

بهبود نشانگرهای لرزه‌ای مبتنی بر ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری با استفاده از تبدیل غیر خطی به مقیاس خاکستری در شناسایی ژئوبادی گنبد نمکی

پوراندهخت سلطانی^۱؛ امین روشندل کاهو^{۲*}؛ حمید حسن پور^۳

۱- دانشجوی دکترای اکتشاف معدن؛ دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

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

۳- استاد؛ دانشکده کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شاهرود

دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۰۲/۲۴؛ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۹/۱۱

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

واژگان کلیدی

چکیده

گنبدهای نمکی یکی از ساختارهای مهم زمین‌شناسی در اکتشاف منابع هیدروکربنی هستند که به دلایل مختلفی تعیین ژئوبادی آن‌ها در داده‌های لرزه‌ای دارای اهمیت زیادی است. به دلیل بافت متفاوت گنبد نمکی نسبت به رسوبات دربرگیرنده، نشانگرهای لرزه‌ای بافتی ابزار مفیدی برای شناسایی و تشخیص این ساختارها در داده‌های لرزه‌ای هستند. ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری به عنوان ابزاری متداول برای تولید نشانگرهای بافتی در داده‌های لرزه‌ای استفاده می‌شوند. برای محاسبه ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری به منظور استخراج نشانگرهای بافتی، ابتدا تصویر داده لرزه‌ای بایستی به مقیاس خاکستری تبدیل شود. تبدیل خطی به عنوان متداول‌ترین و پرکاربردترین الگوریتم برای مقیاس کردن دامنه داده‌های لرزه‌ای به سطوح خاکستری استفاده می‌شود که مهمترین ویژگی آن حفظ حداکثری هیستوگرام توزیع دامنه‌های اصلی داده لرزه‌ای است. با این حال، رویدادهای زمین‌شناسی مورد علاقه مفسران نظیر گنبد نمکی اغلب تنها بخش کوچکی از هیستوگرام اولیه دامنه را پوشش می‌دهند و برای نمایش موثرتر آن‌ها، بهتر است، سطوح خاکستری بیشتری به آن‌ها اختصاص داده شود. تبدیل غیرخطی به مقیاس خاکستری با استفاده از تابع سیگموئید، امکان اختصاص سطوح خاکستری بیشتری به رویداد زمین‌شناسی نسبت به تبدیل خطی در داده لرزه‌ای را فراهم می‌آورد و سبب تقویت آن رویداد در تصویر مقیاس خاکستری و در نتیجه بهبود نشانگر بافتی حاصل از آن می‌شود. در این مقاله از طبقه‌بندی نشانگرهای بافتی مبتنی بر ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری بهبود یافته جهت تعیین ژئوبادی گنبد نمکی در داده لرزه‌ای دریایی دو بعدی مربوط به تنگه هرمز استفاده شده است. نتایج به دست آمده نشان داد که دقت شناسایی گنبد نمکی با استفاده از نشانگرهای بهبود یافته نسبت به نشانگرهای متداول در حدود ۲ درصد افزایش دارد و با توجه به عدم افزایش در زمان محاسبات می‌تواند به عنوان جایگزین مناسبی برای نشانگرهای متداول باشد.

گنبد نمکی

تفسیر لرزه‌ای

نشانگرهای بافتی

تبدیل غیرخطی به مقیاس خاکستری

ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری

۱-مقدمه

وجود ساختارهای رسوبی فراوان در ایران و نقش سازنده آن‌ها در تمرکز و تجمع منابع هیدروکربنی سبب شده تا از روش‌های مختلفی برای شناسایی این ساختارها استفاده گردد. با توجه به اهمیت حیاتی این منابع زیرزمینی در اقتصاد کشور، روش‌های اکتشافی کم هزینه، سریع و کارآمد جایگاه ویژه‌ای در پیشبرد اهداف اکتشافی پیدا کرده است. شناسایی و اکتشاف تله‌های هیدروکربنی نظیر تاقدیس، گنبد نمکی و گل‌فشان‌ها که عمدتاً در اعماق زمین و زیرسطح وجود دارند، تنها از طریق داده‌ها و اطلاعات سطحی زمین‌شناسی امکان پذیر نیست، بنابراین از روش‌های غیر مستقیمی مانند ژئوفیزیک جهت شناسایی این‌گونه ساختارها استفاده می‌گردد. از مجموعه روش‌های ژئوفیزیکی که در اکتشاف منابع هیدروکربنی یا ساختارهای میزبان آن‌ها استفاده می‌گردد، روش‌های لرزه‌نگاری بازتابی است که با توجه به امکان برداشت‌های سه بعدی و امکان مدل‌سازی سه بعدی ساختارهای لرزه‌ای به صورت گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته است (Kalaneh et al., 2023).

گنبد نمکی، توده‌ای از نمک است که به دلیل فشار بالای روباره به صورت سیال رفتار می‌کند و به دلیل چگالی پایین‌تر نسبت به رسوبات دربرگیرنده، به سمت بالا حرکت می‌کند و در لایه‌های بالایی نفوذ کرده و تله‌های نفتی را شکل می‌دهند و همچنین خاصیت ناتراوای نمک نقش پوش‌سنگ را ایفا می‌کند. ایران از لحاظ رسوبات تبخیری بسیار غنی است و بهترین نمونه‌های گنبد نمکی شناخته شده در دنیا مربوط به جنوب ایران و کویر مرکزی می‌باشد. از طرفی گنبدهای نمکی، یکی از مخاطرات در حفاری‌های عمیق می‌باشند. نواحی پرفشار مرتبط با گنبد نمکی در صورت عدم شناسایی می‌توانند خسارت‌های مالی و جانی فراوانی را به هنگام حفاری ایجاد کنند. همچنین گنبدهای نمکی به عنوان مکان‌های طبیعی برای ذخیره‌سازی زیر سطحی گاز، زباله‌های هسته‌ای و غیره در موارد کم عمق مورد استفاده قرار می‌گیرند. بنابراین، گنبدهای نمکی به عنوان یکی از پدیده‌های جذاب زمین‌شناسی هستند که شناسایی و تعیین هندسه آن‌ها به دلایل مختلف دارای اهمیت هستند (Khayyer et al., 2022a). استفاده مطلوب و بهینه از ساختارهای گنبد نمکی نیاز به مطالعه و بررسی دقیق این ساختارها دارد. با توجه به تباین خواص فیزیکی گنبد نمکی با رسوبات در برگیرنده به نظر می‌رسد که شناسایی گنبد نمکی در مقاطع لرزه‌ای کار چندان سختی نباشد؛ با این وجود، به دلیل اختلاف سرعت انتشار امواج در گنبدهای نمکی و رسوبات دربرگیرنده و مشکلات تصویرسازی داده‌های لرزه‌ای در محیط‌های پیچیده با تغییرات سرعتی شدید، حضور نوفه تصادفی در داده‌های لرزه‌ای و همچنین اتلاف بسیار زیاد انرژی امواج لرزه‌ای در گنبد نمکی به دلیل رفتار غیرالاستیک آن، شناسایی گنبدهای نمکی در داده‌های لرزه‌ای همچنان به عنوان یک موضوع چالشی در تفسیر ساختاری داده‌های لرزه‌ای محسوب می‌شود و تعیین دقیق مرزهای آن و به خصوص کف آن فرایندی بسیار دشوار است (Kearey et al., 2002).

امروزه نشانگرهای لرزه‌ای، به عنوان یکی از ابزارهای اصلی در تفسیر کمی داده‌های لرزه‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرند. آن‌ها با آشکارسازی اطلاعات

پنهان در داده‌های لرزه‌ای می‌توانند به مفسر در شناسایی و تعیین ویژگی‌های ساختاری و چینه‌ای داده‌ها کمک نمایند (Chopra and Marfurt, 2007). نشانگر لرزه‌ای یک اندازه‌گیری کمی از مشخصه لرزه-ای هدف مورد علاقه است که از روابط ریاضی بر اساس خواص فیزیکی و هندسی زیرسطحی برای آشکارسازی ویژگی‌های مورد نظر استفاده می‌کنند (Iske and Randen, 2005). با توجه به تفاوت بافت گنبد نمکی و رسوبات دربرگیرنده، نشانگرهای لرزه‌ای بافتی می‌توانند در شناسایی این پدیده زمین‌شناسی در داده‌های لرزه‌ای مفید واقع شوند که مبنای بسیاری از تحقیقات گردید که با استفاده از نشانگرهای بافتی به تعیین ژئوبادی گنبدهای نمکی پرداختند (Khayer et al., 2022b). روش‌های استخراج ویژگی بافتی تصاویر در هفت دسته مختلف تقسیم‌بندی می‌شوند که عبارتند از روش‌های آماری، ساختاری، مبتنی بر تبدیل، مبتنی بر مدل، مبتنی بر نمودار، مبتنی بر یادگیری و مبتنی بر آنتروپی (Humeau-Heurtier, 2019). انواع مختلف نشانگرهای لرزه‌ای بافتی برای تحلیل داده‌های لرزه‌ای به لحاظ بافت معرفی شده‌اند که از آن جمله می‌توان به نشانگرهای مبتنی بر ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری (Eichkitz et al., 2013)، نشانگرهای بافتی مبتنی بر گرادیان (Farrokhnia et al., 2018)، نشانگر آشفتنی (Iske and Randen, 2005)، نشانگرهای مبتنی بر هیستوگرام گرادیان جهتی (Hosseini-Fard et al., 2022) و نشانگرهای مبتنی بر ماتریس‌های مختلف سطح خاکستری (Soltani et al., 2023) اشاره نمود.

ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری (Haralick et al., 1973) متداولترین ابزار تحلیل بافتی در پردازش تصویر می‌باشد که به طور گسترده در تولید نشانگرهای بافتی برای تفسیر لرزه‌ای گنبدهای نمکی، کانال‌های مدفون و تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Amin et al., 2017; Anyiam and Uzuegbu, 2020; Berthelot et al., 2011; Khayer et al., 2022c; Shafiq et al., 2017). مقادیر این ماتریس بیانگر ارتباط فضایی سطوح خاکستری مختلف یک تصویر در دورافت و جهت خاص می‌باشد. پارامترهای آمار درجه دوم استخراج شده از ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری می‌تواند در تحلیل بافتی تصویر مورد استفاده قرار بگیرد (Zwanenburg et al., 2016). محاسبه نشانگرهای لرزه‌ای بافتی مبتنی بر ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری شامل دو مرحله است. در مرحله اول، داده لرزه‌ای بایستی به یک تصویر در مقیاس خاکستری تبدیل شود که معادل مقیاس دامنه داده‌های لرزه‌ای از بازه $[a_{min}, a_{max}]$ به بازه $[0, N_g - 1]$ می‌باشد. a_{min} و a_{max} به ترتیب بیشینه و کمینه دامنه داده لرزه‌ای هستند و N_g تعداد سطوح خاکستری می‌باشد. مرحله دوم، شامل محاسبه ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری و استخراج پارامترهای آماری از آن است (Di and Gao, 2017). تبدیل خطی به مقیاس خاکستری ساده‌ترین و ابتدایی‌ترین رویکرد برای مقیاس دامنه داده‌های لرزه‌ای است که به طور گسترده در تحلیل بافت لرزه‌ای با استفاده از ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری اجرا می‌شود. مزیت اصلی استفاده از تبدیل خطی حفظ حداکثری هیستوگرام توزیع دامنه اصلی در میان ویژگی‌های لرزه‌ای

$$G(i, j) = \sum_{x=1}^{k_1} \sum_{y=1}^{k_2} Q(x, y), i, j = 1, 2, \dots, N_g \quad (1)$$

$$Q(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{I}(x, y) = i \text{ and } \text{I}(x + dx, y + dy) = j \\ 0 & \text{I}(x, y) \neq i \text{ or } \text{I}(x + dx, y + dy) \neq j \end{cases}$$

$$P(i, j) = \frac{G(i, j)}{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} G(i, j)} \quad (2)$$

ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری و چگالی احتمال مشترک به طور مستقیم برای تحلیل بافتی تصاویر به صورت کمی مناسب نیستند و فقط یک توصیف کیفی از بافت می‌تواند ارائه دهند. هارالیک برای توصیف کمی ویژگی‌های بافتی یک تصویر با استفاده از ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری پیشنهاد استخراج پارامترهای آماری از ماتریس چگالی احتمال مشترک را داد که در جدول ۱ تعدادی از متداول‌ترین و پرکاربردترین آن‌ها معرفی شده‌اند (Haralick et al., 1973).

جدول ۱: پارامترهای آماری استخراج شده از ماتریس GLCM نرمال

(Haralick et al., 1973)

نام نشانگر	رابطه
انرژی	$Energy = \left(\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$
آنترپی	$Entropy = - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j) \log P(i, j)$
تباين	$Contrast = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - j)^2 P(i, j)$
همگنی	$Homogeneity = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{P(i, j)}{1 + i - j }$
همبستگی	$Correlation = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y)P(i, j)}{\sigma_x \sigma_y}$
برتری خوشه	$Clus. Prom. = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 P(i, j)$
عدم شباهت	$Dissimilarity = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j) i - j $
اینرسی	$Interia = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i + j)^2 P(i, j)$
سایه خوشه	$clustershade = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 P(i, j)$
شباهت	$similarity = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j) i + j $
رد	$Trace = \sum_{i=0}^{N_g-1} P(i, i)$

مختلف است که سبب حفظ شکل ظاهری مقطع لرزه‌ای در تبدیل به مقیاس خاکستری می‌شود. البته، بیشتر رویدادهای مورد علاقه در تفسیر داده‌های لرزه‌ای بخش کوچکی از کل هیستوگرام دامنه را پوشش می‌دهند و ترجیح بر این است که سطوح خاکستری بیشتری به این ناحیه نسبت داده شود تا با وضوح بیشتری در تصویر مقیاس خاکستری مشاهده شوند. بدیهی است که نشانگرهای حاصل از تصویر مقیاس خاکستری با وضوح بهتر در ناحیه هدف، نسبت به نشانگرهای حاصل از تبدیل خطی متداول از دقت و کیفیت بهتری برخوردار هستند. دی و گائو (۲۰۱۷) توابع غیرخطی مختلفی برای تبدیل داده لرزه‌ای به مقیاس خاکستری معرفی نمودند که عبارتند از تابع لگاریتم، تابع نمایی، تابع لوجستیک و تابع سیگموئید. هر کدام از این توابع، با توجه به رابطه ریاضی که دارند، بر روی بخشی از هیستوگرام دامنه لرزه‌ای تاکید دارند. در این مقاله، برای بهبود تشخیص ژئوبادی گنبد نمکی از تبدیل غیرخطی به کمک تابع تبدیل سیگموئید در محاسبه نشانگرهای بافتی مبتنی بر ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری استفاده می‌شود. تابع سیگموئید، سطوح خاکستری بیشتری به دامنه‌های میانی (ضعیف بدون علامت) نسبت می‌دهد و سبب وضوح بهتر آن‌ها در تصویر مقیاس خاکستری می‌شود. به دلیل خاصیت میرایی بالا و سرعت انتشار امواج در گنبد‌های نمکی، رویدادهای بازتابی با دامنه ضعیف در حاشیه گنبد نمکی وجود دارند که در نشانگرهای متداول اغلب به اشتباه به صورت گنبد نمکی طبقه‌بندی می‌شوند. نشانگرهای بافتی مبتنی بر ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری که از تصویر مقیاس خاکستری به روش غیرخطی به دست می‌آیند با نشانگرهای حاصل از تبدیل خطی متداول مورد مقایسه قرار می‌گیرد. در نهایت ژئوبادی گنبد نمکی با استفاده از طبقه‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای بهبودیافته و متداول تعیین می‌گردد و با نتیجه میانگین تفسیر دستی سه مفسر حرفه‌ای مورد مقایسه قرار می‌گیرد.

۲- روش کار

۱-۲ ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری

ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری در یک تصویر ارتباط مکانی پیکسل-های همسایه با شدت روشنایی سطح خاکستری خاص را مورد بررسی قرار می‌دهد که این ماتریس حاوی اطلاعاتی از ویژگی‌های بافتی تصویر می‌باشد. برای یک تصویر در مقیاس خاکستری مانند $I_{k_1 \times k_2}(x, y)$ با N_g سطح خاکستری، هر المان ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری $G_{N_g \times N_g}(i, j)$ مطابق رابطه (۱) بیانگر تعداد مجاورت سطح خاکستری i و j در فاصله d و جهت خاص $\theta = \{0.45.90.135\}$ است که توسط کاربر معرفی می‌شود. با دو کمیت فاصله افقی d_x و فاصله قائم d_y می‌توان به صورت همزمان همسایگی در دورافت d و راستای θ را مشخص نمود (Eichkitz et al., 2013). ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری قبل از محاسبه بایستی از طریق نرمال کردن مطابق رابطه (۲) به چگالی احتمال مشترک (joint probability density) تبدیل شود.

در بازه‌ای از اعداد صحیح به صورت $[0, N_g - 1]$ مقیاس شود که N_g تعداد سطوح خاکستری تعریف شده توسط کاربر است. هر چه تعداد سطوح خاکستری بیشتر باشد، دقت تبدیل به مقیاس خاکستری افزایش می‌یابد، ولی در مقابل حجم داده و محاسبات نیز افزایش می‌یابد. در داده‌های لرزه‌ای، نشان داده شده است که تعداد سطح خاکستری ۳۲ یا ۶۴ مناسب است و مقدار کمتر سبب افزایش خطا و مقدار بیشتر سبب افزایش حجم محاسبات بدون تغییر محسوسی در دقت می‌شود (Eichkitz et al., 2013).

به طور سنتی، برای تغییر مقیاس دامنه تصویر ورودی به مقیاس خاکستری، ساده‌ترین و در دسترس‌ترین روش، تبدیل خطی است که مطابق رابطه (۳) محاسبه می‌شود (Di and Gao, 2017).

$$g_l = (a - a_{min}) \frac{N_g - 1}{a_{max} - a_{min}} \quad (3)$$

در این تبدیل با توجه به تعداد سطح خاکستری N_g در نظر گرفته شده، بازه دامنه داده لرزه‌ای $[a_{min}, a_{max}]$ به N_g زیربازه با طول برابر تقسیم و به هر کدام یک سطح خاکستری نسبت داده می‌شود و یک ارتباط خطی بین دامنه‌های لرزه‌ای و سطح خاکستری آن‌ها برقرار است. در شکل ۲، تابع تبدیل خطی به صورت نمودار آبی رنگ نشان داده شده است.

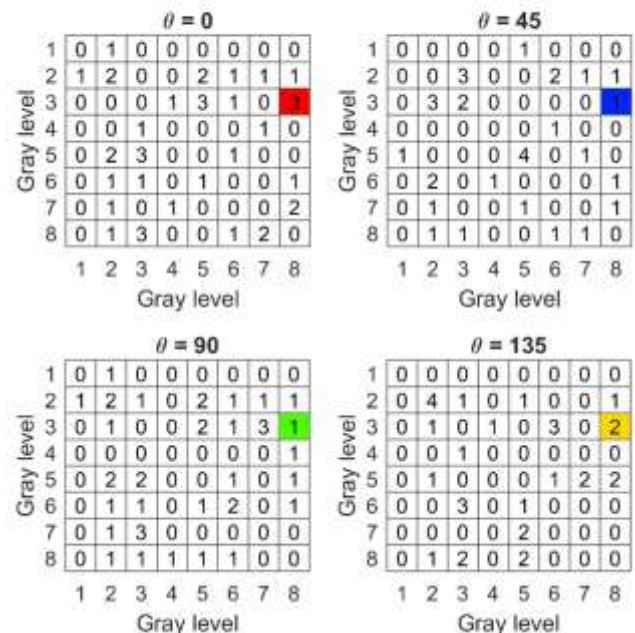
تبدیل خطی به مقیاس خاکستری، هیستوگرام توزیع دامنه اصلی داده‌ها را تا حد بسیار زیادی حفظ می‌کند. اگرچه حفظ هیستوگرام توزیع دامنه‌ها در تبدیل خطی به عنوان مزیت برای این روش محسوب می‌شود، با این حال، بیشتر پدیده‌های لرزه‌ای فقط در ناحیه کوچکی از هیستوگرام توزیع دامنه قرار دارند. برای نمایش با وضوح بیشتر این رویدادها در تصویر مقیاس خاکستری بهتر است که تعداد سطوح خاکستری بیشتری برای آن‌ها در فرایند تبدیل به مقیاس خاکستری در نظر گرفته شود که مستلزم استفاده از یک تبدیل غیرخطی به جای تبدیل خطی است. دی و گائو (۲۰۱۷) توابع غیرخطی مختلفی برای تبدیل داده لرزه‌ای به تصویر مقیاس خاکستری معرفی نمودند.

بزرگترین چالشی که در مساله شناسایی هندسه گنبد نمکی و تعیین مرز آن در داده‌های لرزه‌ای وجود دارد، بازتاب‌های در دیواره‌های جانبی و کف گنبد نمکی با دامنه میانی در محدوده هیستوگرام دامنه داده لرزه‌ای است که ناشی از خصوصیات فیزیکی گنبد نمکی است. این بازتاب‌ها دارای ویژگی بافتی بین نمک و لایه‌بندی با دامنه قوی هستند و در بسیاری از نشانگرهای بافتی حاصل از تبدیل خطی به مقیاس خاکستری به اشتباه به عنوان بافت گنبد نمکی شناسایی می‌شوند. برای رفع این مشکل، بایستی از تابع تبدیلی استفاده کرد که به ناحیه دامنه‌های میانی تعداد سطوح خاکستری بیشتری نسبت بدهد. تابع تبدیل سیگموئید مطابق رابطه (۴) و نمودار قرمز در شکل ۲ با ایجاد کشیدگی در ناحیه میانی هیستوگرام دامنه‌ها که مربوط به دامنه‌های میانی است، سطوح خاکستری بیشتری به آن‌ها نسبت می‌دهد (Di and Gao, 2017).

$$g_s = \frac{N_g - 1}{1 + \exp\left(-a\left(g_l - \frac{N_g}{2}\right)\right)} \quad (4)$$

$\text{Variance} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - \mu)^2 P(i,j)$	واریانس
--	---------

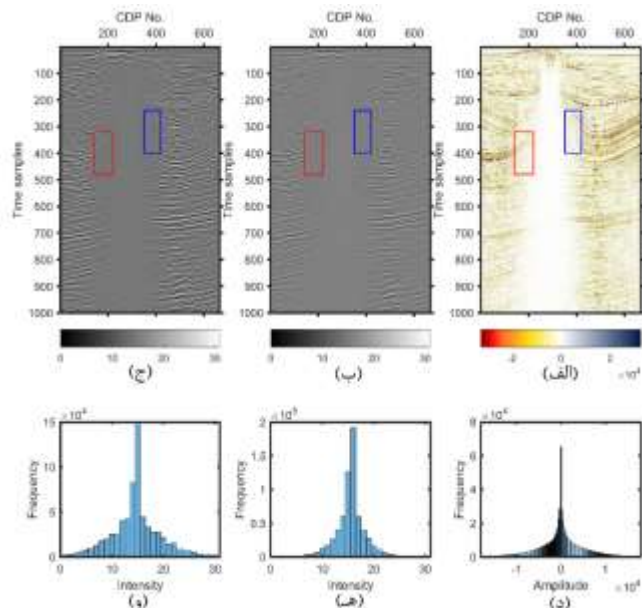
شکل ۱ به صورت شماتیک نحوه محاسبه ماتریس GLCM برای یک ماتریس 5×5 با مقادیر سطح خاکستری تصادفی در چهار راستای مختلف $\theta = \{0.45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ نشان می‌دهد. به عنوان مثال در راستای 0° با دورافت ۱ مجاورت پیکسل‌های با سطح خاکستری ۳ به ۸ سه بار تکرار شده است که در ماتریس با رنگ قرمز نشان داده شده است. همانطور که بیان شد، اولین مرحله در محاسبه ماتریس GLCM تبدیل تصویر ورودی به تصویر مقیاس خاکستری است. این تبدیل مقیاس می‌تواند به دو روش خطی و غیرخطی انجام شود که در ادامه توضیح داده می‌شود.



شکل ۱: ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری در جهات مختلف برای ماتریس انتخابی با ابعاد 5×5 .

۲-۲ تبدیل سطح خاکستری

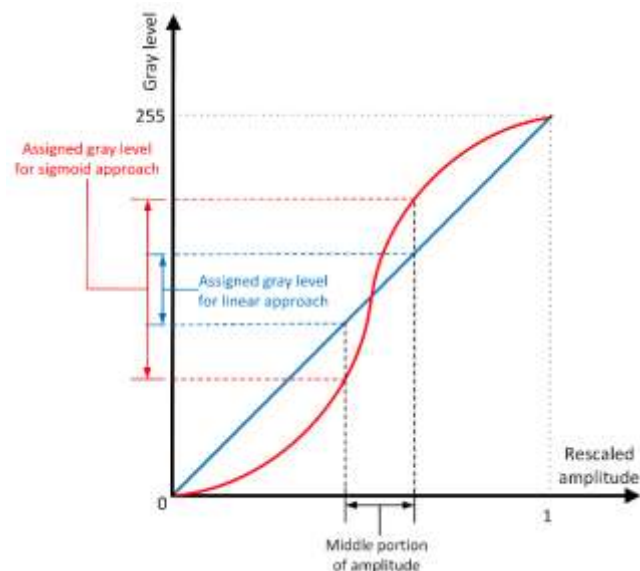
برای استخراج نشانگرهای بافتی از یک داده لرزه‌ای با دامنه‌ای در بازه‌ای از اعداد حقیقی $a \in [a_{min}, a_{max}]$ توسط ماتریس‌های مختلف سطح خاکستری، باید مقادیر دامنه به صورت یک تصویر در مقیاس خاکستری



شکل ۳: (الف) داده لرزه‌ای، داده لرزه‌ای پس از تبدیل به مقیاس خاکستری با استفاده از (ب) تابع خطی و (ج) تابع غیرخطی سیگموئید. هیستوگرام توزیع (د) دامنه اصلی داده لرزه‌ای، (ه) سطوح خاکستری با تبدیل خطی و (و) سطوح خاکستری با تبدیل غیرخطی.

شکل ۳ (الف) داده لرزه‌ای اولیه را قبل از تبدیل به سطح خاکستری و شکل‌های ۳ (ب) و (ج) به ترتیب داده لرزه‌ای را بعد از تبدیل به مقیاس خاکستری با روش خطی و غیرخطی نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، بازتاب‌های با دامنه ضعیف در تصویر مقیاس خاکستری حاصل از تبدیل غیرخطی با وضوح بیشتری نشان داده شده‌اند. با مقایسه هیستوگرام توزیع دامنه‌ها در شکل‌های ۳ (د)، (ه) و (و) می‌توان دید که شکل هیستوگرام توزیع دامنه در تبدیل خطی بسیار شبیه به داده اولیه است و به همین دلیل، تصویر مقیاس خاکستری حاصل از تبدیل خطی نیز تفاوت قابل تشخیصی با داده اصلی ندارد. اما در هیستوگرام مربوط به تبدیل غیرخطی تعداد پیکسل‌های با شدت کمتر از ۱۰ و بیشتر از ۲۰ افزایش یافته است که سبب وضوح بیشتر بازتاب‌های با دامنه ضعیف شده است. به منظور مقایسه کیفی بهتر، دو پنجره آبی و قرمز از داده لرزه‌ای انتخاب شد که در شکل ۴ به صورت بزرگنمایی شده قبل و بعد از تبدیل به مقیاس خاکستری نشان داده شده است. این دو پنجره به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که هم بازتاب با دامنه قوی و هم بازتاب با دامنه ضعیف در آن‌ها وجود داشته باشد. به راحتی می‌توان دید که در تبدیل غیرخطی، بازتاب‌های با دامنه ضعیف با وضوح بیشتری نسبت به تبدیل خطی مشخص شده‌اند.

که در آن، a ضریبی است که شیب تابع سیگموئید را مشخص می‌کند. همانطور که در شکل ۲ مشاهده می‌شود، در تابع تبدیل سیگموئید دامنه‌ها (نرمال شده در بازه $[0,1]$) در دو انتهای بازه در تبدیل دچار فشردگی می‌شوند و در مقابل دامنه‌های میانی که در میانه بازه قرار دارند، دچار کشیدگی می‌شوند. بخش فشرده با تعداد سطوح خاکستری کمتر و بخش کشیده با تعداد سطوح خاکستری بیشتر نمایش داده می‌شود. از آنجاییکه رویدادهای با دامنه‌های در دو انتهای بازه قابلیت تفکیک بالایی از یکدیگر دارند، اختصاص سطوح خاکستری کمتر به آن‌ها، خللی در فرایند تفکیک ایجاد نمی‌کند. در مقابل، رویدادهای با دامنه میانی با وضوح بیشتری در تصویر مقیاس خاکستری ظاهر می‌شوند که امکان جدایش بافتی میان نمک و لایه‌بندی در دیواره‌ها و کف گنبد نمکی بهبود می‌یابد. در نتیجه دقت تعیین هندسه و مرز گنبد نمکی به کمک نشانگرهای بافتی افزایش می‌یابد.



شکل ۲: تبدیل خطی و غیرخطی سطح خاکستری (رنگ آبی تبدیل خطی و رنگ قرمز تبدیل غیرخطی را نشان می‌دهد) (Soltani et al., 2023).

برای بررسی عملکرد تابع تبدیل خطی و سیگموئید در تبدیل داده‌های لرزه‌ای به مقیاس خاکستری، این دو روش روی داده شکل ۳ (الف) که بخشی از مقطع لرزه‌ای دو بعدی مربوط به تنگه هرمز در جنوب ایران است که شامل گنبد نمکی می‌باشد، اعمال گردید. لازم به ذکر است این مقطع، بخشی از داده لرزه‌ای کوچ زمانی پس از برانبارش است که دارای ۶۸۰ ردلرزه با ۱۰۰۰ نمونه زمانی است و با گام نمونه‌برداری ۴ میلی‌ثانیه نمونه‌برداری شده است.

۳- نتایج نشانگرهای GLCM بر روی داده واقعی

برای ارزیابی روش پیشنهادی و بررسی تاثیر روش تبدیل به مقیاس خاکستری بر روی نشانگرهای لرزه‌ای بافتی، داده لرزه‌ای دو بعدی که در شکل ۳ الف نشان داده شده است انتخاب گردید. شکل ۵ و ۶ به ترتیب نشانگرهای بافتی لرزه‌ای حاصل از روش *GLCM* بر روی داده لرزه‌ای با تبدیل خطی و غیرخطی به مقیاس خاکستری را نشان می‌دهند. پارامترهای ورودی برای محاسبه ویژگی‌های لرزه‌ای مبتنی بر *GLCM* مطابق مقادیر جدول ۲ انتخاب شد.

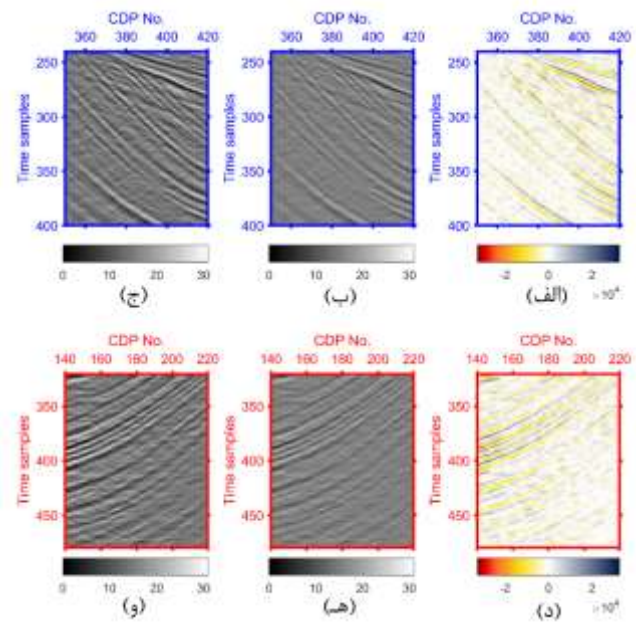
جدول ۲: پارامترهای ورودی در محاسبه ماتریس *GLCM*.

فاصله جستجو	جهت	شیب	تعداد سطح خاکستری	سایز پنجره
1	0°, 45°, 90°, 135°	Yes	32	7 × 7

با بررسی نتایج به دست آمده می‌توان دید که هر دو دسته نشانگرها توانستند گنبد نمکی را در داده‌های لرزه‌ای آشکار کنند. همانطور که گفته شد، تبدیل غیرخطی به مقیاس خاکستری می‌تواند تمایز میان بافت گنبد نمکی و بازتاب‌های با دامنه ضعیف که در دیوارهای جانبی و کف گنبد نمکی وجود دارند را بیشتر نماید. به همین دلیل در نشانگرهای بافتی حاصل از تبدیل غیرخطی، دیواره جانبی گنبد نمکی با دقت بیشتری مشخص شده است و عرض گنبد نمکی نسبت به نشانگرهای خطی کوچکتر شده است.

با توجه به شکل ۳ و ساختار و شیب بازتاب‌ها (بالا آمدگی لایه‌ها و لایه‌ی تختی که در زمان ۷۰۰ نمونه زمانی وجود دارد)، می‌توان شروع بالا آمدگی گنبد را از بین نمونه زمانی ۵۰۰ تا ۶۰۰ در نظر گرفت. در نشانگرهای حاصل از تبدیل خطی، به دلیل بازتاب‌های با دامنه ضعیف در زیر کف گنبد نمکی، امکان شناسایی مرز کف گنبد نمکی وجود ندارد. اما در برخی نشانگرهای غیرخطی مانند سایه خوشه، برتری خوشه، کنتراست و واریانس تا حدی امکان تشخیص بازتاب‌های زیر گنبد نمکی و تعیین کف گنبد نمکی ایجاد شده است.

همانطور که گفته شد، هدف در این مقاله، بهبود نشانگرهای بافتی مبتنی بر ماتریس *GLCM* با استفاده از تبدیل غیرخطی به مقیاس خاکستری و تاثیر آن در تعیین ژئوبادی گنبد نمکی با استفاده از طبقه‌بندی نشانگرهای بافتی به دو طبقه نمک و غیر نمک می‌باشد. از آنجاییکه هر نشانگر بخشی از اطلاعات مورد نیاز برای تعیین هندسه گنبد نمکی را در اختیار قرار می‌دهد، برای افزایش دقت لازم است که اطلاعات نشانگرهای مختلف با یکدیگر ترکیب شوند (Khayer et al., 2022c). یکی از روش‌های متداول ترکیب اطلاعات، طبقه‌بندی بر اساس نشانگرها است. در این مقاله، با استفاده از طبقه‌بندی دو دسته نشانگر بافتی لرزه‌ای مبتنی بر ماتریس *GLCM* به دست آمده از حالت خطی و غیرخطی، ژئوبادی و هندسه گنبد نمکی در داده لرزه‌ای تعیین می‌شود و نتایج با میانگین تفسیر دستی چندین مفسر مورد مقایسه قرار می‌گیرد. برای این منظور، از روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (*SVM*) استفاده شده است. همچنین به منظور کاهش حجم محاسبات و افزایش دقت قبل از



شکل ۴: بزرگنمایی دو پنجره (الف) آبی و (ب) قرمز از داده لرزه‌ای و مقایسه تبدیل خطی آن‌ها به مقیاس خاکستری به ترتیب در (ب) و (ه) و مقایسه تبدیل غیرخطی آن‌ها به مقیاس خاکستری به ترتیب در (ج) و (و).

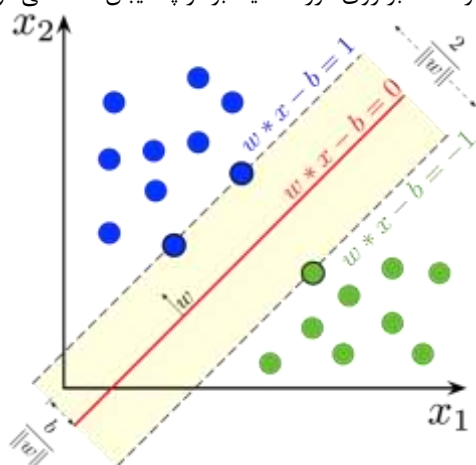
البته بایستی اشاره شود که دامنه فرکانس‌ها در تبدیل به مقیاس خاکستری دچار تغییراتی نسبت به دامنه فرکانس‌ها در داده اصلی می‌شود که میزان این تغییرات در تبدیل خطی نسبت به تبدیل غیرخطی کمی بیشتر است که با توجه به خاصیت تبدیل خطی مبنی بر حفظ حداکثری توزیع هیستوگرام منطقی است. اما از آنجاییکه، داده تبدیل شده به مقیاس خاکستری فقط برای توزیع فضایی پیکسل‌ها با شدت روشنایی مختلف در محاسبه نشانگرهای بافتی مبتنی بر ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری استفاده می‌شود، این تغییر در دامنه فرکانس‌ها تاثیری بر نتایج سایر بخش‌های تفسیر نخواهد داشت. بنابراین، می‌توان انتظار داشت که چنانچه نشانگرهای بافتی برای شناسایی گنبد نمکی از تصویر مقیاس خاکستری با تبدیل غیرخطی محاسبه شوند نسبت به نشانگرهایی که از تصویر مقیاس خاکستری حاصل از تبدیل خطی به دست آمده‌اند از کیفیت و دقت بیشتری برخوردار هستند و تا حد زیادی چالش تعیین دقیق مرز گنبد‌های نمکی با استفاده از تبدیل غیرخطی به مقیاس خاکستری برطرف شده است. به همین منظور رویکرد پیشنهادی برای تعیین ژئوبادی گنبد نمکی بر اساس تبدیل غیرخطی در نظر گرفته شد که در ادامه شرح داده می‌شود.

طبقه‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای از روش تحلیل واریانس (ANOVA) برای انتخاب ویژگی استفاده شده است.

۴- طبقه‌بندی نشانگرهای بافتی به روش SVM

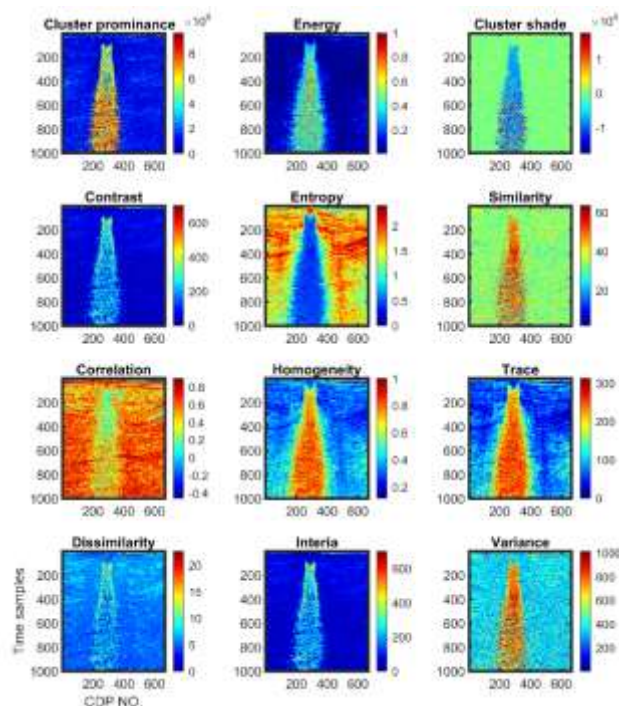
طبقه‌بندی تصاویر یک ابزار مهم و چالش برانگیز در حوزه‌های کاربردی مختلف است. هدف اصلی طبقه‌بندی تصویر، اختصاص یک برچسب معنایی مرتبط با یکی از طبقه‌های اطلاعاتی به هر پیکسل است. معمولاً طبقه‌بندی تصویر با این فرض مطرح می‌شود که یک پیکسل معین می‌تواند فقط به یک طبقه تعلق داشته باشد و هدف آن، ساده‌سازی و یا تغییر نمایش تصویر به حالتی است که معنادارتر و تحلیل آن آسان‌تر باشد. با توجه به اینکه در این مطالعه، قرار است تصاویر داده لرزه‌ای به دو بافت نمک و غیرنمک طبقه‌بندی شوند، از ماشین بردار پشتیبان به عنوان الگوریتم طبقه‌بندی استفاده شده است.

در مقایسه با الگوریتم‌های جدیدتر مانند شبکه‌های عصبی، روش SVM دو مزیت سرعت بالاتر و عملکرد بهتر با تعداد محدود نمونه آموزشی دارد که برای هدف این مقاله مناسب است (Tavakolizadeh and Bagheri, 2022). ماشین بردار پشتیبان (SVM) یک مدل یادگیری ماشینی نظارت شده است که از الگوریتم‌های طبقه‌بندی برای حل مسائل طبقه‌بندی دو گروهی استفاده می‌کند. پس از ارائه مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی برچسب‌گذاری شده برای هر طبقه به مدل SVM، آن می‌تواند داده جدید را دسته‌بندی کند. هر نمونه داده آموزشی به عنوان یک نقطه در فضای n بعدی ویژگی‌ها در نظر گرفته می‌شود که n طول بردار ویژگی یا تعداد نشانگرها است. یک ماشین بردار پشتیبان این نقاط داده را به عنوان ورودی در نظر می‌گیرد و ابرصفحه‌ای (که در دو بعد به سادگی یک خط است) را می‌یابد که بهترین جدایش میان نمونه‌های دو طبقه ایجاد کند به گونه‌ای که ابرصفحه مذکور بیشترین حاشیه اطمینان ممکن را بین نمونه‌های هر دسته داشته باشد. در شکل ۷ مفهوم حاشیه و اساس کار روش SVM نشان داده شده است (Gunn, 1998). به نمونه‌های قرار گرفته از هر دسته بر روی مرز حاشیه، بردار پشتیبان گفته می‌شود.

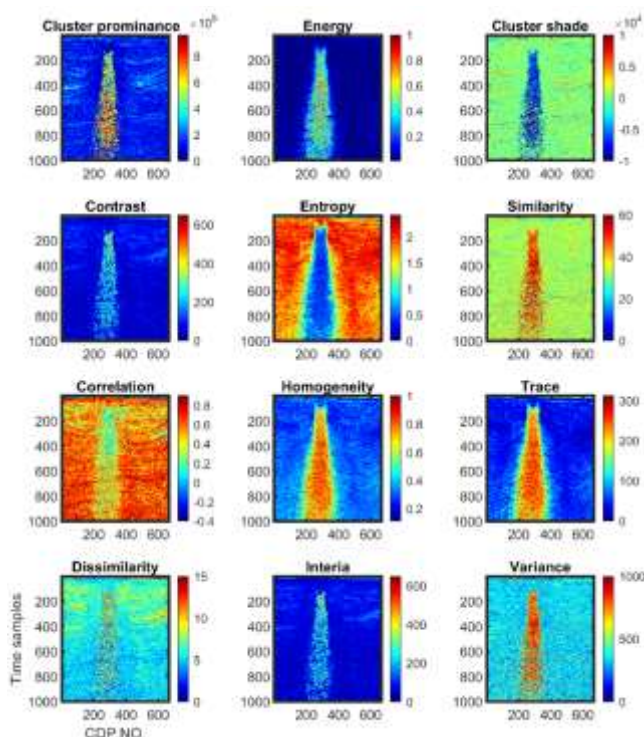


شکل ۷: مفهوم حاشیه اطمینان و اساس کار روش SVM (Gunn, 1998).

هر ابرصفحه جداکننده دو طبقه را می‌توان با رابطه $w^T x - b = 0$ و



شکل ۵: نشانگرهای حاصل از روش GLCM بر روی داده لرزه‌ای با تبدیل خطی به مقیاس خاکستری.



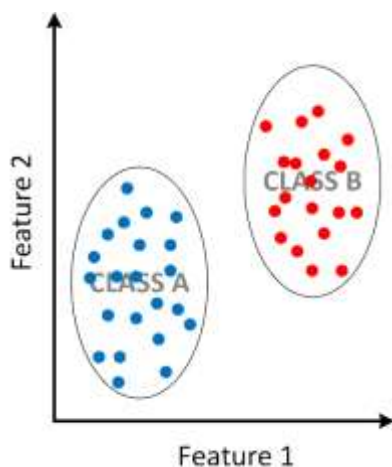
شکل ۶: نشانگرهای حاصل از روش GLCM بر روی داده لرزه‌ای با تبدیل غیر خطی به مقیاس خاکستری.

(Naganaidu and Khalid, 2023).

چنانچه فرض شود، A_i^{salt} تعداد n نمونه آموزشی از نشانگر A در محدوده گنبد نمکی با میانگین A_m^{salt} و $A_i^{non-salt}$ تعداد m نمونه آموزشی از نشانگر A در محدوده غیر گنبد نمکی با میانگین $A_m^{non-salt}$ باشد و میانگین کل نمونه‌های نشانگر برابر A_m باشد، امتیاز اهمیت این نشانگر با استفاده از روش ANOVA از رابطه (۵) به دست می‌آید.

$$FIS = \frac{n(A_m^{salt} - A_m)^2 + m(A_m^{non-salt} - A_m)^2}{\frac{\sum_{i=1}^n (A_i^{salt} - A_m^{salt})^2 + \sum_{i=1}^m (A_i^{non-salt} - A_m^{non-salt})^2}{(n-1)(m-1)}} \quad (5)$$

پس از محاسبه امتیاز اهمیت هر نشانگر، نشانگرهای بالاتر از حد آستانه از قبل تعریف شده به عنوان نشانگرهای منتخب وارد الگوریتم طبقه‌بندی می‌شوند.



شکل ۸: مفهوم تحلیل واریانس در انتخاب ویژگی.

به منظور انجام انتخاب ویژگی به روش ANOVA و طبقه‌بندی به روش SVM تعدادی داده آموزش از بافت گنبد نمکی و رسوبات دربرگیرنده با توجه به نشانگر آشفتگی (chaos) انتخاب گردید که در شکل ۹ نشان داده شده است. نقاط به رنگ سبز داده‌های آموزش انتخابی از قسمت گنبد نمکی و نقاط به رنگ آبی نقاط انتخابی از لایه‌بندی اطراف گنبد هستند. پس از تشکیل بردار ویژگی برای هر داده آموزشی از نشانگرهای لرزه‌ای (یک بردار ویژگی برای نشانگرهای خطی و یک بردار ویژگی برای نشانگرهای غیرخطی)، جهت تعیین امتیاز اهمیت هر نشانگر، الگوریتم ANOVA بر روی هر نشانگر اعمال شد و قدرت هر نشانگر برای تفکیک بین دو گروه نمک و غیر نمک به صورت کمی به دست آمد که در شکل ۱۰ برای دو حالت خطی و غیر خطی نشان داده شده است. با توجه به روند تغییر امتیاز اهمیت، تعداد ۵ نشانگر اول در هر حالت (خطی و غیرخطی) به عنوان نشانگرهای منتخب برای طبقه‌بندی استفاده شد. همانطور که مشاهده می‌شود، تقریباً نشانگرهای انتخاب شده و ترتیب آن‌ها به غیر از یک مورد، در بقیه موارد در دو حالت خطی و غیر خطی یکسان هستند.

برای آموزش ماشین بردار پشتیبان جهت طبقه‌بندی نشانگرها و تعیین هندسه گنبد نمکی، بردار ویژگی داده‌های آموزشی با توجه به مرحله

صفحه‌های تشکیل دهنده حاشیه عبوری از بردارهای پشتیبان و موازی ابرصفحه را با روابط $\mathbf{w}^T \mathbf{x} - b = \pm 1$ به صورت ریاضی نشان داد که $\mathbf{w}$ بردار نرمال صفحه و $\frac{b}{\|\mathbf{w}\|}$ فاصله عمودی ابرصفحه از مبدا مختصات است. فاصله میان دو صفحه حاشیه برابر با $\frac{2}{\|\mathbf{w}\|}$ است که طبق الگوریتم SVM مقدار $\mathbf{w}$ و b باید به گونه‌ای تعیین شود تا فاصله حاشیه به بیشینه‌ترین مقدار خود برسد. الگوریتم برنامه‌ریزی غیرخطی (nonlinear programming) برای تعیین مقادیر بهینه $\mathbf{w}$ و b در روش SVM استفاده می‌شود (Hu et al., 2022).

در هر فرایند تصمیم‌گیری و طبقه‌بندی بر مبنای ویژگی‌های اندازه‌گیری شده، معمولاً تمام ویژگی‌های اندازه‌گیری شده کاربردی نیستند، به عنوان مثال در شناسایی گنبد نمکی با استفاده از نشانگرهای حاصل از روش GLCM، الزاماً استفاده از تمام نشانگرهای محاسبه شده از داده لرزه‌ای منتج به نتیجه‌ی بهتر نخواهد شد. هر نشانگر لرزه‌ای دارای عدم قطعیت ناشی از عوامل مختلف (نظیر حضور نوفه، خطاهای پردازش داده‌های لرزه‌ای و محدودیت‌های عملیات لرزه‌نگاری) است که می‌تواند باعث افزایش عدم قطعیت در نتیجه تحلیل چندنشانگری و ترکیب آن‌ها شود. همچنین نشانگرهای مختلف می‌توانند اطلاعات یکسانی در مورد هدف تولید نمایند که باعث پیش‌سدر (bias) نتایج به سمت داده‌های تکراری نسبت به اطلاعات تکراری شود. به همین دلیل، در هر فرایند تحلیل چند نشانگری، انتخاب زیرمجموعه‌ای از نشانگرها تحت عنوان انتخاب ویژگی بسیار با اهمیت و اجتناب ناپذیر است (Jović et al., 2015).

۴-۱ روش تحلیل واریانس برای انتخاب ویژگی

بزرگترین چالش در مبحث یادگیری ماشین، انتخاب بهترین ویژگی‌ها از میان تمام ویژگی‌های اندازه‌گیری شده برای آموزش مدل است. ویژگی‌های انتخاب شده، نایستگی بین خودشان همبستگی داشته باشند و در عین حال این ویژگی‌ها باید به شدت به متغیر هدف وابسته باشند. در این مقاله، روش تحلیل واریانس (ANOVA) برای انتخاب نشانگرها استفاده شده است که وابستگی بین نشانگرها و متغیر هدف را آشکار می‌کند و آن دسته از نشانگرهای بافتی مبتنی بر GLCM انتخاب می‌شوند که به شدت به متغیر هدف وابسته هستند.

شکل ۸ مفهوم تحلیل واریانس در انتخاب ویژگی را شرح می‌دهد. اگر هدف تعیین ارجحیت بین ویژگی ۱ و ۲ برای انجام طبقه‌بندی دو گروه A و B باشد، واضح است که به دو دلیل زیر ویژگی ۱ نسبت به ویژگی ۲ دارای برتری است.

دلیل ۱: در ویژگی ۱ دو گروه A و B از یکدیگر فاصله بیشتری دارند و این در زبان ریاضی به معنی فاصله بیشتر میانگین دو گروه از یکدیگر در ویژگی ۱ نسبت به ویژگی ۲ است (فاصله بین گروهی).

دلیل ۲: در ویژگی ۱ دو گروه A و B متراکم‌تر از ویژگی ۲ هستند و این در زبان ریاضی به معنی واریانس کمتر هر گروه در ویژگی ۱ نسبت به ویژگی ۲ است (فاصله درون گروهی).

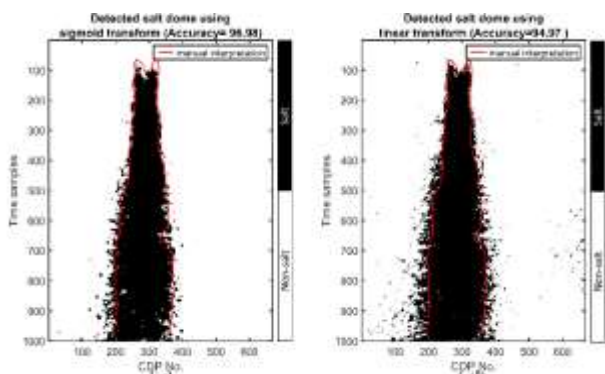
بنابراین، معیار $\frac{\text{فاصله بین گروهی}}{\text{فاصله درون گروهی}}$ می‌تواند در تعیین ارجحیت ویژگی‌ها در طبقه‌بندی مورد استفاده قرار بگیرد. مقدار بالاتر این معیار به معنی توانمندی بیشتر ویژگی برای تفکیک گروه‌ها از یکدیگر است

نشریه پژوهش‌های ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۱۰، شماره ۲، ۱۴۰۳.

استفاده قرار گرفت که در آن، پس از به دست آوردن مدل دودویی حاصل از طبقه‌بندی، پیکسل‌های نظیر به نظیر با پیکسل‌های مدل دودویی تفسیر دستی مقایسه می‌شود و تعداد پیکسل‌هایی که در روش نسبت به مدل واقعی به درستی تشخیص داده شده‌اند (*True Pixel*)، شمارش خواهد شد و با استفاده از رابطه (۶) و محاسبه نسبت تعداد پیکسل‌های درست تخمین زده شده به تعداد کل پیکسل‌ها (*Total Pixel*)، مقدار دقت روش به صورت کمی محاسبه می‌شود.

$$\text{Accuracy of Model} = \frac{\text{True Pixel}}{\text{Total Pixel}} \times 100 \quad (6)$$

دقت محاسبه شده با توجه به رابطه (۶) در تعیین هندسه گنبد نمکی با استفاده از نشانگرهای *GLCM* حاصل از تبدیل خطی به مقیاس خاکستری ۹۴،۹۷ می‌باشد، در حالی که دقت در تعیین هندسه گنبد نمکی با استفاده از نشانگرهای *GLCM* حاصل از تبدیل غیرخطی به مقیاس خاکستری به ۹۶،۹۸ افزایش یافته است و این موضوع نشان می‌دهد نتیجه به دست آمده به تفسیر دستی نزدیک‌تر است و نشانگرهای غیرخطی نسبت به نشانگرهای خطی برای تعیین هندسه گنبد نمکی بهتر هستند.

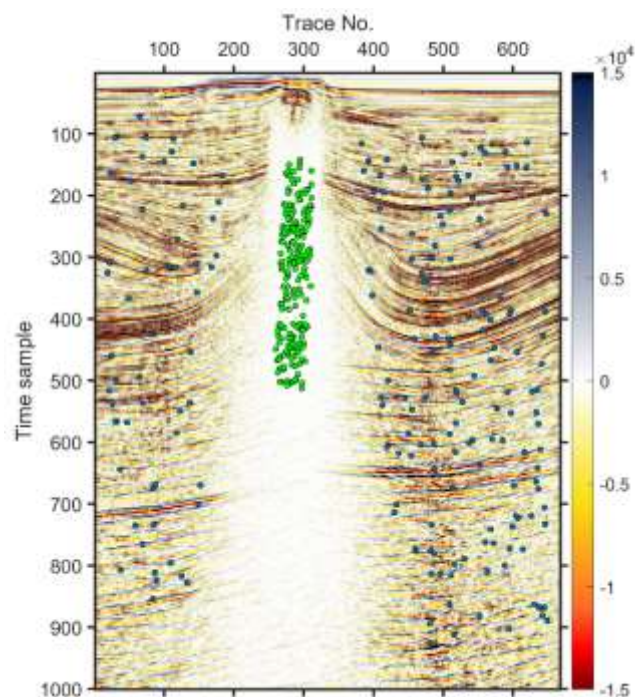


شکل ۱۱: نتایج به دست آمده از قطعه‌بندی تصویر از دو روش تبدیل به مقیاس خاکستری خطی و غیرخطی

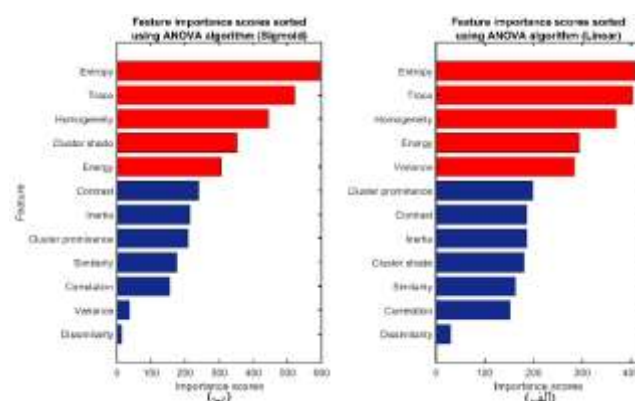
۵- نتیجه‌گیری

هدف این مقاله بهبود نشانگرهای بافتی مبتنی بر ماتریس *GLCM* با استفاده از تبدیل غیرخطی سیگموئید به مقیاس خاکستری و تاثیر آن در تعیین ژئوبادی گنبد نمکی با استفاده از طبقه‌بندی نشانگرهای بافتی است. بررسی رویدادهای بازتابی در دیواره‌های جانبی و کف گنبد نمکی نشان داد که دامنه این رویدادها به دلیل خواص ذاتی نمک در بخش میانی هیستوگرام دامنه داده لرزه‌ای قرار می‌گیرد. این رویدادها در تصویر مقیاس خاکستری حاصل از تبدیل خطی به دلیل حفظ توزیع دامنه در هیستوگرام اولیه از وضوح مناسبی برخوردار نیستند. نتایج به دست آمده نشان داد که استفاده از تابع غیرخطی سیگموئید برای تبدیل داده‌های لرزه‌ای به مقیاس خاکستری به دلیل اختصاص سطوح خاکستری بیشتر به دامنه‌های میانی در هیستوگرام اولیه داده لرزه‌ای سبب افزایش وضوح رویدادهای بازتابی در اطراف گنبد نمکی شده است و به همین دلیل

انتخاب نشانگرها اصلاح شد و آموزش الگوریتم *SVM* توسط جعبه‌ابزار *classification learner* انجام شد. دقت آموزش در تبدیل خطی ۹۹،۸ و در تبدیل غیرخطی ۱۰۰ درصد به دست آمد. در مرحله بعد، ماشین بردار پشتیبان آموزش دیده شده جهت طبقه‌بندی نشانگرهای انتخاب شده و تعیین هندسه گنبد نمکی بر روی کل داده‌های اعمال شد که نتیجه آن در شکل ۱۱ نشان داده شده است. مرز مشخص شده با خط قرمز، مرز گنبد نمکی است که از میانگین تفسیر دستی توسط سه مفسر حرفه‌ای به دست آمده است. با مشاهده کیفی شکل می‌توان دید که نتیجه طبقه‌بندی نشانگرهای غیر خطی نسبت به نتیجه نشانگرهای خطی به تفسیر دستی میانگین نزدیک‌تر است.



شکل ۹: داده آموزش انتخابی از داده لرزه‌ای، نقاط با رنگ سبز نقاط انتخابی از گنبد نمکی و نقاط آبی نقاط انتخابی از لایه‌بندی اطراف.



شکل ۱۰: امتیازدهی ویژگی‌ها توسط روش ANOVA.

به منظور مقایسه کمی نتایج، روش مقایسه پیکسل به پیکسل مورد

- Haralick, R.M., Shanmugam, K., Dinstein, I.H., 1973. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, 610-621. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314>
- Hosseini-Fard, E., Roshandel-Kahoo, A., Soleimani-Monfared, M., Khayer, K., Ahmadi-Fard, A.R., 2022. Automatic seismic image segmentation by introducing a novel strategy in histogram of oriented gradients. *Journal of Petroleum Science and Engineering* 209, 109971. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109971>
- Hu, J., Zhou, T., Ma, S., Yang, D., Guo, M., Huang, P., 2022. Rock mass classification prediction model using heuristic algorithms and support vector machines: a case study of Chambishi copper mine. *Scientific Reports* 12, 928. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-05027-y>
- Humeau-Heurtier, A., 2019. Texture feature extraction methods: A survey. *IEEE access* 7, 8975-9000. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2890743>
- Iske, A., Randen, T., 2005. *Mathematical methods and modelling in hydrocarbon exploration and production*. Springer.
- Jović, A., Brkić, K., Bogunović, N., 2015. A review of feature selection methods with applications. 38th international convention on information and communication technology, electronics and microelectronics (MIPRO), 1200-1205. <https://doi.org/10.1109/MIPRO.2015.7160458>
- Kalaneh, S., Ghaemi, F., Mousavi-Harami, S.R., Mohajer Soltani, H., 2023. Origin of the Gharnyaregh and Neftelijeh mud volcanoes in Gorgan plain, Iran. *Iranian Journal of Geophysics* 17, 238-243. <https://doi.org/10.30499/IJG.2022.346702.1435>
- Kearey, P., Brooks, M., Hill, I., 2002. *An introduction to geophysical exploration*. John Wiley & Sons.
- Khayer, K., Hosseini Fard, E., Roshandel Kahoo, A., Soleimani Monfared, M., Ahmadyfard, A., 2022a. Integration of feature extraction, attribute combination and image segmentation for object delineation on seismic images. *Acta Geophysica* 71, 275-292. <https://doi.org/10.1007/s11600-022-00921-5>
- Khayer, K., Roshandel-Kahoo, A., Soleimani-Monfared, M., Kavooosi, K., 2022b. Combination of seismic attributes using graph-based methods to identify the salt dome boundary. *Journal of Petroleum Science and Engineering* 215, 110625. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2022.110625>
- Khayer, K., Roshandel Kahoo, A., Soleimani Monfared, M., Tokhmechi, B., Kavousi, K., 2022c. Target-Oriented Fusion of Attributes in Data Level for Salt Dome Geobody Delineation in Seismic Data. *Natural Resources Research* 31, 2461-2481.
- امکان تفکیک بیشتر بین گنبد نمکی و رویدادهای بازتابی در اطراف آن در تبدیل غیرخطی نسبت به تبدیل خطی فراهم شد. همچنین مقایسه نشانگرهای بافتی مبتنی بر ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری حاصل از تصویر مقیاس خاکستری به روش غیرخطی با روش خطی بهبود چشم‌گیری در نتایج را نشان داد. این بهبود در نشانگرهای بافتی، افزایش دقت در تعیین ژئوبادی گنبد نمکی در حدود ۲ درصد به کمک طبقه‌بندی نشانگرهای بافتی را به همراه داشت. بنابراین، می‌توان از نشانگرهای بهبود یافته به عنوان جایگزین نشانگرهای بافتی متداول استفاده کرد.
- ## ۶-منابع
- Amin, A., Deriche, M., Shafiq, M.A., Wang, Z., AlRegib, G., 2017. Automated salt-dome detection using an attribute ranking framework with a dictionary-based classifier. *Interpretation* 5, SJ61-SJ79. <https://doi.org/10.1190/INT-2016-0084.1>
- Anyiam, U.O., Uzuegbu, E., 2020. 3D seismic attribute-assisted stratigraphic framework and depositional setting characterization of frontier Miocene to Pliocene aged Agbada Formation reservoirs, deep offshore Niger Delta Basin. *Marine and Petroleum Geology* 122, 104636. <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2020.104636>
- Berthelot, A., Solberg, A.H., Morisbak, E., Gelius, L.J., 2011. Salt diapirs without well defined boundaries—a feasibility study of semi- automatic detection. *Geophysical Prospecting* 59, 682-696. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2478.2011.00950.x>
- Chopra, S., Marfurt, K.J., 2007. *Seismic attributes for prospect identification and reservoir characterization*. Society of Exploration Geophysicists.
- Di, H., Gao, D., 2017. Nonlinear gray-level co-occurrence matrix texture analysis for improved seismic facies interpretation. *Interpretation* 5, SJ31-SJ40. <https://doi.org/10.1190/INT-2016-0214.1>
- Eichkitz, C.G., Amtmann, J., Schreilechner, M.G., 2013. Calculation of grey level co-occurrence matrix-based seismic attributes in three dimensions. *Computers & Geosciences* 60, 176-183. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2013.07.006>
- Farrokhnia, F., Kahoo, A.R., 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. <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2018.09.018>
- Gunn, S.R., 1998. Support vector machines for classification and regression. *ISIS technical report* 14, 5-16.

<https://doi.org/10.1007/s11053-022-10086-z>

Naganaidu, D., Khalid, Z.M., 2023. ANOVA Assisted Variable Selection in High-dimensional Multicategory Response Data. *Statistics* 11, 92-100.
<https://doi.org/10.13189/ms.2023.110110>

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

Soltani, P., Roshandel Kahoo, A., Hasanpour, H., 2023, Proposing new seismic texture attributes based on novel gray level matrix with application to salt dome detection. *Journal of Applied Geophysics* 218, 105214.
<https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2023.105214>

Tavakolizadeh, N., Bagheri, M., 2022. Multi-attribute Selection for Salt Dome Detection Based on SVM and MLP Machine Learning Techniques. *Natural Resources Research* 31, 353-370.
<https://doi.org/10.1007/s11053-021-09973-8>

Zwanenburg, A., Leger, S., Vallières, M., Löck, S., 2016. Image biomarker standardisation initiative reference manual. *arXiv preprint arXiv:1612.07003*.
<https://doi.org/10.1148/radiol.2020191145>