

پیش‌بینی ضریب سیمان‌شدگی و نمای اشباع برای مخازن کربناته ایران به‌وسیله الگوریتم برنامه‌ریزی ژنتیک

سوران محمودپور^۱، احسان کمری^{۲*} و محمدرضا اصفهانی^۲

۱- گروه اقتصاد و مدیریت انرژی، دانشکده نفت تهران، دانشگاه صنعت نفت، ایران

۲- گروه مهندسی نفت، پردیس توسعه صنایع بالادستی نفت، پژوهشگاه صنعت نفت، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۱/۲۷ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۳/۱۰

چکیده

ضرایب آرچی، ضریب سیمان‌شدگی و نمای اشباع، پارامترهای مهمی در تعیین خصوصیات مخزن هستند. اندازه‌گیری آزمایشگاهی این دو پارامتر فرآیندی زمان‌بر و پرهزینه است و برای هر میدان نفتی داده‌های آزمایشگاهی مربوط به این دو پارامتر به تعداد محدودی موجود است. این در حالی است که این ضرایب نقش تعیین‌کننده‌ای در محاسبه میزان نفت درجا دارند رابطه تجربی مناسبی در این خصوص برای مخازن ایران وجود ندارد. در این مقاله، روابط تجربی برای این ضرایب به‌وسیله برنامه‌ریزی ژنتیک به‌دست آمده‌اند. برای ضریب سیمان‌شدگی پارامترهای تروایی، تخلخل و چگالی سنگ و برای نمای اشباع پارامترهای تروایی، تخلخل و شاخص ترشوندگی به‌عنوان متغیرهای ورودی مدل در نظر گرفته شده‌اند. مدل‌های برنامه‌ریزی ژنتیک به‌کمک داده‌های آنالیز معمولی مغزه و آنالیز ویژه مغزه از ۲۱ میدان نفتی ایران آموزش داده شده‌اند. نتایج حاصله نشان می‌دهند که فرمول‌های تجربی به‌دست آمده به‌کمک مدل برنامه‌ریزی ژنتیک دقت بالایی دارند. میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی مربوط به داده‌های اعتبارسنجی روابط تجربی به‌دست آمده برای ضریب سیمان‌شدگی به ترتیب ۰/۰۶۲ و ۰/۹۱ و برای نمای اشباع به ترتیب ۰/۰۵۱ و ۰/۹۶ هستند. اهمیت این فرمول‌های به‌دست آمده در وابستگی آنها به متغیرهای قابل اندازه‌گیری ساده هستند و به غیر از ضریب ترشوندگی، همه پارامترهای مستقل، متغیرهای ساده آنالیز معمولی مغزه هستند که به آسانی و هزینه کم قابل اندازه‌گیری هستند.

کلمات کلیدی: ضرایب آرچی، ضریب سیمان‌شدگی، نمای اشباع، داده‌های آنالیز معمولی مغزه و آنالیز ویژه مغزه، مدل برنامه‌ریزی ژنتیک

مقدمه

حتی این نسبت برای خاورمیانه بالاتر هم است، تاجایی که در این منطقه ۷۵٪ مخازن نفتی و ۹۰٪ مخازن گازی در این نوع سنگ ذخیره شده‌اند [۱] و [۲]. مخازن کربناته با ناهم‌گونی گسترده‌ای همراه هستند [۳] این ناهم‌گونی تعیین مشخصات مخزن

حدود ۶۰٪ ذخایر نفت جهان در مخازن کربناته (کلسیت، دولومیت و چالک) جای گرفته‌اند.

*مسئول مکاتبات
آدرس الکترونیکی

kamarie@ripi.ir

شناسه دیجیتال: (DOI: 10.22078/pr.2020.4145.2883)

گردد، در خوشبینانه‌ترین حالت (اشباع بالای نفت) باعث خطای PV ۱۰٪ می‌گردد. به همین دلیل تعیین ضریب سیمان‌شدگی و نمای اشباع به‌وسیله رابطه تجربی بسیار حائز اهمیت است. اولین بار آرچی مفهوم ضریب سیمان‌شدگی را مطرح کرد [۵]. او دریافت که این ضریب باعث بهبود رابطه تجربی بین ضریب مقاومت سازند (F) و تخلخل (ϕ) به‌صورت مقابل می‌گردد:

$$F = \frac{1}{\phi^m} \quad (2)$$

ضریب سیمان‌شدگی به عوامل بسیار زیادی مانند توزیع اندازه گلوگاه حفرات، تخلخل ثانویه، شاخص نسبت مساحت به حجم، رسانای آب و کانی‌های سنگ، دما و فشار مخزن، میزان سیمان‌شدگی و ترشوندگی سنگ مخزن بستگی دارد [۸-۱۱]. از نظر تئوری این فاکتور می‌تواند بین ۱ تا بی نهایت [۸] و از نظر عملی بین ۱ تا ۳ متغیر باشد [۵ و ۱۲]. مقدار $m=1$ برای لوله‌های موئین موازی که ۱۰۰٪ با آب اشباع شده‌اند و مقدار $m=3$ مخصوص محیط متخلخلی که حفرات با هم ارتباط ندارند است [۸]. از نظر تئوری مقدار $m=1/3$ مخصوص سنگی با دانه‌های کروی شکل است [۱۳].

نمای اشباع (n) به عواملی مانند ترشوندگی سنگ، فشار روباره، نوع و شیوه توزیع سیالات مخزن، حضور کانی‌های رسانا در سنگ مانند پیریت^۲ و حضور شیل در سنگ بستگی دارد [۱۴ و ۱۵]. ترشوندگی سنگ مخزن تأثیر زیادی روی این فاکتور می‌گذارد تا جایی که از مقدار نزدیک ۲ برای سیستم آب-سنگ-نفت شدیداً آب‌دوست به مقدار بیشتر از ۸ برای سیستم آب-سنگ-نفت شدیداً نفت‌دوست می‌رسد [۷]. سوینی و جینگس دریافتند که برای نمونه‌های کربناته در یک اشباع ثابت، مقاومت الکتریکی (و در نتیجه n) برای حالت نسبتاً نفت‌دوست بیشتر از آب‌دوست است [۱۶].

که امری مهم و حیاتی در توسعه میادین نفتی و گازی است را مشکل و سخت می‌کند [۴]. اشباع آب مخزن یکی از مهم‌ترین پارامترهای پتروفیزیکی برای تخمین نفت و گاز در جای مخزن است. تعیین دقیق اشباع آب مخزن برای تعیین خصوصیات مخزن و در نتیجه تولید بهینه از مخزن تعیین‌کننده است. برای محاسبه اشباع آب مخزن معمولاً از رابطه آرچی استفاده می‌گردد. ضریب سیمان‌شدگی و نمای اشباع مهم‌ترین پارامترهای آرچی هستند که منشاء اصلی عدم قطعیت در محاسبه اشباع آب هستند [۵]. اشباع آب سازند معمولاً به کمک داده‌های آزمایشگاهی و پتروفیزیکی مقاومت الکتریکی و با استفاده از فرمول آرچی به‌صورت زیر محاسبه می‌گردد [۵ و ۶]:

$$S_w = \left(\frac{a R_w}{\phi^m R_t} \right)^{\frac{1}{n}} \quad (1)$$

در این رابطه، R_w مقاومت آب سازند، R_t مقاومت واقعی نمونه‌های پلاگ در اشباع S_w و ϕ تخلخل سنگ هستند که به‌وسیله نمودارگیری تعیین می‌شوند. همچنین، m ضریب سیمان‌شدگی و n نمای اشباع هستند که در آزمایش‌های SCAL و یا به‌وسیله روابط تجربی محاسبه می‌شوند. برای استفاده از فرمول آرچی باید از داده‌های واقعی پتروفیزیکی استفاده نمود. در غیر این صورت، استفاده از مقادیر ثابت و فرضی برای بعضی از پارامترها، باعث خطا و عدم قطعیت در محاسبه n میزان هیدروکربن درجا خواهد شد. آزمایش‌های SCAL برای اندازه‌گیری ضرایب m و n فرآیندی بسیار زمان‌بر و پرهزینه است و اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی فقط برای تعداد محدودی از نمونه‌های پلاگ در هر میدان موجود هستند. از طرفی، ثابت فرض کردن این ضرایب منجر به خطای جبران‌ناپذیری در محاسبه اشباع آب سازند و در نتیجه میزان نفت در جای مخزن خواهد شد [۷]. به‌عنوان مثال، اگر برای نمونه‌ای $F_R R_w/R_t = 0.36$ و مقدار صحیح n برابر با ۳ باشد ولی اگر مقدار ۲ در محاسبه اشباع آب استفاده

1. Surface-to-Volume Ratio

2. Pyrite

دیده نمی‌شود. تعدادی از فرمول‌های ارائه شده در ادبیات موضوع برای ضریب سیمان‌شدگی به‌همراه شرایط و فرضیات استفاده از هر کدام در جدول ۱ ارائه شده‌اند. همان‌طور که در جدول ۱ دیده می‌شود روابط زیادی بین ضریب سیمان‌شدگی و تخلخل وجود دارد، درحالی‌که فرمولی که این ضریب را به‌صورت هم‌زمان به پارامترهای پتروفیزیکی تخلخل، تروایی و چگالی سنگ مربوط کند، وجود ندارد. در این مقاله، ضریب سیمان‌شدگی به پارامترهای پتروفیزیکی دیگر، تخلخل، تروایی و چگالی سنگ و همچنین نمای اشباع به تخلخل، تروایی و شاخص ترشوندگی USBM مرتبط شده‌اند. برای اینکار از الگوریتم برنامه‌ریزی ژنتیک که یک ابزار قوی برای کشف یک رابطه ریاضی از داده‌های واقعی است استفاده شده است [۲۷-۲۹].

آنها محدوده ۱/۶ تا ۵/۷ را برای نمونه‌های کربناته با محدوده وسیعی از ترشوندگی مشاهده نمودند. مطالعات مشابهی روی تأثیر ترشوندگی سنگ مخزن روی نمای اشباع در کارهای گذشته انجام شده است [۱۷-۱۹]. جمع‌بندی جامع و مفیدی در این رابطه در مطالعات [۲۰ و ۲۱] یافت می‌شود. اگرچه تحقیقات آکادمیک زیادی برای پیدا کردن یک رابطه تجربی برای ضریب سیمان‌شدگی انجام شده است، بیشتر این کارها برای محدوده خاصی از تخلخل و یا نوع خاصی از سنگ انجام شده‌اند. به‌عنوان مثال فرمول شل^۱ تنها برای تخلخل کمتر از ۱۰٪ و مخازن کربناته غیرشکافدار مناسب است. همچنین با وجود اینکه مطالعات زیادی روی تأثیر عوامل مختلف روی نمای اشباع انجام شده است، اما در ادبیات موضوع یک رابطه تجربی که نمای اشباع را به پارامترهای پتروفیزیکی مرتبط کند،

جدول ۱ فرمول‌های تجربی ضریب سیمان‌شدگی و شرایط و فرضیات استفاده از هر کدام

منبع	توضیحات مربوطه	جنس سنگ	فرمول	نویسنده‌ها
[۵]	مقدار ۲-۱/۸ را برای ماسه سنگ‌های فشرده و مقادیر کمتر از ۱/۳ برای سندپک‌های آزمایشگاهی	ماسه سنگ تمیز	$F = \frac{1}{\phi^m}$	آرچی
[۲۲]	مناسب برای کربناته غیر شکافدار تخلخل کمتر از ۱۰٪	کربناته	$m = 1.87 + \frac{0.019}{\phi}$	شرکت شل
[۲۳]	مناسب برای کربناته کم تراوا	کربناته	$m = \frac{2.2 - 0.035}{\phi - 0.042}$	بورانی و همکاران
[۲۴]	مخصوص سنگ‌های کربناته خاص براساس کلاس حفره‌های سنگ	کربناته	$(k < 0.1 \text{ md}) \quad m = 1.2 + 0.1286\phi$ $(0.1 \text{ md} < k < 1 \text{ md}) \quad m = 1.4 + 0.2857\phi$ $(1 \text{ md} < k < 100 \text{ md}) \quad m = 1.2 + 0.0829\phi$ $(k > 100 \text{ md}) \quad m = 1.22 + 0.034\phi$	فوکت و همکاران
[۲۵]	C پارامتری است در رابطه کوزن ^۲ که نزدیک به ۰/۰۲۵ است و تابع تروایی سنگ است	چالک و ماسه سنگ	$m = 0.09 \ln \left(\frac{c\phi}{k} \right)^2 + 1.98$	اولسن و همکاران
[۲۶]	داده‌های مغزه محدود در استخراج فرمول استفاده شده‌اند	کربناته	$m = 2.25 + \frac{0.039}{\phi + 0.03}$	شاهی و همکاران

1. Shell
2. Kozen

محفظه مقاومت سنگ اندازه‌گیری شدند. مقاومت الکتریکی نمونه‌های اشباع از آب (R_o) به کمک ابعاد فیزیکی پلاگ‌ها (A,L) و مقاومت اندازه‌گیری شده (R) محاسبه می‌شوند. بعد از اندازه‌گیری مقاومت ویژه مغزه اشباع از آب سازند، اقدام به اندازه‌گیری حقیقی سازند (R_p) می‌شود. برای این کار نفت خام به صورت مرحله به مرحله به داخل مغزه تزریق می‌شود. در هر مرحله اشباع آب و مقاومت نمونه اندازه‌گیری می‌شود. تزریق نفت خام تا اشباع آب همزاد در نمونه ادامه می‌یابد. شاخص مقاومت سازند (F) از تقسیم مقاومت نمونه اشباع از آب سازند (R_o) به مقاومت آب سازند (R_w) به دست می‌آید. همچنین، شاخص مقاومت ویژه (I) حاصل تقسیم مقاومت نمونه اشباع از آب سازند (R_o) به مقاومت واقعی سازند (R_p) است.

$$F = \frac{R_o}{R_w} = \frac{a}{\phi^m} \rightarrow \text{Log}(F) = \text{Log}(a) - m \text{Log}(\phi) \quad (3)$$

$$I = \frac{R_o}{R_t} \text{ and } S_w^n = \frac{1}{I} \quad (4)$$

برای محاسبه m ، لگاریتم F بر حسب لگاریتم ϕ رسم می‌شود و شیب حاصله m - خواهد بود. همچنین، با رسم لگاریتم I بر حسب S_w شیب n - حاصل می‌گردد. قبل از استفاده داده‌ها برای مدل‌سازی، به وسیله کدهای مربوطه متلب داده‌های خام اولیه آماده‌سازی شدند. داده‌های دور افتاده با روش میانگین و واریانس قوی^۱ شناسایی و داده‌های دور افتاده با روش خطی با مقادیر درست جایگزین شدند. همچنین به منظور حذف نوسان‌های ناخواسته داده‌ها به کمک روش میانگین متحرک^۲ هموار^{۱۰} شدند. بعد از آماده‌سازی داده‌ها، اطلاعات آماری داده‌های استفاده شده در دو مدل تعیین شدند (جدول ۲ و ۳).

داده‌های آزمایشگاهی سنگ‌های کربناته پس از آماده‌سازی (حذف داده‌های دور افتاده، حذف داده‌های اشتباه و نرم کردن داده‌ها) برای آموزش و تست مدل استفاده شده‌اند. نتایج ارزیابی مدل‌ها با پارامترهای آماری حاکی از دقت بالای فرمول‌های به دست آمده است. در ادامه مقاله ابتدا پروسه آزمایشگاهی جمع‌آوری داده و سپس ساخت مدل برنامه‌ریزی ژنتیک و آموزش و آزمایش آن بررسی شده‌اند. نهایتاً نتایج حاصله و نتیجه‌گیری آورده شده‌اند.

روش تحقیق

پروسه آزمایشگاهی برای جمع‌آوری داده‌ها

۱۷۵ نمونه پلاگ کربناته از ۲۱ میدان نفتی به صورت عمودی و افقی از مغزه استخراج و برای ساخت مدل ضریب سیمان‌شدگی استفاده شده‌اند. از این تعداد، برای ۲۹ مغزه شاخص ترشوندگی USBM اندازه‌گیری شده است که از این تعداد برای ساخت مدل نمای اشباع استفاده شده است. بعد از پاک‌سازی و خشک کردن نمونه‌ها، تروایی هوا (تروایی کلینکنبرگ^۱) و تخلخل اندازه‌گیری شده‌اند. این پلاگ‌ها دامنه وسیعی از تخلخل را دارند. همچنین مطالعات پتروگرافی چندین رخساره سنگ (شامل تخلخل و فابریک سنگ) شامل، پک ستون^۲، وک ستون^۳، دولوستون^۴، دولوپک ستون^۵، دولومادستون^۶ و دولو وک ستون^۷ را نشان می‌دهند. بعد از آزمایش‌های RCAL، برای اندازه‌گیری خصوصیات الکتریکی مغزه‌ها و شاخص ترشوندگی، آزمایش‌های SCAL انجام شدند. ابتدا آب سازند با اضافه کردن نمک‌های مختلف ساخته شد و مقاومت الکتریکی آن (R_w) اندازه‌گیری شد. به منظور آماده‌سازی مغزه‌ها برای اندازه‌گیری مقاومت الکتریکی نمونه اشباع از آب (R_o) ابتدا نمونه‌ها با آب سازند اشباع و به مدت ۳ روز تحت فشار ۳۰۰۰ psi قرار گرفتند. مقاومت الکتریکی نمونه‌های پلاگ (R) در راستای افقی و در شرایط مخزن به وسیله

1. Klinkenberg Permeability

2. Pack-Stone

3. Wackestone

4. Dolostone

5. Dolopackstone

6. Dolomudstone

7. Dolowackstone

8. Clever Mean(CM)/Clever Variance(CV)

9. Moving Average

10. Data Smoothing

جدول ۲ مشخصات و پارامترهای آماری متغیرهای ورودی و خروجی استفاده شده در مدل ضریب سیمان‌شدگی

انحراف معیار	میانگین	ماکسیمم	مینیمم	طبقه	واحد	نماد	پارامتر
۰/۰۴۲۲	۰/۱۴۷۳	۰/۲۵۸۸	۰/۰۲۸	ورودی	-		تخلخل
۱۰/۹۰۷۲	۶/۲۴۴۳	۵۱/۷۰۲	۰/۰۶۰	ورودی	mD	K	تراوایی
۰/۰۵۰۰	۲/۷۳۴۲	۲/۸۴۴۳	۲/۶۴۰	ورودی	g/cc		چگالی سنگ
۰/۱۸۶۳	۱/۹۷۸۶	۲/۴۴۸۳	۱/۶۵۷	ورودی	-	m	ضریب سیمان‌شدگی

جدول ۳ مشخصات و پارامترهای آماری متغیرهای ورودی و خروجی استفاده شده در مدل نمای اشباع

انحراف معیار	میانگین	ماکسیمم	مینیمم	طبقه	واحد	نماد	پارامتر
۰/۴۷۲	۰/۱۷۳۹	۰/۲۸۷۸	۰/۶۹۲	ورودی	-		تخلخل
۴۰/۴۸	۳۴/۱۸۳	۹۸/۲۹	۰/۱۱۰	ورودی	mD	K	تراوایی
۰/۵۰۵۲	-۰/۳۲۱	۰/۷۱۸۰	-۱	ورودی	-	WI	شاخص ترشوندگی
۰/۷۲۸	۱/۹۹	۳/۹۸	۱/۲۳۳	خروجی	-	n	نمای اشباع

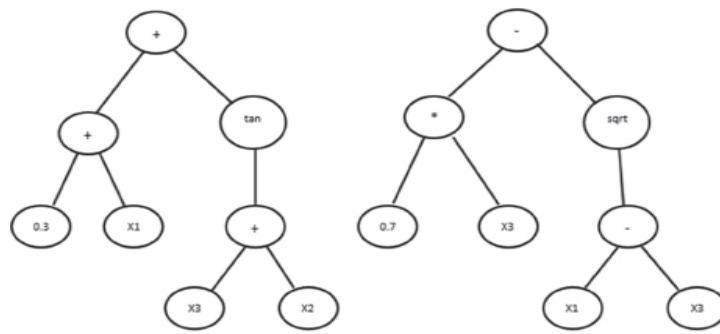
الگوریتم برنامه‌ریزی ژنتیک

ساختاری تصادفی از توابع و ترمینال‌ها تولید شده و مدل والدین با جمع شدن وزنی ژن‌ها با یک عبارت ثابت بایاس ساخته می‌شود. بعد از آن برای ارزیابی این مدل اولیه یک تابع شایستگی روی مدل اعمال می‌شود. شماتیک یک مدل نرمال شامل دو ژن در شکل ۱ نشان داده شده است. در این مدل a_0 ، a_1 و a_2 ضرایب ثابت ژن‌ها در مدل هستند. براساس تابع شایستگی به‌عنوان معیار ارزیابی مدل‌های مختلف (ساختار درخت‌ها)، عملیات هم‌گذری به منظور بهبود عملکرد ساختارها روی بهترین ساختار درخت‌ها دو به دو انجام می‌شود. با فرض دو ساختار درخت مختلف (دو برنامه) عملیات هم‌گذری با ترکیب تصادفی قسمت‌های مختلف درخت و تولید یک ساختار درخت جدید با عملکرد بهتر انجام می‌شود. نهایتاً ساختار درخت‌های جدید (مدل‌های جدید) به‌وسیله عملیات جهش روی درخت‌های موجود ایجاد می‌شوند. عملیات جهش با تغییر تصادفی قسمت‌های تصادفی از ساختار درخت‌های موجود به منظور پوشش تمام مدل‌های موجود انجام می‌شود.

برنامه‌ریزی ژنتیک یکی از الگوریتم‌های ابتکاری برای برنامه‌نویسی هوشمند است که در آن الگوریتم به‌صورت هوشمند به حل مسأله می‌پردازد [۳۰]. اولین بار کوزا در دهه ۱۹۹۰ این الگوریتم مدل‌سازی را براساس الگوریتم ژنتیک مطرح نمود [۳۰ و ۳۱]. در برنامه‌ریزی ژنتیک ابتدا فرم مدل کشف می‌گردد و بعد پارامترهای مدل تنظیم می‌گردند. از این‌رو از آن به‌عنوان برآزش نمادین^۱ یاد می‌شود [۳۱] و [۳۲]. درحالی‌که در روش‌های دیگر برآزش، مدل آن باید به‌صورت دستی تعیین شود و بعد پارامترهای مدل تنظیم و بهینه می‌شوند. در این الگوریتم برای توسعه ساختار درختی کروموزوم، جمعیتی اولیه از تابع‌های مختلف به‌صورت تصادفی تولید می‌شوند. تولید چندین ژن که هرکدام نشان‌دهنده یک ساختار درختی الگوریتم برنامه‌ریزی ژنتیک هستند، منجر به‌دقت و صحت بیشتر مدل در مقایسه با یک ژن تنها می‌گردد. این نوع از ساختار به ساختار چند ژن برنامه‌ریزی ژنتیک^۲ معروف است [۲۹، ۳۳] و [۳۴].

ابتدا یک جمعیت اولیه از والدین، به‌عبارت دیگر

1. Symbolic Regression
2. Multi-Gene GP



$$Y = a_0 + a_1(x_1 + 0.3 + \tan(x_3 + x_2)) + a_2(0.7x_3 - \text{Sqrt}(x_1 - x_3))$$

شکل ۱ شماتیک یک مدل نرمال که شامل دو ژن و یک بایاس است

مقادیر R^2 نزدیک به واحد عملکرد بهتری دارند. علاوه بر این آنالیز حساسیت برای تأثیر متغیرهای ورودی روی متغیر وابسته (متغیر خروجی مدل) انجام شده است. به این ترتیب میزان تأثیر هر یک از متغیرهای تداخل، تروایی و چگالی سنگ روی تداخل، تروایی و شاخص ترشوندگی روی نمای اشباع به دست آمده است. پارامترهای $RMSE$ و R^2 به صورت زیر به دست می‌آیند.

$$RMSE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^{\text{exp}} - y_i^{\text{cal}})^2 \right)^{1/2} \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i^{\text{exp}} - y_i^{\text{cal}})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i^{\text{exp}} - \bar{y}^{\text{exp}})^2} \quad (6)$$

در این فرمول‌ها، n تعداد کل داده‌ها، y_i^{exp} و y_i^{cal} به ترتیب مقدار واقعی و خروجی مدل (تخمینی) متغیر وابسته هستند. همچنین \bar{y}^{exp} مقدار میانگین واقعی (آزمایشگاهی) متغیر وابسته است.

نتایج و بحث

به کمک داده‌های موجود (۱۷۵ داده برای ضریب سیمان‌شدگی و ۲۹ داده برای نمای اشباع) الگوریتم برنامه‌ریزی ژنتیک آموزش داده شد و با ایجاد تابع توسط مدل برای هر دو ضریب یک فرمول تجربی غیرخطی به صورت زیر حاصل گردید:

بعد از تولید جمعیت اولیه، عملیات ارزیابی مدل‌ها، هم‌گذری و جهش تا رسیدن به شرط توقف مدل مکرراً تکرار می‌شوند. در این مقاله از نرم‌افزار Eureka برای بهرمندی از توانایی کشف مدل‌های ریاضی از داده‌ها توسط الگوریتم تکاملی برنامه‌ریزی ژنتیک استفاده شده است. قبل از اعمال برنامه‌ریزی ژنتیک روی مسأله باید پارامترهایی از الگوریتم به صورت دستی تنظیم شوند. مهم‌ترین پارامترهای برنامه‌ریزی ژنتیک که باید توسط کاربر تنظیم شوند عبارت‌اند از نسبت داده‌های آموزش و تست مدل به کل داده‌ها و نوع عملگرهای ریاضی. در این مقاله ۸۰٪ داده‌ها به صورت تصادفی برای آموزش و توسعه مدل و ۲۰٪ داده‌ها برای تست ارزیابی مدل انتخاب می‌شوند. همچنین، عملگرهای ریاضی (عدد ثابت، \times ، \div ، $+$ ، $-$ ، \sin ، \cos و توان) برای توسعه مدل ضریب سیمان‌شدگی و (عدد ثابت، \times ، \div ، $+$ ، $-$ ، \tan و توان) برای مدل نمای اشباع انتخاب شده‌اند. لازم به ذکر است که تعیین متغیرهای الگوریتم به کمک سعی و خطا انجام شده است. به علاوه، تعداد جمعیت اولیه و نسل مدل به علت تصادفی بودن الگوریتم برنامه‌ریزی ژنتیک تأثیر بسیار ناچیزی روی نتایج دارند. در این تحقیق جمعیت اولیه مدل و تعداد نسل‌های مدل برابر ۱۸۰ در نظر گرفته شده‌اند. مدل‌های توسعه داده شده برای ضرایب آرچی به کمک پارامترهای آماری ریشه مجموع مربعات خطا ($RMSE$)^۱ و ضریب تشخیص (R^2)^۲ ارزیابی می‌شوند. مدل‌های با مقدار کم $RMSE$ و

1. Root Mean Square Error

2. R-squared

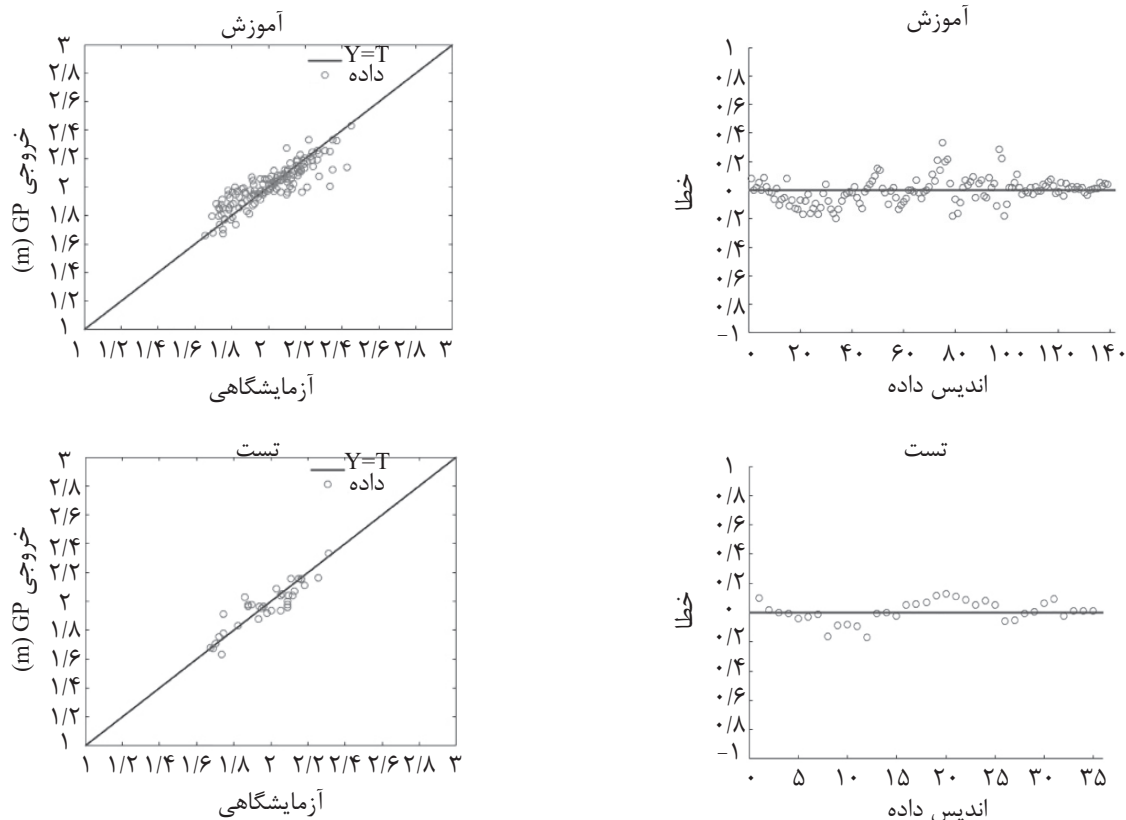
و SCAL مربوطه هستند. مقایسه بین داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده m برای داده‌های آموزش و تست در شکل ۲ نشان داده شده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌گردد، بیشتر داده‌ها با فاصله قابل قبولی در حوالی خطی با شیب واحد قرار گرفته‌اند که نشان می‌دهد رابطه γ برای ضریب m توسط مدل برنامه‌ریزی ژنتیک به خوبی می‌تواند داده‌های آزمایشگاهی را مدل نماید. خطای بین مقدار پیش‌بینی شده m با فرمول ۵ و مقادیر واقعی آزمایشگاهی برای داده‌های آموزش و تست در شکل ۲ نشان داده شده‌اند. تجمع زیاد داده‌ها حول خط افقی نشان‌دهنده دقت پیش‌بینی بالای رابطه γ است. همچنین مقایسه بین داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده n و خطای بین مقدار پیش‌بینی شده n با رابطه ۸ و مقادیر واقعی آزمایشگاهی برای داده‌های آموزش و تست در شکل ۳ نشان داده شده‌اند.

$$m = 0.92 + 12.14\phi + 0.332K + 4.612\rho K \phi \quad (7)$$

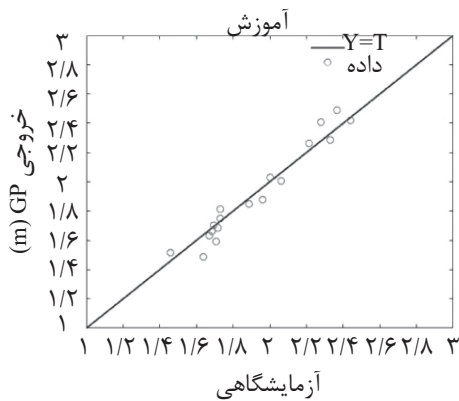
$$+ 31.89\phi^4 K^2 - 15.55K\phi - 27.14\phi^2 \quad (8)$$

$$n = 2.87 + 1.55WI + 0.000203K^2 - 0.0376K - 0.039\phi - 0.042KWI$$

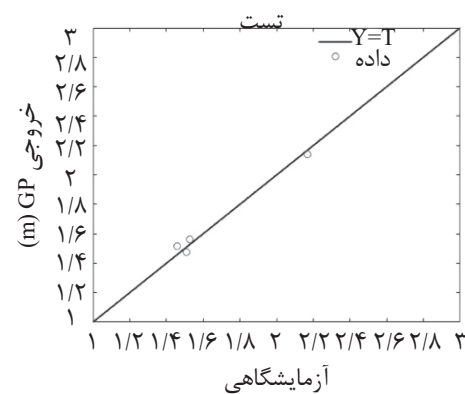
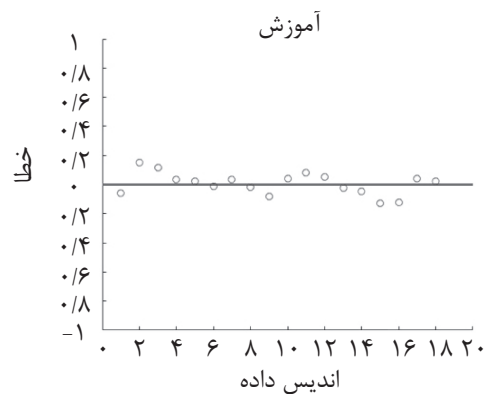
در این فرمول‌ها، ϕ تخلخل (بدون بعد)، K تراوی (mD)، ρ چگالی سنگ (g/cm^3)، WI شاخص ترشوندگی USBM (بدون بعد)، m ضریب سیمان‌شدگی (بدون بعد) و n نمای اشباع (بدون بعد) هستند. برای بررسی صحت و دقت مدل‌های به‌دست آمده، چند پارامتر آماری روی داده‌های تست (۲۰٪ داده‌ها) اعمال شده‌اند. ریشه مربعات خطا (RMSE)، ضریب تشخیص (R^2) و ضریب همبستگی (R) برای مدل ضریب سیمان‌شدگی به ترتیب ۰/۰۶۲، ۰/۹۱ و ۰/۸۴ و برای نمای اشباع به ترتیب ۰/۰۵۱، ۰/۹۶ و ۰/۹۹ هستند. ارزیابی مدل‌ها به‌وسیله این پارامترهای آماری حاکی از دقت بالای این دو فرمول تجربی به‌دست آمده از داده‌های آزمایشگاهی RCAL



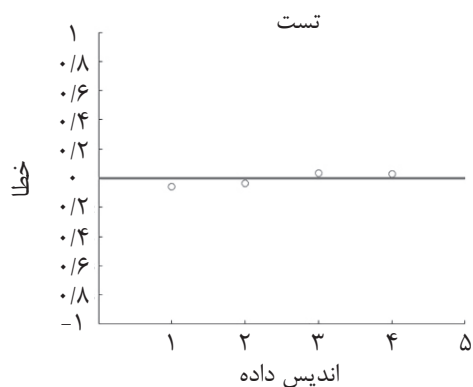
شکل ۲ نتایج مدل GP برای m . مقایسه بین داده‌های تجربی و پیش‌بینی شده مدل و همچنین خطای بین این دو. (الف) داده‌های آموزش و (ب) داده‌های تست.



الف



ب



شکل ۳ نتایج مدل GP برای n مقایسه ی بین داده‌های تجربی و پیش‌بینی شده ی مدل و همچنین خطای بین این دو. (الف) داده‌های آموزش و (ب) داده‌های تست

به ترتیب در جدول ۴ و ۵ نشان داده شده‌اند. درصد مثبت میزان احتمال اینکه افزایش متغیرمستقل x باعث افزایش متغیر وابسته مدل شود را نشان می‌دهد. طبق این آنالیز، افزایش تخلخل سازند باعث افزایش ضریب سیمان‌شدگی می‌گردد. نکته حائز اهمیت برای فرمول تجربی به‌دست آمده برای نمای اشباع این است که افزایش شاخص ترشوندگی باعث افزایش n می‌گردد که مطابق با مطالعات [۷ و ۱۶] است. همچنین، مقدار مثبت به معنی میزان اثرگذاری متغیرهای مستقل روی m و n است. تخلخل و چگالی سنگ تأثیر مثبت روی ضریب سیمان‌شدگی دارند درحالی‌که تروایی هم اثر مثبت و هم اثر منفی روی m می‌گذارد. براساس جدول ۵ تروایی و شاخص ترشوندگی به‌طور مطلق اثر مثبت روی نمای اشباع دارند درحالی‌که تخلخل اثر منفی می‌گذارد.

این نمودار نشان می‌دهد که رابطه ۸ قادر به محاسبه نمای اشباع با دقت قابل توجهی است. برای بررسی میزان تأثیر متغیرهای مستقل روی متغیر وابسته آنالیز حساسیت روی دو مدل به‌دست آمده انجام شده است. مشتق نسبی متغیر مستقل نسبت به متغیرهای وابسته در هر نقطه از داده‌ها محاسبه شده و درصد داده‌ها که این مشتق در آنها مثبت و منفی شده است به‌دست آمده است. همچنین برای محاسبه میزان حساسیت متغیرهای هدف (m,n) نسبت به متغیرهای مستقل عبارت زیر روی همه داده‌ها محاسبه شده است:

$$\left| \frac{\partial y}{\partial x} \right| \times \frac{\sigma(x)}{\sigma(y)} \quad (9)$$

که در آن y، متغیر وابسته مدل (m,n)، x متغیر مستقل، $\sigma(x)$ و $\sigma(m)$ انحراف معیار متغیر وابسته و مستقل، |x| نشان‌دهنده قدرمطلق x و \bar{x} میانگین x است. نتایج آنالیز حساسیات برای پارمترهای m و n

جدول ۴ آنالیز حساسیت متغیرهای مدل ضریب سیمان شدگی

متغیر مستقل	حساسیت	% مثبت	مقدار حساسیت مثبت	% منفی	مقدار حساسیت منفی
ϕ	۰/۶۶۳	۱۰۰	۰/۶۶۳	۰	۰
ρ	۰/۳۸۴	۱۰۰	۰/۳۸۴	۰	۰
K	۰/۳۱۰	۲۹	۰/۲۷۶	۷۱	۰/۳۲۷

جدول ۵ آنالیز حساسیت متغیرهای مدل نمای اشباع

متغیر مستقل	حساسیت	% مثبت	مقدار حساسیت مثبت	% منفی	مقدار حساسیت منفی
K	۰/۸۱۹	۵	۰/۱۱۴	۹۵	۰/۸۵۸۷
WI	۰/۵۴۴	۱۰۰	۰/۵۴۴	۰	۰
ϕ	۰/۰۴۱	۰	۰	۱۰۰	۰/۰۴۱

نتیجه گیری

از این دو پارامتر استفاده شده است. اهمیت این دو فرمول تجربی در این است که بدون نیاز به انجام آزمایش‌های الکتریکی و به کمک پارامترهای معمولی آزمایشگاهی دیگر قادر به محاسبه ضرایب آرچی هستند. قابلیت پیش‌بینی فرمول‌های به دست آمده به کمک پارامترهای آماری ارزیابی شده‌اند. ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی داده‌های تست برای مدل ضریب سیمان شدگی به ترتیب ۰/۰۶۲ و ۰/۰۹۱ و برای مدل نمای اشباع ۰/۰۵۱ و ۰/۰۹۶ هستند که نشان‌دهنده دقت بالای روابط تجربی است. آنالیز حساسیت انجام شده نشان می‌دهد که تخلخل بیشترین تأثیر را روی ضریب سیمان شدگی و تراوایی و WI بیشترین اثر را روی نمای اشباع می‌گذارند.

در این مقاله ضریب سیمان شدگی و نمای اشباع به عنوان دو پارامتر مهم در زمین‌شناسی و مهندسی مخزن به وسیله الگوریتم برنامه‌ریزی ژنتیک مدل شده‌اند. برای ضریب سیمان شدگی ۱۷۵ داده آزمایشگاهی RCAL و SCAL از ۲۱ میدان کربناته ایران و برای نمای اشباع ۲۹ داده آزمایشگاهی استفاده شده‌اند. با توجه به ادبیات موضوع، سه پارامتر تخلخل، تراوایی و چگالی سنگ به عنوان پارامترهای ورودی مدل ضریب سیمان شدگی و پارامترهای تخلخل، تراوایی و شاخص ترشوندگی USBM به عنوان پارامترهای ورودی مدل نمای اشباع در نظر گرفته شده‌اند. بعد از آماده‌سازی داده‌های خام اولیه، برای توسعه فرمول‌های تجربی

مراجع

- [1]. Akbar M, Vissapragada B, Alghamdi AH, Allen D, Herron M, Carnegie A, Dutta D, Olesen JR, Chourasiya RD, Logan D, Stief D (2000) A snapshot of carbonate reservoir evaluation, Oilfield Review 12, 4: 20-21.
- [2]. Marathe R, Turner ML, Fogden A (2012) Fogden, Pore-scale distribution of crude oil wettability in carbonate rocks, Energy & fuels 26, 10: 6268-6281.
- [3]. Archie GE (1952) Classification of carbonate reservoir rocks and petrophysical considerations, Aapg Bulletin 36, 2: 278-298.
- [4]. Jodry RL (1992) Pore geometry of carbonate rocks and capillary pressure curves (basic geologic concepts), in Developments in petroleum science, Elsevier 30: 331-377.
- [5]. Archie GE (1942) The electrical resistivity log as an aid in determining some reservoir characteristics, Transactions of the AIME 146, 1: 54-62.
- [6]. Winsauer WO, Shearin Jr, HM, Masson PH, Williams M (1952) Resistivity of brine-saturated sands in relation to pore geometry, AAPG bulletin 36, 2: 253-277.
- [7]. Donaldson E, Siddiqui T (1989) Relationship between the Archie saturation exponent and wettability, SPE formation evaluation 4, 3: 359-362.

- [8]. Ransom P (1984) A contribution toward a better understanding of the modified Archie formation resistivity factor relationship, *The log analyst* 25, 2.
- [9]. Rasmus JC (1986) A summary of the effects of various pore geometries and their wettabilities on measured and in-situ values of cementation and saturation exponents, in *SPWLA 27th Annual Logging Symposium*, Society of Petrophysicists and Well-Log Analysts.
- [10]. Wardlaw NC (1980) The effects of pore structure on displacement efficiency in reservoir rocks and in glass micromodels, in *SPE/DOE Enhanced Oil Recovery Symposium*, Society of Petroleum Engineers.
- [11]. Elias VLG, Steagall DE (1996) The impact of the values of cementation factor and saturation exponent in the calculation of water saturation for macae formation, Campos Basin, in *SCA Conference*.
- [12]. Guyod H (1944) Fundamental data for the interpretation of electric logs, *The Oil Weekly* 115, 38: 21-7.
- [13]. Pirson S (1947) Factors which affect true formation resistivity, *Oil & Gas Journal* 46, 18: 76-84.
- [14]. Carter SL, Power HH (1962) The relationship between electrical resistivity and brine saturation in reservoir rocks, *The Log Analyst* 2: 5.
- [15]. T Tiab D, Donaldson EC (2004) *Theory and practice of measuring reservoir rock and fluid transport properties*, Gulf professional publishing, Boston.
- [16]. Sweeney SA, Jennings HY (1960) The electrical resistivity of preferentially water-wet and preferentially oil-wet carbonate rock, *Producers Monthly* 24, 7: 29-32.
- [17]. Keller G (1953) Effect of wettability on the electrical resistivity of sand, *Oil and Gas Journal* 51, 34: 62-65.
- [18]. Moore J (1958) Laboratory-Determined electric logging parameters of the bradford third sand, *Producers Monthly* 22, 3: 30-39.
- [19]. Morgan WB, Pirson SJ (1964) The effect of fractional wettability on the archie saturation exponent, in *spwla 5th annual logging symposium*, Society of Petrophysicists and Well-Log Analysts.
- [20]. Anderson WG (1986) Wettability literature survey-part 3: the effects of wettability on the electrical properties of porous media, *Journal of Petroleum Technology* 38, 12: 1,371-1,378.
- [21]. Sondena E, Bratteli F, Normann HP, Kollveit K (1991) The effect of reservoir conditions, and wettability on electrical resistivity, in *SPE Asia-Pacific Conference*, Society of Petroleum Engineers.
- [22]. Limited S (1984) *Schlumberger log interpretation charts*, Schlumberger.
- [23]. Borai A (1987) A new correlation for the cementation factor in low-porosity carbonates, *SPE Formation Evaluation* 2, 4: 495-499.
- [24]. Focke J, Munn D (1987) Cementation exponents in Middle Eastern carbonate reservoirs, *SPE formation evaluation* 2, 2: 55-167.
- [25]. Olsen C, Hongdul T, Lykke Fabricius I (2008) Prediction of Archie's cementation factor from porosity and permeability through specific surface, *Geophysics* 73, 2: E81-E87.
- [26]. Shahi M, Salehi MM, Kamari M (2018) New correlation for estimation of cementation factor in Asmari carbonate rock reservoirs, *Egyptian journal of petroleum* 27, 4: 663-669.
- [27]. Streeter M, Becker LA (2003) Automated discovery of numerical approximation formulae via genetic programming," *Genetic Programming and Evolvable Machines* 4, 3: 255-286.
- [28]. Roštami A, Ebadi H, Arabloo M, Meybodi MK, Bahadori A (2017) Toward genetic programming (GP) approach for estimation of hydrocarbon/water interfacial tension, *Journal of Molecular Liquids* 230:175-189.
- [29]. Abooali D, Sobati MA, Shahhosseini S, Assareh M (2019) A new empirical model for estimation of crude oil/brine interfacial tension using genetic programming approach, *Journal of Petroleum Science and Engineering* 173:187-196.
- [30]. Koza JR, Bennett FH, Andre D, Keane MA, Dunlap F (1997) Automated synthesis of analog electrical circuits by means of genetic programming, *IEEE Transactions on evolutionary computation* 1, 2: 109-128.
- [31]. Koza JR, Koza JR (1992) *Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection* 1, MIT press.
- [32]. Augusto DA, Barbosa HJ (2000) Symbolic regression via genetic programming, in *Proceedings 1, Sixth Brazilian Symposium on Neural Networks*, IEEE.
- [33]. Searson D, GPTIPS (2009) *Genetic programming and symbolic regression for MATLAB*.
- [34]. Izadmehr M, Shams R, Ghazanfari MH (2016) New correlations for predicting pure and impure natural gas viscosity, *Journal of Natural Gas Science and Engineering* 30: 364-378.



Prediction of Cementation Factor and Saturation Exponent Using Genetic Programming Algorithm

Soran Mahmoodpour¹, Ehsan Kamari^{2*} and Mohammad Reza Esfahani²

1. Petroleum University of Technology, Tehran, Iran

2. Department of Petroleum Engineering, Research Institute of Petroleum Industry (RIPI), Tehran, Iran

kamarie@ripi.ir

DOI: 10.22078/pr.2020.4145.2883

Received: April/15/2020

Accepted: May/30/2020

Introduction

In order to calculate water saturation Archie's equation is routinely used. Cementation factor and saturation exponent, the most significant Archie parameters, which are the root cause of uncertainty in the determination of water saturation. To use the Archie's equation actual petro-physical parameters should be applied. Adoption of fixed value will give rise to inaccurate water saturation explanation [1]. Experimental special core analysis to determine cementation factor values is an expensive and time-consuming work, and laboratorial measurements are also available just for few cases; therefore, using empirical equation for the calculation of Archie's parameters is became quiet vital.

Although extensive academic research has concentrated on discovering cementation factor correlation; most of these methods were implemented for a particular type of porosity, and limited mineralogy [2-4]. As an illustration, the sell formula is just appropriate for non-fractured low porosity (<10%) carbonate [5]. In addition, there are lots of researches focusing on the effect of different parameters on saturation exponent, but the lack of a correlation for this exponent especially for Iranian carbonate reservoirs is obvious and unfortunate. This study is a step to develop an empirical correlation for each of cementation factor and saturation exponent for carbonate reservoirs that related cementation factor with petro-physical parameters such as rock porosity, permeability, and density and also saturation exponent to porosity,

permeability and wettability index. For this reason, Genetic Programming (GP), which is a robust tool for equation discovery was used [6].

Experimental Procedures for Data Gathering

A total number of 175 clean carbonate plug samples were collected from 21 Iranian oil fields. After cleaning and drying plug samples, base air or Klinkenberg permeability and porosity are measured. These plug samples represent an extensive range of porosity. After that, the electrical properties of the samples and wettability index are determined.

Before using the data in the models, the original raw data were prepared using related Matlab codes. After preparing data, basic statistical information of all parameters used in this investigation was derived.

Genetic Programming Algorithm

Before applying genetic programming to the problem, the modifiable parameters must be specified by user. The GP parameters to be adjusted are the ratio of training and testing data to the entire data set, type of "mathematical operations", the number of genes, and the number of populations and generations. Therefore, as to construct a robust model, the data are divided into training data (80% of the data) and testing data (20% of the data) randomly. Moreover, the model is developed using training data and then evaluated by testing data. The mathematical operators of constant, +, -, ×, /, sin, cos, and power are applied. The operators

are selected using trial and error process. Note that the number of populations and generations have negligible effect on accuracy owing to the random-based nature of GP and just affect the run time of the problem.

The developed models for Archie's parameters were evaluated using some statistical parameters including root-mean-square error (RMSE) and squared correlation coefficient (R^2). Moreover a simple sensitivity analysis to study the effect of input variables (i.e. K , ρ , and ϕ) on objective function has been carried out.

Results and Discussion

The GP algorithm was trained by given data set, and non-linear correlation for cementation factor and saturation exponent was extracted by function generated in training process. The resulted models are as follows:

$$m = 0.92 + 12.14\phi + 0.332K + 4.612\rho K\phi + 31.89\phi^4 K^2 - 15.55K\phi - 27.14\phi^2 \quad (1)$$

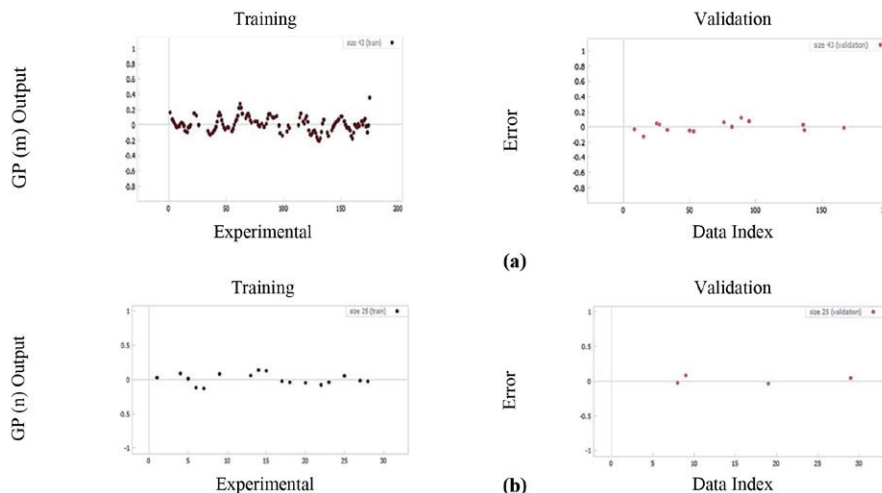


Fig. 1 GP results. Comparison between experimental and predicted m values: (a)cementation factor model and (b)saturation exponent model.

The variable sensitivity analysis for these two models show that porosity has the major effect on cementation factor and permeability and wettability index have the main effect on saturation exponent.

Conclusions

In this article, the genetic programming approach was applied to discover empirical correlations for cementation factor (m) and saturation exponent. For cementation factor, 175 RCAL and SCAL data from several carbonate oil fields in southern Iran and for saturation exponent 29 data were investigated. Furthermore, porosity (ϕ), permeability (K), and rock density (ρ) were selected as input variables of cementation factor model; in addition, porosity, permeability, and wettability index were chosen as independent variables of saturation exponent model.

$$n = 2.87 + 1.55WI + 0.000203K^2 - 0.0376K - 0.039\phi - 0.042KWI \quad (2)$$

Root mean square error (RMSE), correlation coefficient, and R-squared goodness of fit for cementation factor model are 0.062, 0.91, 0.84 and for developed saturation exponent correlation are 0.051, 0.99, and 0.96 respectively. These acceptable values of statistical parameters indicate the good ability of the developed correlations in the range of independent variable and dependent variable.

Residual error between estimated value of cementation factor and saturation exponent by eq. 1 and 2 and experimental data for training and testing datasets has been illustrated in Figure 1. Heavy concentration of training and validation data points around the zero horizontal line shows the low prediction error of these models.

For cementation factor, GP-based model RMSE and correlation coefficient for validation dataset are 0.062 and 0.91, and for saturation exponent are 0.051 and 0.96 respectively, which the obtained values indicate that the new developed correlations gives good performance.

References

1. Donaldson E, Siddiqui T (1989) Relationship between the Archie saturation exponent and wettability. SPE formation evaluation, 4, 3: 359-362, .
2. Borai A (1987) A new correlation for the cementation factor in low-porosity carbonates. SPE formation evaluation, 2, 4: 495-499.
3. Focke J, Munn D (1987) Cementation exponents in Middle Eastern carbonate reservoirs, SPE

- formation evaluation 2, 2: 155-167.
4. Shahi M, Salehi M.M, Kamari M (2018) New correlation for estimation of cementation factor in Asmari carbonate rock reservoirs, Egyptian journal of petroleum, 27, 4: 663-669.
 5. Limited S Schlumberger log interpretation charts. 1984: Schlumberger.
 6. Streeter M, Becker LA (2003) Automated discovery of numerical approximation formulae via genetic programming, Genetic Programming and Evolvable Machines, 4, 3: 255-286.