

بهبود شناسایی کانال مدفون، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و نشانگرهای لرزه‌ای

علیرضا غضنفری بروجنی^۱، عبدالرحیم جواهریان^{۲*}، مجتبی صدیق عربانی^۳

۱- کارشناسی ارشد مهندسی اکتشاف نفت؛ دانشکده مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

۲- استاد بازنشسته موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران و استاد دانشکده مهندسی نفت دانشگاه صنعتی امیرکبیر

۳- کارشناسی ارشد و رییس بخش تفسیر لرزه‌ای؛ مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران

*javaherian@aut.ac.ir

دریافت دی ۱۳۹۶، پذیرش شهریور ۱۳۹۷

چکیده

کانال‌ها یکی از مهمترین پدیده‌های مورفولوژیک چینه‌ای به حساب می‌آیند. اگر کانال‌ها در موقعیت مناسبی مانند محصور شدن در یک فضای ناتراوا قرار گیرند، می‌توانند مکان مناسبی جهت تجمع هیدروکربن باشند؛ از این جهت شناسایی کانال‌ها دارای اهمیت می‌باشد. ابزارهای متفاوتی مانند فیلترها، نشانگرهای لرزه‌ای، شبکه‌های عصبی مصنوعی و نشانگرهای چندگانه، در این راستا نقش مهمی ایفا کرده‌اند. در این مقاله از مکعب هدایت شیب، فیلتر شیب میانه، فیلتر انتشار و فیلتر بهبود گسل یا لبه استفاده شده است. همچنین ابتدا به بررسی نشانگرهای لرزه‌ای متفاوتی مانند نشانگر تشابه، بافت، تجزیه طیفی، انرژی و شیب قطبی پرداخته شده است. سپس با شناسایی نشانگرهای مناسب، کار شناسایی کانال‌ها بر روی داده لرزه‌ای واقعی F3 از قسمت هلندی دریای شمال، صورت گرفته است. برای شناسایی و آشکارسازی کانال موجود در داده واقعی، از روش ترکیب نشانگرهای لرزه‌ای توسط شبکه‌های عصبی نظارت شده پرسپترون چندلایه و ایجاد نشانگرهای چندگانه، و مجدداً ترکیب نشانگرهای چندگانه ایجاد شده در طول کانال و استفاده از نقاط تفسیر کانالی متفاوت، به جهت حذف تاثیر تغییرات رخساره در شناسایی کانال، استفاده شده است. از جمله مزایا و دلایل استفاده از این نوع شبکه عصبی (نظارت شده)، که باعث افزایش تاثیرگذاری شبکه عصبی و بهبود نتیجه شده است، توانایی آموزش شبکه با تعیین نقاط کانال و غیرکانال بوده است که در این مقاله از آن استفاده گردیده است. در نهایت، با بکارگیری روش‌های ذکر شده، شناسایی کانال مورد بررسی در داده لرزه‌ای فوق بهبود یافته است، و کانال با کیفیت مناسبی در تمام طول آن آشکارسازی و استخراج شده است.

کلیدواژه: شناسایی کانال‌ها، نشانگرهای لرزه‌ای، شبکه‌های عصبی مصنوعی، نشانگرهای چندگانه

۱- مقدمه

امروزه با محدود شدن اکتشافات نفت و گاز، به علت کشف اکثر مخازن بزرگ هیدروکربنی در سراسر دنیا، و نیاز مبرم به منابع هیدروکربنی، توجه به سمت کشف مخازنی که تا به الان آن‌چنان مورد توجه قرار نگرفته بودند، سوق داده شده است. از جمله این مخازن می‌توان مخازن کانالی رودخانه‌ای را نام برد. این نوع مخازن با توجه به سوابق گذشته آنها، می‌توانند مخازن بزرگ تا کوچکی را شامل شوند. کانال‌ها ساختارهای چینه‌ای می‌باشند که در مقاطع لرزه‌ای حالت V شکل یا U شکل از خود نشان می‌دهند و بر روی لایه‌هایی که قبلاً تشکیل شده‌اند قرار می‌گیرند و بوسیله‌ی رسوباتی پر می‌شوند [۸]. اگر کانال‌ها با ماسه‌سنگ‌های غنی از گاز و نفت پر شوند، و در موقعیت مناسبی قرار گیرند، می‌توانند مکان مناسبی جهت تجمع هیدروکربن باشند. از این جهت شناسایی کانال‌ها دارای اهمیت می‌باشد و بنابراین می‌توان کانال‌های مدفون را به عنوان یک هدف اکتشافی مهم در نظر گرفت [۱۲]. رسوبات داخل کانال می‌توانند خواص متفاوتی نسبت به رسوبات همجوار داشته باشند. علاوه بر آن، این خواص متفاوت ممکن است داخل خود رسوبات کانال نیز مشاهده شود؛ برای نمونه، رسوبات در بخش‌هایی به شکل دانه‌ریز و در بخش‌های دیگر به صورت دانه‌درشت باشند. بنابراین شناسایی تغییرات جانبی رخساره رسوبات داخل کانال نیز حائز اهمیت است [۶]. مخازن کانالی رودخانه‌ای از جمله مخازن هیدروکربنی بسیار مهم در جهان می‌باشند. در آمریکای شمالی [۲۸ و ۷]، دریای شمال [۲]، چین [۲۹]، ونزوئلا و نیجریه [۳۶]، درصد بالایی از نفت تولیدی از ماسه‌سنگ‌های کانال‌های رودخانه‌ای تولید شده است. احتمالاً به طور تقریبی ۳۰ درصد ذخایر نفت در مخازن تخریبی، که خود آنها حدود ۶۰ درصد از تمام مخازن را تشکیل می‌دهند، در توالی‌های رودخانه‌ای یا دلتایی - رودخانه‌ای می‌باشند [۲۷]. به طور کلی، نهشته‌های رودخانه‌ای از نظر جانبی دارای محدودیت بوده، به صورت کمربندهای کشیده هستند. تفاوت‌های قابل توجهی در ریخت‌شناسی کانال‌ها و متعاقباً در هندسه نهشته‌های کانال‌های رودخانه‌ای وجود دارد. بدنه‌های کانالی دارای محدوده گسترده‌ای در ضخامت، عرض، طول و جهت می‌باشند. آنها می‌توانند از هم مجزا باشند و یا دارای ارتباطات داخلی باشند. تمام این موارد و موارد دیگر پیش‌بینی و تعیین این گونه مخازن را نسبت به سایر مخازن دشوارتر ساخته است [۲۷].

نشانگرهای لرزه‌ای اولین بار در اوایل دهه ۱۹۷۰ معرفی شدند؛ نشانگرهای لرزه‌ای امروزه به طور گسترده‌ای برای پیش‌بینی‌های پتروفیزیکی و سنگ شناسی خواص مخزن استفاده می‌شوند [۱۲]. استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای از ابزارهای اصلی در شناسایی کانال‌ها محسوب می‌شود. نشانگرهای لرزه‌ای به صورت کمی و کیفی برای شناسایی و تجزیه و تحلیل ویژگی‌های مختلف پدیده‌های زمین‌شناسی به کار می‌روند، اگرچه آن‌ها به پدیده زمین‌شناسی خاصی حساس نیستند. نشانگرهای لرزه‌ای یک راهنمای قدرتمند در تفسیر لرزه‌ای می‌باشند. نشانگرهای لرزه‌ای به هر پارامتری گفته می‌شود که بتوان آن را به نوعی از داده‌های قبل یا بعد از برانبارش به دست آورد، یا به صورت فضایی به نقشه درآورد. همچنین نشانگرهای لرزه‌ای ابزاری برای آشکارسازی اطلاعات پنهان درون داده‌های لرزه‌ای می‌باشند [۳۱]. تینگدال و دی‌رویج در سال ۲۰۰۵، بیان داشتند که نشانگرهای چند ردلرزه‌ای به شیب ساختاری حساس می‌باشند و توسط به خط کردن اجزا دو ردلرزه با تاخیر زمانی و محاسبه زمان تاخیر با استفاده از روش هدایت شیب، حساسیت آنها را کاهش دادند [۳۳].

محققین زیادی با بررسی تک به تک نشانگرهای لرزه‌ای درصدد شناسایی کانال‌ها بر آمدند؛ از جمله السوکی و همکاران در ۲۰۱۴ از نشانگرهایی مانند همدوسی، دامنه لحظه‌ای و مقاومت صوتی نسبی برای شناسایی کانال‌های رودخانه‌ای در منطقه الوارد در سوریه استفاده کردند [۳]. همچنین ناصر و همکاران در ۲۰۱۴ به دنبال استخراج کانال‌های مخزنی در منطقه میانو^۱، از نشانگرهای لرزه‌ای بر روی داده ۳ بعدی استفاده کردند. آن‌ها بیان داشتند که استفاده از داده‌های ۲ بعدی

¹ Miano

نتایج جالبی را برای شناسایی کانال به همراه ندارد. آن‌ها در مطالعاتشان از نشانگرهای همدوسی، فرکانس، تجزیه طیفی و دامنه لحظه‌ای برای توصیف کانال‌ها و تحلیل هندسی آن‌ها استفاده کردند. همچنین آن‌ها در مطالعاتشان از داده‌های حاصل از چاه‌نگاری نیز استفاده کردند [۲۵].

تصاویر تجزیه طیفی یکی دیگر از نشانگرهای لرزه‌ای هستند که نسبت به تعیین ضخامت کانال حساسیت خوبی از خود نشان می‌دهند. از کارهای صورت گرفته بر روی شناسایی کانال‌ها با استفاده از تصاویر تجزیه طیفی می‌توان به پژوهش وانگ در سال ۲۰۰۶ اشاره نمود که از روش تجزیه طیفی برای تعیین محدوده مخازن هیدروکربنی بهره گرفت [۳۴]. همچنین از جمله افراد دیگری که در این زمینه فعالیت داشته‌اند، می‌توان لیو و مارفورت را نام برد، که از نشانگرهای حاصل از این روش برای شناسایی کانال‌ها در خلیج مکزیک استفاده نمودند [۲۰].

نخستین بار ایده استفاده از نشانگر بافت داده‌های لرزه‌ای توسط لاو و سیمان در ۱۹۸۴، به منظور استخراج الگوی برای ویژگی‌های سیگنال لرزه‌ای معرفی شد [۲۱]. تحقیقات چوپرا و الکسیو در ۲۰۰۶، در تخمین محدوده مخزن هیدروکربنی با استفاده از نشانگر بافت لرزه‌ای، مشکلات را به حداقل رساند و منجر به تخمین صحیح محدوده مخازن هیدروکربنی شد [۱۱]. یونگو و همکاران در ۲۰۱۰، با استفاده از نشانگر بافت لرزه‌ای موفق به تخمین صحیح مخازن هیدروکربنی شدند [۳۸]. تلاش‌های وانگ و همکاران در ۲۰۱۱، منجر به تعیین صحیح پارامترهای نشانگر بافت لرزه‌ای در تشخیص محدوده کانال‌های رسوبی گردید [۳۵].

متوسون در ۲۰۰۸، برای شناسایی کانال‌ها از تبدیل هرم هدایت شونده در مقیاس لرزه‌ای ۳ بعدی استفاده کرد. این روش که از روش‌های پردازش تصویر می‌باشد، تصویر را به جهت و مقیاس‌هایی تجزیه می‌کند [۲۲]. هاشمی و همکاران در سال ۲۰۱۴ از نشانگرهای لرزه‌ای و روش‌های زمین آماری برای مدل سازی رخساره‌ها و شناسایی پیکره‌های کانالی در یکی از میداین جنوب غرب ایران استفاده کردند [۱۹ و ۱۸]. ملداهل و همکاران در ۲۰۰۱، روشی را براساس نشانگرهای لرزه‌ای چندگانه ارائه کردند که امکان تلفیق دانش مفسر را در روش‌های ترکیب نشانگرها، با کاربرد دسته‌بندی یا روش‌های شبکه عصبی فراهم می‌کند [۲۳]. همچنین امین‌زاده و دی‌گروت به بررسی شبکه‌های عصبی مصنوعی و کاربرد نشانگرهای چندگانه در تفسیرهای لرزه‌ای در صنعت نفت پرداختند؛ به طوری که اطلاعات حاصل از نشانگرهای مختلف با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ترکیب شده و نشانگرهای چندگانه با نتایج بهتری حاصل می‌گردد [۴].

کانال‌ها عموماً از لحاظ دیداری تفکیک‌پذیری نزدیک یا کمتر از تفکیک‌پذیری لرزه‌ای دارند و نسبت به پدیده‌های اطرافشان نازک‌تر می‌باشند که باعث مشکل شدن شناسایی آنها گردیده است؛ و در داده‌های لرزه‌ای قدیمی اکثراً غیرقابل مشاهده می‌باشند. این مقاله با هدف شناخت نشانگرهای مناسب برای شناسایی کانال‌های مدفون و همچنین شناسایی کانال‌های مدفون با استفاده از ترکیب نشانگرهای لرزه‌ای توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی و ایجاد نشانگرهای ترکیبی به روشی جدید برای کار بر روی قسمتی از داده لرزه‌ای واقعی F3 مربوط به قسمت هلندی دریای شمال صورت پذیرفته است.

۲- نشانگرهای لرزه‌ای

نشانگرهای لرزه‌ای مقادیر کمی از ویژگی‌های لرزه‌ای می‌باشند. با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای، که توابع ریاضی مشتق شده از داده‌های لرزه‌ای هستند، ویژگی‌های متعدد ذاتی ردلرزه‌ای از نظر کیفی (پیش‌بینی سنگ‌شناسی) و کمی (پیش‌بینی پتروفیزیکی) تجزیه و تحلیل می‌شوند و تجسم‌گرایی تفسیر لرزه‌ای برای شناسایی پدیده‌ها افزایش می‌یابد. بدین ترتیب پدیده‌های زمین‌شناسی به سبب تفاوت در پاسخ لرزه‌ای متفاوت با زمینه‌شان، که بر کیفیت داده‌های لرزه‌ای تاثیر می‌گذارند، با استفاده از نشانگرهای مختلف توصیف روشنی می‌یابند [۲۳].

۲-۱ نشانگر انرژی

انرژی بیانگر میزان یکنواختی بافت در یک بازتاب لرزه‌ای می‌باشد و در تعیین آنومالی‌های دامنه، قدرت بازتاب، تشخیص پیوستگی و هندسه بازتابنده‌ها سودمند است [۳۷]. انرژی در هر نمونه زمانی به عنوان توان دوم دامنه موج لرزه‌ای در یک پنجره زمانی مشخص، که به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود:

$$E = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} f^2(t_0 + i dt)}{N}, \quad (1)$$

که f دامنه‌ی ردلرزه، t_0 حد بالایی بازه، N تعداد نمونه‌ها در بازه و dt فاصله نمونه‌ها می‌باشد [۳۳].

۲-۲ نشانگر تشابه

تشابه^۲ کمیتی است که میزان همانندی اجزاء دو ردلرزه با یکدیگر را تعیین می‌کند که علاوه بر شکل موج به تفاضل دامنه‌ها نیز حساس می‌باشد. مقدار تشابه برای تمامی زوج ردلرزه‌های محتمل در هر نمونه زمانی و در زمان‌های مختلف با فرض این که طول هر دو، N نمونه زمانی باشد بر مبنای فاصله اقلیدسی نرمال شده و مطابق رابطه (۲) بیان می‌گردد:

$$Sim = 1 - \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i)^2} + \sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i)^2}}, \quad (2)$$

که N تعداد نمونه زمانی دو ردلرزه X و Y است. اندازه تشابه مقادیر از صفر (عدم تشابه دو ردلرزه) تا یک (تساوی دو ردلرزه) را به دست می‌دهد [۳۲].

۲-۳ نشانگر شیب قطبی

معمولاً در محیط کانال شیب دیواره‌های کانال با شیب محیط متفاوت می‌باشد. این ویژگی توسط محاسبه شیب در محل هر نمونه لرزه‌ای نمایش داده می‌شود. شیب قطبی، ریشه دوم مجموع مربعات شیب طولی و عرضی است، که شیب‌های مکعب هدایت شیب، در دو جهت عرضی و طولی به شیب حقیقی تبدیل می‌شود [۲۴].

۲-۴ نشانگر تجزیه طیفی

به‌عنوان یک تعریف پایه‌ای، تجزیه طیفی به روش‌هایی که تحلیل زمان - فرکانس پیوسته از داده لرزه‌ای ارائه دهند، اشاره می‌کند. بنابراین داشتن طیف فرکانسی برای هر نمونه زمان از ردلرزه امکانپذیر می‌شود [۹].

روش تبدیل فوریه زمان کوتاه با استفاده از پنجره‌بندی کوچک اجرا می‌شود. اساس کار در این روش براساس انتخاب طول پنجره زمانی است که در آن با انتخاب پنجره گاوسی بهینه و هم‌میخت آن با سیگنال لرزه‌ای تبدیل فوریه در آن پنجره محاسبه می‌شود. در روش STFT طیف زمان - فرکانس با گرفتن تبدیل فوریه روی پنجره‌های زمانی متحرک تهیه می‌شود [۳۰]. طیف دامنه حاصل از تبدیل فوریه یک سیگنال وجود فرکانس‌های مختلف را نشان می‌دهد، اما توزیع زمانی این فرکانس‌ها را در طول زمانی سیگنال نشان نمی‌دهد. پنجره‌بندی سیگنال وابستگی زمانی سیگنال را شامل می‌شود و سپس تبدیل فوریه روی داده‌های پنجره‌بندی شده اجرا می‌شود تا اطلاعات فرکانسی محلی (غالب) را در یک دوره از زمان به

² Similarity

دست دهد. به وسیله انتقال این پنجره زمانی به طور مناسب، محتوای فرکانسی سیگنال استخراج می شود و نمایش دوبعدی از فرکانسها برحسب زمان ایجاد می شود که این نمایش دو بعدی STFT است. به صورت ریاضی STFT در لحظه \dagger و فرکانس S مطابق رابطه (۳) تعریف می شود:

$$STFT_{(\dagger, S)} = \int f(t)g(t - \dagger)e^{-jSt} dt, \quad (3)$$

که $f(t)$ لرزه نگاشت در حوزه زمان، $g(t)$ تابع پنجره و e^{-jSt} کرنل فوریه است. لرزه نگاشت $f(t)$ با ضرب در تابع پنجره $g(t)$ قطعه قطعه می شود. سپس تبدیل فوریه این لرزه نگاشت پنجره بندی شده محاسبه می شود [۱۰]. پنجره از آغاز سیگنال شروع شده و به اندازه طول پنجره جابجا می شود و طیف به دست آمده به مرکز پنجره نسبت داده می شود. این فرآیند با شیفت دادن پنجره در زمان با استفاده از تابع $g(t - \dagger)$ تکرار می شود. به این ترتیب برای هر موقعیت مکانی که مرکز پنجره در آن قرار دارد تبدیل فوریه مختص آن به دست می آید، به طوریکه تبدیل فوریه اطلاعات طیفی از بخش زمانی انتخاب شده از سیگنال را ارائه می دهد که به طور همزمان حاوی اطلاعات زمانی و فرکانسی هستند.

۲-۵ نشانگر بافت

بافت یکی از ویژگی های مهم مورد استفاده در شناسایی اشیا و یا مناطق مورد نظر در یک تصویر می باشد. ویژگی های بافتی حاوی اطلاعات بدست آمده از بلوک های داده های تصویری اطراف منطقه در حال بررسی است. نشانگر بافت لرزه ای ویژگی آماری از ماتریس هم رویداد سطح خاکستری را ارائه می دهد. این ماتریس مشخصه های بافتی را از طریق ماتریس که تصویرکننده روابط یا الگوهای فضایی انباشتگی مجاور است، استخراج می کند. ماتریس هم رویداد سطح خاکستری یک ماتریس دو بعدی می باشد که ستون های این ماتریس بیانگر پاسخ دامنه نقطه مرجع و سطرهای آن، دامنه محل همسایگی است. در الگوریتم این روش، مشخصه های بافتی در موقعیت یک پیکسل به کمک پیکسل های همسایه آن تعیین می شود. در نشانگرهای بافتی مبتنی بر GLCM، مقطع لرزه ای به عنوان یک تصویر در نظر گرفته می شود و مشخصه های بافتی آن استخراج می شود. از ویژگی های آماری ماتریس GLCM می توان به میزان تباین^۳ اشاره کرد. برای استخراج نشانگرهای آماری بایستی ابتدا ماتریس GLCM را مطابق رابطه (۴) به مجموع درایه های آن نرمال نمود:

$$P(i, j) = \frac{G(i, j)}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n G(i, j)}. \quad (4)$$

نشانگر تباین بافت لرزه ای، مقدار تغییرات محلی را که در یک تصویر وجود دارد اندازه گیری می کند و توسط رابطه (۵) بیان می گردد:

$$Contrast = \sum_{i, j=0}^N P_{i, j} (i - j)^2, \quad (5)$$

که i ، j و P به ترتیب تعداد ستون ها، سطرها و درایه های ماتریس احتمال GLCM می باشد. هنگامی که $i = j$ شود، مقدار نشانگر تباین بافت لرزه ای برابر صفر خواهد شد، و نشان می دهد دامنه شبیه به موارد مربوط به همسایگی می باشد، در واقع مقدار نشانگر تباین بافت لرزه ای به صورت نمایی با افزایش مقدار $(i - j)$ افزایش می یابد [۱۱ و ۱۶].

³ Contrast

۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مناسب‌ترین مورد برای تطبیق الگویی، طبقه‌بندی، دسته‌بندی و تخمین در حین آموزش یا یادگیری هستند. هر واحد دارای چندین ورودی است که این ورودی‌ها با هم ترکیب شده و بعد از انجام یک سری عملیات یک خروجی حاصل می‌گردد. واحدهای پردازشی در لایه‌های مختلف قرار می‌گیرند، به‌طوری‌که ورودی‌های شبکه در لایه ورودی و خروجی‌ها در لایه خروجی ایجاد می‌شوند. به جز لایه ورودی، سایر لایه‌ها بر روی داده‌ها کار پردازشی انجام می‌دهند و در نهایت یک خروجی خواهند داشت. در میان لایه‌های ورودی و خروجی، لایه‌های دیگر قرار می‌گیرند که به آنها لایه‌های میانی یا لایه‌های پنهان گفته می‌شود. این گره‌ها قابلیت یادگیری، به‌خاطر سپاری و تعمیم از یک مجموعه داده آموزشی یا نقاط بنیادی را دارند [۵].

عمومی‌ترین و پرکاربردترین مدل شبکه عصبی مصنوعی، پرسپترون چند لایه‌ای^۴ است. ساده‌ترین شکل آن سه لایه‌ای است که شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی می‌باشد. جریان داده بین لایه‌ها پیشخور است که تمامی اطلاعات از چپ به راست جریان دارد و MLPs روی مجموعه داده نمونه، آموزش داده می‌شوند که این در قالب یادگیری نظارت شده است. الگوریتم یادگیری شبکه عصبی پرسپترون چند لایه‌ای، پس انتشار است که به‌طور گسترده‌ای در آموزش این نوع شبکه به‌کار برده می‌شود و سعی بر این دارد که خطا بین نتایج پیش‌بینی شده شبکه و خروجی واقعی را با تعدیل وزن‌های ارتباطی حداقل سازد [۱۳و۵]. در پرسپترون چند لایه‌ای هر نورون در لایه میانی دارای یک یا چند ورودی x_1, \dots, x_n از یک فضای n بعدی و با وزن‌های تجمعی w_1, \dots, w_n و یک خروجی $w_{i(x)}$ است که به آن سطح فعال‌سازی گفته می‌شود. سطح فعال‌سازی از ورودی‌های گره در دو مرحله ساده به دست می‌آید:

۱. ورودی شبکه مربوط به گره x_s ، که از مجموع حاصل‌ضرب ورودی‌ها در وزن‌های مربوطه مطابق رابطه (۶) محاسبه می‌شود:

$$x_s = w_1 * x_1 + w_2 * x_2 + \dots + w_n * x_n \quad (6)$$

در این مورد، چنانچه مجموع وزن‌دار شده سیگنال‌های ورودی به نورون از یک مقدار حد آستانه تجاوز کند، نورون فعال خواهد شد.

۲. سطح فعال‌سازی با گذراندن ورودی شبکه از یک تابع فعال‌سازی یا انتقال محاسبه می‌شود. معمول‌ترین تابع، تابع سیگموئید با ضابطه زیر که عبارت است از:

$$\{i(x)\} = \frac{1}{(1 + \exp(-x_s))} \quad (7)$$

فرآیند فعال‌سازی تعیین می‌کند که نورون مصنوعی باید برانگیخته شود یا خیر. در اکثر موارد، برانگیختگی نورون به مثبت یا منفی بودن ورودی تابع فعال‌سازی بستگی دارد [۵]. گره‌ها در لایه ورودی، درجایی‌که ورودی شبکه از تابع فعال‌سازی می‌گذرد، به‌راحتی اطلاعات را به لایه پنهان عبور می‌دهند. خروجی نهایی از مجموع حاصل‌ضرب تمام خروجی‌های گره‌های لایه‌های پنهان در وزن‌های مربوطه مطابق رابطه (۸) محاسبه می‌شود:

⁴ Multi-Layer Perceptron (MLP)

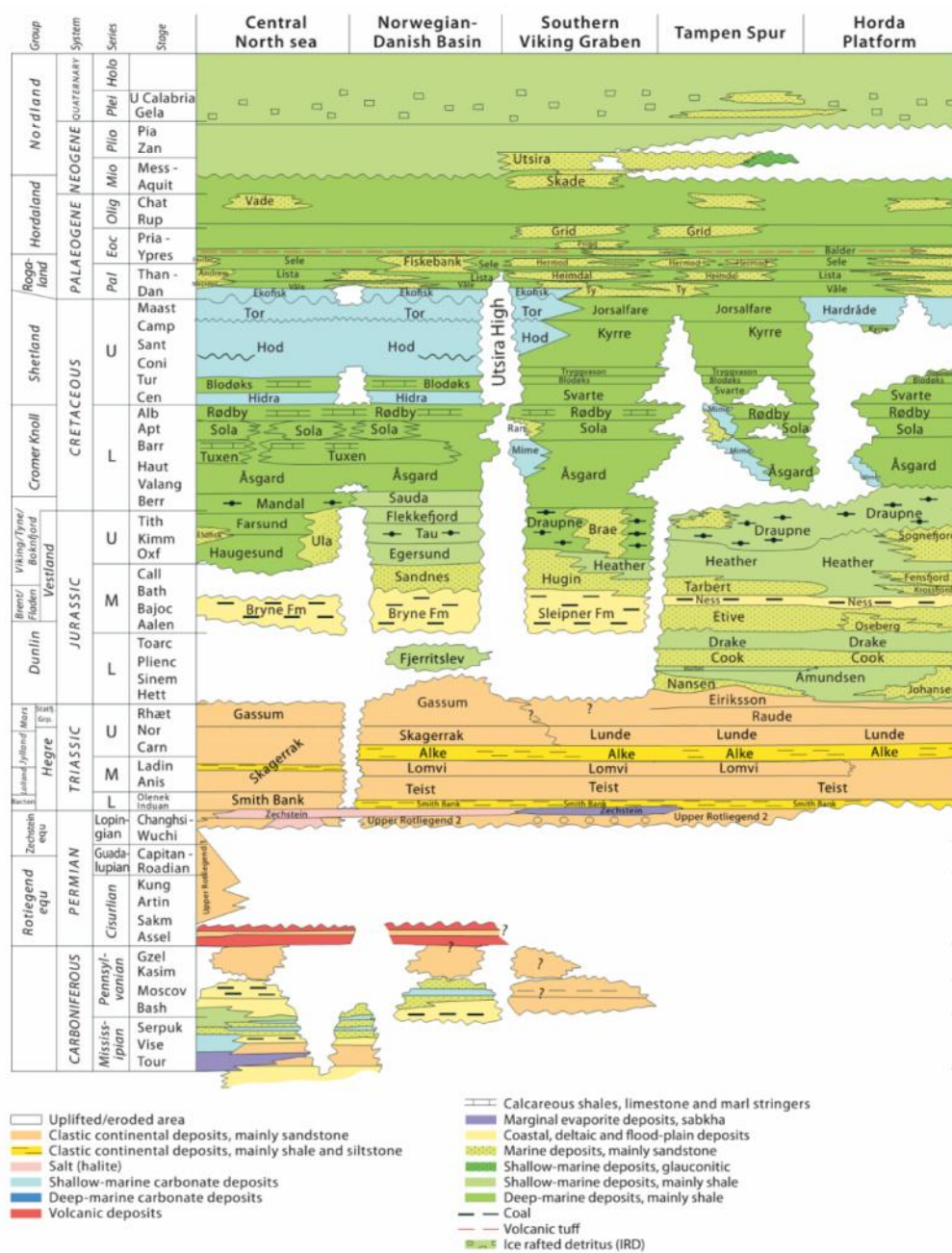
$$g_{i(x)} = \sum_{j=1}^n w_{ji} \{i(x) + w_{ji}, j = 1, \dots, n'\}, \quad (8)$$

که w_{ji} مقدار وزن مربوط به هر گره در لایه میانی در نگاشت به لایه خروجی با یک فضای n' بعدی است. اطلاعات یک شبکه عصبی مصنوعی در وزن‌های گره‌ها خلاصه می‌شود. یکی از شاخصه‌های اصلی شبکه‌های پرسپترون چند لایه‌ای این است که توانایی یادگیری از روی نمونه‌ها را دارند [۴].

۴- معرفی داده

F3 یک بلوک در بخش هلندی دریای شمال می‌باشد. این بلوک توسط لرزه‌نگاری ۳ بعدی، برای اکتشاف نفت و گاز در طبقات ژوراسیک بالایی - کرتاسه پایینی، پوشش داده شده است. ۱۲۰۰ میلی‌ثانیه بالایی از این داده شامل خطوط بازتابی متعلق به میوسن، پلیوسن و پلیستوسن می‌باشد. در مقیاس بزرگ لایه‌بندی زیگزاگی به وضوح نمایان است و متشکل از رسوبات یک سیستم بزرگ رودخانه‌ای- دلتایی است که بخش بزرگ زهکشی شده از منطقه دریای بالتیک است. داده سه بعدی این منطقه نسبتاً نویزی می‌باشد [۲۶]. از لحاظ زمین‌شناسی، بلوک F3 عمدتاً بالای فروافتادگی یا گودال مرکزی هلند، به عنوان یکی از حوضه‌های بزرگ ریفتی کیمرین در قسمت شمالی دریای هلند، و بخشی از عناصر ساختمانی سیستم ریفتی مزوزویک قسمت جنوبی دریای شمال، واقع شده است [۱۴]. در طی بازه زمانی دوره پلیوسن، شرایط دلتایی که از محیط رودخانه‌ای تا منطقه جزر و مدی تشکیل شده، بر دریای شمال حاکم بوده است. این چرخه از ساختار کلینو فرم (یک عارضه زیرآبی شبیه یا متناظر با شیب قاره اقیانوس‌ها یا لایه‌های جلویی یک دلتا) کلاسیک پیش رونده به سمت حوضه تشکیل شده است. تفاسیر نشان می‌دهد که این بخش (شامل سازندهای گروه گچی، دریای شمال پایینی و میانی) از سه سکانس رده سوم تشکیل شده است. این سکانس‌ها به دنبال گسترده شدن یک سیستم بزرگ مقیاس رودخانه‌ای - دلتایی (دلتای اریدانوس) که در اواخر سنوزویک شمال غربی اروپا را تحت سلطه خود قرار داده بود، تشکیل شده‌اند. این سیستم زهکشی در طول الیگوسن آغاز شده، که همزمان با آن سپر اسکاندیناوی در حال بالآمدگی بوده است. نرخ بالآمدگی در طول اواخر میوسن و اوایل پلیوسن افزایش یافته است. بر اثر بالآمدگی اواخر میوسن، جریان بار رسوبات شدت یافته و مناطق دور از ساحل بخش هلندی در این دوره پر شده است. افزایش بار رسوبات منجر به یک تفاوت بار رسوبی در سراسر منطقه شده است. در نتیجه، نمک مدفون پرمین شروع به حرکت کرده و چندین ناپیوستگی محلی زیر خط گنبد نمکی تشکیل شد [۱۷]. در شکل شماره ۱، ستون سنگ چینه‌ای مربوط به دریای شمال نمایش داده شده است.

شماره خطوط طولی لرزه‌ای بلوک F3 از ۱۰۰ تا ۷۵۰ و خطوط عرضی لرزه‌ای از ۳۰۰ تا ۱۲۵۰ می‌باشد. محدوده زمانی برداشت این داده از ۰ تا ۱۸۴۸ میلی‌ثانیه با نرخ برداشت ۴ میلی‌ثانیه است. ابعاد برداشت این بلوک در اندازه ۲۴*۱۶ کیلومتر و به مساحت ۳۸۶,۹۳ کیلومتر مربع می‌باشد [۲۶].



شکل ۱- ستون سنگ‌چینه‌شناسی مربوط به دریای شمال [۱۵].

۵- معرفی روش کار و شناسایی کانال

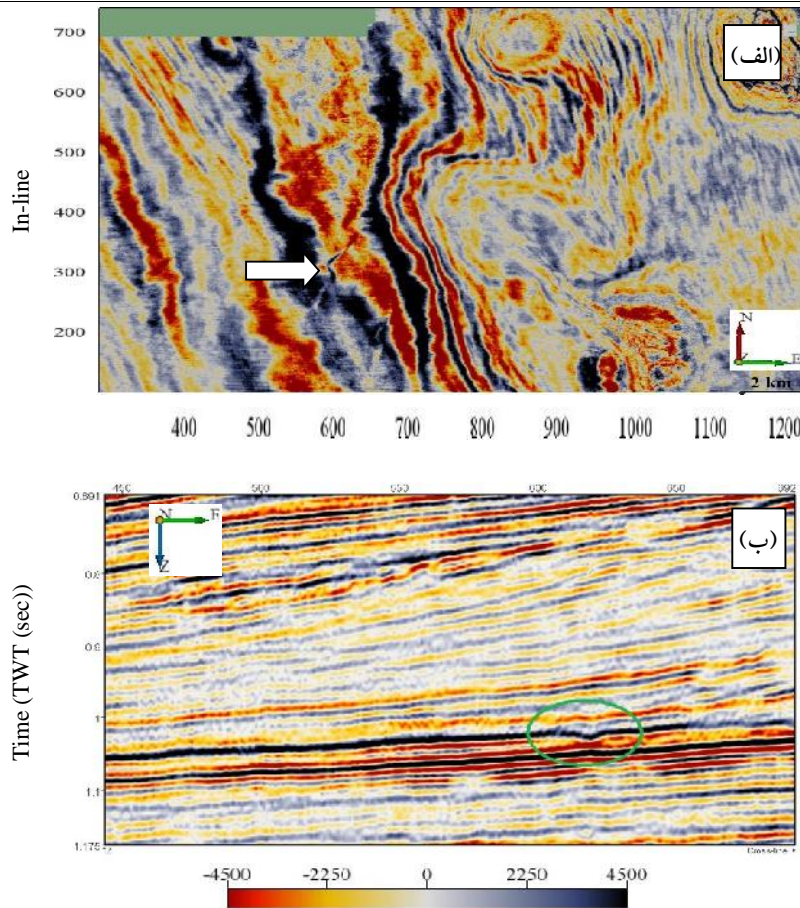
انتخاب نشانگرهای مناسب و مرتبط در استفاده از شبکه عصبی از اهمیت بسزایی برخوردار است. در این مقاله سعی شده تا با استفاده از انتخاب ورودی‌های مناسب و شبکه‌های عصبی مصنوعی، از یک شبکه موثر و کارآمد در شناسایی کانال‌های رودخانه‌ای بهره‌بردار. در ابتدا بر روی داده مورد بررسی فیلترهای لازم، شامل فیلترهای شیب میانه، انتشار و بهبود لبه یا گسل اعمال گردید تا کیفیت داده بهبود یابد و از میزان نوفه داده کاسته شود. سپس نشانگرهای مناسب با متغیرهای بهینه برای شناسایی کانال تهیه و محاسبه گردید طبق بررسی‌های کلی، رسوبات داخل کانال با هم متفاوت می‌باشند و این گونه نمی‌باشد

که از ابتدا تا انتهای کانال، تنها یک رخساره یا یکسری رسوبات وجود داشته باشد. این امر باعث پیچیده شدن بررسی‌ها شد و باعث شد تا نتوان با یک بار استفاده از شبکه عصبی در طول کانال به نتایج مطلوب و دلخواه رسید. پس برای کسب نتایج مطلوب از شیوه‌ای جدید استفاده گردید. در این قسمت به این دلیل که در کانال رسوبات و رخساره‌ها با رسوبات مجاورش در همان کانال متفاوت می‌باشند، شیوه‌ای جدید در پیش گرفته شد. به این صورت که بر روی همین یک کانال چندین شبکه عصبی در طول کانال تشکیل شد که هر کدام نشانگرهای مربوط به خود و نقاط منتخب کانال و غیرکانال (مربوط به نقاط آموزش شبکه عصبی) مربوط به خود را داشتند. هر کدام از شبکه‌های عصبی ایجاد شده در طول این کانال، باعث بهبود شناسایی قسمتی از کانال گردید. در نتیجه برای بهبود شناسایی کل کانال که دارای رسوبات با جنس متفاوت می‌باشد، از چند شبکه عصبی استفاده گردید تا خروجی‌های مجموع چند شبکه عصبی بتواند به طور کلی و در مجموع نمایش و شناسایی تمام کانال را بهبود دهد. در انتها مکعب‌های لرزه‌ای حاصل از شبکه‌های عصبی ایجاد شده در طول این کانال به عنوان ورودی یک شبکه عصبی جدید در نظر گرفته شدند و تمام نقاط کانالی و غیر کانالی که در طول کانال استخراج شدند، به صورت کلی به عنوان نقاط راهنما در نظر گرفته شدند. در نهایت خروجی این شبکه عصبی نهایی توانست کانال را به صورت موفق و کامل در طول کل مسیر، شناسایی نماید و نمایش دهد [۱]. در شکل ۲، کانال مورد بررسی نمایش داده شده است. در شکل ۳ روند انجام کار بر روی داده، توسط یک طرحواره نمایش داده شده است.

برای افزایش کیفیت داده‌ها، کاهش نویز و بهبود ناپیوستگی‌های لرزه‌ای، فیلترهای جهتدار ساختمانی و تقویت تصویر به کار برده شدند. برای بهبود نتایج نهایی در محاسبات نشانگرها و بهبود شناسایی شیب پدیده‌ها، از مکعب هدایت شیب استفاده گردید. به طور کلی با استفاده از این فیلترها سعی می‌شود نسبت سیگنال به نوفه داده افزایش یابد و پیوستگی بازتاب‌کننده‌ها بیشتر شود. این امر باید به صورتی انجام شود که ناپیوستگی بازتاب‌کننده‌ها در لبه‌های کانال حفظ شود و نیز از ایجاد پدیده‌های مصنوعی جلوگیری شود. در این مطالعه در مرحله فیلتر کردن جهت رسیدن به این اهداف، از فیلترهای شیب میانه، انتشار و بهبود گسل یا لبه استفاده شد.

برای مقایسه توانایی شناسایی کانال‌ها توسط مطالعه نشانگرهای ترکیبی یا نشانگرهای چندگانه در مقابل نشانگرهای منفرد، ابتدا بر روی مکعب لرزه‌ای، مجموعه‌ای از نشانگرهای دارای پتانسیل افزایش توان شناسایی کانال به صورت جداگانه محاسبه شدند. در این مرحله نشانگرهای متفاوتی با توجه به مطالعات صورت گرفته و همچنین سعی و خطا بررسی شدند. مجموعه‌ای از بهترین آن‌ها با پارامترهای خاص خود و با بیشترین کارایی در شناسایی کانال‌ها انتخاب شدند. مجموعه نشانگرهایی که در این بررسی استفاده شده‌اند به طور کلی شامل نشانگرهای انرژی، تشابه، بافت، تجزیه طیفی، شیب قطبی و فرکانس می‌باشند. در جدول شماره ۱، نشانگرهای کلی استفاده شده به همراه متغیرهای اصلی آنها نمایش داده شده‌اند. در شکل‌های ۴ تا ۱۸، نتایج اعمال این نشانگرها در سه برش زمانی متفاوت (زمان‌های محتمل وجود کانال) برای هر نشانگر نمایش داده شده است.

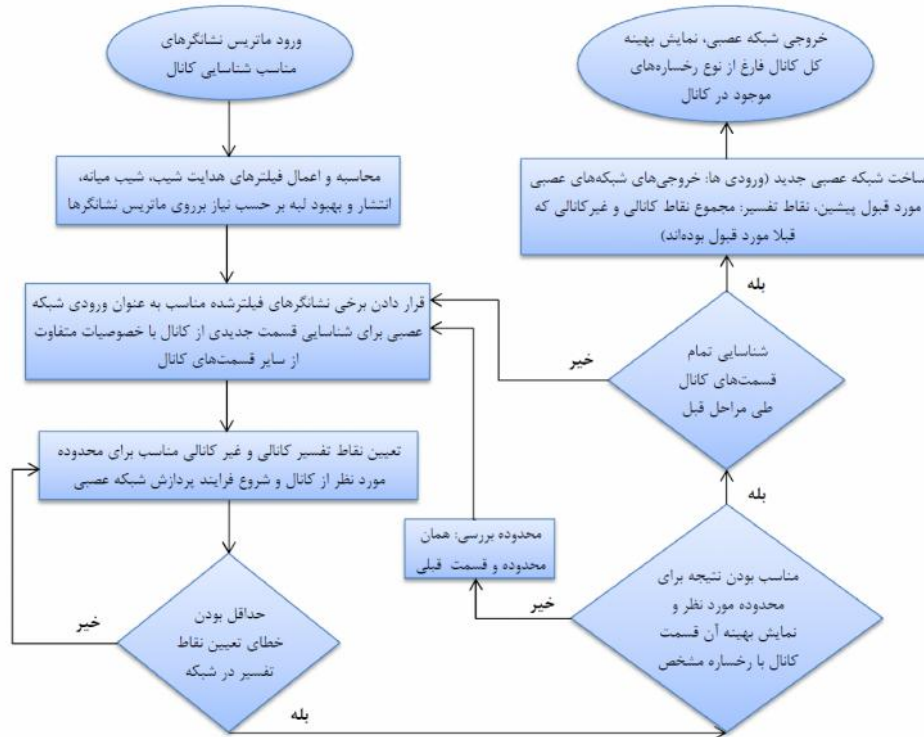
برای نمایش کانال، تعداد ۱۰ شبکه عصبی با ورودی‌های متفاوت و نقاط تفسیر متفاوت در طول کانال ساخته شد. در این قسمت، ۱۰ شبکه عصبی مصنوعی ساخته شده به صورت ورودی برای یک شبکه عصبی جدید قرار گرفتند. در شکل ۱۹ پنجره ساخت این شبکه عصبی مشاهده می‌شود. در شکل ۲۰، نتیجه حاصل از این شبکه عصبی مصنوعی نهایی بر روی برش‌های زمانی مختلف، جهت شناسایی بهتر کانال، مشاهده می‌گردد.



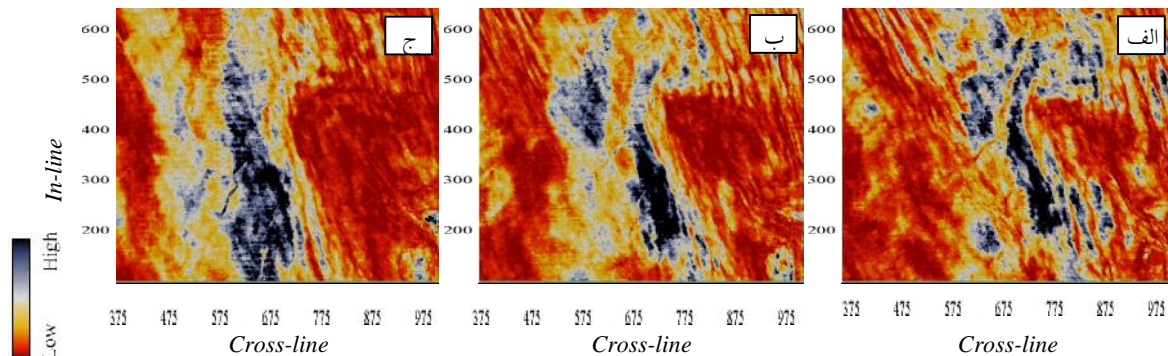
شکل ۲- (الف). برش زمانی در زمان ۱۰۲۸ میلی ثانیه از داده اصلی. نوک پیکان نشان دهنده کانال است. (ب). مقطع لرزه‌ای طولی شماره ۳۲۸ از داده اصلی. بیضی نشان دهنده کانال از تصویر (الف) می‌باشد.

جدول ۱- مجموعه نشانگرهای استفاده شده برای ورودی شبکه‌های عصبی مصنوعی.

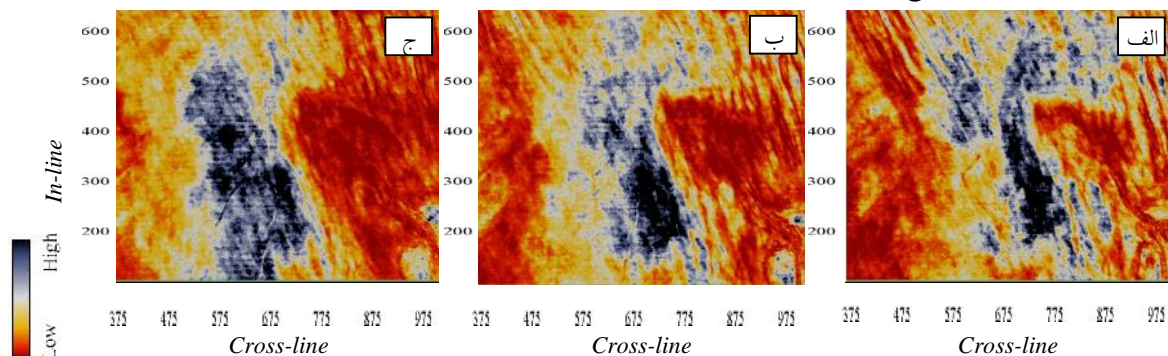
نشانگر	مشخصات
انرژی	بازه [۸۸-]، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده DSDF
	بازه [۲۰،۲۰-]، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده DSDF
تشابه	بازه [۱۲،۱۲-]، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده FEF
	بازه [۳۶،۳۶-]، گسترش کامل، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده FEF و هدایت شیب شده
بافت	بازه [۲۸،۲۸-]، گسترش کامل، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده FEF و هدایت شیب شده
	بازه [۸۸-]، گسترش کامل، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده DSMF و هدایت شیب شده، خروجی کنتراست، GLCM 32*32
تجزیه طیفی	بازه [۴۰،۴۰-]، با فرکانس خروجی ۴۰ هرتز، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده FEF
	بازه [۳۶،۳۶-]، با فرکانس خروجی ۵۰ هرتز، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده FEF
	بازه [۱۶،۱۶-]، با فرکانس خروجی ۵۰ هرتز، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده FEF
	بازه [۲۸،۲۸-]، با فرکانس خروجی ۶۰ هرتز، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده FEF
	بازه [۱۲،۱۲-]، با فرکانس خروجی ۸۰ هرتز، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده DSDF
شیب قطبی	اعمال شده بر مقطع هدایت شیب با جزئیات
فرکانس	فرکانس میانگین: بازه [۳۶،۳۶-]، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده FEF
	مجذور فرکانس میانگین: بازه [۳۶،۳۶-]، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده DSDF
	فرکانس میانه: بازه [۴۸،۴۸-]، اعمال شده بر روی مقطع فیلترخورده FEF



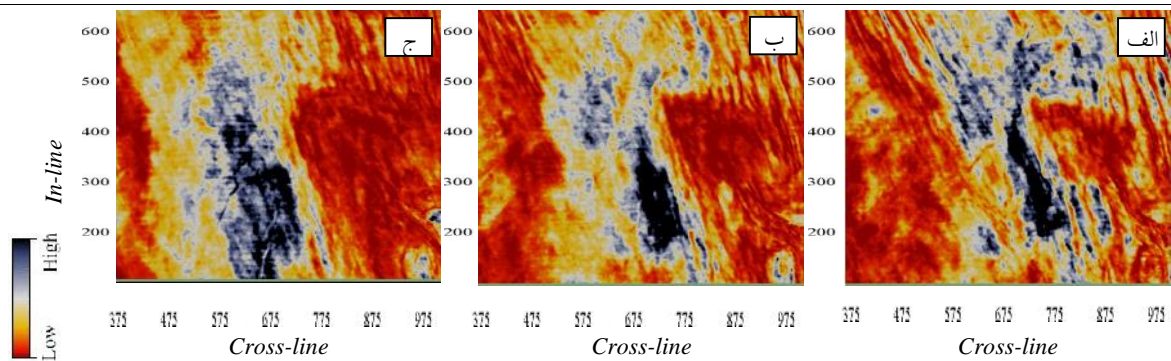
شکل ۳- روند انجام کار بر روی داده لرزه‌ای.



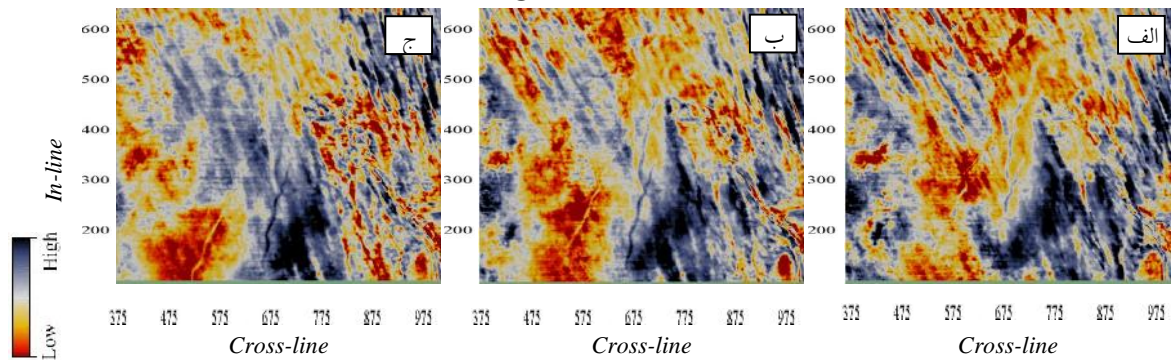
شکل ۴- نشانگر انرژی با بازه زمانی [۸۰۸-]. اعمال شده بر روی مکعب فیلتر شده توسط فیلتر انتشار. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه. مقیاس، هر ۱۰۰ خط طولی یا عرضی لرزه‌ای دارای فاصله ۲۵۰۰ متر می‌باشد.



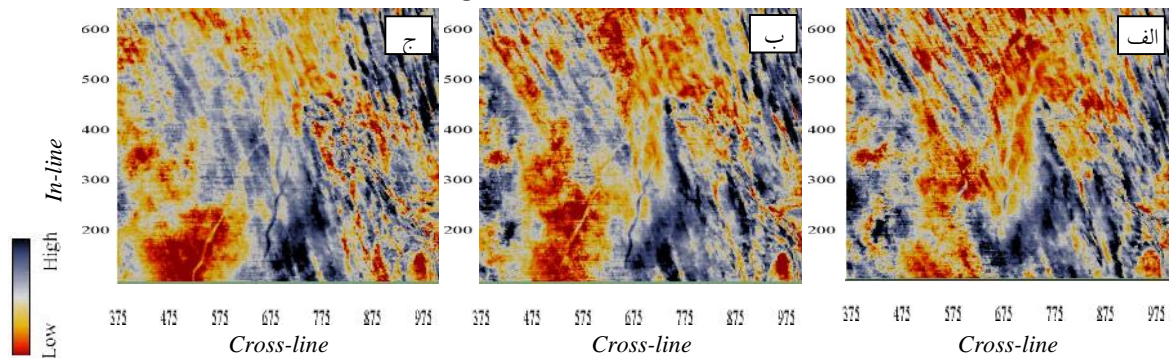
شکل ۵- نشانگر انرژی در بازه زمانی [۲۰،۲۰-]، اعمال شده بر روی مکعب فیلتر شده توسط فیلتر انتشار. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.



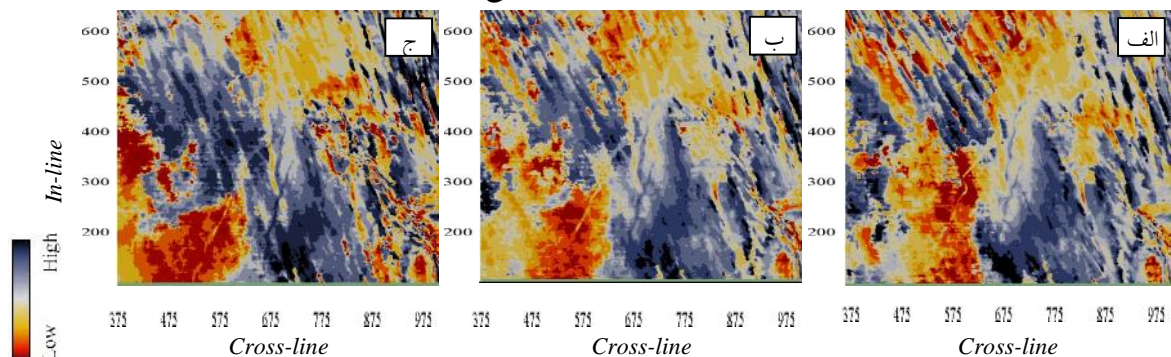
شکل ۶- نشانگر انرژی در بازه زمانی [۱۲،۱۲-]، اعمال شده بر روی مکعب فیلتر شده توسط فیلتر بهبود گسل یا لبه. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.



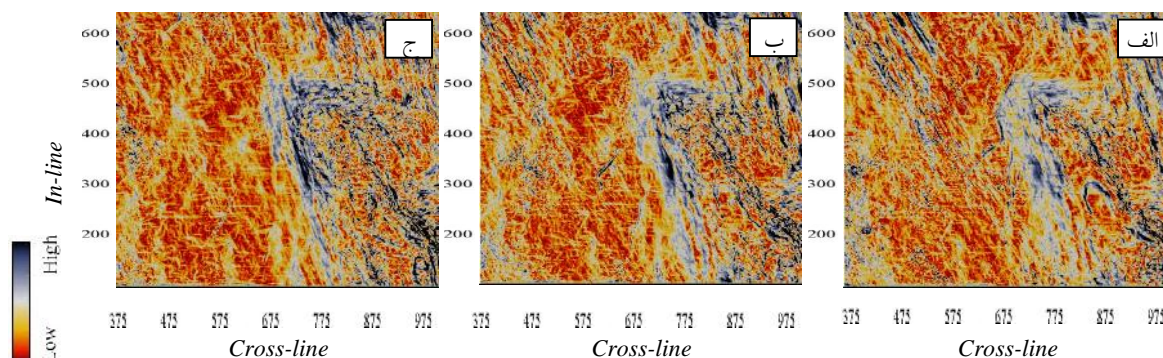
شکل ۷- نشانگر فرکانس میانگین در بازه زمانی [۳۶،۳۶-]، اعمال شده بر روی مکعب فیلتر شده توسط فیلتر بهبود گسل یا لبه. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.



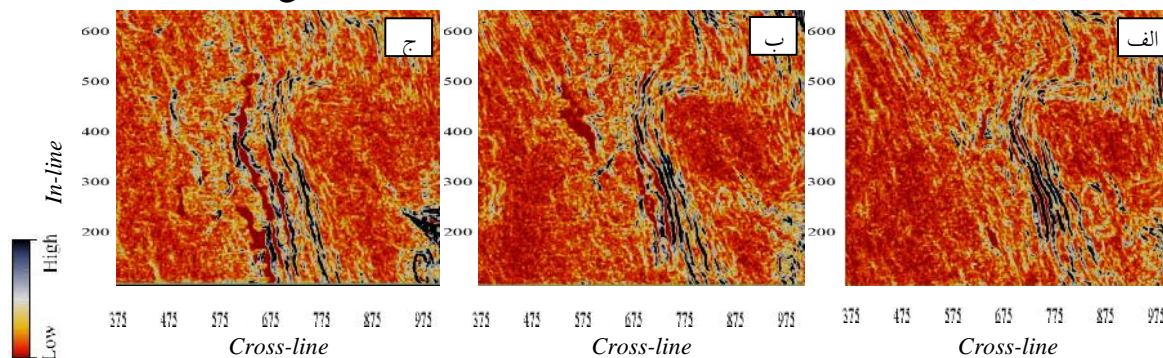
شکل ۸- نشانگر مجذور فرکانس میانگین در بازه زمانی [۳۶،۳۶-]، اعمال شده بر روی مکعب فیلتر شده توسط فیلتر انتشار. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.



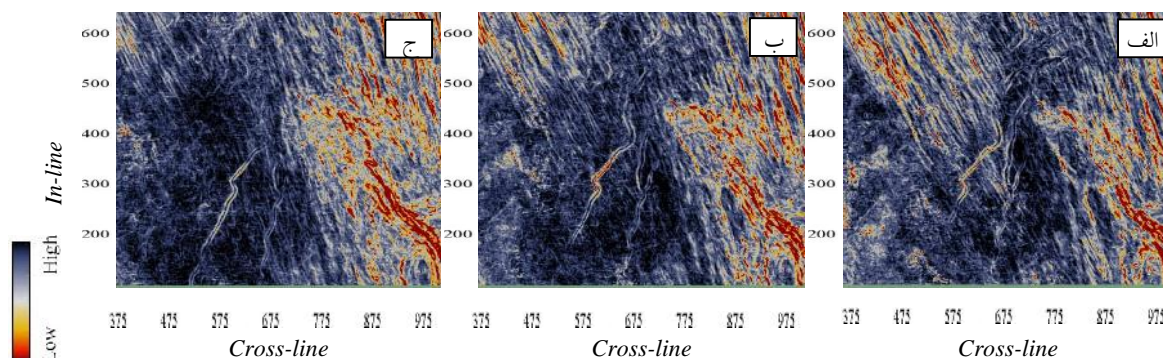
شکل ۹- نشانگر فرکانس میانه در بازه زمانی [۴۸،۴۸-]، اعمال شده بر روی مکعب فیلتر شده توسط فیلتر بهبود گسل یا لبه. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.



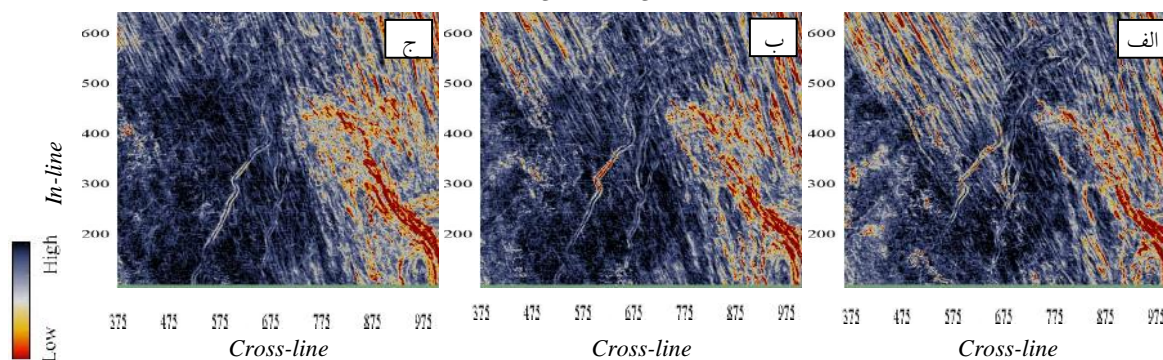
شکل ۱۰- نشانگر شیب قطبی (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.



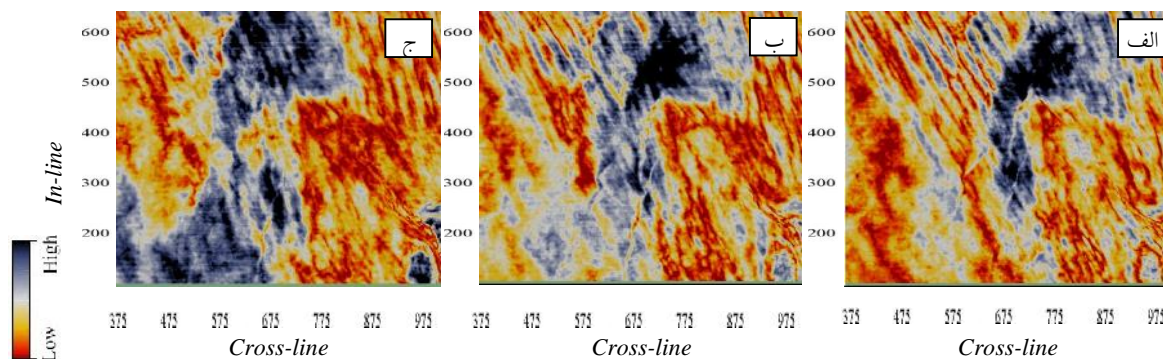
شکل ۱۱- نشانگر بافت در بازه زمانی [۸۸-]، شامل هدایت شیب، با گام ۲ طول و عرض لرزه‌ای، خروجی کتراست، اندازه GLCM ۳۲*۳۲، اعمال شده بر روی خروجی فیلتر شیب میانه. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.



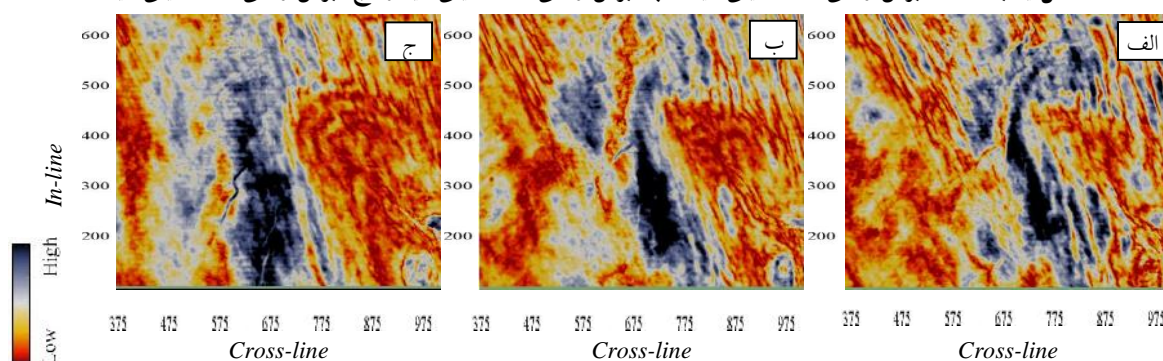
شکل ۱۲- نشانگر تشابه در بازه زمانی [۲۸،۲۸-]، با در نظر گرفتن هدایت شیب و گسترش کامل و با گام یک طول و عرض لرزه‌ای، اعمال شده روی مکعب فیلتر شده توسط فیلتر بهبود گسل یا لبه. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.



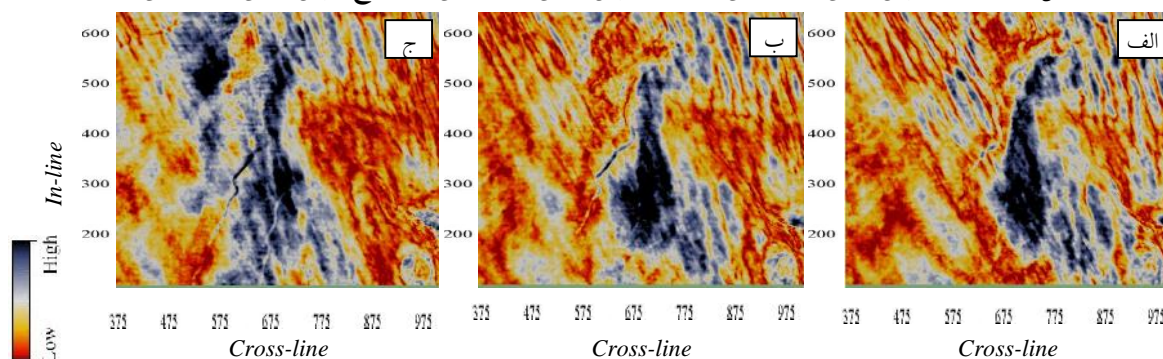
شکل ۱۳- نشانگر تشابه در بازه زمانی [۳۶،۳۶-]، با در نظر گرفتن هدایت شیب و گسترش کامل و با گام یک طول و عرض لرزه‌ای، اعمال شده بر روی مکعب فیلتر شده توسط فیلتر بهبود گسل یا لبه. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.



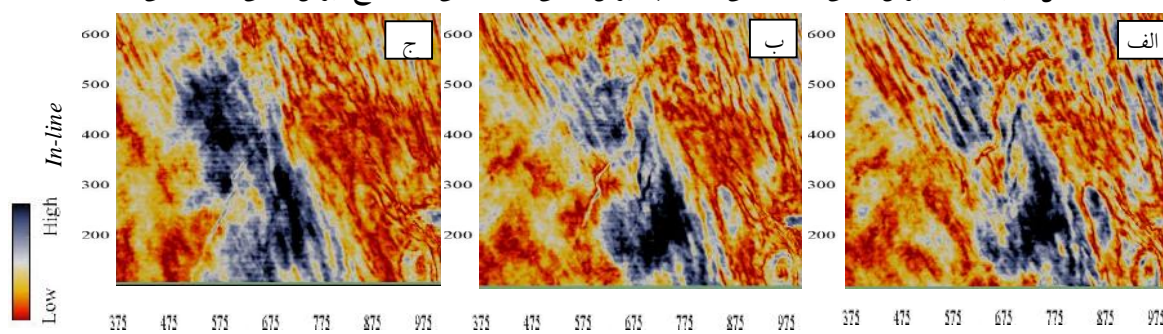
شکل ۱۴- نشانگر تجزیه طیفی در بازه زمانی [۴۰،۴۰-] با فرکانس خروجی ۴۰ هرتز، اعمال شده بر روی مکعب فیلتر شده توسط فیلتر بهبود گسل یا لبه. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.



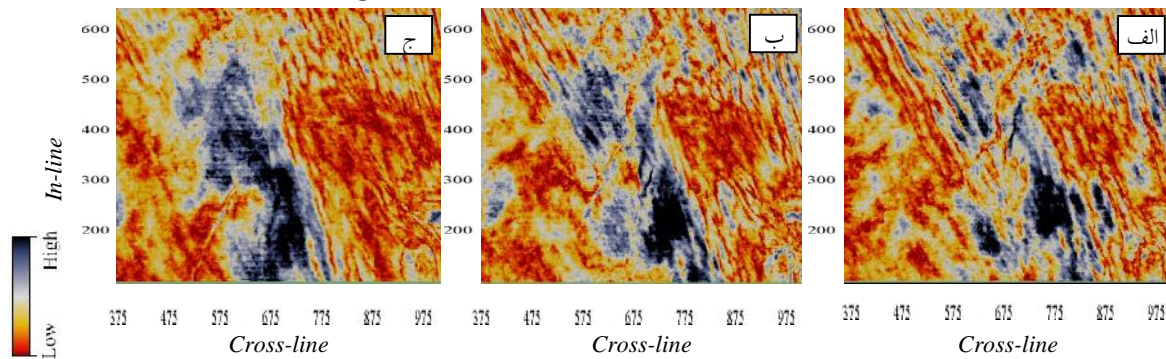
شکل ۱۵- نشانگر تجزیه طیفی در بازه زمانی [۱۶،۱۶-] با فرکانس خروجی ۵۰ هرتز، اعمال شده بر روی مکعب فیلتر شده توسط فیلتر بهبود گسل یا لبه. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.



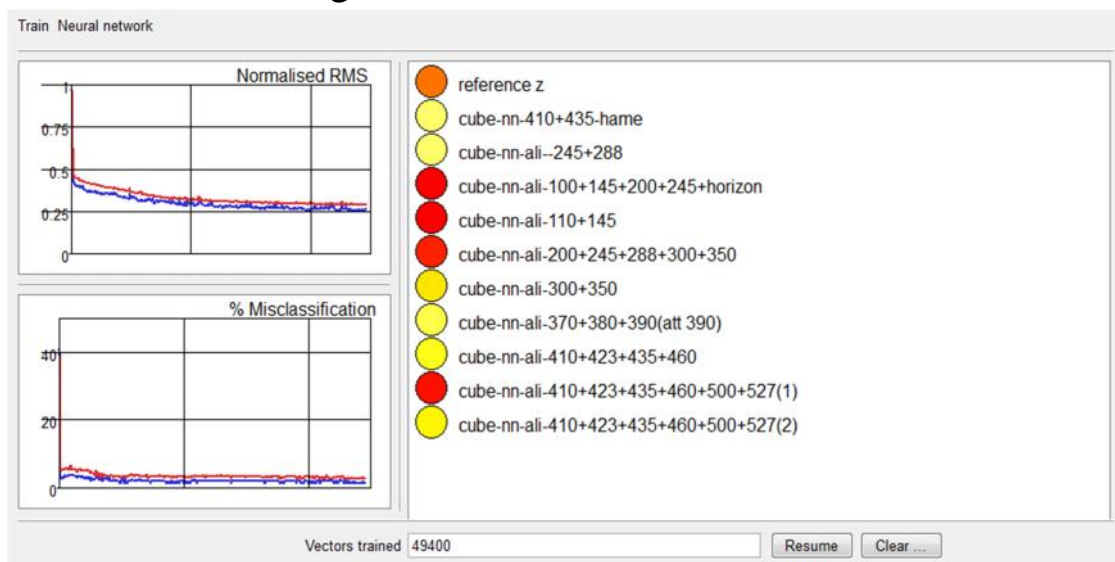
شکل ۱۶- نشانگر تجزیه طیفی در بازه زمانی [۳۶،۳۶-] با فرکانس خروجی ۵۰ هرتز، اعمال شده بر روی مکعب فیلتر شده توسط فیلتر بهبود گسل یا لبه. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.



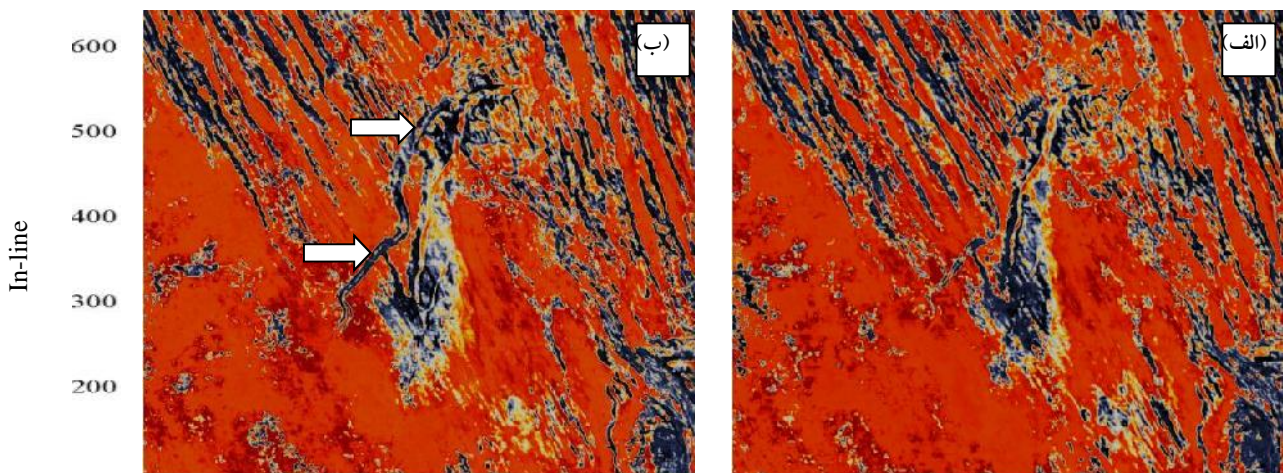
شکل ۱۷- نشانگر تجزیه طیفی در بازه زمانی [۲۸،۲۸-] با فرکانس خروجی ۶۰ هرتز، اعمال شده بر روی مکعب فیلتر شده توسط فیلتر بهبود گسل یا لبه. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.

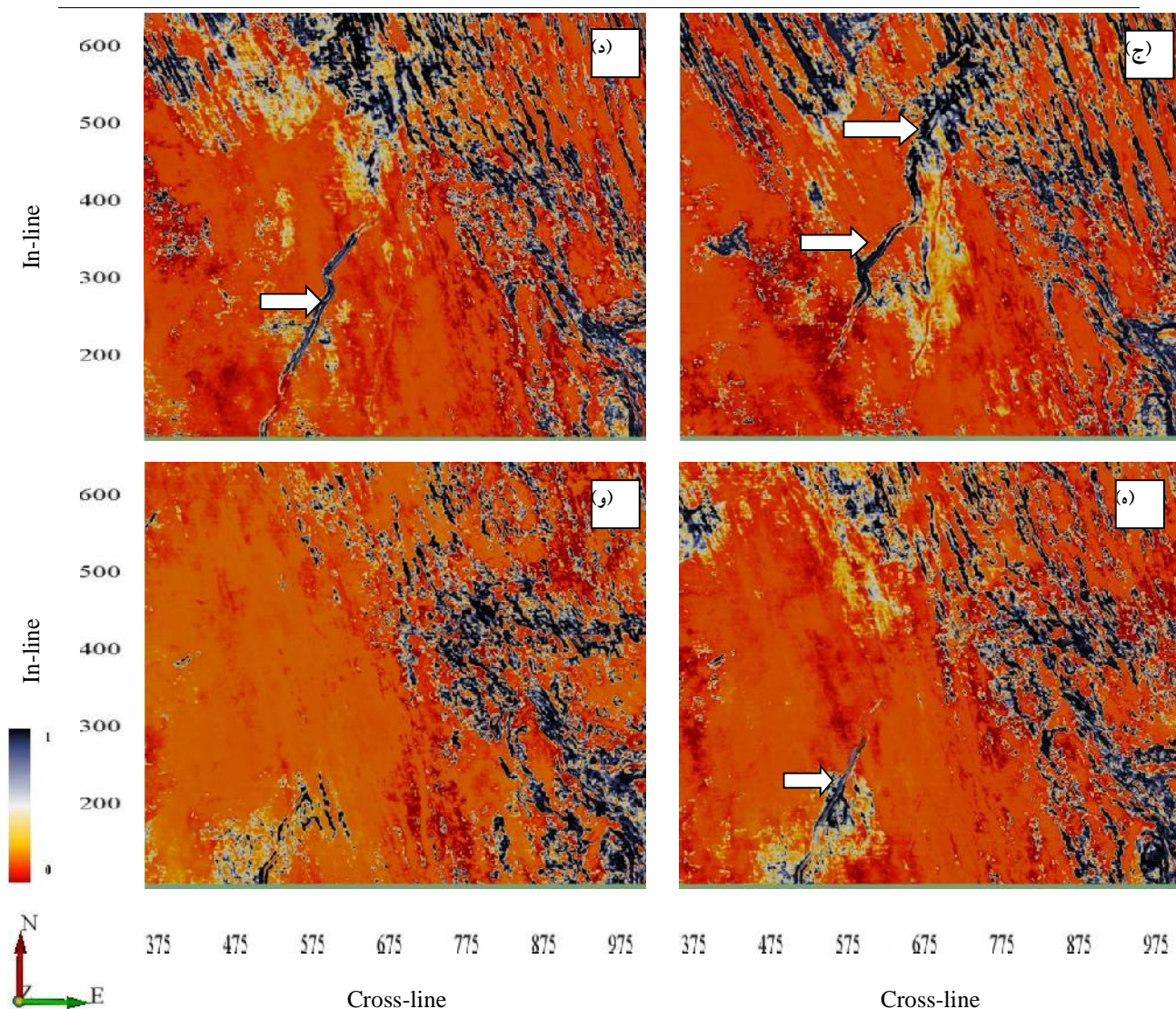


شکل ۱۸- نشانگر تجزیه طیفی در بازه زمانی [۱۲،۱۲-]، با فرکانس خروجی ۸۰ هرتز، اعمال شده بر روی مکعب فیلتر شده توسط فیلتر بهبود گسل یا لبه. (الف) برش زمانی ۱۰۰۰ میلی ثانیه، (ب) برش زمانی ۱۰۲۰ میلی ثانیه و (ج) برش زمانی ۱۰۴۰ میلی ثانیه.



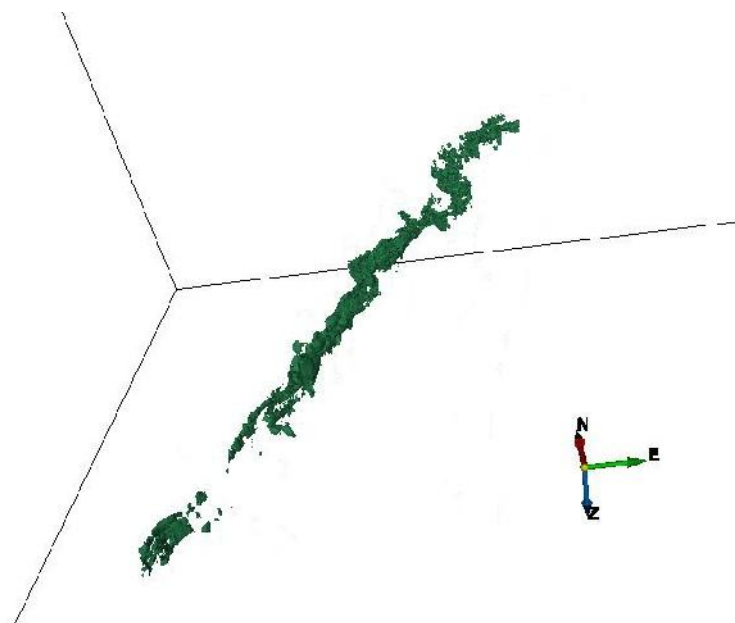
شکل ۱۹- پنجره شبکه عصبی مربوط به شبکه عصبی نهایی؛ دایره‌های قرمزتر نشان دهنده‌ی تاثیر بیشتر آن ورودی در ساخت شبکه حاصل است.





شکل ۲۰- برش‌های زمانی خروجی شبکه عصبی نهایی برای نمایش کانال (کلاس کانال)؛ (الف) مربوط به برش زمانی ۹۸۸ میلی‌ثانیه، (ب) مربوط به برش زمانی ۱۰۰۰ میلی‌ثانیه، (ج) مربوط به برش زمانی ۱۰۲۰ میلی‌ثانیه، (د) مربوط به برش زمانی ۱۰۴۰ میلی‌ثانیه، (ه) مربوط به برش زمانی ۱۰۶۰ میلی‌ثانیه و (و) مربوط به برش زمانی ۱۰۸۰ میلی‌ثانیه می‌باشد؛ مقیاس تقریبی، هر ۱۰۰ خط طولی یا عرضی لرزه‌ای دارای فاصله ۲۵۰۰ متر می‌باشد.

در نهایت، پس از نمایش بهینه کانال، و ایجاد تباین مناسب بین کانال و محیط اطراف کانال، بدنه کانال توسط مفسر، از مکعب‌های لرزه‌ای نهایی، استخراج شده است. کانال به روش تنظیم پارامترهای نمایش تصویر استخراج شده است؛ و تفاوت در دامنه نمایش کانال و محیط اطراف آن در استخراج کانال بسیار تأثیرگذار بوده است. از جمله مزایای استخراج پیکره کانال، تعیین دقیق موقعیت فضایی کانال می‌باشد و همچنین با داشتن اطلاعات سرعتی مدل، تعیین حجم درونی کانال امکان‌پذیر می‌باشد. در شکل ۲۱، پیکره کانال استخراج شده، نمایش داده شده است.



شکل ۲۱- پیکره کانال استخراج شده.

۶- نتیجه گیری

در این مقاله از شبکه‌های عصبی مصنوعی و نشانگرهای ترکیبی برای بهبود نمایش کانال رودخانه‌ای مدفون، در داده لرزه واقعی F3 مربوط به دریای شمال استفاده شد. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و ایجاد نشانگر ترکیبی سبب شد تا نتیجه نهایی، توانایی بهبود تمام خصوصیات کانال‌ها مانند لبه کانال و بدنه کانال را در یک مکعب واحد داشته باشد. برخی از نشانگرها از جمله نشانگر تشابه، علاوه بر بهبود پدیده مورد نظر در برش‌های زمانی مربوط به کانال، به میزان اندکی در برش‌های زمانی که کانال حضور ندارد نیز، اثر کانال را نشان می‌دهند و پدیده‌های مصنوعی اندکی ایجاد می‌کنند، که توسط ایجاد نشانگرهای ترکیبی و شبکه عصبی مصنوعی این ایراد تا حدود زیادی برطرف گردید. انتخاب نقاط تفسیری مناسب توسط مفسر در دو کلاس کانال و غیر کانالی، سهم بزرگی در تاکید یا حذف یک نشانگر و همچنین تاثیر بر نتیجه کلی دارد و نتیجه کار را تا حد قابل توجهی بهبود می‌بخشد. علاوه بر این، مفسر در مرحله آموزش با شبکه در تعامل بوده و شبکه را در یافتن حداقل تعداد نقاط مجموعه آموزش‌دهنده برای طبقه‌بندی هدایت می‌کند. در این مقاله ترکیب چند شبکه عصبی توسط یک شبکه عصبی نهایی برای حذف تاثیر تغییر رخساره و در نتیجه جلوگیری از شناسایی ناقص کانال صورت گرفت، که این عمل با موفقیت توانست توانایی شبکه عصبی نهایی در شناسایی کامل کانال را افزایش دهد. راستای کانال تقریباً شمالی - جنوبی یا شمال شرقی - جنوب غربی بوده، و شیب کانال از سمت شمال به سمت جنوب بوده است همچنین الگوی کانال بیشتر به صورت مستقیم و به میزان اندکی مآندری می‌باشد.

سپاس و قدردانی

از داوران محترم مقاله آقایان دکتر محمد مختاری و مهندس حسین خوشدل تشکر و قدردانی می‌گردد.

- [1] غزنفری بروجنی، ع.، ۱۳۹۵، شناسایی کانال‌های مدفون با استفاده از تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی نفت- اکتشاف، دانشکده مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- [2] ABBOTTS, I., 1991, United Kingdom oil and gas fields: 25 years commemorative volume: Geological Society Publishing House.
- [3] ALSOUKI, M., TAIFOUR, R., and AL HAMAD, O., 2014, Delineating the fluvial channel system in the Upper Triassic formation of the Elward area in the Syrian Euphrates Graben using 3-D seismic attributes. *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, 4(2), 123-132.
- [4] AMINZADEH, F. and DE GROOT, P., 2004, Soft computing for qualitative and quantitative seismic object and reservoir property prediction. Part 1: Neural network applications. *First break*, 22(3).
- [5] AMINZADEH, F. and DE GROOT, P., 2006, Neural networks and other soft computing techniques with applications in the oil industry. Eage publications.
- [6] ANSTEY, N. A., 1980, Seismic exploration for sandstone reservoirs: Springer.
- [7] BARWIS, J. H., MCPHERSON, J. G., and STUDLICK, J. R. J., 2012, Sandstone Petroleum Reservoirs: Springer New York.
- [8] BOGGS, S., 2006, Principles of Sedimentology and Stratigraphy: Pearson Prentice Hall. Upper Saddle River, New Jersey.
- [9] CASTAGNA, J. P., SUN, S., and SIEGFRIED, R. W., 2003, Instantaneous spectral analysis: Detection of low-frequency shadows associated with hydrocarbons. *The Leading Edge*, 22(2), 120-127.
- [10] CHAKRABORTY, A., and OKAYA, D., 1995, Frequency-time decomposition of seismic data using wavelet-based methods. *Geophysics*, 60(6), 1906-1916.
- [11] CHOPRA, S., and ALEXEEV, V., 2006, Applications of texture attribute analysis to 3D seismic data. *The Leading Edge*, 25(8), 934-940.
- [12] CHOPRA, S., and MARFURT, K. J., 2007, Seismic Attributes for Prospect Identification and Reservoir Characterization: Society of Exploration Geophysicists and European Association of Geoscientists and Engineers.
- [13] DE GROOT, P., 2006, Interactive multi-volume seismic attribute analysis in OpendTect. *Drilling & Exploration World*, 15(3).
- [14] DE JAGER, J., 2007. Geological development. *Geology of the Netherlands*, pp.5-26.
- [15] DIRECTORATE, N.P., 2014. Compiled CO2 Atlas for the Norwegian Continental Shelf. Stavanger. Essays on upstream gas transport infrastructure planning and appraisal _ Paper, 4.
- [16] 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.
- [17] GHAZI, S.A., 1992. Cenozoic uplift in the Stord Basin area and its consequences for exploration. *Norsk Geologisk Tidsskrift*, 72(3), pp.285-290.
- [18] HASHEMI, S., JAVAHERIAN, A., ATAEE-POUR, M., and KHOSHDEL, H., 2014, Two-point versus multiple-point geostatistics: the ability of geostatistical methods to capture complex geobodies and their facies associations—an application to a channelized carbonate reservoir, southwest Iran. *Journal of Geophysics and Engineering*, 11(6), 065002.
- [19] HASHEMI, S., JAVAHERIAN, A., ATAEE-POUR, M., TAHMASEBI, P., and KHOSHDEL, H., 2014, Channel characterization using multiple-point geostatistics, neural network, and modern analogy: A case study from a carbonate reservoir, southwest Iran. *Journal of Applied Geophysics*, 111, 47-58 .
- [20] LIU, J., and MARFURT, K. J., 2007, Instantaneous spectral attributes to detect channels. *Geophysics*, 72(2), P23-P31.
- [21] LOVE, P. L., and SIMAAN, M., 1984, Segmentation of stacked seismic data by the classification of image texture. In 1984 SEG Annual Meeting. Society of Exploration Geophysicists.
- [22] MATHEWSON, J., 2008, Detection of channels in seismic images using the steerable pyramid. (M. Sc. Thesis), Colorado School of Mines.
- [23] MELDAHL, P., HEGGLAND, R., BRIL, B., and DE GROOT, P., 2001, Identifying faults and gas chimneys using multiattributes and neural networks. *The Leading Edge*, 20(5), 474-482.
- [24] MIRKAMALI, M. S., KESHAVARZ, N., and BAKHTIARI, M. R., 2016, Evolution analysis of Miocene channels and faults in offshore area of Strait of Hormuz (Eastern part of Persian Gulf) using seismic meta-attributes. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 147, 116-128.

- [25] NASEER, T. M., ASIM, S., AHMAD, M. N., HUSSAIN, F., and QURESHI, S. N., 2014, Application of Seismic Attributes for Delineation of Channel Geometries and Analysis of Various Aspects in Terms of Lithological and Structural Perspectives of Lower Goru Formation, Pakistan. *International Journal of Geosciences*, 5(12), 1490.
- [26] OVEREEM, I., WELTJE, G. J., BISHOP-KAY, C., and KROONENBERG, S. B., 2001, The Late Cenozoic Eridanos delta system in the Southern North Sea Basin: a climate signal in sediment supply. *Basin Research*, 13(3), 293-312.
- [27] PANG, J., 1993, Geological reservoir modelling of fluvial channel sands. University of Aberdeen (United Kingdom).
- [28] PUTNAM, P. E., 1982, Fluvial channel sandstones within Upper Mannville (Albian) of Lloydminster area, Canada-geometry, petrography, and paleogeographic implications. *AAPG Bulletin*, 66(4), 436-459.
- [29] QIU, Y., 1987, Fluvial sandstone bodies as hydrocarbon reservoirs in lake basins.
- [30] SINHA, S., ROUTH, P. S., ANNO, P. D., and CASTAGNA, J. P., 2005, Spectral decomposition of seismic data with continuous-wavelet transform. *Geophysics*, 70(6), P19-P25.
- [31] TANER, M.T., 2001, Seismic attributes. *CSEG recorder*, 26(7): p. 48-56.
- [32] TINGDAHL, K. M., BRIL, A. H., and DE GROOT, P. F., 2001, Improving seismic chimney detection using directional attributes. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 29(3), 205-211.
- [33] TINGDAHL, K. M. and DE ROOIJ, M., 2005, Semi-automatic detection of faults in 3D seismic data. *Geophysical Prospecting*, 53(4), 533-542.
- [34] WANG, Y., 2006, Seismic time-frequency spectral decomposition by matching pursuit. *Geophysics*, 72(1), V13-V20.
- [35] WANG, Z., YIN, C., and ZHAO, W., 2011, GLCM parameters of channel texture analysis. In 2011 SEG Annual Meeting. Society of Exploration Geophysicists.
- [36] WEBER, K. and EIJPE, R., 1972, Permeability distribution in a Holocene distributary channel-fill near Leerdam (the Netherlands). *GEOLOGIE EN MIJNBOUW (NETHERLANDS)*, VOL 51, NO 1, P 53-62, 1972. 14 FIG, 8 REF.
- [37] WEST, B. P., MAY, S. R., EASTWOOD, J. E., and ROSSEN, C., 2002, Interactive seismic facies classification using textural attributes and neural networks. *The Leading Edge*, 21(10), 1042-1049.
- [38] YENUGU, M., MARFURT, K. J., and MATSON, S., 2010, Seismic texture analysis for reservoir prediction and characterization. *The Leading Edge*, 29(9), 1116-1121.

Improve the detection of buried channel, using Artificial Neural Networks and seismic attributes

A. Ghazanfari Borujeni, A. Javaherian, M. Seddigh Arabani

*javaherian@aut.ac.ir

Received: January 2017, Accepted: September 2018

Abstract

Channels are one of the most important stratigraphic and morphological events. If channels place in a suitable position such as enclosed in impermeable place can make suitable oil and gas reservoir; So identifying channels are crucial. Different tools such as filters, seismic attributes, artificial neural networks, and meta-attributes have played an important role in this regard. In this paper dip-steering cube, dip-steer median filter, dip-steer diffusion filter, and fault enhancement filter, have been used. Then, various seismic attributes such as similarity, texture, spectral decomposition, energy and polar dip have been defined and studied. Therefore, work on F3 real seismic data of Dutch part of the North sea for detecting channels has been started by detecting suitable attributes. For identifying the channel in data, it has been used from compilation and combination of seismic attributes using supervised ANN (multi-layer perceptron), and development of meta-attributes, then recombine meta-attributes created along the channel, and using different interpretation point, for eliminating the impact of facies and lithology changes along the channel. Among the advantages and the reasons for using this kind of neural network (supervised), which increases the effect of the neural network and improves the result, is the ability to train the network by specifying the channel and non-channel points used in this paper. Finally, using the above methods, the identification of the channel examined in the above seismic data has been improved, and the channel has been properly detected and extracted throughout its entire length.

Keywords: Channel Detection, Seismic Attributes, Artificial Neural Network, Meta Attributes.