



شناسایی مرز گنبد نمکی با استفاده از تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای در محیط GIS

رشید چمبری^۱، امین روشندل کاهو^{۲*}، مهیار یوسفی^۳ و مهرداد سلیمانی منفرد^۲

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

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

۳- استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه ملایر

دریافت مقاله: ۱۳۹۶/۰۲/۱۶؛ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۱۰/۲۳

* نویسنده مسئول مکاتبات: roshandel@shahroodut.ac.ir

چکیده

امروزه شناسایی و اکتشاف گنبد‌های نمکی به منظور ذخیره‌سازی مواد هیدروکربنی و اکتشاف منابع هیدروکربنی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. از میان روش‌های ژئوفیزیکی، روش لرزه‌نگاری بازتابی یکی از بهترین روش‌هایی است که قابلیت شناسایی گنبد نمکی را داراست. هرچند تعیین دقیق مرزهای گنبد نمکی به دلیل میرایی شدید انرژی لرزه‌ای در نمک و تفاوت سرعت بالای انتشار موج در نمک نسبت به رسوبات دربرگیرنده آن، باعث شده است که شناسایی مستقیم گنبد‌های نمکی و تعیین مرز آن‌ها از روی داده‌های لرزه‌ای بازتابی کمی مشکل باشد. نشانگرهای لرزه‌ای به‌عنوان ابزاری برای استخراج ویژگی‌های داده‌های لرزه‌ای می‌تواند به تفسیر و شناسایی گنبد‌های نمکی و تعیین مرزهای آن کمک بسزایی کند. با توجه به این‌که هر نشانگر به تنهایی دارای اطلاعات مجزایی است؛ لذا ترکیب و تلفیق نشانگرها یکی از ابزارهایی است که می‌تواند اطلاعات جامعی از هدف موردنظر در اختیار مفسر قرار دهد؛ بنابراین امروزه تکنولوژی ترکیب چند نشانگری با اهداف مختلف در لرزه‌شناسی مورد استفاده قرار می‌گیرد. هدف از تحقیق حاضر، تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای با استفاده از روش فازی داده محور به منظور شناسایی مرز گنبد نمکی در محیط GIS است. در این راستا ابتدا تعدادی از نشانگرهای لرزه‌ای بافتی متداول بر روی داده لرزه‌ای به‌منظور شناسایی و تعیین محدوده گنبد نمکی اعمال گردید و نتایج هرکدام به‌صورت جداگانه مورد بررسی قرار گرفت. سپس با استفاده از روش‌های وزن‌دهی فازی پیوسته، نشانگرهای مورد بررسی، فازی شدند. در مرحله بعد این لایه‌ها با استفاده از عملگرهای فازی تلفیق شده و در نهایت یک مدل واحد که حاوی اطلاعات تمام نشانگرهای مجزا است و مرزهای جانبی گنبد نمکی را با دقت بیشتری تعیین کرده است، به دست آمد. نتایج حاصل از داده‌های واقعی نشان می‌دهد که استفاده از روش وزن‌دهی فازی و تلفیق نشانگرها با استفاده از عملگر فازی توانسته مرزهای جانبی گنبد نمکی را به خوبی تعیین کند.

واژگان کلیدی

ماتریس هم رخداد سطح خاکستری
نشانگر بافتی
گنبد نمکی
GIS
وزن دهی فازی
توابع لجستیکی

(Sheriff and Geldart, 1995). این تفاوت محققان متعددی را بر آن داشت تا با استفاده از نشانگرهای مختلف، تفاوت‌های بافتی موجود را برای شناسایی گنبد‌های نمکی مورد استفاده قرار دهند. ماتریس هم‌رویداد سطح خاکستری (GLCM) یکی از ابزارهای قدرتمند شناسایی بافت در پردازش تصویر است (Haralick et al., 1973). روش‌های شناسایی گنبد نمکی مبتنی بر نشانگرهای بافتی (Berthelot et al., 2013; Long et al., 2015; Shafiq et al., 2015) برای غلبه بر مشکلات روش‌های مبتنی بر تشخیص لبه معرفی شدند؛ که به شدت به دامنه لحظه‌ای وابسته می‌باشند. در روش‌های مبتنی بر بافت، انتخاب ویژگی‌ها و اندازه پنجره تحلیل نقش بسیار مهمی را در تشخیص گنبد‌های نمکی بازی می‌کند. در لرزه‌نگاری بازتابی، نشانگرهای لرزه‌ای بافتی متعددی بر مبنای GLCM تعریف شده‌اند؛ که قابلیت‌های زیادی دارند و می‌توانند در شناسایی گنبد‌های نمکی در داده‌های لرزه‌ای و تعیین مرز آن‌ها بکار گرفته شوند (Chopra and Marfurt, 2005). در این نشانگرها مقطع لرزه‌ای به عنوان یک تصویر مورد تحلیل قرار می‌گیرد. نشانگرهای مبتنی بر GLCM مشخصه‌های بافتی را برای یک پیکسل از تصویر لرزه‌ای بر اساس وابستگی مکانی سطوح خاکستری در پیکسل‌های همسایه اطراف پیکسل مورد نظر تعیین می‌نمایند. نخستین بار آنالیز بافت داده‌های لرزه‌ای توسط (Love and Simaan, 1984) به منظور استخراج الگوی برای ویژگی سیگنال لرزه‌ای معرفی شد. یکی دیگر از نشانگرها که در شناسایی گنبد‌های نمکی مورد استفاده قرار می‌گیرد، نشانگرهای بافتی مبتنی بر گرادیان است (اعظم پور و همکاران، ۱۳۹۳). (۲۰۱۴) Hegazy and Alregib با استفاده از تفاوت رفتاری، مؤلفه‌های افقی و عمودی گرادیان در نمودار سه نشانگر بافتی شامل نشانگر جهتی، نشانگر همواری و نشانگر کیفیت لبه را معرفی نمودند. با توجه به این‌که پاسخ نشانگرهای مختلف ممکن است کمی متفاوت باشند و هر کدام دارای اطلاعات مجزایی می‌باشند و ممکن است بعضی از آن‌ها در مواردی خاص در شناسایی گنبد نمکی با مشکلاتی روبرو شوند، به نظر می‌رسد اگر از ترکیب نتایج چند نشانگر استفاده گردد، خروجی دقیق‌تر خواهد بود. این روش می‌تواند با توجه به استفاده یا عدم استفاده از داده آموزشی به دو دسته با نظارت و بدون نظارت تقسیم شود؛ که در ادامه به بررسی این روش‌ها پرداخته می‌شود. یکی از این روش‌ها آدابوست است؛ که در سال‌های اخیر در تلفیق و طبقه‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای مورد استفاده قرار گرفته است. این یک روش با نظارت است؛ که از یک مجموعه طبقه‌بندی کننده ضعیف، یک طبقه بندی کننده قوی ایجاد می‌کند. ویژگی برجسته آدابوست تنظیم طبقه‌بندی کننده‌ها در مرحله یادگیری است. این الگوریتم نسبتاً ساده است؛ سرعت بالایی دارد؛ تا حد زیادی مشکل بیش برآزش سایر روش‌ها را حل کرده و همچنین می‌تواند با روش‌های دیگر

گنبد‌های نمکی، یکی از ساختارهای زیرزمینی است؛ که اغلب با تله های هیدروکربنی همراه هستند. گنبد‌های نمکی ضمن حرکت رو به بالای نمک می‌توانند باعث گسل خوردگی قسمت فوقانی خود می‌شوند؛ که این گسل‌ها می‌توانند یک واحد سنگی نفوذپذیر را در مقابل یک واحد سنگی ناتراوا قرار دهند و باعث تشکیل یک تله نفتی شوند؛ بنابراین شناسایی گنبد‌های نمکی در اکتشاف نفت و گاز نیز از اهمیت بسزایی برخوردار است. یک گنبد نمکی به تنهایی می‌تواند چندین مخزن را در اعماق گوناگون و مکان‌های پیرامون گنبد با خود به همراه داشته باشد (Levin, 2009). شناسایی گنبد‌های نمکی از دیدگاه ذخیره‌سازی مواد هیدروکربنی، ایزوله کردن زباله‌های هسته ای، معدنکاری انحلالی، ایجاد فضایی برای سازه‌های زیرزمینی و ایجاد مخزن هوای فشرده نیز ارزشمند است (مزدیان فرد و همکاران، ۱۳۸۸). نمک خواص ذاتی منحصر به فردی دارد؛ که آن را برای ذخیره‌سازی گاز طبیعی یا انواع دیگر گازها، ایده آل می‌سازد. نمک با خاصیت جریان پلاستیکی، توانایی بالایی در بستن شکستگی‌ها دارد. تخلخل و نفوذپذیری آن نزدیک به صفر است؛ بنابراین گاز ذخیره شده در آن نمی‌تواند فرار کند. این گنبد‌ها دهش بالایی را فراهم می‌آورند؛ زیرا جریان درون منافذ آن، دچار افت فشار نمی‌شود و این خاصیت چرخه تزریق تا تولید را نیز در عرض چند دقیقه امکان‌پذیر می‌سازد.

تعیین مرز گنبد‌های نمکی یکی از چالش‌های اساسی در شناسایی و مطالعه این ساختارهاست (Chopra, and Marfurt, 2005). الگوریتم‌های خودکار و نیمه‌خودکار زیادی در اکتشاف گنبد‌های نمکی با استفاده از داده‌های لرزه‌ای استفاده می‌شوند؛ که به عنوان نمونه می‌توان به موارد زیر اشاره نمود: روش‌های مبتنی بر تشخیص لبه (Aqrabi et al., 2011; Amin and Deriche, 2007; Jing et al., 2015 b) در محاسبه و شناسایی مرز جانبی و کف گنبد نمکی در داده لرزه‌ای کارآمد و مفید هستند. به هر حال این روش زمانی خوب جواب خواهد داد که داده‌های لرزه‌ای دارای تغییرات دامنه قوی باشد. روش‌های مبتنی بر NCIS (Biondi and Shragge, 2004; Clapp and Biondi, 2006) برای مدل‌های مبتنی بر نمودار (گراف) استفاده می‌شوند؛ تا گنبد نمکی را قطعه بندی کنند. محاسبات این روش‌ها بسیار وقت‌گیر و سنگین بوده و در نتیجه برای تفسیرهای لرزه‌ای مناسب نیستند. روش‌های شناسایی محدوده گنبد نمکی مبتنی بر ACM (Zhang and Halpert, 2012; Shafiq et al., 2015) تفسیرهای ورودی را با تقسیم‌بندی خودکار ترکیب می‌کنند. با این حال ارائه یک تخمین اولیه از گنبد نمکی وقت‌گیر بوده و به تفسیرهای اولیه هر بخش از داده‌های لرزه ای به عنوان ورودی نیاز دارد. به دلیل سرعت بالای انتشار امواج در گنبد‌های نمکی، باعث ایجاد تفاوت الگو و بافت این ساختار با سایر مناطق دربرگیرنده آن در داده‌های لرزه‌ای می‌شود

مسائل طبقه‌بندی استفاده شود (Alpaydm, 2004). دلیل اصلی طبقه‌بندی راحت‌تر این است که انتقال داده‌ها با استفاده از تابع لجستیکی، مجموعه‌ای از مقادیر عددی را در اختیار می‌گذارد که قابلیت تفکیک و جداسازی بیشتری دارند (Micheli Tzanakou, 1999). این انتقال دقیق، انتخاب مرز جدایش جوامع مختلف (در اینجا محدوده گنبد نمکی و خارج آن) را افزایش می‌دهد (Berthold & Hand, 2002) و لذا در مسائل طبقه‌بندی استفاده می‌گردد (Fink, 2007). محققان ثابت کرده‌اند که انتقال داده‌ها با استفاده از تابع لجستیکی، به دامنه ۰ و ۱، مرز بهینه جدایش جوامع را در مسائل طبقه‌بندی در اختیار قرار می‌گذارد (Bishop, 2006). به همین دلیل است که تابع لجستیکی نقش مهمی را در بسیاری از الگوریتم‌های طبقه‌بندی و تشخیص الگو ایفا می‌کند (e.g. Micheli Tzanakou, 1999; Berthold & Hand, 2002; Alpaydm, 2004; Fink, 2007). در مرحله بعد پس از تولید لایه‌های نشانگرهای لرزه‌ای وزن‌دار (انتقال مقادیر تمام نشانگرهای معرف مرز گنبد نمکی به بازه ۰ و ۱)، این لایه‌ها با استفاده از عملگرهای فازی تلفیق می‌گردند؛ تا در نهایت یک مدل واحد حاصل از تلفیق نتایج کلیه نشانگرهای مورد استفاده برای شناسایی مرز گنبد نمکی تولید شود. در تحقیق حاضر، هدف شناسایی و جداسازی مرز گنبد نمکی با سنگ‌های اطراف یا طبقه‌بندی داده‌ها به دو بخش گنبد نمکی و غیر گنبد نمکی است؛ بنابراین با توجه به پیشینه تحقیق و کاربردهای تابع لجستیکی، این مسئله می‌تواند با بهره‌گیری از این تابع مرتفع شود.

۲- نشانگر بافت GLCM

برای یک تصویر I با ابعاد $K_1 \times K_2$ با مقیاس خاکستری و N_g سطح روشنایی (سطح خاکستری)، GLCM ماتریس مربعی G با ابعاد $N_g \times N_g$ است؛ که هر عنصر آن تعداد رخداد جفت سطوح خاکستری در پیکسل‌هایی از تصویر است که در جهت $\theta = \{0, 45, 90, 135\}$ و با فاصله قائم dx و با فاصله افقی dy از یکدیگر قرار گرفته و به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود. در رابطه (۱) نحوه محاسبه ماتریس GLCM به صورت شماتیک نشان داده شده است (Eichkitz et al., 2013).

$$G(i, j) = \sum_{x=1}^{K_1} \sum_{y=1}^{K_2} \begin{cases} 1, & I(x, y) = i \text{ AND } I(x+dx, y+dy) = j \\ 0, & I(x, y) \neq i \text{ OR } I(x+dx, y+dy) \neq j \end{cases}, i, j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، در یک سری داده لرزه‌ای با انتخاب یک پنجره محلی متحرک بر روی داده‌ها می‌توان خصوصیات آماری را به صورت محلی محاسبه و به مرکز پنجره نسبت داد و نشانگر مورد نظر را محاسبه نمود. در حالت کلی ابعاد پنجره باید به‌گونه‌ای باشد که به تغییرات ساختاری هدف حساس باشد و نباید کمتر از طول موج موجک باشد

ترکیب شود؛ تا یک الگوریتم طبقه‌بندی سریع را تشکیل دهد (ابراهیمی، ۱۳۹۵). روش دیگری که برای تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای مورد استفاده قرار گرفته، شبکه‌های عصبی می‌باشند؛ که یا به منظور تخمین یک پارامتر پتروفیزیکی از روی چندین نشانگر و یا برای طبقه‌بندی یا خوشه‌بندی مورد استفاده قرار گرفته‌اند (نعیمی، ۱۳۹۰؛ حسینی، ۱۳۹۰؛ Hampson et al., 2001). یکی دیگر از این روش‌ها، ماشین بردار پشتیبان (SVM) است؛ که جزو روش‌های با نظارت تقسیم‌بندی می‌شود. معنای یک طبقه‌بندی SVM، طبقه‌بندی خطی داده‌هاست.

این الگوریتم تلاش می‌کند خطی را انتخاب کند که داده‌های مربوط به دو دسته مختلف، حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. حل معادله مربوط به پیدا کردن خط بهینه برای داده‌ها به وسیله روش‌های برنامه‌ریزی درجه دوم که روش‌های شناخته شده‌ای در حل مسائل محدودیت‌دار هستند، صورت می‌گیرد (صیادی، ۱۳۹۳). یکی دیگر از این روش‌های تلفیق، الگوریتمی است که نشانگرهای استخراجی از ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری و فیلتر گابور را با استفاده از روش خوشه‌بندی Kmeans ترکیب می‌کند. این یک روش داده محور جدید است؛ که با استفاده از یک مجموعه بهینه از نشانگرهای محاسبه شده از داده‌های آموزش مربوط به مرز نمک و مرز غیر نمک یک الگوریتم طراحی می‌شود. با این روش می‌توان به محدودیت‌های نشانگرهای مبتنی بر دامنه غلبه کرد (Amin and Deriche, 2016). تاکنون روش‌های مبتنی بر GIS در ترکیب نشانگرهای لرزه‌ای به منظور شناسایی مرز گنبد‌های نمکی استفاده نشده است و این تحقیق برای اولین بار به این موضوع می‌پردازد. در این مقاله ابتدا مقادیر مربوط به نشانگرهای بافتی مبتنی بر GLCM محاسبه شده و با توجه به مقادیر نمک (نمک در چه محدوده مقداری قرار گرفته است)، مقادیر عددی هر نشانگر با استفاده از توابع لجستیکی به فضای وزنی انتقال می‌یابند. در واقع با این عمل میزان معرف بودن مقادیر عددی هر نشانگر به منظور شناسایی مرز گنبد نمکی اولویت‌بندی شده و اهمیت نسبی مقادیر عددی آن برای شناسایی مرز مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در نهایت پس از انتقال مقادیر عددی تمام نشانگرهای مورد استفاده، این مقادیر با استفاده از روابط تلفیق در محیط GIS ترکیب می‌شوند؛ تا در خروجی تنها یک نقشه نشان‌دهنده مرز گنبد نمکی به دست آید. به منظور اجرای فرآیند فوق از روش‌های وزن‌دهی فازی پیوسته استفاده خواهد شد. برای این منظور ابتدا کمیت‌های معرف هر یک از نشانگرهای لرزه‌ای، به طور جداگانه با استفاده از توابع لجستیکی، فازی سازی می‌گردد. در تحقیق حاضر از انتقال داده‌ها به فضای لجستیکی به منظور طبقه‌بندی آن‌ها استفاده شده است. تابع لجستیکی یک تابع غیر خطی است؛ که داده‌ها را به یک فضای جدید انتقال می‌دهد و در این فضا تفسیر الگوهای توزیع مقادیر عددی و طبقه‌بندی آن‌ها راحت‌تر صورت می‌گیرد؛ بنابراین می‌تواند برای حل

استخراج باشد، می‌تواند یک نشانگر لرزه‌ای باشد. این نشانگرها به شیب ساختارهای زمین‌شناسی حساس می‌باشند؛ به عبارت دیگر، اگر پنجره متحرک در راستای شیب ساختار انتخاب شود، نتایج متفاوتی نسبت به حالتی که پنجره در راستای شیب ساختار انتخاب نشود، خواهد داشت. در این تحقیق شیب ساختارها با استفاده از روش جستجوی گسسته (صیادی، ۱۳۹۳) محاسبه شده است و تنها از نشانگرهای نامبرده در جدول ۲ استفاده شده است. در محاسبه نشانگرها، پارامترهای زیادی که از $p(i,j)$ محاسبه شده‌اند، مورد استفاده قرار می‌گیرند و در جدول ۱ آورده شده‌اند.

(Connors et al., 1984).

۱-۲- نشانگرهای بافتی استخراج شده از ماتریس GLCM

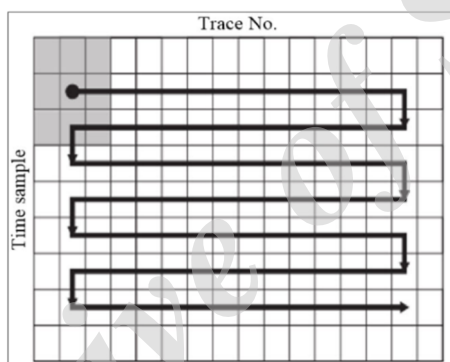
تعداد ۱۴ خاصیت آماری را می‌توان از ماتریس GLCM استخراج و برای طبقه‌بندی تصویر از نظر بافت استفاده نمود. برای استخراج این نشانگرها باید ابتدا ماتریس GLCM را مطابق رابطه (۲) به مجموع درایه‌های آن نرمال نمود (Haralick et al., 1973).

$$P(i,j) = \frac{G(i,j)}{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} G(i,j)} \quad (2)$$

هر کدام از ۱۴ خاصیت آماری که از ماتریس GLCM قابل

جدول ۱: پارامترهای مورد استفاده در محاسبه نشانگرهای GLCM.

$$\mu_x = \sum_{i=1}^{N_g} i \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j), \quad \mu_y = \sum_{j=1}^{N_g} j \sum_{i=1}^{N_g} p(i,j)$$

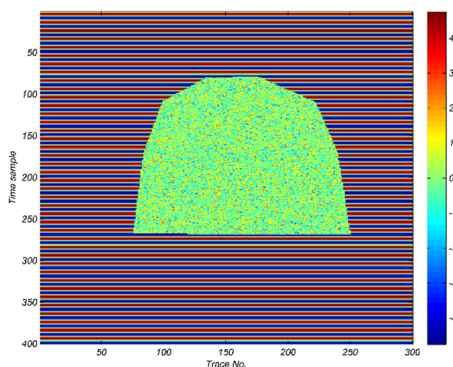


شکل ۱: نمایش شماتیک محاسبه ماتریس GLCM در راستاهای مختلف با گام یک (صیادی، ۱۳۹۳).

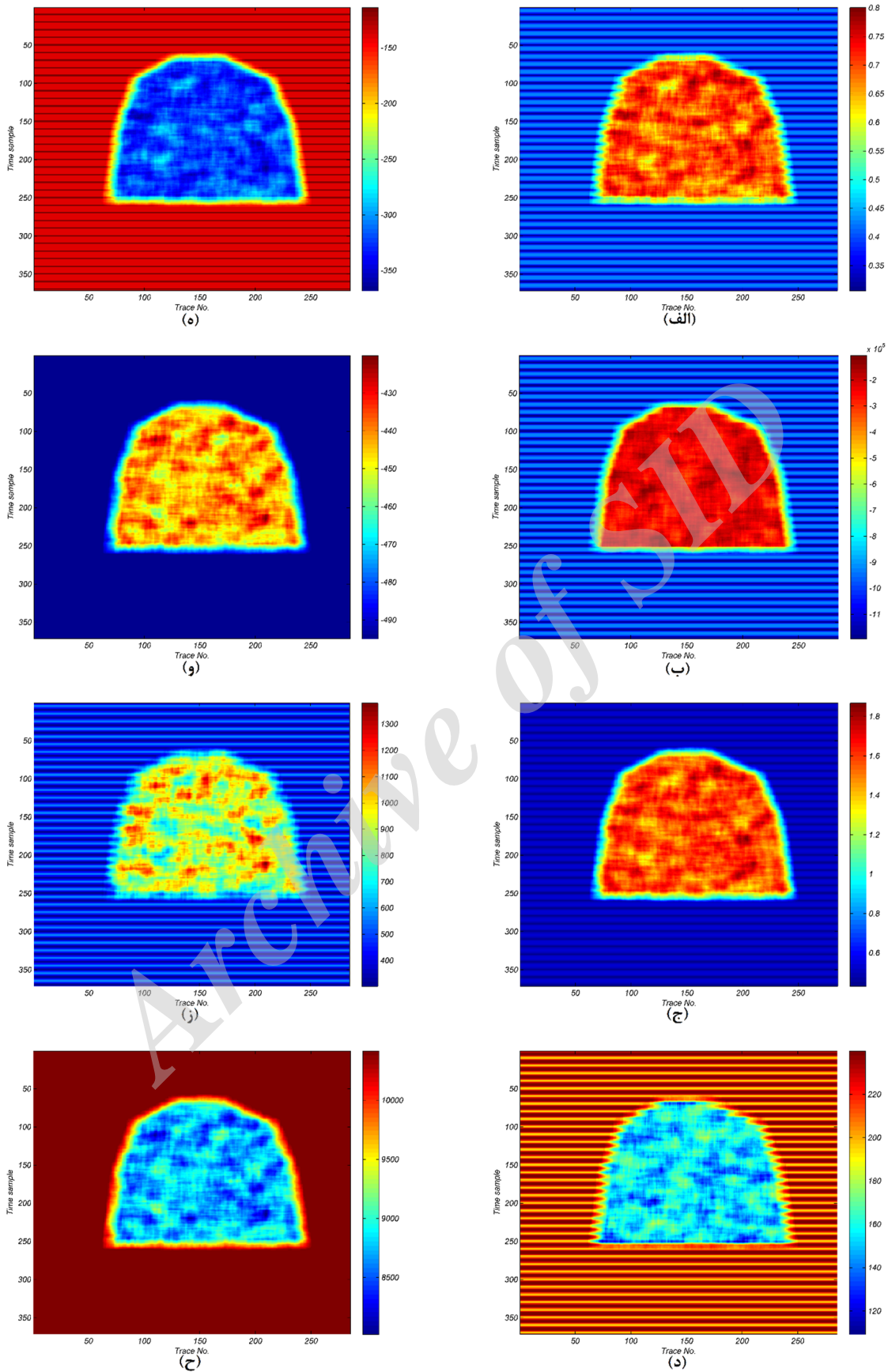
سیس با اعمال نشانگرهای بافتی موجود در جدول ۲ بر روی این داده نتایج موجود در شکل ۳ به دست آمد.

۳- اعمال نشانگرهای بافتی بر روی داده مصنوعی

به منظور آزمایش توانایی این روش، ابتدا داده مصنوعی شامل لایه‌بندی و یک گنبد نمکی در نرم‌افزار متلب تهیه شد (شکل ۲).



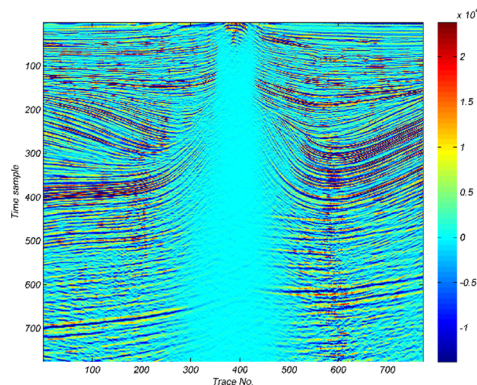
شکل ۲: داده مصنوعی تولید شده شامل لایه‌بندی و گنبد نمکی.



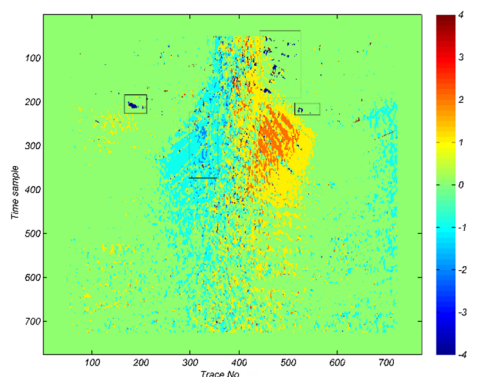
شکل ۳: اعمال نشانگرهای بافتی GLCM بر روی داده مصنوعی (الف) مقطع حاصل از نشانگر انرژی (ب) نشانگر برتری خوشه (ج) نشانگر آنتروپی (د) نشانگر واریانس (ه) نشانگر تشابه (و) نشانگر عدم تشابه (ز) نشانگر شدت (ح) نشانگر تباین (کنتراست).

۴- نمایش داده‌های واقعی و شیب لایه‌بندی

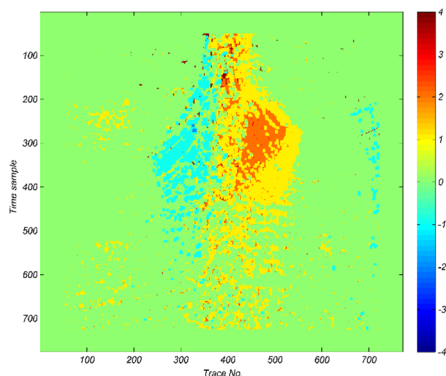
داده‌های واقعی مورد استفاده بخشی از یک مقطع لرزه‌ای دوبعدی مربوط به داده‌های دریای عمان است؛ که با گام نمونه‌برداری ۴ میلی‌ثانیه برداشت شده‌اند و در شکل ۴ دیده می‌شود. در شکل ۵ شیب محاسبه شده با روش جستجوی گسسته نشان داده شده است. شیب‌های متضاد در طرفین گنبد نمکی واضح و مشهود است. همان‌طور که در شکل ۵ مشاهده می‌شود (مقادیری که توسط کادر مستطیلی جدا شده‌اند) شیب محاسبه شده دارای مقادیری است که اصطلاحاً به آن‌ها نوفه گویند. این مقادیر ممکن است هنگام برداشت و ثبت داده لرزه‌ای و یا به علت بروز خطا در محاسبات به وجود آمده باشد. چون محاسبه نشانگرهای بافتی با استفاده از اعمال شیب ساختارها مرزهای جانبی گنبد نمکی را بهتر تفکیک می‌کند (صیادی، ۱۳۹۳)؛ لذا شیب محاسبه شده باید فاقد نوفه باشد. ریخت‌شناسی ریاضی یا مورفولوژی، یک عملگر مفید ریاضی است که می‌تواند تصاویر مختلف را آنالیز و پردازش کند (Eichkitz et al., 2013)؛ به عبارت دیگر این عملگر نوفه‌های تصویر را تا حدودی از بین می‌برد. نتیجه حاصل از اعمال عملگر ریخت‌شناسی در شکل ۶ نشان داده شده است. با مقایسه شکل ۵ و شکل ۶ تأثیر عملگر ریخت‌شناسی را به خوبی می‌توان مشاهده نمود؛ که چگونه نوفه‌های موجود در داده مربوط به شیب گنبد نمکی را به خوبی حذف کرده است.



شکل ۴: داده‌های لرزه‌ای واقعی دوبعدی مورد استفاده.



شکل ۵: شیب محاسبه شده به روش جستجوی گسسته.



شکل ۶: نتیجه اعمال عملگر ریخت‌شناسی بر روی مقطع شیب محاسبه شده.

۵- اعمال نشانگرهای بافتی بر روی داده واقعی

در شکل ۷ نتایج نشانگرهای بافتی GLCM برای داده لرزه‌ای دوبعدی شکل ۴ همراه با شیب نشان داده شده است. نشانگر انرژی، همگنی یک تصویر را اندازه می‌گیرد. چون گنبد نمکی همگنی بیشتری نسبت به رسوبات اطرافش دارد؛ لذا با توجه به شکل ۸ (الف) این نشانگر محدوده گنبد را با مقادیر بالا نشان می‌دهد. از طرف دیگر نشانگر برتری خوشه، نواحی هم‌دوس را در یک راستای خاص برجسته‌سازی کرده و همان‌طور که در شکل ۸ (ب) مشاهده می‌شود؛ نمک را با مقادیر بالا نمایش می‌دهد. نشانگر آنتروپی، بی‌نظمی سطوح خاکستری را در پنجره تحلیل در نظر می‌گیرد و چون نمک در هیچ راستایی دارای نظم خاصی نیست؛ ناحیه نمکی را همانند شکل ۸ (ج) با بیشترین آنتروپی نسبت به دیگر مناطق نشان می‌دهد. نشانگر تشابه شباهت بین ردلرزه‌ها را اندازه می‌گیرد و همان‌طور که در شکل ۸ (د) مشاهده می‌شود، این نشانگر محدوده لایه‌بندی را با مقادیر بالا نشان می‌دهد؛ ولی شکل ۸ (و) نشانگر عدم تشابه است؛ که تمایز سطح خاکستری عنصرهای همسایه را در راستاهای خاص اندازه می‌گیرد و محدوده نمکی را با مقادیر بالا نشان می‌دهد. نشانگر شدت برای عناصر همسایه‌ای که در یک راستای خاص دارای سطوح خاکستری مشابهی هستند، مقدار بالایی نسبت به دیگر راستاها به خود می‌گیرد و همان‌طور که در شکل ۸ (ز) مشاهده می‌شود، این نشانگر برای ناحیه نمکی مقدار بالاتری به خود اختصاص می‌دهد. نشانگر تباین بافت لرزه‌ای که در شکل ۸ (ح) به خوبی قابل مشاهده است، مقدار تغییرات محلی را که در یک تصویر وجود دارد اندازه‌گیری می‌کند. یکنواخت بودن بافت نمک و اختلاف کم دامنه‌های محدوده نمک منجر به کاهش مقدار نشانگر تباین می‌شود. همان‌طور که در شکل ۸ (ح) مشاهده می‌شود، هرکدام از این نشانگرها دارای اطلاعات مجزایی می‌باشند. برخی از آن‌ها در شناسایی محدوده جانبی گنبد و برخی دیگر در شناسایی عمقی نمک از زیر نمک بهتر عمل کرده‌اند.

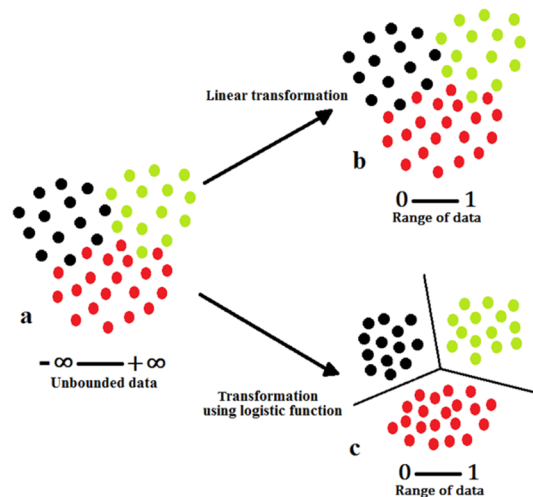
همچنین (2008; Yousefi and Carranza, 2015 a,b,c, 2016b) این روش در خصوص داده‌های ژئوفیزیکی نیز موجب تفسیر بهتر و تصمیم‌گیری دقیق‌تر خواهد شد (Yousefi and Carranza, 2015). شکل ۷ مدل مفهومی انتقال داده‌ها با استفاده از تابع غیرخطی لجستیکی و تأثیر آن بر جداسازی جوامع مختلف داده و تشخیص مرز بین آن‌ها را در مقایسه با یک انتقال خطی ساده، نشان می‌دهد (Yousefi et al., 2014).

۶- فازی سازی نشانگرهای لرزه‌ای با روش فازی داده محور

در مطالعه حاضر از روش وزن‌دهی پیوسته بدون کلاسه‌بندی (طبقه-بندی) و در نتیجه تولید داده‌های شاهد وزن‌دار پیوسته استفاده شده است. محققین ثابت کرده‌اند که انتقال داده‌های اکتشافی مواد معدنی نظیر ژئوشیمی، زمین‌شناسی و گسل‌ها با استفاده از توابع لجستیکی در شناسایی الگوهای اکتشافی و تفکیک جوامع بسیار مفید بوده و موفقیت عملیات شناسایی را افزایش می‌دهد (Nykänen et al., 2014).

جدول ۲: نشانگرهای لرزه‌ای بافتی استخراج شده از ماتریس GLCM (صیادی، ۱۳۹۳).

نام نشانگر	رابطه	توضیحات
انرژی	$Energy = \left(\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j)^2 \right)^{1/2}$	نشانگر انرژی، همگنی یک تصویر را اندازه می‌گیرد.
برتری خوشه	$Cluster\ prominence = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i+j-\mu_x+\mu_y)^4 p(i,j)$	این نشانگر مناطق همگن در راستای انتخاب شده را برجسته‌سازی می‌کند.
آنترپی	$Entropy = - \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) \log(p(i,j))$	نشانگر آنترپی نامرتبی و پیچیدگی تصویر را اندازه می‌گیرد.
واریانس	$Variance = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i-\mu)^2 p(i,j)$	این نشانگر توزیع مقادیر در اطراف میانگین را اندازه می‌گیرد.
تشابه	$Similarity = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) i+j $	تشابه کمیتی است که میزان همانندی اجزای دو ردلرزه با یکدیگر را تعیین می‌کند که نه تنها به شکل موج، بلکه به تفاضل دامنه‌ها نیز حساس است.
عدم تشابه	$Disimilarity = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) i-j $	این نشانگر تمایز سطح خاکستری عنصرهای همسایه را در راستاهای خاص اندازه می‌گیرد.
شدت	$Intensity = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} ijp(i,j)$	این نشانگر برای عناصر همسایه‌ای که در یک راستای خاص دارای سطوح خاکستری مشابهی هستند، مقدار بالایی نسبت به دیگر راستاها به خود می‌گیرد.
تباين	$Contrast = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i-j)^2 p(i,j)$	نشانگر تباين بافت لرزه‌ای، مقدار تغییرات محلی را در یک تصویر وجود دارد، اندازه‌گیری می‌کند.



شکل ۷: مدل مفهومی انتقال داده‌ها با استفاده از تابع لجستیکی (Yousefi et al., 2014).

اطراف آن شده است.

همان‌طور که در شکل مشخص است انتقال با استفاده از تابع لجستیکی به راحتی مرز جدایش بارزتری را در اختیار می‌گذارد. همان‌طور که در شکل ۹ مشاهده می‌شود، نشانگرهای لرزه‌ای با استفاده از توابع لجستیکی غیر خطی سازی شده‌اند. در این تحقیق استفاده از عملگرهای فازی داده محور به منظور تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای پیشنهاد می‌گردد. بنابراین فازی‌سازی با کاربرد تابع عضویت F_{ev} برای یک مجموعه از نشانگرهای مختلف انجام می‌گیرد. به این منظور از تابع لجستیکی بیان شده در رابطه (۳) استفاده می‌شود (Yousefi and Carranza, 2015).

$$F_{ev} = \frac{1}{1 + e^{-s(ev-t)}} \quad (3)$$

در رابطه فوق F_{ev} وزن فازی داده‌های ورودی، i و s به ترتیب نقطه عطف و شیب تابع و ev هم مقدار عددی هریک از معیارهای ورودی است (Yousefi and Vesa, 2016a). بنابراین نقشه‌ها با استفاده از تابع لجستیکی وزن‌دار می‌شوند و وزنی بین (۰،۱) می‌گیرند. این تابع روند افزایشی دارد؛ به عبارت دیگر هر چه مقادیر عددی ورودی معیار مورد نظر اهمیت بیشتری داشته باشد، امتیاز نزدیک به (۱) و هر چه اهمیت کمتری داشته باشد، امتیاز نزدیک به (۰) می‌گیرد. در این تحقیق منظور از مقادیر با اهمیت، مقادیری است که محدوده گنبد نمکی را نشان می‌دهند. چون هر کدام از نشانگرهای لرزه‌ای مختلف گنبد نمکی را با مقادیر مختلفی نشان می‌دهند (برخی نمک را با مقادیر کم و برخی با مقادیر زیاد)؛ لذا برای فازی سازی نشانگرهایی که نمک را با مقادیر کم نشان می‌دهند مانند نشانگر واریانس، باید با استفاده از رابطه (۴) به نقشه شاهد وزن‌دار تبدیل گردند. در این رابطه F_w وزن نهایی با توجه به مدل مفهومی مورد نظر است و F_{ev} عددی است؛ که از رابطه (۳) به دست می‌آید (فولادی منصوری و همکاران، ۱۳۹۵):

$$F_w = 1 - F_{ev} \quad (4)$$

با توجه به نتایج موجود در شکل ۹، همان‌طور که مشاهده می‌شود نشانگرهای لرزه‌ای محاسبه شده بر روی داده‌های مصنوعی، همانند نشانگرهای محاسبه شده بر روی داده‌های واقعی نتایج بسیار خوبی تولید کرده‌اند. در گام بعدی، همان‌طور که از شکل ۹ برداشت می‌شود، نشانگرهای لرزه‌ای محاسبه شده با استفاده از روش مذکور (وزن‌دهی فازی)، به فضای وزنی ۰ و ۱ انتقال یافته‌اند.

با توجه به نتایج به دست آمده در شکل ۹، مشاهده می‌شود که انتقال نشانگرهای لرزه‌ای به فضای وزنی با استفاده از توابع لجستیکی، باعث ایجاد یک مرز جدایش بهتر بین نمک و لایه‌بندی

۷- ترکیب منطقی نشانگرهای فازی محاسبه شده بر

روی داده مصنوعی با کمک عملگرهای مناسب فازی

بعد از تخصیص وزن به نشانگرهای ذکر شده، تمام نشانگرها باید با هم تلفیق شوند. در این خصوص پنج عملگر فازی شامل AND فازی، OR فازی، حاصل‌ضرب جبری فازی، جمع جبری فازی و گامای فازی (۷) وجود دارد. انتخاب نوع عملگر فازی برای استفاده در تلفیق مجموعه‌های فازی از شواهد فضایی، با در نظر گرفتن این‌که کدام یک از آن‌ها یا کدام ترکیب از آن‌ها می‌تواند مرز گنبد نمکی را بهتر شناسایی کند، صورت می‌گیرد. بنابراین در تحقیق حاضر از گامای فازی به منظور تلفیق و ترکیب منطقی نشانگرهای لرزه‌ای وزن‌دار استفاده می‌شود. رابطه (۵) نحوه تلفیق فازی داده محور با استفاده از گامای فازی را نشان می‌دهد و نتیجه آن در شکل ۷ قابل مشاهده است (Yousefi and Carranza, 2015).

$$\mu_{combination} = [1 + \prod_{i=1}^n (1 - \mu_i)]^\gamma \times [\prod_{i=1}^n \mu_i]^{1-\gamma} \quad (5)$$

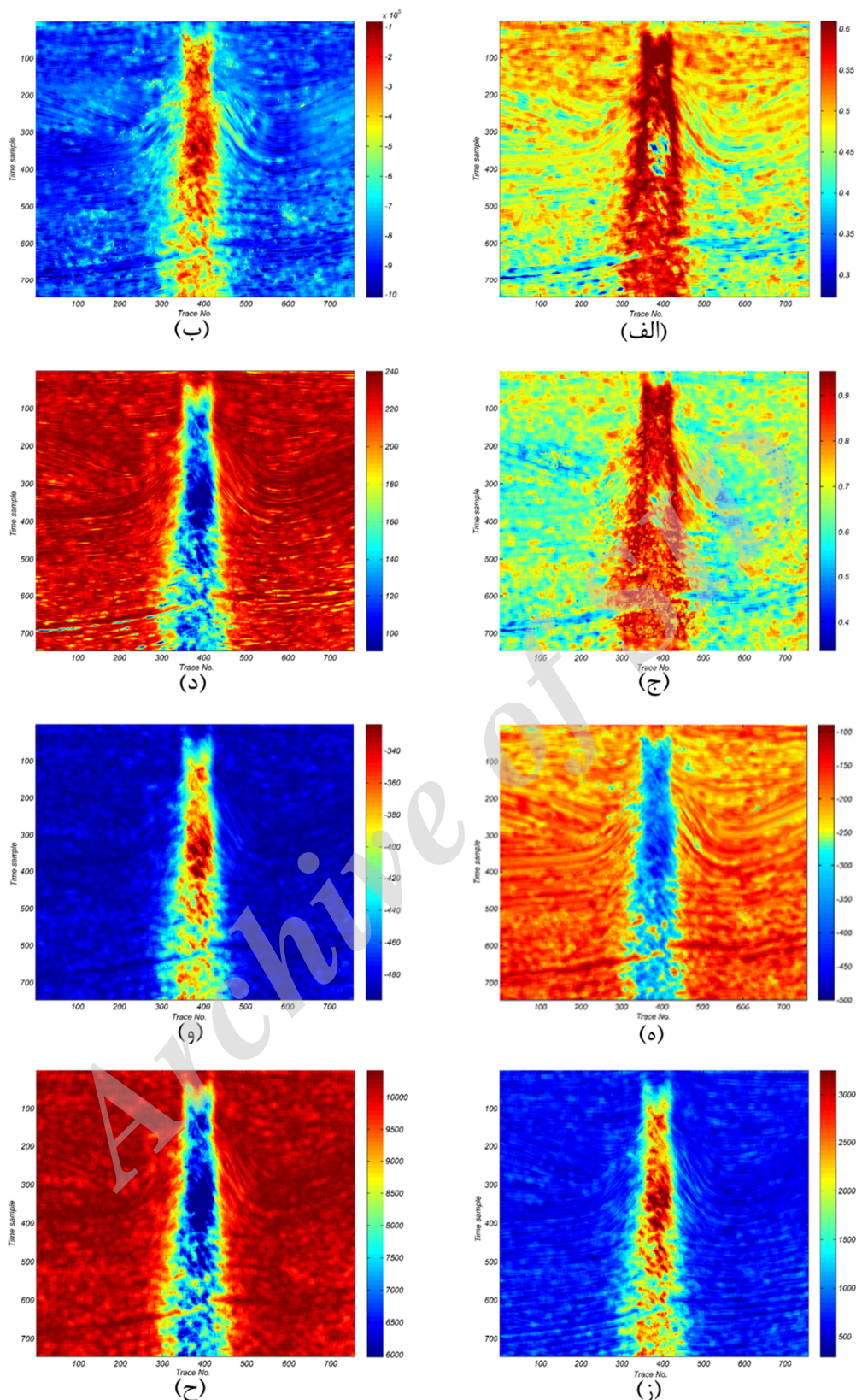
در این رابطه μ_i بیانگر مقادیر عضویت فازی پیکسل‌های موجود در یک موقعیت مشخص بر روی نشانگرهای لرزه‌ای مختلف، n تعداد لایه‌های اطلاعاتی و γ پارامتر تعیین شده در محدوده صفر و یک است و با استفاده از نظر کارشناس و به صورت تجربی تعیین می‌شود.

با مقایسه شکل‌های ۲ و ۱۰، همان‌طور که مشاهده می‌شود، عملگر گامای فازی توانسته با تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای بافتی GLCM و در برداشتن تمام اطلاعات نشانگرهای لرزه‌ای مختلف، مرزهای جانبی گنبد نمکی موجود در داده‌های مصنوعی را شناسایی و محدوده گنبد را از لایه‌بندی اطراف آن به خوبی جدا نماید.

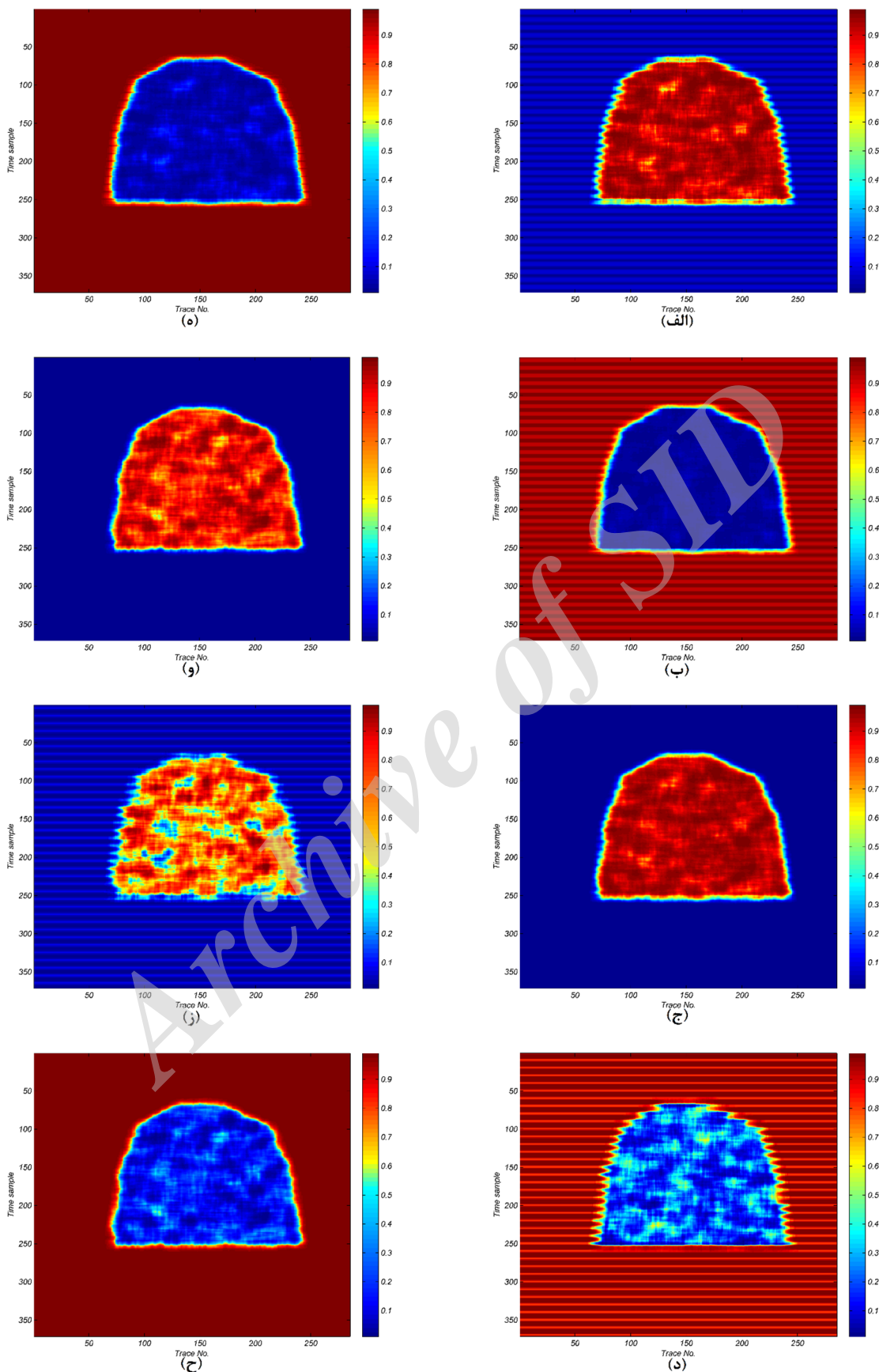
۸- فازی سازی نشانگرهای لرزه‌ای محاسبه شده بر

روی داده‌های واقعی با روش فازی داده محور

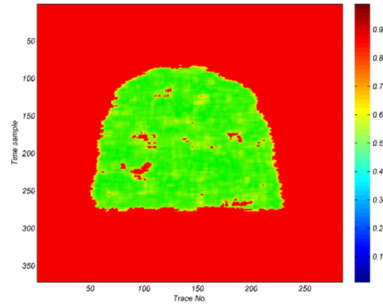
برای بررسی الگوریتم پیشنهادی در شناسایی مرزهای جانبی گنبد نمکی، بر روی داده‌های واقعی شکل ۴، نشانگرهای لرزه‌ای پس از محاسبه با استفاده از توابع لجستیکی غیر خطی فازی سازی شدند؛ که نتیجه آن در شکل ۱۱ به خوبی قابل مشاهده است. با مقایسه شکل‌های ۱۱ و ۸، می‌توان مشاهده نمود که مرز جدایش نمک از لایه‌بندی اطرافش، همواره پس از فازی سازی بارزتر شده است.



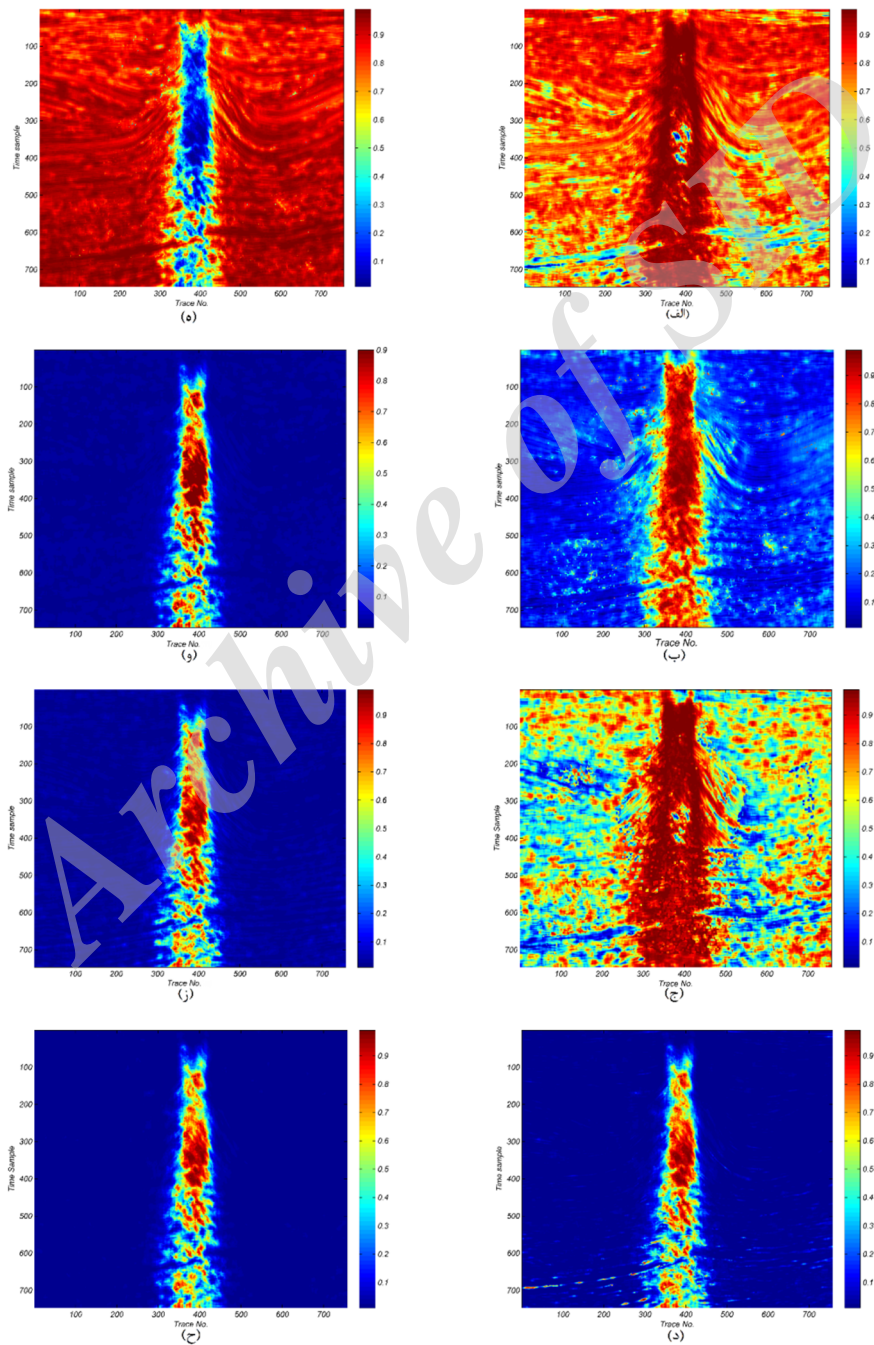
شکل ۸: اعمال نشانگرهای بافتی GLCM بر روی داده واقعی (الف) مقطع حاصل از نشانگر انرژی (ب) نشانگر برتری خوشه (ج) نشانگر آنتروپی (د) نشانگر واریانس (ه) نشانگر تشابه (و) نشانگر عدم تشابه (ز) نشانگر شدت (ح) نشانگر تباین (کنتراست).



شکل ۹: نشانگرهای بافتی GLCM فازای شده (الف) انرژی (ب) برتری خوشه (ج) آنتروپی (د) واریانس (ه) تشابه (و) عدم تشابه (ز) شدت (ح) تباین.



شکل ۱۰: مقطع حاصل از تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای محاسبه شده بر روی داده مصنوعی با استفاده از عملگر فازی گاما.



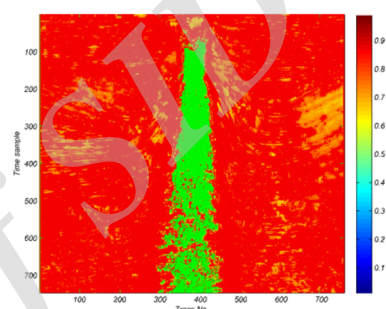
شکل ۱۱: نشانگرهای بافتی GLCM فازای شده (الف) انرژی (ب) برتری خوشه (ج) آنتروپی (د) واریانس (ه) تشابه (و) عدم تشابه (ز) شدت (ح) تباین.

۹- ترکیب منطقی نشانگرهای فازی با کمک

عملگرهای مناسب فازی

در این تحقیق برای صحت‌سنجی نتایج به دست آمده از ترکیب نشانگرهای فازی محاسبه شده بر روی داده‌های مصنوعی، پس از تولید نشانگرهای فازی محاسبه شده بر روی داده‌های واقعی، با استفاده از عملگر گامای فازی به ترکیب تمامی نشانگرهای بافتی، پرداخته شد.

با مقایسه شکل‌های ۹ و ۱۲، همان‌طور که مشاهده می‌شود عملگر گامای فازی توانسته با تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای بافتی GLCM و در برداشتن تمام اطلاعات نشانگرهای لرزه‌ای مختلف مرزهای جانبی گنبد نمکی موجود در داده مصنوعی را شناسایی و محدوده گنبد را از لایه‌بندی اطراف آن، به خوبی جدا نماید.

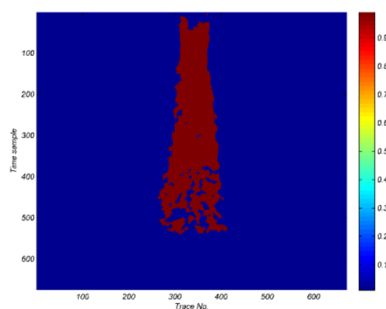


شکل ۱۲: مقطع حاصل از تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای با استفاده از عملگر فازی گاما.

۱۰- مقایسه نتایج با روش SVM

ماشین بردار پشتیبان یک روش طبقه‌بندی با نظارت است که از آن برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌کند (Burges, 1998). برای مقایسه مدل‌های به دست آمده از تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای با استفاده از GIS، طبقه‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای را با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در شکل ۱۳ آمده است.

همان‌طور که از مقایسه شکل‌های حاصل از تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای با استفاده از عملگر گامای فازی و شکل ۱۳ برداشت می‌شود، عملگر گامای فازی به خوبی توانسته است مرزهای جانبی گنبد نمکی را مانند نتیجه ماشین بردار پشتیبان شناسایی کند.



شکل ۱۳: مقطع حاصل از طبقه‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (صیادی، ۱۳۹۳).

۱۱- نتیجه‌گیری

در این تحقیق تلاش شد تا با استفاده از روش‌های مبتنی بر GIS در تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای، استراتژی جدیدی به منظور تعیین محدوده گنبد نمکی در داده‌های لرزه‌ای بازتابی معرفی گردد. در این روش، برخلاف سایر روش‌های متداول نیازی به داده برچسب خورده برای انجام فرایند آموزش الگوریتم نیست و الگوریتم مورد استفاده با کمترین اطلاعات اولیه مورد نیاز قادر است، نشانگرهای مختلف لرزه‌ای مبتنی بر GLCM را با یکدیگر تلفیق نماید. نتایج به دست آمده از اعمال الگوریتم بر روی داده‌های مصنوعی و واقعی بیانگر آن است که این روش با دقت بسیار خوبی توانسته است محدوده گنبد نمکی را مشخص نماید. مقطع به دست آمده با روش پیشنهادی قابل مقایسه با نتایج حاصل از تلفیق نتایج با استفاده از الگوریتم با نظارت ماشین بردار پشتیبان است. لذا با توجه به این‌که این روش نسبت به روش ماشین بردار پشتیبان نیازی به داده آموزشی ندارد، می‌تواند به عنوان یک روش جایگزین برای تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای در نظر گرفته شود. البته می‌توان با استفاده از سایر نشانگرهای بافتی در تلفیق نشانگرهایی که توانایی شناسایی گنبد نمکی در داده‌های لرزه‌ای را دارا می‌باشند، دقت نتایج حاصل را بهبود بخشید. همچنین پیشنهاد می‌شود که تابع لجستیکی در مورد سایر داده‌ها و روش‌های ژئوفیزیکی مورد ارزیابی و بررسی قرار گیرد.

۱۲- منابع

ابراهیمی، پ.، ۱۳۹۵، کاربرد روش آداپوست در تفسیر داده‌های لرزه‌ای بازتابی. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

اعظم پور، ف.، روشندل کاهو، ا.، احمدی فرد، ع. و حیدریان ع.، ۱۳۹۳، نشانگر لرزه‌ای سوپل متوازن برای شناسایی گنبد نمکی، اولین همایش ملی ذخیره‌سازی زیرزمینی نفت و گاز، تهران، دانشگاه تهران.

حسینی، ع.، ۱۳۹۰، بررسی ناحیه‌ای گسترش مخازن بورگان در شمال غرب خلیج فارس بر اساس داده‌های لرزه‌ای و نمودارهای چاه پیمایی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

صیادی، ع.، ۱۳۹۳، کاربرد نشانگرهای بافتی بر مبنای ماتریس هم رخداد سطح خاکستری در تفسیر داده‌های لرزه‌ای بازتابی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

فولادی منصوری، م.، فرخ زاده، ب. و یوسفی، م.، ۱۳۹۵، ارائه شبکه استنتاج الگوهای پتانسیل‌یابی مکانی تغذیه مصنوعی آب‌های زیرزمینی با استفاده از روش فازی داده محور، پنجمین همایش سراسری کشاورزی و منابع طبیعی پایدار، تهران، موسسه

نشریه پژوهش‌های ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۴، شماره ۲، ۱۳۹۷.

Chopra, S. and Marfurt, K.J., 2005, Seismic Attributes for Prospect Identification and Reservoir Characterization, SEG Publication.

Clapp, L.J.R.G. and Biondi, B., 2006, Parallel implementation of image segmentation for tracking 3D salt boundaries, presented at the 68th Annual International Meeting, EAGE, Expanded Abstracts.

Connors, R.W., Trivedi, M.M. and Harlow, C.A., 1984, Segmentation of a high resolution urban scene using texture operators: Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 25, 273-310.

Eichkitz, C.G., Amtmann, J. and Schreilechner, M.G., 2013, Calculation of grey level cooccurrence matrix based seismic attributes in three dimensions. Computers & Geosciences, 60, 176-183.

Fink, G.A., 2007, Markov Models for Pattern Recognition, Springer Verlag Berlin Heidelberg.

Hampson, D.P., James S.S. and John A.Q., 2001, Use of multiattribute transforms to predict log properties from seismic data. Geophysics, 66 (1), 220-236.

Haralick, R.M., Shanmugam, K. and Dinstein, I.H., 1973, Textural Features for Image Classification. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, SMC, 3 (6), 610-621.

Hegazy, T. and Alregib, G.H., 2014, Texture attributes for detecting salt bodies in seismic data. Center of Energy and Geo Processing (CeGP), Georgia Institute of technology.

Jing, Z., Yanqing, Z., Zhigang, C. and Jianhua, L., 2007, Detecting boundary of salt dome in seismic data with edge detection technique, SEG Tech. Program Expanded Abstracts, Tulsa, OK, USA.

Kuchta, M.E., 1990, Improved Mine Planning Using Geostatistics and Fractal Geometry for Geologic Modeling, Lulea, Sweden.

Levin, H.L., 2009, The earth through time. John Wiley & Sons. Eighth Edition. Chapter 13, Page 4.

Long, Z., Alaudah, Y., Qureshi, M.A., Farraj, M.A., Wang, Z., Amin, A. and AlRegib, G., 2015, Characterization of migrated seismic volumes using texture attributes: a comparative study. In SEG Technical Program Expanded Abstracts, Society of Exploration Geophysicists. pp. 1744-1748

Love, P.L. and Simaan, M., 1984, Segmentation of stacked seismic data by the classification of image texture. SEG Technical Program Expanded Abstracts, Society of Exploration Geophysicists. pp. 480-482.

آموزش عالی مهر اروند، گروه ترویجی دوستداران محیط‌زیست انجمن حمایت از طبیعت ایران.

مزدیان فرد، م. ر. و ندیمی، ص.، ۱۳۸۸، استفاده از گنبد‌های نمکی برای تولید بهینه الکتروسیته، نشریه انرژی ایران، ۱۲ (۳۰)، ۴۵-۶۰.

نعیمی، ف.، ۱۳۹۰، بررسی توزیع تخلخل به کمک نشانگرهای لرزه‌ای در یکی از مخازن نفتی جنوب ایران، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

یوسفی، م. و ریاحی، م.، ۱۳۹۴، کاربرد نشانگر بافت لرزه‌ای در تعیین محدوده کانال رسوبی، دومین همایش پژوهش‌های نوین در علوم و فناوری، به صورت الکترونیکی، شرکت علم محوران آسمان.

Alpaydm, E., 2004, Introduction to Machine Learning. The MIT Press Cambridge, Massachusetts London, England.

Amin, A. and Deriche, M., 2016, Salt Dome Detection Using a Codebook Based Learning Model. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 11, 1636-1640.

Amin, A. and Deriche, M., 2015 a, A hybrid approach for salt dome detection in 2D and 3D seismic data, in Proc. IEEE ICIP. pp. 2537-2541.

Amin, A. and Deriche, M., 2015 b, A new approach for salt dome detection using a 3D multidirectional edge detector, Appl. Geophys., 12 (3), 334-342.

Aqrabi, A.A., Boe, T.H. and Barros, S., 2011, Detecting salt domes using a dip guided 3D Sobel seismic attribute, in Proc. SEG Annu. Meet. pp. 1014-1018.

Berthelot, A., Solberg, A.H.S. and Gelius, L.J., 2013, Texture attributes for detection of salt, Journal of Applied Geophysics, 88, 52-69.

Berthold, M. and Hand, D.J., 2002, Intelligent Data Analysis. 2nd Ed., Springer Verlag Berlin Heidelberg.

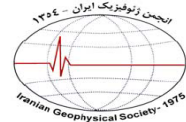
Biondi, L.J.B. and Shragge, J., 2004, Image segmentation for tracking salt boundaries, in Proc. SEG Annu. Meet., pp. 1-4.

Bishop, C.M., 2006, Pattern Recognition and Machine Learning. Springer Science+Business Media, LLC, 233 Spring Street, New York, NY 10013, USA.

Burges, C.J.C., 1998, A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition: Kluwer Academic Publishers, Boston. Manufactured in The Netherlands, 2, 121-167.

79, 69-81.

- Yousefi, M. and Carranza, E.J.M., 2015c, Geometric average of spatial evidence data layers: A GIS based multi criteria decision making approach to mineral prospectivity mapping, *Computers & Geosciences*, 83, 72-79.
- Yousefi, M. and Carranza, E.J.M., 2016b, Union score and fuzzy logic mineral prospectivity mapping using discretized and continuous spatial evidence values, *Journal of African Earth Sciences* DOI: 10.1016/j.jafrearsci.2016.04.019.
- Yousefi, M. and Vesa, N., 2016a, Data driven logistic based weighting of geochemical and geological evidence layers in mineral prospectivity mapping, *Journal of Geochemical Exploration*, 164, 94-106.
- Yousefi, M., Kamkar-Rouhani, A. and Carranza, E.J.M., 2014, Application of staged factor analysis and logistic function to create a fuzzy stream sediment geochemical evidence layer for mineral prospectivity mapping, *Geochemistry: Exploration, Environmental, Analysis*, 14, 45-58.
- Zhang, Y. and Halpert, A., 2012, Enhanced interpreter aided salt boundary extraction using shape deformation, in *Proc. SEG Tech. Program Expand. Abstracts*, pp. 1-5.
- Micheli Tzanakou, E., 1999, *Supervised and unsupervised Pattern Recognition*. CRC Press LLC., Corporate Blvd., N.W., Boca Raton, Florida.
- Nykänen, V., Groves, D.I., Ojala, V.J., Eilu, P. and Gardoll, S.J., 2008, Reconnaissance scale conceptual fuzzy logic prospectivity modelling for iron oxide copper-gold deposits in the Northern Fennoscandian Shield, Finland, *Australian Journal of Earth Sciences*, 55, 25-38.
- Shafiq, M.A., Wang, A., Amin, Z., Hegazy, T., Deriche, M. and AlRegib, G., 2015, Detection of salt dome boundary surfaces in migrated seismic volumes using gradient of textures, *SEG Tech. Program Expand. Abstracts*, Tulsa, OK, USA, pp. 1811-1815.
- Sheriff, R.E. and Geldart, L.P., 1995, *Exploration Seismology*: Cambridge University Press.
- Yousefi, M. and Carranza, E.J.M., 2015a, Fuzzification of continuous value spatial evidence for mineral prospectivity mapping, *Computers & Geosciences*, 74, 97-109.
- Yousefi, M. and Carranza, E.J.M., 2015b, Prediction area (PA) plot and CA fractal analysis to classify and evaluate evidential maps for mineral prospectivity modeling, *Computers & Geosciences*,



Identification of salt dome boundary by integration of seismic attributes in GIS environment

Rashid Chambari¹, Amin Roshandel Kahoo^{2*}, Mahyar Yousefi³ and Mehrdad Soleimani Monfared²

1- M.Sc. Student, 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

3- Assistant Professor, Faculty of Engineering, Mallayer University, Mallayer, Iran

Received: 6 May 2017; Accepted: 13 January 2018

* Corresponding author: roshandel@shahroodut.ac.ir

Keywords

Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)
Texture Attribute
Salt Dome
GIS
Fuzzy Weighting
Logistic Functions

Extended Abstract

Summary

Complex structures in seismic images introduce ambiguities in structural and stratigraphic interpretation of seismic data. On the one hand, using high quality seismic image could resolve some of structural ambiguities of seismic image. On the other hand, some seismic attributes, which extract additional information from seismic data, could be used in interpretation step. However, vast number of introduced attributes brings another ambiguity that is which attributes would be appropriate for the specified purpose. Thus, several methods have been introduced to select appropriate attributes for a special

case and furthermore, integrate attributes to extract as much as possible information and make their contribution in one single image. In this study, we have introduced a novel strategy for integration of seismic texture attributes in GIS environment. In the proposed strategy, each attribute is considered as a separate information layer, and then, these attributes undergo fuzzification process, and subsequently, are weighted by conventional functions and are integrated in GIS environment. This strategy has been applied on a complex seismic data containing a salt dome. Results of the application this novel strategy has proved that this strategy could image salt boundary and internal reflection of salt much better than conventional integration methods.

Introduction

Seismic attributes could be used as an appropriate tool to extract as much as possible information from seismic data. By introducing vast number of attributes in recent decades, we find out that the problem moves to define a strategy on how select the most relevant attributes for each special interpretation and how it could be more useful if these attributes could be combined to obtain more and more precise and accurate information. Subsequently, numerous methods have been introduced for integration of best selected attributes to extract as much as possible information. Fuzzy methods are among conventional and most popular methods in this regard. In this study, we introduce a strategy to integrate attributes related to the family of gray level co-occurrence matrix (GLCM) texture analysis tool in GIS environment.

Methodology and Approaches

The GLCM group of attributes gives different information from seismic data. These attributes could be more used by application of an appropriate integration method. In mineral exploration, a strategy is used by integration of different exploration information. The same strategy has been applied here for the GLCM attributes to obtain a final image for further geological interpretation purposes. These attributes undergo a fuzzification step performed by logistic function. Subsequently, they are weighted by conventional fuzzy weighting method. Converting the information layers (weighted attributes, known as an information layers) to binary domain, we then integrate these information layers by fuzzy operators. Finally, a unique map would be obtained which contains the most level of information of the target study. This strategy has been applied on a seismic image containing nearly horizontal layers and a complex geological structure of a salt dome.

Results and Conclusions

We extracted conventional attributes from the seismic data. These attributes were energy, cluster prominence, entropy, variance, similarity, dissimilarity, intensity and contrast. Structural interpretation based on these attributes could not be performed precisely. For instance, boundary of salt dome, accurate truncation position of layers in conjunction with salt

JRAG, 2018, Vol. 4, No. 2.

boundary, exact width of salt and internal reflection within the salt were imaged differently in each attribute image. Thus, they were not precise for further structural interpretation. Therefore, they were processed by the proposed method to obtain an appropriate seismic attribute image. Initially, each attribute image, known as an information layer, was processed by fuzzification function and was prepared for suitable weighting. Then, these information layers were weighted in GIS environment prepared for further integration. Based on the final goal of interpretation, which is the most accurate separation of the salt and surrounding sedimentary media in the seismic image, higher weights were allocated to those attributes containing more information of the salt structure. As midway result, the images of fuzzy GLCM attributes could better separate the salt and surrounding sedimentary media from each other, and as a consequence, they could better image the salt boundary and internal reflection within the salt. Finally, these results were integrated by the proposed method and the final image was considered for any further structural interpretation.

Archive of SID