

امکان‌سنجی وارون‌سازی احتمالاتی داده‌های لرزه‌ای با هدف تخمین تخلخل برای مخزن کربناته

اکبر حیدری^۱، نوید امینی^{۲*}، توماس میر هسن^۳، حامد امینی^۴ و محمد امامی نیری^۵

^۱ دانشجوی دکتری، مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، تهران، ایران

^۲ محقق، کوکولینک (زیر مجموعه دانشگاه ملی سئول)، کره جنوبی

^۳ دانشیار، ژئوفیزیک در دپارتمان علوم زمین دانشگاه آرهوس، آرهوس، دانمارک

^۴ دکترای ژئوفیزیک مخازن، شرکت Aker BP ASA، نروژ

^۵ استادیار، انستیتو مهندسی نفت دانشگاه تهران، تهران، ایران

(دریافت: ۱۳۹۹/۰۸/۲۲، پذیرش: ۱۳۹۹/۱۰/۱۰)

چکیده

هدف از این مطالعه، وارون‌سازی مستقیم داده‌های لرزه‌ای به تخلخل و توصیف کمی عدم قطعیت مربوط به آن در یکی از مخازن کربناته جنوب غربی ایران است. روش‌های وارون‌سازی احتمالاتی قادرند با ترکیب توابع توزیع احتمال پارامترهای مدل و تابع توزیع درست‌نمایی که متأثر از مدل نوفه است، پارامترهای مدل را به صورت تابع توزیع احتمال پسین ارائه کنند. این تابع با اطلاعات اولیه درباره مدل همخوانی دارد و همچنین به داده‌های لرزه‌ای مقید است. در این مطالعه، از یکی از روش‌های نمونه‌گیر مبتنی بر زنجیره‌های مارکو مونت‌کارلو استفاده شده است که می‌تواند با نمونه‌گیری از تابع توزیع احتمال پسین، رخدادهایی از مدل مطلوب تولید کند. برخلاف روش‌های وارون قطعی که تنها یک جواب از مدل ارائه می‌دهند، رخدادهای تولیدشده از تابع توزیع پسین در روش‌های وارون احتمالاتی، امکان تحلیل آماری و توصیف عدم قطعیت مربوط به مدل را فراهم می‌کنند. نتایج اجرای روش پیشنهادی برای داده‌های مصنوعی نشان داد برآورد واریانس نوفه، تأثیر مهمی بر نتایج وارون‌سازی همچون میزان عدم قطعیت رخدادهای مدل دارد. در حالتی که نوفه مفروض در وارون‌سازی، برابر، بیشتر و کمتر از نوفه داده‌ها باشد، به ترتیب ۸٪، ۳٪ و ۳۱٪ از تخلخل واقعی در محل چاه، خارج از بازه ۹۵ درصد احتمال رخدادهای تخلخل قرار می‌گیرد؛ بنابراین فروتخمین بودن نوفه در روش‌های وارون احتمالاتی، خطای زیادی را در رخدادهای مدل وارد می‌کند. با استفاده از مدل فیزیک سنگی کالیبره‌شده، الگوریتم برای ردلرزه‌های مجاور چهار چاه اجرا و رخدادهایی از تخلخل و عدم قطعیت مربوط به آنها ارائه شد. ضریب همبستگی بین تخلخل واقعی در محل چاه‌ها و میانگین رخدادهای تخلخل برابر با ۷۹٪، ۶۳٪، ۵۱٪ و ۶۷٪ برآورد شد که نشان‌دهنده عملکرد خوب الگوریتم در تخمین تخلخل و عدم قطعیت مربوط به آن است.

واژه‌های کلیدی: وارون‌سازی بیزین، تخلخل، مخازن کربناته، عدم قطعیت

۱ مقدمه

در مطالعات مربوط به علوم زمین و همچنین صنایع نفت و گاز، ارزیابی کیفی مخازن هیدروکربنی از اهمیت زیادی برخوردار است. بسته به ویژگی‌های زمین‌شناسی، فرایندهای دیاژنز و خصوصیات سنگ و سیال مخازن، پارامترهای زیادی بر کیفیت مخازن هیدروکربنی مؤثر هستند (ساتر و ایقبال، ۲۰۱۶). تخلخل مؤثر یکی از پارامترهای تعیین‌کننده کیفیت مخازن است. این کمیت با هدف تخمین هیدروکربن درجا، پیش‌بینی جریان سیال در محیط‌های متخلخل و برای توسعه میدان‌های نفت و گاز بررسی می‌شود. یکی از چالش‌های اصلی در روش‌های ارزیابی مخازن، تلفیق داده‌های لرزه‌ای با داده‌های به‌دست‌آمده در محل چاه‌ها برای تخمین پارامترهای پتروفیزیکی در بین چاه‌ها است (دووین، ۲۰۰۷). برای این هدف، روش‌های وارون‌زادی توسعه یافته‌اند که خوب می‌توانند خواص سنگ و سیال مخازن را با استفاده از وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای تخمین بزنند (بوش و همکاران، ۲۰۱۰). با توجه به اینکه داده‌های لرزه‌ای بازتابی بیانگر تباین کشتان در لایه‌های زیرسطحی هستند و اطلاعات مربوط به پارامترهای پتروفیزیکی را به صورت مستقیم در اختیار قرار نمی‌دهند، ارزیابی کیفی مخازن با استفاده از داده‌های لرزه‌ای معمولاً طی فرایندی چندمرحله‌ای (غیرمستقیم) انجام می‌گیرد. در مرحله اول، داده‌های لرزه‌ای با روش‌هایی نظیر وارون‌سازی (ساجوا و همکاران، ۲۰۱۶ و آلدی و موزارتی، ۲۰۱۷) و روش‌های مبتنی بر تغییر دامنه برحسب زاویه تابش (بولاند و اومره، ۲۰۰۳؛ آلدی و توگنارلی، ۲۰۱۶ و اسکوپینسوا و همکاران، ۲۰۱۲) به پارامترهای کشتان تبدیل می‌شوند. سپس این پارامترها با استفاده از یک مدل فیزیک سنگی به پارامترهای پتروفیزیکی تبدیل می‌شوند. یکی از معایب روش چندمرحله‌ای این است که داده‌های لرزه‌ای مدل‌شده با استفاده از پارامترهای پتروفیزیکی

تخمین زده‌شده با این روش‌ها، کاملاً با داده‌های لرزه‌ای مشاهده‌شده همخوانی ندارند (بوش، ۲۰۰۴ و دووین، ۲۰۰۷)؛ بنابراین وارون‌سازی مستقیم از داده‌های لرزه‌ای به پارامترهای پتروفیزیکی مورد توجه قرار می‌گیرد که در آن حلقه ارتباطی پارامترهای پتروفیزیکی و داده‌های لرزه‌ای با استفاده از یک مدل فیزیک سنگ تکمیل می‌شود (آلدی و همکاران، ۲۰۱۸). از دیدگاه ریاضی، تخمین پارامترهای پتروفیزیکی از داده‌های لرزه‌ای، یک مسئله بدوضع است و جواب یکتایی برای مدل به‌دست‌نمی‌آید؛ بنابراین می‌توان این دسته از مسائل را در چارچوب بیزین (Bayesian) فرمول‌بندی کرد (تاران‌تولا، ۲۰۰۵). چارچوب بیزین این امکان را می‌دهد که تمام اطلاعات اولیه (prior) از پارامترهای مدل و اطلاعات مربوط به داده‌ها به صورت توابع چگالی احتمال (PDF) ترکیب شوند و در نهایت، جواب مسئله وارون را به صورت توابع توزیع احتمال پسین (posterior) در اختیار قرار دهند. با هدف محاسبه تحلیلی پارامترهای آماری تابع توزیع پسین، معمولاً تابع توزیع اطلاعات اولیه را گوسی و روابط مدل‌سازی پیشرو را نیز خطی در نظر می‌گیرند و تابع توزیع پسین را به صورت تحلیلی بیان می‌کنند (بولاند و اومره، ۲۰۰۳)، اما در واقعیت، ویژگی‌های آماری اغلب پارامترهای پتروفیزیکی از توزیع گوسی پیروی نمی‌کند؛ بنابراین تابع توزیع پسین نیز الزاماً گوسی نیست و ساختار پیچیده‌تر و چندقله‌ای از خود نشان می‌دهد (گرانا و دلاروسا، ۲۰۱۰). پس استفاده از روش‌های مبتنی بر محاسبه تحلیلی تابع توزیع پسین، بر عدم قطعیت به‌دست‌آمده برای پارامترهای پتروفیزیکی تأثیرگذار است. از طرف دیگر، اغلب روابط مدل‌سازی پیشرو غیرخطی هستند و توانایی خطی‌سازی ندارند؛ از این رو برای حل چنین مسائلی، از الگوریتم‌های بهینه‌سازی غیرخطی مانند روش گوس-نیوتن (استر و همکاران، ۲۰۱۸) و الگوریتم‌های بهینه‌سازی تصادفی مانند الگوریتم ژنتیک و

رخدادهای مدل (realization)، امکان تحلیل سایر ویژگی‌های آماری از جمله میانگین، میان و بیشینه مقدار تابع درست‌نمایی نیز فراهم است. از روش‌های وارون‌سازی احتمالاتی دو مرحله‌ای می‌توان به روش آلردی (۲۰۱۸) اشاره کرد که در آن با خطی کردن روابط مدل‌سازی مستقیم، ابتدا داده‌های لرزه‌ای متغیر با زاویه تابش، به پارامترهای کشسان و در مرحله دوم با استفاده از دو مدل فیزیک سنگی پیشنهادی، به پارامترهای پتروفیزیکی تبدیل می‌شوند. گرانا (۲۰۱۸) الگوریتمی را در چارچوب بیزین برای وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای به صورت مستقیم و توأمان به رخساره‌های مخزنی، تخلخل و اشباع ارائه کرد. در این روش، ابتدا توابع توزیع رخساره‌ها تخمین زده می‌شوند و در نهایت، توزیع خواص سنگ و سیال در هر رخساره به صورت توابع توزیع احتمال ارائه می‌شود. دی فیکوردو و همکاران (۲۰۱۹) روشی مبتنی بر زنجیره‌های مونت کارلو برای وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای یک مخزن کربناته به تخلخل و رخساره‌های سنگ و سیال ارائه کردند. در روش پیشنهادی، تابع توزیع اولیه مدل، ترکیبی از توابع توزیع گسسته (مربوط به رخساره‌ها) و توابع توزیع پیوسته (مربوط به پارامترهای پتروفیزیکی) است که ماهیتی چندقله‌ای دارد. روش پیشنهادی می‌تواند به خوبی از این تابع توزیع پیچیده نمونه‌برداری و در نهایت، تخمینی از رخساره‌ها و پارامترهای پتروفیزیکی را همراه با عدم قطعیت مربوط به آنها ارائه کند. در ارزیابی کیفی مخازن هیدروکربنی از روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق نیز استفاده شده است. فنگ و همکاران (۲۰۲۰) از اجرای شبکه‌های عصبی هم‌امیختگی، که روش یادگیری عمیق غیرنظارتی است، برای داده‌های لرزه‌ای پیش از برانبارش جهت تخمین تخلخل استفاده کردند. از دیگر مطالعاتی که در سال‌های اخیر برای ارزیابی کیفی مخازن با استفاده از وارون‌سازی احتمالاتی مستقیم داده‌های لرزه‌ای به

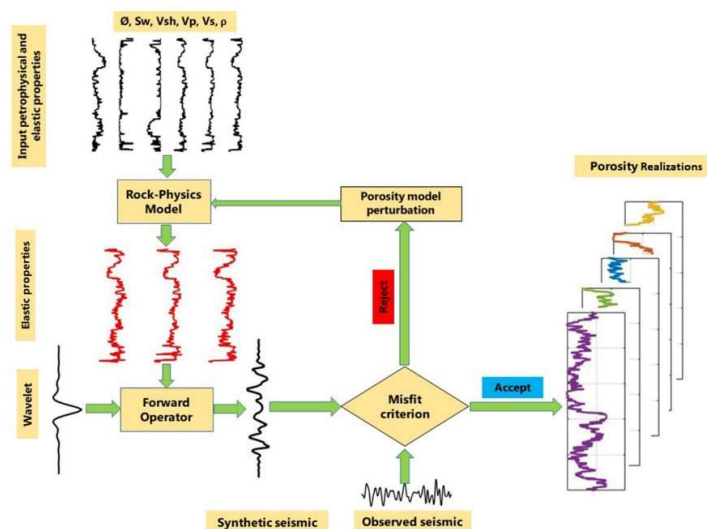
تبلور شبیه‌سازی شده (سن و استوفا، ۲۰۱۳) استفاده می‌شود که در زمره روش‌های قطعی طبقه‌بندی می‌شوند. یکی از نقص‌های روش‌های مبتنی بر مشتق، خطی کردن مسئله پیرامون یک مدل اولیه است که باعث از دست رفتن اطلاعات لازم برای ارزیابی عدم قطعیت مربوط به پارامترهای مدل می‌شود. علاوه بر این، احتمال همگرایی به کمینه محلی در این روش‌ها زیاد است. البته این روش‌ها به دلیل محاسبات ساده‌تر از نظر زمانی، مورد توجه قرار می‌گیرند. برخلاف روش‌های مبتنی بر مشتق، روش‌های بهینه‌سازی تصادفی توانایی فرار از کمینه‌های محلی را دارند، اما با افزایش تعداد پارامترهای مدل، از نظر محاسباتی بهینه نیستند و نمی‌توانند اطلاعاتی درباره عدم قطعیت مربوط به پارامترهای تخمین زده شده مدل به دست آورند (سمبریچ، ۱۹۹۹). برای تخمین تابع توزیع پسین به صورت عددی، الگوریتم‌های نمونه‌گیر مبتنی بر زنجیره‌های مارکو مونت کارلو (MCMC) پیشنهاد شدند (سن و استوفا، ۱۹۹۶؛ سمبریچ و موزگارد، ۲۰۰۲؛ گونینگ و گلینسکی، ۲۰۰۷ و اولومون و اومره، ۲۰۱۰). یکی از برتری‌های روش‌های نمونه‌گیر، عملکرد بسیار خوب آنها در حل مسائل غیرخطی است که توان خطی شدن ندارند. در استفاده از این روش‌ها، تنها به نمونه‌گیری از تابع توزیع اولیه و محاسبه مدل‌ساز پیشرو به ازای مقادیر نمونه‌گیری نیاز است و به مشتق‌گیری نیازی نیست. همچنین این روش‌ها قادرند فضای مدل را به خوبی جستجو و از نواحی با احتمال پیشامد بیشتر نمونه‌گیری کنند. از همه مهم‌تر، برخلاف روش‌های مبتنی بر مشتق و روش‌های بهینه‌سازی تصادفی که تنها یک جواب از پارامترهای مدل تولید می‌کنند، این روش‌ها مجموعه‌ای از پارامترهای مدل را دربردارند که همه آنها مقید به داده‌های مشاهده شده (داده‌های لرزه‌ای) هستند و به صورت کمی، عدم قطعیت مربوط به پارامترهای مدل را نیز محاسبه می‌کنند. علاوه بر محاسبه عدم قطعیت مربوط به

روش‌های وارون‌سازی مستقیم، مدل فیزیک سنگ است. با توجه به ناهمگونی و پیچیدگی مخازن کربناته نسبت به مخازن ماسه-شیلی، به‌دست آوردن مدل فیزیک سنگی برای این مخازن چالش‌برانگیز است (ژو و پین، ۲۰۰۹). در این پژوهش، با استفاده از داده‌های چهار چاه، یک مدل فیزیک سنگ برای مخزن کربناته مورد مطالعه ارائه و در فرایند وارون‌سازی استفاده شد.

در ادامه، ابتدا مبانی نظری روش وارون‌سازی احتمالاتی و چگونگی فرمول‌بندی آن در مسائل وارون مرور خواهد شد. سپس نتایج الگوریتم روی داده مصنوعی لرزه‌ای ساخته‌شده در محل یکی از چاه‌ها و در سطوح مختلف نوفه بررسی می‌شود. درنهایت، با هدف اعتبارسنجی عملکرد روش پیشنهادی، الگوریتم برای ردلرزه‌های مجاور چهار چاه اجرا و نتایج با مقادیر تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه‌ها مقایسه می‌شود. در شکل ۱ طرح کلی روش پیشنهادی توضیح داده شده است. گفتنی است برای اجرای الگوریتم پیشنهادی، از هیچ نرم‌افزار تجاری استفاده نشده است و کلیه روابط با استفاده از نرم‌افزار متلب (MATLAB) کدنویسی و روی داده‌های مصنوعی و واقعی اجرا شده‌اند.

تخلخل، رخساره‌های سنگ و سیال و سایر خواص پتروفیزیکی مخازن انجام شده است، می‌توان به گرانا (۲۰۲۰)، گرانا و همکاران (۲۰۲۰)، آلدی و سالوستی (۲۰۲۰) و گونینگ و سمز (۲۰۱۸) اشاره کرد. در این مطالعات، فرضیات مختلفی برای توابع توزیع احتمال اولیه مدل‌ها مدنظر قرار گرفته است. با توجه به میزان پیچیدگی این توابع و همچنین امکان یا عدم امکان خطی‌سازی روابط مدل‌سازی مستقیم، با وارون‌سازی احتمالاتی داده‌های لرزه‌ای به‌صورت مستقیم به پارامترهای پتروفیزیکی سنگ و سیال مخازن، توابع توزیع احتمال پسین این پارامترها به صورت تحلیلی یا عددی تخمین زده شده و توصیف آماری آنها ارائه شده است.

در این مطالعه، با هدف تخمین تخلخل به‌عنوان یکی از پارامترهای تعیین‌کننده کیفیت مخازن و توزیع عدم قطعیت مربوط به آن، امکان استفاده از روش وارون‌سازی احتمالاتی برای یکی از مخازن کربناته در جنوب غربی ایران بررسی شده است. در روش پیشنهادی، ردلرزه مستقیماً به تخلخل وارون می‌شود و با استفاده از مجموعه رخدادهای به‌دست آمده از تخلخل، عدم قطعیت مربوط به آن نیز به‌صورت کمی تخمین زده می‌شود. هسته اصلی



شکل ۱. نمای کلی وارون‌سازی مستقیم داده‌های لرزه‌ای به تخلخل.

۲ مبانی نظری

۱-۲ مسئله وارون احتمالاتی

هدف از حل مسائل وارون، تخمین پارامترهای مدل (\mathbf{m}) با استفاده از داده‌های به‌دست‌آمده از اندازه‌گیری‌های غیرمستقیم (\mathbf{d}) است که با عملگر مدل‌سازی پیشرو (g) با رابطه $\mathbf{d} = g(\mathbf{m})$ به هم مرتبط می‌شوند. تارانتولا و والت (۱۹۸۲) روشی احتمالاتی بر پایه نظریه بیز برای حل مسائل وارون ارائه کردند که در آن تمام اطلاعات ورودی مسئله با توابع توزیع احتمال بیان می‌شوند. حل یک مسئله وارون احتمالاتی نیز یک تابع توزیع احتمالاتی است که از ترکیب تمام اطلاعات موجود در مسئله به‌دست می‌آید. در یک مسئله وارون احتمالاتی، اطلاعات ورودی مسئله با توابع توزیع احتمال اولیه و تابع درست‌نمایی بیان می‌شود. تابع توزیع احتمال اولیه $\rho_M(\mathbf{m})$ ، حاوی تمامی اطلاعاتی از مدل است که به‌صورت مستقیم و مستقل از داده‌ها در دسترس است. تابع درست‌نمایی $L(\mathbf{m})$ نیز یک مقیاس احتمالاتی است که میزان شباهت داده تولیدشده از مدل را با داده مشاهده‌شده بیان می‌کند. جواب کلی یک مسئله وارون، که به صورت احتمالاتی فرمول‌بندی شده است، یک تابع توزیع پسین است که از حاصل ضرب عامل نرمال‌سازی k ، تابع توزیع احتمال اولیه و تابع درست‌نمایی به‌دست می‌آید:

$$\sigma_M(\mathbf{m}) = k\rho_M(\mathbf{m})L(\mathbf{m}) \quad (1)$$

تابع درست‌نمایی در فضای $M \times D$ برابر است با:

$$L(\mathbf{m}) = \int_D d\mathbf{d} \frac{\rho_D(g(\mathbf{m}))\theta(\mathbf{d}|\mathbf{m})}{\mu_D(\mathbf{d})} \quad (2)$$

که $\rho_D(g(\mathbf{m}))$ توصیف‌کننده عدم قطعیت مربوط به داده‌ها، $\theta(\mathbf{d}|\mathbf{m})$ خطای مربوط به مدل‌سازی یا به عبارت دیگر، عدم قطعیت مربوط به عملگر مدل‌سازی پیشرو g است. $\mu_D(\mathbf{d})$ تابع توزیع حالت همگون اطلاعات داده‌ها است که با فرض خطی بودن فضای داده‌ها (D)، کمیتی ثابت فرض می‌شود (موزگارد و تارانتولا، ۲۰۰۲). تابع

توزیع پسین در واقع بیانگر توزیع مدل‌هایی است که با ترکیب اطلاعات اولیه و اطلاعات مربوط به داده‌ها تطابق دارند.

۲-۲ الگوریتم متروپولیس توسعه‌یافته

در مسائل وارون خطی یا مسائل وارون غیرخطی که قابلیت خطی شدن داشته باشند، با فرض گوسی بودن تابع توزیع نوفه داده و تابع توزیع مدل اولیه، تابع توزیع احتمال پسین را می‌توان با تابع توزیع گوسی و به‌صورت تحلیلی توصیف کرد که از نظر محاسباتی نیز کم‌هزینه و کارآمد است. این فرضیات در واقعیت همیشه برقرار نیستند؛ بنابراین در مسائل وارون احتمالاتی غیرخطی که تابع توزیع احتمال مدل اولیه نیز پیچیده است (مانند توابع توزیع احتمال چندقله‌ای)، استفاده از روش‌های نمونه‌گیر پیشنهاد می‌شود. این روش‌ها می‌توانند به‌خوبی ناحیه‌هایی از فضای مدل را که احتمال رخداد بیشتری دارند، جستجو و تابع توزیع پسین را بازسازی کنند. این روش‌ها از نظر محاسبات پرهزینه‌تر و زمان‌بر هستند ولی با وجود سامانه‌های پردازشی قوی، از این مسئله می‌توان چشم‌پوشی کرد. موزگارد و تارانتولا (۱۹۹۵) الگوریتم متروپولیس (متروپولیس و همکاران، ۱۹۵۳ و هستینگز، ۱۹۷۰) را توسعه دادند و الگوریتمی را پیشنهاد کردند که از تابع توزیع پسین در یک مسئله وارون احتمالاتی غیرخطی و با وجود تابع توزیع احتمالاتی اولیه پیچیده نمونه‌برداری می‌کند (موزگارد، ۲۰۰۶). مزیت الگوریتم متروپولیس توسعه‌یافته این است که برخلاف الگوریتم متروپولیس، به محاسبه $\sigma_M(\mathbf{m})$ و $\rho_M(\mathbf{m})$ در معادله (۱) نیازی نیست بلکه تنها اگر الگوریتمی وجود داشته باشد که بتواند از تابع $\rho_M(\mathbf{m})$ نمونه‌گیری کند و همچنین اگر روشی برای محاسبه تابع درست‌نمایی وجود داشته باشد، الگوریتم متروپولیس توسعه‌یافته می‌تواند از تابع توزیع پسین نمونه‌گیری کند. الگوریتم متروپولیس توسعه‌یافته

استخراج شده تقریب خوبی از تابع توزیع پسین است، تعداد تکرارهای الگوریتم باید زیاد باشد تا زنجیره‌های مارکو به حالت پایدار برسند (تارانتولا، ۲۰۰۵). پس از انتخاب مقادیر مناسب برای n_iter و n_save ، در گام بعدی مدل اولیه \mathbf{m}_{cur} انتخاب می‌شود. از لحاظ نظری اثر burn-in مدل در عملکرد الگوریتم فقط در طول فاز است که در این فاز الگوریتم سعی دارد نواحی با احتمال رخداد زیاد را تعیین و شروع به نمونه‌گیری کند. از نظر عملی، اگر تعداد تکرارها بعد از این فاز کافی نباشد، الگوریتم نمی‌تواند نواحی با احتمال رخداد زیاد را نمونه‌گیری کند؛ بنابراین هرچه مدل اولیه به این نواحی نزدیک‌تر باشد، طول این فاز کمتر است. در مرحله بعد و با شروع تکرارهای الگوریتم، یک مدل جدید \mathbf{m}_{new} از تابع توزیع احتمال اولیه استخراج می‌شود. در عمل، این مدل جدید از به‌روزرسانی تصادفی مدل اولیه به دست می‌آید. سپس تابع درست‌نمایی به ازای این دو مدل محاسبه و با استفاده از شرط متروپولیس (موزگارد و تارانتولا، ۱۹۹۵) مدل پیشنهادی پذیرفته یا رد می‌شود؛ بنابراین لازمه اجرای الگوریتم متروپولیس برای حل یک مسئله وارون احتمالاتی، محاسبه تابع درست‌نمایی با استفاده از روابط مدل‌سازی پیشرو، ارزیابی میزان انطباق با داده‌ها با تعیین مدل نوفه و همچنین استفاده از الگوریتمی است که بتواند از تابع توزیع احتمال اولیه نمونه‌گیری کند (سمبریج و موزگارد، ۲۰۰۲). در این مطالعه از الگوریتم نمونه‌گیر متوالی گیبس (هنسن و همکاران، ۲۰۱۲) استفاده شد. این الگوریتم می‌تواند با به‌کارگیری طول گام‌های تصادفی، رخدادهایی را از توابع توزیع احتمالاتی غیرگوسی تولید کند که این موضوع، الگوریتم را در جستجوی نواحی با احتمال رخداد زیاد و نمونه‌گیری از فضای مدل، کارآمد و با هزینه محاسباتی کم توانمند کرده است. در ادامه، تابع توزیع اولیه و مدل نوفه در مسئله مورد مطالعه معرفی می‌شود.

روشی مبتنی بر MCMC است که در قالب شبه‌کد زیر، با گام‌های تصادفی در فضای تابع توزیع اولیه به تولید نمونه از تابع توزیع پسین می‌پردازد:

- 1: Set n_iter, n_save
- 2: Select a starting model and set it as the current model \mathbf{m}_{cur}
- 3: **for** $i=1:n_iter$ **do**
- 4: get a sample from the prior distribution as \mathbf{m}_{new}
- 5: \mathbf{m}_{new} is accepted with probability

$$P_{acc} = \min \left[1, \frac{L(\mathbf{m}_{new})}{L(\mathbf{m}_{cur})} \right]$$
- 6: **if** \mathbf{m}_{new} is accepted **then**
- 7: $\mathbf{m}_{new} = \mathbf{m}_{cur}$
- 8: **else**
- 9: $\mathbf{m}_{cur} = \mathbf{m}_{cur}$
- 10: **end if**
- 11: **if** $i \pmod{n_save} = 0$
- 12: Save \mathbf{m}_{new} in the collection of the solutions
- 13: **end if**
- 14: **end for**

در این شبه‌کد، n_save و n_iter به ترتیب تعداد تکرارهای الگوریتم و فاصله بین نمونه‌های متوالی هستند که در مجموعه جواب ذخیره می‌شوند. با توجه به اینکه الگوریتم متروپولیس توسعه یافته از گام‌های تصادفی برای نمونه‌گیری استفاده می‌کند، رخدادهای تولیدشده از لحاظ آماری به یکدیگر وابسته هستند؛ بنابراین نمی‌توان رخدادهای متوالی را برگزید و در نتیجه، تعیین فاصله بین انتخاب رخدادهای (n_save) و ذخیره آنها در تحلیل آماری نتایج تأثیرگذار است. یکی از روش‌های پیشنهادی برای تعیین میزان همبستگی بین رخدادهای منتخب، اجرای الگوریتم و بررسی ضرایب همبستگی بین رخدادهای به دست آمده پس از اتمام نمونه‌برداری است. همچنین برای اطمینان از اینکه تابع توزیع رخدادهای

۳-۲ تابع توزیع اولیه برای تخلخل

با توجه به اینکه تخلخل کمیته متغیر با عمق است، برای توصیف تابع توزیع اولیه این کمیت به استفاده از مدل‌های مبتنی بر زمین‌آمار نیاز است. از آنجاکه در این مطالعه، وارون‌سازی یک‌بعدی انجام می‌گیرد، می‌توان از مدل‌های زمین‌آماري دونقطه‌ای (گوسی) برای توصیف تابع توزیع اولیه تخلخل استفاده کرد (گومز-هرناندز و جورنل، ۱۹۹۳ و سوارز، ۲۰۰۱). با توجه به خصوصیات آماری نگاره تخلخل، تابع توزیع اولیه تخلخل، گوسی چندمتغیره فرض شد. این توزیع‌ها با استفاده از روش میانگین متحرک مبتنی بر تبدیل فوریه سریع (FFTMA) به صورت عددی تعریف می‌شوند (لی راولک، ۲۰۰۰). روش FFTMA با استفاده از مقدار میانگین نسبت داده شده به پارامترهای مدل و همچنین ماتریس کواریانس که تغییرات مکانی (یا زمانی) پارامترهای مدل را نسبت به هم توصیف می‌کند، می‌تواند توابع توزیع گوسی چندمتغیره را شبیه‌سازی کند.

۴-۲ مدل نوفه

معمولاً داده‌های لرزه‌ای به نوفه غیرهمبسته (نوفه سفید) و همچنین نوفه همبسته آغشته هستند. نوفه غیرهمبسته در فرایندهای پردازشی تا حد امکان حذف می‌شود و آنچه باقی می‌ماند، نوفه همبسته است. در وارون‌سازی احتمالاتی، عدم قطعیت مربوط به اندازه‌گیری داده‌های لرزه‌ای و عدم قطعیت مربوط به خطای روابط مدل‌سازی پیشرو را نوفه همبسته در نظر می‌گیرند. مدسن و همکاران (۲۰۱۷) نشان دادند در داده‌های لرزه‌ای، نوفه همبسته هم‌فرکانس با داده لرزه‌ای است و تخمین ویژگی‌های آماری آن چالش‌برانگیز است. با فرض گوسی بودن نوفه در داده‌های لرزه‌ای، تابع درست‌نمایی در رابطه (۱) به صورت زیر تعریف می‌شود (تاراتولا، ۲۰۰۵):

(۳)

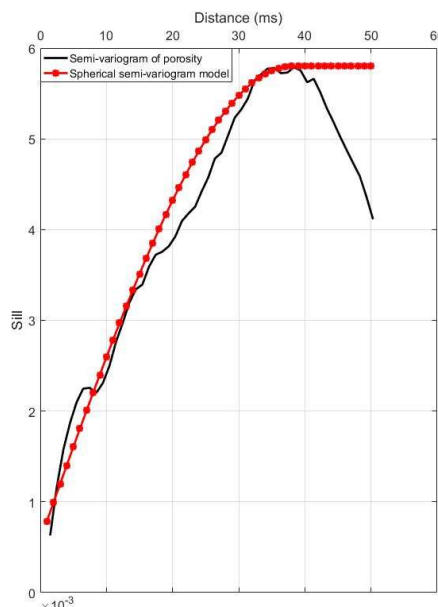
$$L(\mathbf{m}) = \text{const.} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{g}(\mathbf{m}) - \mathbf{d}_{\text{obs}})^T \mathbf{C}_D^{-1} (\mathbf{g}(\mathbf{m}) - \mathbf{d}_{\text{obs}})\right)$$

که \mathbf{d}_{obs} داده مشاهده شده است. \mathbf{C}_D ماتریس کواریانس نوفه گوسی است که از مجموع ماتریس کواریانس خطای حاصل از اندازه‌گیری داده‌ها (\mathbf{C}_d) و خطای مربوط به تقریب عملگر مدل‌سازی پیشرو (\mathbf{C}_T) به دست می‌آید (تاراتولا، ۲۰۰۵). چون نوفه همبسته خواص آماری مشابهی با داده لرزه‌ای دارد، می‌توان با برازش یک مدل وارویوگرام بر داده‌های لرزه‌ای، به تخمینی از واریانس این ماتریس دست یافت (هنسن و همکاران، ۲۰۱۶).

۳ اجرای الگوریتم برای داده‌های مصنوعی

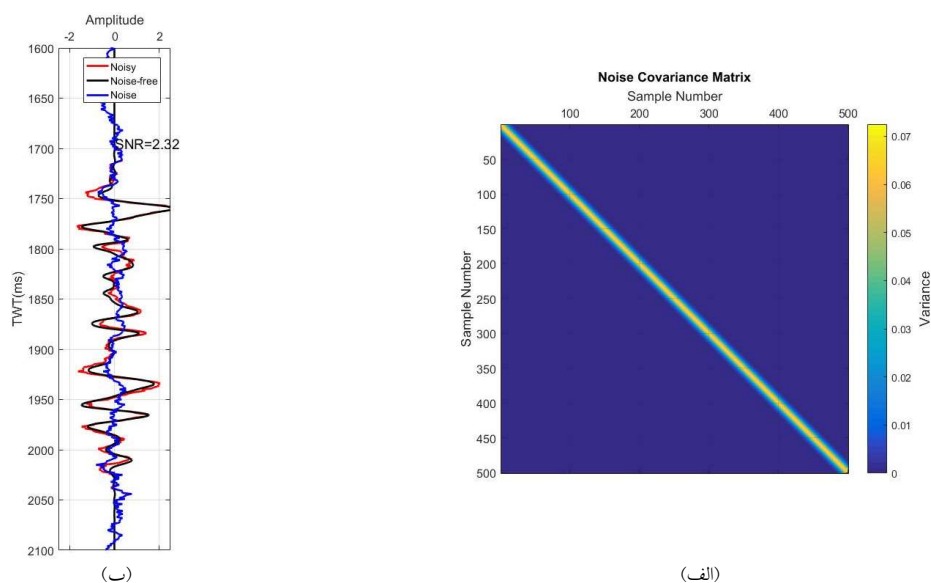
در این قسمت، با هدف امکان‌سنجی وارون‌سازی مستقیم داده‌های لرزه‌ای به تخلخل و به دست آوردن عدم قطعیت مربوط به آن، الگوریتم متروپولیس توسعه یافته برای یک ردلرزه مصنوعی و در سطوح مختلف نوفه اجرا شد. داده چاه‌های مورد مطالعه در این مقاله، از یک مخزن کربناته در یکی از میادین جنوب غربی ایران به دست آمده است. مطالعات پتروفیزیکی درباره این مخزن نشان داده است سازند مخزن، اغلب از کانی‌های کلسیت با لایه‌هایی نازک از شیل تشکیل شده است. تابع توزیع اولیه مدل تخلخل، از برازش یک مدل وارویوگرام کروی بر وارویوگرام تخلخل به دست می‌آید. در شکل ۲ وارویوگرام نگاره تخلخل در محل چاه (مشکی) و مدل وارویوگرام کروی منطبق با آن (قرمز) نشان داده شده است. در ادامه، با استفاده از نگاره‌های سرعت و چگالی موجود، سری ضرایب بازتاب محاسبه و در نهایت، از هم‌امیخت این سری ضرایب بازتاب با موجک آماری استخراج شده از ردلرزه‌های مجاور چاه‌های این میدان، ردلرزه مصنوعی ساخته می‌شود. فرکانس غالب این موجک ۲۴ هرتز است.

سیگنال به نوفه ۲/۳۲ است. در شکل ۳، ردلرزه مشکی، بدون نوفه و ردلرزه قرمز، آغشته به نوفه است. رنگ آبی در شکل، نشان‌دهنده نوفه اضافه‌شده است. در وارون‌سازی احتمالاتی سه حالت در نظر گرفته شد. در حالت اول، واریانس مدل نوفه برابر با واریانس اضافه‌شده فرض شد. در حالت‌های دوم و سوم، واریانس نوفه، کمتر (۰/۰۰۵) و بیشتر (۰/۱۷) از واریانس نوفه اضافه‌شده به ردلرزه در نظر گرفته شد. با بررسی رفتار تابع درست‌نمایی می‌توان به نحوه عملکرد الگوریتم در سطوح مختلف نوفه پی‌برد. با فرض گوسی بودن نوفه، داده‌های محاسبه‌شده به ازای مقادیر مختلف مدل $g(m_k), g(m_{k+1}), \dots$ نیز از توزیع گوسی پیروی می‌کنند؛ در نتیجه اگر از رابطه (۳) لگاریتم گرفته شود، $-2\log(L(m_n))$ از توزیع χ^2 با میانگین N و واریانس $2N$ پیروی می‌کند. بنابراین $-\log(L(m_n))$ از توزیع گوسی با میانگین N و انحراف معیار $\sqrt{N/2}$ پیروی می‌کند (تارانتولا، ۲۰۰۵). می‌توان گفت اگر مقدار نوفه داده، درست برآورد شود، مقادیر تابع درست‌نمایی در بازه $(N - \sqrt{N/2}, N + \sqrt{N/2})$ تغییر می‌کند که N طول نمونه‌های داده است؛ بنابراین با کم یا بیش برآورد کردن نوفه، مقادیر تابع درست‌نمایی در هر تکرار از الگوریتم، در این بازه قرار نمی‌گیرند. نتایج این فرضیات به ترتیب در شکل‌های ۴-الف، ب و ج نشان داده شده است. اولین ستون از سمت چپ برای هر یک از سه فرض، رخداد‌های به‌دست‌آمده برای تخلخل را به صورت تابعی از زمان نشان داده است. در این ستون، احتمال رخداد تخلخل نیز برای هر نمونه زمانی و با نمودار پراکندگی رنگی نشان داده شده است که رنگ آبی بیانگر کمترین احتمال و رنگ زرد بیانگر بیشترین احتمال است. همچنین تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه با رنگ قرمز، میانگین رخدادها با رنگ مشکی و بازه اطمینان ۹۵ درصدی هم با خطوط



شکل ۲. مدل واریوگرام تخلخل در محل چاه (مشکی) و مدل واریوگرام کروی مدل‌شده (قرمز)

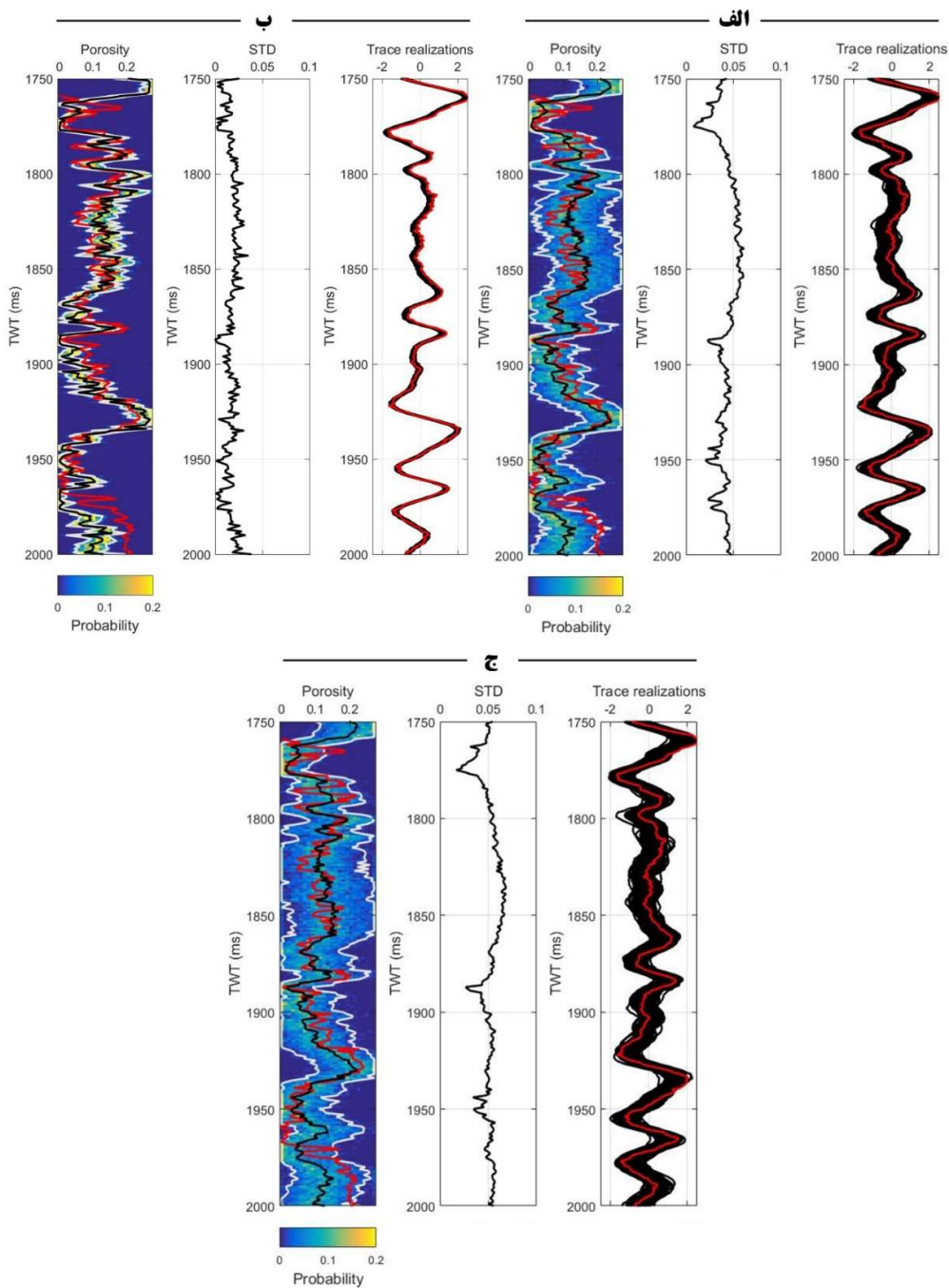
با هدف ارزیابی عملکرد الگوریتم با وجود مقادیر مختلف نوفه، به ردلرزه نوفه همبسته گوسی $N(0, C_D)$ اضافه شد. از آنجا که خواص آماری نوفه همبسته شبیه به داده لرزه‌ای است، برای شبیه‌سازی این نوفه در ابتدا ماتریس کواریانس C_D تخمین زده می‌شود که میزان همبستگی نوفه را در نمونه‌های زمانی مختلف توصیف می‌کند. برای این هدف، ابتدا واریوگرام تجربی ردلرزه محاسبه شد و سپس یک مدل واریوگرام نظری (مصنوعی) مانند واریوگرام گوسی، کروی یا نمایی به‌دست‌آمد که بهترین همخوانی را با واریوگرام تجربی داشت. مقادیر به‌دست‌آمده برای سقف (sill)، دامنه (range) و اثر قطعه‌ای (nugget effect) در ساختن ماتریس کواریانس نوفه استفاده می‌شوند (هنسن و همکاران، ۲۰۱۶). در گام بعدی با استفاده از روش تجزیه چولسکی ماتریس کواریانس، یک رخداد گوسی از این نوفه تولید و به ردلرزه اضافه می‌شود. همان‌طور که در شکل ۳ نشان داده شده است، واریانس نوفه اضافه‌شده، ۰/۰۷۲۵ و نسبت



شکل ۳. (الف) ماتریس کواریانس نوفه همبسته اضافه‌شده به ردلرزه مصنوعی در محل یکی از چاه‌ها (ب) ردلرزه بدون نوفه (مشکی)، نوفه اضافه‌شده (آبی) و ردلرزه آغشته به نوفه (قرمز). نسبت سیگنال به نوفه ۲/۳۲ است.

نمونه‌های زمانی نیز می‌شود (۱۷۸۰-۱۷۵۰ میلی‌ثانیه و ۲۰۰۰-۱۹۷۰ میلی‌ثانیه). همچنین نمودار مربوط به انحراف معیار رخدادها در این حالت تغییرات زیادی از خود نشان نمی‌دهد و میزان عدم قطعیت در تمام اعماق به یک میزان مشابه برآورد شده است. این موضوع نشان می‌دهد رخداد‌های به‌دست‌آمده از تخلخل به یکدیگر وابسته هستند و الگوریتم در این حالت در تولید رخداد‌های غیروابسته ناتوان است. همچنین در این بازه مخزنی، حدود ۳۱ درصد از تخلخل واقعی (محل چاه)، خارج از بازه ۹۵ درصد احتمال رخداد‌های تخلخل قرار می‌گیرد که بیانگر خطای زیاد در برآورد تخلخل واقعی است. با فراتخمین بودن نوفه در وارون‌سازی احتمالاتی، عدم قطعیت رخداد‌های مدل بیشتر و تفکیک‌پذیری آنها کمتر می‌شود و مدل میانگین به‌دست‌آمده هموارتر است. همچنین الگوریتم به‌راحتی در فضای مدل به جستجوی رخداد‌های محتمل‌تر می‌پردازد و رخداد‌هایی را تولید می‌کند که وابستگی ندارند. تغییرات تابع انحراف معیار برای

سفید مشخص شده است. این بازه احتمال وجود تخلخل مطلوب را در این بازه با احتمال ۹۵ درصد بیان می‌کند. همان‌طور که مشخص است، تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه در این بازه قرار می‌گیرد. ستون دوم در این شکل بیانگر انحراف معیار برای رخداد‌های تخلخل است که تغییرات آن در هر نمونه زمانی می‌تواند تفسیری کمی از میزان عدم قطعیت رخداد‌های به‌دست‌آمده از تخلخل باشد. در ستون سوم، داده‌های ردلرزه متناظر با این رخدادها به رنگ مشکی و ردلرزه مشاهده‌ای به رنگ قرمز نشان داده شده است. با برآورد صحیحی از نوفه، تنها ۶٪ از مقادیر تخلخل در محل چاه، خارج از بازه ۹۵ درصد احتمال رخداد تخلخل قرار می‌گیرد که بیانگر عملکرد پذیرفتنی الگوریتم در تخمین تخلخل واقعی در محل چاه است. همان‌طور که در این شکل مشخص است، فرض فروتخمین بودن نوفه (شکل ۴-ب)، به عدم قطعیت کمتر در رخداد‌های مدل منجر می‌شود، اما باعث ایجاد رخداد‌های ناخواسته و عدم پرازش مدل اصلی در برخی از



شکل ۴. نتایج وارون‌سازی ردلرزه مصنوعی در محل یکی از چاه‌ها. واریانس نوفه در وارون‌سازی در قسمت‌های (الف)، (ب) و (ج) به ترتیب برابر، کمتر و بیشتر از واریانس نوفه اضافه‌شده برآورد شده است. در قسمت (الف)، در شکل سمت چپ، رخداد‌های به‌دست‌آمده برای تخلخل (پس‌زمینه رنگی)، تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه (قرمز)، میانگین رخدادها (مشکی) و بازه ۹۵ درصد اطمینان (سفید) نشان داده شده است. پس‌زمینه رنگی بیانگر احتمال پیشامد برای رخداد‌های تخلخل در هر نمونه زمانی است. در شکل وسط، انحراف معیار رخدادها (عدم قطعیت) نشان داده شده است. در شکل سمت راست، ردلرزه‌های به‌دست‌آمده از رخداد‌های تخلخل (مشکی) و ردلرزه مصنوعی در محل چاه (قرمز) نمایش داده شده است. توضیحات قسمت‌های (ب) و (ج) هم مانند قسمت (الف) است.

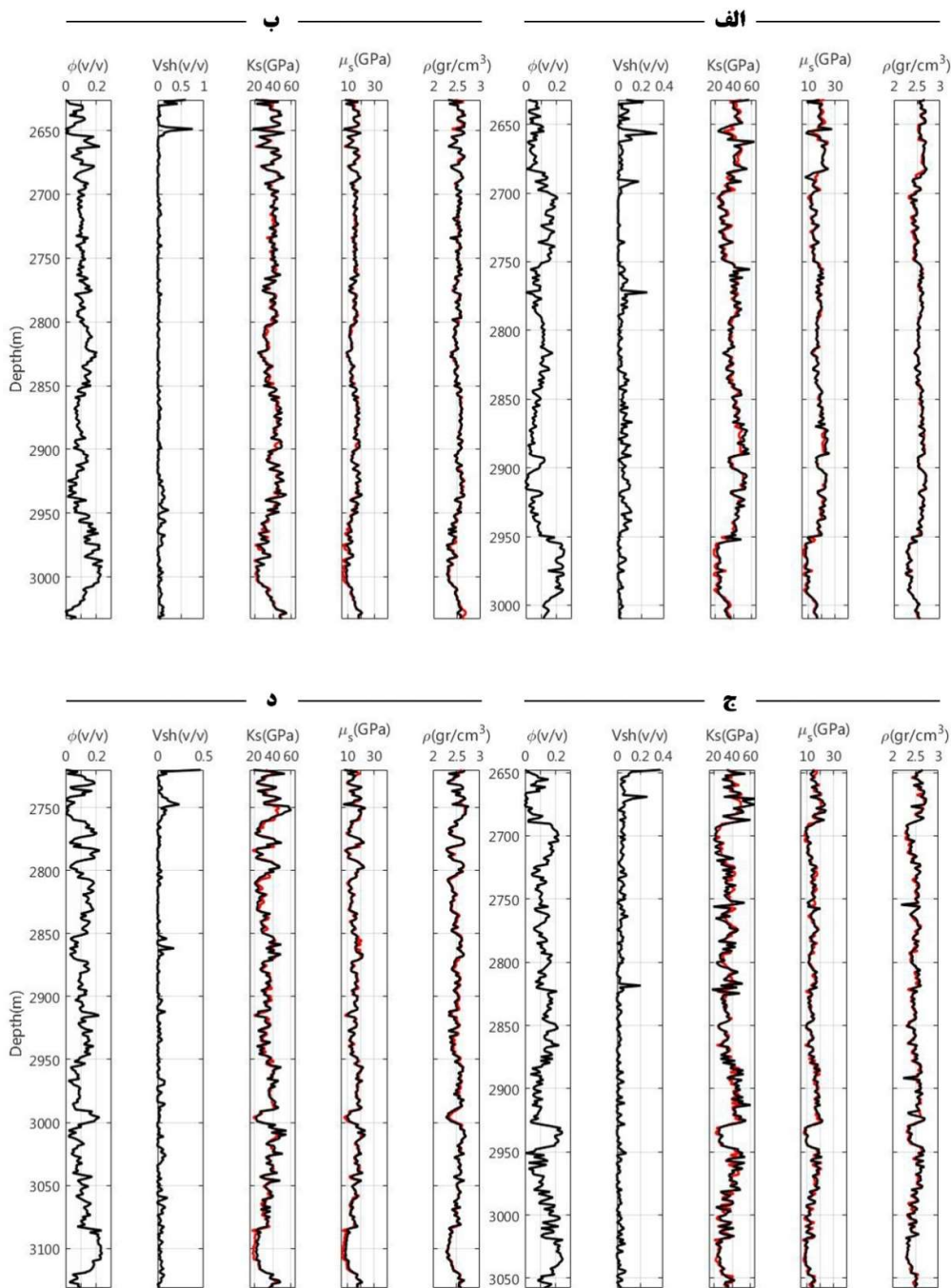
این شکل مشخص است، مدول‌های کشسان مدل‌شده، همخوانی بسیار خوبی با مدول‌های کشسان مشاهده‌شده در محل چاه‌ها دارند که حاکی از دقت خوب مدل فیزیک سنگ مورد استفاده است. در گام بعدی، مدل واریوگرام هریک از چهار چاه به‌دست‌آمده است و از برازش مدل واریوگرام کروی بر میانگین واریوگرام چهار چاه، پارامترهای تابع توزیع اولیه تخلخل تخمین زده شده‌اند. در شکل ۶ مدل واریوگرام هریک از چاه‌ها با رنگ‌های مختلف، مدل واریوگرام میانگین آنها با رنگ مشکی و مدل واریوگرام کروی منطبق بر واریوگرام میانگین با رنگ قرمز نشان داده شده است. با توجه به اینکه نوفه‌های غیرهمبسته در فرایندهای پردازشی پیش از وارون‌سازی تا حد زیادی حذف می‌شوند، مدل نوفه مفروض برای وارون‌سازی از نوع همبسته است و ماتریس کواریانس آن با برازش مدل واریوگرام گوسی بر میانگین واریوگرام ردلرزه‌های مجاور این چاه‌ها تخمین زده شده است. با توجه به نتایج بخش ۳، با بررسی مقادیر تابع درست‌نمایی، مقادیر واریانس برای ماتریس کواریانس برای هر ردلرزه تخمین زده شد. نتایج اجرای الگوریتم بر ردلرزه‌های مجاور چهار چاه در شکل ۷ آورده شده است. هر ردیف از این شکل‌ها نتایج را برای یک چاه نشان می‌دهد. در اولین ستون (از چپ) در هر ردیف، رخدادهای به‌دست‌آمده از تخلخل و مقدار احتمال آنها در هر نمونه زمانی (به‌صورت نمودار پراکنندگی رنگی) همراه با تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه (قرمز) و میانگین رخدادهای (مشکی) و بازه ۹۵ درصد اطمینان (سفید) نشان داده شده است. در ستون دوم، انحراف معیار برای رخدادهای و در ستون سوم، ردلرزه‌های تولیدشده از هریک از رخدادهای تخلخل (مشکی) و ردلرزه مشاهده‌شده در مجاورت چاه (قرمز) نشان داده شده است. ستون چهارم، نگاره شیل و ستون‌های پنجم و ششم به‌ترتیب ردلرزه مصنوعی به‌دست‌آمده از انطباق داده‌های لرزه‌ای و چاه و

نمونه‌های زمانی مختلف تأییدی بر این ادعا است. از طرف دیگر، تنها ۳ درصد از تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه (تخلخل واقعی) خارج از بازه ۹۵ درصد احتمال قرار گرفته که نشان‌دهنده قطعیت بیشتر در برآورد تخلخل واقعی است.

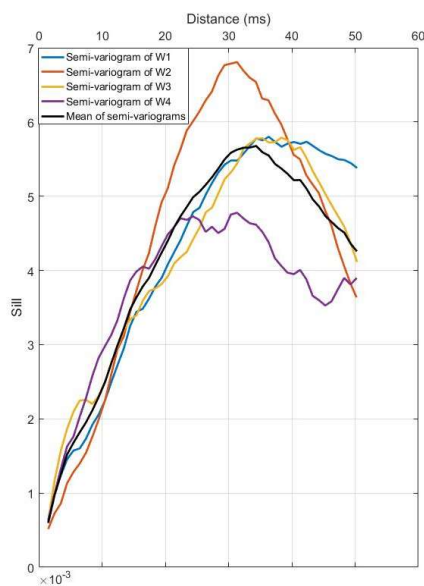
از آنجا که امکان تخمین دقیق نوفه ممکن نیست، با توجه به نتایج می‌توان گفت برای اجرای الگوریتم با داده‌های واقعی، فراتخمین بودن نوفه، نتایج پذیرفتنی‌تری را نسبت فراتخمین بودن آن فراهم می‌کند به‌گونه‌ای که رخدادهای به‌دست‌آمده سازگاری خوبی با تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه دارند و داده‌های لرزه‌ای تولیدشده از این رخدادهای نیز همخوانی خوبی با ردلرزه مشاهده‌شده دارند.

۴ اجرای الگوریتم برای ردلرزه‌های واقعی

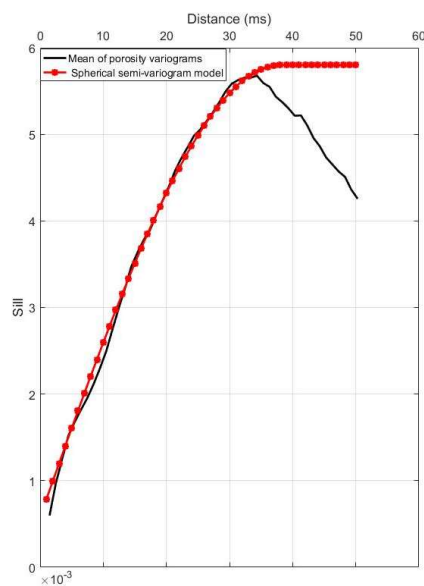
در این قسمت عملکرد الگوریتم پیشنهادی در وارون‌سازی مستقیم ردلرزه واقعی به تخلخل ارزیابی می‌شود. برای این منظور، از چهار ردلرزه در مجاورت چهار چاه از میدان مورد مطالعه استفاده شد. برای مدل‌سازی پیشرو و محاسبه داده‌های لرزه‌ای متناظر مدل تخلخل، به مدل فیزیک سنگ نیاز است. بدیهی است هرچه مدل فیزیک سنگ ارائه‌شده دقیق‌تر باشد، عدم قطعیت ناشی از مدل‌سازی پیشرو در نتایج وارون‌سازی کمتر خواهد بود. در این مطالعه از مدل فیزیک سنگ پیشنهادی حیدری و همکاران (۲۰۲۰) ویژه مخزن کربانته موضوع این تحقیق استفاده شده است. مدل فیزیک سنگی مذکور از کالیبراسیون پارامترهای کشسان کانی‌های سازنده سنگ و سایر پارامترهای آزاد (مانند تخلخل بحرانی) به‌دست‌آمده است (امینی، ۲۰۱۸). نتایج کالیبراسیون مدول‌های کشسان همراه با مقادیر تخلخل و حجم شیل در محل هریک از این چهار چاه با مدل مذکور در شکل ۵ نشان داده شده است. همان‌طور که در



شکل ۵. نتایج کالیبراسیون مدول‌های کشسان در محل چهار چاه (الف تا د) برای مخزن کربناته مورد مطالعه با استفاده از مدل حیدری و همکاران (۲۰۲۰). در هر قسمت از چپ به راست؛ تخلخل، حجم شیل، مدول بالک مدل‌شده (قرمز) و مدول بالک مشاهده‌شده در محل چاه (مشکی)، مدول‌های برشی مدل‌شده (قرمز) و مدول برشی مشاهده‌شده در محل چاه (مشکی) و چگالی مدل‌شده (قرمز) و مشاهده‌شده در محل چاه (مشکی) نشان داده شده است.



(ب)

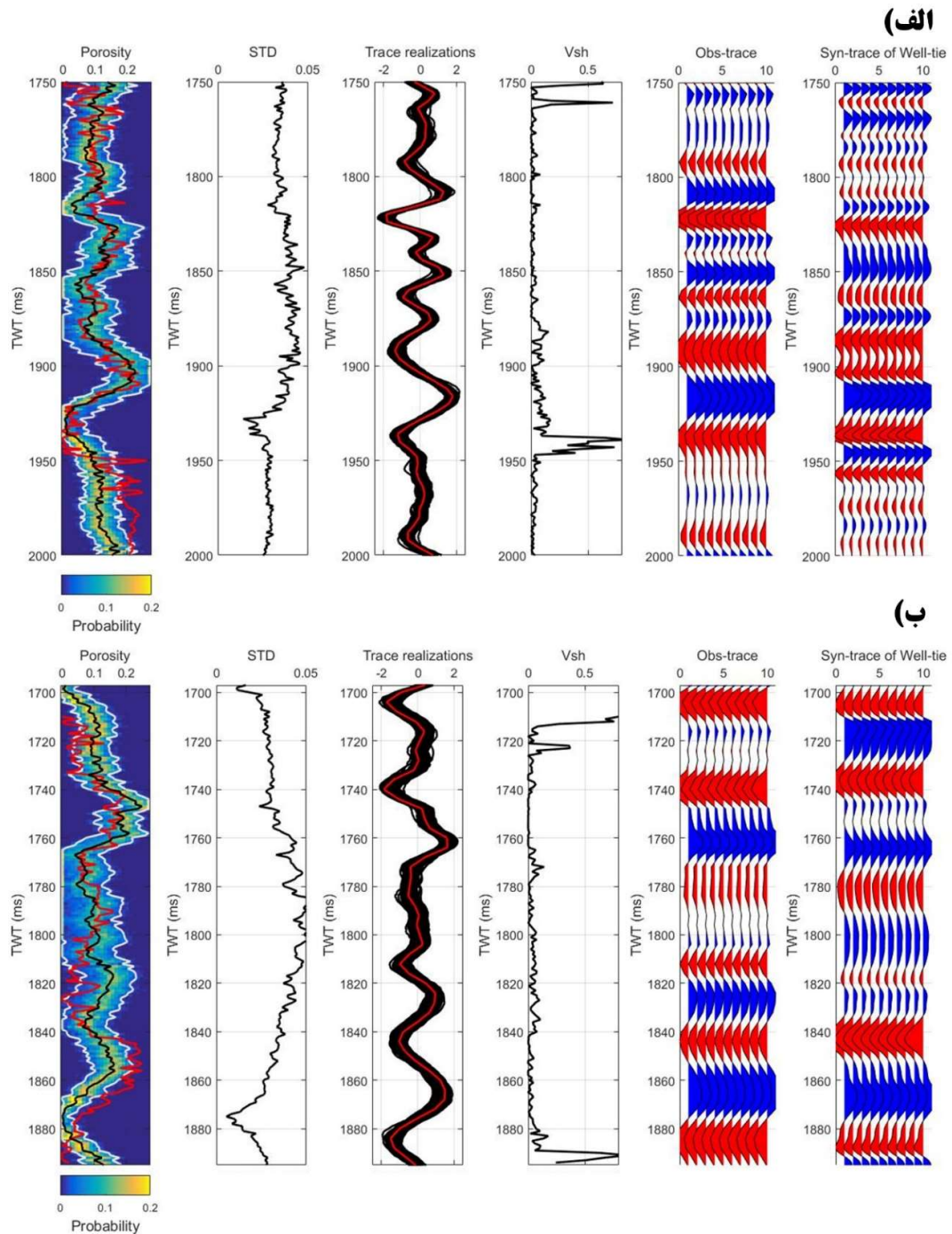


(الف)

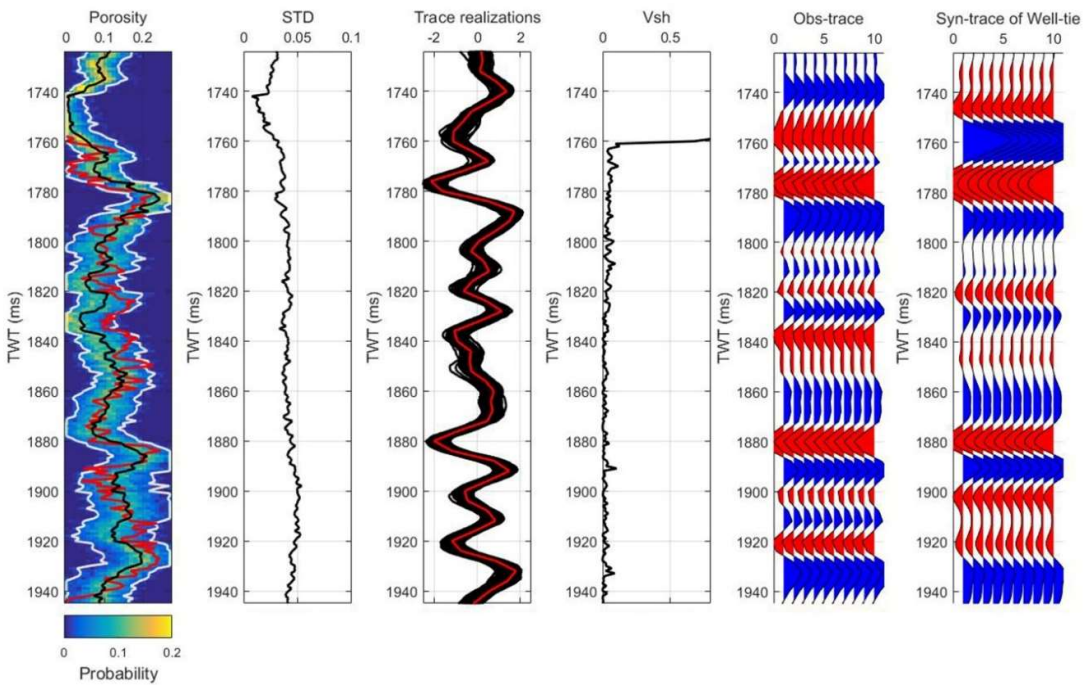
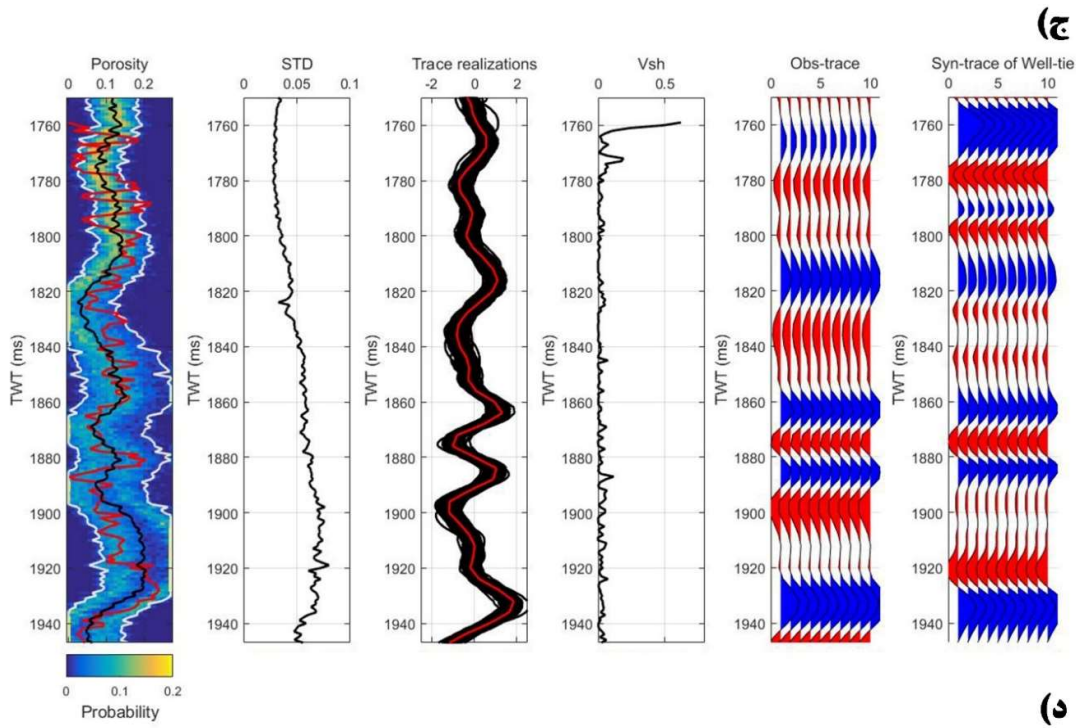
شکل ۶. (الف) مدل میانگین واریوگرام چهار چاه (مشکی) و مدل واریوگرام کروی منطبق بر آن (قرمز) (ب) مدل واریوگرام برای چهار چاه مورد مطالعه و میانگین آنها (مشکی).

نشان می‌دهد که ردلرزه‌های به‌دست‌آمده از رخدادهای تخلخل، انطباق خوبی با ردلرزه مجاور چاه دارند. مقایسه نگاره تخلخل و رخدادهای به‌دست‌آمده از وارون‌سازی در شکل ۷-ب، نشان می‌دهد در بازه زمانی ۱۸۴۰ تا ۱۸۷۰ میلی‌ثانیه، تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه در بازه اطمینان ۹۵ درصد قرار نگرفته است و برازش خوبی با رخدادهای به‌دست‌آمده از وارون‌سازی ندارد. با توجه به دقت پذیرفتنی در انطباق داده‌های لرزه‌ای و چاه و مقدار ناچیز شیل در این عمق، می‌توان این عدم برازش را به وجود لایه نازک در این ناحیه نسبت داد که الگوریتم نتوانسته آن را بازبایی کند. عملکرد الگوریتم بر ردهای مجاور دو چاه دیگر در شکل‌های ۷-ج و د نشان داده شده است. در این دو چاه، تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه انطباق خوبی با رخدادهای به‌دست‌آمده از وارون‌سازی ردلرزه‌های مجاور چاه دارد. این انطباق در ردلرزه‌های به‌دست‌آمده از رخدادهای تخلخل و ردلرزه مجاور چاه (ستون سوم) نیز دیده می‌شود. در هر دو چاه،

ردلرزه مشاهده‌شده در مجاورت چاه را نشان می‌دهند. تطابق داده‌های چاه و ردلرزه گذرنده از آن، از فرایندهای مهم پیش از وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای با هدف یافتن محل صحیح قرارگیری افق‌ها و مقیاس کردن موجک است. شکل ۷-الف نشان می‌دهد میانگین رخدادهای تخلخل، برازش خوبی با تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه دارد، اما در بازه زمانی ۱۹۵۰ تا ۲۰۰۰ میلی‌ثانیه، تخلخل در محل چاه خارج از بازه ۹۵ درصد اطمینان قرار گرفته است و برازش خوبی با رخدادهای تخلخل ندارد. با مقایسه نتایج برازش داده‌های لرزه‌ای و چاه در این بازه زمانی، مشاهده می‌شود که ردلرزه مصنوعی با ردلرزه مجاور چاه نیز برازش خوبی ندارد. همچنین میزان حجم شیل در این بازه زمانی نسبت به سایر اعماق بیشتر است که می‌تواند در عدم قطعیت مدل فیزیک سنگ تأثیرگذار باشد؛ بنابراین می‌توان تطابق نداشتن رخدادهای تخلخل با تخلخل محل چاه در این بازه را به انطباق داده‌های لرزه‌ای و چاه و وجود شیل نسبت داد. ستون سوم از این شکل



شکل ۷. (الف) و (ب) نتایج وارون‌سازی ردلرزه‌های مجاور دو چاه. در هر ردیف از چپ به راست: ستون اول: رخدادهای تخلخل همراه با احتمال هر رخداد در هر نمونه زمانی (پس‌زمینه رنگی)، تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه (قرمز)، میانگین رخدادها (مشکی)، بازه ۹۵ درصد اطمینان (سفید)؛ ستون دوم: انحراف معیار رخدادهای تخلخل؛ ستون سوم: ردلرزه‌های به‌دست‌آمده از رخدادهای تخلخل (مشکی) و ردلرزه مشاهده‌شده در مجاورت چاه (قرمز)؛ ستون چهارم: نگاره حجم شیل؛ ستون پنجم: ردلرزه به‌دست‌آمده از تطابق ردلرزه و چاه؛ ستون ششم: ردلرزه مشاهده‌شده در مجاورت چاه.



ادامه شکل ۷. (ج) و (د) نتایج وارون‌سازی ردلرزه‌های مجاور دو چاه دیگر. توضیحات ستون‌ها همانند قسمت‌های (الف) و (ب) است.

مقادیر شیل به جز در اعماق ابتدایی و انتهایی ناچیز است و با توجه به مقایسه ردلرزه مصنوعی تولیدشده در محل چاه و ردلرزه مجاور چاه‌ها می‌توان گفت که نتایج انطباق داده‌های لرزه نیز پذیرفتنی است. در جدول ۱، ضریب همبستگی بین تخرخل مشاهده‌شده در محل چاه‌ها و میانگین رخدادهای تخرخل نشان داده شده است که بیانگر عملکرد خوب الگوریتم در توصیف تخرخل در محل چاه‌هاست. تفاوت در میزان این ضرایب همبستگی را می‌توان به خطای واردشده در مسئله از روابط فیزیک سنگی و عدم قطعیت مربوط به وجود شیل در برخی از

نواحی عمقی، همچنین خطای مربوط به فرایند برازش ردلرزه مصنوعی و ردلرزه واقعی در محل چاه نسبت داد. جدول ۲ نشان می‌دهد تخرخل مشاهده‌شده در محل چاه‌ها با خطایی پذیرفتنی، در بازه ۹۵ درصد احتمال رخداد تخرخل قرار گرفته است. میزان خطا در چاه‌های اول (شکل ۷-الف) و دوم (شکل ۷-ب) بیشتر از سایرین است که این را می‌توان به خطای مربوط به برازش ردلرزه مصنوعی در محل چاه و ردلرزه واقعی گذرنده از آن و همچنین عدم قطعیت مربوط به روابط فیزیک سنگی در اثر وجود شیل نسبت داد.

جدول ۱. ضریب همبستگی میانگین رخدادهای تخرخل و تخرخل واقعی در محل چهار چاه مورد مطالعه.

شماره چاه	ضریب همبستگی تخرخل واقعی و تخرخل میانگین رخدادهای
۱ (شکل ۷-الف)	٪۷۹
۲ (شکل ۷-ب)	٪۶۳
۳ (شکل ۷-ج)	٪۵۱
۴ (شکل ۷-د)	٪۶۷

جدول ۲. میزان انحراف از بازه ۹۵ درصد اطمینان برای تخرخل در محل چهار چاه مورد مطالعه.

شماره چاه	ضریب همبستگی تخرخل واقعی و تخرخل میانگین رخدادهای
۱ (شکل ۷-الف)	٪۱۵
۲ (شکل ۷-ب)	٪۱۲
۳ (شکل ۷-ج)	٪۹
۴ (شکل ۷-د)	٪۱۱

۵ نتیجه‌گیری

در این مطالعه با هدف امکان‌سنجی وارون‌سازی مستقیم داده لرزه به تخرخل و به‌دست‌آوردن عدم قطعیت مربوط به آن، از یک چارچوب احتمالاتی برای وارون‌سازی استفاده شد. الگوریتم پیشنهادی قادر است با تولید رخدادهایی از تابع توزیع پسین، به‌خوبی تخمینی از تخرخل و عدم قطعیت مربوط به آن ارائه دهد. نتایج اجرای الگوریتم بر ردلرزه مصنوعی در محل یکی از

چاه‌ها و با سطوح مختلف نوفه نشان داد که عملکرد الگوریتم به مدل نوفه وابسته است. فروتخمین بودن مقدار نوفه، با وجود کاهش عدم قطعیت در رخدادهای به‌دست‌آمده از مدل، مدل‌هایی را تولید می‌کند که از لحاظ آماری به یکدیگر وابسته هستند و تغییرات میزان عدم قطعیت برای نمونه‌های زمانی مختلف ناچیز است. عدم قطعیت کم در حالتی که نوفه کم برآورد شود، نشان‌دهنده این است که الگوریتم علاوه بر ردلرزه، نوفه را

پرهزینه است ولی با توجه به توسعه روزافزون سامانه‌های پردازشی کارآمد و امکان موازی‌سازی وارون‌سازی روی ردرلزه‌ها، از این مورد می‌توان چشم‌پوشی کرد. این روش می‌تواند به‌خوبی در مطالعه و ارزیابی کیفی مخازن با استفاده از داده‌های لرزه‌ای دوبعدی و سه‌بعدی نیز استفاده شود.

منابع

- Aleardi, M., 2018, Applying a probabilistic seismic-petrophysical inversion and two different rock-physics models for reservoir characterization in offshore Nile Delta: *Journal of Applied Geophysics*, **148**, 272-286.
- Aleardi, M., Ciabbari, F., and Gukov, T., 2018, A two-step inversion approach for seismic-reservoir characterization and a comparison with a single-loop Markov-chain Monte Carlo algorithm: *Geophysics*, **83**(3), R227-R244.
- Aleardi, M., and Mazzotti, A., 2017, 1D elastic full-waveform inversion and uncertainty estimation by means of a hybrid genetic algorithm-Gibbs sampler approach: *Geophysical Prospecting*, **65**(1), 64-85.
- Aleardi, M., and Salusti, A., 2020, Markov chain Monte Carlo algorithms for target-oriented and interval-oriented amplitude versus angle inversions with non-parametric priors and non-linear forward modellings: *Geophysical Prospecting*, **68**(3), 735-760.
- Aleardi, M., and Tognarelli, A., 2016, The limits of narrow and wide-angle AVA inversions for high Vp/Vs ratios: An application to elastic seabed characterization: *Journal of Applied Geophysics*, **131**, 54-68.
- Amini, H., 2018, Calibration of minerals and dry rock elastic moduli in sand-

نیز برازش داده است که باعث ایجاد رخدادهای ناخواسته در مقادیر تخمینی می‌شود. همچنین حدود ۳۱ درصد از تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه (تخلخل واقعی)، خارج از بازه ۹۵ درصد احتمال رخداد تخلخل قرار گرفته است که نشان‌دهنده خطای زیاد در برآورد تخلخل مشاهده شده است. از جهت دیگر، فراتخمین بودن مقدار نوفه در وارون‌سازی احتمالاتی، سبب افزایش انحراف از مقدار میانگین رخدادهای به‌دست‌آمده از مدل می‌شود و مدل میانگین رخدادها، مدلی هموار خواهد بود. علاوه‌براین، حدود ۳٪ از تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه، خارج از بازه ۹۵ درصد احتمال رخدادهای تخلخل قرار گرفت که نشان‌دهنده قطعیت بیشتر در بازیابی تخلخل واقعی است. اجرای الگوریتم بر ردرلزه‌های مجاور چهار چاه در میدان مورد مطالعه نشان داد الگوریتم، توانایی زیادی در تخمین تخلخل و عدم قطعیت مربوط به آن دارد. ضرایب همبستگی به‌دست‌آمده بین تخلخل مشاهده‌شده در محل چاه‌ها و میانگین رخدادهای تخلخل، در بازه ۵۰٪ تا ۸۰٪ است و میزان انحراف تخلخل واقعی از بازه ۹۵ درصد احتمال رخدادهای تخلخل، در بازه ۹٪ تا ۱۵٪ متغیر است که بیانگر عملکرد پذیرفتنی الگوریتم است. با توجه به اینکه مخزن مورد مطالعه مخزنی با مقادیر شیل بسیار ناچیز در اغلب نواحی عمقی است، در اعماقی که شیل به یک‌باره مقدار بیشتری نسبت به نواحی مجاور داشته، عملکرد الگوریتم در بازیابی مقادیر تخلخل با خطا همراه است. می‌توان برای بهبود عملکرد الگوریتم در این نواحی، مدل فیزیک سنگ را بازیابی کرد و به جای استفاده از یک پارامتر ثابت برای کل ناحیه مخزنی، پارامترهای بهینه مختص به این نواحی را به‌دست‌آورد و در وارون‌سازی لحاظ کرد. زمان اجرای الگوریتم برای وارون‌سازی هر ردرلزه با استفاده از سامانه‌ای با پردازنده Intel(R) Core TM i7 6700HQ برای ۴۰۰ هزار تکرار حدود ده دقیقه است که از نظر زمان محاسبات

- shale mixtures, in 80th EAGE Conference and Exhibition 2018, 2018(1), 1-5.
- Aster, R. C., Borchers, B., and Thurber, C. H., 2018, *Parameter Estimation and Inverse Problems*: Elsevier.
- Bosch, M., 2004, The optimization approach to lithological tomography: Combining seismic data and petrophysics for porosity prediction: *Geophysics*, **69**(5), 1272-1282.
- Bosch, M. T., Mukerji, E. F., and Gonzalez, E., 2010, Seismic inversion for reservoir properties combining statistical rock physics and geostatistics: A review: *Geophysics*, **75**(5), 165-176.
- Buland, A., and Omre, H., 2003, Bayesian linearized AVO inversion: *Geophysics*, **68**(1), 185-198.
- de Figueiredo, L. P., Grana, D., Roisenberg, M., and Rodrigues, B. B., 2019, Multimodal Markov chain Monte Carlo method for nonlinear petrophysical seismic inversion: *Geophysics*, **84**(5), M1-M13.
- Doyen, P., 2007, *Seismic Reservoir Characterization*: EAGE.
- Feng, R., Hansen, T. M., Grana, D., and Balling, N., 2020, An unsupervised deep-learning method for porosity estimation based on poststack seismic data: *Geophysics*, **85**(6), 1ND-Z30.
- Gómez-Hernández, J. J., and Journel, A. G., 1993, Joint sequential simulation of multi-Gaussian fields, in *Geostatistics Troia*: Springer, Dordrecht, **92**, 85-94.
- Grana, D., 2018, Joint facies and reservoir properties inversion: *Geophysics*, **83**(3), M15-M24.
- Grana, D., 2020, Bayesian petroelastic inversion with multiple prior models: *Geophysics*, **85**(5), 1-67.
- Grana, D., Azevedo, L., and Liu, M., 2020, A comparison of deep machine learning and Monte Carlo methods for facies classification from seismic data: *Geophysics*, **85**(4), WA41-WA52.
- Grana, D., and Della Rossa, E., 2010, Probabilistic petrophysical-properties estimation integrating statistical rock physics with seismic inversion: *Geophysics*, **75**(3), O21-O37.
- Gunning, J., and Glinsky, M. E., 2007, Detection of reservoir quality using Bayesian seismic inversion: *Geophysics*, **72**(3), R37-R49.
- Gunning, J., and Sams, M., 2018, Joint facies and rock properties Bayesian amplitude versus offset inversion using Markov random fields: *Geophysical Prospecting*, **66**(5), 904-919.
- Hansen, T. M., Cordua, K. S., Zunino, A., and Mosegaard, K., 2016, Probabilistic integration of geo-information, in *Integrated imaging of the earth: theory and applications*: Wiley, 93-116.
- Hastings, W., 1970, Monte Carlo sampling methods using Markov chains and their applications: *Biometrika* **57**(1), 97.
- Heidari, A., Amini, N., Amini, H., Emami N. M., Zunino, A., and Hansen, T. M., 2020, Calibration of two rock-frame models using deterministic and probabilistic approaches: Application to a carbonate reservoir in south-west Iran: *Journal of petroleum geoscience and engineering*, **192**.
- Le Ravalec, M., Noetinger, B., Hu, L.Y., 2000, The FFT moving average (FFT-MA) generator: an efficient numerical method for generating and conditioning Gaussian simulations: *Mathematical Geology*, **32**(6), 701-723.

- Madsen, R. B., Zunino, A., and Hansen, T. M., 2017, On inferring the noise in probabilistic seismic AVO inversion using hierarchical Bayes: SEG Annual Meeting Proceedings, 601-605.
- Metropolis, N., Rosenbluth, M., Rosenbluth, A., Teller, A., and Teller, E., 1953, Equation of state calculations by fast computing machines: *Journal of Chemical Physics*, **21**, 1087–1092.
- Mosegaard, K., 2006, Monte Carlo analysis of inverse problems: PhD thesis, University of Copenhagen, ISBN 87-991228-0-4.
- Mosegaard, K., and Tarantola, A., 1995, Monte Carlo sampling of solutions to inverse problems: *Journal of Geophysical Research*, **100**, 12431–12447.
- Mosegaard, K., and Tarantola, A., 2002, Probabilistic approach to inverse problems, in Lee, W., Kanamori, H., Jennings, P., and Kisslinger, C. (Eds.): *International Handbook of Earthquake and Engineering Seismology*, **81A**, 237–265 (Chapter 16).
- Sajeva, A., Aleardi, M., Stucchi, E., Bienati, N., and Mazzotti, A., 2016, Estimation of acoustic macro models using a genetic full-waveform inversion: Applications to the Marmousi model: *Geophysics*, **81**(4), R173-R184.
- Sambridge, M., 1999, Geophysical inversion with a neighbourhood algorithm—II. Appraising the ensemble: *Geophysical Journal International*, **138**(3), 727-746.
- Sambridge, M., and Mosegaard, K., 2002, Monte Carlo methods in geophysical inverse problems: *Reviews of Geophysics*, **40**(3).
- Satter, A., and Iqbal, G. M., 2016, *The Fundamentals, Simulation and Management of Conventional and Unconventional Recoveries*: Elsevier.
- Sen, M. K., and Stoffa, P. L., 1996, Bayesian inference, Gibbs' sampler and uncertainty estimation in geophysical inversion: *Geophysical Prospecting*, **44**(2), 313-350.
- Skopintseva, L., Aizenberg, A., Ayzenberg, M., Landrø, M., and Nefedkina, T., 2012, The effect of interface curvature on AVO inversion of near-critical and postcritical PP-reflections: *Geophysics*, **77**(5), N1-N16.
- Soares, A., 2001, Direct sequential simulation and cosimulation: *Mathematical Geology*, **33**(8), 911-926.
- Tarantola, A., and Valette, B., 1982, Inverse problems=Quest for information: *Journal of Geophysics*, **50**(3), 159–170.
- Tarantola A. 2005. Inverse problem theory and methods for model parameter estimation. Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Ulvmoen, M., and Omre, H., 2010, Improved resolution in Bayesian lithology/fluid inversion from prestack seismic data and well observations: Part 1-Methodology: *Geophysics*, **75**(2), R21-R35.
- Xu, S., and Payne, M., 2009, Modeling elastic properties in carbonate rocks: *Lead. Edge*, **28**(1), 66-74.

Feasibility study of probabilistic seismic inversion to porosity for a carbonate reservoir

Akbar Heidari ¹, Navid Amini ^{2*}, Thomas Mejer Hansen ³, Hamed Amini ⁴ and Mohammad Emami Niri ⁵

¹Ph.D Student, Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran

²Researcher, CoCoLink (Subsidiary of Seoul National University), South Korea

³Associate professor, Department of Geoscience, University of Aarhus, Aarhus, Denmark

⁴PhD of reservoir geophysics, Senior Reservoir Geophysicist at Aker BP ASA, Reservoir Excellence Team

⁵Assistant professor, Petroleum Engineering, college of Petroleum Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

(Received: 12 November 2020, Accepted: 30 December 2020)

Summary

The goal of this study is to invert the seismic data directly to porosity as well as to quantify the associated uncertainty in one of the carbonate reservoirs located in southwestern Iran. Probabilistic inverse methods are able to present the model parameters as a posterior probability distribution function by combining the probability density function of the model prior information and the likelihood model. The likelihood density function is defined based on the noise model. The answer to the probabilistic inverse problem is a posterior distribution function that is not only consistent with the prior model but also is constrained to the seismic data. In this study, one of the sampling methods based on Markov chain Monte Carlo is used, which is able to generate realizations of the desired model parameter by sampling from the posterior distribution function. Unlike deterministic inverse methods, which provide only one answer for the model parameters, in probabilistic inverse methods the realizations generated from the posterior distribution function allow statistical analysis and model uncertainty quantification. The results of the implementation of the proposed method on synthetic seismic data showed that the estimation of noise variance has a significant effect on the results of probabilistic inversion and the uncertainty of the model realizations. The underestimation of the noise variance leads to fitting the noise on the data and subsequently generates artifacts on the output realizations. The overestimation of the noise variance provides smooth realizations with higher uncertainty. In the latter case, the reference porosity model is in the 95% confidence interval in contrast to the former case. Therefore, care should be taken in estimating the noise variance in probabilistic inverse methods. Considering a calibrated rock physics model for the carbonate reservoir under study, which is the main core in a direct inversion approach, the proposed algorithm was applied to the seismic traces adjacent to the four well logs. The uncertainty of the porosity was quantified in each well location. The correlation coefficient of the mean of the porosity realizations and the true porosity in four well locations were approximated about 79%, 63%, 51% and 67%. The consistency of the results obtained from the inversion with the observed porosity at the well locations indicates the good performance of the algorithm in estimating the porosity and its associated uncertainty. Due to the ability of the probabilistic inverse methods in a direct inverse of seismic data to the petrophysical properties, and their applicability in being performed in a parallel structure in processing clusters, these algorithms can be used in reservoir characterization of 2D and 3D data.

Keywords: Bayesian inversion, porosity, carbonate reservoirs, uncertainty