



به کارگیری الگوریتم‌های بهینه‌سازی و پارامتری سازی در تلفیق داده‌های لرزه‌ای و نگاره‌های چاه‌ها در فرایند ساخت و به روزرسانی مدل‌های رخساره‌ای

ایمان فتاحی دهکردی^{۱*} و امیرمحمد مهدوی راد^۲

۱- کارشناس ارشد مهندسی کامپیوتر؛ دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

۲- کارشناس مهندسی نفت؛ دانشکده نفت شهید تندگویان، دانشگاه صنعت نفت

دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۰۷/۰۲؛ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۱۰/۱۲

* نویسنده مسئول مکاتبات: fatahiiman@aut.ac.ir

چکیده

شناخت خصوصیات فیزیکی یک مخزن هیدروکربنی امری غیرقابل اجتناب در مدیریت مخزن طی مراحل مختلف عمر آن می‌باشد. حصول شناخت کافی از مخزن در گرو تلفیق منابع مختلف اطلاعاتی در فرایند مدل‌سازی کامپیوتری مخزن می‌باشد. در این راستا این پژوهش مسئله تلفیق داده‌های نگاره‌های چاه‌ها و لرزه‌های دوبعدی/سه‌بعدی در فرایند مدل‌سازی رخساره‌ای مخزن را مورد بررسی قرار داده است. به این منظور دو روش از دسته روش‌های موسوم به چرخه انطباق با داده‌های لرزه‌ای معرفی شده است. در روش اول، از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات به منظور پیدا کردن مقدار بهینه پارامتر تغییر روش آشفستگی احتمال استفاده شده است. به کارگیری روش آشفستگی احتمال به منظور تبدیل مسئله بهینه‌سازی با N پارامتر به یک مسئله بهینه‌سازی با یک پارامتر می‌باشد. در روش دوم، در غیاب روش‌های پارامتری‌سازی، مسئله به‌روزرسانی مدل‌های رخساره‌ای، یک مسئله بهینه‌سازی با N (تعداد سلول‌های مدل مخزن) پارامتر مجهول خواهد بود. واضح است با افزایش تعداد پارامترهای مجهول بهینه‌سازی، دقت الگوریتم‌های بهینه‌سازی در یافتن جواب بهینه کاهش می‌یابد. یکی از روش‌های غلبه بر این مشکل، طراحی الگوریتم‌هایی با توانایی بالاتر می‌باشد. در روش دوم سعی شده است با تلفیق عملگر تقاطع در الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی، توازن مناسبی میان توانایی‌های اکتشاف و استخراج آن برقرار شود. برای ارزیابی دقت عملکرد روش‌های پیشنهادی، از یک مدل مصنوعی سه‌بعدی مخزن (مدل مرجع) استفاده شد. مدل‌های رخساره‌ای به‌روزرسانی شده بوسیله روش‌های "آشفستگی احتمال- ازدحام ذرات" و "کلونی زنبور مصنوعی-ژنتیک" به ترتیب دارای یک تفاوت ۶/۶۵ و ۰/۹۹ درصدی با مدل رخساره‌ای مرجع است. برای نشان دادن توانایی الگوریتم‌های پیشنهادی در ساخت و به‌روزرسانی مدل‌های رخساره‌ای، دو روش سنتی زمین‌آماري نیز بر روی مسئله موردنظر پیاده‌سازی شده است. نتایج حاصل نشان داد که به کارگیری روش‌های "آشفستگی احتمال- ازدحام ذرات" و "کلونی زنبور مصنوعی-ژنتیک" به ترتیب با یک افزایش دقت ۱۸/۸ و ۲۴/۴۶ درصدی در تفاوت با مدل رخساره‌ای مرجع، نسبت به روش‌های زمین‌آماري همراه بود. در پایان عملکرد روش "کلونی زنبور مصنوعی-ژنتیک" بر روی دو مدل مخزن مصنوعی بزرگ‌تر و پیچیده‌تر ارزیابی شد. نتایج کمی و کیفی پژوهش نشان داد علی‌رغم محدودیت‌های روش‌های پیشنهادی، روش "کلونی زنبور مصنوعی-ژنتیک" با نتایج قابل قبول‌تری همراه است.

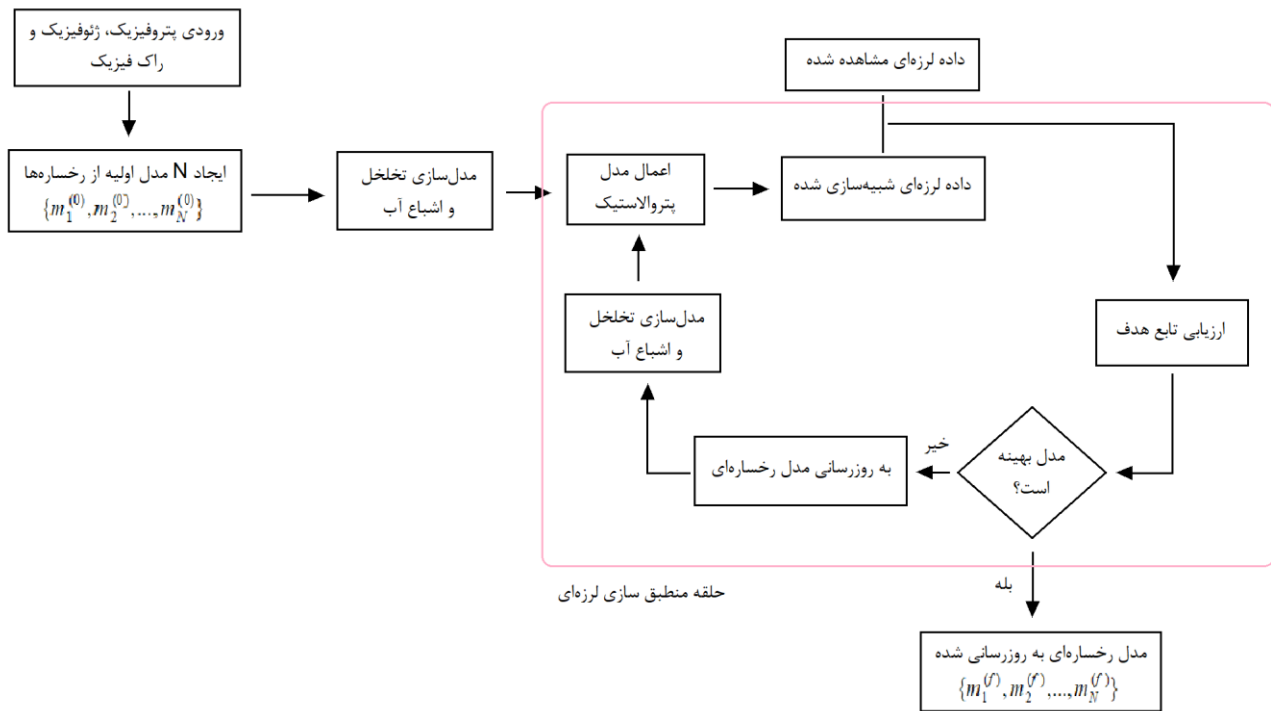
واژگان کلیدی

مدل‌سازی رخساره‌ای
بهینه‌سازی
روش‌های پارامتری سازی
الگوریتم زنبور عسل
تحلیل داده
چرخه انطباق با داده‌های لرزه‌ای
ازدحام ذرات

۱- مقدمه

مدیریت یک مخزن هیدروکربنی نقش مهمی در مراحل مختلف عمر آن مانند اکتشاف، گسترش، توسعه و تولید ایفا می کند. مدیریت منطقی و بهینه مخزن، نیازمند حصول شناخت حداکثری از آن می باشد که می تواند از طریق تلفیق منابع مختلف اطلاعاتی در فرآیند مدل سازی کامپیوتری مخزن حاصل شود (Emami Niri and Lumley, 2015; Adelu, et al., 2019). مدل سازی کامپیوتری یک مخزن هیدروکربوری شامل توصیف توزیع فضایی خواص زمین شناسی و پتروفیزیکی آن از قبیل رخساره، تخلخل، تراوایی و درصد اشباع سیالات مخزن می باشد. در فرآیند مدل سازی مخزن، مهم ترین منبع داده غالباً داده های چاه می باشد. با این حال این داده ها فقط مربوط به محل چاهها بوده و برای ساخت مدل های واقع بینانه مخزن، پراکنده و ناکافی می باشند. برای ساخت مدل های نزدیک به واقعیت مخزن، باید منابع مختلف داده را به روشی بهینه و منطقی در فرآیند مدل سازی تلفیق کرد (Schwarzbach et al., 2005; Ravalec-Dupin et al., 2011). داده های لرزه ای با پوشش سطح وسیعی از گستره مخزن و دارا بودن قدرت تفکیک جانبی بالاتر نسبت به داده های چاه، می توانند در تخمین خواص استاتیک پیوسته و گسسته در نقاط بین چاهها مفید واقع شوند. در مدل سازی دینامیک مخزن نیز می توان از داده های لرزه ای چهاربعدی جهت بهبود و ارتقا آن استفاده کرد. نکته حائز اهمیت در تلفیق داده های لرزه ای چهاربعدی زمان گذر (*Time-lapse*) در مدل سازی دینامیک، حصول اطمینان از همخوانی مدل های استاتیک مخزن با داده های لرزه ای دوبعدی/سه بعدی اولیه و قبل از تولید می باشد (Doyen, 2007). فرآیند انطباق تاریخچه تولید یک مسئله معکوس غیرخطی و نامشخص می باشد. بنابراین یک تغییر کوچک در مدل اولیه (مدل استاتیک)، ممکن است باعث بوجود آمدن خطا و انحراف بزرگی در نتایج (مدل های دینامیک) شود. بنابراین اطمینان از تطبیق حداکثری مدل استاتیک با داده های لرزه ای دوبعدی/سه بعدی، امری بسیار حیاتی است (Emami Niri and Lumley, 2015; Kozlovskaya et al., 2007; Abdel-Fattah et al., 2018). پژوهش های مختلفی در رابطه با ارائه الگوریتم مناسب با قابلیت تلفیق منابع مختلف داده برای ساخت مدل های رخساره ای مخزن، انجام گرفته است. روش های زمین آماری متعددی برای ساخت مدل های رخساره ای همخوان با داده های چاه و لرزه ای دوبعدی/سه بعدی معرفی شده اند که هر یک دارای محدودیت هایی می باشند (Kozlovskaya et al., 2007). به عنوان مثال در بیشتر این روش ها تمرکز اصلی آن ها بر روی داده های

چاهها می باشد و از داده های لرزه ای به عنوان داده راهنما (داده ثانویه) استفاده شده است (Emami Niri and Lumley, 2015). برای بکارگیری بیشتر داده های لرزه ای دوبعدی/سه بعدی در فرآیند مدل سازی رخساره ای، می توان از روش چرخه انطباق با داده های لرزه ای بهره گرفت (Ravalec-Dupin et al., 2011). این روش با بکارگیری داده های لرزه ای در دو مرحله، سعی می نماید این منبع ارزشمند داده را هر چه بیشتر در فرآیند مدل سازی رخساره ای دخیل نماید. در این روش ابتدا مجموعه ای از مدل های رخساره ای اولیه بوسیله روش های زمین آماری از قبیل شبیه سازی شاخصی متوالی ساخته می شوند. در ساخت این مدل های اولیه به کمک روش های زمین آماری، می توان از داده های لرزه ای به عنوان داده ثانویه (راهنما) استفاده کرد. در مرحله دوم، به منظور حصول همخوانی بیشتر با داده های لرزه ای، مدل های رخساره ای اولیه ساخته شده وارد چرخه انطباق با داده های لرزه ای می شوند. در این چرخه ابتدا با توجه به مدل رخساره ای، مدل های تخلخل و درصد اشباع سیالات مخزن (در فشار اولیه مخزن) ساخته می شوند. سپس مدل پتروالاستیک به منظور شبیه سازی داده های لرزه ای از قبیل امپدانس موج تراکمی، بر روی مدل های مخزن اولیه ورودی (شامل مدل رخساره ای، تخلخل و درصد اشباع سیالات مخزن) اعمال می شود (Bornard et al., 2005). مدل پتروالاستیک شامل یکسری معادلات تجربی و نظری بوده که خواص زمین شناسی و پتروفیزیکی مخزن از قبیل رخساره های زمین شناسی، تخلخل و درصد اشباع سیالات مخزن را به خواص کشسانی و لرزه ای از قبیل سرعت و امپدانس موج برشی و تراکمی، ربط می دهند. در مرحله بعد، اختلاف امپدانس تراکمی شبیه سازی شده و اندازه گیری شده در میدان، از طریق یک تابع هدف محاسبه می شود. کاهش تابع هدف مسئله به معنی کمتر شدن اختلاف امپدانس صوتی موج تراکمی محاسبه شده متناظر با مدل های رخساره ای شبیه سازی شده و امپدانس صوتی موج تراکمی اندازه گیری شده در میدان می باشد. به روایت دیگر، کاهش هر چه بیشتر تابع هدف، به معنای شباهت هر چه بیشتر مدل های رخساره ای شبیه سازی شده با مدل رخساره ای مرجع می باشد. حال مدل های مخزن در راستای کمینه سازی تابع هدف به روزرسانی می شوند. بنابراین، به کارگیری روش چرخه انطباق با داده های لرزه ای شامل دو مرحله اصلی ساخت و به روزرسانی مدل های رخساره ای می باشد. این مدل ها می توانند متعاقباً به عنوان ورودی به فرآیند انطباق تاریخچه در نظر گرفته شوند. شکل ۱ مراحل اصلی مربوط به روش چرخه انطباق با داده های لرزه ای را نشان می دهد.



شکل ۱: مراحل اصلی روش چرخه انطباق با داده‌های لرزه‌ای

شده است. با حاصل شدن خواص کشسانی، یک مدل ژئوفیزیکی با یک موجک با سری بازتابی هم‌آمیخت شده تا رد لرزه‌ای مصنوعی ایجاد شود. تابع هدف تعریف شده در این مسئله، اختلاف میان رد لرزه‌های مصنوعی شبیه‌سازی شده و اندازه‌گیری شده را محاسبه می‌کند.

امامی نیری و لوملی (۲۰۱۵) از روش چرخه انطباق با داده‌های لرزه‌ای جهت تلفیق داده‌های زمین‌شناسی، نگارهای چاه و داده‌های امپدانس موج تراکمی و برشی در فرآیند ساخت و به‌روزرسانی مدل‌های رخساره‌ای استفاده کردند. تابع هدف تعریف شده در این پژوهش به صورت ترکیب خطی از سه تابع هدف مجزا است. دو تابع هدف اول به ترتیب اختلاف میان امپدانس امواج تراکمی و برشی شبیه‌سازی شده و اندازه‌گیری شده را محاسبه کرده و تابع هدف سوم محاسبه اختلاف میان مدل رخساره‌ای شبیه‌سازی شده و مدل رخساره‌ای ساخته شده حاصل از داده‌های پیشین مسئله را انجام می‌دهد. کمینه‌سازی تابع هدف تعریف شده در این پژوهش، نیازمند استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی چند هدفه بود. به این منظور آن‌ها از یکی از نسخه‌های چند هدفه الگوریتم ژنتیک استفاده کردند.

Saleem Asghar و همکاران (۲۰۲۰) از رویکرد شبه برچسب فضایی به-کمک روش نیمه نظارت شده از سری الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی انواع رخساره‌های موجود در مدل مخزن استفاده کردند. مفاهیم روش نیمه نظارت شده در واقع مابین مفاهیم روش‌های نظارت شده و نظارت نشده قرار می‌گیرد. این روش حین فرآیند آموزش الگوریتم، از دو مجموعه داده با عناوین برچسب خورده و برچسب نخورده

Doyen و همکاران (۲۰۱۱) یک روش چرخه انطباق با داده‌های لرزه‌ای برای مدل‌سازی رخساره‌ای مخزن و تخمین عمق سطح تماس سیالات در فشار اولیه مخزن معرفی کردند. الگوریتم استفاده شده برای کمینه‌سازی تابع هدف مسئله بر مبنای ترکیب روش پارامتری سازی دگرشکلی تدریجی و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات بود. آن‌ها به کمک روش دگرشکلی تدریجی توانستند مسئله بهینه‌سازی با N پارامتر (تعداد سلول‌های مخزن) را به یک مسئله تک پارامتری (پارامتر تغییر روش دگرشکلی تدریجی) تبدیل کنند. استفاده از این روش پارامتری سازی باعث شد عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی بهبود پیدا کند. در این پژوهش در کنار ساخت مدل رخساره‌ای بهینه، توانستند تخمین مناسبی از عمق سطح تماس سیالات مخزن بدست آورند.

همچنین Grana و همکاران (۲۰۱۲) از روش چرخه انطباق با داده‌های لرزه‌ای برای به‌روزرسانی مدل‌های رخساره‌ای مخزن همخوان با داده‌های دامنه امواج لرزه‌ای استفاده کردند. آن‌ها از تکنیک زمین‌آماری شبیه-سازی شاخصی متوالی برای ساخت مدل‌های رخساره‌ای و از تکنیک بهینه‌سازی تصادفی آشفته‌گی احتمال برای به‌روزرسانی آن‌ها استفاده کردند. ایشان در این پژوهش، با استفاده از روش آشفته‌گی احتمال با تغییر تصادفی احتمالات شرطی محاسبه شده در شبیه‌سازی شاخصی متوالی، سعی در همخوان کردن مدل‌های رخساره‌ای با داده‌های لرزه‌ای ضمن حفظ همخوانی آن‌ها با داده‌های نگارهای چاه داشتند. شبیه‌سازی خواص کشسانی مخزن از مدل‌های رخساره‌ای، تخلخل و درصد اشباع سیالات مخزن بوسیله نوعی روابط فیزیک سنگ (مدل سیمان ثابت) انجام

بکارگیری این روش ساخت مدل رخساره‌ای مخزن همخوان با داده‌های چاه‌ها و لرزه‌ای دوبعدی/سه‌بعدی، در گرو یافتن مقدار بهینه پارامتر تغییر روش آشفستگی احتمال می‌باشد. یکی از نوآوری‌هایی که در این پژوهش به کار گرفته شده است، تلفیق الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در روش آشفستگی احتمال به منظور پیدا کردن مقدار بهینه پارامتر تغییر آن می‌باشد. دلیل انتخاب این الگوریتم بهینه‌سازی، پیاده‌سازی راحت و سرعت بالای آن در انجام محاسبات می‌باشد.

در رویکرد دوم، در غیاب روش‌های پارامتری‌سازی، پارامترهای مجهول مسئله بهینه‌سازی برابر با تعداد سلول‌های موجود در مدل مخزن در نظر گرفته می‌شوند. بنابراین با افزایش تعداد مجهولات، پیدا کردن جواب بهینه نیازمند الگوریتم بهینه‌سازی با توانایی بالاتری می‌باشد.

یکی از راه‌های افزایش توانایی الگوریتم‌های بهینه‌سازی بر پایه جمعیت، برقراری یک تعادل مناسب میان قابلیت‌های اکتشاف و استخراج آن‌ها می‌باشد. قابلیت اکتشاف الگوریتم، توانایی آن در کشف جواب‌های بکر و جدید به منظور خارج شدن از نقاط بهینه محلی است. این قابلیت با به-کارگیری عملگرهای تصادفی در الگوریتم ایجاد می‌شود. برای مثال در الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک، پیاده‌سازی این قابلیت بر عهده عملگر جهش می‌باشد. این عملگر به صورت تصادفی تعدادی از ژن‌های رشته ژنی را انتخاب و مقدار آن‌ها را تغییر می‌دهد. قابلیت استخراج الگوریتم به معنای توانایی آن در بهره‌گیری از بهترین جواب‌های بدست‌آمده برای ایجاد جواب‌های بهتر می‌باشد (Kassem, 2019). هدف از به‌کارگیری این قابلیت توجه بیشتر به جواب‌های بهتر و امید به بهبود و ارتقای آن‌ها برای رسیدن به نقطه بهینه سراسری می‌باشد. عملگر تقاطع با ترکیب بهترین جواب‌های بدست‌آمده، باعث ایجاد قابلیت استخراج در الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک می‌شود. در صورت عدم وجود یک تعادل مناسب میان این دو قابلیت، توانایی الگوریتم در همگرا شدن به جواب بهینه سراسری کاهش می‌یابد. در صورتی که قابلیت اکتشاف بر استخراج چیره شود، روش کاوش فضای جواب‌های مسئله، جستجو تصادفی خواهد بود که نتیجه آن واگرایی می‌باشد. اگر قابلیت استخراج بر جستجو غلبه کند، آن‌گاه الگوریتم در یک ناحیه از فضای جواب‌ها به دام افتاده و سعی در یافتن نقطه بهینه محلی احتمالی در آن ناحیه دارد (Ding et al., 2020). نوآوری روش دوم پیشنهادی این پژوهش، تلفیق عملگر تقاطع الگوریتم ژنتیک در الگوریتم بهینه‌سازی کلونی زنبور مصنوعی و حذف کامل فاز زنبورهای پیش‌آهنگ می‌باشد.

۲- تئوری

۲-۱- روش آشفستگی احتمال

تلفیق نگاره‌های چاه‌ها و داده‌های لرزه‌ای در مدل‌سازی رخساره‌ای مخزن، یک مسئله معکوس غیرخطی پیچیده است. برای حل این مسئله، تئوری بیز ساخت چندین مدل هم‌احتمال بر استفاده از تابع توزیع احتمال داده‌های موجود را پیشنهاد می‌کند (Besag and Green,

استفاده می‌کند. در این پژوهش در فرآیند مدل‌سازی رخساره‌ای مخزن، داده‌های چاه (به خاطر قطعیت و صحت کامل اطلاعات) به‌عنوان داده‌های برچسب خورده و داده‌های لرزه‌ای (به خاطر صحت نسبی) به‌عنوان داده‌های برچسب نخورده در نظر گرفته شده‌اند. در هر تکرار الگوریتم به کمک داده‌های لرزه‌ای از قبیل امپدانس‌های صوتی، شاخص رخساره در نقاطی از مخزن که دارای قطعیت بالاتری می‌باشند شبیه‌سازی و به‌عنوان داده‌های شبه برچسب خورده در تکرار بعد در نظر گرفته شده است. نتایج حاصل از این رویکرد نشان داد که این روش توانایی زیادی برای طبقه‌بندی رخساره‌های مخزن در مقیاس مخازن هیدروکربوری واقعی دارد حتی زمانی که تعداد چاه‌های (داده‌های برچسب خورده) بسیار کمی در اختیار باشد.

He Su-Mei و همکاران (۲۰۲۰) کارآیی روش‌های نظارت‌شده و نیمه نظارت‌شده در ساخت و بروزرسانی مدل‌های رخساره‌ای مخزن به کمک داده‌های لرزه‌ای و نگاره‌های چاه‌ها را مقایسه کرده‌اند. تفاوت عمده این دو روش، این است که در روش نظارت‌شده به حجم بیشتری داده برچسب خورده نیاز است. برای رفع این مشکل این پژوهش روش نیمه‌نظارت‌شده افزایشی را پیشنهاد می‌دهد. این روش از پیوستگی جانبی محلی رخساره‌ها در کنار داده‌های لرزه‌ای استفاده می‌کند. بدین ترتیب که ابتدا قسمت کوچکی از مخزن مدل‌سازی شده و به‌صورت تدریجی آن را افزایش می‌دهد تا مجموعه داده‌های مورد نیاز برای آموزش الگوریتم، افزایش یافته و بتواند پیوستگی رخساره‌ها را بهتر شبیه‌سازی کند. نتایج حاصل از روش نیمه نظارت‌شده حاکی از دقت ۹۵ درصدی بود که برتری ۱۰ درصدی نسبت به روش نظارت‌شده داشت. برای این کار فقط از یک درصد از داده‌های آموزشی مورد نیاز روش نظارت‌شده، استفاده شده است.

با توجه به اینکه در چرخه انطباق با داده‌های لرزه‌ای، مسئله بهینه‌سازی مجموعه‌ای از مدل‌های رخساره‌ای در میان است، الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری و تکاملی بر پایه جمعیت، می‌توانند مفید واقع شوند (Semnani et al., 2021). با به‌کارگیری این الگوریتم‌ها، یافتن شاخص رخساره در هر سلول به عنوان پارامترهای مجهول بهینه‌سازی در نظر گرفته می‌شوند. بنابراین الگوریتم بهینه‌سازی به کار گرفته شده، مسئله یافتن مدل رخساره‌ای سه‌بعدی بهینه که دارای N سلول می‌باشد، را به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی N بعدی در نظر می‌گیرد. واضح است با افزایش تعداد سلول‌های مدل (افزایش تعداد مجهولات)، توانایی الگوریتم در پیدا کردن جواب (مدل رخساره‌ای) بهینه کاهش می‌یابد (Kumar, 2021). تمرکز این پژوهش بر معرفی دو رویکرد برای رفع این مشکل می‌باشد. رویکرد اول استفاده از روش پارامتری‌سازی روش آشفستگی احتمال است. این روش قادر است یک مسئله بهینه‌سازی با N بعد را به یک مسئله تک‌بعدی تبدیل کرده و سپس با تغییر تنها یک پارامتر (پارامتر تغییر)، می‌تواند مدل رخساره‌ای مخزن را بروزرسانی کند. در

ساخت تابع توزیع بهینه $Prob(A_j|C)$ و در نتیجه توزیع بهینه $Prob(A_j|B_j, C)$ می‌شود که در نهایت با نمونه‌برداری از آن می‌توان به مدلی با حداکثر همخوانی بین نگارهای چاه‌ها و داده‌های لرزه‌ای رسید.

برای ترکیب توابع توزیع احتمال $Prob(A_j|B_j)$ و $Prob(A_j|C)$ و تشکیل $Prob(A_j|B_j, C)$ می‌توان از روابط (۳) تا (۷) استفاده کرد.

$$prob(A_j|B_j, C) = \frac{1}{1+x} \quad (3)$$

$$\frac{x}{a} = \left(\frac{b}{a}\right)^{\tau_1} * \left(\frac{c}{a}\right)^{\tau_2} \quad (4)$$

$$b = \frac{1 - prob(A_j|B_j)}{prob(A_j|B_j)} \quad (5)$$

$$c = \frac{1 - prob(A_j|C)}{prob(A_j|C)} \quad (6)$$

$$a = \frac{1 - prob(A_j)}{prob(A_j)} \quad (7)$$

در این روابط مقادیر τ_1 و τ_2 به ترتیب وزن‌های در نظر گرفته شده برای نگارهای چاه‌ها و داده‌های لرزه‌ای می‌باشند. برای کسب اطلاعات بیشتر می‌توان به مقاله Hoffman و Caers (۲۰۰۶) مراجعه کرد.

۲-۲- الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم ازدحام ذرات یک روش بهینه‌سازی مبتنی بر قوانین احتمال است که توسط ابرهارت و کندی در سال ۱۹۹۵ ارائه شد. در این الگوریتم، هر پاسخ یک ذره در فضای جستجو در نظر گرفته می‌شود. هر ذره دارای یک مقدار شایستگی می‌باشد که توسط تابع شایستگی (تابع هدف) مسئله بدست می‌آید (Eberhart and Kennedy, 1995). این الگوریتم با یک گروه از جواب‌های تصادفی (ذرات) شروع به کار می‌کند. سپس برای یافتن جواب بهینه در فضای مسئله با بروز کردن سرعت و مکان هر ذره به ادامه جستجو می‌پردازد. هر ذره در یک فضای N_p بعدی (تعداد پارامترهای مجهول مسئله) با دو مقدار موقعیت مکانی و سرعت مشخص می‌شود. در هر مرحله از حرکت جمعیت، مکان هر ذره با توجه به دو مقدار بهتر، بروز می‌شود. اولین مقدار، بهترین جوابی است که تاکنون برای هر ذره بطور مجزا بدست آمده است و بهترین مکان ذره نام دارد و دیگری بهترین جوابی است که تاکنون توسط تمام ذره‌ها در میان جمعیت بدست آمده است و مکان بهترین ذره نام دارد (Marini and Walczak, 2015). در واقع "بهترین ذره" متناظر با ذره‌ای است که بیشترین مقدار تابع شایستگی یا کمترین مقدار تابع هزینه را به خود اختصاص دهد. اگر $J(x)$ تابع هزینه باشد، مقدار آن برای هر ذره وابسته به مکان آن در فضای جستجوی مسئله می‌باشد. ذرات در هر مرحله سرعت و مکان خود را با توجه به تعامل و همکاری موجود بین اعضای جمعیت و در راستای رسیدن به بهترین مکان بهبود می‌بخشند (Dell Valle et al., 2008). در هر تکرار الگوریتم، بعد از یافتن دو مقدار بهترین مکان ذره و مکان بهترین ذره سرعت جدید هر ذره طبق رابطه (۸) به روز می‌شود:

1993). برای ساخت این تابع توزیع لازم است که توابع توزیع احتمال وقوع یک رخداد خاص نسبت به هر یک از منابع داده در موجود، در هر سلول محاسبه شود. سپس این توابع به نحوی با یکدیگر ترکیب شده و یک تابع توزیع واحد همخوان با همه منابع داده را تشکیل می‌دهند. در این پژوهش هدف تعیین تابع توزیع احتمال حضور یا غیاب شاخص‌های رخساره نسبت به داده‌های نگارهای چاه‌ها و لرزه‌ای در هر سلول می‌باشد. با نمونه‌برداری از این تابع توزیع احتمال، می‌توان به هر سلول یک شاخص رخساره نسبت داد. بدین منظور برای محاسبه احتمال شرطی حضور شاخص‌های رخساره نسبت به نگارهای چاه‌ها می‌توان از رابطه (۱) استفاده کرد.

$$Prob(A_j|B_j) = Prob(A_j) + \sum_{i=1}^{N-1} \lambda_i (I(z_i, A_j) - Prob(A_j)) \quad (1)$$

$Prob(A_j|B_j)$ احتمال شرطی حضور شاخص رخساره A_j نسبت به داده‌های نگارهای چاه‌ها (B) و سلول‌هایی که قبلاً شبیه‌سازی شده‌اند را بیان می‌کند. $Prob(A_j)$ توزیع احتمال پیشین شاخص رخساره A_j ، $I(z_i, A_j)$ حضور یا غیاب شاخص رخساره A_j در سلول با موقعیت فضایی z_i ، λ_i وزن‌های تعریف‌شده در روش کریجینگ و N تعداد سلول‌های موجود در مدل مخزن می‌باشد (Hoffman and Caers, 2003). محاسبه $Prob(A_j|B_j)$ به عواملی همچون فاصله سلول تا چاه‌ها، بازه همبستگی داده‌های چاه‌ها (بازه واریوگرام) و توزیع پیشین وابسته می‌باشد. با تعیین مقدار $Prob(A_j|B_j)$ در هر سلول و در نظر گرفتن یک هسته تصادفی می‌توان با نمونه‌برداری از آن، یک مدل اولیه I_B^s ساخت. زیروند B نشان می‌دهد که این مدل اولیه تنها با نگارهای چاه‌ها همخوان است و هنوز با داده‌های لرزه‌ای (C) همخوان نشده است. برای ساخت مدل رخساره‌ای همخوان با هر دو منبع داده، لازم است که در هر سلول به صورت متوالی از تابع توزیع احتمال $Prob(A_j|B_j, C)$ ، نمونه‌برداری شود. با این وجود این تابع توزیع هنوز مجهول می‌باشد چرا که $Prob(A_j|C)$ مجهول است (Caers and Hoffman, 2006).

محاسبه $Prob(A_j|C)$ برای هر سلول به صورت مستقیم غیرممکن است چرا که تعداد سلول‌ها می‌تواند عدد بزرگی باشد. بنابراین می‌توان بوسیله روش آشفستگی احتمال $Prob(A_j|C)$ را در هر سلول تنها با تغییر پارامتر Γ_c ، از رابطه (۲) بدست آورد:

$$prob(A_j|C) = prob(I(z_i) = 1|C) = (1 - r_c) * I_B^{(rs)}(z_i) + r_c * prob(A_j) \quad (2)$$

Γ_c پارامتر تغییر الگوریتم آشفستگی احتمال، عددی در بازه (۰ و ۱) می‌باشد. اهمیت رابطه (۲) در این است که یک مسئله با N پارامتر مجهول را به یک مسئله تک‌پارامتری (Γ_c) تغییر داده است. Γ_c به مکان فضایی سلول‌ها ارتباطی ندارد. پیدا کردن مقدار بهینه پارامتر تغییر، منجر به

بصری هر زنبور از مقایسه موقعیت مکانی خود با دیگر زنبورها حاصل می شود. در فاز سوم، هنگامی که شهد گل یک منبع غذایی به پایان برسد، زنبور مستخدم مسئول آن، تبدیل به یک زنبور پیش آهنگ شده و شروع به جستجو تصادفی برای یافتن یک ناحیه جدید می کند (Zhang et al., 2021). واضح است که موقعیت مکانی مربوط به هر منبع غذایی متناظر با موقعیت مکانی زنبور می باشد. در واقع موقعیت مکانی منبع غذایی (موقعیت مکانی زنبور) به عنوان یک جواب محتمل برای مسئله بهینه سازی و میزان شهد گل موجود در آن متناظر با شایستگی آن جواب می باشد. این میزان شایستگی توسط تابع هدف مسئله به صورت عددی بیان می شود (Liu, C et al., 2022). در این الگوریتم، جواب های مسئله (موقعیت های مکانی زنبور) به صورت یک بردار N_p بعدی بیان می شود. N_p تعداد پارامترهای مجهول مسئله بهینه سازی است که هدف پیدا کردن مقدار بهینه این پارامترها می باشد. در هر تکرار، موقعیت های مکانی زنبورها با انجام فازهای سه گانه زنبورهای مستخدم، ناظر و پیش آهنگ به روزرسانی می شوند. هر زنبور به کمک مقایسه موقعیت مکانی خود با دیگر زنبورها، با در نظر گرفتن یکسری احتمالات، تغییری در موقعیت مکانی خود ایجاد می کند تا به یک موقعیت جدید دست پیدا کند. زنبور با مقایسه کیفیت موقعیت مکانی فعلی و قبلی، موقعیت با کیفیت بیشتر را انتخاب کرده و دیگری را از حافظه خود حذف می کند. به این فرآیند انتخاب، انتخاب حریصانه زنبور گفته می شود (Agwu et al., 2022). در فازهای اول و دوم الگوریتم، زنبورها به کمک اطلاعات بصری خود، موقعیت مکانی خود را طبق رابطه (۱۰) بروزرسانی می کنند (Salman et al., 2018).

$$V_{ij} = X_{ij} + \phi_{ij}(X_{ij} - X_{kj}) \quad (10)$$

در این رابطه موقعیت جدید زنبور ϕ_{ij} و k ام در بعد λ م به ترتیب با V_{ij} و X_{kj} نمایش داده شده است. زنبور k ام به صورت تصادفی از میان زنبورهای موجود در جمعیت توسط زنبور λ م انتخاب می شود. ϕ_{ij} یک عدد تصادفی در بازه (۰-۱) می باشد. این ضریب، موقعیت مکانی جدید زنبور را کنترل می کند. در فاز دوم، احتمال انتخاب شدن منابع غذایی توسط زنبورهای ناظر، به کمک رابطه (۱۱) محاسبه می شود (Salman et al., 2018):

$$p_i = \frac{fitness_i}{\sum_{n=1}^{n_{pop}} fitness_n} \quad (11)$$

$fitness_i$ شایستگی زنبور λ م، n_{pop} تعداد زنبورهای مستخدم کندو و p_i احتمال انتخاب موقعیت مکانی منبع غذایی متناظر با زنبور λ م می باشد. ممکن است موقعیت جدید خلق شده نسبت به موقعیت مکانی فعلی زنبور، از نظر کیفیت، برتری نداشته باشد. در این حالت، زنبور موقعیت مکانی با کیفیت بیشتر را حفظ و دیگری را از حافظه خود حذف می کند. حال اگر طی یک تعداد مشخص، موقعیت های مکانی خلق شده بهتر از فعلی نباشند، الگوریتم این طور برداشت می کند که در اطراف این موقعیت مکانی، منبع غذایی با ارزش تری وجود ندارد. پس این موقعیت مکانی ترک شده و با یک موقعیت مکانی تصادفی جایگزین می شود. به این

$$V_i^{(k+1)} = w * V_i^{(k)} + c_1 * r_1 * (x_{LBP}^{(k)} - x_i^{(k)}) + c_2 * r_2 * (x_{GBP}^{(k)} - x_i^{(k)}) \quad (8)$$

در این رابطه مقادیر ضرایب یادگیری یا شتاب c_1 و c_2 به ترتیب بیانگر این هستند که ذرات برای حرکت خود به چه میزان از تجربه شخصی خود و تجربه بهترین ذره جمعیت، الگو می گیرند. ضریب اینرسی که بیانگر تاثیر سرعت مرحله قبل ذره بر سرعت فعلی آن می باشد، در بازه (۰ و ۱) تغییر می کند. برای اطمینان از همگرایی الگوریتم، مقدار آن باید کمتر از ۱ باشد (Zhan et al., 2009). ضرایب r_1 و r_2 اعداد تصادفی در بازه (۰ و ۱) می باشد. برای جلوگیری از واگرایی الگوریتم بهتر است سرعت حرکت ذرات در یک بازه مشخص محدود شود. سپس مکان ذرات طبق رابطه (۹) به روز می شود (Eberhart and shi, 1998):

$$X_i^{(k+1)} = X_i^{(k)} + V_i^{(k+1)} \quad (9)$$

به دلیل تغییر مکان ذرات، ممکن است بعضی ذرات از محدوده فضای جستجوی مسئله خارج شوند. در چنین مواردی، این ذرات به نزدیک ترین مرز فضا منتقل شده و سرعت آن ها صفر در نظر گرفته می شود.

۳-۲- الگوریتم بهینه سازی کلونی زنبور مصنوعی

الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی یک الگوریتم بهینه سازی فرا ابتکاری برپایه جمعیت می باشد که از رفتار طبیعی زنبورهای عسل در انتخاب منابع غذایی با میزان شهد گل مطلوب، الهام گرفته است. کلونی زنبورها شامل سه دسته زنبور می باشد. زنبورهای ناظر، مستخدم و پیش آهنگ. زنبورهای مستخدم مسئول جمع آوری اطلاعات مربوط به کیفیت (میزان شهد گل) منابع غذایی می باشند (Okwu, and Tartibu, 2021). زنبورهای ناظر وظیفه بررسی اطلاعات جمع آوری شده و تصمیم گیری در مورد انتخاب منابع غذایی را برعهده دارند و زنبورهای پیش آهنگ مسئول پیدا کردن منابع غذایی جدید می باشند (Gao et al., 2021). در این الگوریتم، به هر منبع غذا تنها یک زنبور مستخدم اختصاص داده می شود. به عبارت دیگر، تعداد زنبورهای مستخدم برابر است با منابع غذایی پیرامون کندو. زنبور مستخدمی که شهد گل آن به پایان برسد، تبدیل به زنبور پیش آهنگ شده و به صورت تصادفی شروع به جستجو نواحی جدید می کند. الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی در هر مرحله از جست و جو شامل سه فاز اصلی می باشد (Shams et al., 2021). در فاز اول، زنبورهای مستخدم به یکسری موقعیت های مکانی تصادفی فرستاده می شوند تا میزان کیفیت آن ها را اندازه گیری کنند. سپس این زنبورها به کندو بازگشته تا اطلاعات جمع آوری شده را با زنبورهای ناظر در میان بگذارند. حال زنبورهای مستخدم به منبع غذایی خود بازگشته و به کمک اطلاعات بصری خود، یک منبع غذایی جدید در نزدیکی منبع غذایی قبلی پیدا می کنند. در فاز دوم، هر زنبور ناظر با توجه به اطلاعات دریافتی از زنبورهای مستخدم، یک منبع غذایی را انتخاب می کند. هر چه میزان شهد گل موجود در منبع غذایی بیشتر باشد، احتمال انتخاب شدن آن از سوی زنبور ناظر افزایش می یابد. بعد از بررسی منابع غذایی انتخاب شده، زنبور ناظر همانند زنبور مستخدم، به کمک اطلاعات بصری خود سعی در یافتن یک منبع غذایی نزدیک به منبع غذایی قبلی می کند. اطلاعات

۵-۲- مدل پتروالاستیک

مدل پتروالاستیک شامل یکسری معادلات تجربی و نظری می‌باشد که پارامترهای زمین‌شناسی و پتروفیزیکی از قبیل رخساره، تخلخل و درصد اشباع سیالات مخزن را به سرعت و امپدانس مخزن ارتباط می‌دهند. هر سلول در فضای متخلخل شامل قسمت‌های جامد و حفرات اشباع از سیال می‌باشد. با نسبت دادن میانگینی از خواص کشسانی به هر سلول، فضای متخلخل به صورت یک محیط متخلخل پیوسته با خواص کشسانی میانگین، در نظر گرفته می‌شود (Sakhautdinov and Vakhitova, 2018). برای محاسبه خواص کشسانی ابتدا باید رخساره، تخلخل و نوع سیال مخزن مدل‌سازی شوند. در مدل پتروالاستیک به کار گرفته شده در این پژوهش، مدول حجمی (K_{dry}) و مدول برشی (G_{dry}) برای یک سنگ در حالت خشک، از روابط (۱۲) و (۱۳) بدست می‌آیند (Gusev, 2020):

$$K_{dry} = K_m \left(1 - \frac{\phi}{\phi_c} \right) \quad (12)$$

$$G_{dry} = G_m \left(1 - \frac{\phi}{\phi_c} \right) \quad (13)$$

در این روابط عبارت‌های K_m و G_m به ترتیب مدول حجمی و مدول برشی کانی‌های سنگ خشک و ϕ_c تخلخل بحرانی می‌باشند. خواص کشسانی برای یک سنگ خشک به عواملی همچون ترکیب کانی‌شناسی، شکل حفرات، دیاژنز و تاریخچه تدفین بستگی دارد. همچنین در این پژوهش فرض می‌شود که معادله گاسمن (معادلات (۱۴) و (۱۵)) برای شرایط مخزن مناسب است (Gusev, 2020):

$$K_{sat} = K_{dry} + \frac{\left(1 - \frac{K_{dry}}{K_m} \right)^2}{\frac{\phi}{K_f} + \frac{1 - \phi}{K_m} + \frac{K_{dry}}{K_m^2}} \quad (14)$$

$$G_{sat} = G_{dry} \quad (15)$$

در رابطه (۱۴)، K_f مدول حجمی سیال، K_{sat} مدول حجمی و G_{sat} مدول برشی سنگ اشباع از سیال می‌باشد. رابطه (۱۵) بیانگر این فرض است که مدول برشی برای یک سنگ در حالت اشباع از سیال با حالت خشک (حفرات سنگ از هوا اشباع شده باشد)، برابر است. به کمک معادله وود، می‌توان مدول حجمی سیال معادل درون حفرات سنگ (K_f) را بدست آورد (Celma et al., 2021):

$$K_{dry} = K_m \left(1 - \frac{\phi}{\phi_c} \right) \quad (16)$$

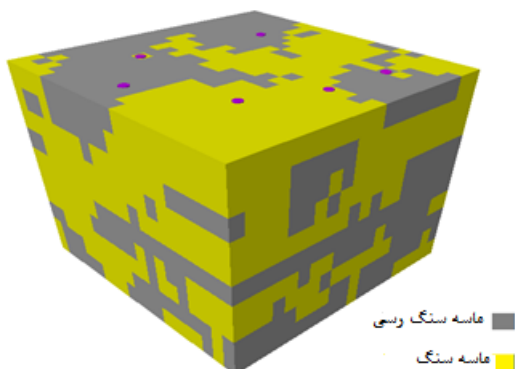
K_f باید در شرایط اولیه مخزن تعریف شود چراکه مقدار آن وابسته به فشار سیال حفره و درصد اشباع آن می‌باشد. زیروندهای w ، o و g به ترتیب نشان دهنده نفت، آب و گاز می‌باشند. در مدل پتروالاستیک طراحی شده در این پژوهش، فرض بر این است که یک سیال دوفازی (آب و نفت) حفرات مخزن را پر کرده است. معادلات گاسمن تا زمانی که ماتریس جامد سنگ به صورت همگن و توزیع حفرات همسانگرد باشد، قابل اطمینان می‌باشند. چگالی سنگ اشباع به صورت یک ترکیب خطی از چگالی ماتریکس و سیال به صورت رابطه ۱۷ تعریف می‌شود (Zhou

تعداد تکرار مشخص، پارامتر حد گفته می‌شود. با توجه به توضیحات ذکر شده، در الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی چهار مکانیزم انتخاب متفاوت وجود دارد (Salman et al., 2018):

۱. فرآیند انتخاب سراسری که توسط زنبورهای ناظر برای کشف نواحی با احتمال کیفیت غذایی بالا انجام می‌شود. (رابطه (۱۱))
۲. فرآیند انتخاب محلی که توسط زنبورهای مستخدم و ناظر در یک منطقه صورت می‌گیرد (رابطه (۱۰)).
۳. فرآیند انتخاب محلی به نام انتخاب حریصانه که توسط همه زنبورها انجام می‌شود.
۴. یک فرآیند انتخاب تصادفی که توسط زنبورهای پیش‌آهنگ اتفاق می‌افتد.

۴-۲- الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک

الگوریتم ژنتیک یک روش جستجو برای یافتن جواب مسائل بهینه‌سازی می‌باشد. این الگوریتم نوع خاصی از الگوریتم‌های تکاملی است که از روش‌های زیست‌شناسی فرگشتی مانند وراثت و جهش استفاده می‌کند. در این الگوریتم هر جواب مسئله به عنوان یک فرد در نظر گرفته می‌شود. هر فرد دارای یک رشته ژنی منحصر به فرد است که از تعداد معینی ژن تشکیل شده است (Solanki et al., 2021). مقدار شایستگی هر فرد (توانایی فرد در تطبیق خود با محیط پیرامون) توسط تابع هدف مسئله مشخص می‌گردد. در مرحله ابتدایی الگوریتم، یک گروه از جواب‌های تصادفی اولیه (افراد) ایجاد می‌شود. الگوریتم ژنتیک دارای چهار فاز اصلی انتخاب طبیعی، تقاطع، جهش و ادغام می‌باشد (Eberhart and Shi, 1998). در فاز اول (انتخاب طبیعی)، تعداد مشخصی از افراد جمعیت اولیه به عنوان والد انتخاب می‌شوند. احتمال انتخاب شدن هر فرد رابطه مستقیمی با مقدار شایستگی آن دارد. در فاز دوم (تقاطع)، هر جفت از افراد انتخاب شده تولید مثل کرده و تعدادی فرزند بوجود می‌آورند. در نتیجه جمعیت جدیدی به نام جمعیت فرزندان تشکیل می‌شود. در فاز سوم (جهش)، تعداد مشخصی از افراد (از جمعیت اولیه یا جمعیت فرزندان) انتخاب شده و عمل جهش روی آن‌ها اعمال می‌شود (Ojugo and Oubruche, 2022). این عمل‌گر به طور تصادفی تعداد مشخصی از ژن‌های یک رشته ژنی را انتخاب و مقدار آن را تغییر می‌دهد. حاصل این عمل، ایجاد جمعیت جهش‌یافتگان می‌باشد. در فاز چهارم الگوریتم، جمعیت اولیه، فرزندان و جهش‌یافتگان با هم ادغام می‌شوند. حال افراد این جمعیت بر اساس شایستگی رتبه‌بندی شده و مجموعه‌ای از افراد با بیشترین مقدار شایستگی به اندازه جمعیت اولیه انتخاب شده و به عنوان جمعیت اولیه برای تکرار بعدی الگوریتم در نظر گرفته می‌شوند. عمل گره‌های تقاطع و جهش الگوریتم ژنتیک با ایجاد جواب‌های جدید به الگوریتم کمک می‌کنند تا بتواند با خارج شدن از نقاط بهینه موضعی به سمت بهینه سراسری میل کند (Amjad et al., 2018).



شکل ۲: مدل رخساره ای مرجع ساخته شده به همراه موقعیت های مکانی چاهها. این مدل مصنوعی به عنوان مدل واقعی مخزن در نظر گرفته می شود. در آخر می توان با مقایسه مدل های ساخته شده با این مدل، نحوه عملکرد روش های پیشنهادی را ارزیابی کرد.

۲-۸- مدل مرجع تخلخل و درصد اشباع سیالات مخزن

مدل سازی تخلخل و درصد اشباع سیالات مخزن (آب و نفت) با توجه به مدل رخساره ای آن انجام شده است. برای هر رخساره یک بازه مشخص از تخلخل و درصد اشباع آب در نظر گرفته شده است. مقادیر تخلخل برای رخساره ماسه و ماسه شیلی به ترتیب با نمونه برداری از توابع توزیع نرمال با میانگین ۰/۱۸ و ۰/۰۴ و انحراف معیار ۰/۰۳ و ۰/۰۱ تعیین شد. حضور ذرات شیل در حفرات بین دانه های ماسه باعث کاهش ظرفیت ذخیره سیال می شود. بر این اساس مقادیر تخلخل در نظر گرفته شده برای رخساره ماسه شیلی کمتر از ماسه می باشد. مقادیر درصد اشباع برای رخساره ماسه و ماسه شیلی به ترتیب با نمونه برداری از توابع توزیع یکنواخت با بازه (۰/۳ - ۰/۲) و (۰/۶ - ۰/۵) تعیین شد. در قسمت های غیرمخزنی (رخساره ماسه شیلی) حضور ذرات شیل باعث کاهش شعاع گلوگاه های موجود و در نتیجه افزایش فشار موئینگی در این گلوگاه ها می شود. در نتیجه نفت قادر به ورود به این حفره های ریز نمی باشد. به این دلیل مقادیر درصد اشباع آب در رخساره ماسه شیلی بیشتر از رخساره ماسه ای می باشد. در این تحقیق فرض می شود که مقادیر تخلخل و درصد اشباع آب، داده های حاصل از یک عملیات دقیق چاه پیمایی می باشد. مدل های مرجع تخلخل و درصد اشباع آب به ترتیب در شکل ۳ و شکل ۴ نمایش داده شده اند.

$$\rho = (1 - \varphi)\rho_m + \varphi (s_o\rho_o + s_w\rho_w + s_g\rho_g) \quad (17)$$

سرانجام سرعت و امپدانس امواج P و S در یک سنگ اشباع از روابط شناخته شده ۱۸ تا ۲۱ بدست می آیند (Zhou et al., 2022):

$$V_p = \sqrt{\frac{k_{sat} + \frac{4}{3}G_{sat}}{\rho}} \quad (18)$$

$$V_s = \sqrt{\frac{G_{sat}}{\rho}} \quad (19)$$

$$I_p = \rho V_p \quad (20)$$

$$I_s = \rho V_s \quad (21)$$

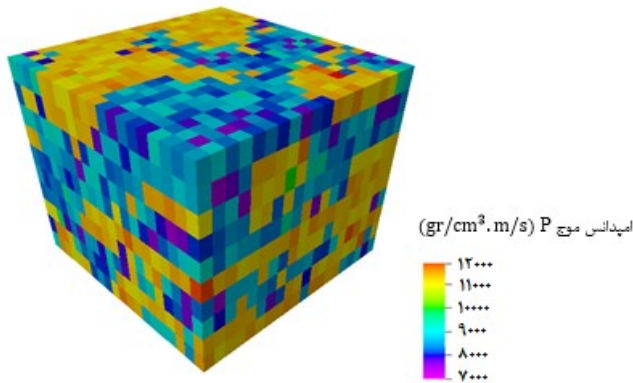
مدل پترولاستیک پیشنهادی، یک مدل قطعی می باشد. با این وجود این مدل قابل تعمیم به مدل پترولاستیکی است که توسط یکسری تابع چگالی احتمال بیان شود.

۲-۶- مدل آزمایشی

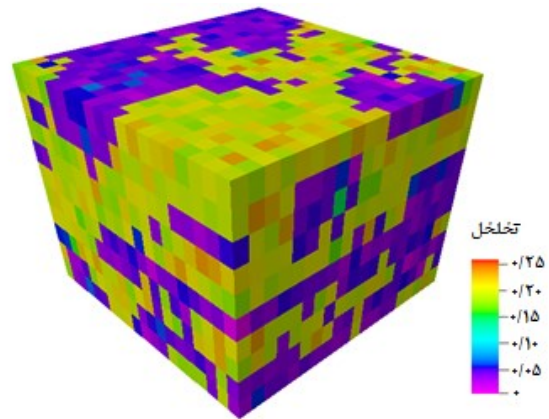
برای ارزیابی دقت عملکرد روش های پیشنهادی در ساخت و بروز رسانی مدل های رخساره ای مخزن همخوان با داده های چاه و لرزه دوبعدی/سه بعدی، یک مدل مصنوعی سه بعدی مخزن ارائه می شود. این مدل مصنوعی به عنوان مدل حقیقی و راستین مخزن در نظر گرفته می شود. در ابتدا مدل رخساره ای مرجع با در نظر گرفتن یک نسبت رخساره ای و پارامترهای وارپوگرام معلوم، ساخته می شود. سپس تخلخل و درصد اشباع سیالات در فشار اولیه مخزن با توجه به مدل رخساره ای مدل سازی می شوند. در انتها با اعمال مدل پترولاستیک به مدل مخزن (مدل های رخساره ای، تخلخل و درصد اشباع) مدل امپدانس موج تراکمی ساخته می شود. از آنجا که مدل رخساره ای مرجع شناخته شده می باشد، می توان از آن منابع داده مورد نیاز (نگارهای لیتولوژی چاهها و امپدانس موج P) را استخراج کرد. سپس با به کارگیری روش های پیشنهادی و منابع داده استخراج شده، سعی در بازسازی مدل مرجع می شود. در آخر می توان از طریق مقایسه مدل های ساخته شده با مدل مرجع، نحوه عملکرد روش های پیشنهادی را ارزیابی کرد.

۲-۷- مدل رخساره ای مرجع

مدل رخساره ای مرجع با دو رخساره ماسه و ماسه شیلی ایجاد شده است که سهم نسبی آن ها به ترتیب ۵۵ و ۴۵ درصد می باشد. این مدل شامل (۱۰*۲۰*۲۰) سلول (در مجموع ۴۰۰۰ سلول) با ابعاد (۶*۱۵*۱۵) متر می باشد. توزیع رخساره ها در مخزن بوسیله روش شبیه سازی شاخصی متوالی انجام شده است. مدل وارپوگرام در نظر گرفته شده برای هر دو رخساره مدل کروی و بازه همبستگی در نظر گرفته شده ۱۱۰ متر در جهت افقی و ۶ متر در جهت جانبی می باشد. ۶ چاه که مکان آن ها به صورت تصادفی در نظر گرفته شده در مدل رخساره ای منظور شده است. نگارهای لیتولوژی برای هر چاه با توجه به لیتولوژی هر سلولی که چاه در آن قرار گرفته، ساخته می شوند. شکل ۲ مدل رخساره ای مرجع ساخته شده را به همراه مکان چاهها نمایش می دهد.



شکل ۵: مدل مرجع امپدانس موج P متناظر با مدل رخساره‌ای مرجع.



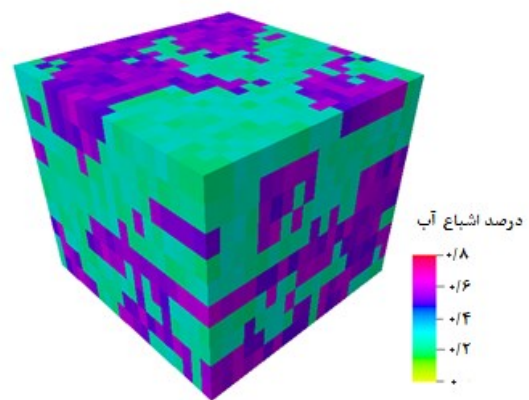
شکل ۳: مدل مرجع تخلخل متناظر با مدل رخساره‌ای مرجع

۳- روش شناسی

۳-۱- روش اول: تلفیق الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در

روش آشفتگی احتمال

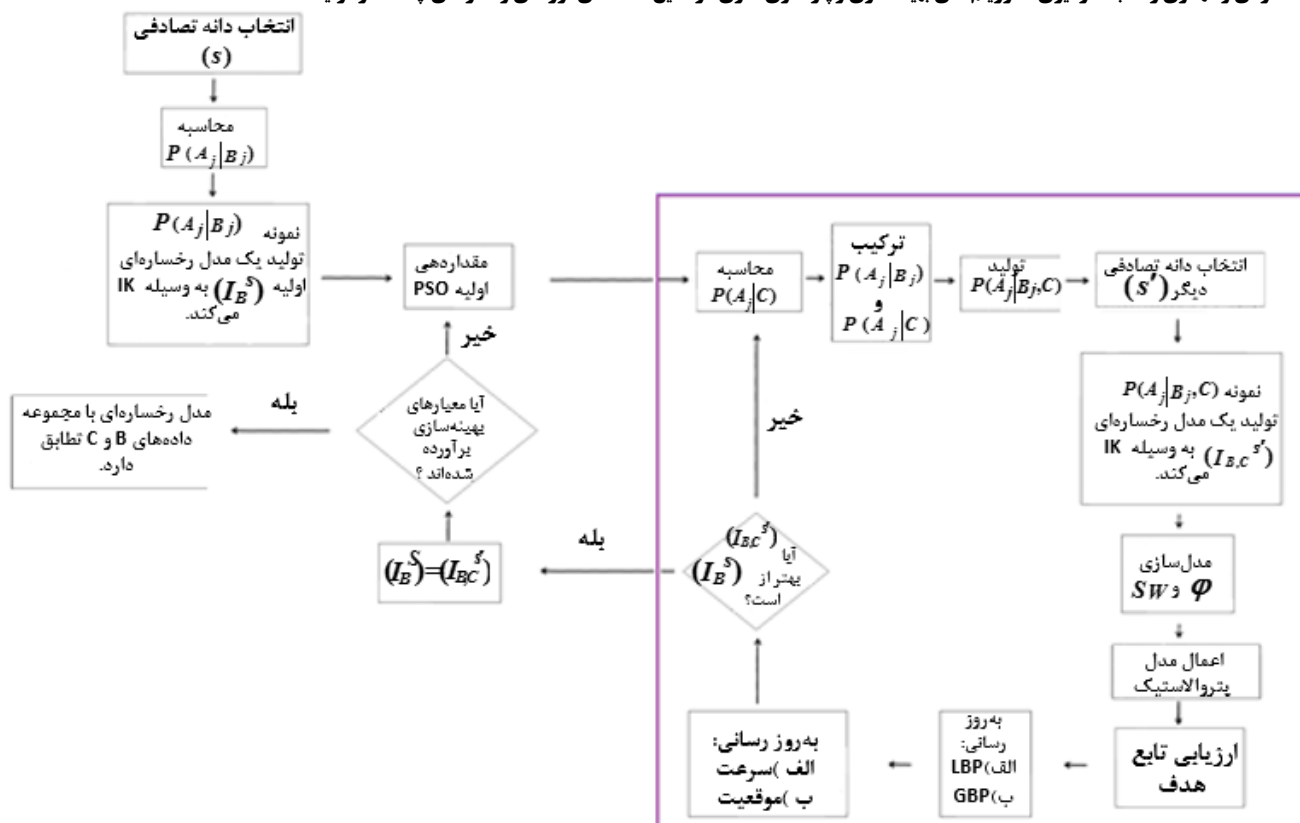
هدف روش آشفتگی احتمال پیدا کردن مقدار بهینه پارامتر تغییر (r_c) و در نتیجه تشکیل $Prob(A_j|C)$ بهینه می‌باشد. تابع توزیع $Prob(A_j|B_j, C)$ که همزمان با هر دو منبع داده همخوان می‌باشد را می‌توان با ترکیب $Prob(A_j|C)$ و $Prob(A_j|B_j)$ تشکیل داد. بنابراین پیدا کردن مقدار بهینه r_c ، مهم‌ترین مسئله در به‌کارگیری روش آشفتگی احتمال می‌باشد. با این وجود، این روش از یک جستجوی تصادفی برای یافتن مقدار بهینه r_c استفاده می‌کند. به این صورت که در هر تکرار با در نظرگیری یک فاصله‌بندی مناسب برای r_c (مثلاً ۰/۱) تعدادی مدل رخساره‌ای (۱۱ مدل) تولید می‌شوند. سپس تخلخل و درصد اشباع سیالات مخزن با توجه به مدل رخساره‌ای مدل‌سازی می‌شوند. حال با اعمال مدل پتروالاستیک به مدل مخزن (مدل رخساره‌ای، تخلخل و درصد اشباع سیالات)، امپدانس موج تراکمی شبیه‌سازی می‌شود. سپس اختلاف امپدانس موج تراکمی شبیه‌سازی شده و اندازه‌گیری شده توسط تابع هدف محاسبه می‌شود. حال مدل با کمترین مقدار تابع هدف به عنوان مدل رخساره‌ای اولیه، تکرار بعدی را شروع می‌کند. برای افزایش توانایی روش آشفتگی احتمال به‌عنوان اصلی‌ترین عنصر مدل‌سازی، می‌توان از الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای یافتن مقدار بهینه پارامتر تغییر آن استفاده کرد. نوآوری این پژوهش، استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای پیدا کردن مقدار بهینه r_c می‌باشد. شکل ۶ نحوه تلفیق الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در روش آشفتگی احتمال را نشان می‌دهد.



شکل ۴: مدل مرجع درصد اشباع آب متناظر با مدل رخساره‌ای مرجع

۲-۹- مدل مرجع امپدانس موج P

برای برای ساخت مدل امپدانس موج P، مدل پتروالاستیک معرفی شده، بر مدل مرجع مخزن (مدل‌های رخساره‌ای، تخلخل و درصد اشباع آب و نفت) اعمال شد. فرض می‌شود که مدل مرجع امپدانس موج P نشان داده شده در شکل ۵، حاصل از فرآیند وارون‌سازی داده‌های دامنه و فرکانس امواج لرزه‌ای جمع‌آوری شده از میدان باشد. این مدل از اعمال مدل پتروالاستیک معرفی شده، بر مدل مرجع مخزن (مدل‌های رخساره‌ای، تخلخل و درصد اشباع آب و نفت) ساخته شده است اما فرض می‌شود که حاصل از فرآیند وارون‌سازی داده‌های دامنه و فرکانس امواج لرزه‌ای جمع‌آوری شده از میدان باشد.



شکل ۶: نحوه تلفیق الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در روش آشفته‌گی احتمال

پارامتری‌سازی، تعداد پارامترهای مجهول مسئله بهینه‌سازی برابر با تعداد سلول‌های مدل مخزن می‌باشد. واضح است با افزایش تعداد پارامترهای مجهول، توانایی الگوریتم بهینه‌سازی به کار گرفته شده کاهش می‌یابد. یکی از راه‌های افزایش توانایی الگوریتم‌های بهینه‌سازی برپایه جمعیت، ایجاد یک توازن مناسب میان توانایی اکتشاف و استخراج آن می‌باشد. به این منظور در این پژوهش سعی شده است با تلفیق عملگر تقاطع الگوریتم ژنتیک در الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی، توازن مناسبی میان توانایی‌های استخراج و اکتشاف آن برقرار شود. بعد از بروز رسانی مکان‌های زنبورهای مستخدم در الگوریتم زنبورعسل، مکان‌های جدیدی (مدل‌های رخساره‌ای جدیدی) تولید می‌شوند. حال این مکان‌های جدید که ماتریس یک‌بعدی از درایه‌های صفر و یک می‌باشند، را می‌توان به عنوان رشته‌های ژنی (*individual* های الگوریتم ژنتیک) در نظر گرفت که می‌توانند با یکدیگر عمل تقاطع انجام دهند. حال از تقاطع این رشته‌های ژنی، رشته‌های ژنی جدیدتری بوجود می‌آید که می‌توانند جواب‌های بهتری برای مسئله بهینه‌سازی باشند. این اتفاق در فاز زنبورهای ناظر نیز اتفاق می‌افتد. سپس بهترین جواب‌های حاصل (مکان زنبورهای ناظر و مستخدم، رشته‌های ژنی تولیدشده حاصل از عمل تقاطع بین مکان زنبورها) که دارای کمترین مقدار تابع هدف مسئله باشند، برای تشکیل جمعیت اولیه زنبورها برای تکرار بعدی الگوریتم انتخاب می‌شوند.

در هر تکرار بعد از پیدا شدن مقدار بهینه T_c ، مدل رخساره‌ای متناظر با آن توسط روش کریجینگ شاخصی ساخته می‌شود. بنابراین در این روش، ساخت و بروزرسانی مدل‌های رخساره‌ای مخزن همزمان انجام می‌شود. توزیع پیشین در نظر گرفته‌شده در روابط (۱) و (۲)، نسبت‌های رخساره‌ای گزارش‌شده در نگاره‌های لیتولوژی چاه‌ها می‌باشد. مقادیر مربوط به ضریب اینرسی، ضریب یادگیری فردی و جمعی در الگوریتم ازدحام ذرات به ترتیب برابر با ۲، ۲، ۱ و ۲ در نظر گرفته شده‌اند.

۲-۳- روش دوم: تلفیق عملگرهای الگوریتم ژنتیک در

الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی

برخلاف روش اول، ساخت و به‌روزرسانی مدل‌های رخساره‌ای در روش دوم، در دو مرحله مجزا و متوالی انجام می‌شود. در مرحله اول بوسیله روش شبیه‌سازی شاخصی متوالی مجموعه‌ای از مدل‌های رخساره‌ای اولیه همخوان با داده‌های نگاره‌های چاه‌ها ساخته می‌شود. در فرآیند ساخت این مدل‌ها از داده‌های امیدانس موج تراکمی به‌عنوان داده ثانویه استفاده شده است. در مرحله دوم این مجموعه مدل به‌عنوان ورودی چرخه انطباقی با داده‌های لرزه‌ای، در نظر گرفته می‌شوند. در این چرخه، این مدل‌ها در جهت افزایش همخوانی با داده‌های امیدانس موج تراکمی بروز رسانی می‌شوند. همانطور که ذکر شد، در غیاب روش‌های

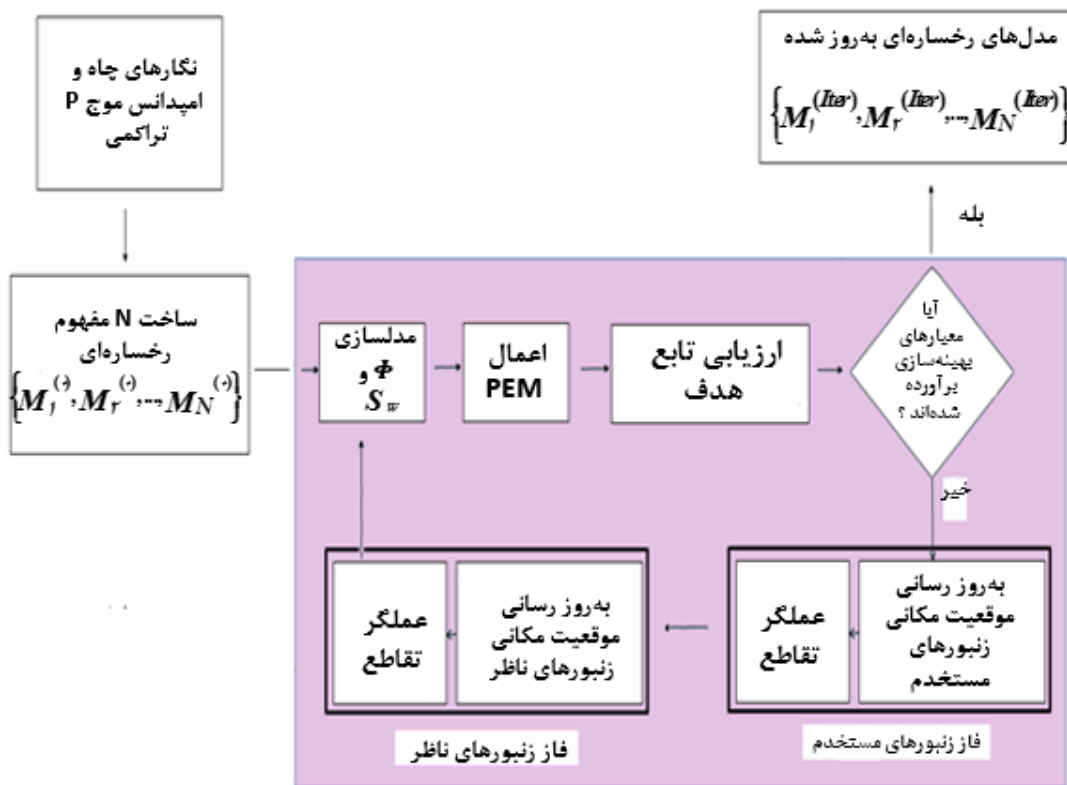
۳-۳- تلفیق عملگر تقاطع در الگوریتم کلونی زنبور

مصنوعی

ایجاد قابلیت اکتشاف در الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی بر عهده زنبورهای پیش‌آهنگ و مستخدم و ایجاد قابلیت استخراج بر عهده زنبورهای ناظر می‌باشد. با این حال برخی از محققین (Zhu and kwong, 2010; Gao et al., 2015; Wang et al., 2014; Sharma and pant, 2017; Cao et al., 2018)، گزارش کرده‌اند که در این الگوریتم، قابلیت استخراج نسبت به قابلیت اکتشاف، عملکرد ضعیف‌تری دارد. عملگر تقاطع الگوریتم ژنتیک با ترکیب اطلاعات ژنتیکی والدین، جمعیت فرزندان را تولید می‌کند. در تولید مثل، احتمال دارد فرزندان خصوصیات خوب ژنتیکی والدین را به ارث ببرند. در این صورت فرزندان نسبت به والدین خود تکامل یافته‌تر خواهند بود. در الگوریتم ژنتیک عملگر تقاطع با تمرکز روی جواب‌های مناسب (والدین) سعی در تولید جواب‌های بهتر (فرزندان) دارد. این عملگر در واقع باعث افزایش توانایی استخراج الگوریتم می‌شود. امید است با به‌کارگیری این عملگر در الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی توانایی استخراج الگوریتم افزایش یابد. در

نشریه پژوهش‌های ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۸، شماره ۲، ۱۴۰۱.

فازهای اول و دوم الگوریتم (فاز زنبورهای مستخدم و ناظر)، با مقایسه موقعیت مکانی زنبور آم با زنبور kAm، به کمک رابطه (۱۰)، موقعیت مکانی جدیدی برای زنبور آم خلق می‌شود. سپس زنبور با مقایسه کیفیت موقعیت مکانی فعلی و قبلی، موقعیت مکانی با کیفیت بیشتر را انتخاب می‌کند (فرآیند انتخاب حریصانه). با اعمال عملگر تقاطع بر موقعیت‌های مکانی این دو زنبور (زنبورهای آم و kAm)، دو موقعیت متفاوت اضافی تولید می‌شوند. حال فرآیند انتخاب حریصانه با در نظرگیری چهار گزینه انجام می‌شود. دو موقعیت مکانی حاصل از رابطه (۱۰) و دو موقعیت مکانی جدید حاصل از عملگر تقاطع. اضافه کردن این عملگر به الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی باعث افزایش تنوع در ایجاد موقعیت‌های مکانی زنبورها (جواب‌های مسئله بهینه‌سازی) و تقویت فرآیند انتخاب محلی (قابلیت استخراج) می‌شود. عملگر تقاطع مورد استفاده در این بخش از نوع یکنواخت می‌باشد. شکل ۷ مراحل اصلی ساخت و به‌روزرسانی مدل‌های رخساره‌ای همخوان با داده‌های نگاره‌های چاه و امیدانس موج تراکمی بوسیله روش کلونی زنبور مصنوعی - عملگر تقاطع را نشان می‌دهد.



شکل ۷: مراحل اصلی ساخت و به‌روزرسانی مدل‌های رخساره‌ای همخوان با داده‌های نگاره‌های چاه و امیدانس موج تراکمی بوسیله روش کلونی زنبور مصنوعی - عملگر تقاطع

(پارامتر حد) پیشرفتی نداشته باشند، با یک جواب تصادفی جایگزین می‌شوند. در این پژوهش، مدل‌های اولیه مخزن (جواب‌های اولیه) ورودی به چرخه انطباق با داده‌های لرزه‌ای، به داده‌های چاه و امیدانس موج تراکمی

همانطور که در مبانی الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی ذکر شد، در فاز زنبورهای پیش‌آهنگ موقعیت‌های مکانی که طی تعداد مشخصی تکرار

فتاحی دهکردی و مهدوی راد، به کارگیری الگوریتم های بهینه سازی و پارامتری سازی در تلفیق داده های لرزه ای و نگاره ای چاهها در فرایند ساخت، صفحات ۱۲۱-۱۴۲. صورت تعداد تکرار از قبل تعریف شده الگوریتم، در نظر گرفته شد.

۵- نتایج

این بخش به بیان نتایج کمی و کیفی حاصل از به کارگیری روش های پیشنهادی جهت ساخت و بروزرسانی مدل های رخساره ای همخوان با نگاره های چاهها و داده های امیدانس موج تراکمی می پردازد. برای ارزیابی نحوه عملکرد روش های پیشنهادی، از یک مدل مصنوعی سه بعدی مخزن استفاده شده است. ابتدا فرض می شود که شاخص رخساره در تمام سلول های مدل به جز نقاطی که چاه از آن عبور کرده است، نامشخص است. علاوه بر نگاره های چاهها و امیدانس موج P، مقادیر متوسط تخلخل و درصد اشباع سیالات و خواص کشسانی رخساره ها نیز موجود است. در آخر می توان با مقایسه مدل های ساخته شده با مدل مرجع، نحوه عملکرد روش های پیشنهادی را به صورت کمی و کیفی ارزیابی کرد. به منظور کمی سازی نتایج حاصل، می توان از پارامتر عدم تطابق استفاده کرد. این پارامتر، سلول هایی در مدل ساخته شده که شاخص رخساره آن ها متفاوت از سلول متناظر در مدل رخساره ای مرجع می باشد را شمرده و بر تعداد کل سلول های موجود در مدل مرجع تقسیم می کند. از آنجا که مدل رخساره ای مرجع معلوم می باشد، این پارامتر می تواند توانایی روش های پیشنهادی در بازسازی مدل رخساره ای مرجع را به خوبی ارزیابی کند. در چرخه انطباق با داده های لرزه ای طراحی شده در این پژوهش، مقدار تابع هدف برای یک مدل رخساره ای، اختلاف امیدانس موج تراکمی شبیه سازی شده متناظر با آن و امیدانس موج تراکمی اندازه گیری شده می باشد. کمتر شدن این اختلاف به معنای بیشتر شدن شباهت مدل رخساره ای بروزرسانی شده با مدل رخساره ای واقعی مخزن می باشد. از اینرو می توان از توانایی روش های پیشنهادی در کمینه سازی تابع هدف تعریف شده، به عنوان یک پارامتر کمی برای مقایسه آن ها نیز استفاده کرد.

۵-۱- نتایج حاصل از روش آشفستگی احتمال - ازدحام ذرات

با اعمال این روش، ۲۰۰ مدل رخساره ای ساخته شد. مقدار پارامتر عدم تطابق برای این مدل ها در بازه (۵/۲۰-۸/۱۱) درصد (۶/۶۵) در میانگین) قرار گرفت. این مقادیر نشان می دهند که مدل های ساخته شده به طور میانگین دارای شباهت ۹۳/۳۵ درصدی با مدل رخساره ای مرجع می باشند. شکل ۸ یکی از مدل های رخساره ای حاصل از روش آشفستگی احتمال - ازدحام ذرات را نشان می دهد.

همخوان شده اند. بنابراین در صورت عدم پیشرفت آن ها نمی توان آن ها را با مدل های مخزن تصادفی جایگزین کرد. منظور از مدل مخزن تصادفی، مدلی است که با داده های چاه و امیدانس موج تراکمی همخوان نمی باشد (Okwu and Tartibu, 2021). برای رفع این ایراد، دو راه حل پیشنهاد می شود:

۱. حذف فاز زنبورهای پیش آهنگ. در این صورت الگوریتم پیشنهادی تنها شامل فازهای زنبورهای مستخدم و ناظر است.
 ۲. فعال بودن فاز زنبورهای پیش آهنگ. در این حالت بخشی از مدل های اولیه ساخته شده به عنوان ورودی به الگوریتم در نظر گرفته می شوند. در صورتی که مدلی طی تعداد مشخصی تکرار (پارامتر حد) پیشرفتی نداشته باشد، می توان آن را با یکی از مدل های اولیه باقی مانده جایگزین کرد.
- با اعمال حالات در نظر گرفته شده و مقایسه نتایج حاصل، راه حل ۱ به کار گرفته شد.

۴- تابع هدف و معیار توقف

تابع هدف تعریف شده در هر دو روش پیشنهادی، توان دوم اختلاف میان امیدانس موج تراکمی شبیه سازی شده و اندازه گیری شده را طبق روابط (۲۲) محاسبه می کند.

$$J(x) = \sum_i^N \frac{(Ip_i^{sim}(x) - Ip_i^{obs})^2}{(\sigma_{Ip}^{obs})^2} \quad (22)$$

در این رابطه J تابع هدف مسئله، x خاصیت مجهول مدل مخزن (در اینجا شاخص رخساره)، N تعداد سلول های مدل مخزن، Ip_i^{obs} و $Ip_i^{sim}(x)$ به ترتیب امیدانس موج تراکمی اندازه گیری شده و شبیه سازی شده در سلول i ام و σ_{Ip}^{obs} انحراف معیار امیدانس موج تراکمی اندازه گیری شده در میدان می باشد.

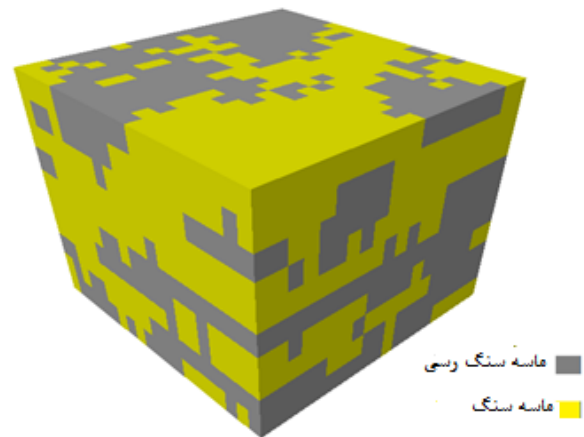
هرچه مقدار تابع هدف مسئله کاهش یابد به این معناست که امیدانس صوتی موج تراکمی متناظر با مدل های رخساره ای شبیه سازی شده، شباهت بیشتری با امیدانس صوتی موج تراکمی اندازه گیری شده در میدان دارد. به عبارت دیگر، کاهش هر چه بیشتر تابع هدف، به معنای شباهت هر چه بیشتر مدل های رخساره ای شبیه سازی شده با مدل رخساره ای مرجع می باشد.

تعریف یک معیار توقف مناسب برای یک الگوریتم تکرارپذیر، یکی از مهمترین پارامترهای تاثیرگذار بر نتایج نهایی آن می باشد. معیار توقف الگوریتم می تواند به طرق مختلفی تعریف شود. به عنوان مثال معیار توقف می تواند تعداد تکرار از قبل تعریف شده الگوریتم در نظر گرفته شود. کمینه سازی (بیشینه سازی) تابع هدف مسئله همواره یک روند نزولی (صعودی) دارد. ممکن است الگوریتم از یک تکرار خاص به بعد دیگر قادر به کاهش (افزایش) بیشتر تابع هدف نباشد. از اینرو می توان معیار توقف را در صورت ثابت ماندن مقدار تابع هدف طی یک تعداد مشخص تکرار، تعریف کرد. با اجرای متعدد الگوریتم های پیشنهادی، معیار توقف به

نشریه پژوهش‌های ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۸، شماره ۲، ۱۴۰۱.

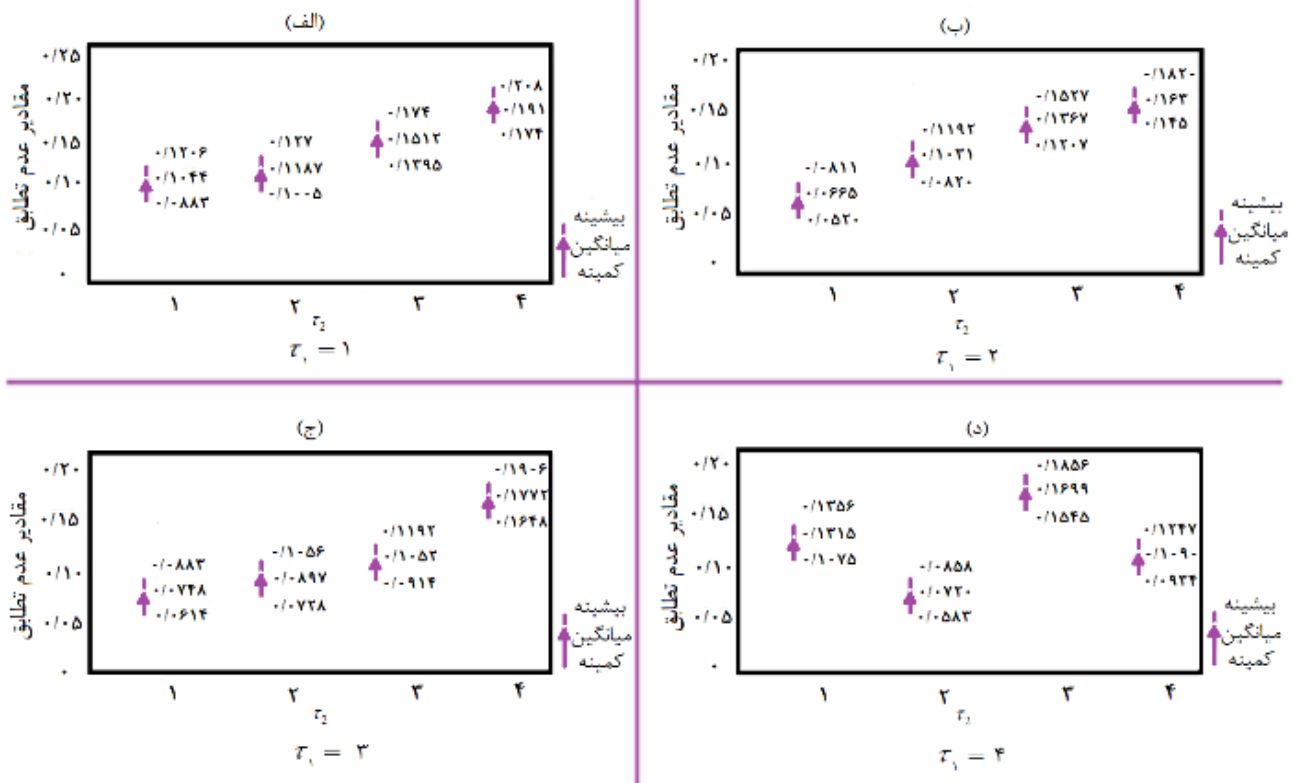
میانگین) قرار گرفت. مقایسه نتایج حاصل نشان داد که به‌کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات با یک افزایش دقت ۱۱/۷۳ درصدی در میانگین پارامتر عدم تطابق همراه بوده است.

در روش آشفته‌گی احتمال - ازدحام ذرات، پارامترهای مختلفی وجود دارند که می‌توانند در نتیجه نهایی آن، تاثیرگذار باشند. این پارامترها عبارتند از تابع توزیع پیشین و وزن‌های تاثیرگذاری منابع داده (T_1 و T_2) تعریف شده در رابطه (۴). تابع توزیع پیشین به‌کارگرفته شده، نسبت‌های رخساره‌ای مشاهده شده در نگاره‌های لیتولوژی چاه‌ها می‌باشد. این تابع توزیع در طول فرآیند مدل‌سازی ثابت می‌باشد. این امر باعث می‌شود مدل‌های رخساره‌ای ساخته‌شده دارای نسبت‌های رخساره‌ای یکسان با مدل مرجع باشند. وزن‌های تاثیرگذاری داده‌های امپدانس موج $P(T_2)$ و نگار چاه‌ها (T_1) نقش مهمی در نتیجه نهایی دارند. آنالیز حساسیت (شکل ۹) نشان می‌دهد هنگامی که نسبت (T_1) به (T_2) برابر ۲ باشد، مقدار پارامتر عدم تطابق مدل‌های رخساره‌ای ساخته شده دارای مقادیر کمتری می‌باشد.



شکل ۸: یکی از مدل‌های رخساره‌ای برورسانی شده توسط روش آشفته‌گی احتمال - ازدحام ذرات

برای نشان‌دادن تاثیر تلفیق الگوریتم ازدحام ذرات در روش آشفته‌گی احتمال، مسئله مورد نظر بدون به‌کارگیری این الگوریتم و تنها با استفاده از روش آشفته‌گی احتمال نیز حل شد. با اعمال روش آشفته‌گی احتمال به مسئله، ۲۰۰ مدل رخساره‌ای ساخته شد که مقدار پارامتر عدم تطابق برای مدل‌های ساخته‌شده در بازه (۱۹/۴۸ - ۱۷/۳۱) درصد (۱۸/۳۹ در



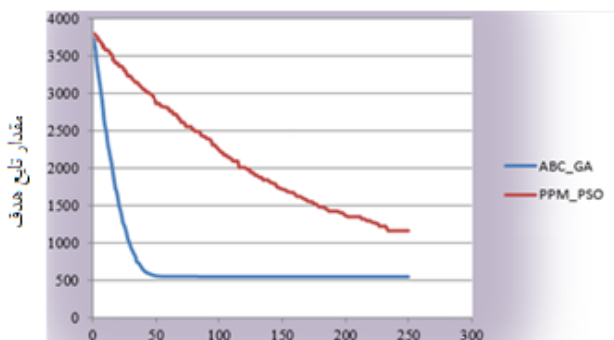
شکل ۹: آنالیز حساسیت پارامترهای (T_1) و (T_2) روش آشفته‌گی احتمال. این شکل نشان می‌دهد هنگامی که نسبت (T_1) به (T_2) برابر ۲ باشد، مقدار پارامتر عدم تطابق مدل‌های رخساره‌ای ساخته شده دارای مقادیر کمتری می‌باشد.

کلونی زنبور	(۲۸/۳۰ - ۲۲/۳۳)	(۱۴/۹۳-۱۶/۲۲)
مصنوعی	(۲۵/۳۱۵)	(۱۵/۵۷)

۲-۵- نتایج حاصل از روش کلونی زنبور مصنوعی-تقاطع

با اعمال روش کلونی زنبور مصنوعی-تقاطع به ۲۰۰ مدل رخساره-ای اولیه ساخته شده، مقدار پارامتر عدم تطابق برای این مدل ها در بازه (۰/۷۸-۱/۲۰) درصد (در میانگین) قرار گرفت. این مقدار عدم-تطابق، بیانگر این موضوع است که مدل های رخساره ای حاصل از این روش به طور میانگین از میان ۴۰۰۰ سلول، تنها در ۴۰ سلول، با مدل مرجع تفاوت دارند. شکل ۱۰ یکی از مدل های رخساره ای برورسانی شده بوسیله این روش را نشان می دهد. با مقایسه شکل های مدل رخساره ای حاصل و مدل مرجع می توان به سادگی شباهت بسیار زیاد آن ها را متوجه شد.

شکل ۱۱ نحوه کمینه سازی تابع هدف مسئله را بوسیله الگوریتم های به-کار گرفته شده نمایش می دهد.



تکرار چرخه تطبیقی یا داده های لرزه ای

شکل ۱۱: نحوه کمینه سازی تابع هدف مسئله بوسیله الگوریتم های به کار گرفته شده. الگوریتم ABC_GA توانایی بیشتری در کاهش تابع هدف مسئله و در نتیجه ساخت مدل های رخساره ای با شباهت بیشتر به مدل رخساره ای مرجع دارد.



شکل ۱۰: یکی از مدل های رخساره ای برورسانی شده بوسیله روش کلونی زنبور مصنوعی -تقاطع

برای نشان دادن تاثیر عملگرهای الگوریتم ژنتیک، کمینه سازی تابع هدف مسئله بوسیله الگوریتم بهینه سازی کلونی زنبور مصنوعی نیز انجام شد. نتایج حاصل نشان داد که تلفیق عملگر تقاطع الگوریتم ژنتیک در الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی باعث افزایش دقت ۱۴/۵۸ درصدی در میانگین پارامتر عدم تطابق شده است. جدول ۱ اطلاعات مربوط به حل مسئله مدل سازی رخساره ای مخزن بوسیله الگوریتم های یاد شده را نشان می دهد.

جدول ۱. اطلاعات مربوط به مقادیر پارامتر عدم تطابق مدل های رخساره ای برورسانی شده

الگوریتم های بهینه سازی	پارامتر عدم تطابق مدل های اولیه (میانگین) (درصد)	پارامتر عدم تطابق مدل های برورسانی شده (میانگین) (درصد)
کلونی زنبور	(۲۲/۳۳ - ۲۸/۳۰)	(۰/۷۸-۱/۲۰)
مصنوعی - ژنتیک	(۲۵/۳۱۵)	(۰/۹۹)

۳-۵- روش های سنتی زمین آماری

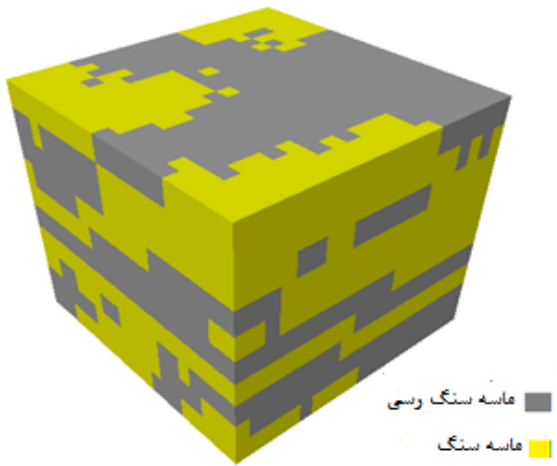
برای نشان دادن توانایی روش های پیشنهادی در فرایند ساخت و برورسانی مدل های رخساره ای مخزن، این مسئله به کمک تکنیک های سنتی زمین آماری نیز حل شد. روش های زمین آماری به کار گرفته شده در این پژوهش در واقع روش های محدودکننده می باشند که بر روش شبیه سازی شاخصی متوالی اعمال می شوند. روش شبیه سازی شاخصی متوالی ابتدا به کمک نگارهای لیتولوژی، ارتباط و همبستگی فضایی داده ها را تعیین می کند. سپس به کمک این ارتباط و همبستگی فضایی سعی در تشکیل یک تابع توزیع گسسته احتمالات شرطی حضور رخساره ها در هر سلول دارد. با نمونه برداری از این تابع توزیع گسسته یک شاخص رخساره به هر سلول نسبت داده می شود. حال می توان برای بهبود و ارتقای محاسبات این احتمالات شرطی، از یکسری اطلاعات اضافی استفاده کرد. روش های محدودکننده با ایجاد یکسری توابع توزیع احتمال حضور رخساره ها نسبت به داده های نگارهای لیتولوژی و داده های لرزه ای از قبیل امپدانس موج P، باعث می شوند که احتمالات شرطی محاسبه شده در روش شبیه سازی شاخصی متوالی با دقت و حساسیت بیشتری محاسبه شوند. در این پژوهش از روش های محدود کننده روند احتمالی عمودی و روند احتمالی لرزه ای استفاده شده است.

۳-۵-۱- روند احتمالی عمودی

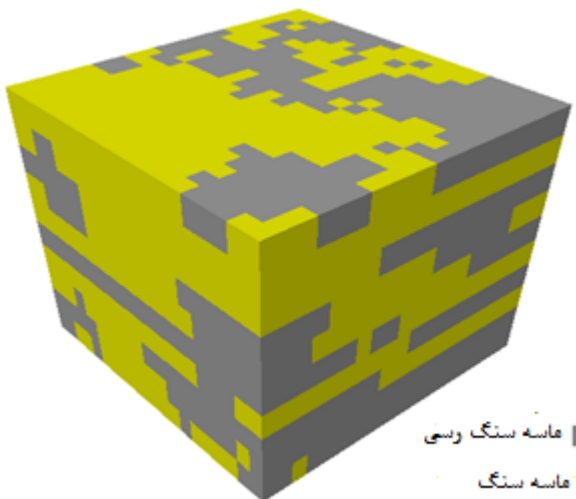
در این روش به کمک نگارهای لیتولوژی، نسبت های رخساره ای در هر لایه از مخزن اندازه گیری می شود. بر این اساس یک تابع توزیع

نشریه پژوهش‌های ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۸، شماره ۲، ۱۴۰۱.

۲۲/۵۶ درصد قرار گرفت. نتایج حاصل شده نشان می‌دهد که استفاده از داده‌های امپدانس موج P در روش روند احتمالی لرزه‌ای باعث افزایش دقت ۶/۴۳ درصدی (در میانگین) پارامتر عدم تطابق نسبت به مدل‌های حاصل از روش محدودکننده روند احتمالی عمودی شده است. لازم به ذکر است که مجموعه مدل‌های رخساره‌ای اولیه ورودی به چرخه انطباق با داده‌های لرزه‌ای در روش پیشنهادی دوم، بوسیله اعمال روند احتمالی لرزه‌ای بر روش شبیه‌سازی شاخصی متوالی ساخته شد. یک نمونه از مدل‌های رخساره‌ای حاصل از هر کدام از این روش‌ها در شکل ۱۴ و شکل ۱۵ نمایش داده شده است.

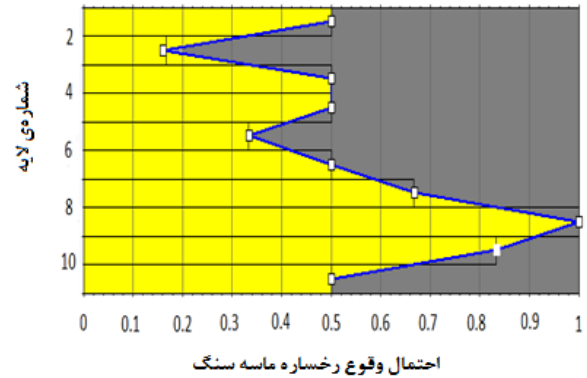


شکل ۱۴: نمونه‌ای از مدل‌های رخساره‌ای حاصل از اعمال روش روند احتمالی عمودی بر شبیه‌سازی شاخصی متوالی



شکل ۱۵: نمونه‌ای از مدل‌های رخساره‌ای حاصل از اعمال روش روند احتمالی لرزه‌ای بر شبیه‌سازی شاخصی متوالی

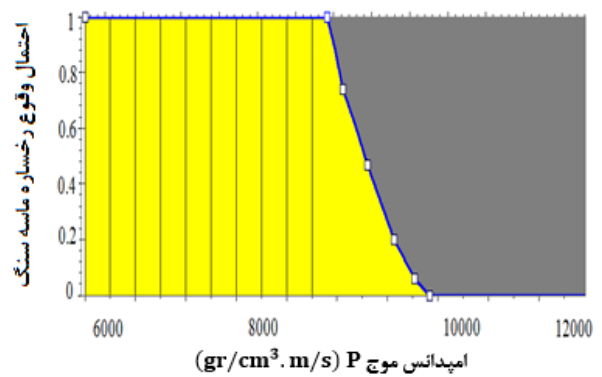
احتمال (منحنی آبی رنگ در شکل ۱۲) برای تعیین نسبت رخساره‌ای در هر لایه ایجاد می‌شود. به‌کارگیری این عامل محدودکننده در کنار تنظیم پارامترهای واریوگرام باعث ایجاد مدل‌های رخساره‌ای با همخوانی بیشتر با داده‌های نگارهای لیتولوژی می‌شود.



شکل ۱۲: تابع توزیع احتمال نسبت‌های رخساره‌ای در هر لایه از مخزن به کار گرفته شده در روش روند احتمالی عمودی

۲-۳-۵- روند احتمالی لرزه‌ای

در این روش ابتدا در موقعیت‌های مکانی چاه‌ها یک تابع توزیع احتمال حضور رخساره‌ها نسبت به داده‌های امپدانس موج P تولید می‌شود (منحنی آبی رنگ در شکل ۱۳). سپس از این تابع توزیع احتمال جهت افزایش دقت روش شبیه‌سازی شاخصی متوالی در محاسبه احتمالات شرطی حضور رخساره‌ها استفاده می‌شود.



شکل ۱۳: تابع توزیع احتمال حضور رخساره‌ها نسبت به داده‌های امپدانس موج P به کار گرفته شده در روش روند احتمالی لرزه‌ای با اعمال هر یک از روش‌های محدودکننده روند احتمالی عمودی و روند احتمالی لرزه‌ای به روش شبیه‌سازی شاخصی متوالی، ۲۰۰ مدل رخساره-ای ساخته شد. مقدار پارامتر عدم تطابق برای مدل‌های ساخته شده بوسیله این روش‌ها به ترتیب در بازه (۲۹/۳۵ - ۳۴/۴۲) و (۲۸/۳۴) -

(۱۰*۵۰*۵۰) سلول (در مجموع ۲۵۰۰۰) با ابعاد (۱۵*۱۵*۱۵) (متر) می باشد. مدل سازی تخلخل، درصد اشباع آب و امپدانس موج P نیز همانند روش های ذکر شده در بخش مدل آزمایشی انجام گرفت. ۷ چاه که مکان آنها به صورت تصادفی انتخاب شد، به منظور استخراج نگاره های لیتولوژی، در مدل رخساره ای قرار داده شد.

بوسیله روش شبیه سازی شاخصی متوالی و داده های نگاره های لیتولوژی چاهها و امپدانس موج تراکمی، ۲۰۰ مدل رخساره ای اولیه ساخته شد. مقادیر پارامتر عدم تطابق برای مدل های رخساره ای اولیه ورودی به چرخه انطباق با داده های لرزه ای در بازه (۳۵/۰۸ - ۲۷/۴۸) (۳۱/۲۸) در میانگین) قرار گرفت. بعد از اعمال الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی - ژنتیک جهت کمینه سازی تابع هدف مسئله، عدم تطابق مدل های بروز رسانی شده در بازه (۵/۱۷-۶/۴۱) درصد (۵/۷۹) در میانگین) محدود شدند. شکل ۱۶ مدل رخساره ای مرجع را به همراه یک نمونه از مدل های رخساره ای بروز رسانی شده نشان می دهد

۲-۴-۵- مدل مصنوعی ۲

مدل مصنوعی شماره ۲، بوسیله روش شبیه سازی شیء گرا ساخته شده است. در روش های شبیه سازی شیء گرا، شبیه سازی پدیده های زمین شناسی مختلف با شکل و اندازه های متفاوت میسر می گردد. این پدیده های زمین شناسی می توانند به فرم کانال ها، levees، crevasses یا lobes دیده شوند. به کمک اطلاعات آماری ساختاری مثل کمترین، میانگین و بیشترین میزان ابعاد اشکال، می توان یک تابع توزیع احتمال برای شبیه سازی اشکال پدیده های زمین شناسی تشکیل داد. برای مثال اگر پدیده های زمین شناسی به فرم کانال باشند، می توان بوسیله کمترین، میانگین و بیشترین عرض و ضخامت کانال ها، با دقت بیشتری این پدیده های زمین شناسی را مدل کرد. مدل رخساره ای مصنوعی به کار گرفته شده به صورت کانال های ماسه ای در یک پس زمینه ماسه شیلی تعریف شده است. سهم نسبی رخساره ها ۲۵ درصد (برای ماسه) و ۷۵ درصد (برای ماسه شیلی) می باشد. مدل مخزن دارای ۱۰*۳۵*۳۵ سلول (در مجموع ۱۲۲۵۰) با ابعاد ۱۰۰*۱۰۰*۶ (متر) می باشد. مدل سازی تخلخل، درصد اشباع آب و امپدانس موج P نیز همانند روش های ذکر شده در بخش مدل آزمایشی انجام گرفت. ۵ چاه با مکان های تصادفی جهت استخراج نگاره های لیتولوژی در مدل رخساره ای در نظر گرفته شدند. اطلاعات آماری مربوط به مشخصات ساختاری کانال های ماسه ای در شکل ۱۷ آورده شده است.

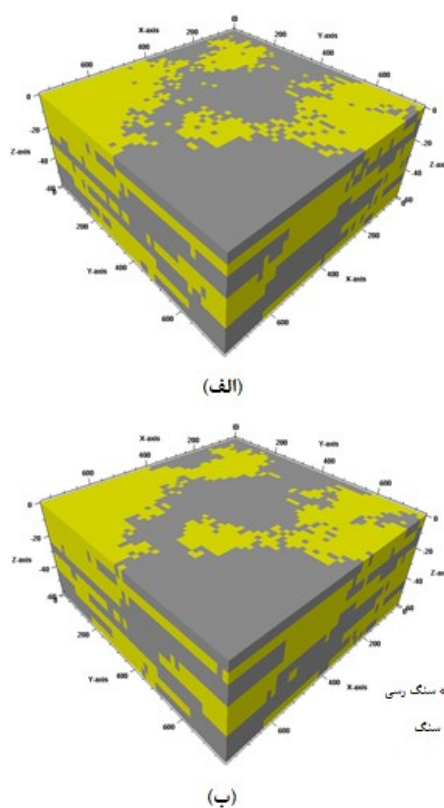
۴-۵- نتایج حاصل از روش کلونی زنبور مصنوعی - ژنتیک بر

مدل های مصنوعی پیچیده تر

نتایج حاصل از اعمال روش کلونی زنبور مصنوعی - ژنتیک بر مدل مصنوعی معرفی شده امیدوار کننده بود. از این جهت سعی شد تا توانایی این روش در ساخت و بروز رسانی مدل های رخساره ای بزرگ تر و پیچیده تر نیز آزمایش شود. به این خاطر در این بخش دو مدل رخساره ای مصنوعی با ابعاد و تعداد سلول های متفاوت بوسیله روش های شبیه سازی شاخصی متوالی و شبیه سازی روش شیء گرا ساخته شد. علت اصلی اعمال نکردن روش آشفته گی احتمال - ازدحام ذرات، زمان اجرای بسیار طولانی برنامه کدنویسی شده بود. از آنجا که محاسبات روش کریجینگ شاخصی برای مدل های با تعداد سلول زیاد بسیار طولانی می باشد، از اعمال روش آشفته گی احتمال - ازدحام ذرات بر این دو مدل مصنوعی صرف نظر شد. در واقع این روش برای مخزن های کوچکتر مناسب می باشد.

۱-۴-۵- مدل مصنوعی ۱

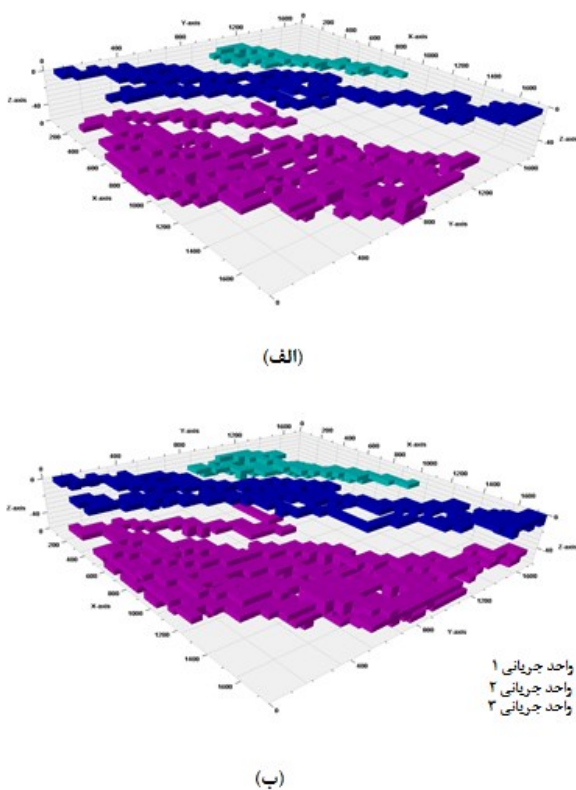
نحوه ساخت این مدل مصنوعی همانند مدل مصنوعی ارائه شده در بخش مدل آزمایشی می باشد با این تفاوت که این مدل دارای



شکل ۱۶: الف) یک نمونه از مدل های رخساره ای به روز رسانی شده بوسیله روش کلونی زنبور مصنوعی - ژنتیک ب) مدل رخساره ای مرجع

نشریه پژوهش‌های ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۸، شماره ۲، ۱۴۰۱.

در یک مدل رخساره‌ای کانالی، کانال‌های ماسه‌ای مسیری برای جریان یافتن سیال هیدروکربنی می‌باشند. ممکن است دو یا چند کانال یکدیگر را قطع کرده و تشکیل یک واحد جریانی دهند. واحدهای جریانی تشکیل شده، جهت حرکت سیال هیدروکربنی در مخزن را کنترل می‌کنند. مدل کانالی به کار گرفته شده، دارای سه واحد جریانی اصلی مجزا می‌باشد. واحد جریانی آبی رنگ واقع در نزدیکی سطح بالایی مخزن، واحد جریانی سبز رنگ در میانه و واحد جریانی بنفش رنگ در کف آن، تشکیل شده‌اند. بازسازی واحدهای جریانی یک مدل رخساره‌ای کانالی، می‌تواند با ریسک و عدم قطعیت بالایی همراه باشد. چراکه امکان دارد دو یا چند کانال ماسه‌ای تنها در یک سلول با هم در تماس باشند. حال اگر روش به کار گرفته شده نتواند رخساره سلول مورد نظر را به درستی مدل سازی کند، واحد جریانی مد نظر در مدل بروز رسانی شده تشکیل نمی‌شود. از اینرو بازسازی واحدهای جریانی مدل‌های رخساره‌ای کانالی می‌تواند محک مناسبی برای ارزیابی دقت عملکرد روش کلونی زنبور مصنوعی - ژنتیک باشد. شکل ۱۹ واحدهای جریانی اصلی مدل رخساره - ای مرجع و یکی از مدل‌های رخساره‌ای بروز رسانی شده را نمایش می‌دهد.



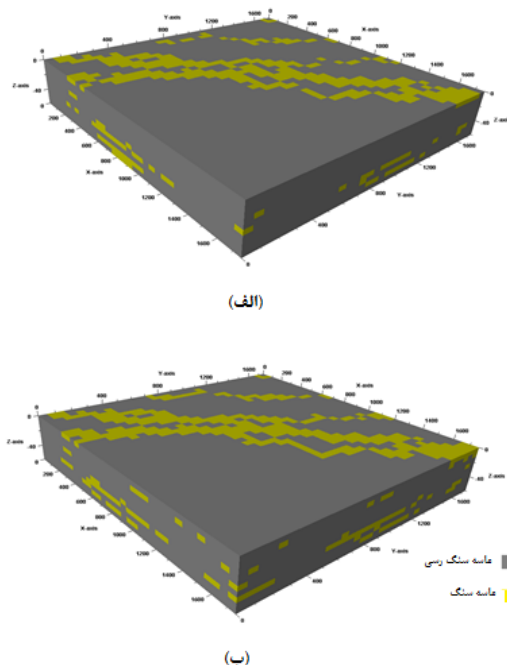
شکل ۱۹: الف) واحدهای جریانی اصلی یکی از مدل‌های رخساره‌ای کانالی بروز رسانی شده

ب) واحدهای جریانی اصلی مدل رخساره‌ای کانالی مرجع

مقدار (متر)	مشخصات ساختاری کانال	
	۵۰	عرض
۶	ضخامت	
۵۰	طول موج	
۵۰	دامنه	

شکل ۱۷: اطلاعات آماری مربوط به مشخصات ساختاری کانال‌های ماسه‌ای

مدل‌های رخساره‌ای اولیه برای ورود به چرخه انطباق با داده‌های لرزه‌ای، بوسیله روش شبیه‌سازی شیء‌گرا ساخته شد. برای ساخت ۲۰۰ مدل رخساره‌ای اولیه تنها از داده‌های نگاره‌ای چاه و مشخصات ساختاری کانال‌های ماسه‌ای استفاده شد. مقادیر پارامتر عدم تطابق برای این مدل‌ها در بازه (۲۸/۳۶ - ۲۲/۵۸) درصد (۲۵/۴۷ در میانگین) قرار گرفت. با استفاده از الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی - ژنتیک در کمینه‌سازی تابع هدف، مقادیر پارامتر عدم تطابق برای مدل‌های رخساره‌ای بروز رسانی شده به بازه (۵/۸۳ - ۴/۱۳) درصد (۴/۹۸ در میانگین) محدود شد. شکل ۱۸ مدل رخساره‌ای کانالی مرجع را به همراه یک نمونه از مدل‌های رخساره - ای کانالی بروز رسانی شده نشان می‌دهد.



شکل ۱۸: الف) یک نمونه از مدل‌های رخساره‌ای کانالی بروز رسانی شده توسط روش کلونی زنبور مصنوعی - ژنتیک ب) مدل رخساره‌ای کانالی مرجع

فتاحی دهکردی و مهدوی راد، به کارگیری الگوریتم های بهینه سازی و پارامتری سازی در تلفیق داده های لرزه ای و نگاره ای چاه ها در فرایند ساخت ، صفحات ۱۲۱-۱۴۲. برای بیان خلاصه نتایج حاصل از روش های پیشنهادی، می توان از جدول ۲ کمک گرفت.

جدول ۲. خلاصه نتایج حاصل از روش های پیشنهادی پژوهش

روش های پیشنهادی	روش ساخت مدل مرجع	تعدادگرید بلاک های مدل رخساره ای مخزن	پارامتر عدم تطابق مدل های اولیه (میانگین)(درصد)	پارامتر عدم تطابق مدل های بروز رسانی شده (میانگین)(درصد)
آشفستگی احتمال	شبیه سازی شاخصی متوالی	۴۰۰۰	۲۲/۳۳-۲۸/۳۰ (۲۵/۳۱)	۱۷/۳۱-۱۹/۴۸ (۱۸/۳۹)
آشفستگی احتمال - ازدحام ذرات	شبیه سازی شاخصی متوالی	۴۰۰۰	۲۲/۳۳-۲۸/۳۰ (۲۵/۳۱)	۵/۲۰-۸/۱۱ (۶/۶۵)
زنبور عسل - تقاطع	شبیه سازی شاخصی متوالی	۴۰۰۰	۲۲/۳۳-۲۸/۳۰ (۲۵/۳۱)	۰/۷۸-۱/۲۰ (۰/۹۹)
روند احتمالی عمودی	شبیه سازی شاخصی متوالی	۴۰۰۰	۲۲/۳۳-۲۸/۳۰ (۲۵/۳۱)	۲۹/۳۵-۳۴/۴۲ (۳۱/۸۸)
روند احتمالی لرزه ای	شبیه سازی شاخصی متوالی	۴۰۰۰	۲۲/۳۳-۲۸/۳۰ (۲۵/۳۱)	۲۲/۵۶-۲۸/۳۴ (۲۵/۴۵)
زنبور عسل - تقاطع	شبیه سازی شاخصی متوالی	۲۵۰۰	۲۷/۴۸-۳۵/۰۸ (۳۱/۲۸)	۵/۱۷-۶/۴۱ (۵/۷۹)
زنبور عسل تقاطع	شبیه سازی شی گرا	۱۲۲۵۰	۲۲/۵۸-۲۸/۳۶ (۲۵/۴۷)	۴/۱۲-۵/۸۳ (۴/۹۸)

حاکمی از برتری کامل روش های پیشنهادی هستند. در پایان عملکرد روش "کلونی زنبور مصنوعی-ژنتیک" بر روی دو مدل مصنوعی بزرگ تر و پیچیده تر ارزیابی شده که با نتایج قابل قبولی همراه است. در روش های پیشنهادی تفاوت هایی به شرح زیر وجود دارد:

۱. روش آشفستگی احتمال - ازدحام ذرات با دخیل کردن تابع توزیع پیشین در فرایند مدل سازی، منجر به ساخت و بروز رسانی مدل های رخساره ای می شود که با داده های پیشین مسئله همخوان می باشند. اما در فرایند بروز رسانی مدل های رخساره ای توسط روش کلونی زنبور عسل-ژنتیک، داده های پیشین در نظر گرفته نمی شوند. این امر می تواند منجر به بروز رسانی مدل های رخساره ای شود که با این داده ها همخوان نباشند.
۲. با به کارگیری روش آشفستگی احتمال، تعداد متغیرهای بهینه سازی برابر واحد می باشد. این امر باعث تسریع در محاسبه احتمالات شرطی حضور شاخص رخساره نسبت به داده های امپدانس موج تراکمی می شود. اما لازم به ذکر است که در این روش در هر تکرار از الگوریتم، بعد از بروز رسانی پارامتر تغییر، نیاز است تا مدل رخساره ای متناظر با آن بوسیله کریجینگ شاخصی ساخته شود. محاسبات روش کریجینگ برای مدل های رخساره ای با تعداد سلول زیاد، سنگین بوده و باعث افزایش زمان اجرای برنامه می شود. از اینرو این روش برای مدل سازی رخساره ای مخازن کوچک مناسب می باشد. اما از آنجا که در به کارگیری روش های کلونی زنبور عسل-ژنتیک و ازدحام ذرات-ژنتیک، مدل های رخساره ای ابتدا در مرحله اول ساخته و سپس در چرخه انطباق با داده های لرزه ای بروز رسانی می شوند، اجرای برنامه سریع می باشد. از این رو می توان در فرایند مدل سازی رخساره ای مخازن بزرگ از آن استفاده کرد.

۶- نتیجه گیری

در این پژوهش، عملکرد روش های پیشنهادی در ساخت و بروز رسانی مدل های رخساره ای مخزن مورد ارزیابی قرار گرفته است. روش های پیشنهادی بر مبنای ترکیبی از روش های سنتی زمین آماری از قبیل شبیه سازی شاخصی متوالی و کریجینگ شاخصی، الگوریتم های بهینه سازی از قبیل ازدحام ذرات، کلونی زنبور مصنوعی و ژنتیک و روش های پارامتری سازی مثل روش آشفستگی احتمال می باشند. این روش ها برای تلفیق داده های نگاره ای چاه ها و لرزه دوی بعدی / سه بعدی در فرایند مدل سازی رخساره ای مخزن مورد استفاده قرار گرفته اند. با اعمال روش های پیشنهادی بر یک مدل مصنوعی مخزن دقت عملکرد آن ها ارزیابی شده است. نتایج کمی و کیفی حاصل نشان داد این روش ها در ساخت و بروز رسانی مدل رخساره ای مخزن عملکرد بهتری نسبت به روش های زمین آماری دارند.

در روش پیشنهادی اول از روش پارامتری سازی آشفستگی احتمال به عنوان ابزار اصلی مدل سازی استفاده شد. این روش قادر است یک مسئله بهینه سازی با N پارامتر را به یک مسئله بهینه سازی با یک پارامتر تبدیل کند. در این روش از الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات برای یافتن مقدار بهینه پارامتر تغییر روش آشفستگی احتمال استفاده شده است. در روش پیشنهادی دوم، در غیاب روش های پارامتری سازی، سعی شده است تا با تلفیق عملگرهای الگوریتم ژنتیک در الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی، الگوریتم های ترکیبی قدرتمندتری برای کمینه سازی تابع هدف تعریف شده، به کار گرفته شود. برای ارزیابی دقت عملکرد روش های پیشنهادی از یک مدل سه بعدی مصنوعی مخزن استفاده شده و داده های نگاره ای چاه ها و امپدانس موج تراکمی از آن استخراج شد. سپس با به کارگیری روش های پیشنهادی و منابع داده در دسترس، سعی در بازسازی مدل مرجع شده است. برای نشان دادن توانایی روش های پیشنهادی دو روش سنتی زمین آماری نیز به مسئله مورد نظر اعمال شده است. نتایج حاصل

Celma, R. I., Singh, N., Ouldamer, K., & Debec, P. (2021, December). Petroelastic Model PEM for a Highly Heterogeneous Cretaceous Reservoir in Middle East. In Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference. OnePetro.

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.

Ding, S., Lu, R., Xi, Y., Liu, G., & Ma, J. (2020). Efficient well placement optimization coupling hybrid objective function with particle swarm optimization algorithm. *Applied Soft Computing*, 95, 106511.

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

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.

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.

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

Gao, J., Zheng, Y., Ni, K., Zhang, H., Hao, B., & Yan, J. (2021, November). Research on oil-gas Pipeline Leakage Detection Method Based on Particle Swarm Optimization Algorithm Optimized Support Vector Machine. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 2076, No. 1, p. 012004). IOP Publishing.

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.

Gusev, S. I. (2020). Petro-elastic modeling deliverables for the kharyaga permian carbonate deposits. *Geosursy*, 22(3), 62-68.

Hoffman, B.T. and Caers, J., 2003, January. Geostatistical history matching using a regional probability perturbation method. In SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Society of Petroleum Engineers.

در پایان نیاز است تا محدودیت‌های روش‌های پیشنهادی نیز ذکر شود. این محدودیت‌ها شامل موارد زیر هستند:

۱. با افزایش تعداد گریدبلاک‌های مدل مخزن، تعداد متغیرهای مجهول مسئله افزایش یافته و توانایی الگوریتم کاهش می‌یابد. به بیان دقیق‌تر با توجه به اینکه در هر گریدبلاک دو رخساره (ماسه و ماسه شیلی) وجود دارد، تعداد جواب‌های مسئله برابر با (۲) به توان تعداد گریدبلاک‌های مدل مخزن می‌شود. بنابراین اگر حتی یک گریدبلاک به مدل اضافه شود، فضای جواب‌های مسئله دو برابر می‌شود.

۲. پیدا کردن فرمولاسیون دقیق برای تابع هدف. برای مثال اگر در این پژوهش در صورت کسر تابع هدف، توان دو حذف شود، دقت نتایج حاصل کاهش قابل توجهی خواهد داشت. انتخاب این فرم از تابع هدف، با اجرای متعدد کدها با توابع هدف متفاوت، حاصل گردید.

۷- 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.

Agwu, O. E., Okoro, E. E., & Sanni, S. E. (2022). Modelling oil and gas flow rate through chokes: A critical review of extant models. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 208, 109775.

Asghar, S., Choi, J., Yoon, D., & Byun, J. (2020). Spatial pseudo-labeling for semi-supervised facies classification. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 195, 107834.

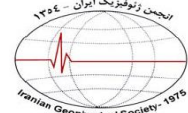
Besag, J., Green, P.J., 1993. Spatial statistics and Bayesian computation. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 55(1), pp.25-37.

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.

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

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.

- algorithm. *Geophysical Journal International*, 162 (3), 685-695.
- Semnani, A., Ostadhassan, M., Xu, Y., Sharifi, M., & Liu, B. (2021). Joint optimization of constrained well placement and control parameters using teaching-learning based optimization and an inter-distance algorithm. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 203, 108652.
- Shams, M., El-Banbi, A., & Sayyoub, M. H. (2021, September). Applications of Honey Bee Optimization in Reservoir Engineering Assisted History Matching. In *SPE Annual Technical Conference and Exhibition. OnePetro*.
- Solanki, P., Baldaniya, D., Jogani, D., Chaudhary, B., Shah, M., & Kshirsagar, A. (2021). Artificial intelligence: new age of transformation in petroleum upstream. *Petroleum Research*.
- Su-Mei, H., Zhao-Hui, S., Meng-Ke, Z., San-Yi, Y., & Shang-Xu, W. (2022). Incremental semi-supervised learning for intelligent seismic facies identification. *Applied Geophysics*, 19(1), 41-52.
- Okwu, M. O., & Tartibu, L. K. (2021). Introduction to Optimization. In *Metaheuristic Optimization: Nature-Inspired Algorithms Swarm and Computational Intelligence, Theory and Applications* (pp. 1-4). Springer, Cham.
- Zhang, T., Tang, Z., Wu, J., Du, X., & Chen, K. (2021). Multi-step-ahead crude oil price forecasting based on two-layer decomposition technique and extreme learning machine optimized by the particle swarm optimization algorithm. *Energy*, 229, 120797.
- 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.
- Zhou, J., Mannini, A., & Cocker, J. (2022, February). Petro-elastic Inversion case study in the Otway Basin. In *Second EAGE Conference on Seismic Inversion* (Vol. 2022, No. 1, pp. 1-5). European Association of Geoscientists & Engineers.
- Kassem, H. S. (2019). Oil and gas production system optimization using particle swarm optimization (Doctoral dissertation).
- 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, A. (2021). Hybrid Evolutionary Optimization Approach for Oilfield Well Control Optimization. arXiv preprint arXiv:2103.15608.
- Liu, C., Wu, L., Huang, X., & Xiao, W. (2022). Improved dynamic adaptive ant colony optimization algorithm to solve pipe routing design. *Knowledge-Based Systems*, 237, 107846.
- Marini, F., & Walczak, B. (2015). Particle swarm optimization (PSO). A tutorial. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 149, 153-165.
- Ojugo, A. A., & Obruch, C. O. (2022). Quest For Convergence Solution Using Hybrid Genetic Algorithm Trained Neural Network Model For Metamorphic Malware Detection. *ARRUS Journal of Engineering and Technology*, 2(1).
- 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.
- Sakhautdinov, I., & Vakhitova, G. (2018). Prediction reservoirs based on the results of petro-elastic modeling. *International Multidisciplinary Scientific GeoConference: SGEM*, 18(1.4), 689-696.
- Salman, N., Lawi, A., & Syarif, S. (2018, November). Artificial neural network backpropagation with particle swarm optimization for crude palm oil price prediction. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1114, No. 1, p. 012088). IOP Publishing.
- Schwarzbach, C., Börner, R. U., & Spitzer, K. (2005). Twodimensional inversion of direct current resistivity data using a parallel, multi-objective genetic



Application of optimization and parameterization algorithms for the integration of seismic and well logging data in the process of building and updating lithofacies models.

Iman Fattahi Dehkordi^{1*} and AmirMohammad MahdaviRad²

1- Master of Computer Engineering, Faculty of Computer Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

2- Petroleum Engineering Expert, Shahid Tandgiovian Petroleum College, Petroleum University of Technology, Abadan, Iran.

Received: 24 September 2022; Accepted: 2 January 2023

Corresponding author: fatahiiman@aut.ac.ir

Keywords

Lithofacies modeling

Optimization

Parameterization methods

Artificial bee colony algorithms

Seismic data

Extended Abstract

Summary

In this research, integration of well logging and 2D/3D seismic data in the reservoir lithofacies modeling process has been considered. For this purpose, two methods from the so-called seismic matching loop class have been used. In the first method, the particle swarm optimization (PSO) algorithm is implemented to find the optimal value of the probability perturbation method (PPM) deformation parameter. The PPM is used to convert an N-parameter optimization problem to a problem with one parameter. In the second method,

in the absence of parametrization methods, the problem of updating lithofacies models will be considered as an optimization problem with the N-unknown parameter. Obviously as the number of optimization unknown parameters increases, the optimization algorithms ability in finding the optimum solution decreases. One way to overcome this problem is to design optimization algorithms with higher capabilities. In the second method, an attempt has been made to establish a proper balance between the exploration and exploitation capabilities of the optimization algorithm. In this research, the crossover and mutation operators of the genetic algorithm (GA) optimization method have been used to improve the exploration and exploitation capabilities of the PSO and artificial bee colony (ABC) algorithms. To evaluate the performance of the proposed methods, a 3D synthetic reservoir model (reference model) has been used. The obtained results show that reservoir lithofacies models generated by "PPM-PSO", "PSO-GA" and "ABC-GA" methods have 6.65%, 10.44%, and 0.99% mismatches compared with the reference lithofacies model, respectively. To highlight the ability of the proposed algorithms in generating and updating the reservoir lithofacies models, two traditional geostatistical methods have also been applied to the specified problem. The results indicate that using the "PPM-PSO", "PSO-GA" and "ABC-GA" algorithms, respectively, leads to 18.8%, 15.27%, and 24.46% improvement on mismatch values compared to the traditional geostatistical methods. Finally, the performance of "ABC-GA" method has been evaluated on two larger and more complex synthetic reservoir models.

Introduction

The realistic and optimal management of the hydrocarbon reservoirs requires maximum understanding of their characteristics, which can be achieved through the integration of various data sources in the reservoir modeling process. Seismic data, due to its extensive areal coverage and high lateral resolution compared to well-based data, have always been of interest in static property estimation at locations among wells. In order to use more of the seismic data in the facies modeling process, the seismic matching loop approach, which is based on geostatistical techniques and optimization algorithms, can be used. Obviously, by increasing the number of reservoir model grid blocks, the ability of the algorithm to generate the optimal facies model decreases. The main focus of this research is to introduce two approaches to solve this problem. The first approach is the integration of PSO algorithm into PPM, which is a parameterization technique. The innovation of this method is the integration of the PSO algorithm into the PPM to find the optimal value of its deformation parameter. In the second approach, the unknown parameters of the optimization problem are equal to the number of grid blocks in the reservoir model. The innovation of the second proposed method is the integration of the GA crossover operator in the ABC optimization algorithm and the complete elimination of the scout bees phase.

Methodology and Approaches

The first method is the integration of the PSO algorithm into PPM. In this method, the goal is to determine the probability distribution function of facies in each grid block using well logs and seismic data. The innovation of this method is the integration of the PSO into the PPM to find the optimal value of the deformation parameter. The second method is the combination of the GA crossover operator with the ABC algorithm.

The ABC exploration capability is the responsibility of scouts and employed bees, and the onlooker bees are responsible for exploitation capability of the ABC algorithm. In the GA, the crossover operator tries to generate better solutions (offspring) by focusing on the best solutions (parents). Through the integration of this operator into the ABC algorithm, it is expected to achieve some improvement in the exploration capability of the method.

Results and Conclusions

To evaluate the performance of the proposed methods, a 3D synthetic reservoir model has been generated. First, it is assumed that the facies indicator in all the model grid blocks is unknown except in the well locations. In addition to the well logs and P-wave impedance, the average values of porosity, fluid saturation and the elastic properties of the facies are also available. Finally, by comparing the obtained models with the reference model, the performance of the proposed approaches can be evaluated, both quantitatively and qualitatively.
