

تخمین مقادیر تراوایی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با تکیه بر مدل سازی استاتیک مخزنی؛ مطالعه موردی یکی از میدان های نفتی خلیج فارس

مهران رحیمی^{۱،۲}، محمد علی ریاحی^{۲*}

۱. دانشگاه شهید چمران اهواز، دانشکده علوم زمین، گروه زمین شناسی نفت و حوضه های رسوبی

۲. دانشگاه تهران، موسسه ژئوفیزیک، گروه فیزیک زمین

دریافت ۱۳۹۹/۰۷/۰۷

پذیرش ۱۳۹۹/۱۱/۱۲

چکیده

تراوایی یکی از پارامترهای مهم در مطالعات پتروفیزیکی مخزن است و ارزیابی این پارامتر می تواند به عنوان یک ابزار کلیدی در توسعه میدان های نفتی استفاده شود. هدف این مطالعه تخمین و مدل سازی سه بعدی تراوایی مخزنی سازند سورمه بالایی در یکی از میدان های نفتی خلیج فارس است. سازند سورمه با سن ژوراسیک به عنوان یکی از مهم ترین مخازن نفت و گاز در حوضه خلیج فارس محسوب می شود. در این مطالعه، در فرآیند ارزیابی تراوایی از داده های لرزه ای سه بعدی پس از برابارش و نگارهای تراوایی استفاده شده است. مدل ساختمانی مخزن با استفاده از تفسیر مقاطع لرزه ای و نگارهای چاه در بخش مخزنی تهیه شده است. این مدل شامل تفسیر سطوح گسل، شبکه ژئوسلول و افق های مخزن می باشد. شبکه ژئوسلولی مورد استفاده در این مطالعه از ستونک و ژئوسلول هایی با ابعاد ۵۰ در ۵۰ متر در راستای X و Y مورد استفاده قرار گرفت. ضخامت لایه های ژئوسلولی هر زون مخزن را متناسب با آن زون در بخش مخزنی طراحی شده است. تخمین مقادیر تراوایی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار انجام شده است و عملکرد مقادیر تخمین با استفاده از روش K-Fold مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی در چاه های مخزن مورد مطالعه تعمیم داده شد. مقدار ضرایب همبستگی حاصل از مقادیر تخمین تراوایی با داده های مغزه حفاری برابر با ۸۸ درصد است. مقایسه نتایج زمین آمار با مقادیر تراوایی نشان می دهد که روش های ارائه شده می توانند نتایج قابل قبولی را برای مدل سازی تراوایی مخزن ارائه دهند.

واژه های کلیدی: زمین آمار، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم پس انتشار، سازند سورمه، شبکه ژئوسلولی.

*نویسنده مسئول: mariahi@ut.ac.ir

Estimation of permeability values using artificial neural network based on static reservoir modeling; a case study at one of the Persian Gulf Oilfields

Mehran Rahimi^{1,2}, Mohammad Ali Riahi^{2*}

1. Department of Petroleum Geology and Sedimentary Basins, Faculty of Earth Sciences, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran.
2. Department of Earth Physics, Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran.

Abstract

Permeability is one of the important parameters in reservoir petrophysical studies, and evaluation of this parameter can be used as a key tool in the oil field's development. The main aim of this study is permeability estimation and modeling of the Upper Surmeh Formation in one of the oil fields in the Persian Gulf. The Surmeh Formation with Jurassic age is considered as one of the most important oil and gas reservoirs in the Persian Gulf basin. In this study, we have used petrophysical well logs and 3D post-stack seismic data in the permeability evaluation process. The structural reservoir model has been prepared using the interpretation of seismic sections and well logs in the reservoir section. This model includes the interpretation of fault surfaces, geocell networks, and reservoir horizons. The geocell network used in this study used columns and geocells with dimensions of 50 * 50 meters in the X and Y directions. The thickness of the geocellular layers of each reservoir zone is designed to fit that zone in the reservoir section. The values permeability estimation was performed using the artificial neural network with a back-propagation algorithm and the performance of the estimated values has been evaluated using the K-Fold method. The results obtained from the artificial neural network were generalized in the studied reservoir well logs. The correlation coefficient value obtained from permeability estimation values with drilling core data is equal to 88%. Comparison of geostatistics results with permeability value shows that the proposed methods can provide acceptable results for reservoir permeability modeling.

Keyword: Geostatistic, Artificial Neural Network, Back Propagation algorithm, Surmeh Formation, Geocellular network.

*Corresponding Author: mariahi@ut.ac.ir

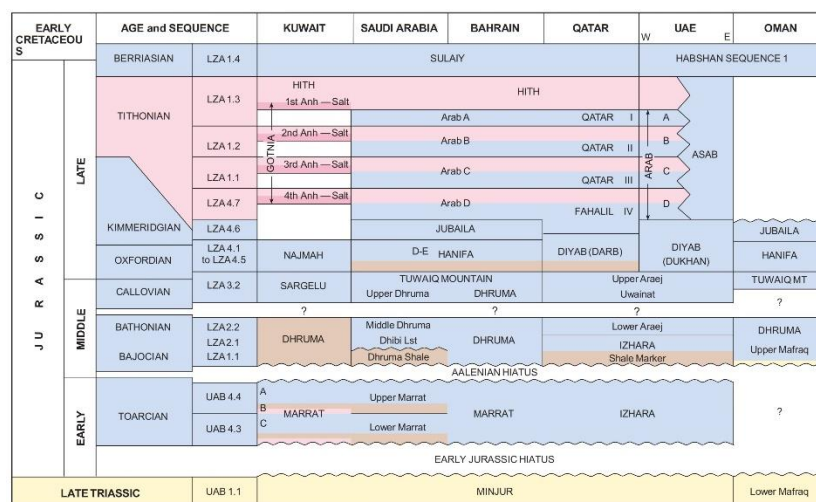
مقدمه

افزایش تقاضا برای بهره‌برداری از فرآورده‌های نفتی، تحولات زیادی در توسعه روش‌های اکتشاف نفت و گاز ایجاد کرده است. پیشرفت تکنولوژی و توسعه روش‌های نوین عددی در روش‌های ارزیابی مخازن هیدروکربنی به منظور قابلیت تخمین هیدروکربن موجود در میادین نفتی را افزایش داده است [۱]. دسترسی به اطلاعات زیرسطحی به عنوان یکی از محدودیت اصلی در مطالعات خصوصیات پتروفیزیکی مخزن است. خصوصیات پتروفیزیکی نقش مهمی در شناخت و توسعه روش‌های ارزیابی مخزن ایفا می‌کند. مهم‌ترین خصوصیات مخزنی شامل تراوایی، تخلخل و اشباع‌شدگی آب که به طور مستقیم با حجم هیدروکربن درجا، نوع سنگ و سیال در ارتباط است [۲]. دو رویکرد اصلی برای به دست آوردن مقادیر تراوایی برای مهندسان نفت در فرآیند تولید و مدیریت مخزن وجود دارد [۳]. رویکرد اول با استفاده از روش‌های آزمایشگاهی به بررسی مستقیم داده‌های مغزه حفاری پرداخته می‌شود و رویکرد دیگر با استفاده از داده‌های نگارهای درون چاهی به طور غیرمستقیم مقادیر تراوایی ارزیابی می‌شوند. امروزه روش‌های محاسبات هوشمند مبتنی بر شبکه مانند شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق به دلیل توانایی حل مسائل با دقت بالا مورد توجه محققین صنعت نفت و گاز قرار گرفته است [۴]، [۲]. مطالعات زیادی در حوزه تحلیل و تخمین مقادیر پتروفیزیکی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و ارزیابی‌های زمین‌آمار انجام شده است که نتایج قابل قبولی در این مطالعات به دست آمده است [۵]، [۶]. شبکه عصبی مصنوعی با تعیین بهترین ارتباط بین داده‌های ورودی به تخمین مقادیر پارامتر مورد نظر در بین داده‌های ورودی می‌پردازد. روش شبکه عصبی مصنوعی بر خلاف سایر روش‌های مورد استفاده برای تخمین مقادیر پتروفیزیکی می‌تواند روابط غیرخطی و بسیار پیچیده خصوصیات مخزنی در مدل نهایی را نشان دهد [۵]، [۷]. یکی از کارآمدترین تکنیک‌های ارزیابی خصوصیات مخزن روش‌های زمین‌آمار است. خصوصیات مخزنی هم‌بستگی فضایی و یا ساختار مکانی خاصی دارند و زمین‌آمار برای این نوع متغیرها ابزار کارآمدی است. از طرف دیگر با توجه به تراکم پایین داده‌های پایا و پویا مخزنی، همواره محققین در حوضه اکتشاف در پی یافتن روشی برای تخمین توزیع پارامترهای پتروفیزیکی در مخزن می‌باشند [۸]، [۹]. مدل مخزن نمایشی است از ریاضیات مبتنی بر شبکه که از اطلاعات مختلف از منابع متفاوت از جمله داده‌های لرزه‌ای، مغزه حفاری و همچنین نگارهای چاه استفاده می‌کند. مدل‌سازی مخزن می‌تواند با استفاده از اطلاعات در دسترس برای بهبود میزان تولید نفت، احیای کاهش تولید مخازن نفتی، پیش‌بینی عملکرد مخزن و کمک به ایجاد یک مدل اقتصادی دقیق مخزنی برای شرکت‌های نفتی ارائه دهد [۱۹]. در این مطالعه، با استفاده از یک روش شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار^۱ برای تخمین مقادیر تراوایی سازند سورمه بالایی در یک میدان نفتی در خلیج فارس استفاده شده است. نتایج حاصل از تخمین مقادیر تراوایی با استفاده از روش‌های زمین‌آماري در مراحل مدل‌سازی مقادیر تراوایی تعمیم داده شده است.

¹ Back Propagation Artificial Neural Network

زمین‌شناسی میدان مورد مطالعه

میدان نفتی مورد مطالعه در منطقه خلیج فارس قرار دارد. خلیج فارس به‌عنوان غنی‌ترین حوضه هیدروکربوری جهان شناخته می‌شود. فرآیند پیچیده رسوب‌گذاری و تکتونیک حاکم بر این حوضه خلیج فارس سبب ایجاد میادین هیدروکربنی بزرگی در منطقه شده است [۱۰]. سازند سورمه با سن ژوراسیک بالایی به عنوان مهم‌ترین سنگ مخزن در حوضه خلیج فارس شناخته می‌شود [۱۱]. این سازند در میدان قوار واقع در عربستان به عنوان یکی از بزرگ‌ترین میان نفتی جهان شناخته می‌شود. مقطع شاخص این سازند در کوه سورمه (جنوب غربی شهر شیراز) با ضخامت ۶۷۲ متر مشاهده شده است. این سازند متشکل از سنگ‌های آهک دولومیتی و دولومیت است که شامل میان‌لایه‌های از شیل می‌باشد [۱۲]. مرز پایینی سازند سورمه بر روی سازند درب قرار دارد. بخش فوقانی سازند سورمه در محدوده خلیج فارس سازند هیث قرار دارد که نقش پوش سنگ را برای سازند سورمه ایفا می‌کند. بخش فوقانی سازند سورمه در این میدان متشکل از توالی آهک با انیدریت می‌باشد [۱۳]. توالی سازند سورمه (معادل سازند عرب^۲) با سن ژوراسیک بالایی در خلیج فارس به چهار عضو تقسیم‌بندی می‌شود و شناسایی هر یک از اعضا با توالی‌های انیدریت گسترده در بین لایه‌های کربنات قرار دارد [۱۳]. تغییرات رخساره‌های مخزنی در این سازند نقش مهمی در کنترل خصوصیات پتروفیزیکی در بخش مخزن داشته است. ساختمان این مخزن تحت تأثیر دو سیستم گسلی است. یک سیستم گسلی صفحه عربی (روند عربی) که دارای چین‌های با شیب کم و روند شمال-جنوب و سیستم گسلی دیگری (روند زاگرس) چین‌خوردگی زاگرس با روند شمال غرب-جنوب شرق که رسوبات مخزنی را جهت‌دار شده‌اند. از نظر تکتونیکی، ساختمان میدان مورد مطالعه یکی از چندین بلندی‌های تشکیل شده در پهلوی شیب‌دار در بخش شرقی کمان فارس-قطر بوده و دارای ساختار تاقدیسی گنبدی شکل که توسط گسل‌های نرمال تحت تأثیر قرار گرفته است.



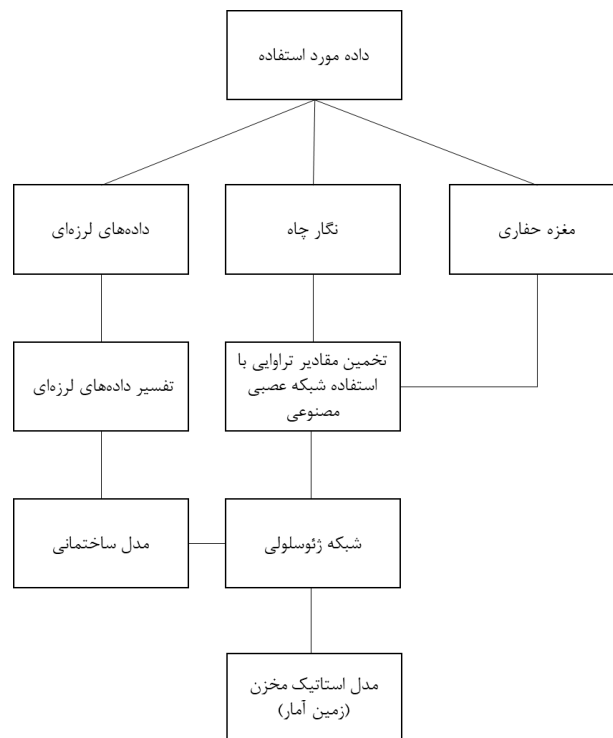
شکل ۱. ستون چینه‌شناسی دوره ژوراسیک در گستره خلیج فارس [۱۱].

Figure 1. Jurassic stratigraphy chart in the Persian Gulf [11].

² Arab Foramtion

روش مطالعه

در این مطالعه ابتدا تمامی اطلاعات در دسترس از جمله داده‌های زمین‌شناسی و ژئوفیزیکی در این میدان جمع آوری شده است. محدوده عملیات اکتشافی در این میدان تقریباً ۹۷ کیلومترمربع را پوشش می‌دهد. داده‌های لرزه‌ای سه‌بعدی پس از برآینارش با نرخ نمونه‌برداری ۴ میلی‌ثانیه با فرمت SEG-Y بکار گرفته شده است. تفسیر ساختاری این میدان با استفاده از داده‌های لرزه انجام شده است. ارزیابی مقادیر تراوایی و مدل استاتیک آن با استفاده از نگارهای پتروفیزیکی انجام شده است. ساخت مدل تراوایی در این مطالعه شامل دو بخش اصلی است. بخش اول تخمین مقادیر تراوایی در چاه‌هایی که در آنها مقادیر تراوایی در دسترس نباشد. بخش دوم شامل مدل‌سازی ساختاری مخزن و پردازش اطلاعات شبکه‌های مدل مخزنی است. مدل‌سازی ساختاری شامل تفسیر مدل‌سازی گسل‌ها، شبکه‌های ژئوسلول ستونی بر مبنای گسل‌ها، ایجاد افق‌ها و لایه گذاری از تفسیر داده‌های لرزه‌نگاری سه‌بعدی استفاده شده است. مرحله دوم تحلیل و پردازش داده‌های پتروفیزیکی و ساخت مدل استاتیک خصوصیات مخزنی می‌باشد. مدل‌سازی خصوصیات پتروفیزیکی فرآیند تکمیل سلول‌های شبکه با خصوصیات پتروفیزیکی است که باید ژئوسلول متناسب با داده‌های موجود ساخته شود [۱]. طرح‌واره اتخاذ شده در این مطالعه در شکل ۲ نمایش داده شده است.

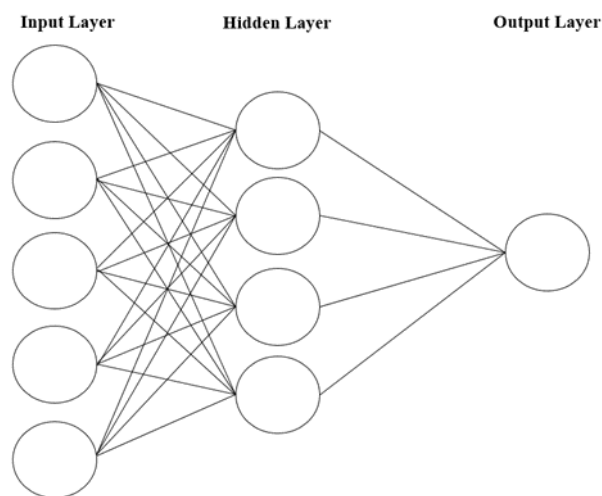


شکل ۲. طرح‌واره مراحل انجام مطالعه.

Figure 2. The flowchart illustrating the steps involved in this study.

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی^۳ یکی از روش‌های کاربردی در بین روش‌های هوشمند ارزیابی خصوصیات مخزنی است. تخمین مقادیر پتروفیزیکی و خوشه‌بندی داده‌های مخزنی از جمله کاربردهای این روش هوشمند در مطالعات مخزنی است [۱۴]. شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک مدل رایانه‌ای در مسائل تعریف می‌شود که در معادلات خود از فرآیندهای یادگیری بیولوژیکی و شبیه‌سازی عملکردهای سیستم عصبی انسان الهام می‌گیرد [۱۴]، [۱۵]. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی بهم پیوسته به نام نورون تشکیل شده است که برای حل یک مسئله با هم هماهنگ عمل می‌کنند. یکی از روش‌های کاربردی شبکه عصبی نظارت‌شده برای حل مسائل پیچیده روش شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار است. شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده است که از طریق لایه ورودی به شبکه وارد می‌شود. وظایف مهم لایه‌های پنهان که به شرایط و نوع شکل برقراری رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه وابسته است. هر لایه متشکل از چندین نورون است که مسئول انتقال و دریافت داده‌ها هستند. نورون‌ها به موازات یکدیگر منتشر می‌شوند و با این عمل مسائل بزرگی را حل می‌کنند [۱۶]. شکل ۳ شماتیکی از شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده را نمایش می‌دهد. در این مطالعه، از یک روش شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار برای تخمین تراوایی سازند سورمه بالایی استفاده شده است.



شکل ۳. شماتیک شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار با یک لایه پنهان.

Figure 3. Schematic of artificial neural network with a back-propagation algorithm with a hidden layer.

³ Artificial Neural Network

زمین آمار

زمین آمار یک رویکرد از آمارهای کاربردی است که بر توصیف توزیع پارامترها در فضا متمرکز است. از روش‌های زمین آماری می‌توان برای نشان دادن توزیع فضایی یک خاصیت مکانی استفاده کرد. خصوصیات پتروفیزیکی مانند تخلخل و تراوایی نمونه‌ای از خصوصیات وابسته به فضایی است که برای توصیف آماری مناسب هستند [۱۴]، [۱۵]. زمین آمار شامل مجموعه‌ای از معادلات کاربردی ریاضی است که از روابط وابسته فضایی بین پارامترها استفاده می‌کند و با بکارگیری این روابط، مجهولات مدل را محاسبه می‌کند. زمین آمار به طور گسترده‌ای به عنوان روشی برای مدل‌سازی مخازن استفاده می‌شود و کاربردهای آن در علوم زمین به طور فزاینده‌ای مورد توجه قرار گرفته است. روش‌های زمین آماری به گروه‌های قطعیت‌گرا^۱ (کریجینگ و کوکریجینگ) و احتمال‌گرا^۲ (شبیه‌سازی گوسی متوالی) تقسیم‌بندی می‌شوند. رویکرد قطعیت‌گرا روش زمین آماری، تحقق واحدی از خصوصیات مخزن را ارائه می‌کند. رویکرد احتمال‌گرا با استفاده از ایجاد تحقق‌های^۳ مختلف، تابع توزیع احتمال را شبیه‌سازی می‌کند. استفاده از این روش‌ها نیازمند دانش کافی در علم زمین آمار و تطبیق دقیق اطلاعات است.

کریجینگ

کریجینگ^۴ یکی از روش‌های زمین آماری است که از تکنیک‌های ترکیبی وزنی خطی برای بررسی وابستگی تصادفی مقادیر نمونه در مجموعه داده‌ها استفاده می‌شود [۱۶]. مقادیر نمونه در نظر گرفته شده در هر برآورد را می‌توان با استفاده از روش‌های مختلفی به منظور توزیع خصوصیات پتروفیزیکی در یک میدان نفتی تعیین کرد. معادله برآوردگر کریجینگ به شرح زیر است.

$$Z(v) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z_{vi}$$

در جایی که $Z(v)$ برآوردگر مقدار متغیر است. λ_i وزن نمونه به هر نمونه بستگی دارد و Z_{vi} مقدار نمونه در v_i است. یکی از مهم‌ترین خصوصیات کریجینگ توانایی محاسبه تخمین خطا است. یکی از قابلیت‌های روش این است که می‌توان مقادیر تخمین زده شده را ارزیابی کرد [۸]. مهم‌ترین ویژگی کریجینگ این است که برای هر تخمین می‌توان خطای مرتبط با آن را محاسبه کرد. بر اساس این خاصیت می‌توان محل بهینه نمونه را تعیین کرد و می‌تواند نقطه شروعی برای حل مسئله باشد.

¹ Deterministic

² Probabilistic

³ Realizations

⁴ Kriging

کوکریدجینگ

روش کوکریدجینگ^۱ به عنوان یک برآوردگر زمین‌آماری در نظر گرفته می‌شود که بر اساس دو یا چند متغیر مرتبط (نگارهای چاه به عنوان متغیر اصلی و مجموعه داده‌های لرزه‌ای را به عنوان متغیر ثانویه) معادلات را ارزیابی می‌کند. این روش با استفاده از متغیر ثانویه سبب افزایش دقت تخمین محاسبات می‌شود. مزایای این روش زمانی مشخص می‌شود که متغیر اصلی با کمبود یا نبود داده مواجه باشیم. متغیرهای ثانویه می‌بایست همبستگی بالایی با داده‌های اولیه داشته باشند. معادله برآوردگر کوکریدجینگ به شرح زیر است.

$$Z(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(X_i) + \mu(X_0) Y(X_0)$$

در جایی که $Z(x_0)$ برابر با مقدار برآوردگر روش کوکریدجینگ در موقعیت مکانی X_0 هر نمونه است. $Y(x_0)$ در معادله بالا مقدار متغیر ثانویه را نمایش می‌دهد و $\mu(X_0)$ معادل وزن نمونه در موقعیت مکانی X_0 هر نمونه است. دقت محاسبات در روش کوکریدجینگ با میزان همبستگی و تراکم داده ثانویه رابطه مستقیم دارد [۸].

شبیه‌سازی گوسی متوالی

این روش به عنوان یکی از روش‌های کاربردی شبیه‌سازی مخازن نفتی شناخته می‌شود که در زمینه مدل‌سازی استاتیک استفاده می‌شود. شبیه‌سازی گوسی متوالی^۲ به دلیل کاربرد و انعطاف‌پذیری بالای معادلات در برابر ناهمگنی‌های مخزن، این روش به عنوان روشی کارآمد در حوزه مدل‌سازی مخزنی است [۱۸]. این شبیه‌ساز از یک الگوریتم تصادفی استفاده می‌کند که برای ارزیابی داده‌های پیوسته کاربرد دارد. در این روش ابتدا یک شبکه‌بندی صورت می‌گیرد و داده‌ها در محل صحیح خود قرار می‌گیرند. داده‌ها توسط یک تولیدکننده عدد تصادفی در یک نقطه انتخاب می‌شود و مقدار کمیت مجهول در آن نقطه به کمک روش کریدجینگ یا کوکریدجینگ تخمین زده می‌شود. تخمین در نقطه مورد نظر شامل یک مقدار و یک خطای تخمین استاندارد می‌باشد. حال مقدار تخمین در محل شبکه قرار می‌گیرد. در این مرحله مجدداً توسط تولیدکننده عدد تصادفی در یک نقطه جدید از شبکه انتخاب می‌گردد و مقدار کمیت، مطابق با مراحل قبل در این نقطه تخمین زده می‌شود [۱۸]. شبیه‌سازی زمین‌آماری روشی برای تولید داده‌های سازگار با یک متغیر ناحیه‌ای است که ویژگی اصلی داده‌های حاصل از شبیه‌سازی می‌تواند هیستوگرام و تغییرپذیری فضای داده‌های واقعی را نمایش دهد. در روش‌های تخمین پارامترهای زمین‌آماری، هدف محاسبه پارامترهای توزیع احتمال بر مبنای داده‌های حاصل از نمونه‌برداری می‌باشد [۱۷].

¹ Co-kriging

² Sequential Gaussian Simulation

بحث و نتایج

در این مطالعه از داده‌های لرزه‌ای سه‌بعدی پس از برانبارش^۱ و نگار چاه برای تخمین مقادیر تراوایی در یکی از میادین نفتی خلیج فارس استفاده شده است. اولین مرحله در تخمین مقادیر تراوایی داده‌ها را وارد شبکه عصبی می‌کنیم. مجموعه داده‌های مورد استفاده در این بخش از هفت نگار درون چاهی از مطالعه میدان نفتی مورد مطالعه که در یک چاه این دارای داده مغزه حفاری است. در جدول ۱ مقدار همبستگی داده‌های ورودی شبکه عصبی را نمایش می‌دهد که این مقادیر را باید در تعریف وزن نمونه‌ها استفاده کرد. داده‌های ورودی شبکه عصبی شامل گاما (GR)، تخلخل موثر (PHI-E)، چگالی مخصوص (RHOB)، اشباع‌شدگی آب (SW) و حجم شیل (V_{SH}) می‌باشند. در جدول ۲ داده‌های مورد استفاده در شبکه عصبی و همچنین چگونگی تقسیم‌بندی این داده‌ها به بخش‌های مختلف شبکه (آموزش، آزمایش و اعتبارسنجی) نشان داده شده است. شبکه عصبی طراحی شده شامل پنج نورون ورودی، ده نورون در میان لایه و یک خروجی واحد است. الگوریتم یادگیری اتخاذ شده در این پژوهش از نوع نظارت‌شده می‌باشد که در آن حداکثر تعداد تکرارها و میزان خطای قابل قبول ۱۵۰ و ۱۰ درصد تعیین شده است. در این مطالعه به منظور ارزیابی خوشه‌های طراحی شده از الگوریتم K-Fold استفاده شده است. روش K-Fold یک روش ارزیابی مدل است که تعیین می‌نماید نتایج یک تحلیل آماری بر روی یک مجموعه داده تا چه اندازه قابل تعمیم و مستقل از داده‌های آموزشی است. این روش به‌طور ویژه در کاربردهای پیش‌بینی مورد استفاده قرار می‌گیرد تا مشخص شود مدل مورد نظر تا چه اندازه در عمل مفید خواهد بود. به‌طور کلی یک دور از اعتبارسنجی ضربدری شامل افراز داده‌ها به دو زیرمجموعه مکمل، انجام تحلیل بر روی یکی از آن زیرمجموعه‌ها و اعتبارسنجی تحلیل با استفاده از داده‌های مجموعه دیگر است. برای کاهش پراکندگی، عمل اعتبارسنجی چندین بار با افرازهای مختلف انجام و از نتایج اعتبارسنجی‌ها میانگین گرفته می‌شود. در اعتبارسنجی متقابل K لایه، داده‌ها به K زیرمجموعه تقسیم می‌شوند. از این K زیرمجموعه، هر بار یکی برای اعتبارسنجی و K-1 تای دیگر برای آموزش به کار می‌روند. این روال K بار تکرار می‌شود و همه داده‌ها دقیقاً یک بار برای آموزش و یک بار برای اعتبارسنجی بکار می‌روند. در نهایت میانگین نتیجه این K بار اعتبارسنجی به‌عنوان یک تخمین نهایی برگزیده می‌شود. برای ارزیابی عملکرد و دقت شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده از روش K-Fold استفاده شده است. در شکل ۴ مقدار تخمین در فولد پنجم عملکرد بالایی از خود نمایش می‌دهد و این روش می‌تواند دقت روش مورد را تایید کند.

Table 1. Correlation of drilling core values and petrophysical well logs in the studied oil field.

جدول ۱. نمایش همبستگی مقادیر مغزه حفاری و نگارهای پتروفیزیکی در محدوده میدان مورد مطالعه.

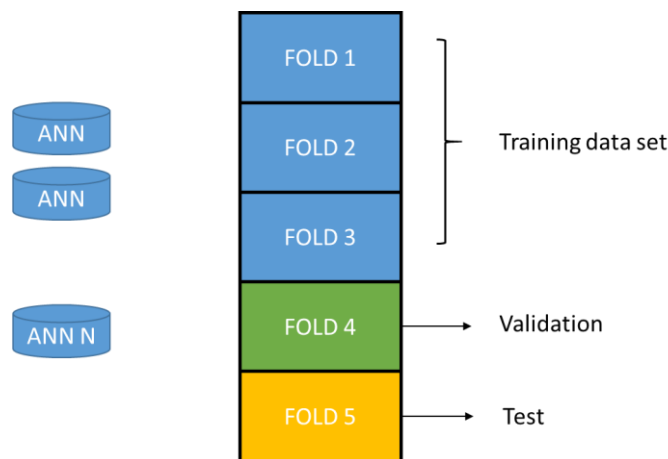
داده	گاما	تخلخل موثر	حجم شیل	چگالی مخصوص	اشباع‌شدگی آب
گاما	۱	۰,۱۵	۰,۲۴	۰,۲۵	۰,۰۹
تخلخل موثر	۰,۱۵	۱	۰,۱۲	۰,۷۷	۰,۲۵
حجم شیل	۰,۲۴	۰,۱۲	۱	۰,۱۹	۰,۴
چگالی مخصوص	۰,۲۵	۰,۷۷	۰,۱۹	۱	۰,۲
اشباع‌شدگی آب	۰,۰۹	۰,۲۵	۰,۴	۰,۲	۱

¹ Post Stack

Table 2. Segmentation of artificial neural network input data.

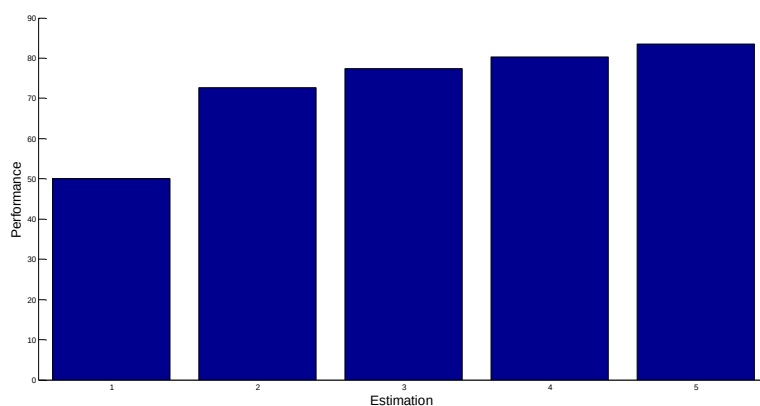
جدول ۲. تقسیم‌بندی داده‌های ورودی شبکه عصبی مصنوعی.

تعداد داده ورودی	مجموعه داده
۲۶۴۰	آموزش
۸۸۰	آزمایش
۸۸۰	اعتبارسنجی



شکل ۴. ساختار ارزیابی K-Fold در شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده.

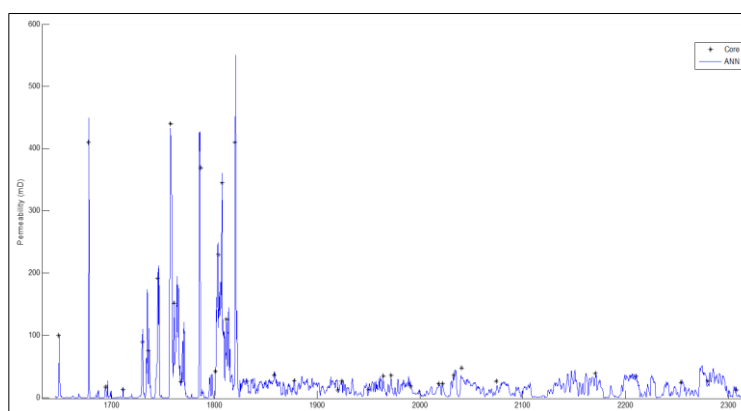
Figure 4. K-Fold evaluation structure used in an artificial neural network.



شکل ۵. عملکرد مراحل تخمین با استفاده از روش K-Fold.

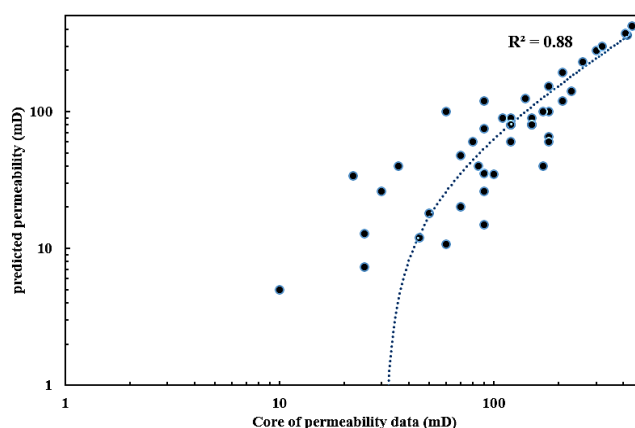
Figure 5. Performance of estimation steps using the K-Fold method.

شکل ۶ نمودار بین تراوایی مغزه حفاری و تراوایی پیش‌بینی شده را توسط شبکه عصبی مصنوعی در چاه W-01 را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که از مقادیر تراوایی مغزه حفاری را به منظور اعتبارسنجی مقادیر تراوایی حاصل استفاده شده است. وجود مقادیر نمونه‌های مستقیم یکی از مهم‌ترین روش‌های ارزیابی و عملکرد نتایج می‌باشد. در شکل ۷ داده‌های حاصل از شبکه عصبی را با داده‌های مغزه حفاری تطابق داده شده است. ضریب همبستگی حاصل از این تطابق برابر با ۸۸ درصد می‌باشد که این نتایج نشان‌دهنده صحت داده‌های ورودی مدل می‌باشند. سرانجام با توجه به نتایج قابل مقادیر تخمین تراوایی حاصل از شبکه عصبی مصنوعی، نتایج را در چاه‌های میدان مورد مطالعه تعمیم داده شد. در این مطالعه طراحی شبکه عصبی با استفاده از نرم‌افزار متلب^۱ انجام شده است.



شکل ۶. همبستگی بین مقادیر مغزه حفاری و تخمین مقادیر تراوایی.

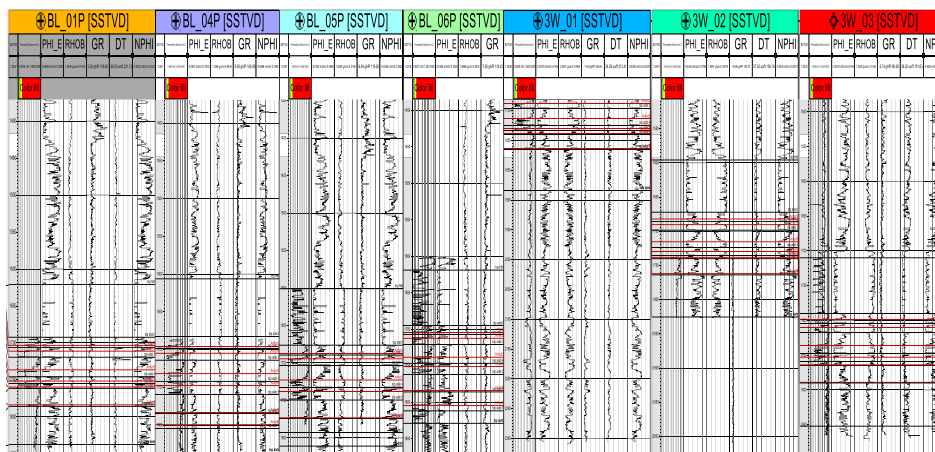
Figure 6. Correlation between drill core values and estimated permeability values.



شکل ۷. همبستگی مقادیر تراوایی حاصل از روش شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار با داده‌های مغزه حفاری.

Figure 7. Correlation of permeability values obtained from artificial neural network method with a back-propagation algorithm with drilling core data.

¹ MATLAB



شکل ۸. نمایش تخمین مقادیر تراوایی در چاه‌های میدان مورد مطالعه.

Figure 8. Shows the estimated permeability values in wells of the studied oil field.

پس از تخمین مقادیر تراوایی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار می‌بایست مدل ساختمانی مخزن طراحی شود. مدل ساختمانی مخزن شامل افق‌های زمین‌شناسی و تفسیر لرزه‌ای گسل‌ها و شبکه ژئوسلول است. این مدل چهارچوب هندسی سه‌بعدی را شکل داده و محدوده مدل پتروفیزیکی را مشخص می‌کند [۱۷]. در این بخش با استفاده از اطلاعات زمین‌شناسی می‌توان خصوصیات تکنیکی همچون گسل، شکستگی‌ها را مدل‌سازی کرد. مدل شبکه مخزن شامل ژئوسلول سه‌بعدی که هر یک از این سلول‌ها یک خصوصیت مخزنی از پارامترهای پتروفیزیکی یا زمین‌شناسی را بیان می‌کند. ژئوسلول^۱ که به صورت شبکه‌های به صورت عمودی یا افقی که به صورت ستونک‌های عمود می‌باشند. ستونک‌ها^۲ بخش بالا و پایین شبکه را به هم متصل می‌کند [۱]. به طور کلی این سلول‌ها خصوصیات مخزنی و جهت‌گیری‌های ساختاری را مدل‌سازی می‌کند. پس از ورود داده و ایجاد نقشه‌های سطوح هم‌ضخامت به مدل ساختمانی^۳ می‌رسند. در این مرحله شبکه ژئوسلول متناسب با ابعاد میدان ارائه می‌شود. این شبکه به عنوان قالب اصلی مدل، امکان بررسی و ادغام داده‌های ساختمانی و خصوصیات پتروفیزیکی برای تولید مدل استاتیک مخزن به دست می‌آید و باعث می‌شود که پارامترهای پتروفیزیکی برای هر چاه در شبکه تعریف شود. در گام بعدی که مخزن به یک شبکه ژئوسلول تقسیم شد، تمامی خواص هر ژئوسلول با توجه به فاصله و ابعاد ژئوسلول خواص را در هر کدام از سلول‌ها ارزیابی می‌شوند [۱۸]. ابعاد هر یک از این سلول‌ها در دقت مدل‌سازی موثر است. در این مطالعه، در راستای X و Y ابعاد ژئوسلول مخزن برابر با ۵۰ در ۵۰ متر است و ضخامت لایه‌های ژئوسلولی هر زون مخزن را متناسب با آن زون در بخش مخزنی طراحی شده است. مدل ساختمانی مخزن سورمه بالایی در میدان مورد مطالعه در شکل ۸ نمایش داده شده است.

¹ Geocellular

² Pillars

³ Structural model

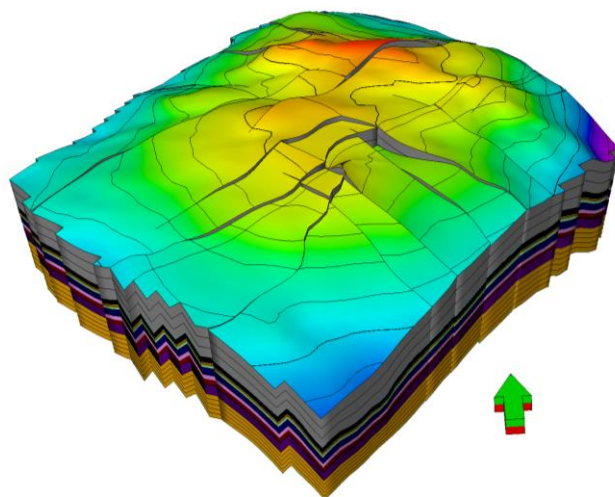
فرآیند ساخت زون‌ها و لایه‌بندی، دو مرحله انتهایی در تعریف تفکیک‌پذیری عمودی یک شبکه سه‌بعدی است. فرآیند ایجاد افق، اولین مرحله در تعیین لایه‌های عمودی شبکه سه‌بعدی است. در این مرحله، سطوح اصلی که معمولاً حاصل از تفسیرهای لرزه‌ای هستند برای تعیین چهارچوب اصلی مدل مخزن استفاده می‌شوند. در فرآیند ایجاد شبکه ستونی، زمانی که ما افق‌ها در مجموعه ستون‌ها تعریف می‌کنیم می‌بایست همه تقاطع‌های بین ستون‌ها و افق‌ها به‌صورت گره‌هایی در شبکه سه‌بعدی دیده شوند. شکل ۸ نشان‌دهنده زون‌های هیث، عرب و درب است. داده‌های حاصل از مقادیر تراوایی می‌بایست در محل چاه بزرگ‌نمایی می‌شوند (شکل ۶). هدف از بزرگ‌نمایی این است که مقادیر پارامتر پتروفیزیکی در هر ژئوسلول در مکان هندسی خود قرار گیرند. دو شرط اساسی برای بزرگ‌نمایی این است که داده‌ها دارای توزیع نرمال باشند و جهت‌گیری در مقادیر ورودی موجود نباشد [۲۲]. چون در علم زمین‌آمار، موقعیت فضایی نمونه‌ها همواره باید مقدار کمیت مورد نظر به‌صورت در جا مورد تحلیل قرار گیرند. از سوی دیگر باید بتوان بین مقادیر مختلف یک کمیت در جامعه نمونه‌ها و فاصله و جهت‌گیری نمونه‌ها نسبت به هم ارتباطی برقرار کرد. این ارتباط فضایی بین مقدار یک کمیت در جامعه نمونه‌های برداشت شده در قالب ساختار فضایی بیان می‌شود و سپس در این مرحله پارامترهای ورودی ژئوسلول طراحی‌شده در مدل شبکه مخزن با روش میانگین‌گیری ارزش‌گذاری می‌شوند. با این کار در هر سلول یک عدد به پارامترهای مختلف تعلق می‌گیرد. در مدل‌سازی پارامترهای پتروفیزیکی با استفاده از روش‌های زمین‌آمار، باید روند موجود در داده‌ها را از بین برد. وجود روند در داده‌ها باعث می‌شود که واریوگرام به یک سقف ثابت نرسد. برای حذف اثر روند در داده‌ها باید نرمال‌سازی انجام شود. یک توزیع نرمال دارای میانگین صفر و انحراف از معیار برابر با یک دارا است. پس از انجام نرمال‌سازی باید ساختار فضایی داده‌ها را بررسی کرد. واریوگرام یکی از ابزارهای محاسباتی است که می‌توان ساختارهای فضایی را داده را بررسی کرد [۲۰].

واریوگرام با محاسبه تغییرپذیری داده‌ها نسبت به فاصله افقی را نمایش می‌دهد که یک محور را مقادیر تغییرپذیر و محور دیگر فاصله داده‌ها را در نظر می‌گیرد [۲۱]. مقدار اثر قطعه‌ای که در نتیجه برون‌یابی مدل واریوگرام بر روی داده‌ها موثر می‌باشد. اثر قطعه‌ای زمانی که فاصله نمونه‌برداری محل چاه نسبت به فاصله افقی کمتر باشد در این حالت مقدار آن کاهش یافته و یا به صفر میل می‌کند. در این مرحله داده‌ها در مرحله واریوگرافی پردازش می‌شوند و واریوگرام با استفاده از مدل کروی برای تراوایی در ناحیه مخزنی رسم شده است (شکل ۱۰). واریوگرافی روشی است که در آن به بررسی و توصیف تغییرات فضایی پارامترها می‌پردازد. مدل‌سازی پارامترهای مخزنی عموماً دارای روابط خاصی می‌باشند که واریوگرام ابزاری مناسبی برای توصیف این خصوصیات است [۲۲]. بر این اساس واریوگرام تکنیکی برای تحلیل تغییرپذیری داده‌ها با تغییرات فاصله می‌باشد. بنابراین نمونه‌های با فاصله کمتر هم تشابه بیشتری نسبت به نمونه‌های با فاصله بیشتر از هم دارند. در جدول ۳ نتایج حاصل از واریوگرافی مقادیر تراوایی مشاهده می‌شود پس از عمل واریوگرافی داده‌ها را می‌توان در مرحله بعد شبیه‌سازی استاتیک مخزنی را انجام داد.

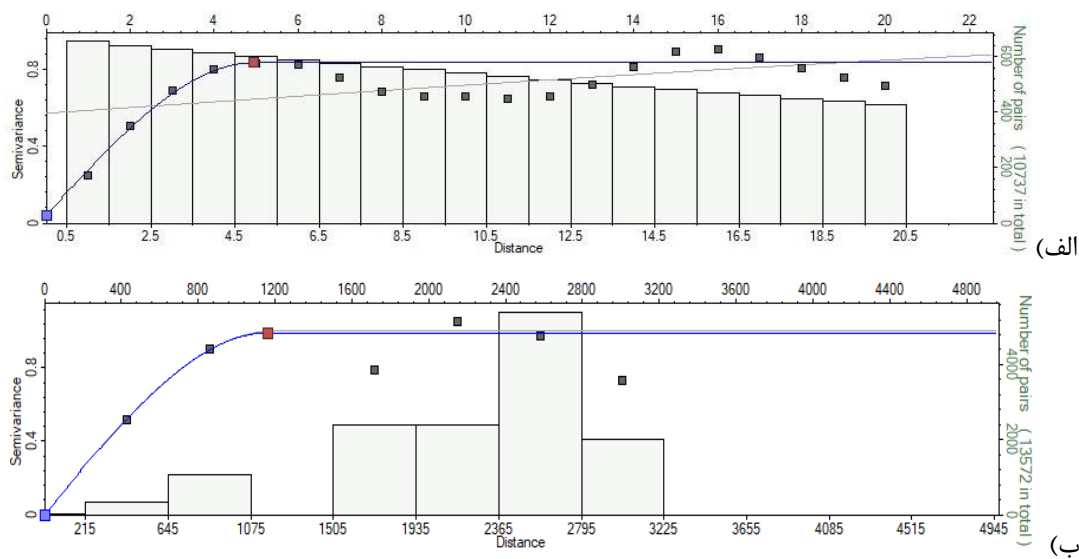
Table 3. Results of variography and anisotropy of reservoir permeability values.

جدول ۳. نتایج واریوگرافی و ناهمسانگردی مقادیر تراوایی مخزن.

پارامتر	مدل واریوگرام	سقف	ناگت	محدوده در جهت قائم	محدوده در جهت اصلی
تراوایی	کروی	1	0.04	7.8	950



شکل ۹. مدل ساختمانی مخزن سورمه بالایی در میدان مورد مطالعه.

Figure 9. Structural model of the upper Surmeh reservoir in the studied oil field.

شکل ۱۰. مدل واریوگرافی مقادیر تراوایی، الف) در جهت قائم، ب) در جهت افقی.

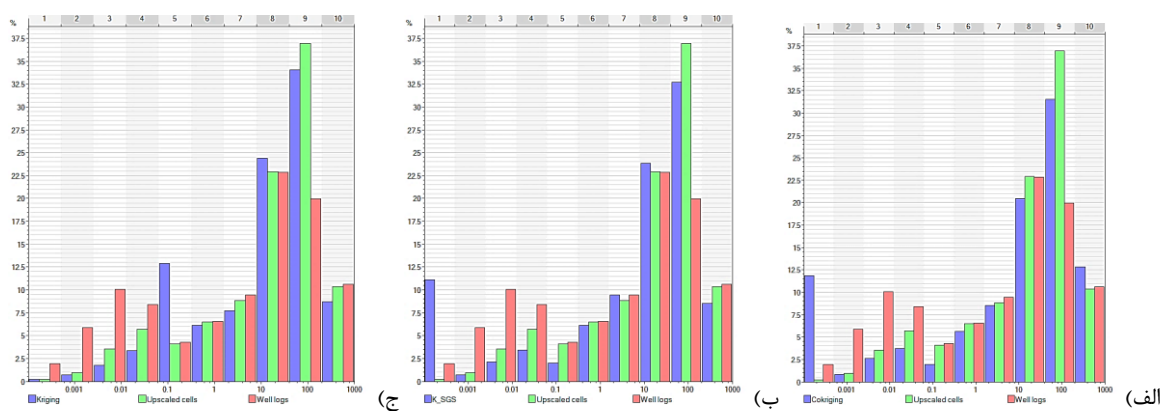
Figure 10. Variography model of permeability values, a) in the vertical direction, b) in the horizontal direction.

در این مطالعه از سه روش کریجینگ، کوکریجینگ و شبیه‌سازی گوسی متوالی به منظور مدل‌سازی مقادیر تراوایی استفاده شده است. روش کریجینگ یکی از روش‌های زمین‌آماری است که به دلیل اثرات هموارسازی بر روی داده‌های اولیه، این روش روندهای ساختارهای زیرسطحی را از بین می‌برد. روش کریجینگ پراکنش اولیه داده‌ها را تغییر می‌دهد که این امر با ساختار پیچیده زمین سازگار نیست. روش شبیه‌سازی گوسی متوالی توزیع داده‌ها را قبل و بعد از انجام تخمین تغییر نمی‌دهند که این امر با واقعیت زمین سازگاری دارد. روش‌های شبیه‌سازی با توجه به توانایی بالا در حل مسائلی که دارای مجهولات زیادی دارد از درجه اطمینان بیشتری نسبت به روش کریجینگ برای تخمین مقادیر پتروفیزیکی برخوردارند. این روش می‌تواند در مخازن دارای زمین‌شناسی پیچیده نتایج قابل قبولی را برای نمایش تغییرات زیاد در داده‌ها ارائه کند. روش کوکریجینگ یکی از روش‌های زمین‌آماری است با به کارگیری داده ثانویه به منظور افزایش دقت در تخمین مقادیر پتروفیزیکی را ارزیابی می‌کند. در شرایطی که ما با کمبود داده مواجه هستیم، روش کوکریجینگ می‌تواند عملکرد بسیار خوبی از خود نمایش دهد.

مدل‌سازی تراوایی بر اساس یک مدل حجمی از شبکه‌های ژئوسلولی سه‌بعدی برای توصیف خصوصیات مخزنی استفاده می‌شود. شبیه‌سازی زمین‌آماری را برای تولید داده‌های سازگار با یک متغیر منطقه‌ای که همبستگی بالایی دارند می‌توان استفاده کرد. در این مطالعه، داده‌های تراوایی با استفاده از روش‌های زمین‌آماری پردازش و مدل‌سازی شده‌اند. شکل ۱۲ مدل‌های سه‌بعدی تراوایی با استفاده از الگوریتم‌های کریجینگ، کوکریجینگ و شبیه‌سازی گوسی متوالی را نشان می‌دهد. همانطور که در مدل تراوایی با استفاده از روش کریجینگ مشاهده می‌شود مقادیر تحت تاثیر هموارسازی قرار گرفته‌اند. در این مدل تغییرپذیری بسیار پایینی را نشان می‌دهد که این نمایش با واقعیت زمین با توجه به تغییرات مقادیر ورودی سازگاری ندارد. مدل حاصل از روش شبیه‌سازی گوسی متوالی تغییرپذیری بالایی را نشان می‌دهد که با توجه به ساختار پیچیده مخزن می‌تواند مدل قابل قبولی باشد. این روش با استفاده از یک الگوریتم تصادفی برای متعادل کردن اثر هموارسازی می‌تواند تخمین بهتری نسبت به روش کریجینگ ارائه دهد. در این مطالعه برای مدل‌سازی با استفاده از روش کوکریجینگ از مقادیر تخلخل به عنوان متغیر ثانویه استفاده شده است (شکل ۱۳). برای انتخاب متغیر ثانویه می‌بایست به مقدار همبستگی میان متغیر اولیه با ثانویه توجه شود. مقدار همگرایی مدل با مقدار همبستگی پارامترهای اولیه و ثانویه رابطه مستقیم دارد که این عامل می‌تواند بر دقت مدل اثر گذار باشد. متغیر ثانویه با ورود به محاسبات مدل باعث می‌شود تا مقادیر نهایی به مقدار ویژگی‌های ساختاری زمین‌شناسی وابسته نباشد. یکی از روش‌های ارزیابی مدل مقایسه مقادیر با استفاده از هیستوگرام است. توزیع مقادیر نفوذپذیری نگار چاه، نگار بزرگ‌مقیاس شده و مقادیر مدل با استفاده از روش‌های زمین‌آماری در شکل ۱۱ نمایش داده شده است. پس از برآورد مقادیر تراوایی با استفاده از روش زمین‌آمار، با توجه به حساسیت مقدار آن می‌بایست صحت سنجی نتایج انجام گیرد. صحت‌سنجی داده‌های تراوایی را با روش تقاطعی انجام شده است. در این مطالعه با توجه به این‌که داده‌های ورودی مدل، نتایج حاصل از خروجی مقادیر شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد لذا لازم است تا دقت مقادیر ورودی مدل ارزیابی شود.

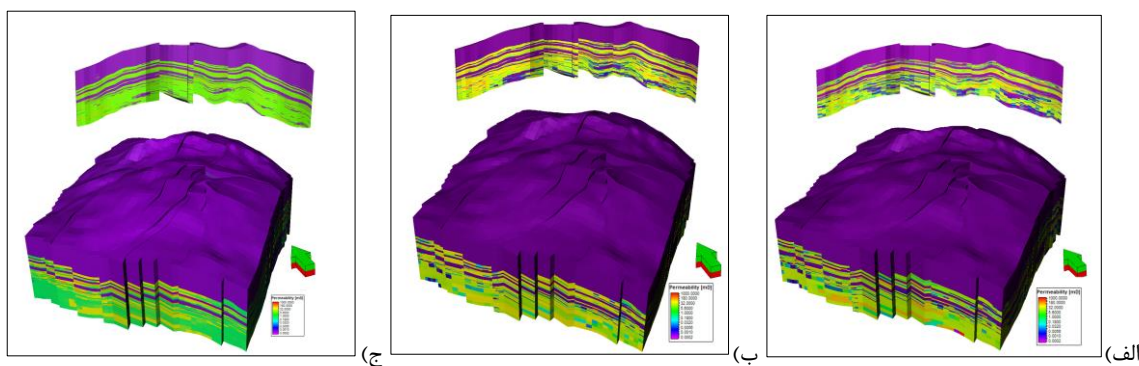
به طور کلی تجمع نمونه‌ها در نتایج حاصل از روش‌های مختلف زمین‌آماری نشان می‌دهد که دو روند کلی در داده‌ها مشاهده می‌شود. یک روند مقادیر تراوایی نزدیک به صفر مشاهده می‌شود که احتمال حضور توالی رخساره‌های کم انرژی و همچنین

میان لایه‌های انیدریتی وجود دارد و یک روند افزایشی در مقادیر تراوایی نمایان است که تحت تاثیر ساختارهای زمین‌شناسی نظیر گسل و شکستگی منطقه‌ای می‌باشد. مطالعات لرزه‌ای در میدان مورد مطالعه نشان داد که گسل‌ها همانند سایر میدان‌های نفتی خلیج فارس ناشی حرکات به سمت بالا نمک‌های عمیق هرمز است. اثر فعالیت تکتونیک در این منطقه سبب شده تا طول گسل‌ها به سمت بالا کوچک‌تر یا ناپدید می‌شوند. مدل ساختمانی این میدان شامل پنج گسل بزرگ و چهار گسل کوچک‌تر در بخش بالایی سازند سورمه وجود دارد. شکل‌گیری این ساختمان همانند دیگر ساختمان‌های گنبدی شکل ناحیه خلیج فارس، در ارتباط با تکتونیک نمک و بالا آمدگی نمک سازند هرمز که به‌طور محلی است. روند کلی گسل‌های این میدان تقریباً دارای جهت شمال غرب-جنوب شرق و جهت شمال شرق و جنوب غرب می‌باشد.



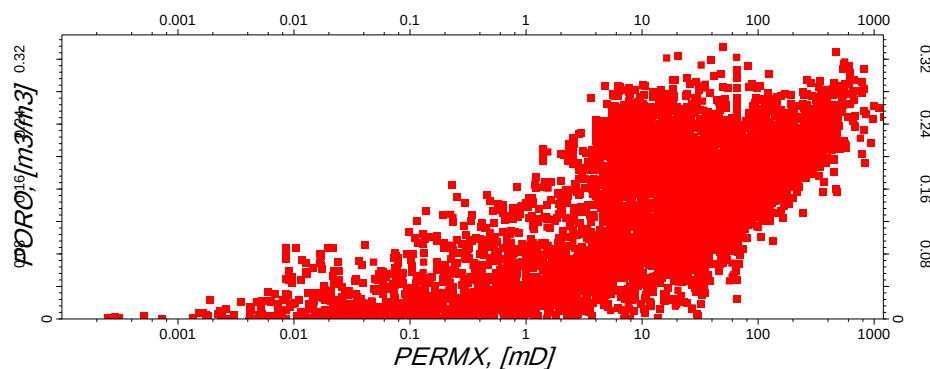
شکل ۱۱. هسیتوگرام مقادیر تراوایی با استفاده از روش‌های زمین‌آمار، الف) کوکریجینگ، ب) شبیه‌سازی گوسی متوالی، ک) کریجینگ.

Figure 11. Histogram of permeability values using geostatistics methods, a) co-kriging, b) sequential Gaussian simulation, c) kriging.



شکل ۱۲. مدل سه بعدی مقادیر تراوایی با استفاده از روش زمین‌آمار، الف) کوکریجینگ، ب) شبیه‌سازی گوسی متوالی، ک) کریجینگ.

Figure 12. 3D model of permeability values using geostatistics methods, a) co-kriging, b) sequential Gaussian simulation, c) kriging.



شکل ۱۳. رابطه بین تخلخل و تراوایی سازند سورمه بالایی.

Figure 13. The relation between porosity and permeability of the upper Surmeh Formation.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه، تخمین و مدل‌سازی مقادیر تراوایی مخزن سورمه بالایی با استفاده از تلفیق روش‌های زمین‌آمار و شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار در یکی از میدان‌های نفتی خلیج فارس مورد بررسی قرار گرفته است. در شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار از نگارهای گاما (GR)، تخلخل موثر (PHI-E)، چگالی مخصوص (RHOB)، اشباع‌شدگی آب (SW) و حجم شیل (V_{SH}) استفاده شده است. برای طراحی شبکه و تعیین ضرایب هر کدام از مقادیر همبستگی داده‌های ورودی استفاده شده است. به منظور عملکرد مقادیر تخمین از روش K-Fold در هر مرحله از تخمین استفاده شده و در پنجمین مرحله بالاترین عملکرد را داشته است. ارزیابی عملکرد مقایسه مقادیر حاصل از شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های مغزه حفاری در چاه W-01 ضریب همبستگی ۸۸ درصد را نشان می‌دهد. این مقدار نشان‌دهنده عملکرد و دقت شبکه عصبی مصنوعی برای درک روابط داده‌های زیرسطحی می‌باشد. در مخزن مورد مطالعه پنج گسل بزرگ و چهار گسل کوچک‌تر برای تهیه مدل ساختمانی مخزن استفاده شده است. روند کلی گسل‌های موجود در مخزن مورد مطالعه دارای امتداد شمال غرب-جنوب شرق و شمال شرقی-جنوب غربی می‌باشند. مدل سه‌بعدی تراوایی با استفاده از روش‌های زمین‌آمار شامل کریجینگ، شبیه‌سازی گوسی متوالی و کوکریجینگ ارائه شده است. در مدل‌های تراوایی می‌توان اثرات ساختارهای زمین‌شناسی را بر مقادیر تراوایی را مشاهده کرد. با توجه به گستره مقادیر تراوایی حاصل از روش‌های زمین‌آمار می‌توان به دقت روش‌های زمین‌آمار پی برد. روش کوکریجینگ به دلیل استفاده از متغیر ثانویه نسبت به روش کریجینگ دقت بیشتری دارد و روش کریجینگ با اجرای هموارسازی در داده‌ها اولیه، تغییرپذیری مدل حاصل را کاهش می‌دهد. روش شبیه‌سازی گوسی با ایجاد تحقق‌های مختلف از داده‌های اولیه و با استفاده از الگوریتم‌های احتمال‌گرا روند ساختارهای زمین‌شناسی را در مدل نهایی حفظ می‌کند. این روش می‌تواند در مخازن دارای زمین‌شناسی پیچیده نتایج قابل قبولی را برای نمایش تغییرات زیاد در داده‌ها را نمایش دهد.

منابع

1. Rahimi, M., Riahi, M.A. Static reservoir modeling using geostatistics method: a case study of the Sarvak Formation in an offshore oilfield, 2020, Carbonates Evaporites, 35, 62. <https://doi.org/10.1007/s13146020005981>.
2. Singha DK, Chatterjee R (2014) Detection of overpressure zones and a statistical model for pore pressure estimation from well logs in the Krishna–Godavari basin, India. *Geochem Geophys Geosyst* 15(4):1009–1020.
3. Ruth D, Lindsay C and Allen M 2013 Combining electrical measurements and mercury porosimetry to predict permeability *Petrophysics* 54 531–7.
4. Al-Bulushi, N., King, P., Blunt, M. and Kraaijveld, M., 2012, Artificial neural networks workflow and its application in the petroleum industry. *Neural Computing and Applications*, 21, (3): 409–421.
5. Aminzadeh, F., Barhen, J., Glover, C.W., Toomarian, N.B., 2000. Reservoir parameter estimation using a hybrid neural network. *Computers & Geosciences* (26), 869–875. 3) Battiti, R., 1992. First and second order methods for learning: Between steepest descent and Newton's method. *Neural Computation* 4 (2), 141–166.
6. Lim, J.S., 2005, "Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea", *Journal of Petroleum Science and Engineering* (49), 182– 192.
7. Lashin, A., Din, S., 2013, Reservoir parameters determination using artificial neural networks: Ras Fanar field, Gulf of Suez, Egypt: *Arabian Journal of Geosciences*, 6(8): 2789–2806.
8. Deutsch, C. V., and Journel, A. G., 1998, *GSLIB, geostatistical software library and user's guide* (2nd ed.). Oxford, England: Oxford University Press.
9. Hohn, M. E., 1999, *Geostatistics and petroleum geology* (2nd ed.). Dordrecht, the Netherlands: Kluwer Academic. Journel, A. G., and Huijbregts, Ch. J. (1978). *Mining Geostatistics*. London: Academic Press.
10. Murris, R.J. (1980) Middle East: Stratigraphic Evolution and Oil Habitat. *AAPG Bulletin*, 64, 597–618.
11. Al-Husseini, M.I., 1997, Jurassic sequence stratigraphy of the western and southern Arabian Gulf: *GeoArabia*, v. 2, no. 4, p. 361–382.

12. James, G.A., & Wynd, J.G., 1965. Stratigraphic Nomenclature of Iranian Oil Consortium Agreement Area. AAPG Bulletin, 49: 2182-2245.
13. Powers, R.W., 1962, Arabian Upper Jurassic Carbonate Reservoir Rocks, In: W.E. Ham (Eds.), Classification of Carbonate Rocks: American Association of Petroleum Geologists Memoir, 1, p.122192.
14. Mohaghegh, S., Virtual-intelligence Applications in Petroleum Engineering: Part I., Artificial Neural Networks J. Pet. Technol., Vol. 52, p. 64-73, 2000.
15. Wong, P.M, Henderson D.J, Brooks. L.J, 1997, Reservoir permeability determination from well log data using artificial neural networks: an example from the Ravva field, offshore India, Proc. SPE Asia Pacific Oil and Gas Conference.
16. Lim, Jong-Se, 2003. Reservoir permeability determination using artificial neural network. J. Korean Soc. Geosyst. Eng. 40, 232-238.
17. Kelkar, M., Perez, G., Chopra. A, 2002, Applied geostatistics for reservoir characterization., Texas, Society of Petroleum Engineers (SPE).
18. Mata Lima. H, 2005, GEOSTATISTIC IN RESERVOIR CHARACTERIZATION: FROM ESTIMATION TO SIMULATION METHODS, Estudios Geol., 61: 135_145.
19. Viste, I., 2008. 3D Modelling and Simulation of Multi-Scale Heterogeneities in Fluvial Reservoir Analogues, Lourinhã Fm, Portugal: from Virtual Outcrops to Process-oriented Models. M. Sc., Thesis. Bergen Univ., Norway, 184 pp.
20. Hasani Pak AA, 2007, Geostatistics, 2nd edn. Univ. of Tehran Press, Tehran.
21. Shabani FGH, Bashiri M, Izadkhah KM, 2011, Simulation of petrophysical parameters using SGS method in one of Southwest Iranian hydrocarbon reservoirs. J Petrol Res 21(66):53-66.
22. Dean L (2007) Reservoir engineering for geologists. Part 3- Volumetric Estimation. Reservoir 11:20.

Estimation of permeability values using artificial neural network based on static reservoir modeling; a case study at one of the Persian Gulf Oilfields

Mehran Rahimi^{1,2}, Mohammad Ali Riahi^{2*}

1. Department of Petroleum Geology and Sedimentary Basins, Faculty of Earth Sciences, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran.

2. Institute of Geophysics; University of Tehran, Tehran, Iran.

Extended Abstract

Introduction

Increasing demand for the exploitation of petroleum products has led to many changes in the development of oil and gas exploration methods. Advances in technology and the development of new numerical methods in evaluating hydrocarbon reservoirs to estimate the hydrocarbons present in oil fields have increased [1]. Access to subsurface information is one of the main limitations in studying the petrophysical properties of the reservoir. Petrophysical properties play an important role in recognizing and developing reservoir assessment methods. The most important reservoir properties include permeability, porosity, and water saturation, directly related to the volume of hydrocarbons in situ, rock type, and fluid flow [2]. There are two main approaches to obtaining permeability values for petroleum engineers [3]. The first approach uses laboratory methods to examine the drilling core data directly, and the other approach uses indirect data to evaluate the permeability values using well logs. Nowadays, network-based intelligent computing methods such as neural networks and deep learning have been considered by oil and gas industry researchers due to their ability to solve high accuracy problems [4], [2]. The recent studies in the field of analysis and estimation of petrophysical values have been performed using artificial neural network method and geostatistics methods evaluations, which have obtained acceptable results in these studies [5], [6]. The artificial neural network estimates the input data's desired parameter values by determining the best relation between the input data. One of the most efficient techniques for the evaluation of reservoir properties is geostatistics methods. Reservoir properties have a special spatial correlation or spatial structure, and a statistical context is an efficient tool for these types of variables. The reservoir model demonstrates network-based mathematics that uses a variety of data from different sources, including seismic data, drilling core data, and well logs. Reservoir modeling can use the available data to improve oil and gas production, predict reservoir performance, and help create an accurate reservoir economic model for oil companies [19]. In this study, an artificial neural network method with a back-propagation algorithm has been used to estimate the permeability values of the Upper Surmeh Formation in one of the Persian Gulf oil fields.

Material and methods

In this study, all available information include geological and geophysical data in this field has been collected. The area of exploration operations in this field covers approximately 97 square kilometers. The 3D seismic data was used after the eruption at a sampling rate of 4 milliseconds

in SEGY format. The structural interpretation of this field has been made using seismic data. Evaluation of permeability values and the static model has been performed using petrophysical well logs. The construction of the permeability model in this study consists of two main parts. The first part of this investigation estimates the permeability values in well location where permeability values are not available. The second part includes the structural modeling of the reservoir and data analysing of reservoir model networks. Structural modeling consists of interpreting faults, geocell networks based on the fault model, and making seismic horizons and layering. The study aim is analysing and processing petrophysical data and constructing a static model of reservoir properties. The flowchart adopted in this study is shown in Figure 2.

Results and discussion

The first step in the estimation of permeability values is to enter the neural network. The data set used in this step is seven wells in the studied oil field in which one of these wells has drilling core data. Table 1 shows the correlation coefficient value of the neural network input data, which should be used to define the sample weight. Neural network input data include gamma-ray (GR), effective porosity (PHI-E), specific gravity (RHOB), water saturation (SW), and shale volume (VSH). Table 2 shows the data used in the neural network as well as how to divide this data into different parts of the network (training, testing, and validation). The designed neural network consists of five input neurons, ten intermediate neurons, and a single output. The learning algorithm adopted in this research is of the supervised type in which the maximum number of repetitions and the acceptable error rate are set at 150 and 10%, respectively. In this study, the K-Fold algorithm was used to evaluate the designed clusters. The K-Fold method is a model evaluation method that determines how generalizable and independent the statistical analysis results on a data set. This method is especially used in prediction applications to determine how useful the model will be in train. The K-Fold method was used to evaluate the performance and accuracy of the artificial neural network. Figure 4 shows the estimation value in the fifth folder with high performance, and this method can confirm the accuracy of the case method.

In this study, three methods include kriging, co-kriging, and Gaussian simulation have been used to model the permeability values. The kriging method is one of the geostatistics techniques due to smoothing effects on raw data and eliminates subsurface structure trends. The kriging method alters the data's initial distribution, which is not compatible with the complex structure. Sequential Gaussian Simulation (SGS) methods do not change data distribution before and after estimation consistent with geological reality. Simulation methods have a higher degree of reliability than the kriging method for estimating petrophysical values due to their increased ability to solve problems that have many unknowns. This method can provide acceptable results for displaying large changes in data in repositories with complex geology. The co-kriging method is one of the geostatistics methods using secondary data to increase petrophysical value estimation accuracy. Permeability modeling based on a volumetric model and geocellular networks is used to describe reservoir properties. The geostatistics simulations can be used to generate data consistent with a highly correlated regional variable. In this study, permeability data were processed and modeled using geostatistics methods. Figure 12 shows 3D permeability models using kriging, co-kriging, and Sequential Gaussian Simulation (SGS) algorithms. As shown in the permeability model using the kriging method, the values are affected by smoothing. This model shows a very low variability that this display is not compatible with the reality of the earth due to changes in input values. The model obtained from the Sequential Gaussian Simulation

(SGS) method shows high variability, which can be an acceptable model due to the reservoir complex structure. In this study, porosity values have been used as a secondary variable for modeling using the co-kriging method (Figure 13). The degree of convergence of the model is directly related to the degree of correlation between primary and secondary parameters, which can affect the model's accuracy. The secondary variable enters the model calculations so that the final values do not depend on the geological structural features' value. One method of evaluating the model is to compare values using a histogram. Validation of permeability data is performed by the cross-section method. In this study, considering that the model's input data are the results of the output of artificial neural network values, it is necessary to evaluate the accuracy of the model's input values .

In general, the accumulation of samples in different geostatistics methods shows that two general trends are observed in the data. The trend of near-zero permeability values is observed that there is a possibility of the presence of low-energy facies sequences and between anhydrite layers, and an increasing trend in permeability values is evident under the influence of geological structures such as faults and fractures.

Conclusion

In this study, estimating and modeling of the permeability values using an integration geostatistics methods and artificial neural network with the back-propagation algorithm in one of the Persian Gulf oilfields has been investigated. In the artificial neural network with the back-propagation algorithm, was used well logs include gamma (GR), effective porosity (PHI-E), specific gravity (RHOB), water saturation (SW), and shale volume (V_{SH}). The correlation coefficient values of each of the input data have been used for initial analyses. The K-Fold method is used in each stage of the estimation and in the fifth stage has the highest performance and performs the estimation algorithms. To evaluate the performance of the values obtained from the artificial neural network with the drilling core data in well W-01 shows a correlation coefficient of 88%. This value indicates the artificial neural network's performance and accuracy for understanding the relationships of subsurface data. In the study, five large faults and four smaller faults have been used to prepare the reservoir structural model. The general trend of faults in the study reservoir is northwest-southeast and northeast-southwest. The 3D permeability model using geostatistics methods including kriging, Sequential Gaussian Simulation (SGS), and co-kriging are evaluated.

Keywords: Geostatistics, Artificial Neural Network, Back Propagation algorithm, Surmeh Formation, Geocellular network.

*Corresponding Author: mariahi@ut.ac.ir