

معرفی کاربرد نرم‌افزار SeisART برای تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از ترکیب روش‌های هوشمند و دانش مفسر

سعید هادیلو^۱، سعید میرزائی^{۲*}، حسین هاشمی^۳، و ابراهیم سفیداری^۱

^۱ کارشناسی ارشد، پژوهشکده علوم پایه کاربردی جهاد دانشگاهی شهید بهشتی، تهران، ایران
^۲ دانشیار، پژوهشکده علوم پایه کاربردی جهاد دانشگاهی شهید بهشتی، تهران، ایران
^۳ استادیار، مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، تهران، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۶/۲۶، تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۴/۰۳)

چکیده

تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای، فنی است برای به نقشه درآوردن خصوصیات و ویژگی‌های زمین‌شناسی با استفاده از اطلاعات لرزه‌ای. برای تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، نشانگرهای لرزه‌ای دسته‌بندی می‌شوند. این دسته‌بندی به شناسایی رخساره‌های مختلف درون مقاطع یا افق‌های لرزه‌ای می‌انجامد. به دلیل ماهیت داده‌های لرزه‌ای، که همواره درجه‌ای از عدم قطعیت دارند، تنوع نشانگرهای لرزه‌ای و الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند در تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای نتایج مختلفی ایجاد کند؛ به همین دلیل نیاز است مراحل مختلف تحلیل مانند انتخاب پارامترهای ورودی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، با دقت زیاد و با توجه به هدف تحلیل رخساره انتخاب شوند تا در نهایت، بتوان نقشه رخساره لرزه‌ای مناسبی تولید کرد. در این مطالعه، برای پیدا کردن مسیر بهینه تولید نقشه رخساره لرزه‌ای، روشی تعاملی با نظارت مفسر و با استفاده از نرم‌افزار بومی SeisART پیشنهاد می‌شود. در این روش، در روند اجرای تحلیل رخساره، پارامترهایی مانند نوع نشانگرهای ورودی، تعداد خوشه، الگوریتم خوشه‌بندی و دسته‌بندی به صورت بهینه برای هدف مورد نظر انتخاب می‌شوند و مفسر در یک روند بازگشتی و چرخشی می‌تواند نتایج تحلیل را با توجه به تغییر پارامترهای ورودی مقایسه کند، با در نظر گرفتن نتایج دانش بیشتری از رخساره‌های موجود به دست آورد و در نهایت، تحلیل رخساره مناسبی ارائه دهد. از آنجاکه در این روش، الگوریتم‌های مختلف با پارامترهای ورودی مختلف بر اطلاعات لرزه‌ای موجود اعمال می‌شوند و مفسر می‌تواند با توجه به کارایی هر کدام از پارامترها و روش‌ها، برای اعمال کردن یا نکردن آن تصمیم‌گیری کند، استفاده کردن از این الگوریتم پیشنهادی، این امکان را ایجاد می‌کند که رخساره‌های مختلف موجود در اطلاعات شناسایی شوند و ارتباط آنها با یکدیگر معین شود. روش پیشنهادی برای شناسایی رخساره‌های موجود در افق MSF4 از داده‌های لرزه‌ای سه‌بعدی F3 دریای شمال، آزموده شده است.

واژه‌های کلیدی: تحلیل رخساره لرزه‌ای، نشانگرهای لرزه‌ای، ماشین‌های یادگیری، سیستم‌های فازی، خوشه‌بندی

۱ مقدمه

داده‌های لرزه‌ای با تأثیر از خصوصیات سنگ‌شناسی و خصوصیات مخزنی، اطلاعات مفیدی را از زیر زمین، با خود دارند. بررسی و تحلیل داده‌های لرزه‌ای و استخراج رخساره‌های لرزه‌ای به مفسران کمک می‌کند دید درستی از تغییرات خصوصیت‌های لایه‌های زمین‌شناسی به‌دست‌آورند. (هاشمی، ۲۰۱۰؛ تنین و لارسون، ۲۰۱۳ و فیگگیدو و همکاران ۲۰۱۴). برای استخراج و تحلیل رخساره لرزه‌ای، نشانگرهای لرزه‌ای با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بانظارت و بدون‌نظارت، تحلیل و دسته‌بندی می‌شوند. استفاده از نشانگرهای ورودی مختلف یا روش‌های متفاوت یادگیری ماشین، می‌تواند سبب تولید جواب‌های متنوع از نقشه تحلیل رخساره لرزه‌ای شود. از این نظر، برای تولید نتیجه صحیح، انتخاب بهینه نشانگرهای ورودی و الگوریتم یادگیری ماشین بسیار مهم است. بارنز و لاگلین (۲۰۰۲)، نشان دادند که انتخاب بهینه نشانگرهای لرزه‌ای نسبت به انتخاب روش‌های دسته‌بندی، تأثیر بیشتری بر صحت نتایج تحلیل رخساره لرزه‌ای دارد و اگر نشانگرهای لرزه‌ای به‌درستی انتخاب نشوند، حتی با استفاده از بهترین روش‌های یادگیری ماشین نیز امکان تولید نقشه رخساره لرزه‌ای با دقت و صحت زیاد وجود نخواهد داشت (دورینگتون و لینک، ۲۰۰۴؛ چوپرا و مارفورت ۲۰۰۵؛ بارنز، ۲۰۰۷ و لی و همکاران، ۲۰۱۶). از طرف دیگر، زائو و همکاران (۲۰۱۵)، نشان دادند برای به‌دست‌آوردن نتیجه صحیح از تحلیل، باید از ترکیب نشانگرهای لرزه‌ای بهینه و روش‌های مختلف یادگیری ماشین استفاده شود پس از آن با مقایسه نتایج، بهترین نقشه تحلیل رخساره لرزه‌ای با نظر مفسر تولید شود.

تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای به دو روش بانظارت و بدون‌نظارت اجرا می‌شود (دومی و فورنیر، ۱۹۸۸ و زائو و همکاران، ۲۰۱۵). در روش بانظارت، از اطلاعات چاه‌ها و

مغزه‌ها برای تعیین ویژگی‌های رخساره‌های لرزه‌ای رخساره‌ها استفاده می‌شود و با استفاده از الگوریتم‌های هوشمند، اطلاعات لرزه‌ای در افق یا نمونه زمانی مشخص، در کلاس‌های از پیش تعیین‌شده، دسته‌بندی می‌شوند. در روش بدون‌نظارت از اطلاعات چاه استفاده نمی‌کنند بلکه تنها از نظم و شباهت موجود در اطلاعات لرزه‌ای استفاده می‌شود تا الگوها و خوشه‌های درون اطلاعات لرزه‌ای شناسایی شوند و با انتخاب تعداد خوشه مناسب، نقشه رخساره لرزه‌ای تولید شود (بارنز و لاگلین، ۲۰۰۲ و زائو و رامچاندرا، ۲۰۱۳). چون در روش بدون‌نظارت از اطلاعات نشانه‌دار استفاده نمی‌شود، باید تعداد خوشه‌های اولیه تعیین شود. البته این انتخاب نیز تأثیر زیادی در نتیجه تحلیل خواهد داشت. همچنین غالب روش‌های خوشه‌بندی به انتخاب اولیه مراکز خوشه‌بندی حساس هستند و ممکن است در اجراهای مختلف، به جواب‌های متفاوتی برسند. این مسئله باعث می‌شود که در حد امکان، تعداد خوشه‌ها، از طریق تحلیل اولیه اطلاعات و یا دانش زمین‌شناسی تعیین شود. در روش بانظارت، ممکن است تعداد اطلاعات نشانه‌دار کم باشد؛ بنابراین، روش دسته‌بندی، به‌ناچار چند رخساره مختلف را در یک کلاس قرار می‌دهد (ماتوس و همکاران، ۲۰۰۶؛ روی و همکاران، ۲۰۱۳؛ لی و همکاران، ۲۰۱۴؛ جایارام و همکاران، ۲۰۱۵ و گویلین و همکاران، ۲۰۱۵). از طرف دیگر، اطلاعات لرزه‌ای به دلیل خاصیت ذاتی خود، همواره درجه‌ای از عدم اطمینان در خود دارند که این خاصیت در کنار دیگر پارامترهای ورودی، می‌تواند نتایج مختلفی تولید کند. نکته مهم آن است که انتخاب پارامترهای ورودی تحلیل باید در راستای هدف مطالعاتی مفسر باشد تا با توجه به آن، بتوان با اطمینان بیشتر، در مورد رفتار و تغییرات رخساره‌ها در افق موردنظر، علم پیدا کرد. با در نظر گرفتن این نکته، مشخص می‌شود که تا چه میزان انتخاب یک مسیر صحیح با پارامترهای ورودی مشخص، برای

الف. نشانگرها با توجه به فیلتری که از آن تولید شده‌اند، می‌توانند خصوصیات مشخصی را بهتر نمایش دهند؛ پس بسیار اهمیت دارد که آن‌ها را با توجه به هدف مطالعاتی انتخاب کرد. به‌طور مثال، برای تحلیل رخساره در مطالعات ساختاری باید از نشانگرهای مرتبط مانند دامنه، شیب و دیگر نشانگرهای مرتبط استفاده کرد (بارنز، ۲۰۰۷).

ب. بعد از انتخاب دسته‌بندی نشانگرها، باید در بین طیف وسیعی از نشانگرهای موجود، آن‌هایی را انتخاب کرد که منجر به اطلاعات تکراری و مشابه نشوند. در همین راستا، مفسر باید در نظر داشته باشد که برخی از نشانگرها، تکراری یا شبیه یکدیگر هستند و در تحلیل رخساره ممکن است به نتایج کاملاً مشابهی برسند (بارنز، ۲۰۰۷).

برای تشخیص نشانگر بهینه، باید تمام نشانگرهای مرتبط با هدف مطالعاتی، به‌دقت بررسی شوند و نشانگرهای غیرضروری با استفاده از روش‌هایی مانند رسم نمودارهای متقاطع و یا همبستگی، شناسایی و حذف شوند (بارنز و لاگلین، ۲۰۰۲؛ بارنز، ۲۰۰۶ و زائو و همکاران، ۲۰۱۵). برای مثال، بارنز (۲۰۰۶)، نه نشانگر مرتبط با دامنه (میانگین دامنه، تغییرات دامنه، میانگین انرژی، قدر مطلق دامنه کل و ...) را با یکدیگر بررسی کرد و نشان داد که یک نشانگر هم، به تنهایی می‌تواند اطلاعات لازم را تولید کند و نیازی به استفاده از دیگر نشانگرهای مرتبط با دامنه نیست.

در بخش داده‌کاوی نرم‌افزار SeisART، برای دستیابی به نشانگرهای بهینه، بعد از انتخاب نشانگرهای مرتبط، نشانگرهای ورودی با استفاده از روش‌های تعیین میزان همبستگی ارزیابی می‌شوند و نشانگرهایی که از نظر محتوایی شباهت زیادی به یکدیگر دارند، حذف می‌شوند. برای تعیین میزان شباهت نشانگرها در این نرم‌افزار، از مقدار همبستگی بین هر دو نشانگر استفاده

تحلیل رخساره لرزه‌ای مهم است (جنگ، ۱۹۹۳؛ نیک‌روش و امین زاده، ۲۰۰۱؛ روس، ۲۰۰۹ و کاستیلو و همکاران، ۲۰۱۱). در راستای فائق آمدن بر این مشکل، روشی پیشنهاد می‌شود که در آن، با استفاده از ابزار مختلف تحلیل کیفی و کمی، پارامترهای مختلف به‌صورت بهینه انتخاب می‌شوند و در نهایت، با مقایسه نتایج مختلف، دانش بیشتری از رخساره لرزه‌ای در محدوده مطالعاتی به‌دست می‌آید. روش پیشنهادی، در نرم‌افزاری به نام SeisART، نوشته شده در محیط متلب، پیاده‌سازی شده است. نسخه اولیه نرم‌افزار با نام SeisANFIS، در مقاله هادیلو و هاشمی (۲۰۱۶) ارائه شد. نسخه آزمایشی این نرم‌افزار برای افراد علاقه‌مند به استفاده از آن، در صورت ارسال درخواست به ایمیل موجود در این مقاله، در دسترس خواهد بود. در این مطالعه، روش پیشنهادی بر روی داده‌های سه‌بعدی دریای شمال و افق MSF4 به‌کارگرفته شد. نتایج تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای نیز با استفاده از روش‌های مختلف، تولید و ارزیابی شد.

۲ داده‌کاوی و انتخاب نشانگر بهینه

نشانگرهای لرزه‌ای در حقیقت با اعمال یک فیلتر بر روی داده‌های اصلی لرزه‌ای ایجاد می‌شوند. این فیلتر بخشی از اطلاعات را حذف می‌کند و بخش دیگر را با وضوح بیشتری نمایش می‌دهد. به این طریق می‌توان گفت که نشانگرهای لرزه‌ای همواره اطلاعات کمتری نسبت به داده اصلی دارند ولی به خاطر تمرکز آن‌ها بر روی خاصیت موردنظر از اطلاعات، وضوح بیشتری خواهند داشت (بارنز، ۲۰۰۷). در سال‌های گذشته، تعداد بسیار زیادی فیلتر برای تولید نشانگرهای مختلف طراحی و تولید شده است. زیاد بودن این تعداد نشانگرهای لرزه‌ای (چوپرا و مارفورت، ۲۰۰۵)، انتخاب صحیح نشانگرهای لرزه‌ای بهینه را برای تحلیل رخساره لرزه‌ای با چالش مواجه می‌کند. انتخاب بهینه نشانگرها از دو دیدگاه مهم است:

افق زمانی یا پهنای مشخصی از یک افق زمانی تحلیل می‌شود. در حالت دوم، از شکل ردلرزه استفاده می‌شود و نشانگر ورودی، یک طول موج (توالی چند نمونه زمانی) است. در این حالت، پهنای مشخصی از یک افق زمانی یا ضخامت معینی از یک لایه زمین‌شناسی تحلیل می‌شود. در اختیار داشتن این دو نوع دسته‌بندی نشانگرهای ورودی، به مفسر امکان می‌دهد تغییرات خصوصیات زمین‌شناسی را در ضخامت‌های مختلف بررسی کند و با توجه به نتایج تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای، درباره رفتار کلی آن‌ها بحث کند. در این مطالعه، بر روی امکان استخراج دانش از رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از انتخاب حالت‌های مختلف نشانگرهای نمونه‌محور و شکل ردلرزه تأکید بیشتری شده است.

۳ انتخاب تعداد بهینه خوشه‌ها برای تحلیل بدون نظارت رخساره‌ها

در روش بدون نظارت، انتخاب تعداد بهینه خوشه‌ها یکی از پارامترهای مهم برای تحلیل رخساره لرزه‌ای است و در روند اجرای محاسبات نقش مهمی دارد (هو و ژئو، ۲۰۰۳). برای انتخاب آن می‌توان از روش‌های کمی و کیفی و همچنین اطلاعات زمین‌شناسی استفاده کرد. در روش پیشنهادی این مطالعه، دو روش برای این کار در نظر گرفته شده است که مراحل مختلف آن‌ها به صورت زیر است:

در روش اول، کاربر می‌تواند با استفاده از اندیس ارزیابی، کیفیت خوشه‌بندی بدون نظارت را برای تعداد مختلف خوشه‌ها اندازه‌گیری کند. در مطالعه حاضر، ضریب بخش‌پذیری (Partition Coefficient (PC)، اندیس بخش‌پذیری (Partition Index (PI)، جدایی (Separation Index (SC)، اندیس ژئی و بنی (Xie and Beni's Index (XB)، اندیس دون (Dunn's Index (DI)، اندیس جایگزین دون (Alternative Dunn Index

می‌شود. میزان همبستگی، کمیت عددی قابل محاسبه بین دو نشانگر است. در این نرم‌افزار، امکان استفاده از طیف‌های مختلفی از نشانگرها در مطالعات مختلف وجود دارد؛ بدین جهت پیشنهاد شد تا از مقدار خاص عددی برای تعیین شباهت یا شبیه بودن دو نشانگر استفاده نشود و این انتخاب به مفسر واگذار شود تا در هر مطالعه بر حسب تعداد و تنوع نشانگرهای موجود، با بررسی مقادیر همبستگی به صورت نسبی، نسبت به دیگر نشانگرهای موجود، درباره نگهداری و یا حذف نشانگرها تصمیم‌گیری کند. در این تحقیق، از نشانگرهای لرزه‌ای دامنه لحظه‌ای، فاز لحظه‌ای، فرکانس لحظه‌ای، کسینوس فاز لحظه‌ای، تبدیل موجک پیوسته با فرکانس مرکزی ۳۵ و ۵۰ هرتز و نشانگرهای مبتنی بر همدوسی استفاده شده است. برای حذف نشانگرهای تکراری می‌توان از روش‌های کاهش بعد مانند تحلیل خطی مؤلفه‌های اصلی

Principal Component analysis (PCA) یا تحلیل کرنل مؤلفه‌های اصلی Kernel Principal Component analysis (KPCA) نیز استفاده کرد و نشانگرهای حاصل از ترکیب نشانگرهای اصلی را تولید کرد. نشانگرهای جدیدی که با استفاده از چند بردار ویژه اول تحلیل مؤلفه اصلی ساخته می‌شوند، بیشترین تغییرات اطلاعات را در خود دارند (رویز و سائول، ۲۰۰۰). با در اختیار داشتن دو روش اندازه‌گیری همبستگی و حذف نشانگرهای مشابه و امکان کاهش بعد یا تعداد نشانگرها با ابزار تحلیل مؤلفه، مفسر این امکان را دارد تا ترکیب‌های مختلف نشانگرهای لرزه‌ای را در اختیار داشته باشد و نتایج را بررسی کند.

علاوه بر انتخاب نشانگرهای لرزه‌ای، دو حالت برای تولید نقشه رخساره لرزه‌ای وجود دارد که حالت اول استفاده از تنها یک نمونه زمانی است و حالت دوم استفاده از چند توالی از نمونه‌های زمانی یا شکل ردلرزه است. در حالت اول، هر نمونه زمانی نشانگرهای لرزه‌ای، یک ورودی برای تحلیل رخساره است. در این روش، تنها یک

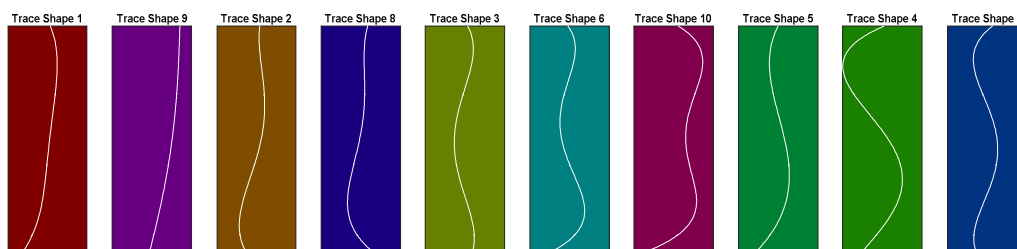
نزدیک به افقی را نشان دهد، بیان‌کننده آن است که مراکز خوشه‌ها در این قسمت بسیار شبیه به هم هستند و نیاز است از تعداد آنها کاسته شود و اگر نمودار شیب متوسطی داشته باشد، نشان‌دهنده آن است که تعداد خوشه‌ها مناسب انتخاب شده است (کالو و همکاران، ۲۰۰۳). ارزیابی نمودار در این مرحله به صورت کیفی است و مفسر می‌تواند از تغییرات شکل مراکز خوشه که در شکل - الف دیده می‌شود، برای تعیین کم یا زیاد بودن تغییرات مراکز خوشه استفاده کند؛ اگر در این شکل مشاهده شود برخی از مراکز خوشه‌ها، شباهت زیادی به یکدیگر دارند، باید انتظار داشته باشیم که نمودار، روندی خطی نشان دهد بنابراین باید از تعداد خوشه‌ها کاسته شود تا خوشه‌های نزدیک به هم، ادغام شوند. با توجه به نتایج دو روش موجود و ارزیابی آنها، مفسر می‌تواند با آگاهی بیشتری، تعداد خوشه را برای تحلیل بدون نظارت انتخاب کند. این دو روش توانایی ارزیابی‌های کمی و کیفی را به مفسر می‌دهند. مفسر در نهایت، باید با استفاده از کلیه اطلاعات و نتایج، به صورت استدلالی در مورد تعداد خوشه بهینه تصمیم‌گیری کند.

۴ تولید نقشه تحلیل رخساره لرزه‌ای

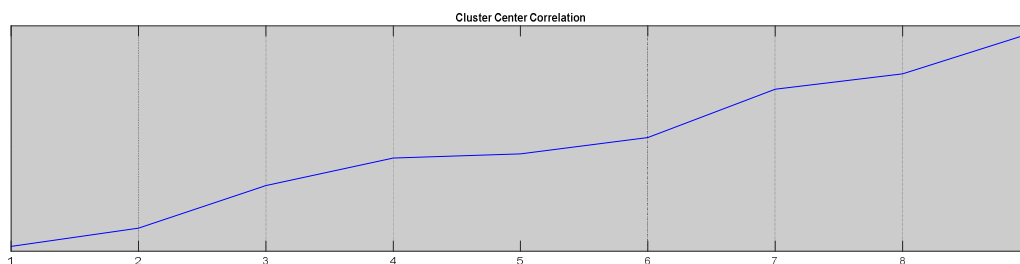
بعد از انتخاب نشانگرهای لرزه‌ای بهینه و انتخاب تعداد خوشه‌های مناسب در محدوده اطلاعاتی، می‌توان با کمک یکی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، نقشه رخساره لرزه‌ای را تولید کرد. انتخاب نوع الگوریتم یادگیری ماشین، نسبت به انتخاب نشانگرهای ورودی تأثیر کمتری دارد. با وجود این، الگوریتم‌های مختلف بر حسب روش‌های محاسباتی متفاوتی که دارند، می‌توانند نتایجی با تفاوت‌های آشکار تولید کنند. از طرف دیگر، در یک عملیات بازگشتی و چرخشی، که در این مقاله از آن استفاده شده است، می‌توان از نتایج روش‌های مختلف برای شناسایی ماهیت رخساره‌های لرزه‌ای و یافتن

(ADI) و اندیس دیویس و بولدین (Davies and Bouldin Index (DBI)، اندیس‌های ارزیابی کیفیت خوشه‌بندی‌ها هستند (دون، ۱۹۷۴؛ دیویس و بولدین، ۱۹۷۹؛ بالاسکو و همکاران، ۲۰۰۵ و ونگ و ژنگ، ۲۰۰۷). در این مرحله، خوشه‌بندی بدون نظارت، با تعداد مختلف خوشه‌ها اجرا می‌شود و برای هر کدام از آنها اندیس‌های ذکر شده در بالا محاسبه می‌شوند. این اندیس‌ها با یک اصل کلی کار می‌کنند؛ به طوری که در هر کدام از آنها، تابعی تعریف می‌شود که در آن تابع، میزان نزدیکی داده‌های هر خوشه به یکدیگر و میزان دوری داده‌های هر خوشه نسبت به داده‌های دیگر خوشه‌ها محاسبه می‌شود. به طور کلی، در خوشه‌بندی بهینه، میزان نزدیکی اطلاعات درون هر خوشه و میزان فاصله داده‌های هر خوشه نسبت به داده‌های دیگر خوشه‌ها بیشینه است. با ارزیابی اندیس‌های فوق، مفسر می‌تواند استنتاج کند که بهترین خوشه‌بندی از نظر ریاضی با چه تعداد خوشه انجام خواهد شد و از طرف دیگر، کدام روش خوشه‌بندی توانسته است بهترین نتیجه را حاصل کند.

روش دوم برای حالتی در نظر گرفته شده است که خوشه‌بندی با داده‌های شکل ردلرزه اجرا می‌شود. ورودی در این روش، افق مورد نظر برای تحلیل است. خوشه‌بندی با تعداد نسبتاً زیادی از خوشه‌ها اجرا می‌شود و بعد از انجام دادن این خوشه‌بندی اولیه، مراکز خوشه‌ها استخراج می‌شوند (شکل - الف). پس از آن، با استفاده از محاسبه همبستگی مراکز این خوشه‌ها، نمودار تجمیعی ضرایب همبستگی رسم می‌شود (شکل - ب). در این شکل، با توجه به رفتار نمودار، می‌توان مشخص کرد که آیا تعداد خوشه‌ها برای خوشه‌بندی مورد نظر مناسب بوده است یا خیر. در این نمودار، بخشی از منحنی که شیب تندی را نشان دهد، به معنای آن است که تفاوت مراکز خوشه در این قسمت زیاد است و مفسر می‌تواند تعداد خوشه‌ها را افزایش دهد. در حالتی که نمودار، خط کم‌شیب و

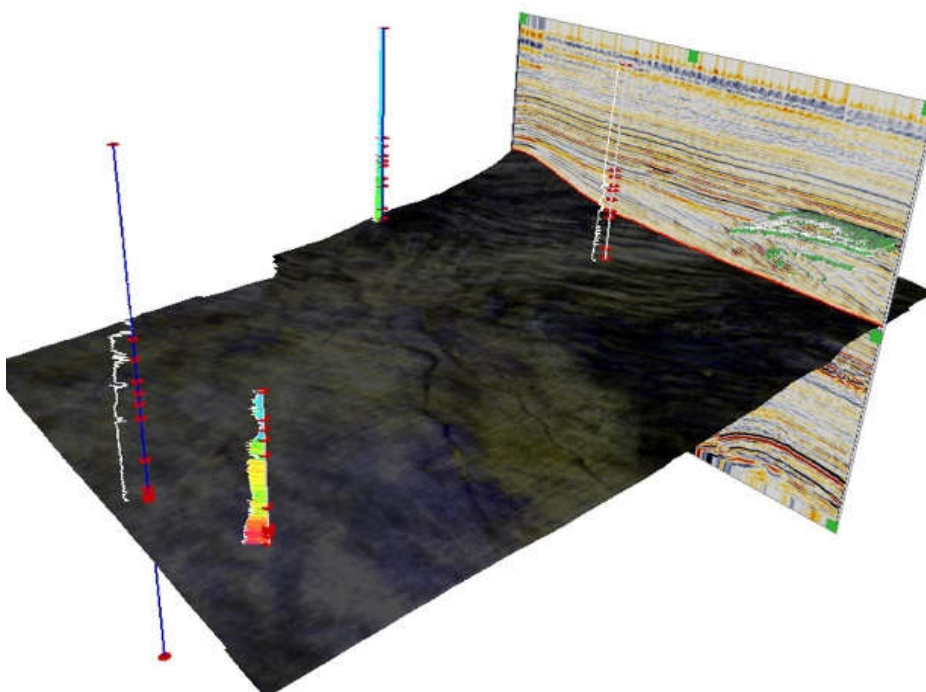


(الف)



(ب)

شکل ۱. (الف) مراکز خوشه‌ها حاصل از خوشه‌بندی به روش شکل ردلرزه با تعداد ده خوشه. (ب) نمودار همبستگی تجمعی مراکز خوشه‌ها. با توجه به این نمودار، تعداد بهینه خوشه‌ها به صورت کیفی قابل شناسایی است. شیب تند نشان از تفاوت زیاد مراکز خوشه دارد (تعداد خوشه‌ها باید افزایش یابد). خط صاف، خوشه‌های همسان را نشان می‌دهد (کاهش تعداد خوشه) و شیب ملایم، نشانه تفکیک مناسب خوشه‌ها است (عدم نیاز به تغییر در تعداد خوشه).



شکل ۲. نمایی از داده‌های لرزه‌ای سه‌بعدی بلوک F3 در دریای شمال و افق MSF4.

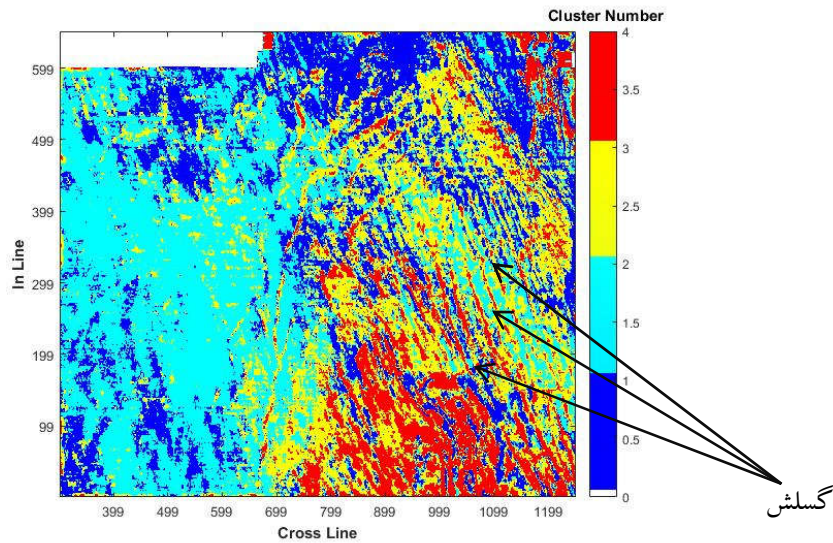
نمونه‌های زمانی بررسی شود. با بررسی نتایج استفاده از نمونه‌های زمانی متوالی، می‌توان درباره رفتار رخساره‌های لرزه‌ای مختلف اظهار نظر کرد. با انتخاب نشانگرهای شکل رد لرزه می‌توان افق‌ها را با ضخامت‌های مختلف در نظر گرفت و رفتار و تغییرات رخساره‌ها را در آن‌ها بررسی کرد.

در شکل ۳، نتایج تحلیل رخساره برای دو نمونه اول و دوم از افق MSF4 نمایش داده شده است. در شکل ۳-الف، داده‌های نمونه اول از سطح افق با استفاده از روش K-mean تحلیل شده است. در این شکل، شکستگی‌های موجود در سمت راست نقشه و همچنین یک کانال در قسمت مرکزی نقشه نمایان شده است. این نقشه با استفاده از چهار خوشه، خوشه‌بندی شده است. سمت چپ نقشه، بیشتر با خوشه آبی کم‌رنگ پوشانیده شده است. برای قسمت (ب) از شکل ۳، از روش FCM و نشانگرهای لرزه‌ای در نمونه دوم زمانی افق استفاده شده است. در این نقشه، کانال موجود در مرکز نقشه با وضوح بیشتری دیده می‌شود. این خوشه‌بندی، کانالی را در مجاورت کانال موجود در مرکز نقشه نشان می‌دهد و همچنین یک کانال در سمت چپ نقشه و در محدوده بین پروفیل‌های برداشت ۴۲۰ تا ۶۰۰ (محور عمودی نقشه‌های رخساره) دیده می‌شود. این کانال در دیگر نقشه‌های رخساره تولید شده هیچ اثری از خود نشان نداده بود. در این نقشه که با پنج رخساره تولید شد، چهار خوشه، نقش عمده‌ای دارند و خوشه پنجم با توجه به توزیع کمی که دارد حذف شدنی است. نقشه‌های رخساره لرزه‌ای برای این دو نمونه زمانی با دیگر روش‌های خوشه‌بندی نیز تولید شدند که نتایج آن در این مطالعه آورده نشد. نتایج اندیس‌های خوشه‌بندی مختلف در این افق نشان دادند که برای این اطلاعات، تعداد خوشه ۴، بهترین نتایج خوشه‌بندی را از نظر تفکیک اعضای خوشه‌ها حاصل می‌کند. این قضیه با بررسی کیفی نقشه‌های تولید شده نیز دست‌یافتنی است.

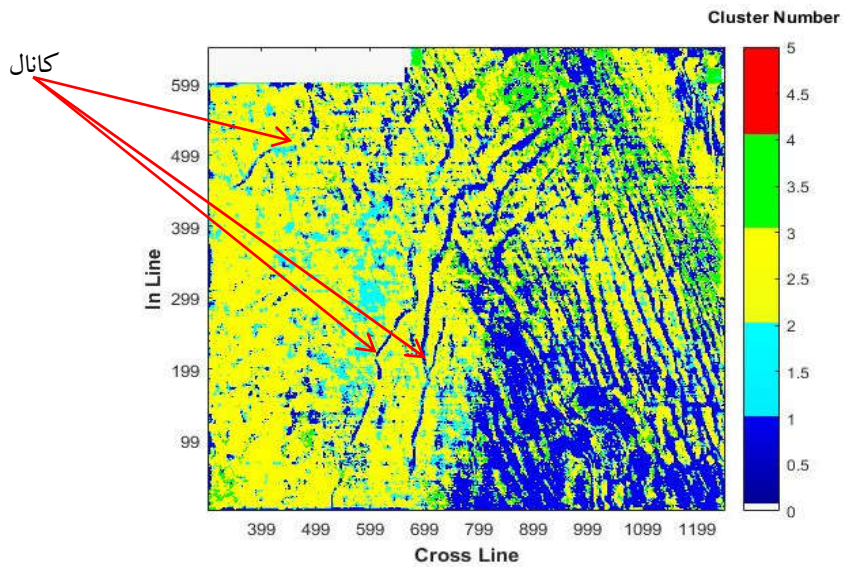
الگوریتم مناسب یادگیری ماشین بهره برد. نقشه‌های رخساره‌های لرزه‌ای در دو مرحله تولید می‌شوند؛ مرحله اول، فاز شناختی است که در آن مفسر باید بتواند با استفاده از نشانگرهای منتخب، دو نوع نشانگر نمونه‌محور و شکل رد لرزه و نیز روش‌های مختلف بانظارت و بدون نظارت، نقشه‌های رخساره‌های لرزه‌ای را تولید کند تا با توجه به نتایج آن‌ها و اطلاعات ورودی به کار رفته در تولیدشان، دانش بیشتری از ماهیت هر رخساره لرزه‌ای به دست آورد. در مرحله دوم، مفسر با توجه به هدفی که از تحلیل رخساره دارد، پارامترهای ورودی و الگوریتم دسته‌بندی را انتخاب و در نهایت، نقشه رخساره لرزه‌ای را در منطقه مورد نظر تولید می‌کند. در ادامه، مراحل مختلف تحلیل رخساره بانظارت و بدون نظارت، بر روی نمونه‌ای از اطلاعات لرزه‌ای سه‌بعدی دریای شمال (F3) و افق MSF4 آورده می‌شود (شکل ۲).

۵ تحلیل رخساره لرزه‌ای بدون نظارت

در روش بدون نظارت، اطلاعات لرزه‌ای به عنوان ورودی به روش‌های یادگیری ماشین داده می‌شوند تا نظم درون آنها شناسایی و نقشه رخساره لرزه‌ای تولید شود. در نرم‌افزار SeisART، از روش‌های خوشه‌بندی فازی Gustafson Kesel (GK)، Fuzzy C-Guta Gava (GG) و Means (FCM) بالاسکو و همکاران (۲۰۰۵) و نیز روش‌های خوشه‌بندی K-medoid، K-mean، Self-Organizing Map (SOM) استفاده شده است. در ادامه، نتایج تحلیل‌های رخساره‌های لرزه‌ای با انتخاب پارامترهای ورودی مختلف برای افق MSF4 آورده می‌شود. در این مطالعه، تأثیر انتخاب دو نوع نشانگر نمونه‌محور و شکل رد لرزه بر تولید نقشه‌های رخساره‌ی لرزه‌ای بررسی می‌شود. برای مثال، نتایج تحلیل رخساره برای نمونه‌های زمانی مختلف، تولید می‌شود و این نتایج با یکدیگر مقایسه می‌شوند تا توالی رخساره‌های مختلف در



(الف)



(ب)

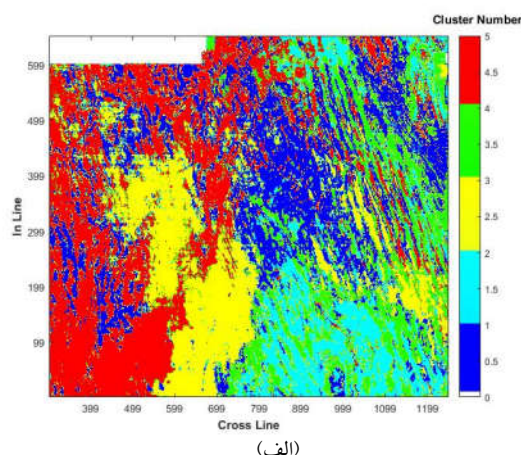
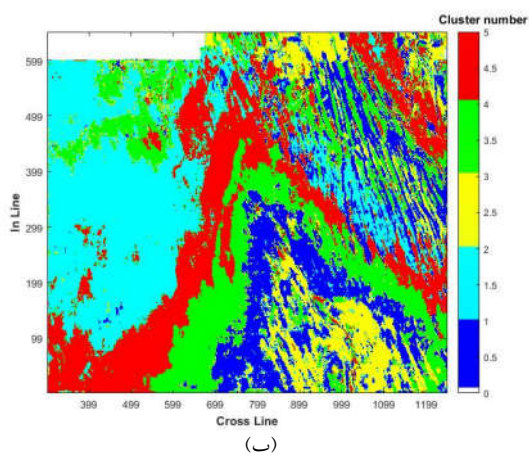
شکل ۳. تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای بدون نظارت به روش نمونه‌محور. (الف) تحلیل رخساره نمونه اول افق MSF4 با چهار خوشه و به روش Kmean. در این نقشه، خطوط شکستگی در سمت راست اغلب با رخساره‌های قرمز رنگ و زرد رنگ دیده می‌شوند. یک کانال با وضوح کم نیز در مرکز نقشه مشاهده می‌شود. (ب) این نقشه از نمونه دوم افق و روش خوشه‌بندی FCM تهیه شده است. شکستگی‌ها در سمت راست نقشه در خوشه آبی با تفکیک بهتری نشان داده شده‌اند. همچنین دو کانال در بخش میانی و یک کانال با انحنای زیاد در سمت چپ و بالای نقشه در رخساره آبی مشخص است. در نقشه‌های بالا اثرهای خطی هم‌راستا حاصل گسلش هستند ولی اثرهای خطی که ساختار متفاوتی نسبت به اثرهای خطی هم‌راستای کلی داشته و در برخی مناطق انحنا دارند، نشان‌دهنده وجود کانال هستند.

متوالی از ابتدای افق، تولید شد. در این نقشه، کانال موجود در بخش مرکزی هیچ اثری از خود نشان نداده است. این اتفاق نشان می‌دهد که کانال موجود ضخامت

در مرحله دوم، برای تولید نقشه‌های رخساره لرزه‌ای از روش شکل ردلرزه استفاده شد. نقشه نشان داده شده در شکل ۱-الف با استفاده از پنج نمونه زمانی اول، پنج نمونه

تغییرات عمقی کمتری دارد. این بخش، در نتیجه تحلیل پنج نمونه اول، تنها تفکیک سه خوشه را نشان داد که می‌تواند نشان‌دهنده آن باشد که نمونه‌های سوم تا پنجم منجر به ایجاد این تغییرات شده‌اند. در تمامی نقشه‌های تولید شده در شکل‌های ۳ و ۴، اثرهای خطی هم‌راستا در قسمت راست نقشه علاوه بر هم‌راستا بودن ضخامت زیادی را نیز نشان می‌دهند. مشاهده خطواره‌ها در نمونه‌های مختلف و نتایج تحلیل شکل ردلرزه با ضخامت‌های زیاد، بیان‌کننده آن است که این خطوط هم‌راستا، خطوط گسلی هستند که سازند موجود را تحت تأثیر قرار داده‌اند. در بخش میانی و در سمت چپ و قسمت بالای نقشه‌های شکل ۳، دو اثر خطی با انحنای مشخص دیده می‌شود که این اثرها، در چند نمونه پایین افق و همچنین در تحلیل رخساره حاصل از شکل ردلرزه مشاهده نشدند و این می‌تواند نشانه‌ای برای تشخیص کانال بودن این اثرها باشد.

کمی دارد و این ضخامت کمتر از ۵ نمونه زمانی است. در سمت راست نقشه، شکستگی‌ها به صورت واضح و آشکار دیده می‌شوند که نشان از عمیق بودن این شکستگی‌ها دارد. برای تولید این نقشه، از پنج خوشه استفاده شده است و هر پنج خوشه توزیع متناسبی را در نقشه نمایش می‌دهند. نقشه شکل ۱-ب، با استفاده از روش خوشه‌بندی Kmean تولید شده و در آن از ده نمونه اول در افق MSF4 استفاده شده است. این نقشه نیز مانند نقشه شکل ۱-الف، کانالی را نمایش نمی‌دهد ولی به خوبی شکستگی‌های موجود در سمت راست را نشان می‌دهد. در این نقشه، یک حوزه رسوبی با دو کد رخساره قرمز و سبز نمایش داده شده است. کانال موجود، درون این دو حوزه رسوبی قرار دارد که باید از نظر ساختاری، شباهت زیادی به یکدیگر داشته باشند. سمت چپ با رخساره آبی کم‌رنگ نمایش داده شده است که این رخساره تا حدی مطابق نتایج نقشه‌های حاصل از تحلیل نمونه‌ی اول و دوم است که می‌تواند بیان‌کننده این نکته باشد که سمت چپ،



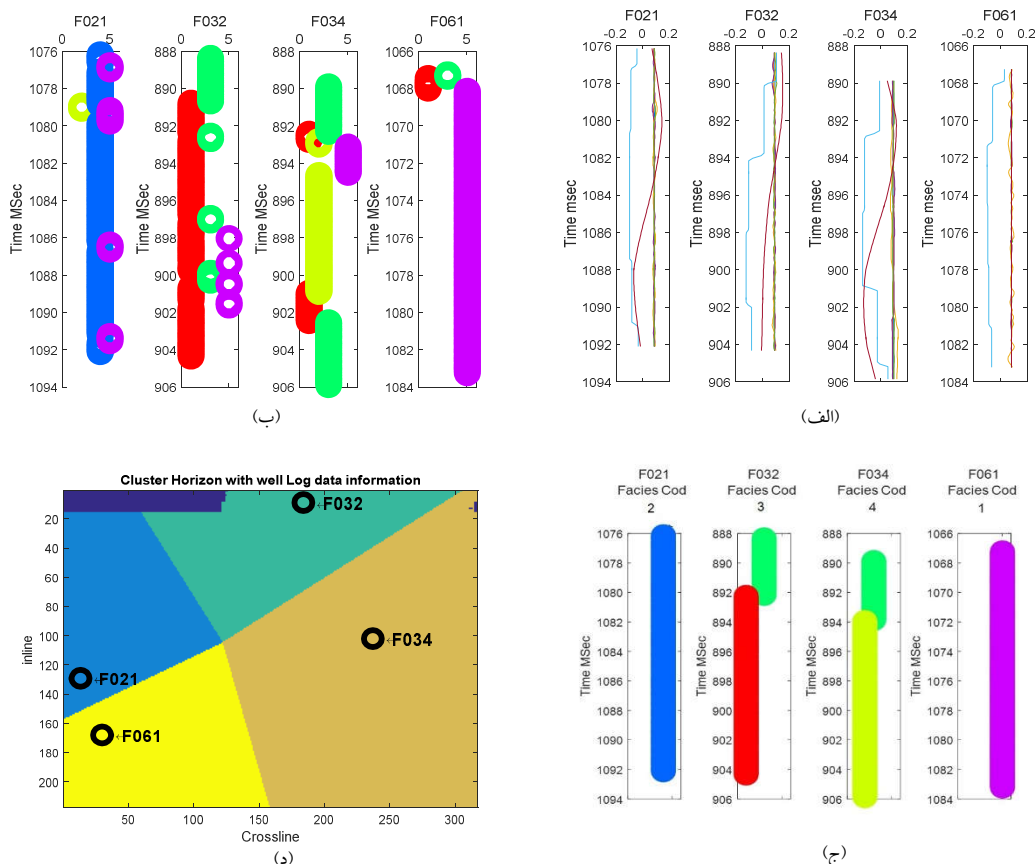
شکل ۱. (الف) نتایج تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای به روش شکل ردلرزه با استفاده از روش K-mean. نقشه با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای در ضخامت ۵ نمونه زمانی تولید شده است. ساختار شکستگی‌ها در سمت راست دیده می‌شود ولی اثری از کانال در نقشه نیست. (ب) این نقشه با استفاده از ده نمونه اول افق MSF4 ساخته شده است و ضخامت بیشتری را نمایش می‌دهد. در این ضخامت نیز شکستگی‌ها حضور دارند. سمت راست نقشه در تمامی روش‌های خوشه‌بندی، حضور شکستگی‌ها را نشان می‌دهد ولی در سمت چپ با افزایش تعداد نمونه، رفتار رخساره‌ها تغییر می‌کند. در خوشه‌بندی با ده نمونه، سمت چپ بیشتر در یک رخساره قرار دارد ولی در خوشه‌بندی با تعداد پنج نمونه، سمت چپ شامل سه رخساره عمده شده است که نشانه تغییرات عمقی زیاد در این قسمت است.

۶ تحلیل رخساره لرزه‌ای بانظارت

در بخش تحلیل رخساره لرزه‌ای با نظارت نیز مانند بخش قبل، نشانگرهای لرزه‌ای با دو رویکرد نمونه‌محور و شکل ردلرزه انتخاب و نقشه‌های رخساره‌های لرزه‌ای تولید می‌شوند. برای آموزش الگوریتم‌های بانظارت، نیاز است که داده‌های نشانه‌دار از محدوده مطالعاتی داشته باشیم تا الگوریتم دسته‌بندی با استفاده از این اطلاعات آموزش داده شود. برای این کار، ابتدا باید اطلاعات لرزه‌ای در محدوده اطراف چاه از درون داده‌های لرزه‌ای استخراج شود سپس با انطباق اطلاعات لرزه‌ای با کد رخساره‌ها یا خصوصیات پتروفیزیکی به‌عنوان هدف، الگوریتم بانظارت آموزش داده شود. در نرم‌افزار ارائه شده در این مطالعه، علاوه بر امکان استفاده از کد رخساره یا خصوصیات پتروفیزیکی که زمین‌شناس به کاربر یا مفسر می‌دهد، مفسر می‌تواند داده‌های هدف را با تحلیل نگاره چاه‌ها به‌دست آورد. نرم‌افزار، اطلاعات نگاره چاه‌ها را در محدوده افق استخراج می‌کند و با استفاده از دسته‌بندی کردن این اطلاعات و یافتن تعداد بهینه دسته‌بندی‌های نگاره‌ها در آن محدوده، اطلاعات هدف را تولید می‌کند. این اطلاعات نشانه‌ای برای داده‌های نزدیک چاه (داده‌های آموزشی) هستند. این رویکرد، به مفسر دید مناسبی از تعداد دسته‌بندی‌های نگاره چاه‌ها در افق یا محدوده زمانی انتخاب شده می‌دهد. در این روش، اطلاعات نگاره‌های چاه‌ها (شکل ۲- الف) با استفاده از روش خوشه‌بندی فازی GG و تعداد مختلف خوشه، دسته‌بندی می‌شوند سپس فاکتورهای ارزیابی مانند اندیس دون و غیره، مقدار اندیس فاصله اعضای خوشه را محاسبه می‌کنند و بهترین تعداد خوشه انتخاب می‌شود. این تعداد بهینه خوشه، نمایانگر آن است که نگاره گمانه‌های موجود، می‌تواند خصوصیات پتروفیزیکی را به تعداد خوشه‌های انتخاب شده، در دسته‌بندی‌های متمایز قرار دهد. برای مثال، اگر تنها ورودی، نگاره تخلخل باشد و

نرم‌افزار، تعداد چهار خوشه را بهینه تشخیص دهد، چنین برداشت می‌شود که از نظر تغییرات تخلخل، نگاره چاه‌های موجود را می‌توان به چهار دسته تقسیم‌بندی کرد. با این روش، اطلاعات نگاره‌ها در افق موردنظر به خوشه‌های مختلف تقسیم می‌شود (شکل ۲- ب) و با استفاده از یک فیلتر میانگین‌گیری متحرک، تغییرات کوچک حذف و مقادیر میانی کلی جایگزین می‌شود. این مقادیر کلی، دسته‌بندی‌های تقریبی نگاره را در افق موردنظر ایجاد می‌کنند (شکل ۲- ج). با استفاده از این اطلاعات چاه و بدون در نظر گرفتن اطلاعات لرزه‌ای، می‌توان نقشه تغییرات خصوصیت پتروفیزیکی را تنها با توجه به مکان قرارگیری چاه‌ها و مقدار کد خصوصیت پتروفیزیکی دسته‌بندی کرد که حاصل آن، نقشه توزیع شکل ۲- د است. در صورتی که تعداد چاه‌ها کم باشد، این نقشه نمی‌تواند با واقعیت انطباق زیادی داشته باشد و نیاز است از داده‌های لرزه‌ای، که در تمام منطقه پخش هستند، استفاده شود تا بتوان توزیع کد رخساره را با جزئیات بیشتری به‌دست آورد. در ادامه، ماشین‌های یادگیری با استفاده از اطلاعات هدف و اطلاعات ورودی (داده‌های لرزه‌ای در نزدیکی چاه)، آموزش داده می‌شوند و با اعمال این سیستم به‌تمامی اطلاعات لرزه‌ای محدوده برداشت، نقشه رخساره‌های لرزه‌ای در افق موردنظر تولید می‌شود.

در نرم‌افزار، از روش‌های یادگیری ماشین شبکه عصبی پرسپترون چندلایه Multi-Layer Perceptron (MLP)، ماشین بردار پشتیبان Support Vector Machine (SVM)، نقشه خود سازمانده بانظارت Supervised Self Organizing map (SSOM) و سیستم هوشمند استنتاج فازی-عصبی تطابقی Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) برای آموزش بانظارت سیستم هوشمند استفاده شده است. در این مرحله نیز مفسر می‌تواند نقشه‌های تولید شده با روش‌های مختلف را



شکل ۲. (الف) اطلاعات نگاره چهار چاه موجود در منطقه در محدوده افق موردنظر. (ب) نتایج خوشه‌بندی اطلاعات تمام نمونه‌های نگاره‌ها. شکل نشان می‌دهد هر نمونه از نگاره در چه رخساره‌ای قرار دارد. (ج) نتایج خوشه‌بندی بعد از آپ اسکیل کردن اطلاعات چاه. از این کد رخساره‌ها برای آموزش الگوریتم‌ها بانظارت استفاده می‌شود. (د) نقشه رخساره با استفاده از اطلاعات کد رخساره متعلق به هر چاه با روش خوشه‌بندی همسایگی نزدیک. این نقشه، سطح تأثیر هر کد رخساره چاه را با در نظر گرفتن موقعیت چاه و بدون در نظر گرفتن اطلاعات لرزه‌ای نشان می‌دهد.

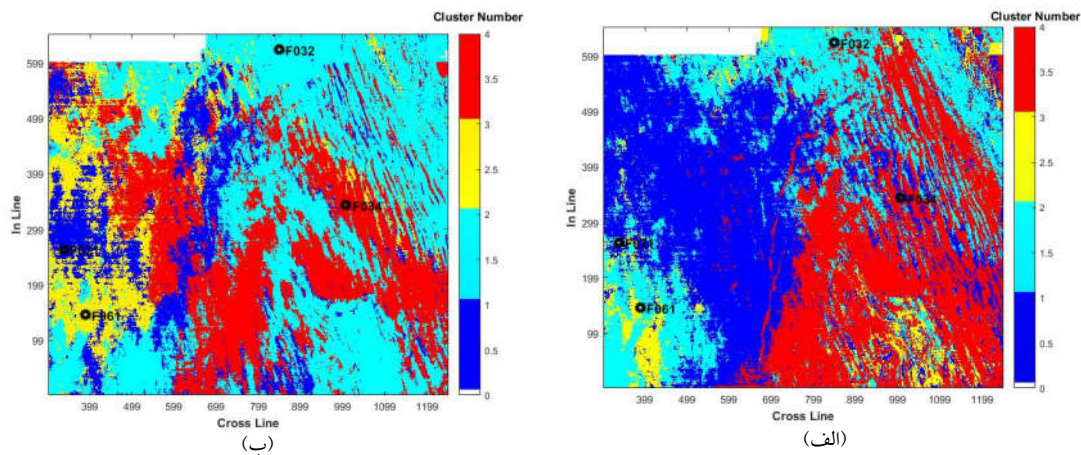
مناسبتی نمایش داده شده‌اند. در سمت چپ این نقشه نیز یک رخساره کلی دیده می‌شود که با رخساره‌های موجود در نتایج تحلیل بدون نظارت مطابقت دارد. در این نقشه، کد رخساره مربوط به چاه ۶۱، توزیع کمی در منطقه دارد. در شکل ۳-ب، برای نشانگرهای شکل ردلرزه از ده نمونه زمانی از افق موردنظر استفاده شد و بعد از آموزش الگوریتم MLP، نقشه رخساره لرزه‌ای تولید شد. در این نقشه، کد رخساره موجود در چاه ۶۱، نسبت به شکل قبل درصد بیشتری در نقشه ایجاد کرده است. با توجه به اینکه

مقایسه و نتایج را ارزیابی کند. در این بخش، چهار چاه موجود - که هر کدام از چاه‌ها در محل تقاطع خود با افق MSF4، یک کد رخساره دارد - به دو روش نمونه‌محور و شکل ردلرزه با استفاده از روش MLP آموزش داده می‌شوند. در شکل ۳-الف، نتایج اعمال روش بانظارت بر روی نمونه دوم از افق MSF4 آورده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود، وضوح کانال موجود در مرکز نقشه نسبت به نتایج روش بدون نظارت کمتر است ولی شکستگی‌های موجود در سمت راست با وضوح

هوش مصنوعی در برخی از این حالت‌ها قادر نیست با تعداد خوشه انتخاب‌شده، این کد رخساره‌ها را تفکیک کند (در برخی از موارد، با افزایش تعداد خوشه، این تفکیک انجام می‌شود ولی این افزایش تعداد خوشه رخساره‌های زیادی در نقشه تولید می‌کند که این حالت همیشه مطلوب، نتیجه تفسیر نیست). عواملی از این دست ایجاب می‌کند کار تحلیل رخساره لرزه‌ای در یک روند تعاملی انجام شود تا با بررسی نتایج و مطابقت آن با زمین‌شناسی درباره صحت نقشه‌های تولیدی با قطعیت بیشتر صحبت کرد. همچنین دیده می‌شود که با تغییرات مختلف در مسیر تحلیل رخساره لرزه‌ای، می‌توان تفاوت‌های ایجاد شده در نقشه تحلیل رخساره را با دید زمین‌شناسی تفسیر کرد. این روند، به مفسر امکان می‌دهد در طول انجام تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای، به اطلاعات و دانش خود بیفزاید و با شناخت مناسب محیط مطالعاتی خود، بهترین مسیر را برای دست‌یابی به نقشه رخساره مناسب ایجاد کند.

در اینجا از ضخامت بیشتری استفاده شده است، این نقشه می‌تواند قطعیت و دقت بیشتری برای تغییرات کلی در ضخامت بیشتر در نظر گرفته شده، داشته باشد. از طرف دیگر، از آنجاکه این نقشه با نتایج تحلیل رخساره بدون نظارت نیز مطابقت بیشتری دارد، صحت تحلیل این نقشه نیز بیشتر است. گفتنی است وجود نداشتن رخساره مربوط به چاه ۶۱ در تحلیل نمونه‌محور شکل ۳-الف، ممکن است به دلیل نبود دقت مناسب در مطابقت اطلاعات چاه با داده‌های لرزه‌ای باشد که باید با انجام تکرارهای مختلف روی نمونه‌های مختلف، صحت آن آزموده شود.

در برخی از رخساره‌های تولید شده مانند شکل ۳-الف، مشاهده می‌شود که کد رخساره مربوط به کانال با رنگ قرمز، در مناطق دیگری از نقشه که با زمین‌ریخت‌شناسی (Morphology) کانال مطابقت ندارند نیز دیده می‌شود. این اتفاق به دلیل قرابت اطلاعات لرزه‌ای ورودی با روش تحلیل رخساره لرزه‌ای و همچنین عدم قطعیت موجود در این اطلاعات رخ می‌دهد. روش



شکل ۳. تحلیل بانظارت رخساره لرزه‌ای با استفاده از داده‌های چهار چاه. (الف) تحلیل به روش نمونه‌محور با استفاده از روش MLP و با استفاده از نمونه دوم زمانی داده‌های لرزه‌ای در افق MSF4. در این نمایش علاوه بر خطواره‌های گسلی، یکی از کانال‌ها در مرکز قابل شناسایی است و شکل رخساره‌ها تا حدودی با نقشه بدون نظارت همخوانی دارد. (ب) تحلیل بانظارت به روش شکل ردلرزه با تعداد ده نمونه با استفاده از روش MLP. در این نقشه، ساختار یکسان برای قسمت راست دیده می‌شود ولی برای بخش چپ، تغییراتی مشابه با شکل ۴-الف دیده می‌شود که نشان از تغییرات عمقی بیشتر در سمت چپ نقشه دارد.

- Department of Process Engineering, University of Veszprem, Veszprem.
- Barnes, A. E., 2006, Too many seismic attributes: CSEG Recorder, **31**(3), 40-45.
- Barnes, A. E., 2007, Redundant and useless seismic attributes: Geophysics, **72**(3), 33-38.
- Barnes, A. E., and Laughlin, K. J., 2002, Investigation of methods for unsupervised classification of seismic data: 72th Annual International Meeting, SEG, Extended Abstracts, Salt Lake City, Utah, 2221-2224.
- Coléou, T., Poupon, M., and Azbel, K., 2003, Unsupervised seismic facies classification: A review and comparison of techniques and implementation: The Leading Edge, **22**(10), 942-953.
- Chopra, S., and Marfurt, K. J., 2005, Seismic attributes—A historical perspective: Geophysics, **70**(5), 3SO-28SO.
- Davies, D. L., and Bouldin, D. W., 1979, A cluster separation measure: IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, **2**, 224-227.
- De Matos, M. C., Osorio, P. L., and Johann, P. R., 2006, Unsupervised seismic facies analysis using wavelet transform and self-organizing maps: Geophysics, **72**(1), P9-P21.
- Dorrington, K. P., and Link, C. A., 2004, Genetic-algorithm/neural-network approach to seismic attribute selection for well-log prediction: Geophysics, **69**(1), 212-221.
- Dumay, J., and Fournier, F., 1988, Multivariate statistical analyses applied to seismic facies recognition: Geophysics, **53**(9), 1151-1159.
- Dunn, J. C., 1974, Well-separated clusters and optimal fuzzy partitions: Journal of Cybernetics, **4**(1), pp.95-104.
- Figueiredo, A. M., Silva, P. M., Gattass, M., Silva, F. B., and Milidiú, R.L., 2014, A seismic facies analysis approach to map 3D seismic horizons: SEG Technical Program Expanded Abstracts, 1501-1505.
- Guillen, P., Larrazabal, G., González, G., Bumber, D., and Vilalta, R., 2015, Supervised learning to detect salt body: SEG Technical Program Extended Abstracts, 1826-1829.
- Hadiloo, S., and Hashemi, H., 2016, Combining supervised and unsupervised method with expert knowledge for seismic facies analysis in SeisAnfis software: 78th EAGE Conference and Exhibition
- Hashemi, H., 2010, Logical considerations in applying pattern recognition techniques on seismic data: Precise ruling, realistic solutions. Cseg Recorder, **35**(4), 47-50.

۷ نتیجه‌گیری

در این مطالعه، تفاوت نتایج ناشی از ایجاد تغییر در پارامترهای ورودی و روش‌های دسته‌بندی در نقشه‌های رخساره لرزه‌ای نشان داده شد و دیده شد که با تغییر هر کدام از آن‌ها، نتایج مختلفی برای تحلیل رخساره به دست می‌آید. این اتفاق، به دلیل عدم قطعیت داده‌های لرزه‌ای، مقدار کم تأثیر تغییرات زمین‌شناسی بر روی شکل ردلرزه‌ها و همچنین توان متفاوت الگوریتم‌های هوش محاسباتی رخ می‌دهد. با توجه به این نکته می‌توان گفت که در تحلیل رخساره لرزه‌ای، به یک روش خاص نمی‌توان اکتفا کرد و تنها در صورتی می‌توان نتیجه بهینه و قابل اعتماد به دست آورد که بتوان با استفاده از ترکیب روش‌های مختلف، احتمال تکرار رخساره‌ها در شرایط مختلف را بررسی کرد. همچنین باید با توجه به زمین‌ریخت‌شناسی مورد انتظار، روند تغییرات رخساره‌ها پیگیری شود. در این مطالعه، این امکان با ایجاد بستری تعاملی بین رایانه و مفسر فراهم شده است تا مفسر، کلیه مراحل تحلیل رخساره‌های لرزه‌ای، پارامترهای ورودی و روش تحلیل را تغییر دهد و با بررسی نتایج آن تغییر، در ضمن کسب دانش از رفتار رخساره‌ها در شرایط مختلف، اثر تغییر پارامترها را بررسی کند. مفسر می‌تواند برای دستیابی به نتیجه بهینه پارامترها، نوع و تعداد نشانگرهای انتخابی، تعداد رخساره و روش خوشه‌بندی را به گونه‌ای تغییر دهد که نتیجه مطلوب را به دست آورد. در این مطالعه، بر انتخاب نوع نشانگرهای لرزه‌ای به صورت نمونه‌محور یا شکل ردلرزه و انتخاب تعداد خوشه‌های بهینه در دو روش بدون نظارت و بانظارت تمرکز شد و نشان داده شد که هر کدام از آنها به چه نحوی می‌توانند در نتیجه تحلیل رخساره مؤثر باشند.

منابع

- Balasko, B., Abonyi, J., and Feil, B., 2005, Fuzzy clustering and data analysis toolbox:

- Castellanos, A., 2011, Fuzzy logic and image processing techniques for the interpretation of seismic data: *Journal of Geophysics and Engineering*, **8**(2), 185.
- Ross, T. J., 2009, *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, John Wiley & Sons Inc.
- Roweis, S. T., and Saul, L. K., 2000, Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding: *Science*, **290**(5500), 2323-2326.
- Roy, A., Jayaram, V., and Marfurt, K.J., 2013, Active learning algorithms in seismic facies classification: SEG Technical Program, Extended Abstracts, 1467-1471.
- Thenin, D., and Larson, R., 2013, Quantitative seismic interpretation—An earth modeling perspective: *CSEG Recorder*, **38**, 30-35.
- Wang, W., and Zhang, Y., 2007, On fuzzy cluster validity indices: *Fuzzy sets and systems*, **158**(19), 2095-2117.
- Zhao, T., Jayaram, V., Roy, R., and Marfurt, K. J., 2015, A comparison of classification techniques for seismic facies recognition: *Interpretation*, **3**, SAE29-SAE58.
- Zhao, T., and Ramachandran, K., 2013, Performance evaluation of complex neural networks in reservoir characterization: Applied to Boonsville 3-D seismic data: In 2013 SEG Annual Meeting, 2621-2625.
- Hu, X., and Xu, L., 2003, A comparative study of several cluster number selection criteria: In International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning, 195-202.
- Jang, J. S., 1993, ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system: *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, **23**(3), 665-685.
- Jayaram, V., Avseth, P. A., Azbel, K., Coléou, T., Devegowda, D., de Groot, P., and Poupon, M., 2015, Introduction to special section: Pattern recognition and machine learning: *Interpretation*, **3**(4), SAEi-SAEii.
- Li, Y., Chen, M., Gao, W., and Zhong, G., 2014, Seismic attributes blending and borehole image facies analysis for reservoir prediction: Case study for a sand-conglomerate reservoir in Pinghu oil field, East China sea basin: SEG Annual Meeting, 2631-2635.
- Li, X., Chen, Q., Wu, C., Liu, H., and Fang, Y., 2016, Application of multi-seismic attributes analysis in the study of distributary channels: *Marine and Petroleum Geology*, **75**, 192-202.
- Nikraves, M., and Aminzadeh, F., 2001, Past, present and future intelligent reservoir characterization trends: *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **31**(2), 67-79.
- Orozco-del-Castillo, M. G., Ortiz-Alemán, C., Urrutia-Fucugauchi, J., and Rodríguez-

Introduction SeisART software application for seismic facies analysis with combining artificial intelligence and interpreter knowledge

Saeed Hadiloo¹, Saeid Mirzaei^{2*}, Hosein Hashemi³, and Ebrahim Sefidari¹

¹*M. Sc., Research Institute of Applied Sciences (ACECR), Shahid Beheshti University, Tehran, Iran*

²*Associate Professor, Research Institute of Applied Sciences (ACECR), Shahid Beheshti University, Tehran, Iran*

³*Assistant Professor, Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran*

(Received: 17 September 2017, Accepted: 24 June 2018)

Summary

The analysis of seismic facies is a technique for mapping geological features and properties using seismic data. To analyze seismic facies, seismic attributes are categorized and classified using machine learning algorithms to identify different seismic facies. Seismic facies analysis due to the nature of seismic data, which always has a degree of uncertainty, can produce different results with even small changes in input parameters of the analyzing method. For this reason, it is necessary to select the different stages of analysis, including the selection of input parameters and algorithm of machine learning, with high accuracy with regard to the objective of the seismic facies analysis. In this study, an interactive method with the supervision of interpreter is proposed for producing seismic facies map, using the optimal selection of the input parameters and the the proper selection of clustering and classification algorithms. In this method, the interpreter in a recursive and rotational process can compare the results of the analysis and generate thr optimal results by changing the input parameters. The method presented in this article is implemented in SeisART software. SeisART has a complete environment for data initialization (importing seismic data and well data). A user-friendly interactive environment allows the user to implement several methods and monitor the corresponding result in 2D and 3D.

SeisART software makes the possibility of the interpreter contribution in the whole stages of seismic facies analysis procedure. The interpreter can select the input attributes and chose the proper methods of pattern recognition to reach the best possible result. In the software, various evaluation utilities have been provided in each stage of seismic facies analysis. These utilities allow the interpreter to monitor the results of each method quantitatively and qualitatively. In the unsupervised system, clustering quality factors are used. The interpreter calculates the validation indices for different methods of clustering and identifies the proper method which has been more successful in discovering the natural grouping of patterns in the data set. Afterward, if there is structural geology information about the horizon of interest, the interpreter can decide on the clustering result with more accuracy. In the supervised system, the most proper method is feasible using minimization of training data and validation data errors. In this case, the interpreter can use geological knowledge and well data information to verify obtained results. In this method, the interpreter can obtain different results by changing the input parameters. Comparing these results, and taking into account the path leading to this result, the interpreter gains more knowledge of existing facies.

This method has been applied to the MSF4 horizons of the 3D seismic data of the North Sea F3 and has been shown which method is more efficient for different purposes.

Keywords: software, seismic facies analysis, seismic attributes, machine learning, fuzzy system, clustering

*Corresponding author:

s.mirzaei@acecr.ac.ir