

تخمین تراوایی با بکارگیری نگاره‌های پتروفیزیکی و روش‌های هوش مصنوعی: مطالعه موردی در مخزن آسماری یکی از میادین نفتی جنوب غربی ایران

ابوذر محسنی پورا^{۱*}، بهمن سلیمانی^۲، ایمان زحمت کش^۳، ایمان ویسی^۴

^۱ دانشجوی دکتری، گروه زمین شناسی نفت و حوضه های رسوبی، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

^۲ استاد گروه زمین شناسی نفت و حوضه های رسوبی، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

^۳ استادیار گروه زمین شناسی نفت و حوضه های رسوبی، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

^۴ کارشناس پتروفیزیک شرکت ملی مناطق نفتخیز جنوب، اهواز، ایران

Abouzarmohseni@yahoo.com*

دریافت خرداد ۱۴۰۰، پذیرش مهر ۱۴۰۰

چکیده

در این پژوهش، ابتدا تراوایی نگاره تشدید مغناطیسی هسته-ای با استفاده از دو روش مرسوم مدل سیال آزاد (Coates) و مدل شلمبرژه یا میانگین $T2$ (SDR) محاسبه شد. سپس یک مدل ساده شبکه عصبی مصنوعی با فرایند آموزش از نوع الگوریتم پس انتشار خطا، طراحی گردید، در ادامه با استفاده از الگوریتم بهینه سازی رقابت استعماری (ANN-ICA) و الگوریتم ازدحام ذرات (ANN-PSO) این مدل بهینه شد و از آن برای تخمین پارامتر تراوایی استفاده شد. در نهایت، نتایج با مقایسه نفوذپذیری تخمین زده شده با مقدار واقعی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت و دقت برآورد از نظر پارامتر خطای میانگین مربع و ضریب همبستگی مقایسه شد. نتایج، بیانگر دقت بالای مقادیر تراوایی تخمین زده شده با استفاده از ترکیب شبکه ساده عصبی با الگوریتم‌های بهینه‌سازی است. نتایج حاصل از ترکیب الگوریتم‌های بهینه‌سازی در این مطالعه می‌تواند به عنوان روشی قدرتمند و مفید در جهت بدست آوردن سایر پارامترها، از جمله پارامترهای مخزنی، پتروفیزیکی و ژئومکانیکی استفاده شود.

کلمات کلیدی: تراوایی، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم رقابت استعماری، الگوریتم ازدحام ذرات، نگاره تشدید مغناطیسی هسته‌ای، مخزن آسماری

¹ Schlumberger-Doll-Research

۱- مقدمه

تراوایی یکی از مهمترین پارامترهایی است که بر تولید و استخراج موثر از مخازن هیدروکربنی تاثیر دارد. بطور معمول روش‌های پرهزینه و زمانبری مانند آنالیز مغزه و چاه آزمایی برای محاسبه تراوایی استفاده می‌شوند. عدم اخذ مغزه در تمام چاه‌های یک میدان نفتی، پرهزینه و همچنین زمانبر بودن انجام این آزمایشات باعث شده است محققان اقدام به توسعه روش‌های ارزان و با دقت کنند.

نگاره^۲های چاهپیمایی به عنوان داده‌های مقرون به صرفه از لحاظ هزینه و زمان که در تمامی چاه‌ها امکان اخذ دارند، می‌توانند برای بدست آوردن تراوایی جایگزین مغزه شوند. نگار تشدید مغناطیس هسته‌ای^۳ (NMR) علاوه بر امکان اندازه‌گیری تخلخل (مستقل از ماتریکس سنگ)، تراوایی، شاخص سیال آزاد، آب کاهش نیافتنی و اشباع نفت کاهش نیافتنی (نفت باقی مانده) بصورت درجا، توانایی تعیین نوع و حجم سیال تولیدی قابل دسترسی را نیز دارد [۱۱]. مزیت دیگر این نگاره فراهم کردن قابلیت دسترسی به پارامترهای مهم مخزنی بصورت پیوسته است. علیرغم ارائه نزدیکترین اطلاعات به داده‌های حاصل از مغزه، این نگاره دارای معایبی از جمله پرهزینه بودن است.

در سالیان اخیر روش‌های هوش مصنوعی به عنوان تکنیک‌های ساده و کم هزینه بطور بسیار وسیعی توسط محققان مورد استفاده قرار گرفته‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی از الگوریتم پس انتشار خطا^۴ در فرایند آموزش استفاده و با توجه به مقدار خطای بدست آمده در یک فضای جستجوی مبتنی بر گرادینان به اصلاح شبکه می‌پردازند. برای برطرف کردن ضعف‌هایی مانند وابستگی به یک پارامتر و همچنین همگرایی دیر [۲۰، ۲۱] طی سالیان اخیر برای آموزش بهتر شبکه‌های عصبی، الگوریتم‌های تکاملی که دارای عملکردی تصادفی و جستجوی فضای مسئله به صورت موازی هستند، بکار گرفته شده‌اند [۱۲، ۵، ۱۹، ۷، ۲۸]. در دهه اخیر تخمین پارامترهای پتروفیزیکی و مخزنی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نشان دهنده عملکرد مناسب این شبکه‌ها بوده است. محققانی از جمله کدخدایی و همکاران (۲۰۰۹) [۱۶]، کدخدایی و امینی (۲۰۰۹) [۱۷]، طباطبایی و همکاران (۲۰۱۵) [۲۳]، زحمتکش و همکاران (۲۰۱۷) [۲۹]، تخمچی و همکاران (۲۰۱۹) [۲۶]، از شبکه عصبی برای تخمین پارامترهای پتروفیزیکی استفاده کرده‌اند. مطالعات محدودی بر روی استفاده از هوش مصنوعی و الگوریتم‌های فراابتکاری در تخمین پارامترهای نگار تشدید مغناطیس هسته‌ای انجام گرفته است از جمله [۱۵، ۱۴].

میدان نفتی اهواز در جنوب غرب ایران در بخش زاگرس چین خورده واقع شده است. شکل ساختار زمین‌شناسی میدان اهواز شامل یک تاق‌دیس کشیده با امتداد شمال غرب-جنوب شرق و موازی با امتداد اصلی زاگرس است (مطیعی، ۱۳۷۴) [۱]. نقشه ساختاری سرسازند آسماری (الیگوسن تا میوسن زیرین) در این میدان به عنوان اصلی‌ترین مخزن تولید هیدروکربن بصورت چین نسبتاً متقارنی با طول ۶۷ و عرض ۶ کیلومتر است. لیتولوژی سازند آسماری در مخزن مورد مطالعه همانطور که در شکل ۳ نشان داده شده است بصورت ترکیبی از کربنات (آهک، دولومیت و شیل) و ماسه سنگ است. در این پژوهش، با استفاده تلفیق شبکه عصبی با الگوریتم‌های بهینه‌سازی داده‌های تراوایی نگاره^۲ NMR تخمین زده و دقت آن مورد بررسی قرار گرفت.

۲- روش کار

۲-۱- اصول تشدید مغناطیس هسته‌ای

² log

³ Nuclear magnetic resonance

⁴ Backpropagation

تشدید مغناطیس هسته‌ای، نتیجه پاسخ هسته‌ای اتم‌هایی مانند هیدروژن (1H) کربن (^{13}C) و سدیم (^{23}Na) که دارای هسته‌هایی با عدد کوانتومی غیر صفر هستند به میدان‌های مغناطیس است که توانایی تعیین خواص هسته را دارند. در سنگ‌ها به علت فراوانی و همچنین تولید سیگنال نسبتاً قوی هسته هیدروژن در آب و هیدروکربن‌ها میدان مغناطیسی بر پایه پاسخ هسته این اتم استوار است. در فرایند تشدید مغناطیس هسته‌ای بر اساس قانون فارادی یک دو قطبی مغناطیسی از هسته‌های عناصر هیدروژن که بصورت تصادفی در حال چرخش هستند ایجاد می‌شود. زمانی که این دو قطبی‌ها در راستای یک میدان مغناطیسی ایستا قرار بگیرند و در اثر همراستا شدن با میدان مغناطیسی، امواج الکترومغناطیس منتشر می‌کنند (مدت زمان چرخش پروتون‌ها در راستای میدان ایستا را زمان آرامش طولی^۵ یا $T1$ می‌نامند). همچنین این دو قطبی‌ها در اطراف میدان مغناطیسی با فرکانس لارمور شروع به حرکت تقدیمی^۶ می‌کنند. زمانی که یک میدان نوسانی براساس فرکانس لارمور به این دو قطبی‌ها اعمال شود سیگنال تشدید شده ثبت می‌شود. زمانی که میدان نوسانی قطع شود پروتون‌ها دچار انحراف شده و اتمی در سیگنال ارسالی رخ می‌دهد که پارامتر ثابت زمانی آرامش عرضی^۷ یا $T2$ خوانده می‌شود [۶].

اطلاعات حاصل از نگاره NMR ، می‌تواند برآوردی از مقدار تراوایی برحسب عمق را ارائه دهد. دو مدل عمده که برای محاسبه تراوایی استفاده می‌شود شامل روش‌های سیال آزاد یا تیمور/کوتس^۸ و میانگین $T2$ یا روش شلمبرژر (SDR) هستند. روش تیمور/کوتس به عنوان ساده‌ترین روش برای تخمین تراوایی از داده‌های NMR شناخته شده است. مدل تیمور/کوتس از رابطه زیر تراوایی را محاسبه می‌کند [۶].

فرمول-۱

$$k = c_1 \left(\frac{FFI}{BVI} \right)^{a_1} \Phi_{NMR}^{b_1}$$

FFI حجم سیال آزاد، BVI حجم سیال کاهش نیافتنی^۹ و Φ_{NMR} تخلخل بدست آمده از NMR است. a_1 و b_1 و c_1 ضرایبی هستند که غالباً از مطالعات مغزه بست می‌آیند که به دلیل هزینه بسیار زیاد به ترتیب از مقادیر ثابت ۲، ۴ و ۱ برای آنها استفاده می‌شود. مدل شلمبرژر (SDR) از رابطه زیر تراوایی را محاسبه می‌کند.

فرمول-۲

$$K = C_2 T_{2lm}^{a_2} \Phi_{NMR}^{b_2}$$

$T_{2lm}^{a_2}$ میانگین هندسی توزیع^{۱۰} است. ضرایب معادله همانند رابطه تیمور/کوتس بصورت اعداد ثابت $a_2=2$ و $b_2=4$ و $c_2=4$ استفاده می‌شود.

۲-۲- شبکه عصبی

شبکه عصبی مصنوعی برای پردازش اطلاعات از سیستم عملکردی مغز انسان الگوبرداری کرده و با بکارگیری عناصر پردازشگر بنام نورون عمل می‌کند [۸]. کارآمدترین شبکه عصبی مدل پرسپترون چندلایه^{۱۱} است. این مدل از سه بخش: ۱- لایه ورودی (اطلاعات را از محیط دریافت کرده و به لایه میانی منتقل می‌کند)، ۲- لایه میانی یا لایه پنهان (اطلاعات

⁵ longitudinal relaxation time

⁶ Precession Movment

⁷ Transversal relaxation time

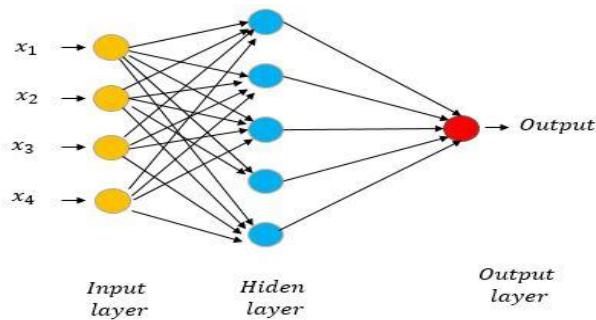
⁸ Timur/Coates model

⁹ bound volume irreducible (capillary bound)

¹⁰ logarithmic mean T2

¹¹ Multi-layer perceptron

دریافتی را پردازش می‌کند) و در نهایت ۳-لایه خروجی (یک تابع فعالسازی ایجاد می‌کند) تشکیل شده است (شکل ۱).



شکل ۱- ساختار شبکه عصبی پرسپترون سه لایه

در فرایند آموزش با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا^{۱۲} (که در آن لایه‌های ورودی، لایه خروجی را تغذیه می‌کنند) اختلاف بین خروجی محاسبه شده از شبکه با خروجی مطلوب برای شبکه محاسبه می‌شود. سپس این خطاهای محاسبه شده در لایه‌های قبلی منتشر می‌شود و براساس آن پارامترهای شبکه تنظیم می‌شود. پژوهشگران در دهه اخیر با ترکیب شبکه های عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های تکاملی اقدام به کاهش مشکلات الگوریتم پس انتشار خطا از جمله آهستگی سرعت همگرایی و ناتوانی در فرار کردن از بهینه‌های محلی (بهترین جایگاهی که توسط ذره تجربه شده است) کردند. از جمله مهمترین و کارآمدترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی در صنعت نفت الگوریتم‌های بهینه‌سازی رقابت استعماری^{۱۳} (ICA) و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات^{۱۴} (PSO) هستند که در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

۳-۲- الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)

الگوریتم ازدحام ذرات اولین بار در سال ۱۹۹۵ توسط کندی و ابرهارت معرفی شد. این الگوریتم از رفتارهای اجتماعی یک دسته از پرندگان و گروهی از ماهی‌ها در یافتن غذا الهام گرفته شده است [۴]. در این الگوریتم در هر تکرار، تابع هدف مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و سپس بهترین موقعیت هر ذره و بهترین موقعیت تمام ذرات به ترتیب با عنوان بهترین موقعیت محلی و بهترین موقعیت کلی یا جهانی تعیین می‌گردد. به عبارت دیگر بهترین موقعیت محلی بهترین راه حلی است که توسط یک ذره بدست می‌آید و بهترین موقعیت کلی یا جهانی بهترین راه حلی است که با بهینه‌سازی جهانی در این الگوریتم بدست می‌آید. در نهایت ترکیب این دو حرکت محلی و جهانی منجر به ایجاد یک مدل جهت یافتن بهترین نقطه هدف می‌شود. الگوریتم ازدحام ذرات می‌تواند با جمعیتی از ذرات با موقعیت‌های تصادفی شروع شود و هنگامی که تکرار آن به حداکثر تعداد برسد می‌تواند متوقف شود. در هر تکرار وزن اینرسی با معادله به روز می‌شود. نحوه عملکرد الگوریتم ازدحام ذرات به صورت شماتیک در شکل ۲ الف مشخص شده است.

۲-۴- الگوریتم رقابت استعماری (ICA)

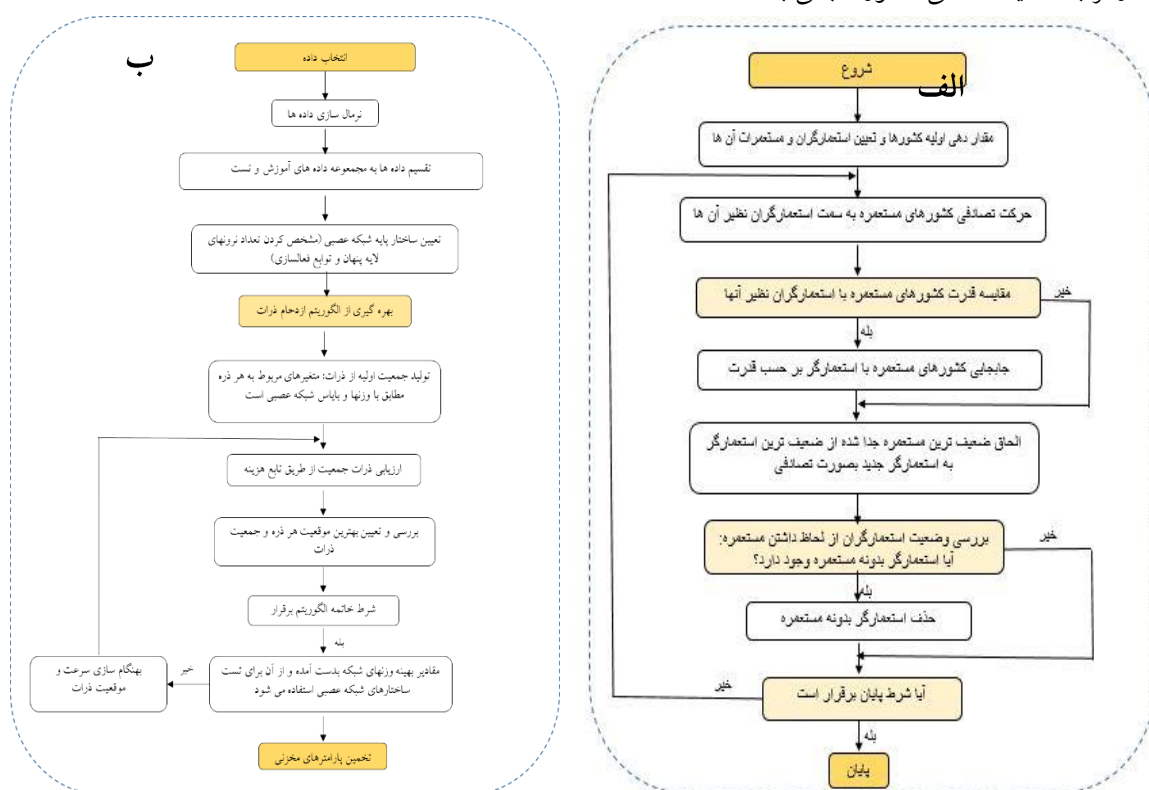
اولین بار در سال ۲۰۰۷ آتشپز-گلگری و لوکاس، الگوریتم رقابتی استعماری را که یک الگوریتم تکاملی جدید مبتنی بر تکامل سیاسی-اجتماعی جامعه در زمینه محاسبات تکاملی است را معرفی کردند. الگوریتم رقابتی استعماری، از فرایندهای سیاسی، فرهنگی و اجتماعی در فرایندهای بهینه‌سازی استفاده می‌کند. امروزه، محققان بطور وسیعی از الگوریتم رقابت استعماری برای بهینه‌سازی مسائل استفاده می‌کنند که از جمله مطالعات انجام شده بر روی این زمینه توسط آتشپز-گلگری

12 back-propagation

13 Imperialist Competitive Algorithm

14 (Particle Swarm Optimization

و لوکاس (۲۰۰۷) [۲]، والیا و همکاران (۲۰۱۴) [۲۷]، برنال و همکاران (۲۰۱۷) [۳]، فتحی و رزک (۲۰۱۷) [۱۰]، تین بیو و همکاران (۲۰۱۸) [۲۵]، وانگ و همکاران (۲۰۱۹) [۲۸]، تائو و همکاران (۲۰۲۰) [۲۵] و فانگ و همکاران (۲۰۲۰) [۹] بوده است. این الگوریتم همانند سایر الگوریتم‌های تکاملی همانند الگوریتم ژنتیک با یک جمعیت اولیه تصادفی که در فضای جستجو کشور نامیده می‌شود شروع می‌شود (هر کشور در فضای جستجو مشخصاتی دارد که مکان آنرا مشخص می‌کند). این کشورها به دو قسمت مستعمره و استعمارگر تقسیم می‌شوند. ترکیب این دو قسمت با همدیگر تشکیل دهنده یک امپراتوری است. کشورهایی که از ارزش عملکردی کمتری برخوردار هستند به عنوان مستعمره و باقی مانده انتخاب می‌شوند. سایر کشورها که از لحاظ امتیازی وضعیت بهتری دارند نیز به عنوان استعمارگر در نظر گرفته می‌شوند. تمام کشورهای مستعمره براساس قدرتی که کشورهای استعمارگر دارند بین آنها تقسیم می‌شوند، بنابراین هر قدر قدرت کشور استعمارگر بیشتر باشد تعداد کشور مستعمره بیشتری را به خود اختصاص می‌دهد. به طور خلاصه، ICA شامل چندین مرحله اصلی است: ۱- ایجاد امپراتوری‌های اولیه، ۲- جذب، ۳- انقلاب، ۴- تغییر موقعیت کشور استعمارگر و کشور مستعمره ۵- متحد کردن امپراتوری‌های مشابه، ۶- محاسبه کل قدرت یک امپراتوری و ۷- رقابت امپریالیستی (شکل ۲ ب). در نهایت در طی این الگوریتم ضعیف‌ترین امپراتوری در روند رقابت امپریالیستی سقوط خواهد کرد و همه مستعمرات آنها بین سایر امپراتوریا تقسیم خواهد شد، خود استعمارگر نیز بعد از دست دادن تمامی مستعمره‌های خود بصورت یک مستعمره جدید تحت سلطه استعمارگر جدید در می‌آید. مراحل الگوریتم رقابت استعماری با توجه به شروط آن، آنقدر ادامه پیدا می‌کند تا تنها یک استعمارگر با مالکیت تمامی کشورها باقی بماند.



شکل-۲: الف) شکل فلوجارت الگوریتم رقابت استعماری، ب) شکل فلوجارت الگوریتم ازدحام ذرات

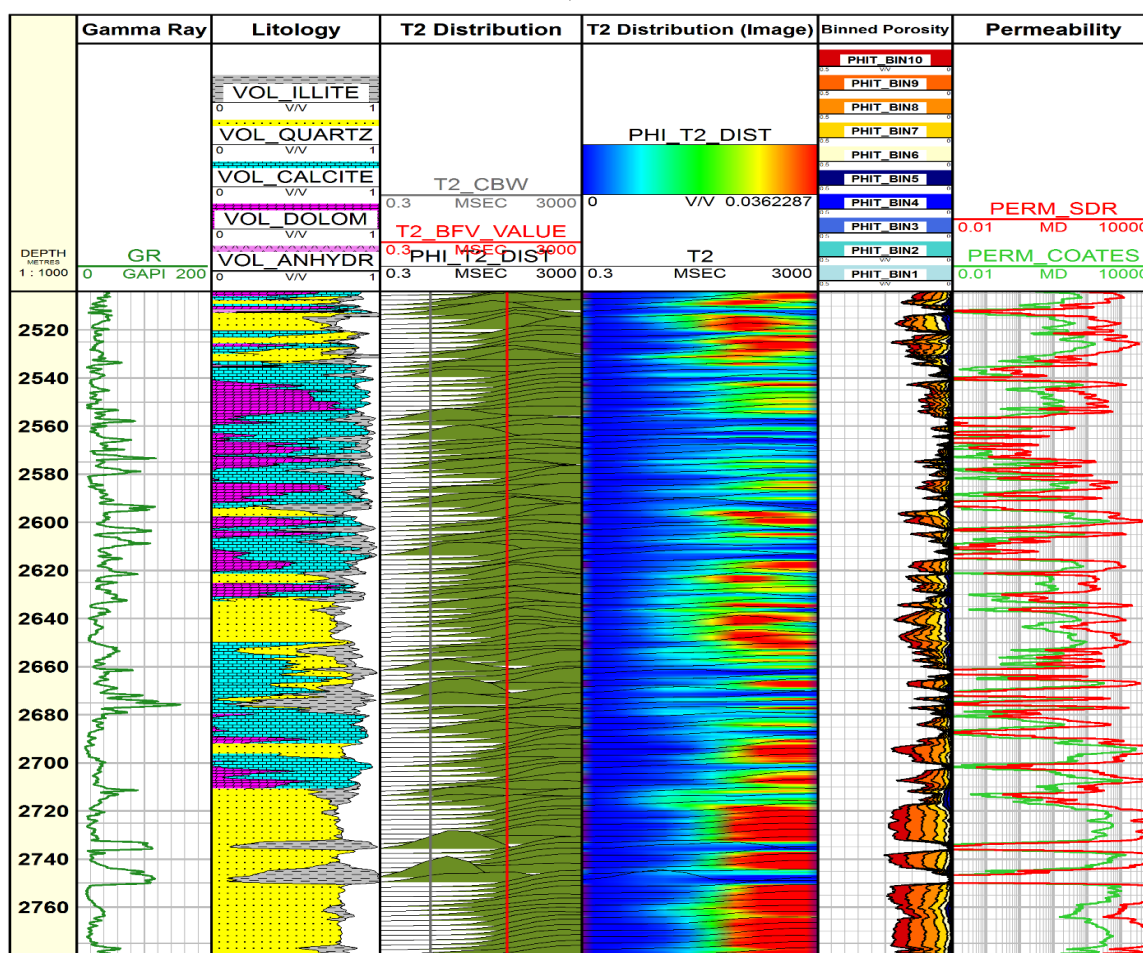
۳- آماده‌سازی داده‌های ورودی

در این پژوهش مجموعه‌ای از نگاره‌های متداول شامل *PHIE*، *NPHI*، *PEF*، *DT*، *RHOB* که داری بیشترین ارتباط منطقی

با هدف (تخمین تراوایی) بودند، به عنوان ورودی مناسب انتخاب شدند. در مرحله بعد فرایند کنترل کیفی این نگاره ها شامل حذف نگاره در محدوده های ریزشی و حذف داده های پرت انجام گرفت. در نهایت نمودار همبستگی دو تراوایی بدست آمده با روش های تیمور/کوتس و *SDR* و در مقابل پارامترهای ورودی (نگاره های متداول) ترسیم شد. نگاره های چگالی (*RHOB*) و صوت (*DT*) به ترتیب دارای بیشترین و کمترین ضریب همبستگی بودند.

۴- بحث و نتایج

هدف از انجام این پژوهش بررسی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم های بهینه سازی ترکیب شده با آن در تخمین پارامتر تراوایی در مخزن آسماری میدان نفتی اهواز در جنوب غربی ایران است. در ابتدا با استفاده از نرم افزار *Paradigm Geolog* تراوایی نگاره تشدید مغناطیس هسته ای به دو روش تیمور/کوتس و روش *SDR* محاسبه گردید. شکل ۳ نشان دهنده مقادیر تخلخل و تراوایی های برآورد شده از داده های خام نگار *NMR* است.

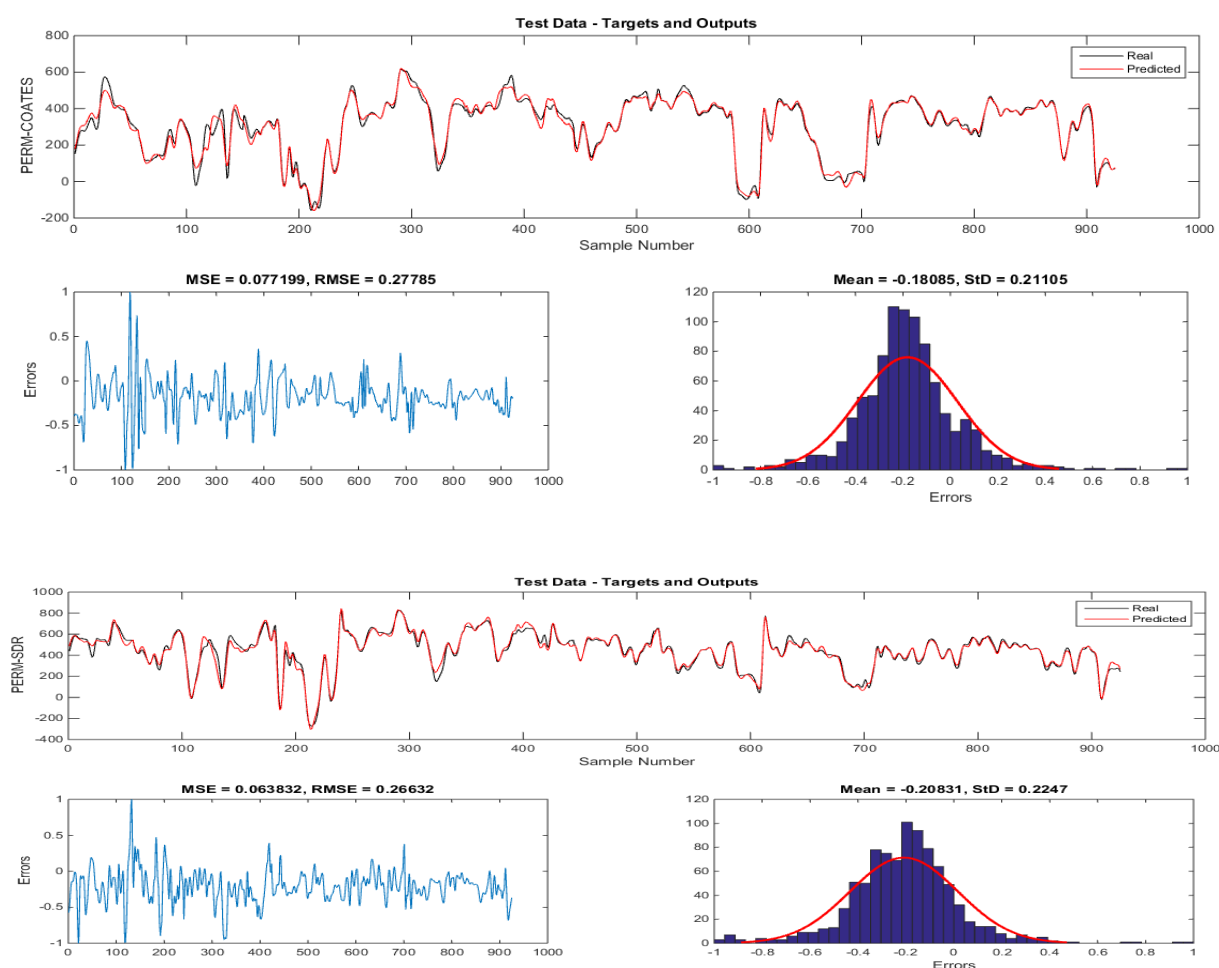


شکل ۳: تراوایی های حاصل از دو روش تیمور/کوتس و *SDR* در مخزن مورد مطالعه

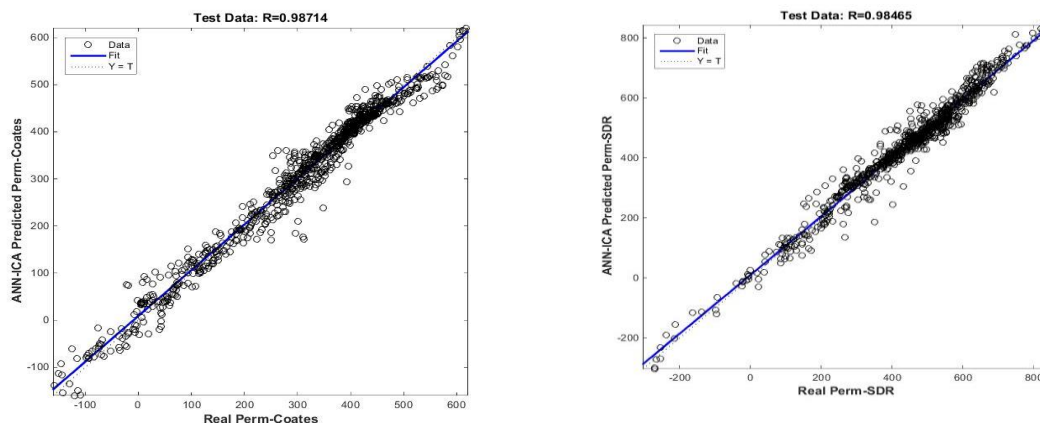
در ادامه با استفاده از نرم افزار *Matlab* برای انجام فرایند تخمین ابتدا یک مدل شبکه عصبی پایه ایجاد شد. در این مدل شبکه عصبی با توجه به مقادیر داده های ورودی (مجموعه نگاره های سرعت صوت (*DT*))، ضریب فتوالکتریک (*PEF*))، دانسیته (*RHOB*))، تخلخل نوترون (*NPHI*) و تخلخل مفید (*PHIE*)) و نگاهت آنها با مقادیر استاندارد خروجی (داده های تراوایی حاصل از مدل تیمور/کوتس و حاصل از مدل شلمبرژه) و استفاده از نرون های پردازشگر، فرایند تخمین انجام شد.

برای تعیین مقادیر وزن و بایاس شبکه و انجام آموزش از فرایند تحت نظارت که به ازای ورودی خاص، خروجی مناسب تولید می‌شود، استفاده شد. مقایسه متوالی خروجی تولید شده با خروجی استاندارد حاصل از آموزش مدل ساده شبکه عصبی از نوع پس انتشار خطا منجر به تنظیم وزن و بایاس‌ها و رسیدن به مناسب‌ترین نتیجه شد.

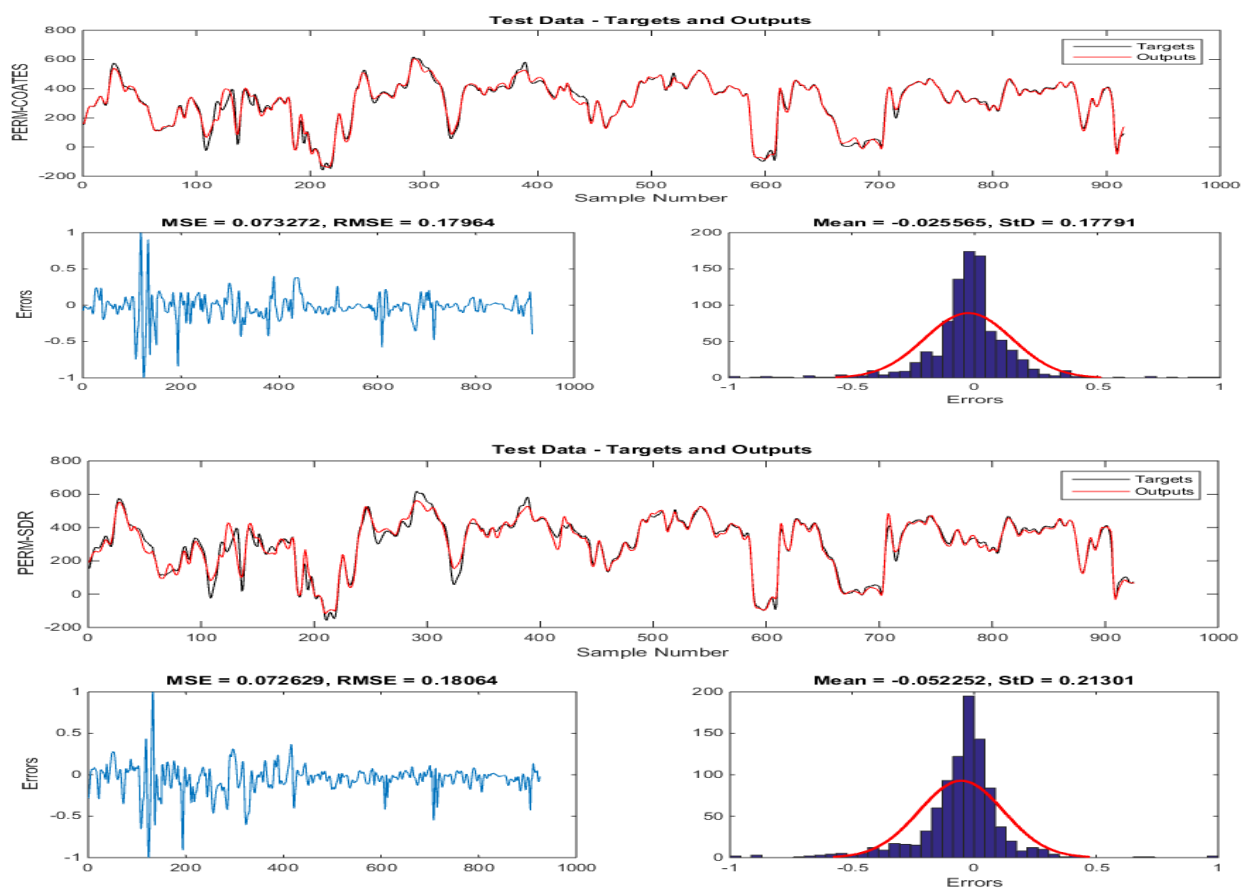
در این مطالعه تعداد نوروهای ورودی و خروجی به ترتیب ۵ و ۱ انتخاب گردید و تعداد نوروهای لایه میانی برای دو تراوایی تیمور/کوتس و *SDR* به ترتیب ۸ و ۷ در نظر گرفته شد. توابع انتقال تانژانت سیگموئیدی و تابع انتقال خطی به عنوان تابع تحریک به عنوان لایه‌های میانی و لایه‌های خروجی برای انجام تخمین مورد استفاده قرار گرفت. در ادامه برای بهینه‌سازی و به روز رسانی وزن‌های شبکه عصبی در فرایند تخمین تراوایی و همچنین بالا بردن درصد نزدیک بودن مقدار تخمین زده شده با مقدار واقعی، دو الگوریتم بهینه‌سازی الگوریتم تکاملی رقابت استعماری و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات با شبکه عصبی پایه ترکیب شدند. نتیجه مقادیر تخمین زده شده با بکارگیری این الگوریتم‌ها در مدل شبکه عصبی برای تراوایی‌های تیمور/کوتس و *SDR* در جدول ۱ گزارش شده است. همچنین، نمایش تطابق نموداری بین مقادیر واقعی و برآورد شده و نتایج هر کدام از تراوایی‌ها در داده آزمایشی در شکل‌های ۴ تا ۷ آورده شده که بیانگر بالابردن مقدار تطابق بین مقدار واقعی با مقادیر تخمین زده شده توسط این دو الگوریتم است. با این تفاوت که الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در این مطالعه به مقدار ناچیزی تخمین بهتری را انجام داده است.



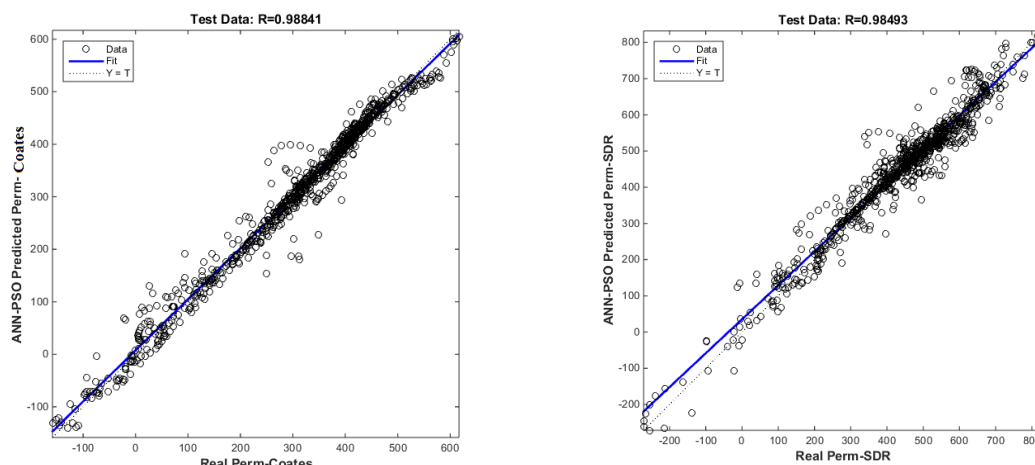
شکل-۴: تطابق تراوایی *COATES* و *SDR* پیش‌بینی شده (*Predicted*) توسط مدل شبکه عصبی و الگوریتم رقابت استعماری (*ANN-ICA*) و مقادیر واقعی (*Real*) تراوایی حاصل از نگاره تشدید مغناطیس هسته‌ای (*NMR*) در داده‌های آزمایش



شکل-۵: نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم رقابت استعماری (ANN-ICA) برای مقادیر اندازه‌گیری شده (Real) و تخمین زده شده (Predicted) تراوایی‌های COATES و SDR حاصل از نگاره NMR



شکل-۶: تطابق تراوایی COATES و SDR پیش‌بینی شده (Predicted) توسط مدل شبکه عصبی و الگوریتم رقابت استعماری (ANN-PSO) و مقادیر واقعی (Real) تراوایی حاصل از نگاره تشدید مغناطیس هسته‌ای (NMR) در داده‌های آزمایش



شکل ۷: نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم رقابت استعماری (ANN-PSO) برای مقادیر اندازه گیری شده (Real) و تخمین زده شده (Predicted) تراوایی های COATES و SDR حاصل از نگاره NMR

در این مطالعه دو معیار مجموع مربعات خطا (MSE^{15}) و ضریب همبستگی (R^2) برای بررسی میزان کارایی روش‌ها در جهت تخمین پارامترهای تراوایی بکار گرفته شد. با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۱ بکارگیری ترکیبی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی نتایج بهتری نسبت به شبکه عصبی ساده از لحاظ هردو معیار MSE و ضریب تطابق را ارائه می‌دهد. با توجه به نتایج، در مدل ترکیبی رقابت استعماری - شبکه عصبی نتایج تخمین تراوایی تیمور/کوتس و تراوایی SDR به ترتیب با خطاهای ۰/۰۷۶۸۹۹، ۰/۰۷۱۴۷۸ و ضریب تطابق‌های ۰/۹۸۱۲۴ و ۰/۹۷۵۶۹ در داده‌های آموزشی و خطای میانگین مربعات ۰/۰۷۷۱۹۹، ۰/۰۶۳۸۳۲ و ضریب تطابق ۰/۹۸۷۱۴ و ۰/۹۸۴۶۵ برای داده‌های آزمایش و در مدل ترکیبی الگوریتم ازدحام ذرات - شبکه عصبی نتایج تخمین تراوایی تیمور/کوتس و تراوایی SDR به ترتیب با خطاهای ۰/۰۷۱۱۲۸، ۰/۰۶۹۸۹۱ و ضریب تطابق‌های ۰/۹۸۰۲۱ و ۰/۹۷۹۸۱ در داده‌های آموزشی و خطای میانگین مربعات ۰/۰۷۳۲۷۲، ۰/۰۷۲۶۲۹ و ضریب تطابق ۰/۹۸۸۴۱ و ۰/۹۸۴۹۳ برای داده‌های آزمایش است که در هر دو مدل ترکیبی تطابق بالایی بین مقادیر تخمین زده شده با داده‌های واقعی وجود دارد.

با مقایسه ضرایب همبستگی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پایه‌ای و ترکیب شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های رقابت استعماری و ازدحام ذرات می‌توان به افزایش ضریب همبستگی در تراوایی تخمین زده شده با بکارگیری الگوریتم‌های بهینه‌سازی پی برد. همچنین می‌توان اظهار داشت که استفاده از روش ترکیبی الگوریتم ازدحام ذرات - شبکه عصبی نسبت به الگوریتم رقابت استعماری - شبکه عصبی در تخمین تراوایی نگار NMR اندکی توانمندتر است، و این دو مدل ترکیبی نسبت به شبکه عصبی ساده کارایی و عملکرد به مراتب بالاتری را نشان می‌دهند. به نحوی که با دارا بودن کمترین تعداد متغیر در کمترین زمان و با بالاترین دقت، کار محاسبات و تخمین را انجام می‌دهد.

جدول ۱- مقایسه‌ی مجموع مربعات خطا (MSE) و ضریب تطابق (R^2) مربوط به داده‌های آموزشی و آزمایشی دو پارامتر تراوایی COATES و SDR در مدل‌های هوشمند و ترکیبی با الگوریتم‌های بهینه‌سازی

Method	Parameter	Data set	MSE	R^2	Mean error	Std.
ANN	Perm-COATES	آموزش	۰/۰۵۶۵۴۶	۰/۹۶۸۵۷	۰/۰۶۵۸۹۹	۰/۱۸۰۵۱
		آزمایش	۰/۰۵۷۴۲۳	۰/۹۷۲۹۸	۰/۰۶۶۶۸۵	۰/۱۸۱۶۹
	Perm-SDR	آموزش	۰/۰۵۴۵۵۶	۰/۹۶۰۶۹	۰/۰۷۱۶۸۵	۰/۱۹۱۰۵

15 mean-square error

		آزمایش	۰/۰۵۵۵۶۵	۰/۹۷۰۳۴	۰/۰۶۸۹۸۲	۰/۱۸۲۱۴
ANN-ICA	Perm-COATES	آموزش	۰/۰۷۶۸۹۹	۰/۹۸۱۲۴	-۰/۱۵۰۲۵	۰/۲۰۱۳۲
		آزمایش	۰/۰۷۷۱۹۹	۰/۹۸۷۱۴	-۰/۱۸۰۸۵	۰/۲۱۱۰۵
	Perm-SDR	آموزش	۰/۰۷۱۴۷۸	۰/۹۷۵۶۹	-۰/۱۸۸۴۲	۰/۲۰۶۳
		آزمایش	۰/۰۶۳۸۳۲	۰/۹۸۴۶۵	-۰/۲۰۸۳۱	۰/۲۲۴۷
ANN-PSO	Perm-COATES	آموزش	۰/۰۷۱۱۲۸	۰/۹۸۰۲۱	-۰/۰۱۸۵۷۲	۰/۲۲۱۲۵
		آزمایش	۰/۰۷۳۲۷۲	۰/۹۸۸۴۱	-۰/۰۲۵۵۶۵	۰/۱۷۷۹۱
	Perm-SDR	آموزش	۰/۰۶۹۸۹۱	۰/۹۷۹۸۱	-۰/۰۴۸۲۷۱	۰/۲۲۵۰۲
		آزمایش	۰/۰۷۲۶۲۹	۰/۹۸۴۹۳	-۰/۰۵۲۲۵۲	۰/۲۱۳۰۱

۵- نتیجه گیری

هدف این پژوهش بکارگیری و مقایسه استفاده از ترکیب الگوریتم‌های بهینه‌سازی رقابت استعماری و ازدحام ذرات با شبکه عصبی مصنوعی در تخمین پارامتر تراوایی حاصل از نگاره تشدید مغناطیسی هسته‌ای بوده است. براساس دوپارامتر ضریب همبستگی (R^2) و همچنین معیار کمترین مربعات خطا (MSE) هر سه مدل شبکه عصبی ساده و ترکیبی با همدیگر مقایسه گردید. در نهایت نتایج بیانگر افزایش دقت تخمین تراوایی با بکارگیری تلفیق شبکه عصبی با الگوریتم‌های بهینه‌سازی خصوصاً الگوریتم ازدحام ذرات بود. بنابراین با استفاده از تلفیق شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم بهینه‌سازی می‌توان پارامترهای پتروفیزیکی و مخزنی را با دقت بسیار بالایی تخمین زد.

سپاس و قدردانی

از داوران مقاله آقایان دکتر دکتر سجاد کاظم شیروودی و دکتر علی معلمی تشکر و قدردانی می‌گردد.

منابع

- [۱] مطیعی، ه.، ۱۳۷۴، زمین‌شناسی نفت ایران (جلد او ۲)، طرح تدوین کتاب زمین‌شناسی ایران، سازمان زمین‌شناسی کشور، ۱۰۰۹ صفحه.
- [2] ATASHPAZ-GARGARI, E., & LUCAS, C. (2007). Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition. *2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 4661–4667.
- [3] BERNAL, E., CASTILLO, O., SORIA, J., & VALDEZ, F. (2017). Imperialist competitive algorithm with dynamic parameter adaptation using fuzzy logic applied to the optimization of mathematical functions. *Algorithms*, 10(1), 18.
- [4] BHATT, A., & HELLE, H. B. (2002). Committee neural networks for porosity and permeability prediction from well logs. *Geophysical Prospecting*, 50(6), 645–660.
- [5] Chau, K W. (2007). Application of a PSO-based neural network in analysis of outcomes of construction claims. *Automation in Construction*, 16(5), 642–646. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2006.11.008>
- [6] COATES, G. R., XIAO, L., & PRAMMER, M. G. (1999). NMR logging. *Principles and Interpretation*. Halliburton Energy Service, Huston, Texas.
- [7] DHANARAJAN, G., MANDAL, M., & SEN, R. (2014). A combined artificial neural network modeling-particle swarm optimization strategy for improved production of marine bacterial lipopeptide from food waste. *Biochemical Engineering Journal*, 84, 59–65. <https://doi.org/10.1016/j.bej.2014.01.002>
- [8] EBERHART, R. C., & KENNEDY, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, 1, 39–43.
- [9] FANG, Q., NGUYEN, H., BUI, X.-N., & NGUYEN-THOI, T. (2020). Prediction of blast-induced ground

- vibration in open-pit mines using a new technique based on imperialist competitive algorithm and M5Rules. *Natural Resources Research*, 29(2), 791–806.
- [10] FATHY, A., & REZK, H. (2017). Parameter estimation of photovoltaic system using imperialist competitive algorithm. *Renewable Energy*, 111, 307–320.
- [11] GOLSANAMI, N., KADKHODAIE-ILKHCHI, A., SHARGHI, Y., & ZEINALI, M. (2014). Estimating NMR T2 distribution data from well log data with the use of a committee machine approach: A case study from the Asmari formation in the Zagros Basin, Iran. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 114, 38–51.
- [12] GRIMALDI, E ALFASSIO, GRIMACCIA, F., MUSSETTA, M., & ZICH, R. E. (2004). PSO as an effective learning algorithm for neural network applications. *ICCEA 2004 - 2004 3rd International Conference on Computational Electromagnetics and Its Applications, Proceedings*, 557–560. <https://doi.org/10.1109/iccea.2004.1459416>
- [13] HOSSEINI, S., & AL KHALED, A. (2014). A survey on the imperialist competitive algorithm metaheuristic: implementation in engineering domain and directions for future research. *Applied Soft Computing*, 24, 1078–1094.
- [14] HOSSEINZADEH, S., KADKHODAIE, A., & YARMOHAMMADI, S. (2020). NMR derived capillary pressure and relative permeability curves as an aid in rock typing of carbonate reservoirs. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 184, 106593.
- [15] JAMSHIDIAN, M., HADIAN, M., ZADEH, M. M., KAZEMPOOR, Z., BAZARGAN, P., & SALEHI, H. (2015). Prediction of free flowing porosity and permeability based on conventional well logging data using artificial neural networks optimized by imperialist competitive algorithm—a case study in the South Pars Gas field. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 24, 89–98.
- [16] KADKHODAIE-ILKHCHI, A., REZAEE, M. R., HATHERLY, P., & CHEHRAZI, A. (2009). Multitransform of Seismic Attributes to Petrophysical Properties Using Committee Fuzzy Inference System. *Shiraz 2009-1st EAGE International Petroleum Conference and Exhibition*, cp-125.
- [17] KADKHODAIE-ILKHCHI, A., & AMINI, A. (2009). A fuzzy logic approach to estimating hydraulic flow units from well log data: A case study from the Ahwaz oilfield, South Iran. *Journal of Petroleum Geology*, 32(1), 67–78.
- [18] KAR, S., DAS, S., & GHOSH, P. K. (2014). Applications of neuro fuzzy systems: A brief review and future outline. *Applied Soft Computing*, 15, 243–259.
- [19] KARIMI, H., & YOUSEFI, F. (2012). Application of artificial neural network-genetic algorithm (ANN-GA) to correlation of density in nanofluids. *Fluid Phase Equilibria*, 336, 79–83. <https://doi.org/10.1016/j.fluid.2012.08.019>
- [20] LIN, X., SUN, J., PALADE, V., FANG, W., WU, X., & XU, W. (2012). Training ANFIS parameters with a quantum-behaved particle swarm optimization algorithm. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 7331 LNCS(PART 1), 148–155. https://doi.org/10.1007/978-3-642-30976-2_18
- [21] NAWI, N. M., RANSING, M. R., & RANSING, R. S. (2006). An improved learning algorithm based on the Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) method for back propagation neural networks. *Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, 1, 152–157.
- [22] NEMATI, K., SHAMSUDDIN, S. M., & DARUS, M. (2014). An optimization technique based on imperialist competition algorithm to measurement of error for solving initial and boundary value problems. *Measurement*, 48, 96–108.
- [23] Tabatabaei, S. M. E., Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Hosseini, Z., & Moghaddam, A. A. (2015). A hybrid stochastic-gradient optimization to estimating total organic carbon from petrophysical data: A case study from the Ahwaz oilfield, SW Iran. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 127, 35–43.
- [24] TAO, X.-R., Li, J.-Q., HAN, Y.-Y., DUAN, P., & GAO, K.-Z. (2020). Discrete imperialist competitive algorithm for the resource-constrained hybrid flowshop problem. *Journal of Industrial and Production Engineering*, 37(7), 345–359.
- [25] TIEN BUI, D., SHAHABI, H., SHIRZADI, A., CHAPI, K., HOANG, N.-D., PHAM, B. T., BUI, Q.-T., TRAN, C.-T., PANAHI, M., & BIN AHMAD, B. (2018). A novel integrated approach of relevance vector machine optimized by imperialist competitive algorithm for spatial modeling of shallow landslides. *Remote Sensing*, 10(10), 1538.
- [26] TOKMECHI, B., RASOULI, V., AZIZI, H., & RABIEI, M. (2019). Hybrid clustering-estimation for characterization of thin bed heterogeneous reservoirs. *Carbonates and Evaporites*, 34(3), 917–929.
- [27] WALIA, T., SALAMI, A. A., BASHIRI, R., HAMOODI, O. M., & RASHID, F. (2014). A randomised controlled trial of three aesthetic full-coronal restorations in primary maxillary teeth. *Eur J Paediatr Dent*, 15(2), 113–118.
- [28] WANH, Y., HONG, H., CHEN, W., Li, S., PANAHI, M., KHOSRAVI, K., SHIRZADI, A., SHAHABI, H., PANAHI, S., & COSTACHE, R. (2019). Flood susceptibility mapping in Dingnan County (China)

using adaptive neuro-fuzzy inference system with biogeography based optimization and imperialistic competitive algorithm. *Journal of Environmental Management*, 247, 712–729.

- [29] ZAHMATKESH, I., SOLEIMANI, B., KADKHODAEI, A., GOLALZADEH, A., & ABDOLLAHI, A.-M. (2017). Estimation of DSI log parameters from conventional well log data using a hybrid particle swarm optimization–adaptive neuro-fuzzy inference system. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 157, 842–859.

Permeability estimation using petrophysical logs and Artificial Intelligence methods: A case study in Asmari reservoir of one of the oil fields of southwestern Iran

Abouzar Mohsenipour^{1*}, Bahman Soleimani², Iman Zahmatkesh³, Iman veisi⁴

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

2- Professor, Department of Petroleum Geology and Sedimentary Basins, Faculty of Earth Sciences, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

3- Assistant Professor, Department of Petroleum Geology and Sedimentary Basins, Faculty of Earth Sciences, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

4- Petrophysicist in National Iranian South Oil Company (NISOC), Ahvaz, Iran

*Abouzarmohseni@yahoo.com

Received: May 2021, September: 2021

Abstract

In this study, first, the permeability of the magnetic resonance imaging of the nucleus was calculated using two conventional methods, the free fluid model (Coates) and the Schlumberger model or the mean T2 (SDR). Then, a simple model of artificial neural network was designed with the training process of the backpropagation algorithm, then using the Imperialist competition optimization algorithm (ANN-ICA) and particle swarm algorithm (ANN-PSO) this model was optimized and It was used to estimate the permeability parameter. Finally, the results were analyzed by comparing the estimated permeability with the actual value and the estimation accuracy was compared in terms of two parameters of mean-square error and correlation coefficient. The results indicate the high accuracy of the permeability values estimated using a combination of simple neural network with optimization algorithms. The results of combining optimization algorithms in this study can be used as a powerful and useful method to obtain other parameters, including reservoir, petrophysical and geomechanical parameters.

Keywords: permeability, artificial neural network, Imperialist competition algorithm, particle swarm algorithm, nuclear magnetic resonance log, Asmari reservoir