

توسعه مدل ریاضی جدید برای تخمین گرادیان شکست با استفاده از الگوریتم ژنتیک و روش برنامه‌ریزی بیان ژن در یکی از میادین خلیج فارس

احمد گنجی^۱، عزت‌اله کاظم‌زاده^{۲*} و حامد نظری^۱

۱- دانشکده مهندسی نفت و گاز، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

۲- پردیس پژوهش و توسعه صنایع بالادستی نفت، پژوهشگاه صنعت نفت، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۹۵/۱۱/۲۴ تاریخ پذیرش: ۹۶/۱۰/۳۰

چکیده

ارزیابی دقیق فشار شکست و فشار منفذی از پارامترهای کلیدی برای برنامه‌ریزی عملیات حفاری به‌شمار می‌آید. تخمین صحیح فشارهای زیرزمینی نقش بسیار مهمی در کاهش هزینه‌های چاه دارد. تخمین نادرست گرادیان شکست عملیات حفاری را با خطر مواجه می‌نماید و باعث ایجاد مشکلات جدی در حفاری چاه می‌گردد که از جمله این مشکلات می‌توان به هرزروی سیال حفاری و فوران چاه اشاره کرد. در این مقاله به منظور پیش‌بینی گرادیان شکست سازند از الگوریتم ژنتیک و روش برنامه‌ریزی بیان ژن برای توسعه یک مدل ریاضی استفاده شده است. پارامترهای گرادیان فشار منفذی، گرادیان فشار روباره و ضریب پواسون متغیرهای مستقل مدل به شمار می‌آیند. ناحیه مورد مطالعه شامل سازندهای هیدروکربوری کنگان و دالان بالایی در یکی از میادین خشکی نزدیک خلیج فارس است که با استفاده از داده‌های چاه‌پیمایی دو چاه به‌طور جداگانه برای هر یک از این سازندها مدلی ارائه گردید. مجموعه داده‌های مورد استفاده برای توسعه مدل‌های ریاضی مذکور شامل بیش از ۴۳۰۰ داده چاه‌پیمایی از یک چاه در سازندهای کنگان و دالان بالایی است. اعتبارسنجی مدل‌های ریاضی حاصل با استفاده از ۶۰۰۰ داده از چاه دیگری در همان سازند انجام گردیده است. تحلیل آماری نشان‌دهنده مناسب بودن این مدل‌ها برای پیش‌بینی گرادیان شکست این سازند است بنابراین می‌توان از آنها برای تخمین فشار شکست استفاده نمود.

کلمات کلیدی: فشار شکست، فشار منفذی، عملیات حفاری، برنامه‌ریزی بیان ژن (جپ)، آنالیز آماری

مقدمه

این سازندها عموماً دارای خصوصیات متفاوتی از نظر سنگ‌شناسی، خواص مکانیکی، فشار منفذی و نوع سیالات منفذی هستند. تغییر این خصوصیات باید در برنامه چاه لحاظ گردد. یک سازند ممکن است دارای رژیم‌های فشاری مختلفی باشد. در سازندهای دارای فشار نرمال^۷ می‌توان به آسانی فشار منفذی را براساس فشار هیدرواستاتیک پیش‌بینی کرد اما در سازندهای دارای فشار غیرنرمال^۸ تعیین و تخمین مقدار فشار منفذی بسیار سخت است ولی آگاهی داشتن از فشار منفذی در حین عملیات حفاری در این‌گونه سازندها دارای اهمیت فراوان است [۳]. در سال‌های اخیر مطالعات زیادی برای تعیین فشار منفذی با استفاده از روش‌های غیرمستقیم از روی داده‌های لرزه‌ای و سرعت صوت و نمودارهای چاه‌پیمایی و روش مستقیم آزمایش‌نشتی^۹ صورت گرفته است [۳].

هوبرت و ویلیس روشی را برای تعیین فشار شکست سازند ارائه کردند. براساس روش آنها برای ایجاد شکست در سازند باید فشار اعمال شده به سازند از مجموع حداقل تنش اصلی و فشار سازند بیشتر باشد (با فرض تنش عمودی به‌عنوان بزرگ‌ترین مولفه تنش اصلی) [۴]. متیوس و کلی با استفاده از روابط تجربی و با فرض گرادیان فشار روباره برابر ۱ psi/ft نتایج مطالعات خود را برای تخمین فشار شکست در مخازن ماسه‌سنگی ناحیه گلف کوئست منتشر کردند [۵]. ایتون روش هوبرت و ویلیس را تصحیح کرد. او فرض کرد که تنش روباره و نسبت پواسون با عمق متغیر است و ضریب پواسون را به‌عنوان عامل کنترل‌کننده فشار شکست معرفی نمود [۶].

تخمین گرادیان شکست^۱ و فشار منفذی^۲ یکی از فاکتورهای کلیدی در عملیات حفاری و تکمیل چاه‌های نفت و گاز محسوب می‌شود. تخمین این فشارها پارامتر مهمی در عملیات حفاری است و از لحاظ ایمنی و اقتصادی بر پایداری چاه تاثیر قابل توجهی دارد. بنابراین آگاهی دقیق از این فشارها در برنامه‌ریزی چاه ضروری است. در هنگام حفاری برای جلوگیری از مشکلاتی مانند هرزروی سیال یا فوران باید فشار سیال حفاری درون چاه در محدوده معینی حفظ گردد که به این محدوده پنجره گل^۳ اطلاق می‌گردد. حد پایین فشار گل درون چاه براساس فشار منفذی تعیین می‌شود و حد بالای فشار گل مورد نیاز با توجه به فشار شکست سازند به‌دست می‌آید. به منظور جلوگیری از بروز مشکل در حین حفاری نیاز است که وزن سیال حفاری با توجه به مقدار دقیق فشار سازندی انتخاب شود. تمامی سازندهای نفوذپذیر در طول حفاری چاه، دارای فشار منفذی هستند که مقدار فشار آنها ممکن است به عمق، محل و نزدیکی به سازه‌های دیگر بستگی داشته باشد. اگر فشار داخل چاه از فشار سازند کمتر باشد مشکلاتی مانند سیلان^۴ و فوران چاه را به دنبال خواهد داشت. از سویی دیگر کم بودن فشار سیال حفاری درون چاه می‌تواند ناپایداری مکانیکی دیواره‌های چاه را تشدید نماید که به فروریختن چاه^۵ منجر می‌شود. بالا بودن فشار درون‌چاهی نیز می‌تواند گیر دیفرانسیلی رشته حفاری، شکست سازند، هرزروی کامل سیال حفاری، فوران سطحی و فوران زیرسطحی^۶ را در پی داشته باشد [۱ و ۲]. گیرکردن لوله و هرزروی سیالات حفاری دو مورد از پرهزینه‌ترین مشکلات حفاری هستند. آمارها نشان می‌دهد که این اتفاقات غیرمنتظره ممکن است بین ۱۰ الی ۲۰٪ هزینه‌های عملیات حفاری یک چاه را شامل شود. یک چاه در طی حفاری باید از میان سازندهای مختلفی عبور نماید.

1. Fracture Gradient
2. Pore Pressure
3. Mud Window
4. Kick
5. Hole Collapse
6. Underground Blowout
7. Normal Pressure
8. Abnormal Pressure
9. Leak-off Test (LOT)

اموری نماید که توسط انسان‌ها انجام می‌گردد. یکی از کاربردهای هوش مصنوعی یافتن راه‌حل برای مسائل با فیزیک بسیار پیچیده و غیرخطی است. از این رو در بسیاری از حوزه‌های مهندسی علوم کاربرد پیدا کرده است. هوش مصنوعی مبحث نسبتاً جدیدی در میان علوم مختلف محسوب می‌شود. مفهوم و عنوان هوش مصنوعی برای اولین بار بعد از جنگ جهانی دوم بیان گردید، اما در طی این سال‌های نه چندان طولانی حوزه هوش مصنوعی گسترده‌گی و توسعه زیادی یافته و زیرشاخه‌های متعددی پیدا نموده است. یکی از زیرشاخه‌های مهم هوش مصنوعی الگوریتم‌های تکاملی^۲ است که در این مقاله برای پیش‌بینی و ارائه مدل‌گرادیان شکست سازند مورد استفاده قرار گرفته است. الگوریتم‌های تکاملی به‌عنوان شاخه‌ای از هوش مصنوعی از تکامل زیستی برای حل مسائل الهام می‌گیرند. الگوریتم‌های تکاملی خود شامل چندین زیرمجموعه مختلف است که همگی بر اصول تکامل زیستی استوار هستند. الگوریتم ژنتیک^۳ یکی از روش‌های الگوریتم تکاملی است و یک تکامل ساده بیولوژیکی به شمار می‌آید. در علم رایانه الگوریتم ژنتیک یک روش جستجو برای یافتن راه‌حل تقریبی به منظور بهینه‌سازی است. مسائل جستجو نوع خاصی از الگوریتم تکاملی هستند که از تکنیک‌های تکامل زیستی مانند، وراثت و جهش^۴ برای حل مسئله استفاده می‌نماید. الگوریتم ژنتیک اغلب انتخاب خوبی برای پیش‌بینی بر مبنای رگرسیون محسوب می‌شود. به‌طور کلی الگوریتم ژنتیک از یک تکنیک ژنتیکی به‌عنوان یک الگوی حل مسئله استفاده می‌کند و در آن برای پیدا کردن بهترین راه‌حل مسئله توسط اصلاح ژنتیکی جمعیت از جواب‌ها در نسل‌های متوالی تلاش می‌شود.

اندرسون و همکاران مدلی را براساس رابطه تنش/ کرنش برای یک محیط متخلخل الاستیک توسعه دادند. تمامی تلاش‌های قبلی براساس این فرض بود که ضریب خصوصیات سازند تابعی از عمق است. آنها معادله‌ای را برای پیش‌بینی گرادیان فشار شکست سازند به‌صورت تابعی از عمق، فشار روباره، فشار منفذی، ضریب پواسون و ضریب بایوت بیان کردند [۷]. صدیق و نشاوی روشی با استفاده از شبکه‌های عصبی مدلی را برای پیش‌بینی گرادیان فشار شکست سازند پیشنهاد کردند. اطلاعات ورودی آنها شامل داده‌های چندین میدان واقعی بود که نتایج به‌دست آمده از این مدل با روابط تجربی مقایسه شد. نتیجه نشان داد که این روش تحت هر شرایطی نسبت به روش‌های در دسترس قابل اعتمادتر است. در این تحقیق در مدل شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده ۹۰٪ داده‌ها به‌عنوان آموزش و ۱۰٪ بقیه به‌عنوان آزمایش در نظر گرفته شده است و همه داده‌ها بین ۰ و ۱ برای آموزش و آزمایش نرمال‌سازی شده‌اند. درصد خطای حاصله از پیش‌بینی گرادیان فشار شکست سازند حدود ۱٪ بوده است [۸]. نشاوی و ملاله با استفاده از شبکه عصبی گرادیان فشار شکست سازند را برای یکی از میدان‌های خاورمیانه محاسبه کردند [۹]. هالومون و همکاران یک روش جدید برای تخمین گرادیان شکست با اصلاح روابط متیوس- کلی و نسبت تنش ایتون ارائه دادند و آنها در مقاله خود از داده‌های نمودارگیری و آزمایش نشتی و بعضی روابط استفاده کردند [۱۰].

هوش مصنوعی، الگوریتم ژنتیک و روش برنامه‌ریزی بیان ژن (جپ)

در سال‌های اخیر به‌دلیل توسعه علوم رایانه و ریاضی، شاهد پیشرفت سریع ماشین‌های هوشمند در زندگی بشری هستیم. هوش مصنوعی^۱ به‌عنوان شاخه‌ای از علوم رایانه تلاش دارد که با ایجاد ماشین‌های هوشمند، ماشین‌ها را قادر به انجام

1. Artificial Intelligence (AI)

2. Evolutionary Algorithm (EA)

3. Genetic Algorithms (GA)

4. Mutation

آمده از این روش بهره‌وری بالا و نتایج عالی آن را نشان می‌دهد. به‌طور کلی سه روش GA، GP و GEP متعلق به یک خانواده هستند و تفاوت آنها در ماهیت جواب‌ها است. در GA جواب‌ها رشته‌های سمبولیک با اندازه ثابت است (کروموزوم‌ها)، در GP جواب‌ها ورودی‌های غیرخطی با سائزها و اشکال متفاوت هستند (درخت تفکیک^۸). در GEP جواب‌ها همچنان ورودی‌های غیرخطی با اندازه‌ها و اشکال متفاوت است (درخت بیان^۹) اما ورودی‌های پیچیده به‌صورت رشته‌های ساده با اندازه ثابت کدگذاری می‌شوند [۱۴]. مراحل اصلی جپ در شکل ۱ نمایش داده شده است. این فرآیند با تولید یک نسل تصادفی از کروموزوم‌ها و تعداد خاصی از جواب‌ها یا برنامه‌ها به‌عنوان جمعیت اولیه آغاز می‌گردد. برای مدل‌سازی ریاضی در ابتدا جمعیت اولیه‌ای از مدل‌ها ایجاد شده و سپس این کروموزوم‌ها به‌صورت درخت تجزیه نمایش داده می‌شود و برآزندگی تمامی مدل‌ها تخمین زده می‌شود. سپس برنامه‌ها براساس مقدار برآزش خود انتخاب می‌شوند تا با اصلاح و تکثیر، نسل تازه‌ای را با ویژگی‌های جدید به وجود بیاورند. این فرآیند تا زمانی که یک راه‌حل مناسب یافت شود، برای تعداد مشخصی از نسل‌ها تکرار می‌گردد [۱۴].

روش مطالعه و تحقیق

اطلاعات مورد استفاده در این مطالعه مربوط به یکی از میادین اکتشافی هیدروکربوری واقع در خشکی در حاشیه خلیج فارس است. به‌طور کلی محدوده مطالعه شده در این میدان شامل سازندهای کنگان و دالان بالایی است.

در الگوریتم ژنتیک ابتدا به‌طور تصادفی چندین جواب^۱ برای مسئله تولید خواهد شد که این مجموعه جواب‌ها، جمعیت اولیه^۲ نامیده می‌شود. هر جواب به‌عنوان یک کروموزوم^۳ در نظر گرفته می‌شود. پس از ارزیابی برازندگی^۴ جمعیت اولیه، برای ایجاد و بازتولید کروموزوم‌های بهتر با استفاده از عملگرهای ژنتیکی کروموزوم‌ها با هم ترکیب شده و جهش در آنها ایجاد می‌گردد و در نهایت نیز جمعیت فعلی با جمعیت جدیدی که از ترکیب و جهش در کروموزوم‌ها حاصل شده، ترکیب می‌شود [۱۱].

برنامه‌ریزی ژنتیک^۵ زیر مجموعه دیگری از الگوریتم‌های تکاملی است. این روش یک تکنیک رگرسیون جدید با قابلیت بسیار بالا به‌صورت تکامل خودکار برنامه‌ها است. برنامه‌ریزی ژنتیک اواخر دهه ۸۰ میلادی پس از انجام آزمایش‌های برروی رگرسیون نمادین توسط کوزا^۶ ابداع گردید [۱۲].

کاندیدا فررا الگوریتم جدیدی را بر مبنای الگوریتم ژنتیک و برنامه‌ریزی ژنتیک ابداع نمود. برنامه‌ریزی با بیان ژن تکنیک جدیدی برای ایجاد برنامه‌های کامپیوتری است که براساس مدل‌های آموزش دیده و برنامه‌ریزی ژنتیکی است. به‌طور کلی جپ یک الگوریتم تکاملی برای غلبه بر بسیاری از محدودیت‌های الگوریتم ژنتیک و برنامه‌ریزی ژنتیکی است [۱۳]. به بیان ساده‌تر برنامه‌ریزی با بیان ژن یا به اختصار GEP^۷ یک الگوریتم یادگیری است که به‌طور ویژه رابطه بین متغیرها در مجموعه‌هایی از داده‌ها را فرا می‌گیرد و مدل‌هایی را بین این متغیرها ایجاد می‌نماید. از جمله نقاط قوت آن می‌توان به سرعت و توانایی بالا در مدل‌سازی‌های پیچیده اشاره کرد از این‌رو می‌توان از آن به‌عنوان قوی‌ترین الگوریتم یادگیری یاد کرد [۱۴]. GEP یک الگوریتم تکاملی جدید و بسیار قوی است که در یافتن تابع و کشف مدل‌های رگرسیون غیرخطی توانایی بالایی دارد. ضرایب آماری به‌دست

1. Individual

2. Initial Population

3. Chromosome

4. Fitness

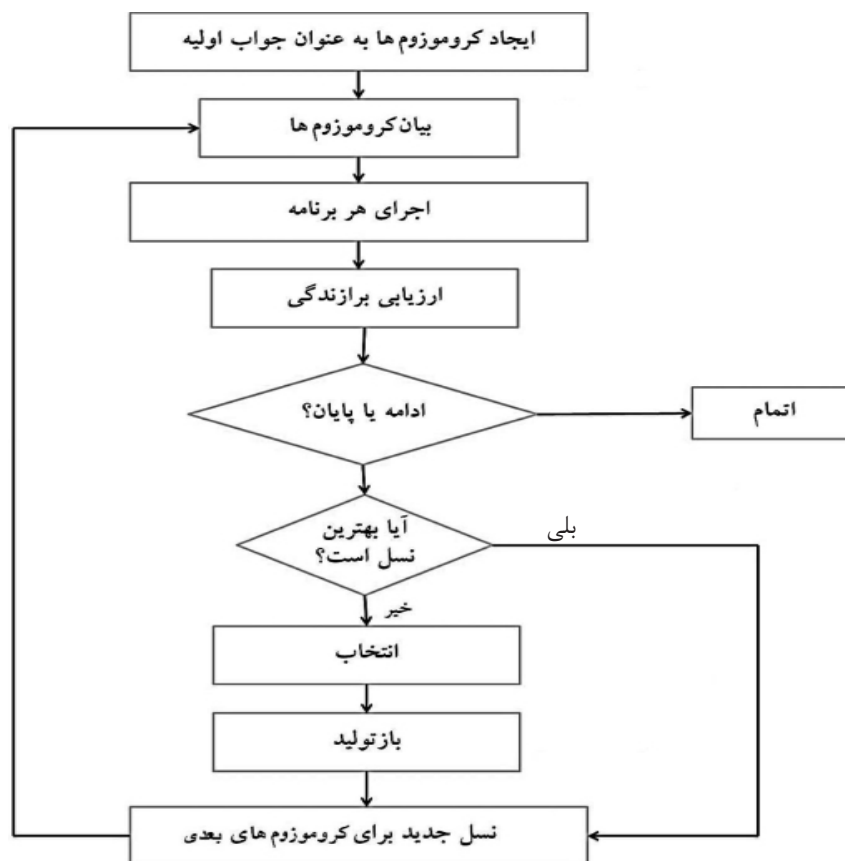
5. Genetic Programming (GP)

6. Koza

7. Gene Expression Programming (GEP)

8. Parse Trees

9. Expression Tree(ET)



شکل ۱ مراحل اساسی GEP [۱۴]

ضریب پواسون^۴ محاسبه شد.

روش ایتون از رایج ترین روش ها در تعیین مقدار فشار منفذی است. برای تعیین مقدار فشار منفذی ابتدا باید تغییرات پارامترهای مختلف پتروفیزیکی وابسته به تخلخل مانند زمان عبور امواج صوتی برشی و تراکمی، چگالی و غیره در شیل و لایه های شیلی دارای فشار نرمال در برابر عمق بررسی و سپس خط روند طبیعی براساس این لایه ها تعیین شود. مدل ایتون برای تعیین فشار منفذی با استفاده از نمودار چاه پیمایی صوتی به صورت رابطه ۱ است [۱۵-۱۷]:

$$P_p = \sigma_{ob} - (\sigma_{ob} - P_{np}) \left(\frac{\Delta t_n}{\Delta t} \right)^x \quad (1)$$

که در معادله فوق P_p گرادیان فشار منفذی بر حسب psi/ft، σ_{ob} گرادیان فشار روباره بر حسب

1. Mud Cake
2. Geolog®
3. Overburden Pressure Gradient
4. Poisson Ratio

سازندهای مذکور جز گروه دهرم بوده و از لحاظ زمین شناسی و لیتولوژی منطقه دارای سنگ آهک، انیدریت، دولومیت و ایلیت هستند. داده های این مطالعه از نمودارهای پتروفیزیکی و خلاصه گزارش های حفاری دو حلقه چاه جهت دار حفاری شده در این سازندها (با نام های فرضی چاه A و B) به دست آمده است. به منظور استفاده از داده ها چاه پیمایی ابتدا باید این داده ها نسبت به اثرات محیطی داخل چاه مانند ریزش دیواره، شوری گل حفاری و اثر کیک گل^۱ تصحیح شوند. بدین منظور تاثیرات محیطی مذکور توسط نرم افزار ژئولاگ^۲ انجام گردید. بعد از اطمینان از تصحیحات لازم توسط نرم افزار، در مرحله بعدی داده های خروجی از نرم افزار ژئولاگ در یک فایل صفحه گسترده قرار گرفت. سپس بر مبنای رابطه تجربی فشار شکست ایتون و فرمول های معتبر دیگر، پارامترهای مورد نیاز روش ایتون (یعنی فشار روباره^۳، فشار منفذی و

برابر با ۰/۰۱۳۷ است [۱۵-۱۹]:

$$\mu = \frac{1 - 2 \left(\frac{V_s}{V_c} \right)^2}{2 \left(1 - \frac{V_s}{V_c} \right)^2} \quad (4)$$

در رابطه فوق پارامتر μ ضریب پواسون (بدون بعد)، V_c سرعت امواج تراکمی برحسب $\mu\text{s/ft}$ و V_s سرعت امواج برشی برحسب $\mu\text{s/ft}$ است. پس از محاسبه گرادیان فشار منفذی و روباره و ضریب پواسون از رابطه ۵ مقدار گرادیان شکست سازند براساس مدل ایتون به دست می آید [۱۵ و ۲۱].

$$G_f = \frac{\mu}{1 - \mu} (\sigma_{ob} - P_p) + P_p \quad (5)$$

در رابطه بالا پارامتر G_f نمایانگر گرادیان فشار شکست برحسب psi/ft است.

در این بررسی اطلاعات دو چاه حفر شده در سازندهای کنگان و دالان بالایی به کار گرفته شد. برای توسعه مدل‌ها از نرم‌افزار جین‌اکس پروتولز^۱ استفاده شده است. نرم‌افزار مذکور یک بسته نرم‌افزاری مبتنی بر الگوریتم چپ است. برای به دست آوردن مدل پارامتر گرادیان شکست به عنوان متغیر وابسته و پارامترهای گرادیان فشار منفذی، گرادیان فشار روباره و ضریب پواسون به عنوان متغیرهای مستقل به نرم‌افزار جین‌اکس پروتولز وارد شدند. به کمک نرم‌افزار مذکور به تفکیک سازند براساس داده‌های چاه A مدل ریاضی برای پیش‌بینی گرادیان شکست سازند به دست آمد (روابط ۶ و ۷). در نرم‌افزار مذکور فرآیند آموزش با استفاده از ۷۵٪ داده‌های چاه A و فرآیند آزمایش نیز با ۲۵٪ باقی مانده انجام شد.

مدل ریاضی گرادیان شکست برای سازند کنگان:

$$G_f = \mu + \left[\frac{P_p^{2/3}}{\sigma_{ob}^2 (\mu + \sigma_{ob})} \right] + \left[\exp(-7 / 798 \times \mu^{1/3}) \times (\sqrt{\mu} + (\sigma_{ob} + P_p)) \right] - (\sigma_{ob}^3 \times (P_p - \sigma_{ob})^3)^3 \quad (6)$$

P_{np} (psi/ft) گرادیان هیدرواستاتیکی نرمال برحسب Δt_n (psi/ft) زمان عبور صوت از شیل در شرایط فشار نرمال حاصل از سیر نرمال گراف سرعت عبور براساس عمق برحسب Δt $\mu\text{s/ft}$ زمان عبور صوتی امواج تراکمی برحسب $\mu\text{s/ft}$ و X مقدار ثابت نمایی که برابر ۰/۵ است [۱۳-۱۵]. فشار هیدرواستاتیک نرمال با توجه به شوری و نوع سیال سازندی متفاوت است. با توجه به مطالعات انجام شده در خاورمیانه و شوری آب منطقه، مقدار گرادیان فشار هیدرواستاتیک نرمال 0.464 psi/ft در نظر گرفته شده است [۱۷ و ۱۸]. مقدار گرادیان فشار روباره در عمق مورد نظر نیز براساس رابطه ۲ قابل محاسبه می باشد.

$$\sigma_{ob} = 0.433 \times \rho_b \quad (2)$$

در رابطه ۲ ρ_b نشان‌دهنده چگالی توده‌ای سنگ و برحسب g/cm^3 است. مقدار گرادیان فشار روباره در ناحیه مورد مطالعه حدود 1 psi/ft تخمین زده شد. سیر تغییرات زمان عبور نرمال صوت نسبت به عمق را می توان به صورت رابطه ۳ بیان کرد [۱۵ و ۱۷]:

$$\Delta t_n = \Delta t_m + (\Delta t_{ml} - \Delta t_m) e^{-cz} \quad (3)$$

در رابطه ۳ Δt_n زمان عبور نرمال صوت برحسب $\mu\text{s/ft}$ ، Δt_m زمان عبور صوت امواج تراکمی در ماتریکس شیل با تخلخل صفر برحسب $\mu\text{s/ft}$ ، Δt_{ml} زمان عبور صوت در سطح برحسب $\mu\text{s/ft}$ ، c ثابت تجربی و Z عمق برحسب (m) می باشد.

با توجه به مطالعات انجام شده در خاورمیانه و حوزه خلیج فارس در مخازن کربناته، سرعت در سطح در محدوده ۱۵۰۰ تا ۱۸۰۰ m/s و زمان عبور صوت در سطح Δt_{ml} به طور میانگین $185 \mu\text{s/ft}$ در نظر گرفته شده و مقدار زمان سیر Δt_{ml} براساس معیارهای بررسی حالت و همکاران حدود $50 \mu\text{s/ft}$ در نظر گرفته شد. ثابت c با برآزش نمودار خط روند نرمال زمان عبور امواج صوتی به دست می آید [۱۵ و ۱۸]. مقدار ثابت با توجه به مطالعات ایتون

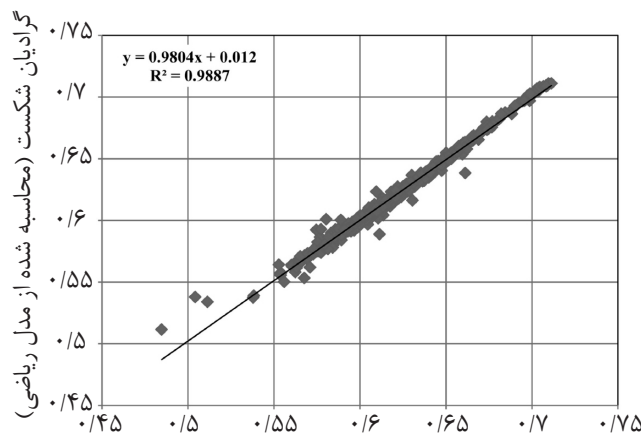
نتایج و بحث

داده‌های مورد استفاده برای توسعه مدل‌ها شامل ۴۳۰۰ داده از چاه A در دو سازند هیدروکربوری کنگان و دالان بالایی است. اعتبارسنجی مدل‌های ریاضی به‌دست آمده با استفاده از حدود ۶۰۰۰ داده چاه‌پیمایی از چاه B در مجاورت چاه A در همان سازند انجام شد. شکل‌های ۶ و ۷ اعتبارسنجی مدل‌های به‌دست آمده با استفاده از داده‌های چاه B در مقایسه با مقادیر محاسبه شده از مدل ایتون را نشان می‌دهد. برای اعتبارسنجی اختلاف بین گرادیان شکست پیش‌بینی شده از مدل ایتون با مقادیر به‌دست آمده از مدل‌های ریاضی به تفکیک سازند برای چاه B مقایسه گردیده است.

مدل ریاضی گرادیان شکست برای سازند دالان بالایی:

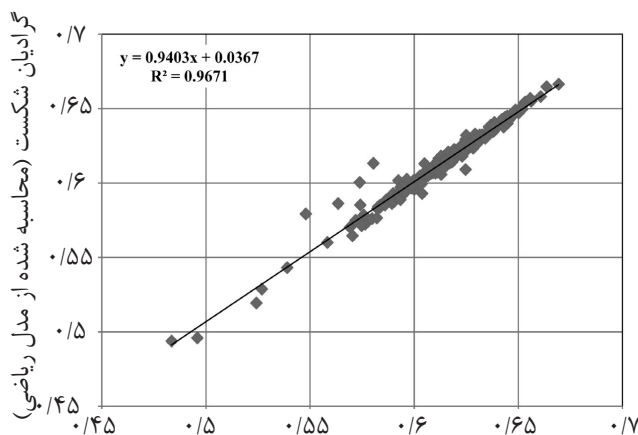
$$G_f = \mu + \frac{\mu^2 \times (\sigma_{ob} - \mu)}{\sigma_{ob}} + \sqrt{(\mu^3 + 6.09) \times (\sigma_{ob} \times P_p)} - (\log(\sigma_{ob} \sqrt{P_p}) + 1.66 \times \sigma_{ob} \times \mu) \quad (7)$$

در اشکال ۲ تا ۵ نمودارهای مربوط به مقایسه مقادیر گرادیان شکست پیش‌بینی شده توسعه مدل‌های ریاضی با مقادیر روش ایتون در مرحله آموزش و آزمایش برای دو سازند کنگان و دالان بالایی در چاه A نشان داده شده است. در جدول ۱ نیز نتایج آماری مربوط به گرادیان شکست دو سازند کنگان و دالان بالایی برای چاه A بیان گردیده است.



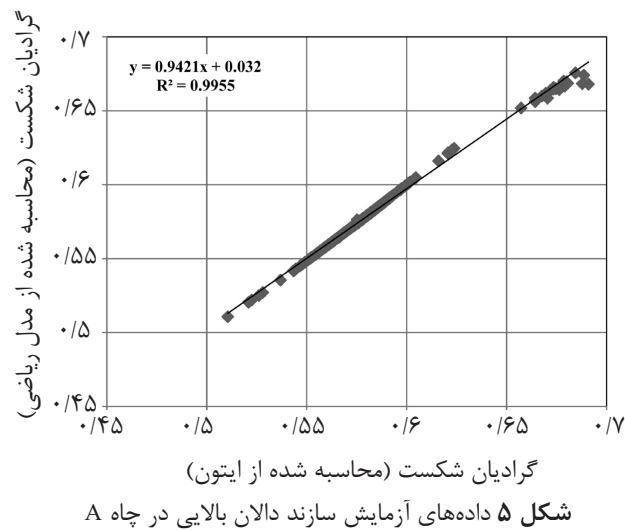
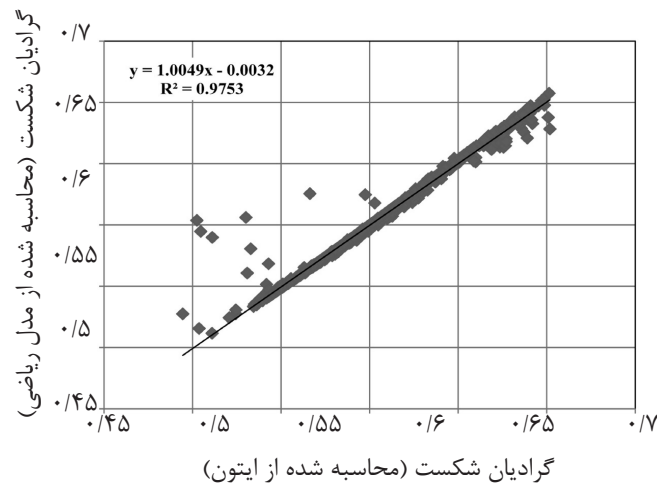
گرادیان شکست (محاسبه شده از ایتون)

شکل ۲ داده‌های آموزش در سازند کنگان در چاه A



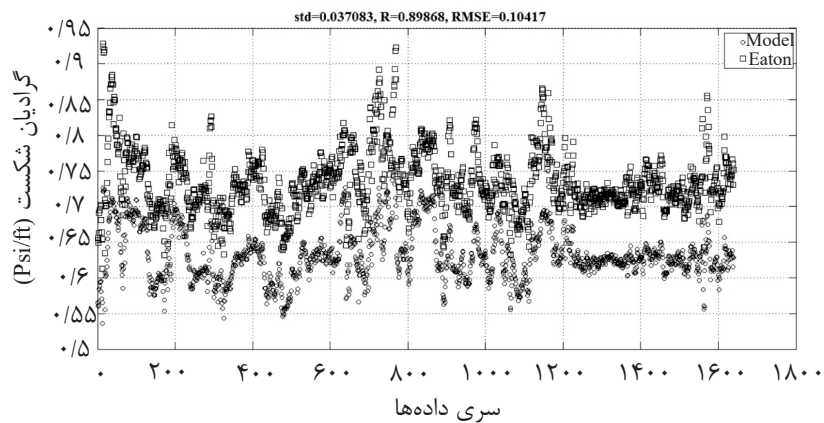
گرادیان شکست (محاسبه شده از ایتون)

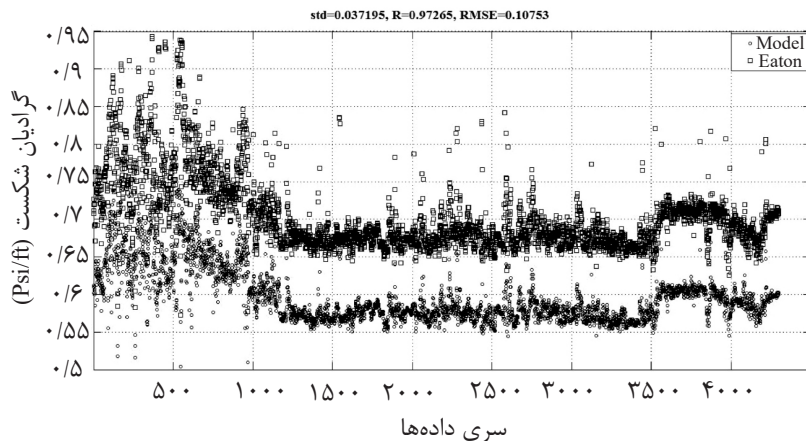
شکل ۳ داده‌های آزمایش سازند کنگان در چاه A



جدول ۱ شاخص‌های آماری در فاز آموزش و آزمایش در چاه A برای پیش‌بینی گرادیان شکست

RMSE		R ²		نام سازند
آزمایش	آموزش	آزمایش	آموزش	
۰/۰۰۴	۰/۰۰۳	۰/۹۶۷	۰/۹۸۸	کنگان
۰/۰۰۲	۰/۰۰۵	۰/۹۹۵	۰/۹۷۵	دالان بالایی





شکل ۷ اعتبارسنجی مدل ریاضی سازند دالان بالایی با استفاده از داده‌های چاه B

بالایی انحراف معیار 0.037 ، ضریب همبستگی 0.972 و ضریب تعیین 0.946 به دست آمد. به علاوه سیر تغییرات در مدل‌های مذکور با ایتون نیز تا حدودی بسیار زیادی همپوشانی دارد.

۳- از نتایج این تحقیق می‌توان برای برنامه‌ریزی و طراحی چاه‌های نفت و گاز در توسعه میدان مورد نظر استفاده کرد.

۴- در این تحقیق روشی جدید و کاربردی برای پیش‌بینی گرادیان شکست سازند به کار برده شد که می‌توان از آن برای مدل‌سازی بسیاری دیگر از مسائل پیچیده در حوزه صنعت نفت و گاز به‌ویژه در حوزه بالادستی استفاده شود. روش چپ محدودیتی در تعداد پارامترهای ورودی ندارند که این ویژگی مثبت بسیار مهمی در مقایسه با سایر روش‌ها به‌شمار می‌آید.

علائم و نشانه‌ها

Δt_m : زمان عبور صوت امواج تراکمی برحسب $(\mu s/ft)$

Δt_n : زمان عبور صوت در شیل برحسب $(\mu s/ft)$

Δt_{ml} : زمان عبور صوت در سطح برحسب $(\mu s/ft)$

V_s : سرعت امواج برشی برحسب $(\mu s/ft)$

V_c : سرعت امواج تراکمی برحسب $(\mu s/ft)$

μ : ضریب پواسون (بدون بعد)

در سازند کنگان مقدار انحراف معیار 0.037 ، ضریب همبستگی 0.898 و ضریب تعیین 0.807 به دست آمد و همچنین سازند دالان بالایی دارای انحراف معیار 0.037 ، ضریب همبستگی 0.972 و ضریب تعیین 0.946 است. آنالیز آماری و شکل‌های مذکور نشان‌دهنده هم‌پوشانی بسیار خوب بین مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل‌های ریاضی و مقادیر محاسبه شده از مدل ایتون است که این امر حاکی از مناسب بودن مدل‌ها برای تعیین گرادیان شکست در این سازند است.

نتیجه‌گیری

۱- در این مطالعه با استفاده از ۴۳۰۰ داده از چاه A در سازندهای کنگان و دالان بالایی به‌طور جداگانه مدل‌های ریاضی برای تعیین گرادیان شکست سازند با استفاده از روش برنامه‌ریزی بیان ژن (چپ) توسعه پیدا نمود. نتایج نشان می‌دهد که در چاه A ضریب تعیین برای مراحل آموزش و آزمایش در سازند کنگان به ترتیب 0.988 و 0.967 و برای دالان بالایی نیز 0.975 و 0.995 است.

۲- برای اعتبارسنجی مدل‌ها با استفاده از ۶۰۰۰ داده از چاه B مقدار اختلاف گرادیان شکست محاسبه شده با روش ایتون و مقادیر پیش‌بینی شده از مدل‌ها مقایسه شد که در سازند کنگان انحراف معیار 0.037 ، ضریب همبستگی 0.898 و ضریب تعیین 0.807 و همچنین در سازند دالان

1. Standard Deviation (STV)

2. Correlation of Coefficient (R)

3. Determination of Coefficient (R^2)

σ_{ob} : گرادیان فشار روباره برحسب (psi/ft)	G_f : گرادیان فشار شکست برحسب (psi/ft)
ρ_b : چگالی توده‌ای سنگ برحسب (g/cm^3)	Z : عمق برحسب (m)
	P_p : گرادیان فشار منفذی برحسب (psi/ft)

مراجع

- [1]. Rabia H., "Well Engineering & Construction," U.K, 2002.
- [2]. Hossain M. E. and Al-Majed A. A., "Fundamentals of Sustainable Drilling Engineering," Wiley-Scrivener, 1st ed., Massachusetts, U.S.A, PP.251-319, 2015, DOI: 10.1002/9781119100300.
- [3]. Bourgoyne A. T., Millheim K. K., Chenevert M. E. and Young F. S., "Applied Drilling Engineering," First Printing, SPE, Society of Petroleum Engineers, Richardson, TX, USA, 1986.
- [4]. Hubbert M. K. and Willis D. G., "Mechanics of hydraulic fracturing," Journal of Petroleum Technology, pp.153-168, 1957.
- [5]. Mathews W. R. and Kelly J., "How to predict formation pressure and fracture gradient from electric and sonic logs," Journal Oil and Gas, Feb.20, 1967.
- [6]. Eaton B. A., "Fracture gradient prediction and its application in oilfield operations," JPT, 1353-60, Trans., AIME, 1969.
- [7]. Anderson, R. A., Ingram, D. S. and Zanier, A. M., "Determining fracture pressure gradients from well logs," Journal of Petroleum Technology, SPE 4135 paper presented, Vol. 25, Issue 11, 1973
- [8]. Sadiq T. and Nashawi I. S., "Using neural networks for prediction formation fracture gradient," SPE/Petroleum Society of CIM International Conference on Horizontal Well Technology, Calgary, Alberta, Canada, 2000.
- [9]. Nashawi I. S. and Malallah A., "Predicting the formation fracture gradient of middle east reservoirs using non-parametric optimal transformation," SPE, Society of Petroleum Engineers, Middle East Oil & Gas Conference International Exhibition Manama, Bahrain, 12–15 March, 2005
- [10]. Halomoan B. T., Corina A. N., Arimbawa G. V., Aristya R., Purwito S. and Hardama A. F., "A new approaching method to estimate fracture gradient by correcting mathews-kelly and eaton stress ratio," Elsevier, Journal of Petroleum Science and Engineering, Vol. 7, pp. 261-267, 2015.
- [11]. Whitley D., "A genetic algorithm tutorial: statistics and computing," pp. 65–85, DOI: 10.1007/BF00175354, 1994.
- [12]. Koza J. R., "Survey of genetic algorithms and genetic programming," International Conference in San Francisco, USA, Nov. 7-9, 1995.
- [13]. Ferreira C., "Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems," Complex Systems, Vol.13, pp. 87–129, 2001.
- [14]. Ferreira C., "Gene expression programming (mathematical modeling by an artificial intelligence)," Springer-Verlag Berlin Heidelberg, (Second, revised and extended edition), pp. 55-56, 2006.
- [15]. Azadpour M. and Shadmanaamen N., "Prediction and modeling the mud weight window using well-logging data at one of the Iranian South gas field," Journal of Petroleum Research, Vol. 26 , No. 87-2, pp.157-166, 2014.

- [16]. Eaton B. A., "The equation for geopressure prediction from well logs," Fall Meeting of the Society of Petroleum Engineers, AIME, 1975.
- [17]. Azadpour M., Manaman N. S., Kadkhodaie-Ilkhchi A. and Sadghipour M. R., "Pore pressure prediction and Mmodeling using well-Logging data in one of the gas fields in South of Iran," Journal of Petroleum Science and Engineering, Vol. 128, pp. 15-23 pp.16-18, April 2015.
- [18]. Atashbari V. and Tingay M. R., "Pore pressure prediction in carbonate reservoirs," SPE Latin America and Caribbean Petroleum Engineering Conference, Mexico City, Mexico, 2012.
- [19]. Zhang J., "Pore pressure prediction from well logs: methods, modifications, and new approaches," Earth-Science Reviews, Vol. 108, pp. 50-63, 2011.
- [20]. Holt R., Fjaer E. and Rzayev E., "P-and S-wave velocities in shales: experiments and a model," 6th North America Rock Mechanics Symposium (NARMS), Gulf Rocks, 2004.
- [21]. Hughes B., "Formation pressure evaluation," Houston, USA, 1993.



Petroleum Research

Petroleum Research 2018 (December-January), Vol. 28, No. 102. 24-28

DOI: 10.22078/pr.2017.2524.2173

Development a new mathematical model to estimation fracture gradient using genetic algorithms and with Gene Expression Programming approach in one of the fields in Persian Gulf

Ahmad Ganji¹, Ezzatalah Kazemzadeh² and Hamed Nazari¹

1. Department of Petroleum and Gas Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

2. Department of Research and Development Department of Upstream Petroleum Industry, Research Institute of Petroleum Industry (RIPI),
Tehran, Iran

kazemzadehe@ripi.ir

DOI: 10.22078/pr.2017.2524.2173

Received: February/12/2017

Accepted: December/24/2017

INTRODUCTION

Estimation of pore pressure and fracture pressure gradient are necessary for a successful and safe well design. During over balance drilling operation mud weight should keep between pore pressure and fracture pressure, upper than pore and lesser than fracture. This pressure interval is called mud window. Fracture pressure gradient is upper limit of downhole pressure while drilling. Accurate knowledge of fracture gradient plays a major role in the selection of casing point which is critical in drilling of an oilwell. There are two methods for estimation of fracture gradient; direct and indirect. The direct method estimate fracture gradient with using of Leak-off test (LOT) data. On the other hand the indirect method is based on analyzing of well logging / drilling data and developing a mathematical correlation with using these data

[1, 2, and 3].

During years many studies have done for developing a general method for prediction of fracture gradient. Hubbert and Willis who are pioneer of these studies claimed for developing a fracture in wellbore should pressure exerted on formation be upper than minimum principle stress (assumed overburden in max principle stress) [4]. Matthews and Kelly published a fracture gradient relationship with overburden gradient equal with 1 psi/ft [5]. Eaton reviewed the works of Mathews and Kelly, and Hubbert and Willis. He assumed overburden pressure and poisson ratio are depth-dependent [6]. Anderson et al., developed a model based on Biot's stress/strain relationships for an elastic porous media [7]. Sadiq and Nashawi, suggested a method using neural networks for estimation the fracture gradient [8]. Halomoan et al.

presented a new method to predict fracture gradient by correcting Matthew and Kelly and Eaton's correlations [9].

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND GENE EXPRESSION PROGRAMMING (GEP)

In recent years artificial intelligence (AI) has had a rapid evolution. Improving in mathematical algorithm and computer pressing helped to developing of AI of all engineering sciences. One application of artificial intelligence is finding a solution to very complex and nonlinear problems. AI has several sub-sets which Evolutionary Algorithm (EA) is one of them. EA inspires biological evolutionary for solving a problem. EA itself has several sub-se which all are based on biological evolutionary. Genetic algorithm (GA), Genetic programming (GP) and Gene Expression Programming (GEP) are belonging to a same family of EA, but nature of its answers is different [10, 11]. GEP developed by Ferrera in 2001 for overcoming of limitation of GA and GP. Main steps of GEP have shown schematically in followed fig 1 [12, 13].

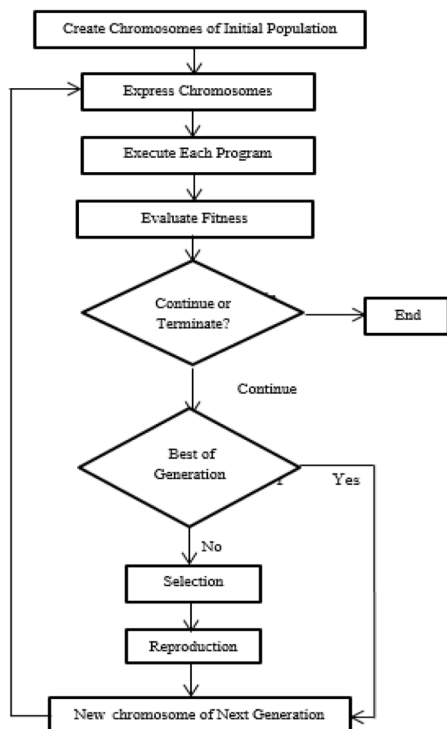


Figure 1: GEP algorithm steps

STUDY METHOD

The information used in this study is from a field located in the Persian Gulf. The data obtained from two directional wells drilled in Kangan and upper Dalan formations (here well named A and B). Used data originate from well loggign and final drilling reports. Raw data needed to some modification for wellbore environmental effects. This modification did with Geolog® software. Corrected data used for calcuation of fracture pressure gradient based on Eton's model. Data from well A inputs into a GEP software package to developing a model for prediction of fracture gradient for each formation separately. All well A data was 4300 that 75% of data used for training and 25% remained for testing. Fig (2) to (5) show results of trainaing and testing for Kangan and Upper Dalan. Statistial analysis of each formation in training and testing show in table (1).

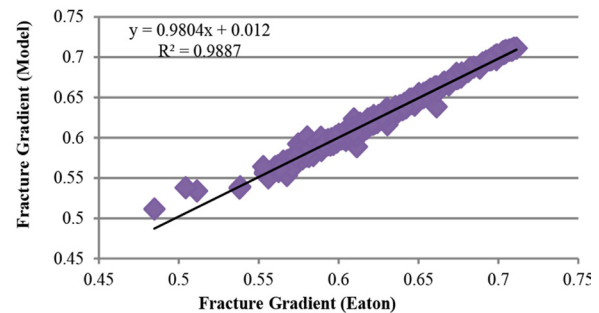


Figure 2: Training data for the Kangan Formation

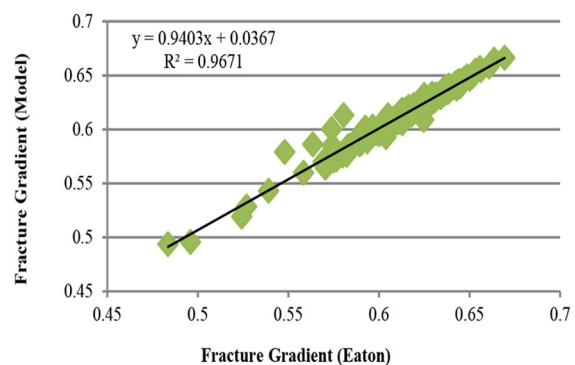


Figure 3: Testing data for the Kangan Formation

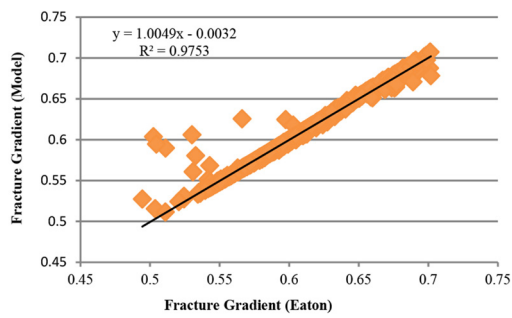


Figure 4: Training data for the upper Dalan Formation

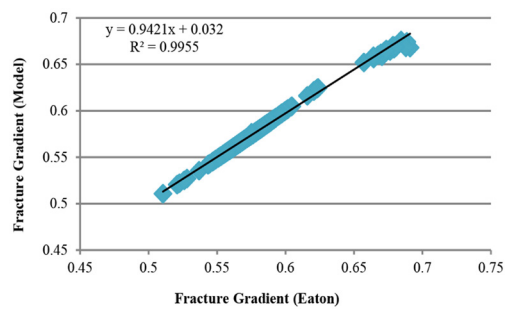


Figure 5: Testing data for the upper Dalan Formation

Table 1: Statistical analysis of training and testing in the well A to predict the fracture gradient

Formation	R ²		RMSE	
	Training	Test- ing	Train- ing	Testing
Kangan	0.988	0.967	0.003	0.004
upper Dalan	0.975	0.995	0.005	0.002

Developed model from Well A for each formation:

Model of the Kangan formation (Eq. (1)):

$$G_f = \left(\frac{P_p^{4/3}}{\sigma_{ob}^2 (\mu + \sigma_{ob})} \right) + \left[\exp(-7 / 798 \times \mu^{1/3}) \times (\sqrt{\mu} + (\sigma_{ob} + P_p)) \right] - (\sigma_{ob}^3 \times (P_p - \sigma_{ob})^3)^3 + \mu \tag{1}$$

Model upper Dalan formation (Eq. (2)):

$$G_f = \mu + \frac{\mu^2 \times (\sigma_{ob} - \mu)}{\sigma_{ob}} + \sqrt{(\mu^3 + 6.09) \times (\sigma_{ob} \times P_p)} - (\log(\sigma_{ob} \sqrt{P_p}) + 1.66 \times \sigma_{ob} \times \mu) \tag{2}$$

VERIFICATION OF THE MODELS

Developed models verified with using of 6000 data from well B. Figs. (6) and (7) show result of the models with using data from well B in compare with Eaton’s model.

In Kangan formation statistical parameters of difference between the mathematical models and Eaton’s model are R=0.898, RMSE=0.104 and std=0.037 and for Upper Dalan are and R=0.972, RMSE =0.107 and std =0.037.

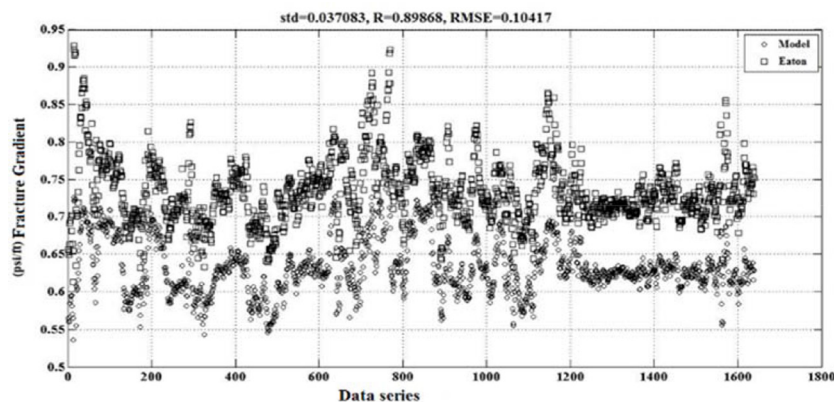


Figure 6: Validation of the mathematical model of the Kangan formation using well B

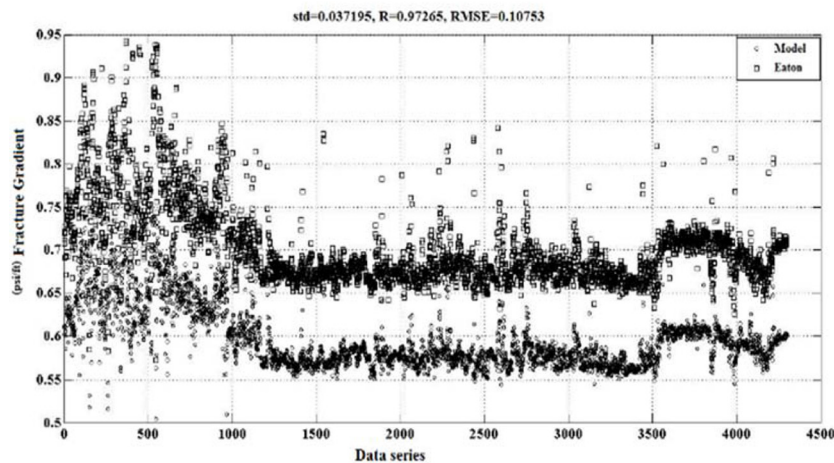


Figure 7: Validation of the mathematical model of the upper Dalan formation using well B

CONCLUSION

1. With using the GEP method, determination coefficient in Kangan formation for train and test are 0.988 and 0.967, respectively, and 0.975 and 0.995 for the upper Dalan.
2. Verification did with using well B data in compare with Eaton. Statistical analysis shows excellent results.
3. The results of this research can be used to plan and design oil and gas wells with the aim of field development.
4. In this study used new method (GEP) to predicting of fracture gradient with successfully so this method use in other area of oil and gas upstream industry.

REFERENCES

- [1]. Rabia H., "Well engineering & construction," U.K, 2002.
- [2]. Hossain M. E. and Al-Majed A. A., "Fundamentals of sustainable drilling engineering," Wiley-Scrivener, 1th ed., Massachusetts, U.S.A, PP.251-319, 2015, DOI: 10.1002/9781119100300.
- [3]. Bourgoyne A. T., Millheim K. K., Chenevert M. E. and Young F. S., "Applied drilling engineering," First Printing, SPE, Society of Petroleum Engineers, Richardson, TX, USA, 1986.
- [4]. Hubbert M. K. and Willis D. G., "Mechanics of hydraulic fracturing," Journal of Petroleum Technology, pp.153-168, 1957.
- [5]. Mathews W. R. and Kelly J., "How to predict formation pressure and fracture gradient from electric and sonic logs," Journal Oil and Gas, Feb.20, 1967.
- [6]. Eaton B. A., "Fracture gradient prediction and its application in oilfield operations," JPT, 1353-60, Trans, AIME, 1969.
- [7]. Anderson, R. A., Ingram, D. S. and Zanier, A. M., "Determining fracture pressure gradients from well logs," SPE 4135 paper presented, 1973
- [8]. Sadiq T. and Nashawi I. S., "Using neural networks for prediction formation fracture gradient," SPE/Petroleum Society of CIM International Conference on Horizontal Well Technology, Calgary, Alberta, Canada, 2000.
- [9]. Halomoan B. T., Corina A. N., Arimbawa G. V., Aristya R., Purwito S. and Hardama A. F., "A

new approaching method to estimate fracture gradient by correcting mathews-kelly and eaton stress ratio, Elsevier, Journal of Petroleum Science and Engineering, 7 September, pp. 261-267, 2015.

[10]. Whitley D., "A genetic algorithm tutorial: statistics and computing," pp. 65–85, 1994, DOI: 10.1007/BF00175354.

[11]. Koza J. R., "Survey of genetic algorithms and genetic programming," International Conference in San Francisco, USA, Nov. 7-9, 1995.

[12]. Ferreira C., "Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems," Complex Systems, Vol.13, pp. 87–129, 2001.

[13]. Ferreira C., "Gene expression programming (mathematical modeling by an artificial intelligence)," Springer-Verlag Berlin Heidelberg, (Second, revised and extended edition), pp. 55-56, 2006.

[14]. Azadpour M. and Shadmanaamen N., "Prediction and modeling the mud weight window using well-logging data at one of the Iranian South gas field," Journal of Petroleum Research, 2014.

[15]. Eaton B. A., "The equation for geopressure prediction from well logs," Fall Meeting of the Society of Petroleum Engineers, AIME, 1975.

[16]. Azadpour M., Manaman N. S., Kadkhodaie-Ilkhchi A. and Sadghipour M. R., "Pore pressure prediction and Mmodeling using well-Logging data in one of the gas fields in South of Iran," Journal of Petroleum Science and Engineering, pp.16-18, 2015.

[17]. Atashbari V. and Tingay M. R., "Pore pressure prediction in carbonate reservoirs," SPE Latin America and Caribbean Petroleum Engineering

Conference, Mexico City, Mexico, 2012.

[18]. Zhang J., "Pore pressure prediction from well logs: methods, modifications, and new approaches," Earth-Science Reviews, Vol. 108, pp. 50-63, 2011.

[19]. Holt R., Fjaer E. and Rzayev E., "P-and S-wave velocities in shales: experiments and a model," 6th North America Rock Mechanics Symposium (NARMS), Gulf Rocks, 2004.

[20]. Hughes B., "Formation pressure evaluation," Houston, USA, 1993.