تخمین تخلخل میدان نفتی گچساران با استفاده از تکنیک شبکه های عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چندگانه

مجتبی جلالی لیچائی [۱]،مجید نبی بید هندی [*۲]، سعید میرزائی [۳]

۱- کارشناسی ارشد – دانشکده معدن ، متالورژی و نفت – دانشگاه صنعتی امیر کبیر

۲- دانشیار – موسسه ژئوفیزیک – دانشگاه تهران

۳- استادیار – دانشکده معدن ، متالورژی و نفت – دانشگاه صنعتی امیر کبیر

E-mail: heiran23@yahoo.com

E-mail:mnbhendi@ut.ac.ir

چکیده :

تعیین تخلخل به عنوان یکی از پارامتهای بسیار مهم واساسی در تعیین ویژگیهای یک میدان نفتی دارای اهمیت خاصی در دانش مهندسی نفت می باشد. به طور معمول برای تعیین تخلخل مخزن از آزمایشات مغزه (اندازه گیری مستقیم تخلخل) و یا نمودارهای چاه نگاری (اندازه گیری غیر مستقیم تخلخل) استفاده می شود که در مورد دوم با استفاده از روابط تجربی و ریاضی خاص و ایجاد ارتباط بین متغییرهای مختلفی که توسط نمودارهای مذکور اندازه گیری می شوند ، مقدار تخلخل سنگ مخزن مورد ارزیابی قرار می گیرد. استفاده از آزمایشات مغزه و در حقیقت، مغزه گیری از چاههای حفاری شده به دلیل هزینه بر بودن و وقت گیری آنها برای تمام چاهها انجام نمی گردد. از روابط تجربی نیز به دلیل تغییر نتایجی که در نقاط مختلف ایجاد می کنند، غالبا" نمی توان به عنوان یک راه حل کاملا" قابل اعتماد استفاده نمود. در مورد روشهای آماری نیز مشکلاتی خاص وجود دارد که مربوط به طبیعت داده های چاهها و ناصحیح بودن آنها در برخی موارد می باشد. شبکه های عصبی مصنوعی تکنیک جدیدی می باشند که به تدریج جایگاه خود را در علوم مختلف پیدا کرده اند و استفاده از این روشها در محاسبات و مطالعات مربوط به مهندسی نفت نیز روز به روز بیشتر می گردد .در این مطالعه، تکنیک شبکه های عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغییره برای تعیین تخلخل مورد توجه قرار گرفته و ازاطلاعات مربوط به چهار چاه(چاههای ۲۵و۳۱و۳۲و۲۸۷) از چاههای میدان نفتی گچساران که شامل اطلاعات نمودارهای پتروفیزیکی و نتایج آزمایشات مغزه مربوط به آن چاهها می باشد استفاده گردید . برای تعیین تخلخل، داده های سه چاه ۲۵و۳۲ و ۲۸۷ به سه دسته داده های آموزشی (Training)، آزمایشی (Testing) و آزمون (Validation) تقسیم شدند و نتیجه ای که شبکه برای هر یک از این دسته داده ها داد، با نتایج مربوط به مغزه مقایسه گردید و در نهایت بعد از به دست آمدن یک نتیجه معتبر از سه مرحله مذکور و تنظیم پارامترهای موثر در شبکه، این شبکه در مورد چاه ۳۱ برای پیش بینی مقدار تخلخل اعمال گردید.

واژه های کلیدی : شبکه های عصبی، تخلخل، شبکه پس انتشار، رگرسیون خطی چند گانه.

*تهران _ انتهای خیابان کارگر شمالی _ موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران _ قسمت آموزش

مقدمه :

دانستن مقدار تخلخل برای متخصصین دانش پتروفیزیک و مهندسین مخزن، دارای اهمیت فوق العاده ای می باشد. تعیین تخلخل از طریق مستقیم و انجام آزمایشات مغزه، به دلیل مشکلات مربوط به کار، همیشه امکانپذیر نیست به همین خاطر استفاده از نمودارهای پتروفیزیکی، برای ارزیابی تخلخل مخازن نفتی از دیر باز مورد توجه بوده و در بسیاری موارد این کار انجام می گیرد. چندین رابطه برای برقراری ارتباط بین داده های مربوط به قرائتهای درون چاهی نمودارهای چاه نگاری (همانند زمان عبور صوت و چگالی) با مقدار تخلخل ارائه شده است. لازمه تبدیل این پارامترها به یکدیگر ، دانستن بسیاری از مشخصه های دیگر همانند لیتولوژی، محتوای رس، چکالی دانه ها، نوع سیال منفذی و برخی عوامل دیگر می باشد که در حالت کلی برای ما ناشناخته هستند.

در بسیاری از موارد، ما با متغییرهایی سرو کار داریم که این متغییرها با دو یا چند متغییر مستقل، در ارتباط هستند. استفاده از روشهای آماری همانند روش رگرسیون چند متغییره در بسیاری از موارد که با چنین متغییرهایی سر و کار داریم، برای برقراری نوعی ارتباط ریاضی بین این پارامترها، مورد استفاده قرار می گیرند. به دلیل تاثیر گذاری پارامترهای متعدد بر روی مشخصه های مخزنی (همانند تخلخل) یک میدان نفتی، این گونه به نظر می رسد که شاید این روش بتواند برای تعیین پارامترهای مورد نظر استفاده گردد که کارهای متعددی که در این زمینه انجام گردیده است، دلیلی بر این مدعا می باشد.

شبکه های عصبی مصنوعی(Artificial Neural Network) نیز در دهه اخیر، موارد کاربرد فراوانی را در رشته های مختلف علوم برای مطالعه و بررسی عواملی همچون طبیعت داده ها، بهینه سازی، تخمین توابع و بسیاری دیگر از موارد، به خود اختصاص داده اند برخلاف بیشتر روشهای قدیمی که از یک الگوریتم ساده برای حل مسائل مورد نظر استفاده می کنند، این روش از فرآیند فراگیری از نمونه ها بهره می برد(۷). روش شبکه عصبی در بسیاری از مواردنسبت به روشهای دیگر برتری دارد که دلایل این مدعا را می توان به این صورت بیان نمود :

- شبکه های عصبی قادر به پردازش سریع داده ها هستند و علاوه بر این دارای این قابلیت می باشند که یک مدل ساخته شده و آماده را به سیستم اعمال کنند.
- شبکه های عصبی قادر به شناخت روابط مخفی و ناشناخته غیر خطی که در بین داده های ورودی و خروجی وجود دارند می باشند. این امر برای وضعیتهای نامتجانس (همانطور که در مخازن نفت و گاز وجود دارد) بسیار مناسب و حیاتی است.

- خود انطباقی (self adaptavity) شبکه های عصبی به آنها قابلیت تعمیم در محدوده داده های ورودی را می دهد.
- شبکه عصبی می آموزد که رفتار مجموعه داده ها را به وسیله خود هماهنگی پارامترهای آن از طریقی که ANN آموزش دیده است دقیقا" انطباق دهد .
- شبکه های عصبی مدلهای مشتق شده از داده ها هستند که نیاز به دانش قبلی در مورد داده هایی که در مورد آنها اعمال می شوند، ندارند.
- به شرط داشتن داده های توصیفی مناسب ، شبکه عصبی یک پیش بینی سریع و قابل اطمینان را با سرعتی تولید می کند که به نظر می رسد مجموعه جدیدی از داده ها برای ساخت مدل وجود دارد .(۷)

با توجه به موارد ذکر شده در بالا و طبیعت داده های مورد استفاده در دانش مهندسی نفت و علوم زمین، می توان به دلیل محبوبیت و روند رو به رشد استفاده از این روشها در زمینه های مذکور پی برد. تا کنون در نقاط مختلف جهان موارد متعددی از به کارگیری روشهای شبکه عصبی در تجزیه و تحلیلهای کمی مشخصه های مخزن با استفاده از نمودارهای چاه به ثبت رسیده است که همگی مبین این مدعا هستند که شبکه های عصبی می توانند به عنوان روشی مناسب برای تبدیل نمودارهای چاه به مشخصه های مخزن مورد استفاده قرار گیرند. در دهه گذشته، پرسپترونهای چند لایه ای منفرد (MLPS) که شامل یک لایه ورودی ، یک لایه میانی و یک لایه خروجی هستند و توسط یک الگوریتم پس انتشار (Back Propagation) آموزش داده می شوند کاربردهای عملی فراوانی یافته اند. زمانی که یک MLPS به صورت تکراری در الگوهای مشابه مورد آموزش قرار می گیرد در هر زمان، مقادیر مینیمم مختلفی را برای تابع هدف به دست می دهد و لذا ما با مجموعه ای از وزنهای مختلف نرونها سرو کار خواهم داشت. بنابراین، به نظر می رسد که روش صحیح انتخاب بهترین نتیجه تعمیم حاصل از مجموعه های آموزشی متعدد باشد.

تخلخل و روشهای متداول اندازه گیری آن :

تخلخل را می توان به صورت فضای خالی موجود در یک سازند بیان کرد که قابلیت دارا بودن نفت و گاز و آب را دارا می باشد. برای اینکه مخزنی از نظر اقتصادی مناسب و قابل بهره برداری باشد می بایست دارای مقداری کافی از این فضاهای خالی باشد .تخلخل توسط نماد یونانی φ بیان می گردد و از نظر فیزیکی، نسبت حجم فضای خالی سنگ به حجم کل سنگ را شامل می شود (۶) :

$$\varphi = \frac{V_p}{V_b} = 1 - \frac{V_{ma}}{V_b} \qquad (۱)$$

که در رابطه فوق V_p و V_b و V_{ma} به ترتیب حجم فضای خالی، حجم بالک سنگ و حجم ماتریکس مورد نظر می باشند.

مقدار تخلخل سنگها از ۸۰ درصد در رسوبات غیر متراکم کف اقیانوسها تا کمتر از۰/۱ درصد در بعضی از سنگهای آهکی, دگرگونی و آذرین تغییر می کند. تخلخل مخازن هیدروکربنی نیز از ۵ تا ۴۰ درصد تغییر می کند اما غالب مخازن دارای تخلخلی بین ۱۰ تا ۲۰ درصد می باشن(۶)

عوامل موثر در مقدار تخلخل را می توان موارد زیر دانست : جور شدگی یا توزیع اندازه دانه ها , درجه تحجیر یا سیمان شدگی , فعالیت شیمیایی , شکل دانه ها , شکافداری سنگ , تغییر شکل سنگ توسط تنشهای اعمال شده, انباشت شیل و متراکم شدن رسوبات . سیمان شدگی , انباشت شیل, دیاژنز و متراکم شدن می توانند تخلخل بین دانه ای یا تخلخل حاصل از درز و شکافها را کاهش دهند. فشار نیز می تواند سبب بسته شدن درزو شکافها و در نتیجه کاهش تخلخل حاصل از آن شود(۴).

متداولترین روشهای اندازه گیری تخلخل را می توان استفاده از نگارهای ژئوفیزیکی و آزمایش مغزه بیان کرد. محاسبات تخلخل نگارها غالبا" با اندازه گیریهای مربوط به تخلخل نمونه های مغزه مقایسه می شوند. در حقیقت به دلیل اینکه در آزمایش مغزه, نمونه سنگ مورد نظر مورد بررسی قرار می گیرد, تخلخل حاصل از آن به عنوان تخلخل واقعی آن سنگ به حساب می آید و از این نتایج برای تصحیح و دقیقتر کردن نتایج اندازه گیریهای تخلخل حاصل از نگارها استفاده می شود ولی توجه به چند نکته در اینجا لازم به نظر می رسد: اول اینکه آیا نمونه مغزه نشانگر محیط بزرگتری است که توسط نگارهای چاه نمونه برداری می شود ؟ در ثانی آیا وضعیتهایی که مغزه در آنها مورد بررسی و اندازه گیری قرار می گیرد نشانگر وضعیت فشار و دمای در جای آن است؟ و چه ابعادی از فضای تخلخل توسط تکنیکهای آزمایشگاهی مورد ارزیابی قرار می گیرد؟ که البته به سوال سوم می توان در صورت شناخت روش آزمایشگاهی قابل پاسخگویی است. استفاده از هر یک از این دو روش برای بررسی ویژگیهای سنگ دارای معایب و مزایای خاص خود است (۴)

روشهای رگرسیون چند متغییره و شبکه های عصبی نیز از جمله روشهایی هستند که با دارا بودن ویژگیهای خاص خود، در بسیاری از موارد برای بررسی پارامترهای مخزنی مورد استفاده قرار می گیرند که ما در اینجا به بررسی قابلیت این دو روش برای تعیین تخلخل می پردازیم.

رگرسیون خطی چند متغییره :

روشهای مطالعاتی چند متغییره، ما را قادر می سازند که به طور همزمان به آنالیز و بررسی چندین متغییر مختلف بپردازیم . برای دسترسی به نتایج مطلوب تر و صحیح تر از این روشها، ما نیازمند داشتن تعداد نمونه های فراوان و در عین حال صحیح می باشیم زیرا این روشها در مقابل اطلاعات نادرست، دارای حساسیت بالایی می باشند و ورود چنین داده هایی در آنها ممکن است منجر به بروز خطاهای بزرگی در نتایج به دست آمده گردد. علاوه بر این برای استفاده از این روشها، می بایست متغییرها دارای توزیع نرمال باشند و تغییر آنها از یک رابطه خطی تبعیت کن(۳).

رگرسیون چند متغییره در حقیقت، ارتباط بین یک سری از متغییرهای مستقل را با یک متغییر مورد نظر بیان می کنند . در صورتی که ما متغییرهای مستقل $x_1, x_2, \ldots, x_n$ را داشته باشیم و بخواهیم ارتباط خطی بین آنها و متغییر y که وابسته به آنها می باشد ایجاد کنیم، رابطه زیر می بایست در بین آنها برقرار باشد :

$$y = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \Lambda + a_n x_n + e \qquad (۲)$$

که در این روابط، از مقادیر a_1, a_2, Λ, a_n تحت عنوان ضرایب رگرسیون یاد می شود. این ضرایب، ضرایب نامشخصی می باشند که در حقیقت، مسئول تخمین زدن پارامتر وابسته ما می باشند. در صورتی که از طرفین رابطه فوق، امید ریاضی گرفته شود، به دلیل اینکه امید(Expectation) ریاضی مقدار خطای e برابر با صفر می باشد. می توان نوشت:

$$E(y) = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \Lambda + a_n x_n \qquad (۳)$$

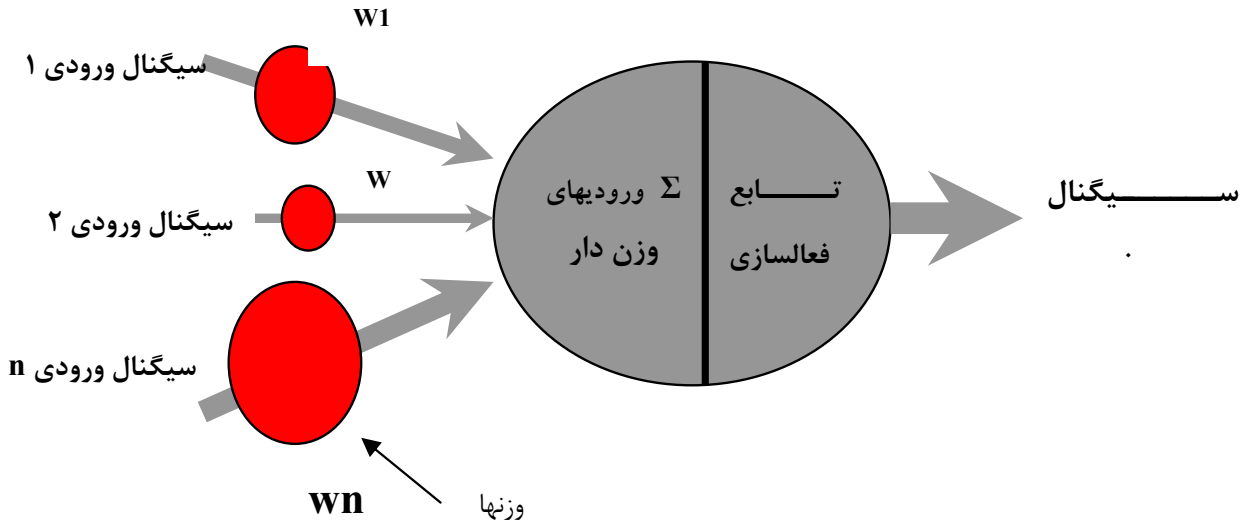
که $E(y)$ در حقیقت، مقدار مورد انتظار تابع ، تحت تاثیر و ورود مقادیر متغییرهای $x_1, x_2, \ldots, x_n$ می باشند[9].

تکنیک شبکه عصبی :

شبکه های عصبی مصنوعی در حقیقت نوعی شبیه سازی شبکه عصبی بیولوژیک می باشند. این شبکه ها را می توان به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات معرفی نمود که دارای ویژگیهای اجرایی مشابه با شبکه های

عصبی بیولوژیک می باشند و در حقیقت میتوان آنها را به نحوی, تعمیم یافته ریاضی بیولوژی عصبی یا قوه درک انسان معرفی نمود.
شبکه های عصبی مصنوعی روشی غیر خطی برای تعیین توابع می باشند که احتیاج به هیچ مدل ریاضی از پیش تعیین شده ای ندارند. این شبکه ها دارای ویژگیهای فراوانی می باشند که از جمله آنها می توان به قابلیت آنها در کشف الگوهای بسیار مخفی و نامحسوس و پیش بینی نحوه عمل داده هایی دانست که به دلیل غیر خطی بودن بارز، بسیار غیر قابل پیش بینی عمل می کنند. بعلاوه این تکنیکها قادرند تا در برابر داده هایی که از نظر ریاضی، خود را بی نظم نمایش می دهند ، به صورت قوی و شایسته ای عمل کنند و بین آنها ارتباط مطلوبی ایجاد نمایند(۳) .

ساختار اصلی شبکه های عصبی را نرونها(Neuron) تشکیل می دهند. نرونها میکرو پروسسورهایی هستند که هر یک از آنها وظیفه ساده ای را بر عهده دارند. این اجزاء یک تابع ریاضی را بر داده های ورودی اعمال می کنند و خروجی حاصل از این عمل را نشان می دهند. همانند سیستم عصبی بیولوژیکی , نرونها توسط اتصالاتی به هم متصل می شوند که سیگنالها در بین آنها انتقال می یابند. شدت این اتصالات با تغییر وزن مربوط به آنها تغییر می کند (شکل ۱). نرونها در قالب لایه هایی قرار می گیرند که هر یک از این لایه ها دارای تعدادی نرون با وظایف خاص خود می باشند و در نهایت، نوعی ارتباط بین ورودی ها و خروجی های مورد نظر ایجاد می کنند.



شکل ۱ – طرح ساده ای از اجزاء تشکیل دهنده یک نرون

تقسیم بندی شبکه های عصبی :

انواع مختلفی از شبکه های عصبی وجود دارند. بر اساس روشهای آموزشی می توان شبکه های عصبی را در دو گروه اصلی طبقه بندی کرد. یکی از این دو گروه، شبکه های بدون ناظرمی باشند که کار آنها دسته بندی و طبقه بندی الگوهاست و در حقیقت رفتار داده ها را در الگوهای مختلف بررسی می کند. این نوع از شبکه ها نیاز به داده های ورودی فراوان دارند. گروه دیگر، شبکه های نظارت شده هستند که در آنها هم ورودی و هم خروجی به شبکه داده می شود و علاوه بر این الگوهایی نیز به شبکه القاء می گردد. آموزش شبکه بر اساس این الگوی آموزشی انجام می گردد و تا زمانی که داده ها به سمت این الگوی آموزشی همگرا شوند ادامه خواهد یاف(۵).

اطلاعات برای ورود به شبکه به سه گروه کلی داده های آموزشی، آزمایشی و آزمون و خروجیهای مطلوب مربوطه تقسیم می شوند. داده های ورودی هر یک از این سه دسته ، به وسیله توابعی که از آنها تحت عنوان توابع فعالسازی یاد می شود به خروجیهای مطلوب خود متصل می گردند . در ابتدای کار به تمام ورودیها یک وزن نسبی تصادفی نسبت داده می شود. مقادیر خروجی که توسط وزن دادن به داده های ورودی و جمع آنها با یکدیگر ایجاد می شوند، با مقادیر خروجی مطلوب، مقایسه می گردند و مقادیر وزن آنها مرتبا" اصلاح می گردند تا مقدار اختلاف بین خروجی های شبکه و خروجی های مطلوب ما به حداقل مقدار خود برسد.

در این مطالعه از شبکه عصبی پس انتشار (Back Propagation) که یکی از انواع شبکه های نظارت شده می باشد، استفاده گردید .

شبکه عصبی پس انتشار :

شبکه عصبی پس انتشار, ابزار نسبتا" جدیدی در علوم زمین و نفت به حساب می آید که به تدریج کاربردهای عملی فراوانی را در این بخش به خود اختصاص داده است. این ابزار برای حل کردن مسائل بسیار دشواری همانند شناخت ویژگیهای مجموعه داده ها که روشهای عددی متداول در مورد حل آنها ناتوان هستند , به خوبی عمل می کند.

قانون پس انتشار دارای دو مسیر اصلی است. یکی مسیر رفت که در آن تاثیر بردار ورودی بر روی لایه های خروجی از طریق لایه های میانی منتقل می گردد. در حین این کار پارامترهای شبکه، ثابت در نظر گرفته

می شوند و بردار خروجی که در لایه خروجی ایجاد می شود ، پاسخ واقعی شبکه است. در مسیر دوم یا مسیر برگشت، پارامترهای شبکه ، به منظور اصلاح خطا تغییر می کند و سیگنال خطا در لایه خروجی تشکیل می شود. به عبارت دیگر ، رویه فراگیری شبکه پس انتشار شامل فرستادن مقادیر ورودی به داخل شبکه و سپس محاسبه اختلاف بین خروجی محاسبه شده و خروجی مطلوب داده های آموزشی می باشد و اطلاعات مربوط به خطاها، دوباره برای اصلاح وزن به عقب باز می گردد تا بهترین و مناسبترین مقدار وزن برای آنها حاصل شود.

در حالت کلی در صورتی که p امین الگوی آموزشی برای لایه ورودی آماده می شود، ورودی شبکه که به j امین گره لایه مخفی وارد می شود به صورت زیر است[8] :

$$net_{pj}^{h} = \sum_{i=1}^{N} w_{ji}^{h} x_i - \theta_{pj}^{h} \qquad (۴)$$

و خروجی این گره و خروجی گره k در لایه خروجی به ترتیب عبارتند از :

$$\hat{o}_{pj}^{h} = f_j^{h}(net_{pj}^{h}) \qquad (۵)$$

$$net_{pk}^{o} = \sum_{j=1}^{M} w_{kj}^{o} \hat{o}_{pj}^{h} - \theta_{pk}^{o} \qquad (۶)$$

که در روابط بالا f_j^h و f_k^o توابع فعالسازی j امین گره لایه مخفی و k امین گره لایه خروجی هستند.
خطای بین خروجی شبکه و خروجی مطلوب نیز به صورت زیر محاسبه می گردد :

$$\delta_{pk} = t_{pk} - o_{pk} \qquad (۷)$$

و مقدار تصحیح وزن متصل به لایه خروجی که به شبکه اعمال می شود به صورت زیر محاسبه می گردد :

$$\Delta w(t) = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w(t)} + \beta \Delta w(t-1) \qquad (۸)$$

که α نرخ آموزش و β فاکتور مومنتوم نامیده می شود(۸).

برای انجام این مطالعه، اطلاعات مربوط به چهار چاه(۲۵ و ۳۱و ۳۷ و ۲۸۷) از چاههای میدان گچساران مورد استفاده قرار گرفتند . این اطلاعات شامل نمودارهای پتروفیزیکی و اطلاعات آزمایش مغزه (تخلخل مغزه) بودند.

میدان نفتی گچساران :

میدان نفتی گچساران یکی از قدیمی ترین میادین نفتی کشف شده در ایران است که در سال ۱۹۲۸ کشف گردید. در میدان گچساران به دلیل درز و شکافداری سازندهای پابده و گورپی ، سازندهای آسماری و بنگستان ، تشکیل مخزن واحدی را داده اند . سازند آسماری که در اینجا به بررسی تخلخل آن خواهیم پرداخت ، مهمترین سنگ مخزن حوضه رسوبی زاگرس می باشد که به دلیل اینکه برای اولین بار در خاورمیانه ، نفت در آن کشف گردید دارای معروفیت جهانی می باشد. جنس سازند آسماری آهکی بوده که دارای درز و شکافهای فراوانی می باشد و در بین لایه های آهکی آن، لایه های نازک شیلی نیز وجود دارد(۲).

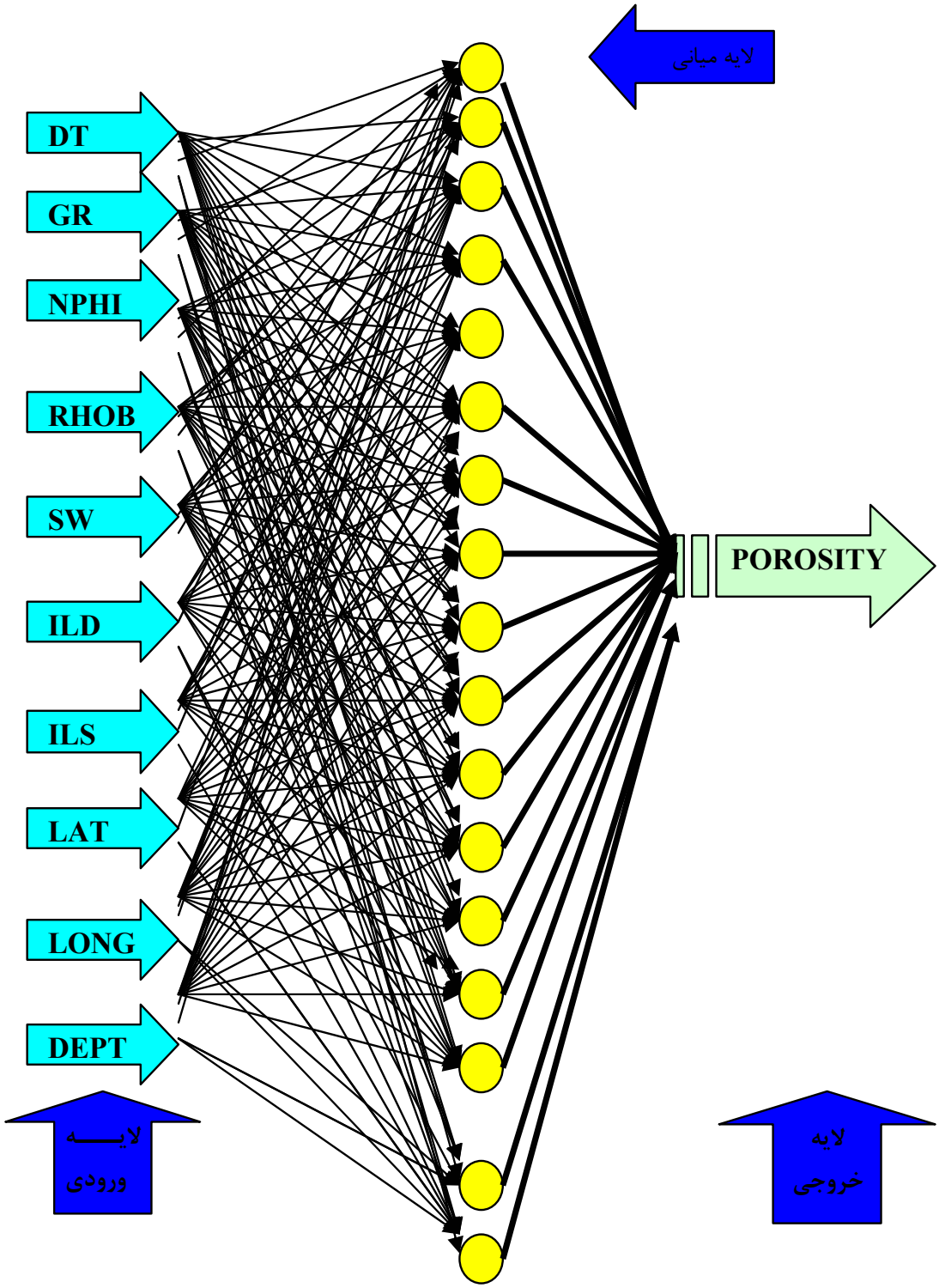
در این میدان فوق عظیم از زمان اکتشاف آن تاکنون حدود ۳۰۰ چاه اکتشافی ، توصیفی و توسعه ای حفر شده است که غالب آنها بسیار قدیمی می باشند.

آماده کردن و انتخاب داده ها :

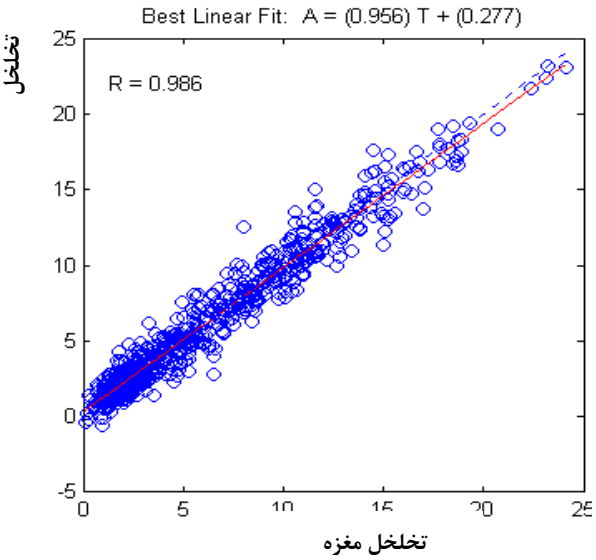
برای داشتن اطلاعات مناسب و دقیقتر، برخی موارد در مورد اطلاعات اعمال گردید . اول اینکه بعد از انطباق دادن داده های مغزه و نمودارها با هم، گاهی اوقات لازم است برای انطباق بهتر، این مقادیر کمی به بالا یا پایین جابجا شوند (عمل Shifting). در مورد چاههای مورد مطالعه نیز این کار اعمال گردید. علاوه بر این می بایست مقداری از داده های احتمالا" نادرست نیز که ممکن است سبب ایجاد خطا در نتایج شبکه گردند نیز حذف شوند زیرا داشتن تعداد داده های کمتر ولی صحیحتر، بهتر از داشتن داده های بیشتر ولی نادرست است.

برای تعیین تخلخل ، ما از طرحی استفاده کردیم که دارای ۱۰ نرون در لایه ورودی بود (شکل ۲) . فاکتورهای مربوط به این نرونها عبارت بودند از اطلاعات نمودارهای گاما (Gamma Ray)، تخلخل نوترون(NPHI)، چگالی ظاهری (RHOB) ، مقاومت مخصوص عمیق(ILD) ، مقاومت مخصوص ناحیه کم عمق(ILS) ، نمودار صوتی(DT) و مقادیر اشباع آب(SW) ، طول و عرض جغرافیایی نقاط(LONG , LAT)

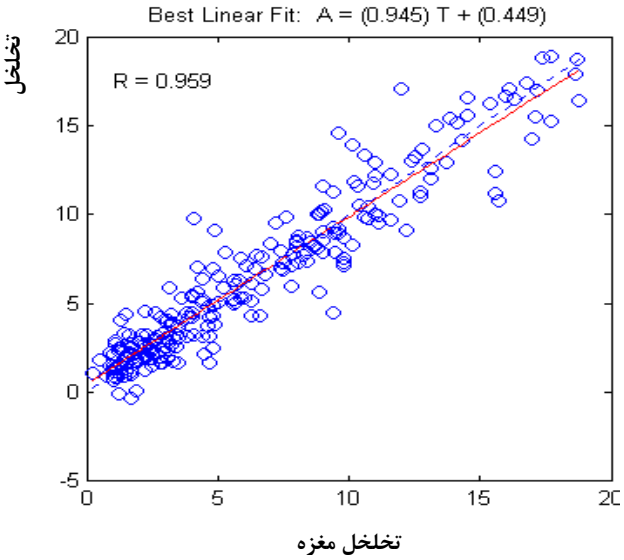
و عمق نقاط (DEPTH) . پس از تغییرات و تنظیمات متعدد پارامترهای شبکه و مخصوصا" تعداد لایه های میانی و به دست آمدن نتیجه مطلوب از سه مجموعه مذکور، می بایست شبکه مورد نظر با همان پارامترها برای تعمیم به سایر نقاط میدان مورد استفاده قرار گیرد که برای انجام این کار، شبکه در مورد چاه ۳۱ مورد تعمیم قرار گرفت. در این مطالعه همانطور که در شکل مشخص است، برای لایه ورودی ۱۰ نرون که در برگیرنده ورودیهای شبکه می باشند در نظر گرفته شد و لایه خروجی هم شامل ۱ نرون بود که این نرون مبین تخلخل می باشد. پس از اجراهای متعدد برنامه، تعداد ۱۷ نرون برای لایه میانی در نظر گرفته شد که برای هدف مورد نظر ما مطلوبترین نتایج را حاصل نمود. نتایج مربوط به مراحل مختلف کار در شکلهای ۳ تا ۸ آورده شده اند. همانطور که در شکلهای مذکور دیده می شود ، ضریب همبستگی بین تخلخل مغزه (T) و شبکه(A) برای سه دسته داده های آموزشی، آزمایشی و آزمون در حدود ۰/۹۹ ، ۰/۹۶ و ۰/۹۷ به دست آمد و پس از تعمیم شبکه مورد بحث به چاه ۳۱ ، ضریب همبستگی بین تخلخل مغزه وتخلخل شبکه برای این چاه نیز مقداری نزدیک به ۰/۹۴ را نشان داد(۱) .



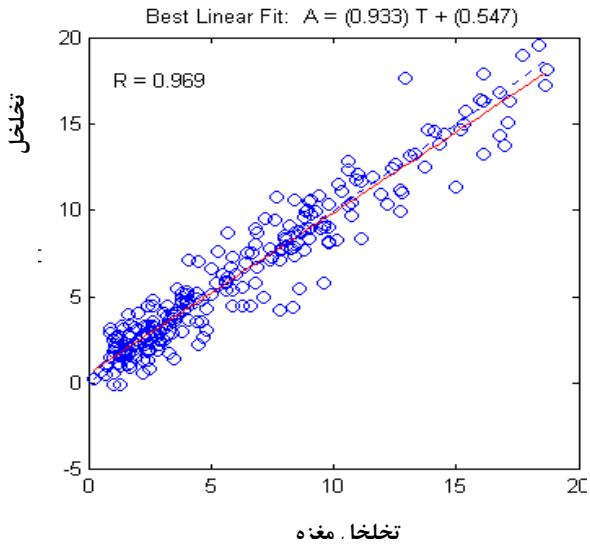
شکل ۲- طرح شبکه تخلخل با لایه های مختلف مورد استفاده در مطالعه



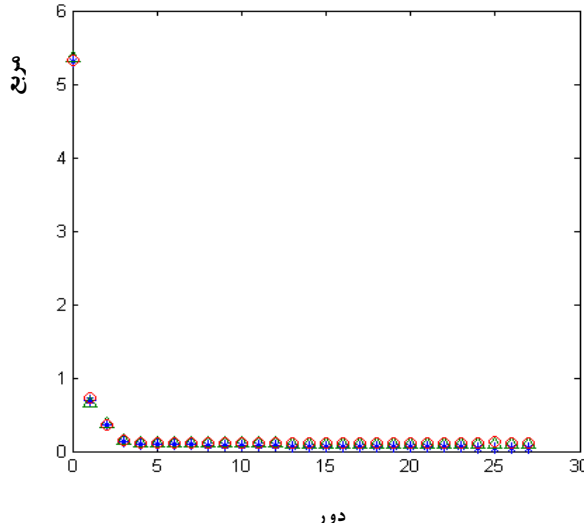
شکل ۳- نمودار تخلخل مغزه در برابر
تخلخل حاصل از شبکه در مرحله آموزش



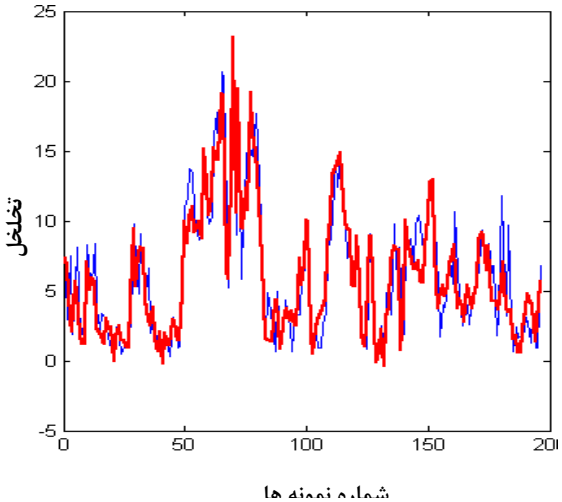
شکل ۴- نمودار تخلخل مغزه در برابر تخلخل حاصل
از شبکه در مرحله آزمایش



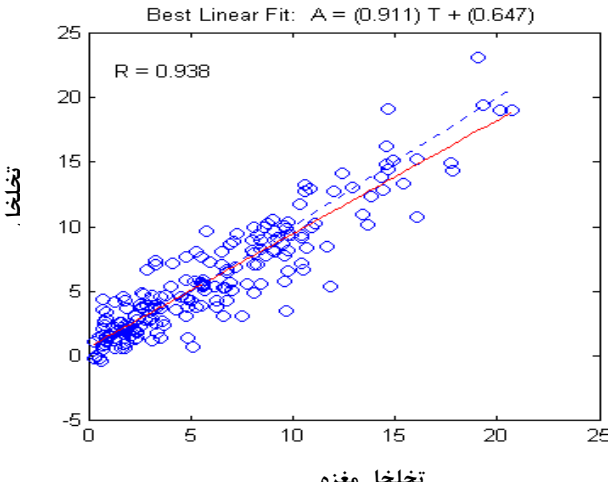
شکل ۵- نمودار تخلخل مغزه در برابر
تخلخل حاصل از شبکه در مرحله آزمون



شکل ۶- مقایسه مربعات خطای بین تخلخل شبکه در سه
مرحله آموزش، آزمایش و آزمون نسبت به تعداد دور



شکل ۷- نمودار تخلخل مغزه در برابر تخلخل حاصل از شبکه برای چاه ۳۱



شکل ۸- مقایسه اختلاف بین تخلخل مغزه و تخلخل حاصل از شبکه برای چاه ۳۱

محاسبه تخلخل با روش رگرسیون خطی چند متغییره :

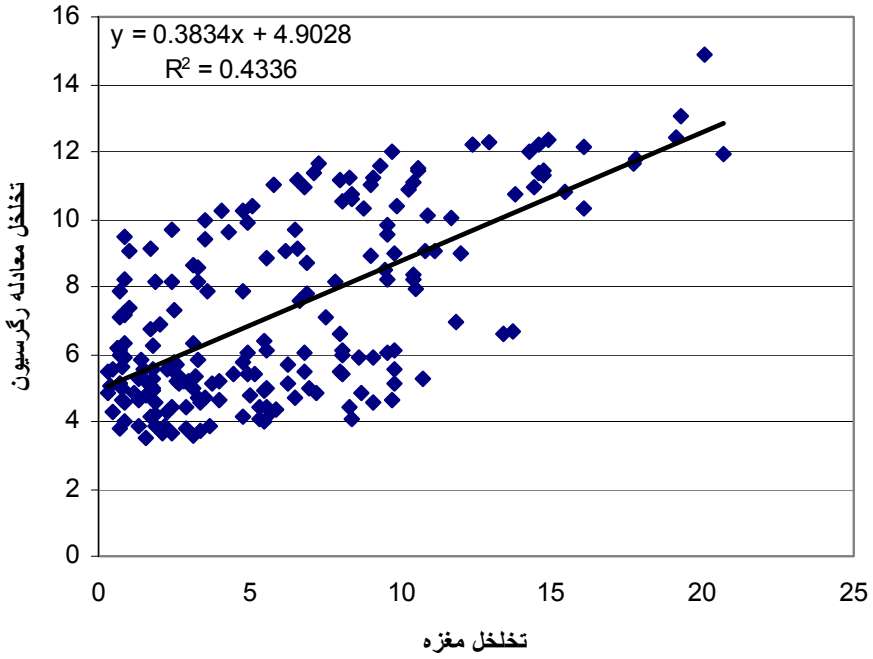
در این قسمت از کار، ما از همان تعداد اطلاعاتی که برای سه مجموعه آموزشی، آزمایشی و آزمون شبکه عصبی در نظر گرفته بودیم به عنوان ورودیهای رگرسیون استفاده نمودیم. تفاوتی که داده های ما در این قسمت با داده ها قسمت شبکه داشتند این بود که در اینجا ما از لحاظ کردن مختصات فضایی نقاط صرف نظر کردیم که دلیل این کار را نیز میتوان به خاطر عدم تغییر زیاد این پارامترها در نقاط مختلف میدان و تاثیر کمتر آنها در ایجاد نتایج مورد نظر بیان کرد. علاوه بر این، پارامتر اشباع آب نیز به دلیل اثر گذاری کم در معادله رگرسیون حذف گردید. به عبارت دیگر داده های ورودی ما شامل اطلاعات نمودارهای گاما (GR)، تخلخل نوترون(NPHI)، چگالی بالک(RHOB)، صوتی(DT)، مقاومت مخصوص عمیق (ILD)، مقاومت مخصوص سطحی (ILS) و مقدار اشباع آب بودند .

پس از تعیین وزنهای مختلف مربوط به این پارامترها مورد استفاده در معادله رگرسیون ، معادله مذکور به صورت معادله ۹ به دست آمد :

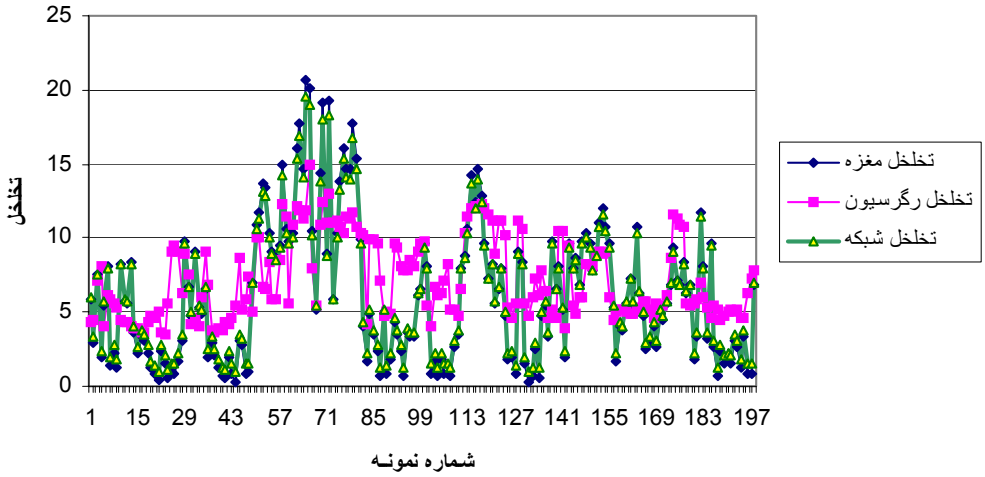
(۹)

$$porosity = 0.194 * DT + 0.008 * GR - 0.01 * ILD + 0.005 * ILS + 0.59 * NPHI - 0.2 * RHOB$$

در مورد چاه ۳۱ اعمال گردید که نتیجه مربوط به این کار در شکل ۹ آمده است. همانطور که در این شکل مشخص است مقدار R^2= ۰/۴۳۳۶ و لذا ضریب همبستگی پیرسون بین تخلخل مغزه و تخلخل حاصل از رگرسیون در چاه ۳۱ برابر با R= ۰/۶۵۸۵ حاصل می گردد. در شکل نیز نتایج مربوط به تخمین تخلخل از دو روش شبکه عصبی و رگرسیون خطی چند متغییره به همراه مقادیر تخلخل مغزه متناظر با آنها که از چاه ۳۱ نتیجه شده است آورده شده اند(۱)



شکل ۹- نمودار تخلخل مغزه در برابر تخلخل حاصل از معادله رگرسیون برای چاه ۳۱



شکل ۱۰- مقایسه تخلخل مغزه ، تخلخل شبکه و تخلخل معادله رگرسیون برای چاه ۳۱

نتیجه گیری:

۱-شبکه عصبی روشی است که نیاز به هیچ گونه فرض اولیه ای در مورد رفتار داده ها و شکل توابع احتمالی برقرار بین آنها ندارد و لذا نسبت به بسیاری از روشهای دیگر هم دارای کاربری ساده تر و هم هزینه بسیار کمتری می باشد.

۲-بعد از بررسی نوع ساختار مناسب برای شبکه و آموزش دادن آن و حصول نتایج مطلوب، می توان آن را به سایر چاههایی که یا فاقد نمونه های مغزه هستند و یا نقصی در نمودارها و یا اطلاعات مغزه آنها مشاهده می شود به کار برد و به نتایج مناسب و قابل اعتمادی دست یافت.

۳-شبکه عصبی، دارای این قابلیت مهم است که می توان آن را به آسانی در مورد داده های خام اعمال کرد.

۴-همانطور که شبکه عصبی در مورد تخمین تخلخل از روی داده های خام نگارها به خوبی عمل می کند، می توان از این روش برای تعیین سایر پارامترهای مخزنی نیز استفاده نمود.

۵-روش رگرسیون خطی چند متغییره اگر چه در بسیاری موارد ممکن است که نتایج خوبی را در مطالعات حاصل کند ولی دقت عمل آن در برابر روش شبکه عصبی، برای تعیین تخلخل بسیار پایین تر می باشد.

مراجع :

۱- جلالی لیچائی – مجتبی .۱۳۸۳ . تخمین تخلخل و نفوذپذیری میدان نفتی گچساران با استفاده از تکنیک شبکه عصبی - پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده معدن، متالورژی و نفت، دانشگاه صنعتی امیر کبیر.

۲- افشار حرب – عباس. جزوه درسی زمین شناسی نفت ایران دانشکده معدن، متالورژی و نفت، دانشگاه صنعتی امیر کبیر.

3- Lucas A ., 1998 . " An assessment of linear regression and neural net work methods of porosity prediction from well logs'' .MSc thesis , University of Reading.

4- Al Qahtani.F.,2000 . " Porosity distribution prediction using Artificial Neural Network'' , Thesis submitted for master of science to the college of Engineering and mineral recourses at west Virginia.

5- Mohaghegh S. "Virtual- Intelligence Applications in Petroleum Engineering : Part I – Artificial neural networks '', JPT , September , 2000.

6- Hearst J.R , Nelson P. H and Paillet F.L 2000 , " Well logging for Physical properties . '' Jhon Wiley and sons Ltd.

7- Bhatt A.and Helle H.B ., " 2002.Committee neural networks for porosity and permeability prediction from well logs .'' Geophysical Prospecting, 50, 645-660.

8- 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.

9- 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.