

# مقایسه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، $\Delta\text{LogR}$ و آنالیز خوشه‌ای برای ارزیابی مقدار کربن آلی در سازندهای محتوای هیدروکربن

سیروس قلی‌پور<sup>۱\*</sup>، علی کدخدایی<sup>۲</sup>، محمد مکی‌پور<sup>۱</sup> و امیررضا ابدی چالکسرای<sup>۱</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه زمین‌شناسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران  
<sup>۲</sup> دانشیار، گروه علوم زمین، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۰۳/۲۰ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۱۱/۱۴

## چکیده

محتوای کربن آلی کل یکی از متغیرهای مهم برای ارزیابی ژئوشیمیایی لایه‌های تولید کننده نفت و گاز است. در این مطالعه طی سه مرحله، محتوای کربن در سازندهای هیدروکربن‌دار با استفاده از داده‌های نگار ارزیابی شد. در مرحله اول با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی محتوای کربن آلی به دست آمد، در مرحله دوم با کمک روش محاسباتی  $\Delta\text{LogR}$  محتوای کربن آلی مورد ارزیابی قرار گرفت و در مرحله آخر داده‌های نگارهای چاه‌پیمایی به مجموعه‌ای از الکتروفاسیس‌ها تقسیم‌بندی شد که به این منظور از بهترین روش آنالیز خوشه‌ای، یعنی روش MRGC بهره گرفته شد. این روش بر پایه آزمون‌های ارزیابی خوشه‌ای بهترین روش برای خوشه‌بندی داده‌های پتروفیزیک در الکتروفاسیس‌های معین است. آنالیز خوشه‌ای یک بار برای داده‌های TOC حاصل از شبکه عصبی و یک بار برای داده‌های TOC حاصل از روش  $\Delta\text{LogR}$  صورت گرفت. نتایج نشان داد که سامانه‌های هوشمند نسبت به روش‌های قدیمی مبتنی بر روش  $\Delta\text{LogR}$  مناسب‌ترند و دقت بالاتری دارند. روش ارائه شده همراه با مثال موردی از میدان نفتی آزادگان ارائه شده است.

**کلیدواژه‌ها:** کربن آلی کل، شبکه عصبی مصنوعی، آنالیز خوشه‌ای،  $\Delta\text{LogR}$ ، داده‌های پتروفیزیک.

\*نویسنده مسئول: سیروس قلی‌پور

E-mail: sirous.gholipour@yahoo.com

## ۱- پیش‌نوشتار

سنگ‌های منشأ بیشتر شیل‌ها و سنگ‌آهک‌هایی هستند که مقادیر قابل توجهی ماده آلی دارند (Tissot & Welte, 1984). مقدار کل کربن آلی یکی از متغیرهای مهم در ارزیابی‌های ژئوشیمیایی سنگ‌های منشأ دارای هیدروکربن است. افزایش مقدار TOC احتمالاً نشان‌دهنده حضور سنگ منشأ و کاهش آن نشان‌دهنده کاهش گسترش سنگ منشأ است. پیرولیز راک‌ایول یکی از روش‌های استاندارد است که به صورت گسترده‌ای برای ارزیابی پتانسیل زایشی هیدروکربن مورد استفاده قرار می‌گیرد. با این وجود، آنالیزهای ژئوشیمیایی اغلب پرهزینه است. از این رو توسعه روشی سریع با هزینه کم برای پیش‌بینی داده‌های ژئوشیمیایی با درستی قابل قبول بسیار مهم است. از سوی دیگر داده‌های پتروفیزیک برای همه چاه‌های حفاری شده در یک میدان هیدروکربنی در دسترس است. در این زمینه پژوهشگران زیادی در خصوص رابطه میان داده‌های ژئوشیمیایی و پتروفیزیکي پژوهش کرده‌اند (Dellenbach et al., 1983). به دلیل پیچیدگی رابطه میان داده‌های ژئوشیمیایی و پتروفیزیکي، مطالعات اخیر روی سامانه‌های هوشمند مانند شبکه‌های عصبی متمرکز شده و نتایج قابل قبولی به دست آمده است. با گسترش محدوده داده‌ها میزان خطا در سامانه‌های هوشمند افزایش خواهد یافت. از این رو این مطالعه سعی می‌کند به وسیله روش‌های هوشمند مانند شبکه عصبی مصنوعی و آنالیز خوشه‌ای همراه با روش محاسباتی  $\Delta\text{LogR}$  میزان کل محتوای کربن آلی را ارزیابی کند.

مقاله‌های منشأ بیشتر شیل‌ها و سنگ‌آهک‌هایی هستند که مقادیر قابل توجهی ماده آلی دارند (Tissot & Welte, 1984). مقدار کل کربن آلی یکی از متغیرهای مهم در ارزیابی‌های ژئوشیمیایی سنگ‌های منشأ دارای هیدروکربن است. افزایش مقدار TOC احتمالاً نشان‌دهنده حضور سنگ منشأ و کاهش آن نشان‌دهنده کاهش گسترش سنگ منشأ است. پیرولیز راک‌ایول یکی از روش‌های استاندارد است که به صورت گسترده‌ای برای ارزیابی پتانسیل زایشی هیدروکربن مورد استفاده قرار می‌گیرد. با این وجود، آنالیزهای ژئوشیمیایی اغلب پرهزینه است. از این رو توسعه روشی سریع با هزینه کم برای پیش‌بینی داده‌های ژئوشیمیایی با درستی قابل قبول بسیار مهم است. از سوی دیگر داده‌های پتروفیزیک برای همه چاه‌های حفاری شده در یک میدان هیدروکربنی در دسترس است. در این زمینه پژوهشگران زیادی در خصوص رابطه میان داده‌های ژئوشیمیایی و پتروفیزیکي پژوهش کرده‌اند (Dellenbach et al., 1983). به دلیل پیچیدگی رابطه میان داده‌های ژئوشیمیایی و پتروفیزیکي، مطالعات اخیر روی سامانه‌های هوشمند مانند شبکه‌های عصبی متمرکز شده و نتایج قابل قبولی به دست آمده است. با گسترش محدوده داده‌ها میزان خطا در سامانه‌های هوشمند افزایش خواهد یافت. از این رو این مطالعه سعی می‌کند به وسیله روش‌های هوشمند مانند شبکه عصبی مصنوعی و آنالیز خوشه‌ای همراه با روش محاسباتی  $\Delta\text{LogR}$  میزان کل محتوای کربن آلی را ارزیابی کند.

۱-۲. سازند گدوان  
 سازند گدوان یک واحد آشکار شیلی در میان دو آهک خشن فهلیان (در زیر) و داریان (در بالا) است. برش الگوی این سازند در کوه گدوان در ۴۰ کیلومتری شمال خاوری شیراز به سترای ۱۲۰ متر، شامل تناوبی از شیل‌های خاکستری مایل به زرد یا سبز با میان‌لایه‌های خاکستری از سنگ‌آهک رسی و دارای خرده صدف است. بر پایه سنگواره‌های موجود، سن سازند گدوان نئوکومین بالایی تا آپتین است. سازند شیلی گدوان، سنگ‌پوش مخازن فهلیان را تأمین می‌کند و از مواد آلی نیز غنی است و در تولید نیز به عنوان سنگ مادر نقش دارد (آقاباتی، ۱۳۸۲).

۲-۲. سازند کژدمی  
 نام سازند کژدمی از قلعه کژدمی در فروافتادگی دزفول (در تنگ گورگورا؛ شمال گچساران) گرفته شده است که در محل برش الگو، ۲۳۰ متر شیل قبری خاکستری تیره و گاه سیاه رنگ و لایه‌هایی از سنگ‌آهک رسی تیره رنگ و مارن دارد. در هر حال، ۳۵ متر پایینی آن سرخ رنگ و اکسیده است و دانه‌های گلوکونیت را می‌توان تا ۱۰۰ متری مرز پایین آن دید. در این سازند، لایه‌های آهکی به‌ویژه در ۹۰ متر زیرین وجود دارد که زبانه‌هایی از سازند داریان است. این سازند، سنگ منشأ بسیار مهمی در حوضه رسوبی زاگرس است (آقاباتی، ۱۳۸۲).

## ۳- روش کار

### ۳-۱. شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی ترکیبی از مجموعه نورون‌هاست. نورون‌هایی مصنوعی که بسیار شبیه به نورون‌های زیستی کار می‌کنند. شبکه عصبی مصنوعی ورودی‌های زیادی با وزن‌های مختلف می‌گیرد و یک خروجی که به ورودی وابسته است تولید می‌کند (Callan, 1999). نورون‌های زیستی می‌توانند در حال برانگیزش باشند یا

## ۲- زمین‌شناسی و موقعیت میدان آزادگان

میدان نفتی آزادگان بزرگ‌ترین میدان نفتی ایران و یکی از بزرگ‌ترین میادین نفتی جهان است که در محدوده‌ای به گسترده‌گی ۲۰ در ۷۵ کیلومتر در ۸۰ کیلومتری باختر اهواز در منطقه دشت آبادان جای دارد. ظرفیت این میدان ۳۳ میلیارد بشکه برآورد شده بود ولی در سال ۸۷ لایه جدید نفتی با ظرفیت ۲/۲ میلیارد بشکه در این میدان کشف شد. میدان آزادگان بزرگ‌ترین میدان نفتی گسترش نیافته در جهان به شمار

هیدروکربن می‌شود. سپس مرحله اکسیدان آغاز می‌شود که طی آن نمونه تا دمای ۸۵۰ درجه سانتی‌گراد در یک اتمسفر مصنوعی سوزانده می‌شود تا همه کربن موجود در آن خارج شود (Behar et al., 2001). یکی از متغیرهایی که از این روش حاصل می‌شود و در این مطالعه از آن استفاده می‌شود TOC است که به صورت حاصل جمع کربن آلی پیرولیز شده و باقیمانده تعریف می‌شود. در این مطالعه ۱۴ نمونه مغزه TOC حاصل از پیرولیز راکتایول که در ژرفاهای مختلف از دو سازند شیلی کژدمی و سازند شیلی آهکی گدوان به دست آمده بودند مورد استفاده قرار گرفته است. جدول ۱ مقادیر TOC مربوط به نمونه‌های دو سازند کژدمی و گدوان را در ژرفاهای مختلف نشان می‌دهد.

#### ۴- روش کار و بحث

انتخاب درست نگارهای ورودی نقش مهمی در مدل تهیه شده برای شبکه عصبی و آنالیز خوشه‌ای ایفا می‌کند. مقایسه نشان می‌دهد که نگارهای تخلخل نوترون، صوتی، GR، CGR، SGR و توریم بیشترین همبستگی را با TOC دارند. به طور عموم اندیس هیدروژن در مواد آلی به دلیل بالا بودن محتوای هیدروژن بالاست. بنابراین تخلخل نوترون در بازه‌های غنی از مواد آلی افزایش می‌یابد. زمان انتقال صوت، تابعی از سنگ‌شناسی سازند، تخلخل و مدل توزیع سیال در سازند است (Schmoker, 1981). مقدار TOC با افزایش مقادیر DT، GR، CGR، SGR و توریم افزایش پیدا می‌کند (Meyer & Nederlof, 1984). مدل نگارهای ورودی برای شبکه عصبی و همچنین آنالیز خوشه‌ای شامل نگارهای بیان شده به همراه نگار پتاسیم هستند. از داده‌های TOC مغزه نیز به عنوان نگار ناظر استفاده شده است. شکل ۳ مدل نگارهای ورودی برای شبکه عصبی و آنالیز خوشه‌ای را نشان می‌دهد.

در مرحله بعد، همبستگی میان نگارهای ورودی و داده‌های کربن آلی کل (TOC) به دست آمده است که در شکل‌های ۴ تا ۱۰ می‌توان این نمودارهای متقاطع را همراه با ضریب همبستگی آنها دید.

بیشترین مقدار ضریب همبستگی داده‌های TOC همراه با نگار صوتی است که مقدارش ۵۸ درصد است و کمترین مقدار ۱۰ درصد است که نگار TOC همراه با نگار SGR است. در مرحله بعد، با استفاده از نگارهای ورودی و نگار ناظر به وسیله شبکه عصبی، داده‌های TOC مصنوعی برآورد شده است. پس از برآورد داده‌های TOC مصنوعی، با رسم نمودارهای متقاطع، مقادیر ضریب همبستگی داده‌های TOC تولید شده در برابر نگارهای ورودی به دست می‌آیند که در شکل‌های ۱۱ تا ۱۷ دیده می‌شوند.

ضرایب همبستگی در این نمودارها مقادیر بسیار خوبی را نشان می‌دهند که این خود کمک شایانی در برآورد نگار TOC می‌کند. ضرایب همبستگی برای بیشتر نمودارها بالای ۹۰ درصد است که می‌توان آن را عالی ارزیابی کرد. در مرحله بعد، میان مقادیر TOC واقعی و مقادیر TOC تولید شده توسط شبکه عصبی اعتبارسنجی برقرار شده است. برای آنها نموداری رسم شد و مقدار همبستگی میان آنها محاسبه شد. مقدار ضریب همبستگی میان این دو دسته داده ۷۱ درصد به دست آمد. نمودار و مقدار همبستگی میان این دو دسته داده را می‌توان در شکل ۱۸ دید.

در مرحله بعد، به وسیله آنالیز خوشه‌ای، الکتروفاسیس‌های مربوط به نگارهای پتروفیزیکی استخراج شده است. تعداد الکتروفاسیس‌هایی که به وسیله روش MRGC تعیین شده ۷ مورد بوده است که هر کدام مقادیر متفاوتی از کربن آلی داشته‌اند.

بیشترین مقدار کربن آلی مربوط به فاسیس شماره ۷ است که مقدار کربن آلی ۲/۲۹ بوده و با رنگ سرخ مشخص شده است. کمترین مقدار کربن آلی نیز مربوط به فاسیس شماره ۲ بوده که مقدار کربن آلی آن ۱/۱ است. به طور دقیق‌تر از روش آنالیز خوشه‌ای برای تعیین زون‌های ژئوشیمیایی با مقادیر مختلف کربن آلی استفاده

نباشند (وقتی یک نورون برانگیخته می‌شود ضربه علایم خروجی آن مقداری کمتر از ۱۰۰ هرتز است). وضعیت نسبی سلول‌ها در شبکه (تعداد و گروه‌بندی و نوع اتصالات آنها) را معماری شبکه گویند. در معماری یک شبکه تعداد لایه‌ها و اتصالات میان آنها مهم است. ورودی‌های شبکه با نام لایه‌های ورودی، خروجی‌های شبکه با نام لایه‌های خروجی و در صورت نیاز، لایه‌های میان این دو لایه پنهان نامیده می‌شوند (Al-Qahtani, 2000).

#### ۳-۲. آنالیز خوشه‌ای

تعیین الکتروفاسیس‌ها بر پایه شناسایی گروه داده‌هایی با ویژگی‌های یکسان در داده‌های حاصل از نگار انجام می‌گیرد. هدف از آنالیز خوشه‌ای تقسیم‌بندی مجموعه داده‌ها به گروه‌هایی مشخص بر پایه همانندی یا تفاوت میان گروه‌هاست که داده‌های موجود در هر گروه بیشترین همانندی را با یکدیگر و بیشترین تفاوت را با داده‌های موجود در گروه‌های دیگر دارند (Wardjr, 1963). آنالیز خوشه‌ای شامل ۳ مرحله به شرح زیر است:

- ۱) پیدا کردن همانندی یا اختلاف میان هر جفت از مشاهدات موجود در مجموعه داده‌ها.
  - ۲) گروه‌بندی کردن مشاهدات به صورت درخت خوشه‌ای پلکانی.
  - ۳) مشخص کردن محل برش روی درخت پلکانی.
- در این مطالعه از روش MRGC که بهترین روش در تفکیک الکتروفاسیس‌هاست، استفاده شده است. معرفی این روش به عنوان یک روش بهینه به دلیل چگونگی عملکرد آن است؛ چرا که این الگوریتم با روش‌های هوشمند، رخساره‌های الکتریکی (خروجی) را با توجه به داده‌های اولیه و محدود (ورودی) در هر چاه و بدون دخالت کاربر ارائه می‌کند. این در حالی است که در روش‌های AHC و SOM کاربرد با در نظر گرفتن یک سری متغیرها، تعداد فاسیس‌هایی را حدس می‌زند که به مقدار واقعی نزدیک باشد؛ سپس کاربر آنها را به نرم‌افزار ارائه کرده و نرم‌افزار با اطلاعات وارد شده توسط کاربر، الگوی پیشنهادی خود را معرفی می‌کند.

#### ۳-۳. روش ΔLogR

این روش از جدایش میان نگارهای مقاومت برای شناسایی و محاسبه TOC استفاده می‌کند. رابطه زیر مقدار جدایش میان نگارهای مقاومت و تخلخل را نشان می‌دهد:

$$\Delta \text{LogR} = \text{Log}_{10} \left( \frac{R}{R_{\text{baseline}}} \right) + K (P - P_{\text{baseline}})$$

در این رابطه R میزان مقاومت و P میزان تخلخل حاصل از نگارهای صوتی، نوترون و چگالی است.  $R_{\text{baseline}}$  و  $P_{\text{baseline}}$  بازه‌های غیر مخزنی هستند. سپس با استفاده از رابطه زیر میزان TOC محاسبه می‌شود:

$$\text{TOC} = \Delta \text{LogR} * 10^{(2.297 - 0.1688 * \text{LOM})}$$

LOM در این رابطه نشان‌دهنده سطح بلوغ ماده آلی است. مقدار LOM برابر ۷ مربوط به کروژنی است که نفت تولید خواهد کرد و LOM برابر ۱۲ نشانگر این است که ماده آلی در گذشته تولید هیدروکربن کرده و دیگر نمی‌تواند هیدروکربن تولید کند (Passey et al., 1998).

#### ۳-۴. پیرولیز راکتایول

پیرولیز راکتایول یکی از روش‌های استاندارد است که به صورت گسترده‌ای برای ارزیابی پتانسیل زایشی هیدروکربن مورد استفاده قرار می‌گیرد. نتایج حاصل از پیرولیز راکتایول توسط یک ریزپردازشگر محاسبه و نتایج به صورت فهرست‌ها و نگارهای ژئوشیمیایی ارائه می‌شود. نتایج حاصل از آنالیزها شامل شناسایی تعیین نوع ماده آلی، محاسبه پتانسیل باقیمانده در نمونه‌ها، محاسبه کربن آلی کل نمونه (TOC) و اندازه‌گیری بلوغ حرارتی است. در این روش در ابتدا ۵۰ تا ۷۰ میلی‌گرم از پودر هر نمونه طی مرحله پیرولیز در دمای ۳۰۰ درجه سانتی‌گراد به مدت ۳ تا ۴ دقیقه گرم‌شده می‌شود. سپس دمای کوره با یک برنامه دمایی ۲۵ درجه در دقیقه، تا دمای ۶۵۰ درجه بالا می‌رود، که این عمل سبب شکست حرارتی کروژن و تولید

سنگ‌شناسی سازند به آهک متمایل شود، دقت نتایج به دست آمده کمتر می‌شود. ولی شبکه عصبی مصنوعی و آنالیز خوشه‌ای نسبت به سنگ‌شناسی حساسیتی ندارند و دقت نتایج به دست آمده حاصل از این دو روش بالاتر است. در شکل ۲۴ همه مشاهدات حاصل از روش‌های بالا دیده می‌شود.

#### ۵- نتیجه‌گیری

در این مطالعه از ۳ روش شبکه عصبی مصنوعی، آنالیز خوشه‌ای و روش محاسباتی  $\Delta\text{LogR}$  استفاده شده است. می‌توان چنین نتیجه گرفت که شبکه عصبی مصنوعی و آنالیز خوشه‌ای دقت بالاتری نسبت به روش  $\Delta\text{LogR}$  دارند و نتایج به دست آمده از این روش‌ها به داده‌های  $\text{TOC}$  حاصل از روش پیرولیز راک‌ایول نزدیک‌تر است. همان‌گونه که در شکل ۲۳ دیده می‌شود داده‌های حاصل از روش شبکه عصبی به داده‌های حاصل از پیرولیز راک‌ایول نزدیک‌تر هستند و زون‌های ژئوشیمیایی تولید شده نیز دقت بالاتری دارند. داده‌های حاصل از روش  $\Delta\text{LogR}$  با توجه به اینکه با استفاده از نگارها به دست آمده‌اند، همخوانی خوبی با نگارهای مقاومت، صوتی و نوترون دارند؛ ولی  $\text{TOC}$  به دست آمده از این روش نزدیکی کمتری به  $\text{TOC}$ ‌های به دست آمده از روش راک‌ایول دارد. همچنین زون‌های ژئوشیمیایی تولید شده نیز از دقت کمتری برخوردارند. داده‌های به دست آمده از روش محاسباتی  $\Delta\text{LogR}$  بیشتر برای سنگ‌شناسی‌های رسی کاربرد دارند و هر چه سنگ‌شناسی به سوی کربناتی شدن پیش می‌رود از دقت آن کاسته می‌شود که علت آن ناهمگن بودن سنگ‌های کربناتی است. در کل می‌توان گفت که دقت روش‌های شبکه عصبی و آنالیز خوشه‌ای از روش محاسباتی  $\Delta\text{LogR}$  بالاتر است و داده‌های حاصل از آنها به داده‌های واقعی نزدیک‌ترند.

#### سیاسگزاری

در پایان از حمایت‌های شرکت مهندسی و توسعه نفت (متن) سپاسگزاری می‌شود.

شده است. از این راه به راحتی می‌توان مشخص کرد که در کدام ژرفا سنگ منشأ با محتوای کربن آلی بالاتر و در کدام ژرفا سنگ منشأ با مقدار کربن آلی کمتری وجود دارد. شکل ۱۹ این فاسیس‌ها را نشان می‌دهد.

در مرحله بعد با کمک روش محاسباتی  $\Delta\text{LogR}$  و از جدایش میان نگارهای صوتی و مقاومت مقادیر  $\text{TOC}$  به دست آمده است. جدول زیر مقادیر  $\text{TOC}$  به دست آمده از روش  $\Delta\text{LogR}$  را نشان می‌دهد. مقادیر به دست آمده در برخی نقاط عدد صفر را نشان می‌دهند که دلیل آن جدایش منفی  $\Delta\text{LogR}$  است.

در شکل ۲۰ نمودار میان داده‌های  $\Delta\text{LogR}$  و داده‌های  $\text{TOC}$  واقعی دیده می‌شود. مقدار ضریب همبستگی میان این دو دسته داده ۳۹ درصد به دست آمده است.

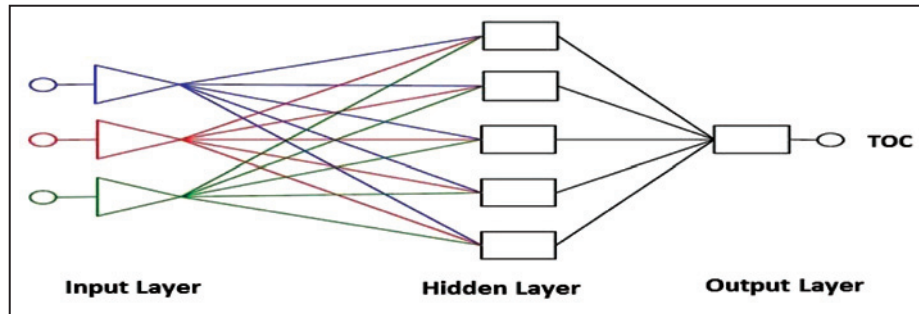
با کمک داده‌های  $\text{TOC}$  حاصل از روش  $\Delta\text{LogR}$  نیز نگار ژئوشیمیایی کربن آلی به وسیله شبکه عصبی برآورد و سپس با استفاده از آنالیز خوشه‌ای زون‌های ژئوشیمیایی نشان داده شده است. مقدار ضریب همبستگی میان داده‌های  $\text{TOC}$  که به صورت مصنوعی برآورد شده است، با داده‌های حاصل از روش  $\Delta\text{LogR}$ ، ۸۵ درصد به دست آمد که مقدار قابل قبولی است. این مقدار در شکل ۲۱ دیده می‌شود.

سپس به وسیله آنالیز خوشه‌ای MRGC و با کمک داده‌های حاصل از روش  $\Delta\text{LogR}$  نیز زون‌های ژئوشیمیایی تعیین شده‌اند. همانند مدل پیشین، بهترین فاسیس از دید تولید مواد آلی، فاسیس سرخ رنگ با شماره ۷ و ضعیف‌ترین فاسیس، فاسیس شماره ۲ است. شکل ۲۲ فاسیس‌های تولید شده از داده‌های  $\Delta\text{LogR}$  را نشان می‌دهد.

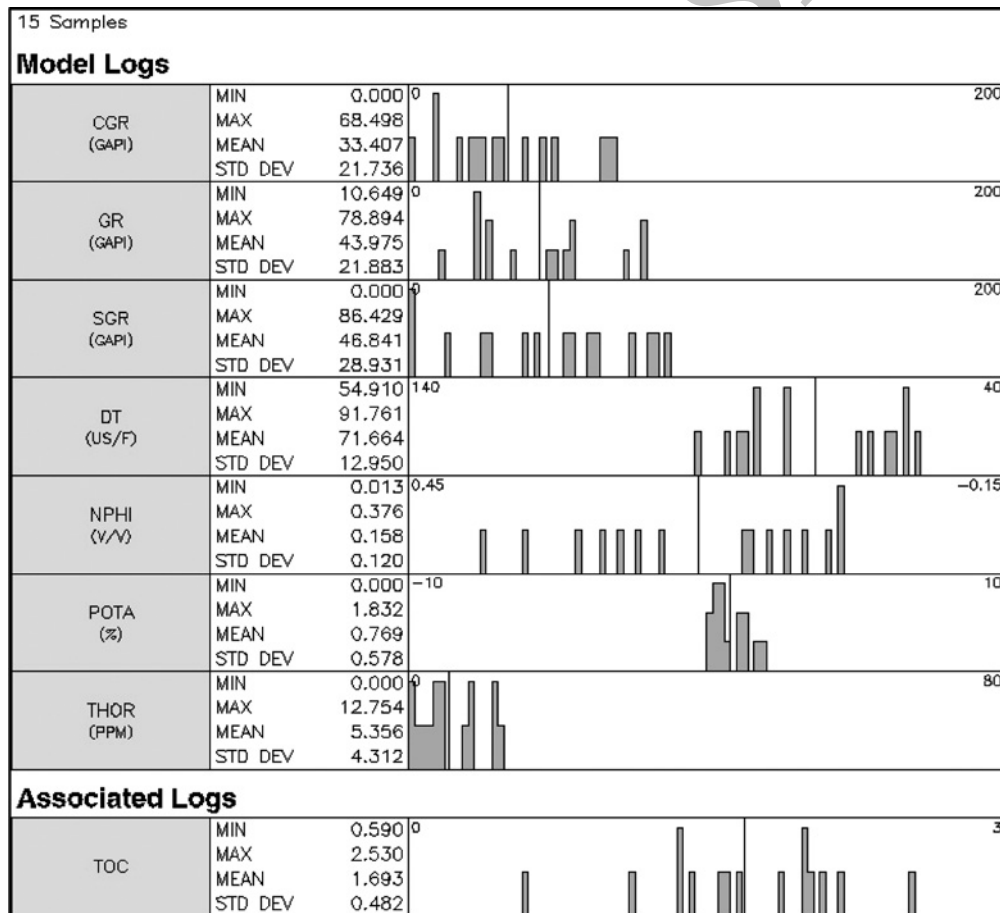
از مقایسه نتایج به دست آمده از سه روش بالا می‌توان گفت که نتایج به دست آمده از شبکه عصبی و آنالیز خوشه‌ای به داده‌های واقعی نزدیک‌تر هستند و دقت بالاتری نسبت به روش محاسباتی  $\Delta\text{LogR}$  دارند. به طور کلی  $\text{TOC}$ ‌های به دست آمده از روش شبکه عصبی نسبت به  $\Delta\text{LogR}$  دقیق‌تر هستند. حتی زون‌های ژئوشیمیایی تولید شده با کمک داده‌های  $\text{TOC}$  واقعی دقت بالاتری نسبت به زون‌های ژئوشیمیایی تولید شده با داده‌های  $\text{TOC}$  حاصل از روش  $\Delta\text{LogR}$  داشتند. روش  $\Delta\text{LogR}$  بیشتر برای سازندهای رسی طراحی شده و نسبت به سنگ‌شناسی حساس است و هر چه

Age and Thickness of Stratigraphic Unit in well AZN-1					
Time Unit			Lithologic Unit		Formation Depth (m)
Era	Series	Stage	Group	Formation	Of Rotary Table
TERT.	Miocene		Fars	Aghajari	Ground surface
				Gachsaran	1309
	Oligo-Miocene			Asmari	1775.5
				Pabdeh	2079
MEZozoic	Upper Cretaceous	Maastrichtian	Bange-stan	Upper Gurpi	2351
		Campanian		Tongue-Tarbur	2439
				Lower Gurpi	2492
	U. Cretaceous	Santonian		Ilam	2607
		Middel Cretaceous		Cenomanian	Lafan
	Albian			Sarvak	2697
		Lower Cretaceous		Aptian	Kazhdumi
	Neocomian			Darian	3537.5
					Gadvan
		Fahlian		4092	
	Garau	4357.5			
		Final Depth	4643		

Unconformity

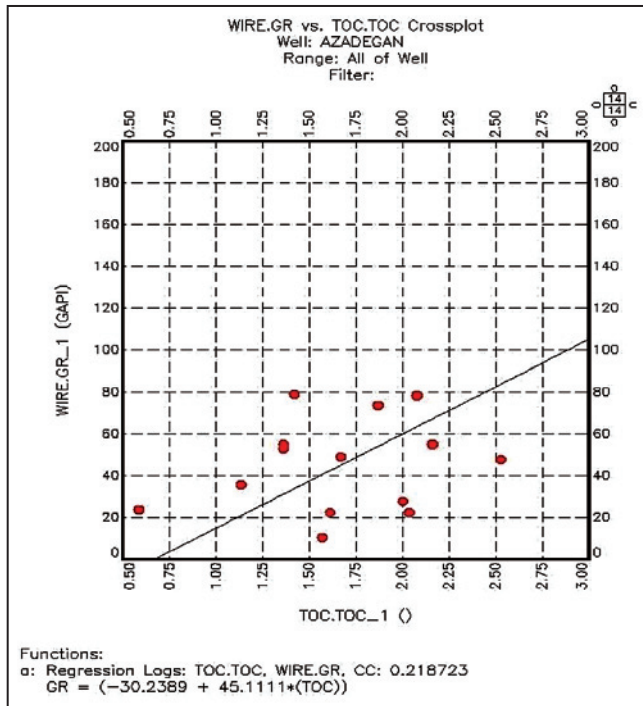


شکل ۲- شبکه عصبی مصنوعی بر پایه داده‌های ورودی و خروجی.

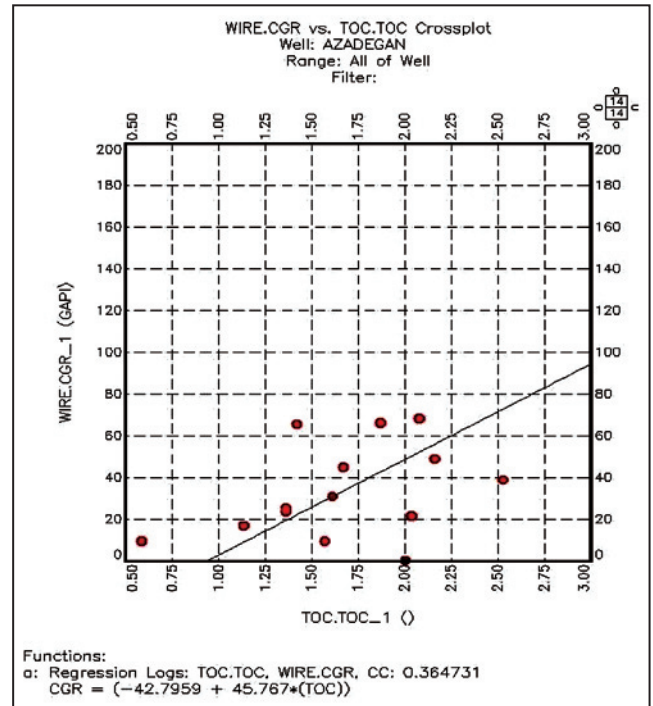


شکل ۳- مدل نگارهای ورودی برای شبکه عصبی.

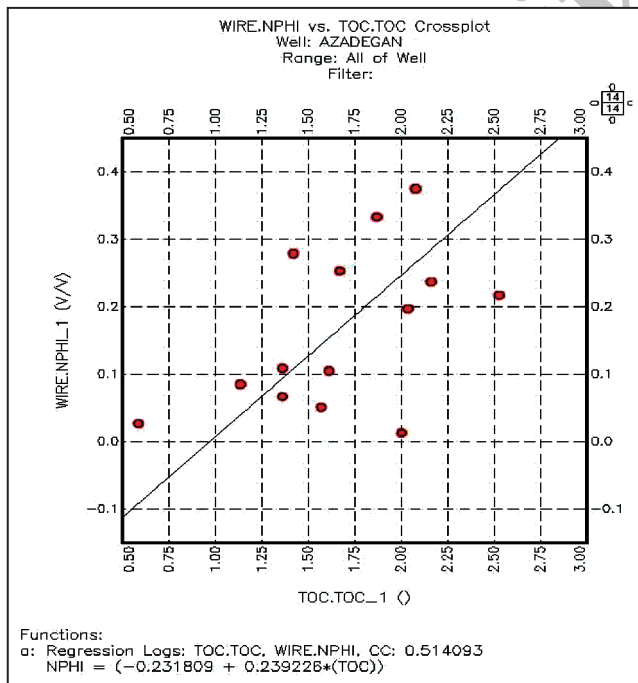




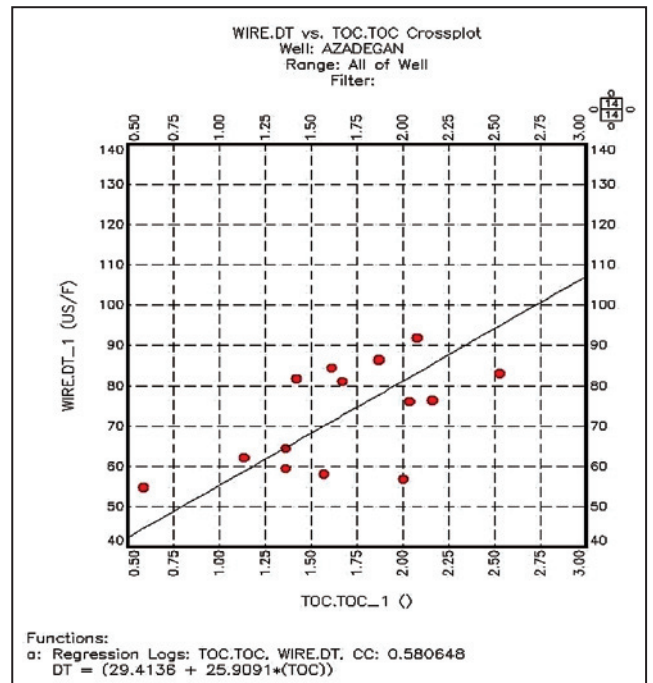
شکل ۵ - نمودار TOC در برابر نگار GR.



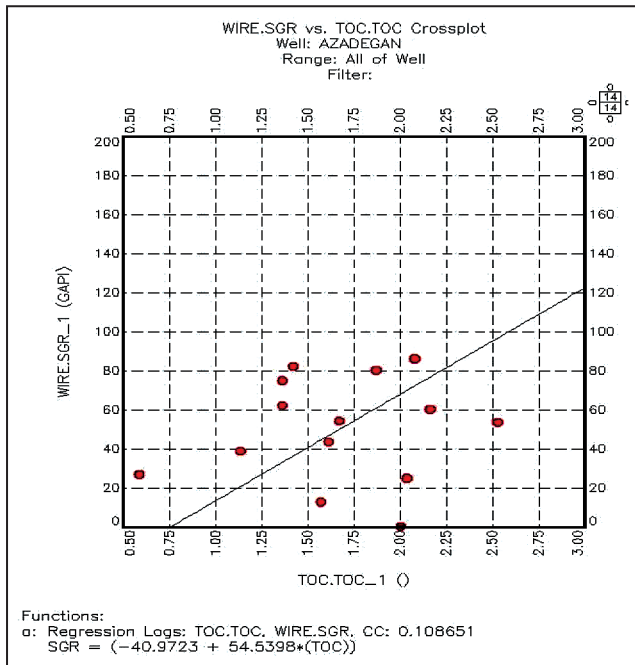
شکل ۴ - نمودار TOC در برابر نگار CGR.



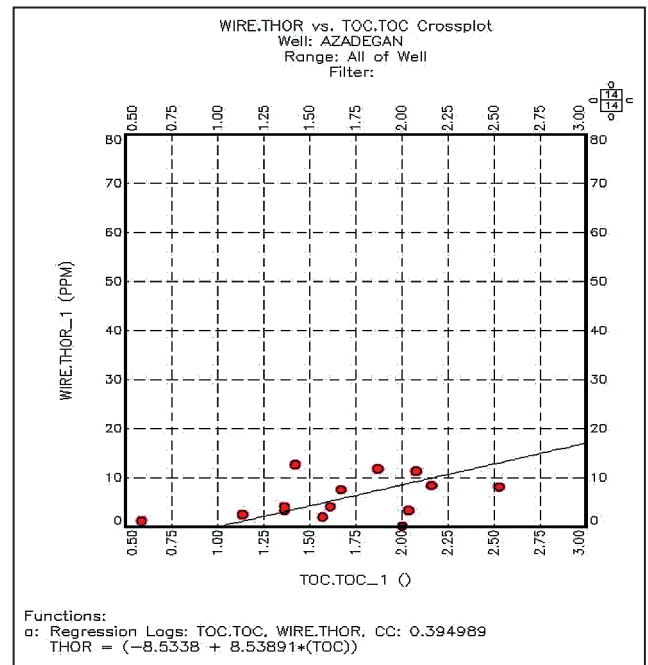
شکل ۷ - نمودار TOC در برابر نگار NPHI.



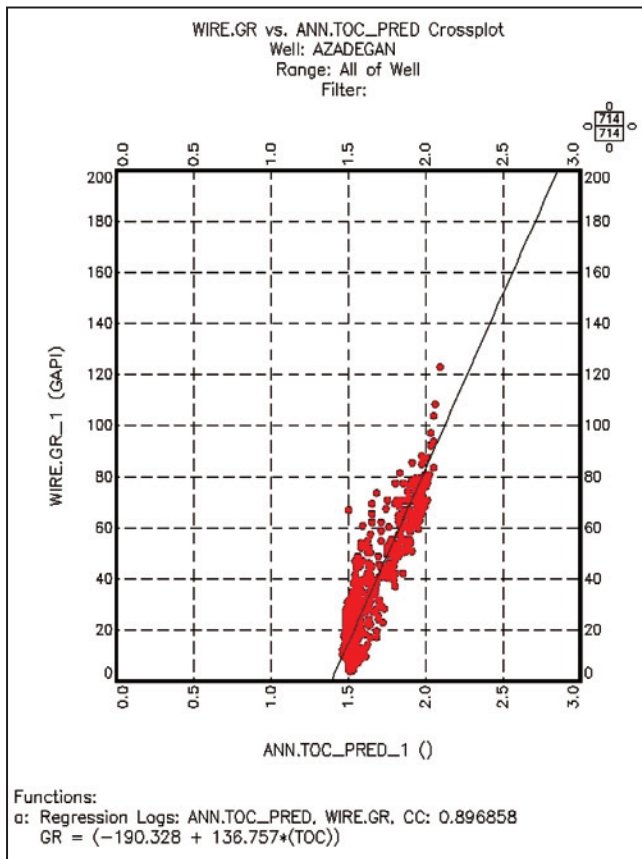
شکل ۶ - نمودار TOC در برابر نگار DT.



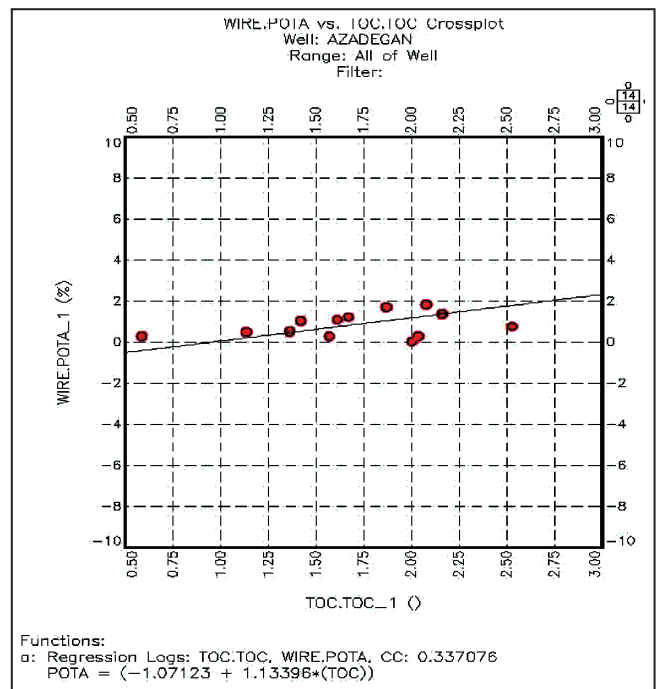
شکل ۹- نمودار TOC در برابر نگار SGR



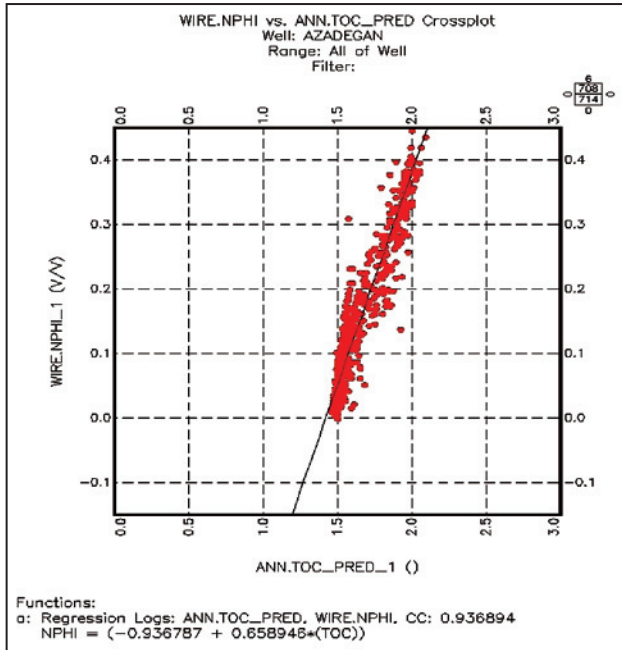
شکل ۸- نمودار TOC در برابر نگار THOR



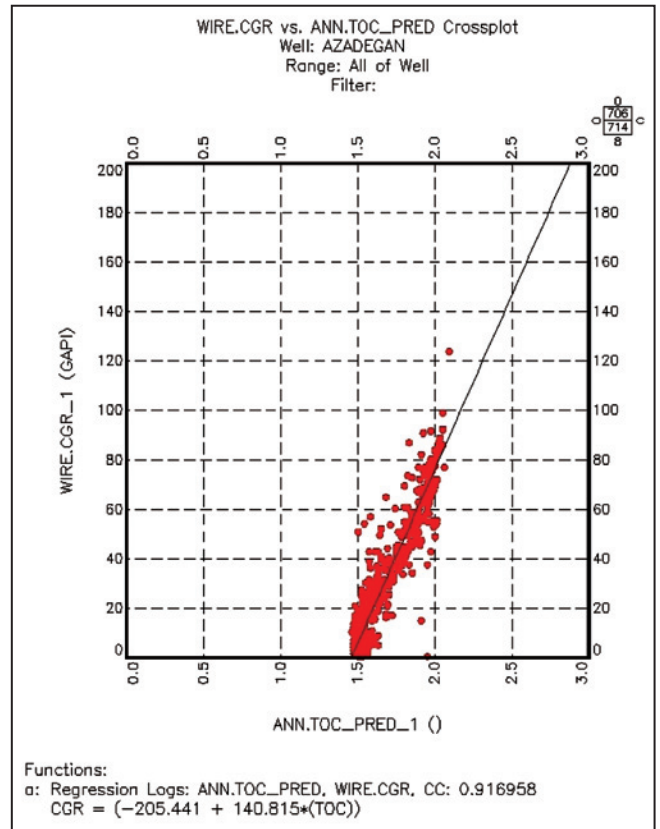
شکل ۱۱- نمودار TOC برآورد شده در برابر نگار GR



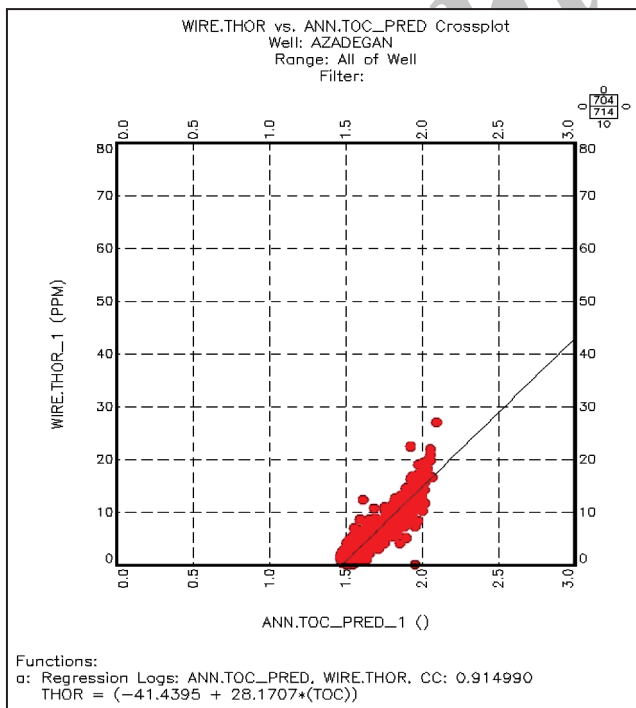
شکل ۱۰- نمودار TOC در برابر نگار POTA



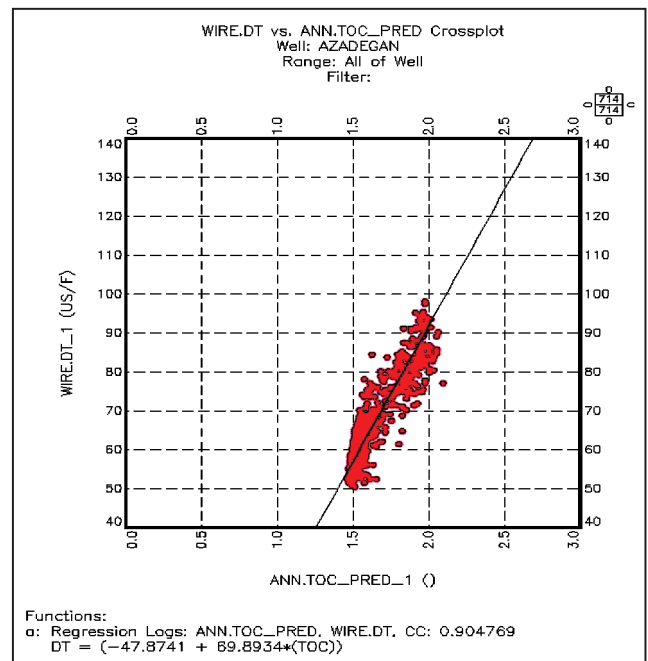
شکل ۱۳ - نمودار TOC برآورد شده در برابر نگار NPHI.



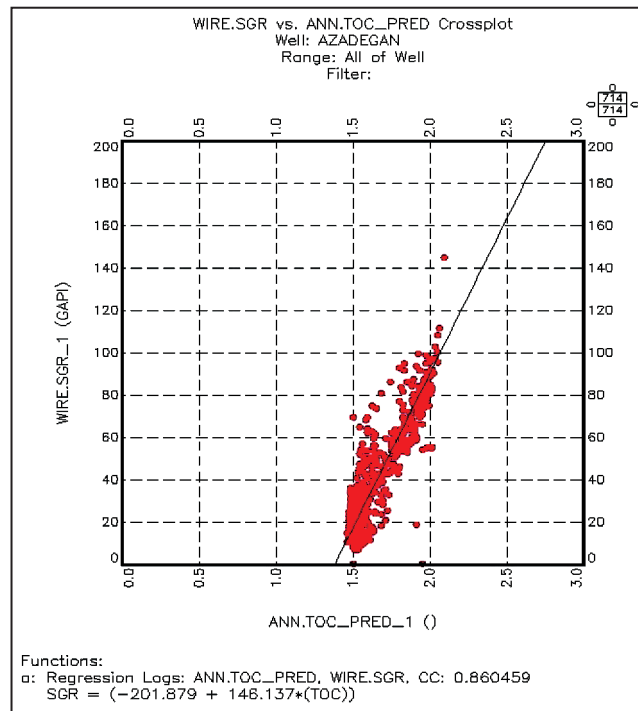
شکل ۱۲ - نمودار TOC برآورد شده در برابر نگار CGR.



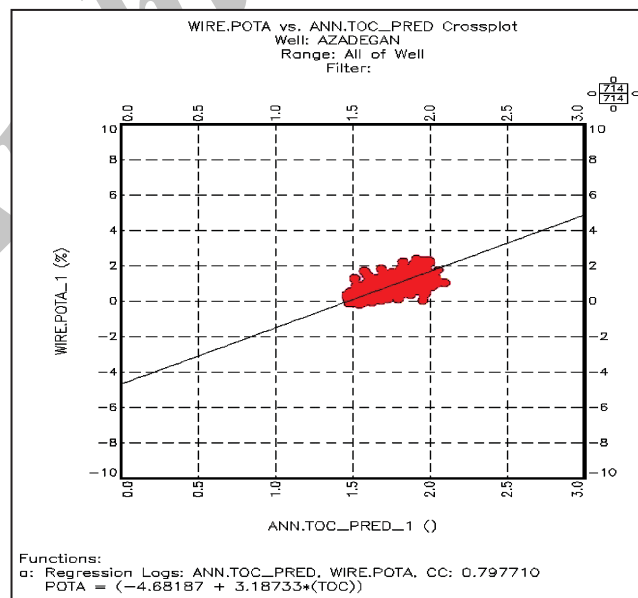
شکل ۱۵ - نمودار TOC برآورد شده در برابر نگار THOR.



شکل ۱۴ - نمودار TOC برآورد شده در برابر نگار DT.

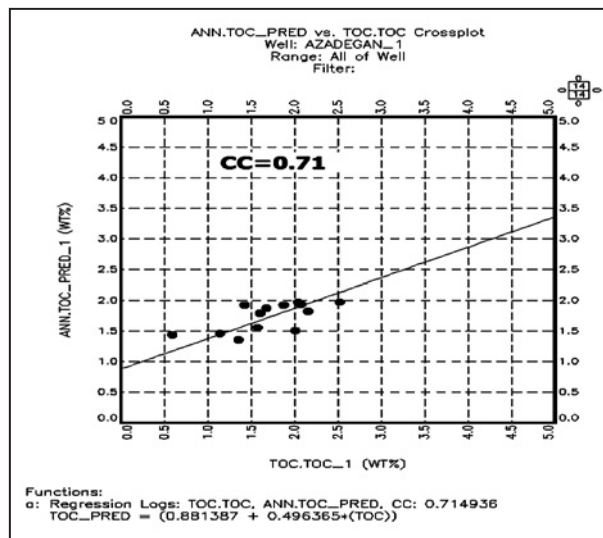


شکل ۱۶ - نمودار TOC برآورد شده در برابر نگار SGR.



شکل ۱۷ - نمودار TOC برآورد شده در برابر نگار POTA.

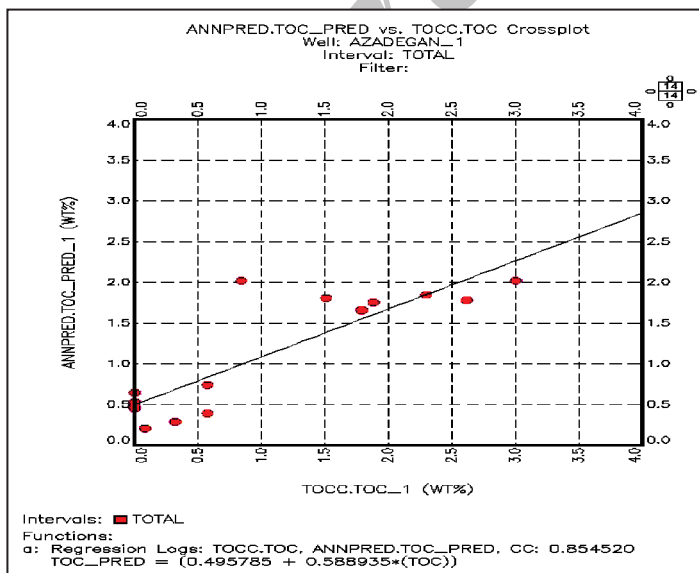




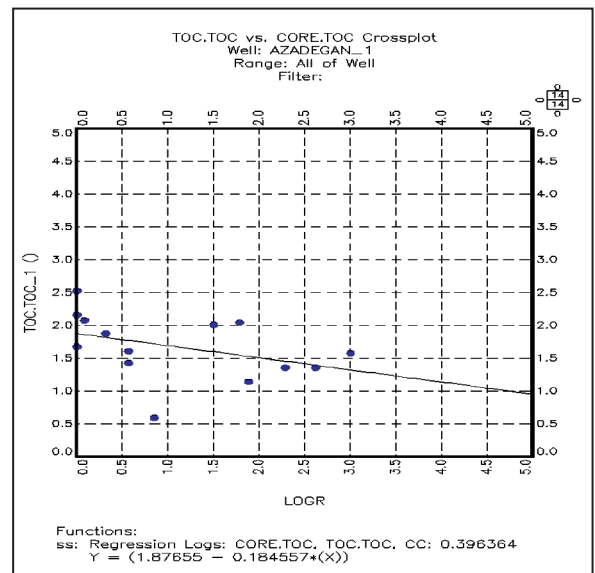
شکل ۱۸- نمودار TOC حاصل از مغزه در برابر TOC برآورد شده.

	FACIES	WEIGHT	GR	NPHI	RHOB	LLD	POTA	THOR	TOC_PRED
1	1	213	25.52	0.37	2.39	2.78	1.58	9.41	1.52
2	2	757	62.68	0.31	2.60	3.80	1.19	10.45	1.10
3	3	287	81.72	0.21	2.51	3.03	0.28	4.76	1.35
4	4	1563	37.36	0.08	2.64	16.67	0.43	2.22	1.38
5	5	306	36.79	0.06	2.68	22.17	0.43	2.48	1.26
6	6	1257	14.53	0.17	2.49	1.20	0.18	1.33	2.03
7	7	1301	11.61	0.26	2.34	0.35	0.14	0.39	2.29

شکل ۱۹- فاسیس‌های تولید شده از TOC‌های روش راکتایول.



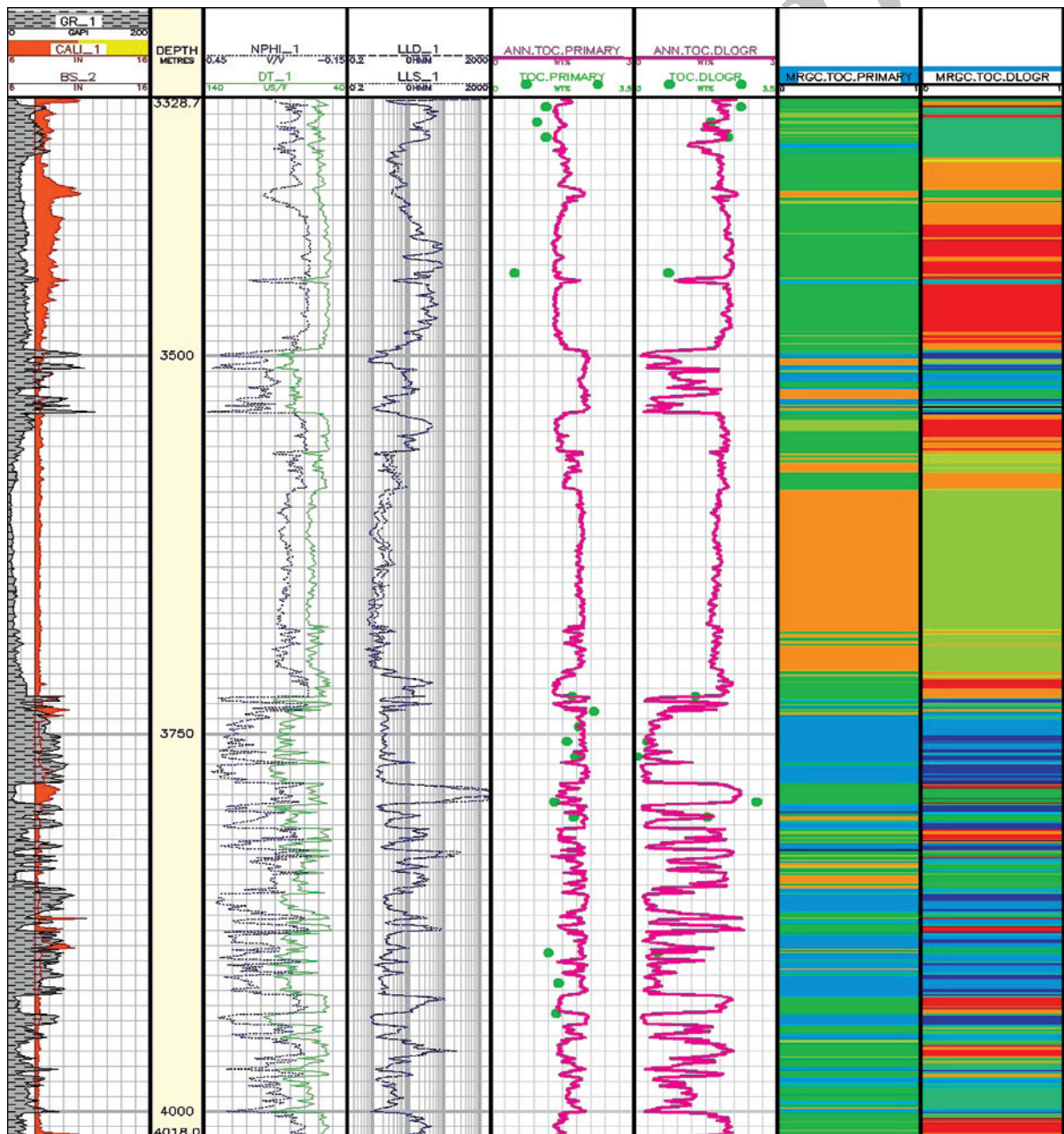
شکل ۲۱- نمودار همبستگی میان داده‌های TOC مصنوعی و داده‌های حاصل از روش ΔLogR



شکل ۲۰- نمودار همبستگی میان داده‌های ΔLogR و TOC واقعی.

	FACIES	WEIGHT	GR	NPHI	RHOB	LLD	POTA	THOR	TOC_PRED
1	1	66	76.95	0.34	2.65	1.98	1.63	13.47	0.26
2	2	124	60.39	0.28	2.61	2.85	1.02	10.13	0.53
3	3	95	38.79	0.13	2.68	7.06	0.74	4.73	1.27
4	4	45	17.31	0.16	2.38	31.76	0.25	2.35	1.88
5	5	135	10.53	0.11	2.50	1.38	0.06	1.11	1.69
6	6	127	21.09	0.06	2.67	7.19	0.23	1.56	1.81
7	7	122	24.54	0.03	2.71	35.47	0.27	2.44	1.96

شکل ۲۲- فاسیس‌های تولید شده از  $\text{TOC}$ ‌های روش  $\Delta\text{LogR}$ .



شکل ۲۳- نمایش نگار  $\text{TOC}$  برآورد شده و زون‌های ژئوشیمیایی.

جدول ۱- TOC های مربوط به روش راکتایول.

مقدار TOC (Wet %)	ظرفی مربوطه بر حسب متر	شماره نمونه
۱/۳۶	۳۳۳۵	۱
۱/۱۴	۳۳۴۵	۲
۱/۳۶	۳۳۶۰	۳
۰/۵۹	۳۴۴۵	۴
۲	۳۷۳۰	۵
۲/۵۳	۳۷۴۰	۶
۲/۱۶	۳۷۵۰	۷
۱/۸۷	۳۷۶۰	۸
۲/۰۸	۳۷۷۰	۹
۱/۵۷	۳۸۰۰	۱۰
۲/۰۴	۳۸۱۰	۱۱
۱/۴۲	۳۹۰۰	۱۲
۱/۶۷	۳۹۲۰	۱۳
۱/۶۱	۳۹۴۰	۱۴

جدول ۲- داده های TOC به دست آمده از روش  $\Delta\text{LogR}$ .

مقدار TOC (Wet %)	ظرفی مربوطه بر حسب متر	شماره نمونه
۲/۲۶	۳۳۳۵	۱
۱/۹۸	۳۳۴۵	۲
۲/۳	۳۳۶۰	۳
۰/۸۵	۳۴۴۵	۴
۱/۵۱	۳۷۳۰	۵
۰	۳۷۴۰	۶
۰	۳۷۵۰	۷
۰/۳۳	۳۷۶۰	۸
۱/۰۰۹	۳۷۷۰	۹
۱/۰۳	۳۸۰۰	۱۰
۱/۸	۳۸۱۰	۱۱
۰/۵۸	۳۹۰۰	۱۲
۰	۳۹۲۰	۱۳
۰/۸۵	۳۹۴۰	۱۴

**کتابنگاری**

آقانیاتی، ع.، ۱۳۸۲- زمین‌شناسی ایران، انتشارات سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور.

**References**

- Al-Qahtani, F. A., 2000- Porosity prediction using artificial neural network: MSc. Thesis, Morgautwn Virginia University.
- Behar, F., Beaumont, V. & Pentea, B., 2001- Rock-Eval 6 Technology: Performances and Developments, Oil & Gas Science and Technology- Rev. IFB, 56, 2: 111-134.
- Callan, R., 1999- The essence of neural networks: Southampton Institute. Prentice Hall Europe.
- Dellenbach, J., Espitalie, J. & Lebreton, F., 1983- Source Rock Logging: Transactions of 8<sup>th</sup> European SPWLA Symposium.
- Meyer, B. L. & Nederlof, M. H., 1984- Identification of source rocks on wireline logs by density/resistivity and sonic transit time/ resistivity cross plots. AAPG Bulletin, 68: 121– 129.
- Passey, Q., Creaney, J., Kulla, F., Moretti, F. & Stroud, J., 1998- Well log evaluation of organic-rich rocks, 14th International Meeting on Organic Geochemistry و AAPG.
- Schmoker, J. W., 1981- Determination of organic-matter content of Appalachian Devonian shales from gamma-ray logs: AAPG Bulletin, 65: 2165–2174.
- Tissot, B. P. & Welte, D. H., 1984- Petroleum Formation and Occurrence: Second Ed. Springer Verlag, Berlin 1984.
- Wardjr, T., 1963- Hierarchical grouping to optimize an objective function. J. Am. Stat.Assoc., 48: 236–244.

Archive of SID

## Comparison of artificial neural network, $\Delta$ LogR and cluster analysis for the assessment of organic carbon in hydrocarbon-bearing Formations

S. Gholipour <sup>1\*</sup>, A. Kadkhodaie <sup>2</sup>, M. Makkipour <sup>1</sup> & A. R. Abadi chalaksaraee <sup>1</sup>

<sup>1</sup> M. Sc. Student, Department of Geology, Islamic Azad University, Science and Research Branch, Tehran, Iran

<sup>2</sup> Associate Professor, Department of Earth Science, Faculty of Natural Science, University of Tabriz, Tabriz, Iran

Received: 2014 June 10

Accepted: 2015 February 03

### Abstract

Total organic carbon content is one of the important parameters to evaluate the geochemical properties of oil- and gas-producing layers. In this study, total organic carbon content in the hydrocarbon-bearing formations was evaluated using log data in three stages. In the first stage, we used artificial neural network to calculate the organic carbon content. In the second stage, total organic carbon was calculated by using  $\Delta$ LogR computational method. Finally in the last stage, well log data were classified into a set of electrofacies, which were performed using the most efficient clustering analysis method, i.e. MRGC method. Based on cluster validity tests, this method is the best to cluster petrophysical data in certain electrofacies. Cluster analysis was employed for classification of data from both neural network and  $\Delta$ LogR methods. The results showed that intelligent systems are more appropriate than traditional techniques which are based on  $\Delta$ LogR approaches, and also have higher accuracy. The proposed method has been presented with a case study from the Azadegan oilfield.

**Keywords:** Total organic carbon, Artificial neural network, Cluster analysis,  $\Delta$ LogR, Petrophysical data.

For Persian Version see pages 147 to 158

\*Corresponding author: S. Gholipour; E-mail: [sirous.gholipour@yahoo.com](mailto:sirous.gholipour@yahoo.com)

Archive of SID