

شناسایی و مدل‌سازی گنبد نمکی در داده‌های لرزه‌ای با استفاده از گرادیان بافت سه‌بعدی

امین روشندل کاهو^{۱*}، مهرداد سلیمانی منفرد^۲ و محمد رداد^۳

^۱ دانشیار، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

^۲ دانشیار، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

^۳ موسسه ژئوفیزیک، انستیتوی صنعتی کارلسروهه، کالسروهه، آلمان

^۴ استادیار، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

(دریافت: ۱۳۹۹/۰۵/۱۳، پذیرش: ۱۳۹۹/۰۸/۰۹)

چکیده

به دلیل ساختار پیچیده گنبد‌های نمکی که با تغییرات شدید سرعتی همراه است، تعیین محدوده گنبد‌های نمکی برای افزایش دقت تصویرسازی زیرسطحی لرزه‌ای در مناطق حاوی آنها از اهمیت بسزایی برخوردار است. همچنین با توجه به کاربردهای متعددی که این ساختارهای دیپیر شکل در صنایع مختلف می‌توانند داشته باشند، تعیین محدوده این ساختارهای نمکی، یکی از چالش‌های پیش روی پردازشگران و مفسران داده‌های لرزه‌ای است. نشانگرهای بافتی لرزه‌ای، یکی از ابزارهای لرزه‌ای متداول برای این منظور هستند. انواع مختلفی از نشانگرهای بافتی معرفی شده‌اند که هرکدام مزایا و معایب خاص خود را دارند و نتایج به‌کارگیری آنها با عدم قطعیت (معمولاً زیاد) همراه است. نشانگر گرادیان بافت یکی از نشانگر-های بافتی است که بر مبنای محاسبه کمی تغییرات بافت استوار است و به راحتی مرز تغییرات بافتی را مشخص می‌کند. پس از تعیین مرز این تغییرات، با اعمال آستانه‌گذاری و دوتایی کردن نتیجه گرادیان بافت، می‌توان با ابزارهای ریخت‌شناسی و توسعه ناحیه‌ای و انتخاب یک نقطه مبنا به‌عنوان گنبد نمکی، محدوده گنبد نمکی را شناسایی کرد و مدل ساختاری آن را به‌دست‌آورد. نتایج اعمال روش روی مدل مصنوعی و یک داده لرزه‌ای نشان داد این نشانگر می‌تواند جایگزینی برای نشانگرهای متداول جهت تفکیک بافت‌های مختلف و تعیین محدوده گنبد نمکی باشد.

واژه‌های کلیدی: گنبد نمکی، نشانگر لرزه‌ای، گرادیان بافت، ریخت‌شناسی

۱ مقدمه

تبخیر آب از حوضه باعث ایجاد رسوبات تبخیری نمکی می‌شود. با گذشت زمان، این رسوبات تبخیری نمکی به دلیل چگالی کمتر نسبت به رسوبات دربرگیرنده، شروع به حرکت و نفوذ به رسوبات و لایه‌بندی سنگی دربرگیرنده مانند سنگ آهک و شیل می‌کنند و درنهایت، یک ساختار دیپیری از جنس نمک را تشکیل می‌دهند که به آن گنبد نمکی گفته می‌شود. از آنجا که گنبد های نمکی نفوذناپذیرند، می‌توانند با آب‌بندی مخازن هیدروکربن، تله‌های نفتی چینه‌ای را تشکیل دهند (ایکله و آموندسن، ۲۰۰۵). همچنین از گنبد های نمکی می‌توان به‌عنوان مخازن ذخیره‌سازی گاز طبیعی (کاتز و تک، ۱۹۸۱)، محل دفن زباله‌های خطرناک (ویسواناتان، ۱۹۹۶) و مخازن هوای فشرده (اولدبرگ و پن، ۲۰۱۳) استفاده کرد. ساختار پیچیده همراه با شیب‌های تند و متقاطع گنبد های نمکی در کنار اختلاف شدید سرعت انتشار موج در آنها و در رسوبات دربرگیرنده باعث شده است چالش‌های جدی و مهمی در تصویرسازی ساختارهای زیرسطحی با استفاده از داده‌های لرزه‌ای بازتابی ایجاد شود (جونز و داویسون، ۲۰۱۴). شناسایی و تعیین محدوده گنبد نمکی، گامی اساسی برای غلبه بر مشکلات بیان‌شده در تصویرسازی لرزه‌ای ساختارهای زیرسطحی است؛ بنابراین شناسایی گنبد های نمکی و تعیین مرزهای آن بسیار مهم است.

انواع مختلفی از روش‌های ژئوفیزیکی وجود دارند که با مدل‌سازی داده‌های ژئوفیزیکی (اصغرزاده و همکاران، ۲۰۱۸) می‌توانند گنبد های نمکی را با توجه به تفاوت ویژگی‌های فیزیکی آنها با رسوبات اطرافشان شناسایی کنند. در روش لرزه‌نگاری بازتابی، مرزهای نمک اغلب با تغییر ویژگی‌های سیگنال لرزه‌ای، که به آن بافت نیز گفته می‌شود، مشخص می‌شوند (برتولت و همکاران، ۲۰۱۳). برخلاف نشانگرهای لرزه‌ای رایج مانند تحلیل

دلرزه مختلط، همدوسی، انحنا یا تجزیه طیفی که از فرمول‌های ریاضی برای اندازه‌گیری خصوصیات هندسی یا فیزیکی اهداف زیرسطحی استفاده می‌کنند (بارنز، ۲۰۱۶)، نشانگرهای لرزه‌ای بافتی آرایش فضایی مواد تشکیل‌دهنده، دامنه‌های نمونه‌های همسایه، واحدهای سنگی، رخساره‌های رسوبی و ویژگی‌های مخزن را مشخص می‌کنند (گاٲو، ۲۰۱۱).

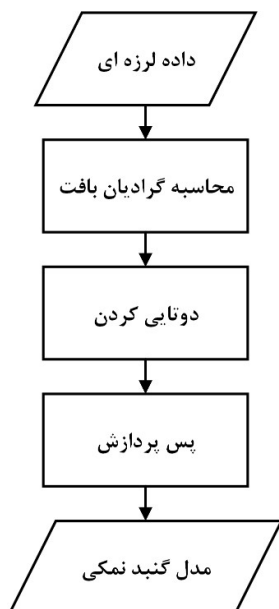
روش‌های مختلفی برای تحلیل بافتی در پردازش تصویر وجود دارد که می‌توان آنها را در هفت گروه تقسیم‌بندی کرد که شامل روش‌های آماری، روش‌های ساختاری، روش‌های مبتنی بر تبدیل، روش‌های مبتنی بر مدل، روش‌های مبتنی بر گراف، روش‌های مبتنی بر یادگیری و روش‌های مبتنی بر آنتروپی است (هومٲو-هورتیر، ۲۰۱۹). اگر داده لرزه‌ای به‌صورت تصویری فرض شود که دامنه هر نمونه، شدت روشنایی یک پیکسل در تصویر باشد، می‌توان ابزارهای تحلیل بافت در پردازش تصویر را در داده‌های لرزه‌ای نیز استفاده کرد.

نشانگرهای مبتنی بر ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری (Gray Level Co-occurrence Matrix-GLCM) نظیر همگنی، انرژی و کنتراست (هارالیک، ۱۹۷۳) از مهم‌ترین و متداول‌ترین نشانگرهای بافتی هستند که در تحلیل بافتی داده‌های لرزه‌ای برای شناسایی گنبد نمکی، کانال‌های مدفون و تحلیل رخساره استفاده شده‌اند (برتولت و همکاران، ۲۰۱۱؛ گاٲو، ۲۰۱۱؛ برتولت و همکاران؛ ۲۰۱۳؛ آیکیتر و همکاران، ۲۰۱۳ و آیکیتر و همکاران، ۲۰۱۴). در این روش، تحلیل بافتی تصویر لرزه‌ای با محاسبه تعداد همسایگی پیکسل‌ها با مقادیر خاص در جهت و فاصله معین و تولید ماتریس GLCM و استخراج آماره‌های درجه دو از آن انجام می‌شود. اطلاعات طیفی نیز می‌تواند در تحلیل بافتی تصاویر به‌خصوص داده‌های لرزه‌ای استفاده شود. فیلتر گاٲور و طیف فوریه دوبعدی از متداول‌ترین ابزارهای طیفی برای شناسایی رویدادهای

بافت در دو پنجره مجاور حول یک نمونه در جهت‌های مختلف، مرز تغییرات بافتی در گنبد‌های نمکی را شناسایی می‌کند. در ادامه مقاله، پس از تشریح کامل روش و فرایند اجرای آن، با اجرای فرایند پیشنهادی روی یک مدل مصنوعی، درباره جزئیات روش بحث می‌شود. در نهایت، با اعمال روش روی داده لرزه‌ای مربوط به دریای عمان، نتیجه آشکارسازی گنبد نمکی ارائه می‌شود. همچنین مقایسه‌ای میان نتایج این مطالعه با نتایج روش‌های پیشرفته متداول انجام می‌شود تا مزایا و معایب این روش در شناسایی و تعیین محدوده گنبد نمکی مشخص شود.

۲ روش‌شناسی تحقیق

روش پیشنهادی برای شناسایی و تعیین محدوده گنبد نمکی در داده‌های لرزه‌ای شامل چند مرحله است که در شکل ۱ با نمودار گردش‌ی نشان داده شده است. الگوریتم پیشنهادی را می‌توان برای داده دویبعدی و سه‌بعدی به کار برد. در ادامه، هر کدام از مراحل روش تحقیق به تفکیک توضیح داده می‌شود.



شکل ۱. نمودار گردش‌ی الگوریتم پیشنهادی [با تغییر، از شفیق و همکاران (۲۰۱۷)].

زمین‌شناسی با استفاده از تحلیل بافتی هستند (سولبرگ و همکاران، ۲۰۱۱؛ برتولت و همکاران، ۲۰۱۳ و امین و دریشه، ۲۰۱۵ الف). از آنجا که الگوی بافتی رسوبات دربرگیرنده گنبد نمکی، اغلب تکراری و متفاوت از الگوی بافتی گنبد نمکی است، روش‌های مبتنی بر یادگیری و یادگیری عمیق، از ابزارهای دیگر مورد استفاده در تحلیل بافتی داده‌های لرزه‌ای و شناسایی دیپیرها است (برتولت و همکاران، ۲۰۱۳؛ امین و همکاران، ۲۰۱۵ و دی و همکاران، ۲۰۱۹). با توجه به تباین بافتی گنبد نمکی و دیپیرها با لایه‌بندی و رسوبات اطراف آن، می‌توان از ابزارهای لبه‌یابی و گرادیان نیز برای تعیین مرز تغییرات بافتی و شناسایی و تعیین محدوده گنبد نمکی نیز استفاده کرد (جینگ و همکاران، ۲۰۰۷). اکراوی و همکاران (۲۰۱۱) از فیلتر سوبل که یکی از ابزارهای لبه‌یابی در پردازش تصویر است، جهت شناسایی گنبد نمکی در داده‌های لرزه‌ای دو و سه‌بعدی استفاده کردند. امین و دریشه (۲۰۱۵ ب) یک فیلتر لبه‌یابی چندجهتی را جهت شناسایی گنبد نمکی معرفی کردند تا نتایج فیلتر سوبل را بهبود دهند. حجازی و الرجیب (۲۰۱۴) با در نظر گرفتن تفاوت الگوی نمودار متقاطع گرادیان افقی نسبت به گرادیان قائم درون و بیرون گنبد نمکی، سه نشانگر مبتنی بر گرادیان جهت‌یافتگی، همواری و محتوای لبه را برای شناسایی گنبد نمکی معرفی کردند و با ترکیب نتایج سه نشانگر، نتایجی پذیرفتنی برای شناسایی گنبد نمکی به دست آوردند. فرخ‌نیا و همکاران (۲۰۱۸) توانستند با استفاده از مقاطع حاصل از برابراش سطح پراش مشترک و ترکیب نشانگرهای مذکور با الگوریتم نقشه IGU شناسایی گنبد نمکی را با استفاده از نشانگرهای مبتنی بر گرادیان بهبود دهند.

در این مقاله، روش گرادیان بافت برای تحلیل بافتی داده‌های لرزه‌ای برای شناسایی و تعیین محدوده گنبد‌های نمکی معرفی می‌شود. این الگوریتم، با محاسبه گرادیان

۲-۱ محاسبه گرادیان بافت

گرادیان بافت یک اندازه گیری کمی از میزان تغییر بافت در هر نقطه از تصویر یا داده در جهات مختلف است. در یک داده لرزه‌ای سه بعدی مانند $V(x, y, t)$ ، این اندازه گیری کمی می‌تواند در سه راستای خط چشمه x ، خط گیرنده y و محور زمان t انجام شود (شفیق و همکاران، ۲۰۱۵ و ۲۰۱۷). برای محاسبه گرادیان بافت در هر نمونه از داده لرزه‌ای، دو پنجره سه بعدی همسایه به شکل مکعب مربع انتخاب می‌شود که نمونه مورد نظر در مرکز وجه مشترک این دو مکعب مربع قرار دارد. پنجره‌ها با W_i^+ و W_i^- نام گذاری می‌شوند که $i \in \{x, y, t\}$ و علامت \pm بیانگر موقعیت پنجره انتخاب شده نسبت به نمونه تحلیل در جهت مورد نظر است (شکل ۲). پس از انتخاب پنجره‌ها، لازم است اختلاف بافتی میان آنها به صورت کمی محاسبه شود. برای این منظور از معیار نبود شباهت استفاده می‌شود. روش‌های مختلفی نظیر تجزیه مقادیر تکین رتبه بالا (برگویست و لارسون، ۲۰۱۰)، ضرایب تبدیل فوریه (اسگود، ۲۰۰۹) و آشفستگی طیف خطا (حجازی و الرجیب، ۲۰۱۴) برای محاسبه نبود شباهت وجود دارد. روش متداول که شفیق و همکاران (۲۰۱۷) ارائه دادند، نسبت به سایر روش‌ها عملکرد بهتر و پایدارتری دارد. در این روش نیز به مانند روش آشفستگی طیف خطا، نبود شباهت فقط با حذف اطلاعات فازی محاسبه می‌شود:

$$D(W_i^+, W_i^-) = E(|\mathcal{F}\{W_i^- - W_i^+\}|), \quad i \in \{x, y, t\} \quad (1)$$

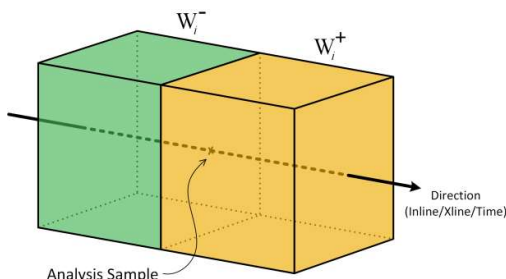
که \mathcal{F} بیانگر تبدیل فوریه و E عملگر امید ریاضی است. از دیدگاه نظری، انتظار می‌رود که در نقاط مرزی تغییر بافت، نبود تشابه مقدار بیشینه داشته باشد. از پارامترهای مهم و تأثیرگذار در محاسبه نبود شباهت در این روش، ابعاد پنجره انتخابی است. پنجره کوچک‌تر، قدرت تفکیک بیشتری در تحلیل بافت ارائه می‌دهد که در ازای آن، حساسیت بیشتری نیز به نوفه تصادفی خواهد داشت. انتخاب پنجره بزرگ‌تر، به قدرت تفکیک کمتر در تحلیل

بافت منجر می‌شود و در مقابل، پایداری بیشتری نسبت به نوفه تصادفی موجود در تصویر از خود نشان می‌دهد. بدیهی است که انتخاب پنجره بزرگ‌تر، زمان محاسبه بیشتری نسبت به پنجره کوچک‌تر نیاز دارد. برای بهره‌مندی از مزایای پنجره‌ها با ابعاد مختلف، می‌توان محاسبات را با پنجره‌هایی با ابعاد مختلف انجام داد و نتیجه را به صورت میانگین وزنی نتایج با پنجره‌های مختلف به دست آورد. شفیق و همکاران (۲۰۱۷) رابطه زیر را برای محاسبه گرادیان بافت معرفی کردند:

(۲)

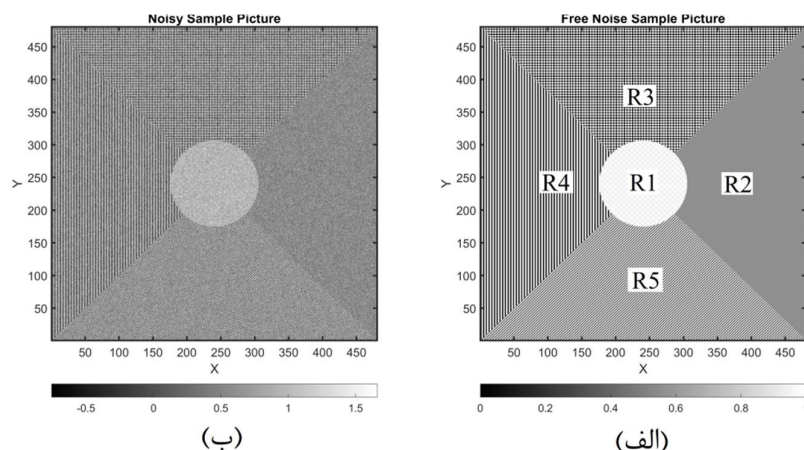
$$G(x, y, t) = \left[\sum_{i \in \{x, y, t\}} \left(\sum_{j=1}^N \omega_j \cdot D(W_i^{j+}, W_i^{j-}) \right) \right]^{1/2}$$

که W_i^{j+} و W_i^{j-} پنجره‌های تحلیل با ابعاد $n_j \times n_j \times n_j$ ، $\omega_j = \frac{1}{n_j}$ ضریب وزنی در میانگین گیری و N تعداد پنجره‌های استفاده شده است.

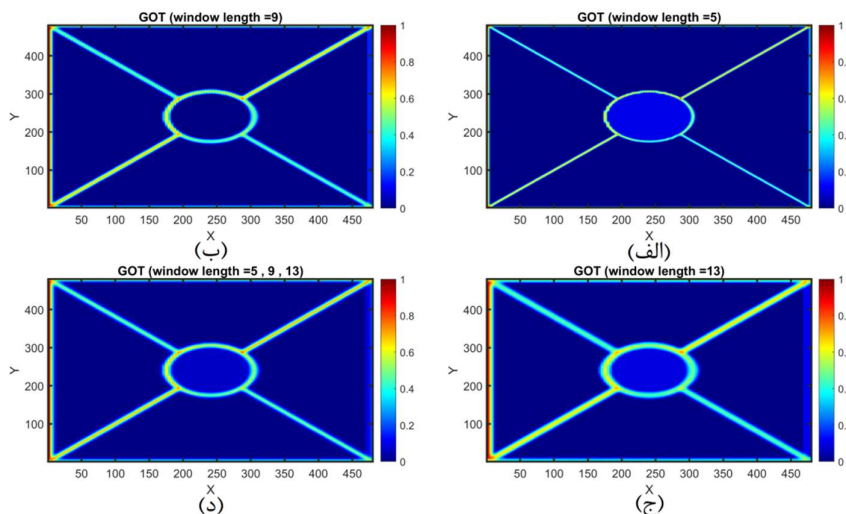


شکل ۲. انتخاب مکعب مربع‌های همسایه با وجه مشترک حول نمونه مورد نظر.

در شکل ۳-الف، یک تصویر دوبعدی در مقیاس خاکستری نشان داده شده که از پنج بافت مختلف تشکیل شده است. شکل ۴ نتیجه گرادیان بافت محاسبه شده برای ابعاد مختلف پنجره ۵، ۹، ۱۳ و میانگین وزنی آنها را برای تصویر بدون نوفه نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، گرادیان بافت توانسته است مرز میان بافت‌های مختلف را آشکار کند.



شکل ۳. تصویر نمونه با پنج بافت مختلف جهت بررسی کارایی الگوریتم گرادیان بافت. (الف) تصویر بدون نوفه (ب) تصویر آغشته به نوفه تصادفی با نسبت سیگنال به نوفه ۰/۰۳ دسی‌بل.



شکل ۴. نتایج گرادیان بافت با ابعاد پنجره (الف) ۵ نمونه (ب) ۹ نمونه و (ج) ۱۳ نمونه. (د) نتیجه میانگین وزنی گرادیان بافت با سه پنجره مذکور.

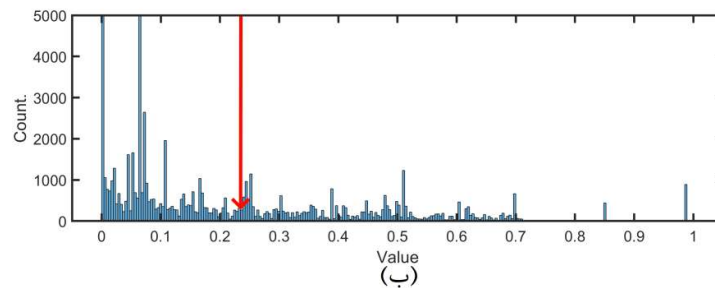
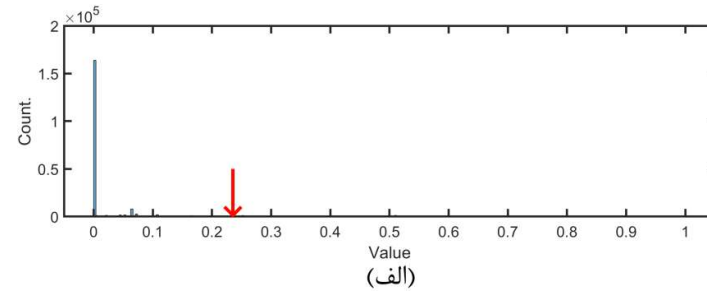
۲-۲ دوتایی کردن

همان‌گونه که بیان شد، مقدار گرادیان بافت در محل مرز تغییرات بافت، بیشینه است؛ بنابراین پس از محاسبه گرادیان بافت $G(x, y, t)$ ، برای تعیین خودکار محدوده گنبد نمکی لازم است که یک مقدار آستانه تعیین شود تا بر مبنای مقدار آستانه انتخابی، نتیجه گرادیان بافت مطابق رابطه (۳) به صورت دوتایی تبدیل شود:

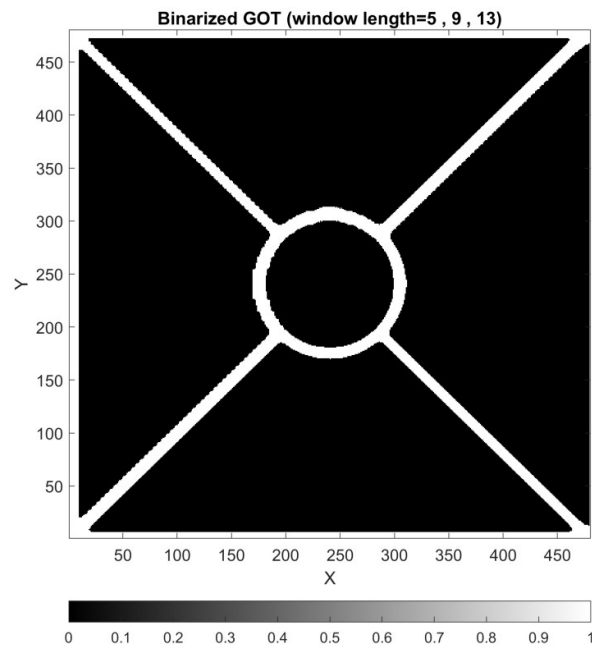
$$B(x, y, t) = \begin{cases} 1 & G(x, y, t) \geq T_h \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (3)$$

که T_h مقدار حد آستانه است. برای آستانه‌گذاری، از الگوریتم اوتسو (۱۹۷۹) استفاده می‌شود که یک روش غیر پارامتری و بی‌نظارت در تقسیم‌بندی تصاویر است. در این روش مقدار آستانه بر اساس معیار تبعیض به‌گونه‌ای انتخاب می‌شود که میزان جدایش دو طبقه حاصل در تصویر مقیاس خاکستری بیشینه باشد. مقدار عددی آستانه با استفاده از ممان تجمعی درجه صفر و درجه یک بافت‌نگار سطح خاکستری تعیین می‌شود. در شکل ۵،

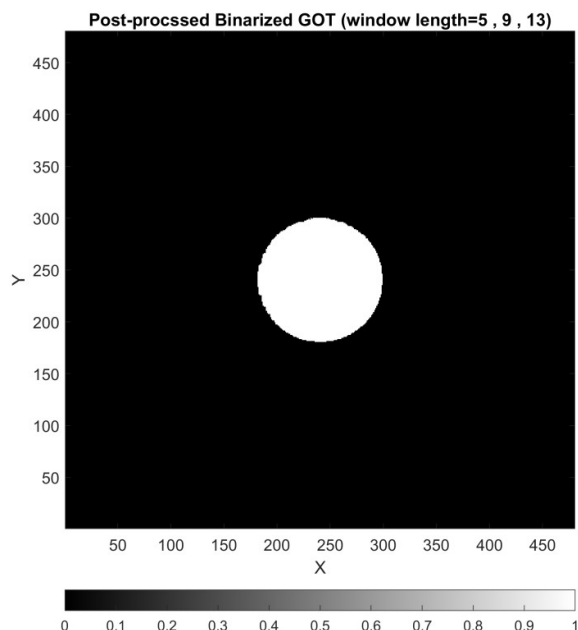
بافت‌نگار نتیجه گرادیان بافت در شکل ۴-د نشان داده شده است که موقعیت پیکان سیاه‌رنگ، مقدار حد آستانه به‌دست آمده از الگوریتم اوتسو را نشان می‌دهد. پس از اعمال آستانه‌گذاری بر نتیجه گرادیان بافت، نتیجه به صورت یک تصویر دوتایی است که مرزها مقدار یک و سایر بخش‌ها مقدار صفر دارند (شکل ۶).



شکل ۵. تعیین حد آستانه به روش اوتسو با استفاده از بافت‌نگار گرادیان بافت. (الف) بافت‌نگار گرادیان بافت در شکل ۴-د. پیکان سیاه حد آستانه محاسبه شده را نشان می‌دهد. (ب) بزرگ‌نمایی شکل ۵-الف در راستای محور عمودی.



شکل ۶. تصویر دوتایی شده نتیجه گرادیان بافت شکل ۴-د با استفاده از آستانه‌گذاری اوتسو.



شکل ۷. تصویر دوتایی شکل ۶ پس از اعمال رشد ناحیه‌ای (نقطه اولیه در مرکز تصویر انتخاب شده است).

۳-۲ پساپردازش

پس از دوتایی کردن نتیجه گرادیان بافت و برای مدل نهایی گنبد نمکی، لازم است فرایندهای پساپردازشی روی تصویر دوتایی به دست آمده انجام گیرد. فرایندهای پساپردازشی شامل رشد ناحیه‌ای (آدامز و بیشف، ۱۹۹۴) و اعمال فرایندهای ریخت‌شناسی (سرا و سویله، ۲۰۱۲) است. در فرایند پردازش رشد ناحیه‌ای، یک یا چندین نقطه از تصویر به عنوان نقاطی از بدنه گنبد نمکی با قطعیت کامل انتخاب می‌شوند. سپس با در نظر گرفتن شرایط بافتی، به هر کدام از نقاط اولیه، نقاط همسایه نیز افزوده می‌شود و این فرایند تا ارضای شرط توقف ادامه پیدا می‌کند. شرط توقف در این حالت رسیدن به مرزهای از پیش تعیین شده است. به این ترتیب ناحیه‌ای که از نظر بافتی یکسان است یا تغییرات بافتی شدیدی در آن وجود ندارد، محدوده‌ای واحد و یکپارچه فرض می‌شود. در این فرایند، انتخاب نقاط اولیه از اهمیت خاصی برخوردار است و می‌توان از نشانگرهای دیگر راهنما یا تجربه مفسر

برای انتخاب این نقاط استفاده کرد. در مواردی ممکن است به دلیل وجود نوفه در داده یا ماهیت داده لرزه‌ای در ناحیه‌ای که به عنوان یک بافت یکسان انتخاب می‌شود، بخش‌های کوچکی باقی بمانند. در این حالت، حفره‌هایی که نسبت به ابعاد ساختار مورد نظر ابعاد بسیار کوچک‌تری دارند، با اعمال عملگرهای ریخت‌شناسی انبساط و انقباض پوشیده می‌شوند و در نتیجه، یک بافت پیوسته از محدوده مورد نظر در تصویر به دست می‌آید. البته باید در به کارگیری فرایندهای ریخت‌شناسی بسیار محتاط عمل کرد؛ زیرا ممکن است استفاده بیش از حد از عملگرهای ریخت‌شناسی نتایج کاذبی ایجاد کند. در مثال مطرح شده، اگر فرض شود که بخش دایره‌ای در مرکز تصویر (ناحیه RI)، هدف مورد نظر باشد، با انتخاب نقطه اولیه در مرکز تصویر، نتیجه اعمال رشد ناحیه‌ای به صورت شکل ۷ خواهد بود. شایان ذکر است با توجه به یکپارچه بودن ناحیه شناسایی شده، در این مثال نیازی به استفاده از عملگرهای ریخت‌شناسی نیست.

۳ داده مصنوعی

برای ارزیابی کارایی الگوریتم گرادیان بافت در شناسایی و تفکیک بافت‌های مختلف در یک تصویر و مقایسه نتایج آن با دو نشانگر بافتی آشفتگی (chaos) و واریانس، عملکرد سه روش مذکور در تفکیک بافت‌های R1، R2، R3، R4 و R5 در شکل ۳- الف بررسی شد. برای این منظور، سه نشانگر بافتی مذکور در سه اندازه پنجره ۵، ۹ و ۱۳ به همراه میانگین وزنی آنها محاسبه و با استفاده از الگوریتم آستانه‌گذاری، نتایج به حالت دوتایی تبدیل شد. در نهایت، با استفاده از الگوریتم رشد ناحیه‌ای، بافت مورد نظر از سایر بافت‌ها تفکیک شد. برای مقایسه کمی، دقت تفکیک بافت با رابطه زیر محاسبه شد که در جدول ۱ نتایج آن آورده شده است.

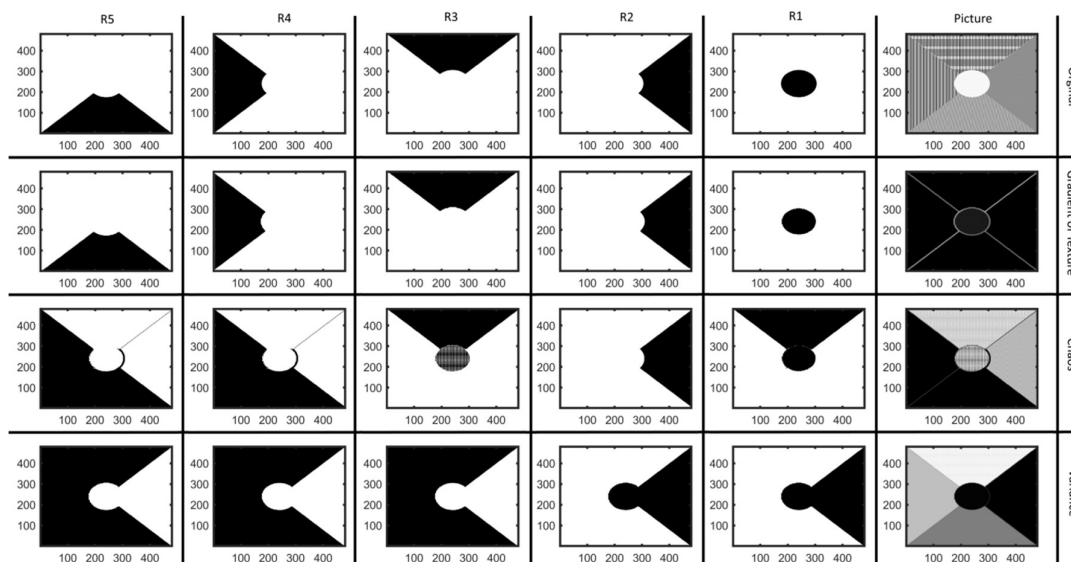
$$Accuracy = \frac{\text{Number of correctly classified pixels}}{\text{Total number of pixels}} \times 100 \quad (۴)$$

در شکل ۸ بهترین خروجی هر نشانگر برای تفکیک هر کدام از بافت‌ها نشان داده شده است. در ردیف بالا به ترتیب از راست، تصویر ورودی و بافت‌های ایدئال R1،

R2، R3، R4 و R5 نشان داده شده است. در رابطه (۴) تعداد پیکسل‌های درست از مقایسه میان خروجی نهایی هر روش با بافت ایدئال به دست می‌آید. در ستون راست شکل ۸ به ترتیب نتیجه نشانگرهای گرادیان بافت، آشفتگی و واریانس برای طول پنجره ۵ نشان داده شده است که با توجه به جدول ۱، بهترین نتایج را در بیشتر بافت‌ها داشته است. برای هر نشانگر و بافت نیز با توجه به جدول ۱ طول پنجره‌ای انتخاب شده که بیشترین دقت را داشته است. در جدول، مقادیر بیشینه برای هر بافت و نشانگر با طول پنجره‌های مختلف به صورت ضخیم نشان داده شده است. در هر بافت، بیشترین دقت در بین تمام سه نشانگر با طول پنجره‌های مختلف با زیرخط (underline) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، الگوریتم گرادیان بافت در تمام بافت‌ها نسبت به دو نشانگر بافتی آشفتگی و واریانس، عملکرد به مراتب بهتری داشته است. دو نشانگر آشفتگی و واریانس فقط در تفکیک بافت R2، که تمایز درخور توجهی از سایر بافت‌ها دارد، تا حدودی موفقیت‌آمیز عمل کرده‌اند.

جدول ۱. دقت نشانگرهای گرادیان بافت، آشفتگی و واریانس در شناسایی رویدادهای مختلف در داده بدون نوفه.

	گرادیان بافت				آشفتگی				واریانس				
	میانگین	۱۳	۹	۵	میانگین	۱۳	۹	۵	میانگین	۱۳	۹	۵	
بدون نوفه	R1	۹۹/۴۰	۹۹/۰۶	۹۸/۵۸	۹۸/۸۸	۷۴/۰۹	۷۵/۲۴	۷۴/۷۲	۷۵/۵۷	۷۶/۱۷	۷۶/۰۲	۷۵/۸۴	۷۶/۰۷
	R2	۹۸/۵۸	۹۸/۶۸	۹۷/۹۱	۹۸/۴۸	۹۸/۲۱	۹۷/۰۹	۹۵/۹۹	۹۷/۴۸	۹۳/۷۴	۹۳/۷۲	۹۳/۵۷	۹۳/۶۸
	R3	۹۸/۶۰	۹۷/۶۵	۹۶/۶۷	۹۷/۴۴	۷۴/۲۴	۷۳/۱۳	۷۱/۸۵	۷۴/۱۹	۵۲/۴۰	۵۲/۱۷	۵۱/۸۳	۵۲/۲۴
	R4	۹۸/۳۷	۹۷/۴۱	۹۶/۲۴	۹۶/۸۷	۷۴/۲۶	۷۳/۱۶	۷۲/۳۰	۷۴/۲۱	۵۲/۷۰	۵۲/۶۸	۵۲/۶۷	۵۲/۷۲
	R5	۹۹/۴۵	۹۷/۶۸	۹۶/۳۶	۹۶/۹۶	۹۵/۵۸	۹۳/۸۶	۹۳/۷۴	۹۴/۰۱	۵۲/۶۷	۵۲/۶۴	۵۲/۶۳	۵۲/۶۹
معمول نوفه	R1	۹۹/۳۹	۹۹/۱۸	۹۸/۸۰	۹۹/۰۹	۵۴/۶۸	۵۳/۴۶	۵۳/۰۰	۵۳/۳۸	۷۵/۸۶	۷۵/۹۴	۷۵/۸۰	۷۵/۹۹
	R2	۷۶/۷۴	۹۸/۷۰	۹۸/۲۴	۹۸/۶۳	۶۸/۹۰	۷۰/۰۳	۶۹/۵۶	۷۰/۱۲	۹۳/۴۷	۹۳/۶۲	۹۳/۵۹	۹۳/۶۱
	R3	۹۸/۴۴	۹۷/۸۲	۹۶/۷۴	۹۷/۷۱	۷۳/۳۸	۷۱/۴۷	۷۱/۰۹	۷۱/۲۳	۵۷/۶۹	۵۳/۱۴	۵۲/۸۱	۵۳/۸۴
	R4	۹۸/۳۸	۹۷/۵۸	۹۶/۴۳	۹۷/۲۲	۷۵/۹۲	۷۵/۷۶	۷۵/۴۵	۷۵/۸۲	۵۷/۶۴	۵۳/۱۸	۵۲/۷۴	۵۳/۸۹
	R5	۷۶/۲۳	۹۸/۱۴	۹۷/۳۸	۹۸/۰۴	۷۵/۹۴	۷۵/۴۴	۷۴/۹۲	۷۵/۷۷	۴۷/۸۹	۵۱/۶۹	۵۱/۸۲	۵۱/۲۳

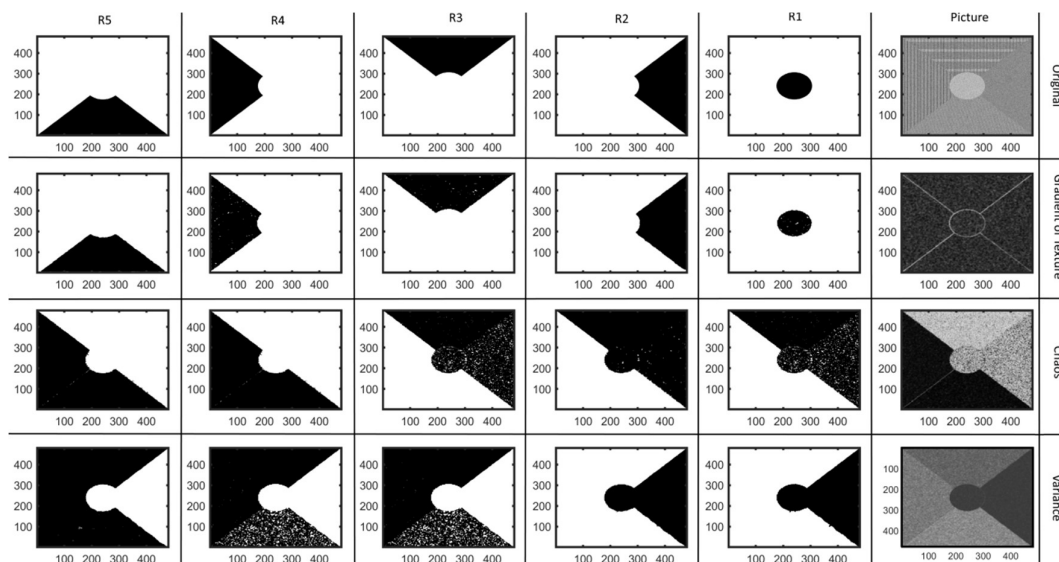


شکل ۸. ارزیابی تفکیک بافت‌های مختلف با سه نشانگر گرادیان بافت، آشفتگی و واریانس برای تصویر بدون نوفه. ردیف اول از بالا از سمت راست: تصویر اصلی، بافت R1، بافت R2، بافت R3، بافت R4 و بافت R5. ردیف دوم از بالا از راست: نتایج نشانگر گرادیان بافت برای طول پنجره ۵، بافت تفکیک‌شده R1 با طول پنجره ۵، بافت تفکیک‌شده R2 با طول پنجره ۹، بافت تفکیک‌شده R3 با طول پنجره ۵، بافت تفکیک‌شده R4 با طول پنجره ۵ و بافت تفکیک‌شده R5 با طول پنجره ۵. ردیف سوم از بالا از راست: نتایج نشانگر آشفتگی برای طول پنجره ۵، بافت تفکیک‌شده R1 با میانگین وزنی پنجره‌ها، بافت تفکیک‌شده R2 با طول پنجره ۵، بافت تفکیک‌شده R3 با طول پنجره ۵، بافت تفکیک‌شده R4 با طول پنجره ۵ و بافت تفکیک‌شده R5 با طول پنجره ۵. ردیف چهارم از بالا از راست: نتایج نشانگر واریانس برای طول پنجره ۵، بافت تفکیک‌شده R1 با طول پنجره ۵، بافت تفکیک‌شده R2 با طول پنجره ۵، بافت تفکیک‌شده R3 با طول پنجره ۵، بافت تفکیک‌شده R4 با میانگین وزنی پنجره‌ها و بافت تفکیک‌شده R5 با میانگین وزنی پنجره‌ها.

۴ داده واقعی

استان‌های فارس، هرمزگان، خوزستان و سمنان، از جمله مهم‌ترین استان‌های ایران هستند که گنبد‌های نمکی به تعداد فراوان در آنها یافت شده است و بیشترین گنبد‌های نمکی ایران را در خود جای داده‌اند. در استان هرمزگان بیش از ۸۰ گنبد نمکی وجود دارد که در آنها سنگ‌های ماگمایی گزارش شده است. جزایر خلیج فارس دنباله رشته کوه زاگرس هستند و به جز قشم، کیش، لاوان و هندورابی بقیه به صورت سنگ‌های ماگمایی، رسوبی و دگرگونی هستند که با گنبد‌های نمکی به بالا رانده شده و از آب بیرون آمده‌اند (باقری، ۱۳۹۵). حدود ۲۰ گنبد نمکی از ۸۰ گنبد نمکی استان هرمزگان در محدوده تنگه هرمز قرار دارند. گنبد‌های نمکی از مهم‌ترین تله‌های نفتی

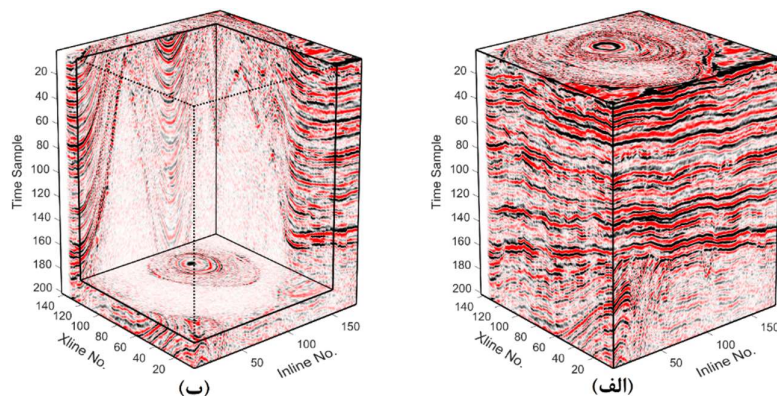
برای بررسی اثر نوفه بر کارایی سه نشانگر لرزه‌ای گرادیان بافت، آشفتگی و واریانس در تفکیک بافت‌های مختلف، تصویر شکل ۳-الف با نسبت سیگنال به نوفه ۱۲ دسی‌بل به نوفه تصادفی آغشته شد که در شکل ۳-ب نشان داده شده است. فرایند فوق برای تصویر آغشته به نوفه تکرار شد که نتایج کمی آن در جدول ۱ و نتایج کیفی در شکل ۹ آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، الگوریتم گرادیان بافت در مقابل نوفه نیز پایداری بیشتری نسبت به دو نشانگر آشفتگی و واریانس از خود نشان می‌دهد. همچنین با افزایش ابعاد پنجره تحلیل، قدرت تفکیک نتیجه تحلیل بافت در تمام نشانگرها کاهش می‌یابد؛ با وجود این، در مقابل نوفه تصادفی پایداری بیشتری دارد.



شکل ۹. ارزیابی تفکیک بافت‌های مختلف با سه نشانگر گرادیان بافت، آشفتگی و واریانس برای تصویر حاوی نوفه. ردیف اول از بالا از سمت راست: تصویر اصلی، بافت R1، بافت R2، بافت R3، بافت R4 و بافت R5. ردیف دوم از بالا از راست: نتایج نشانگر گرادیان بافت برای طول پنجره ۵، بافت تفکیک شده R1 با طول پنجره ۵، بافت تفکیک شده R2 با طول پنجره ۹، بافت تفکیک شده R3 با طول پنجره ۵، بافت تفکیک شده R4 با طول پنجره ۵ و بافت تفکیک شده R5 با طول پنجره ۹. ردیف سوم از بالا از راست: نتایج نشانگر آشفتگی برای طول پنجره ۵، بافت تفکیک شده R1 با میانگین وزنی پنجره‌ها، بافت تفکیک شده R2 با طول پنجره ۵، بافت تفکیک شده R3 با طول پنجره ۵، بافت تفکیک شده R4 با طول پنجره ۵ و بافت تفکیک شده R5 با طول پنجره ۵. ردیف چهارم از بالا از راست: نتایج نشانگر واریانس برای طول پنجره ۵، بافت تفکیک شده R1 با میانگین وزنی پنجره‌ها، بافت تفکیک شده R2 با طول پنجره ۹، بافت تفکیک شده R3 با طول پنجره ۵، بافت تفکیک شده R4 با طول پنجره ۵ و بافت تفکیک شده R5 با طول پنجره ۱۳.

شکل ۱۰- ب داده لرزه‌ای در حالت برش خورده دیده می‌شود که گنبد نمکی را می‌توان در آن مشاهده کرد. برای شناسایی گنبد نمکی از روش گرادیان بافت سه‌بعدی استفاده شد. برای مقایسه عملکرد روش، دو نشانگر بافتی آشفتگی و واریانس نیز از داده مذکور استخراج شدند. در شکل ۱۱ نتایج اعمال روش پیشنهادی و نشانگرهای دیگر آورده شده است. مقایسه نتایج نشان می‌دهد که نشانگر آشفتگی در مقایسه با نشانگر واریانس، بهتر می‌تواند محدوده گنبد نمکی را از لایه‌بندی اطراف تفکیک کند، اما همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش گرادیان بافت سه‌بعدی، محدوده گنبد نمکی را بهتر و یکپارچه‌تر از دو نشانگر دیگر آشکار کرده است. از آنجا که گنبد نمکی تمیز است و داخل آن، بازتابنده‌های ناشی از میان‌لایه‌های

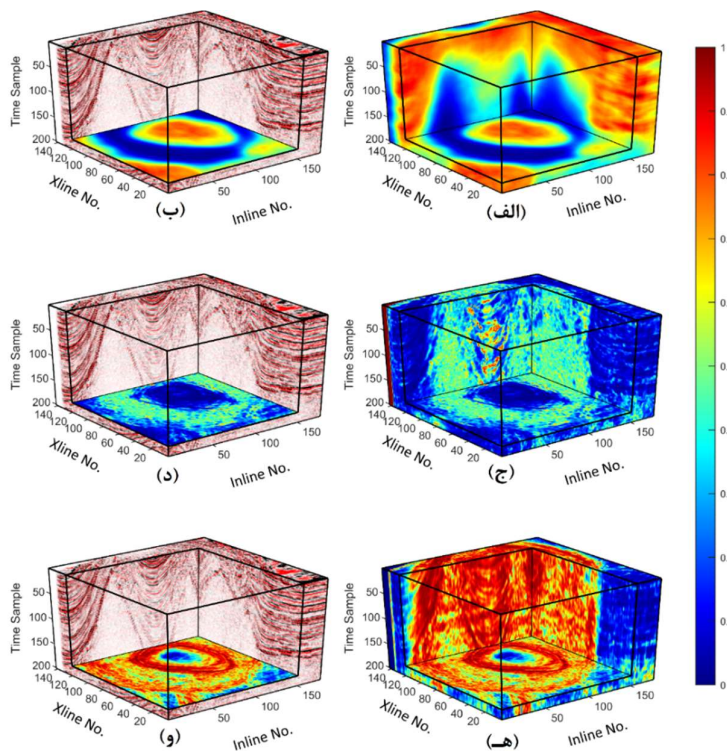
در تنگه هرمز هستند و مدل‌سازی این گنبدها می‌تواند در انتخاب نقاط پهنه حفاری بسیار مفید باشد (پاژنگ و همکاران، ۱۳۹۴). برای ارزیابی کارایی روش گرادیان بافت سه‌بعدی در شناسایی و تعیین محدوده گنبد نمکی در داده‌های لرزه‌ای واقعی، بخشی از داده لرزه‌ای سه‌بعدی از جنوب ایران در تنگه هرمز برای بررسی انتخاب شد. منطقه مورد مطالعه بخشی از بلوک E است که به دلیل اهمیت اقتصادی زیادی که دارد، پی‌جویی‌های اکتشافی و به‌ویژه لرزه‌نگاری بازتابی تقریباً به‌طور کامل در آن انجام شده است (پاژنگ و همکاران، ۱۳۹۴). داده مورد نظر، شامل ۲۰۱ نمونه زمانی با گام ۴ میلی‌ثانیه است که ۱۴۳ خط چشمه و ۱۷۹ خط گیرنده دارد. در شکل ۱۰- الف داده لرزه‌ای سه‌بعدی مذکور نشان داده شده است. در



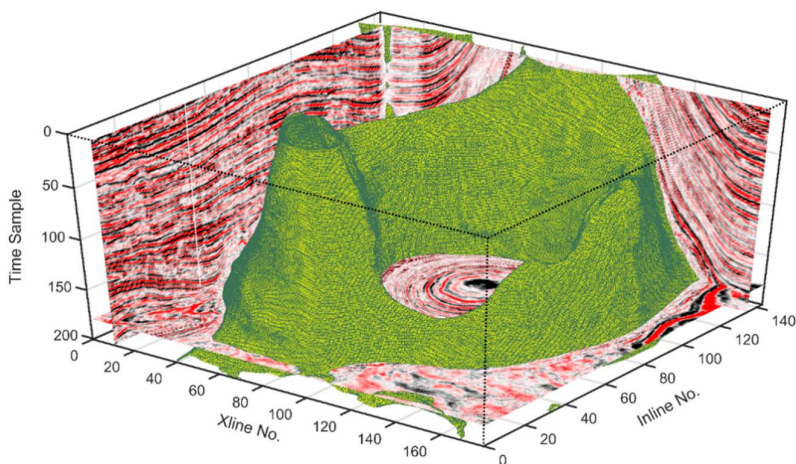
شکل ۱۰. (الف) مکعب داده لرزه‌ای سه‌بعدی مربوط به دریای عمان (ب) نمایش مکعب برش خورده داده لرزه‌ای.

پیش‌بینی می‌شود، درحالی‌که آشفستگی و واریانس در آن مناطق مقدار کمینه دارند. لایه‌بندی نزدیک مرز گنبد نمکی که به دلیل وجود گسل و تأثیرات گنبد نمکی، رفتاری مشابه گنبد نمکی از خود نشان می‌دهد، در تصاویر حاصل از دو نشانگر آشفستگی و واریانس، به‌اشتباه

شیلی یا گچی وجود ندارد، انتظار می‌رود مقدار گرادیان بافت درون گنبد نمکی صفر یا نزدیک به صفر باشد و مقادیر آشفستگی و واریانس، بیشینه مقدار خود را داشته باشند. همچنین در لایه‌بندی دربرگیرنده گنبد نمکی، به دلیل وجود مرز لایه‌ها، مقادیر بزرگی برای گرادیان بافت



شکل ۱۱. نتایج سه نشانگر (الف) گرادیان بافت (ج) آشفستگی (ه) واریانس. برای نمایش بهتر، برش افقی نشانگرهای گرادیان بافت (ب)، آشفستگی (د) و واریانس (و) در داده لرزه‌ای نیز نمایش داده شده است.



شکل ۱۲. مدل احتمالی ساختمانی سه‌بعدی گنبد نمکی.

کارایی روش گرادیان بافت می‌کاهد، اما این روش همچنان نسبت به دو نشانگر آشفستگی و واریانس در مقابل نوفه تصادفی پایدارتر است و عملکرد بهتری نشان می‌دهد. البته این روش مرز میان بافت‌هایی که کاملاً متفاوت از یکدیگر هستند را قوی‌تر و دقیق‌تر از مرز میان دو بافت نزدیک به یکدیگر مشخص می‌کند و در تفکیک بافت‌هایی که تمایز چندانی نسبت به یکدیگر ندارند، کمی ضعیف عمل می‌کند. برای این منظور، با استفاده از فرایند آستانه‌گذاری، تصویر مورد نظر به یک تصویر دوتایی تبدیل شد که در آن، همه مرزها از ارزش یکسانی برخوردار هستند. نتایج اجرای روش روی داده واقعی نیز به خوبی نشان داد که روش گرادیان بافت نسبت به نشانگرهای متداولی نظیر آشفستگی و واریانس، عملکرد مناسب‌تری در تشخیص گنبد نمکی داشته است و بر خلاف نشانگرهای آشفستگی و واریانس که لایه‌بندی فوقانی گنبد نمکی را به دلیل ایجاد درز و شکاف و به هم‌ریختگی ناشی از حرکت گنبد نمکی، به اشتباه به صورت گنبد نمکی نشان داده‌اند، نشانگر گرادیان بافت توانسته است بافت آشفته لایه‌بندی فوقانی گنبد نمکی را از آن تفکیک کند؛ لذا گرادیان بافت می‌تواند نشانگر مناسبی برای تعیین و شناسایی محدوده گنبد نمکی باشد.

به صورت گنبد نمکی نمایش داده شده است. در این محدوده‌ها، گرادیان بافت به خوبی این مشکل را برطرف کرده است و مرز بین گنبد نمکی و محیط لایه‌بندی اطراف را با قدرت تفکیک بهتری مشخص می‌کند. پس از اعمال آستانه‌گذاری و دوتایی کردن نتیجه گرادیان بافت و انجام دادن عملیات رشد ناحیه‌ای و انبساط ریخت‌شناسی (که برای یکپارچه‌سازی و بستن حفرات کوچک انجام گرفت)، صفحه دربرگیرنده محدوده با مقدار یک (برچسب طبقه گنبد نمکی) ترسیم شد که بیانگر مدل احتمالی ساختار سه‌بعدی گنبد نمکی است (شکل ۱۲).

۵ نتیجه‌گیری

در این مقاله بر اساس تغییر مشخصات بافتی میان گنبد نمکی و رسوبات دربرگیرنده، نشانگر گرادیان بافت معرفی شد که توانایی اندازه‌گیری کمی تغییرات بافتی را دارد و امکان تعیین مرز تغییرات بافتی را فراهم می‌آورد. نتایج مدل مصنوعی نشان داد که این ابزار در مقایسه با نشانگرهای آشفستگی و واریانس، با دقت زیادی می‌تواند مرز تغییرات بافتی را حتی با وجود چندین بافت مختلف در یک تصویر مشخص کند. نوفه تصادفی از میزان

Barnes, A. E., 2016, Handbook of poststack seismic attributes: Society of Exploration Geophysicists.

Bergqvist, G., and Larsson, E. G., 2010, The higher-order singular value decomposition: Theory and an application [lecture notes]: IEEE Signal Processing Magazine, **27**(3), 151-154, <http://dx.doi.org/10.1109/MSP.2010.936030>.

Berthelot, A., Solberg, A. H., and Gelius, L. J., 2013, Texture attributes for detection of salt: Journal of Applied Geophysics, **88**, 52-69, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jappgeo.2012.09.006>.

Berthelot, A., Solberg, A. H., Morisbak, E., and Gelius, L. J., 2011, Salt diapirs without well defined boundaries—a feasibility study of semi-automatic detection: Geophysical Prospecting, **59**(4), 682-696, <http://dx.doi.org/10.1111/j.1365-2478.2011.00950.x>.

Di, H., Gao, D., and AlRegib, G., 2019, Developing a seismic texture analysis neural network for machine-aided seismic pattern recognition and classification: Geophysical Journal International, **218**(2), 1262-1275, <http://dx.doi.org/10.1093/gji/ggz226>.

Eichkitz, C. G., Amtmann, J., and Schreilechner, M. G., 2013, Calculation of grey level co-occurrence matrix-based seismic attributes in three dimensions: Computers & Geosciences, **60**, 176-183, <http://dx.doi.org/10.1016/j.cageo.2013.07.006>.

Eichkitz, C. G., Schreilechner, M. G., de Groot, P., and Amtmann, J., 2014, Mapping directional variations in seismic character using gray-level co-occurrence matrix-based attributes: Interpretation, **3**(1), T13-T23, <http://dx.doi.org/10.1190/INT-2014-0099.1>.

منابع

باقری، ح.، ۱۳۹۵، گنبد های نمکی: انتشارات نظری، ۱۲۰ صفحه، تهران، ایران.

پاژنگ، س.، کدخدایی، ع.، زمانی، ب.، برگریزان، م.، یوسف‌پور، م.، ۱۳۹۴، معرفی ۱۷ گنبد نمکی مدفون و غیرمدفون بر اساس داده‌های لرزه‌ای در تنگه هرمز (بلوک E): پژوهش نفت، **۸۴**، ۱۵۰-۱۶۰.

Adams, R., and Bischof, L., 1994, Seeded region growing: IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, **16**(6), 641-647, <http://dx.doi.org/10.1109/34.295913>.

Amin, A., and Deriche, M., 2015a, A hybrid approach for salt dome detection in 2D and 3D seismic data: Paper read at IEEE International Conference on Image Processing (ICIP).

Amin, A., and Deriche, M., 2015b, A new approach for salt dome detection using a 3D multidirectional edge detector: Applied Geophysics, **12**(3), 334-342, <http://dx.doi.org/10.1007/s11770-015-0512-2>.

Amin, A., Deriche, M., Hegazy, T., Wang, Z., and AlRegib, G., 2015, A novel approach for salt dome detection using a dictionary-based classifier: SEG Technical Program Expanded Abstracts 2015, Society of Exploration Geophysicists, 1816-1820.

Aqrabi, A. A., Boe, T. H., and Barros, S., 2011, Detecting salt domes using a dip guided 3D Sobel seismic attribute: SEG Technical Program Expanded Abstracts 2011, Society of Exploration Geophysicists, 1014-1018.

Asgharzadeh, M., Hashemi, H., and von Frese, R. R., 2018, Comprehensive gravitational modeling of the vertical cylindrical prism by Gauss-Legendre quadrature integration: Geophysical Journal International, **212**(1), 591-611, <http://dx.doi.org/10.1093/gji/ggx413>.

<http://dx.doi.org/10.1190/INT-2014-0033.1>.

Katz, D. L., and Tek, M. R., 1981, Overview on underground storage of natural gas: *Journal of Petroleum Technology*, **33**(06), 943-951, <http://dx.doi.org/10.2118/9390-PA>.

Oldenburg, C. M., and Pan, L., 2013, Porous media compressed-air energy storage (PM-CAES): Theory and simulation of the coupled wellbore-reservoir system: *Transport in porous media*, **97**(2), 201-221, <http://dx.doi.org/10.1007/s11242-012-0118-6>.

Osgood, B., 2009, The Fourier transform and its applications, in *Lecture notes for Electrical Engineering: Electrical Engineering Department, Stanford University*.

Otsu, N., 1979, A threshold selection method from gray-level histograms: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, **9**(1), 62-66.

Serra, J., and Soille, P., 2012, *Mathematical morphology and its applications to image processing*, **2**: Springer Science & Business Media.

Shafiq, M. A., Wang, Z., AlRegib, G., Amin, A., and Deriche, M., 2017, A texture-based interpretation workflow with application to delineating salt domes: *Interpretation*, **5**(3), SJ1-SJ19, <http://dx.doi.org/10.1190/INT-2016-0043.1>.

Shafiq, M. A., Wang, Z., Amin, A., Hegazy, T., Deriche, M., and AlRegib, G., 2015, Detection of salt-dome boundary surfaces in migrated seismic volumes using gradient of textures: *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2015*, Society of Exploration Geophysicists, 1811-1815.

Solberg, A., Berthelot, A., and Gelius, L., 2011, Gabor filters for segmentation

Farrokhnia, F., Roshandel Kahoo, A., and Soleimani, M., 2018, Automatic salt dome detection in seismic data by combination of attribute analysis on CRS images and IGU map delineation: *Journal of Applied Geophysics*, **159**, 395-407, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jappgeo.2018.09.018>.

Gao, D., 2011, Latest developments in seismic texture analysis for subsurface structure, facies, and reservoir characterization: a review: *Geophysics*, **76**(2), W1-W13, <http://dx.doi.org/10.1190/1.3553479>.

Haralick, R. M., and Shanmugam, K., 1973, Textural features for image classification: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, **6**, 610-621, <http://dx.doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314>.

Hegazy, T., and AlRegib, G., 2014, Coherensi: A new full-reference iqa index using error spectrum chaos: paper read at 2014 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP).

Humeau-Heurtier, A., 2019, Texture feature extraction methods: A survey: *IEEE Access*, **7**, 8975-9000, <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2890743>.

Ikelle, L. T., and Amundsen, L., 2005, *Introduction To Petroleum Seismology, Investigations in Geophysics: Society of Exploration Geophysicists*.

Jing, Z., Yanqing, Z., Zhigang, C., and Jianhua, L., 2007, Detecting boundary of salt dome in seismic data with edge-detection technique: *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2007*, Society of Exploration Geophysicists, 1392-1396.

Jones, I. F., and Davison, I., 2014, Seismic imaging in and around salt bodies: *Interpretation*, **2**(4), SL1-SL20,

Visvanathan, C., 1996, Hazardous waste disposal: Resources, conservation and recycling, **16**(1), 201-212, [http://dx.doi.org/10.1016/0921-3449\(95\)00057-7](http://dx.doi.org/10.1016/0921-3449(95)00057-7).

of salt structures: 73rd EAGE Conference and Exhibition, B041.

Solberg, A. H., and Gelius, L. J., 2011, New texture attributes from local 2D Fourier spectra: Paper read at 81th SEG Annual Meeting.

Identification and modeling of salt dome in seismic data using three-dimensional texture gradient

Amin Roshandel Kahoo^{1*}, Mehrdad Soleimani Monfared² and Mohammad Raddad³

¹ Associate professor, Faculty of Mining, petroleum and Geophysics, Shahrood University of technology, Shahrood, Iran

² Associate professor, Faculty of Mining, petroleum and Geophysics, Shahrood University of technology, Shahrood, Iran

² Geophysical Institute, Karlsruhe Institute of Technology, Karlsruhe, Germany

³ Assistant Professor, Faculty of Mining, petroleum and Geophysics, Shahrood University of technology, Shahrood, Iran

(Received: 03 August 2020, Accepted: 30 October 2020)

Summary

Salt dome is a diapir shaped structure of salt that intrudes vertically through sediment layers and surrounding strata due to its low density. Salt area identification, determining its boundaries and its 3D modeling in seismic data is a crucial issue in the literature of the seismic data interpretation. Due to its high impermeability characteristic, it can form stratigraphic oil traps by sealing the hydrocarbon reservoirs and also could be used as underground storage for natural gas and disposal sites for hazardous waste such as isolation nuclear waste and creation of the compressed air reservoir. The steeply dipping complex-shaped structures related to the salt movement and significant difference in seismic wave propagation velocity inside the salt dome with the enclosed media, imposes significant challenges for seismic data processing and interpretation. Identification and delineation of salt body is a key step in seismic data processing and interpretation, which can help geophysicist to overcome aforementioned problems. In reflection seismic methods, salt boundaries are more often characterized by change of seismic character of the signal also called texture. There are several methods available for texture analysis in image processing that can be divided into seven classes which are statistical analysis, structural methods, transform based approaches, model-based methods, graph-based techniques, learning based strategies and entropy-based methods. Textural attributes characterize the spatial arrangement of neighboring amplitudes. Extraction of seismic texture attributes can be performed using spectral information of image such as Gabor filters and local 2D Fourier spectra. Dip, similarity and coherence are the common structural attributes which are used generally for textural analysis in seismic data. The most common rational approach to describe the texture in seismic image is to measure the statistical properties of the image. Gray Level Co-occurrence Matrix, chaos and variance are three conventional statistical seismic texture attributes used for this purpose. Due to the textural contrast of the salt dome with the surrounding layers and sediments, edge detection tools can also be used to determine the boundaries of textural changes and delineate the salt area. In this study, we used a new textural seismic attribute known as the gradient of texture to characterize the change of seismic character between the salt body and its surrounding geology. It calculates the texture gradient in two adjacent windows around a sample in different directions. It is supposed that different area in seismic image with different textural pattern will exhibit diverse gradient of texture. Thus, it will be appropriate for image segmentation for specific interpretation investigation. The gradient of texture attribute will differentiate desired area from the rest of the image through supervised classification and growth strategy in extending the selected classes. Efficiency of the introduced method for salt dome delineation and modeling in seismic data was investigated here by applying on a synthetic model and 3D seismic data from the Persian Gulf. Comparison between obtained results of the proposed method and conventional attributes revealed superiority of the 3D texture gradient in textural segmentation and salt dome modeling from seismic data.

Keywords: Salt dome, seismic attribute, gradient of texture, morphology

*Corresponding author:

roshandel@shahroodut.ac.ir