

ساخت نگار کل کربن آلی (TOC) از داده‌های چاه‌پیمایی به کمک تکنیک الگوریتم ژنتیک در میدان نفتی اهواز^۱

هدی عبدی زاده، دانشجوی دکتری گروه زمین شناسی دانشگاه سیستان و بلوچستان*

علی کدخدایی، استادیار گروه زمین شناسی دانشگاه تبریز

مسعود شایسته، کارشناس ارشد گروه زمین شناسی شرکت ملی مناطق نفت خیز جنوب

چکیده

یکی از پارامترهای مهم ژئوشیمیایی، مقدار کل کربن آلی (TOC) می‌باشد که جهت ارزیابی پتانسیل هیدروکربن‌زائی سنگ منشاء استفاده می‌شود. اندازه‌گیری این پارامتر مستلزم انجام آزمایشات ژئوشیمی بر روی کنده‌های حفاری می‌باشد که پرهزینه و وقت‌گیر بوده و انجام آن بر روی تعداد محدودی نمونه صورت می‌گیرد. در این مطالعه از فن‌آوری الگوریتم‌های ژنتیک که مبتنی بر مفاهیم زیست‌شناسی هستند جهت تخمین TOC از داده‌های پتروفیزیکی استفاده شده است. از عملگرهای زیستی (operator) مانند تقاطع (crossover) و جهش (mutation) جهت تولیدمثل نسل‌های جدید داده و انتخاب فرزندان نابغه (elite child) استفاده شده است. برای هر کدام از راه‌حل‌های مسأله یک کروموزوم تعریف شده و جواب‌های مسأله (ژن‌ها) در سیر تکاملی (رسیدن به جواب‌های بهینه مسأله) قرار گرفته‌اند. این مطالعه بر روی داده‌های مربوط به سه چاه از میدان نفتی اهواز انجام گرفته است. الگوریتم ژنتیک ضرائب وزنی را برای داده‌های پتروفیزیکی محاسبه کرده که با استفاده از این ضرائب و داشتن داده‌های چاه‌پیمایی، می‌توان TOC را برای سایر چاه‌های موجود در میدان تخمین زد. دو نوع مدل الگوریتم ژنتیک جهت تخمین TOC طراحی شد: خطی و غیر خطی. نتایج نشان می‌دهد که از مدل خطی نسبت به مدل غیرخطی نتایج صحیح‌تری حاصل می‌شود. میانگین مربعات خطای شبکه (MSE) در مدل بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک خطی برای داده‌های تست ۰/۰۰۹۶ می‌باشد که این مرتبط با مقدار ضریب همبستگی (R^2) ۰/۷۶۳۵ است.

واژه‌های کلیدی: جهش، کروموزم، الگوریتم‌های ژنتیک، پیرولیز راک-یول، محتوای کل کربن ارگانیکی.

^۱ مخارج مالی این تحقیق توسط شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب تأمین شده است.

مقدمه

امروزه یکی از مهمترین زمینه‌های تحقیق و پژوهش، توسعه روش‌های جستجو بر مبنای اصول تکامل طبیعی می‌باشد. در علوم کامپیوتر، محاسبات تکاملی^۲ زیر مجموعه از هوش مصنوعی بوده و ترکیبی از مفاهیم مختلف بهینه‌سازی است. محاسبات تکاملی به صورت انتزاعی از مفاهیم اساسی تکامل طبیعی در راستای جستجو برای یافتن راه حل بهینه برای مسائل مختلف الهام گرفته شده است. برنامه نویسی تکاملی، استراتژی تکاملی، الگوریتم ژنتیک و برنامه نویسی ژنتیک را می‌توان زیر مجموعه‌ای از محاسبات تکاملی دانست. امروزه از تکنیک‌های محاسبات تکاملی در صنعت نفت، به ویژه در زمینه اکتشاف و تولید استفاده می‌شود. در دهه هفتاد میلادی (۱۹۶۰) دانشمندی از دانشگاه میشیگان به نام جان هلند ایده استفاده از الگوریتم ژنتیک را در بهینه‌سازی‌های مهندسی مطرح کرد، به علاوه دانشجویان و همکاران او به کمک هم در سال‌های ۱۹۶۰ و ۱۹۷۰ آن را توسعه دادند (Mitchell 1996). الگوریتم ژنتیک سرآمد روش‌های تکاملی است و الگوریتم‌های جستجو الهام گرفته از تکامل بیولوژیکی است (Mitchell Goldberg 1989; Holland 1975). در سال ۱۹۷۰ نتایج خوبی از الگوریتم ژنتیک بواسطه قدرت و کفایت و سادگی‌اش در رشته‌های مختلف علمی حاصل شد (Goldberg 1989). برای مثال از الگوریتم ژنتیک برای حل مسائل ترکیبی پیچیده (Poon and Park 1992)، مطالعه واکنش بین تکامل و یادگیری (Hinton and Nowlan 1987) و نیز در تکامل هوش مصنوعی (Nolfi and Marocco 2001) استفاده شده است. در الگوریتم ژنتیک از عملگرهای ژنتیکی مانند تلفیق و جهش برای تولید جمعیت جدید استفاده می‌شوند (Reformat 1997). در بیست سال اخیر الگوریتم ژنتیک به عنوان یک تکنیک بهینه برای توابع

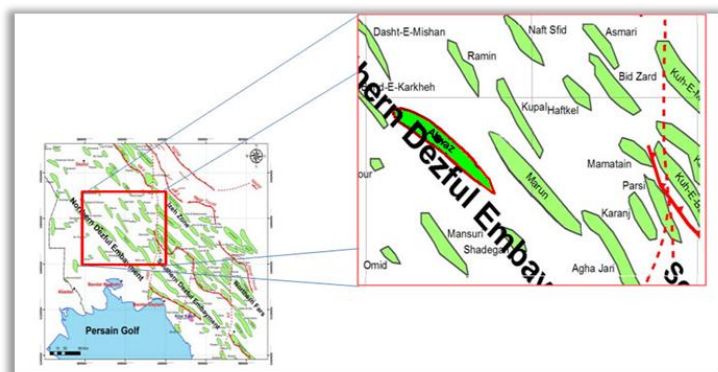
مقدار کل کربن آلی^۱ یکی از پارامترهای مهم در سنگ منشاء است که می‌تواند برای ارزیابی پتانسیل تولید و توصیف خصوصیات ژئوشیمی سنگ‌های مولد هیدروکربن استفاده شود، همچنین به کمک آن می‌توان پتانسیل باقیمانده هیدروکربن زائی سنگ منشاء را ارزیابی نمود. داده‌های TOC از پارامترهای خروجی دستگاه راک-ایول بر روی نمونه‌های خرده‌های حفاری می‌باشند. از دیگر اطلاعات رایج، با ارزش و در دسترس صنایع بالادستی نفت، داده‌های پتروفیزیکی می‌باشد. با توجه به اینکه داده‌های پتروفیزیکی کم هزینه بوده ولی به دست آوردن داده‌های ژئوشیمیایی هزینه‌بر و وقت‌گیر است، لذا استحصال داده‌های ژئوشیمیایی از روی داده‌های پتروفیزیکی امری با ارزش خواهد بود که در زمان و هزینه صرفه‌جویی خواهد نمود. تا کنون محققان زیادی سعی کرده‌اند ارتباط کیفی و کمی بین داده‌های پتروفیزیکی و مقدار کل کربن آلی سنگ‌های مختلف، ایجاد کنند؛ از جمله این افراد می‌توان به (Swanson, Beers 1945)، (Fertle 1988) و (Hertzog et al. 1989) اشاره نمود که از نگار طیفی GR برای شناسایی سنگ‌های غنی از ماده آلی استفاده کردند. همچنین (Passey et al. 1990) تکنیک ΔLOGR را اختراع نموده و با این روش TOC را محاسبه کردند. با استفاده از روش ΔLOGR و تکنیک نروفازی، TOC از داده‌های پتروفیزیکی محاسبه شده است (Kamali and Mirshady 2004). مقدار کل کربن آلی و محتوای نفت نرمال شده از داده‌های پتروفیزیکی، با استفاده از یک ماشین کمیته تلفیق شده با سیستم‌های هوشمند حاصل شده است (Kadkhodaie et al. 2008, 2009). برای توصیف سنگ منشاء می‌توان از مدل شبکه عصبی بهره برد (Huang and Williamson 1996).

² Evolutionary Computing¹ TOC

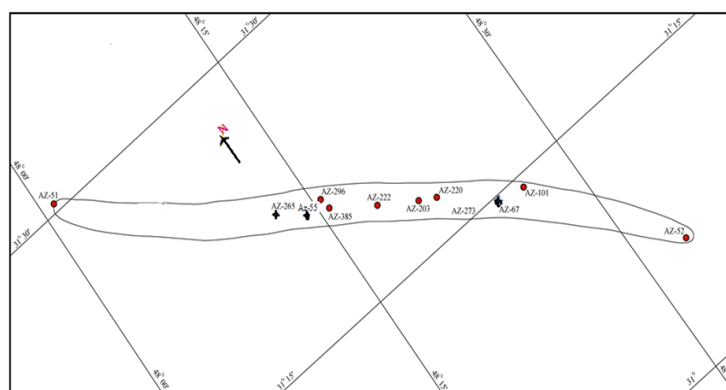
مطالعه سعی شده تا با استفاده از تکنیک الگوریتم ژنتیک، مقدار کل کربن آلی (TOC) از روی لاگ‌های چاه‌پیمایی تخمین زده شود. بنابراین از لاگ‌های چاه‌پیمایی و آنالیز ژئوشیمیایی خرده‌های حفاری سازندهای پابده، گورپی و کژدمی مربوط به سه چاه اکتشافی ۵۵، ۲۶۵ و ۶۷ در میدان نفتی اهواز استفاده شدند. سازند کژدمی فقط در چاه ۶۷ موجود در بخش شرقی میدان مورد مطالعه قرار گرفت. داده‌های لاگ‌های پتروفیزیکی در سازند پابده و گورپی چاه ۲۶۵ مربوط به عمق ۲۹۳۱ تا ۳۲۶۰، در سازند پابده چاه ۵۵ مربوط به عمق ۳۱۵۳ تا ۳۲۱۵ و در سازند کژدمی چاه ۶۷ مربوط به عمق ۴۲۲۱ تا ۴۵۳۲ می‌باشند. در شکل (۲) موقعیت چاه‌های مورد مطالعه در میدان نفتی اهواز نشان داده شده است.

پیچیده مورد توجه قرار گرفته است (Goldberg 1989; Michalewicz 1992). جزئیات بیشتر درباره الگوریتم ژنتیک را می‌توان در این منابع مشاهده نمود (Goldberg 1989; (Huang and et al. 2001), (Sette and Boullart 2001) و (McCall 2005).

میدان نفتی اهواز به مساحت تقریبی ۴۰۲ کیلومتر مربع دارای ساختاری تاقدیسی و عرض جغرافیایی "۳۰'۴۸" و طول جغرافیایی "۳۰'۳۰" (علامت‌های درجه و دقیقه برای طول و عرض جغرافیایی قید شده بود) در جنوب غرب فروافتادگی دزفول و در کنار شهر اهواز قرار گرفته است. این میدان نسبت به میادین مجاور از شمال توسط میادین رامین و سردرآباد، از شرق توسط میدان مارون، از غرب توسط میدان بندکرخه و از جنوب توسط میادین سوسنگرد، آب تیمور و منصوری محدود می‌شود شکل (۱). در این



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی میدان نفتی اهواز (National Iranian South Oil Company 2001).



شکل ۲- موقعیت چاه‌های مورد مطالعه (با رنگ آبی) در میدان نفتی اهواز.

روش کار

الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک^۱ یک تکنیک بهینه‌سازی الهام گرفته از روند تکامل است. در واقع هر برنامه‌ای که بر مبنای نظریه داروین باشد را می‌توان بر مبنای الگوریتم ژنتیک بنا نمود. این الگوریتم‌ها راه‌حل‌های بالقوه یک مسأله را در قالب کروموزم‌های ساده‌ای کد می‌کنند و سپس عملگرهای ترکیبی را بر روی این ساختارها اعمال می‌نمایند. در الگوریتم ژنتیک اولین مرحله تکامل تولید افراد می‌باشد. در این الگوریتم‌ها پس از تولید جمعیت اولیه، نوبت به انتخاب والدین و تلفیق^۲ آنها در قالب یک یا دو فرزند و در نهایت جهش^۳ فرزندان می‌رسد. فرزندان جدید جایگزین یکی از افراد ضعیف‌تر نسبت به خود در جمعیت قبلی می‌شوند شکل (۳).

یک الگوریتم ژنتیک استاندارد به صورت زیر عمل می‌کند:

ابتدا یک جمعیت اولیه به صورت تصادفی و یا اکتشافی فراهم آورده می‌شود. هر مرحله تکامل، یک نسل نامیده می‌شود. هر یک از افراد جمعیت حاضر دیکد و بر مبنای یک سری ملاک‌های کیفی از پیش تعریف شده ارزیابی می‌شوند. قبل از این که الگوریتم ژنتیک برای یک مسأله اجرا شود، یک روش برای کد کردن ژنوم‌ها به زبان کامپیوتر باید به کار رود که معمولاً از ساختار دودویی (۰ و ۱) برای کد کردن پارامترهای مسأله در قالب ژن استفاده می‌کند، بنابراین خارج شدن از حالت دودویی را دیکد گویند. این کار توسط تابع برآزش انجام شده و نتیجه کار تحت عنوان میزان برآزش فرد شناخته می‌شود. برای شکل‌گیری یک جمعیت جدید (نسل بعدی) افراد بر مبنای میزان برآزش انتخاب می‌شوند. روش‌های مختلفی برای انجام این انتخاب

وجود دارد که ساده‌ترین آنها که توسط هالند مطرح شده، انتخاب متناسب با برآزش می‌باشد. در این روش افراد با احتمالی متناسب با میزان شایستگی‌شان انتخاب می‌شوند. به این ترتیب افراد شایسته‌تر چندین بار برای حضور در جمعیت جدید انتخاب شده و به این ترتیب شانس بیشتری برای تولیدمثل خواهند داشت. این در حالیست که افراد با شایستگی کمتر محو شده و شانس برای انتخاب و تولیدمثل پیدا نمی‌کنند و از نزدیک شدن به جواب محلی جلوگیری می‌شود. فرآیند انتخاب بر اساس ارزیابی شایستگی مدل فردی است. شایستگی یک مدل فردی مرتبط با هدف تابع می‌باشد و این تابع برای مثال می‌تواند در نتیجه مجموع مجذور خطاها مرتبط با اندازه‌گیری تعریف شود.

روال انتخاب به تنهایی نمی‌تواند هیچ فرد جدیدی را به جمعیت اضافه کند و به طبع هیچ نقطه‌ی جدیدی را در فضای جستجو پیدا نمی‌کند. بلکه این کار با استفاده از عملگرهای دیگر الهام گرفته شده از طبیعت، از جمله تلفیق^۴ و جهش^۵ انجام می‌شود. عملیات تلفیق (تقاطع) از طریق مبادله اجزای ژنوم دو والد انجام می‌شود و به این ترتیب دو فرد جدید به وجود می‌آیند که از آنها تحت عنوان فرزند یاد می‌شود. عملگر تقاطع باعث می‌شود تا عملیات جستجو به مناطق جدیدی در فضای جستجو گسترش یابد. عملگر جهش در راستای جلوگیری از همگرایی زودرس در مینیما‌های محلی به کار گرفته می‌شود. این عملگر نقاط جدیدی را به صورت تصادفی در فضای جستجو ایجاد می‌کند. به طور کلی الگوریتم ژنتیک برای تولید نسل بعدی از نسل حاضر از قوانین انتخاب، تلفیق و جهش استفاده می‌نماید. شکل (۴) تولید فرزندان را به صورت شماتیک نشان می‌دهد:

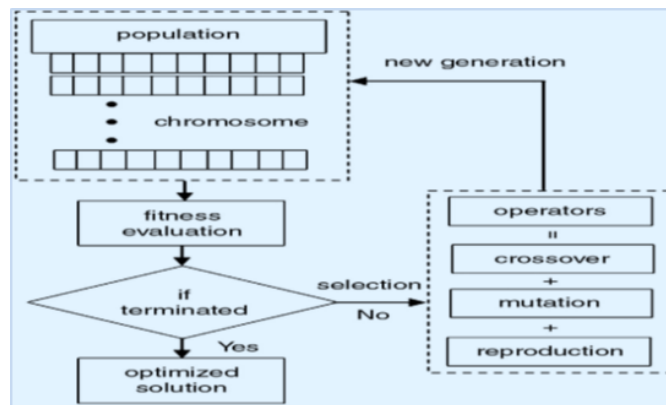
¹ Algorithm Genethic (GA)

² crossover

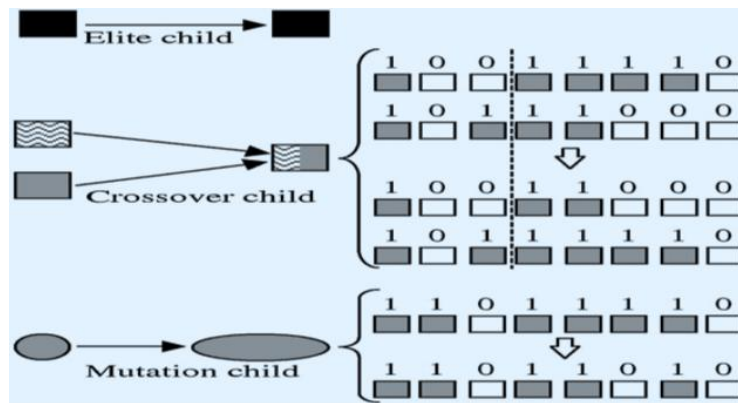
³ mutation

⁴ Crossover

⁵ Mutation



شکل ۳- نمودار گردش کلی الگوریتم ژنتیک (Chen and Lin 2006).



شکل ۴- روش‌های تولید فرزندان.

مطلوب تعیین می‌گردد. در شکل (۵) شبه کد یک الگوریتم ژنتیک استاندارد آمده است:

الگوریتم ژنتیک یک فرآیند تکراری مبتنی بر شانس است که همگرایی را تضمین نمی‌کند. شرط پایان تکرار این الگوریتم با توجه به تعداد نسل‌ها و یا میزان برآزش

```

evolution program
begin
  generation = 0
  P = initialize_population
  F = evaluation(P)
  while not required_fitness(F) and
    not termination_condition do
  begin
    generation = generation + 1
    I = individuals_selection(P, F) %for genetic operators
    P = new_generation(P, I)
    F = evaluation(P)
  end
end
end
    
```

شکل ۵- شبه کد الگوریتم ژنتیک.

بحث

تعیین بهترین ورودی از داده‌های پتروفیزیکی

این گام از کار نقش مهمی را در ساخت مدل ایفا می‌کند. به طور کلی، ارتباط قوی بین داده‌های ورودی و خروجی، می‌تواند پیشگویی دقیقتری را نسبت به داده‌های با تطابق ضعیف‌تر ایجاد کند. در شکل (۶) ارتباط داده‌های پتروفیزیکی (نگار گاما، نوترون، صوتی^۳ و رزستیویته^۴) با مقدار کل کربن آلی نشان داده شده است. بر اساس این شکل نگار نوترون، گاما و صوتی ارتباط نزدیکی با TOC دارند، در حالیکه نگار رزستیویته رابطه ضعیف و پیچیده‌ای با آن نشان می‌دهد. به دلیل محدود بودن حجم مقاله و نیز حجم زیاد داده‌های ورودی، داده‌ها به صورت پلات نشان داده شده است. در شکل (۷) داده‌های چاه‌پیمایی بکار رفته نمایش داده شده است. انتخاب بهترین ورودی برای طراحی الگوریتم ژنتیک به کمک الگوریتم‌های آموزشی متفاوت، جهت تولید TOC به کمک نرم‌افزار MATLAB ضروری است. در نرم‌افزار MATLAB داده‌های چاه‌پیمایی (مقدار مقاومت، زمان عبور صوت، نوترون و گاما) در قالب یک ماتریس به عنوان ورودی و TOC حاصل از آنالیز به عنوان ماتریس خروجی مطلوب شبکه تعیین و وارد جعبه ابزار الگوریتم ژنتیک گردید.

در بخش زیر توجیحی مبنی بر ارتباط فیزیکی بین داده‌های ورودی و خروجی به طور مختصر شرح داده شده است:

به طور کلی سنگ‌های غنی از مواد آلی، تراکم بالایی از مواد رادیواکتیو (پتاسیم، توریم و اورانیوم) دارند و در این سنگ‌ها نگار GR افزایش می‌یابد. مدت زمان عبور

صوت^۵ تابعی از لیتولوژی، تخلخل و مدل توزیع سیالات (آب، گاز، نفت و غیره) می‌باشد. با مقدار DT مشخص، افزایش مقدار TOC سبب افزایش مدت زمان عبور صوت می‌شود (Kamali and Mirshady 2004). به طور کل، لایه‌های دارای مواد آلی رزستیویته بیشتری نسبت به دیگر سنگ‌ها دارند، به خصوص وقتی کروژن بالغ بوده و هیدروکربن تولید شده فضای خالی و شکستگی‌ها را پر می‌کند.

اجرای الگوریتم ژنتیک جهت تخمین محتوی کل کربن آلی در میدان نفتی اهواز

در این مطالعه سیستم هوشمند الگوریتم ژنتیک برای تولید TOC از داده‌های پتروفیزیکی گاما، نوترون، صوتی و رزستیویته استفاده شده است. مجموعه داده‌ها شامل ۸۱ داده آموزشی جهت ساخت مدل، ۳۷ داده خارج از روند^۶ و ۲۲ داده تست جهت اعتبارسنجی مدل می‌باشد. این مجموعه داده‌ها از سه چاه ۵۵، ۶۷ و ۲۶۵ در میدان نفتی اهواز تهیه شده است. برای آماده‌سازی داده‌ها، داده‌های چاه‌پیمایی تهیه و فواصل بد چاه حذف گردید. نرمالایز کردن امر مهم دیگری است که می‌تواند جهت تولید بهتر داده، بر روی داده‌ها اعمال شود. این کار بخصوص برای تولید TOC مفید است. پس از نرمالایز کردن، ارتباط بین داده‌های پتروفیزیکی و TOC را بررسی نموده و نقاطی که از روند پیروی نکرده، حذف شدند شکل (۶). در جدول (۱) مقدار Max و Min مجموعه داده‌های ورودی نشان داده شده است.

⁵ DT

⁶ Outlier data

¹ Gamma-Ray Log

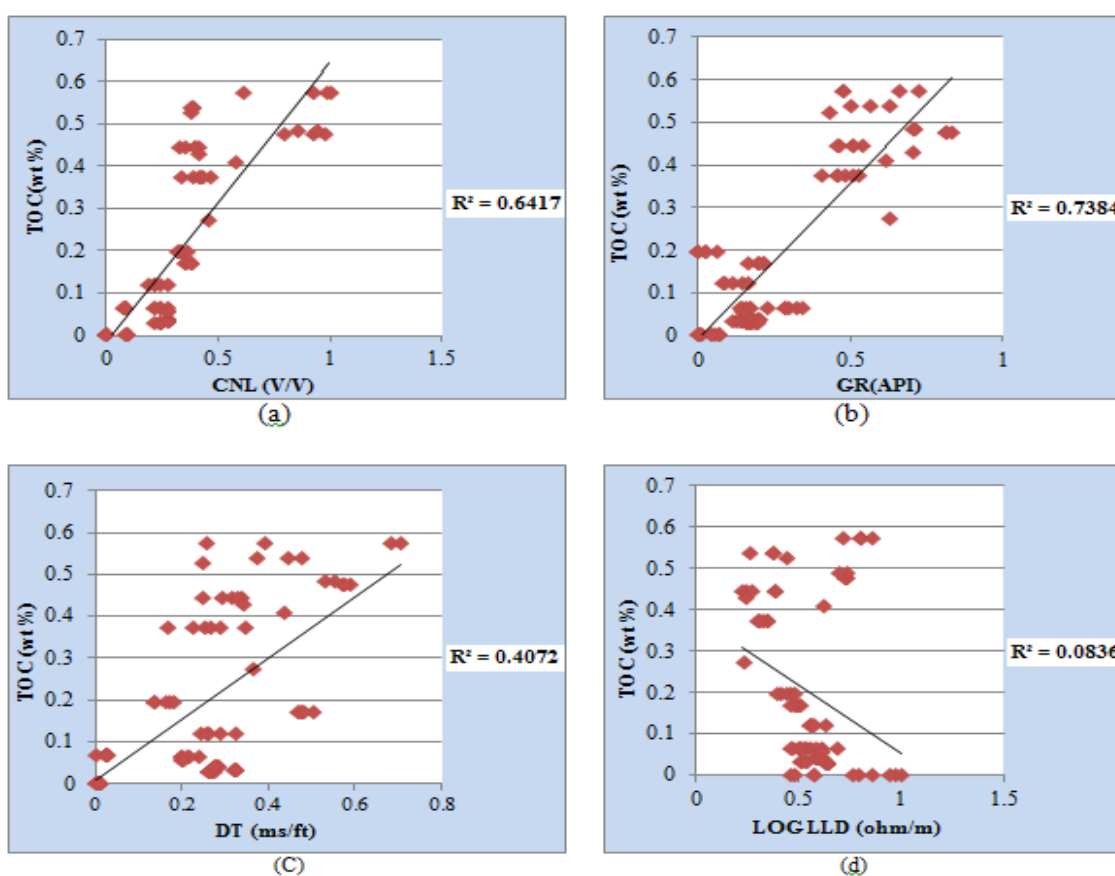
² Neutron Log

³ Sonic Log

⁴ Resistivity Log

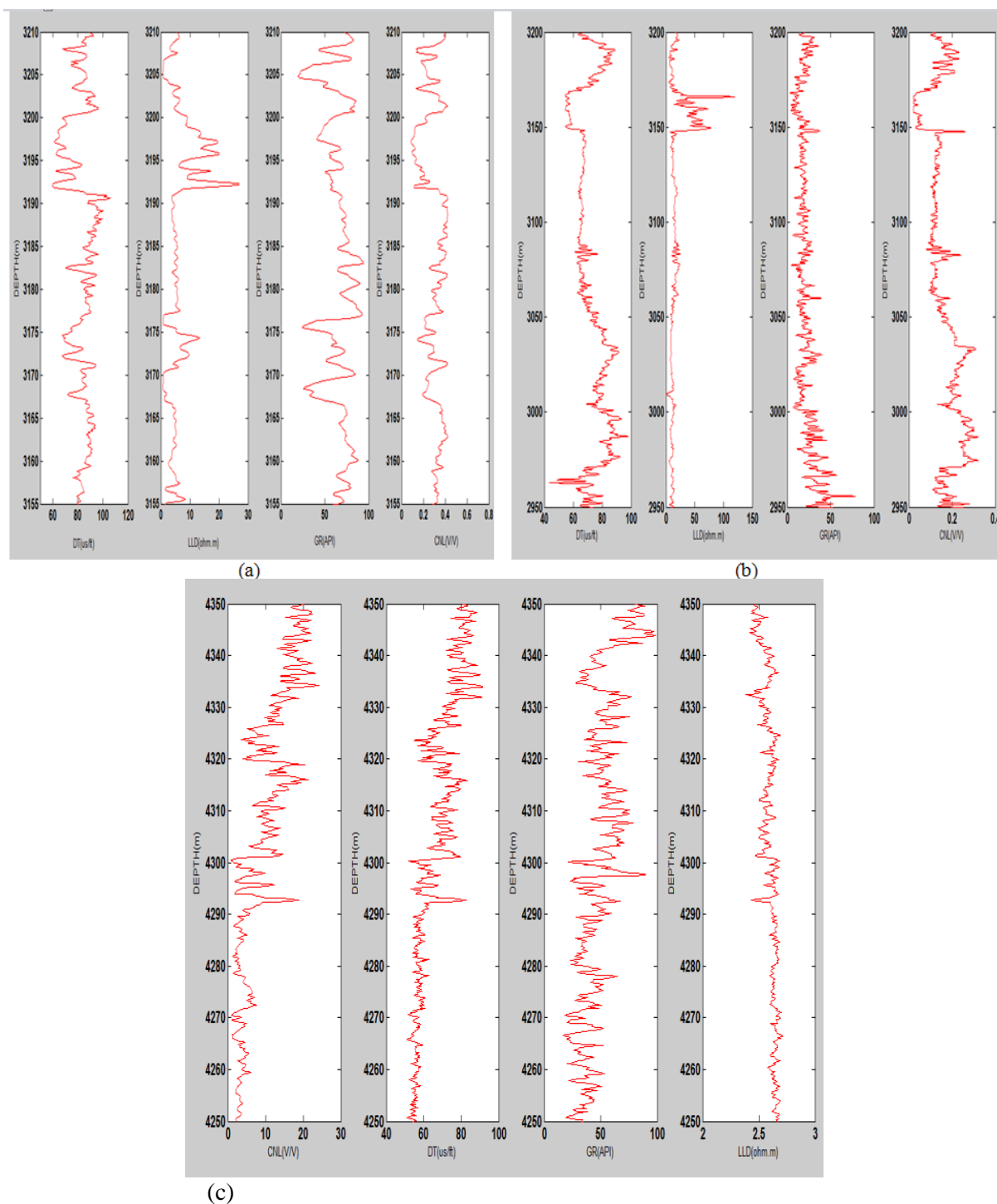
جدول ۱- مقدار Max و Min مجموعه داده‌های ورودی

Inputs	Min	Max
GR	۵/۳۲	۸۵/۲۳
DT	۵۱/۹۵۱۹	۱۱۸/۸۹۱۲
CNL	-۲/۴۷۹۱	۴۲/۷۸۷۷
LLD	۰/۱۸۴۲	۱/۷۹۸۳۱۷
TOCreal	۰/۱۷	۴/۳۷



شکل ۶- کراس پلات ارتباط بین TOC و نگارهای (a) CNL، (b) GR، (c) DT و LOGLLD برای به دست آوردن بهترین ورودی شبکه بر اساس ضریب همبستگی^۱

^۱ R²



شکل ۷- نمایش داده‌های چاه پیمایی بکار رفته در چاه (a) ۵۵، (b) ۲۶۵ و (c) ۲۶۷.

در این معادله، n تعداد کل لاگهای ورودی، C_i ضریب (وزن) هر یک از لاگها، x_i مقدار عددی هر یک از لاگ‌های پتروفیزیکی می‌باشد. دو نوع مدل الگوریتم

طبق معادله زیر محتوی کل کربن آلی را می‌توان از الگوریتم ژنتیک محاسبه نمود:

$$TOC_{GA} = \sum_{i=1}^n C_i . x_i$$

ژنتیک (MATLAB) تولید می‌شوند و تعدادی از افراد در جمعیت موجود بر اساس مقدار شایستگی کمتر انتخاب می‌شوند (به عنوان مثال افراد نخبه). تابع تقاطع scattered و fraction آن ۰/۸ می‌باشد. برای تابع جهش مقدار پارامتر Scale روی ۱ و مقدار پارامتر Shrink روی ۱ تنظیم شدند. بعد الگوریتم ژنتیک اجرا شده و ضرائب وزنی برای C_1 ، C_2 ، C_3 و C_4 بدست آمد. سپس ضرائب وزنی بهینه شده بر روی داده‌های تست اعمال شده و آخرین خروجی (TOC) تولید شد.

مدل غیرخطی

در این مدل الگوریتم ژنتیک برای پیشگویی محتوی کل کربن آلی با استفاده از داده‌های چاه‌پیمایی از معادله زیر استفاده می‌نماید:

$$TOC_{GA(nlin)} = c_1 * GR + c_2 * CNL + c_3 * DT + c_4 * LLD + c_5 * DT + c_6 * DT + c_7 * LLD + c_8 * LLD$$

C_1 و C_2 ، C_3 و C_4 ، C_5 و C_6 ، C_7 و C_8 به ترتیب مقادیر ضرایب وزنی و نمایی برای ورودی‌های GR، CNL، DT و LLD هستند. با این تعریف ۸ پارامتر برای هر خروجی از هر تابع عضویت وجود خواهد داشت.

تابع برآزش طبق فرمول زیر در الگوریتم ژنتیک بهینه‌سازی شد:

$$MSE = \sum_{i=1}^N \frac{1}{N} (TOCGA(nlin) - TOCreal)^2$$

پارامترهای بکار رفته جهت اجرای الگوریتم ژنتیک در زیر شرح داده شده است:

سایز جمعیت آغازی ۳۰ و خط مبنای آغازی [۰،۱] است. جمعیت آغازی طی یک فرایند تصادفی ایجاد می‌شود. حداکثر تعداد نسل ۱۲۰ در نظر گرفته شده است. نسل بعد توسط عملگرهای تقاطع و جهش در جعبه ابزار الگوریتم ژنتیک (MATLAB 2009) تولید می‌شوند و تعدادی از افراد در جمعیت موجود بر اساس

ژنتیک خطی و غیرخطی جهت تخمین TOC طراحی شد.

مدل خطی

در این مدل سیستم هوشمند الگوریتم ژنتیک بر اساس معادله زیر محتوی کل کربن آلی را از داده‌های پتروفیزیکی محاسبه می‌نماید:

$$TOC_{GA(lin)} = c_1 * GR + c_2 * CNL + c_3 * DT + c_4 * LLD$$

C_1 ، C_2 و C_3 و C_4 به ترتیب ضرائبی برای ورودی‌های GR، CNL، DT و LLD هستند. با این تعریف ۴ پارامتر برای هر خروجی از هر تابع عضویت وجود خواهد داشت. تابع برآزش که نوع خاصی از تابع هدف است، طبق فرمول زیر در الگوریتم ژنتیک بهینه‌سازی می‌شود:

$$MSE = \sum_{i=1}^N \frac{1}{N} (TOCGA(lin) - TOCreal)^2$$

MSE میانگین مربع خطا، TOCreal مقدار کل کربن آلی حاصل از آنالیز راک-ایول، TOCGA(lin) مقدار کل کربن آلی محاسبه شده از الگوریتم ژنتیک و N تعداد داده‌های آموزشی (۸۱ داده) می‌باشند. پارامترهای به کار رفته جهت اجرای الگوریتم ژنتیک در زیر شرح داده شده است:

سایز جمعیت آغازی ۳۰ می‌باشد که این، تعداد افراد در هر تولید را مشخص می‌کند و خط مبنای آغازی [۰،۱] می‌باشد که خط سیر در جمعیت آغازی را تعیین می‌کند. جمعیت آغازی طی یک فرایند تصادفی ایجاد می‌شود. حداکثر تعداد نسل ۱۲۰ در نظر گرفته می‌شود. نسل بعد توسط عملگرهای تلفیق و جهش در جعبه ابزار الگوریتم

¹ Gamma-Ray

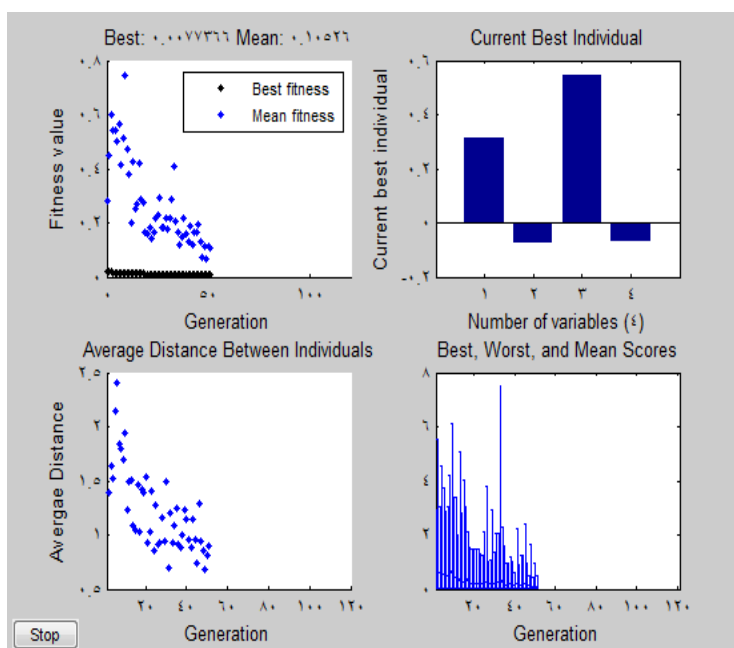
² Compensated neutron log

³ Transit time (ΔT)

⁴ DLL (Daul Laterolog)

C_3, C_4, C_5, C_6, C_7 و C_8 حاصل شدند. سپس با استفاده از ضرائب وزنی بهینه شده TOC برای داده‌های تست محاسبه شده است.

مقدار برآزش کمتر انتخاب می‌شوند. تابع تلفیق scattered و fraction آن ۰/۸ می‌باشد. تابع جهش Uniform و Rate آن روی ۰/۰۱ تنظیم شد. بعد الگوریتم ژنتیک اجرا شده و ضرائب وزنی برای C_1, C_2, C_3



شکل ۸- نمایش پلات تابع شایستگی، بهترین افراد، میانگین فاصله بین افراد و خطوط بهترین، بدترین و میانگین بین ۱۲۰ نسل.

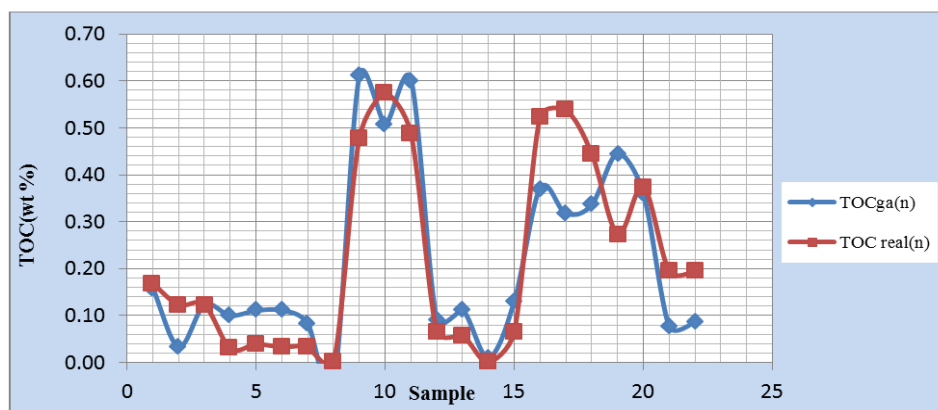
طبق فرمول زیر محاسبه می‌کند:

$$TOC_{GALIN} = 0.546 * GR + 0.312 * CNL + (-0.076) * DT + (-0.071) * LLD$$

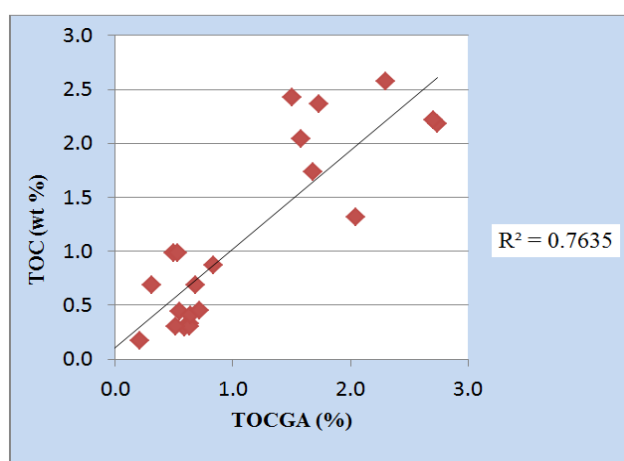
در شکل (۹) تطابق بین TOC نرمالایز واقعی و TOC نرمالایز الگوریتم ژنتیک در داده‌های تست نشان داده شده است. شکل (۱۰) مقدار ضریب همبستگی بین TOC واقعی و الگوریتم ژنتیک را برای داده‌های تست ۰/۷۶۳۵ نشان می‌دهد. بر اساس شکل (۱۱) مقدار ضریب همبستگی بین TOC واقعی و الگوریتم ژنتیک برای داده‌های آموزشی ۰/۷۹۸۷ محاسبه شده است.

بر اساس شکل (۸) در مدل الگوریتم ژنتیک خطی مقدار میانگین و مقدار تابع شایستگی به ترتیب ۰/۱۰۵ و ۰/۰۰۷ حاصل شد. در این شکل بهترین افراد برای ۴ متغیر، میانگین فاصله بین افراد و بهترین، بدترین و میانگین بین ۱۲۰ نسل نشان داده شده است. در جعبه ضرائب وزنی برای C_1, C_2, C_3 و C_4 به ترتیب ۰/۵۴۶، ۰/۳۱۲، و (-۰/۰۷۶) و (-۰/۰۷۱) محاسبه شد. الگوریتم ژنتیک بر اساس کل الگوریتم‌ها مقدار میانگین مربع خطا^۱ را برای داده‌های آموزشی و داده‌های تست به ترتیب ۰/۰۴۶۸ و ۰/۰۰۹۶ محاسبه کرد. الگوریتم ژنتیک پارامتر TOC را برای داده‌های تست (۲۲ نقطه)

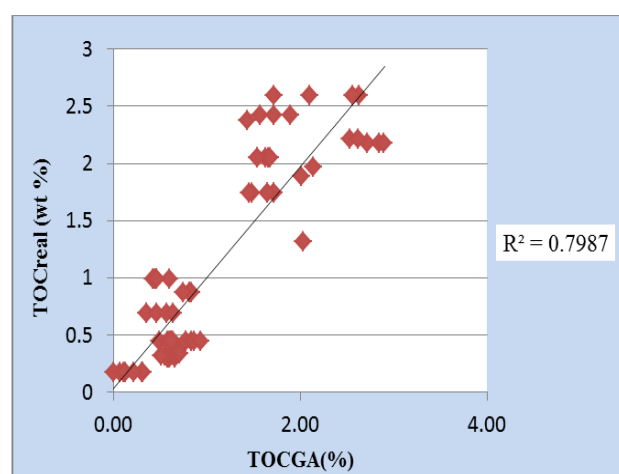
¹ MSE



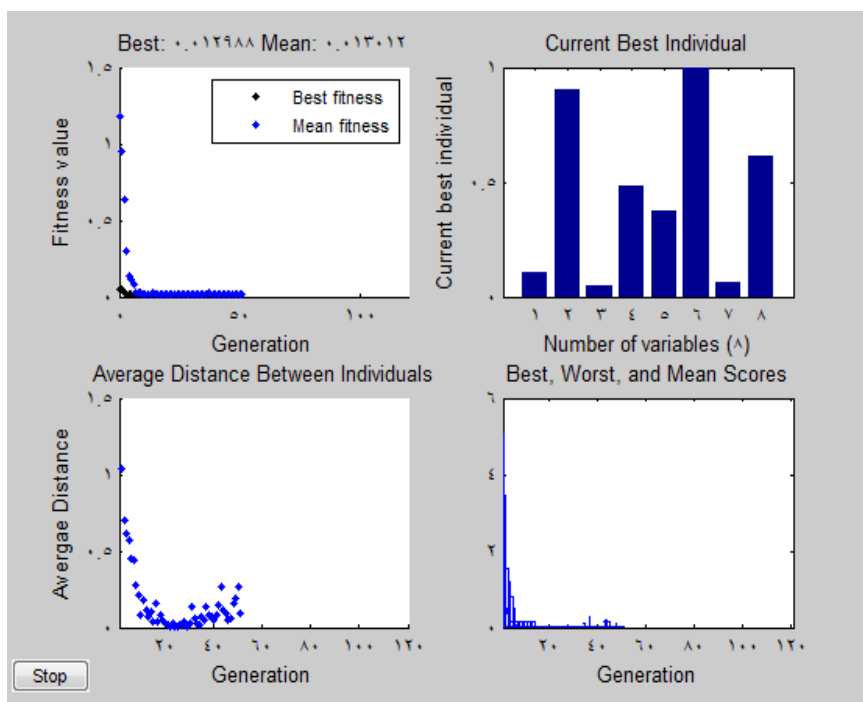
شکل ۹- تطابق بین TOC واقعی نرمال شده و TOC الگوریتم ژنتیک نرمال شده در داده‌های تست.



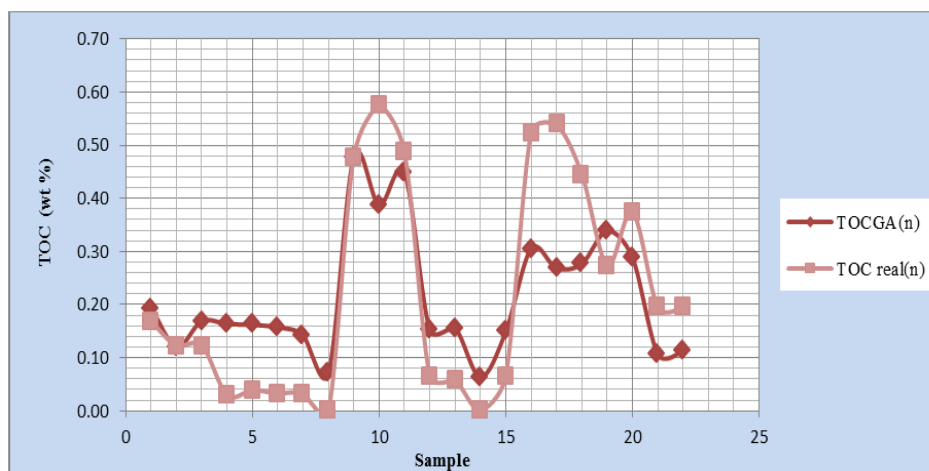
شکل ۱۰- تطابق بین TOC الگوریتم ژنتیک و TOC واقعی در داده‌های تست.



شکل ۱۱- تطابق بین TOC الگوریتم ژنتیک و TOC واقعی در داده‌های آموزشی.



شکل ۱۲- نمایش پلات تابع شایستگی، بهترین افراد، میانگین فاصله بین افراد و خطوط بهترین، بدترین و میانگین بین ۱۲۰ نسل.



شکل ۱۳- تطابق بین TOC واقعی نرمال و TOC تولید شده از الگوریتم ژنتیک نرمال شده در داده‌های تست.

۰/۰۱۲ می‌باشد. همچنین در این شکل بهترین افراد برای ۸ متغیر، میانگین فاصله بین افراد و بهترین، بدترین و

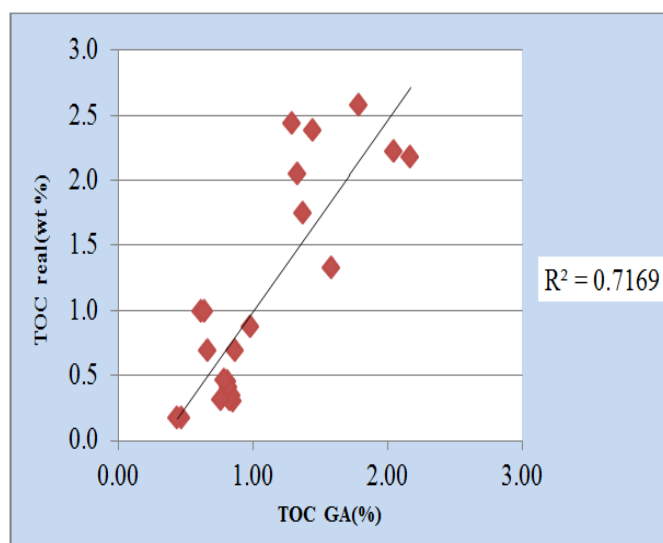
در مدل الگوریتم ژنتیک غیرخطی طبق شکل (۱۲) مقدار میانگین و مقدار تابع شایستگی به ترتیب ۰/۰۱۳ و

مربع خطا را برای داده‌های آموزشی و داده‌های تست به ترتیب ۰/۰۱۳۱ و ۰/۰۱۳۹ محاسبه کرد.

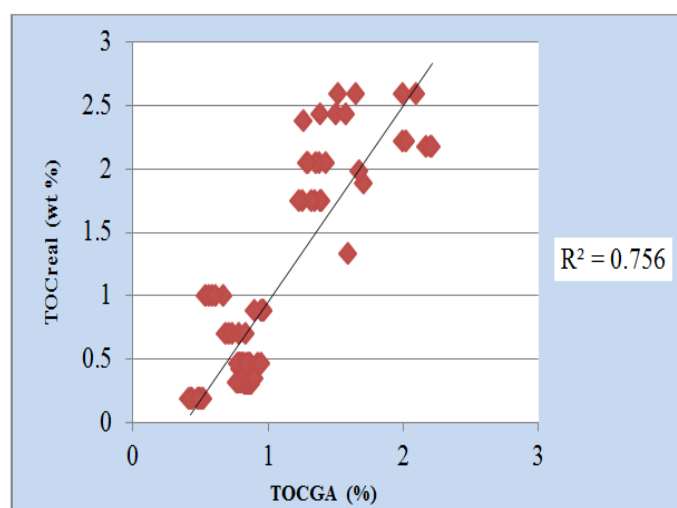
الگوریتم ژنتیک پارامتر TOC را برای داده‌های تست (۲۲ نقطه) طبق فرمول زیر محاسبه می‌کند:

$$TOC_{GANLIN} = 0.104 * GR^{(0.902)} + 0.044 * CNL^{(0.484)} + 0.371 * DT^{(0.994)} + 0.061 * LLD^{(0.61)}$$

میانگین را بین ۱۲۰ نسل نشان می‌دهد. در جعبه ابزار الگوریتم ژنتیک ضرائب وزنی برای $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7$ و C_8 به ترتیب ۰/۱۰۴، ۰/۹۰۲، ۰/۰۴۴، ۰/۴۸۴، ۰/۳۷۱، ۰/۹۹۴، ۰/۰۶۱ و ۰/۰۶۱ محاسبه شد. الگوریتم ژنتیک بر اساس کل الگوریتم‌ها مقدار میانگین



شکل ۱۴- تطابق بین TOC حاصل از الگوریتم ژنتیک و TOC واقعی در داده‌های تست.



شکل ۱۵- تطابق بین TOC حاصل از الگوریتم

ژنتیک و TOC واقعی در داده‌های آموزشی

در شکل (۱-۱۳) تطابق بین TOC واقعی نرمال شده و TOC الگوریتم ژنتیک نرمال شده در داده‌های تست نشان داده شده است. بر اساس شکل (۱۴) مقدار ضریب همبستگی بین TOC واقعی و TOC الگوریتم ژنتیک برای داده‌های تست ۰/۷۱۶۹ محاسبه شده است. شکل (۱۵) نشان می‌دهد که مقدار ضریب همبستگی بین TOC واقعی و TOC الگوریتم ژنتیک برای داده‌های آموزشی ۰/۷۵۶ می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که ضریب همبستگی بین داده‌های پتروفیزیکی و TOC حاصل از الگوریتم ژنتیک در مدل خطی بیشتر از مدل الگوریتم ژنتیک غیرخطی است. همچنین مقدار میانگین مربع خطا داده‌های تست در الگوریتم ژنتیک خطی کمتر از مدل غیرخطی است. بنابراین الگوریتم ژنتیک می‌تواند به عنوان روشی بهینه، برای پیشگویی پارامتر TOC از داده‌های چاه‌پیمایی اهمیت بسزایی داشته باشد. طبق نمودارهای چاه‌پیمایی و تقاسیر سرچاهی زمین‌شناسان، نمونه‌های آنالیز شده در این مطالعه دارای بازه تغییرات سنگ‌شناسی کربناته - ماری تا شیلی می‌باشد. بنابراین عملکرد مدل در بازه‌ی نسبتاً وسیعی از تغییرات سنگ‌شناسی مورد ارزیابی قرار گرفته تا محدود به سنگ‌شناسی خاصی نباشد. بر اساس نتایج آنالیز راک-ایول سنگ‌های متعلق به سازندهای مادر احتمالی منطقه (کژدمی، گورپی و پابده) در محدوده میدان اهواز، سازندها به سمت غرب میدان میزان بلوغ و توانایی تولید هیدروکربور آنها افزایش می‌یابد. همچنین سازنده پابده نسبت به سایر سازندها پتانسیل بیشتری برای زایش نفت از خود نشان می‌دهد، ولی به علت پائین بودن درجه مچوریتی وارد مرحله زایش هیدروکربور

نشده است. سازند کژدمی در منطقه با توجه به درجه مچوریتی و میزان مواد آلی از نقش بیشتری در زایش نفت برخوردار است و تصور می‌شود این سازند به عنوان یک سنگ منشاء مهمترین نقش را در شارژ مخازن این میدان به عهده داشته باشد.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه از مدل بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک برای تخمین پارامتر TOC از داده‌های چاه‌پیمایی در میدان نفتی اهواز استفاده شد. داده‌های چاه‌پیمایی (مقدار مقاومت، زمان عبور صوت، نوترون و گاما) به عنوان ورودی و TOC حاصل از آنالیز به عنوان خروجی مطلوب شبکه تعیین گردید. تطابق بین داده‌های ورودی و خروجی از اهمیت زیادی برخوردار است چنانکه اگر این ارتباط قوی نباشد سیستم هوشمند نمی‌تواند نتایج رضایت بخشی را ایجاد نماید، بنابراین انتخاب ورودی مناسب بسیار حائز اهمیت است. تطابق بین داده‌های پتروفیزیکی و TOC در مدل الگوریتم ژنتیک خطی، بیشتر از مدل غیرخطی می‌باشد. الگوریتم ژنتیک خطی، مقادیر وزنی را برای $C_1(GR)$ ، $C_2(CNL)$ ، $C_3(DT)$ و $C_4(LLD)$ به ترتیب ۰/۵۴۶، ۰/۳۱۲، ۰/۰۷۶ (-) و ۰/۰۷۱ (-) محاسبه نمود. همچنین مقدار میانگین مربع خطا و ضریب همبستگی برای داده‌های تست به ترتیب ۰/۰۰۹۶ و ۰/۷۶۳۵ به دست آمد. با استفاده از این ضرائب وزنی و با داشتن داده‌های پتروفیزیکی می‌توان TOC را برای سایر چاه‌های موجود در میدان اهواز به دست آورد. شایان ذکر است که هر میدان، ضرائب خاص خود را دارد. طبیعت الگوریتم ژنتیک به گونه‌ایست که نیازی به دانستن هیچ قاعده‌ای در ارتباط

- Beers, R.F., 1945, Radioactivity and organic content of some Paleozoic shales: American Association of Petroleum Geologists Bulletin, v. 26, p. 1-22.
- Fertle, H., 1988, Total organic carbon content determined from well logs: Society of Petroleum Engineers Formation Evaluation, v. 15612, p. 407-419.
- Goldberg, D.E., 1989, Genetic algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley, Reading, MA.
- Hertzog, R., L., Colson, B., Seeman, M., O'Brian, H., Scott, D., Mckee, P., Wraight, J., Grau, J., Schweitzer, M., Herron, 1989, Geochemical logging with spectrometry tools: Society of Petroleum Engineers Formation Evaluation, v. 4, p. 153-162.
- Hinton, G.E., and S.J., Nowlan, 1987, How learning can guide evolution: Complex Systems, v. 1, p. 495-502.
- Holland, J.H., 1975, Adaptation in Natural and Artificial Systems, University of Michigan Press, Ann Arbor.
- Huang, Z., and M.A., Williamson, 1996, Artificial neural network modeling as an aid to source rock characterization: Marine and Petroleum Geology, v. 13, p. 227-290.
- Huang, Y., T.D., Gedeon and P.M., Wong, 2001, An integrated neural-fuzzy-genetic algorithm using hyper-surface membership functions to predict permeability in petroleum reservoirs: Eng. Appl. Artif. Intell, v. 14, p. 15-21.
- Kadkhodaie-Ilkhchi, A., H., Rahimpour-Bonab, M.R., Rezaee, 2008, A committee machine with intelligent systems for estimation of total organic carbon content from petrophysical data: an example from Kangan and Dalan reservoirs in South Pars Gas Field, Iran: J. Comput, Geosci, v. 35, p. 459-474.
- Kadkhodaie, A., M.R., Rezaee, H., Rahimpour-Bonab, 2009, A Committee Neural Network for Prediction of Normalized Oil Content from Well Log Data: an Example from South Pars Gas Field, Persian Gulf: Journal of Petroleum Science and Engineering, Elsevier Publications, v. 65, p. 23-39.

با مسأله مورد حل ندارد و تنها با قواعد داخلی خودش عمل می‌کند. این نکته در مورد مسائل پیچیده بسیار مفید واقع می‌شود. الگوریتم ژنتیک یک جمعیت از نقاط در هر تکرار تولید می‌شود و این جمعیت منجر به راه حل بهینه می‌شود. جمعیت بعدی با محاسباتی که شامل یک سری انتخاب‌های تصادفی است تعیین می‌شود. حال آنکه روش‌های دیگر یک نقطه‌ی تنها را در هر تکرار انتخاب می‌کند و ترتیبی از این نقاط به راه‌حل بهینه منتهی می‌شود. نقطه بعدی در ترتیب با یک سری محاسبات قطعی تولید می‌شود. الگوریتم ژنتیک یک مدل کم‌هزینه و سریع برای تولید TOC با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی است. بررسی نتایج حاصل از پیرولیز سنگ‌های متعلق به سازندهای مادر (کژدمی، گورپی و پابده) در محدوده میدان اهواز نشان می‌دهد سازندهای مورد مطالعه به سمت غرب میدان میزان بلوغ و توانایی تولید هیدروکربور آنها افزایش می‌یابد. امید است که این مطالعه گامی کوچک در پیشرفت صنعت ملی نفت و بهره‌وری از ذخایر و پتانسیل‌های هیدروکربنی باشد.

تشکر

نویسندگان از شرکت مناطق نفت‌خیز جنوب به دلیل حمایت مالی و تهیه داده و اجازه برای نشر نتایج این تحقیق و همچنین از جناب آقای مهندس حیدری فرد کمال سپاس‌گذاری و تشکر را دارند.

منابع

- Chen, C.H., and Z.S., Lin, 2006, A committee machine with empirical formulas for permeability prediction: Comput. Geosci, v. 32, p. 385-496.

- Kamali, M.R., and A.A., Mirshady, 2004, Total organic carbon content determined from well logs using $\Delta \log R$ and neuro fuzzy techniques: *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 45, p. 141-148.
- MATLAB User's Guide, 2009, Version 7.8, Statistics Toolbox, The MathWorks Inc.
- McCall, J., 2005, Genetic algorithms for modelling and optimization: *J. Comput. Appl. Math*, v. 184 (1), p. 205-222.
- Michalewicz, Z., 1992, *Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Programs*: Springer Verlag, Berlin.
- Mitchell, M., 1996, *An Introduction to Genetic Algorithms*, MIT Press, Cambridge (MA).
- National Iranian South Oil Company, 2001, Internal report on the Ahwaz oilfield, unpublished, 220 P.
- Nolfi, S., and D., Marocco, 2001, Evolving robots able to integrate sensory-motor information over time: *Theory in Biosciences*, v. 120, p. 287-310.
- Passey, O.R., F.U., Moretti, J.D., Stroud, 1990, A practical modal for organic richness from porosity and resistivity logs: *American Association of Petroleum Geologists Bulletin*, v. 74, p. 1777-1794.
- Poon, P.W., and G.T., Parks, 1992, Optimizing PWR reload core design: *Parallel Solving from Nature*, v. 2, p. 371-380.
- Reformat, M., 1997, *Application of Genetic Algorithms in Control Design for Advanced Static VAR Compensator at ac/dc Interconnection*: University of Manitoba Press, p. 129.
- Sette, S., and L., Boullart, 2001, Genetic programming: principles and applications: *Eng. Appl. Artif. Intell*, v. 14 (6), p. 727-736.
- Swanson, V.E., 1960, Oil yield and uranium content of black shales: *United States Geological Survey Professional*, p. 356-A, 1-44.