



## مدل‌سازی رخساره‌های مخزن با استفاده از وارون‌سازی تصادفی و روش آشفته‌گی احتمال

محمد کمال‌غریبی<sup>۱</sup>، عبدالرحیم جواهریان<sup>۲\*</sup> و محمد امامی‌نیری<sup>۳</sup>

- ۱- کارشناس ارشد؛ دانشکده مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
۲- استاد، دانشکده مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر و استاد بازنشسته موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران  
۳- استادیار، انستیتو مهندسی نفت، دانشکده فنی، دانشگاه تهران

دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۰۹/۱۹؛ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۳/۲۴

\* نویسنده مسئول مکاتبات: javaherian@aut.ac.ir

### واژگان کلیدی

مدل‌سازی رخساره‌ای  
وارون‌سازی تصادفی  
روش آشفته‌گی احتمال  
شبیه‌سازی متوالی  
مدل تاو

### چکیده

یکی از مراحل اساسی در تعیین خواص مخزن، مدل‌سازی رخساره‌های مختلف آن است. در این مقاله یک روش وارون‌سازی تصادفی برای مدل‌سازی رخساره‌ها با استفاده از نمودارهای چاه‌ها و داده‌های برانبارش‌شده زاویه‌ای ارائه شده است. در ابتدا با استفاده از روش شبیه‌سازی متوالی شاخص، احتمال شرطی رخداد شاخص‌های رخساره نسبت به نمودارهای چاه‌ها در هر سلول محاسبه شد. سپس با استفاده از روش شبیه‌سازی متوالی گوسی و روابط فیزیک‌سنگی، خصوصیات مخزنی و کشتان رخساره‌های سنگی مخزن به دست آمد. به منظور ساخت و به‌روزرسانی مدل رخساره‌ای همخوان با داده‌های لرزه‌ای از الگوریتم بهینه‌سازی تصادفی آشفته‌گی احتمال استفاده شد. این روش با تغییر پی‌درپی احتمال رخساره‌ای مشروط به داده‌های لرزه‌ای در هر سلول، سعی در ایجاد مدلی از رخساره و دیگر خواص مخزن دارد که همبستگی خوبی با داده‌های لرزه‌ای داشته باشد. برای به دست آوردن توزیع احتمال کلی وقوع رخساره‌ها از احتمال رخساره‌ای مشروط به داده‌های لرزه‌ای و احتمال رخساره‌ای مشروط به نمودارهای چاه‌ها از مدل تاو استفاده شد. در هر مرحله پس از به دست آوردن خواص مختلف، مدل پیشرو ژئوفیزیکی ساخته شد و با داده‌های لرزه‌ای مقایسه شد. در نهایت تمامی این مراحل برای مدل‌های احتمالی مختلفی که از روش شبیه‌سازی متوالی شاخص به دست آمد، استفاده شد. این روش در دو بعد روی داده‌های مصنوعی در حالت‌هایی با نسبت سیگنال به نوفه متفاوت اعمال شد. در حالتی که از داده‌های لرزه‌ای با نسبت سیگنال به نوفه ۹ استفاده شد، مدلی با تفکیک‌پذیری بالا برای رخساره به دست آمد که تطابقی ۸۱٫۸۳ درصدی با مدل رخساره مرجع داشت و باعث بهبودی ۱۹٫۹۷ درصدی مدل اولیه رخساره شد. به منظور بررسی بیشتر این روش در دو حالت سیگنال به نوفه ۴ و ۲ نیز اعمال شد که نشان داد این روش توانایی خوبی در تشخیص رخساره و دیگر خواص مخزنی و کشتان لایه‌های موجود در مخزن را داراست.

برتولی و همکاران و هاس و دوبرل اساس کار وارون‌سازی تصادفی را به وجود آوردند (Bortoli et al., 1993; Hass and Dubrule, 1994). در این روش در یک شبکه‌بندی به صورت تصادفی در مکان ردلرزه‌های مختلف با استفاده از روش شبیه‌سازی متوالی گوسی چندین تحقق برای مقاومت صوتی به دست آمده و سپس سری بازتابی را با موجک هم‌امیخت کردند و ردلرزه‌ای مصنوعی تولید می‌شود. بعد از آن با مقایسه‌ی ردلرزه‌های مصنوعی به دست آمده با ردلرزه‌ی واقعی، بهترین مقادیر مقاومت صوتی تخمین‌زده‌شده در محل ردلرزه مورد تایید قرار گرفته و به عنوان داده‌های اولیه در مرحله بعدی استفاده می‌شود. این فرایند تا زمانی که شبیه‌سازی در محل تمام ردلرزه‌ها انجام شود تکرار می‌شود. بعد از آن دبی و همکاران و گریجالبا و همکاران از روشی مشابه استفاده کردند اما در روش آن‌ها مسیر تصادفی به جای ردلرزه به ردلرزه، سلول به سلول انتخاب می‌شود (Debye et al., 1988; Grijalba et al., 2000). این نوع از روش‌های وارون‌سازی تصادفی برای پیدا کردن ردلرزه‌ی مصنوعی‌ای که بهترین همبستگی را با داده‌های واقعی دارد، نیازمند یک الگوریتم بهینه‌سازی مانند الگوریتم ژنتیک یا تبرید شبیه‌سازی شده<sup>۴</sup> می‌باشند (Azevedo and Soares, 2017). سوارز و همکاران یک الگوریتم شبیه‌سازی تصادفی معرفی نمودند که در آن از روش شبیه‌سازی متوالی مستقیم استفاده کردند (Soares et al., 2007). آن‌ها برای انتخاب ردلرزه‌ای که بهترین همبستگی را با داده‌های لرزه‌ای واقعی دارد از الگوریتم ژنتیک استفاده کردند. روالک و همکاران از روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات بر پایه روش تغییر تدریجی<sup>۵</sup> استفاده کردند (Ravalec et al., 2011). گرانا و همکاران از روش بهینه‌سازی تصادفی استفاده کردند؛ اما این بهینه‌سازی را فقط برای یک مدل اولیه انجام دادند (Grana et al., 2012).

بولاند و امره وارون‌سازی تصادفی تغییرات دامنه با دورافت را در چارچوب بی‌زی انجام دادند (Buland and omre, 2003). در قدم اول یک سری حجم مربوط به احتمال خواص مختلف را به دست آوردند و با استفاده از آن‌ها و یک تابع احتمال مناسب، رخساره‌ها را طبقه‌بندی کردند. بولاند و همکاران این روش را توسعه بخشیدند و آن را در حیطه فوریه انجام دادند و اظهار کردند که با این کار، محاسبات با سرعت بیشتری انجام می‌شود (Buland et al., 2003). گانینگ و گلینسکی و هانسن و همکاران از وارون‌سازی بی‌زی استفاده می‌کنند و هر دوی آن‌ها برای نمونه‌گیری از روش مارکو چین مونته کارلو استفاده می‌کنند (Gunning and Glinsky, 2007; Hansen et al., 2012). در سال‌های اخیر با پیشرفت روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، لیو و گرانا هم در وارون‌سازی تصادفی خود از روش‌های یادگیری ماشین استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که سرعت محاسبات را به طرز قابل توجهی افزایش می‌دهد (Liu and Grana, 2019).

هاشمی و همکاران (۱۳۹۴) از الگوریتم آشفته‌گی احتمال به منظور

مدل‌سازی مخزن فرآیند ایجاد یک مدل عددی سه‌بعدی جهت نمایش توزیع فضایی خواص زمین‌شناسی مثل رخساره یا خواص پتروفیزیکی مثل تخلخل، تراوایی و درصد اشباع سیالات مخزن می‌باشد. داده‌های بازتابی لرزه‌ای در مدل‌سازی مخزن فقط به منظور به دست آوردن ساختار لایه‌ها در زیر زمین استفاده نمی‌شود، بلکه از آن‌ها به منظور به دست آوردن توزیع فضایی خواص مختلف نیز استفاده می‌شود. فرآیند به دست آوردن خواص کشسان از داده‌های لرزه‌ای را وارون‌سازی لرزه‌ای می‌گویند. در واقع، عمل وارون‌سازی عکس فرایند ساختن مدل پیشرو است که در آن مقطع لرزه‌ای مصنوعی بر اساس مدل زمین ساخته می‌شود (Russel, 1988). با این حال، تبدیل داده‌های لرزه‌ای به خصوصیات مخزن یک مسئله وارون‌سازی غیرخطی پیچیده با جوابی غیر یکتاست. حتی در داده‌های بدون نوفه، به دلیل فرکانس محدود امواج لرزه‌ای ثبت شده، راه‌حلی غیر یکتا دارد (Bosch et al., 2010). وارون‌سازی لرزه‌ای لرزه‌ای به منظور به دست آوردن خواص کشسان می‌تواند به وسیله‌ی روش‌های قطعی یا تصادفی انجام شود. شناختن این روش‌های مختلف و دانستن مزیت و محدودیت‌هایشان، در استفاده درست از آن‌ها اهمیت زیادی دارد (Sancevero et al., 2005). در روش‌های قطعی، که استفاده از آن سابقه بیشتری دارد، اساس کار در کمینه کردن خطای بین مدل پیشرو به دست آمده از مقاومت صوتی تخمینی و دامنه‌های لرزه‌ای در هر ردلرزه می‌باشد (Francis, 1988). روش‌های مختلفی برای وارون‌سازی قطعی وجود دارد که روش خارهای پراکنده<sup>۱</sup> و روش وارون‌سازی بر پایه مدل<sup>۲</sup> از پرکاربردترین آن‌ها هستند (Russel, 1988). در وارون‌سازی تصادفی بر خلاف روش‌های قطعی چندین تحقق از خواص کشسان تولید می‌شوند که دارای محتوای بسامدهای بالا هستند. این تحقیق‌ها هم با داده‌های چاه و هم با دامنه‌های امواج لرزه‌ای همخوانی دارند. وجود تحقیق‌های مختلف در این روش در تحلیل عدم قطعیت کمک می‌کند (Doyen, 2007). از مهمترین محدودیت‌های وارون‌سازی تصادفی حجم بیشتر محاسبات و به طبع آن، زمان و هزینه بیشتر است که البته با پیشرفت روزافزون سخت‌افزارها و سرعت محاسبات کامپیوتری، استفاده از این روش‌ها نیز در سال‌های اخیر افزایش یافته است.

روش‌های مختلفی، به صورت قطعی و تصادفی، توسعه یافته‌اند تا یک مدل مدل همخوان با داده‌ها به دست آورند که از آن بتوان به عنوان ورودی فرآیند تطبیق تاریخچه استفاده کرد (Grana et al., 2012). موکرجی و همکاران خواص کشسان را به وسیله‌ی وارون‌سازی کشسان از داده‌های برانبارش‌شده جزئی به دست آوردند و سپس از حجم‌های نشانگرهای کشسان با استفاده از روش‌های آماری مختلف مثل تحلیل تفکیک‌کننده<sup>۳</sup>، رخساره‌ها را طبقه‌بندی کردند (Mukerji et al., 2001).

- 1-Sparse spike
- 2-Model-based inversion
- 3-Discriminant analysis

4 Simulated annealing

5-GDM-based particle swarm optimization

تخلخل، منطبق با مدل رخساره‌ای نیز به دست می‌آید. در این مقاله روشی ارائه شده است که به وسیله آن می‌توان رخساره و دیگر خصوصیات مخزن را از طریق نمودارهای چاه و داده‌های لرزه‌ای به دست آورد. بدین منظور از روش‌های زمین‌آمار دونقطه‌ای، وارون‌سازی تصادفی، روابط فیزیک سنگ و الگوریتم بهینه‌سازی روش آشفته‌گی احتمال استفاده شده است. ابتدا با استفاده از نمودارهای چاه و به وسیله روش شبیه‌سازی متوالی شاخص، مدل‌های اولیه مختلفی از احتمال شرطی رخداد هر یک از رخساره‌ها مشروط به نمودارهای چاه در تمام سلول‌های موجود در مخزن به دست می‌آید. سپس برای اینکه مدل‌های ساخته شده با داده‌های لرزه‌ای هم همبستگی مناسبی داشته باشند، از روش آشفته‌گی احتمال<sup>۱</sup> استفاده می‌شود. اساس کار این الگوریتم به این صورت است که در هر مرحله با انتخاب یک پارامتر تغییر، مقادیر متفاوتی برای احتمال‌های رخداد هر رخساره نسبت به داده‌های لرزه‌ای در سلول‌های مختلف مدل در نظر گرفته می‌شود. سپس با استفاده از مدل تاو که توسط جورنل معرفی شده است، احتمال پسین<sup>۲</sup> وقوع هر یک از رخساره‌ها از احتمال رخساره‌ای پیش‌پسین<sup>۳</sup> مشروط به داده‌های لرزه‌ای و احتمال رخساره‌ای پیش‌پسین مشروط به نمودارهای چاه‌ها به دست می‌آید (Journel, 2002). در مرحله بعد، از احتمال‌های پسین وقوع هر یک از رخساره‌ها نمونه‌گیری می‌شود تا شاخص مربوط به رخساره در هر یک از سلول‌های شبکه‌بندی مشخص شود. سپس برای به دست آوردن خواص دیگر مخزن مانند تخلخل و اشباع آب از روش شبیه‌سازی متوالی گوسی استفاده می‌شود. در این مرحله، شبیه‌سازی برای به دست آوردن خواص مخزنی برای هر کدام از رخساره‌ها به صورت جداگانه انجام می‌شود. در مرحله بعد، برای ارتباط خواص مخزن به خواص کشسان از روابط فیزیک سنگی نور استفاده می‌شود. سپس سری بازتابی برای مدل به دست آمده و با یک موجک هم‌امیخت می‌شود و لرزه‌نگاشت مصنوعی به دست می‌آید. در آخر لرزه‌نگاشت مصنوعی به دست آمده با داده‌های لرزه‌ای مرجع مقایسه می‌شود و میزان تفاوت میان آن‌ها به عنوان تابع هدف مربوط به این مدل ثبت می‌شود. سپس مقادیر دیگری برای پارامتر تغییر انتخاب می‌شود که باعث تغییر احتمال رخداد هر یک از رخساره‌ها نسبت به داده‌های لرزه‌ای و ایجاد مدل جدید می‌شود. تابع هدف برای هر کدام از مدل‌ها محاسبه می‌شود و با توجه به مقدار آن بهترین مدل به دست می‌آید. مزیت روش آشفته‌گی احتمال تغییر یک مسئله بهینه‌سازی با چند پارامتر به یک مسئله بهینه‌سازی با یک پارامتر است. این روش، به دنبال به دست آوردن مقداری برای پارامتر تغییر است که باعث کمینه شدن تابع هدف شود. نوآوری به کار گرفته شده در این مقاله، استفاده از مدل‌های مختلف برای احتمال شرطی رخداد هر یک از رخساره‌ها مشروط به نمودارهای چاه در مخزن است که به وسیله روش شبیه‌سازی متوالی شاخص به دست می‌آید. این روش وارون‌سازی در

مدل‌سازی رخساره برای کانال‌های یک مخزن کربناته واقع در جنوب غربی ایران استفاده کردند. آن‌ها از تصاویر آموزشی و زمین‌آمار چند نقطه‌ای برای ساخت مدل رخساره‌ای اولیه مخزن استفاده کردند. سپس با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای به عنوان داده نرم و به‌کارگیری روش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، یک مدل رخساره‌ای دیگر مقید به داده‌های لرزه‌ای ایجاد کردند (Hashemi et al., 2014). در نهایت از الگوریتم بهینه‌سازی آشفته‌گی احتمال به منظور تلفیق این دو مدل (مدل اولیه و مدل حاصل از روش شبکه عصبی) و انجام تغییرات متوالی مدل احتمالی حاصل از روش شبکه عصبی سعی در به روزرسانی مدل نهایی داشتند (هاشمی و همکاران، ۱۳۹۴).

از آنجایی که الگوریتم آشفته‌گی احتمال تاثیر زیادی از مدل اولیه ورودی می‌پذیرد، در این مطالعه، از روش شبیه‌سازی متوالی شاخص که از روش‌های زمین‌آمار دونقطه‌ای می‌باشد، به منظور ایجاد مدل‌های احتمالی اولیه استفاده شد. نکته حائز اهمیت این که در این مطالعه از مجموعه‌ای از مدل‌ها به عنوان ورودی به الگوریتم آشفته‌گی احتمال استفاده شده است. از مزایای استفاده از روش شبیه‌سازی متوالی شاخص، ایجاد تنوع در ساخت مدل‌های اولیه می‌باشد. این روش با به‌کارگیری هسته‌های تصادفی باعث ساخت مدل‌هایی می‌شود که می‌توانند فضای جستجو جواب‌های مساله را بیشتر پوشش دهند. استفاده از این روش برای ساخت مدل‌های اولیه به نوعی باعث افزایش توانایی اکتشاف روش آشفته‌گی احتمال نیز می‌شود. قابلیت اکتشاف یک الگوریتم جستجو (مثل آشفته‌گی احتمال) توانایی آن در ایجاد جواب‌های بکر برای بیرون آمدن از کمینه‌های محلی و حرکت به سمت بهینه سراسری می‌باشد. نحوه بکارگیری روش آشفته‌گی احتمال از دیگر تفاوت‌های مهم بین این مقاله و هاشمی و همکاران (۱۳۹۴) است. آن‌ها در هر مرحله، احتمال رخساره‌ای به دست آمده از روش شبکه عصبی را به منظور به‌روزرسانی مدل نهایی، تغییر دادند. مدل نهایی در واقع تلفیقی از احتمال رخداد رخساره‌ها حاصل از روش SNESIM و شبکه مصنوعی می‌باشد. اما در این مطالعه، احتمال رخداد رخساره‌ها مشروط به داده‌های لرزه‌ای از ترکیب خطی مدل رخساره‌ای اولیه و داده‌های پیشین مساله (نسبت‌های رخساره‌ای مشاهده شده در نمودارهای لیتولوژی چاه‌ها) به دست آمد. حال روش آشفته‌گی احتمال با تغییر پی‌درپی پارامتر تغییر سعی در یافتن تابع توزیع پسین با همخوانی حداکثری با داده‌های لرزه‌ای دارد. بنابراین هدف این پژوهش یافتن تابع احتمال پسین رخداد رخساره‌ها از مقادیر بهینه پارامتر تغییر روش آشفته‌گی احتمال می‌باشد که از آن بتوان برای ساخت مدلی از رخساره‌ها استفاده کرد. یافتن مقدار بهینه این پارامتر منجر به اختلاف حداقلی مدل پیشرو به دست آمده با داده‌های لرزه‌ای می‌شود که در نهایت باعث کمینه‌سازی تابع هدف مساله می‌شود. در این مطالعه از روش شبیه‌سازی متوالی گوسی ابتدا خواص مخزنی به دست آورده شد و سپس برای به دست آوردن خواص کشسان، از روابط فیزیک سنگی نور استفاده شد. با استفاده از روش بکار گرفته شده در این مطالعه، علاوه بر به دست آوردن یک مدل از رخساره‌ها، مدلی از سایر خواص مخزنی مانند

1-Probability perturbation method

2-Posterior

3-Pre-posterior

- گرفته می‌شود.
- این روند تا جایی ادامه پیدا می‌کند که در تمام سلول‌های شبکه-بندی، شبیه‌سازی انجام شود.
- در آخر با یک تبدیل معکوس داده‌ها به توزیع اولیه آن‌ها تبدیل می‌شود.

می‌توان این روند را با مسیرهای متفاوتی انجام داد و تحقق‌های مختلفی به دست آورد که در به دست آوردن عدم‌قطعیت می‌تواند مورد استفاده قرار گیرند (Pyrzcz and Deutch, 2014). محاسبه عدم‌قطعیت از دیگر برتری‌های این روش نسبت به روش کریجینگ است.

در شبیه‌سازی متوالی گوسی استفاده شده در این مقاله، از کریجینگ معمولی استفاده شده است. در کریجینگ معمولی بر خلاف کریجینگ ساده، مقدار میانگین داده‌هایی که قرار است تخمین زده شوند، مشخص نیست. در مقایسه با کریجینگ ساده، در معادلات روش میانگین خطا یک شرط باید اضافه شود که به طریق روش لانگرانژین این کار صورت می‌گیرد. دستگاه روش کریجینگ معمولی مطابق رابطه (۱) می‌باشد:

$$\begin{bmatrix} \gamma(0) & \gamma(x_1-x_2) & L & \gamma(x_1-x_n) & 1 \\ \gamma(x_2-x_1) & \gamma(0) & L & \gamma(x_2-x_n) & 1 \\ M & M & O & M & M \\ \gamma(x_n-x_1) & \gamma(x_n-x_2) & L & \gamma(0) & 1 \\ 1 & 1 & L & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ M \\ \lambda_n \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma(x_0-x_1) \\ \gamma(x_0-x_2) \\ M \\ \gamma(x_0-x_n) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

که  $\gamma$  واریوگرام،  $x_1$  تا  $x_n$  نقاط معلوم،  $x_0$  نقطه مورد نظر،  $\mu$  ضریب لاگرانژ و مقادیر  $\lambda$  هم وزن‌های مورد نظر هستند.

وقتی تعداد مکان‌هایی که قرار است کریجینگ در آن ناحیه انجام شود کم باشد، از تمام نقاط موجود در آن ناحیه استفاده می‌شود که به آن اصطلاحاً همسایگی جهانی<sup>۲</sup> گفته می‌شود. اما هنگامی که مجموعه اطلاعات بزرگی وجود داشته باشد، استفاده از کریجینگ در همسایگی سراسری از لحاظ محاسباتی بسیار سنگین و زمان‌بر است و به همین دلیل در این مواقع از همسایگی متحرک استفاده می‌شود. در این روش برای به دست آوردن مقدار در موقعیت مکانی مورد نظر، از تعدادی از مقادیر اطراف مکان مورد نظر استفاده می‌شود. اما باید دقت شود که در این همسایگی حداقل تعدادی از مقادیر وجود داشته باشد وگرنه از کریجینگ جواب قابل قبولی به دست نمی‌آید (Dubrule, 2003).

## ۲-۲- شبیه‌سازی متوالی شاخص

متغیر شاخص در هر موقعیت مکانی، دو مقدار می‌تواند داشته باشد که به وجود یا عدم وجود آن دسته مورد نظر ارتباط دارد. مقدار یک اگر دسته مورد نظر در مکان مورد بررسی اتفاق افتاده باشد یا مقدار صفر اگر دسته مورد نظر در مکان مورد بررسی اتفاق نیفتاده باشد (Ma, 2019). ایده اصلی شبیه‌سازی متوالی شاخص همانند شبیه‌سازی متوالی گوسی است که برای متغیرهای نشانگر انجام می‌شود. سلول‌های شبکه‌بندی به صورت متوالی در یک مسیر تصادفی انتخاب می‌شوند و برای هر کدام روند زیر

دسته‌ی وارون‌سازی تصادفی سلول به سلول قرار می‌گیرد که با شبیه‌سازی مقادیر مقاومت صوتی و ایجاد ردلرزه‌ی مصنوعی، در هر مکان ردلرزه‌ی مصنوعی را با ردلرزه‌ی مرجع مقایسه می‌شود.

## ۲- تئوری تحقیق

### ۲-۱- شبیه‌سازی متوالی گوسی

روش‌های سنتی زمین‌آماری تخمین از قبیل کریجینگ و کوکریجینگ، قادر هستند مقدار خواص مخزنی را در نقاط مختلف مخزن، تخمین بزنند. این روش‌ها به کمک داده‌های موجود، می‌توانند جواب با کمترین میزان خطا را در موقعیت‌های مکانی مختلف مخزن بدست آورند. اما جواب‌هایی که از این روش‌ها به دست می‌آید، مدلی هموار<sup>۱</sup> از ناحیه مورد نظر است. مدلی که مقدار میانگینی از خواص را در موقعیت‌های مکانی مختلف فراهم می‌کند. در حالی که برای تعیین خواص مخزن و به خصوص شبیه‌سازی جریان سیال، به نقشه‌هایی قابل اطمینان و با دقتی بالا نیاز است. نقشه‌هایی که از لحاظ زمین‌شناسی قابل درک باشند و مقادیر بالا و پایین یک خاصیت را بتواند بازسازی کند. به همین دلایل از روش‌های شبیه‌سازی تصادفی در زمین‌آمار استفاده می‌شود.

الگوریتم‌های مختلفی برای شبیه‌سازی تصادفی وجود دارند. الگوریتم شبیه‌سازی متوالی گوسی به دلیل سادگی و کارآمد بودن از پرکاربردترین آن‌هاست. در این روش بر خلاف روش کریجینگ در هر مرحله هر یک از موقعیت‌های مکانی که تخمین کریجینگ در آن محاسبه شده است به عنوان مقدار معلوم در دور بعد استفاده می‌شود. این کار باعث ایجاد پیوستگی بین مقادیر موقعیت‌های مکانی تخمین زده شده می‌شود. در روش شبیه‌سازی متوالی گوسی به همین دلیل مقادیر خاصیت مورد نظر از یک تابع چگالی احتمال گوسی با میانگین مقدار تخمین زده شده به وسیله کریجینگ و واریانس برابر با واریانس کریجینگ نمونه‌گیری می‌شود. دلیل این کار جبران مقدار واریانس است که در مقادیر تخمین زده شده به روش کریجینگ نسبت به واریانس مقادیر واقعی وجود دارد (Pyrzcz and Deutch, 2014). به طور کلی روند شبیه‌سازی متوالی گوسی به شرح زیر است (Azevedo and Soares, 2017):

- در ابتدا داده‌ها به توزیع نرمال تبدیل می‌شوند.
- یک مسیر تصادفی به تعداد سلول‌های شبکه‌بندی که قرار است شبیه‌سازی در آن‌ها صورت بگیرد ایجاد می‌شود.
- با استفاده از داده‌های مشاهده شده و داده‌های قبلی شبیه‌سازی شده مقدار تخمینی به وسیله کریجینگ و میزان واریانس به وسیله واریانس کریجینگ به دست می‌آید.
- از تابع چگالی احتمال تجمعی گوسی با میانگین مقدار تخمینی کریجینگ و واریانس برابر با واریانس کریجینگ نمونه‌گیری می‌شود.
- مقدار شبیه‌سازی شده جزو موقعیت‌های مکانی مشاهده شده در نظر

انجام می‌شود (Pyrzcz and Deutch, 2014):

- داده‌های در محدوده و مقادیر شبیه‌سازی قبلی انتخاب می‌شوند.
- کریجینگ شاخص در شبکه‌بندی انجام می‌شود تا یک توزیع احتمال برای تمام سلول‌های یک شبکه‌بندی به دست آید.
- به وسیله‌ی نمونه‌گیری از توزیع احتمال یک مقدار برای سلول‌های شبکه‌بندی انتخاب می‌شود.

در واقع کریجینگ شاخص استفاده شده در روش شبیه‌سازی متوالی شاخص، در هر موقعیت مکانی تخمینی را به دست می‌دهد که می‌تواند به عنوان احتمال رخداد یک دسته در آن مکان تفسیر شود.

$$P_{f_k}^{IK}(u) = \pi_{f_k} + \sum_{i=1}^{n-1} w_i (i(u, f_k) - \pi_{f_k}) \quad (2)$$

که  $\pi_{f_k}$  احتمال اولیه دسته  $f_k$ ،  $w_i$  وزن‌های کریجینگ،  $i(u, f_k)$  هم شاخص مقادیر شبیه‌سازی شده در موقعیت مکانی  $u$  می‌باشد.

### ۲-۳- روابط فیزیک سنگ

مدل‌ها یا روابط فیزیک سنگی می‌تواند بر مبنای منابع مختلفی نظیر نتایج آزمایشگاهی، اصول نظری و ترکیبی از داده‌های زمین‌شناسی، پتروفیزیکی، ژئوفیزیکی توسعه یابند. به طور کلی مدل‌های فیزیک سنگی را می‌توان به ۴ گروه کلی تحت عناوین مدل‌های نظری، مدل‌های تجربی، مدل‌های ابتکاری و مدل‌های سیال منفذی تقسیم‌بندی نمود (Saberi, 2017). در عمل رابطه‌های تجربی به علت ساده بودن محاسبات و ارائه تخمین قابل قبول از خواص کاربرد زیادی دارند (Ravalec et al., 2011).

رابطه نور از رابطه‌های تجربی موجود در فیزیک سنگ است. ایده اصلی این روش این است که برای اکثر محیط‌های متخلخل یک تخلخل بحرانی وجود دارد که رفتار مکانیکی سیال را به دو حیطه تقسیم می‌کند. برای تخلخل‌های کمتر از تخلخل بحرانی، هسته‌های کانی وزن را تحمل می‌کنند در حالی که برای تخلخل‌های بیشتر از تخلخل بحرانی، به اصطلاح سنگ از هم می‌پاشد و به حالت تعلیق در می‌آید و در این حالت فاز سیال وزن را تحمل می‌کند. در حیطه‌ی تعلیق، یعنی زمانی که تخلخل از تخلخل بحرانی بیشتر می‌شود، برای تخمین مدول حجمی رابطه (۳) که میانگین‌گیری رویس است پیشنهاد می‌شود:

$$K_R^{-1} = (1 - \emptyset)K_0^{-1} + \emptyset K_{fl}^{-1} \quad (3)$$

که  $\emptyset$  تخلخل،  $K_0$  مدول حجمی کانی‌های تشکیل دهنده و  $K_{fl}$  مدول حجمی سیال می‌باشد. برای این که مدول برشی مایعات صفر است مدول برشی در این حیطه صفر در نظر گرفته می‌شود:

$$\mu_R = 0 \quad (4)$$

برای حیطه‌ی تحمل بار، یعنی زمانی که تخلخل از تخلخل بحرانی کمتر باشد، برای تخمین مدول حجمی و برشی موثر به ترتیب به کمک روابط (۵) و (۶) انجام می‌شود.

نشریه پژوهش‌های ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۷، شماره ۳، ۱۴۰۰.

$$K_{dry} = K_0 \left(1 - \frac{\emptyset}{\emptyset_c}\right) \quad (5)$$

$$\mu_{dry} = \mu_0 \left(1 - \frac{\emptyset}{\emptyset_c}\right) \quad (6)$$

که  $K_0$  و  $\mu_0$  به ترتیب مدول حجمی و برشی کانی‌های سنگ می‌باشند.

برای هر سنگ مختلف تخلخل بحرانی متفاوت است. به طور مثال برای ماسه‌سنگ این مقدار حدود ۴۰ درصد می‌باشد (Mavko et al., 2020). در این مقاله برای به دست آوردن خواص کشسان یک سنگ اشباع، از رابطه گسمن استفاده شده است. گسمن (۱۹۵۱) مدلی را برای سنگ‌های متخلخل ارائه کرد که مطابق رابطه (۷) است (Gassmann, 1951):

$$K_{sat} = K_{dry} + \frac{\left(1 - \frac{K_{dry}}{K_s}\right)^2}{\frac{\emptyset}{K_{fl}} + \frac{1 - \emptyset}{K_s} + \frac{K_{dry}}{K_s^2}} \quad (7)$$

که  $K_{sat}$  مدول حجمی موثر سنگ با سیال منفذی،  $K_{dry}$  مدول حجمی موثر سنگ خشک،  $K_s$  مدول حجمی قسمت جامد سنگ،  $K_{fl}$  مدول حجمی سیال منفذی و  $\emptyset$  تخلخل است.

سپس برای محاسبه چگالی و سرعت موج تراکمی و برشی از روابط زیر استفاده می‌شود:

$$\rho = \emptyset \rho_{fl} + (1 - \emptyset) \rho_{mat} \quad (8)$$

$$V_p = \sqrt{\frac{K_{sat} + 3/4 \mu_{sat}}{\rho}} \quad (9)$$

$$V_s = \sqrt{\frac{\mu_{sat}}{\rho}} \quad (10)$$

که  $\rho$  چگالی،  $\emptyset$  تخلخل،  $K$  مدول حجمی و  $\mu$  مدول برشی می‌باشد.

### ۲-۴- روش آشفستگی احتمال

برای پارامترهای گسسته می‌توان وقوع یا عدم وقوع یک رخداد را در هر سلول به کمک رابطه (۱۱) نشان داد:

$$I(u) = \begin{cases} 0 & \text{if event occurs at } u \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

این تابع در تمام سلول‌های یک مدل ( $m$ ) با موقعیت‌های مکانی محاسبه می‌شود.

$$m = \{I(u_1), I(u_2), \dots, I(u_N)\} \quad (12)$$

یکی از روش‌های به دست آوردن شاخص‌ها و احتمال رخداد پارامتر گسسته مورد نظر، روش شبیه‌سازی متوالی شاخص می‌باشد.

$$f(m) = \text{Prob}\{I(u_1) = 1\} * \text{Prob}\{I(u_1) = 1 / i(u_1)\} * \dots \quad (13)$$

\*  $\text{Prob}\{I(u_1) = 1 / i(u_1), \dots, i(u_N)\}$   
با این روش توزیع احتمال رخداد پارامتر مورد نظر مشروط به داده‌های سخت  $B$  به دست می‌آید.

در روش آشفستگی احتمال هدف به دست آوردن توزیع احتمال پسین

انتخاب می‌شود. در ادامه با در نظر گرفتن هسته‌های تصادفی متفاوت برای نمونه‌گیری، این روند به تعداد دلخواه تکرار می‌شود. یعنی برای هر کدام از این هسته‌های تصادفی یک مقدار پارامتر تغییر شکل بین صفر و یک انتخاب می‌شود. بازه بین صفر و یک به یازده عدد با فاصله یک دهم تقسیم می‌شود  $\{0, 0.1, 0.2, \dots, 0.9, 1\}$  و در هر مرحله پارامتر تغییر شکل برابر با یکی از این مقادیر تعیین می‌شود. سپس مراحل توضیح داده شده تکرار می‌شود و مقدار خطای بین مدل پیشرو ساخته شده با مدل واقعی برای هر کدام از این مقادیر محاسبه می‌شود. پارامتر تغییر شکل مدلی که کمترین خطا را داشته باشد به عنوان پارامتر تغییر شکل بهینه انتخاب می‌شود.

### ۳- روش‌شناسی

#### ۳-۱- روش ساخت و به‌روز رسانی مدل‌های رخصاره‌ای

هدف این مطالعه، ساخت و به‌روز رسانی مدل‌های رخصاره‌ای مخزن با استفاده از نمودارهای چاه و داده‌های لرزه‌ای می‌باشد. به منظور انجام این کار از یک روش وارون‌سازی تصادفی به همراه الگوریتم بهینه‌سازی آشفته‌گی احتمال استفاده شده است. در این روش ابتدا یک هسته تصادفی  $S$  انتخاب می‌شود. سپس یک مدل از احتمال رخداد هر یک از رخصاره‌ها  $P(F_k|W)$  با استفاده از هسته تصادفی  $S$  و نمودارهای چاه به دست می‌آید. این کار برای تمام سلول‌های موجود در مدل انجام می‌گیرد و مدلی از شاخص رخصاره  $i$  به دست می‌آید.

در ادامه یک هسته تصادفی دیگر  $S'$  انتخاب می‌شود. سپس یک مقدار برای پارامتر تغییر شکل  $r$  در نظر گرفته می‌شود و از رابطه (۱۴) مقدار توزیع احتمال وقوع رخصاره‌ها مشروط به داده‌های لرزه‌ای  $P(F_k|R)$  به دست می‌آید. حال با استفاده از توزیع احتمال‌های پیش‌پسین  $P(F_k|W)$  و  $P(F_k|R)$  می‌توان توزیع احتمال پسین مربوط به رخداد رخصاره‌ها در هر سلول را محاسبه کرد. بدین منظور از مدل تاو استفاده می‌شود.

$$P(F_k | W, T_{ref}) = \frac{1}{1+x} \quad (20)$$

$$\frac{x}{a} = \left(\frac{b}{a}\right)^{\tau_1} \left(\frac{c}{a}\right)^{\tau_2} \quad (21)$$

$$a = \frac{1 - P(F_k)}{P(F_k)} \quad (22)$$

که  $F_k$  رخصاره  $k$ ام موجود در مدل،  $W$  داده‌های چاه و  $T_{ref}$  داده‌های لرزه‌ای می‌باشد. بعد از به دست آوردن توزیع احتمال پسین مربوط به رخداد رخصاره‌ها در هر سلول، با استفاده از هسته تصادفی  $S'$  به صورت متوالی نمونه‌گیری می‌شود.

است که با داده‌های سخت  $B$  و داده‌های نرم  $C$  همخوان باشد. از آنجایی که تعیین احتمالات شرطی  $P(A/B, C)$  به صورت صریح بسیار مشکل است، این توزیع به دو توزیع پیش‌پسین  $P(A/B)$  و  $P(A/C)$  تجزیه می‌شود. به منظور به دست آوردن تابع توزیع پیش‌پسین  $P(A/B)$  همانطور که گفته شد از روش شبیه‌سازی متوالی استفاده می‌شود. توزیع احتمال پیش‌پسین  $P(A/C)$  نیز از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$P(A | C) = (1-r)i(u, A) + rP(A) \quad (14)$$

که  $i$  مدل شاخص و  $r$  پارامتر تغییر شکل است که باید بین صفر و یک بهینه‌سازی شود. پارامتر  $r$  با توجه به شرایط مسئله، می‌تواند مقادیر مختلفی بین صفر و یک داشته باشد. برای هر کدام از این مقادیر یک مقدار احتمال  $P(A/C)$  برای سلول‌های مختلف به دست می‌آید. حال برای هر موقعیت مکانی  $u$  احتمال اولیه  $P(A)$  که از داده‌های چاه به دست می‌آید، احتمال مشروط به داده‌های چاه  $P(A/B)$  که از روش شبیه‌سازی متوالی شاخص به دست می‌آید و احتمال مشروط به داده‌های لرزه‌ای  $P(A/C)$  که از رابطه (۱۴) به دست می‌آید در دسترس است.

در این مطالعه برای به دست آوردن احتمال پسین مشروط به داده‌های چاه و داده‌های لرزه‌ای  $P(A/B, C)$  از روش مدل تاو استفاده می‌شود (Caers and Hoffman, 2020):

$$P(A | B, C) = \frac{1}{1+x} \quad (15)$$

$$\frac{x}{a} = \left(\frac{b}{a}\right)^{\tau_1} \left(\frac{c}{a}\right)^{\tau_2} \quad (16)$$

$$a = \frac{1 - P(A)}{P(A)} \quad (17)$$

$$b = \frac{1 - P(A|B)}{P(A|B)} \quad (18)$$

$$c = \frac{1 - P(A|C)}{P(A|C)} \quad (19)$$

که متغیرهای  $\tau_1$  و  $\tau_2$  تاثیر هر کدام از منابع داده بر روی توزیع احتمال پسین را نشان می‌دهد. هر چه مقدار این ضرایب بیشتر باشد، تاثیر داده‌های مربوط به آن بیشتر خواهد شد. مقادیر مشخصی برای هر کدام از این پارامترها وجود ندارد و با توجه به شرایط می‌تواند متفاوت باشد. پس از به دست آمدن توزیع احتمال پسین  $P(A/B, C)$  برای ایجاد تحقق جدید از احتمال موجود در هر موقعیت مکانی نمونه‌گیری می‌شود.

$$b = \frac{1 - P(F_k | W)}{P(F_k | W)} \quad (23)$$

$$c = \frac{1 - P(F_k | T_{ref})}{P(F_k | T_{ref})} \quad (24)$$

برای تحقق ایجاد شده مدل پیشرو ساخته می‌شود. سپس با مقایسه مدل پیشرو ساخته شده با مدل واقعی (در این مقاله داده‌های لرزه‌ای)، خطای مربوط به هر مدل اندازه‌گیری می‌شود. این کار برای تمام مقادیر موجود برای پارامتر تغییر شکل صورت می‌گیرد و مقدار خطای مدل‌ها با هم مقایسه می‌شود. سپس مقدار بهینه پارامتر تغییر شکل و بهترین مدل

**نشریه پژوهش‌های ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۷، شماره ۳، ۱۴۰۰.**

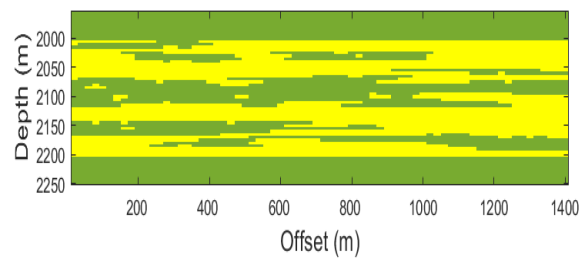
که  $t$  زمان،  $w(t, \theta)$  بردار موجک وابسته به زاویه و  $R_{pp}(t, \theta)$  بردار ضرایب بازتابی می‌باشد. سپس این لرزه‌نگاشت مصنوعی به دست آمده با داده‌های لرزه‌ای مرجع مقایسه می‌شود و میزان خطا یا همان تابع هدف  $D$  طبق رابطه‌ی زیر برای هر مدل به دست می‌آید.

$$D = \sum_{m=1}^{N_\theta} |T_{ref}(\theta_m) - T_{synth}(\theta_m)|^2 \quad (26)$$

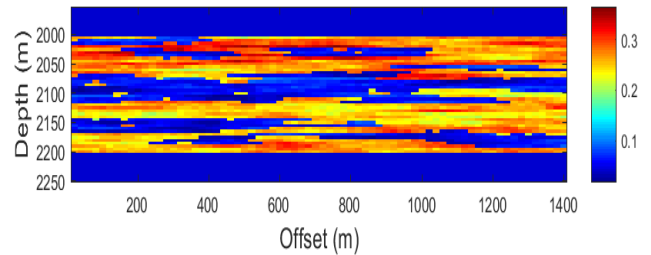
که  $T_{ref}(\theta_m)$  داده لرزه‌ای مرجع مربوط به زاویه  $\theta_m$ ،  $T_{synth}(\theta_m)$  داده‌های لرزه‌ای مصنوعی مربوط به زاویه  $\theta_m$  و  $N_\theta$  تعداد مقاطع برانبارش‌شده زاویه‌ای می‌باشد. این کار برای تمام مقادیر موجود برای پارامتر تغییر شکل انجام می‌شود. مقدار تابع هدف مدل‌ها با پارامترهای تغییر شکل مختلف با هم مقایسه می‌شود. مدلی که کمترین مقدار تابع هدف را نسبت به بقیه دارد به عنوان بهترین مدل انتخاب می‌شود. بررسی تمام مقادیر  $r$  حلقه اول موجود در این روش بهینه‌سازی است. در هر مرحله، اگر تابع هدف بهترین جواب به دست آمده در هر مرحله از تابع هدف بهترین مدل مراحل قبل کمتر باشد، در حلقه بعد مدل شاخص این مدل به عنوان مدل شاخص اولیه  $i$  در رابطه (۱۴) در نظر گرفته می‌شود. در مرحله بعد با یک هسته تصادفی  $S'$  دیگر تمام این فرایندها تکرار می‌شود؛ که باعث می‌شود مدل‌های متفاوتی تولید شود و بهترین مدل با کمترین میزان تابع هدف انتخاب شود. این فرایند دومین حلقه موجود در فرایند بهینه‌سازی است. به عنوان سومین حلقه موجود در بهینه‌سازی، مدل اولیه به دست آمده به وسیله‌ی شبیه‌سازی متوالی شاخص در هر مرحله عوض می‌شود. از آنجایی که با توجه به مسیر تصادفی که انتخاب می‌شود، تحقق و توزیع احتمال متفاوتی برای رخساره‌ها می‌تواند ایجاد کند، پس در هر حلقه با هسته تصادفی متفاوت این مدل ایجاد می‌شود. در واقع در این مرحله به جای استفاده از یک مدل اولیه خاص، از مجموعه‌ای از مدل‌های اولیه استفاده می‌شود.

الگوریتم آشفستگی احتمال با تغییر احتمال رخداد رخساره‌ها در هر سلول، سعی در ایجاد احتمال رخداد پسین رخساره‌ها به گونه‌ای است که از آن بتوان مدلی برای رخساره‌ها به دست آورد که کمترین خطا را با داده‌های لرزه‌ای داشته باشد. پس استفاده از مجموعه‌ای از مدل‌های اولیه باعث پوشش بیشتر فضای جستجو و افزایش توانایی اکتشاف این الگوریتم می‌شود. این فرایند تا زمانی که جواب مناسبی به دست بیاید تکرار می‌شود. این قسمت از روش کار انجام گرفته را می‌توان به عنوان نوآوری موجود در این مطالعه قلمداد کرد. روند کلی روش مورد استفاده در شکل ۱ نشان داده شده است.

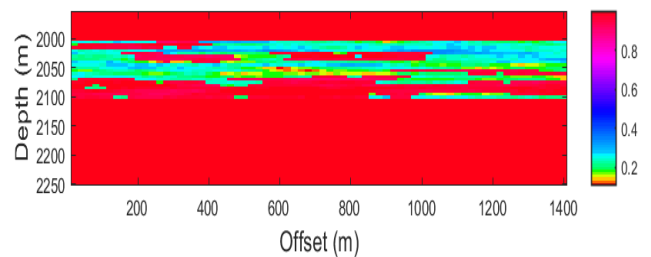
Reference facies



Reference porosity



Reference saturation

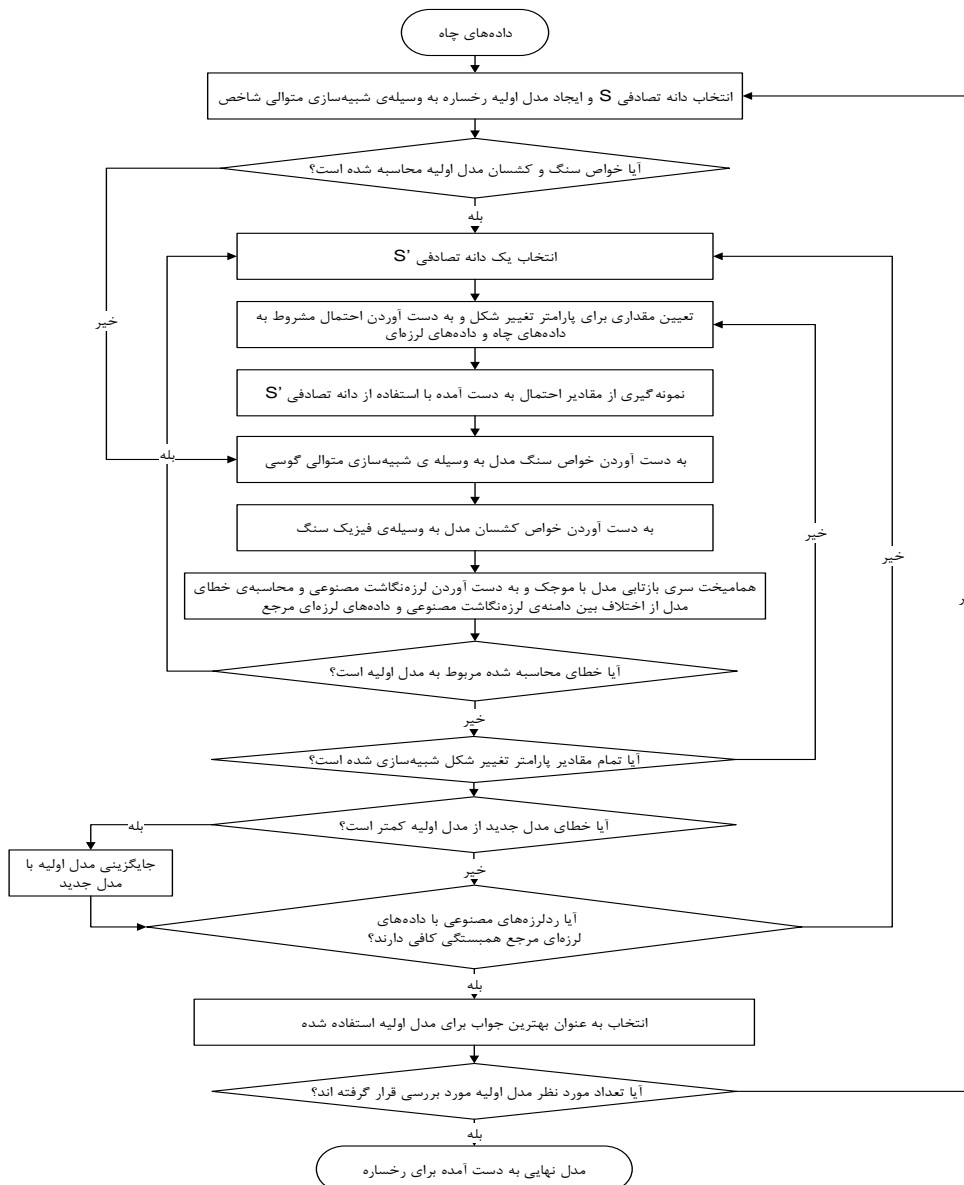


شکل ۲: از بالا به پایین رخساره، تخلخل موثر و اشباع آب مربوط به مدل مرجع نشان داده شده است. در شکل مربوط به رخساره‌ها رنگ زرد نشان‌دهنده ماسه و رنگ سبز نشان‌دهنده شیل می‌باشد. مخزن در عمق ۲۰۰۰ تا ۲۲۰۰ متری واقع شده است و یک لایه ۵۰ متری از شیل با خواص ثابت در بالا و پایین مخزن در نظر گرفته شده است.

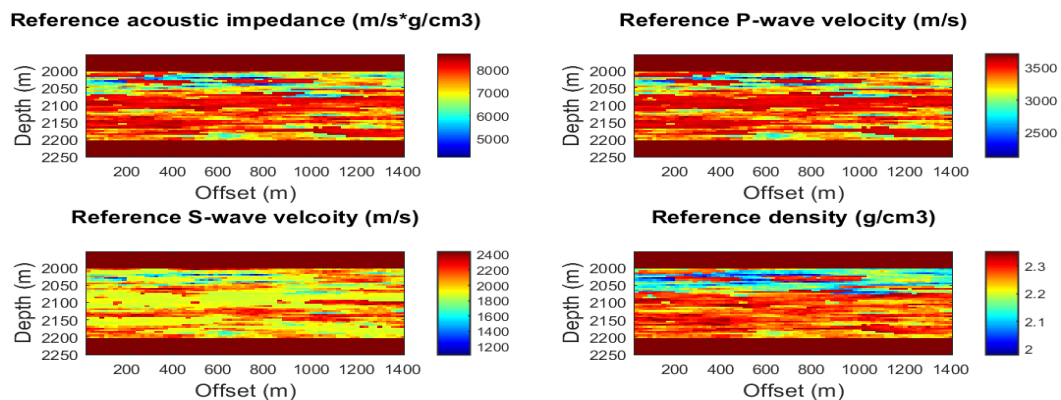
سپس برای به دست آوردن خواص مخزنی مانند تخلخل و اشباع آب از روش شبیه‌سازی متوالی گوسی استفاده می‌شود. واریوگرام‌های مورد نیاز برای این روش با استفاده از نمودارهای موجود در چاه‌ها مدل می‌شوند. روش شبیه‌سازی متوالی گوسی برای هر رخساره به صورت جداگانه اعمال می‌شود. در مرحله بعد برای به دست آوردن خواص کشسان سنگ اشباع از روابط فیزیک سنگی نور و رابطه گسمن (روابط ۵ تا ۷) استفاده می‌شود. به منظور به دست آوردن میزان همبستگی مدل به دست آمده با داده‌های لرزه‌ای باید لرزه‌نگاشت مصنوعی مدل ساخته شود. با توجه به اینکه چه نوعی از داده‌های لرزه‌ای در دسترس است این مرحله می‌تواند متفاوت باشد.

برای به دست آوردن ردلرزه‌های مصنوعی  $T_{synth}(t, \theta)$  برای زوایای برانبارش مختلف از رابطه زوپریتس (تقریب آکی و ریچاردز) و مدل هم‌میخت استفاده شده است.

$$T_{synth}(t, \theta) = w(t, \theta) * R_{pp}(t, \theta) \quad (25)$$



شکل ۱: فلوجارت مربوط به روش وارون‌سازی تصادفی انجام شده در این مطالعه.



شکل ۳: در سمت راست از بالا به پایین سرعت موج تراکمی و چگالی، در سمت چپ از بالا به پایین مقاومت صوتی و سرعت موج برشی مربوط به مدل مرجع نشان داده شده است. مخزن در عمق ۲۰۰۰ تا ۲۲۰۰ متری واقع شده است و یک لایه ۵۰ متری از شیل با خواص ثابت در بالا و پایین مخزن مخزن در نظر گرفته شده است.



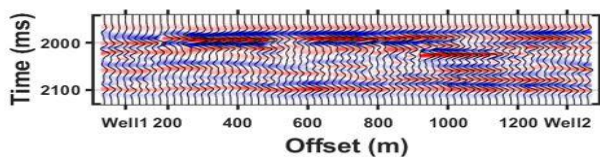
## ۲-۵- ساخت مدل مرجع

در این مطالعه، به منظور نشان دادن توانایی روش معرفی شده در مدل‌سازی رخساره‌های مخزن از یک مدل مصنوعی دوبعدی استفاده شده است. سازند مرجع مورد مطالعه از دو رخساره ماسه سنگ با تخلخل بالا (بازه مخزنی) و شیل متراکم (بازه غیرمخزنی) تشکیل شده است.

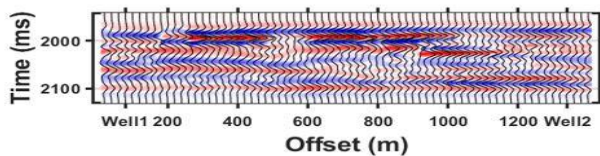
نسبت‌های رخساره‌ای تعریف شده برای این دو رخساره ۶۳ درصد (برای ماسه سنگ) و ۳۷ درصد (برای شیل) می‌باشد. سازند در عمق ۲۰۰۰ تا ۲۲۰۰ قرار گرفته است. در بالا و پایین سازند، یک لایه ۵۰ متری از شیل با خواص ثابت در نظر گرفته شده است. مرز آب و نفت در این سازند نیز در عمق ۲۱۰۰ در نظر گرفته شده است. مدل رخساره‌ای مرجع دارای ۷۰٪\*۶۰ (۴۲۰۰ سلول) با ابعاد ۱۴۰۰\*۳۰۰ متر می‌باشد. مدل‌سازی رخساره‌ای به وسیله‌ی روش شبیه‌سازی متوالی شاخص و تخلخل و اشباع آب متناظر با آن، به روش شبیه‌سازی متوالی گوسی انجام شده است. شکل ۲ مدل رخساره‌ای، تخلخل و درصد اشباع آب مرجع را نشان می‌دهد. مقادیر خواص کشسانی شاخص‌های رخساره مورد استفاده در این مقاله در جدول ۱ نمایش داده شده است. خواص کشسان مخزن از روابط فیزیک‌سنگی نور به دست آمده است اما مقداری نوفه به آن اضافه شده است. در استفاده از این روابط، تخلخل بحرانی برای ماسه‌سنگ ۴۰ درصد و برای شیل ۶۰ درصد در نظر گرفته شده است (Simm and Bacon, 2014). خواص کشسان به دست آمده در شکل ۳ نمایش داده شده است. در مرحله بعد به منظور انجام هم‌میکت و ایجاد مقاطع لرزه‌نگاشت مصنوعی باید خواص با استفاده از مدل سرعت از عمق به حیطه‌ی زمان انتقال پیدا کنند. سپس با استفاده از تقریب آکی و ریچاردز رابطه‌ی زوپریتس و مدل هم‌میکت مقاطع لرزه‌ای مربوط به زوایای مختلف به دست می‌آید. سه داده لرزه‌ای به صورت برانبارش‌شده زاویه‌ای مرتبط با سه زاویه‌ی ۰-۱۴ درجه، ۱۵-۲۴ درجه و ۲۵-۳۴ درجه ساخته شده است؛ که در شکل ۴ نشان داده شده است. برای ساخت این مقاطع لرزه‌ای از موجک با فرکانس‌های غالب مختلف استفاده شده است. برای داده‌های برانبارش‌شده زاویه نزدیک و زاویه میانه و زاویه دور به ترتیب از موجک‌های ریکر با فرکانس‌های غالب ۳۵، ۳۰ و ۲۵ استفاده شده است. به منظور انجام وارون‌سازی دو چاه را به عنوان داده‌های در دسترس در نظر گرفته می‌شود.

مکان مربوط به این دو چاه در شکل ۴ نشان داده شده است. نمودارهای موجود در این دو چاه نیز هم در شکل ۵ و شکل ۶ نمایش داده شده است. به منظور شبیه‌سازی واقعی‌تر و نمایش بهتر، مقداری نوفه نیز به نمودارهای چاه اضافه شده است. همانطور که گفته شد، عمق مخزنی ناحیه مورد بررسی هم ۲۰۰ متر می‌باشد که هر ۵ متر به صورت یک سلول جداگانه در نظر گرفته شده است. پس برای هر کدام از چاه‌ها ۴۰ سلول معلوم و در مجموع ۸۰ سلول معلوم به عنوان داده‌های در دسترس در نظر گرفته شده است. برای مدل‌سازی وارویوگرام نیز این ۸۰ نقطه مورد استفاده قرار گرفت.

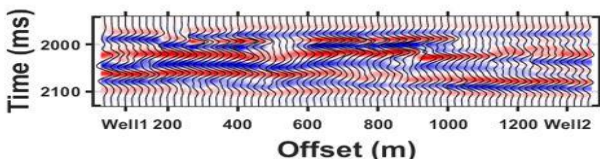
### Near stack



### Mid stack



### Far stack



شکل ۴: مقاطع برانبارش‌شده زاویه‌ای مرجع که از بالا به پایین مربوط به زاویه نزدیک (۰-۱۴ درجه)، زاویه میانه (۱۵-۲۴ درجه) و زاویه دور (۲۵-۳۴ درجه) می‌باشند. همچنین مکان قرارگیری چاه‌های ۱ و ۲ که به ترتیب در محل دورافت‌های ۱۰۰ و ۱۳۴۰ واقع شده‌اند، در شکل‌ها نشان داده شده است.

جدول ۱: خواص کشسان و میانگین تخلخل استفاده شده برای

رخساره‌های مختلف در به دست آوردن مدل مرجع.

	شیل	ماسه سنگ
تخلخل	۰,۰۴	۰,۲۵
چگالی (g/cm <sup>3</sup> )	۲,۶	۲,۶۵
مدول حجمی (GPa)	۲۵	۳۷
مدول برشی (GPa)	۹	۲۲
تخلخل بحرانی	۰,۶	۰,۴

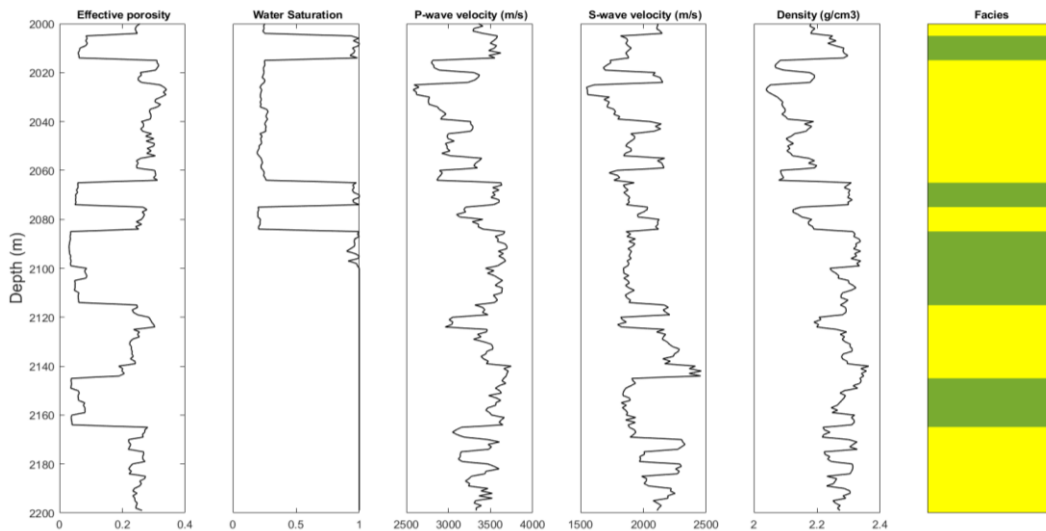
## ۴- نتایج و بحث

بعد از ساخت مدل مرجع، در این مرحله می‌توان با استفاده از نمودارهای موجود در مکان دو چاه انتخاب شده و مقاطع لرزه‌ای موجود، روش معرفی شده در این مقاله را به منظور پیدا کردن رخساره‌ی بهینه انجام داد. به منظور شبیه‌سازی بهتر داده‌های واقعی، ابتدا مقداری نوفه به داده‌های لرزه‌ای اضافه می‌شود. بدین منظور نوفه سفید گوسی به داده‌های لرزه‌ای اضافه می‌شود تا داده‌های لرزه‌ای نسبت سیگنال به نوفه ۹ پیدا کنند. انجام فرایند وارون‌سازی تصادفی و شبیه‌سازی متوالی نیازمند به دست آوردن وارویوگرام است که همبستگی فضایی را در فاصله و جهت‌های مختلف نشان می‌دهد. در واقع این مرحله یکی از مهمترین مراحل در انجام وارون‌سازی است زیرا با استفاده از همین وارویوگرام‌های مدل شده، ریزلایه‌های مخزنی شبیه‌سازی می‌شوند.

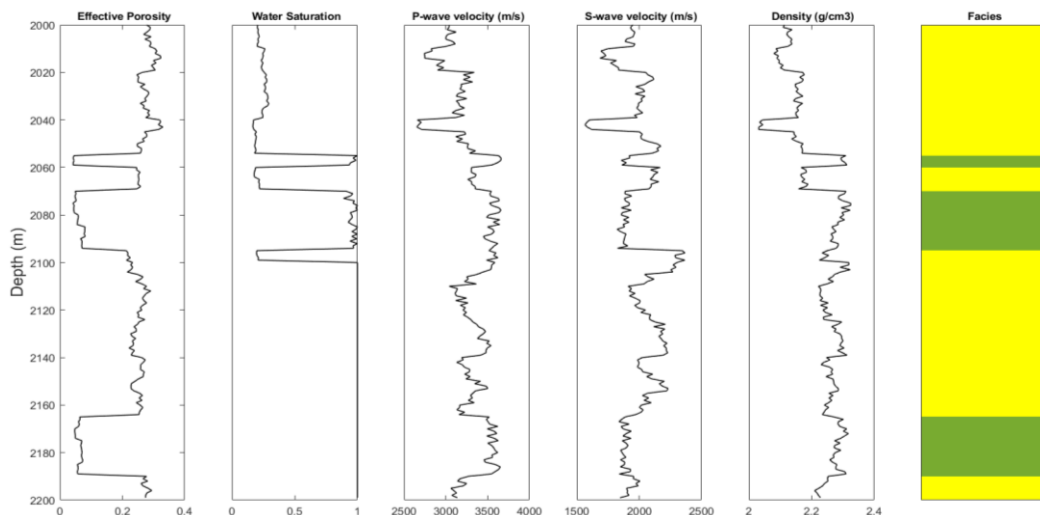
### کمال غربی و همکاران، مدل‌سازی رخساره‌های مخزن با استفاده از وارون‌سازی تصادفی و روش آشفته‌گی احتمال، صفحات ۲۷۹-۲۹۷.

به نوبه ۴ و ۲ نیز اعمال می‌شود. در شکل ۱۲ مقاطع بهینه‌سازی شده و مقاطع مرجع با نسبت سیگنال به نوفه ۴ نمایش داده شده است. رخساره و دیگر خصوصیات مربوط به مدل بهینه نیز در شکل ۱۳ نشان داده شده است. در این حالت مدل رخساره بهینه به دست آمده با مدل رخساره مرجع تطابق ۷۷٫۶۷ درصدی دارد و ۱۵٫۸۱ درصد باعث بهبود مدل اولیه شده که نسبت به حالت قبل کاهش ۴٫۱۶ درصدی را نشان می‌دهد. در حالت آخر این روش روی داده‌هایی با نسبت سیگنال به نوفه ۲ اعمال می‌شود که در شکل ۱۴ مقاطع لرزه‌ای و در شکل ۱۵ رخساره و دیگر خصوصیات مربوط به مدل بهینه نمایش داده شده است. در این حالت میزان تطابق رخساره مدل بهینه با مدل رخساره مرجع به ۷۲٫۳۸ درصد کاهش پیدا می‌کند و باعث بهبودی ۱۰٫۵۲ درصدی نسبت به مدل اولیه می‌شود.

خواص کشسان مربوط به مدل بهینه‌سازی شده در شکل ۱۰ نمایش داده شده است. در اینجا نیز برای به دست آوردن خواص کشسان مانند سرعت موج فشارشی از روابط فیزیک سنگی نور استفاده می‌شود. در واقع فرض می‌شود که روابط فیزیک‌سنگی مورد استفاده مشخص است اما میزان خطای موجود در آن مشخص نیست. نتایج به دست آمده مربوط به رخساره و خواص مخزنی مدل بهینه در شکل ۱۱ نشان داده شده است. مقایسه‌ی بین مدل رخساره به دست آمده و مدل رخساره مرجع نشان می‌دهد که همبستگی ۸۱٫۸۳ درصدی بین این دو وجود دارد. در واقع این روش ۱۹٫۹۷ درصد مدل اولیه‌ی مربوط به رخساره‌ها که دارای همبستگی ۶۱٫۸۶ درصدی با مدل مرجع بود را بهبود ببخشد که نشان از کارآمدی این روش در تعیین رخساره‌ها دارد. به منظور تعیین تاثیرگذاری مقدار نوفه در نتایج به دست آمده این روش روی داده‌ها با نسبت سیگنال

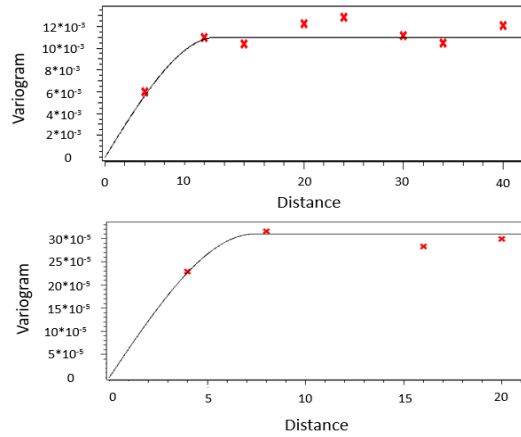


شکل ۵: نمودارهای موجود در چاه ۱ که از راست به چپ رخساره‌ها، چگالی، سرعت موج برشی، سرعت موج تراکمی، اشباع آب و تخلخل موثر می‌باشند. در شکل مربوط به رخساره‌ها رنگ سبز نشان دهنده‌ی شیل و رنگ زرد نشان دهنده‌ی ماسه‌سنگ می‌باشد.

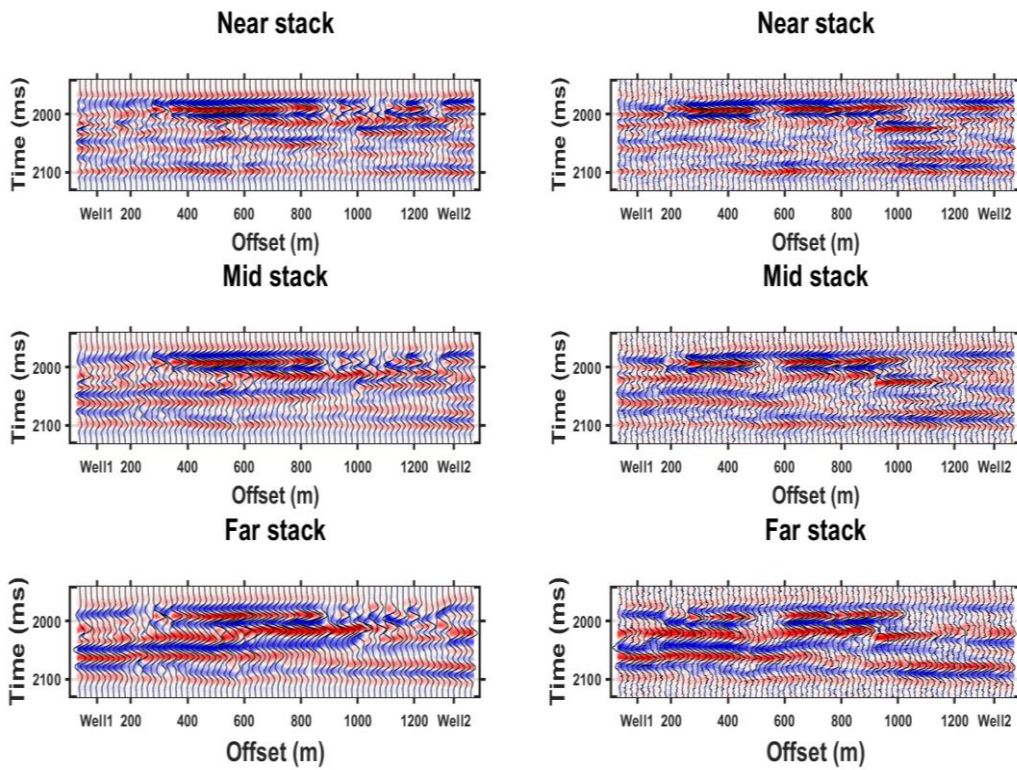


شکل ۶: نمودارهای موجود در چاه ۲ که از راست به چپ رخساره‌ها، چگالی، سرعت موج برشی، سرعت موج تراکمی، اشباع آب و تخلخل موثر می‌باشند. در شکل مربوط به رخساره‌ها رنگ سبز نشان دهنده‌ی شیل و رنگ زرد نشان دهنده‌ی ماسه‌سنگ می‌باشد.

نشریه پژوهش‌های ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۷، شماره ۳، ۱۴۰۰.

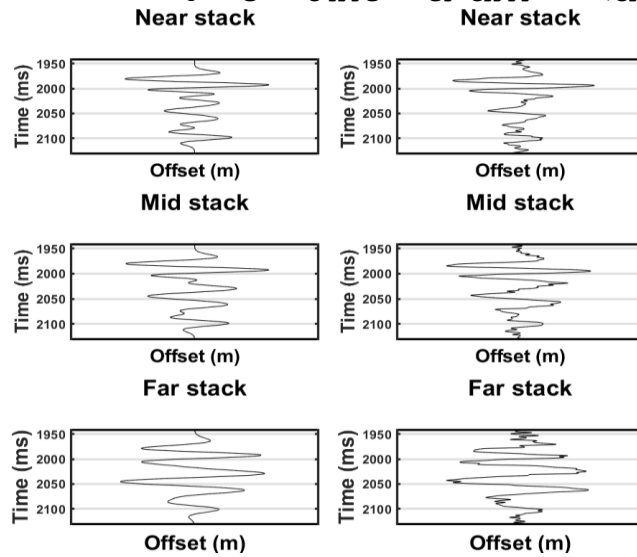


شکل ۷: واریوگرام‌های مدل شده بر روی داده‌های نمودار تخلخل موجود در چاه‌های ۱ و ۲. شکل بالا برای لیتولوژی ماسه‌سنگ و شکل پایین مربوط به شیل است.

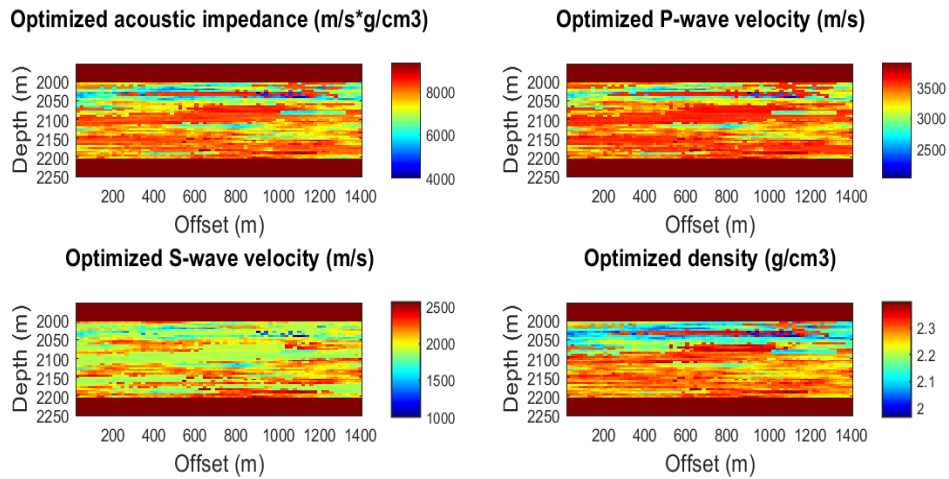


شکل ۸: در سمت راست مقاطع برانبارش شده زاویه‌ای مرجع شده با نسبت سیگنال به نوفه ۹ نشان داده که از بالا به پایین مربوط به زاویه نزدیک (۱۴-۰ درجه)، زاویه میانه (۱۵-۲۴ درجه) و زاویه دور (۲۵-۳۴ درجه) هستند. در سمت چپ نتایج وارون‌سازی و مقاطع مصنوعی بهینه‌سازی شده مربوط به زوایای مختلف نمایش داده شده است. همچنین مکان قرارگیری چاه‌های ۱ و ۲ که به ترتیب در محل دورافت‌های ۱۰۰ و ۱۳۴۰ واقع شده‌اند، در شکل‌ها نشان داده شده است.

کمال غریبی و همکاران، مدل‌سازی رخساره‌های مخزن با استفاده از وارون‌سازی تصادفی و روش آشتگی احتمال، صفحات ۲۷۹-۲۹۷.



شکل ۹: مقایسه ردلرزه‌های مصنوعی بهینه‌سازی شده (سمت راست) با ردلرزه‌های مرجع (سمت چپ) در دورافت ۳۰۰ متر که از بالا به پایین مربوط به مقطع‌های برانبارش شده زاویه نزدیک، زاویه میانه و زاویه دور می‌باشند.



شکل ۱۰: در سمت راست از بالا به پایین سرعت موج تراکمی و چگالی، در سمت چپ از بالا به پایین مقاومت صوتی و سرعت موج برشی، مربوط به مدل بهینه‌سازی شده نشان داده شده است.

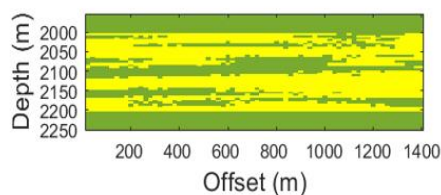
مقاله مقادیر  $\tau_1$  و  $\tau_2$  به ترتیب ۰.۷۵ و ۱ در نظر گرفته شده است. نتایج موجود با استفاده از داده‌های برانبارش شده زاویه‌ای و در دو بعد به دست آمده است اما این روش را می‌توان بر روی داده‌های برانبارش شده و سه بعد نیز انجام داد. اجرای این روش در سه بعد می‌تواند باعث افزایش حجم و زمان محاسباتی شود اما می‌توان با استفاده از داده‌هایی از روش‌هایی دیگر مانند استفاده از نشانگرهای مختلف یا روش وارون‌سازی بیزی احتمال جدیدی برای رخساره‌ها به دست آورد و با استفاده از مدل تاو، سرعت همگرایی برای رسیدن به جواب بهینه را کاهش داد.

### ۵- نتیجه‌گیری

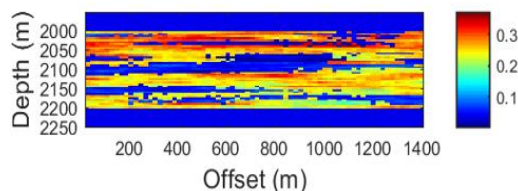
در این مطالعه، روشی بر پایه روش آشفستگی احتمال و وارون‌سازی لرزه‌ای برای ساخت مدل رخساره‌ای همخوان با نمودارهای چاه‌ها و داده‌های لرزه‌ای برانبارش‌شده زاویه‌ای معرفی شده است. در این روش از روش‌های زمین‌آمار دو نقطه‌ای مانند شبیه‌سازی متوالی شاخص و شبیه‌سازی متوالی گوسی و روابط فیزیک سنگ به منظور ساخت مدل‌های اولیه استفاده شده است. پس از آن به منظور ایجاد همبستگی بین مدل‌های به دست آمده با داده‌های لرزه‌ای از الگوریتم بهینه‌سازی آشفستگی احتمال و مدل تاو استفاده می‌شود.

نتایج نشان داد که هنگامی که این روش با استفاده از داده‌های چاه و داده‌های برانبارش‌شده زاویه‌ای با نسبت سیگنال به نوفه ۹ انجام می‌شود، مدلی از رخساره با تفکیک‌پذیری بالا به دست می‌آید که تطابق ۸۱.۸۳ درصدی با مدل رخساره مرجع دارد. میزان تطابق هنگام استفاده از داده‌هایی با نسبت سیگنال به نوفه ۴ و ۲ به ترتیب به مقادیر ۷۷.۶۷ و ۷۲.۳۸ کاهش پیدا می‌کند. یکی از مزیت‌هایی که این روش دارد این است که می‌توان داده‌های احتمال از منابع و روش‌های مختلف برای رخساره‌ها به دست آورد و با استفاده از مدل تاو احتمال مشروط به تمام این داده‌ها را به دست آورد. این کار باعث می‌شود زمان محاسبات که یک مشکل در تمام روش‌های وارون‌سازی تصادفی محسوب می‌شود را کاهش و سرعت همگرایی به منظور رسیدن به جواب بهینه را افزایش داد.

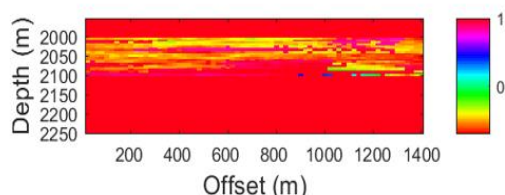
Optimized facies



Optimized porosity

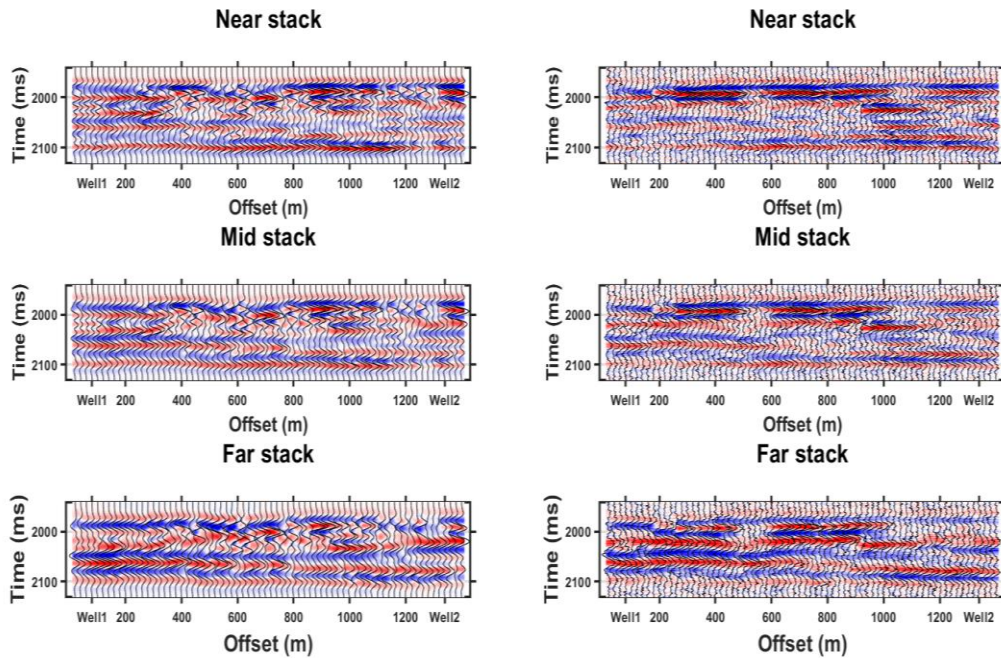


Optimized saturation

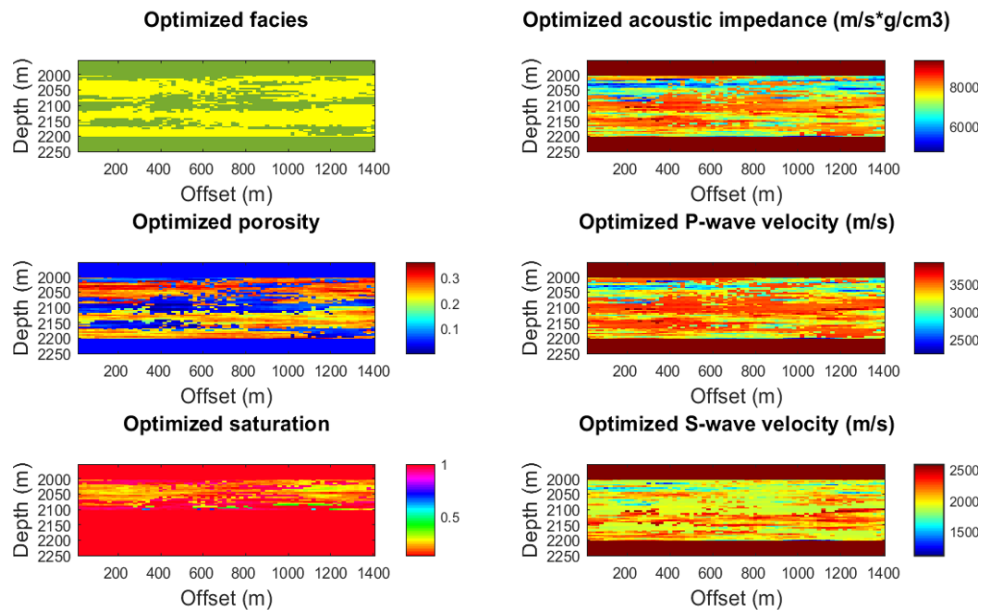


شکل ۱۱: از بالا به پایین رخساره، تخلخل موثر و اشباع آب مربوط به مدل بهینه‌سازی شده نشان داده شده است. در شکل مربوط به رخساره‌ها رنگ زرد نشان‌دهنده‌ی ماسه و رنگ سبز نشان‌دهنده‌ی شیل می‌باشد.

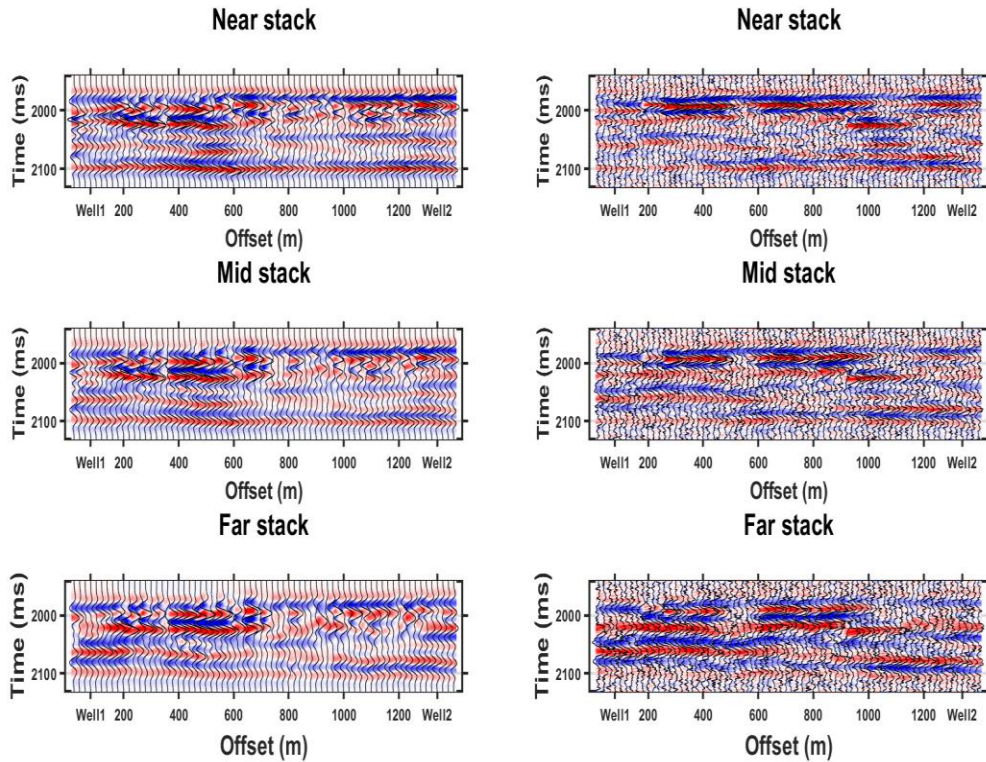
در جدول ۲ نیز اطلاعات مربوط به میزان همبستگی مدل‌های رخساره با رخساره مرجع در نسبت سیگنال به نوفه‌های متفاوت و درصد بهبودی هر کدام از آن‌ها نسبت به مدل اولیه ارائه شده است. در این روش در صورتی که داده‌های لرزه‌ای کیفیت مناسبی نداشته باشند با تغییر پارامتر  $\tau_2$  که مربوط به تاثیرگذاری احتمال به دست آمده از داده‌های لرزه‌ای است، می‌توان از میزان تاثیرگذاری آن کاهش داد. یکی دیگر از عواملی در کیفیت جواب به دست آمده تاثیرگذار است تعداد داده‌های چاه دسترس است. در صورتی که تعداد چاه‌های بیشتری موجود باشد، باعث ایجاد مدل اولیه بهتر و بهبود جواب به دست آمده از این روش می‌شود. در این



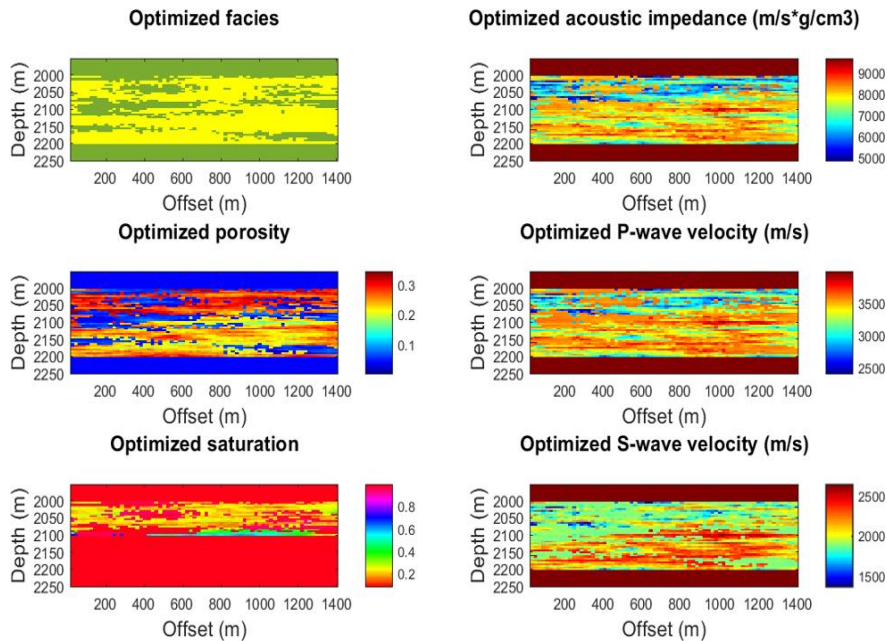
شکل ۱۲: در سمت راست مقاطع برانبارش شده زاویه‌ای مرجع شده با نسبت سیگنال به نوفه ۴ نشان داده که از بالا به پایین مربوط به زاویه نزدیک (۱۴-۰ درجه)، زاویه میانه (۱۵-۲۴ درجه) و زاویه دور (۲۵-۳۴ درجه) هستند. در سمت چپ نتایج وارون‌سازی و مقاطع مصنوعی بهینه‌سازی شده مربوط به زوایای مختلف نمایش داده شده است. همچنین مکان قرارگیری چاه‌های ۱ و ۲ که به ترتیب در محل دورافت‌های ۱۰۰ و ۱۳۴۰ واقع شده‌اند، در شکل‌ها نشان داده شده است.



شکل ۱۳: در راست از بالا به پایین مقاومت صوتی، سرعت موج تراکمی و سرعت موج برشی و در سمت چپ از بالا به پایین رخساره، تخلخل موثر و اشباع آب در مدل بهینه‌سازی شده هنگام استفاده از داده‌هایی با نسبت سیگنال به نوفه ۴ نشان داده شده است. در شکل مربوط به رخساره‌ها رنگ زرد نشان‌دهنده ماسه و رنگ سبز نشان‌دهنده شیل می‌باشد.



شکل ۱۴: در سمت راست مقاطع برانبارش شده زاویه‌ای مرجع شده با نسبت سیگنال به نوفه ۲ نشان داده که از بالا به پایین مربوط به زاویه نزدیک (۱۴-۰ درجه)، زاویه میانه (۱۵-۲۴ درجه) و زاویه دور (۲۵-۳۴ درجه) هستند. و در سمت چپ نتایج وارون سازی و مقاطع مصنوعی بهینه سازی شده مربوط به زوایای مختلف نمایش داده شده است. همچنین مکان قرارگیری چاه‌های ۱ و ۲ که به ترتیب در محل دورافت‌های ۱۰۰ و ۱۳۴۰ واقع شده‌اند، در شکل‌ها نشان داده شده است.



شکل ۱۵: در راست از بالا به پایین مقاومت صوتی، سرعت موج تراکمی و سرعت موج برشی و در سمت چپ از بالا به پایین رخساره، تخلخل موثر و اشباع آب در مدل بهینه سازی شده هنگام استفاده از داده‌هایی با نسبت سیگنال به نوفه ۲ نشان داده شده است. در شکل مربوط به رخساره‌ها رنگ زرد نشان-دهنده‌ی ماسه و رنگ سبز نشان‌دهنده‌ی شیل می‌باشند.

جدول ۲: مقایسه میزان تطابق بین رخساره‌های بهینه‌سازی شده با رخساره‌ی مرجع و درصد بهبودی هر کدام نسبت به مدل اولیه

	نسبت سیگنال به نوفه ۹	نسبت سیگنال به نوفه ۴	نسبت سیگنال به نوفه ۲
میزان تطابق با مدل رخساره مرجع (درصد)	۸۱,۸۳	۷۷,۶۷	۷۲,۳۸
میزان بهبودی نسبت به مدل رخساره اولیه (درصد)	۱۹,۹۷	۱۵,۸۱	۱۰,۵۲
میزان خطای بین داده‌های لرزه‌ای مصنوعی و داده‌های لرزه‌ای واقعی	۲۳۳,۷۱	۲۵۳,۲۳	۳۰۹,۲۲

Grana, D., Mukerji, T., Dvorkin, J. and Mavko, G., 2012, Stochastic inversion of facies from seismic data based on sequential simulations and probability perturbation method, *Geophysics*, 77 (4), M53-M72.

Grijalba-Cuenca, A., Torres-Verdin, C. and Van der Made, P., 2000, Geostatistical inversion of 3D seismic data to extrapolate wireline petrophysical variables laterally away from the well, In SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Society of Petroleum Engineers.

Gunning, J. and Glinsky, M.E., 2007, Detection of reservoir quality using Bayesian seismic inversion, *Geophysics*, 72 (3), R37-R49.

Haas, A. and Dubrule, O., 1994, Geostatistical inversion-a sequential method of stochastic reservoir modelling constrained by seismic data, *First break*, 12 (11), 561-569.

Hansen, T.M., Cordua, K.S. and Mosegaard, K., 2012, Inverse problems with non-trivial priors: "efficient solution through sequential Gibbs sampling", *Computational Geosciences*, 16 (3), 593-611.

Hashemi, S., Javaherian, A., Ataee-pour, M., Tahmasebi, P. and Khoshdel, H., 2014, Channel characterization using multiple-point geostatistics, neural network, and modern analogy: A case study from a carbonate reservoir, southwest Iran, *Journal of Applied Geophysics*, 111, 47-58.

Journel, A. G., 2002, Combining knowledge from diverse sources: An alternative to traditional conditional independence hypothesis, *Mathematical Geology*, 34 (5), 573-596.

Liu, M. and Grana, D., 2019, Accelerating geostatistical seismic inversion using TensorFlow: A heterogeneous distributed deep learning framework, *Computers & Geosciences*, 124, 37-45.

Ma, Y.Z., 2019, Quantitative geosciences: Data analytics, geostatistics, reservoir characterization and modeling, Springer International Publishing.

Mavko, G., Mukerji, T. and Dvorkin, J., 2020, The rock physics handbook, Cambridge university press.

## ۶- منابع

هاشمی، ح.، ۱۳۹۴، وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای برای برآورد رخساره با استفاده از زمین آمار چند نقطه‌ای و آشفته‌گی احتمال، رساله دکتری، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

Azevedo, L. and Soares, A., 2017, Geostatistical methods for reservoir geophysics, Berlin: Springer.

Bortoli, L.J., Alabert, F., Haas, A. and Journel, A., 1993, Constraining stochastic images to seismic data, In *Geostatistics Tróia'92*, Springer, Dordrecht, 325-337.

Bosch, M., Mukerji, T. and Gonzalez, E.F., 2010, Seismic inversion for reservoir properties combining statistical rock physics and geostatistics: A review, *Geophysics*, 75 (5), 75A165-75A176.

Buland, A. and Omre, H., 2003, Bayesian linearized AVO inversion, *Geophysics*, 68 (1), 185-198.

Buland, A., Kolbjørnsen, O. and Omre, H., 2003, Rapid spatially coupled AVO inversion in the Fourier domain, *Geophysics*, 68 (3), 824-836.

Caers, J. and Hoffman, T., 2006, The probability perturbation method: a new look at Bayesian inverse modeling, *Mathematical Geology*, 38 (1), 81-100.

Debye, H.W.J., Sabbah, E. and van der Made, P.M., 1996, Stochastic inversion, In *EAGE Winter Symposium-Reservoir Geophysics, the Road Ahead*, European Association of Geoscientists & Engineers.

Doyen, P., 2007, Seismic reservoir characterization: An earth modelling perspective, Vol. 2., Houten: EAGE publications.

Dubrule, O., 2003, Geostatistics for seismic data integration in earth models, Society of Exploration Geophysicists and European Association of Geoscientists and Engineers.

Francis, A., 2005, Limitations of deterministic and advantages of stochastic seismic inversion, *CSEG Recorder*, 30 (2), 5-11.

Gassmann, F., 1951, Uber die elastizitat poroser medien, *Vierteljahrsschrift der Naturforschenden Gesellschaft in Zurich*, 96, 1-23.



- exploration, Iranian Journal of Geophysics, 10 (5), 71-84.
- Sancevero, S.S., Remacre, A.Z., de Souza Portugal, R. and Mundim, E.C., 2005, Comparing deterministic and stochastic seismic inversion for thin-bed reservoir characterization in a turbidite synthetic reference model of Campos Basin, Brazil, *The Leading Edge*, 24 (11), 1168-1172.
- Simm, R., Bacon, M., & Bacon, M., 2014, *Seismic Amplitude: An interpreter's handbook*, Cambridge University Press.
- Soares, A., Diet, J.D. and Guerreiro, L., 2007, Stochastic inversion with a global perturbation method, EAGE Conference on Petroleum Geostatistics.
- Mukerji, T., Jørstad, A., Avseth, P., Mavko, G. and Granli, J.R., 2001, Mapping lithofacies and pore-fluid probabilities in a North Sea reservoir: Seismic inversions and statistical rock physics, *Geophysics*, 66 (4), 988-1001.
- Pyrcz, M.J. and Deutsch, C.V., 2014, *Geostatistical reservoir modeling*, Oxford University Press.
- Ravalec-Dupin, L., Enchery, G., Baroni, A. and Da Veiga, S., 2011, Preselection of reservoir models from a geostatistics-based petrophysical seismic inversion, *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 14 (05), 612-620.
- Russell, B.H., 1988, *Introduction to seismic inversion methods*, Society of Exploration Geophysicists.
- Saberi, M.R., 2017, A closer look flatrock physics models and their assisted interpretation in seismic



## Reservoir facies modeling using stochastic inversion and probability perturbation method

Mohamad Kamalghariby<sup>1</sup>, Abdolrahim Javaherian<sup>2</sup> and Mohamad Emami Niri<sup>3</sup>

1- M. Sc. of Petroleum Engineering; Department of Petroleum Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

2- Professor; Department of Petroleum engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran,  
Formerly Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran.

3- Assistant Professor; Institute of Petroleum Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

Received: 9 December 2020; Accepted: 14 June 2021

Corresponding author: javaherian@aut.ac.ir

### Keywords

Facies modeling  
Stochastic inversion  
Probability perturbation method  
Sequential simulation  
Tau model

### Extended Abstract

#### Summary

One of the basic steps in determination of the characteristics of a reservoir is modeling its various facies. In this paper, a geostatistical inversion method is presented for facies modeling using well logs and angle stack data. First, the conditional probability of occurrence of facies conditioned to well logs in each cell has been calculated using the sequential indicator simulation method. Then, petrophysical and elastic properties of reservoir facies have been obtained using the Gaussian sequential simulation method and rock physics relations. In order to generate and update the facies model consistent with

seismic data, the probability perturbation optimization algorithm has been used. This method tries to create a model of facies and other properties of the reservoir that have a good consistency with seismic data by successively changing the facies probability conditioned to seismic data in each cell. To obtain the total probability distribution of facies occurrence from the probability of facies conditioned to seismic data and the probability of facies conditioned to well logs, Tau model has been used. At each stage, after obtaining different properties, a geophysical forward model is constructed and compared with seismic data. Finally, all these steps are used for different possible models obtained from the sequential indicator simulation method. This method is applied to synthetic data sets with different signal-to-noise ratios. In the case of seismic data with a signal-to-noise ratio of 9, a high-resolution model for the facies has been obtained that is 81.83% consistent with the reference facies model and has improved the initial facies model by 19.97%. In order to further investigate this method, it has also been applied to seismic data with the signal-to-noise ratios of 4 and 2. The results have shown that this method has a good ability to detect facies and other petrophysical and elastic properties of the layers in the reservoir.

### Introduction

Reservoir modeling is the process of creating a three-dimensional numerical model to show the spatial distribution of geological or petrophysical properties of the reservoir. The process of obtaining elastic properties from seismic data is called seismic inversion. There are different methods for seismic inversion, which are classified into two main groups: deterministic methods and stochastic methods. Understanding the differences between these two methods and their restrictions is important for their correct application and interpretation. Due to the band-limited nature of the seismic data, the results of deterministic methods are smooth maps of acoustic impedance and may be far from the reservoir facts. In contrast, stochastic inversion produces high-resolution maps of the acoustic impedance because the spatial continuity models (variograms) control the frequency content of stochastic inversion results. A well-known challenge of stochastic inversion is that it is often extremely expensive from computational point of view. In this study, a stochastic method has been used to obtain the facies and other properties of the reservoir.

### Methodology and Approaches

In this study, to show the ability of the introduced method in modeling reservoir facies, a two-dimensional artificial model has been used. The formation in the reference model of this study consists of sandstone facies with high porosity (reservoir interval) and dense shale facies (non-reservoir interval). The formation is located at a depth of 2000 to 2200 m. At the top and bottom of the formation, a 50-m layer of shale with constant properties is considered. In order to model the facies of the reservoir, variogram parameters for different facies have been calculated from the well logs of the reference model. In the next step, the conditional probability of occurrence of the facies in each cell has been

calculated using the sequential indicator simulation method with different random seeds. Then, the probability perturbation optimization algorithm has been applied to update each facies model until the model become consistent with the seismic data. At each step, a geophysical forward model is constructed and compared with seismic data.

### **Results and Conclusions**

After implementing the stochastic inversion method to the seismic data with a signal-to-noise ratio of 9 in the reference model, it was found that the optimized facies had an 81.83% correlation with the reference facies and was improved the initial facies model by 19.97%. The correlation values decreased to 77.67% and 72.38% when the seismic data with the signal-to-noise ratios of 4 and 2 were respectively used. When the seismic data with the signal-to-noise ratio of 4 was used, the initial model was improved by 15.81%, and when the seismic data with the signal-to-noise ratio of 2 was used, the correlation decreased to 10.52%.

---