

## استفاده از الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده‌ا جهت شناسایی رخساره‌های کانالی در یکی از میادین نفتی ایران

امیرحسین مردان\*، عبدالرحیم جواهریان، دانشگاه صنعتی امیرکبیر • مرضیه میرزاخانیان، مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران

### چکیده

شناسایی رخساره‌های کانالی به دلیل اهمیتی که در اکتشاف و توسعه‌ی میادین نفتی دارند در تفسیر داده‌های لرزه‌ای از جایگاه ویژه‌ای برخوردارند. در سال‌های اخیر با توجه به افزایش حجم داده‌های لرزه‌ای و تعداد نشانگرهای لرزه‌ای معرفی شده، استفاده از ابزار الگوشناسی برای شناسایی این رخساره‌ها که غالباً با گسترش جانبی کمی در داده‌های لرزه‌ای مشاهده می‌شوند توسعه یافته است. از جدیدترین الگوریتم‌هایی که در این زمینه کاربرد دارند الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده هستند که مورد توجه مفسرین قرار گرفته‌اند. در این مطالعه، از الگوریتم اشاره شده جهت شناسایی رخساره‌های کانالی سازند سروک در یکی از میادین جنوب غرب ایران استفاده شده است. در منطقه‌ی مورد مطالعه سه شاخه کانال وجود دارد که یکی از آنها نسبت به دیگر شاخه‌ها گسترش جانبی به مراتب کمتری دارد و به همین دلیل شناسایی آن از بین نشانگرهای استفاده شده در این مطالعه، تنها با استفاده از نشانگر شباهت و به سختی امکان پذیر است. در این مطالعه استفاده از الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده توانسته تمامی رخساره‌های کانالی مورد اشاره را به همراه شکستگی‌های کوچکی که در غرب منطقه‌ی مورد مطالعه وجود دارد به خوبی شناسایی کند.

### اطلاعات مقاله

تاریخ ارسال نویسنده: ۹۵/۱۱/۲۵

تاریخ ارسال به داور: ۹۵/۱۲/۱۲

تاریخ پذیرش داور: ۹۶/۰۳/۱۳

### واژگان کلیدی:

رخساره‌ی کانالی، نشانگر لرزه‌ای، الگوشناسی، تحلیل مؤلفه‌ی اصلی، نقشه‌های خودسازمان‌ده، سازند سروک

### مقدمه

دریایی آنگولا استفاده نمود [۴]. روی و مارفورت از نقشه‌های خودسازمان‌ده جهت تحلیل رخساره‌های کانالی حوضه‌ی آنادار کو استفاده کردند [۵]. رودن و همکاران از نقشه‌های خودسازمان‌ده برای تعیین محدوده‌ی مخزنی میدانی در تگزاس استفاده نمودند [۶]. ژائو و همکاران از نقشه‌های خودسازمان‌ده برای تعیین خصوصیات سیستم توریدایتی حوضه‌ی کانتربوری در نیوزیلند بهره بردند [۷].

### ۱- الگوشناسی

الگوشناسی شاخه‌ای از یادگیری سامانه است که تلاش دارد الگوها و نظم‌های نهفته در داده‌های مورد تحلیل را شناسایی کند. برخی الگوریتم‌های الگوشناسی از داده‌های با برچسب (مقدار هدف) استفاده می‌کنند که یادگیری این الگوریتم‌ها، یادگیری نظارتی (با نظارت) نامیده می‌شود و اگر داده‌های ورودی بدون برچسب باشند، یادگیری غیرنظارتی (بدون نظارت) خواهد بود. در این مطالعه از الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده جهت شناسایی رخساره‌های کانالی سازند سروک استفاده شده که یک الگوریتم غیرنظارتی است. برای استفاده از این الگوریتم لازم است ابتدا هنجارسازی نشانگرهای استفاده شده انجام شود و سپس بهتر است داده‌ها توسط الگوریتم تحلیل مؤلفه‌ی اصلی

شناسایی رخساره‌های کانالی به دلیل توانایی آنها در ذخیره‌سازی سیالات هیدروکربنی، به عنوان یکی از مؤلفه‌های اصلی در تفسیر داده‌های لرزه‌ای برای اهداف اکتشافی و توسعه‌ی میادین شناخته می‌شود. با توجه به ذخایر هیدروکربنی فراوان سازند سروک در جنوب غرب ایران و میادین نفتی متعدد در این منطقه، رخساره‌های کانالی این سازند کربناته اهمیت دوچندان دارند. در سال‌های اخیر با توجه به افزایش حجم داده‌های لرزه‌ای و تعداد نشانگرهای لرزه‌ای معرفی شده، الگوشناسی<sup>۱</sup> به عنوان ابزاری کارآمد توانسته جهت شناسایی سریع تر رخساره‌های گوناگون (از جمله رخساره‌های کانالی) کمک شایانی به مفسران داده‌های لرزه‌ای انجام دهد. یکی از الگوریتم‌های متداول جهت تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای، نقشه‌های خودسازمان‌ده است. آددی برای اولین بار از الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده به صورت یک بعدی در مطالعات لرزه‌ای استفاده کرد [۱] و استرکر و اودن این الگوریتم را به صورت دوبعدی به کار بردند [۲]. بارنز و لاوگلین جهت مقایسه‌ی کارآیی روش‌های غیرنظارتی در مطالعات لرزه‌ای، از الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده برای تحلیل رخساره‌ها استفاده کردند [۳]. گائو از نقشه‌های خودسازمان‌ده برای تهیه‌ی نقشه‌ی رخساره‌های داده‌های

\* نویسنده‌ی عهده‌دار مکاتبات (mardan@aut.ac.ir)

استخراج شده با مشخصه‌های موجود در مجموعه‌ی داده‌های اولیه متفاوت است.

تحلیل مؤلفه‌ی اصلی، یک روش خطی بدون نظارت برای استخراج مشخصه است که در این مطالعه استفاده شده و وابستگی خطی بین متغیرها را جستجو می‌کند. به هر ترکیب خطی از متغیرهای موجود در داده‌ها یک مؤلفه گفته می‌شود [۸] و با استفاده از این روش می‌توان جهت‌هایی را در فضای چندبعدی داده‌ها یافت که در راستای آنها داده‌ها بیشترین تغییرپذیری را دارند [۹]. بنابراین با تصویر کردن داده‌ها روی این جهت‌ها می‌توان ابعاد داده‌ها را بدون اینکه اطلاعات قابل توجهی حذف شوند کاهش داد. شکل ۱- مثالی از کاهش ابعاد داده‌ها از دو بعد (دایره‌های قرمز) به یک بعد (دایره‌های سبز) را نشان می‌دهد. خطای حاصل از تصویر کردن داده‌ها، فاصله‌ی عمودی بین نمونه‌ها با بردار  $u_1$  است. برای استخراج مشخصه‌ها باید ابتدا با استفاده از ماتریس هم‌پراکنش (رابطه‌ی ۲)، تطابق آماری بین مشخصه‌ها محاسبه شود [۶]

$$C_x = \frac{1}{m} X^T \times X, \quad (2)$$

که  $T$  نشان‌دهنده‌ی ترانپوز است. سپس با استفاده از تجزیه‌ی ماتریس هم‌پراکنش، ویژه‌مقادیر و ویژه‌بردارهای ماتریس آن به دست می‌آید. تجزیه‌ی ماتریس هم‌پراکنش از راه تجزیه‌ی مقدار تکین انجام می‌شود. هر ماتریسی مانند  $A$  را می‌توان به صورت حاصل ضرب زیر نوشت:

$$A_{m \times n} = U_{m \times m} \times S_{m \times n} \times V_{n \times n}^T, \quad (3)$$

که  $U$  و  $V$  ماتریس‌های متعامد هستند و  $S$  ماتریس قطری است که عناصر قطری آن اعداد نامنفی هستند. به دلیل مربعی بودن ماتریس هم‌پراکنش، در زمان محاسبه‌ی این مقادیر برای ماتریس مذکور، هر سه ماتریس  $S$ ،  $U$  و  $V$  مربعی خواهند بود و هر ستون از ماتریس  $U$  جهت برداری است که کمترین خطای تصویر کردن را دارد و داده‌ها در این جهت بیشترین پراکندگی را دارند.

### ۱-۳- نقشه‌های خودسازمانده

نقشه‌های خودسازمانده [۱۱] روشی تجسمی است و طی یک فرآیند محاسباتی غیرخطی، ابتدا چند نمونه‌ی چندنشانگری جدید و تهی را که نورون نامیده می‌شوند ارائه می‌کند. این نورون‌ها که در مطالعه‌ی حاضر به صورت شبکه‌های دوبعدی هستند در تلاشند تا نمونه‌های داده‌های ورودی را از

به دو بعد منتقل شوند تا داده‌های ورودی به الگوریتم نقشه‌های خودسازمانده آماده شوند.

### ۱-۱- هنجارسازی داده‌ها

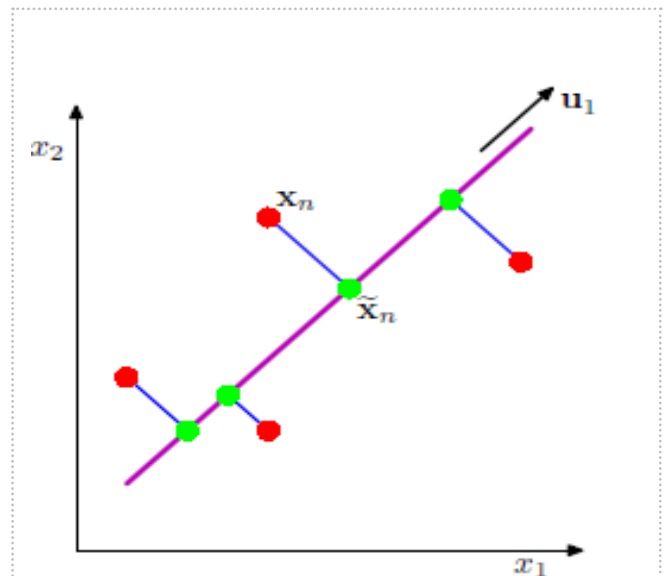
به دلیل استفاده از نشانگرهای مختلفی که یکای آنها متفاوت است باید برای جلوگیری از تعصب سامانه‌ی مورد آموزش نسبت به یک نشانگر خاص، هنجارسازی داده‌های مورد استفاده انجام گیرد. در این مطالعه از روش تعیین امتیاز استاندارد<sup>۴</sup> برای هنجارسازی استفاده شده است. در این روش، ماتریس نشانگرها ( $x_i$ ) با ماتریس حاصل از رابطه‌ی ۱ جایگزین می‌شود:

$$x_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma}, \quad (1)$$

که  $\mu$  بردار میانگین نشانگرها و  $\sigma$  انحراف معیار آنهاست.

### ۱-۲- تحلیل مؤلفه‌ی اصلی

یک مبحث مهم در انتخاب داده‌های ورودی به الگوریتم‌های الگوشناسی، استخراج مشخصه<sup>۴</sup> است. هدف از استخراج مشخصه، استخراج بهترین مجموعه از مجموعه داده‌های در دسترس (نشانگرها)،  $n$  مشخصه از  $f$  مشخصه در دسترس ( $n < f$ ) است؛ به طوری که  $n$  مشخصه‌ی جدید با استفاده از ترکیب خطی یا غیرخطی  $f$  مشخصه‌ی موجود در مجموعه‌ی داده‌ها معرفی می‌گردند. مشخصه‌های استخراج شده ممکن است معنی فیزیکی خاصی نداشته باشند؛ زیرا مشخصه‌های



نحوه‌ی کاهش ابعاد داده‌ها توسط روش تحلیل مؤلفه‌ی اصلی از دوبعد به یکبعد. نقاط قرمز نمونه‌های اولیه و نقاط سبز محل قرارگیری نمونه‌های اولیه را پس از تصویرشدن روی بردار  $u_1$  (حاصل از تحلیل مؤلفه‌ی اصلی) نشان می‌دهند [۱۰]



در یک تکرار می‌باشند. هر نورون که کمترین فاصله را با هر یک از نمونه‌ها داشته باشد به‌عنوان نورون برنده آن نمونه انتخاب می‌گردد. هر نمونه یک نورون برنده دارد و زمانی که نورون‌ها با تمامی نمونه‌ها مقایسه شدن، یک دوره از یادگیری انجام شده است. متغیر  $\eta$  با استفاده از رابطه‌ی ۵- محاسبه می‌شود و همان‌طور که مشخص است با زمان ( $n$ ) کاهش می‌یابد:

$$\eta(n) = \eta_0 \exp(-n / \tau_2), \quad (5)$$

که  $\eta_0$  نرخ یادگیری اولیه و  $\tau_2$  عامل تنزل یادگیری<sup>۵</sup> است. با گذشت زمان و کاهش مقدار این متغیر، نورون‌هایی که در مراحل اولیه یادگیری مقدار زیادی جابجا می‌شوند، در مراحل زمانی بعدی به فاصله‌ی کمتری جابجا می‌گردند. دیگر متغیر مهم در آموزش این الگوریتم، تابع همسایگی است که مکان‌شناسی نورون‌ها را کنترل می‌کند. وجود تابع همسایگی باعث می‌شود تا در هر تکرار، علاوه بر نورون برنده، نورون‌های مجاور آن نیز با توجه به فاصله‌ای که با یکدیگر دارند جابجا شوند. تابع همسایگی طبق رابطه‌ی ۶- معرفی می‌گردد:

$$h_{j,k}(n) = \exp(-d_{j,k}^2 / 2\sigma^2(n)), \quad (6)$$

که:

$$d_{j,k}^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - r_k)^2 \quad (7)$$

به‌عنوان فاصله نورون برنده در مکان  $r_j$  و نورون موجود در مکان  $r_k$  است. متغیر  $\sigma$  در رابطه‌ی ۶- نیز طبق رابطه‌ی ۸- بیان می‌گردد:

$$\sigma(n) = \sigma_0 \exp(-n / \tau_1), \quad (8)$$

که  $\sigma_0$  فاصله‌ی همسایگی اولیه و  $\tau_1$  عامل تنزل همسایگی<sup>۶</sup> است. با گذشت زمان،  $\sigma$  کاهش می‌یابد و بنابراین از مقدار  $h$  کاسته می‌شود. در شکل ۲- روندنمای اجرای الگوریتم قابل مشاهده است.

## ۲- نشانگرهای لرزه‌ای

برش زمانی مورد مطالعه در این مقاله مربوط به زمان ۱/۸ ثانیه از داده‌های لرزه‌ای برداشت شده در یکی از میداین جنوب‌غربی ایران است که دامنه‌ی لرزه‌ای مربوط به این برش زمانی در شکل ۳- الف قابل مشاهده است. خط AA' محل برداشت مقطع عرضی نشان داده شده در شکل ۳- ب را مشخص می‌کند.

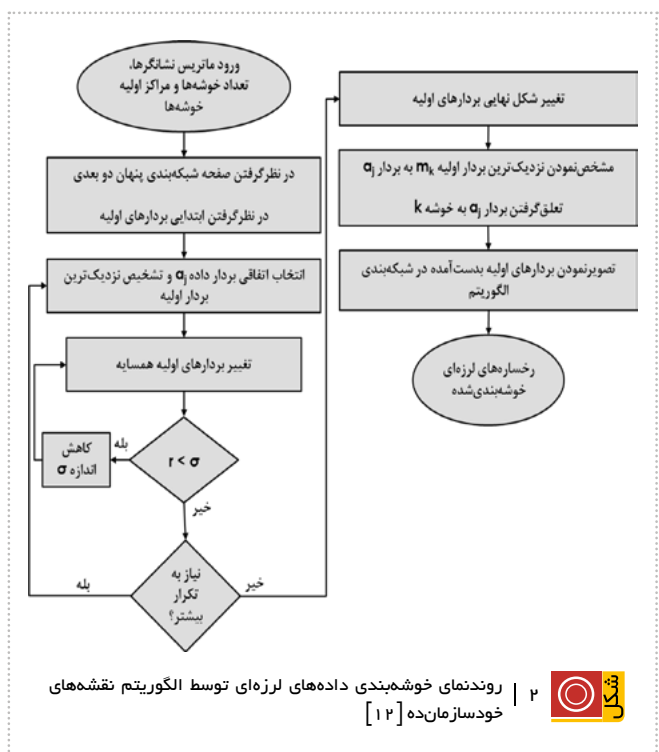
ورودی الگوریتم‌های الگو شناسی، نشانگرهای مختلف هستند؛ به‌طوری که هر نمونه از ماتریس ورودی چند نشانگر لرزه‌ای

آن خود کنند. در اجرای الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده، ابتدا مقادیر اولیه به نورون‌ها داده می‌شود و در ادامه تلاش می‌شود با استفاده از فاصله‌ی اقلیدسی، نزدیک‌ترین نورون به هر نمونه از مجموعه‌ی داده‌ها مشخص شده، به‌عنوان نورون برنده به نمونه‌ی مورد مطالعه نزدیک‌تر گردد و نورون‌های مجاور (موجود در شعاع همسایگی که تعریف خواهد شد) نیز کمتر حرکت کنند. زمانی که این فرآیند به‌طور کامل برای تمامی نمونه‌ها انجام شد یک دوره از یادگیری نقشه‌های خودسازمان‌ده انجام شده است. اگر یک دوره‌ی اضافی آموزش نیاز باشد، متغیرهای آموزش تغییر کرده و دوره‌ی بعدی آموزش انجام خواهد شد. در صورتی که آموزش بی‌تأثیر باشد فرآیند کامل شده است.

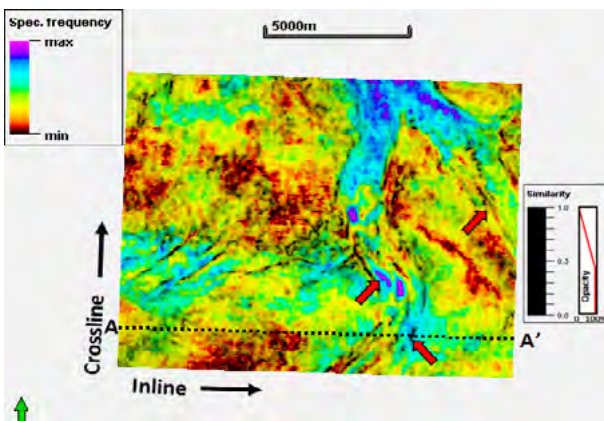
یادگیری الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده در طول یک‌سری از مراحل زمانی انجام می‌شود. در طول یک دوره از یادگیری الگوریتم، نورون‌ها به سمت نمونه‌های موجود در مجموعه‌ی داده‌ها حرکت می‌کنند. یک نورون این الگوریتم با استفاده از رابطه‌ی ۴- مکان خود را تغییر می‌دهد:

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n)h_{j,k}(n)(x_i - w_j(n)), \quad (4)$$

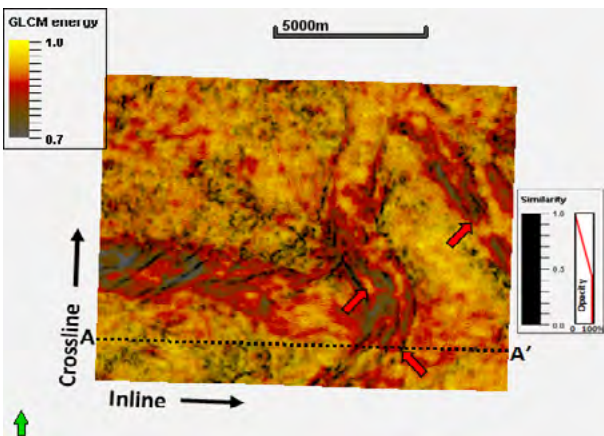
که  $w_j(n)$  مکان نورون زد در تکرار  $n$  است. مقدار جابجایی توسط متغیرهای  $\eta$  و  $h$  کنترل می‌شود که تابع همسایگی هستند و به ترتیب، متغیر کنترل‌کننده‌ی نرخ جابجایی نورون‌ها



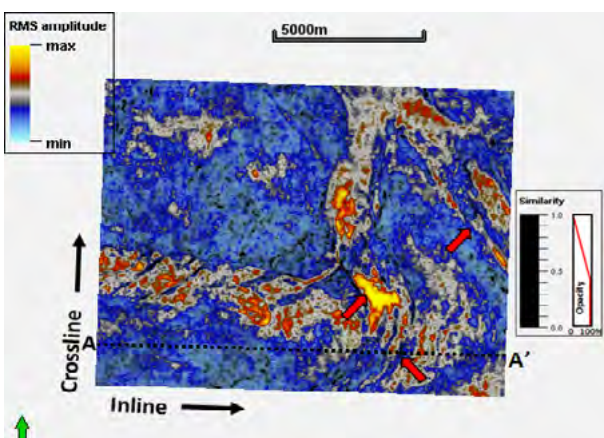




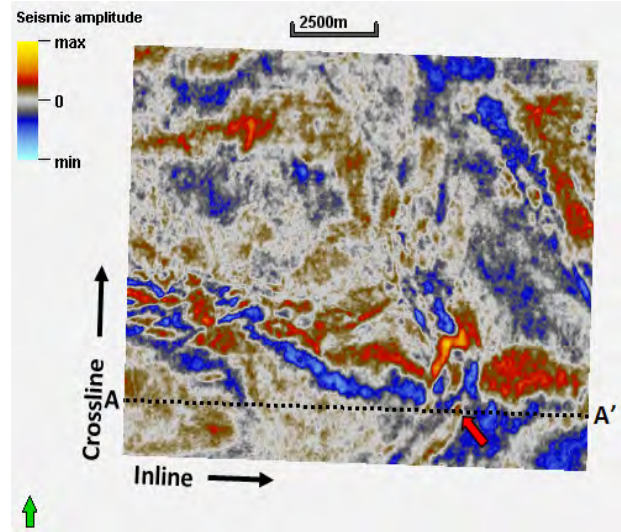
شکل ۵ | برش زمانی ۱/۸ ثانیه در حجم نشانگر تجزیه‌ی طیفی با تک‌بسامد ۱۵ هرتز که ساختار رخساره‌های کانالی با نشانگر شباهت مشخص شده‌اند. پیکان‌های قرمز نشان‌دهنده‌ی رخساره‌های کانالی اصلی منطقه هستند.



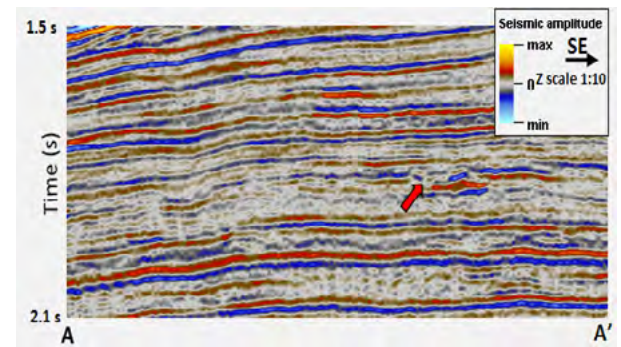
شکل ۶ | برش زمانی ۱/۸ ثانیه در حجم نشانگر انرژی سطح هم‌رخداد مرتبه‌خاکستری که ساختار رخساره‌های کانالی با نشانگر شباهت مشخص شده‌اند. پیکان‌های قرمز نشان‌دهنده‌ی رخساره‌های کانالی اصلی منطقه هستند.



شکل ۷ | برش زمانی ۱/۸ ثانیه در حجم نشانگر ریشه‌ی میانگین مربعات دامنه که ساختار رخساره‌های کانالی با نشانگر شباهت مشخص شده‌اند. پیکان‌های قرمز نشان‌دهنده‌ی رخساره‌های کانالی اصلی منطقه هستند.

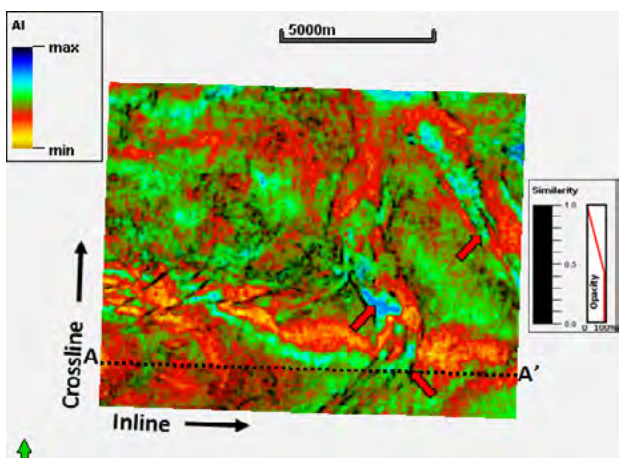


(الف)



(ب)

شکل ۸ | دامنه‌ی لرزه‌ای در منطقه‌ی مورد مطالعه (الف) برش زمانی ۱/۸ ثانیه. خط AA' محل مقطع نمایش داده شده در قسمت (ب) است. پیکان قرمز کانال اصلی موجود در محدوده‌ی مورد مطالعه را نشان می‌دهد.



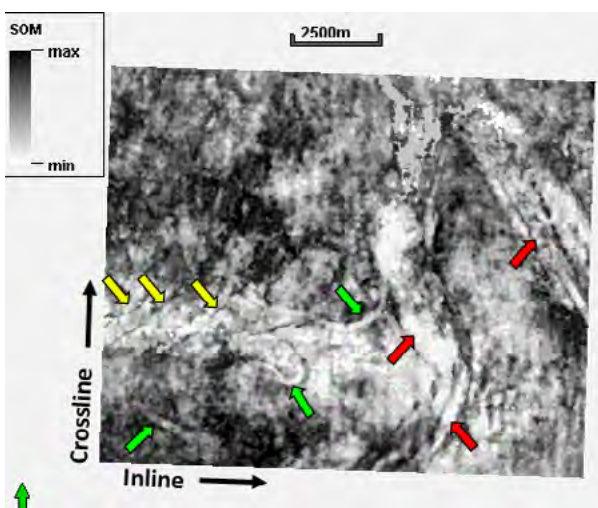
شکل ۹ | برش زمانی ۱/۸ ثانیه در حجم مقاومت صوتی که ساختار رخساره‌های کانالی با نشانگر شباهت مشخص شده است. پیکان‌های قرمز نشان‌دهنده‌ی رخساره‌های کانالی اصلی منطقه هستند.



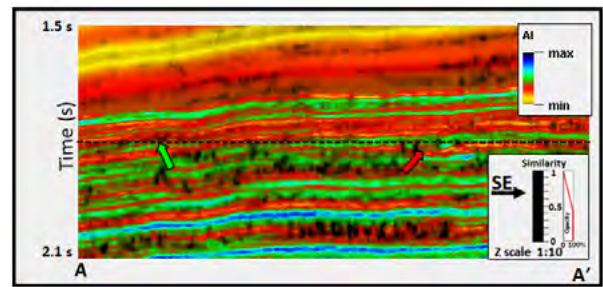
دارد که این نشانگرها باید از یکدیگر مستقل بوده و تعداد آنها کمترین مقدار ممکن باشد [۱۳]. در این مطالعه ابتدا به صورت تجربی چند نشانگر انتخاب شدند و سپس با بررسی همبستگی<sup>۷</sup> بین آنها و تعیین مقدار آستانه ۵۰ درصد برای این همبستگی، چهار نشانگر انتخاب شدند که عبارتند از نشانگرهای مقاومت صوتی (شکل-۴) و تجزیه‌ی طیفی با تک‌بسامد ۱۵ هرتز (شکل-۵) برای بررسی سنگ‌شناسی و تغییرات سیال در محدوده‌ی مورد مطالعه و همچنین نشانگرهای انرژی ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری<sup>۸</sup> برای بررسی توزیع داده‌ها و ریشه‌ی میانگین مربعات دامنه<sup>۹</sup> برای تعیین تغییرات جانبی در داده‌های لرزه‌ای که به ترتیب در شکل‌های ۶ و ۷ مشاهده می‌شوند. برش عرضی مربوط به خط AA' در حجم چهار نشانگر استفاده شده نیز در شکل ۸- قابل مشاهده است. پیکان‌های قرمز نشان‌دهنده‌ی رخساره‌ی کانالی اصلی موجود در منطقه هستند و پیکان‌های سبز رخساره‌ی کانالی با گسترش جانبی کمی را نشان می‌دهند که تنها توسط نشانگر شباهت شناسایی شده است.

### ۳- بررسی نتایج اجرای الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده

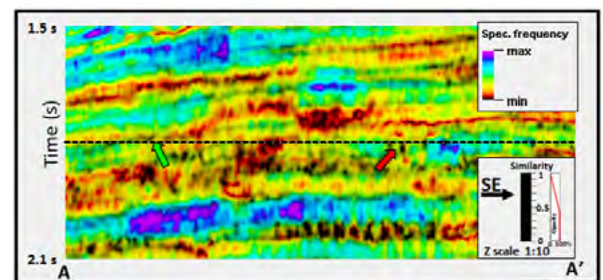
برای انجام این مطالعه، الگوریتم‌های مورد اشاره در یک حجم از داده‌های لرزه‌ای (پنجره‌ی محاسباتی) اعمال شدند. با مطالعات انجام شده، یک پنجره‌ی محاسباتی شامل ۹ نمونه‌ی زمانی برای این مطالعه انتخاب گردید که با انتخاب پنجره‌ی



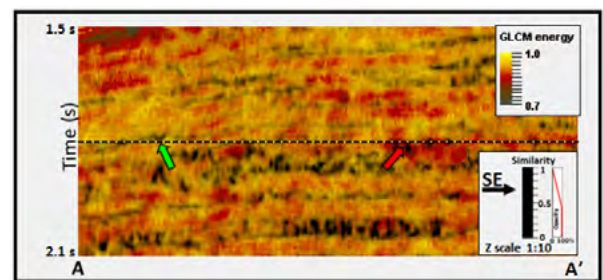
خروجی الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده که با شبکه‌ی نورونی ۸×۸ آموزش دیده است. پیکان‌های قرمز رخساره‌ی کانالی اصلی موجود در محدوده‌ی مورد مطالعه را نشان می‌دهند. پیکان‌های سبز کانالی با گسترش جانبی کم را نشان می‌دهند که به راحتی توسط نشانگرها قابل شناسایی نبود و پیکان‌های زرد نشان‌دهنده‌ی شکستگی‌های کوچکی هستند که در غرب منطقه وجود دارند و با نشانگر ریشه‌ی میانگین مربعات دامنه نیز قابل شناسایی هستند.



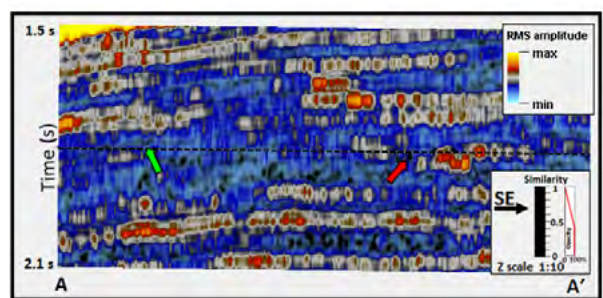
(الف)



(ب)



(ج)



(د)

برش عرضی در محل خط AA' از نشانگر (الف) مقاومت صوتی (ب) تجزیه طیفی با تک‌بسامد ۱۵ هرتز (ج) انرژی ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری (د) ریشه‌ی میانگین مربعات دامنه که تمامی نشانگرها جهت شناسایی بهتر ساختار رخساره‌ی کانالی همراه با نشانگر شباهت ارائه شده‌اند. پیکان‌های قرمز محل رخساره‌ی کانالی اصلی منطقه را نشان می‌دهند که در تمامی نشانگرها قابل شناسایی است و پیکان‌های سبز رخساره‌ی کانالی با گسترش جانبی کمی را نشان می‌دهد که به سختی توسط نشانگر شباهت قابل شناسایی است.



### نتیجه گیری

■ با استفاده از الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده، در منطقه‌ی مورد مطالعه دو کانال نسبتاً عریض به همراه یک رخساره‌ی کانالی با گسترش جانبی کم وجود دارند. شناسایی رخساره‌ی کانالی کم‌عرض با استفاده از الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده به مراتب ساده‌تر از حالتی است که صرفاً از نشانگرهای لرزه‌ای مرسوم استفاده گردد.

■ در غرب منطقه‌ی مورد مطالعه یک‌سری شکستگی‌های کوچکی با استفاده از نشانگر ریشه‌ی میانگین مربعات دامنه و خروجی حاصل از نقشه‌های خودسازمان‌ده قابل شناسایی است.

■ اصلی‌ترین متغیر در استفاده از الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده، نشانگرهای ورودی است که باید همبستگی کمی داشته باشند. بنابراین ابتدا نشانگرهای حساس به کانال محاسبه شده و سپس با بررسی همبستگی بین آنها، نشانگرهای مناسب جهت ورود به الگوریتم شناسایی می‌شوند.

محاسباتی<sup>۹</sup> نمونه‌ای و استفاده از چهار نشانگر، ماتریس داده‌ها به صورت یک ماتریس ۲۳۴۵۶۸ نمونه‌ای (۵۳۸ به خط و ۴۳۶ برخط) در ۳۶ بعد است. ابتدا این داده‌ها توسط الگوریتم تحلیل مؤلفه‌ی اصلی به دو بعد منتقل می‌شوند تا در ادامه‌ی مطالعات از این داده‌ها به عنوان ورودی الگوریتم نقشه‌های خودسازمان‌ده استفاده گردد. برای اجرای این الگوریتم نیز سامانه توسط یک شبکه‌ی نورون ۸×۸ با تابع همسایگی اولیه‌ی<sup>۱۰</sup> آموزش داده شد که برش زمانی ۱/۸ ثانیه خروجی از این الگوریتم در شکل ۹ قابل مشاهده است. پیکان‌های قرمز رخساره‌ی کانالی اصلی موجود در محدوده‌ی مورد مطالعه را نشان می‌دهند. پیکان‌های سبز کانالی با گسترش جانبی کم را نشان می‌دهند که به راحتی توسط نشانگرها قابل شناسایی نیست و پیکان‌های زرد نشان‌دهنده‌ی شکستگی‌های کوچکی هستند که در غرب منطقه وجود دارند و با نشانگر ریشه‌ی میانگین مربعات دامنه نیز قابل شناسایی هستند.

### پانویس‌ها

- |                         |                              |                                    |
|-------------------------|------------------------------|------------------------------------|
| 1. Self-organizing maps | 4. Feature extraction        | 7. Correlation                     |
| 2. Pattern recognition  | 5. Learning decay factor     | 8. Grey-level co-occurrence matrix |
| 3. Z-score              | 6. Neighborhood decay factor | 9. Root-mean-square amplitude      |

### منابع

- [1] Addy, S.K., 1997, Attribute analysis in Edwards limestone in Lavaca county, Texas, SEG Technical Program Expanded Abstracts, 737-740.
- [2] Strecker U., and Uden, R., 2002, Data mining of 3D poststack attribute volumes using Kohonen self-organizing maps, The Leading Edge, 21, 1032-1037.
- [3] Barnes, A.E., and Laughlin, K.J., 2002, Investigation of methods for unsupervised classification of seismic data, 72nd Annual International Meeting, SEG Expanded Abstracts, 2221-2224.
- [4] Gao, D., 2007, Application of three-dimensional seismic texture analysis with special reference to deep-marine facies discrimination and interpretation: An example from offshore Angola, West Africa, AAPG Bulletin, 1665-1683.
- [5] Roy, A., and Marfurt, K.J., 2010, Applying self-organizing maps of multiple attributes, an example from the Red-Fork Formation, Anadarko Basin, SEG Annual Meeting, Denver, 1591-1595.
- [6] Roden, R., Smith, T., and Sacrey, D., 2015, Geologic pattern recognition from seismic attributes: Principal component analysis and self-organizing maps, Interpretation, 3(4), SAE59-SAE83.
- [7] Zhao, T., Zhang, J., Fangyu, L., and Marfurt, K.J., 2016, Characterizing a turbidite system in Canterbury Basin, New Zealand, using seismic attributes and distance-preserving self-organizing maps, Interpretation, 4(1), SB79-SB89.
- [8] Larose, D.T., 2006, Data mining methods and models, John Wiley and Sons Inc..
- [9] Jolliffe, I.T., 2002, Principal component analysis, 2nd ed., Springer.
- [10] Bishop, C.M., 2006, Pattern recognition and machine learning, Springer.
- [11] Kohonen, T., 1982, Self-organized formation of topologically correct feature maps, Biological Cybernetics, 43, 59-69, 1982.
- [۱۲] مردان، ا.ح.، ۱۳۹۵، کاربرد الگوشناسی جهت تشخیص کانال‌های مدفون در مقاطع لرزه‌ای، پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد رشته‌ی مهندسی نفت-اکتشاف، دانشگاه صنعتی امیرکبیر
- [13] Zhao, T., Jayaram, V., Roy, A., and Marfurt, K.J., 2015, A comparison of classification techniques for seismic facies recognition, Interpretation, 4(3), SAE 29-SAE58.