

مقایسه نرم افزار پیشرفته ژئولاگ و شبکه های عصبی مصنوعی در تعیین تخلخل و آب اشباع شدگی مخزن نفتی پارسی

حسین حمیدی^۱، مهدی تدینی^۲ و دکتر مجید نبی بیدهندی^۳

چکیده

در صنعت نفت تعیین خواص پتروفیزیکی مخزن (تخلخل، آب اشباع شدگی)، معمولاً توسط روشهایی چون آنالیز مغزه و آزمایش چاه (Well Test) انجام می شود که مستلزم صرف زمان و هزینه گزافی می باشد و ضمناً بعلت نبود مغزه های کافی و تغییرات سنگ شناسی و ناهمگنی سنگ مخزن، تعیین این پارامترها توسط روشهای معمول از دقت چندانی برخوردار نمی باشد. بنابراین روش بهینه برای کاهش هزینه ها و زمان و افزایش دقت استفاده از ارزیابیهای نرم افزارهای پیشرفته (ژئولاگ) و روشهای تخمینی (شبکه های عصبی مصنوعی پس انتشار خطا) می باشد. که توسط این دو روش می توان با داشتن اطلاعات مغزه چند چاه، این اطلاعات را برای مابقی میدان (چاههای دیگر) تعمیم داد. در این مقاله از شبکه های عصبی مصنوعی پس انتشار خطا (BP – ANN) که برنامه آن در محیط نرم افزار متلب (MATLAB) نوشته شده با استفاده از نگارهای پتروفیزیکی برای پیش بینی هر چه دقیق تر این پارامترها در میدان نفتی پارسی واقع در جنوب غربی ایران استفاده شده است. این شبکه در چاههای شماره ۳۳ و ۱۹ این میدان که دارای مغزه بودند مورد آموزش، آزمایش، آزمون و تعمیم پذیری قرار گرفته است. سپس خروجی های این شبکه با ارزیابیهای حاصله از نرم افزار ژئولاگ مقایسه شده است. با توجه به نتایج حاصله نتیجه گیری شده است که شبکه های عصبی پس انتشار خطا نسبت به نرم افزار پیشرفته ژئولاگ در تعیین خواص پتروفیزیکی از صحت و دقت بیشتری برخوردار است. در مرحله آخر تخلخل و آب اشباع شدگی در چاههای شماره ۴۸ و ۴۹ و ۶۴ که فاقد مغزه هستند توسط شبکه شبیه سازی شده است.

کلید واژه ها : ژئولاگ، شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا، تخلخل، آب اشباع شدگی، نگار، زون، آسماری، آموزش، تعمیم پذیری

Comparison of advanced Geolog Software and artificial neural network for determining porosity and water saturation in Parsi Oil Field

H. Hamidi, M. Tadayoni and Dr. M. Nabi-Bidhendi

^۱ کارشناس ارشد، دانشکده نفت، دانشگاه آزاد واحد علوم و تحقیقات تهران، ایران E-mail: hossein_hamidi_59@yahoo.com

^۲ کارشناس شرکت ملی نفت ایران E-mail: tadayoni@nioc.com

^۳ دانشیار موسسه ژئوفیزیک، دانشگاه تهران، ایران E-mail: mnbhendi@ut.ac.ir

Abstract

In oil industry porosity and water saturation of oil reservoir rock are usually determined by Core Analysis and Well Test methods. But these methods are expensive and time consuming. Also because of lithology changes, heterogeneity of reservoir rock, and nonexistence of sufficient well cores, determination of the parameters by these usual methods are not accurate. So the best way to decrease cost, increase accuracy, and decrease time is applying advanced software such as Geolog and Back-Propagation of Error Artificial Neural Network (BP-ANN). In this paper, a BP-ANN is designed to predict the porosity and water saturation of formations using the well logs data in Parsi field, located in south-west of Iran. The data of two wells (No. 33 and No. 19) that have core data are used for training, testing, validation, and generalization processes. Then the BP-ANN results are compared to evaluations obtained from Geolog Software (GS). With respect to the results, it is concluded that the BP-ANN is more accurate than GS in determining petrophysical parameters (porosity and water saturation). At the end, water saturation and porosity are simulated in three other wells (No. 48, 49, and 64) that lack core data. The BP-ANN is programmed by Matlab software.

Keywords: Geolog, Back propagation of error artificial neural network, Porosity, Water saturation, Log, Asmari, Training, Generalization

مقدمه:

که در این مطالعه از روش احتمالات استفاده شده است (Geolog6.6, 2005). در روش مولتی مین توسط نرم افزار ۵ مرحله باید طی شود تا به نتایج محاسبات نزدیک گردیم:

- ۱- محاسبات اولیه
 - ۲- بسط دادن مدل اولیه
 - ۳- تعریف عدم قطعیت ها (اختیاری)
 - ۴- مرحله آنالیز توسط نرم افزار
 - ۵- رسم پلات ها و گزارش نهایی
- شبکه های عصبی مصنوعی پس انتشار خطا (BP-ANN) یکی از روشهای جدید، کم هزینه و دقیقی است که می تواند با استفاده از لاگهای پتروفیزیکی پارامترهای تخلخل، آب اشباع شدگی را در کمترین زمان ممکن تعیین کند (Al-Qahtani, 2000). این شبکه ها، شبکه عصبی زیستی را الگوی خود قرار داده بطوریکه توان بسیار زیادی در فرآیندهای یادگیری و آموزش و سازگار کردن ورودیها و خروجی های مطلوب دارند. این شبکه ها دارای دو مزیت عمده هستند (Rumelhart *et al*, 1986):

۱. دریافت بیش از یک نوع ورودی (انواع لاگهای وابسته به تخلخل و آب اشباع شدگی).
۲. تعیین یک مدل و الگوی ریاضی مناسب بین تخلخل و آب اشباع شدگی مخزن و لاگهای ورودی به شبکه

تخلخل و آب اشباع شدگی از خواص مهم مخزن بشمار می روند که تعیین دقیق، کم هزینه و سریع آنها در صنعت نفت از اهمیت ویژه ای برخوردار است. از آنجایی که میدان پارسی از لحاظ سنگ شناسی و رسوبگذاری ناهمگن و دارای پیچیدگی های خاص خود می باشد، برای تعیین هرچه دقیقتر این خصوصیات باید از اکثر چاهها مغزه تهیه کرد که با توجه به وسعت میدان و تعدد چاهها (۶۶ حلقه چاه) چنین روشی مستلزم صرف هزینه و زمان فراوانی خواهد بود. همچنین تعیین این پارامتر به کمک روش آزمایش چاه به علت صرف هزینه های گزاف و توقف تولید در حین انجام این آزمایش، چندان مقرون به صرفه نمی باشد (Crain, 2003). بنابراین روش بهینه برای کاهش هزینه ها و زمان و افزایش دقت، استفاده از ارزیابیهای نرم افزاری (ژئولاگ) و شبکه های عصبی مصنوعی پس انتشار خطا می باشد که توسط این دو روش می توان با داشتن اطلاعات مغزه چند چاه، این اطلاعات را برای مابقی میدان (چاههای دیگر) تعمیم داد. امروزه در تمام مباحث پتروفیزیکی در شرکت های معتبر از نرم افزار ژئولاگ استفاده می شود که بر مبنای دو روش محاسبه قطعی^۱ و احتمالات^۲ (مولتی مین) عمل می کند،

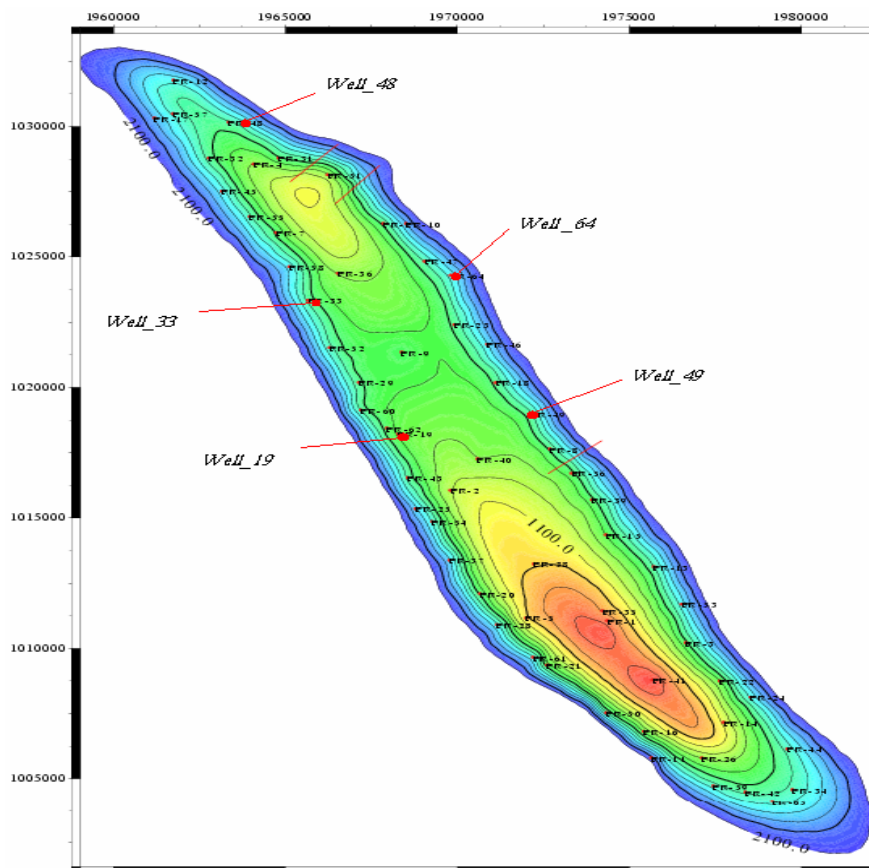
^۱ - Deterministic

^۲ - Probabilistic

چاههای مورد مطالعه، شامل چاههای ۱۹، ۳۳، ۴۸، ۴۹، ۶۴ می باشند که چاههای شماره ۳۳ و ۱۹ برای آموزش، آزمایش و آزمون مورد استفاده قرار گرفته و چاههای شماره ۴۸ و ۴۹ و ۶۴ برای تعمیر پذیری استفاده شده است.

زمین شناسی میدان پارسى

میدان پارسى در سال ۱۹۶۴ میلادی (۱۳۴۳ شمسی) در ناحیه فرو افتاده دزفول شمالی و در حدود ۱۳۰ کیلومتری جنوب شرقی اهواز کشف گردید و از آن زمان تا به حال ۶۶ حلقه چاه حفاری شده است. میدان پارسى با ذخیره حدود ۳ میلیارد بشکه نفت و ۹ TCF گاز قابل



شکل ۱- نقشه منحنی هم تراز زیر زمینی سر سازند آسماری میدان پارسى

سنگ آسماری از نظر سنگ شناسی طبق گزارش ها به ۵ زون تقسیم بندی گردیده است. زون ۱ در ابتدا و زون ۵ در قاعده سازند آسماری قرار گرفته است:

زون-۱: این زون عمدتاً از دولومیت با لایه‌هایی از آهک تشکیل یافته است ولی در مجموع آهک های آن نسبت به زون ۱ بیشتر و از میزان دولومیت کاسته می گردد.

زون-۲: این زون از آهک، دولومیت و شیل تشکیل یافته است ولی در مجموع آهک های آن نسبت به زون ۱ بیشتر و از میزان دولومیت کاسته می گردد.

زون-۳: این زون عمدتاً از دولومیت با لایه‌هایی از آهک تشکیل شده است و بالاترین بخش مخزن

مخزن رسوبات انیدریت- نمک توأم با آهک و آهک شیلی رسوبگذاری نموده اند ولی در شرق مخزن رسوبات تبخیری دیده نمی شود. این زون از تخلخل خوبی برخوردار است. چنانچه دارای رسوبات آرژیلی و تبخیری فراوان می باشد و درمقایسه با زونهای قبلی از بهره دهی چندان خوبی برخوردار نیست.

نقشه تطابق چینه ای چاههای شماره ۱۹، ۳۳، ۴۸، ۴۹،

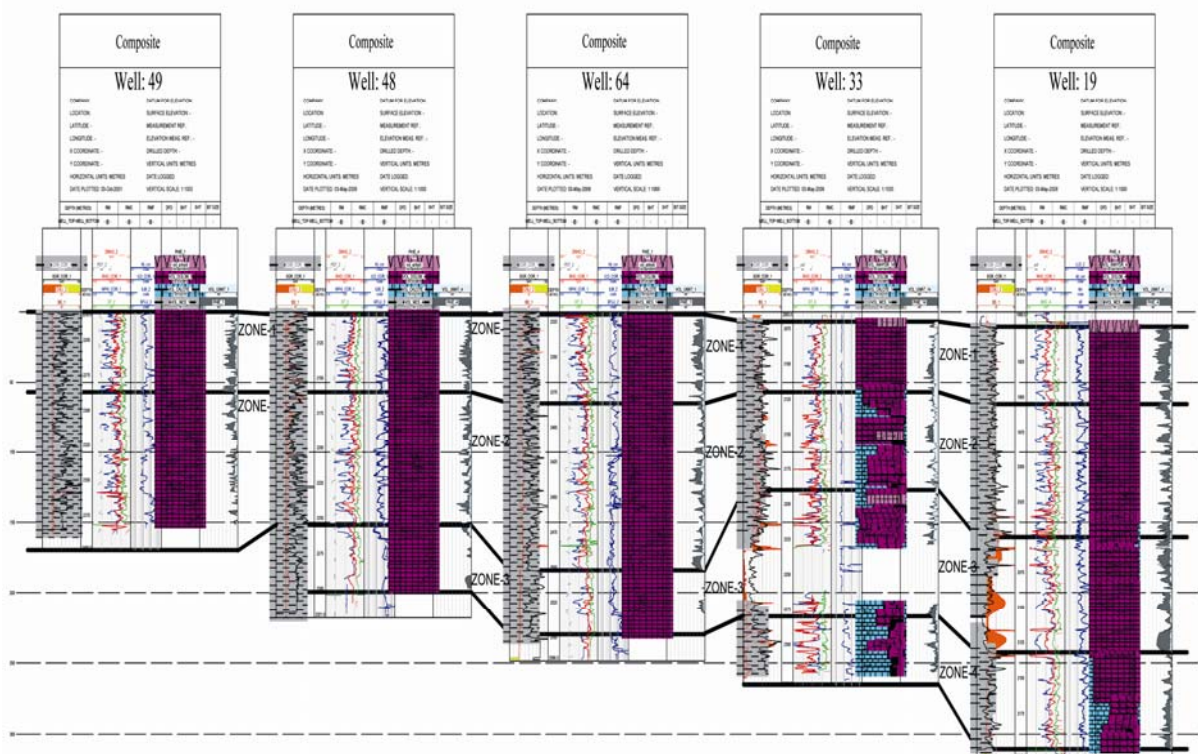
۶۴ در شکل ۲ نشان داده شده است. (نرم افزار ژئولاگ)

زون-۳: این زون از آهک و شیل تشکیل گردیده و نسبت به زون ۲ دارای ترکیبات شیلی کمتری می باشد و از تخلخل خوبی برخوردار است.

زون-۴: این زون از آهک، آهک شیلی و شیل تشکیل گردیده است. این زون نیز همانند زون ۲ دارای ترکیبات آرژیلی زیادی می باشد به همین دلیل نسبت به زون های بالایی دارای تخلخل کمتری است.

زون-۵: کیفیت این زون در شرق مخزن با غرب مخزن از نظر لیتولوژی متغیر است. چنانچه در غرب

Asmari Reservoir Stratigraphic Correlation Chart (Parsi Field)



شکل ۲- نقشه تطابق چینه ای چاههای شماره ۱۹، ۳۳، ۴۸، ۴۹، ۶۴ (با استفاده از نرم افزار ژئولاگ)

شناخته می شود. روش دوم بیشتر مبتنی بر روش های نوین و احتمالات آماری است که بدین صورت به پاسخ های پتروفیزیکی نزدیک می شود. جهت ارائه یک آنالیز موفق یکسری مراحل مشخص باید طی گردند. لیست زیر نشان دهنده مراحل مختلف انجام روش مولتی مین می باشد (Geolog6.6, 2005):

نرم افزار ژئولاگ در نوع خود بهترین و کامل ترین نرم افزار ارزیابی پتروفیزیکی است که از دو روش عمده در بررسی پتروفیزیکی سازند استفاده می کند. روش نخست روش سنتی قدم به قدم محاسبه پارامترهای پتروفیزیکی است که تحت عنوان روش دترمینیستیک^۱

¹ - Deterministic

◀ زمانیکه مدل ارائه شد، نتایج را می توان توسط چیدمان های^۵ از قبل تعیین شده امتحان کرد و جهت کسب بهترین نتایج مقایسه های متعددی بین مدل ها و آنالیزهای اجرا قابل انجام است.

◀ زمانیکه آنالیزهای راضی کننده بدست آمد، گزارش های هر آنالیز در فواصل عمقی قابل دستیابی است.

چاههای کلیدی جهت تأیید مدل های پتروفیزیکی و مقایسه نتایج سنگ شناسی، تخلخل و اشباع آب بدست آمده از نرم افزار و داده های مغزه انتخاب شدند. چاه کلیدی ایده آل بایستی دارای سری کامل داده های پتروفیزیکی، مغزه و چاه آزمایی باشد. در چاههای مورد مطالعه در این میدان، از چاه های شماره ۱۹ و ۳۳ مغزه گیری انجام شده و آزمایشات مغزه روی آن انجام شده است.

در شکل ۳ مقایسه لاگهای تخلخل حاصل از ارزیابی (خطوط ممتد) و اطلاعات حاصل از توصیف مغزه ها (نقاط مجزا) را در ستون اول مشاهده می کنید. البته به دلیل پاره ای مسائل امکان تطابق کامل تخلخل مغزه با نگار وجود ندارد زیرا انجام آزمایشات تخلخل مغزه در شرایط محیطی و همچنین وجود میکرو درزه ها در پلاگهای^۶ تهیه شده می تواند باعث افزایش تخلخل مغزه گردد. نحوه تهیه پلاگ از مغزه در آزمایشگاه، امکان تخریب کانیهای شیلی در حین تهیه و آماده سازی پلاگ و خطاهای اندازه گیری، می تواند عامل افزایش یا کاهش تخلخل مغزه نسبت به لاگ باشد. ناهمگونی^۷ تخلخل موجود در دیواره چاه که توسط دستگاه نمودارگیر اندازه گیری می شود و تخلخل موجود در مغزه که از فضای درون چاه تهیه می شود، عمق نفوذ متفاوت دستگاههای چاه نگاری و دستگاههای آزمایش مغزه و نیز عدم انطباق دقیق عمق مغزه با نگار از عوامل دیگر اختلاف بین تخلخل مغزه و نگار می باشند

◀ جابجایی نقاط عمیق: اسپایک زدایی^۱ و از بین بردن پیکهای نگار.

◀ تصحیحات محیطی: تصحیحات محیطی در مورد لاگها بسیار مؤثر است. مولتی مین در واقع داده ها را همانطور که رفتار واقعی سازند است مورد مطالعه قرار می دهد. از مزایای این روش تعمیم دادن روش به چاه های مجاور است.

◀ محاسبات مقدماتی: این محاسبات جهت ارزیابی پارامترهای درون چاهی مورد استفاده در روش مولتی مین انجام می شود که عبارتند از، مشخصات گل درون چاهی، پروفیل دما و فشار. روش متریک^۲، تجربی^۳ و ترکیب دو روش^۴ در محاسبات قابل استفاده است.

◀ تفکیک لایه به زون های مختلف و استفاده از نمودارهای متقاطع مختلف کمک شایانی در تخمین لیتولوژی زونها و ساختن مدل کلی و محاسبه پارامترها می کند.

◀ ساختن مدلها که پس از ساخت می توان در آنها تغییراتی ایجاد کرد و در پروژه های دیگر نیز استفاده نمود.

◀ عدم قطعیت های متفاوت را می توان برای هر نگار محاسبه و در مدل استفاده کرد، که مبنای اصلاحات و تصحیحات محیطی شرکت های انجام دهنده عملیات نمودارگیری، از قبیل شلومبرژه، هالیبرتون، اسلیوز و ... است. چنانچه عدم قطعیت های ثابتی مد نظر باشد نتیجتاً نیازی به اجرای نمودارهای تصحیحاتی عدم قطعیت نیست و فقط ثابت ها را در مدل تعریف می کنیم.

◀ آنالیز اجرا: این آنالیز قابل اجرا در یک چاه در فواصل عمقی مختلف است.

¹ - De Spike

² - Metric

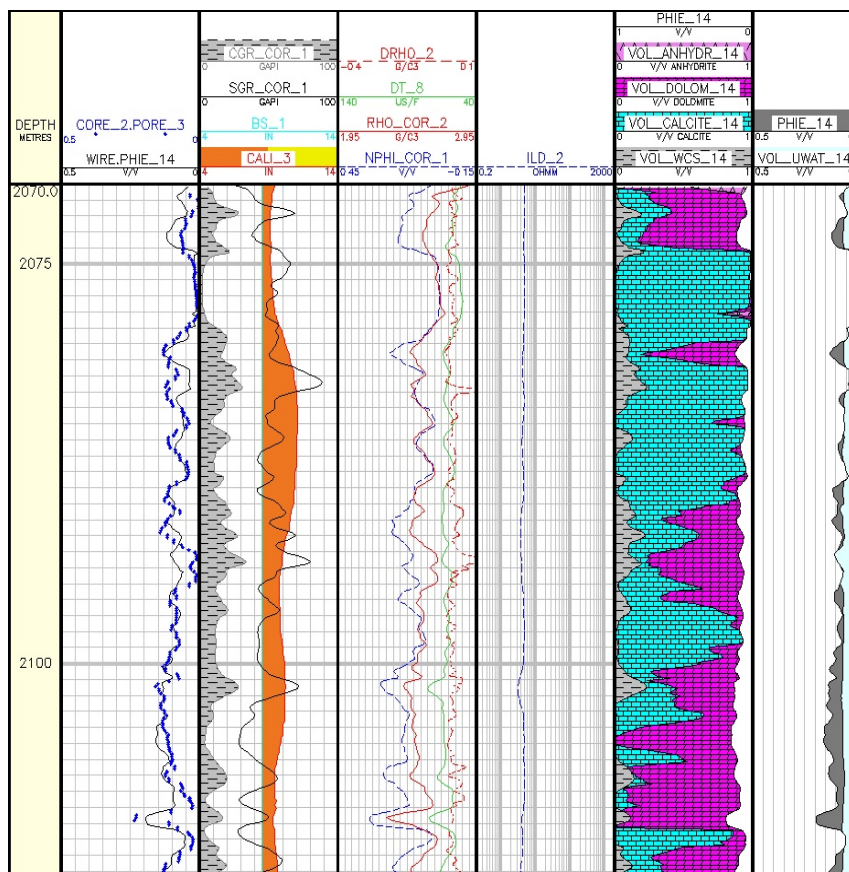
³ - Empirical

⁴ - Mixed

⁵ - Layouts

⁶ - Core Plug

⁷ - Heterogeneity



شکل ۳: مقایسه نتایج تخلخل حاصل از ارزیابی و مغزه (خطوط ممتد و نقاط) در چاه ۳۳ با استفاده از نرم افزار ژئولاگ

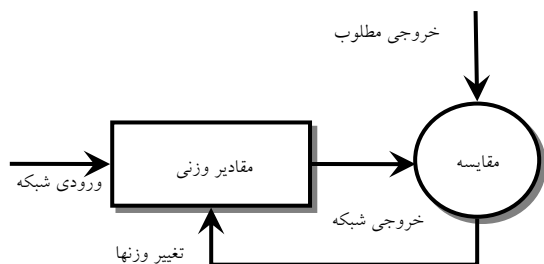
شبکه های عصبی مصنوعی پس انتشار خطا

این شبکه به عنوان مجموعه ای از ابزار آتاتی است که شبکه عصبی بدن را سرمشق قرار داده است و دارای توانایی در یادگیری و پرداختن به موقعیتهای جدید است. شبکه عصبی مصنوعی یک سیستم پردازش اطلاعات است که در انجام وظایف خود مانند شبکه عصبی بدن عمل می کند (Rumelhart et al, 1986). شبکه های عصبی بر اساس فرضیات زیر تقسیم بندی شده است :

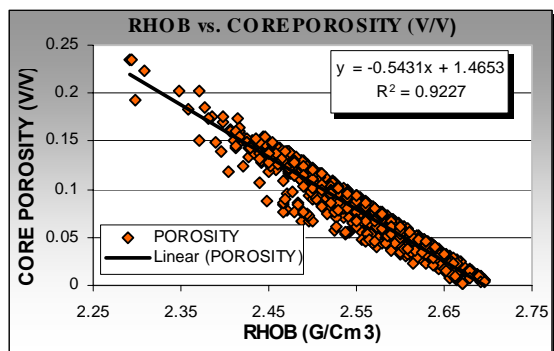
- ❖ پردازش اطلاعات در واحدهای ساده ای بنام نرون انجام می شود.
- ❖ سیگنالها از طریق اتصالهای ارتباطی بین نرونها عبور می کنند.
- ❖ هر اتصال ارتباطی دارای وزن مخصوص بخود است که یک شبکه عصبی این وزن را در سیگنال عبوری ضرب می کند.

❖ هر نرون یک تابع فعال (معمولا غیر خطی) را در ورودیها بکار می بندد تا بتواند خروجی مطلوب را بدست آورد.

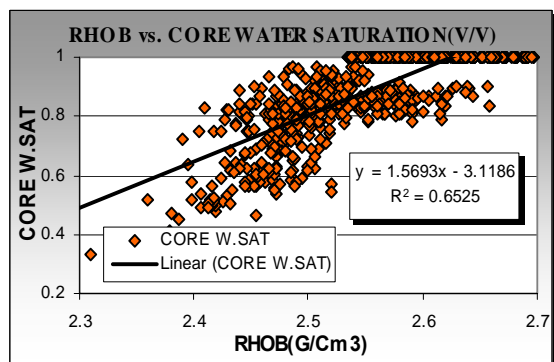
این شبکه ها شامل چندین عنصر ساده (از قبیل نرونها، دندریتها...) می باشند. هر نرون مشخص دارای ورودی (**I_i**) است که در وزن (**W_i**) مختص به خود ضرب می شود و هر نرون مصنوعی می تواند دارای ورودیهای فراوان باشد، در حالیکه تنها دارای یک خروجی باشد. این ورودیها با هم جمع می شوند و سپس به تابع فعال شبکه منتقل شده و در نهایت خروجی بدست می آید (Mohaghegh et al, 1994) (شکل ۴).



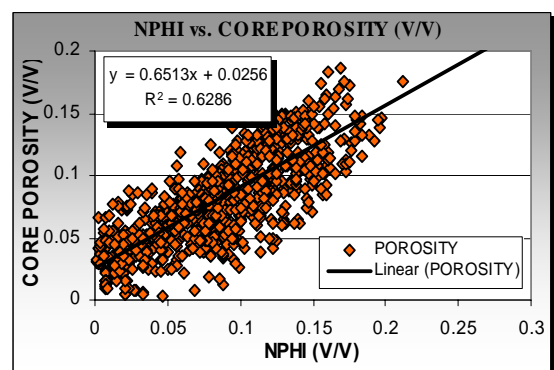
شکل ۴- روند کلی شبکه های عصبی



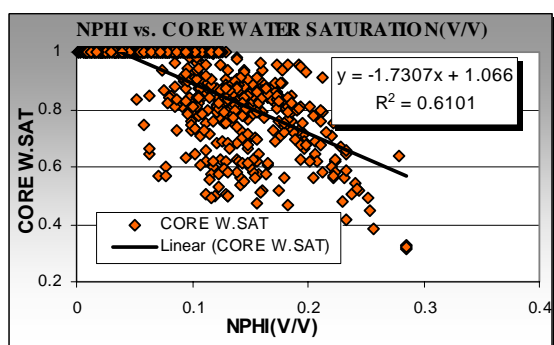
شکل ۶



شکل ۷



شکل ۸



شکل ۹

شبکه های پس انتشار خطا (BP-ANN) شبکه هایی هستند که دارای سه لایه ورودی، میانی و خروجی می باشند. در این شبکه ها از دو تابع **sigmoid** و **purelin** برای آموزش شبکه استفاده شده است (Parker, 1985). فرآیند آموزش شبکه بطوری است که ابتدا ورودیها (اطلاعات لاگها) به نرونهای لایه ورودی داده شده و پس از محاسبه اختلاف بین خروجی شبکه و خروجی مطلوب، خطای مربوطه دوباره به شبکه برگشت می خورد و مجدداً وزنهای در جهت کاهش خطا، خود را با شرایط جدید سازگار می کنند. برای کاهش خطا و رسیدن به خروجی مطلوب فرآیند آموزش چندین بار تکرار می شود تا آنجائیکه به هدف نهایی دست پیدا کنیم (Mehnaj, 2000). برای تعیین تعداد نرونهای لایه های میانی رابطه یا قانون خاصی وجود ندارد ولی افزایش و یا کاهش هر کدام در فرآیند آموزش شبکه سهم بسزایی دارد لذا برای تعیین آنها باید در فرآیند آموزش شبکه در هر تکرار تعداد آنها را تغییر داد تا بهترین نتیجه بدست آید (Callan, 1999).

شبیه سازی توسط شبکه های عصبی مصنوعی پس انتشار خطا

در فرآیند پردازش داده ها در شبکه از روش **EARLY STOPPING** استفاده شده است. در این روش تمام داده ها به چهار قسمت تبدیل و در چهار فرآیند آموزش، آزمایش، آزمون و تعمیم پذیری بکار می روند. انتخاب داده ها در شبیه سازی بسیار مهم است (Mehnaj, 2000). با توجه به اشکال ۶ تا ۱۱ تداخل و آب اشباع شدگی حاصل از مغزه با نگارهای مربوطه (چهار شماره ۳۳) از انطباق خوبی برخوردار است بنابراین به همین دلیل از این نگارها در شبیه سازی شبکه یا به ورودی به شبکه استفاده شده است.

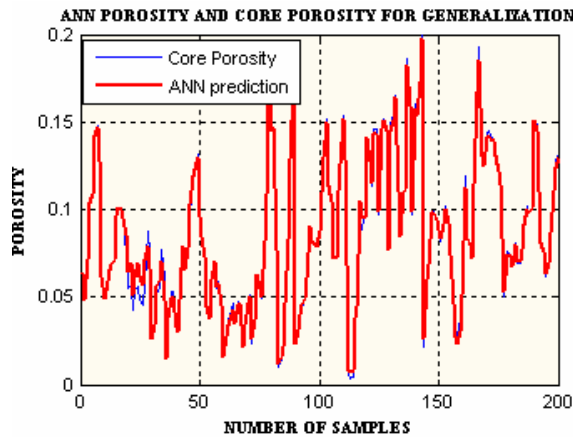
و در مرحله آخر یا تعمیم پذیری (Generalization)

نتیجه زیر حاصل شده است:

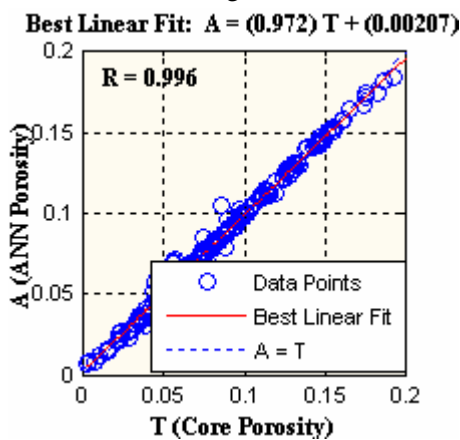
✓ ضریب همبستگی بین تخلخل حاصل از مغزه و تخلخل شبیه سازی شده توسط شبکه در چاههای شماره ۱۹ و ۳۳ به ترتیب برابر با ۰/۹۹۷ و ۰/۹۹۶ بدست آمده است. (اشکال ۱۲، ۱۳ و ۱۶، ۱۷)

سپس بمنظور مقایسه تخلخل حاصل از ژئولاگ و تخلخل شبیه سازی شده توسط شبکه، در مرحله آخر یا تعمیم پذیری از تخلخل ژئولاگ به جای تخلخل مغزه استفاده شده و نتیجه زیر حاصل شده است:

✓ ضریب همبستگی بین تخلخل حاصل از ژئولاگ و تخلخل شبیه سازی شده توسط شبکه در چاههای شماره ۱۹ و ۳۳ به ترتیب برابر با ۰/۷۹۵ و ۰/۷۰۶ بدست آمده است. (اشکال ۱۴، ۱۵ و ۱۸، ۱۹)

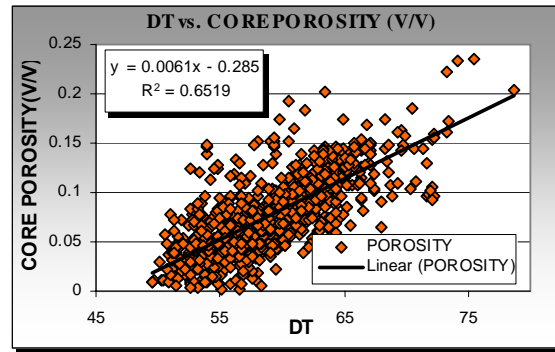


شکل ۱۲

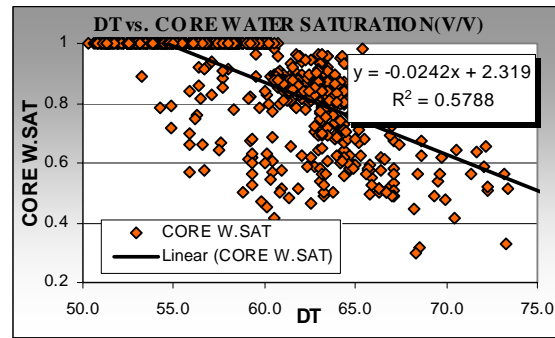


شکل ۱۳

شکل ۱۲ و ۱۳: مقایسه تخلخل حاصل از شبکه عصبی و مغزه در چاه ۳۳ از عمق ۲۱۶۲-۲۲۰۵ متری

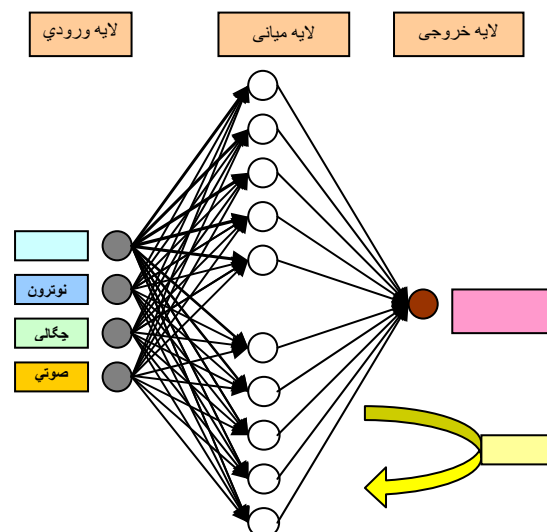


شکل ۱۰

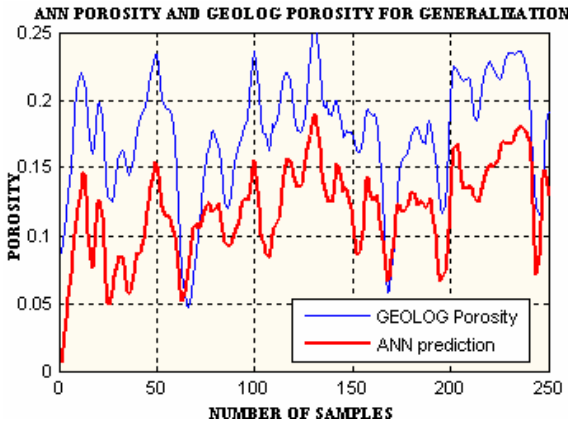


شکل ۱۱

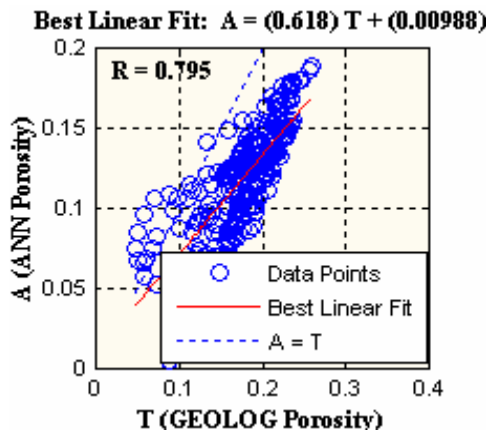
در این مقاله، برای چاههای شماره ۱۹ و ۳۳ بطور جداگانه داده های خام مربوط به قرائتهای نگارهای صوتی، چگالی، گاما و نوترون در سازند مخزنی آسماری و الگو خروجی مطلوب یعنی تخلخل مغزه مربوطه بعنوان چهار مجموعه آموزشی، آزمایشی، آزمون و تعمیم پذیری وارد شبکه‌ای با ۴ نرون در لایه ورودی، ۱۰ نرون در لایه میانی و ۱ نرون در لایه خروجی شده‌اند (شکل ۵).



شکل ۵- ساختار شبکه BP ۴ نرون در لایه ورودی، ۱۰ نرون در لایه میانی و ۱ نرون در لایه خروجی



شکل ۱۸



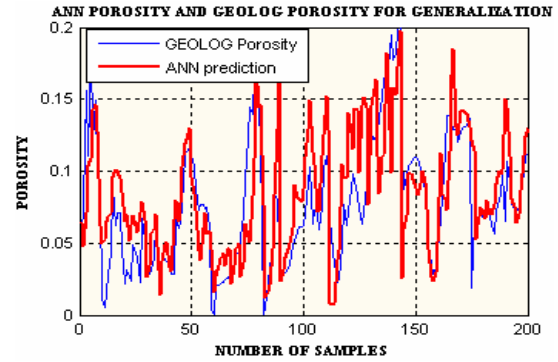
شکل ۱۹

شکل ۱۸ و ۱۹: مقایسه تخلخل حاصل از شبکه عصبی و ژئولاگ در چاه ۱۹ از عمق ۱۹۴۰-۱۹۰۱ متری

تنها وجه تمایز شبیه سازی آب اشباع شدگی توسط شبکه نسبت به تخلخل در چاه های ۱۹ و ۳۳، این است که از نگار مقاومت مخصوص و الگوی خروجی مطلوب آب اشباع شدگی به ترتیب جای نگار گاماری و خروجی مطلوب تخلخل استفاده می شود و در مرحله آخر یا تعمیم پذیری (Generalization) نتایج زیر حاصل شده است:

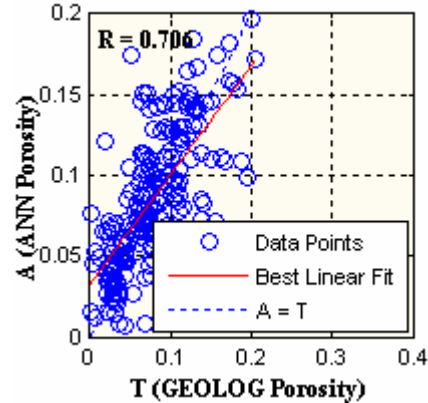
✓ ضریب همبستگی بین آب اشباع شدگی حاصل از مغزه و آب اشباع شدگی شبیه سازی شده توسط شبکه برای چاههای شماره ۱۹ و ۳۳ به ترتیب برابر با ۰/۹۴۹ و ۰/۸۵۹ بدست آمده است. (اشکال ۲۰، ۲۱ و ۲۴، ۲۵)

✓ ضریب همبستگی بین آب اشباع شدگی حاصل از ژئولاگ و آب اشباع شدگی شبیه سازی شده توسط



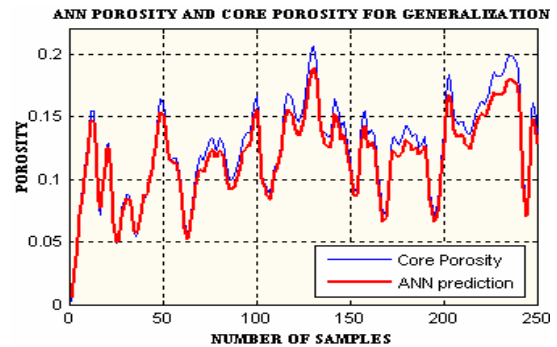
شکل ۱۴

Best Linear Fit: $A = (0.677) T + (0.0328)$



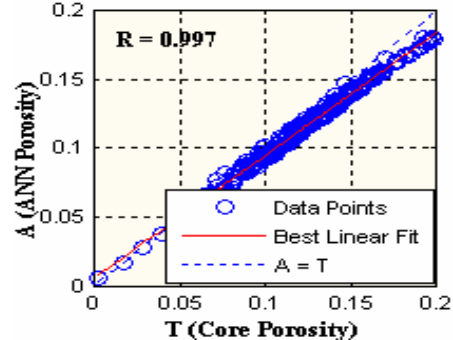
شکل ۱۵

شکل ۱۴ و ۱۵: مقایسه تخلخل حاصل از شبکه عصبی و ژئولاگ در چاه ۳۳ از عمق ۲۱۶۲-۲۲۰۵ متری



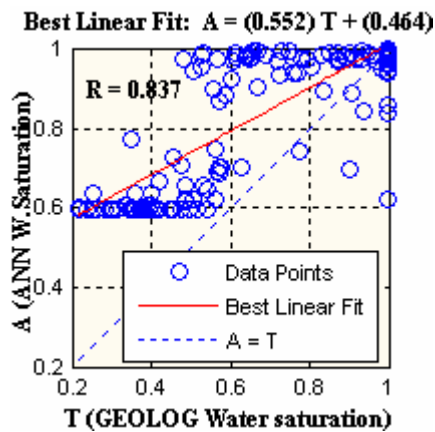
شکل ۱۶

Best Linear Fit: $A = (0.896) T + (0.00511)$



شکل ۱۷

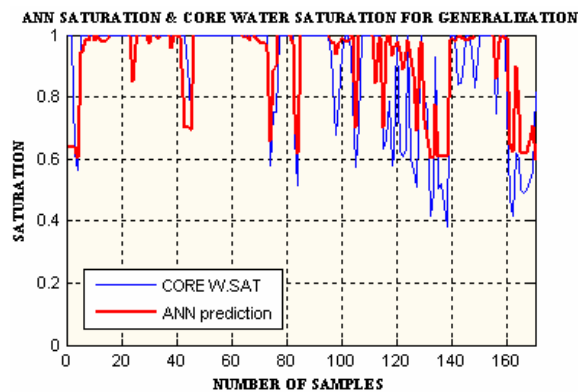
شکل ۱۶ و ۱۷: مقایسه تخلخل حاصل از شبکه عصبی و مغزه در چاه ۱۹ از عمق ۱۹۴۰-۱۹۰۱ متری



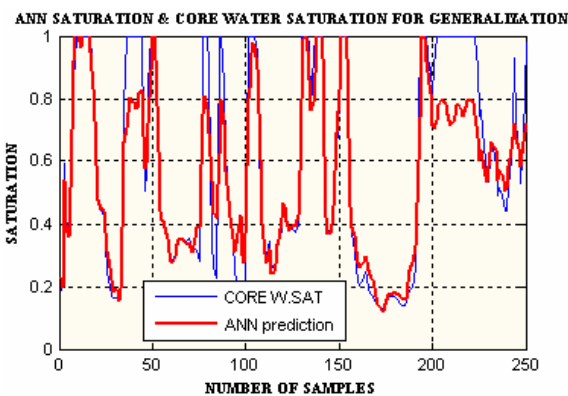
شکل ۲۳

شکل ۲۲ و ۲۳: مقایسه آب اشباع شدگی حاصل از شبکه عصبی و ژئولاگ در چاه ۳۳ از عمق ۲۱۸۴-۲۲۷۸ متری

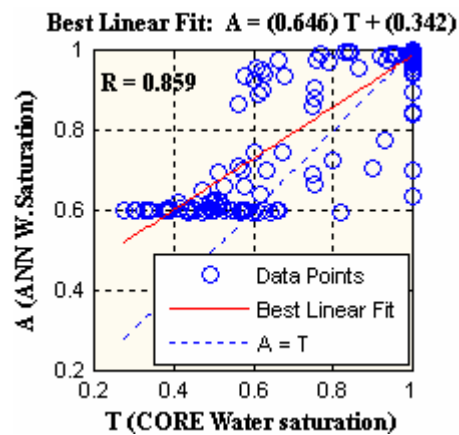
شبکه برای چاههای شماره ۱۹ و ۳۳ به ترتیب برابر با ۰/۷۳۰ و ۰/۸۳۷ بدست آمده است. (اشکال ۲۲، ۲۳ و ۲۶، ۲۷)



شکل ۲۰

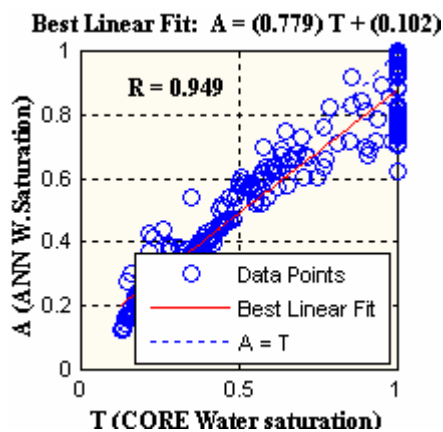


شکل ۲۴



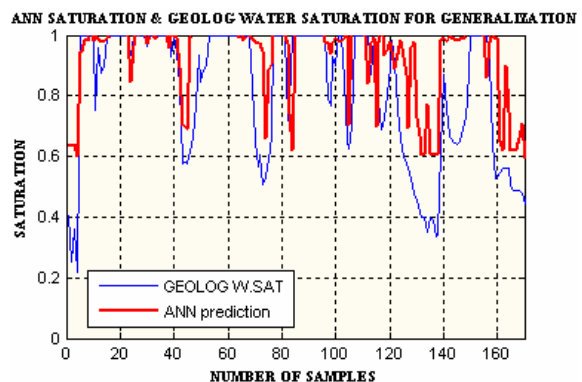
شکل ۲۱

شکل ۲۰ و ۲۱: مقایسه آب اشباع شدگی حاصل از شبکه عصبی و مغزه در چاه ۳۳ از عمق ۲۱۸۴-۲۲۷۸ متری



شکل ۲۵

شکل ۲۴ و ۲۵: مقایسه آب اشباع شدگی حاصل از شبکه عصبی و مغزه در چاه ۱۹ از عمق ۲۰۶۹-۲۱۱۱ متری



شکل ۲۲

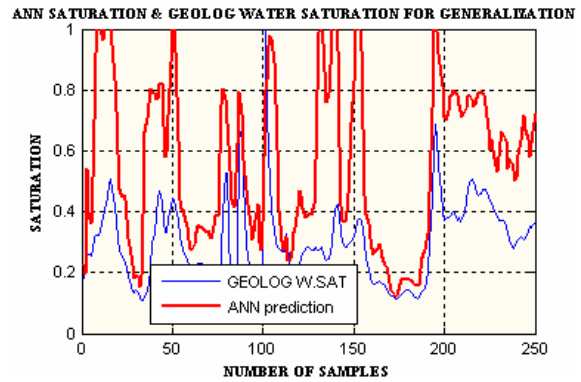
نتیجه گیری

۱. نرم افزار ژئولاگ یکی از بهترین نرم افزارها در زمینه تفسیر پتروفیزیکی می باشد که با استفاد از آن میتوان پس از زون بندی و ارزیابی پارامترهای پتروفیزیکی، تطابق بین چاهها را توسط آن نشان داد. لذا خروجی که با این نرم افزار پیشرفته بدست می آید ظاهرا می بایستی جواب دقیقی ارائه دهد ولی هنگامی که خروجی این نرم افزار با خروجی شبکه مقایسه شد به این نتیجه رسیدیم که این نرم افزار نسبت به شبکه عصبی از دقت کمتری برخوردار است. بنابر این پیشنهاد می شود از شبکه خواص پتروفیزیکی (تخلخل و آب اشباع شدگی) پیدا شود و بعنوان ورودی به نرم افزار ژئولاگ استفاده شود تا ارزیابی های بهتری بتوان را انجام داد.

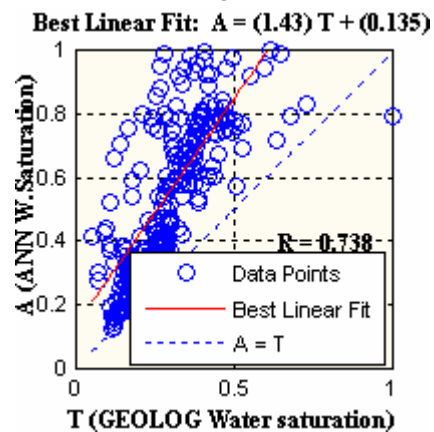
۲. تکنیک شبکه های عصبی مصنوعی نیازی به یک مدل پیچیده ریاضی و فرض خطی بودن تعداد زیادی از متغیرها را ندارد. شبکه عصبی مصنوعی سه لایه با ساختار پس انتشار خطا یک سیستم دینامیکی غیر خطی می باشد که قادر است هر گونه نگاشت خطی و غیر خطی را با تقریب قابل قبولی تخمین بزند.

۳. از آنجایی که تعداد نرونهای لایه ورودی تابعی از عوامل موثر بر خروجی مورد نظر می باشند، لذا کاربر باید در گزینش متغیرهای ورودی (بعنوان مثال نگار صوتی، چگالی و غیره) طوری عمل کند که اکثر عوامل موثر بر خروجی (بعنوان مثال تخلخل و آب اشباع شدگی) پوشش داده شوند.

۴. انتخاب تعداد نرونهای لازم در لایه های ورودی کاملا وابسته به خروجی شبکه است و تعداد بیشتر یا کمتر آنها در دقت شبکه چندان تاثیر ندارد. ولی تعیین تعداد نرونهای موجود در لایه میانی کاملا به تجربه و تکرار شبکه با تعداد نرونهای مختلف دارد بطوریکه در این مقاله پس از امتحان نرونهای مختلف در لایه میانی، شبکه با ده نرون در لایه میانی بهترین نتیجه را در بر داشت.



شکل ۲۶



شکل ۲۷

شکل ۲۶ و ۲۷: مقایسه آب اشباع شدگی حاصل از شبکه عصبی و ژئولاگ در چاه ۱۹ از عمق ۲۱۱۱-۲۰۶۹ متری

در مرحله آخر تخلخل در چاههای شماره ۴۸، ۴۹ و ۶۴ که فاقد داده مغزه هستند توسط شبکه شبیه سازی شده است. ضریب همبستگی بین تخلخل حاصل از ژئولاگ و تخلخل شبیه سازی توسط شبکه در مرحله تعمیم پذیری (Generalization) برای چاههای شماره ۴۸، ۴۹ و ۶۴ به ترتیب برابر با ۰/۶۵۱، ۰/۸۳۰، ۰/۸۱۶ بدست آمده است.

همچنین آب اشباع شدگی نیز در چاههای شماره ۴۸ و ۴۹ و ۶۴ که فاقد مغزه هستند توسط شبکه شبیه سازی شده است. ضریب همبستگی بین آب اشباع شدگی حاصل از ژئولاگ و آب اشباع شدگی شبیه سازی توسط شبکه در مرحله تعمیم پذیری (Generalization) برای چاههای شماره ۴۸، ۴۹ و ۶۴ به ترتیب برابر با ۰/۶۴۷، ۰/۸۰۱، ۰/۷۹۰ بدست آمده است.

- Parker D. B., 1985. *Learninig-Logic: Casting the cortex of the human brain in silicon*, MIT, Cambridge, MA.
- Menhaj M. B., 2000. *Fundamentals of neural networks*. Tehran Poly Technics University. Vol. 1.
- 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*. SPE 28237, Proceeding of SPE Petroleum Computer Conference, Dallas TX.
- Rumelhart, D. E., Hinton G. E. and Williams R. J., 1986. *Learning representations by Back-Propagation Errors*. Nature, Vol. 323.

۵. برای الگوریتم توقف شبکه، پارامترهای مجموع مربعات خطا و ضریب همبستگی و تعداد سیکل می بایست در تمام مراحل مختلف یادگیری (آموزش، آزمایش و آزمون) دارای شرایط خوبی باشند.

منابع

- Al-Qahtani F. A., 2000. *Porosity prediction using artificial neural network*. MSc thesis, Morgantwn Virginia University.
- Callan R., 1999. *The essence of neural networks*. Southhampton Institute. Prentice Hall Europe.
- Crain P.E 2003. *Petrophysical Handbook*. Canada. Calgary Vol.1
- Geolog6.6 Software, *User Guide*, 2005.