

نگرشی بر گستره روش‌های تخمین مقدار کل کربن آلی، از روابط تجربی تا محاسبات هوشمند ترکیبی

زیبا حسینی*، دانشگاه فردوسی مشهد • سجاد قره‌چلو، دانشگاه تهران

اطلاعات مقاله

تاریخ ارسال نویسنده: ۹۵/۱۲/۱۵
تاریخ ارسال به داور: ۹۶/۱۲/۱۲
تاریخ پذیرش داور: ۹۶/۰۴/۱۴

واژگان کلیدی:

مقدار کل کربن آلی، روابط تجربی، سیستم‌های هوشمند، داده‌های پتروفیزیکی

چکیده

محتوی کل کربن آلی (TOC) یک پارامتر حیاتی در ارزیابی ژئوشیمیایی سنگ‌های منشأ و پتاسیل هیدروکربن زائی آنهاست. با این وجود، به دلیل عدم وجود مغزه و خرده‌های حفاری برای چاه‌های قدیمی و هزینه‌های بالای حاصل از آنالیزهای ژئوشیمیایی، غالباً اندازه‌گیری‌های محدودی از نمونه در دسترس است. روش‌های بسیاری برای برآورد این پارامتر مهم، با توجه به سایر اطلاعات در دسترس و مقرون به صرفه، گسترش یافته است. یکی از این روش‌ها استفاده از بعضی نگاره‌های چاه‌پیمایی می‌باشد که تغییرات آنها با مقدار کل کربن آلی در ارتباط است. در این مقاله مجموعه روش‌های معمول برای تخمین مقدار کل کربن آلی با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی شرح داده شده و نتایج حاصل از مطالعات مختلف در آن تحلیل شده است. روش‌های مورد بحث شامل سه روش تجربی، سیستم هوشمند جداگانه و سیستم‌های هوشمند ترکیبی هستند. از مهمترین روابط تجربی، روش $\Delta \log R$ است که امروزه روش‌های هوشمند نسبت به این تکنیک قدیمی مناسب‌تر بوده و کاربرد بیشتری دارند. سیستم‌های هوشمند، ابزار قدرتمندی هستند که بدون دانستن هیچ قاعده‌ای از روابط بین داده‌های پتروفیزیکی و ژئوشیمیایی قادر به تخمین مقدار کل کربن آلی می‌باشند. این تکنیک‌ها در ترکیب با خوشه‌بندی و یا در ادغام با یکدیگر قادر به برآورد مقدار کل کربن آلی با دقت بسیار بالاتر خواهند بود. همچنین در لیتولوژی‌های بسیار ناممکن نیز کاربردی هستند.

مقدمه

تفسیر اطلاعات حاصل از داده‌های پتروفیزیکی پرداختند. از این میان می‌توان به مطالعات مهمی اشاره کرد [۱-۶] که از نگاره گاما (GR) برای شناسایی سنگ‌های غنی از مواد آلی استفاده کرده‌اند. این نگاره در مقابل ماده آلی قرائت بیشتری را نشان می‌دهد. اشموکر و هستر [۷] استفاده از نگاره چگالی (RHOB) را برای این منظور پیشنهاد دادند. نگاره چگالی (RHOB) در مقابل بازه‌های دارای مواد آلی مقدار کمتری را نشان می‌دهد. دلنباخ و همکاران [۸] روشی به نام $I-x$ ابداع کردند که پارامتر حاصل از این روش با میزان غنی‌شدگی ماده‌ی آلی ارتباطی خطی داشت. میر و ندرلف [۹] روشی معرفی کردند که در آن از نگاره‌های مقاومت (LLD)، چگالی (RHOB) و صوتی (DT) استفاده شد. این روش قادر است سنگ‌های منشأ و غیرمنشاء را از یکدیگر تمیز دهد، اما مقدار کمی غنی‌شدگی آلی را ارائه نمی‌کند. مندلسون و توکسوز [۱۰] مجموعه نگاره‌های تخلخل (صوتی، چگالی و نوترون) و گاما را به کار گرفتند. آنها از معادلات میانگین حجم خطی بین نگاره‌ها استفاده کرده و حجم ماده آلی را محاسبه نمودند. هرون [۱۱] در روشی مشابه نگاره نوترون را برای محاسبه حجم اکسیژن سازند به کار گرفت. اما هیچ‌یک از این روش‌ها نمی‌توانستند مقادیر کمی TOC را در سازند مورد مطالعه محاسبه کنند و روش کاملی برای

مقدار کل کربن آلی (TOC) یکی از مهمترین پارامترهای ژئوشیمیایی در بررسی‌های اکتشافی صنعت نفت محسوب می‌شود. افزایش مقدار TOC احتمالاً نشان‌دهنده‌ی غنای سنگ منشأ و کاهش آن نشان‌دهنده‌ی فقر گسترش سنگ منشأ نسبت به مواد آلی است. تاکنون روش‌های متنوعی برای تخمین مقدار TOC در یک سازند معرفی شده‌اند که دامنه‌ای از روش‌های آزمایشگاهی، تجربی تا سیستم‌های هوشمند را در بر می‌گیرد. مهمترین روش آزمایشگاهی در برآورد TOC، اندازه‌گیری آزمایشگاهی از نمونه‌های مغزه، سنگ و خرده‌های حفاری توسط پیرولیز Rock-Eval است. آزمایش‌های ژئوشیمیایی با این دستگاه، هزینه‌بر است و در صورت پایین بودن مقدار TOC، لیتولوژی سنگ بر نتایج آنالیز تأثیر می‌گذارد. از طرفی نمونه‌های مغزه و خرده‌های حفاری فقط در تعداد محدودی چاه و برای اعماق خاصی وجود دارند. بنابراین تخمین مقدار TOC با استفاده از یک روش سریع و با صرف هزینه کم یکی از اهداف پژوهش‌های اکتشاف نفت به حساب می‌آید. در این راستا، محققان زیادی در خصوص رابطه بین داده‌های ژئوشیمیایی و پتروفیزیکی تحقیق کردند. چراکه داده‌های پتروفیزیکی برخلاف داده‌های ژئوشیمیایی در دسترس بوده و در چاه‌های حفاری شده، در اعماق پیوسته تهیه می‌شوند. اولین پژوهش‌ها در این زمینه به

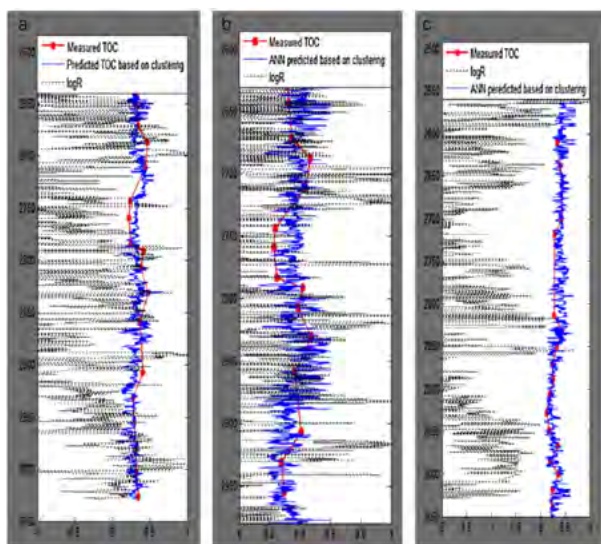
شود. بنابراین ابتدا یک روش پرکاربرد تجربی را شرح می‌دهیم. سپس روند پیشرفت تکنولوژی هوش مصنوعی را در صنایع نفت و گاز مورد بررسی قرار داده و برخی یافته‌های جدید در این زمینه را عنوان خواهیم نمود.

۲- پیش‌بینی TOC توسط روش $\Delta\text{Log R}$

روش $\Delta\text{Log R}$ از طریق برهم‌اندازی نگاره‌ها، میزان مواد آلی را تعیین نموده و بلوغ آن را بررسی می‌نماید. نگاره‌های مورد استفاده ترکیبی از نگاره‌های مقاومت و تخلخل می‌باشند. در واقع هر سه نگاره تخلخل یعنی نوترون (NPHI)، چگالی (RHOB) و صوتی (DT) به ماده آلی با اندیس هیدروژن بالا پاسخ می‌دهند. بنابراین هر سه نگاره قابل استفاده بوده و می‌توانند برای تأیید نتایج عملکرد یکدیگر به کار روند. اما با توجه به تأثیر شدید محیط چاه بر نگاره‌های نوترون و چگالی و عدم حساسیت نگاره صوتی به محیط چاه، استفاده از نگاره صوتی نتیجه مطلوب‌تری را ارائه می‌نماید. رابطه (۱) جدایش ما بین نگاره‌های تخلخل و مقاومت ($\Delta\text{Log R}$) را در راستای تخمین نشان می‌دهد:

$$\Delta \text{Log R} = \text{Log}_{10}(R/R_{\text{base}}) - k(P - P_{\text{base}}) \quad (1)$$

در این رابطه، R میزان مقاومت و P میزان تخلخل یک نگاره صوتی، دانسیته و یا نوترونی است. P_{base} و R_{base} ، مقادیر تخلخل و مقاومت قرائت شده در محل خط پایه (baseline) هستند. خط پایه با ترکیب



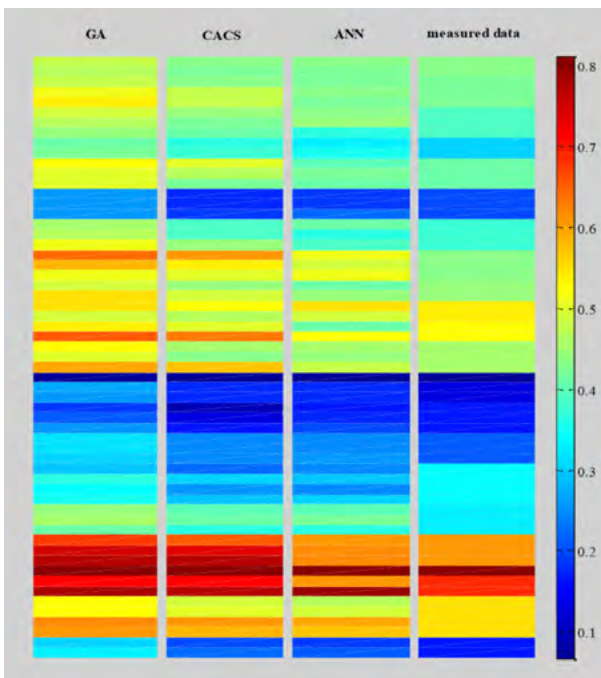
شکل ۱ | مقایسه‌ای بین داده‌های واقعی حاصل از پیرولیز Rock-Eval، روش و شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر آنالیز خوشه‌بندی [۱۹]. نمودار قرمز رنگ نشان‌دهنده مقادیر TOC اندازه‌گیری شده توسط آنالیز ژئوشیمیایی در سه چاه مختلف است. نمودار مشکی نتایج پیش‌بینی TOC حاصل از روش را نشان می‌دهد که تفاوت گسترده‌ای را با مقادیر واقعی دارد. نمودار آبی‌رنگ نیز TOC برآورد شده از داده‌های پتروفیزیکی بر اساس روش ترکیبی شبکه عصبی با خوشه‌بندی می‌باشد که هم‌خوانی قابل‌توجهی با TOC حاصل از پیرولیز Rock-Eval دارد.

توصیف پتانسیل هیدروکربن‌زایی یک سازند به‌شمار نمی‌آیند. از این میان پسی و همکارانش [۱۲]، روشی به نام $\Delta\text{Log R}$ ابداع کردند که از برهم‌اندازی نگاره‌های تخلخل و مقاومت استفاده کرده، بازه‌های منشاء را شناسایی و کل کربن آلی را محاسبه نمودند.

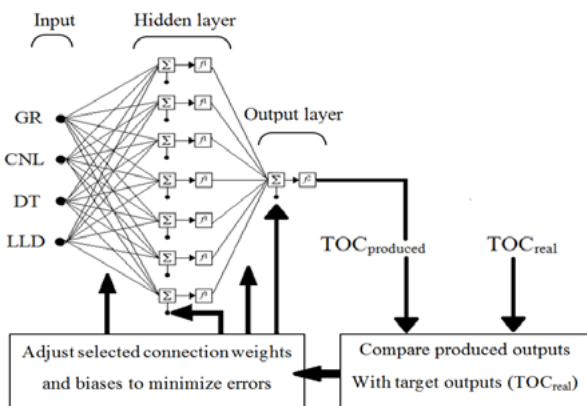
در مقابل روش‌های تجربی، روش‌های هوشمند قرار دارند که امروزه کاربرد گسترده‌ای را به خود اختصاص داده‌اند. این روش‌ها الگوریتم‌هایی قوی برای محاسبات عددی پیچیده هستند که توسط هوش انسانی طراحی شده‌اند. از جمله‌ی این تکنیک‌ها می‌توان به شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم کلونی مورچه، الگوریتم اجتماع ذرات و ... اشاره نمود. این روش‌ها در مواردی که مدل‌سازی ریاضی امکان‌پذیر نیست، به کار می‌روند. روش‌های هوشمند نقش پررنگی در حل مشکلات پتروفیزیکی ناشی از اکتشاف و بهره‌برداری هیدروکربن‌ها مانند نفت و گاز ایفا می‌کنند. دلیل رشد روزافزون این روش‌ها، کاهش هزینه‌های اقتصادی و افزایش صحت نتایج به‌دست آمده است. در این زمینه، کمالی و میرشادی [۱۳] از روش عصبی-فازی جهت تخمین TOC از داده‌های پتروفیزیکی بهره گرفته و نتایج حاصل از آن را با تکنیک $\Delta\text{Log R}$ مقایسه نمودند.

کدخدائی و همکارانش [۱۴، ۱۵] با ابداع یک کمیته‌ی ماشین^۲ حاصل از عملکرد سیستم‌های هوشمند به تخمین TOC پرداختند. عبدی‌زاده [۱۶] یک الگوریتم ژنتیک با معادلات خطی و غیرخطی را با $\Delta\text{Log R}$ مقایسه نمود، که نتایج نشانگر عملکرد بهتر الگوریتم ژنتیک بود. تان و همکارانش [۱۷] نیز اثبات نمودند که یک ماشین بردار پشتیبان^۳ کارایی بهتری نسبت به روش $\Delta\text{Log R}$ دارد. سپس علیزاده و همکارانش [۱۸] و سفیداری و همکارانش [۱۹] از ترکیب آنالیز خوشه‌بندی^۴ با شبکه عصبی مصنوعی برای رسیدن به این هدف بهره گرفتند. کومار و سینها [۲۰] محتوی کل کربن آلی را در اکتشافات شیل گازی به کار گرفته و برای این منظور از ترکیب خوشه‌بندی با آنالیز رگرسیون چندمتغیره استفاده نمودند. عبدی‌زاده و همکارانش [۲۱] دو روش الگوریتم ژنتیک و خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی را برای تفسیر دقیق تر زون‌های غنی در ماده آلی و رخساره‌های آلی ۵ چاه در میدان نفتی اهواز مورد بررسی قرار دادند. حسینی و همکارانش [۲۲] نیز یک سیستم کلونی مورچه مبتنی بر آنالیز خوشه‌ای را برای تخمین TOC پیشنهاد نمودند. در نهایت مطالعات اخیر توسط طباطبائی و همکارانش [۲۳] و نیز حسینی و همکارانش [۲۴] نشان داد روش‌های هیبریدی الگوریتم کلونی مورچه - شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی عملکرد بهتری از هر یک از مدل‌های جداگانه دارد. امروزه با استفاده از ترکیب روش‌های هوشمند، دقت شبیه‌سازی افزایش یافته و بنابراین مدل‌های هوشمند ترکیبی اهمیت بیشتری در محاسبات دارند. مهمترین برتری مدل‌های هوشمند نسبت به روش‌های سنتی، کاربرد این روش‌ها در مخازن ناهمگن و در مساحت گسترده‌ای از یک میدان نفتی است. در این پژوهش، مروری بر هر یک از روش‌های استفاده شده در تخمین TOC و چگونگی کاربرد آنها خواهیم داشت تا ایده‌هایی جدیدتر در راستای نگرشی روشن، اتخاذ

بنابراین اگر اندازه جمعیت ۱۰۰ تعیین شود، در هر تکرار ۱۰۰ راه حل جدید پیدا شده و تعداد ۱۰۰ MSE محاسبه خواهد شد که بهترین MSE راهنمای تغییر در جمعیت است. فرق اصلی در الگوریتم کلونی مورچه با الگوریتم ژنتیک در داشتن حافظه و پارامترهای کنترلی کمتر می باشد. الگوریتم کلونی مورچه بهترین راه حل از کل تکرارها را در حافظه دارد، اما الگوریتم ژنتیک فقط بهترین راه حل ها از تکرار آخر را ذخیره می نماید. همچنین الگوریتم کلونی مورچه تنها یک پارامتر کنترلی دارد که تعداد مورچه است، اما پارامترهای تنظیمی برای الگوریتم ژنتیک بسیار متنوع هستند.



شکل ۲ | تطابق TOC واقعی نرمالایز شده با TOC برآورد شده از سیستم کلونی مورچه پیوسته (CACS)، الگوریتم ژنتیک (GA) و شبکه عصبی مصنوعی [۲۵] (ANN).



شکل ۳ | مدل شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده جهت تخمین TOC با نمایی از هفت نرون در لایه پنهان [۲۵].

نگاره های مقاومت و هر یک از نگاره های تخلخل در یک بازه شیلی فقیر از مواد آلی تشکیل می شود. با استفاده از معادله (۲) که بر اساس مرجع [۱۲] بوده، میزان TOC محاسبه می شود. LOM در این رابطه نشانگر سطح بلوغ ماده آلی است.

$$TOC = \Delta \text{Log } R * 10^{(2.297 - 0.1688 * \text{LOM})} \quad (2)$$

مطالعات اخیر بیانگر عملکرد خیلی بهتر شبکه های هوشمند نسبت به روش $\Delta \text{Log } R$ بوده اند. به طوری که روش ترکیبی شبکه عصبی با آنالیز خوشه ای نتایج بسیار بهتری را نسبت به $\Delta \text{Log } R$ در طول اعماق سه چاه از میدان پارس جنوبی نشان می دهد (شکل-۱).

۳- تخمین TOC با الگوریتم های بر پایه جمعیت و شبکه عصبی مصنوعی

از متداول ترین الگوریتم های بر پایه جمعیت می توان سه الگوریتم ژنتیک، الگوریتم کلونی مورچه و الگوریتم اجتماع ذرات یا پرندگان را نام برد. دو الگوریتم اول در مطالعات تخمین TOC در مراجع [۱۶ و ۲۵] با استفاده از دو معادله ی پیشنهادی به صورت خطی طبق رابطه (۳) و به صورت غیرخطی مطابق رابطه (۴) به کار گرفته شده اند. سیستم های هوشمند همانطور که گفته شد، سعی در برقراری یک رابطه بین داده های پتروفیزیکی و داده ژئوشیمیایی دارند. بنابراین الگوریتم ژنتیک و الگوریتم کلونی مورچه با تغییر شاخص های جمعیت در مرحله ی آموزش مدل سعی در یافتن ضرایب معادلات (۳) یا (۴) می نمایند. سپس این ضرایب روی داده های پتروفیزیکی از چاه فاقد TOC در میدان مورد مطالعه لحاظ شده و ارزیابی و تفاسیر بر مبنای آن صورت می گیرد.

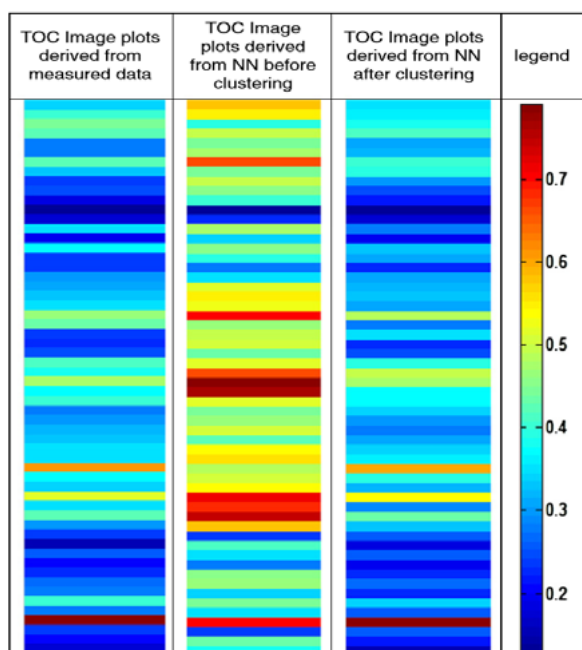
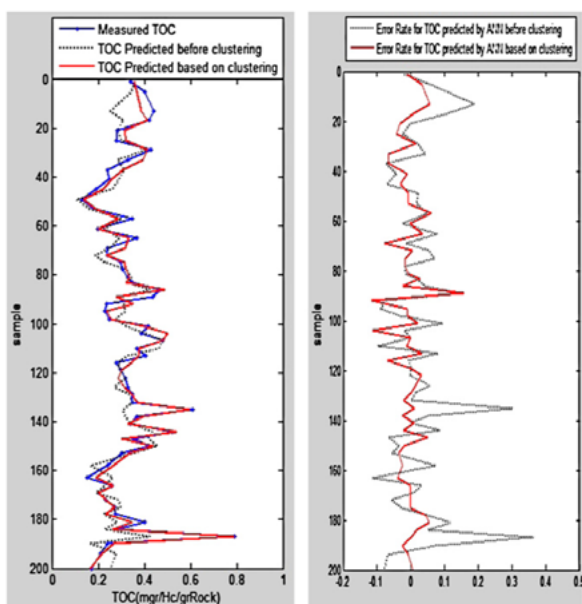
$$TOC_{predicted} = \alpha_1 * GR + \alpha_2 * DT + \alpha_3 * CNL + \alpha_4 * LLD + \alpha_5 \quad (3)$$

$$TOC_{predicted} = \alpha_1 * GR^{\beta_1} + \alpha_2 * DT^{\beta_2} + \alpha_3 * CNL^{\beta_3} + \alpha_4 * LLD^{\beta_4} + \alpha_5 \quad (4)$$

در اینجا، $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ ضرایب وزنی و $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ ضرایب نمایی برای داده های پتروفیزیکی به ترتیب شامل نگاره گاما (GR)، نگاره صوتی (DT)، نگاره نوترون (CNL) و مقاومت (LLD) هستند. α_5 نیز مقدار ثابت معادلات است. در این راستا، نگاره های دیگر نیز همچون نگاره چگالی، می توانند در معادلات لحاظ شوند.

در این الگوریتم ها، برای اینکه عملکرد هر یک از اجزای جمعیت بررسی شود و آنها به سمت مسیری بهینه تر در تکرار بعدی سوق یابند، در هر تکرار مقدار میانگین مربعات خطا (MSE) طبق معادله (۵) محاسبه می شود. MSE تابع هدف و معیاری برای کارایی مدل است که در اکثر مطالعات تخمین TOC با هر سیستم هوشمندی ارزیابی می شود.

K-Means اعمال شده‌اند و در هر دو حالت سبب بهبود نتایج اجرای یک سیستم هوشمند نسبت به قبل از اعمال خوشه‌بندی می‌شوند. نتایج حاصل از تخمین و شبیه‌سازی TOC با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی و مقایسه آن با ۲۰۰ آنالیز مغزه برای میدان پارس جنوبی در شکل ۴ آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، بعد از اعمال خوشه‌بندی دقت تخمین افزایش یافته است. مطالعات جامع‌تر در این زمینه نشان داده است که افزایش تعداد خوشه‌ها در صورتی که با کمبود داده مواجه نباشیم سبب افزایش ضریب اطمینان حاصل از برآورد TOC توسط سیستمی هوشمند می‌شود. همچنین اعمال مستقیم داده‌های عمق در این زمینه



۴ | مقایسه TOC واقعی نرمالایز شده با TOC برآورد شده از شبکه عصبی مصنوعی قبل و بعد از اعمال خوشه‌بندی [۱۹].

$$MSE = \sum_{i=1}^N \frac{1}{N} (TOC_{real} - TOC_{predicted})^2 \quad (5)$$

در این معادله MSE میانگین مربع خطا، N تعداد نمونه‌ها، TOC_{real} مقدار کل کربن آلی اندازه‌گیری شده توسط پیرولیز Rock-Eval و $TOC_{predicted}$ مقدار کل کربن آلی پیش‌بینی شده توسط سیستم هوشمند است.

مقایسه کاربرد الگوریتم کلونی مورچه، الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین TOC حاصل از سنگ منشأهای میدان نفتی اهواز در شکل ۲ آورده شده است. اگرچه ماهیت الگوریتم کلونی مورچه و الگوریتم ژنتیک در کاربرد معادلات (۳) و (۴) مشابه است، اما سیستم کلونی مورچه‌ی پیوسته (CACS) که در مرجع [۲۵] طراحی شده است، نتایج تا حدودی بهتر از الگوریتم ژنتیک ارائه داده و سرعت بیشتری در محاسبات دارد. طبق نتایج حاصل از همین پژوهش مدل غیرخطی با معادله‌ی (۴) کاربرد بهتری داشته است. همچنین شبکه عصبی مصنوعی مطابق شکل ۲- عملکرد رضایت بخش‌تری نسبت به الگوریتم‌های ژنتیک و کلونی مورچه داشته و به‌عنوان مدلی بهینه‌تر نسبت به این دو الگوریتم شناخته می‌شود. شبکه‌های عصبی در محاسبات تخمین TOC به‌طور متداول با یک لایه‌ی پنهان بوده و ساختار تعداد نرون در آنها با اعمال روش سعی و خطا برآورد می‌شود. اگرچه امروزه با استفاده از ترکیب الگوریتم‌ها نیز می‌توان تعداد نرون در لایه‌ی پنهان را به‌دست آورد، ولیکن تاکنون برای تخمین TOC از این نوع روش ترکیبی استفاده نشده است. الگوریتم پس‌انتشار خطا معمول‌ترین روش آموزشی نظارتی در شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت تخمین TOC می‌باشد. در این الگوریتم ورودی‌ها به شبکه انتقال یافته و خطای بین خروجی مطلوب شبکه با خروجی پیش‌بینی شده از مجموعه داده‌های پتروفیزیکی مقایسه می‌شود. میزان خطا در این نوع شبکه به عقب منتقل شده و بر اساس آن وزن‌ها در ماتریس‌های وزنی ساختار شبکه و در طول شماری از تکرارها، تعدیل می‌گردد. آموزش زمانی متوقف می‌شود که مقدار خروجی پیش‌بینی شده بیشترین نزدیکی را به خروجی اندازه‌گیری شده توسط آنالیزهای دستگاهی داشته باشد [۲۶]. در راستای تنظیم وزن‌ها توابع انتقال و فعالیت اعمال می‌شوند. معمول‌ترین تابع انتقال بین لایه ۱ و ۲ برای زمانی که نرمال‌سازی داده‌ها بین ۱- تا ۱ است، تابع TANSIG و برای زمانی که نرمال‌سازی بین ۰ تا ۱ است، تابع LOGSIG می‌باشد. تابع انتقال برای لایه ۲ به ۳ برای شبیه‌سازی TOC نیز به‌طور معمول PURELIN انتخاب شده است. شکل ۳- نمونه‌ای بهینه از یک ساختار شبکه عصبی طراحی شده برای تخمین TOC را نشان می‌دهد.

۴- سیستم‌های هوشمند ترکیبی

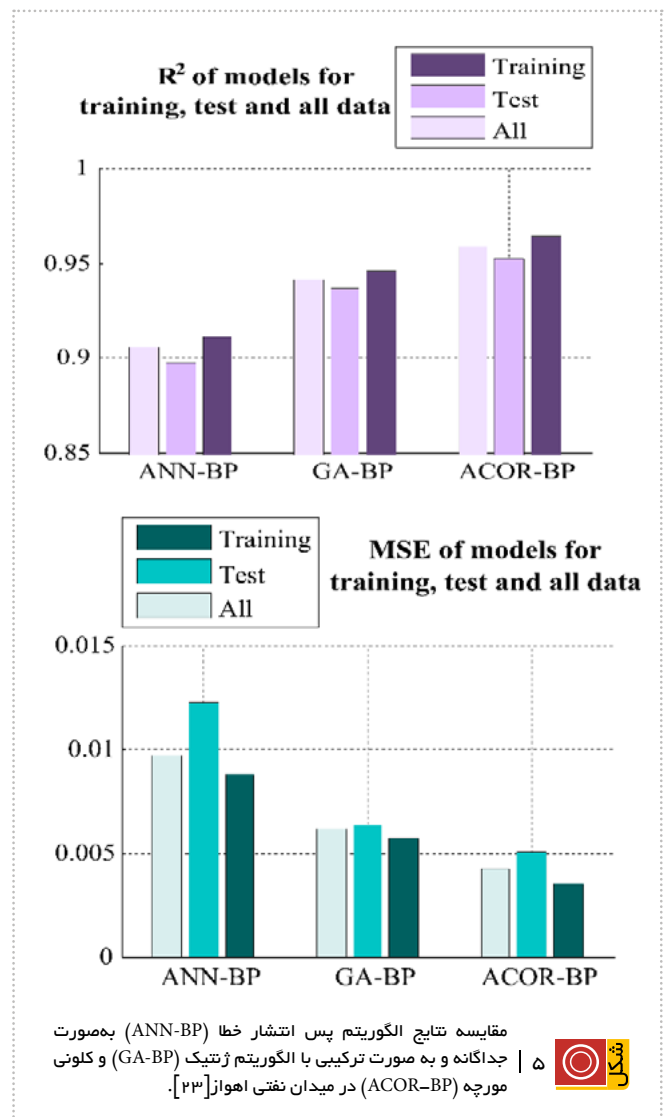
سیستم‌های هوشمند ترکیبی که در مطالعات اخیر مطرح شده‌اند، یا با اعمال الگوریتم خوشه‌بندی و اجرای یک سیستم هوشمند بوده [۱۸-۲۲] و یا حاصل ادغام دو سیستم هوشمند با هم هستند [۲۳ و ۲۴]. الگوریتم‌های خوشه‌بندی در مطالعات اخیر به دو صورت سلسله‌مراتبی و یا الگوریتم

اصلی اتصال دو الگوریتم این است که می توان از مزایای هریک از آنها برای غلبه بر ضعف دیگری استفاده نمود. در مرجع [۲۳] تنظیم وزن های اولیه شبکه عصبی بر عهده الگوریتم ژنتیک و یا الگوریتم کلونی مورچه گذاشته می شود. تمام مدل های شبکه عصبی تا حدودی از عدم قطعیت رنج می برند و ممکن است در بهینه محلی به دام بیافتند. برای پرهیز از بهینه محلی و تسریع در همگرایی است که ترکیب الگوریتم پس انتشار خطا با این دو الگوریتم (الگوریتم ژنتیک و الگوریتم کلونی مورچه) ارائه شده است. الگوریتم پس انتشار خطا در ارائه نتیجه بهینه محلی توانا و در پیدا نمودن بهینه مطلق ضعیف است. در حالی که دو الگوریتم دیگر در اکتشاف جواب مطلق توانا ولی در استخراج آن بسیار کند هستند. ترکیب الگوریتم ژنتیک یا الگوریتم کلونی مورچه با یک الگوریتم پس انتشار خطا برای تنظیم وزن ها و بایاس های اولیه شبکه عصبی سبب افزایش قدرت اکتشافی مدل تخمین TOC شده و توانایی الگوریتم پس انتشار خطا را تا حدود زیادی افزایش می دهد. R^2 که در شکل-۵ آورده شده است، همان ضریب همبستگی حاصل از TOC برآورد شده و TOC واقعی اندازه گیری شده است که به عنوان معیار دیگری برای کارایی مدل ارزیابی می شود.

نتیجه گیری

از بین روابط تجربی که برای تخمین TOC در سنگ منشأ به کار می رود، روش $\Delta \log R$ در گذشته کاربرد گسترده ای داشته است. این روش بر اساس دو پارامتر میزان مقاومت و میزان تخلخل به تخمین TOC می پردازد و قادر نیست از تعداد زیادی از نگاره های پتروفیزیکی که ارتباط خوبی با مقادیر TOC دارند، استفاده نماید. از جمله اشکالاتی که بر روش های تجربی وارد است عدم کارایی آنها در تخمین کمی TOC با دقتی قابل قبول است. اما امروزه سیستم های هوشمند در پیش بینی این پارامتر مهم با موفقیت های چشمگیری روبه رو بوده اند. سیستم های هوشمند قادر به درک روابط علت و معلولی پیچیده بین پارامترهای فیزیکی گوناگون و مقدار TOC هستند. شبکه های عصبی مصنوعی در این راستا عملکرد بهتری را نسبت به الگوریتم های بر پایه جمعیت نشان داده اند. این مسئله نشانگر ماهیت منعطف شبکه های عصبی مصنوعی است که در ساختار آنها رفتاری لجام گسیخته و غیرخطی وجود دارد و در مسائلی همچون مقوله ی پیش بینی به خوبی قابل استفاده می باشند. با پیشرفت این تکنولوژی در سال های اخیر مدل های ترکیبی مختلفی به خصوص مبتنی بر افزایش کارایی شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است. روش های ترکیبی الگوریتم کلونی مورچه- شبکه عصبی مصنوعی جدیدترین مدل هوشمند ارائه شده در تخمین TOC است. این روش حتی در صورت سنگ شناسی غیریکنواخت در سنگ منشأ های مختلف یک میدان نتایج بسیار خوبی ارائه داده است. روش های ترکیبی هوشمند بسیار قوی، مؤثر و ارزان بوده و همچنین سرعت بالاتری در محاسبات دارند. بنابراین توسعه آنها می تواند ضریب اطمینان حاصل از مطالعات اولیه اکتشاف نفت را افزایش دهد.

نیز منجر به ساخت خوشه های بهینه تری می گردد [۲۷]. بنابراین برای ساخت خوشه ها داده های پتروفیزیکی و داده های عمق لحاظ می شوند. جمع بندی نتایج مختلف در این زمینه تأکید کننده ی این مطلب است که خوشه بندی باعث ایجاد خوشه هایی با سنگ شناسی یکنواخت می گردد که در نتیجه ی آن سیستم های هوشمند در مقایسه با قبل از خوشه بندی (سنگ شناسی غیریکنواخت) با مقادیر خطای کمتر قادر به برآورد TOC است. در سال ۲۰۱۵، ادغام دو سیستم هوشمند الگوریتم ژنتیک (GA) و الگوریتم کلونی مورچه (ACO_R) با الگوریتم پس انتشار خطا (BP) توسط طباطبائی و همکارانش [۲۳] برای تخمین TOC در میدان نفتی اهواز به کار گرفته شده است. نتایج حاصل از پژوهش آنها نشان داده که مدل های هیبریدی نسبت به یک الگوریتم پس انتشار خطا که به صورت جداگانه طراحی شده است، عملکرد بهتری دارند و توانایی برآورد خیلی خوبی در سنگ شناسی غیریکنواخت نشان می دهند (شکل-۵). از بین مدل های هیبریدی طراحی شده نیز الگوریتم کلونی مورچه- شبکه عصبی قابلیت بهتر و سرعت بیشتری در شبیه سازی داشته است. علت



1- Neuro-Fuzzy technique
2- Committee Machine

3- Support-vector-regression machine

4- Clustering Analysis

منابع

- [1] Beers, R.F., 1945. Radioactivity and organic content of some Paleozoic shales. American Association of Petroleum Geologists Bulletin 26, 1-22.
- [2] Swanson, V.E., 1960. Oil yield and uranium content of black shales. United States Geological Survey Professional Paper 356-A, 1-44.
- [3] Schmoker, J.W., 1979. Determination of organic content of Appalachian Devonian shales from formation-density logs. American Association of Petroleum Geologists Bulletin 63, pp. 1504-1537.
- [4] Schmoker, J.W., 1981. Determination of organic-matter content of Appalachian Devonian shales from gamma-ray logs. American Association of Petroleum Geologists Bulletin 65, 2165-2174.
- [5] Fertle, H., 1988. Total organic carbon content determined from well logs. Society of Petroleum Engineers Formation Evaluation 15612, 407-419.
- [6] Hertzog, R., Colson, L., Seeman, B., O'Brian, M., Scott, H., Mckee, D., Wraight, P., Grau, J., Schweitzer, J. and Herron, M., 1989. Geochemical logging with spectrometry tools. Society of Petroleum Engineers Formation Evaluation 4, pp. 153-162.
- [7] Schmoker, J.W. and Hester, T.C., 1983. Organic carbon in Bakken Formation, United States portion of Williston Basin. American Association of Petroleum Geologists Bulletin 67, 2165-2174.
- [8] Dellenbach, J., Espitalie, J. and Lebreton, F., 1983. Source rock logging. Trans. 8th European SPWLA Symposium, paper D.
- [9] Meyer, B.L. and Nederlof, M.H., 1984. Identification of source rocks on wireline logs by density/resistivity and sonic transit time/resistivity cross plots. American Association of Petroleum Geologists Bulletin 68, 121-129.
- [10] Mendelson, J.D. and Toksoz, M.N., 1985. Source rock characterization using multivariate analysis of log data. In: Trans. SPWLA Ann. Logging Symposium 26, UU1-UU21.
- [11] Herron, S.L., 1987. A total organic carbon log for source rock evaluation. Log Anal. 28, 520-527.
- [12] Passey, Q.R., Creaney, S., Kulla, B., Moretti, F.J., and Stroud, J.D., 1990. A practical model for organic richness from porosity and resistivity logs. AAPG, Vol. 74, No. 12, pp. 1777-1794.
- [13] Kamali, M.R., and Mirshady, A. A., 2004. Total organic carbon content determined from well logs using $\Delta \log R$ and neuro fuzzy techniques. J Petrol Sci Eng, Vol. 45, pp. 141-148.
- [14] Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Rahimpour-Bonab, H. and Rezaee, M.R., 2008. A committee machine with intelligent systems for estimation of total organic carbon content from petrophysical data, Comput Geosci, Vol. 35, pp. 457-474.
- [15] Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Rezaee, M.R., and Rahimpour-Bonab, H., 2009. A committee neural network for prediction of normalized oil content from well log data: An example from South Pars Gas Field, Persian Gulf. J Petrol Sci Eng, Vol. 65, pp. 23-32.
- [16] عبدی زاده، ه.، ۱۳۹۰. ساخت لاگ های ژئوشیمیایی از نمودارهای چاه با استفاده از فناوری الگوریتم ژنتیک در میدان نفتی اهواز، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تبریز.
- [17] Tan, M., Song, X., Yang, X. and Wu, Q., 2015. 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, 26, pp.792-802.
- [18] Alizadeh B., Najjari S., and 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, pp. 261-269.
- [19] Sefidari, E., Kadkhodaie-Ilkhchi, A., and 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, pp. 190-205.
- [20] Kumar, A., and Sinha, S.K., 2013. Total organic carbon prediction for shale gas exploration using statistical clustering, multiple regression analysis. In 10th Biennial International Conference and Exposition, paper No. P293, 4 p.
- [21] عبدی زاده، ه.، کدخدائی، ع.، شایسته، م.، حیدری فرد، م. ح.، ۱۳۹۴. تعیین کل کربن آلی (TOC) و رخساره های آلی از داده های چاه پیمایی به کمک معادلات هوشمندانه مشتق شده و آنالیز خوشه ای: مطالعه موردی از میدان نفتی اهواز، جنوب غرب ایران. پژوهش نفت، شماره ۸۴، صفحات ۱۶۱-۱۷۲.
- [22] حسینی، ز.، کدخدائی، ع.، اصغری مقدم، ا.، ۱۳۹۴. شبیه سازی نگار ژئوشیمیایی با به کارگیری الگوریتم CACS مبتنی بر آنالیز خوشه بندی. پژوهش نفت، شماره ۸۲، صفحات ۱۵۶-۱۶۸.
- [23] Tabatabaei, S.M.E., Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Hosseini, Z., and Asghari Moghaddam, A.A., 2015. hybrid stochastic-gradient optimization to estimating total organic carbon from petrophysical data: A case study from the Ahwaz oilfield, SW Iran. J Petrol Sci Eng, Vol. 127, pp. 35-43.
- [24] حسینی، ز.، کدخدائی، ع. و طباطبائی، م.ا.، ۱۳۹۴. به کارگیری مدل ترکیبی GA-BP جهت برآورد مقدار کل کربن آلی (TOC)، از داده های پتروفیزیکی. مجله زمین شناسی کاربردی پیشرفته، شماره ۱۵، صفحات ۴۰-۵۰.
- [25] حسینی، ز.، ۱۳۹۲. سنتز لاگ ژئوشیمیایی از داده های پتروفیزیکی با استفاده از بهینه سازی کلونی مورچه در میدان نفتی اهواز، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تبریز.
- [26] Bhatt A., and Helle H.B., 2002. Committee neural networks for porosity and permeability prediction from well logs, Geophysical Prospecting, Vol. 50, pp. 645-660.
- [27] حسینی، ز.، کدخدائی، ع. و طباطبائی، م.ا.، ۱۳۹۲. برآورد نگار ژئوشیمیایی با استفاده از الگوریتم ژنتیک مبتنی بر آنالیز خوشه بندی، دومین همایش مهندسی مخازن هیدروکربوری و صنایع بالادستی، تهران، ایران.