دوره ششم، شماره ۳، پاییز ۱۴۰۰، صفحه ۱ تا ۲۵
Vol. 6, No. 3, Autumn 2021, pp. 1-25

نشریه مهندسی منابع معدنی
Journal of Mineral Resources Engineering
(JMRE)

DOI: 10.30479/JMRE.2021.12023.1334

علمی-پژوهشی

# بهبود شناسایی گسل‌ها با تلفیق شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف

**معصومه لطفی[۱]، عبدالرحیم جواهریان[۲،۳*]**

۱- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران
۲- استاد، دانشکده مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران
۳- استاد، مؤسسه ژئوفیزیک، دانشگاه تهران، تهران

**(دریافت ۱۳۹۸/۰۸/۲۲، پذیرش ۱۳۹۸/۱۲/۰۶)**

## چکیده

تفسیر گسل‌ها و شکستگی‌ها به عنوان یکی از مراحل کلیدی در تفسیر لرزه‌ای درک مناسبی از خواص ایستا و پویای مخزن ارایه می‌دهد. مطالعه نشانگرهای لرزه‌ای هندسی و ترکیب آنها بر اساس شبکه عصبی مصنوعی، سیستم‌های فازی و توسعه روش‌های شناسایی خودکار لبه مبتنی بر روش‌های هوش مصنوعی از جمله مطالعات انجام گرفته در خصوص شناسایی خودکار گسل‌ها و شکستگی‌ها است. در این مطالعه از تلفیق نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار و نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف (مانند نشانگرهای درستنمایی گسل، چگالی، قرابت و شیب شکستگی) جهت بهبود نتایج تفسیر ساختمانی استفاده شده است. طرحواره پیشنهادی بر روی یک داده مصنوعی دو بعدی با نسبت نشانک به نوفه ۲ و یک داده لرزه‌نگاری سه بعدی در بردارنده رویداد گسلش اجرا شد. نتایج نشان داد که طرحواره پیشنهادی نسبت به نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه، ضمن تاثیرپذیری کمتر نسبت به نوفه پس‌زمینه لبه‌های موجود در داده‌های مورد مطالعه را با تفکیک‌پذیری نسبتا بالایی شناسایی کرده است. انطباق نتایج حاصل از تلفیق شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه و نشانگر درستنمایی گسل با نتایج حاصل از وارون‌سازی رنگی داده لرزه‌ای، به عنوان یک روش وارون‌سازی کارآمد، حاکی از اعتبار بالای طرحواره پیشنهادی است. استخراج خودکار موقعیت فضایی صفحه گسلش در مقایسه با نتایج حاصل از تفسیر دستی، ضمن کاهش ۷۰ درصد زمان تفسیر، تصویر دقیق‌تری از محدوده گسل مورد مطالعه ارایه داده است.

## کلمات کلیدی

گسل‌ها، داده لرزه‌ای سه بعدی، نشانگرهای لرزه‌ای متعارف، شبکه عصبی مصنوعی، نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف.

* نویسنده مسئول و عهده دار مکاتبات **Email: javaherian@aut.ac.ir**

CC BY

## ۱- مقدمه

تصاویر لرزه‌ای اطلاعات وسیعی را در خصوص زمین‌شناسی زیرسطحی دربردارند. تعیین دقیق خصوصیات ناهنجاری‌های زیرسطحی از جمله گسل‌ها، کانال‌ها و سایر ناپیوستگی‌ها در مطالعات علوم زمین‌شناسی امری ضروری است. گسل، به شکستگی‌هایی اطلاق می‌شود که سنگ‌های دو طرف صفحه شکستگی نسبت به یکدیگر حرکت کرده باشند. گسل‌ها در مقاطع لرزه‌ای اغلب به صورت مولفه‌های غیر همدوس فرکانس بالا و در برش‌های زمانی به صورت خطواره گسترش می‌یابند [۱]. گسل‌ها بر اساس نحوه زایش به سه دسته نرمال، معکوس و امتدادلغز تقسیم می‌شوند. در گسل‌های نرمال که اغلب در اثر نیروهای کششی به وجود می‌آیند، فرادیواره[۱] نسبت به فرودیواره[۲] به سمت پایین حرکت کرده است. در گسل‌های معکوس که اغلب تحت فشارش شکل می‌گیرند، فرادیواره نسبت به فرودیواره به سمت بالا حرکت کرده است. در گسل‌های امتدادلغز، هیچ‌گونه لغزش شیبی وجود ندارد و طبقات دو طرف صفحه گسل به موازات امتداد گسل جابه‌جا می‌شوند. گسل‌ها ممکن است با کاهش تراوایی لایه‌های مجاور خود، به عنوان عملی سدکننده ایفای نقش کنند. بخش‌بخش[۳] کردن یک مخزن نفتی که در نگاه اول یکپارچه به نظر می‌رسد، مثالی در این مورد است. همچنین گسل‌ها می‌توانند با فراهم آوردن معبری تراوا برای عبور سیالات، نقش مهمی را در مهاجرت و تجمع نفت در نفت‌گیرها داشته باشند. علاوه بر این، گسل‌ها و شکستگی‌ها با ایجاد شکاف در پوش‌سنگ باعث کاهش ظرفیت نفت‌گیری تله نفتی و فرار هیدروکربن از آن می‌شوند. مطالعات پیشین نشان داده است که تعیین هندسه دقیق گسل‌ها و شکستگی‌ها و نحوه گسترش آن‌ها به عنوان مجراهای اصلی مهاجرت سیال، در بهینه‌سازی مسیر حفاری، طراحی راهبردهای تزریق، تولید و مدیریت مخازن هیدروکربنی نقش مهمی دارد [۲].

تجزیه و تحلیل اطلاعات گوناگون برای ایجاد یک مدل دقیق همراه با جزییات زیرسطحی یکی از اهداف اولیه تفسیر لرزه‌ای محسوب می‌شود. در واقع تفسیر جزیی سیستم شکستگی‌ها یکی از گام‌های اصلی تفسیر لرزه‌ای در فازهای اکتشاف و تولید است. روش‌های مرسوم تفسیر گسل مبنی بر بررسی بصری ناپیوستگی بازتاب‌ها به ویژه در مناطقی با سیستم شکستگی‌های پیچیده با نسبت نشانک[۴] به نوفه[۵] پایین امری دشوار و زمان‌بر است [۳]. با گسترش روزافزون فناوری نوین، تشخیص صحیح الگوهای گسل می‌تواند دقت و کارآیی تفسیر را به طور چشمگیری ارتقا دهد. چندین روش نیمه‌خودکار و خودکار برای مجسم‌سازی هندسه گسل‌های زیرسطحی ارایه شده است. در سال‌های اخیر، استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای در تفسیر داده‌های لرزه‌ای و اکتشاف ذخایر هیدروکربنی توسعه یافته است. نشانگرهای لرزه‌ای ویژگی‌هایی از داده‌های لرزه‌ای‌اند که اطلاعات مورد نیاز در خصوص دامنه، فاز، فرکانس، پیوستگی و ریخت‌شناسی را جهت شناسایی الگوهای زمین‌شناسی فراهم می‌آورند [۴]. از آنجا که یک تفسیر جامع و دقیق به ندرت با بررسی یک نشانگر منفرد به طور مجزا حاصل می‌شود، در صورت وجود یک همبستگی نسبی در شالوده نشانگرها، بهتر است از تحلیل‌های چندنشانگری در مطالعه هدف استفاده گردد [۵]. بوو و دابر از ترکیب رنگی قرمز-سبز-آبی (RGB) نشانگرهای لرزه‌ای برای تفسیر بهبود یافته گسل‌ها و شکستگی‌ها استفاده کردند [۶]. آکراوی و بوو اذعان داشتند که هموارسازی مقادیر گرادیان تصاویر لرزه‌ای در راستای قائم قادر است برآوردی از ناپیوستگی‌ها به دست دهد [۷]. هاشمی گازار و همکاران ضمن بهینه‌سازی پارامترهای موثر بر عملکرد الگوریتم همدوسی بر مبنای شباهت، ریزگسل‌ها و شکستگی‌های موجود در داده لرزه‌ای را با دقت قابل قبولی شناسایی کردند [۸]. آن‌ها نتایج حاصل از تحقیق خود را با سایر روش‌های همدوسی مقایسه و اعتبارسنجی کردند. میلر و همکاران یک روش تحلیل نشانگری پیشرفته جهت ارایه درک جامعی از هندسه شبکه گسل‌ها و شکستگی‌ها و نمایه‌سازی مسیر مهاجرت سیال معرفی کردند [۹]. آن‌ها از الگوریتم ردیابی مورچه[۶] جهت شناسایی شبکه شکستگی‌ها و امکان‌سنجی همراه بودن رسوبات نرم کم‌عمق کف بستر بلوک آلامینوس کنیون[۷] خلیج مکزیک با تجمعات هیدرات گازی استفاده کردند. هیل از الگوریتم ردیابی خودکار درستنمایی گسل[۸] به عنوان توانی از شباهت[۹] جهت‌گرا برای استخراج سطوح گسل‌خورده و نیز برآورد میزان فروافتادگی گسل‌ها از تصاویر لرزه‌ای سه بعدی استفاده کرد [۱۰]. ژنگ و همکاران با به کارگیری تحلیل چندنشانگری و شبکه عصبی مصنوعی ضمن تضعیف نوفه پس‌زمینه، گسل‌ها و شکستگی‌های موجود در داده لرزه‌ای متعلق به میدان نفتی استراتون[۱۰] واقع در جنوب تگزاس را برجسته کردند [۳]. آن‌ها با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار، یک ارتباط غیرخطی بین نشانگرهای لرزه‌ای مختلف ایجاد کرده

و مکعب احتمال گسل[11] حاصل را ورودی الگوریتم کلونی مورچگان قرار دادند. جاگلن و همکاران با بهره‌گیری از نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف، شبکه شکستگی‌ها و اتصالات آن‌ها را در یک فضای سه بعدی مورد بررسی قرار دادند[۱۱]. وو و هیل از روش‌های پردازش تصویر سه بعدی برای استخراج خودکار سطوح گسلش و محاسبه بردارهای لغزش شیب در نمونه‌های تصویری مجاور گسل‌ها و شکستگی‌ها استفاده کردند [۱۲]. وو روش همدوسی[12] بر مبنای ساختار ویژه را برای تفسیر خودکار پدیده‌های لرزه‌ای ارتقا داد [۱۳]. سپس ونگ و همکاران با معرفی روشی بر اساس محاسبه همدوسی در راستای عمود بر روند ساختمانی موجود در یک فضای سه بعدی، ناپیوستگی‌های موجود در حجم لرزه‌ای را شناسایی کردند [۲]. نوری و همکاران روش برازش فرآیند گاوسی را برای شناسایی گسل‌های موجود در داده لرزه‌ای معرفی کرده [۱۴] و لبه‌های گسلی را به عنوان ناهنجاری‌های عمومی موجود در داده لرزه‌ای در نظر گرفتند که به برهم‌ریختگی رفتار نرمال بازتابنده‌های لرزه‌ای منجر می‌شود.

در این مطالعه، از تلفیق شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه و نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف جهت بهبود قابلیت آشکارسازی گسل‌ها و شکستگی‌ها استفاده شده است. مفهوم هدایت شیب[13]، به ارتقا قدرت شناسایی هدف کمک شایانی داشته است. از فیلترهای مختلف برای تضعیف نوفه تصادفی و جایگزینی ردلرزه‌های با کیفیت پایین به وسیله ردلرزه‌های مجاور با کیفیت بالاتر استفاده شده است. نشانگرهای مختلفی برای افزایش تباین بین ناپیوستگی‌ها و داده‌های پس‌زمینه از داده لرزه‌ای فیلتر خورده استخراج شده است. برای بیشینه‌سازی قابلیت تشخیص نشانگرهای لرزه‌ای، یک ترکیب غیرخطی مبنی بر شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار از نشانگرهای متعارف ایجاد شده است. برای تعیین شبکه شکستگی‌ها، چگالی شکستگی[14]ها، قرابت شکستگی[15]ها و شیب شکستگی[16]ها، مکعب احتمال گسل حاصل ورودی نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف قرار گرفته است. پیکره‌های زمین‌شناسی استخراج شده از نشانگر درستنمایی گسل ضمن فراهم آوردن تصویر مناسبی از الگوی شکستگی‌های موجود در منطقه مورد مطالعه، برآوردی از مناسب‌ترین مسیر حفاری به دست دادند. تلفیق مکعب احتمال گسل و نشانگر درستنمایی گسل، به عنوان طرحواره‌ای جدید توانسته عملکرد الگوریتم استخراج خودکار صفحات گسل را بهبود بخشد.

## ۲- نشانگرهای لرزه‌ای متعارف

در سال‌های اخیر مطالعه نشانگرهای لرزه‌ای در تجزیه و تحلیل ناپیوستگی‌های مرتبط با ساختارهای زمین‌شناسی، توسعه یافته است. نشانگر لرزه‌ای، ابزاری برای شناسایی بهتر پدیده‌های زمین‌شناسی، تعیین ریخت‌شناسی و رخساره‌های موجود در داده‌های لرزه‌ای است. نشانگرهای لرزه‌ای اغلب با ترکیب داده‌های لرزه‌ای مجاور ردلرزه‌ها امکان تفسیر گسل‌ها، کانال‌ها و نیز تشخیص محیط‌های رسوبی و تغییر شکل‌های ساختمانی را برای مفسر فراهم می‌کنند. نشانگرهای لرزه‌ای بسیاری با هدف شناسایی خودکار گسل‌ها و شکستگی‌ها معرفی شدند که اساس اکثر آن‌ها بررسی شیب محلی رخدادهای لرزه‌ای است [۱۵]. در ادامه به طور مختصر به بررسی تعدادی از نشانگرهای لرزه‌ای متعارف کاربردی در مطالعه گسل‌ها و شکستگی‌ها پرداخته شده است.

### ۲-۱- نشانگر تشابه

همبستگی جانبی موجود در شکل موج لرزه‌ای در امتداد یک رویداد بازتابی را می‌توان با اندازه‌گیری فاصله اقلیدسی بین بردارهای معرف ردلرزه‌های مجاور محاسبه کرد. محاسبه این عملگر که اغلب از آن تحت عنوان نشانگر تشابه یاد می‌شود، برآوردی از ناپیوستگی جانبی در شکل موج را به دست می‌دهد. چگونگی محاسبه این نشانگر در رابطه ۱ آورده شده است. این نشانگر نسبت به تغییرات فاز بسیار حساس است. این مساله باعث شده تا تشابه در شناسایی انحراف شکل موج در اثر جابه‌جایی قائم ناشی از فروافتادگی گسل کارآمد باشد. این نشانگر معمولا همبستگی بین اشکال موج را در سه بعد به تصویر می‌کشد. اگر مقدار تشابه یک باشد نشان‌دهنده این است که اجزای ردلرزه‌ها در شکل موج و دامنه آن، کاملا یکسان‌اند و اگر مقدار تشابه صفر باشد به این معنا است که هیچ‌گونه تشابهی بین اجزای آن‌ها وجود ندارد [۱۶].

$$\text{Similarity}(x,y)=1-\frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(x_i-y_i)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}x_i^2}+\sqrt{\sum_{i=1}^{N}y_i^2}} \qquad (۱)$$

که در آن:

$x$ و $y$ : دو بردار معرف ردلرزه‌ها

$N$ : تعداد نمونه‌های دو بردار است.

### ۲-۲- نشانگر انحنا

تجزیه و تحلیل انحنا یکی از روش‌های متداول موجود در تفسیر لرزه‌ای است که برای شناسایی رویدادهای زمین‌شناسی از بازتاب‌های لرزه‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای محاسبه ریاضیاتی انحنا در یک نقطه خاص، یک رویه درجه دوم بر آن نقطه و ۸ نقطه مجاور آن، برازش داده می‌شود. رابطه ۲ معادله این رویه را نشان می‌دهد. از مقادیر زمانی یا عمقی مربوط به این نقاط برای محاسبه ضرایب $a$، $b$، $c$، $d$، $e$ و $f$ استفاده می‌شود. در نهایت با استفاده از این ضرایب، نشانگرهای مختلف انحنا مانند انحنای میانگین، بیشینه، کمینه، گاوسی و نظایر آن محاسبه می‌شوند [۱۷].

$$y = ax^2 + by^2 + cxy + dx + ey + f \qquad (۲)$$

### ۲-۳- نشانگر همدوسی

برآورد همدوسی از داده لرزه‌ای سه بعدی، ابزاری مناسب برای به تصویر کشیدن ناپیوستگی‌ها به ویژه گسل‌ها و پدیده‌های چینه‌شناسی است. مقادیر همدوسی تطابق ردلرزه‌های مجاور را در راستاهای خط گیرنده[۱۷] و خط چشمه[۱۸] نشان می‌دهد؛ به گونه‌ای که ردلرزه‌های مشابه با ضرایب همدوسی بالا و ناپیوستگی‌ها با ضرایب همدوسی پایین ثبت می‌شوند. برای برآورد همدوسی بر اساس همبستگی متقابل، ابتدا مقدار همدوسی بین ردلرزه‌های مجاور در یک پنجره زمانی مشخص در راستای خط گیرنده و سپس در همان پنجره زمانی در راستای خط چشمه محاسبه می‌شود. در نهایت از حاصل‌ضرب جذر حداکثر مقدار همدوسی در هر راستا، مقدار همدوسی ردلرزه مبنا به دست می‌آید. این عمل در سراسر پنجره زمانی انتخابی، برای همه ردلرزه‌ها انجام و در پایان مکعب همدوسی محاسبه می‌شود [۱۸] (روابط ۳ تا ۵):

$$\mathrm{Coherency}(x,y) = \frac{\sum_{i=1}^{N} x_i y_{i-\tau}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N} x_i^2 \times \sum_{i=1}^{N} y_{i-\tau}^2}} \qquad (۳)$$

$$\mathrm{Coherency}(x,z) = \frac{\sum_{i=1}^{N} x_i z_{i-\tau}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N} x_i^2 \times \sum_{i=1}^{N} z_{i-\tau}^2}} \qquad (۴)$$

$$\mathrm{Coherency}(x,y,z) = \sqrt{\left[max\left(\mathrm{Coherency}(x,y)\right)\right]}\sqrt{\left[max\left(\mathrm{Coherency}(x,z)\right)\right]} \qquad (۵)$$

که در آن:

x و y و z : بردارهای معرف ردلرزه‌ها

$N$ : تعداد نمونه‌های بردارها

$\tau$ : جابه‌جایی پنجره زمانی است.

### ۲-۴- نشانگر شیب قطبی

شیب به عنوان یک مولفه از مکعب هدایب شیب خود یک نشانگر مستقل است که به شیوه‌های مختلف مانند شیب قطبی، آزیموت شیب، شیب در راستای خط چشمه، شیب در راستای خط گیرنده، شیب ظاهری و زاویه شیب مطرح می‌شود [۱۹]. از آنجا که داده لرزه‌ای حجم زمانی دارد، شیب در راستای خط چشمه و شیب در راستای خط گیرنده به صورت شیب‌های زمانی محلی در راستای خط چشمه و خط گیرنده از مکعب هدایب شیب استخراج می‌شود. نشانگر شیب قطبی، شیب در راستای خط چشمه و شیب در راستای خط گیرنده را به شیب قطبی یا شیب حقیقی تبدیل می‌کند. در واقع شیب قطبی برابر با مجموع مربعات شیب در راستای خط چشمه و شیب در راستای خط گیرنده است؛ بنابراین همواره مقدار آن مثبت است. از آنجا که در محل گسل‌خوردگی مقدار شیب به طور ناگهانی تغییر می‌کند، نشانگر شیب قطبی بر حسب درجه، برای توصیف موقعیت صفحه گسل ابزاری مناسب است [۲۰] (رابطه ۶).

$$\text{Polar dip} = \sqrt{\text{inline dip}^2 + \text{crossline dip}^2} \qquad (۶)$$

## ۳- شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار

شبکه عصبی مصنوعی، مجموعه ای از واحدهای پردازشی است که در یک ساختمان منظم، پیکره‌بندی می‌شود. هر شبکه عصبی شامل سه لایه ورودی، مخفی (میانی) و خروجی است. داده‌ها از طریق لایه ورودی به شبکه تزریق می‌شوند. در این میان وظیفه مهم لایه‌های مخفی که تعداد آن‌ها به شرایط و نوع مساله بستگی دارد، برقراری ارتباط بین لایه‌های ورودی و خروجی است. شبکه عصبی مصنوعی با شبیه‌سازی رفتار نورون[۱۹]های زیستی و با بهره‌گیری از قابلیت یادگیری در حل مسایل پیچیده اهمیت بالایی دارد. نورون کوچک‌ترین واحد پردازش داده است که پس از دریافت سیگنال‌های ورودی، آن‌ها را با یکدیگر ترکیب کرده و ضمن اعمال یک یا چند

مرحله پردازش، آن‌ها را به صورت خروجی ظاهر می‌سازد. سازوکار آموزش و یادگیری این مدل‌های الکترونیکی همانند مغز بر پایه تجربه استوار است [۲۱].

الگوریتم پس‌انتشار از جمله معروف‌ترین روش‌های آموزش با سرپرست[۲۰] در شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه است که در آن پس از معرفی مجموعه ورودی، ضرایب ارتباطی بین واحدهای لایه‌های ورودی، میانی و خروجی، به طور تصادفی تعیین می‌شود. مجموعه ورودی به صورت یک مجموع وزن‌دار به یک تابع فعال‌سازی غیر خطی معرفی می‌شود. وظیفه تابع فعال‌سازی تغییر مقیاس مجموع جهت دستیابی به پاسخ بهینه است. در صورت ناسازگاری پاسخ شبکه با پاسخ پیش‌بینی شده، پارامترهای داخلی مانند ورودی‌ها و وزن گره‌ها مجددا بررسی و مقیاس‌بندی می‌شوند. تعریف ریاضی نورون‌های بیولوژیکی را می‌توان به صورت یک تابع فعال‌سازی، $A$، در نظر گرفت که به یک تابع وزنی، $W$، اعمال می‌شود (روابط ۷ و ۸):

$$W(y) = \sum_{i=1}^{L} \mathrm{w_i y_i} \qquad (۷)$$

که در آن:

$\mathbf{y}$ : بردار ورودی

$\mathbf{w}$ : بردار وزن گره‌ها است.

$$A(W) = \begin{cases} 1 & W > 0 \\ 0 & W \le 0 \end{cases} \qquad (۸)$$

در شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه، تابع فعال‌سازی اغلب با یک تابع کرندار، پیوسته، مشتق پذیر و صعودی مانند تابع سیگموئیدی جایگزین می‌شود. تابع سیگموئیدی ارایه شده در رابطه ۹، پاسخ نهایی را با مقادیر بین صفر و یک ثبت می‌کند. در آموزش با سرپرست، پرسپترون چندلایه در یک مجموعه داده متشکل از الگوهای ورودی و خروجی‌های مرتبط آموزش داده می‌شود. الگوریتم پس‌انتشار با تنظیم وزن گره‌ها، خطای بین خروجی پیش‌بینی شده و خروجی واقعی را به حداقل مقدار خود می‌رساند. اگر مجموعه مربعات سیگنال خطا (مجذور اختلاف مقادیر محاسبه شده ستاده‌ها[۲۱] و خروجی واقعی) بیشتر از مقدار آستانه باشد، الگوریتم با بازگشت به عقب و تغییر ضرایب ارتباطی، محاسبات را تکرار می‌کند؛ در غیراینصورت الگوریتم متوقف می‌شود [۲۲]. میانگین مربعات خطا و ضرایب وزنی جدید در هر تکرار به ترتیب طبق روابط ۱۰ و ۱۱ محاسبه می‌شوند [۲۳]:

$$A(W) = \frac{2}{1+\exp(-W)} - 1 \qquad (۹)$$

$$\mathbf{MSE} = \frac{1}{Q}\sum_{k=1}^{Q}\mathbf{e}(k)^2 = \frac{1}{Q}\sum_{k=1}^{Q}\big(\mathbf{t}(k)-\mathbf{a}(k)\big)^2 \qquad (۱۰)$$

$$W(k+1) = W(k) - \alpha\frac{\partial \mathbf{MSE}}{\partial W} \qquad (۱۱)$$

که در آن:

$Q$ : تعداد زوج داده‌های یادگیری

t : خروجی مطلوب شبکه عصبی

a : خروجی لایه میانی

W : وزن اختصاص داده شده به بردار ورودی

α : نرخ یادگیری شبکه است.

## ۴- نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف

در این مطالعه به بررسی عملکرد چند نشانگر هندسی غیرمتعارف در شناسایی شبکه شکستگی‌ها و برآورد چگالی شکستگی‌ها پرداخته شده است. از آنجا که این نشانگرها هنوز به طور گسترده در شناسایی گسل‌ها و شکستگی‌ها کاربرد ندارند، از آنها تحت عنوان نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف یاد می‌شود.

### ۴-۱- نشانگر درستنمایی گسل

نشانگر درستنمایی یک نشانگر کاربردی در شناسایی و برجسته‌سازی گسل‌ها و شکستگی‌های زیرسطحی است. یکی از گام‌های مهم در محاسبه نشانگر درستنمایی، برآورد شیب بازتاب‌های لرزه‌ای از تانسورهای ساختمانی است. پس از برآورد شیب، نشانگر شباهت ساختارگرا مطابق رابطه ۱۲، با هموارسازی تصویر لرزه‌ای در جهت ساختاری محاسبه می‌گردد [۱۶]:

$$\mathrm{Semblance} = \frac{\langle \mathrm{image}\rangle_s^2}{\langle \mathrm{image}^2\rangle_s} \qquad (۱۲)$$

که در آن:

$\langle\square\rangle_s$ : هموارسازی ساختاری است.

در ادامه برای کاهش نوفه و برجسته‌سازی گسل‌ها از یک هموارسازی اضافه در جهت شیب و امتداد گسل‌ها استفاده می‌شود (رابطه ۱۳):

$$\mathrm{Semblance} = \frac{\langle\langle \mathrm{image}\rangle_s^2\rangle_f}{\langle\langle \mathrm{image}^2\rangle_s\rangle_f} \qquad (۱۳)$$

که در آن:

$\langle\square\rangle_f$ : هموارسازی در جهت شیب و امتداد گسل‌ها است.

به منظور افزایش تباین رویدادهای ساختمانی و نقاط پس‌زمینه، نشانگر درستنمایی گسل مطابق رابطه ۱۴ تعریف می‌شود. در این الگوریتم، برای هر نمونه از یک تصویر لرزه‌ای، جهت‌گیری گسل‌ها برای زوایای شیب مثبت و منفی بررسی می‌شود. زاویه شیبی که به ازای آن نشانگر درستنمایی بیشینه می‌شود، شیب و امتداد گسل را به دست می‌دهد. پس از استخراج نشانگر شباهت و در نهایت نشانگر درستنمایی گسل، از یک پالایش اضافه برای برجسته کردن بیشینه‌های محلی موجود در مکعب درستنمایی گسل استفاده می‌شود. لازم به ذکر است که این نشانگر مقداری بین صفر و یک دارد.

$$f \equiv 1 - \text{Semblance}^{n} \qquad (۱۴)$$

که در آن:

$n$ : یک عدد اختیاری کنترل کننده تباین بین نمونه‌های با درستنمایی بالا و نمونه‌های با درستنمایی پایین است.

### ۴-۲- نشانگر چگالی شکستگی‌ها

این نشانگر در تعیین موقعیت بیشترین تعداد شکستگی‌ها در یک شعاع معین کاربرد دارد. این شعاع به لحاظ نظری می‌تواند با شعاع شکافت هیدرولیکی در حفاری یک مخزن شکافدار مرتبط باشد. چگالی شکستگی‌ها به صورت نسبت تعداد شکستگی‌ها در واحد حجم تعریف می‌شود [۲۴]. این نشانگر مستقیما نواحی مطلوب[۲۲] با بیشترین چگالی شکستگی را برای به حداکثر رساندن قابلیت تولید در حفاری مشخص می‌کند. همچنین این نشانگر قادر است در مواردی مانند تولید انرژی زمین‌گرمایی یا شناسایی تله‌های نفتی، نواحی با بیشترین خطرپذیری و احتمال نشت را به تصویر بکشد.

### ۴-۳- نشانگر قرابت شکستگی‌ها

این نشانگر با آشکارسازی اتصالات موجود در شبکه شکستگی‌ها و فاصله بین آنها، مجسم‌سازی ناهنجاری‌های بالقوه مرتبط با شکستگی‌ها را بهبود می‌بخشد. در واقع این نشانگر، در امتداد برش زمانی، فاصله جانبی ردلرزه‌های موجود را نسبت به موقعیت ردلرزه واقع در کلاس شکستگی‌ها می‌سنجد [۱۱]. الگوریتم مربوط به قرابت شکستگی‌ها، با توجه به مقدار آستانه از پیش تعیین شده بر اساس نشانگرهای لرزه‌ای متعارف مانند انحنا و تشابه، ناهنجاری بالقوه یک ردلرزه را بررسی می‌کند. مقادیر پایین این نشانگر، بیانگر نزدیکی به مرکز یا ناحیه شکستگی‌ها و بالعکس است.

$$p = d_l \qquad (۱۵)$$

که در آن:

$d_l$ : فاصله جانبی ردلرزه‌های موجود در شعاع مورد بررسی نسبت به موقعیت ردلرزه واقع در کلاس شکستگی‌ها است.

### ۴-۴- نشانگر شیب شکستگی‌ها

شیب شکستگی‌ها یک نشانگر لرزه‌ای کارآمد مبنی بر مکعب هدایت شیب است که به صورت مشتق مکانی مکعب گسل تعریف می‌شود. برای همه مقادیر آزیموت (از صفر تا ۳۶۰) مشتق مکعب گسل محاسبه می‌شود. آزیموتی که به ازای آن شیب شکستگی بیشترین مقدار را داشته باشد، به عنوان آزیموت شکستگی و بیشترین شیب به عنوان شیب شکستگی ثبت می‌شود. مهم‌ترین مزیت نشانگر یاد شده در این است که گسل‌ها و شکستگی‌ها را در مرکز پاسخ الگوریتم، برجسته می‌کند [۱۱]. لازم به ذکر است که این نشانگر اغلب از نشانگرهای انحنا و تشابه مبنی بر مکعب هدایت شیب به عنوان ورودی استفاده می‌کند.

$$d_f = max\left(\frac{d\mathbf{F}}{d\theta}\right) \qquad (۱۶)$$

که در آن:

$\mathbf{F}$ : ماتریس مکعب احتمال گسل

$\theta$ : مقادیر آزیموت از صفر تا ۳۶۰ است.

## ۵- داده لرزه‌ای

داده لرزه‌ای سه بعدی مورد مطالعه در سال ۱۹۸۷ برای اکتشاف ذخایر هیدروکربنی متلعق به طبقات ژوراسیک فوقانی-کرتاسه پایینی از بلوک هلندی دریای شمال برداشت شده است. داده لرزه‌ای توزیعی از زمان و مکان است به طوری که بازه زمانی ۴ میلی‌ثانیه و بازه مکانی ۲۵ متر (به صورت خطوط چشمه و خطوط گیرنده) است. مساحت ناحیه برداشت ۳۸۶٫۹۳ کیلومترمربع، محدوده خطوط چشمه ۱۰۰-۷۵۰، محدوده خطوط گیرنده ۳۰۰-۱۲۵۰ و طول رکورد زمانی ۱۸۴۸ میلی‌ثانیه است. چارچوب ساختمانی حاکم بر دریای شمال عمدتا از زمین‌ساخت کششی حاصل از شکل‌گیری حوضه‌های کافتی نشات گرفته است [۲۵]. برخی از مهم‌ترین رویدادهای موجود در این منطقه شامل لایه‌بندی سیگموئیدی در مقیاس بزرگ از جنس رسوبات رودخانه‌ای، نقاط روشن ناشی از وجود بسته‌های گاز متان بیوژنیک، گنبد نمکی،

گسل‌ها و شکستگی‌ها، انواع مختلف رخساره‌های رسوبی، آشفتگی‌های ناشی از ماسه‌سنگ‌های شیلی و نظایر آن است. در شکل ۱ تصویری از خط[۲۳] ۲۵۰ از داده لرزه‌ای اولیه قابل مشاهده است. در این شکل مرزهای لایه‌بندی سیگموئیدی، گسل نرمال مورد مطالعه و یکی از افق‌های لرزه‌ای قطع کننده آن قابل مشاهده است. برای کاهش زمان مورد نیاز برای اعمال الگوریتم ردیابی خودکار درستنمایی گسل، حجم کوچکی از داده لرزه‌ای در بردارنده رخدادهای تکتونیکی مورد مطالعه با محدوده خطوط چشمه ۱۰۰-۴۰۰ و محدوده خطوط گیرنده ۶۵۰-۱۲۵۰ و محدوده زمانی ۲۰۰-۱۸۰۰ میلی‌ثانیه، انتخاب شده است.

## ۶- بحث

به طور کلی، مراحل مورد نیاز برای اجرای الگوریتم درستنمایی گسل و استخراج خودکار صفحات گسلش به صورت ذیل است:

۱) پردازش پس از انبارش داده لرزه‌ای برای کاهش نوفه و برجسته‌سازی گسل‌ها و ناپیوستگی‌ها

۲) ایجاد مکعب احتمال شناسایی لبه مبنی بر نشانگرهای لرزه‌ای متعارف

۳) محاسبه مکعب درستنمایی گسل و استخراج خودکار سطوح گسلش

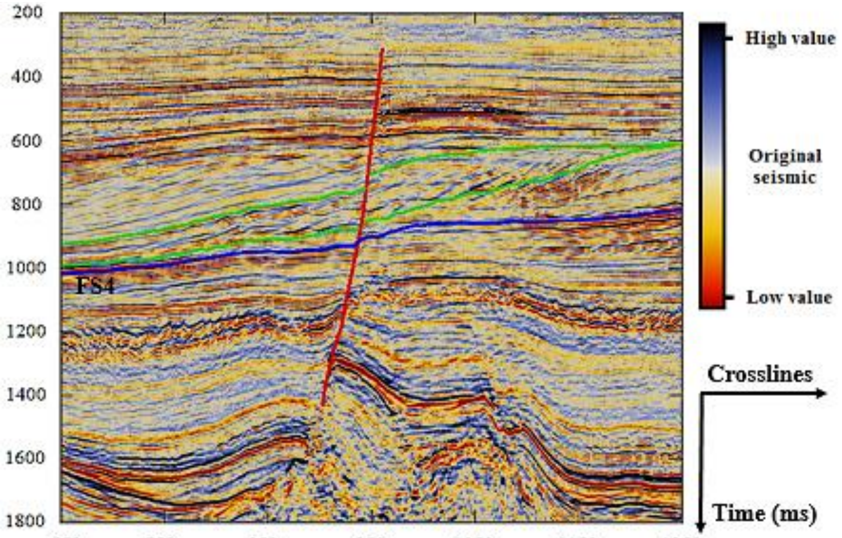
۴) تصدیق (اعتبارسنجی) و ویرایش تکه‌های گسل

۵) ایجاد مدل نهایی تفسیر گسل

در شکل ۲ طرحواره مراحل استخراج خودکار صفحات گسل نشان داده شده است. برای ارزیابی نحوه عملکرد طرحواره پیشنهادی از یک داده مصنوعی دو بعدی با نسبت نشانک به نوفه ۲ و یک داده لرزه‌نگاری سه بعدی در بردارنده رویداد گسلش استفاده شده است. عملکرد طرحواره پیشنهادی در خصوص داده مصنوعی دو بعدی، در حضور نوفه گاوسی در مقایسه با عملکرد شبکه مصنوعی پرسپترون چندلایه به صورت کمی و کیفی مورد بررسی قرار گرفت. در ادامه ضمن اعمال طرحواره پیشنهادی بر روی داده لرزه‌نگاری واقعی، نتایج شناسایی گسل با نتایج حاصل از وارون‌سازی رنگی داده لرزه‌سازی رنگی داده لرزه‌ای اعتبارسنجی شد.

### ۶-۱- داده مصنوعی دو بعدی

برای بررسی عملکرد طرحواره پیشنهادی بر داده مصنوعی، یک مدل زمین‌شناسی با ساختار پیچیده متشکل از یک سری بازتابنده‌های سینوسی ایجاد شد. سرعت لایه‌ها بین ۲۰۰۰ تا ۶۰۰۰ متر بر ثانیه متغیر است. چگالی مرتبط با هر لایه بر اساس سرعت آن لایه با رابطه گاردنر[۲۴] محاسبه شد. در ادامه ضمن همامیخت ضرایب بازتاب به دست آمده از مقاومت صوتی با موجک ریکر[۲۵] با فرکانس بیشینه ۳۰ هرتز، یک مدل

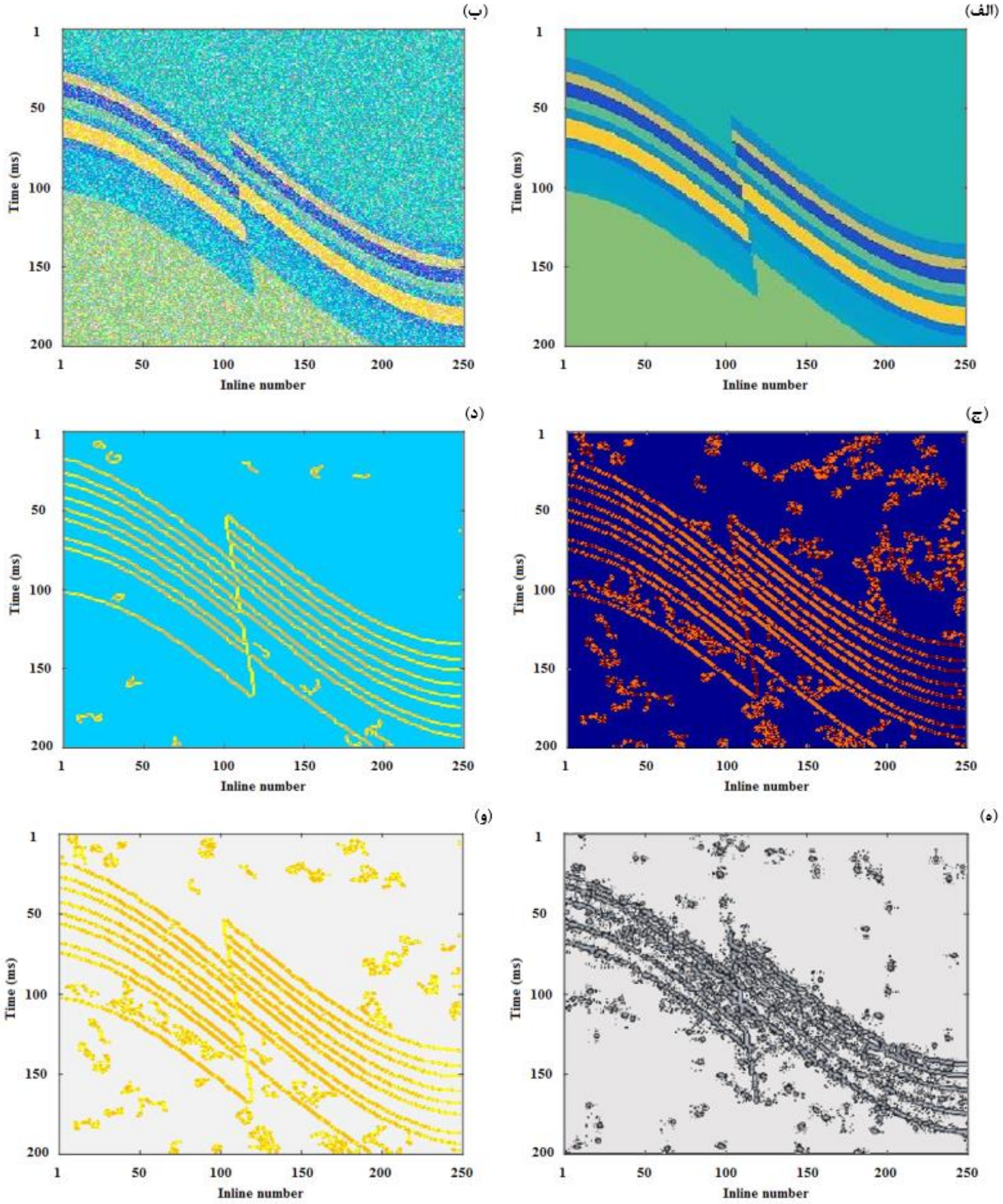



**شکل ۱: به خط ۲۵۰ از داده لرزه‌ای مورد مطالعه (مرزهای لایه‌بندی سیگموئیدی به رنگ سبز، گسل نرمال مورد مطالعه به رنگ قرمز و یکی از افق‌های لرزه‌ای قطع کننده گسل به رنگ آبی تفسیر شده است.)**

مصنوعی بدون گسل‌خوردگی ایجاد و سپس لایه‌بندی دو طرف خط گسلش مطابق اثر گسل تعریف شده نسبت به هم جابه‌جا شد. در شکل ۳-الف و ۳-ب به ترتیب داده مصنوعی دو بعدی در بردارنده رویداد گسلش بدون حضور نوفه و با حضور نوفه (نسبت نشانک به نوفه ۲) قابل مشاهده است. در شکل‌های ۳-ج، ۳-د، ۳-ه و ۳-و به ترتیب نشانگرهای تشابه، انحنا، شیب قطبی و همدوسی نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که لبه‌های شناسایی شده در نشانگرهای تشابه و انحنا پیوستگی بیشتری دارد. همچنین نشانگر شیب قطبی در مقایسه با سایر نشانگرهای لرزه‌ای متعارف عملکرد مطلوبی از خود نشان نداده

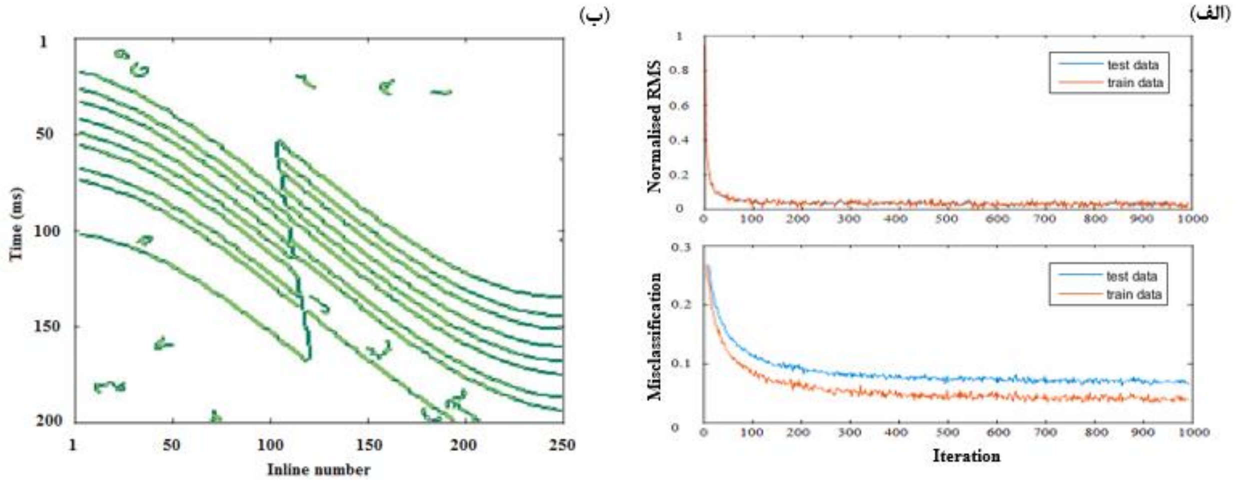
**شکل ۲: طرحواره مراحل استخراج خودکار صفحات گسل**

است. در شکل ۴ نتایج حاصل از شبکه مصنوعی پرسپترون چندلایه و نمودارهای مربوط به جذر میانگین مربعات و خطای طبقه‌بندی برای مجموعه آزمایشی و آموزشی قابل مشاهده است. در شکل ۵-الف نتایج حاصل از نشانگر درستنمایی گسل با نمایش شفاف بر روی مدل مصنوعی مورد مطالعه منطبق شده است. همان‌گونه که پیداست طرحواره پیشنهادی نسبت

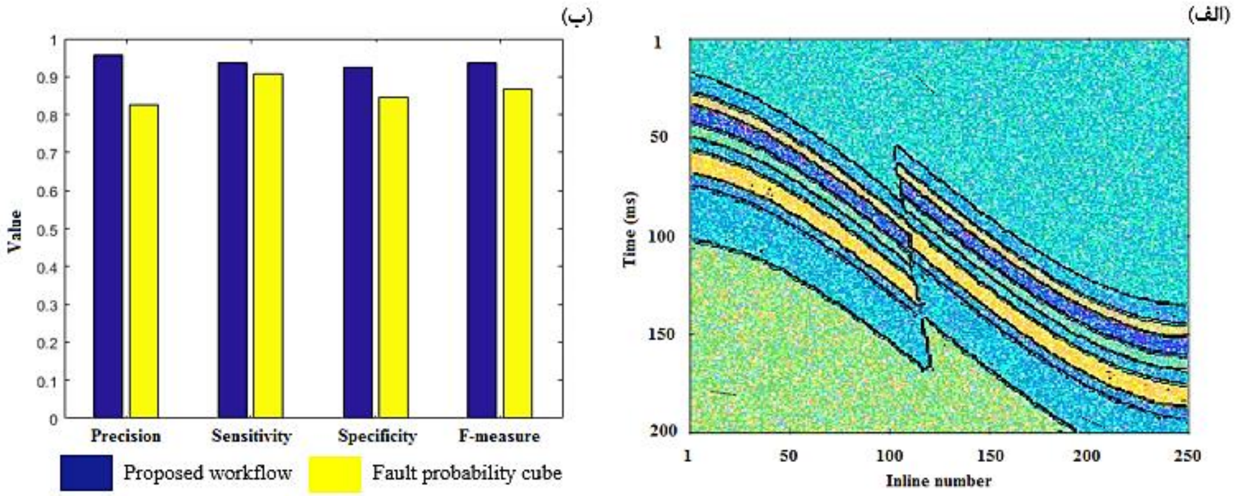



**شکل ۳: الف) داده مصنوعی دو بعدی در بردارنده رویداد گسلش بدون حضور نوفه، ب) داده مصنوعی دو بعدی در بردارنده رویداد گسلش با نسبت نشانک به نوفه ۲، ج) نشانگر تشابه، د) نشانگر انحنا، ه) نشانگر شیب قطبی، و) نشانگر همدوسی؛ (لبه‌های شناسایی شده در نشانگر تشابه و نشانگر انحنا از پیوستگی بیشتری برخوردار است. نشانگر شیب قطبی در مقایسه با سایر نشانگرهای لرزه‌ای متعارف عملکرد مطلوبی نداشته است.)**

به نتایج حاصل از شبکه مصنوعی و روش‌های تک‌نشانگری، ضمن تاثیرپذیری کمتر نسبت به نوفه پس‌زمینه، لبه‌های موجود در مدل مصنوعی را با دقت و ظرافت بالاتری ثبت کرده است. مقایسه کمی طرحواره پیشنهادی و نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از آزمایش دسته‌بندی دودویی شامل دقت[۲۶]، حساسیت[۲۷]، ویژگی[۲۸] و معیار فیشر[۲۹] در شکل ۵-ب نشان داده شده است. همان‌گونه که در شکل پیداست طرحواره پیشنهادی نسبت به شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه در شناسایی مکان دقیق لبه‌ها و شناسایی کمتر نقاط غیر لبه به عنوان لبه موفق‌تر بوده است. معیارهای شناسایی لبه یاد شده به صورت روابط ۱۷ تا ۲۰ تعریف شده‌اند [۲۶]:




**شکل ۴: الف) خطای جذر میانگین مربعات مجموعه آزمایشی و مجموعه آموزشی (پنجره بالایی)، خطای طبقه‌بندی مجموعه آزمایشی و مجموعه آموزشی (پنجره پایینی)، ب) نشانگر احتمال گسل حاصل از شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس‌انتشار؛ (شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس‌انتشار توانسته ضمن ترکیب غیرخطی نشانگرهای لرزه‌ای، لبه‌های موجود در مدل مصنوعی را با پیوستگی بالاتری شناسایی نماید.)**




**شکل ۵: الف) نشانگر درستنمایی گسل (این نشانگر ضمن تأثیرپذیری کمتر نسبت به نوفه تصادفی لبه‌های موجود در مدل مصنوعی را با دقت بالاتری شناسایی کرده است.)، ب) مقایسه کمّی طرحواره پیشنهادی و نشانگر احتمال گسل حاصل از شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از آزمایش دسته‌بندی دودویی (از چپ به راست: دقت، حساسیت، ویژگی و معیار فیشر)**

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (۱۷)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (۱۸)$$

$$Specificity = \frac{TN}{(TP + FN)} \quad (۱۹)$$

$$F - measure = \frac{2}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Sensitivity}} \quad (۲۰)$$

که در آن:

$TP$ : موارد مثبت حقیقی

$TN$ : موارد منفی حقیقی

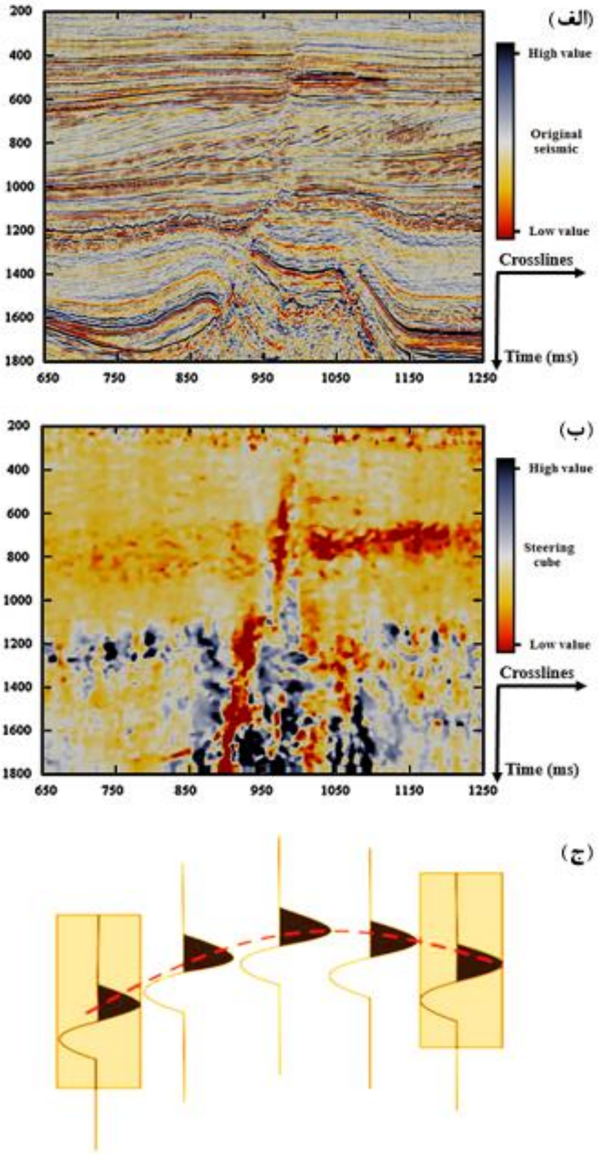
$FP$ : موارد مثبت کاذب

$FN$ : موارد منفی کاذب است.

**۶-۲- داده واقعی**

کیفیت نشانگرهای لرزه‌ای در آشکارسازی گسل‌ها و پیکره‌های زمین‌شناسی، با محاسبه نشانگرها در راستای آزیموت و شیب محلی بهبود می‌یابد. این داده‌های جهت‌دار را می‌توان با اسکن حجم لرزه‌ای محاسبه و در مکعب هدایت شیب ذخیره کرد. در واقع بهتر است به جای مقایسه ردلرزه‌های مجاور در برش‌های افقی، از شیب محلی رویدادهای لرزه‌ای برای محاسبه نشانگرهای لرزه‌ای پیروی شود. شیب خود یک نشانگر مهم است که می‌تواند برای تصحیح نشانگرهای دیگر و نیز پالایش ساختاری مورد استفاده قرار گیرد. با استفاده از اطلاعات شیب می‌توان محاسبات مربوط به نشانگرها را در امتداد یک صفحه سه بعدی که در آن فاز لرزه‌ای تقریبا ثابت مانده است، انجام داد [۱۸]. در این مطالعه ضمن بارگذاری داده لرزه‌ای در نرم‌افزار اپن‌دیتکت[۳۰]، از روشی مبنی بر فاز برای محاسبه مکعب هدایت شیب مورد نیاز در تفسیر ساختمانی استفاده شده است. برای بهبود کیفیت مکعب هدایت شیب، یک فیلتر میانه[۳۱] به داده‌های شیب اعمال گردید. در شکل ۶ داده لرزه‌ای اولیه و مکعب هدایت شیب حاصل از آن در به خط ۲۵۰ نمایش داده شده است.

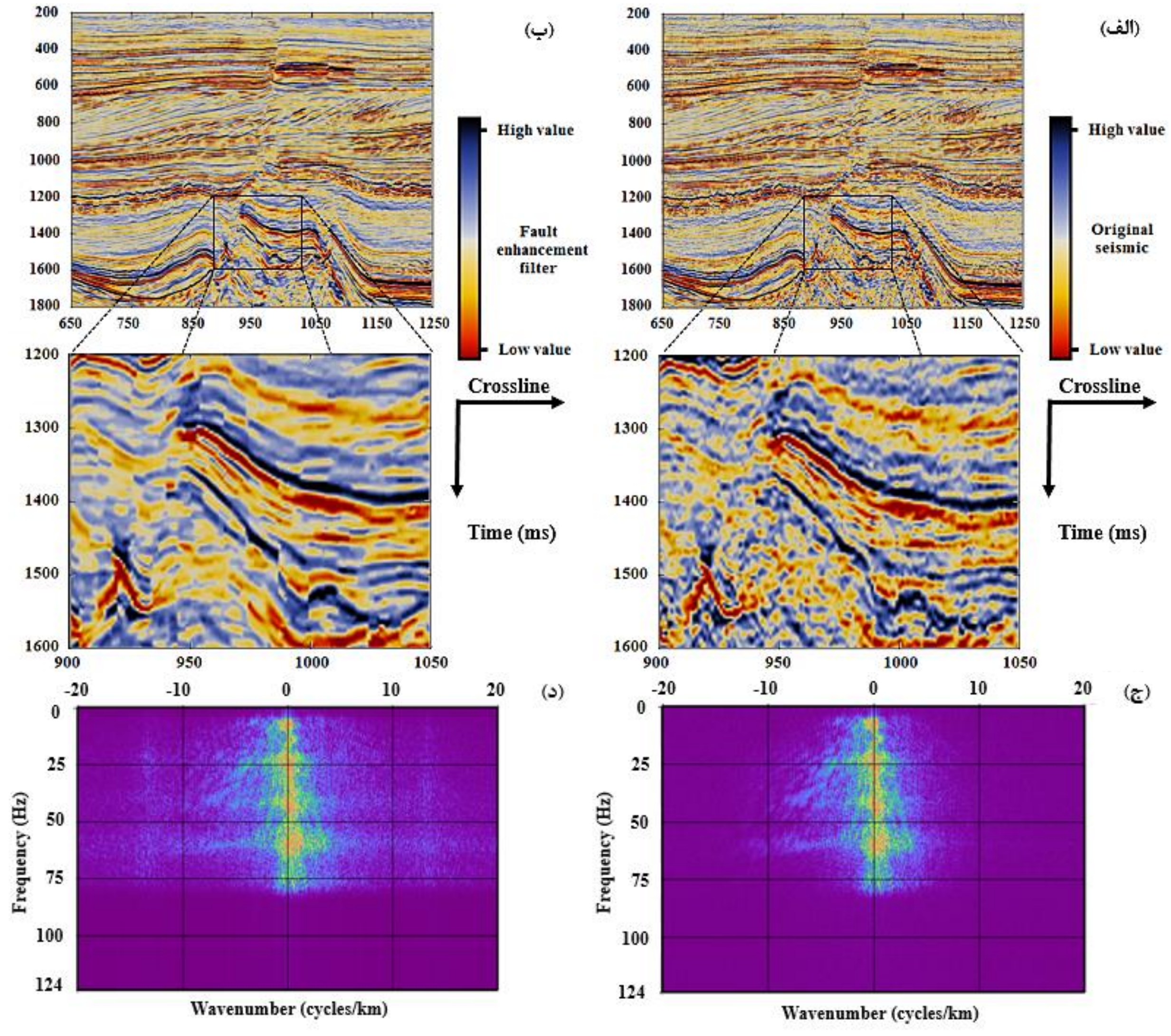
علی رغم فرآیند پردازش، داده لرزه‌ای همچنان آلوده به نوفه تصادفی و نوفه همدوس است. حضور نوفه با پوشاندن مرزهای انتهایی لبه‌ها، به کاهش عملکرد موثر نشانگرهای لرزه‌ای در استخراج رویدادهای کوچک منجر می‌شود. پردازش پس از برانبارش با هموارسازی رخدادهای لرزه‌ای ضمن کاهش نوفه موجود در داده لرزه‌ای، پیوستگی بازتاب‌ها و لبه‌ها را بهبود می‌بخشد. در ابتدا هموارسازی با اعمال یک فیلتر مکانی میانه آماری انجام می‌شود. فیلتر میانه با جایگزینی مقدار میانه دامنه ردلرزه‌های مجاور ردلرزه مرکزی در امتداد یک افق، نوفه تصادفی موجود در داده لرزه‌ای را تضعیف می‌کند [۲۷]. سپس از فیلتر بهبود گسل که از ترکیب فیلترهای میانه و پخش[۳۲] حاصل شده، برای کاهش نوفه تصادفی و برجسته ساختن




**شکل ۶: به خط ۲۵۰ از الف) داده لرزه‌ای اولیه، ب) مکعب هدایت شیب، ج) نمایی از چگونگی اسکن داده لرزه‌ای به منظور برآورد شیب رویدادهای لرزه‌ای**

ناپیوستگی‌های موجود در داده لرزه‌ای استفاده شده است. لازم به ذکر است که فیلتر پخش برای بهبود کیفیت داده لرزه‌ای و افزایش وضوح پدیده‌های موجود، بر مبنای نشانگر تشابه، ردلرزه‌های با کیفیت پایین را به وسیله ردلرزه‌های مجاور با کیفیت بالاتر جایگزین می‌کند [۱۶]. در شکل‌های ۷-الف و ۷-ب تصویری از داده لرزه‌ای اولیه و داده لرزه‌ای بهبود یافته در به خط ۲۵۰ نشان داده شده است. شکل‌های ۷-ج و ۷-د به ترتیب داده لرزه‌ای اولیه و داده لرزه‌ای بهبود یافته را در حیطه فوریه دوبعدی نشان می‌دهند. با مقایسه این دو شکل، میزان تضعیف نوفه تصادفی به وضوح قابل مشاهده است.

در ادامه برای شناسایی پدیده زمین‌شناسی مورد نظر و تمایز سیگنال‌های لرزه‌ای مربوط به آن از سیگنال‌های نامطلوب، مجموعه‌ای از نشانگرهای لرزه‌ای متعارف کارآمد در شناسایی گسل‌ها و شکستگی‌ها با پارامترهای بهینه تهیه گردید. در شکل ۸ برخی از این نشانگرهای لرزه‌ای در تقاطع به خط ۲۵۰ و افق لرزه‌ای FS4 قابل مشاهده است. در نشانگر انحنا، گسل شناسایی شده پیوستگی کمتری دارد و مکعب نشانگر لرزه‌ای به نوفه پس‌زمینه آغشته است. نشانگرهای تشابه و همدوسی، به ویژه در قسمت‌های میانی و تحتانی مقطع لرزه‌ای، تفکیک‌پذیری بالاتری دارند؛ اما

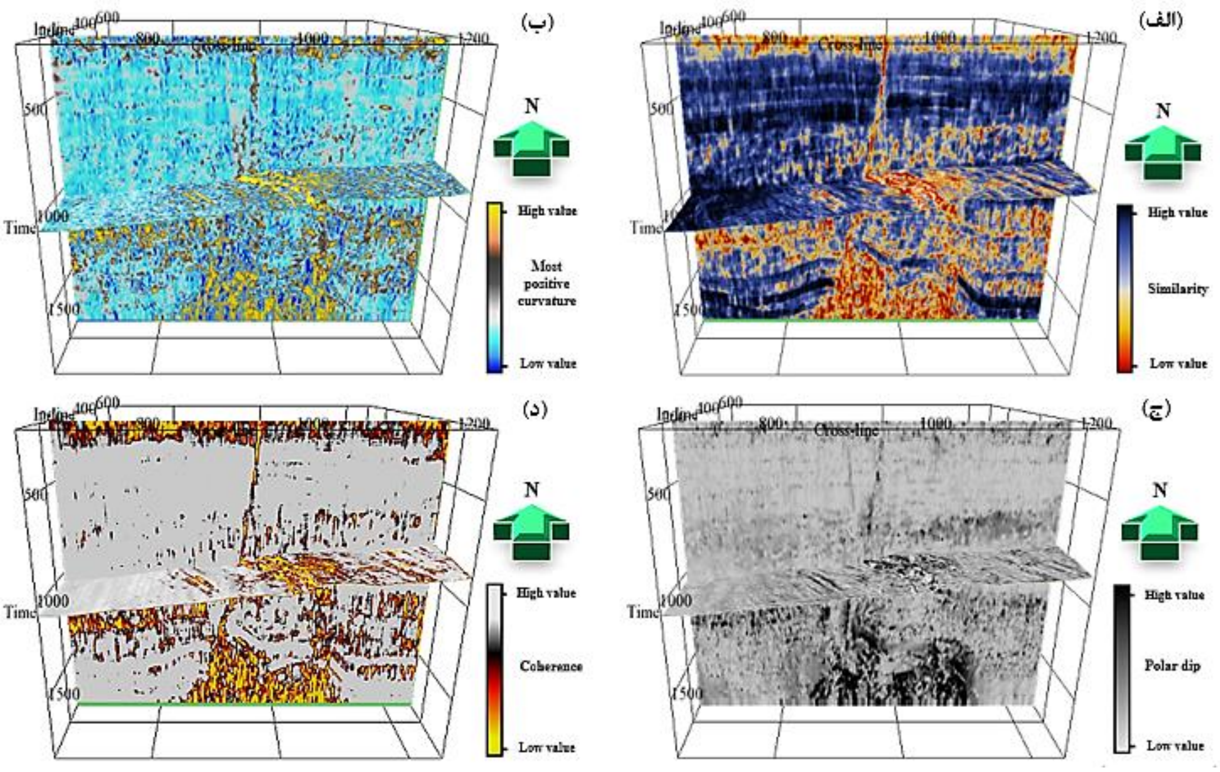



**شکل ۷: الف) داده لرزه‌ای اولیه در به خط ۲۵۰، ب) فیلتر بهبود گسلش در به خط ۲۵۰ (به منظور بررسی نحوه عملکرد فیلتر بهبود گسلش، بخشی از داده لرزه‌ای اولیه و داده لرزه‌ای پالایش شده بزرگنمایی شده است.)، ج و د) حیطه فوریه دو بعدی (الف و ب)؛ (فیلتر بهبود گسلش ضمن برجسته ساختن گسل مورد مطالعه، نوفه پس‌زمینه موجود در داده لرزه‌ای را تضعیف نموده است.)**

همانند نشانگر انحنا دارای پس‌زمینه پرنوفه‌اند. در نشانگر شیب قطبی، ضمن کاهش نوفه پس‌زمینه تفکیک‌پذیری نیز کاهش یافته است.

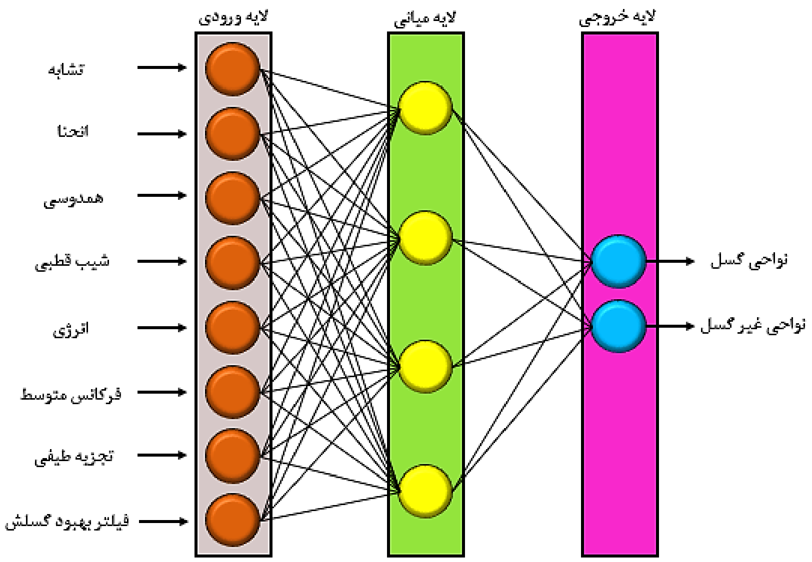
سپس با بررسی داده لرزه‌ای و تحلیل نتایج از نشانگرهای لرزه‌ای، دو دسته نقطه که مشخصه نواحی محتمل به گسل و نواحی غیر گسل‌خورده در نواحی با انرژی بالا و نواحی با انرژی پایین‌اند، به منظور آموزش شبکه عصبی به صورت دستی تفسیر شد. در مرحله بعد مجموعه نشانگرها و نقاط انتخاب شده به عنوان ورودی به شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار معرفی گردید. شکل ۹ نشانگرهای لرزه‌ای متعارف ورودی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه را نشان می‌دهد.

در مرحله آموزش ۲۵٪ داده‌ها برای مجموعه آزمایشی[۳۳] و ۷۵٪ باقی‌مانده برای مجموعه آموزشی[۳۴] تقسیم شده‌اند. زمانی که اختلاف بین نتایج برآورده شده به وسیله شبکه عصبی مصنوعی و خروجی واقعی و همچنین خطای طبقه‌بندی برای هر دو مجموعه به کم‌ترین مقدار خود برسد، آموزش متوقف می‌شود. پس از پایان آموزش، شبکه عصبی دو مکعب نشانگر تحت عنوان مکعب نواحی محتمل به گسل و مکعب نواحی غیر گسل‌خورده را به عنوان خروجی ثبت می‌کند. در مکعب گسل خروجی احتمال وجود گسل برای هر نمونه، مقداری بین صفر و یک دارد. مقدار یک معرف حضور قطعی گسل است و مقدار صفر عدم حضور گسل را بیان می‌کند. در شکل ۱۰-الف نمونه‌ای از خطاهای مجموعه آزمایشی و مجموعه آموزشی در شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار نشان داده شده است. پنجره بالایی خطای جذر میانگین مربعات مجموعه آزمایشی و مجموعه آموزشی و پنجره پایینی خطای طبقه‌بندی مجموعه آزمایشی و مجموعه آموزشی را نشان می‌دهد. در پنجره بالایی شکل ۱۰-الف نمودار این خطا برای مجموعه آزمایشی و مجموعه آموزشی به ترتیب به رنگ‌های آبی و قرمز نشان مشخص شده است. خطای طبقه‌بندی یک پارامتر ساده کنترل کیفیت نشان

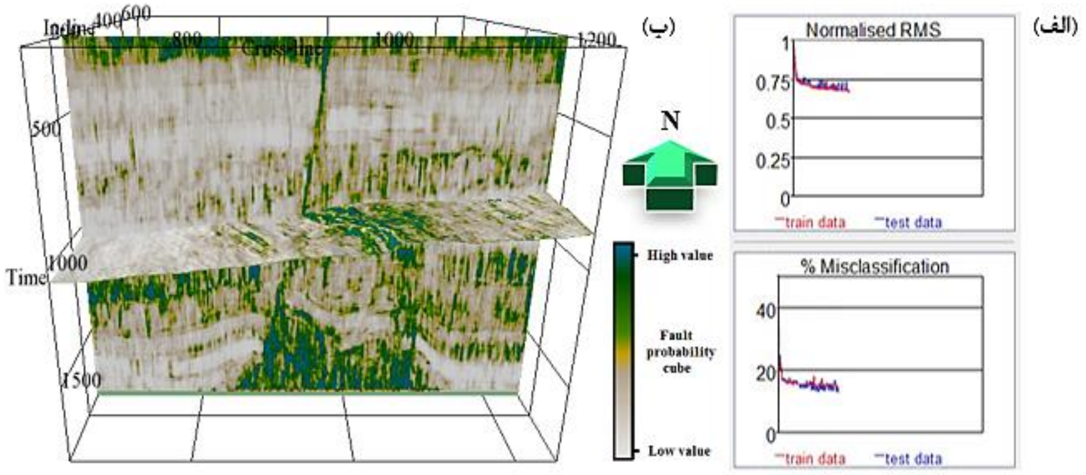



**شکل ۸: تقاطع به خط ۲۵۰ و افق لرزه‌ای FS4 از الف) نشانگر تشابه، ب) نشانگر انحنا، ج) نشانگر شیب قطبی، د) نشانگر همدوسی؛ (گسل شناسایی شده در مکعب نشانگر تشابه و مکعب نشانگر همدوسی از پیوستگی بیشتری برخوردار است. در این مطالعه نشانگر انحنا در مقایسه با سایر نشانگرهای لرزه‌ای متعارف عملکرد مطلوبی نداشته است. جهت شمال با پیکان نشان داده شده است.)**

دهنده درصد قرارگیری مجموعه آزمایشی و مجموعه آموزشی در کلاس نادرست است. در پنجره پایینی شکل ۱۰-الف نمودار این خطا برای مجموعه آزمایشی و مجموعه آموزشی به ترتیب با رنگ‌های آبی و قرمز مشخص شده است. در شکل ۱۰-ب مکعب احتمال گسل خروجی در تقاطع به خط ۲۵۰ و افق FS4 قابل مشاهده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، هدف شناسایی شده در شبکه عصبی مصنوعی، نسبت به نتایج حاصل از مطالعات تک‌نشانگری پیوستگی بالاتری دارد. ترکیب غیرخطی نشانگرهای لرزه‌ای متعارف نوفه پس‌زمینه را تضعیف و تمایز بین صفحات گسلش و نمونه‌های اطراف را برجسته کرده است. لازم به ذکر است که پیوستگی و باریک بودن خطواره‌های شناسایی شده مطلوب فرآیند تفسیر است. در ادامه مکعب احتمال گسل حاصل ورودی نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف قرار گرفت. در شکل ۱۱



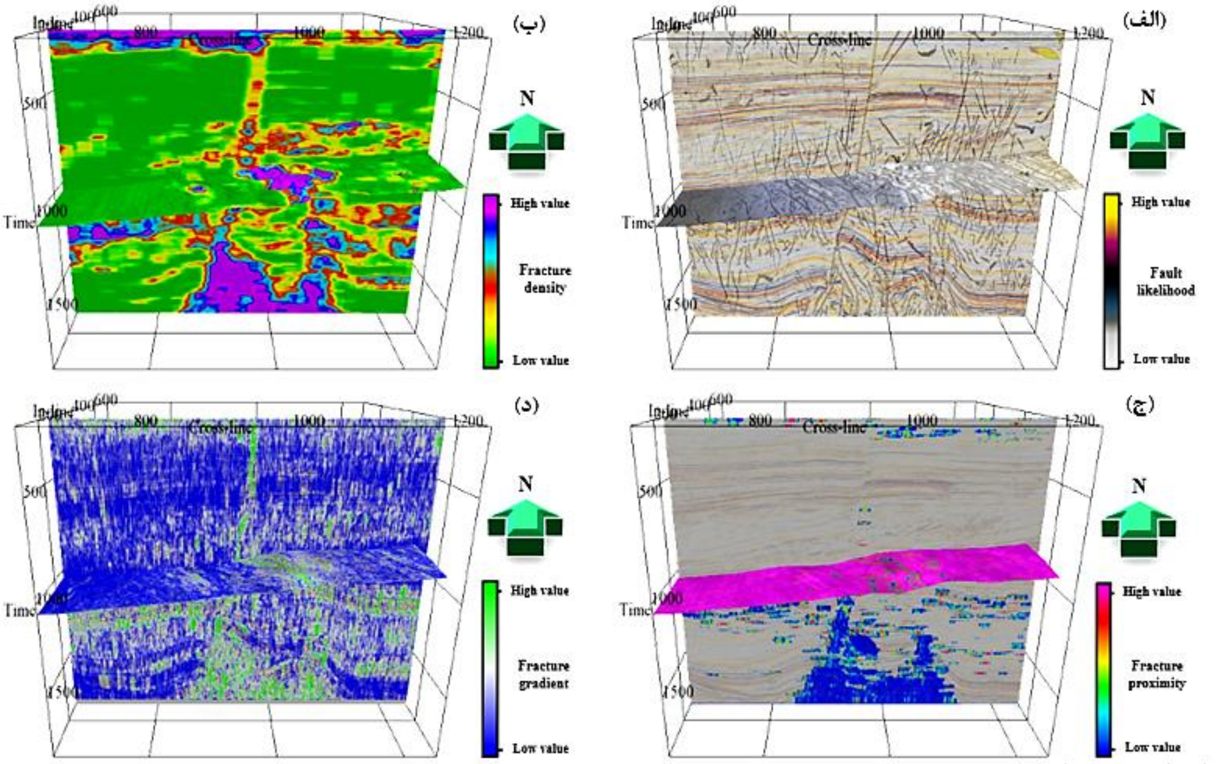

**شکل ۹: نشانگرهای لرزه‌ای متعارف ورودی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار (ساختمان شبکه عصبی از هشت نشانگر لرزه‌ای ورودی، یک لایه میانی و دو مکعب احتمال خروجی تشکیل شده است.)**




**شکل ۱۰: الف) خطای جذر میانگین مربعات مجموعه آزمایشی و مجموعه آموزشی (پنجره بالایی)، خطای طبقه‌بندی مجموعه آزمایشی و مجموعه آموزشی (پنجره پایینی)، ب) مکعب احتمال گسل در تقاطع به خط ۲۵۰ و افق FS4؛ (الگوی گسل مورد مطالعه با خطواره‌های باریک‌تری شناسایی شده است؛ لذا تفسیر صفحات گسل‌خوردگی با سهولت بیشتری همراه خواهد بود. جهت شمال با پیکان نشان داده شده است.)**

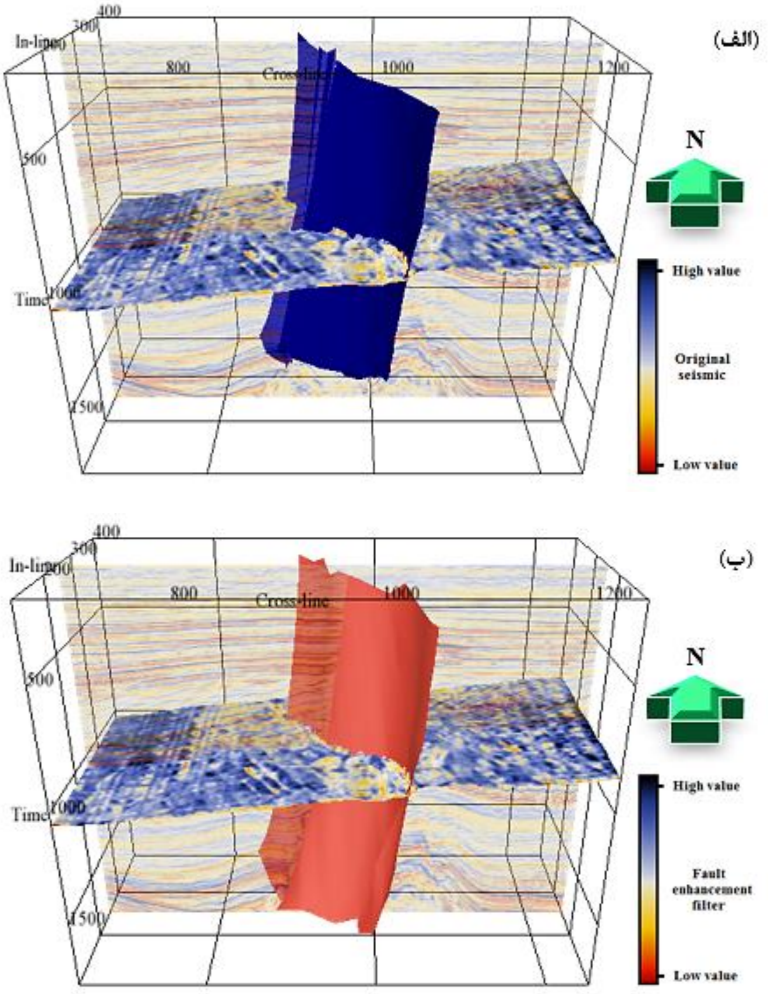
نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف در تقاطع به خط ۲۵۰ و افق FS4 نشان داده شده است. شیب و گسترش هندسی گسل مورد مطالعه در مکعب نشانگر درستنمایی گسل نسبت به سایر نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف با تفکیک‌پذیری بالاتری قابل مشاهده است. نشانگر قرابت شکستگی‌ها در مقایسه با سایر نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف، ضمن تاثیرپذیری کمتر نسبت به نوفه، جزییات کمتری را نیز ثبت کرده است. مکعب نشانگر شیب شکستگی‌ها، برآوردی از صفحه‌ای که در آن گسل مورد مطالعه بیشترین شیب ظاهری را دارد، به دست داده است. در پایان، مکعب نشانگر درستنمایی گسل حاصل از مکعب احتمال گسل، به عنوان ورودی به فیلتر اتصال کوچک‌ترین اجزای ساختاری[۳۵] به عنوان الگوریتم خودکار استخراج صفحات گسل معرفی شد. فیلتر اتصال کوچک‌ترین اجزای ساختاری یکی از ابزارهای کاربردی برای ایجاد پیکره‌های زمین‌شناسی پیوسته بر اساس مقادیر دامنه در یک حجم لرزه‌ای است. اساس این فیلتر، اتصال کوچک‌ترین اجزای ساختاری مجاور بر اساس آستانه از پیش تعریف شده است. هر جزء ساختاری بر اساس مقدار آستانه از پیش تعریف شده، به یک دودویی تبدیل می‌شود. همسایگی هر جزء ساختاری دارای مقادیر منطقی صحیح، جهت یافتن اجزای ساختاری دارای ویژگی‌های منطبق بر مقدار آستانه مورد بررسی قرار می‌گیرد. چنانچه در همسایگی، اجزایی با مقادیر منطقی صحیح یافت شوند، به صورت یک پیکره پیوسته به هم متصل می‌شوند. در شکل ۱۲ نتایج تفسیر دستی و خودکار صفحات گسل به تصویر کشیده شده است. به وضوح قابل مشاهده است که طرحواره پیشنهادی و الگوریتم استخراج خودکار صفحات گسل توانسته مرزهای لبه را با دقت نسبتا بالایی ثبت کند.

برای اعتبارسنجی گسل شناسایی شده ابتدا به بررسی وجود گسل در داده لرزه‌ای پرداخته شده است. وجود یک ناهنجاری مانند گسل باعث انحراف نمودار چندک-چندک[۳۶] مجموعه نمونه‌های مکانی-زمانی از توزیع نرمال می‌گردد. شرح

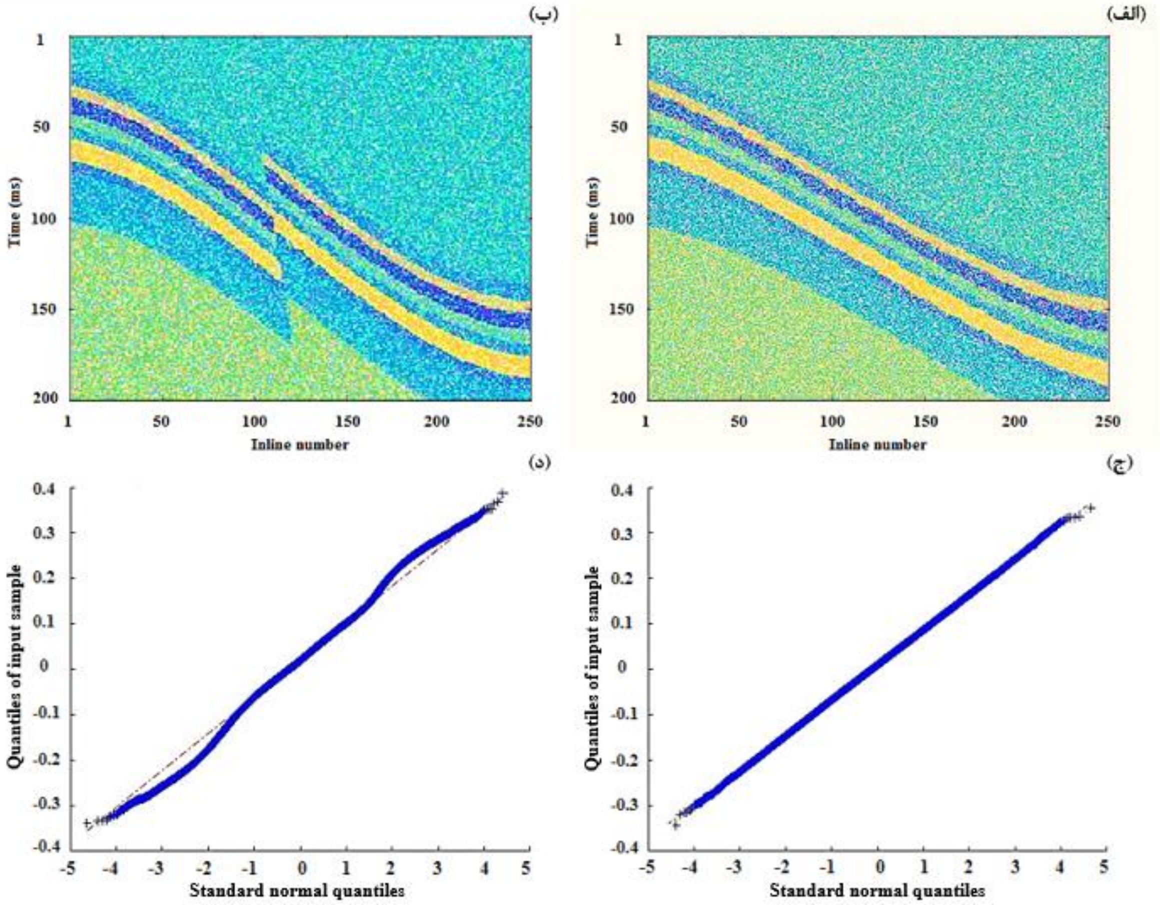



**شکل ۱۱: نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف در تقاطع به خط ۲۵۰ و افق لرزه‌ای FS4: الف) نشانگر درستنمایی گسل، ب) نشانگر چگالی شکاف‌ها، ج) نشانگر قرابت شکاف‌ها، د) نشانگر شیب شکستگی‌ها؛ (شیب و گسترش هندسی گسل مورد مطالعه در نشانگر درستنمایی گسل با تفکیک‌پذیری نسبتا بالاتری قابل ملاحظه است. نشانگر قرابت شکاف‌ها نسبت به سایر نشانگرهای غیرمتعارف ضمن تأثیرپذیری کمتر نسبت به نوفه پس‌زمینه جزئیات کمتری را ثبت کرده است. جهت شمال با پیکان نشان داده شده است.)**

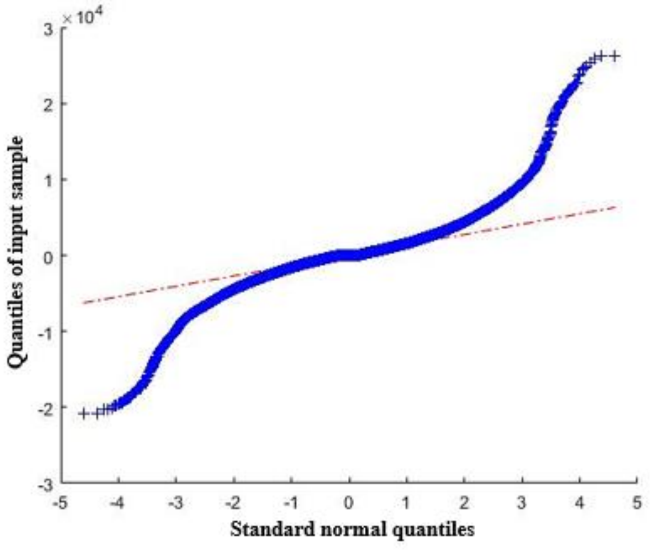
تصویری بررسی این ادعا برای یک داده مصنوعی دو بعدی با نسبت سیگنال به نوفه ۲ در شکل ۱۳ ارایه شده است. ابتدا نمودار چندک-چندک برای مجموعه نمونه‌های مکانی-زمانی مدل مصنوعی دو بعدی بدون گسل‌خوردگی رسم شده است. بررسی نشان داد که نمودار چندک-چندک از توزیع نرمال پیروی می‌کند. پس از اعمال گسل به همان مدل مصنوعی دو بعدی، مشاهده شد که نمودار چندک-چندک مجموعه نمونه‌های مکانی-زمانی از توزیع نرمال منحرف شده است. در شکل ۱۴ نمودار چندک-چندک برای مجموعه نمونه‌های مکانی-زمانی داده لرزه‌ای مورد مطالعه در به خط ۲۵۰ ترسیم شده است. انحراف از توزیع نرمال موید حضور ناهنجاری گسلش است. در شکل ۱۵ نتایج شناسایی گسل حاصل از طرحواره پیشنهادی با نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه و نتایج حاصل از وارون‌سازی رنگی داده لرزه‌ای مقایسه گردید. لازم به ذکر است که وارون‌سازی رنگی از جمله روش‌های وارون‌سازی پس از برانبارش با کارآیی مناسب نسبت به دیگر روش‌های متداول وارون‌سازی است [۲۸]. همان‌گونه که مشاهده می‌شود روند و نحوه گسترش هندسی گسل شناسایی شده به وسیله طرحواره پیشنهادی در افق لرزه‌ای FS4 با گسل شناسایی شده از مقاومت صوتی برآورده شده تطابق دارد. همچنین خطواره‌های ثبت شده در مکعب گسل حاصل از طرحواره پیشنهادی کمترین تاثیرپذیری را نسبت به پدیده‌های لرزه‌ای نامطلوب داشته است.



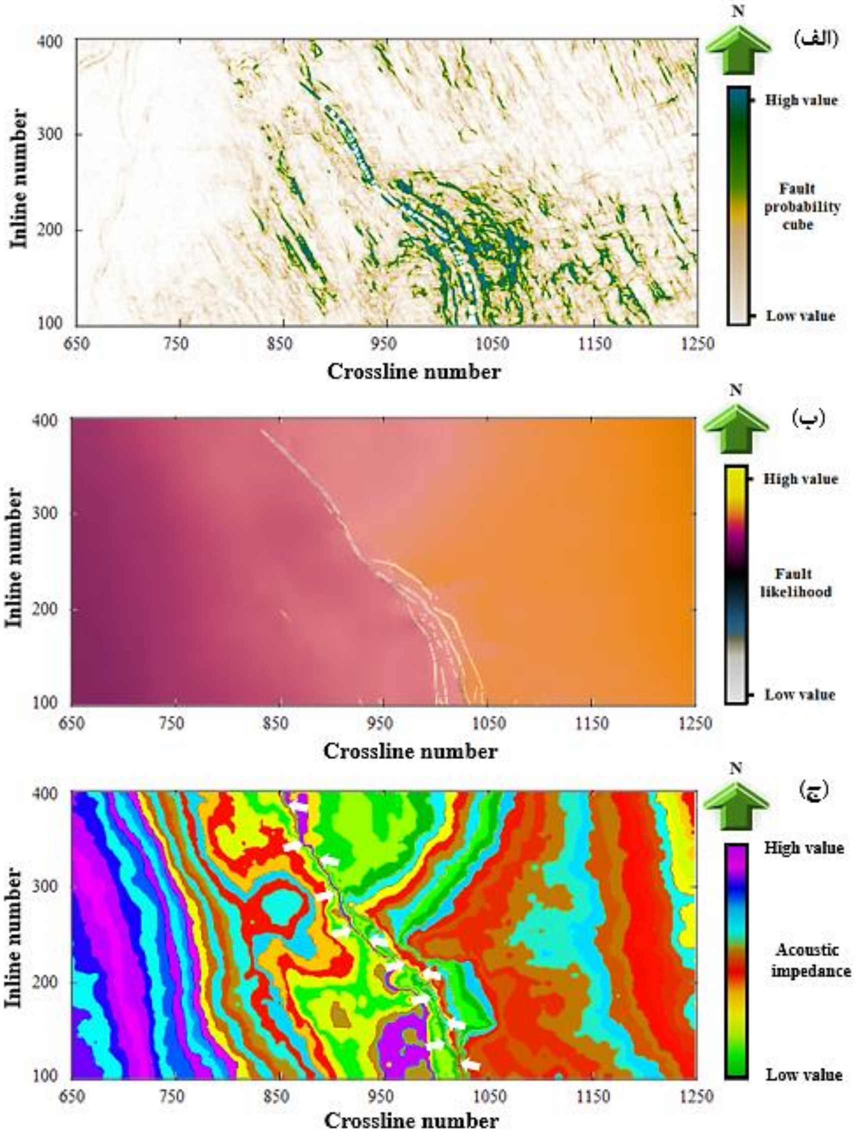

**شکل ۱۲: الف) تفسیر دستی صفحه گسل، ب) تفسیر خودکار صفحه گسل بر مبنای نشانگر درستنمایی گسل و فیلتر اتصال کوچک‌ترین اجزای ساختاری؛ (تفسیر خودکار توانسته گسترش فضایی گسل مورد مطالعه را با دقت بالاتری به تصویر بکشد. گسل استخراج شده دارای روند شمال غربی-جنوب شرقی می‌باشد. جهت شمال با پیکان نشان داده شده است.)**




**شکل ۱۳: الف) مدل مصنوعی دو بعدی بدون گسل، ب) مدل مصنوعی دو بعدی بعد از اعمال گسل، ج) نمودار چندک-چندک برای نمونه‌های مکانی-زمانی موجود در مدل (الف)، د) نمودار چندک-چندک برای نمونه‌های مکانی-زمانی موجود در مدل (ب)؛ (حضور گسل‌خوردگی باعث انحراف نمودار از توزیع نرمال شده است.)**




**شکل ۱۴: نمودار چندک-چندک برای نمونه‌های مکانی-زمانی موجود در به خط ۲۵۰ از داده لرزه‌ای مورد مطالعه (انحراف نمودار از توزیع نرمال مؤید حضور ناهنجاری گسل‌خوردگی می‌باشد.)**




**شکل ۱۵: افق لرزه‌ای FS4 تخت شده از الف) مکعب احتمال گسل حاصل از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه، ب) نشانگر درستنمایی گسل با نمایش شفاف بر روی مقادیر عمقی، ج) مقاومت صوتی برآورد شده به روش وارون‌سازی رنگی؛ (گسل شناسایی شده با استفاده از طرحواره پیشنهادی با گسل شناسایی شده به روش وارون‌سازی رنگی تطابق دارد.)**

## ۷- نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از طرحواره پیشنهادی در داده مصنوعی حاوی رویداد گسل در حضور نوفه، به صورت کمی و کیفی با نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه مقایسه شد. بررسی‌ها نشان داد که تلفیق شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه و نشانگر درستنمایی گسل نسبت به نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی به تنهایی، در مکان‌یابی دقیق لبه‌ها و شناسایی کمتر نقاط غیر لبه به عنوان لبه موثرتر عمل کرده است.

مکعب احتمال گسل حاصل از تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای مبنی بر شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار، نسبت به هر یک از نشانگرهای منفرد نتایج بهتری به دست می‌دهد. در واقع مکعب احتمال گسل ضمن تاثیرپذیری کم‌تر نسبت به نوفه تصادفی، گسل‌ها و شکستگی‌های موجود در داده لرزه‌ای را با وضوح و تفکیک‌پذیری بالاتری نمایش می‌دهد.

پردازش و تحلیل نشانگرهای لرزه‌ای و مکعب احتمال گسل با نشانگرهای غیرمتعارف همچون نشانگر درستنمایی

گسل، چگالی، قرابت و شیب شکستگی‌ها اطلاعات مفیدتری را در خصوص تفسیر ساختمانی، تعیین مناسب‌ترین مسیر حفاری و شناسایی مناطق با پتانسیل بالا جهت مشبک‌کاری فراهم می‌آورد. در این مطالعه، نشانگر قرابت شکستگی‌ها به دلیل پیوستگی کمتر گسل منفرد شناسایی شده ناشی از حضور نوفه پس‌زمینه، به ویژه در قسمت فوقانی داده لرزه‌ای عملکرد مناسبی از خود نشان نداده است. همچنین نشانگر شیب شکستگی‌ها با توجه به ماهیت نسبتا پرنوفه‌اش، نسبت به سایر نشانگرهای لرزه‌ای غیرمتعارف به ویژه نشانگر درستنمایی گسل، اطلاعات کمتری را فراهم آورده است. نشانگر درستنمایی گسل شیب و گسترش هندسی گسل مورد مطالعه را با تفکیک‌پذیری بالاتری شناسایی کرده است. باریک بودن خط اثر گسل شناسایی شده در نشانگر درستنمایی گسل مطلوب فرآیند تفسیر و استخراج خودکار صفحات گسلش بوده است. استخراج خودکار صفحات گسل از مکعب درستنمایی گسل، با استفاده از فیلتر اتصال کوچک‌ترین اجزای ساختاری ضمن افزایش سرعت تفسیر، خطای انسانی را به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش داده است. اعتبارسنجی نتایج حاصل از طرحواره پیشنهادی نشان داده است که روند و گسترش هندسی گسل شناسایی شده با نتایج حاصل از وارون‌سازی رنگی داده لرزه‌ای، به عنوان یک روش وارون‌سازی دقیق، کاملا منطبق است؛ که این مساله بیان کننده دقت بالای این روش است. زمان اجرای طرحواره پیشنهادی برای داده لرزه‌ای مورد مطالعه با ابعاد ۴۰۱×۶۰۱×۳۰۱، حدود ۱۴ ساعت در یک کامپیوتر شخصی با پردازنده مرکزی اینتل هفت هسته‌ای و حافظه با دستیابی تصادفی ۶ گیگابایت است. لازم به ذکر است که حضور صفحه گسلش مورد مطالعه با الگوی نرمال با راستای شمال غربی-جنوب شرقی و شیب شمالی-جنوبی به انحراف نمودار چندک-چندک نمونه‌های مکانی-زمانی داده لرزه‌ای از توزیع نرمال منجر شده است.

## ۸- مراجع


[1] Priezzhev, I. I., and Schollard, A. (2012). *"Faults and fracture detection based on seismic surface orthogonal decomposition"*. In 74th EAGE Conference and Exhibition incorporating EUROPEC, Copenhagen, Denmark, 4-7.

[2] Wang, S., Yuan, S., Wang, T., Gao, J., and Li, S. (2018). *"Three-dimensional geosteering coherence attributes for deep-formation discontinuity detection"*. Geophysics, 83(6): O105-O113.

[3] Zheng, Z. H., Kavousi, P., and Di, H. B. (2014). *"Multiattributes and neural network-based fault detection in 3D seismic interpretation"*. Advanced Materials Research, 838: 1497-1502.

[4] Qi, J., Lin, T., Zhao, T., Li, F., and Marfurt, K. (2016). *"Semisupervised multiattribute seismic facies analysis"*. Interpretation, 4(1): SB91-SB106.

[5] Henderson, J., Purves, S. J., Fisher, G., and Leppard, C. (2008). *"Delineation of geological elements from RGB color blending of seismic attribute volumes"*. The Leading Edge, 27(3): 342-350.

[6] Boe, T. H., and Daber, R. (2010). *"Seismic features and the human eye: RGB blending of azimuthal curvatures for enhancement of fault and fracture interpretation"*. In 80th Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 1535-1539.

[7] Aqrawi, A. A., and Boe, T. H. (2011). *"Improved fault segmentation using dip guided and modified Sobel filter"*. In 81st Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 999-1003.

[8] Gazar, A. H., Javaherian, A., and Sabeti, H. (2011). *"Analysis of effective parameters for semblancebased coherency attributes to detect micro-faults and fractures"*. Journal of Seismic Exploration, 20: 23-44.

[9] Miller, P., Dasgupta, S., and Shelander, D. (2012). *"Seismic imaging of migration pathways by advanced attribute analysis, Alaminos Canyon 21, Gulf of Mexico"*. Marine and Petroleum Geology, 34(1): 111-118.

[10] Hale, D. (2013). *"Methods to compute fault images, extract fault surfaces, and estimate fault throws from 3D seismic images"*. Geophysics, 78(2): O33-O43.

[11] Jaglan, H., Qayyum, F., and Hélène, H. (2015). *"Unconventional seismic attributes for fracture characterization"*. First Break, 33(3): 101-109.

[12] Wu, X., and Hale, D. (2016). *"Automatically interpreting all faults, unconformities, and horizons from 3D seismic images"*. Interpretation, 4(2): T227-T237.

[13] Wu, X. (2017). *"Directional structure-tensorbased coherence to detect seismic faults and channels"*. Geophysics, 2(82): A13-A17.

[14] Noori, M., Hassani, H., Javaherian, A., Amindavar, H., and Torabi, S. (2019). *"Automatic fault detection in seismic data using Gaussian process regression"*. Journal of Applied Geophysics, 163: 117-131.

[15] Pedersen, S. I., Randen, T., Sonneland, L., and Steen, Ø. (2002). *"Automatic fault extraction using artificial*

*ants"*. In SEG Expanded Technical Program Abstracts, 512-515.

[16] Bernáth, G. (2012). *"Identification of fracture zones in a tight gas reservoir"*. Conference & Exhibition on Earth Sciences and Environmental Protection, 15-20.

[17] Roberts, A. (2001). *"Curvature attributes and their application to 3D interpreted horizons"*. First break, 2(19): 85-100.

[18] Chehrazi, A., Rahimpour-Bonab, H., and Rezaee, M. R. (2013). *"Seismic data conditioning and neural network-based attribute selection for enhanced fault detection"*. Petroleum Geoscience, 19(2): 169-183.

[19] 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.

[20] Tingdahl, K. M., and De Rooij, M. (2005). *"Semiautomatic detection of faults in 3D seismic data"*. Geophysical Prospecting, 53(4): 533-542.

[۲۱] منهاج، م. ب.؛ ۱۳۸۱؛ **"مبانی شبکه‌های مصنوعی"**. انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، جلد اول، ص ۲۹-۲۱.

[22] Brouwer, F., and Huck, A. (2011). *"An integrated workflow to optimize discontinuity attributes for the imaging of faults"*. 31st annual GCSSEPM Foundation Bob F.Perkins Research Conference, Hoston, Texas, United States, 31: 496-532.

[23] Beale, M. H., Hagan, M. T., and Demuth, H. B. (2010). *"Neural network toolbox"*. User's Guide, MathWorks, 2: 129-203.

[24] Bakulin, A., Grechka, V., and Tsvankin, I. (2000). *"Estimation of fracture parameters from reflection seismic data—Part I: HTI model due to a single fracture set"*. Geophysics, 65(6): 1788-1802.

[25] Pegrum, R. M., and Spencer, A. M. (1990). *"Hydrocarbon plays in the northern North Sea"*. Geological Society, London, Special Publications, 50(1): 441-470.

[26] Karbalaali, H., Javaherian, A., Dahlke, S., and Torabi, S. (2018). *"Channel edge detection using 2D complex shearlet transform: a case study from the South Caspian Sea"*. Exploration Geophysics, 49(5):704-712.

[27] dGB plugins user documentation, OpendTect workflow tools (version 5.0), 2015.

[28] Lancaster, S., and Whitcombe, D. (2000). *"Fast-track 'coloured' inversion"*. In 70th Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 1572-1575.

---

[1] Hanging wall
[2] Foot wall
[3] Compartmentalization
[4] Signal
[5] Noise
[6] Ant-tracking algorithm
[7] Alaminos Canyon
[8] Fault likelihood
[9] Semblance
[10] Stratton
[11] Fault probability cube
[12] Coherence
[13] Dip-steering
[14] Fracture density
[15] Fracture proximity
[16] Fracture dip
[17] Inline
[18] Crossline
[19] Neuron
[20] Supervised
[21] Dependent variables
[22] Sweet spots
[23] Inline
[24] Gardner's relation
[25] Ricker
[26] Precision
[27] Sensitivity
[28] Specificity
[29] F-measure
[30] OpendTect
[31] Median
[32] Diffusion
[33] Testing data
[34] Training data
[35] Voxel connectivity filter
[36] Quantile-quantile plot

Imam Khomeini International University
Vol. 6, No. 3, Autumn 2021, pp. 1-5

نشریه مهندسی منابع معدنی
Journal of Mineral Resources Engineering
(JMRE)

DOI: 10.30479/JMRE.2021.12023.1334
Research Paper

# Enhancing Fault Detection Using Multi-layer Perceptron Neural Network and Unconventional Seismic Attributes

**Lotfi M.**[1], **Javaherian A.**[2,3*]
1- Ph.D Student, Dept. of Petroleum Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran
masoumelotfi@aut.ac.ir
2- Professor, Dept. of Petroleum Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran
3- Professor, Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran
javaherian@aut.ac.ir

***(Received: 13 Nov. 2019, Accepted: 25 Feb. 2020)***

***Abstract:*** Revealing the faults, one of the essential steps in seismic interpretation, provides valuable information for modeling static and dynamic characteristics of hydrocarbon reservoirs. Several methods developed for automatic fault and fracture detection, which seismic attributes integrated with artificial neural networks, and fuzzy systems are the most common ones. In this study, a 3D seismic data set of the F3 Block, offshore Netherland, was utilized for enhanced fault detection using an artificial neural network and unconventional seismic attributes integration. A steering cube was computed using a phase-based dip calculation technique to enhance seismic attributes' accuracy and target detection capability. The fault enhancement filter, as a combination of the diffusion and median filters, and conventional attributes are modified and redefined along with the dip and azimuth information. A supervised, fully connected multi-layer perceptron neural network was constructed to integrate the previous traditional seismic attributes with optimum parameters to generate a fault probability cube. For an improved interpretation, the fault probability cube is then treated through the unconventional seismic attributes. Finally, the end product is subjected to the voxel connectivity filter to visualize the detected faults' three-dimensional nature. Our proposed workflow results were superposed with the ones derived from the color-based inversion cube as an accurate inversion method. The proposed automatic fault extraction workflow can yield considerable savings in time and result in a highly detailed mapping of discontinuities.

***Keywords:*** Faults, 3D seismic data, Conventional seismic attributes, Supervised neural network, Unconventional seismic attributes.

## INTRODUCTION

Seismic images contain a large number of facts about subsurface geology. Accurate identification of subsurface anomalies such as faults, channels, and other discontinuities is an essential step in geoscience studies. Faults are discontinuities in any rock unit, across which there has been an indicative expulsion as a result of rock-mass movement. Many kinds of research [1-3] point out that an accurate image of the

CC BY

subsurface fault geometries, as major migration pathways, plays a critical role in the borehole trajectory design, production and injection strategy optimization, and reservoir management [4]. With the continuous advancement of the new technology, a convinced recognition of fault patterns could dramatically enhance the exactness and efficiency of interpretations. Seismic attributes are seismic data factors, providing quantitative measurements of amplitude, phase, frequency, continuity, and morphology that can be used to discriminate geological patterns in the seismic data [5]. Numerous attributes have been introduced during the advent of 3D seismology for facilitating fault and fracture detection [6-9]. Since each seismic attribute measures different quantities simultaneously and highlights all samples with similar responses, integrating them based on an artificial neural network can provide a single object-sensitive attribute cube less affected by artifacts and other noises [6]. A fully connected multi-layer perceptron neural network with supervised training was used to integrate the most sensitive edge detection attributes in this study. Then the probability cube is treated to the unconventional seismic attributes for enhanced fault detection.

## THEORY

### 1-Multi-layer perceptron neural network

An artificial neural network's basic fundamental is to feed a weighted sum of inputs into a nonlinear activation function to obtain an optimum response. The mathematical expression of this process, in multi-layer perceptron neural networks (MLPs), is defined as a sigmoid activation function, *A*, applied to a weighting function, *W*, as follows [10]:

$$W\left(y\right)=\sum_{i=1}^{L}\mathrm{w}_{\mathrm{i}}\mathrm{y}_{\mathrm{i}}, \tag{1}$$

$$A\left(W\right)=\frac{2}{1+\exp\left(-W\right)}-1 \tag{2}$$

where:

y and w: are the input and the weighting vectors, respectively.

$A$: is a continuous, monotonically increasing, differentiable, and bounded binary activation function that estimates the output in zeros and ones [10].

MLPs are trained on a representative data set in supervised learning using input patterns and corresponding output ones. The back-propagation algorithm attempts to minimize the error between the predicted output and the known output by adjusting the connections' weights.

### 2-Fault lıkelıhood attrıbute

Fault likelihood is a new revolutionary attribute used for enhanced fault delineation. Estimating reflection slopes from the structure tensors is an essential alignment required for fault likelihood calculation. With estimating reflection slopes, structure-oriented semblance is defined as equation 3. An additional smoothing is then applied to attenuate background noise and sharpen faults and fractures as equation 4. The attribute is defined as equation (5) to increase the contrast between samples with low and high fault likelihoods [9].

$$\mathrm{Semblance}=\frac{\langle \mathrm{image}\rangle_{\mathrm{s}}^{2}}{\langle \mathrm{image}^{2}\rangle_{\mathrm{s}}}, \tag{3}$$

$$\mathrm{Semblance}=\frac{\langle\langle \mathrm{image}\rangle_{\mathrm{s}}^{2}\rangle_{\mathrm{f}}}{\langle\langle \mathrm{image}^{2}\rangle_{\mathrm{s}}\rangle_{\mathrm{f}}}, \tag{4}$$

$$f\equiv 1-\mathrm{Semblance}^{n} \tag{5}$$

where, for each semblance value:

$\langle\square\rangle_{\mathrm{S}}$ and $\langle\square\rangle_{\mathrm{f}}$: denote a structure-oriented averaging and a fault-oriented averaging of image sample values, respectively.

The choice of power is somewhat arbitrary controls the contrast between samples with low and high fault likelihoods. In this algorithm, each sample point is scanned for a given range of positive and negative

dips. Further filtering is performed to highlight only the local maxima within the fault likelihood volume to achieve a sharper fault plane. Fault likelihood has a value range from zero to one.

## METHODOLOGY

The studied area is the F3 Block, offshore Netherland. A small sub-volume of the seismic data with an inline range of 100-400, a crossline range of 650-1250, and a time range of 200-1800 ms that contains the desired tectonic events was chosen. The time and the trace intervals are 4 ms and 25 m, respectively. A steering cube was computed using the phase-based dip calculation technique to enhance seismic attributes' fidelity and target detection ability. The steering cube, which contains dip and azimuth information of each sample point, is utilized to qualify and purify seismic attributes along with the dip and azimuth data. It has further efforts in designing dip-steered filters usable for data enhancement. The designed fault enhancement filter attenuated residual random noise, enhanced spatially continuous seismic events, and sharpened the discontinuities. Figure 1 represents a vertical cross-section of the seismic data before and after preconditioning. The prepared dip-steered fault enhancement filtered data are considered to extract several edge detection attributes, such as similarity, curvature, polar dip, and coherence with optimum parameters. In the next step, two pick-sets indicating fault and non-fault zones are selected. A supervised, fully connected multi-layer perceptron neural network was then constructed to integrate the generated seismic attributes to provide a single object-sensitive attribute cube less affected by artifacts and other noise. Throughout the training phase, the difference between the prediction and the actual output was evaluated, and the weights associated with all interlinked neurons changed to outfit the best possible feedback. 70% of picked points acted as training, and the remaining 30% played as testing. The training process is kept on until the error on misclassification of the test data alters to a constant minimum. For an improved interpretation, the fault probability cube, Figure 2-A, is then treated through the fault likelihood attribute. Figure 2-B depicts the fault likelihood attribute cube at the intersection of inline 250 and horizon FS4.

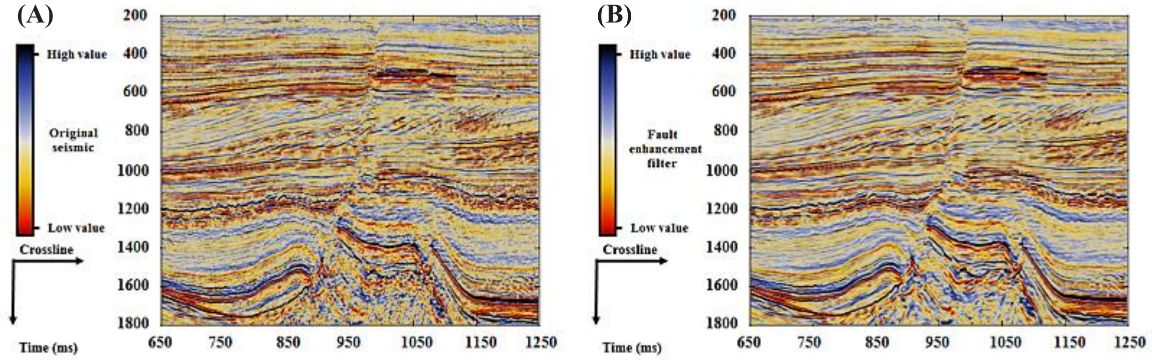



**Figure 1. A:** Original seismic data at inline 250, **B:** Fault enhancement filter at inline 250 (The fault plane is sharpened, and non-structural discontinuities are suppressed in the dip-steered fault enhancement filter.)

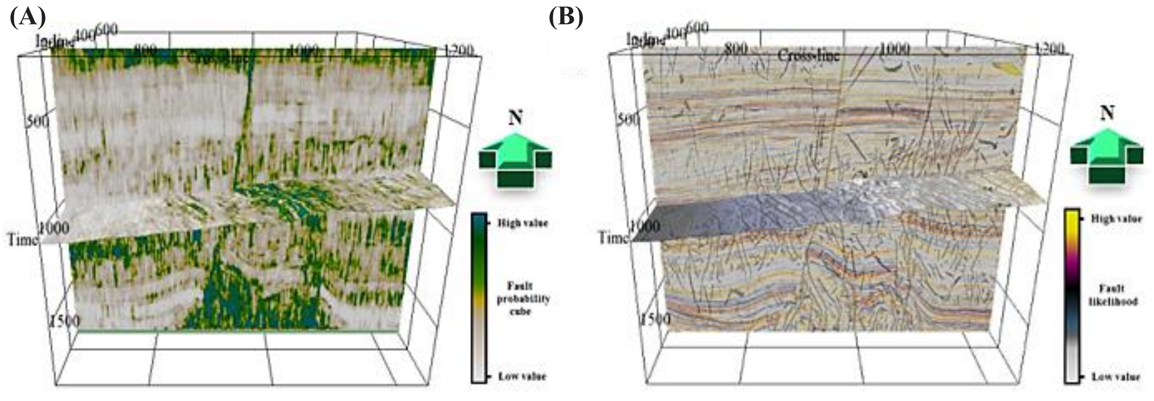



**Figure 2. A:** Fault probability cube, **B:** fault likelihood attribute cube at the intersection of inline 250 and FS4 horizon

Finally, the end product is subjected to the voxel connectivity filter to visualize the studied faults' three-dimensional nature. The final 3D view of the extracted fault illustrated in Figure 3. In Figure 4, the result of the fault likelihood cube is compared with the color-based inversion cube as an accurate inversion method. The coincidence of the faults detected using the proposed workflow and the ones illustrated in the colored inversion cube is visible.

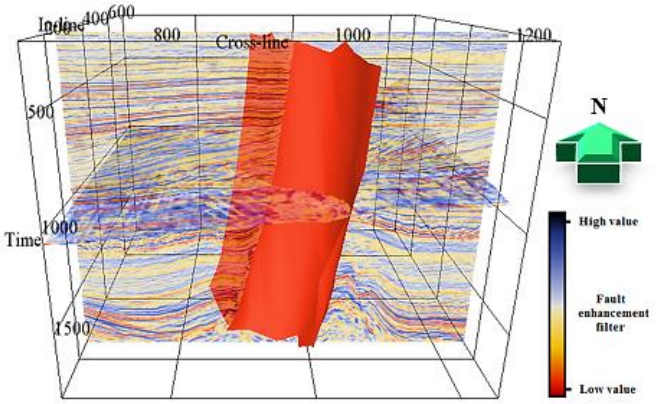



**Figure 3.** The extracted fault surface in 3D view at the intersection of inline 250 and FS4

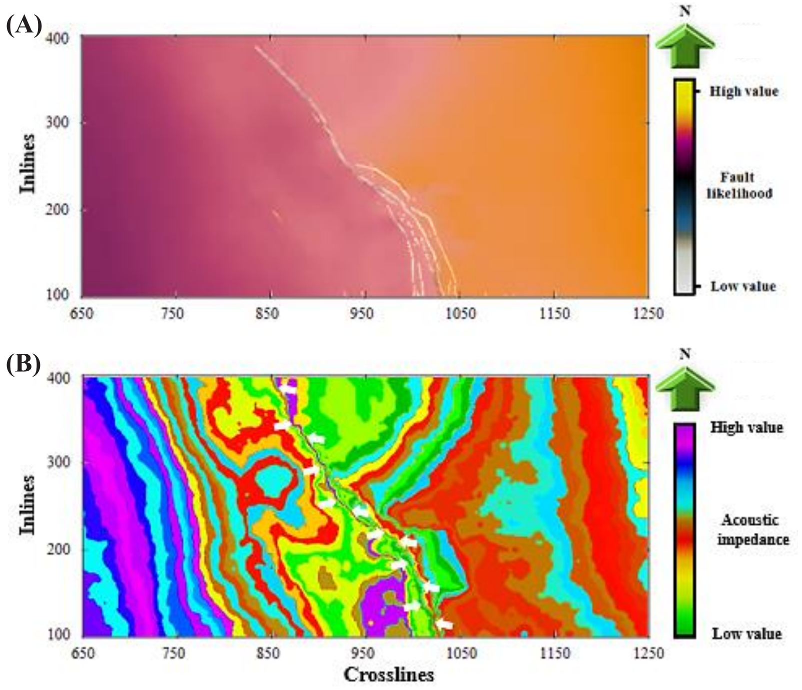



**Figure 4.** The extracted fault at horizon FS4 of **A:** the proposed workflow, **B:** the acoustic impedance derived from the colored inversion method

## CONCLUSIONS

The fault probability cube derived from a multi-layer perceptron neural network could highlight the studied faults more continuous and tone down the background noise by clustering attributes responses. Processing and analyzing seismic attributes and fault probability cube using unconventional attributes, especially fault likelihood, provide more information useful for structural interpretation, appropriate for borehole path design, and potential sweet spot identification. The results of our fault detection workflow coincide with the ones of the colored inversion method. Automatic extraction of fault patches from the fault

likelihood attribute cube provided considerable savings in time together with a highly detailed mapping of discontinuities.

## REFERENCES


[1] Chehrazi, A., Rahimpour-Bonab, H., and Rezaee, M. R. (2013). *“Seismic data conditioning and neural network-based attribute selection for enhanced fault detection”*. Petroleum Geoscience, 19(2): 169-183.

[2] Chahine, C., Truelove, L., and Volcan, M. H. (2014). *“Enhanced delineation of reservoir compartmentalization from advanced pre- and post-stack seismic attribute analysis”*. First Break, 32(3): 75-84.

[3] Kluesner, J. W., and Brothers, D. S. (2016). *“Seismic attribute detection of faults and fluid pathways within an active strike-slip shear zone: New insights from high-resolution 3D P-Cable™ seismic data along the Hosgri Fault, offshore California”*. Interpretation, 4(1): SB131-SB148.

[4] Wang, S., Yuan, S., Wang, T., Gao, J., and Li, S. (2018). *“Three-dimensional geosteering coherence attributes for deep-formation discontinuity detection”*. Geophysics, 83(6): O105-O113.

[5] Qi, J., Lin, T., Zhao, T., Li, F., and Marfurt, K. (2016). *“Semisupervised multiattribute seismic facies analysis”*. Interpretation, 4(1): SB91-SB106.

[6] Zheng, Z. H., Kavousi, P., and Di, H. B. (2014). *“Multi-attributes and neural network-based fault detection in 3D seismic interpretation”*. Advanced Materials Research, 838: 1497-1502.

[7] Aqrawi, A. A., and Boe, T. H. (2011). *“Improved fault segmentation using dip guided and modified Sobel filter”*. In 81st Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 999-1003.

[8] Miller, P., Dasgupta, S., and Shelander, D. (2012). *“Seismic imaging of migration pathways by advanced attribute analysis, Alaminos Canyon 21, Gulf of Mexico”*. Marine and Petroleum Geology, 34(1): 111-118.

[9] Hale, D. (2013). *“Methods to compute fault images, extract fault surfaces, and estimate fault throws from 3D seismic images”*. Geophysics, 78(2): O33-O43.

[10] Brouwer, F., and Huck, A. (2011). *“An integrated workflow to optimize discontinuity attributes for the imaging of faults”*. 31st annual GCSSEPM Foundation Bob F.Perkins Research Conference, Hoston, Texas, United States, 31: 496-532.