

تخمین تراوایی با استفاده از الکتروفاسیس‌ها در یکی از مخازن کربناته میادین جنوب غرب ایران

حمیدرضا کیهانی^{۱*}، محمدعلی ریاحی^۲ و غلامحسین نوروزی^۲

۱- مهندسی اکتشاف نفت، دانشگاه تهران، تهران، ایران

۲- مؤسسه ژئوفیزیک، دانشگاه تهران، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۹۲/۱۰/۱۰ تاریخ پذیرش: ۹۳/۴/۱۲

چکیده

در این تحقیق یک رویکرد دو مرحله‌ای برای پیش‌بینی تراوایی از نمودارهای چاه ارائه شده است که با استفاده از رگرسیون غیرپارامتری در رابطه با آنالیز آماری چندمتغیره ارائه شده است. ابتدا، داده‌های چاه به انواع الکتروفاسیس‌ها طبقه‌بندی می‌شوند. این طبقه‌بندی بر اساس اندازه‌گیری‌های به دست آمده از نمودارهای چاه است که منعکس‌کننده کانی‌ها و رخساره‌های سنگی در بازه نمودارگیری است. این فرایند ترکیبی از آنالیز مؤلفه‌های اصلی، آنالیز خوشه‌ای مبتنی بر مدل و آنالیز تفکیک‌کننده برای توصیف و شناسایی انواع الکتروفاسیس‌ها است. سپس، از تکنیک‌های رگرسیون غیرپارامتری برای پیش‌بینی تراوایی هر الکتروفاسیس استفاده شده است. سه روش غیرپارامتری مورد بررسی در این مقاله الگوریتم انتظار مشروط متناوب، ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی هستند که مزیت‌ها و محدودیت‌های نسبی آنها بررسی شده است، در این میان الگوریتم انتظار مشروط متناوب نتایج بهتری برای داده‌های تست به دست می‌دهد. روش‌های پیشنهادی در این تحقیق در یک مخزن کربناته بسیار ناهمگن در جنوب غربی ایران مورد استفاده قرار گرفته است.

کلمات کلیدی: تراوایی، الکتروفاسیس، آنالیز مؤلفه‌های اصلی، الگوریتم انتظار مشروط متناوب، ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

اندازه‌گیری کند، وجود ندارد [۱]. بسیار رایج است که تراوایی را از نمودارهای چاه و یا با استفاده از روابط تجربی و یا به نوعی از رگرسیون‌های آماری (پارامتری یا غیرپارامتری)^۱ تخمین می‌زنند. مدل‌های تجربی در مناطقی که دارای محیط‌های مختلف رسوبی است، بدون اعمال تصحیحات مقادیر ثابت و توان‌ها قابل استفاده نمی‌باشد.

تراوایی یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های مخزن می‌باشد. تخمین تراوایی سنگ از نمودارهای چاه در چاه‌هایی که در آنها مغزه گرفته نشده است، یکی از موضوع‌های مهم و در عین حال دشوار در توصیف مخزن است و فرمولی که بتواند تراوایی را به طور مستقیم از نمودارهای چاه

1. Nonparametric Regression

hamidreza_keyhani@yahoo.com

*مسئول مکاتبات
آدرس الکترونیکی

همچنین، عدم قطعیت قابل توجهی در تعیین اشباع آب کاهش نیافتنی^۱ و فاکتور سیمان شدگی^۲ در این مدل‌ها وجود دارد. رگرسیون‌های آماری رایج که پارامتری هستند از مدل‌های خطی و یا غیرخطی که نیاز به مفروضات پیشین در مورد شکل‌های کاربردی آنها ندارند، استفاده می‌کنند [۲].

روش‌های متعددی برای طبقه‌بندی نمودارهای چاه به کلاس‌های مشخص و در نتیجه بهبود پیش‌بینی تراوایی وجود دارد. ساده‌ترین روش با استفاده از زون‌های جریان ۳ یا لایه‌بندی مخزن^۳ است که در این تحقیق از این دو استفاده نشده است [۳].

تعیین الکتروفاسیس‌ها

روش‌های متعددی برای طبقه‌بندی الکتروفاسیس‌ها استفاده شده است بر اساس خوشه‌بندی پاسخ‌های نمودارهای چاه با ویژگی‌های مشابه است. این روش سه مرحله‌ای مورد بحث قرار می‌گیرد.

هدف از این پژوهش، بهبود پیش‌بینی تراوایی در مخازن کربناته ناهمگن با ترکیبی از ویژگی‌های الکتروفاسیس‌ها و تکنیک‌های رگرسیون غیرپارامتری است. این روش‌ها در یک مخزن کربناته ناهمگن در یکی از میداین هیدروکربنی جنوب غرب ایران به کار برده می‌شود. نتایج به دست آمده با استفاده از سه روش، در پیش‌بینی تراوایی با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

مرحله ۱- آنالیز مؤلفه‌های اصلی. این روش برای خلاصه کردن داده‌ها به طور موثر و به منظور کاهش ابعاد داده‌ها بدون از دست دادن مقدار قابل توجهی از اطلاعات، مورد استفاده قرار می‌گیرد. ابتدا، اثرات مقیاس و واحدهای متغیرهای نمودارگیری را به حداقل می‌رساند و داده‌های به دست آمده از نمودارگیری را با کم کردن میانگین از هر مقدار و تقسیم آن بر انحراف معیار استاندارد می‌کند [۴].

هدف از این پژوهش، بهبود پیش‌بینی تراوایی در مخازن کربناته ناهمگن با ترکیبی از ویژگی‌های الکتروفاسیس‌ها و تکنیک‌های رگرسیون غیرپارامتری است. این روش‌ها در یک مخزن کربناته ناهمگن در یکی از میداین هیدروکربنی جنوب غرب ایران به کار برده می‌شود. نتایج به دست آمده با استفاده از سه روش، در پیش‌بینی تراوایی با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

روش تحقیق

مرحله ۲- آنالیز خوشه‌ای. هدف از آنالیز خوشه‌ای، خوشه‌بندی مجموعه داده‌ها براساس مقدار تشابه و یا عدم تشابه بین گروه داده‌ها، به گروه‌هایی که در داخل همگن و در خارج مجزا شده‌اند، است. در این مطالعه، مدل مبتنی بر خوشه که یک روش خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی تجمعی^{۱۱} می‌باشد، مورد استفاده قرار گرفته است. این رویکرد می‌تواند عملکرد بسیار بهتری نسبت به روش‌های معمولی از قبیل تک لینک^{۱۲} و K-میانگین^{۱۳} خوشه‌ای، که اغلب در شناسایی گروه‌هایی که با هم تداخل دارند و یا اشکال و اندازه‌های مختلف دارند با شکست مواجه می‌شوند، را داشته باشد. یکی دیگر از مزایای رویکرد مبتنی بر مدل این است که از معیارهای بی‌زین^{۱۴} مرتبط برای ارزیابی مدل استفاده می‌کند.

روش پیشنهادی در این پژوهش، روش رگرسیون آماری برای پیش‌بینی تراوایی از نمودارهای چاه می‌باشد و بر اساس طبقه‌بندی و ارتباط داده‌هاست. از دیدگاه کلی‌تر، روش شامل دو بخش عمده است: (الف) طبقه‌بندی داده‌ها از طریق تعیین الکتروفاسیس‌ها و (ب) همبستگی تراوایی با تکنیک‌های رگرسیون غیرپارامتری و سیستم‌های هوشمند. برای توصیف و شناسایی گروه‌های الکتروفاسیس، از آنالیز چندمتغیره^۵ داده‌های نمودارهای چاه با استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی^۶، آنالیز خوشه‌ای مبتنی بر مدل^۷ و آنالیز تفکیک کننده^۸ استفاده می‌شود. چنین طبقه‌بندی الکتروفاسیس‌ها هیچ زیربخش مصنوعی از تعداد داده‌ها را نیاز ندارد. این طبقه‌بندی براساس اندازه‌گیری‌های به دست آمده از نمودارهای چاه می‌باشد که منعکس کننده کانی‌ها و رخساره‌های سنگی^۹ در بازه نمودارگیری است. برای همبستگی تراوایی، سه روش رگرسیون غیرپارامتری،

1. Irreducible Water Saturation
2. Cementation Factor
3. Flow Zones
4. Reservoir Layering
5. Multivariate Statistical Analysis
6. Principal Components Analysis
7. Model-based Cluster Analysis
8. Discriminant Analysis
9. Lithofacies
10. Support Vector Machine
11. Hierarchical Agglomerative Clustering
12. Single-link
13. K-mean
14. Bayesian criterion

همبستگی تراوایی

هنگامی که الکتروفاسیس‌ها شناسایی شدند، گام بعدی توسعه همبستگی بین تراوایی و داده‌های به دست آمده از نمودارهای چاه برای هر الکتروفاسیس است. از تکنیک‌های رگرسیون غیرپارامتری که مفروضات پیشینی در مورد شکل‌های عملکردی آنها برای مدل کردن داده‌ها نیاز ندارد، استفاده می‌شود. در این تحقیق، مزیت‌های نسبی از سه روش غیر پارامتری ACE، ANN و SVM با یکدیگر بررسی می‌شود.

ماشین بردار پشتیبان^۱: یکی از روش‌های یادگیری بانظارت است که از آن برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌کنند. مبنای کاری دسته‌بندی کننده SVM دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌شود، خطی انتخاب شود که حاشیه اطمینان بیشتری را داشته باشد. حل معادله‌ی پیدا کردن خط بهینه برای داده‌ها به وسیله روش‌های برنامه‌ریزی درجه دوم^۲ که روش‌های شناخته شده‌ای در حل مسائل محدودیت‌دار هستند، صورت می‌گیرد. ماشین‌های بردار پشتیبان می‌توانند خطی یا غیر خطی باشند [۶].

الگوریتم انتظار مشروط متناوب^۳ (ACE) در اصل توسط فریدمن و بریمن پیشنهاد شده است، که یک روش تبدیل بهینه، برای رگرسیون چندگانه فراهم می‌کند که در نتیجه، حداکثر ارتباط بین متغیر وابسته (پاسخ) و متغیرهای چندگانه تصادفی مستقل (پیش بینی کننده) را تخمین می‌زند. در چنین تبدیل‌های بهینه‌ای می‌توان با به حداقل رساندن واریانس، به یک رابطه خطی بین متغیر پاسخ تبدیل شده و مجموع متغیرهای پیش‌بینی کننده تبدیل دست‌یافت [۷].

تبدیل‌های بهینه صرفاً بر اساس مجموعه‌های داده هستند و نتایج آنها را با حداکثر همبستگی در فضای تبدیل شده می‌توان نشان داد. این تبدیل‌ها به مفروضات پیشینی از نوع کاربردی برای پاسخ و یا متغیرهای پیش‌بینی کننده نیاز ندارند، بنابراین، این روش تبدیل، یک ابزار قدرتمند برای

این ویژگی و سیله‌ای برای انتخاب است که نه تنها مدل را پارامتربندی می‌کند، بلکه تعداد خوشه‌ها را بدون قضاوت ذهنی نسبت به تکنیک‌های آنالیز خوشه‌ای معمولی فراهم می‌کند. ایده کلیدی خوشه‌بندی مبتنی بر مدل این است که داده‌ها را با ترکیبی از توزیع‌های احتمال اساسی تولید می‌کند.

بنفیلد و رفتری (۱۹۹۳) چارچوب مبتنی بر مدل برای خوشه‌بندی را با پارامتربندی ماتریس کواریانس در تجزیه اصطلاحات مقادیر ویژه‌ی آن توسعه دادند. این مدل موفقیت‌های قابل توجهی در تعدادی از برنامه‌های عملی، از جمله شناسایی کاراکتر، تقسیم بندی بافت، میدان مین، تشخیص گسل لرزه‌ای، شناسایی معایب نساجی از تصاویر و طبقه‌بندی داده‌های نجومی داشته است. در این رویکرد از آنالیز خوشه‌ای مبتنی بر مدل استفاده می‌شود. خوشه‌های شناسایی شده را می‌توان به عنوان گروه‌های مجزای الکتروفاسیس‌ها در نظر گرفت که منعکس کننده ویژگی‌های هیدرولیکی، رخساره‌ی سنگی و دیاژنتیکی می‌باشد. اگر اطلاعات اضافی از قبیل مشاهدات مغزه یا بینش زمین‌شناسی موجود باشد، می‌توان برای اطمینان، شناسایی گروه‌های الکتروفاسیس‌ها را با تفسیر زمین شناسی کالیبره کرد [۵].

مرحله ۳- آنالیز تفکیک کننده. آنالیز تفکیک کننده یک روش چندمتغیره برای اختصاص یک بردار با مشاهدات فردی به دو یا چند گروه از پیش تعریف‌شده براساس اندازه‌گیری است. این روش بر این فرض است که نمونه منحصر به فرد از یکی از تعداد داده‌های g ، $g > 2$ یا گروه‌های Π_1, \dots, Π_n است. اگر هر گروه توسط تابع چگالی احتمال $F_C(x)$ مخصوص به خود مشخص شود و احتمال قبل از گروه π_c مشخص باشد، با توجه به قضیه‌ی بیزین، توزیع قبلی از کلاس‌ها با توجه به مشاهدات x برابر می‌شود با $p(c|x)$. برای ایجاد آنالیز تفکیک کننده، نیاز دارد به طبقه‌بندی از پیش تعیین شده‌ی داده‌ها به زیر گروه‌های نسبتاً همگن. این طبقه بندی توسط توزیع‌های آماری انجام می‌شود. به طوری که متغیرهای گروه‌بندی با هریک از زیرگروه‌ها مرتبط هستند.

1. Support Vector Machine (SVM)

2. QP: Quadratic Programming

3. Alternating Conditional Expectations (ACE)

در حوضه فرلند^۶ در جنوب غربی رشته کوه زاگرس رسوب گذاری شده‌اند. در ۶ چاه اولی که در این میدان حفر شده است، سازندهای متعلق به گروه بنگستان و خامی در این چاه‌ها دیده می‌شود. در این میدان چهار لایه سروک، کژدمی، گدوان و فهلیان و سازند نفتی ایلام و لایه ماسه‌سنگی کژدمی به عنوان سازندهای مورد بهره‌برداری شناخته شده‌اند. در این تحقیق سازند مخزنی سروک، به عنوان اصلی‌ترین سازند مخزنی این میدان، مورد بررسی قرار گرفته است که لیتولوژی این سازند کربناته ناهمگن است [۱۰].

سازند سروک دارای ۴ رخساره است. رخساره‌های سنگی به وسیله ارتباط رخساره‌ها، بر اساس تفسیر ویژگی‌ها رسوبی گروه‌بندی می‌شوند. رخساره‌های این سازند (از کم عمق به سمت عمیق) عبارتند از:

جزر و مد صاف^۱: این محیط عموماً به سمت خشکی است، که بعد از آن پلت فرم داخلی وجود دارد و تحت تاثیر جزر و مد قرار می‌گیرد.

۲- پلت فرم داخلی^۱: تغییرات محدود در شرایط دریایی در این محیط صورت می‌گیرد که شامل محصور^۱ و نامحصور^۲ می‌شود. محیط داخلی این پلت فرم زیر آب است و به طور

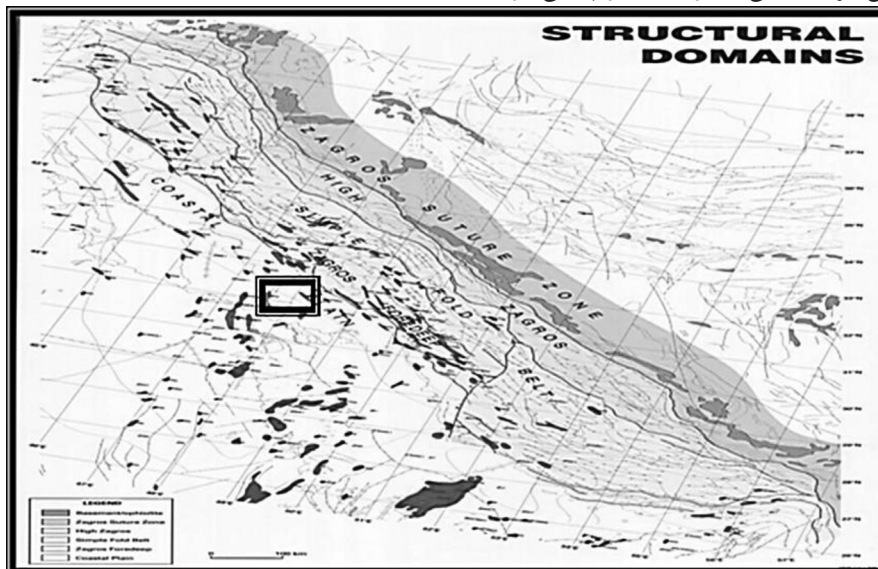
اکتشاف و آنالیز داده‌ها و ارتباط آنها باهم است.

شبکه عصبی مصنوعی^۱ (ANN): یک شبکه عصبی مصنوعی ایده‌ای است برای پردازش اطلاعات، که از سیستم عصبی زیستی الهام گرفته شده و مانند مغز به پردازش اطلاعات می‌پردازد. در این تحقیق از شبکه پس‌خور رو به جلو^۲ و تابع آموزشی^۳ با آموزش تنظیمات بیزین^۴ استفاده شده است. آموزش تنظیمات بیزین، آموزش شبکه یک تابع است که با به روزسانی ارزش‌های وزن و برآزش با توجه به بهینه‌سازی لوبنرگ مارکواریت^۵ عمل می‌کند. آموزش تنظیم بیزین می‌تواند هر شبکه‌ای که دارای وزن، ورودی شبکه، توابع انتقال و توابع مشتق باشد، را آموزش دهد [۸].

میدان مورد مطالعه

میدان نفتی مورد مطالعه، یکی از بزرگ‌ترین میادین نفتی ایران است که در ۸۰ کیلومتری غرب اهواز و نزدیک مرز ایران و عراق، در پهنه آبادان و قسمت غربی فروافتادگی دزفول واقع است (شکل ۱) [۹].

مخازن بنگستان واقع شده در این میدان که جزء مخازن اصلی جنوب غربی فروافتادگی دزفول محسوب می‌شوند،



شکل ۱- موقعیت میدان مورد مطالعه [۹].

1. Artificial Neural Networks (ANN)
2. Feed-forward Backpropagation
3. Training Function
4. Trainbr: Bayesian Regulation Backpropagation
5. Levenberg-marquardt Optimization
6. Forland
7. Tidal Flat

چاه‌های شماره ۱، ۳، ۴ و ۵ این میدان را شامل می‌شود که در شکل ۲ همبستگی عمقی بین آنها نشان داده شده است [۱۰]. ابتدا داده‌های نمودارگیری به خوبی اصلاح شده‌اند. سپس، عمق‌های بین داده‌های به دست آمده از نمودارگیری با داده‌های مغزه مطابقت داده می‌شود. در نهایت، با در نظر گرفتن کیفیت داده‌ها، از ۴ چاه برای آنالیز استفاده می‌شود. در این میدان ۱۴ نمودار در چاه‌های مختلف رانده شده است که عبارتند از:

CGR, DRHO, DT, GR, LLD, LLS, MSFL, NPFI, Caliper, PEF, RHOB, ILD, ILD که ۷ نمودار از این نمودارها در چاه‌های انتخابی مشترک است و از این ۷ نمودار برای طبقه‌بندی خوشه‌ها استفاده شده است که شامل نمودارهای DT, GR, LLD, LLD, MSFL, NPFI و RHOB می‌شوند. شکل ۳ نموداری طرح‌واره از پیش‌بینی تراوایی با شناسایی الکتروفاسیس‌ها را نشان می‌دهد.

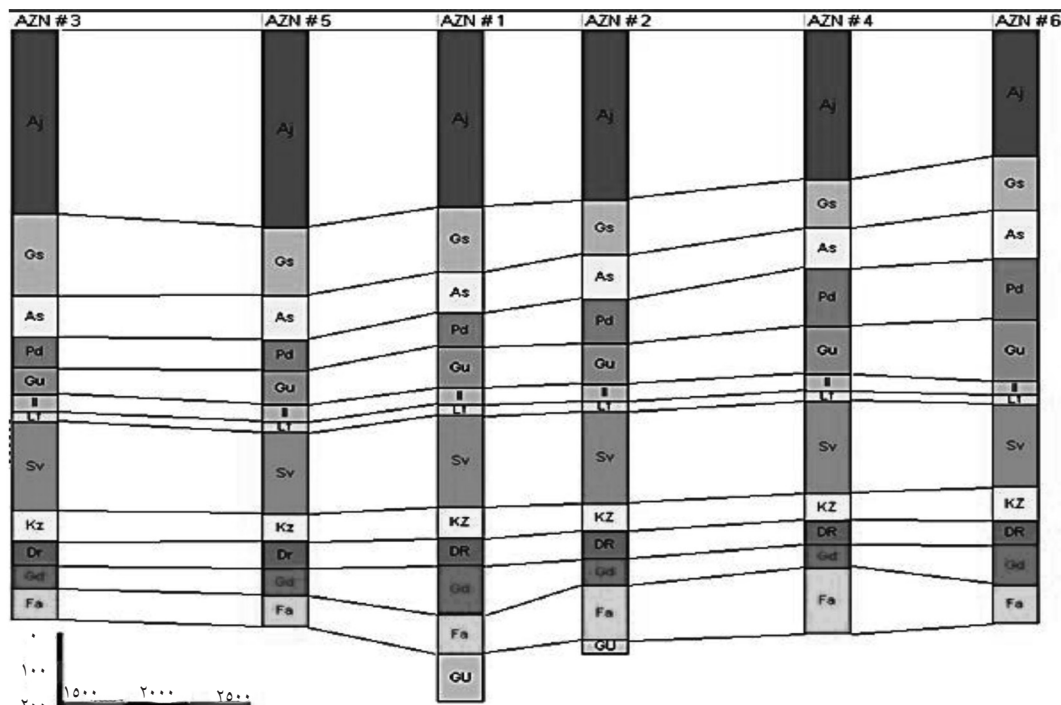
کلی محیط آن آرام است.

۳- تپه رودیست^۲: تپه رودیست بالاترین سطح انرژی را در محیط دریایی کم عمق دارد و تا حدی موج‌های بزرگ در این قسمت صورت می‌گیرد. این تپه بیشتر به صورت مانع عمل می‌کند.

۴- پلت فرم باز^۳: محیط جلوی مانع (تپه رودیست)، پلت فرم باز کم عمق است که بسوی دریا است. در این محیط با عمیق شدن عمق دریا سطح انرژی کمتر می‌شود. این محیط با تغییر شرایط دریایی با عمق آب نسبتاً متغیر همراه است که شامل باز بالای سطح اساس امواج طوفانی^۴ و باز زیر سطح اساس امواج طوفانی^۵ می‌شود [۱۱].

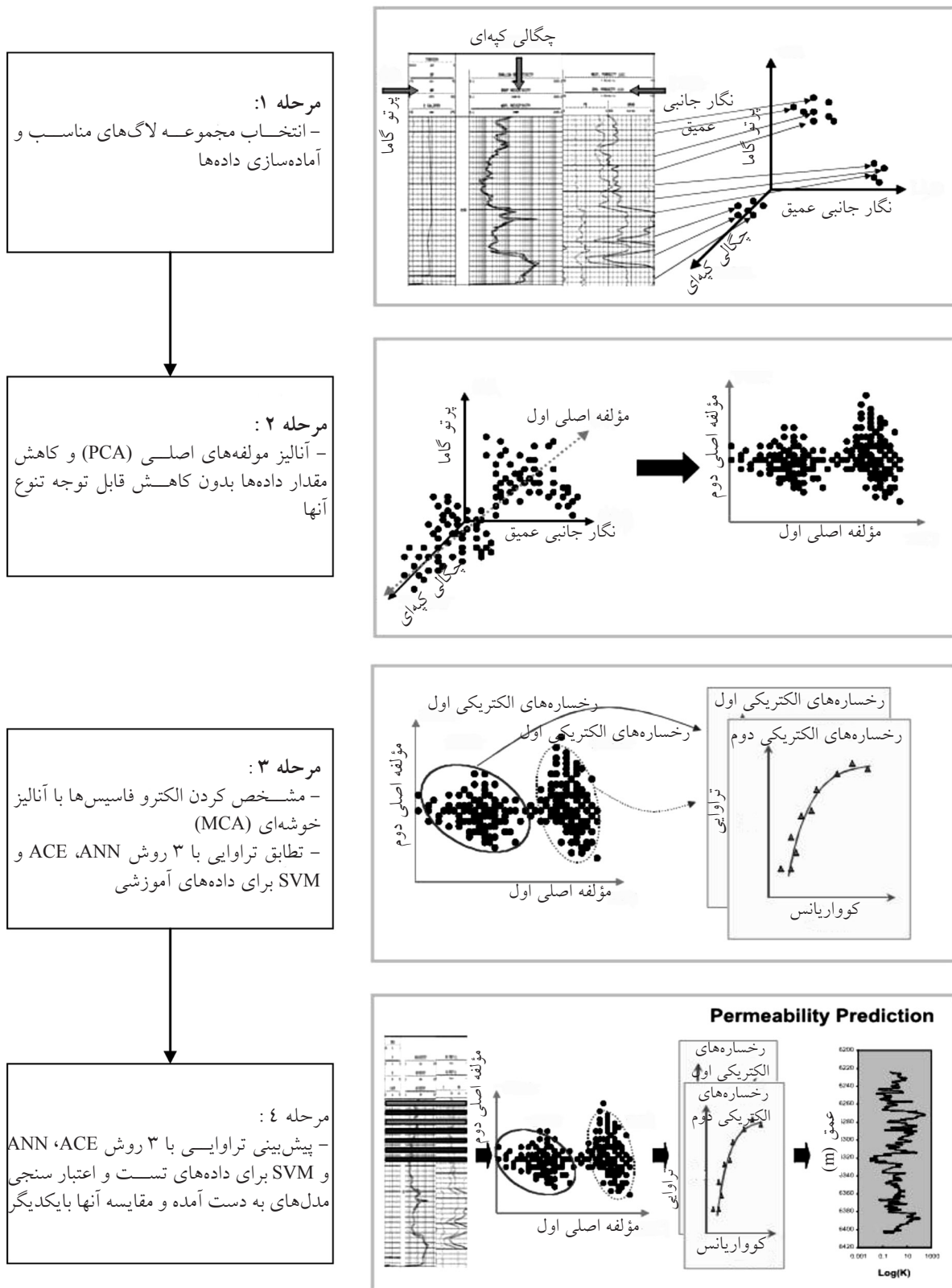
بحث و نتایج

آماده‌سازی داده‌ها: داده‌هایی که در این آنالیز استفاده شده‌اند، داده‌های ۴ چاه از میدان مورد مطالعه است که



شکل ۲- همبستگی عمقی بین ۶ چاه در میدان مورد مطالعه که در این تحقیق چاه‌های شماره ۱، ۳، ۴ و ۵ آنالیز شده‌اند [۱۰].

1. Open Platform
2. Open (Above Sea Wave Storm (SWB))
3. Open (Blew Sea Wave Storm (SWB))
4. Corrected Gamma Ray
5. The Bulk Density Correction)



شکل ۳- نمودار طرح‌واره از پیش‌بینی تراوایی با شناسایی الکتروفاسیس‌ها

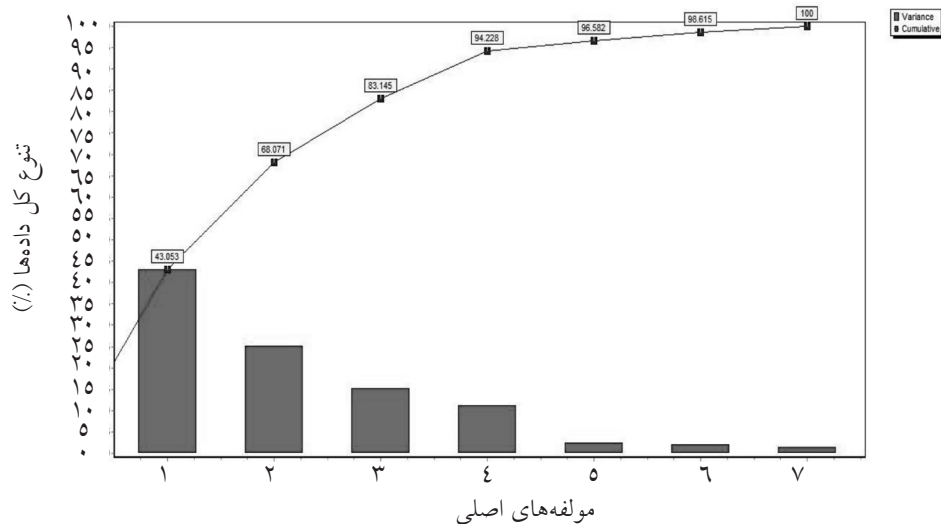
مؤلفه‌های اصلی در جدول ۱ آمده است. برای مثال، PC1 و PC2 به صورت زیر تعریف شده‌اند:

$$PC1 = -0.5210DT + 0.0681GR - 0.3216LLD - 0.1872LLS + 0.2516MSFL - 0.4909NPHI + 0.5303RHOB$$

$$PC2 = -0.2098DT - 0.2370GR + 0.5880LLD + 0.6615LLS + 0.1491MSFL - 0.2997NPHI + 0.0664RHOB \quad (\lambda_a)$$

آنالیز خوشه‌ای مبتنی بر مدل MCA: برای تعریف چهار گروه مجزا براساس ویژگی‌های منحصر به فرد از داده‌های اندازه‌گیری شده در نمودارگیری چاه استفاده می‌شود. در شکل ۵، هر خوشه را می‌توان به عنوان یک الکتروفاسیس که نشان دهنده ویژگی‌های هیدرولوژیکی، رخساره سنگی، و دیاژنتیکی است، نشان داد.

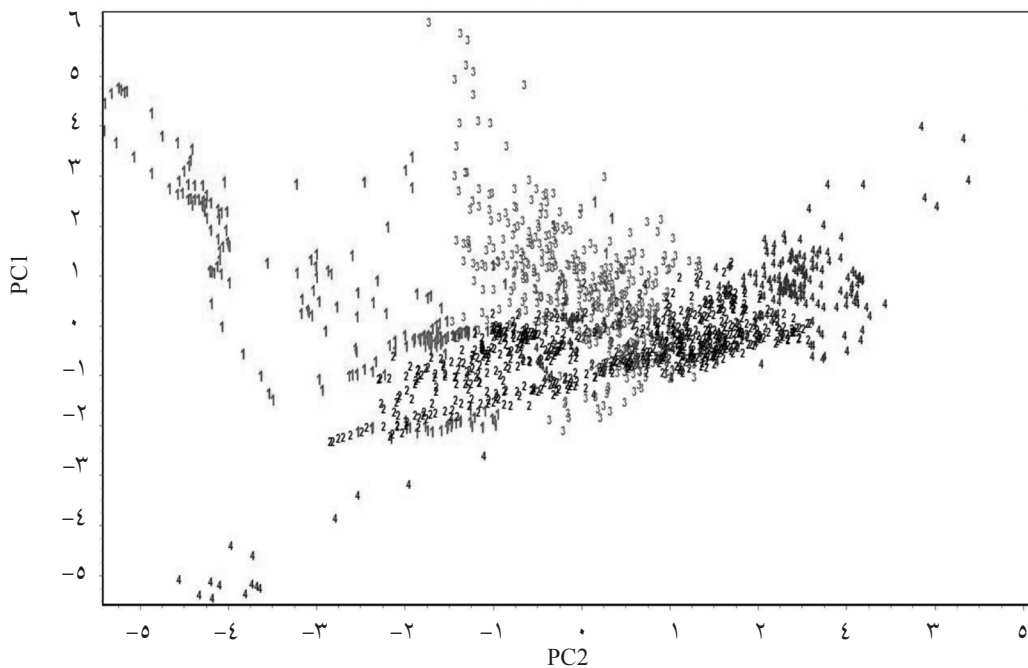
آنالیز مؤلفه‌های اصلی: PCA برای به دست آوردن مؤلفه‌های اصلی $PC_j (j=1, \dots, 7)$ ، بعد از اصلاح داده‌ها استفاده می‌شود. شکل ۴ نمودار میله‌ای واریانس‌های مؤلفه‌های اصلی را نشان می‌دهد که از رابطه $\sum_{i=1}^j \frac{\lambda_i}{trace(O)}$ به دست آمده است، که اغلب یک روش مناسب برای شناسایی مؤلفه‌های اصلی فراهم می‌کند. همان‌طور که در شکل ۴ نشان داده شده است، تنها ۴ مؤلفه اصلی حدود ۹۵٪ از تنوع کل داده‌ها را توصیف می‌کنند. چگونگی توزیع داده‌ها برحسب PC1 و PC2 به دست می‌آید. در این رابطه مؤلفه اول (PC1) هم‌خوانی بیشتری با چگالی (RHOB) دارد، در حالی که مؤلفه دوم (PC2) ارتباط قوی‌تر با اندازه‌گیری مقاومت زون رخنه (LLS) را نشان می‌دهد. بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس Σ و ضرایب تبدیل



شکل ۴- نمودار میله‌ای واریانس‌های اجزای اصلی

جدول ۱- نتایج به دست آمده از PCA

Variables	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7
DT	-۰/۵۲۱۰	-۰/۲۰۹۸	-۰/۰۶۷۱	-۰/۱۹۲۸	۰/۱۰۲۲	۰/۴۳۵۹	۰/۶۶۵۲
GR	۰/۰۶۸۱	-۰/۲۳۷۰	۰/۸۱۴۶	-۰/۴۸۳۰	-۰/۱۹۳۰	۰/۰۵۰۴	-۰/۰۶۶۲
LLD	-۰/۳۲۱۶	۰/۵۸۸۰	۰/۱۰۵۹	-۰/۰۷۷۴	۰/۰۳۶۸	۰/۵۶۸۹	-۰/۴۵۶۷
LLS	-۰/۱۸۷۲	۰/۶۶۱۵	۰/۲۵۱۲	-۰/۰۶۲۱	۰/۱۳۰۷	-۰/۵۳۳۲	۰/۳۹۸۷
MSFL	۰/۲۵۱۶	۰/۱۴۹۱	-۰/۴۷۴۰	-۰/۸۲۹۰	-۰/۰۲۲۴	-۰/۰۴۴۳	-۰/۰۱۱۶
NPHI	-۰/۴۹۰۹	۰/۲۹۹۷	-۰/۰۳۱۱	-۰/۱۷۷۲	۰/۵۹۸۶	-۰/۳۴۵۲	-۰/۳۹۹۲
RHOB	۰/۵۳۰۳	۰/۰۶۶۴	۰/۱۷۸۵	۰/۰۳۳۰	۰/۷۵۸۳	۰/۲۸۳۳	۰/۱۶۱۷
Eigen Value	۴۳۵۶/۶۸۰۷	۲۵۳۱/۶۵۶۷	۱۵۲۵/۴۶۱۲	۱۱۲۱/۵۲۵۰	۲۳۸/۲۲۲۳	۲۰۵/۶۷۶۸	۱۴۰/۱۵۷۷
(%)Contribution	۴۳/۰۵۲۸	۲۵/۰۱۷۹	۱۵/۰۷۴۶	۱۱/۰۸۲۹	۲/۳۵۴۱	۲/۰۳۲۵	۱/۳۸۵۰
Cumulative Contribution (%)	۴۳/۰۵۲۸	۶۸/۰۷۰۷	۸۳/۱۴۵۴	۹۴/۲۲۸۳	۹۶/۵۸۵۲	۹۸/۶۱۵۰	۱۰۰/۰۰۰۰



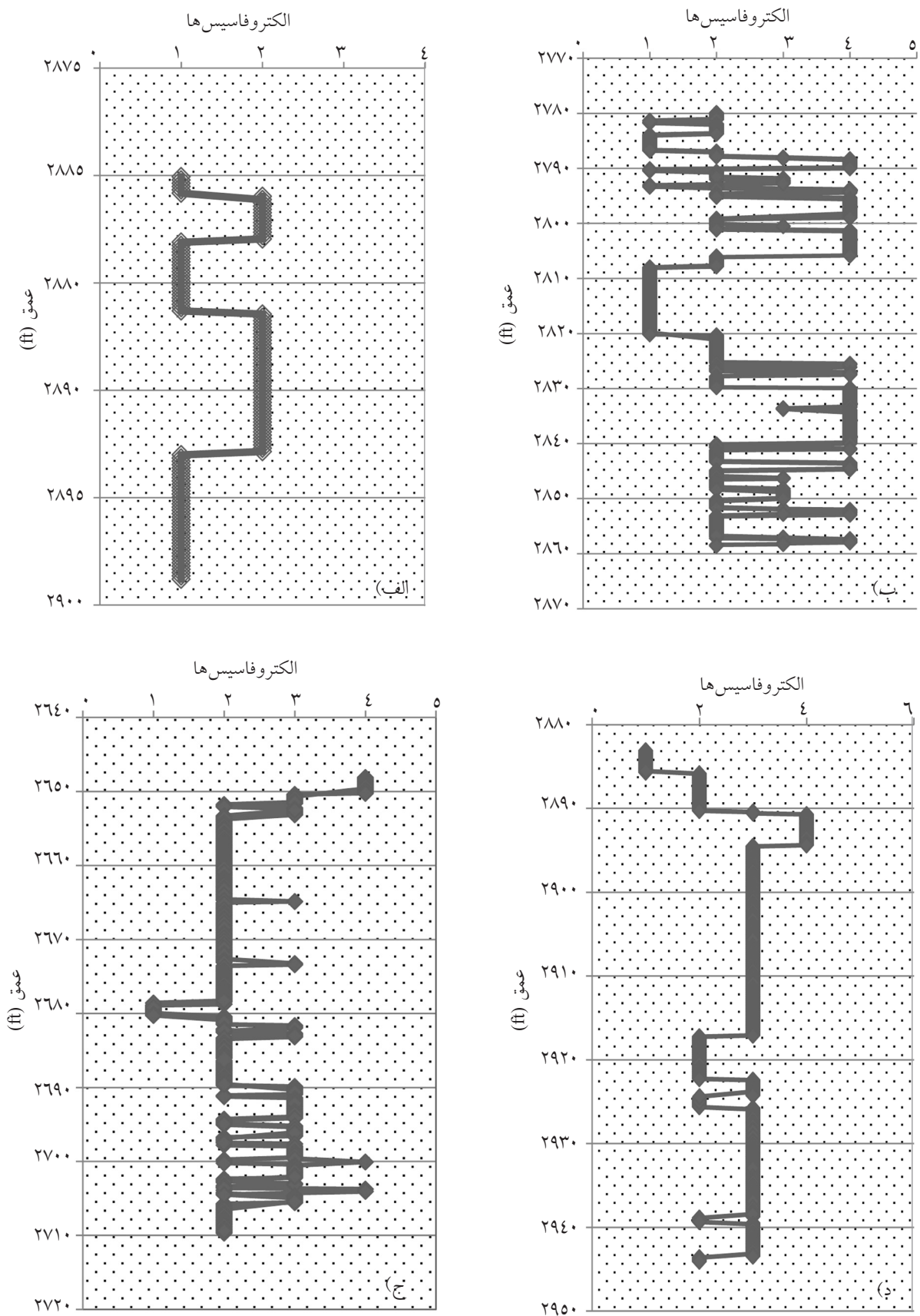
شکل ۵- چگونگی توزیع الکتروفاسیس‌ها برحسب PC1 و PC2 (اعداد، گروه‌های الکتروفاسیس‌ها را نشان می‌دهند).

ترتیب با ۳ روش ANN، ACE و SVM مقایسه شده‌اند. در روش ANN از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب متغیرهای مناسب برای پیش‌بینی بهتر تراوایی استفاده شده است.

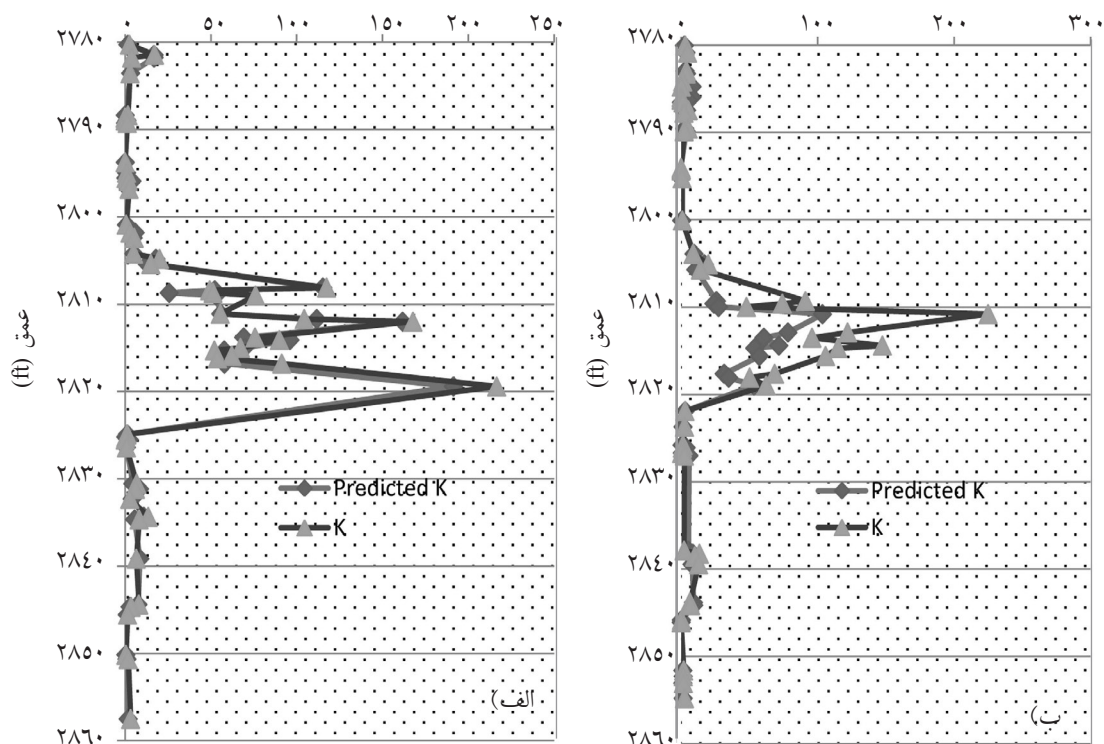
مرحله ۵: اعتبار سنجی. برای هر الکتروفاسیس تعدادی داده برای آموزش و مدل‌سازی استفاده شده و تعداد باقی‌مانده برای تست و اعتبار سنجی مدل آنالیز می‌شوند. رگرسیون خطی به دست آمده به ترتیب با ۳ روش ANN و SVM برای داده‌های تست الکتروفاسیس شماره ۲ انجام شد. نتایج به دست آمده از ۳ روش ANN، ACE و SVM در جدول ۲ با هم مقایسه شده‌اند. برای داده‌های آموزشی روش ANN دارای $R^2=0.9243$ می‌باشد که از دو روش دیگر دقت بیشتری دارد ولی برای داده‌های تست روش ACE با $R^2=0.8579$ نتایج بهتری را به دست می‌دهد. در شکل‌های ۷ الف، ۸ الف و ۹ ب تراوایی‌های به دست آمده از مغزه و تراوایی‌های پیش‌بینی شده برحسب عمق داده‌های تست در چاه شماره ۳ به ترتیب با ۳ روش ANN و SVM مقایسه شده‌اند.

در شکل‌های ۶ الف، ۶ ب و ۶ ج توزیع الکتروفاسیس‌ها در چاه‌ها نشان داده شده است. در چاه شماره ۱ فقط الکتروفاسیس‌های نوع ۱ و ۲، ولی در دیگر چاه‌ها همه گروه‌های الکتروفاسیس‌ها وجود دارند.

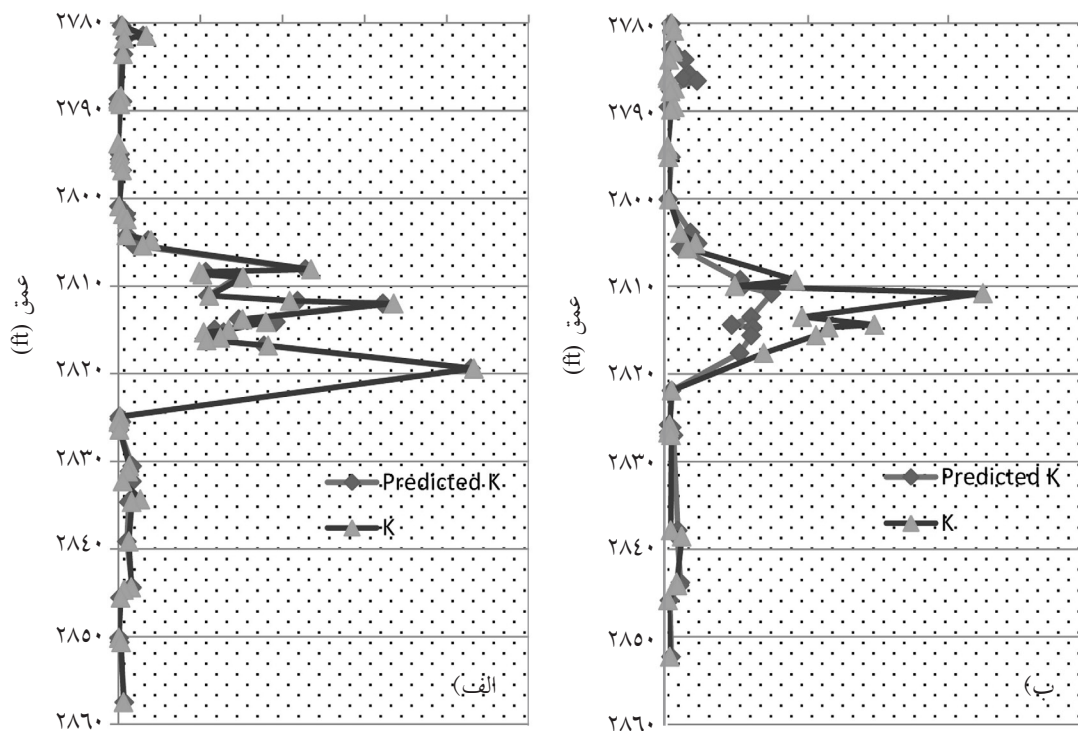
ارتباط داده‌ها: پس از طبقه‌بندی پاسخ داده‌های نمودارگیری چاه به چهار گروه الکتروفاسیس، تکنیک‌های رگرسیون آماری برای دست‌یافتن به مدل رابطه‌ی بین تراوایی و پاسخ داده‌های نمودارگیری، برای هر گروه اعمال می‌شود. در این مطالعه، سه روش غیرپارامتری ANN، ACE و SVM مورد بررسی قرار می‌گیرند و عملکردهای آنها به صورت نسبی ارزیابی می‌شود. برای هر گروه الکتروفاسیس، مدل‌سازی با هر سه روش انجام می‌گیرد. نتایج به دست آمده از رگرسیون خطی به ترتیب با ۳ روش ANN، ACE و SVM برای داده‌های آموزشی الکتروفاسیس شماره ۲ انجام شد که برای داده‌های آموزشی روش ANN بهترین پاسخ را داده است ($R^2=0.9243$). در شکل‌های ۷ الف و ۸ الف و ۹ الف تراوایی‌های به دست آمده از مغزه و تراوایی‌های پیش‌بینی شده برحسب عمق داده‌های آموزشی در چاه شماره ۳ به



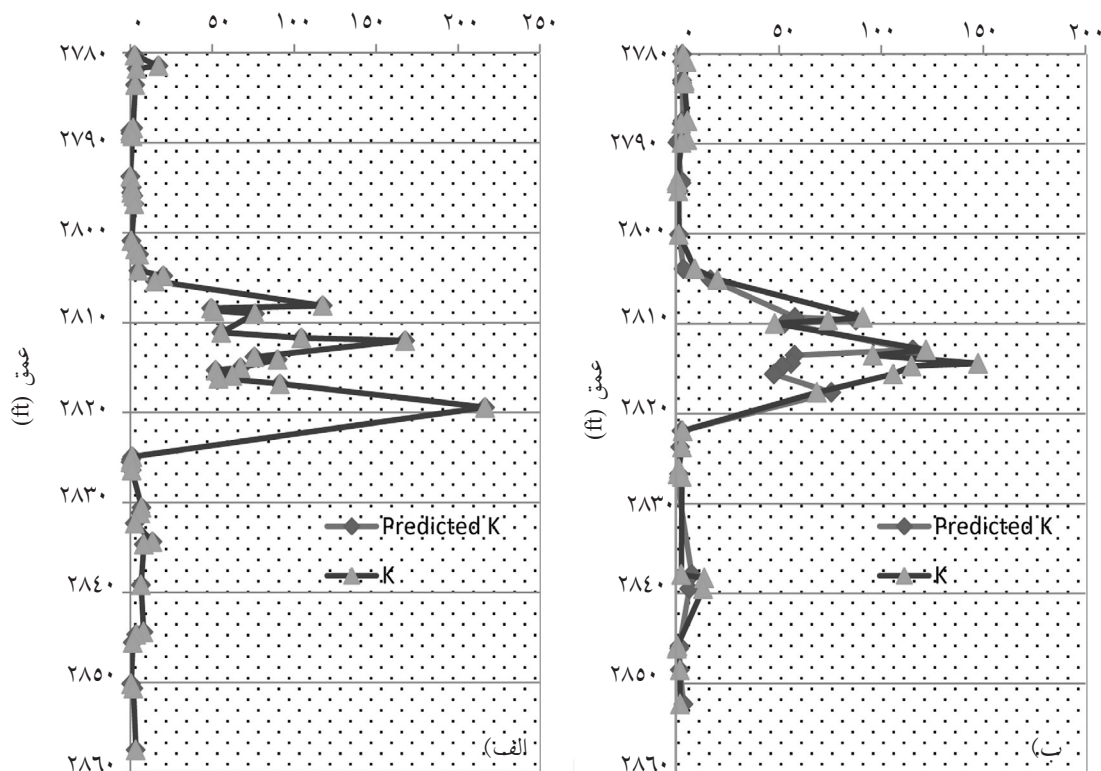
شکل ۶- توزیع الکتروفاسیس ها در چاه های شماره الف) ۱، ب) ۳، ج) ۴ و د) ۵



شکل ۷- نمودار مقایسه تراوایی مغزه و تراوایی پیش‌بینی شده برحسب عمق داده‌های آموزشی در چاه شماره ۳ با روش ACE برای داده‌های آموزش و (ب) داده‌های تست



شکل ۸- نمودار مقایسه تراوایی مغزه و تراوایی پیش‌بینی شده برحسب عمق داده‌های آموزشی در چاه شماره ۳ با روش شبکه عصبی برای (الف) داده‌های آموزش و (ب) داده‌های تست



شکل ۹- نمودار مقایسه تراوایی مغزه و تراوایی پیش‌بینی شده برحسب عمق داده‌های آموزشی در چاه شماره ۳ با روش SVM برای الف) داده‌های آموزش و ب) داده‌های تست

جدول ۲- مقایسه نتایج به دست آمده از روش ACE و ANN و SVM برای الکتروفاسیس شماره ۲ بایکدیگر

		ACE	ANN	SVM
R ²	آموزش	۰/۹۰۶۳	۰/۹۲۴۳	۰/۸۷۷
	تست	۰/۸۵۷۹	۰/۷۴۳۹	۰/۸۱۵۵
MSE	آموزش	۰/۰۷۷۲	۰/۶۳۰۰۳	۰/۱۰۹۸۸۹
	تست	۰/۳۳۹۶۲۸	۰/۷۳۴۸۹۸	۰/۷۱۴۱۷

به کار برده شدند. کل داده‌ها را به چهار خوشه توسط MCA تقسیم شدند که این خوشه‌ها هر یک می‌تواند به عنوان یک گروه الکتروفاسیس به کار برده شود.

۳- منحنی‌های پیوسته تراوایی به دست آمده از روش SVM و ACE، ANN جزئیات تغییرات عمودی در فواصل مهم مخزن را نشان می‌داد. این منحنی‌ها کیفیت مخزن را ارزیابی و تغییرات عمودی از واحدهای تراوا و کم تراوا را به طور واضح نشان می‌داد.

۴- به رغم برخی از اختلافات جزئی، بین مقادیر تخمین زده شده‌ی تراوایی از روش SVM و ACE، ANN و مقادیر به دست آمده از مغزه‌های چاه شماره ۳، رابطه

نتیجه‌گیری

در مطالعه حاضر با استفاده از طبقه‌بندی لاگ‌های مربوط به چند خوشه مجزا و مشخص، الکتروفاسیس‌ها تعیین شدند و مدل بهینه تراوایی برای همبستگی با هر گروه به دست آمد، به طوری که تخمین بهینه تراوایی را میسر ساخت. با توجه به نتایج به دست آمده، موارد زیر را می‌توان نوشت: ۱- در تعیین الکتروفاسیس‌ها از نرم‌افزار Efacies استفاده شد و از آنالیز PCA، اطلاعات مناسبی برای شناسایی مولفه‌های اصلی به دست آمد. تنها ۴ مولفه اصلی حدود ۹۵٪ از تنوع کل داده‌ها را توصیف نمودند. ۲- چهار مولفه اصلی مهم در مدل مبتنی بر آنالیز خوشه‌ای

y = Dependent Or Response Random Variables

α = Bias Term

ρ = Correlation Coefficient

λ = Eigenvalue

θ = Parameters Of Multivariate Distribution Model

Q = Orthogonal Matrix

Λ = Diagonal Matrix Of Eigenvalues

ε = Gaussian Random Noise

1 = Column Vector Containing All Elements With 1

عملگرها

\exp = Exponential Function

trace = Summation Of Diagonal Elements In The Matrix

T = Transpose Of A Vector Or Matrix

$E(\bullet)$ = Mathematical Expectation

$E(\bullet | \bullet)$ = Conditional Mathematical Expectation

$\theta(\bullet)$ = Transformation For Dependent Variable

$\Theta(\bullet)$ = Transformation For Independent Variable 1

μ = Mean Vector

Σ = Covariance Matrix

$f_c(x)$ = Probability Density Function Of The Class c

$p(c|x)$ = Posterior Probability of the Class c given x

π_c = Prior Probability of the Class c

زیرنوشت ها و اندیس ها

i, j = Indices For Data Observation

l = Index For Independent or Predictor Variables

c = Class

رضایت بخش بین تراوایی به دست آمده از مغزه و تراوایی به دست آمده از ۳ روش به دست آمد.

۵- از داده‌های الکتروفاسیس گروه دوم برای هدف‌های آموزشی و آزمایشی، با ۳ روش ANN، ACE و SVM برای مدل‌سازی تراوایی استفاده شد که روش ACE با توجه به نتایج به دست آمده عملکرد بهتری را ارائه کرد.

علائم و نشانه‌ها

ACE = Alternating Conditional Expectations

EF = Electrofacies

GR = Gamma Ray log, API unit

K = Permeability, md

LLD = Lateral Log Deep, Ω m

LLS = Lateral Log Shallow, Ω m

MCA = Model Based Clustering

MSE = Mean Squared Error

MSFL = Microspherically Focused Log, Ω m

ANN = Artificial Neural Network

NPHI = Neutron Log Derived Porosity, fraction

PC = Principal Component

PEF = Photoelectric Capture Cross Section

R2 = Coefficient Of Determination

RHOB = Bulk Density, g/cm

Wij = Weight Factor Of Neural Net

X_1, \dots, X_p = Independent or Predictor Random Variables

X = A Data Set Of Log Responses

\bar{x} = Row Vector Of Means Of The Log Variables

منابع

- [1] Mangain G., Bahuguna V.K. and Lal Ch., Reservoir Group, "Improved permeability estimates in carbonate reservoirs using electrofacies characterization: a Case study of mumbai high south pushpa sharma", KDMIPE, Dehradun, India, GEOIndia, 2011.
- [2] Lee S. H., and Dutta-Gupta A., *Electrofacies characterization and permeability predictions in carbonate reservoirs: role of multivariate analysis and nonparametric regression*, SPE 56658, Oct. 1999.

- [3]. Lee S. H., Kharghoria A., and Datta-Gupta A., *Electrofacies characterization and permeability predictions in complex reservoirs*, Jun. 2002.
- [4]. Bucheb J. A. and Evans H. B., *Some applications of method used in electrofacies identification*, The Log Analyst, 35, 14, Jan.–Febr. 1994.
- [5]. Banfield J. D. and Raftery A. E., "Model-based Gaussian and Non-Gaussian Clustering", Biometrics, 49, No. 3, pp. 803, Sept. 1993.
- [6]. Cristianini N. and Shawe-Taylor J., *An Introduction to Support Vector Machines and other kernel-based learning methods*, Cambridge University Press, 2000.
- [7]. Breiman L. and Friedman J. H., *Estimating optimal transformations for multiple regression and correlation*, J. American Statistical Assn, 580, Sept. 1985.
- [8]. Foresee and Hagan, *Proceedings of the international joint Conference on neural networks*, Jun., 1997.
- [۹]. عاقبتی رضا، "معرفی یک میدان - طرح توسعه میدان مورد مطالعه"، نشریه فنی تخصصی شرکت ملی نفت ایران - اکتشاف و تولید، شماره ۵۱، آبان ماه ۱۳۸۷.
- [10]. *Reservoir geology of the azadegan field*, Research Institute of Petroleum Industry, Exploration and Production Division, RIPI 2005.
- [11]. *Sedimentological study of the sarvak formation*, Prepared by: INPEX Corporation Petroleum Technology Division 1-2-2, Hamada, Mihama-ku, Chibashi, Chiba 261, Japan, Apr., 2005.