

آنالیز یک مدل سازی ترکیبی به منظور تعیین TOC در سنگ‌های منشأ میدان نفتی اهواز

زیبا حسینی^۱، اسداله محبوبی^{*} و علی کدخدائی^۲

۱- گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم، دانشگاه فردوسی مشهد، ایران

۲- گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز، ایران

تاریخ دریافت: ۹۵/۵/۱۵ تاریخ پذیرش: ۹۵/۱۱/۲۶

چکیده

محتوای کل کربن آلی (TOC) یکی از نخستین عوامل مهم در مطالعات ژئوشیمیایی سنگ منشأ است. این پارامتر با ارزش توسط دستگاه‌هایی همچون پیرولیز راک- ایول اندازه‌گیری می‌شود، که با وجود دقت زیاد بسیار وقت‌گیر و پرهزینه است. پژوهش حاضر یک مدل‌سازی مدرن ترکیبی را برای تخمین مقادیر TOC پیشنهاد نموده است. روش هیبریدی PSO-BP الگوریتمی تکامل یافته از ادغام دو الگوریتم هوشمند بهینه‌سازی اجتماع ذرات و الگوریتم پس انتشار خطا است، که با دقت بالایی روابط بین داده‌های چهار نگاره پتروفیزیکی (گاما، نوترون، مقاومت و صوتی) با TOC را شناسایی می‌کند. در این مطالعه نمونه‌های سنگ منشأ از سازندهای پابده، گورپی و کژدمی از میدان نفتی اهواز بررسی شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد که انطباق بسیار خوب میان مقادیر TOC برآورد شده توسط الگوریتم هیبریدی PSO-BP نسبت به مقادیر اندازه‌گیری شده با پیرولیز راک- ایول وجود دارد. مقایسه نتایج با مطالعات پیشین نیز نشان می‌دهد که روش طراحی شده PSO-BP، نسبت به الگوریتم‌های جداگانه یا روش‌های ترکیبی مشابهی که تاکنون مطرح شده‌اند در تخمین مقادیر TOC در میدان نفتی اهواز کارایی بیشتری دارد.

کلمات کلیدی: محتوای کل کربن آلی (TOC)، الگوریتم هیبریدی PSO-BP، داده‌های پتروفیزیکی، سنگ‌های منشأ، میدان نفتی اهواز.

مقدمه

در اصل عامل اساسی مورد نیاز برای انجام و ارزیابی دیگر آنالیزهای ژئوشیمیایی است [۱]. به عبارتی دیگر، TOC سریع‌ترین و مهم‌ترین پارامتر در آنالیزهای ژئوشیمیایی سنگ‌های منشأ محسوب می‌شود [۲]. یک روش توسعه یافته برای اندازه‌گیری مقادیر کل کربن آلی، آنالیز راک- ایول است.

تشخیص و ارزیابی سنگ منشأ، امری مهم در مراحل اکتشافی پروژه‌های صنعت نفت است. مقدار ماده آلی، اغلب تحت عنوان کل محتوی کربن آلی (TOC) بیان شده و به‌صورت درصد وزنی سنگ گزارش می‌شود. مقدار کل کربن آلی یک رسوب

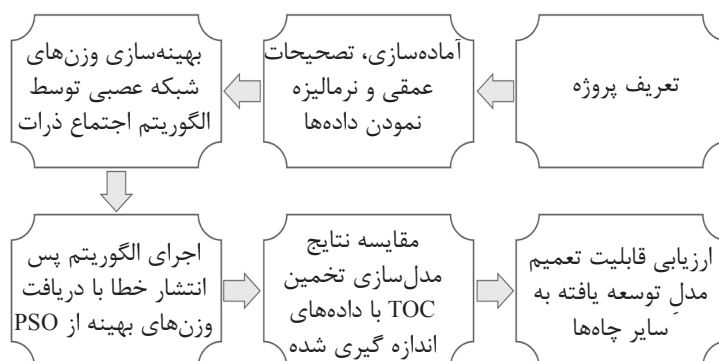
1. Total Organic Carbon

اجتماع ذرات- الگوریتم پس انتشار خطا که مدل PSO-BP^۱ خوانده می‌شود، تاکنون در ارزیابی ژئوشیمیایی سازندها مورد استفاده قرار نگرفته است. در این روش وزن‌های یک شبکه عصبی، توسط الگوریتم اجتماع ذرات بهینه‌سازی می‌شود. این تکنیک ادغام‌سازی، از همگرایی سریع الگوریتم پس انتشار خطا در یک بهینه محلی جلوگیری می‌کند. برای طراحی و توسعه این مدل از داده‌های مرتبط با سه سنگ منشأ پابده، گورپی و کژدمی مرتبط با چهار چاه در میدان نفتی اهواز استفاده شده است. نتایج حاصل از این پژوهش می‌تواند مدل بهینه‌ای را برای شبیه‌سازی TOC در چاه‌های توسعه‌ای ارائه دهد. همچنین جهت شبیه‌سازی تکامل سنگ‌های مادر، بررسی تاریخچه نفت‌زایی آنها در میدان نفتی اهواز و تعمیم آن به سایر میداین نفتی کاربرد دارد.

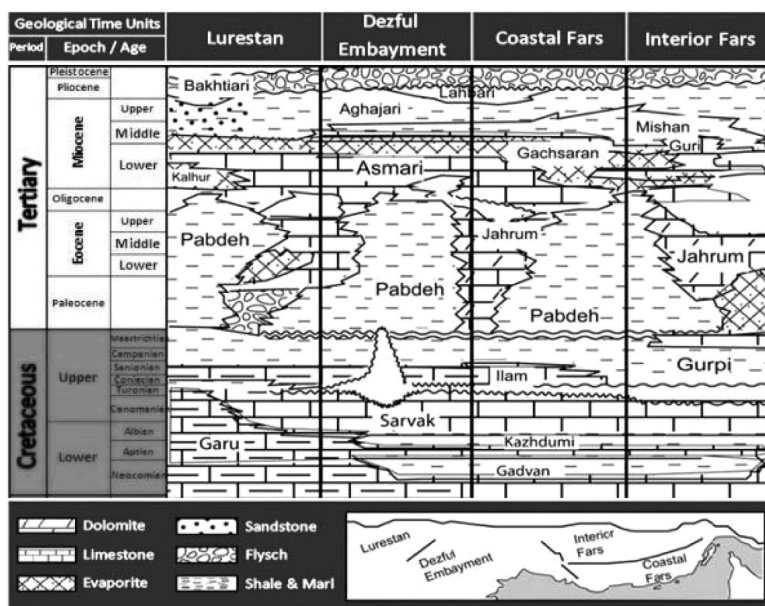
روش پژوهش

مطالعه حاضر دارای مراحل مختلفی می‌باشد که ترتیب انجام آن در شکل ۱ آورده شده است. جهت تخمین پارامتر ژئوشیمیایی TOC در یک میدان نفتی، اولین و اساسی‌ترین مرحله، تهیه یک کاتالوگ داده‌ای منظم و جامع است. این کاتالوگ باید شامل اطلاعات آنالیز راک-ایول و داده‌های پتروفیزیکی کلیه چاه‌های مورد مطالعه باشد. در مطالعه حاضر چهار حلقه چاه در میدان نفتی اهواز (چاه‌های شماره ۵۵، ۶۱، ۶۷ و ۲۶۵) جهت تخمین و بررسی میزان کل کربن آلی در سنگ منشأهای احتمالی پابده، گورپی و کژدمی انتخاب شدند. تطابق چینه‌شناسی این سازندها در شکل ۲ آورده شده است. شکل ۳ نیز موقعیت میدان نفتی اهواز و چاه‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد. کاتالوگ داده‌ای پژوهش حاضر توسط شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب تهیه شده است. جهت تحلیل‌های ژئوشیمیایی مجموعه داده‌های اولیه تهیه شده، طی مراحل آماده‌سازی شدند.

اما در بسیاری از چاه‌ها تعداد نمونه‌های مغزه در دسترس محدود بوده و امکان این آنالیز برای تمامی اعماق چاه‌ها به‌طور پیوسته وجود ندارد. امروزه، با استفاده از روش‌های هوشمند می‌توان با سرعت و دقت قابل قبولی مقدار کل کربن آلی و سطح بلوغ حرارتی سنگ‌های منشأ را به دست آورد. مطالعات اخیر بیانگر این مطلب است که استفاده از شبکه‌های هوشمند هیبریدی نسبت به هر نوع روش هوشمند جداگانه‌ای نتایج بهتری ارائه داده و در زمینه پژوهش‌های نفت کارآمدتر است [۳-۷]. در روش‌های هوشمند از داده‌های پتروفیزیکی یا لرزه‌نگاری که اطلاعات در دسترس هستند و به‌طور پیوسته در تمامی طول چاه تهیه می‌شوند، استفاده می‌شود. این شبکه‌ها قادر هستند با طراحی قواعد پیچیده داخلی، ارتباطی نزدیک بین داده‌های چاه‌پیمایی و TOC برقرار نمایند و به این طریق به پیش‌بینی TOC در چاه‌های فاقد مغزه بپردازند. از مطالعات مرتبط با پیشینه این پژوهش به‌طور گسترده در مراجع [۸ و ۹] اشاره شده است. در سال‌های اخیر، تان و همکارانش [۱۰] یک ماشین بردار پشتیبان را با روش $\Delta \log R$ در تخمین TOC مقایسه نموده و تأیید نمودند که روش‌های هوشمند کارایی بهتری از مدل‌های تجربی دارند. کومار و سینها [۱۱] محتوی کل کربن آلی را در اکتشافات شیل گازی به کار گرفته و برای این منظور از ترکیب خوشه‌بندی با آنالیز رگرسیون چندمتغیره بهره گرفتند. طباطبائی و همکارانش [۴] و حسینی و همکارانش [۹] روش‌های ترکیبی از دو سیستم هوشمند الگوریتم کلونی مورچه- شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک- شبکه عصبی را برای برآورد مقدار کل کربن آلی پیشنهاد دادند. نتایج حاصل تحقیقات آنها نشان داده است که روش‌های هیبریدی عملکرد بهتری از هر یک از مدل‌های جداگانه دارند. در این راستا، پژوهش حاضر سعی دارد یک روش هیبریدی مدرن را در تخمین محتوی کل کربن آلی مورد ارزیابی قرار دهد. روش هیبریدی بهینه‌سازی



شکل ۱ تصویری شماتیک از مراحل مختلف تخمین TOC با مدل هیبریدی PSO-BP.



شکل ۲ تطابق چینه‌شناسی سازندهای مورد مطالعه از لحاظ تغییرات لیتولوژیکی [۱۲].



شکل ۳ موقعیت میدان نفتی اهواز که چاه‌های مورد مطالعه در آن با علامت × نشان داده شده‌اند (با تغییرات از مرجع [۱۳]).

کربن آلی داشته و این ارتباط برای داده‌های نگاره مقاومت ضعیف‌تر است. این نکته می‌تواند بیانگر این مطلب باشد که لحاظ سه نگاره گاما، نوترون و صوتی در مدل‌سازی ژئوشیمیایی میدان نفتی اهواز با استفاده از هر نوع سیستم هوشمندی ضروری است. حذف داده‌های مقاومت شاید به‌طور جزئی توانایی مدل‌های خطی را در این میدان کاهش داده ولی حذف هر یک از این سه نگاره (گاما، نوترون و صوتی) احتمالاً می‌تواند توانایی تخمین TOC را تا حد زیادی تحت تأثیر قرار دهد. پس از آماده‌سازی، کلیه کاتالوگ منظم شده برای اجرا و ارزیابی بهتر مدل، نرمال‌سازی می‌شوند. نرمال‌سازی داده‌ها در این پژوهش با استفاده از روش لاروس [۱۵] مطابق معادله ۱ انجام شده است. برای نرمال‌سازی داده‌ها بازه [H+L] معادل [۰، ۱] انتخاب گردید. این بازه برای نرمال‌سازی داده‌ها مرسوم‌تر است.

$$X^* = m_i - b \quad (۱)$$

$$m = \frac{H - L}{\text{Max}(X) - \text{Min}(X)} \quad (۲)$$

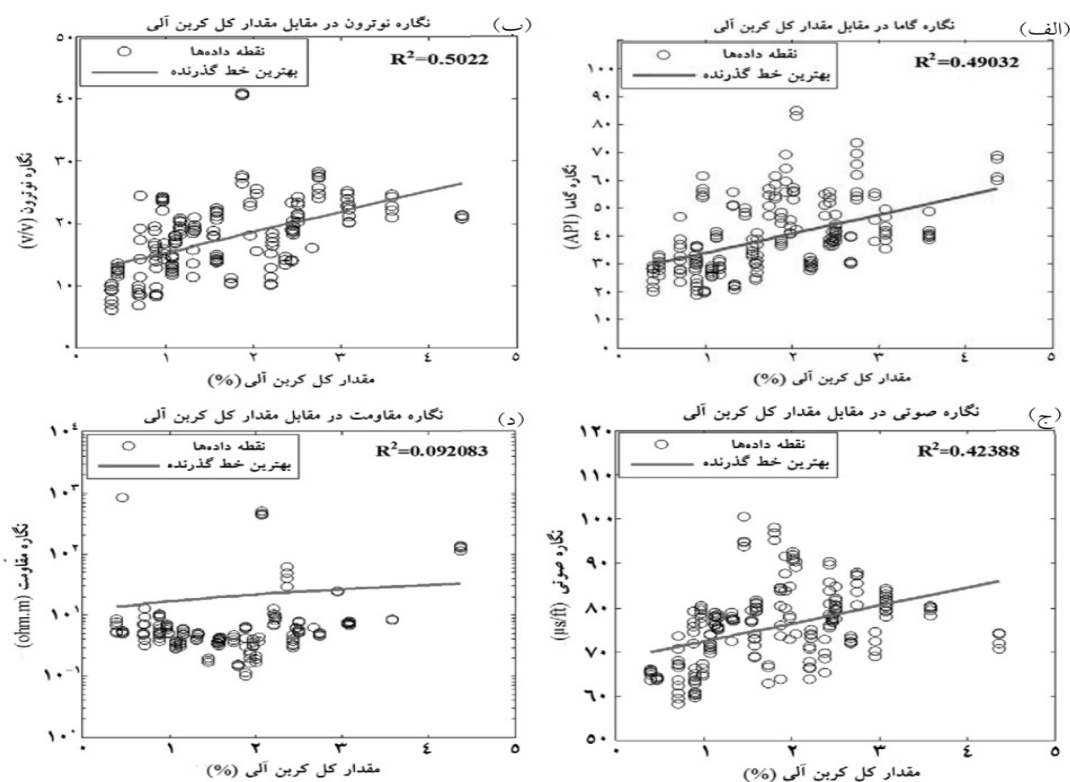
$$b = \frac{\text{Max}(X)L + \text{Min}(X)H}{\text{Max}(X) - \text{Min}(X)} \quad (۳)$$

در این رابطه X^* متغیر نرمال‌سازی شده و X_i متغیر اصلی است. کل کاتالوگ داده‌ها ۲۵۶ ردیف داده‌ای، شامل ۴ نگاره پتروفیزیکی (گاما، نوترون، صوتی، مقاومت) و همچنین مقادیر TOC حاصل از آنالیز راک-ایول دارد. از این دسته داده‌ها، داده‌های سه چاه ۵۵، ۶۱ و ۲۶۵ با مجموع ۱۸۳ داده برای ساخت مدل انتخاب شدند. کل داده‌های چاه شماره ۶۷ نیز که تعداد ۷۳ داده را شامل می‌شود، برای ارزیابی مدل (تست و صحت‌سنجی) لحاظ گردید.

در این راستا عمق صحیح داده‌های پتروفیزیکی و ژئوشیمیایی براساس روابط بین آنها به‌طور دقیق بررسی شده است. مقدارهای ناصحیح و بی‌معنی یا داده‌های تکراری حذف شده و برای جلوگیری از Over parametering نیز پارامترهای غیرضروری پتروفیزیکی در مدل‌سازی لحاظ نشده‌اند. کل داده‌های حذف شده به لحاظ پردازش آماری باید کمتر از ۱۰٪ کل مجموعه داده‌ها باشد، که این نکته در پژوهش حاضر به‌طور اصولی رعایت شده است. داده‌های پتروفیزیکی متداول که در پژوهش‌های مختلف ارتباط مثبت بین آنها و مقادیر TOC اثبات شده است شامل چهار نگاره گاما، مقاومت، صوتی و نوترون است [۴ و ۱۴]. بازه اعماقی که داده‌های پتروفیزیکی و ژئوشیمیایی مورد استفاده قرار گرفتند در جدول ۱ برای هر چاه آورده شده است. روابط خطی بین نگاره‌های پتروفیزیکی با TOC در پژوهش حاضر نیز بررسی شده است. گرچه شبکه‌های عصبی قادر به تشخیص روابط غیرخطی پیچیده نیز هستند، اما به‌طور تجربی هنگامی که ارتباط خطی بین داده‌های ورودی با خروجی برقرار باشد مدل‌های هوشمند توانایی بهتری را نشان می‌دهند. در داده‌های میدان نفتی اهواز تأثیرگذاری خطی نگاره گاما ۴۹٪، نگاره نوترون ۵۰٪، نگاره صوتی ۴۲٪ و نگاره مقاومت ۹٪ برآورد شده است (شکل ۴). تطابق این نگاره‌ها در پژوهش حاضر نشان می‌دهد که هر چهار نگاره تأثیرگذاری خطی مثبتی دارند و شبکه‌های هوشمند می‌توانند بین آنها و مقادیر TOC ارتباطی خطی یا غیرخطی را پیش‌بینی نمایند. اما نگاره‌های گاما، نوترون و صوتی ارتباط نزدیک‌تری با مقادیر کل

جدول ۱ عمق داده‌های مورد استفاده برای هر چاه در میدان نفتی اهواز.

نام چاه	عمق داده‌ها (m)	حداقل مقدار TOC (%)	حداکثر مقدار TOC (%)
۵۵	۳۱۵۳-۳۲۱۵	۰/۲	۴/۱۵
۲۶۵	۲۹۳۱-۳۲۶۰	۰/۳۴	۳/۶۷
۶۷	۴۲۲۱-۴۵۳۲	۰/۱۷	۴/۳۷
۶۱	۳۰۹۵-۳۲۲۲	۰/۳۹	۳/۵۸



شکل ۴ نمایش ارتباط بین TOC و داده‌های پتروفیزیکی مورد استفاده شامل (الف) نگاره گاما، (ب) نگاره نوترون، (ج) نگاره زمان عبور صوت و (د) نگاره مقاومت.

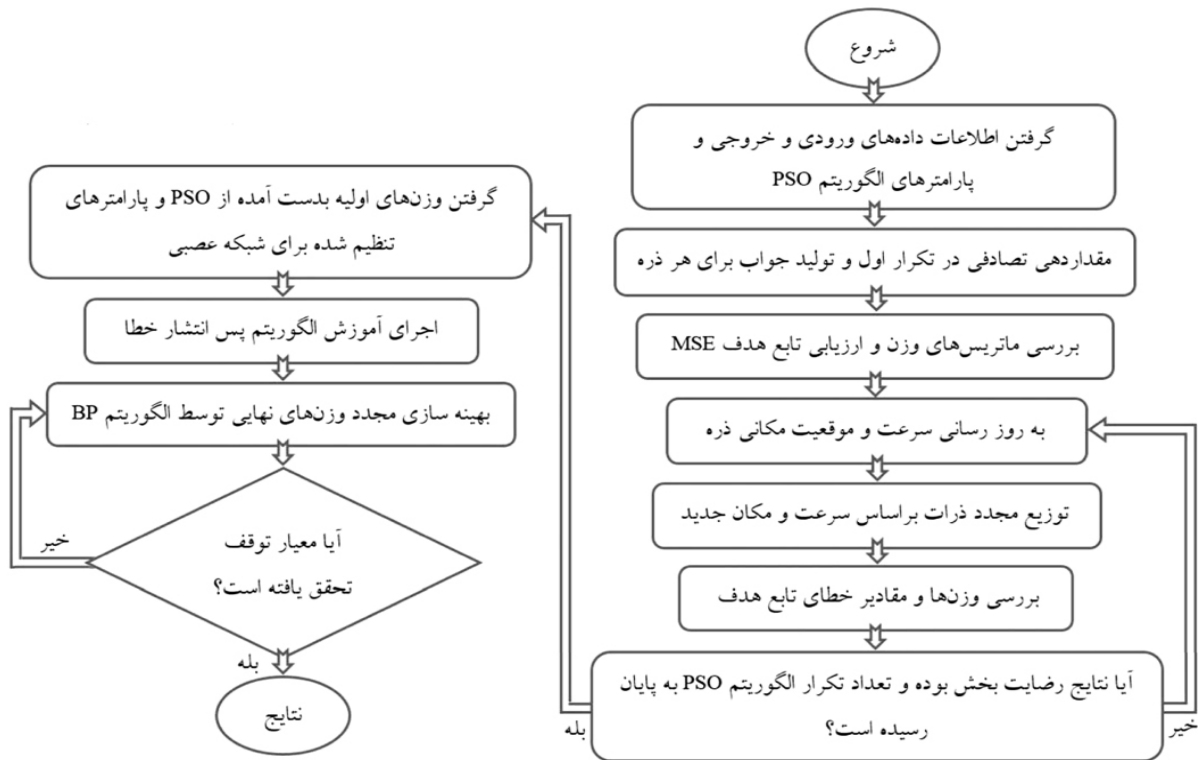
یکی از انواع الگوریتم‌های ترکیبی و تکاملی محسوب می‌شود که از مزایای هر دو الگوریتم اجتماع ذرات و الگوریتم پس انتشار خطا بهره می‌گیرد. این الگوریتم قادر به پرهیز از بهینه محلی و همین‌طور تسریع در همگرایی، جهت یافتن یک جواب بهینه است. این بدان معنی می‌باشد که PSO-BP، نقاط ضعف هر یک از مدل‌های جداگانه PSO و ANN-BP را با نقاط قوت مدل دیگر می‌پوشاند. از این رو تنظیم اولیه از ضرایب وزنی اتصال نرون‌ها که اجزای بهینه‌سازی مسئله می‌باشند، بر عهده الگوریتم اجتماع ذرات قرار می‌گیرد و بهبود نهایی به عهده خود شبکه عصبی گذاشته می‌شود. فلوجارت کد طراحی شده برای مدل‌سازی ترکیبی از این پژوهش در شکل ۵ آورده شده است. هدف اصلی تنظیم وزن‌ها به حداقل رساندن تابع هدف است که در این پژوهش به صورت میانگین مربعات خطا (MSE) تعریف می‌شود:

$$MSE = \sum_{i=1}^N \frac{1}{N} (TOC_{Real} - TOC_{Predicted})^2 \quad (4)$$

چاه شماره ۶۷ که آن را چاه آزمون می‌نامیم خود به دو دسته داده شامل ۴۰ داده برای تست و ۳۳ داده برای صحت‌سنجی مدل تقسیم می‌گردد. روش مدل‌سازی و اجرای آن با استفاده از این داده‌ها در بخش‌های بعدی توضیح داده می‌شود.

مدل‌سازی الگوریتم PSO-BP

در این پژوهش از مدل هیبریدی PSO-BP جهت تخمین مقادیر کل کربن آلی از داده‌های پتروفیزیکی در میدان نفتی اهواز استفاده شده است. کد الگوریتم هیبریدی PSO-BP به صورت یک مدل ریاضی در محیط نرم‌افزار MATLAB طراحی گردید. برای این منظور از نرم‌افزار MATLAB با نسخه ۷،۱۲ استفاده شده است. پیش‌فرض این نرم‌افزار مفهوم ماتریسی از اعداد است که کلیه داده‌های پتروفیزیکی و ژئوشیمیایی را در حافظه ذخیره می‌کند و سپس با تغییر ضرایب وزنی در ماتریس لایه پنهان، نزدیکترین ارتباط بین این داده‌ها را شناسایی می‌نماید. الگوریتم هیبریدی PSO-BP



شکل ۵ نمودار گردش کار الگوریتم هیبریدی PSO-BP.

مکرر بردار سرعت و مکان مطابق با دو رابطه ۵ و ۶ با مهارت به حرکت درمی‌آید تا به هدف برسد.
$$V_{id}^{k+1} = w \times V_{id}^k + C_1 \times rand_1 \times (p_{id}^{Best} - Pst_{id}^k) + C_2 \times rand_2 \times (gBest - Pst_{id}^k) \quad (5)$$

$$Pst_{id}^{(k+1)} = Pst_{id}^k + V_{id}^{(k+1)} \quad (6)$$
 در این معادلات، $i=1, 2, \dots, N$ و $d=1, 2, \dots, D$ که بعد فضای جستجو و N سایز اجتماعات ذره‌ای می‌باشد. K دفعات تکرار و V_{id}^k سرعت ذره i ام، Pst_{id}^k راه‌حل اخیر این ذره است. pid^{Best} بهترین موقعیت ملاقات شده توسط ذره i ام و $gbest$ بهترین موقعیت ملاقات شده در کل اجتماع ذرات را نشان می‌دهد. $gbest$ در هر تکرار در حافظه الگوریتم ذخیره شده و الگوریتم را در یافتن موقعیت بهتر راهنمایی می‌نماید. $rand_1$ و $rand_2$ اعدادی تصادفی در محدوده $[0, 1]$ هستند و برای حفظ تنوع و فراوانی به کار می‌روند. C_1 و C_2 نیز عوامل یادگیری هستند که سبب می‌شوند در بروزرسانی سرعت به هر دو تجربه فردی و اجتماعی توجه شود.

در این معادله MSE میانگین مربعات خطا، N تعداد نمونه‌ها، $TOC_{predicted}$ مقدار کل کربن آلی پیش‌بینی شده و TOC_{real} مقدار کل کربن آلی اندازه‌گیری شده توسط پیرولیز راک-ایول است. همان‌طور که در فلوجارت شکل ۴ نشان داده شده است، در شروع اجرای مدل، الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات سعی دارد ضرایب وزنی ماتریس‌های الگوریتم پس انتشار خطا را جستجو نماید. این کار از همگرایی سریع الگوریتم BP در یک بهینه محلی که جواب نهایی مدل‌سازی نبوده، جلوگیری می‌نماید. در الگوریتم PSO، تعدادی عامل به نام ذره به جستجوی فضا برای یافتن نقطه بهینه می‌پردازند. فضای جستجوی بازه ضرایب وزنی است که توسط کاربر تعیین می‌شود. در اولین تکرار ذرات به طور تصادفی در فضای جستجو قرار می‌گیرند و بهترین مکان‌های کشف شده در حافظه الگوریتم ذخیره می‌شود. در گام‌های بعدی ذرات مکان خود را با توجه به حافظه و با تغییر بردار سرعتشان در فضا تنظیم می‌کنند. بنابراین، اجتماع ذرات با تغییر

قابل قبول تنظیم شده است. یعنی اگر مقادیر خطا کوچک نباشد، این الگوریتم تعداد تکرار را افزایش می‌دهد تا هر دو معیار با هم تحقق یابند. الگوریتم پس انتشار خطا با گرفتن داده‌های سه چاه مدل بهینه‌سازی مجدد وزن‌های اولیه را آغاز می‌کند. در واقع جستجو توسط این الگوریتم حول وزن‌های پیدا شده توسط PSO ادامه می‌یابد. در این الگوریتم، در طول آموزش خطای خروجی به عقب منتشر می‌شود و با تکرارهای مکرر بروزرسانی ماتریس ضرایب وزنی به نحوی صورت می‌گیرد که یک خروجی مطلوب حاصل شده و مقدار تابع هدف (MSE) به حداقل ممکن برسد که مقدار ایده‌آل آن صفر می‌باشد [۱۹]. در این صورت با تغییر مجدد وزن‌ها، استخراج نتایج بهتری که شباهت بیشتری به TOC آنالیز شده با راک-ایول دارد، محقق می‌شود. شکل ۶ تصویری شماتیک از عملکرد الگوریتم پس انتشار خطا را نشان می‌دهد.

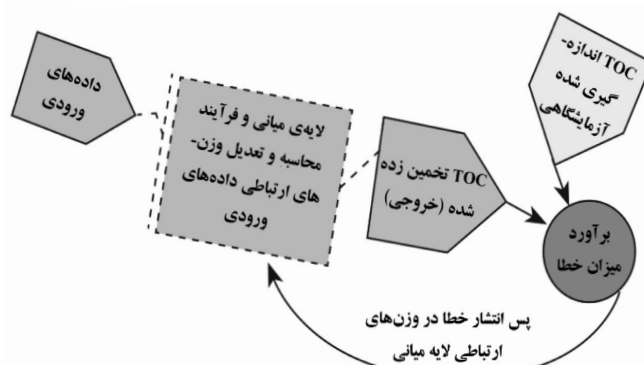
بحث و بررسی

جهت اجرای الگوریتم PSO-BP ابتدا ۱۸۳ ردیف داده از مجموعه آموزش که شامل چهار نگاره پتروفیزیکی و یک نگاره ژئوشیمیایی (TOC) بوده است، به ترتیب به‌عنوان ماتریس ورودی و خروجی لحاظ می‌شوند. یافتن ارتباط بین نگاره‌های پتروفیزیکی و مقادیر TOC با تنظیم ماتریس ضرایب وزنی لایه پنهان از یک شبکه عصبی برقرار می‌شود.

در این الگوریتم پیش‌فرض عوامل یادگیری در سرعت ذره (C_1 و C_2) برابر ۲ بوده است و این مقدار عمومیت نیز دارد، اما کارلیسل و دوزایر در سال ۲۰۰۱ [۱۶] و ترونگوو در سال ۲۰۱۲ [۱۷] اثبات نمودند که مقدار پارامتر شناختی (C_1) بزرگتر از پارامتر اجتماعی (C_2) در بروزرسانی سرعت ذرات از این الگوریتم منجر به نتایج بهتری می‌شود. از میان جفت مقادیر بهینه معرفی شده در این مطالعات، مقادیر C_1 و C_2 به ترتیب برابر $2/8$ و $1/3$ انتخاب شده است، که این به دلیل نتایج بهتر برای تنظیم کدنویسی در پژوهش حاضر است. w اینرسی وزنی^۱ کنترل‌کننده تأثیر سرعت‌های قبلی روی سرعت در تکرار اخیر است. در پژوهش حاضر $w_{max}=1$ تنظیم شده است. این مقدار به تدریج با لحاظ ضریبی به نام آلفا در هر تکرار طبق رابطه (۷) کاهش می‌یابد تا قدرت استخراج جواب در تکرارهای نهایی افزایش یابد. w_k نشان‌دهنده اینرسی وزنی در تکرار حاضر است. برای جزئیات بیشتر در رابطه با بهینه‌سازی اجتماع ذرات می‌توان به مرجع [۱۸] مراجعه نمود.

$$w_k - w_{k-1} \times (1 - \alpha) \quad (7)$$

در الگوریتم هیبریدی PSO-BP، زمانی که الگوریتم اجتماع ذرات به هدف رسید، متوقف شده و وزن‌های اولیه را به الگوریتم پس انتشار خطا ارائه می‌دهد. در پژوهش حاضر، معیار توقف الگوریتم اجتماع ذرات بر مبنای تعداد تکرار و مقدار MSE



شکل ۶ مراحل مختلف یک شبکه عصبی با الگوریتم پس انتشار خطا جهت تخمین TOC.

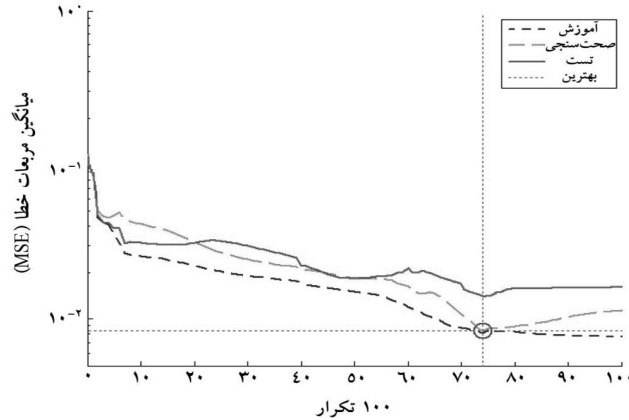
می‌شود. با توجه به اینکه حداکثر مقادیر TOC در نمونه‌های آنالیز شده از دستگاه راک-ایول حدود ۴/۳۷ و حداقل آن ۰/۱۷ بوده است، خطای آزمون مدل ناچیز می‌باشد. ضریب همبستگی (R^2) برآورد شده در این مرحله نیز برابر ۰/۹۵ است. در مرحله صحت‌سنجی و تست، برآورد TOC نرمالایز با میانگین مربعات خطایی به ترتیب معادل ۰/۰۰۸۳ و ۰/۰۱۰۶ انجام شده است شکل ۷. ضریب همبستگی در مراحل آزمایش مدل به ترتیب در داده‌های صحت‌سنجی ۰/۹۱ و در داده‌های تست ۰/۹۴ است شکل ۸. معیارهای سنجش مدل نشان می‌دهد که در نتیجه یک آموزش موفق، مدل هیبریدی توانسته است با مقادیر خطای بسیار کم و ضریب همبستگی بالا، مقدار کمی TOC را با دقت بسیار خوب شبیه‌سازی نماید. شکل ۹ تطابق گرافیکی بین TOC اندازه‌گیری شده و TOC پیش‌بینی شده در تمام نمونه‌های آنالیز شده از سه سازند مورد بررسی در چاه مورد آزمایش را به تصویر کشیده است.

جستجوی اعداد برای پیدا نمودن نزدیک‌ترین ارتباط به مقادیر واقعی، در بازه [۳، -۳] تنظیم شده است. شاخص‌های تنظیم شده از کد هیبریدی نوشته شده در جدول ۲ ارائه شده است. تعداد نرون‌های لایه پنهان در این پژوهش با استفاده از روش سعی و خطا برآورد شد. الگوریتم پس انتشار خطا وزن‌های بهینه پیدا شده توسط الگوریتم PSO را دریافت نموده و در هر گام از بهبود ضرایب وزنی، وزن‌های بهینه شده را روی ۳۳ داده از چاه آزمون صحت‌سنجی می‌نماید. با پایان یافتن تعداد تکرارها، وزن‌های نهایی در بهترین مقدار صحت‌سنجی ارائه می‌شود، که برای شبیه‌سازی به داده‌های پتروفیزیکی مجموعه تست اعمال شده و نتایج نهایی از اجرای مدل سازی ارائه می‌گردد. نتایج حاصل نشان می‌دهد که الگوریتم هیبریدی PSO-BP در مرحله آموزش میانگین مربعات خطایی معادل ۰/۰۰۸۱ در تخمین داده‌های نرمال سازی دارد شکل ۷. این مقدار در داده‌های واقعی (دی‌نرمالایز شده) میانگین مربعات خطایی معادل ۰/۰۳۴ محاسبه

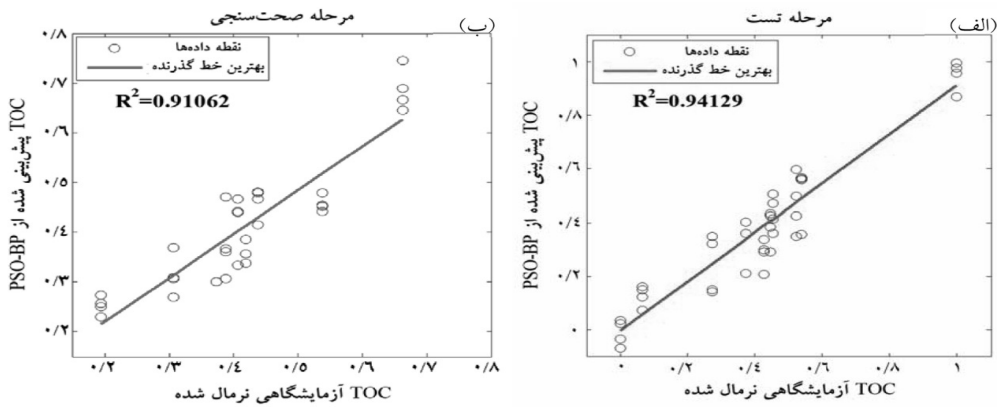
جدول ۲ تنظیم شاخص‌های اصلی الگوریتم هیبریدی PSO-BP.

تنظیمات	شاخص‌ها	
۵۰۰	(N): سایز اجتماع ذرات	الگوریتم اجتماع ذرات
۵۰	(K): حداکثر تعداد تکرار الگوریتم PSO	
۲/۸	(C_1): پارامتر شناختی در بروزرسانی سرعت ذرات	
۱/۳	(C_2): پارامتر اجتماعی در بروزرسانی سرعت ذرات	
۱	(W_{max}): حداکثر اینرسی وزنی در تکرار اول	
۰/۰۵	(α): ضریب کاهش اینرسی وزنی	
۰/۱۲	(W_{min}): حداقل اینرسی وزنی در تکرار آخر	
BP-FF	نوع شبکه	شبکه عصبی مصنوعی
LM	الگوریتم آموزشی شبکه عصبی	
۷	تعداد نرون در لایه پنهان	
LOGSIG	تابع انتقال از لایه ۱ به ۲	
PURELIN	تابع انتقال از لایه ۲ به ۳	
۱۰۰	ماکزیمم تکرار شبکه عصبی مصنوعی	

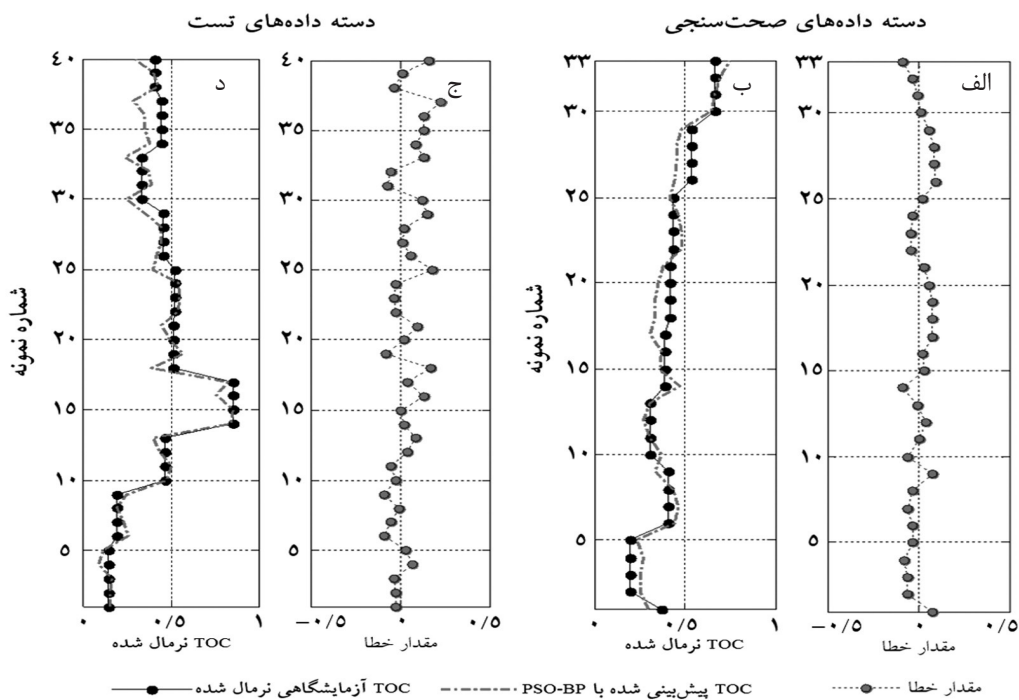
بهترین عملکرد صحت‌سنجی معادل ۰/۰۰۸۳۶ در تکرار ۷۴



شکل ۷ تغییرات MSE در طی تکرارهای استخراج بهینه‌ترین شبیه‌سازی TOC.



شکل ۸ ضریب همبستگی بین TOC اندازه‌گیری شده و TOC برآورد شده از مدل هیبریدی PSO-BP در مراحل آزمایش، (الف) مرحله تست، (ب) مرحله صحت‌سنجی.



شکل ۹ تطابق بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده در تمام نمونه‌های مراحل آزمایش، (الف) مقادیر خطای برآورد در مرحله صحت‌سنجی، (ب) تطابق گرافیکی در نمونه‌های صحت‌سنجی، (ج) مقادیر خطای برآورد در مرحله تست، (د) تطابق گرافیکی در نمونه‌های تست.

نتیجه گیری

سایر چاه‌های نفتی در یک میدان مورد مطالعه باشد. مقایسه نتایج حاصل از این پژوهش با سایر مطالعات نیز نشان می‌دهد که الگوریتم هیبریدی PSO-BP نسبت به الگوریتم‌های گذشته عملکرد اجرایی بهتری داشته است. مدل پیشنهادی در انواع سنگ‌شناسی ناهمگن متشکل از کربناته-مارنی تا شیلی مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج حاکی از آن است که توانایی مدل PSO-BP مستقل از همگن بودن سنگ‌شناسی می‌باشد. همچنین نتایج این مطالعه بیانگر این موضوع است که تخمین مقادیر عددی TOC با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی، علاوه بر کاهش هزینه‌های اکتشاف و اتلاف وقت و انرژی در پروژه‌های میدانی، مشکل کمبود چاه‌های حفاری شده و محدودیت مغزه و خرده‌های حفاری برای آنالیزهای آزمایشگاهی را نیز از بین می‌برد و می‌تواند حتی برای پیش‌بینی مکان‌های بعدی نمونه‌برداری از چاه‌های نفتی مورد استفاده قرار گیرد.

در پژوهش حاضر، بررسی توانمندی روش هیبریدی PSO-BP در ساخت نگاره ژئوشیمیایی مد نظر بوده است. این روش یک مدل سازی ترکیبی حاصل از ادغام بهینه‌سازی اجتماع ذرات و الگوریتم پس انتشار خطا می‌باشد که به منظور برقراری ارتباط بین پارامتر ژئوشیمیایی TOC و داده‌های پتروفیزیکی به کار گرفته شد. داده‌های این پژوهش مرتبط با سنگ‌های منشأ پابده، گورپی و کژدومی از ۴ چاه در میدان نفتی اهواز بوده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد که TOC شبیه‌سازی شده توسط مدل هیبریدی PSO-BP، انطباق بسیار خوبی با داده‌های اندازه‌گیری شده از دستگاه راک-ایول دارد. این مدل با مقادیر MSE و R^2 محاسبه شده معادل ۰/۰۱۰۶ و ۹۴٪ برای داده‌های تست و به ترتیب معادل ۰/۰۰۸۳ و ۹۱٪ برای داده‌های صحت‌سنجی می‌تواند تخمین‌گر مناسبی جهت اعمال روی داده‌های پتروفیزیکی

مراجع

- [1]. Bordenave M. L., "Applied petroleum geochemistry," Paris: Editions technip, pp. 524, 1993.
- [2]. Waples D. W., "Geochemistry in petroleum exploration," International Human Resources Development Corporation, Boston, pp. 215, 1985.
- [3]. Ashena R. and Moghadasi J., "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, pp. 375-385, 2011.
- [4]. Tabatabaei S. M. E., Kadkhodaie-Ilkhchi A., Hosseini Z. and Asghari Moghaddam A., "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, Vol. 127, pp. 35-43, 2015.
- [5]. Ali Ahmadi M., Zendehboudi S., Lohi A., Elkamel A. and Chatzis I., "Reservoir permeability prediction by neural networks combined with hybrid genetic algorithm and particle swarm optimization," Geophysical Prospecting, Vol. 61, No. 3, pp. 582-598, 2013.
- [6]. Irani R., Shahbazian M. and Nasimi R., "Permeability estimation of a reservoir based on neural networks coupled with genetic algorithms," Petroleum Science and Technology, Vol. 29, No. 20, pp. 2132-2141, 2011.
- [7]. Nasimi R., Shahbazian M. and Irani R., "Permeability estimation of the reservoir based on particle swarm optimization coupled with artificial neural networks," Petroleum Science and Technology, Vol. 29, No. 22, pp. 2329-2337, 2011.

- [۸]. حسینی ز.، کدخدائی ع. و اصغری مقدم ا.، "شبیه‌سازی نگار ژئوشیمیایی با به کارگیری الگوریتم CACS مبتنی بر آنالیز خوشه‌بندی"، پژوهش نفت، شماره ۸۲، صفحات ۱۵۶-۱۶۸، ۱۳۹۴.
- [9]. حسینی ز.، کدخدائی ع. و طباطبائی م. ا.، "به کارگیری مدل ترکیبی GA-BP جهت برآورد مقدار کل کربن آلی (TOC) از داده‌های پتروفیزیکی"، مجله زمین‌شناسی کاربردی پیشرفته، شماره ۱۵، صفحات ۴۰-۵۰، ۱۳۹۴.
- [10]. Tan M., Song X., Yang X. and Wu Q., "Support-vector-regression machine technology for total organic carbon content prediction from wireline logs in organic shale: A comparative study," Journal of Natural Gas Science and Engineering, Vol. 26, pp. 792-802, 2015.
- [11]. Kumar A. and Sinha S.K., "Total organic carbon prediction for shale gas exploration using statistical clustering, multiple regression analysis," In 10th Biennial International Conference and Exposition, No. P293, p. 4, 2013.
- [12]. Sepehr M. and Cosgrove J.W., "Structural framework of the Zagros fold-thrust belt, Iran," Marine and Petroleum Geology, Vol. 21, No. 7, pp. 829-843, 2004.
- [13]. Rabbani A. H., Hassanzadeh G. and Dehyadegari E., "Asphaltene deposition under CO₂ injection: an experimental study of the bangestan reservoir of Ahwaz oilfield, SW Iran," Petroleum Science and Technology, Vol. 30, No. 1, pp. 9-15, 2012.
- [۱۴]. عبدی‌زاده ه.، کدخدائی ع.، شایسته م. و حیدری‌فرد م. ح.، "تعیین کل کربن آلی (TOC) و رخساره‌های آلی از داده‌های چاه‌پیمایی به کمک معادلات هوشمندانه مشتق شده و آنالیز خوشه‌ای: مطالعه موردی از میدان نفتی اهواز، جنوب‌غرب ایران"، پژوهش نفت، دوره ۲۵، شماره ۸۴، صفحات ۱۶۱-۱۷۲، ۱۳۹۴.
- [15]. Larose D. T., "Discovering knowledge in data: an introduction to data mining," Second Edition, Jhon Wiley & Sons Inc, p. 240., 2014.
- [16]. Carlisle A. and Dozier G., "An off-the-shelf PSO, proc. proceedings of the workshop on particle swarm optimization," Indianapolis, IN, pp. 1-6, 2001.
- [17]. Truong Vu V., "A comparison of particle swarm optimization and differential evolution," Int. J. Soft Comput., Vol. 3, No. 3, pp. 13-30, 2012.
- [18]. Marini F. and Walczak B., "Particle swarm optimization (PSO). A tutorial," Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, Vol. 149, pp. 153-165, 2015.
- [19]. Hosseini Z. and Nakhaei M., "Estimation of groundwater level using a hybrid genetic algorithm-neural network, Pollution," Vol. 1, No. 1, pp. 9-21, 2015.
- [۲۰]. عبدی‌زاده ه.، کدخدائی ع. و شایسته م.، "ساخت نگار کل کربن آلی (TOC) از داده‌های چاه‌پیمایی به کمک تکنیک الگوریتم ژنتیک در میدان نفتی اهواز"، پژوهش‌های چینه‌نگاری و رسوب‌شناسی، جلد ۲۸، شماره ۴، صفحات ۹۵-۱۱۰، ۱۳۹۱.
- [۲۱]. علیزاده ب.، معروفی خ. و حیدری‌فرد م. ح.، "اعتبارسنجی و مقایسه دو روش شبکه عصبی مصنوعی و LogRA در ارزیابی محتوای ماده آلی سنگ‌های منشأ: مطالعه موردی از سازند پابده میدان نفتی مارون"، پژوهش‌های چینه‌نگاری و رسوب‌شناسی، جلد ۲۸، شماره ۳، صفحات ۱-۱۸، ۱۳۹۱.
- [22]. Shekarifard A., "A new approach to interpreting relationship between Rock-Eval S2 and TOC data for source rock evaluation based on regression analyses," Geopersia, Vol. 5, No. 1, pp. 1-6, 2015.
- [۲۳]. قلی‌پور س.، کدخدائی ع. و کمالی م. ر.، "تخمین نگار کربن آلی کل با استفاده از داده‌های ژئوشیمیایی

و پتروفیزیکی توسط شبکه عصبی مصنوعی در میدان نفتی آزادگان، " پژوهش نفت، دوره ۲۵، جلد ۸۵، شماره ۲، صفحات ۱۰۰-۱۱۰، ۱۳۹۴.

[۲۴]. امیری بختیار ح.، تلمه دره ای ع.، شایسته م.، حیدری فرد م. ح. و طالبی ح.، "تخمین میزان مواد آلی (TOC) و بررسی نفت زایی سازند پاینده در میادین نفتی اهواز و مارون: با استفاده از روش $\log R \Delta$ "، پژوهش نفت، دوره ۲۱، شماره ۶۸، صفحات ۸۱-۷۱، ۱۳۹۰.