

تلفیق شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم ردیابی خودکار احتمال گسل نازک شده، جهت شناسایی، تفسیر و استخراج گسل‌ها

علیرضا غضنفری بروجنی*^۱؛ حسین محمدرضایی^۲؛ حمیدرضا انصاری^۳

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

۲- رییس زمین‌شناسی، شرکت نفت فلات قاره ایران

۳- کارشناس ارشد بخش زمین‌شناسی و ژئوفیزیک، شرکت نفت کیش

*A.ghazanfari@aut.ac.ir

دریافت آبان ۱۳۹۷، پذیرش اسفند ۱۳۹۷

چکیده

شناخت گسل‌ها و بررسی سیر تکاملی آنها از اهمیت ویژه‌ای در اکتشاف و توسعه منابع هیدروکربوری برخوردار است. موفقیت در اکتشاف و توسعه میادین هیدروکربوری، مستلزم شناسایی دقیق سیستم‌های نفتی منطقه بوده و در این راستا یکی از مهمترین مسائل شناسایی گسل‌ها و نحوه گسترش آن‌ها، به عنوان مجرای اصلی مهاجرت سیال، مخصوصا در نواحی عمیق‌تر می‌باشد. گسل‌ها و شکستگی‌ها نقش مهمی را در ایجاد بخش‌هایی با تخلخل و تراوایی زیاد و قطع سنگ مخزنی و پوشش در مسیرهای مهاجرت سیال ایفا می‌کنند. علاوه بر اینها برای پیشینه کردن برداشت هیدروکربور از مخزن و نیز کاهش خطر پذیری حفاری، ضروری است تا اطلاعات مناسبی از هندسه و طبیعت گسل‌های مخزن به دست آورده شود.

در این مقاله هدف بررسی کارایی ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ردیابی خودکار احتمال گسل در شناسایی و تفسیر گسل‌ها در داده لرزه‌ای می‌باشد. ابتدا با استفاده از قابلیت هدایت شیب نرم‌افزار، فیلتر مورد نظر اولیه که برای شناسایی دقیق شیب ساختارها و پدیده‌های موجود در داده می‌باشد، طراحی و اعمال گردیده است. سپس با طراحی و اعمال فیلترهای مناسب، داده لرزه‌ای بهبود یافته است. پس از آن نشانگرهای لرزه‌ای مناسب برای شناسایی گسل‌ها از داده لرزه‌ای سه بعدی، شناسایی و محاسبه شده‌اند. با انتخاب نقاط نمونه برای دو کلاس گسل و غیر گسل از داده، شبکه عصبی نظارت شده با استفاده از نشانگرهای منتخب تشکیل شده و پس از آموزش بهینه شبکه، خروجی مناسب از شبکه ایجاد گردیده است. سپس خروجی شبکه عصبی به عنوان ورودی برای الگوریتم ردیابی خودکار احتمال گسل نازک شده، استفاده شده است. خروجی این قسمت شامل حجم احتمال گسل‌های ردیابی شده، ارائه و نمایش داده شده است. در نهایت با استفاده از ابزارهای زیرمجموعه قسمت احتمال گسل، و تنظیمات پارامترهای آن به صورت بهینه، صفحات گسل سه بعدی به صورت خودکار استخراج و تفسیر گردیده‌اند.

کلمات کلیدی: تفسیر گسل، ردیابی خودکار گسل، احتمال گسل، شبکه‌های عصبی مصنوعی، نشانگرهای لرزه‌ای

۱- مقدمه

امروزه شناخت گسل‌ها و بررسی سیر تکاملی آنها از اهمیت ویژه‌ای در اکتشاف و توسعه منابع هیدروکربوری برخوردار است. با توجه به نیاز مبرم به منابع هیدروکربوری و کاهش روزافزون منابع شناخته شده و مطالعه شده‌ی فعلی، اکتشاف منابع هیدروکربوری با روش‌های نوین از اهمیت خاصی برخوردار است. موفقیت در اکتشاف و توسعه میدان‌های هیدروکربوری، مستلزم شناسایی دقیق سیستم‌های نفتی منطقه است و در این راستا یکی از مهمترین مسائل شناسایی گسل‌ها و نحوه گسترش آن‌ها، به عنوان مجرای اصلی مهاجرت سیال، مخصوصاً در نواحی عمیق‌تر می‌باشد [۱].

گسل‌ها شکستگی‌هایی هستند که بر اثر جابجایی‌هایی در سنگ‌ها ایجاد می‌شوند. معمولاً، گسل‌ها به صورت گروهی تشکیل می‌شوند. اهمیت گسل‌ها از لحاظ مهندسی مخازن نفت به این دلیل است که گسل‌ها ممکن است تراوایی لایه‌ها در مجاورت خود را کم کنند و به عنوان سد کننده عمل کنند و مخزنی را که در نگاه اولیه یکپارچه به نظر می‌رسید را بخش‌بخش کرده و ممکن است رفتارهای مخزنی هر بخش با بخش دیگر متفاوت باشد. همچنین ممکن است گسل تراوا باشد که در اینصورت به عنوان گذرگاهی برای عبور سیال مورد توجه قرار می‌گیرد. گسل‌ها همچنین ممکن است با شکافتن لایه‌های سدکننده بالای تله، باعث فرار هیدروکربور شوند که در غیر اینصورت ممکن بود تجمع اقتصادی از هیدروکربور را ایجاد نمایند. علاوه بر اینها برای پیشینه کردن برداشت هیدروکربور از مخزن و نیز کاهش خطر پذیری حفاری، ضروری است تا اطلاعات مناسبی از هندسه و طبیعت گسل‌های مخزن به دست آورده شود [۱]. این ساختارها ممکن است توسط تنش کششی و یا تنش فشارشی ایجاد گردند [۲]. صفحات گسل جنبه مهمی از زمین‌شناسی زیر سطحی می‌باشند که امکان استخراج آنها از تصاویر لرزه‌ای وجود دارد. جابجایی گسل‌ها نیز به طور مشابه دارای اهمیت زیادی می‌باشد [۳].

یکی از روش‌های شناسایی و تصویر گسل‌ها در یک حجم از داده‌های لرزه‌ای استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای مختلف و نیز ترکیب آنها به وسیله شبکه‌های عصبی می‌باشد. نشانگرهای لرزه‌ای یک ابزار کمی بسیار مفید در تفسیر داده‌های لرزه‌ای جهت تهیه نقشه‌های کیفی و کمی از خصوصیات زمین‌شناسی در زیر زمین از جمله گسل‌ها هستند. بوسیله نشانگرهای لرزه‌ای سریع‌تر و بهتر می‌توان گسل‌ها و ساختارهای زیرزمینی را مشخص و تعیین کرد و تاریخچه ساختارها را بازسازی نمود. کاربرد نشانگرهای لرزه‌ای در تمام محیط‌های رسوبی از ماسه‌ای گرفته تا کربناته و در تشخیص رخداد‌های زمین‌شناسی از گسل‌های نرمال گرفته تا گسل‌های معکوس و پیچشی، اثبات شده است [۴].

امروزه همچنین روش‌های متعددی برای شناسایی گسل‌ها، که برای محاسبه تصاویر سه بعدی گسل‌ها از تصاویر سه بعدی لرزه‌ای می‌باشد، استفاده می‌شود. برخی روش‌ها مقادیر پیوستگی بازتابنده‌های لرزه‌ای را محاسبه می‌کنند، مانند شباهت^۲ [۵]، یا روش‌های دیگر همدوسی^۳ [۶]. یکسری از روش‌های دیگر میزان ناپیوستگی را محاسبه می‌کنند، مانند واریانس^۴ [۷] و [۸]، آنتروپی^۵ [۹]، یا قدر گرادیان^۶ [۱۰]. تمام این روش‌ها بر مبنای این مشاهده می‌باشند که در جایی که پیوستگی بازتابنده‌های لرزه‌ای کم باشد یا به طور معادل، ناپیوستگی زیاد باشد، امکان حضور گسل‌ها وجود دارد.

اگرچه در تصاویر لرزه‌ای سه بعدی، در یک محدوده کوچک، میزان پیوستگی بازتابنده‌ها ممکن است به علت‌های به جز وجود گسل، کم باشد. پدیده‌های چینه‌ای مانند کانال‌های مدفون در تصاویر لرزه‌ای به صورت پیوستگی کم، به خوبی

¹ Compartmentalization

² Semblance

³ Coherence

⁴ Variance

⁵ Entropy

⁶ Gradient magnitude

مشخص می‌شوند. ضعف پیوستگی همچنین به علت نوفه‌های^۷ ناسازگار که قوی‌تر از بازتاب‌های لرزه‌ای ضعیف می‌باشند نیز ظاهر می‌شود. حتی جایی که گسل موجود می‌باشد، پدیده‌های لرزه‌ای ممکن است در جایی که افت قائم گسل^۸ تقریباً برابر دوره یا طول موج غالب^۹ آن پدیده باشد، بسیار پیوسته باشند. در نتیجه پیوستگی پدیده‌ها به تنهایی برای شناسایی گسل‌ها کافی نمی‌باشد [۳].

به این علت، گرسنتکورن^{۱۰} و مارفورت پیشنهاد دادند که اندازه‌گیری پیوستگی یا عدم پیوستگی پدیده‌ها و بازتابندها، باید بصورت میانگین‌گیری درون پنجره‌های عمودی صورت گیرد؛ که طول پنجره در زمان شناسایی گسل نسبت به طول پنجره در زمان شناسایی پدیده‌های چینه‌ای طولانی‌تر باشد [۱۱]. در این حالت، این پنجره‌های میانگین‌گیری، نواحی کوچک با پیوستگی کم، که به صورت عمودی در امتداد گسل‌های با گسترش عمودی زیاد واقع شده‌اند را باهم میانگین‌گیری و هموارسازی^{۱۱} می‌کند. اخیراً آکراوی^{۱۲} و بوو^{۱۳} نیز اظهار داشتند که این هموارسازی عمودی مقادیر گرادیان تصاویر، برای برجسته کردن نمایش گسل‌ها مناسب می‌باشد [۱۰].

از آنجایی که، گسل‌ها دارای شیب بوده و همیشه عمودی نمی‌باشند، هنگامی که نشانگرهای لرزه‌ای استفاده شده برای برجسته کردن گسل‌ها میانگین‌گیری می‌شوند، باید جهت میانگین‌گیری را طوری تغییر داد تا با شیب و امتداد گسل مطابقت داشته باشد. نف و همکاران و کوهن و همکاران این کار را در محاسبات تصاویر گسل انجام دادند، به طوری که آنها برای هر نمونه در هر تصویر لرزه‌ای سه بعدی، محدوده‌ای از جهت‌گیری گسل‌ها را بررسی و اسکن کردند. از آنجایی که برای هر نقطه نمونه تصویر سه بعدی و برای هر جهت‌گیری ممکن گسل، در مجاورت و همسایگی نقطه نمونه باید تعداد نمونه‌های زیادی پردازش شود، هزینه محاسبات این اسکن بالا می‌باشد [۱۲] و [۹]. یک روش برای کاهش این هزینه، انجام یک توالی از اسکن‌ها روی برش‌های تصاویر دو بعدی می‌باشد. برای مثال کرافورد و مدودف با استفاده از نمونه‌های موجود در همسایگی کوچک هر نمونه در برش‌های ۲ بعدی افقی از تصاویر لرزه‌ای سه بعدی، روی یک بازه‌ای از آزمون گسل‌ها، اسکن انجام دادند [۱۳]. دورن و همکاران توالی اسکن مشابهی را ارائه دادند؛ در ابتدا روی برش‌های تصاویر دو بعدی افقی، آزمون گسل‌ها را اسکن و سپس شیب گسل‌ها را برای استفاده در هر نمونه تصویر سه بعدی که در جستجوی آزمون در مرحله اول اسکن شده بود، اسکن کرد [۱۴]. یک نقطه ضعف بالقوه چنین روشی، عدم تفکیک و تشخیص دقیق آزمون‌های گسل در یک برش افقی دوبعدی از تصاویر لرزه‌ای سه بعدی می‌باشد.

هر نشانگر ویژگی خاصی از داده‌های لرزه‌ای را نمایش می‌دهد و در نتیجه جزئیات استخراج شده از هر نشانگر با نشانگر دیگر متفاوت است. در نتیجه این امر باعث شد تا محققین راهی برای دریافت تمامی جزئیات در یک خروجی به دست آورند. جهت حل این مشکل، هونگ^{۱۴} و یانگ^{۱۵} [۱۵]، ملدهل^{۱۶} و همکاران [۱۶] و امین‌زاده و دیگران^{۱۷} [۱۷] نشان دادند که استفاده از شبکه‌های عصبی می‌تواند ارتباطی بسیار دقیق و محکم و البته از نوع غیر خطی بین داده‌های لرزه‌ای و عارضه‌های لرزه‌ای به وجود بیاورد.

⁷ noise

⁸ Fault throws

⁹ Dominant period

¹⁰ Gersztenkorn

¹¹ Smoothing

¹² Aqravi

¹³ Boe

¹⁴ Huang

¹⁵ Yang

¹⁶ Meldahl

¹⁷ deGroot

برای استخراج صفحات (مولفه) گسل از تصاویر سه بعدی نمایش دهنده گسل‌ها، فرایندهای دیگری نیاز می‌باشد که مجدداً با روش‌های متفاوتی انجام گرفته است. برای مثال پدرسون و همکارانش روش ردیابی مورچه را برای الصاق^{۱۸} نواحی با پیوستگی کم در تصاویر گسل سه بعدی، و تبدیل به صفحات یا سطوح گسل بزرگتر، توسعه دادند [۱۸-۲۰]. گیسون و همکاران روشی چند مرحله‌ای را برای ایجاد سطوح گسل بزرگتر توسط الصاق موارد کوچکتر طراحی کردند، که با سطوح کوچکی که متناظر با ناپیوستگی‌های محلی در تصاویر لرزه‌ای سه بعدی باشند، شروع می‌شدند [۲۱]. روش‌های دیگری برای تکامل و ایجاد سطوح گسل بزرگ، از سطوح اولیه کوچک نیز توسط کادلک و همکاران و آدامسو و همکاران، طراحی و پیشنهاد شدند [۲۲] و [۲۳]. در چنین روش‌هایی، مفسرهای لرزه‌ای می‌توانند نقاط انتخاب^{۱۹} را برای نقطه شروع ایجاد صفحات گسل مشخص کنند. در یک روش کلی‌تر، شولتز^{۲۰} و همکاران یک روش مستقیم برای استخراج ارائه دادند، که به اصطلاح تاخوردگی یا چین‌دار کردن سطوح^{۲۱}، از تصاویر سه بعدی، بدون مشخص کردن نقاط انتخاب بود. در یک مثال، آنها سطوح متناظر با پشته‌ها یا لبه‌های^{۲۲} موجود در تصاویر سه بعدی را استخراج کردند که با استفاده از تصاویر سه بعدی تشدید مغناطیسی انتشار- تانسور^{۲۳} از مغز انسان محاسبه شده بود. روش آنها در استخراج سطوح، برای تصاویر سه بعدی با پشته یا لبه‌هایی که به خوبی مشخص و پیوسته باشند، به خوبی جواب داد [۲۴].

در این مقاله، با ترکیب خروجی شبکه عصبی مصنوعی و روش ردیابی خودکار احتمال گسل نازک شده^{۲۴}، گسل‌های موجود در داده مورد نظر شناسایی و ردیابی شدند و سپس توسط ابزارهای زیرمجموعه TFL به تفسیر و استخراج صفحات گسل به صورت خودکار پرداخته شده است. کاربرد این روش ردیابی خودکار گسل، در این مقاله بررسی شده و کارآمد بودن آن اثبات گردیده است. همچنین مشخص گردید که استخراج صفحات گسل به صورت خودکار با این روش، سبب افزایش سرعت تفسیر و کاهش خطای انسانی در تفسیر گسل گردیده است. ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و روش ردیابی خودکار احتمال گسل نازک شده، سبب بهبود کارایی این روش ردیابی خودکار در شناسایی گسل‌ها شده 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 و در حیطه زمان و فرکانس به صورت لحظه‌ای یا پنجره‌ای استخراج می‌گردند، ویژگی‌های متعدد ذاتی ردلرزه^{۲۵} 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 [۱۶]. هدف مطلوب در هنگام استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای این است که اطلاعات دقیق و جزء به جزء پارامترهای سنگ‌شناسی، ساختمانی، چینه‌شناسی و اطلاعات مخزن از تجسس‌های لرزه‌ای فراهم گردد و در معرض دید مفسر قرار گیرد، تا قادر باشد با قدرت تفکیک بالاتر و تجسم‌گرایی بهتر به تصاویر داده‌ها بنگرد و آن‌ها را تفسیر نماید [۲۵].

¹⁸ merge

¹⁹ seed points

²⁰ Schultz

²¹ Crease surfaces

²² Ridge

²³ Diffusion-tensor magnetic resonance images

²⁴ Thinned Fault Likelihood (TFL)

²⁵ trace

۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی جزو سیستم‌های دینامیکی هوشمند مبتنی بر داده‌های تجربی قرار دارند که با پردازش روی این داده‌ها دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. شبکه‌های عصبی مناسب‌ترین مورد برای تطبیق الگویی، طبقه‌بندی، دسته‌بندی و تخمین در حین آموزش یا یادگیری هستند. به مفهوم ساده، شبکه‌های عصبی مصنوعی، مجموعه‌ای از تعداد نسبتاً زیادی واحدهای پردازشی یا گره‌ها است که در یک ساختمان منظم پیکره‌بندی می‌شوند. 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 [۲۶].

عمومی‌ترین و پرکاربردترین مدل شبکه عصبی مصنوعی، پرسپترون چند لایه‌ای^{۲۶} است. در یک MLP، پرسپترون‌ها یا گره‌ها یا نورون‌های مصنوعی درون لایه‌ها سازماندهی می‌شوند. ساده‌ترین شکل آن سه لایه‌ای است که شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی می‌باشد. همچنین توجه شود که هیچ ارتباطی بین گره‌های متعلق به یک لایه وجود ندارد. 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^{۲۷} 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 [۲۶] و [۲۷].

پرسپترون چند لایه‌ای در ایجاد سیستم‌های نظارت شده شبکه عصبی کاربرد دارد که در آن، 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 حاصل ضرب ورودی‌ها در وزن‌های مربوطه مطابق رابطه (۱)

محاسبه می‌شود:

$$x_s = w_1 * x_1 + w_2 * x_2 + \dots + w_n * x_n. \quad (1)$$

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. در اغلب موارد، برای

اطمینان از تحلیل روابط غیرخطی، این تابع فعال‌سازی، غیرخطی خواهد بود. معمول‌ترین تابع، تابع سیگموئید با

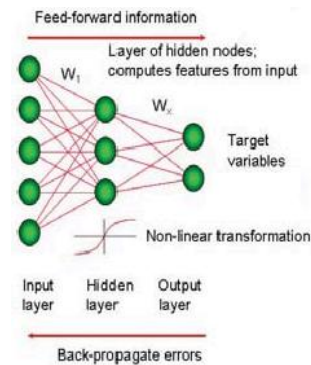
²⁶ Multi-Layer Perceptron (MLP)

²⁷ Back-propagation

ضابطه زیر که عبارت است از:

$$\{i(x) = \frac{1}{(1 + \exp(-x_s))} \quad (2)$$

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. شکل ۱ مراحل انتقال اطلاعات از چپ به راست را نشان می‌دهد [۲۶].



شکل ۱- شبکه عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون چند لایه‌ای کاملاً متصل [۲۶].

گره‌ها در لایه ورودی، درجایی که ورودی شبکه از تابع فعال‌سازی می‌گذرد، به راحتی اطلاعات را به لایه پنهان عبور می‌دهند. خروجی نهایی از مجموع حاصل ضرب تمام خروجی‌های گره‌های لایه‌های پنهان در وزن‌های مربوطه مطابق رابطه (۳) محاسبه می‌شود:

$$g_{i(x)} = \sum_{j=1}^n w_{ji} \{i(x) + w_{ji}, j = 1, \dots, n\} \quad (3)$$

که w_{ji} مقدار وزن مربوط به هر گره در لایه میانی در نگاشت به لایه خروجی با یک فضای n' بعدی است. اگر تمام گره‌ها با وزن‌های مربوطه‌شان به تمام گره‌ها در لایه بعد متصل شوند، شبکه پرسپترون چند لایه‌ای کاملاً متصل نامیده می‌شود. عملکرد یک شبکه عصبی مصنوعی به وسیله طراحی آن تعیین شده و توسط کاربری کنترل می‌شود که ورودی، خروجی و تعداد گره‌های لایه پنهان و تابع فعال‌سازی را انتخاب می‌کند. 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. این کار در مرحله آموزش انجام می‌شود، که شبکه، دربرگیرنده مجموعه‌ای آموزشی از ورودی‌ها و خروجی‌ها، با ترکیب مشخص است. در مرحله آموزش نمونه‌های معلوم، شامل الگوهای ورودی و الگوهای خروجی، مکرراً به شبکه معرفی می‌شوند. در فرآیند یادگیری نظارت‌شده، شبکه از اطلاعات موجود برای تنظیم وزن‌های مرتبط با گره‌ها استفاده می‌کند. برای تنظیم وزن‌های شبکه روش‌های مختلفی وجود دارد که عمومی‌ترین روش الگوریتم پس انتشار است، به طوریکه مستقل از مجموعه آزمایشی، برای آزمودن کارایی شبکه در حین مرحله آموزش در چند ثانیه انجام می‌شود. نمونه‌های مجموعه آزمایشی جهت نمایش خطای موجود از شبکه می‌گذرند، اما برخلاف نمونه‌های مجموعه آموزشی، این خطا در به روز کردن وزن‌ها استفاده نمی‌شوند. مجموعه آزمایشی به تعیین نقطه بهینه که نقطه‌ای با حداقل خطا در مجموعه آزمایشی است، برای توقف مرحله آموزش کمک می‌کند. در آموزش طولانی مدت، ممکن است خطا در مجموعه آموزشی کاهش یابد، درحالی‌که خطا در مجموعه آزمایشی افزایش می‌یابد. در این حالت، شبکه قابلیت تعمیم خود را از دست می‌دهد و شروع به تشخیص

نمونه‌های انفرادی از مجموعه آموزشی می‌کند که اصطلاحاً بیش همپوشانی^{۲۸} گویند [۲۸].

۴- روش تفسیر خودکار احتمال گسل نازک شده (Thinned Fault Likelihood)

هال^{۲۹} برای یافتن راه حلی برای محاسبه تصاویر سه بعدی گسل و استخراج سطوح یا صفحات گسل، روش‌هایی را مورد بررسی قرار داد. در ابتدا تصاویر گسل سه بعدی را با استفاده از یک نشانگر که هال آن را احتمال گسل^{۳۰} نامید، محاسبه کرد. مشابه کوهن^{۳۱}، روش هال روی چندین مقدار شیب و امتداد گسل، اسکن انجام می‌دهد تا مقدار این نشانگر بر مبنای شباهت را حداکثر نماید. اگرچه، هزینه یا زمان محاسبات الگوریتم مورد استفاده توسط هال برای اسکن، مستقل از تعداد نمونه‌های استفاده شده در میانگین‌گیری صورت گرفته برای هر جهت یا موقعیت گسل بوده است. به بیانی دیگر، او با حذف فاکتور بزرگی که برابر بود با تعداد نمونه‌های موجود در پنجره‌ای که کوهن ارائه داده بود، بازده محاسبات را بهبود داد. سپس هال از تصویر سه بعدی احتمال گسل، تصویر شیب و تصویر امتداد حاصل شده، برای استخراج صفحات گسل با استفاده از روشی که شبیه به روش شولتز بود، اقدام کرد [۳]، [۹] و [۲۴].

۴-۱- تصاویر گسل^{۳۲}

اولین گام کاربردی در استخراج صفحات گسل از داده لرزه‌ای، محاسبه تصاویری می‌باشد که در آن‌ها، گسل‌ها آشکارترین و برجسته‌ترین پدیده‌ها باشند. روشی که هال برای محاسبه شباهت در راستای گسل استفاده کرده است، روشی بر مبنای شباهت [۲۹] بوده و در نتیجه مشابه روشی که مارفورت و همکاران ارائه داده بودند، است [۵]. همانند مارفورت و همکاران [۶]، هال، شباهت را با استفاده از تعداد کم نمونه (۳ نمونه در تصاویر دو بعدی و $3 \times 3 = 9$ نمونه در سه بعدی) از ردلرزه‌های مجاور بعد از همتراز کردن آن ردلرزه‌ها محاسبه کرده است [۳]. مرحله مرتب‌سازی یا همترازسازی، نیاز به پیش تخمین شیب بازتابنده‌ها دارد. هال این شیب‌ها را از تانسورهای ساختمانی برای تصاویر لرزه‌ای به دست آورد. باتوجه به تخمین‌ها و برآوردهای ارائه شده از شیب بازتابنده‌ها، نشانگر شباهت ساختارگرا این‌گونه تعریف می‌شود [۳]:

$$SE = semblance = \frac{\langle image \rangle_s^2}{\langle image^2 \rangle_s}, \quad (4)$$

که در آن، برای هر مقدار شباهت یا SE، $\langle \cdot \rangle_s$ به معنی یک میانگین‌گیری یا هموارسازی در جهت ساختار، از هرآنچه در براکت می‌باشد (حجم یا تصویر لرزه‌ای) است؛ هرچند، نسبت‌های شباهت محاسبه شده (SE) با این روش، در جایی که صورت‌ها و مخرج‌ها کوچک باشند دارای تفاوت زیادی می‌باشند. این ناپایداری و همچنین برای کاهش نوفه‌ها و افزایش توان شناسایی گسل‌ها، از دلایلی می‌باشند که عموماً یکسری هموارسازی‌های بیشتری روی صورت‌ها و مخرج‌های کسر فوق، پیش از محاسبه نسبت شباهت، انجام داده می‌شود:

$$SE = semblance = \frac{\langle \langle image \rangle_s^2 \rangle_f}{\langle \langle image^2 \rangle_s \rangle_f}, \quad (5)$$

²⁸ Over-fitting

²⁹ Hale

³⁰ Fault likelihood

³¹ Cohen

³² Fault images

که در این رابطه زیرنویس f بیانگر این می‌باشد که این هموارسازی اضافه f باید در جهت امتداد و شیب گسل (گسل‌گرا) باشد.

دلیل دیگر این می‌باشد که ناپیوستگی‌های موجود در بازتابنده‌های لرزه‌ای، متناظر با گسل‌ها، برای قسمتی که بازتابنده‌ها به صورت گسترده و مشخصی سبب تفکیک و جدایش این ناپیوستگی‌ها شده باشند، دارای اهمیت می‌باشند و در جایی که صورت کسر شباهت، بسیار کمتر از مخرج کسر شباهت باشد، هموارسازی گسل‌گرا اضافی، در رابطه بالا این ناپیوستگی‌های محلی را به همدیگر متصل می‌کند [۳]. با توجه به دومین دلیل، گرسنتکرون و مارفورث پیشنهاد استفاده از پنجره‌های هموارسازی عمودی طویل برای برجسته‌سازی پدیده‌های ساختمانی مانند گسل‌ها و استفاده از پنجره‌های کوچک برای برجسته‌سازی پدیده‌های چینه‌ای مانند کانال‌ها را ارائه دادند [۱۱].

شکل ۲ (الف)، شباهت محاسبه شده با استفاده از یک فیلتر نمایی دوطرفه با کارایی بالا را برای به کارگیری f در معادله (۵) با هموارسازی عمودی، نمایش می‌دهد. پاسخ ضربه این فیلتر بازگشتی، بی‌نهایت زیاد می‌باشد و به آرامی به صفر ختم می‌شود و در این مثال یک فیلتر گوسین با نیم پهنا $\dagger = 20$ نمونه تقریب زده شده است. هزینه محاسبات فیلتر، مستقل از این نیم پهنا می‌باشد.

این هموارسازی عمودی صورت و مخرج کسر شباهت، برای گسترش‌های عمودی پدیده‌های با ظاهر شباهت کم، در شکل ۲ (الف) استفاده می‌شود. برای برجسته‌سازی این پدیده‌ها هال نشانگر احتمال گسل (f) را با رابطه زیر تعریف کرد [۳]:

$$f \equiv 1 - \text{semblance}^8. \quad (6)$$

در رابطه بالا، انتخاب توان ۸، یک انتخاب دلخواه می‌باشد. همانگونه که در شکل ۲ (ب) نمایش داده شده است، این انتخاب، تفاوت بین نمونه‌های با احتمال گسل کم و زیاد را افزایش می‌دهد، تا جایی که احتمال گسل‌های $f < 0.5$ ، برای بهبود نمایش بازتابنده‌های لرزه‌ای غیر گسل خورده، دارای نمایش شفاف یا محو شده می‌باشند.

اگرچه پدیده‌های موجود در تصاویر شباهت و احتمال گسل در شکل ۲ (ب)، گسترش عمودی قابل توجهی دارند، اما این پدیده‌ها به خوبی با روند گسل‌ها هماهنگ نیستند، زیرا گسل‌ها عمودی نمی‌باشند. جهت بهبود نشانگر احتمال گسل، باید صورت و مخرج کسر، در راستای گسل‌ها هموارسازی شوند. مسئله این می‌باشد که هنوز موقعیت یا جهت‌گیری گسل مشخص نشده است.

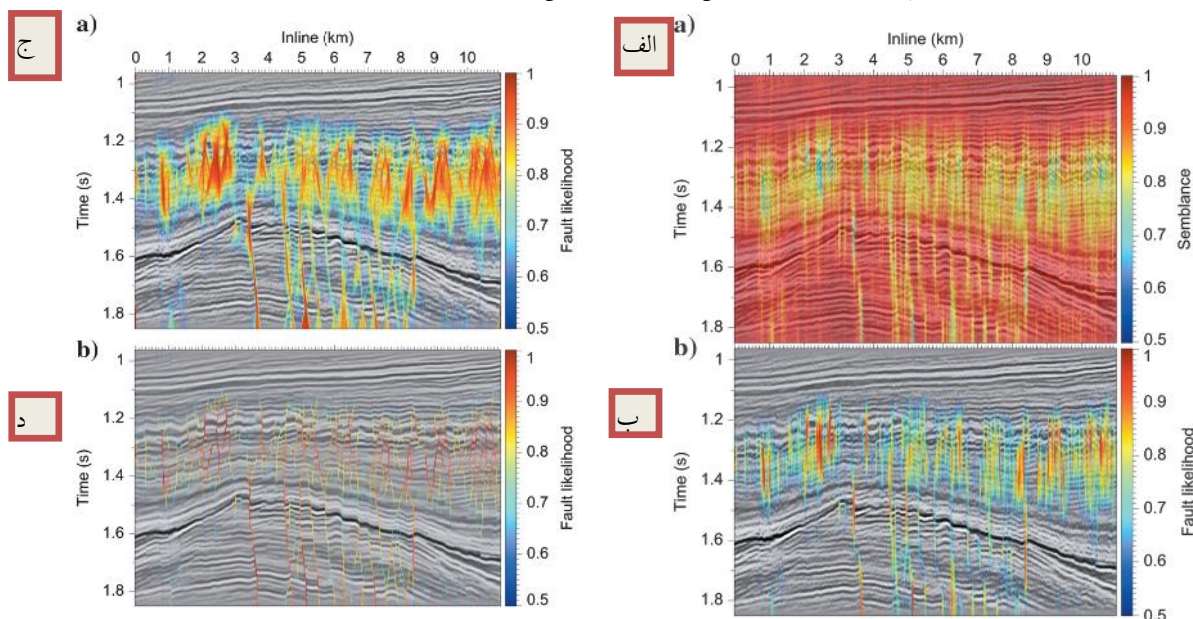
بررسی و جستجو برای جهت‌یابی گسل، در پردازش داده‌های لرزه‌ای یک امر معمول می‌باشد؛ در اینجا هال برای زاویه‌های شیب مثبت و منفی گسل (θ) اسکن انجام داده (که $\theta = 0$ متناظر با گسل‌های عمودی می‌باشد) تا شیب‌هایی که نشانگر احتمال گسل f را حداکثر می‌کنند، بیابد. برای اعمال موثر این هموارسازی غیرعمودی برای هر زاویه شیب گسل (θ)، نویسنده تصاویر صورت و مخرج شباهت را به صورت افقی چرخش برشی می‌دهد، تا گسل با شیب مشخص را به صورت عمودی نشان دهد، فیلتر هموارسازی عمودی سریع که در بالا توضیح داده شد را اعمال می‌کند، و تصاویر هموارشده را پیش از محاسبه نسبتشان به حالت اول می‌چرخاند. چرخش برشی و بازگرداندن به حالت پیش از چرخش برشی افقی تصاویر، نیاز به جابجایی افقی ساده هر سطر پیکسل‌های تصویر دارد، که در آن میزان جابجایی به صورت خطی با اندیس سطر تغییر می‌کند. پس از چرخش برشی، گسل‌های غیرعمودی با شیب (θ) (غیرصفر)، به صورت عمودی نمایش داده می‌شوند، بنابراین می‌توان فیلتر بازگشتی هموارسازی را برای هر ستون پیکسل‌ها در تصویر چرخش یافته، به صورت مستقل، پیش از بازگرداندن چرخش برشی، اعمال کرد.

هدف از انجام اسکن روی محدوده امتداد و شیب گسل‌ها، یافتن زاویه (W) و (θ) برای هر نمونه تصویر بوده که احتمال

گسل f را حداکثر نماید. حال با تصویر احتمال گسل $f=0$ شروع کرده است. سپس، برای هر موقعیت $(W, \#)$ در اسکن، در جایی که احتمال گسل $f_{(W, \#)}$ فراتر از حداکثر احتمال گسل ذخیره شده در f رود، f به روزرسانی شده و همچنین امتداد (W) و شیب $(\#)$ متناظر با آن ذخیره می‌گردند. زمانی که این فرایند تکمیل شد، نتایج این اسکن، تصاویر حداکثر احتمال گسل، امتداد و شیب متناظر می‌باشند.

شکل ۲ (ج)، احتمال گسل f محاسبه شده با این روش، با جستجو روی شیب‌های گسل، برای تصویر لرزه‌ای ۲ بعدی را نمایش می‌دهد. پشته‌های مربوط به احتمال گسل زیاد، به طور کلی با ظاهر گسل‌ها در تصاویر لرزه‌ای مطابقت می‌کنند. این پشته‌ها می‌توانند با اسکن کردن هر سطر از تصویر احتمال گسل، نگه داشتن ماکزیمم‌های محلی، و قرار دادن مقدار صفر برای پارامتر احتمال گسل در باقی درایه‌ها، استخراج شوند. به طور موثری این فرایند، تصاویر احتمال گسل را باریک و نازک می‌نماید و تعداد نمونه‌های تصویر که در آنجا ممکن است گسل در نظر گرفته شده باشد را کاهش می‌دهد.

شکل ۲ (د)، پشته‌های استخراج شده از تصویر گسل شکل ۲ (ج)، را نمایش می‌دهد. قسمت‌هایی از برخی پشته‌ها بخصوص مواردی که با احتمال گسل کمتر بوده‌اند، ممکن است با گسل‌ها تطابق آنچنانی نداشته باشند. در این مرحله روش حال این قسمت‌ها را از بین نمی‌برد، اگرچه می‌توان با قرار دادن حد آستانه برای احتمال گسل برخی از آنها را حذف نمود [۳]. تصویر لرزه‌ای نمایش داده شده در شکل ۲ (د)، نتیجه اعمال فیلتر ساختار گرا (بر مبنای جهت و موقعیت ساختار) روی تصویر شکل ۲ (ج)، بوده است. این فیلترینگ شبیه به مورد مشابه در فهمرز و هوکر بوده [۳۰]، اما در اینجا به گونه‌ای محدود شده است تا در طول پشته‌های نازک حاصل از احتمال گسل، هموار نشود.



شکل ۲- (الف): شباهت محاسبه شده با استفاده از هموارسازی عمودی صورت و مخرج کسر شباهت. (ب): احتمال گسل محاسبه شده با استفاده از هموارسازی عمودی صورت و مخرج کسر شباهت. (ج): احتمال گسل محاسبه شده با اسکن روی شیب‌های گسل $(\#)$ پیش از نازک‌سازی. (د): احتمال گسل محاسبه شده با اسکن روی شیب‌های گسل پس از نازک‌سازی (در این مورد برای تسهیل در برآورد افت قائم گسل‌ها، تصویر لرزه‌ای در امتداد ساختارها (ولی نه در امتداد گسل‌ها) هموار شده است) [۳].

۴-۲-صفحات گسل

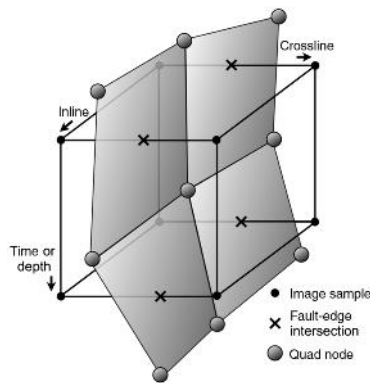
به راحتی می‌توان تصور کرد چگونه منحنی‌های گسل را از تصاویر دو بعدی گسل مانند شکل ۲ (د) استخراج کرد. برای مثال، بطریقی می‌توان نمونه‌های با مقدار غیر صفر از احتمال گسل در تصویر نازک شده شکل ۲ (د) را به یکدیگر متصل

نمود. برای ایجاد صفحات گسل مشخص از تصاویر گسل ۳ بعدی کار مشکلتز می‌باشد. بسیاری از سطوح گسل نمی‌توانند روی یک صفحه نگاشت شوند و نمی‌توانند به خوبی توسط تابع تک مقداره^{۳۳} از مختصات درون یک صفحه نمایش داده شوند. حال سطوح گسل را با شبکه‌های بدون ساختار چهارگوشه‌ای^{۳۴} ارائه کرده است [۳]. اولین گام در ایجاد شبکه‌های چهارگوش، استخراج مجموعه‌ای از چهارگوش‌ها، که هنوز متصل نشده‌اند، از تصویر سه بعدی احتمال گسل می‌باشد. آن تصویر سه بعدی مشابه تصویر دو بعدی احتمال گسل نمایش داده شده در شکل ۲ (ج) می‌باشد.

همانطور که در شکل ۳ نمایش داده شده است، هر چهارگوش در سطح گسل، دقیقا به یک لبه از شبکه نمونه برداری سه بعدی از تصویر گسل برخورد دارد. حال این برخورد لبه - گسل را با استفاده از روشی مشابه روشی که شولتز و همکاران [۲۴] توسعه داده بودند، یافت. به ویژه، فرض شده است که مشابه منحنی‌های گسل ظاهر شده در تصاویر دو بعدی نمایش داده شده در شکل ۲ (د)، صفحات گسل پشته‌هایی در تصاویر سه بعدی احتمال گسل باشند.

برای تصاویر سه بعدی، پشته‌های موجود در تصاویر احتمال گسل، با لبه‌های سلول در شبکه نمونه برداری سه بعدی برخورد دارد (شکل ۳ را ببینید)، و می‌تواند یک به یک با در نظر گرفتن تمام لبه‌ها، یافت بشود. هر لبه با دو نمونه مجاور در تصویر سه بعدی از احتمال گسل مشخص می‌شود. برای هر کدام از آن دو نمونه از تصویر، تخمینی از احتمال گسل f ، امتداد (W) و شیب (θ) زده می‌شود. این نشانگرها این امکان را فراهم می‌کنند که مشتقات احتمال گسل در جهت عمود بر گسل‌ها محاسبه شوند، و از این مشتقات جهت‌دار می‌توان مشخص نمود که پشته (یا ماکزیمم محلی) تصویر احتمال گسل با لبه شبکه نمونه‌برداری لرزه‌ای، بین دو نمونه مجاور برخورد دارد یا خیر [۳].

با بررسی و تحلیل تمام لبه‌ها در شبکه نمونه برداری سه بعدی در این مسیر، الگوریتم حال چهارگوش‌هایی که در حضور گسل‌ها لبه‌هایشان برخورد دارد را استخراج می‌کند. بیشتر چهارگوش‌ها نودهایی با چهارگوش‌های مجاور را به اشتراک می‌گذارند و هنگامی که نمایش داده می‌شوند، به عنوان قسمت‌هایی از سطوح گسل بزرگتر ظاهر می‌شوند. گرچه در این نقطه، در فرایند استخراج سطوح گسل، چهارگوش‌ها هنوز به یکدیگر متصل نشده‌اند تا یک شبکه سطح را ایجاد کنند. فقط یک مجموعه‌ای از چهارگوش‌ها وجود دارد [۳].



شکل ۳- چهار چهارگوش مجاور در یک سطح گسل نودی را به اشتراک می‌گذارند که درون یک سلول از شبکه نمونه برداری سه بعدی از یک تصویر گسل قرار گیرد. مختصات فضایی (مکانی) نوده چهارگوش، میانگین مختصات محل تقاطع سطح گسل و لبه‌های شبکه نمونه برداری تصویر می‌باشد. در جایی که دو لبه در هر یک از شش وجه یک سلول توسط یک گسل قطع شده باشند، چهارگوش‌ها به چهارگوش‌های همسایه اتصال می‌یابند و این مثال چهار اتصال را نمایش می‌دهد [۳].

³³ Single value

³⁴ Quadrilaterals (quads)

مرحله بعدی در استخراج صفحات گسل برقراری اتصال بین چهارگوش‌ها جهت ایجاد شبکه^{۳۵} می‌باشد. هر چهارگوش در چنین شبکه‌ای نباید با بیشتر از چهار چهارگوش همسایه مجاور (چهارگوش‌هایی که یک لبه بین دو تا از نودهایشان مشترک باشد) متصل باشد. یک روش ساده برای یافتن این چنین ارتباط‌هایی، بررسی مجدد به صورت یک حلقه، روی تمام سلول‌ها در شبکه نمونه برداری تصویر^{۳۶}، همانند سلول‌های نمایش داده شده در شکل ۳ می‌باشد. هر سلول ۶ وجه دارد، و هر وجه چهار لبه دارد. برای هر وجه، جستجو برای لبه‌هایی که در تقاطع با گسل باشند صورت می‌گیرد، لبه‌هایی که قبلاً چهارگوش‌ها را ایجاد کرده‌اند. اگر تقاطع‌های گسل - لبه، برای دو لبه در یک وجه اتفاق بیفتد، باید دو چهارگوش ایجاد شده برای آن دو لبه متصل گردند. در شکل ۳، هر چهارگوش با این روش دقیقاً به دو همسایه خود متصل خواهد شد. اگر تقاطع‌های گسل - لبه برای بیشتر از دو لبه در یک وجه واحد از سلول شبکه نمونه برداری تصویر اتفاق بیفتد، هیچ یک از چهارگوش‌های متناظر که با آن لبه‌ها برخورد دارد نباید متصل گردند. این انتخاب بیان می‌کند که دو سطح گسل استخراج شده با این روش، نمی‌توانند دقیقاً برخورد داشته باشند، اگرچه آنها ممکن است با فقط یک نمونه از شبکه^{۳۷}، جدا شده باشند. پس از اینکه تمام اتصالات ممکن بین چهارگوش‌ها و همسایه‌هایشان پیدا شد، چندین فیلتر برای حذف اتصالاتی که با سطوح گسل‌ها از لحاظ زمین‌شناسی ناسازگار باشند، اعمال شده است. پس از استخراج چهارگوش‌ها و اتصال آنها به همسایه‌هایشان، آخرین گام در استخراج سطوح گسل، یافتن مجموعه‌ای از چهارگوش‌ها می‌باشد که یا به طور مستقیم به عنوان همسایه متصل شده بودند یا به صورت بازگشتی به عنوان همسایه همسایه متصل شده بودند. این مجموعه‌ها شبکه چهارگوش‌ها را شکل می‌دهد که سطوح گسل را عرضه می‌کنند.

حال فرض کرد که برخلاف سطوح استخراج شده از تصاویر پزشکی توسط شولتز و همکاران [۲۴]، این سطوح گسل قابل جهتگیری باشند، که از لحاظ توپولوژیکی (مکان‌گرایی) دارای جلو و عقب متمایز باشند. به زبانی دیگر، حال فرض کرده است که بردارهای نرمال گسل‌ها می‌توانند به طور سازگاری برای هر چهارگوش در سطح انتخاب شوند، بنابراین قسمت جلو هر چهارگوش با قسمت عقب سطح تطابق داشته و هم رویداد (هم زمان) است. بنابراین زمانی که به صورت بازگشتی به جمع‌آوری چهارگوش‌ها برای تشکیل سطوح گسل پرداخته می‌شود، جهتگیری چهارگوش‌ها برعکس می‌شود زیرا لازم است با همسایگانش سازگار باشد [۳].

انتخاب و فیلتر گسل‌ها می‌تواند بر مبنای مختلف از جمله اندازه آنها، شیب و امتداد میانگین آنها، احتمال گسل آنها، یا هر ترکیبی از آمار حاصله از نشانگرهای محاسبه شده برای چهارگوش‌هایی که سطوح را تشکیل می‌دهند، صورت گیرد [۷].

۴-۳- معرفی داده لرزه‌ای

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. داده سه بعدی این منطقه نسبتاً نویزی می‌باشد. شماره خطوط طولی لرزه‌ای 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 [۳۱].

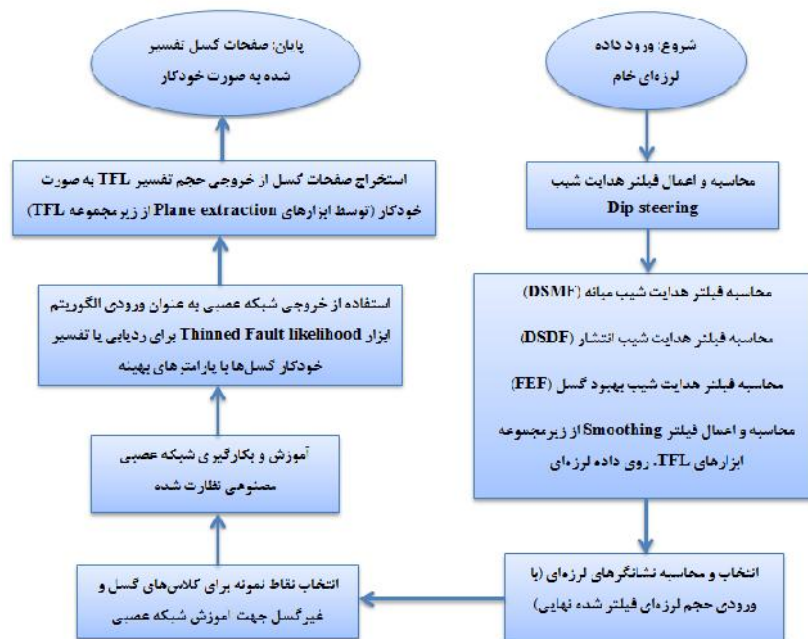
³⁵ mesh

³⁶ image sampling grid

³⁷ grid sample

۵- معرفی روند کار، تفسیر گسل ها و استخراج صفحات گسل

همانگونه که در نمودار شکل ۴ نمایش داده شده است، روند کار با استفاده از روش‌های استفاده شده در این پروژه، برای شناسایی، تصویرسازی، ردیابی و استخراج خودکار گسل‌ها از داده لرزه‌ای سه بعدی به این صورت بوده که، در ابتدا داده لرزه‌ای سه بعدی وارد نرم‌افزار OpendTect گردیده است. پس از آن با استفاده از قابلیت هدایت شیب^{۳۸} نرم‌افزار، فیلتر مورد نظر اولیه که برای شناسایی دقیق شیب ساختارها و پدیده‌های موجود در داده می‌باشد، طراحی و اعمال گردیده است. این فیلتر برای اعمال دقیق نشانگرهای لرزه‌ای با توجه به شیب دقیق ساختارها و پدیده‌های موجود در داده استفاده می‌شود. سپس با طراحی فیلترهای مناسب برای بهبود داده لرزه‌ای، کاهش نوفه‌ها و افزایش نسبت سیگنال به نوفه، داده لرزه‌ای بهبود یافته است. پس از آن نشانگرهای لرزه‌ای مناسب برای شناسایی گسل‌ها از داده لرزه‌ای سه بعدی با پارامترهای بهینه، شناسایی و محاسبه شده‌اند. با انتخاب نقاط نمونه برای دو کلاس گسل و غیر گسل از داده، شبکه عصبی نظارت شده با استفاده از نشانگرهای منتخب تشکیل شده و پس از آموزش بهینه شبکه، خروجی مناسب از شبکه ایجاد گردیده است. خروجی شبکه یک حجم لرزه‌ای سه بعدی می‌باشد که در آن گسل‌ها به صورت دیداری، به خوبی قابل تفکیک نسبت به سایر قسمت‌های داده لرزه‌ای می‌باشند. سپس خروجی شبکه عصبی به عنوان ورودی برای الگوریتم ردیابی خودکار گسل TFL، استفاده شده است. پس از تنظیم بهترین پارامترها برای این قسمت، خروجی این قسمت شامل حجم احتمال گسل‌های ردیابی شده، ارائه و نمایش داده شده است. در نهایت با استفاده از ابزارهای زیرمجموعه قسمت TFL، و تنظیمات پارامترهای آن به صورت بهینه، صفحات گسل سه بعدی به صورت خودکار استخراج^{۳۹} و تفسیر گردیده‌اند.



شکل ۴- نمودار روند فعالیت‌های صورت گرفته برای تفسیر گسل‌ها در این پروژه.

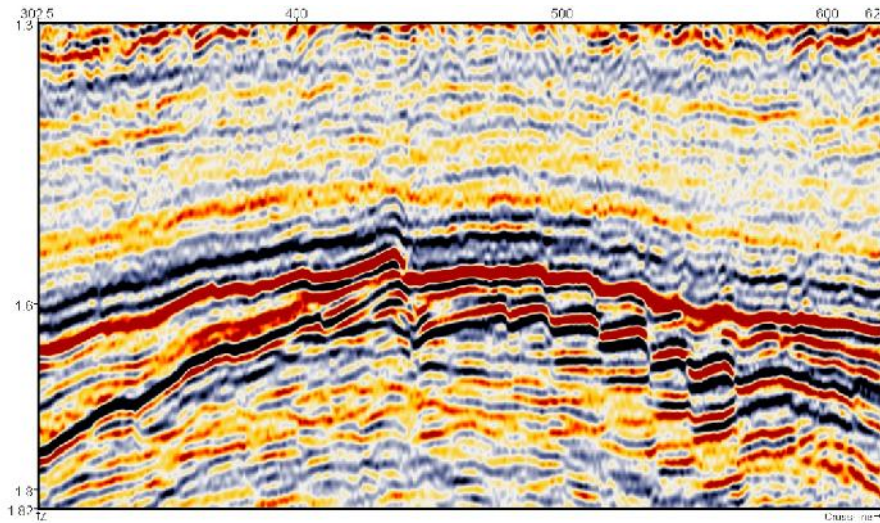
در شکل ۵ قسمتی از داده F3 که انتخاب شده است تا تفسیر گسل روی آن صورت گیرد روی مقطع طولی^{۴۰} شماره ۳۲۰

³⁸ Dip-steering

³⁹ Fault plane extraction

⁴⁰ Inline

نمایش داده شده است. محدوده حجمی انتخاب شده برای تفسیر گسل روی این داده بین مقطع طولی ۱۰۳ تا ۴۲۰، مقطع عرضی^{۴۱} ۳۰۳ تا ۶۲۰ و زمان ۱۳۰۰ تا ۱۸۲۰ بوده است، که البته با اعمال و محاسبه فیلترها و انجام مراحل مختلف اندکی محدودتر شده است.



شکل ۵- مقطع طولی لرزه‌ای شماره ۳۲۰ از داده لرزه ای خام F3. محدود شده بین زمان ۱۳۰۰ تا ۱۸۲۰ میلی ثانیه و مقطع عرضی لرزه‌ای بین ۳۰۳ تا ۶۲۰. مقیاس: هر ۱۰۰ مقطع عرضی برابر ۲۵۰۰ متر می‌باشد.

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، از مکعب هدایت شیب استفاده گردید، این ابزار برای بهبود محاسبه شیب پدیده‌ها و در نتیجه افزایش دقت نشانگرها و فیلترهای اعمالی استفاده می‌گردد. 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 گسل حفظ شود و نیز از ایجاد پدیده‌های مصنوعی جلوگیری شود. روی داده لرزه ای خام به ترتیب فیلترهای هدایت شیب میانه^{۴۲}، انتشار^{۴۳}، بهبود گسل^{۴۴} و در نهایت فیلتر هموارسازی^{۴۵} اعمال شده است. نتیجه اعمال فیلتر نهایی که فیلتر هموارسازی بوده است، روی داده مطابق شکل ۶ می‌باشد. همانگونه که مشاهده می‌شود، در قسمت‌های گسلی، گسل‌ها به طور مناسبی شارپ‌تر شده‌اند. فیلتر هموارسازی که در اینجا استفاده شده است مناسب برای شناسایی گسل می‌باشد و از ابزارهای زیرمجموعه ابزار TFL بوده و از الگوریتم TFL نیز به نحوی بهره برده است.

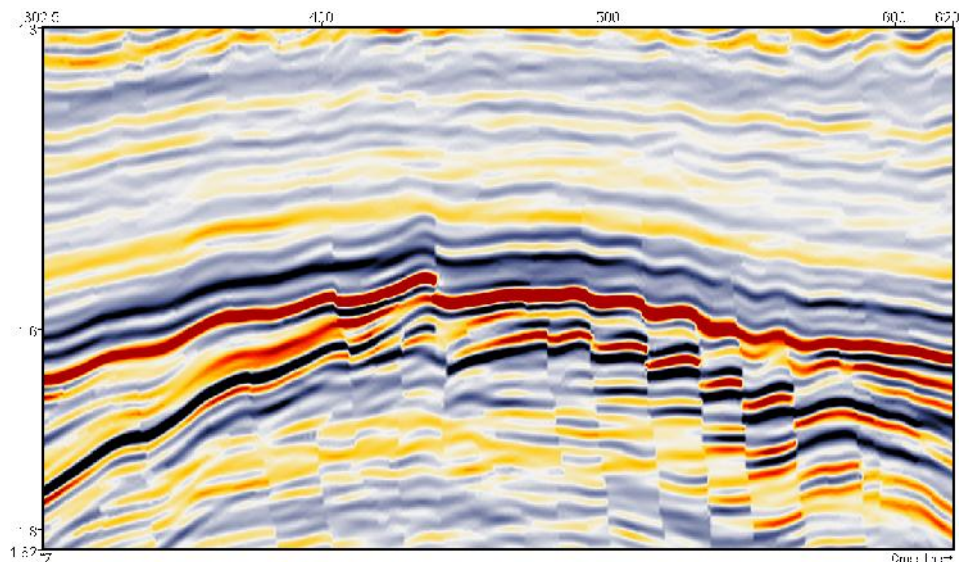
⁴¹ Crossline

⁴² Dip-steered median filter

⁴³ Diffusion filter

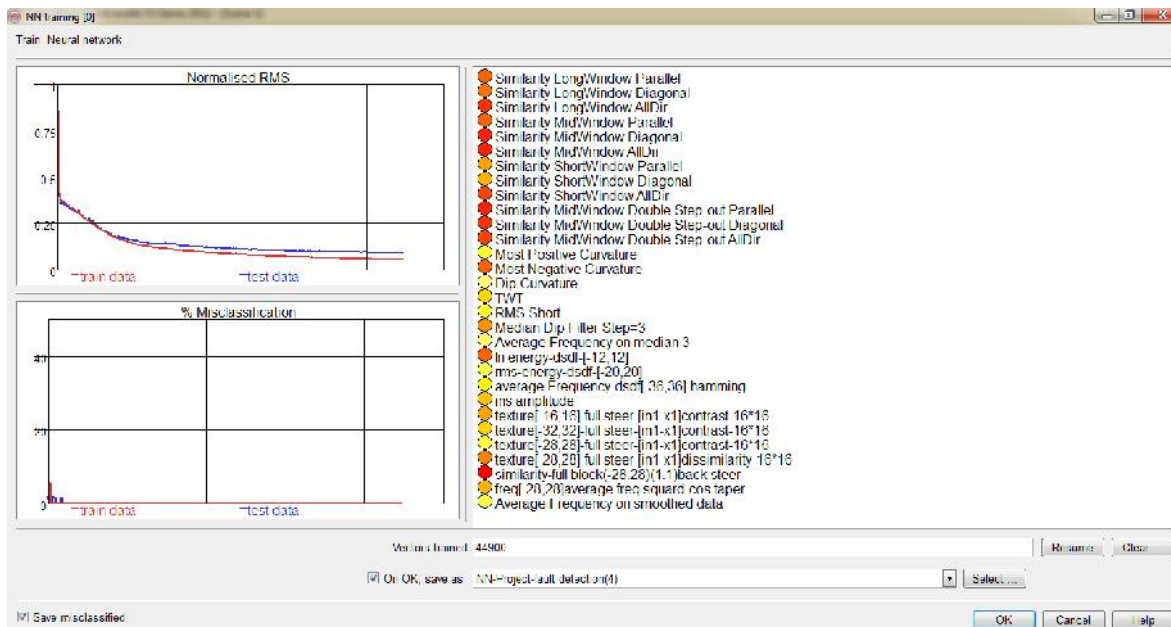
⁴⁴ Fault enhancement filter

⁴⁵ Smoothing



شکل ۶- اعمال فیلتر هموارسازی (فیلتر استفاده شده نهایی)، با پارامترهای بهینه، برای بهبود نمایش گسل‌ها.

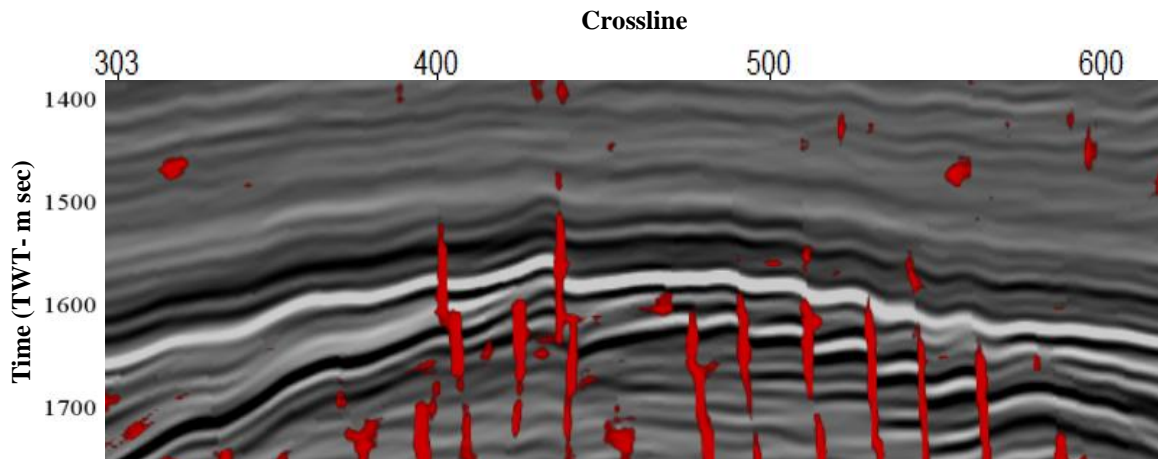
در نهایت مقطع فیلتر خورده شکل ۶، به عنوان داده بهبود یافته برای شناسایی گسل‌ها، به عنوان ورودی برای نشانگرهای منتخب در ایجاد شبکه عصبی مصنوعی نظارت شده شکل ۷ انتخاب شد. در شبکه عصبی، داده لرزه‌ای به دو کلاس گسل و غیر گسل تقسیم گردیده است. به این صورت که کاربر تعدادی از نمونه‌های داده لرزه‌ای در تصویر لرزه‌ای شکل ۶، که روی گسل باشند را به عنوان کلاس گسل انتخاب می‌کند و همچنین یکسری نقاط دیگر که بر روی گسل‌ها نیستند را به عنوان نمونه‌های مربوط به کلاس غیرگسل انتخاب می‌نماید و توسط این نقاط شبکه را آموزش می‌دهد.



شکل ۷- پنجره ایجاد شبکه عصبی نظارت شده پرسپترون چندلایه، با ورودی نشانگرهای مختلف، برای نمایش بهینه گسل‌ها و کلاسه بندی داده لرزه‌ای در دو کلاس گسل و غیر گسل. شبکه دارای یک لایه پنهان و ۱۵ نود در لایه پنهان می‌باشد.

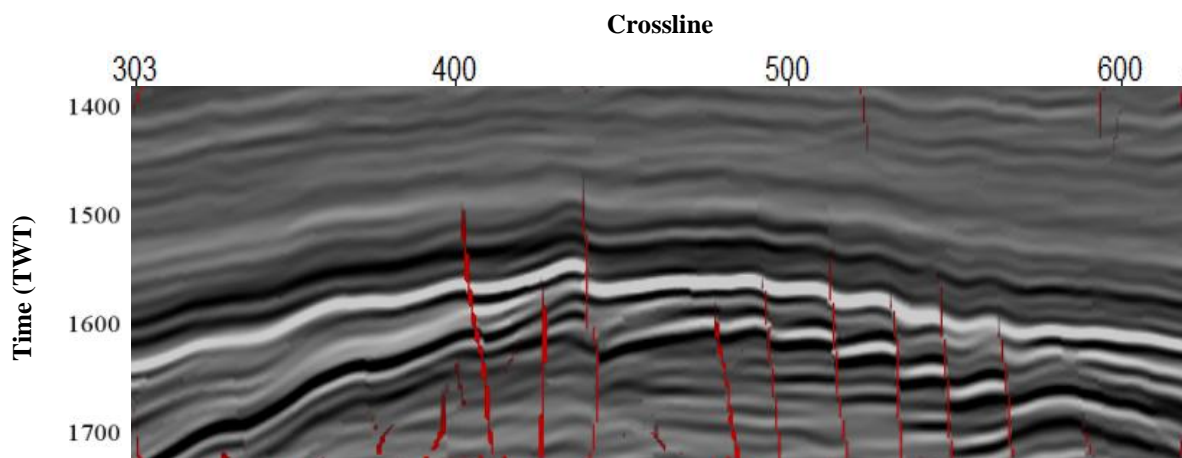
در شبکه عصبی از نشانگرهای شباهت، انحنای بیشترین مثبت، انحنای بیشترین منفی، انحنای شیب، انرژی، فرکانس، دامنه لحظه‌ای و بافت به عنوان ورودی استفاده گردیده است. انتخاب نشانگرهای مناسب و مرتبط در استفاده از شبکه عصبی از

اهمیت بسزایی برخوردار است، به طوری که نتایج معتبر و قابل اطمینانی را ارائه دهد. شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده در اینجا از نوع پرسپترون چندلایه بوده است که دارای یک لایه پنهان و ۱۵ نود در این لایه پنهان بوده است. خروجی شبکه عصبی مصنوعی طراحی و اعمال شده، مطابق شکل ۸ می‌باشد؛ به طوری که خروجی شبکه عصبی کلاس گسل به صورت همزمان با رنگ قرمز روی داده لرزه‌ای نمایش داده شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود، این شبکه توانسته است تا حد زیادی محل گسل‌ها را به خوبی مشخص نماید و نمایش گسل‌ها را بهبود داده است.



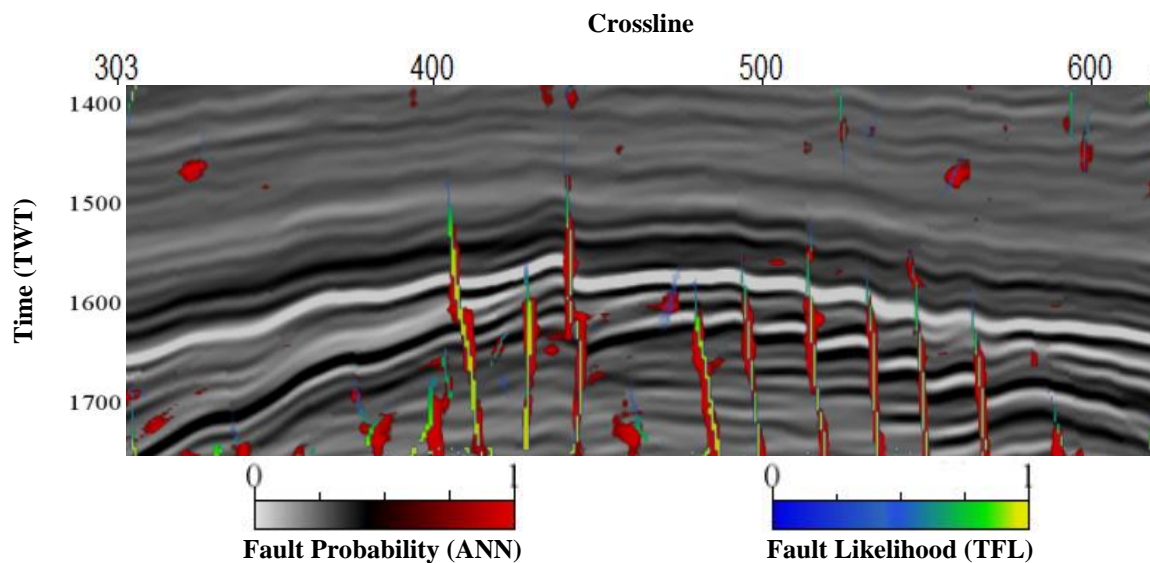
شکل ۸- نمایش خروجی شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده، کلاس گسل، به صورت شفاف روی داده لرزه‌ای فیلتر خورده هموار شده. مقطع طولی شماره ۳۲۰.

پس از تعیین پارامترهای بهینه برای ابزار TFL، خروجی این ابزار که نمایش دهنده محل گسل‌های موجود در داده می‌باشد به صورت حجم احتمال گسل به صورت نمایش همزمان با داده لرزه‌ای، در شکل ۹ نمایش داده شده است. محل گسل‌ها در این تصاویر، با استفاده از ابزار نامبرده ردیابی شده است. همانگونه که پس از انتخاب بازه نمایش رنگی مناسب، مشاهده می‌شود، این ابزار با دقت خوبی محل گسل‌ها را شناسایی و نمایش داده است. همچنین این الگوریتم، نسبت به شکل ۸، گسل‌ها را با دقت بالاتری شناسایی و ردیابی کرده است و به عبارتی یکسری از قسمت‌ها که قبلاً به عنوان گسل شناخته شده بودند ولی در این الگوریتم شایستگی حضور به عنوان گسل را نداشتند، حذف شدند و دقت شناسایی گسل‌ها افزایش یافته است.



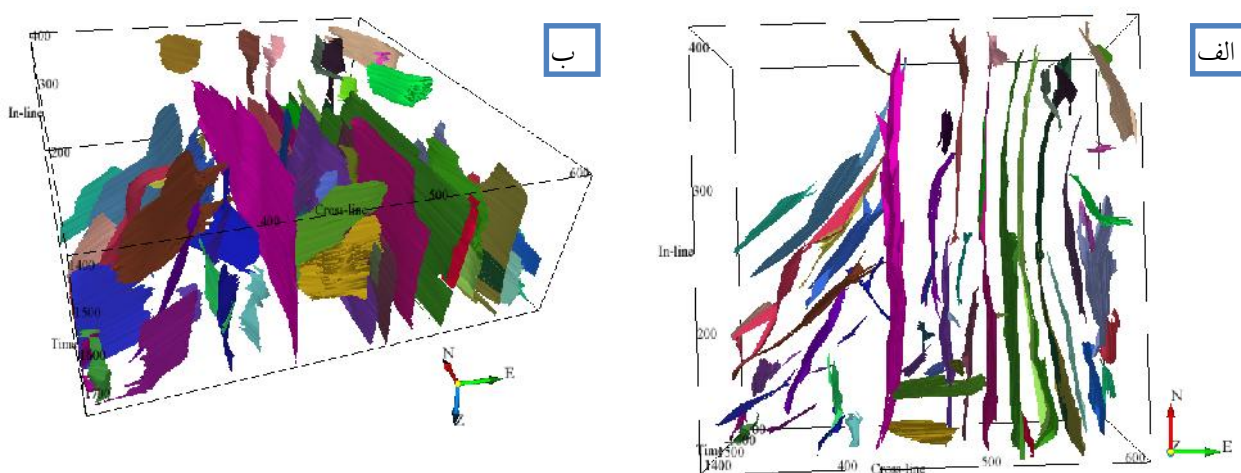
شکل ۹- نمایش خروجی TFL به صورت همزمان روی داده لرزه‌ای فیلتر شده. مقطع طولی شماره ۳۲۰.

در شکل ۱۰ برای نمایش و مقایسه بهتر حالت‌های مختلف خروجی شبکه عصبی (نمایش رنگی قرمز) و خروجی TFL (نمایش رنگی سبز تا زرد)، هردو خروجی به صورت همزمان روی داده لرزه‌ای هموارشده (فیلترشده) نمایش داده شده‌اند. همانطور که مشاهده می‌شود دقت بهینه کار در روش TFL کاملاً مشخص می‌باشد.



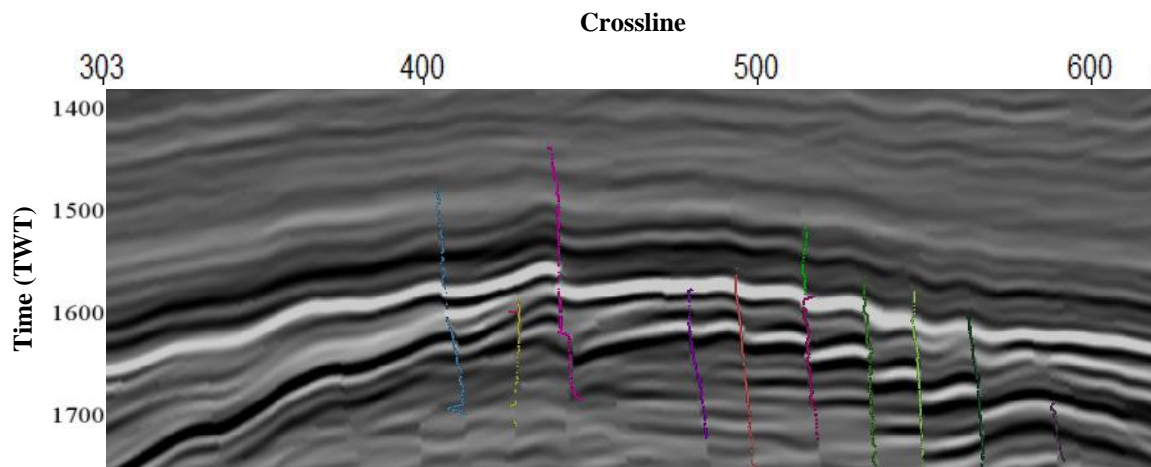
شکل ۱۰- نمایش همزمان خروجی TFL و خروجی شبکه عصبی مصنوعی روی داده لرزه‌ای فیلترشده. مقطع طولی ۳۲۰.

در نهایت در شکل ۱۱ با تنظیم پارامترهای ورودی برای ابزار استخراج خودکار صفحه گسل از حجم TFL (که به عنوان ورودی انتخاب شده است) صفحات گسل که به صورت خودکار استخراج گردیدند، نمایش داده شده است. با بررسی و انتخاب پارامترهای بهینه، صفحات گسل با دقت بالا استخراج می‌گردند. با انتخاب پارامترهای مناسب در این قسمت، استخراج گسل‌ها با دقت بیشتری صورت گرفته است و حتی یکسری از مواردی که در قسمت قبل گسل تشخیص داده شدند، ممکن است در این قسمت با تنظیم پارامترهای مناسب فیلتر شده و از دایره وجود گسل‌ها خارج شده باشند. پس از استخراج خودکار صفحات گسل، به صورت دستی نیز می‌توان آنها را ویرایش نمود.



شکل ۱۱- نمایش صفحات گسل استخراج شده نهایی با روش‌های ذکر شده، از محدوده مورد نظر در داده لرزه ای F3 (شکل الف) نمای از بالا و شکل (ب) نمای پهلو می‌باشد).

در شکل ۱۲ محل برخورد صفحات گسلی استخراج شده با مقطع طولی لرزه‌ای شماره ۳۲۰ نمایش داده شده است.



شکل ۱۲- نمایش محل برخورد صفحات گسل با مقطع طولی لرزه‌ای شماره ۳۲۰.

۶- نتیجه گیری

در این مقاله، ابتدا با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای تصاویر گسل‌ها و به عبارتی نشانگر گسل روی داده لرزه‌ای استخراج شدند؛ با ترکیب خروجی شبکه عصبی مصنوعی و روش ردیابی خودکار احتمال گسل نازک شده، گسل‌های موجود در داده مورد نظر شناسایی و ردیابی شدند و سپس توسط ابزارهای زیرمجموعه TFL به تفسیر و استخراج صفحات گسل به صورت خودکار پرداخته شده است. کاربرد این روش ردیابی خودکار گسل، در این مقاله بررسی شده و کارآمد بودن آن اثبات گردیده است. همچنین مشخص گردید که استخراج صفحات گسل به صورت خودکار با این روش، سبب افزایش سرعت تفسیر و کاهش خطای انسانی در تفسیر گسل گردیده است. ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و روش ردیابی خودکار احتمال گسل نازک شده، سبب بهبود کارایی این روش ردیابی خودکار در شناسایی گسل‌ها شده است. همان‌گونه که مشاهده شد، در صورت انتخاب نقاط نمونه مناسب برای کلاس‌های شبکه عصبی و نیز انتخاب نشانگرهای مناسب، شبکه‌های عصبی مصنوعی به خوبی می‌توانند در شناسایی گسل‌ها عمل کنند. اما خروجی این شبکه به صورت یک حجم لرزه‌ای بوده است که فقط گسل‌ها در آن به خوبی به صورت دیداری تفکیک و مشخص شده‌اند. به عبارتی دیگر خروجی به فرمت گسل حاصل نشده است. ابزار TFL این عمل را انجام داده است و پس از مشخص کردن و ردیابی خودکار گسل‌ها به صورت کاملاً نازک در یک حجم لرزه‌ای، صفحات گسل را با فرمت گسل استخراج و خروجی گرفته است.

ورودی الگوریتم TFL می‌تواند خود داده لرزه‌ای فیلتر شده یا یک مکعب لرزه‌ای نمایش‌دهنده ناپیوستگی‌ها مانند واریانس باشد، اما در این مقاله با استفاده از خروجی شبکه عصبی مصنوعی (کلاس گسل) به عنوان ورودی الگوریتم TFL، عمل ردیابی و استخراج گسل‌ها کاملاً بهبود یافته است.

در نهایت نتایج و اثر بخشی کار برای شناسایی و استخراج گسل‌ها، در شکل‌های قسمت قبل، مربوط به داده لرزه‌ای مورد نظر، مشخص گردیده و هدف مشخص شده در ابتدای مقاله، که شناسایی و ردیابی گسل‌های موجود در داده لرزه‌ای و نهایتاً استخراج صفحات گسل‌ها با دقت مناسب، از داده لرزه‌ای بوده است، حاصل گردیده است.

سیاس و قدردانی

از داوران مقاله آقایان دکتر محمد مختاری و دکتر سجاد کاظم شیرودی تشکر و قدردانی می گردد.

منابع

- [1]. LIGTENBERG, J.H., 2005. Detection of fluid migration pathways in seismic data: implications for fault seal analysis. *Basin Research*, **17(1)**, 141-153.
- [2]. SALAMOFF, S.I., 2006. *The use of complex seismic reflection attributes to delineate subsurface fracture networks: an example from Teapot Dome, Wyoming* (Doctoral dissertation, Colorado State University).
- [3]. HALE, D., 2013. Methods to compute fault images, extract fault surfaces, and estimate fault throws from 3D seismic images. *Geophysics*, **78(2)**, O33-O43.
- [4]. TANER, M.T., 2001. Seismic attributes. CSEG recorder, 26(7), pp.48-56.
- [5]. MARFURT, K.J., KIRLIN, R.L., FARMER, S.L. and BAHORICH, M.S., 1998. 3-D seismic attributes using a semblance-based coherency algorithm. *Geophysics*, **63(4)**, 1150-1165.
- [6]. MARFURT, K.J., SUDHAKER, V., GERSZTENKORN, A., CRAWFORD, K.D. and NISSEN, S.E., 1999. Coherency calculations in the presence of structural dip. *Geophysics*, **64(1)**, pp.104-111.
- [7]. RANDEN, T., PEDERSEN, S.I. and SONNELAND, L., 2001. Automatic extraction of fault surfaces from three-dimensional seismic data. In SEG Technical Program Expanded Abstracts 2001 (pp. 551-554). Society of Exploration Geophysicists.
- [8]. VAN BEMMEL, P.P. and PEPPER, R.E., SCHLUMBERGER TECHNOLOGY CORPORATION, 2000. Seismic signal processing method and apparatus for generating a cube of variance values. U.S. Patent 6,151,555.
- [9]. COHEN, I., COULT, N. and VASSILIOU, A.A., 2006. Detection and extraction of fault surfaces in 3D seismic data. *Geophysics*, **71(4)**, P21-P27.
- [10]. AQRAWI, A.A. and BOE, T.H., 2011. Improved fault segmentation using a dip guided and modified 3D Sobel filter. In SEG Technical Program Expanded Abstracts 2011 (pp. 999-1003). Society of Exploration Geophysicists.
- [11]. GERSZTENKORN, A. and MARFURT, K.J., 1999. Eigenstructure-based coherence computations as an aid to 3-D structural and stratigraphic mapping. *Geophysics*, **64(5)**, pp.1468-1479.
- [12]. NEFF, D.B., GRISMORE, J.R. and LUCAS, W.A., PHILLIPS PETROLEUM COMPANY, 2000. Automated seismic fault detection and picking. U.S. Patent 6,018,498.
- [13]. CRAWFORD, M.F. and MEDWEDEFF, D.A., ATLANTIC RICHFIELD COMPANY, 1999. Automated extraction of fault surfaces from 3-D seismic prospecting data. U.S. Patent 5,987,388.
- [14]. DORN, G.A., KADLEC, B. and MURTHA, P., 2012. Imaging faults in 3D seismic volumes. In SEG Technical Program Expanded Abstracts 2012 (pp. 1-5). Society of Exploration Geophysicists.
- [15]. HUANG, K.Y. and YANG, H.Z., 1992, June. A hybrid neural network for seismic pattern recognition. In Neural Networks, 1992. IJCNN., International Joint Conference on **3**, 736-741. *IEEE*.
- [16]. 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)**, pp.474-482.
- [17]. AMINZADEH, F. and DE GROOT, P., 2005. A neural network based seismic object detection technique. In SEG Technical Program Expanded Abstracts 2005 (pp. 775-778). Society of Exploration Geophysicists.
- [18]. PEDERSEN, S.I., SCHLUMBERGER TECHNOLOGY CORPORATION, 2007. Image feature extraction. U.S. Patent 7,203,342.
- [19]. PEDERSEN, S.I., RANDEN, T.R.Y.G.V.E., SONNELAND, L. and STEEN, O., 2002, May. Automatic 3D fault interpretation by artificial ants. In *64th EAGE Conference & Exhibition*.
- [20]. PEDERSEN, S.I., SKOV, T., HETLELID, A., FAYEMENDY, P., RANDEN, T. and SONNELAND, L., 2003. New paradigm of fault interpretation. In SEG Technical Program Expanded Abstracts 2003 (pp. 350-353). Society of Exploration Geophysicists.

- [21]. GIBSON, D., SPANN, M., TURNER, J. and WRIGHT, T., 2005. Fault surface detection in 3-D seismic data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **43(9)**, 2094-2102.
- [22]. KADLEC, B.J., DORN, G.A., TUFO, H.M. and YUEN, D.A., 2008. Interactive 3-D computation of fault surfaces using level sets. *Visual Geosciences*, 13(1), pp.133-138.
- [23]. ADMASU, F., BACK, S. and TOENNIES, K., 2006. Autotracking of faults on 3D seismic data. *Geophysics*, **71(6)**, 49-A53.
- [24]. SCHULTZ, T., THEISEL, H. and SEIDEL, H.P., 2010. Crease surfaces: From theory to extraction and application to diffusion tensor MRI. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, **16(1)**, 109-119.
- [25]. CHOPRA, S. and MARFURT, K.J., 2008. Seismic attributes for stratigraphic feature characterization. In *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2008* (pp. 1590-1594). Society of Exploration Geophysicists.
- [26]. AMINZADEH, F. and DE GROOT, P., 2006. *Neural networks and other soft computing techniques with applications in the oil industry*. Eage Publications.
- [27]. DE GROOT, P., 2006. Interactive multi-volume seismic attribute analysis in OpendTect. *Drilling & Exploration World*, **15(3)**.
- [28]. 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).
- [29]. TANER, M.T. and KOEHLER, F., 1969. Velocity spectra—digital computer derivation applications of velocity functions. *Geophysics*, **34(6)**, 859-881.
- [30]. FEHMERS, G.C. and HOCKER, C.F., 2003. Fast structural interpretation with structure-oriented filtering. *Geophysics*, **68(4)**, 1286-1293.
- [31]. 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.

Compilation of artificial neural networks and the thinned Fault likelihood auto-tracking algorithm, for identification, interpretation and extraction of faults

A. Ghazanfari Borujeni, H.Mohammadrezaei, H.R. Ansari

*A.ghazanfari@aut.ac.ir

Received: January 2018, Accepted: February 2019

Abstract

Fault identification and investigating their evolution is of special importance in the exploration and development of hydrocarbon resources. Success in exploration and development of hydrocarbon fields, need to recognition of petroleum systems and in this regard one of the most important topics is identifying faults and their extension condition as a main fluid migration path, specially in deeper zones. Faults and fractures have crucial role in making high permeable and porous segments and cut reservoir and cap rock in the fluid migration path. In addition, for maximizing the production of hydrocarbon from reservoirs and also for reducing the risk of drilling, it is necessary to gain information about geometry and nature of faults of reservoirs. In this paper, the purpose is investigating the performance of combination of neural networks and Fault Likelihood auto-tracking algorithm for identification and interpretation of faults in seismic data. At first using the Dip-steering feature of software, the early filter for accurate identification of dip of structures in the data, have been designed and applied. Then with designing and applying the appropriate filters, the seismic data have been improved. After that proper seismic attributes for fault identification have been calculated from seismic data. With picking fault and non-fault points from data, a supervised neural network using the selected attributes was formed and after training the network, the appropriate output achieved. Then the output of neural network has been used as a input for Thinned Fault Likelihood auto-tracking algorithm. The output of this part contains a volume of tracked faults. Finally using sub-tools of TFL and optimal setting of parameters, 3D fault planes has been interpreted and extracted.

Keywords: Fault Interpretation, Fault Auto-tracking, Fault Likelihood, Artificial Neural Networks, Seismic Attributes.