JRAG
نشریه پژوهش های ژئوفیزیک کاربردی
انجمن ژئوفیزیک ایران - ۱۳۵٤
Iranian Geophysical Society- 1975
دانشگاه صنعتی شاهرود

دوره ۶، شماره ۲، ۱۳۹۹، صفحات ۲۰۷–۲۱۷
شناسه دیجیتال (DOI): 10.22044/JRAG.2020.9365.1277

به‌روز رسانی مدل‌های استاتیک مخزن به روش چرخه انطباق با داده‌های لرزه‌ای

محمدرضاشاد سالانقوچ[۱] و محمد امامی نیری[*۲]

۱- کارشناس ارشد مهندسی نفت، انستیتو مهندسی نفت، دانشکده فنی، دانشگاه تهران
۲- عضو هیئت علمی، انستیتو مهندسی نفت، دانشکده فنی، دانشگاه تهران

دریافت مقاله: ۱۳۹۸/۱۱/۲۰؛ پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۱۲/۲۱

* نویسنده مسئول مکاتبات: **emami.m@ut.ac.ir**

چکیده

مدل‌سازی مخازن هیدروکربنی ابزاری مهم در توصیف و پیش‌بینی نحوه عملکرد آن می‌باشد. مدل‌سازی واقع‌بینانه مخزن در گرو ترکیب منابع مختلف داده به روشی منطقی و بهینه است. داده‌های لرزه‌ای به دلیل پوشش سطح وسیعی از گستره مخزن و دارا بودن قدرت تفکیک جانبی بالا نسبت به داده‌های چاه، همواره در مدل‌سازی مخازن هیدروکربنی مورد توجه بوده است. استفاده از داده‌های لرزه‌ای با گذر زمان (چهاربعدی) نیز باعث بهبود و ارتقا مدل‌سازی دینامیک مخزن می‌شود. لازمه تلفیق داده‌های لرزه‌ای چهاربعدی در مدل‌سازی دینامیک مخزن، حصول اطمینان از همخوانی مدل استاتیک با داده‌های لرزه‌ای دوبعدی/ سه‌بعدی اولیه می‌باشد. بدین منظور، در این پژوهش از روش چرخه انطباق مدل مخزن با داده‌های لرزه‌ای که مبتنی بر روش‌های زمین‌آماری و الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌باشد؛ برای ساخت و به‌روزرسانی مدل‌های استاتیک مخزن همخوان با داده‌های لرزه‌ای دو و سه‌بعدی، استفاده شده است. الگوریتم بهینه‌سازی استفاده شده در این پژوهش، تلفیقی از الگوریتم‌های قدرتمند ازدحام ذرات و ژنتیک می‌باشد. بررسی کیفی و کمی نتایج اعمال روش پیشنهادی بر روی یک مدل مصنوعی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی به ایجاد مدل‌های رخساره‌ای منتج می‌شود؛ که نسبت به روش‌های سنتی زمین‌آماری که از داده‌های لرزه‌ای فقط به عنوان داده ثانویه استفاده می‌کنند، بطور متوسط با یک افزایش بهبود ۱۵ درصدی در انطباق با مدل مرجع مخزن همراه است.

واژگان کلیدی

مدل‌سازی استاتیک مخزن
داده‌های لرزه‌ای
زمین‌آمار
الگوریتم ژنتیک
الگوریتم ازدحام ذرات

۱- مقدمه

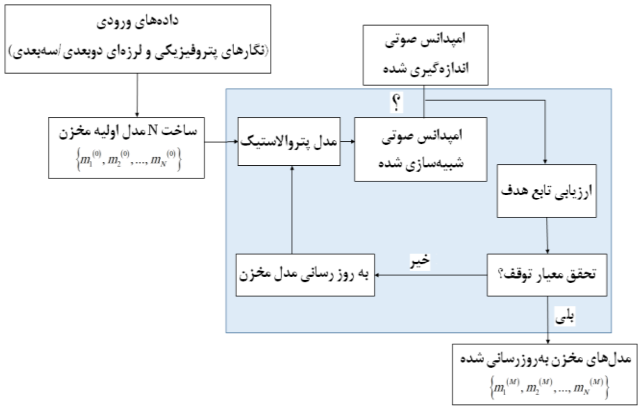
مدیریت یک مخزن هیدروکربنی نقش مهمی در مراحل مختلف عمر آن مثل اکتشاف، گسترش، توسعه و تولید ایفا می‌کند. مدیریت منطقی و بهینه مخزن، مرهون حصول شناخت حداکثری از آن می‌باشد، که می‌تواند از طریق تلفیق منابع مختلف اطلاعاتی در فرآیند مدل‌سازی مخزن حاصل شود (Emami Niri and Lumley, 2015; Adelu, et al., 2019). پژوهش‌های زیادی در ارائه الگوریتمی که بتواند همزمان منابع مختلف داده را در ساخت مدل‌های مخزن تلفیق کند، انجام گرفته است (Schwarzbach et al., 2005; Ravalec-Dupin et al., 2011). به علت محدودیت‌های موجود در منابع مختلف داده، ممکن است حتی پیچیده‌ترین الگوریتم‌ها هم قادر به ساخت جواب‌های قانع کننده نباشند (Kozlovskaya et al., 2007). واضح است که برای ساخت مدل‌های نزدیک به واقعیت مخزن، نیاز است تا منابع مختلف داده با هم ترکیب شوند (Abdel-Fattah et al., 2018). برای مثال مدل‌سازی خواص پتروفیزیکی مخزن (مثل رخساره و تخلخل) مرهون تلفیق انواع داده‌های زمین‌شناسی (داده‌های مغزه، نگارهای پتروفیزیکی و نقشه‌های زمین‌شناسی) و ژئوفیزیکی (لرزه‌نگاری، گرانی‌سنجی و مقاومت‌سنجی) می‌باشد (Emami Niri and Lumley, 2016; Koneshloo et al., 2017). همبستگی فضایی[1] داده‌ها در جهات عمودی و جانبی نقش مهمی در مدل‌سازی خواص پتروفیزیکی مخزن ایفا می‌کند. برای تعریف همبستگی فضایی داده‌ها می‌توان از داده‌های چاه (مغزه و نگارهای پتروفیزیکی) برای توصیف آن در جهت عمودی و از داده‌های لرزه‌ای (دو و سه‌بعدی اولیه) به دلیل قدرت تفکیک جانبی بالاتر نسبت به داده‌های چاه، بمنظور بیان همبستگی فضایی در جهت جانبی بهره گرفت (El Khadragy et al., 2017). داده‌های لرزه‌ای به دلیل پوشش سطح وسیعی از گستره مخزن نه تنها در بیان همبستگی فضایی داده‌ها در راستای جانبی، بلکه در تشخیص هندسه و چارچوب ساختارهای زمین‌شناسی مخزن و مدل‌سازی خواص پیوسته و گسسته آن نیز می‌تواند مفید واقع شوند (Doyen, 2007). در مدل‌سازی دینامیک مخزن نیز می‌توان از داده‌های لرزه‌ای (با گذر زمان (چهاربعدی)) در بهبود و ارتقا آن استفاده کرد. تصویرسازی حرکت سیالات و سطح تماس آنها، ردیابی مسیرهای جریان و سدهای جریانی، تعیین محل چاه‌های جدید و تشخیص گسل‌های سد کننده جریان، از فواید تلفیق این داده‌ها در مدل‌سازی دینامیک می‌باشد (Castro et al., 2009; Emami Niri, 2018). نکته حائز اهمیت در تلفیق داده‌های لرزه‌ای با گذر زمان (چهاربعدی) در مدل‌سازی دینامیک، حصول اطمینان از همخوانی مدل‌های استاتیک مخزن با داده‌های لرزه‌ای دوبعدی/ سه‌بعدی اولیه و قبل از تولید[2] است. از آن‌جایی که فرآیند انطباق تاریخچه تولید یک مساله معکوس غیرخطی و نامشخص[3] می‌باشد؛ یک تغییرکوچک در مدل اولیه (مدل استاتیک) ممکن است باعث بوجود آمدن خطا و انحراف بزرگی در نتایج مدل‌های دینامیک شود (Emami Niri and Lumley, 2015). پس بسیار حیاتی است که از تطبیق حداکثری مدل استاتیک با داده‌های لرزه‌ای دو یا سه‌بعدی اولیه اطمینان حاصل شود. به طور کلی برای تلفیق داده‌های لرزه‌ای در فرآیند مدل‌سازی استاتیک مخزن سه روش وجود دارد:

۱. تعیین یک رابطه قطعی[4] بین خواص لرزه‌ای (مثل سرعت و امپدانس صوتی امواج لرزه‌ای) و خواص پتروفیزیکی مخزن (مثل رخساره و تخلخل) در محل چاه‌ها و استفاده از آن برای تخمین خواص پتروفیزیکی در دیگر نقاط مخزن (Angeleri and Carpi, 2006).
۲. بکارگیری داده‌های لرزه‌ای به عنوان داده ثانویه در روش‌های زمین‌آماری مثل شبیه‌سازی تصادفی[5] (Emami Niri and Lumley, 2013) و کوکریجینگ (Doyen, 2007).
۳. چرخه انطباق مدل مخزن با داده‌های لرزه‌ای (Bornard et al., 2005).

روش استفاده شده در این پژوهش برای به‌روزرسانی مدل‌های استاتیک مخزن، در دسته سوم قرار می‌گیرد. درچرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای ابتدا مجموعه‌ای از مدل‌های استاتیک مخزن به عنوان ورودی به چرخه در نظر گرفته می‌شوند. سپس مدل پیشرو (معادلات پتروالاستیک[6] (PEM)) به منظور شبیه‌سازی داده‌های لرزه‌ای از قبیل امپدانس موج تراکمی، بر روی مدل‌های اولیه ورودی اعمال می‌شود. مدل پتروالاستیک از یک سری معادلات تجربی و تئوری، به کمک خواص سنگ و سیال مخزن، جهت محاسبه خواص کشسانی مخزن (شاخص توده و برشی) و متعاقبا سرعت و امپدانس صوتی امواج تراکمی، استفاده می‌کند. امپدانس موج تراکمی شبیه‌سازی شده با امپدانس موج تراکمی اندازه‌گیری شده از طریق یک تابع هدف مقایسه می‌شود. حال مدل مخزن در راستای کمینه‌سازی تابع هدف، به‌روزرسانی می‌شود. بکارگیری روش پیشنهادی دارای دو مزیت اصلی می‌باشد. اول این که تلفیق داده‌های لرزه‌ای در ساخت و به‌روزرسانی مدل‌های استاتیک در دو مرحله انجام می‌شود. در مرحله اول برای ساخت مدل‌های اولیه ورودی به چرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای، از این داده‌ها به عنوان داده ثانویه استفاده شده است و در مرحله دوم این داده‌ها از طریق تابع هدف با داده‌های شبیه‌سازی شده، مقایسه می‌شوند (Ravalec-Dupin et al., 2011). مزیت دیگر این روش به پایان رساندن فرآیند ساخت یا به‌روزرسانی مدل‌های استاتیک با مجموعه‌ای از مدل‌ها (نه فقط یک مدل) می‌باشد. این مجموعه مدل‌های استاتیک می‌توانند برای همخوانی با داده‌های دینامیک، متعاقبا وارد فرآیند چرخه انطباق تاریخچه تولید شوند. الگوریتم مراحل اصلی فرآیند چرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای در شکل ۱ نمایش داده شده است. در این پژوهش الگوریتم بهینه‌سازی بکار گرفته

1. Spatial Relationship
2. Pre-Production
3. Undetermined
4. Deterministic
5. Stochastic Simulation
6. Petroelastic

شده برای کمینه‌سازی تابع هدف مساله، تلفیقی از الگوریتم‌های قدرتمند ازدحام ذرات و ژنتیک (PSO_GA) می‌باشد. هدف اصلی ترکیب این دو الگوریتم، بهره‌گیری بیشتر از قابلیت‌های الگوریتم ازدحام ذرات[1] و عملگرهای الگوریتم ژنتیک[2] (تقاطع[3] و جهش[4]) است (Agarwal and Srivastava, 2018).



شکل ۱: فرآیند چرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای

توانمندی الگوریتم‌های ازدحام ذرات و ژنتیک در حل مسائل غیرخطی پیچیده مختلف، بارها به اثبات رسیده است. با این‌حال هر کدام از این روش‌ها دارای نقاط ضعف و قوتی هستند. برای مثال یکی از مشکلات اساسی الگوریتم ازدحام ذرات، همگرایی زودرس آن می‌باشد؛ که لزوما به معنای همگرایی به جواب بهینه نیست (Garg, 2016). برای جلوگیری از این رخداد می‌توان از عملگرهای تقاطع و جهش، برای ایجاد جواب-های جدید به منظور خارج شدن از کمینه‌های موضعی و جستجوی بیشتر فضای جواب‌های مساله، استفاده کرد (Del Valle et al., 2008). در انتها، نتایج بدست آمده با نتایج حاصل از الگوریتم‌های ازدحام ذرات و ژنتیک مقایسه شده است.

۲- تئوری

۲-۱- بهبود عملکرد الگوریتم ازدحام ذرات بوسیله ترکیب آن با الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) یک روش بهینه‌سازی مبتنی بر قوانین احتمال است؛ که توسط ابرهارت و کندی در سال ۱۹۹۵ ارائه شد (Eberhart and Kennedy, 1995). این الگوریتم فرا ابتکاری الهام گرفته شده از رفتار اجتماعی پرندگان برای پیدا کردن غذاست. در PSO هر جواب مساله، یک ذره در فضای جستجو می‌باشد. هر ذره دارای یک مقدار شایستگی است، که توسط تابع شایستگی (تابع هدف) مساله بدست می‌آید. این الگوریتم با یک گروه از جواب‌های تصادفی (ذرات) شروع به کار می‌کند. سپس برای یافتن جواب بهینه در فضای مساله با به روز کردن سرعت و مکان هر ذره به جستجو می‌پردازد. هر ذره در یک فضای N_p بعدی (N_p تعداد پارامترهای مجهول مساله است) با دو مقدار موقعیت مکانی و سرعت مشخص می‌شود. در هر مرحله از حرکت جمعیت، مکان هر ذره با توجه به دو مقدار بهترین، به روز می‌شود. اولین مقدار، بهترین جوابی است که تاکنون برای هر ذره به طور مجزا بدست آمده است و بهترین مکان ذره[5] نام دارد و دیگری بهترین جوابی است که، تاکنون به وسیله تمام ذره‌ها در میان جمعیت بدست آمده است و مکان بهترین ذره[6] نام دارد.

در واقع بهترین ذره متناظر با ذره‌ای است که بیشترین مقدارتابع شایستگی یا کمترین مقدار تابع هزینه را به خود اختصاص دهد. اگر $J(x)$ تابع هزینه باشد، مقدارآن برای هرذره بسته به مکان آن در فضای جستجو مساله است (Marini and walczak, 2015). ذرات در هر مرحله سرعت و مکان خود را با توجه به تعامل و همکاری موجود بین اعضای جمعیت و در راستای نیل به بهترین مکان بهبود می‌بخشند. در هر تکرار الگوریتم، بعد از یافتن دو مقدار بهترین مکان ذره ومکان بهترین ذره سرعت جدید هر ذره طبق رابطه زیر به روز می شود:

$$V_i^{(k+1)} = w * V_i^{(k)} + c_1 * r_1 * \left(x_{LBP}^{(k)} - x_i^{(k)}\right) + \left(x_{GBP}^{(k)} - x_i^{(k)}\right) \quad (۱)$$

c_1 و c_2 ضرایب یادگیری یا شتاب می‌باشند؛ که در بازه [۱،۲] تغییر می‌کنند و معمولا برابر ۲ در نظر گرفته می‌شوند. این مقادیر نشان دهنده تعداد ذراتی است که جهت حرکتشان را به سمت مکان‌های بهتر عوض کرده‌اند. مقادیر c_1 و c_2 به ترتیب بیان می‌کنند که ذرات برای حرکت خود به چه میزان از تجربه شخصی خود و تجربه بهترین ذره جمعیت، الگو می‌گیرند (Dell Valle et al., 2008).

ضریب اینرسی[7] (w) که بیانگر تاثیر سرعت مرحله قبل ذره بر سرعت فعلی آن است، در بازه [۰،۱] تغییر می‌کند. برای اطمینان از همگرایی الگوریتم، مقدار آن باید کمتراز ۱ باشد. برای مقادیر بیشتر این ضریب ذرات تمایل بیشتری برای یافتن نقاط جدید فضای جستجو دارند. در حالی که برای مقادیر کمتر آن، ذرات تمایل دارند مکان‌های نزدیک به مکان مرحله قبل را انتخاب کنند (Zhan et al., 2009).

r_1 و r_2 اعداد تصادفی در بازه [۰،۱] می‌باشند. برای جلوگیری از واگرایی الگوریتم، بهتر است سرعت حرکت ذرات در یک بازه مشخص محدود شود؛ سپس مکان ذره طبق رابطه ۲ به روز می‌شود:

$$X_i^{(k+1)} = X_i^{(k)} + V_i^{(k+1)} \quad (۲)$$

به دلیل تغییر مکان ذرات، ممکن است بعضی ذرات از محدوده فضای جستجوی مساله خارج شوند. در چنین مواردی، این ذرات به نزدیکترین مرز فضا منتقل شده و سرعت آنها صفر در نظر گرفته می‌شود

1. Particle Swarm Optimization
2. Genetic Algorithm
3. Crossover
4. Mutation
5. Local Best Position (LBP)
6. Global Best Position (GBP)
7. Inertia Coefficient

(Eberhart and shi, 1998). تعامل و همکاری ذرات با یکدیگر به به دام نیفتادن الگوریتم در کمینه‌های موضعی کمک می‌کند. با این حال یکی از مشکلات اساسی این الگوریتم، همگرایی زودرس آن می‌باشد؛ که ممکن است همگرایی به یک کمینه موضعی باشد. برای جلوگیری از این اتفاق می‌توان با بکارگیری عملگرهای الگوریتم ژنتیک مثل تقاطع و جهش، جواب‌های جدیدتر و متنوع‌تری ایجاد کرد، به این امید که از به دام افتادن الگوریتم در کمینه‌های موضعی جلوگیری شود (Agarwal and Srivastava, 2018). در هر تکرار بعد از به روزرسانی مکان ذرات در الگوریتم ازدحام ذرات، زیرمجموعه‌ای از جمعیت ذرات تحت عنوان جمعیت والدین[1] انتخاب می‌شوند. به منظور ایجاد یک جمعیت جدید موسوم به جمعیت فرزندان[2]، عمل تقاطع به جمعیت والدین اعمال می‌شود. سپس زیرمجموعه دیگری از جمعیت ذرات انتخاب شده و عمل جهش بر روی آنها اعمال می‌شود؛ که حاصل آن ایجاد جمعیت جهش‌یافتگان[3] می‌باشد. در واقع هدف از بکارگیری عملگر جهش، ایجاد تنوع و افزایش گوناگونی در جمعیت است (Kumar and Vidyarthi, 2016). حال جمعیت اولیه ذرات، فرزندان و جهش‌یافتگان با یکدیگر ادغام شده و بر اساس میزان شایستگی ذرات، یک مجموعه جدید به اندازه جمعیت اولیه انتخاب می‌شود؛ تا به عنوان جمعیت اولیه در تکرار بعد، مورد استفاده قرار گیرد (Amjad et al., 2018). در واقع بکارگیری عملگرهای تقاطع و جهش باعث ایجاد جواب‌های جدیدتر و شاید بهتری می‌شود؛ که ممکن است از قرار گرفتن الگوریتم در بهینه‌های موضعی جلوگیری کند. یکی از مزایای الگوریتم ازدحام ذرات نسبت به الگوریتم ژنتیک ساده‌تر و کمتر بودن پارامترهای آن است. هر چند در کنترل سرعت همگرایی به جواب بهینه، الگوریتم ژنتیک به دلیل استفاده از عملگرهای تقاطع و جهش، بهتر عمل می‌کند. بنابراین می‌توان با بکارگیری عملگرهای الگوریتم ژنتیک در الگوریتم ازدحام ذرات، امیدوار بود عملکرد الگوریتم ترکیبی حاصل، بهبود یابد (Thengade and Dondal, 2012).

۲-۲- مدل پیشرو (معادلات پتروالاستیک)

مدل پتروالاستیک (PEM) از خواص سنگ وسیال مخزن برای محاسبه خواص کشسانی آن و متعاقبا سرعت و امپدانس امواج صوتی، استفاده می‌کند. در واقع مدل PEM با بکارگیری یک سری معادلات تجربی و تئوری و با فرض دمای ثابت، ایزوتروپیک[4] و به صورت خطی کشسان بودن محیط متخلخل، سرعت و امپدانس امواج صوتی را با سه پارامتر شاخص توده[5]، شاخص برشی[6] و چگالی توده سنگ تعیین می‌کند.

هر سلول در فضای متخلخل شامل قسمت‌های جامد و حفراتی که از سیالات موجود در مخزن اشباع شده‌اند، می‌باشد. به هر سلول میانگینی از خواص کشسانی نسبت داده می‌شود. بنابراین فضای متخلخل به صورت یک محیط متخلخل پیوسته موثر با خواص کشسانی میانگین، در نظر گرفته می‌شود. برای محاسبه خواص کشسانی ابتدا باید رخساره، تخلخل و نوع سیال مخزن مدل شوند. در مدل پتروالاستیک بکار گرفته شده در این پژوهش، شاخص توده و برشی برای یک سنگ خشک، از معادلات (۵) و (۶) بدست می‌آیند (Nur et al., 1995).

$$K_{dry} = K_m\left(1-\frac{\varphi}{\varphi_c}\right) \tag{۵}$$

$$G_{dry} = G_m\left(1-\frac{\varphi}{\varphi_c}\right) \tag{۶}$$

K_{dry} شاخص توده برای کانی‌های یک سنگ خشک، G_m شاخص برشی و φ_c تخلخل بحرانی آن می‌باشد. خواص کشسانی برای یک سنگ خشک به عواملی همچون ترکیب کانی‌شناسی، شکل حفرات، دیاژنز و تاریخچه تدفین بستگی دارد. با پیروی از Lumley فرض می‌شود که معادله گاسمن[7] (معادله۷) برای شرایط مخزن و لرزه نگاری با فرکانس کم، مناسب است (Lumley, 1995):

$$K_{sat} = K_{dry} + \frac{\left(1-\frac{K_{dry}}{K_m}\right)^2}{\frac{\varphi}{K_f}+\frac{1-\varphi}{K_m}+\frac{K_{dry}}{K_m^2}} \tag{۷}$$

$$G_{sat} = G_{dry} \tag{۸}$$

معادله (۸) بیانگر این فرض است که شاخص برشی (G) برای یک سنگ در حالت اشباع از سیال (G_{sat}) با حالت خشک (وقتی حفرات سنگ از هوا اشباع شده باشند)، برابر است.

در معادله (۷)، K_f شاخص توده سیال، K_{sat} شاخص توده و G_{sat} شاخص برشی سنگ اشباع از سیال می‌باشد. در هنگام برداشت لرزه، بعد از عبور امواج از سنگ، سیالات زمان کافی برای جریان یافتن دارند؛ در نتیجه تغییرات فشار سیال حفره ناشی از عبور موج ناچیز است. بنابراین مخلوط نفت، آب و گاز موجود در حفرات را می‌توان با یک سیال فرضی جایگزین کرد. به کمک رابطه Wood (معادله۹) می‌توان شاخص توده این سیال را بدست آورد:

$$\frac{1}{K_f} = \sum_{i=1}^{3}\frac{S_i}{K_i} = \frac{S_o}{K_o}+\frac{S_g}{K_g}+\frac{S_w}{K_w} \tag{۹}$$

K_f باید در شرایط اولیه مخزن تعریف شود. چرا که مقدار آن وابسته به فشار سیال حفره و اشباع‌شدگی آنها می‌باشد. زیروندهای o، w و g به ترتیب نشان دهنده نفت، آب و گاز می‌باشند. در مدل پتروالاستیک بکار گرفته شده در این پژوهش، یک سیال دو فازی (آب و نفت) حفرات مخزن را پرکرده است. معادلات گاسمن تا زمانی که خمیره جامد سنگ به صورت همگن و توزیع حفرات ایزوتروپیک باشد، قابل اطمینان هستند. چگالی سنگ اشباع به صورت یک ترکیب خطی ازچگالی ماتریکس و

1. Parents
2. Offsprings
3. Mutants
4. Isotropic
5. Bulk Modulus
6. Shear Modulus
7. Gassmann

سیال به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\rho = (1-\varphi)\rho_m + \varphi\left(s_o\rho_o + s_w\rho_w + s_g\rho_g\right) \tag{۱۰}$$

سرانجام سرعت و امپدانس صوتی امواج P و S در یک سنگ اشباع از روابط شناخته شده زیر بدست می‌آیند:

$$V_p = \sqrt{\frac{k_{sat} + \frac{4}{3}G_{sat}}{\rho}} \tag{۱۱}$$

$$V_s = \sqrt{\frac{G_{sat}}{\rho}} \tag{۱۲}$$

$$I_p = \rho\, V_p \tag{۱۳}$$

$$I_s = \rho\, V_s \tag{۱۴}$$

مدل پتروالاستیک پیشنهادی یک مدل قطعی می‌باشد. با این وجود این مدل قابل تعمیم به مدل پتروالاستیکی است، که به وسیله تعدادی تابع چگالی احتمال بیان شود (به عنوان مثال (Mavko et al., 1998)). خواص کشسانی رخساره‌های مخزن در جدول ۱ نمایش داده شده است.

جدول۱: خواص کشسانی رخساره‌های مخزن استفاده شده در این پژوهش

	φ_c	$K_m(GPa)$	$G_m(GPa)$	$\rho_m(gr/cm^3)$
ماسه	۰٫۴	۳۸	۲۲	۲٫۶
ماسه‌شیلی	۰٫۵	۳۰	۱۵٫۵	۲٫۷

۳- روش تحقیق

۳-۱- روش‌شناسی

در این پژوهش، یک روش نوین از گروه روش‌های چرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای برای به‌روزرسانی مجموعه‌ای از مدل‌های استاتیک مخزن به منظور همخوان‌سازی آنها با داده‌های لرزه‌ای، طراحی شده است. روش ارائه شده دارای دو مرحله اساسی است:

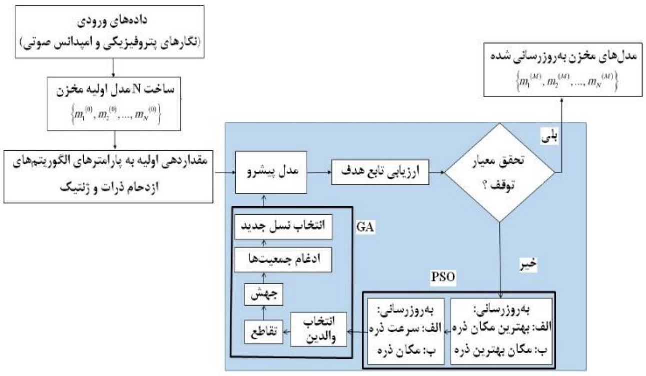
۱- ساخت مجموعه‌ای از مدل‌های استاتیک مخزن، که در آن از داده‌های نگارهای پتروفیزیکی به عنوان داده سخت[1] و داده‌های امپدانس موج P به عنوان داده ثانویه[2] استفاده شده است.

۲- وارد کردن این مجموعه مدل به چرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای، به منظور حصول همخوانی بیشتر آنها با داده‌های امپدانس موج P

مراحل اصلی چرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای در این پژوهش به ترتیب زیر است:

۱. ساخت N مدل اولیه به کمک داده‌های نگارهای پتروفیزیکی و امپدانس صوتی موج P.
۲. مقداردهی اولیه به پارامترهای الگوریتم‌های ازدحام ذرات و ژنتیک.
۳. اعمال مدل پیشرو (معادلات پتروالاستیک) برای هر ذره (مدل مخزن).
۴. ارزیابی تابع هدف برای هر ذره
۵. به‌روز رسانی:
   الف: بهترین مکان هر ذره
   ب: مکان بهترین ذره
۶. به‌روز رسانی:
   الف: سرعت ذرات طبق رابطه (۱)
   ب: مکان ذرات طبق رابطه (۲)
۷. اعمال تقاطع به ذرات
۸. اعمال جهش به ذرات
۹. مراحل ۳ و ۸ تا زمانی که معیار توقف محقق نشده، تکرار می‌شوند.

الگوریتم فرآیند ذکر شده در شکل ۲ نمایش داده شده است.



شکل۲: الگوریتم ارائه شده برای روش پیشنهادی به منظور به‌روزرسانی مدل‌های استاتیک مخزن.

تابع هدف بکار گرفته شده در این پژوهش به صورت زیر تعریف شده است.

$$J(x) = \sum_{i}^{N} \frac{\left(Ip_i^{sim}(x) - Ip_i^{obs}\right)^2}{\left(\sigma_{Ip}^{obs}\right)^2} \tag{۱۵}$$

تابع هدف $J(x)$ به صورت توان دوم اختلاف امپدانس صوتی موج P اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده است. x خاصیت مجهول مدل مخزن (شاخص رخساره)، N تعداد سلول‌های مدل، Ip_i^{obs} و $Ip_i^{sim}(x)$ به ترتیب امپدانس صوتی موج P اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده در هر سلول و σ_{Ip}^{obs} انحراف معیار امپدانس صوتی اندازه‌گیری شده می‌باشد.

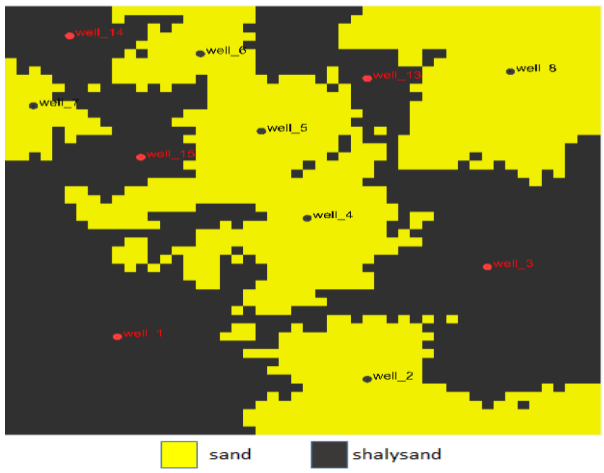
۳-۲- مدل مصنوعی مرجع

در این بخش یک مدل مرجع مخزن مصنوعی با دو رخساره ماسه و ماسه‌شیلی ایجاد شده است؛ که سهم نسبی آنها به ترتیب ۵۵ و ۴۵ درصد می‌باشد. مدل مخزن به صورت یک لایه افقی با ۵۰*۵۰ سلول (در مجموع ۲۵۰۰) با ابعاد ۱۲٫۵متر می‌باشد. یازده چاه که مکان آنها به

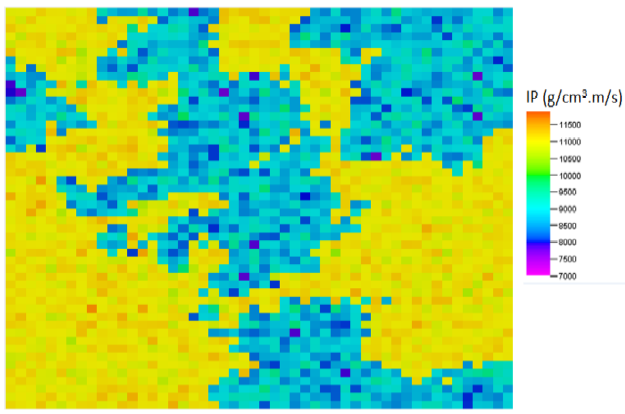
1. Hard data
2. Soft data

صورت تصادفی در نظر گرفته شده؛ در مدل منظور شده است. نگارهای پتروفیزیکی برای هر چاه باتوجه به خاصیت پتروفیزیکی هرسلولی که چاه در آن قرار گرفته، ساخته می‌شود.

مدل واریوگرام در نظر گرفته شده برای رخساره‌ها، مدل کروی است. بازه همبستگی در نظر گرفته شده برابر ۱۶۵متر در جهت جانبی می‌باشد. مقادیر تخلخل و اشباع شدگی آب ونفت برای هر سلول با توجه به شاخص رخساره آن، نسبت داده شده است. مدل رخساره‌ای مرجع مخزن به همراه مکان چاه‌ها و مدل امپدانس صوتی موج P مرجع به ترتیب در شکل‌های ۳ و ۴ نمایش داده شده است.



شکل ۳: مدل رخساره‌ای مخزن مرجع

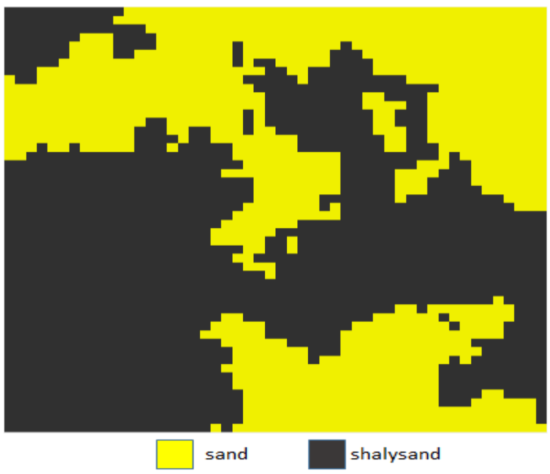


شکل ۴: مدل امپدانس صوتی موج P مرجع

۳-۳- نتایج و بحث

در این پژوهش یک مساله بهینه‌سازی که هدف آن تعیین توزیع فضایی خواص پتروفیزیکی در یک مخزن مصنوعی دو بعدی با داده‌های امپدانس موج P معلوم می‌باشد، اعمال شد. تمرکز این مطالعه، بر تعیین مدل رخساره‌ای مخزن می‌باشد. فرض می‌شود که شاخص رخساره در تمام سلول‌ها به جز نقاطی که در آن چاه موجود است، ناشناخته است. تنها اطلاعات در دسترس نگارهای پتروفیزیکی، مدل واریوگرام، میانگین تخلخل و اشباع شدگی سیالات مخزن، خواص کشسانی رخساره‌ها و امپدانس موج P می‌باشد. بنابراین هدف تعیین مدل رخساره‌ای مخزنی است که از روش چرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای پیروی کرده و حداکثر همخوانی را با داده‌های امپدانس موج P داشته باشد. مدل‌های رخساره‌ای به‌روز رسانی شده خام‌تر از مدل رخساره‌ای مرجع می‌باشد؛ چراکه این روش توانایی ساخت و تشریح جزئیات آن را ندارد.

پیشتر اشاره شد که مزیت اصلی روش پیشنهادی در ساخت یا به‌روز رسانی مدل‌های مخزن، بکارگیری داده‌های امپدانس صوتی موج P در دو مرحله است. در مرحله اول در محیط نرم‌افزار ®PETREL، به کمک روش زمین‌آماری seismic probability trend در ساخت ۵۰ مدل رخساره‌ای به روش شبیه‌سازی گاوسی شاخصی[1]، از داده‌های امپدانس صوتی موج P به عنوان داده ثانویه استفاده شد؛ که میزان عدم تطابق (میانگین تعداد سلول‌هایی در مدل به‌روز رسانی شده که شاخص رخساره آنها متفاوت با سلول متناظر در مدل مرجع می‌باشد) این مدل‌ها با مدل مرجع، در بازه ۳۴٫۵-۲۴٫۹ قرار گرفت. یک نمونه از مدل‌های اولیه ورودی به چرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای در شکل ۵ نمایش داده شده است. از این ۵۰ مدل رخساره‌ای به عنوان ورودی به چرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای استفاده شد.

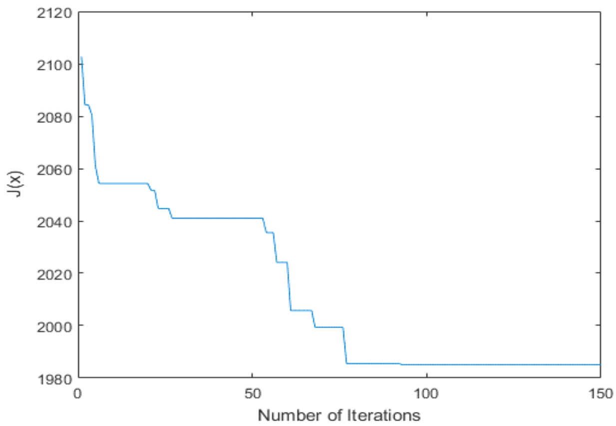


شکل ۵: یک نمونه از مدل‌های اولیه ورودی به چرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای

سپس در مرحله دوم این داده‌ها (امپدانس صوتی موج P) از طریق تابع هدف مساله، با مدل‌های امپدانس صوتی موج P شبیه‌سازی شده مقایسه شد. بعد از ۱۵۰ تکرار چرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای میزان عدم تطابق مدل‌های به‌روز رسانی شده با مدل مرجع، به بازه ۱۵٫۱-۱۳٫۴ درصد محدود شد. در واقع مدل‌های ورودی به چرخه، حاصل از بکارگیری یکی از روش‌های سنتی زمین‌آماری در تلفیق داده‌های لرزه‌ای (امپدانس صوتی موج P) در ساخت یا به‌روز رسانی مدل‌های رخساره‌ای مخزن هستند؛ که دارای میزان عدم تطابق ۲۹٫۷ درصدی (در میانگین) با مدل

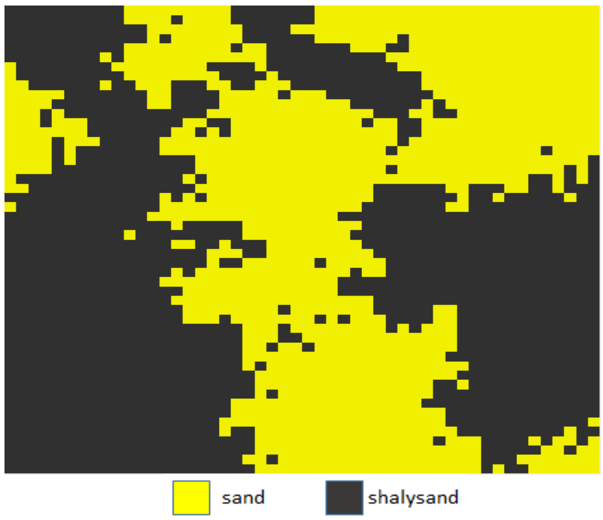
1. Sequential Indicator Simulation

مرجع می‌باشند. با بکارگیری روش چرخه انطباق با داده‌های لرزه‌ای این مقدار به ۱۴/۷ درصد رسید. فرآیند جستجو در فضای جواب‌های مساله، در این لحظه متوقف شد؛ چرا که تابع هدف به یک تراز[1] رسیده و الگوریتم بهینه‌سازی PSO-GA دیگر قادر به کاهش بیشتر تابع هدف نبود. نحوه کمینه‌سازی تابع هدف با الگوریتم PSO-GA در شکل ۶ نمایش داده شده است.



شکل۶: نحوه کمینه‌سازی تابع هدف با الگوریتم PSO-GA

یک مدل از مجموعه مدل‌های رخساره‌ای به‌روزرسانی شده با روش پیشنهادی که دارای کمترین میزان عدم تطابق (۱۳/۴ درصد) با مدل مرجع می‌باشد، در شکل ۷ نمایش داده شده است.



شکل ۷: یکی از مدل‌های رخساره‌ای مخزن بدست آمده با روش پیشنهادی با کمترین میزان عدم تطابق با مدل مرجع

برای مقایسه الگوریتم بهینه‌سازی PSO_GA با الگوریتم‌های GA و PSO در کمینه‌سازی تابع هدف در مساله به‌روز رسانی مدل‌های استاتیک به کمک چرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای، یک مقایسه کمی (درصد عدم تطابق مدل‌های رخساره‌ای به‌روز رسانی شده با مدل رخساره‌ای مرجع) بین الگوریتم‌های ذکر شده انجام شد. جدول ۲ نتایج کمی حاصل را نشان می‌دهد.

جدول۲: درصد عدم تطابق مدل‌های رخساره‌ای حاصل با مدل رخساره‌ای مرجع

	PSO	GA	PSO-GA
درصد عدم تطابق مدل‌های رخساره‌ای به‌روز رسانی شده با مدل مرجع	۱۷/۱۸-۲/۶	۱۶/۱۷-۶/۸	۱۳/۱۵-۴/۱

۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، یک روش پیشنهادی برای به‌روز رسانی مدل‌های استاتیک به روش چرخه انطباق داده‌های لرزه‌ای ارائه شد. این روش که برمبنای روش‌های زمین‌آماری و الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌باشد؛ باعث افزایش همخوانی مدل‌های استاتیک مخزن با داده‌های لرزه‌ای دو یا سه‌بعدی اولیه شد. برای اثبات قابلیت اجرایی روش پیشنهاد شده، این روش بر روی مساله تعیین مدل رخساره‌ای یک مخزن مصنوعی دو بعدی با داده‌های نگارهای پتروفیزیکی و امپدانس موج تراکمی مشخص، آزمایش شد. نتایج نشان داد که روش پیشنهادی در همخوان‌سازی مدل استاتیک مخزن به داده‌های لرزه‌ای، بهتر از روش‌های سنتی زمین‌آماری که از این داده‌ها فقط به عنوان داده ثانویه استفاده می‌کرد، عمل می‌کند. بکارگیری این روش نوین، باعث افزایش ۱۵ درصدی (در میانگین) تطابق مدل‌های رخساره‌ای به روز شده با مدل مرجع نسبت به مدل‌هایی است، که به کمک روش زمین‌آماری Seismic probability trend ساخته شد. همچنین نتایج حاکی از آن است که بکارگیری الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-ژنتیک برای کمینه‌سازی تابع هدف مساله، کمی بهتر از الگوریتم‌های ازدحام ذرات و ژنتیک عمل کرده و باعث به‌روز رسانی مدل-های مخزنی شد، که دارای همخوانی کمی بیشتری با داده‌های لرزه‌ای دوبعدی یا سه‌بعدی اولیه می‌باشند.

۵- منابع

Abdel-Fattah, M. I., Metwalli, F. I., & El Sayed, I. M. (2018). Static reservoir modeling of the Bahariya reservoirs for the oilfields development in South Umbarka area, Western Desert, Egypt. *Journal of African Earth Sciences*, 138, 1-13.

Adelu, A. O., Aderemi, A. A., Akanji, A. O., Sanuade, O. A., Kaka, S. I., Afolabi, O., .Olugbemiga, S., & Oke, R. (2019). Application of 3D static modeling for optimal reservoir characterization. *Journal of African Earth Sciences*, 152, 184-196.

Agarwal, M., & Srivastava, G. M. S. (2018). Genetic Algorithm-Enabled Particle Swarm Optimization (PSOGA)-Based Task Scheduling in Cloud Computing

1. Plateau

optimization. *Journal of Applied Geophysics*, 129, 187-199.

Emami Niri, M., & Lumley, D. E. (2017). Initialising reservoir models for history matching using pre-production 3D seismic data: constraining methods and uncertainties. *Exploration Geophysics*, 48 (1), 37-48.

Emami Niri, M. (2018). 3D and 4D Seismic Data Integration in Static and Dynamic Reservoir Modeling: A Review. *Journal of Petroleum Science and Technology*, 8 (2), 38-56.

Eberhart, R. C., & Shi, Y. (1998). Comparison between genetic algorithms and particle swarm optimization. In *International conference on evolutionary programming*, 611-616. Springer, Berlin, Heidelberg.

Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. In *MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, 39-43. IEEE.

Friedel, S. (2003). Resolution, stability and efficiency of resistivity tomography estimated from a generalized inverse approach. *Geophysical Journal International*, 153 (2), 305-316.

Garg, H. (2016). A hybrid PSO-GA algorithm for constrained optimization problems. *Applied Mathematics and Computation*, 274, 292-305.

Koneshloo, M., Aryana, S. A., Grana, D., & Pierre, J. W. (2017). A workflow for static reservoir modeling guided by seismic data in a fluvial system. *Mathematical Geosciences*, 49 (8), 995-1020.

Kozlovskaya, E., Vecsey, L., Plomerová, J., & Raita, T. (2007). Joint inversion of multiple data types with the use of multi objective optimization: problem formulation and application to the seismic anisotropy investigations. *Geophysical Journal International*, 171 (2), 761-779.

Kumar, N., & Vidyarthi, D. P. (2016). A novel hybrid PSO-GA meta-heuristic for scheduling of DAG with communication on multiprocessor systems. *Engineering with Computers*, 32 (1), 35-47.

Lumley, D. E. (1995). Seismic time-lapse monitoring of subsurface fluid flow, No. 91. Stanford University.

Marini, F., & Walczak, B. (2015). Particle swarm optimization (PSO). A tutorial. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 149, 153-165.

Mavko, G., Mukerji, T., & Dvorkin, J. (1998). The rock physics handbook: Tools for seismic analysis in porous media: University of Cambridge.

Environment. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 17 (04), 1237-1267.

Amjad, M. K., Butt, S. I., Kousar, R., Ahmad, R., Agha, M. H., Faping, Z., .Anjum, N., & Asgher, U. (2018). Recent research trends in genetic algorithm based flexible job shop scheduling problems. *Mathematical Problems in Engineering*.

Angeleri, G. P., & Carpi, R. (2006). Porosity prediction from seismic data. *Geophysical prospecting*, 30 (5), 580-607.

Bäck, T., Fogel, D. B., & Michalewicz, Z. (1997). *Handbook of evolutionary computation*. CRC Press.

Bornard, R., Allo, F., Coléou, T., Freudenreich, Y., Caldwell, D. H., & Hamman, J. G. (2005). Petrophysical Seismic Inversion to Determine More Accurate and Precise Reservoir Properties (SPE94144). In *67th EAGE Conference & Exhibition*.

Castro, S. A., Caers, J., Otterlei, C., Meisingset, H., Hoye, T., Gomel, P., & Zachariassen, E. (2009). Incorporating 4D seismic data into reservoir models while honoring production and geologic data: A case study. *The Leading Edge*, 28 (12), 1498-1505.

Del Valle, Y., Venayagamoorthy, G. K., Mohagheghi, S., Hernandez, J. C., & Harley, R. G. (2008). Particle swarm optimization: basic concepts, variants and applications in power systems. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 12 (2), 171-195.

Doyen, P. (2007). Seismic reservoir characterization: An earth modelling perspective, Vol. 2, p. 255. Houten: EAGE publications.

El Khadragy, A. A., Eysa, E. A., Hashim, A., & El Kader, A. A. (2017). Reservoir characteristics and 3D static modelling of the Late Miocene Abu Madi Formation, onshore Nile Delta, Egypt. *Journal of African Earth Sciences*, 132, 99-108.

Emami Niri, M., & Lumley, D. (2013). Uncertainty analysis in quantitative integration of inverted 3D seismic data for static reservoir modeling. In *13th International Congress of the Brazilian Geophysical Society & EXPOGEF, Rio de Janeiro, Brazil*, Society of Exploration Geophysicists and Brazilian Geophysical Society.

Emami Niri, M., & Lumley, D. E. (2015). Simultaneous optimization of multiple objective functions for reservoir modeling. *Geophysics*, 80 (5), M53-M67.

Emami Niri, M., & Lumley, D. E. (2016). Estimation of subsurface geomodels by multi-objective stochastic using a parallel, multi-objective genetic algorithm. *Geophysical Journal International*, 162 (3), 685-695.

Tarantola, A. (2005). *Inverse problem theory and methods for model parameter estimation*, Vol. 89. Siam.

Thengade, A., & Dondal, R. (2012). Genetic algorithm-survey paper. In *MPGI National Multi Conference,* 7-8.

Zhan, Z. H., Zhang, J., Li, Y., & Chung, H. S. H. (2009). Adaptive particle swarm optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 39 (6), 1362-1381.

Nur, A. M., Mavko, G., Dvorkin, J., & Gal, D. (1995). Critical porosity: The key to relating physical properties to porosity in rocks. In *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, 878-881. Society of Exploration Geophysicists.

Ravalec-Dupin, L., Enchery, G., Baroni, A., & Da Veiga, S. (2011). Preselection of reservoir models from a geostatistics-based petrophysical seismic inversion. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 14 (05), 612-620.

Schwarzbach, C., Börner, R. U., & Spitzer, K. (2005). Two-dimensional inversion of direct current resistivity data

Shahrood University of Technology

JOURNAL OF RESEARCH ON APPLIED GEOPHYSICS

(JRAG)

2020, VOL 6, NO 2

(DOI): 10.22044/JRAG.2020.9365.1277

Iranian Geophysical Society - 1975

Updating static reservoir models based on seismic matching loop approach

Mohamadreza shad salanghouch[1] and Mohammad Emami Niri [2*]

1- M.Sc. Student, Institute of Petroleum Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran
2- Assistant Professor, Institute of Petroleum Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

Received: 9 February 2020; Accepted: 11 March 2020

Corresponding author: emami.m@ut.ac.ir

Keywords

Static reservoir modeling
Seismic data
Geostatistics
Genetic algorithm
Particle swarm optimization

Extended Abstract

Summary

Hydrocarbon reservoir modeling is an important tool in characterizing reservoir and forecasting its performance. A realistic reservoir model can be generated by combining different datasets in an optimal manner. Seismic data has always been of interest due to its extensive areal coverage and high lateral resolution compared to well-based data. Using time-lapse (4D) seismic data, the reservoir dynamic modeling is improved. Integrating 4D seismic data into dynamic reservoir modeling process requires that the static reservoir model to be coherent with the pre-production 2D/3D seismic data. To do so, we use seismic matching loop approach, which is based on geostatistical techniques and optimization algorithms to update static reservoir models. A key point in this regard is that seismic data or information is used twice. Acoustic data are first used as a constraint when generating reservoir models based on a geostatistical simulation algorithm. Then, they are compared to the acoustic responses computed for the simulated reservoir models. The implemented optimization algorithm in this study is a hybrid of particle swarm optimization (PSO) and genetic algorithm (GA). The obtained results on a synthetic case study show that the proposed method, compared to the conventional geostatistical methods, results in generation of static reservoir models that are qualitatively and quantitatively more consistent with pre-production seismic data.

Introduction

Proper hydrocarbon reservoir management requires thoroughly understanding the reservoir properties. This can be achieved by integrating various source of information in the reservoir modeling process. Seismic data has always been of vast interest in reservoir modeling due to its extensive areal coverage and high lateral resolution compared to well-based data. Baseline seismic data is vital not only for the definition of the model geometry, but also for the whole modeling process. For integrating pre-production seismic data in static reservoir modeling, seismic matching loop approach, which is based on geostatistical techniques and optimization algorithms, can be employed. One of the novelest and robust artificial intelligence algorithms is the PSO algorithm. It is a swarm-based metaheuristic global optimization algorithm based on the flocking behavior of natural swarms. The PSO algorithm can be improved by adding GA operators such as crossover and mutation operators, that results in finding global optimum solutions in highly complex non-linear problems. The seismic matching loop approach for updating static reservoir models can effectively assist to obtain proper solutions in these problems. The capability of this method, i.e. seismic matching loop approach, to update reservoir facies models is studied in this paper.

Methodology and Approaches

The hybrid PSO-GA algorithm is implemented in 5 general steps. Initialization, updating local best and global best positions, updating velocity and position of each particle, crossover and mutation. In this paper, binary mutation and binary-tournament selection of crossover are used. The algorithm is coded and run in MATLAB®. Stochastic simulation for generating initial facies realization, which is used for initializing seismic matching loop, is performed in commercial modeling software package. Finally, updated reservoir facies models and reference facies model are compared both graphically and quantitatively.

Results and Conclusions

After implementing the written codes to our specified problem, we found out that the misfit error between updated reservoir facies models and reference reservoir facies model was in the range of 13.4% to 15.1%, while misfit error for

initial facies realizations used to initialize seismic matching loop was in the range of 24.9% to 34.5%. The obtained results show that the proposed method, compared to the conventional geostatistical methods, results in updating static reservoir models that are quantitatively more consistent with baseline seismic data. At the end, a quantitative comparison between hybrid PSO-GA, PSO and GA algorithms in minimizing objective function defined in seismic matching loop approach is performed. The misfit errors between models updated via GA and PSO algorithms and reference reservoir facies model have been obtained in the range of 16.6% to 17.8% and 17.2% to 18.6% respectively.