



## توصیف هوشمند پارامترهای پتروفیزیکی مخزن آسماری، میدان نفتی اهواز

میبب آفوندی<sup>۱\*</sup>، ممدردفا کمالی<sup>۲</sup>، علی کدخدائی<sup>۳</sup>، میثم راهداری<sup>۴</sup>

(۱) شرکت ملی حفاری ایران، اداره‌ی زمین شناسی، akhundih@yahoo.com

(۲) پژوهشگاه صنعت نفت ایران، kamalimr@ripi.ir

(۳) دانشگاه تبریز، دانشکده‌ی علوم، گروه زمین شناسی، akadkhoda@khayam.ut.ac.ir

(۴) دانشگاه پیام نور زاهدان، گروه مدیریت پروژه، meysamrahdari\_civil@yahoo.com

(\* عهده‌دار مکاتبات)

### مکیده

تخلخل و تراوایی از مهمترین خصوصیات مخازن هیدروکربوری می‌باشند. در مطالعه‌ی حاضر از روش‌های محاسباتی هوشمند شبکه‌های عصبی، که امروزه در صنعت نفت بسیار رایج شده، برای تخمین تخلخل و تراوایی سازند آسماری استفاده شده است. بنابراین با استفاده از نرم افزار متلب، داده‌های مغزه و نمودارهای چاه‌پیمایی، شبکه‌ی تخلخل و تراوایی طراحی شد. شبکه‌های مذکور با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا و شبکه‌ی پیشخور توسعه یافت. پس از مقایسه‌ی نتایج حاصل از این شبکه‌ها با تخلخل و تراوایی مغزه، پارامترهای مؤثر در شبکه طوری تنظیم شد تا نتایج مطلوب بدست آید. ضریب همبستگی بین تخلخل و تراوایی اندازه‌گیری شده از مغزه با تخلخل و تراوایی تخمین زده شده از شبکه‌ی عصبی به ترتیب ۰/۹۲ و ۰/۸۲ بدست آمد. این نتایج نشان می‌دهند که تخلخل و تراوایی محاسبه شده با مدل هوشمند شبکه‌ی عصبی در حد قابل قبولی است. بنابراین نتایج این شبکه‌ها به چاه شماره ۳ که فاقد اطلاعات مغزه بود تعمیم داده شد.

**واژه‌های کلیدی:** شبکه‌های عصبی، تراوایی، تخلخل، نمودارهای چاه‌پیمایی

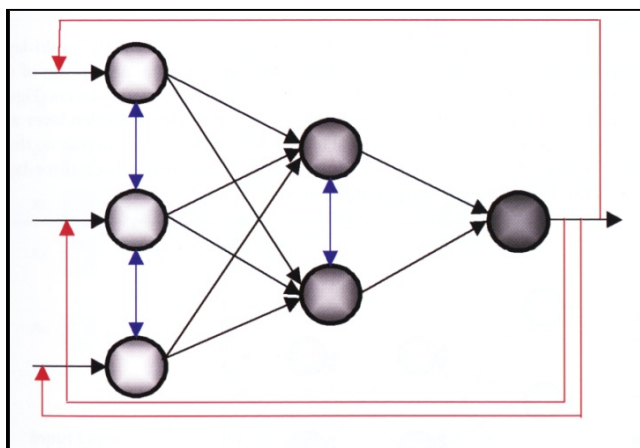
### ۱- مقدمه

تمام چاه‌های یک میدان صورت نمی‌گیرد ولی نمودارگیری ژئوفیزیکی تقریباً در تمام چاه‌ها، طی حفاری و یا بلافاصله بعد از آن انجام می‌گیرد. بنابراین محاسبه‌ی تخلخل و تراوایی از روی نمودارهای چاه‌پیمایی با استفاده از تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی معقول و سودمند خواهد بود. این تکنیک یک روش کم‌هزینه، سریع و دقیق برای تخمین تراوایی مخازن می‌باشد (Saggaf & Nebrija, 2003). هدف از ارائه‌ی این مقاله تعیین تخلخل و تراوایی مخزن آسماری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks) از روی داده‌های نمودارهای چاه‌پیمایی است. این علم به عنوان نسل ششم محاسباتی در زمینه‌هایی مانند مسائل مهندسی، پزشکی و غیره گسترش یافته است و برای حل مسائل بسیار پیچیده از قبیل تقریب (تخمین)، تشخیص الگو و طبقه‌بندی به‌کار می‌رود. در صنعت نفت و گاز نیز در حل مسائل مربوط به تفسیر لاگ‌های چاه‌پیمایی، ویژگی‌های مخزن، بازیافت هیدروکربور

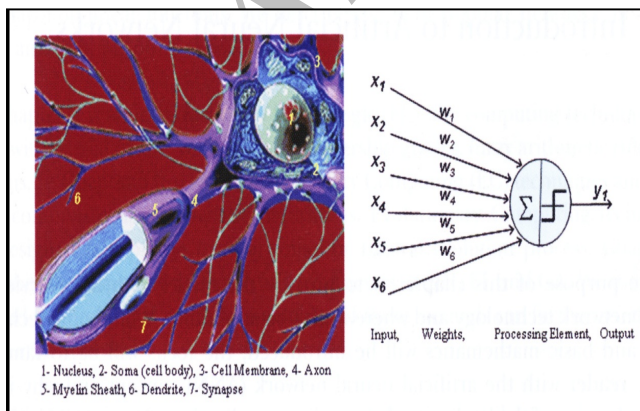
دستیابی به اطلاعات مربوط به تخلخل و تراوایی سازندها، یکی از مشکلات اساسی مهندسين نفت می‌باشد. این پارامترها از مهمترین اطلاعات در زمینه‌ی کارهای طراحی و کنترل عملیات اکتشاف است که مهندسين نفت با آگاهی از آن‌ها توانایی بیشتری در توسعه‌ی اقتصادی میادین نفت و گاز خواهند داشت (Bhatt & Hell, 2002). استفاده از ابزارهای مغزه‌گیری و آوردن نمونه‌هایی از منطقه‌ی مورد نظر به سطح و اندازه‌گیری تخلخل تراوایی تحت شرایط آزمایشگاهی، یکی از مشکل‌ترین و گران‌ترین روش‌ها جهت تخمین تراوایی سازندها می‌باشد. روش دیگر برای دستیابی به تراوایی مخازن، آزمایش چاه است. اطلاعات به‌دست آمده از طریق آزمایش چاه امکان محاسبه‌ی میانگین حجم تراوایی سازندها را برقرار می‌کند (Mohaghegh et al., 1994). به‌دلیل محدودیت‌های موجود (صرف هزینه و وقت زیاد و توقف تولید در حین انجام آزمایش چاه) مغزه‌گیری و آزمایش چاه در

مدل ریاضی یک سلول عصبی را به همراه یک نرون بیولوژیک نشان می‌دهد. مهمترین قسمت این سلول، عناصر پردازشگر نامیده می‌شود که از یک تابع ترکیب و یک تابع انتقال تشکیل شده است. تابع ترکیب ورودی‌های مختلف را در اوزان مربوط به خود ضرب می‌کند و سپس آنها را با هم ترکیب کرده و یک عدد تولید می‌کند. میزان اثر وزن‌های موجود روی هر لینک همتراز با میزان اثر سیناپس‌ها در نرون‌های بیولوژیک می‌باشد (Aminzade & de Groot 2006). به‌علاوه عناصر پردازشگر دارای یک تابع غیر خطی هستند که تابع تحریک یا تابع انتقال نامیده می‌شوند. ورودی تابع انتقال همان خروجی تابع ترکیب می‌باشد. برخی از توابع انتقال عبارتند از: تانژانت سیگموئید (Tansig)، لگاریتم سیگموئید (Logsig) و تابع خطی پورلین (Purlin).

بین نرون‌های مصنوعی و بیولوژیک یک رابطه‌ی نسبی برقرار است که در معادله ۱ به‌صورت ریاضی بیان شده است. این فرمول از یک



تصویر ۱- ساختار شبکه‌ی عصبی پیشخور سه لایه (Aminzade & de Groot 2006)



تصویر ۲- مدل ریاضی سلول عصبی به همراه یک نرون بیولوژیک (Aminzade & de Groot 2006)

و ... کاربرد دارد. همان‌طور که در این مقاله نشان داده خواهد شد استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌دلیل دارا بودن ویژگی‌های زیر، برای تخمین پارامترهای مخزنی بسیار مفید می‌باشد.

• شبکه‌های عصبی به‌شدت موازی هستند، بنابراین کارایی بسیار بالایی دارند.

• شبکه‌های عصبی می‌توانند به‌وسیله‌ی دانش سعی و کوشش شرایط پیش‌بینی نشده را از سایر حدود بشناسند و همچنین می‌توانند این شرایط جدید را استنتاج کنند.

• شبکه‌های عصبی می‌توانند تعداد زیادی داده‌های ورودی را پردازش کنند و سریعاً ارتباط موجود مابین آن‌ها را به‌دست آورند (Aminzade & de Groot 2006).

## ۲- روش مطالعه

### ۲-۱- شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه‌های عصبی مصنوعی، علم جدیدی است که از سیستم شبکه‌های عصبی مغز انسان الگوبرداری شده است. در واقع تقلید بسیار ساده‌ای از رفتار سلول عصبی مغز انسان می‌باشد. به‌طور ساده، شبکه‌های عصبی مصنوعی مجموعه‌ای از تعداد نسبتاً زیادی عناصر پردازشگر (نرون مصنوعی) هستند که به‌طور خاص و منظمی طراحی شده‌اند و سیگنال‌ها روی لینک‌های ارتباطی در بین نرون‌ها رد و بدل می‌شوند (Bhatt & Hell 2002). نرون‌های مصنوعی شبیه نرون‌های بیولوژیک مغز انسان هستند. آنها توانایی یادگیری، آموزش، به‌خاطر سپردن و قابلیت تعمیم دادن نتایج را دارا می‌باشند. شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه‌هایی مانند مسائل مهندسی، پزشکی و غیره گسترش یافته و در صنعت نفت نیز در حل مسائل مربوط به تفسیر لاگ‌های چاه پیمایی، ویژگی‌های مخزن، بازیافت هیدروکربور و... کاربرد دارند (Mohaghegh & Ameri 1995).

ساختار شبکه‌های عصبی، تعداد لایه‌ها، تابع تبدیل هر لایه، تعداد نرون‌ها در هر لایه و اتصالات بین نرون‌ها را مشخص می‌کند. تصویر ۱ ساختار یک شبکه‌ی عصبی پیشخور سه لایه را نشان می‌دهد. اجزاء این شبکه شامل نرون‌ها و لایه‌ها می‌باشد. نرون‌ها در قالب لایه‌ها سازمان‌دهی می‌شوند و هر لایه مسوول یک کار خاص می‌باشد. لایه‌ی ورودی، اطلاعات را از محیط دریافت کرده و آن را به لایه‌ی میانی انتقال می‌دهد. لایه‌ی میانی یا پنهان، اطلاعات وارد شده از محیط به شبکه‌ی عصبی را پردازش و تجزیه و تحلیل می‌کند. لایه‌ی خروجی نیز نتیجه‌ی تجزیه و تحلیل اطلاعات لایه‌ی میانی را دریافت کرده و به شکل معنی‌داری تبدیل کرده و دوباره به محیط برگشت می‌دهد (تصویر ۲).

### ۳- موقعیت مخزن آسماری

سازند آسماری در حوضه‌ی زاگرس و ناحیه‌ی فروافتادگی دزفول واقع شده است. در میدان مورد مطالعه سر سازند آسماری در عمق حدود ۲۵۰۰ متری از سطح دریا واقع می‌شود که دارای ساختمان تاقدیسی بوده و شیبی در حدود ۵ تا ۱۰ درجه دارد. سازند آسماری کم عمق ترین افق تولید نفت در جنوب غرب ایران محسوب می‌شود و در ۴۰ میدان کوچک و بزرگ نفتی در ناحیه‌ی فروافتادگی دزفول مخزن اصلی را تشکیل می‌دهد.

#### ۳-۱- فروافتادگی دزفول (Dezful Embayment)

به‌طور کلی ناحیه‌ای از زاگرس را که سازند آسماری به علت ضخامت زیاد رسوبات فاقد رخنمون می‌باشد را فروافتادگی دزفول می‌گویند. فروافتادگی دزفول در شمال به گسل شرقی - غربی بالا می‌رود، در شمال شرق به خمش شمال غرب - جنوب شرق جبهه‌ی کوهستانی و در غرب - جنوب غرب به زون گسله شمالی - جنوبی قطر - کازرون محدود است (مطیعی ۱۳۷۲).

تمامی میداین بزرگ نفتی ایران در فروافتادگی دزفول متمرکز شده‌اند و کلیه‌ی اطلاعات مربوط به سازند آسماری در فروافتادگی دزفول مخصن به شواهد زیرزمینی از قبیل برداشت‌های ژئوفیزیکی، حفاری و چاه‌پیمایی می‌باشد.

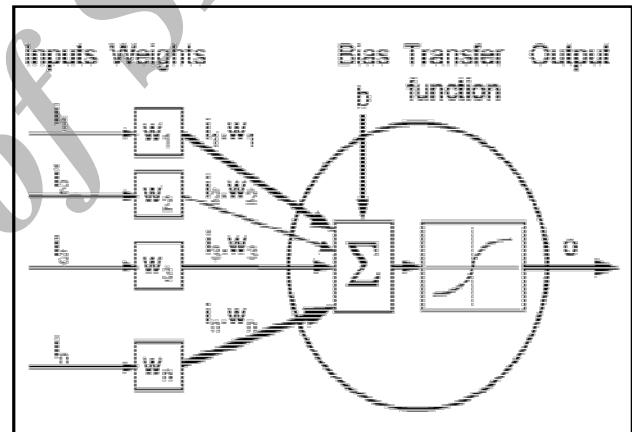
#### ۳-۲- خصوصیات زمین شناسی سازند آسماری

به‌طور کلی سازند آسماری با مشخصات سنگ چینه‌ای، محیط رسوبی و محدودی زمانی الیگوسن تا میوسن زیرین (بوردیگالین) تنها در فروافتادگی دزفول دیده می‌شود که با اندکی تغییر در لرستان نیز قابل تعقیب می‌باشد. سازند آسماری در ناحیه‌ی فروافتادگی دزفول دارای حداکثر گسترش بوده و از نظر سنگ‌شناسی به‌طور اعم کربناتی و شامل آهک، دولومیت، آهک‌های ریبی و شیل است. در جنوب غربی لرستان و میدان‌های نفتی شمال فروافتادگی دزفول یک رخساره‌ی تبخیری به نام کلهر (برای این بخش سن میوسن پایینی را پیشنهاد می‌کنند) به‌صورت جانبی در تداخل این ردیف کربناتی دیده می‌شود و تداوم کوچکتری از این بخش به نام انیدریت قاعده آسماری در امتداد میدان‌های مسجد سلیمان، نفت سفید، هفتکل و پارسا دیده می‌شود. در جنوب فروافتادگی دزفول سازند آسماری به رخساره‌ای از ماسه سنگ، آهک و شیل تغییر می‌یابد که بخش ماسه سنگی اهواز خوانده می‌شود. سن این بخش را به الیگوسن تا میوسن زیرین نسبت می‌دهند (آقاباتی ۱۳۸۳).

تابع ترکیب و یک تابع انتقال (a) تشکیل شده است (Cooke & Schneider 1983)

$$y = a \left[ \sum (w_i x_i) \right] \quad (1)$$

اکثر مواقع سلول عصبی دارای یک ورودی اضافی است که به آن بایاس (Bias) گویند. تصویر ۳ مدل ریاضی سلول عصبی را به صورتی قابل فهم تر نشان می‌دهد که در آن تابع ترکیب، تابع انتقال (Transfer function)، وزن‌های (w) مربوط به هر ورودی (i) و بایاس (b) به‌صورت شماتیک نشان داده شده است. وزن‌ها و بایاس پارامترهای قابل تنظیم شبکه هستند و بر اساس اینکه ورودی - خروجی نرون با هدف خاصی مطابقت کند، تنظیم می‌شوند و به شبکه کمک می‌کنند تا الگوهای موجود را بهتر بشناسند. اگر مجموع وزن‌های سیگنال‌های ورودی بیش از b باشد، نرون تحریک خواهد شد. مجموع حاصل را مجموع وزن‌دار (o) گویند (Aminzade & de Groot 2006).



تصویر ۳- مدل ریاضی سلول عصبی که توابع انتقال، ترکیب، بایاس و وزن‌های ورودی‌ها را به‌صورت شماتیک نشان می‌دهد (Bhatt & Hell 2002).

$$o = \sum w_i x_i - b \quad (2)$$

بر اساس نحوه‌ی اتصال گره‌ها به یکدیگر شبکه‌های عصبی به دو گروه شبکه‌های عصبی پیشخور (Feed-forward networks) و شبکه‌های عصبی پسخور (Feed-back networks) تقسیم می‌شوند. در صنعت نفت برای تعیین خواص پتروفیزیکی مخزن معمولاً از شبکه‌های پیشخور با الگوریتم پسانتشار خطا (BP) استفاده می‌شود. الگوریتم پسانتشار خطا یکی از الگوریتم‌های یادگیری تحت نظارتی است. قانون یادگیری پسانتشار خطا، شامل ارسال مقادیر ورودی به شبکه و محاسبه‌ی اختلاف بین خروجی محاسبه شده از شبکه و خروجی مطلوب است. این خطا به شبکه برگشت داده می‌شود و بر اساس آن پارامترهای شبکه تنظیم می‌شود (Saggaf & Nebrija 2003).

#### ۴- آماده‌سازی داده‌ها برای ورود به شبکه

برای اطمینان از نتایج حاصل از شبکه، باید یک سری تصحیحات و پردازش‌های مقدماتی روی داده‌ها صورت گیرد. در برخی از فواصل چاه ممکن است ریختگی (wash out) وجود داشته باشد. برای حذف اطلاعات مربوط به این فواصل داده‌های مربوط به قطر سر مته حفاری (BS) را از داده‌های لاگ کالیپر کم می‌کنیم، اگر جواب بیش از ۱/۵ اینچ (برای کرنات‌ها) باشد، داده‌های مربوط به این فواصل را حذف می‌کنیم. بعد عمل تطابق عمق بین نمودارهای چاه‌پیمایی (Depth shifting) را انجام می‌دهیم و اگر اختلاف عمقی بین آن‌ها مشاهده شد این اختلاف را تصحیح می‌کنیم (کدخدایی ۱۳۸۳). در مطالعه‌ی حاضر کراس پلات هر یک از لاگ‌ها را در مقابل عمق ترسیم کرده و با انطباق پیک‌های شاخص آن‌ها مشخص کردیم که این لاگ‌ها حدود چند سانتیمتر با هم اختلاف عمق دارند. این اختلاف زیاد نیست و قابل اغماض می‌باشد. همین عمل را برای تطابق عمق بین نمودارهای چاه‌پیمایی و داده‌های مغزه (Depth matching) نیز انجام دادیم، بعد از انطباق پیک‌های شاخص هر یک از نمودارهای چاه‌پیمایی با یکدیگر مشخص شدند. عمق نمودارهای چاه‌پیمایی حدود ۱/۱۳ متر بیشتر از داده‌های مغزه می‌باشد که مورد تصحیح قرار گرفت. همچنین بهترین حالت برای شبکه‌های عصبی هنگامی است که تمام ورودی‌ها و خروجی‌ها بین صفر و یک باشند. به همین دلیل داده‌های ورودی (داده‌های نمودارهای چاه‌پیمایی) و داده‌های خروجی (داده‌های مغزه) را از طریق رابطه‌ی زیر در محدوده‌ی صفر و یک نرمالایز کردیم تا آموزش شبکه به بهترین شکل ممکن انجام گیرد.

$$A = \frac{(X - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} \quad (3)$$

$X$  متغیری است که باید نرمالایز شود،  $X_{\max}$  و  $X_{\min}$  به ترتیب می‌نیم و ماکزیمم متغیر  $X$  می‌باشند،  $A$  نیز مقدار نرمالایز شده متغیر  $X$  که بین صفر و یک است.

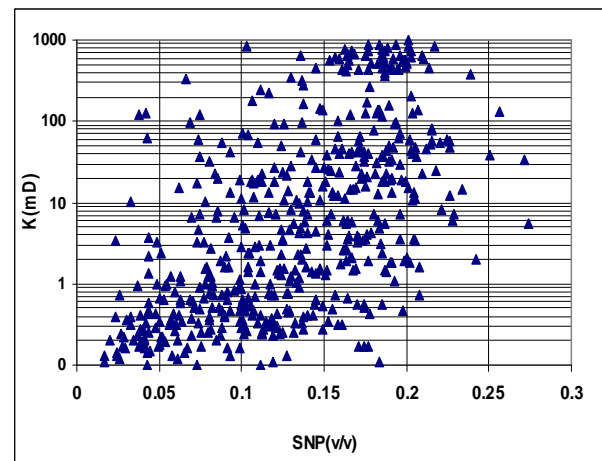
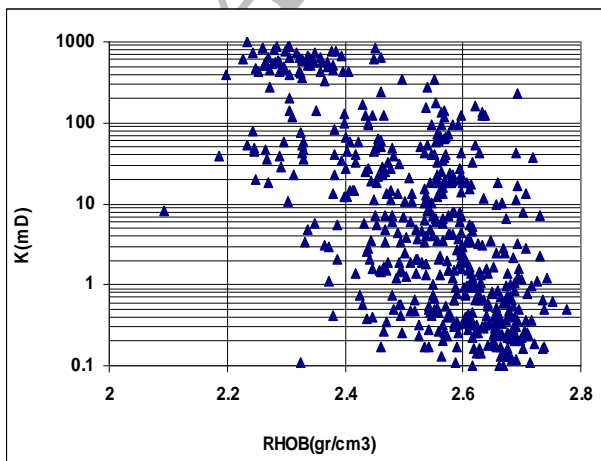
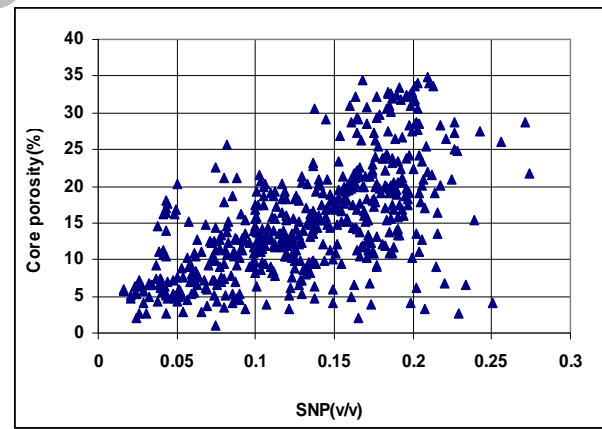
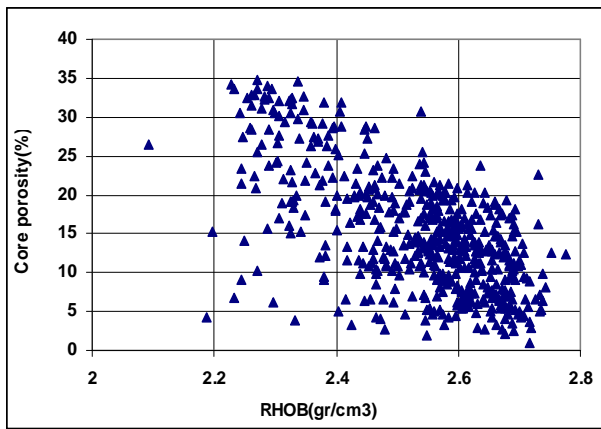
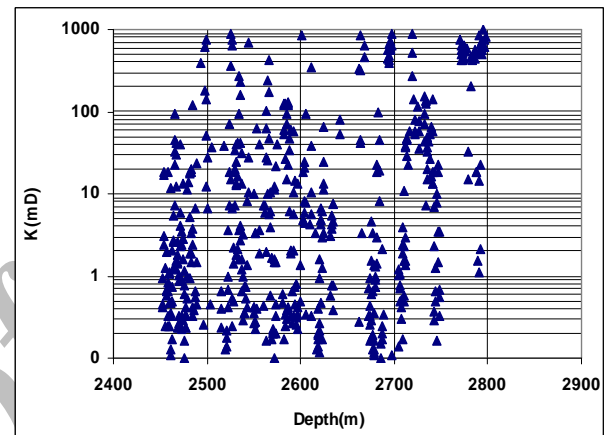
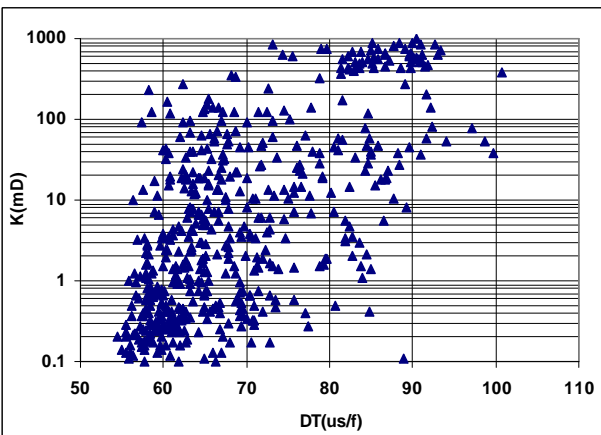
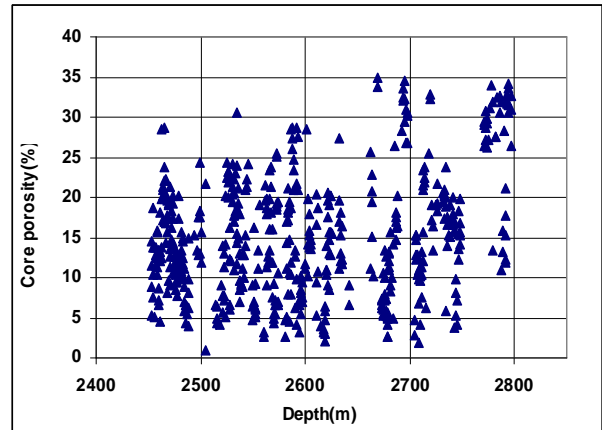
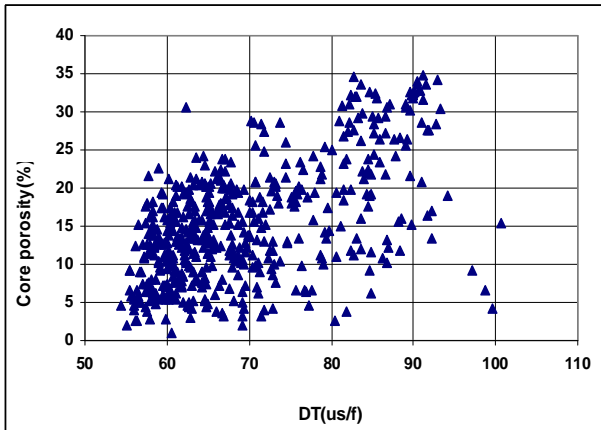
#### ۵- ارتباط پارامترهای ورودی شبکه (نمودار نوترون، صوتی، چگالی، اشعه گاما، مقاومت و عمق) با پارامترهای خروجی مطلوب شبکه (تخلخل و تراوایی)

اندازه‌ی ذرات، شکل ذرات، جورشدگی، گردشدگی، کرویت، آرایش ذرات، فشردگی، سیمان شدن، مقدار و نوع کانی‌های رسی، شکستگی و انحلال به‌عنوان عوامل اصلی در تعیین تخلخل و تراوایی سنگ محسوب می‌شوند (رضایی و چهارازی ۱۳۸۵). برای تشکیل یک شبکه‌ی توانمند و مطلوب ارتباط هر یک از پارامترهای ورودی شبکه

را با تخلخل و تراوایی مورد بررسی قرار می‌دهیم.

تخلخل و تراوایی در همه‌ی رسوبات به‌صورت پیش‌بینی شده‌ای با افزایش عمق کاهش می‌یابد. در این مطالعه به‌دلیل استفاده از داده‌های فواصل مخزنی ارتباط عمق با تخلخل و تراوایی مغزه مبهم می‌باشد تصویر ۴-۱A و ۴-۱B. ابزارهای نوترون مقدار اتم‌های هیدروژن سازند را منعکس می‌کنند. وجود هیدروژن بیشتر نشانه‌ی تخلخل زیاد و برعکس هیدروژن کمتر نشانه‌ی تخلخل کمتر است. تصویر ۴-۱C و ۴-۱D نشان می‌دهد که داده‌های نوترون با تخلخل و تراوایی مغزه در چاه ۲ رابطه‌ی تقریباً خطی و مستقیم دارد. در شرایط یکسان هر چه تخلخل بیشتر شود، زمان عبور موج صوتی از سازند بیشتر می‌شود و بر عکس. تصویر ۴-۱E و ۴-۱F ارتباط تخلخل و تراوایی مغزه با نمودار صوتی را در چاه شماره ۲ نشان می‌دهد، با توجه به تصویر مشاهده می‌شود که تخلخل و تراوایی مغزه با نمودار صوتی رابطه‌ی تقریباً خطی و مستقیم دارد. میزان تخلخل با چگالی سازند ارتباط دارد به طوری که با افزایش چگالی سازند، تخلخل کاهش می‌یابد و برعکس. چون مقدار تراوایی به مقدار تخلخل مؤثر بستگی دارد، بنابراین چگالی سنگ به نوعی با تراوایی در ارتباط است. رابطه‌ی چگالی با تخلخل و تراوایی مغزه در چاه شماره ۲ به‌صورت خطی و معکوس می‌باشد، یعنی با کاهش چگالی، تخلخل و تراوایی افزایش می‌یابد تصویر ۴-۱G و ۴-۱H. نمودار پرتو گاما تا حدی بیانگر حجم رس سازند است. در سنگ‌های مخزن حضور ایلیت موید آن است که مانند پلی، منافذ را به هم وصل می‌کند در کاهش تراوایی مخزن نقش مؤثری دارد، اگر چه در کاهش تخلخل نقش مهمی ندارد. رس‌های ایلیتی که در منافذ ایجاد پل می‌کنند در مقایسه با رس‌هایی که به‌صورت آستری و رس‌های پرکننده‌ی منافذ هستند نقش بیشتری در کاهش تراوایی یک سنگ مخزن دارند. تصویر ۴-۱I و ۴-۱J نشان می‌دهد که تخلخل و تراوایی مغزه با نمودار پرتو گاما رابطه‌ی مبهمی دارد.

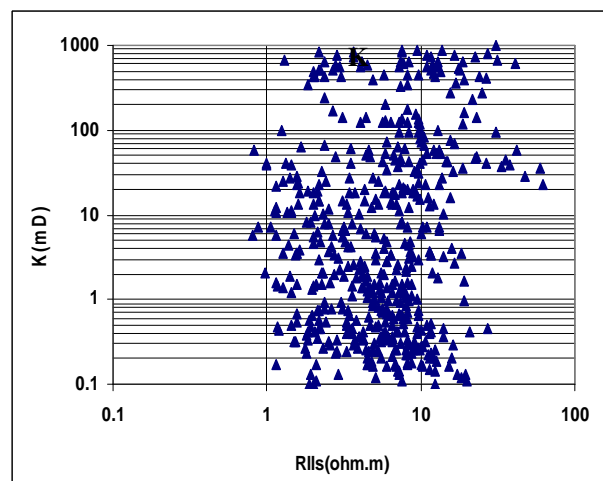
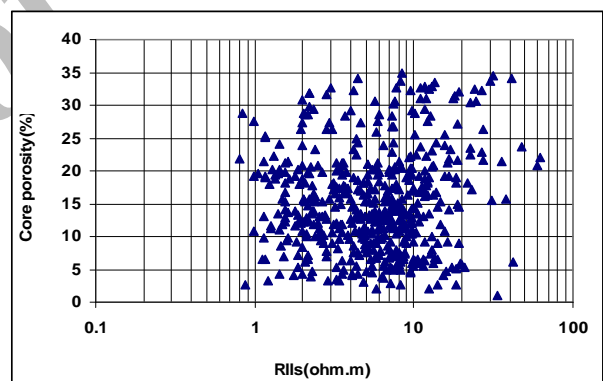
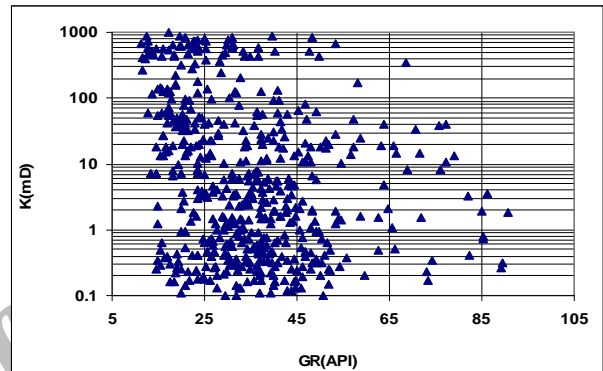
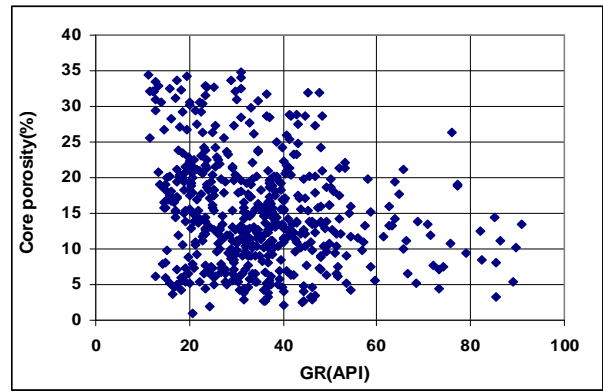
عوامل زمین‌شناسی مختلفی مانند ترکیب سنگ‌شناسی، مقدار تخلخل و بافت سنگ بر نمودارهای مقاومت ویژه تأثیر دارند. بافت سنگ شامل اندازه، شکل، جورشدگی، جهت یافتگی و آرایش دانه‌ها در سنگ بوده و تعیین کننده‌ی نوع تخلخل، توزیع تخلخل و اندازه‌ی فضاهای خالی است. همه‌ی این پارامترها تأثیر بسزایی روی تراوایی مخزن دارند و اندازه‌گیری‌های ابزارهای مقاومت را تحت تأثیر قرار می‌دهند (رضایی و چهارازی ۱۳۸۵). این پارامترها به‌طور مستقیم یا غیرمستقیم بر روی تخلخل تأثیرگذار هستند. با توجه به تصویر ۴-۱K و ۴-۱L مشاهده می‌شود که ارتباط بین تخلخل و تراوایی مغزه و نمودار مقاومت کم عمق به‌صورت مبهم و پیچیده می‌باشد.



#### ۶-تعمین تراوایی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

در این مطالعه از سیستم شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت تشکیل سلول عصبی تراوایی استفاده می‌شود. شبکه‌ی مذکور با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا و شبکه‌ی پیشخور با تابع آموزشی لورنبرگ-مارکوآردت (TriainLM) نوشته شده است. برای یافتن مناسب‌ترین ورودی‌ها که شبکه بتواند با استفاده از آن‌ها بهترین جواب را پیش‌بینی کند از روش کوشش و خطا استفاده می‌شود. با این عمل مشخص می‌شود که اگر از داده‌های نمودارهای صوتی، چگالی، اشعه‌ی گاما و عمق به عنوان ورودی استفاده کنیم، ضریب همبستگی (R) خوبی بین تراوایی مغزه و تراوایی پیش‌بینی شده از شبکه‌ی عصبی به دست خواهد آمد. تصویر ۵ ساختار شبکه استفاده در این مطالعه را نشان می‌دهد. همچنان که در این تصویر مشاهده می‌شود، تعداد نرون‌ها در لایه‌ی ورودی برابر با تعداد متغیرهایی است که به عنوان ورودی در نظر گرفته شده‌اند و برابر با عدد چهار می‌باشد. برای تعیین نرون‌های لایه-ی میانی قانون خاصی وجود ندارد. هرچه تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی بیشتر باشد، قابلیت شبکه برای تشخیص الگو، بیشتر خواهد شد. این توانایی باعث ایجاد یک مشکل اساسی می‌شود و آن این است که شبکه هریک از مثال‌های آموزشی را به خاطر می‌سپارد. این مشکل را بیش برآزش (Overfitting) گویند. برای اجتناب از این مشکل، بهتر است لایه‌ی میانی تا حد امکان، سلول‌های زیادی نداشته باشد (Lim 2005). ما برای تعیین تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی از روش آزمون و خطا استفاده کردیم، بر این اساس بهترین شبکه‌ی انتخاب شده با بیشترین ضریب همبستگی و کمترین خطا، در لایه پنهان خود دارای چهار نرون می‌باشد. همچنان که در تصویر ۵ دیده می‌شود تابع انتقال از لایه‌ی ورودی به لایه‌ی میانی تابع غیرخطی تانژانت سیگموئید و تابع انتقال از لایه‌ی میانی به لایه‌ی خروجی تابع خطی پورلاین می‌باشد. جدول ۱ ضرایب همبستگی (R) به دست آمده در مراحل آموزش و تست را برای ورودی‌های مختلف، توابع انتقال لایه‌ها و تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی را نشان می‌دهد.

منحنی میانگین مربعات خطا برحسب تعداد دوره‌های آموزشی (Epoch) برای داده‌های آموزش نشان می‌دهد که شبکه پس از ۸۰ دور به بهترین یادگیری و کمترین خطا رسیده است. تصاویر ۶ و ۷ کراس پلات تراوایی مغزه و تراوایی پیش‌بینی شده از شبکه‌ی عصبی را به ترتیب در مراحل آموزش و تست نشان می‌دهند. باتوجه به این تصاویر مشاهده می‌شود که ضریب همبستگی مجموعه آموزش ۰/۸۵ و ضریب همبستگی مجموعه تست، ۰/۸۲ می‌باشد. این ضرایب بالا، نشان انتخاب شبکه‌ی مناسب برای تراوایی می‌باشد. تصاویر ۸ و ۹

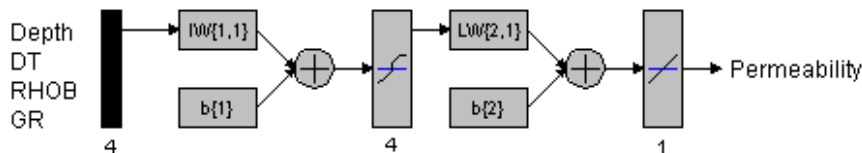


تصویر ۴- کراس پلات‌های مختلف نشان دهنده‌ی رابطه‌ی تخلخل و تراوایی مغزه با عمق (B-A)، نوترون (D-C)، سرعت صوت (E-F)، چگالی (G-H)، پرتو گاما (I-J) و مقاومت منطقه‌ی کم عمق (L-K) در چاه شماره ۲ می‌باشند.

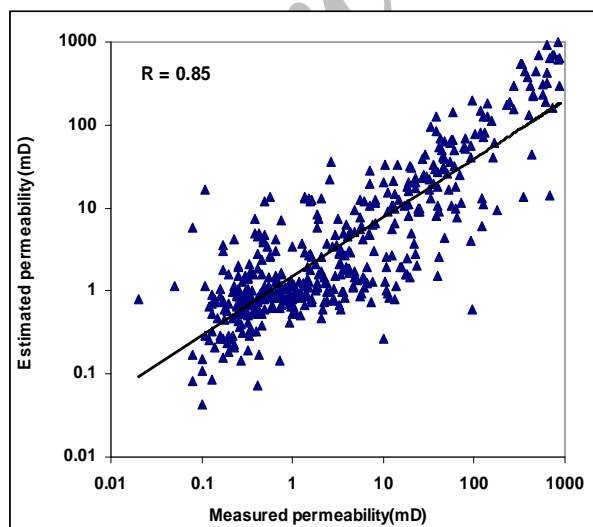
نمودارهای مقایسه‌ی تغییرات تراوایی مغزه و تراوایی به دست آمده از شبکه‌ی عصبی را با افزایش عمق به ترتیب در مراحل آموزش و تست نشان می‌دهند. همان‌طور که از این نمودارها پیداست تراوایی مغزه و تراوایی تخمین زده شده از شبکه‌ی عصبی بسیار نزدیک هستند، به

جدول ۱- ضرایب همبستگی (R) به دست آمده در مراحل آموزش و تست را برای ورودی‌های مختلف، توابع انتقال لایه‌ها، تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی و تعداد دوره‌ها را نشان می‌دهد.

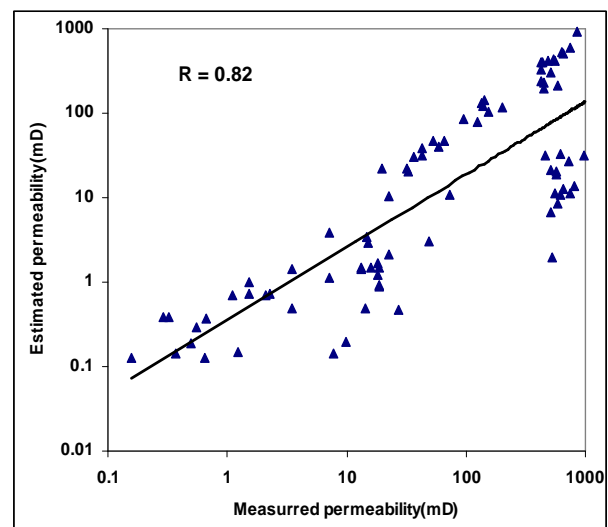
Inputs	No. of hidden layer neurons	Transfer function 1 → 2	Transfer function 2 → 3	Epoch	Test	Train
					R	R
SNP, DT, GR	6	tansig	purelin	30	0.62	0.73
SNP, DT, RHOB, GR, LLD, Depth	9	tansig	purelin	48	0.56	0.87
DT, RHOB, GR	5	tansig	purelin	42	0.76	0.78
Depth, SNP, DT, RHOB, GR	7	tansig	purelin	48	0.76	0.82
Depth, DT, RHOB, GR	4	tansig	purelin	80	0.82	0.85
Depth, GR, LLS, PML	8	tansig	purelin	35	0.62	0.76
SNP, DT, RHOB, GR	8	tansig	purelin	75	0.79	0.82
SNP, DT, RHOB, GR, LLS, LLD	9	tansig	purelin	120	0.77	0.83



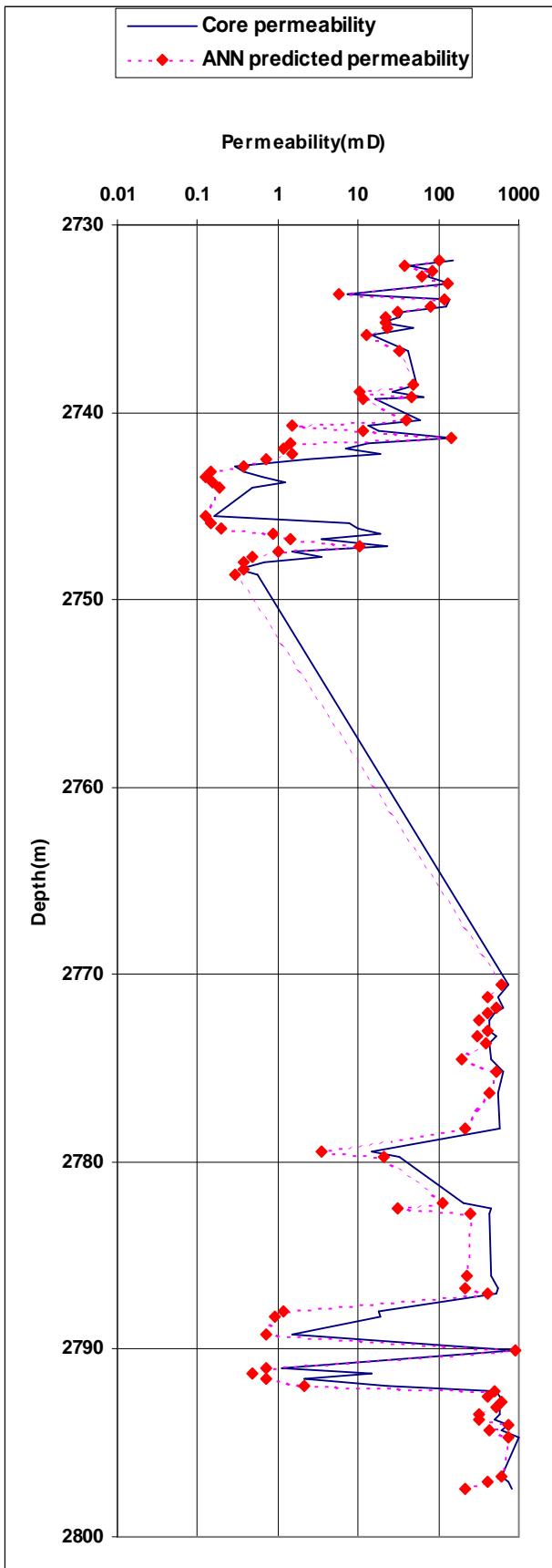
تصویر ۵- ساختار شبکه‌ی عصبی تراوایی، تعداد نرون‌های لایه‌ی ورودی، میانی، خروجی و نوع توابع انتقال را نشان می‌دهد.



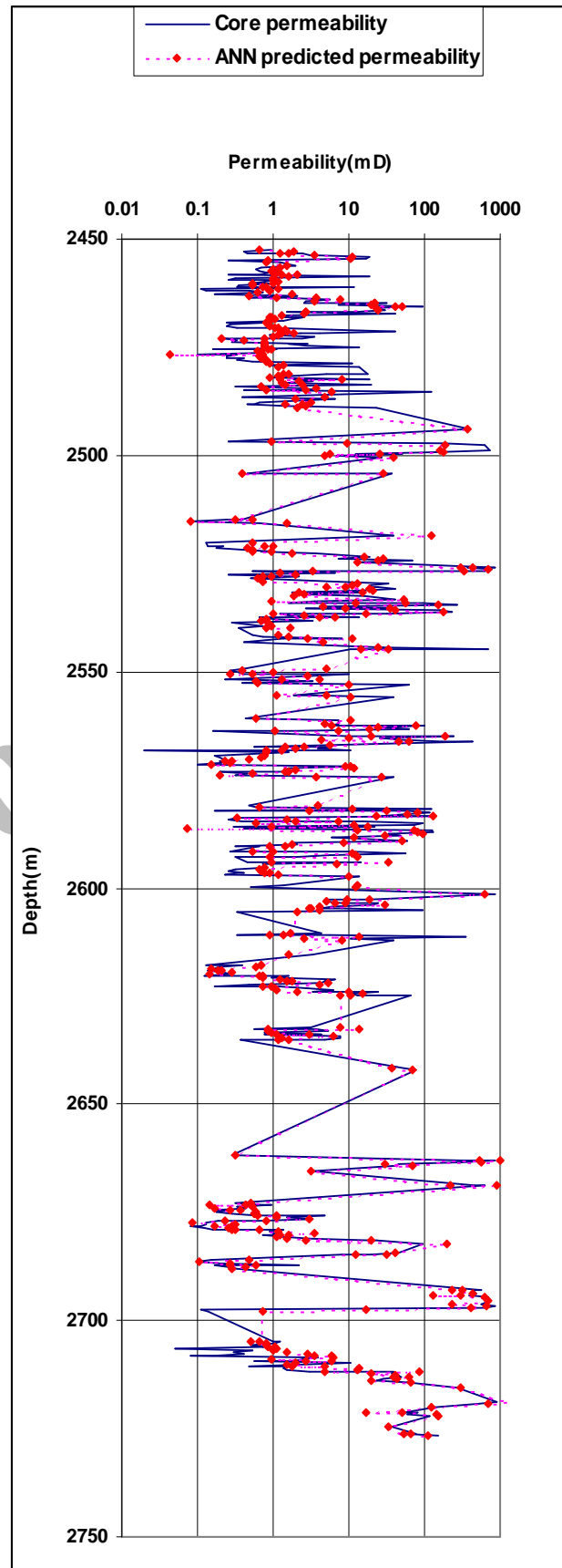
تصویر ۷- کراس پلات تراوایی مغزه و تراوایی پیش‌بینی شده از شبکه‌ی عصبی



تصویر ۶- کراس پلات تراوایی مغزه و تراوایی پیش‌بینی شده از شبکه‌ی عصبی در مرحله آموزش در چاه ۲



تصویر ۹- نمودار مقایسه‌ی تغییرات تراوایی مغزه و تراوایی به‌دست آمده از شبکه‌ی عصبی با افزایش عمق برای مرحله‌ی تست در چاه شماره ۲



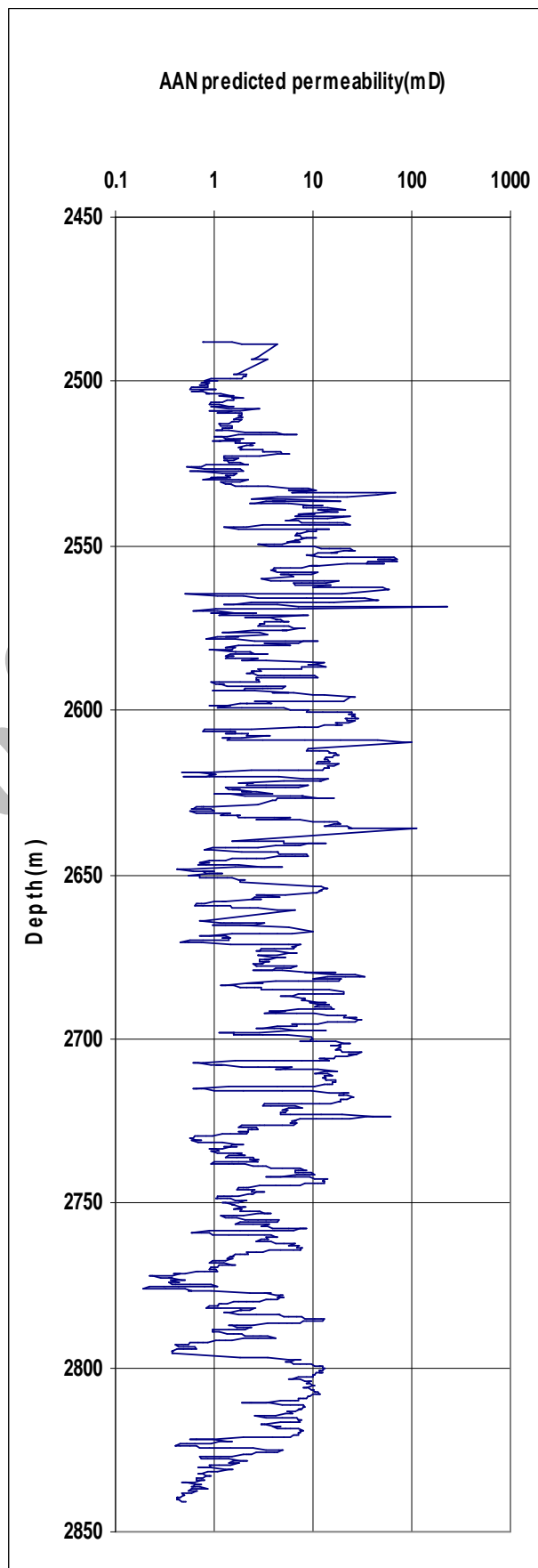
تصویر ۸- نمودار مقایسه‌ی تغییرات تراوایی مغزه و تراوایی به‌دست آمده از شبکه‌ی عصبی با افزایش عمق برای مرحله‌ی آموزش در چاه شماره ۲



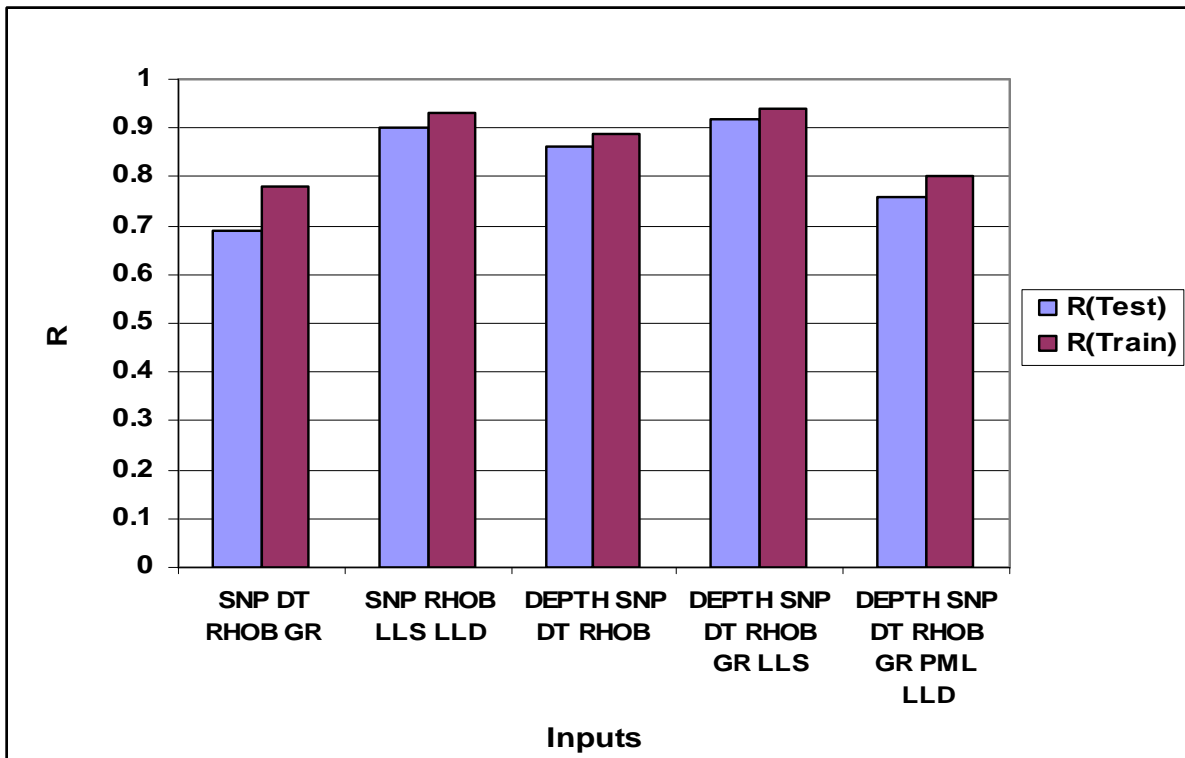
## ۷- تخمین تخلخل با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

در شبکه‌ی تخلخل همانند شبکه‌ی تراوایی، برای یافتن بهترین ورودی‌های شبکه از روش کوشش و خطا استفاده کردیم. یعنی با عبور مجموعه ورودی‌های مختلف به شبکه، ورودی‌هایی که کمترین خطا و بیشترین ضریب همبستگی را نشان دادند به‌عنوان ورودی‌های مطلوب انتخاب شدند.

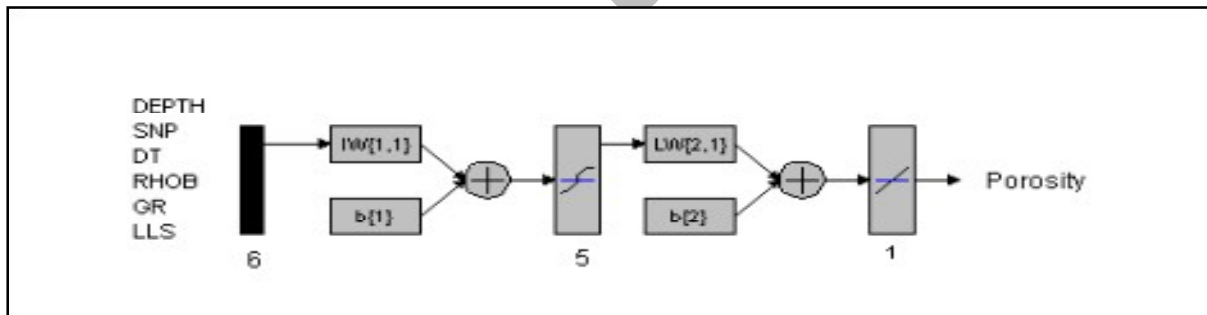
برای طراحی یک شبکه‌ی مطلوب از الگوریتم‌های آموزشی و توابع انتقال مختلفی استفاده کردیم. بر اساس تجربه ثابت شد که شبکه‌های پیشخور با الگوریتم پس انتشار خطا در مورد تعیین پارامترهای مخزنی بهترین نتیجه را می‌دهند. بنابراین جهت تشکیل شبکه‌ی تخلخل از الگوریتم پس انتشار خطا با تابع آموزشی (TrainLM) استفاده کردیم. تصویر ۱۱ هیستوگرام تغییرات ضریب همبستگی برای مجموعه ورودی‌های مختلف را در مراحل آموزش و تست نشان می‌دهد. تصویر ۱۲ ساختار شبکه‌ی تخلخل را نشان می‌دهد. این شبکه دارای ۳ لایه‌ی ورودی، میانی و خروجی می‌باشد. در لایه‌ی میانی این شبکه از تابع تانژانت سیگموئید و در لایه‌ی خروجی نیز از تابع خطی پورلاین به‌عنوان توابع انتقال استفاده شده است. با ثابت نگه داشتن مشخصات فوق شبکه‌های مختلفی را بر اساس ورودی‌های مختلف را در مراحل آموزش و تست نشان می‌دهد. تصویر ۱۲ ساختار شبکه‌ی تخلخل را نشان می‌دهد. این شبکه دارای ۳ لایه‌ی ورودی، میانی و خروجی می‌باشد. در لایه‌ی میانی این شبکه از تابع تانژانت سیگموئید و در لایه‌ی خروجی نیز از تابع خطی پورلاین به‌عنوان توابع انتقال استفاده شده است. با ثابت نگه داشتن مشخصات فوق شبکه‌های مختلفی را بر اساس ورودی‌های مختلف طراحی کردیم. با تغییر دادن تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی سعی کردیم تا شبکه‌ای با کمترین خطا و بیشترین ضرایب همبستگی بدست آوریم. همانطور که در تصاویر ۱۳ و ۱۴ مشاهده می‌شود وقتی داده‌های نمودارهای عمق، مقاومت، نوترون، نمودار اشعه‌ی گاما، صوتی و چگالی را به شبکه وارد کرده و تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی را ۵ قرار دادیم، شبکه نتایج بسیار خوبی را ارائه کرد. این نتایج در تصاویر ۱۵ تا ۱۷ نشان داده شده‌اند. با توجه به این اشکال مشاهده می‌شود که ضریب همبستگی مجموعه‌ی آموزش و تست به ترتیب ۰/۹۴ و ۰/۹۲ می‌باشد، بنابراین تخلخل مغزه و تخلخل محاسبه شده از شبکه‌ی عصبی بسیار نزدیک هستند، به همین دلیل می‌توان نتایج این شبکه را به چاه شماره ۳ که فاقد تخلخل مغزه می‌باشد تعمیم داد.



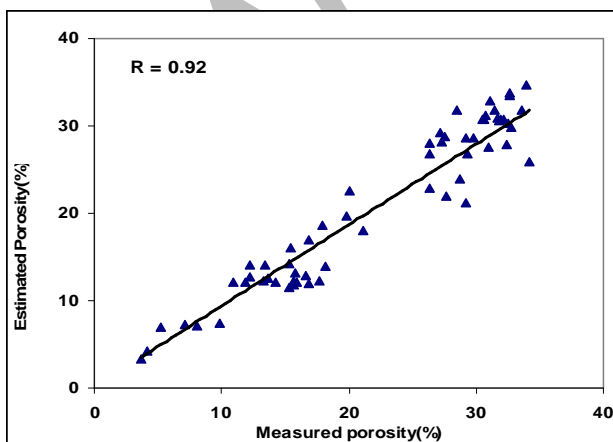
تصویر ۱۰- نمودار تعمیم تراوایی شبکه روی داده‌های چاه شماره ۳



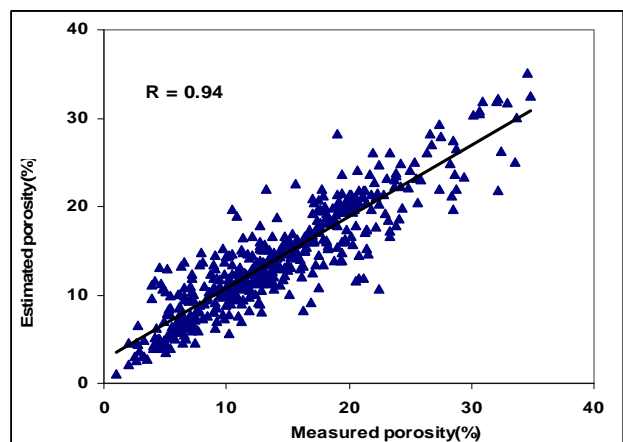
تصویر ۱۱- هیستوگرام تغییرات ضریب همبستگی برای مجموعه ورودی‌های مختلف در مرحله‌ی تست و آموزش



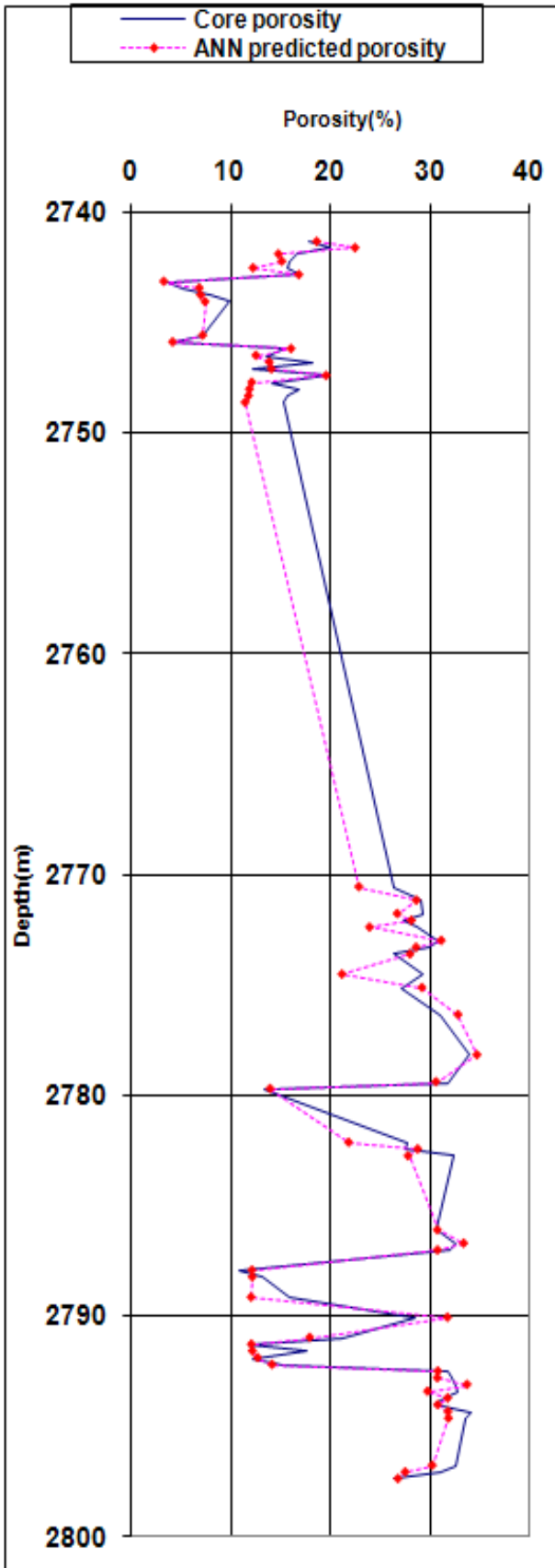
تصویر ۱۲- ساختار شبکه‌ی تخلخل با تعداد نرون‌های لایه‌ی ورودی، لایه‌ی پنهان، لایه‌ی خروجی و نوع توابع انتقال.



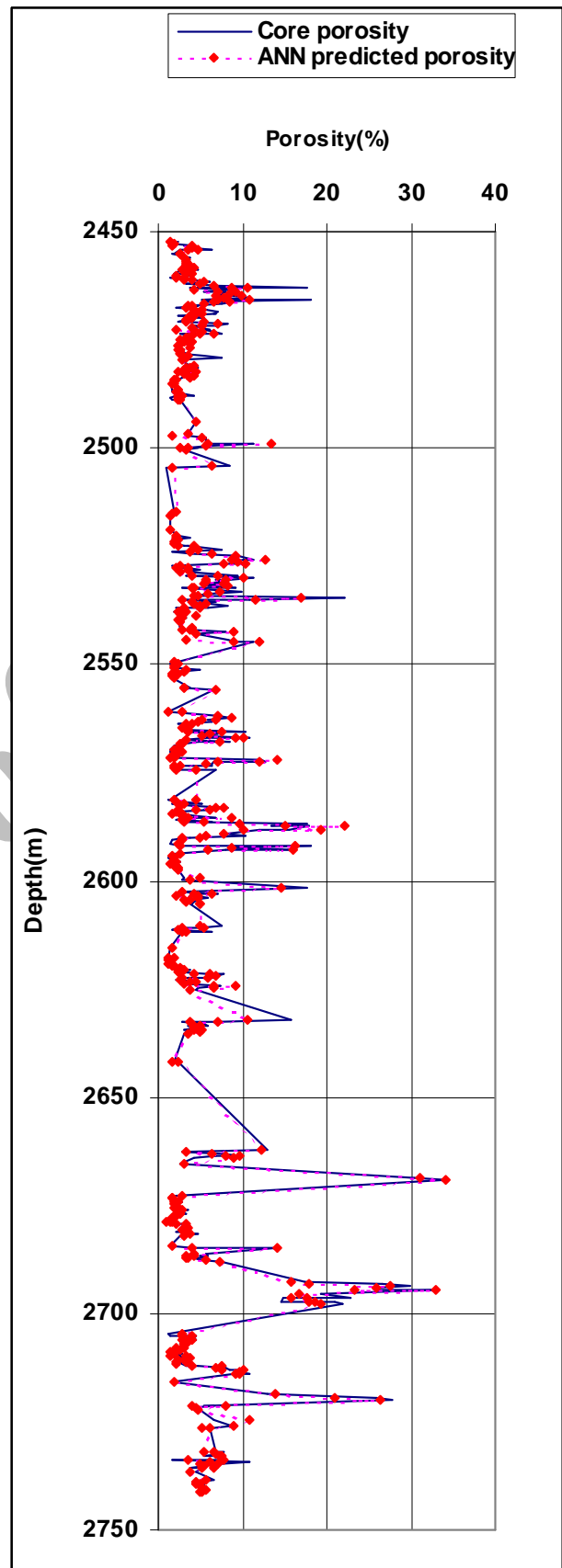
تصویر ۱۴- کراس پلات تخلخل مغزه و تخلخل تخمین زده شده با شبکه‌ی عصبی برای مجموعه‌ی تست با ضریب همبستگی ۰/۹۲



تصویر ۱۳- کراس پلات تخلخل مغزه و تخلخل تخمین زده شده با شبکه‌ی عصبی برای مجموعه‌ی آموزش با ضریب همبستگی ۰/۹۴



تصویر ۱۶- نمودار مقایسه‌ی تغییرات تخلخل مغزه و تخلخل به‌دست آمده از شبکه‌ی عصبی با افزایش عمق برای مرحله‌ی تست در چاه شماره ۲



تصویر ۱۵- نمودار مقایسه‌ی تغییرات تخلخل مغزه و تخلخل به‌دست آمده از شبکه‌ی عصبی با افزایش عمق برای مرحله‌ی آموزش در چاه شماره ۲

• شبکه‌های عصبی توانمند بوده و نواقصشان در حد قابل قبولی است.

• با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان داده‌های نقطه‌ای چاه‌ها را به بخش وسیع تری از مخزن تعمیم داد.

• ضریب همبستگی مجموعه‌ی آموزش و مجموعه‌ی تست شبکه‌ی تراوایی، به ترتیب ۰/۸۵ و ۰/۸۲ می‌باشد. ضریب همبستگی زیاد نشان‌دهنده‌ی قدرت شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تراوایی است.

به دلیل کسب نتایج مطلوب از شبکه و ضریب همبستگی بالا بین تراوایی مغزه و تراوایی تخمین زده شده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان این نتایج را به سایر چاه‌های میدان مورد مطالعه که فاقد تراوایی مغزه بودند تعمیم داد.

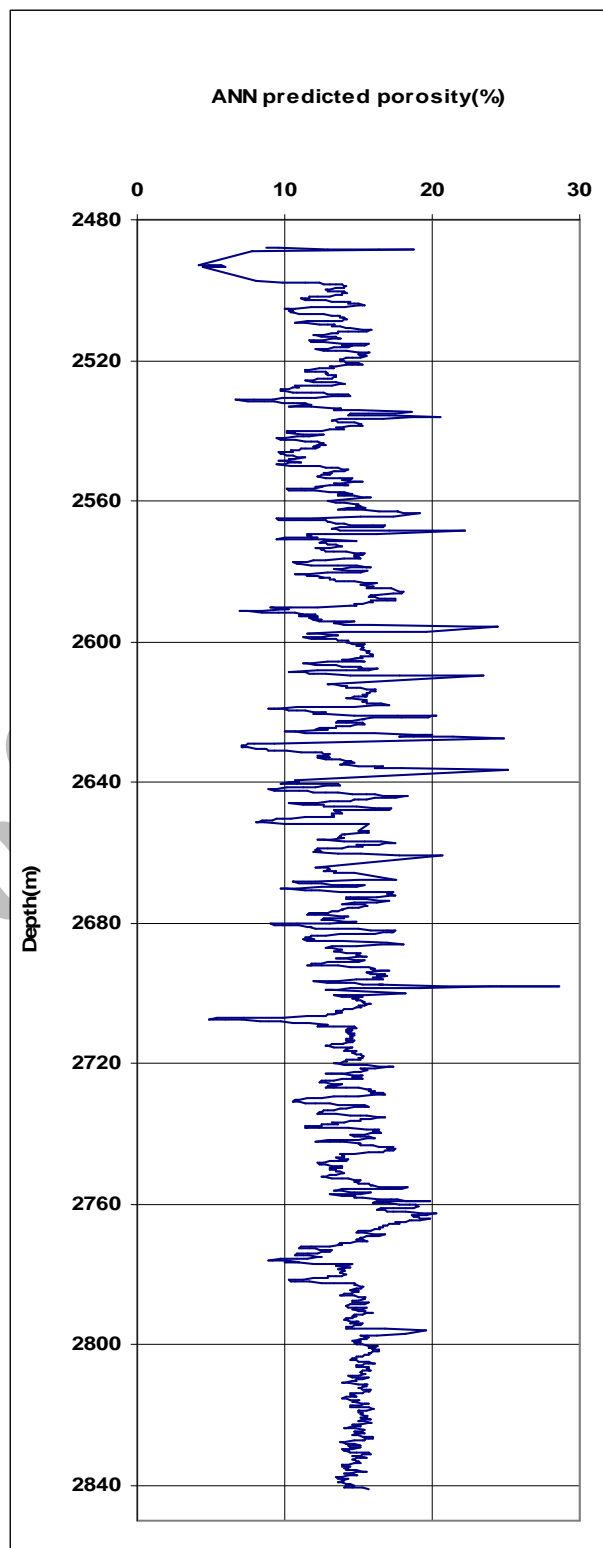
• نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که تطابق خوبی بین تخلخل سنگ مخزن آسماری حاصل از آنالیز مغزه و تخلخل بدست آمده از شبکه‌ی عصبی طراحی شده در این مطالعه وجود دارد. لذا شبکه‌ی طراحی شده در این مطالعه قادر به تخمین قابل قبول تخلخل در سایر چاه‌های میدان مورد مطالعه می‌باشد که از آنها داده‌های مغزه در دست نیست.

### تشکر و قدردانی

از اداره‌ی پتروفیزیک پژوهشگاه صنعت نفت به جهت در اختیار قرار دادن نمونه‌ها و اطلاعات مورد نیاز تحقیق، سپاسگزاری می‌گردد.

### مراجع

- آفانیاتی، ع.، ۱۳۸۳، "زمین شناسی ایران"، انتشارات سازمان زمین شناسی و اکتشافات معدنی کشور، ۵۱۶ ص.
- کدخدایی، ع.، ۱۳۸۳، "شناسایی گروه‌های سنگی و ارزیابی کیفیت مخزنی بخش زیرین سازند کنگان در جنوب خلیج فارس با استفاده از تکنیک منطق فازیپ"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران، دانشکده علوم، ۱۴۶ ص.
- رضایی، م.، چهارزی، ع.، ۱۳۸۵، "اصول برداشت و تفسیر نگارهای چاه پیمایی"، انتشارات دانشگاه تهران، ۶۹۹ ص.
- مطیعی، ه.، ۱۳۷۲، "زمین شناسی ایران، چینه شناسی زاگرس"، سازمان زمین شناسی کشور، ۵۱۹ ص.



تصویر ۱۷- نمودار تعمیم تخلخل شبکه روی داده‌های چاه شماره ۳

### ۸- نتیجه گیری

یافته‌های این تحقیق جهت کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تخمین تخلخل و تراوایی در میدان نفتی آسماری به شرح زیر می‌باشد:

Aminzade, F. & de Groot, P., 2006, "Neural networks and other soft computing techniques with application in the oil industry", EAGE Publications, 129 pp.

Bhatt, A. & Hell, H. B., 2002, "Committee neural networks for porosity and permeability prediction from well logs", Geophysical Prospecting, Vol. 50: 645-660.

**Cooke, D. A. & Schneider, W. A., 1983**, "Generalized linear inversion of reflection seismic data geophysics", *Vol. 48 (06): 665-675*.

**Lim, J. S., 2005**, "Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural network from well data in offshore Korea", *Journal of Petroleum Science and Engineering, Vol. 49: 182-192*.

**Mohaghegh, S. & Ameri, S., 1995**, "Artificial neural network as a valuable tool for petroleum engineer", *SPE, 29220*.

**Mohaghegh, S., Arefi, R., Bilgesu, H. I., Ameri, S. & Rose, D., 1994**, "Design and development of an artificial neural network for estimation of formation permeability", *Proceeding of SPE Petroleum Computer Conference, Dallas, 28237*.

**Saggaf, M. M. & Nebrija, E. L., 2003**, "Estimation of missing logs by regularized neural networks", *AAPG Bulletin, Vol. 87 (8): 1377-1389*.

Archive of SID