کاربرد هوش مصنوعی در تطبیق اطلاعات تاریخچه یکی از مخازن نفتی شکافدار

ناصر اخلاقی[۱*]، ریاض خراط[۲] و صدیقه مهدوی[۲]

۱-دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران،دانشکده نفت و گاز۲- پژوهشگاه صنعت نفت

nakhoil@yahoo.com

چکیده

یکی از کاربردهای عمده روشهای محاسبات نرم‌افزاری، پیشگویی نتایج فرآیندهای مختلف در صنایع نفت بوده است، که اندازه‌گیری آنها با روش‌های متداول بدلیل غیر خطی بودن دارای جواب واحدی نبوده و یا اینکه یافتن جواب آنها بسیار وقتگیر و هزینه‌بر می‌باشد. بدلیل وجود عدم قطعیت در برخی از اطلاعات استفاده شده در شبیه‌سازی‌ها، پیش گویی‌های این مدل‌ها با خطای بسیاری همراه است. در این راستا از اطلاعاتی نظیر فشار، دبی و سایر اطلاعات تولید در طول عمر مخزن جهت تطبیق تاریخچه و منطبق کردن نتایج شبیه سازی با واقعیت استفاده می گردد.

در این مطالعه از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای ساخت مدل پیش‌گویی کننده فشار ته چاهی یکی از مخازن نفتی شکافدار، با تاریخچه تولید ۷ ساله استفاده شده است. تخلخل شکاف، تراوایی شکاف در جهت های افقی و عمودی، ارتفاع بلوک، تخلخل دوگانه ماتریکس-شکاف بعنوان پارامترهایی که روی آنها عدم قطعیت وجود دارد بعنوان ورودی شبکه و فشار بعنوان خروجی برای ساخت شبکه بکار رفته‌اند.

نتایج بدست آمده از این مطالعه نشان داد که، با استفاده از ۵۰ بار اجرای سناریوهای مختلف، مدل تخمین‌گر با خطای کمتر از ۴٪ ضمن کاهش زمان فرآیند، قابلیت مناسبی جهت تطبیق فشار ته چاهی را دارد.

کلید واژه : تطبیق تاریخچه، شبکه عصبی مصنوعی، شبیه سازی، عدم قطعیت، Feed Forward

۱-مقدمه

شبیه سازی به عنوان یک ابزار قدرتمند در فرآیند توسعه میدان جهت مدیریت تولید استفاده می‌گردد. معمولا در ابتدای توسعه میدان بدلیل وجود عدم قطعیت در برخی از پارامترهای ورودی در ساخت مدل شبیه ساز، نتایج حاصل از شبیه سازی با نتایج واقعی و میدان تفاوت دارند، به این دلیل می‌بایست پس از یک دوره تولید مدل شبیه‌ساز با تاریخچه تولید مطابقت داده‌شود.

مهندسین مخزن از تکنیک تطبیق تاریخچه به منظور حداقل‌سازی اختلاف بین پیش بینی‌های حاصله از مدل شبیه‌ساز و اطلاعات بدست آمده از تولید و شناسایی پارامترهایی که در آن‌ها عدم قطعیت وجود دارد، استفاده می‌نمایند. هنگامی که مدل شبیه‌ساز بسیار پیچیده بوده و یا تعداد بلوکهای زیادی در ساخت آن استفاده شده باشد، فرآیند تطبیق تاریخچه بسیار مشکل و زمانبر می‌گردد.

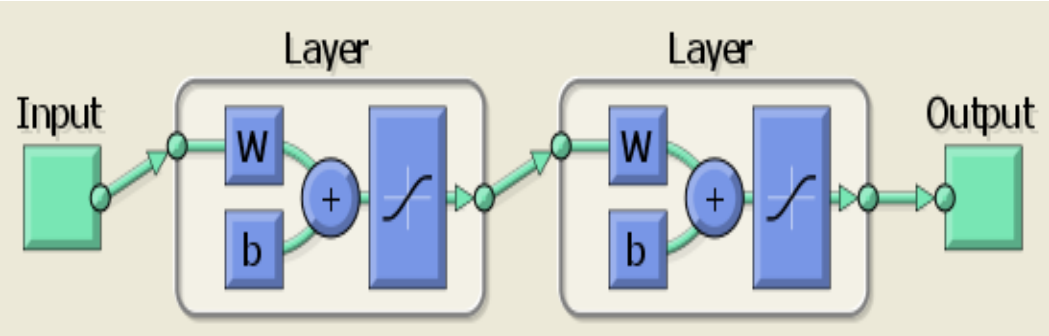
شبکه‌های عصبی مصنوعی (Neural Network) به عنوان ابزاری توانمند جهت کاهش زمان و هزینه، در فرآیند تطبیق تاریخچه ارائه شده است[۱،۲]. از انواع مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان جهت کاهش تعداد اجرای شبیه-سازی به منظور حداقل سازی اختلاف بین پیش‌گویی شبیه‌ساز و مشاهدات میدانی در پارامترهایی نظیر فشار، دبی تولید نفت، تولید آب و تولید گاز استفاده نمود. اگرچه شبکه‌های عصبی مصنوعی فرآیند تطبیق تاریخچه را سرعت می‌بخشد و آن را ساده‌تر می‌کند ولیکن استفاده از این روش نیازمند تجربه در بکار گیری نوع شبکه عصبی مناسب می‌باشد. همچنین تعداد لایه‌های مخفی، تعداد نرون‌های، تعداد ورودی‌های مناسب و نوع الگوریتمی که جهت آموزش شبکه استفاده می‌شود، از پارامترهای تاثیر گذار در نتایج شبکه عصبی مصنوعی هستند.

در این تحقیق امکان‌پذیری استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت پیش بینی فشار ته چاهی در یکی از مخازن نفتی با تاریخچه تولید ۷ ساله مورد بررسی قرار می‌گیرد. جهت آموزش شبکه از داده‌های حاصل از اجرای شبیه سازی استفاده گردیده‌است. سپس در مورد تعداد مناسب لایه‌ها و نرون‌های مخفی و تعداد داده‌های مناسب جهت آموزش شبکه بحث خواهدشد.

۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی

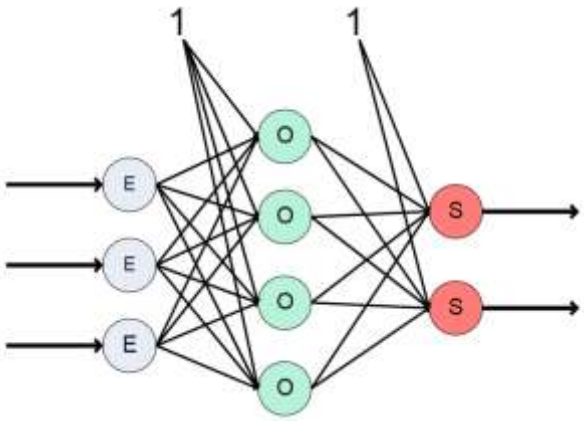
شبکه‌های عصبی مصنوعی از عناصر عملیاتی ساده‌ای ساخته می‌شوند که به صورت موازی در کنار هم عمل می‌کنند. این عناصر از سیستم‌های عصبی زیستی الهام گرفته شده‌اند، که در طبیعت عملکرد شبکه‌های عصبی از طریق نحوه اتصال بین اجزاء تعیین می‌شود. بنابراین می‌تواند یک ساختار مصنوعی به تبعیت از شبکه‌های طبیعی ساخته شود و با تنظیم مقادیر هر اتصال، تحت عنوان وزن اتصال، نحوه ارتباط بین اجزای آن را تعیین کند[۳]. شبکه‌های عصبی مصنوعی جزئی از یک گروه ابزار آنالیز می‌باشند که، تلاش می‌کنند از طبیعت تبعیت کنند [۴،۵].

اساس شبکه‌های عصبی مبتنی بر پایه محاسبات نرم افزاری می‌باشد و زیر مجموعه‌ای از هوش مصنوعی است که یکی از کاربردهای اساسی آن پیش‌بینی یک یا چند پارامتر بر اساس یک یا چند نوع داده ورودی می‌باشد. شکل شماره ۱ شماتیک شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد.



شکل ۱- شماتیک یک شبکه عصبی مصنوعی

در این مطالعه یکی از پر کاربردترین انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی Feed Forward معرفی می‌شود. یک شبکه عصبی مصنوعی شامل یک ماتریس ورودی و یک ماتریس هدف بوده که تعداد ستون‌های آن‌ها مبین انواع داده‌های استفاده شده و تعداد سطرهای آن‌ها نمایانگر تعداد داده‌های مورد استفاده جهت ساخت و آموزش شبکه می‌باشد. در ساخت شبکه یک سری ماتریس تحت عنوان ماتریس‌های وزن و ماتریس‌های بایاس[1] نیز وجود دارند که ماتریس‌های وزن در ماتریس ورودی و ماتریس‌های لایه‌های مخفی ضرب شده و ماتریس‌های بایاس با این ماتریس‌ها جمع می‌شوند. نتایج حاصل از این عملگرها بر روی ماتریس ورودی، ماتریس خروجی را به ما می‌دهد که این همان نتایج حاصل از پیش بینی شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. شکل شماره ۲ شامل ساختار یک شبکه عصبی Feed Forward می‌باشد.



شکل ۲- شماتیک شبکه عصبی مصنوعی **Feed Forward**

1- Bias

در شبکه عصبی مصنوعی Feed Forward اطلاعات فقط در یک جهت در لایه‌ها حرکت می‌کنند و جریان اطلاعات همیشه از ورودی به سمت خروجی است. سه نوع لایه در شبکه عصبی Feed Forward وجود دارد که عبارتند از: لایه ورودی، لایه مخفی و لایه خروجی.

لایه ورودی: این لایه (رنگ آبی) شامل اطلاعاتی است که روی آنها عدم قطعیت وجود دارد. که در این تحقیق شامل تخلخل شکاف، تراوایی شکاف در جهت‌های افقی و عمودی، ارتفاع بلوک، تخلخل دوگانه ماتریکس-شکاف می‌باشد.

لایه مخفی: این لایه (رنگ سبز) اطلاعات را از لایه ورودی یا لایه‌های مخفی قبل از خود می‌گیرد و هر لایه مخفی شامل یک تعداد نرون مخفی می‌باشد که درون آن قرار می‌گیرد. تعداد لایه‌ها و نرون های مخفی بر روی آموزش شبکه تاثیر می-گذارند و انتخاب بهینه آنها می‌تواند به هرچه بهتر شدن آموزش شبکه کمک کند.

لایه خروجی: این لایه (رنگ قرمز) در واقع خروجی شبکه و نتایج آن بوده که در این تحقیق شامل فشار ته چاهی می‌باشد.

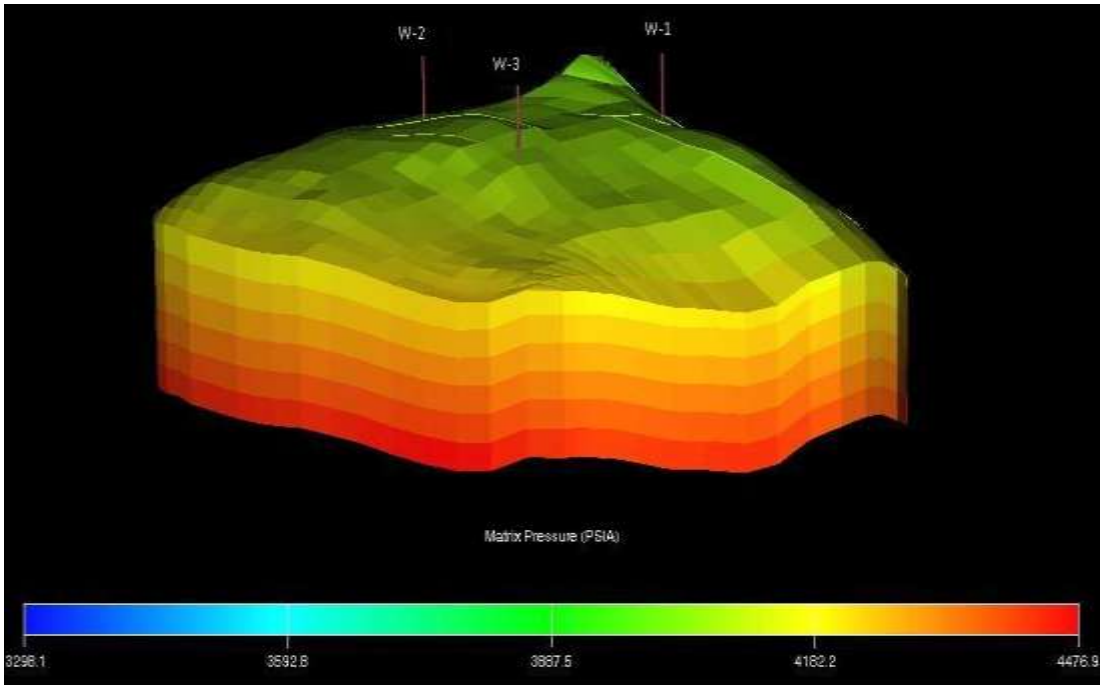
یک روش بسیار کاربردی در آموزش شبکه‌های عصبی Feed Forward نوع پس انتشار [1] می‌باشد. در این روش وزن‌ها و بایاس‌ها درمرحله اول بصورت تصادفی در نظر گرفته می‌شوند. یک گروه ورودی و خروجی که از روی مدل شبیه ساز بدست می‌آید برای آموزش شبکه انتخاب می‌شود. خروجی حاصل از قسمت آموزش با ماتریس هدف که برای آموزش شبکه استفاده شده‌است مقایسه شده و اختلاف آن‌ها از طریق روش حداقل مربعات[2] بدست می‌آید که در واقع خطای حاصل از آموزش شبکه می‌باشد. عملکرد شبکه آموزش دیده در واقع تابعی از این خطا بوده و تابع عملکرد نامیده می‌شود. وزن‌ها و بایاس‌ها براساس این تابع عملکرد از خروجی‌ها تا ورودی‌ها بطور مکرر تنظیم می‌شوند، تا تابع عملکرد به اندازه کافی کوچک (خطا کمتر) گردد. موفقیت شبکه عصبی مصنوعی به شدت به اطلاعات استفاده شده برای آموزش آن وابسته است. اطلاعات ورودی باید قبل از بکار گیری در آموزش شبکه به شکل نرمال درآیند. بررسی‌های اخیر بکارگیری تنها یک لایه مخفی را برای ساخت شبکه عصبی مصنوعی Feed Forward بصورت پس انتشار مناسب دانسته‌اند [٦].

۲-۱ مدل شبیه‌سازی مخزن و تطبیق تاریخچه آن

در این مطالعه موردی کارایی شبکه عصبی مصنوعی جهت تطبیق تاریخچه اطلاعات یکی از مخازن نفتی شکافدار، با تاریخچه تولید از سال ۱۹۹۹ تا سال ۲۰۰۶ با ۳ چاه تولیدی استفاده شده‌است. این مخزن شامل دو چاه عمودی به نام های W-1 و W-2 و یک چاه افقی به نام W-3 می‌باشد (شکل ۳).

1-Back Propagation

2 R-squared



شکل ۳- نمای سه بعدی مخزن

پارامترهای تخلخل شکاف، تراوایی شکاف در جهت افقی، تراوایی شکاف در جهت عمودی، ارتفاع بلاک ماتریکس و تخلخل دوگانه ماتریکس-شکاف، بعنوان نرون‌های ورودی و پارامتر فشار ته چاهی بعنوان نرون هدف در نظر گرفته شده‌اند. هدف این مطالعه تطبیق فشار ته چاهی، بوسیله بهینه‌سازی پارامترهای ورودی که در آن‌ها عدم قطعیت وجود دارد با فشار ته چاهی ثبت شده در میدان درمدت هفت سال تولید می‌باشد، که به وسیله کاهش تابع عملکرد صورت می‌پذیرد.

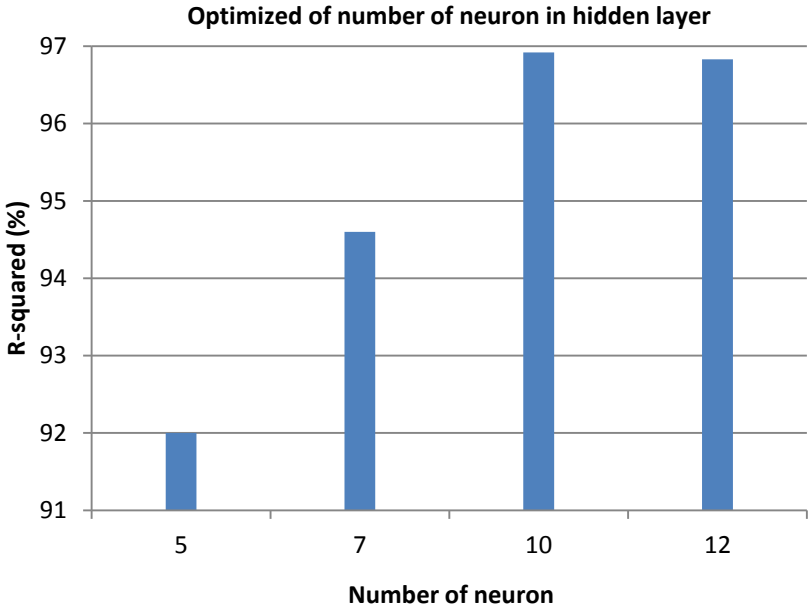
۲-۲-آموزش شبکه عصبی مصنوعی

همانطور که در قسمت‌های قبل گفته شد، یک شبکه عصبی مصنوعی Feed Forward با ۵ نرون ورودی (تخلخل شکاف، تراوایی شکاف در جهت افقی و عمودی، ارتفاع بلاک ماتریکس و تخلخل دوگانه ماتریکس-شکاف)، یک لایه مخفی و لایه خروجی با یک پارامتر (فشار ته چاهی در ۱۳ زمان مختلف با محدوده متغیر) و نیز با روش پس انتشار طراحی شده‌است. با توجه به اینکه نیازمند تعیین تابع مناسب جهت آموزش در روش پس انتشار و نیز تعیین تعداد نرون‌های لایه مخفی می‌باشیم، باید توابع و تعداد نرون‌های مخفی مختلف را بررسی و شبکه‌ای که کمترین خطا را ایجاد می‌نماید بعنوان مدل تخمین‌گر مناسب انتخاب کنیم. به منظور بررسی و مقایسه شبکه‌های مختلف از پارامتر خطای حداقل مربعات () استفاده شد [۷].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(Y_i^P - Y_i)^2}{\sum(Y_i - \overline{Y})^2} \qquad (۱)$$

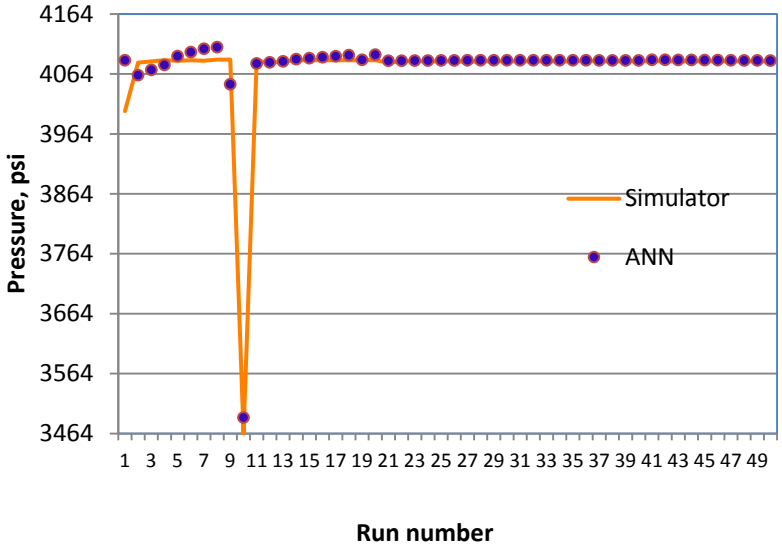
در معادله ۱ R2 خطای شبکه، Y_i^P مقدار پیشگویی شده توسط شبکه، Y_i مقدار مشاهده ای و $\overline{Y}$ مقدار متوسط داده‌های مشاهده‌ای می‌باشد. در این مطالعه پس از بررسی الگوریتم‌های مختلف جهت آموزش شبکه در روش پس انتشار، تابع

لونبرگ–مارکوآد بعنوان بهترین الگوریتم جهت آموزش شبکه استفاده شد. در بررسی‌های صورت گرفته جهت تعیین تعداد نرون‌های لایه مخفی با توجه به توصیه‌های علمی پیشنهاد شده، در ابتدای بررسی ها باید، تعداد نرون های لایه مخفی با باید تعداد نرون های لایه ورودی برابر باشد [۸]. لذا تعداد ۵،۷،۱۰،۱۲ نرون در لایه مخفی به منظور ساخت شبکه به کار گرفته-شد و در مقایسه انجام شده، تعداد ۱۰ و ۱۲ نرون در مقایسه با ۵ و ۷ نرون دارای خطای کمتری بودند، لذا تعداد ۱۰ نرون مخفی برای ساخت شبکه استفاده شده‌است (شکل شماره ۴).

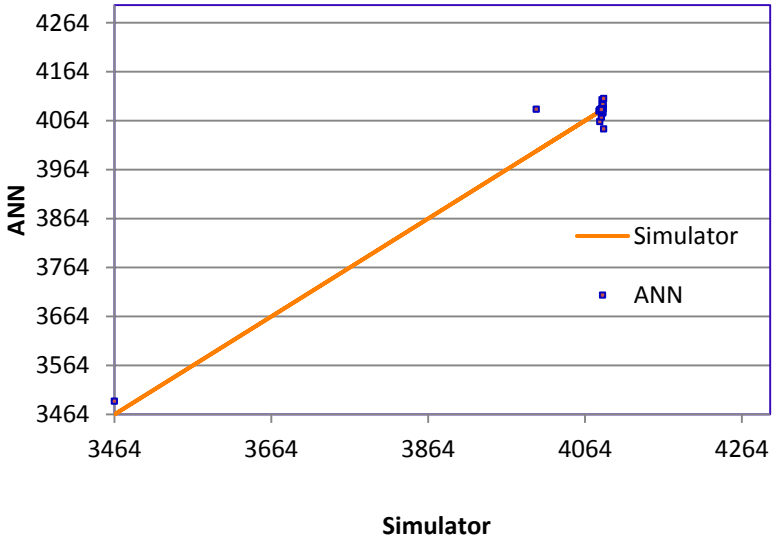


شکل ۴- مجذور خطای حاصل از تغییر تعداد نرونها در لایه مخفی

شکل شماره ۵ مقایسه مقادیر فشار پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی و شبیه ساز را نشان می‌دهد و شکل شماره ۶ نمودار پراکندگی این داده‌ها را نمایش می‌دهد.



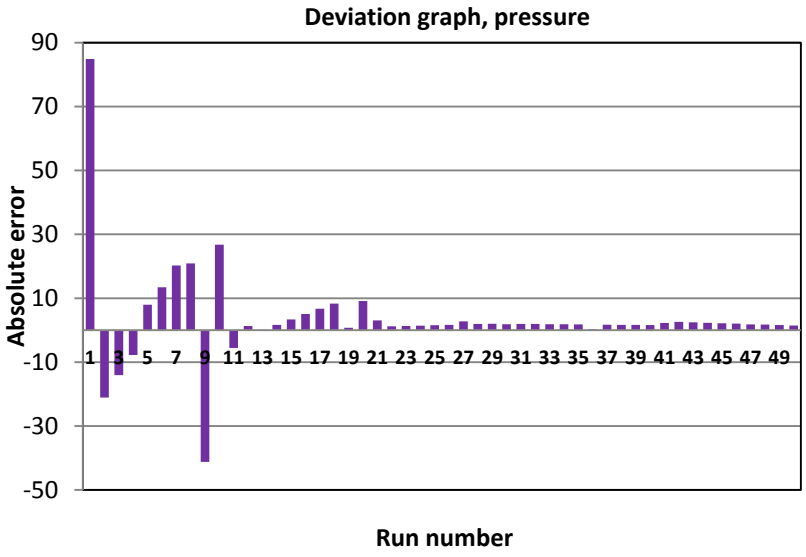
شکل ۵- مقایسه فشار ته چاهی محاسبه شده توسط شبکه عصبی با مقادیر واقعی میدان



شکل ۶: نمودار پراکندگی فشار ته چاهی محاسبه شده توسط شبکه عصبی با مقادیر واقعی میدان

۳- تطبیق تاریخچه

پس از آن که ساختار شبکه عصبی تعیین شد، از مدل تخمین‌گر با بیشترین خطای حداقل مربعات استفاده می‌شود. شکل شماره ۷ میزان خطای نسبی را برای ۵۰ ورودی (پارامترهایی که روی آنها عدم قطعیت وجود دارد) شبکه نشان می‌دهد که با افزایش تعداد داده‌ها نرخ ثابتی به خود گرفته‌است.



شکل ۷- میزان خطا را برای ۵۰ ورودی شبکه عصبی مصنوعی

برای تطبیق تاریخچه، ابتدا مدل شبیه‌سازی با استفاده از نرم‌افزار شبیه‌ساز ۵۰ بار با تغییر پارامترهایی که در آن‌ها عدم قطعیت وجود داشت، اجرا می‌شود. با استفاده از این داده‌ها شبکه عصبی به نحوی که توضیح داده شد آموزش می بیند و از آن برای بررسی سایر تغییرات استفاده می‌شود. محدوده تغییرات پارامترهای ورودی شبکه در جدول شماره ۱ نشان داده شده‌است.

جدول ۱- محدوده تغییرات پارامترهای ورودی شبکه عصبی

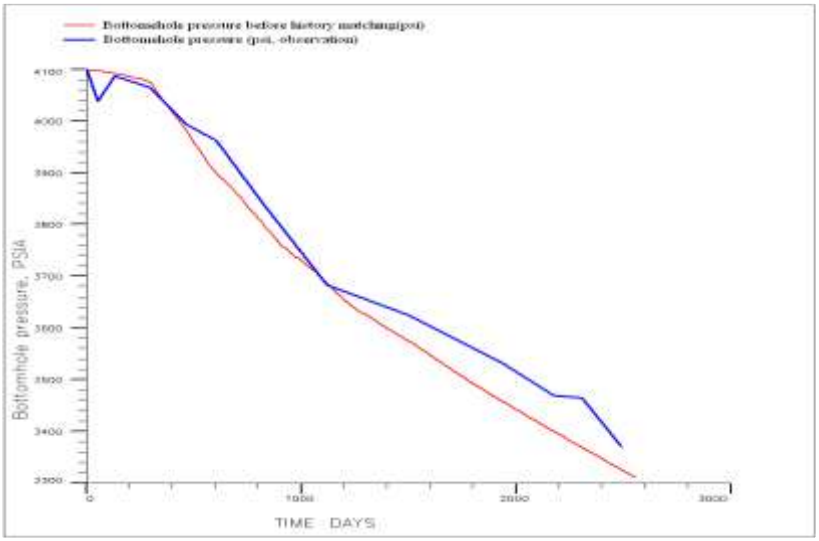
Input Parameters				
Fracture Poro.	**Fracture Perm. (x), md**	**Fracture Perm. (z), md**	**Sigma**	**DZ Matrix,(ft)**
١0.00	**100**	**10**	**0.01**	**٠1**
0.01	**1000**	**1000**	**0.1**	**20**

۵۰ خروجی دیگر(فشار ته چاهی در هفت زمان) نیز با استفاده از مدل تخمین‌گر شبکه عصبی بدست آمد، که ۱۰ مورد از آن-ها به منظور بررسی حساسیت شبکه عصبی مجددا با نرم افزار شبیه ساز مقایسه شدند و نتایج مطلوبی به دست آمد. جدول شماره 2 مقایسه بین برخی از مقادیر فشارهای ته چاهی حاصل از شبکه عصبی و اجراهای مختلف نرم افزار شبیه سازی و خطای نسبی نتایج شبکه عصبی مصنوعی را نسبت به نتایج شبیه ساز نشان می‌دهد.

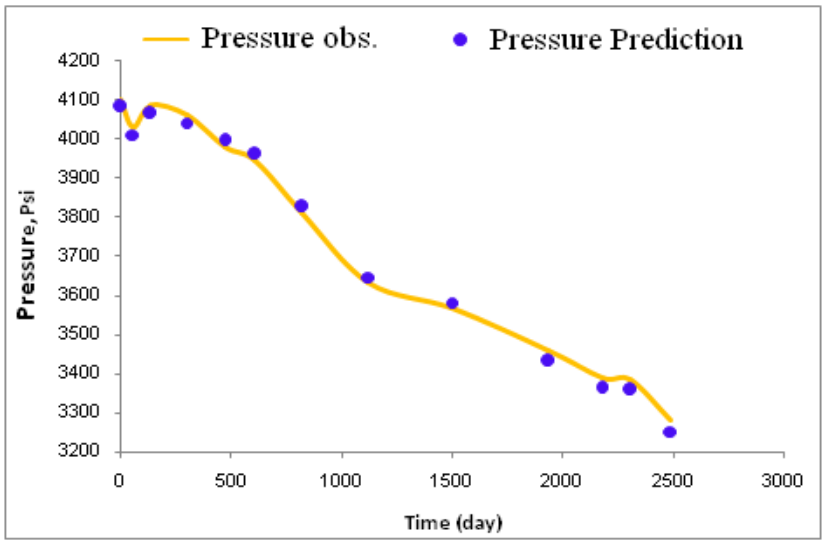
جدول ۲- مقایسه مقادیر فشارهای ته چاهی پیش بینی شده توسط شبکه عصبی و نرم افزار شبیه ساز

Target	Output Parameter			
Pred. Pressure simulator (psi)	Forecasted Pressures (ANN) (psi)	Abs. Error	Rel. Error	Estimate
4086	4093.96398	7.96397521	0.19%	Good
4087	4100.44501	13.4450097	0.33%	Good
4085	4085.1168	0.11679679	0.00%	Good
3924	3911.044	-12.95599	0.33%	Good
3907.5	3872.9282	-34.57179	0.88%	Good
3698	3733.031	35.030968	0.95%	Good
3757	3769.5217	12.521668	0.33%	Good
3777	3780.119	3.11905	0.08%	Good
3665	3662.9066	-2.093407	0.06%	Good
3680	3681.5705	1.5705142	0.04%	Good

اشکال شماره ۸ و ۹ مقایسه مقادیر فشار ته چاهی شبیه‌سازی با مقادیر واقعی، قبل و بعد از تطبیق تاریخچه در این مخزن نفتی را به تصویر می‌کشد.



شکل ۸- مقایسه مقادیر فشار ته چاهی شبیه ساز را با مقادیر واقعی قبل از تطبیق تاریخچه



شکل ۹- مقایسه مقادیر فشار ته چاهی شبیه ساز را با مقادیر واقعی بعد از تطبیق تاریخچه به وسیله شبکه عصبی

۴- نتیجه گیری

روش بکارگرفته‌شده در این مطالعه، کارایی شبکه عصبی مصنوعی در کاهش زمان و ، کاهش هزینه، با دقت مناسب در فرآیند تطبیق تاریخچه در مخزن مورد مطالعه را به خوبی نشان داد. موارد زیر بعنوان نتایج حاصل از این مطالعه ارائه می‌گردند:

۱. شبکه عصبی مصنوعی بعنوان یک کاربرد موثر و قدرتمند در کاهش زمان و هزینه می‌تواند راه حل‌های بهتر و درست‌تری برای مسائل مربوط به فرآیند تطبیق تاریخچه را ارائه دهد.

۲. پیش گویی بسیار مناسبی با استفاده از شبکه عصبی Feed Forward با روش پس انتشار صورت می‌گیرد.

۳. عملکرد شبکه عصبی به نوع تابع آموزش، تعداد لایه‌ها، تعداد نرون ها و تعداد لایه‌های مخفی بستگی دارد.

۴. شبکه عصبی ساخته شده با استفاده از ۵ پارامتر ورودی (تخلخل شکاف، تراوایی شکاف در جهت افقی و عمودی، ارتفاع بلوک ماتریکس و تخلخل دوگانه ماتریکس-شکاف) یک لایه مخفی با ۱۰ نرون و با یک پارامتر خروجی (فشار ته چاهی) کمترین خطا (۰/۰۳۳)را ایجاد نمود.

۵. تحلیل حساسیت داده‌ها با مقایسه ۱۰ مورد از پیش گویی‌های حاصل از شبکه عصبی و مدل شبیه‌سازی حاصل از نرم افزار شبیه‌ساز انجام شد و نتایج بسیار نزدیک به هم بود.

تشکر و قدردانی

نویسندگان این مقاله بدین وسیله از دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات-دانشکده مهندسی نفت و گاز به جهت همکاری صمیمانه تشکر می‌نمایند.

مراجع

[1] A.S. Cullick, D. Johnson, G. SHI, Improved rapid history matching with a nonlinear proxy and global optimization, SPE San Antonio, Texas, 2006

[2] P.C. Silva, C. Maschio, D.J. Schiozer, Evaluation of neuro-simulation techniques as profixes to reservoir simulation, Rio oil & gas expo and conference, Rio de Janiero, Brazil, 2006.

[3] Kia.S.M, Soft computing using Matlab, 1, Kian Rayaneh Sabz, 1389

[4] S.D. Mohaghegh, Virtual intelligence applications in petroleum engineering: Part 1-Artificial Neural Networks, Journal of Petroleum Technology [S.I], v. 52, n. 9, p. 8, 2000.

[5] S.D. Mohaghegh, Quantifying uncertainties associated with reservoir simulation studied using surrogate reservoir models, SPE annual technical conference and exhibition, San Antonio, EUA, 2006.

[6] B. Krose, P.V.D. Smagt, an Introduction to Neural Networks, University of Amsterdam, 1996. URL:<www.avaye.come/files/articles/nnintro/mm_intro.pdf>.Date Accesed: December 11, 2008.

[7] T.P. Sampaio, V.J.M. Ferreira, A.de. Sa Neto, An application of neural network as nonlinear proxies for the use during the history matching phase, Latin American and Caribbean Petroleum Engineering conference, 2009.

[8] A. Rumgulam, T. Ertekin and P.B. Feleming, Utilization of artificial neural network in the optimization of history matching, SPE 107468, 2007.

Application of Artificial Intelligence during History matching in One of fractured oil Reservoirs

Naser Akhlaghi, Riyaz Kharrat and Sedigheh Mahdavi

Abstract

Nowadays different methods of soft computing to reduce time and calculation content are widely used in oil and gas industry. One of the main applications of these methods is prediction of the results of different processes in oil industry which their estimation with usual methods is too difficult and has either no single response or their response finding need more time and cost due to their nonlinear of the related problems. Because of much uncertainty on information which used in simulators, the results of these simulation models may have lot errors so production data (Pressure, Production Rate, Water Oil Ratio (WOR), Gas Oil Ratio (GOR) and etc.) during reservoir life is used to historical accommodation between simulator results and actual data.
The main purpose of this study is investigation and feasibility study of a usual method of artificial intelligence in oil industry, which is based on the soft computing. In this study, Artificial Neural Network (ANN) is used to make a predicting model for bottom hole pressure and for one of the fractured oil reservoirs with the seven years history of production. Some unconditional parameters such as fracture porosity, horizontal and vertical fracture permeability, height of matrix and matrix-fracture dual porosity were applied as input data of the networks, and pressure was applied as an output in network making. Applied data in network making is achieved from the 50 runs with simulator.

The conclusion of this study showed that predicting model of ANN with error less than 4% and reduces the time of process, has a good ability to history matching.

Key Words: History Matching- Artificial Neural Network (ANN) - Simulation- Feed Forward.