

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده مهندسی معدن نفت و ژئوفیزیک

پایان نامه کارشناسی ارشد

مهندسی اکتشاف معدن

کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی

تغییرات رخساره‌ای مخازن نفتی

دانشجو:

مرتضی رئیسی

اساتید راهنما:

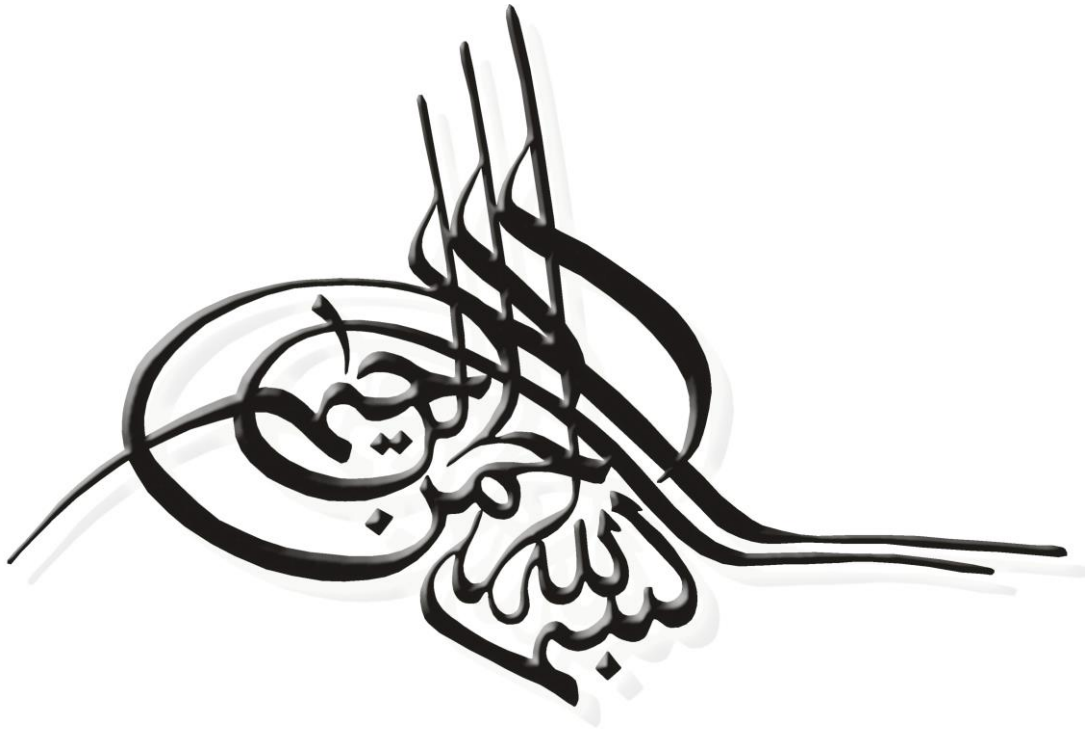
دکتر علی مرادزاده

دکتر فرامرز دولتی ارده‌جانی

استاد مشاور:

مهندس ماشاءاله رحیمی

تابستان ۱۳۸۷



تقدیم به

پدر و مادر عزیز

و

برادران مهربانم

تقدیر و تشکر

سپاس و ستایش خدای را که همیشه مرا مورد لطف و عنایت خود قرار داده تا به کمک بزرگان طی طریق کنم و این تحقیق را به پایان برسانم.

پس از حمد باری تعالی بر خود واجب می‌دانم از زحمات اساتید گرانقدر آقایان دکتر علی مرادزاده و دکتر فرامرز دولتی که با رهنمودهای خود اینجانب را در انجام هر چه بهتر این پایان نامه یاری فرمودند تشکر و سپاسگزاری کنم.

همچنین از زحمات و رهنمودهای ارزشمند جناب آقای مهندس ماشاءاله رحیمی در مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران که انجام این تحقیق بدون مساعدت و حمایت ایشان امکان‌پذیر نبود کمال تشکر و قدردانی را دارم.

در پایان از کلیه دوستان و عزیزانی که در انجام این پایان نامه مرا یاری نمودند صمیمانه سپاسگزارم و آرزوی موفقیت در تمامی مراحل زندگی برای این عزیزان دارم.

این پایان نامه با حمایت مالی مدیریت پژوهش و فناوری

شرکت ملی نفت ایران انجام شده است

چکیده

در صنعت اکتشاف و تولید نفت، توصیف کیفی مخزن، شناسایی لیتولوژی عمده و پیش‌بینی تغییرات جانبی آنها بعنوان چالشی مهم تلقی می‌شود. داده‌های لرزه‌نگاری سه بعدی علاوه بر دارا بودن اطلاعات درباره اشکال ساختمانی زیرسطحی، دارای اطلاعات با ارزش سنگ شناسی نیز می‌باشند. از جمله بکارگیری نشانگرهای لرزه‌ای در آنالیزهای زیرسطحی است که قادرند ویژگی‌های مهمی از زمین شناسی ناحیه‌ای تا خصوصیات جزئی مخزن را در قالب رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای آشکار نمایند. از آنجایی که استخراج و ترکیب کلیه اطلاعات بدست آمده از نشانگرهای لرزه‌ای برای مفسرین دشوار است، روش‌های طبقه‌بندی جهت ارزیابی اهداف اکتشافی و بهبود توصیف مخزن هنگام توسعه میداین گسترش یافته‌اند. بنابراین می‌توان هدف از فرآیند طبقه‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای را توصیف خصوصیات ظریف درون داده‌های لرزه‌ای و ارتباط آنها به لیتولوژی و نهایتاً خصوصیات سنگی دانست که در شناسایی محل تجمعات هیدروکربنی بالقوه کمک می‌نماید. شناسایی رخساره‌های لیتولوژیکی و توزیع جانبی آنها در سطح مخزن براساس تعیین و شناسایی رخساره‌های لرزه‌ای گوناگون و توزیع مکانی آنها توسط داده‌های لرزه‌نگاری سه بعدی، داده‌های چاه و اطلاعات زمین شناسی و استفاده از آنالیز نشانگرهای چندگانه براساس دو روش رده‌بندی شبکه عصبی بدون ناظر، الگوریتم یادگیری رقابتی، و با ناظر، الگوریتم پس انتشار خطا، هدف اصلی این پایان نامه است. فرآیند ذکر شده در مورد یکی از میداین اکتشافی ایران در خلیج فارس انجام گرفته بطوریکه در ابتدا آنالیز بدون ناظر جهت اخذ یک دید کلی در مورد توزیع رخساره‌های لرزه‌ای انجام شده و سپس نتایج رده‌بندی بدون ناظر در تعریف داده‌های آموزشی برای رده‌بندی با ناظر استفاده شده است. نشانگرهای لرزه‌ای حجمی و طیف انعکاسی حجمی در بازه بین دو افق بالایی و پایینی مخزن استخراج شده‌اند. تجزیه و تحلیل‌های آماری صورت گرفته روی نشانگرهای لرزه‌ای همراه با اهمیت زمین شناسی نشانگرهای لرزه‌ای معیار اصلی انتخاب مجموعه نشانگرهای لرزه‌ای مناسب برای رده‌بندی بوده است. نتایج این پایان نامه در افزایش درک ما در مورد توزیع رخساره‌های لرزه‌ای مختلف و ناهمگنی مخزن در بازه مورد بررسی تأثیرگذار بوده است. نتایج حاکی از حضور رخساره‌های شیلی و ماسه‌ای در منطقه است. بویژه در محل چهار حلقه از چاههایی که با نفت برخورد کرده‌اند، رخساره‌های ماسه‌ای با میان لایه‌هایی از شیل حالت غالب را دارا هستند و بنابراین بررسی این مناطق از لحاظ حضور ذخایر نفتی دارای اهمیت می‌باشد.

فهرست مطالب

عنوان	صفحه
چکیده.....	i.....
فهرست مطالب.....	ii.....
فهرست اشکال.....	v.....
فهرست جداول.....	viii.....

فصل اول: مقدمه و کلیات

۱-۱- مقدمه.....	۲.....
۲-۱- اهداف مطالعه.....	۷.....
۳-۱- روش تحقیق.....	۸.....
۴-۱- طرح کلی پایان نامه.....	۱۱.....

فصل دوم: مروری بر روش‌های آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای

۱-۲- مقدمه و تعریف.....	۱۳.....
۲-۲- مراحل اساسی رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای.....	۱۸.....
۱-۲-۲- انتخاب افق‌های لرزه‌ای و تفسیر آنها.....	۲۲.....
۲-۲-۲- نمونه‌گیری از تریس‌های لرزه‌ای.....	۲۲.....
۳-۲-۲- ارزیابی و انتخاب نشانگرها.....	۲۳.....
۴-۲-۲- رده‌بندی براساس الگوریتم‌های بدون ناظر.....	۲۵.....
۵-۲-۲- آموزش و رده‌بندی براساس الگوریتم‌های با ناظر.....	۲۶.....
۳-۲- مقایسه روش‌های بدون ناظر و با ناظر.....	۲۹.....
۴-۲- تعریف نشانگرهای لرزه‌ای.....	۳۰.....

- ۳۲-۱-۴-۲ استخراج نشانگرهای لرزه‌ای..... ۳۲
- ۳۳-۲-۴-۲ اهمیت نشانگرهای لرزه‌ای از لحاظ زمین شناسی و مخزنی..... ۳۳

فصل سوم: رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی

- ۳۸-۱-۳ مقدمه..... ۳۸
- ۳۹-۲-۳ کلیاتی در مورد شبکه‌های عصبی مصنوعی..... ۳۹
- ۴۱-۱-۲-۳ آموزش شبکه‌های عصبی..... ۴۱
- ۴۳-۳-۳ روش بدون ناظر شبکه عصبی جهت رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای..... ۴۳
- ۴۵-۱-۳-۳ شبکه‌های عصبی رقابتی..... ۴۵
- ۵۱-۴-۳ روش با ناظر شبکه عصبی جهت رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای..... ۵۱
- ۵۲-۱-۴-۳ پرسپترون چند لایه..... ۵۲
- ۵۵-۲-۴-۳ آماده‌سازی داده‌ها برای آموزش..... ۵۵
- ۵۶-۳-۴-۳ آموزش شبکه پس انتشار خطا با استفاده از داده‌های آماده شده..... ۵۶
- ۵۷-۴-۴-۳ پیش بینی رخساره‌های لرزه‌ای برای نواحی بین چاهها..... ۵۷

فصل چهارم: رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای در یکی از میادین نفتی ایران در خلیج فارس

- ۶۰-۱-۴ مقدمه..... ۶۰
- ۶۱-۲-۴ مختصری در مورد زمین شناسی ناحیه:..... ۶۱
- ۶۳-۳-۴ تفسیر افق‌ها..... ۶۳
- ۶۳-۴-۴ استخراج نشانگرهای لرزه‌ای..... ۶۳
- ۶۴-۵-۴ ارزیابی و انتخاب نشانگرهای لرزه‌ای..... ۶۴
- ۷۳-۶-۴ رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای..... ۷۳
- ۷۳-۱-۶-۴ رده‌بندی بدون ناظر..... ۷۳
- ۸۲-۲-۶-۴ رده‌بندی با ناظر..... ۸۲

فصل پنجم: نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۵-۱- نتیجه‌گیری ۹۶

۵-۲- پیشنهادات ۹۹

منابع و مراجع

منابع ۱۰۱

پیوست‌ها

پیوست الف: روش خوشه‌بندی K-Means ۱۰۶

پیوست ب: مروری بر روش‌های آماری رده‌بندی با ناظر ۱۱۱

پیوست ج: مروری بر نشانگرهای لرزه‌ای ۱۲۳

پیوست د: مروری بر الگوریتم پس انتشار خطا ۱۴۶

پیوست ه: مقدمه‌ای بر نرم‌افزار بر SeisClass ۱۵۲

فهرست اشکال

فصل اول: مقدمه و کلیات

شکل ۱-۱: شماتیکی از گردش کار ترسیم رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای و شبکه عصبی

۹.....

شکل ۲-۱: روند رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای در مطالعه حاضر..... ۱۰

فصل دوم: مروری بر روش‌های آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای

شکل ۱-۲: نمایش شماتیکی از سه رخساره لرزه‌ای مختلف..... ۱۴

شکل ۲-۲: نمایش شماتیکی از روند کلی تشخیص الگوی لرزه‌ای..... ۱۶

شکل ۳-۲: فرآیند کلی رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای توسط نشانگرها..... ۱۷

شکل ۴-۲: نمایش شماتیکی از فضای نشانگر..... ۲۰

شکل ۵-۲: شماتیکی از فرآیند کلی آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای..... ۲۱

شکل ۶-۲: شماتیکی از تشخیص دو روش مکمل برای آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای..... ۲۱

شکل ۷-۲: شکلی از یک مقطع زمانی لرزه‌ای با پنجره زمانی ۴۰ میلی ثانیه جهت کاربرد در الگوریتم تشخیص

الگوی لرزه‌ای..... ۲۲

شکل ۸-۲: شماتیکی از روند رده‌بندی بدون ناظر در دو مرحله توسط آنالیز خوشه‌ای..... ۲۶

شکل ۹-۲: شماتیکی از رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای در حالت با ناظر..... ۲۸

شکل ۱۰-۲: فلوچارتی از روند کلی رده‌بندی با ناظر رخساره‌های لرزه‌ای..... ۲۹

شکل ۱۱-۲: شماتیکی از محاسبه نشانگرها در سطح زمانی یک حجم لرزه‌ای سه‌بعدی..... ۳۳

فصل سوم: رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی

شکل ۱-۳: شماتیکی از مدل یک سلول عصبی..... ۴۰

- شکل ۳-۲: شماتیکی از شبکه با تغذیه پیشرو با یک لایه پنهان ۴۱
- شکل ۳-۳: شماتیکی از ساختار ورودی/خروجی شبکه عصبی بدون ناظر با ورودی بردار نشانگر لرزه‌ای ۴۴
- شکل ۳-۴: شکل ساده‌ای از یک شبکه عصبی رقابتی ۴۶
- شکل ۳-۵: شماتیکی از روند آموزش شبکه عصبی رقابتی ۴۹
- شکل ۳-۶: تصویری از دو نمونه تریس لرزه‌ای با شکل یکسان و دامنه متفاوت ۵۰
- شکل ۳-۷: تصویری از نمودار تابع logistic ۵۳
- شکل ۳-۸: شماتیکی از یک پرسپترون چند لایه ۵۴
- شکل ۳-۹: روند گردش کار رده‌بندی باناظر رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از الگوریتم BP ۵۵
- شکل ۳-۱۰: شماتیکی از انتخاب داده‌های آموزشی از مقاطع زمانی لرزه‌ای ۵۶
- شکل ۳-۱۱: شماتیکی از توزیع داده‌های آموزشی در فضای نشانگر ۵۷

فصل چهارم: رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای در یکی از میادین نفتی ایران در خلیج فارس

- شکل ۴-۱: موقعیت بلوک اکتشافی فارسی در خلیج فارس ۶۰
- شکل ۴-۲: نقشه زمانی بدست آمده از داده‌های لرزه‌ای ناحیه مورد نظر ۶۵
- شکل ۴-۳: مقطع زمانی لرزه‌ای از ناحیه مورد نظر ۶۶
- شکل ۴-۴: شکلی از ماتریس ضرائب همبستگی نشانگرها در خروجی SeisClass ۶۸
- شکل ۴-۵: نقشه نشانگرهای لرزه‌ای دامنه و کسینوس فاز تلفیقی ۶۹
- شکل ۴-۶: نقشه نشانگرهای لرزه‌ای ناهمگنی دامنه، فاز لحظه‌ای و فرکانس لحظه‌ای ۷۰
- شکل ۴-۷: نقشه نشانگرهای لرزه‌ای ناهمگنی شدت بازتاب، دامنه RMS و VRS0 ۷۱
- شکل ۴-۸: نقشه رخساره‌های لرزه‌ای رده‌بندی شده به ۲ رده با استفاده از کلیه نشانگرها ۷۴
- شکل ۴-۹: نتایج رده‌بندی بدون ناظر رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای دامنه لرزه‌ای تلفیقی، ناهمگنی دامنه لرزه‌ای و VRS0 به ۳ و ۴ رده به همراه cross plot ۷۵
- شکل ۴-۱۰: نتایج رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای دامنه RMS، VRS0 و VRS1 ۷۶
- شکل ۴-۱۱: cross plot نشانگرهای لرزه‌ای دامنه RMS، VRS0 و VRS1 ۷۷
- شکل ۴-۱۲: نتایج رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای به ۲، ۳، ۴، ۵ و ۶ ۷۹

شکل ۴-۱۳: نقشه نهایی رخساره‌های لرزه‌ای تفکیک شده به ۳ و ۴ رده براساس الگوریتم یادگیری رقابتی و cross plot مربوطه	۸۰
شکل ۴-۱۴: نقشه distance grid رخساره‌های لرزه‌ای تفکیک شده به ۳ رده	۸۱
شکل ۴-۱۵: نمودارهای پرتو گاما و تخلخل مؤثر چاه‌های BB-06، BB-05 و BB-04	۸۴
شکل ۴-۱۶: نمودارهای توأم پرتو گاما و تخلخل مؤثر در هر چاه	۸۵
شکل ۴-۱۷: cross plot نشانگرهای لرزه‌ای استفاده شده در رده‌بندی با ناظر به ۳ رده	۸۶
شکل ۴-۱۸: نتایج نهایی رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای به ۳ رده براساس الگوریتم یادگیری رقابتی و پس انتشار خطا	۸۷
شکل ۴-۱۹: نقشه احتمال رده‌بندی رخساره لرزه‌ای به ۳ رده براساس الگوریتم پس انتشار خطا	۸۸
شکل ۴-۲۰: cross plot نشانگرهای لرزه‌ای استفاده شده در رده‌بندی با ناظر به ۴ رده	۹۰
شکل ۴-۲۱: نتایج نهایی رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای به ۴ رده براساس الگوریتم یادگیری رقابتی و پس انتشار خطا	۹۱
شکل ۴-۲۲: نقشه احتمال رده‌بندی رخساره لرزه‌ای به ۴ رده براساس الگوریتم پس انتشار خطا	۹۲
شکل ۴-۲۳: نمودارهای تخلخل و پرتو گاما برای چاه BB-01	۹۳
شکل ۴-۲۴: اعتبارسنجی نقشه توزیع رخساره‌ها در بازه مخزن با استفاده از نمودارهای تخلخل و گاما در چاه BB-01	۹۴

فهرست جداول

فصل چهارم: رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای در یکی از میادین نفتی ایران در خلیج فارس

جدول ۴-۱: نام و جنس سازندهای موجود در ناحیه مورد مطالعه	۶۱
جدول ۴-۲: تعداد داده‌های آموزشی و ارزیابی در حالت ۳ رده	۸۳
جدول ۴-۳: نتایج تخصیص داده‌های ارزیابی	۸۳

جدول ۴-۴: تعداد داده‌های آموزشی و ارزیابی که در حالت ۴ رده ۸۹

جدول ۴-۵: نتایج تخصیص داده‌های ارزیابی ۸۹

فصل اول

کلیات

۱-۱ مقدمه

امروزه رشد اقتصادی در کشورهای در حال توسعه موجب استفاده روزافزون از انرژی شده است و در این میان ذخایر هیدروکربوری به عنوان حیاتی‌ترین منبع انرژی به عنوان فاکتوری تعیین‌کننده در این زمینه بحساب

می‌آید. از آنجایی که ذخایر عمده هیدروکربوری اکتشاف شده‌اند، عملیات جستجوی ذخایر هیدروکربوری باقی مانده روز به روز دشوارتر شده و ریسک عملیات اکتشافی افزایش یافته است. برخی مسائل همچون ردیابی و تفکیک افق‌های لایه‌ای نازک ماسه و شیل، توزیع گسل‌ها، نوع گسل، ردیابی و توصیف زون‌های شکستگی، ناهمگنی‌های مخزن در مقیاس‌های بزرگ و کوچک و پیش‌بینی سیالات و نفوذپذیری از چالش‌های موجود هستند. این مسائل را می‌توان در دو گروه عمده جای داد که عبارتند از: (۱) مسائل مرتبط با ساختارهای زیرسطحی و (۲) مسائل مرتبط با مخزن (رضایی، ۱۳۸۰).

بطور کلی انباشته شدن مواد هیدروکربنی در زیر سطح زمین در سنگ‌هایی صورت می‌گیرد که توانایی نگهداری و انتقال سیالات را داشته باشند. این سنگ‌ها مخزن نامیده می‌شوند و بیشتر از نوع ماسه‌سنگی و کربناته هستند. از ویژگی‌های اصلی مخازن هیدروکربوری تخلخل و تراوایی آنها است. بیشتر مخازن تخلخلی در محدوده ۵ تا ۳۰ درصد دارند. تخلخل‌های کمتر از ۵ درصد به ندرت انباشته اقتصادی ایجاد می‌کنند و تخلخل بیشتر از ۳۵ درصد خیلی نادر است. در ارزیابی یک مخزن از کلیه تکنیک‌ها و روش‌ها استفاده می‌شود تا بتوان پارامترهای زمین‌شناسی و پتروفیزیکی کنترل‌کننده حرکت سیال را در آن مشخص نمود. درک متغیرهای پیچیده در خواص هیدرولیکی سنگ مخزن نظیر تخلخل، تراوایی، ناهمگنی مخزن و محتوای سیال نیازمند یک تلاش همه‌جانبه است و جزء گام‌های اساسی در اکتشاف، توسعه و تولید میادین نفتی است. توصیف یک مخزن برای کسب پارامترهای همچون ظرفیت ذخیره، هدایت هیدرولیکی، پراکندگی نسبی تخلخل و تراوایی، برآورد مقدار تولید و نیز پیش‌بینی عملکرد مخزن ضروری است (رضایی، ۱۳۸۰).

به این دلیل مدل سازی مخزن در ابتدا از تخمین خصوصیات سنگ‌های خاص و ترسیم ناهمگنی آنها در مخزن بدست می‌آید. انواع متعددی از اطلاعات در مدل سازی مخزن استفاده می‌شود که شامل مغزه‌ها، نمودارها، آزمایش چاه^۱، پیشینه تولید و بررسی‌های لرزه‌ای می‌باشد (رضایی، ۱۳۸۰). هرچند نمودارهای چاه و داده‌های مغزه به عنوان اندازه‌گیری‌های موضعی هستند و غالباً بیانگر تغییرات خصوصیات مخزن در راستای عمودی هستند تا جانبی و ممکن است منعکس‌کننده رفتار کلی مخزن نباشند. همچنین داده‌های چاه در فازهای اولیه اکتشاف وجود ندارند و مدل‌های ایجاد شده با استفاده از داده‌های چاه نیازمند درونیابی خصوصیات موضعی اندازه‌گیری شده در چاه‌ها به سرتاسر هدف اکتشافی می‌باشند (Matos et al, 2007). امروزه تغییر عمده‌ای که در استراتژی اکتشاف نفت و توسعه میادین در حال رخ دادن است، تلفیق اطلاعات بدست

آمده از روش‌های ژئوفیزیکی سطحی با اطلاعات پتروفیزیکی، زمین‌شناسی، مخزنی و روش‌های محاسباتی است که از این میان لرزه‌نگاری سه بعدی کاربرد روزافزونی در جهت توصیف مخزن^۲ پیدا نموده است. در مقایسه با داده‌های پراکنده چاه‌ها، داده‌های لرزه‌نگاری سه بعدی ناحیه بزرگی را پوشش می‌دهند. داده‌های لرزه‌نگاری سه بعدی نقش مهمی در توصیف پیچیدگی بیرونی و درونی مخازن به دور از چاه‌ها و تشریح هندسی جنبه‌های ساختمانی و چینه‌شناسی مخازن ایفا می‌کنند (Johann et al, 2001). مقاطع لرزه‌ای علاوه بر داده‌های ساختمانی شامل اطلاعات زیادی در رابطه با چینه‌شناسی و رخساره‌های رسوبی می‌باشند. به منظور استفاده از داده‌های لرزه‌ای جهت تشخیص ناهمگنی مخزن، رخساره‌های لرزه‌ای توسط بازبینی داده‌ها در نواحی مختلف مخزن و گروه‌بندی آنها براساس خصوصیات پاسخ‌های لرزه‌ای در این نواحی تفسیر می‌شوند. یک رخساره لرزه‌ای بصورت جلوه‌ای از رخساره‌های زمین‌شناسی یا ویژگی‌های ساختمانی زیرسطحی در داده‌های لرزه‌ای است. روش‌های مختلفی را می‌توان برای جستجو و شناسایی آنها در داده‌های لرزه‌ای مورد استفاده قرار داد که هم بر پایه آنالیز شکل موج لرزه‌ای^۳ و هم بر پایه نشانگرهای لرزه‌ای^۴ هستند (John et al, 2005). آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای به عنوان گامی مهم در تفسیر داده‌های لرزه‌ای به منظور توصیف مخزن است و نقش عمده‌ای در اکتشافات اولیه حوضه نفتی، ارزیابی اهداف اکتشافی و نهایتاً توسعه میادین هیدروکربوری ایفا می‌کند (West et al, 2003).

ژئوفیزیکدان‌ها از گذشته بدنبال آنالیز هوشمند رخساره‌های لرزه‌ای بوده‌اند. متلوک و همکاران (Matlock et al, 1985) از تابع تصمیم‌گیری خطی بیز جهت تعیین محدوده‌های متغیر رخساره‌های ماسه‌ای استفاده کردند. هاگان (Hagan, 1982) آنالیز مؤلفه اصلی^۵ را جهت مطالعه تفاوت‌های جانبی تخلخل بکار گرفت. ماتیو و رایس (Mathieu and Rice, 1969) از آنالیز فاکتوری^۶ جهت تعیین نسبت ماسه به شیل در زون‌های مختلف مخزن استفاده نمودند. دومی و فورنیه (Dumay and Fournier, 1988) از آنالیز مؤلفه اصلی و آنالیز فاکتوری جهت شناسایی رخساره‌های لرزه‌ای استفاده نمودند و آنرا بطور موفقیت آمیزی در شناسایی رخساره‌های مخزنی دو میدان بکار بردند. فورنیه و همکاران (Fournier et al, 1995) از تلفیق آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای و تکنیک‌های کالیبراسیون آماری برای

2- Reservoir characterization

3- Seismic waveform

4- Seismic attributes

1- Principal Component Analysis (PCA)

2- Factor analysis

شناسایی ضخامت رخساره‌های سنگی در بازه مخزن استفاده نمودند و به این نتیجه رسیدند هنگامی که کالیبراسیون بجای اینکه روی کل داده‌ها صورت گیرد روی تریس‌های مرتبط با هر رخساره لرزه‌ای بصورتی مستقل صورت گیرد منجر به نتایج مطلوب‌تری در رابطه با پیش‌بینی‌های زمین‌شناسی می‌شود. همچنین مقالات متعددی در مورد استفاده از رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای جهت اهداف مختلف منتشر شده است. فاکرویک و همکاران

(Fagervik et al, 2001) از آنالیز با ناظر رخساره‌های لرزه‌ای برای مدل‌سازی جریان مخزن توسط لرزه‌نگاری چهار بعدی استفاده نمودند و نهایتاً نقشه توزیع سیالات را به دست آوردند. سینگر و همکاران (Singer et al, 1998) فرآیند توصیف شکستگی‌ها در مقیاس مخزن را در ترکیب با ترسیم رخساره‌های لرزه‌ای ارائه دادند. آنها از سیستم‌های رده‌بندی لرزه‌ای برای طبقه‌بندی گسل‌ها از داده‌های لرزه‌ای استفاده نمودند. ترکیب رده‌بندی و ترسیم رخساره‌های لرزه‌ای با شبکه شکستگی‌ها توسط آنها جهت مشخص نمودن نقش هر گسل در لایه مخزنی صورت گرفت. سونلند و همکاران (Sonneland et al, 1996) از رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای بواسطه پایش مخزن^۷ برای رده‌بندی سیالات از داده‌های لرزه‌نگاری و نمودارهای چاه استفاده نمودند. نیولت و همکاران

(Nivlet et al, 2001) نیز از رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با ناظر بر مبنای آنالیز فاکتوری جهت محاسبه عدم قطعیت تفسیر داده‌های لرزه‌ای چهار بعدی استفاده نمودند.

اما عیب عمده توابع تصمیم‌گیری خطی این است که قادر به تعامل با خاصیت غیرخطی موجود در داده‌های لرزه‌ای بصورتی مناسب نیستند. روش‌های آماری چند متغیره نیز انعطاف‌پذیری کمی داشته و نیازمند مقدار زیادی از داده‌های آماری می‌باشند و غالباً احتیاج به تکنیک‌های پیچیده کاهش ابعاد همچون آنالیز مؤلفه‌های اصلی و آنالیز فاکتوری دارند که این موجب یک پیچیدگی غیرضروری در نمایش داده‌های ورودی توسط تصویر نمودن فضای ورودی به یک فضای برداری جدید با ابعاد کمتر می‌شود (Saggaf et al, 2003). به همین علت در سال‌های اخیر روابط پیچیده و غیرخطی بین داده‌های لرزه‌ای و خصوصیات مخزن با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی^۸ مورد بررسی قرار گرفته‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌های محاسباتی الهام گرفته شده از ساختار، مکانیزم و عملکرد مغز هستند. این سیستم مجموعه‌ای از توابع محرک^۹ خطی و

3- Reservoir monitoring

1- Artificial Neural Networks (ANN)

2- Activation functions

غیرخطی را که نیازی به انتخاب اولیه مدل ریاضی ندارند بکار می‌گیرد (Siripitayananon et al, 2001). شبکه‌های عصبی در اکتشافات ژئوفیزیکی کاربرد گسترده‌ای یافته‌اند که از آن جمله می‌توان به زمینه‌های الکترومغناطیس، مگنتوتلوریک، آنالیز نمودارهای چاه، تشخیص شکل موج و ویرایش تریس‌های لرزه‌ای و رده‌بندی آنها اشاره نمود (Bishop, 1999). بطور کلی روش‌های شبکه عصبی از آنجایی که دارای خاصیت تعمیم پذیری^{۱۰} و دامنه تغییرات خطا^{۱۱} هستند مقدم بر دیگر سیستم‌های خبره هستند. خاصیت تعمیم پذیری بدین مفهوم است که برای ورودی‌های مشابه خروجی‌ها نیز مشابه باشند. شبکه قابلیت تعمیم پذیری را از داده‌های آموزشی بدست می‌آورد بنحویکه دارای خروجی مشابه‌ای برای داده‌های تقریباً (و نه کاملاً) مشابه می‌باشد. دامنه تغییرات خطا دلالت بر این دارد که اغتشاش کوچکی در داده‌های ورودی تنها منجر به کاهش نسبتاً کمی در عملکرد می‌شود. به عبارت دیگر، داده‌های ورودی نویزدار یا ناقص انحراف قابل ملاحظه‌ای در نتایج استنباطی ایجاد نمی‌کند. کاربردهای اخیر شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت مطالعات زمین شناسی و مخزن کارایی خود را در پیش بینی، تخمین و توصیف به اثبات رسانده است. نمونه‌های اخیر شامل پیش بینی نفوذپذیری توسط مدل سازی نمودارهای چاه، تخمین پارامترهای مخزن با استفاده از شبکه‌های عصبی هیبریدی و کاربرد منطق فازی و شبکه‌های عصبی جهت توصیف مخازن می‌باشد. گروه‌های متعددی جهت یافتن ارتباط بین نشانگرهای لرزه‌ای و خصوصیات فیزیکی زیرسطحی فعالیت نموده‌اند. برای مثال، توصیف مخزن با استفاده از شبکه‌های عصبی پیشخور^{۱۲} و بکارگیری نشانگرهای لرزه‌ای و کالیبراسیون نشانگرهای لرزه‌ای با استفاده از شبکه‌های عصبی از آن جمله‌اند. اکثر بررسی‌ها در ارتباط با داده‌های عددی (تخلخل و غیره) بجای رده‌ها (رخساره‌های سنگی) بوده است. بعلاوه پیچیدگی خصوصیات مخزنی و کمبود داده‌های چاه در حوضه‌های عملیاتی، بکارگیری شبکه‌های عصبی جهت کسب رابطه بین داده‌های لرزه‌ای و ویژگی‌های زمین‌شناسی بسیار ارزشمند می‌باشد. پیشرفت‌های اخیر در برداشت، پردازش و تفسیر داده‌های لرزه‌ای منجر به بهبود تعیین کیفی ویژگی‌های فیزیکی مخزن همچون رخساره‌های سنگی، تخلخل و نفوذپذیری شده است. در میان این ویژگی‌های فیزیکی، پیش‌بینی رخساره‌های سنگی مسئله‌ای مهم برای بسیاری از زمین‌شناسان و مهندسان اکتشاف می‌باشد. افراد متعددی در این زمینه فعالیت نموده‌اند از جمله سیمان (Simaan, 1991) که یک سیستم خبره را جهت تفکیک مقطع لرزه‌ای براساس بافت آن توسعه داد و یانگ و هوانگ (Yang and

3- Generalization

4- Fault tolerance

1- Feed-forward neural networks

(Huang, 1991) که از شبکه عصبی پس انتشار خطا^{۱۳} جهت ردیابی رخساره‌های غیرمتشابه در داده‌های لرزه‌ای استفاده نمودند. جووان و همکاران (Johann et al, 2001) از فرآیند تشخیص الگو براساس رده‌بندی بدون ناظر و با ناظر رخساره‌های لرزه‌ای توسط الگوریتم‌های شبکه عصبی جهت توصیف سه بعدی یک میدان نفتی در برزیل استفاده نمودند و به نتایج خوبی در رابطه با تغییرات رخساره‌ای در بازه مخزن دست یافتند. اخیراً شبکه‌های عصبی بطور گسترده‌ای در زمینه توصیف مخزن، با تأکید بر تلفیق آنها در روند جامع تفسیر بجای کاربرد مجزای آنها، بکار گرفته شده‌اند که به عنوان نمونه می‌توان به کاربرد آن در رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای اشاره نمود. به دلیل حجم بالای داده‌های لرزه‌ای سه بعدی، این کار غالباً با استفاده از نرم‌افزارهای حرفه‌ای و تجاری که به همین منظور طراحی شده‌اند صورت می‌گیرد که به عنوان مثال می‌توان به نرم‌افزار Stratimagic متعلق به شرکت Paradigm (Paradigm Geophysical LTD, 2001) و نرم‌افزار SeisClass از مجموعه نرم‌افزاری Geoframe متعلق به شرکت شلومبرژه (Schlumberger, 2006) که هر دو از الگوریتم‌های شبکه عصبی برای رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای استفاده می‌کنند اشاره نمود. علی‌رغم کارهای صورت گرفته و به دلیل وجود منابع سرشار هیدروکربوری در کشور باید مطالعات و بررسی‌های بیشتری روی آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای صورت گیرد چرا که استفاده از برداشت‌های لرزه‌نگاری سه بعدی در حال گسترش است و این نیاز به بکارگیری تکنولوژی‌ها و نرم‌افزارهای جدید را که در فرآیند اکتشاف، مطالعات توصیفی مخزن و توسعه میادین نفتی استفاده زیادی دارند ضروری می‌نماید.

۱-۲ اهداف مطالعه

یکی از اولین گام‌ها در ایجاد مدل مخزن، شناسایی رخساره‌های موجود و ترسیم توزیع مکانی آنهاست. این کار معمولاً با استفاده از اطلاعات بدست آمده از نمودارهای چاه‌ها و مغزه‌ها صورت می‌گیرد. با این وجود در آغاز فرآیند اکتشاف، شناسایی صحیح رخساره‌ها و ترسیم توزیع آنها در سرتاسر مخزن دشوار می‌باشد که این ناشی از کمبود داده‌های چاه‌ها، توزیع پراکنده آنها و نیز هزینه بالای مغزه‌گیری می‌باشد. علاوه بر این تفسیر رخساره‌های لیتولوژیکی و خصوصیات پتروفیزیکی مخزن با استفاده از اطلاعات چاه‌ها، در مقایسه با گسترش

ناهمگنی خصوصیات مورد بررسی در ناحیه مورد نظر، بصورت موضعی و محدود به اطراف چاه می‌باشد. در مقابل، داده‌های لرزه‌ای به علت دارا بودن تراکم بالای اطلاعات جانبی و توصیف صحیح تغییرات جانبی (ناهمگنی) مخزن اهمیت ویژه‌ای در ایجاد مدل‌های مخزن یافته‌اند. در این مطالعه با توجه به شرایط زمین شناسی مخزن مورد نظر که عمدتاً بصورت لایه‌های شیلی با میان لایه‌های ماسه‌ای و لایه‌های آهکی است، اهداف اصلی را می‌توان در موارد ذیل برشمرد:

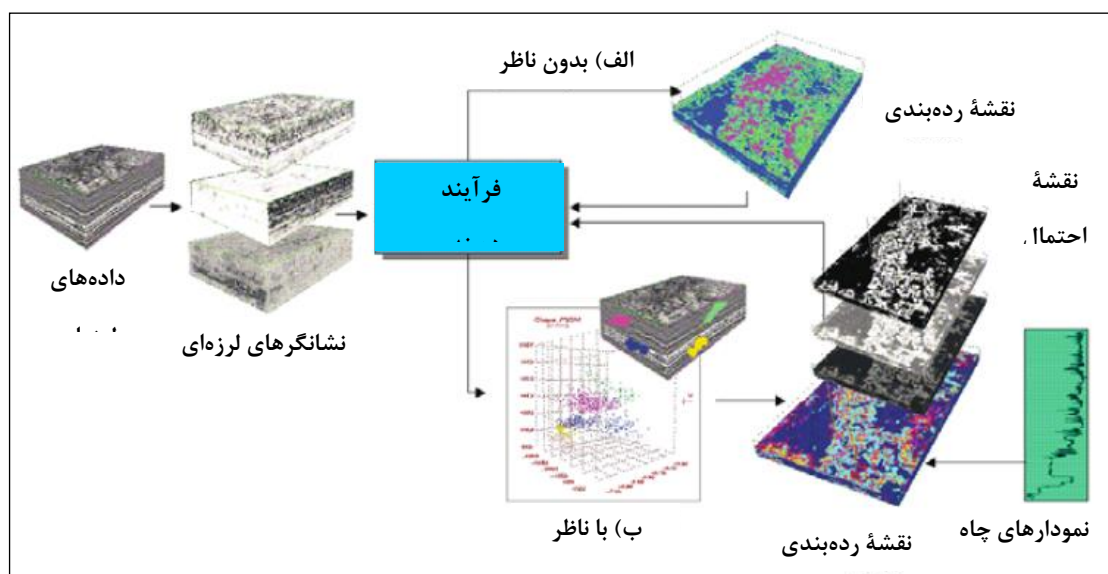
- بررسی روش‌های رده‌بندی هوشمند رخساره‌های لرزه‌ای براساس تلفیق نشانگرهای مختلف (آنالیز نشانگرهای چندگانه) و کاربرد شبکه‌های عصبی و نیز مطرح شدن یک فرآیند کاری برای ترسیم هوشمند رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای.
- تفسیر کیفی و پیش بینی ناهمگنی مخزن از لحاظ تغییرات رخساره‌ای و لیتولوژیکی و شناسایی روند تغییرات شیل و ماسه با توجه به نشانگرهای لرزه‌ای استخراج شده از داده‌های لرزه‌نگاری سه بعدی، اطلاعات زمین شناسی و نمودارهای چاههای حفر شده در ناحیه.
- و سرانجام پیش بینی مکانهای مناسب جهت حفاری‌های اکتشافی و توصیفی با توجه به توزیع لایه‌های ماسه‌ای.

۳-۱ روش تحقیق

از آنجایی که جهت فرآیند رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای ابتدا باید افق‌های مخزنی تفسیر گردند و سپس نشانگرهای لرزه‌ای سطح این افق‌ها یا بازه مخزن محاسبه شوند، در این پایان‌نامه نیز ابتدا افق‌های فوقانی و تحتانی مخزن در مقاطع زمانی لرزه‌ای سه بعدی مورد مطالعه بوسیله نرم‌افزار (Schlumberger, Charisma 2006) تفسیر و سپس نشانگرهای لرزه‌ای مورد استفاده از بازه مخزن استخراج شدند. نشانگرهای لرزه‌ای استخراج شده که شامل نشانگرهای حجمی^{۱۴} و طیف بازتابی حجمی^{۱۵} هستند به عنوان ورودی نرم‌افزار SeisClass در نظر گرفته می‌شوند تا فرآیند رده‌بندی انجام پذیرد. در این پروژه از شبکه‌های عصبی بدون ناظر و با ناظر جهت طبقه‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای (آنالیز نشانگرهای چندگانه^{۱۶})

1- Volume attributes
2- Volume Reflection Spectrum (VRS)
3- Multi-attribute analysis

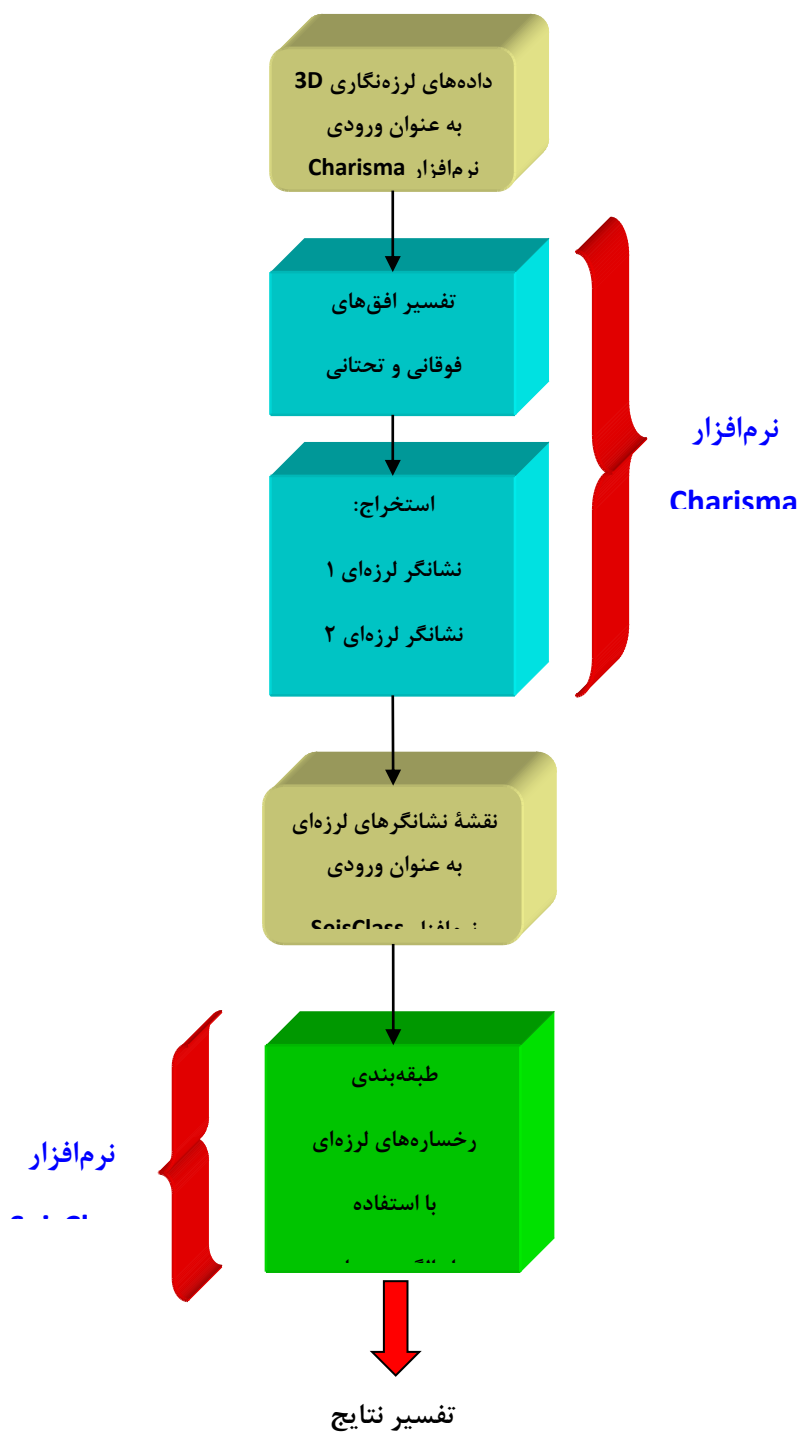
استفاده می‌شود. روش بدون ناظر براساس شبکه با الگوریتم یادگیری رقابتی^{۱۷} و روش با ناظر براساس الگوریتم پس انتشار خطا می‌باشد. ترسیم هوشمند الگوهای لرزه‌ای از طریق فرآیند رده‌بندی با استفاده از ترکیب اطلاعات نشانگرهای لرزه‌ای مختلف صورت می‌گیرد. در این فرآیند، عملیات رده‌بندی در گام اول بصورت بدون ناظر صورت می‌گیرد تا خوشه‌بندی طبیعی داده‌های لرزه‌ای شناخته شود. این گام اولیه به مفسر در برداشت داده‌های آموزشی و انتخاب مشخصات اجرای یک رده‌بندی با ناظر بعنوان گام دوم کمک می‌نماید. تحت فرآیند رده‌بندی با ناظر مفسر قادر به انتخاب داده‌های آموزشی از رخساره‌های لرزه‌ای مختلف (نمونه‌های کالیبراسیون) درون حجم مورد نظر می‌باشد. هنگامیکه مفسر از انتخاب داده‌های آموزشی رضایت پیدا کرد، این داده‌ها جهت آموزش شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شوند. نتایج رده‌بندی همراه با نقشه احتمال یا درجه اطمینان برای هر یک از رده‌های مشخص شده در خروجی ظاهر می‌شود. در شکل ۱-۱ روند گردش کار ترسیم رخساره‌های لرزه‌ای براساس الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی نشان داده شده است.



شکل ۱-۱: نمایش شماتیکی از گردش کار ترسیم رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای و رده‌بندی بر پایه الگوریتم شبکه عصبی (Carrillat and Valles, 2005)

بطور کلی روش انجام کار در مطالعه حاضر را می‌توان طی مراحل ذیل برشمرد:

۱. انتخاب افق‌های لرزه‌ای و تفسیر آنها
 ۲. نمونه‌گیری زمانی از تریس‌های لرزه‌ای
 ۳. استخراج نشانگرهای لرزه‌ای و انتخاب بهینه آنها
 ۴. انجام رده‌بندی براساس الگوریتم یادگیری رقابتی (روش بدون ناظر) و بازبینی نتایج
 ۵. تعریف داده‌های آموزشی از نمودارهای چاه، اطلاعات زمین شناسی و مخزن
 ۶. آموزش و رده‌بندی براساس الگوریتم پس‌انتشار خطا (روش با ناظر)
 ۷. تفسیر و ارزیابی نتایج رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای
- روند گردش کار در نرم‌افزارهای مربوطه نیز در قالب یک نمودار در شکل ۱-۲ نشان داده شده است.



شکل ۱-۲: روند رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای

در مطالعه حاضر

۴-۱ طرح کلی پایان نامه

در فصل اول اشاره‌ای به کلیاتی در رابطه با موضوع پایان نامه، اهداف انجام آن، روش تحقیق و طرح کلی آن شده است. در فصل دوم در ارتباط با مفهوم آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای و نیز چگونگی رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای توسط روش‌های بدون ناظر و با ناظر و نیز مختصری در رابطه با نشانگرهای لرزه‌ای بکار رفته بحث شده است. در فصل سوم رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای توسط شبکه‌های عصبی براساس دو الگوریتم یادگیری رقابتی و پس انتشار خطا بحث شده است. در فصل چهارم روند انجام فرآیند رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای و نتایج آن برای یکی از میادین نفتی ایران در خلیج فارس بیان شده است و در نهایت در فصل پنجم نتیجه‌گیری و پیشنهاداتی براساس نتایج بدست آمده از مطالعه مطرح شده است.

برخی توضیحات بیشتر در رابطه با نشانگرهای لرزه‌ای، برخی از الگوریتم‌های رده‌بندی و نرم‌افزارهای استفاده شده در پیوست‌های مربوطه قرار داده شده‌اند.

فصل دوم

مروری بر

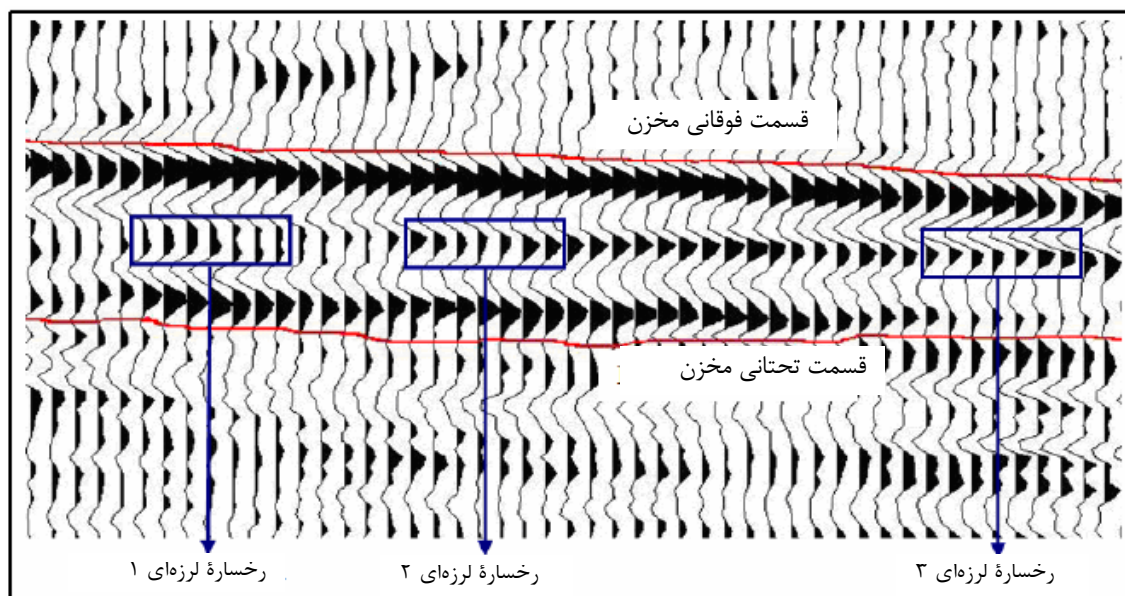
روش‌های آنالیز

۲-۱ مقدمه و تعریف

در مقایسه با داده‌های پراکنده چاه‌ها، داده‌های لرزه‌نگاری سه بعدی ناحیه بزرگی را پوشش می‌دهند. داده‌های لرزه‌نگاری سه بعدی نقش مهمی در توصیف پیچیدگی بیرونی و درونی مخازن به دور از چاه‌ها و تشریح هندسی جنبه‌های ساختمانی و چینه شناسی مخازن ایفا می‌کنند (Johann et al, 2001). دو مفهوم کلیدی در تفسیر چینه شناسی لرزه‌ای^{۱۸} وجود دارند که عبارتند از سکانس‌های لرزه‌ای^{۱۹} و رخساره‌های لرزه‌ای. سکانس لرزه‌ای، بیان لرزه‌ای سکانس‌های رسوبی است که می‌توان آنرا براساس شکل هندسی بازتاب‌ها در مقاطع لرزه‌ای تشخیص داد (Mitchum et al, 1977). در مقابل، اصطلاح رخساره‌های لرزه‌ای از طرف کارشناسان مختلف بصورت‌های مختلفی تعریف شده است که ممکن است این طور به نظر آید که دارای معانی مختلفی است در حالی که مفهوم آن یکسان است. به عنوان نمونه رکساندیک (Roksandic, 1978) رخساره لرزه‌ای را به عنوان یک واحد رسوبی تعریف نموده که از لحاظ خصوصیات لرزه‌ای خود از واحدهای رسوبی مجاور متفاوت است. تعریف کلی دیگر در مورد رخساره‌های لرزه‌ای توسط فورنیه ارائه شده است. او رخساره لرزه‌ای را به عنوان تریس‌های لرزه‌ای خاص در یک پنجره زمانی (عمق) معین تعریف نموده است. در شکل ۱-۲ سه رخساره لرزه‌ای مطابق با این تعریف نشان داده شده است. اما تعریف کلاسیکی که از رخساره‌های لرزه‌ای بعمل آمده و غالباً مورد استفاده قرار می‌گیرد توسط میچم و همکاران (Mitchum et al, 1977) بیان شده است. طبق نظر آنها یک رخساره لرزه‌ای، گروهی از بازتاب‌های لرزه‌ای است که توسط پارامترهای خود همچون شکل^{۲۰}، دامنه، پیوستگی^{۲۱}، فرکانس ظاهری^{۲۲} و سرعت میان لایه‌ای از گروه‌های مجاور خود متمایز می‌شوند.

-
- 1- Seismic stratigraphy
 - 2- Seismic sequence
 - 3- Configuration
 - 4- Continuity
 - 5- Apparent frequency

شناسایی رخساره‌های لرزه‌ای در یک ناحیه زمین شناسی بسیار مهم است زیرا اطلاعات مفیدی بویژه در رابطه با محیط‌های رسوبی و نوع لیتولوژی فراهم می‌سازد (Keskes, 1999). اگرچه در برخی موارد یک رخساره لرزه‌ای به دلایل ذیل منطبق با رخساره‌های زمین شناسی نمی‌باشد (Roksandic, 1978):



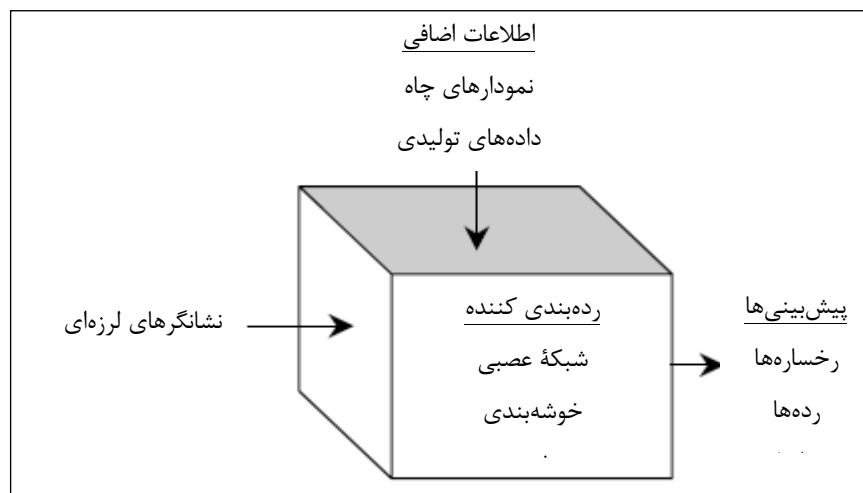
شکل ۱-۲: نمایش شماتیکی از سه رخساره لرزه‌ای مختلف (Jalali, 2007)

۱. امکان دارد که دقت فراهم شده توسط داده‌های لرزه‌ای کمتر از روش‌های زمین شناسی باشد.
 ۲. داده‌های لرزه‌ای شامل اطلاعاتی که بعضاً برای تعیین رخساره‌های زمین شناسی ضروری است نیستند.
 ۳. برخی از پارامترهای لرزه‌ای توسط فرآیندهای ثانویه‌ای که مرتبط با رخساره‌های زمین شناسی نیستند تحت تأثیر قرار می‌گیرد. برای مثال، حضور گاز موجب تغییر علائم لرزه‌ای می‌شود.
- آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای، شناسایی و تفسیر رخساره‌های لرزه‌ای می‌باشد (Barnes, 2000). این آنالیز به عنوان یک روش کیفی نیرومند در اکتشاف هیدروکربورها و تحلیل‌های چینه شناسی براساس داده‌های لرزه‌ای

استفاده می‌شود. کاربرد و مقیاس آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای بصورت عمده‌ای از گستره حوضه نفتی تا خصوصیات جزئی مخزن متغیر است (West et al, 2003). در مقیاس حوضه نفتی، آنالیز مقدماتی رخساره‌های لرزه‌ای در مطالعه سیستم‌های هیدروکربنی تا شناسایی گسترده نواحی دارای سنگ منشأ، مخزن و سطوح آب‌بندی کاربرد دارد. این نواحی بطور معمول براساس هندسه بازتاب‌ها و نیز شدت دامنه و پیوستگی شناسایی می‌شوند. بازتابنده‌های ناحیه‌ای با دامنه زیاد و نیمه‌پیوسته غالباً به منظور شناسایی مخازن بالقوه هیدروکربن همچون کانال‌های واقع در آب‌های عمیق استفاده می‌شوند در حالی که نواحی پیوسته تا نیمه‌پیوسته با دامنه کم را می‌توان جهت شناسایی واحدهای سنگی آب‌بندی شده استفاده نمود. آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای درون یک مخزن نیز جهت کمک به توصیف خصوصیات فیزیکی کاربرد دارد. در چنین کاربردهایی با مقیاس محلی، پیوستگی و دامنه کلاً دارای تعریف خاصی نیستند و بیشتر بر پایه کالیبراسیون با خصوصیات سنگی و یا تفسیر محیط رسوبی استوار هستند. با این فرض که بتوان ارتباط بین ویژگی‌های لرزه‌ای و خصوصیات فیزیکی مخزن را تشریح نمود، آنگاه رخساره‌های لرزه‌ای را می‌توان جهت پیش بینی توزیع خصوصیات سنگی و وضعیت مدل‌های زمین شناسی مورد استفاده قرار داد.

آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای شامل دو گام عمده می‌باشد (West et al, 2002): (۱) طبقه‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای (یعنی رخساره‌های لرزه‌ای معین شده و گسترش جانبی و عمودی آنها مشخص شود) و (۲) تفسیر (یعنی تحلیل پیوستگی جانبی و عمودی، ترسیم الگوها و کالیبراسیون براساس داده‌های چاهها). در گذشته آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای از طریق روش‌های زمان‌بر و دستی صورت می‌گرفت. مفسرین رخساره‌های لرزه‌ای را که بین افق‌های زمانی رخ داده بودند تحلیل می‌کردند. این کار توسط بررسی مقاطع لرزه‌ای متوالی در راستای عمودی و تعیین رخساره‌های لرزه‌ای عمده‌ای که بین افق‌های ترسیم شده رخ داده‌اند و قرار دادن این اطلاعات در نقشه صورت می‌گرفت. از اینرو خروجی این فرآیند یک نقشه دو بعدی بود که توزیع رخساره‌های لرزه‌ای در راستای عمودی درون بازه ترسیم شده را نشان می‌داد. البته در نواحی وسیع و پیچیده ترسیم رخساره‌های لرزه‌ای مختلف به صورتی دشوار صورت می‌گرفت هرچند تجربه و دانش مفسر نیز تأثیر مهمی در موفقیت آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای داشت. با توسعه لرزه‌نگاری سه بعدی و افزایش میزان داده‌ها بویژه در نواحی وسیع، آنالیز دستی رخساره‌های لرزه‌ای بسیار وقت‌گیر و طاقت‌فرسا به نظر می‌رسید و موجب استفاده از روش‌های هوشمند در آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای شد. امروزه آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای را می‌توان با استفاده از تکنیک‌ها

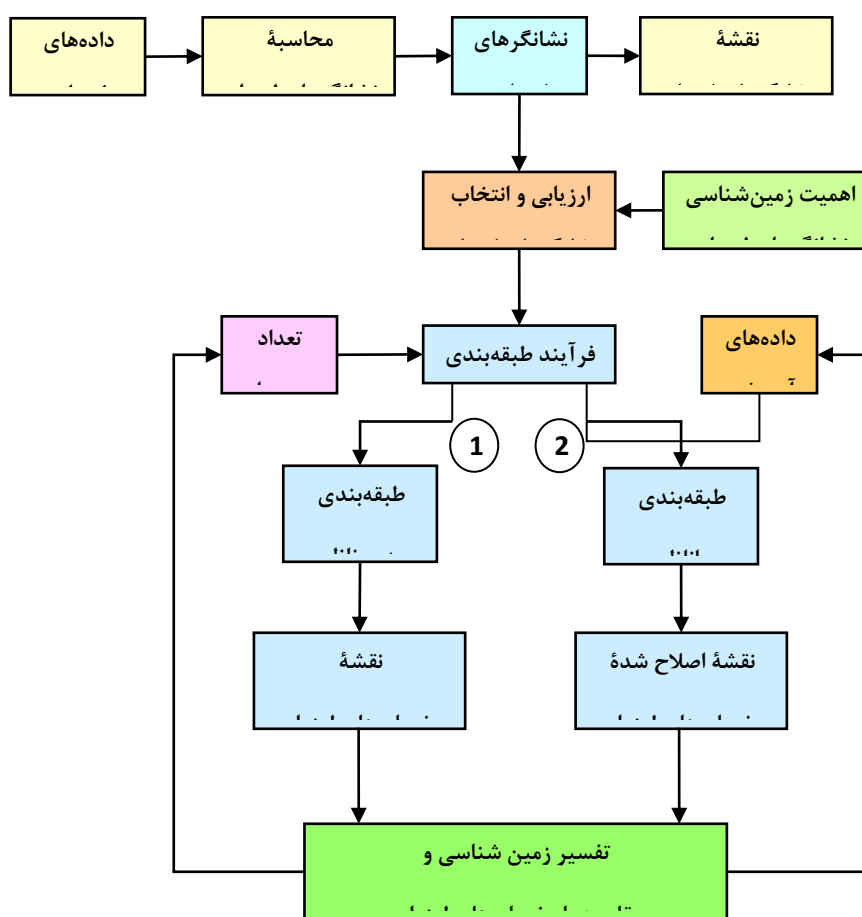
و الگوریتم‌های تشخیص الگو^{۲۳} صورت داد. جستجو برای ارائه مناسب خصوصیات مخازن نفتی، با استفاده از داده‌های لرزه‌ای و الگوریتم‌های تشخیص الگو به عنوان موضوع مقالات علمی متعددی بوده است (Matos et al, 2007). تشخیص الگو را می‌توان یک فرآیند رده‌بندی در نظر گرفت که هدف نهایی آن استخراج بهینه الگوها و جدایش رده‌ها از یکدیگر می‌باشد (Lihong and Xiangjian, 2007). در این حالت آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای متشکل از مطالعه مورفولوژی تریس لرزه‌ای و تلاش جهت ارتباط خصوصیات تریس لرزه‌ای به ویژگی‌های اصلی زمین شناسی سازند از طریق کنترل با داده‌های چاه می‌باشد. مورفولوژی تریس‌های لرزه‌ای توسط نشانگرهای لرزه‌ای متعدد تعیین می‌شود (Fournier and Derain, 1995). به علت حجم زیاد داده‌ها و ضرورت در نظر گرفتن همزمان چندین نشانگر لرزه‌ای، تکنیک‌های آماری و بویژه در سالهای اخیر روش‌های شبکه عصبی تشخیص الگو به منظور رده‌بندی هوشمند رخساره‌های لرزه‌ای توسعه پیدا نمودند. در این حالت همانطور که در شکل (شکل ۲-۲) نشان داده شده، مجموعه‌ای از نشانگرها به الگوریتم رده‌بندی که همانند یک جعبه سیاه^{۲۴} عمل می‌کند به عنوان ورودی داده می‌شوند و جعبه سیاه این داده‌های ورودی را رده‌بندی می‌کند. خروجی این فرآیند، پیش بینی رخساره‌های لرزه‌ای یا یک خصوصیت فیزیکی مخزن همچون تخلخل می‌باشد (Arianfar et al, 2007).



(Arianfar et al, 2007) شکل ۲-۲: نمایش شماتیکی از روند کلی تشخیص الگوی لرزه‌ای (آنالیز نشانگرهای چندگانه) بطور کلی در روش‌های رده‌بندی بدون ناظر داده‌های لرزه‌ای، از داده‌های چاه به عنوان اطلاعات اولیه جهت تخصیص تریس‌ها استفاده نمی‌شود. از اینرو رده‌بندی بدون ناظر فراهم‌آورنده رخساره لرزه‌ای است که باید با

توجه به کنترل داده‌های چاه تفسیر شود (Lendzionowski et al, 1990). مبنای رده‌بندی با ناظر، استفاده از تریس‌های آموزشی است که خصوصیات زمین‌شناسی را که باید تعیین شود نشان می‌دهند (Mathieu and Rice, 1969; Dumay and Fournier, 1988).

مزیت استفاده از رده‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای چندگانه در تلفیق اطلاعات نشانگرهای لرزه‌ای متعدد تحت یک فرآیند رده‌بندی می‌باشد. هدف این روش فراهم نمودن یک نتیجه تلفیقی است که دارای اطلاعات بهتری نسبت به اطلاعاتی باشد که هر نشانگر لرزه‌ای ارائه می‌دهد (Baaske et al, 2007). فرآیند کلی رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای در شکل ۲-۳ نشان داده شده است.



(Baaske et al, 2007) شکل ۲-۳: فرآیند کلی رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای توسط نشانگرهای چندگانه (اصلاح شده از پس از طبقه‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای نوبت به تفسیر رخساره‌های لرزه‌ای می‌رسد. این تفسیر به دو صورت مستقیم و غیرمستقیم (Roksandic, 1978) انجام می‌شود. هدف از تفسیر مستقیم یافتن عوامل زمین‌شناسی است که مسبب اثرات لرزه‌ای در قالب رخساره لرزه‌ای هستند. از اینرو تفسیر مستقیم می‌تواند جهت پیش

بینی لیتولوژی، محتوای سیال، تخلخل، سن نسبی، نوع لایه‌بندی و هندسه توده زمین شناسی منطبق با واحد رخساره لرزه‌ای بکار رود. هنگامی که براساس نتایج تفسیر مستقیم و داده‌های رخساره لرزه‌ای بتوان برخی از فرآیندهای حاکم بر محیط‌های رسوبی جهت انتقال رسوبات و برخی تحولات زمین شناسی (همچون پیشروی^{۲۵}، پسروی^{۲۶}، فرونشست^{۲۷}، بالاآمدگی^{۲۸} و فرسایش) را استنباط نمود، آنرا تفسیر غیرمستقیم می‌نامند. در نهایت نتایج آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای را می‌توان بصورت مقاطع یا نقشه رخساره‌های لرزه‌ای نشان داد. در ادامه روند اصلی رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای براساس نشانگرهای چندگانه مورد بحث قرار گرفته است.

۲-۲ مراحل اساسی رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای

هدف عمده آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای، بهبود آگاهی در مورد ناهمگنی مخزن در فواصل بین چاهها است تا بتوان خصوصیات مخزن را در این نقاط پیش‌بینی نمود. این کار از طریق داده‌های لرزه‌ای صورت می‌گیرد که غالباً دارای چگالی پوششی مکانی بیشتری نسبت به چاهها می‌باشد. با توجه به حجم زیاد داده‌های لرزه‌ای، رخساره‌های لرزه‌ای براساس بررسی داده‌های نواحی مختلف مخزن و گروه‌بندی آنها براساس خصوصیات پاسخ لرزه‌ای در این نواحی تفسیر می‌شوند. این رده‌بندی از طریق بصری (بررسی تریس‌های خام یا نشانگرهای و یا تکنیک‌های هوشمند تشخیص الگو cross plot مشتق شده از آنها) و با کمک ابزارهای گرافیکی همچون . در اینجا ایده اصلی، (Saggaf et al, 2003) براساس الگوریتم‌های آماری یا شبکه عصبی صورت می‌گیرد. آنالیز هوشمند خصوصیات تریس لرزه‌ای در سطح مخزن و ارتباط تغییرات آن به تغییرات زمین شناسی مخزن می‌باشد

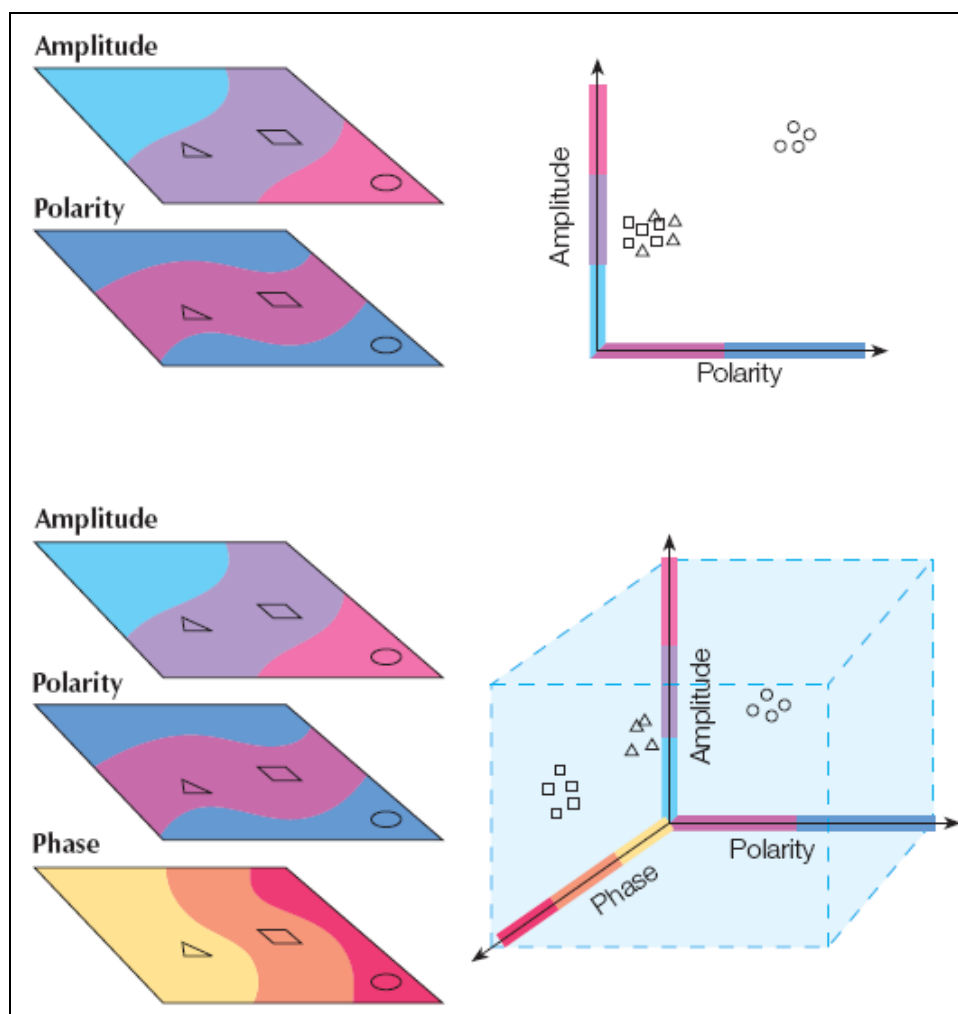
. این روش شامل مشخص نمودن هر بخش از تریس‌های لرزه‌ای روی بازه مخزن (Fournier et al, 2002) توسط یکسری از نشانگرهای لرزه‌ای می‌باشد. این نشانگرها یک فضای چند بعدی را معین می‌کنند که به آن فضای نشانگر^{۲۹} اطلاق می‌شود و محورهای مختصات آنها نشانگرهای لرزه‌ای تشکیل می‌دهند (شکل ۲-۴). در این فضا تریس‌ها بصورت نقاطی ارائه می‌شوند که مؤلفه‌های مختصات این نقاط، مقادیر نشانگرهای لرزه‌ای مختلف می‌باشند. تریس‌هایی که از لحاظ شباهت یا از نقطه نظر نشانگرهای لرزه‌ای بهم نزدیک هستند، در

1- Transgression
2- Regression
3- Subsidence
4- Uplift
1- Attribute space

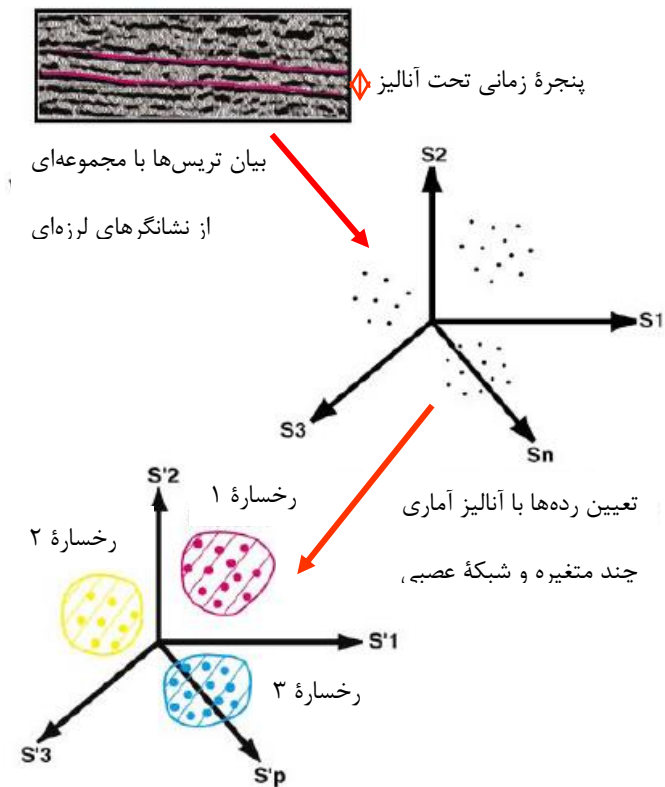
یک گروه یا یک رخساره لرزه‌ای قرار می‌گیرند. به عنوان مثال در شکل ۲-۴، هدف رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای (مشخص شده با مثلث، مربع و دایره) توسط نشانگرهای لرزه‌ای می‌باشد. هر شکل دربرگیرنده تعدادی نقاط داده می‌باشد که با همان شکل در گراف‌های مربوطه ترسیم شده است. هنگامی که رده‌بندی تنها با دو نشانگر دامنه و قطبیت^{۳۰} صورت بگیرد، در نتیجه ملاحظه شده مربع‌ها از مثلث‌ها متمایز نشده‌اند. هنگامیکه این کار با سه نشانگر دامنه، قطبیت و فاز صورت گیرد، هر سه شکل از هم متمایز می‌شوند که این بدین علت است که نشانگر فاز قادر به تمایز مربع‌ها از مثلث‌ها می‌باشد.

بنابراین در حالت کلی آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای را می‌توان در دو گام بیان نمود. گام اول ثبت خصوصیات لرزه‌ای مخزن توسط یکسری از نشانگرهای لرزه‌ای است. این نشانگرها ارائه تریس‌ها بصورت نقاطی در فضای چند متغیره (فضای نشانگر) را میسر می‌سازند. در گام بعدی، تریس‌هایی که در فضای نشانگر از لحاظ شباهت یا از نقطه نظر نشانگرهای تحت بررسی بهم نزدیک هستند با استفاده از روش‌های تشخیص الگوی آماری یا شبکه عصبی گروه‌بندی می‌شوند بطوری که هر گروه یا دسته معرف یک رخساره لرزه‌ای خاص است (شکل ۲-۵).

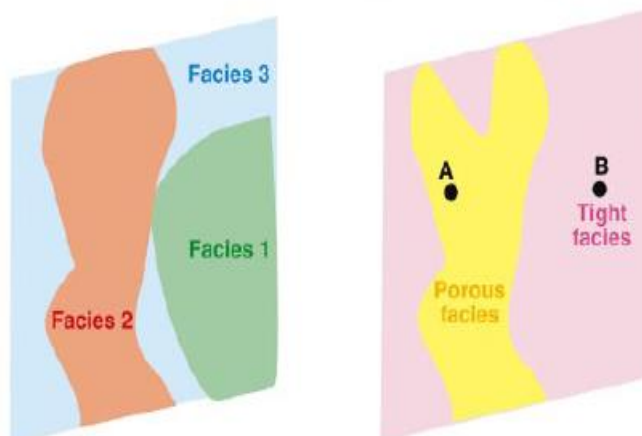
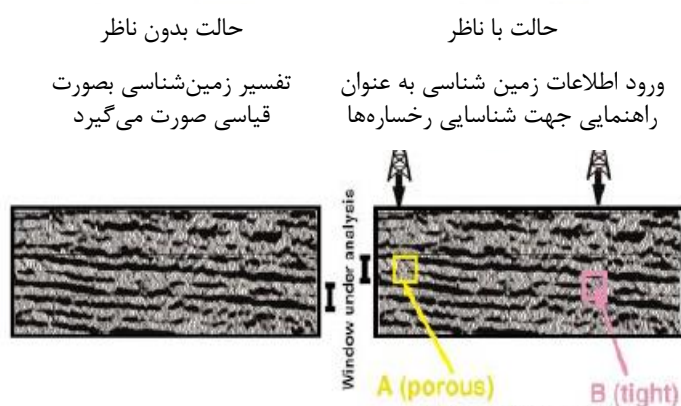
همانطور که در شکل ۲-۶ نشان داده شده، در صورتی که در مواردی اطلاعات چاه و زمین‌شناسی وجود نداشته باشد یا به اندازه کافی نباشد و تشخیص الگو بدون استفاده از این اطلاعات باشد و صرفاً رده‌بندی (بدون برچسب زدن) صورت گیرد، آنالیز را بدون ناظر می‌نامند. اگر اطلاعاتی از مخزن همچون اطلاعات لیتولوژی و رسوب‌شناسی در محل چاهها موجود باشد و در فرآیند تشخیص الگو جهت برچسب زدن به نتایج خروجی و بالطبع شناسایی (و نه فقط رده‌بندی) رخساره‌های لرزه‌ای استفاده شود، روش را آنالیز با ناظر می‌نامند (Nivlet et al, 2007; Saggaf et al, 2003). در ادامه به شرح مراحل اصلی طبقه‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای اشاره خواهیم نمود.



(Sonneland et al, 1996 شکل ۲-۴: تصویر شماتیکی از فضای نشانگر)



(Fournier et al, 2002) شکل ۲-۵: تصویر شماتیکی از فرآیند کلی آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای)



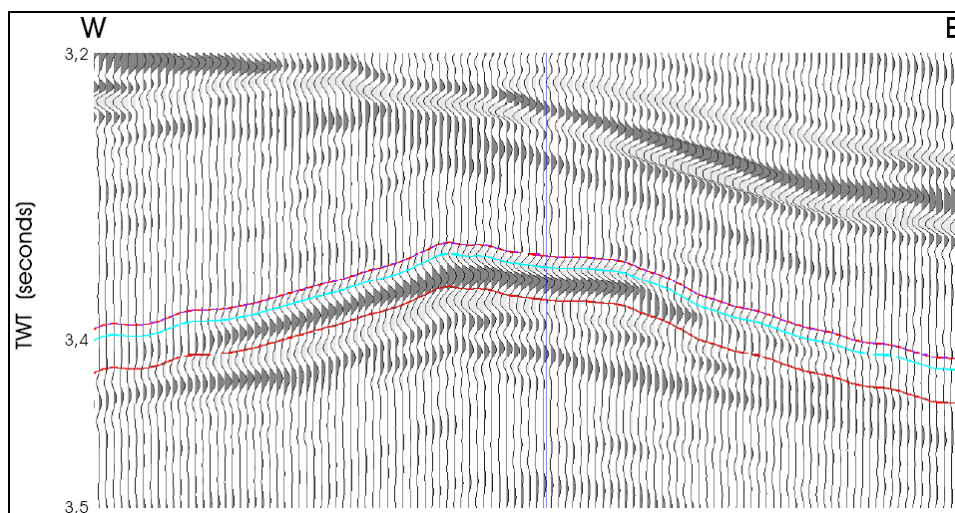
شکل ۲-۶: شماتیکی از دو روش مکمل برای آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای (Fournier et al, 2002)

۲-۲-۱ انتخاب افق‌های لرزه‌ای و تفسیر آنها

اولین گام در فرآیند رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای، تعریف بازه هدف است که آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای روی آنها صورت می‌گیرد. این بازه‌ها می‌تواند توسط دو افق یا سطح تعریف شود بطوریکه قسمت فوقانی و تحتانی مخزن را تشکیل دهند. تریس‌های لرزه‌ای در این بازه مورد آنالیز قرار می‌گیرند. از این رو اعتبار و صحت برداشت و تفسیر افق‌ها تعیین‌کننده است.

۲-۲-۲ نمونه‌گیری از تریس‌های لرزه‌ای

گام بعدی انتخاب نمونه‌های شاخص از داده‌های لرزه‌ای موجود در سرتاسر مخزن است. شکل و گسترش مخزن در تعریف ناحیه آنالیز به حساب می‌آید. از آنجایی که توزیع جانبی حجم مخزن را می‌توان برحسب دامنه لرزه‌ای مشاهده نمود، بنابراین می‌توان بجای تمرکز بر کل حجم لرزه‌نگاری سه‌بعدی صرفاً به محدوده مخزن متمرکز شد. نمونه‌گیری زمانی می‌تواند بصورت یک حجم زمانی بریده شده از چند میلی ثانیه بالا و پایین قسمت فوقانی مخزن باشد. این بازه زمانی مورد استفاده در تشخیص الگو موجب بکارگیری قسمتی از تریس لرزه‌ای به عنوان داده‌های ورودی می‌شود. افق لرزه‌ای بیانگر مخزن باید پیش از تعریف پنجره زمانی بخوبی برداشت شود زیرا هرگونه خطا در تفسیر افق می‌تواند منجر به نتایج غلط یا دارای نوفه فراوان بشود. یک مثال از نمونه‌گیری زمانی تریس‌های لرزه‌ای در شکل ۲-۷ نشان داده شده است.



شکل ۷-۲: تصویر مقطع لرزه‌ای با پنجره زمانی ۴۰ میلی ثانیه (بین دو افق قرمز رنگ) که در الگوریتم تشخیص الگو استفاده مخزن است. آنومالی دامنه بالا مشخص کننده ماسه سنگ‌های گازداری (top) شده است. افق آبی رنگ بیانگر قسمت فوقانی (Johann et al, 2001) است که توسط چاهی (خط آبی تیره) شناسایی شده است

۲-۲-۳ ارزیابی و انتخاب نشانگرها

انواع مختلفی از نشانگرهای لرزه‌ای وجود دارند که می‌توان آنها را از داده‌های لرزه‌ای استخراج نمود. پیشرفت‌ها در زمینه الکترونیک و محاسبات، محاسبه نشانگرهای لرزه‌ای را که اکثراً مشتق شده از خصوصیات زمانی، دامنه و فرکانس لرزه‌ای هستند میسر نموده است (Brown, 1996). هرچه تعداد نشانگرهای لرزه‌ای بیشتر باشد، می‌تواند موجب سردرگمی بیشتر کارشناسان در انتخاب نشانگرهای مناسب بشود. بسیاری از نشانگرهای لرزه‌ای یا همانند^{۳۱} یکدیگر هستند یا مبهم^{۳۲} و بصورت کمیتهای ریاضی (فاقد معنای فیزیکی) می‌باشند. جهت تمایز نشانگرهای لرزه‌ای مفید می‌توان از قواعد کلی ذیل استفاده نمود (Barnes, 2007):

- نشانگرهای لرزه‌ای باید یکتا^{۳۳} باشند. جهت سنجش یک ویژگی لرزه‌ای تنها یک نشانگر مورد نیاز می‌باشد و باید نشانگرهای همانند را کنار گذاشت. جایی که چندین نشانگر یک خصوصیت را مورد سنجش قرار می‌دهند، باید نشانگری که دارای بهترین کارایی است انتخاب شود. اگر نتوان نشانگری با بهترین کارایی را شناسایی نمود، مهم نیست که کدامیک از آنها انتخاب شود.
- نشانگرهای لرزه‌ای باید مفهوم آشکاری داشته باشند. نشانگرهایی که دارای معنای زمین‌شناسی و ژئوفیزیکی هستند در کاربرد دارای ارجحیت می‌باشند.
- نشانگرهایی که تنها در قدرت تفکیک با هم تفاوت دارند، نشانگرهایی یکسان می‌باشند.

1- Duplicate
2- Obscure
3- Unique

- نشانگرهای لرزه‌ای نباید در پاسخ به تغییرات کوچک داده‌ها بطور عمده‌ای تغییر نمایند. نباید از نشانگرهای خیلی حساس استفاده شود.

مؤثر بودن نشانگرهای لرزه‌ای را می‌توان از طریق بازبینی به کمک cross plot، همبستگی و آنالیز مؤلفه‌های اصلی مورد قضاوت قرار داد. همبستگی، مشخص‌کننده ارتباط خطی و بعضاً غیرخطی بین نشانگرهاست. آنالیز مؤلفه‌های اصلی نیز ارتباط خطی بین نشانگرها را مشخص نموده و نیز برای کاهش تعداد نشانگرهای مورد نیاز استفاده می‌شود.

با توجه به قواعد کلی ذکر شده می‌توان ارزیابی نشانگرها را در دو مرحله در نظر گرفت که عبارتند از مقایسه نشانگرها و نسبت دادن مفهوم زمین‌شناسی. از آنجایی که هدف کلی ارزیابی نشانگرها یافتن مناسب‌ترین آنهاست، همبستگی‌های بالا مشخص می‌کند که برخی از نشانگرهای مرتبط با هم از رده‌بندی مستثنی شوند. این کار می‌تواند با استفاده از ماتریس ضرائب همبستگی نشانگرها صورت گیرد. در مرحله دوم اهمیت زمین‌شناسی تک‌تک نشانگرهای لرزه‌ای تعیین می‌شود. به همین منظور از تجارب استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای در مطالعات پیشین و نیز برخی اطلاعات موجود در متون فنی جهت ارزیابی اهمیت زمین‌شناسی نشانگرها استفاده می‌شود. پس از ارزیابی نشانگرها، انتخاب آنها از طریق حذف نشانگرهای غیرمؤثر از فرآیند رده‌بندی صورت می‌گیرد. در انتخاب نشانگرها می‌توان عوامل کلی ذیل را لحاظ نمود:

- یک مجموعه محدودی از نشانگرها باید انتخاب شوند (براون (Brown, 1999) سه تا پنج نشانگر را توصیه نموده است). اینکار تعداد نشانگرهای لرزه‌ای در فرآیند رده‌بندی و نیز امکان همبستگی‌های کاذب^{۳۴} را محدود می‌سازد. همبستگی ساختگی فاقد اساس فیزیکی و واقعی است (Kalkomey, 1997).
- مجموعه نشانگرهای لرزه‌ای انتخاب شده بیانگر حداکثر بازه موجود سیگنال لرزه‌ای باشد. این رهنمون در جایی کاربرد دارد که هدف نه تمرکز بر خصوصیات یک واحد سنگی خاص بلکه رده‌بندی توزیع رخساره‌های لرزه‌ای براساس طیف اطلاعات لرزه‌ای است (یعنی زمان، سرعت، دامنه و فرکانس). جهت تمرکز بر خصوصیات خاص پتروفیزیکی باید تنها با وجوه خاصی از سیگنال لرزه‌ای و بالطبع مجموعه نشانگرهای مطابق آن ارتباط پیدا کرد.

- نشانگر لرزه‌ای باید دارای مفهوم زمین‌شناسی مناسبی باشد. این حالت جهت تضمین قابل تفسیر بودن نتایج رده‌بندی از لحاظ زمین‌شناسی ضروری می‌باشد ولو اینکه برخی نشانگرها به عنوان مثال دامنه لرزه‌ای توسط فاکتورهای متعدد زمین‌شناسی تحت تأثیر قرار بگیرند.
- نشانگرهای لرزه‌ای باید از لحاظ آماری مستقل از هم باشند زیرا در حالت کلی استفاده از نشانگرهایی که از لحاظ آماری خیلی بهم مرتبط هستند اطلاعات جدیدی را اضافه نخواهد کرد.

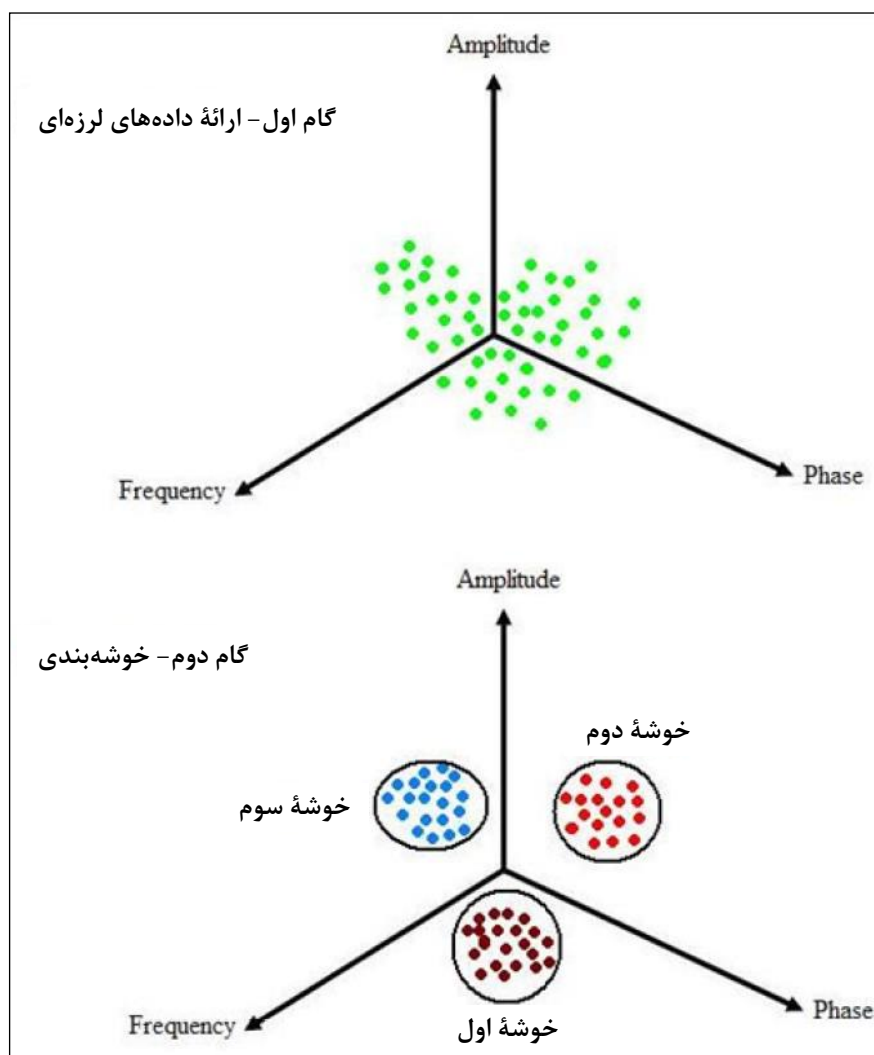
۲-۲-۴ رده‌بندی براساس الگوریتم‌های بدون ناظر

اصطلاح «بدون ناظر» کلیه روش‌های طبقه‌بندی را دربر می‌گیرد که تنها با تکیه بر داده‌های ورودی بوده و بطرف خروجی مطلوب متمایل نمی‌شوند (Coleou et al, 2003). هدف از آنالیز بدون ناظر، طبقه‌بندی داده‌های لرزه‌ای به نواحی با مشخصه لرزه‌ای مجزا می‌باشد که این کار بدون استفاده از هیچگونه اطلاعات اضافی همچون نمودارهای چاه صورت می‌گیرد. این آنالیز را در اکتشافات نفتی نواحی جدید که هنوز در فازهای اولیه آن اطلاعات چاه موجود نمی‌باشد می‌توان بکار گرفت (Saggaf et al, 2003). طبقه‌بندی کلاً براساس ساختار داخلی داده‌های لرزه‌ای است و نقشه رخساره‌ای بدست آمده بصورت شاخص ناهمگنی مخزن (همچون محدوده و جهت کانال یا نواحی با تخلخل بالا و پایین) است اما اینگونه رده‌ها دارای برچسب نیستند. شاید اطلاعات اضافی در شناسایی هریک از رده‌ها استفاده شود (برای مثال توسط بازبینی تباین امپدانس در تریس‌های هر رده و شناسایی ناحیه تخلخل بالا در رده‌ای که پاسخ‌های لرزه‌ای آن نشان دهنده تباین امپدانس بالاتری هستند). در این چارچوب، رخساره‌های لرزه‌ای متناظر با تعداد گروه‌های دربردارنده کلیه داده‌ها می‌باشند و تفسیر مخزنی رخساره‌ها در این حالت نیز بصورت استدلالی و با توجه به تطابق رخساره‌های لرزه‌ای با اطلاعات مخزنی بدست آمده از چاه‌ها صورت می‌گیرد. بطور کلی فرآیند رده‌بندی را می‌توان در دو گام مشاهده نمود (شکل ۲-۸). گام اول ارائه^{۳۵} داده‌های لرزه‌ای در فضای چند بعدی است. تریس‌های لرزه‌ای یا بردارهای نشانگر^{۳۶} را می‌توان بصورت نقاطی در فضای چند بعدی که ابعاد آن نشانگرهای لرزه‌ای می‌باشند (فضای نشانگر) نمایش داد. این بدان معناست که اگر n تعداد نشانگرهای لرزه‌ای اندازه‌گیری شده باشد، هر تریس لرزه‌ای را می‌توان بصورت نقطه‌ای در فضای n بعدی که مختصاتش مقادیر نشانگرهای لرزه‌ای هستند نمایش داد. در گام دوم تریس‌هایی که اقلاً از نقطه نظر نشانگرهای تحت

1- Representation
2- Attribute vectors

بررسی مشابه یکدیگر هستند، با استفاده از یکی از روش‌های تشخیص الگو خوشه‌بندی می‌شوند بطوریکه هر گروه معرف یک رخساره لرزه‌ای خاص است. تکنیک‌های تشخیص الگوی بکار گرفته شده جهت قسمت نمودن و گروه‌بندی، براساس آنالیز خوشه‌ای (روش‌های آماری) یا شبکه‌های عصبی می‌باشد.

از روش‌های مهم آماری جهت رده‌بندی بدون ناظر رخساره‌های لرزه‌ای می‌توان به روش خوشه‌بندی K-Means اشاره نمود که توضیحات بیشتر در مورد آن در پیوست-الف آمده است. از مهمترین روش‌های شبکه عصبی نیز می‌توان به شبکه یادگیری رقابتی اشاره نمود که در فصل بعد در مورد آن به تفصیل بحث شده است.



(Jokar, 2007) شکل ۲-۸: نمایش شماتیکی از روند رده‌بندی بدون ناظر در دو مرحله با استفاده از آنالیز خوشه‌ای

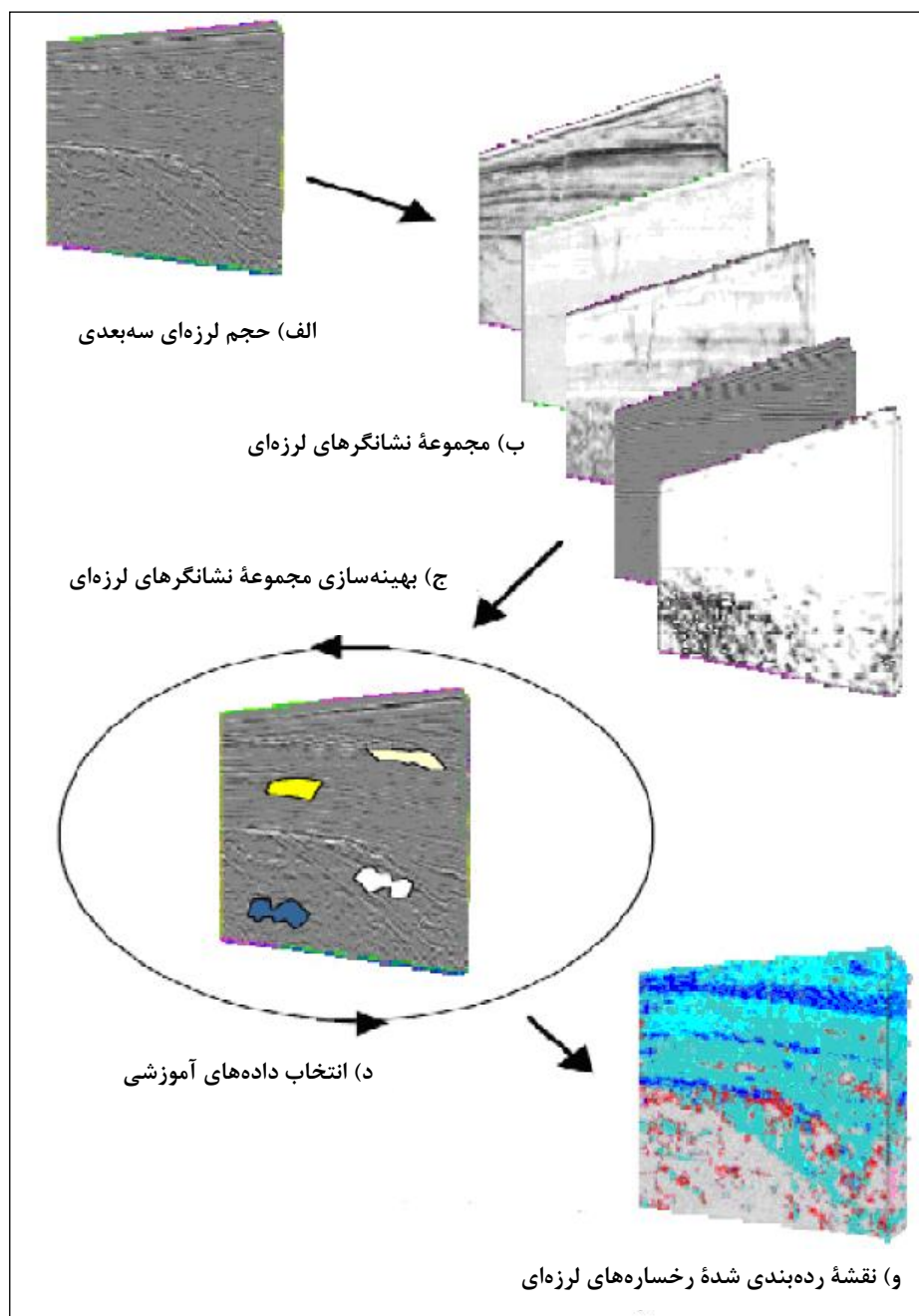
۲-۵ آموزش و رده‌بندی براساس الگوریتم‌های با ناظر

بطور معمول در مطالعات مخزن، اطلاعات نمودارهای چاه در تشخیص الگوهای لرزه‌ای بکار گرفته می‌شود. این اطلاعات مهم بطور مستقیم در فرآیند رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای ملاحظه نمی‌شوند بلکه مطلوب این است که به عنوان اطلاعات کمکی استفاده شوند. شاید نشانگرهای لرزه‌ای موجود بصورت ایده‌آل مناسب نباشند و یا نتوانند بطور کامل خصوصیات سیستمی را که باید رده‌بندی شود شرح دهند و از اینرو آگاهی اولیه می‌تواند در تکمیل داده‌های نشانگر لرزه‌ای و جبران فقدان برخی نشانگرها مؤثر باشد.

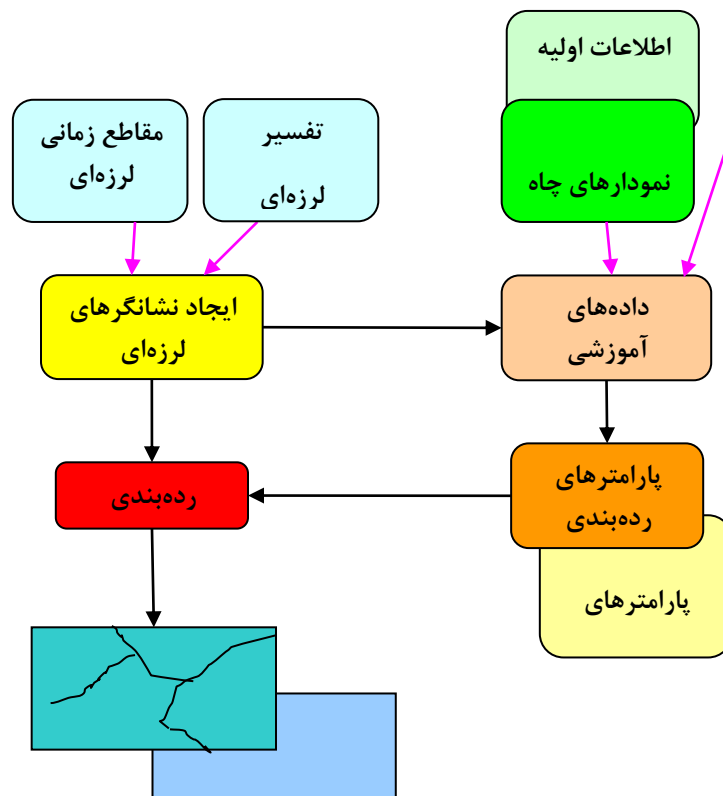
هدف از آنالیز با ناظر، مشخص نمودن مخزن توسط شناسایی رخساره‌های آن براساس نمودارهای چاهها، اطلاعات زمین‌شناسی و لرزه‌ای می‌باشد. روش با ناظر بر پایه تکنیک‌های مختلف آنالیز تفکیک^{۳۷} (روش آماری) و روش‌های تشخیص الگوی شبکه عصبی است. توضیحات بیشتر در مورد روش‌های آماری رده‌بندی با ناظر، روش بیز و روش فیشر، در پیوست-ب ارائه شده است. در شکل ۲-۹ روال این نوع آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای نشان داده شده است. اطلاعات مخزنی از طریق تعریف مجموعه تریس‌های آموزشی که شاخص تغییرات عمده مخزنی است، به عنوان راهنمایی در جهت تعریف رخساره‌ها معرفی می‌شوند. در این چارچوب، رخساره‌های لرزه‌ای برای نواحی بین چاهها بوسیله تلفیق اطلاعات از نمودارهای چاهها و داده‌های لرزه‌ای سطحی با استفاده از الگوریتم‌های رده‌بندی با ناظر پیش بینی می‌شود. در روش با ناظر، تفسیر زمین شناسی رخساره‌های لرزه‌ای را می‌توان بلافاصله انجام داد زیرا اطلاعات اولیه زمین شناسی از همان ابتدا به عنوان راهنمایی در تعیین رخساره‌ها می‌باشد.

آنالیز آماری همچون cross plot نشانگرهای لرزه‌ای، به منظور انتخاب نشانگرهایی از میان کلیه نشانگرهای لرزه‌ای موجود که جدایش بهینه گروه‌های مختلف از نمونه‌های آموزشی را میسر می‌سازد صورت می‌گیرد. براساس این نشانگرهای لرزه‌ای، اطلاعات زمین شناسی و نمودارهای چاه عملیات رده‌بندی صورت می‌گیرد. اصل اساسی در رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با ناظر، تخصیص نشانگرهای لرزه‌ای به رده معرف سیال یا رخساره خاص می‌باشد.

در شکل ۲-۱۰ فرآیند رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با ناظر بصورت تفصیلی‌تر در قالب یک فلوچارت نشان داده شده است.



شکل ۲-۹: نمایش شماتیکی از رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای در حالت با ناظر. در اینجا داده‌های آموزشی براساس مطالعات چینه‌شناسی لرزه‌ای و یا با توجه به داده‌های چاه، زمین‌شناسی و مخزن تعیین می‌شود که این موجب محدود شدن (Carrillat et al, 2002) زیرمجموعه نشانگرها بصورت بهینه می‌شود (ج و د)



شکل ۲-۱۰: فلوچارتی از روند کلی رده‌بندی با ناظر رخساره‌های لرزه‌ای (Jokar, 2007)

در نهایت دو حالت را می‌توان برای استخراج اطلاعات زمین شناسی از داده‌های لرزه‌ای در نظر گرفت. حالت اول براساس آنالیز و رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از روش‌های تشخیص الگوست که با توجه به شرایط زمین شناسی می‌توان تفسیر کیفی از شرایط مخزن ارائه نمود. حالت دوم از روش‌های کالیبراسیون آماری جهت تخمین خصوصیات پتروفیزیکی مخزن استفاده می‌کند که این را تفسیر کمی در نظر می‌گیرند. در این پایان‌نامه تفسیر کیفی مخزن مدنظر بوده و نتایج بدست آمده از لحاظ تغییرات رخساره‌ای مورد تفسیر قرار گرفته‌اند.

۲-۳ مقایسه روش‌های بدون ناظر و با ناظر

روش‌های بدون ناظر و با ناظر از نقطه نظر تشخیص رخساره‌های لرزه‌ای مکمل یکدیگر هستند (Dequierez et al, 1995). نتایج بدست آمده از فرآیند بدون ناظر تنها براساس اطلاعات موجود در داده‌های لرزه‌ای است و از اینرو بصورتی بی‌طرفانه تغییرات در سطح مخزن را نشان می‌دهد. رده‌بندی بدون ناظر دیدی کلی از توزیع

رخساره‌های لرزه‌ای بدست می‌دهد. بنابراین این فرآیند می‌تواند بیانگر تغییرات زمین‌شناسی در نواحی باشد که مورد حفاری قرار نگرفته‌اند و یا بندرت بیانگر رخساره‌های لرزه‌ای باشد که مرتبط با آنومالی‌های کاذب ناشی از عملیات برداشت یا پردازش داده‌ها هستند. به هر حال تفسیر زمین‌شناسی رخساره‌های لرزه‌ای بدست آمده از روشهای بدون ناظر در بعضی مواقع پیچیده می‌باشد بویژه اگر پوشش چاه‌ها محدود باشد. از آنجایی که رده‌بندی بدون ناظر را می‌توان سریعاً انجام داد و یک دید کلی درباره شرایط خصوصیات تحت بررسی با توجه به داده‌های لرزه‌ای بدست آورد، معمولاً در فرآیند رده‌بندی پیش از عملیات با ناظر صورت می‌گیرد حتی اگر داده‌های آموزشی از قبل موجود باشد. بالعکس در رویه با ناظر، نقشه رخساره‌های لرزه‌ای دارای معنای زمین‌شناسی می‌باشد و استفاده از داده‌های آموزشی در فرآیند رده‌بندی با ناظر موجب اصلاح ترسیم رخساره‌های لرزه‌ای می‌شود. در این حالت اشکالی که در ردیابی رخساره‌های لرزه‌ای نتیجه شده وجود دارد، تأثیر پذیری زیاد آن از تفسیرهای اولیه زمین‌شناسی است که امکان بایاس (تمایل) در نتایج را موجب می‌شود. از اینرو یکی از راههای ارزیابی درجه اطمینان نتایج روش‌های با ناظر، مقایسه آنها با نتایجی است که از روش‌های بدون ناظر بدست آمده‌اند. به عبارت دیگر رخساره‌های لرزه‌ای که در دو روش مشترک باشند بشدت قابل اطمینان هستند. جدا از هر روشی که مورد استفاده قرار می‌گیرد، بدون ناظر یا با ناظر، احتمال تخصیص مناسب هر تریس به رخساره لرزه‌ای خود محاسبه می‌شود. این اندازه‌گیری عدم قطعیت می‌تواند به عنوان شاخص اطمینان استفاده شود (Fournier et al, 2002).

از آنجایی که ارزیابی و انتخاب نشانگرهای لرزه‌ای به عنوان مهمترین رکن فرآیند رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای است که در این پایان نامه نیز بکار رفته‌اند، در ادامه مختصری در رابطه با نشانگرهای لرزه‌ای که مورد استفاده قرار گرفته‌اند توضیح خواهیم داد. توضیحات بیشتر در این زمینه در پیوست-ج قرار داده شده است.

۲-۴ تعریف نشانگرهای لرزه‌ای

هدف مفسرین لرزه‌ای، استخراج اطلاعات بیشتر از داده‌های لرزه‌ای و بکارگیری آن در تفسیر ویژگی‌های ساختمانی، چینه‌شناسی و لیتولوژیکی زیرسطحی می‌باشد. یکی از راههای بدست آوردن چنین اطلاعاتی از طریق استخراج نشانگرهای لرزه‌ای است. نشانگر در فرهنگ آکسفورد به معنی نسبت دادن کیفی به هر شخص

یا چیزی است. در حالت کلی، نشانگرهای لرزه‌ای شامل کلیه کمیت‌های مشتق شده از داده‌های لرزه‌ای می‌باشند. از اینرو سرعت میان لایه‌ای، امپدانس صوتی و نیز خصوصیات تریس مختلط و دورافت دامنه^{۳۸} را نیز به عنوان نشانگر لرزه‌ای در نظر می‌گیرند (Chopra and Marfurt, 2005). اما تعریف جامع‌تر دیگر در مورد نشانگرهای لرزه‌ای توسط چن و سیدنی (Chen and Sidney, 1997) ارائه شده است. آنها نشانگرهای لرزه‌ای را به عنوان اندازه‌گیری خاص خصوصیات هندسی، جنبشی^{۳۹}، دینامیک و آماری مشتق شده از داده‌های لرزه‌ای تعریف نمودند بطوری که برخی از آنها نسبت به بقیه به محیط مخزن حساستر هستند؛ برخی در آشکارسازی آنومالی‌های زیرسطحی که به آسانی قابل رؤیت نیستند مناسبند و برخی دیگر به عنوان شاخص‌های مستقیم هیدروکربن^{۴۰} استفاده می‌شوند. بر همین اساس بارنز (Barnes, 1999) نشانگر لرزه‌ای را به عنوان یک مشخصه توصیفی و قابل سنجش از داده‌های لرزه‌ای که می‌تواند بصورت هم‌مقیاس با داده‌های اصلی نمایش داده شود تعریف نموده است.

نشانگرهای لرزه‌ای توصیف کننده داده‌های لرزه‌ای هستند و استفاده از آنها جهت کسب آگاهی از داده‌ها بویژه هنگامی که روی افق‌های تفسیر شده نمایش داده شوند ارزشمند است. اکثر نشانگرهای موجود بصورت بخش‌های مستقلی از اطلاعات نیستند و در حقیقت هریک بیانگر قسمت محدودی از اطلاعات لرزه‌ای اصلی می‌باشند (Brown, 2001). بطور کلی مجموعه قواعد خاصی برای چگونگی محاسبه نشانگرهای لرزه‌ای وجود ندارد و نشانگرهای لرزه‌ای توسط روش‌های متنوعی محاسبه می‌شوند که برخی عبارتند از آنالیز تریس مختلط^{۴۱}، آنالیز فوریه، تبدیل موجک^{۴۲}، مؤلفه‌های اصلی و روش‌های مختلف عددی (Barnes, 2001).

در سال‌های اخیر نشانگرهای لرزه‌ای در بازه وسیعی از موارد بکار گرفته شده‌اند که شامل تعبیر و تفسیر لرزه‌ای، ترسیم ساختارهای زیرسطحی با کمک داده‌های لرزه‌ای، چینه‌شناسی لرزه‌ای، شناسایی لیتولوژی لرزه‌ای، مدل‌سازی، توصیف مخزن، شبیه‌سازی مخزن و همچنین پایش مخزن می‌باشد (Chen and Sidney, 1997).

۲-۴-۱ استخراج نشانگرهای لرزه‌ای

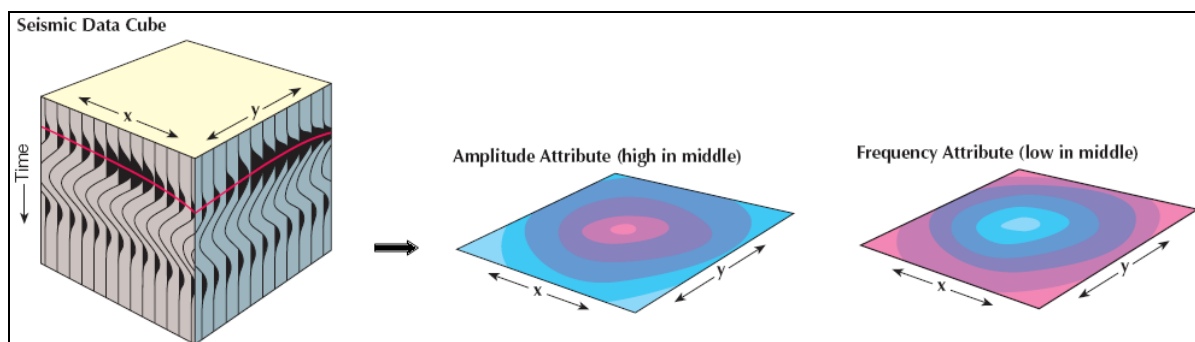
-
- 1- Amplitude Variation with Offset (AVO)
 - 2- Kinematic
 - 3- Direct Hydrocarbon Indicator (DHI)
 - 4- Complex trace analysis
 - 5- Wavelet transform

نشانگرهای لرزه‌ای بیانگر اطلاعات متراکم شده موجود در تریس‌های لرزه‌ای هستند. نشانگرهایی همچون دامنه، فرکانس، فاز، قطبیت و برخی دیگر می‌توانند بصورت‌های مختلف بیان شوند. برخی از آنها در یک لحظه زمانی از مقطع زمانی لرزه‌ای، که می‌تواند قسمت تفسیر شده فوقانی مخزن یا هرگونه سطح مشخص شده در مقطع لرزه‌ای باشد، محاسبه می‌شوند. چنین نشانگرهایی را لحظه‌ای^{۴۳} یا می‌نامند. در صورتی که این نشانگر در مورد مجموعه‌ای از تریس‌ها محاسبه شود، بیانگر برخی خصوصیات سطح بازتابنده می‌باشد و در این حالت آنرا نشانگر سطحی^{۴۴} می‌نامند. نمایش این دسته از نشانگرها اغلب بصورت نمایش رنگی سطح مورد نظر در دو یا سه بعد صورت می‌گیرد (شکل ۲-۱۱).

دیگر نشانگرها ممکن است روی چندین نمونه زمانی از هر تریس، بطوریکه بصورتی مؤثر یک حجم را توصیف نمایند، محاسبه شوند که آنها را نشانگر حجمی می‌نامند. این نشانگرها مقدار زیاد داده‌های موجود در تریس‌های لرزه‌ای را در یک مقدار متراکم می‌سازند. برای مثال، نشانگر ناهمگنی بازتاب^{۴۵} که مرتبط با طول تریس لرزه‌ای بین دو نمونه زمانی انتخاب شده است، اطلاعاتی را در رابطه با یکنواختی یا غیریکنواختی الگوی بازتابنده داخلی در حجم مخزن (بین دو نمونه زمانی) می‌دهد. نوع دیگر نشانگرها که همانند نشانگرهای سطحی روی یک ناحیه تعریف شده از سطح محاسبه می‌شوند نشانگرهای شبکه‌ای^{۴۶} هستند. شیب ظاهری و آزمون شیب سطح مثال‌هایی از این نشانگرها هستند.

نشانگرهای مختلف به خصوصیات مخزن حساس هستند. برای مثال فاز لحظه‌ای پیوستگی بازتابنده‌ها را بارز می‌سازد. فرکانس لحظه‌ای به عنوان شاخص هیدروکربن‌های سبک گزارش شده است. تباین امپدانس صوتی جهت پیش‌بینی تخلخل استفاده می‌شود. ناهمگنی بازتاب بیشتر به عنوان شاخص لیتولوژی می‌باشد. شیب و آزمون شیب به عنوان شاخص‌های قدرتمندی برای شناسایی گسل و شکستگی‌ها می‌باشند. یافتن نشانگر مناسب یا ترکیبی از نشانگرها که نسبت به خصوصیات مخزن حساس باشند بر عهده مفسرین می‌باشد (Sonneland et al, 1996).

-
- 1- Instantaneous
 - 2- Surface attributes
 - 3- Reflection heterogeneity
 - 4- Grid attributes



شکل ۲-۱۱: محاسبه نشانگرها در سطح زمانی یک حجم لرزه‌ای سه بعدی (تصویر چپ). ویژگی لرزه‌ای هر تریس در زمان انتخابی آنالیز شده و مقداری به آن تخصیص می‌یابد. برای مثال، دامنه هر تریس در سطح را می‌توان روی یک سطح مجزا ترسیم کرد (تصویر میانی). در این مثال، دامنه‌های بالاتر نزدیک مرکز حجم لرزه‌ای سه بعدی بصورت مقادیر بالاتری در مرکز (Sonneland et al, 1996) سطح دو بعدی دامنه ترسیم می‌شوند. دیگر سطوح نشانگرها به همین طریق محاسبه می‌شوند (تصویر راست)

۲-۴-۲ اهمیت نشانگرهای لرزه‌ای از لحاظ زمین‌شناسی و مخزنی

نشانگرهای لرزه‌ای در نرم‌افزار Charisma براساس نحوه استخراج آنها از داده‌های لرزه‌ای به سه دسته ذیل تقسیم می‌شوند:

- نشانگرهای سطحی
- نشانگرهای حجمی
- نشانگرهای شبکه‌ای

نشانگرهای سطحی اطلاعات را از داده‌های لرزه‌ای روی یک افق زمانی یا نزدیک آن استخراج می‌نمایند. این نشانگرها شاخص‌هایی را جهت نواحی که ممکن است دارای تجمعات هیدروکربن باشند فراهم می‌سازند و نیز ممکن است به عنوان راهنمایی و کمک در تفسیر افق‌ها و گسل‌ها باشند. نقشه دامنه به عنوان مثالی از این نوع نشانگرهاست.

نشانگرهای حجمی آندسته از نشانگرهایی هستند که تغییرات درون یک بازه مشخص را، که می‌تواند بصورت یک جدایش زمانی در بالا یا پایین یک افق خاص یا فاصله بین دو افق باشد، توصیف می‌کنند. نقشه اینگونه نشانگرها، تغییرات در یک بازه مشخص را توصیف می‌نماید.

نشانگرهای حجمی را می‌توان در سه گروه مختلف جدا نمود: نشانگرهای تلفیقی^{۴۷}، نشانگرهای ناهمگنی^{۴۸} و نشانگرهای حداکثر/حداقل. نشانگرهای تلفیقی بوسیلهٔ انتگرال‌گیری از نشانگر لحظه‌ای در سرتاسر پنجره محاسبه می‌شوند. تغییرات در نقشه‌های تلفیقی را می‌توان مرتبط با تغییرات چگالی، تخلخل، لیتولوژی و غیره دانست. از اینرو اینگونه نقشه‌ها بیشتر در توصیف مخزن مورد استفاده قرار می‌گیرند. نشانگرهای ناهمگنی نشان دهندهٔ تغییرات در الگوهای بازتابی داخلی درون بازهٔ مشخص شده هستند. این نشانگرها مرتبط با ناهمگنی‌های زیرسطحی هستند. کاربرد مهم ناهمگنی بازتابی در ردیابی توده‌های ماسه‌ای درون لایه‌های شیلی است. زونی با ناهمگنی بالا ممکن است به عنوان زونی با شیل بیشتر نسبت به زون با ناهمگنی کمتر تفسیر گردد. تریسی که دارای تغییر سریع دامنه است، مقادیر بالای ناهمگنی بازتاب را دارا خواهد بود (Charisma user's manual, 2006). نشانگرهای مقدار حداکثر و حداقل برآوردی از بیشترین و کمترین مقدار نشانگر انتخاب شده در بازهٔ مشخص هستند. نشانگرهای شبکه‌ای از grid بدست می‌آیند و هیچگونه دادهٔ دامنه‌ای در آنها استفاده نمی‌شود. نقشهٔ این نشانگرها تنها بر پایهٔ مقادیر grid است و نتایج مستقل از داده‌های لرزه‌ای هستند. اینگونه نقشه‌ها نیازمند تفسیر دقیقی هستند. این دسته از نشانگرها جهت آشکارسازی عوارض ساختمانی همچون گسل‌ها استفاده می‌شوند.

یک موج لرزه‌ای مختلط را می‌توان بصورت برهم‌نهی امواج هارمونیک ساده که در فرکانس، دامنه و فاز متغیر هستند توصیف نمود. از اینرو هر موج مختلط را می‌توان بوسیلهٔ ترکیبی از توابع مستقل ریاضی بازسازی نمود. اصل ذکر شده، اساس نشانگرهایی است که ملقب به نشانگرهای طیف بازتابی حجمی (VRS) هستند و به عنوان ابزاری نیرومند جهت توصیف مخزن بوده و موجب اخذ اطلاعات بیشتر از داده‌های لرزه‌ای می‌شوند. بعلاوه اینکه سیگنال لرزه‌ای دارای اطلاعات زیاد زیرسطحی است که در نمایش‌های مرسوم لرزه‌ای سریعاً آشکار نمی‌شوند، نقش نشانگرهای لرزه‌ای VRS در تفکیک سیگنال لرزه‌ای جهت آشکارسازی لیتولوژی‌های مختلف براساس چندجمله‌ای‌ها با اهمیت بوده و نتیجتاً منجر به بارز شدن توزیع انواع لیتولوژی با توجه به نشانگرهای VRS متناظر می‌شود.

در این پایان‌نامه با توجه به بررسی‌های صورت گرفته روی نشانگرهای لرزه‌ای، ۸ نشانگر لرزه‌ای با توجه به شرایط زمین‌شناسی به منظور تعیین ناهمگنی مخزن مناسب تشخیص داده شدند که عبارتند از:

-
- 1- Integrated attributes
 - 2- Heterogeneity attributes

۱. نشانگر تلفیقی دامنه لرزه‌ای^{۴۹}

۲. نشانگر تلفیقی کسینوس فاز^{۵۰}

۳. نشانگر ناهمگنی دامنه لرزه‌ای^{۵۱}:

این نشانگر می‌تواند در ردیابی توده‌های ماسه‌ای درون لایه‌های شیلی کمک نماید. یک زون با ناهمگنی بالا ممکن است به عنوان زونی با شیل بیشتری نسبت به زون با ناهمگنی کمتر تفسیر شود.

۴. نشانگر ناهمگنی فاز لحظه‌ای^{۵۲}:

این نشانگر در شناسایی ویژگی‌های رسوبی و تکتونیکی همچون کانال‌ها، و نازک شدگی‌ها^{۵۳} بکار می‌رود.

۵. نشانگر ناهمگنی فرکانس لحظه‌ای^{۵۴}:

تغییرات سریع فرکانس لحظه‌ای می‌تواند در شناسایی تغییراتی همچون نازک شدگی‌ها و حاشیه‌های سطوح تماس هیدروکربن-آب کمک نماید.

۶. نشانگر دامنه لرزه‌ای RMS:

این نشانگر ریشه دوم جمع مربع دامنه لرزه‌ای تقسیم بر تعداد نمونه‌ها است و اندازه‌گیری دیگری از بازتاب‌پذیری درون پنجره زمان/عمق است.

۷. نشانگر ناهمگنی شدت بازتاب^{۵۵}:

از آنجایی که شدت بازتاب ممکن است دارای مقادیر حداکثر یا حداقلی باشد که متفاوت از مقادیر حداکثر و حداقل دامنه باشد، می‌تواند به عنوان شاخص تغییرات لیتولوژیک، هم‌کوک‌ی و دیگر فاکتورهای محلی مرتبط با مرزهای سکانس لرزه‌ای تلقی شود. شدت بازتاب بالا غالباً مرتبط با:

• تمایز بازتاب ناشی از بازتابنده‌های متراکم

-
- 1- Integrated seismic amplitude (ISA)
 - 2- Integrated cosine of phase (ICP)
 - 3- Heterogeneity seismic amplitude (HAS)
 - 4- Heterogeneity instantaneous phase (HIP)
 - 5- Pinch-out
 - 6- Heterogeneity instantaneous frequency (HIF)
 - 7- Heterogeneity reflection strength (HRS)

- تغییرات عمده لیتولوژیکی بین لایه‌های سنگی مجاور
- ناپیوستگی‌ها
- شناسایی لیتولوژیکی زیرگروه‌ها
- مرزهای سکانس لرزه‌ای
- تجمعات گازی
- و تخلخل کل

می‌باشد.

۸. نشانگر لرزه‌ای VRSO.

در فصل بعد فرآیند طبقه‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از شبکه‌های عصبی براساس الگوریتم یادگیری رقابتی (بدون ناظر) و الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا (با ناظر) مورد بحث قرار گرفته است.

فصل سوم

رده‌بندی

رخساره‌های لرزه‌ای

توسط شبکه‌های

۳-۱ مقدمه

به علت پیچیدگی خصوصیات مخزنی و وجود محدود داده‌های چاه در آغاز فعالیت‌های اکتشافی، بکارگیری شبکه‌های عصبی جهت کسب رابطه بین داده‌های لرزه‌ای و ویژگی‌های زمین شناسی بسیار ارزشمند می‌باشد. پیشرفت‌های اخیر در برداشت، پردازش و تفسیر داده‌های لرزه‌ای منجر به تعیین بهتر ویژگی‌های فیزیکی مخزن همچون رخساره‌های سنگی، تخلخل و نفوذپذیری شده است. ترسیم هوشمند الگوهای لرزه‌ای از طریق فرآیند رده‌بندی با استفاده از ترکیب اطلاعات نشانگرهای لرزه‌ای مختلف صورت می‌گیرد. در فرآیند رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای بوسیله شبکه عصبی، عملیات رده‌بندی در گام اول بصورت بدون ناظر صورت می‌گیرد تا خوشه‌بندی طبیعی داده‌های لرزه‌ای شناخته شود. این گام اولیه به مفسر در برداشت داده‌های آموزشی و انتخاب پارامترهای اجرای یک رده‌بندی با ناظر به عنوان گام دوم کمک می‌نماید. در فرآیند رده‌بندی با ناظر مفسر قادر به انتخاب داده‌های آموزشی از رخساره‌های لرزه‌ای مختلف (نمونه‌های کالیبراسیون) واقع در بازه مخزن مورد نظر می‌باشد. هنگامی که مفسر از انتخاب نقاط آموزشی رضایت پیدا کرد، این نقاط جهت آموزش شبکه عصبی مصنوعی استفاده قرار می‌گیرند. سپس نتایج رده‌بندی همراه با نقشه احتمال یا درجه اطمینان برای هریک از رده‌های مشخص شده در خروجی ظاهر می‌شود. در ادامه این فصل ابتدا کلیاتی در مورد شبکه‌های عصبی مصنوعی بیان شده است و سپس الگوریتم‌های یادگیری رقابتی و پس انتشار خطا که هر دو در این پایان نامه بکار برده شده‌اند تشریح شده‌اند و در نهایت روند طبقه‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای توسط شبکه پس انتشار خطا توضیح داده شده است.

۳-۲ کلیاتی در مورد شبکه‌های عصبی مصنوعی

بطور کلی شبکه عصبی مصنوعی یک سیستم پردازش اطلاعات است که دارای ویژگی‌های اجرایی معینی مشابه با شبکه عصبی بیولوژیکی می‌باشد (محقق، ۲۰۰۰).

این شبکه‌ها بعنوان تعمیمی از مدل‌های ریاضی ادراک مغز یا سیستم عصبی بیولوژیک بر پایه فرضیات زیر توسعه پیدا کرده‌اند:

- ۱) پردازش اطلاعات در تعدادی اجزای ساده بنام نرون صورت می‌گیرد (اجزای پردازش کننده).
- ۲) سیگنال‌ها به توسط پیوندهای متصل^{۵۶} بین نرون‌ها انتقال می‌یابند.
- ۳) هر پیوند متصل دارای وزن مربوطه است که در سیگنال انتقال یافته ضرب می‌شود.
- ۴) هر نرون جهت تعیین سیگنال خروجی، یک تابع محرک (معمولاً غیرخطی) را به ورودی خود اعمال می‌کند.

از اینرو می‌توان تعریف زیر را نیز برای شبکه‌های عصبی مصنوعی بکار برد:

شبکه عصبی مصنوعی یک پردازنده غیرمتمرکز موازی^{۵۷} است که دارای گرایش طبیعی جهت ذخیره دانش تجربی و فراهم نمودن آن جهت استفاده می‌باشد و از دو جنبه به مغز شباهت دارد:

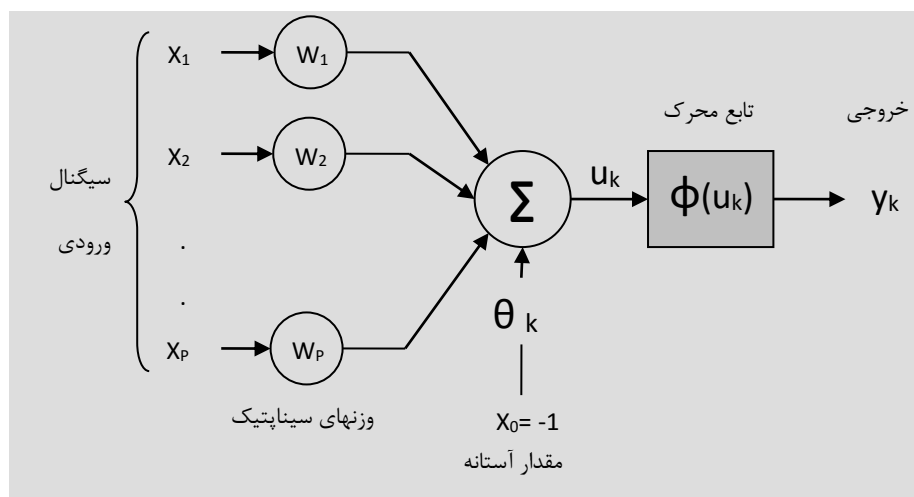
۱. آگاهی در شبکه از طریق فرآیند یادگیری حاصل می‌شود.
۲. وزن اتصال بین نرون‌ها معروف به وزن‌های سیناپتیک (اتصال) جهت ذخیره آگاهی استفاده می‌شود (Haykin, 1994).

شبکه معمولاً با استفاده از اجزای الکترونیکی یا شبیه‌سازی نرم‌افزاری اجرا می‌گردد و جهت اجرای مناسب، پیوندهای حجیمی از سلول‌های محاسباتی ساده (نرون‌ها) یا واحدهای پردازش کننده^{۵۸} را بکار می‌گیرد. در شکل ۱-۳ شماتیکی از مدل یک سلول عصبی مصنوعی نشان داده شده است.

همانطور که در دیاگرام دیده می‌شود، سیگنال ورودی در وزن مربوطه (که با توجه به اثر تحریکی یا جلوگیری می‌تواند مثبت یا منفی باشد) ضرب شده و سپس تمامی سیگنال‌های وزن دار شده به تابع ترکیب^{۵۹} رفته و با

1- Connecting links
2- Parallel distributed processor
3- Processing units
1- Combination function

هم جمع می‌شوند. مجموع حاصل را مجموع وزن دار^{۶۰} می‌گویند که رایج‌ترین تابع ترکیب است. توابع ترکیب دیگر نیز وجود دارند (مانند حداکثر یا حداقل ورودی‌های وزن دار).



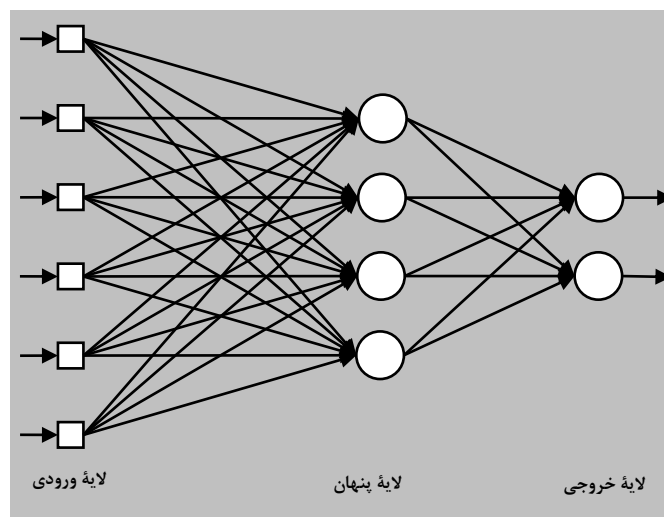
(Haykin, 1994) شکل ۳-۱: نمایش شمایینی از مدل یک سلول عصبی مصنوعی

این مجموع توسط تابع محرک که به آن تابع انتقال^{۶۱} یا تابع فشردگی^{۶۲} نیز می‌گویند، به خروجی سلول عصبی تبدیل می‌شود. در حقیقت تابع محرک، جهت محدود کردن دامنه خروجی به مقداری معین بکار می‌رود و برای این منظور از مقدار آستانه^{۶۳} و بایاس^{۶۴} استفاده می‌شود.

چگونگی قرارگیری نرون‌ها در ساختار شبکه‌های عصبی با الگوریتم یادگیری^{۶۵} مورد استفاده جهت آموزش شبکه مرتبط می‌باشد. الگوریتم یادگیری، فرآیند مورد استفاده جهت یادگیری می‌باشد که بصورت تغییر وزن‌های اتصال شبکه به ترتیبی است که هدف مطلوب نائل گردد (Haykin, 1994). شبکه‌های عصبی بصورت لایه‌هایی از نرون‌ها سازماندهی شده‌اند. در ساده‌ترین حالت شبکه دارای یک لایه ورودی از گره‌های مبدأ و یک لایه خروجی متشکل از نرون‌های محاسباتی است و از آنجایی که در لایه ورودی محاسبه‌ای صورت نمی‌گیرد این لایه به حساب نمی‌آید.

-
- 2- Weighted sum
 - 3- Transfer function
 - 4- Squashing function
 - 5- Threshold
 - 6- Bias
 - 7- Learning algorithm

از ساختارهای مهم شبکه‌های عصبی می‌توان به شبکه پیشخور اشاره نمود. در شبکه پیشخور جهت اطلاعات از گره‌های مبدأ به گره‌های محاسباتی است و دارای سیکل یا حلقه برگشتی نمی‌باشد. در ساختار این شبکه معمولاً یک یا چندین لایه پنهان^{۶۶} حضور دارند که گره‌های محاسباتی آنها را نیز متقابلاً نرون‌های پنهان یا واحدهای پنهان می‌نامند و بین لایه‌های ورودی و خروجی شبکه قرار می‌گیرند (شکل ۳-۲).



(Haykin, 1994) شکل ۳-۲: تصویر شماتیکی از شبکه با تغذیه پیشرو با یک لایه پنهان

وجود لایه‌های پنهان شبکه، حل مسائل پیچیده و غیرخطی را امکان‌پذیر می‌سازد. گره‌های ورودی شبکه، امکان ورود داده‌ها به شبکه جهت تزریق آنها به نرون‌های لایه دوم (اولین لایه پنهان) را مهیا می‌سازند. سیگنال‌های خروجی لایه دوم به عنوان ورودی لایه سوم استفاده می‌شوند و همین روال برای باقی شبکه ادامه می‌یابد. از اینرو سیگنال خروجی در لایه نهایی (خروجی)، پاسخ کلی شبکه است. پرسپترون چند لایه^{۶۷} نمونه‌ای از این نوع شبکه است.

۳-۲-۱ آموزش شبکه‌های عصبی

برای حل هر مسئله‌ای، شبکه‌های عصبی باید سه مرحله را طی نمایند:

-
- 1- Hidden layer
 - 2- Multi-Layer Perceptron (MLP)

(۱) آموزش^{۶۸}

(۲) تعمیم پذیری^{۶۹} (تست)

(۳) اجرا^{۷۰}

آموزش فرآیندی است که طی آن شبکه فرا می گیرد تا قانون موجود در ورودی ها را بشناسد (بصورت مجموعه داده های آموزشی). به همین منظور هر شبکه عصبی از مجموعه ای از قوانین یادگیری که نحوه یادگیری را تعریف می کنند استفاده می کند. تعمیم پذیری توانایی شبکه برای ارائه جواب قابل قبول در قبال ورودی هایی است که در مجموعه آموزشی نبوده اند. استفاده از شبکه برای انجام عملکردی که بدان منظور طراحی شده است را اجرا می گویند. در طی فرآیند آموزش، وزن های داخلی شبکه عصبی که بر روی ورودی ها اعمال می شود آنقدر تغییر می کنند تا به وضعیت مناسب برسند. یکی از نقاط ضعف شبکه های عصبی این است که نتیجه آموزش یعنی اوزان داخلی هیچگونه تصویر روشنی از اعتبار جواب های مسئله بدست نمی دهد. به همین دلیل به شبکه های عصبی مدل های جعبه سیاه^{۷۱} می گویند. با این وجود، جواب های شبکه در اغلب موارد صحیح است و با شرایط کمی حاکم بر محیط سازگاری دارد. شبکه های عصبی توانایی پیش بینی دارند که لازمه آن سه شرط ورودی شناخته شده، خروجی شناخته شده و کافی بودن داده ها یا مثال های آموزشی است. مهمترین الگوهای یادگیری شبکه عصبی را می توان به دو دسته رده بندی نمود که عبارتند از یادگیری بدون ناظر و یادگیری با ناظر. مؤلفه اصلی یادگیری با ناظر، داشتن آگاهی از محیط است که توسط یکسری مثال های ورودی-خروجی ارائه می شود. به این مجموعه داده ها که آموزش شبکه را فراهم می کند، مجموعه آموزشی^{۷۲} می گویند. شبکه ورودی ها را پردازش نموده و خروجی های منتجه (واقعی) را با خروجی های مطلوب مقایسه می نماید و اختلاف آندو را که سیگنال خطا^{۷۳} نامیده می شود، بصورت پس انتشار به شبکه می دهد تا پارامترهای شبکه (وزن ها) تعدیل گردند. این روند بکرات صورت می گیرد تا هنگامیکه آگاهی از محیط تا حد امکان به شبکه انتقال یابد. در این صورت شبکه می تواند خودش با محیط در تعامل قرار گیرد. جهت اندازه گیری عملکرد شبکه می توان از معیار میانگین مربعات خطا که بصورت تابع هزینه^{۷۴} تعریف می شود استفاده نمود. این تابع

-
- 1- Training
 - 2- Generalization
 - 3- Operation
 - 4- Black-box models
 - 5- Training set
 - 6- Error signal
 - 1- Cost function

را می‌توان بصورت سطح خطا^{۷۵} مشاهده کرد. هرگونه عمل سیستم بصورت نقطه‌ای در این سطح ارائه می‌شود. به منظور بهبود عملکرد سیستم در طی آموزش، این نقطه باید بطور پیوسته بسمت نقطه حداقل سطح خطا که می‌تواند حداقل موضعی^{۷۶} یا حداقل مطلق باشد حرکت نماید. به عبارت دیگر تابع هزینه براساس سیگنال خطا باید بنحوی حداقل گردد که پاسخ واقعی هر نرون خروجی در شبکه به پاسخ مطلوب برسد یا بسیار نزدیک شود. با توجه به الگوریتم‌های طراحی شده جهت حداقل نمودن تابع هزینه، مثال‌های ورودی-خروجی مناسب و زمان کافی جهت آموزش، سیستم یادگیری باناظر معمولاً قادر به انجام اعمالی همچون تخمین و رده‌بندی الگو می‌باشد.

از الگوریتم‌های یادگیری باناظر می‌توان به الگوریتم پس انتشار (BP) اشاره نمود. شبکه عصبی پس انتشار خطا بعنوان یک شبکه عصبی پیشخور، یکی از محبوب‌ترین روش‌ها جهت یادگیری و مدل‌سازی کامپیوتری است. این روش بعنوان شناخته شده‌ترین روشی است که بصورتی گسترده جهت توصیف مخزن استفاده می‌شود (Siripitayananon et al, 2001).

در یادگیری بدون ناظر که به آن یادگیری خودسازمانده^{۷۷} نیز می‌گویند، مثال‌های خاص جهت فراگیری شبکه وجود ندارد بلکه سنجش خاصیتی که شبکه نیاز به یادگیری آن دارد بصورت مستقل صورت می‌گیرد و پارامترهای آزاد شبکه با توجه به آن بهینه می‌شوند. هنگامی که شبکه با قواعد آماری داده‌های ورودی تنظیم شود، توانایی آن در کدگذاری داخلی ویژگی‌های داده ورودی توسعه می‌یابد و از اینرو رده‌های جدید را بطور خودکار ایجاد می‌کند. جهت انجام یادگیری بدون ناظر می‌توان از قاعده یادگیری رقابتی استفاده کرد.

۳-۳ روش بدون ناظر شبکه عصبی جهت رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای

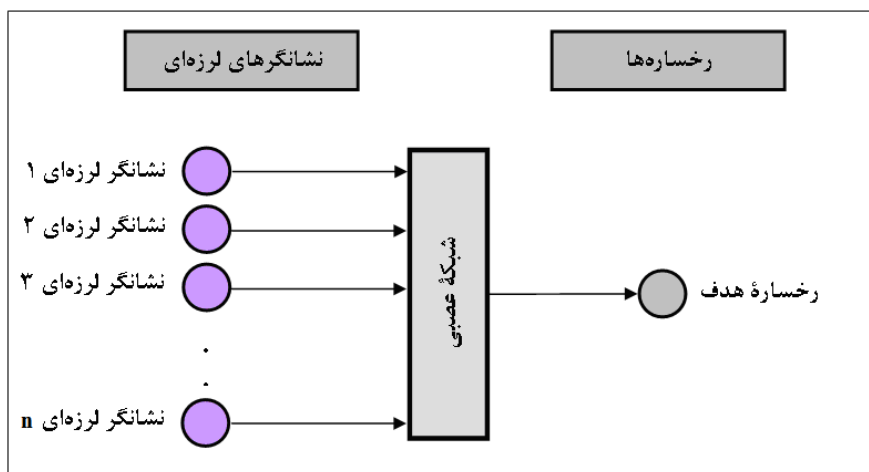
هدف از این آنالیز، رده‌بندی داده‌های لرزه‌ای به یکسری نواحی با خصوصیات لرزه‌ای مجزا بدون استفاده از هرگونه اطلاعات اضافی همچون نمودارهای چاه می‌باشد. رده‌بندی تماماً بر اساس ساختار داخلی داده‌های لرزه‌ای است و نقشه رخساره‌ای نتیجه شده بصورت شاخص ناهمگنی مخزن (همچون نواحی با تخلخل بالا و پایین) است اما رده‌ها دارای برچسب نیستند. روش بدون ناظر که جهت رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای در این

2- Error surface

3- Local minimum

4- Self-Organized learning

مطالعه مورد استفاده قرار گرفته است، براساس الگوریتم یادگیری رقابتی است. الگوریتم‌های یادگیری رقابتی هیچگونه فرضی را در مورد توزیع آماری مجموعه داده‌ها در نظر نمی‌گیرند. در این روش، شبکه رقابتی تک لایه کلیه بردارهای نشانگر لرزه‌ای را بعنوان ورودی دریافت کرده و آنها را در رخساره لرزه‌ای متناظر جمع‌آوری می‌کند. ساختار ورودی و خروجی شبکه در شکل ۳-۳ نشان داده شده است.



شکل ۳-۳: نمایش شماتیکی از ساختار ورودی/خروجی شبکه عصبی بدون ناظر هنگامی که ورودی از بردار نشانگرهای لرزه‌ای تشکیل بیابد (Saggaf et al, 2003)

تعداد نرون‌ها در لایه رقابتی برابر تعداد خوشه‌های مطلوب است. این نرون‌های مجزا بعنوان نماینده هر رده در نظر گرفته می‌شوند و در طی آموزش برای هر بردار ورودی با یکدیگر رقابت می‌کنند. در ابتدای فرآیند رده‌بندی، کاربر تعداد رده‌ها را مشخص می‌نماید. هنگام آموزش، بردارهای نشانگر لرزه‌ای در یک روند تکراری ارائه شده و نزدیکترین بردار خوشه به بردار نشانگر بنحوی تغییر می‌کند که احتمال برنده شدن آن در تکرار بعدی که یک بردار نشانگر خاص ارائه می‌شود بیشتر است. از اینرو هر نرون بصورت پیشرونده‌ای به گروه بردارهای ورودی مربوطه نزدیکتر می‌شود و پس از تعداد معینی تکرار شبکه پایدار می‌شود بنحوی که هر نرون در مرکز خوشه‌ای که نمایندگی آنرا دارد قرار می‌گیرد (Saggaf et al, 2003). آموزش پس از تعداد معینی تکرار و یا هنگامی که بردار خوشه بصورتی جزئی تغییر نمود متوقف می‌شود. سه پارامتر الگوریتم را کنترل می‌کنند:

۱. تعداد تکرارها^{۷۸}

۲. نرخ یادگیری^{۷۹}

۳. فرصت دادن^{۸۰}

تعداد تکرارها، کنترل کننده تعداد تکرار ارائه بردارهای ورودی بنحوی که است که بردارهای خوشه پایدار یافت شوند. نرخ یادگیری، بیانگر سرعتی است که شبکه عصبی مجاز است طبق آن وزنهای خود را جهت نگاشت بردارهای ورودی در تعداد از پیش معین شده‌ای رده تعدیل نماید. پارامتر فرصت تضمین کننده این است که برای نرونهای خروجی که بصورت فراوان برنده می‌شوند بنحوی یک امتیاز پایین در نظر گرفته شود بطوری که موجب کنار گذاشته شدن آنها بصورت موقت از رقابت بشود (Johann et al, 2001).

در قسمت بعد، گامهای اصلی الگوریتم یادگیری رقابتی و شبکه‌هایی که از این نوع الگوریتم جهت یادگیری استفاده می‌کنند به تفصیل مورد بررسی قرار گرفته است.

۳-۳-۱ شبکه‌های عصبی رقابتی

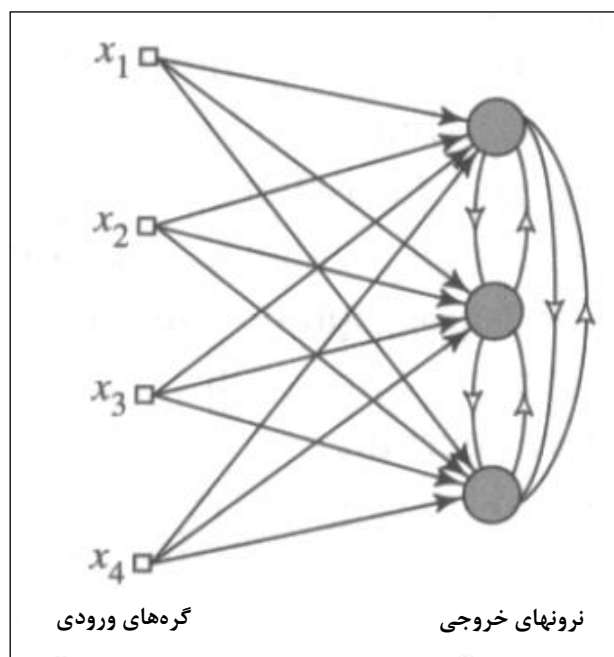
شبکه‌های عصبی رقابتی که شبکه خود سازمانده نیز جزئی از آن است، شبکه‌هایی با الگوی یادگیری بدون ناظر هستند. اینگونه شبکه‌ها از رقابت بین نرونهای خروجی در شبکه جهت خوشه‌بندی بردارهای ورودی براساس تشابهات میان آنها استفاده می‌کنند. به همین منظور در اینجا قاعده یادگیری رقابتی بکار می‌رود. در یادگیری رقابتی همانطور که از نام آن پیداست، نرونهای خروجی شبکه عصبی جهت فعال شدن (برانگیختگی) با هم رقابت می‌کنند. سه مؤلفه اصلی قاعده یادگیری رقابتی عبارتند از (Rumelhart and Zipser, 1985):

- وجود مجموعه‌ای از نرون‌ها که از هر نظر یکسان باشند بجز در وزنهای متصل به آنها که بصورت تصادفی توزیع شده‌اند و از اینرو پاسخهای متفاوتی به مجموعه الگوهای ورودی می‌دهند.
- تغییراتی که بر وزنهای هر نرون اعمال شود.

1- Number of iterations
2- Learning rate
3- Conscience

- مکانیزمی که نرون‌ها را مجاز به رقابت جهت پاسخگویی به مجموعه‌ای از ورودی‌ها سازد بنحوی که در یک زمان تنها یک نرون خروجی فعال (برانگیخته) گردد. نرونی که در رقابت برنده شود اصطلاحاً برنده کلی^{۸۱} نامیده می‌شود.

در شکل ۳-۴، شکل ساده‌ای از یک شبکه عصبی رقابتی نشان داده شده است.



شکل ۳-۴: شکل ساده‌ای از یک شبکه عصبی رقابتی (Johann et al, 2001)

معیاری که جهت سنجش نزدیکتر بودن بردار وزن یک نرون به بردار ورودی نسبت به نرون‌های دیگر استفاده می‌شود، فاصله اقلیدسی^{۸۲} است. در اینجا معیار اخیر مورد نظر ماست و الگوریتم یادگیری رقابتی را با توجه به آن بیان خواهیم کرد. نرونی که هر کدام از معیارهای ذکر شده را دارا باشد به عنوان نرون برنده شناخته می‌شود و در نتیجه خروجی آن ۱ و خروجی دیگر نرون‌ها صفر می‌شود.

الگوریتم آموزش شبکه را می‌توان بصورت زیر بیان نمود (King and Lau, 1998):

(در صورتی که k تعداد خوشه‌ها (یعنی همان تعداد نرون‌های خروجی) باشد و $i = 1, 2, \dots, k$ ، c_i مبین مراکز خوشه‌ها باشد).

1- winner-takes-all
2- Euclidean distance

گام ۱: مقدار دهی اولیه- یعنی در نظر گرفتن c_i ها بعنوان مراکز اولیه خوشه‌ها.

گام ۲: رقابت- یعنی انتخاب یک بردار ویژگی x (ورودی) از مجموعه داده‌ها و ارائه آن به شبکه. در این حالت نرونی بعنوان برنده محسوب می‌شود، v ، که فاصله مرکز خوشه آن، c_v (بردار وزن)، از بردار x براساس معیار فاصله اقلیدسی نسبت به دیگر مراکز خوشه‌ها حداقل باشد. بصورت ریاضی می‌توان نوشت:

$$d_v = \|x - c_v\| = \left[\sum_{j=1}^n (x_j - c_{vj})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (1-3)$$

$$d_v < d_i \text{ for all } v \neq i$$

گام ۳: اصلاح نمودن مرکز خوشه- اکنون می‌توان تصحیح وزن مربوط به بردار وزن (مرکز خوشه) نرون برنده را براساس رابطه زیر محاسبه نمود:

$$\Delta w_{vj} = \begin{cases} \eta(x_j - c_{vj}) & \text{اگر نرون } v \text{ برنده رقابت شود} \\ 0 & \text{در غیر این صورت} \end{cases} \quad (2-3)$$

که در آن η نرخ یادگیری عددی بین صفر تا ۱ می‌باشد. حال وزن‌های جدید را می‌توان براساس رابطه زیر محاسبه نمود:

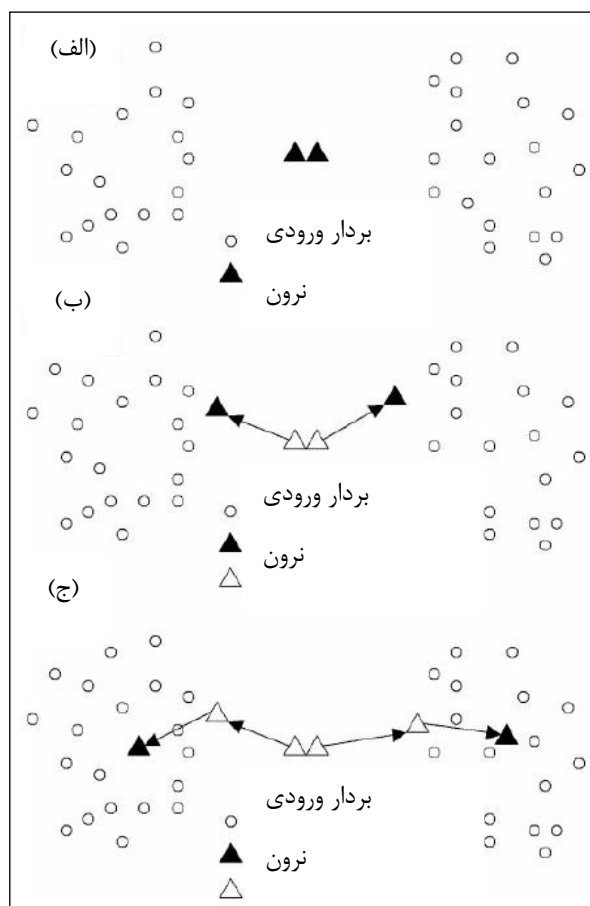
$$w_v(n+1) = w_v(n) + \Delta w_v(n) \quad (3-3)$$

گام‌های ۲ و ۳ تا رسیدن به تعداد معینی تکرار که از پیش تعریف شده یا تغییرات جزئی بردار خوشه (وزن) ادامه می‌یابد.

یکی از مشکلات الگوریتم ذکر شده در بالا این است که بعضی نرون‌های معین ممکن است به واسطه مقادیر اولیه وزن‌ها هیچ وقت نتوانند برنده شوند. از اینرو همانطور که ذکر شد، پیشنهاد شده است که از مکانیزمی بنام فرصت دادن استفاده شود که بر نرون‌های برنده اعمال می‌شود تا از کنار ماندن دائمی دیگر نرون‌ها از رقابت جلوگیری نماید. یکی از روش‌ها، استفاده از الگوریتمی بنام یادگیری رقابتی حساس به فرکانس^{۸۳} است که در آن انحراف یا عدم تطابق بین بردار ورودی و بردار وزن با تکرار انتخاب آن نرون‌ها بعنوان برنده افزایش می‌یابد بطوریکه در دوره‌های بعد موقتاً از جریان رقابت خارج می‌شوند (Card et al, 1998).

روند یادگیری رقابتی بطوری است که بتدریج بردارهای وزن بسمت مراکز خوشه‌های تعدادی از بردارهای ورودی شبکه جابجا می‌شوند. بنابراین در نهایت هر نرون خروجی نماینده یک دسته از ورودی‌ها خواهد بود. شکل ۳-۵ شماتیکی از این فرآیند را نشان می‌دهد که در آن دو نرون جهت رده‌بندی گروهی از بردارهای ورودی استفاده شده است. در آغاز نرون‌ها در موقعیت یکسانی می‌باشند (قسمت الف) و سپس هر یک بطور تدریجی به سمت گروهی از بردارهای ورودی جابجا می‌شوند (قسمت ب) تا هنگامی که در مرکز خوشه بردارهای ورودی که بیشترین شباهت را به آن دارند تثبیت شوند (قسمت ج). در نهایت این نرون بعنوان نماینده رده آن گروه در نظر گرفته شده و رفتار نوعی بردارهای ورودی آن خوشه را نمایش می‌دهد (Saggaf et al, 2003).

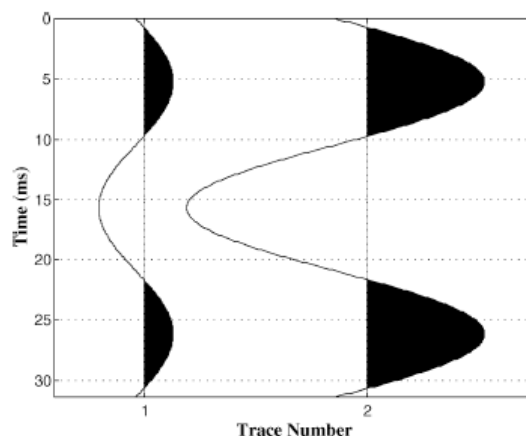
جهت اندازه‌گیری شباهت بین بردارهای ورودی و هر یک از نرون‌ها، معیارهای متعددی را می‌توان استفاده نمود که در جدول ۳-۱ تعاریف برخی از این معیارها نشان داده شده است. معیارهایی که رابطه‌ای مستقیم با تشابه بین بردارها دارند به معیارهای همبستگی و معیارهایی که رابطه‌ای معکوس با تشابه بین بردارها دارند به معیارهای فاصله موسوم هستند. انتخاب یک معیار خاص جهت استفاده بستگی به خصوصیات داده‌هایی دارد که مفسر بنای آنالیز را بر آن قرار داده است. برای مثال، درون معیارهای فاصله، معیار l_1 نسبت به معیار l_2 به مقادیر خارج از رده حساستر بوده و انتخاب آن در صورت حضور قابل توجه مقادیر خارج از رده در داده‌ها و ضرورت برطرف نمودن آنها مناسب‌تر است. بطور کلی معیارهای همبستگی نسبت به شکل تریس لرزه‌ای حساس‌تر از معیارهای فاصله هستند. در حقیقت همبستگی متقابل کاملاً به دامنه‌های مطلق داده‌های لرزه‌ای غیرحساس بوده و تنها به شکل تریس لرزه‌ای بستگی دارد. مثال آن شکل ۳-۶ است که در آن دو تریس لرزه‌ای دارای شکل دقیقاً یکسان اما دامنه‌های کاملاً متفاوت هستند بطوریکه همبستگی متقابل برابر یک ولی معیارهای l_1 و l_2 غیر صفر می‌باشند.



شکل ۳-۵: شماتیکی از روند آموزش شبکه عصبی رقابتی. در آغاز نرون‌ها در یک موقعیت هستند (الف) و سپس هر یک بصورت تدریجی بسمت گروهی از بردارهای ورودی جابجا میشوند (ب) تا در نهایت در مرکز خوشه بردارهای ورودی که بیشترین شباهت را به آن دارند تثبیت شوند (ج) (Saggaf et al, 2003)

جدول ۳-۱: برخی از معیارهای فاصله و همبستگی (Saggaf et al, 2003)

معیار	تعریف
ℓ_1	$\ x - y\ = \sum_{i=1}^n x_i - y_i $
ℓ_2	$\ x - y\ = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$
همبستگی متقابل	$\ x, y\ = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}}$
شباهت	$\ x, y\ = \frac{1}{2} \frac{\sum_{i=1}^n (x_i + y_i)^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2 + \sum_{i=1}^n y_i^2}$



شکل ۳-۶: تصویری از دو نمونه تریس لرزه‌ای با شکل یکسان و دامنه‌های متفاوت (Saggaf et al, 2003)

بنابراین معیارهای فاصله جهت ردیابی ویژگی‌های بارز تغییرات دامنه و معیارهای همبستگی جهت خصوصیات شکلی و بخصوص ردیابی ناپیوستگی‌های جانبی داده‌ها مناسب هستند. علاوه بر این معیارهای همبستگی بطور کلی بستگی به برداشت^{۴۸} صحیح افق تفسیر شده‌ای دارند که آنالیز روی آن صورت می‌گیرد. در صورت استفاده از چنین معیارهایی، انتقال خطا بعلاوه برداشت ضعیف اثر نامطلوبی بر آنالیز دارد. همانطور که در شکل ۳-۳ مشاهده می‌شود، ورودی شبکه از برداری که اعضای آن شامل نشانگرهای لرزه‌ای هستند تشکیل یافته است. از آنجایی که نشانگرهای متعدد بطور کلی دارای مقادیری با بازه‌های مختلف هستند، ورودی در این حالت باید بنحوی نرمال‌سازی شود که کلیه نشانگرها بطور نسبی دارای بازه مشابه شوند. زیرا در صورت

استفاده از معیارهای فاصله، نشانگرهای با بالاترین مقادیر مطلق تأثیر بیشتری بر این معیارها خواهند داشت و اثر نامتناسبی در آنالیز ایجاد می‌کنند. این نرمال‌سازی را می‌توان توسط بررسی مقادیر حداکثر و حداقل در نشانگرهای استخراج شده و سپس بکارگیری تبدیلی براساس این مقادیر بنحوی که مقیاس هر نشانگر را درون بازه ۱- تا ۱ قرار دهد صورت داد (Saggaf et al, 2003).

معمولاً در رده‌بندی‌هایی که بر اساس شبکه‌های عصبی بدون ناظر است، تعداد رده‌ها^{۸۵} به عنوان فاکتور مهمی است که در فرآیند رده‌بندی تأثیرگذار است. تعداد کم رده‌ها یک رده‌بندی بسیار ابتدایی با زمینه نسبتاً بالایی را سبب می‌شود که ممکن است موجب پوشانده شدن اطلاعات مهم بشود. با افزایش تعداد رده‌ها، سطح جزئیات رده‌بندی افزایش می‌یابد هرچند این مقدار بالا می‌تواند رده‌های متعددی را ایجاد نماید که ضرورتاً بیانگر یک رخساره خاص نبوده و ممکن است روند تفسیر را پیچیده نماید (Baaske et al, 2007). در روش بدون ناظر می‌توان از تعداد رده‌هایی بیشتر از رخساره‌های زمین شناسی مورد انتظار در ناحیه مطالعه استفاده نمود زیرا بخشی از امواج لرزه‌ای بازتابی و یا دیگر اثرات لرزه‌ای مصنوعی ناشی از برداشت و یا پردازش مرتبط با خصوصیات زمین‌شناسی نمی‌باشند. بر عکس، در روش با ناظر مطلوب این است که تعداد رده‌ها را مرتبط با رخساره‌های زمین شناسی ناحیه تحت مطالعه در نظر بگیریم (Johann et al, 2001).

۳-۴ روش با ناظر شبکه عصبی جهت رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای

هدف این نوع آنالیز توصیف مخزن بوسیله شناسایی رخساره‌های آن براساس نمودارهای چاه و اطلاعات لرزه‌ای می‌باشد. رایج‌ترین شبکه‌های عصبی از این نوع که در توصیف مخزن استفاده می‌شوند عبارتند از (۱) شبکه عصبی پیشخور با الگوریتم پس انتشار خطا و (۲) شبکه عصبی احتمالی^{۸۶}. استفاده از این نوع شبکه‌ها شامل سه مرحله است. گام اول آموزش شبکه است که در آن رابطه‌ای بین مجموعه داده‌ها برقرار شده و توسط شبکه عصبی فرا گرفته می‌شود. این کار بصورت تکراری برای جستجوی وزن‌های بهینه در طی آموزش شبکه صورت می‌گیرد. گام دوم ارزیابی شبکه عصبی آموزش داده شده در موقعیت‌های شناخته شده چاه است البته

اگر این داده‌ها حین آموزش استفاده نشده باشند. گام سوم بکارگیری شبکه عصبی آموزش داده شده و ارزیابی شده در یک حجم وسیع‌تر جهت تخمین خصوصیات مخزن است (Chandra et al, 2003).

در شرایط عادی هنگام مطالعات مخزن جهت تشخیص الگوی لرزه‌ای، اطلاعاتی از چاهها موجود می‌باشد. بنابراین اطلاعات تفضیلی و قابل اعتمادی در موقعیت نمودارهای چاهها وجود دارد. شبکه ابتدا در مورد اطلاعات رخساره‌های موجود، با استفاده از نمودارهای چاهها و تریس‌های لرزه‌ای مجاورت چاههایی که این نمودارها در آن اندازه‌گیری شده‌اند آموزش داده می‌شود. هنگامی که آموزش تکمیل می‌شود، شبکه جهت داده‌های لرزه‌ای در نواحی میان چاهها بکار می‌رود تا رخساره‌های بین آنها را پیش بینی نماید. بنابراین محدوده‌های مخزن (همچون مرز شیل و ماسه، نازک شدگی ماسه یا نواحی تخلخل بالا) را می‌توان ترسیم نمود. با فرض کافی بودن داده‌های موجود برای هر رده، زیرمجموعه‌ای را می‌توان از داده‌های آموزشی جدا نموده و بعنوان داده‌های ارزیابی ذخیره نمود. یک رده‌بندی موفق رده صحیح را در موقعیت داده‌های ارزیابی پیش بینی می‌نماید.

ساختار شبکه‌های با الگوریتم پس انتشار خطا را می‌توان در سه لایه سازماندهی نمود که عبارتند از: لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی. در اینجا شبکه با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا آموزش داده می‌شود بطوری که خروجی واقعی با خروجی مطلوب مقایسه شده و خطاها در شبکه بسمت عقب انتشار می‌یابد تا وزن‌ها اصلاح شوند. این روش هیچ فرضی در مورد داده‌های ورودی در نظر نمی‌گیرد. در ادامه مختصری در ارتباط با این نوع شبکه توضیح خواهیم داد و سپس نحوه آماده‌سازی داده‌های آموزشی به منظور آموزش شبکه و پیش بینی رخساره‌های لرزه‌ای برای نواحی بین چاهها توضیح داده می‌شود. توضیحات بیشتر در مورد الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا و روند انجام آن در پیوست-د ارائه شده است.

۳-۴-۱ پرسپترون چند لایه^{۸۷}

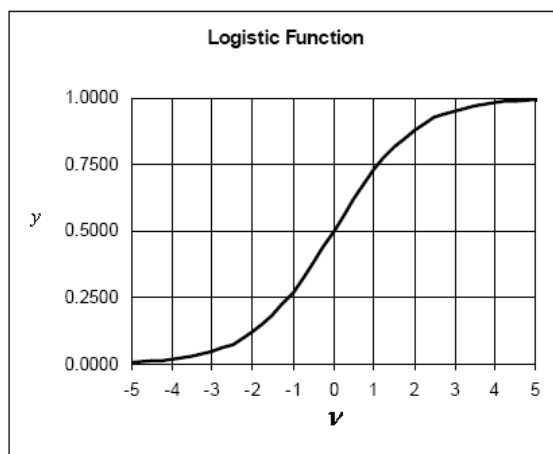
این شبکه که به آن شبکه‌های نوع پس انتشار نیز می‌گویند، تعمیمی از شبکه پرسپترون تک لایه می‌باشد و از مجموعه‌ای از گره‌های مبدأ^{۸۸} به عنوان لایه ورودی، گره‌های محاسباتی^{۸۹} در یک یا چند لایه پنهان و در

1- Multi-Layer Perceptron (MLP)
2- Source nodes
3- Computation nodes

نهایت لایه خروجی تشکیل شده است. پرسپترون چند لایه در حل مسائلی با روابط غیرخطی کاربرد دارد. شبکه‌های نوع پس انتشار با ایجاد سطوح ترکیبی^{۹۰}، فضای ترکیبی^{۹۱} n بعدی (یعنی بردار ورودی n بعدی) را به نواحی تصمیم‌گیری^{۹۲} (رده‌ها) تقسیم می‌کنند. جهت رده‌بندی، ورودی بصورت بردار ویژگی و خروجی همان رده‌ها می‌باشند. عملکرد این نوع رده‌بندی کننده‌ها مستقیماً با تعداد لایه‌های پنهان در ارتباط است. شبکه پرسپترون چند لایه بطور موفقیت‌آمیزی جهت حل مسائل پیچیده استفاده می‌شود. سه ویژگی مشخصه پرسپترون چند لایه عبارتند از (Russell, 2004):

۱. شبکه از نرون‌های با تابع محرک غیرخطی تشکیل شده است. باید توجه داشت که خاصیت غیرخطی بصورت هموار است (یعنی در هر نقطه مشتق‌پذیر است). بطور معمول از تابع logistic (حالتی از تابع سیگموئید) طبق رابطه ذیل که نمودار آن در شکل ۳-۷ نشان داده شده، جهت ایجاد خاصیت غیرخطی استفاده می‌شود:

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-v)} \quad (3-4)$$

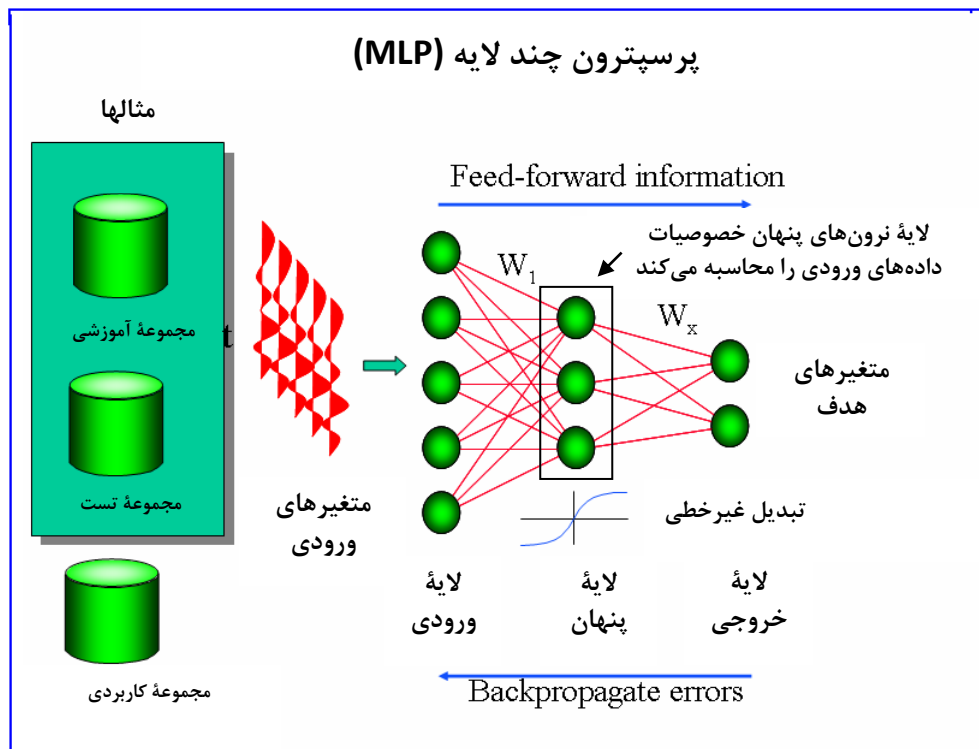


(Russell, 2004) شکل ۳-۷: تصویری از نمودار تابع

۲. شبکه شامل یک یا چند لایه پنهان است. وجود این نرون‌های پنهان، شبکه را قادر به یادگیری اعمال پیچیده بوسیله استخراج ویژگی‌های معنی‌دار از الگوهای ورودی (بردارها) می‌نماید (شکل ۳-۸).

-
- 4- Hyper planes
 - 5- Hyper space
 - 6- Decision regions

۳. شبکه درجه بالایی از اتصال^{۹۳} را که توسط سیناپس‌های شبکه تعیین می‌شود نشان می‌دهد. تغییر در آن مستلزم تغییر در اتصالات سیناپس یا وزن‌های آنها می‌باشد.



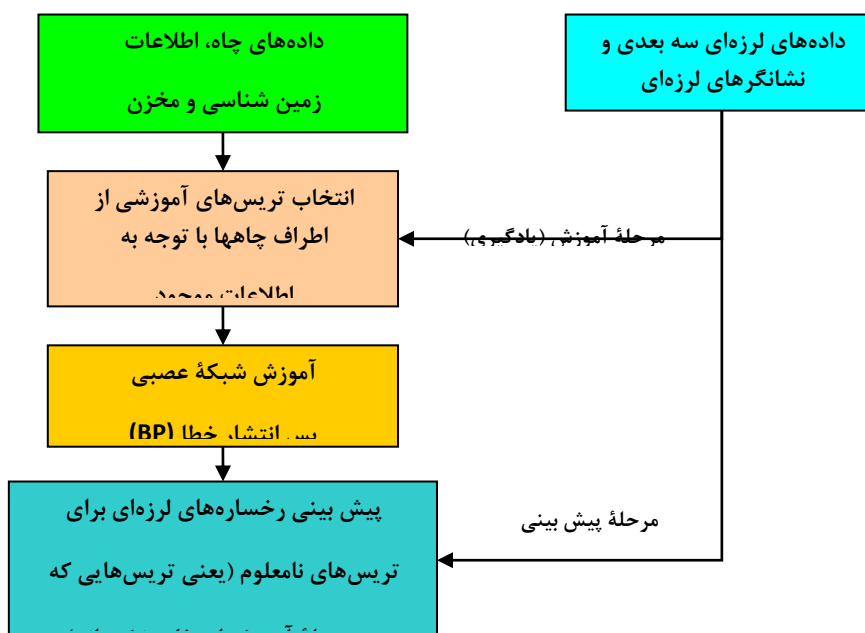
که مراحل پیشروی و (MLP) شکل ۳-۸: نمایش شماتیکی از یک پرسپترون چند لایه (Jokar, 2007) بازگشت الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا را نشان می‌دهد

با وجود این ویژگی‌ها و قابلیت یادگیری از طریق آموزش است که پرسپترون چند لایه قدرت محاسباتی خود را بدست می‌آورد. از اینرو در حوزه‌های گوناگونی همچون تشخیص الگو کاربرد وسیعی دارد. ساختار شبکه باید در مرحله آموزش تعیین شود. آموزش یافتن شبکه را می‌توان با استفاده از مجموعه داده‌های ارزیابی، که شناخته شده اما مستثنی از داده‌های آموزشی هستند، تست نمود.

چهار پارامتری که الگوریتم پس انتشار خطا را کنترل می‌کنند عبارتند از: (۱) نرخ یادگیری (۲) ممنتوم^{۹۴} (۳) دوره^{۹۵} و (۴) حد خطا که تعریف آنها در پیوست-د ارائه شده است. با توجه به توضیحات ارائه شده، در شکل

1- Connectivity
1- Momentum
2- Epoch

۹-۳ گام‌های مختلف رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا نشان داده شده است.



شکل ۹-۳: روند گردش کار رده‌بندی باناظر رخساره‌های لرزه‌ای

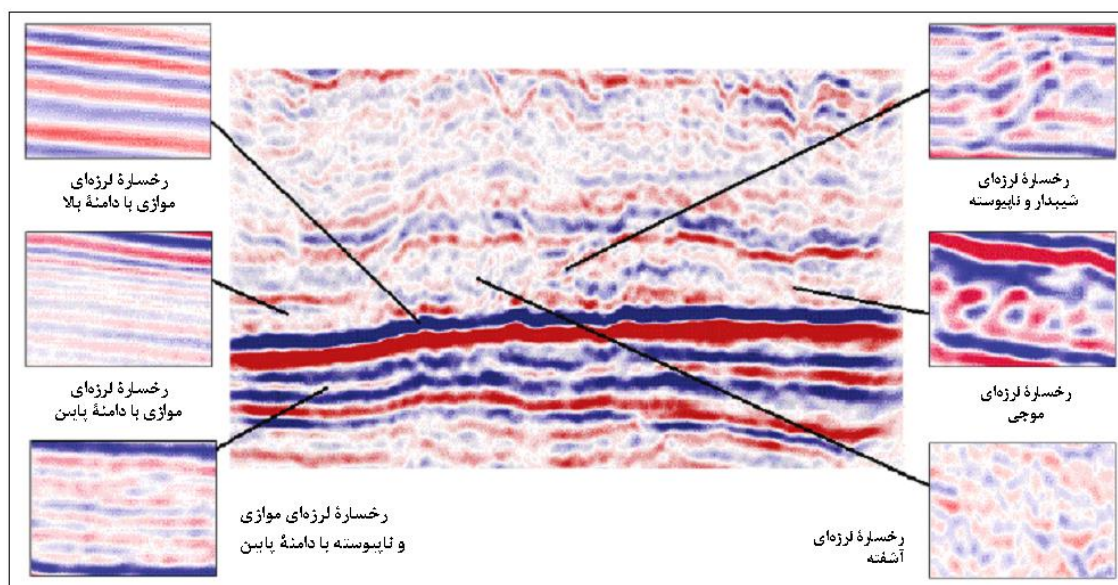
با استفاده از الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا (Jokar, 2007)

در ادامه در ارتباط با گام‌های مختلف این فرآیند بصورت مختصر توضیحاتی ارائه شده است.

۳-۴-۲ آماده‌سازی داده‌ها برای آموزش

مجموعه داده‌های آموزشی، بردارهای نشانگری هستند که دارای ارتباط رده‌ای معلوم هستند. رده‌های آموزشی را می‌توان توسط تلفیق داده‌های نمودارهای چاه، اطلاعات زمین شناسی و مخزنی و نیز مطالعات لرزه‌ای تعریف نمود. حضور تعداد کافی چاه در ناحیه مورد مطالعه دارای اهمیت است تا بتوان مجموعه داده آموزشی مناسبی را تعیین نمود. جهت یافتن رده‌های آموزشی، آنالیز تفضیلی نمودارهای چاه در بازه مخزن باید صورت گیرد تا ناهمگنی مخزن مشخص شود. رده‌ها را می‌توان برحسب لیتولوژی یا سیالات موجود در بازه مخزن تعریف نمود. پس از تعریف رده‌های آموزشی، چاه مبین هر نوع لیتولوژی یا سیال مشخص شده و سپس تریس‌های لرزه‌ای اطراف هر چاه و یا تریس‌های مصنوعی مرتبط با مدل‌های مختلف زمین شناسی مخزن (در

صورت وجود) به عنوان داده‌های آموزشی انتخاب و نشانگرهای لرزه‌ای از آنها استخراج می‌شوند. به عبارت دیگر، دو مجموعه ورودی برای اهداف آموزشی شناسایی شده است: یک مجموعه شامل نشانگرهای لرزه‌ای مشتق شده از داده‌های لرزه‌ای و مجموعه دیگر شامل ویژگی‌های زمین شناسی و مخزنی متناظر با آنهاست که از داده‌های چاه بدست آمده است. این دو مجموعه داده با هم ترکیب می‌شوند تا یک مجموعه آموزشی را برای شبکه پس انتشار خطا تشکیل دهند. به عنوان مثال همانطور که در شکل ۳-۱۰ مشاهده می‌شود، داده‌های آموزشی بر اساس رخساره‌های لرزه‌ای انتخاب شده در مقاطع زمانی لرزه‌ای سه‌بعدی تعریف شده‌اند.

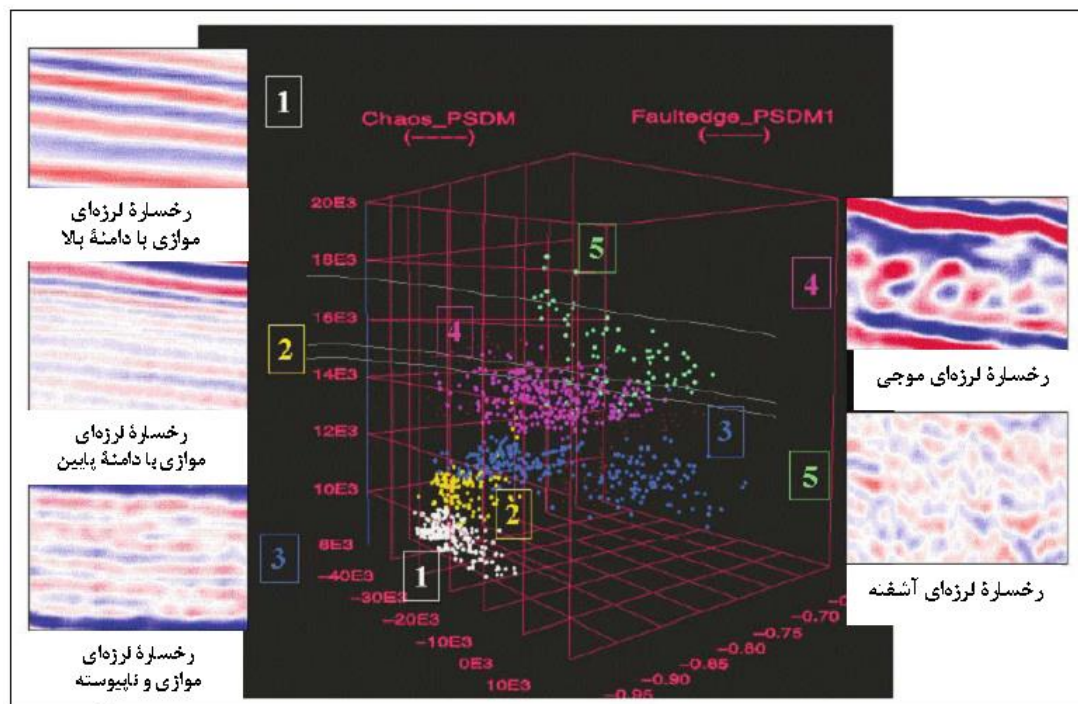


شکل ۳-۱۰: نمایش شماتیکی از انتخاب داده‌های آموزشی از مقاطع لرزه‌ای. در این مثال، ۶ رخساره لرزه‌ای تعریف شده و چندین نمونه کالبراسیون برای هر رخساره استفاده شده است. داده‌های آموزشی در بخش‌های مختلف واقع در زون موردنظر (Carrillat and Valles, 2005 انتخاب شده‌اند)

۳-۴-۳ آموزش شبکه پس انتشار خطا با استفاده از داده‌های آماده شده

جهت آموزش شبکه پس انتشار خطا، داده‌های ورودی بطور مستقیم از لایه ورودی به لایه پنهان و سپس به لایه خروجی می‌روند. مقدار خروجی هر گره محدود به بازه صفر و یک است. برای هر نمونه آموزشی، مقدار خروجی نهایی شبکه با مقدار خروجی مطلوب مقایسه می‌شود. اگر اختلافی بین خروجی سیستم و خروجی مطلوب وجود داشته باشد، وزن‌های هر گره براساس گرادیان نزولی تکرار شونده در فضای وزن تعدیل می‌شوند. این فرآیند تا وقتی تکرار می‌شود که خطا بطور قابل قبولی برای هر نقطه داده آموزشی کوچک شود. داده‌های

آموزشی را می‌توان در فضای نشانگر، فضای N -بعدی، که در آن N تعداد نشانگرهای لرزه‌ای استفاده شده در فرآیند آموزش است مورد بازبینی قرار داد. رده‌های تفکیک شده در فضای نشانگر دلالت بر تمایز مناسب بین رخساره‌های لرزه‌ای دارد (شکل ۳-۱۱). پس از انتخاب داده‌های آموزشی و با فرض کافی بودن آن برای هر رده، زیرمجموعه‌ای از داده‌های آموزشی را می‌توان برداشت کرده و به عنوان داده‌های ارزیابی در نظر گرفت. یک رده‌بندی موفق، رده صحیح را در محل داده ارزیابی نیز پیش بینی می‌کند. پس از اینکه شبکه آموزش داده شد و عمل بهینه‌سازی پارامترها صورت گرفت، شبکه برای گروه‌بندی ورودی‌های مشاهده نشده جهت پیش بینی آماده شده است و فرآیند رده‌بندی را می‌توان روی کل حجم داده‌ها انجام داد.



شکل ۳-۱۱: توزیع داده‌های آموزشی در فضای نشانگر. هر رده یک گروه را در فضای نشانگر، جایگاه داده‌های آموزشی را (Carrilat and Valles, 2005) می‌توان بررسی و ویرایش نمود، تعریف می‌نماید)

۳-۴-۴ پیش بینی رخساره‌های لرزه‌ای برای نواحی بین چاهها

سیستم شامل مراحل آموزشی و پیش بینی می‌باشد. طی مرحله آموزش، شبکه پس انتشار خطا بمنظور شناخت ارتباط بین نشانگرهای لرزه‌ای و رده‌های معین آموزش داده می‌شود. پس از آموزش، داده‌های ورودی

(که رخساره‌های لرزه‌ای آنها نامعلوم است) بر شبکه آموزش یافته‌ای که خروجی آن رخساره‌های لرزه‌ای مناسب را پیش بینی می‌کند اعمال می‌شود. طی این مرحله پیش بینی (که بعنوان مرحله تولید نیز شناخته می‌شود)، سیستم قادر به پیش بینی رخساره‌های لرزه‌ای برای کلیه داده‌های لرزه‌ای ناحیه مورد مطالعه است. داده‌های استفاده شده در مرحله پیش بینی را مجموعه تولیدی نیز می‌نامند. باید توجه داشت که تنها داده‌های (نشانگرهای لرزه‌ای و رده‌های تعیین شده آنها) مجاور چاه‌های موجود برای آموزش شبکه استفاده می‌شوند. در این مطالعه برای رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای توسط شبکه عصبی بدون ناظر، یعنی الگوریتم یادگیری رقابتی، و شبکه عصبی باناظر، یعنی الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا، از نرم‌افزار SeisClass متعلق به مجموعه نرم‌افزاری Geoframe v4.3 استفاده شده است که توضیحات مختصری در رابطه با این نرم‌افزار در پیوست ارائه شده است.

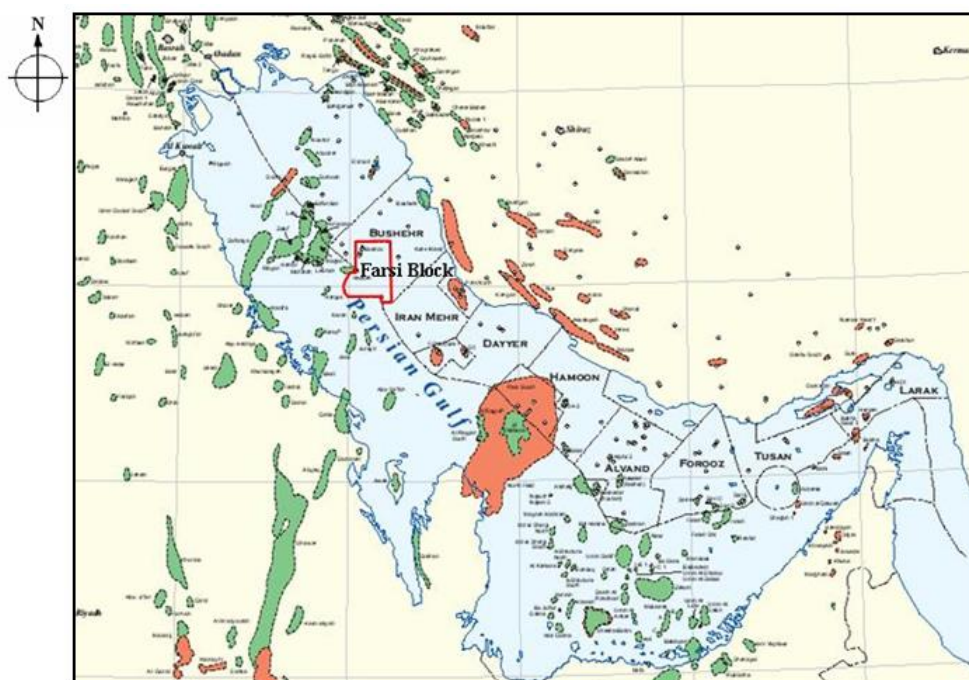
فصل چهارم

رده‌بندی

رخساره‌های لرزه‌ای در

۱-۴ مقدمه

این میدان نفتی بخشی از بلوک فارسی در شمال غرب خلیج فارس به وسعت ۳۵۰۰ کیلومتر مربع می‌باشد که در جنوب غرب بندر بوشهر و جنوب جزیره خارک واقع شده است (شکل ۱-۴). از نظر زمین شناسی و موقعیت قرارگیری، بلوک فارسی حد واسط بین عراق، کویت و عربستان سعودی در غرب و کمربند چین خورده زاگرس در شرق می‌باشد. زمین شناسی ناحیه مورد نظر در ادامه بصورت مختصر بیان شده است.



شکل ۱-۴: موقعیت بلوک اکتشافی فارسی در خلیج فارس (آرشیو مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران، ۱۳۸۷)

۴-۲ مختصری در مورد زمین شناسی ناحیه:

با توجه به بررسی‌های زمین شناسی و چینه شناسی صورت گرفته در ناحیه، سازندهای موجود در ناحیه و جنس آنها طبق جدول ۴-۱ بیان شده‌اند.

(ONGC, 2007) جدول ۴-۱: نام و جنس سازندهای موجود در ناحیه مورد مطالعه

دوران زمین شناسی	نام سازند	جنس سازند
نئوژن (الیگوسن- پلیوسن)	سازند معادل فارس پایینی و آسماری	انیدریت با میان لایه‌های نازک شیلی و بندرت لایه‌های ماسه سنگی است
الیگوسن تا میوسن پایینی	سازند آسماری	لایه‌های آهکی
کرتاسه بالایی	سازند تاربور-گورپی-ایلام	عمدتاً در بخش‌های بالایی آهکی و در بخش‌های پایین‌تر بصورت آهک‌های آرژیلیتی و بعضاً شیلی
کرتاسه میانی	سازند سروک	توده‌های آهکی و آهک‌های نازک لایه آرژیلیتی
	سازند کژدمی	عمدتاً شیلی و بعضاً همراه با گسترش‌هایی از لایه‌های نازک ماسه سنگی در بخش‌های پایینی
	ماسه سنگ کژدمی (ماسه سنگ بورگان)	بصورت لایه‌های ماسه سنگی در قاعده سازند کژدمی
کرتاسه پایینی	سازند داریان	لایه‌های آهکی و آهک‌های آرژیلیتی
	سازند گدوان	در بخش‌های بالایی در بعضی قسمت‌ها عمدتاً ماسه سنگی با میان لایه‌های شیلی و در بعضی قسمت‌ها عمدتاً شیلی و در بخش‌های پایینی شیلی
	سازند فهلپان	لایه‌های آهکی و در برخی نقاط دولومیتی
ژوراسیک میانی تا بالایی	سازند هیث	لایه انیدریتی ضخیم
	سازند سورمه	آهک‌های دولومیتی و دولومیت
ژوراسیک پایینی	سازند نی‌ریز	ترکیب متغیری از آهک‌های دولومیتی و دولومیت
پرموتریاس	سازند دشتک	ترکیبی از لایه‌های انیدریتی، دولومیتی و شیلی
	سازند کنگان	دولومیت همراه با انیدریت
	سازند دالان	در بخش‌های بالایی آهک و دولومیت، در بخش‌های مرکزی دولومیت و انیدریت و در بخش‌های پایینی آهک

از آنجایی که مهمترین هدف اکتشافی در این ناحیه شناسایی ماسه سنگ بورگان می باشد که لایه های آن به شکل زبانه هایی در داخل شیل های کژدمی قرار گرفته اند، در ادامه به تشریح زمین شناسی این سازند و سازندهای مرتبط با آن خواهیم پرداخت.

سازند کژدمی: این سازند معادل شیلی سازندهای بورگان^{۹۶}/نهر عمر^{۹۷} در کویت و جنوب عراق است. این سازند در مقطع نوعی خود (در شمال گچساران)، از شیل های غنی از مواد آلی که بصورت میان لایه هایی در آهک آرژیلیتی قرار گرفته اند تشکیل شده است. اعتقاد بر این است که شیل های غنی از مواد آلی در سازند کژدمی به عنوان سنگ های مهم منشأ هستند. در ناحیه مورد بررسی، سازند عمدتاً شیلی است اما همراه با گسترش لایه های نازک ماسه سنگی (ماسه سنگ بورگان) در بخش های پایین است.

ماسه سنگ بورگان (ماسه سنگ کژدمی): ماسه سنگ های واقع در بخش پایینی سازند کژدمی از لحاظ جانبی معادل بخش پایینی مخازن بورگان کویت (و خفجی^{۹۸} عربستان سعودی) هستند. این ماسه سنگ ها که در محیط های رسوبی ساحلی و دریایی کم عمق انباشته شده اند، دارای تخلخلی بین ۲۰ تا ۳۰٪ می باشند. در ناحیه مورد بررسی، لایه های ماسه سنگی در قاعده سازند کژدمی واقع شده اند و حفاری در آنها وجود هیدروکربن را نشان داده است. لایه آهکی دیر^{۹۹} بخشی از پوش سنگ ماسه سنگ بورگان را تشکیل می دهد. این ماسه ها در جهت شرق و جنوب شرق ناحیه مورد نظر نازک شده و ناپدید می شوند که این می تواند ناشی از تغییرات جانبی رخساره ها یا همپوشانی باشد.

سازند داریان: این سازند که عمدتاً آهکی است معادل سازند شعیب^{۱۰۰} است. این سازند در ناحیه مورد بررسی مطالعه از آهک و در قسمت های پایین تر از آهک رسی تشکیل شده است (ONGC, 1387).

از ۶ حلقه چاهی که توسط پیمانکاران جهت ارزیابی پتانسیل نفتی این لایه ماسه سنگی حفاری شده است، در چهار چاه BB-01، BB-02، BB-05 و BB-06 نفت به مقدار اقتصادی ثبت گردیده است و در چاه های BB-03 و BB-04 نفت در حد اقتصادی وجود نداشته است (آرشیو مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران، ۱۳۸۷).

1- Burgan
2- Nahr Umr
3- Khafji
4- Dair
4- Shuaiba

در اینجا رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای به منظور تفسیر کیفی ناهمگنی مخزن از لحاظ تغییرات رخساره‌ای و شناسایی روند لایه‌های شیلی و ماسه سنگی با هدف پیش بینی موقعیت ذخایر بالقوه هیدروکربوری موجود در لایه‌های ماسه سنگی و مکان‌های مناسب جهت حفاری‌های بعدی، بر اساس آنالیز چند نشانگره به دو روش شبکه عصبی یادگیری رقابتی (بدون ناظر) و پس انتشار خطا (با ناظر) صورت گرفته است. روند گردش کلی فرآیند استفاده شده در این مطالعه، در شکل ۲-۳ (فصل دوم) بصورت شماتیک نشان داده شده است. مراحل گام به گام فرآیند رده‌بندی در ادامه تشریح شده است و نتایج نیز بصورت تصویری نشان داده شده است.

۴-۳ تفسیر افق‌ها

جهت انجام فرآیند در ابتدا باید قسمت فوقانی و تحتانی مخزن انتخاب شده و تفسیر شوند. بخش مخزنی مورد علاقه بین دو افق سازند بورگان B (بالا) و سازند داریان (پایین) قرار گرفته است. ناپیوسته بودن بازتاب‌ها و بالا بودن دامنه در بعضی قسمت‌ها بویژه حوالی برخی از چاه‌ها نشان از حضور هیدروکربن در داخل مخازن ماسه سنگی است. در شکل‌های ۲-۴ و ۳-۴ نقشه زمانی و مقطع زمانی لرزه‌ای تفسیر شده ناحیه مورد مطالعه نشان داده شده است. لازم به ذکر است که به دلیل حفظ جوانب احتیاط مرتبط با امنیت اطلاعات شرکت ملی نفت ایران، از ذکر برخی اطلاعات اضافی در مورد میدان مذکور و نیز مقیاس نقشه‌ها خودداری شده است.

۴-۴ استخراج نشانگرهای لرزه‌ای

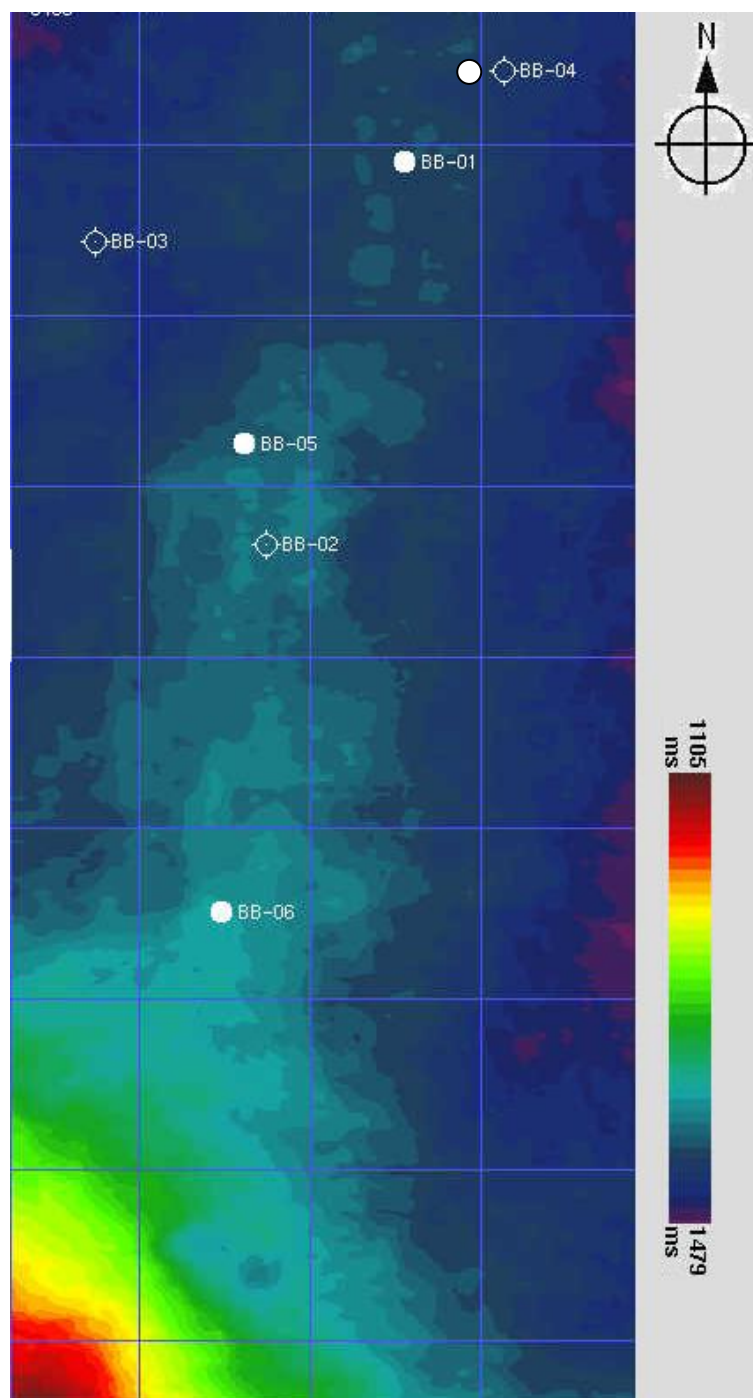
اولین گام در رده‌بندی چند نشانگره جهت ترسیم رخساره‌های لرزه‌ای و آگاهی از ناهمگنی مخزن در بین چاه‌ها، استخراج نشانگرهای لرزه‌ای مناسب می‌باشد. این نشانگرهای لرزه‌ای اساس رده‌بندی را تشکیل داده و نیز می‌توانند بصورت نقشه نشانگرهای لرزه‌ای در مدل‌های زمین شناسی تلفیق گردند. نشانگرهای لرزه‌ای محاسبه شده بصورت نقشه نشانگرها نیز قابل مشاهده هستند. در این پایان نامه به منظور مشاهده ناهمگنی در بازه مخزن بصورت تغییرات رخساره‌ای و لیتولوژیکی، از نشانگرهای لرزه‌ای حجمی و طیف بازتابی حجمی استفاده شده است. نشانگرهای حجمی تغییرات درون یک بازه مشخص را توصیف می‌نماید. این بازه را می‌توان بصورت یک پنجره زمانی حول یک افق و یا فاصله بین دو افق تعریف نمود. نشانگرهای لرزه‌ای طیف بازتابی

حجمی، به منظور تعیین کمی بازتاب پذیری حجمی درون لایه‌ای که توسط دو افق تعریف شده می‌باشد. با انجام آنالیز طیفی هر تریس لرزه‌ای در فاصله مورد نظر، نمایش طیفی لایه‌های خاص در زیر زمین میسر می‌شود.

۴-۵ ارزیابی و انتخاب نشانگرهای لرزه‌ای

ارزیابی نشانگرهای لرزه‌ای با توجه به مقایسه نشانگرهای لرزه‌ای با یکدیگر و مفهوم زمین شناسی آنها صورت گرفت. مرحله انتخاب نشانگرهای لرزه‌ای بدنبال ارزیابی آنها صورت می‌گیرد که در این حالت نشانگرهای غیر مفید از فرآیند رده‌بندی کنار گذاشته می‌شوند. البته جهت تصمیم‌گیری در مورد ارزش نشانگرهای لرزه‌ای و انتخاب هدفمند، باید نکات ذیل نیز در نظر گرفته شوند:

- تعداد محدودی از نشانگرهای لرزه‌ای انتخاب شوند تا امکان همبستگی‌های کاذب کاهش یابد. اینکار بویژه هنگام بررسی تعداد زیادی نشانگر لرزه‌ای مهم است.
- مجموعه نشانگرهای لرزه‌ای انتخاب شده قادر به بیان حداکثری تغییرات موجود در داده‌های لرزه‌ای باشند. این از آن جهت است که در این مطالعه تمرکز روی خصوصیات یک سنگ خاص برای توصیف مخزن نیست بلکه هدف رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای بر مبنای اطلاعات لرزه‌ای (یعنی زمان/سرعت، دامنه و فرکانس) است.
- هر نشانگر لرزه‌ای دارای یک مفهوم زمین شناسی است. این جهت تفسیر نتایج رده‌بندی از لحاظ زمین‌شناسی ضروری است ولو اینکه برخی از نشانگرهای لرزه‌ای همچون دامنه لرزه‌ای توسط فاکتورهای زمین‌شناسی متعددی تأثیر می‌پذیرند.
- نشانگرهای لرزه‌ای از لحاظ آماری مستقل از هم باشند زیرا استفاده از نشانگرهایی که از لحاظ آماری دارای ارتباط نزدیکی با هم هستند اطلاعات زیادی به رده‌بندی اضافه نمی‌کند.



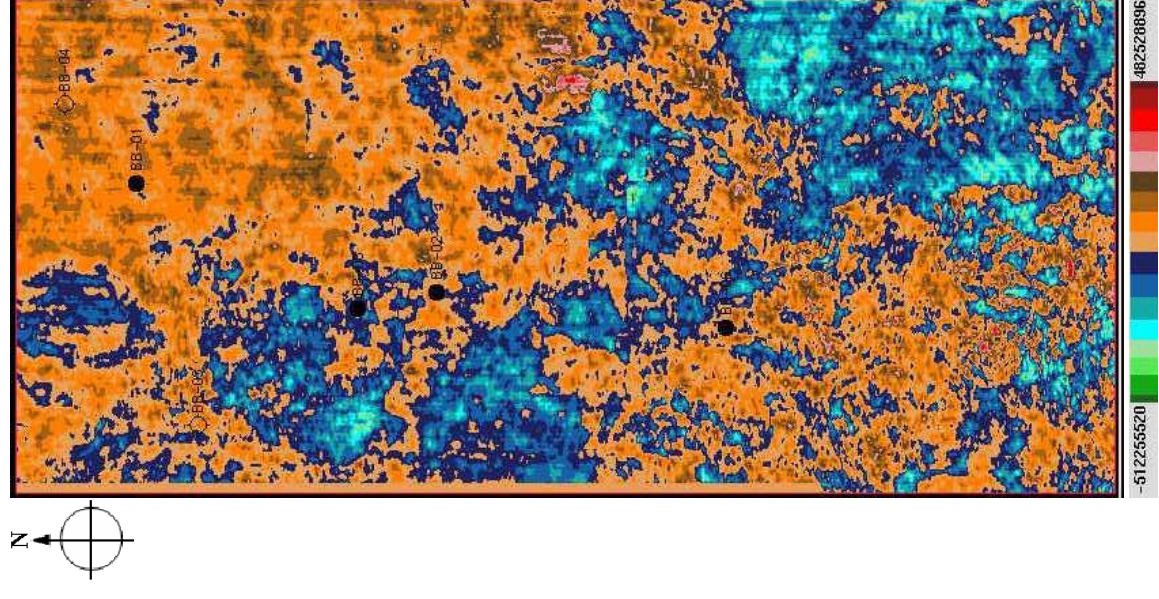
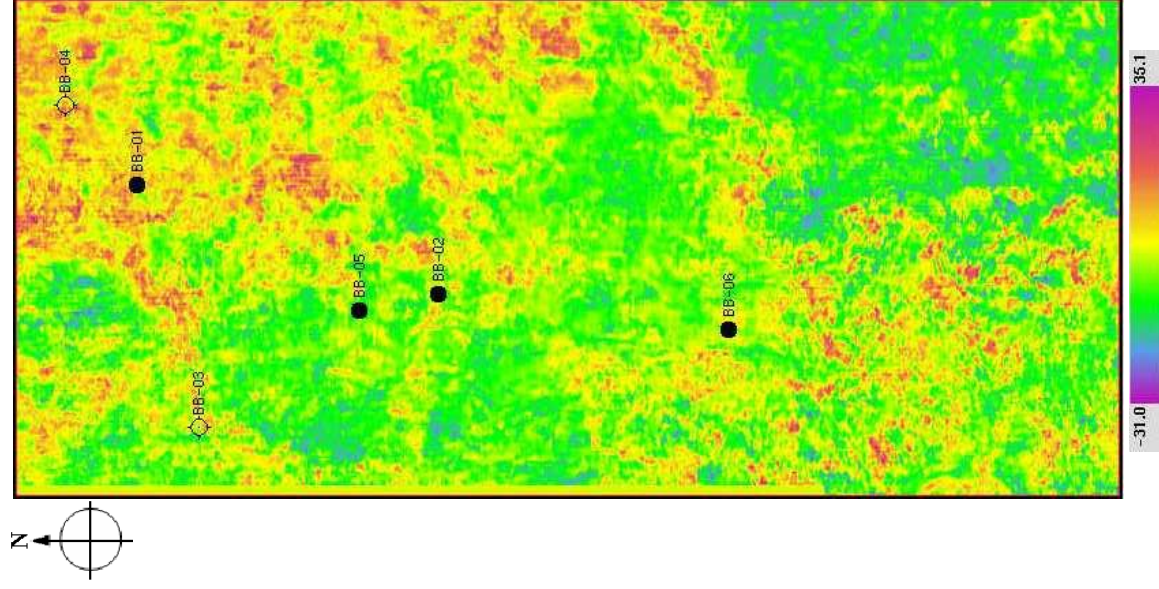
شکل ۴-۲: نقشه زمانی بدست آمده از داده‌های لرزه‌ای ناحیه مورد نظر. از شش چاه حفاری شده در ناحیه روی چاه‌های BB-01, BB-02, BB-04, BB-05, BB-06، چاه‌های که با علامت دایره توپر نشان داده شده‌اند، تست چاه صورت گرفته است. چاه‌های که با علامت دایره توپر نشان داده شده‌اند، (آرشیو مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران، ۱۳۸۷)

در این مطالعه ابتدا کلیه نشانگرهای لرزه‌ای حجمی و طیف بازتابی حجمی توسط نرم‌افزار Charisma از بازه مخزن استخراج شدند. لازم بذکر است که در اینجا نشانگرهای لرزه‌ای استخراج شده به صورت نقشه‌هایی ارائه می‌شوند که بیانگر تغییرات نسبی خصوصیات لرزه‌ای هستند. شدت این تغییرات بصورت رنگ‌بندی نشان داده می‌شود و از اینرو فاقد واحد می‌باشد. اما به علت اینکه نرم‌افزار Charisma تنها قادر به استخراج نشانگرهای لرزه‌ای و نه ارزیابی آنهاست، ارزیابی و انتخاب نشانگرهای لرزه‌ای در نرم‌افزار SeisClass صورت گرفت. این انتخاب با توجه به معیارهای توضیح داده شده، کاربرد موفقیت‌آمیز آنها در دیگر مطالعات، توانایی آنها در آشکارسازی خصوصیات زمین‌شناسی و مخزنی و نهایتاً با کمک ماتریس ضرائب همبستگی و ابزار cross plot، که جهت بررسی توانایی نشانگرهای لرزه‌ای در تفکیک مناسب رخساره‌های لرزه‌ای استفاده می‌شود، صورت گرفت. در اینجا تعداد ۸ نشانگر لرزه‌ای مناسب تشخیص داده شد که جز یک مورد بقیه دارای همبستگی ضعیفی بودند. ماتریس ضرائب همبستگی این نشانگرها در شکل ۴-۴ که خروجی نرم‌افزار SeisClass است نشان داده شده است. در این جدول بازه ضرائب همبستگی بالا با رنگ قرمز، بازه ضرائب همبستگی متوسط با رنگ زرد و بازه ضرائب همبستگی پایین با رنگ سبز مشخص شده‌اند. همانطور که در جدول مشاهده می‌شود تنها نشانگرهای لرزه‌ای دامنه لرزه‌ای تلفیقی (ISA) و کسینوس فاز تلفیقی (ICP) همبستگی بالایی نشان می‌دهند که البته بررسی‌های صورت گرفته در این مطالعه نشان داد که استفاده توأم از آنها نتایج بهتری می‌دهد. نقشه نشانگرهای لرزه‌ای استخراج شده نیز در شکل‌های ۴-۵، ۴-۶ و ۴-۷ نشان داده شده است.

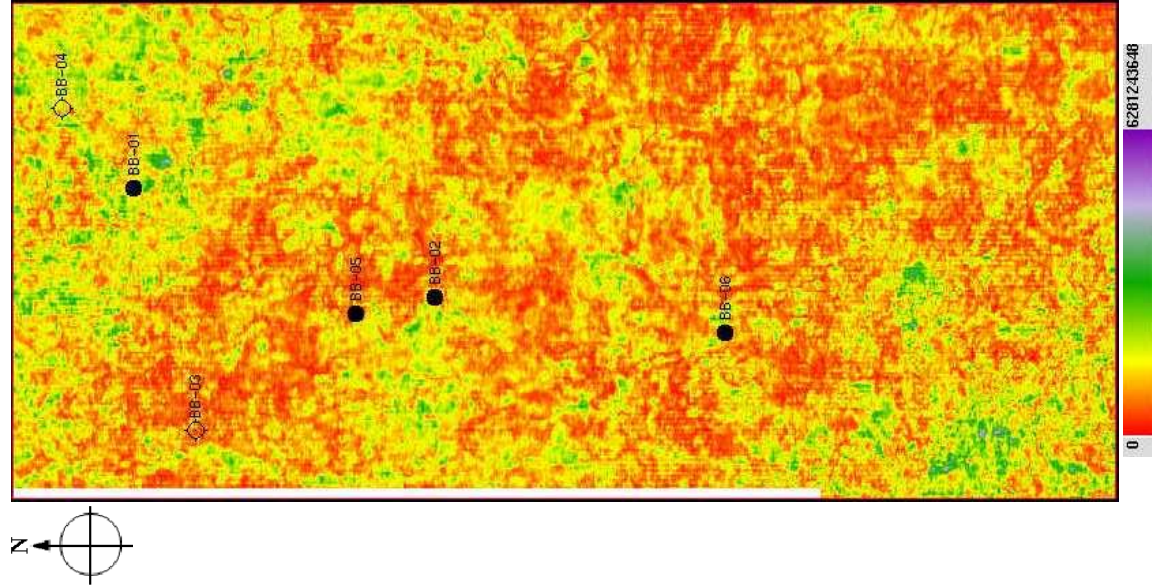
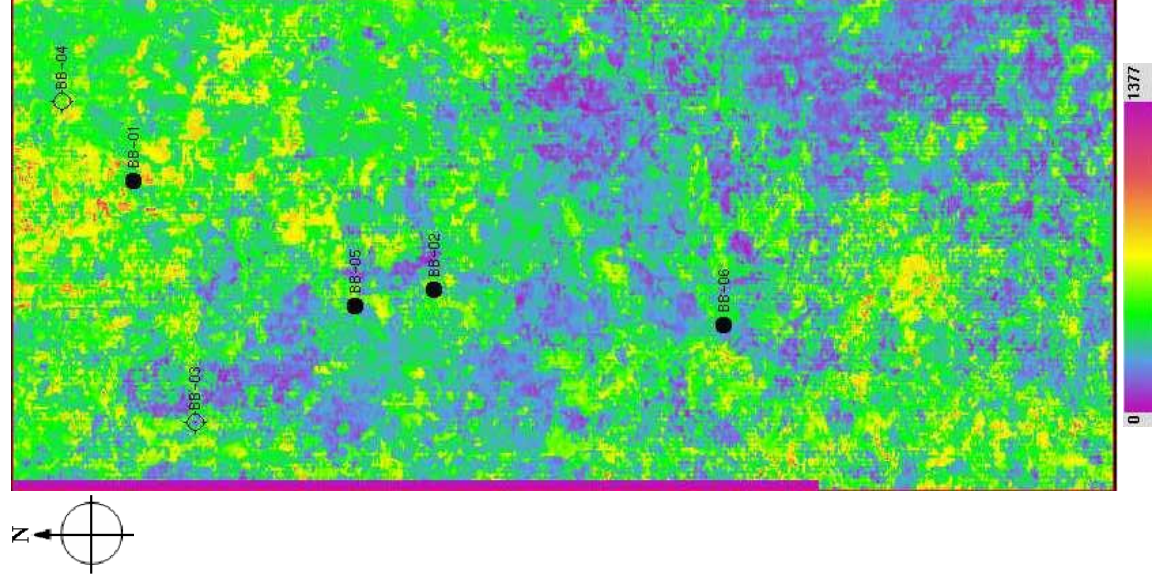
هشت نشانگر لرزه‌ای انتخاب شده شامل نشانگرهای دامنه لرزه‌ای تلفیقی (ISA)، نشانگر تلفیقی کسینوس فاز (ICP)، نشانگر ناهمگنی دامنه لرزه‌ای (HSA)، نشانگر ناهمگنی فاز لحظه‌ای (HIP)، نشانگر ناهمگنی فرکانس لحظه‌ای (HIF)، نشانگر دامنه لرزه‌ای RMS، نشانگر ناهمگنی شدت بازتاب (HRS) و نشانگر طیف بازتابی حجمی VRSO می‌باشند که اهمیت زمین‌شناسی و مخزنی مربوط به آنها در فصل دوم ارائه شده است.



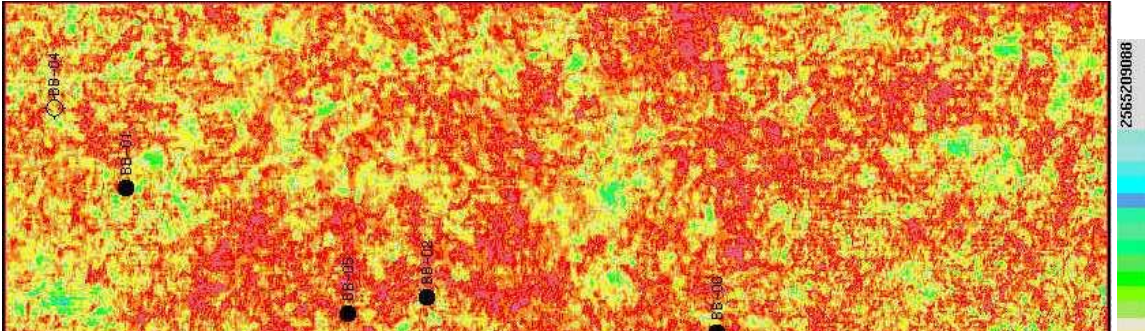
می باشد SeisClass شکل ۴-۴: جدول ماتریس ضرائب همبستگی نشانگرهای لرزهای انتخاب شده که خروجی نرم افزار



در این مطالعه، Charisma شکل ۴-۵: نقشه نشانگرهای لرزهای استخراج شده از بازه مخزن توسط نرم افزار (سمت راست) نشانگر دامنه لرزهای تلفیقی (ISA) و (سمت چپ) نشانگر کسینوس فاز تلفیقی (ICP)



در این مطالعه، Charisma شکل ۴-۶: نقشه نشانگرهای لرزه ای استخراج شده از بازه
(سمت راست) نشانگرناهمگنی دامنه لرزه ای (HSA)، (وسط) نشانگر ناهمگنی فاز لحظه ای (HIP) و (سمت چپ)



در این مطالعه، Charisma شکل ۷-۴: نقشه نشانگرهای لرزه‌ای استخراج شده از بازه مخزن توسط نرم‌افزار (سمت راست) نشانگر ناهمگنی شدت بازتاب (HRS)، (وسط) نشانگر دامنه RMS و (سمت چپ) نشانگر VRSO

نشانگرهای تلفیقی بیانگر تغییرات چگالی، تخلخل و لیتولوژی می‌باشند. از آنجاییکه تغییرات لیتولوژی و رخساره‌ای تأثیر بیشتری بر دامنه لرزه‌ای دارند، تغییرات در نقشه نشانگر لرزه‌ای تلفیقی نشاندهنده حضور بازتابنده‌های متراکم در قسمت‌های شمال شرقی، مرکزی و جنوب غربی و حضور بازتابنده‌های ضعیف در امتداد تقریباً جنوب شرقی به شمال غربی محدوده مورد نظر است. از اینرو می‌توان اینطور استنباط کرد که قسمت‌های شمال شرقی، مرکزی و جنوب غربی زون‌های عمدتاً ماسه سنگی و زون عمدتاً شیلی دارای روند جنوب شرقی به شمال غربی است. تغییرات فاز نیز می‌تواند ناشی از حضور تجمعات هیدروکربوری در ناحیه باشد. همانطور که در نقشه نشانگر کسینوس فاز تلفیقی مشاهده می‌شود، تغییرات در قسمت‌های شمال شرقی و جنوب غربی بالا می‌باشد که این می‌تواند بیانگر حضور هیدروکربن باشد و از آنجایی که هیدروکربن در لایه‌های ماسه سنگی تجمع می‌یابند بطور غیرمستقیم بیانگر حضور زون‌های عمدتاً ماسه سنگی در ناحیه است. نشانگرهای ناهمگنی نشان دهنده تغییرات در الگوهای بازتابی داخلی درون بازه مشخص شده هستند و مرتبط با ناهمگنی‌های زیرسطحی هستند. نشانگر ناهمگنی دامنه لرزه‌ای در ردیابی توده‌های ماسه‌ای درون لایه‌های شیلی کمک نماید. در محدوده مورد نظر، نقشه نشانگر ناهمگنی دامنه لرزه‌ای تغییرات بیشتری را در قسمت‌های شمال شرقی و جنوب غربی نشان می‌دهد که این می‌تواند بیانگر حضور بیشتر زون‌های ماسه سنگی در لایه‌های شیلی نسبت به زون‌های با روند جنوب شرقی به شمال غربی باشد. نقشه نشانگر ناهمگنی

شدت بازتاب نیز مقادیر بالایی را در قسمت‌های شمال شرقی و جنوب غربی نسبت به روند جنوب شرق به شمال غرب نشان می‌دهد که بیانگر لیتولوژی متراکم‌تر در این نواحی است که به احتمال مرتبط با زون‌های غالباً ماسه سنگی است. نقشه نشانگر دامنه لرزه‌ای RMS که به عنوان شاخص مستقیم هیدروکربن استفاده می‌شود تا حدودی بیانگر حضور هیدروکربن در اطراف برخی از چاهها است. هرچند این نشانگر به مقادیر بالا حساس است و تأثیر زیادی از آنها می‌گیرد. نقشه نشانگر لرزه‌ای VRSO نیز که براساس بازسازی تریس لرزه‌ای است، بیانگر حضور لیتولوژی متفاوت در امتداد تقریباً جنوب شرقی به شمال غربی نسبت به دیگر نواحی است. تغییرات کم دامنه در این راستا می‌تواند مرتبط با حضور زون‌های عمدتاً شیلی باشد.

۴-۶ رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای

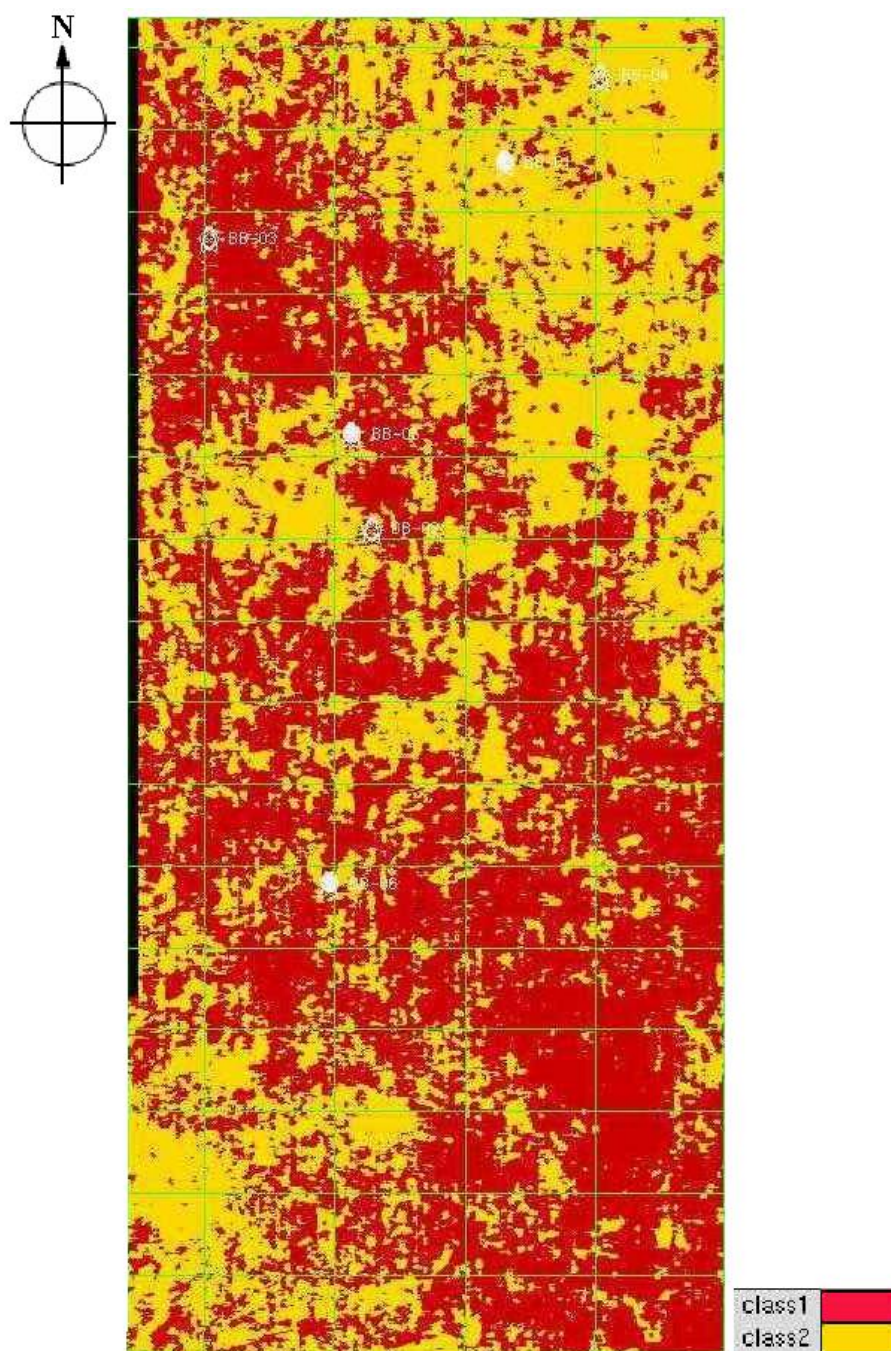
در پی ارزیابی و انتخاب نشانگرهای لرزه‌ای، رده‌بندی نهایی رخساره‌های لرزه‌ای در این قسمت صورت گرفته است. هر دو روش رده‌بندی بدون ناظر (شبکه عصبی رقابتی) و با ناظر (شبکه عصبی پس انتشار خطا) مورد بررسی قرار گرفته است. ابتدا رده‌بندی بدون ناظر انجام پذیرفت و سپس نتایج این رده‌بندی بدون ناظر یک ایده کلی از توزیع رخساره‌های لرزه‌ای مختلف و ناهمگنی درون بازه مخزن بدست داد که این کار در انتخاب داده‌های آموزشی برای رخساره‌های لرزه‌ای مختلف به منظور اجرای رده‌بندی با ناظر کمک نمود.

۴-۶-۱ رده‌بندی بدون ناظر

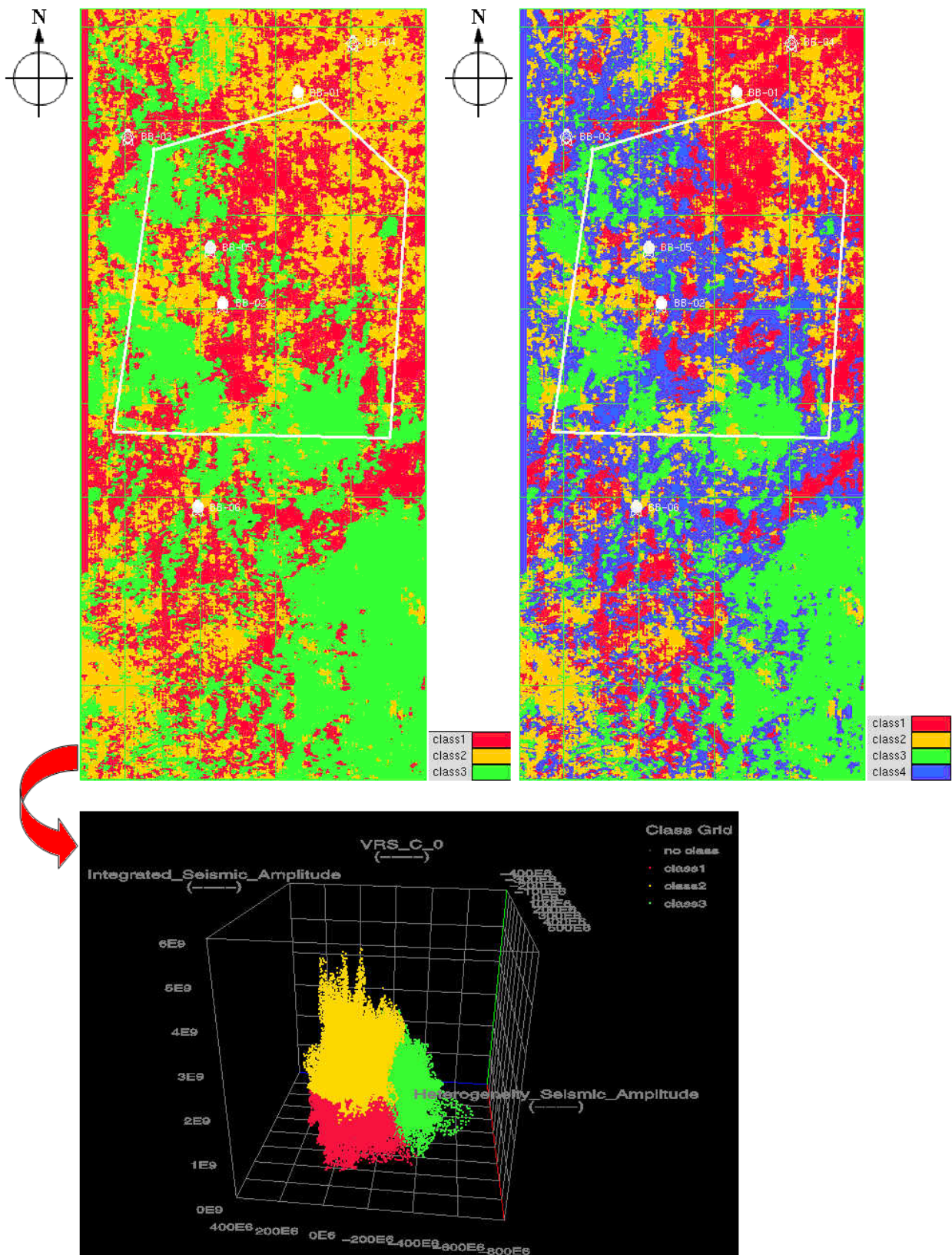
در این مطالعه روش بدون ناظر براساس شبکه عصبی با الگوریتم یادگیری رقابتی استفاده گردید. در آغاز رده‌بندی ابتدا باید تعداد رده‌ها را مشخص نمود. این مقدار فاکتور مهمی است که در فرآیند رده‌بندی تأثیرگذار است. تعداد کم رده‌ها موجب یک رده‌بندی بسیار ابتدایی با مقدار زمینه نسبتاً بالا می‌شود که امکان دارد اطلاعات مهم را بپوشاند. شکل ۴-۸ نتایج رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای به دو رده را که با استفاده از کلیه نشانگرهای لرزه‌ای و به کمک نرم‌افزار SeisClass صورت گرفته است نشان می‌دهد.

در این مطالعه با توجه به زمین شناسی ناحیه مورد مطالعه، رده‌بندی با ۲، ۳، ۴، ۵ و ۶ رده و با استفاده از الگوریتم یادگیری رقابتی انجام پذیرفت. تعداد و ترکیبات متفاوتی از نشانگرهای لرزه‌ای جهت رده‌بندی مورد

استفاده قرار گرفت. برای مثال در شکل ۴-۹ نتایج رده‌بندی بدون ناظر با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای دامنه لرزه‌ای تلفیقی، ناهمگنی دامنه لرزه‌ای و VRSO نشان داده شده است. همچنین همانطور که در cross plot مشاهده می‌شود، سه رده (رخساره لرزه‌ای) با استفاده از این سه نشانگر بخوبی تفکیک شده‌اند.

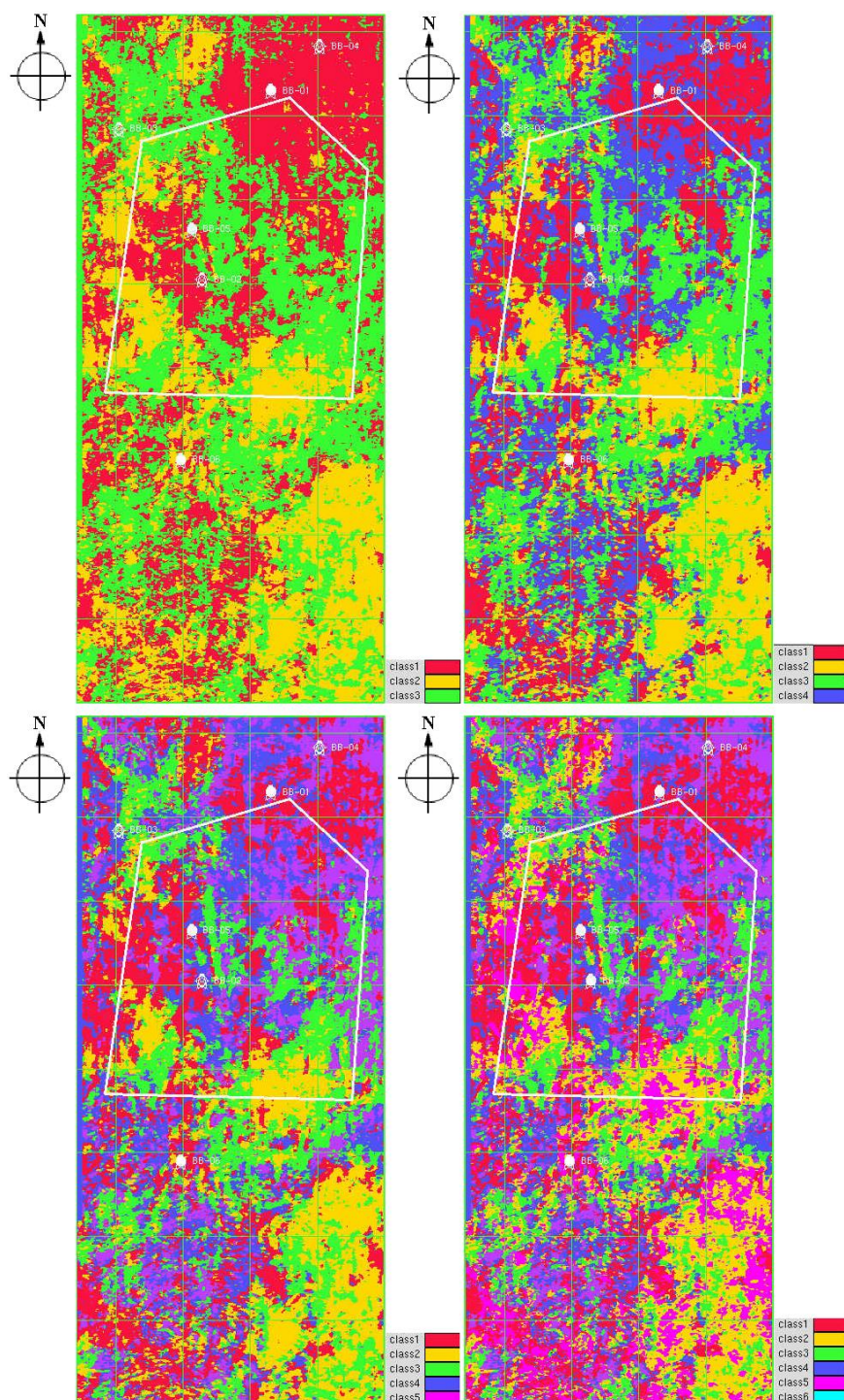


شکل ۴-۸: نقشه رخساره‌های لرزه‌ای رده‌بندی شده به دو رده
(براساس الگوریتم یادگیری رقابتی) و با استفاده از کلیه نشانگرهای لرزه‌ای



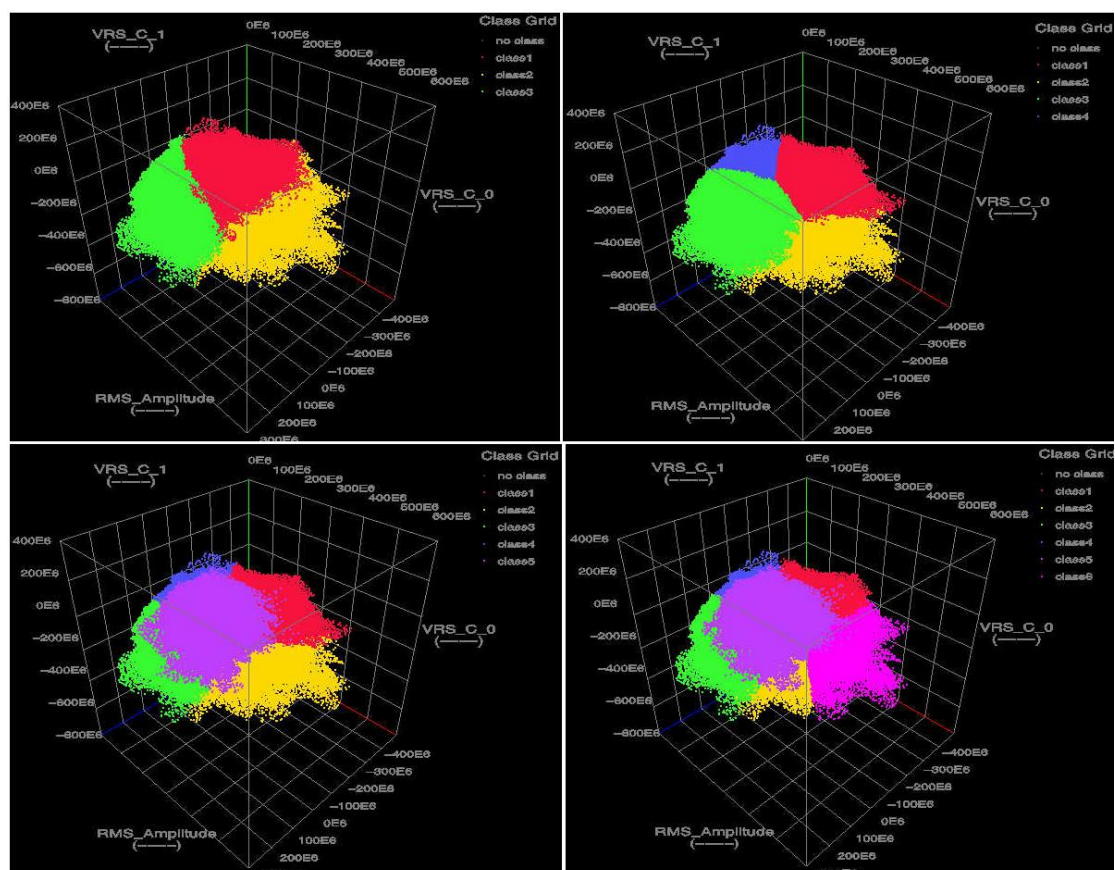
شکل ۹-۴: نتایج رده‌بندی بدون ناظر رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای دامنه لرزه‌ای تلفیقی، ناهمگنی cross plot (بالا چپ) به سه رده (بالا راست) به چهار رده. جدایش سه رده (رخساره لرزه‌ای) در دامنه لرزه‌ای و نشانگرهای لرزه‌ای (شکل پایین) بخوبی نشان داده شده است

علاوه بر آن نتایج رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای به ۳، ۴، ۵ و ۶ رده با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای دامنه RMS، VRS0 و VRS1 در این مطالعه در شکل ۴-۱۰ نشان داده شده است.



به VRS1 و VRS0، RMS شکل ۴-۱۰: نتایج رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای دامنه
(بالا چپ) سه رده (بالا راست) چهار رده (پایین چپ) پنج رده و (پایین راست) شش رده

مربوط به هر یک از نتایج مرتبط با رخساره‌های لرزه‌ای رده‌بندی شده در شکل ۴-۱۱ cross plot همچنین نشان داده شده است. همانطور که در شکل مشاهده می‌شود رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از این نشانگرهای لرزه‌ای، به خوبی از هم تفکیک شده‌اند.



سه بعدی نشانگرهای لرزه‌ای در رده‌بندی بدون ناظر رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از نشانگرهای cross plot شکل ۴-۱۱: VRS_0 و VRS_1 و RMS لرزه‌ای دامنه.

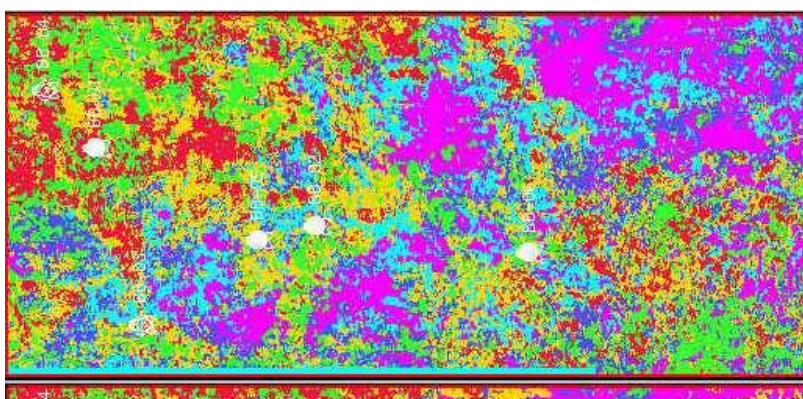
در نهایت نتایج رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از الگوریتم یادگیری رقابتی به ۲، ۳، ۴، ۵ و ۶ رده و بکارگیری ۸ نشانگر لرزه‌ای انتخاب شده، در شکل ۴-۱۲ نشان داده شده است. علی‌رغم اینکه داده‌های لرزه‌ای تا اندازه‌ای دارای نوفه بودند که بنوبه خود در نتایج خروجی تأثیرگذار است، اما با مقایسه این شکل‌ها و نیز در نظر گرفتن شرایط زمین‌شناسی ناحیه که عمدتاً از شیل، ماسه و آهک (بعضاً دولومیت) تشکیل شده است و نیز تفسیر نقشه نشانگرهای لرزه‌ای استخراج شده، نتایج رده‌بندی برای ۳ و ۴ رده قابل قبول ارزیابی شدند. بنظر می‌رسد که رده‌بندی با دو رده یک نتیجه ابتدایی با زمینه بالا بدست می‌دهد و رده‌بندی با ۵ و ۶ رده نیز اطلاعات معنی‌دار اضافی به نتایج رده‌بندی با ۳ و ۴ رده اضافه نکرده باشد. زیرا همانطور که بیان شد با

افزایش رده‌ها در فرآیند رده‌بندی، سطح جزئیات افزایش می‌یابد که لزوماً بیانگر رخساره‌های لیتولوژیکی مرتبط با مخزن نبوده و ممکن است ناشی از نویز موجود در داده‌های لرزه‌ای باشد.

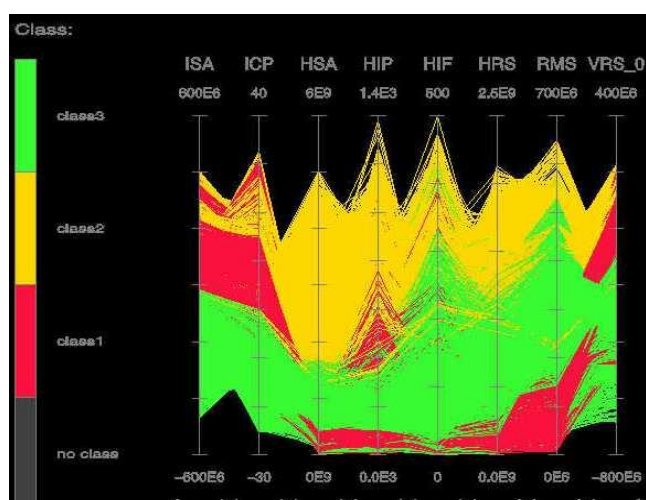
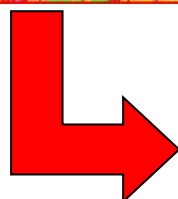
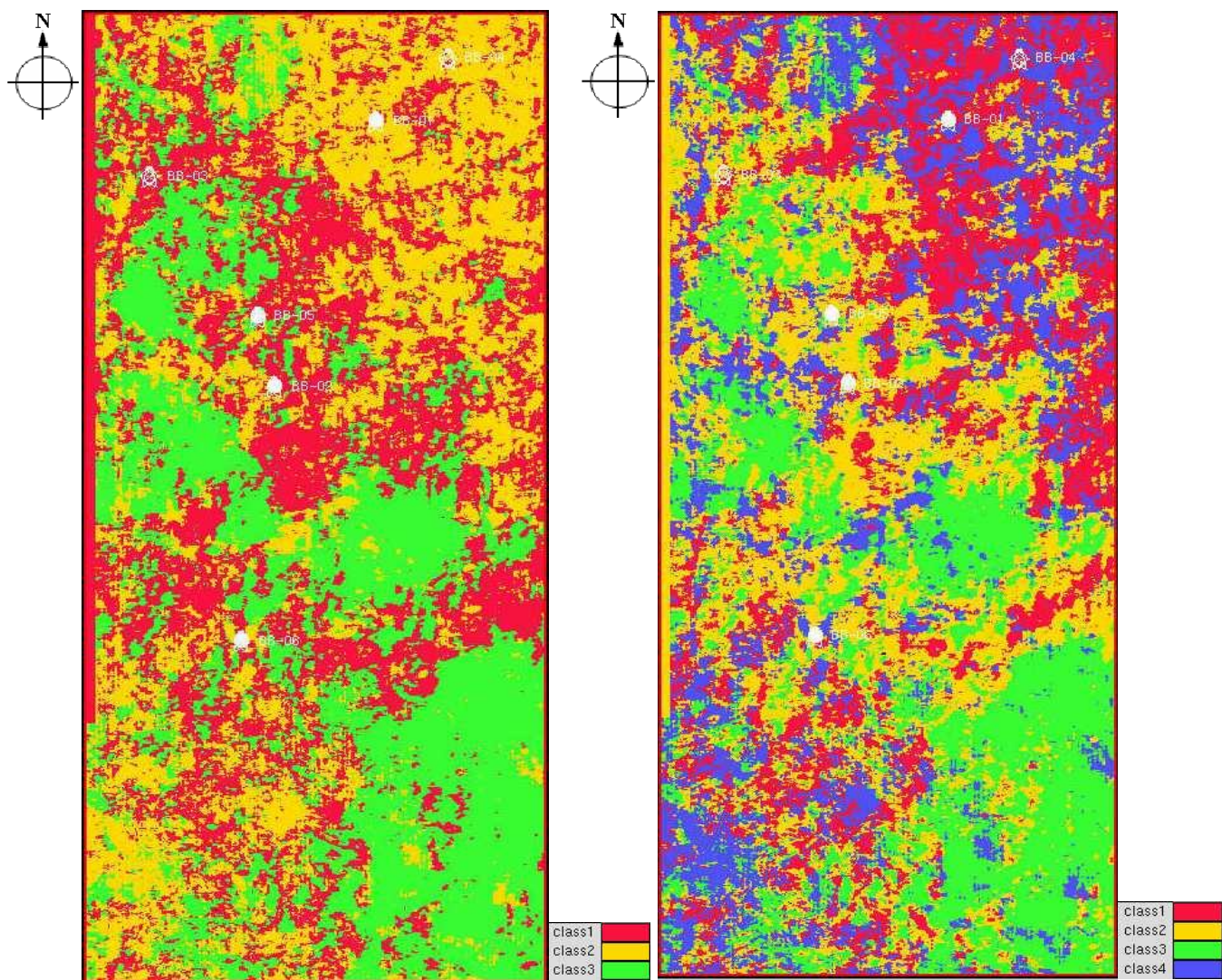
در ۴-۱۳ نیز نتایج رده‌بندی با ۲ و ۳ رده و نیز cross plot نشانگرهای لرزه‌ای نشان داده شده است. این cross plot نشان دهنده قابلیت نشانگرهای لرزه‌ای جهت تفکیک رده‌های مختلف در فضای نشانگر است. در حقیقت قابلیت نشانگرهای لرزه‌ای مختلف جهت تفکیک رده‌های مختلف (رخساره‌های لرزه‌ای) علاوه بر ضرائب همبستگی نشانگرهای لرزه‌ای، به عنوان معیار و راهنمای اصلی جهت انتخاب نشانگرهای لرزه‌ای مناسب جهت رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای است (بویژه در حالت رده‌بندی بدون ناظر). با نگاهی به نتایج این طور استنباط می‌شود که در ناحیه مورد مطالعه سه و یا چهار نوع تغییر لیتولوژیکی و یا رخساره‌ای وجود دارد که این با توجه به شرایط زمین‌شناسی ناحیه قابل قبول به نظر می‌رسد.

علاوه بر نقشه رخساره‌های لرزه‌ای رده‌بندی شده یا همان classification grid، روش‌های گوناگون رده‌بندی دارای کنترل کیفی و نقشه‌های اعتبارسنجی خاص خود هستند. در رده‌بندی بدون ناظر با استفاده از الگوریتم یادگیری رقابتی، خروجی‌های رده‌بندی علاوه بر class grid شامل distance grid و minimum distance grid می‌باشند. نقشه distance grid بیانگر فاصله بین هر نقطه grid و مرکز رده معین در فضای نشانگر می‌باشد. minimum distance grid فاصله بین کلیه نقاط متعلق به هر رده و مرکز خوشه مربوط به آن رده را با هم در یک نقشه تلفیق می‌کند. هر نقطه grid در اینجا بیانگر فاصله نقطه در فضای نشانگر از مرکز خوشه‌ای است که به آن مقید شده است. هرچه فاصله کمتر باشد، درجه اعتبار تعلق آن نقطه به رده مربوطه بالاتر است. به عبارت دیگر، حداقل فاصله برای یک نقطه grid می‌تواند بسیار کمتر از حداقل فاصله برای grid دیگر باشد. در شکل ۴-۱۴

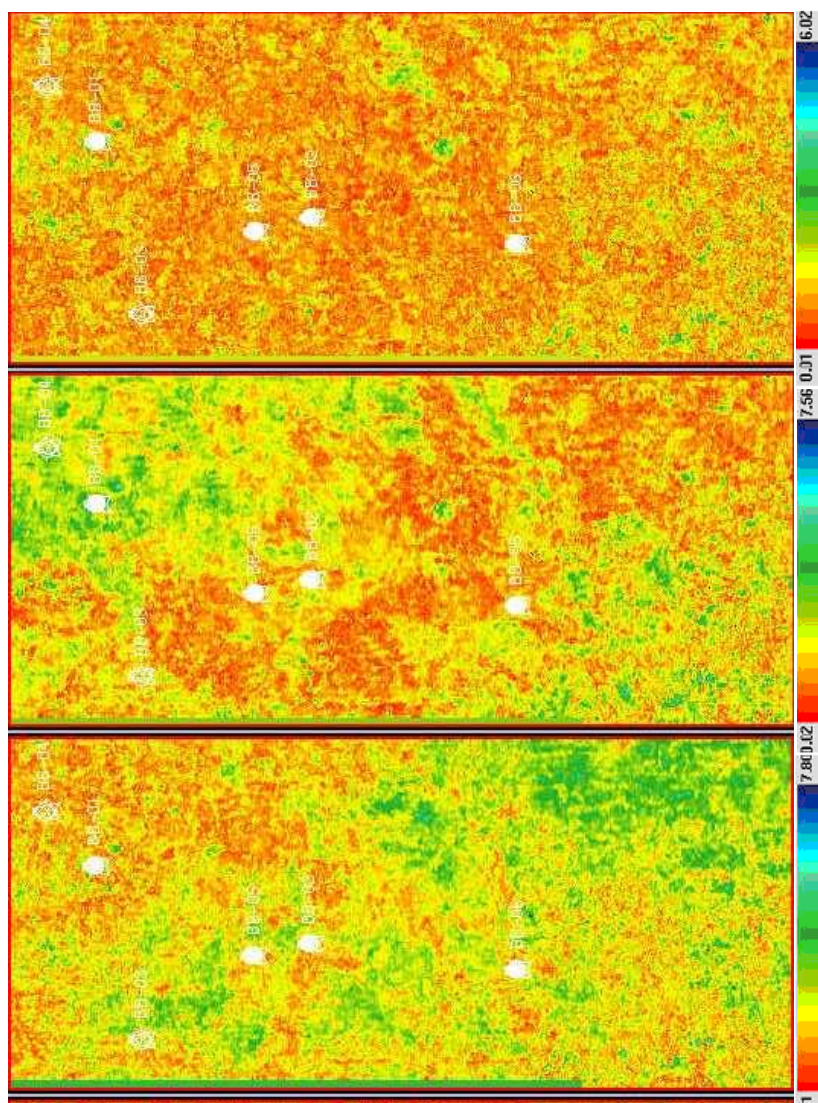
distance grid و minimum distance grid مربوط به رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای به ۳ رده نشان داده شده است.



شکل ۴-۱۲: نتایج رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با استفاده از الگوریتم یادگیری رقابتی (از چپ به راست بترتیب به ۲، ۳، ۴، ۵ و ۶ رده) در این مطالعه.



شکل ۴-۱۳: نقشه نهایی رخساره‌های لرزه‌ای تفکیک شده به سه رده (شکل بالا سمت چپ) و چهار رده (شکل بالا سمت راست) براساس الگوریتم یادگیری رقابتی و استفاده از ۸ نشانگر این ۸ نشانگر لرزه‌ای جهت تفکیک رخساره‌های لرزه‌ای به ۳ رده در cross plot لرزه‌ای). شکل پایین نشان داده شده است



برای رخساره‌های لرزه‌ای تفکیک شده به ۳ رده با استفاده از distance-class2, distance-class3 و minimum distance grid .

۴-۶-۲ رده‌بندی با ناظر

به دنبال رده‌بندی بدون ناظر، در این قسمت نتایج رده‌بندی با ناظر برای ناحیه مورد مطالعه نشان داده شده است. نتایج رده‌بندی بدون ناظر در مرحله قبلی می‌تواند در تعریف داده‌های آموزشی و ارزیابی برای هر رخساره لرزه‌ای در رده‌بندی با ناظر کمک نماید. در زمینه رده‌بندی با ناظر رخساره‌های لرزه‌ای، ابزار cross plot جهت بررسی کیفیت داده‌های آموزشی و ارزیابی بکار گرفته شد.

در رده‌بندی با ناظر، آموزش سیستم می‌تواند براساس لیتولوژی، رخساره‌های سنگی، محیط رسوبی، خصوصیات مخزنی (شامل تخلخل، نفوذپذیری، اشباع هیدروکربن و ...) و سیالات مخزنی باشد. هنگامی که اثرات رخساره‌های سنگی و خصوصیات سیالات و مخزن بصورت قابل اطمینانی توسط مجموعه‌ای از نشانگرهای لرزه‌ای برداشت شده و بوسیله یک یا چند چاه کالیبره شود، می‌توان مخازن مشابه را شناسایی نمود.

در این مطالعه مطابق با داده‌های موجود، آموزش شبکه عصبی جهت رده‌بندی برحسب رخساره‌های لیتولوژیکی مشاهده شده در نمودارهای گاما و تخلخل برداشت شده از چاه‌های مختلف ناحیه مورد مطالعه صورت گرفت. نمودار تخلخل بیانگر تخلخل مؤثر است و از تلفیق نمودارهای نوترون، چگالی و صوتی با کمک یک نرم‌افزار به دست آمده است (آرشیو مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران، ۱۳۸۷). از آنجایی که در رده‌بندی با ناظر داده‌های آموزشی در فرآیند رده‌بندی استفاده می‌شوند، تفسیر نتایج نهایی رده‌بندی را می‌توان به سرعت انجام داد.

در اینجا از نمودارهای گاما و تخلخل چاه‌های BB-04، BB-05 و BB-06 جهت تعریف داده‌های آموزشی استفاده شده و سپس از نمودار چاه BB-01 جهت اعتبار سنجی نتایج به دست آمده استفاده شده است. همچنین نمودارهای گاما و تخلخل مربوط به چاه‌های BB-04، BB-05 و BB-06 در شکل ۴-۱۵ نشان داده شده است. در شکل ۴-۱۶ نیز نمودارهای گاما و تخلخل با هم در یک شکل برای هر سه چاه نشان داده شده است. با توجه به نمودارهای چاه می‌توان استنباط نمود که در چاه BB-06 میزان شیل بالا و میزان ماسه کم است و بترتیب از سمت چاه BB-06 به سمت چاه

BB-04 میزان لایه‌های شیلی کاهش یافته و بر میزان لایه‌های ماسه سنگی افزوده می‌شود. لایه‌های ماسه

سنگی بصورت میان لایه‌هایی در لایه‌های شیلی قرار گرفته‌اند. بر این اساس داده‌های آموزشی از محل چاه‌ها انتخاب گردید تا بتوانیم ناهمگنی در بازه عمقی مخزن را از لحاظ تغییرات رخساره‌ای یعنی شیلی بودن یا ماسه‌ای بودن رده‌بندی نماییم. الگوریتم یادگیری با ناظر که در اینجا مورد استفاده قرار گرفت، الگوریتم پس انتشار خطا است که از مهمترین الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی است. در این مرحله بر اساس نتایج رده‌بندی بدون ناظر، تعداد رده‌ها ۳ و ۴ در نظر گرفته شد.

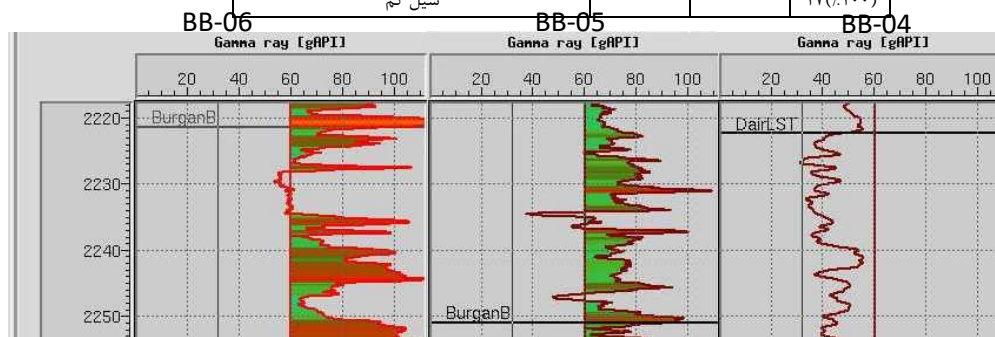
در رده‌بندی سه رخساره‌ای، رده‌ها را به شیل زیاد، شیل متوسط و شیل کم تقسیم بندی نمودیم. این تقسیم بندی از آن جهت است که وجود شیل در ناهمگنی مخزن تأثیرگذار بوده و از لحاظ خصوصیات یک مخزن هیدرکربوری به عنوان عاملی نامطلوب در بهره‌برداری محسوب می‌شود. از آنجاییکه بر طبق نمودارهای تخلخل و گاما چاه BB-06 در اعماق بیش از ۲۲۳۵ متری دارای شیل زیاد است، داده‌های آموزشی جهت رده شیل زیاد از این چاه انتخاب شد. همچنین برای رده شیل متوسط داده‌های آموزشی از چاه BB-05 و برای رده شیل کم داده‌های آموزشی چاه‌های BB-04 انتخاب شدند. بخشی از داده‌های آموزشی (تقریباً ۲۰ درصد از داده‌های آموزشی) به عنوان داده‌های ارزیابی در نظر گرفته شد تا قابلیت شبکه جهت رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای توسط این داده‌ها مورد ارزیابی قرار گیرد. در جدول ۳-۴ تعداد داده‌های آموزشی و ارزیابی که جهت هر یک از رده‌ها بکار برده شده نشان داده شده است. همچنین نتایج تست شبکه با استفاده از داده‌های ارزیابی در جدول ۳-۴ نشان داده شده است. این جدول پس از آموزش شبکه پس انتشار توسط نرم‌افزار SeisClass، در خروجی نرم‌افزار قرار می‌گیرد. همانطور که مشاهده می‌شود داده‌های ارزیابی بطور ۱۰۰ درصد به رده‌های خود تخصیص یافته‌اند که این بیانگر قابلیت شبکه جهت تخصیص صحیح داده‌های ورودی به رده‌های مربوطه است.

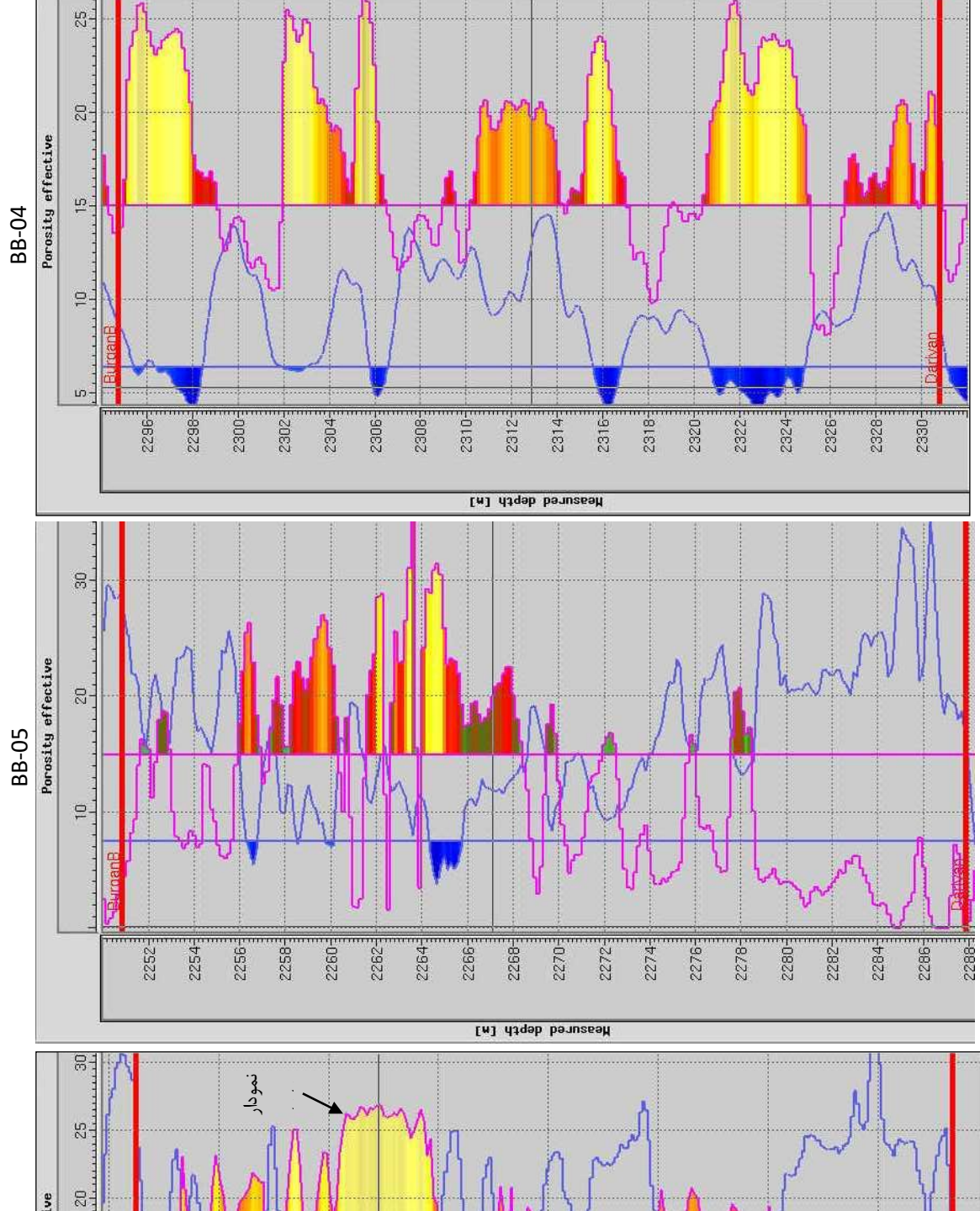
جدول ۳-۴: تعداد داده‌های آموزشی و ارزیابی که جهت هریک از رده‌ها بکار برده شده است

تعداد داده‌های ارزیابی	تعداد داده‌های آموزشی	چاه آموزشی	نام رده‌ها
۱۶	۶۳	BB-06	رده شیل زیاد (۱)
۱۵	۶۲	BB-05	رده شیل متوسط (۲)
۱۷	۶۶	BB-04	رده شیل کم (۳)

جدول ۳-۴: نتایج تخصیص داده‌های ارزیابی

از رده	به رده	۱	۲	۳
شیل زیاد		۱۶ (٪۱۰۰)	۰	۰
شیل متوسط		۰	۱۵ (٪۱۰۰)	۰
شیل کم		۰	۰	۱۷ (٪۱۰۰)

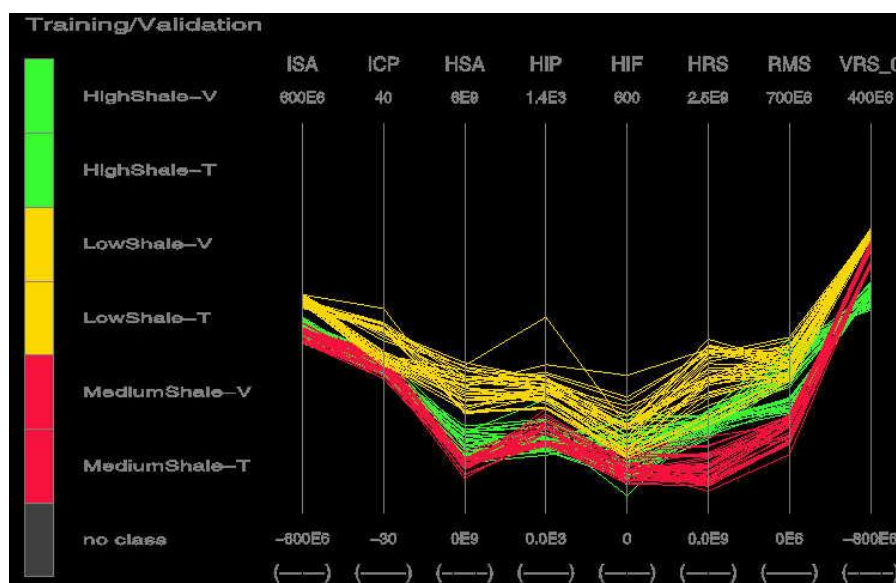




شکل ۴-۱۶: نمودارهای گاما (آبی رنگ) و تخلخل مؤثر (صورتی رنگ) که توأماً در هر چاه نشان داده شد

(در اینجا گامای کمتر از ۴۰ و تخلخل بیش از ۱۵ درصد بصورت رنگی پر شده اند)

همچنین نتیجه cross plot نشانگرهای لرزه‌ای که به منظور بررسی کیفی تفکیک رده‌های آموزشی انجام شده است (شکل ۴-۱۷) نشان می‌دهد که این نشانگرهای لرزه‌ای بصورت مناسبی داده‌های آموزشی را از هم تفکیک نموده‌اند.

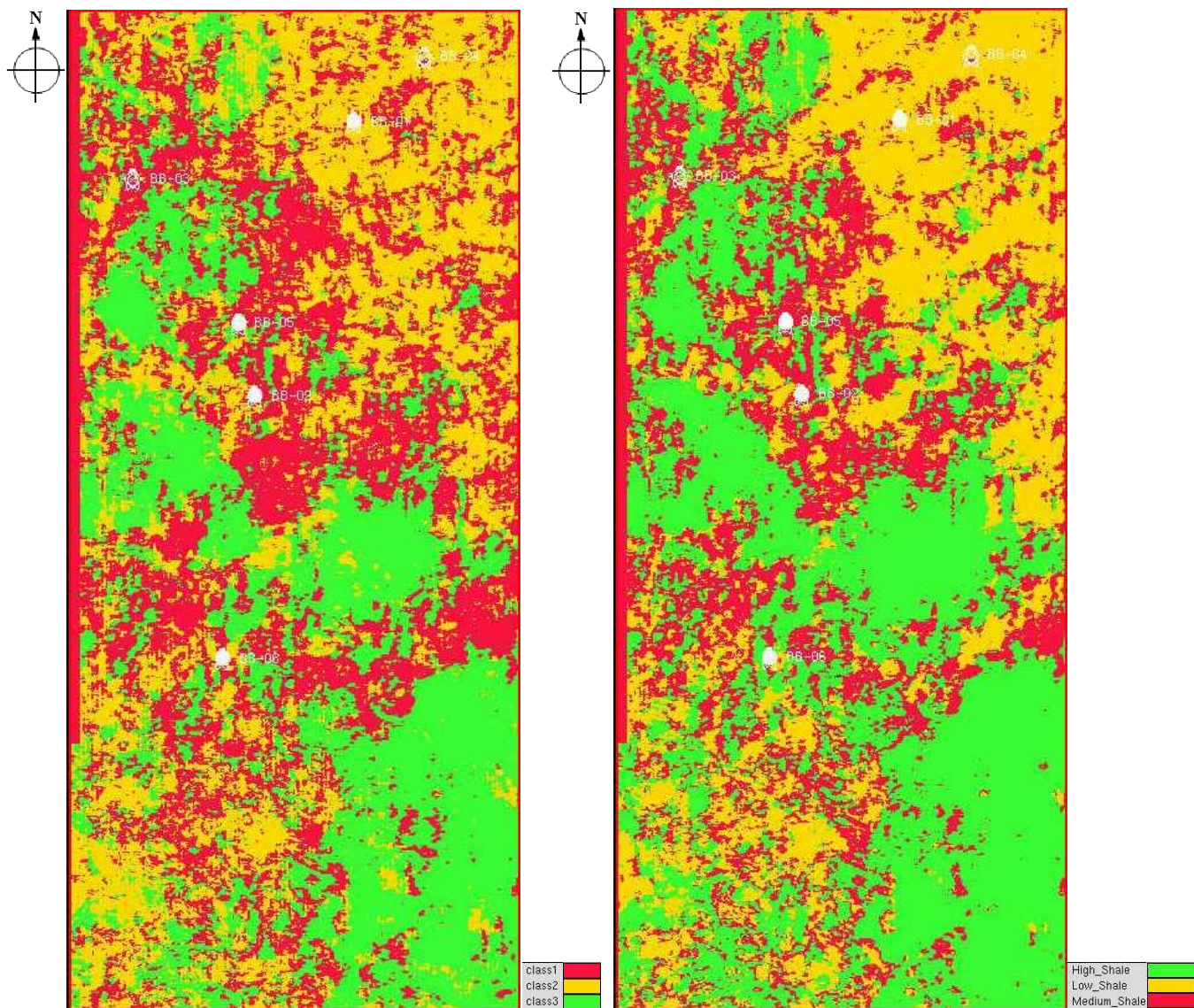


نشانگرهای لرزه‌ای استفاده شده در رده‌بندی با ناظر به ۳ رده که نشان می‌دهد چگونه cross plot شکل ۴-۱۷: داده‌های آموزشی T و ارزیابی V هر ۳ رده (شیل زیاد، شیل متوسط و شیل کم) در فضای نشانگر به خوبی از هم تفکیک شده‌اند.

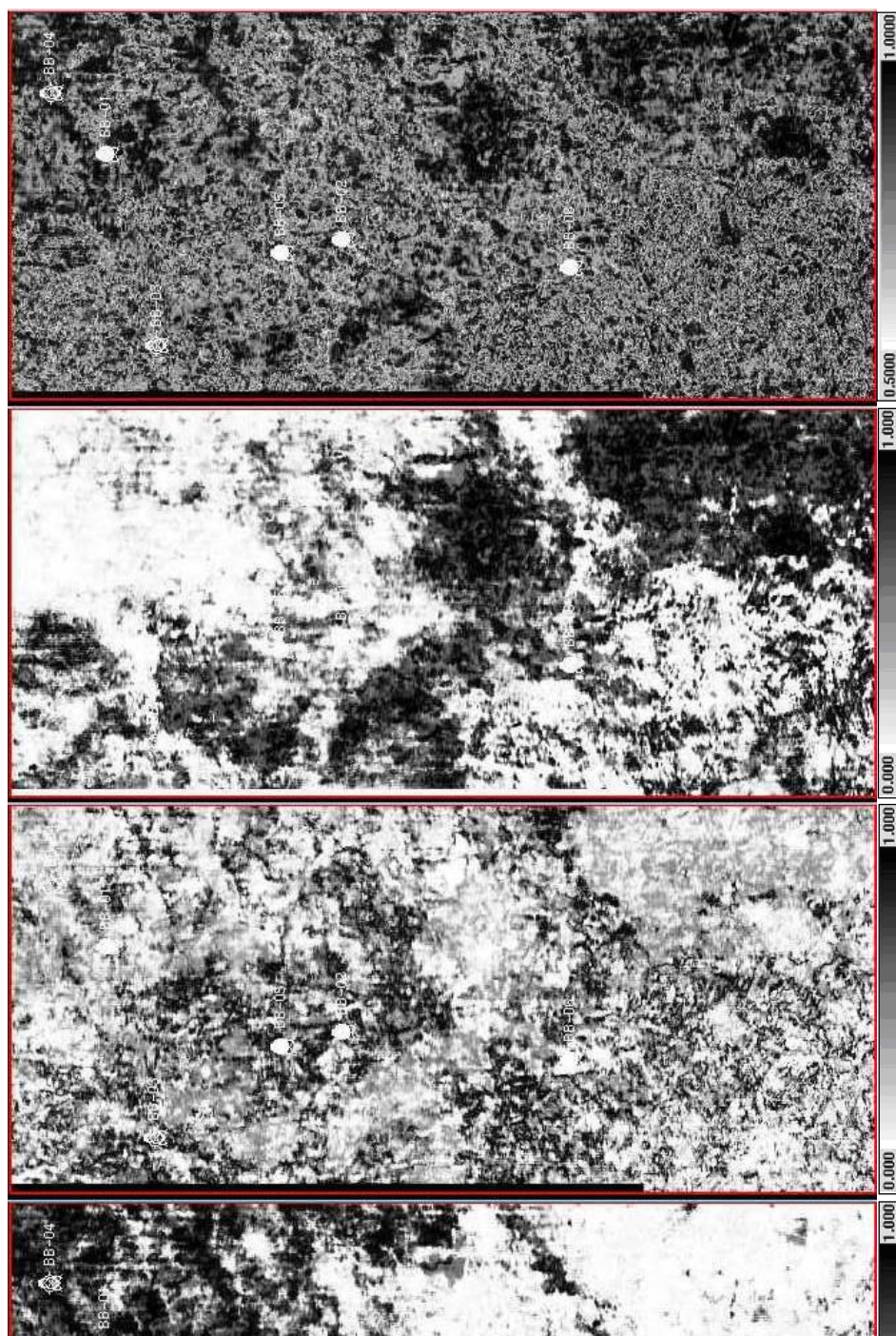
در نهایت در شکل ۴-۱۸ نتایج رده‌بندی با ناظر رخساره‌های لرزه‌ای براساس الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا و با استفاده از ۸ نشانگر لرزه‌ای که در مرحله قبل بکار گرفته شد نشان داده شده است. همزمان نتیجه

رده‌بندی بدون ناظر براساس ۳ رده که در مرحله قبل بدست آمد نیز قرار داده شده است. شباهت زیاد دو شکل به یکدیگر نشان دهنده قابل پذیرش بودن نتایج رده‌بندی است.

علاوه بر نقشه رده‌بندی، هر روش رده‌بندی با ناظر یک کنترل کیفی و نقشه درجه اطمینان را جهت بررسی صحت و درجه اعتبار نتایج رده‌بندی ارائه می‌دهد. روش رده‌بندی پس انتشار خطا علاوه بر نقشه رده‌بندی، نقشه‌های احتمال و درجه اطمینان را نیز به عنوان خروجی می‌دهد. نقشه احتمال نشان دهنده مقدار درجه اعتبار احتمال برای نقاطی است که به رده‌ای خاص تخصیص یافته‌اند و نقشه درجه اطمینان بیان کننده درجه اطمینان هر نقطه جهت تعلق به رده‌ای است که به آن تخصیص یافته است. شکل ۴-۱۹ نقشه‌های احتمال و درجه اطمینان رده‌بندی با ناظر براساس الگوریتم پس انتشار خطا را برای سه رده نشان می‌دهد.



شکل ۴-۱۸: نتایج نهایی رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای براساس (سمت چپ) الگوریتم یادگیری رقابتی و (سمت راست) الگوریتم پس انتشار خطا به ۳ رده. شباهت بین نتایج نشان دهنده تأیید فرآیند رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با الگوریتم پس انتشار خطاست



شکل ۴-۱۹: نقشه‌های احتمال رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با الگوریتم پس انتشار خطا با استفاده از

۸ نشانگر لرزه‌ای؛ (پترتیب از سمت چپ) احتمال رده شیل کم، احتمال رده شیل متوسط و

۱۱ نشانگر لرزه‌ای؛ (پترتیب از سمت چپ) احتمال رده شیل کم، احتمال رده شیل متوسط و

به همین ترتیب جهت تفکیک بهتر شیل و ماسه، ۴ رده را بصورت شیل بالا، شیل متوسط، ماسه سنگ متوسط و ماسه سنگ بالا تعریف نمودیم. از آنجایی که بر طبق نمودارهای تخلخل و گاما چاه BB-06 معرف شیل زیاد است، داده‌های آموزشی جهت رده شیل بالا از این چاه انتخاب شد. همچنین برای رده شیل متوسط و ماسه متوسط داده‌های آموزشی از چاه BB-05 و برای رده ماسه بالا داده‌های آموزشی چاه BB-04 استفاده گردید.

قسمتی از داده‌های آموزشی نیز به عنوان داده‌های ارزیابی در نظر گرفته شد تا قابلیت شبکه برای رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای توسط این داده‌ها مورد ارزیابی قرار گیرد. در جدول ۴-۴ تعداد داده‌های آموزشی و ارزیابی که جهت هر یک از رده‌ها بکار برده شده نشان داده شده است. همچنین نتایج ارزیابی شبکه با استفاده از داده‌های ارزیابی در جدول ۴-۵ نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود داده‌های ارزیابی بطور ۱۰۰ درصد به رده‌های خود تخصیص یافته‌اند که این بیانگر قابلیت شبکه جهت تخصیص صحیح داده‌های ورودی به رده‌های مربوطه است.

جدول ۴-۴: تعداد داده‌های آموزشی و ارزیابی که جهت هر یک از رده‌ها بکار برده شده است

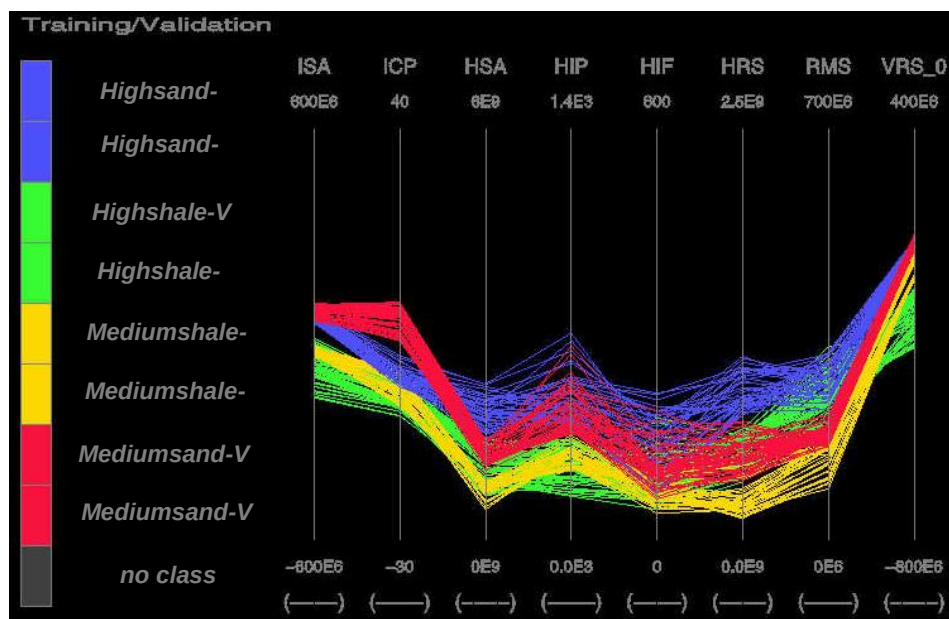
تعداد داده‌های ارزیابی	تعداد داده‌های آموزشی	چاه آموزشی	نام رده‌ها
۱۶	۶۶	BB-06	رده شیل بالا (۱)
۱۳	۵۰	BB-05	رده شیل متوسط (۲)
۱۵	۵۶	BB-05	رده ماسه سنگ متوسط (۳)
۱۰	۴۶	BB-04	رده ماسه سنگ بالا (۴)

جدول ۴-۵: نتایج تخصیص داده‌های ارزیابی

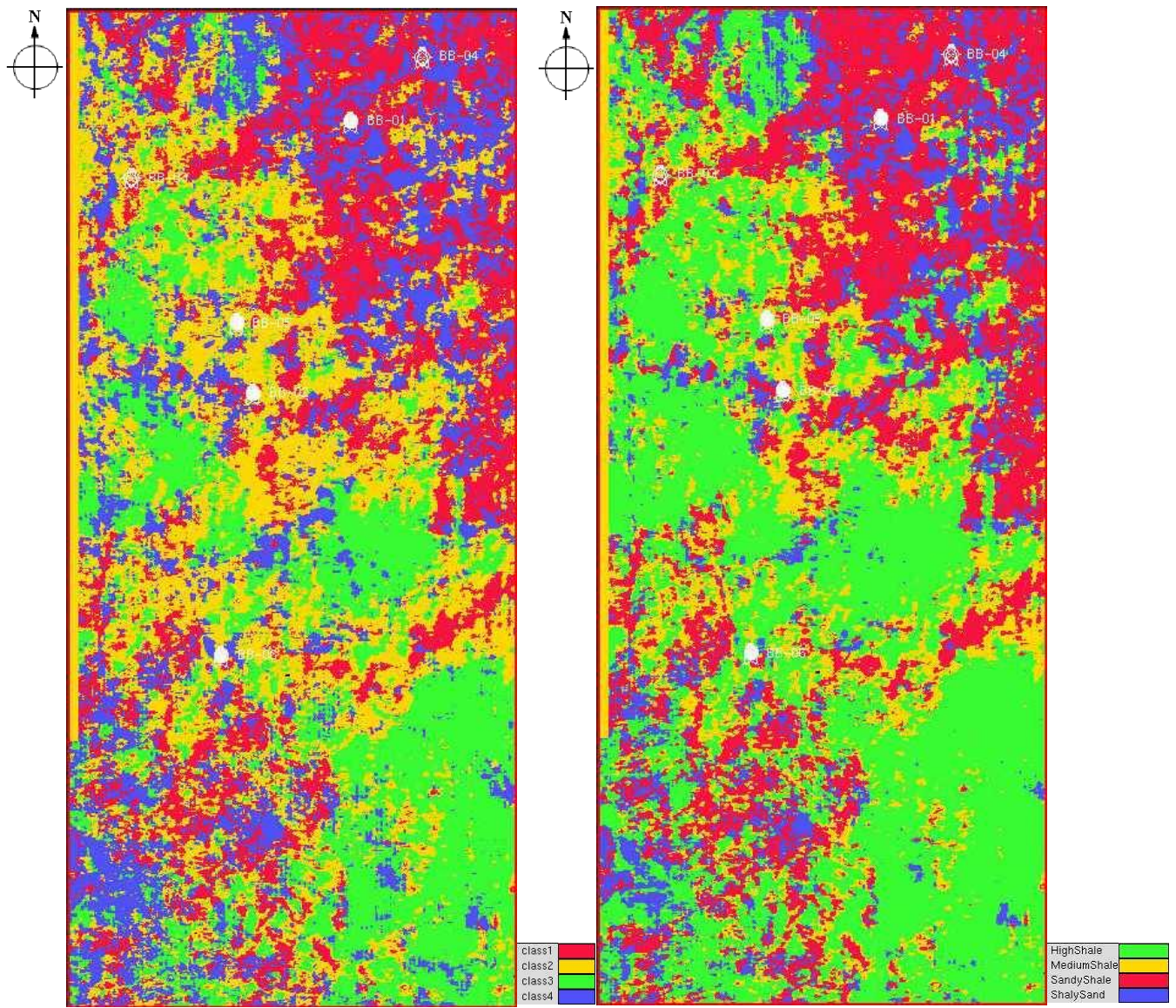
از رده	به رده	۱	۲	۳	۴
شیل بالا		۱۶ (/۱۰۰)	۰	۰	۰
شیل متوسط		۰	۱۳ (/۱۰۰)	۰	۰
ماسه سنگ متوسط		۰	۰	۱۵ (/۱۰۰)	۰
ماسه سنگ بالا		۰	۰	۰	۱۰ (/۱۰۰)

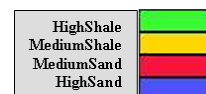
همچنین نتیجه cross plot نشانگرهای لرزه‌ای که به منظور بررسی کیفی تفکیک رده‌های آموزشی به کمک نرم‌افزار تهیه شده در شکل ۴-۲۰ نشان داده شده است. این شکل نشان می‌دهد که ۸ نشانگر لرزه‌ای بصورت مناسبی داده‌های آموزشی را از هم تفکیک نموده‌اند.

در نهایت در شکل ۴-۲۱ نتایج رده‌بندی با ناظر رخساره‌های لرزه‌ای براساس الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا و با استفاده از ۸ نشانگر لرزه‌ای که در مرحله قبل بکار گرفته شد نشان داده شده است. همزمان نتیجه رده‌بندی بدون ناظر براساس ۴ رده که در مرحله قبل بدست آمد نیز قرار داده شده است. شباهت زیاد دو شکل به یکدیگر نشان دهنده قابل پذیرش بودن نتایج رده‌بندی است. شکل ۴-۲۲ نیز نقشه‌های احتمال و درجه اطمینان رده‌بندی با ناظر براساس الگوریتم پس انتشار خطا را برای ۴ رده نشان می‌دهد.

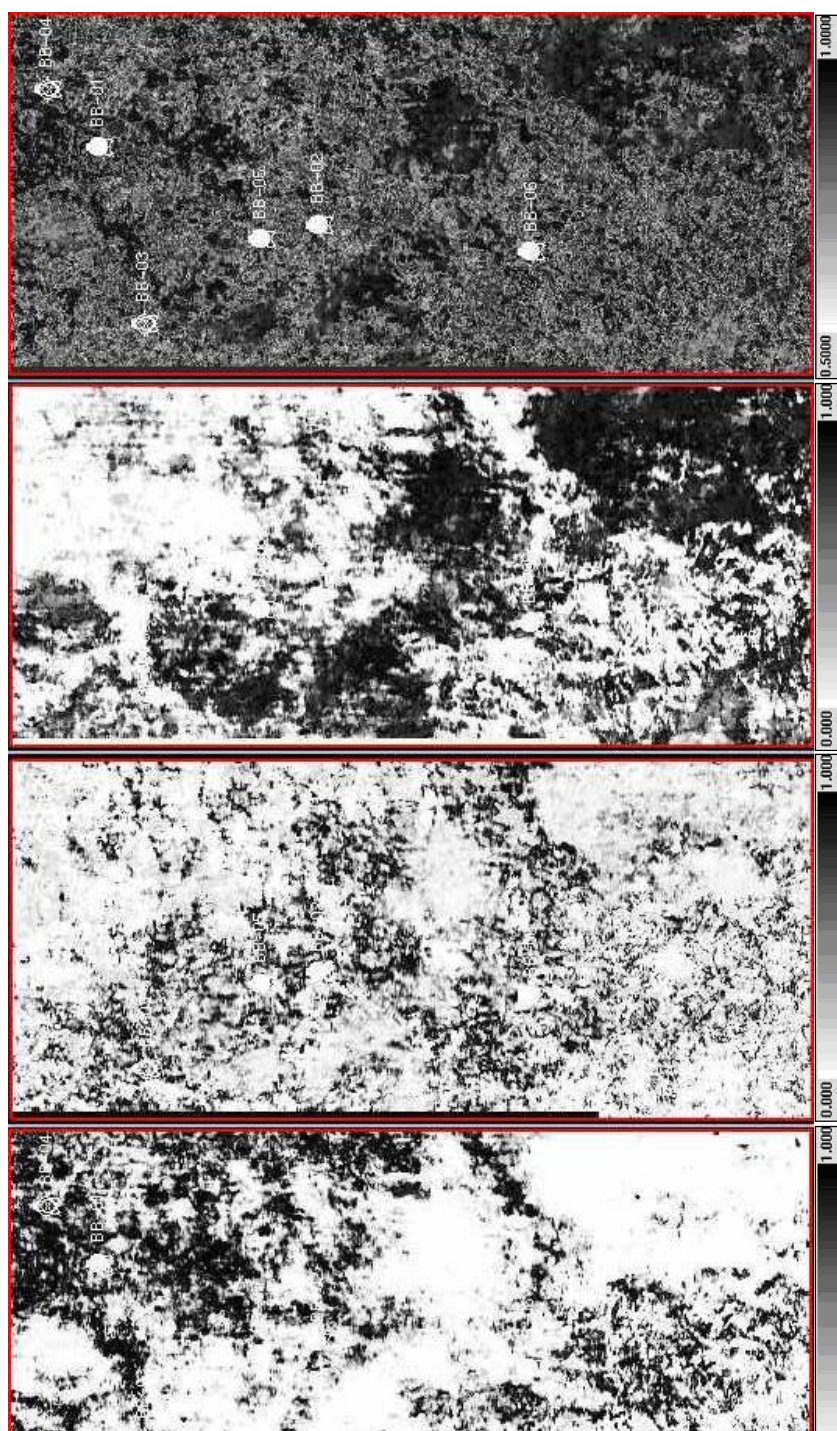


نشانگرهای لرزه‌ای استفاده شده در رده‌بندی با ناظر به ۴ رده که نشان می‌دهد چگونه cross plot شکل ۴-۲۰:
 داده‌های آموزشی (T) و ارزیابی (V) هر ۴ رده (شیل زیاد، شیل متوسط، ماسه سنگ متوسط و ماسه سنگ زیاد) در فضای نشانگر به خوبی از هم تفکیک شده‌اند





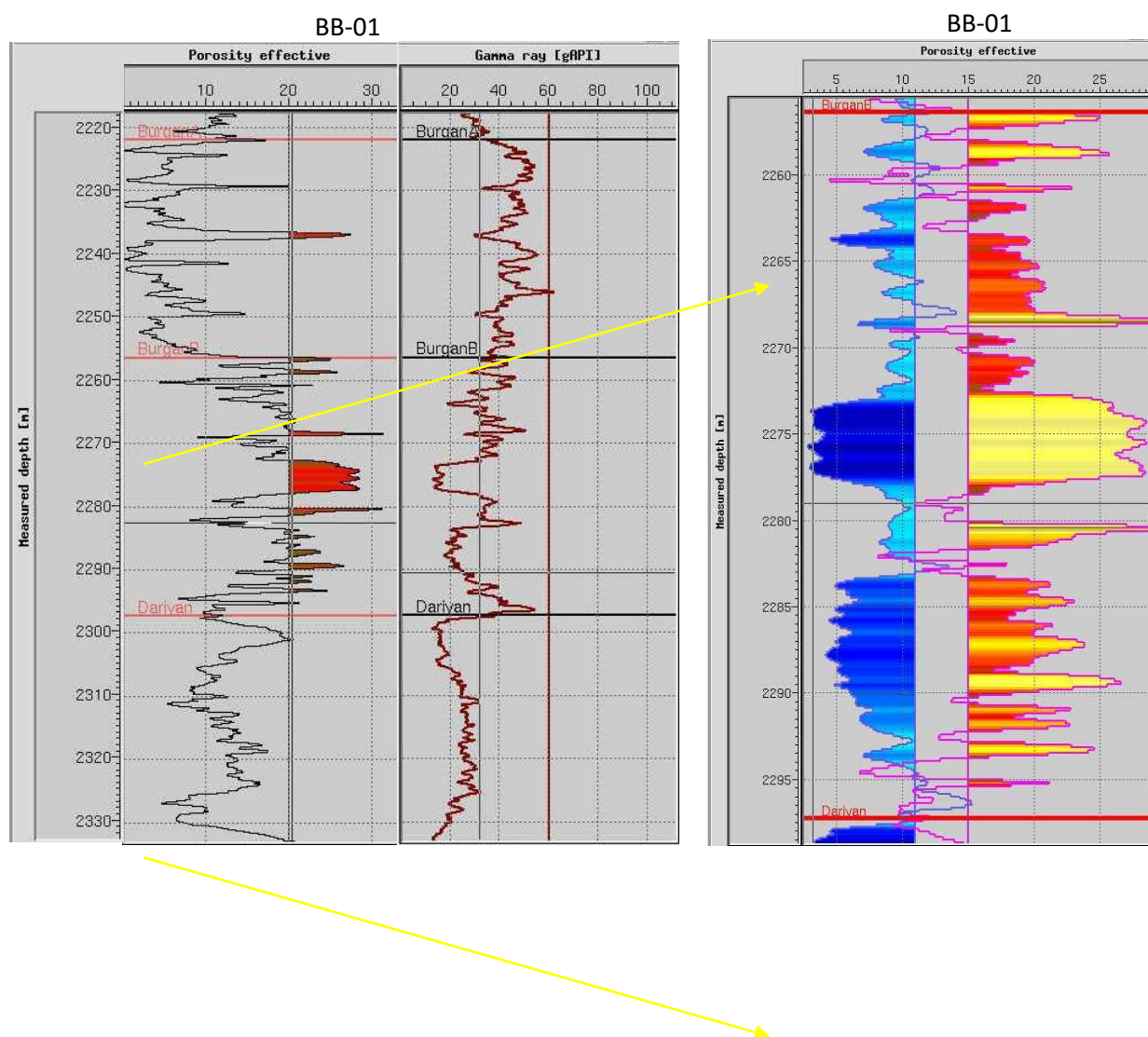
شکل ۴-۲۱: نتایج نهایی رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای براساس (سمت چپ) الگوریتم یادگیری رقابتی و (سمت راست) الگوریتم پس انتشار خطا به ۴ رده. شباهت بین نتایج نشان‌دهنده تأیید فرآیند رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با الگوریتم پس انتشار خطاست



شکل ۴-۲۲: نقشه‌های احتمال رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با الگوریتم پس انتشار خطا با استفاده از نتایج الگوریتم یادگیری رقابتی و الگوریتم پس انتشار خطا به ۴ رده. شباهت بین نتایج نشان‌دهنده تأیید فرآیند رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با الگوریتم پس انتشار خطاست

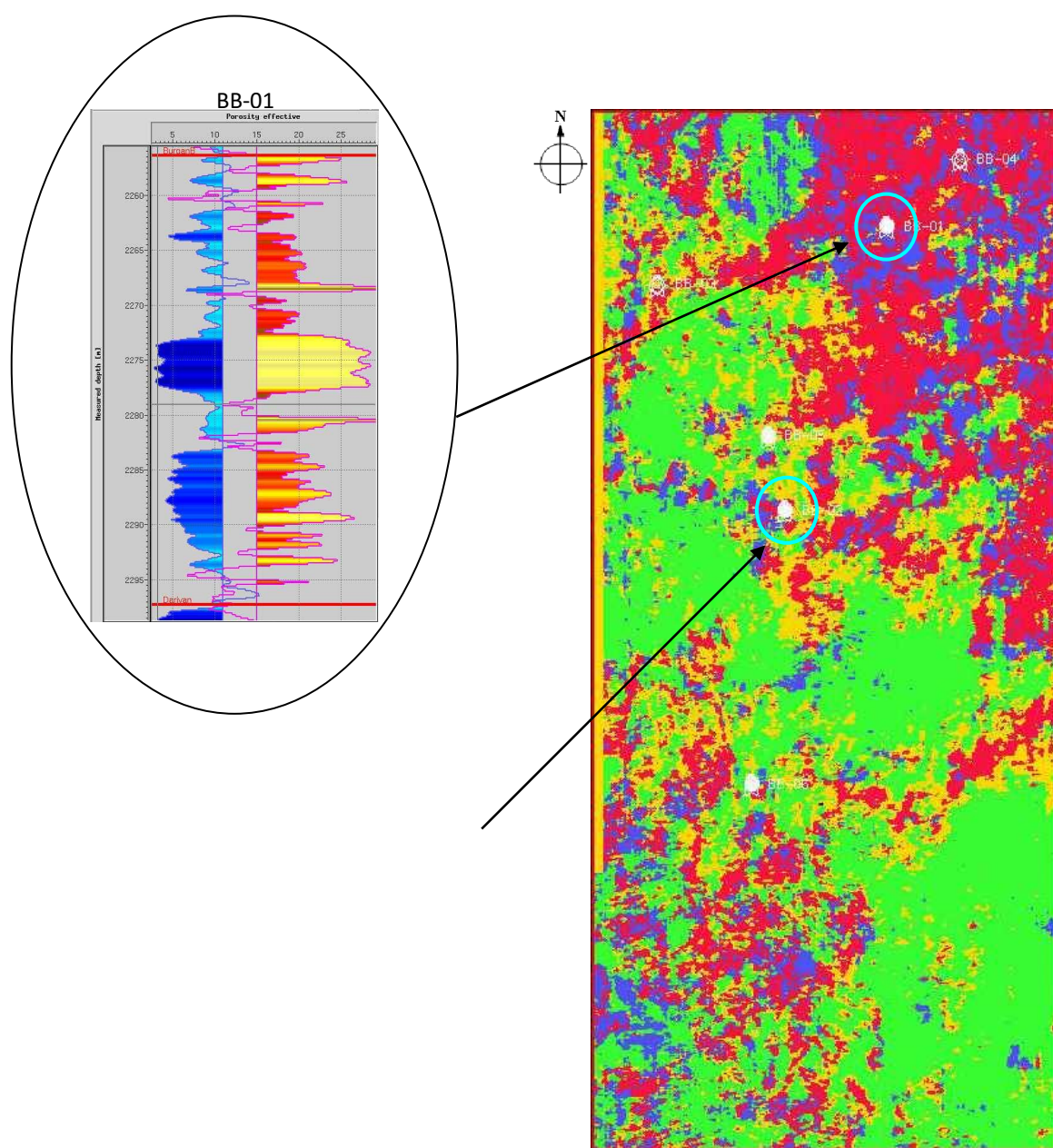
نقشه درجه اطمینان نیز در سمت راست نشان داده شده است

به منظور بررسی صحت و اعتبار نتایج پیش‌بینی شده توسط نرم‌افزار SeisClass از نمودارهای پرتو گاما و تخلخل مؤثر مربوط به چاه BB-01 استفاده شد. لازم به ذکر است که از داده‌های این چاه در فرآیند آموزش استفاده نشده است. نمودارهای مربوط به این چاه در شکل ۴-۲۳ نشان داده شده است.



شکل ۴-۲۳: نمودارهای تخلخل و پرتو گاما برای چاه BB-01. در مقیاس کوچکتر (چپ) و نمایش هر دو نمودار برای بازه عمقی ۲۲۶۰ تا ۲۲۹۵ متر (راست)

با توجه به نمودارهای تخلخل و گاما می‌توان دریافت که در چاه BB-01 میزان لایه‌های ماسه سنگی بالا می‌باشد. این با نتایج به دست آمده براساس شبکه با الگوریتم پس انتشار خطا مطابقت دارد (شکل ۴-۲۴). همانطور که در شکل مشاهده می‌شود، در نقشه رخساره‌های لرزه‌ای حوالی چاه BB-01 بصورت مناطقی با میزان ماسه بالا پیش‌بینی شده است. همچنین تست چاه BB-02 توسط شرکت ملی نفت وجود هیدروکربن را تأیید نموده است که به دلیل عدم دسترسی به نمودارهای گاما و تخلخل چاه مربوطه، در اینجا به آنها اشاره‌ای نشده است. در نقشه رخساره‌های لرزه‌ای مربوطه نیز حوالی چاه BB-02 به صورت نواحی با ماسه متوسط نشان داده شده است که نشان‌دهنده اعتبار خوب نتایج پیش‌بینی شده است.



فصل پنجم

نتیجه گیری

و

HighShale	Green
MediumShale	Yellow
MediumSand	Red
HighSand	Blue

تو گاما در چاه
و نمودارهای
رد

شکل ۴-۲۴: اعتبارسنجی نقشه تو
BB-01. همانطور که در نتایج مش
مربوطه وجود دارد که

۵-۱ نتیجه گیری

امروزه با توجه به هزینه‌های سنگین حفاری و نیاز روز افزون به منابع انرژی، باید تا حد امکان سعی شود که از میزان ریسک در عملیات حفاری کاسته شود. به همین منظور باید مراحل اکتشافی بصورتی دقیق و با به دست آوردن بیشترین اطلاعات از مخزن انجام شود. استفاده از شبکه‌های عصبی و مطالعه صورت گرفته در

این پایان نامه تا حدودی جهت نیل به این اهداف بوده است. بر این اساس نتایج بدست آمده از این مطالعه را می‌توان طی موارد ذیل برشمرد:

۱. شناخت و آگاهی از نقش روش‌های با ناظر و بدون ناظر در مطالعات رخساره‌های لرزه‌ای یکی از مهمترین نتایج این پروژه بوده است. نتایج رده‌بندی داده‌های لرزه‌ای، موجب شناسایی رخساره‌های لرزه‌ای و توزیع جانبی آنها روی بازه مخزن و نیز نقش داده‌های لرزه‌ای در توصیف مخزن می‌شود.

۲. در اینجا بررسی کیفی براساس ترسیم تغییرات رخساره‌ای در بازه مخزن با توجه به رده‌بندی و شناسایی رخساره‌های لرزه‌ای صورت گرفت. این روش براساس الگوریتم رده‌بندی شبکه عصبی مصنوعی است که در هر دو حالت بدون ناظر و با ناظر می‌تواند بکار رود. در حالت بدون ناظر از شبکه عصبی با الگوریتم یادگیری رقابتی و در حالت با ناظر از الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا استفاده شد. آنالیز بدون ناظر، داده‌های لرزه‌ای را تماماً بر اساس خصوصیات پاسخ‌های لرزه‌ای رده‌بندی می‌کند و نیازی به استفاده از اطلاعات چاه ندارد. از اینرو در پی‌جویی‌های نفتی در نواحی جدید، جایی که هنوز چاهی حفاری نشده و یا تعداد چاههای حفاری شده کم است، جهت دستیابی به یک دید کلی دارای کاربرد است. آنالیز با ناظر بطور هوشمند رده‌های خروجی را به رخساره‌های مخزنی تخصیص داده و بر طبق آن برچسب می‌زند. بنابراین در این حالت رخساره‌های لرزه‌ای نه تنها رده‌بندی شده بلکه شناسایی شده و برچسب زده می‌شوند. از اینرو، این حالت از آنالیز بیشتر در توسعه میادین سودمند است جایی که اطلاعات اخذ شده از چاهها را می‌توان به صورت مناسبی با این روش به نواحی بین چاهها تعمیم داد؛ بویژه اگر برداشت‌های لرزه‌نگاری سه بعدی وجود داشته باشد با استفاده از این تکنیک می‌توان وضعیت لیتولوژیکی و تغییرات آن در مخزن را از داده‌های لرزه‌ای به دست آورد.

۳. هنگامی که نشانگرهای لرزه‌ای بصورت مناسبی براساس خصوصیات فیزیکی سنگ مخزن کالیبره شوند، می‌توانند منجر به بهبود روند توصیف مخزن شوند که در مراحل ارزیابی تا توسعه و مدیریت مخزن بسیار مفید است. نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که شناسایی ناهمگنی مخزن و رخساره‌های لرزه‌ای بین چاهها مسائلی هستند که بکارگیری نشانگرهای لرزه‌ای در این موارد می‌تواند بسیار مؤثر باشد.

۴. انتخاب نشانگرهای لرزه‌ای مناسب برای رده‌بندی یکی از گام‌های اصلی در رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای است. از آنجایی که همه نشانگرهای لرزه‌ای برای رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای مناسب نیستند، مطالعه دقیق نشانگرهای لرزه‌ای مختلف باید جهت انتخاب مناسب‌ترین آنها صورت گیرد. ابزارهای آماری همچون cross plot و ضرائب همبستگی نشانگرهای مختلف می‌توانند در انتخاب بهترین نشانگرها جهت استفاده در رده‌بندی کمک نمایند. نشانگرهایی برای رده‌بندی انتخاب می‌شوند که ضرائب همبستگی پایینی نسبت به هم داشته باشند. همچنین نشانگرهای لرزه‌ای باید مرتبط با خصوصیات زمین‌شناسی و مخزنی باشند. اهمیت زمین‌شناسی نشانگرهای لرزه‌ای باید پیش از اینکه بتوان نتایج رده‌بندی را از دید ناحیه‌ای تفسیر نمود شناخته شود.

۵. در مطالعه حاضر با بررسی‌های صورت گرفته روی نشانگرهای لرزه‌ای مختلف، از هشت نشانگر جهت رده‌بندی رخساره‌ها و توصیف ناهمگنی مخزن استفاده شده است. این نشانگرها با استفاده از نرم‌افزار Charisma از داده‌های لرزه‌ای استخراج شدند.

۶. در این مطالعه به کمک نرم‌افزار SeisClass ابتدا رده‌بندی بدون ناظر رخساره‌های لرزه‌ای جهت اخذ یک دید کلی در مورد توزیع رخساره‌های لرزه‌ای مخزن صورت گرفت. به همین منظور از شبکه عصبی با الگوریتم یادگیری رقابتی استفاده شد. با توجه به شرایط زمین‌شناسی در بازه مخزن که عمدتاً شیلی و ماسه سنگی است، نتایج به دست آمده با ۳ و ۴ رده بنظر قابل قبول می‌رسد. در حالت سه رده می‌توان اینطور استنباط کرد که یک رخساره یا لیتولوژی خاصی با روند تقریباً جنوب شرقی به شمال غربی وجود دارد که با توجه به واقع شدن چاه BB-03 در آن ناحیه و عدم حضور ذخیره اقتصادی هیدروکربن در احتمالاً می‌تواند مرتبط با زون شیلی بالا باشد. همچنین یک رخساره یا لیتولوژی دیگر در قسمت شمال شرقی و تقریباً جنوب غربی وجود دارد. از آنجایی که در چاه‌های BB-01 و BB-02 که در این ناحیه قرار دارند حضور ذخایر اقتصادی هیدروکربن اثبات شده است، پس احتمالاً این زون مرتبط با مخازن ماسه سنگی (ماسه سنگ بورگان) می‌باشد. جهت تفکیک بهتر ماسه سنگ می‌توان رده‌بندی با چهار رده را در نظر گرفت که در این حالت زون واقع در قسمت شمال غربی ناحیه که به احتمال زیاد ماسه سنگی است بخوبی در نقشه مشخص می‌شود.

۷. بدنبال رده‌بندی بدون ناظر، رده‌بندی با ناظر رخساره‌های لرزه‌ای صورت گرفت. فرآیند رده‌بندی با ناظر با استفاده از شبکه عصبی با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا صورت گرفته است. در اینجا نیز با توجه به نتایج رده‌بندی بدون ناظر، رده بندی با ۳ و ۴ رده و براساس داده‌های بدست آمده از چاه‌ها

می‌توان اینطور استنباط کرد که یک رخساره دارای شیل بالا یا تقریباً شیلی با روند تقریباً جنوب شرقی به شمال غربی در ناحیه مورد نظر وجود دارد بطوری که حفاری چاه‌های دیگر در این امتداد به احتمال بسیار زیاد جواب مناسبی از لحاظ خصوصیات تولیدی هیدروکربن به دست نخواهد داد. بر طبق همین نتایج، قسمت شمال شرقی ناحیه مورد از لحاظ حضور لایه‌های ماسه‌ای (بیشتر بصورت میان لایه‌هایی در شیل) دارای پتانسیل بسیار بهتری از لحاظ خصوصیات تولیدی مخزنی است بطوریکه جواب‌های بدست آمده از چاه‌های ۱ و ۴ نیز آنرا تأیید می‌کند.

۸. نتایج مطالعه بیانگر این است که روش‌های بدون ناظر و با ناظر مکمل یکدیگر هستند. همپوشانی قوی نتایج در این مطالعه بین رده‌بندی بدون ناظر و با ناظر دلیل معتبر بودن نتایج است. در نهایت باید دو روش را همزمان جهت درک کامل ساختار اطلاعات لرزه‌ای و پیوند آن با خصوصیات مخزن استفاده نمود. رخساره‌هایی که در دو روش تقریباً همپوشانی دارند تقویت می‌شوند در حالی که در مورد رخساره‌هایی که این همپوشانی را ندارند داده‌ها باید دوباره بررسی شوند. مقایسه نتایج بدون ناظر و با ناظر بعنوان دومین معیار سنجش عدم قطعیت در فرآیند تفسیر کیفی رخساره‌های لرزه‌ای است.

۹. علاوه بر همخوانی خوب بین نتایج حاصل توسط دو الگوریتم با ناظر و بدون ناظر، نتایج حاصل با اطلاعات مستقل (نمودارهای چاه BB-01) نیز کنترل شد که نتیجه، دقت روش‌های تخمین رخساره‌ها و توصیف مخزن را بیان می‌کند.

۱۰. نقشه رخساره‌ای که با این روش ایجاد می‌شود را می‌توان بسرعت برای مخازن خیلی بزرگ نیز تهیه نمود. این نقشه‌ها به مفسر در تعیین توزیع مکانی مخزن و تلفیق اطلاعات لرزه‌ای با زمین شناسی میدان نفتی کمک می‌نماید.

۵-۲ پیشنهادات

با توجه به بحث‌های مطرح شده و نتایج بدست آمده در این مطالعه، پیشنهادات ذیل را می‌توان مطرح نمود:

۱. با توجه به گستردگی و تنوع نشانگرهای لرزه‌ای و نیز محدود بودن نشانگرهای مورد استفاده در نرم‌افزار Charisma به نشانگرهای لرزه ای سطحی، حجمی، شبکه ای و VRS پیشنهاد می‌شود که از دیگر نشانگرهای لرزه‌ای همچون امپدانس صوتی که بعضاً نتایج بسیار خوبی در رابطه با آشکارسازی

تغییرات لیتولوژی در بازه مخزن به دست می‌دهند استفاده شود. البته باید در این شرایط نیز نشانگرهای مناسبی که قابلیت آشکارسازی تغییرات لیتولوژی را دارند بکار گرفته شوند.

۲. در این مطالعه از دو روش شبکه عصبی بدون ناظر و با ناظر استفاده گردید. پیشنهاد می‌شود که از دیگر روش‌های رده‌بندی آماری چند متغیره همچون روش K-Means، روش تفکیک خطی فیشر و روش بیز نیز استفاده شود و نتایج آن با نتایج بدست آمده از شبکه عصبی مقایسه شده و امتیازات و معایب آنها مورد بررسی قرار گیرد.

۳. با توجه به نوفه بوجود آمده هنگام برداشت و پردازش داده‌های لرزه‌ای، در نتایج بدست آمده نیز اثر نوفه مشاهده می‌شود. از اینرو پیشنهاد می‌شود که یک پردازش دوباره در جهت حداقل نمودن نوفه روی داده‌های لرزه‌ای صورت گیرد.

۴. با بررسی نتایج رده‌بندی در حالت بدون ناظر و با ناظر، پیشنهاد می‌شود که در مرحله توسعه میدان چاه‌های اضافی در داخل بستگی ساختمانی و حوالی چاه‌های BB-01، BB-02 و BB-05 حفاری گردند. البته جواب‌های بدست آمده از چاه‌های BB-05 و BB-06 این احتمال را نیز تقویت می‌سازد که رخساره‌های ماسه‌ای در اطراف چاه‌های مربوطه قرار گرفته باشند که این مسئله نیاز به بررسی‌های بیشتری دارد.

پیوست‌ها

پیوست الف: روش خوشه‌بندی K-Means

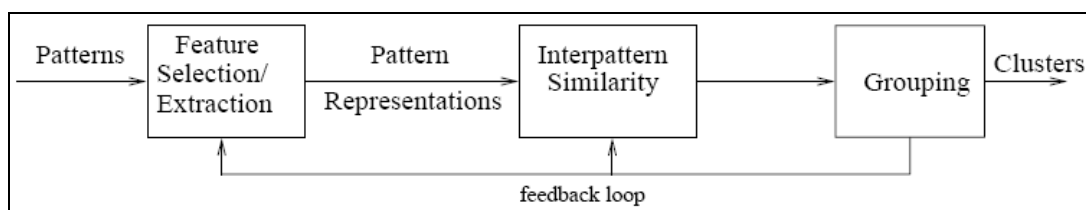
الف - ۱ - مقدمه

رده‌بندی بدون ناظر که به خوشه‌بندی داده‌ها^{۱۰۱} نیز معروف است، یک نام کلی برای روش‌های متعددی است که جهت یافتن گروه‌بندی طبیعی یا خوشه‌ها در داده‌های چندبعدی یا بطور دقیق‌تر قسمت‌بندی مجموعه داده‌ها به زیرمجموعه‌ها (خوشه‌ها) است بطوریکه داده‌های هر زیرمجموعه یا گروه به یکدیگر نسبت به داده‌های دیگر گروه‌ها شبیه‌تر هستند. اصطلاح شبیه بودن در مورد داده‌های گروه‌بندی شده معمولاً به معنای نزدیکتر بودن از لحاظ برخی معیارهای نزدیکی است. هنگامیکه یک مجموعه داده خوشه‌بندی می‌شود، هر داده به یکسری از گروه‌ها تخصیص می‌یابد بنحوی که هر گروه را می‌توان توسط یک نقطه مرجع، که معمولاً میانگین نقاط آن گروه است، مشخص نمود. گام‌های کلی یک فرآیند خوشه‌بندی در شکل الف-۱ نشان داده شده است. خوشه‌بندی داده‌ها یک تکنیک رایج جهت آنالیز آماری داده‌ها می‌باشد که در زمینه‌های متعددی همچون تشخیص الگو استفاده می‌شود (Jain et al, 2000; Arianar et al, 2007).

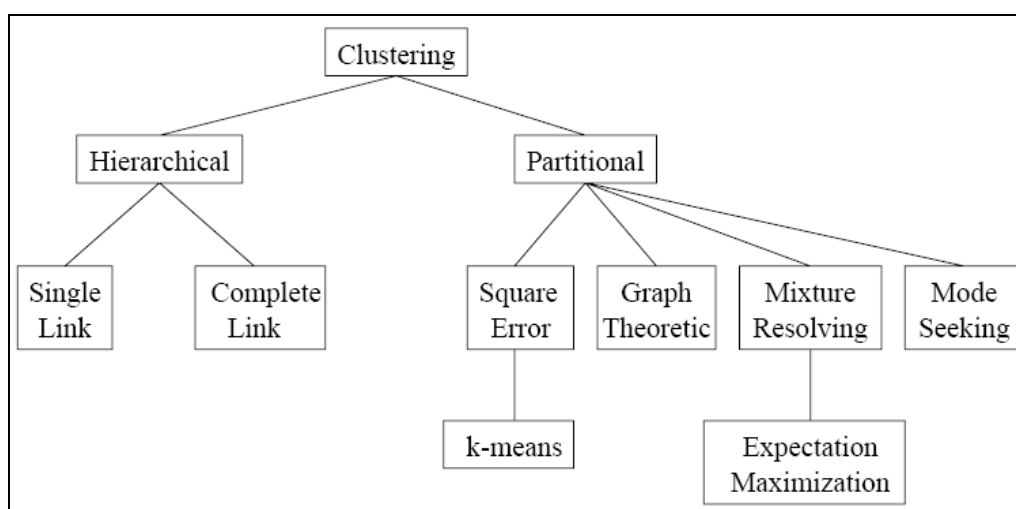
تاکنون الگوریتم‌های خوشه‌بندی آماری متعددی پیشنهاد شده است که اکثر آنها براساس دو روش عمده خوشه‌بندی است که عبارتند از خوشه‌بندی ناحیه‌ای^{۱۰۲} و مرتبه‌ای^{۱۰۳} (شکل الف-۲). در خوشه‌بندی ناحیه‌ای معمولاً خوشه‌ها توسط بهینه نمودن تابع معیاری که تعریف شده ایجاد می‌شوند ولی در خوشه‌بندی مرتبه‌ای

1- Data clustering
2- Partitional clustering
3- Hierarchical clustering

داده‌ها در یک توالی تودرتویی از گروه‌ها که می‌تواند بصورت دندوگرام یا درختی باشد سازماندهی می‌شوند (Jain et al, 2000).



شکل الف - ۱- گام‌های کلی یک فرآیند خوشه بندی



شکل الف - ۲- شماتیکی از روش‌های مختلف خوشه بندی آماری

آنالیز خوشه ای جهت کشف ارتباط بین داده ها و ارزیابی تعامل میان آنها توسط سازماندهی داده‌ها در گروه‌ها یا خوشه‌ها است. در آنالیز خوشه‌ای، تعداد و ویژگی‌های گروه‌ها یا رده‌ها حاصل از داده‌ها می‌باشد و معمولاً پیش از آنالیز معلوم نمی‌باشد. از این‌رو به آن خوشه‌بندی رده‌بندی بدون ناظر نیز اطلاق می‌شود، زیرا رده‌ها از قبل معلوم نبوده و باید کشف شوند. هدف از این نوع آنالیز، گروه‌بندی مجموعه‌ای از داده‌ها به گروه‌ها بنحوی است که داده‌های درون یک گروه دارای درجه بالایی از تشابه هستند درحالی که داده‌های متعلق به گروه‌های مختلف دارای درجه بالایی از عدم تشابه هستند.

یک مشکل عملی در آنالیز خوشه‌ای، انتخاب تعداد مناسب گروه‌هاست. برای یک الگوریتم کلاسیک، همچون K-Means، اجرا با تعداد متعددی از گروه‌ها انجام می‌شود و برخی معیارها برای ارزیابی کیفیت جداسازی محاسبه می‌شود تا بهترین اجرا با تعداد رده مربوط به آن حفظ شود. اما این انتخاب همواره آشکار نیست

به‌ویژه هنگامی که گروه‌های طبیعی در فضای نشانگر الگوهای پیچیده‌ای را نشان دهند. آنالیز خوشه‌ای براساس تخمین تابع چگالی احتمال^{۱۰۴} چندمتغیره نیز می‌تواند جهت شناسایی مناسب تعداد صحیح گروه‌های طبیعی استفاده شود. علاوه بر این قادر به تعیین گروه‌ها با هر شکلی در فضای نشانگر است. عیب عمده این روش، زمان محاسبه دستیابی به تابع چگالی احتمال است که با تعداد نشانگرهای تحت بررسی و تعداد تریس‌ها در گروه بشدت افزایش می‌یابد.

الف - ۲- روش خوشه بندی K-Means

روش K-Means ساده ترین و معمول‌ترین الگوریتم مورد استفاده است که معیار مربع خطا را بکار گرفته و منتسب به مک کوئین (McQueen, 1967) است. سادگی اجرای آن اغلب موجب انتخاب آن برای آنالیز آماری چند متغیره می‌شود. هدف از خوشه‌بندی K-Means تقسیم نمودن داده‌ها به زیرمجموعه‌های جدا از هم می‌باشد. جدایش گروه‌ها غالباً برپایه فاصله اقلیدسی استاندارد شده، وزن‌های برآمده از نرمال‌سازی نمونه‌ها یا معیار عمومی‌تر Minkowski و حالت خاص آن یعنی فاصله Manhattan می‌باشد که به‌صورت ذیل تعریف می‌شوند (Arianfar et al, 2007):

$$Mink(x, y) = (\sum_i |x_i - y_i|^\lambda)^{\frac{1}{\lambda}}$$

$$Manh(x, y) = \sum_i |x_i - y_i| = Mink(x, y) \quad \text{for } \lambda = 1$$

که x_i و y_i ، مختصات دو نقطه در N cross plot-بعدی را نشان می‌دهد. در اینجا معیار اقلیدسی به ازای $\lambda = 2$ برقرار است.

این الگوریتم هیچ‌گونه فرضی در مورد توزیع داده‌ها در نظر نمی‌گیرد و با خوشه‌بندی اولیه که به‌صورت تصادفی است شروع می‌شود. در این حالت الگوها (بردارهای ویژگی) براساس تشابه بین آنها و مراکز خوشه‌ها به خوشه‌ها تخصیص می‌یابند و این تا هنگامی است که معیار همگرایی (به‌عنوان مثال عدم وجود الگویی جهت تخصیص دوباره از یک گروه به گروهی دیگر و یا تغییرات جزئی مربعات خطا بجای یک نزول عمده پس از تعداد معینی

تکرار) برآورده شود. این الگوریتم همواره همگراست ولی اشکال عمده آن این است که به انتخاب اولیه خوشه‌ها حساس است و اگر خوشه‌های اولیه به صورت مناسبی انتخاب نشود ممکن است به یک مقدار حداقل موضعی تابع معیار همگرا شود و نتایج متفاوتی را برای اجرای اجراهای مختلف بدهد. راسل (Russell, 2004) پیشنهاد نموده است که اگر N بردار ورودی L -بعدی داشته باشیم، می‌توان تعداد نقاط داده در $k-1$ خوشه اول را از N_k $1 = \text{int}(N/K)$ و تعداد نقاط خوشه آخر را از رابطه $(N - (N_{k-1} * (K-1)))$ بدست آورد. روند کلی انجام این الگوریتم را می‌توان طی مراحل ذیل برشمرد (Jain et al, 1997):

۱. انتخاب مراکز k خوشه بصورت تصادفی یا k نقطه بصورت تصادفی از میان مجموعه الگوها.
 ۲. تخصیص هر الگو به نزدیک‌ترین مرکز خوشه.
 ۳. محاسبه دوباره مراکز خوشه‌ها با استفاده از الگوهای تخصیص یافته.
 ۴. اگر معیار همگرایی برآورده نشد بازگشت به مرحله ۲ و ادامه کار. (معیار همگرایی می‌تواند عدم تخصیص دوباره الگوها به مراکز جدید خوشه‌ها و یا کاهش حداقلی مربعات خطا باشد).
- بر این اساس با توجه به تعداد رده‌ها k ، تعداد k مرکز رده به صورت تصادفی از میان تریس‌های لرزه‌ای یا بردارهای نشانگر لرزه‌ای که به صورت نقاطی در فضای نشانگر هستند انتخاب می‌شود. طی فرآیند رده‌بندی، هر تریس لرزه‌ای به یکی از این رده‌ها براساس حداقل بودن فاصله آن تا مرکز رده تخصیص می‌یابد. اینکار طی یک فرآیند تکراری اصلاح پذیری صورت می‌گیرد بطوری که مراکز رده‌ها پس از هر تخصیص جدید اصلاح می‌شود. این اصلاح شدن مراکز رده‌ها با توجه به معادله ذیل صورت می‌گیرد:

$$\bar{x}_i = \frac{\sum_{j=1}^M \mu_{ij}^2 x_j}{\sum_{j=1}^M \mu_{ij}^2} \quad (\text{الف} - ۱)$$

که در آن $\bar{x}_i$ مرکز رده i ام، M تعداد کل نقاط (تریس‌های لرزه‌ای) در رده i ام، x_j j امین بردار نشانگر درون رده i و μ_{ij} ضریبی است که طبق رابطه ذیل محاسبه می‌شود:

$$\mu_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } \forall k \neq i: \|x_j - \bar{x}_i\| \leq \|x_k - \bar{x}_i\| \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (\text{الف} - ۲)$$

این تکرارها تا هنگامی صورت می‌گیرد که دیگر تخصیص جدیدی صورت نپذیرد یا تعداد تکرار مشخص شده انجام گیرد و یا اینکه تابع معیار دیگر تغییری نداشته باشد یا تغییر آن بسیار جزئی باشد (تابع معیار به حداقل خود رسیده باشد). این تابع معیار بصورت رابطه ذیل تعریف می‌شود:

$$J = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^K \mu_{ij}^2 d^2(x_j, \bar{x}_i) \quad (\text{الف - ۳})$$

که در آن $d(x_j, \bar{x}_i)$ فاصله اقلیدسی بین x_j و مرکز رده یعنی $\bar{x}_i$ میباشد و μ_{ij} طبق رابطه بالا محاسبه می‌شود.

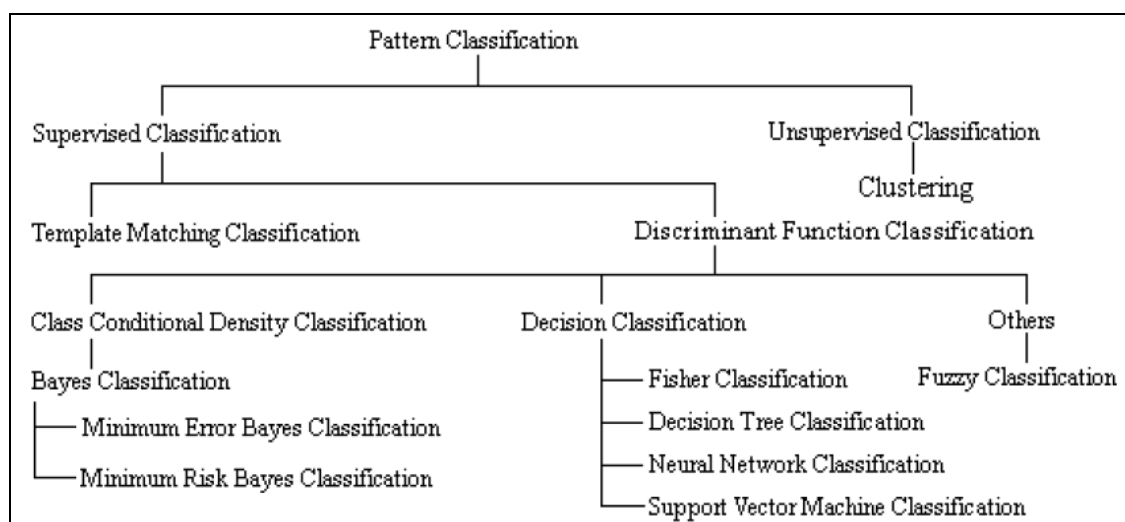
اگر هدف از رده‌بندی، شناسایی آنومالی‌های داده‌هایی باشد که برجسته تر از روند زمینه در فضای چندبعدی هستند (همچون آنومالی‌های AVO)، آنگاه این متد خوشه بندی می‌تواند نتایج معناداری را فراهم نماید هرچند این روش به نویز حساس است. بطورکلی یک الگوریتم خوشه بندی بهینه باید درحالیکه فاصله بین اعضای متعلق به یک گروه را حداقل می‌نماید همزمان فاصله بین گروه‌های مختلف را نیز حداکثر نماید. بطورکلی مزایای این الگوریتم عبارتند از:

- همگرایی سریع.
- عدم هیچ‌گونه فرضی در مورد داده ها تحت بررسی و توزیع آنها.
- به عنوان متد کلاسیکی که بخوبی اثبات شده است.
- و معایب آن عبارتند از:
- نتایج بستگی به انتخاب اولیه مراکز خوشه‌ها دارد.
- همواره خوشه‌های مورد انتظار توسط این متد انتخاب نمی‌شود.

پیوست ب: مروری بر روش‌های آماری رده‌بندی با ناظر

ب- ۱- مقدمه

متدهای آماری براساس آنالیز تفکیک هستند و شامل رده‌بندی براساس تئوری بیز^{۱۰۵} و آنالیز تفکیک خطی فیشر^{۱۰۶} می‌باشند. این متدها بخشی از روش‌های عمده رده‌بندی الگوها می‌باشند که در شکل ب- ۱ شماتیکی از آن نشان داده شده است.



تصویر ب- ۱- شماتیکی از گروه‌بندی متدهای طبقه‌بندی الگوها (برگرفته از hai zhai et al, 2006)

ب- ۲- متدهای آماری جهت رده‌بندی با ناظر رخساره‌های لرزه‌ای

در میان متدهای آماری، آنالیز تفکیک به عنوان روش شناخته شده‌ای برای تشخیص الگوی با ناظر و رده‌بندی است. در آنالیز تفکیک، در ابتدا قابلیت نشانگرهای لرزه ای تحت بررسی جهت جداسازی رده های مختلف تریس های آموزشی مطالعه می شود. به همین منظور، یک تابع تخصیص ایجاد شده و جهت تریس‌های آموزشی بکار برده می‌شود. رده‌های پیش‌بینی شده با رده‌های واقعی مقایسه می‌شوند. اگر نشانگرهای موجود تفکیک مناسبی را فراهم سازند، اکثر تریس‌ها بطور صحیح تخصیص یافته‌اند. تحت این شرایط دو مرحله مجزا

1- Bayesian theory

2- Fisher's linear discriminant analysis

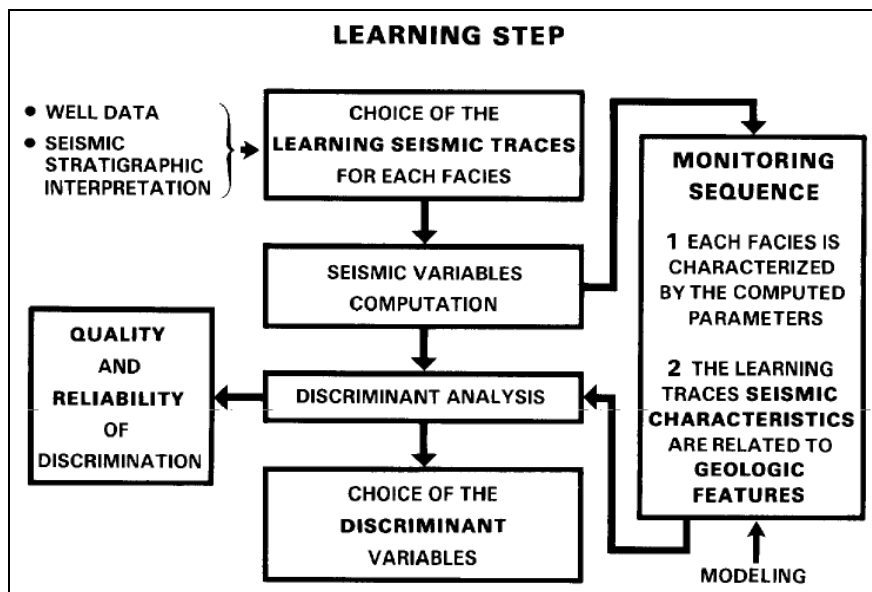
وجود دارد؛ مرحله یادگیری و پس از آن مرحله پیش‌بینی. در مرحله یادگیری، اینکه آیا تفکیک میان تریس‌ها امکانپذیر است معین شده و داده‌های لرزه‌ای مطالعه شده با داده‌هایی از چاههای مجاور کالیبره می‌شوند. این گام ضروری است زیرا ناهمگونی زیاد داده‌های لرزه‌ای می‌تواند بعثت تغییرات در فرآیند برداشت و پردازش لرزه‌ای باشد. در مرحله پیش‌بینی، تریس‌های لرزه‌ای نامعلوم رده‌بندی می‌شوند. در ادامه به تشریح جزئی این دو مرحله می‌پردازیم.

مرحله یادگیری: تریس‌های لرزه‌ای مرجع یا آموزشی برای هر رخساره لرزه‌ای بر پایه مطالعات چینه‌شناسی یا مقایسه با داده‌های چاههای مجاور که اطلاعات زمین‌شناسی آنها موجود است تعریف می‌شود. هر مجموعه از تریس‌های لرزه‌ای بیانگر یک رخساره لرزه‌ای خاص هستند. انتخاب تریس‌های آموزشی جهت کل مطالعه ضروری است. در اینحالت ضروری است که انتخاب‌های خود را توسط آنالیزهای آماری همچون خوشه‌بندی یا آنالیز مؤلفه‌های اصلی روی پارامترهای اندازه‌گیری شده (نشانه‌های لرزه‌ای) تریس‌های آموزشی انجام دهیم. این کنترل‌ها موجب ارزیابی فواصل میان گروههای تریس‌های آموزشی و نیز تخمین قدرت تفکیک متغیرهای اندازه‌گیری شده می‌شود. سپس آنالیز تفکیک را جهت تریس‌های آموزشی بکار می‌بریم. این تکنیک به منظور انتخاب مفیدترین متغیرها جهت تفکیک میان رده‌های از پیش تعریف شده استفاده می‌شود. همچنین می‌توان اعتبارسنجی و قدرت پیش‌بینی آنالیز را ارزیابی نمود.

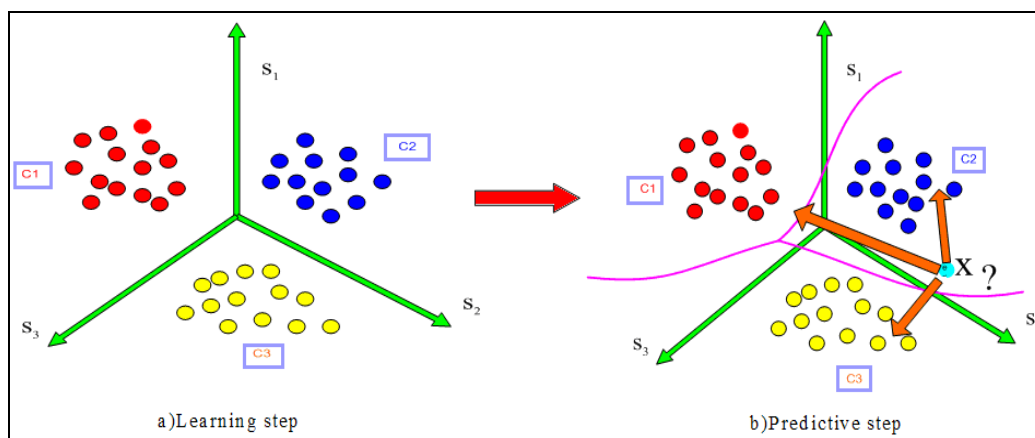
اگر کلیه آنالیزها تفکیک میان تریس‌های آموزشی را امکانپذیر نشان دهد، یک مدلسازی جهت برقراری ارتباط بین پارامترهای تفکیک با تغییرات زمین‌شناسی هدف را می‌توان انجام داد. اگر نتایج کلیه آنالیزها مثبت بود، به عنوان رهنمونی برای گام پیش‌بینی می‌باشد. تصویر ب- ۲ گردش کار این مرحله را جهت رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای نشان می‌دهد.

مرحله پیش‌بینی: در این مرحله، برای تریس‌های لرزه‌ای ناشناخته، یعنی همان تریس‌هایی که می‌خواهیم رخساره‌ها را برای آنها تعیین نماییم، پارامترهای تفکیک از قبل انتخاب شده را محاسبه نموده و تریس‌ها را با توجه به تریس‌های آموزشی رده‌بندی می‌کنیم (Dumay and Fournier, 1988).

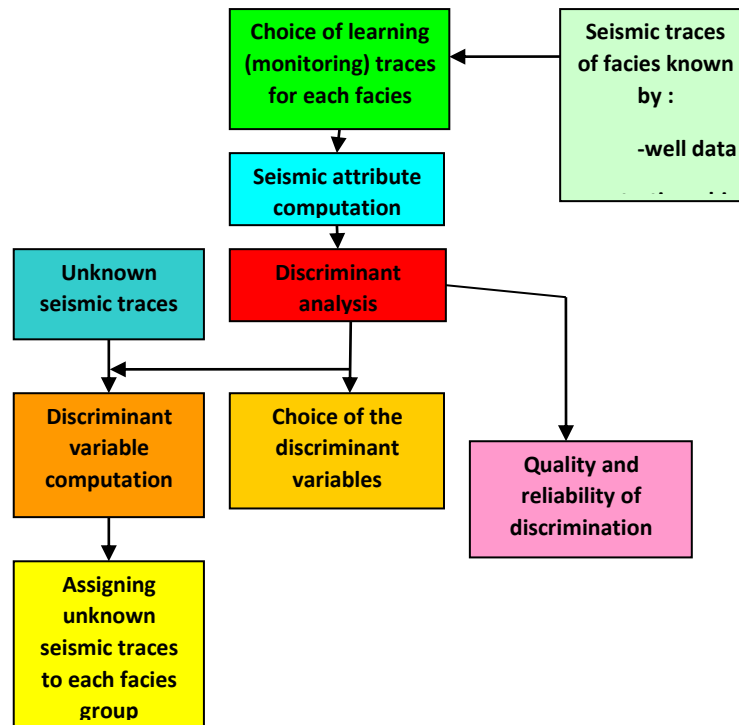
با توجه به توضیحات داده شده، در تصویر ب- ۳ روند رده‌بندی با ناظر رخساره‌های لرزه‌ای براساس آنالیز تفکیک (متد آماری) نشان داده شده است.



تصویر ب- ۲- شماتیکی از فلوچارت مرحله یادگیری



تصویر ب- ۳- a) مرحله یادگیری. در این گام آنالیز چند بعدی به منظور سنجش اعتبار انتخاب تریس‌های آموزشی و گزینش آندسته از نشانگرهای لرزه ای است که رخساره های مختلف (C_1, C_2, C_3) را تفکیک می نمایند. S بیانگر نشانگرهای لرزه ای است. اگر تفکیک پذیری رده های مختلف مثبت باشد آنگاه گام بعدی صورت خواهد پذیرفت. b) مرحله پیش بینی. در این گام نمونه های نامعلوم (نمونه های دور از چاهها که در مرحله اول استفاده نشده اند) با استفاده از تابع تخصیص یا متغیرهای تفکیک که در مرحله یادگیری محاسبه شده اند به یکی از رده های از پیش تعریف شده (C_1, C_2, C_3) تخصیص می یابند



تصویر ب- ۴- شماتیکی از روند رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای براساس آنالیز تفکیک

در ادامه در رابطه با دو متد که براساس آنالیز تمایز جهت آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای و رده‌بندی آنها استفاده می‌شوند توضیح خواهیم داد. اولین متد براساس تئوری احتمال بیز و دومین متد براساس آنالیز تفکیک خطی فیشر^{۱۰۷} (که حالت خاصی از تئوری بیز است) می‌باشد.

ب- ۳- متد رده‌بندی بیز

در این تکنیک رده‌بندی تلاش داریم که نمونه‌های لرزه‌ای (تریس‌ها)، $x = (x_1, x_2, \dots, x_M)$ ، را که توسط M نشانگر لرزه‌ای توصیف شده‌اند در یک حجم لرزه‌ای به رده‌هایی، C_k ، تقسیم نماییم که در آن $k = 1, \dots, K$ می‌باشد. بمنظور تعیین رده‌ای که بردار ورودی دلخواه x را به آن تخصیص دهیم، مفهوم تابع تفکیک $y_k(x)$ را معرفی می‌کنیم. عضویت x در رده خاص C_k صورت می‌گیرد اگر:

$$y_k(x) > y_j(x), \text{ for all } j \neq k \quad (\text{ب- ۱})$$

در حالت کلی، مرز تصمیم‌گیری بین دو رده بصورت $y_k(x) = y_j(x)$ است. باید توجه داشت که برای دو رده می‌توان نوشت:

$$y(x) = y_2(x) - y_1(x) = 0 \quad (\text{ب-۲})$$

که این رابطه بیانگر مرز بین دو رده می‌باشد.

تعدادی از متدهای شناخته شده همچون قاعده تصمیم‌گیری بیز، قاعده احتمال حداکثر (که حالت خاصی از قاعده بیز است) و قاعده نیمان-پیرسون جهت تعریف مرز تصمیم‌گیری بکار می‌رود. شکل کلی تئوری بیز را می‌توان بدین صورت نوشت:

$$P(A/B) = \frac{P(B/A).P(A)}{P(B)} \quad (\text{ب-۳})$$

که در آن $P(A)$ احتمال غیرشرطی A ، $P(B)$ احتمال غیرشرطی B ، $P(A/B)$ احتمال وقوع A به شرط B است و $P(B/A)$ احتمال وقوع B به شرط A است. قاعده تصمیم‌گیری بهینه بیز جهت حداقل نمودن ریسک را می‌توان بدین صورت بیان نمود: تخصیص بردار ورودی x به رده C_i بنحویکه ریسک شرطی بر طبق رابطه ذیل حداقل شود:

$$R(C_i/x) = \sum_{j=1}^K L(C_i, C_j).P(C_j/x) \quad (\text{ب-۴})$$

در اینجا $L(C_i, C_j)$ مقدار زیان وارد شده در صورت در نظر گرفتن C_i بجای C_j (رده واقعی) است و $P(C_j/x)$ اصطلاحاً احتمال posterior نامیده می‌شود. در حالتی که تابع زیان بصورت ۰ یا ۱ تعریف شود (طبق رابطه ذیل)، ریسک شرطی به احتمال شرطی رده‌بندی نادرست تبدیل می‌شود:

$$L(C_i, C_j) = \begin{cases} 0 & i = j \\ 1 & i \neq j \end{cases} \quad (\text{ب-۵})$$

در این حالت قاعده بیز را می‌توان بصورت ساده‌تری بیان نمود (که به آن قاعده حداکثر احتمال posterior یا حداقل خطای بیز نیز گفته می‌شود): تخصیص بردار ورودی x به رده C_i اگر:

$$P(C_i/x) > P(C_j/x) \text{ for all } j \neq i \quad (\text{ب-۶})$$

آنالیز تفکیک برای هر نمونه لرزه‌ای، یک مجموعه‌ای از K احتمال تخصیص را محاسبه می‌کند (احتمال posterior). اگر هدف یک تفسیر قطعی باشد، باید نمونه x را به رخساره لرزه‌ای که حداکثر احتمال تخصیص

را دارد نسبت داد. احتمال چنین رخساره لرزه‌ای به عنوان شاخص اعتبار تخصیص است؛ یعنی هرچه احتمال بالاتر باشد تخصیص دارای اعتبار بیشتری است. هنگامی که تئوری بیز را جهت رده‌بندی مسئله تعریف شده در بالا بکار می‌بریم، می‌توانیم احتمال posterior برای رده k ام را بصورت ذیل بنویسیم:

$$P(C_k/x) = \frac{P(x/C_k).P(C_k)}{P(x)} = \frac{P(x/C_k).P(C_k)}{\sum_{i=1}^K P(x/C_i).P(C_i)} \quad (\text{ب-۷})$$

$P(x/C_k)$ احتمال x بشرط C_k است که تابع چگالی شرطی نامیده شده و از داده‌های آموزشی موجود محاسبه می‌شود. اگر داده‌های آموزشی کافی جهت تخمین‌های آماری معتبر موجود باشد بسته به تعداد داده‌های آموزشی می‌توان از تخمین‌های پارامتری یا غیرپارامتری توابع چگالی احتمال استفاده نمود.

$P(C_k)$ احتمال اولیه C_k است که ملقب به احتمال prior است و بیانگر آگاهی‌های اولیه درباره نسبت رخساره‌های لرزه‌ای است؛ اگر اطلاعات اولیه موجود نباشد ممکن است این احتمالات مساوی در نظر گرفته شوند.

$$P(x) = \sum_{i=1}^K P(x/C_i).P(C_i)$$

یک فاکتور نرمال‌سازی است که غالباً evidence نامیده می‌شود.

با توجه به توضیحات داده شده، مسئله شامل تخمین تابع چگالی احتمال برای هر رده می‌باشد. این توابع چگالی احتمال را می‌توان با استفاده از فرض گوسی بودن رده‌های آموزشی مختلف تخمین زد. باید توجه داشت که الگوی تشخیص آماری دو روش عمده را بکار می‌گیرد که عبارتند از پارامتری و غیرپارامتری. متدهای پارامتری یک توزیع احتمالی اولیه را برای داده‌های واقعی فرض می‌کنند درحالیکه متدهای غیرپارامتری هیچ فرضی در این رابطه در نظر نمی‌گیرند. متدهای پارامتری عموماً وقتی هنگامی استفاده می‌شوند که توزیع داده‌ها برای مثال نرمال یا گوسی باشد. در اینحالت رده‌بندی کننده‌ها را می‌توان بر پایه قاعده بیز توسط توزیع اولیه معلوم و توزیع احتمال توأم معین شده از داده‌های نمونه ایجاد نمود. سپس ویژگی‌های خاص را می‌توان با آمار تابع توزیع معلوم مقایسه نموده و از این طریق آنها را رده‌بندی نمود.

در حالت واقعی، داده‌ها اغلب دارای توزیع نرمال یا توزیع شناخته شده دیگری نیستند. متدهای غیرپارامتری یک راه حل کلی‌تری برای مسئله ارائه می‌دهند از این حیث که توابع تصمیم‌گیری یا رده‌بندی کننده را بطور

مستقیم از نمونه‌های آموزشی ایجاد می‌کند. بدین طریق چنین روش‌هایی از تخمین پارامترها و هرگونه شکل فرضی برای تابع چگالی صرفنظر می‌کنند.

جهت اجرای تئوری بیز باید توزیعی برای تابع احتمال فرض نماییم. یک روش رایج استفاده از توزیع نرمال چند متغیره است. اگرچه می‌توان برای هر رده یک تابع میانگین و کوواریانس فرض نمود. بعبارت دیگر:

$$P(x | C_k) = \frac{1}{(2\pi)^{M/2} |\Sigma_k|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - \mu_k) \right] \quad (\text{ب-۸})$$

که در آن μ_k بردار M بعدی رده k ام است و طبق رابطه ذیل تعریف می‌شود:

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} x_j = \begin{bmatrix} \mu_{1k} \\ \mu_{2k} \\ \vdots \\ \mu_{Mk} \end{bmatrix} \quad (\text{ب-۹})$$

Σ_k ماتریس کوواریانس $M \times M$ بعدی است که طبق رابطه ذیل می‌باشد:

$$\Sigma_k = \frac{1}{N_k} \begin{bmatrix} x_1 - \mu_k & x_2 - \mu_k & \dots & x_{N_k} - \mu_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_{11}^k & \sigma_{12}^k & \dots & \sigma_{1M}^k \\ \sigma_{21}^k & \sigma_{22}^k & \dots & \sigma_{2M}^k \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{M1}^k & \sigma_{M2}^k & \dots & \sigma_{MM}^k \end{bmatrix} \quad (\text{ب-۱۰})$$

شکل رایج y_j را می‌توان بوسیله گرفتن لگاریتم از رابطه ب-۷ طبق رابطه ذیل بدست آورد:

$$y_k(x) = \ln[P(C_k | x)] = \ln[P(x | C_k)] + \ln[P(C_k)] \quad (\text{ب-۱۱})$$

که در آن از فاکتور نرمال‌سازی بعثت مشترک بودن صرفنظر شده است.

با جایگزینی رابطه ب-۸ در رابطه ب-۱۱ می‌توان آن را بصورت رابطه ذیل نوشت:

$$y_k(x) = -\frac{1}{2} (x - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - \mu_k) - \frac{M}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_k| + \ln P(C_k) \quad (\text{ب-۱۲})$$

رابطه بالا را می‌توان به فرم کلی درجه دوم طبق رابطه ذیل بازنویسی نمود:

$$y_k = x^T W_k x + w_k^T x + w_{0k} \quad (\text{ب-۱۳})$$

که در آن $w_k = \sum_k^{-1} \mu_k$ ، $W_k = -\frac{1}{2} \sum_k^{-1}$ و $w_{0k} = -\frac{1}{2} \mu_k^T \sum_k^{-1} \mu_k - \frac{1}{2} \ln |\sum_k| + \ln P(C_k)$ می باشد.

بنابراین تابع تفکیک بین دو رده دلخواه، k و j را می توان بصورت رابطه ذیل نوشت:

$$y(x) = y_k(x) - y_j(x) = x^T W x + w^T x + w_0 \quad (\text{ب-۱۴})$$

که در آن $w_0 = w_{0k} - w_{0j}$ و $w = w_k - w_j$ ، $W = W_k - W_j$ می باشد.

در یک مورد کلی که هر رده ای از نقاط دارای یک ماتریس کوواریانس مختلف است، جدایش بین رده ها توسط توابع درجه دوم تعریف می شود که می تواند بصورت اشکال hypersphere، hyperplane یا hyperellipsoid و غیره باشد. اگرچه مورد ساده تری وجود دارد که منجر به تابع تفکیک خطی می شود. اگر ماتریس کوواریانس را برای هر رده یکسان فرض نماییم (یا $\sum_k = \sum$)، درمی یابیم که ماتریس W در معادله ب-۱۳ مستقل از k خواهد شد. بنابراین تابع تفکیک بین دو رده دلخواه، k و j را می توان بصورت رابطه مقابل بازنویسی نمود:

$$y(x) = y_k(x) - y_j(x) = w^T x + w_0 \quad (\text{ب-۱۵})$$

که در آن $w = \sum^{-1}(\mu_k - \mu_j)$ و $w_0 = -\frac{1}{2} \mu_k^T \sum^{-1} \mu_k + \frac{1}{2} \mu_j^T \sum^{-1} \mu_j + \ln \frac{P(C_k)}{P(C_j)}$ می باشد.

معادله ب-۱۵ را تابع تفکیک خطی می نامند که بیانگر مرز بین دو مجموعه نقاط می باشد.

ب-۴- توابع تفکیک خطی

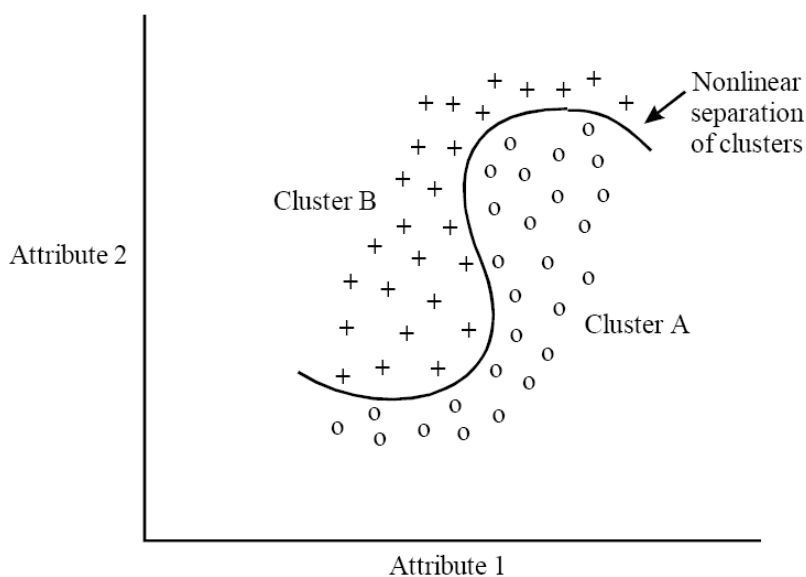
آنچنانکه در معادله ب-۱۵ نشان داده شده است، یک تابع تفکیک خطی بین دو رده از نقاط حالت ساده ای از فرمول کلی بیض است که در آن ماتریس کوواریانس دو رده با هم برابر است. تابع تفکیک خطی توسط فرمول ذیل داده می شود:

$$f(x) = w_0 + w^T x \quad (\text{ب-۱۶})$$

که در آن $x^T = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_M]$ یک بردار M بعدی و w_0 مقدار وزن بایاس یا آستانه است. در معادله لرزه ای، $w^T = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_M]$ یک بردار وزن M بعدی و w_0 مقدار وزن بایاس یا آستانه است. در معادله ب-۱، $y(x)$ جهت رده بندی x به یکی از K رده استفاده می شود. در ساده ترین حالت که $K=2$ ، اینکار توسط

تخصیص مقدار ۰ یا ۱ (یا +۱) به هریک از بردارهای x_j و بدست آوردن وزن‌هایی است که بهترین جدایش مجموعه مقادیر را سبب شوند.

آنالیز تفکیک خطی^{۱۰۸} یک ابزار آماری است که موجب تفکیک بین گروه‌ها یا خوشه‌های مختلف داده‌ها در فضای چند بعدی می‌شود. این تکنیک را اغلب خوشه‌بندی با ناظر نیز می‌نامند. بخش با ناظر یا آموزشی با استفاده از میانگین و واریانس چند متغیره درون یک مجموعه شناخته شده از گروه‌ها روابط ریاضی را بدست آورده و آنرا جهت یکسری مقادیر اندازه‌گیری شده اما رده‌بندی نشده بکار می‌برد. اما عیب آن در عدم توانایی جهت جداسازی رده‌هایی است که از لحاظ خطی قابل جدایش نیستند (تصویر ب- ۵). در اینحالت باید نوعی از متدهای رده‌بندی غیرخطی همچون شبکه‌های عصبی را استفاده نمود.



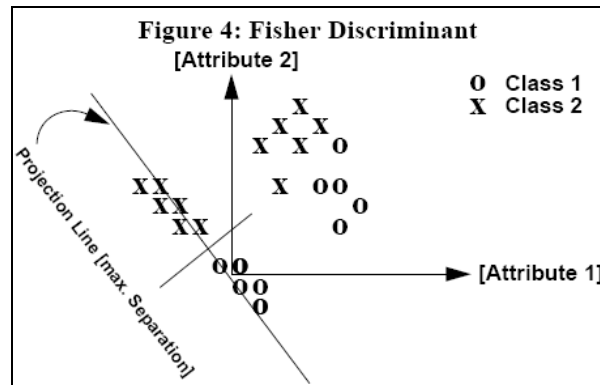
بین دو نشانگر لرزه‌ای که نشاندهنده crossplot تصویر ب- ۵- شماتیکی از یک جدایش غیرخطی بین خوشه‌هاست

ب- ۵- تئوری روش تفکیک خطی فیشر

اگر رابطه ب- ۱۶ بدون در نظر گرفتن بایاس بازنویسی نماییم خواهیم داشت:

$$y = w^T x \quad (\text{ب-۱۷})$$

که در آن $x^T = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_M]$ یک نمونه بردار ورودی M بعدی از نشانگرهای لرزه‌ای و $w^T = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_M]$ یک بردار وزن M بعدی است. تفسیر رابطه ب-۲ بدین صورت است که ما بردار x که M بعدی است را در فضای یک بعدی y تصویر نموده‌ایم. اینکار را اصطلاحاً کاهش ابعادی^{۱۰۹} می‌نامند و برای مقادیر متعدد x ، مجموعه مقادیر خروجی y خطی را بنام خط تفکیک ایجاد می‌نمایند. اگر این نقاط را به رده‌های متعدد تقسیم نماییم، هدف از آنالیز تفکیک یافتن بردار وزنی است که جدایش این رده‌ها را در امتداد خط تعریف شده توسط مقادیر خروجی y حداکثر نماید (تصویر ب-۶).



تصویر ب-۶- رده بندی تفکیک خطی فیشر برای بردارهای نشانگر دو بعدی به دو رده ۱ و ۲

ساده‌ترین مورد آن دو رده می‌باشد که در آن می‌توان فرض نمود که N مقدار x را به دو رده C_1 و C_2 تقسیم نموده‌ایم بنحویکه هریک بترتیب دارای N_1 و N_2 مقدار هستند. پس می‌توانیم میانگین رده‌ها را بصورت رابطه ذیل تعریف نماییم:

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{j \in C_k} x_j \quad (\text{ب-۱۸})$$

در اولین گام جهت یافتن بردار وزن، باید تلاش نماییم که فاصله بین میانگین‌های تصویر شده را حداکثر نماییم یا:

$$m_2 - m_1 = w^T (\mu_2 - \mu_1) \quad (\text{ب-۱۹})$$

هرچند آنچنانکه توسط Bishop (1995) و Duda et al (2001) بحث شده است، این روش پراکندگی رده‌ها را بحساب نیاورده و از اینرو راه خیلی خوبی برای تفکیک بین رده‌ها نمی‌باشد. Fisher (1936) پیشنهاد نمود که مسئله را می‌توان بوسیلهٔ حداکثر نمودن اختلاف بین مقادیر میانگین‌ها تقسیم بر مجموع پراکندگی درون رده‌ای^{۱۱۰} حل نمود یا:

$$J(w) = \frac{(m_2 - m_1)^2}{s_2^2 + s_1^2} \quad (\text{ب- } 20)$$

که در آن $s_k^2 = \sum_{j \in C_k} (y_j - m_k)^2$ بیانگر پراکندگی درون رده‌ای است.

آنچنانکه توسط Bishop (1995) نشان داده شده است، رابطهٔ بالا را می‌توان در قالب ماتریسی بازنویسی کرد:

$$J(w) = \frac{w^T S_B w}{w^T S_W w} \quad (\text{ب- } 21)$$

که در آن S_B ماتریس کوواریانس بین رده است که توسط رابطهٔ ذیل تعریف می‌شود:

$$S_B = (\mu_2 - \mu_1)(\mu_2 - \mu_1)^T \quad (\text{ب- } 22)$$

و S_W ماتریس کوواریانس درون رده است که با رابطهٔ ذیل تعریف می‌شود:

$$S_W = \sum_{j \in C_1} (x_j - \mu_1)(x_j - \mu_1)^T + \sum_{j \in C_2} (x_j - \mu_2)(x_j - \mu_2)^T \quad (\text{ب- } 23)$$

همچنانکه توسط Bishop (1995) نشان داده شده است، معادلهٔ ۳،۲۴ هنگامی حداکثر می‌شود که:

$$w = S_W^{-1}(\mu_2 - \mu_1) \quad (\text{ب- } 24)$$

این معادله به رابطهٔ تفکیک خطی فیشر معروف است. آنچنانکه توسط Duda et al (2001) اشاره شده است، این تقریباً همان فرمولی است که با استفاده از تئوری بیز برای رده‌هایی با ماتریس کوواریانس یکسان یافت شد یا:

$$w = \Sigma^{-1}(\mu_2 - \mu_1) \quad (\text{ب- } 25)$$

جهت تعمیم فرمول بالا برای چندین رده، باید معادلهٔ ذیل را حداکثر نمود:

$$J(W) = \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \quad (\text{ب- } 26)$$

که ماتریس W شامل بردارهای وزن برای هر رده $w_k, k=1, \dots, K$ است. این مسئله پیچیده‌تر از حالت $K=2$ است اما W را می‌توان با انتخاب ستون‌های W بصورت بردارهای ویژه تعمیم داده شده مطابق با بزرگترین بردارهای ویژه (در رابطه ذیل) حداکثر نمود:

$$S_B w_k = \lambda_k S_W w_k \quad (\text{ب- } 27)$$

بطور کلی می‌توان گفت که هدف یافتن توابع تفکیک برای هر جفت از رده‌ها بنحوی است که فاصله بین جمعیت داده‌های آموزشی حداکثر شود. در فرآیند رده‌بندی، که بصورت تکرارپذیری برای هر دو رده در یک زمان تا مقایسه کلیه رده‌ها انجام می‌گیرد، بردارهای نشانگر لرزه‌ای با استفاده از تابع تفکیک براساس رده‌ای که کمترین فاصله را با آن دارند رده‌بندی می‌شوند. به عنوان مثال برای دو رده، مرز تصمیم‌گیری بصورت رابطه ذیل است:

$$\frac{1}{2} W^T (m_1 + m_2) = \frac{1}{2} (m_1 - m_2)^T S_W^{-1} (m_1 + m_2) \quad (\text{ب- } 28)$$

و از اینرو بردار x به رده C_1 در صورت احراز شرایط ذیل تخصیص می‌یابد:

$$(m_1 - m_2)^T S_W^{-1} \left[x - \frac{1}{2} (m_1 + m_2) \right] > 0 \quad (\text{ب- } 29)$$

و در غیر اینصورت به رده C_2 تخصیص می‌یابد.

این متد سریع‌ترین روش رده‌بندی آماری است که تنها نیازمند تعریف داده‌های آموزشی و نه پارامترهاست. البته همپوشانی توزیع داده‌ها و داده‌های بد آموزشی منجر به نتایج مبهم رده‌بندی می‌شود.

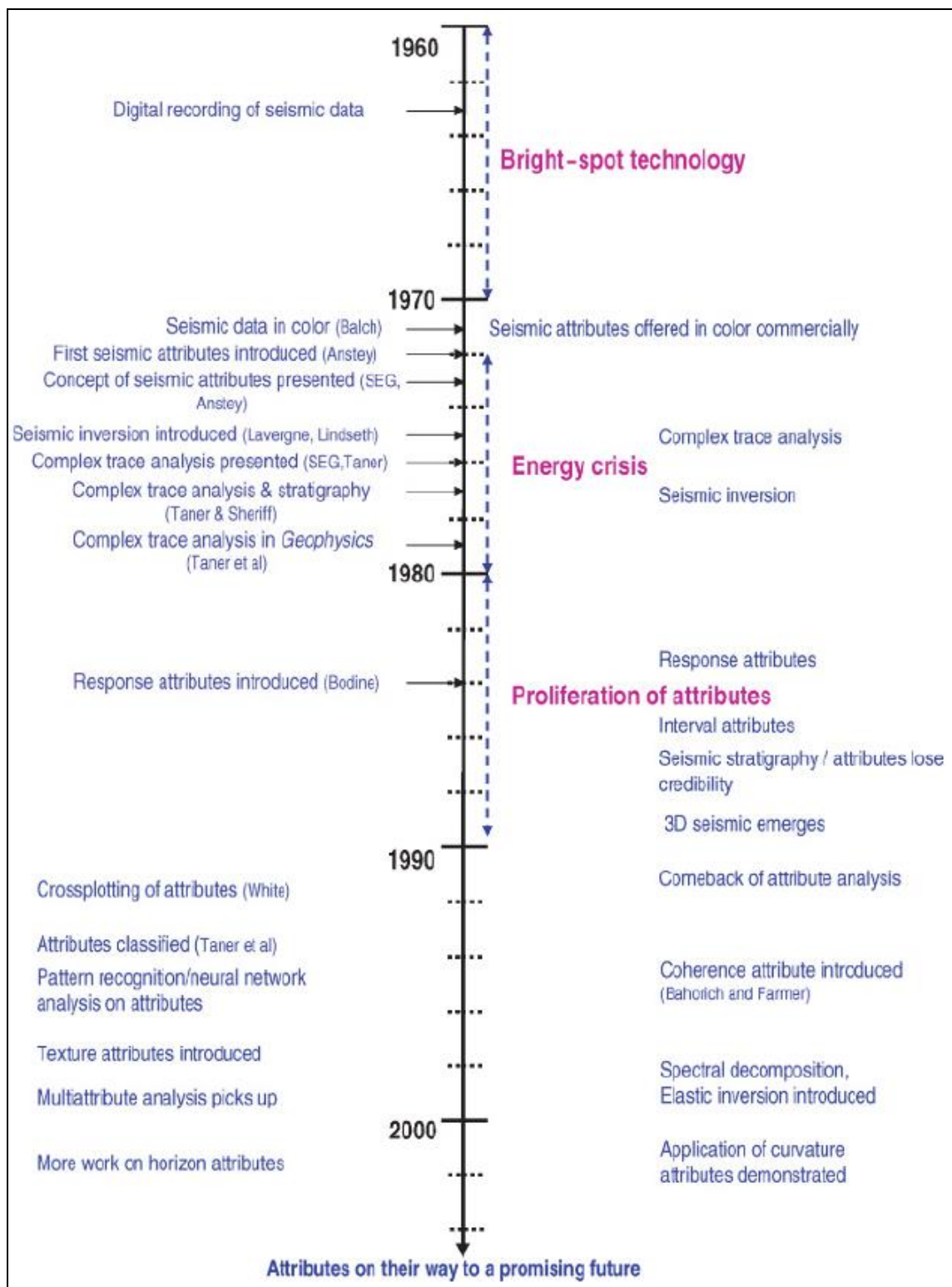
پیوست ج: مروری بر نشانگرهای لرزه‌ای

ج- ۱ مقدمه

آنالیز نشانگرهای لرزه‌ای با جستجوی نقاط روشن^{۱۱۱} در اواخر دهه ۶۰ و اوایل دهه ۷۰ آغاز شد. نشانگرهای اولیه شامل دامنه، فاز، فرکانس و قطبیت^{۱۱۲} بودند. آنالیز نشانگرهای چندگانه^{۱۱۳} نیز در اواسط دهه ۸۰ جهت استفاده همزمان از چندین نشانگر لرزه‌ای در تفسیر ظهور نمود. تاریخچه رویدادهایی که منجر به توسعه نشانگرهای لرزه‌ای شده است در شکل ج- ۱ نشان داده شده است. بنابراین آنالیز نشانگرهای لرزه‌ای همان تفکیک داده‌های لرزه‌ای به مشخصه‌های تشکیل‌دهنده آن می‌باشد (Barnes, 1999).

صرفنظر از روشی که برای محاسبه نشانگر لرزه‌ای استفاده می‌شود، نشانگرهای لرزه‌ای فیلترهایی هستند که جهت آشکارسازی روندها یا الگوهایی استفاده می‌شوند که در داده‌های لرزه‌ای اصلی قابل مشاهده نیستند و یا در ترکیب با هم جهت پیش‌بینی رخساره‌های لرزه‌ای و یا خصوصياتی همچون تداخل استفاده می‌شوند و البته کلید موفقیت در انتخاب کاربردی‌ترین نشانگر لرزه‌ای برای حل مسئله می‌باشد (Barnes, 2001).

-
- 1- Bright spots
 - 2- Polarity
 - 3- Multi attribute analysis



شکل ج- ۱: خط سیر زمانی توسعه نشانگرهای لرزه‌ای و ارتباط آنها با پیشرفتهای کلیدی در تکنولوژی اکتشافات لرزه‌ای (Barnes, 2001).

ج- ۲ طبقه‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای

تاکنون صدها نشانگر لرزه‌ای مورد مطالعه قرار گرفته‌اند که در عمل تعداد محدودی از آنها در تفسیر لرزه‌ای استفاده می‌شوند. کارشناسان مختلف طبقه‌بندی‌های مختلفی از نشانگرهای لرزه‌ای ارائه نموده‌اند. همراه با رشد نشانگرهای لرزه‌ای در تعداد و تنوع طی سه دهه گذشته، بسیاری از کارشناسان جهت رده‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای با هدف درک و کاربرد بهتر آنها تلاش نموده‌اند.

یکی از طبقه‌بندیها براساس تعریف نشانگرهای لرزه‌ای توسط چن و سیدنی است که می‌توان آنها را به گروههای هندسی، جنبشی، دینامیک و آماری تقسیم نمود. تانر و همکارانش (Taner et al, 1994) نشانگرهای لرزه‌ای را به دو گروه کلی تقسیم نمودند که عبارتند از: هندسی^{۱۱۴} و فیزیکی^{۱۱۵}. هدف نشانگرهای هندسی بهبود آشکارشدگی خصوصیات هندسی داده‌های لرزه‌ای است. از اینرو در چینه‌شناسی و تفسیر ساختمانها و گسلها کاربرد دارند. این نشانگرها شامل شیب^{۱۱۶}، آزمون، تداوم^{۱۱۷}، انحناء^{۱۱۸} و غیره می‌باشند. نشانگرهای فیزیکی مربوط به پارامترهای فیزیکی تریس لرزه‌ای می‌باشند و بالطبع در تفسیر لیتولوژیکی و توصیف مخزن کاربرد دارند.

این نشانگرها شامل دامنه، فاز و فرکانس می‌باشند. این نشانگرها را به نشانگرهای پیش‌برانبارش^{۱۱۹} و پس‌برانبارش^{۱۲۰} نیز تقسیم نموده‌اند. گروه اول شامل نشانگرهای AVO هستند درحالیکه گروه دوم از آنالیز تریسهای مختلط محاسبه می‌شوند و معمولترین نشانگرهای مورد استفاده هستند. این گروه از نشانگرها شامل پوش تریس^{۱۲۱} و مشتقات اول و دوم آن، فاز لحظه ای^{۱۲۲}، فرکانس لحظه ای^{۱۲۳}، قطبیت ظاهری^{۱۲۴}، پهنای باند و غیره می‌باشند. براون (Brown, 1996 and 2004) نشانگرهای لرزه‌ای را با استفاده از ساختار درختی براساس زمان، دامنه، فرکانس و تضعیف^{۱۲۵} رده‌بندی نمود که هر کدام این گروهها خود به دو رده پیش‌برانبارش و پس‌برانبارش تقسیم شده‌اند (شکل ج-۲). در این رده‌بندی نشانگرهای مشتق شده از زمان برای تشخیص جزئیات ساختمانی و نشانگرهای مشتق شده از دامنه و فرکانس در تشخیص ویژگیهای چینه‌شناسی و مخزنی

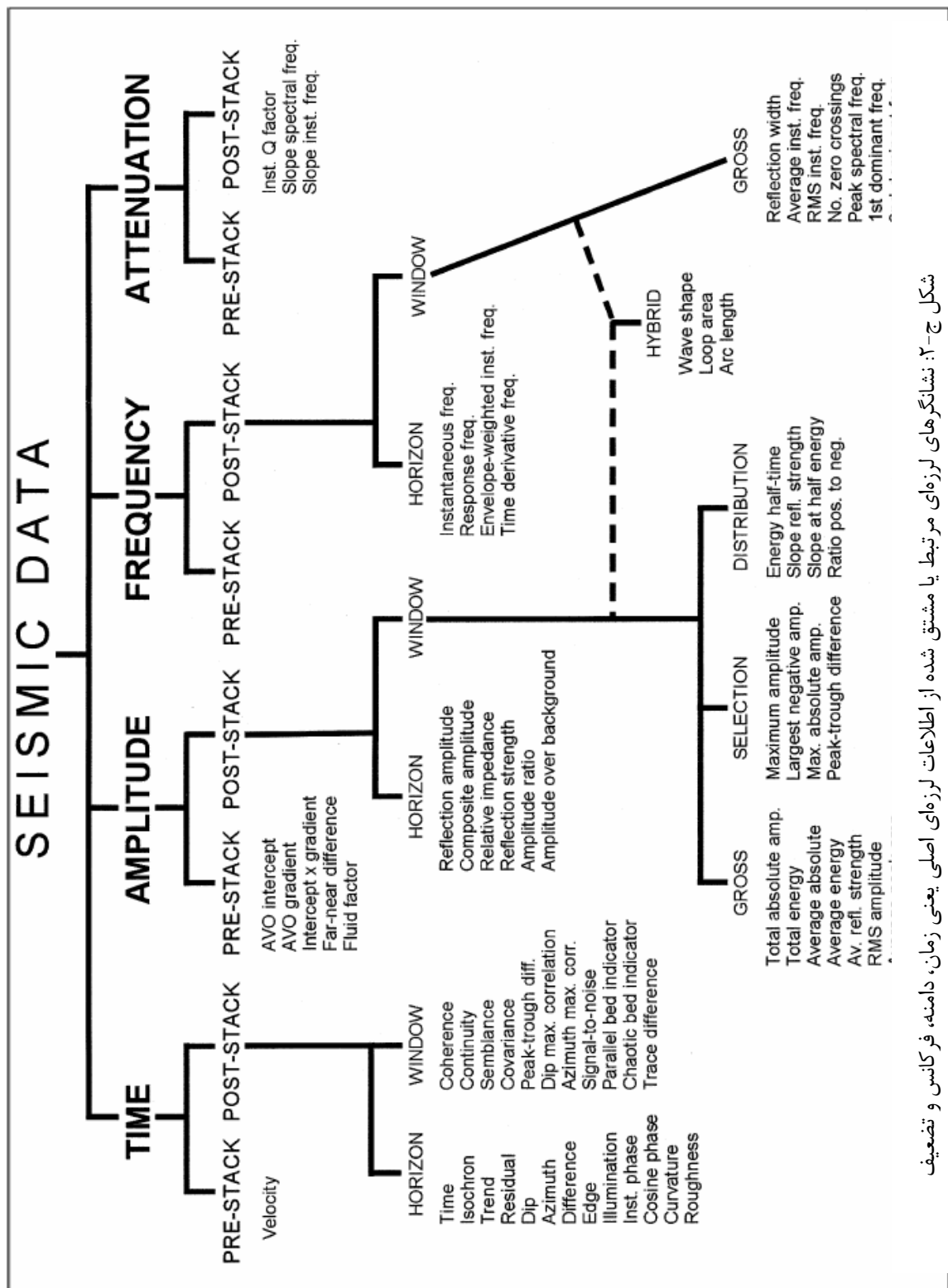
-
- 1- Geometrical
 - 2- Physical
 - 3- Dip
 - 4- Continuity
 - 5- Curvature
 - 6- Pre-stack
 - 7- Post-stack
 - 8- Trace envelope
 - 9- Instantaneous phase
 - 10- Instantaneous frequency
 - 11 Apparent polarity
 - 12 Attenuation

(Chen and Sidney, 1997) نشانگرهای لرزه‌ای را به گروههای جنبشی/دینامیکی و براساس خصوصیات زمین‌شناسی مخزن که هرکدام از آنها نیز دارای زیرگروههایی هستند رده‌بندی نمودند. بارنز (Barnes, 1997) طبقه‌بندی نشانگرهای تریس مختلط را با توجه به ارتباط بین نشانگرهای مختلف و داده‌های لرزه‌ای توسعه داد. او با در نظر گرفتن دامنه و فاز به عنوان نشانگرهای اساسی که دیگر نشانگرها از آنها مشتق می‌شوند، نشانگرها را بصورت یک‌بعدی، دوبعدی یا سه‌بعدی، زمانی یا عمقی و لحظه‌ای یا موضعی^{۱۲۶} رده‌بندی نموده است. چنین رده‌بندی سعی دارد که درک مستقیم نشانگرهای مختلف را توسعه دهد که این در کاربرد نشانگرها یا ترکیب آنها در تمایز ویژگیهای زیرسطحی کمک می‌نماید. راسل (Russell, 2004) نشانگر لرزه‌ای را به عنوان تبدیل خطی یا غیرخطی تریس لرزه‌ای تعریف نمود. او نشانگرهای لرزه‌ای را در هفت گروه عمده طبقه‌بندی نمود. این گروهها عبارت بودند از نشانگرهای لحظه‌ای که از ترکیب تریس لرزه‌ای ورودی و تبدیل هیلبرت آن بدست می‌آید، نشانگرهای فرکانس پنجره‌ای^{۱۲۷} (یا تجزیه طیفی) که در آن طیف دامنه تریس لرزه‌ای روی یک پنجره متحرک محاسبه می‌شود، نشانگرهای بازگشتی^{۱۲۸} که مشتق شده از اعمال یک عملگر بازگشتی در طول تریس لرزه‌ای هستند، نشانگرهای میان‌گذر^{۱۲۹} که همان فیلترهای پهنای باند باریک تریسهای لرزه‌ای هستند، نشانگرهای مولتی تریس که توسط اعمال یک عملگر به مجموعه محدودی از تریسهای لرزه‌ای در یک حجم سه‌بعدی لرزه‌ای بدست می‌آیند، نشانگرهای AVO که از داده‌های لرزه‌ای پیش‌برانبارش مشتق می‌شوند و نشانگرهای مدل پایه^{۱۳۰} که در آن یک مدل اولیه به عنوان جزئی از راه‌حل نهایی در نظر گرفته می‌شود. اما رده‌بندی که بیشتر مورد توجه واقع شده است، رده‌بندی لینر و همکارانش (Liner et al, 2004) می‌باشد که نشانگرهای لرزه‌ای را به دو گروه عمومی^{۱۳۱} و خاص^{۱۳۲} طبقه‌بندی نمودند. نشانگرهای عمومی از اندازه‌گیری خصوصیات هندسی، جنبشی، دینامیکی یا آماری مشتق شده از داده‌های لرزه‌ای بدست می‌آیند. این نشانگرها شامل دامنه بازتابنده، زمان بازتابنده، شیب و آزمون بازتابنده، دامنه و فرکانس مختلط،

-
- 1- Local
 - 2- Windowed frequency attributes
 - 3- Recursive attributes
 - 4- Bandpass attributes
 - 5- Model-based attributes
 - 6- General
 - 7- Specific

نشانگرهای هیلبرت تعمیم یافته^{۱۳۳}، AVO، آشکارسازی/همدوسی حاشیه‌ها^{۱۳۴} و تجزیه طیفی^{۱۳۵} می‌باشند. این دسته از نشانگرها براساس خصوصیات فیزیکی یا مورفولوژیکی داده‌های مرتبط با لیتولوژی یا زمین‌شناسی هستند و از اینرو از حوضه‌ای به حوضه دیگر در سطح جهان قابل کاربردند. در مقابل مفهوم نشانگرهای خاص از لحاظ فیزیکی یا زمین‌شناسی ضعیف است. درحالی‌که یک نشانگر خاص معین ممکن است دارای انطباق خوبی با ویژگیهای زمین‌شناسی یا مخزنی درون یک حوضه معین باشد، اما بطورکلی این انطباق در دیگر حوضه‌ها صادق نیست. بسیاری از نشانگرهای خاص از حاصل جمع، حاصل ضرب یا دیگر ترکیبات چندین نشانگر لرزه‌ای اصلی بدست می‌آیند. چاپرا و مارفارت (Chopra and Marfurt, 2005) گروه سوم را بنام نشانگرهای مرکب^{۱۳۶} به رده‌بندی لینر و همکارانش افزودند. نشانگرهای مرکب بر دو نوعند که عبارتند از: آنهایی که جهت نمایش بیش از یک خصوصیت در یک زمان استفاده می‌شوند و آنهایی که توسط روشهای آماری، شبکه‌های عصبی یا دیگر تکنولوژیهای رده‌بندی باهم ترکیب می‌شوند. بطورکلی پیشنهاد شده است که تا حد ممکن از نشانگرهایی استفاده نماییم که تا حد ممکن تنها منطبق با یک متغیر زمین‌شناسی یا فیزیکی باشند و از ترکیب بامعنای نشانگرهای متعدد توسط روشهای آماری، شبکه عصبی یا خوشه‌بندی^{۱۳۷} استفاده شود.

-
- 1- Generalized Hilbert attributes
 - 2- Edge detection/coherence
 - 3- Spectral decomposition
 - 4- Composite
 - 5- Clustering



شکل ج-۲: نشانگرهای لرزه‌ای مرتبط با مشتق شده از اطلاعات لرزه‌ای اصلی یعنی زمان، دامنه، فرکانس و تضعیف (Brown, 2001)

ج-۳- مقدمه‌ای بر آنالیز تریس لرزه‌ای مختلط

موج لرزه‌ای منتشر شده در زمین، یک تریس مختلط است که به صورت سه‌بعدی در زمین انتشار می‌یابد. مطابق با نظر Taner و Sheriff، امواج لرزه‌ای که ثبت می‌شود را می‌توان به عنوان بخشی از این سیگنال تحلیلی یا تریس مختلط با قسمتهای حقیقی و مجازی در نظر گرفت. آنالیز تریس مختلط راه جدیدی را جهت بررسی تریس لرزه‌ای فراهم می‌سازد. این متد با تریس لرزه‌ای به عنوان بخش حقیقی یک تریس مختلط رفتار می‌نماید که بخش مجازی آن منفی تبدیل هیلبرت بخش حقیقی است. این فرآیند منجر به جدایش طبیعی دامنه از فاز شده و محاسبه نشانگرهای لرزه‌ای لحظه‌ای را ممکن می‌سازد (Farnbach, 1975; Taner, 1979). تریس لرزه‌ای $\psi(t)$ را می‌توان بصورت ذیل تعریف نمود:

$$\psi(t) = A(t)e^{i\theta(t)} = A(t)\cos\theta(t) + iA(t)\sin\theta(t) \quad (\text{ج-۱})$$

اگر $f(t) = A(t)\cos\theta(t)$ را در نظر بگیریم، $f(t)$ را قسمت حقیقی تریس لرزه‌ای مختلط می‌نامیم که در برداشتهای لرزه‌ای محاسبه می‌شود. اگر $g(t) = A(t)\sin\theta(t)$ را در نظر بگیریم، $g(t)$ را قسمت موهومی (مجازی) تریس لرزه‌ای مختلط می‌نامیم.

$A(t)$ را دامنه وابسته به زمان (دامنه لحظه‌ای)، شدت بازتاب^{۱۳۸} یا پوش تریس^{۱۳۹} لرزه‌ای می‌نامند که طبق رابطه ذیل محاسبه می‌شود:

$$A(t) = \sqrt{f^2(t) + g^2(t)} \quad (\text{ج-۲})$$

$\theta(t)$ فاز وابسته به زمان (فاز لحظه‌ای) می‌نامند که از رابطه ذیل محاسبه می‌شود:

$$\theta(t) = \tan^{-1}\left(\frac{g(t)}{f(t)}\right) \quad (\text{ج-۳})$$

و نهایتاً فرکانس وابسته به زمان (فرکانس لحظه‌ای) است که از نرخ تغییر فاز وابسته به زمان طبق رابطه ذیل بوجود می‌آید:

$$\omega(t) = \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (\text{ج-۴})$$

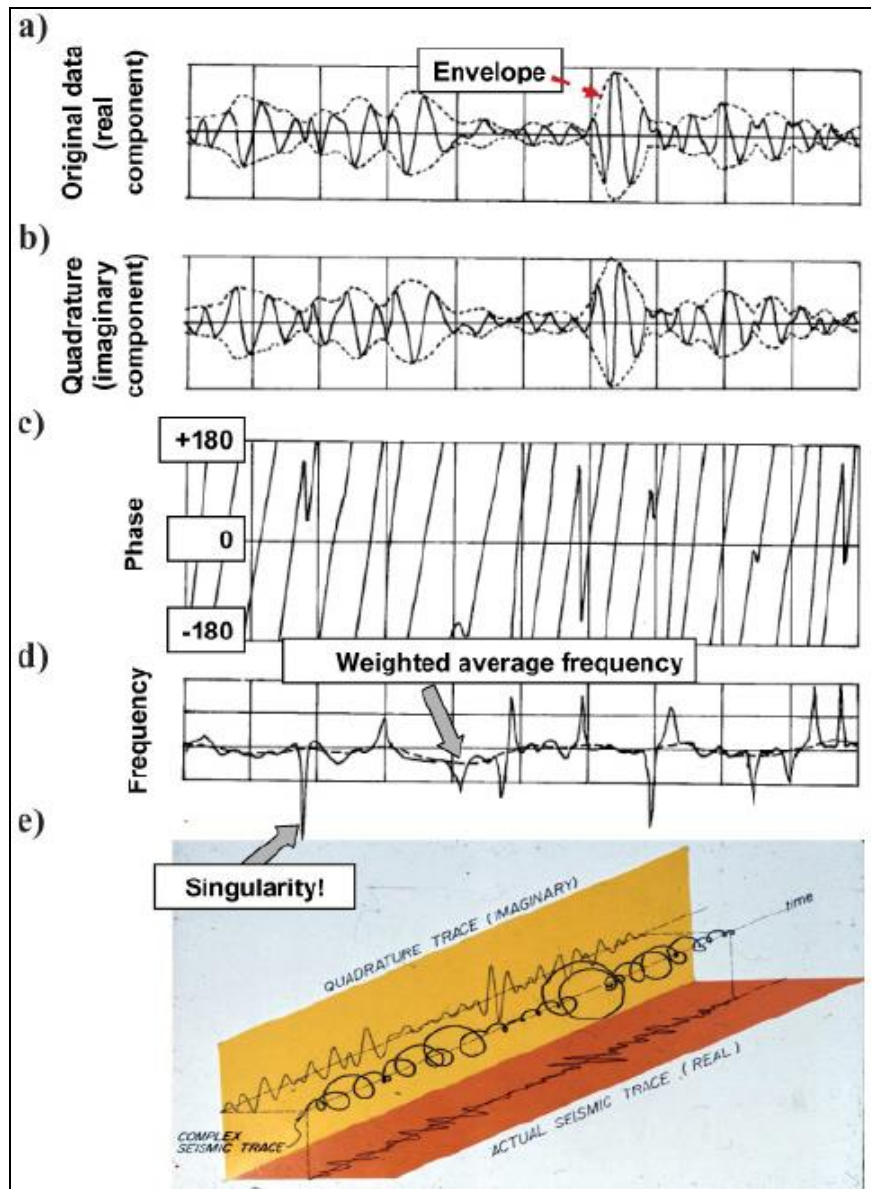
جهت تصویر نمودن بخشهای واقعی و مجازی، باید در نظر داشت که تریس لرزه‌ای واقعی توسط برداری ایجاد می‌شود که طول و گردش آن بصورت تابعی از زمان است (شکل ج-۵).

1- Reflection strength
2- Trace envelope

تریس لرزه‌ای مشاهده شده در برداشتها، تصویر تریس لرزه‌ای مختلط در صفحه حقیقی می‌باشد. از معادله (ج-۱) مشاهده می‌شود که بخش موهومی به اندازه ۹۰ درجه تأخیر نسبت به بخش حقیقی دارد و از اینرو میتوان آنرا توسط جابجایی ۹۰ درجه طیف فرکانس بخش حقیقی و انجام تبدیل فوریه معکوس روی آن بدست آورد که این عمل معادل تبدیل هیلبرت با علامت منفی می‌باشد. در نتیجه تریس لرزه‌ای مختلط را بصورت زیر نیز میتوان بیان کرد:

$$\psi(t) = f(t) + ig(t) = f(t) - if_{Hilbert}(t) \quad (\text{ج-۵})$$

که در آن $f_{Hilbert}(t)$ تبدیل هیلبرت $f(t)$ می‌باشد. پس از توضیحی مختصر درباره تریس لرزه‌ای مختلط، در ادامه در رابطه با اهمیت زمین‌شناسی نشانگرهای لرزه‌ای که غالباً بر مبنای آنالیز تریس لرزه‌ای مختلط هستند به بحث خواهیم پرداخت.



شکل ج- ۵: (a) تریس لرزه‌ای حقیقی (b) تریس لرزه‌ای مجازی (c) فاز لحظه‌ای (d) فرکانس لحظه‌ای و (e) یک تریس لرزه‌ای مختلط در فضا از (Taner et al (1979)

ج- ۴- نشانگرهای سطحی

نشانگرهای سطحی اطلاعات داده‌های لرزه‌ای را از افق زمانی یا نزدیک آن استخراج می‌کنند. نشانگرهای سطحی بشرح ذیل هستند:

نشانگر دامنه لرزه‌ای

این تابع مقدار دامنه تریس را در افق زمانی یا عمقی می‌خواند. محاسبه نشانگر در افق انتخابی، در یک فاصله زمانی یا عمقی ثابت از افقی خاص یا افق توجیه‌شده‌ای نسبت به یک رویداد^{۱۴۰} (zero crossing, trough, peak) صورت می‌گیرد. این نشانگرها در شناسایی نقاط روشن^{۱۴۱}، نقاط تیره^{۱۴۲} و گسلها همراه با دیگر نشانگرها استفاده می‌شوند.

نشانگر دامنه مجازی

این نشانگر همان قسمت موهومی تریس لرزه‌ای مختلط است و با اعمال اپراتور هیلبرت روی تریس حقیقی بدست می‌آید و مشابه با نشانگر دامنه لرزه‌ای می‌باشد. این نشانگر نیز همراه با دیگر نشانگرها جهت شناسایی نقاط روشن، نقاط تیره و گسلها بکار میرود و نیز غالباً همراه با آنالیز AVO استفاده می‌شود.

نشانگر پلاریته ظاهری^{۱۴۳}

پلاریته ظاهری از هر نمونه در افق انتخابی استخراج می‌شود. درجه‌بندی رنگی با میزان شدت بازتاب تشدید می‌شود. پلاریته ظاهری برابر حاصلضرب پلاریته شدت بازتاب در شدت بازتاب است. پلاریته علامت تریس لرزه‌ای است هنگامیکه شدت بازتاب حداکثر مقدار را داشته باشد (۱- یا ۱+). شدت پلاریته توسط $A(t)$ تعیین می‌شود. از آنجاییکه پلاریته ظاهری متناسب با تمایز امپدانس صوتی است، در تشخیص نقاط روشن مفید است. نقاط روشن مرتبط با تجمعات گازی ممکن است دارای امپدانس صوتی پایین‌تری نسبت به لایه‌های اطراف باشند. همچنین ممکن است آنها پلاریته منفی را برای بازتاب‌های فوقانی مخزن و پلاریته مثبت را برای بازتاب‌های حاصل از سطوح تماس گاز یا نفت با آب نمایش دهند.

-
- 1- Event
 - 2- Bright spots
 - 3- Dim spots
 - 4- Apparent polarity

نشانگر فاز لحظه‌ای

این نشانگر توصیف زاویه فاز در هر زمان در امتداد تریس استخراج شده از هر نمونه در افق انتخابی می‌باشد. فاز لحظه‌ای بصورت فاز تریس مختلط تعریف شده و طبق رابطه ۲,۳ محاسبه می‌شود. بازه اصلی فاز لحظه‌ای بین -180 تا $+180$ درجه می‌باشد. در نمایش فاز، به فاز مطابق با هر peak, trough و zero-crossing تریس حقیقی مقدار یکسانی تخصیص می‌یابد و از اینرو می‌توان زاویه فاز را از تریسی به تریس دیگر پیگیری نمود. فاز لحظه‌ای مستقل از شدت بازتاب می‌باشد و بنابراین در صورتیکه نسبت سیگنال به نویز ضعیف باشد قادر است بر پیوستگی یک رویداد تأکید نماید. نقشه‌ها و مقاطع فاز لحظه‌ای جهت نمایش الگوهای رسوبی و ویژگیهای تکتونیکی همچون کانالها^{۱۴۴}، دانلیپها^{۱۴۵}، نازک شدگیها^{۱۴۶}، گسلهای کوچک، آفلیپها^{۱۴۷}، آنلیپها یا زونهای ضخیم شدگی و نازک شدگی مفید هستند. تجمعات هیدروکربنی بعلت ایجاد تغییرات موضعی در فازها را ممکن است بتوان در نقشه‌های فاز لحظه‌ای آشکار نمود.

Types	Attributes
Sample Level	Seismic Amplitude Quadrature Amplitude Apparent Polarity Instantaneous Phase Instantaneous Frequency Reflection Strength Cosine of Phase Response Phase Response Frequency Response Strength First Derivative, Seismic Amplitude Second Derivative, Seismic Amplitude
Volume-Based	Integrated - Seismic Amplitude Integrated - Apparent Polarity Integrated - Instantaneous Frequency Integrated - Reflection Strength Integrated - Cosine of Phase Integrated - Magnitude Seismic Amplitude Heterogeneity - Seismic Amplitude Heterogeneity - Instantaneous Phase Heterogeneity - Instantaneous Frequency Heterogeneity - Reflection Strength Heterogeneity - Cosine of Phase Minimum Value - Seismic Amplitude Minimum Value - Instantaneous Frequency Maximum Value - Seismic Amplitude Maximum Value - Magnitude Seismic Amplitude Maximum Value - Instantaneous Frequency Maximum Value - Reflection Strength RMS - Seismic Amplitude
Grid-Based	Dip Azimuth Artificial Illumination Median Filter Curvature Edge Enhancements

جدول ج- ۱: انواع مختلفی از نشانگرهای لرزه‌ای که می‌توان در مدول charisma استخراج نمود

نشانگر فرکانس لحظه‌ای

فرکانس لحظه‌ای بصورت نرخ تغییر فاز لحظه‌ای تعریف می‌شود و از اینرو آنرا به عنوان مشتق اول فاز لحظه‌ای در نظر می‌گیرند که مستقل از شدت بازتاب است. فرکانس لحظه‌ای عددی منفرد است که چگونگی تغییر فاز تریس مختلط را توصیف می‌نماید. از آنجاییکه فاز در 180° درجه گردش می‌کند، فرکانس را نمی‌توان بطور مستقیم از فاز بدست آورد. در عوض، فرکانس لحظه‌ای بصورت مشتق تابع $\arctangent$ محاسبه می‌شود:

$$\omega(t) = \frac{f(t) \cdot \dot{f}_{Hilbert}(t) - \dot{f}(t) \cdot f_{Hilbert}(t)}{f^2(t) + f_{Hilbert}^2(t)} \quad (\text{ج-۶})$$

باید توجه داشت که فرکانس و فرکانس لحظه‌ای در قلمرو فوریه یکسان نیستند. این نشانگر ممکن است جهت تأکید بر رویدادهای ضعیف مورد استفاده قرار گیرد هرچند وجود نویز آنرا بی‌ثبات کرده است. تغییرات سریع فرکانس لرزه‌ای می‌تواند در شناسایی خصوصیات همچون لبه‌های نازک شدگی سطوح هیدروکربن و آب کمک نماید. جابجایی بسمت فرکانسهای پایینتر غالباً از بازتابنده‌های تحتانی ماسه‌های گازدار و مخازن میعانی و نفتی مشاهده می‌شود.

نشانگر شدت بازتاب

این نشانگر توصیفی از شکل موج است و مطابق با پوش کلی انرژی نمایش داده شده در هر لحظه در امتداد تریس لرزه‌ای است. شدت بازتاب به عنوان دامنه لحظه‌ای یا پوش دامنه نیز شناخته می‌شود و از رابطه ۲،۲ بدست می‌آید. شدت بازتاب بالا اغلب مرتبط با تمایز بازتاب از بازتابنده‌های متراکم می‌باشد. تغییرات عمده لیتولوژیکی بین لایه‌های سنگی مجاور همچون ناپیوستگیها، شناسایی لیتولوژیکی زیرگروهها، مرزهای سکانس لرزه‌ای، تجمعات گازی و تغییرات تخلخل کل^{۱۴۸} هنگامیکه به عنوان تابعی از شدت بازتاب مشاهده شوند، غالباً بطور واضحتری دیده می‌شوند.

نشانگر کسینوس فاز

این نشانگر همان کسینوس فاز لحظه‌ای است که مقادیر بین -1 تا $+1$ را اختیار میکند و از اینرو غالباً نمایش قابل فهم‌تری نسبت به فاز لحظه‌ای دارد. این نشانگر نیز در تفسیر گسل استفاده می‌شود.

نشانگرهای پاسخ^{۱۴۹} به عنوان یک راه جایگزین و در برخی موارد به عنوان یک روش بامعنا تر جهت نمایش نشانگرهای لحظه‌ای بحساب می‌آیند. از آنجاییکه نشانگر پاسخ درجاییکه تریس لرزه‌ای دارای بیشترین انرژی است محاسبه می‌شود، بنابراین کمتر در معرض نویز می‌باشد. در ادامه به تشریح سه نشانگر فاز پاسخ^{۱۵۰}، فرکانس پاسخ^{۱۵۱} و شدت پاسخ^{۱۵۲} که از این نوع هستند خواهیم پرداخت.

نشانگر فاز پاسخ

این نشانگر توصیفی از زاویه فاز در هر زمان در امتداد تریس لرزه‌ای است. فاز پاسخ، نمایش میانگین وزندار فاز لحظه‌ای است. میانگین وزندار بصورت تابعی از شدت بازتاب می‌باشد. این نشانگر غالباً در توصیف روندها در داده‌ها مفید است. علاوه بر این:

- فاز نشان داده شده جهت نمایش تداوم رویدادها بویژه رویدادهای ضعیف مفید است
- به عنوان شاخص مؤثری برای ویژگیهای رسوبی و تکتونیکی همچون کانالها، دانلیپها و نازک شدگیها می‌باشد

نشانگر فرکانس پاسخ

این نشانگر عددی است که چگونگی تغییرات فاز تریس مختلط را توصیف می‌نماید و بصورت تخمین نمونه به نمونه فرکانس غالب تریس در افق انتخابی می‌باشد. این نشانگر غالباً در توصیف روندها در داده‌ها مفید است. علاوه بر این:

- ارزش تفسیری آن در این است که فرکانسهای بالاتر توسط مخازن گاز و هیدروکربنهای میعانی تضعیف می‌شوند. نتیجتاً، دقیقاً در زیر افق مخزن ممکن است یک آنومالی فرکانس کم یافت شود
- تغییرات سریع فرکانس لحظه‌ای می‌تواند در شناسایی تغییرات بصورت نازک شدگیها و لبه‌های سطوح هیدروکربن-آب کمک نماید

1- Response attributes
2- Response phase
3- Response frequency
4- Response strength

نشانگر شدت پاسخ

این نشانگر نشاندهنده خصوصیت شکل موج اندازه‌گیری شده در حداکثر شدت بازتاب (پوش دامنه) است. این نشانگر در برخی موارد ظاهر کمتر پراکنده‌ای را نسبت به نشانگرهای لحظه‌ای می‌دهد. شدت بازتاب بالا اغلب مرتبط با:

- تمایز بازتاب ناشی از بازتابنده‌های متراکم
- تغییرات لیتولوژیکی عمده بین لایه‌های سنگی مجاور همچون ناپیوستگیها، شناسایی لیتولوژیکی زیرگروهها و مرزهای سکانس لرزه‌ای

• تجمعات گازی

• تخلخل کلی

می‌باشد.

نشانگر مشتق اول دامنه لرزه‌ای

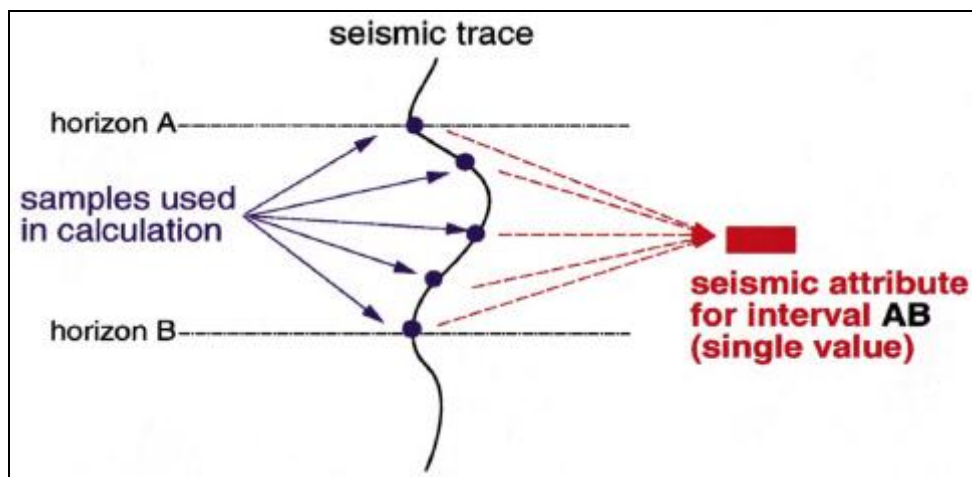
این نشانگر شیب مماس بین نزدیکترین دو نمونه دامنه لرزه‌ای در افق انتخابی را محاسبه می‌کند. نقشه مشتق اول در بررسی کیفی بازتابنده و تفسیر کاربرد دارد. مقدار ثابت نشانگر نشاندهنده یک بازتابنده پیوسته است و اینکه تفسیر تنها با تبعیت از یک بازتابنده صورت می‌گیرد. این نشانگر به عنوان مکمل نقشه فاز و فرکانس می‌باشد.

نشانگر مشتق دوم دامنه لرزه‌ای

این نشانگر شیب مماس بین نزدیکترین سه نمونه افق را اندازه‌گیری می‌کند. مقادیر بالای (مثبت یا منفی) مشتق دوم نشان می‌دهد که تریس دارای یک جابجایی سریع از peak به trough می‌باشد (طول موج کوتاه). این می‌تواند نشاندهنده این باشد که فاصله بین نمونه‌ها دارای فرکانس غالب بالا می‌باشد. مقادیر مشتق دوم نزدیک به صفر نشاندهنده این است که تریس دارای تغییر کمی از peak به trough است (طول موج بلند). این می‌تواند نشاندهنده این باشد که فاصله بین نمونه‌ها بطور غالب دارای مقادیر فرکانس پایین می‌باشد.

ج - ۵- نشانگرهای حجمی

یک نشانگر حجمی به عنوان مجموع یک نشانگر لحظه‌ای روی یک بازه تعریف می‌شود. این بازه می‌تواند بصورت پنجره زمانی اطراف یک افق یا فاصله بین دو افق باشد. اینگونه نشانگرها مقدار ویژگی را در هر نمونه واقع در بازه بین افق و زمان معین (پنجره زمانی) یا بین دو افق محاسبه می‌نمایند (شکل ج- ۶).



شکل ج- ۶: محاسبه نشانگرهای لرزه‌ای حجمی. کلیه نمونه‌های اخذ شده از تریس لرزه‌ای مابین دو افق جهت بدست آوردن یک مقدار نشانگر استفاده می‌شوند

ج - ۶- نشانگرهای تلفیقی

نشانگرهای تلفیقی از لحاظ فیزیکی مرتبط با لگاریتم تباین امپدانس صوتی هستند. بنابراین رابطه ذیل در مورد این نشانگرها صادق است:

$$A_I(x, y, t_1, t_2) = e^{\int_{t_1}^{t_2} R(x, y, t) dt} \square \frac{\rho v(x, y, t_2)}{\rho v(x, y, t_1)} \quad (\text{ج- ۷})$$

که در آن $R(x, y, t)$ می‌تواند هرگونه نشانگر لحظه‌ای باشد.

در ادامه در رابطه با چندین نشانگر تلفیقی توضیح خواهیم داد.

نشانگر تلفیقی پلاریته ظاهری^{۱۵۳}

این نشانگر علامت ضریب بازتاب را آشکار می‌سازد و بدان وسیله فاکتورهایی که آنرا تغییر می‌دهند همچون لیتولوژی و ناپیوستگیها مشخص می‌شوند. این نشانگر همچنین می‌تواند به عنوان شاخص نقطه روشن باشد. نقاط روشن مرتبط با تجمعات گازی دارای امپدانس صوتی پایین‌تری نسبت به لایه‌های اطراف هستند و پلاریته منفی را برای بازتاب‌های فوقانی مخزن و پلاریته مثبت را برای بازتاب از سطوح تماس گاز-نفت یا گاز-آب نشان می‌دهد.

نشانگر تلفیقی فرکانس لحظه‌ای^{۱۵۴}

تغییرات سریع فرکانس لحظه‌ای می‌تواند در شناسایی ویژگیهایی همچون نازک شدگیها و لبه سطوح هیدروکربن-آب کمک نماید. جابجایی بسمت فرکانسهای پایین‌تر اغلب در رویدادهای لرزه‌ای حاصل از بازتاب‌های قسمت تحتانی ماسه‌های گازی، مخازن میعانی و گازی مشاهده می‌شود.

نشانگر تلفیقی شدت بازتاب^{۱۵۵}

این نشانگر غالباً مرتبط با تغییرات عمده لیتولوژی همچون ناپیوستگیها، شناسایی لیتولوژیکی زیرگروهها، مرزهای سکانس لرزه‌ای، تجمعات گازی و تخلخل کل بین لایه‌های سنگی مجاور می‌باشد.

نشانگر تلفیقی شدت دامنه لرزه‌ای^{۱۵۶}

-
- 1- Integrated apparent polarity
 - 1- Integrated instantaneous frequency
 - 2- Integrated reflection strength
 - 3- Integrated magnitude seismic amplitude

این نشانگر یک نشانگر حجمی است که از محاسبه حاصلجمع مقادیر مطلق دامنه در امتداد تریس لرزه‌ای درون یک پنجره زمانی/عمقی بدست می‌آید. بعلاوه این نشانگر برابر انرژی بازتابی کلی تریس در پنجره معین است که همواره مثبت می‌باشد. این نشانگر طبق رابطه ذیل تعریف می‌شود:

$$A_E(x, y, t_1, t_2) = \int_{t_1}^{t_2} |R(x, y, t)| dt \quad (\text{ج-۸})$$

که در آن $R(x, y, t)$ می‌تواند هرگونه نشانگر لحظه‌ای باشد.

این نشانگر تغییرات دامنه درون یک بازه را تشریح نموده و می‌تواند نشاندهنده تغییرات لیتولوژی روی یک بازه باشد. شدت بازتاب در ردیابی گسل‌های کوچک و کانال‌های مدفون مفید است. همچنین در آنالیز نقاط روشن، آنالیز بافتی^{۱۵۷} و موقعیت‌یابی لایه‌های نازک کمک می‌نماید. می‌توان از این نشانگر در ترسیم شاخصهای مستقیم هیدروکربن در زون مربوطه نیز استفاده نمود.

ج-۷- نشانگرهای ناهمگنی

ناهمگنی به عنوان طول منحنی نشانگری معین درون پنجره تعریف می‌شود و می‌تواند برای هر نشانگر لحظه‌ای محاسبه شود. این ناهمگنی طبق رابطه ذیل بدست می‌آید:

$$A_H(x, y, t_1, t_2) = \int_{t_1}^{t_2} \sqrt{1 + \left(\frac{d}{dt} R(x, y, t) \right)^2} dt \quad (\text{ج-۹})$$

در ادامه چنین نشانگر از این نوع توصیف شده‌اند.

نشانگر ناهمگنی کسینوس فاز

این نشانگر می‌تواند در توصیفات ساختمانی کمک نماید و نیز بطور مؤثری همراه با فاز لحظه‌ای مورد استفاده قرار گیرد.

ج - ۸ - نشانگرهای مقدار حداکثر و حداقل

اینگونه شامل نشانگرهای ذیل می‌باشند.

نشانگر حداقل مقدار دامنه لرزه‌ای

این نشانگر منفی‌ترین دامنه در پنجره حجمی می‌باشد. دامنه حداقل، اندازه‌گیری بازتاب‌پذیری درون پنجره زمانی است. از این نشانگر جهت آشکارسازی شاخصهای مستقیم منفی هیدروکربن در زونی استفاده نمایید که توسط وقایع منفی همچون نقاط روشن بیان شده است.

نشانگر حداقل مقدار فرکانس لحظه‌ای

این نشانگر برآورد کمترین مقادیر فرکانس لحظه‌ای بصورت تریس به تریس در حجم انتخاب شده است.

نشانگر حداکثر مقدار دامنه لرزه‌ای

این نشانگر بیشترین دامنه لرزه‌ای مثبت در پنجره حجمی انتخاب شده می‌باشد. اگر تنها مقادیر منفی در پنجره حجمی موجود باشد، هیچ مقداری محاسبه نمی‌شود. این نشانگر اندازه‌گیری بازتاب‌پذیری درون پنجره زمان/عمق است. از این نشانگر جهت ترسیم شاخصهای مستقیم هیدروکربن در زون استفاده می‌شود.

نشانگر حداکثر مقدار شدت دامنه لرزه‌ای

این نشانگر بیشترین دامنه لرزه‌ای مطلق در پنجره حجمی انتخاب شده می‌باشد. این نشانگر اندازه‌گیری بازتاب‌پذیری درون پنجره زمان/عمق می‌باشد. از این نشانگر جهت ترسیم شاخصهای مستقیم هیدروکربن در زون استفاده می‌شود. حداکثر شدت، اندازه‌گیری دیگری از بازتاب‌پذیری درون پنجره زمانی است. از این نشانگر جهت ترسیم قویترین شاخص مستقیم هیدروکربن در زون استفاده می‌شود.

نشانگر حداکثر مقدار فرکانس لحظه‌ای

این نشانگر بیشترین فرکانس لحظه‌ای در پنجره حجمی انتخاب شده می‌باشد. این نشانگر اندازه‌گیری بازتاب-پذیری درون پنجره زمان/عمق است. از این نشانگر جهت ترسیم شاخصهای مستقیم هیدروکربن در زون استفاده می‌شود.

نشانگر حداکثر مقدار شدت بازتاب

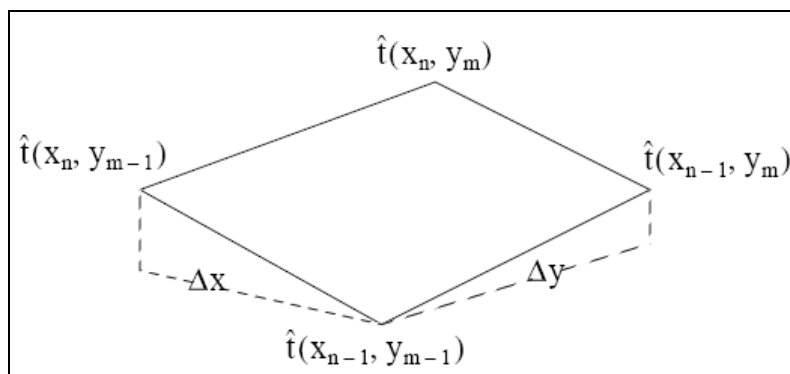
این نشانگر بیشترین شدت بازتاب در پنجره حجمی انتخاب شده می‌باشد. این نشانگر اندازه‌گیری بازتاب‌پذیری درون پنجره زمان/عمق است. از این نشانگر جهت ترسیم شاخصهای مستقیم هیدروکربن در زون استفاده می‌شود.

ج- ۹- نشانگرهای شبکه‌ای

نشانگرهای شبکه پایه از grid تشکیل شده‌اند و هیچ داده دامنه‌ای استفاده نمی‌شود. برای هر دو نقشه شیب و آزیموت، $\frac{dt}{dx}$ و $\frac{dt}{dy}$ در محاسبات استفاده می‌شوند. هر دو عبارت طبق روابط ذیل محاسبه می‌شوند:

$$\frac{dt}{dx} = \frac{\hat{t}(x_n, y_{m-1}) - \hat{t}(x_{n-1}, y_{m-1})}{\Delta x} \quad (\text{ج- } ۱۰)$$

$$\frac{dt}{dy} = \frac{\hat{t}(x_{n-1}, y_m) - \hat{t}(x_{n-1}, y_{m-1})}{\Delta y} \quad (\text{ج- } ۱۱)$$



شکل ج- ۷: شماتیکی از پارامترهایی که در تعریف نشانگرهای شبکه‌ای استفاده می‌شوند

نقشه‌های شیب/نشانگر برای آنالیز ساختمانی و کنترل کیفی استفاده می‌شود. در برخی موارد آنومالیهای منتج از تفسیر افقها بعثت اثرات ناشی از برداشت و یا پردازش در تفسیرها می‌باشد. در ادامه به توصیف چندین نشانگر از این نوع خواهیم پرداخت.

نشانگر شیب^{۱۵۸}

این نشانگر زاویه‌ای است که در آن یک عارضه مسطح از حالت افقی متمایل می‌شود. و از رابطه ذیل محاسبه می‌شود:

$$Dip = \sqrt{\left(\frac{dt}{dx}\right)^2 + \left(\frac{dt}{dy}\right)^2} \quad (\text{ج-۱۲})$$

شیب بصورت ms/meter یا ms/ft اندازه‌گیری می‌شود. در اینجا از یک grid فیلتر شده جهت محاسبه تغییرات شیب از یک grid cell به cell دیگر با دقت یک میکروثانیه استفاده می‌شود. این نشانگر به عنوان شاخص خوبی برای گسلهای ظریف و انحناهایی است که جهت توصیف الگوهای گسلی مناسب هستند. شیب زمانی جهت بارز نمودن آنومالیهای که ناشی از برداشت، پردازش یا گزینشهای نادرست در تفسیر هستند بسیار مؤثر است.

نشانگر آزیموت

یک grid آزیموت نقشه زاویه بین شیب و امتداد شمال حقیقی یا شمال grid در جهت عقربه‌های ساعت است. آزیموت طبق رابطه ذیل محاسبه می‌شود:

$$Azimuth = \tan^{-1} \left(\frac{\left(\frac{dt}{dy}\right)}{\left(\frac{dt}{dx}\right)} \right) \quad (\text{ج-۱۳})$$

این نشانگر از یک الگوریتم فیلتر شده استفاده می‌کند و از اینرو دارای تفکیک بسیار خوبی است. نقشه این نشانگرها جهت بارز نمودن تغییرات ظریف در جهت شیب بکار می‌روند. این نقشه‌ها به عنوان ابزاری مؤثر در تعیین ارتباط بین بلوکهای گسلی می‌باشند.

نشانگر روشنایی مصنوعی^{۱۵۹}

این نشانگر جهت روشن نمودن grid ایجاد شده توسط نشانگر شیب می‌باشد و منجر به این می‌شود که سطح گسل بصورت سطوح تاریک یا روشن بسته به چگونگی قرارگیری منبع نور نمایش داده شود. این نشانگر به شناسایی سطوح گسل و نیز تصمیم‌گیری در مورد جهت و شیب سطح گسل کمک می‌نماید.

انحناء^{۱۶۰}

انحناء یک ویژگی تفاضلی سطح است. تابع انحناء نیازمند یک فاکتور هموارسازی است. این فاکتور بصورت طول منحنی گوسی استفاده شده در الگوریتم بیان می‌شود. هرچه فاکتور بزرگتر باشد grid هموارتر شده و عوارض بیشتری آشکار می‌شوند البته برخی جزئیات نیز از بین می‌رود. انواع محاسبه انحناء بصورت ذیل است:

- Iso- انحناء را در راستای نقاط همزمان^{۱۶۱} افق محاسبه می‌کند
- Gaussian- انحناء را درجاییکه جهت اصلی جهتی است که مقادیر انحناء دارای یک توزیع نرمال هستند محاسبه می‌کند
- Mean- انحناء را درجاییکه جهت اصلی جهتی است که مقدار متوسط مقادیر انحناء را می‌دهد محاسبه می‌کند
- Principal 1- انحناء را در جهت k1 (موازی با نقاط همزمان) محاسبه می‌کند
- Principal 2- انحناء را در جهت k2 (عمود بر نقاط همزمان) محاسبه می‌کند

1- Artificial illumination
2- Curvature
3- Isotime

از توابع انحناء برای تعریف گسلها و دیگر عارضه‌های ظریف، مشابه با دیگر نشانگرهای شبکه‌ای استفاده می‌شود.

اصلاح لبه‌ها^{۱۶۲}

این نشانگر جهت ردیابی لبه‌ها و گوشه‌ها و محاسبه تغییرات ناگهانی در تراز grid طراحی شده است. این نشانگر اختلافات ساختاری را بوسیله مقادیر بالاتر از مقدار مشخص شده حداقل اختلاف شناسایی می‌کند. بطور کلی این نشانگر در تعریف گسلها و دیگر عارضه‌های ظریف کمک می‌نماید.

ج - ۱۰ - نشانگرهای VRS

نشانگرهای VRS تفکیک طیفی^{۱۶۳} سیگنال لرزه‌ای را روی بازه حجمی مطرح شده فراهم ساخته و کنترل جدید و بهبود یافته‌ای را در توصیف نواحی با پتانسیل یکسان مخزنی امکانپذیر می‌سازد. اینگونه نشانگرها جهت تعیین کمی بازتاب‌پذیری درون حجمی که توسط دو افق تعریف شده است استفاده می‌شوند. با انجام آنالیز طیفی پاسخ بازتابی هر تریس لرزه‌ای در بازه موردنظر، نمایش طیفی لایه‌های مجزای زیرسطحی را می‌توان نتیجه گرفت. در VRS، این نمایش طیفی براساس سریهای زمانی است که متشکل از توابع چندجمله‌ای متعام هستند. با تغییر تعداد ضرائب و شرکت نسبی آنها، هرگونه تریس لرزه‌ای مشاهده شده را می‌توان بازسازی نمود. هر تریس برحسب مقادیر ویژه (نشانگر طیفی) و بردارهای ویژه (چندجمله‌ای متعام) مشخص می‌شود تا دامنه‌های بازتابی در راستای تریس باتوجه به معیار حداقل مربعات تخمین زده شوند. بنابراین می‌توان سیگنال مشاهده شده را بصورت معادله چندجمله‌ای ذیل بازسازی نمود:

$$S(T) = C_0 + C_1T + C_2T^2 + \dots + C_nT^n \quad (\text{ج-۱۴})$$

که در آن C_0 ضریب مرتبه اول، C_1 ضریب مرتبه دوم و C_n ضریب مرتبه $n-1$ می‌باشد. هرچه مرتبه چندجمله‌ای بالاتر باشد، شباهت بیشتری بین تریس لرزه‌ای واقعی و تریس بازسازی شده مشاهده می‌شود.

1- Edge enhancement
2- Spectral decomposition

معادله چند جمله‌ای تنها با ضریب C_0 بصورت یک خط عمودی در بازه زمانی است. معادله چند جمله‌ای با دو ضریب (C_0, C_1) منحنی بازسازی شده بصورت یک خط شیبدار است. با سه ضریب تریس بازسازی شده بصورت منحنی سهموی است و با چهار ضریب بصورت سینوسی است. این ضرائب تا ۵۰ عدد در VRS میرسد که برای تطابق با هر نوع تریسی کافی است.

ضرائب طیفی مورد استفاده در VRS مرتبط با تعداد بازتابنده‌ها در بازه مورد نظر است. این ضرائب جهت استخراج اطلاعاتی همچون توزیع رخساره‌ها و سیالات در میان لایه حجمی هدف استفاده می‌شوند. از آنجاییکه این نشانگرها روی حجم محاسبه می‌شوند نیازی به ترسیم تفضیلی همانند نشانگرهای لحظه‌ای ندارند و از اینرو تکنیکهای انتخاب هوشمند^{۱۶۴} جهت تسریع فرآیند تفسیر استفاده نمود.

پیوست د: مروری بر الگوریتم پس انتشار خطا

د-۱ الگوریتم پس انتشار خطا

همانطور که پیشتر گفته شد، این الگوریتم رایجترین تکنیک آموزش پرسپترون چندلایه در حالت باناظر است که بر پایه قاعده یادگیری دلتا (یا قاعده تصحیح خطا) می‌باشد و تعمیمی از الگوریتم حداقل میانگین مربعات (LMS) است. این الگوریتم توسط Rumelhart در سال ۱۹۸۶ معرفی شد و فرآیند آن شامل دو مرحله عبور از میان لایه‌های مختلف شبکه است:

- مرحله پیشروی^{۱۶۵}

- مرحله بازگشت^{۱۶۶}

در مرحله پیشروی، بردار ورودی اعمال شده به لایه ورودی بصورت لایه به لایه در شبکه پیش می‌رود و در نهایت یکسری خروجی بعنوان جواب حقیقی شبکه ایجاد میشود. در طی این مرحله وزنه‌های اتصال شبکه تماماً ثابت است. در خلال مرحله بازگشت، تمامی وزنه‌های اتصال براساس قاعده دلتا تنظیم میشوند. در اینجا تفاضل پاسخ حقیقی شبکه و پاسخ مطلوب که همان سیگنال خطاست، بصورت بازگشتی، در جهت خلاف

1- Automatic picking
1- Forward pass
2- Backward pass

جریان داده ها در شبکه منتشر میشود. سپس وزنها بنحوی تنظیم میشوند که پاسخ حقیقی شبکه به پاسخ مطلوب نزدیکتر شود. مراحل این الگوریتم را میتوان بصورت زیر بیان داشت

۱. مقدار دهی اولیه^{۱۶۷} - یعنی دادن مقادیر عددی بطور تصادفی به وزنها و مقدار آستانه بطوریکه دارای توزیع یکنواخت باشند.

۲. ارائه مثالهای آموزشی (ورودی- خروجی مطلوب)- یعنی ارائه یک دوره کامل^{۱۶۸} از مثالهای آموزشی بنحویکه برای هر کدام از مثالها، محاسبات پیشرو^{۱۶۹} و بازگشتی^{۱۷۰} بترتیب تحت گامهای ۳ و ۴ انجام گیرد.

۳. محاسبات پیشرو- اگر یک مثال آموزشی را بصورت $[x(n), d(n)]$ نشان دهیم که $x(n)$ بردار ورودی اعمال شده بر لایه ورودی و $d(n)$ بردار پاسخ مطلوب لایه خروجی باشد، با محاسبه توابع تحریک و سیگنالهای عملکرد که بصورت پیشرونده در طول شبکه، لایه به لایه، پیش میروند مجموع وزندار نرون j در لایه l بصورت زیر محاسبه میشود:

$$v_j^{(l)}(n) = \sum_{i=0}^p w_{ji}^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n) \quad (1-د)$$

که در آن $y_i^{(l-1)}(n)$ ، سیگنال عملکرد^{۱۷۱} نرون i در لایه $l-1$ در تکرار n (در اینجا تکرار اشاره به n امین مثال آموزشی ارائه شده به شبکه است) و $w_{ji}^{(l)}(n)$ ، وزن سیناپتیک نرون j در لایه l است که از نرون i در لایه $l-1$ تغذیه میشود. با فرض استفاده از تابع logistic برای خاصیت غیرخطی، سیگنال عملکرد (خروجی) نرون j در لایه l بصورت زیر میشود:

$$y_j^{(l)}(n) = \frac{1}{1 + \exp(-v_j^{(l)}(n))} \quad (2-د)$$

اگر نرون j در لایه خروجی باشد (یعنی $l = L$)، آنگاه:

$$y_j^{(L)}(n) = o_j(n) \quad (3-د)$$

-
- 3- Initialization
 - 4- Epoch
 - 5- Forward computations
 - 6- Backward computations
 - 1- Function signal

که در آن $o_j(n)$ ، مؤلفه j ام بردار خروجی حقیقی است. در اینصورت بردار خطا بصورت مقابل محاسبه میشود:

$$e_j(n) = d_j(n) - o_j(n) \quad (۴-د)$$

که در آن $d_j(n)$ ، مؤلفه j ام بردار پاسخ مطلوب و $e_j(n)$ بردار خطا است.

۴. محاسبات بازگشتی - محاسبه گرادیانهای محلی^{۱۷۲} شبکه و تعدیل وزنهای شبکه بصورت بازگشت لایه به لایه در شبکه. برای این منظور، اگر مجموع مربعات خطای کلیه نرونهای لایه خروجی را با $E(n)$ نشان دهیم بطوریکه:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (۵-د)$$

باشد (C نشاندهنده کلیه نرونهای لایه خروجی است و ضریب $\frac{1}{2}$ جهت سهولت در مشتق گیری قرار داده شده است) و با در نظر گرفتن N بعنوان تعداد کلیه مثالهای مجموعه آموزشی، میانگین مربعات خطا با جمع نمودن $E(n)$ روی تمام n ها و نرمال نمودن نسبت به تعداد مثالها، بصورت مقابل میشود:

$$E_{avg} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) \quad (۶-د)$$

E_{avg} تابعی از تمامی پارامترهای آزاد (یعنی وزنهای سیناپتیک و آستانه) شبکه است. برای یک مجموعه آموزشی داده شده، E_{avg} همان تابع هزینه است که بعنوان معیاری جهت اندازه گیری عملکرد فراگیری مجموعه آموزشی از طرف شبکه میباشد. در اینجا هدف تنظیم پارامترهای آزاد شبکه بنحوی است که E_{avg} حداقل گردد. این حداقل سازی با توجه به پارامترهای آزاد شبکه بنام روش گرادیان نزولی^{۱۷۳} نامیده میشود. اما بعلت پیچیدگی آن از روش ساده تری که آنرا تخمین بزند استفاده می کنیم. براین اساس، با استفاده از مشتق جزئی میتوان ثابت کرد که:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} &= \frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \\ &= -e_j(n) \phi'_j(v_j(n)) y_i(n) \end{aligned} \quad (۷-د)$$

حال اگر گرادیان محلی را بصورت زیر تعریف نماییم:

$$\delta_j(n) = e_j(n) \phi'_j(v_j(n)) \quad (۸-۵)$$

و تصحیح وزن اعمال شده بر $w_{ji}(n)$ برطبق قاعده دلتا بصورت زیر باشد:

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (۹-۵)$$

(که در آن، η ثابتی است که نرخ یادگیری^{۱۷۴} الگوریتم نامیده میشود و استفاده از علامت منفی دلالت بر گرادیان نزولی در فضای وزن دارد) دراینصورت رابطه تصحیح وزن براساس گرادیان محلی بصورت معادله زیر درمی آید:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (۱۰-۵)$$

با نگاهی به فرمول گرادیان محلی و معادله (۱۴،۱) میتوان دریافت که فاکتور کلیدی در محاسبه تصحیح وزن، سیگنال خطا در خروجی نرون j میباشد. از اینرو میتوان دو حالت را درنظر گرفت:

در حالت اول نرون j بعنوان یک نرون خروجی است. دراینحالت چون خروجی مطلوب هرکدام از نرونهای لایه خروجی مشخص است، بنابراین براحتی میتوان طبق روابط بالا سیگنال خطا و بالطبع گرادیان محلی و درنهایت توسط آنها تصحیح وزن را محاسبه کرد. دراینصورت (با فرض تابع logistic بعنوان تابع تحریک) گرادیان محلی برای نرون j در لایه خروجی L بصورت زیر میشود:

$$\delta_j^{(L)}(n) = e_j^{(L)}(n) o_j(n) [1 - o_j(n)] \quad (۱۱-۵)$$

در حالت دوم نرون j بعنوان یک نرون مخفی است و خروجی مطلوب مشخصی ندارد. علیرغم اینکه نرونهای مخفی مستقیماً قابل دسترسی نیستند باینحال در خطای خروجی شبکه سهم دارند. ازاینرو سیگنال خطای نرون مخفی باید بطور تکرارپذیری برحسب سیگنالهای خطای کلیه نرونهایی که مستقیماً به نرون مخفی مرتبط هستند، تعیین شود. اگر گرادیان محلی را بصورت زیر بازنویسی نماییم:

$$\begin{aligned} \delta_j(n) &= -\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \\ &= -\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} \phi'_j(v_j(n)) \end{aligned} \quad (۱۲-۵)$$

میتوان اثبات نمود که:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} &= -\sum_k e_k(n) \phi'_k(v_k(n)) w_{kj}(n) \\ &= -\sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \end{aligned} \quad (۱۳-د)$$

در اینجا k مبین نرون متصل به نرون j در سمت راست آن است. با استفاده از دو رابطه بالا و مرتب نمودن آن به معادله زیر برای گرادیان محلی می‌رسیم:

$$\delta_j(n) = \phi'_j(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (۱۴-د)$$

و دوباره با فرض تابع logistic بعنوان تابع تحریک، گرادیان محلی برای نرون j در لایه مخفی l رابطه زیر را بدست می‌آوریم:

$$\delta_j^{(l)}(n) = y_j^{(l)}(n)[1 - y_j^{(l)}(n)] \sum_k \delta_k^{(l+1)}(n) w_{kj}^{(l+1)}(n) \quad (۱۵-د)$$

بطور خلاصه میتوان گفت که تصحیح وزن اعمال شده به وزنهای سیناپتیک اتصال دهنده نرون i به نرون j براساس قاعده دلتا بصورت فرمول زیر تعریف میشود:

$$\begin{pmatrix} \text{Weight} \\ \text{correction} \\ \Delta w_{ji}(n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{Learning - rate} \\ \text{parameter} \\ \eta \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \text{Local} \\ \text{gradient} \\ \delta_j(n) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \text{Input signal} \\ \text{of neuron } j \\ y_i(n) \end{pmatrix} \quad (۱۶-د)$$

که گرادیان محلی باتوجه به خروجی بودن نرون j یا پنهان بودن آن براساس روابط ذکر شده محاسبه میشود.

بالین وجود یکی از پارامترهای مهم که باید در نظر گرفته شود نرخ یادگیری η میباشد که تأثیر زیادی بر فرآیند یادگیری دارد. هرچه نرخ یادگیری کوچکتر باشد تغییر وزنهای شبکه در هر تکرار کوچکتر میشود و در نتیجه سرعت آموزش شبکه کاهش می‌یابد؛ بالین حال پایداری^{۱۷۵} شبکه افزایش می‌یابد که این مسئله منجر به همگرایی با دقت و صحت بیشتر شبکه بسمت جواب بهینه میگردد. از طرف دیگر اگر η را با هدف افزایش سرعت یادگیری افزایش دهیم، تغییرات زیاد نتیجه شده در وزنهای اتصال میتواند منجر به ناپایداری و ایجاد نوسان در شبکه بشود.

یک روش ساده جهت افزایش نرخ یادگیری و نیز اجتناب از ناپایداری شبکه و خاتمه یافتن فرآیند یادگیری در یک حداقل موضعی، افزودن ممنتوم^{۱۷۶} به فرمول تصحیح وزن است که منجر به فرمول اصلاح شده زیر میشود:

$$\Delta w_{ji}(n) = \alpha \Delta w_{ji}(n-1) + \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (۱۷-د)$$

که در آن α ثابت ممنتوم است که معمولاً عددی در بازه $[0, 1]$ میباشد.

اکنون وزنهاى جدید (در لایه l) را میتوان بصورت زیر محاسبه نمود:

$$\begin{aligned} w_{ji}^{(l)}(n+1) &= w_{ji}^{(l)}(n) + \Delta w_{ji}^{(l)}(n) \\ &= w_{ji}^{(l)}(n) + \alpha \Delta w_{ji}^{(l)}(n-1) + \eta \delta_j^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n) \end{aligned} \quad (۱۸-د)$$

۵. تکرار- یعنی تکرار محاسبات با ارائه دوره های جدیدی از مثالهای آموزشی به شبکه تا هنگامیکه مقادیر پارامترهای آزاد شبکه تقریباً ثابت شوند و میانگین مربعات خطای محاسبه شده روی تمامی مجموعه آموزشی در یک حداقل یا تغییر آن در یک دوره بصورت قابل قبولی کوچک باشد (تغییر ۰,۱ تا ۱ درصد بعضاً ۰,۰۱ درصد در یک دوره). همچنین همانطور که پیشتر گفته شده بود، ارائه مثالهای آموزشی از دوره ای به دوره دیگر باید بصورت تصادفی صورت گیرد. مقادیر ممنتوم و نرخ یادگیری با افزایش تکرار آموزش تعدیل میشوند (بطور معمول کاهش می یابند).

برغم موفقیت ظاهری الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا، جنبه هایی وجود دارد که جامعیت سودمندی آنرا دچار تردید کرده است که بارزترین آنها فرآیند آموزش طولانی مدت آن است. این میتواند بدلیل نرخ یادگیری و ممنتوم غیربهبهینه باشد. البته برخی روشهای بهینه سازی همچون روش گرادیان مزدوج^{۱۷۷} و تکنیک لونبرگ-مارکوارت^{۱۷۸} تا حد زیادی این مشکل را برطرف نموده اند.

2- Momentum
1- Conjugate gradient
2- Levenberg-Marquardt

پیوست ه- مقدمه‌ای بر نرم‌افزار SeisClass

ه-۱ مقدمه

SeisClass یک نرم‌افزار از بسته نرم‌افزاری یکپارچه اکتشافی و توصیف و مدیریت مخزن بنام GeoFrame است که توسط شرکت شلومبرگر فرانسه توسعه پیدا کرده است. این نرم‌افزار به منظور طبقه‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای براساس اختلافات (یا تشابهات موجود) در نشانگرهای لرزه‌ای محاسبه شده، که بطور مستقیم از داده‌های لرزه‌ای منطقه اکتشافی موردنظر استخراج شده‌اند، مورد استفاده قرار می‌گیرد. بر این اساس خروجی SeisClass نقشه رده‌بندی شده رخساره‌های لرزه‌ای است و ورودی‌هایی که جهت تفکیک نمودن رده‌ها استفاده می‌شوند همان نشانگرهای لرزه‌ای استخراج شده هستند.

برای رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای در این نرم‌افزار، پنج روش مختلف مورد استفاده قرار گرفته است که در دو گروه روش‌های طبقه‌بندی بدون ناظر و با ناظر جای می‌گیرند. از میان این پنج روش، سه روش آماری و دو روش شبکه عصبی مصنوعی هستند (جدول ه-۱ و ه-۲).

جدول ه-۱- روشهای آماری و شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در SeisClass جهت رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای

Method	Method Type	Supervision	Parameters/ Method	Parameters/ Class	Optional QC-Output
Fisher	Statistical	yes	no	yes	none
Bayesian	Statistical	yes	yes	yes	Distance Map, Class Probability Maps
Contextual Bayesian	Statistical	yes	yes	yes	Distance Map, Class Probability Maps
Back Error Propagation	Artificial Neural Net	yes	yes	yes	Pseudo-Probability
Competitive Learning	Artificial Neural Net	no	yes, number of classes	no	Distance to Cluster Center Map
K-Means Clustering	Clustering	no	yes, number of classes	no	Distance to Cluster Center Map

در روش‌های بدون ناظر رده‌بندی براساس خوشه‌بندی کلیه مجموعه داده‌ها در فضای نشانگر می‌باشد و نتایج به وجود اطلاعات اولیه بستگی ندارد. استفاده از این روش در جاهای زیر مناسب می‌باشد:

– اطلاعات اولیه معتبر وجود نداشته باشد.

– آنالیز خوشه‌ای نارایب بمنظور بررسی وجود خوشه‌ها و جدایش نسبی آنها باید انجام گیرد. تعداد رده‌ها یعنی همان تعداد خوشه‌ها در فضای نشانگر بعنوان پارامتر غالب برای دو روش بدون ناظر که یکی آماری و دیگری شبکه عصبی است در نرم افزار ارائه شده است:

- خوشه‌بندی K-Means

- روش یادگیری رقابتی

در حالیکه روش‌های طبقه‌بندی باناظر، اشاره به استفاده از داده‌های کنترلی موجود چاه بعنوان داده‌های آموزشی دارند و رخساره‌های لرزه‌ای می‌توانند با توجه به پارامترهای مخزن مشاهده شده در چاه کالیبره شوند. غالباً اطلاعات جزئی و قابل اطمینان از چاهها موجود می‌باشد و بنابراین مطلوب آن است که این اطلاعات با اهمیت بعنوان اطلاعات کمکی به سیستم داده شوند. عبارت دیگر نشانگرها ممکن است خصوصیات سیستم را بطور کامل شرح ندهند که در این صورت این اطلاعات می‌تواند عنوان مکمل نشانگرها بوده و جبران کننده فقدان برخی نشانگرها باشد. آشکار است که باید تعداد قابل توجهی از بردارهای نشانگر برای هر رده وجود داشته باشد تا توصیف آماری مناسبی در مورد توزیع داده‌ها بدست آید. با این فرض می‌توان یک زیر مجموعه از داده‌های آموزشی را در نظر گرفته و بعنوان داده ارزیابی ذخیره نمود. یک طبقه‌بندی موفق، رده صحیح را در جایی که داده‌های ارزیابی حضور دارند پیش‌بینی خواهد نمود.

در این نرم افزار دو روش آماری و یک روش شبکه عصبی باناظر بصورت ذیل ارائه شده اند:

- روش فیشر

- روش بیز

- روش پس انتشار خطا

بطور کلی نرم افزار SeisClass در مرحله تکمیل روند تفسیر بکار برده می‌شود و نیازمند این است که مقدار عمده‌ای از تفسیر کامل شده باشد. هر قدر افق بطور کاملتری تفسیر گردد و نشانگرهای بیشتری از آن استخراج گردد، خروجی رده‌بندی دقیقتر و پیوسته‌تر خواهد بود. از اینرو پیشنهاد می‌شود که افق‌های لرزه‌ای پیش از

استخراج نشانگرها و انجام مطالعات رده‌بندی بطور کامل تفسیر گردد. همچنین از ابزار cross Plot چندبعدی در این مدول بمنظور مشاهده خوشه‌بندی‌ها در فضای نشانگرها، ارزیابی کیفیت داده‌های آموزشی و نیز تعیین بهینه مجموعه نشانگرها برای استفاده در فرآیند رده‌بندی استفاده می‌شود. اینکار توسط یک مجموعه ای از ابزارهای آماری، آنالیز رگرسیون و همبستگی صورت می‌گیرد.

جدول ۵-۲- لیست پارامترهای بکار گرفته توسط هر روش در نرم افزار SeisClass

Method	Parameter	Data Type	Range	Default	Valid per	Controlled by
Fisher	None	None	None	None	None	None
Bayesian	Confidence limit	Float	[0,1]	0.95	Method	User
	Outlier limit (multiples or std. dev.)	Float	>0.0	5.0	Method	User
	Relative proportion	Float	>0.0	1.0	Class	User
Contextual Bayesian	Confidence limit	Float	[0,1]	0.95	Method	User
	Outlier limit (multiples or std. dev.)	Float	>0.0	5.0	Method	User
	Contextual proportion X	Float	>0.0	10.0	Class	User
	Contextual proportion L	Float	>0.0	1.0	Class	User
	Contextual proportion T	Float	>0.0	1.0	Class	User
Back Error Propagation	^a Shuffle Data Shuffles the input vectors before training	Boolean	On/Off	Off	Method	Application
	^a Hidden layers	Integer	[0,2]	0	Method	Application
	^a Full connect (only valid for non-zero hidden layers)	Boolean	On/Off	Off	Method	Application
	^a Activation function	Float	[0,2]	0	Method	Application
	Learn rate	Float	[0,1]	0.1	Method	User
	Momentum	Float	[0,1]	0.9/0.0 ^b	Method	User
	^a Derivate Bias	Float	[0,1]	0	Method	Application
	^a Weight decay	Float	[0,0.001]	0.001	Method	Application
	Epochs	Integer	[1,100]	100	Method	User
	Error limit	Float	[0,1]	0.01	Method	User
	^a Update interval	Integer	[1,100]	1	Method	Application
	^a Epsilon	Float	[0,0.99]	0	Method	Application
	Set of weights (n. of attributes, n. of classes, n. of hidden layers, n. of nodes in hidden layers)	Float Vector	None	None	Class	Application
Competitive Learning	Number of Classes	Integer	[2,6]	3	Method	User
	Number of runs	Integer	[1,100]	25	Method	User
	Learn rate	Float	[0.01, 0.99]	0.2	Method	User
	Beta	Float	[0.00000, 0.00100]	0.00010	Method	User
	Conscience	Float	[0.0, 50.0]	1	Method	User
	cluster prototype vectors containing learned weights (length: n. of attributes)	Float Vector	None	None	Class	Application
K-Means Clustering	Number of classes	Integer	[2, 6]	3	Method	User
	Error Limit	Float	[0,0.1]	0.1	Method	User

۵-۲ فرآیند عملیات رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای در SeisClass

فرآیند کلی رده‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای در SeisClass را می‌توان تحت گام‌های ذیل برشمرد:

۱. تکمیل عملیات تفسیر روی افق‌های هدف^{۱۷۹}
۲. استخراج مجموعه کاملی از نشانگرهای لرزه‌ای از افق‌های هدف
۳. بازنمودن مدول SeisClass از طریق SeisClass>Charisma>Interpretation>SeisClass
۴. آماده نمودن محیط کار SeisClass>File>Classify Manager>New
۵. تایپ نمودن Name و Remarks برای اجرای رده‌بندی جدید
۶. Activate نمودن رده‌بندی
۷. انتخاب الگوریتم رده‌بندی SeisClass>Functions>Classify>Classification Method
۸. انتخاب تعداد رده‌ها SeisClass>Functions>Classify>Classes
۹. انتخاب نشانگرهای مورد استفاده SeisClass>Functions>Classify>Attributes
۱۰. تنظیم پارامترهای الگوریتم SeisClass>Functions>Classify>Parameters
۱۱. کلیک نمودن Classify برای اجرای رده‌بندی
۱۲. ترسیم AOI (Area Of Interest) و کنترل کیفی نشانگرها در cross Plot بمنظور انتخاب نشانگرهای بهینه برای رده‌بندی.
۱۳. اجرای دوباره رده‌بندی با نشانگرهای بهینه و مشاهده و ذخیره نمودن نتایج
۱۴. تکرار رده‌بندی با رده‌ها، پارامترها و نشانگرهای دیگر
۱۵. استفاده از نتایج رده‌بندی بدون ناظر و آگاهی بدست آمده از نشانگرها، داده چاههای موجود و زمین‌شناسی ناحیه برای تعریف رده‌ها و داده‌های آموزشی جهت رده‌بندی با ناظر رخساره‌های لرزه‌ای پس از تکمیل عملیات تفسیر روی افق‌های هدف باید نشانگرهای لرزه‌ای را از این افق‌ها استخراج نماییم تا در SeisClass بمنظور رده‌بندی رخساره‌ها مورد استفاده قرار دهیم. از اینرو در قسمت بعد روند استخراج نشانگرهای لرزه‌ای را توضیح خواهیم داد.

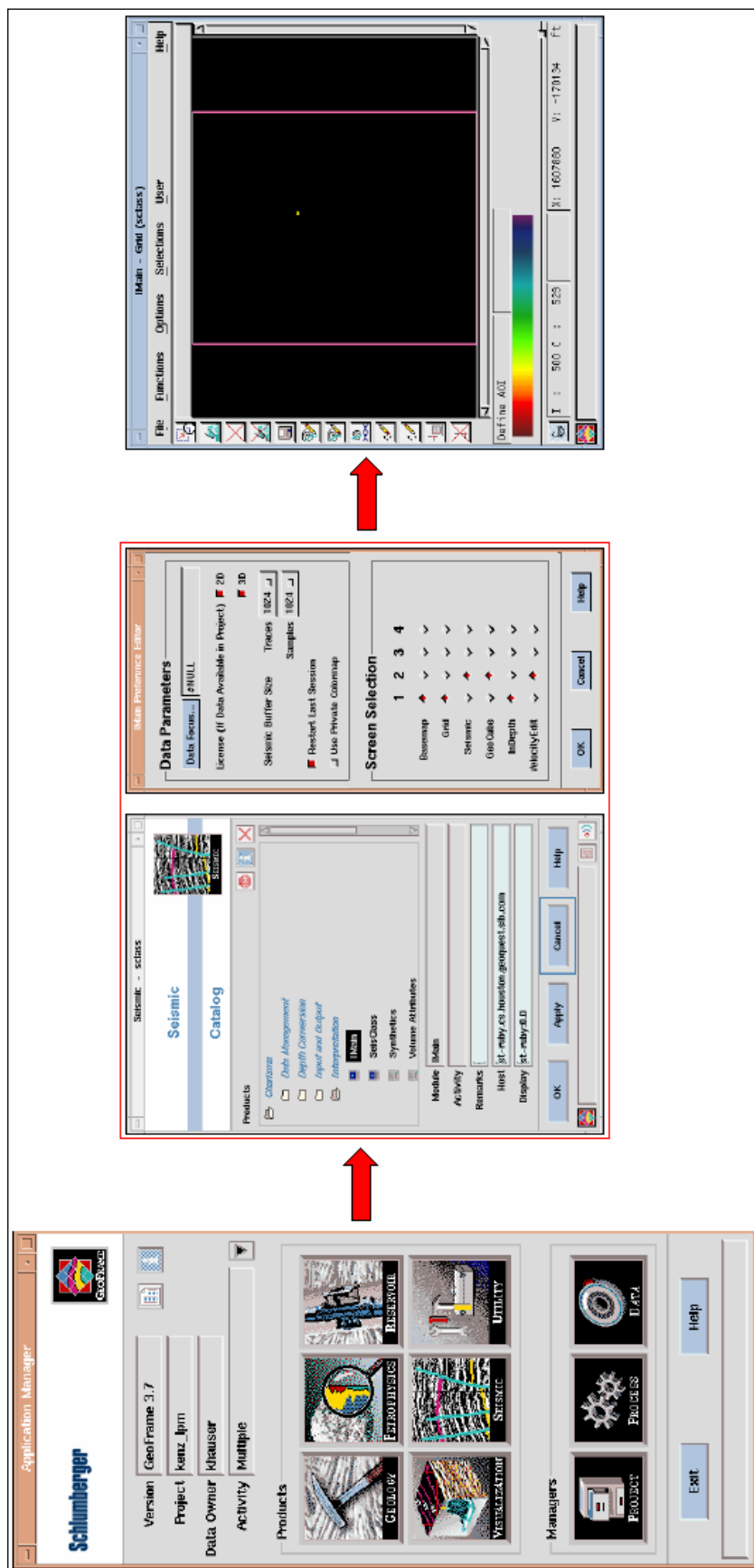
۵-۲-۱ استخراج نشانگرهای لرزه‌ای با استفاده از Charisma

Charisma یکی از نرم‌فزارهای تفسیر لرزه‌ای موجود در GeoFrame است. برای شروع در کادر تبادل Application Manager آیکون Seismic را کلیک نموده و سپس در Seismic Catalog آیکون پوشه Charisma را جهت نمایش لیست انواع عملیاتی که میتواند در Charisma اجرا گردد کلیک می‌نماییم. آیکون پوشه Interpretation را بمنظور نمایش لیست دیگری از کاربردهای تفسیری Charisma کلیک می‌نماییم. برای انتخاب IMain از لیست کاربردها کلیک نموده و OK را جهت شروع IMain و باز نمودن کادر تبدالی IMain Preference Editor کلیک می‌کنیم. پس از انجام انتخابها در کادر تبدالی IMain Preference Editor جهت باز نمودن پنجره IMain-Grid پنجره IMain-Basemap و IMain-Seismic، OK را کلیک می‌کنیم (شکل ۵-۱).

جهت محاسبه نشانگرهای لرزه‌ای و تهیه نقشه آنها به طریق ذیل عمل می‌نماییم:

Map Generator > Attribute > Functions > IMain-Grid. با اینکار کادر تبادل Attribute Map Generator باز میشود که در آن میتوان نشانگرهای لرزه‌ای را در Charisma استخراج نمود (شکل ۵-۲). انواع نشانگرهای لرزه‌ای که میتوان در Charisma تولید نموده و به نقشه درآورد شامل نشانگرهای سطحی، نشانگرهای حجمی و نشانگرهای شبکه‌ای میباشد. این نشانگرها در بخش مربوط به نشانگرهای لرزه‌ای توضیح داده شد.

در کادر تبدالی Survey، Version و Grid Library را تعیین نموده و سپس نوع نشانگرها (نشانگرهای سطحی، حجمی و شبکه‌ای) را انتخاب می‌نماییم. در پوشه نوع نشانگر انتخاب شده، نشانگر مطلوب را از لیست موجود انتخاب می‌نماییم (برای مثال Reflection Strength در پوشه نوع نشانگر Surface Based). سپس Grid مرتبط با Source و Destination را انتخاب نموده و Generate را جهت استخراج نشانگر کلیک می‌کنیم. بدین ترتیب نقشه نشانگرها ایجاد میشود که بمنظور آنالیز رخساره‌های لرزه‌ای در SeisClass بعنوان ورودی آن مورد استفاده قرار میگیرد. برای مثال نمونه‌ای از نقشه نشانگرهای لرزه‌ای ایجاد شده (در اینجا نشانگر لرزه‌ای حجمی دامنه RMS) در شکل ۵-۳ نشان داده شده است.



شکل ۱-۵ - شماتیکی از روند بازنمودن پنجره های مختلف IMain در Geoframe

Attribute Map Generator

Survey: Leopard_3D

Version: ken_sept1 T, timemig_seismic Version crea

Grid Library: Leopard_

☒ Use AOI **Define AOI (Area Of Interest)**

Surface Based | Volume Based | Grid Based | **Attribute Display**

Attribute: Reflection Strength

Source:

☒ Adjust to Event: Nearest | Maximum

Offset: 0 ms Limit: 32 ms

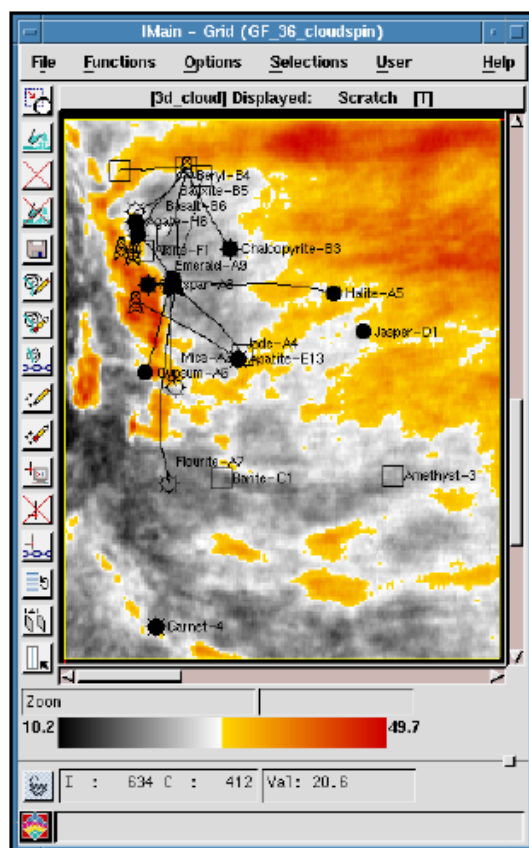
Destination:

Remark: Property: timemig_seismic, Version ken_s

Generate | Clear Definition | Reset | Help

Close | Help

شکل ه-۲- شماتیکی از پنجره Attribute Map Generator



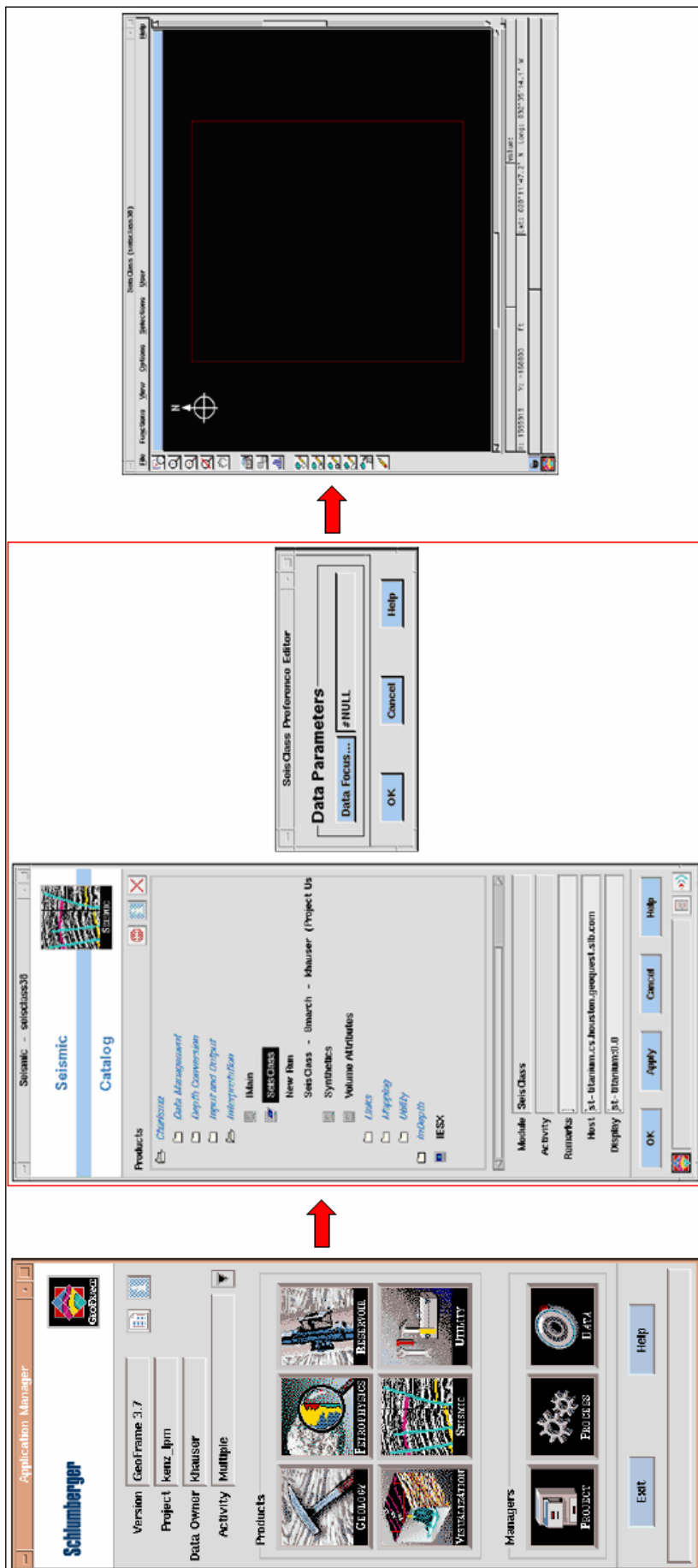
شکل ه-۳- شماتیکی از نقشه نشانگر لرزه ای حجمی RMS

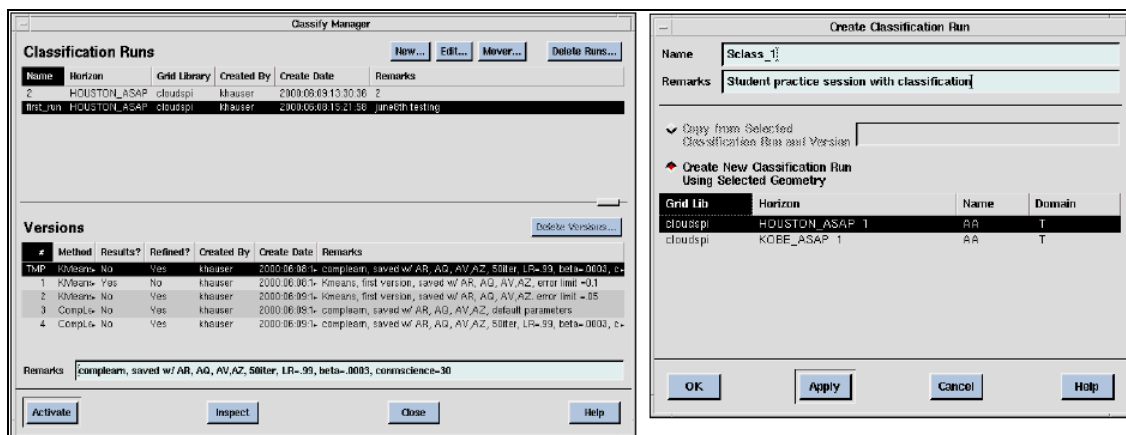
ه-۲-۲ شروع کار با SeisClass

همانند قسمت قبل پس از ورود به GeoFrame در کادر تبادل Application Manager آیکون Seismic را کلیک نموده و سپس در Seismic Catalog آیکون پوشه Charisma را جهت نمایش لیست انواع عملیاتی که میتواند در Charisma اجرا گردد کلیک می نماییم. پس از کلیک آیکون پوشه Interpretation پوشه SeisClass را کلیک کرده و New Run را اجرا می کنیم. با اینکار پنجره ای بنام SeisClass Preference Editor باز می شود که به کاربر اختیار منحصر کردن آنالیز به زیر مجموعه هایی از داده پروژه را می دهد. هنگامی که Data Focus برای تمام پروژه تنظیم شود، جعبه متن NULL را نشان می دهد. پس از کلیک نمودن OK در کادر تبدالی SeisClass Preference Editor قالب بندی داده های (لرزه ای و چاهها) پروژه صورت می گیرد. در چند دقیقه بسته به اندازه داده های پروژه پنجره اصلی SeisClass باز می شود و آماده عملیات می باشد (شکل ه-۴).

ه-۲-۲-۱ روند عملیات رده بندی با روش یادگیری رقابتی در SeisClass

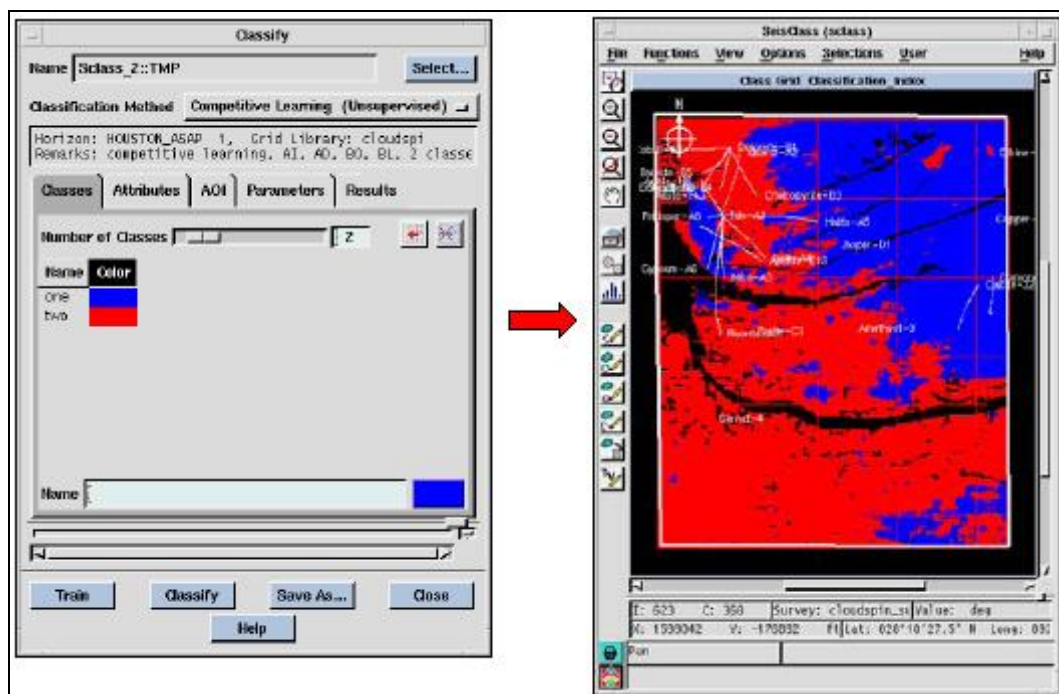
برای شروع پنجره Classify Manager را (File > Classify Manager) جهت مشاهده و مدیریت Classification Runs و Versions که در فرآیند طبقه بندی ایجاد و ذخیره میشوند باز می کنیم. سپس New را کلیک کرده و Name و Remark را در کادر تبدلی Create Classification Run وارد میکنیم. جهت اجرای جدید Create New Classification Run Using Selected Geometry را انتخاب کرده و Grid Library و Horizon مناسب را برجسته می کنیم. این گام تضمین کننده این است که هرگونه grid خروجی رده بندی از ساختار grid یکسانی استفاده خواهند نمود. سپس OK را برای بستن کادر تبدلی Create Classification Run کلیک می کنیم. اکنون اسم جدید Classification Run در زیرپنجره Classification Runs از کادر تبدلی Classify Manager ظاهر و مشخص میشود. سپس Activate را جهت فعال نمودن Classification run و version و آغاز Unsupervised Classification Run کلیک می نماییم (شکل ه-۵).





شکل ه-۵- شمایکی از پنجره Classify Manager

پس از کلیک نمودن Activate کادر تبدالی Classify باز میشود. همچنین میتوان کادر تبدالی Classify را با استفاده از Functions>Classify باز نمود. در این کادر تبدالی میتوان متد رده بندی (از شش روش)، تعداد رده ها و نشانگرهای لرزه ای مورد استفاده در رده بندی را مشخص نموده و پارامترهای مرتبط با متد رده بندی و AOI جهت آنالیز را تعیین کرده و درنهایت نتایج رده بندی را مشاهده نمود (شکل ه-۶).



شکل ه-۶- شمایکی از پنجره Classify و نمونه ای از نقشه رده بندی شده نهایی

همانطور که قبلاً ذکر شد، روش یادگیری رقابتی یک روش شبکه عصبی برای خوشه‌بندی داده‌ها است. در این روش همچون روش K-Means شناخت اولیه درمورد داده‌ها وجود ندارد و تعداد خوشه‌هایی که باید ایجاد شود توسط کاربر تعیین می‌گردد اما موقعیت اولیه مراکز خوشه‌ها همانند روش K-Means بصورت تصادفی نیست بلکه توسط الگوریتم مشخص می‌شود. پارامترهایی که باید در این روش تنظیم شوند شامل تعداد تکرارها، نرخ یادگیری، فاکتور Beta و وجدان می‌باشد.

تعداد تکرارها، کنترل تعداد تکرارهایی که روی داده‌های ورودی اجرا خواهد شد را به کاربر می‌دهد. تنظیم پیش فرض ۱۰۰ و مقدار حداکثر مجاز ۲۰۰۰ می‌باشد. تعداد تکرار زیاد می‌تواند دقت الگوریتم را بالا ببرد ولی تصویر کلی رده‌بندی را تضعیف می‌نماید.

نرخ یادگیری سرعتی را که شبکه قادر است با آن وزنهایش را تنظیم نماید کنترل می‌کند. اگر نرخ یادگیری بالا تنظیم شود می‌تواند انجام سریع فرآیند رده‌بندی را موجب شود اما می‌تواند موجب نوسانات زیاد در وزن‌ها شده و منجر به ناپایداری شبکه گردد.

Beta پارامتری است که بمنظور محدود نمودن یا حذف تغییرات تصادفی در پارامتر وجدان استفاده می‌شود. پارامتر وجدان برای جلوگیری از تخصیص اکثر داده‌های ورودی به رده‌ای خاص (گره خاص) بکار می‌رود. ازاینرو رده‌های خروجی که نقاط زیادی را برنده می‌شوند وادار به اخذ «وجدان بد» شده و موقتاً از رقابت جهت نقاط جدید کنار می‌روند. هدف تولید یک توزیع یکسانتر از نقاط خروجی در grid رده‌بندی و بازداشتن یک رده از برنده شدن بکرآت است. مقدار بالای وجدان فرآیند خوشه‌بندی را آهسته می‌سازد.

ه-۲-۲-۲ روند عملیات رده‌بندی با روش پس انتشار خطا در SeisClass

در روشهای رده بندی باناظر، آگاهی درمورد داده‌هایی که دارای ارتباط معلوم (ورودی-خروجی) هستند اساس رده‌بندی را تشکیل میدهد. این داده‌ها بعنوان داده‌های آموزشی محسوب می‌شوند. داده‌های آموزشی می‌تواند با استفاده از نتایج رده‌بندی بدون ناظر انتخاب شود یا مستقیماً از لاگهای اندازه‌گیری شده در چاهها که نشاندهنده سنگهای مورد بررسی است انتخاب شود. در اینجا از اطلاعات موجود در چاهها برای انجام رده‌بندی در نواحی دورتر از چاه استفاده می‌شود. برای مثال ممکن است از حضور ماسه در عمق خاصی از چاه آگاه باشیم. این افق را تفسیر نموده و نشانگرها را استخراج نموده و حال می‌دانیم که تاجاییکه مربوط به

نشانگرهاست روند ماسه به چه صورتی است. اکنون نواحی اطراف چاه را که رده‌ای معلوم دارد انتخاب کرده و می‌توانیم یک اساس آماری برای بررسی شباهت ماسه در فضای نشانگر ایجاد نماییم. اگر یک ناحیه بقدر کافی بزرگ در اطراف چاه بمنظور تضمین اعتبار جامعه آماری انتخاب کنیم، آنگاه اطمینان بیشتری در خروجی داریم. بعد از آن داده‌های ارزیابی را بعنوان زیرمجموعه‌ای از داده‌های آموزشی^{۱۸۰} انتخاب می‌کنیم. یک عملیات رده‌بندی که بطور مناسبی داده‌های ارزیابی را رده‌بندی نماید می‌تواند با اطمینان بیشتری نسبت به اجرای رده‌بندی که داده‌های اعتباری را نامناسب رده‌بندی نموده مشاهده شود. بر خلاف روش‌های بدون ناظر که در آن مراکز خوشه‌ها بطور تصادفی انتخاب می‌شود، در رده‌بندی باناظر موقعیت مرکز رده براساس داده‌های آموزشی مشخص می‌شود. بنابراین grid رده‌بندی بدست آمده بستگی زیادی به اطلاعات داده‌های موجود دارد. داده‌های آموزشی جهت کسب نتایج معلوم اطراف چاه معین می‌گردد و سپس این آگاهی براساس برون‌یابی برای نواحی دورتر از چاه نیز تعمیم داده می‌شود.

روش پس انتشار خطا یک روش شبکه عصبی بمنظور رده‌بندی است. این روش فرضی را درباره داده‌های ورودی در نظر نمی‌گیرد و تلاش دارد که بطور تکرارپذیری عدم تطابق بین شبکه واقعی و لایه خروجی (رده‌ها) را توسط داده‌های آموزشی کاهش دهد. این روش از گرادیان نزولی برای حداقل کردن تابع خطا و اجتناب از مشکلات ناشی از حداقل موضعی استفاده می‌کند. خطاها بصورت پس انتشار در میان شبکه رفته و وزن‌ها بطور پیوسته‌ای اصلاح می‌شوند. پارامترهایی که در این روش استفاده می‌شود شامل حد/کثر دوره^{۱۸۱}، حد خطا، update interval، پارامتر انعطاف پذیری^{۱۸۲} و داده تست می‌باشند.

پارامتر حداکثر دوره، کنترل کننده تعداد دفعاتی است که کلیه ورودی‌ها توسط شبکه پردازش می‌شوند. بعبارت دیگر یک دوره هنگامی کامل می‌شود که تمام داده‌های آموزشی یکبار در شبکه حضور یابند. تکنیک پس انتشار معتبر نیاز به این دارد که داده‌ها چندین مرتبه در شبکه حضور یابند. تنظیم پیش فرض این پارامتر برابر ۱۰۰ و مقدار حداکثر آن ۱۰۰۰ است.

حد خطا، حداقل تفرانس میانگین مربع خطا در خروجی شبکه را معین می‌کند. این پارامتر برای توقف فاز آموزش استفاده می‌شود.

1- Training data
2- Max Epoch
3- Flexibility

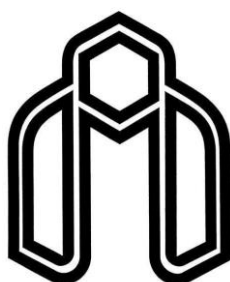
Update interval برابر تعداد نقاط آموزشی جهت ارائه به شبکه پیش از update نمودن وزنها می‌باشد. مقدار پیش فرض ۱۰۰ و مقدار حداکثر ۱۰۰۰ می‌باشد. مقدار پایین این پارامتر زمان یادگیری را کاهش داده ولی ریسک بی ثباتی نتایج آموزش را افزایش می‌دهد.

انعطاف پذیری که بین ۰ و ۱ تغییر می‌کند و مقدار پیش فرض آن ۰,۵ است. این پارامتر تعداد گره‌ها در لایه مخفی را کنترل می‌کند. عدد کوچک گره‌های کمتری را در لایه مخفی می‌دهد و بالطبع شبکه روند کلیتری را از داده‌های ورودی بدست خواهد آورد. عدد بیشتر موجب می‌شود که شبکه بیشتر اختصاصی شود. بعنوان راهنمایی، اگر تعداد رده‌ها و نشانگرها زیاد باشد این مقدار را کم تنظیم می‌نماییم و بالعکس.

داده تست بین ۰ تا ۵۰٪ با مقدار پیش فرض ۰ متغیر است. اگر این پارامتر هر مقداری غیر از ۰ تنظیم شود، آن درصد از داده‌های ورودی برای آموزش استفاده نخواهد شد ولی جهت محاسبه خطای شبکه استفاده می‌شوند. هنگامیکه آموزش تکمیل شد، شبکه با پایینترین خطا براساس داده‌های تست جهت عملیات رده بندی استفاده خواهد شد. از مزایای این متد حل روابط غیرخطی بین نشانگرها و رده هاست و فرضی درباره توزیع داده‌ها نمی‌کند. ولی روشی نسبتاً آهسته است و دارای چهارچوب نظری قوی که خروجی را به ورودی ارتباط دهد و آن را از روی متد و داده ورودی توجیه نماید نیست و از اینرو تا اندازه ای بصورت جعبه سیاه کار می‌کند.

Abstract

In the petroleum exploration and production industry, characterizing the reservoir quality, identifying the main rock types and predicting their lateral variations is a main challenge. Beside subsurface structural information, 3D seismic data contains valuable lithological information. Utilizing seismic attributes to subsurface analysis can reveal important features of regional geology to detailed reservoir properties in the form of seismic facies classification. Since it is difficult for interpreters to extract and combine all the available information from seismic attributes, classification methods have been developed to evaluate the explorative targets and to improve reservoir characterization within the field development projects. Therefore the objective of the facies classification process is to describe subtle characteristics within the seismic data and relate this to lithology and ultimately rock properties to help identify potential hydrocarbon accumulations. Identifying lithological facies and their lateral distribution in reservoir level through determination of various seismic facies and their spatial distribution by integrating well data, geological information and 3D seismic data and using multi-attribute analysis based on two unsupervised, competitive learning algorithm, and supervised, error back propagation, neural networks classification approach is the main object of this study. The described procedure has done for one of the Iranian exploration fields in Persian Gulf, as at first unsupervised analysis has been done to get a general idea about the distribution of seismic facies and then the results of unsupervised classification are being used to define training data for supervised classification. Volume based and VRS attributes have been extracted from reservoir interval between top and base horizons. Statistical analysis of different seismic attributes in conjunction with geological significance of seismic attributes were the main criteria for selecting the appropriate set of seismic attributes for the classification. The results of this thesis have been increase effectively our understanding about the distribution of different seismic facies and reservoir heterogeneity in the interval under study. The results indicate the presence of Shaly and Sandy facies in reservoir zone. Especially in the location of four wells which reach to the Oil, Sandy facies with interlayers of shale are dominant and checking these zones for the presence of Oil reservoir is important.



Shahrood University of Technology

Faculty of Mining Engineering, Petroleum and Geophysics

**The application of Artificial Neural Networks
for predicting facies changes in Oil reservoirs**

By:

Mortza Raeesi

Under supervision of:

Dr. Ali Moradzadeh

Dr. Faramarz Dolati

Consultant:

Mashalahe Rahimi

A thesis submitted to graduate studies office

In partial fulfillment of requirement for the degree of

Master of Science

In

Mining Engineering

رضایی، محمد رضا، ۱۳۸۴، زمین شناسی نفت، انتشارات فرهیختگان علوی، ۴۷۲ ص

Anderson, D. and McNeill, G., 1992. Artificial neural networks technology.

Arianfar, A., Khedri, B., Haghighi, M., Golalzadeh, A., Pooladzadeh, M. and Mehdipour, Z., 2007. Case history: Seismic facies analysis based on 3D multi attribute volume classification in Shadegan oilfield- Asmari reservoir, Iran, SPE 111078.

Attribute Map Generator, GeoFrame 4.3 On-line Help.

Barnes, A. E., 1999. Seismic attributes past, present and future, SEG 1999 Expanded Abstracts.

Barnes, A. E., 2000. Attributes for automating seismic facies analysis, SEG 2000 Expanded Abstracts.

Barnes, A. E., 2001. Seismic attributes in your facies, CSEG Recorder.

Baaske, U. P., Mutti, M., Baioni, F., Bertozzi G. and Naini, M. A., 2007. Using multi-attribute neural networks classification for seismic carbonate facies mapping: a workflow example from mid-cretaceous Persian Gulf deposits, The Geological Society of London.

Brown, A. R., 2001. Understanding seismic attributes, Geophysics, Vol. 66, No. 1, pp. 47-48.

Carrillat, A., Randen, T. and Sonneland, L., 2002. Seismic stratigraphic mapping of carbonate mounds using 3D texture attributes, EAGE 64th Conference & Exhibition.

Carrillat A. and Valles B., 2005. From 3D seismic facies to reservoir simulation.

- Castro de Matos, M., P. L. M. and Johann P. R. S., 2007. Geophysics, Vol. 72, No. 1, pp. 9-21.
- Chandra, M., Srivastava, A. K., Singh, V. D., Tiwari, N. and Painuly, P. K., 2003. Lithostratigraphic interpretation of seismic data for reservoir characterization, AAPG international conference.
- Chopra, S. and Marfurt, K., 2005. Seismic attributes- A historical perspective, Geophysics Vol. 70, No. 5.
- Chopra, S. and Marfurt, K., 2006. Seismic attributes- a promising aid for geologic prediction, CSEG Recorder.
- Coleou, T., Poupon, M. and Azbel, K., 2003. Unsupervised seismic facies classification: a review and comparison of techniques and implementation, The Leading Edge.
- Coleou, T., Poupon, M. and Azbel, K., 2003. Unsupervised seismic facies classification: a review and comparison of techniques and implementation, The Leading Edge.
- Dumay, J. and Fournier, F., 1988. Multivariate statistical analysis applied to seismic facies recognition, Geophysics, Vol. 53, No. 9, pp. 1151-1159.
- Farzadi, P., April 2006. Seismic facies analysis based on 3D multi-attribute volume classification, Dariyan formation, SE Persian Gulf, Journal of Petroleum Geology, Vol. 29(2), 2006, pp. 159-174.
- Fournier, F. and Derain, J. F., 1994. A statistical methodology for deriving reservoir properties from seismic data, Geophysics, Vol. 60, No. 5, pp. 1437-1450.
- Fournier, F., Dequierez, P. Y., Macrides, C. G. and Rademakers, M., 2002. Quantitative lithostratigraphic interpretation of seismic data for characterization of the Unayzah Formation in central Saudi Arabia, Geophysics, Vol. 67, No. 5, pp. 1372-1381.

GeoFrame V4.3 User's Manual.

Gupta, M. M., Jin L. and Homma N., 2003. Static and Dynamic neural networks, IEEE Press.

Haykin, S., 1994. Neural Networks - a comprehensive foundation, IEEE Press.

Jain, A. K., Murty, M. N. and Flynn, P. J., 1999. Data Clustering: A Review, ACM computing Surveys, Vol. 31, No. 3.

Jain, A. K., Duin, R. P.W. and Jianchang, M., 2000. Statistical pattern recognition: A review, IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 22, No. 1.

Jalali, M., 2007. Seismic Facies Classification Using PCA and Hierarchical Classification Technique, Master thesis.

Johann, P., de Castro, Dayse. D. and Barroso, A. S., 2001. Reservoir Geophysics: Seismic pattern recognition applied to ultra-deepwater oilfield in Campos basin, offshore Brazil, SPE 69483.

Jokar, A., 2007. Multi-attribute Based Seismic Facies Analysis and Classification for One of the Iranian Offshore Oil Fields, Master thesis.

Keskes, N., 1996. Automatic seismic pattern recognition method.

King, I. and Lau, T. K., 1998. Competitive learning clustering for information retrieval in image databases.

Krose, B. and van der Smagt, P., 1996. An introduction to neural networks.

Lake, L.W., Torres-Verdin, C. and Srinivasan, S., 2005. Seismic facies identification and classification using simple statistics, SPE 96577.

Mohaghegh, S., 2000. Virtual intelligence and its applications in Petroleum Engineering, Journal of Petroleum Technology.

Nivlet, P., Lefeuvre, F. and Piazza, J. L., 2007. 3D Seismic constraint definition in deep-offshore turbidite reservoir, Oil&Gas Science and technology, Vol.62, No.2, pp. 249-264.

Pedersen, L., Ryan, S., Sayers, C., Sonneland, L. and Veire, H. H., 1996. Seismic snapshots for reservoir monitoring.

and Sidney, S., 1997, Seismic attribute technology for reservoir forecasting and monitoring, The Leading Edge.

and Sidney, S., 1997. Advances in seismic attribute technology, Western Atlas International, INT 7.5.

Roksandic, M. M., 1978. Seismic facies analysis concepts, Geophysical Prospecting, Vol.26.

Russel, B. H., 2004. The application of multivariate statistics and neural networks to the prediction of reservoir parameters using seismic attributes, Phd thesis.

Saggaf, M. M., Toksoz, M. N. and Marhoon, M. I., 2003. Seismic facies classification and identification by competitive neural networks, Geophysics, Vol. 68, No. 6, pp. 1984-1999.

SeisClass User's Manual.

Siripitayananon P., Chen. H. C. and Hart, B. S., 2001. A new technique for lithofacies prediction: Back-Propagation neural network, ACM.

Taner, M. T., Koehler, F. and Sheriff, R. E., 1979. Complex seismic trace analysis, Geophysics Vol. 44, No. 6, pp. 1041-1063.

Taner, M. T., 1992. Attributes revisited, Rock Solid Images.

Taner, M. T., 2001. Seismic attributes, CSEG Recorder.

West, B. P., May, S. R., Eastwood, J. E. and Rossen, C., 2002. Interactive seismic facies classification using textural attributes and neural networks, The Leading Edge.

Zeng, H., 2004. Seismic geomorphology-based facies classification, The Leading Edge.

Zhang, J. J. and Bentley, L. R., 1996. Complex seismic trace analysis and its application to time-lapse seismic surveys, Geology and Geophysics, University of Calgary.

Zheng, L. and Xiangjian, He., 2007. Classification techniques in pattern recognition.