

بهینه‌سازی تخمین تراوایی با تلفیق نتایج آنالیز رخساره الکتریکی و الگوریتم‌های هوشمند؛ مطالعه موردی در سازند فهلیان در یکی از میادین نفتی جنوب ایران

سیدجواد صفوی*^۱ و رامین مالدار^۲

۱- بخش مهندسی پتروفیزیک، شرکت پارس پترو زاگرس، ایران

۲- گروه علوم زمین، دانشکده علوم پایه، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

۳- دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۰/۱۷ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۲/۰۸

چکیده

تراوایی یکی از مهم‌ترین خصوصیات پتروفیزیکی مخازن هیدروکربنی است. تخمین تراوایی یکی از چالش‌هایی است که مهندسان نفت در مخازن کربناته به‌ویژه مخازن کارستی با آن روبرو هستند. در این پژوهش به‌منظور تخمین تراوایی در محدوده‌های عمقی فاقد اطلاعات مغزه از روابط تجربی، آنالیز برازشی، شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی استفاده گردید و نتایج حاصل با یکدیگر و با اندازه‌گیری‌های مغزه مقایسه شد. رخساره‌های الکتریکی این امکان را به مدل‌های هوشمند می‌دهد تا با استفاده از نمودارهای معمول پتروفیزیکی با جزئیات بیشتری تراوایی را تخمین بزنند. از طرفی با توجه به اینکه آنالیز رخساره الکتریکی برای کلیه چاه‌های میدان توسعه می‌یابد، استفاده از مدل‌های بهینه هوشمند امکان استفاده در کلیه چاه‌های میدان را در جهت تخمین بهینه تراوایی دارد. براساس نتایج به‌دست آمده شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی، نسبت به روش‌های دیگر نتایج به نسبت بهتری ارائه نمودند. ضریب همبستگی میان نتایج تخمینی و مقادیر مغزه حاصل از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی به ترتیب ۰/۲ و ۰/۵ نسبت به سایر روش‌ها بالاتر بود. به‌منظور بهینه‌سازی نتایج به‌دست آمده، تخمین تراوایی با استفاده از این دو روش در چارچوب رخساره‌های الکتریکی مدل‌سازی مجدد گردید. سپس نتایج استفاده از آنالیز رخساره‌ای با نتایج مدل‌سازی لایه ای مقایسه شد. از دو روش مورد استفاده، الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی به‌طور میانگین با ضریب همبستگی ۰/۶۶ نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی با ضریب همبستگی ۰/۵۷ تراوایی مناسب تری برای سازند فهلیان ارائه می‌دهد. روش پیشنهادی در این پژوهش می‌تواند در سازندهای کربناته ناهمگن که وضعیت تفکیک تخلخل خوبی دارند مورد استفاده قرار گیرد.

کلمات کلیدی: تخمین تراوایی، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم هوشمند، نمودار پتروفیزیکی، رخساره الکتریکی، تخلخل مفید

مقدمه

تراوایی پارامتری کلیدی در توسعه و مدیریت مخازن هیدروکربنی به‌شمار می‌رود و آگاهی از مقادیر و نحوه تغییرات آن در مدل‌سازی مخازن هیدروکربنی ضروری است. به‌طور معمول تراوایی با افزایش اندازه دانه‌ها و جورشدهگی افزایش می‌یابد. برخلاف سنگ‌های آواری که رابطه خطی بین تخلخل و تراوایی برقرار است، در سنگ‌های کربناته با توجه به نحوه تشکیل و حساسیت آنها نسبت به فرآیندهای دیاژنزی، رابطه بین تخلخل و تراوایی پیچیده است. علاوه‌بر تأثیر متفاوت هریک از فرآیندهای دیاژنزی بر این سنگ‌ها، گسترش شکستگی‌ها در سنگ‌های کربناته یکی از عوامل افزایش تراوایی است. در این سنگ‌ها اندازه ذرات، اندازه فضاهای خالی و درصد تخلخل حفره‌ای در رابطه تراوایی و تخلخل مؤثرند [۱]. اندازه‌گیری دقیق تراوایی با استفاده از پلاگ‌های مغزه‌های حفاری در آزمایشگاه میسر است. این درحالی است که مغزه‌های حفاری در تمام محدوده‌های عمقی حفاری شده و تمامی چاه‌های یک میدان در دسترس نیست. علاوه‌بر این، هزینه بالای تهیه مغزه‌ها و انجام آنالیزهای آزمایشگاهی و همچنین مدت زمان طولانی فرآیندهای آزمایشگاهی، اندازه‌گیری مستقیم تراوایی را دشوار می‌کند. در کنار اندازه‌گیری مستقیم می‌توان تراوایی را به‌روش‌های مختلف تخمین زد. استفاده از روابط تجربی حاصل از بررسی‌های آزمایشگاهی، آنالیزهای برآزشی و استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های هوشمند از جمله مهم‌ترین روش‌های تخمین تراوایی هستند. روابط تجربی متنوعی برای تخمین تراوایی با برقراری ارتباط میان تراوایی و اشباع آب، تخلخل و فشار مویین از جمله روابط Coates-Dumanoir و Timur ارائه شده [۲ و ۳] است اما این روابط به پارامتر اشباع آب کاهش نیافتنی نیاز دارند تا در محدوده‌های عمقی بالای سطح تماس آب-هیدروکربن قابل استفاده باشند. آنالیز رگرسیونی به‌عنوان یکی دیگر از روش‌های تخمین تراوایی ابزار

اصلی برای ارتباط دادن پارامترهایی مانند تخلخل و تراوایی است. در این روش فرض می‌شود ارتباط خطی یا غیرخطی بین تراوایی، تخلخل و عمق وجود دارد و تصور می‌شود تابع خطی یا غیرخطی به‌دست آمده برای مدل‌سازی و ارتباط بین تراوایی و دیگر پارامترهای سنگ مناسب و کافی باشد [۴]. عوامل محیطی و رسوبی تأثیرگذار در تخلخل، نفوذپذیری را تحت تأثیر قرار می‌دهد و اغلب رابطه‌ای بین این دو پارامتر وجود دارد [۱]. این رابطه از نظر شکل گیری و نوع سنگ متفاوت است و منعکس‌کننده انواع هندسه منافذ موجود است. به‌طور معمول، افزایش نفوذپذیری با افزایش تخلخل همراه است. شبکه عصبی مصنوعی یا به اختصار ANN از روش‌های محبوب و کم هزینه تخمین تراوایی است. با استفاده از این روش در بسیاری از موارد می‌توان مقادیر تراوایی را با دقت قابل قبولی تخمین زد [۵ و ۶]. شبکه عصبی با پیوندهای درون گروهی تحت یک عملکرد متحد و سه مرحله اساسی آموزش، آزمایش و اجرا، توانایی حل مسئله را فراهم می‌کند [۷]. مدل ANN توانایی بالایی در تخمین تراوایی سنگ مخزن با کمترین استفاده از داده‌های نمودارهای درون‌چاهی را دارد [۸].

یکی دیگر از روش‌های تخمین تراوایی استفاده از الگوریتم K-Nearest Neighbors (KNN) است. KNN یک الگوریتم یادگیری ماشینی است که می‌تواند برای وظایف پیش‌بینی استفاده شود. KNN الگوریتمی انعطاف‌پذیر است که بسته به ماهیت برای وظایف مختلف از جمله طبقه‌بندی و برآزش قابل استفاده است. وقتی نقطه داده‌ای جدیدی وجود دارد، KNN به K همسایه نزدیک در داده‌های آموزشی نگاه می‌کند و براساس آن‌ها پیش‌بینی می‌کند. میزان نزدیکی با استفاده از یک معیار فاصله تعیین می‌شود که میزان فاصله دو نقطه داده را در فضای ویژگی اندازه می‌گیرد. مقدار K تعیین می‌کند که چند همسایه باید در نظر گرفته شود [۹].

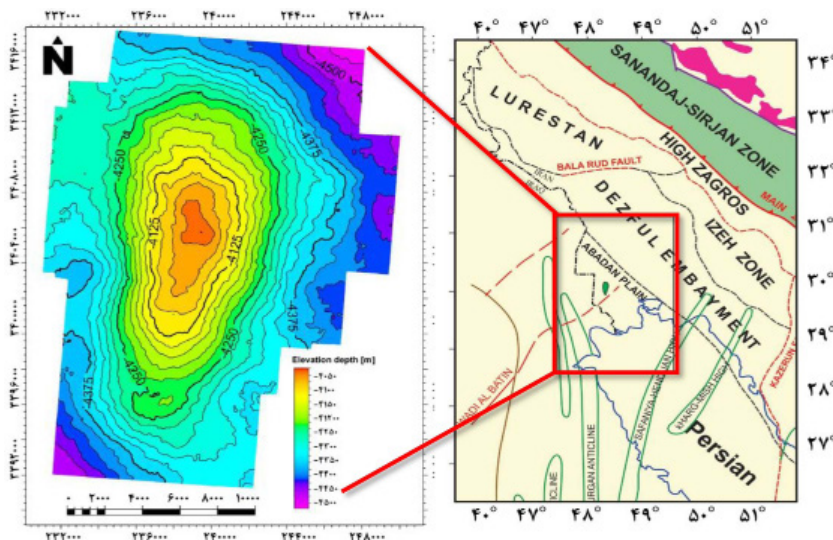
گرفتن تأثیر تغییرات سنگ‌شناسی و ویژگی‌های مخزنی، نتایج تخمین تراوایی را بهبود ببخشد. برای این منظور و در نخستین گام تراوایی با استفاده از روش‌های مختلف تخمین‌زده شده و سپس نتایج با استفاده از تراوایی مغزه از نظر میزان تطابق با سایر روش‌ها مقایسه می‌گردد. در این تحقیق برای کاهش اثر ناهمگنی در تخمین صحیح مقادیر تراوایی، ابتدا آنالیز رخساره الکتریکی مخزن انجام و براساس آن مقادیر تراوایی تخمین‌زده می‌شود.

ناحیه مورد مطالعه

میدان نفتی مورد مطالعه در جنوب غربی ایران و در دشت آبادان قرار دارد (شکل ۱). سنگ مخزن اصلی این میدان سازند کربناته فهلیان با سن کرتاسه زیرین می‌باشد [۱۱۲]. سازند فهلیان در این میدان متشکل از رخساره‌های آهکی نهشته شده در یک دریای کم عمق و سیستم رمپ کربناته است [۱۱۳]. این مخزن از سه لایه ۱، ۲ و ۳ تشکیل شده است. بخش اعظم نفت سبک مخزن فهلیان در لایه سوم قرار دارد که نقش کلیدی در میزان تولید این میدان دارد. همچنین، سازند فهلیان به‌طور غیررسمی به دو بخش تحتانی و فوقانی تقسیم می‌شود [۱۱۲]. بخش زیرین این سازند از آهک‌های توده‌ای، نسبتاً تمیز و غنی از رخساره‌های گرینستون اوئیدی مربوط به والائزینین تشکیل شده است.

انتخاب K مناسب بستگی به وضعیت داده‌ها دارد؛ مقادیر بزرگتر مرز بین دسته‌ها را هموارتر می‌کند. مقدار مناسب K را می‌توان با استفاده از فنون مختلف انتخاب کرد. روش KNN نمونه مورد آزمایش را متعلق به دسته‌ای می‌داند که بیشترین رأی را بین K نزدیک‌ترین همسایگان آن داشته باشد [۱۱۰]. از سوی دیگر، آنالیز و تعیین رخساره‌های الکتریکی در سازندهای مخزنی قابلیت انعطاف در جهت تعیین پارامترهای مخزنی خاص با توجه به نوع داده‌های ورودی دارد و امروزه به یکی از توانمندترین ابزارها در مطالعات مخزنی تبدیل شده است. تفکیک بخش‌های مخزنی از غیرمخزنی یکی از کاربردهای متداول این ابزار مطالعاتی است که ورودی آن نمودارهای مختلف پتروفیزیکی هستند. نتایج آنالیز رخساره الکتریکی می‌تواند منعکس‌کننده محیط رسوبی و ناهمگنی سنگ مخزن باشد [۱۱۱].

در این مطالعه سعی شده است با کمک گرفتن از اطلاعات مغزه‌های حفاری و نمودارهای چاه‌پیمایی معمول، مقادیر تراوایی در یکی از مخازن کارستی ناهمگن در جنوب ایران تخمین‌زده شود. این تحقیق سعی دارد تا نتایج تخمین تراوایی با استفاده از برخی روش‌های تجربی و استفاده از نمودارهای معمول پتروفیزیکی را در کنار روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین مقایسه کند و در ادامه با در نظر



شکل ۱ الف) موقعیت میدان مورد مطالعه در دشت آبادان ب) نقشه همتراز عمقی در راس سازند فهلیان

$$K = \left(\frac{93 \times \varphi^{2.2}}{SW_{irr}} \right)^2 \quad (2)$$

در این رابطه نیز K تراوایی (mD)، φ تخلخل (V/V) و SW_{irr} میزان اشباع آب کاهش نیافتنی (V/V) هستند. همان طور که مشخص است SW_{irr} یکی از پارامترهای مورد نیاز در این روش‌ها است. بنابراین پیش از محاسبه تراوایی به کمک این روش‌ها، مقادیر اشباع آب کاهش نیافتنی با استخراج رابطه بین تخلخل و اشباع آب در محدوده مخزنی سازند فهلیان با استفاده از نمودار تقاطع تخلخل در مقابل اشباع آب در چاه‌های کلیدی دارای اطلاعات مغزه به دست آمد. همچنین شبکه‌های عصبی نیز به عنوان یکی دیگر از روش‌های تخمین تراوایی در این مطالعات استفاده شد. شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) یک دسته از تکنیک‌های بهینه‌سازی غیرخطی هستند که نیازی به پیش انتخاب یک مدل ریاضی ندارند. به جای آن، روابط بین متغیرهای ورودی و خروجی به صورت خودکار به وسیله الگوریتم ANN تعیین می‌شوند [۸]. بنابراین، ANN انتخابی ایده‌آل برای مسائلی هستند که رابطه عددی دقیق بین متغیرها ناشناخته یا سخت به دست آمده است و در دهه گذشته، این تکنیک‌ها پیشرفت‌های چشم‌گیری داشته‌اند. استفاده اخیر از ANN در مسائل زمین‌شناسی نتایج قابل قبولی به دنبال داشته است [۱۴]. در این تحقیق با توجه به قابلیت‌های نرم‌افزار مورد استفاده، الگوریتم ANN به عنوان روش شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم KNN به عنوان یک روش طبقه‌بندی به کار گرفته شدند. برای تخمین تراوایی با استفاده از الگوریتم KNN و همچنین بهینه‌سازی تخمین تراوایی بر اساس آنالیز رخساره‌ای از روش خوشه‌بندی موسوم به MRGC استفاده شد. روش MRGC با استفاده از دو شاخص همسایگی^۱ و نماینده هسته^۲ رخساره‌های الکتریکی را به شکل موثر ایجاد کند و خوشه‌بندی بهینه‌ای برای رخساره‌های الکتریکی تولید نماید.

1. Neighboring Index

2. Kernal Representative Index

و از بخش فوقانی به واسطه وجود محتوی نسبی رس بیشتر به سن هاتریوین قابل تفکیک است [۱۳]. به دلیل افت سطح آب دریا در بین آشکوب والانژینین و هاتریوین یک سطح ناپیوستگی مهم رسوبی به همراه پدیده کارستی شدن در بین فهلیان تحتانی و فوقانی گسترش یافته است [۱۲].

روش کار

در این پژوهش نتایج آزمایش‌های آنالیز مغزه معمول (RCAL) تعداد ۸۷۵ نمونه مغزه‌های گرفته شده از ۶ چاه از سازند فهلیان به صورت رقومی در دسترس بود. علاوه بر این سری کامل (Full Suite) نمودارهای متداول و خام پتروفیزیکی شامل نمودارهای پرتو گاما (GR)، مقاومت الکتریکی کل (RT)، چگالی (RHOB)، نوترون (NPHI) و صوتی (DT) و همچنین نتایج ارزیابی پتروفیزیکی شامل تخلخل مفید (PHIE) و حجم شیل (VOL_SHALE) از چاه‌های دارای مغزه به عنوان مهم‌ترین اطلاعات ثبت شده از محدوده مخزنی سازند فهلیان در دسترس بود. پیش از هر اقدامی تصحیحات Klinken-berg و استرس بر روی مقادیر تراوایی و نیز تصحیح فشار روباره بر روی مقادیر تخلخل مغزه اعمال گردید. مقادیر مربوط به نمونه‌های بی کیفیت و خرد شده نیز با توجه به ایجاد آنومالی در روند تغییرات تراوایی حذف گردید.

تخمین تراوایی به کمک روابط تجربی

در این مطالعه به منظور تخمین تراوایی دو رابطه تجربی Coates-Dumanoir رابطه ۱ و Timur رابطه ۲ مورد استفاده قرار گرفتند [۲ و ۳].

$$K = \left(\frac{C \times \varphi^{2W}}{W^4 \times (R_w \div RT_{irr})} \right)^2 \quad (1)$$

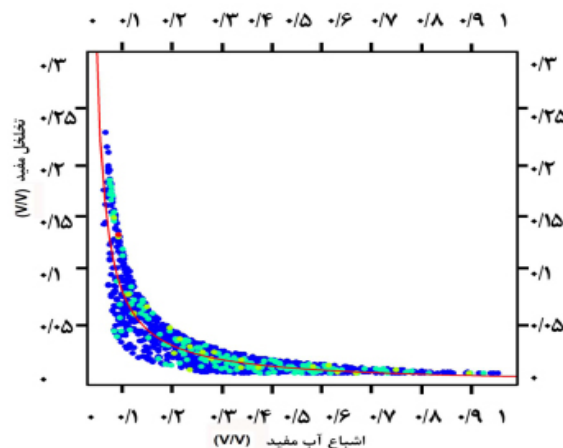
در این رابطه K تراوایی (mD)، R_w مقاومت آب سازندی در دمای مخزن (Ω/m)، RT_{irr} مقاومت الکتریکی سازند در محدوده اشباع آب کاهش نیافتنی (Ω/m)، φ تخلخل (V/V)، C و W مقادیر ثابت Coates-Dumanoir هستند.

اساس رابطه ۳ نمایی بین تخلخل و اشباع شدگی استخراج شد.

$$SW_{irr} = 0.0102433\phi^{(-0.892032)} \quad (3)$$

در این رابطه SW_{irr} نشان‌دهنده اشباع آب کاهش نیافتنی (V/V) و ϕ مقادیر تخلخل (V/V) را نمایش می‌دهد. در ادامه مقادیر اشباع آب کاهش نیافتنی با استفاده از رابطه استخراج شده از خط گذرنده از میان نقاط در شکل ۲ محاسبه شده و نتایج در روابط تجربی Coates-Dumanoir و Timur به کار برده شد. علاوه بر مقادیر اشباع آب کاهش نیافتنی، مقدار تخلخل نیز در روابط تجربی تخمین تراوایی استفاده می‌شود. برای این منظور از مقادیر تخلخل به دست آمده از ارزیابی‌های پتروفیزیکی استفاده شد. در تخمین تراوایی به کمک رابطه Coates Dumanoir با توجه به کربناته بودن سازند فهلیان برای مقدار W که پارامتر بافتی و مرتبط با سیمان شدگی و اشباع آب می‌باشد، مقدار ثابت در نظر گرفته شد. همچنین برای ثابت C با هدف انطباق حداکثری نمودار تراوایی حاصل از رابطه با نقاط تراوایی مغزه، از مقادیر مختلف بین ۱ تا ۱۵ در هر یک از ۳ لایه چاه‌های مورد مطالعه استفاده شد. در روش Timur نیز با هدف بهینه‌سازی و انطباق حداکثری نمودار تراوایی حاصل از رابطه با نقاط تراوایی مغزه، مقادیر ثابت Wylie-Rose بین ۵ تا ۳۰ در هر یک از سه لایه در چاه‌های مختلف متغیر بود.

این روش دارای تعداد پارامتر کمتر است و نتایج خوشه‌بندی پایدار هستند [۱۴ و ۱۵]. روش MRGC پیشتر نیز در تخمین تراوایی، در تلفیق با گونه‌های سنگی به کار گرفته شده است [۱۶]. با توجه به تعداد چاه‌های مورد مطالعه، نحوه پراکندگی داده‌های مغزه در لایه‌های ۱، ۲ و ۳ سازند فهلیان، وضعیت مشابه لایه‌های ۱ و ۲ فهلیان در خصوص حجم شیل و وضعیت مخزنی ضعیف‌تر از لایه ۳ و تفاوت لایه‌های ۱ و ۲ با لایه ۳ در از نظر میزان کارستی شدن و مخزنی بودن لایه ۳ می‌توان نتیجه گرفت که از نظر ویژگی‌های زمین‌شناسی و مخزنی لایه‌های ۱ و ۲ مشابه با هم و متفاوت از لایه ۳ هستند. بنابراین و با توجه به اینکه تمرکز حجم عمده مخزن فهلیان در میدان مورد مطالعه در محدوده لایه ۳ است، در بررسی روش‌های مختلف تخمین تراوایی لایه‌های ۱ و ۲ با هم و لایه ۳ به صورت جداگانه در نظر گرفته شد تا امکان تأثیر وضعیت مخزنی بر روابط قابل تفکیک باشد. همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد به منظور استفاده از روش‌های تجربی در تخمین تراوایی ابتدا باید مقادیر آب اشباع شدگی کاهش نیافتنی تعیین شود. به این ترتیب براساس نمودار تقاطع تخلخل در مقابل اشباع شدگی در محدوده مخزنی، مقادیر اشباع آب کاهش نیافتنی استخراج شد (شکل ۲). در این رابطه مقادیر تخلخل کمتر از مقدار حد برش تخلخل حذف شده‌اند. بر این



شکل ۲ نمودار تقاطعی تخلخل به اشباع آب در بخش‌های مخزنی چاه‌های حاوی اطلاعات مغزه

شد. پس از بررسی وضع کیفی و قرائت نمودارهای پتروفیزیکی در چاه‌های میدان و بررسی وجود یا عدم وجود آنها در کلیه چاه‌ها، ترکیب‌های مختلف از نمودارهای موجود در چاه‌ها به‌عنوان اطلاعات ورودی وارد مدل شده و نتایج آن به‌صورت جداگانه بررسی شد. در نهایت با توجه به‌میزان تطابق تراوایی تخمین‌زده شده با نقاط تراوایی مغزه، ترکیب بهینه نمودارها شامل نمودار تخلخل مفید حاصل از ارزیابی (PHIE)، نوترون (NPHI) و پرتو گاما (GR) به‌عنوان اطلاعات ورودی در مدل ANN مورد استفاده قرار گرفت. همان‌طور که پیشتر نیز اشاره شد با توجه به شباهت‌های زمین‌شناسی و رفتار مخزنی زیر لایه‌های ۱ و ۲ سازند فهلیان یک شبکه عصبی مجزا برای این دو زیر لایه و یک مدل دیگر برای زیر لایه ۳ طراحی شد. در طراحی مدل ANN حداکثر ۳۰۰۰ دوره یادگیری مجزا (Epoch) با ۲۰ عصب در لایه پنهانی مورد استفاده قرار گرفت.

تخمین تراوایی با استفاده از الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی

در این پژوهش برای استفاده از الگوریتم KNN همانند روش ANN از ترکیب نمودارهای تخلخل مفید حاصل از ارزیابی (PHIE)، نوترون (NPHI) و پرتو گاما (GR) استفاده شد.

تخمین مقدار تراوایی به آنالیز برازش

به‌منظور تخمین تراوایی از طریق آنالیز برازشی، نمودار تقاطع تخلخل در مقابل تراوایی به تفکیک لایه‌های ۱ و ۲ شکل ۳-الف و لایه ۳ شکل ۳-ب رسم شد سپس با استفاده از برازش بین داده‌ها روابطی برای تخمین تراوایی به‌دست آمد. بر این اساس مقادیر تراوایی با استفاده از آنالیز برازشی در مخزن کارستی فهلیان محاسبه شد.

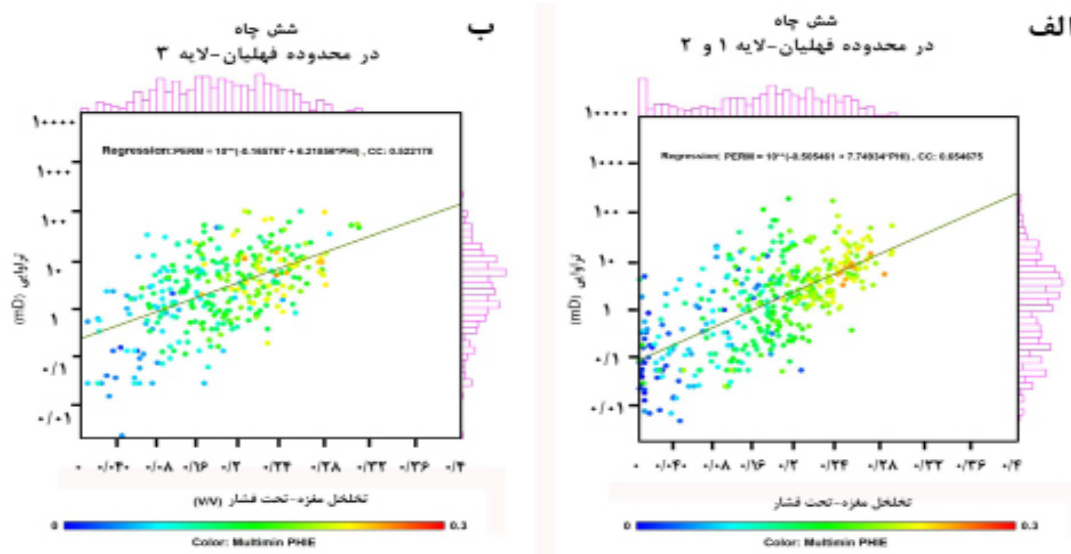
$$K = 10^{(-0.165767 + 6.21856 \times \varphi)} \quad (۴)$$

$$K = 10^{(-0.505461 + 7.4934 \times \varphi)} \quad (۵)$$

در این رابطه K نشان‌دهنده تراوایی (mD) با واحد میلی داریسی و φ نشان‌دهنده تخلخل هستند. بر این اساس مقادیر تراوایی با استفاده از آنالیز برازشی در مخزن کارستی فهلیان محاسبه شد.

تخمین تراوایی به کمک شبکه عصبی مصنوعی

به‌منظور تخمین تراوایی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، در گام نخست با استفاده از ماژول Facimage در نرم‌افزار ژئولاگ ترکیب‌های مختلفی از نمودارهای پتروفیزیکی و نتایج ارزیابی پتروفیزیکی به‌عنوان اطلاعات ورودی به شبکه عصبی مصنوعی ساخته شده ارائه شده و اطلاعات تراوایی مغزه به‌عنوان متغیر وابسته یا همان خروجی فراخوانی



شکل ۳ نمودار تقاطع تخلخل مغزه در مقابل تراوایی مغزه، لایه‌های ۱ و ۲ (باهم) و ۳ سازند فهلیان

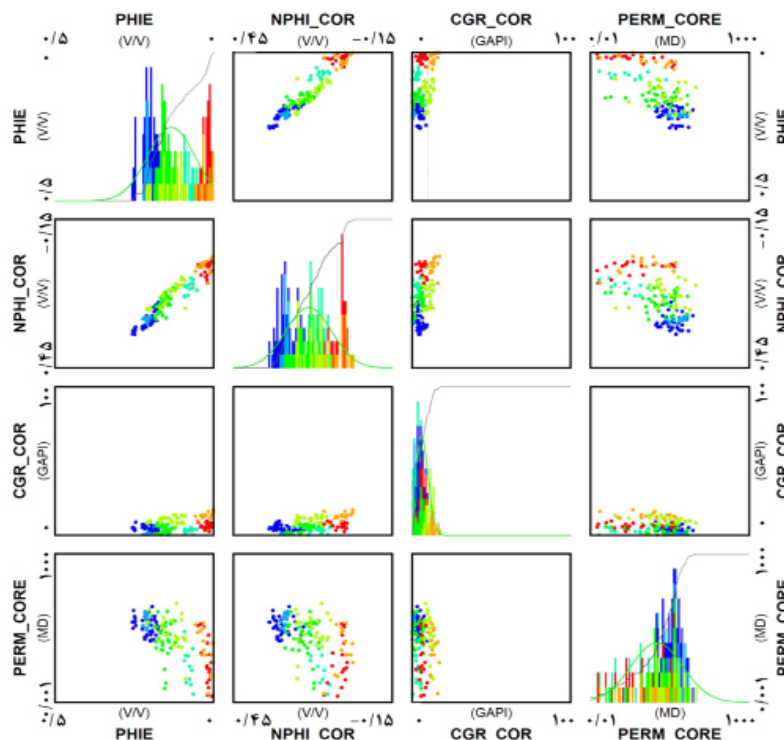
از عدد ۵ برای مدل‌ها استفاده شد. در مدل‌های تهیه شده از این روش نیز در ابتدا تراوایی مغزه به‌عنوان الگو به مدل‌ها معرفی شد.

نتایج

بررسی نتایج هر یک از روش‌های مورد استفاده

مقایسه تراوایی حاصل از رابطه Coates Du- و Timur manoir با مقادیر تراوایی مغزه در چاه‌های مورد مطالعه به تفکیک لایه‌های مخزنی میدان فلهیان انجام شد (شکل ۵ الف تا د). علیرغم استفاده از مقادیر متغیر برای بهبود انطباق تراوایی حاصل از این روابط با نقاط تراوایی مغزه، مقادیر ضریب همبستگی بین ۳۲٪ تا ۴۳٪ بیانگر انطباق نسبتاً ضعیف تراوایی حاصل از روابط تجربی با نقاط تراوایی مغزه است.

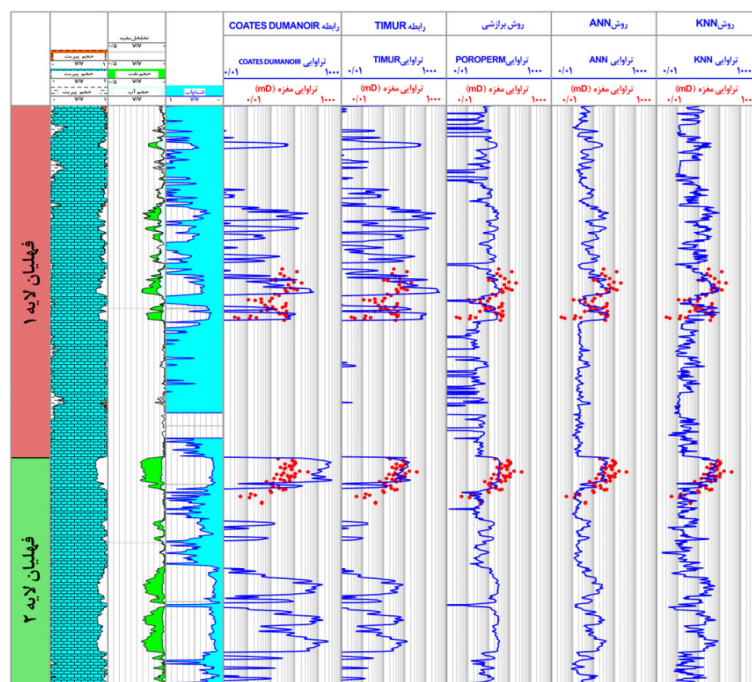
برای دسترسی به الگوریتم KNN بایستی ابتدا از مدل خوشه‌بندی MRGC استفاده نمود. در این مرحله لایه‌های ۱ و ۲ با هم و لایه ۳ به‌صورت جداگانه خوشه‌بندی شده و مدل‌های مجزای MRGC ساخته می‌شود (شکل ۴ الف و ب). در ماژول Facimage نرم‌افزار ژئولاگ برای تخمین نمودار از روش KNN پس از ایجاد خوشه‌بندی و در مرحله انتشار مدل، گزینه KNN Log Prediction انتخاب می‌شود. مقدار عددی K بین ۱ تا ۱۰ قابل تغییر است. هرچه عدد K به ۱ نزدیکتر باشد، نتیجه حاصل از نظر تشابه به الگو بهتر اما نمودار حاصل دارای اعوجاج فراوانی است و به‌سمت عدد ۱۰ از اعوجاج ناخواسته و نزدیکی به الگو کاسته می‌شود. در مدل‌های مورد بررسی با توجه به کیفیت نمودار حاصل از انتخاب عدد همسایگی یا همان K و اجتناب از کیفیت پایین نمودار حاصل،



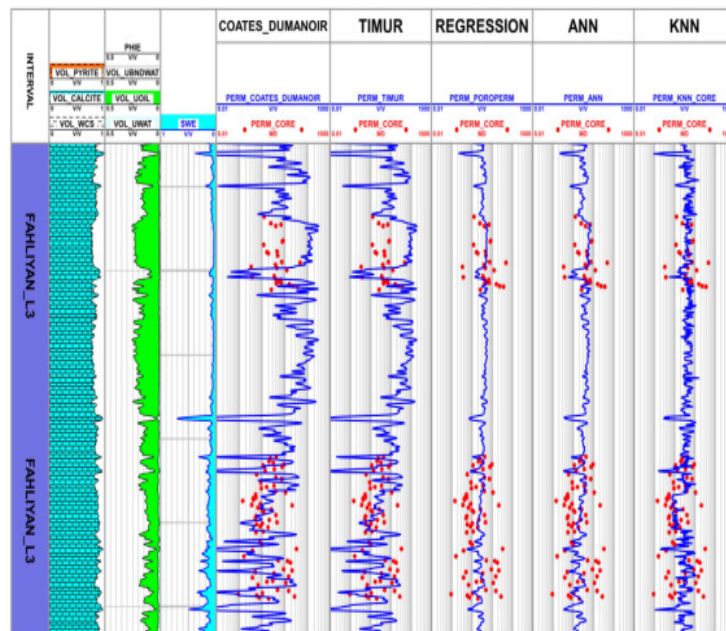
شکل ۵ مقایسه تراوایی حاصل از روش‌های مختلف با نقاط تراوایی مغزه؛ کراس پلات تراوایی با روش (A) Coates-Dumanoir لایه‌های ۱ و ۲ با ضریب همبستگی ۰/۳۲ و B لایه ۳ با ضریب همبستگی ۰/۳۲، روش (C) Timur لایه‌های ۱ و ۲ با ضریب همبستگی ۰/۴۳ و شکل D لایه ۳ با ضریب همبستگی ۰/۳۴، روش برآزش تخلخل-تراوایی مغزه (شکل E لایه‌های ۱ و ۲ با ضریب همبستگی ۰/۴۷ و شکل F لایه ۳ با ضریب همبستگی ۰/۵۳، روش ANN(G) لایه‌های ۱ و ۲ با ضریب همبستگی ۰/۵۸ و شکل H لایه ۳ با ضریب همبستگی ۰/۵۵، روش KNN(I) لایه‌های ۱ و ۲ با ضریب همبستگی ۰/۶۱ و شکل J لایه ۳ با ضریب همبستگی ۰/۵۶)

روش برآزش خطی نیز همانند روابط تجربی در سازند فهلیان امکان برقراری تخمین تراوایی با حد انطباق بالاتر از حد متوسط با تراوایی مغزه را پیدا نمی‌کند. نتایج تراوایی به‌روش ANN با بهره‌گیری از نمودارهای تخلخل، نوترون و پرتو گاما با توجه به ضریب انطباق ۰.۵۸٪ و ۰.۵۵٪ در لایه‌های ۱ و ۲ با هم و لایه ۳ وضعیت بهتری نسبت به‌روش آنالیز برآزش دارد (شکل ۵ ح و ط). تراوایی حاصل از روش KNN با الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی با بهره‌گیری از نمودارهای تخلخل، نوترون و پرتو گاما با ضریب همبستگی ۰.۶۱٪ و ۰.۵۶٪ انطباق عددی نسبتاً بهتری با مقادیر تراوایی مغزه نسبت به روش‌های ANN، آنالیز برآزش و روابط تجربی دارد (شکل ۵ ی و ک). بررسی نمودارهای تراوایی به‌دست آمده از روش‌های مورد پژوهش در محدوده‌های کم تخلخل، متخلخل و دارای نقاط تراوایی مغزه (ستون‌های ۱ و ۲ از راست شکل ۷) نیز نشان می‌دهد روش KNN به نسبت سایر روش‌های به‌کار گرفته شده تراوایی نسبتاً بهتری با شرایط لایه‌های مخزنی و غیرمخزنی سازند فهلیان ارائه نموده است.

تراوایی محاسبه شده در سرتاسر محدوده چاه‌ها در لایه‌های ۱ و ۲ شکل ۶ و لایه ۳ شکل ۷ با استفاده از روابط Coates Dumanoir و Timur در چاه‌های مورد پژوهش چه در محدوده‌های حاوی نقاط مغزه و همچنین در نواحی کم تخلخل نشان می‌دهد که نمودار تراوایی تخمین‌زده شده از وضعیت انطباق متوسطی با نقاط تراوایی مغزه برخوردار است. با توجه به نمودارهای تراوایی حاصل در چاه C (ستون‌های ۵ و ۶ از چپ در شکل ۶ و ۷) علی‌رغم انطباق قابل قبول در برخی نواحی، در برخی دیگر از محدوده‌های مخزنی تراوایی بیش از حد بالای نقاط تراوایی مغزه حاصل شده است. تراوایی حاصل از آنالیز برآزش طبق مقادیر ضریب همبستگی در لایه‌های ۱ و ۲ با حدود ۰.۴۷٪ و ۰.۵۳٪ انطباق متوسطی با تراوایی مغزه دارد (شکل ۵ ه و ز). تراوایی حاصل از این روش در چاه‌های مورد پژوهش در محدوده‌های حاوی نقاط مغزه و همچنین در نواحی کم تخلخل از وضعیت متوسطی برخوردار است. این نتیجه با استناد به رابطه غیر مستقیم تخلخل و تراوایی در سازندهای کربناته ناهمگن طبیعی است



شکل ۶ مقایسه تراوایی حاصل از روش‌های مختلف و نقاط تراوایی مغزه، لایه ۱ و ۲ فهلیان، چاه C



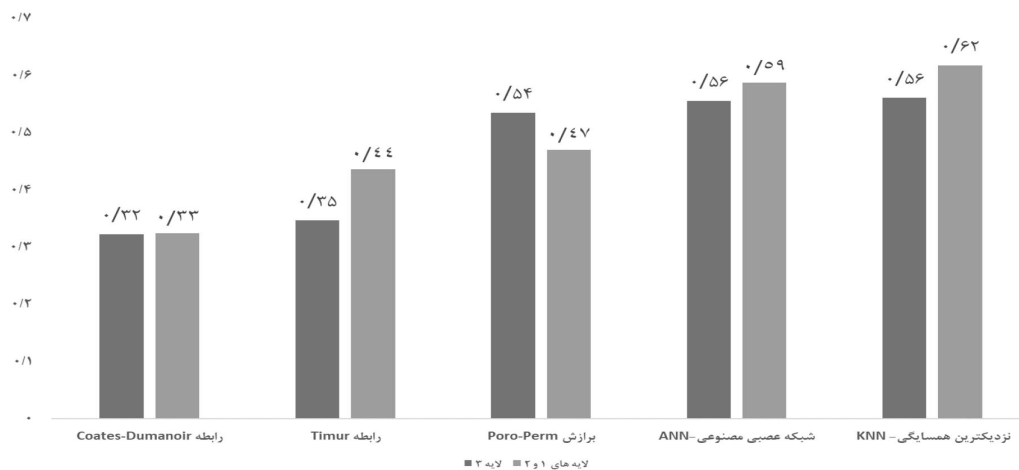
شکل ۷ مقایسه تراوایی حاصل از روش‌های مختلف و نقاط تراوایی مغزه، لایه ۳ فهلیمان، چاه C

برای یک مقدار مشخص تخلخل در داده‌های مستقیم و حاصل از اندازه‌گیری مغزه‌ها وجود دارد. پدیده کارستی شدن در بخش‌هایی از سازند فهلیمان نیز موجب بروز ناهمگنی مضاعف گردیده و بنابراین از داده‌های تخلخل و تراوایی مغزه نمی‌تواند انتظار انطباق بیش از حد متوسط داشت. در تخمین تراوایی، تخلخل حاصل از نمودارها تطابق مناسبی با تخلخل مغزه دارد اما داده‌های تراوایی محدود به اندازه‌گیری تراوایی مغزه است. بنابراین لازم است حداکثر انطباق ممکن بین تراوایی تخمینی و تراوایی مغزه به وجود آید تا از میزان عدم قطعیت در تخمین تراوایی سازند کربناته ناهمگن جلوگیری شود. به‌منظور بهینه‌سازی مقادیر تخمین تراوایی و انطباق بیشتر با نقاط تراوایی مغزه، با توجه به وجود نتایج آنالیز رخساره الکتریکی که به تفکیک مناسبی از تخلخل و حجم شیل در سراسر سازند فهلیمان منجر شده، تلاش شد تا از این نتایج به‌عنوان ابزار کمک‌کننده جانبی در تلفیق با شبکه‌سازی و الگوریتم‌های هوشمند مورد استفاده قرار بگیرند. تفکیک رخساره ای انجام شده به‌روش MRGC بر پایه تفکیک تخلخل و با در نظر گرفتن محدوده‌های تمیز و شیلی انجام شد (شکل ۹).

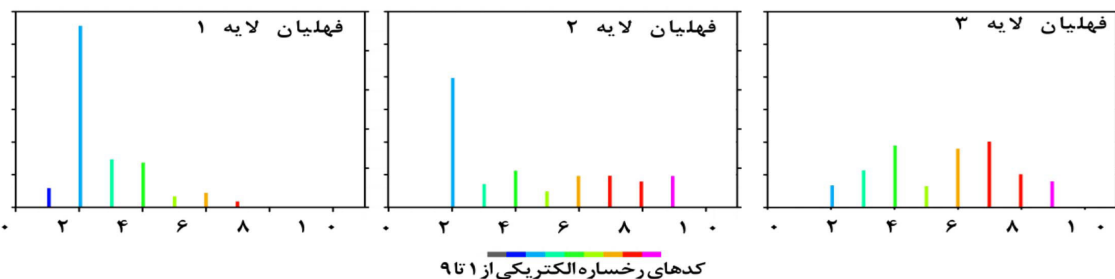
هرچند که با توجه به ضریب همبستگی تراوایی KNN و مقادیر تراوایی مغزه مشخص است که تراوایی حاصل از روش KNN با به‌کارگیری نقاط تراوایی مغزه به‌عنوان الگو نیز نمی‌تواند انطباق بیش از حد متوسط بین تراوایی حاصل و نقاط مغزه حاصل کند. همان‌طور که در شکل ۸ مشخص است استفاده از روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های شبکه‌های عصبی نسبت به روش‌های تجربی و آنالیز برآزش تخلخل-تراوایی نتایج بهتری در تطبیق تراوایی مغزه و تراوایی تخمین‌زده شده ارائه می‌دهند. با این حال نتایج روش‌های ANN و KNN نیز انطباق در حد متوسط با ضریب همبستگی ۰/۵۵ تا ۰/۶۱ ارائه می‌دهند.

بهینه‌سازی تخمین تراوایی با استفاده از آنالیز رخساره الکتریکی

براساس آنالیز آماری نتایج خواص معمول سنگ مخزن فهلیمان، میانگین تخلخل در لایه‌های ۱، ۲ و ۳ این مخزن به ترتیب ۰/۸۲، ۰/۱۳/۵ و ۰/۱۴/۳ و میانگین مقادیر تخلخل مغزه هر سه لایه ۰/۱۳/۱ است. میانگین تراوایی افقی در این سه لایه به ترتیب ۵/۰۷، ۵/۵۵ و ۶/۹۲ mD با میانگین ۶/۱۴ mD است. در واقع به‌سبب وجود ناهمگنی و سیستم تخلخلی پیچیده سنگ‌های کربناته طیفی از مقادیر تراوایی



شکل ۸ مقایسه ضریب همبستگی روش‌های مورد استفاده در تخمین تراوایی به تفکیک لایه‌های ۱ و ۲ و لایه ۳ در چاه C



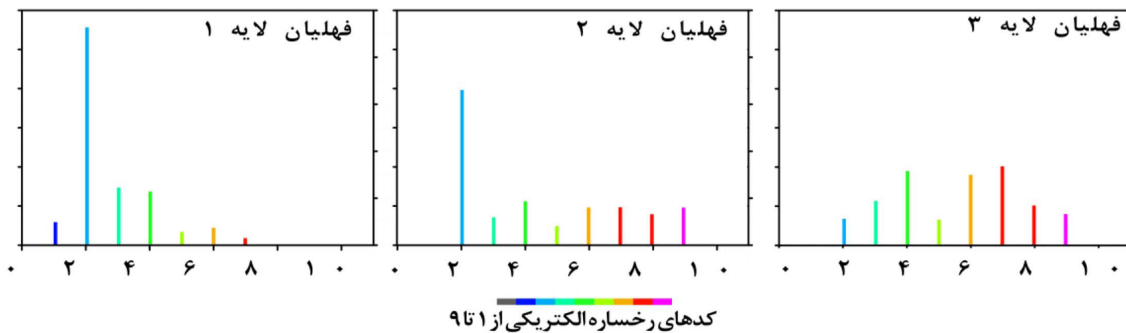
شکل ۹ تفکیک تخلخل در کدهای رخساره ای سازند فهلین

شده محدوده‌های هر کد رخساره‌ای به‌عنوان نمودار تراوایی چاه مربوطه معرفی گردید. در واقع با ساخت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی برای هر یک از کدهای رخساره‌ای به‌صورت مجزا، نمودارهای پتروفیزیکی منطبق با محدوده‌های متعلق به هر یک از کدها به‌صورت جداگانه برای تخمین تراوایی به‌کار گرفته می‌شوند. ضریب همبستگی تراوایی مغزه و تراوایی حاصل از الگوریتم‌های هوشمند شامل ANN و KNN درگیر با کدهای رخساره‌ای در شکل ۱۱ مقایسه شد. آنچه مشخص است به لحاظ آماری هر دو روش از وضعیت بهتری نسبت به سایر روش‌های مورد بررسی در این پژوهش جدول ۲ دارند. مقایسه ضرایب همبستگی تطابق تراوایی روش‌های ANN و KNN پیش و پس از استفاده از کدهای رخساره‌ای نشان می‌دهد از میان هر دو روش هوشمند روش KNN با استفاده از کدهای رخساره‌ای تراوایی منطبق‌تری با نقاط تراوایی مغزه حاصل می‌کند (جدول ۲).

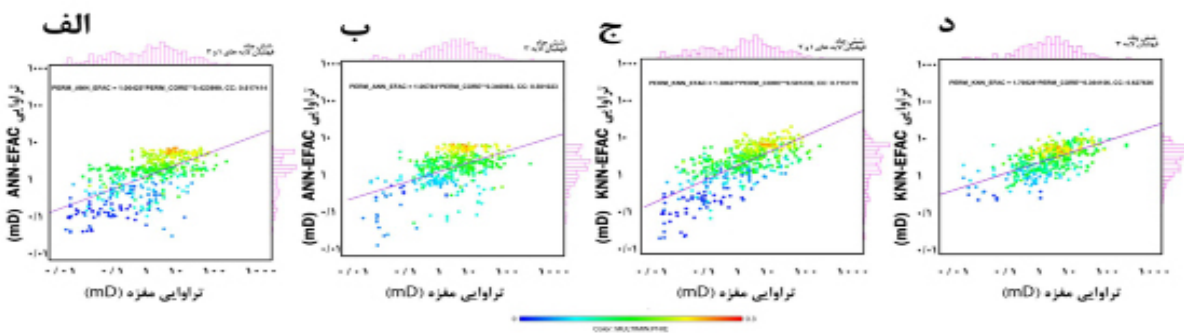
طبق تفکیک رخساره‌ای انجام شده سازند فهلین به ۹ رخساره الکتریکی از سنگ آهک با تخلخل بسیار کم و حجم شیل زیاد (کد ۱) تا سنگ آهک بسیار متخلخل و تمیز (کد ۹) تفکیک شد (جدول ۱). توزیع کدهای رخساره‌ای در لایه‌های ۱، ۲ و ۳ فهلین نشان می‌دهد که کدهای معرف محدوده‌های متخلخل و تمیز (کدهای ۶ تا ۹) به‌طور عمده متعلق به لایه ۳ و کدهای مربوط به نواحی کم تخلخل به‌طور عمده مربوط به لایه‌های ۱ و ۲ می‌باشد (شکل ۱۰). به‌منظور بهینه‌سازی تخمین تراوایی با استفاده از روش‌های ANN و KNN مدل‌های مذکور برای هر یک از کدهای رخساره‌ای به‌طور مجزا ساخته شد. در این مرحله مدل‌های ANN و KNN برای هر یک از کدهای رخساره‌ای با ترکیب نموداری تخلخل، نوترون و اشعه گاما که در مرحله قبل نتایج بهتری نسبت به سایر ترکیب‌های نموداری ارائه کرده بود، ساخته و در محدوده همان کد رخساره ای مورد استفاده قرار گرفت. نمودارهای تراوایی تخمین‌زده

جدول ۱ مشخصات کدهای رخساره‌های الکتریکی سازند فهلیان

ویژگی کد رخساره الکتریکی	کد رخساره الکتریکی	ویژگی کد رخساره الکتریکی	کد رخساره الکتریکی	ویژگی کد رخساره الکتریکی	کد رخساره الکتریکی
کم تخلخل با شیل زیاد	EFAC 4	آهک کم تخلخل ۲	EFAC 7	ویژگی کد رخساره الکتریکی	کد رخساره الکتریکی
آهک با تخلخل بسیار زیاد ۱	EFAC 5	آهک با تخلخل متوسط ۱	EFAC 8	آهک متخلخل	EFAC 1
آهک کم تخلخل ۱	EFAC 6	آهک با تخلخل متوسط ۲	EFAC 9	آهک با تخلخل بسیار زیاد ۲	EFAC 2



شکل ۱۰ توزیع کدهای رخساره‌ای در لایه‌های ۱ و ۲ و لایه ۳ در چاه C

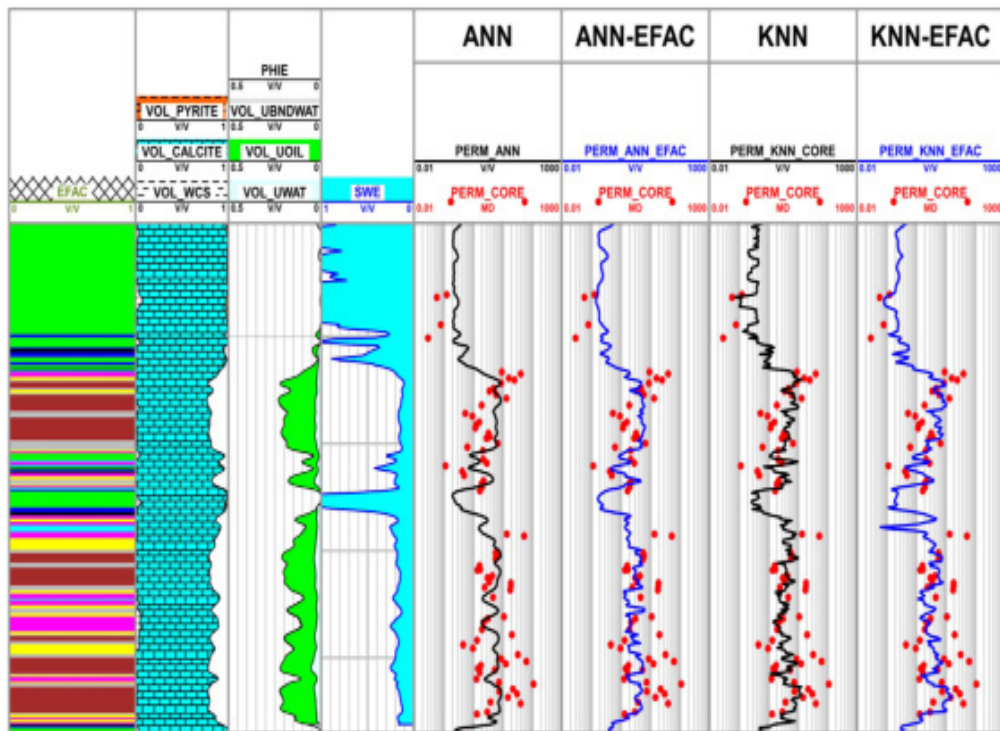


شکل ۱۱ مقایسه تراوایی حاصل از بهینه‌سازی به کمک تفکیک رخساره‌ای؛ کراس پلات تراوایی با روش ANN (A) لایه‌های ۱ و ۲ با ضریب همبستگی ۰/۶۱ و B لایه ۳ با ضریب همبستگی ۰/۵۰، روش KNN (C) لایه‌های ۱ و ۲ با ضریب همبستگی ۰/۷۱ و شکل D لایه ۳ با ضریب همبستگی ۰/۶۲

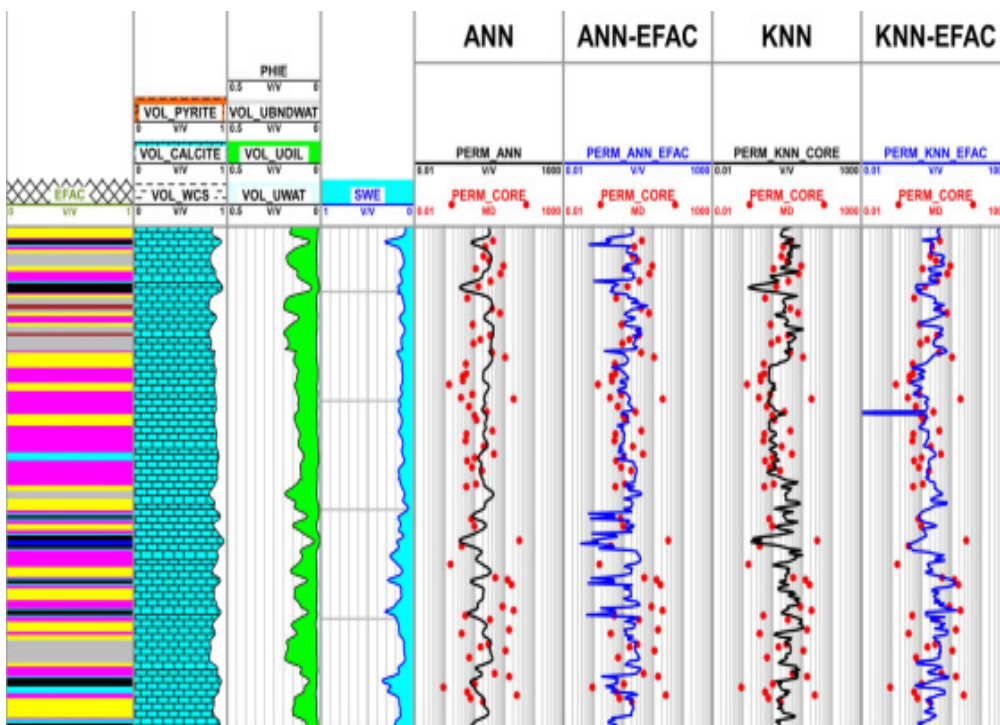
جدول ۲ مقایسه ضریب همبستگی روش‌های ANN و KNN پیش و پس از بهینه‌سازی

روش	لایه‌های ۱ و ۲	لایه ۳	فهلیان (سراسری)
شبکه عصبی مصنوعی-ANN بدون تفکیک رخساره الکتریکی	۰/۵۸	۰/۵۵	۰/۵۷
شبکه عصبی مصنوعی-ANN با استفاده از کدهای رخساره الکتریکی	۰/۶۱	۰/۵۰	۰/۵۷
شبکه عصبی مصنوعی-KNN بدون تفکیک رخساره الکتریکی	۰/۶۱	۰/۵۶	۰/۵۹
نزدیک‌ترین همسایگی-KNN با استفاده از کدهای رخساره الکتریکی	۰/۷۱	۰/۶۲	۰/۶۹

در شکل‌های ۱۲ و ۱۳ نیز می‌توان نمودار تراوایی حاصل از روش‌های هوشمند ANN و KNN بهینه‌سازی شده با کدهای رخساره‌ای را با نمودار تراوایی حاصل از همین روش‌ها و با مدل‌سازی لایه‌ای و بدون دخالت رخساره الکتریکی مقایسه نمود.



شکل ۱۲ مقایسه تراوایی حاصل از روش‌های ANN و KNN (مقایسه مدل‌سازی عادی و بهینه‌سازی شده)، بخشی از لایه ۲ چاه B (فاصله عمقی ۴۲۹۳ تا ۴۲۳۷ m)



شکل ۱۳ مقایسه تراوایی حاصل از روش‌های ANN و KNN (مقایسه مدل‌سازی عادی و بهینه‌سازی شده)، بخشی از لایه ۳ چاه C (فاصله عمقی ۴۴۵۴ تا ۴۵۰۰ m)

در چارچوب رخساره‌های الکتریکی منجر به نتایج بهتر و ضریب بستگی بالاتری نسبت به مدل‌سازی عادی می‌گردد. از میان روش‌های هوشمند مورد استفاده یعنی شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی (KNN) روش KNN پس از استفاده با کمک کدهای رخساره‌ای انطباق بهتری با مقادیر تراوایی مغزه حاصل نمود. مقادیر ضریب همبستگی با این روش برای لایه‌های ۱ و ۲ و نیز به ۷۱٪ و برای لایه ۳ به ۶۲٪ رسید. مزیت استفاده از کدهای رخساره الکتریکی در مرحله ساخت مدل‌های KNN با کمک آنالیز رخساره الکتریکی، تفکیک متناسب الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی متناسب با ویژگی‌های مخزنی است که نسبت به تفکیک زمین‌شناسی به‌صورت لایه‌ای منجر به تخمین تراوایی دقیق‌تری می‌شود.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش روش‌های مختلف تخمین تراوایی شامل برخی از روابط تجربی، آنالیز برآزش و همچنین شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های هوشمند برای تخمین تراوایی مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به وضعیت ناهمگن سازند کربناته فهلیان در میدان مورد مطالعه و کارستی بودن برخی نواحی آن، تخمین تراوایی با استفاده از روش‌های یادشده در بهترین حالت ضریب انطباق متوسطی حاصل نمودند. با توجه به نتایج مطلوب آنالیز رخساره الکتریکی در تفکیک بهینه مقادیر تخلخل، از رخساره‌های به‌دست آمده برای تخمین تراوایی استفاده شد. برای این منظور از رخساره‌های الکتریکی تفکیک شده در محدوده‌های عمقی مخزنی در مرحله مدل‌سازی شبکه‌های هوشمند استفاده شد. نتایج نشان می‌دهند تخمین تراوایی

مراجع

- [1]. Lucia, F. J. (2007). Carbonate reservoir characterization: an integrated approach. Springer-Verlag.
- [2]. Coates, G. R., & Dumanoir, J. L. (1973). A new approach to improved log-derived permeability. In SPWLA Annual Logging Symposium. SPWLA-1973. SPWLA..
- [3]. Timur, A. (1968). An investigation of permeability, porosity, & residual water saturation relationships for sandstone reservoirs. *The Log Analyst*, 9(04).
- [4]. Jamialahmadi, M., & Javadpour, F. G. (2000). Relationship of permeability, porosity and depth using an artificial neural network. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 26(1), 235-239. doi.org/10.1016/S0920-4105(00)00037-1.
- [5]. Singh, S. (2005). Permeability prediction using artificial neural network (ANN): A case study of uinta basin. SPE Annual Technical Conference and Exhibition. doi.org/10.2118/99286-STU.
- [6]. Urang, J. G., Ebong, E. D., Akpan, A. E., & Akaerue, E. I. (2020). A new approach for porosity and permeability prediction from well logs using artificial neural network and curve fitting techniques: A case study of Niger Delta, Nigeria. *Journal of Applied Geophysics*, 183, 104207. doi.org/10.1016/j.jappgeo.2020.104207.
- [7]. Okon, A. N., Adewole, S. E., & Uguma, E. M. (2021). Artificial neural network model for reservoir petrophysical properties: porosity, permeability and water saturation prediction. *Modeling Earth Systems and Environment*, 7(4), 2373-2390. doi:10.1007/s40808-020-01012-4.
- [8]. Abdel Azim, R., & Aljehani, A. (2022). Neural network model for permeability prediction from reservoir well logs. *Processes*, 10(12), 2587. doi.org/10.3390/pr10122587.
- [9]. Piryonesi, S. M., & El-Diraby, T. E. (2020). Role of data analytics in infrastructure asset management: overcoming data size and quality problems. *Journal of Transportation Engineering, Part B: Pavements*, 146(2), 04020022. doi.org/doi:10.1061/JPEODX.0000175.
- [10]. Tibshirani, R., Hastie, T., & Friedman, J. H. (2001). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction : with 200 full-color Illustrations*. Springer. <https://books.google.com/books?id=SEC-jnQAACA AJ>.
- [11]. Shi, X., Cui, Y., Guo, X., Yang, H., Chen, R., Li, T., Li, R., Wang, R., Wang, J., & Meng, L. (2017). Logging facies classification and permeability evaluation: multi-resolution graph based clustering. SPE Annual Technical Conference and Exhibition, <https://doi.org/10.2118/187030-MS>.
- [12]. Shakeri, A., & Parham, S. (2013). Reservoir characterization and quality controlling factors of the fahliyan formation located in Southwest Iran. *Journal of Sciences, Islamic Republic of Iran*, 24(2), 135-148.

- [13]. Lasemi, Y., & Kondroud, K. N. (2008). Sequence stratigraphic control on prolific HC reservoir development, Southwest Iran. *Oil and Gas Journal*, 106(1), 34-38.
- [14]. Huang, Z., Shimeld, J., Williamson, M., & Katsube, J. (1996). Permeability prediction with artificial neural network modeling in the Venture gas field, offshore eastern Canada. *Geophysics*, 61(2), 422-436. doi.org/10.1190/1.1443970.
- [15]. Ye, S. J., & Rabiller, P. (2005). Automated electrofacies ordering. *Petrophysics*, 46, 409-423.
- [16]. Mohebian, R., Bagheri, H., Kheirollahi, M., Bahrami, H. (2022). Permeability estimation using an integration of multi-resolution graph-based clustering and rock typing methods in an Iranian Carbonate Reservoir. *Journal of Petroleum Science and Technology* 11(3): 31, 2021, Pages 49-58. doi:10.22078/JPST.2022.4737.1785.



Estimating Permeability in Carbonate Reservoirs Using Artificial Neural Networks and K-Nearest Neighbor Algorithm

Seyed Javad Safavi^{2,1} and Ramin Maldar^{1,3}

1. Petrophysics Department, Pars Petro Zagros Co., Tehran, Iran
2. Earth Science, Islamic Azad University, Science and Research Campus, Tehran, Iran
3. Geology Department, Shahid Chamran University, Ahvaz, Iran

jsafavi@parspetro.com

DOI:10.22078/pr.2024.5334.3383

Received: January/07/2024

Accepted: April/27/2024

Introduction

The accurate estimation of permeability in carbonate reservoirs is a complex task due to the intricate pore systems and inherent heterogeneity of these formations [1]. Traditional methods of permeability estimation often fall short in capturing the detailed variability within the reservoir. This study aims to address these challenges by incorporating advanced machine learning techniques and electro-facies analysis to enhance permeability prediction accuracy [2, 3].

Materials and Methods

The study initially applied empirical relationships and regression analysis to estimate permeability, followed by the implementation of ANN and KNN algorithms using conventional well logs [4, 5]. Electro-facies analysis was conducted using the MRGC method to classify the reservoir into distinct facies based on porosity and shale volume. Moreover, separate ANN and KNN models were developed for each facies, utilizing the relevant well log data, as seen in Fig. 1.

Results and Discussion

The incorporation of electro-facies analysis significantly improved the performance of the ANN and KNN models. The KNN algorithm outperformed the ANN method, providing higher correlation coefficients with core permeability values. Fig. 2 shows that the results demonstrated that electro-facies-based modeling could effectively capture reservoir heterogeneity and improve permeability estimations.

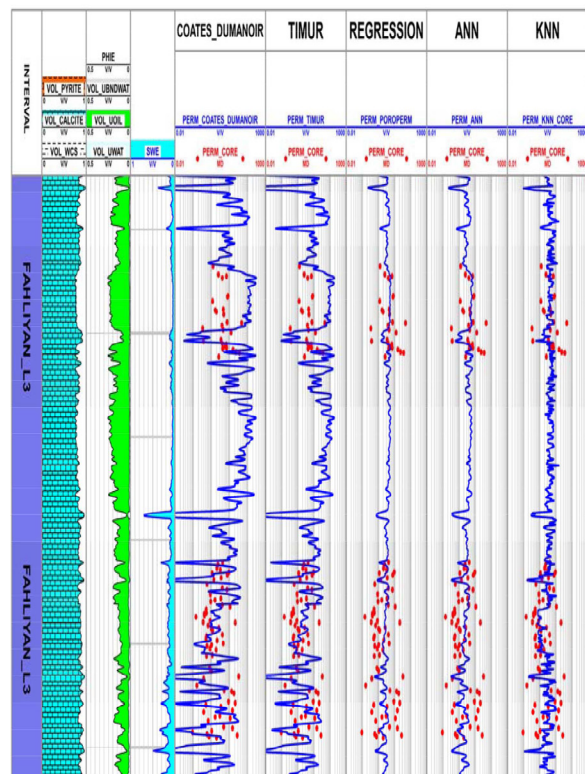


Fig. 1 Comparison of applying different methods for permeability prediction, Layer 3 of Fahliyan Formation, Well-C.

Furthermore, Comparison of predicted permeability using ANN and KNN methods by considering electrofacies analysis results are shown in Fig. 3.

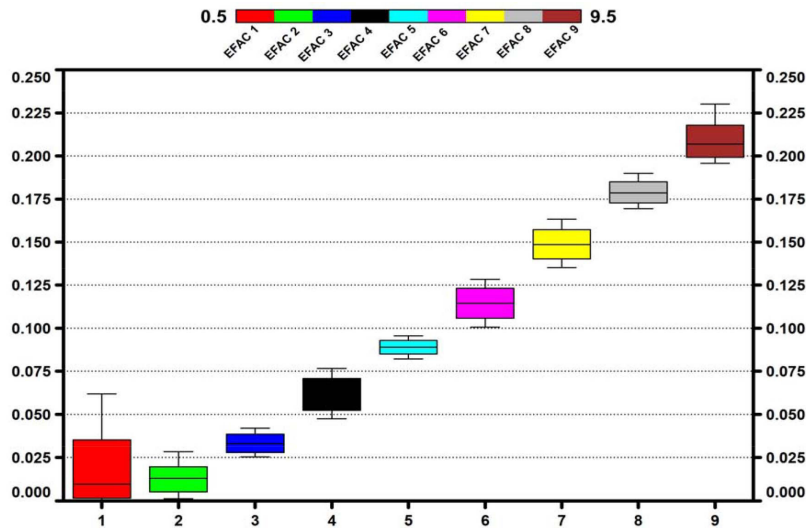


Fig. 2 Electrofacies determination of Fahliyan Formation and obtained different EFAC codes.

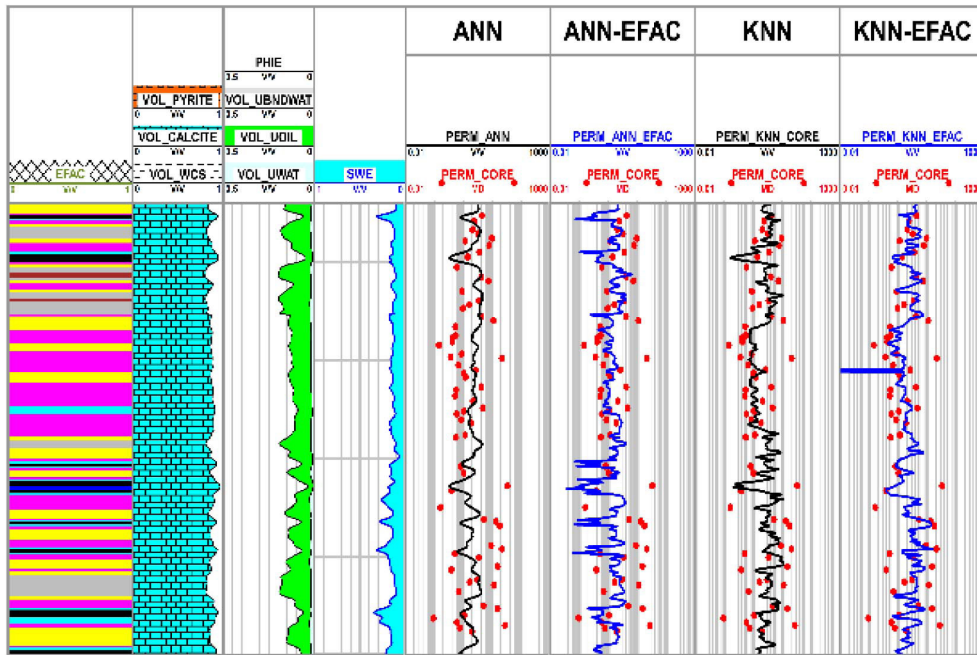


Fig. 3 Comparison of predicted permeability using ANN and KNN methods by considering Electrofacies analysis results during the prediction, Layer 3 of Fahliyan Formation, Well-C.

Conclusions

This study highlights the effectiveness of combining electro-facies analysis with machine learning techniques to enhance permeability estimation in carbonate reservoirs.

The KNN algorithm, particularly when integrated with electro-facies differentiation, offers a robust approach for predicting permeability in heterogeneous formations. Ultimately, the proposed methodology can be applied to other similar reservoirs, providing a valuable tool for reservoir characterization and management.

References

1. Lucia, F. J. (2007). Carbonate reservoir characterization: an integrated approach. Springer-Verlag.
2. Tibshirani, R., Hastie, T., & Friedman, J. H. (2001). The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction : with 200 full-color Illustrations. Springer. <https://books.google.com/books?id=SECjnQAACAAJ>.
3. Shi, X., Cui, Y., Guo, X., Yang, H., Chen, R., Li, T., Li, R., Wang, R., Wang, J., & Meng, L. (2017). Logging facies classification and permeability evaluation: multi-resolution graph based

- clustering. SPE Annual Technical Conference and Exhibition, <https://doi.org/10.2118/187030-MS>.
4. Okon, A. N., Adewole, S. E., & Uguma, E. M. (2021). Artificial neural network model for reservoir petrophysical properties: porosity, permeability and water saturation prediction. *Modeling Earth Systems and Environment*, 7(4), 2373-2390. doi:10.1007/s40808-020-01012-4 .
 5. Abdel Azim, R., & Aljehani, A. (2022). Neural network model for permeability prediction from reservoir well logs. *Processes*, 10(12), 2587. doi.org/10.3390/pr10122587. petrophysical properties: porosity, permeability and water saturation prediction. *Modeling Earth Systems and Environment*, 7(4), 2373-2390. doi:10.1007/s40808-020-01012-4 .
 6. Abdel Azim, R., & Aljehani, A. (2022). Neural network model for permeability prediction from reservoir well logs. *Processes*, 10(12), 2587. doi.org/10.3390/pr10122587.