سرعت چرخشی که در طول عملیات حفاری ثبت شده است، استفاده می‌کرد. البته این تحقیق فقط بر روی یک مته و یک اندازه خاص صورت گرفت [۴]. Young و Bourgoyne روش رگرسیون چندگانه<sup>۶</sup> را برای به‌دست آوردن مجهولات در رابطه با بهینه‌سازی پارامترهای حفاری استفاده کردند که این روش، مجموعه‌ای از معادلات خطی را که مرتبط با پارامترهای حفاری بود با تشکیل یک ماتریس که در تحقیقشان به دست آوردند، حل می‌کند [۵]. Hareland و همکاران مدلی برای تعیین وزن روی مته بهینه، با تنظیم داده‌های عملکرد موتور جهت افزایش نرخ نفوذ و بیشینه کردن آن انجام دادند [۶]. Hankins و همکاران روشی جهت بهینه‌سازی عملیات حفاری به کمک روش‌های مختلف بهینه کردن تجهیزات و پارامترهای حفاری از طریق شبیه‌سازی عملیات در میدان لوئیزیانا در جنوب آمریکا ارائه دادند [۷]. Wang و Salehi از یک مدل شبکه عصبی جهت تخمین هیدرولیک حفاری استفاده کردند که در تحقیقشان آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای ورودی جهت بررسی مدها و مروجی و نادری درباره پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری و بهینه‌سازی آن با استفاده از روش پاسخ سطحی و الگوریتم بت<sup>۷</sup> و تأثیر هم‌زمان متغیرهای مختلف بر میزان نفوذ با استفاده از داده‌های حفاری در یکی از میدادین ایران مطالعاتی را انجام دادند. در مقایسه با پژوهش حاضر سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی توانست با دقت بالاتری نرخ نفوذ حفاری را تخمین بزند [۹]. Amer و همکاران از شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری برای انتخاب مته مناسب در منطقه دلتای نیل مصر بهره جستند [۱۰]. منشاد و همکاران برای بهینه‌سازی عملیات حفاری از شبکه‌های عصبی چند لایه<sup>۸</sup> استفاده کردند. دو مدل با استفاده از شبکه‌های عصبی برای تعیین نوع مته و نرخ نفوذ توسعه داده شد، سپس ورودی‌های مدل دوم توسط الگوریتم ژنتیک<sup>۹</sup> برای دسترسی به حداکثر میزان نفوذ، بهینه‌سازی شدند. آنها برای پیش‌بینی نوع مته و میزان نرخ نفوذ در مرحله آزمایش، ضرایب همبستگی نسبتاً خوبی به‌دست آوردند [۱۱]. ورود قلمرو علم مهندسی نفت به محدوده علوم ریاضی و کامپیوتر نقش مهمی در حل مسائل و مشکلات صنعت نفت داشته است. کاربرد تکنیک‌های هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی، الگوریتم‌های ژنتیک و غیره در تخمین خصوصیات

#### ۱ | مطالعات پیشین صورت گرفته

نویسندگان و محققان	تحقیق انجام شده و نتایج آن
Bilgesu و همکاران	معرفی روشی برای پیش‌بینی مقدار نرخ نفوذ در حین حفاری. این روش از داده‌های اندازه‌گیری شده برای تعیین رابطه بین پارامترهای مختلف مانند وزن روی مته، عمق و سرعت چرخشی که در طول عملیات حفاری ثبت شده است، استفاده می‌کرد. البته این تحقیق فقط بر روی یک مته و یک سایز خاص صورت گرفت.
Bourgoyne Young و همکاران	روش رگرسیون چندگانه را برای به‌دست آوردن مجهولات در رابطه با بهینه‌سازی پارامترهای حفاری استفاده کردند که این روش مجموعه‌ای از معادلات خطی را که مرتبط با پارامترهای حفاری بود با تشکیل یک ماتریس که در تحقیقشان به دست آوردند، حل می‌کند.
Hareland و همکاران	مدلی برای تعیین وزن روی مته بهینه، با تنظیم داده‌های عملکرد موتور جهت افزایش نرخ نفوذ و بیشینه کردن آن انجام دادند.
Hankins و همکاران	روشی جهت بهینه‌سازی عملیات حفاری به کمک روش‌های مختلف بهینه کردن تجهیزات و پارامترهای حفاری از طریق شبیه‌سازی عملیات در میدان لوئیزیانا در جنوب آمریکا ارائه دادند.
Wang Salehi و همکاران	از یک مدل شبکه عصبی جهت تخمین هیدرولیک حفاری استفاده کردند که در تحقیقشان آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای ورودی جهت بررسی مدها و مروجی به دست آمده انجام شد.
مروجی و نادری	درباره پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری و بهینه‌سازی آن با استفاده از روش پاسخ سطحی و الگوریتم بت و تأثیر هم‌زمان متغیرهای مختلف بر میزان نفوذ با استفاده از داده‌های حفاری در یکی از میدادین ایران، مطالعاتی را انجام دادند.
Amer و همکاران	از شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری برای انتخاب مته مناسب در منطقه دلتای نیل مصر بهره جستند.
منشاد و همکاران	همکاران برای بهینه‌سازی عملیات حفاری از شبکه‌های عصبی چند لایه استفاده کردند. دو مدل با استفاده از شبکه‌های عصبی برای تعیین نوع مته و نرخ نفوذ توسعه داده شد، سپس ورودی‌های مدل دوم توسط الگوریتم ژنتیک برای دسترسی به حداکثر میزان نفوذ، بهینه‌سازی شدند. برای پیش‌بینی نوع مته و میزان نرخ نفوذ در مرحله آزمایش، ضرایب همبستگی نسبتاً خوبی به‌دست آوردند.

$$f = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \quad (4)$$

$$\bar{w}_1 = \frac{w_1}{w_1 + w_2}, \quad \bar{w}_2 = \frac{w_2}{w_1 + w_2} \quad (5)$$

سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی بیشتر با استفاده از سیستم استنتاج فازی سوگنو<sup>۱۱</sup> و یا مدانی<sup>۱۲</sup> به صورت ساختار شبکه‌ای پیش‌رونده استفاده می‌شود که دارای ۵ لایه می‌باشد.

لایه اول: شامل گره‌های ورودی که هر گره‌ی آن یک مجموعه فازی و خروجی هر گره درجه عضویت متغیر ورودی در این مجموعه فازی است. در حقیقت در این لایه ورودی‌ها از توابع عضویت عبور می‌کنند. لایه دوم: شامل گره‌های قوانین است که هر گره در این لایه، درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌کند. خروجی این لایه ضرب سیگنال‌های ورودی است که در واقع، معادل قسمت اگر قوانین است. لایه سوم: شامل گره‌های میانگین است که نسبت درجه فعالیت قانون به مجموع درجات فعالیت کلیه قوانین را محاسبه می‌نماید و خروجی این لایه نرمالیزه شده لایه قبلی است.

لایه چهارم: مشتمل بر گره‌های نتیجه است که با استفاده از مشخصه‌های نتیجه، خروجی هر گره محاسبه می‌شود.

لایه پنجم: مشتمل بر گره‌های خروجی است که هر گره مقدار خروجی نهایی را به دست می‌دهد و خروجی این لایه خروجی کلی سیستم است.

اکنون یک شبکه سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی تولید شده است که این سیستم مورد آموزش با استفاده از داده‌های چاه‌های میدان قرار خواهد گرفت.

### ۳- مراحل مدل‌سازی فازی

مدل فازی دارای یک ساختار با سه قسمت مجزا می‌باشد: یک مجموعه ورودی که به وسیله توابع عضویت فازی، به صورت فازی در می‌آید، یک مجموعه از قوانین فازی جهت تحلیل و میزان تأثیر ورودی‌ها بر یکدیگر و ارتباط آنها با خروجی‌های سیستم و یک مجموعه خروجی که با استفاده از روش‌های دیفازی، خروجی فازی سیستم را به یک خروجی غیر فازی تبدیل می‌کند. برای رسیدن از یک مجموعه ورودی به یک مجموعه خروجی در مدل فازی، ممکن است از عملگرهای مختلف، ترکیب گزاره‌ها و روش‌های مختلف استدلال و استنتاج فازی و همچنین، روش‌های متفاوت دیفازی بر اساس فیزیک مسئله مورد بحث، استفاده شود. بنابراین، تکمیل یک سیستم کنترل فازی که به وسیله گزاره‌های شرطی «اگر-آنگاه» انجام می‌پذیرد، شامل مراحل است که عبارتند از: ۱- فازی‌سازی مقادیر

### ۱- سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی

در این روش موسوم به سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی<sup>۱۰</sup> ترکیبی، بخش فازی رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار و مشخصه‌های مربوط به توابع عضویت بخش فازی به وسیله شبکه عصبی تعیین می‌شود. در سیستم عصبی-فازی، ابتدا ساختار مدل با مشخصه‌های مشخص که متناسب با ورودی‌ها، درجه عضویت، قوانین و توابع درجه عضویت خروجی است، انتخاب می‌شود. سپس، بخشی از داده‌های موجود به عنوان ورودی-خروجی که قابل استفاده برای آموزش این سیستم باشد، انتخاب می‌گردد [۱۵]. در مرحله آموزش با اصلاح مشخصه‌های درجه عضویت بر اساس میزان خطای قابل قبول، مشخصه‌های مدل به مقادیر واقعی نزدیک می‌شوند. پس از آموزش سیستم و انتخاب مشخصه‌های آن، نیاز به صحت‌سنجی، یا بررسی اعتبار مدل است. از آنجا که داده‌های مورد استفاده در آموزش سیستم، الزاماً نماینده کاملی برای آموزش جامع نیست، بنابراین، مرحله اعتبارسنجی مدل از اهمیت خاصی برخوردار است. بخش دیگری از مجموعه داده‌های ورودی-خروجی موجود که برای آموزش سیستم استنباط عصبی-فازی استفاده نشده است، به عنوان داده‌های ورودی به سیستم مورد استفاده قرار گرفته تا بتوان از دقت و اعتبار مدل سیستم عصبی-فازی تهیه شده، به منظور پیش‌بینی مقادیر خروجی داده‌های متناظر ورودی، اطمینان حاصل کرد. با استفاده از مجموعه‌ای دیگر از داده‌ها نیز اعتبار مدل سیستم استنباط عصبی-فازی تطبیقی تعیین می‌شود که به عنوان مجموعه داده‌های کنترلی مطرح است. در انتخاب داده‌های کنترلی باید دقت کرد که این داده‌ها نماینده تمامی مجموعه داده‌های آموزشی باشند تا مدل بتواند پیش‌بینی مناسب داشته باشد. غالباً در هنگام استفاده از این سیستم، بیش از نیمی از داده‌ها برای مرحله آموزش و بقیه، برای اعتبارسنجی و کنترل مدل استفاده می‌شود [۱۶، ۱۷].

### ۲- ساختار سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی

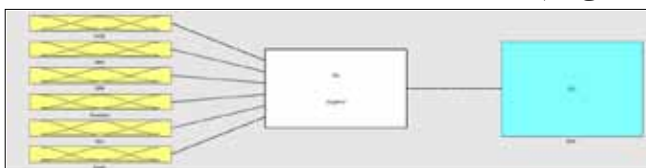
قوانین سیستم به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\text{Rule1: } \text{if } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ then } f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1 \quad (1)$$

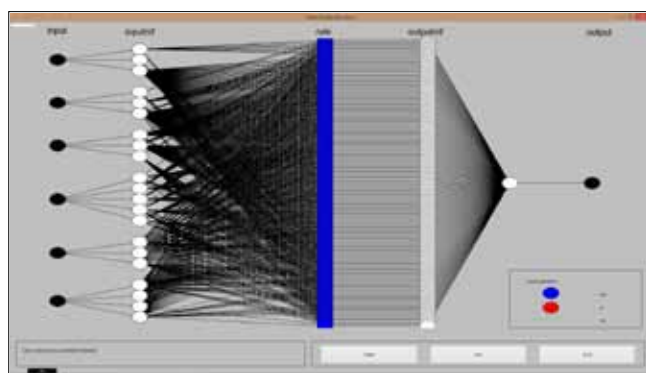
$$\text{Rule2: } \text{if } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ then } f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2 \quad (2)$$

برای غیر فازی‌سازی از غیر فازی‌سازی میانگین مراکز استفاده می‌شود که خروجی به صورت زیر خواهد بود:

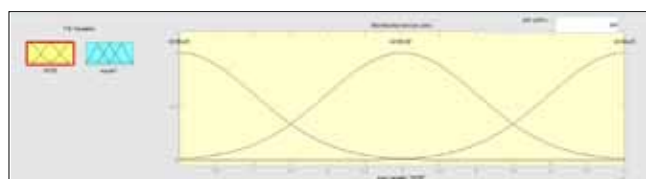
عبارتند از: وزن روی مته، سرعت چرخش مته، نرخ گردش گل، افت فشار حفاری، وزن سیال حفاری و عمق حفاری. تعداد توابع عضویت ورودی‌ها به صورت (۴ ۳ ۵ ۳ ۳) می‌باشد که ورودی‌ها را به قوانین تعیین شده مرتبط می‌سازند. در جدول ۲- ورودی‌ها و خروجی نرم‌افزار آورده شده است.



شکل ۱ | معماری سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی از نوع سوگنو با شش و یک خروجی



شکل ۲ | ساختار سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی طراحی شده جهت تخمین نرخ نفوذ



شکل ۳ | توابع عضویت بهینه برای وزن روی مته (ورودی اول)

۲   ورودی‌ها و خروجی نرم‌افزار	
نرخ نفوذ	خروجی نرم‌افزار طراحی شده
	وزن روی مته
	سرعت چرخش مته
	نرخ گردش گل (دبی جریانی)
	افت فشار حفاری
	وزن مخصوص سیال حفاری
	عمق حفاری
ورودی‌های به نرم‌افزار حاصل از اطلاعات چاه‌ها	

ورودی، ۲- بیان قواعد سیستم و روش استنتاج، ۳- دیفازی‌سازی مقادیر فازی خروجی.

#### ۴- ابزار و روش اجرا

طراحی سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی با استفاده از نرم‌افزار متلب<sup>۱۳</sup> صورت گرفت. در طراحی سیستم عصبی- فازی پس از وارد کردن داده‌های حفاری به عنوان داده‌های ورودی و نرخ نفوذ حفاری به عنوان داده خروجی، یک سیستم عصبی- فازی ایجاد می‌شود.

در طراحی سیستم عصبی- فازی ابتدا داده‌های بانک اطلاعاتی تهیه شده از میدان مورد مطالعه شامل وزن روی مته، سرعت چرخش مته، نرخ گردش گل (دبی جریانی)، افت فشار حفاری، وزن سیال حفاری و عمق حفاری به عنوان داده‌های ورودی و نرخ نفوذ به عنوان داده خروجی وارد سیستم شدند. در ادامه، داده‌های صحیح به صورت ورودی در محیط سیستم عصبی- فازی وارد می‌شوند. توابع عضویت نیز برای ورودی‌ها تعیین گردید. برای تنظیم توابع عضویت متغیرهای ورودی از دانش موجود و مطالعه شهودی رفتار متغیرها بهره گرفته شده و سپس برای حصول به دقت بالاتر نتایج، تنظیمات توابع عضویت بر اساس میزان تغییرات در خروجی‌های سیستم انجام شده است. سیستم عصبی- فازی مورد استفاده در اینجا، یک سیستم فازی سوگنو را در یک ساختار عصبی اجرا می‌کند که برای استخراج قوانین فازی و خروجی سامانه از آن بهره‌گیری می‌شود. همچنین برای فرایند آموزش از ترکیبی از روش‌های آموزش پس‌انتشار خطا و کمینه خطا بهره‌گیری می‌کند.

#### ۵- معماری سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی در چاه‌های میدان

##### مورد مطالعه

داده‌های حفاری مربوط به شش چاه از یکی از میادین ایران شامل وزن روی مته، سرعت چرخش مته، نرخ گردش گل، افت فشار حفاری، وزن سیال حفاری و عمق به عنوان ورودی سیستم عصبی- فازی استفاده شد (لایه ورودی سیستم دارای ۶ نرون می‌باشد). لایه خروجی نیز دارای یک نرون می‌باشد که نرخ نفوذ حفاری است و تابع تبدیل آن نیز Linear در نظر گرفته شد. از سیستم استنتاج فازی از نوع سوگنوی یک خروجی استفاده گردید. شکل ۱- نشان‌دهنده معماری سیستم عصبی- فازی طراحی شده می‌باشد که دارای شش ورودی ذکر شده و یک خروجی است.

در شکل ۲- ساختار سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی طراحی شده نشان داده شده است که دارای شش ورودی و یک خروجی می‌باشد. بردارهای ورودی در این شکل به ترتیب از بالا به پایین

ورودی‌ها پخش می‌گردد و پارامترها تصحیح می‌شوند. این تکنیک روشی را برای فرایند مدل‌سازی فازی فراهم می‌کند که براساس آن، مدل اطلاعاتی را در مورد مجموعه داده‌ها می‌آموزد و از این آموزه‌ها برای محاسبه پارامترهای تابع عضویت خاصی استفاده می‌کند که به سیستم فازی اجازه می‌دهد تا بهترین ارتباط بین داده‌های ورودی و خروجی را بیابد.

ساختارهای سیستم، متشکل از نورون‌ها هستند که به یک سری اجزا متصل هستند. یادگیری در این روش‌ها مانند الگوریتم پس‌انتشار در شبکه‌های عصبی با یادگیری نظارت شده است. یک شبکه انطباقی یک شبکه جلو رونده<sup>۱۶</sup> چند لایه است که هر کدام از نرون‌های آن، یک تابع ویژه (تابع نرون) را روی سیگنال ورودی اعمال کرده و پارامترهای مربوط به این نورون را تنظیم می‌کند. روابط نرون‌ها از یک نرون به نرون دیگر متفاوت است و انتخاب این تابع برای هر نرون بستگی به تابع کلی ورودی و خروجی که شبکه باید آن را پیاده کند، دارد. باید توجه شود که لینک‌های بین نرون‌ها در شبکه‌های انطباقی تنها جهت جریان سیگنال بین نرون‌ها را تعیین می‌کنند. به این لینک‌ها وزنی تعلق نمی‌گیرد.

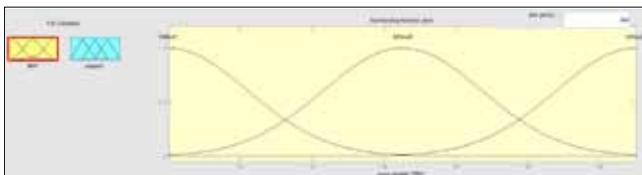
قسمتی یا تمام این نرون‌ها انطباقی هستند، بدین معنی که خروجی آنها به پارامترهای مربوط به نرون‌ها وابسته است و قوانین یادگیری

مدلی با تابع عضویت gaussmf و تعداد تابع عضویت (۳ ۳ ۵ ۳ ۴) با شبکه انتشار برگشتی پیشخور<sup>۱۴</sup>، به‌عنوان مناسب‌ترین مدل شناخته شد. ورودی اول، وزن روی مته با سه تابع عضویت گوسی، ورودی دوم، سرعت چرخش مته با سه تابع عضویت گوسی، ورودی سوم، نرخ گردش گل با سه تابع عضویت گوسی، ورودی چهارم، افت فشار حفاری با پنج تابع عضویت گوسی، ورودی پنجم، وزن سیال حفاری با سه تابع عضویت گوسی و ورودی ششم، عمق حفاری با چهار تابع عضویت گوسی در نظر گرفته شد.

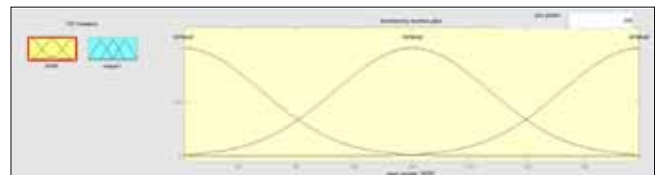
شکل‌های ۳- تا ۸ چگونگی فازی‌سازی ورودی‌های مذکور را با توابع عضویت گوسی همراه با متغیرهای زبانی مورد استفاده برای هر دامنه نشان می‌دهد. در این شکل‌ها متغیرهای زبانی با یک سری حروف اختصاری تعریف شده‌اند که هر کدام از آنها بیانگر یکی از دامنه‌های فازی می‌باشند.

#### ۶- آموزش سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی طراحی شده

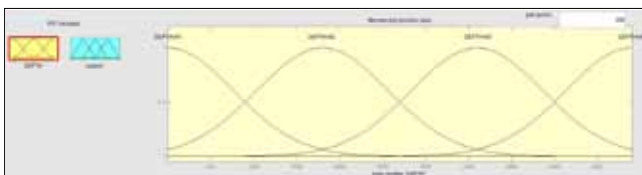
در مرحله آموزش، با اصلاح پارامترهای درجه عضویت بر اساس میزان خطای قابل قبول، مقادیر ورودی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر می‌شوند. روش آموزش اصلی در این سامانه، روش پس‌انتشار خطاست. در این روش با استفاده از الگوریتم شیب نزولی خطا<sup>۱۵</sup>، مقدار خطا به سمت



شکل ۷ | توابع عضویت بهینه برای وزن سیال حفاری (ورودی پنجم)



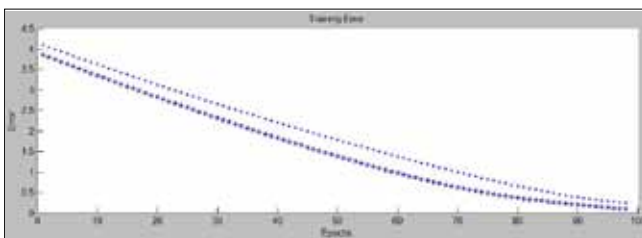
شکل ۸ | توابع عضویت بهینه برای سرعت چرخش مته (ورودی دوم)



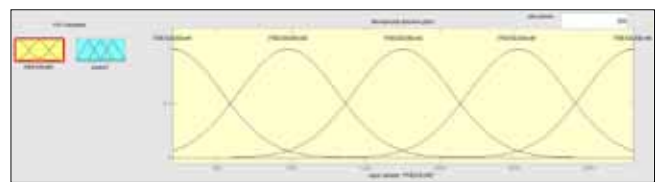
شکل ۹ | توابع عضویت بهینه برای عمق حفاری (ورودی ششم)



شکل ۱۰ | توابع عضویت بهینه برای نرخ گردش گل (ورودی سوم)



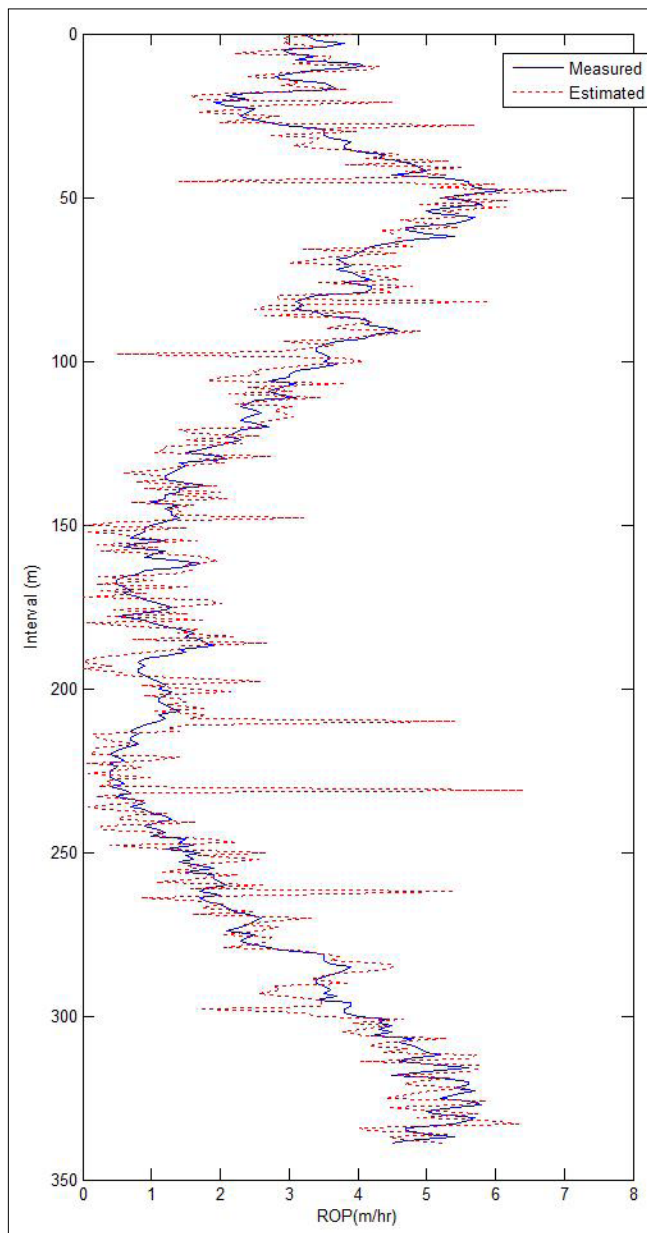
شکل ۱۱ | کاهش میزان خطای مدل سیستم عصبی- فازی با افزایش تعداد تکرار صورت گرفته



شکل ۱۲ | توابع عضویت بهینه برای افت فشار حفاری (ورودی چهارم)

هدف اصلی این تحقیق می‌باشد. حال داده‌های سه چاه دیگر (چاه‌های K-101، K-102، و K-103) از میدان مورد مطالعه (به

نام چاه	ضریب همبستگی
K-101	۰/۸۷۸
K-102	۰/۷۹۴
K-103	۰/۹۰۳



۱۱ | مقایسه تغییرات نرخ واقعی و مقدار تخمین زده شده توسط سیستم عمبی-فازی در یک بازه حفاری برای چاه آزمون K-101

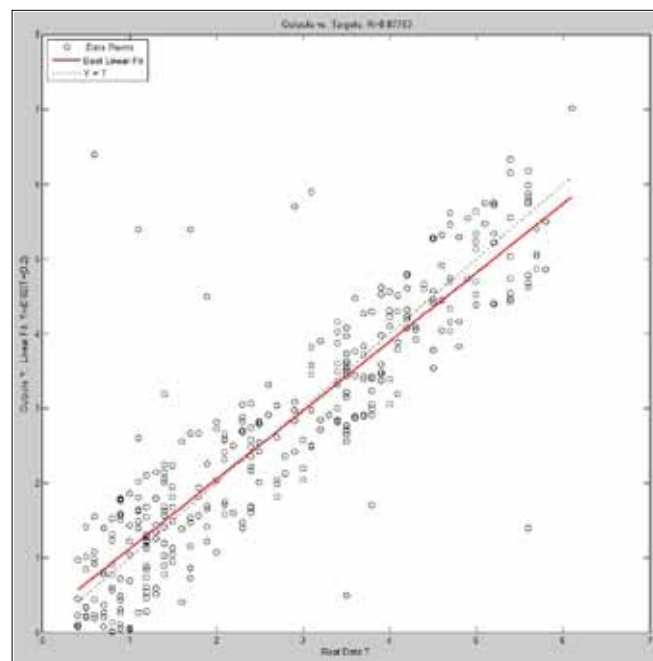
تعیین می‌کنند که به چه صورت پارامترها باید تغییر کنند تا خطاهای اندازه‌گیری شده، مینیمم شود. قوانین اصلی یادگیری در شبکه‌های انطباقی بر اساس کاهش گرادیان می‌باشد.

از داده‌های پارامترهای حفاری و نرخ نفوذ متناظر با آنها در شش چاه مورد مطالعه به‌عنوان مجموعه‌ی الگوهای آموزشی برای تشکیل سیستم عصبی-فازی استفاده گردید. داده‌ها به سه دسته داده‌های آموزشی (۷۰ درصد) داده‌های اعتبارسنجی (۱۵ درصد) و داده‌های آزمایشی (۱۵ درصد) تقسیم شدند و سپس نرمال گردیدند. لازم به ذکر است که انتخاب داده‌ها به‌صورت تصادفی صورت گرفت. در این مرحله خطای سیستم برای الگوها، معیار تصمیم‌گیری است.

با توجه به الگوریتم مورد نظر و ساختار شبکه، فرایند یادگیری سیستم آغاز شده و منحنی تغییرات خطا در برابر تعداد تکرار برای مرحله‌ی یادگیری پس از پایان یادگیری، رسم می‌گردد و مورد بررسی قرار می‌گیرد. در شکل-۹، منحنی تغییرات میزان خطا بر حسب تعداد تکرار در مرحله آموزش برای داده‌ها ترسیم شده است.

#### ۷- تخمین نرخ نفوذ حفاری به کمک سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی

پس از طراحی، ساخت و آزمایش سیستم هوشمند با استفاده از داده‌های شش چاه میدان، نوبت به تخمین نرخ نفوذ می‌رسد که

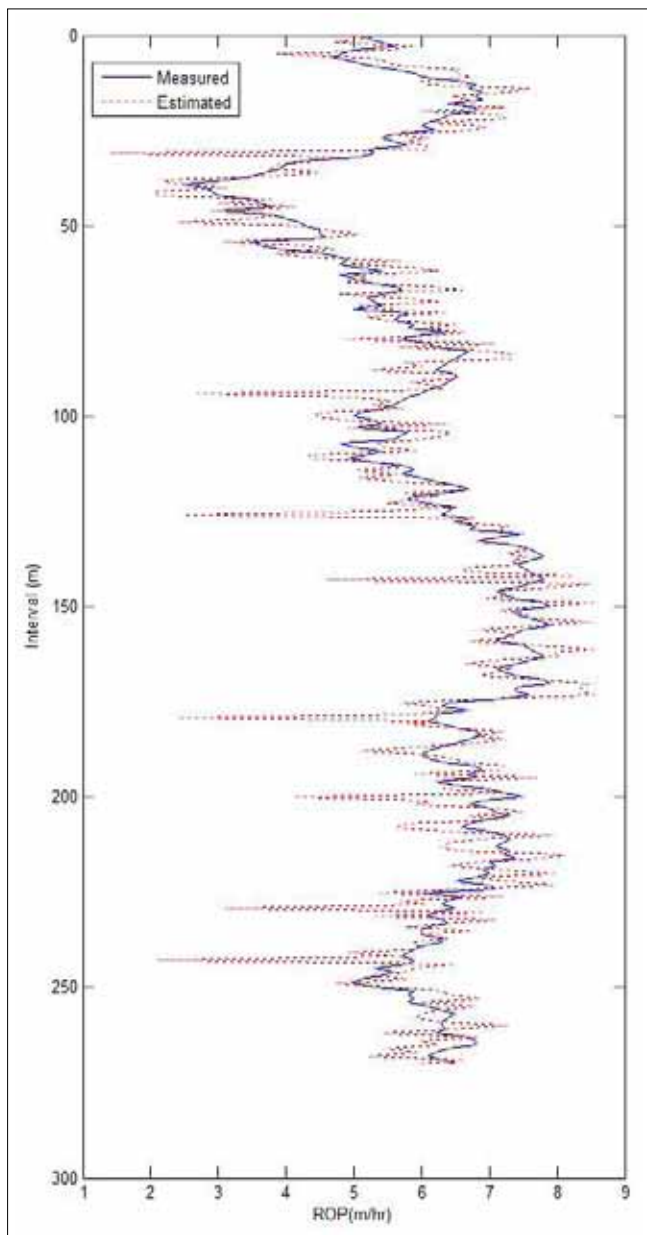


۱۰ | نمودار ضریب همبستگی نرخ نفوذ واقعی و میزان تخمین زده شده توسط سیستم عمبی-فازی برای چاه آزمون K-101 ( $R=0/878$ )

### نتیجه‌گیری

در این مطالعه ابتدا یک بانک اطلاعاتی از عملکرد حفاری در یکی از میداین ایران تهیه شد و پس از آن با استفاده از روش‌های هوشمند مدلی برای پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری ارائه شد. نتایج به دست آمده از این پژوهش به صورت زیر می‌باشد:

■ سامانه هوشمند استنتاج عصبی- فازی تطبیقی به منظور تخمین نرخ نفوذ حفاری با استفاده از داده‌های میدانی مربوط به شش چاه شامل وزن روی مته، سرعت چرخش مته، نرخ گردش گل، افت فشار

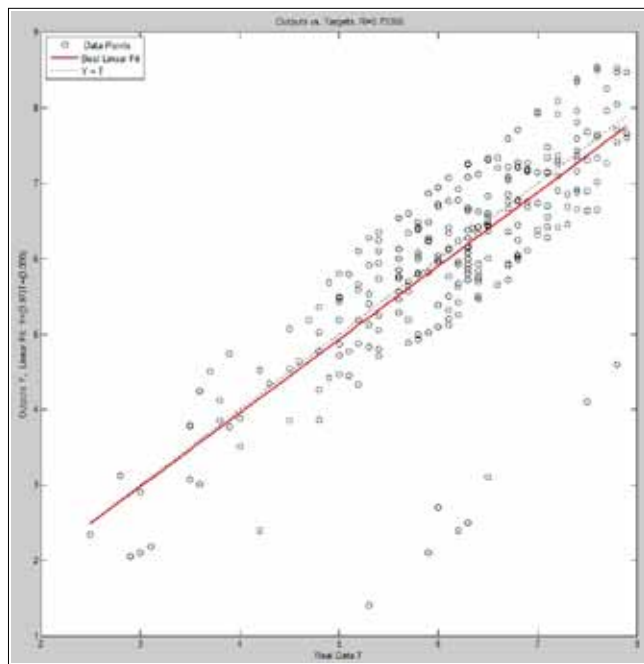


شکل ۱۳ | مقایسه تغییرات نرخ واقعی و مقدار تخمین زده شده توسط سیستم عصبی- فازی در یک بازه حفاری برای چاه آزمون K-۱۰۲

جز شش چاهی که از داده‌های آن برای آموزش و ساخت سیستم استفاده شده است) را جهت تخمین نرخ نفوذ وارد سیستم نموده و پس از تخمین نرخ نفوذ متناظر با داده‌های ورودی، خروجی سیستم با مقادیر واقعی مقایسه می‌شود و ضریب همبستگی و مقدار میانگین مربعات خطا برای آنها محاسبه می‌گردد.

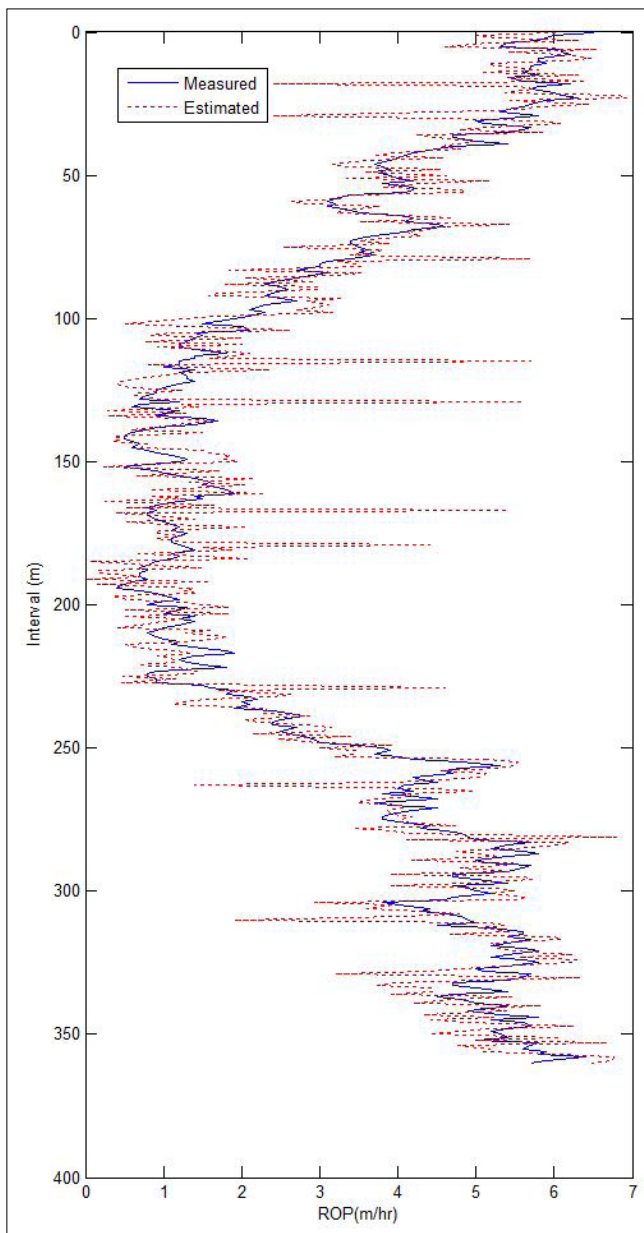
ضریب همبستگی نرخ نفوذ واقعی و میزان تخمین زده شده توسط سیستم عصبی- فازی برای چاه‌های K-۱۰۱، K-۱۰۲ و K-۱۰۳ به ترتیب برابر ۰/۸۷۸، ۰/۷۹۴ و ۰/۹۰۳ می‌باشد. در شکل‌های ۱۰- تا ۱۵ نمودار ضریب همبستگی و مقایسه تغییرات نرخ نفوذ تخمین زده شده توسط سیستم عصبی- فازی طراحی شده با مقدار واقعی برای هر سه چاه آزمون مورد بحث، نشان داده شده است. در جدول ۳- نتایج تخمین به تفکیک چاه‌ها مشخص شده است.

شکل‌ها نشان می‌دهند که مقادیر حاصل از پیش‌بینی مدل با دقت قابل قبولی توانسته مقادیر واقعی را پیش‌بینی نماید. در چاه K-۱۰۳ نیز نسبت به دو چاه دیگر تخمین با دقت بالاتری صورت گرفته است. پیشنهاد می‌شود جهت آموزش بهتر سیستم از داده‌های چاه‌های بیشتری استفاده شود. استفاده از داده‌های بیشتر میدان، داده‌های بسیار متفاوتی را به سیستم آموزش می‌دهد. در نتیجه، سیستم با بازه‌های بیشتری آموزش دیده و می‌تواند با دقت بهتری عملیات تخمین را انجام دهد.



شکل ۱۲ | نمودار ضریب همبستگی نرخ نفوذ واقعی و میزان تخمین زده شده توسط سیستم عصبی- فازی برای چاه آزمون K-۱۰۲ (R=۰/۷۹۴)

■ ارزیابی نتایج به دست آمده تخمین نشان داد که مدلی که بر پایه ساخته شده با دقت بالا و خطای نسبتاً پایینی، نرخ نفوذ حفاری را در میدان مورد مطالعه تخمین زده است. مقایسه مقادیر واقعی و مقادیر خروجی مدل نشان دهنده قدرت بالای مدل ارائه شده جهت تخمین نرخ نفوذ است. در مقایسه با سایر مطالعات انجام شده، این پژوهش توانست به کمک سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی به تخمین نرخ نفوذ در یکی از میداین ایران پردازد و نتایج قابل قبول و قابل اعتمادی به دست آورد. ■

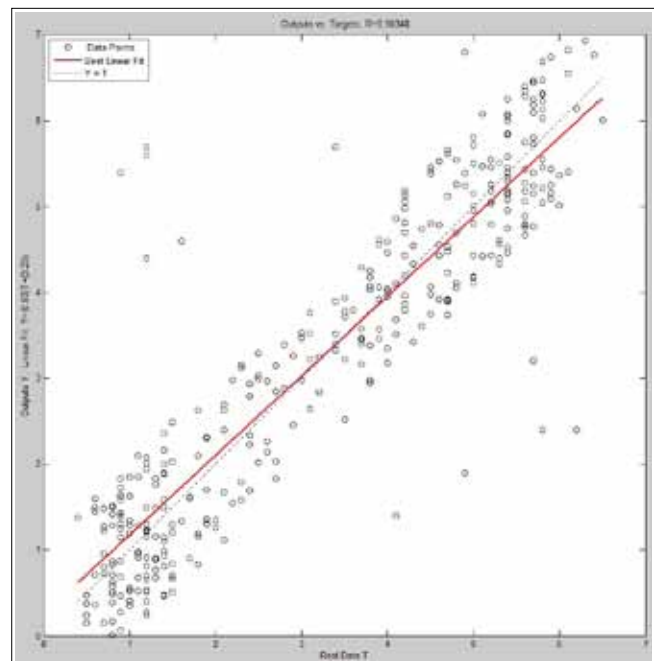


شکل ۱۵ | مقایسه تغییرات نرخ واقعی و مقدار تخمین زده شده توسط سیستم عصبی- فازی در یک بازه حفاری برای چاه آزمون K-۱۰۳

حفاری، وزن سیال حفاری و عمق حفاری با استفاده از تابع آموزش و توابع عضویت بهینه برای هر یک از ورودی‌ها طراحی و ساخته شد. ■ در مرحله آموزش، با اصلاح پارامترهای درجه عضویت براساس میزان خطا، مقادیر ورودی به مقادیر واقعی نزدیک تر می‌شوند. روش آموزش اصلی در این سامانه، روش پس‌انتشار خطاست که در این روش با استفاده از الگوریتم شیب نزولی خطا، مقدار خ طبا به سمت ورودی‌ها پخش می‌گردد و پارامترها تصحیح می‌شوند.

■ از داده‌های پارامترهای حفاری و نرخ نفوذ متناظر با آن‌ها در شش چاه میدان مورد مطالعه به عنوان مجموعه‌ی الگوهای آموزشی برای تشکیل سیستم عصبی- فازی استفاده گردید. داده‌ها به سه دسته داده‌های آموزشی (۷۰ درصد) داده‌های اعتبارسنجی (۱۵ درصد) و داده‌های آزمایشی (۱۵ درصد) تقسیم شدند. انتخاب داده‌ها نیز به صورت تصادفی صورت گرفت.

■ داده‌های سه چاه دیگر از میدان مورد بحث جهت تخمین نرخ نفوذ وارد سیستم شدند و پس از تخمین نرخ نفوذ متناظر با داده‌های ورودی، خروجی سیستم با مقادیر واقعی مقایسه گردید. ضریب همبستگی نرخ نفوذ واقعی و میزان تخمین زده شده توسط سیستم عصبی- فازی طراحی شده برای چاه‌های K-۱۰۲، K-۱۰۱ و K-۱۰۳ به ترتیب برابر ۰/۸۷۸، ۰/۷۹۴ و ۰/۹۰۳ بود که نتایج قابل قبولی برای پیش‌بینی نرخ نفوذ می‌باشد.



شکل ۱۴ | نمودار ضریب همبستگی نرخ نفوذ واقعی و میزان تخمین زده شده توسط سیستم عصبی- فازی برای چاه آزمون K-۱۰۳ ( $R=0/903$ )



- |                                      |  |
|--------------------------------------|--|
| 1. Rat of Penetration (ROP)          | 9. Genetic Algorithm (GA)                        |
| 2. Weight On Bit, WOB                | 10. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System; ANFIS |
| 3. Revolutions Per Minute, RPM       | 11. Sugeno                                       |
| 4. Flow Rate, Gallon per Minute, GPM | 12. Mamdani                                      |
| 5. Drilling Mud Weight, MW           | 13. Matlab                                       |
| 6. Multiple Regression Technique     | 14. Back Propagation; BP                         |
| 7. Bat Algorithm                     | 15. Gradient Descent Method; GDM                 |
| 8. Multilayer Perceptron (MLP)       | 16. Feed-Forward                                 |

- [1] M. Monazami, A. Hashemi, and M. Shahbazian, Drilling rate of penetration prediction using artificial neural network: a case study of one of Iranian southern oil fields, *Journal of Oil and Gas Business*, 2012. 6. 21-31.
- [2] K. Amar and A. Ibrahim, Rate of penetration prediction and optimization using advances in artificial neural networks, a comparative study, in *Proceedings of the 4th International Joint Conference on Computational Intelligence (IJCCI '12)*. 2012. 647- 652, Barcelona, Spain. October.
- [3] Shi, X., Liu, G., Gong, X., Zhang, J., Wang, J. and Zhang, H. An Efficient Approach for Real-Time Prediction of Rate of Penetration in Offshore Drilling. *Mathematical Problems in Engineering*. 2016. 3575380.
- [4] Bilgesu H., Tetrick L.T., Altmis U., Mohaghegh S. and Ameri S., A new approach for the prediction of rate of penetration (ROP) values. *SPE Eastern Regional Meeting, Society of Petroleum Engineers*. 1997. 32. 7. 111-118.
- [5] Bourgoyne Jr. A. and F. Young Jr., A multiple regression approach to optimal drilling and abnormal pressure detection, *Society of Petroleum Engineers Journal*, 1974, Vol.14, No. 04, pp. 371-384.
- [6] Hareland G., Motahhari H., Nygaard R. and Bond B., Method of optimizing motor and bit performance for maximum ROP, *Journal of Canadian Petroleum Technology*, 2009. 48, No. 06, pp. 44-49.
- [7] Hankins D., Salehi S. and Karbalaei Saleh F., "An Integrated Approach for Drilling Optimization Using Advanced Drilling Optimizer, *Journal of Petroleum Engineering*, 2015. 24, No. 05, pp. 54-61.
- [8] Wang Y. and Salehi S., Application of real-time field data to optimize drilling hydraulics using neural network approach, *Journal of Energy Resources Technology*. 2015. 137, No. 06, pp. 629-637.
- [9] Moraveji M. K. and Naderi M. Drilling rate of penetration prediction and optimization using response surface methodology and Bat algorithm. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*. 2016. 31, No. 07. 829-841.
- [10] Amer M. M., Dahab A. S. and Hashem El-Sayed A. A., An ROP predictive model in Nile delta area using artificial neural networks. *SPE Kingdom of Saudi Arabia Annual Technical Symposium and Exhibition, SPE*, 2017. Vol.12, No.05, pp. 124-135.
- [11] Manshad A., Rostami H., Toreifi H., Mohammadi A. H., Optimization of drilling penetration rate in oil fields using artificial intelligence technique. *Nova Science Publishers*. 2017. Vol. 18, No. 11, pp. 12-21.
- [12] Dezfoolian, M. A. Body wave velocities estimation from wireline log data utilizing artificial neural network for a Carbonate Reservoir, *South Iran. Petroleum Science and Technology*. 2013, 31:1, 32-43.
- [13] Dezfoolian, M. A. Flow zone indicator estimation based on petrophysical studies using artificial neural network in a southern Iran reservoir. *Petroleum Science and Technology*. 2013, 31:12, 1294-1305.
- [14] Dezfoolian, M. A., Riahi, M. A. and Kadkhodaie-Ilkhchi, A. Conversion of 3D seismic attributes to reservoir hydraulic flow units using a neural network approach: an example from the Kangan and Dalan carbonate reservoirs, the world's largest non-associated gas reservoirs, the Persian Gulf. *Earth Sciences Research Journal*. 2013.17:2, 75-85.
- [15] Bose, M., Mali, K. Designing fuzzy time series forecasting models: A survey. *International Journal of Approximate Reasoning*. 2019.111, 78-99.
- [16] Yazdanbakhsh, O., Dick, S. FANCFIS: Fast adaptive neuro-complex fuzzy inference system. *International Journal of Approximate Reasoning*. 2019. 105. 417-430.
- [17] Yazdanbakhsh, O., Dick, S. A systematic review of complex fuzzy sets and logic. *Fuzzy Sets and Systems*. 2018. 338. 1-22.