



دوره ۴، شماره ۱، ۱۳۹۷، صفحات ۴۲-۲۷
(DOI): 10.22044/JRAG.2017.965 شناسه دیجیتال

برآورد تخلخل مؤثر در فضای بین چاه‌ها توسط دسته‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای با الگوریتم آدابوست

کاظم سعیدی^{۱*}، امین روشندل کاهو^۲، سید رضا قوامی ریایی^۲، بهزاد تخم چی^۲ و پدرام ابراهیمی^۱

۱- کارشناسی‌ارشد، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

۲- دانشیار، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

دریافت مقاله: ۱۳۹۵/۱۱/۰۲؛ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۰۴/۱۴

* نویسنده مسئول مکاتبات: kazemsaeedi199@gmail.com

چکیده

تخلخل مؤثر یکی از خصوصیات مهم مخزن است؛ که مهندسان نفت همیشه به دنبال یافتن مدل مناسبی از نحوه توزیع این پارامتر در سنگ مخزن می‌باشند. با توجه به این‌که خصوصیات پتروفیزیکی سنگ مخزن بسیار پیچیده است؛ بنابراین در چند دهه اخیر بکار گرفتن روش‌های دسته‌بندی در تخمین و مدل‌سازی این خصوصیات به یکی از موضوعات مهم در صنعت نفت تبدیل شده است. در این پژوهش با تلفیق نگارهای پتروفیزیکی، نشانگرهای لرزه‌ای و به‌کارگیری الگوریتم آدابوست سعی شد تا مقدار تخلخل مؤثر در بلوک F3 بخش هلندی دریای شمال دسته‌بندی شود. در مرحله اول پس از استخراج نشانگرهای لرزه‌ای از مقطع دوبعدی لرزه‌ای، توسط روش انتخاب ویژگی SFS، تعداد شش نشانگر لرزه‌ای با تأثیر مثبت در فرآیند دسته‌بندی مشخص گردید. این شش نشانگر لرزه‌ای توسط داده‌های تخلخل مؤثر دسته‌بندی شده در موقعیت چاه برچسب‌گذاری شدند و برای آموزش الگوریتم آدابوست مورد استفاده قرار گرفتند. این آموزش با دقت ۷۶/۶ درصد انجام گردید. در مرحله بعد به منظور ارزیابی صحت عملکرد الگوریتم آدابوست، مرحله اعتبارسنجی با حذف اطلاعات مربوط به یک چاه انجام شد؛ که دقت ۷۱/۷ درصد به دست آمد و نشان از عملکرد و آموزش صحیح الگوریتم آدابوست دارد. درنهایت الگوریتم آدابوست به منظور دسته‌بندی تخلخل مؤثر در سایر بخش‌هایی که اطلاعات چاه موجود نبود، بکار گرفته شد. خروجی الگوریتم نشان داد که لایه‌های مربوط به سازندهای گروه چالک از تخلخل مؤثر خوبی برخوردارند و احتمالاً استخراج نفت از این افق‌ها صرفه اقتصادی خواهد داشت.

واژگان کلیدی

تخلخل مؤثر
نشانگرهای لرزه‌ای
خصوصیات پتروفیزیکی
الگوریتم آدابوست

۱- مقدمه

یکی از مسائل مهم در مطالعه مخازن هیدروکربوری، داشتن تصویر درستی از تغییرات جانبی خصوصیات مخزن است. برای رسیدن به این هدف داده‌های پتروفیزیکی به دلیل گستردگی ناچیز جانبی، ناقص می‌باشند و باید با داده‌های لرزه‌ای که از گسترش جانبی خوبی برخوردارند تلفیق شوند؛ تا بتوان به درک درستی از خصوصیات مخزنی بین‌چاهی رسید (Sheriff, 1992). پارامترهای اصلی در توصیف مخزن عبارت‌اند از: تخلخل، اشباع آب و تراوایی (Tiab and Donaldson 2012). روش‌های مورد استفاده به منظور بررسی و تعیین تغییرات این پارامترها با عنوان توصیف مخزن (Reservoir characterization, RC) شناخته می‌شوند. اگر پارامترهای مذکور در سراسر مخزن یکنواخت باشند، اندازه‌گیری‌های صورت گرفته حتی در یک چاه برای توصیف مخزن کافی است. به دلیل ناهمگنی‌های موجود در سنگ مخزن، پارامترها تغییرات زیادی در محدوده مخزن از خود نشان می‌دهند؛ بنابراین با تلفیق و دسته‌بندی داده‌های در دسترس می‌توان مخزن را توصیف کرد. یکی از روش‌های توصیف مخازن روش تفسیر چند نشانگری است (Guerrero et al., 2010). نشانگر لرزه‌ای به هر پارامتری گفته می‌شود که بتوان آن را به نوعی از داده‌های لرزه‌ای قبل یا بعد از برانبارش به دست آورد؛ یا به شکل فضایی به نقشه درآورد (Taner et al., 1979, Chopra and Marfurt, 2007). نشانگر لرزه‌ای پارامتری است که به نحوی بتواند داده‌های لرزه‌ای را به مشخصه‌های مخزن ارتباط دهد و ویژگی‌های مخزن را آشکار سازد. تحقیقات نشان می‌دهد که برآورد کردن خصوصیات نگارها (مانند تخلخل مؤثر و تراوایی) با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای امکان‌پذیر است (Hampson et al., 2001). استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای از دهه ۱۹۷۰ میلادی آغاز و نشانگرهای لرزه‌ای متعددی توسط محققان معرفی و مورد استفاده قرار گرفته است؛ که هرکدام از آن‌ها برای توصیف یکی از مشخصه‌های فیزیکی یا زمین‌شناختی لایه‌های زیرسطحی به کار می‌روند (Chopra and Marfurt, 2005). فهرست جامعی از این نشانگرها به همراه روش تولید و کاربرد آن‌ها در سال ۱۹۹۷ ارائه شده است (Chen and Sidney, 1997). بیشتر نشانگرها حاصل تبدیل غیرخطی ردلرزه‌ها هستند (عدالت و همکاران، ۱۳۸۸). این غیرخطی بودن می‌تواند آن دسته از خصوصیات مخزنی و زمین‌شناسی را که نمی‌توان در داده‌های لرزه‌ای خام دید، مشخص کرد. رابطه غیرخطی بین نشانگرها و خصوصیات نگارها، توانایی روش‌های خطی را برای برآورد پارامترها محدود می‌کند؛ بنابراین باید روش‌های غیرخطی برای برآورد پارامترها را جستجو کرد.

توزیع تخلخل مؤثر در سنگ مخزن بسیار پیچیده است؛ بنابراین تخمین مقادیر آن بر روی داده‌های لرزه‌ای بسیار سخت است. با توجه به اهمیت این پارامتر، می‌توان با دسته‌بندی مقادیر تخلخل مؤثر، پیچیدگی توزیع آن را در سنگ مخزن کاهش داد و با

روش‌های دسته‌بندی توزیع این دسته‌ها را برآورد کرد. یکی از روش‌های کارآمد و جدید غیرخطی برای نیل به این هدف روش آدابوست است.

آدابوست یک الگوریتم یادگیری ماشین است؛ که توسط فروند و شاپیر (۱۹۹۵) ابداع شد. در واقع آدابوست یک متالگوریتم است؛ که به منظور ارتقاء عملکرد و رفع مشکل طبقات نامتوازن همراه دیگر الگوریتم‌های یادگیری استفاده می‌شود. در این الگوریتم، دسته‌بندی هر مرحله جدید به نفع نمونه‌های غلط دسته‌بندی شده در مراحل قبل تنظیم می‌گردد (Freund and Schapire, 1997).

راینر (۲۰۰۲) با بررسی حساسیت نشانگرهای لرزه‌ای نسبت به تغییرات خصوصیات پتروفیزیکی سنگ‌ها به این نتیجه رسید که آنالیز چند نشانگری برای تخمین مقادیر تخلخل در داده‌های لرزه‌ای نتایج قابل قبولی به همراه دارد. در نهایت با به کارگیری شبکه عصبی مقادیر تخلخل را در سازند مخزنی ایناکی تخمین زد.

ناتالیا و رابرت (۲۰۰۴) میزان تخلخل را در بازه ۲۰۰ تا ۶۰۰ میلی‌ثانیه مقطع لرزه‌ای با شبکه عصبی تخمین زده‌اند؛ که دقت روش آن‌ها ۸۶ درصد بوده است.

پرامانیک و همکاران (۲۰۰۴) روی سازند ماسه‌سنگی کالول واقع در حوضه کامبای شمال هند مطالعات پتروفیزیکی انجام داده‌اند. آن‌ها ابتدا مقاومت صوتی را از داده‌های لرزه‌ای محاسبه کردند و در گام بعدی با روش PNN (Probabilistic Neural Network) و روش‌های زمین‌آماری مقادیر تخلخل را برآورد کردند. روش PNN با ۱۰ ویژگی ضریب همبستگی ۰/۹۵ را نشان داد. در نهایت از روش PNN و روش زمین‌آماری برای برآورد مقدار تخلخل استفاده شد؛ که مدل واقعی‌تری از توزیع تخلخل حاصل شد.

حمادا و الشافعی (۲۰۱۰) با ترکیب نگار (Nuclear magnetic resonance) NMR، نفوذپذیری و تخلخل خصوصیات پتروفیزیکی سنگ مخزن را در چاه‌ها زون بندی کردند و با شبکه عصبی این زون‌ها را در فضای بین چاه‌ها تخمین زدند.

آدینکا و انکانزولو (۲۰۱۳) ابتدا با انجام وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای با روش‌های زمین‌آماری و نشانگرهای لرزه‌ای، مقدار تخلخل را با ضریب همبستگی ۹۸ درصد تخمین زدند.

جلال الحسینی و همکاران (۲۰۱۴) با ترکیب داده‌های چاه پیمایی و نشانگرهای لرزه‌ای سعی در بهبود روش‌های تخمین داشتند. آن‌ها ابتدا بر داده‌های لرزه‌ای وارون‌سازی انجام دادند و در مرحله دوم نشانگرهای لرزه‌ای را از این داده‌ها استخراج کردند. در مرحله سوم با استفاده از روش رگرسیون چندمرحله‌ای، نشانگرهای لرزه‌ای را با هم ترکیب کردند و در مرحله چهارم توسط شبکه عصبی رابطه بین تخلخل و نشانگرهای ترکیب شده را پیدا کردند. در آخر هم با این رابطه نشانگرهای لرزه‌ای را دسته‌بندی نمودند.

تا توزیع تخلخل مؤثر در فضای بین چاه‌ها در بلوک F3 دریای شمال تخمین زده شود.

۲- منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه (میدان F3) یک میدان نفتی در بخش هلندی دریای شمال است (شکل ۱). داده‌های لرزه‌ای سه‌بعدی تا عمق ۲ ثانیه (عمق تقریبی ۲۰۰۰ متری) در اختیار بوده است. در این طبقات لایه‌های سیگموئیدال در مقیاس بزرگ قابل مشاهده بود؛ که شامل سیستم بزرگ رسوبی رودخانه‌ای-دلتایی است و بخش بزرگی از دریای شمال را پوشش می‌دهد (Sorensen et al., 1997).

در طی بازه زمانی دوره پلیوسن، شرایط دلتایی که از محیط رودخانه‌ای تا منطقه جزر و مدی تشکیل شده، بر دریای شمال حاکم بوده است. این چرخه از ساختار کلیفورم (یک عارضه زیرآبی شبیه یا متناظر با شیب قاره اقیانوس‌ها یا لایه‌های جلویی یک دلتا. این عارضه ساختگاه محیط ناوه ته‌نشینی است). کلاسیک پیش‌رونده به سمت حوضه تشکیل شده است. تفاسیر نشان می‌دهد که این بخش (شامل سازندهای گروه گچی، دریای شمال پایینی و میانی (شکل ۲))، از سه سکانس رده سوم تشکیل شده است. این سکانس‌ها به دنباله گسترده شدن یک سیستم بزرگ مقیاس رودخانه‌ای-دلتایی (دلتای اریدانوس) که در اواخر سنوزوئیک شمال غربی اروپا را تحت سلطه خود قرار داده بود؛ تشکیل شده‌اند. این سیستم زه‌کشی در طول الیگوسن آغاز شده؛ که همزمان با آن سپر اسکاندیناوی در حال بالآمدگی بوده است. نرخ بالآمدگی در طول اواخر میوسن و اوایل پلیوسن افزایش یافته است (Ghazi, 1992). بر اثر بالا آمدگی اواخر میوسن، جریان بار رسوبات شدت یافته و مناطق دور از ساحل بخش هلندی در این دوره پر شده است. افزایش بار رسوبات منجر به یک تفاوت بار رسوبی در سراسر منطقه شده است. در نتیجه، نمک مدفون پرمین شروع به حرکت کرده و چندین ناپیوستگی محلی زیر خط گنبد نمکی تشکیل شد.

تلخستانی (۲۰۱۵) برای تخمین تخلخل مؤثر توسط نشانگرهای لرزه‌ای در یکی از میداین جنوب غرب ایران، مدل فازی-عصبی را با الگوریتم خطی درختی بهینه‌سازی کرد. همچنین برای انتخاب ۵ نشانگر لرزه‌ای مؤثر در تخمین تخلخل مؤثر از ۲۶ نشانگر موجود از روش رگرسیون خطی گام به گام استفاده نمود. در نهایت عملکرد مدل فازی-عصبی را با شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و شبکه عصبی تابع شعاعی مقایسه کرد و نشان داد که مدل فازی-عصبی آموزش دیده با الگوریتم خطی درختی، نتایج دقیق‌تری در تخمین تخلخل مؤثر در پی دارد.

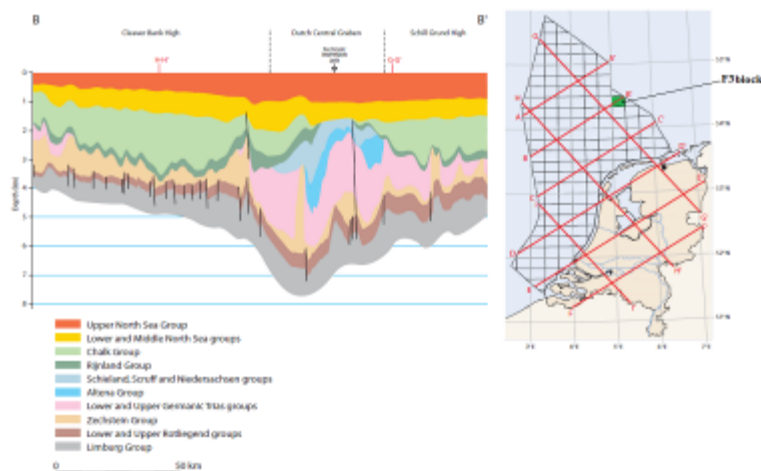
عدالت و همکاران (۱۳۸۸) با طراحی یک شبکه عصبی احتمالاتی و همچنین استفاده همزمان از نشانگرهای لرزه‌ای تخلخل مؤثر را در یکی از میداین نفتی واقع در خلیج فارس تخمین زده‌اند. کدخدایی ایلخچی و همکاران (۱۳۸۷) با ساخت یک سیستم استنتاج فازی که از الگوریتم ژنتیک بهره می‌برد؛ باعث بهینه‌سازی مدل‌های ساخته‌شده از نشانگرهای لرزه‌ای با روش‌های فازی شدند. آن‌ها سیستم استنتاج فازی را بهترین الگوریتم و پس از آن شبکه عصبی احتمال‌پذیر را بهترین شبکه عصبی برای تخمین تخلخل از روی نشانگرهای لرزه‌ای معرفی کردند.

با توجه به این که خصوصیات پتروفیزیکی سنگ‌ها بسیار متغیر می‌باشند؛ بنابراین در این پژوهش با دسته‌بندی میزان تخلخل به چهار دسته ضعیف، متوسط، خوب و خیلی خوب می‌توان مقدار تخلخل را در بازه عمقی و افقی بیشتری برآورد نمود.

در این پژوهش ابتدا مقادیر تخلخل مؤثر به چهار دسته تقسیم‌بندی می‌شوند؛ در مرحله بعد به منظور افزایش سرعت و دقت دسته‌بندی، با استفاده از الگوریتم SFS (Sequential Forward Selection) از میان نشانگرهای موردنظر، تعدادی از نشانگرهای مناسب و مرتبط با هدف انتخاب شده و از آن‌ها برای آموزش الگوریتم آدابوست استفاده می‌شود. بعد از حصول اطمینان از دقت آموزش الگوریتم آدابوست، نشانگرهای لرزه‌ای دسته‌بندی می‌شوند؛



سعیدی و همکاران، بر آورد تخلخل مؤثر در فضای بین چاه‌ها توسط دسته‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای با الگوریتم آدابوست، صفحات ۴۲-۲۷. شکل ۱: موقعیت جغرافیایی میدان F3 و نحوه توزیع چاه‌ها (Ghazi, 1992).



شکل ۲: پروفیل زمین‌شناسی میدان F3 (Duin et al. 2006).

خصوصیات پتروفیزیکی مخزن را مطرح نمودند. تحلیل چند نشانگری این امکان را برای ژئوفیزیکدانان فراهم می‌کند تا به طور همزمان بر روی چند نشانگر کار کنند و با ترکیب چندین نوع اطلاعات متفاوت اما حیاتی با یکدیگر، بتوانند از طریق داده‌های لرزه‌ای راحت‌تر به اطلاعات مورد نیاز خود دست یابند. تاکنون روش‌های متفاوتی از قبیل رگرسیون (خطی و غیرخطی)، شبکه عصبی، دسته‌بندی، خوشه‌بندی و روش‌های مبتنی بر انتخاب ویژگی برای ترکیب نشانگرهای مختلف ارائه شده است (قریشی، ۱۳۹۳).

آزمایش تک‌تک این نشانگرها به‌منظور به دست آوردن ترکیب نشانگری که ارتباط معنی‌دار و مناسبی با خصوصیت مورد نظر مخزن داشته باشد، وقت‌گیر و خسته‌کننده بود. به همین دلیل بررسی‌هایی به‌منظور انتخاب نشانگرها به‌صورت خودکار صورت گرفت؛ که در آن با بررسی رایانه‌ای داده‌ها سعی در به دست آوردن الگوی مناسب از نشانگرهای لرزه‌ای شد (De Figueiredo, 1982).

در پژوهش حاضر از روش انتخاب رو به جلو پی‌درپی SFS که یکی از روش‌های مبتنی بر انتخاب ویژگی است، استفاده شده است. در این روش ابتدا از میان تمام نشانگرهای موجود (که در ارتباط معنایی و فیزیکی با هدف پتروفیزیکی موردنظر می‌باشند)، تک نشانگری که کمترین خطا در تخمین دسته‌بندی هدف موردنظر را داشته باشد، انتخاب می‌شود. در مرحله بعد استفاده از سایر نشانگرهای باقیمانده و نشانگر انتخاب شده در مرحله قبل، ترکیب‌های مختلف جفت نشانگری را ساخته و فرایند تخمین یا دسته‌بندی تکرار می‌شود. از میان نشانگرهای ایجاد شده، جفت نشانگری که کمترین خطا را داشته باشد، انتخاب می‌شود. مرحله بعد با استفاده از نشانگرهای باقیمانده و دو نشانگر انتخاب شده از مرحله قبل، ترکیب نشانگری مختلف ساخته می‌شود و مجدداً برای هر کدام، فرایند تخمین یا دسته‌بندی انجام و ترکیب سه نشانگری با کمترین خطا انتخاب می‌شود. این کار آن‌قدر ادامه می‌یابد که ترکیب

۳- تعریف نشانگرهای لرزه‌ای

نشانگرهای لرزه‌ای توابع ریاضی مشتق شده از داده‌های لرزه‌ای هستند؛ که در حوزه‌های زمان، فرکانس و یا زمان-فرکانس از داده‌های لرزه‌ای استخراج می‌شوند (Brown, 2001). بر اساس مطالعات انجام شده (Chopra and Marfurt, 2005; Avseth and Mukerji, 2010)، نشانگرهای مشتق شده از زمان شامل داده‌های ساختمانی و نشانگرهای مشتق شده از دامنه شامل داده‌های چینه‌شناسی و مخزنی هستند. نشانگرهای مشتق شده از فرکانس شامل داده‌هایی در رابطه با خصوصیات مخزن می‌باشند و جذب انرژی نیز نشانگر دیگری است که می‌تواند داده‌هایی در ارتباط با سیال و نفوذپذیری را استخراج کنند (Brown, 2001). اندازه‌گیری تغییرات نشانگر لرزه‌ای ممکن است در یک محدوده و برای بررسی توزیع یک مشخصه مثل تخلخل صورت گیرد.

یک نشانگر لرزه‌ای خوب یا به طور مستقیم به ویژگی زمین‌شناسی و مخزنی مورد نظر حساس است؛ یا از طریق تعیین محیط ساختاری و محیط رسوبی، موجب استنتاج برخی از ویژگی‌های مورد نظر می‌شود. نقاط روشن (Bright spot) مثال آشکاری از نشانگرها هستند که به طور مستقیم با پارامتر مورد نظر ارتباط دارند (Chopra and Marfurt, 2005).

۳-۱- استفاده همزمان از چند نشانگر لرزه‌ای

با افزایش تعداد نشانگرها در دهه ۱۹۸۰، تنوع نشانگرهای در دسترس لرزه‌شناسان برای بررسی خصوصیات زمین‌شناسی مخزن افزایش یافت. همپسون و همکاران (۲۰۰۱) نشان دادند که استفاده از یک نشانگر برای تخمین خصوصیات پتروفیزیکی مخزن دارای دقت مناسبی نیست. همچنین یک نشانگر به‌تنهایی شامل اطلاعات جامع در زمینه خصوصیات مخزن نیست؛ بنابراین همپسون و همکاران (۲۰۰۱) پیشنهاد استفاده از آنالیز چندنشانگری برای تخمین

(ب) محاسبه نرخ خطای دسته‌بندی کننده h_t :

$$\varepsilon_t = \sum P_t(x_i) [h_t(x_i) \neq y_i] \quad (3)$$

اگر $\varepsilon_t > 0.5$ بود $T = t - 1$ و از چرخه خارج می‌شود.

(ج) محاسبه وزن h_t :

$$\alpha_t = \log \left(\frac{\varepsilon_t}{1 - \varepsilon_t} \right) \quad (4)$$

(د) اصلاح کردن وزن تمام داده‌های آموزش از i تا m :

$$w_{t+1}(x_i) = w_t(x_i) \times \begin{cases} e^{-\alpha_t} \\ e^{\alpha_t} \end{cases} \quad (5)$$

$e^{-\alpha_t}$ برای داده‌هایی که صحیح دسته‌بندی شده‌اند. برای e^{α_t} داده‌هایی که اشتباه دسته‌بندی شده‌اند.

(ه) اگر $\varepsilon_t > 0.001$ و $t < T$ ، بازگشت به مرحله الف.

۴. خروجی یک دسته‌بندی کننده قوی است که از ترکیب دسته‌بندی کنندگان ضعیف وزن دار تشکیل می‌شود (ابراهیمی و همکاران، ۱۳۹۴):

$$H(x) = \arg \max_{1 \leq j \leq J} \sum_{t=1}^T a_t [h_t(x) = y] \quad (6)$$

۵- منطقه مورد مطالعه

در این پژوهش از داده‌های چهار چاه (شامل: چگالی، نگار گاما، تخلخل مؤثر، نگار صوتی، موج P و چک شات) و یک مقطع لرزه‌ای دوبعدی مستخرج شده از داده لرزه‌ای سه‌بعدی که از همه چاه‌ها عبور می‌کند؛ استفاده شده است. در شکل ۳ (الف)، نقشه مبنا و موقعیت چاه‌ها نسبت به خطوط لرزه‌نگاری سه‌بعدی نشان داده شده است. از داده لرزه‌ای سه‌بعدی، یک مقطع دوبعدی به‌گونه‌ای انتخاب شد که از تمامی چاه‌های مورد نظر عبور نمایند. در شکل ۳ (الف) موقعیت پروفیل مذکور نشان داده شده است. در شکل ۳ (ب) و (ج) به ترتیب مقطع لرزه‌ای دوبعدی در دو نمایش سه و دوبعدی نشان داده شده است. در شکل ۳ (د) نگارهای پتروفیزیکی (چک شات، چگالی، گاما، تخلخل مؤثر و موج P) برای چاه F6-1 نشان داده شده است.

نشاندگری جدید باعث کاهش خطای تخمین دسته‌بندی نشود. به این ترتیب نشاندگرهای لرزه‌ای مناسب برای این منظور انتخاب می‌شود. این نشاندگرها به‌عنوان ورودی الگوریتم آدابوست استفاده می‌شود (Enikanselu and Adekanle, 2013).

۴- الگوریتم آدابوست

آدابوست یک الگوریتم تکراری است و ایده اصلی آن، ایجاد ترکیب دقیق‌تری از دسته‌بندی کننده‌ها توسط آموزش یکسان دسته‌بندی کننده‌های مختلف ضعیف است (Freund and Schapire, 1997). در مرحله آموزش الگوریتم آدابوست، بر اساس نرخ صحت به هر دسته‌بندی ضعیف، وزنی اختصاص می‌یابد و به هر نمونه آموزش نیز وزنی منصوب می‌شود؛ که نشان‌دهنده درستی فرآیند دسته‌بندی است. در طول توالی اضافه شدن یک دسته‌بندی کننده ضعیف، اگر هر یک از نمونه‌های آموزش به‌درستی دسته‌بندی شود، وزنش کاهش می‌یابد. در غیر این صورت، وزن آن افزایش خواهد یافت؛ بنابراین دسته‌بندی کننده در تکرار بعد می‌تواند بر روی نمونه اشتباه دسته‌بندی شده تمرکز کند. نقطه ضعف اصلی این روش، واریانس در آموزش داده‌ها است؛ اما زمانی که تعداد درخت‌ها بالا رود، این مشکل تا حد زیادی حل می‌شود. یکی دیگر از ضعف‌های این الگوریتم، مشکل دسته‌بندی داده‌های پرت است؛ که برای رفع آن توسط ترکیب دسته‌بندی با تأکید بر دسته‌بندی نادرست داده‌های پرت و دسته‌بندی درست بقیه داده‌ها، وزن‌دهی انجام می‌شود و در هر تکرار بر اساس پرت بودن داده‌ها، وزن هر دسته‌بند تنظیم می‌شود. الگوریتم روش دسته‌بندی آدابوست به صورت زیر است (Cortes and Vapnik, 1995):

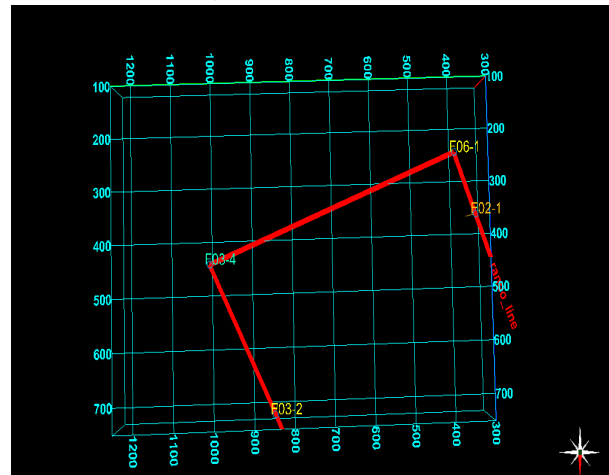
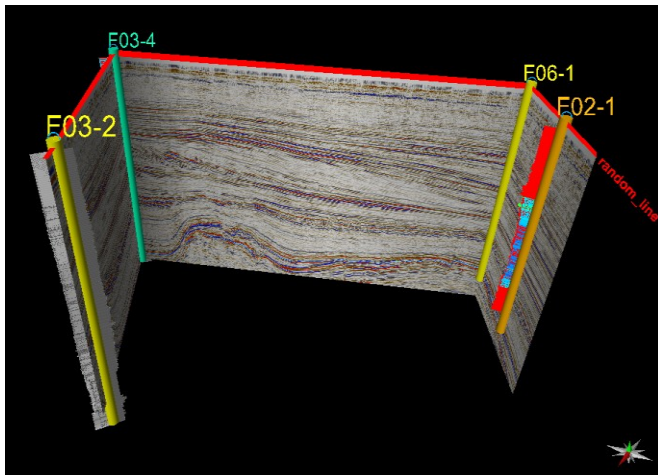
۱. وارد کردن داده‌های آموزش
۲. مقداردهی اولیه به بردار وزن توسط رابطه ۱:

$$w_1(x_i) = 1/m \quad (1)$$

۳. پیدا کردن T تا دسته‌بندی کننده ضعیف $h_t (t = 1, 2, \dots, T)$ و مقداردهی اولیه $t=0$
- الف) تعیین $P_t(x_i)$:

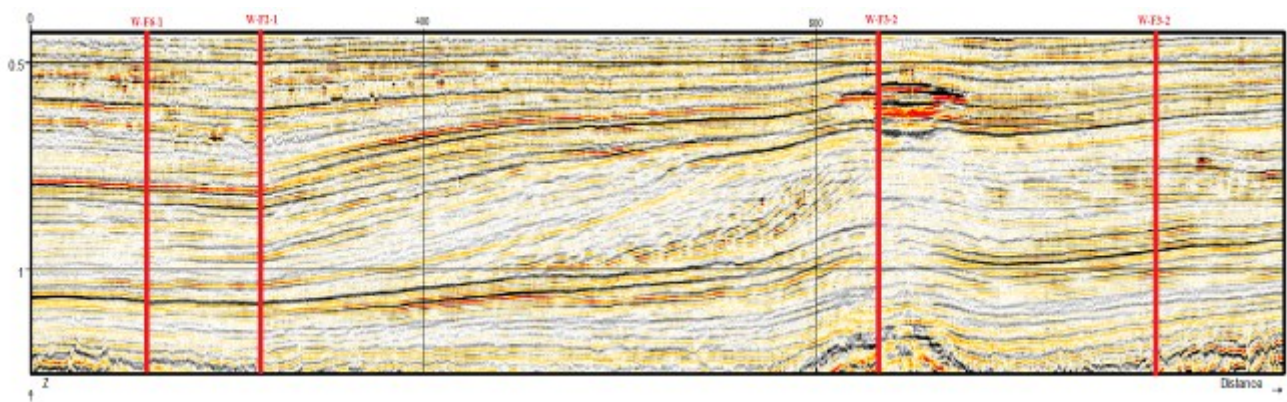
$$P_t(x_i) = \frac{w_t(x_i)}{\sum_{i=1}^m w_t(x_i)} \quad (2)$$

سعیدی و همکاران، برآورد تخلخل مؤثر در فضای بین چاهها توسط دسته‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای با الگوریتم آدابوست، صفحات ۲۷-۴۲.

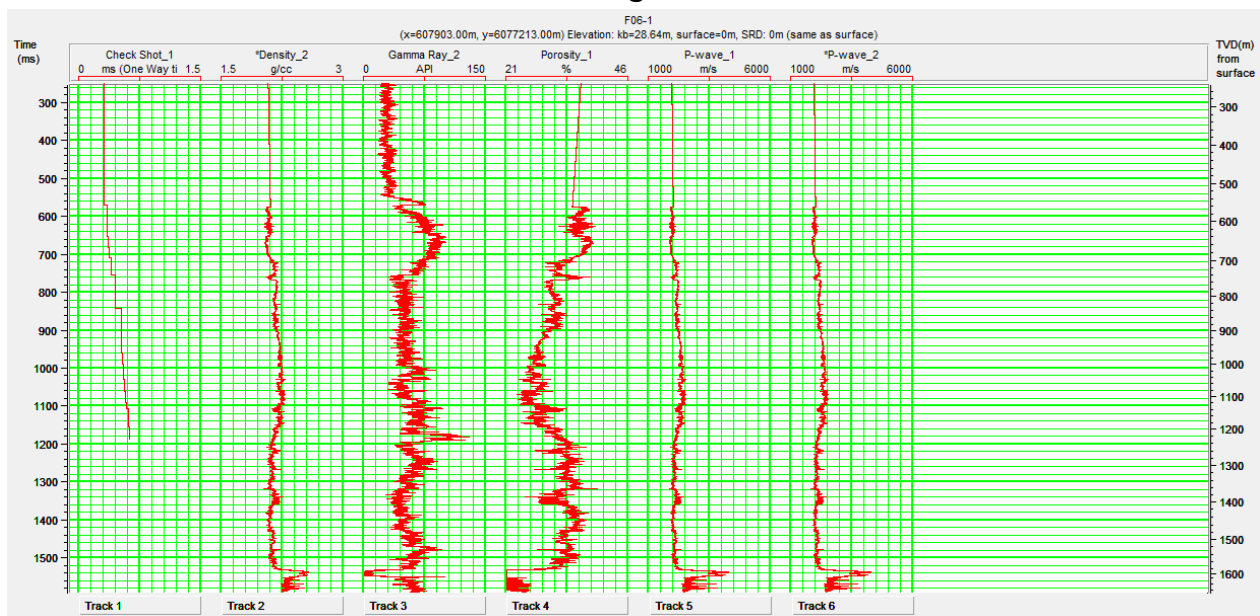


(ب)

(الف)



(ج)



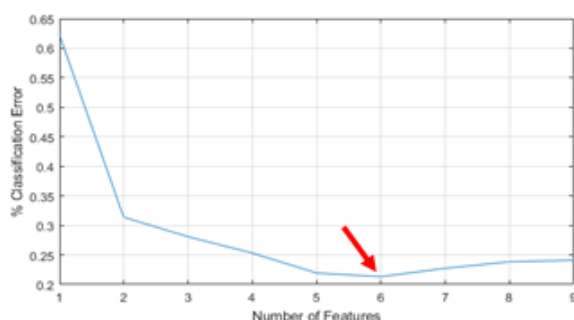
(د)

شکل ۳: داده‌های موجود از بلوک F3 الف) نقشه پایه و موقعیت خط لرزه‌ای تصادفی گذرنده از چاه‌ها، ب) نمایش سه‌بعدی خط لرزه‌ای و چاه‌ها (این مقطع در عمق ۴۰۰ میلی‌ثانیه تا ۱۲۰۰ میلی‌ثانیه واقع شده که طول آن نزدیک به ۹ کیلومتر است)، ج) نمایش دوبعدی خط لرزه‌ای و موقعیت قرارگیری چاه‌ها، د) داده‌های چاه F6-1 (نگار P-wave2 حاصل اعمال فیلتر میانه بر P-wave1 است).

مناسب و مرتبط با هدف انتخاب می‌شوند. در شکل ۴ نمودار خطای دسته‌بندی بر اساس تعداد نشانگرهای مورد استفاده نشان داده شده است.

جدول ۱: دسته‌بندی تخلخل مؤثر (جوکار و همکاران، ۱۳۸۷).

$\phi < 0.15$	دسته ۱ (ضعیف)
$0.15 < \phi < 0.20$	دسته ۲ (متوسط)
$0.20 < \phi < 0.25$	دسته ۳ (خوب)
$\phi > 0.25$	دسته ۴ (خیلی خوب)



شکل ۴: میزان خطای دسته‌بندی به ازای تعداد نشانگر (محور افقی تعداد نشانگرها و محور قائم میزان خطای دسته‌بندی است).

۶- نتایج

از آنجایی که مقادیر تخلخل معمولاً در بازه $\{0.3-0.5\}$ قرار می‌گیرد (Tiab and Donaldson, 2012)، لذا تقسیم‌بندی مقادیر آن می‌تواند به مفسر و کاربر از لحاظ پتروفیزیکی دید مناسبی بدهد؛ تا بتواند مراحل بعدی را به منظور تولید و برداشت طراحی نماید.

در این پژوهش مقادیر تخلخل مؤثر طبق جدول ۱ به چهار دسته تقسیم‌بندی شده است. توزیع این دسته‌ها در خط لرزه‌ای دوبعدی می‌تواند زون‌های با پتانسیل بالای مخزنی را مشخص نماید تا مطالعات جزئی‌تر در مناطق امیدبخش انجام شود. برای تخمین توزیع این دسته‌ها راه‌حل‌های مختلفی وجود دارد. یکی از معتبرترین و پرکاربردترین آن‌ها استفاده از آنالیز چندنشانگری است. برای این منظور ابتدا باید یک الگوریتم دسته‌بندی را در موقعیت چاه که هم اطلاعات ورودی و هم اطلاعات خروجی (هدف) در آن موجود باشد، آموزش داد و سپس در مکان‌هایی که اطلاعات چاه وجود ندارد، از الگوریتم دسته‌بندی به همراه اطلاعات ورودی برای تخمین خروجی یا دسته‌های تخلخل مؤثر استفاده نمود. به همین منظور تعداد ۳۰ نشانگر لرزه‌ای از داده‌های لرزه‌ای استخراج شد؛ که در جدول ۲ اسامی آن‌ها آمده است.

در مرحله بعد به منظور افزایش سرعت و دقت، با استفاده از الگوریتم SFS از میان نشانگرهای موردنظر، تعدادی از نشانگرهای

جدول ۲: نشانگرهای استخراج شده از مقطع لرزه‌ای.

Type	Name
Signal processing	1. First derivative 2. Original amplitude 3. Phase shift 4. RMS amplitude 5. Trace AGC 6. Trace gradient 7. Time gain 8. Second derivative 9. Reflection intensity
Complex attributes	1. Apparent polarity 2. Envelope 3. Instantaneous frequency 4. Instantaneous bandwidth 5. Instantaneous phase 6. Instantaneous quality 7. Cosine of phase 8. Dominate frequency 9. Quadrature amplitude
Structural method	1. Dip deviation 2. Gradient magnitude 3. Local structural azimuth 4. Local structural dip 5. Structural smoothing 6. Variance
Stratigraphy method	1. Chaos 2. Genetic inversion 3. Iso-frequency Component 4. Local flatness 5. Rel. acoustic impedance 6. T*Attenuation

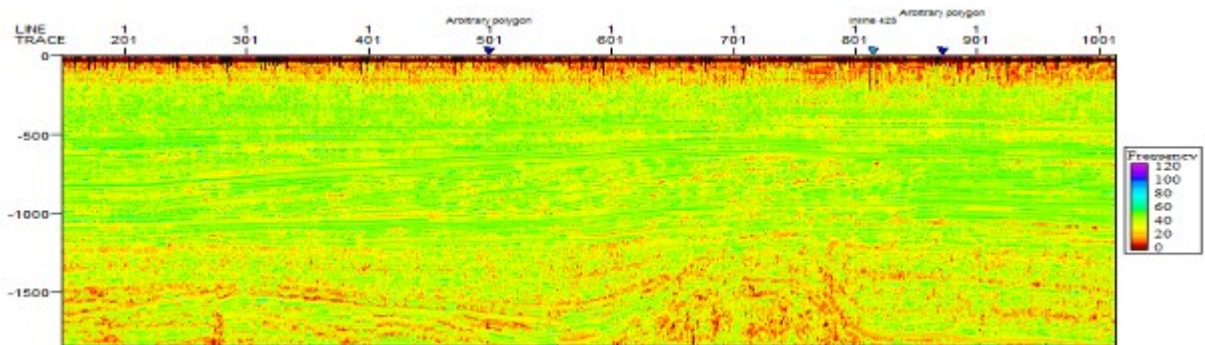
دسته‌بند و داده چاه چهارم برای آزمودن دسته‌بند، به دست آمده است.

در شکل ۵ شش نشانگر مورد نظر نشان داده شده است. شکل ۵ (الف) نشانگر فرکانس متوسط است که بازتابنده‌های لرزه‌ای را بر اساس محتوای فرکانس جداسازی و دسته‌بندی می‌کند؛ که در تعیین خصوصیات پتروفیزیکی کاربرد دارد. در شکل ۵ (ب) نشانگر پوش دامنه نشان داده شده است؛ که این نشانگر برای ایجاد تباین سنگ‌شناسی، تعیین پیوستگی لایه‌ها و فواصل لایه‌بندی استفاده می‌شود. در شکل ۵ (ج) نشانگر فرکانس لحظه‌ای نشان داده شده است؛ که بیانگر ضخامت لایه‌ها و پارامترهای سنگ‌شناسی است. در شکل ۵ (د) نشانگر فاز لحظه آمده است؛ که برای پیدا کردن گسل و

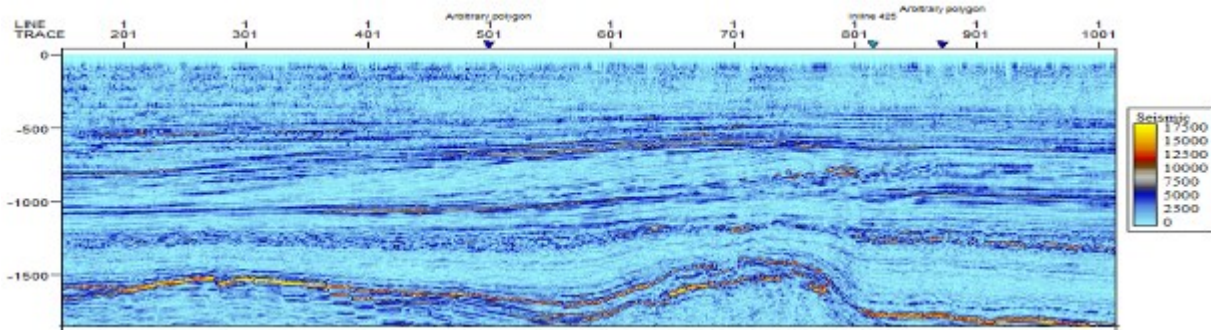
همان‌طور که مشاهده می‌شود، با افزایش تعداد نشانگرها تا شماره ۶، مقدار خطای دسته‌بندی کاهش می‌یابد؛ اما پس از آن مقدار خطا افزایش می‌یابد. به همین دلیل شش نشانگر (فرکانس متوسط (Average Frequency)، پوش دامنه (Amplitude Envelope)، فرکانس لحظه‌ای (Instantaneous Frequency)، یک‌چهارم ردلرزه (Quadrature Trace)، فاز لحظه‌ای (Instantaneous Phase) و کسینوس فاز لحظه‌ای (Cosine Instantaneous Phase)) به منظور دسته‌بندی استفاده می‌شوند. لازم به ذکر است که مقدار خطای اندازه‌گیری شده در دسته‌بندی با تعداد نشانگرهای مختلف، از قرار دادن داده‌های سه چاه برای آموزش

سعیدی و همکاران، بر آورد تخلخل مؤثر در فضای بین چاه‌ها توسط دسته‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای با الگوریتم آدابوست، صفحات ۲۷-۴۲.

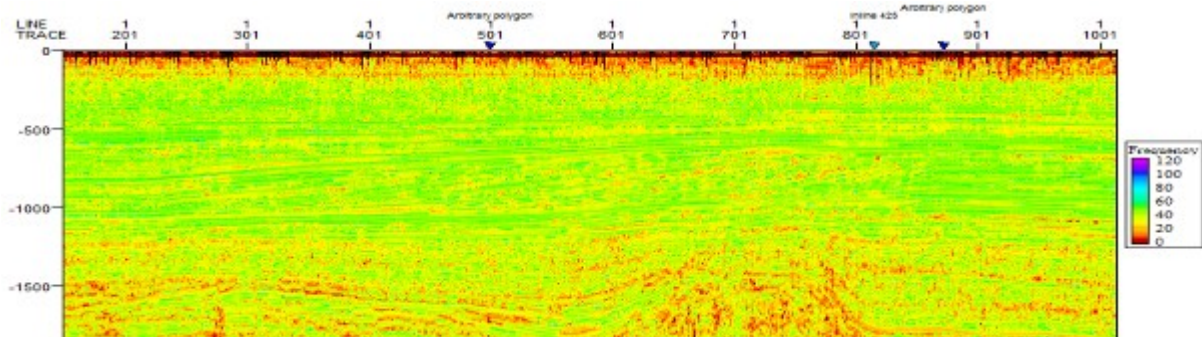
شکستگی‌ها و همچنین تغییرات جانبی چینه‌ای به کار می‌رود. شکل ۵ (ه) نشانگر یک‌چهارم ردلرزه را نشان می‌دهد؛ که برای محاسبه دیگر نشانگرهای پیچیده مثل فاز لحظه‌ای و فرکانس لحظه‌ای نیاز است و در شکل ۵ (و) نشانگر کسینوس فاز لحظه‌ای نمایش داده شده است؛ که اغلب برای تفسیر مخازن ناهمگن بکار می‌رود (زارع و همکاران، ۱۳۸۹).



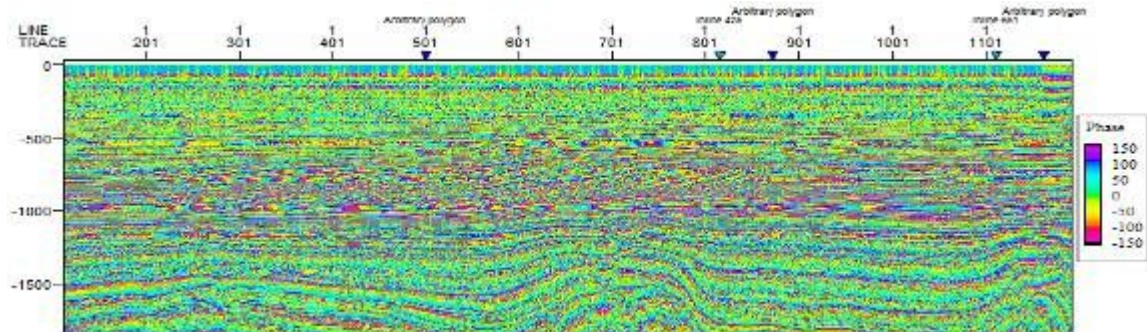
(الف)



(ب)

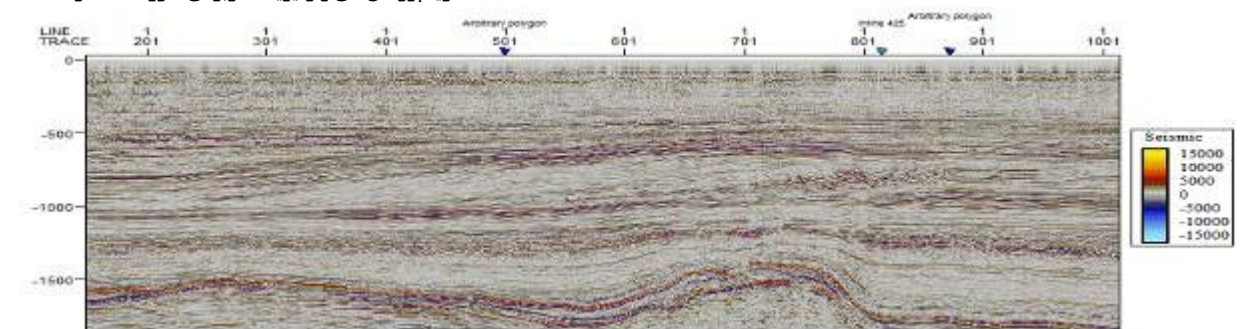


(ج)

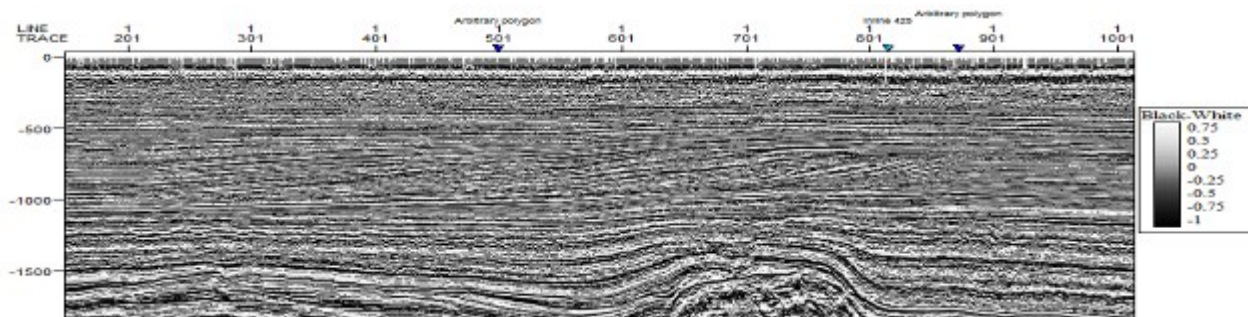


(د)

شکل ۵: نشانگرهای لرزه‌ای استفاده شده برای دسته‌بندی بر اساس اهمیت در دسته‌بندی. (الف) فرکانس متوسط، (ب) پوش دامنه، (ج) فرکانس لحظه‌ای، (د) فاز لحظه‌ای، (ه) یک‌چهارم ردلرزه و (و) کسینوس فاز لحظه‌ای.



(ه)



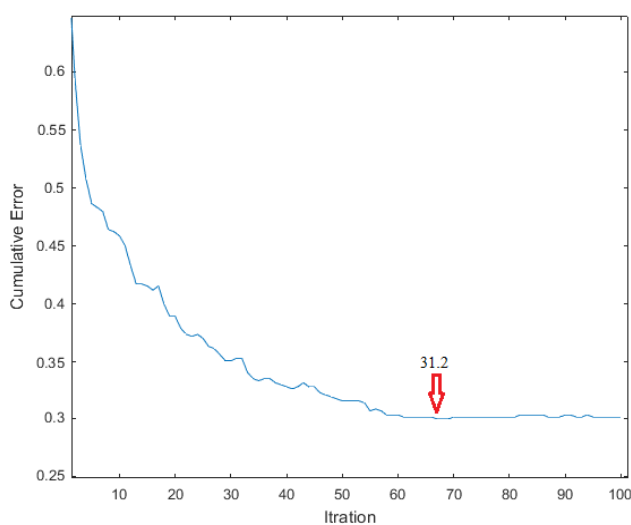
(و)

شکل ۵: ادامه.

۶-۱- آموزش الگوریتم آدابوست

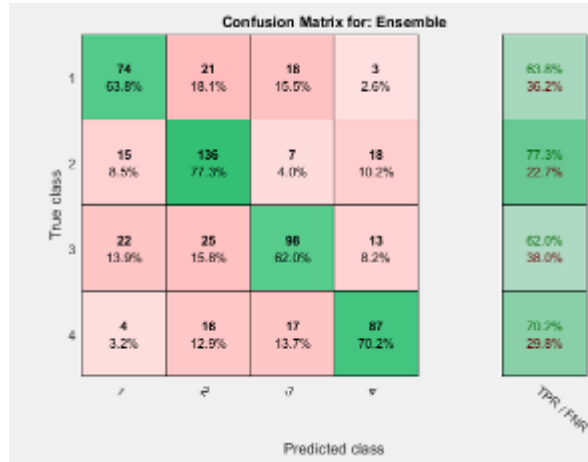
بعد از دسته‌بندی مقادیر تخلخل مؤثر در موقعیت چاه، نشانگرهای لرزه‌ای هر ردلرزه در موقعیت چاه برچسب‌گذاری شدند. داده‌ها به‌صورت تصادفی به دو بخش تقسیم می‌شوند. ۷۰ درصد برای آموزش و ۳۰ درصد برای اعتبارسنجی الگوریتم مورد استفاده قرار می‌گیرند.

الگوریتم آدابوست با حداکثر ۱۰۰ مرتبه تکرار، آموزش داده شد؛ که خطای دسته‌بندی هر مرحله مطابق شکل ۶ به دست آمد. مشاهده می‌شود که در ۶۸ امین تکرار میزان خطای الگوریتم به کمترین مقدار خود می‌رسد و از آن به بعد میزان خطا ثابت باقی می‌ماند. در شکل ۷ ماتریس سردرگمی (Confusion Matrix) نشان داده شده است؛ که میزان دقت و خطای دسته‌بندی را برای هر دسته نشان می‌دهد.



شکل ۶: مقدار خطای تجمعی آموزش الگوریتم آدابوست به ازای تعداد تکرار آموزش آن.

سعیدی و همکاران، بر آورد تخلخل مؤثر در فضای بین چاه‌ها توسط دسته‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای با الگوریتم آدابوست، صفحات ۴۲-۲۷.

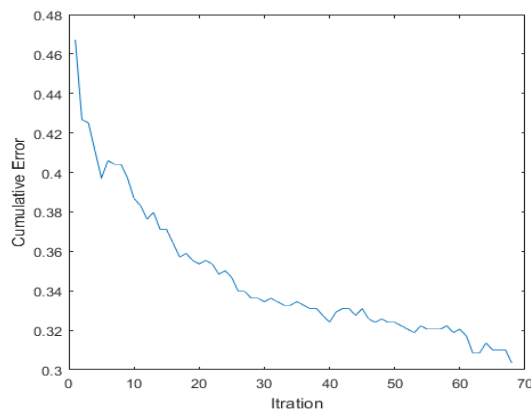


شکل ۷: ماتریس درهم‌ریختگی (در این ماتریس اعداد ۱ تا ۴ روی محور قائم شمار دسته‌های واقعی و اعداد ۱ تا ۴ روی محور افقی شماره دسته‌های تخمینی قرار دارند) حاصل‌شده از آموزش الگوریتم آدابوست.

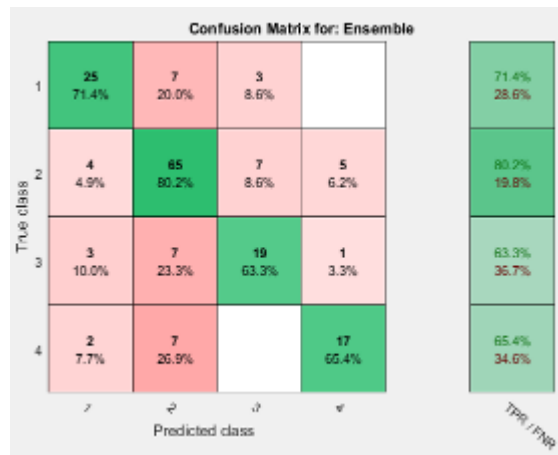
۲-۶- اعتبارسنجی الگوریتم آدابوست

داده‌های اعتبارسنجی نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مقدار خطای دسته‌بندی هر دسته و خطای دسته‌بندی در حد قابل قبولی است؛ که بیانگر آموزش صحیح الگوریتم است (عدالت و همکاران، ۱۳۸۸).

برای اعتبارسنجی آموزش الگوریتم، الگوریتم آموزش داده شده با تعداد بهینه تکرار ۶۸ بر روی داده‌های اعتبارسنجی اعمال گردید. در شکل ۸ نمودار خطا و در شکل ۹ ماتریس سردرگمی مربوط به



شکل ۸: مقدار خطای تجمعی اعتبارسنجی الگوریتم آدابوست به ازای ۶۸ تکرار.



شکل ۹: ماتریس درهم‌ریختگی حاصل‌شده از اعتبارسنجی الگوریتم آدابوست.

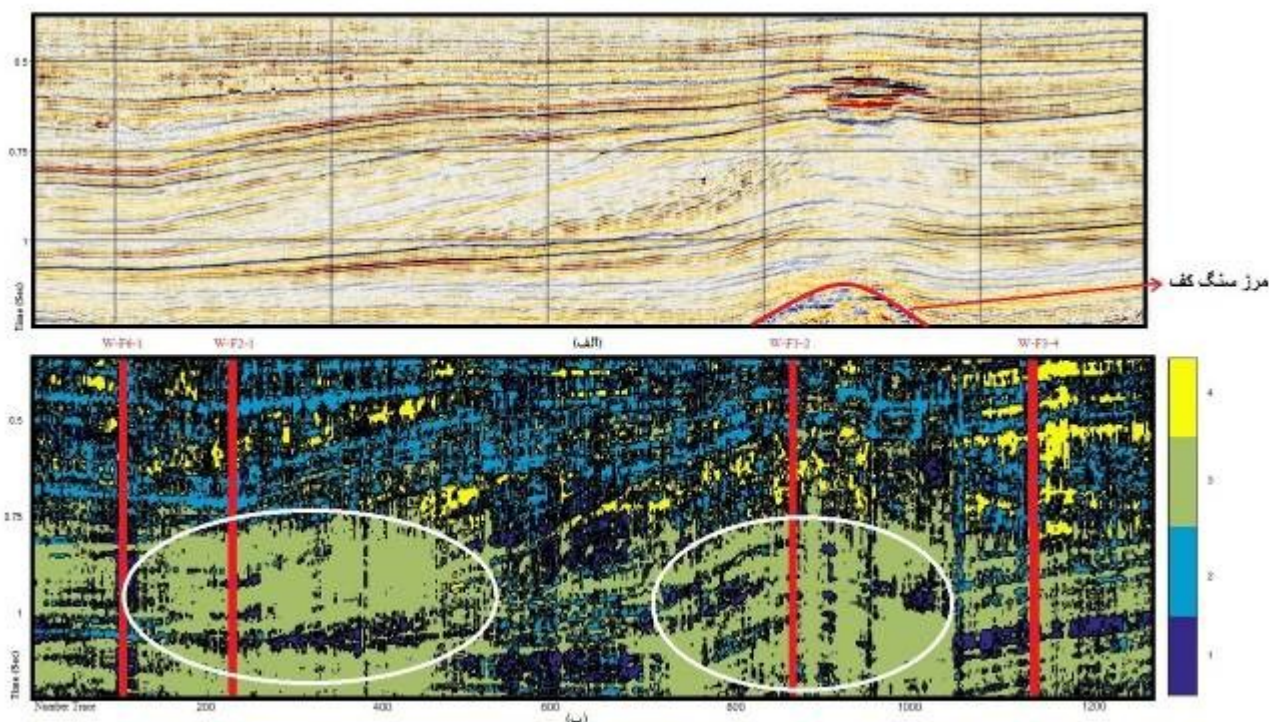
دوبعدی با استفاده از الگوریتم آدابوست آموزش داده شده در مرحله قبل نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل ۱۰ مشاهده می‌شود، توزیع دسته‌ها تقریباً روند معنی‌داری را نشان می‌دهد. در این مقطع بیشترین فضا را دسته سوم به خود اختصاص می‌دهد؛ که بازه تخلخل مؤثر آن بین ۱۵ درصد تا ۲۵ درصد است؛ بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که لایه‌های پایینی از تخلخل مؤثر خوبی برخوردار است و پراکندگی دسته چهارم و دسته اول کم است.

۳-۶- اعمال الگوریتم آدابوست آموزش داده شده بر

روی داده‌ها

بعد از حصول اطمینان از صحت آموزش الگوریتم آدابوست، داده‌های لرزه‌ای برای دسته‌بندی وارد الگوریتم می‌شوند.

با توجه به متفاوت بودن دامنه مقادیر نشانگرها، عمل نرمال‌سازی روی آن‌ها صورت گرفته است؛ تا مقادیر همه آن‌ها بین ۰ و ۱ قرار گیرد. در شکل ۱۰ نتیجه دسته‌بندی مقطع لرزه‌ای



شکل ۱۰: الف) مقطع لرزه‌ای قبل از تخمین (مرز سنگ کف بالا آمده توسط گنبد نمکی با خط قرمز مشخص شده است)؛ ب) مقطع نهایی پس از تخمین، بیضی‌های سفید نشان‌دهنده مناطق امید بخش مخزنی است (هر کدام از رنگ‌ها معرف یک دسته از تخلخل مؤثر است).

آمده و تائید درستی کارکرد الگوریتم آدابوست، مقادیر دسته‌بندی شده نگار تخلخل مؤثر بر روی مقطع خروجی الگوریتم قرار داده شد. این مقادیر با رنگ مخصوص به هر دسته رنگ‌آمیزی شدند. همان‌طور که در شکل ۱۲ مشاهده می‌شود، نگار مربوط به هر چاه به صورت کادر قرمز رنگ روی مقطع خروجی دسته‌بندی شده قرار دارد. از این شکل می‌توان نتیجه گرفت که دسته‌های تخلخل مؤثر با خطای کمی تخمین زده شدند. لازم به ذکر است که به دلیل مقیاس کوچک مقطع خروجی، کادر مربوط به هر چاه با بزرگنمایی در جهت افقی نشان داده شده؛ تا بتوان نتایج را اعتبارسنجی کرد (شکل ۱۲).

۴-۶- اعتبارسنجی نتایج

برای اعتبارسنجی روش استفاده شده در این پژوهش بعد از دسته‌بندی کل مقطع لرزه‌ای، داده‌های مربوط به ردلرزه نزدیک چاه F2-1 که فضای مشاهده شده محسوب می‌شد، از ماتریس کلی حذف گردید و این بار دسته‌بندی با سه چاه انجام شد. نتیجه مربوط به ردلرزه نزدیک چاه مذکور مورد بررسی قرار گرفت. نتیجه آن به صورت ماتریس سردرگمی (شکل ۱۱) ارائه شده است.

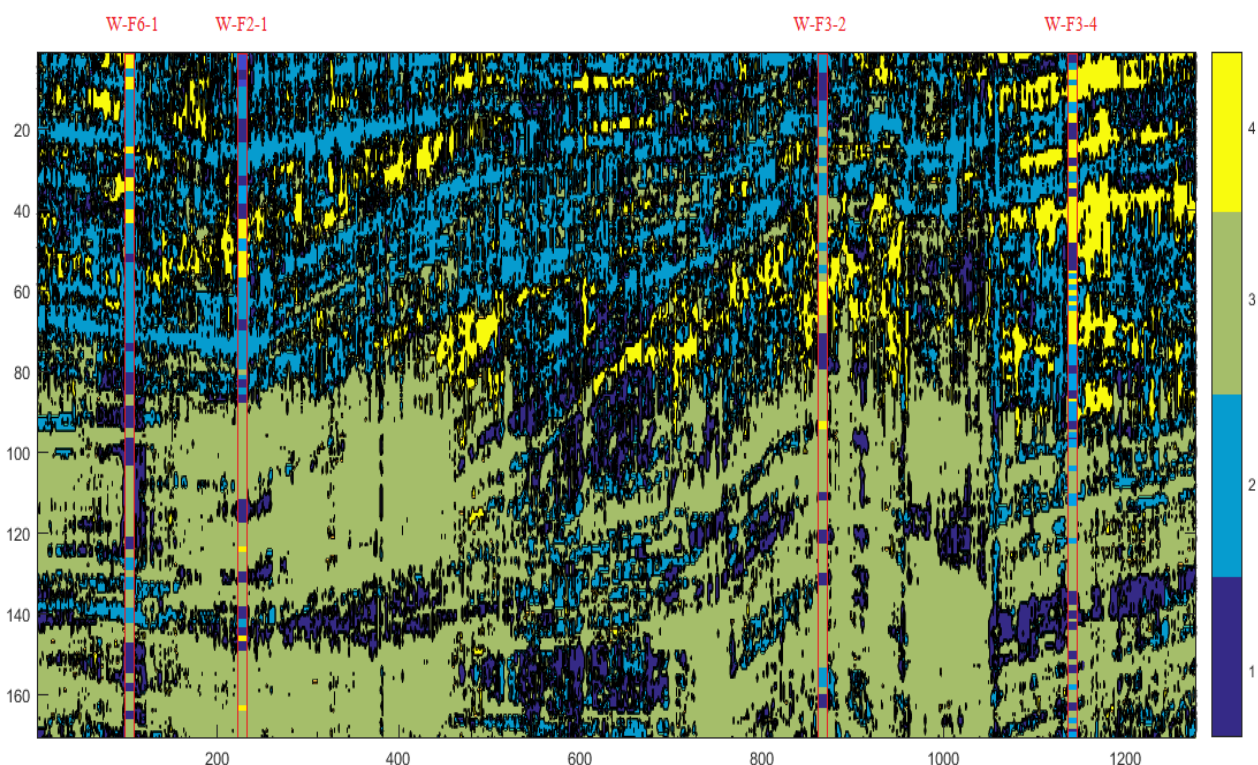
در مجموع ردلرزه مذکور با دقت ۷۱/۷ درصد دسته‌بندی شده که نتیجه قابل قبولی است. برای اطمینان بیشتر از نتایج به دست

سعیدی و همکاران، برآورد تخلخل مؤثر در فضای بین چاه‌ها توسط دسته‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای با الگوریتم آدابوست، صفحات ۴۲-۲۷.

Confusion Matrix for: Ensemble

True class	1	2	3	4	TPP / FNR
	25 71.4%	7 20.0%	1 2.8%	2 5.7%	
	8 9.8%	61 75.3%	8 9.8%	4 4.9%	
	4 13.3%	10 33.3%	16 53.3%		
Predicted class	2 5.8%	5 14.7%		27 79.4%	TPP / FNR

شکل ۱۱: ماتریس درهم ریختگی حاصل از مرحله اعتبار سنجی نتایج.



شکل ۱۲: اعتبار سنجی نتایج با قرار دادن مقادیر دسته‌های تخلخل مؤثر بر خروجی الگوریتم آدابوست، کادرهای قرمز رنگ مربوط به هر چاه با بزرگنمایی افقی می‌باشند.

۷- نتیجه‌گیری

در مطالعات مخزنی، تخلخل مؤثر یکی از خصوصیات مهم است. میزان تولید هیدروکربن مخزن به عوامل مختلفی وابسته است؛ که با توجه به رابطه تخلخل مؤثر و تراوایی می‌توان گفت که تخلخل مؤثر یکی از عوامل مهم در این خصوص است، به‌طوری‌که اگر سنگ مخزنی تخلخل مؤثر کمی داشته باشد، استخراج هیدروکربن از آن به‌سختی و با هزینه بالا صورت می‌گیرد؛ بنابراین داشتن تصویری از خصوصیات سنگ مخزنی در عملیات ازدیاد برداشت و گسترش مخازن نقش مهمی را ایفا می‌کند. با توجه به این‌که خصوصیات

پتروفیزیکی ازجمله تخلخل مؤثر در سنگ مخزن‌ها بسیار پیچیده است و از دسته‌بندی آن‌ها رده‌های نامتوازی به وجود می‌آید؛ بنابراین از تخمین آن‌ها با روش‌های معمول دسته‌بندی نتیجه خوبی حاصل نشد و از الگوریتم آدابوست که توانایی شناسایی دسته‌های نامتوازن را دارد؛ استفاده گردید.

همان‌طور که در بخش نتایج مشاهده شد، با دسته‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای توسط الگوریتم آدابوست تصویر مناسبی از نحوه توزیع تخلخل مؤثر در مقطع دوبعدی به دست آمده که از آن می‌توان برای تشخیص زون‌های امیدبخش مخزنی استفاده کرد. از شکل ۱۰

Chen, Q. and Sidney, S., 1997, Seismic attribute technology for reservoir forecasting and monitoring, *The Leading Edge*, 16 (5), 445-448.

Chopra, S. and Marfurt, K.J., 2005, Seismic attributes-A historical perspective, *Geophysics*, 70 (5), 3SO-28SO.

Chopra, S. and Marfurt, K.J., 2007, Seismic Attributes for Prospect Identification and Reservoir Characterization, SEG geophysical developments series, No. 11, ISBN 978-1-56080-141-2.

Cortes, C. and Vapnik, V., 1995, Support vector networks, *Machine Learning*, 20: 273-297.

De Figueiredo, R.J.P., 1982, Pattern recognition approach to exploration. In *Concepts and Techniques in Oil and Gas Exploration*, Society of Exploration Geophysicists, pp. 267-286.

Duin, E.J.T., Doornenbal, J.C., Rijkers, R.H.B., Verbeek, J.W. and Wong, T.E., 2006, Subsurface structure of the Netherlands-results of recent onshore and offshore mapping, *Netherlands Journal of Geosciences*, 85 (4), 245-276.

Freund, Y. and Schapire, R.E., 1997, A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting, *Journal of computer and system sciences*, 55, 119-139.

Ghazi, S.A., 1992, Cenozoic uplift in the Stord Basin area and its consequences for exploration, *Anglais*, 72, 285-290.

Guerrero, J.G., Vargas, C.A. and Montes, L.A., 2010, Reservoir characterization by multiattribute analysis: The Orito field case, *Earth Sciences Research Journal*, 20 (1), 1-8.

Hamada, G.M. and Elshafei, M.A., 2010, Neural network prediction of porosity and permeability of heterogeneous gas sand reservoirs using NMR and conventional logs, *NAFTA*, 61 (10), 451-460.

Hampson, D.P., Schuelke, J.S. and Quirein, J.A., 2001, Use of multiattribute transforms to predict log properties from seismic data, *Geophysics*, 66, 220-236.

Jalalhosseini, S.M., Ali, H. and Mostafazadeh, M., 2014, Predicting Porosity by Using Seismic Multi-Attributes and Well Data and Combining These Available Data by Geostatistical Methods in a South Iranian Oil Field, *Petroleum Science and Technology*, 32 (1), 29-37.

Liu, H. and Motoda, H., 1998, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Boston: Kluwer Academic Publishers, ISBN 0-7923-8198-X.

می‌توان نتیجه گرفت که زون‌های امیدبخش مخزنی در قسمت‌های پایینی مقطع دوبعدی و در لایه‌های سازندهای گروه گل‌سفید (Chalk Group) قرار گرفته‌اند.

۸- منابع

ابراهیمی، پ.، روش‌شناسی کاهو، ا.، قوامی ریایی، ر. و تخم‌چی، ب.، ۱۳۹۴، تعیین محدوده گنبد نمکی با استفاده از دسته‌بندی نشانگرهای بافتی لرزه‌ای به روش آدابوست، سی و چهارمین گردهمایی و دومین کنگره تخصصی بین‌المللی علوم زمین، تهران.

جوکار، ع.ا.، رحیمی، ع. و میرشکاری، ف.، ۱۳۸۷، دسته‌بندی و آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای به روش‌های نظارتی و غیرنظارتی بر اساس آنالیز چند نشانگری، مجله اکتشاف و تولید، ۵۰، ۶۷-۷۲.

زارع، س.و.، نبی بید هندی، م.، نوروزی، س. و سلیمانی، ح.، ۱۳۸۹، آنالیز نشانگرهای سازند و ردلرزه مختلط بر روی افق‌های تفسیری و مکعب لرزه‌ای میدان نفتی کوه موند، فصلنامه علوم زمین، ۵ (۲)، ۶۷-۸۰.

عدالت، ع.، سیاه کوهی، ح.ر. و توکلی مقدم، ر.، ۱۳۸۸، برآورد کردن تخلخل مؤثر مخزن با استفاده از تحلیل چند نشانگری، مجله ژئوفیزیک ایران، ۳ (۱)، ۱-۱۸.

قریشی، ف.، ۱۳۹۳، بهبود روش افزایش مقیاس نگارهای پتروفیزیکی در نرم‌افزار همپسون راسل مبتنی بر موجک، مطالعه موردی: یکی از میادین نفتی جنوب ایران، پایان‌نامه ارشد، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود.

کدخدایی ایلخچی، ع.، پور اسلامی اردکانی، ا.، اسفندیاری، م. و برگریزان، م.، ۱۳۸۷، تخمین نگارهای چاه پیمایی با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای چندگانه در سازند آسماری، میدان نفتی هنديجان، مجله علوم دانشگاه تهران، ۳۴ (۴)، ۳۵-۴۳.

Adekanle, A. and Enikanselu, P.A., 2013, Porosity Prediction from Seismic Inversion Properties over 'XLD' Field, Niger Delta, Department of Applied Geophysics, Federal University of Technology, P.M.B. 704.

Avseth, P., Mukerji, T. and Mavko, G., 2010, Quantitative Seismic Interpretation: Applying Rock Physics Tools to Reduce Interpretation Risk, Cambridge University Press, ISBN 0-521-15135-X.

Barnes, A.E., 1994, Theory of two-dimensional complex seismic trace analysis, In SEG Annual Meeting.

Brown, A., 2001, Understanding Seismic Attributes, *Geophysics*, 66, 47-49.

- Talkhestani, A.A., 2015, Prediction of effective porosity from seismic attribute using locally linear model tree algorithm, *Geophysical Prospecting*, 63 (3), 1365-2478.
- Taner, M.T., Koehler, F. and Sheriff, R.E., 1979, Complex seismic trace analysis, *Geophysics*, 44, 1041-1063.
- Tiab, D.J. and Donadlson, E.C., 2012, *Petrophysics*, Second Edition, Elsevier.
- Natalia, S. and Robert, S.R., 2004, Predicting porosity logs from seismic attributes using geostatistics, *CREWES Res. Report* 16.
- Sheriff, R.E., 1992, *Reservoir geophysics*, Soc. Expl. Geophysics.
- Sorensen, J.C., Gregersen, U., Breiner, M. and Michelsen, O., 1997, High-frequency sequence stratigraphy of upper Cenozoic deposit in central and southeastern North Sea area, *Marin and Petroleum Geology*, 14, 99-123.



Estimation of effective porosity in the space between wells using classification of seismic attributes by Adaboost algorithm

Kazem Saeedi^{1*}, Amin Roshandel Kahoo², Seyed Reza Ghavami Riabi², Behzad Tokhmechi² and Pedram Ebrahimi¹

1- M.Sc., School of Mining, Petroleum and Geophysics, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

2- Associate Professor, School of Mining, Petroleum and Geophysics, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

Received: 21 January 2017; Accepted: 5 July 2017

Corresponding author: kazemsaeedi199@gmail.com

Keywords

Effective Porosity
Seismic Attributes
Petrophysical Properties
Adaboost Algorithm

Extended Abstract

Summary

In this paper, by combination of seismic data and well log data, the effective porosity in the space between wells is estimated. One of the important petroleum reservoir features is effective porosity that engineers are always looking to find an appropriate model for distribution of this parameter in the reservoir. The petrophysical properties of petroleum reservoirs are very

complex. In the last few decades, the effective porosity estimation procedures have become one of the hot topics in the industry to evaluate these procedures or methods. In the current research, by integration of petrophysical, seismic data and seismic attributes classification using Adaboost algorithm, it is tried to estimate the effective porosity in a two-dimensional seismic cross section of the block F3 Dutch sector of the North Sea. In the first step, seismic attributes of two-dimensional seismic section has been extracted. Based on the feature selection methods, six seismic attributes have positive impact on the process of the classification. The six attributes of seismic data and effective porosity have been classified and labeled in the positions of wells. Adaboost algorithm has been used for training, and training has been led to the accuracy of 76.6 percent. The next step is the accuracy of Adaboost algorithm or validation, which has been led to accuracy of 71.7 percent. Adaboost algorithm can also be used for classification of effective porosity in other parts of the reservoir where data are not available. The algorithm outputs have shown a good effective porosity in the lower layers, where there may be an economic horizon for the oil production.

Introduction

This paper is aimed to find the best seismic attributes that show the highest correlation with the changes of effective porosity and to classify the seismic attributes by Adaboost algorithm. The lateral variations of reservoir characteristics are among the most important investigations in hydrocarbore reservoir evaluation. In connection to these variations, petrophysical data has some limitations. Seismic data compared to petrophysical data have a better lateral development. Therefore, the combination of these two sources of data may make the best conditions to have more information from between boreholes.

Effective porosity, permeability and water saturation are among the most important reservoir characteristics. These characteristics of the reservoir have shown high variations in the entire reservoir. One of the best way to have an accurate evaluation of effective porosity is to classify reservoir parameters based on their distribution in the reservoir. Adaboost algorithm is one of non-liner classification method and a training machine procedure, which has been recommend by Shaper (1995). This algorithm has been used for evaluation of heterogenetic parameters in the block F3 Dutch sector of the North Sea.

Methodology and Approaches

In this research, seismic attributes and effective porosity data were estimated in between boreholes of the block F3 Dutch sector of the North Sea by applying Adaboost classification algorithm. The effective porosity was classified into four classes based on oil industry standards. 100 iterations was considered for the used Adaboost algorithm to estimate the effective porosity values in the boreholes. In this case, the algorithm reached to minimum error after 68 iterations. In the next step, this algorithm was used for the estimation of effective porosity values in the boreholes without data. For this reason, 30 seismic attributes were extracted, and then, some of the effective attributes were related to the target by feature selection method.

Results and Conclusions

The Adaboost algorithm was first validated, and then, seismic data was classified by this algorithm. The third class included most of the spatial variations of effective porosity that were between 15% to 25%. Moreover, the lowest layers had good effective porosity and the variations of effective porosity in the first and forth classes were slight.

To validate the procedure, the seismic data close to F2-1 borehole as observation borehole, was deleted from total matrix after the classification of whole seismic data. The classification was carried out based on seismic data from three boreholes. The results of this investigation in the F2-1 borehole was compared with seismic data close to this borehole. In this research, feature selection was made, and Adaboost algorithm was used for classification of seismic attributes with fewer errors. Finally, the potential of Chalky groups reservoir formations from economical point of view was determined as good.
