

استفاده از هوش مصنوعی جهت پیش‌بینی مقدار هرز روی سیال حفاری در میدان نفتی مارون

علیرضا مؤذنی*^(۱) محمد نبئی^(۲) سعید قدمی جگرلویی^(۳)

(۱) مربی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد امیدیه، گروه مهندسی نفت، امیدیه، ایران

(۲) مدرس، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد امیدیه، گروه مهندسی نفت، امیدیه، ایران

(۳) دانشجوی کارشناسی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد امیدیه، گروه مهندسی نفت، عضو باشگاه پژوهشگران جوان، امیدیه، ایران

چکیده امروزه به دلیل نیاز روز افزون بشر به انرژی، شرکت‌های نفتی مجبور شده‌اند که چاه‌های عمیق‌تر و زیادتری را حفر کنند و این به معنی صرف مدت زمان زیادتر برای حفاری چاه و عبور از سازندهای مختلف با خصوصیات متفاوت جهت رسیدن به مخزن نفتی مورد نظر می‌باشد. از آن‌جا که قسمت اعظم هزینه نهایی یک چاه مربوط به حفاری آن می‌باشد، داشتن برنامه‌ای مدون جهت صرف کم‌ترین زمان ممکن برای حفاری، بسیار حیاتی به نظر می‌رسد. در حین حفاری مشکلات زیادی ممکن است سبب انحراف عملیات از برنامه زمانی مورد نظر شوند که از این جمله می‌توان به هرز روی و گیر لوله‌ها اشاره کرد. گیر لوله‌ها عموماً مربوط به زمان بعد از هرز روی‌های شدید می‌باشد. هرز روی سیال حفاری یکی از مشهودترین مشکلات حفاری می‌باشد که هزینه زیادی را به شرکت‌های نفتی تحمیل می‌کند. این پدیده از زمان شروع حفاری شروع شده و تا هنگام جداره‌گذاری ادامه می‌یابد. ممکن است هرز روی از مقادیر کم تا بسیار شدید اتفاق بیفتد که در نهایت می‌تواند منجر به گیر لوله‌ها یا فوران چاه گردد. آزاد کردن گیر لوله‌ها، ممکن است ساعت‌ها و یا حتی هفته‌ها از زمان دکل را هدر دهد؛ بنابراین داشتن اطلاعات دقیق از میزان سیال برگشتی به سطح و ثبت میزان هرز روی می‌تواند کمک شایانی به جلوگیری از مشکلات عدیده در حین حفاری کند. هرز روی گل حفاری تابع عوامل بسیار زیادی می‌باشد که ممکن است مدل کردن همه آن‌ها به صورت تحلیلی بسیار مشکل باشد؛ بنابراین استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی که توانایی زایدالوصفی در شبیه‌سازی فرایندهای پیچیده دارند، بسیار مؤثر به نظر می‌رسد. در این تحقیق سعی بر این است که با توجه به داده‌های حفاری موجود در میدان نفتی مارون، میزان هرز روی را تخمین زد. پیش‌بینی‌های حاصل از شبکه عصبی، سازگاری بسیار خوبی با میزان هرز روی واقعی موجود در گزارش‌های روزانه حفاری نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی هوش مصنوعی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، هرز روی سیال حفاری، میدان نفتی مارون، زمان غیر مؤثر حفاری.

* عهده دار مکاتبات

نشانی: خوزستان، امیدیه، دانشگاه آزاد اسلامی واحد امیدیه، دانشکده مهندسی، گروه مهندسی نفت

پست الکترونیکی: moazzeni@iauo.ac.ir

تلفن: ۰۹۱۳۱۹۴۲۴۷۳

۱- مقدمه

حفاری را به تحقیق و پژوهش در این راه و یافتن راهکاری برای مقابله با این مشکل ترغیب کرده است. در این تحقیق سعی شده با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی که یکی از روش‌های مشتتمل بر هوش مصنوعی به حساب می‌آید، مقدار و شدت هرز روی در یک سازند، با توجه به داده‌های موجود (اطلاعات چاه‌های مجاور و اطلاعات در حین حفاری منطقه تحت مطالعه) بررسی گردند. نتایج به دست آمده از شبکه‌های عصبی مصنوعی که در ادامه توضیح داده خواهد شد، نشان می‌دهد که با استفاده از این ابزار به خوبی و با دقت قابل قبولی می‌توان مقدار و شدت هرز روی در سازند آسماری را پیش‌بینی کرد.

۲- هوش مصنوعی (Virtual intelligence)

هوش مصنوعی را می‌توان به صورت مجموعه‌ای از ابزارهای تحلیلی جدید که سعی در شبیه‌سازی زندگی دارند تعریف کرد [۴]. به نظر می‌رسد ابزار و روش‌هایی که در آن‌ها از هوش مصنوعی استفاده شده قادر به یادگیری هستند و می‌توانند خود را با شرایط جدید وفق دهند. شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial neural networks)، برنامه‌نویسی سنجشی (Evolutionary programming) و منطق فازی (Fuzzy logic) از جمله روش‌هایی هستند که می‌توان آن‌ها را دارای هوش مصنوعی دانست. هریک از این روش‌ها دارای یک یا چند مشخصه از جمله تعمیم دادن، دریافتن، وابسته‌سازی یا خلاصه‌سازی هستند [۵]. در دهه گذشته هوش مصنوعی با پیمودن ادامه راه تکامل خود به یک سری ابزار تحلیلی تبدیل شده است که راه حل برخی مسائل را که قبلاً لاینحل یا مشکل می‌نمود هموار کرده است. همچنین به نظر می‌رسد ادامه راه تکامل امروزه به سمت اتحاد این ابزار با یکدیگر یا روش‌های مرسوم قبلی مثل روش‌های آنالیز آماری جهت ایجاد سیستم‌های پیچیده برای حل مسائل چالش برانگیز پیش می‌رود [۶]. امروزه هوش مصنوعی در تمامی

مشکل هرز روی سیال حفاری از اولین زمان‌های شروع به حفاری چاه‌های نفت و گاز مشهود بوده است؛ وقتی این مسأله شکل جدی به خود گرفت که حفاری چاه‌های نفت و گاز عمیق‌تر یا تخلیه شده در دستور کار قرار داده شد [۱]. شرکت‌های نفتی سالانه میلیون‌ها دلار صرف برطرف کردن مشکل هرز روی می‌کنند و علاوه بر آن مشکلاتی از جمله از دست رفتن زمان دکل، گیر لوله‌ها، فوران چاه، از دست رفتن حجم زیادی از سیال حفاری و آسیب به سازند نیز می‌تواند در اثر هرز روی ایجاد شود [۲].

هرز روی سیال حفاری ممکن است به علل متفاوتی از جمله وجود سازندهای با تراوایی بالا، فیلتر شدن سیال حفاری، نفوذ سیال داخل ماتریکس سنگ و یا ایجاد و گسترش شکاف در داخل سنگ ایجاد شود که مورد آخر از عمده‌ترین دلایل هرز روی کامل سیال حفاری به شمار می‌رود و بیش از ۹۰٪ هزینه‌های صرف شده برای درمان هرز روی به این مورد اختصاص دارد [۳].

ممکن است پارامترهای زیادی شدت هرز روی سیال حفاری را تحت تأثیر قرار دهند که از جمله آن‌ها عبارتند از: گرادیان فشار سازند، گرادیان فشار شکست سازند، خصوصیات سیال حفاری، لیتولوژی سازند در حال حفاری، وجود درزه‌ها و غارها (منظور از غار ایجاد شدن فضاهای خالی در اثر انحلال سنگ توسط جریان سیالات زیرزمینی است) در سازند، پارامترهای حفاری مثل فشار و دبی پمپ و پارامترهای شناخته شده و شناخته نشده بسیار زیاد دیگری که پیش‌بینی مقدار هرز روی سیال هنگام حفاری چاه در یک سازند خاص را بسیار مشکل می‌کنند؛ به علاوه، هزینه‌های هنگفتی که باید صرف درمان هرز روی گل (ساختن گل جدید و اضافه کردن مواد جلوگیری کننده از هرز روی) و مشکلات جانبی آن (گیر احتمالی رشته حفاری و از دست رفتن زمان حفاری) شود همواره مهندسی

تابع پیوسته و مشتق پذیر کفایت می کند، با قراردادن $l=1$ ، تابع مربوط به شبکه عصبی مصنوعی به صورت ذیل ساده خواهد شد [7]:

$$y = f_1(w_1 \times f_0(w_0 \times x + b_0) + b_1) \quad (2)$$

تابع f تعریف شده در روابط (1) و (2)، تابع انتقال نامیده می شود و به صورت زیر نشان داده می شود:

$$f(x) = \begin{bmatrix} \hat{f}(x_1) \\ \vdots \\ \hat{f}(x_m) \end{bmatrix} \quad (3)$$

که در آن $\hat{f}(x_i)$ ممکن است بسته به نوع شبکه متفاوت باشد. برای مثال توابع انتقال استفاده شده در این تحقیق از نوع PURELIN و TANSIG هستند که این توابع به ترتیب به صورت زیر تعریف می شوند:

$$f_0(x_i) = \text{Purelin}(x_i) = x_i \quad (4)$$

$$\hat{f}_1(x_i) = \text{Sigmoid}(x_i) = \frac{1}{1 + \exp(-x_i)} \quad (5)$$

همچنین جهت جلوگیری از بروز مشکل پراکندگی و قرارگرفتن تمام داده ها در یک بازه مشخص، معمولاً داده های ورودی قبل از انتقال به شبکه با استفاده از رابطه ذیل در بازه صفر و یک نرمالایز می شود [8]:

$$x_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (6)$$

که در آن i از یک تا m تغییر می کند. هم چنین در این رابطه، x_{\min} کم ترین مقدار x و x_{\max} بیش ترین مقدار x خواهد بود.

الگوریتم های زیادی برای آموزش شبکه های عصبی مصنوعی وجود دارد که یکی از مقبول ترین آنها

عرصه های علمی از جمله داروسازی، سیستم های مترو، سیستم های انتقال سیالات، پیش بینی های بازارهای مالی و بورس نفوذ کرده و در این میان حتی صنعت حفاری چاه های نفت و گاز از این ابزار بی بهره نمانده است. در صنعت نفت و گاز از این ابزار جهت حل مسائل مربوط به آنالیز فشار ناحیه گذار، تفسیر نمودارهای چاه پیمایی، پیش بینی رفتار مخزن، انتخاب چاه مناسب جهت انگیزش و زمینه هایی از این قبیل استفاده شده است.

۳- شبکه های عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی مصنوعی یک سیستم پردازش اطلاعات هستند که با شبیه سازی و ساده سازی شبکه های عصبی بدن انسان بوجود آمده اند و رفتاری مشابه به شبکه های عصبی مغز انسان دارند. شکل (1) ساختار یک نورون مصنوعی را نشان می دهد. خروجی نورون های دیگر در وزن های متفاوت ضرب می شوند و به عنوان ورودی به نورون جدید می رسند. این ورودی ها پس از جمع شدن و گذشتن از تابعی به نام تابع انتقال از نورون خارج می شوند؛ بنابراین هر نورون مقدار زیادی ورودی و تنها یک خروجی دارد. اتصال تعداد زیادی از این نورون ها به یکدیگر می تواند یک شبکه عصبی مصنوعی را تشکیل دهد (شکل (2)).

پس می توان گفت یک شبکه عصبی مصنوعی در حقیقت بردار ورودی m بعدی x را به صورت ذیل به بردار خروجی n بعدی y مرتبط می سازد:

$$y = f_1(w_1 \times f_{l-1}(w_{l-1} \times f_{l-2}(\dots f_0(w_0 \times x + b_0) \dots + b_{l-1}) + b_l) \quad (1)$$

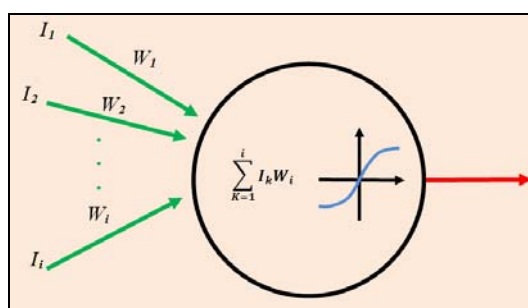
که در این رابطه، l ؛ نشان دهنده تعداد لایه های پنهان شبکه، w_1 ؛ ماتریس ضرایب مربوط به لایه l ، b_1 ؛ بردار بایاس لایه l و f_1 ؛ تابع انتقال لایه l را نشان می دهد. با توجه به این که ثابت شده است تنها وجود یک لایه پنهان با تعداد نورون های کافی برای تخمین هر

۴- اطلاعات مربوط به میدان مورد مطالعه و جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز

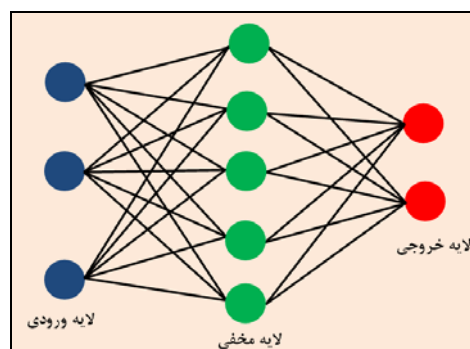
میدان نفتی مارون در جنوب غربی ایران قرار گرفته و همجوار با میداندین کوپال از شمال و آغاجاری از شرق می‌باشد. این میدان که نمای کلی آن در شکل (۳) دیده می‌شود، دارای ۶۵ کیلومتر طول و به طور متوسط ۷ کیلومتر عرض می‌باشد. نفت تولیدی از این میدان از سازند آسماری انجام می‌شود و فاصله بین ستیغ مخزن و عمیق‌ترین سطح آب و نفت در این سازند به حدود ۲۰۰۰ متر می‌رسد. به علت بزرگی این میدان می‌توان آن را به ۸ قسمت مختلف تقسیم کرد که این تقسیم‌بندی در شکل (۳) دیده می‌شود. سازند آسماری از چند زیر لایه با خصوصیات پتروفیزیکی متفاوت تشکیل شده است که این زیر لایه‌ها به ترتیب از بالا به پایین عبارتند از: زیر لایه ۱/۰۰، زیر لایه ۱۱/۰۰، زیر لایه ۲۰/۰۰، زیر لایه ۲۸/۰۰، زیر لایه ۳۰/۰۰، زیر لایه ۳۰/۳۶، زیر لایه ۴۰/۰۰، زیر لایه ۴۰/۸۰، زیر لایه ۵۰/۰۰ و زیر لایه ۵۰/۶۰.

اطلاعات استفاده شده در این تحقیق مشتمل بر داده‌های ثبت شده در گزارش‌های روزانه برای ۳۲ حلقه چاه حفاری شده در سال‌های اخیر در میدان نفتی مارون می‌باشد. با استفاده از این داده‌ها سعی بر این است که بتوان میزان هرز روی در هر روز را با توجه به داده‌های همان روز تخمین زد. موقعیت و پراکندگی چاه‌های انتخاب شده در شکل (۴) قابل مشاهده است.

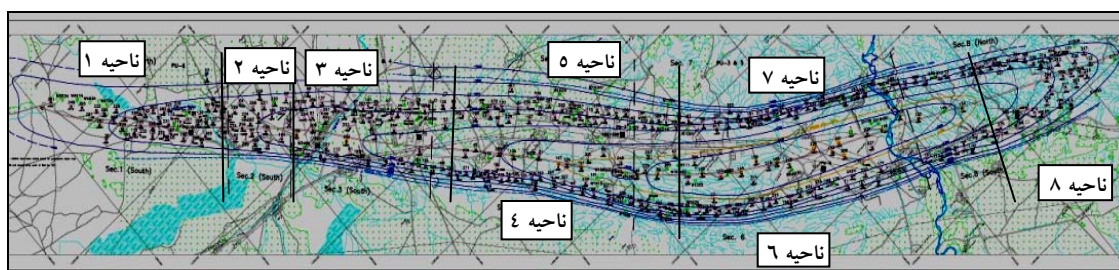
که در صنعت نفت هم بسیار به کار گرفته شده است، روش Feed forward-Back propagation یا پیشرو-پس انتشار خطا نام دارد. در این روش ضرایب ماتریس‌های ورودی به سمت جلو (داده‌های خروجی) حرکت کرده و مقدار خروجی شبکه را محاسبه می‌کنند. سپس میزان اختلافی که بین این خروجی و خروجی هدف شبکه وجود دارد با تصحیح وزن‌ها به سمت عقب (داده‌های ورودی)، تعدیل می‌یابند.



شکل ۱ ساختار یک نورون مصنوعی



شکل ۲ چگونگی ارتباط نورون‌های مصنوعی در یک شبکه عصبی مصنوعی

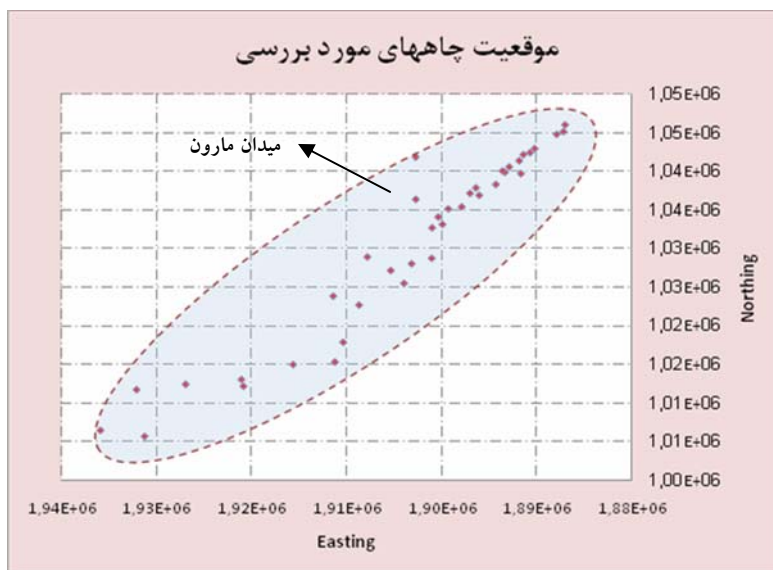


شکل ۳ میدان نفتی مارون و چگونگی تقسیم بندی آن

- متر،
- ۶- عمق شروع سازند (formation top) آسماری از سطح زمین بر حسب متر،
- ۷- طول جغرافیایی چاه مورد مطالعه،
- ۸- عرض جغرافیایی چاه مورد مطالعه،
- ۹- اندازه مته بر حسب اینچ (قطر قسمت حفره باز)،
- ۱۰- دبی متوسط خروجی پمپ در هر روز بر حسب گالن بر دقیقه،
- ۱۱- فشار متوسط پمپ در هر روز بر حسب Psi،
- ۱۲- وزن سیال حفاری بر حسب Pcf،
- ۱۳- درصد ذرات جامد موجود در گل به دست آمده توسط دستگاه Retort Solid،
- ۱۴- θ_{200} به دست آمده از دستگاه ویسکومتر دوار،
- ۱۵- θ_{600} به دست آمده از دستگاه ویسکومتر دوار،
- ۱۶- Fluid loss سیال حفاری بدست آمده توسط دستگاه API Filter press،
- ۱۷- مقدار هرز روی سیال حفاری در چاه در روز قبل از روز مورد نظر،
- ۱۸- مقدار هرز روی سیال حفاری در چاه در دو روز قبل از روز مورد نظر.

از آنجا که هنگام حفاری این چاه‌ها مشکل هرز روی بیشتر در سازند آسماری مشهود بود، تحقیق تنها به این سازند محدود شد. با انجام عملیات داده‌کاوی، از بین داده‌های موجود تنها داده‌هایی انتخاب شدند که تأثیر بیشتری در مقدار هرز روی می‌گذاشتند. هرچند علاوه بر داده‌های انتخاب شده عوامل دیگری نیز در مقدار هرز روی دخیل هستند، ولی استفاده از تمام آن‌ها به دلیل در دسترس نبودن آن‌ها کار را بسیار مشکل می‌سازد. بنابراین در این کار تنها از داده‌های موجود در گزارش‌های روزانه استفاده می‌شود که دقت بالای نتایج به دست آمده کاربردی بودن نتایج در عملیات حفاری را تأیید می‌کند. این داده‌ها عبارتند از:

- ۱- عمق چاه از سطح زمین بر حسب متر در روز مورد نظر،
- ۲- عمق چاه از سطح دریا بر حسب متر در روز مورد نظر،
- ۳- متراژ حفاری شده در روز مورد نظر بر حسب متر،
- ۴- مدت زمان حفاری در روز مورد نظر بر حسب ساعت،
- ۵- طول قسمت حفره باز در پایان هر روز بر حسب



شکل ۴ موقعیت چاه‌های مورد استفاده جهت تخمین مقدار هرز روی

استفاده از هوش مصنوعی جهت پیش‌بینی مقدار هرز روی ...

توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی، این رابطه قادر به پیش‌بینی مقدار نرمالایز شده هرز روی، \hat{y}_i ، خواهد بود و در نهایت مقدار اصلی هرز روی توسط رابطه ذیل قابل تخمین زدن می‌باشد:

$$y_i = \left[\hat{y}_i \times (\sqrt{y_{\max}} - \sqrt{y_{\min}}) + \sqrt{y_{\min}} \right]^2 \quad (10)$$

۵- آموزش شبکه

شبکه توضیح داده شده در قسمت قبل با ۷۰٪ از داده‌های ورودی آموزش داده می‌شود و ۱۵٪ جهت تست کردن و ۱۵٪ باقی‌مانده نیز جهت ارزیابی شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد. شکل‌های (۵)، (۶) و (۷) داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه را نسبت به داده‌های واقعی و میزان خطای موجود نشان می‌دهند. در این تحقیق، دقت داده‌های آموزش برابر با ۰/۹۵، داده‌های ارزیابی ۰/۷۶ و داده‌های تست ۰/۸۲ به دست آمده است. در شکل (۸) مقدار هرز روی پیش‌بینی شده توسط شبکه و مقدار هرز روی موجود در مخزن برای هریک از دسته‌های داده ورودی نشان داده شده است.

ممکن است در نگاه اول، دقت شبکه پایین به نظر برسد؛ ولی باید به این نکته توجه کرد که عوامل زیادی در میزان هرز روی مؤثر هستند که بررسی اثر همه آن‌ها غیر ممکن است. برای مثال، روشی که پس از وقوع هرز روی برای درمان آن به کار گرفته می‌شود، می‌تواند نقش عمده‌ای در میزان هرز روی در زمان‌های بعدی داشته باشد که شناساندن آن به شبکه امکان‌پذیر نیست.

در مورد بسیاری از مشکلات حفاری از جمله هرز روی، پیش‌بینی کیفی بیش‌تر از پیش‌بینی کمی حائز اهمیت است. منظور از پیش‌بینی کمی، پیش‌بینی مقدار دقیق هرز روی است که معمولاً ضرورتی برای این کار وجود ندارد؛ اما در مورد پیش‌بینی کیفی که می‌تواند بسیار حائز اهمیت باشد، منظور درجه‌بندی شدت هرز روی است. در بسیاری از منابع [۹] شدت هرز روی به

داده‌های ورودی بین صفر و یک نرمالایز شد و البته قبل از آن از تمام داده‌هایی که نشان دهنده مقدار هرز روی بودند (به دلیل پراکندگی شدید) جذر گرفته شد. از آن‌جا که هدف نهایی به دست آوردن مقدار هرز روی در یک روز خاص می‌باشد، طبیعتاً خروجی شبکه تنها مقدار هرز روی خواهد بود که پس از جذر گرفتن و نرمالایز کردن بین صفر و یک به عنوان خروجی شبکه استفاده شد.

در مورد داده‌های مربوط به هرز روی روز قبل و نیز هرز روی دو روز قبل به علت پراکندگی زیاد داده‌ها، قبل از نرمالایز کردن ابتدا از آن‌ها جذر گرفته شد. بنابراین اگر داده‌های مربوط به هرز روی را با L نشان دهیم، در مورد داده‌های هرز روی مقدار نرمالایز شده از رابطه ذیل محاسبه خواهد شد:

$$\hat{L}_i = \frac{\sqrt{L_i} - \sqrt{L_{\min}}}{\sqrt{L_{\max}} - \sqrt{L_{\min}}} \quad (7)$$

در نهایت داده‌های خروجی شبکه نیز مطابق رابطه (۸) محاسبه خواهند شد:

$$\hat{y}_i = \frac{\sqrt{y_i} - \sqrt{y_{\min}}}{\sqrt{y_{\max}} - \sqrt{y_{\min}}} \quad (8)$$

بنابراین تابع شبکه عصبی استفاده شده در این کار را می‌توان به صورت زیر ساده کرد:

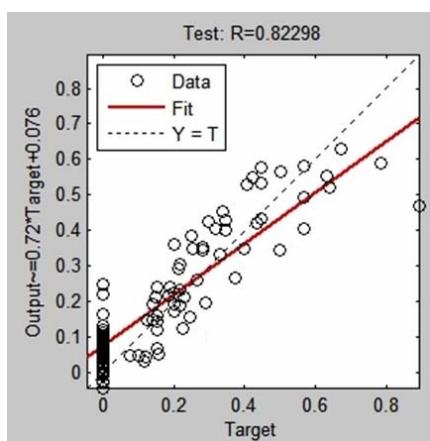
$$\hat{y} = f_1(w_1 \times f_0(w_0 \times \hat{x} + b_0) + b_1) \quad (9)$$

بردار ورودی x دارای بعد $m=18$ و بردار خروجی y دارای بعد $n=1$ می‌باشد. تنها لایه مخفی این شبکه دارای ۳۰ نورون است. بنابراین ماتریس w_0 دارای بعد 18×30 ، بردار b_0 دارای بعد ۳۰، ماتریس w_1 دارای بعد 30×1 و بردار b_1 دارای بعد ۱ خواهد بود. پس از به دست آمدن ماتریس ضرایب موجود در رابطه (۹)

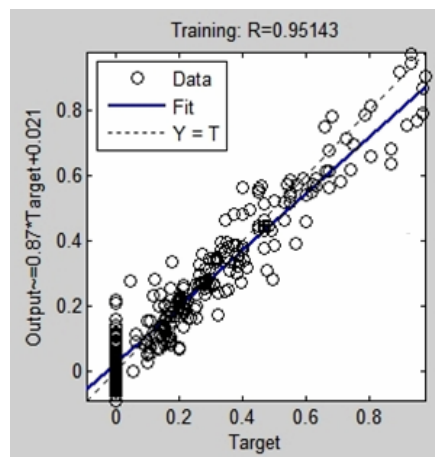
با استفاده از طبقه‌بندی بالا می‌توان میزان هرز روی در هر روز و مقدار هرز روی پیش‌بینی شده توسط شبکه را به صورت کمی بیان کرد. به این ترتیب همانطور که در شکل (۹) دیده می‌شود، دقت شبکه در پیش‌بینی کمی هرز روی به میزان قابل توجهی افزایش یافته است و با توجه به کارهای آماری می‌توان مشاهده کرد که بیش از ۹۰ درصد از داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه با خروجی هدف تطابق دارند.

صورت ذیل طبقه‌بندی می‌شود:

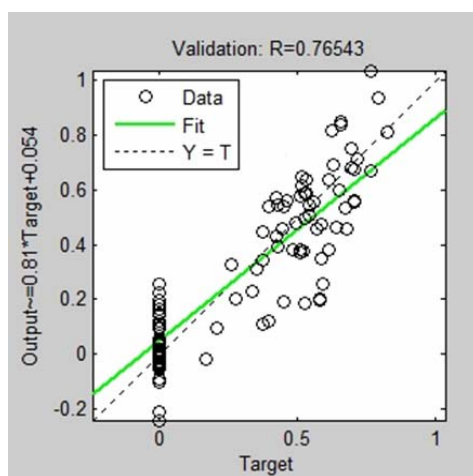
- ۱- هرز روی بین ۰ تا ۱۰ بشکه در روز، هرز روی ناچیز که در این مقاله با عدد صفر نشان داده می‌شود.
- ۲- هرز روی بین ۱۰ تا ۱۰۰ بشکه در روز، هرز روی شدید که در این مقاله با عدد ۱ نشان داده می‌شود.
- ۳- هرز روی بیش از ۱۰۰ بشکه در روز، هرز روی کامل که در این مقاله با عدد ۲ نشان داده می‌شود.



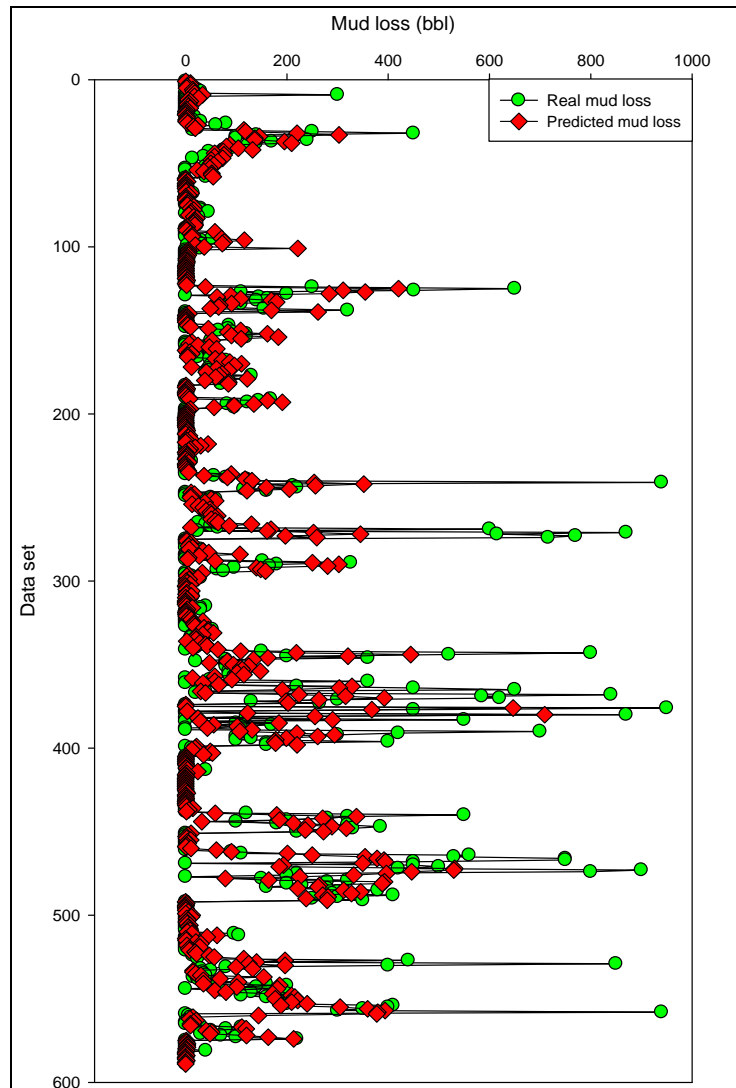
شکل ۶ دقت شبکه در پیش‌بینی داده‌های تست



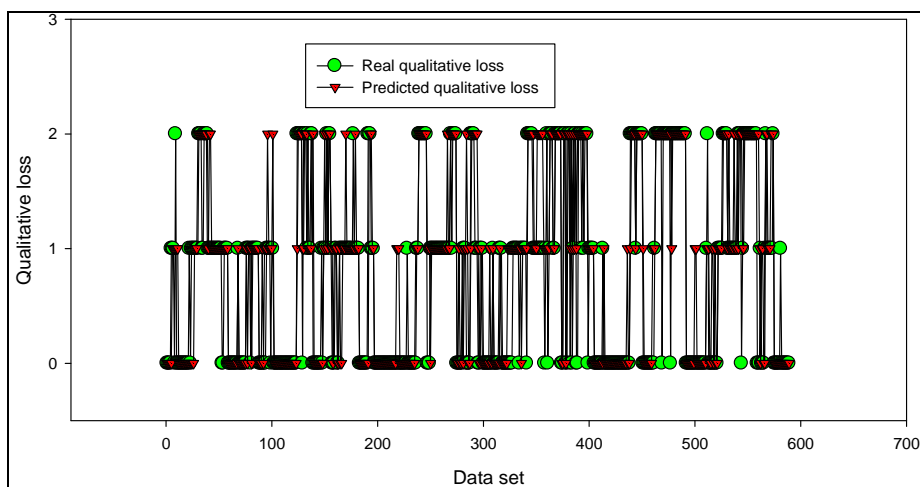
شکل ۵ دقت شبکه در پیش‌بینی داده‌های آموزش



شکل ۷ دقت شبکه در پیش‌بینی داده‌های ارزیابی



شکل ۸ داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه برحسب داده‌های هرز روی واقعی



شکل ۹ مقایسه نتایج حاصل از شبکه و داده‌های واقعی هرز روی

۶- نتایج و پیشنهادات

قبولی (۰/۸۲) برای داده‌های تست) مقدار هرز روی در سازند آسماری میدان نفتی مارون را پیش‌بینی کنند.

۶- نتایج هر شبکه فقط مربوط به میدان مورد مطالعه می‌باشد و باید برای میداین دیگر ابتدا شبکه را با داده‌های موجود آموزش داده و سپس از نتایج آن استفاده کرد.

۷- با توجه به دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی، استفاده از آن در مدل کردن رفتار توابع پیچیده پیشنهاد می‌گردد.

۷- تشکر و قدردانی

نویسندگان این مقاله تمایل دارند مراتب تشکر را از شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب (NISOC) که اجازه انتشار این مقاله را داده است و همچنین از دانشگاه آزاد اسلامی واحد امیدیه به خاطر حمایت‌های بی دریغ این واحد ابراز دارند.

۱- امروزه با گسترش و تکمیل روش‌های دارای هوش مصنوعی از جمله شبکه‌های عصبی می‌توان برخی از مسائل دارای حل تحلیلی بسیار پیچیده را حل کرد.

۲- هنگام استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی باید تمام پارامترهایی که در یک پدیده مؤثر هستند، شناسایی و به صورت قابل فهم به شبکه معرفی شوند.

۳- انتخاب تعداد نورون‌ها در لایه آخر کاملاً به خروجی شبکه وابسته است؛ ولی تعداد نورون‌های لایه میانی کاملاً به تجربه و ماهیت شبکه بستگی دارد.

۴- هرز روی سیال حفاری یکی از مشکلات عمده هنگام حفاری بسیاری از مخازن است و پیش‌بینی مقدار آن به روش‌های سنتی، تا به امروز غیر ممکن بوده است.

۵- شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر هستند با دقت قابل

۸- مراجع

1. A. R., Moazzeni, M., Nabaei, S., Ghadami jegarlooeei, "Optimizing Size Distribution of Limestone Chips and Shellfish as Lost Circulation Materials", 6th International Chemical Engineering Conference (ICheC), 2009.
2. A., Pilehvari, V. R., Nyshadham, "Effect of Material Type and Size Distribution on Performance of Loss/Seepage Control Material", SPE 73791, Texas A&M University-Kingsville, p 13, 2002.
3. F. E., Dupriest, "Fracture Closure Stress (FCS) and Lost Returns Practices", SPE 92192, SPE/IADC Drilling Conference, Amsterdam, Netherlands, 23-25 February 2005.
4. J.M., Zaruda, R.J., Marks, C.J., Robinson, "Computational Intelligence, Imitating Life", IEEE Press, Piscataway, New Jersey, 1994.
5. R., Eberhart, P., Simpson, R., Dobbins, "Computational Intelligence PC Tools", Academic Press, Orlando, Florida, 1996.
6. S., Mohaghegh, "Virtual-Intelligence Applications in Petroleum Engineering: Part 1—Artificial Neural Networks", JPT - Journal of Petroleum Technology, October 2000.

7. K., Hornik, M., Stinchcombe, H., White, "Multilayer Feedforward Neural Networks Are Universal Approximators", Neural Networks 2, No. 5, 359-366, 1989.
8. P., Hegeman, C., Dong, N., Varotsis, V., Gaganis, "Application of Artificial Neural Networks to Downhole Fluid Analysis", IPTC 11268, 2004.
9. N., Low, G., Daccord, J. Bedel, "Designing Fibered Cement Slurries for Lost Circulation Applications, Case Histories", SPE 84617, p 8;