

استفاده از شبکه عصبی تحت نظارت در شناسایی گسل‌ها و شکستگی‌های موجود در داده‌ی لرزه‌ای سه بعدی متعلق به یکی از میداین نفتی جنوب غرب کشور

معصومه لطفی^۱، دانشگاه صنعتی امیرکبیر^۲، ناصر کشاورز فرج‌خواه، پژوهشگاه صنعت نفت تهران

چکیده

ارائه تعریف دقیقی از ساختمان مخزن نیازمند مطالعه جزئیات و ناهمگنی‌های مخزن به ویژه گسل‌ها و شکستگی‌هاست. در واقع با مطالعه دقیق ناپیوستگی‌های موجود در یک مخزن شامل گسل‌ها و شکستگی‌های بزرگ و کوچک مقیاس، می‌توان مدل مناسبی از خواص ایستا و پویای مخزن ارائه نمود که امکان معرفی موقعیت بهینه حفر چاه‌های تولیدی و تزریقی در مراحل مختلف توسعه میدان نفتی و ازدیاد برداشت را فراهم می‌سازد. از این رو شناسایی گسل‌ها و شکستگی‌های موجود در یک مخزن گامی مهم و موثر در توسعه میداین نفتی و مدیریت تولید محسوب می‌شود. روش‌های مختلفی برای شناسایی گسل‌ها و شکستگی‌های موجود در داده‌ی لرزه‌ای وجود دارد که متداول‌ترین آنها تفسیر گسل‌ها و شکستگی‌ها با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای است. در این مطالعه از روشی نیمه خودکار مبتنی بر تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای مناسب جهت شناسایی گسل‌ها و شکستگی‌های موجود در داده‌ی لرزه‌ای میدان مورد مطالعه استفاده شده است. به این ترتیب که ابتدا یک مکعب بهبود گسل مبتنی بر مکعب هدایت شیب از داده‌ی لرزه‌ای اولیه تهیه شده است. سپس مجموعه‌ای از نشانگرهای مختلف مانند شباهت، انحنای انرژی، بسامد میانگین، شیب قطبی و تجزیه طیفی که قادر به نمایش گسل‌ها و شکستگی‌های موجود در داده‌های لرزه‌ای می‌باشند، به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفته شده است. پس از آن مجموعه‌ای از نقاط مشخصه نواحی گسل خورده و نقاط مشخصه نواحی غیرمحتمل به گسل بر اساس تفسیر مکعب بهبود گسل و مکعب نشانگرهای لرزه‌ای تعیین شده است. در مرحله پایانی، مجموعه نقاط تفسیر شده و نیز مکعب نشانگرهای لرزه‌ای محاسبه شده به عنوان ورودی به شبکه عصبی مصنوعی تحت نظارت معرفی گردید. نتایج نشان داد که گسل‌ها و شکستگی‌ها در مکعب احتمال گسل حاصله نسبت به مکعب‌های تک نشانگری، ضمن تأثیرپذیری کمتر از نوفه، به صورت پیوسته تر نمایش داده شده است.

اطلاعات مقاله

تاریخ ارسال نویسنده: ۹۶/۱۲/۰۸

تاریخ ارسال به داور: ۹۶/۱۲/۱۲

تاریخ پذیرش داور: ۹۷/۰۳/۲۷

واژگان کلیدی:

گسل، شکستگی، لرزه نگاری سه بعدی، نشانگرهای لرزه‌ای، شبکه عصبی مصنوعی، مکعب احتمال گسل

مقدمه

شکستگی‌ها رایج‌ترین ساختارهای زمین شناسی اند که ممکن است در هر واحد سنگی وجود داشته باشند. به دلیل فرآیندهای متنوعی که در شکل‌گیری شکستگی‌ها دخالت دارد، تحلیل و بررسی آنها بخصوص از دیدگاه ساختاری و به‌ویژه در مورد شکستگی‌های زیرسطحی که فاقد رخنمون و اطلاعات کمکی جهت تفسیر می‌باشند، امری دشوار می‌باشد. در مخازن کربناته، گسل‌ها و شکستگی‌ها گسترده‌ترین و مؤثرترین مسیر را برای مهاجرت و تجمع سیال فراهم می‌آورند. اگرچه شناخت وجود گسل‌ها و شکستگی‌ها گامی مهم و مؤثر در مدل‌سازی ایستا و پویای مخزن محسوب می‌شود ولی درک تأثیر این ساختارها بر جریان سیال امری دشوار است که دلیل آن می‌تواند پیچیدگی ساختارها و ماهیت گسل‌ها و شکستگی‌ها و نحوه‌ی توزیع آنها در مخزن باشد. در سال‌های اخیر مطالعه نشانگرهای لرزه‌ای جهت تجزیه و تحلیل ناپیوستگی‌های مرتبط با ساختارهای زمین شناسی، توسعه یافته است. بدون در دست داشتن اطلاعات ساختمانی منطقه مورد مطالعه، تشخیص پدیده‌های زمین شناسی مانند گسل‌ها و شکستگی‌ها، برش‌های فرسایشی، دودکش‌های گازی، لایه‌های پرشیب، ساختار حفره‌های

کارستی و نیز پدیده‌های جعلی موجود در داده‌های لرزه‌ای چالش‌هایی را برای مفسرین به همراه داشته است. شناسایی یک هدف زمین شناسی خاص با ترکیب اطلاعات حاصل از مکعب هدایت شیب و مکعب نشانگرهای لرزه‌ای تسهیل می‌شود. با این وجود، ناپیوستگی‌های نامطلوب همچون پدیده‌های جعلی برداشت، باعث پیچیدگی محاسبات مربوط به نشانگرهای لرزه‌ای و در نهایت سردرگمی مفسرین می‌شوند [۱].

از طرف دیگر می‌توان گفت هر نشانگر در مقایسه با نشانگرهای دیگر، بر اساس الگوریتم‌های محاسباتی مربوط به خود، جزئیات متفاوتی از پدیده‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد. به منظور تلفیق جزئیات ثبت شده در نشانگرهای مختلف، از شبکه‌ی عصبی مصنوعی به منظور ایجاد ارتباط غیرخطی بین داده‌های لرزه‌ای و رویدادهای زمین شناسی استفاده می‌شود. در واقع جهت شناسایی پدیده‌های زمین شناسی مورد نظر و تمایز سیگنال‌های لرزه‌ای مربوط به آنها از سیگنال‌های ناشی از پدیده‌های زمین شناسی نامطلوب یا پدیده‌های جعلی برداشت، ترکیب نشانگرهای چندگانه و حساسیت‌سنجی پارامترهای موثر بر عملکرد این نشانگرها

* نویسنده‌ی عهده‌دار مکاتبات (masoumelotfi@gmail.com)

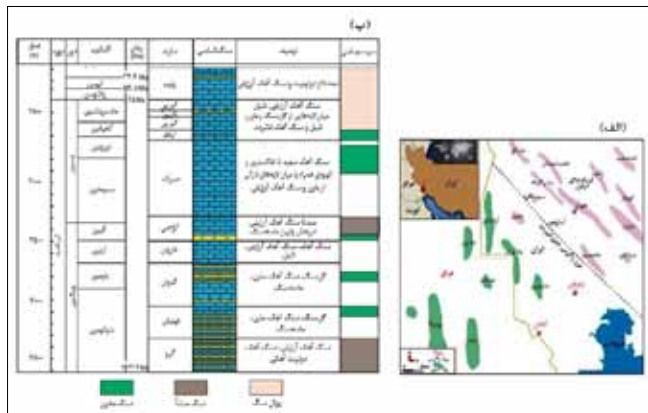
آن از مغز انسان گرفته شده و کار پردازش داده را به عهده‌ی تعداد زیادی پردازنده‌ی کوچک که به موازات هم عمل می‌کنند، سپرده است. در واقع می‌توان شبکه‌های عصبی را مدل‌های الکترونیکی از ساختار عصبی مغز انسان دانست. سازوکار آموزش و یادگیری این مدل‌های الکترونیکی همانند مغز بر پایه‌ی تجربه استوار است. شبکه‌ی عصبی از تعداد دلخواهی نورون^۱ تشکیل شده است که مجموعه ورودی را به مجموعه خروجی ربط می‌دهند. نورون کوچک‌ترین واحد پردازش داده است که پس از دریافت نشانک‌های ورودی از سلول‌های دیگر، آنها را با یکدیگر ترکیب کرده و پس از اعمال یک یا چند مرحله پردازش، آنها را به صورت خروجی ظاهر می‌سازد. هر نورون می‌تواند به تعداد زیادی نورون دیگر متصل گردد. اتصالات

پیشنهاد می‌گردد ([۲] و [۳]). روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی که از آن تحت عنوان آنالیز خوشه‌ای چندنشانگری نیز یاد می‌شود [۴]، به هر یک از نشانگرها در محل نقاط انتخابی، وزن‌های متفاوتی می‌دهد. به عبارت دیگر، هر یک از نشانگرها بر اساس وزنی که دارند دارای اهمیت می‌باشند [۵]. این روش شامل شناسایی پدیده‌های زمین‌شناسی است که هر یک تغییرات منحصربه‌فردی در پاسخ‌های لرزه‌ای ایجاد می‌کند؛ مانند شناسایی گسل‌های موجود در داده‌ی لرزه‌ای ([۳] و [۶])، دودکش‌های گازی ([۷]، [۸] و [۹])، توده‌های نمکی [۱۰] و نیز آنالیز و دسته‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای [۱۱]. لازم به ذکر است که تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای یک بهبود بصری برای تفسیر جزئی‌تر داده‌های لرزه‌ای ایجاد می‌نماید [۱۲].

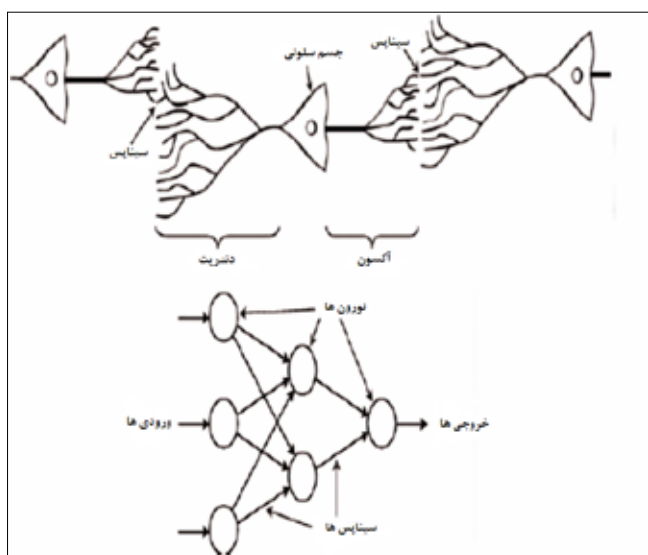
زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه

تاق‌دیس میدان نفتی مورد مطالعه که در جنوب غرب ایران و به موازات مرز ایران-عراق و میدان‌های نفتی مجنون و نهر عمر در عراق واقع شده است، از روند ساختمان‌های میادین شمال خلیج فارس و کشورهای عربی تبعیت می‌کند. در این میدان وجود نفت در سازندهای سروک، کزدمی، گدوان، داریان و فهلپان به اثبات رسیده است. سازند کربناته سروک با سن سنومانین سنگ مخزن اصلی این میدان است که حاوی نفت سنگین است. سازندهای شیلی-مارنی پابده و گورپی نقش پوش سنگ اصلی این سازند را ایفا می‌کنند. سازند کزدمی با سن آلین که از تناوب لایه‌های ماسه سنگی و شیلی تشکیل شده، سنگ مخزن دوم این میدان است که حجم قابل ملاحظه‌ای از نفت سبک را در خود جای داده است. گسترش مواد هیدروکربنی در این میدان بسیار وسیع می‌باشد که نشان‌دهنده‌ی عملکرد قوی سنگ منشأ این میدان یعنی سازند گرو، در ناحیه مورد مطالعه است [۱۳]. در شکل ۱- موقعیت جغرافیایی و توالی ستون چینه‌شناسی مربوط به حوضه رسوبی زاگرس در ناحیه میدان مورد مطالعه نشان داده شده است.

در این مطالعه، از داده‌ی لرزه‌ای سه بعدی به منظور بیان عملکرد روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی تحت نظارت در شناسایی گسل‌ها و شکستگی‌ها استفاده شده است. داده‌ی لرزه‌ای مورد مطالعه، توزیعی از زمان و مکان می‌باشد به طوری که بازه‌ی زمانی ۴ میلی‌ثانیه و بازه‌ی مکانی ۲۵ متر (به صورت خطوط چشمه و خطوط گیرنده) را شامل می‌گردد. مساحت ناحیه برداشت شده در محدوده مورد بررسی تقریباً ۱۲۵ کیلومتر مربع می‌باشد که شامل ۴۰۰ خط در محدوده‌ی خطوط چشمه، ۵۰۰ خط در محدوده‌ی خطوط گیرنده و محدوده‌ی زمانی ۱۵۰۰-۲۵۰۰ میلی‌ثانیه می‌باشد.



شکل ۱ | الف) موقعیت جغرافیایی میدان مورد مطالعه، ب) ستون چینه‌شناسی حوضه رسوبی زاگرس در ناحیه میدان مورد مطالعه (برگرفته از [۱۳]).



شکل ۲ | تشابه بین سلول‌های زیستی و سلول‌های عصبی مصنوعی (برگرفته از [۱۴]).

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌ی عصبی مصنوعی یک الگوریتم پردازش داده است که ایده

یک گسل الزاماً روی همه‌ی نشانگرها ظاهر نمی‌شود، لذا جهت بهبود نتایج بهتر است از ترکیب نشانگرهای مناسب بر اساس شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده کرد.

در این روش انتخاب نشانگرهای مناسب و مرتبط در ارائه نتایج معتبر از اهمیت بالایی برخوردار است. در این مطالعه، از مجموعه نشانگرهایی شامل انرژی در پنجره‌های زمانی مختلف، شباهت در پنجره‌های زمانی و نیز در جهات متفاوت، شیب قطبی، انحنا، بسامد میانگین، تجزیه‌ی طیفی و فیلتر بهبود گسل^۵ که از ترکیب فیلترهای میانه^۶ و پخش^۷ حاصل می‌شود، به عنوان ورودی شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده شده است. همچنین به منظور بهبود نتایج مربوط به خروجی نشانگرهای لرزه‌ای، از مکعب فیلتر بهبود گسل و مکعب هدایت شیب به عنوان ورودی نشانگرهای لرزه‌ای استفاده شده است.

روش تحقیق

با پیش پردازش داده‌ی لرزه‌ای می‌توان کیفیت داده‌ی لرزه‌ای، مکعب نشانگرهای لرزه‌ای حاصل از آن و در نهایت عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی را تا حدی ارتقا بخشید. در این مطالعه پیش پردازش داده‌ی لرزه‌ای با طراحی فیلتر بهبود گسل مبنی بر ترکیب فیلترهای میانه و پخش صورت گرفته است. در واقع پیش پردازش داده‌ی لرزه‌ای با

بین نوروها که به آن سیناپس^۲ گفته می‌شود، اغلب از آکسون‌ها^۳ و دندریت‌ها^۴ تشکیل شده اند [۱۴]. در شکل-۲ تشابه بین سلول‌های عصبی زیستی و سلول‌های عصبی مصنوعی نشان داده شده است.

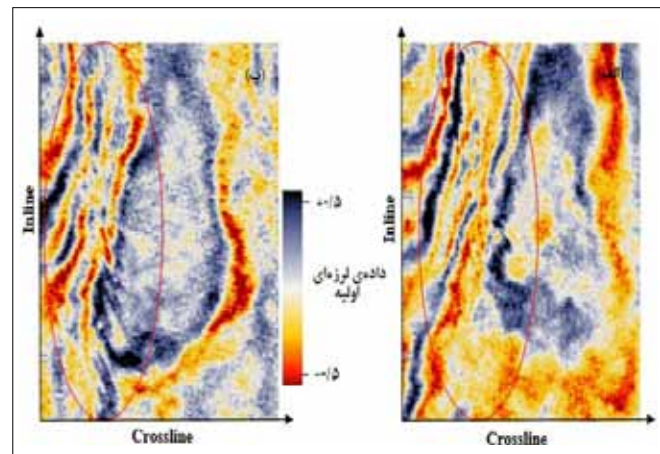
یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی که عملکرد آن را به مغز انسان نزدیک تر می‌کند، قدرت یادگیری است. شبکه‌های عصبی برای یادگیری به جای دنبال کردن مجموعه‌ای از قواعد تعریف شده توسط انسان متخصص، از قواعد مبنایی مانند روابط ورودی خروجی استفاده می‌کنند. این، یکی از مهم‌ترین مزایای شبکه‌ی عصبی نسبت به سیستم‌های خبره‌ی سنتی است [۱۵]. شبکه‌های عصبی مصنوعی در یادگیری، برخلاف روش‌های آماری سنتی، پیش فرضی در مورد ویژگی‌های توزیع ارائه می‌دهند و مستقل بودن متغیرهای ورودی را در نظر نمی‌گیرند. آموزش شبکه‌ی عصبی فرآیندی است که در آن بهترین وزن‌ها توسط شبکه‌ی عصبی انتخاب می‌شوند. بهترین حالت آموزش زمانی است که نتایج خروجی شبکه‌ی عصبی به مقادیر اولیه بسیار نزدیک باشد. شبکه‌ی عصبی مصنوعی دامنه‌ی کاربردی وسیعی دارد که یکی از آنها شناسایی گسل‌ها و شکستگی‌ها، مبنی بر تلفیق نشانگرهای مختلف می‌باشد. خروجی مطلوب در این روش تحت عنوان مکعب گسل نمایش داده می‌شود. در واقع جهت شناسایی گسل‌ها بهتر است از چند نشانگر مختلف استفاده شود، چرا که

۱ | نشانگرهای لرزه‌ای ورودی شبکه‌ی عصبی مصنوعی تحت نظارت و تنظیمات مربوط به آنها

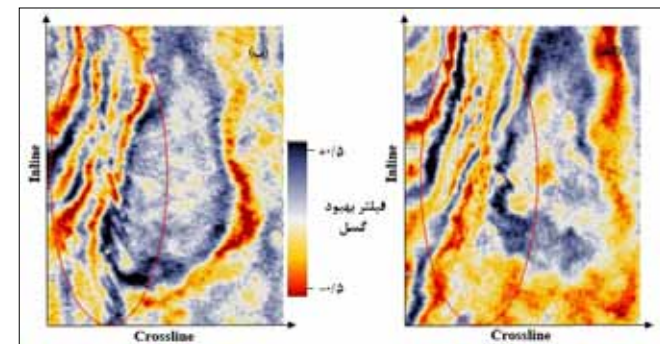
Attribute	Time gate	Stepout 3	Other settings
Median filter	[0,0]	Stepout 1	Full steering
Diffusion filter	[0,0]	-	Full steering
Fault enhancement filter	[0,0]	and (0,-1) Mirror 90 degrees (0,1)	Threshold value is 0.8
Similarity	[-48,48]	and (-1,-1) Mirror 90 degrees (1,1)	Full steering; minimum similarity is output
Similarity	[-48,48]	and (0,-1) Mirror 90 degrees (0,1)	Full steering; minimum similarity is output
Similarity	[-24,24]	and (-1,-1) Mirror 90 degrees (1,1)	Full steering; minimum similarity is output
Similarity	[-24,24]	and (0,-1) Mirror 90 degrees (0,1)	Full steering; minimum similarity is output
Similarity	[-12,12]	and (-1,-1) Mirror 90 degrees (1,1)	Full steering; minimum similarity is output
Similarity	[-12,12]	and (0,-1) Mirror 90 degrees (0,1)	Full steering; minimum similarity is output
Similarity	[-24,24]	and (-1,-1) Mirror 90 degrees (1,1)	No steering; minimum similarity is output
Similarity	[-24,24]	Full block	No steering; minimum similarity is output
Similarity	[-24,24]	Full block	Full steering; minimum similarity is output
Most positive curvature	-	Stepout 3	-
Most negative curvature	-	Stepout 3	-
Polar dip	-	-	Steering cube is input; polar dip is output
Spectral decomposition	[-24,24]	-	Median filter is input; output frequency is 5
Spectral decomposition	[-24,24]	-	Median filter is input; output frequency is 45
Spectral decomposition	[-12,12]	-	Median filter is input; output frequency is 5
Spectral decomposition	[-12,12]	-	Median filter is input; output frequency is 45
Energy	[-48,48]	-	-
Energy	[-12,12]	-	-
Average frequency	[-24,24]	-	Hanning taper is used

هموارسازی رخدادهای لرزه ای منجر به کاهش نوفه موجود در داده ی لرزه ای، بهبود پیوستگی بازتابنده ها و لبه ها می گردد. ابتدا یک مکعب هدایت شیب از داده ی لرزه ای که در بردارنده ی شیب و آزیموت محلی رخدادهای لرزه ای در هر نقطه نمونه است، تهیه می شود. در واقع مکعب هدایت شیب با فراهم آوردن اطلاعات ساختاری (مانند شیب و آزیموت) دقت نشانگرهای هندسی را در شناسایی رخدادهای زمین شناسی ارتقا می دهد [۱۶]. سپس هموارسازی داده ی لرزه ای با اعمال یک فیلتر مکانی میانه آماری صورت می گیرد. فیلتر میانه با جایگزینی مقدار میانه ی دامنه ی ردلرزه های مجاور هر نقطه داده در یک صفحه ی خمیده، نوفه تصادفی موجود در داده لرزه ای را تضعیف می کند. لازم به ذکر است که شیب و آزیموت صفحه خمیده از شیب و آزیموت مکعب هدایت شیب پیروی می کند [۱۷]. در ادامه از فیلتر بهبود گسل به منظور کاهش نوفه ی تصادفی و برجسته ساختن ناپیوستگی های موجود در داده لرزه ای استفاده شده است. لازم به ذکر است که فیلتر پخش به منظور بهبود کیفیت داده ی لرزه ای و افزایش وضوح پدیده های موجود، بر مبنای نشانگر شباهت، ردلرزه های با کیفیت پایین را توسط ردلرزه های مجاور با کیفیت بالاتر جایگزین می نماید [۱۷]. در شکل های ۳- و ۴ به ترتیب مکعب داده ی لرزه ای اولیه و مکعب فیلتر بهبود گسل در برش های زمانی ۱۷۰۰ و ۲۰۰۰ میلی ثانیه قابل مشاهده است. همان طور که مشاهده می شود فیلترهای اعمال شده ضمن برجسته نشان دادن لبه ها و نیز بهبود پیوستگی رخدادها، نوفه ی تصادفی و همچنین نوفه ی ناشی از عملیات برداشت را تا حد مطلوبی کاهش داده اند. مکعب نشانگرهای لرزه ای ورودی شبکه عصبی مصنوعی بر مبنای تنظیمات موجود در جدول ۱- تهیه گردید. در شکل های ۵- تا ۱۰ به ترتیب مکعب نشانگرهای انحنای، شباهت، انرژی، شیب قطبی، بسامد میانگین و تجزیه طیفی که در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفته است، در برش های زمانی ۱۷۰۰ و ۲۰۰۰ میلی ثانیه نشان داده شده است.

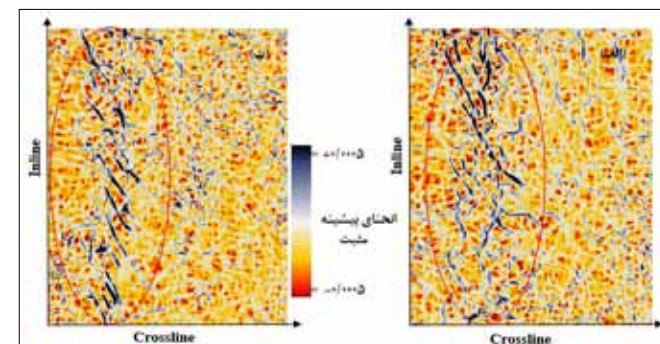
در ادامه با بررسی داده ی لرزه ای و نیز مطالعه ی نتایج حاصل از نشانگرهای لرزه ای، دو دسته نقطه که مشخصه نواحی محتمل به گسل و نواحی غیر گسل خورده در نواحی با انرژی بالا و نواحی با انرژی پایین می باشند، توسط مفسر به صورت دستی و به منظور آموزش شبکه عصبی انتخاب می شوند. برخی از نقاط تفسیر شده ی مشخصه نواحی محتمل به گسل و نیز نواحی غیر گسل خورده بر روی برش زمانی ۲۰۰۰ میلی ثانیه از مکعب فیلتر بهبود گسل در شکل ۱۱- نمایش داده شده است. در مرحله بعد، مجموعه نشانگرها و نقاط انتخاب شده به عنوان ورودی به شبکه عصبی تحت نظارت^۱ معرفی می شوند. شبکه ی عصبی به هر یک از نشانگرها در محل نقاط انتخابی، وزن های متفاوتی می دهد. در واقع هر یک از نشانگرها بر اساس وزنی که دارند دارای اهمیت می باشند [۵]. در مرحله آموزش شبکه ی عصبی ۲۵ درصد داده ها



شکل ۳ | داده ی لرزه ای اولیه. الف) برش زمانی ۱۷۰۰ میلی ثانیه، ب) برش زمانی ۲۰۰۰ میلی ثانیه. نواحی گسل خورده با رنگ قرمز مشخص شده است.



شکل ۴ | فیلتر بهبود گسل که با ترکیب فیلترهای میانه و پخش، نوفه ی تصادفی موجود در داده ی لرزه ای را تضعیف و گسل ها و شکستگی ها را برجسته تر ساخته است. الف) برش زمانی ۱۷۰۰ میلی ثانیه، ب) برش زمانی ۲۰۰۰ میلی ثانیه. نواحی گسل خورده با رنگ قرمز مشخص شده است.



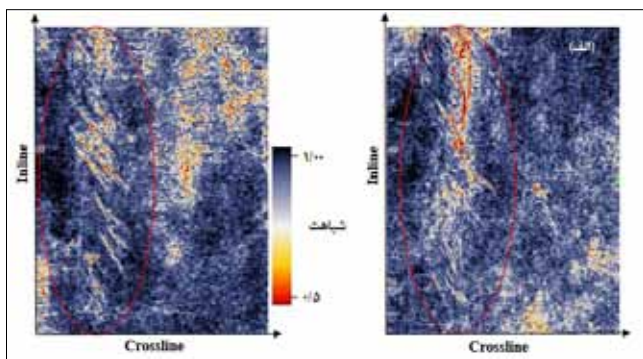
شکل ۵ | انحنای بیشینه ی مثبت که در محل گسل ها و شکستگی ها بیشترین مقدار را دارد. الف) برش زمانی ۱۷۰۰ میلی ثانیه، ب) برش زمانی ۲۰۰۰ میلی ثانیه. نواحی گسل خورده با رنگ قرمز مشخص شده است.

برای مجموعه‌ی آزمایشی^۹ و ۷۵ درصد باقی مانده برای مجموعه‌ی آموزشی^{۱۰} تقسیم شده‌اند. لازم به ذکر است که مجموعه‌ی آموزشی به تعیین نقطه‌ی بهینه برای توقف مرحله‌ی آموزشی کمک می‌کند و از مجموعه‌ی آموزشی به منظور تعیین وزن‌های بهینه‌ی آموزش شبکه استفاده می‌شود. در واقع زمانی که اختلاف بین نتایج برآورد شده توسط شبکه‌ی عصبی مصنوعی و خروجی واقعی و همچنین خطای مربوط به هر دو مجموعه به کمترین مقدار خود برسد، آموزش متوقف می‌شود. لازم به ذکر است که خطای آموزشی به منظور به روز رسانی وزن گره‌ها به کار می‌رود [۲] و [۱۸]. پس از پایان آموزش، شبکه‌ی عصبی دو مکعب نشانگر تحت عنوان مکعب نواحی محتمل به گسل و مکعب نواحی غیر گسل خورده را که از تلفیق همه‌ی نشانگرهای ورودی حاصل شده‌اند، به عنوان خروجی ثبت می‌کند.

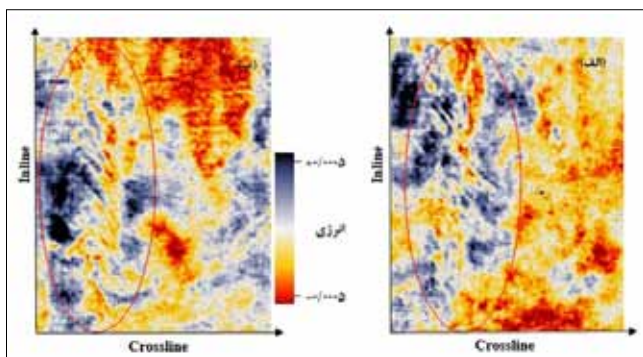
در مکعب گسل خروجی احتمال وجود گسل برای هر نمونه، مقداری بین صفر و یک دارد. مقدار یک بیشترین مقدار و معرف حضور قطعی گسل است و مقدار صفر عدم حضور گسل را بیان می‌کند [۱۹]. شکل ۱۲- مکعب گسل خروجی را در برش‌های زمانی ۱۷۰۰ و ۲۰۰۰ میلی ثانیه نشان می‌دهد. در شکل ۱۳- نمونه‌ای از پنجره آموزشی شبکه عصبی مصنوعی نشان داده شده است. در این شکل پنجره سمت راست ارزش وزنی هر یک از نشانگرهای ورودی را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که رنگ‌های گرم تر ارزش وزنی بیش تری دارند. همچنین پنجره سمت چپ بالایی خطای میانگین مربعات عادی شده (خطای آموزشی) و پنجره سمت چپ پایینی درصد رده بندی نادرست نقاط تفسیر شده (خطای آزمایشی) را نشان می‌دهند.

نتیجه‌گیری

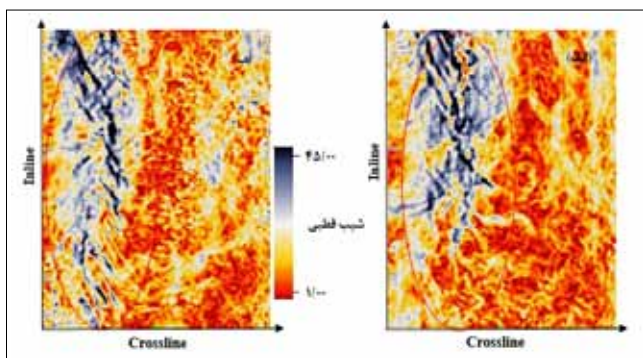
جهت شناسایی گسل‌ها و شکستگی‌های موجود در مکعب لرزه‌ای میدان مورد مطالعه، پیش پردازش داده‌ی لرزه‌ای و شبکه‌ی عصبی مصنوعی تحت نظارت به عنوان روش پیشنهادی مورد بررسی قرار گرفته است. بررسی‌ها نشان داده است که فیلتر ساختمانی بهبود گسل که از ترکیب فیلترهای میانه و پخش حاصل شده است، ضمن برجسته کردن گسل‌ها و شکستگی‌ها نوفه‌ی تصادفی موجود در داده‌ی لرزه‌ای را تا حد مطلوبی تضعیف کرده است. در واقع فیلتر بهبود گسل با افزایش نسبت سیگنال به نوفه منجر به بهبود پیوستگی رخداده‌ها و در نهایت بهبود کیفیت نشانگرهای لرزه‌ای می‌گردد. در ادامه، تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای توسط شبکه‌ی عصبی مصنوعی، ضمن به تصویر کشیدن گسل‌ها و شکستگی‌های موجود با تفکیک پذیری نسبتاً بالا، اثر ناپیوستگی‌های متأثر از نوفه در روش‌های تک نشانگری را کاهش داده است. علاوه بر این، گسل‌ها و شکستگی‌ها در مکعب احتمال گسل حاصل از شبکه‌ی عصبی مصنوعی نسبت به مکعب حاصل از تک نشانگرها، پیوسته تر نمایش داده شده و جزئیات بیشتری را نشان



شکل ۶ | نشانگر شباهت که بیان‌کننده‌ی تفاوت دامنه‌ی ردلرزه‌ها است، در محل گسل‌ها و شکستگی‌ها مقدار کمی را نشان می‌دهد. (الف) برش زمانی ۱۷۰۰ میلی‌ثانیه، (ب) برش زمانی ۲۰۰۰ میلی‌ثانیه. نواحی گسل خورده با رنگ قرمز مشخص شده است

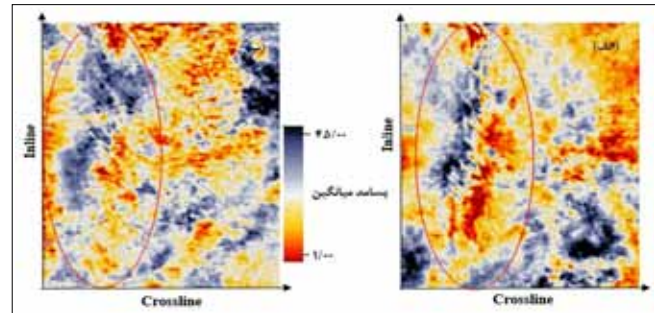


شکل ۷ | نشانگر انرژی که در محل گسل‌ها و شکستگی‌ها به دلیل پخش انرژی و کاهش دامنه، مقدار کمی دارد. (الف) برش زمانی ۱۷۰۰ میلی‌ثانیه، (ب) برش زمانی ۲۰۰۰ میلی‌ثانیه. نواحی گسل خورده با رنگ قرمز مشخص شده است.

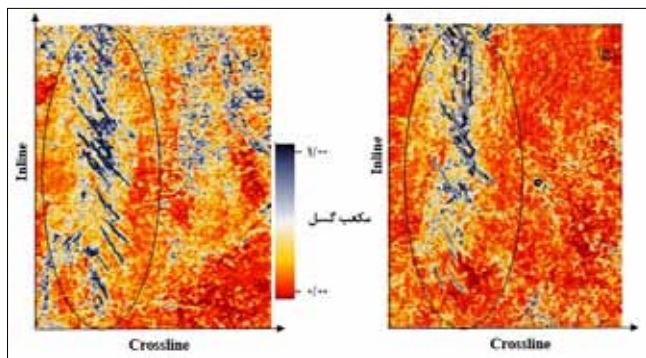


شکل ۸ | نشانگر شیب قطبی که در محل گسل خوردگی به دلیل شیب بیش تر صفحه‌ی گسل نسبت به طرفین آن مقدار بیشتری را نشان می‌دهد. (الف) برش زمانی ۱۷۰۰ میلی‌ثانیه، (ب) برش زمانی ۲۰۰۰ میلی‌ثانیه. نواحی گسل خورده با رنگ قرمز مشخص شده است.

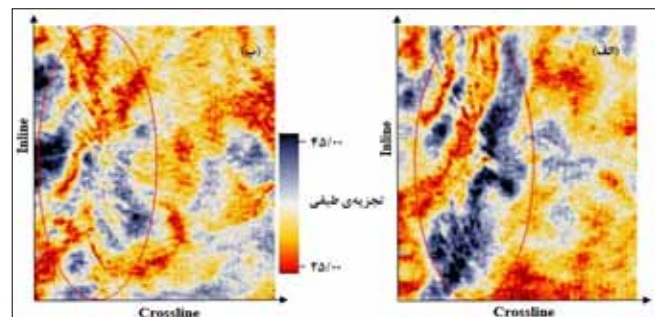
داده است. در واقع روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی با تلفیق نشانگرهای لرزه‌ای با دقت و صحت بالایی ضمن برآورد منطقه گسل خورده، گسل‌های ریز موجود در داده‌ی لرزه‌ای را شناسایی می‌کند. به کارگیری روش نیمه خودکار شبکه عصبی مصنوعی تحت نظارت همراه با دانش زمین‌شناسی منطقه و تجربه مفسر زمان تفسیر را به طور چشم‌گیری کاهش می‌دهد. البته لازم به ذکر است که انتخاب مجموعه نقاط مختلف توسط کاربر می‌تواند منجر به ارائه نتایج متفاوت در خروجی شبکه عصبی مصنوعی شود که این امر دقت عملکرد روش پیشنهادی را چالش برانگیز کرده است. پیشنهاد می‌شود به منظور دستیابی به مناسب‌ترین نتیجه، مجموعه نقاط گسترده‌تری انتخاب گردد. ■



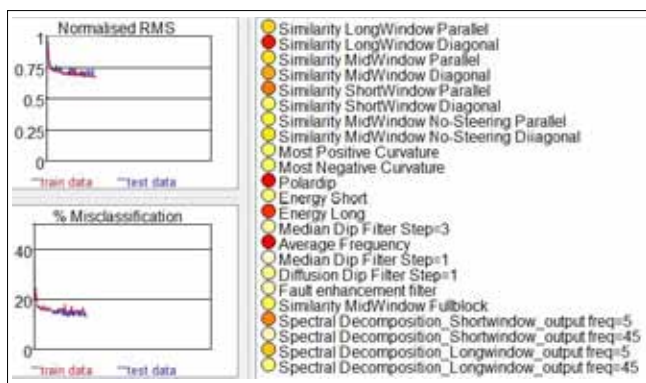
شکل ۹ | نشانگر بسامد میانگین که در محل گسل خوردگی به دلیل کاهش انرژی ناشی از پخش و به تبع آن کاهش بسامد محلی، مقدار کمتری را نشان می‌دهد. (الف) برش زمانی ۱۷۰۰ میلی‌ثانیه، (ب) برش زمانی ۲۰۰۰ میلی‌ثانیه. نواحی گسل خورده با رنگ قرمز مشخص شده است.



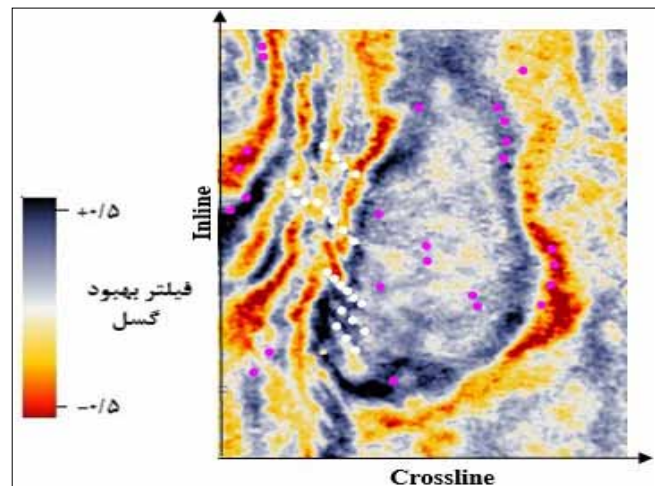
شکل ۱۰ | مکعب گسل حاصل از تلفیق مجموعه‌ای از نشانگرهای لرزه‌ای توسط شبکه‌ی عصبی مصنوعی که در آن احتمال وجود گسل برای هر نمونه، مقداری بین صفر و یک دارد. (الف) برش زمانی ۱۷۰۰ میلی‌ثانیه، (ب) برش زمانی ۲۰۰۰ میلی‌ثانیه. نواحی گسل خورده با رنگ سیاه مشخص شده است.



شکل ۱۱ | نشانگر تجزیه طیفی در محل گسل‌ها و شکستگی‌ها به دلیل کاهش محتوای بسامدی نشانگر لرزه‌ای ناشی از پخش، مقدار کمتری را نشان می‌دهد. (الف) برش زمانی ۱۷۰۰ میلی‌ثانیه، (ب) برش زمانی ۲۰۰۰ میلی‌ثانیه. نواحی گسل خورده با رنگ قرمز مشخص شده است.



شکل ۱۲ | نمونه‌ای از پنجره آموزشی شبکه عصبی مصنوعی. ارزش وزنی هر یک از نشانگرهای ورودی (پنجره سمت راست)، خطای میانگین مربعات عادی شده (خطای آموزشی) (پنجره سمت چپ بالایی)، درصد رده‌بندی نادرست نقاط تفسیر شده (خطای آزمایشی) (پنجره سمت چپ).



شکل ۱۳ | برخی از نقاط تفسیر شده‌ی مشخصه نواحی محتمل به گسل و نواحی غیر گسل خورده بر روی برش زمانی ۲۰۰۰ میلی‌ثانیه از مکعب بهبود گسل. نقاط گسلی با رنگ سفید و نقاط غیرگسلی با رنگ صورتی مشخص شده است.

پانویس‌ها

- | | |
|-----------------------------|------------------------------|
| 1. Neuron | 6. Median filter |
| 2. Synapse | 7. Diffusion filter |
| 3. Axons | 8. Supervised neural network |
| 4. Dendrites | 9. Testing data |
| 5. Fault enhancement filter | 10. Training data |

منابع

- [1] Marfurt, K.J. and Alves, T.M., 2014, Pitfalls and limitations in seismic attribute interpretation of tectonic features, *Interpretation*, 3(1), SB5–SB15.
- [2] 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, 49–54.
- [3] Tingdahl, K.M., and de Rooij, M., 2005, Semi-automatic detection of faults in 3D seismic data: *Geophysical Prospecting*, 53, 533–542.
- [4] Marfurt, K.J., 2014, Seismic attributes and the road ahead: 84th Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 44214425-.
- [5] Aminzadeh, F., Connolly, D. and De Groot, P., 2002, Interpretation of gas chimney volumes, 87th Annual International Meeting, SEG Expanded Abstracts, 931–934.
- [6] Brouwer, F.C.G. and Huck, A., 2011, An integrated workflow to optimize discontinuity attributes for the imaging of faults, 31st Annual Gulf Coast Section Conference Society of Sedimentary Geology, 496–532.
- [7] Ligtenberg, J.H., 2005, Detection of fluid migration pathways in seismic data: Implications for fault seal analysis, *Basin Research*, 17(1), 141–153.
- [8] Kluesner, J.W., Silver, E., Nale, S., Bangs, N. and McIntosh, K., 2013, Fluid migration along a dense, intersecting array of faults on the outer-shelf of Southern Costa Rica: Insights from 3D seismic attributes and multibeam data, *Mineralogical Magazine*, 77, 1480.
- [9] Connolly, D.L., 2015, Visualization of vertical hydrocarbon migration in seismic data: Case studies from the Dutch North Sea: *Interpretation*, 3(3), SX21–SX27.
- [10] Aminzadeh, F., and de Groot, P., 2005, A neural network based seismic object detection technique: 85th Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 775–778.
- [11] Ohl, D. and Raef, A. 2014, Rock formation characterization for carbon dioxide geosequestration: 3D seismic amplitude and coherency anomalies, and seismic petrophysical facies classification, Wellington and Anson-Bates Fields, Kansas, USA, *Journal of Applied Geophysics*, 103, 221–231.
- [12] Marfurt, K.J., 2015, Techniques and best practices in multi-attribute display, *Interpretation*, 3(4), B1–B23.
- [13] Du, Y., Chen, J., Cui, Y., Xin, J., Wang, J. Li, Y. Z. and Fu, X., 2016, Genetic mechanism and development of the unsteady Sarvak play of the Azadegan oil field, southwest of Iran, *Petroleum Science*, 13(1), 3451-.
- [14] Chandak, M.P., Lende, M.A. and Modak, M.J., 2014, A Literature Review on Methodology & Fundamentals of Development of Mathematical Model through Simulation of Artificial Neural Network. *International journal of computer application*, 4(1), 63-75.
- [15] [۱۵] راعی، ر.، ۱۳۸۰، شبکه‌های عصبی: رویکردی نوین در تصمیم‌گیری‌های مدیریت، مدرس، دوره ۵، شماره ۲، ص ۱۳۳–۱۵۴.
- [16] 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.
- [17] dGB plugins user documentation, OpendTect workflow tools (version 5.0), 2015, [computer software manual], Netherlands.
- [18] Brouwer, F. C. G., Connolly, D. and Tingahl, K. M., 2011, A guide to the practical use of neural networks, 31st Annual Gulf Coast Section Society of Sedimentary Geology, 440–472.
- [19] Bakhtiari, M.R., Riahi, M.A. and Tingdahl, K., 2009, Fault detection by integration of seismic attributes in an oil reservoir, *Journal of Seismic Exploration*, 18(3), 289304-.