چهل و دومین گردهمایی (همایش) ملی
علـوم زمیـــن
The 42nd National
Geosciences Congress
www.geoconf.ir

تعیین گونه‌های سنگی و پیش‌بینی تراوایی در سازندهای کنگان و دالان با روش شبکه عصبی پس‌انتشار

ابراهیم سفیداری[۱]، هوشنگ مهرابی (نویسنده مسئول)[۲]، صادق براتی بلداجی[۳]، سیده سپیده میرربیع[۴]

[۱] پژوهشکده علوم پایه کاربردی، جهاد دانشگاهی شهید بهشتی، تهران Ebispidari@gmail.com

[۲] پژوهشکده علوم پایه کاربردی، جهاد دانشگاهی شهید بهشتی، تهران Houshangmehrabi@gmail.com

[۳] پژوهشکده علوم پایه کاربردی، جهاد دانشگاهی شهید بهشتی، تهران Baratiboldaji.s@gmail.com

[۴] دانش آموخته زمین‌شناسی نفت، دانشگاه تهران، تهران Sepidehmirrabie@gmail.com

چکیده

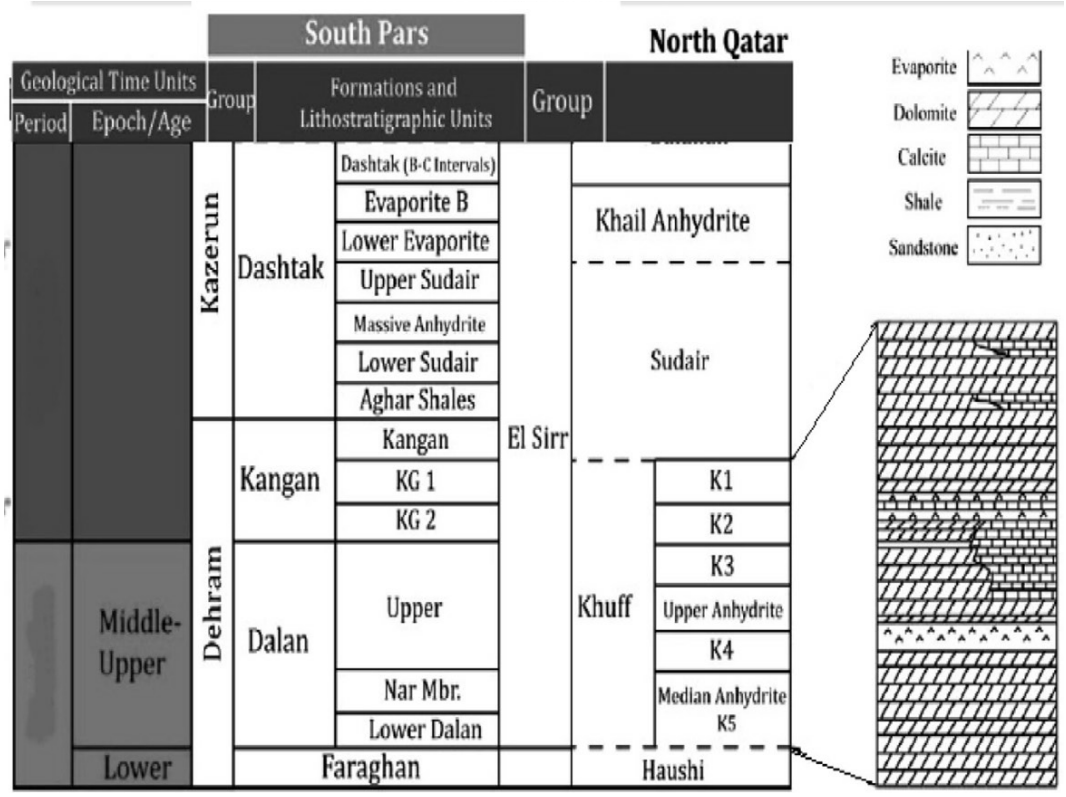
تعیین گونه‌های سنگی به منظور کاهش ناهمگنی‌های مخزن در مخازن کربناته و پیش بینی تراوایی یکی از پارامترهای مهم در ارزیابی مخازن هیدروکربنی می‌باشد. در این مقاله از یک روش چند مرحله‌ایی پیوسته برای تعیین گونه‌های سنگی و پیش بینی تراوایی استفاده گردیده است. در مرحله اول از داده‌های آزمایشگاهی فشار تزریق جیوه و تخلخل و تراوایی مغزه، لاگ‌های شعاع گلوگاه تخلخل در اشباع ۳۵ درصد جیوه و اندیس زون جریانی محاسبه گردید. دو لاگ بازسازی شده همراه با نمودارهای پتروفیزیکی تصحیح شده به‌عنوان لاگ‌های ورودی جهت تعیین گونه‌های سنگی با استفاده از روش خوشه سازی سلسله مراتبی انتخاب گردیدند. با استفاده از روش گفته شده ۵ گونه سنگی در میدان مورد مطالعه استخراج شد. در چاه‌های فاقد مغزه از روش ماشین بردار پشتیبان برای گسترش گونه‌های سنگی در محدوده چاه‌ها استفاده شد. در مرحله آخر و پس از تعیین گونه‌های سنگی در چاه‌ها، از روش شبکه عصبی پس انتشار خطا و به دو رهیافت مجزا تراوایی پیش بینی گردید. ابتدا یک شبکه عصبی برای کل داده‌ها طراحی گردیده و تراوایی با استفاده از این شبکه پیش بینی گردید. در ادامه برای هر یک از گونه‌های سنگی یک شبکه پس انتشار خطا طراحی و تراوایی در گونه‌های سنگی تعیین شده پیش بینی شد. نتایج نشان داد که تعیین گونه‌های سنگی با استفاده از پارامترهای استخراج شده از داده‌های فشار تزریق جیوه و تخلخل و تراوایی مغزه همراه با نمودارهای تصحیح شده باعث کاهش ناهمگنی مخزن از نظر کیفیت مخزنی می‌گردد. این کاهش ناهمگنی برای پیش بینی تراوایی با استفاده از روشی که برای هر گونه سنگی یک شبکه مجزا طراحی شود باعث کاهش خطا می‌گردد که به دلیل کاهش محدوده تغییرات تراوایی برای هر رخساره خاص می‌باشد و باعث می‌شود الگوریتم پس انتشار خطا تراوایی را با دقت بالاتری پیش بینی کند.

واژه‌های کلیدی

گونه‌های سنگی، تراوایی، پیش‌بینی، کربناته

۱. مقدمه

تعیین خواص جریان در مخازن کربناته به دلیل ناهمگنی‌های فراوان ناشی از شرایط رسوبی اولیه و فرآیندهای دیاژنزی ثانویه از اهمیت بالایی برخوردار می‌باشد. روش‌های مختلفی برای تعیین خواص جریان و کاهش ناهمگنی در مخازن کربناته پیشنهاد گردیده است که بسیاری از آنها بر تعیین گونه‌های سنگی مخزن متکی می‌باشند. از جمله آنها می‌توان به موارد زیر اشاره کرد. تعیین گونه‌های سنگی بر اساس نگارهای چاه‌پیمایی [1]، که تحت عنوان الکتروفاسیس از آن یاد می‌شود. مجموعه نقاطی که با پاسخ یکسانی از نگارهای چاه‌پیمایی همراه هستند تشکیل یک گروه سنگی می‌دهند که بدین وسیله از نقاط دیگر و گروه‌های دیگر مجزا می‌شوند. استخراج گونه‌های سنگی بر اساس روابط تخلخل و تراوایی تحت عنوان واحدهای جریانی هیدرولیکی شناخته می‌شود [2]. این تعریف اولین بار برای زون بندی مخازن سیلیسی کلاستیک (آواری) تعریف شده است. وینلند روش دیگری بر اساس شعاع گلوگاه‌های تخلخل در اشباع شدگی ۳۵ درصد جیوه برای مشخص کردن گونه‌های سنگی پیشنهاد داده است که بر شعاع گلوگاه‌ها در اشباع ۳۵ درصد مبتنی می‌باشد [3]. در روش جدیدتر گونه‌های سنگی را تحت عنوان رخساره‌های منفذی [4] و با استفاده از نتایج فشار تزریق جیوه مشخص می‌کنند. آرچی نیز گونه سنگی را اینگونه تعریف کرده است: «واحدهایی از سنگ که در شرایط مشابهی رسوب کرده و فرآیندهای دیاژنزی مشابهی را تجربه کرده‌اند که در نتیجه این عوامل رابطه تخلخل-تراوایی، پروفایل فشار مویینگی و اشباع آب در یک ارتفاع خاص از آب آزاد در آن‌ها یکسان خواهد بود [5]. این مطالعه بر روی کربنات‌های دالان بالایی و کنگان صورت گرفته است. سازندهای دالان بالایی، با مجموعه‌ای از ریف‌های کربناته–تبخیری و کنگان، با لیتولوژی غالب آهک و دلومیت با لایه‌هایی از انیدریت، توالی پرمو–تریاس را تشکیل می‌دهند. در این مطالعه سعی شده که از روشی ترکیبی برای مشخص کردن گونه‌های سنگی استفاده گردد. برای این منظور مطالعه حاضر به مطالعه موارد زیر در بخش مخزنی سازندهای کنگان و دالان پرداخته است. ۱. استخراج پارامترهای مناسب برای تعیین گونه‌های سنگی مخزن کربناته. ۲. تعیین گونه‌های سنگی از پارامترهای استخراج شده بر اساس روش مناسب و ۳. پیش بینی تراوایی در هر گونه سنگی تعیین شده.



شکل ۱. ستون چینه‌شناسی چاه‌های مورد مطالعه.

۲. روش پژوهش

مطالعه‌ی حاضر بر روی چهار چاه صورت گرفته است. در دو چاه از چاه‌های مورد مطالعه داده‌های حاصل از مطالعات آزمایشگاهی شامل اندازه‌گیری‌های تخلخل و تراوایی، داده‌های حاصل از فشار تزریق جیوه و لاگ‌های چاه‌پیمایی کامل موجود می‌باشند. در دو چاه دیگر فقط لاگ‌های چاه‌پیمایی موجود هستند. این مطالعه در سه مرحله انجام گردیده است. در مرحله اول گونه‌های سنگی در چاه‌های مغزه‌دار شناسایی و تعریف گردید. در مرحله دوم گونه‌های سنگی معرفی شده به دو چاه فاقد مغزه ولی دارای لاگ چاه‌پیمایی گسترش داده شد. و در مرحله سوم تخلخل و تراوایی میدان با استفاده از الگوریتم‌های مختلف و با کمک گونه‌های سنگی معرفی شده در هر چهار چاه پیش بینی گردید. برای این کار در ابتدا با استفاده از داده‌های تزریق جیوه شعاع گلوگاه‌های تخلخل در اشباع شدگی ۳۵ درصد تزریق جیوه محاسبه گردید. از طرف دیگر همین پارامتر با استفاده از معادله وینلند نیز از داده‌های تخلخل و تراوایی محاسبه گردید و بین آنها انطباق برقرار گردید. همچنین مقدار اندیس نشانگر زون جریان با استفاده از داده‌های تخلخل و تراوایی محاسبه گردید.

لاگ‌های چاه‌پیمایی شامل لاگ سرعت صوت، چگالی، نوترن و لاگ گاما تصحیح گردید. مقدار لاگ شعاع گلوگاه تخلخل در اشباع ۳۵ درصد جیوه، لاگ نشانگر زون جریان و لاگ‌های چاه‌پیمایی تصحیح شده به‌عنوان ورودی خوشه‌بندی انتخاب گردید. با استفاده از الگوریتم خوشه سازی سلسه مراتبی گونه‌های سنگی اصلی در دو چاه مغزه‌دار شناسایی و در ادامه با استفاده از لاگ‌های معرفی شده و با الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به دو چاه دیگر گسترش داده شد. در مرحله آخر هم تراوایی در هر گونه سنگی مجزا پیش بینی گردید.

۱.۲. استخراج مشخصه‌ها

شعاع گلوگاه[1]: شعاع گلوگاه‌ها در ۱۵درصد اشباع جیوه محاسبه و از آن برای طبقه‌بندی رخساره‌ها استفاده شده است. از طرف دیگر شعاع گلوگاه تخلخل در اشباع ۳۵ درصد را می‌توان از فرمول وینلند [3] با استفاده از داده‌های تخلخل و تراوایی پیش بینی کرد. در این مطالعه در بازه‌هایی که هر دو داده آزمایشگاهی فشار موئینه تزریق جیوه و داده‌های تخلخل و تراوایی موجود بودند شعاع گلوگاه‌ها بدست آمده و رابطه بین نتایج هر دو روش در بازه‌ها و چاه‌هایی که فقط داده تخلخل و تراوایی موجود بود برای تصحیح نتایج کلی مورد استفاده قرار گرفت.

شاخص کیفیت مخزنی (RQI) و شاخص زون جریانی (FZI): مبنای اصلی واحدهای جریانی هیدرولیکی براساس رابطه تخلخل و تراوایی مغزه است. این روش بر این فرض استوار است که رابطه حفرات را می‌توان با مجموعه‌ای از لوله‌های مویین نشان داد. اندیس کیفیت مخزنی از رابطه (۱) محاسبه می‌شود. در این رابطه ضریب ۰/۰۳۱۴ برای تبدیل تراوایی از میکرومتر مربع به میلی‌دارسی استفاده شده است:

$$RQI = 0.0314\ (k/\emptyset)^{1/2} \qquad (۱)$$

شاخص منطقه‌ای جریان، که گویای هر واحد جریان هیدرولیکی است، با تقسیم اندیس کیفیت مخزنی بر مقادیر تخلخل نرمال‌شده (ε) PHIZ (رابطه ۲) محاسبه می‌شود.

$$FZI = RQI / \varepsilon \qquad (۲)$$

۲.۲. آنالیز خوشه‌ایی سلسه مراتبی

در آنالیز خوشه‌ای، هدف دست‌یافتن به ملاکی برای طبقه‌بندی هرچه مناسب‌تر متغیرها و نمونه‌ها بر اساس تشابه هرچه بیشتر درون‌گروهی و اختلاف هرچه بیشتر بین‌گروهی است. بیشترین شباهت (همگن بودن) در یک گروه و بیشترین اختلاف بین گروه‌ها نشان‌دهنده بهترین حالت خوشه‌سازی است [6]. در این مطالعه سعی شده از روش آنالیز خوشه‌ایی سلسله مراتبی برای تعیین گونه‌های سنگی استفاده گردد. در آنالیز خوشه‌ای سلسله مراتبی، داده‌های گوناگون نسبت به هم مقایسه و میزان شباهت آن ها با یکدیگر محاسبه شده و تلاش می‌شود تا متشابه‌ترین داده‌ها در یک گروه دسته‌بندی شوند. برای دست یافتن به این منظور چهار مرحله زیر برای تعیین خوشه‌های بهینه صورت گرفته است.

---

1 Pore throat radius (r_c)

محاسبه شباهت بین داده‌ها: ملاک تعیین شباهت میان داده‌ها، بسته به نوع مطالعه متفاوت است. برای تعیین شباهت و تشکیل ماتریس شباهت بین نمونه‌ها در این مطالعه از روش ضرایب فاصله استفاده شده است. برای تعیین فاصله میان داده‌ها نیز الگوریتم‌ها و روابط مختلفی وجود دارد که از جمله آنها می‌توان به فاصله اقلیدوسی، اقلیدوسی استاندارد، سیتی بلاک و غیره اشاره کرد.

برقراری ارتباط[2] میان اجزای مربوط به فواصل: در این مرحله لازم است تعیین شود که کدام یک از زوج‌های تشکیل شده باید در یک خوشه قرار گیرند. توابع مختلفی برای برقراری ارتباط بین داده‌ها و گروه‌بندی آن‌ها وجود دارد، به طوریکه حداکثر فاصله بین اجزاء، حداقل فاصله، میانگین فاصله بین مرکز ثقل همه اجزای بردار می‌توانند در این تابع قرار گیرند.

تشکیل درخت خوشه‌ایی (دندروگرام): در این مرحله با استفاده از اطلاعات حاصل از درجه ارتباط داده‌ها که آن‌ها را در گروه‌های مربوطه قرار می‌دهد، درخت خوشه‌ای یا دندروگرام تشکیل می‌شود. درخت خوشه‌ای متشکل از مجموعه خوشه‌های مختلف بوده، بطوریکه هریک از خوشه‌ها به یکدیگر مرتبط می‌باشند تا اینکه در نهایت کل داده‌ها در یک خوشه قرار می‌گیرند. در این نوع درخت محور افقی شامل تعداد داده‌ها و محور عمودی مقادیری را نشان می‌دهد که خوشه‌های مختلف برای تشکیل خوشه‌های جدیدتر به یکدیگر می‌پیوندند.

تعیین حد برش[3] و استخراج خوشه‌ها: در این مرحله از آنالیز خوشه‌ای سلسله‌مراتبی، پس از رسم درخت خوشه‌ها، می‌توان با تعریف یک سطح خاص به‌عنوان حدبرش خوشه‌های دلخواه بزرگ یا کوچک را تعریف نمود. تعیین تعداد خوشه‌ها بسته به هدف مطالعه و داده‌های مورد نظر متفاوت بوده و می‌توان با توجه به نیاز، سطح مختلفی را تعیین کرده و در نتیجه خوشه‌بندی‌های متفاوتی را انجام داد.

۳.۲. رگرسیون بردار پشتیبان

رگرسیون بردار پشتیبان یکی از انواع روش‌های یادگیری ماشین است. ایده اصلی در این طبقه‌بندی یافتن صفحه‌ای است که داده‌های ورودی متعلق به کلاس‌های متفاوت را در فضای n بعدی از هم مجزا کند. ماشین بردار پشتیبان، با معرفی یک فضای ویژگی منتج از به‌کارگیری توابع کرنل، داده‌های ورودی را به فضای با ابعاد بالاتر می‌برد و قابلیت جداپذیری داده‌هایی را که در حالت عادی به‌صورت خطی جدایی‌پذیر نیستند افزایش می‌دهد [7, 8].

ایده پایه به کار بردن ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی را می‌توان به صورت زیر خلاصه کرد: ابتدا، بردارهای ورودی به یک فضای ویژگی (که ممکن است بعدی بالاتر داشته باشد) نگاشته می‌شوند. در فضای ویژگی با توجه به انتخاب تابع کرنل، بردارهای ورودی یا به‌طور خطی و یا غیرخطی از یک‌دیگر جدا می‌شوند. سپس در فضای ویژگی از مرحله نخست، یک طبقه خطی بهینه‌شده جستجو می‌شود. به‌عبارت دیگر، یک ابرصفحه ساخته می‌شود که دو کلاس را از یک‌دیگر جدا می‌کند (این موضوع می‌تواند برای چندین کلاس نیز گسترش یابد). ماشین‌های بردار پشتیبان همیشه به‌دنبال یک حل بهینه‌شده سراسری می‌گردند و از بیش‌پوشش داده‌ها اجتناب می‌کنند؛ بنابراین می‌توانند با تعداد بزرگی از ویژگی‌ها رفتار کنند. همان طور که در بالا گفته شد، ماشین بردار پشتیبانی یک طبقه‌بندی دودویی است در حالی که بسیاری از مسائل طبقه‌بندی شامل چند کلاس هستند و بنابراین باید به‌نحوی آن را توسعه داد. چندین روش برای این منظور پیشنهاد شده‌اند که عموما در آنها طبقه‌بندی چندکلاسی با ترکیب چندین طبقه‌کننده دودویی ساخته می‌شود.

۳. نتایج و بحث

۱.۳. آماده کردن داده‌های ورودی

در دو چاه مغزه‌دار مورد مطالعه که داده‌های فشار تزریق جیوه و تخلخل و تراوایی مغزه موجود می‌باشد مقدار شعاع گلوگاه تخلخل برای تمام نمونه‌ها محاسبه گردید و به دلیل رابطه مناسب با تراوایی مقدار R35 محاسبه گردید. شکل ۲-الف ارتباط شعاع گلوگاه‌های تخلخل در اشباع ۳۵ درصد جیوه را با تراوایی برای نمونه‌های مورد مطالعه نشان می‌دهد. همانطور که دیده می‌شود انطباق مناسبی بین پارامتر مورد بحث با تراوایی دیده می‌شود.

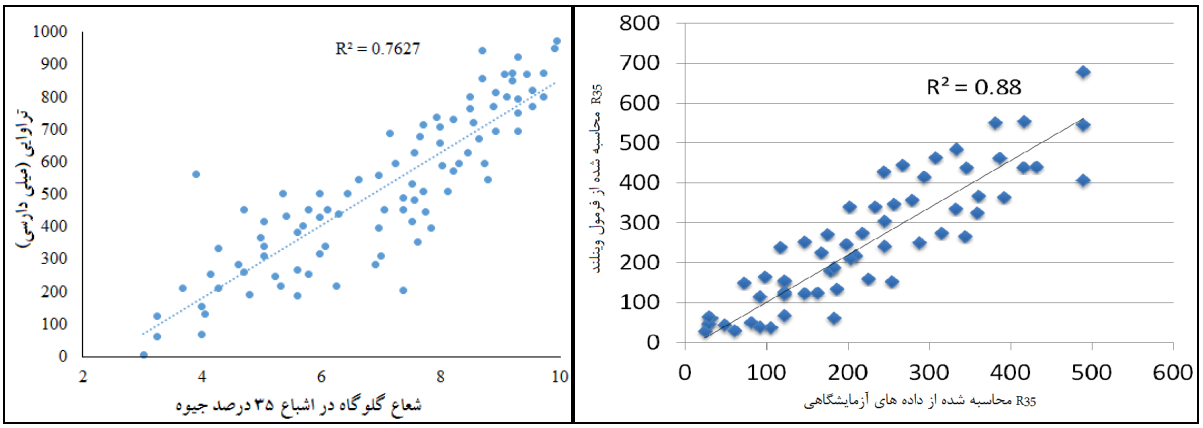
---

[2] *Linkage*
[3] *Cut off*

همچنین برای داده‌هایی که مقدار فشار آزمایشگاهی تزریق جیوه و تخلخل و تراوایی موجود می‌باشد با استفاده از فرمول وینلند (فرمول ۳) مقدار شعاع گلوگاه تخلخل در اشباع ۳۵ درصد جیوه محاسبه گردیده و با نتایج آزمایشگاهی مقایسه گردید. شکل ۲-ب این انطباق را برای مقدار R35 حاصل از فرمول وینلند و نتایج آزمایشگاهی نشان می‌دهد.

$$\text{Log R35} = 0.732 + 0.588*\text{Log (K)} - 0.864*\text{Log (Phi)} \quad (۳)$$

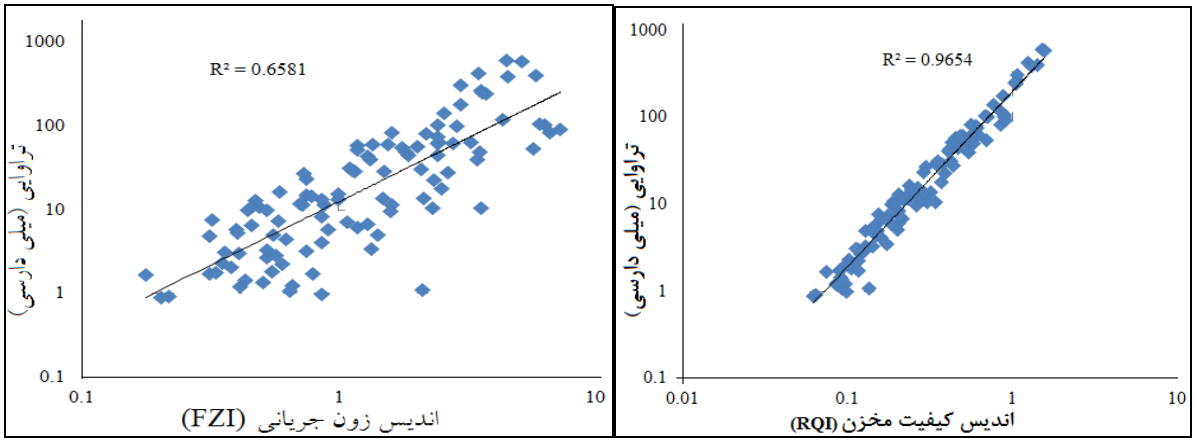
برای بقیه داده‌های تخلخل و تراوایی مغزه که داده‌های فشار تزریق جیوه اندازه‌گیری نشده است از فرمول وینلند و با استفاده از داده تخلخل و تراوایی برای محاسبه مقدار R35 استفاده گردیده و مقدار تصحیح از انطباق شکل ۲-ب استفاده گردیده است.



الف ب

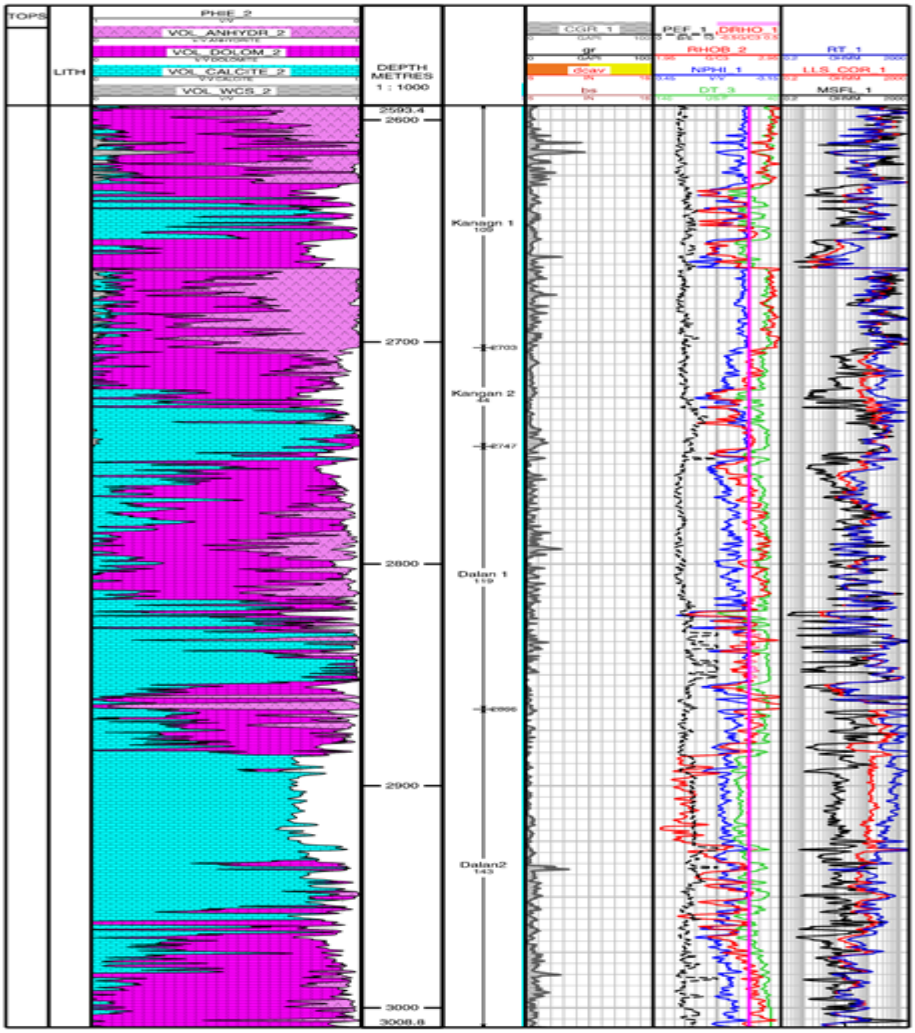
شکل ۲. (الف) ارتباط تراوایی با قطر گلوگاه تخلخل در اشباع ۳۵ درصد جیوه، (ب) ارتباط بین قطر گلوگاه تخلخل برای نتایج آزمایشگاهی و نتایج حاصل از معادله وینلند.

شکل ۳ مقدار اندیس زون جریان و اندیس کیفیت مخزنی را در مقابل تراوایی برای نمونه‌ها نشان می‌دهد. همانطور که دیده می‌شود انطباق خوبی بین این پارامترها با تراوایی نمونه‌ها وجود دارد. آخرین مرحله آماده‌سازی داده‌ها، تصحیحات مورد نیاز بر روی نمودارهای چاه‌پیمایی و ارزیابی پتروفیزیکی چاه‌ها می‌باشد. تمامی مراحل توضیح داده شده برای تصحیحات و ارزیابی پتروفیزیکی چاه‌ها در این مرحله انجام گرفت. شکل ۴ لاگ‌های چاه‌پیمایی همراه با نتایج حاصل از ارزیابی پتروفیزیکی برای یکی از چاه‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد.



ب الف

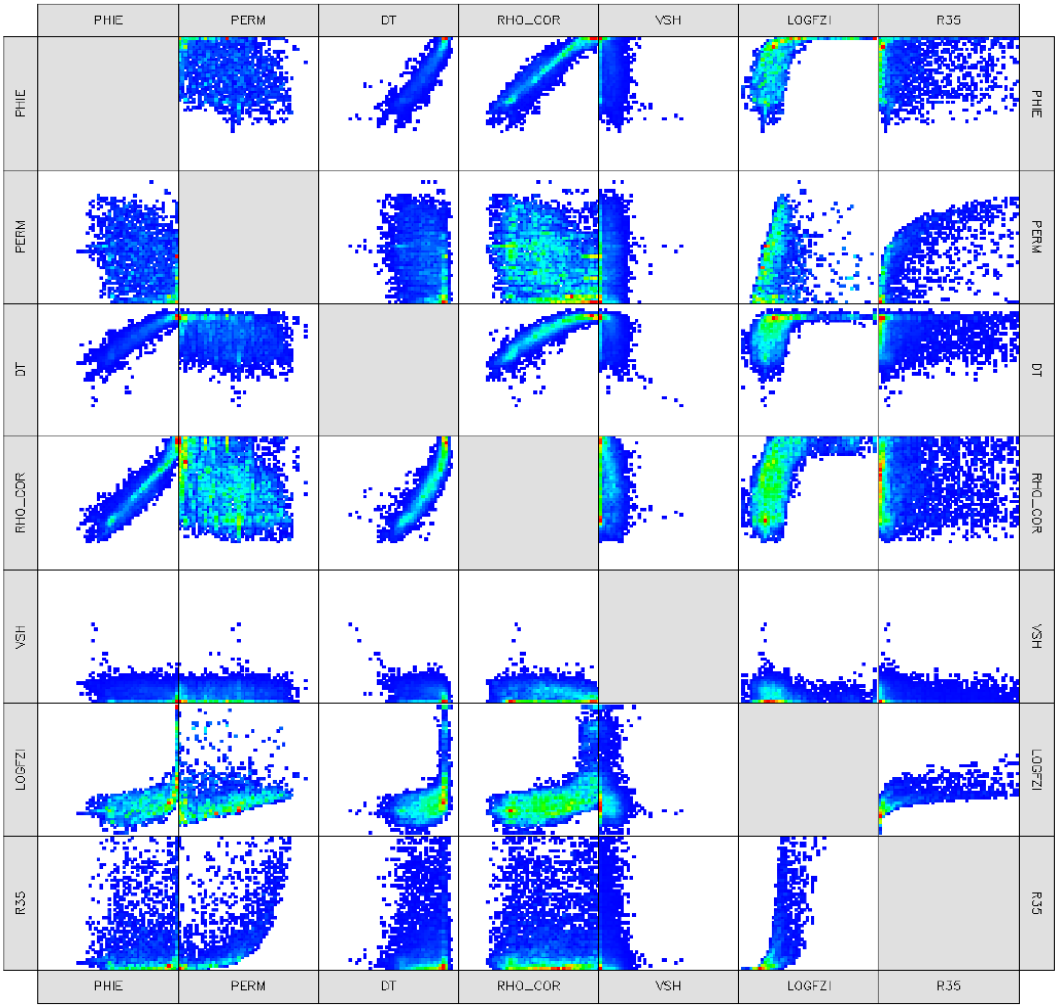
شکل ۳. (الف) اندیس زون جریانی، (ب) اندیس کیفیت مخزنی برای نمونه‌های مغزه دار.



شکل ۴. نمودارهای تفسیری حاصل از پردازش نمودار برای چاه A.

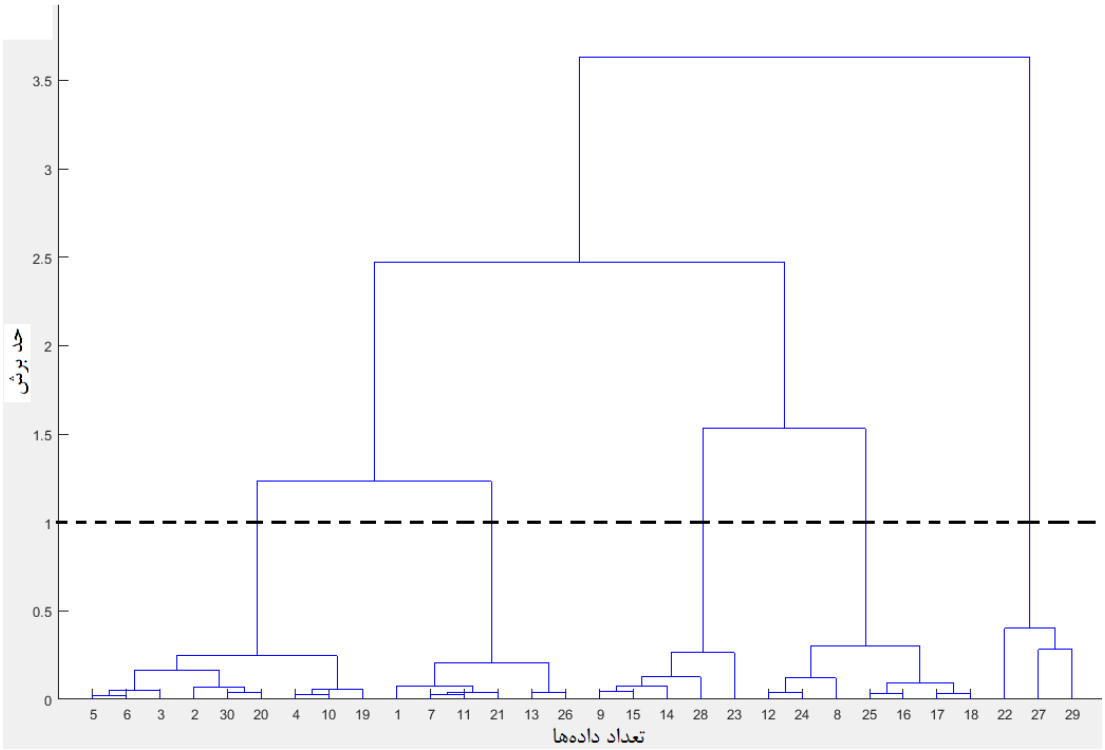
۲.۳. خوشه‌بندی گونه‌های سنگی

بعد از آماده کردن داده‌ها برای خوشه‌بندی و تعیین گونه‌های سنگی در دو چاه مغزه‌دار، مرحله بعد اعمال روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی برای تعیین خوشه‌های بهینه در این دو چاه می‌باشد. برای این منظور نمودارهای گاما (حجم شیل)، صوتی، نوترون، چگالی همراه با لاگ‌های اندیس زون جریان، شعاع گلوگاه‌های تخلخل در اشباع ۳۵ درصد جیوه و تراوایی مغزه به‌عنوان متغییرهای ورودی انتخاب گردید. شکل ۵ متغییرهای ورودی خوشه‌بندی را در دو چاه کلیدی نشان می‌دهد.

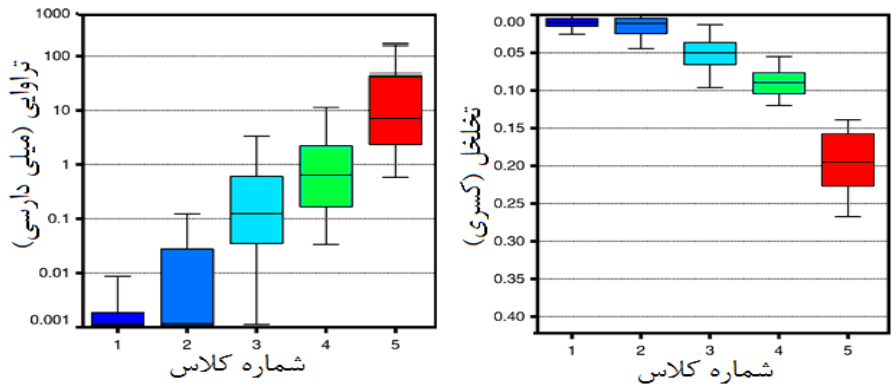


شکل ۵. متغییرهای ورودی خوشه‌بندی در دو چاه مغزه‌دار مورد مطالعه و پلات دوبعدی متغیرها با همدیگر.

بعد از انتخاب متغییرهای ورودی با استفاده از روش اقلیدوسی فاصله بین زوج داده‌ها با همدیگر محاسبه گردید. در مرحله بعد با استفاده از الگوریتم‌های مختلف و فاصله محاسبه شده بین زوج داده‌ها در مرحله قبلی، زوج‌ها به همدیگر ارتباط داده شدند. در ادامه درخت خوشه‌ایی برای داده‌های مورد مطالعه دو چاه تهیه گردید. شکل ۶ درخت خوشه‌ایی را برای داده‌ها نشان می‌دهد. با استفاده از درخت خوشه‌ایی شماره تعداد گونه‌های سنگی بهینه مشخص گردید. همانطور که از شکل ۶ دیده می‌شود ۵ خوشه به‌عنوان تعداد خوشه‌های بهینه انتخاب گردید. مرحله آخر خوشه‌بندی با تعیین حد برش و انتخاب تعداد خوشه‌ها (۵ خوشه بهینه در این مطالعه) به اتمام رسید. همچنین نمودار جعبه‌ای تخلخل و تراوایی گونه‌های سنگی معرفی شده در دو چاه مغزه‌دار در شکل ۷ نشان داده شده است.



شکل ۶. درخت خوشه‌ایی برای متغییرهای انتخاب شده به‌عنوان ورودی تعیین گونه‌های سنگی در چاه‌های کلیدی.



شکل ۷. نمودار جعبه‌ای تخلخل و تراوایی گونه‌های سنگی معرفی شده در دو چاه مغزه‌دار A و B.

۳.۳. پیش بینی گونه‌های سنگی معرفی شده در محدوده چاه‌ها

بعد از استخراج گونه‌های سنگی در دو چاه مغزه‌دار مرحله بعد گسترش و پیش بینی آنها در چاه‌های دیگر می‌باشد. برای این منظور در این مطالعه از روش ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. ماشین‌های یادگیری برای یافتن الگو و حل مسائل پیش‌بینی به مجموعه داده آموزشی نیاز دارند. در این مطالعه کلاس‌های مشخص‌شده با آنالیز خوشه‌ایی در دو چاه مغزه‌دار در مرحله قبل به‌عنوان کلاس‌های آموزشی و لاگ‌های پتروفیزیکی گاما، نوترون، صوتی و چگالی، به‌عنوان ورودی در نظر گرفته شدند. یکی از مزیت‌های ماشین‌های بردار پشتیبان این است که پیاده‌سازی‌های بسیاری از آن به شکل آزاد و رایگان در اینترنت دردسترس است که مشهورترین آنها SVM-light و Lib-SVM هستند. SVM-light یک پیاده‌سازی از ماشین بردار پشتیبان به زبان C است که دانشگاه کرنل آمریکا آن را نوشته است. هم‌چنین نرم‌افزار قدرتمند یادگیری ماشین WEKA نیز پیاده‌سازی موثری برای SVM دارد. نرم‌افزار MATLAB، نسخه 7.6.324

(R2008a) که در ۱۰ فوریه سال ۲۰۰۸ منتشر شد، و نسخه‌های جدیدتر آن استفاده از طبقه‌کننده ماشین بردار پشتیبان را ممکن کرده است. در این مطالعه برای پیاده‌سازی ماشین بردار پشتیبان، از میان انبوه پیاده‌سازی‌ها و بسته‌های نرم‌افزاری، از Lib-SVM استفاده شد که تحت نرم‌افزار MATLAB نیز ارایه شده است. در این مقاله نمودارهای چاه‌پیمایی اشعه گاما، سرعت انتقال صوت، چگالی و نوترون به‌عنوان ورودی و ۵ کلاس معرفی‌شده در مراحل قبل به‌عنوان خروجی ماشین بردار پشتیبان انتخاب شدند. ابتدا داده‌ها به دو دسته آموزشی متشکل از ۱۶۴ داده ورودی و خروجی و آزمون حاوی ۷۰ نمونه از ۲۳۴ داده موجود تقسیم شدند. داده‌های آموزشی برای آموزش و بهینه کردن ماشین بردار پشتیبان به کار رفتند. بعد از آموزش و بهینه کردن مدل از داده‌های کنارگذاشته‌شده آزمون به‌عنوان آزمایش شبکه استفاده شد. جدول ۱ نتایج حاصل از ماشین بردار پشتیبان را برای داده‌های آزمون نشان می‌دهد و دیده می‌شود که مدل در پیش‌بینی داده‌ها موفق عمل کرده است.

جدول ۱. نتایج حاصل از تست ماشین بردار پشتیبان در پیش بینی گونه‌های سنگی معرفی شده.

Confusion matrix		Predicted rock type						Absolute accuracy
		1	2	3	4	5	Grand Total	
Actual rock type	1	11	1	0	1	0	13	84.62
	2	1	12	1	0	1	15	80.00
	3	0	0	10	0	1	11	90.00
	4	0	0	1	14	2	16	87.50
	5	1	1	1	0	12	15	80.00
	Grand Total	13	14	13	15	16	70	
	Proportion percent (%)	100	93.33	118.18	93.75	94.11		Absolute accuracy
	difference	0	1	2	1	1	5	84.28

۴. پیش بینی تراوایی

این بخش شامل دو مرحله است: مرحله اول تخمین مقدار تراوایی توسط یک شبکه برای کل بازه بدون گونه‌های سنگی و مرحله دوم تخمین مقدار تراوایی توسط شبکه‌های مجزا برای هر گونه سنگی معرفی شده. در ابتدا یک شبکه سه لایه پس انتشار خطا در محیط MATLAB طراحی گردید. برای طراحی شبکه‌ایی با بهترین الگوریتم‌های آموزش، مجموعه‌ایی از پارامترهای بهینه شامل شماره لایه‌های پنهان، شماره نورون در لایه‌های پنهان، تعداد تکرارهای آموزش و توابع انتقال مورد نیاز است. این پارامترها به روش آزمون و خطا تعیین شدند. برای بدست آوردن مدل بهینه، شبکه‌ایی با تعداد مختلفی از نورون‌ها در لایه پنهان به همراه ترکیبی از لاگ‌های ورودی، مورد آزمایش قرار گرفتند. سرانجام مدلی با بالاترین سطح کارایی به‌عنوان مدل بهینه انتخاب شد. ملاک کارائی شبکه بر اساس تطابق ضریب همبستگی بین داده خروجی و داده‌های آزمایشگاهی و حداقل مقدار خطا انتخاب گردید. خطای اندازه‌گیری شده بین مقدار واقعی تراوایی و مقدار پیش بینی شده در مقابل تکرارهای تمرین دهی در جداول ۲ و ۳ نشان داده شده است.

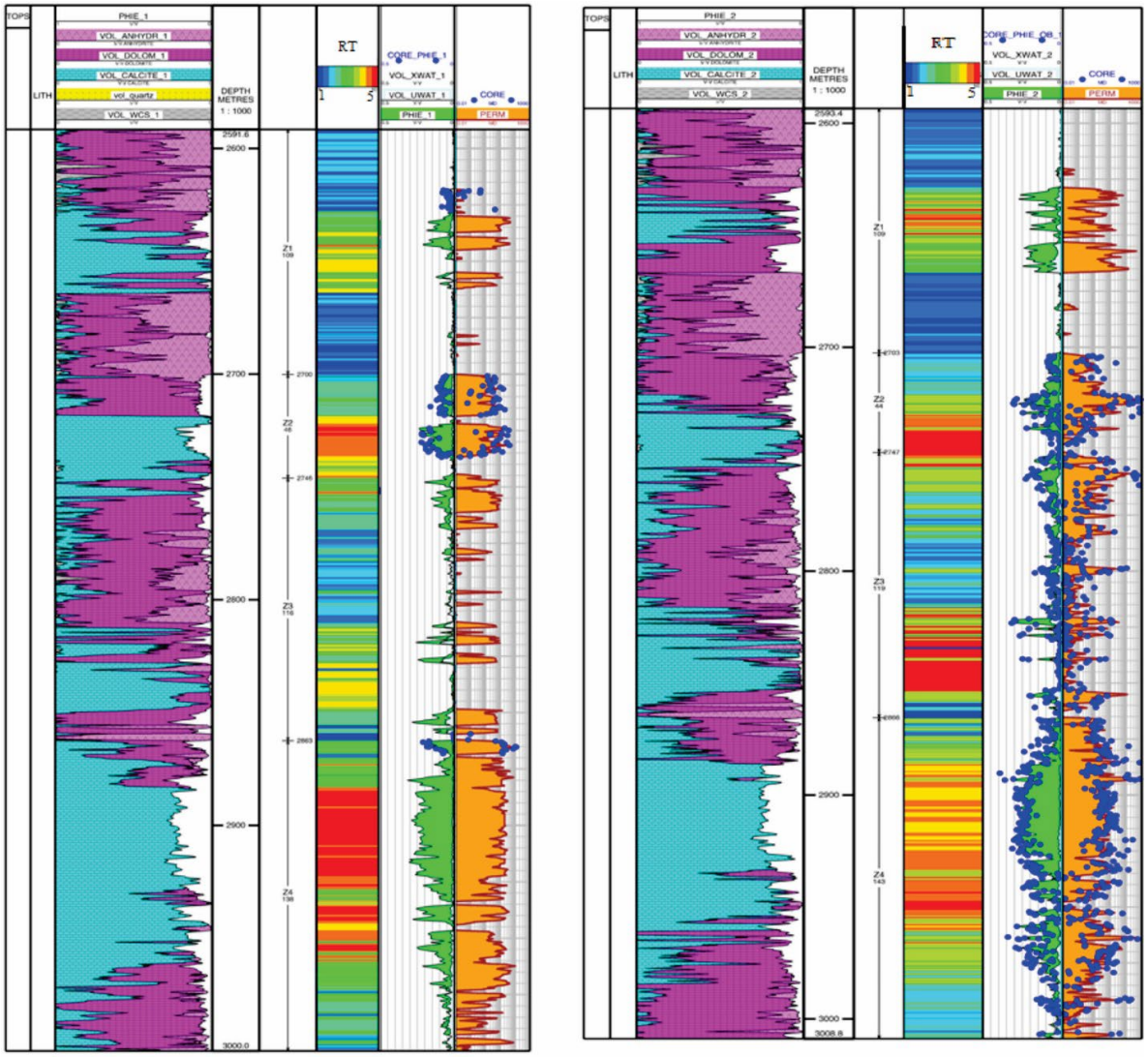
جدول ۲. پارامترهای ورودی، تعداد تکرار، تابع آموزشی و میانگین مربعات خطا را برای شبکه کلی نشان می‌دهد.

داده‌های ورودی	تعداد تکرار	تابع آموزشی	میانگین مربعات خطا
صوتی	۹	LM	۰.۹۷
صوتی، نوترون	۷	LM	۰.۸۸
صوتی، نوترون، چگالی	۸	LM	۰.۹۸
صوتی، نوترون، چگالی، گاما	۶	LM	۰.۸۲
صوتی، نوترون، چگالی، گاما	۸	OSS	۰.۹۵
صوتی، نوترون، چگالی، گاما	۷	BR	۰.۹۳

جدول ۳. پارامترهای ورودی، تعداد تکرار، تابع آموزشی و میانگین مربعات خطا را برای شبکه‌های مختلف را نشان می‌دهد.

گونه سنگی	داده‌های ورودی	تعداد تکرار	تابع آموزشی	میانگین مربعات خطا
RT1	صوتی، نوترون، چگالی، گاما	۹	LM	۰.۰۵۲
RT2	صوتی، نوترون، چگالی، گاما	۷	LM	۰.۰۵۸
RT3	صوتی، نوترون، چگالی، گاما	۸	LM	۰.۰۲۵
RT4	صوتی، نوترون، چگالی، گاما	۶	LM	۰.۰۴۱
RT5	صوتی، نوترون، چگالی، گاما	۸	LM	۰.۰۴۳
	میانگین مربعات خطا برای کل کلاس‌ها			۰.۰۴۳

به منظور پیش بینی تراوایی بر اساس مدل گونه‌های سنگی، مدل‌های شبکه عصبی مجزا برای هر گونه سنگی طراحی گردید. پارامترهای مدل بهینه شبکه عصبی که برای هر گونه سنگی تعیین شده است در جدول ۳ آورده شده است. همانطور که از جدول ۲ و ۳ دیده می‌شود پیش بینی تراوایی بر اساس مدل مبتنی بر تعیین گونه‌های سنگی از دقت بالاتری نسبت به روش بدون در نظر گرفتن گونه‌های سنگی برخوردار می‌باشد. با در نظر گرفتن این موضوع شبکه‌های بهینه مبتنی بر گونه‌های سنگی به‌عنوان شبکه نهایی برای پیش بینی تراوایی در هر گونه سنگی ذخیره گردید و در هر چهار چاه تراوایی بر اساس این شبکه‌ها در هر رخساره خاص پیش بینی گردید. شکل ۹ نتیجه نهایی پیش بینی تراوایی را برای چاه‌ها و مقایسه آن با داده‌های آزمایشگاهی در دو چاه مغزه دار را نشان می‌دهد. همانطور که دیده می‌شود انطباق خوبی بین داده‌های تراوایی حاصل از پیش بینی شبکه با نتایج آزمایشگاهی دیده می‌شود.



شکل ۹. گونه‌های سنگی پیش بینی شده همراه با تراوایی پیش بینی شده در گونه‌های سنگی مختلف برای دو چاه از چاه‌های مورد مطالعه.

۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله برای کاهش ناهمگنی مخزن کربناته کنگان و دالان و پیش بینی تراوایی از یک روش چند مرحله‌ای استفاده گردید. در مرحله اول از نتایج حاصل از داده‌های آزمایشگاهی فشار تزریق جیوه و تخلخل و تراوایی مغزه پارامترهای شعاع گلوگاه تخلخل در اشباع ۳۵ درصد جیوه (R35) و اندیس زون جریانی (FZI) محاسبه گردید. اثر شیل از لاگ‌های تخلخل، شامل نمودارهای صوتی، نوترون و چگالی حذف گردید. مقدار R35 و اندیس زون جریان همراه با نمودارهای تصحیح شده تخلخل و لاگ گاما به‌عنوان ورودی خوشه‌بندی برای تعیین گونه‌های سنگی در دو چاه مغزه دار با استفاده از روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی انتخاب گردیدند. در دو چاه بعدی از روش ماشین بردار پشتیبان گونه‌های سنگی از لاگ‌های چاه‌پیمایی پیش بینی گردید. در ادامه تراوایی با استفاده از شبکه‌های پس انتشار خطا برای گونه‌های سنگی پیش بینی گردید. در ابتدا از یک شبکه پس انتشار خطا برای کل داده‌ها استفاده گردید. در ادامه برای هر گونه سنگی خاص یک شبکه پس انتشار خطا طراحی گردیده و تراوایی در آن خوشه با استفاده از شبکه خاص همان خوشه پیش بینی گردید. پیش بینی تراوایی در حالت کلی و به وسیله یک شبکه میانگین خطای اندازه‌گیری شده برابر با ۰.۸۲ بدست داد که در مقایسه با روش مبتنی بر گونه‌های سنگی با میانگین خطا اندازه‌گیری شده برابر با ۰.۰۴۳ مقدار بالاتری می‌باشد.

بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از داده‌های شعاع گلوگاه‌های تخلخل در اشباع ۳۵ درصد جیوه و اندیس زون جریانی به‌عنوان مشخصه‌های فضای منفذی و به دلیل ارتباطی که با تخلخل و تراوایی دارا می‌باشند دو مزیت می‌تواند داشته باشد. مزیت اول، استفاده از آنها همراه با لاگ‌های چاه‌پیمایی به‌عنوان ورودی تعیین گونه‌های سنگی باعث می‌شود که گونه‌های سنگی که تعیین می‌گردد از نظر تخلخل و تراوایی و در کل کیفیت مخزنی از همدیگر متمایز باشند. در مرتبه دوم، به‌دلیل این که دو پارامتر مورد بحث ارتباط خوبی با تراوایی دارا می‌باشند بنابراین محدوده تغییرات تراوایی در گونه‌های سنگی تعیین شده محدودتر گردیده و شبکه عصبی برای پیش بینی تراوایی در هر گونه سنگی به صورت موفق‌تر نسبت به حالتی که کل داده‌ها با همدیگر و فقط با یک شبکه عصبی پیش بینی گردد عمل می‌کند.

منابع

[1] Serra, O.E., 1984. Fundamentals of well-log interpretation.

[2] Amaefule, J.O., Altunbay, M., Ohen, H., Kersey, D. and Lane, P., 1994, February. A hydraulic (flow) units-based approach for predicting formation damage in uncored interval/wells using core/log data. In *International Symposium on Formation Damage Control* (pp. 9-10).

[3] Winland, H.D., 1972. Oil accumulation in response to pore size changes, Weyburn field, Saskatchewan. *Amoco Production Company report F72-G-25 (unpublished), Tulsa, OK*, *20*.

[4] Chehrazi, A., Rezaee, R. and Rahimpour, H., 2011. Pore-facies as a tool for incorporation of small-scale dynamic information in integrated reservoir studies. *Journal of Geophysics and Engineering*, *8*(2), p.202.

[5] Archie GE (1942) The electrical resistivity as an aid in core analysis interpretation. Trans Am Inst Mining Eng 146:54–62.

[6] Bridges Jr, C.C., 1966. Hierarchical cluster analysis. Psychological reports, 18(3), pp.851-854.

[7] Steinwart, I. and Christmann, A., 2008. Support vector machines. Springer Science & Business Media.

[8] Mehrabi, H., Sfidari, E., Mirrabie, S.S., Barati Boldaji, S., Zamanzadeh, S.M., 2024. Estimating the shear sonic log using machine learning methods, and comparing it with the obtained data from the core by Python software. Iranian Journal of Geology.