

تعیین الکتروفاسیس‌های مخزن آسماری با استفاده از شبکه عصبی SOM

در میدان نفتی قلعه‌نار

یحیی نیلوفری^۱، بهمن سلیمانی^{۲*}، علی کدخدایی^۳، رحمت صادقی^۴، عبدالله چوگل^۵

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد زمین شناسی نفت و حوضه های رسوبی، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

۲*- استاد زمین شناسی نفت، عضو هیئت علمی دانشکده علوم زمین دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

۳- دانشیار، عضو هیئت علمی دانشکده علوم طبیعی دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

۴- کارشناس ارشد شرکت ملی مناطق نفت خیز جنوب، اهواز، ایران

۵- کارشناس ارشد زمین شناسی نفت و حوضه های رسوبی دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

*soleimani_b@scu.ac.ir

دریافت مهر ۱۴۰۲، پذیرش شهریور ۱۴۰۳

چکیده

تعیین الکتروفاسیس‌های مخزنی نقش مهمی در ارزیابی پتروفیزیکی زون‌های یک مخزن بمنظور بهره‌برداری بهینه از مخازن و توسعه میادین نفتی دارد. الکتروفاسیس بر مبنای خوشه‌بندی داده‌ها تعریف می‌شود، که بر مبنای خوشه‌بندی نمودارهای پتروفیزیکی مشابه در گروه‌های یکسان و تمایز آن‌ها از سایر گروه‌ها می‌باشد. پژوهش حاضر در سازند آسماری میدان نفتی قلعه‌نار صورت پذیرفته است. در ابتدا با استفاده از روش‌های مختلف خوشه‌سازی نظیر MRGC، SOM و DYNCLUST در تعدادی از چاه‌های میدان، مدل اولیه الکتروفاسیس‌ها تهیه گردید. در بررسی خوشه‌های اولیه هر سه روش، خوشه‌های مشابه از نظر پارامترهای سرعت صوت، مقدار شیل و نمودار گاما در هم ادغام و در نهایت بر اساس کیفیت مخزنی، ۶ رخساره نهایی ایجاد گردید. الکتروفاسیس‌های تعیین شده با واحدهای جریانی حاصل از تخلخل و تراوایی نمودار مغزه تطابق داده شدند. از بین آن‌ها نتایج روش SOM که دارای بیشترین تطابق بود بعنوان روش بهینه خوشه‌سازی انتخاب شد. هر چند تخلخل در این رخساره‌ها بصورت عمده بین‌دانه‌ای، بین‌بلوری، قالبی و حفره‌ای و یا شکستگی است ولی از نظر بافتی این رخساره‌های الکتریکی دارای تفاوت‌هایی می‌باشند. فرایندهای سیمانی شدن و دولومیتی شدن در رخساره ۱ نسبت به رخساره ۲ شایع تر است. در رخساره ۳ نسبت به رخساره ۴ فرآیند دولومیتی شدن توسعه یافته، میکریتی شدن، سیمانی شدن و فرایند انحلال فشاری (استیلولیتی شدن) نیز رخ داده است. رخساره ۵ به دلیل کاهش شدت سیمان‌شدگی و دولومیتی شدن از شرایط بهتر مخزنی برخوردار است. رخساره ۶ با فابریک دانه غالب و دولومیتی شدن پراکنده شناخته می‌شود. مدل الکتروفاسیس تهیه شده به کل میدان بسط داده شد. این مدل توانایی جدایش بخش‌های مختلف مخزنی را از همدیگر دارا است. براساس نتایج این مدل و تغییرات رخساره‌های الکتریکی، زون‌های ۱ و ۳ دارای کیفیت مخزنی مطلوب، زون ۴ دارای کیفیت متوسط تا خوب، و زون‌های ۲ و ۵ بطور کلی شرایط نامطلوبی را از نظر مخزنی دارا هستند. بصورت کلی کیفیت مخزنی به سمت قاعده مخزن با توجه به تغییرات رخساره‌ها نامطلوب می‌گردد.

واژه‌های کلیدی: میدان قلعه نار، الکتروفاسیس، مخزن آسماری، خوشه‌سازی، شبکه عصبی خودسازمانده

۱- مقدمه

امروزه استفاده از روش های نوین در کاهش هزینه ها و رسیدن به حداکثر کارایی یک میدان هیدروکربنی نقش بسیار مهمی را دارد. هدف اصلی از مطالعات مخزنی، رسیدن به حداکثر تولید توسط چاه های حفر شده و رسیدن به یک دیدگاه مناسب و دقیق برای توسعه میدان است. برای رسیدن به این هدف، مطالعه ویژگی های پتروفیزیکی در قالب مشخصات زمین شناسی می تواند کارآمد باشد از آنجا که توصیف مخزن جهت توسعه میادین نفت و گاز، امری لازم و ضروری است. یکی از مطالعاتی که در حوضه های اکتشافی نفتی انجام می گیرد، شناسایی سنگ های مخزن و بررسی کیفیت مخزنی آنهاست. هدف از بررسی ویژگی های مخزنی، مشخص کردن توزیع فضایی شاخص های پتروفیزیکی مانند تخلخل، تراوایی و اشباع شدگی است [۳۶، ۳۸]. با روش های معمول پتروفیزیکی می توان پارامترهایی مانند تراوایی و ضریب اشباع و دیگر ویژگی های پتروفیزیکی را محاسبه نمود ولی با این روش ها به تنهایی نمی توان ویژگی های زمین شناسی یک مخزن را با اطمینان توصیف کرد. یک توصیف جامع، نیازمند بهترین تلفیق داده های زمین شناسی و پتروفیزیکی است تا ویژگی های یک مخزن به گونه ای توصیف گردد که بتواند نزدیک ترین شباهت را با واقعیت های زمین شناسی یک مخزن داشته باشد. در سال های اخیر زمین شناسان تلاش زیادی کرده اند تا با ایجاد ارتباط منطقی میان رخساره های رسوبی و داده های پتروفیزیکی ویژگی های مخزنی را به بهترین شکل توصیف کنند [۴، ۵]. اصطلاح الکتروفاسیس توسط سرا و ابوت [۴۷] معرفی شد و بصورت مجموعه ای از پاسخ نمودارها که یک لایه را مشخص می کند و تشخیص آن لایه را از دیگر لایه ها ممکن می سازد، تعریف گردید. در حقیقت رخساره الکتریکی به مفهوم گروه بندی داده هایی است که به صورت تصادفی پراکنده اند، به طوری که هر دسته ویژگی های پتروفیزیکی مشابهی از دیدگاه زمین شناسی دارند [۲۴، ۲۸، ۵۷]. در مطالعات نفتی تعبیر و تفسیر رخساره های حاصل از نمودارهای چاه پیمایی از اهمیت ویژه ای برخوردار بوده و تجزیه و تحلیل محیط ته نشین به ویژه در مواردی که دسترسی به مغزه میسر نیست، از روی داده های نمودار بدین روش امکان پذیر است [۴۶، ۵۶، ۵۸]. جهت تعیین رخساره های الکتریکی روش های متنوعی وجود دارد و رایج ترین و دقیق ترین روش موجود، خوشه بندی (Clustering) می باشد [۲۳، ۳۱، ۳۴].

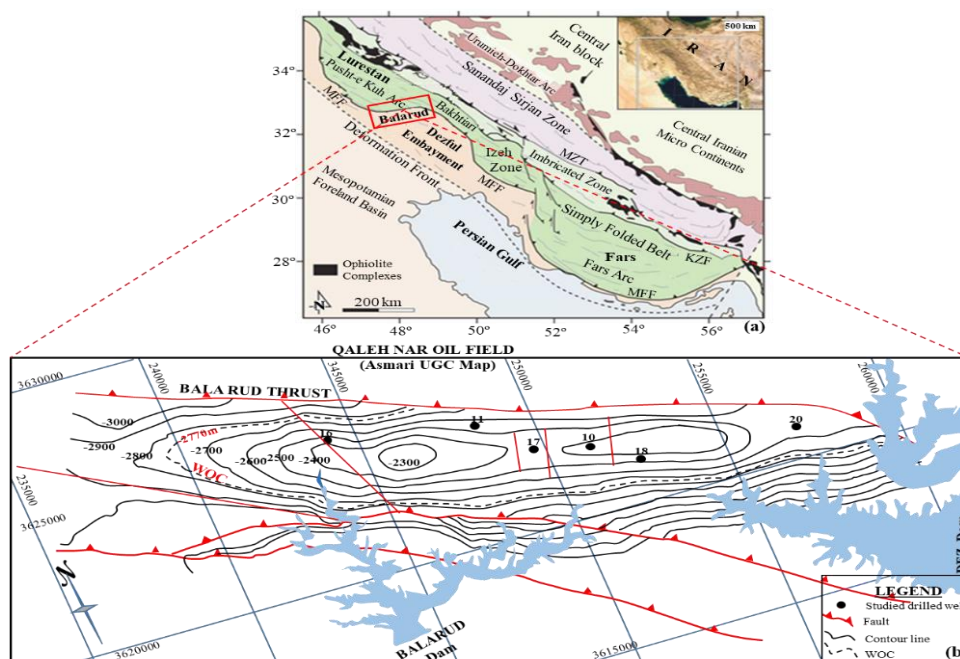
از میان روش هایی که می توان برای خوشه بندی معرفی کرد روش تعیین واحدهای جریان برای ایجاد مدل الکتروفاسیس کارایی بیشتری را دارد. تعیین واحدهای جریان هیدرولیکی نقش بسیار مهمی در تعیین کیفیت مخزنی دارد، زیرا بوسیله تعیین این واحدها می توان به نحوه توزیع تخلخل و تراوایی در مخزن پی برد [۸، ۲۹، ۳۰، ۴۹]. اساس واحدهای جریان هیدرولیکی برپایه ارتباط بین تخلخل و تراوایی می باشد که در اصل توسط کوزنی [۳۳] و کارمن [۱۲] پیشنهاد شد. نمودار تخلخل و تراوایی یکی از مهمترین ابزار جهت توصیف مخزن می باشد؛ روش های سنتی جداسازی انواع سنگ (Rock Types) که بر اساس مشاهدات زمین شناسی و آزمایش های تجربی تخلخل و تراوایی انجام می گیرد، نمی تواند معیار مناسبی برای توصیف و زون بندی مخزن باشد [۴۲]. زیرا برای هر تخلخل مشخص در یک نوع سنگ، تراوایی ممکن است که در مقادیر مختلفی تغییر کند و نشان دهنده وجود واحدهای جریان مختلف است. تئوری طبقه بندی روش واحد جریانی هیدرولیکی بر این فرض است که ارتباط حفرات را می توان توسط مجموعه ای از لوله های مویینه نشان داد [۶، ۱۰، ۴۰]. از این رو می توان با تعیین تخلخل و تراوایی از روی مغزه در آزمایشگاه و تعیین واحدهای جریانی، گونه های سنگی را تعیین نمود [۲۶].

یحیی نیلوفری، بهمن سلیمانی، علی کدخدایی، رحمت صادقی، عبدالله چوگل

در پژوهش حاضر جهت تعیین الکتروفیسس‌های مخزنی سازند آسماری میدان نفتی قلعه‌نار، ابتدا با استفاده از روش‌های مختلف خوشه‌سازی در ۴ چاه که به عنوان چاه مدل انتخاب گردیدند مدل اولیه الکتروفیسس تخمین زده شد. در ادامه با مقایسه این روش‌ها با گونه‌های سنگی حاصل از واحدهای جریانی تعیین شده به روش شاخص منطقه‌ای جریان مدل بهینه بدست آمد که به خوبی رخساره‌های مخزنی را از همدیگر جدا نمود و از بین آن‌ها بهترین روش تعیین الکتروفیسس‌های مخزن انتخاب گردید. سپس این مدل به سایر چاه‌های میدان نیز تعمیم داده شد.

۲- زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه

میدان قلعه‌نار در حاشیه شمالی فرو افتادگی دزفول در شمال شهرستان اندیمشک واقع در استان خوزستان قرار دارد. این میدان به صورت تاقدیسی کوچک است که در دامنه جنوبی بزرگ خمش بالارود و در شمالی‌ترین حد فروافتادگی دزفول بین میادین کبود و لبه سفید واقع است و امتداد محوری آن با امتداد محوری سایر تاقدیس‌های زاگرس زاویه می‌سازد. تا حد محسوسی محور آن تمایل دارد و ابعاد آن 18×3 کیلومتر در سرسازند آسماری است (شکل ۱). این میدان با حفر چاه شماره یک در سال ۱۳۵۴ توسط اسکو کشف گردید [۳]. تا کنون مجموعاً ۱۴ حلقه چاه در این میدان حفر شده است. شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه را در حاشیه شمالی فرو افتادگی دزفول نشان می‌دهد.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی میدان نفتی قلعه‌نار در حوضه رسوبی زاگرس [۱۳] و نقشه UGC (همراه با موقعیت نسبی بعضی از چاه‌ها) میدان براساس سرسازند آسماری (بدون مقیاس).

۳- روش کار

۳-۱- تعیین واحدهای جریانی^۱ (HFU)-

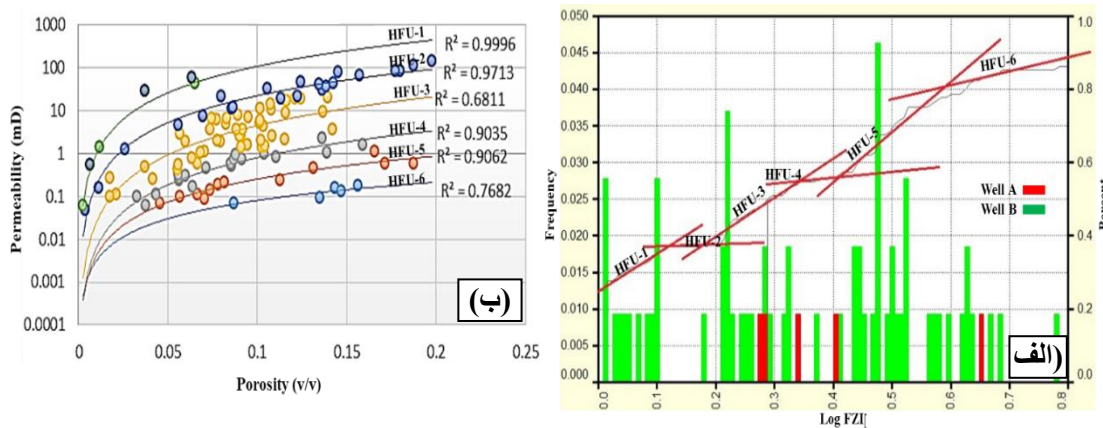
مفهوم واحد جریان سیال یک ابزار قدرتمند و منحصر به فرد برای تقسیم‌بندی مخزن به واحدهای است که ساختار درونی مخزن را در مقیاسی سازگار با مدل‌سازی‌های شبیه‌سازی مخزن تقریب می‌زند [۶]. تئوری این روش ابتدا توسط آمیفلو و

¹ Hydraulic flow unit

همکاران [۹] و سپس توسط سایر محققین تعمیم یافت [۷، ۲۱، ۵۹]. این تکنیک بیشتر در تخمین تراوایی چاه‌های فاقد مغزه با استفاده از اطلاعات لاگ‌های چاه‌پیمایی به کار گرفته شده است. روش‌های مختلفی برای تعیین واحدهای جریان وجود دارد که از آن جمله می‌توان به روش منطقه‌بندی آماری وینلند [۵۴]، منطقه‌بندی آماری [۲۵] و شاخص منطقه‌ای جریان [۹] اشاره کرد.

در این مطالعه از داده‌های تخلخل و تراوایی حاصل از نمونه‌های مغزه دو چاه، جهت انتخاب روش خوشه‌بندی مناسب در نرم‌افزار اکسل با روش احتمال نرمال لگاریتم شاخص منطقه‌ای جریان (Log FZI^2) استفاده شد و واحدهای جریانی برای دو چاه مورد نظر تعیین گردید (شکل ۲-الف). در این نمودار نقاط شکستگی به عنوان مرز بین واحدهای جریانی مختلف در نظر گرفته شد. در نهایت با توجه به تعداد نقاط شکست ۶ واحد جریانی استخراج گردید.

در شکل (۲-ب) نمودار Log FZI در مقابل نقاط تخلخل و تراوایی حاصل از مغزه قرار گرفته است. بر اساس آن محدوده تراکم نقاط در ۶ ناحیه دیده می‌شود که هر محدوده نشان‌دهنده یک واحد جریانی می‌باشد. در این نمودار محدوده دارای کمترین مقدار Log FZI بعنوان واحد جریانی ۱ و محدوده با بیشترین مقدار Log FZI به عنوان واحد جریانی ۶ مشخص گردید. بر اساس کیفیت مخزنی با توجه به مقدار لگاریتم شاخص منطقه‌ای جریان (Log FZI) واحدهای جریانی با کمترین مقدار Log FZI دارای بدترین کیفیت مخزنی و واحدهای جریانی با بیشترین مقدار Log FZI به عنوان بهترین کیفیت مخزنی در نظر گرفته می‌شوند که در پژوهش حاضر از واحدهای جریانی شماره ۱ به سمت واحدهای جریانی شماره ۶ همزمان با افزایش مقدار لگاریتم شاخص منطقه‌ای جریان (Log FZI) کیفیت مخزنی نیز بهبود حاصل می‌کند (جدول ۱).



شکل ۲-الف - نمودار احتمال نرمال حاصل از خوشه بندی لگاریتم نشانگر زون جریانی و ب- واحدهای جریانی (HFU) مشخص شده بر اساس روش شاخص منطقه‌ای جریان (Log FZI)

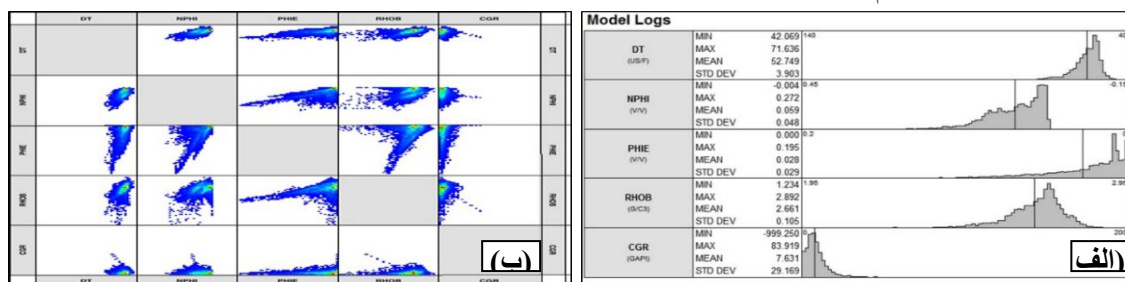
جدول ۱- محدوده تغییرات لگاریتم زون نشانگر جریان برای واحدهای جریانی مختلف در چاه‌های مطالعه شده

HFU	Minimum	Log FZI	Maximum
1	*****	Log FZI	-0.87
2	-0.87	Log FZI	-0.27
3	-0.27	Log FZI	0.25
4	0.25	Log FZI	1.25
5	1.25	Log FZI	1.70
6	1.70	Log FZI	*****

² Logarithm flow zone index

۳-۲- انتخاب داده‌های ورودی برای ساخت مدل الکتروفاسیس

این مرحله نیاز به دقت و صرف وقت زیادی می‌باشد اما گذر موفقیت‌آمیز از این مرحله سبب می‌شود تا در پایان گونه‌ی سنگی به درستی تعیین شوند. بنابراین داده‌های مورد نیاز را بایستی کنترل و اصلاح نمود. سپس با شناخت میدان، انتخاب چاه‌های مدل با دقت کافی بایستی انجام پذیرد. این چاه‌ها باید محدوده قابل قبولی را پوشش داده و بدون انحراف و نزدیک به تقادیس میدان باشند. در این مطالعه در ابتدا ۴ چاه از میدان مورد مطالعه که دارای خصوصیات از جمله انحراف کم، حفاری شدن بیشتر زون‌ها، قرار گرفتن در محدوده محوری مخزن بودند که می‌توانستند کل ویژگی‌های مخزن را پوشش دهند به عنوان اطلاعات مبنا برای آزمایش و ساخت مدل رخساره الکتریکی استفاده گردید. در این مطالعه از لاگ‌های چاه- پیمایی چگالی (RHOB)، صوتی (DT)، تخلخل نوترونی (NPHI)، تخلخل موثر (PHIE) و گاما (CGR) که در تمام چاه‌ها موجود بودند (شکل ۳)، به عنوان لایه ورودی برای تعیین رخساره‌های الکتریکی استفاده شد [۲۲]. لاگ چگالی ابزار قدرتمندی برای تشخیص لیتولوژی و همچنین تعیین بخش‌های متراکم (فاقد کیفیت) مخزن است. لاگ‌های نوترون و صوت ابزارهای مناسبی برای تعیین تخلخل بوده، با این تفاوت که نمودار نوترون عمدتاً تخلخل کل و نمودار صوتی گویای تخلخل اولیه است و کاربرد بسیار مهمی هم در تعیین بخش‌های دارای شکستگی دارد.



شکل ۳- الف- مجموعه داده ورودی (مبنا) برای ساخت مدل رخساره الکتریکی و ب- نمایش پراکنندگی داده‌های مبنا نسبت به یکدیگر

۳-۳- انتخاب روش خوشه‌سازی

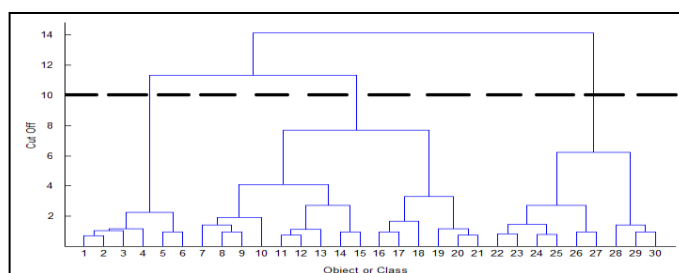
هدف از آنالیز خوشه‌ای یک مجموعه از داده‌ها قرار دادن آنها در گروه‌هایی (خوشه) می‌باشد، که در درون خود اختلاف چندانی نداشته ولی نسبت به گروه‌های دیگر ناهمگن باشند [۲۷، ۳۵، ۵۵]. تاکنون روش‌های مختلفی برای خوشه‌بندی داده‌ها ارائه شده است که می‌توان آنها را به دو گروه کلی بدون ناظر (شبکه عصبی خودسازمان‌دهنده (SOM)، طبقه‌بندی سلسله مراتبی (AHC)، خوشه‌سازی پویا (Dynamic Clustering) و خوشه‌سازی بر پایه نمودار چند بعدی (MRGC)) و مبتنی بر ناظر (مانند شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا (BPNN) و منطق فازی) تقسیم کرد.

خوشه‌سازی گراف پایه با توان تفکیک چندگانه (MRGC): این روش یکی از معدود روش‌های غیرپارامتریک و بسیار مناسب برای مطالعه و تحلیل خوشه‌های داده‌های حاصل از نمودارهای الکتریکی و مغزه‌های حفاری است. این روش مزیت‌هایی همچون قدرت شناسایی الگوهای طبیعی موجود در نمودارها، بی‌نیازی از دانش قبلی در مورد داده‌ها، پیشنهاد خودکار بهترین تعداد خوشه‌ها، کمترین پارامترها و عدم حساسیت به تغییرات آن‌ها و عدم محدودیت در نوع و تعداد داده‌ها و خوشه‌ها را دارد [۴۳].

در روش خوشه‌بندی بر پایه نمودار چند بعدی، در ابتدا کرنل‌ها یا همان مرکز نقاط (که تمام اطراف خود را تحت تاثیر قرار می‌دهد) مشخص می‌شود، سپس تمام اعضا با یکدیگر مقایسه می‌شوند. و به این صورت مرزها را جایی می‌توان تعریف نمود که عضوی باشد از عضو ماقبل خود تاثیرپذیر بوده ولی بدون تاثیر روی عضو بعد از خودش باشد. بنابراین تعداد مرز مشخص شده و گروه‌ها با توجه به بقیه پارامترها از هم مشخص می‌شوند و در پایان نیز بر اساس تعداد مرز تعیین شده برای حداقل، حداکثر و مدل نمونه می‌توان رخساره موجود را تعریف کرد. این روش به عنوان شاخص هم‌جواری (Neighboring Index, NI) تعریف می‌گردد. در روش MRGC به جای استفاده از قدر مطلق فاصله از رتبه سایر داده‌ها استفاده می‌گردد. مزیت این روش نسبت به روش‌های دیگر پیشنهاد تعداد کلاس‌های بهینه در طی یک مطالعه به کاربر است، همچنین کاربر می‌تواند روی انتخاب، ترکیب کردن و تفکیک کردن یک کلاس به کلاس‌های مجزا کنترل داشته باشد [۲].

خوشه‌سازی سلسله‌ای یا طبقه‌بندی ترتیبی صعودی (AHC): روشی برای گروه‌بندی داده‌ها به طور همزمان در مقیاس‌های مختلف با استفاده از درخت خوشه‌ای است. به بیان دیگر، تولید یک سلسله خوشه از خوشه‌های کوچک‌تر با محتوای داده‌ای خیلی شبیه به هم برای تولید خوشه‌های بزرگتر که حاوی محتوای داده‌ای با بیشترین اختلاف می‌باشند [۳۷]. این روش، یک خروجی گرافیکی تولید کرده که به عنوان دندروگرام یا درخت شناخته می‌شود، و نشان‌دهنده ساختار خوشه‌سازی سلسله‌ای می‌باشد [۱۴]، این درخت یک مجموعه مستقل از داده‌ها نیست، بلکه بیشتر به عنوان یک طبقه‌بندی چند سطحی است که خوشه‌ها در یک سطح پایین‌تر به خوشه‌های سطوح بالاتر متصل می‌شوند [۲۷]. این خاصیت امکان تصمیم‌گیری در انتخاب سطح یا مقیاس مناسب‌تر برای خوشه‌سازی در موضوع مورد نظر را فراهم می‌سازد. روش AHC به صورت مراحل زیر انجام گیرد [۳۹]:

۱- محاسبه فاصله بین بردارهای ورودی؛ ۲- برقراری ارتباط بین اجزای مربوط به فواصل؛ ۳- تشکیل درخت خوشه: در این نوع درخت، محور افقی شامل تعداد داده‌ها و محور عمودی مقادیری را نشان می‌دهد که خوشه‌های مختلف برای تشکیل خوشه‌های جدیدتر به یکدیگر می‌پیوندند؛ ۴- ایجاد خوشه‌ها: بعد از تشکیل درخت خوشه‌ها می‌توان با تعریف یک سطح خاص به نام حد برش (Cut off)، خوشه‌های دلخواه بزرگ یا کوچک را تعریف نمود (شکل ۴).



شکل ۴- درخت خوشه‌ای و آستانه برش برای انتخاب بهترین شماره کلاس [۴۸].

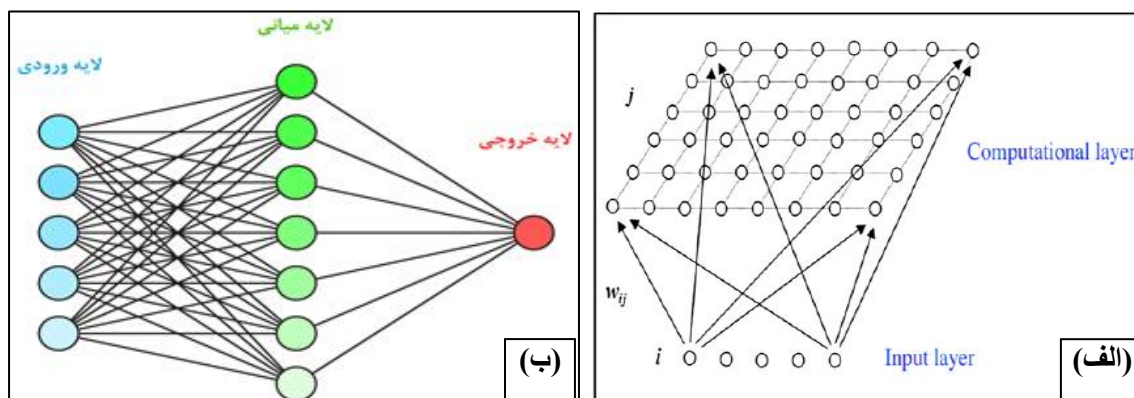
شبکه عصبی خودسازمانده (SOM)- نوعی شبکه عصبی بر پایه یادگیری بدون ناظر (Learning Unsupervised) است. بدین معنی که هیچ‌گونه مداخله‌ای از جانب ناظر در طول یادگیری مدل وجود ندارد و تنها نیاز آن به ناظر در بررسی خصوصیات داده‌های ورودی (انتخاب لاگ‌های ورودی) می‌باشد [۴۱]. این الگوریتم از روش یادگیری رقابتی برای آموزش

یحیی نیلوفری، بهمن سلیمانی، علی کدخدایی، رحمت صادقی، عبدالله چوگل

استفاده می‌کند و بر مبنای ویژگی‌های خاصی از مغز انسان توسعه یافته است. در زمینه‌های زیادی از قبیل آنالیز تصاویر، تفسیر امواج لرزه‌ای [۱۷، ۵۰] کاربرد دارد. شبکه SOM می‌تواند روابط آماری غیرخطی بین داده‌های ورودی را به روابط هندسی ساده تبدیل کند [۳۲]. محاسبات این روش یک فرایند رگرسیونی بازگشتی نامتغیری (ناپارامتری) است که رگرسیون یک مجموعه مشخص از بردارهای مدل را به فضای بردارهای قابل مشاهده در قالب الگوریتمی تبدیل می‌کند. خوشه‌ها در یک فرایند یادگیری رقابتی نسبت به متغیرهای ورودی منظم می‌شوند. محل خوشه‌های تنظیم شده در شبکه، به گونه‌ای نظم می‌یابد که برای متغیرهای ورودی، یک دستگاه مختصات معنی‌دار روی شبکه ایجاد شود [۱۹، ۴۵، ۵۱، ۵۲، ۵۳]. بنابراین، یک نقشه خودسازمانده، یک نقشه توپوگرافی از متغیرهای ورودی را تشکیل می‌دهد که محل قرارگرفتن خوشه‌ها، متناظر با ویژگی‌های ذاتی متغیرهای ورودی است.

یک شبکه عصبی خودسازمانده شامل نورون‌های سازمان‌یافته در یک شبکه منظم یک بعدی است. تعداد نورون‌ها ممکن است که از چند ده نورون تا چند ده هزار در تفاوت باشد، هر نورون با نورون‌های مجاور به وسیله رابطه همسایگی که توپولوژی یا نقشه‌های ساختمانی کوهن نامیده می‌شود، در ارتباط است (شکل ۵-الف). بنابراین مشاهدات مشابه در این ساختار باید خیلی به همدیگر نزدیک باشند. الگوریتم آموزشی شبکه‌های عصبی خودسازمانده به صورت زیر خواهد بود [۳۲]:

محاسبه فاصله بین الگو و تمام سلول‌های عصبی؛ انتخاب نزدیک‌ترین نورون به عنوان نورون برنده؛ به‌روزرسانی هر نورون با توجه به قاعده. تکرار این روند تا رسیدن به یک معیار توقف خاص ادامه می‌یابد. برای اثبات هم‌گرایی و ثبات نقشه، نرخ یادگیری و شعاع همسایگی در هر تکرار کاهش یافته، تا به صفر میل نماید. فاصله اندازه‌گیری بین بردارها فاصله اقلیدوسی می‌باشد، ولی از دیگر اندازه‌گیری‌های فواصل مانند فاصله و غیره نیز می‌توان استفاده نمود.



شکل ۵-الف-نمایش شماتیک لایه‌های یک شبکه عصبی مصنوعی [۱] و ب-الگوی شبکه عصبی خودسازمانده متشکل از لایه‌های ورودی و رقابتی [۴۸].

شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks): شبکه عصبی مصنوعی مدلی است که می‌تواند با استفاده از قطعات الکترونیکی (سخت افزار) ساخته شده و یا به وسیله نرم‌افزار شبیه‌سازی شود [۱۱]. شبکه عصبی یک سیستم پویا و غیرخطی است که از تعداد زیادی واحد پردازش (نورون‌ها) و اتصالات بین این واحدهای پردازش تشکیل می‌شود [۱۵]. این سیستم برای حل مسائلی به کار می‌رود که فرمول حل آن‌ها ناشناخته است و مدل علت و معلولی و یا الهام قابل ملاحظه‌ای در آن‌ها وجود ندارد [۱۶، ۱۸، ۲۰]. به طور کلی شبکه عصبی از سه لایه تشکیل شده است: لایه ورودی که داده‌های ورودی را دریافت کرده و به لایه میانی منتقل می‌کند. لایه میانی یا پنهان که خود می‌تواند یک یا چند لایه داشته باشد و داده‌های ورودی را

پردازش می‌کند. لایه خروجی نتایج پردازش را از لایه میانی دریافت کرده و به شکل معنی‌دار و به عنوان خروجی نشان می‌دهد [۱۸]. نرون‌های هر لایه با تمام نرون‌های لایه بعدی یا قبلی ارتباط دارند اما نرون‌های یک لایه با یکدیگر مرتبط نیستند، و این امر باعث عملکرد موازی نرون‌ها می‌شود. لایه‌های مختلف یک شبکه به صورت شماتیک در شکل (۵-ب) نشان داده شده است. برای انجام پیش‌بینی شبکه‌های عصبی مصنوعی لازم است سه شرط وجود داشته باشد:

- ۱- داده‌های ورودی که داده‌های خروجی (مطلوب) را کنترل می‌کنند شناخته شده و مشخص باشند.
- ۲- داده‌های خروجی شناخته شده باشد. بدین معنی که متغیری که مورد پیش‌بینی و مطلوب است کاملاً مشخص باشد.
- ۳- داده‌های کافی برای آموزش شبکه در دسترس باشد؛ به بیان دیگر، مثال‌ها و حالات تحقق یافته‌ای وجود داشته باشند که در آن‌ها ورودی‌ها و خروجی‌های متناظر آن‌ها معلوم باشد [۱۸].

برای به کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور حل هر مسئله سه مرحله وجود دارد: ۱- آموزش (Training)؛ ۲- تعمیم (Generalization)؛ و ۳- اجرا (Operation)

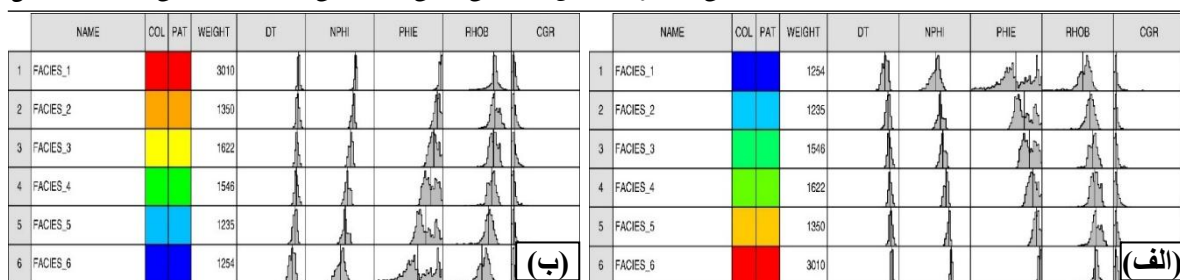
آموزش شبکه فرایندی است که منجر به دستیابی به وزن‌های بهینه برای ورودی هر سلول شبکه عصبی می‌شود. هدف آموزش ایجاد وزن‌هایی است که خروجی شبکه را در نزدیک‌ترین حد ممکن به خروجی مطلوب قرار دهد [۱۸]. شبکه پس‌انتشار خطا نوعی شبکه با سرپرست است که داده‌های ورودی را در طول شبکه به جلو رانده و سپس اختلاف خروجی تولید شده را با خروجی مطلوب محاسبه می‌کند. سپس این مقدار خطا در طول شبکه به عقب فرستاده شده و طی چند چرخه تکرار ضرایب وزنی طوری تنظیم می‌شوند که مقدار خطا به میزان کمینه برسد. زمانی که خروجی تولید شده بیشترین شباهت یا هم‌پوشانی را با خروجی مطلوب داشته باشد آموزش پایان می‌یابد [۴۴].

۴-۳- انتخاب روش خوشه‌سازی

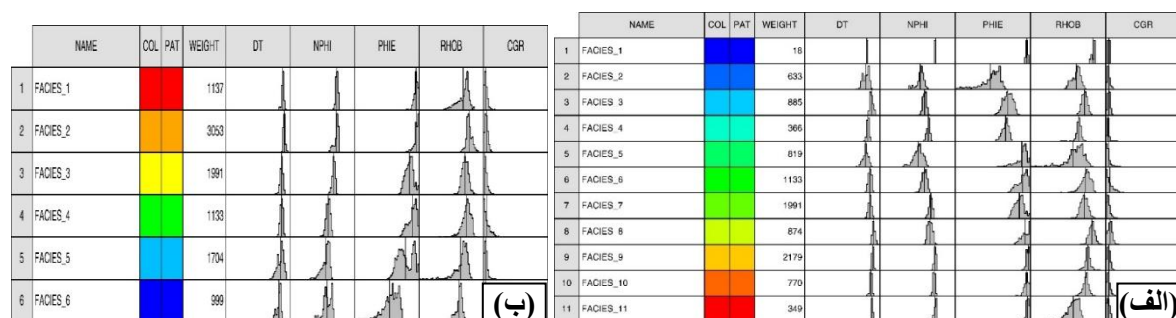
در پژوهش حاضر از بین چاه‌های حفاری شده در مخزن مورد بررسی، ۴ چاه که دارای بهترین شرایط بود به عنوان چاه مدل انتخاب گردید، با استفاده از داده‌های لاگ‌های چاه‌پیمایی در چاه‌های مدل به روش‌های مختلف خوشه‌سازی بدون ناظر از جمله MRGC، DYNAMIC و SOM در نرم‌افزار Paradigm™ Geolog®7 و از ماژول FACIMAGE™ استفاده گردید و خوشه‌بندی اولیه ایجاد گردید. در روش SOM، ۶ خوشه (شکل ۶-الف) ایجاد گردید. دسته ۱ بدترین کیفیت مخزنی و دسته ۶ دارای بهترین کیفیت مخزنی می‌باشد. پس از انجام بررسی‌ها، رخصاره‌های مشابه را در همدیگر ادغام و رخصاره‌های نهایی ایجاد شدند. در نهایت پس از بررسی‌های انجام شده مدل قابل قبول به صورت KNN ایجاد شده و به همه چاه‌های میدان با استفاده از ماژول Propagate تعمیم داده شد.

در روش MRGC از بین چهار نوع خوشه‌بندی ایجاد شده (۱۱، ۱۶، ۲۰، ۲۴)، خوشه‌بندی با ۱۱ دسته به عنوان بهترین خوشه‌بندی شناخته شد (شکل ۷-الف). بمنظور تسهیل در مطالعه دسته‌های مشابه در یکدیگر ادغام و خوشه‌بندی نهایی تشکیل شد: دسته ۱ (شامل دسته‌های ۱، ۱۰ و ۱۱)، دسته ۲ (دسته‌های ۸ و ۹)، دسته ۴ (دسته‌های ۶ و ۷)، دسته ۵ (دسته‌های ۳ و ۵)، و دسته ۶ (دسته‌های ۲ و ۴). کیفیت مخزنی از دسته ۱ به سمت دسته ۶ افزایش می‌یابد. در روش DYNAMIC شش خوشه اولیه بر اساس تشخیص ناظر تشکیل شد (شکل ۸-الف).

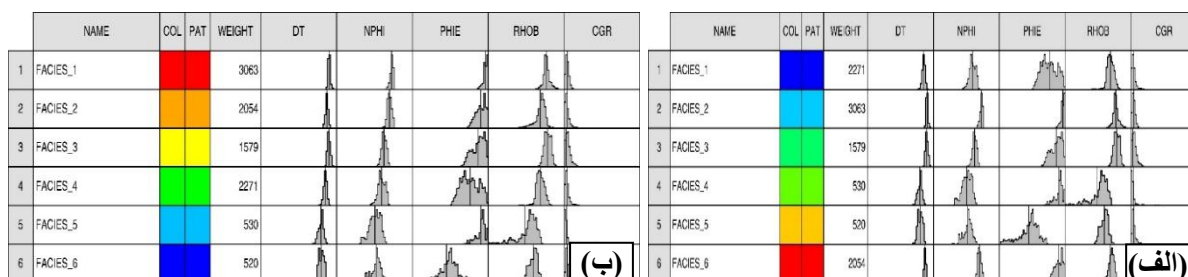
یحیی نیلوفری، بهمن سلیمانی، علی کدخدایی، رحمت صادقی، عبدالله چوگل



شکل ۶- الف- مدل اولیه و ب- مدل نهایی رخساره الکتریکی (تعداد ۶) به روش SOM در میدان مورد مطالعه



شکل ۷- الف- مدل اولیه (تعداد ۱۱) و ب- مدل نهایی رخساره الکتریکی (تعداد ۶) به روش MRGC



شکل ۸- الف- مدل اولیه و ب- مدل نهایی رخساره الکتریکی (تعداد ۶) به روش DYNCLUST

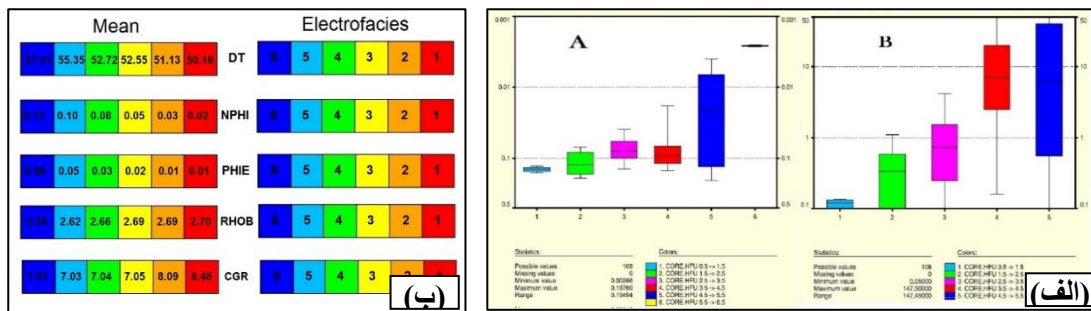
پس از بررسی رخساره‌های الکتریکی اولیه تعیین شده در هر روش خوشه‌بندی، آشکار شد که برخی از خوشه‌ها، از لحاظ پارامترها اساسی مانند نمودار صوتی و مقدار شیل مشابه می‌باشند، از این رو دسته‌های مشابه جهت ایجاد بهترین خوشه در یکدیگر ادغام گردیدند. در روش SOM براساس تشخیص ناظر خوشه‌ای پس از بررسی و اصلاح مدل اولیه، مدل نهایی SOM ایجاد گردید (شکل ۶-ب). بر اساس داده‌های مبنا دسته‌های مدل اولیه به ترتیب کیفیت مخزنی بگونه‌ای در خوشه‌بندی نهایی مرتب شدند که شماره ۱ به عنوان بدترین رخساره، شماره ۲ با کیفیت مخزنی خیلی ضعیف، شماره ۳ با کیفیت مخزنی ضعیف، شماره ۴ با کیفیت مخزنی متوسط، رخساره ۵ دارای کیفیت مخزنی خوب و در نهایت شماره ۶ بعنوان بهترین رخساره کیفیت مخزنی در نظر گرفته شد.

در روش MRGC با انتخاب خوشه‌بندی با ۱۱ دسته (گروه برتر) پس از بررسی‌های لازم ۶ الکتروفاسیس نهایی ایجاد شد (شکل ۷-ب). بدین ترتیب که دسته‌های ۱، ۱۰ و ۱۱ درهم ادغام شده و دسته ۱ در خوشه‌بندی نهایی را تشکیل می‌دهند. همچنین دسته‌های ۸ و ۹ دسته ۲ نهایی، دسته‌های ۳ و ۵ دسته ۵ نهایی و دسته‌های ۲ و ۴ دسته ۶ نهایی را ایجاد می‌کنند. در نهایت دسته‌های ۶ و ۷ در خوشه‌بندی اولیه به ترتیب دسته‌های ۳ و ۴ را در خوشه‌بندی نهایی تشکیل می‌دهند. کیفیت

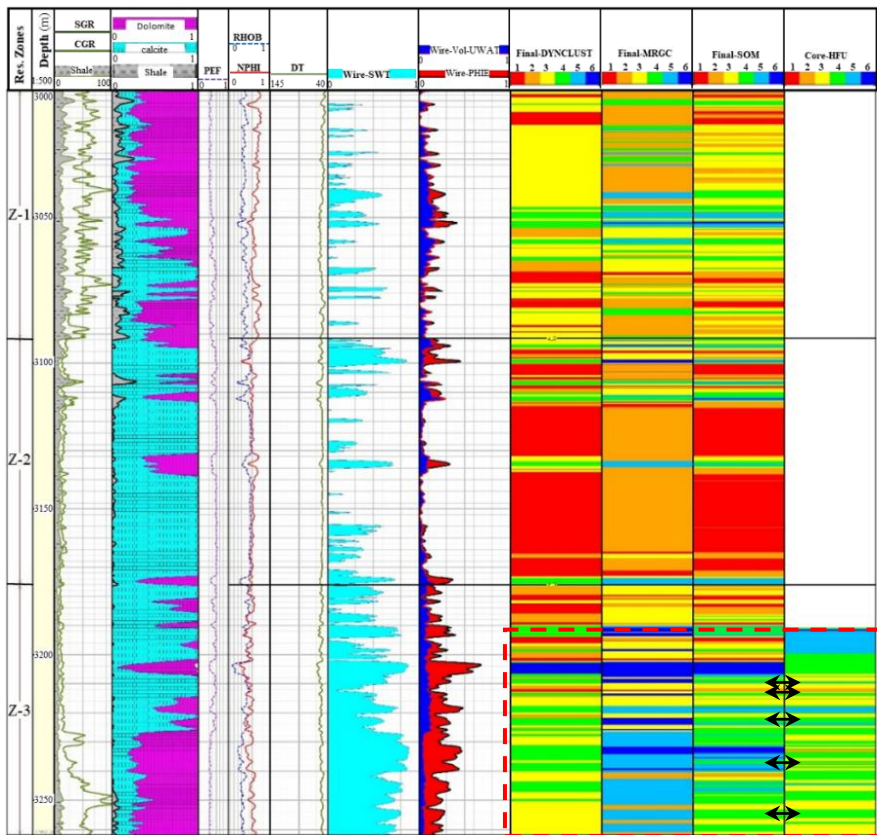
تعیین الکتروفاسیس های مخزن آسماری با استفاده از شبکه عصبی...

مخزنی از دسته ۱ به سمت دسته ۶ افزایش می یابد. دسته های اولیه ایجاد شده به روش خوشه بندی پویا شامل ۶ دسته می باشد که با توجه به کیفیت مخزنی مرتب شده و دسته بندی نهایی را شامل گردید (شکل ۸-ب). در این روش نیز همچون دو روش دیگر دسته ۱ بهترین کیفیت مخزنی را دارد و به سمت دسته ۶ از کیفیت مخزنی کاسته می شود.

جهت انتخاب بهترین روش خوشه سازی، ۶ خوشه نهایی به دست آمده از هر سه روش بر اساس کیفیت مخزنی و پارامترهای تخلخل و تراوایی (شکل ۹)، نسبت به واحدهای جریانی تعیین شده با روش شاخص منطقه ای جریان (Log FZI) (شکل ۲) مورد بررسی قرار گرفتند. نتایج حاکی از انطباق بسیار خوب واحدهای جریانی با روش SOM بود (شکل ۱۰) در نتیجه روش SOM که نسبت به دو روش دیگر نزدیکی بیشتری به واحدهای جریانی نشان می دهد به عنوان روش برتر خوشه سازی جهت ساخت مدل الکتروفاسیس در مخزن مورد مطالعه انتخاب گردید. در این روش نمودار داده های تخلخل و تراوایی حاکی از افزایش کیفیت مخزنی از رخساره ۱ به سمت رخساره شماره ۶ بود (شکل ۱۰).



شکل ۹- (الف) نمودار جعبه ای تخلخل (A) و تراوایی (B)، و (ب) - مقدار عددی داده های مبنا برای هر یک از خوشه ها



شکل ۱۰- نتیجه مقایسه روش های MRGC، DYNAMIC و SOM با HFU تعیین شده، و ویژگی های مخزنی

در مراحل توسعه مخزن تعیین الکتروفاسیس های مخزنی از مباحث بسیار مهم می باشد چرا که آگاهی از بخش های با کیفیت مخزنی خوب می تواند در کاهش هزینه های تولید از مخازن، مفید واقع شود. در این مطالعه از داده های آنالیز مغزه و مقاطع نازک استفاده گردید. داده های تخلخل و تراوایی در دو چاه ۷ و ۱۴ مخزن آسماری میدان قلعه نار برای مشخص کردن گونه های سنگی و همچنین بررسی روابط الکتروفاسیس های تعیین شده با لاگ های چاه پیمایی با این داده ها استفاده گردید. مقاطع نازک میکروسکوپی جهت توصیف ویژگی های رسوبی و پتروفیزیکی از قبیل تخلخل و شکستگی و نوع بافت موجود در آن ها مورد بررسی و پردازش قرار گرفتند. پس از بررسی های متعدد، با توجه به انواع بافت رسوبی، با توجه به نوع و مقدار تخلخل، نوع رخساره های تعیین شده با استفاده از روش های نوین خوشه بندی بدون ناظر در محیط نرم افزار ژئولاگ مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت.

۱-۴- پتروگرافی رخساره های الکتریکی

رخساره الکتریکی شماره ۱: مطالعه پتروگرافی رخساره الکتریکی شماره یک نشان داد که بافت مادستونی غالب بوده، و دولستون تا پکستون نیز در آن دیده می شود. در بخش های وکستونی و پکستونی، به دلیل سیمانی شدن بسیاری از حفرات از بین رفته است. میزان دولومیتی شدن بسیار متغیر و گاه بسیار شدید است. جنس سیمان پر کننده فضاهای خالی بیشتر کلسیتی بوده و پیریت نیز دیده می شود. نوع تخلخل غالب در این رخساره الکتریکی تخلخل بین دانه ای، بین بلوری، قالبی و حفره ای می باشد که در اثر سیمانی شدن بیشتر تخلخل بین دانه ای و اکثر تخلخل های قالبی و حفره ای از بین رفته اند (شکل ۱۱- الف الی ت).

رخساره الکتریکی شماره ۲: به طور غالب دارای فابریک مادستون بوده، پکستون و وکستون نیز مشاهده شد. نوع تخلخل غالب در این رخساره بین بلوری، حفره ای و مقدار ناچیزی از نوع شکستگی می باشد. اکثر تخلخل های موجود با سیمان کلسیتی و انیدیتی پر شده است. دولومیتی شدن در این رخساره کمتر از نوع یک است (شکل ۱۱- ث الی ح).

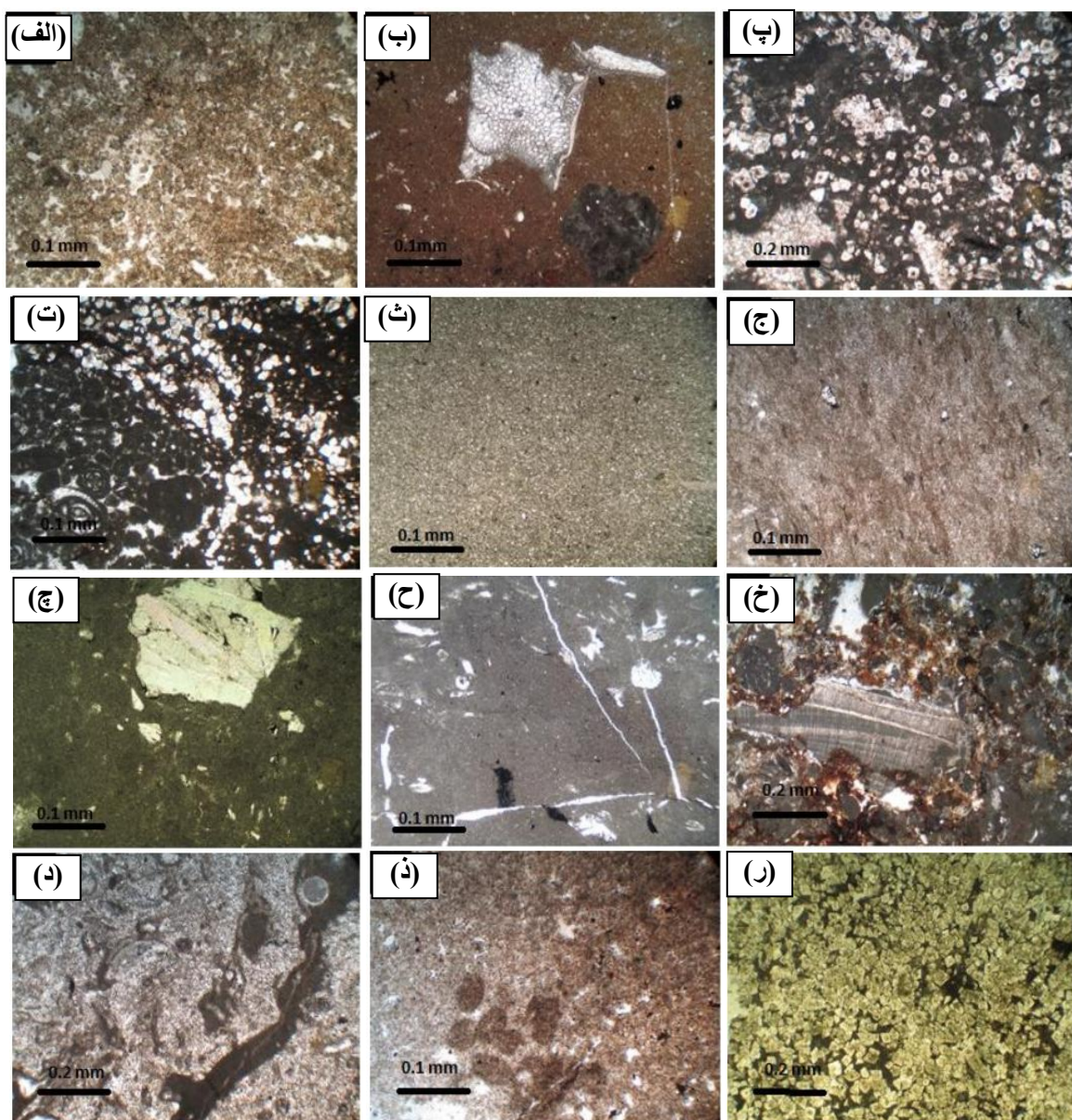
رخساره الکتریکی شماره ۳: به طور غالب دارای فابریک دولستونی یا وکستون و پکستون دولومیتی شده می باشد. در این رخساره دولومیتی شدن توسعه یافته و بسیار بیشتر از رخساره های قبلی صورت گرفته است اما به دلیل وجود شکستگی ها از لحاظ کیفیت مخزنی وضعیت بهتری نسبت به آن ها دارد. این رخساره به طور غالب دارای تخلخل بین بلوری ریز، حفره ای و شکستگی می باشد. در این رخساره میکریتی شدن و سیمانی شدن بر میزان تخلخل اثر منفی گذاشته است (شکل ۱۱- خ الی ر).

رخساره الکتریکی شماره ۴: به طور غالب دارای فابریک دولستونی و پکستون تا وکستونی می باشد. این رخساره نسبت به رخساره سه از نظر فابریک پکستون تا وکستون بیشتر شده و از میکریتی شدن و سیمان شدگی کم تری برخوردار است. تخلخل غالب بصورت بین دانه ای، بین بلوری، حفره ای و همچنین به مقدار کم استیلولیتی می باشد (شکل ۱۲- الف الی ت).

رخساره الکتریکی شماره ۵: فابریک غالب وکستون تا پکستون است. به دلیل ضعیف بودن سیمان شدگی و دولومیتی شدن رخساره پنج، و در نتیجه حفظ بهتر تخلخل، از نظر کیفیت مخزنی از شرایط بهتری برخوردار است. تخلخل غالب این رخساره بین دانه ای، بین بلوری، حفره ای و شکستگی می باشد (شکل ۱۲- ث الی ح).

رخساره الکتریکی شماره ۶: به طور غالب وکستون تا پکستون و گرینستون می باشد. این رخساره دارای فابریک دانه غالب می باشد به طوریکه اندازه دانه ها، اندازه گلوگاه های ارتباطی را کنترل می کند. دولومیتی شدن در این رخساره به صورت

پراکنده رخ داده است. این رخساره به طور غالب دارای تخلخل بین بلوری، بین دانه‌ای، حفره‌ای و شکستگی است (شکل ۱۲-خ الی ر).

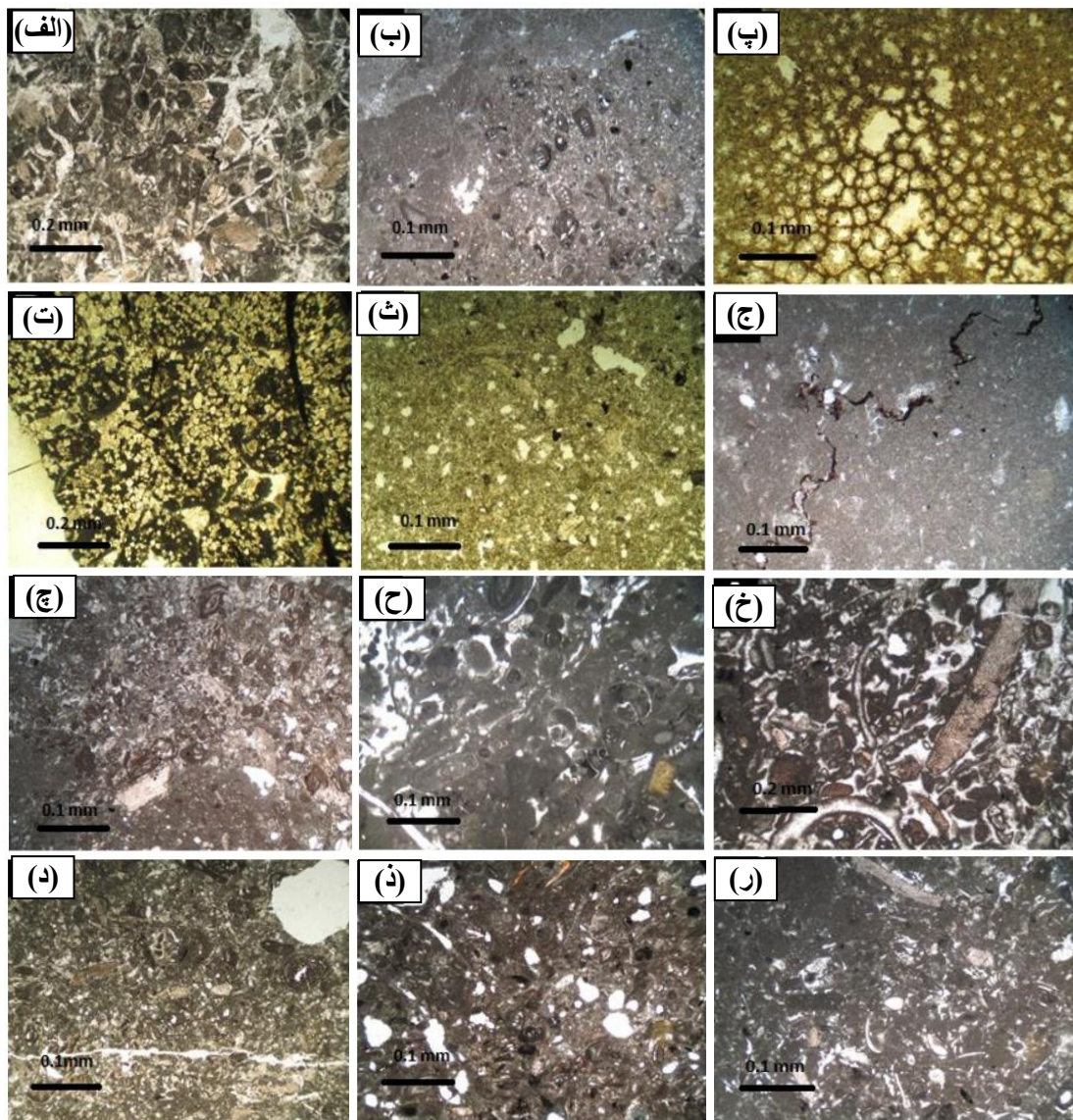


شکل ۱۱- تصاویر میکروسکوپی رخساره های الکتریکی شناسایی شده:

شماره یک: الف) دولستون با تخلخل بین دانه‌ای پر شده، چاه ۶، عمق ۳۱۱۱ متری، ب) مادستون با تخلخل حفره‌ای پر شده، چاه ۷، عمق ۳۰۳۳/۷۵ متری، پ) دولستونی میکریتی شده، چاه ۷، عمق ۳۰۸۶/۲۵ متری، ت) وکستون با تخلخل قالبی، چاه ۷ عمق ۳۱۹۶ متری.

شماره دو: ث) بافت مادستونی با تخلخل حفره‌ای بسیار کم، چاه ۷، عمق ۲۹۹۷ متری، ج) مادستون دارای تخلخل بین بلوری و دولومیتی شده، چاه ۷، عمق ۳۰۰۵/۴ متری، چ) مادستون دارای حفرات پر شده با انیدریت، چاه ۷، عمق ۳۰۳۲/۵ متری، ح) مادستون با شکستگی های پر شده، چاه ۷، عمق ۳۰۴۰ متری.

شماره سه: خ) وکستون به شدت دولومیتی شده، چاه ۷، ۳۰۴۱ متری، د) پکستون با تخلخل حفره‌ای دولومیتی شده، چاه ۷، عمق ۳۰۴۳/۱ متری، ذ) دولوستون دارای تخلخل حفره‌ای، چاه ۷، عمق ۳۱۶۹ متری، ر) دولوستونی با تخلخل بین بلوری میکریتی شده، چاه ۷، عمق ۳۱۸۹/۸ متری.



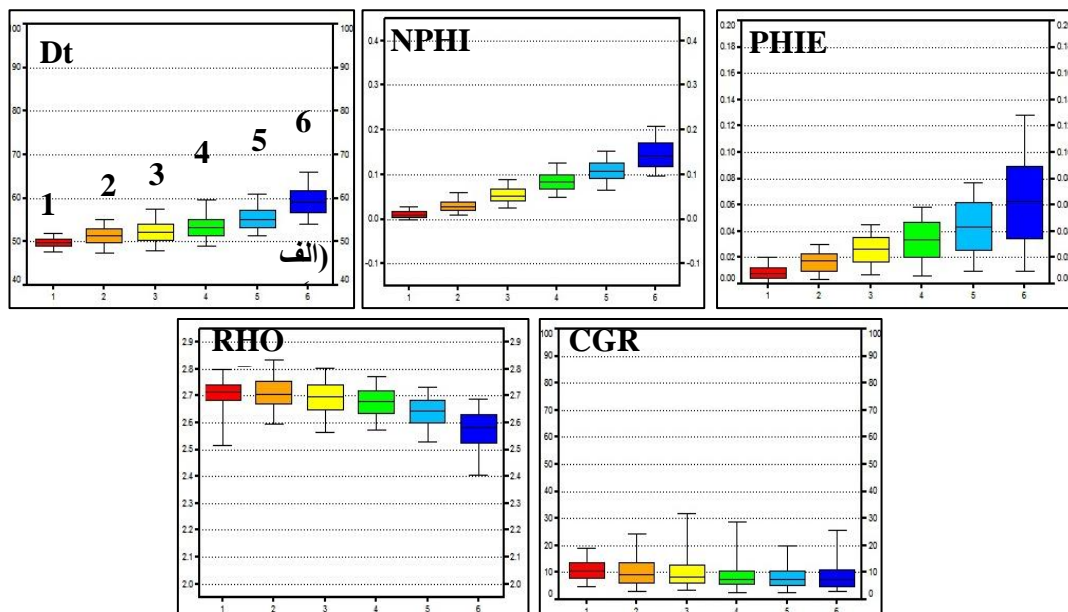
شکل ۱۲- ادامه تصاویر میکروسکوپی رخساره های الکتریکی شناسایی شده:

شماره چهار: الف) پکستون با تخلخل استیلولیتی پر شده، چاه ۷، عمق ۳۰۰۰ متری، ب) وکستونی با تخلخل حفره‌ای؛ چاه ۷، عمق ۳۰۱۳ متری، پ) دولوستون با تخلخل بین بلوری، بین دانه‌ای و حفره‌ای، چاه ۷، عمق ۳۱۷۵/۷۵ متری، ت) پکستون با تخلخل درون دانه‌ای پر شده با دولومیت، چاه ۷، عمق ۳۱۸۳ متری.
شماره پنج: ث) وکستونی با تخلخل بین بلوری، چاه ۷، عمق ۲۹۹۹ متری، ج) وکستونی با تخلخل حفره‌ای؛ چاه ۷، عمق ۳۰۱۷ متری، چ) وکستون تا پکستون با تخلخل بین بلوری، چاه ۷، عمق ۳۰۲۳/۳ متری، ح) پکستون با تخلخل شکستگی با سیمان‌شدگی کم، چاه ۷، عمق ۳۰۸۳/۴ متری.

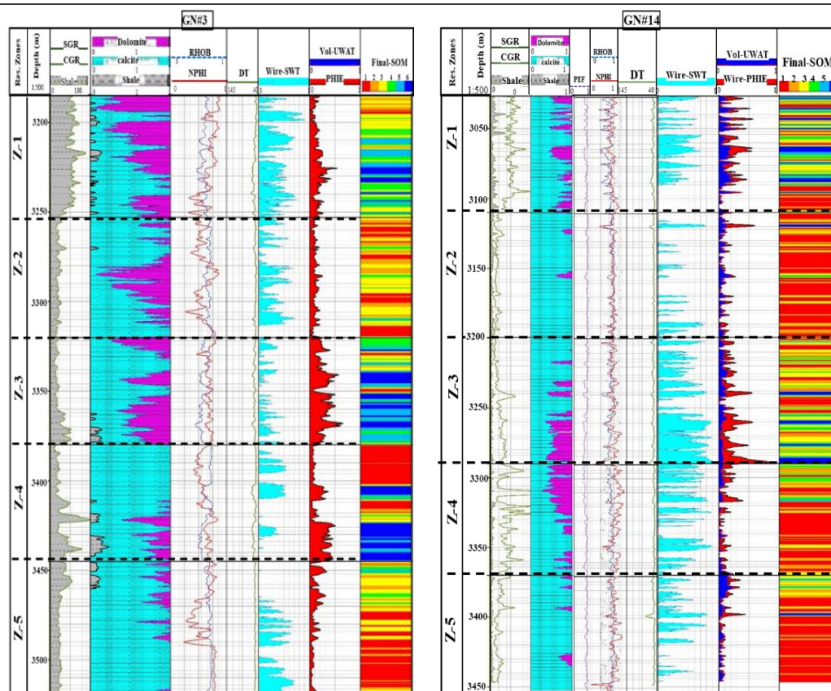
شماره شش: خ) گرینستون با تخلخل بین دانه‌ای و حفره‌ای، چاه ۷، عمق ۳۰۰۲ متری، د) پکستون با تخلخل بین دانه‌ای، شکستگی و حفره‌ای؛ چاه ۷، عمق ۳۰۰۹/۸ متری، ذ) پکستون با تخلخل بین دانه‌ای و شکستگی، چاه ۷، عمق ۳۰۱۶/۵ متری، ر) وکستون با حفره‌ای و بین دانه‌ای، چاه ۷، عمق ۳۰۲۴/۷ متری.

۲-۴- رابطه الکتروفاسیس با لاگ‌های مختلف

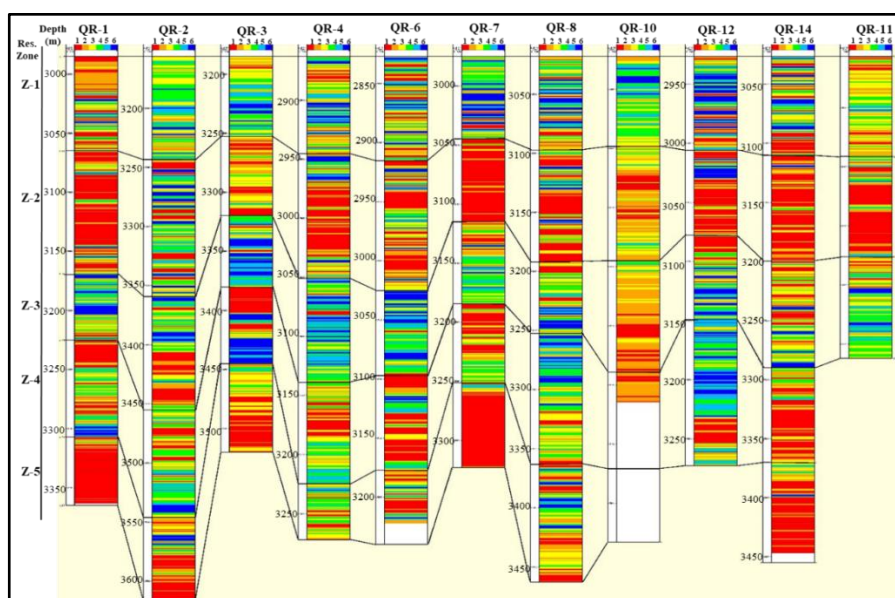
با بررسی مقدار داده‌های مبنا در دسته‌های ایجاد شده مشاهده می‌شود که از رخساره ۱ به سمت رخساره ۶ مقدار سرعت صوت (DT)، نوترون (NPHI)، تخلخل موثر (PHIE) افزایش می‌یابد و چگالی (RHOB) و مقدار پرتو گاما (CGR) بطور نسبی کاهش می‌یابد که بیان‌گر افزایش کیفیت مخزنی به سمت رخساره ۶ می‌باشد (شکل ۱۳). بنابراین رخساره الکتریکی ۱ و ۶ به ترتیب بدترین و بهترین کیفیت مخزنی رخساره‌های ایجاد شده را در میدان مورد مطالعه تشکیل می‌دهند. مدل نهایی الکتروفاسیس مخزن در چاه‌های مبنا ایجاد و پس از تطابق بسیار خوب با داده‌های موجود به سایر چاه‌های میدان تعمیم داده شد. به عبارت دیگر هر نمونه عمقی نمودار در مجموعه متقاضی با همه نمونه‌های عمقی نمودار از مجموعه داده مبنا مقایسه شده و مقدار شاخص رخساره الکتریکی نمونه‌ای که بیشترین مشابهت را نشان می‌دهد به آن اختصاص داده می‌شود. جهت ارزیابی مدل رخساره الکتریکی ایجاد شده در این مطالعه مقادیر لاگ‌های مختلف در مقابل الکتروفاسیس‌های تعیین شده با شبکه عصبی SOM مربوط به هر چاه مدل گردید (بعنوان مثال شکل ۱۴). پس از انتشار مدل نهایی ایجاد شده در تمام چاه‌های میدان، یک مدل الکتروفاسیس ایجاد گردید که قادر به جدا کردن بخش‌های با کیفیت مخزنی خوب از بخش‌های با کیفیت مخزنی ضعیف بود (شکل ۱۵). این مدل می‌تواند در مراحل بعدی توسعه میدان و همچنین تهیه مدل استاتیک مخزن مورد استفاده قرار گیرد. همانگونه که از مدل ایجاد شده دیده می‌شود کیفیت مخزنی تابع توسعه رخساره رسوبی مناسب است. در الگوی کلی میدان بخش‌های بالایی مخزن خصوصاً زون‌های ۱ و ۳ و در مواردی زون ۴ یا ۵ از کیفیت خوب مخزنی برخوردار هستند. بصورت کلی هرچه به سمت پائین مخزن حرکت کنیم به سمت رخساره‌هایی تغییر می‌کند که از کیفیت مخزنی نامناسب برخوردار می‌باشند.



شکل ۱۳- تغییرات داده‌های مبنا در رخساره‌های الکتریکی تعیین شده



شکل ۱۴- بررسی رابطه لاگ‌های مختلف با نتیجه اجرای مدل در چاه ۳ و در چاه ۱۴



۵- مقطع طولی از توزیع رخساره‌های الکتریکی مدل نهایی در لایه‌های مختلف مخزن در چاه‌های میدان

با توجه به تقریب خوب و همخوانی قابل قبول مدل رخساره الکتریکی در شبیه‌سازی تغییرات رخساره رسوبی (نسبت به واحدهای جریان حاصل از داده‌های مغزه) در این مطالعه، مدل رخساره الکتریکی با استفاده از روش SOM در بقیه چاه‌های میدان نیز توسعه داده شد. در واقع این تحقیق نشان می‌دهد که هرچند لاگ‌های پتروفیزیکی که مقادیر تخلخل، اشباع آب و سنگ‌شناسی را به دست می‌دهند و به ظاهر هیچ ارتباطی با پدیده‌های رسوب‌گذاری و تشکیل سنگ‌ها و کانی‌ها ندارند اما استفاده از تجزیه و تحلیل آن‌ها در قالب رخساره‌های الکتریکی کمک قابل توجهی به انطباق آن‌ها با این پدیده‌ها می‌کند و لذا می‌توان از آن‌ها در جاهایی که دسترسی مستقیم به اطلاعات (مغزه) نیست، استفاده کرد. این نتیجه می‌تواند در تهیه مدل رسوبی برای محققین مفید باشد.

۵- نتیجه گیری

جدایش بخش های با کیفیت مخزنی خوب در امر تولید و توسعه مخازن هیدروکربنی بسیار حائز اهمیت می باشد. این کار نیازمند اطلاعات تخلخل و تراوایی حاصل از مغزه های چاهپیمایی می باشد که به دلایل اقتصادی در هر میدان تعداد کمی از چاه ها مغزه گیری می شود. با استفاده از داده های تخلخل و تراوایی حاصل از مغزه به روش شاخص منطقه ای جریان تعداد ۶ واحد جریانی مشخص گردید. با استفاده از داده های نمودارهای چاهپیمایی تعیین الکتروفاسیس به روش های مختلف خوشه سازی MRGC، DYNAMIC و SOM تعیین گردید، شباهت برخی از پارامترها از قبیل نمودار صوتی و نمودار گاما باعث کاهش تعداد رخساره های اولیه حاصل از روش های گوناگون گردید. الکتروفاسیس های نهایی حاصل از روش های خوشه سازی با نتایج واحدهای جریانی تعیین شده به روش شاخص منطقه ای جریان (Log FZI) تطابق داده شد. پس از بررسی خوشه های اولیه ایجاد شده، خوشه هایی که در هر روش از نظر پارامترهایی مثل سرعت صوت و مقدار شیل و نمودار گاما شبیه به یکدیگر بودند در هم ادغام گردیدند و در هر روش ۶ رخساره نهایی بر اساس کیفیت مخزنی ایجاد گردید. از آنجا که نتایج روش خوشه سازی SOM همخوانی بیشتری با داده های لاگ های چاه پیمایی و مغزه نشان داد، بعنوان روش بهینه خوشه سازی انتخاب و در نهایت در تهیه الگوی مدل الکتروفاسیس چاه ها استفاده گردید. هر چند تخلخل در این رخساره ها بصورت عمده بین دانه ای، بین بلوری، قالبی و حفره ای و یا شکستگی است. از نظر بافتی این رخساره ها با ویژگی های متفاوتی توصیف می شوند. رخساره ۱ (مادستونی غالب بوده، همراه با دولستون تا پکستون)، رخساره ۲ (مادستون غالب بوده، همراه با پکستون و وکستون)، رخساره ۳ (دولستونی یا وکستون و پکستون دولومیتی شده)، رخساره ۴ (رخساره غالب دولستون بوده همراه با پکستون تا وکستون)، رخساره ۵ (وکستون تا پکستون)، و رخساره ۶ (وکستون تا پکستون و گرینستون). در رخساره ۱ فرایندهای سیمانی شدن و دولومیتی شدن شایع است. در رخساره ۲ فرایندهای سیمانی شدن و دولومیتی دارای شدت کمتری نسبت به رخساره ۱ است. در رخساره ۳ دولومیتی شدن توسعه یافته، میکریتی شدن و سیمانی شدن نیز رخ داده است. در رخساره ۴ شدت فرایندهای میکریتی شدن و سیمان شدگی کم تر است. همچنین فرایند انحلال فشاری (استیلولیتی شدن) می باشد. در رخساره ۵ به دلیل ضعیف بودن سیمان شدگی و دولومیتی شدن کیفیت مخزنی از شرایط بهتری برخوردار است. رخساره ۶ دارای فابریک دانه غالب و دولومیتی شدن به صورت پراکنده رخ داده است.

نتایج مطالعه نشان داد که از رخساره شماره یک به سمت رخساره شماره شش کیفیت مخزنی بهبود پیدا می کند. این پژوهش نشان دهنده توانایی بسیار خوب روش SOM در ساخت مدل رخساره ای بدلیل همخوانی نتایج با واحدهای جریانی حاصل از داده های مغزه جهت تفکیک کیفی بخش های مخزنی است. نتیجه اجرای مدل نهایی ۶ رخساره ای در میدان مورد نظر نشان دهنده جدایش بسیار خوب بخش های مخزنی است. بنظر می رسد که ویژگی های سنگ شناسی و شدت فرایندهای دیاژنزی در کیفیت مخزنی رخساره های الکتریکی تعیین شده از عوامل کلیدی محسوب شده، و الگوی توزیعی کیفیت آنها را در کل میدان کنترل می نماید. این مدل نهایی الکتروفاسیس می تواند جهت ساخت مدل استاتیک مخزن نیز مورد استفاده قرار گیرد.

تشکر و قدردانی

نویسندگان بر خود لازم می‌دانند از بخش پژوهشی دانشگاه شهید چمران اهواز و شرکت ملی مناطق نفتخیز جنوب جهت فراهم آوردن امکانات و اطلاعات مورد نیاز این پژوهش تشکر نمایند. همچنین از داوران مقاله آقای دکتر علی بهداد (سرپرست مطالعات زمین شناسی مخزن ناحیه مسجدسلیمان، شرکت ملی مناطق نفت خیز جنوب) و آقای دکتر علیرضا بشری (رئیس انجمن زمین شناسی نفت ایران) تشکر و قدردانی می‌گردد.

منابع

- [۱] البرزی، م.، ۱۳۹۳، آشنایی با شبکه‌های عصبی (ترجمه). مؤلفان: تام جکسون، راسل بیل. ناشر: دانشگاه صنعتی شریف، موسسه انتشارات علمی. ۱۳۸ ص.
- [۲] سفیداری، ا.، ۱۳۹۱، مدل‌سازی هوشمند ژئوشیمیایی و پتروفیزیکی میدان گازی پارس جنوبی در قالب چینه‌نگاری سکانشی، رساله کارشناسی /رشد، دانشگاه تهران.
- [۳] مطیعی، ه.، ۱۳۷۴، زمین شناسی نفت زاگرس ۲، انتشارات سازمان زمین شناسی کشور. ۱۰۲۴ صفحه.
- [۴] رحیمی بهار، ع.ا.، ۱۳۹۱-الف، تفکیک زون های مختلف مخزن هیدروکربنی با کمک رخساره های الکتریکی، پژوهش نفت، دوره ۲۲، شماره ۷۲، ۱۰ص.
- [۵] رحیمی بهار، ع.ا.، ۱۳۹۱-ب، استفاده از رخساره های الکتریکی در شبیه سازی رخساره های رسوبی، مجله رخساره های رسوبی، ۵ (۱)، ص. ۶۱-۷۴.

- [6] ABBASZADEH, M., FUJII, H., and FUJIMOTO, F., 1996, Permeability prediction by hydrolic flow units theory and applications. *SPE Format. Evaluate*, **11**:263-271.
- [7] ABDULELAH, H., MAHMOOD, S., and HAMADA, G., 2018, Hydraulic flow units for reservoir characterization: A successful application on Arab-D carbonate. 9p. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering* **380**. 012020 doi:10.1088/1757-899X/380/1/012020.
- [8] ALI, A.M., and ALHALEEM, A.A., 2023, Determination of reservoir hydraulic flow units and permeability estimation using flow zone indicator method. *Iraqi Journal of Chemical and Petroleum Engineering*, **24** (2): 89 – 95. DOI: 10.31699/IJCPE.2023.2.10.
- [9] AMAEFULE, J. O., ALTUNBAY, M., OHEN, H., KERSEY, D. G. and LANE, P., 1994. A hydraulic (flow) unit-based approach for predicting formation damage profiles in uncored intervals/wells using core/log data. *SPE* **27365**.
- [10] AMAEFULE, J.O., ALTUNBAY, M., TIAB, D., KERSEY, D.G. and KEELAND, D.K., 1993, Enhanced reservoir description: using core and log data to identify hydraulic (flow) units and predict permeability in uncured intervals/wells. *SPE*, Paper **26436**, p.1–16.
- [11] ANDERSON, J.K., 1996. Limitations of seismic inversion for porosity and pore fluid: Lessons from chalk reservoir characterization exploration. *66th Annual internat. Mtg., Soc. Expl. Geophysics, Expanded Abstracts*, pp. 309-312.
- [12] CARMAN, P.C., 1937, Fluid Flow through granular beds. *Trans. AICHE*, **15**, 150-166.
- [13] CASCIELLO, E., VERGÉS, J., SAURA, E., CASINI, G., FERNANDEZ, N., BLANC, E., HOMKE, S., HUNT, D. W., 2009, Fold patterns and multilayer rheology of the Lurestan Province, Zagros Simply Folded Belt (Iran). *Journal of the Geological Society*, **166**, 947-959. DOI: 10.1144/0016-76492008-138.
- [14] CASTILLO, E., J.M. GUTIERREZ, AND HADI, A.S., 1997, Sensitivity analysis in discrete Bayesian networks. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, **26**, 412-423.
- [15] CHEN, Q., SIDNEY, S., 1997. Seismic attribute technology for reservoir forecasting and monitoring. *The Leading Edge*, **16** (5), p. 445-456.
- [16] CHI, C.Y., MENDEL, J.M., HAMPSON, D., 1984. A computationally fast approach to maximum-likelihood deconvolution. *Geophysics*, **49** (05), p. 550-565.
- [17] COLE OU T., POUPON M., and AZBE K., 2003, Unsupervised seismic facies classification: a review and comparison of techniques and implementation. *The Leading Edge*, **22**, p. 942–953.
- [18] COOKE, D. A., and SCHNEIDER, W. A., 1983, Generalized linear inversion of reflection seismic data. *Geophysics*, **48**, 665- 676.

- [19] COSTA, F. R., DE CARVALHO CARNEIRO, C., and ULSEN, C., 2023, Self-organizing maps analysis of chemical–mineralogical gold ore characterization in support of geo-metallurgy. *Mining*, 3(2), 230-240; <https://doi.org/10.3390/mining3020014>.
- [20] DEUTSCH, C.V., JOURNAL, A.G., 1992. *GSLIB Geostatistical software library and users guide: Oxford University press*.
- [21] DJEBBAS, F., AMEUR-ZAIMECHE, O., KECHICHED, R., HEDDAM, S., WOOD, D.A., MOVAHED, Z., 2023, Integrating hydraulic flow unit concept and adaptive neuro-fuzzy inference system to accurately estimate permeability in heterogeneous reservoirs: Case study Sif Fatima oilfield, southern Algeria. *Journal of African Earth Sciences*, **206**. 105027. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2023.105027>.
- [22] EFTEKHARI, S.H., MEMARIANI, M., MALEKI, Z., ALEALI, M., & KIANOUSH, P., 2024, Electrical facies of the Asmari Formation in the Mansouri oilfield, an application of multi-resolution graph-based and artificial neural network clustering methods. *Sci Rep* **14**, 5198. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-55955-0>.
- [23] FRYSZTACKI, M.M., RECHT, G., and BROWN, T. A., 2022, comparison of clustering methods for the spatial reduction of renewable electricity optimisation models of Europe. *Energy Inform* **5** (4). <https://doi.org/10.1186/s42162-022-00187-7>.
- [24] Glover, P.W.J., Mohammed-Sajed, O.K., Akyüz, C., Lorinczi, P., Collier, R., 2023, Clustering of facies in tight carbonates using machine learning. *Marine and Petroleum Geology*, **144**, 105828. <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2022.105828>.
- [25] GUNTER, G.W., FINNERAN, J.M. AND HARTMANN, D.J., 1997, Early determination of reservoir flow units using an integrated petrophysical method. *SPE Annual Technical Conference and Exhibition, San Antonio*, 5-8 October 1997, **SPE 38679**, P 373-380. <https://doi.org/10.2118/38679-MS>.
- [26] HAIKEL, S., ROSID, M. S., and HAIDAR, M. W., 2018, Study comparative rock typing methods to classify rock type carbonate reservoir Field “S” East Java. *Journal of Physics. Conference Series*, **1120**, 012047. doi:10.1088/1742-6596/1120/1/012047.
- [27] Holland, M. S., 2006. *Cluster Analysis. Department of Geology, University of Georgia, Athens, GA 30602-2501* January.
- [28] JAFARZADEH, N., KADKHODAIE, A., AHMAD, B. J., KADKHODAIE, R., and KARIMI, M., 2019, Identification of electrical and petrophysical rock types based on core and well logs: utilizing the results to delineate prolific zones in deep water sandy packages from the Shah Deniz gas field in the South Caspian Sea Basin. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, **102923**. doi:10.1016/j.jngse.2019.102923.
- [29] KADKHODAIE-ILKCHI, A., AND AMINI, A., 2009, A fuzzy logic approach to estimating hydraulic flow units from well log data: a case study from the Ahvaz oil field, South Iran. *Journal of Petroleum Geology*, **32** (1), p. 1-12.
- [30] KHALID, M., DESOUKY, S.D., RASHED, M., SHAZLY, T., & SEDIEK, K., 2020, Application of hydraulic flow units’ approach for improving reservoir characterization and predicting permeability. *J. Petrol. Explor. Prod. Technol.*, **10**, 467–479 (2020). <https://doi.org/10.1007/s13202-019-00758-7>.
- [31] KHOSHBAKHT, F., MOHAMMADNIA, M., RAHIMI BAHAR, A.A., and BEIRAGHADAR, Y., 2015, Evaluating Different Approaches to Permeability Prediction in a Carbonate Reservoir. *J. Petrol.Sci. Tech.*, **5** (1), P.79-90
- [32] KOHONEN, T., KASKI, S., AND LAPPALAINEN, H., 1997. Self-organized formation of various invariant feature filters in the adaptive-subspace SOM. *Neural Computation*, **9**, p.1321-1344.
- [33] KOZENY, J., 1927, Über Kapillare Leitung des Wassers im Boden, Stizurgsberichte. *Royal Academy of Science, Vienna, Proc. Class I*, **136**: 271-306.
- [34] KURODA, M.C., VIDAL, A.C., LEITE, E.P., and DRUMMOND, R.D., 2012, Electrofacies characterization using self-organization maps. *Revista Brasileira de Geofísica*, **30** (3), p. 287-299.
- [35] LOO, B. H. A., TAN, H. T. W., KUMAR, P. P., and SAW, L. G., 2001- Intraspecific variation in licuala glabra griff. (Palmae) in Peninsular Malaysia— a morphometric analysis. *Biological Journal of the Linnean Society*, **72**, p. 115–128.
- [36] LUCIA, F.J., 1995, Rock-fabric/petrophysical classification of carbonate pore space for reservoir characterization. *AAPG Bulletin*, **79** (9), p. 1275 – 1300.
- [37] LUKAS, C. B., 2009. Increasing stakeholder participation in cluster identification. *Faculty of The University of North Carolina at Chapel Hill*.
- [38] Maldar, R., Ranjbar-Karami, R., Behdad, A., Bagherzadeh, S., 2022, Reservoir rock typing and electrofacies characterization by integrating petrophysical properties and core data in the Bangestan reservoir of the Gachsaran oilfield, the Zagros basin, Iran. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **210**, 110080. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.110080>.
- [39] MATLAB USER’S GUIDE, 2009- Statistical toolbox, *Matlab CD-ROM. Mathworks, Inc.*

- [40] MIRZAEI-PAIAMAN, A., SABOORIAN JOOYBARI, H., POURAFSHARY, P., 2015, Improved method to identify hydraulic flow units for reservoir characterization. *Energy Technology* **3**(7). DOI: 10.1002/ente.201500010.
- [41] MUKHERJEE, A., 1997, Self-organizing neural network for identification of natural modes. *The Journal of Computing in Civil Engineering*, **11**(1), 74-77.
- [42] PALABIRAN, M., AKBAR, M.N.A., and LISTYANINGTYAS, S.N., 2016, An analysis of rock typing methods in carbonate rocks for better carbonate reservoir characterization: A case study of Minahaki Carbonate Formation, Banggai Sula Basin , Central Sulawesi. *Conference: 41th Scientific Annual Meeting of Indonesian Association of Geophysicists (PIT HAGI) Lampung 2016* (AIP Conference Proceedings)At: Lampung.
- [43] RABILLER, P., 2005, Facies prediction and data modeling for reservoir characterization. FACIMAGE™ methodology, Illustrated user's guide of Geolog software 6.6.1 to Geolog 6.7TM. *Prepared by Rabiller Edited, Rabiller Geo-consulting*.
- [44] REZAEI, M. R., KADKHODAIE ILKHCHI, A. & ALIZADEH, P. M., 2008, Intelligent approaches for the synthesis of petrophysical logs. *Journal of Geophysics and Engineering* **5**: 12-26.
- [45] SCHATZMANN, J., and GHANEM, M., 2003, Using self-organizing maps to visualize clusters and trends. In: multidimensional datasets. *Department of Computing Data Mining Group, Imperial College, London*, 27-32.
- [46] SERRA, O., 1986. Fundamentals of Well Log Interpretation. The Interpretation of Logging Data, Amsterdam, *Elsevier*, **2**, 532 pp.
- [47] SERRA, O., and ABBOT, H., 1980, The contribution of logging data to sedimentology and stratigraphy. *SPE of AIME, Transaction 55th Annual Fall Technology Conference*.
- [48] SFIDARI, E., KADKHODAIE-ILKHCHI, A., NAJJARI, S., 2012. Comparison of intelligent and statistical clustering approaches to predicting total organic carbon using intelligent systems. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **86-87**, 190-205.
- [49] Soto, R., Garcia, J.C., 2001, Permeability prediction using hydraulic flow units and hybrid soft computing systems. *SPE* **71455**.
- [50] STRECKER, U., AND UDEN, R., 2002, Data mining of 3D poststack seismic attribute volumes using Kohonen self-organizing maps. *The Leading Edge* **21**, pp. 1032-1037.
- [51] VAN HULLE, M.M., 2012, Self-organizing maps. In: Rozenberg, G., Bäck, T., Kok, J.N. (eds) Handbook of Natural Computing. *Springer, Berlin, Heidelberg*. https://doi.org/10.1007/978-3-540-92910-9_19.
- [52] VESANTO, J., 1999, SOM-Based visualization methods. *Intelligent Data Analysis*, **3** (2): 111- 126.
- [53] VESANTO, J. & ALHONIEMI, E., 2000, Clustering of the self-organizing map. *IEEE Transactions on Neural Networks* **11**(3), 586-600.
- [54] WINLAND, H. D., 1972, Oil accumulation in response to pore size changes, Weyburn field, Saskatchewan. *Amoco Production Research Report*, no. **F72-G-25**, 197.
- [55] Wolff, M., & Pelissier-Combesure, 1982. Automatic electrofacies determination. *23rd Annual Logging Symposium Transactions, Society of Professional Well Log Analysts*, 22 p.
- [56] XU, H., XIAO, H., CHENG, G., LIU, N., CUI, J., SHI, X., CHEN, S., 2024, Log interpretation of carbonate rocks based on petrophysical facies constraints. *Energy Geoscience*, **5** (3), 100269. <https://doi.org/10.1016/j.engeos.2023.100269>.
- [57] YE, S.J., AND RABILLER, P., 2000, A New Tool for electrofacies Analysis: Multi-resolution graph-based clustering. *SPWLA, 41st Annual Logging Symposium Transaction*, June 4-7, **4**, p. 175-189.
- [58] YEMETS, V., ANTONIUK, V., BEZRODNA, I., 2021, Facies interpretation from gamma ray (gr) log as basic well logs applied to Volodymyrska field (Dnipro-Donetsk depression). *Geoinformatics* **2021**, 11-14, Online Event. Kyiv, Ukraine. 5p.
- [59] YU, P., 2021, Hydraulic unit classification of un-cored intervals/wells and its influence on the productivity performance. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **197**, 107980. doi:10.1016/j.petrol.2020.107980.

Electrofacies Determination of the Asmari Reservoir using Neural Net SOM Method in Qaleh Nar Oil Field

Yahya Nilufari¹, Bahman Soleimani^{2*}, Ali Kadkhodaie³, Rahmat Sadeghi⁴, Abdola Chogol⁵

1, 5-MSc. of Petroleum Geology and Sedimentary Basin Dept., Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

2*-Prof. in Petroleum Geology, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

3- Assoc. prof. in Petroleum Geology, Natural Sciences Faculty, Tabriz, Iran

4- Senior of NISOC, Ahvaz, Ahvaz, Iran

*soleimani_b@scu.ac.ir

Received: September 2023, Accepted: August 2024

Abstract

Determining reservoir electrofacies plays an important role in the petrophysical evaluation of the zones of a reservoir in order to optimally exploit reservoirs and develop oil fields. Electrofacies is defined on the basis of data clustering, which is based on the clustering of similar petrophysical logs in the same groups and their differentiation from other groups. The current research was carried out in the Asmari Formation of the Ghalenar oil field. At first, using different clustering methods such as SOM, MRGC and DYNCLUST in a number of field wells, the initial model of electrofacies was prepared. In examining the initial clusters of all three methods, similar clusters were merged in terms of sonic wave velocity parameters, shale amount and gamma log, and finally, based on the reservoir quality, 6 final facies were created. The determined electrofacies were matched with the flow units obtained from the porosity and permeability of core analysis data. Among them, the results of the SOM method, which had the most agreement, were chosen as the optimal clustering method. Although the porosity in these facies is mainly inter-granular, inter-crystalline, mold and cavity or fractures, but these facies have some differences in texture. Cementation and dolomitization processes are more common in facies 1 than in facies 2. In facies 3, compared to facies 4, the process of dolomitization, micritization, cementation, and pressure dissolution (stylolitization) process has also occurred. Facies 5 has better reservoir conditions due to the decrease in intensity of cementation and dolomitization. Facies 6 is characterized by dominant grain fabric and scattered dolomitization. The provided electrofacies model was extended to the whole field. This model has the ability to separate different parts of the reservoir from each other. Based on the results of this model and changes in electrofacies, zones 1 and 3 have favorable reservoir quality, zone 4 has medium to good quality, and zones 2 and 5 generally have unfavorable reservoir conditions. In general, the reservoir quality becomes unfavorable towards the base of the reservoir in terms of facies changes.

Keywords: Qaleh Nar oil field, Electrofacies, Asmari reservoir, clustering, Neural self organization management.