



انتخاب نمودارهای بهینه در پیش‌بینی اشباع و تخلخل به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی

محمد رضا یزادی جو^۱ کارشناس عملیات مخازن، شرکت نفت و گاز زاگرس جنوبی، شیراز

محمد بانسی^۲ شرکت ملی مناطق نفت خیز جنوب
مبین شیمی^۳ و حسین نظام آبادی پور^۴ پژوهشکده انرژی و محیط زیست، دانشگاه شهید باهنر کرمان

چکیده

برای امکان‌سنجی و ارزیابی اقتصادی مخازن هیدروکربوری باید اطلاعات کاملی از مخازن به دست آورد. رایج‌ترین روش برای کسب آگاهی از ساختارهای تحت‌الارضی مخازن هیدروکربوری، انجام عملیات چاه‌نگاری و تفسیر نمودارهای به دست آمده است. برای به دست آوردن شاخص‌های پتروفیزیکی نظیر اشباع و تخلخل، باید از اطلاعات آزمایشگاهی و زمین‌شناسی استفاده نمود. ارزیابی دقیق با استفاده از روش‌های رایج نیاز به مهارت، اطلاعات و زمان زیادی دارد. در این تحقیق با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی سعی شده است تا در زمان کوتاه‌تر و با اطلاعات کمتر، ارزیابی سازند صورت پذیرد. (در این مطالعه ۴۰ هزار مورد داده چاه‌نگاری معتبر تخلخل و اشباع ارزیابی شده مربوط به یکی از میادین جنوب ایران در دسترس قرار دارد.) از مهم‌ترین عوامل در کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی، انتخاب داده‌های ورودی و روش شبکه است. نکته دیگر آن است که با انتخاب بهترین ویژگی‌ها و کاهش داده‌های ورودی، می‌توان هزینه و مشکلات مربوط به جمع‌آوری اطلاعات را کاهش داد. با بررسی شبکه‌های مختلف مشخص شد که استفاده از نمودار نوترون به تنهایی برای پیش‌بینی تخلخل بسیار مقرون به صرفه خواهد بود. همچنین شاخص اشباع را با دقت مناسبی می‌توان با استفاده از نمودارهای نوترون و مقاومت تخمین زد. در نهایت با استفاده از نمودارهای نوترون و مقاومت، شاخص اشباع و تخلخل پیش‌بینی شده است.

واژه‌های کلیدی بهترین ویژگی‌ها، نمودار نوترون و صوتی، شاخص‌های پتروفیزیکی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، اشباع و تخلخل

مقدمه

روابط ریاضی را برای تعداد زیادی داده خام در مدت زمان کوتاهی میسر ساخته‌اند.

استفاده از این نرم‌افزارها نیازمند ایجاد مدلی برای پیش‌بینی شاخص‌های پتروفیزیکی می‌باشد. مدل یاد شده باید توانایی استفاده از نمودارهای خام چاه‌نگاری را به تنهایی داشته باشد، به نحوی که نیاز به عملیات مغزه‌گیری و آزمایشات پتروفیزیکی را برطرف نماید. در این مطالعه از روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود و شبکه به صورتی طراحی می‌شود که با استفاده از داده‌های خام چاه‌نگاری بتواند شاخص‌های تخلخل و اشباع را با دقت قابل قبولی پیش‌بینی نماید.

۱- ارزیابی خصوصیات پتروفیزیکی

یکی از کاربردی‌ترین نرم‌افزارها در ارزیابی مخازن نفتی، نرم‌افزار ژئولاگ است [۲۱]. در اولین مرحله نرم‌افزار ژئولاگ اطلاعات خام ثبت شده توسط ابزار چاه‌نگاری را دریافت کرده و سپس تصحیحات لازم روی آنها انجام می‌شود. برای انجام این

مهم‌ترین عامل در پیش‌برد عملیات توسعه یک میدان نفتی، اقتصادی بودن عملیات توسعه آن است. برای بررسی و اثبات این موضوع باید تخمین قابل اعتمادی از میزان ذخیره نفتی و شرایط منطقه در دست داشت. میزان تخلخل و اشباع و همچنین نوع ساختار منطقه، از مهم‌ترین شاخص‌های ارزیابی پتروفیزیکی به شمار می‌روند. برای دستیابی به اطلاعات این شاخص‌ها، انجام عملیات چاه‌نگاری بهترین راه ممکن به شمار می‌رود. اساس این عملیات، ثبت نمودار برخی از خصوصیات پتروفیزیکی نسبت به عمق چاه است. اطلاعات به دست آمده از چاه‌نگاری به صورت خام قابل استفاده نمی‌باشند. بنابراین برای استفاده از این نمودارها باید تصحیحات ویژه‌ای روی داده‌ها انجام گیرد. پس از آن با استفاده از بعضی ضرایب مربوط به سازند و روابط موجود، می‌توان شاخص‌های پتروفیزیکی را به دست آورد. امروزه با گسترش کاربرد رایانه‌ها در صنعت نفت و پیشرفت فناوری برنامه‌نویسی، نرم‌افزارهای محاسباتی قوی ایجاد شده‌اند. این نرم‌افزارها استفاده از

اشباع و تخلخل که جزء مهم ترین شاخص های ارزیابی به شمار می روند، به صورت نموداری نسبت به عمق نمایانده می شود. این کار نسبت به محیط و نوع ساختار زمین شناسی و لیتولوژی منطقه، بین ۲۰ تا ۳۰ روز برای هر چاه به طول می انجامد. اما از آنجا که در هر عمق، همه اطلاعات و داده ها با هم مورد بررسی قرار می گیرند، خطای این روش بسیار کم است [۵].

برای بررسی صحت این روش ها می توان از عملیات مغزه گیری استفاده نمود. البته عملیات حفاری مغزه گیری، جمع آوری مغزه ها، انتقال آن ها به آزمایشگاه و همچنین آزمایش هایی که روی نمونه ها انجام می شود، همواره با مشکلات جدی روبرو هستند. در صورتی می توان به صحت کامل اطلاعات مغزه گیری اتکا نمود که تمامی این مراحل به صورت حرفه ای و با دقت کامل انجام شود. با این حال به دلیل مشکلات موجود و همچنین پرهزینه و وقت گیر بودن عملیات مغزه گیری، معمولاً این کار مقرون به صرفه نیست و فقط در شرایط بسیار ویژه که کمبود اطلاعات وجود دارد، این عملیات اجرا می شود. از طرف دیگر شاخص اشباع را نمی توان به کمک نمونه گیری به دست آورد.

در جمع بندی دو روش فوق می توان گفت که مطمئن ترین روش برای ارزیابی خصوصیات پتروفیزیکی نظیر اشباع و تخلخل، استفاده از روش احتمالات با نرم افزار ژئولاگ است. بدین ترتیب نیاز به ایجاد مدلی برای پیش بینی شاخص های پتروفیزیکی احساس می شود. مدلی که بتواند از نمودارهای خام چاه نگاری به تنهایی استفاده کند و نیاز به عملیات مغزه گیری و آزمایشات پتروفیزیکی را مرتفع نماید. همچنین این مدل باید ارزیابی را سریع و با دقت مناسب انجام دهد. در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی استفاده می شود. این شبکه به گونه ای طراحی می شود که با استفاده از داده های خام چاه نگاری بتواند شاخص های تخلخل و اشباع را با دقت خوبی پیش بینی نماید.

۲- شبکه های عصبی مصنوعی

امروزه شبکه های عصبی مصنوعی، مجموعه های فازی و کاربرد این مفاهیم دارای جایگاه مهمی در زمینه هوش مصنوعی و مبحث مرتبط با آن می باشند. شبکه های عصبی مصنوعی می توانند مسائلی را که محاسبات معمول قادر به حل آن نمی باشند، حل نمایند. در مهندسی نفت زمانی از این شبکه ها استفاده می شود که داده های لازم و کافی برای تفسیر وجود نداشته باشد. از جمله دلایل دیگر استفاده از این شبکه ها هزینه بالای چاه پیمایی، چاه آزمایی و... می باشد. لذا استفاده از آن ها تا حد زیادی می تواند به لحاظ اقتصادی نیز مقرون

تصحیحات باید اطلاعات نوع لیتولوژی و آب درون مخزن در دست باشد. بعد از انجام تصحیحات لازم دو روش برای ارزیابی شاخص های پتروفیزیکی نظیر اشباع و تخلخل وجود دارد:

الف) روش جبری: در این روش از روابط تجربی استفاده می شود و به کمک برخی ضرایب و شاخص ها، مقدار تخلخل محاسبه می شود. این ضرایب عبارتند از زمان گذر موج از ماتریکس و سیال درون آن، چگالی ماتریکس و سیال مخزن. البته برای به دست آوردن این ضرایب نیاز به مغزه گیری و انجام برخی آزمایش های پتروفیزیکی می باشد. با استفاده از نمودارهای دانسیته، نوترون، صوتی، ترکیب صوتی و نوترون و ترکیب دانسیته و نوترون، مقدار تخلخل میانگین محاسبه می شود. سپس با استفاده از نمودارهای پتانسیل خودزا و اشعه طبیعی گاما، حجم شیل به دست می آید. با استفاده از چارت های تصحیح حجم شیل، می توان مقدار تخلخل واقعی را محاسبه کرد و سپس شاخص اشباع را محاسبه نمود. مطابق با رابطه آرچی با در دست داشتن مقاومت آب مخزن و فیلترات گل حفاری، ضریب پیچشی^۵، توان اشباع و سیمان شدگی و مقدار تخلخل واقعی، می توان شاخص اشباع را محاسبه نمود. برای به دست آوردن ضرایب فوق باید از اندازه گیری های آزمایشگاهی، آزمایش های سرچاهی و اطلاعات محلی بهره جست و اطلاعات خام چاه نگاری به تنهایی قابل استفاده نیستند. همچنین در این روش از آنجا که تمامی مراحل به صورت متوالی انجام می شود، خطای هر مرحله به مراحل بعدی افزوده می شود و درصد خطای کل زیاد می شود. اما استفاده از این روش برای ارزیابی پتروفیزیکی یک چاه فقط چندین دقیقه به طول می انجامد. این یک مزیت بزرگ نرم افزار ژئولاگ است که برای تصمیم گیری های کلی و سریع بسیار سودمند است [۴].

ب) روش احتمالات: در این روش شخص مفسر بعد از انجام تصحیحات مربوط به لیتولوژی روی نمودارهای خام، از همه نمودارها و اطلاعات آزمایشگاهی که در دست دارد، به صورت یکجا استفاده می کند. تمام ضرایب پتروفیزیکی و شاخص های به دست آمده در آزمایشگاه و سایر اطلاعات موجود برای طراحی یک مدل چاه به کار می رود. شخص مفسر با استفاده از اطلاعات زمین شناسی، نمودارهای چاه نگاری تصحیح شده و ضرایب حاصل از مغزه گیری، مدل های مختلفی را طراحی کرده و به بررسی آنها می پردازد. با مقایسه همه اطلاعات به صورت موازی و هم زمان، مدل های طراحی شده برای یک چاه از بالا تا پایین بررسی می شوند. این کار برای تمام نواحی چاه انجام می شود و خطاهای احتمالی برطرف می شود تا مدل نهایی آماده گردد. در این مدل ضرایب



به صرفه باشد.

شبکه از تعداد دلخواهی سلول، گره یا نرون تشکیل می شود که مجموعه ورودی ها را به خروجی ارتباط می دهند. کار بر روی شبکه های عصبی مصنوعی از سیستم های یادگیرنده در طبیعت الهام گرفته شده است. در این سیستم ها یک مجموعه پیچیده از نرون های به هم متصل در امر یادگیری دخیل هستند. شبکه عصبی با استفاده از پردازشگرهایی بنام نرون تلاش می کند تا با شناخت روابط ذاتی بین داده ها، نگاشتی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. لایه یا لایه های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می دهند. هر شبکه با دریافت مثال هایی آموزش می بیند. آموزش فرآیندی است که در نهایت منجر به یادگیری می شود. یادگیری در شبکه زمانی صورت پذیرفته است که وزن های ارتباطی بین لایه ها چنان تغییر کند که اختلاف بین مقادیر پیش بینی شده و مقادیر محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. با دستیابی به این شرایط فرآیند یادگیری محقق شده است. این وزن ها حافظه و دانش شبکه را بیان می کنند. شبکه عصبی آموزش دیده می تواند برای پیش بینی خروجی های متناسب با مجموعه جدید داده ها به کار رود [۶].

۳- روش کار

در این تحقیق ابتدا داده های خام چاهنگاری شامل نمودارهای مقاومت (RT)، صوتی (DT)، نوترون (NPHI)، دانسیته (RHOB) و گامای طبیعی (SGR) و شاخص های اشباع آب (SW) و تخلخل ارزیابی شده (PHIE) مربوط به یکی از میادین ایران تهیه شد. ارزیابی شاخص های پتروفیزیکی با روش احتمالات انجام شده و بنابراین از دقت بالایی برخوردار هستند. صحت داده های خام چاهنگاری نیز بررسی می شود. چرا که شبکه عصبی باید با داده های صحیح و معتبر آموزش ببیند. به علاوه در بعضی مواقع به دلیل عدم تهیه برخی از نمودارها در هنگام عملیات چاهنگاری (به دلیل هزینه بر و وقت گیر بودن عملیات)، وجود مشکلات در نمودارگیری مخصوصاً در قسمت های انتهایی چاه، اجرای نامناسب عملیات نمودارگیری به دلیل اشتباه اپراتور یا وجود چاه های ریزشی و یا از بین رفتن اطلاعات نمودارها، داده های جمع آوری شده اعتبار کافی نخواهند داشت. این دسته از داده ها شناسایی و حذف می شوند. در نهایت اطلاعات ۱۰ چاه مورد بررسی قرار گرفت و در مجموع داده های ۴۴۰۰۰ نقطه انتخاب شد. برای افزایش دقت و سرعت شبکه عصبی مصنوعی، داده های

ورودی و هدف به کمک رابطه (۱) به شکل هنجار شده در محدوده [۰ و ۱] نرمالیزه می شوند.

$$p_i^d = \frac{p_i^d - p_{min}^d}{p_{max}^d - p_{min}^d} \quad (1)$$

در این رابطه $P_i = (P_i^1, P_i^2, P_i^3, \dots, P_i^n)$ بیانگر داده ورودی p_i^d ، مقدار p_{min}^d ، p_{max}^d و p_i^d به ترتیب مقدار مولفه d ام از ورودی i ام، مقدار کمینه مولفه d ام روی تمام داده های آموزش، مقدار بیشینه مولفه d ام روی تمام داده های آموزش و مقدار نرمالیزه مولفه d ام از ورودی i ام هستند.

بعد از آماده سازی داده ها، باید آنها را در دو گروه آموزش و آزمون دسته بندی کرد. برای این منظور نیمی از چاه ها در مجموعه آموزش و نیمی دیگر در مجموعه آزمون قرار می گیرند. اکنون شبکه پرسپترون چند لایه با تابع یادگیری پس انتشار طراحی می شود. ساختار این شبکه شامل ۷ نرون در لایه مخفی اول و ۴ نرون در لایه مخفی دوم و یک نرون در لایه خروجی است. توابع محرک این لایه ها به ترتیب تانژانت سیگموئید و تابع خطی می باشند. همچنین تابع آموزشی این شبکه Levenbergy-Marqwardt است.

هدف از این تحقیق پیش بینی شاخص تخلخل و اشباع با استفاده از نمودارهای چاهنگاری است. اما با بررسی شبکه های با ورودی های مختلف ولی خروجی ثابت، مشخص شد که انتخاب صحیح ویژگی های ورودی، مهم ترین عامل در کارایی شبکه است. در جداول ۱ و ۲ برخی از حالات مختلف ورودی شبکه برای پیش بینی تخلخل و اشباع نشان داده شده است. ساختار شبکه تغییر نکرده و فقط ابعاد ورودی متغیر است.

برای به دست آوردن درصد خطای نسبی می توان هر عضو از خروجی را از داده متناظر آن در بردار هدف کم کرده و مقدار قدر مطلق حاصل را بر مقدار مطلق هدف تقسیم کرد. این کار برای تمامی داده های آزمون انجام شده و با هم جمع می شوند. مجموع حاصل بر تعداد کل داده های آزمون تقسیم شده و در ۱۰۰ ضرب می شود. رابطه ۲ معرف درصد خطای نسبی است. هر چه که این عدد کوچک تر باشد قابلیت شبکه برای حل مسئله مورد نظر بیشتر است.

$$REP = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \frac{|d_i - o_i|}{|d_i|} \times 100 \quad (2)$$

در این رابطه REP درصد خطای نسبی، S تعداد داده های آزمون، d_i داده هدف i ام و o_i داده خروجی i ام است. همچنین برای یافتن شبکه عصبی با ساختار مناسب، می توان از معیار خطای مربعات میانگین استفاده نمود که هدف از آن کمینه نمودن خطای مذکور است.

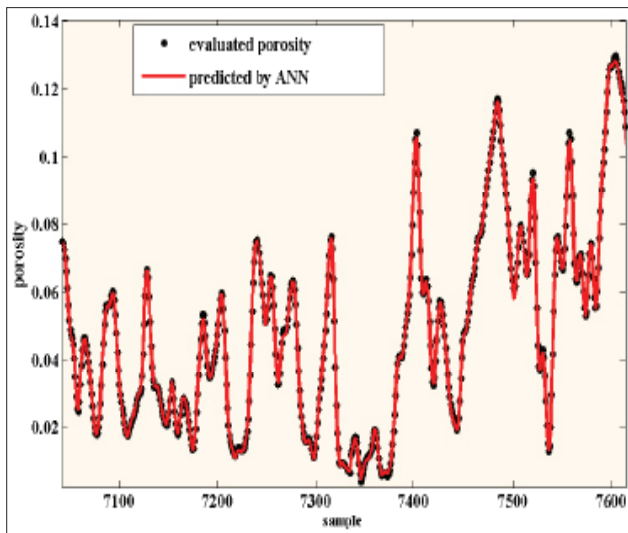
کمترین مجموع مربعات خطا ($\times 10^{-4}$)	خطای نسبی خروجی شبکه و تخلخل واقعی (%)	داده‌های ورودی به شبکه
۶۷۸	۸۳	RT
۴۶۲	۵۳	DT
۲۵۹	۴۴	NPHI
۳۳۶	۴۸	RHOB
۵۰۸	۷۵	SGR
۲۴۰	۴۲	PHIE
۳۷	۷/۶۹۸	NPHI & RT
۳۴۲	۳۱	DT & RT
۲۹۷	۳۸	RHOB & RT
۶۸۰	۷۴	SGR & RT
۲۳۶	۴۳	NPHI & DT
۲۹۶	۴۳	NPHI & RHOB
۲۶۳	۴۱	NPHI & SGR
۲۸۷	۴۴	DT & RHOB & NPHI
۲۵۸	۴۱	SGR & DT & NPHI
۴۲۴	۴۷	DT & RHOB & SGR
۴۱۰	۳۸	RHOB & SGR & RT
۶۳	۱۲/۱۴	NPHI & DT& RT
۳۷۵	۴۹	DT & SGR & RT
۳۱۶	۳۱	RT & DT & RHOB
۵/۶۱	۴/۷۱	RT & PHIE
۵/۲۱	۴/۴۵	RT & NPHI & PHIE
۳۳	۷/۸۷۶	RT & NPHI & RHOB
۳۷	۸/۲۵۲	RT & DT & NPHI & RHOB
۴۵	۸/۳۴۹	RT & NPHI & predicted PHIE
۴۴	۸/۳۰۱۹	RT & predicted PHIE

با در دست بودن شاخص تخلخل و نمودارهای مقاومت و نوترون، می‌توان شاخص اشباع را با خطای نسبی ۴/۴۵ درصد محاسبه نمود. اما اگر فقط از نمودارهای نوترون و مقاومت استفاده شود خطای

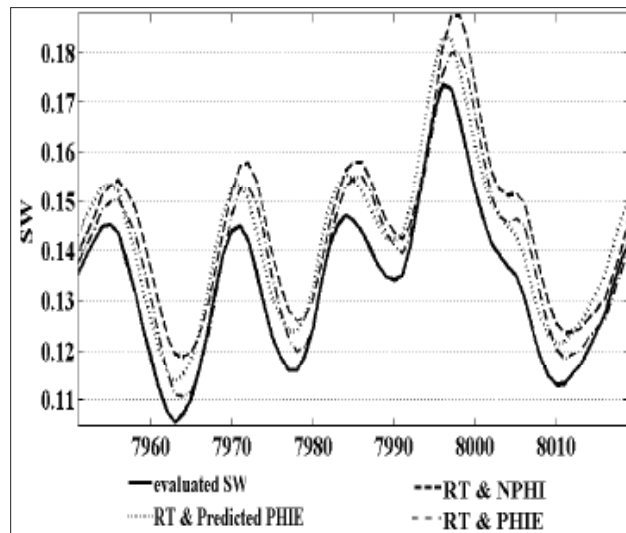
کمترین مجموع مربعات خطا ($\times 10^{-4}$)	خطای نسبی خروجی شبکه و تخلخل واقعی (%)	داده‌های ورودی به شبکه
۲۲	۱۶۵/۱۶	Depth
۱۸	۱۰۸/۴۴	RT
۵/۲۳۴	۳۵/۲۱۶	DT
۰/۳۵۹	۶/۹۱۸	NPHI
۶/۶۱۱	۳۸/۲۵	RHOB
۲۱	۱۲۵	SGR
۰/۳۳۸	۶/۸۵	NPHI & DT
۰/۳۰۸	۶/۹۶	NPHI & RHOB
۰/۳۴۳	۷/۱۶	NPHI & SGR
۳/۷۹۶	۴۴/۹۵	RHOB & DT
۳/۸۵۴	۴۳/۲۴	RHOB & DT & SGR
۰/۳۲۵	۷/۱۰	RHOB & DT & SGR & NPHI
۰/۳۱۵	۶/۷۵۴	RHOB & DT & NPHI

۴- نتایج و بحث

با توجه به نتایج به دست آمده در جدول ۱، بهترین نوع شبکه در تخمین شاخص تخلخل شبکه‌ای است که ورودی‌های آن شامل نگارهای صوتی، دانسیته و نوترون می‌باشد. استفاده از این شبکه خطای نسبی ۶/۷۵ درصد را به دنبال خواهد داشت. باید توجه داشت از نظر اقتصادی استفاده از نگار نوترون به تنهایی به جای استفاده از چندین نگار برای پیش‌بینی تخلخل، کاملاً به صرفه خواهد بود. چرا که اولاً تهیه این نگار معمولاً با مشکلات کمتری روبروست و ثانیاً اگر تنها از این نمودار به عنوان ورودی شبکه استفاده شود، هزینه تهیه نمودارهای دیگر کاهش می‌یابد. این در حالی است که با خطای ۶/۹۱۸ درصد می‌توان شاخص تخلخل را به درستی پیش‌بینی نمود. مقدار ضریب همبستگی بین داده‌های تخلخل واقعی و خروجی شبکه برابر با ۰/۹۹۳ محاسبه گردیده است. همچنین برای پیش‌بینی شاخص اشباع، انواع مختلف ویژگی‌ها بررسی شد که نتایج حاصل در جدول ۲ ارائه شده است. نکته قابل توجه در جدول شماره ۲ آن است که هیچ یک از نمودارها به تنهایی نمی‌توانند برای پیش‌بینی اشباع به کار برده شوند. اما دو نمودار نوترون و مقاومت با هم نقش مؤثری در تخمین اشباع دارند.



شکل ۲ | نمودار داده‌های واقعی تخلخل و خروجی شبکه بر اساس شماره نمونه (شبکه‌ای که ورودی آن نمودار نوترون است)



شکل ۱ | مقایسه خروجی شبکه با ورودی‌های مختلف برای پیش‌بینی شاخص اشباع در نمونه‌های ۷۹۵۰ تا ۸۰۲۰

مهم‌ترین عامل در کارایی بیشتر شبکه‌های عصبی مصنوعی، انتخاب مناسب داده‌های ورودی است. استفاده از نمودار نوترون به تنهایی برای پیش‌بینی تخلخل بسیار مقرون به صرفه خواهد بود. خطای حاصل از این روش ۶/۹۱۸ درصد است. همچنین در این روش مقدار کمترین مجموع مربعات خطا و ضریب همبستگی بین تخلخل واقعی و خروجی شبکه به ترتیب ۰/۰۰۰۳۵ و ۰/۹۹۳ محاسبه شد. برای به دست آوردن شاخص اشباع می‌توان با استفاده از نمودارهای نوترون و مقاومت به تنهایی، شاخص اشباع را با خطای ۷/۶۹۸ درصد تخمین زد. کمترین مجموع مربعات خطای گزارش شده و ضریب همبستگی برای اشباع به ترتیب ۰/۰۰۳۲ و ۰/۹۷۶ به دست آمده است.

نسبی حاصل برابر ۷/۶۹۸ درصد خواهد بود و ضریب همبستگی معادل ۰/۹۷۶ محاسبه می‌گردد. در شکل ۱ شاخص اشباع ارزیابی شده و همچنین مقادیر خروجی شبکه با سه دسته ورودی مختلف نسبت به شماره نمونه‌ها رسم شده‌اند. همچنین در شکل ۲ داده‌های تخلخل واقعی و پیش‌بینی شده به کمک شبکه عصبی با هم مقایسه شده‌اند.

نتیجه‌گیری

مقایسه خطای نسبی، کمترین مجموع مربعات خطا و ضریب همبستگی بین داده‌های واقعی و خروجی شبکه بیانگر آن است که

پانویس‌ها

¹ mohammadbaneshi@yahoo.com

² m.schaffie@mail.uk.ac.ir

³ nezam_h@yahoo.com

⁴ behzadijo.m@gmail.com

⁵ Tortusity

منابع

Baneshi.M. "Using ANFIS and Neural Networks to Predict the Volume Percentage of Matrix and Fluid" accepted by Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects journal, UESO-2011-0748-R1
Baneshi.M. "Determination of Lithofacies using an Optimized Neural Network and Well Log Data" accepted by Petroleum science and technology journal, LPET-2011-0407-R3
Baneshi.M, Schaffie.M, Nezamabadi-pour.H, Behzadijo.M, "Predicting log data by using artificial neural networks to

approximate petrophysical parameters of formation" accepted by Petroleum science and technology journal, LPET-2010-0580.R4

Asquith.G & Krygowski.D, "Basic Well Log Analysis", Published by The American Association of Petroleum Geologists Tulsa, Oklahoma., 2004

Help of Geolog software ver 6.5

Dayhoff, J. E.". Neural Network Principles" Prentice-Hall International, U.S.A. 199