مقایسهٔ روشهای رگرسیون خطی چندگانه و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای برآورد تخلخل و نفوذپذیری

نوشته : مجتبی جلالی لیچایی* و دکتر مجیدنبی بید هندی**

Comparison between Multiple Linear Regression and Artificial Neural Networks for Porosity and Permeability Estimation

By: M. Jalali Lichaei* & Dr. M. Nabi - Bidhendi**

چکیده

تخلخل و نفوذپذیری را می‌توان دو پارامتر از سه پارامتر مهم در ارزیابی ویژگیهای یک میدان نفتی عنوان کرد. اطلاعات مربوط به تعیین پارامترهای پتروفیزیکی، غالباً با استفاده از مطالعهٔ مغزه‌ها، حاصل می‌شوند ولی استفاده از این روش در بسیاری موارد قابل اجرا نیست. دلیل این امر تنها مربوط به هزینهٔ بالای مغزه‌گیری نیست، زیرا در بسیاری موارد، تهیهٔ مغزه از چاههای مختلف، امکان‌پذیرنمی‌باشد. از روشها و روابط تجربی نیز به دلیل داشتن مشکلات خاص آنها و تعلق نتایج مربوط به آنها به منطقه‌ای خاص، نمی‌توان با اطمینان کامل استفاده کرد. شبکه‌های عصبی مصنوعی، یکی از جدیدترین فنونی هستند که به‌تدریج جایگاه خود را در میان علوم مختلف و خاصه در مهندسی نفت پیدا کرده‌اند. به‌طور کلی می‌توان برآورد پارامترهای پتروفیزیکی توسط شبکه‌های عصبی را در دو مرحله عنوان کرد. ابتدا پیدا کردن ویژگیهای شبکهٔ مورد بحث برای اعمال در مورد پارامتر مورد نظر که این کار با استفاده از اطلاعات مربوط به یک سری از چاهها انجام می‌شود که هم اطلاعات نمودارها و هم اطلاعات آزمایش مغزه برای آنها وجود دارد. مرحله دوم، شامل اعمال شبکه حاصل از مرحله اول در مورد سایر چاههای میدان می‌باشد.

در این مطالعه، برای تعیین مقادیر تخلخل در میدان نفتی گچساران از دو شبکه استفاده شد که یکی از آنها، شبکه‌ای با سه پارامتر ورودی (نگار چگالی، صوتی و نوترون) و دیگری شبکه‌ای با ده پارامتر (پاسخ نگارهای نوترون، گاما، چگالی، صوتی، مقاومت ویژهٔ ناحیهٔ کم‌ژرفا و ژرف و مقادیر اشباع آب و مختصات فضایی نقاط) ورودی است. مقادیر تخلخل برآورد شده توسط این شبکه‌ها در مرحله تعمیم، به‌ترتیب مقادیر همبستگی ۰/۹۱۴ و ۰/۹۳۸ را نشان دادند. این در حالی بود که نتیجهٔ مربوط به معادلهٔ رگرسیون در تعیین مقدار تخلخل، مقدار ۰/۶۵۸ را نشان می‌داد. در مورد نفوذپذیری نیز مقادیر لگاریتم نفوذپذیری حاصل از شبکه‌های دارای ۶ (پاسخ نگارهای چگالی، صوتی، گاما، مقاومت ویژهٔ ناحیهٔ کم‌ژرفا و ژرف و تخلخل حاصل از شبکهٔ تخلخل دارای ۱۰ نورون ورودی) و ۱۱ پارامتر ورودی (نگارهای نوترون، گاما، چگالی، صوتی، مقاومت ویژهٔ ناحیهٔ کم‌ژرفا و ژرف و مقادیر اشباع آب، مختصات فضایی نقاط و تخلخل حاصل از شبکهٔ تخلخل دارای ۱۰ نورون ورودی)، و معادلهٔ رگرسیون، به‌ترتیب مقادیر همبستگی برابر با ۰/۸۵۱ و ۰/۸۵۸ و ۰/۶۱۷ را با مقدار لگاریتم نفوذپذیری مغزه نشان دادند.

کلید واژه‌ها: شبکه‌های عصبی، تخلخل، نفوذپذیری، شبکهٔ پس‌انتشار، رگرسیون خطی چندگانه، میدان نفتی گچساران

Abstract

Porosity and permeability are two important characteristics of a hydrocarbon reservoir. The core measurements are usually used for these two parameter determination. This method is not only very expensive but also coring in many wells is not performable. Another method for this target is using of empirical equations. Any of these methods are associated with many problems. In addition, statistical methods will have some problems due to input data obtained from well logs.

Artificial neural network is a new method, recently used in oil industry for prediction of petrophysical properties.

This study is performed on Asmari Formation in Gachsaran oil field located in south of Iran. For porosity estimation two nets are used. One of these nets has 3 input parameters (density, sonic and neutron logs) and another has 10 input parameters (neutron, gamma, density, sonic, ILD, ILS, water saturation and spatial coordinate). Correlation coefficient between these nets predicted porosities and core porosities for generalization were 0.914 and 0.938 respectively and from multiple linear regression equation a 0.658 correlation coefficient is obtained. For permeability prediction two networks; one have six input parameters (density, sonic, gamma, ILD, ILS and porosity that obtained from porosity net with ten input parameters) and another with eleven input parameters (neutron, gamma, density, sonic, ILD, ILS, water saturation, spatial coordinate and porosity from porosity net with ten input parameters) and multiple linear regression equation are 0.851, 0.858 and 0.617 correlation coefficients are obtained respectively.

Keywords: Artificial Neural Network, Porosity, Permeability, Back propagation network, Multiple Linear Regression, Gachsaran oilfield.

مقدمه

به‌دلیل مشکلات و هزینه‌های فراوان مربوط به تهیهٔ اطلاعات مختلف از روی مغزه‌های چاهها، استفاده از نگارهای پتروفیزیکی برای تعیین پارامترهای مشخصهٔ سنگها همواره مورد توجه بوده است. استفاده از روشهای متداول تبدیل اطلاعات نگارها به اطلاعات پتروفیزیکی مورد نیاز، نیازمند دانش و شناخت گسترده و بیشتری در مورد ماهیت سنگها، سنگ‌شناسیهای مختلف و ویژگیهای سیالهای درون منفذی است.

موارد استفادهٔ فراوانی برای شبکه‌های عصبی در صنعت نفت و در بخشهای مهندسی اکتشاف، مخزن و بهره‌برداری و طراحی حفاری وجود دارد (Mohaghegh et al.,1996).

شبکه‌های عصبی می‌توانند مسائل پایه‌ای مهندسی نفت را که محاسبات قدیمی قادر به حل آنها نیستند، حل کنند. گاه در میدانها و حوضه‌ها با کمبود اطلاعات روبه‌رو هستیم که به‌دلایلی مانند گران بودن مغزه‌گیری، آزمایش چاه و مسائلی از این گونه، استفاده از شبکه‌های عصبی می‌تواند چاره ساز باشد (Mohaghegh & Ameri, 1995) .

همان‌گونه که گفته شد، به دلیل قابلیتهای منحصر به فرد روشهای شبکهٔ عصبی، این روشها، به‌تدریج جای خود را به عنوان ابزاری محاسباتی در صنعت نفت باز کرده‌اند. نمونه‌هایی از کاربردهای فراوان شبکه‌های عصبی در مهندسی نفت را می‌توان در توسعهٔ یک میدان، شبیه‌سازی مخازن هیدروکربنی، بازسازی قسمتهایی از نمودارهای چاه که به‌دلایلی موجود نیستند و یا از بین رفته‌اند، پیشبینی آسیب‌دیدگی سازندها، در عملیات ژئوفیزیکی و ژئوشیمیایی و حفاری اکتشافی صنعت نفت، تعیین رخساره‌های زمین‌شناسی، تعیین زونهای قابل بهره‌برداری یک مخزن و بسیاری موارد دیگر که نمونه‌هایی از این‌گونه فعالیتها در مقاله‌های متعددی که در این زمینه انتشار یافته، بیان شده است.

ماهیت ناهمگون و پیچیدهٔ مخازن نفتی، اغلب، داده‌های پراکندهٔ پتروفیزیکی را تولید می‌کند. نمودارهای چاهها می‌توانند اطلاعات وسیعی در مورد سنگها تولید کنند، ولی در اندازه‌گیری و محاسبهٔ برخی پارامترها مانند نفوذپذیری، توانایی چندانی ندارند. وابستگی نفوذپذیری سنگ به پارامترهایی که می‌توان از طریق نمودارهای چاه به دست آورد، به‌صورت یکی از زمینه‌های اصلی مطالعات مهندسی نفت، باقی مانده‌است. ابزارها و روشهای قدیمی محاسباتی، قادر به تشخیص ارتباط تابعی برقرار بین الگوهای پیچیده نیستند و این در حالی است که در صورت وجود این ارتباطات تابعی، می‌توان با استفاده از شبکه‌های عصبی به تعیین و تشخیص آنها پرداخت (Mohaghegh, 2000).

تخلخل و نفوذپذیری

تخلخل را می‌توان به عنوان توان یک سازند در دارا بودن سیالهای مختلف دانست که توسط نماد یونانی φ بیان می‌شود. از نظر تعریف، تخلخل را از روی نسبت حجم فضای خالی سنگ به حجم کل سنگ محاسبه می‌کنند که به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\varphi = \frac{V_p}{V_b} \qquad (1)$$

که در رابطهٔ فوق V_p حجم فضای خالی موجود در سنگ و V_b حجم کلی سنگ می‌باشد.

با توجه به اینکه مجموع حجم قسمتهای جامد سنگ، V_{ma} و تخلخل سنگ

برابر با حجم کلی سنگ است، می‌توان از رابطهٔ زیر نیز برای محاسبه تخلخل استفاده کرد (Hearst et al., 2000) .

$$\varphi = 1 - \frac{V_{ma}}{V_h} \qquad (۲)$$

در روابط فوق، تخلخل بر حسب اعشار به دست می‌آید که باید آن را در ۱۰۰ ضرب کرد تا به درصد تبدیل شود.

زمانی که گرادیان هیدرولیکی بین سنگهای متخلخل یا درز و شکاف‌دار وجود داشته باشد، مهاجرت سیال به‌وقوع می‌پیوندد.

نفوذپذیری در حقیقت بیانی است از توان سنگ در انتقال سیال که بر اساس رابطهٔ تجربی دارسی بیان می‌شود . قانون دارسی را برای یک محیط متخلخل هم‌گن و همسانگرد می‌توان به صورت زیر بیان کرد Hearst et al., (2000).

$$V = \frac{Q}{A} = -\frac{k}{\mu}\nabla(p - \rho g z) \qquad (۳)$$

که در این رابطه Q,V و A به ترتیب سرعت ظاهری سیال، گذر حجمی سیال و سطح مقطع عبور سیال است. K ثابت نفوذپذیری و معرف میزان قابلیت نفوذ در بستر شنی است، μ گرانروی سیال، P فشار در نقطهٔ مورد نظر، ρ چگالی سیال موجود در بستر، g ثابت گرانی نیوتن و Z ارتفاع بار هیدرولیکی است.

متداول‌ترین روشهای اندازه‌گیری تخلخل را می‌توان استفاده از نگارهای ژئوفیزیکی و آزمایش مغزه بیان کرد. برای به‌دست آوردن تخلخل و نفوذپذیری، روشهای مختلف وجود دارد که برخی از آنها را می‌توان با عنوان روشهای آزمایشگاهی و سرچاهی (درون چاهی) و برخی دیگر را با روشهای محاسبهٔ نفوذپذیری از روی فرمولهای تجربی بیان کرد. روشهای رگرسیون چند متغیره و شبکه‌های عصبی نیز از جمله روشهایی هستند که با دارا بودن ویژگیهای خاص خود، در بسیاری از موارد، برای بررسی پارامترهای مخزن از آنها استفاده می‌شود. در اینجا به بررسی قابلیت این دو روش برای تعیین تخلخل پرداخته می‌شود.

رگرسیون خطی چند متغیره

با روشهای مطالعاتی چند متغیره، میتوان هم‌زمان به تحلیل و بررسی چندین متغیر مختلف پرداخت. برای دسترسی به نتایج مطلوب‌تر و درست‌تر از این روشها، نیازمند به نمونه‌های فراوان و در عین حال درست است زیرا این روشها در مقابل اطلاعات نادرست، حساسیت بالایی دارند و ورود چنین داده‌هایی ممکن است منجر به بروز خطاهای بزرگی در نتایج به‌دست آمده شود. افزون بر این، برای استفاده از این روشها، متغیرها باید توزیع نرمال داشته باشند و تغییر آنها از یک رابطهٔ خطی پیروی کند.

رگرسیون چند متغیره در حقیقت، ارتباط بین یک سری از متغیرهای مستقل را با یک متغیر مورد نظر بیان می‌کنند. در صورت وجود متغیرهای مستقل $x_1, x_2 ..., x_n$ اگر بخواهیم ارتباط خطی بین آنها و متغییر y که وابسته به آنهاست ایجاد کنیم، رابطه زیر باید بین آنها برقرار باشد:

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + ... + a_nx_n + e \qquad (۴)$$

که در این رابطه، از مقادیر $a_1, a_2..., a_n$ با عنوان ضرایب رگرسیون یاد می‌شود. این ضرایب، ضرایب نامشخصی هستند که در حقیقت، مسئول برآورد پارامتر وابسته‌اند. در صورتی که از طرفین رابطه فوق، امید ریاضی گرفته شود، به‌دلیل اینکه امید ریاضی مقدار خطای e برابر با صفر می‌باشد، می‌توان نوشت:

$$E(y) = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + ... + a_nx_n \qquad (۵)$$

که $E(y)$ در حقیقت، مقدار مورد انتظار تابع ، تحت تأثیر و ورود مقادیر متغییرهای $x_1, x_2, ..., x_n$ است (Balan et al., 1995).

روش شبکهٔ عصبی

شبکهٔ عصبی مصنوعی، در حقیقت نوعی شبیه‌سازی از شبکهٔ عصبی زیست‌شناختی است. این شبکه‌ها را می‌توان به عنوان یک سامانهٔ پردازش اطلاعات معرفی کرد که دارای ویژگیهای اجرایی مشابه با شبکه‌های عصبی زیست‌شناختی هستند و در حقیقت می‌توان آنها را به نحوی، تعمیم یافتهٔ‌ریاضی زیست‌شناسی عصبی یا قوهٔ درک انسان معرفی کرد.

ساختار اصلی شبکه‌های عصبی را نورونها (Neuron) تشکیل می‌دهند. نورونها ریزپردازشگرهایی هستند که هر یک از آنها وظیفهٔ ساده‌ای بر عهده دارند. این اجزا، یک تابع ریاضی را بر داده‌های ورودی اعمال می‌کنند و خروجی حاصل از این عمل را نشان می‌دهند. همانند دستگاه عصبی زیستی، نورونها توسط اتصالاتی به هم متصل می‌شوند که سیگنالها در بین آنها انتقال می‌یابند. شدت این اتصالات با تغییر وزن مربوط به آنها تغییر می‌کند (شکل۱). نورونها در قالب لایه‌هایی قرار می‌گیرند که هر یک از این لایه‌ها دارای تعدادی نورون با وظایف خاص خود می‌باشند و در نهایت، نوعی ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌های مورد نظر ایجاد می‌کنند (Lu, 2000).

شبکهٔ عصبی پس انتشار

شبکهٔ عصبی پس انتشار، ابزار نسبتاً جدیدی در علوم زمین و نفت به شمار می‌آید که به تدریج کاربردهای عملی فراوانی را در این بخش به خود اختصاص داده است. این ابزار برای حل مسائل بسیار دشواری همانند شناخت ویژگیهای مجموعه داده‌ها که روشهای عددی متداول در مورد حل آنها ناتوان هستند، به خوبی عمل می‌کند.

الگوریتم ساده عملکرد شبکهٔ پس‌انتشار را می‌توان به صورت شکل ۲ نشان داد. در شبکهٔ عصبی پس انتشار، مجموعه کارهایی که توسط شبکه انجام می‌شود شامل دو قسمت کلی است: ورودی پیشخور و خطای پس‌انتشار. در مرحله اول، یک الگوی ورودی به گره‌ها در لایه ورودی اعمال می‌شود و خطای آن در شبکه به‌صورت لایه به‌لایه منتشر می‌شود و این عمل تا زمانی انجام می‌شود که یک خروجی به صورت جواب واقعی شبکه تولید شود. در طی این فرایند، وزن‌های شبکه، ثابت می‌مانند. پس از این مرحله، مقدار خروجی واقعی با خروجی مورد نظر ما مقایسه شده و یک سیگنال خطا برای هر گره خروجی محاسبه می‌شود. این سیگنالهای خطا از لایهٔ خروجی، به عقب و به هر لایهٔ میانی که به‌طور مستقیم در خروجی سهم دارند، منتقل می‌شوند. این در حالی است که هر واحد در لایهٔ میانی، فقط یک بخش از سیگنال کلی خطا را دریافت می‌کند که میزان دریافت این واحد، از سیگنال کلی خطا بر پایهٔ سهم نسبی واحد مربوطه در ایجاد خروجی اصلی است. این فرایند به صورت لایه‌به‌لایه، و تا زمانی ادامه می‌یابد که بتوان به هر گره در شبکه، یک سیگنال خطا که سهم نسبی آن در خطای کلی را بیان می‌کند، نسبت داد. بر اساس سیگنال خطای دریافت شده، وزنهای اتصالات توسط هر واحد تصحیح می‌شوند تا این امر منجر به این شود که شبکه به حالتی همگرا نزدیک گردد (Helle et al., 2001).

یکی از مراحل مهم و اساسی برای کار با شبکه، که در حقیقت نخستین مرحله کار با آن نیز می‌باشد، انتخاب درست مقادیر اولیهٔ پارامترها است که در صورت انجام این کار، سرعت عملکرد شبکه در همگرایی به مقادیر مورد نظر، افزایش می‌یابد. در حالتی که هیچ اطلاعی در مورد فضای برداری ورودیها وجود ندارد، بهتر است مقادیر کوچکی به طور تصادفی انتخاب شود. انتخاب مقادیر نادرست پارامترهای شبکه، این امکان را به وجود می‌آورد که شبکه در دام نقاط کمینه موضعی بیفتد و منحنی یادگیری شبکه برای تعداد دفعات تکرار زیاد، تغییر نکند.

با توجه به اینکه یادگیری یک نگاشت مفروض با استفاده از مجموعه داده‌های آموزشی ورودی- خروجی انجام می‌شود، لذا در انتخاب و ارائهٔ داده‌ها به شبکه باید دقت کرد. برای ارائهٔ نمونه‌های آموزشی به شبکه باید به گونه‌ای عمل کرد که شبکه امکان یکسانی برای آموختن همهٔ نمونه‌های آموزشی داشته باشد. به عبارت دیگر، نمونه‌ها در هر چرخهٔ یادگیری، به طور تصادفی و با امکان انتخاب برابر، به شبکه اعمال شوند.

به طور کلی می‌توان فرایند آموزش شبکه را به این صورت تفسیر کرد که مقادیر ورودی در لایه اول، وزن‌دار می‌شوند و به لایهٔ مخفی فرستاده می‌شوند. نورونهای موجود در لایهٔ مخفی با اعمال تابع فعال‌سازی به مجموع مقادیر ورودی وزن‌دار شده، خروجی تولید می‌کند. پس از آن، خروجیهای حاصله، توسط اتصالات بین لایهٔ مخفی و لایهٔ خروجی، وزن‌دار می‌شوند و نتایج در لایهٔ خروجی تولید می‌شوند. نکته‌ای که در اینجا باید به آن اشاره کرد این است که چه زمانی شبکه به اندازه کافی آموزش دیده است تا فرایند آموزش قطع شود. حل این مشکل با کالیبره کردن شبکه امکان‌پذیر است.

برای جلوگیری از آموزش بیش از اندازهٔ شبکه، از مجموعهٔ آزمایشی خاصی با عنوان مجموعه آزمون استفاده می‌شود که در حقیقت، ملاکی برای توقف روند برنامه است. برای این منظور، پیش از آموزش شبکه، حدود ٪ ۴۰-۱۰ از الگوهای مجموعهٔ آموزشی به عنوان مجموعهٔ آزمایشی انتخاب می‌شوند. قسمتی از این مجموعه که حداکثر می‌تواند ۲۰ درصد از داده‌های اولیه باشد، به عنوان مجموعه آزمون، انتخاب می‌شود. زمانی که آموزش شبکه در فاصله‌ای مشخص آغاز می‌شود، شبکه برای خواندن مجموعهٔ آزمایشی مذکور متوقف می‌شود و یک خطای میانگین برای آن محاسبه می‌کند. در زمانی که شبکه، به دلیل آموزش بیش از اندازه شروع به از بر کردن داده‌ها می‌کند، مقدار خطای حاصل از کار شبکه بر روی مجموعه آزمون شروع به زیاد شدن می‌کند. در زمانی که چنین حالتی پیش می‌آید، مجموعه آزمون، دستور توقف برنامه را می‌دهد.

پس از اینکه شبکه با موفقیت و به صورت مطلوب آموزش دید، در مقابل مجموعه‌ای‌ازداده‌ها‌که‌طی‌آموزش‌ازآنها استفاده‌نشده‌است،آزموده‌می‌شود. داده‌هایی که برای آزمایش شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرند، باید جزئی از مجموعه‌داده‌هایی‌باشند که‌بخشی‌ازآنها‌به‌عنوان‌مجموعهٔ‌آموزشی‌به‌شبکه‌ارائه شده‌است. قابل ذکر است که دسته داده‌هایی که برای آزمایش شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرند، نباید قبلاً به عنوان ورودی به شبکه داده شده باشند.

فرایند تعمیم یک شبکه عصبی را می‌توان به عنوان مسئله تقریب تابع یا پرکردن نقاط منحنی تابع در نظر گرفت، جایی که خود شبکه به عنوان یک عملگر غیر خطی که ورودی را به خروجی مرتبط می‌نماید ، کار می‌کند. از این نظر می‌توان شبکهٔ عصبی را به عنوان دستگاهی پنداشت که عمل درون‌یابی غیرخطی را به خوبی انجام می‌دهد.

میدان نفتی گچساران

میدان نفتی گچساران، یکی از قدیمی‌ترین میادین نفتی ایران است که در سال ۱۹۲۸ میلادی (۱۳۰۷ ه.ش) کشف شد. این میدان فوق عظیم، یکی از بزرگ‌ترین میدانها در یک کمربند تاقدیسی با توان بالای تولید هیدروکربن است که به همراه قمرهای آن (ساختارهای همراه آن) گرنجان و لیشتر، در کمربند چین خوردهٔ زاگرس در استان خوزستان و در جنوب ایران واقع است.

در میدان گچساران، سنگ مخزن آسماری و بنگستان به دلیل درز و شکاف‌دار بودن سازندهای پابده و گورپی با هم مرتبط بوده و مخزن واحدی را تشکیل می‌دهند. در اینجا، بخشهای مورد بررسی و مطالعه، مربوط به سازند کربناتی و تبخیری آسماری است.

در این میدان از زمان اکتشاف آن تاکنون، بیش از ۳۰۰ چاه اکتشافی، توصیفی و تولیدی حفاری شده است که به شکل بسیار مناسبی محدودهٔ این میدان را دربرمیگیرند. در شکل ۳ نقشهٔ مربوط به عمق قرار گرفتن بخش بالایی سازند آسماری این میدان، که مخزن اصلی آن را تشکیل می‌دهد در محدودهٔ چاههای حفاری شده، رسم شده است (Moshaveran Energy,2003).

پردازش و انتخاب داده‌ها

برای داشتن اطلاعات مناسب و دقیق‌تر، برخی موارد در مورد اطلاعات اعمال شد. اول اینکه پس از انطباق دادن داده‌های مغزه و نمودارها با هم، گاه لازم است برای انطباق بهتر، این مقادیر کمی به بالا یا پایین جابه‌جا شوند (Shifting). در مورد چاههای مورد مطالعه نیز این کار اعمال شد. علاوه بر این، باید مقداری از داده‌های احتمالاً نادرست که ممکن است سبب ایجاد خطا در نتایج شبکه گردند نیز حذف شوند، زیرا داشتن تعداد داده‌های کمتر ولی درست‌تر، بهتر از داشتن داده‌های بیشتر ولی نادرست است.

به دلیل قابلیت شبکهٔ عصبی پس‌انتشار، این شبکه برای تعیین ارتباط بین داده‌های نگارهای مختلف و مقدار تخلخل و نفوذپذیری مورد استفاده قرار گرفت. در اینجا برای تعیین مقدار نفوذپذیری از دو شبکه مختلف، استفاده شد. یکی از شبکه‌ها دارای ۶ پارامتر ورودی و دیگری دارای ۱۱ پارامتر ورودی بودند. برای برآورد تخلخل نیز، دو شبکه متفاوت، یکی با ۳ و دیگری با ۱۰ پارامتر ورودی مورد استفاده قرار گرفت. برای هریک از این شبکه‌ها در لایه میانی، از تابع فعالسازی تانژانت سیگموید (tansig) و در لایهٔ خروجی از تابع فعالسازی خطی (pureline) استفاده شد. نمای کلی و سادهٔ این شبکه‌ها را می‌توان در شکل۴ مشاهده کرد.

شبکهٔ تخلخل و نفوذپذیری

در اولین شبکه برای تعیین مقدار تخلخل، از سه پارامتر به‌عنوان ورودی شبکه استفاده شد. این پارامترها عبارت بودند از نتایج مربوط به سه نگار چگالی، صوتی و نوترون. دلیل انتخاب این سه پارامتر برای شروع کار، ارتباط بیشتر آنها با مقدار تخلخل است که این موضوع را می‌توان در نتایج مطالعات مختلف پتروفیزیکی انجام شده، بررسی نگارهای پتروفیزیکی و توجه به فرمولهای تجربی متعدد ارائه شده برای تعیین مقدار تخلخل با استفاده از نگارهای مختلف پتروفیزیکی که از آنها در کتابها و نوشته‌های متعدد ارائه شده در این زمینه، بیان کرد. با تغییر تعداد نورونهای لایهٔ میانی، تعداد بهینه برای تعداد نورونهای لایهٔ میانی این شبکه، ۶ نورون تعیین شد. مقادیر ضریب همبستگی برای مراحل آموزش، آزمون و آزمایش در این شبکه به ترتیب در حدود ۰/۹۴۰، ۰/۹۳۵ و ۰/۹۳۳ حاصل شد. به دلیل ارتباط بیشتر و نزدیک‌تر مجموعه آزمون با مجموعهٔ آموزشی که درحقیقت به نوعی تعیین کنندهٔ زمان توقف برنامه نیز می‌باشد، مقدار ضریب همبستگی حاصل از این مجموعه از مجموعهٔ آزمایشی که مجموعه‌ای منفک و جدا از دو مجموعهٔ فوق می‌باشد، اندکی بیشتر است. از تعمیم شبکهٔ تخلخل مورد نظر به چاه۳۱ نیز ضریب همبستگی تقریباً برابر با ۰/۹۱۴ بین نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه و مغزه حاصل شد. شبکهٔ تخلخل دوم، دارای ۱۰ پارامتر ورودی مختلف بود که عبارت بودند از پاسخ نگارهای نوترون، گاما، چگالی، صوتی، مقاومت ویژهٔ ناحیهٔ کم‌ژرفا و ژرف و مقادیر اشباع آب و مختصات فضایی نقاط مورد بررسی. برای این شبکه نیز تعداد نورونهای لایهٔ میانی، ۱۷ نورون تعیین شد. با آموزش و آزمایش شبکه و اعمال شبکهٔ مذکور در مورد داده‌های چاه ۳۱ (داده‌های تعمیم) همان‌طور که در شکلهای ۵ و ۶ نیز مشخص است، مقادیر ضرایب همبستگی برای مراحل آموزش، آزمون، آزمایش و تعمیم به ترتیب ۰/۹۸۶ ، ۰/۹۶۹، ۰/۹۵۹ و ۰/۹۳۸ به دست آمد که این مقادیر، خود نشان‌دهندهٔ عملکرد بسیار مناسب شبکه در این مرحله از کار بوده‌است.

برای برآورد مقدار نفوذپذیری، در ابتدا و برای اولین گام، از شبکه‌ای با شش پارامتر ورودی استفاده شد که این پارامترها عبارت بودند از پاسخ‌نگارهای چگالی، صوتی، گاما، مقاومت ناحیهٔ کم‌ژرفا و ژرف و تخلخل حاصل از شبکهٔ تخلخل دارای ۱۰ نورون ورودی. تعداد بهینهٔ نورونهای لایهٔ میانی، ۱۲ نورون تعیین شد. آنچه که از این کار حاصل گردید مقادیر همبستگی معادل ۰/۸۷۹، ۰/۸۶۷، ۰/۸۵۹ و۰/۸۵۱ برای مراحل آموزش، آزمون، آزمایش و پیش‌بینی(تعمیم) برای چاه شماره ۳۱ میدان گچساران بود.

برای استفاده از تمامی پارامترهای موجود و در دسترس در چاههای مورد بررسی، این بار از یک شبکه با ۱۱ نورون (پارامترهای شبکهٔ نفوذپذیری قبلی،

مختصات فضایی نقاط، مقدار اشباع آب و پاسخ نگار نوترون) در لایهٔ میانی استفاده شد و تعداد نورونهای مورد استفاده در لایهٔ میانی این شبکه نیز ۱۹ نورون بوده است.

آنچه که از مراحل مختلف کار این شبکه به‌دست آمده‌است(شکلهای۷ و ۸) مقادیر ضرایب همبستگی آموزش، آزمون، آزمایش و تعمیم را به ترتیب ۰/۹۱، ۰/۸۸۲، ۰/۸۶۹ و ۰/۸۵۸نشان می‌دهد. با مقایسهٔ نتایج به‌دست آمده از این شبکه و شبکهٔ نفوذپذیری قبلی، دیده می‌شود که شبکه با ۱۱ پارامتر ورودی نتایج بهتر و مطلوب‌تری را حاصل کرده است.

محاسبهٔ تخلخل و نفوذپذیری با استفاده از روش رگرسیون خطی چندگانه

در اینجا هدف، تعیین دقیق تخلخل و نفوذپذیری با استفاده از روش رگرسیون خطی نیست، بلکه تنها مقایسهٔ رفتار و عملکرد رگرسیون خطی و شبکهٔ عصبی در برابر داده‌های یکسان است. بی شک لازمهٔ استحصال نتیجهٔ درست‌تر و مطلوب‌تر ، از روش رگرسیون، مستلزم پردازش بیشتر داده‌ها برای آماده کردن آنها به منظور استفاده در روش رگرسیون است.

در این قسمت از کار، برای محاسبهٔ تخلخل و نفوذپذیری، از همان تعداد اطلاعاتی که برای سه مجموعهٔ آموزشی، آزمایشی و آزمون شبکهٔ عصبی در نظر گرفته شده بود به عنوان ورودیهای رگرسیون استفاده شد. پس از تعیین وزنهای مختلف مربوط به پارامترهای مورد استفاده در معادلهٔ رگرسیون، معادلهٔ رگرسیون تخلخل به صورت معادلهٔ ۶ به‌دست آمد:

$$porosity=0.194*DT+0.008*GR-0.01*ILD+0.005*ILS+ \quad (۶)$$
$$0.59*NPHI-0.2*RHOB$$

برای تعیین مقدار نفوذپذیری نیز معادله ۷ حاصل شد:

$$LOG(PER) = 0.248*DEPTH - 0.09*DT + 0.104*GR - \quad (۷)$$
$$0.17*ILD + 0.14*ILS + 0.236\ RHOB -0.18*SW+0.966*POR$$

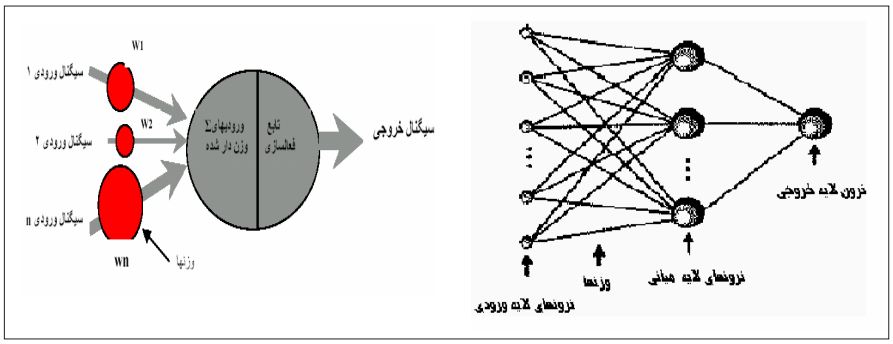
در روابط فوق، DT پاسخ نگار صوتی، GR پاسخ نگار گاما، ILD و ILS به‌ترتیب پاسخ‌نگارهای مقاومت مخصوص ناحیهٔ ژرف و کم‌ژرفا، $NPHI$ مقادیر مربوط به نگار نوترون و $RHOB$ نیز پاسخ نگار چگالی است. SW و POR و $DEPTH$ نیز به‌ترتیب مقادیر اشباع آب و مقدار تخلخل سازند موردنظر(به‌دست آمده از نگارهای نوترون- چگالی) و مقدار ژرفای نقاط مورد بررسی است.

علت عدم وجود برخی از پارامترهای استفاده شده در شبکهٔ عصبی در این معادلات، به خاطر ایجاد خطاهای بیشتر در زمان استفاده از این پارمترها در پاسخهای حاصل از معادلهٔ رگرسیون است.

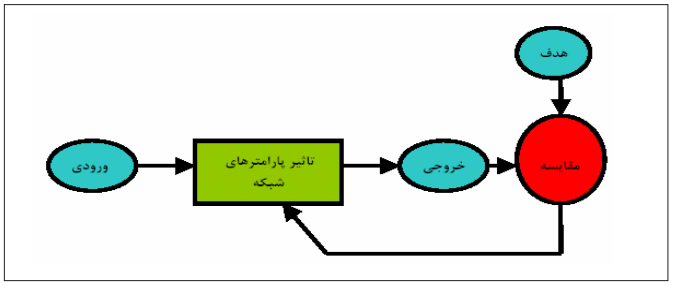
پس از اعمال معادلهٔ رگرسیون تخلخل و نفوذپذیری در مورد چاه ۳۱، برای نقاط مورد بررسی نتایجی به دست آمد که این نتایج در شکل ۹ و ۱۰ آمده است. همان‌طور که در این شکلها مشخص است مقدار R^2 حاصل از مقایسهٔ تخلخل معادلهٔ رگرسیون و تخلخل حاصل از آزمایش مغزه مقداری تقریباً برابر با ۰/۴۳۳۶ و لذا ضریب همبستگی بین تخلخل مغزه و تخلخل حاصل از رگرسیون در چاه ۳۱ تقریباً برابر با R =۰/۶۶ به‌دست آمد. در مورد نتایج مربوط به معادلهٔ رگرسیون نفوذپذیری نیز می‌توان این نکته را بیان کرد که به دلیل ارتباط کمتر مقادیر نفوذپذیری و پارامترهای مورد استفاده در معادلهٔ رگرسیون نسبت به حالتی که معادلهٔ رگرسیون برای محاسبهٔ تخلخل مورد استفاده قرار گرفته بود، دیده می‌شود که مقدار ضریب همبستگی بین نفوذپذیری مغزه و نفوذپذیری حاصل از معادله رگرسیون که مقدار آن تقریباً برابر با ۰/۶۲ (R^2= ۰/۳۸۰۸) است، از مقدار متناظر آن در معادلهٔ رگرسیون تخلخل، کمتر است. همانطور که در شکل ۱۰ نیز مشهود است، اگرچه مقادیر پایین لگاریتم نفوذپذیری مغزه در بعضی نقاط یکسان است که این خود می‌تواند به دلیل نزدیک بودن نفوذپذیری حاصل از آزمایش مغزه باشد ولی با این حال، در زمان استفاده از معادلهٔ رگرسیون، به خاطر تفاوتی که در ویژگیهای فیزیکی نقاط مختلف مخزن وجود دارد، مقادیر پاسخهای نگارهای مختلف که برای تعیین مقدار نفوذپذیری مورد استفاده قرار گرفته‌اند، متفاوت هستند و به‌دلیل تأثیر ناهمسان هر یک از آنها بر روی معادلهٔ رگرسیون، باید مقادیر مختلفی را حاصل کند.

نتیجه‌گیری

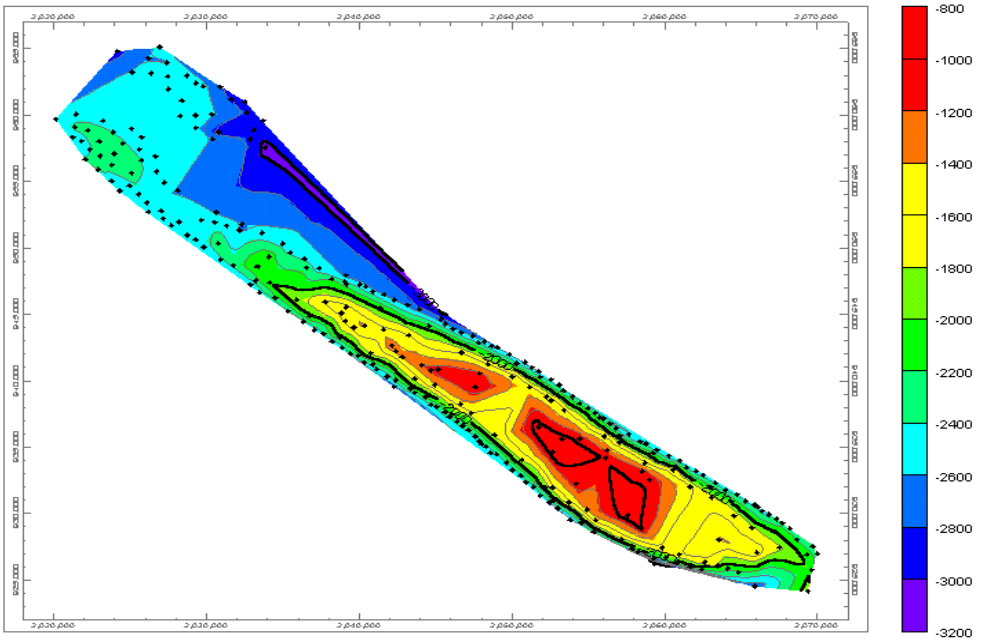
شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند به عنوان روشی با درجه اطمینان مناسب برای برآورد مقدار پارامترهای پتروفیزیکی، همانند تخلخل و نفوذپذیری استفاده شوند. اگرچه با داشتن تعداد پارامترهای ورودی بیشتر مرتبط با مقدار پارامتر مورد پیش‌بینی این امکان وجود دارد که بتوان به پاسخهای با دقت بیشتر دست یافت ولی به دلیل خاصیتی که شبکه‌های عصبی در انطباق دادن خود با داده‌های ورودی دارند، می‌توان در صورت عدم دسترسی به تعداد پارامترهای فراوان، با انتخاب پارامترهای مناسب موجود، به نتایج خوبی دست پیدا کرد. نکتهٔ قابل توجه دیگر این است که با اعمال داده‌های مشابه و یکسان که پردازش چندان زیادی در مورد آنها نشده است، به شبکهٔ عصبی و روش رگرسیون خطی، نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی از دقت بالاتری برخوردار بودند که این امر می‌تواند در هنگام انجام مطالعات مختلف، مورد توجه قرار گیرد.



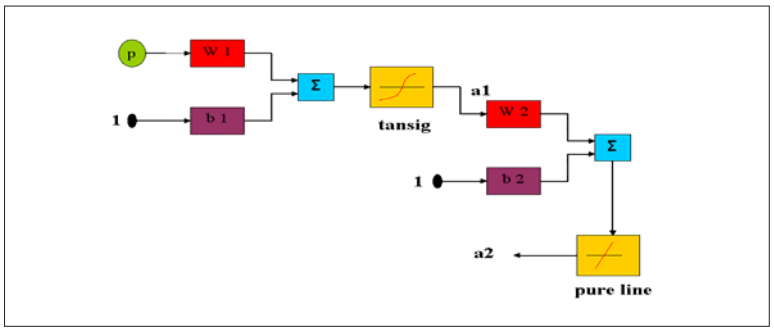
شکل ۱- طرح ساده‌ای از اجزای تشکیل دهندهٔ یک نورون (سمت چپ) و یک شبکهٔ عصبی سه‌لایه‌ای (سمت راست)



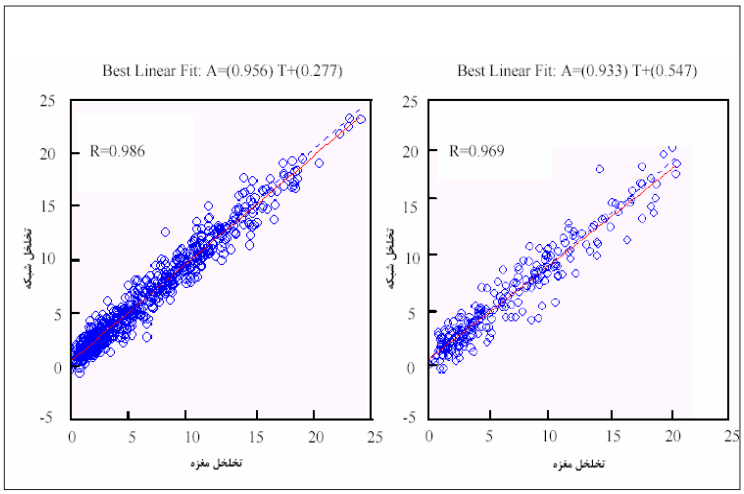
شکل ۲- شکل سادهٔ الگوریتم شبکهٔ پس انتشار



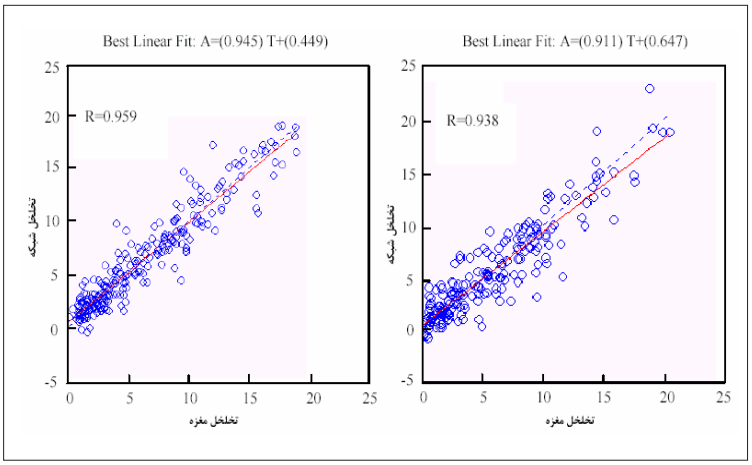
شکل ۳- ژرفای قسمت بالایی سازند آسماری در محدودهٔ چاههای حفاری شده در میدان نفتی گچساران



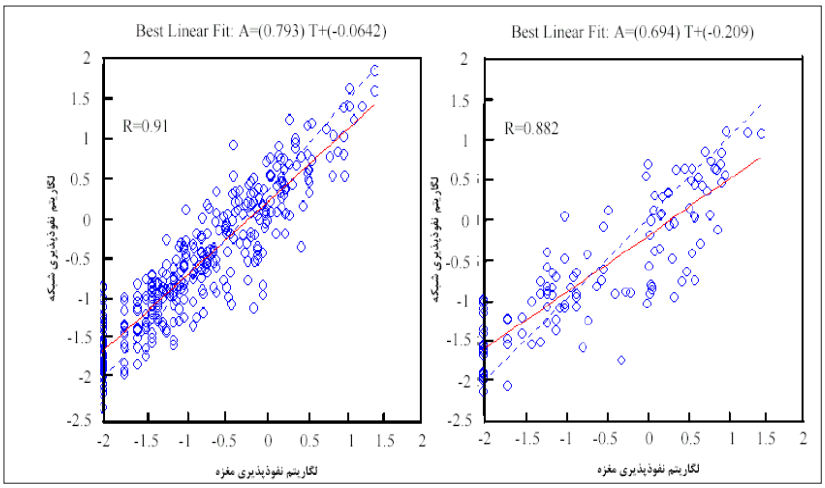
شکل۴ - طرح ساده‌ای از شبکهٔ نفوذ پذیری مورد استفاده



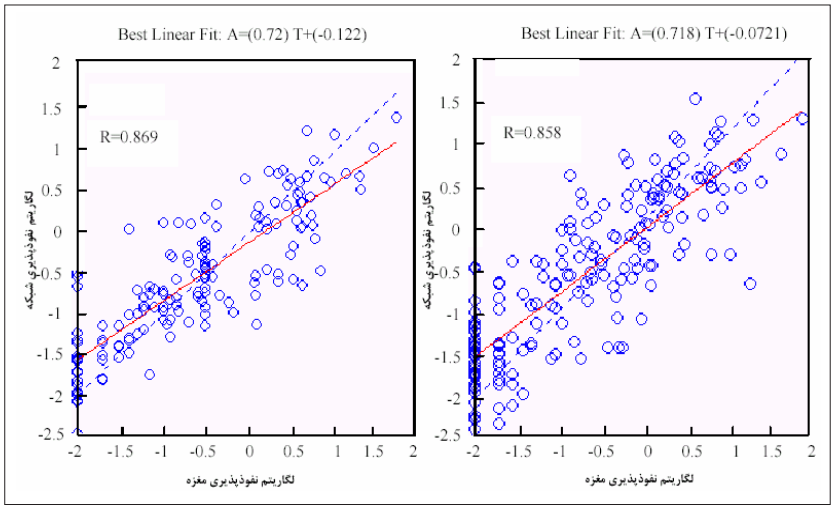
شکل ۵- نمودار مربوط به رابطهٔ تخلخل مغزه و شبکه در مراحل آموزش (شکل چپ) و آزمون (شکل راست) برای شبکه با ۱۰ پارامتر ورودی



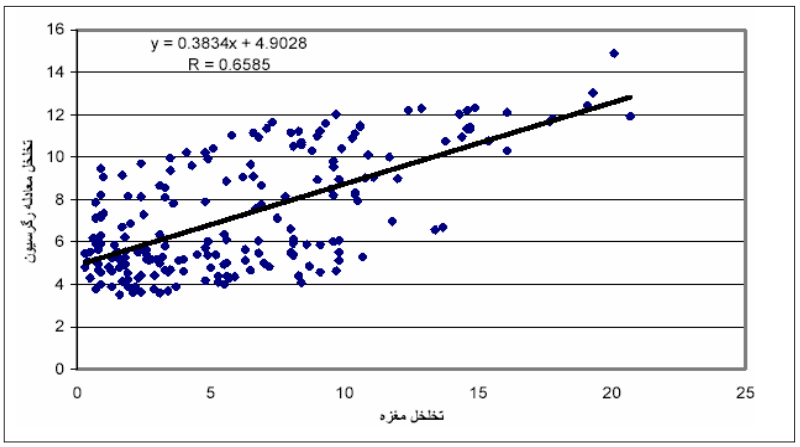
شکل ۶- نمودار مربوط به رابطه تخلخل مغزه و شبکه در مراحل آزمایش (شکل چپ) و تعمیم به چاه ۳۱ (شکل راست) برای شبکه با ۱۰ پارامتر ورودی



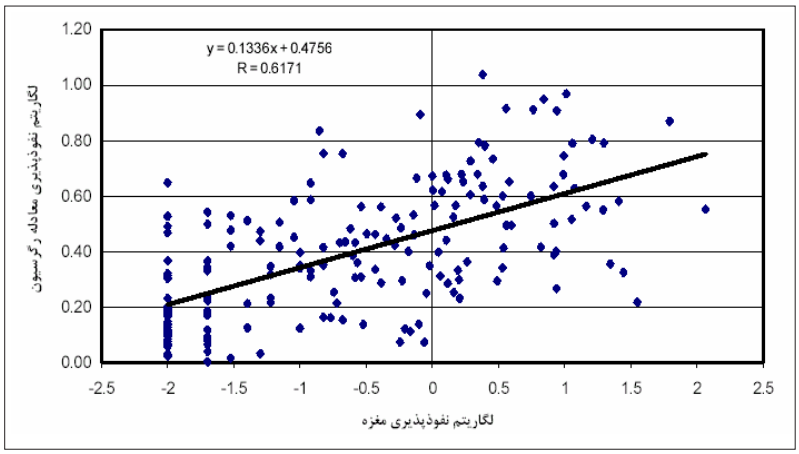
شکل ۷- نمودار مربوط به رابطهٔ لگاریتم نفوذپذیری مغزه و شبکه در مراحل آموزش (شکل چپ) و آزمون (شکل راست) برای شبکه با ۱۱ پارامتر ورودی



شکل ۸- نمودار مربوط به رابطهٔ لگاریتم نفوذپذیری مغزه و شبکه در مراحل آزمایش (شکل چپ) و تعمیم به چاه ۳۱ (شکل راست) برای شبکه با ۱۱ پارامتر ورودی



شکل ۹- نمودار مربوط به رابطهٔ تخلخل مغزه و معادلهٔ رگرسیون در چاه شماره ۳۱



شکل ۱۰- نمودار مربوط به رابطهٔ لگاریتم نفوذپذیری مغزه و معادله رگرسیون در چاه شماره ۳۱

References

Balan,B., Mohaghegh,S., Ameri,S., 1995- " State - of -Art in permeability determination from well log data : Part - 1 -A comparative study , Model development."SPE 30978 , PP:17-25.

Geological and Petrophysical Reports of Gachsaran Oil Field, 2003- Beicip Faralab Co,Archived of Moshaveran Energy Tehran Co.

Hearst,J.R., Nelson,P.H., Palliet,F.L., 2000- " Well Logging for Physical Properties," John Wiley and Sons Ltd.

Helle,H.B., Bhatt,A., Ursin,B., 2001- " Porosity and Permeability Prediction from Wirelines Logs Using Artificial Neural Networks: A North Sea Case Study," Geophysical Prospecting, 49, PP 433-444.

Lu,W., 2000- "Neural Network Model for Distribution Bucking Behavior of Cold Formed Steel Compression Member". Helsinki University of Technology of Steel Structures. Publication 16.

Mohaghegh,S., Ameri,S., Arefi,R., 1996- "Virtual Measurment of Heterogeneous Formation Permeability Using Geophysical Well Log Responses," Log Analyst, March-April.

Mohaghegh,S., Ameri,S., 1995- " Artificial Neural Network as a Valuable Tool for Petroleum Engineers," SPE 29220.

Mohaghegh,S., 2000- " Virtual Intelligence and its Application in Petroleum Engineering, Part-1: Artificial Neural Networks," JPT-September.

* دانشکده معدن، متالورژی و نفت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

** مؤسسه ژئوفیزیک، دانشگاه تهران،

* Mining, Metallurgy and Petroleum Engineering Department, Amir Kabir University, Tehran, Iran

** Institute of Geophysic, Tehran University