

## کاهش آسیب به محیط زیست با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN)

علی پیراسته<sup>۱\*</sup>، عبدالله شمیسا<sup>۲</sup>، اصغر فرجی مقدم<sup>۳</sup>

دانشگاه غیرانتفاعی شهاب دانش قم

[ali.pirasteh66@yahoo.com](mailto:ali.pirasteh66@yahoo.com)

### چکیده

شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network) الگویی برای پردازش اطلاعات می‌باشند که با تقلید از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی مثل مغز انسان ساخته شده‌اند. 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 هرزروی و گیر لوله‌ها اشاره کرد. گیر لوله‌ها عموماً مربوط به زمان بعد از هرزروی‌های شدید می‌باشند.

هرزروی سیال حفاری یکی از مشهودترین مشکلات حفاری می‌باشد که هزینه زیادی را به شرکت‌های نفتی تحمیل می‌کند. و نیز آسیب زیادی به محیط زیست وارد می‌آورد.

هرزروی گل حفاری تابع عوامل بسیار زیادی می‌باشد که مدل کردن همه آن‌ها بصورت تحلیلی ممکن است بسیار مشکل باشد. بنابراین با استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی که توانایی زایدالوصفی در شبیه‌سازی فرایندهای پیچیده دارند، بسیار مؤثر به نظر می‌رسد. در این تحقیق سعی بر اینست که با توجه به داده‌های حفاری موجود در میدان نفتی مارون، میزان هرزروی را تخمین زد. پیش‌بینی‌های حاصل از شبکه عصبی مصنوعی سازگاری بسیار خوبی با میزان هرزروی واقعی موجود در گزارش‌های روزانه حفاری نشان می‌دهد. که می‌توان با استفاده از آن میزان هرزروی را به حداقل رساند و آسیب به محیط زیست را کاهش داد.

**کلمات کلیدی:** هوش مصنوعی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، هرزروی سیال حفاری، میدان نفتی مارون، زمان غیر مؤثر حفاری

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق- دانشگاه غیر انتفاعی شهاب دانش قم.

۲- عضو هیئت مدیره دانشگاه غیر انتفاعی شهاب دانش قم.

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق- دانشگاه غیر انتفاعی شهاب دانش قم.

## ۱- مقدمه

مشکل هرزروی سیال حفاری از اولین زمان‌های شروع به حفاری چاه‌های نفت و گاز مشهود بوده است و وقتی این مسئله شکل جدی به خود گرفت که حفاری چاه‌های نفت و گاز عمیق‌تر یا تخلیه شده در دستور کار قرار گرفت<sup>[1]</sup>. شرکت‌های نفتی سالانه میلیون‌ها دلار صرف برطرف کردن مشکل هرزروی 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 هرزروی ایجاد شود<sup>[2]</sup>.

هرزروی 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 هرزروی کامل سیال حفاری به شمار می‌رود و بیش از ۹۰٪ هزینه‌های صرف شده برای درمان هرزروی به این مورد اختصاص دارد<sup>[3]</sup>.

پارامترهای زیادی ممکن است شدت هرزروی 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<sup>۴</sup> در سازند، پارامترهای حفاری مثل فشار و دبی پمپ و پارامترهای شناخته شده و شناخته نشده بسیار زیاد دیگری که پیش‌بینی مقدار هرزروی سیال هنگام حفاری چاه در یک سازند خاص بسیار مشکل به نظر می‌رسد. بعلاوه، هزینه‌های هنگفتی که باید صرف درمان هرزروی گل (ساختن گل جدید و اضافه کردن مواد جلوگیری کننده از هرزروی) و مشکلات جانبی آن (گیر احتمالی رشته حفاری و از دست رفتن زمان حفاری) همواره مهندسی حفاری را به تحقیق و پژوهش در این راه و یافتن راهکاری برای مقابله با این مشکل ترغیب کرده است. در این مقاله سعی خواهد شد با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی که یکی از روش‌های مشتمل بر هوش مصنوعی به حساب می‌آید، احتمال و شدت هرزروی در یک سازند، با توجه به داده‌های موجود (اطلاعات چاه‌های مجاور و اطلاعات در حین حفاری منطقه تحت مطالعه) بررسی گردند.

۲- هوش مصنوعی<sup>۵</sup>

هوش مصنوعی را می‌توان به صورت مجموعه‌ای از ابزارهای تحلیلی جدید که سعی در شبیه‌سازی زندگی دارند تعریف کرد<sup>[4]</sup>. به نظر می‌رسد ابزار و روش‌هایی که در آنها از هوش مصنوعی استفاده شده است قادر به یادگیری هستند و می‌توانند خود را با شرایط جدید وفق دهند. شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۶</sup>، برنامه‌نویسی سنجشی<sup>۷</sup> و منطق فازی<sup>۸</sup> از جمله روش‌هایی هستند که می‌توان آنها را دارای هوش مصنوعی دانست. هر یک از این روش‌ها دارای یک یا چند مشخصه از جمله تعمیم دادن، دریافتن، وابسته‌سازی یا خلاصه‌سازی هستند<sup>[5]</sup>. در دهه گذشته هوش مصنوعی با پیمودن ادامه راه تکامل خود به یکسری ابزار تحلیلی تبدیل شد 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<sup>[6]</sup>. امروزه هوش مصنوعی در تمامی عرصه‌های علمی از جمله داروسازی، سیستم‌های مترو، سیستم‌های انتقال سیالات، پیش‌بینی‌های بازارهای مالی و بورس نفوذ کرده است و در این میان حتی صنعت حفاری چاه‌های نفت و گاز از این ابزارها بی‌بهره نمانده است. در صنعت نفت و

۴- منظور از غار ایجاد شدن فضاهای خالی در اثر انحلال سنگ توسط جریان سیالات زیر زمینی است.

5- Virtual intelligence

6- Artificial neural networks

7- Evolutionary programming

8- Fuzzy logic

گاز از این ابزار جهت حل مسائل مربوط به آنالیز فشار ناحیه گذار، تفسیر نمودارهای چاه‌پیمایی، پیش‌بینی رفتار مخزن، انتخاب چاه مناسب جهت انگیزش و زمینه‌هایی از این قبیل استفاده شده است.

### ۳- سیر تکامل شبکه‌های عصبی مصنوعی

رد پای تحقیقات انجام شده در مورد شبکه‌های عصبی مصنوعی را می‌توان در مقاله‌ای که در سال ۱۹۴۳ توسط McCulloch و Pitts نوشته شد یافت<sup>[7]</sup>. در سال ۱۹۵۷، Rosenblatt روش پرسپترون<sup>۹</sup> را اختراع کرد<sup>[8]</sup> و تقریباً در همین زمان Widrow شبکه مشابهی را که به نام Adeline شناخته می‌شد توسعه داد<sup>[9]</sup>. پس از آن Minsky و Papert نشان دادند که حتی خیلی از مسائل ساده با استفاده از تئوری پرسپترون تک لایه‌ای قابل حل نیستند<sup>[10]</sup>. Rosenblatt در مورد شبکه‌های چند لایه‌ای نیز تحقیقاتی انجام داد و نشان داد این شبکه‌ها می‌توانند محدودیت شبکه‌های تک لایه‌ای را پوشش دهند<sup>[8]</sup>.

با ارائه شبکه‌های چند لایه‌ای، مشکل یافتن ماتریس وزنی برای این شبکه شکلی جدی به خود گرفت تا جایی که این مبحث برای مدت ۲۰ سال مسکوت ماند<sup>[11]</sup>. اما در اوایل دهه ۱۹۸۰، Hopfield تحقیقات مربوط به شبکه‌های عصبی مصنوعی را دوباره به جریان انداخت. در این راستا وی الگوریتم‌های یادگیری جدیدی از جمله روش پس انتشار<sup>۱۰</sup> را ابداع کرد<sup>[12]</sup>. به همین ترتیب تحقیقات در مورد روش‌های استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی تا به امروز ادامه دارد و روز به روز حل مسائل جدید توسط این ابزار همگان را شگفت‌زده‌تر می‌کند.

### ۴- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی در حقیقت یک سیستم پردازش اطلاعات است که دارای خصوصیات رفتاری مشابهی با شبکه سلول‌های عصبی بدن انسان می‌باشد. بنابراین قبل از پرداختن به ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی به طور مختصر درباره ساختمان یک سلول عصبی (نورون) توضیح خواهیم داد. شکل ۱ نمای شماتیک از دو نورون مرتبط با هم را نشان می‌دهد. به طور کلی یک سلول عصبی از سه قسمت تشکیل شده است ۱- بدنه، ۲- آکسون، ۳- دندریت‌ها. اطلاعات به صورت پالس‌های الکتروشیمیایی از طریق دندریت‌ها دریافت شده و وارد بدنه می‌شوند که بسته به ماهیت و نوع این پالس ورودی، یک پالس خروجی توسط بدنه ایجاد شده و از طریق آکسون به نورون بعدی منتقل می‌شود.

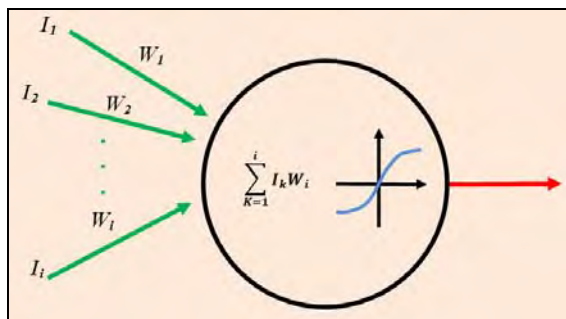
مغز انسان حدوداً شامل ۱۰ الی ۵۰۰ میلیارد نورون است<sup>[13]</sup>. این نورون‌ها به بخش‌های مجزایی تقسیم می‌شوند که هر بخش تقریباً شامل ۵۰۰ شبکه عصبی است<sup>[14]</sup>. هر شبکه ممکن است شامل ۱۰۰۰۰۰ نورون باشد که هر یک از این نورون‌ها با صدها تا هزاران نورون دیگر در ارتباط است<sup>[6]</sup>. این ساختار شبکه‌های عصبی مغز انسان باعث می‌شود تا انسان بتواند کارهای روزمره خود را براحتی و بدون نیاز به تمرکز زیاد انجام دهد. این اعمال، نیاز به چنان محاسبات پیچیده و زیادی دارند که حتی کامپیوترهای بسیار پیشرفته نیز از انجام آنها عاجز هستند ولی مغز انسان این محاسبات را در کمترین زمان ممکن انجام می‌دهد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی همانطور که گفته شد یک سیستم پردازش اطلاعات هستند که با شبیه‌سازی و ساده‌سازی شبکه‌های عصبی بدن انسان بوجود آمده‌اند و رفتاری مشابه آنچه در مورد شبکه‌های عصبی مغز گفته شد دارند. شکل ۲ ساختار یک نورون مصنوعی را نشان می‌دهد. خروجی نورون‌های دیگر در وزن‌های متفاوت ضرب می‌شوند و به عنوان ورودی به نورون جدید می‌رسند. این ورودی‌ها پس از جمع شدن و گذشتن از تابعی به نام تابع انتقال از نورون خارج می‌شوند. بنابراین هر نورون مقدار زیادی ورودی و تنها یک خروجی دارد.

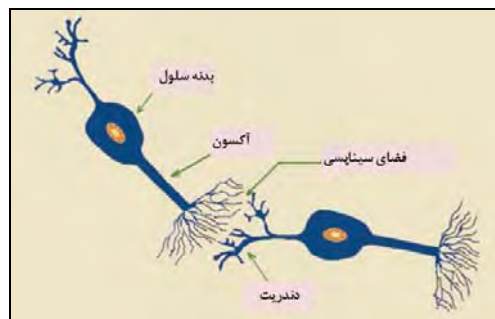
9 - Perceptron

10 - Back Propagation

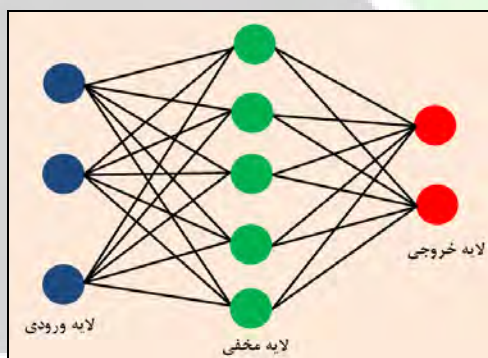
اتصال تعداد زیادی از این نورون‌ها به یکدیگر می‌تواند یک شبکه عصبی مصنوعی را تشکیل دهد (شکل ۳). چگونگی محاسبه وزن‌ها، چگونگی انتخاب توابع انتقال و روش یادگیری شبکه از مباحثی هستند که در اینجا مجال برای توضیح آنها نیست.



شکل ۲: ساختار یک نورون مصنوعی



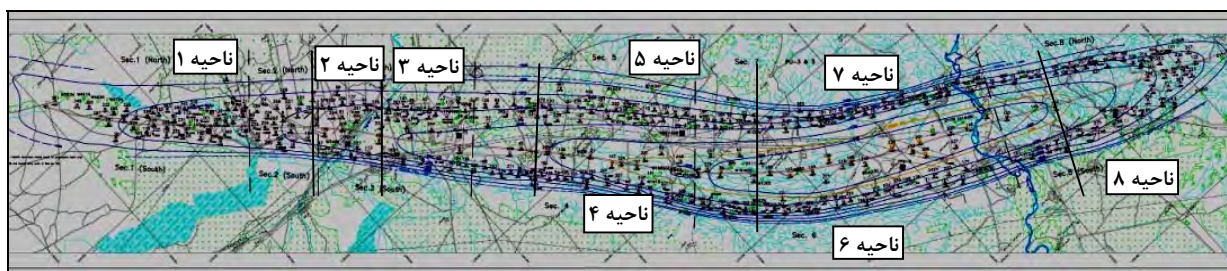
شکل ۱: نمای شماتیک از ساختمان دو سلول عصبی در ارتباط با هم



شکل ۳: چگونگی ارتباط نورون‌های مصنوعی در یک شبکه عصبی مصنوعی

## ۵- اطلاعات مربوط به میدان مورد مطالعه و جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز

میدان نفتی مارون در جنوب غربی ایران قرار گرفته و همجوار با میدان کوپال از شمال و آغاچاری از شرق می‌باشد. این میدان که نمای کلی آن در شکل ۴ دیده می‌شود، دارای ۶۵ کیلومتر طول و به طور متوسط ۷ کیلومتر عرض می‌باشد. نفت تولیدی از این میدان از سازند آسماری انجام می‌باشد 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 ۴ 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.



شکل ۴: میدان نفتی مارون و چگونگی تقسیم بندی آن

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 اینست که بتوان میزان هرزروی در هر روز را با توجه به داده‌های همان روز تخمین زد.

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

برای تخمین میزان هرزروی شبکه‌ای چند لایه‌ای از نوع Feed forward Back propagation انتخاب شد. یک شبکه عصبی مصنوعی در حقیقت بردار ورودی  $m$  بعدی  $X$  را به صورت زیر به بردار خروجی  $n$  بعدی  $Y$  مرتبط می‌سازد:

$$y = f_l(w_l \times f_{l-1}(w_{l-1} \times f_{l-2}(\dots f_o(w_o \times x + b_o))\dots + b_{l-1}) + b_l) \quad (1)$$

که در این رابطه  $l$  نشان دهنده تعداد لایه‌های پنهان شبکه،  $w_l$  ماتریس ضرایب مربوط به لایه  $l$  بردار بایاس لایه  $l$  و  $f_l$  تابع انتقال لایه  $l$  را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه ثابت شده است تنها وجود یک لایه پنهان با تعداد نورون‌های کافی برای تخمین هر تابع پیوسته و مشتق‌پذیر کفایت می‌کند، با قراردادن  $l=1$ ، تابع مربوط به شبکه عصبی مصنوعی به صورت زیر ساده خواهد شد [15].

$$y = f_1(w_1 \times f_o(w_o \times x + b_o) + b_1) \quad (2)$$

تابع  $f$  تعریف شده در روابط ۱ و ۲، تابع انتقال نامیده می‌شود و به صورت زیر نشان داده می‌شود:

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

که در آن  $\hat{f}(x_1)$  ممکن است بسته به نوع شبکه متفاوت باشد. برای مثال توابع انتقال استفاده شده در این تحقیق از نوع PURELIN و TANSIG بودند که این به ترتیب به صورت زیر تعریف می‌شوند:

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

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

## ۶- انتقال داده‌ها به شبکه

همانطور که قبلاً اشاره شد، جهت جلوگیری از بروز مشکل پراکندگی و قرار گرفتن تمام داده‌ها در یک بازه مشخص، معمولاً داده‌های ورودی با استفاده از رابطه زیر در بازه صفر و یک نرمالایز می‌شود<sup>[۱۶]</sup>:

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

که در آن  $i$  از یک تا  $m$  تغییر می‌کند. همچنین در این رابطه  $x_{\min}$  کمترین مقدار  $x$  و  $x_{\max}$  بیشترین مقدار  $x$  خواهد بود. در مورد داده‌های مربوط به هرزروی روز قبل و نیز هرزروی دو روز قبل به علت پراکندگی زیاد داده‌ها، قبل از نرمالایز کردن ابتدا از آنها جذر گرفته شد. بنابراین اگر داده‌های مربوط به هرزروی را با  $L$  نشان دهیم، در مورد داده‌های هرزروی مقدار نرمالایز شده از رابطه زیر 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:

$$\hat{y} = f_1(w_1 \times f_o(w_o \times \hat{x} + b_o) + b_1) \quad (9)$$

بردار ورودی  $x$  دارای بعد  $m=18$  و بردار خروجی  $y$  دارای بعد  $n=1$  می‌باشد. تنها لایه مخفی این شبکه نیز دارای ۳۰ نورون است. بنابراین ماتریس  $w_0$  دارای بعد  $30 \times 18$ ، بردار  $b_0$  دارای بعد ۳۰، ماتریس  $w_1$  دارای بعد  $1 \times 30$  و بردار  $b_1$  دارای بعد ۱ خواهد بود. پس از بدست آمدن ماتریس ضرایب موجود در رابطه ۹ توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی، این رابطه قادر به پیش بینی مقدار نرمالایز شده هرزروی،  $\hat{y}$ ، خواهد بود و در نهایت مقدار اصلی هرزروی توسط رابطه زیر قابل تخمین زدن می‌باشد:

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

## ۷- آموزش شبکه:

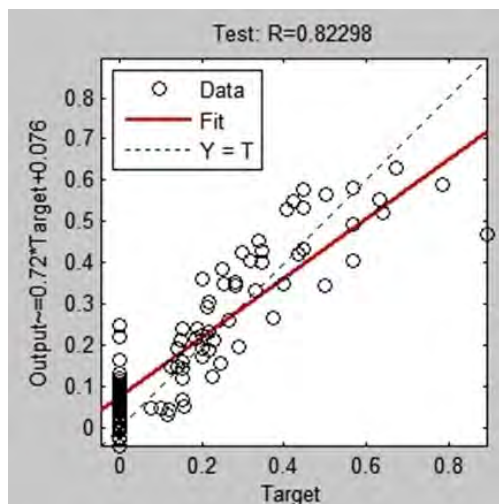
شبکه توضیح داده شده در قسمت قبل با ۷۰٪ از داده‌های ورودی آموزش داده می‌شود و ۱۵٪ جهت تست کردن و ۱۵٪ باقیمانده نیز جهت ارزیابی شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد. شکل‌های ۶، ۷ و ۸ داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه را نسبت به داده‌های واقعی و میزان خطای موجود را نشان می‌دهند. در این تحقیق، دقت داده‌های آموزش برابر با ۰/۹۵، داده‌های ارزیابی ۰/۷۶ و داده‌های تست ۰/۸۲ بدست آمده است. در شکل ۹ مقدار هرزروی پیش‌بینی شده توسط شبکه و مقدار هرزروی 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 هرزروی مؤثر هستند که بررسی اثر همه آنها غیر ممکن است. برای مثال، روشی که پس از وقوع هرزروی برای درمان آن به کار گرفته می‌شود، می‌تواند نقش عمده‌ای در میزان هرزروی در زمان‌های بعدی داشته باشد که شناساندن آن به شبکه امکان پذیر نیست.

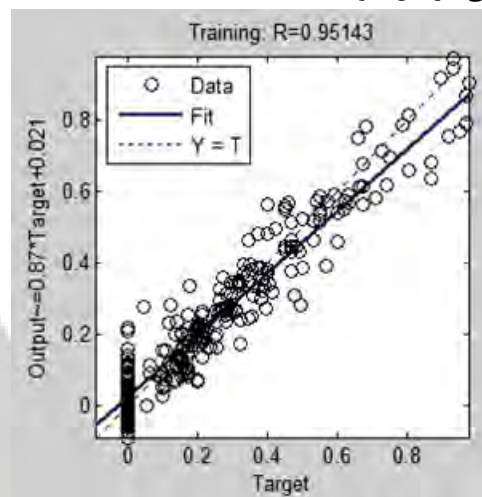
در مورد بسیاری از مشکلات حفاری از جمله هرزروی، پیش‌بینی کیفی بیشتر از پیش‌بینی کمی حائز اهمیت می‌باشد. هرزروی را به صورت کمی می‌توان به صورت زیر طبقه بندی کرد:

- هرزروی بین ۰ تا ۱۰ بشکه در روز، هرزروی ناچیز که با عدد صفر نشان داده می‌شود.

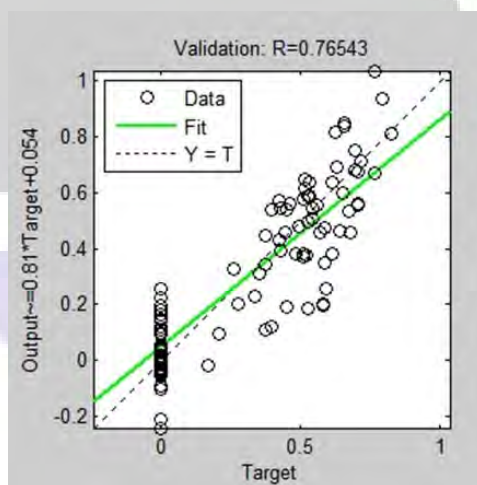
- هرزروی بین ۱۰ تا ۱۰۰ بشکه در روز، هرزروی شدید که با عدد ۱ نشان داده می‌شود.
  - هرزروی بیش از ۱۰۰ بشکه در روز، هرزروی کامل که با عدد ۲ نشان داده می‌شود.
- با استفاده از طبقه بندی بالا می‌توان میزان هرزروی در هر روز و نیز مقدار هرزروی پیش‌بینی شده توسط شبکه را به صورت کمی در نظر بیان کرد. به این ترتیب با توجه به شکل ۱۰ دقت شبکه در پیش‌بینی کمی هرزروی به میزان قابل توجهی افزایش خواهد یافت.



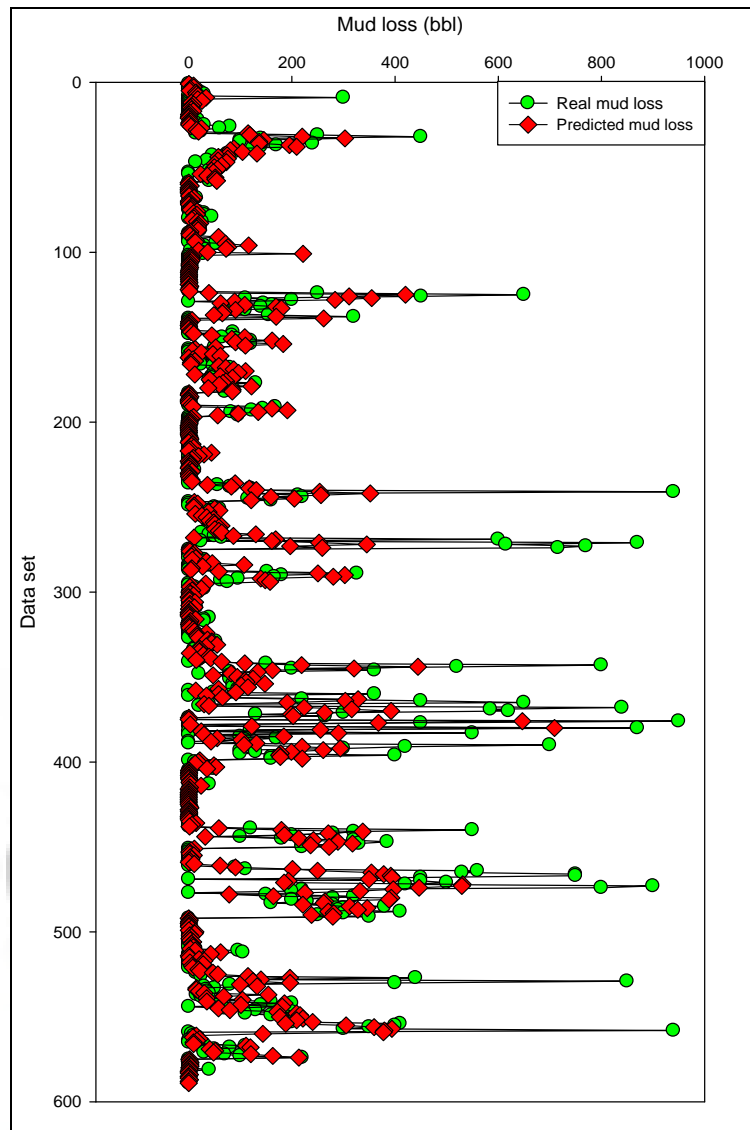
شکل ۶: دقت شبکه در پیش‌بینی داده‌های تست



شکل ۵: دقت شبکه در پیش‌بینی داده‌های آموزش

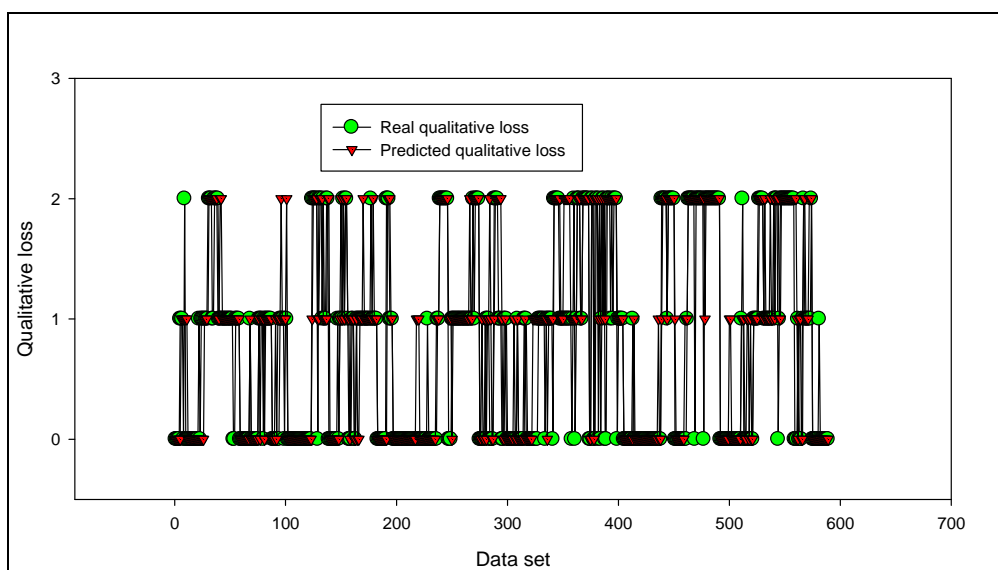


شکل ۷: دقت شبکه در پیش‌بینی داده‌های ارزیابی



شکل ۹: داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه بر حسب داده‌های هرزروی واقعی





شکل ۱۰: مقایسه نتایج حاصل از شبکه و داده‌های واقعی هرزروی

## ۸- مدیریت پسماند و اهمیت آن

مدیریت پسماند یکی از مهمترین قسمت‌های هر کار صنعتی می‌باشد که رعایت اصول وابسته به آن بسیار ضروریست و هر پیمانکاری باید این اصول را سرلوحه تمام کارهای خود قرار دهد. صنعت نفت که امروزه یکی از مهمترین صنایع دنیا و مهمترن صنعت موجود در کشور به شمار می‌رود از صنایعی است که آلودگی‌های زیادی را به محیط زیست تحمیل نموده و روز به روز بیشتر سلامت انسان را تحت الشعاع خود قرار داده و لزوم رعایت تمهیدات لازم مدیریت پسماند در آن کاملاً حس می‌شود. با گسترش دامنه کار شرکت‌های نفتی و تحت تأثیر قرار گرفتن مناطق گسترده‌تر دنیا توسط این صنعت، لزوم رعایت اصول حفاظت از محیط زیست توسط آنها بیشتر احساس می‌شود و از همین رو برخی از این شرکتها به تدوین دستورالعمل‌هایی برای حفاظت از محیط زیست پرداخته‌اند.

واژه پسماند (Waste) توسط افراد و شرکت‌های مختلف به صورت‌های گوناگونی تعریف می‌شود ولی به صورت کلی می‌توان پسماند را "به عنوان هر ماده مازاد بر نیاز" تعریف کرد. بنابر این تعریف می‌توان دریافت که پسماند ممکن است یک ماده خام یا یک ماده قابل بازیافت باشد. همچنین واژه مدیریت (Management) در کنار کلمه پسماند ممکن است تداعی کننده عملیات خاصی از جمله انتخاب تکنولوژی خاص، طراحی دستگاهی ویژه، جمع‌آوری پسماند، انتقال پسماند، بهبود و دفن پسماند باشد.

عملیات مدیریت پسماند ممکن است بر روی جامدات، مایعات و یا حتی گازها انجام شود. این عملیات برای کشورهای توسعه یافته یا کشورهای در حال توسعه، برای مناطق شهری یا روستایی و نیز برای مناطق مسکونی و صنعتی با هم متفاوت خواهد بود. در این مقاله هدف اصلی ارائه روش‌های اصلی مدیریت پسماند در صنعت نفت می‌باشد.

## ۹- نتایج و پیشنهادات

- ۱- با استفاده از شبکه‌های عصبی می‌توان آسیب به محیط زیست را کاهش داد.
- ۲- 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.

- ۳- 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.
- ۴- 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.

## منابع

- 1- Moazzeni A. R., Nabaei M., Ghadami jegarlooeei S.: Optimizing Size Distribution of Limestone Chips and Shellfish as Lost Circulation Materials, 6<sup>th</sup> International Chemical Engineering Conference (ICeC), 2009.
- 2- Ali A. Pilehvari and Venkata 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- Fred E. Dupriest.: Fracture Closure Stress (FCS) and Lost Returns Practices, SPE 92192, SPE/IADC Drilling Conference, Amsterdam, Netherlands, 23-25 February 2005.
- 4- Zaruda, J.M., Marks, R.J., and Robinson, C.J.: Computational Intelligence, Imitating Life, IEEE Press, Piscataway, New Jersey, 1994.
- 5- Eberhart, R., Simpson, P., and Dobbins, R.: Computational Intelligence PC Tools, Academic Press, Orlando, Florida, 1996.
- 6- Mohaghegh, S.: Virtual-Intelligence Applications in Petroleum Engineering: Part 1—Artificial Neural Networks, JPT - Journal of Petroleum Technology, October 2000.
- 7- McCulloch, W.S. and Pitts, W.: A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity, Bull. Mathematical Biophysics, 1943.
- 8- Rosenblatt, F.: "The Perceptron: Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain," Psychol. Rev. 65, 386, 1958.
- 9- Widrow, B.: "Generalization and Information Storage in Networks of Adeline Neurons.," Self-Organizing Systems, M.C. Yovitz, G.T. Jacobi, and G.D. Goldstein (eds.), Spartan Books, Washington, DC 435-61, 1962.
- 10- Minsky, M.L. and Papert, S.A.: Perceptrons, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1969.
- 11- Hertz, J., Krogh, A., and Palmer, R.G.: Introduction to the Theory of Neural Computation, Addison-Wesley Publishing Co., Redwood City, California, 1991.
- 12- Hopfield, J.J.: "Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities," Proc., Natl. Academy of Science 79, 2554, 1982.
- 13- Rumelhart, D.E. and McClelland, J.L.: Parallel Distributed Processing, Exploration in the Microstructure of Cognition, Foundations, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1986.
- 14- Stubbs, D.: "Neurocomputers," M.D. Computing 5, No. 3, 14, 1988.
- 15- Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H., :Multilayer Feedforward Neural Networks Are Universal Approximators, Neural Networks 2, No. 5, 359-366, 1989.
- 16- Peter Hegeman, Chengli Dong, Nikos Varotsis, Vassilis Gaganis.: Application of Artificial Neural Networks to Downhole Fluid Analysis, IPTC 11268, 2004.