

تخمین تراوایی و تخلخل مؤثر و تعیین واحدهای جریان هیدرولیکی با

استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی در میدان نفتی مارون

محمد آغاجریان^{۱*}، ممدرضا کمالی^۲، علی کدخدایی^۳ و صادق فتح‌اللهی^۴

(۱) کارشناس ارشد گروه زمین‌شناسی دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران، mohammad_aghajarian@yahoo.com

(۲) دانشیار پژوهشگاه صنعت نفت

(۳) استادیار گروه زمین‌شناسی دانشگاه تبریز

(۴) کارشناس شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب

* عهده‌دار مکاتبات

دریافت: ۹۱/۲/۲۰؛ دریافت اصلاح شده: ۹۱/۵/۱۰؛ پذیرش: ۹۱/۶/۳۰؛ قابل دسترس در تارنما: ۹۱/۱۲/۵

پیکیده

تراوایی و تخلخل مؤثر از مهم‌ترین خصوصیات مخزن می‌باشند که می‌توانند به‌عنوان ورودی جهت ساخت مدل‌های پتروفیزیکی از مخزن مورد استفاده قرار گیرند. رابطه‌ی تخلخل و تراوایی در قالب واحدهای جریان هیدرولیکی در توصیف سنگ‌های مخازن ناهمگن استفاده می‌شود. شناسایی واحدهای جریان هیدرولیکی می‌تواند برای ارزیابی کیفیت مخزن براساس رابطه‌ی تخلخل-تراوایی مورد استفاده قرار گیرد. تخلخل و تراوایی به ترتیب با انجام آزمایش تزریق هلیم و هوا بر روی نمونه‌های مغزه اندازه‌گیری می‌شوند. علاوه بر روش‌های آزمایشگاهی، این دو پارامتر از روی نگار NMR گرفته شده از چاه‌ها، و تراوایی از طریق چاه‌آزمایی نیز اندازه‌گیری می‌شود. این روش‌ها اگرچه دقیق هستند، ولی دارای معایبی از جمله هزینه بالا و صرف زمان بسیار طولانی می‌باشند و فقط در تعداد محدودی از چاه‌ها انجام می‌پذیرد. در اکثر چاه‌های میدان مورد مطالعه، نگاربرداری انجام گردید. محاسبه‌ی تخلخل و تراوایی با استفاده از روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی پس انتشار خطا (BP-ANN) و به کمک داده‌های لاگ محاسبه گردید. پس از تخمین این پارامترها با استفاده از روش مجموع مربعات خطا (SSE) و آنالیز خوشه‌ای K-means، مخزن آسماری در سه چاه مورد مطالعه به ۹ واحد جریان هیدرولیکی تقسیم گردید. تقسیم بندی مخزن به واحدهای جریانی سبب بهبود رابطه تخلخل و تراوایی شد. نتایج نشان داد که شبکه‌ی عصبی در پیش‌بینی پارامترهای مخزنی موفق عمل نموده است.

واژه‌های کلیدی: آنالیز خوشه‌ای K-means، چاه‌آزمایی، روش مجموع مربعات خطا (SSE)، مخزن، مدل‌های پتروفیزیکی.

۱- مقدمه

نفت و گاز، برای مدل‌سازی و پیش‌بینی خواص مخزن از تکنیک‌های تفسیری جدید براساس سیستم‌های هوشمند استفاده می‌شود (محمد کشتکار و همکاران ۱۳۸۸). در عملیات چاه‌پیمایی، اطلاعاتی در رابطه با فیزیک مخزن از جمله خواص سنگ‌های مخزن و همچنین سیالات موجود در آن به دست می‌آید (Tiab & Donaldson 2004). تقریباً

توصیف مخزن از مهمترین مباحث در مهندسی نفت است (Aitken et al. 2004). برنامه لازم برای یک مدیریت مؤثر بعد از به دست آوردن تصویری دقیق از ویژگی‌های سنگ مخزن به دست می‌آید (Honarpour et al. 2006, Haro 2009). امروزه در صنعت

۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی

دلخواه را تولید نماید. بدنه‌ی این سلول از دو بخش تشکیل شده است. بخش اول تابع ترکیب نام دارد که تمام ورودی‌ها را جمع می‌کند و نتیجه را به صورت یک مجموع وزن‌دار نشان می‌دهد.

بخش دوم، تابع انتقال یا تابع تحریک است. این تابع، فرآیند تحریک در یک نرون را کنترل نموده و خروجی یک نرون را از نظر فعال یا غیرفعال بودن بررسی می‌نماید. معمولاً فعال‌بودن خروجی یک نرون به مثبت یا منفی بودن ورودی تابع تحریک وابسته است. ورودی تابع تحریک همان خروجی تابع تحریک است (کمالی ۱۳۸۹). توابع انتقال انواع مختلفی دارند که برخی از آن‌ها عبارتند از: توابع انتقال Logsig، Tansig و Pureline.

الگوریتم‌های آموزش به دو دسته‌ی نظارتی و غیرنظارتی تقسیم‌بندی می‌شوند. الگوریتم پس انتشار خطا یک نوع شبکه عصبی با ناظر است که از قانون تصحیح خطا به عنوان یک قانون یادگیری قدرتمند استفاده می‌کند (Rolon 2004) و در طی آن، ورودی‌ها وارد شبکه می‌شوند. در صورتی که خروجی مطلوب به دست آید، خطای محاسبه شده به صورت پسر در شبکه منتشر می‌شود تا وزن‌ها با توجه به آن تعدیل شوند. زمانی که خروجی محاسبه شده با خروجی واقعی تطابق خوبی داشته باشد، آموزش متوقف می‌شود (Bhatt & Helle 1999).

۴- طبقه‌بندی سنگ‌ها بر مبنای واحدهای جریان هیدرولیکی

واحدهای جریان هیدرولیکی روشی برای طبقه‌بندی نوع سنگ‌ها و پیش‌بینی خواص جریان بر مبنای پارامترهای زمین‌شناسی و فیزیک جریان در مقیاس منافذ و حفرات است. این واحدها براساس موقعیت و خصوصیات زمین‌شناسی در توالی عمودی و خصوصیات پتروفیزیکی (به ویژه تخلخل و تراوایی) تعریف شده‌اند. عمده‌ترین پارامترهایی که جریان سیال را تحت تأثیر قرار می‌دهند شامل نوع، فراوانی و محل قرارگیری کانی‌ها، بافت سنگ‌ها، اندازه و شکل دانه، جورشدگی و فشردگی می‌باشند (الهی ۱۳۸۹). کوزنی (Kozeny 1927) و کارمن (Carmen 1937) برای یافتن ارتباطی مناسب بین تخلخل و تراوایی، محیط متخلخل را به صورت مجموعه‌ای از لوله‌های مویینه مدل‌سازی کردند. آن‌ها با ترکیب قانون داری (Darsi 1856) برای حرکت سیال در محیط متخلخل و قانون پویزله برای حرکت سیال در لوله‌ها، رابطه‌ای بین تخلخل و تراوایی را ارائه نمودند (رابطه‌ی ۱). فاکتوری به نام عامل پیچایی نیز به رابطه اضافه شده است، زیرا در یک مدل واقعی لوله‌های مویینه مستقیم نبوده و دارای خمیدگی‌های متفاوتی هستند.

$$K = \frac{\phi_e^3}{(1 - \phi_e)^2} \times \frac{1}{F_s \tau^2 S_{gv}^2} \quad (1) \text{ رابطه‌ی (۱)}$$

شبکه‌های عصبی مصنوعی براساس شبکه‌ی عصبی بیولوژیکی به وجود آمده‌اند. کارکرد این شبکه شبیه عملکرد مغز انسان می‌باشد و یکی از خصوصیات جالب آن‌ها توانایی یادگیری است. این روش یک ابزار محاسباتی در حل مسائل مبهم و پیچیده می‌باشد که با استفاده از روش‌های ریاضی مانند معادلات دیفرانسیلی یا رگرسیون‌های خطی، قابل حل نمی‌باشند. به طور کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی ای‌ان‌ان (Artificial Neural Networks, ANN) مدل‌های پردازش اطلاعاتی توزیعی و موازی هستند که قادرند الگوهای خیلی پیچیده اطلاعات موجود را تشخیص دهند (Balan et al. 1995).

استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل دارا بودن ویژگی‌های زیر، برای تخمین پارامترهای مخزنی بسیار مفید می‌باشد.

- شبکه‌های عصبی به شدت موازی هستند، بنابراین کارایی بسیار بالایی دارند.

- شبکه‌های عصبی می‌توانند به وسیله سعی و خطا شرایط پیش‌بینی شده را از سایر شرایط تشخیص دهند.

- شبکه‌های عصبی می‌توانند تعداد زیادی ورودی را پردازش کرده و ارتباط میان آن‌ها را مشخص نمایند (Aminzade & de Groot 2006).

ساختار شبکه‌ی عصبی را، تعداد لایه‌ها، تابع تبدیل هر لایه، تعداد نرون‌ها در هر لایه و اتصالات بین نرون‌ها مشخص می‌کند.

نرون‌ها در قالب لایه‌ها سازماندهی می‌شوند و هر لایه مسئول یک کار خاص می‌باشد. لایه‌ی ورودی، اطلاعات را از محیط دریافت کرده و آن‌ها را به لایه‌ی میانی انتقال می‌دهد. لایه‌ی میانی یا پنهان، اطلاعات وارد شده از محیط به شبکه‌ی عصبی را پردازش و تجزیه و تحلیل می‌کند.

لایه‌ی خروجی نیز نتایج اطلاعات لایه‌ی میانی را دریافت کرده و آن را به شکل معنی‌داری تبدیل کرده و دوباره به محیط انتقال می‌دهد (آخوندی و همکاران ۱۳۸۸). تعداد نرون‌ها در لایه ورودی برابر با

تعداد متغیرهایی است که به عنوان ورودی در نظر گرفته شده‌اند. برای تعیین نرون‌های لایه‌ی میانی قانون خاصی وجود ندارد. هر چه تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی بیشتر باشد قابلیت شبکه برای تشخیص الگو نیز

بیشتر خواهد شد. این توانایی باعث ایجاد یک مشکل اساسی با عنوان مشکل بیش پردازش (Overfitting) می‌شود. که در آن شبکه هر یک از مثال‌های آموزش را به خاطر می‌سپارد. برای اجتناب از این مشکل،

بهرتر است لایه‌ی میانی تا حد امکان سلول‌های زیادی نداشته باشد (Lim 2005).

یک شبکه‌ی عصبی، علاوه بر لایه دارای واحدهایی به نام سلول عصبی یا نرون نیز می‌باشد. همچنین شبکه این قابلیت را دارد که با به-کاربردن یک دسته داده‌ی ورودی بتواند یک دسته داده‌ی خروجی

تولید کند. این فرآیند یادگیری را می‌توان به دو دسته یادگیری نظارتی و غیرنظارتی تقسیم کرد. یادگیری نظارتی در آن، خروجی شبکه با خروجی واقعی مقایسه می‌شود و در صورتی که تفاوتی بین آن‌ها وجود داشته باشد، وزن‌ها تعدیل می‌شوند تا خروجی شبکه با خروجی واقعی تطابق بیشتری داشته باشد.

یادگیری غیرنظارتی در آن، خروجی شبکه با خروجی واقعی مقایسه نمی‌شود و هدف از این نوع یادگیری، کشف الگوهای پنهان در داده‌ها است. این نوع یادگیری در شبکه‌های عصبی مصنوعی برای دسته‌بندی داده‌ها، استخراج ویژگی‌ها و کاهش ابعاد داده‌ها استفاده می‌شود.

یادگیری عمیق نوعی از یادگیری غیرنظارتی است که در آن، شبکه‌های عصبی مصنوعی با تعداد لایه‌های میانی زیاد، قادرند الگوهای پیچیده و غیرخطی را در داده‌ها کشف کنند. این نوع یادگیری در شبکه‌های عصبی مصنوعی برای دسته‌بندی داده‌ها، استخراج ویژگی‌ها و کاهش ابعاد داده‌ها استفاده می‌شود.

در این روابط تراوایی بر حسب میلی‌داری است و عدد ثابت ۰/۰۳۱۴ برای تبدیل از میکرومتر مربع به میلی‌داری می‌باشد (Soto et al. 2001).

با توجه به رابطه‌ی (۳)، (۴) و (۵) رابطه‌ی (۶) را می‌توان به صورت زیر نوشت.

$$RQI = Qz \times FZI \quad \text{رابطه‌ی (۶)}$$

در این رابطه، با کلاسه‌بندی مقادیر FZI تعداد واحدهای جریان هیدرولیکی تعیین می‌شود.

۵- بحث و نتایج

معمولاً برای تعیین میزان صحت و قدرت تعمیم‌یافتگی یک شبکه‌ی عصبی، داده‌های مورد استفاده در طراحی شبکه به سه دسته‌ی داده‌های آموزش، داده‌های تست و داده‌های اعتبارسنجی تقسیم می‌شوند. این مطالعه در ۳ چاه میدان نفتی مارون (۲۸۱، ۲۹۲ و ۲۹۶) انجام شد. پس از انجام مراحل آماده‌سازی نمونه‌ها (شامل حذف داده‌های ناقص و خارج از بازه‌ی مورد نظر، یکسان‌سازی عمق داده‌های نگار و مغزه و انتخاب داده‌ها بر اساس عمق جدید)، تعداد ۲۷۷ داده در چاه ۲۸۱، ۳۰۰ داده در چاه ۲۹۲ و ۳۶۴ داده در چاه ۲۹۶ به‌دست آمد. در هر مرحله، طراحی شبکه یک چاه به عنوان آموزش و دو چاه دیگر به عنوان آزمایش در نظر گرفته شد که نتایج آن در جدول ۱ و ۲ ارائه شده است.

در رابطه‌ی (۱)، (τ) عامل پیچایی، K تراوایی بر حسب میکرومتر مربع و ϕ_e به صورت کسری بیان می‌شود. F_S فاکتور شکل بوده و مقدار آن برای لوله‌های مویینه با مقطع دایره برابر ۲ است. $F_S \tau^2$ ثابت کوزنی می‌باشد. این رابطه، تابعی از خصوصیات زمین‌شناسی محیط متخلخل و تغییرات هندسه حفرات است و می‌توان از آن به عنوان معیاری برای تمایز واحدهای جریان هیدرولیکی از یکدیگر استفاده کرد. آمیغول و همکاران (Amaefule et al. 1993) با اضافه کردن مفهوم شاخص منطقه‌ای جریان معادله کوزنی و کارمن را تغییر داده و با تقسیم رابطه‌ی (۱) بر ϕ_e و رابطه (۲) را ارائه نمودند.

$$\text{رابطه‌ی (۲)} \quad 0/0314 \sqrt{\frac{K}{\phi_e}} = \left[\frac{\phi_e}{1 - \phi_e} \right] \frac{1}{\sqrt{F_S \tau^2 S_{gv}^2}}$$

بر اساس رابطه‌ی (۲)، می‌توان شاخص کیفیت مخزن (RQI)، شاخص منطقه جریان (FZI) و تخلخل نرمالیزه شده (Qz) را به صورت روابط (۳)، (۴) و (۵) تعریف کرد (Orodu et al. 2009).

$$\text{رابطه‌ی (۳)} \quad RQI = 0.0314 \sqrt{\frac{K}{\phi_e}}$$

$$\text{رابطه‌ی (۴)} \quad FZI = \frac{1}{\sqrt{F_S \tau^2 S_{gv}^2}}$$

$$\text{رابطه‌ی (۵)} \quad \phi_z = \frac{\phi_e}{1 - \phi_e}$$

جدول ۱- مقادیر ضریب هم‌بستگی (R) و میانگین مربعات خطا (MSE) جهت تخمین تخلخل در سه چاه مورد مطالعه.

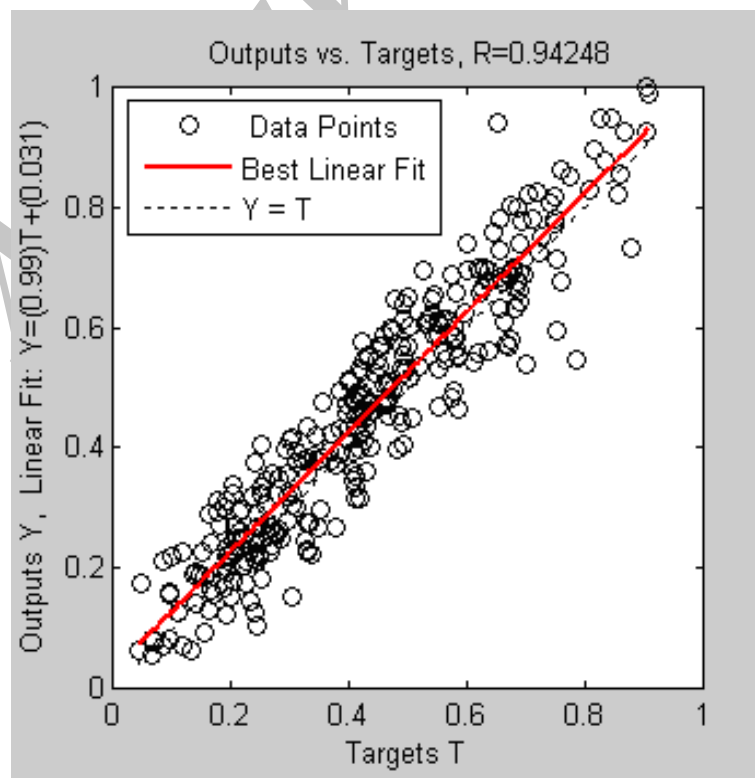
چاه آموزش	چاه آزمایش	ضریب هم‌بستگی (R)	میانگین مربعات خطا (MSE)
۲۸۱	۲۹۲	۰/۹۳	۰/۰۰۷۴
۲۸۱	۲۹۶	۰/۹۲	۰/۰۰۵۱
۲۹۶	۲۸۱	۰/۸۳	۰/۰۱۲۸
۲۹۶	۲۹۲	۰/۹۴	۰/۰۰۵۸
۲۹۲	۲۸۱	۰/۸۳	۰/۰۱۴۱
۲۹۲	۲۹۶	۰/۹۳	۰/۰۰۴۷

جدول ۲- مقادیر ضریب همبستگی (R) و میانگین مربعات خطا (MSE) جهت تخمین تراوایی در سه چاه مورد مطالعه.

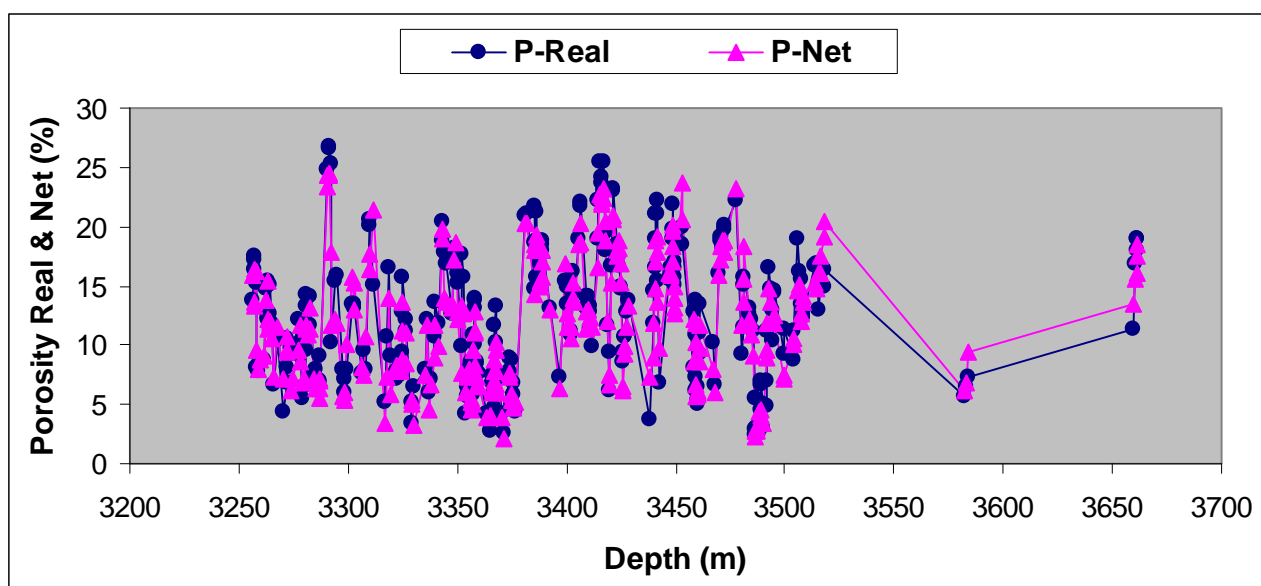
چاه آموزش	چاه آزمایش	ضریب همبستگی (R)	میانگین مربعات خطا (MSE)
۲۸۱	۲۹۲	۰/۸۲	۰/۰۰۳۵
۲۸۱	۲۹۶	۰/۸۳	۰/۰۰۳۱
۲۹۶	۲۸۱	۰/۸۵	۰/۰۰۳۸
۲۹۶	۲۹۲	۰/۸۵	۰/۰۰۲۹
۲۹۲	۲۸۱	۰/۸۲	۰/۰۰۴۹
۲۹۲	۲۹۶	۰/۸۳	۰/۰۰۳۴

براساس نتایج جداول ۱ و ۲، بهترین شبکه تهیه شده برای تخمین تخلخل و تراوایی با داده‌های موجود، مربوط به چاه ۲۹۶ به عنوان داده‌های آموزش و چاه ۲۹۲ برای داده‌های آزمایش است. براساس تصویر ۲، ضریب همبستگی به دست آمده برای تخمین تخلخل مؤثر توسط شبکه برابر با ۰/۹۴ می‌باشد. شیب ۴۵ درجه، تجمع داده‌ها در نزدیک خط و همچنین عرض از مبدأ نزدیک به صفر در تصویر ۲ تأیید کننده صحت تخمین است. در تصویر ۳ نیز داده‌های واقعی تخلخل مؤثر در مقابل داده‌های تخمین زده شده توسط شبکه رسو شدند. انطباق این داده‌ها نیز نشان‌دهنده موفقیت شبکه در تخمین این پارامتر پتروفیزیکی در مخزن مورد مطالعه می‌باشد.

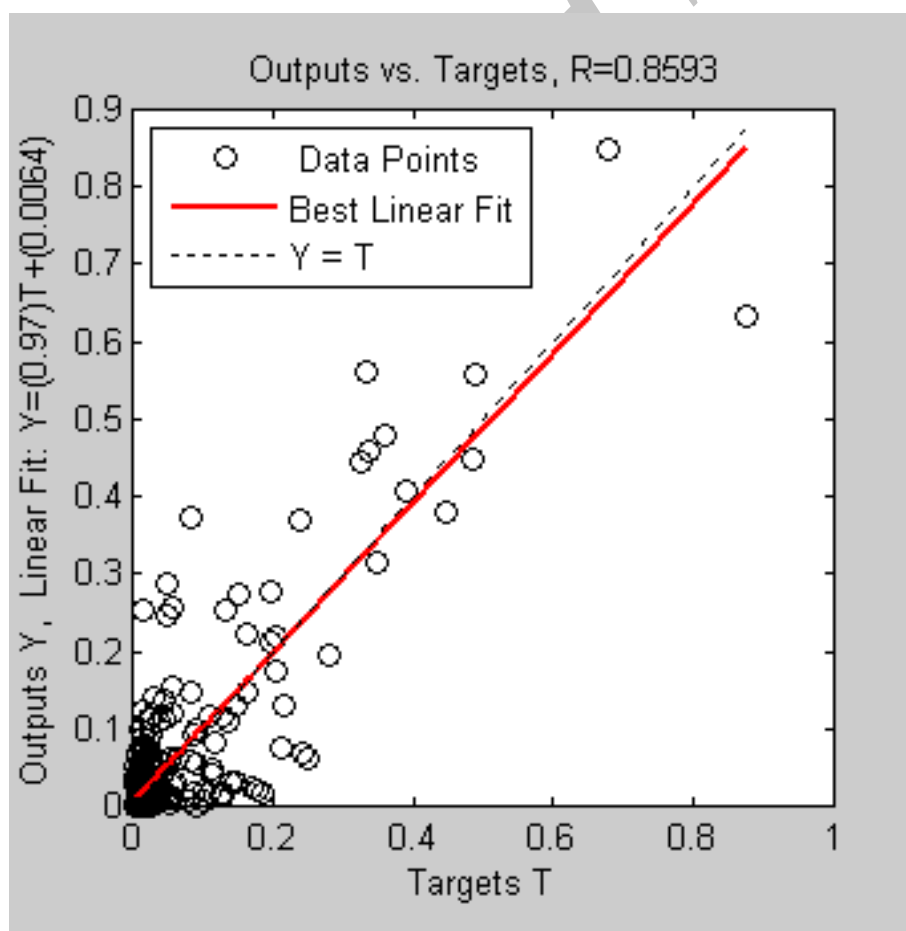
براساس نتایج جداول ۱ و ۲، بهترین شبکه تهیه شده برای تخمین تخلخل و تراوایی با داده‌های موجود، مربوط به چاه ۲۹۶ به عنوان داده‌های آموزش و چاه ۲۹۲ برای داده‌های آزمایش است. براساس تصویر ۲، ضریب همبستگی به دست آمده برای تخمین تخلخل مؤثر توسط شبکه برابر با ۰/۹۴ می‌باشد. شیب ۴۵ درجه، تجمع داده‌ها در نزدیک خط و همچنین عرض از مبدأ نزدیک به صفر در تصویر ۲ تأیید کننده صحت تخمین است. در تصویر ۳ نیز داده‌های واقعی تخلخل مؤثر در مقابل داده‌های تخمین زده شده توسط شبکه رسو شدند. انطباق این داده‌ها نیز نشان‌دهنده موفقیت شبکه در تخمین این پارامتر پتروفیزیکی در مخزن مورد مطالعه می‌باشد.



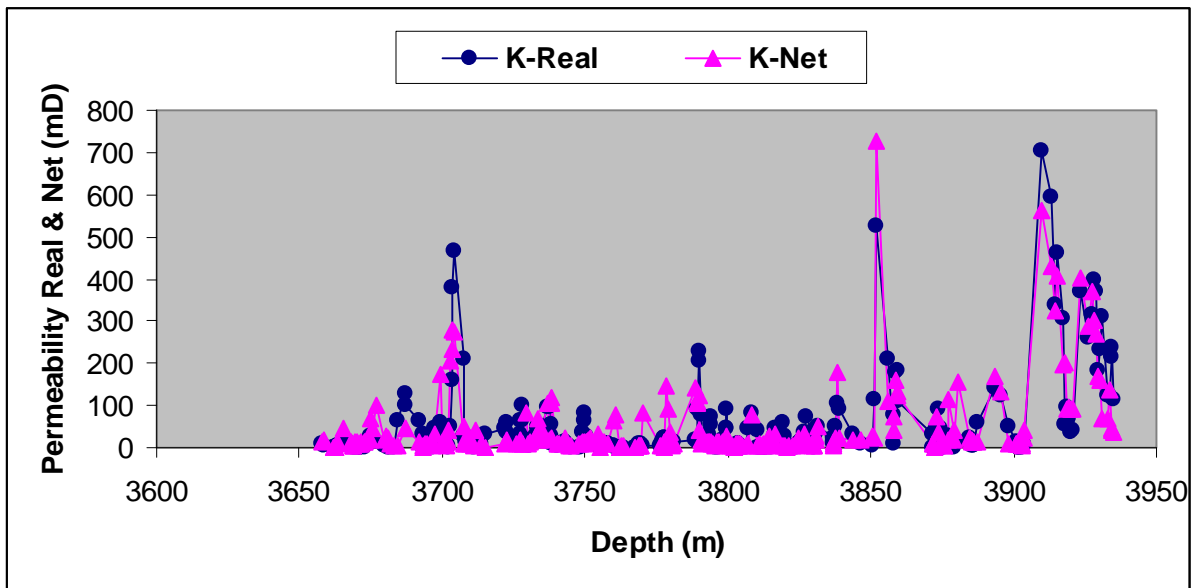
تصویر ۲- ضریب همبستگی بین تخلخل واقعی و تخلخل تخمین‌زده‌شده به وسیله‌ی شبکه.



تصویر ۳- نمودار مقادیر تخلخل واقعی در مقابل تخلخل تخمین زده شده به وسیله‌ی شبکه.



تصویر ۴- ضریب همبستگی بین تراوایی واقعی و تراوایی تخمین زده شده به وسیله‌ی شبکه.



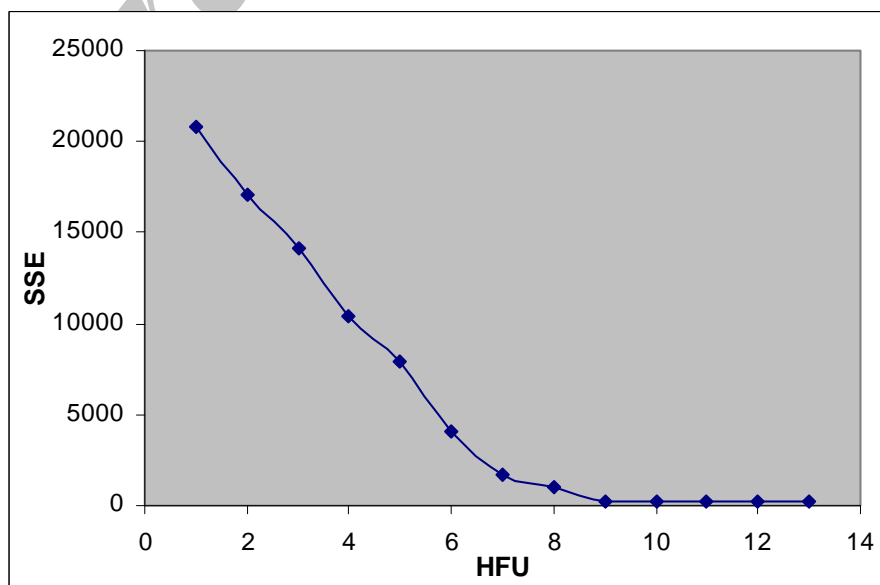
تصویر ۵- نمودار مقادیر تراوایی واقعی در مقابل تراوایی تخمین زده شده به وسیله‌ی شبکه.

۵-۱- مجموع مربعات خطا

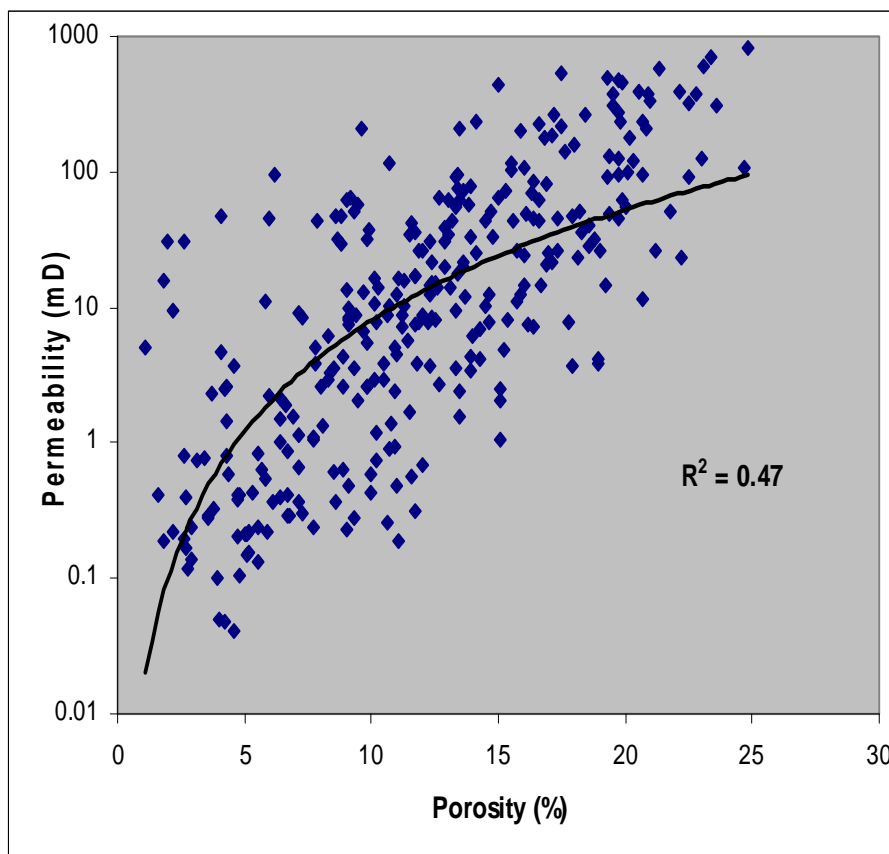
واحدهای جریان هیدرولیکی، مقدار مجموع مربع خطاها کاهش یافته، اما از یک مقداری به بعد تغییرات در مجموع مربع خطاها محسوس نبوده و قابل صرف نظر کردن است. این مقدار همان تعداد واحدهای جریان هیدرولیکی بهینه است. براساس نمودارهای به دست آمده، مخزن در سه چاه مورد مطالعه، به ۹ واحد جریان هیدرولیکی تقسیم گردید.

در تصویر ۶ نمودار مجموع مربعات خطا در مقابل تعداد واحدهای جریان هیدرولیکی مربوط به چاه ۲۸۱ ارائه شده است. در ادامه، نمودار تخلخل در مقابل تراوایی را برای کل نمونه‌ها در چاه ۲۸۱ رسم شد (تصویر ۷).

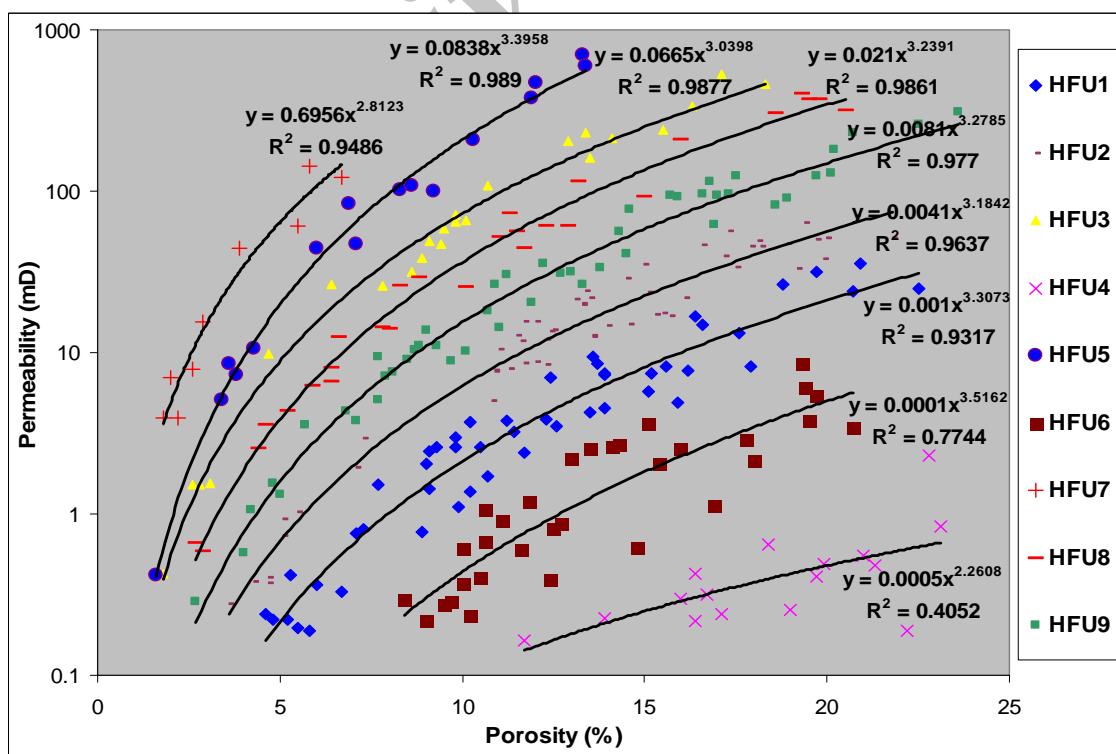
تعیین تعداد واحدهای جریان هیدرولیکی با استفاده از آنالیز هیستوگرام و آنالیز احتمال نرمال تابع کاربر می‌باشد و احتمال ایجاد خطا در محاسبات زیاد است. بنابراین، برای کاهش خطا، از پارامتر مجموع مربع خطاها اساسی (Error Sum of Square, SSE) استفاده گردید. روش کار بدین صورت است که ابتدا تعداد دسته‌ها را برابر یک فرض کرده و آنالیز خوشه‌ای K-means را توسط نرم افزار MATLAB انجام می‌دهیم. این آنالیز برای گروه‌های دیگر نیز انجام شد و در نهایت نموداری از مجموع مربع خطاها در مقابل تعداد دسته‌ها رسم گردید (تصویر ۵). براساس تصویر ۵، با افزایش تعداد



تصویر ۶- نمودار مجموع مربعات خطا در مقابل تعداد واحدهای جریان هیدرولیکی مربوط به چاه ۲۸۱.



تصویر ۷ - نمودار تراوایی در مقابل تخلخل برای کل نمونه‌ها در چاه ۲۸۱.



تصویر ۸ - توزیع داده‌های تراوایی در مقابل تخلخل برای ۹ واحد جریان هیدرولیکی مربوط به چاه ۲۸۱.

۶- نتیجه‌گیری

نتایج نشان داد که شبکه‌ی عصبی مصنوعی روشی مفید برای محاسبه‌ی تراوایی و تخلخل مؤثر می‌باشد. در صورتی‌که اطلاعات کافی و قابل نمایش برای آموزش ANN به‌کار برده شود، می‌توان کیفیت مخزنی را در اینتروال‌های مغزه‌گیری نشده و یا در سایر چاه‌های میدان که فاقد مغزه می‌باشند نیز پیش‌بینی کرد. اگرچه دقت تخمین تراوایی نسبت به آزمایشگاه و روش چاه‌آزمایی کم‌تر است، اما با استفاده از روش شبکه عصبی می‌توان زون‌های تراوا را تشخیص داد. این روش کاملاً از نظر هزینه و زمان به‌صرفه می‌باشد. استفاده از روش تعیین واحدهای جریان هیدرولیکی با استفاده از روش مجموع مربعات خطا و آنالیز Kmeans و نمودارهای به‌دست آمده در چاه مورد نظر در میدان نفتی مارون نشان داد که طبقه‌بندی سنگ‌های مخزن بر اساس شاخص‌های زمین‌شناسی سنگ مرتبط با جریان (FZI)، روشی مناسب و قابل اطمینان جهت ارزیابی کیفیت مخزن با استفاده از رابطه‌ی تراوایی - تخلخل می‌باشد.

تشکر و قدردانی

در پایان نویسندگان مقاله از مدیریت پژوهش شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب به جهت تأمین اطلاعات مورد نیاز این مقاله تشکر و قدردانی می‌نمایند. هم‌چنین از زحمات خانم‌ها بهاره الهی (بخش‌های واحدهای جریان هیدرولیکی) و سمیه قنادزاده (بخش شبکه‌ی عصبی) تقدیر و تشکر می‌گردد.

مراجع

- آخوندی، ح.، کمالی، م.، کدخدائی، ع. و راهداری، م.، ۱۳۸۸، "توصیف هوشمند پارامترهای پتروفیزیکی مخزن آسماری، میدان نفتی اهواز"، فصلنامه زمین‌شناسی کاربردی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد زاهدان، سال ۵ (۳): ۱۷۷-۱۶۵.
- الهی، ب.، ۱۳۸۹، "تراوایی معادل مایع با استفاده از تراوایی مطلق هوا در سنگ‌های کربناته‌ی میدان پارس جنوبی"، پایان‌نامه‌ی کارشناسی - ارشد، رشته زمین‌شناسی نفت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران، ۹۵ ص.
- قلی‌پور، ع. و حقی، ع.، ۱۳۶۹، "مطالعه‌ی جامع سازند آسماری میدان مارون"، گزارش شماره پ - ۴۲۱۰، شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب، ۶۱ ص.
- کشتکار، م.، لطف‌پور، م.، معلمی، س. ع. و باقری، ع. م.، ۱۳۸۸، "تخمین گونه‌های سنگی، رخساره‌های سنگی و تراوایی در یکی از میادین گازی فارس ساحلی با استفاده از مدل‌سازی فازی"، فصلنامه زمین‌شناسی کاربردی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد زاهدان، سال ۵ (۴): ۳۱۷-۳۱۱.
- کمالی، م. ر.، ۱۳۸۹، "کاربرد روش‌های هوشمند در مهندسی نفت و علوم زمین"، انتشارات پژوهشگاه صنعت نفت، ۱۳۰ ص.
- Aitken, C. M., Jones, D. M. & Larter, S. R., 2004, "Anaerobic hydrocarbon biodegradation in deep subsurface oil reservoirs", *Nature*, Vol. 431: 291-294.
- Amaefule, J. O., Altunbay, M., Tiab, D., Kersey, D. G. & Keelan, D. K., 1993, "Enhanced reservoir description: Using core and log data to identify hydraulic (flow) unites and predict permeability in uncored intervals/wells", *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, 3-6 October, Houston, Texas, 26436-MS, 16 pp.
- Aminian, K. & S. Ameri, 2005, "Application of artificial neural networks for reservoir characterization with limited data", *Journal of Petroleum Science and Engineering*, Vol. 49 (3-4): 212-222.
- Aminzade, F. & de Groot, P., 2006, "Neural networks and other soft computing techniques with application in the oil industry", *EAGE Publications*, 129 pp.
- Balan, B., Mohaghegh, S. & Ameri, S., 1995, "State - of - art permeability determination from well log data: Part 1-a comprehensive study, model development", *SPE* 30978, 10 pp.
- Bhatt, A. & Helle, H. B., 1999, "Porosity, permeability and TOC prediction from well logs using a neural network approach", *EAGE, Norway: 1-4*.
- Carmen, P.C., 1937, "Fluid flow through granular beds", *Transactions of the Institution of Chemical Engineers*, Vol. 15: 150-166.
- Darcy, H., 1856, "Les Fontaines Publiques de la Ville de Dijon", *Dalmont, Paris*, 647 pp.
- Doveton, J. H. & Prenskey, S. E., 1992, "Geological applications of wireline logs: a synopsis of developments and trends", *The Log Analyst*, Vol. 33 (3): 286-303.
- Haro, C. F., 2009, "The equations archie forgot: anisotropy of the rocks", *SPE Annual Technical Conference and Exhibition held in New Orleans, Louisiana, USA*, 4-7 October: 823-836.
- Honarpour, M. M., Nagarajan, N. R. & Sampath, K., 2006, "Rock/fluid characterization and their integration-implications on reservoir management", *Journal of Petroleum Technology*, Vol. 58 (9): 120-130.
- Kozeny J., 1927, "Uber kapillare leitung des wassers im boden stiuzugsberichte", *Royal Academy of Science, Vienna, Proc. Class1. Vol. 136: 271-306*.
- Kumar, N., Hughes, N. & Scott, M., 2000, "Using well logs to infer permeability", *Center for Applied Petro physical Studies, Texas Tech University*.
- Mohaghegh, S., Ameri, S. & Aminian, K., 1995, "A methodological approach for reservoir heterogeneity characterization using artificial neural networks", *J. Pet. Sci. Eng*, Vol. (16): 263-274.
- Labani, M. M., Kadkhodaie-Ilkhchi, A. & Salahshoor, K., 2010, "Estimation of NMR log parameters from conventional well log data using a committee machine with intelligent systems: A Case study from the Iranian part of the South Pars gas field, Persian Gulf Basin". *Journal of Petroleum Science and engineering*, Vol. 72: 175-185.
- Lim, J. S., 2005, "Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural network from well data in offshore Korea", *Journal of Petroleum Science and Engineering*, Vol. 49:182-192.

Orodu, O. D., Tang, Z. & Fei, Q., 2009, "Hydraulic (flow) unit determination and permeability prediction: A case study of block Shen-95, Liaohe oilfield, north-east China", *Journal of Applied Sciences*, Vol. 9 (10): 1801-1816.

Rolon, L., 2004, "Developing intelligent synthetic logs: Application to upper devonian units in PA", *M.Sc thesis, West Virginia University, Morgantown, West Virginia*, 123 pp.

Soto, B. R., Garcia, J. C., Torres, F. & Pérez, G. S., 2001, "Permeability prediction using hydraulic flow units and hybrid soft computing systems", *SPE 71455*, 1-10.

Svirsky, D., Ryazanov, A., Pankov, M., Yukos, E. P. & Corbett, P. W. M., 2004, "Hydraulic flow units resolve reservoir description challenges in a Siberian oil field", *International Journal of Society of Petroleum Engineers*, 1-15.

Tiab, D. & Donaldson, E. C., 2004, "Petro physics theory and practice of measuring reservoir rock and fluid transport properties", *Gulf publishing company Houston, Texas*, 889 pp.

Archive of SID