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

زیبا حسینی[۱]، اسداله محبوبی*[۱] 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

تشخیص و ارزیابی سنگ منشأ، امری مهم در مراحل اکتشافیِ پروژه‌های صنعت نفت است. مقدار ماده آلی، اغلب تحت عنوان کل محتوی کربن آلی (TOC)[۱] بیان شده و به‌صورت درصد وزنی سنگ گزارش می‌شود. مقدار کل کربن آلی یک رسوب 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.

*مسؤول مکاتبات
آدرس الکترونیکی mahboubi@um.ac.ir

1. Total Organic Carbon

Archive of SID
www.SID.ir

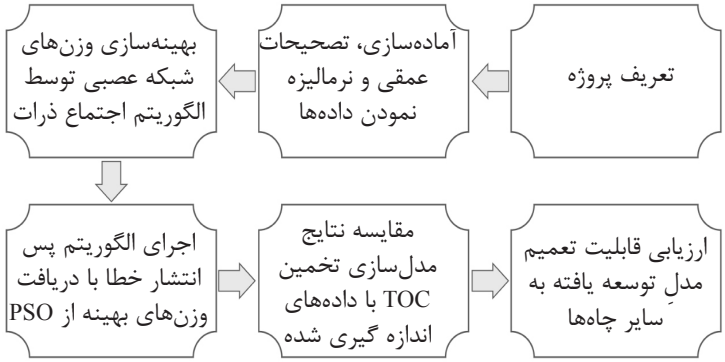
امـا در بسـیاری از چاه‌هـا تعـداد نمونه‌هـای مغـزه در دسـترس محـدود بـوده و امـکان ایـن آنالیـز بـرای تمامـی اعمـاق چاه‌هـا به‌طـور پیوسـته وجـود نـدارد. امـروزه، بـا اسـتفاده از روش‌هـای هوشـمند می‌تـوان بـا سـرعت و دقـت قابـل قبولـی مقـدار کل کربـن آلـی و سـطح بلـوغ حرارتـی سـنگ‌های منشـأ را بـه دسـت آورد. مطالعـات اخیـر بیانگـر ایـن مطلـب اسـت کـه اسـتفاده از شـبکه‌های هوشـمند هیبریـدی نسـبت بـه هـر نـوع روش هوشـمند جداگانـه‌ای نتایـج بهتـری ارائـه داده و در زمینـه پژوهش‌هـای نفـت کارآمدتـر اسـت [۳-۷]. در روش‌هـای هوشـمند از داده‌هـای پتروفیزیکـی یـا لرزه‌نـگاری کـه اطلاعـات در دسترسـی هسـتند و به‌طـور پیوسـته در تمامـی طـول چـاه تهیـه می‌شـوند، اسـتفاده می‌شـود. ایـن شـبکه‌ها قـادر هسـتند بـا طراحـی قواعـد پیچیـده داخلـی، ارتباطـی نزدیـک بیـن داده‌هـای چاه‌پیمایـی و TOC برقـرار نماینـد و بـه ایـن طریـق بـه پیش‌بینـی TOC در چاه‌هـای فاقـد مغـزه بپردازنـد. از مطالعـات مرتبـط بـا پیشـینه ایـن پژوهـش به‌طـور گسـترده در مراجـع [۸ و ۹] اشـاره شـده اسـت. در سـال‌های اخیـر، تـان و همکارانـش [۱۰] یـک ماشـین بـردار پشـتیبان را بـا روش $\Delta \log R$ در تخمیـن TOC مقایسـه نمـوده و تأییـد نمودنـد کـه روش‌هـای هوشـمند کارایـی بهتـری از مدل‌هـای تجربـی دارنـد. کومـار و سـینها [۱۱] محتـوی کل کربـن آلـی را در اکتشـافات شـیل گازی بـه کارگرفتـه و بـرای ایـن منظـور از ترکیـب خوشـه‌بندی بـا آنالیـز رگرسـیون چندمتغیـره بهـره گرفتنـد. طباطبائـی و همکارانـش [۴] و حسـینی و همکارانـش [۹] روش‌هـای ترکیبـی از دو سیسـتم هوشـمند الگوریتـم کلونـی مورچـه- شـبکه عصبـی و الگوریتـم ژنتیـک- شـبکه عصبـی را بـرای بـرآورد مقـدار کل کربـن آلـی پیشـنهاد دادنـد. نتایـج حاصـل تحقیقـات آنهـا نشـان داده اسـت کـه روش‌هـای هیبریـدی عملکـرد بهتـری از هـر یـک از مدل‌هـای جداگانـه دارنـد. در ایـن راسـتا، پژوهـش حاضـر سـعی دارد یـک روش هیبریـدی مـدرن را در تخمیـن محتـوی کل کربـن آلـی مـورد ارزیابـی قـرار دهـد. روش هیبریـدی بهینه‌سـازی اجتمـاع ذرات- الگوریتـم پـس انتشـار خطـا کـه مـدل PSO-BP [۱] خوانـده می‌شـود، تاکنـون در ارزیابـی ژئوشـیمیایی سـازندها مـورد اسـتفاده قـرار نگرفته اسـت. در ایـن روش وزن‌هـای یـک شـبکه عصبـی، توسـط الگوریتـم اجتمـاع ذرات بهینه‌سـازی می‌شـود. ایـن تکنیـکِ ادغام‌سـازی، از همگرایـی سـریع الگوریتـم پـس انتشـار خطـا در یـک بهینـه محلـی جلوگیـری می‌کنـد. بـرای طراحـی و توسـعه ایـن مـدل از داده‌هـای مرتبـط بـا سـه سـنگ منشـأ پابـده، گورپـی و کژدمـی مرتبـط بـا چهـار چـاه در میـدان نفتـی اهـواز اسـتفاده شـده اسـت. نتایـج حاصـل از ایـن پژوهـش می‌توانـد مـدل بهینـه‌ای را بـرای شبیه‌سـازی TOC در چاه‌هـای توسـعه‌ای ارائـه دهـد. همچنیـن جهـت شبیه‌سـازی تکامـل سـنگ‌های مـادر، بررسـی تاریخچـه نفت‌زایـی آنهـا در میـدان نفتـی اهـواز و تعمیـم آن بـه سـایر میادیـن نفتـی کاربـرد دارد.

روش پژوهش

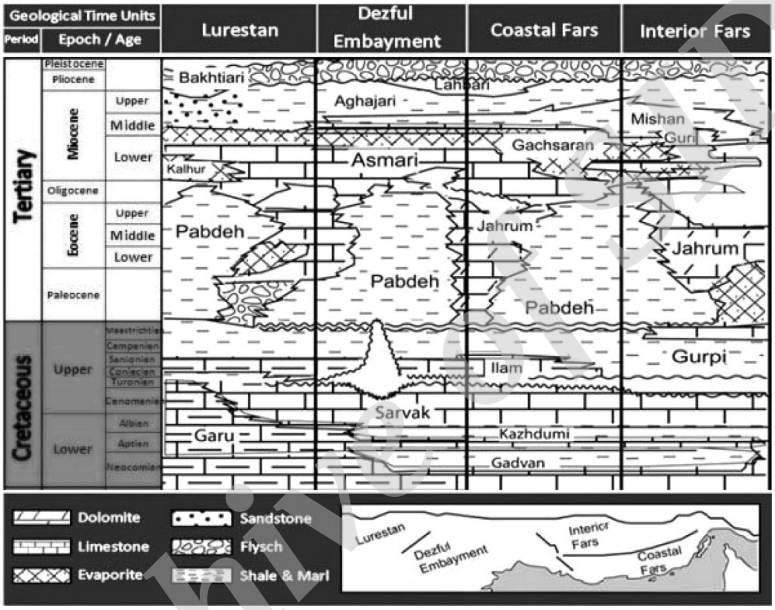
مطالعـه حاضـر دارای مراحـل مختلفـی می‌باشـد کـه ترتیـب انجـام آن در شـکل ۱ آورده شـده اسـت. جهـت تخمیـن پارامتـر ژئوشـیمیایی TOC در یـک میـدان نفتـی، اولیـن و اساسـی‌ترین مرحلـه، تهیـه یـک کاتالـوگ داده‌ای منظـم و جامـع اسـت. ایـن کاتالـوگ بایـد شـامل اطلاعـات آنالیـز راک- ایـول و داده‌هـای پتروفیزیکـی کلیـه چاه‌هـای مـورد مطالعـه باشـد. در مطالعـه حاضـر چهـار حلقـه چـاه در میـدان نفتـی اهـواز (چاه‌هـای شـماره ۵۵، ۶۱، ۶۷ و ۲۶۵) جهـت تخمیـن و بررسـی میـزان کل کربـن آلـی در سـنگ منشـأهای احتمالـی پابـده، گورپـی و کژدمـی انتخـاب شـدند. تطابـق چینه‌شناسـی ایـن سـازندها در شـکل ۲ آورده شـده اسـت. شـکل ۳ نیـز موقعیـت میـدان نفتـی اهـواز و چاه‌هـای مـورد مطالعـه را نشـان می‌دهـد. کاتالـوگ داده‌ای پژوهـش حاضـر توسـط شـرکت ملـی مناطـق نفت‌خیـز جنـوب تهیـه شـده اسـت. جهـت تحلیل‌هـای ژئوشـیمیایی مجموعـه داده‌هـای اولیـه تهیـه شـده، طـی مراحلـی آماده‌سـازی شـدند.

Archive of SID

www.SID.ir



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



شکل۲ 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]).

Archive of SID
www.SID.ir

در ایـن راسـتا عمـق صحیـح داده‌هـای پتروفیزیکـی و ژئوشـیمیایی براسـاس روابـط بیـن آنهـا به‌طـور دقیـق بررسـی شـده اسـت. مقدارهـای ناصحیـح و بی‌معنـی یـا داده‌هـای تکـراری حـذف شـده و بـرای جلوگیـری از Over parametering نیـز پارامترهـای غیرضـروری پتروفیزیکـی در مدل‌سـازی لحـاظ نشـده‌اند. کل داده‌هـای حـذف شـده بـه لحـاظ پـردازش آمـاری بایـد کمتـر از ۱۰ ٪ کل مجموعـه داده‌هـا باشـد، کـه ایـن نکتـه در پژوهـش حاضـر به‌طـور اصولـی رعایـت شـده اسـت. داده‌هـای پتروفیزیکـی متـداول کـه در پژوهش‌هـای مختلـف ارتبـاط مثبـت بیـن آنهـا و مقادیـر TOC اثبـات شـده اسـت شـامل چهـار نـگاره گامـا، مقاومـت، صوتـی و نوتـرون اسـت [۴ و۱۴]. بـازه اعماقـی کـه داده‌هـای پتروفیزیکـی و ژئوشـیمیایی مـورد اسـتفاده قـرار گرفتنـد در جـدول ۱ بـرای هـر چـاه آورده شـده اسـت. روابـط خطـی بیـن نگاره‌هـای پتروفیزیکـی بـا TOC در پژوهـش حاضـر نیـز بررسـی شـده اسـت. گرچـه شـبکه‌های عصبـی قـادر بـه تشـخیص روابـط غیرخطـی پیچیـده نیـز هسـتند، امـا به‌طـور تجربـی هنگامـی کـه ارتبـاط خطـی بیـن داده‌هـای ورودی بـا خروجـی برقـرار باشـد مدل‌هـای هوشـمند توانایـی بهتـری را نشـان می‌دهنـد. در داده‌هـای میـدان نفتـی اهـواز تأثیرگـذاری خطـی نـگاره گامـا ۴۹ ٪، نـگاره نوتـرون ۵۰ ٪، نـگاره صوتـی ۴۲ ٪ و نـگاره مقاومـت ۹ ٪ بـرآورد شـده اسـت (شـکل۴). تطابـق ایـن نگاره‌هـا در پژوهـش حاضـر نشـان می‌دهـد کـه هـر چهـار نـگاره تأثیرگـذاری خطـی مثبتـی دارنـد و شـبکه‌های هوشـمند می‌تواننـد بیـن آنهـا و مقادیـر TOC ارتباطـی خطـی یـا غیرخطـی را پیش‌بینـی نماینـد. امـا نگاره‌هـای گامـا، نوتـرون وصوتـی ارتبـاط نزدیک‌تـری بـا مقادیـر کل کربـن آلـی داشـته و ایـن ارتبـاط بـرای داده‌هـای نـگاره مقاومـت ضعیف‌تـر اسـت. ایـن نکتـه می‌توانـد بیانگـر ایـن مطلـب باشـد کـه لحـاظ سـه نـگاره گامـا، نوتـرون و صوتـی در مدل‌سـازی ژئوشـیمیایی میـدان نفتـی اهـواز بـا اسـتفاده از هـر نـوع سیسـتم هوشـمندی ضـروری اسـت. حـذف داده‌هـای مقاومـت شـاید به‌طـور جزئـی توانایـی مدل‌هـای خطـی را در ایـن میـدان کاهـش داده ولـی حـذف هـر یـک از ایـن سـه نـگاره (گامـا، نوتـرون و صوتـی) احتمـالاً می‌توانـد توانایـی تخمیـن TOC را تـا حـد زیـادی تحـت تأثیـر قـرار دهـد. پـس از آماده‌سـازی، کلیـه کاتالـوگ منظـم شـده بـرای اجـرا و ارزیابـی بهتـر مـدل، نرمال‌سـازی می‌شـوند. نرمال‌سـازی داده‌هـا در ایـن پژوهـش بـا اسـتفاده از روش لاروس [۱۵] مطابـق معادلـه ۱ انجـام شـده اسـت. بـرای نرمال‌سـازی داده‌هـا بـازه [H،L] معـادل [۰،۱] انتخـاب گردیـد. ایـن بـازه بـرای نرمال‌سـازی داده‌هـا مرسـوم‌تر اسـت.

$$X^* = m_i - b \quad (۱)$$

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

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

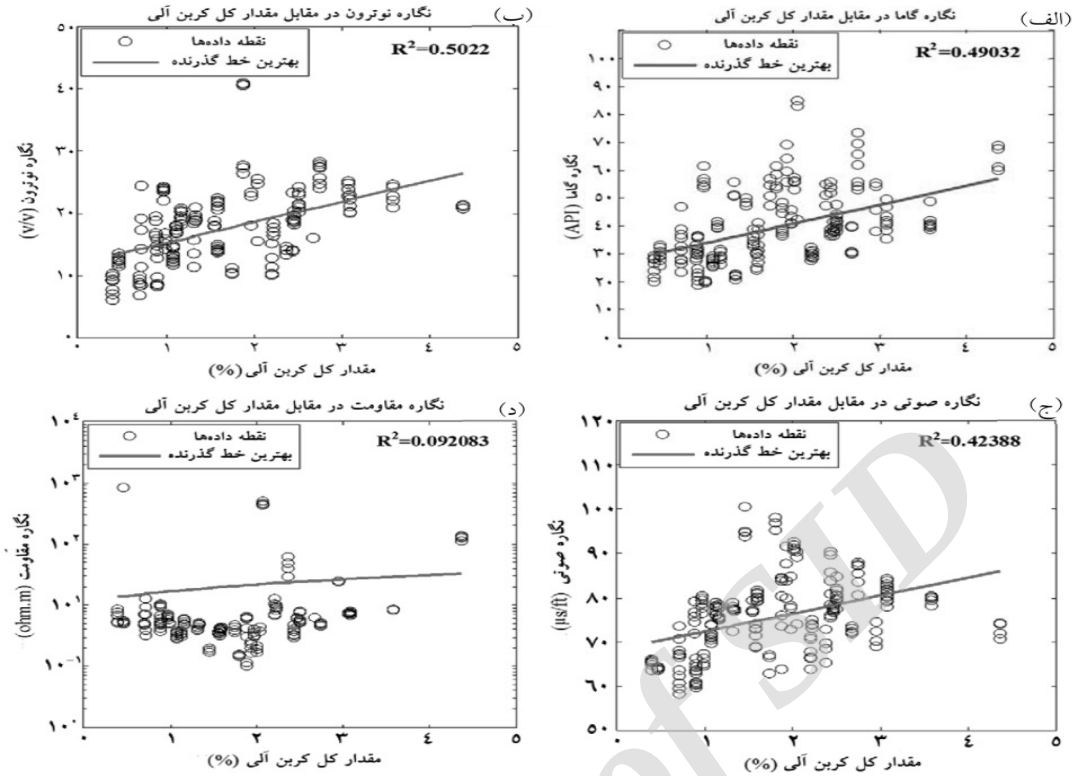
در ایـن رابطـه X^* متغیـر نرمال‌سـازی شـده و X_i متغیـر اصلـی اسـت. کل کاتالـوگ داده‌هـا ۲۵۶ ردیـف داده‌ای، شـامل ۴ نـگاره پتروفیزیکـی (گامـا، نوتـرون، صوتـی، مقاومـت) و همچنیـن مقادیـر TOC حاصـل از آنالیـز راک- ایـول دارد. از ایـن دسـته داده‌هـا، داده‌هـای سـه چـاه ۵۵، ۶۱ و ۲۶۵ بـا مجمـوع ۱۸۳ داده بـرای سـاخت مـدل انتخـاب شـدند. کل داده‌هـای چـاه شـماره ۶۷ نیـز کـه تعـداد ۷۳ داده را شـامل می‌شـود، بـرای ارزیابـی مـدل (تسـت و صحت‌سـنجی) لحـاظ گردیـد.

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

Archive of SID

www.SID.ir



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.

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.

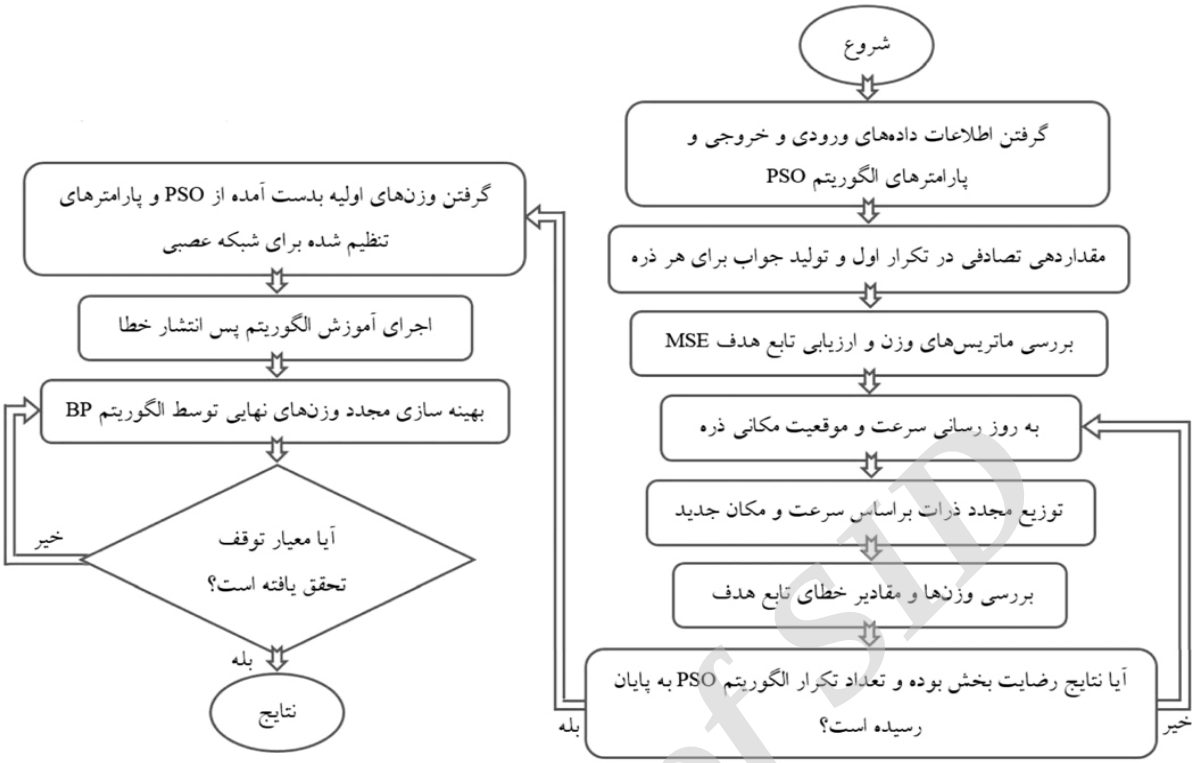
مدل‌سازی الگوریتم PSO-BP

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 به‌صورت 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 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. فلوچارت 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 به‌صورت میانگین مربعات خطا (MSE) تعریف می‌شود:

$$MSE = \sum_{i=1}^{N} \frac{1}{N} (TOC_{Real} - TOC_{Predicted})^2 \quad (۴)$$

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۵ نمودار گردش کار الگوریتم هیبریدی PSO-BP.

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 فلوچارت 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 مکرر بردار سرعت و مکان مطابق با دو رابطه ۵ و ۶ با مهارت به حرکت درمی‌آید تا به هدف برسد.

$$V_{id}^{k+1} = w \times V_{id}^{k} + C_1 \times rand_1 \times \left(p_{id} Best - Pst_{id}^{k}\right) + C_2 \times rand_2 \times \left(gBest - Pst_{id}^{k}\right) \quad (۵)$$

$$Pst_{id}^{(k+1)} = Pst_{id}^{k} + V_{id}^{(k+1)} \quad (۶)$$

در این معادلات، d=1, 2, …, D و i=1, 2, …, N است که D 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 [۰،۱] 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.

Archive of SID

www.SID.ir

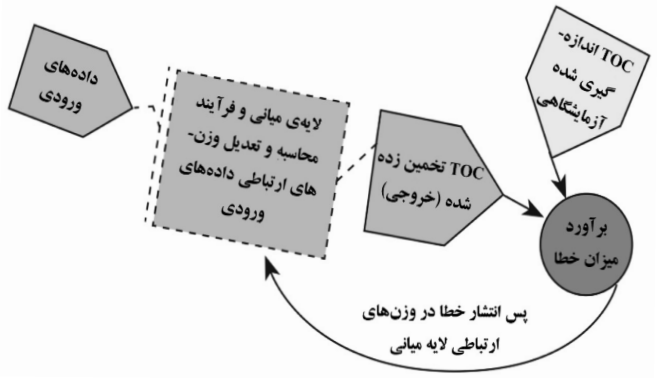
در این الگوریتم پیش‌فرضِ عوامل یادگیری در سرعت ذره (C_1 و C_2) برابر ۲ بوده است و این مقدار عمومیت نیز دارد، اما کارلیسل و دوزایر در سال ۲۰۰۱ [۱۶] و ترونگوو در سال ۲۰۱۲ [۱۷] اثبات نمودند که مقدار پارامتر شناختی (C_1) بزرگتر از پارامتر اجتماعی (C_2) در بروزرسانی سرعت ذرات از این الگوریتم منجر به نتایج بهتری می‌شود. از میان جفت مقادیر بهینه معرفی شده در این مطالعات، مقادیر C_1 و C_2 به ترتیب برابر ۲/۸ و ۱/۳ انتخاب شده است، که این به دلیل نتایج بهتر برای تنظیم کدنویسی در پژوهش حاضر است. w اینرسی وزنی[1] 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.

$$w_k - w_{k-1} \times (1-\alpha) \qquad (۷)$$

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 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، به‌ترتیب 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.



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

1. Inertia Weight

Archive of SID
www.SID.ir

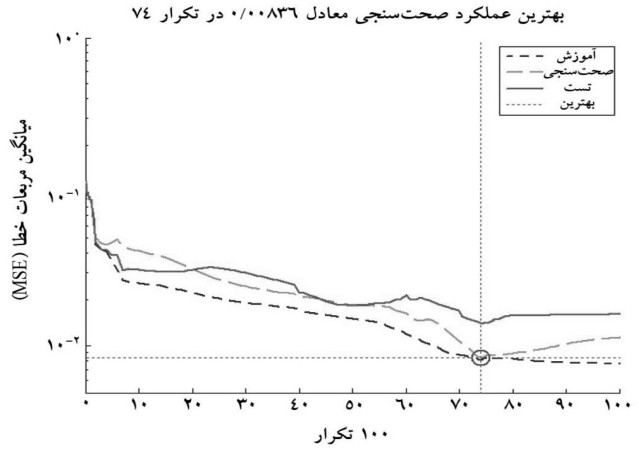
جستجوی اعداد برای پیدا نمودن نزدیک‌ترین ارتباط به مقادیر واقعی، در بازه [۳، ۳-] تنظیم شده است. شاخص‌های تنظیم شده از کد هیبریدی نوشته شده در جدول ۲ ارائه شده است. تعداد نرون‌های لایه پنهان در این پژوهش با استفاده از روش سعی و خطا برآورد شد. الگوریتم پس انتشار خطا وزن‌های بهینه پیدا شده توسط الگوریتم 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 مدل‌سازی ارائه می‌گردد. نتایجِ حاصل نشان می‌دهد که الگوریتم هیبریدی PSO-BP در مرحله آموزش میانگین مربعات خطایی معادل ۰/۰۰۸۱ در تخمین داده‌های نرمال‌سازی دارد شکل ۷. این مقدار در داده‌های واقعی (دی‌نرمالایز شده) میانگین مربعات خطایی معادل ۰/۰۳۴ محاسبه 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 ۹۵٪ است. در مرحله صحت‌سنجی و تست، برآورد TOC نرمالایز با میانگین مربعات خطایی به‌ترتیب معادل ۰/۰۰۸۳ و ۰/۰۱۰۶ انجام شده است شکل ۷. ضریب همبستگی در مراحل آزمایش مدل به ترتیب در داده‌های صحت‌سنجی ۹۱٪ و در داده‌های تست ۹۴٪ است شکل ۸. معیارهای سنجش مدل نشان می‌دهد که در نتیجه یک آموزشِ 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.

جدول ۲ تنظیم شاخص‌های اصلی الگوریتم هیبریدی PSO-BP.

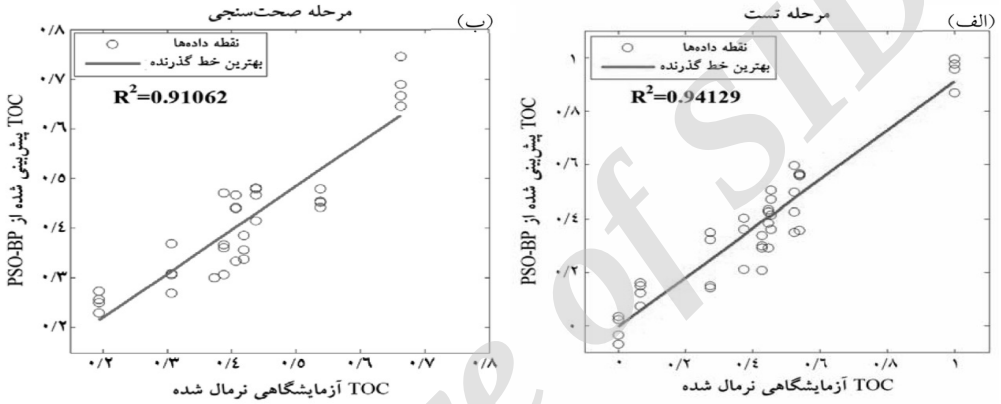
	شاخص‌ها	تنظیمات
الگوریتم اجتماع ذرات	(N): سایز اجتماع ذرات	۵۰۰
	(K): حداکثر تعداد تکرار الگوریتم PSO	۵۰
	(C_1): پارامتر شناختی در بروزرسانی سرعت ذرات	۲/۸
	(C_2): پارامتر اجتماعی در بروزرسانی سرعت ذرات	۱/۳
	(W_{max}): حداکثر اینرسی وزنی در تکرار اول	۱
	(α): ضریب کاهش اینرسی وزنی	۰/۰۵
	(W_{min}): حداقل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

Archive of SID

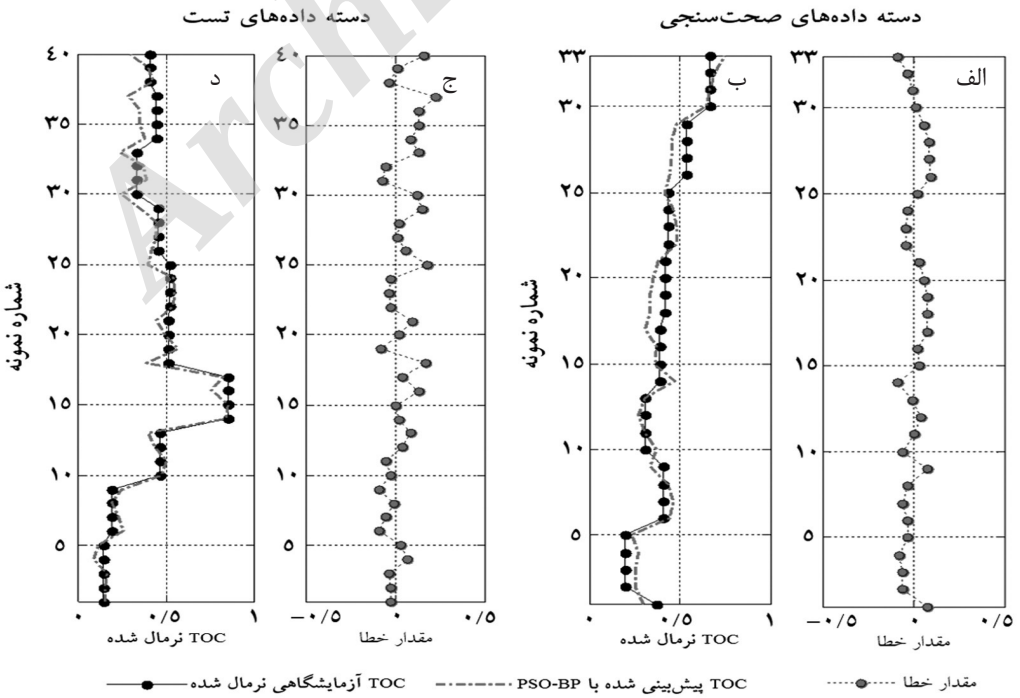
www.SID.ir



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 TOC 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.

Archive of SID

www.SID.ir

نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر، بررسی توانمندی روش هیبریدی PSO-BP در ساخت نگاره ژئوشیمیایی مد نظر بوده است. این روش یک مدل‌سازی 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 کژدمی 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 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.

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.

Archive of SID

www.SID.ir

[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.، *"به‌کارگیری 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 CO_2 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 LogRΔ 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*

Archive of SID

www.SID.ir

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.، تلما دره‌ای ع.، شایسته م.، حیدری فرد م.ح. و طالبی ح.، *"تخمین میزان مواد آلی (TOC) و بررسی نفت‌زایی سازند پابده در میادین نفتی اهواز و مارون: با استفاده از روش "log R Δ"،"* پژوهش نفت، دوره ۲۱، شماره ۶۸، صفحات ۸۱-۷۱، ۱۳۹۰.

Archive of SID

www.SID.ir