Archive of SID

شناسایی و تحلیل رخساره‌های الکتریکی سازند عرب توسط روش SOM

علی نیک نژاد [۱]، دکتر بهرام موحد [۲]، دکتر علی کدخدائی [۳]

[۱] دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی نفت، گرایش اکتشاف نفت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات
(*Aliniknezhad@yahoo.com*)
(۰۱۷۴۶۲۲۲۱۴۵، استان گلستان - شهرستان رامیان - میدان ولیعصر(عج) - خیابان آزادگان - نبش خیابان کوهنورد - منزل عزت اله نیک نژاد، ۰۹۳۷۰۱۹۶۴۳۱)
[۲] شرکت نفت و گاز دانا (*bm1330@yahoo.com*)
(۰۹۱۲۱۴۸۶۸۵۹)
[۳] دانشگاه تبریز، گروه زمین‌شناسی (*kadkhodaie_ali@yahoo.com*)
(۰۴۱۱۳۳۹۲۷۲۴، استان آذربایجان شرقی- تبریز - خیابان امام خمینی- دانشگاه تبریز- دانشکده علوم- گروه زمین شناسی، ۰۹۱۲۶۳۸۳۰۵۱)

چکیده

در این مطالعه با استفاده از روش شبکه عصبی خودسازمانده (Self Organizing Map) و اطلاعات نمودارهای پتروفیزیکی، رخساره‌های الکتریکی سازند عرب در میدان نفتی سلمان تعیین شده است.

مقایسه نتایج لیتولوژی، حجم شیل، تخلخل و اشباع آب با رخساره‌های تعیین شده توسط روش شبکه عصبی، تطابق قابل قبولی را بین رخساره‌های الکتریکی به دست آمده و مرزهای لیتولوژیکی تعریف شده نشان داده و تقسیم‌بندی جدیدی از سازند را ارائه می‌دهد. این تقسیم‌بندی جنبه مخزنی داشته و تغییر خواص پتروفیزیکی در هر رخساره منحصربه‌فرد بوده و تغییرات این شاخص‌ها در رخساره‌های جدا از هم مشخص است.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی خودسازمانده، رخساره الکتریکی، سازند عرب، میدان نفتی سلمان، داده‌های چاه‌پیمایی.

Abstract

In this study, Determined electrofacies in ARAB formation in SALMAN oilfield using of neural network and petrophysical logs information method.

Comparison of lithology results, shale volume, porosity, and water saturation with determined facies using method of cluster analysis shows that accepted agreement between electrofacies correspondence by lithology, and represents the new category of formation. This new category, mostly considering reservoir characteristic, variation of petrophysical properties in each facies is particular and finally changes of these parameters in separated facies are obvious.

Keywords: Self Organizing Map, Electrofacies, Arab formation, Salman oil field, Well log data.

www.SID.ir

Archive of SID

مقدمه

تعریف رخساره الکتریکی به معنی امروزی آن اولین بار به وسیله سرا [۱] ارائه گردید. رخساره الکتریکی در این تعریف عبارت است از مجموعه‌ای از پاسخ‌های لاگ که مشخص کننده یک لایه بوده و باعث تشخیص آن از لایه‌های دیگر می‌گردد. در اینجا هر یک از داده‌های لاگ در بطن خود معرف خصوصیات رخساره می‌باشند.

رخساره الکتریکی بر مبنای خوشه‌بندی (Clustering) داده‌ها تعریف می‌شود. خوشه‌بندی روشی است که نه تنها در ریاضیات بلکه در تمام علوم کاربرد دارد. در واقع خوشه‌بندی، داده‌ها و اطلاعات در دسترس را به نحوی بخش‌بندی کرده و به گروه‌های مختلف تقسیم می‌کند.

هدف خوشه‌بندی گروه‌بندی داده‌های لاگ‌های مشابه و متمایز ساختن این گروه‌ها از سایر گروه‌ها می‌باشد. جهت دسته‌بندی داده‌ها می‌توان از آنالیزهای آماری مختلفی مانند: آنالیز اجزای اصلی، آنالیز تفریقی و آنالیز خوشه‌ای و همچنین از روش شبکه عصبی استفاده نمود. در این مطالعه از روش شبکه عصبی (SOM) استفاده شده است. روش SOM که توسط کوهنن (۱۹۷۲) ایجاد شد یک شبکه عصبی رقابتی خود سازمان دهنده از نوع بدون ناظر است و توانایی وسیعی در حل و شناخت و طبقه بندی الگوها دارد.

یکی از مهمترین کاربردهای رخساره‌های الکتریکی استفاده از آن‌ها برای توصیف و زون‌بندی مخزن است که به موجب آن ذخیره نهایی قابل استحصال می‌تواند افزایش یابد.

در این مطالعه به کمک نرم‌افزار ژئولاگ، رخساره‌های الکتریکی موجود در سازند عرب با استفاده از نمودارهای چاه‌پیمایی یک حلقه چاه (با توجه به محرمانه بودن اطلاعات، چاه مذکور با حرف A نام‌گذاری شده است) میدان نفتی سلمان تعیین شده است.

۱- فرآیند عملکرد روش شبکه عصبی

هرگاه از مجموعه‌ای از لاگ‌ها استفاده می‌شود تا همزمان خصوصیات بیشتری به یک رخساره خاص تعلق گیرد، پاسخ‌های مجموعه ابزارها به مراتب پیچیده‌تر می‌گردد تا آنجایی که چشم انسان قادر به تقسیم‌بندی رخساره‌ها نخواهد بود [۲]. روش مورد استفاده براساس داده‌هایی است که بیشترین همسانی را نشان می‌دهند، و این داده‌ها در رخساره‌ای خاص قرار گرفته و توسط زمین شناس تفسیر می‌گردند.

این روش در دهه اخیر کاربرد فراوانی را در علوم مختلف برای مطالعه و بررسی عواملی همچون طبیعت داده‌ها، بهینه سازی، تخمین توابع و بسیاری موارد دیگر داشته است. برخلاف بیشتر روش‌های قدیمی که از یک الگوریتم ساده برای حل مسائل مورد نظر استفاده می‌کنند، این روش از فرآیند فراگیری از نمونه‌ها بهره می‌برد.

این روش به وسیله شبکه رقابتی خود سازمانده کوهنن انجام می‌شود که یک مدل بدون ناظر است و توانایی وسیعی در حل مسائل شناخت و طبقه‌بندی الگوها دارد. شبکه‌های بدون ناظر، فقط قادر به گروه‌بندی رخساره‌ها است و تشخیص یا نام‌گذاری آن‌ها را انجام نمی‌دهد. این روش در مرحله اکتشاف میدان، در مناطقی که چاه‌های اکتشافی به تعداد زیاد وجود ندارد، به کار می‌رود. اطلاعات اضافی می‌تواند به شناخت طبقات کمک کند. انطباق اطلاعات چاه و نقشه تغییر رخساره‌ها، تخمینی از کیفیت مخزن در نواحی مختلف ارائه می‌کند [۳،۴].

www.SID.ir

Archive of SID

این شبکه از ترکیب دو دسته قوانین یادگیری انجمنی و رقابتی به وجود می‌آید. برای یادگیری این شبکه به الگوهای مرجع دسترسی نداریم و مقادیر اولیه بردارهای وزن به طور تصادفی انتخاب می‌شوند. تعداد نرون‌ها، معادل با تعداد مطلوب طبقات است. هر نرون به عنوان نماینده یک کلاس محسوب می‌شود. در این شبکه بردارهای ورودی با توجه به شباهتشان، دسته‌بندی می‌شوند. این فرآیند را خوشه‌بندی می‌نامند که در آن هر خوشه توسط یک نرون معرفی می‌شود. در این شبکه تعدادی سلول عصبی اغلب با توپولوژی مسطح در کنار یکدیگر چیده شده‌اند. همه سلول‌ها بر روی یکدیگر تاثیر گذاشته و به کمک یکدیگر کلاس بردار ورودی را تعیین می‌کنند. این شبکه دارای یک لایه رقابتی با ساختار برگشتی است. در لایه‌های رقابتی، در هر مرحله یادگیری، سطری از بردار ماتریس وزن که بیشترین نزدیکی را با بردار ورودی دارد، به سمت بردار ورودی حرکت می‌کند. این حرکت در مسیری است که بردار وزن قدیمی را به بردار ورودی نزدیک کند [۵]. الگوریتم این شبکه بصورت زیر است:

در لایه‌های رقابتی، وزن‌های ارتباطی بین نرون‌ها، تابعی از فاصله بین آن‌ها است. نوع ارتباط بین نرون‌ها به خود مرکز_جانب گریز موسوم است. یعنی هر نرون خود را به عنوان مرکز تقویت کند و به طور همزمان تمامی نرون‌های دیگر را تضعیف می‌کند. در این لایه‌ها فقط یک نرون در رقابت برنده و سایر نرون‌ها بازنده می‌شوند. در شبکه‌های عصبی بیولوژیک، نرون‌ها در لایه‌های دوبعدی آرایش می‌گیرند. در این آرایش، نرون‌ها از راه اتصالات چانبی به طور فشرده به هم مرتبط هستند. در سیستم‌های عصبی بیولوژیک، به طور معمول انتقال از تقویت به تضعیف به صورت ملایم، متناسب با فاصله بین نرون‌ها اتفاق می‌افتد. نرون‌های نزدیک یکدیگر، ارتباطاتی از نوع تقویتی دارند و میزان تقویت با افزایش فاصله بین نرون‌ها کاهش می‌یابد. پس از گذشتن از یک فاصله مشخص، نرون‌ها از ارتباط ممانعتی برخوردار می‌شوند و همدیگر را تضعیف می‌کنند. میزان تضعیف با زیاد شدن فاصله افزایش می‌یابد. پس در شبکه‌های رقابتی بیولوژیک، توده‌ای از نرون‌های اطراف نرون برنده، فعال می‌شوند. کوهنن با تقلید از فعالیت‌های گروهی، نرون‌های سیستم‌های بیولوژیک، نگاشت خود سازمان دهنده را بصورت زیر پیشنهاد کرد [۶]:

$$\forall i \in N_{i^*}(d) \rightarrow w_i(k) = w_i(k-1) + \alpha(p(k) - w_i(k-1)) \qquad (۱)$$

$$N_{i^*}(d) = \{j, d_{ij} \leq d\}$$

که در آن $N_{i^*}(d)$ مجموعه‌ای از اندیس‌ها را شامل می‌شود که برای همگی آن‌ها، نرون‌ها با فاصله شعاعی d از نرون برنده قرار دارند. i^* مشخص کننده نرون برنده، α نرخ یادگیری شبکه یا تغییر وزن‌ها در هر مرحله، p بردار ورودی شبکه و w_i بردار وزن نرون i ام می‌باشد.

طبق این رابطه، پس از اعمال ورودی p، بردارهای وزن نرون برنده و تمام نرون‌های همجوار آن که دارای میزان همجواری d با آن نرون هستند، به سمت بردار p حرکت خواهند کرد. پس از تعداد زیادی تکرار و ارائه ورودی‌های مختلف به شبکه، نرون‌های همجوار، بردارهایی که شبیه به هم هستند، یاد خواهند گرفت.

در نگاشت‌های شاخص خود سازمانده، نرون‌ها می‌توانند در الگوهای یک‌بعدی، دوبعدی، سه‌بعدی و بیشتر مرتب شوند. تعریف فاصله هم می‌تواند تغییر کند و همسایگی‌های مستطیلی، شش وجهی، تصادفی و غیره تعریف شوند. به عبارتی اجرای شبکه، به فرم دقیق همسایگی حساس نیست.

نکته مهم در شبکه خود سازمانده کوهنن، تعیین سلول‌هایی در همسایگی سلول برنده است که باید تغییر وزن دهند. انتخاب سلول‌های همسایه به طور معمول به یکی از دو روش زیر انجام می‌شود:

۱- در یک شعاع همسایگی معین در اطراف سلول برنده، همه سلول‌ها با یک ضریب برابر به سمت ورودی حرکت کنند.

www.SID.ir

Archive of SID

۲- تمام سلول‌های موجود در شبکه، با ضرایب نابرابر به طرف ورودی حرکت کنند. اما ضرایب باید به گونه‌ای تنظیم شوند که در خود سلول برنده بیشترین مقدار را داشته و با دور شدن از آن کاهش یابند.

با افزایش زمان عمر شبکه، در روش اول شعاع همسایگی کاهش می‌یابد و در روش دوم ضرایب کمتر می‌شوند. در روش اول در لبه ناحیه همسایگی تغییرات شدیدی وجود دارد و این موضوع بروز خطا را در شبکه افزایش می‌دهد، در حالیکه در روش دوم چنین تغییرات شدیدی وجود ندارد. در روش دوم به دلیل اینکه همه سلول‌های شبکه تغییر وزن می‌دهند، سرعت عملکرد شبکه کمتر می‌باشد، اما در روش اول تعدادی از سلول‌های شبکه تغییر وزن می‌دهند پس سرعت عملکرد بالاتری خواهد داشت. برای پایان آموزش، دو معیار وجود دارد: اول اینکه شبکه همگرا شود یعنی وزن نرون‌ها ثابت شده یا تغییرات محسوس نداشته باشند. دوم اینکه آموزش به تعداد تکرار مشخص شده برسد [۵].

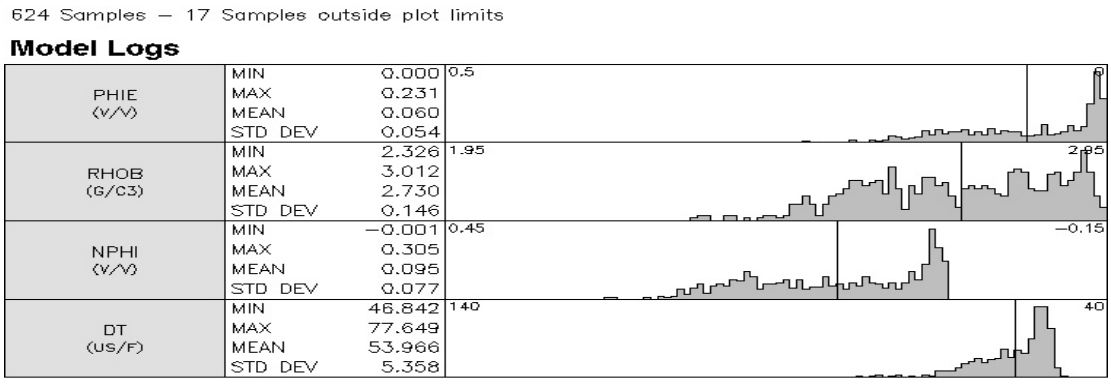
برای آموزش مناسب یک شبکه به مجموعه‌ای از داده‌های لاگ نیاز است. در این راستا مشخصات زمین‌شناسی میدان مورد مطالعه می‌تواند در قالب یک توالی رسوبی که مبین نیمرخی از وضعیت لایه‌های موجود است مشخص گردد. در خلال این مطالعه از داده‌های حاصل از لاگ استفاده می‌گردد. و در نهایت منجر به خوشه بندی داده‌ها و شناسایی رخساره‌ها می‌گردد.
این روش نه تنها خطاهای انسانی را کاهش می‌دهد بلکه می‌تواند در کاهش زمان و هزینه وارده بر تعیین رخساره‌ها موثر باشد و به عنوان جایگزینی برای روش‌های سنتی مورد استفاده قرار گیرد.

۲- نحوه تعیین رخساره‌های الکتریکی

با استفاده از روش SOM ابتدا در قسمت Facimage نرم‌افزار ژئولاگ، نمودارهای PHIE، RHOB، NPHI و DT را برای به دست آوردن خوشه ها وارد کرده و سپس این داده‌ها آموزش داده می‌شوند.

۲-۱ مرحله اول

اطلاعات ورودی به نرم افزار جهت تعیین زون‌های مخزنی شامل انواع نمودارهای چاه‌پیمایی از جمله نمودار تخلخل، صوتی، نوترون و چگالی است. در این قسمت، نرم‌افزار تعداد دفعات آموزش را دریافت می‌کند که نسبت به انواع اطلاعات متفاوت است (شکل ۱).



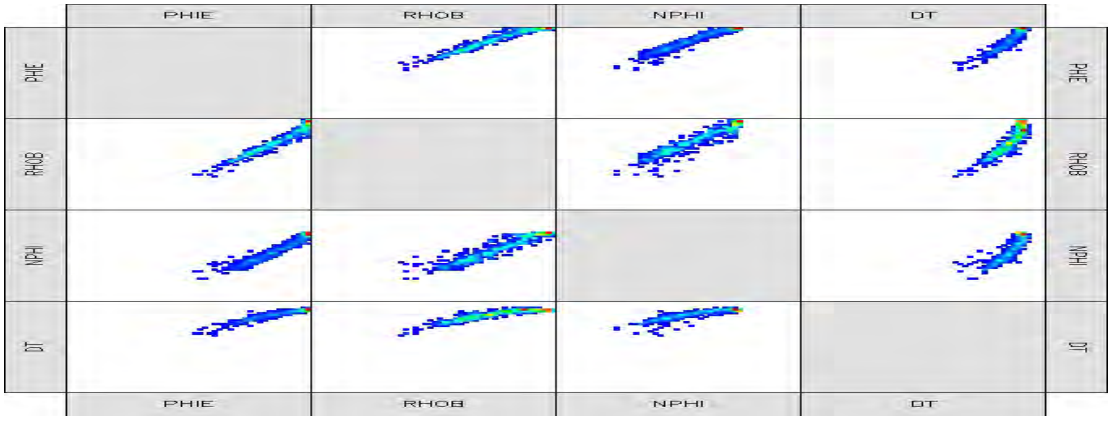
شکل ۱) آموزش دادن نمودارهای مدل در نرم افزار

www.SID.ir

Archive of SID

۲-۲- مرحله دوم

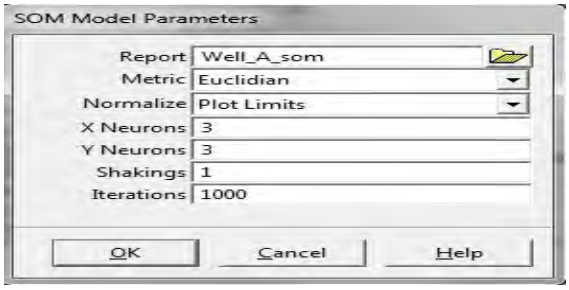
در این مرحله نمودارهایی که در قسمت Facimage بارگذاری شده‌اند، دو به دو در نمودارهای متقاطع با یکدیگر یک ماتریس ۴*۴ را ایجاد می‌کنند که قطر اصلی این ماتریس، صفر می‌باشد (شکل ۲).



شکل ۲) ماتریس نمودارهای متقاطع

۲-۳- مرحله سوم

در این مرحله، ابتدا روش SOM انتخاب شده و مطابق شکل، داده‌ها خوشه‌بندی می‌شوند و از خوشه‌های مطلوب، خروجی گرفته و از بین آن‌ها، مدلی که بهترین تفکیک را ارائه می‌دهد انتخاب می‌شود (شکل ۳).



شکل ۳) پارامترهای مدل SOM

۲-۴- مرحله چهارم

در این مرحله براساس دانش زمین‌شناسی، مدلی که بهترین تفکیک را ارائه می‌دهد انتخاب می‌شود. مطابق شکل خوشه‌های به دست آمده همان رخساره‌های الکتریکی می‌باشند (شکل ۴).

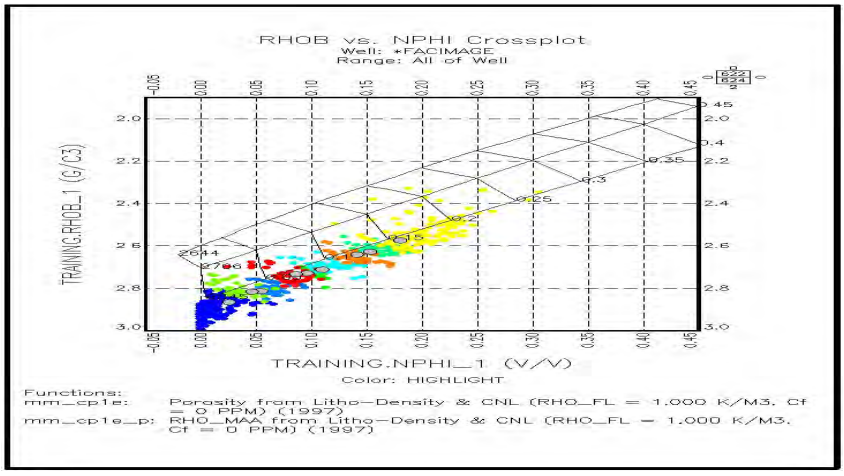
www.SID.ir

Archive of SID

	NAME	COL	PAT	WEIGHT	PHIE	RHOB	NPHI	DT
1	FACIES_1			45				
2	FACIES_2			39				
3	FACIES_3			196				
4	FACIES_4			39				
5	FACIES_5			16				
6	FACIES_6			46				
7	FACIES_7			144				
8	FACIES_8			50				
9	FACIES_9			49				

شکل ۴) رخساره‌های شناسایی شده توسط روش شبکه عصبی در چاه A

هر کدام از رخساره‌های شناسایی شده از لحاظ میزان تخلخل، چگالی، نوترون، اشباع آب و غیره با یکدیگر تفاوت دارند که در نتیجه آن‌ها را از هم متمایز می‌کند. در ادامه می‌توان با استفاده از رخساره‌های به دست آمده و کراس پلات نوترون-چگالی رخساره‌ها را از هم تفکیک نمود (شکل ۵).



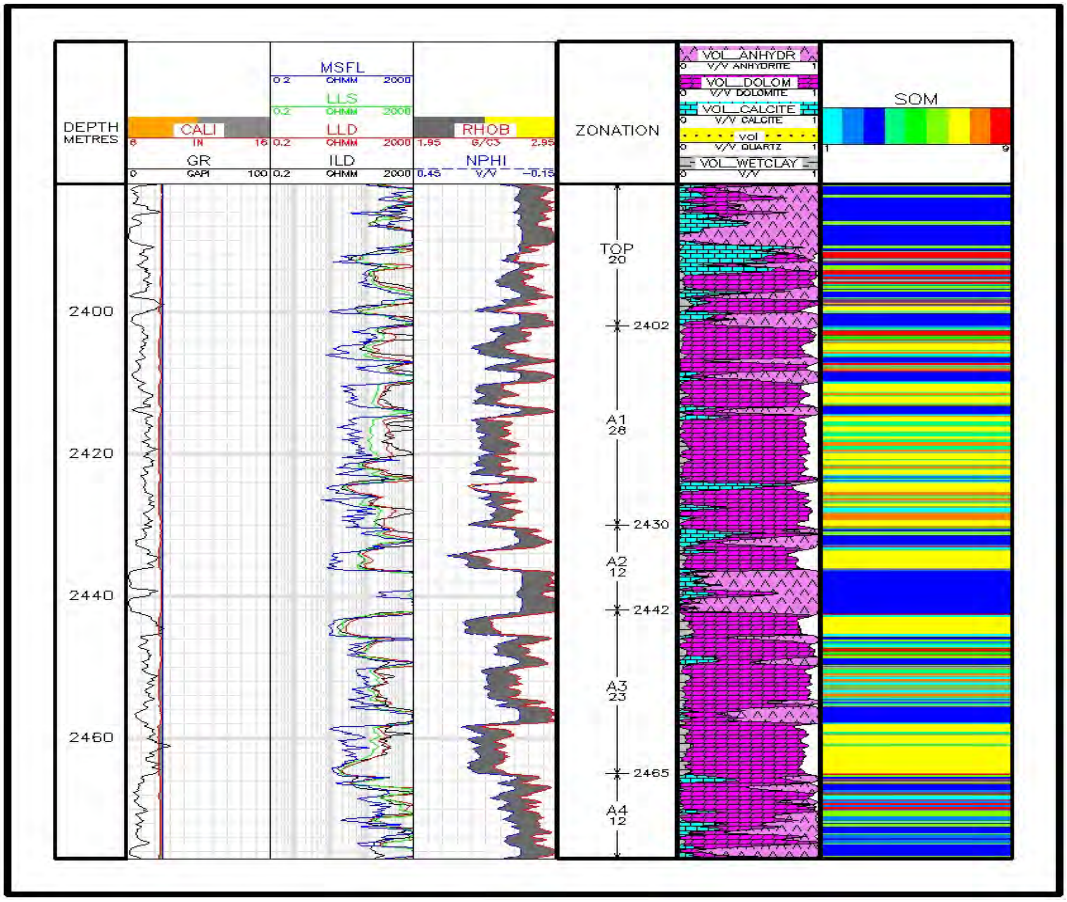
شکل ۵) کراس پلات نوترون – چگالی و تفکیک رخساره‌های شناسایی شده توسط روش شبکه عصبی در چاه A

۲-۵- مرحله پنجم

در این مرحله با استفاده از روش KNN رخساره‌های الکتریکی در تمام چاه توسعه (Propagation) داده می‌شود.
در شکل ۶ رخساره‌های الکتریکی به دست آمده در کنار لیتولوژی سازند مشاهده می‌شود. همانطور که دیده می‌شود رخساره‌های به دست آمده تطابق خوبی را با لیتولوژی از خود نشان می‌دهند.

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۶) رخساره‌های الکتریکی به دست آمده و ستون چینه شناسی در چاه A

۳- تحلیل رخساره‌های الکتریکی

در این قسمت پس از تعیین رخساره‌های الکتریکی توسط روش شبکه عصبی و تخمین نمودارهای سنگ‌شناسی در چاه مورد مطالعه نوبت به تفسیر رخساره‌های الکتریکی تعیین شده توسط نمودارهای پتروفیزیکی می‌رسد.

برای تجزیه و تحلیل رخساره‌های الکتریکی براساس شماره‌ای که به آن‌ها اختصاص داده شده بر روی هر رخساره تفسیر صورت می‌گیرد.

تجزیه و تحلیل رخساره‌های الکتریکی را می توان با استفاده از نمودارهای فراوانی (هیستوگرام) زیر انجام داد (اشکال ۷ و ۸):

۱- هیستوگرام تخلخل موثر

۲- هیستوگرام حجم هیدروکربن

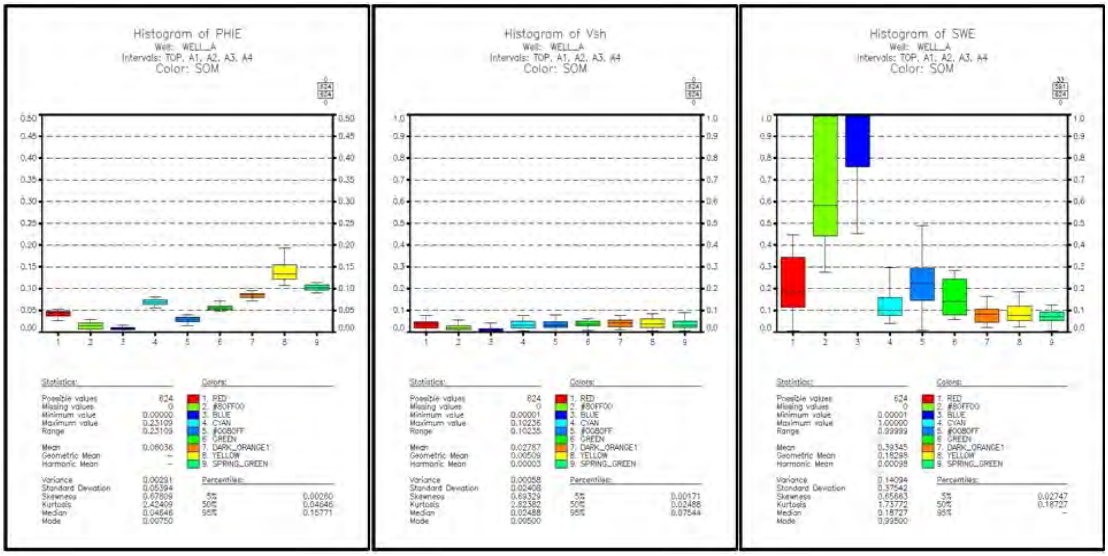
۳- هیستوگرام اشباع آب

۴- هیستوگرام حجم شیل

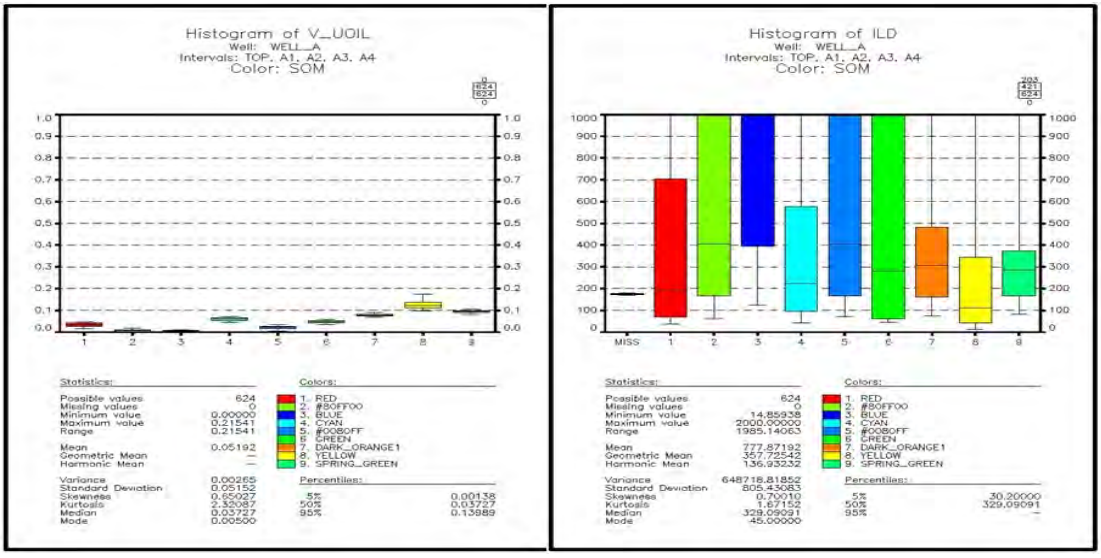
۵- هیستوگرام مقاومت

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۷) هیستوگرام تخلخل، اشباع آب و حجم شیل رخساره‌های شناسایی شده توسط روش شبکه عصبی در چاه A

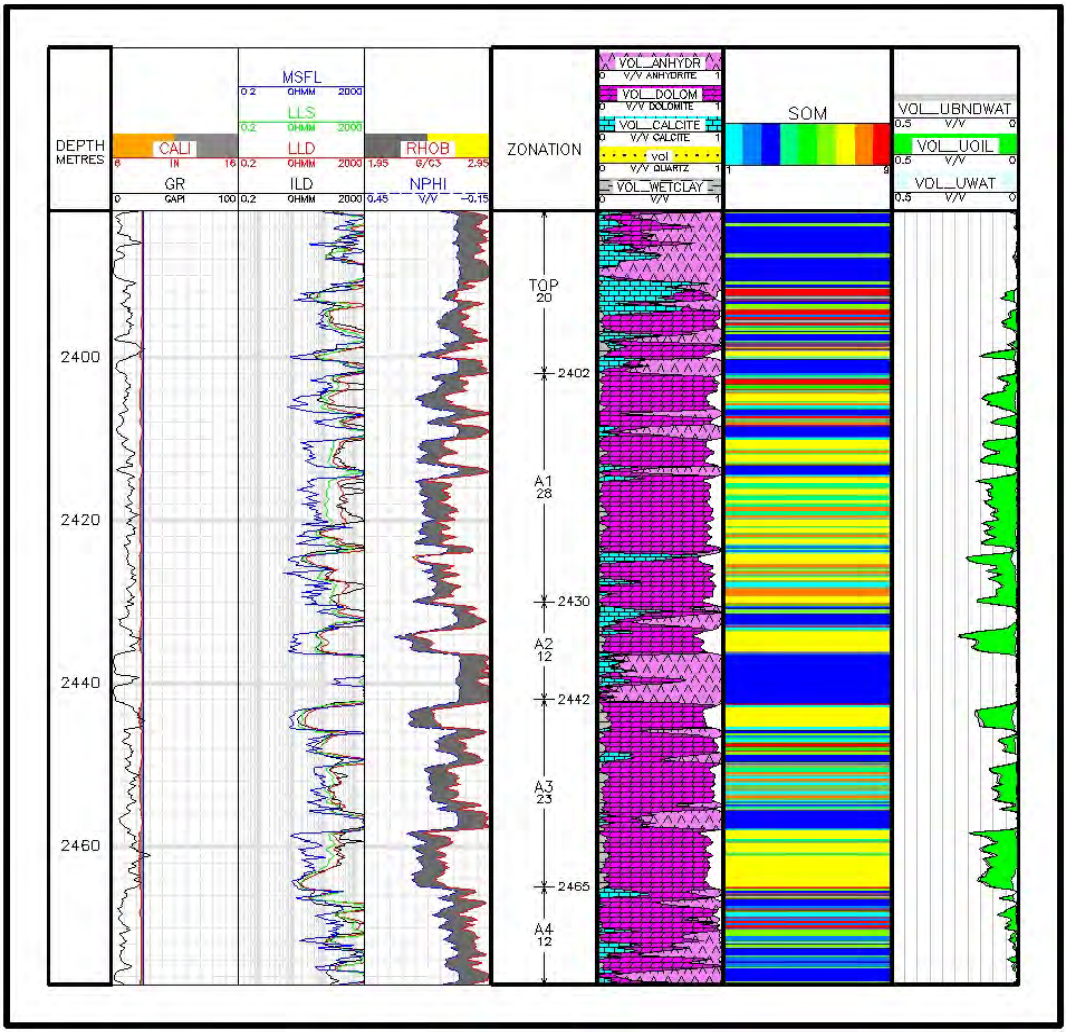


شکل ۸) هیستوگرام حجم هیدروکربور و مقاومت رخساره‌های شناسایی شده توسط روش شبکه عصبی در چاه A

همانطور که در نمودارهای فراوانی فوق نشان داده شد در بین رخساره‌های تعیین شده توسط روش شبکه عصبی رخساره شماره ۷ (زردرنگ) با تخلخل موثر بین 12 ٪ تا ۱۶ ٪ و حجم شیلی کمتر از 6 ٪ و حجم هیدروکربور بین ۱۰٪ تا ۱۵٪ مهم‌ترین و اصلی‌ترین رخساره مخزنی دولومیتی سازند می‌باشند. رخساره شماره ۱ (آبی پررنگ) نیز نشان دهنده انیدریت موجود در سازند می‌باشد که در شکل زیر به خوبی نشان داده شده است. درستی این مطلب را می‌توان با مقایسه‌ی رخساره‌های به دست آمده و ستون سیال محاسبه شده توسط روش مولتی‌مین نرم‌افزار ژئولاگ مشاهده نمود (شکل ۹).

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۹) مقایسه رخساره‌های الکتریکی تعیین شده با نمودار سیالات و سنگ‌شناسی در چاه A

ستون سیالات در Track1، رخساره‌های به دست آمده در Track2، وضعیت لیتولوژی در Track3 و زون‌بندی انجام شده در Track4 نشان داده شده است.

نتیجه‌گیری

۱- روش خوشه‌بندی بر پایه نقشه خود سازمانده، روشی برای نمایش داده‌ها با ابعاد کم می‌باشد. چنین داده‌های ورودی، ترکیبی و با ابعاد بالا می‌باشند و به صورت غیر خطی به یکدیگر مربوط می‌شوند. این روش از مطالعه بیوفیزیکی مغز و کارکرد آن مشتق شده است. این ساختار بصورت الگوریتمی است که از یک شبکه عصبی مصنوعی پیروی می‌کند و به خودی خود سازماندهی شده است. تنها تفاوت آن با شبکه عصبی در این است که لایه خروجی ندارد.

www.SID.ir

Archive of SID

۲- تعیین و بررسی رخساره‌های الکتریکی به دست آمده از نمودارهای PHIE، RHOB، NPHI و DT، یک تطابق قابل قبول را با لیتولوژی نشان داد و سازند را از نظر پتانسیل مخزنی تقسیم‌بندی کرد.

۳- هر یک از این رخساره‌ها دارای خواص پتروفیزیکی منحصربه‌فرد بوده که آن‌ها را از هم متمایز می‌کند و می‌توان به کمک آن‌ها رخساره‌ها را در سایر چاه‌های مجاور دنبال کرد و عمل تطابق بین چاه‌ها را با استفاده از آن‌ها انجام داد.

۴- سرعت و دقت بالای این روش و همچنین قابلیت کاربرد آن در رایانه‌های شخصی، قابلیت استفاده با ترکیب لاگ‌های دلخواه، عدم تغییر سیستم در چاه‌ها و میادین مختلف، کاربرد آن را جهت تعیین رخساره‌های الکتریکی سازند مورد مطالعه توجیه-پذیر می‌سازد.

۵- با وجود اینکه این روش در زمانی کوتاه اطلاعات بسیاری را تنها با استفاده از داده‌های لاگ در اختیار ما قرار می‌دهد ولی باز هم نیاز به سایر منابع اطلاعاتی از جمله مغزه را برطرف نمی‌سازد.

مراجع

۱- Serra, O. and Abbotte, H., 1980, The Contribution of Logging data to Sedimentology and Stratigraphy. 55th Ann. Fall Techn. conf. SPE of AIME, paper SPE 9270, and in SPE J. In: Serra, O., 1986, Fundamentals of well log interpretation. Vol.2. The interpretation of logging data. Amsterdam, Elsevier, 684 pp.

۲- Amini, A., Tavakoli, V., 2006, Aplication of multivariate cluster Analysis in logfacies Determination and Reservoir zonation, case study of Marun Field, South of Iran.

۳- Saggaf, M. M., Toksöz, M. N. and Marhoon, M. I. (2003) "Seismic facices classification and identification by competitive neural networks." Geophysics, Vol. 68, PP. 1984-1999

٤ - Lippmann, R. P. (1989). "Pattern classification using neural networks." IEEE Communications Magazine.

۵- شهبازی، شبنم.، (۱۳۸۸)، طبقه بندی و شناسایی رخساره‌های زمین شناسی با استفاده از داده های لرزه نگاری و شبکه‌های عصبی رقابتی، نشریه دانشکده فنی دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دوره ۴۳، شماره ۳، شهریور ماه ۱۳۸۸، از صفحه ۲۸۳ تا ۲۹۶.

٦- Kohonen, T., (1972), Correlation matrix memories, *IEEE Transactions on Computers*, Vol. 21, PP. 353-359.

www.SID.ir