

دسته‌بندی و تفکیک رخساره‌های لرزه‌ای به روش غیرنظارتی براساس آنالیز چند نشان‌گری در مخزن آسماری میدان رامشیر

رحمت صادقی^۱، رضا موسوی حرمی^{۱*}، علی کدخدائی ایلخچی^۲، اسداله محبوبی^۱ و احمد اشتری^۲

۱- گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم، دانشگاه فردوسی مشهد، ایران

۲- دانشکده علوم طبیعی، گروه زمین‌شناسی، دانشگاه تبریز، ایران

۳- شرکت ملی نفت مناطق نفت‌خیز جنوب، اهواز، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۲/۳ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۳/۲۴

چکیده

استفاده از روش‌های خودکار دسته‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای، در مطالعات توصیف مخزن در دو دهه اخیر رو به افزایش بوده و محبوبیت و کاربرد آن‌ها در فرآیند تفسیر ژئوفیزیکی به‌عنوان وسیله‌ای برای تخمین منابع هیدروکربنی همچنان حائز اهمیت است. در این مطالعه با هدف شناسایی رخساره‌های لرزه‌ای براساس مشخصه‌های لرزه‌ای آنها سعی شد با استفاده هم‌زمان از داده‌های لرزه‌نگاری سه‌بعدی (نشان‌گرهای لرزه‌ای) و رخساره‌های الکتریکی (گونه‌های سنگی پتروفیزیکی) تعیین شده در محل چاه‌ها، تغییرات جانبی گونه‌های سنگی در مخزن آسماری میدان رامشیر تعیین شود. در این بررسی از شبکه عصبی و خوشه‌بندی به روش k-mean جهت طبقه‌بندی غیرنظارتی رخساره‌های لرزه‌ای براساس نشان‌گرهای لرزه‌ای استفاده شده است. از آنالیز مؤلفه‌های اصلی به‌عنوان یک روش جهت کاهش تعداد نشان‌گر در این مطالعه استفاده گردید. این روش به جهت تعداد کم ورودی و در نتیجه کاهش پیچیدگی مدل می‌تواند راهکار مناسبی باشد. در نهایت نشان‌گرهایی که به بهترین شکل، توزیع رخساره‌های لرزه‌ای را نشان می‌دهند تعیین شده است. نشان‌گرهای مورد استفاده شامل فرکانس غالب، مشتق پوش دامنه، مقاومت صوتی، نشان‌گر ریز لایه و تجزیه طیفی با فرکانس ۵۰ هرتز است. با به‌کارگیری این روش در مخزن آسماری میدان نفتی رامشیر، رخساره‌های لرزه‌ای مرتبط با انواع سنگ‌شناسی ماسه سنگ، آهک و دولومیت از یکدیگر تفکیک شدند. همچنین بر این اساس نقشه توزیع رخساره‌های مخزن در میدان استخراج و تفسیر گردید.

کلمات کلیدی: نشان‌گر لرزه‌ای، رخساره الکتریکی، دسته‌بندی غیرنظارتی، آنالیز چند نشان‌گری، میدان رامشیر.

*مسئول مکاتبات

آدرس الکترونیکی: moussavi@um.ac.ir
شناسه دیجیتال: (DOI: 10.22078/pr.2020.4151.2884)

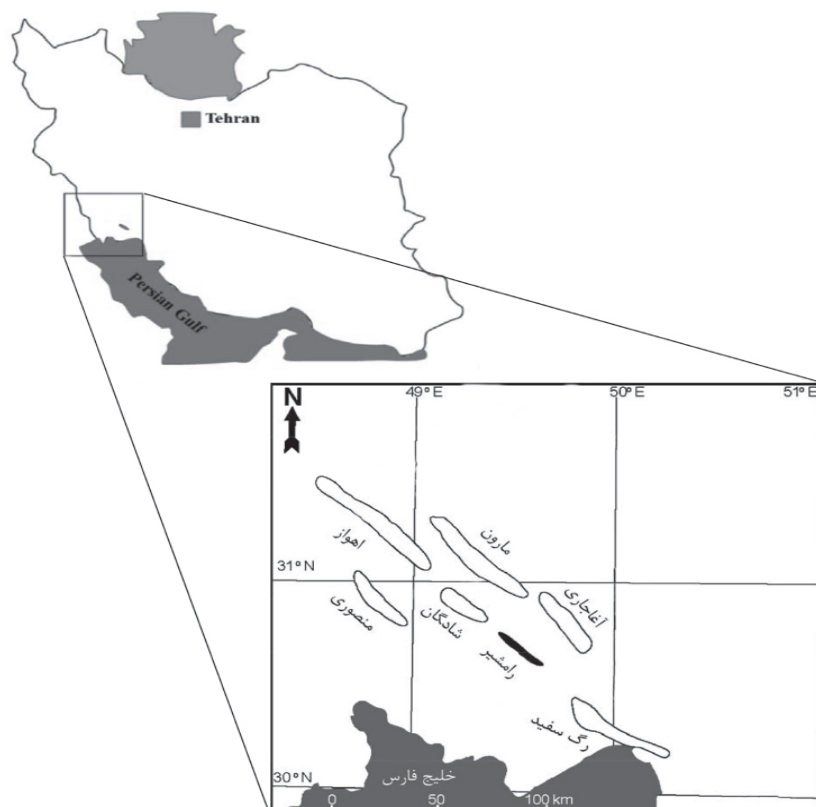
مقدمه

هستند، اما داده‌های لرزه‌ای سه‌بعدی علی‌رغم قدرت تفکیک قائم کمتر نسبت به نمودارهای چاه، نواحی وسیعی از فواصل بین چاه‌ها را پوشش می‌دهند. از این رو می‌توانند نقش مهمی در توصیف پیچیدگی‌های مخزن ایفا کنند. در این مطالعه سعی شده است که با استفاده هم‌زمان از داده‌های لرزه‌نگاری سه‌بعدی (نشان‌گرهای لرزه‌ای) و گونه‌های سنگی پتروفیزیکی تعیین شده در محل چاه‌ها، تغییرات جانبی گونه‌های سنگی در مخزن آسماری میدان رامشیر تعیین شود.

جایگاه زمین‌شناسی و چینه‌شناسی میدان نفتی رامشیر

میدان نفتی رامشیر یکی از میدان‌های نفتی جنوب غرب ایران است که در فاصله ۸۰ km جنوب شرقی شهر اهواز و در مجاورت میداین مارون، آغاچاری، رگ سفید و شادگان واقع شده است (شکل ۱).

رخساره لرزه‌ای منعکس‌کننده رخساره‌های زمین‌شناسی و عوارض ساختمانی در داده‌های لرزه‌ای است. جهت شناسایی رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از داده‌های لرزه‌ای، روش‌های مختلفی وجود دارد. این روش‌ها می‌توانند براساس آنالیز شکل موج یا نشان‌گرهای لرزه‌ای باشد [۴-۱]. افراد زیادی از داده‌های لرزه‌ای برای شناسایی رخساره‌های لرزه‌ای و پارامترهای مهم مخزنی با به‌کارگیری آنالیزهای چند نشان‌گری استفاده کرده‌اند از آن جمله می‌توان به [۹-۵] اشاره کرد. ایده اصلی در آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای بررسی مورفولوژی یا رخساره تریس‌های لرزه‌ای در سطح مخزن و در صورت امکان، مرتبط کردن تغییرات آن با سنگ‌شناسی مخزن است [۱۳-۱۰]. از آنجایی که داده‌های به‌دست آمده از مغزه و نمودارهای چاه، اطلاعات کمی در مورد تغییرات خواص مخزن فراهم کرده و این اطلاعات نیز محدود به نواحی مجاور چاه



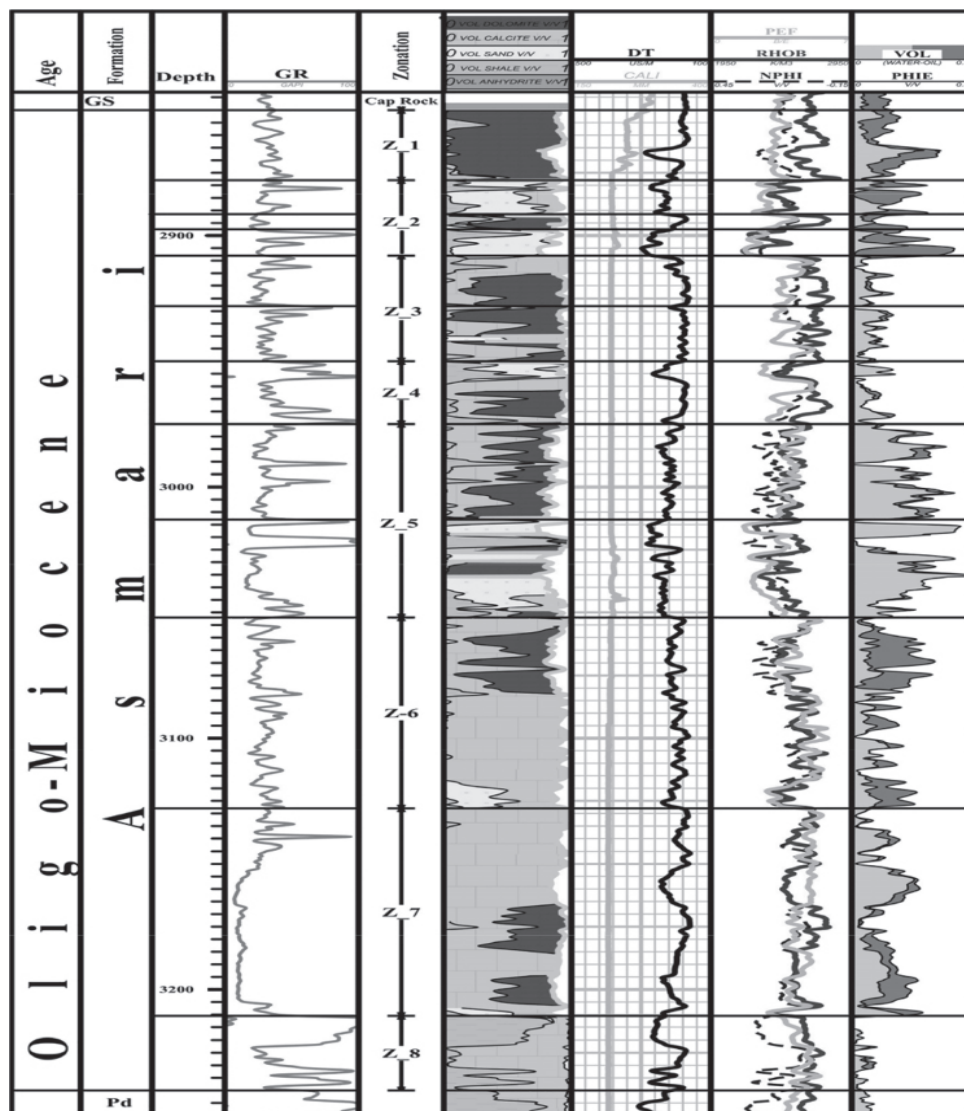
شکل ۱ موقعیت جغرافیایی میدان رامشیر نسبت به میدان‌های همجوار با تغییرات اقتباس از [۱۴]

صورت گرفته است. در شکل ۳ موقعیت چینه‌شناسی و گسترش سازند آسماری در حوضه زاگرس نشان داده شده است.

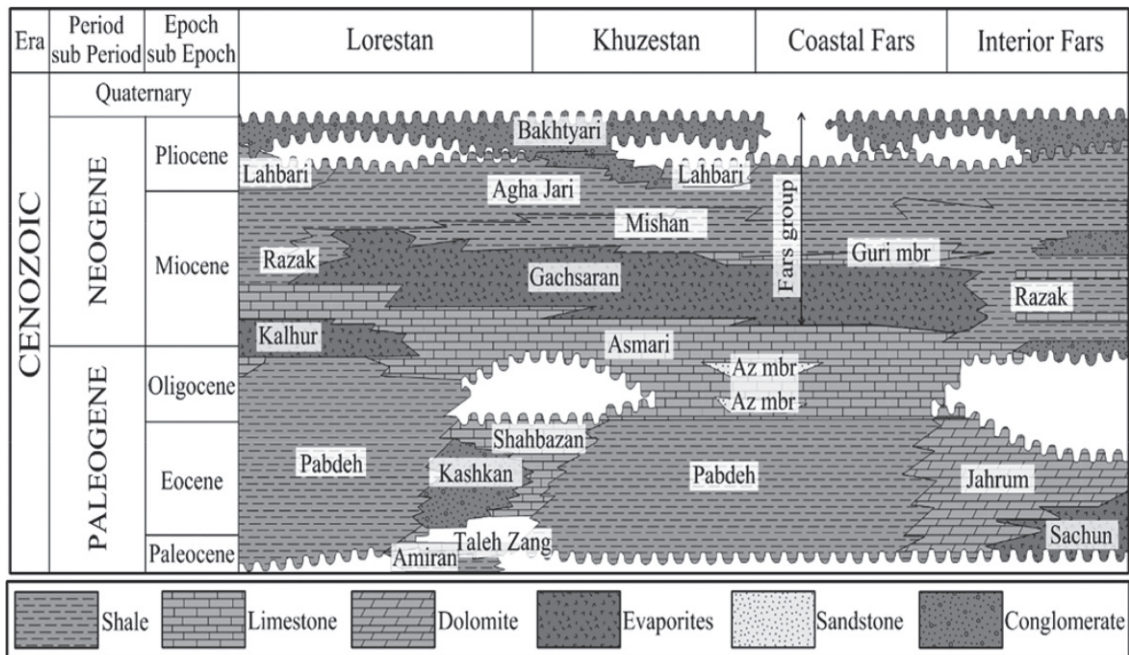
داده‌ها و روش مطالعه

فرآیند دسته‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای به صورت خلاصه در شکل ۴ نشان داده شده است [۱۷]. مرحله اول تهیه داده‌های مورد نیاز (اطلاعات لرزه‌ای، داده‌های چاه و ...) می‌باشد. در این مطالعه، از داده‌های لرزه‌ای سه‌بعدی میدان رامشیر به همراه داده‌های مغزه و لاگ متعلق به ۲۴ حلقه چاه از چاه‌های این میدان استفاده گردید.

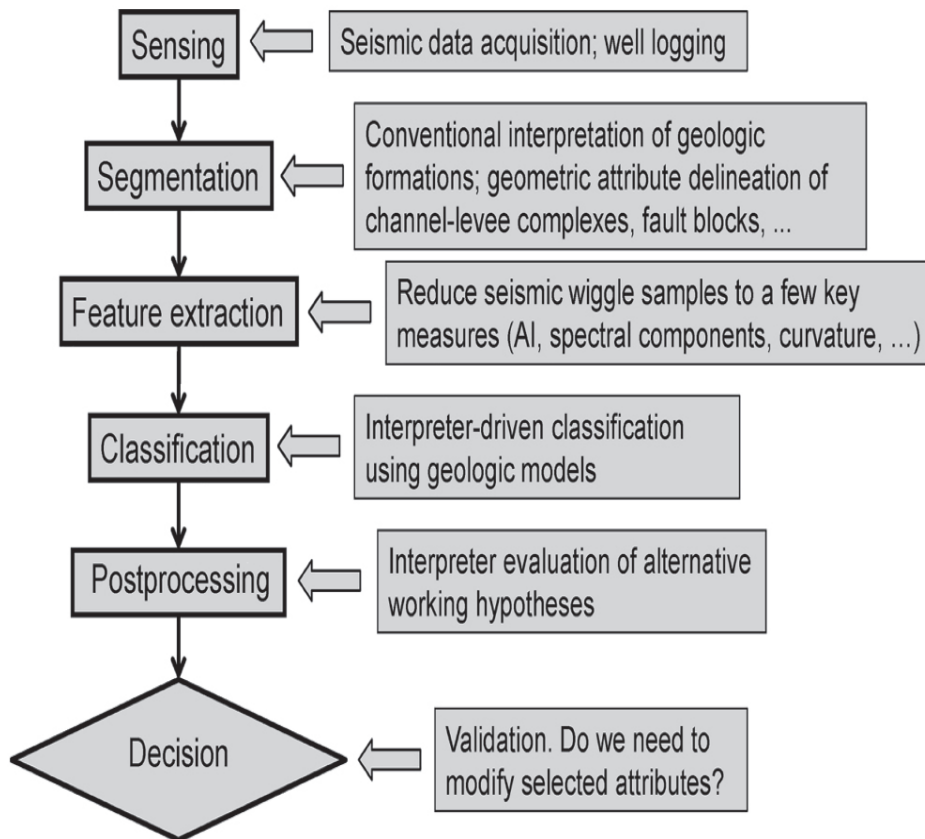
از لحاظ زمین‌شناسی این میدان در فروافتاده دزفول شمالی قرار گرفته است و از نظر تقسیم‌بندی زاگرس در قسمت ساده چین‌خورده قرار دارد. این میدان فاقد شواهد سطحی چین‌خوردگی بوده و با استفاده از داده‌های لرزه‌نگاری وجود آن در زیر سطح به اثبات رسیده است. در سطح زمین، این میدان با رسوبات عهد حاضر پوشیده شده است. مخزن آسماری در این میدان با ضخامت حدود ۴۰۰ m به ۸ زون مخزنی تقسیم شده است و به‌طور غالب از سنگ‌های کربناته و تا حدودی آواری تشکیل می‌شود [۱۵] (شکل ۲). در این مطالعه، بررسی و تفکیک رخساره‌های لرزه‌ای در زون‌های یک تا چهار مخزن آسماری میدان رامشیر



شکل ۲ ستون سنگ‌شناسی، نمودارهای پتروفیزیکی و زون‌های مخزنی تعیین شده سازند آسماری در یکی از چاه‌های مورد مطالعه



شکل ۳ انطباق چینہ‌شناسی سازندهای سنوزوئیک حوضه زاگرس، اقتباس از [۱۶]



شکل ۴ نمودار روند کار معمول دسته‌بندی رخساره‌های لزه‌ای [۱۷]

و ترکیبی^۵ مورد آزمایش قرار گرفتند. الگوریتم‌های سلسله مراتبی و ترکیبی تحت تأثیر نوفه قرار گرفته و منحرف گردیدند. اما الگوریتم شبکه عصبی در میان این سه الگوریتم بهتر عمل کرد و یک توزیع منطقی از رخساره‌های لرزه‌ای مخزن آسماری میدان رامشیر به دست داد. تعیین تعداد رخساره‌ها در روش‌های دسته‌بندی غیرنظارتی معمولاً جزء چالش برانگیزترین مراحل یک مطالعه دسته‌بندی می‌باشد. اولین نکته‌ای که جهت تعیین تعداد درست رخساره‌ها باید در نظر داشت این است که دسته‌بندی برای چه هدفی انجام می‌گیرد. در اینجا هدف ما تعیین رخساره‌های لرزه‌ای است که مرتبط با رخساره‌های الکتریکی استخراج شده در چاه‌ها هستند. می‌توان از تعداد رخساره‌های الکتریکی استخراج شده به‌عنوان یک نقطه شروع مناسب استفاده کرد تا در نهایت به تعداد بهینه رخساره‌ها و مدل رخساره‌ای لرزه‌ای قابل استخراج دست یافت به طوری که بین رخساره‌های لرزه‌ای تعیین شده و رخساره‌های الکتریکی استخراج شده در محل چاه‌ها بتوان ارتباط منطقی پیدا کرد. نتایج به دست آمده نشان دادند روش ارائه شده مبتنی بر شبکه‌های عصبی در مخزن آسماری میدان رامشیر، به خوبی توانسته است سنگ‌شناسی آهک، دولومیت و ماسه را از هم تفکیک کند. در این بررسی جهت تفسیر افق‌ها از نرم‌افزار Hampson-Russell و برای آنالیز و دسته‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای از نرم‌افزار Stratimagic استفاده شد.

انتخاب نشان‌گرهای لرزه‌ای

انتخاب مناسب لیست نشان‌گرها مهم‌ترین قسمت در فرآیند دسته‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای است.

در مرحله دوم، داده‌ها در صورت لزوم به چند قسمت تقسیم‌بندی می‌شوند. این تقسیم‌بندی به‌طور مثال وقتی لازم است که می‌خواهیم برای یک مخزن با ضخامت زیاد، رخساره‌های لرزه‌ای را استخراج کنیم. مرحله سوم استخراج نشان‌گرهای لرزه‌ای می‌باشد. در مرحله بعد با استفاده از نشان‌گرهای لرزه‌ای، به هر نمونه از داده لرزه‌ای یک رخساره نسبت داده می‌شود. بعد از آن تفسیر مدل رخساره‌ای به دست آمده و ایجاد ارتباط آن با واقعیت‌های زمین‌شناسی انجام می‌گیرد و سرانجام مرحله آخر، اعتبارسنجی و بررسی مدل رخساره‌ای به دست آمده است تا مشخص گردد آیا نیاز هست نشان‌گرهای لرزه‌ای دیگری استفاده شوند، و یا پارامترهای الگوریتم دسته‌بندی تغییر کنند یا خیر. دسته‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای به دو روش نظارتی^۱ و غیرنظارتی^۲ انجام پذیراست. در روش‌های دسته‌بندی غیرنظارتی در ابتدا هیچ‌گونه اطلاعات زمین‌شناسی و یا مخزنی در سیستم دسته‌بندی وارد نمی‌شود. مسأله اصلی در روش‌های دسته‌بندی غیرنظارتی انتخاب مناسب و بهینه تعداد دسته‌ها برای دسته‌بندی است. تاکنون محققین زیادی از روش غیرنظارتی برای طبقه‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای استفاده کرده‌اند [۲۰-۱۸]. این نوع طبقه‌بندی براساس روش‌های آنالیز خوشه‌ای استوار است، و دسته‌ها معمولاً براساس آزمون و خطا مشخص می‌شوند. البته داشتن یک سری اطلاعات در مورد زمین‌شناسی و خصوصیات پتروفیزیکی مخزن می‌تواند کاربر را در انتخاب بهتر تعداد دسته‌ها کمک نماید. در این مطالعه جهت دستیابی به بهترین مدل رخساره‌ای با توجه به داده‌های موجود، الگوریتم‌های مختلف دسته‌بندی غیرنظارتی مورد ارزیابی قرار گرفت تا مشخص گردد کدام روش برای دسته‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای مخزن آسماری میدان رامشیر بهترین نتیجه را می‌دهد. از میان الگوریتم‌های موجود، الگوریتم‌های شبکه عصبی^۳، سلسله مراتبی^۴

1. Supervised
2. Unsupervised
3. Neural Network
4. Hierarchical
5. Hybrid

معنی دار کردن خوشه‌های ایجاد شده از لحاظ زمین‌شناسی و پتروفیزیکی، باید هر خوشه را به یک‌گونه سنگی نسبت دهیم چرا که با انطباق گونه‌های سنگی با رخساره‌های لرزه‌ای می‌توان تا حد قابل قبولی گونه‌های سنگی درون چاهی را به سه بعد گسترش داد. این کار در چاه‌ها با توجه به اینکه داده‌های لرزه‌ای و چاهی در آن نقاط وجود دارد، قابل انجام است. بنابراین گونه‌های سنگی در این مطالعه با استفاده از داده‌های چاه‌نگاری و با استفاده از نرم‌افزار Geolog به پنج دسته مجزا با ویژگی‌های زمین‌شناسی و مخزنی مشخص تفکیک گردید. از این پنج‌گونه سنگی، سه گونه سنگی آهک، یک‌گونه سنگی دولومیت و یک‌گونه سنگی ماسه و شیل هستند. بهترین نمودارهای چاه‌پیمایی در شناسایی گونه سنگی آهکی، PHIE، RHOB و SW هستند. از آنجاکه بازه تغییرات چگالی و سرعت موج صوتی برای سه رخساره آهکی بسیار به هم نزدیک بود و تغییرات آنها تأثیر قابل توجهی بر خاصیت صوتی داده‌های لرزه‌ای اعمال نمی‌کرد. این مسأله تفکیک آن‌ها با استفاده از داده‌های لرزه‌ای را با مشکل مواجه می‌کرد. به همین جهت در مرحله بعد سه گونه سنگی آهکی با هم ادغام شدند و به‌عنوان یک‌گونه سنگی واحد مد نظر قرار گرفتند (شکل ۵).

نشان‌گرهای لرزه‌ای، یک‌سری ویژگی‌های معنی‌دار از داده‌های لرزه‌ای را استخراج می‌کنند که با توجه به نوع مسأله و هدف مورد نظر باید به‌طور مناسب و بهینه‌ای انتخاب شوند. به‌طور کلی، نشان‌گرهای دامنه و فرکانس برای تعیین سنگ‌شناسی مناسب بوده و همچنین می‌توانند به‌عنوان آشکارسازهای مستقیم هیدروکربور نیز به کار روند. نشان‌گرهای هندسی^۱ مانند شیب، آزیموت شیب و انحنا بیشتر توصیف‌کننده مورفولوژی مخزن هستند در حالی که نشان‌گرهای آماری^۲ و نشان‌گرهای الگو^۳ اطلاعاتی در مورد عوارضی که در حالت معمول قابل تشخیص نیستند به‌دست می‌دهند. در این میان نشان‌گرهایی مانند نشان‌گر همدوسی^۴ نیز بیشتر لبه‌های رخساره‌های لرزه‌ای را مشخص می‌کنند [۲۱]. به منظور دسته‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای ابتدا باید توانایی نشان‌گرهای لرزه‌ای در جداسازی رخساره‌های لرزه‌ای بررسی گردد و در نهایت بهترین نشان‌گرها برای این هدف انتخاب شوند.

بحث و نتایج

از آنجاکه رخساره‌های لرزه‌ای شامل یک‌سری کدهای عددی/رنگی بوده و دارای مفهوم زمین‌شناسی و پتروفیزیکی نیستند، در این مطالعه پس از اعمال روش شبکه عصبی برای خوشه‌بندی، به منظور

نمودار ماسه	نمودار اشباع آب	نمودار تخلخل	نمودار چگالی	نمودار صوتی	نمودار گاما	مقادیر وزنی	الگو	رنگ
						۵۴۲۲		
						۱۰۱۲۲		
						۱۴۸۳۸		

شکل ۵ رخساره‌های الکتریکی (گونه‌های سنگی) مشخص شده، مقادیر وزنی (WEIGHT) و میانگین مقادیر هریک از نمودارهای چاه‌پیمایی استفاده شده جهت تعیین رخساره‌های لرزه‌ای میدان رامشیر. رخساره الکتریکی (EF)، نمودار گاما (CGR)، نمودار چگالی (RHOB)، نمودار صوتی (DT)، نمودار تخلخل (PHIE)، نمودار اشباع آب مؤثر (SWE)، نمودار ماسه (SAND)

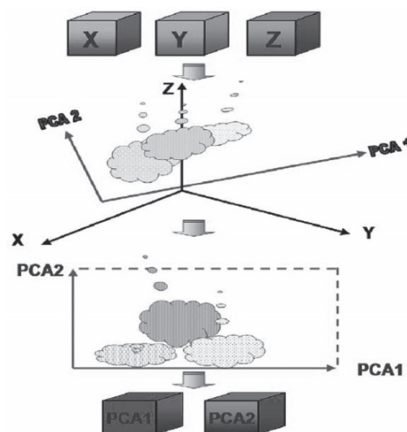
1. Geometric Attributes
2. Statistical Attributes
3. Texture Attributes
4. Coherence

کمتر نسبت به فضای اصلی است. افراد زیادی از این روش برای اهداف گوناگونی استفاده نمودند [۲۶-۲۲]. در فرآیند آنالیز مؤلفه‌های اصلی، تمام اطلاعات مربوط به نشان‌گرها به صورت هم‌زمان بررسی می‌شود. بنابراین داده‌هایی که با هم رابطه دارند و نمی‌توانند کمک بیشتری به تخمین رخساره‌ها نمایند حذف می‌شوند. برای این منظور در ابتدا ماتریس همبستگی برای نشان‌گرهای ورودی تشکیل شد و سپس مقادیر ویژه به صورت مستقیم از ماتریس همبستگی به دست آمد. در واقع ماتریس همبستگی به مجموع مقادیر ویژه و بردارهای ویژه تجزیه می‌شود. پس از آنالیز همبستگی نشان‌گرها، اجزاء اصلی و اینرسی تجمعی تأثیر هر جز به کل واریانس داده‌ها محاسبه شد (جدول ۱ و شکل ۷) و در انتها با در نظر گرفتن مقادیر ویژه و نقطه عطف نمودار طبق شکل ۶، سه جز اول به عنوان اجزاء اصلی انتخاب شدند. معمولاً مؤلفه‌های با مقادیر ویژه بالاتر و یا نزدیک به یک نگه داشته می‌شوند و بقیه مؤلفه‌ها در تخمین استفاده نمی‌شوند. همان‌طور که در جدول ۱ دیده می‌شود سه مؤلفه اول یعنی فرکانس غالب، مشتق پوش دامنه و امپدانس صوتی که دارای مقادیر ویژه حدود یک و بالاتر هستند در تخمین رخساره‌های لرزهای مخزن آسماری میدان رامشیر انتخاب و استفاده گردید.

بر این اساس سه دسته اصلی شامل ماسه سنگ (دسته یک)، آهک (دسته دو) و دولومیت (دسته سه) تفکیک گردید. سپس دسته‌بندی با سه رخساره لرزهای انجام گردید و بقیه پارامترها نیز بر همین اساس مورد آزمایش قرار گرفتند. براساس نتایج به دست آمده مشخص گردید که مدل به دست آمده براساس سه رخساره با واقعیت‌های زمین‌شناسی موجود هم‌خوانی قابل قبولی دارد و تغییرات سه دسته سنگ‌شناسی ماسه، آهک و دولومیت در آن قابل مشاهده است. بنابراین مدل سه رخساره‌ای مورد پذیرش قرار گرفت تا در مرحله بعد روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی برای افزایش دقت تخمین رخساره‌ها برای اساس این مدل آزمایش گردد.

آنالیز مؤلفه‌های اصلی^۱

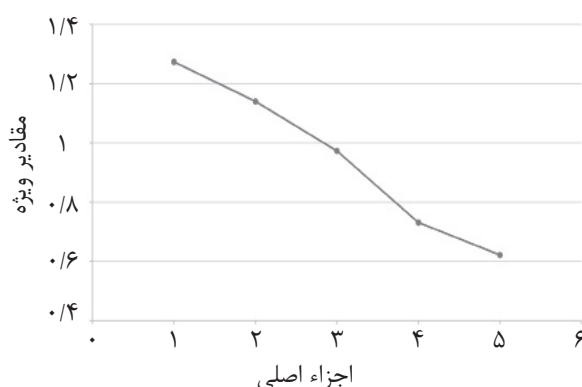
آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA) روشی برای آنالیز هم‌زمان چندین متغیر (در اینجا نشان‌گر لرزهای) است. این روش رابطه خطی بین متغیرها را محاسبه کرده و بدین وسیله با کاهش داده‌های اضافی و نوفه‌ها و درحالی‌که کمترین از دست رفتن داده‌های اصلی را موجب می‌شود، تعداد متغیرهای لازم برای تعیین رخساره‌های لرزهای را کاهش می‌دهد (شکل ۶). هدف اصلی PCA نمایش داده‌های با ابعاد زیاد در یک فضای برداری جدید با تعداد ابعاد



شکل ۶ نمودار شماتیک روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی برای تبدیل یک فضای سه‌بعدی به دو مؤلفه اصلی

جدول ۱ مقادیر ویژه و میزان اینرسی تجمعی اجزاء در آنالیز نشان‌گرهای لرزه‌ای در زون‌های ۱، ۲، ۳ و ۴ مخزن آسماری

متغیرها	مقادیر ویژه	اینرسی	اینرسی تجمعی
فرکانس غالب	۱/۲۷۳۹۴۶	۲۵/۴۷۸۹۱۵	۲۵/۴۷۸۹۱۵
مشق پوش دامنه	۱/۱۴۰۶۲۹	۲۲/۸۱۲۵۷۵	۴۸/۲۹۱۴۹۰
امپدانس صوتی	۰/۹۷۳۰۷۸	۱۹/۴۶۱۵۶۹	۶۷/۷۵۳۰۵۹۱
نشان‌گر ریز لایه	۰/۷۳۰۹۷۸	۱۷/۲۱۹۵۶۰	۸۴/۹۷۲۶۲۰
تجزیه طیفی با فرکانس ۵۰ هرتز	۰/۶۲۱۳۶۹	۱۵/۰۲۷۳۸۰	۱۰۰



شکل ۷ انتخاب سه جز اصلی در تحلیل اجزاء اصلی نشان‌گرهای لرزه‌ای در زون‌های ۱، ۲، ۳ و ۴ مخزن آسماری

نشان‌گرهای لرزه‌ای در محدوده زون‌های ۱، ۲، ۳ و ۴ مخزن آسماری، نتایج با رخساره الکتریکی‌های تعیین شده در محل چاه‌ها مقایسه گردید. با تکرار این فرآیند و آزمایش نشان‌گرها (جدول ۱ و شکل ۷) با تعداد کلاس‌های مختلف، در نهایت با استفاده از نشان‌گرهای زیر به‌عنوان مؤلفه‌های فضای نشان‌گری، بهترین پاسخ‌ها حاصل شد. این نشان‌گرها عبارتند از: فرکانس غالب^۱، مشتق پوش دامنه^۲، امپدانس صوتی^۳، نشان‌گر ریز لایه^۴ و تجزیه طیفی با فرکانس ۵۰ هرتز^۵ است. در شکل ۸ نمودار ستونی این نشان‌گرها نشان داده شده است که از بین آنها، سه نشان‌گر یعنی فرکانس غالب، مشتق پوش دامنه و امپدانس صوتی در ساخت مدل سه‌بعدی استفاده شد. بعد از انجام خوشه‌بندی براساس سه جزء اصلی، سه رخساره لرزه‌ای به‌دست آمد.

بعد از تحلیل مؤلفه‌های اصلی و انتخاب سه جزء اصلی نشان‌گرهای لرزه‌ای، خوشه‌بندی به‌وسیله روش k-mean انجام گرفت.

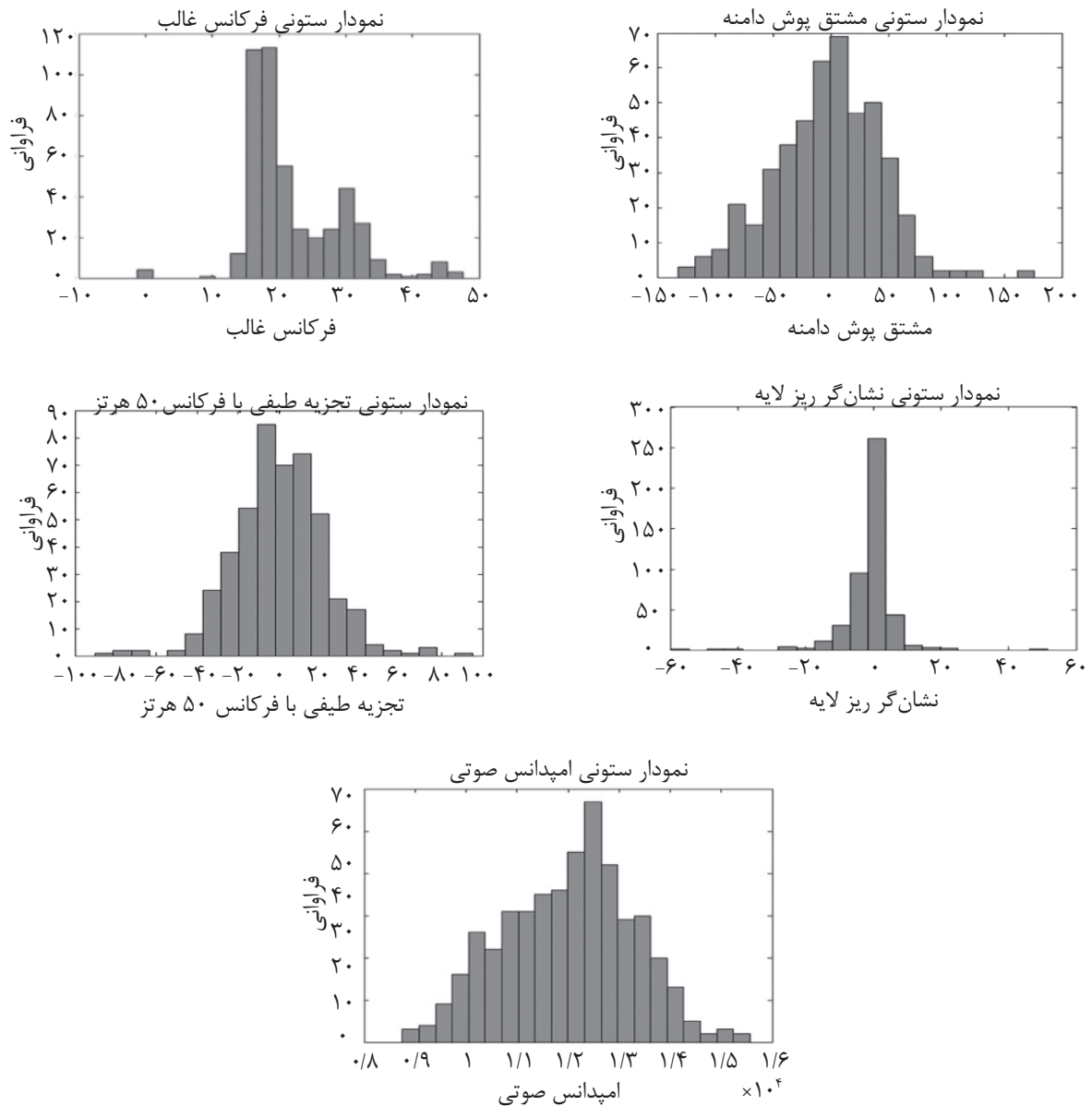
خوشه‌بندی به‌روش k-mean

روش دسته‌بندی k-mean یک الگوریتم آماری است که معمولاً به‌عنوان شروعی برای الگوریتم‌های پیچیده‌تر به‌کار می‌رود. در این روش دسته‌بندی، هیچ فرضی در مورد نحوه توزیع داده‌ها نشان‌گرهای لرزه‌ای صورت نمی‌گیرد. بسته به تعداد دسته‌های موجود، مرکز دسته از بردارهای نشان‌گری موجود به‌صورت اتفاقی انتخاب می‌شود [۲۷-۳۱].

خوشه‌بندی رخساره‌ای زون‌های آسماری ۱، ۲، ۳ و ۴

دسته‌بندی رخساره‌ای لرزه‌ای مخزن آسماری میدان رامشیر با سه رخساره انجام پذیرفت و مدل سه‌بعدی رخساره‌های لرزه‌ای برای زون‌های یک تا چهار مخزن آسماری به‌دست آمد. بعد از هر بار اجرای آنالیز اجزای اصلی و خوشه‌بندی

1. Dominant Frequency
2. Envelope Derivative
3. Acoustic Impedance
4. Thin-bed Indicator
5. Spectral Decomposition



شکل ۸ نمودار ستونی داده‌های، نشان‌گر فرکانس غالب، مشتق پوش دامنه، تجزیه طیفی با فرکانس ۵۰ هرتز، نشان‌گر ریز لایه و امپدانس صوتی

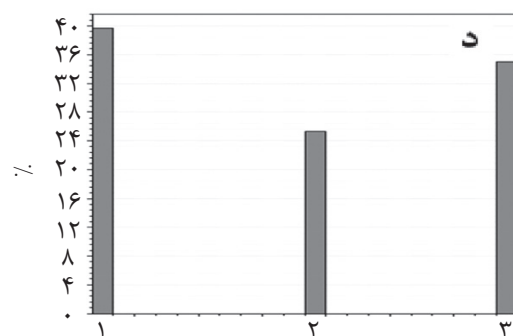
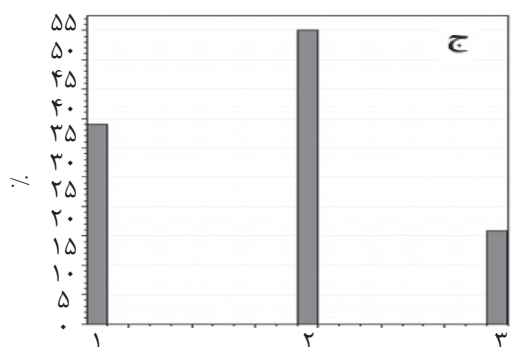
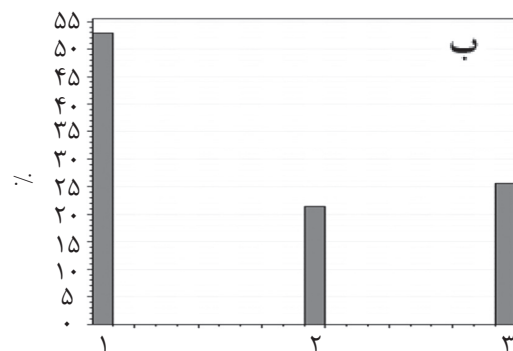
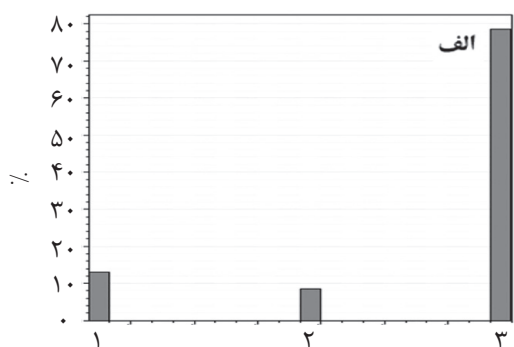
حجم رخساره‌های لرزه‌ای دارای معنای رخساره الکتریکی شدند. پس از کالیبره کردن و در نظر گرفتن رخساره‌های الکتریکی در مقابل رخساره‌های لرزه‌ای در تمام چاه‌ها، در نهایت وزن هر کدام از رخساره‌های الکتریکی در حجم هر کدام از رخساره‌های لرزه‌ای مشخص شد و بدینوسیله ارتباط میان رخساره‌های لرزه‌ای و رخساره‌های الکتریکی درون چاهی ایجاد شد.

برای تنظیم کردن رخساره‌های لرزه‌ای با رخساره‌های الکتریکی ابتدا در مقیاس کوچک رخساره‌ها مورد مشاهده و ارزیابی قرار گرفتند. سپس، رخساره‌های الکتریکی منطبق با هر کد رنگی، در حجم رخساره‌های لرزه‌ای در هر چاه به یک رنگ خاص نسبت داده شد. این مشخصات در هر مقطع یادداشت شده و در نهایت با توجه به اکثریت قریب به اتفاق نسبت دهی رخساره‌های الکتریکی به کدهای رنگی، رنگ‌های موجود در

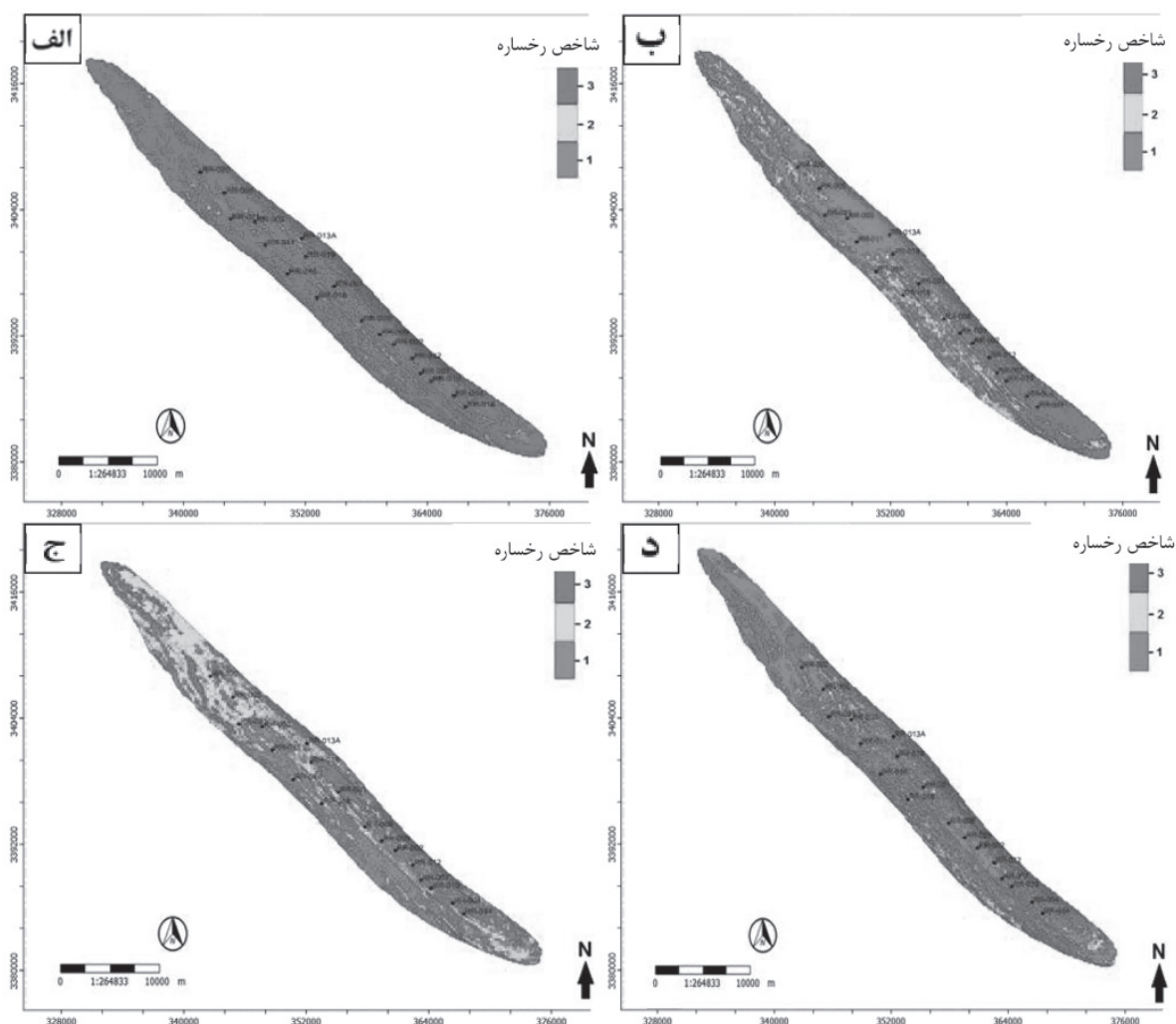
آن نیز در کل این زون به‌طور یکنواخت می‌باشد. رخساره‌های آهکی و ماسه‌ای هم با فراوانی تقریباً نزدیک به هم بخش دیگر رخساره‌های این زون را تشکیل می‌دهند (شکل ۱۰- الف). در زون دو، رخساره یک (شیل و ماسه) با ۵۳٪ بیشترین فراوانی را دارا است. پس از آن رخساره ۳ با مقداری حدود ۲۶٪ و رخساره ۲ با مقداری کمی بیشتر از ۲۲٪ در مکان‌های بعدی از لحاظ فراوانی قرار دارند (شکل ۹- ب). به‌طور کلی ماسه‌ها در این زون بیشتر در قسمت مرکزی میدان گسترش دارند و به‌سمت پال‌های آن، کربنات‌ها غالب می‌شوند (شکل ۱۰- ب). همان‌طوری که در شکل ۱۰- ب دیده می‌شود در محدوده بین بخش انتهایی شرقی میدان تا چاه ۱۰ رخساره دولومیتی غالب می‌باشد. در محدوده مابین چاه ۱۰ تا چاه ۱۹ نیز رخساره آهکی غالب می‌گردد. رخساره یک در محدوده بین چاه ۱۹ تا چاه ۲۰ بیشتر از بقیه رخساره‌ها مشهود است. در زون دو شیل و ماسه بیشترین فراوانی را نسبت به سه زون دیگر دارند.

نتایج این انطباق برای زون‌های ۱، ۲، ۳ و ۴ نشان داد که رخساره لرزهای یک به‌طور عمده منطبق بر بخش‌های آواری (ماسه و شیل) این زون است. در این بین رخساره لرزهای دو نشان‌دهنده رخساره الکتریکی شماره دو یعنی سنگ‌شناسی آهک بوده و رخساره لرزهای سه بیشترین تطابق را با رخساره الکتریکی شماره سه یعنی دولومیت دارد. نمودارهای ستونی توزیع رخساره‌های لرزهای زون‌های ۱ تا ۴ در شکل ۹ آمده است. همچنین نقشه توزیع جانبی رخساره‌های لرزهای در زون‌های مورد بررسی در شکل ۱۰ آورده شده است.

بعد از انجام خوشه‌بندی در تمام زون‌های مخزن آسماری و نسبت دادن رخساره‌های الکتریکی به رخساره‌های لرزهای ایجاد شده در هر زون، هر کدام از رخساره‌های لرزهای دارای مفهوم پتروفیزیکی و مخزنی شدند. براساس نقشه رخساره‌های لرزهای در زون یک، شکل ۹- الف رخساره دولومیتی با فراوانی حدود ۸۰٪ رخساره غالب بوده و توزیع



شکل ۹ نمودار ستونی توزیع رخساره‌های لرزهای برای زون‌های ۱ (الف)، ۲ (ب)، ۳ (ج) و ۴ (د) مخزن آسماری میدان رامشیر ۱ (ماسه سنگ و شیل)، ۲ (آهک) و ۳ (دولومیت)



شکل ۱۰ نقشه توزیع جانبی رخساره‌های لرزه‌ای در زون های ۱ (الف)، ۲ (ب)، ۳ (ج) و ۴ (د) مخزن آسماری میدان رامشیر

شمالی، رخساره‌های آهکی و دولومیتی غالب بوده و در یال جنوبی رخساره یک بیشتر دیده می‌شود. محدوده مابین چاه ۸ تا ۱۴ نیز رخساره یک دوباره غالب می‌شود. از لحاظ فراوانی رخساره‌های لرزه‌ای در زون چهار، رخساره یک با حدود ۴۰٪ بیشترین فراوانی را دارا است. پس از آن رخساره سه با ۳۵٪ و در آخر رخساره دو با ۲۵٪ در رتبه‌های پایین‌تر قرار می‌گیرند (شکل ۹-د). در این زون ماسه‌های شیلی با دانه‌های شیشه‌ای و گاهی خاکستری رنگ دیده می‌شوند که بعضاً دارای میان لایه‌های آهک و دولومیت می‌باشند. گاهی در ماسه سنگ‌ها، گلوکونیت و آغستگی به نفت دیده می‌شود. براساس شکل ۱۰-د از بخش انتهایی غربی میدان

در زون سه، رخساره‌های دو، یک و سه به ترتیب با فراوانی حدود ۵۰، ۳۵ و ۱۵٪ قرار دارند (شکل ۹-ج). در این زون در غرب میدان و در محدوده بین چاه ۳ تا بخش انتهایی غربی میدان رخساره آهکی غالب می‌باشد که البته به‌طور محدود در بعضی مناطق آن نیز رخساره دولومیتی مشاهده می‌شود (شکل ۱۰-ج). در محدوده مابین چاه ۳ تا چاه ۱۳ رخساره یک غالب است. از آنجا که در این زیر زون، ماسه‌های مشاهده شده نسبتاً کم می‌باشند و همچنین با توجه به اینکه پاسخ لرزه‌ای ماسه و شیل بسیار به هم نزدیک می‌باشد رخساره یک در این زیر زون را می‌توان به وجود شیل نسبت داد. در محدوده مابین چاه ۱۳ تا چاه ۸ در یال

رخساره در نظر گرفته شدند و پس از آن دسته‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای مخزن آسماری میدان رامشیر با سه رخساره انجام پذیرفت. براساس نتایج به‌دست آمده ارتباط خوبی بین رخساره‌های لرزه‌ای و رخساره‌های الکتریکی مشاهده می‌شود. به این ترتیب رخساره‌های لرزه‌ای یک، دو و سه به ترتیب معادل رخساره‌های الکتریکی یک (ماسه‌ای)، دو (آهکی) و سه (دولومیتی) هستند. در مرحله بعد نقشه‌های توزیع رخساره‌های لرزه‌ای برای زون‌های ۱ تا ۴ مخزن آسماری به‌دست آمد و براساس آنها تغییرات جانبی رخساره‌های لرزه‌ای در هر یک از این زون‌ها به‌طور جداگانه مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان می‌دهد که در زون یک، دولومیت رخساره غالب و با توزیع یکنواخت است. در زون ۲ رخساره آواری (ماسه و شیل) غالب بوده و به‌طور عمده در قسمت مرکزی این زون قرار دارد. در زون ۳ رخساره‌های آهکی و آواری (شیل) و در زون ۴ رخساره آواری (ماسه شیلی) و دولومیتی با توزیع غیریکنواخت غالب هستند.

تشکر و قدردانی

این مطالعه در قالب طرح پژوهشی شماره ۳/۳۸۱۰۵ دانشگاه فردوسی مشهد انجام شده است. همچنین از حمایت‌های بخش ژئوفیزیک شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب قدردانی می‌شود.

تا حوالی چاه ۱۹ رخساره یک غالب می‌باشد و از حوالی چاه ۱۹ تا بخش انتهایی شرقی میدان رخساره‌های کربناته به‌خصوص رخساره دولومیتی غالب می‌شوند. البته به استثناء ناحیه‌ای در حوالی چاه‌های ۸، ۹ و ۲ که رخساره یک نمود بیشتری دارد. این تغییرات رخساره‌ای از غرب به شرق میدان با تغییرات سنگ‌شناسی مشاهده شده در چاه‌ها نیز هم‌خوانی دارد.

نتیجه‌گیری

در این بررسی، تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای به‌روش غیرنظارتی برای مخزن آسماری میدان رامشیر صورت گرفت. هدف اولیه در این مطالعه تخمین یک مدل رخساره‌ای با پنج رخساره بود به‌طوری‌که این رخساره‌ها معادل پنج رخساره الکتریکی استخراج شده در چاه‌ها باشند. از آنجایی که رخساره‌های الکتریکی بر مبنای تفکیک سنگ‌شناسی استخراج شده بودند. به‌طوری‌که یک رخساره الکتریکی نشان‌گر دولومیت و سه رخساره الکتریکی دیگر نمایانگر سنگ‌شناسی آهک بودند. به دلیل اینکه بازه تغییرات چگالی و سرعت موج صوتی برای سه رخساره آهکی بسیار بهم نزدیک بود و تغییرات آنها آنقدر نبود که تأثیر قابل توجهی بر خاصیت صوتی داده‌های لرزه‌ای داشته باشد، به همین جهت سه رخساره الکتریکی آهکی با هم ادغام و به‌عنوان یک

مراجع

- [1]. Dumay J, Fournier F (1988) Multivariate statistical analyses applied to seismic facies recognition, *Geophysics* 53: 1151–1159.
- [2]. Todorov T, Stewart R, Hampson D, Russell B (1998) Well log prediction using attributes from 3C–3D seismic data, in: SEG Technical Program Expanded Abstracts. Society of Exploration Geophysicists 1574–1576.
- [3]. Chopra S, Marfurt K (2006) Seismic Attributes—a promising aid for geologic prediction, *CSEG Recorder* 31: 110–120.
- [4]. Raef AE, Mattern F, Philip C, Totten MW (2015) 3D seismic attributes and well-log facies analysis for prospect identification and evaluation: interpreted palaeo shoreline implications, Weirman Field, Kansas, USA, *Journal of Petroleum Science and Engineering* 133: 40–51.
- [5]. Russell BH (2004) The application of multivariate statistics and neural networks to the prediction of reservoir parameters using seismic attributes, Ph.D. Dissertation, University of Calgary, Alberta, Canada.
- [6]. Pramanik AG, Singh V, Vig R, Srivastava AK, Tiwary DN (2004) Estimation of effective porosity using geostatistics and multiattribute transforms, A case study. *Geophysics* 69: 352–372.

- [7]. Kadkhodaie-Ilkhchi A, Rezaee MR, Rahimpour-Bonab H, Chehrazi A (2009) Petrophysical data prediction from seismic attributes using committee fuzzy inference system, *Computers & Geosciences* 35: 2314–2330.
- [8]. Raeesi M, Moradzadeh A, Ardejani FD, Rahimi M (2012) Classification and identification of hydrocarbon reservoir lithofacies and their heterogeneity using seismic attributes, logs data and artificial neural networks, *Journal of Petroleum Science and Engineering* 82: 151–165.
- [9]. Kadkhodaie-Ilkhchi R, Moussavi-Harami R, Rezaee R, Nabi-Bidhendi M, Kadkhodaie-Ilkhchi A (2014) Seismic inversion and attributes analysis for porosity evaluation of the tight gas sandstones of the Whicher Range field in the Perth Basin, western Australia, *Journal of Natural Gas Science and Engineering* 21: 1073–1083.
- [10]. Arianfar A, Khedri B, Haghghi M, Golalzadeh A, Poladzadeh M, Mehdipour Z, Case History (2007) Seismic facies analysis based on 3D multiattribute volume classification in Shadegan Oilfield-Asmari Reservoir, Iran, in: *SPE/EAGE Reservoir Characterization and Simulation Conference*, Abu Dhabi, UAE, DOI 10.2118/111078-MS.
- [۱۱]. جوکار ع، رحیمی م. و میرشکاری ف.، "دسته‌بندی و آنالیز رخساره‌های لزره‌ای به روش‌های نظارتی و غیر نظارتی براساس آنالیز چند نشان‌گری"، مجله اکتشاف و تولید، شماره ۵۰، صفحات ۷۲-۶۷، ۱۳۸۷.
- [12]. Song C, Liu Z, Wang Y, Li X, Hu G (2017) Multi-waveform classification for seismic facies analysis, *Computers & Geosciences* 101: 1–9.
- [13]. Yue D, Li W, Wang W, Hu G, Qiao H, Hu J, Zhang M, Wang W (2019) Fused spectral-decomposition seismic attributes and forward seismic modeling to predict sand bodies in meandering fluvial reservoirs, *Marine and Petroleum Geology* 99: 27–44.
- [14]. Ehrenberg SN, Pickard NAH, Laursen GV, Monibi S, Mossadegh ZK, Svånå TA, Aqrabi A AM, Thirlwall JMF (2007) Strontium isotope stratigraphy of the Asmari formation (oligocene lower miocene), sw Iran, *Journal of Petroleum Geology* 30: 107-128.
- [۱۵]. گروه مطالعات زمین‌شناسی شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب، گزارش فاز زمین‌شناسی میدان رامشیر، مخزن آسماری (گزارش داخلی)، ۱۳۹۴.
- [16]. Schlumberger, A geological overview of Iran. Reservoir optimization conference 19, 2003.
- [17]. Duda RO, Hart PE, Stork DG (2001) Pattern classification, 2th ed.: John Wiley & Sons, New York.
- [18]. Saggaf MM, Toksozz MN, Marhoon MI (2003) Seismic facies classification and Identification by competitive neural networks, *Geophysics* 68: 1984–1999.
- [19]. Coléou T, Poupon M, Azbel K (2003) Unsupervised seismic facies classification: A review and comparison of techniques and implementation, *The Leading Edge* 22, 10: 942–953.
- [20]. Wallet CB, Hardisty R (2019) Unsupervised seismic facies using Gaussian mixture models, *Interpretation* 7: 93-111.
- [21]. Chopra S, Marfurt K (2007) Seismic attributes for prospect identification and reservoir characterization, Society of Exploration Geophysicists and European Association of Geoscientists and Engineers, https://doi.org/10.1190/1.9781560801900_##
- [22]. Scheevel JR, Payrazyan K (1999) Principal Component Analysis Applied to 3D Seismic Data for Reservoir Property Estimation, SPE Technical Conference, Houston, Texas, USA.
- [23]. Farzadi P (2006) Seismic facies analysis based on 3D multi-attribute volume classification, Dariyan formation, SE Persian Gulf, *Journal of Petroleum Geology* 29: 159–173.
- [24]. Guo H, Marfurt KJ, Liu J (2009) Principal component spectral analysis, *Geophysics* 74: 35–43.
- [25]. Roden R, Smith T, Sacrey D (2015) Geologic pattern recognition from seismic attributes: Principal component analysis and self-organizing maps, *Interpretation* 3: 59-83.
- [26]. Liu Y, Sun S, Dou L, Hou J (2020) An improved probability combination scheme based on principal component analysis and permanence of ratios model - An application to a fractured reservoir modeling, Ordos Basin, *Journal of Petroleum Science and Engineering* 190: 107123.
- [27]. Faber V (1994) Clustering and the Continuous k-Means Algorithm, *Los Alamos Science* 138.
- [28]. Sabeti H, Javaherian A (2009) Seismic facies analysis based on K-means clustering algorithm using 3D seismic attributes, First International Petroleum Conference & Exhibition Shiraz, Iran.
- [29]. Liu Z, Wang Y, Xu F, Li X, Song GH (2018) Adaptive phase k-means algorithm for waveform classification," *Journal Exploration Geophysics* 49: 213-219.
- [30]. Qi J, Zhang B, Lyu B, Marfurt K (2020) Seismic attribute selection for machine-learning-based facies analysis," *Geophysics* 85: 17–35.
- [31]. Yang W, Long H, Ma L, Sun H (2020) Research on clustering method based on weighted distance density and K-Means, *Procedia Computer Science* 166: 507-511.



Unsupervised Seismic Facies Classification based on Multiattribute Analysis in the Asmari Reservoir Ramshir Oilfield

Rahmat Sadeghi¹, Reza Moussavi-Harami^{1*}, Ali kakhodaie², Asadollah Mahboubi¹ and Ahmad Ashtari³

1. Department of Geology, Faculty of Sciences, Ferdowsi University of Mashhad, Iran

2. Earth Science Department, Faculty of Natural Science, University of Tabriz, Iran

3. National Iranian South Oil Company (NISOC), Geophysics Department, Ahvaz, Iran

moussavi@um.ac.ir

DIO: 10.22078/pr.2020.4151.2884

Received: April/02/2020

Accepted: June/13/2020

Introduction

Seismic facies reflect geological facies and structural features in seismic data. There are different methods for identification of seismic facies using seismic data. These methods can be based on waveform analysis or seismic attributes [1-3]. Seismic data have been used by many researchers to identify seismic facies and important reservoir parameters using multiattribute analyses [4-8]. The data obtained from core and the well logs provide little information about the changes in the properties of the reservoir and this information is also limited to the areas adjacent to the well, but the 3D seismic data despite the vertical resolution is less than well logs cover a wide range of distances between wells; therefore, it can play an important role in describing the complexities of the reservoir. In this study, by simultaneously using 3D seismic data (seismic attributes) and petrophysical rock types at the location of wells, lateral changes of rock type in the Asmari reservoir of Ramshir field can be determined.

Methodology

Ramshir oilfield is one of the oilfields in southwest of Iran, which is located about 80 km southeast of Ahvaz, adjacent to Marun, Aghajari, Rag Sefid and Shadegan fields. Asmari reservoir in this field is divided into 8 reservoir zones with a thickness of about 400 meters. In addition, it is mostly composed of carbonate and to some extent siliciclastic rocks. In this study, 3D seismic data Ramshir field along with core and log data belonging to 24 wells in this field were used. In

order to achieve the best facies model, according to the available data, different unsupervised classification algorithms were assessed [9-11], methods used for classifying of the seismic facies in the Asmari reservoir in Ramshir field to get the best result. Among various methods used, the neural network algorithm gave a better result and showed a logical distribution of the seismic facies in the Asmari reservoir. Our goal is to determine the seismic facies that are related to the electrofacies which are extracted from the well data. The results showed that the proposed method, based on neural networks, in the Asmari reservoir of the Ramshir field has been able to differentiate limestone, dolomite and sandstone lithology.

Discussion and Results

Because seismic facies contain a series of numerical/color codes, therefore it does not have any geological or petrophysical implications. In this study, for preparation of clustering, the neural network method was applied in order to make the clusters meaningful in terms of geology and petrophysics. Therefore, these outputs require further interpretation to determine which cluster or class may correspond to which well log facies. The rock types can be expanded to three dimensions to an acceptable level. It is possible to have seismic and well data in those places. Furthermore, in this study, rock types were divided into five distinct categories with specific geological and reservoir characteristics using well data and Geology software.

Principal Component Analysis (PCA) is a method for the simultaneous analysis of several variables (here seismic attribute). This method reduces the number of variables need to determine seismic facies by reducing additional data [12-16]. After analyzing the main components and selecting the three main components of seismic attributes, including dominant frequency, envelope derivative and acoustic impedance, clustering was performed by k-mean method. The k-mean classification method is a statistical algorithm, usually used as a starting point for more complex algorithms [17-21]. Based on the k-mean classification method, three main clusters including sandstone (cluster one), limestone (cluster two) and dolomite (cluster three) were recognized. Then classification was performed with three seismic facies, and other parameters were tested accordingly. Based on our results, it was determined that the obtained model, based on the three facies, is in acceptable agreement with the existing geology of the area, and the changes of the three clusters of sandstone, limestone and dolomite are visible in it.

Conclusions

In this study, unsupervised seismic facies analysis was performed for the Asmari reservoir in the Ramshir field. Based on the obtained results, a good relationship is observed between seismic facies and electrofacies. Thus, the seismic facies of one, two and three are equivalent to the electrofacies of one (sand), two (limestone) and three (dolomite) respectively. The results show that in zone one, dolomite facies is dominant, and show a uniform distribution, zone 2 is dominated by siliciclastic (sand and shale), and is mainly located in the central part of this zone. Finally, according to this study, it is shown that in zone 3, limestone and siliciclastic (shale) and in zone 4, siliciclastic and dolomite with non-uniform distribution are predominant.

References

- Dumay J, Fournier F (1988) Multivariate Statistical Analyses Applied to Seismic Facies Recognition, *Geophysics*, 53, 1151–1159.
- Chopra S, Marfurt K (2006) Seismic Attributes—a promising aid for geologic prediction, *CSEG Rec.* 31, 110–120.
- RaefAE, Mattern F, Philip C, Totten MW (2015) 3D seismic attributes and well-log facies analysis for prospect identification and evaluation: interpreted palaeo shoreline implications, Weirman Field, Kansas, USA, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 133,40–51.
- Russell BH (2004) The application of multivariate statistics and neural networks to the prediction of reservoir parameters using seismic attributes, Ph.D. Dissertation, University of Calgary, Alberta, Canada.
- Pramanik AG, Singh V, Vig R, Srivastava AK, Tiwary DN (2004) Estimation of effective porosity using geostatistics and multiattribute transforms, A case study. *Geophysics* 69, 352–372.
- Kadkhodaie-Ilkhchi A, Rezaee MR, Rahimpour-Bonab H, Chehrazi A (2009) Petrophysical data prediction from seismic attributes using committee fuzzy inference system, *Computers & Geosciences*, 35, 2314–2330.
- Raeesi M, Moradzadeh A, Ardejani FD, Rahimi M (2012) Classification and identification of hydrocarbon reservoir lithofacies and their heterogeneity using seismic attributes, logs data and artificial neural networks, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 82, 151–165.
- Kadkhodaie-Ilkhchi R, Moussavi-Harami R, Rezaee R, Nabi-Bidhendi M, Kadkhodaie-Ilkhchi A (2014) Seismic inversion and attributes analysis for porosity evaluation of the tight gas sandstones of the Whicher Range field in the Perth Basin, Western Australia, *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 21, 1073–1083.
- Saggaf MM, Toksozz MN, Marhoon M I (2003) Seismic facies classification and identification by competitive neural networks, *Geophysics*, 68, 1984–1999.
- Coléou T, Poupon M, Azbel K (2003) Unsupervised seismic facies classification: A review and comparison of techniques and implementation, *The Leading Edge*, 22, 942–953.
- Wallet CB, Hardisty R (2019) Unsupervised seismic facies using Gaussian mixture models, *Interpretation*, 7, 93-111.
- Scheevel JR, Payrazyan K (1999) Principal Component Analysis Applied to 3D Seismic data for reservoir property estimation, SPE Technical Conference, Houston, Texas, USA.
- Farzadi P (2006) Seismic facies analysis based on 3D multi-attribute volume classification, Dariyan formation, SE Persian Gulf, *Journal of Petroleum Geology*, 29, 159–173.
- Guo H, Marfurt KJ, Liu J (2009) Principal component spectral analysis, *Geophysics*, 74, 35–43.
- Roden R, Smith T, Sacrey D (2015) Geologic pattern recognition from seismic attributes: Principal component analysis and self-organizing maps, *Interpretation*, 3, 59-83.
- Liu Y, Sun S, Dou L, Hou J (2020) An improved probability combination scheme based on principal component analysis and permanence of ratios model - An application to a fractured reservoir modeling, Ordos Basin, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 190, 107123.
- Faber V (1994) Clustering and the Continuous k-Means Algorithm, *Los Alamos Science*, 138.

18. Sabeti H, Javaherian A (2009) Seismic Facies Analysis Based on K-means Clustering Algorithm Using 3D Seismic Attributes, First International Petroleum Conference & Exhibition Shiraz, Iran.
19. Liu Z, Wang Y, Xu F, Li X, Song GH (2018) Adaptive phase k-means algorithm for waveform classification, *Journal Exploration Geophysics*, 49, 213-219.
20. Qi J, Zhang B, Lyu B, Marfurt K (2020) Seismic attribute selection for machine-learning-based facies analysis, *Geophysics*, 85, 17-35.
21. Yang W, Long H, Ma L, Sun H (2020) Research on clustering method based on weighted distance density and K-Means, *Procedia Computer Science*, 166, 507-511.