

وارون‌سازی خواص پتروفیزیکی سنگ مخزن با استفاده از الگوریتم ژنتیک

مهندی سعادت دستنایی^{*}، مجیدنبوی بیدهندی^{*}

دانشگاه تهران، موسسه ژئوفیزیک، گروه فیزیک زمین،

دریافت ۹۶/۰۲/۲۳ پذیرش ۹۶/۰۴/۰۷

چکیده

تعیین خواص پتروفیزیکی مخزن در تولید و صیانت از مخازن هیدرولکربوری نقش بهسازی دارد. روش‌های تعیین این خواص متنوع است و مدل‌هایی که این خواص را تعیین می‌کنند روز به روز در حال تکامل هستند. مدل BISQ مدل جدیدی است که دقیق آن در تعیین خواص لرزه‌ای سنگ مخزن با توجه به مقادیر پتروفیزیکی آن، توسط محققان مختلف تأیید شده است. از طرفی به این دلیل که این مدل یک مدل غیرخطی است وارون‌سازی خواص پتروفیزیکی مخزن دخیل در این مدل با روش‌های مرسوم امکان‌پذیر نیست از این رو، در اینجا از یک روش بهینه‌سازی سراسری برای تعیین خواص پتروفیزیکی مخزن استفاده شده است. الگوریتم ژنتیک ترکیبی (HGA) با اعمال مفاهیم خود انطباقی بر الگوریتم ژنتیک حقیقی قدرت جستجو و کیفیت پاسخ‌های این الگوریتم را بهبود می‌بخشد. در این مقاله روش وارون‌ساز معرفی شده برای تعیین خواص پتروفیزیکی داده‌های مصنوعی ایجاد شده با مدل BISQ و همچنین داده‌های یک چاه به کار رفته است و نتایج آن بررسی شده‌اند.

واژه‌های کلیدی: مدل BISQ، وارون‌سازی سراسری، الگوریتم ژنتیک.

مقدمه

در وارون‌سازی ژئوفیزیکی هدف یافتن مدلی از زمین است که توضیح‌دهنده مشاهدات ژئوفیزیکی باشد. در وارون‌سازی بر مبنای مدل¹ با استفاده از اپراتور مدل‌سازی پیش‌رو² به وسیله تعیین پارامترهای مدل می‌توان داده مصنوعی ایجاد کرد و در قالب یک تابع هدف این داده مصنوعی ایجاد شده را با داده ژئوفیزیکی مشاهده‌ای مقایسه کرد، که این قیاس از طریق بهینه‌سازی تابع هدف انجام می‌گیرد. این تابع وابسته به پارامترهای مدل است و در مسائل وارون ژئوفیزیکی معمولاً³ این وابستگی غیرخطی است [۵]. در وارون‌سازی پارامترهای مخزنی را مدل‌های استفاده شده که درجه بالایی از غیرخطی بودن دارند که در این شرایط باید روش مناسب با مسئله در نظر گرفته شود [۶]. روش‌های مختلفی برای بهینه‌سازی چنین توابعی ارائه شده است که شامل روش‌های بهینه‌سازی محلی و روش‌های بهینه‌سازی سراسری هستند. در روش‌های بهینه‌سازی محلی از شبیب تابع هدف برای بهینه‌سازی استفاده می‌شود و جواب در یک فرایند تکراری با توجه به شبیب تابع هدف به روز می‌شود از این رو، این روش‌ها فقط در صورتی به نتیجه مطلوب می‌رسند که

مدل اولیه نزدیک به مدل بهینه باشد. اما روش‌های بهینه‌سازی سراسری مانند شبیه ساز تبرید^۱ و الگوریتم ژنتیک^۲ علاوه بر قابلیت میل به سمت جواب بهینه قابلیت فرار از نقاط بهینه محلی را دارند [۵]. الگوریتم ژنتیک روش بهینه‌سازی سراسری است که اصول آن مبنی بر تئوری تکامل داروین و اصول وراثتی مدل بنا شده است. در این روش یک جمعیت از مدل‌های ممکن از فضای مدل به طور اتفاقی انتخاب شده و در تکامل این جمعیت در هر نسل سعی می‌شود به وسیله اپراتورهای ژنتیکی انتخاب^۳، هم‌گذری^۴ و جهش^۵ برازش جمعیت بهبود یابد [۶]. استفاده از روش‌های بهینه‌سازی سراسری در ژئوفیزیک مانند دیگر رشته‌ها با توجه به پیشرفت‌های روزافزون این روش‌ها و قدرت محاسباتی کامپیوترها افزایش یافته است کورمک^۶ و همکاران (۱۹۹۹) [۶] با استفاده از الگوریتم ژنتیک توانستند خواص مخزنی را وارون‌سازی کنند. بکرش^۷ (۲۰۰۶) [۱] از الگوریتم تصادفی و با روی کرد بیزین^۸ برای تخمین تخلخل و اشباع سیال کمک گرفت. نی^۹ و همکاران (۲۰۰۴) [۷] با بهره‌گیری از الگوریتم ژنتیک نیچه (NGA) به وارون‌سازی وارون‌سازی خواص پتروفیزیکی مخزن پرداختند. همچنین فنگ^{۱۰} و یانگ^{۱۱} (۲۰۱۵) [۵] از یک الگوریتم ژنتیک ترکیبی به منظور تخمین خواص پتروفیزیکی سنگ مخزن استفاده کردند.

BISQ^{۱۲} مدل

مدل‌های پتروفیزیکی حلقه‌ای برای ایجاد ارتباط بین خواص مخزنی و مشاهدات ژئوفیزیکی هستند. چنین مدل‌هایی با استفاده از پارامترهای الاستیک و پتروفیزیکی سنگ به پیش‌بینی خواص لرزه‌ای مانند سرعت امواج و ضریب کیفیت سنگ می‌پردازند. این مدل‌ها از این رو مهم هستند که می‌توانند نقش اپراتور مدل‌سازی پیش‌رو را در فرایند وارون‌سازی خواص مخزنی ایفا کنند، به این صورت که پارامترهای مورد نظر در فرایند وارون‌سازی را در این مدل‌ها تخمین زده و نتیجه پیش‌بینی شده به وسیله مدل، با داده مشاهدهای از برداشت‌های ژئوفیزیکی مقایسه می‌شود. لذا هرچه مدل دقیق‌تر باشد نتایج بدست آمده برای پارامترهای مورد نظر نیز به واقعیت نزدیک‌تر است [۵]. مدل BISQ از ترکیب دو مدل BIOT و Squirt flow حاصل شده است. در مدل Biot سیال موجود در فضای خالی به وسیله اصطکاک حاصل از ویسکوزیته و جفت‌شدنگی داخلی، در حرکت نوسانی فاز جامد شرکت می‌کند. یک مکانیسم متفاوت جریان سیال در حین انتشار موج صوتی وابسته به فواره زدن سیال موجود در فضای خالی از شکاف‌ها به بیرون است که بدلیل تغییر شکل شکاف‌ها به وسیله عبور موج لرزه‌ای است (شکل ۱ الف). محققان مختلف تأیید کرده‌اند که این دو مکانیسم از یکدیگر مستقل هستند. وقتی این دو مکانیسم همزمان در سنگ رخ بدنه‌ند بر یکدیگر و بر انتشار انرژی لرزه‌ای و جذب ان اثر گذار هستند. مکانیسمی که اثر هر دو فرایند را در نظر می‌گیرد مدل BISQ است [۲]. مکانیسم Biot را با یک مدل مهم دیگر از برهم کنش سیال-جامد یعنی مکانیسم squirt-flow ترکیب

1. Simmulated-anealinng

2. Genetic algorithm

3. Selection

4. Crossover

5. Mutation

6. McCormack

7. Bachrach

8. Bayesian

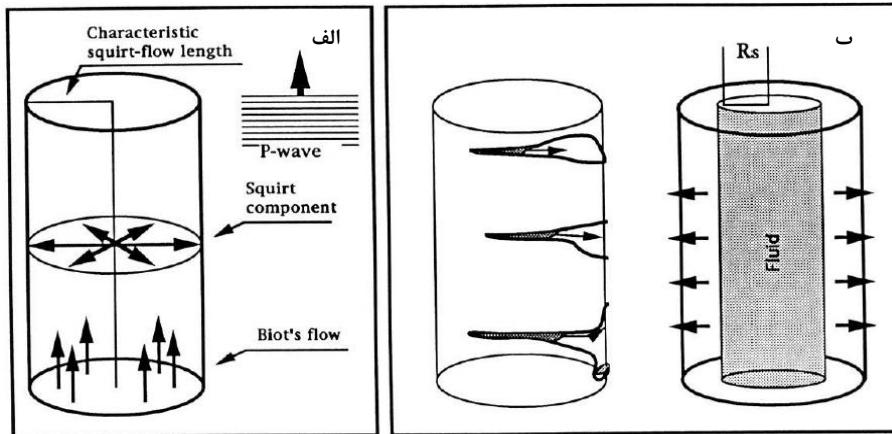
9. Nie

10. Fang

11. Yang

12. Biot-Squirt flow

کردن، و مدل BISQ را ارائه دادند. در واقع تفاوت مدل Biot و مدل BISQ در لحاظ تغییرات فشار سیال ناشی از مکانیسم squirt flow در مدل BISQ میباشد (دورکین و نور ۱۹۹۳ [۲]) در عمل آنها از این مدل برای ارتباط دادن تراوایی به تضعیف و به دست اوردن همبستگی کیفی بهتری با داده‌های آزمایشگاهی نسبت به مدل Biot استفاده کردند.



شکل ۱. تصویر مکانیکی از یک استوانه نوعی استفاده شده در مدل BISQ (الف) مؤلفه‌های تضعیف Biot و squirt flow در یک استوانه اشباع که موج p موازی با محور استوانه منتشر می‌شود، (ب) اشباع جزئی شعاع استوانه کاملاً اشباع را می‌کاهد [۲]

در قدم بعد دورکین^۱ و همکاران (۱۹۹۴) [۳] هردو مکانیسم را به طور همزمان در نظر گرفتند و پیشنهاد کردند که مدل BISQ در محیط متخلخل با اشباع جزئی ارتباط بین پارامترهای مخزن (تخلخل، اشباع اب، تراوایی) و خواص الاستیک (سرعت، تضعیف و امپدانس) برقرار می‌کند و سپس ضریب طول ویژه جریان فواره‌ای (R) را اصلاح کرده و مدل BISQ را برای محیط‌های مختلف تلاش کرده‌اند که در اینجا از مدل ارائه شده نی و همکاران (۲۰۰۴) [۷] استفاده مدل برای محیط‌های مختلف تلاش کرده‌اند که در اینجا از مدل ارائه شده نی و همکاران (۲۰۰۴) [۷] استفاده می‌شود که موج برشی را نیز در نظر می‌گیرد و مطابق با این مدل سرعت موج تراکمی سریع (V_{p1})، سرعت موج تراکمی کند (V_{p2})، سرعت موج برشی (V_s) و عکس ضریب کیفیت موج تراکمی سریع (Q_{p1}^{-1}) و موج تراکمی کند (Q_{p2}^{-1}) و موج برشی (Q_s^{-1}) به دیگر خواص الاستیک، خواص مخزنی و خواص موج بدین صورت مرتبط می‌شوند:

$$V_{p1,2} = \frac{1}{\text{Re}(X_{1,2})}, \quad (1)$$

$$V_s = \frac{\sqrt{G}}{\text{Re}(\sqrt{\rho_x})}, \quad (2)$$

$$Q_{p1,2}^{-1} = \frac{2\text{Im}(X_{1,2})}{\text{Re}(X_{1,2})}, \quad (3)$$

$$Q_s^{-1} = \frac{2\text{Im}(\sqrt{\rho_x})}{\text{Re}(\sqrt{\rho_x})} \quad (4)$$

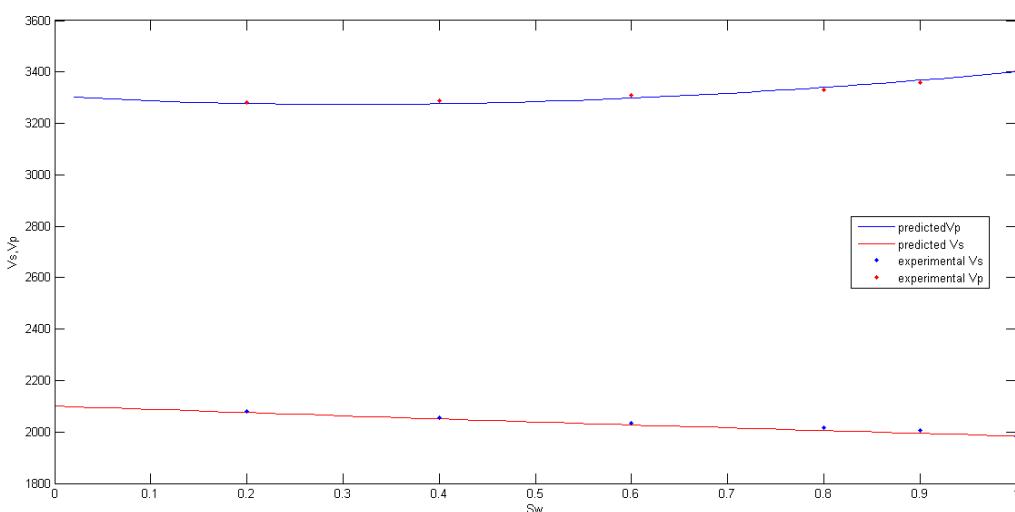
که مقادیر مفروض در این روابط عبارتند از:

$$X = \sqrt{\frac{-B}{2A} \pm \sqrt{\left(\frac{B}{2A}\right)^2 - \frac{C}{A}}}$$

$$\begin{aligned}
 A &= \frac{\varphi F_{sq} M}{\rho_2^2}, & B &= \frac{F_{sq} \left(2\alpha - \varphi - \varphi \frac{\rho_1}{\rho_2}\right) - \left(M + F_{sq} \frac{\omega^2}{\varphi}\right)(1 + \frac{\rho_a}{\rho_2} + i \frac{\omega_c}{\omega})}{\rho_2}, & C &= \frac{\rho_1}{\rho_2} + (\frac{\rho_1}{\rho_2} + 1)(\frac{\rho_a}{\rho_2} + i \frac{\omega_c}{\omega}) \\
 F_{sq} &= FS_q, & S_q &= 1 - \frac{2J_1(\gamma R)}{\gamma R J_0(\gamma R)} \\
 R &= R_0 \sqrt{S_l}, & S_q &= S_{q0} S_l \\
 \rho_x &= (1 - \varphi)\rho_s + (1 - \theta)\varphi\rho_f, & \theta &= \left(\frac{\rho_a + \varphi}{\varphi} + i \frac{\omega \eta}{\omega \rho_f k} \right) \\
 \rho_1 &= (1 - \varphi)\rho_s, & \rho_2 &= \varphi\rho_f \\
 \omega_c &= \frac{\omega \eta}{k \rho_f}, & \alpha &= 1 - \frac{k}{k_s} \\
 M &= 2G \frac{1-\nu}{1+\nu}, & F &= \left(\frac{1}{K_{fl}} + \frac{\alpha - \varphi}{\varphi K_s} \right)^{-1} \\
 \gamma &= \sqrt{\frac{\rho \omega^2}{F} \left(\frac{\varphi + \rho_a / \rho_f}{\varphi} + i \frac{\omega_c}{\omega} \right)} \\
 K_f &= S_l K_l + (1 - S_l) K_g, & \rho_f &= S_l \rho_l + (1 - S_l) \rho_g
 \end{aligned}$$

که k , k_s , k_l , k_g (مگاپاسکال) به ترتیب مدولهای بالک فاز گاز، مایع، جامد و مدول بالک اسکلت خشک هستند. G مدول برشی اسکلت(مگاپاسکال) در شرایط خشک چگالی‌های جفت‌شدگی اضافی، گاز، مایع و جامد هستند. در اینجا γ نسبت پواسون و k , η , R_0 , ϕ , ρ_s , ρ_f , ρ_a , ω_c , ω , ω_l , ω_g , ν , α , F , K_{fl} , K_s هم ویسکوستیه (Pa.s)، تراوایی(دارسی)، طول ویژه جریان فواره‌ای (m)، تخلخل و اشباع اب هستند. در آخر باید گفت که نیز فرکانس زاویه‌ای و فرکانس زاویه‌ای ویژه Biot بر حسب هر تر هستند [۸].

به منظور بررسی کارایی این مدل از داده‌های آزمایشگاهی فنگ و یانگ (۲۰۱۵)[۵] برای مقایسه سرعت‌های پیش‌بینی شده با مدل و سرعت‌های به دست آمده از اندازه‌گیری استفاده شد که نتایج در شکل ۲ مؤثر بودن این مدل را تأیید می‌کند.



شکل ۲. مقایسه بین مقادیر سرعت پیش‌بینی شده با مدل BISQ و سرعت‌های اندازه‌گیری شده در ازمایشگاه بر حسب درصد اشباع اب. خط قرمز: مدل پیش‌بینی شده V_s . خط آبی: مقادیر پیش‌بینی شده V_p . نقاط آبی: مقادیر به دست آمده از اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی. نقاط قرمز: مقادیر به دست آمده V_s از اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی.

مسئله بهینه‌سازی

اختلاف بین مقادیر سرعت مشاهده شده از داده و سرعت‌های پیش‌بینی شده با مدل در قالب مجموع نرم مرتبه دو چند بردار بدین صورت تعیین شده است که مقادیر خطای داده‌های مشاهده‌ای به هنگار شده‌اند:

$$F(p) = \sqrt{\sum \left(\left(\frac{V_p^* - V_p(P)}{V_p} \right)^2 + \left(\frac{V_s^* - V_s(P)}{V_s} \right)^2 + \left(\frac{\rho^* - \rho(P)}{\rho^*} \right)^2 \right)} \quad (5)$$

که در ان $P = (\phi, S_1, k)$ بردار پارامترهای وارون‌سازی است و $V_s^* = (V_{s1}^*, V_{s2}^*, \dots, V_{sn}^*)$ به ترتیب بردار سرعت‌های مشاهده‌ای موج p و S و بردار چگالی هستند. و $V_p^* = (\rho_1^*, \rho_2^*, \dots, \rho_n^*)$ نیز به ترتیب بردارهای سرعت موج p و بردار چگالی پیش‌بینی شده به وسیله مدل هستند. باید توجه داشت کهتابع خطای فوق برای بهینه شدن مقادیر پارامترهای مدل در فرایند وارون‌سازی باید کمینه شود اما از آن جا که الگوریتم ژنتیک اصولاً یک فرایند بیشینه‌سازی است

این تابع را بدین صورت تغییر شکل می‌دهیم که بین صفر و یک متغیر است و سعی در بیشینه‌سازی آن داریم:

$$G(P) = \frac{1}{1+F(p)} \quad (6)$$

الگوریتم ژنتیک استفاده شده

در اینجا از یک الگوریتم ژنتیک حقیقی^۱ به عنوان روش بهینه‌سازی استفاده شده است که در مقایسه با الگوریتم‌های ژنتیک دودویی^۲ یا الگوریتم‌های با دیگر انواع رمزگذاری هزینه رمزگذاری و رمزگشایی در هر محاسبه تابع برآش متحمل نمی‌شوند و هم‌چنین اثرات ناشی از گستره‌سازی فضای مدل نیز در آنها رخ نمی‌دهد از طرفی الگوریتم‌های حقیقی معمولاً دچار هم‌گرایی پیش از موعد می‌شوند که در اینجا با استفاده از مفاهیم خود انطباقی^۳ در تعیین تابع برآش و ابراتورهای انتخاب و هم‌گذری سعی در اجتناب از هم‌گرایی پیش از موعد شده است [۵]. که در ادامه بخش‌های مختلف الگوریتم توضیح داده می‌شوند.

۱. مفهوم تابع برآش خودانطباقی

در ابتدای الگوریتم جمعیتی از مدل‌ها که به طور تصادفی در محدوده فضای مدل انتخاب شده‌اند برآش‌شان محاسبه می‌شود سپس بردار مدل با بیشترین برآش مشخص شده و فاصله نسبی هر بردار مدل (کروموزوم) دیگر با آن بدین صورت محاسبه می‌شود:

$$d_{12} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{x_1^{(i)} - x_2^{(i)}}{u^{(i)} - l^{(i)}} \right)^2} \quad (7)$$

که در آن $x_1 = (x_1^{(1)}, x_1^{(2)}, \dots, x_1^{(n)})$ و $x_2 = (x_2^{(1)}, x_2^{(2)}, \dots, x_2^{(n)})$ دو عضو از جمعیت است و u و l نیز بردار کران‌های بالا و پایین هستند. با توجه به مقدار فاصله نسبی یک تابع جریمه تعریف می‌شود که برای هر کروموزوم در برآش ان ضرب می‌شود:

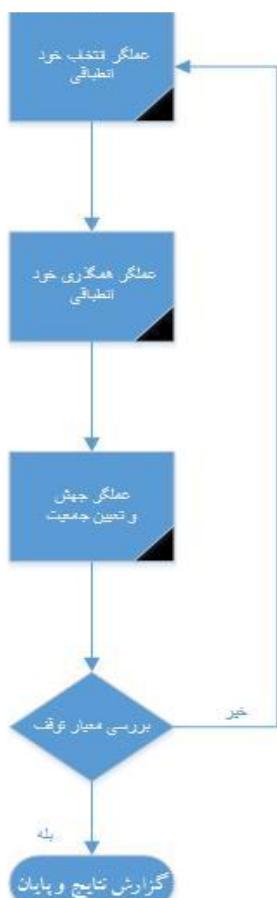
1. Real coded Genetic algorithm
2. Binary Genetic Algorithm (BGA)
3. Self adaptive

$$g(d) = \frac{1}{1 + \exp(-a(d-c))} \quad (8)$$



شکل ۳. فلوچارت الگوریتم استفاده شده

که a و c دو پارامتر قابل تنظیم هستند و c مربوط به بیشترین فاصله ممکن در فضای مدل است و معمولاً $c=0.5 d_{\max}$ در نظر گرفته می‌شود. برای این بررسی $a=5$ و $c=0.5$ در نظر گرفته شده است. استفاده از یک معیار فاصله به تنوع جمعیت کمک کرده و از جمع شدن مدل‌ها در یک گوشه از فضای مدل جلوگیری می‌کند. سپس اپراتور انتخاب باید مدل‌های والد را بر اساس برآذشان از استخراج فتی انتخاب کند تا با ترکیب آن‌ها مدل‌های فرزند ایجاد شود. البته زیرا وقتی یک مدل برآذش بهتری نسبت به سایر مدل‌ها دارد جمعیت سعی در همگرایی سریع به سمت آن دارد، شرطی منی بر این که بیش از ۰.۱ کل جمعیت نتواند مدل یکسانی بگیرد نیز اعمال شده است.



۲. اپراتور هم‌گذری^۱

این اپراتور وظیفه ترکیب مدل‌های انتخاب شده بهمنظور ایجاد مدل‌های جدید را بر عهده دارد. در اینجا از اپراتور BLX- α - β [۴] که مخصوص الگوریتم‌های ژنتیک پیوسته است استفاده شده است. به این صورت که فاصله دو مدل انتخاب شده محاسبه می‌شود و سپس از بین دو مدل یک مدل که کمترین پارامترها را دارد و یک مدل که بیشترین پارامترها را دارد انتخاب می‌شوند. در مرحله بعد فضای ایجاد مدل جدید از طریق اضافه کردن حاصل ضرب نرخ گسترش (α) در اختلاف کران بالا و پایین به مدل شامل بیشترین پارامترها و کم کردن همان مقدار از مدل شامل کمترین پارامترها افزایش می‌آید و یک مدل تصادفی در این بازه انتخاب می‌شود. t و s فضای جستجوی نسبی ($\Theta + \gamma$) را تعیین می‌کنند و برای مقادیر $t=1$ و $s=0.25$ فضای جستجوی نسبی هم به اندازه کافی بزرگ است که از گیر افتادن در نقاط بهینه محلی جلوگیری کند و به میزانی هم بزرگ نیست که الگوریتم کاملاً تصادفی شود. که بیان ریاضیاتی عبارات بدین صورت است:

$$\begin{aligned} a^{(i)} &= |x_1^{(i)} - x_2^{(i)}| \\ b^{(i)} &= u^{(i)} - l^{(i)} \\ \gamma^{(i)} &= a^{(i)} / b^{(i)} \\ \theta^{(i)} &= \frac{1 - (\gamma^{(i)})^s}{2 + (\gamma^{(i)})^t} \\ \alpha^{(i)} &= \theta^{(i)} / \gamma^{(i)} \\ [x_{\min}^{(i)} - \alpha^{(i)} b^{(i)}, x_{\max}^{(i)} + \alpha^{(i)} b^{(i)}] \end{aligned} \quad (9)$$

هم‌چنین در این مرحله نرخ هم‌گذری خود انطباقی از حاصل ضرب نرخ هم‌گذری ثابت در فاصله نسبی فرزند تازه متولد شده تا بهترین مدل جمعیت به دست می‌آید و سپس یک عدد تصادفی از توزیعی یکنواخت تولید شده و با نرخ هم‌گذری خودانطباقی

1. Crossover

مقایسه می شود، اگر نرخ هم‌گذری خودانطباقی بزرگ‌تر باشد مدل جدید پذیرفته می شود و در غیر این صورت مدل رد می شود. پس با استفاده از این اپراتور هم‌گذری هم تنوع در جمعیت حفظ شده و هم فضای جست جو گسترش پیدا می کند.

۳. اپراتور جهش

وظیفه اصلی اپراتور جهش حفظ تنوع در جمعیت به منظور جلوگیری از هم‌گرایی پیش از موعد جمعیت است و امکان جستجو در اطراف مدل‌ها را فراهم می کند. در اینجا از جهش یکنواخت استفاده شده است که در آن پس از انتخاب مدل، پارامترهای مدل حول مقادیر فعلی بطور تصادفی تغییر می کنند. می‌توان فضای مدل برای این تغییر را با استفاده از ضربی در اختلاف کران بالا و پایین فضای مدل در نظر گرفت.

وقتی مطابق با نرخ هم‌گذری و نرخ جهش تعداد مورد نظری از مدل‌ها ایجاد شد، همه مدل‌های نسل قبل و مدل‌های تازه تولید شده بر اساس برازششان مرتب شده و به اندازه جمعیت از آن‌ها در استخر جفت‌گیری برای نسل بعد باقی می‌ماند. در مرحله آخر بررسی می‌شود که ایا شرط توقف الگوریتم پذیرفته می‌شود یا خیر که این شرط را می‌توان بر مبنای مقدار برازش بین داده مشاهدهای و داده مصنوعی، تعداد نسل‌های بدون افزایش برازش، تعداد نسل‌ها یا ترکیبی از این شرط‌ها قرار داد. در این مقاله ترکیبی از موارد توقف ذکر شده استفاده شده است. فلوچارت این روش مطابق شکل ۳ است. این الگوریتم در نرم افزار برنامه‌نویسی MATLAB کد نویسی شد و بر داده‌های مورد نظر اعمال شد.

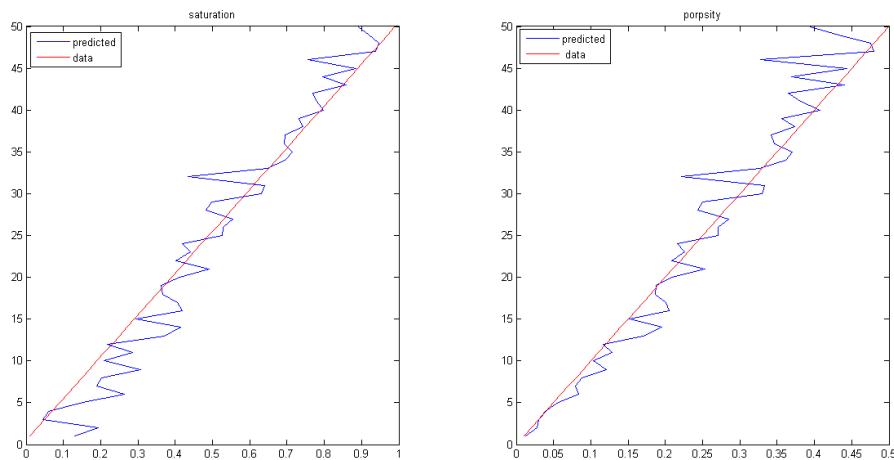
نتایج

۱. بررسی داده مصنوعی

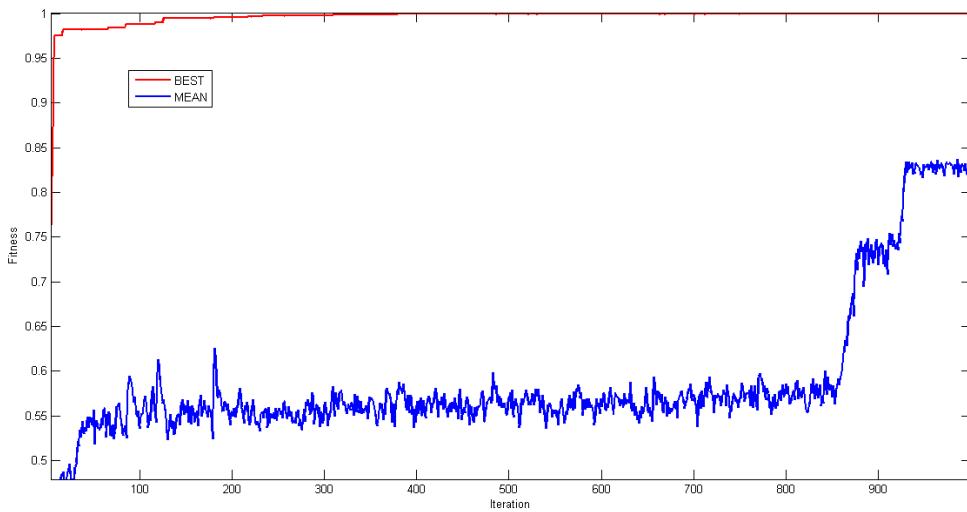
توسط مدل BISQ و با توجه به مقادیر ارائه شده در جدول ۱ یک مدل سرعت برای موج p و S و چگالی به دست آمد. در این مدل سایر پارامترها ثابت بوده و تخلخل از ۰٪ تا ۵٪ و هم‌چنین درصد اشباع آب نیز به طور همزمان با تخلخل از ۹۹٪ تغییر می‌کند و تراوایی مقدار ثابت md ۵ اختیارشده تا مدل به عنوان تابعی از تخلخل و درصد اشباع سیال در نظر گرفته شود. سپس خروجی‌های این مدل یعنی سرعت امواج p و S و چگالی به عنوان ورودی الگوریتم معرفی شده اتخاذ شده‌اند و سعی در تخمین مقادیر تخلخل و درصد اشباع بوده است، که نتایج حاصل و مقایسه آن‌ها با مقادیر واقعی در شکل ۴ توسط الگوریتم معرفی شده آورده شده است و در شکل ۵ نمودار هم‌گرایی الگوریتم بر حسب تکرار رسم شده است که تابع برازش تقریباً به عدد ۱ رسیده است. کران پایین برای سایر مجھولات صفر و کران بالا برای درصد اشباع سیال یک و برای تخلخل ۵۰٪ در نظر گرفته شد. لازم به ذکر است سایر پارامترهای دیگر مطابق جدول ۱ به اپراتور مدل‌سازی پیش‌رو معرفی شده‌اند. حداقل تعداد نسل‌ها در اینجا ۱۰۰۰ نسل و جمعیت موجود در هر نسل ۵۰۰ مدل در نظر گرفته شد. چنان‌که در شکل مشخص است روند پیش‌بینی مقادیر تخلخل و درصد اشباع آب با روند مفروض آن‌ها در مدل هم‌خوانی دارد و با افزایش تعداد نسل‌ها می‌توان به دقت‌های بیش‌تری نیز دست یافت که البته زمان محاسبات را نیز افزایش می‌دهد.

جدول ۱ داده‌های مربوط به مدل مصنوعی

$\rho_l = 1000 \text{ (kg/m}^3\text{)}$	$k = 9.32 \text{ (Gpa)}$
$\rho_g = 150 \text{ (kg/m}^3\text{)}$	$k_s = 40 \text{ (Gpa)}$
$\rho_s = 2550 \text{ (kg/m}^3\text{)}$	$G = 8.3 \text{ (Gpa)}$
$\rho_a = 420 \text{ (kg/m}^3\text{)}$	$v = 0.16$
$k_l = 2.25 \text{ (Gpa)}$	$\eta = 0.001 \text{ (pa.s)}$
$k_g = 0.11 \text{ (Mpa)}$	$f = 100 \text{ (Hz)}$
$R = 0.002 \text{ (m)}$	$k = 5 \text{ (md)}$



شکل ۴. مقایسه پارامترهای مدل BISQ دخیل در وارونسازی. در شکل سمت راست خط قرمز مقادیر تخلخل استفاده شده در ایجاد مدل مصنوعی و خط آبی مقادیر تخلخل حاصل از وارونسازی. در شکل سمت چپ خط قرمز مقادیر درصد اشباع آب استفاده شده در ایجاد مدل مصنوعی و خط آبی مقادیر درصد اشباع آب حاصل از وارونسازی



شکل ۵. نمودار همگرایی بهینه‌سازی تابع هدف مربوط به شکل ۴ با استفاده از الگوریتم ژنتیک معرفی شده. نمودار آبی رنگ مربوط به میانگین برآش کل مدل‌ها و نمودار قرمز رنگ مربوط به برآش بهترین مدل در هر نسل است

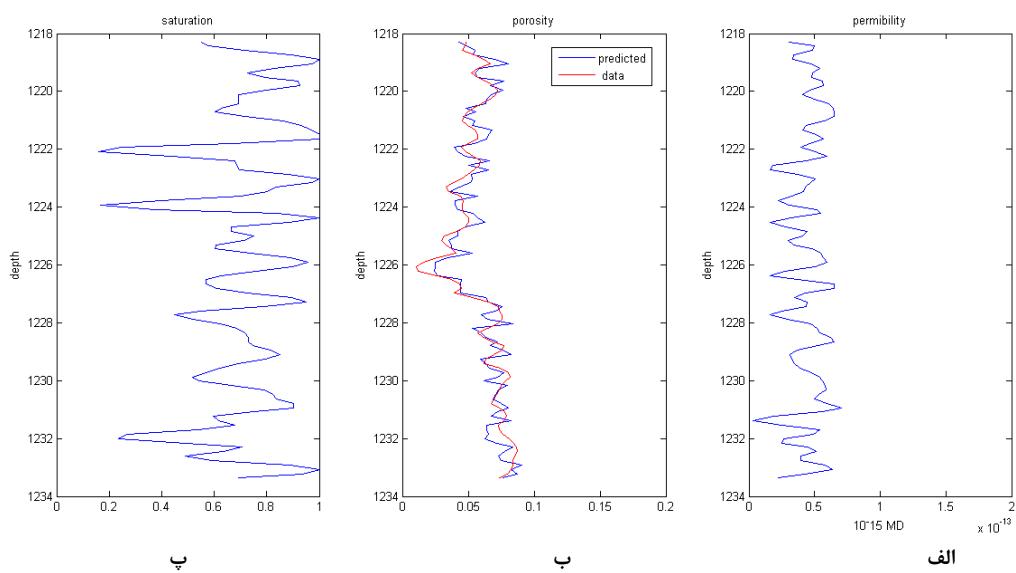
۲. بررسی داده واقعی

در اینجا از نمودارهای چاوتگاری V_p ، V_s و چگالی به عنوان ورودی الگوریتم استفاده شده است و سایر پارامترهای دخیل در اپراتور مدل‌سازی پیش‌رو BISQ از داده‌های آزمایشگاهی مطابق با جدول ۲ تعیین شده‌اند البته لازم به ذکر است که در اینجا پارامترهایی مانند مدول بالک، نسبت پواسون و مدول برشی نیزبا توجه به مقادیر ورودی الگوریتم محاسبه می‌شوند. کران‌ها مطابق نمونه قبل است. پس از تعیین پارامترهای مدل که شامل تخلخل، تراوایی و درصد اشباع آب هستند نتایج بعد از عبور از یک فیلتر میان‌گذر در شکل ۶ نمایش داده شده است و همچنین مقدار پیش‌بینی شده تخلخل با مقدار تخلخل حاصل از نگار چگالی به عنوان مرجع مقایسه شده است که تطبیق مناسبی بین مقادیر پیش‌بینی شده با الگوریتم و مقادیر حاصل از چاوتگار

مشاهده می شود. برای این مدل تعداد مجھولات ۳۰۰ و حداکثر تعداد نسل ها ۳۰۰۰ نسل و جمعیت موجود در هر نسل ۲۰۰۰ مدل در نظر گرفته شد.

جدول ۲. داده های مربوط به مدل واقعی

$\rho_l = 1000 \text{ (kg/m}^3)$	$R = 0.002 \text{ (m)}$
$\rho_g = 150 \text{ (kg/m}^3)$	$k_s = ۳۸ \text{ (Gpa)}$
$\rho_s = ۲۶۵۰ \text{ (kg/m}^3)$	$f = 100 \text{ (Hz)}$
$\rho_a = 420 \text{ (kg/m}^3)$	$k_g = 0.11 \text{ (Mpa)}$
$k_l = 2.19 \text{ (Gpa)}$	$\eta = 0.001 \text{ (pa.s)}$



شکل ۶. (الف) نتایج وارون سازی پارامترهای تراوایی، (ب) تخلخل، (پ) اشباع آب. در پنل مربوط به تخلخل چون مقادیر تخلخل از لاغ دانسیته نیز به دست آمده است با مقادیر پیش بینی شده مقایسه شده است که هم خوانی خوبی نشان می دهند

نتیجه گیری

اگرچه دقت مدل پetroفیزیکی استفاده شده در فرایند وارون سازی خواص مخزنی در پیش بینی دقیق این پارامترها اثر غیر قابل انکاری دارد اما به دلیل پیچیدگی و وابستگی غیرخطی تابع هدف به پارامترهای مدل در چنین مدل هایی، روش وارون ساز به کار گرفته شده باید قادر باشد به جواب بهینه تابع هدف دست یابد. در روش های بهینه سازی سراسری مانند الگوریتم ژنتیک این مهم مستلزم حفظ تنوع جمعیت در حین جستجو و پیش گیری از هم گرایی پیش از موعد این الگوریتم است. در این تحقیق با روش های توضیح داده شده سعی در تنوع بخشیدن به جمعیت در عین هم گرایی به سمت هدف بوده است. این گونه فرایندها در هر نسل یک جواب برای مسئله دارند و با افزایش تعداد نسل ها جواب الگوریتم به جواب بهینه نزدیک تر می شود که البته افزایش زمان محاسبات را نیز در بر دارد. نکته حائز اهمیت دیگر تعریف تابع هدف است که در اینجا از جمع اختلاف برداری سه کمیت سرعت موج برشی، سرعت موج تراکمی و چگالی در داده با مقادیر محاسبه شده از مدل بوده است. در واقع طی یک فرایند سه تابع بهینه می شوند که نوعی بهینه سازی چند هدفه است و می توان به هر یک از این توابع نیز وزن متفاوتی اعمال کرد. از آن جا

که این کمیت‌ها از داده‌های لرزه‌ای قبیل از بر انبارش نیز قابل استحصال هستند می‌توان این الگوریتم را بر چنین داده‌ای اعمال کرد و توزیع دو و سه‌بعدی کمیت‌های پتروفیزیکی مخزن را به دست اورد.

منابع

1. Bachrach R., "Joint estimation of porosity and saturation using stochastic rock-physics modeling: Geophysics", 71, no. 5, O (2006) 53-O63.
2. Dvorkin J., A. Nur, "Dynamic poroelasticity: A unified model with the squirt and the Biot mechanisms: Geophysics", 58 (1993) 524-533.
3. Dvorkin J., R. C. Nolen-Hoeksema, and A. Nur, "The squirt-flow mechanism: Macroscopic description": Geophysics, 59 (1994) 428–438.
4. Eshelman L. J., Schaffer J. D., "Real-coded genetic algorithms and interval: Schemata, Foundations of Genetic Algorithms", Morgan Kaufmann Publishers Inc. (1993) 187-202.
5. Fang Z., Yang D., "Inversion of reservoir porosity, saturation, and permeability based on a robust hybrid genetic algorithm", Geophysics, VOL. 80, NO.5 (2015) R265-R280.
6. McCormack M. D., Stoitsits R. F., MacAllister D. J., Crawford K. D., "Applications of genetic algorithms in exploration and production", The Leading Edge, 18 (1999) 716-718.
7. Nie J. X., Yang D. H., Yang H. Z., "Inversion of reservoir parameters based on the BISQ model in partially saturated porous medium", Chinese Journal of Geophysics, 47 (2004a) 1241-1246.
8. Nie J. X., Ba J., Yang D. H., Yan X. F., Yuan Z. Y., Qiao H. P., "BISQ model based on a Kelvin-Voigt viscoelastic frame in a partially saturated porous medium", Applied Geophysics, 9 (2012) 213-222.
9. Sen M. K., Stoffa P. L., "Global optimization methods in geophysical inversion", (Second edition), Cambridge University Press (2013).