

## بکارگیری مدل ترکیبی GA-BP جهت برآورد مقدار کل کربن آلی (TOC) از داده‌های پتروفیزیکی

زیبا حسینی

کارشناس ارشد ژئوشیمی، دانشگاه تبریز

علی کدخدایی

دانشیار زمین‌شناسی نفت، دانشگاه تبریز

سید محمد احسان طباطبایی

کارشناس ارشد مهندسی مکانیک، تبدیل انرژی، دانشگاه تهران

تاریخ پذیرش: ۹۳/۱۱/۲۰

تاریخ دریافت: ۹۲/۹/۶

[ziba.hosseini85@gmail.com](mailto:ziba.hosseini85@gmail.com)

### چکیده

مقدار کل کربن آلی (TOC) مهمترین پارامتر جهت ارزیابی پتانسیل هیدروکربن‌زائی سنگ منشأ می‌باشد. اندازه‌گیری TOC، مستلزم انجام آزمایشات ژئوشیمیایی پر-هزینه و وقت‌گیر است، که روی تعداد محدودی نمونه صورت می‌گیرد. از این جهت، هدف اصلی این پژوهش برآورد پارامتر ژئوشیمیایی TOC از داده‌های پتروفیزیکی است که امروزه از تمامی چاه‌های حفاری تهیه شده و کم هزینه‌تر می‌باشند. برای این منظور از سیستم ترکیبی GA-BP، جهت تخمین TOC بهره گرفته شد. در مطالعه موردی سه چاه از میدان نفتی اهواز، این روش اجرا گردیده و با روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک مقایسه شده است. نتایج بیانگر است که روش ترکیبی GA-BP جهت برآورد TOC نسبت به روش‌های جداگانه، دقیق‌تر بوده و سرعت اجرایی خوبی دارد. نتیجه‌ی صحت‌سنجی شبیه‌سازی این مدل برای داده‌های تست، MSE و  $R^2$  را به ترتیب ۰/۰۰۱۲۹۹ و ۰/۹۷۳ نشان می‌دهد. این روش بسیار موفق عمل نموده و جهت تعمیم به سایر چاه‌های توسعه‌ای پیشنهاد می‌گردد.

**کلمات کلیدی:** مقدار کل کربن آلی (TOC)، سنگ منشأ، نگارهای پتروفیزیکی، روش ترکیبی GA-BP، میدان نفتی اهواز.

### مقدمه

نروفازی جهت تخمین TOC از داده‌های پتروفیزیکی استفاده نمودند. (Kadkhodaie et al; 2009) با اختراع یک ماشین حاصل از عملکرد سیستم-های هوشمند به تخمین TOC پرداختند. سرانجام (Alizadeh et al; 2011) و (Sefidari et al; 2012) از ترکیب آنالیز خوشه‌بندی با شبکه عصبی مصنوعی برای رسیدن به این هدف بهره گرفتند. روند این مطالعات نشان می‌دهد که استفاده از سیستم‌های هوشمند مدرن‌تر به تدریج باعث پیشرفت و ارائه دقت بالاتر در برآورد TOC شده است. از این جهت، این پژوهش سیستم ترکیبی الگوریتم ژنتیک-شبکه عصبی (GA-BP) را جهت افزایش ضریب اطمینان حاصل از یافتن بهترین جواب بکار گرفته است. این سیستم هوشمند به برآورد نگار TOC از داده‌های پتروفیزیکی می‌پردازد و سپس عملکرد آن با عملکرد هر یک از روش‌های جداگانه الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی مقایسه می‌شود. نگارهای پتروفیزیکی که عموماً جهت ارزیابی سنگ منشأ مورد استفاده قرار می‌گیرند عبارتند از: نگارهای چگالی، صوتی، اشعه گاما، نوترون و مقاومتی (Herron, 1988; Luffel, 1992). ارتباط این نگارها با TOC به شرح زیر قابل توجیه است:

لایه‌های دارای مواد آلی به خصوص زمانی که کروژن بالغ بوده و هیدروکربن تولید شده فضای خالی و شکستگی‌ها را پر می‌کند، مقاومت بیشتر و چگالی کمتری نسبت به دیگر سنگ‌ها دارند و در واقع نگار نوترون اندازه‌گیری‌هایی از غلظت هیدروژن است و نگار گاما اندازه‌گیری‌هایی از تراکم مواد رادیو اکتیو (پتاسیم، توریم و اورانیوم) است که در سنگ‌های غنی از مواد آلی افزایش می‌یابد. افزایش

تحلیل پارامتر ژئوشیمیایی مقدار کل کربن آلی (TOC)، یکی از مهمترین عوامل در ارزیابی پتانسیل تولید و بررسی خصوصیات ژئوشیمیایی واحدهای هیدروکربنی می‌باشد. اهمیت داده‌های TOC تا حدی است که امروزه اکثر شرکت‌های نفتی تهیه‌ی آن را برای اکتشاف نفت و گاز الزامی دانسته و بدون داشتن چنین اطلاعات ژئوشیمیایی اقدام به حفاری نمی‌کنند. گسترده‌ترین روش موجود برای تهیه TOC، پیرولیز Rock-Eval می‌باشد که به دلیل هزینه‌ی بالای آن و وجود ناپیوستگی در برداشت مغزه‌ها، تنها معدودی از نمونه‌ها با این روش آنالیز می‌شوند. در این راستا، توسعه یک روش سریع و کم‌هزینه برای تخمین داده ژئوشیمیایی با صحتی قابل قبول اهمیتی منحصر به فرد دارد. برای رسیدن به این هدف، بسیاری از محققین سعی در برقراری ارتباط بین داده‌های TOC با داده‌های حاصل از نگارهای پتروفیزیکی که برای بیشتر چاه‌های حفاری قابل دسترس می‌باشند، نموده‌اند. از جمله این افراد می‌توان به (Beers, 1945), (Hertzog, 1960), (Swanson, 1960), (Schmoker, 1981), (Fertle, 1988), (Herron, 1988), (Luffel, 1992), (Hussain 1987) و (Dellenbach et al; 1983) اشاره نمود که از نگار طیفی گاما برای شناسایی سنگ‌های غنی از بوسيله منحنی‌های زمان عبور صوت و اشعه گاما روشی ابداع کردند که پارامتر حاصل از آن با میزان غنی‌شدگی ماده آلی ارتباطی خطی داشت. پس از آن‌ها، (Passey et al; 1990) روش  $\Delta \log R$  را اختراع نموده و با این روش TOC را محاسبه کردند. (Kamali and Mirshady 2004) نیز از روش  $\Delta \log R$  و

است. مرز زیرین سازند پابده با سازند آهکی-شیلی گورپی مشخص می‌شود. این سازند در بیشتر نواحی زاگرس، شامل مارن، شیل‌های خاکستری مایل به آبی است که میان لایه‌هایی از سنگ آهک‌های نازک رسی دارد.

سن سازند گورپی بر اساس فسیل‌شناسی نوع فرامینیفرها سانتونین تا ماستریشین می‌باشد (Rabani and Bagheri Tirtashi, 2009). سازند مورد مطالعه دیگر یعنی کژدمی با سن آلبین، به گروه بنگستان تعلق دارد. گروه بنگستان (ایلام، سروک و کژدمی)، دارای بیشترین میزان شیل در میدان نفتی اهواز است (Bordenave and Burwood, 1990). سازند کژدمی در بردارنده‌ی شیل‌های خاکستری تیره و بیتومن‌دار، سنگ آهک‌های رسی همراه با شیل‌های تیره و مارن می‌باشد (James and Wynd, 1965). (شکل ۲). سه سازند نامبرده از مهمترین سنگ منشأهای موجود در میدان نفتی اهواز بوده که سازند پابده و کژدمی پتانسیل هیدروکربن‌زایی بیشتر از گورپی را داشته و سنگ منشأ مهم مخازن آسماری و بنگستان (سروک و ایلام) در میدان نفتی اهواز هستند (Rabani and Bagheri Tirtashi, 2009). ژئوشیمی و چینه‌نگاری سکansı این سنگ منشأها در میادین مختلف بررسی شده که تأییدکننده‌ی توانایی تولید نفت آن‌ها بوده است (علیزاده و همکاران، ۱۳۹۱؛ موسوی و همکاران، ۱۳۹۱؛ علیزاده و همکاران، ۱۳۹۳).

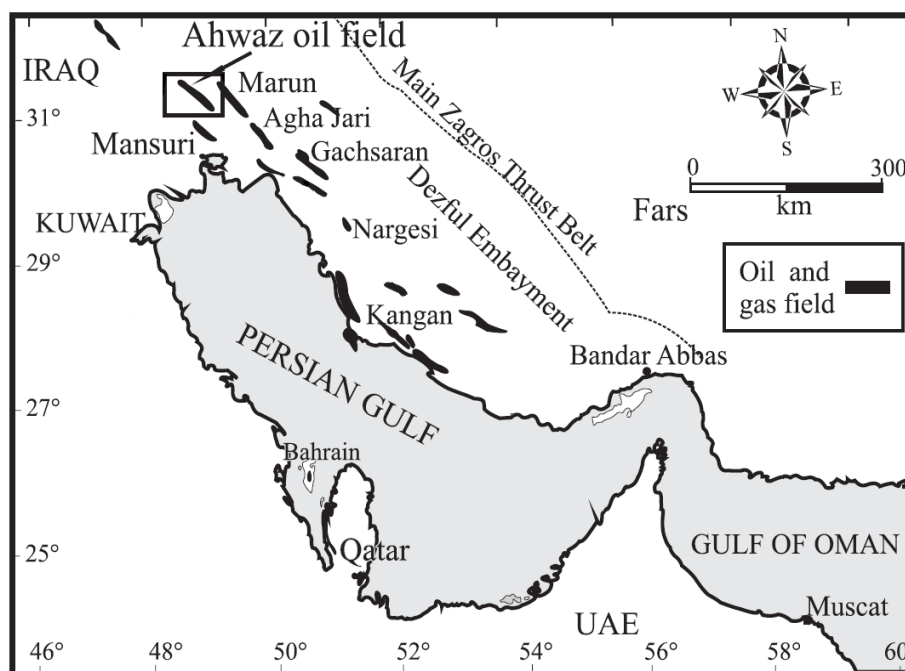
مقدار ماده آلی همچنین سبب افزایش مدت زمان عبور صوت شده و بنابراین نگار صوتی نیز افزایش می‌یابد (Kamali and Mirshady, 2004).

### زمین‌شناسی منطقه

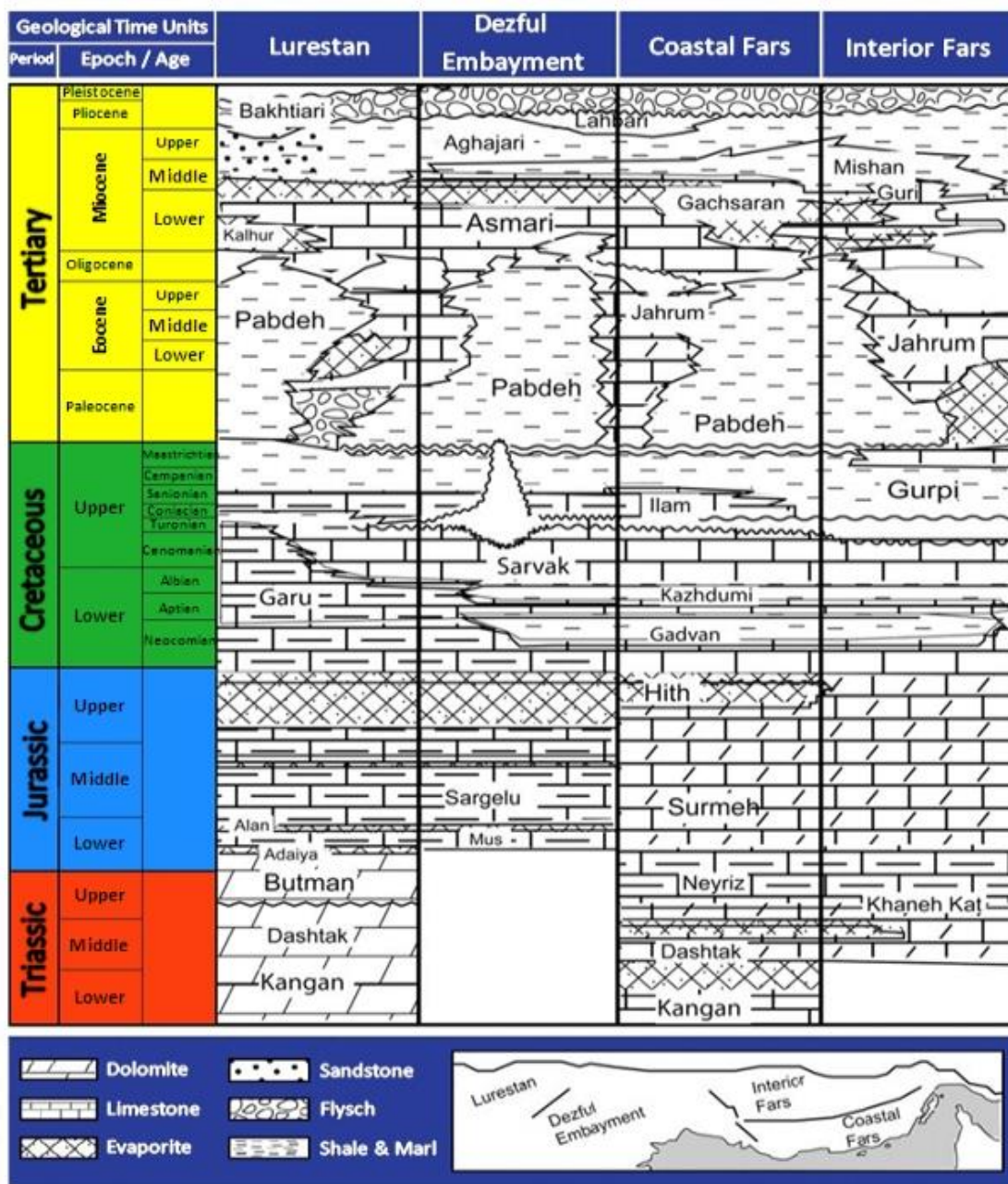
میدان نفتی اهواز در طول جغرافیایی  $30^{\circ}$  و عرض جغرافیایی  $48^{\circ}$  در جنوب‌غربی فروافتادگی دزفول و در کنار شهر اهواز واقع شده است. این میدان که یکی از بزرگترین میادین نفتی ایران است، مساحت تقریبی ۴۰۲ کیلومتر مربع و ساختاری تاقدیسی با ۷۲ کیلومتر طول و ۶ کیلومتر عرض دارد. رخنمون سطحی این میدان از سازندهای آغا‌جاری و آبرفت‌های عهدحاضر تشکیل شده است. میدان نفتی اهواز نسبت به میادین مجاور از شمال توسط میادین رامین و سردرآباد، از شرق توسط میدان مارون، از غرب توسط میدان بندکرخه و از جنوب توسط میادین سوسنگرد، آب تیمور و منصوری محدود می‌شود. (شکل ۱) موقعیت میدان نفتی اهواز در جنوب‌غرب ایران را به تصویر کشیده است.

### چینه‌شناسی سازندها

رسوبات شیلی که از پالئوسن تا الیگوسن پیشین در فروافتادگی دزفول و ناحیه‌ی فارس دیده می‌شود را جزو سازند پابده در نظر می‌گیرند (Bordenave and Burwood, 1990). سازند پابده در میدان نفتی اهواز متشکل از سنگ آهک رسی خاکستری و مارن‌های خاکستری و مقداری آهک می‌باشد، که در قسمت فوقانی متشکل از شیل و مارن‌های ماسه و سیلت‌دار به رنگ خاکستری



شکل ۱. موقعیت میدان نفتی اهواز که در شکل دور آن خط کشیده شده است (Insalaco et al; 2006)



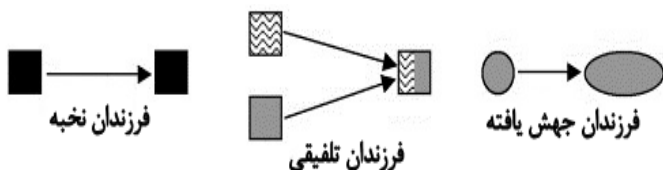
شکل ۲. تطابق چینه‌شناسی سازندهای مورد مطالعه از لحاظ تغییرات رخساره‌ای و لیتولوژیکی (Sepehr and Cosgrove, 2004).

## روش کار

### شبکه عصبی مصنوعی

نفت مورد استفاده قرار گرفته اند. این شبکه‌ها اطلاعات یا سیگنال‌ها را فقط در یک جهت منتشر می‌نمایند. در طراحی معماری این نوع شبکه‌ها، عواملی از قبیل تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در هر لایه، توابع تبدیل و الگوریتم آموزش باید تعیین شوند. به طور معمول شبکه‌های پیش‌خور دارای سه لایه می‌باشند، البته امکان اینکه این شبکه‌ها بیش از یک لایه پنهان داشته باشند وجود دارد اما در موضوعات مشابه نشان داده شده است که شبکه‌های پیش‌خور با یک لایه پنهان، با توابع تبدیل زیگموئیدی در لایه میانی و توابع تبدیل خطی در لایه خروجی قادرند

شبکه‌های عصبی بخشی از سیستم‌های هوش مصنوعی هستند که الهام گرفته از معماری و ویژگی‌های داخلی مغز انسان و سیستم‌های عصبی می‌باشند. این شبکه‌ها به عنوان روش داده‌محور و بدون در نظر گرفتن فرضیات و محدودیت‌های موجود در روش‌های مدل‌گرا، چشم‌انداز نوین و قدرتمندی در جهت تقریب توابع پیچیده دارند. امروزه شبکه‌های عصبی پیش‌خور (Feed-forward) بدلیل سادگی در ساختارشان بطور گسترده در پروژه‌های اکتشافی



شکل ۴. روش های تولید فرزند برای نسل بعدی از الگوریتم ژنتیک (Maschio, 2008).

- الگوریتم زمانی متوقف می شود که یکی از شرایط توقف (تعداد نسل ها، محدودیت زمانی، محدودیت شایستگی و...) محقق شود.

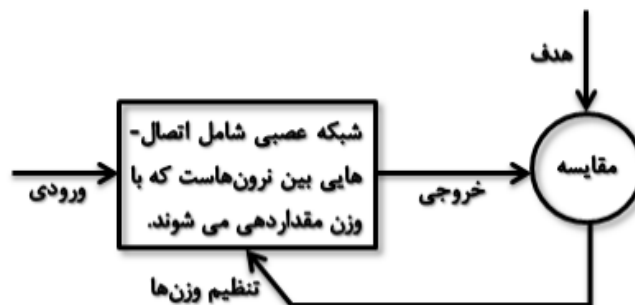
### مدل ترکیبی GA-BP

GA-BP یک الگوریتم بهینه سازی ترکیبی از الگوریتم ژنتیک و الگوریتم پس انتشار خطا می باشد. از آنجا که تمام مدل های شبکه عصبی تا حدودی از عدم قطعیت رنج می برند و ممکن است در بهینه محلی به دام بیافتند بدین منظور برای پرهیز از بهینه محلی و تسریع در همگرایی، ترکیب الگوریتم پس انتشار خطا با الگوریتم ژنتیک صورت گرفت. به عبارت دیگر الگوریتم پس انتشار خطا در ارائه نتیجه بهینه محلی توانا و در پیدا نمودن بهینه مطلق ضعیف است در حالیکه الگوریتم ژنتیک در اکتشاف جواب مطلق توانا ولی در استخراج آن بسیار کند است. ترکیب این دو الگوریتم می تواند سبب افزایش سرعت و دقت در ارائه بهینه ترین جواب شود (Ashena and Moghadasi, 2011). چراکه الگوریتم ژنتیک با توجه به خاصیت اکتشافی اش برای آموزش شبکه عصبی که خود در استخراج جواب تواناست بکار گرفته می شود. در کار حاضر هدف از بکارگیری الگوریتم ژنتیک پیدا کردن ضرایب اولیه ماتریس وزن و بایاس های مربوط به لایه های شبکه عصبی در مرحله آموزش می باشد. بنابراین تنظیم اولیه از ضرایب وزنی اتصال نرون ها که اجزای بهینه سازی مسئله می باشند بر عهده الگوریتم ژنتیک قرار می گیرد و بهبود نهایی به عهده خود شبکه عصبی گذاشته می شود. نمودار گردش کار این مدل ترکیبی در (شکل ۵) نشان داده شده است. هدف اصلی تنظیم وزن ها، به حداقل رساندن تابع هدف است که تعاریف متفاوتی را می توان از آن ارائه داد. به عنوان مثال می توان از تعاریف مانند: میانگین خطای مطلق (AAE)، مجذور میانگین مربع خطا (RMSE) میانگین مربع خطا (MSE) و ... استفاده نمود. در این پژوهش هدف مینیمم نمودن میانگین مربع خطا در نظر گرفته شده است که به صورت زیر تعریف می شود:

$$MSE = \sum_{i=1}^N \frac{1}{N} (TOC_{real} - TOC_{predicted})^2 \quad (1)$$

در این معادله،  $TOC_{predicted}$  مقدار کل کربن آلی پیش بینی شده و  $TOC_{real}$  مقدار کل کربن آلی اندازه گیری شده توسط پیرولیز Rock-Eval و N تعداد نمونه ها است.

توابع مختلف را با هر درجه تقریب، تخمین بزنند. یکی از متداولترین و پرکاربردترین الگوریتم های آموزشی برای شبکه های پیش خور، الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا است (Kulluk, 2013). در الگوریتم پس انتشار خطا، داده های ورودی مکرر به شبکه داده می شود و خروجی با خروجی مطلوب مقایسه و خطا در هر تکرار محاسبه می شود. این خطا در طول شبکه منتشر و وزن های سیناپسی طوری تنظیم می شود که خطا در هر تکرار کاهش یابد. در واقع پس انتشار یک روش واریانس کاهش یا افزایش است که تابع خطا (میانگین مربع های خطا) را با تعدیل وزن های سیناپسی کمینه می کند (شکل ۳).

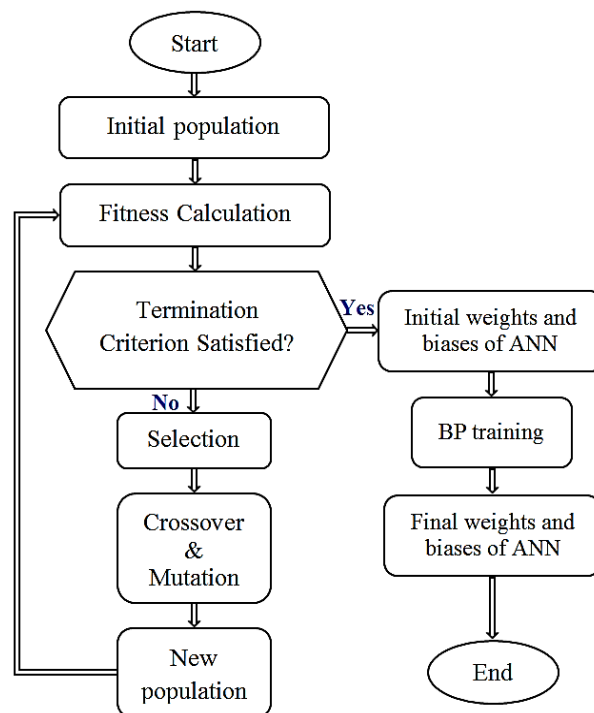


شکل ۳. شبکه عصبی در مرحله آموزش با تنظیم مقادیر وزن بین نرون ها خود را اصلاح می کند (Demuth and Beale, 2002).

### الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک در واقع شناخته شده ترین نوع از الگوریتم های تکاملی است که اولین بار توسط جان هلند و همکارانش ابداع و گسترش یافت (Holland, 1975). این الگوریتم دارای روند تکراری بوده که جستجو را با جمعیتی از راه حل های اولیه تصادفی آغاز می کند. اگر معیارهای نهایی ارضا نشود، عملگرهای ژنتیک در تولید نسل بعدی بکار گرفته می شوند تا جمعیت به روز شود. در واقع، الگوریتم ژنتیک فضای حل را با تکرار سه گام ساده جستجو می کند، که طرح کلی آن به این صورت است:

- الگوریتم با تولید یک جمعیت آغازین تصادفی کار خود را آغاز می کند.
- سپس یک ترتیب از جمعیت جدید را ایجاد می نماید (نسل ها). این الگوریتم از سه عملگر انتخاب، تلفیق و جهش برای تولید افراد نسل بعدی استفاده می نماید. با عملگر انتخاب، بر اساس الگوریتم چرخ گردان احتمال حضور هر عضو به نسبت مقدار شایستگی آن به وی اختصاص داده می شود. برای تضمین اینکه همواره بهترین اعضا در نسل بعدی حضور خواهند داشت معمولاً ۲ تا ۵ درصد جمعیت که دارای بهترین مقادیر شایستگی هستند با عنوان فرزندان نخبه، بدون تغییر به نسل بعد منتقل می شوند. عملگر تلفیق الگوریتم را قادر می سازد تا بهترین ژن ها را از افراد مختلف استخراج کرده و آنها را در قالب فرزندان ممتازتر دوباره ترکیب کنند. با عملگر جهش نیز تعدادی از ژن ها بصورت تصادفی انتخاب می شوند و مقدار هر یک، با عدد تصادفی دیگری در محدوده مجاز تعویض می شود. با انجام عمل جهش، مانع از همگرا شدن الگوریتم و ورود آن به نواحی مینیمم محلی مسئله می شویم. جمعیت تولید شده نسل بعدی به طور شماتیک در (شکل ۴) نشان داده شده است.



شکل ۵. نمودار گردش کار الگوریتم ترکیبی GA-BP. (Hosseini and Nakhaei, 2015).

جهت صحت‌سنجی آن بوده، که این مجموعه داده‌ها از سه چاه ۵۵، ۶۷ و ۲۶۵ در میدان نفتی اهواز تهیه شده است. داده‌های این سه چاه مربوط به سازندهای پابده، گورپی و کژدمی بوده‌اند که (جدول ۱) عمق داده‌های پتروفیزیکی در چاه‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

برای تنظیم شاخص‌های اصلی مدل ترکیبی GA-BP، سائز جمعیت آغازی الگوریتم ژنتیک ۵۰ در نظر گرفته شد. این مشخصه نشان دهنده‌ی تعداد افراد در هر نسل بوده که طی فرآیندی تصادفی ایجاد می‌گردند. حداکثر نسل ۲۰۰، تعداد فرزندان نخبه برای هر نسل ۴ و کسر فرزندان تلفیقی ۰/۷۶ (تعداد ۳۸ فرزند) تنظیم شد، که ۸ فرد باقیمانده از نسل بعدی توسط عملیات جهش تولید می‌گردند. ساختار شبکه عصبی طراحی شده (۴:۷:۱) برای این مدل شامل سه لایه ورودی، پنهان و خروجی می‌باشد که در (شکل ۶) نشان داده شده است. این شبکه دارای ۷ نرون در لایه پنهان با تابع تانژانت هایپربولیک  $f_1(\Sigma)$  و یک نرون در لایه خروجی با تابع فعال خطی  $f_2(\Sigma)$  است که مجموع تمام وزن‌های ورودی را در یک سیگنال خروجی انتقال می‌دهند. تعداد بهینه نرون‌ها با استفاده از روش سعی و خطا تعیین شده است.

### بحث و بررسی

در این مطالعه از مدل ترکیبی GA-BP برای تولید محتوی کربن آلی، از چهار لاگ پتروفیزیکی شامل مقاومت، نوترون، گاما و صوتی بهره گرفته شده است. مجموعه داده‌ها شامل ۱۴۳ داده‌ی آموزشی جهت ساخت مدل و ۶۰ داده‌ی تست برای ارزیابی و مقایسه بهتر، کلیه‌ی داده‌های ورودی و خروجی به روشی که Larose (2005) مطرح نموده است، مطابق فرمول‌های زیر در بازه [L,H] که در این مطالعه [۰,۱] در نظر گرفته شده، نرمالایز شدند. بازه انتخاب شده برای نرمال‌سازی داده‌ها مرسوم‌تر است.

$$X^* = mX_i + b \quad (2)$$

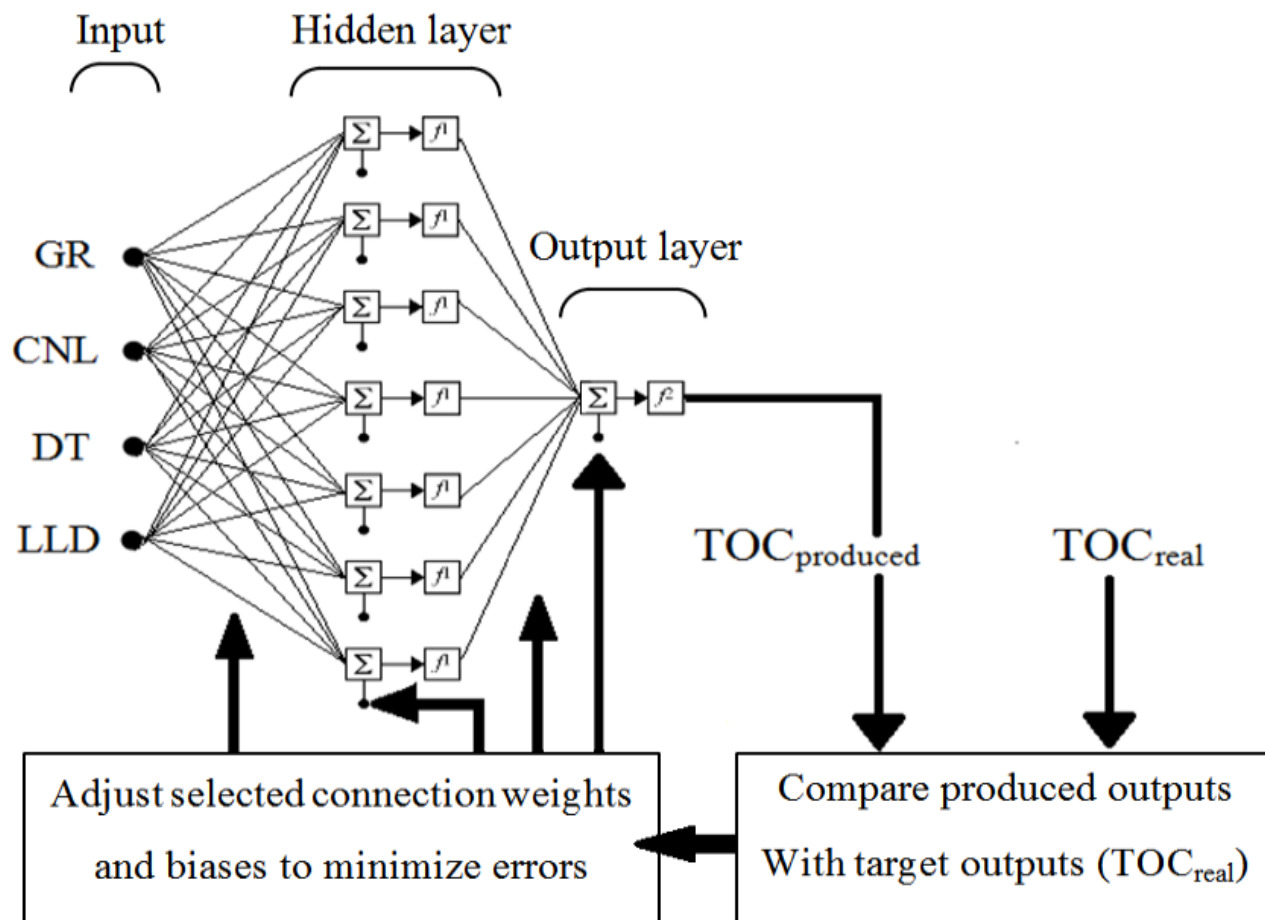
$$m = \frac{H-L}{\text{Max}(X) - \text{Min}(X)} \quad (3)$$

$$b = \frac{\text{Max}(X)L + \text{Min}(X)H}{\text{Max}(X) - \text{Min}(X)} \quad (4)$$

در این رابطه  $X^*$  متغیر نرمال‌سازی شده و  $X_i$  متغیر اصلی است.

جدول ۱. عمق داده‌های پتروفیزیکی در چاه ۵۵، ۲۶۵ و ۶۷ واقع در میدان نفتی اهواز.

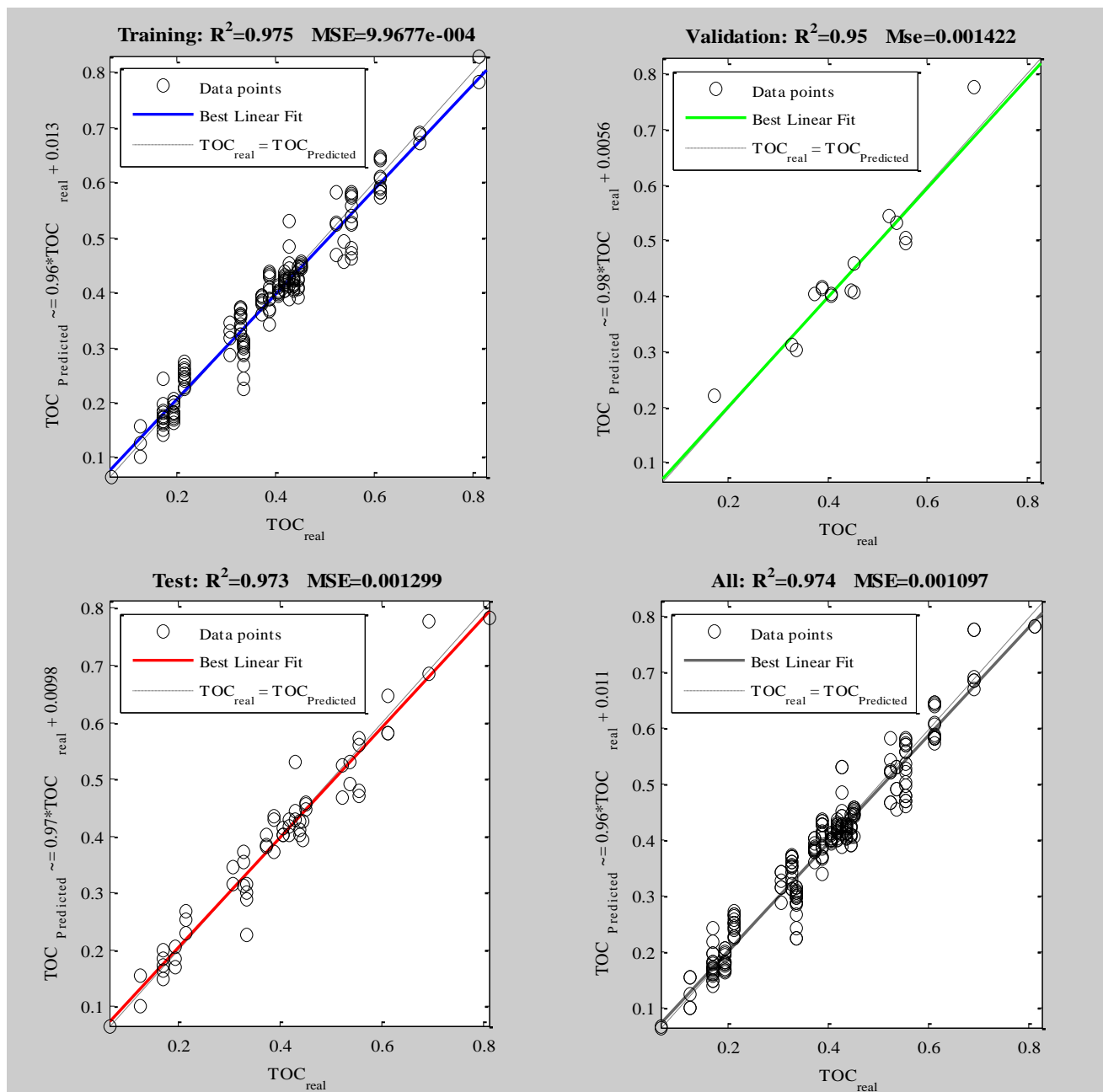
نام چاه	سازند	عمق داده پتروفیزیکی
۵۵	پابده	۳۱۵۳-۳۲۱۵
۲۶۵	پابده و گورپی	۲۹۳۱-۳۲۶۰
۶۷	کژدمی	۴۲۲۱-۴۵۳۲



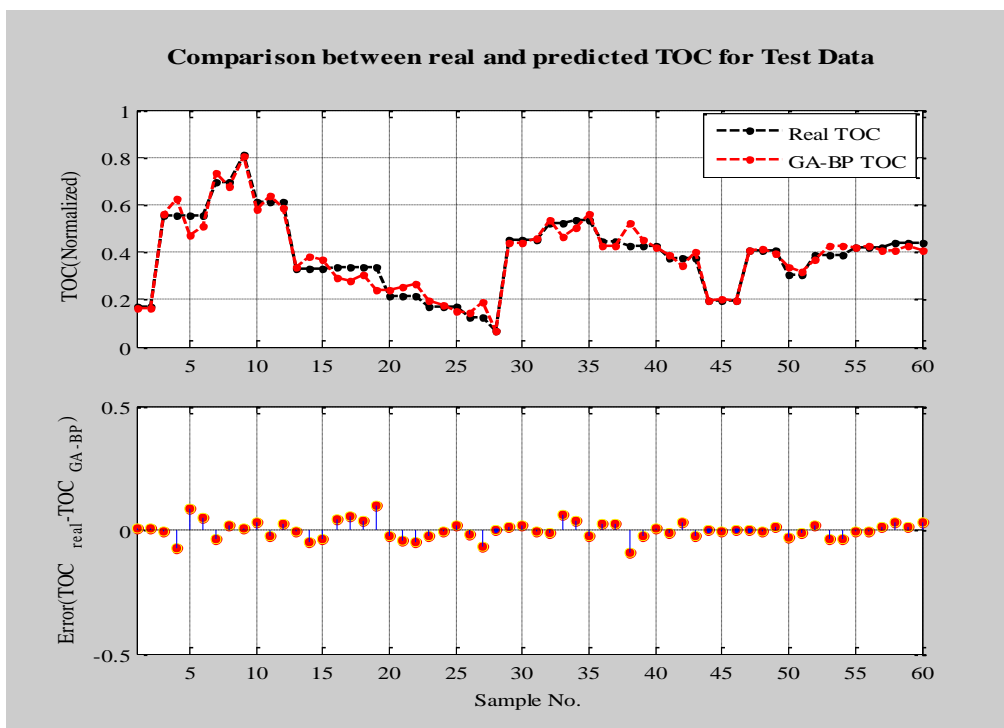
شکل ۶. مدل شبکه عصبی طراحی شده جهت تخمین TOC با نمایی از هفت نرون در لایه پنهان (حسینی، ۱۳۹۲).

وسیعی از تغییرات سنگ‌شناسی مورد ارزیابی قرار گرفته است و در نتیجه عملکرد خوب و موفقیت آن در برآورد نگار TOC وابسته به سنگ‌شناسی یکنواخت نبوده است (حسینی و همکاران، ۱۳۹۲). در (شکل ۸)، تطابق بین TOC اندازه‌گیری شده و TOC پیش‌بینی شده توسط مدل ترکیبی GA-BP در داده‌های تست به همراه مقدار خطا نشان داده شده است. تطبیق بالای TOC برآورد شده با مقادیر واقعی نرمالایز شده در این داده‌ها تأیید کننده‌ی عملکرد بسیار خوب این مدل بوده که قابلیت اطمینان بالایی جهت تعمیم این مدل ترکیبی به چاههایی که فاقد داده‌های TOC کافی هستند، ایجاد می‌نماید.

پس از اجرای مدل ترکیبی GA-BP، میانگین مربع خطا و ضریب همبستگی ( $R^2$ )، به عنوان معیاری از کارایی مدل محاسبه شدند (شکل ۷). این پارامترها به ترتیب برای داده‌های تست مقدار ۰/۰۰۱۲۹۹ و ۰/۹۷۳ را نشان می‌دهد. مقدار میانگین مربع خطا (MSE) و ضریب همبستگی بین TOC واقعی و TOC برآورد شده توسط مدل ترکیبی GA-BP، برای داده‌های آموزشی و داده‌های تست به وضوح نشان می‌دهد که این الگوریتم می‌تواند به عنوان مدلی قابل قبول برای برآورد نگار TOC از داده‌های پتروفیزیکی بکار گرفته شود. داده‌های پتروفیزیکی و ژئوشیمیایی در این مطالعه دارای بازه‌ی تغییرات سنگ‌شناسی کربناته-مارنی تا شیلی می‌باشند. بنابراین مدل ترکیبی GA-BP در بازه‌ی نسبتاً



شکل ۷. ضریب همبستگی بین TOC واقعی و TOC پیش‌بینی شده از مدل GA-BP.



شکل ۸. نمایش تطابق نموداری بین TOC واقعی نرمال و TOC برآورد شده در داده‌های تست با مدل GA-BP.

جدول ۲. بهترین ضرایب وزنی و نمایی محاسبه شده از تابع غیرخطی پیشنهادی توسط الگوریتم ژنتیک.

ضرایب وزنی		ضرایب نمایی	
$C_1$	۰/۴۵۸۲۱	$C_2$	۰/۷۹۹۸۴
$C_3$	-۰/۱۰۴۲	$C_4$	-۰/۰۵۲۳۹
$C_5$	۰/۷۵۵۹۴	$C_6$	۰/۱۶۴۷۳
$C_7$	۰/۲۲۰۶۳	$C_8$	۰/۸۳۵۸
$C_9$	۰/۹۹۸۰۹		

اعمال ضرایب بدست آمده همراه با داده‌های پتروفیزیکی جدید در معادله (۵)، که شامل همان ۶۰ داده‌ی تست می‌باشد منجر به برآورد TOC با MSE حدود ۰/۰۰۲۹۲۷ و ضریب همبستگی ۰/۹۳۸۹۲ توسط الگوریتم ژنتیک شده است. جهت تخمین TOC با شبکه عصبی مصنوعی نیز تنظیم تمام شاخص‌ها با مدل ترکیبی GA-BP یکسان بوده است. پس از اجرای شبکه عصبی مصنوعی جهت برآورد مقادیر TOC، MSE و  $R^2$  برای ۶۰ داده تست به ترتیب ۰/۰۰۱۹۶۵ و ۰/۹۵۸۸۷ محاسبه گردید. مقایسه مقدار میانگین مربع خطا از هر سه مدل ارزیابی شده، برای داده‌های آموزشی، تست و همچنین کل داده‌ها در (شکل ۹) به تصویر کشیده شده است. تطبیق گرافیکی TOC برآورد شده توسط مدل ترکیبی GA-BP، الگوریتم پس انتشار خطا و الگوریتم ژنتیک در مقایسه با مقادیر TOC واقعی نرمالایز شده در داده‌های تست نیز در (شکل ۱۰) نشان داده شده است.

جهت تحلیل عملکرد مدل ترکیبی GA-BP مقایسه‌ای با عملکرد هر یک از مدل‌های جداگانه و پرکاربرد الگوریتم پس انتشار خطا و الگوریتم ژنتیک انجام شده است:

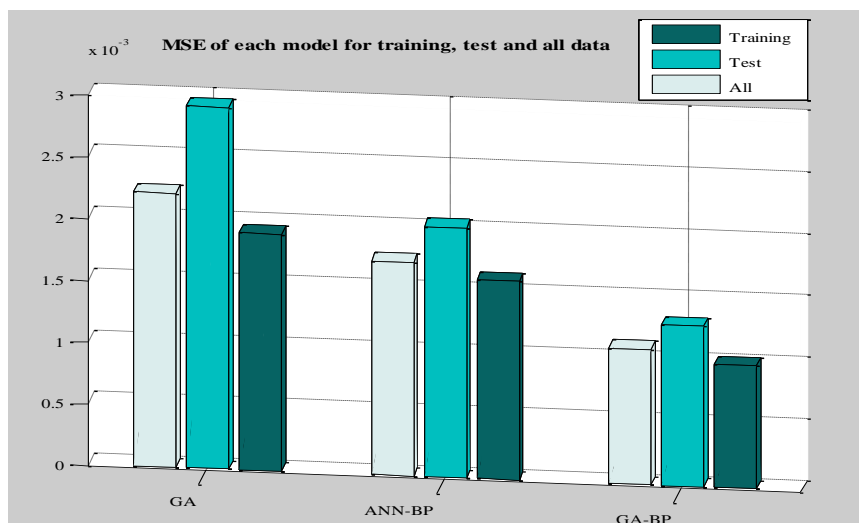
برای بکارگیری الگوریتم ژنتیک تنظیم شاخص‌های مشترک با GA-BP یکسان انتخاب شده و تنها تفاوت در ماکزیمم تکرار الگوریتم ژنتیک است که ۲۰۰۰ تنظیم شد. جهت پیش‌بینی TOC، مدل یک تابع بصورت معادله (۵) در نظر گرفته شد. الگوریتم ژنتیک با جستجو ضرایب بهینه‌ی هر یک از داده‌های پتروفیزیکی برای این تابع به حل مسئله می‌پردازد.

$$TOC_{Predicted} = C_1 * GR^{C_2} + C_3 * DT^{C_4} + C_5 * LLD^{C_6} + C_7 * CNL^{C_8} + C_9 \quad (5)$$

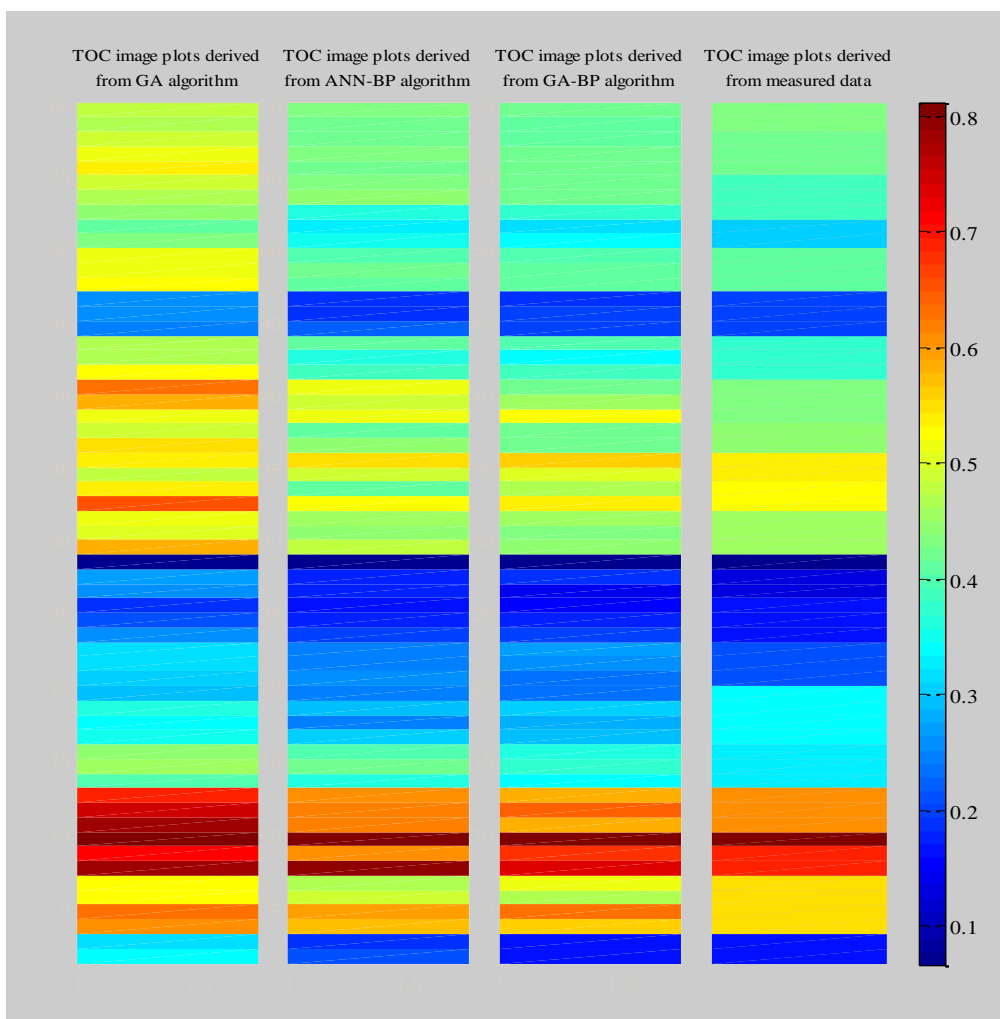
$C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7, C_8$  به ترتیب مقادیر ضرایب وزنی و نمایی برای ورودی‌های (Gamma-Ray) GR، (Transit time) DT، (Dual laterolog) LLD، (Compensated neutron) CNL) هستند و  $C_9$  مقدار ثابت معادله است.

پس از اجرا، الگوریتم ژنتیک بهترین ضرایب وزنی معادله (۵) را برای داده‌های آموزشی محاسبه می‌نماید که از روی این ضرایب TOC برای داده‌های تست محاسبه می‌شود. این ضرایب در (جدول ۲) نشان داده شده است.





شکل ۹. نمایش نموداری میانگین مربع خطا هر یک از مدل‌ها برای داده‌های آموزشی، تست و کل داده‌ها



شکل ۱۰. نمایش تطابق گرافیکی بین TOC واقعی نرمال و TOC برآورد شده هر یک از مدل‌ها برای داده‌های تست.

جداگانه الگوریتم پس انتشار خطا و الگوریتم ژنتیک نشان داد که این مدل از قابلیت اطمینان بیشتر و همچنین سرعت اجرایی مناسبی برخوردار است. مدل ترکیبی GA-BP دارای ساختاری ساده است که از خواص مفید هر دو الگوریتم پس انتشار خطا و ژنتیک بهره می‌گیرد. TOC مدل‌سازی شده با این روش دارای ارزش بسیار بالایی می‌باشد، چراکه تعمیم مدل جهت برآورد TOC چاه‌های فاقد مغزه یا خرده‌های حفاری (چاه‌های توسعه‌ای) میدان نفتی اهواز، با توجه به بی‌نیازی از انجام آنالیز، صرفه‌جویی قابل ملاحظه‌ای معادل با هزاران دلار هزینه مالی و هفته‌ها کار طاقت‌فرسا در آزمایشگاه را خواهد داشت. این پژوهش الگوریتم ترکیبی GA-BP را به عنوان مدلی بهینه برای ارائه نتایج مطلوب‌تر در پروژه‌های اکتشافی پیشنهاد می‌دهد. همچنین به منظور افزایش کارایی و عملکرد این روش، پیشنهاد می‌دهد که تعداد نرون‌ها و همچنین تابع تبدیل هر لایه از شبکه عصبی نیز به عنوان پارامتر مجهول همراه با وزن‌های شبکه جستجو شوند. به امید آنکه این پژوهش گامی کوچک در پیشرفت صنعت ملی نفت و بهره‌وری از ذخایر هیدروکربنی باشد.

### تشکر و قدردانی

نویسندگان مقاله از مدیریت شرکت نفت "مناطق نفت‌خیز جنوب" به جهت تهیه داده‌های این پژوهش کمال سپاسگزاری و تشکر را دارند. همچنین بر خود لازم می‌دانند از "دانشگاه تبریز" که تأمین‌کننده بودجه لازم جهت این تحقیق بوده تشکر و قدردانی نمایند.

همانطور که مشاهده می‌شود در برآورد صحیح مقادیر TOC جهت تحلیل و ارزیابی پتانسیل هیدروکربن‌زایی کاهش MSE حتی در حد کم از اهمیت بسزایی برخوردار است. بر اساس نتایج ارائه شده مدل ترکیبی GA-BP نسبت به مدل‌های جداگانه عملکرد بهتر داشته است. این مدل سرعت اجرایی بالاتری از الگوریتم ژنتیک دارد. با توجه به این نتایج، مدل ترکیبی می‌تواند به عنوان مدلی بهینه‌تر برای برآورد نگار TOC از داده‌های پتروفیزیکی اهمیت بسزایی داشته باشد. این مدل با کمترین میزان اطلاعات در مورد مسئله به شروع جستجو پرداخته و دارای ساختاری پیچیده نیست. در واقع این مدل ترکیبی از مزایای هر الگوریتم بمنظور غلبه بر معایب الگوریتم دیگر استفاده نموده است و در نتیجه موجب افزایش کارایی هر یک از مدل‌های جداگانه شده است. همچنین در این مقایسه مشاهده می‌شود که، الگوریتم پس انتشار خطا که الگوریتمی داده محور است نسبت به روش‌هایی که در آن از یک معادله برای پیش‌بینی استفاده می‌شود نتایج بهتری را ارائه نموده است. اغلب وجود محدودیت در هر مدلی که از یک معادله استفاده می‌کند امر اجتناب‌ناپذیری است (حسینی، ۱۳۹۲).

### نتیجه‌گیری

بر اساس این پژوهش، نتیجه‌ی صحت‌سنجی شبیه‌سازی با مدل ترکیبی GA-BP برای تخمین خروجی مطلوب شبکه یعنی TOC، مقادیر میانگین مربع خطا و ضریب همبستگی به ترتیب ۰/۰۰۱۲۹۹ و ۰/۹۷۳ بوده است. بنابراین، نتایج بیانگر است این روش که برای اولین بار جهت برآورد نگار TOC بکارگرفته شد، عملکرد بسیار خوبی نشان داده است. مقایسه این مدل با هر یک از مدل‌های

### منابع

- حسینی، ز.، ۱۳۹۲، سنتز لاگ ژئوشیمیایی از داده‌های پتروفیزیکی با استفاده از بهینه‌سازی کلونی مورچه در میدان نفتی اهواز، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تبریز، ۸۰ ص.
- حسینی، ز.، کدخدائی، ع.، طباطبائی، م.ا.، ۱۳۹۲، استفاده از بهینه‌سازی کلونی مورچه جهت تخمین نگار ژئوشیمیایی از نگارهای پتروفیزیکی، مطالعه موردی در میدان نفتی اهواز. کنفرانس و نمایشگاه تخصصی نفت. ۵ ص. تهران، ۲۴-۲۶ اردیبهشت.
- علیزاده، ب.، جنت مکان، ن.، قلاوند، ه.، غیبشوی، ع.، ۱۳۹۱، زمین شیمی و چینه‌نگاری سکاسی سازند پابده در میدان نفتی منصوری، جنوب غرب ایران. مجله زمین شناسی کاربردی پیشرفته، شماره ۵، ص ۲۷-۴۰.
- علیزاده، ب.، سعادت، ح.، مصصامی، ج.ا.، حسینی، س.ح.، گندمی ثانی، ا.ر.، ۱۳۹۳، مطالعه تغییرات محتوی کربن آلی سازند کژدمی در یکی از میادین دشت آبادان با استفاده داده‌های زمین‌شیمیایی و پتروفیزیکی، مجله زمین شناسی کاربردی پیشرفته، شماره ۱۳، ص ۱۱-۱۹.
- موسوی، م.ح.، عبدل زاده، س.، کمالی، م.ر.، احمدی، ا.، کعبی فرد، ا.، ۱۳۹۱، ژئوشیمی آلی سنگ‌های منشأ کرتاسه بالایی (سازند گورپی) و پالئوژن (سازند پابده) در میدان نفتی پرسپاس، شمال باختری ایذه. پژوهش‌های چینه‌نگاری و رسوب‌شناسی، جلد ۲۸، شماره ۴، ص ۱-۲۴.
- Alizadeh.B., Najjari.S., Kadkhodaie-Ilkhchi.A., 2011, Artificial neural network modeling and cluster analysis for organic facies and burial history estimation using well log data: A case study of the South Pars Gas Field, Persian Gulf, Iran. *Comput Geosci*, Vol:45, p: 261-269.
- Ashena.R., Moghadasi.J., 2011, Bottom hole pressure estimation using evolved neural networks by real coded ant colony optimization and genetic algorithm. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, Vol:77, p: 375-385.
- Beers.R.F., 1945, Radioactivity and organic content of some Paleozoic shales. *AAPG Bulletin*, Vol:26, p: 1 - 22.
- Bordenave.M.L., Burwood.R., 1990, Source Rock Distribution and Maturation in the Zagros Orogenic Belt: Provenance of the Asmari and Bangestan Reservoir oil Accumulations. *Org Geochem*, Vol:16, p: 369-387.
- Dellenbach.J., Espitalie.J., Lebreton.F., 1983, Source Rock Logging: Transactions of 8<sup>th</sup> European SPWLA Symposium, London, paper D.
- Demuth.H., Beale.M., 2002, Neural Network Toolbox For Use With MATLAB. The Mathworks, Inc., available at: [www.image.ece.ntua.gr/courses\\_static/nn/matlab/nnet.pdf](http://www.image.ece.ntua.gr/courses_static/nn/matlab/nnet.pdf).

- Fertle.H., 1988, Total organic carbon content determined from well logs: SPE Formation Evaluation, Vol:3, No:2, p. 407– 419.
- Herron.S.L., 1988. Source rock evaluation using geochemical information from wireline logs and cores (abs): AAPG Bulletin, Vol:72, 1007 p.
- Hertzog.R., Colson.L., Seeman.B., O'Brian.M., Scott.H., 1989, Geochemical logging with spectrometry tools: SPE Formation Evaluation, Vol:4, No:2, p: 153– 162.
- Holland.J.H., 1975, Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan, available at: [www.amazon.com/Adaption-Neural-Artificial-Systems-Introductory/dp/0262581116](http://www.amazon.com/Adaption-Neural-Artificial-Systems-Introductory/dp/0262581116).
- Hosseini.Z., Nakhaei.M., 2015, Estimation of groundwater level using a hybrid genetic algorithm-neural network, Pollution, Vol:1, No:1, p: 9-21.
- Hussain.F.A., 1987, Source rock identification in the state of Kuwait using wireline logs, Conference of 5<sup>th</sup> Middle East Oil show held in Manama, Bahrain, p: 477–488.
- Insalaco.E., Virgone.A., Courme.B., Gaillot.J., Kamali.M., Moallemi.A., Lotfpour.M., Monibi.S., 2006, Upper Dalan Member and Kangan Formation between the Zagros Mountains and offshore Fars, Iran: depositional system, biostratigraphy and stratigraphic architecture: Bahrain, Gulf PetroLink, GeoArabia, Vol:11, No:2, p: 75-176.
- James.G.A., Wynd.J.G., 1965, Stratigraphic nomenclature of Iranian oil consortium agreement area. AAPG Bulletin, Vol:49, No:12, p: 2188–2245.
- Kadkhodaie-Ilkhchi.A., Rahimpour-Bonab.H., Rezaee.M.R., 2009, A committee machine with intelligent systems for estimation of total organic carbon content from petrophysical data: An example from Kangan and Dalan reservoirs in South Pars Gas Field, Iran. Comput Geosci, Vol:35, No:3, p: 459-474.
- Kamali.M.R., Mirshady.A.A., 2004, Total organic carbon content determined from well logs using  $\Delta\text{LogR}$  and Neuro Fuzzy techniques. J Petrol Sci Eng, Vol:45, No:3-4, p: 141– 148.
- Kulluk.S., 2013, A novel hybrid algorithm combining hunting search with harmony search algorithm for training neural networks. J Oper Res Soc, Vol:64, No:5, p: 748-761.
- Larose.D.T., 2005, Discovering knowledge in data: an introduction to data mining, Jhon Wiley & Sons Inc. 240 p.
- Luffel.D.L., Guidry.F.K., Curtis, J.B., 1992, Evaluation of Devonian shale with new core and log analysis methods, J Petrol Technol, Vol:44, No:11, p: 1192–1197.
- Maschio.C., Campane Vidal.A., Schiozer.D.J., 2008, A framework to integrate history matching and geostatistical modeling using genetic algorithm and direct search methods, J Petrol Sci Eng, Vol:63, No:1, p: 34-42.
- Passey.O.R., Moretti.F.U., Stroud.J.D., 1990, A practical modal for organic richness from porosity and resistivity logs. AAPG Bulletin, Vol:74, No:12, p: 1777–1794.
- Rabbani.A.R., Bagheri Tirtashi.R., 2009, Hydrocarbon Source Rock Evaluation of the Super Giant Ahwaz Oil Field, SW Iran. Aust J Basic Appl, Vol:4, No:5, p: 673-686.
- Sefidari.E., Kadkhodaie-Ilkhchi.A., Najjari.S., 2012, Comparison of intelligent and statistical clustering approaches to predicting total organic carbon using intelligent systems. J Petrol Sci Eng, Vol:86-87, p: 190-205.
- Sepehr.M., Cosgrove.J.W., 2004, Structural framework of the Zagros Fold-Thrust Belt, Iran. Mar Petrol Geol, Vol:21, No:7, p: 829-843.
- Schmoker.J.W., 1981, Determination of organic-matter content of Appalachian Devonian shales from gamma-ray logs: AAPG Bulletin, Vol:65, p: 2165–2174.
- Swanson.V.E., 1960, Oil yield and uranium content of black shales: USGS professional paper, Vol:356, No:A, p: 1–44.
- Whiteley.D., 1986, Applying genetic algorithms to neural networks learning, Proceeding of 7th Conference of the society of Artificial Intelligence and Simulation of Behavior, Sussex, England: Pitman Publishing, p: 320-331.