

عملکرد شاخص تخلخل ثانویه در بهبود تخمین نفوذپذیری از نمودارهای پتروفیزیکی به کمک روش‌های هوش مصنوعی و تکنیک فازی در مخزن سورمه میدان نفتی بلال

سجاد کاظم شیرودی^{۱*}، محمد غفوری^۲، مرتضی خانیان^۳

۱. دانشجوی دکتری زمین‌شناسی مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد

۲. عضو هیئت علمی دانشگاه فردوسی مشهد

۳. کارشناس ارشد شرکت نفت فلات قاره

sa_shiroodi@yahoo.com sshiroodi@iooc.co.ir

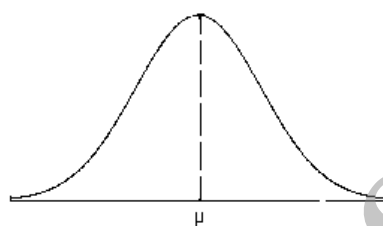
چکیده

برآورد مقدار نفوذپذیری که به طور معمول توسط اندازه‌گیری‌های مستقیم روی نمونه‌های مغزه یا آزمایش چاه به دست می‌آید یکی از مشکلات قدیمی در تعیین پارامترهای مخزن است. معمولاً پارامترهای مخزن مانند تخلخل، لیتولوژی، نفوذپذیری از مغزه بدست می‌آیند که هزینه زیادی را در بر دارد و همچنین تهیه مغزه در تمام چاه‌ها امکانپذیر نیست و از لحاظ زمانی وقت‌گیر می‌باشد. در این تحقیق سعی بر آن است که پارامتر نفوذپذیری از طریق داده‌های چاه‌پیمائی به دست آید و برای ارزیابی نتایج بدست آمده با پارامترهای حاصل از مغزه مورد مقایسه قرار گیرد و عوامل موثر در افزایش عدم قطعیت از جمله تخلخل ثانویه تعیین گردد. برای این کار در چاهی که هر دو نوع داده شامل نمودارهای پتروفیزیکی و مغزه را دارد، مدل پیش‌بینی نفوذپذیری ساخته می‌شود و در چاهی که فقط دارای نمودارهای پتروفیزیکی است به پیش‌بینی نفوذپذیری پرداخته می‌شود. امروزه استفاده از سیستم‌های هوشمند برای برآورد پارامترهای مخزن مطرح می‌باشند. هدف اصلی این تحقیق تخمین پارامتر تراوایی با استفاده از سیستم‌های مذکور می‌باشد. برای نیل به این هدف و ساخت مدل تخمین تراوایی از سه روش استفاده شده است. ابتدا تکنیک منطق فازی Gonzalez و Hambalek استفاده شد تا کاربرد آن برای کرنات‌های سازند سورمه مورد بررسی قرار گیرد. روش دوم از الگوریتم Cuddy و روش سوم از شبکه‌های عصبی مصنوعی، برای تخمین تراوایی استفاده شده است و در نهایت این سه روش با یکدیگر مقایسه شدند. در این مقاله داده‌های دو چاه BL-3I, BL-1P از سازند سورمه واقع در میدان بلال بکار رفتند. از داده‌های چاه شماره BL-1P برای ساخت مدل و از داده‌های چاه شماره BL-3I برای تعمیم و اعتبار سنجی مدل استفاده شد. پیش‌بینی نفوذپذیری توسط مدل اولیه، در بخش‌های زیرین چاه BL-1P و در اکثر نقاط چاه تعمیم دور از مقادیر واقعی (نفوذپذیری مغزه) بود که با بررسی‌های انجام گرفته، مشخص گردید سازند مورد مطالعه دارای تخلخل‌های از نوع ثانویه‌ای است که نمودار صوتی قادر به شناسایی آن نیست، به همین منظور شاخص تخلخل ثانویه (SPI) محاسبه و در ساخت مدل به کار گرفته شد. نتایج به دست آمده از این تحقیق نشان داد در حالت دوم که شاخص تخلخل ثانویه وارد مدل گردید پیش‌بینی نفوذپذیری بسیار دقیق‌تر (نزدیک‌تر به مقادیر مغزه) گردید.

کلید واژه‌ها: شاخص تخلخل ثانویه، نمودارهای پتروفیزیکی، منطق فازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، تخمین تراوایی

۱. مقدمه

در این قسمت از تکنیک منطق فازی Gonzalez و Hambalek که در سال ۲۰۰۳ برای سازندگی ماسه‌ای در ونزوئلا ارائه شده [۱۵]، استفاده می‌شود تا کاربرد آن برای کربنات‌های سازند سورمه مشخص شود. این روش از تابع توزیع نرمال استفاده می‌کند. مهم‌ترین توزیع پیوسته در آمار و احتمال توزیع نرمال است. نمودار این توزیع در (شکل ۱) رسم شده است و کاملاً نسبت به یک حد متوسط μ متقارن است و به آن منحنی نرمال گفته می‌شود. اغلب متغیرهای تصادفی پیوسته در طبیعت و صنعت دارای نمودار توزیع به فرم فوق می‌باشند. نمودار منحنی بستگی به دو پارامتر μ و σ^2 دارد و در زیر خواهیم دید که μ میانگین توزیع و σ^2 واریانس توزیع می‌باشد.



شکل ۱: منحنی نرمال [۲۶]

گوئیم متغیر تصادفی X دارای توزیع نرمال با میانگین μ و واریانس σ^2 است و آن را با نماد $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ نمایش می‌دهیم، هر گاه تابع چگالی احتمال آن به صورت زیر باشد

$$f_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \times \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right\} \quad (\text{رابطه ۱})$$

با افزایش σ^2 پراکندگی توزیع افزایش می‌یابد و با افزایش μ منحنی به سمت راست انتقال پیدا می‌کند.

- خواص منحنی نرمال

۱- منحنی تنها دارای یک نقطه ماکزیمم در نقطه $x = \mu$ است.

۲- منحنی دارای دو نقطه عطف در نقاط $x = \mu \pm \sigma$ است.

۳- منحنی نسبت به خط $x = \mu$ متقارن است، یعنی $f_x(\mu - a) = f_x(\mu + a)$

۴- در دو طرف حد متوسط μ منحنی به مجانب خود یعنی محور X ها نزدیک می‌شود، یعنی:

$$\lim_{x \rightarrow \pm\infty} f_x(x) = 0$$

۵- سطح محصور بین منحنی و محور طول‌ها برابر یک واحد است، یعنی:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f_x(x) dx = 1$$

۶- توزیع نرمال ناقوسی شکل است. فراوان‌ترین مشاهدات در نقطه میانی قرار می‌گیرد و چون از مرکز به سمت چپ و راست برویم از تعداد فراوانی‌ها به یک اندازه و به تدریج کاسته می‌شود. مشاهدات واقع در نقطه میانی به دلیل اینکه فراوان-

ترین هستند احتمال وقوعشان هم از بقیه مشاهدات دیگر در توزیع بیش تر است. به همین گونه هر چه از نقطه میانی دورتر شویم از فراوانی مشاهدات کاسته می شود و احتمال وقوعشان نیز کمتر می شود.
 ۷- توزیع نرمال پیوسته است، بدین معنا که تعدد مقدارهایی که متغیر X می تواند به خود بگیرد، یعنی تعداد X_i ها، از دیدگاه تئوریک بی نهایت است.

۲. روش کار

این روش از تابع توزیع نرمال که در بخش قبلی توضیح داده شد استفاده می کند.
 برای مثال اگر یک رخساره دارای توزیع تخلخل با میانگین μ_{Φ} و انحراف معیار σ_{Φ} باشد، میزان فازی بودن از (رابطه ۲) به دست می آید:

$$P(\Phi_{eff..x}) = \frac{1}{\sigma_{\Phi_c} \sqrt{2\pi}} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{\Phi_{eff..x} - \mu_{\Phi_c}}{\sigma_{\Phi_c}} \right)^2 \right\} \quad (\text{رابطه ۲})$$

که:

$\Phi_{eff..x}$ = مقدار تخلخل موثر حاصل از نمودار

μ_{Φ_c} = مقدار میانگین مقادیر توزیع تخلخل برای Bin های مشخص حاصل از آنالیز مغزه

σ_{Φ_c} = مقدار انحراف استاندارد توزیع تخلخل برای Bin های مشخص حاصل از آنالیز مغزه

$P(\Phi_{eff..x})$ = درجه فازی بودن

چون نمودارهای چاه پیمایی در چاه مدل برای تخمین تراوایی به چندین Bin تقسیم می شوند، مقدار تخلخل $\Phi_{eff..x}$ ممکن است به هر کدام از آن ها تعلق داشته باشد، اما هر کدام از انواع Bin ها دارای مقادیر میانگین و انحراف معیار مخصوص به خود هستند به طور مثال برای N تا N Bin، جفت از μ و σ وجود دارد. اگر تخلخل اندازه گیری شده بر فرض متعلق به Bin f_i باشد، مقدار فازی بودن آن توسط (رابطه ۲) با جایگزینی μ_i و σ_i به جای μ_{Φ_c} و σ_{Φ_c} برای هر کدام از Bin ها به دست می آید. ما می خواهیم نسبت درجه عضویت، $P(\Phi_{eff..x})$ ، هر کدام از Bin ها را به درجه عضویت میانگین، $P(\mu_{\Phi_c})$ ، بدانیم. درجه عضویت میانگین، (برای مثال برای تخلخل، μ_{Φ_c}) به صورت زیر است:

$$P(\mu_{\Phi_c}) = \frac{1}{\sigma_{\Phi_c} \sqrt{2\pi}} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{\mu_{\Phi_c} - \mu_{\Phi_c}}{\sigma_{\Phi_c}} \right)^2 \right\} = \frac{1}{\sigma_{\Phi_c} \sqrt{2\pi}} \quad (\text{رابطه ۳})$$

درجه عضویت نسبی، $R(x)$ ، برای تخلخل $\Phi_{eff..x}$ متعلق به Bin نوع f_i ام از تقسیم رابطه ۲ بر ۳ به دست می آید:

$$R(\Phi_{eff..x}) = \frac{P(\Phi_{eff..x})}{P(\mu_{\Phi_c})} = \frac{\frac{1}{\sigma_{\Phi_c} \sqrt{2\pi}} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{\Phi_{eff..x} - \mu_{\Phi_c}}{\sigma_{\Phi_c}} \right)^2 \right\}}{\frac{1}{\sigma_{\Phi_c} \sqrt{2\pi}} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{\mu_{\Phi_c} - \mu_{\Phi_c}}{\sigma_{\Phi_c}} \right)^2 \right\}} \quad (\text{رابطه ۴})$$

که می دهد:

$$R(\Phi_{eff..x}) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{\Phi_{eff..x} - \mu_{\Phi_c}}{\sigma_{\Phi_c}} \right)^2 \right\} \quad (\text{رابطه ۵})$$

برای مقایسه درجه عضویت بین Bin ها باید درجه عضویت نسبی به حساب آورده شود. که این امر با ضرب (رابطه ۵) در ریشه دوم مقدار انتظاری که از وقوع Bin f_i می‌رود، میسر می‌شود. اگر آن را با n_{f_i} نشان دهیم، مقدار فازی بودن تخلخل موثر متعلق به Bin f_i برابر است با:

$$F_{f_i, \Phi_{eff}}(\Phi_{eff, x}) = \sqrt{n_{f_i}} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{\Phi_{eff, x} - \mu_{i, \Phi_c}}{\sigma_{i, \Phi_c}} \right)^2 \right\} \quad (\text{رابطه ۶})$$

امکان فازی $F_{f_i, \Phi_{eff}}(\Phi_{eff, x})$ تنها به تخلخل موثر نمودار بستگی دارد. این فرآیند برای پارامتر بعدی (به طور مثال حجم شیل) تکرار می‌شود و رابطه زیر را می‌دهد:

$$F_{f_i, vsh}(vsh_x) = \sqrt{n_{f_i}} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{vsh_x - \mu_{i, vsh}}{\sigma_{i, vsh}} \right)^2 \right\} \quad (\text{رابطه ۷})$$

که:

vsh_x = حجم شیل در افق خاص

$\mu_{i, vsh}$ = میانگین توزیع حجم شیل متعلق به Bin نوع f_i

$\sigma_{i, vsh}$ = مقدار انحراف استاندارد توزیع حجم شیل متعلق به Bin نوع f_i

$F_{f_i, vsh}(vsh_x)$ = امکان فازی حجم شیل

این پروسه برای دیگر پارامترها می‌تواند تکرار شود. حال ما چندین امکان فازی $F_{f_i, j}(j_x)$ که بر مبنای اندازه‌گیری امکان-های فازی پارامترهای مختلف j_x به دست آمده‌اند داریم. این امکان‌های فازی با هم ترکیب شده و امکان فازی مرکب را می‌سازند.

در این مثال برای اندازه‌گیری x در افق مشخص برای تخلخل موثر و حجم شیل، امکان فازی مرکب نوع f_i خواهد بود:

$$\frac{1}{F_{T, f_i}(x)} = \frac{1}{F_{f_i, \Phi_{eff}}(\Phi_{eff, x})} + \frac{1}{F_{f_i, vsh}(vsh_x)} \quad (\text{رابطه ۸})$$

این پروسه N بار برای هر کدام از انواع نمودارهای f_i تکرار می‌شود.

در این مطالعه پارامترهای ورودی، داده‌های نمودارهای چاه‌پیمایی می‌باشند، که برای پیش‌بینی تراوایی در هر افق به کار می‌روند. برای مثال اگر داده‌های ورودی نمودارهای چگالی، نوترون، صوتی و گاما برای تعیین امکان فازی مرکب هر کدام از Bin ها در افق خاص باشند، برای اولین Bin داریم:

ρ_i : ورودی‌ها شامل دانسیته ρ_b ، نوترون $Nphi$ ، صوتی ΔT و گاما GR

$$F_{f_i p}(p_i) = \sqrt{n_{f_i}} \times \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{p - \mu_{1p}}{\sigma_{1p}} \right)^2 \right] \quad (\text{رابطه ۹})$$

$$\frac{1}{F_{Tf_i}} = \frac{1}{F_{f_i, \rho_b}(\rho_{bx})} + \frac{1}{F_{f_i, Nphi}(Nphi_x)} + \frac{1}{F_{f_i, \Delta T}(\Delta T_x)} + \frac{1}{F_{f_i, GR}(GR_x)} \quad (\text{رابطه ۱۰})$$

یا،

$$\frac{1}{F_{Tf_i}} = \sum_{vLogS} \left(\frac{1}{F_{f_i, i}} \right)$$

حال این پروسه برای Bin بعدی تکرار می‌شود.

برای به دست آوردن تراوایی در چاه تعمیم، باید نمونه‌های مغزه از چاه مدل در خوشه‌هایی (Bins) به روش بالا با استفاده از ورودی‌هایی شامل دانسیته ρb ، نوترون $Nphi$ ، صوتی ΔT و گاما GR دسته‌بندی شوند. این مقادیر برای تمام Binها محاسبه می‌شوند.

برای به دست آوردن تراوایی در چاه تعمیم، باید نمونه‌های مغزه از چاه مدل در خوشه‌هایی (Bins) دسته‌بندی شوند. در هر Bin یک مقدار از تراوایی به عنوان نماینده انتخاب می‌شود (برای مثال مقدار مینیمم، ماکزیمم، میانگین و یا مدیان). در یک عمق مشخص، امکان فازی برای هر کدام از نمودارها و برای هر کدام از Binها محاسبه می‌شود. دو مقدار از امکان‌های فازی که نسبت به بقیه مقدار بیشتری دارند، تراوایی مربوط به آنها برای تخمین تراوایی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

$$KH(h)_{simulated} = \frac{F_{T,i(1)}(h)}{F_{T,i(1)}(h) + F_{T,i(2)}(h)} \times KH_{i(1)}^{representative} + \frac{F_{T,i(2)}(h)}{F_{T,i(1)}(h) + F_{T,i(2)}(h)} \times KH_{i(2)}^{representative} \quad (11) \quad (1)$$

که:

$$KH(h)_{simulated} = \text{تراوایی افقی پیش بینی شده در عمق } h$$

$$KH_{i(1)}^{representative} = \text{مقدار تراوایی نماینده برای بیشترین امکان فازی از Bin } i$$

$$KH_{i(2)}^{representative} = \text{مقدار تراوایی نماینده برای دومین امکان فازی از Bin } i$$

$$F_{T,i(1)}(h) = \text{اولین ماکزیمم در بین امکان فازی‌ها برای Bin } i \text{ در عمق } h$$

$$F_{T,i(2)}(h) = \text{دومین ماکزیمم در بین امکان فازی‌ها برای Bin } i \text{ در عمق } h$$

باید توجه کرد که در هر Bin باید به اندازه کافی نقطه باشد تا بتوان از لحاظ آماری آن را ضمانت کرد. تعداد Bin بستگی به تعداد نقاط مغزه دارد، یک مقدار پذیرفته شده برای هر Bin حداقل ۳۰ نقطه است.

- تخمین تراوایی با استفاده از نمودارهای صوتی و نوترون بدون SPI

مدل فازی بر اساس اطلاعات به دست آمده از نمودارها و مغزه چاه BL-3I ساخته شد، با توجه به کم بودن تعداد نقاط مغزه و اینکه در هر Bin حداقل باید ۳۰ نقطه وجود داشته باشد در انتخاب Binها محدودیت وجود دارد.

نمودارهای ΔT و $Nphi$ پس از تصحیحات محیطی به ابعاد چاه، وزن گل، فشار، درجه حرارت مطابق مرجع استاندارد شلومبرژه و انجام ویرایش‌های هم‌عمق سازی به عنوان ورودی در نظر گرفته شدند و امکان‌های فازی آنها محاسبه گردید و برای مقدار تراوایی نماینده^{۴۰} هر کدام از مقادیر ماکزیمم، مینیمم، میانگین و مدیان به طور جداگانه برای تخمین تراوایی در نظر گرفته شدند و در نهایت مقدار مینیمم پیشنهاد می‌شود.

کودی^{۴۱} مقادیر تراوایی تخمینی را به صورت لگاریتمی و گراف در مقابل عمق نشان می‌داد و خطایی را محاسبه نمی‌کرد [۱۵] اما در اینجا خطای نسبی کل (Relative Absolute Error , RAE) را محاسبه می‌کنیم. فرمول RAE به صورت زیر است:

$$RAE(h) = \frac{|K_c(h) - K_s(h)|}{K_c(h)} \quad (12) \quad (1)$$

⁴⁰ Representative

⁴¹ Cuddy

که:

$$RAE(h) = \text{خطای نسبی کل در عمق } h$$

$$K_c(h) = \text{تراوایی مغزه در عمق } h$$

$$K_s(h) = \text{تراوایی پیش بینی شده در عمق } h$$

کودی مقدار میانگین را برای تراوایی نماینده انتخاب کرد در اینجا علاوه بر میانگین، مقادیر ماکزیمم، مینیمم و مدیان نیز محاسبه شده است (جدول ۱).

جدول ۱: درصد RAE برای انتخاب مقدار تراوایی نماینده

RAE	% Minimum	% Median	% Average	% Maximum
RAE < 0.1	12	2	2	3
0.1 < RAE < 1	47	41	37	17
1 < RAE < 10	30	43	43	44
10 < RAE < 100	11	14	18	32
100 < RAE	0	0	0	4

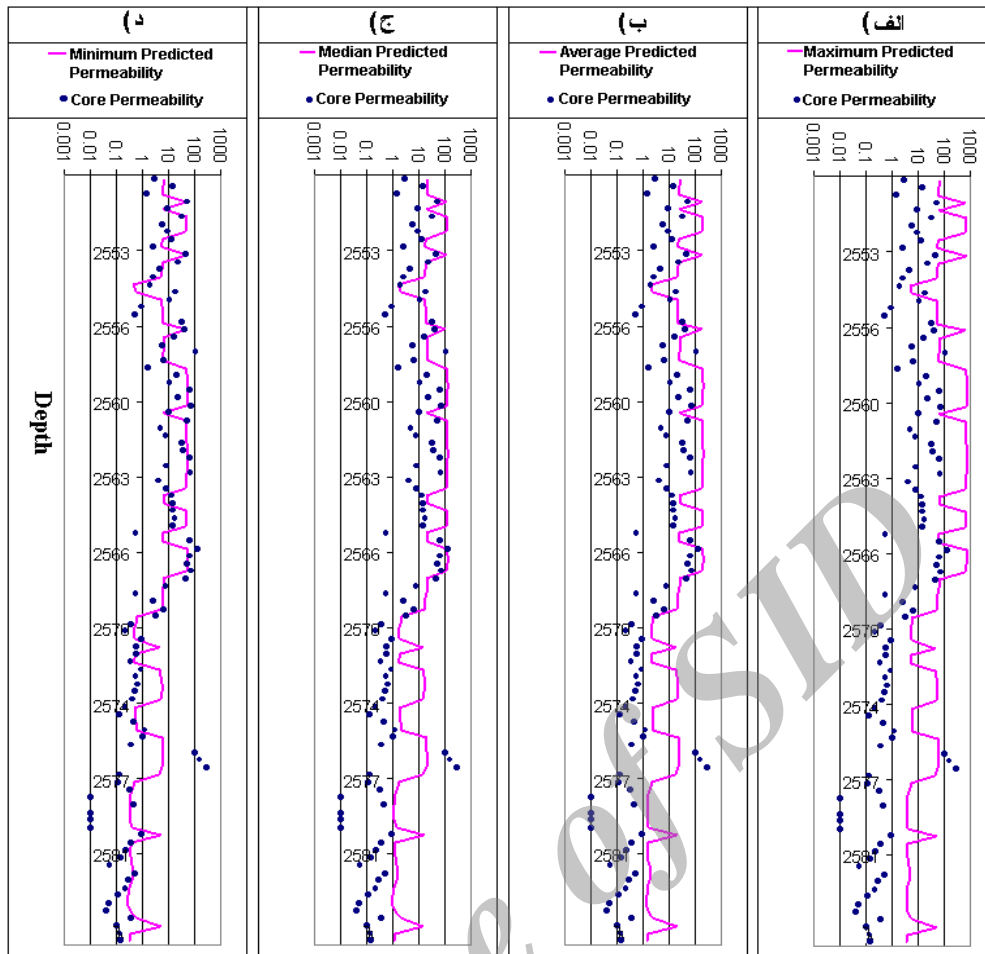
با توجه به (جدول ۱) مقدار مینیمم در دو ردیف اول و دوم از مقادیر مدیان، میانگین و ماکزیمم بیشتر و در سه ردیف آخر از آن‌ها کمتر است. بنابراین مقدار مینیمم به عنوان نماینده در تخمین تراوایی انتخاب می‌شود. توجه شود که با توجه به جدول مقدار ماکزیمم بدترین انتخاب خواهد بود. (شکل ۲) نمودار مقایسه تراوایی تخمینی در مقابل تراوایی مغزه در مقابل عمق را در چاه 3I-BL نشان می‌دهد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود مقدار مینیمم بهترین پیش بینی را داده است. در ارتباط با مفهوم RAE باید گفت به طور مثال یک نقطه در چاه کنترل دارای تراوایی ۰/۰۰۱ میلی داری است و تراوایی پیش بینی شده ۰/۱ میلی داری باشد، بنابراین مقدار RAE برابر خواهد بود با:

$$RAE = \frac{|0.1 - 0.001|}{|0.001|} \times 100 = 99\% \quad (\text{رابطه ۱۳})$$

که از لحاظ ریاضی مقدار زیادی است، علی‌رغم این مقدار زیاد RAE، از لحاظ دید زمین شناسی، تراوایی پیش بینی شده خیلی کم است. از طرف دیگر تراوایی پیش بینی شده ۱۳۰۰ میلی داری را در برابر تراوایی ۱۲۰۰ میلی داری مغزه در نظر بگیرید، RAE برابر خواهد بود با:

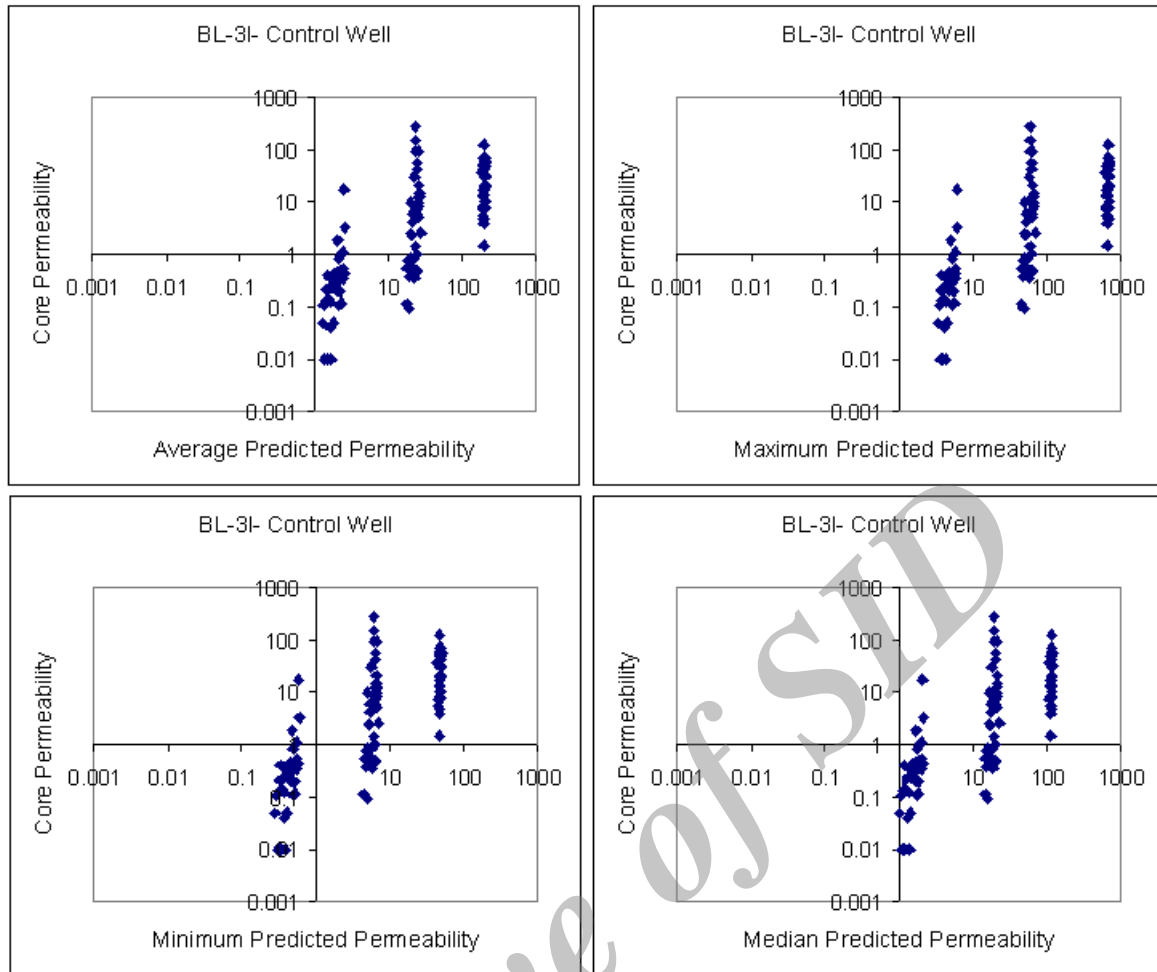
$$RAE = \frac{|1200 - 1300|}{|1200|} \times 100 = 8.3\% \quad (\text{رابطه ۱۴})$$

که مقدار کمی است. هر دو تراوایی پیش بینی شده کیفیت سنگ را به خوبی نشان می‌دهند اگرچه صد میلی داری اختلاف زیاد است.



شکل ۲: مقایسه تراوایی تخمینی در مقابل تراوایی مغزه در مقابل عمق در چاه تعمیم

(شکل ۳) مربع ضریب همبستگی تراوایی مغزه در مقابل تراوایی تخمینی را برای هر کدام از مقادیر ماکزیمم، میانگین، مدیان و مینیمم در چاه تعمیم BL-3I نشان می‌دهد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود مقدار مینیمم تقریباً در راستای خط $y=x$ قرار گرفته و بهترین هم‌خوانی با مغزه را نشان می‌دهد.



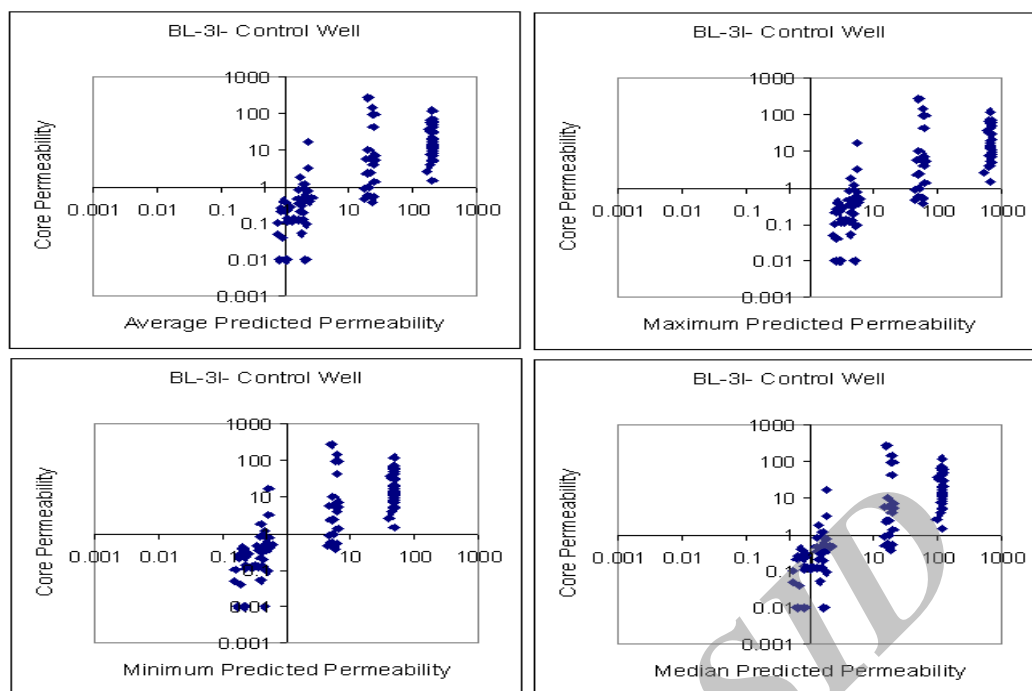
شکل ۳: تراوایی مغزه در مقابل تراوایی تخمینی

- تخمین تراوایی با استفاده از نمودارهای صوتی و نوترون با وارد کردن SPI

(جدول ۲) مقادیر خطای RAE را نشان می دهد.

جدول ۲: درصد RAE برای انتخاب مقدار تراوایی نماینده

RAE	% Minimum	% Median	% Average	% Maximum
RAE < 0.1	8	1	1	0
0.1 < RAE < 1	45	19	11	6
1 < RAE < 10	38	54	49	20
10 < RAE < 100	9	25	36	62
100 < RAE	0	1	0	12

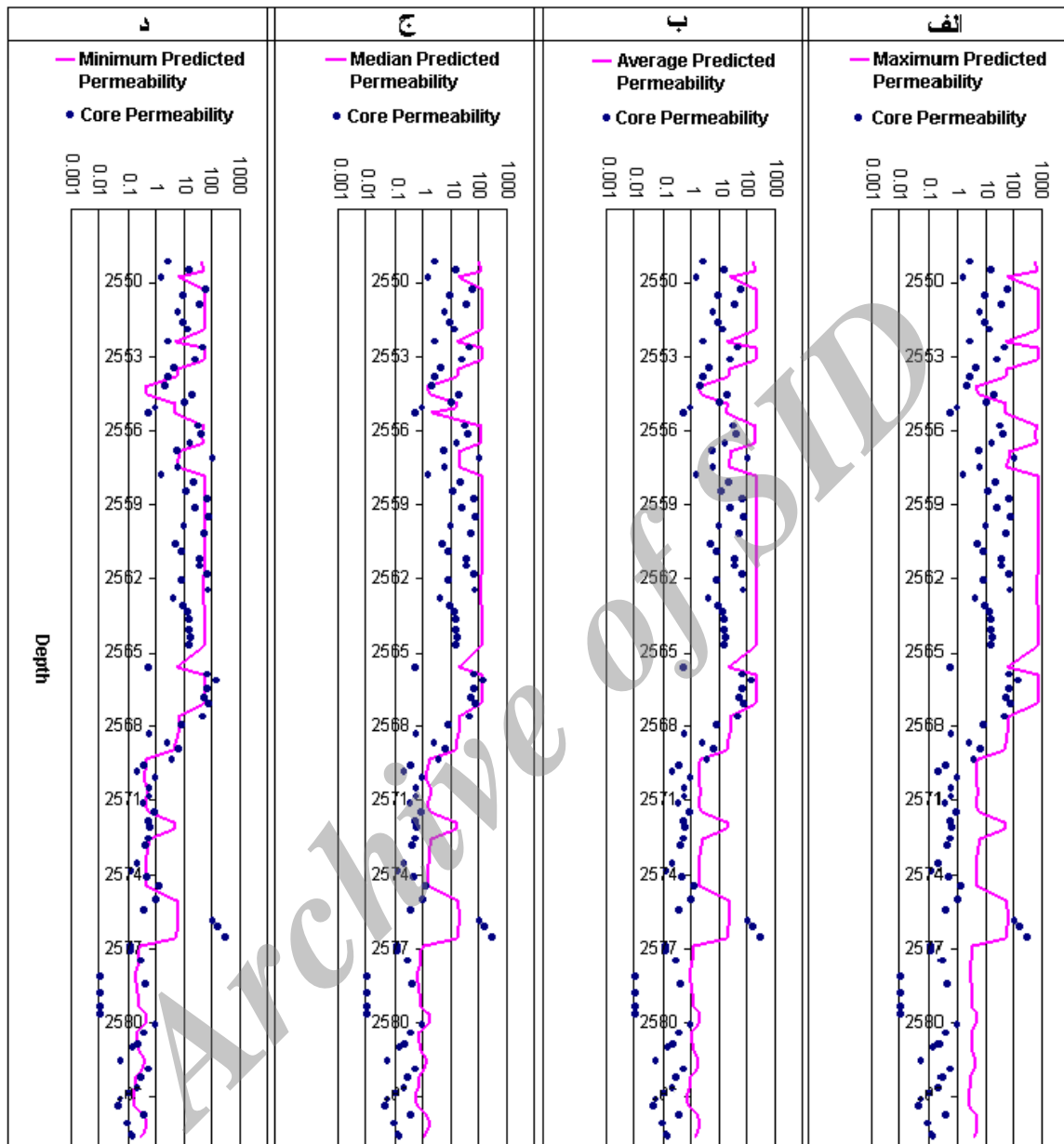


شکل ۴: تراوایی مغزه در مقابل تراوایی تخمینی در چاه تعمیر بعد از ورود SPI در مدل

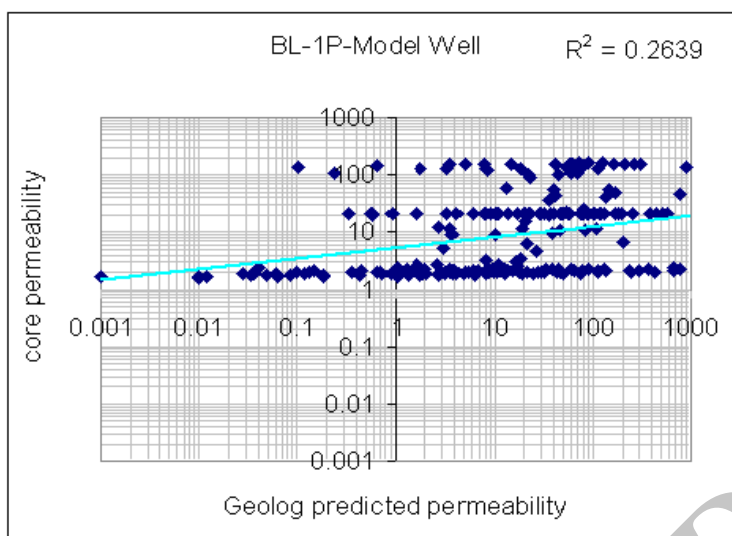
تخمین تراوایی به روش متداول شبکه همیش مصنوعی در سازند سورمه

ساخت مدل تخمین تراوایی با استفاده از نمودارهای ΔT ، $Nphi$ و GR

از آنجایی که کورلیشن تراوایی با تخلخل در سنگ‌های کربناته دشوار است در این پژوهش سعی شده تا به کمک خواص فیزیکی از جمله سرعت موج تراکمی و جذب نوترون که در واقع به گونه‌ای نشانگر توزیع هتروژنیته سنگ از دو فیزیک مختلف می‌باشند، به عنوان ورودی استفاده نمود. نمودارهای مقاومت ویژه به دلیل اینکه تحت تاثیر سیال محتوی هستند در نظر گرفته نشده‌اند. برای بررسی رابطه این ورودی‌های فیزیکی با تراوایی، از کورلیشن تراوایی پیش‌بینی شده و و تراوایی مغزه استفاده شد. تراوایی پیش‌بینی شده حاصل از مدل ساخته شده از نمودارهای ΔT ، $Nphi$ و GR در چاه BL-1P دور از تراوایی مغزه بوده و نتایج قابل قبولی ارائه نداده است (به علت تمیز بودن سازند، GR ایجاد اختلال کرده و نتایج خوبی از مدل ساخته شده گرفته نشد. در واقع به دلیل پدیده دولومیتی شدن میزان اورانیم سنگ به طور نا مشخص بالا می‌رود و GR قابل پیش‌بینی نیست). (شکل ۶) کراس پلات تراوایی پیش‌بینی شده را در مقابل تراوایی مغزه برای چاه BL-1P نشان می‌دهد.



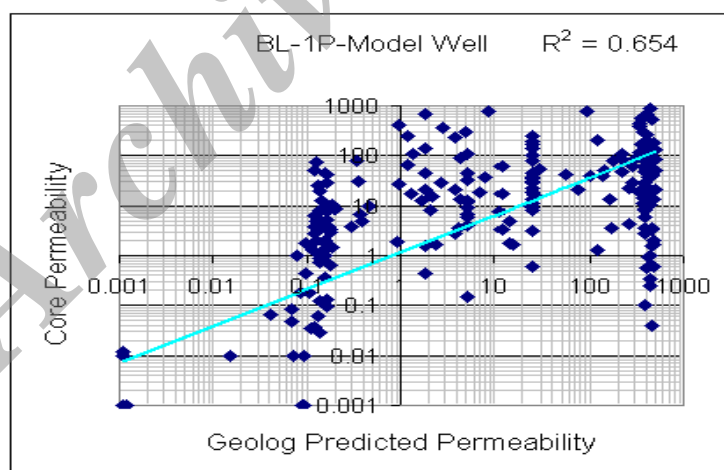
شکل ۵: مقایسه تراوایی تخمینی در مقابل تراوایی مغزه در مقابل عمق در چاه تعمیم بعد از ورود SPI در مدل همان‌طور که ملاحظه می‌شود پیش‌بینی نسبت به حالت قبل که SPI وارد مدل نشده بود بهتر شده است.



شکل ۶: مقادیر واقعی تراوایی (مغزه) در مقابل مقادیر تخمینی حاصل از مدل فاز

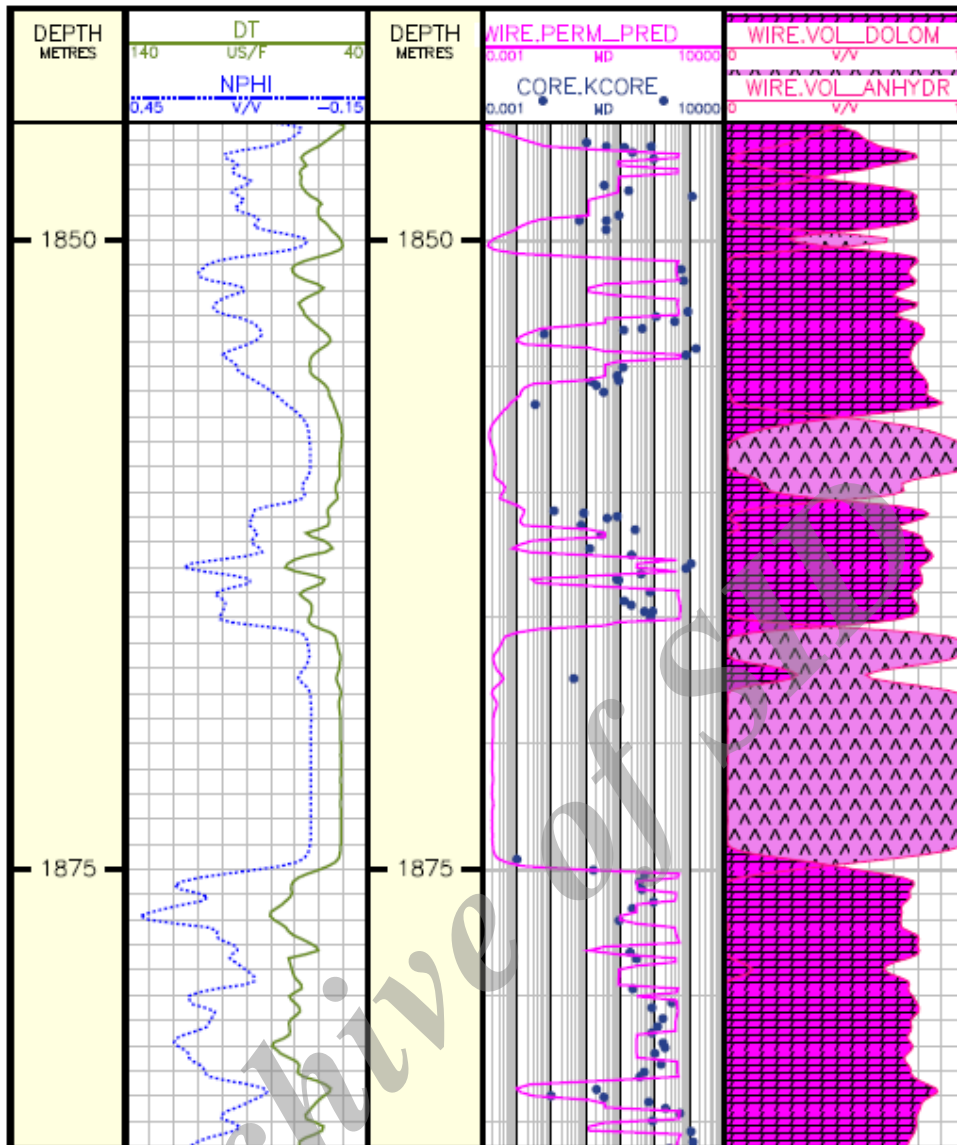
- ساخت مدل تخمین تراوایی با استفاده از نمودارهای ΔT و $Nphi$

نتایج تراوایی پیش‌بینی شده حاصل از مدل ساخته شده از نمودارهای ΔT و $Nphi$ در چاه BL-1P دیک به مقادیر واقعی (مغزه) است. با این وجود در مقابل لایه‌های انیدریتی و هم‌چنین عمق‌های پایین تر چاه تراوایی را به خوبی پیش‌بینی نکرده است. برای رفع مشکل در مقابل لایه‌های انیدریتی چند نقطه با تراوایی بسیار پایین در مقابل یک لایه انیدریتی به نرم-افزار شناسانده شده، و این مشکل برطرف گردید. (شکل ۷) مقادیر تراوایی مغزه در مقابل تراوایی تخمینی را نشان می‌دهد.



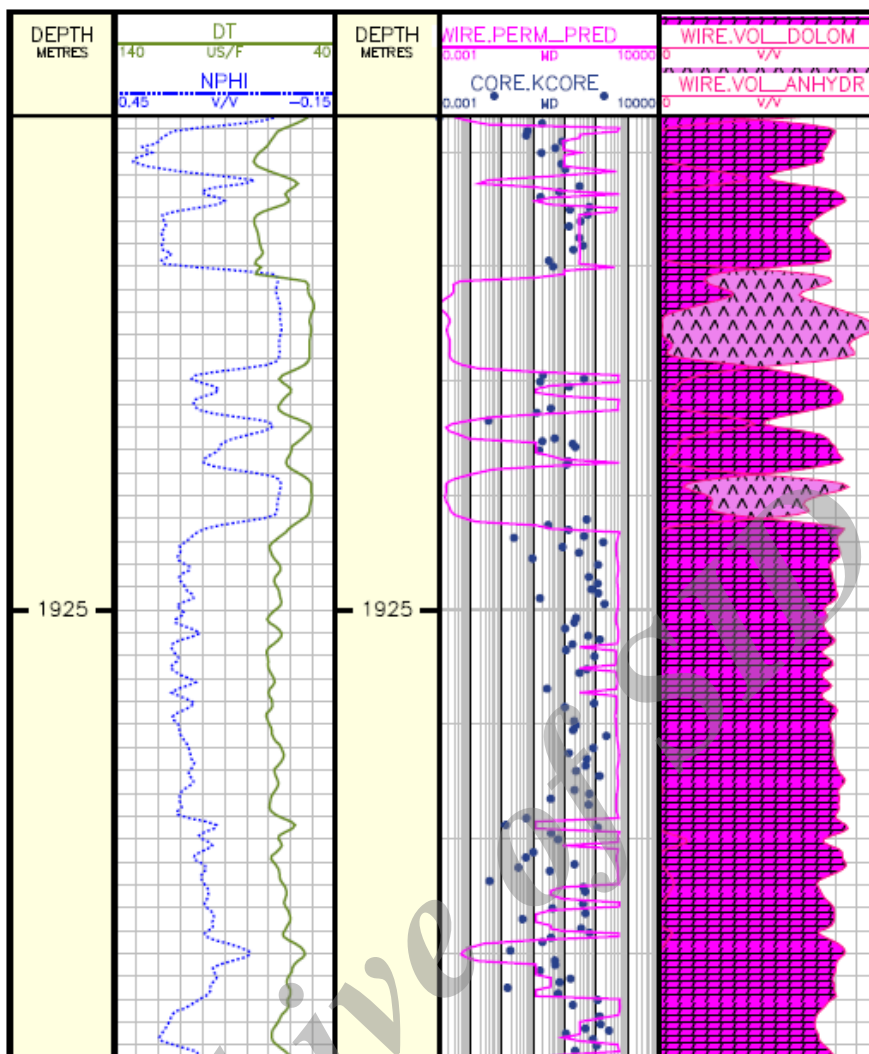
شکل ۷: مربع ضریب همبستگی مقادیر تراوایی مغزه و تخمینی در چاه مدل

نمودار تراوایی تخمینی در مقابل تراوایی مغزه و عمق مدل اولیه ای که در چاه BL-1P ساخته شد در (شکل‌های ۸ و ۹) نشان داده شده است.



شکل ۸: بخش بالایی چاه BL-1P

همان‌طور که در شکل فوق ملاحظه می‌شود نفوذپذیری پیش بینی شده تا حدود زیادی منطبق با نفوذپذیری مغزه است. اما در قسمت پایینی چاه پیش بینی انجام گرفته (شکل ۱۴) در قسمت‌های دولومیتی بیشتر از مقادیر مغزه می‌باشد. با بررسی‌های انجام گرفته مشخص شد در این قسمت تخلخل از نوع ثانویه وجود دارد که نمودار صوتی قادر به ثبت آن نیست.



شکل ۹: بخش پایینی چاه BL-1P

به همین دلیل تخلخل نمودار صوتی (SPHI) را حساب کرده و به

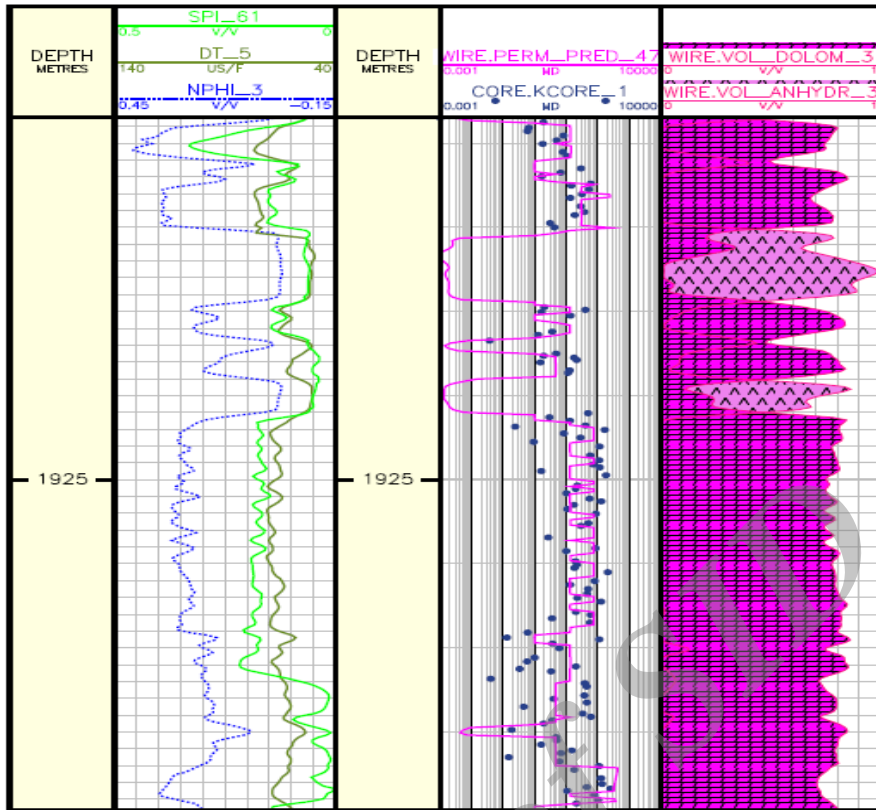
$$Sphi = \frac{\Delta t_{log} - \Delta t_{ma}}{\Delta t_f - \Delta t_{ma}} \quad (\text{رابطه ۱۵})$$

$$SPI = Nphi - Sphi \quad (\text{رابطه ۱۶})$$

وسیله آن شاخص تخلخل ثانویه (Secondary Porosity Index, (SPI) محاسبه گردید و در ساخت مدل تخمین تراوایی از آن استفاده شد.

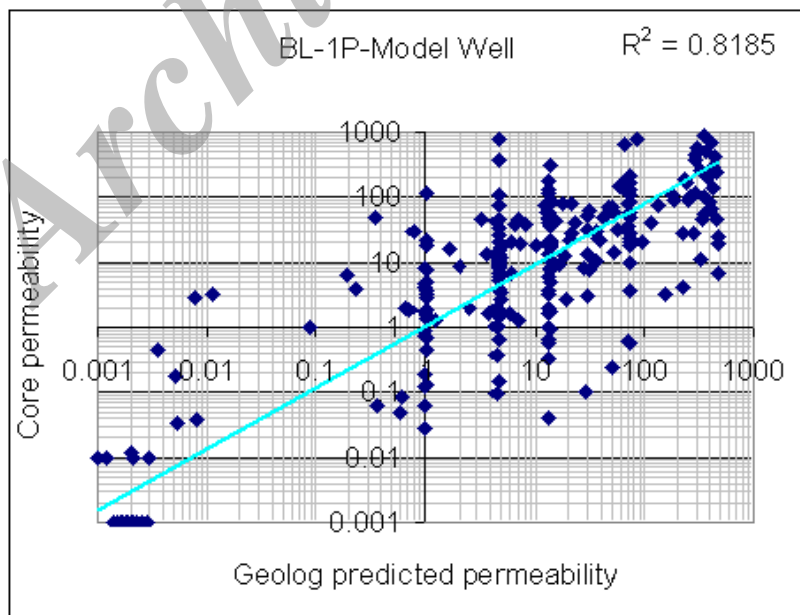
در حقیقت از آنجایی که $Sphi$ شاخص تخلخل صوتی و $Nphi$ شاخص تخلخل اند و نه خود تخلخل، SPI نیز به طبع آن یک شاخص تخلخل ثانویه می باشد نه تخلخل که به عنوان ضریب تغییرات تخلخل ثانویه در مدل سازی استفاده شده است. از سوی دیگر $Nphi$ در سازندهای کربناته، نماینده بهتری نسبت به دانسیته برای محاسبه تخلخل می باشد که در این تحقیق استفاده شد.

(شکل ۱۰) بعد از ورود شاخص تخلخل ثانویه در مدل را برای بخش پایینی چاه نشان می دهد.



شکل ۱۰: مقادیر تراوایی تخمینی در بخش پایینی چاه بعد از ورود SPI در مدل

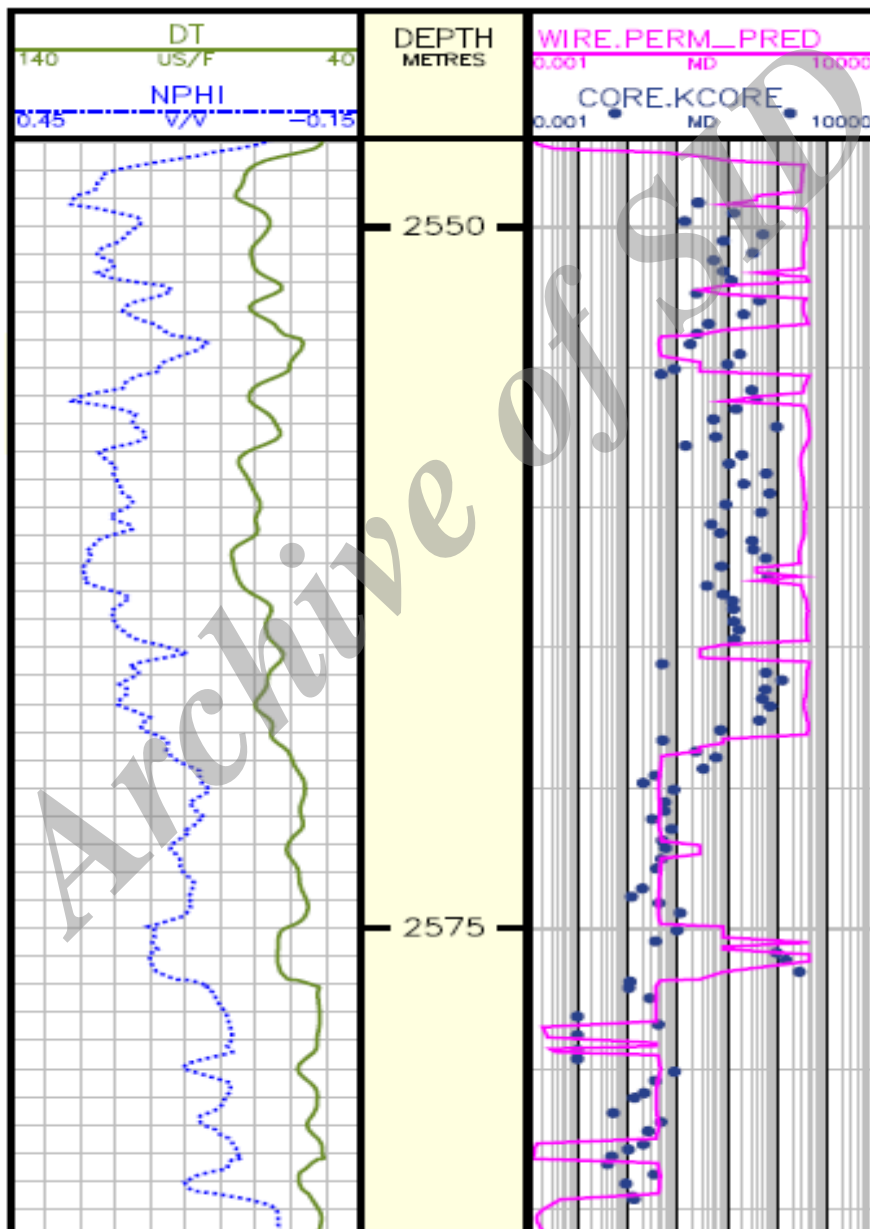
(شکل ۱۱) مقادیر تراوایی حاصل از مدل را در مقابل تراوایی مغزه نشان می‌دهد. ملاحظه می‌شود که ضریب همبستگی به ۰/۸۱۸۵ افزایش یافته است.



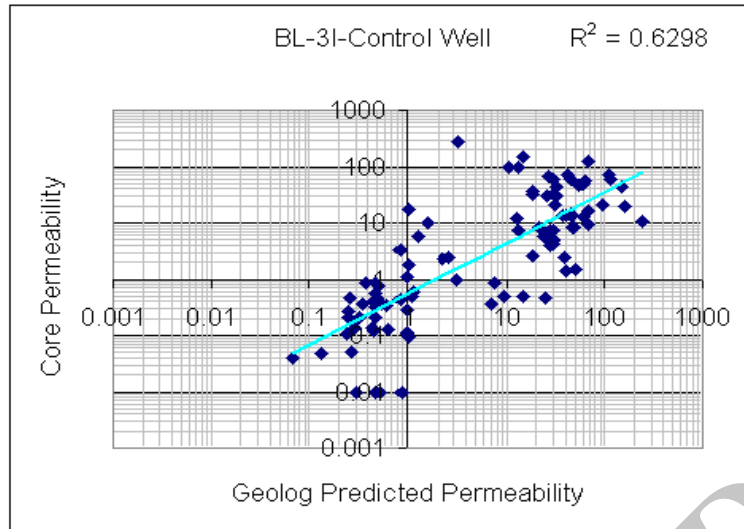
شکل ۱۱: مربع ضریب همبستگی مقادیر تراوایی مغزه و تخمینی در چاه بعد از ورود SPI در مدل

۳. تعمیم مدل

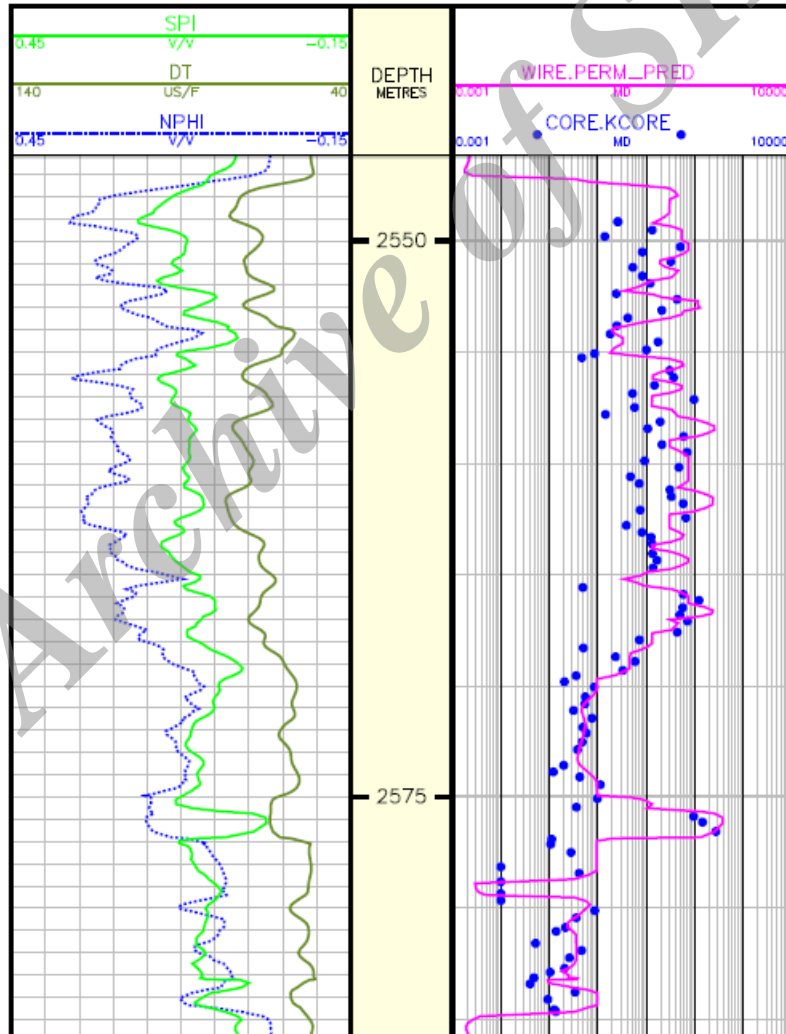
حال مدل ساخته شده در چاه BL-1P را در چاه BL-3I تعمیم می‌دهیم. (شکل ۱۲) نمودار تراوایی تخمینی در مقابل مغزه و عمق و (شکل ۱۳) مربع ضریب همبستگی بین تراوایی مغزه و تراوایی تخمینی را قبل از ورود SPI و (شکل‌های ۱۴ و ۱۵) مقادیر ذکر شده بعد از ورود SPI در مدل برای چاه تعمیم (BL-3I) را نشان می‌دهند. برای این کار از نمودارهای ΔT ، $Nphi$ و مغزه چاه BL-1P در قسمت Permeability Learn و از نمودارهای ΔT ، $Nphi$ و SPI چاه BL-3I در قسمت Permeability Apply استفاده می‌شود.



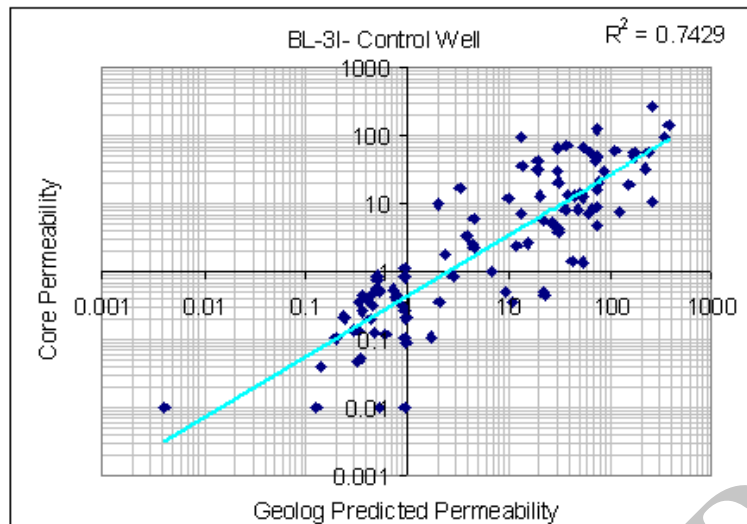
شکل ۱۲: نمودار تراوایی تخمینی در مقابل مغزه و عمق در چاه تعمیم قبل از ورود SPI در مدل



شکل ۱۳: مربع ضریب همبستگی مقادیر تراوایی مغزه و تخمینی در چاه تعمیم قبل از ورود SPI در مدل



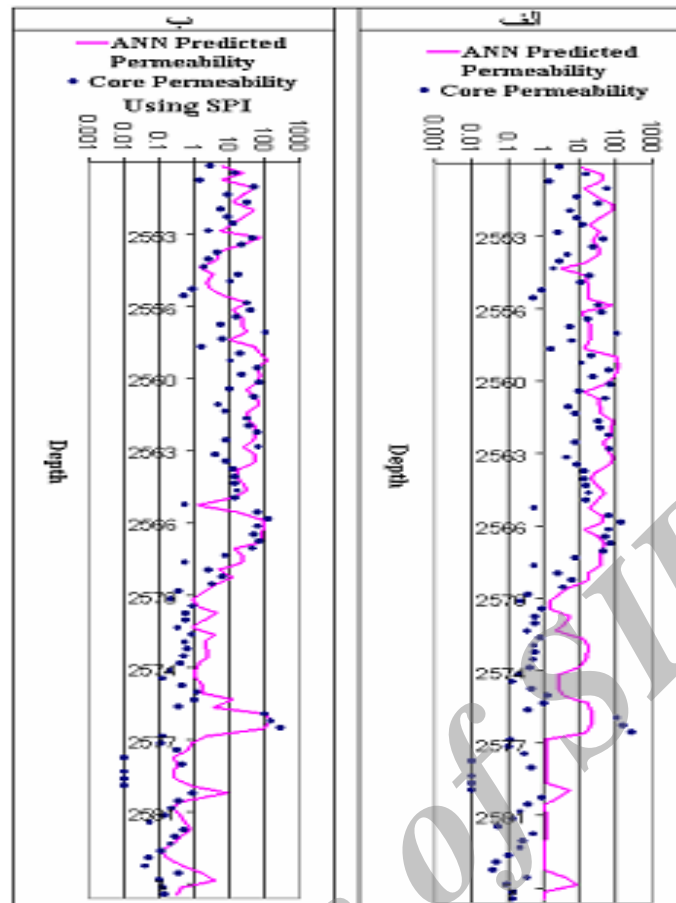
شکل ۱۴: نمودار تراوایی تخمینی در مقابل مغزه و عمق برای چاه تعمیم بعد از ورود SPI



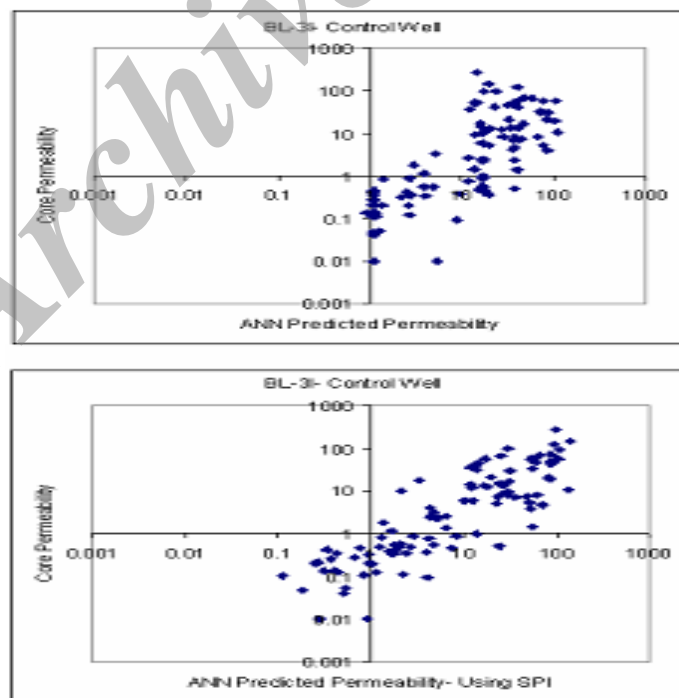
شکل ۱۵: مربع ضریب همبستگی مقادیر تراوایی مغزه و تخمینی در چاه تعمیم بعد از ورود SPI

- تخمین تراوایی توسط شبکه‌های عصبی در سازند عرب

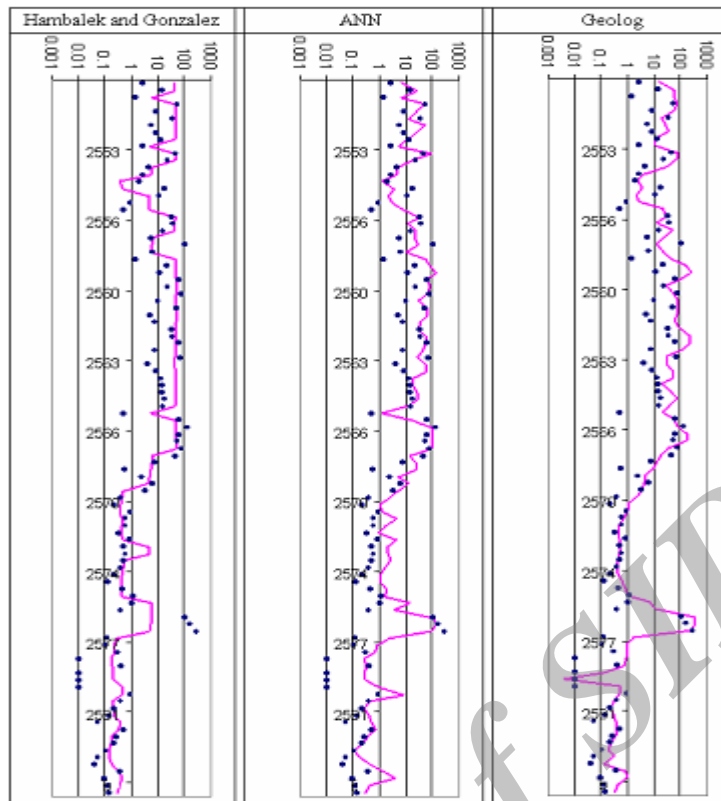
الگوهای ورودی یعنی نگارهای موردنظر و نفوذپذیری مطلوب مربوطه به‌عنوان سه مجموعه آموزشی (Training)، آزمون (Testing) و آزمایش (Validation) وارد شبکه‌ای با ۳ نرون در لایه ورودی، ۱۰ نرون در لایه میانی و ۱ نرون در لایه خروجی شدند. شبکه پس از آموزش می‌تواند در برابر الگوهای ورودی جدید پاسخ مناسبی ارائه دهد. برای تعمیم پذیری شبکه نفوذپذیری، داده‌های خام مربوط به قرائت‌های نگارهای چاه شماره BL-31 به‌طور پیش‌خور به مدل اعمال شده و مقایسه بین نفوذپذیری تخمینی توسط عصبی با نفوذپذیری مغزه در مقابل عمق برای چاه تعمیم قبل و بعد از ورود SPI در (شکل ۱۰) و همبستگی بین آن‌ها در (شکل ۱۱) آمده است.



شکل ۱۶: نمودار مقایسه نفوذپذیری شبکه با نفوذپذیری مغزه برای چاه تعمیم. الف قبل و ب بعد از ورود SPI را نشان می دهند.



شکل ۱۷: تراوایی مغزه در برابر تراوایی پیش بینی شده شبکه، ملاحظه می شود بعد از ورود SPI نقاط در راستای خط $Y=X$ قرار گرفته اند.



شکل ۱۸: مقایسه سه روش انجام شده برای پیش بینی نفوذپذیری

۴. بحث و نتیجه گیری

با توجه به اینکه اکثر روش‌های تعیین نفوذپذیری برای تخلخل‌های بین دانه‌ای و سازندهای ماسه‌ای طراحی شده‌اند، ما در اینجا موفق شدیم برای سازند کربناته نفوذپذیری را به وسیله نمودارهای خام با خطای کم و قابل قبول پیش بینی کنیم. که نشان می‌دهد پارامتر نفوذپذیری را که توسط زمین‌شناسان از مطالعه مغزه تعیین می‌شود با صرف هزینه بسیار کمتری از نمودارها به دست آورد. نظر به اینکه بعد از در نظر گرفتن شاخص تخلخل ثانویه (SPI) در ساخت مدل پیش بینی نفوذ پذیری نزدیک‌تر به مقادیر واقعی گردید، سه روش انجام شده را بعد از ورود SPI در مدل مورد مقایسه قرار می‌دهیم و برای تکنیک Hambalek & Gonzalez پیش بینی به دست آمده، از مینیمم که بهترین بود در نظر گرفته می‌شود. (شکل ۱۲) نمودار پیش بینی نفوذپذیری را در مقایسه با نقاط مغزه برای سه روش انجام شده نشان می‌دهد. با توجه به این شکل هر سه روش پیش بینی نزدیک به هم دارند و انتخاب بهترین مدل ساخته شده دشوار است. به همین دلیل خطای RAE را برای هر کدام از مدل‌ها حساب کرده و روشی که کمترین خطا را برای RAE بین ۱ تا ۱۰۰ بدهد، به عنوان بهترین معرفی می‌شود که تکنیک Hambalek & Gonzalez خطای کمتر و پیش بینی نسبتاً بهتری نسبت به دو روش دیگر ارائه داده است.

تشکر و قدردانی

این پژوهش تحت حمایت فنی شرکت نفت فلات قاره انجام شده است. از اداره زمین شناسی، پتروفیزیک و پژوهش به-خاطر در اختیار گذاشتن داده‌ها و اطلاعات لازم کمال تشکر را داریم.

" هیئت تحریریه مجله از آقایان دکتر علی کدخدایی و مهندس سهراب زهره وند که داوری مقاله را بر عهده داشته‌اند

کمال تشکر و سپاس را دارد"

منابع

- ۱- احمدی، م.، یزدیان، ع.، صائمی، م.، ۱۳۸۵، تعیین مقادیر تراوایی سنگ مخزن با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی، مجله علمی و پژوهشی مهندسی معدن.
- ۲- رضایی، م.، ۱۳۸۳، زمین شناسی نفت، انتشارات علوی.
- ۳- سحابی، ف.، ۱۳۷۵، زمین شناسی نفت دانشگاه تهران.
- ۴- شعبانی نیا، ف.، سعیدینیا، س.، ۱۳۸۶، مقدمه ای بر منطق فازی با استفاده از MATLAB، خانیان.
- ۵- شوندی، ح.، ۱۳۸۵، نظریه مجموعه‌های فازی و کاربرد آن در مهندسی صنایع و مدیریت، گسترش علوم پایه.
- ۶- صائمی، م.، ۱۳۸۵، تعیین تراوایی مخازن هیدروکربوری با استفاده از سیستم‌های هوشمند، دانشگاه تربیت مدرس.
- ۷- کدخدائی ایلخچی، ع.، ۱۳۸۳، شناسایی گروه‌های سنگی و ارزیابی کیفیت مخزنی بخش زیرین سازند کنگان در جنوب خلیج فارس با استفاده از تکنیک منطق فازی، دانشکده علوم دانشگاه تهران
- ۸- لطفی، س.، ۱۳۸۴، مطالعه محیط رسوبی و بررسی کیفیت مخزنی بخش بالایی سازند سورمه (عرب) در میدان بلال، دانشکده علوم دانشگاه تهران.
- ۹- لی وانگ، ترجمه: تشنه لب، م. صفارپور، ن. افیونی، د.، ۱۳۸۵، سیستم‌های فازی و کنترل فازی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.
- 10- Ahmad, Kh., 2006, Takagi-Sugeno controllers, Dublin-2, IRELAND.
- 11- Babuska, R., 1999, Fuzzy logic for engineering application, web page: Lce ft.nl.
- 12- Callan, R., 1999, The essence of neural networks, Southhampton Institute, Prentice Hall.
- 13- Cuddy, S. J., 1998, Litho-Facies and permeability prediction from electrical logs using fuzzy logic, SPE 49470.
- 14- Fuzzy logic tool box, 2006, User, Guide matlab software, by the math works, Inc.
- 15- Hambalek, N., and Gonzalez, R., 2003, Fuzzy logic applied to lithofacies and permeability forecasting, SPE 81078.
- 16- Hagan, M. T., and Menhaj, M., 1994, Training feed forward networks with the marquardt algorithm, IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 5, no. 6, pp. 989-993.
- 17- Hagan, M. T., H. B. and Demuth, M. H., 1996, Neural network design, Boston, MA: PWS Publishing.
- 18- Helle, H., Bhatt, A. and Ursin, B., 2001, Porosity and permeability prediction from wire-line logs using artificial neural networks, Geophysical prospecting, 49, 431-444.
- 19- Lacentre, P. and Carrica, P., 2003, A method to estimation permeability on uncored wells based on well logs and core data, SPE Latin America and Caribbean Petroleum Engineering Conference in Port - of- Spain, SPE 81058.
- 20- Li, J., Michel, A. N., and Prod, W., 1989, Analysis and synthesis of a class of neural networks: linear systems operating on a closed hypercube, IEEE Transactions on Circuits and Systems, vol. 36, no. 11, pp. 1405-1422.
- 21- Lippman, R., 1987, An introduction to computing with neural nets, IEEE ASSP Magazine, pp. 4-22.
- 22- Mathisen. T., Less, S. H., and Datta, A., 2001, Improved permeability estimation in carbonate reservoirs using electrofacies characterization, SPE Permian Basin Oil and Gas Recovery Conference, SPE 70034.
- 23- MATLAB, 2002. Software User Guide.
- 24- Mohaghegh, S., Salan, B. and S. Ameri, 1995, Permeability determination from well log data, SPE 30978.
- 25- Nakkrasae, S., Sophatathit, P. William, R. and Edwards, Jr., 2003, Fuzzy subtractive clustering based indexing approach for software components classification.

- 26- Rantala, J. and Koivisto, H., 2002, Optimized subtractive clustering for Neuro-Fuzzy models, 3rd Th WSES International.
- 27- Rezaei, M., 2006, Lithofacies Prediction and permeability determination from wireline well logs applying fuzzy logic, Petroleum university of technology.
- 28- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. and Williams, R. J. 1986. "Learning internal representations by error propagation," in D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, eds. *Parallel Data Processing*, vol.1, Cambridge, MA: The M.I.T. Press, pp. 318-362.
- 29- Shokri, E., 2004, A novel model for permeability prediction in uncore wells, Asia pacific conference, SPE 87038.
- 30- Soloway, D. and Haley, P.J. 1996. "Neural Generalized Predictive Control," *Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control*, pp. 277-281.
- 31- Soto, R. Gracia, J., Torres, F., and Perez, G., 2001, Permeability prediction using hydraulic flow units and hybrid soft computing, Annual technical conference, SPE 71455.
- 32- Tafazoli, S. Leduc, M. and Sun, X., 2006, Hysteresis modeling using fuzzy logic subtractive clustering, *International journal of computational cognition*, P: 13.
- 33- Wentworth, C. K., 1922, A scale of grade and class terms for clastic sediments: *Journal of geology*, V. 30, P. 377-392.
- 34- Zadeh, L., 1965, Fuzzy sets: *Information and control*, V. 8. PP 338-353.

Archive of SID

Secondary porosity index effect on improving permeability estimation from petrophysical logs utilizing artificial intelligent approaches

Kazem Shiroodi S., Ghafoori M., Khanian M.

Abstract

Permeability estimation using core data and petrophysical logs is a conventional approach which bears high uncertainty especially in carbonate reservoir characterization. In essence, the problem consists not only due to coring expenses rate, but also ambiguity in finding proper explicit log correlation to core data. Moreover, utilizing the correlated formula in wells without core data can pose errors. In this research the permeability was estimated from conventional petrophysical logs and it was calibrated with permeability obtained from core lab experiments.

Applied intelligent systems are the matter of this research for permeability values estimation. To construct permeability estimation model, three techniques have been applied including conventional ANN, the Gonzalez, and Hambalek fuzzy logic techniques. These methods were applied in two wells drilled in Surmeh reservoir in Balal field to establish ANN and to derive a relation between core and well. The models were applied in control well in order to check the reliability and capability of models to estimate representative permeability value.

The result showed however three foresaid techniques for permeability estimation were successful the secondary porosity distributed the correlation due to its reduction effect on permeability so that they were not interconnected. Therefore this effect was omitted using secondary porosity index in which the permeability estimation were improved and were estimated close to core value.

Keywords: Permeability, Petrophysical logs, Fuzzy Logic, ANN, Secondary Porosity,