



دوره ۵، شماره ۱، ۱۳۹۸، صفحات ۱۴۷-۱۵۷ (DOI): 10.22044/JRAG.2018.6898.1191) **شناسه دیجیتال**



کاربرد روش بهینهسازی کلونی مصنوعی زنبور عسل در تخمین خواص فیزیک سنگی مخازن هیدروکربنی

محمد خدائی اربط^۱و محمد امامی نیری^{*۲}

۱- کارشناس مهندسی نفت، انستیتو مهندسی نفت، دانشکده فنی، دانشگاه تهران ۲- استادیار، انستیتو مهندسی نفت، دانشکده فنی، دانشگاه تهران

دریافت مقاله: ۱۳۹۶/۱۲/۲۲؛ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۰۸/۱۶

* نویسنده مسئول مکاتبات: emami.m@ut.ac.ir

چکیدہ	واژگان کلیدی
میشود با سنجش برخی خواص که اندازهگیری مستقیم آنها آسانتر، کمهزینهتر و دقیقتر است و سپس بکارگیری روشهای	
غیرمستقیم، فرآیند بهینه در جمعآوری دادههای خواص مخزن پیموده و همزمان از عدم قطعیتها کاسته شود. از روشهای	
غیرمستقیم رایج میتوان به روابط تجربی و الگوریتمهای بهینهسازی اشاره کرد؛ که استفاده از مورد اخیر به سرعت در حال	
گسترش است. در این پژوهش، روش استفاده از الگوریتم جدید و قدرتمند کلونی مصنوعی زنبور عسل در تخمین خواص	فیزیک سنگ
فیزیک سنگی مخازن هیدروکربوری، با بکارگیری آن برای تخمین سرعت امواج برشی، از دادههای برخی نگارهای پتروفیزیکی	الگوريتم كلوني مصنوعي زنبور عسل
در دو مخزن ماسهسنگی و کربناته، تبیین و دقت نتایج با تخمینهای حاصل از روابط فیزیک سنگی گرینبرگ-کاستاگنا	سرعت موج برشی
مقایسه شدهاست. از بین نگارهای ثبت شده، تخلخل نوترونی، چگالی کپهای و سرعت موج تراکمی انتخاب و چند جملهای	رابطهی کرینبرگ-کاستاکنا
چندپارامتری مرتبهی اول برای تخمین کمیت مورد نظر با استفاده از این نگارها برگزیده شد. سپس در هر مورد مطالعه، یک	دادەھاى پتروفيزيكى
دسته از دادهها برای آموزش الگوریتم و دستهی دیگر برای ارزیابی عملکرد پارامتر سرعت امواج برشی بکار گرفتهشد. در هر	
دو مورد، الگوریتم فوق پاسخهای مناسبی در تخمین این پارامتر داشته است. نتایج نشان میدهد، در صورت نبود دادههای	
کمیت سرعت امواج برشی در چاههایی با لیتولوژی مشابه، میتوان از این الگوریتم برای تخمین مقدار پارامتر مذکور استفاده	
نمود.	

۱– مقدمه

یکی از مهمترین اهداف مهندسی مخزن، پیشبینی عملکرد آن طی استراتژیهای بهرهبرداری مختلف و با استفاده از آن، طراحی برنامهی توسعهی میدان است. این مهم، مستلزم داشتن دادههای کافی و حتی-الامکان دقیق از مخزن است. چنین دادههایی را میتوان از روشهای مستقیم یا غیر مستقیم بدست آورد. در سالهای اخیر، رویکرد غالب، استفاده از ترکیب این دو روش برای دستیابی حداکثری به خواص مخزنی بودهاست. به این ترتیب که در کنار دادههای حاصل از منابعی چون چاه-نگاری، چاهآزمایی و مغزه گیری، روشهای آزمایشگاهی، روابط تجربی، روشهای آماری و الگوریتمهای بهینهسازی نیز برای تخمین بخش دیگری از خواص مخزنی بکار گرفته می شود. در این میان استفاده از الگوریتمهای بهینهسازی، به سرعت در حال گسترش است. الگوریتم موسوم به کلونی مصنوعي زنبور عسل^۱، از جديدترين و قدرتمندترين اين الگوريتمهاست؛ که توسط (2005) Karaboga معرفی شدهاست. پیش از این، ترکیب این الگوريتم و الگوريتم ژنتيک براي تخمين فشار ته چاهي در حفاري فروتعادلي مورد استفاده قرار گرفتهاست (Irani and Nasimi, 2011). این الگوریتم همچنین برای تطابق تاریخچه بکار گرفته شده و کارایی و دقت بالاتر آن نسبت به الگوریتمهای ژنتیک، تبرید شبیهسازی شده و چگالی طیف قدرت نشان دادهشدهاست (Sayyafzadeh et al., 2012). در این پژوهش نیز کارایی این الگوریتم برای تخمین سرعت موج برشی (V_s) از نگارهای پتروفیزیکی چاه سنجیده شده است. اندازهی سرعت موج برشی، در برخی روشهای تفسیر دادههای لرزهای، تعیین لیتولوژی و خواص پراهمیت مکانیکی، پتروفیزیکی، ژئوفیزیکی و ویژگیهای ژئومکانیکی (خصوصیات الاستیک) سنگ مخزن نفتی، تخمین میزان تخلخل و نوع سیال موجود در فضای متخلخل مخزن، بکار گرفتهمی شود (Asoodeh & Bagheripour,) 2012; Domenico, 1984; Mavko et al., 2009). همين كاربردهاي گسترده، مهندسان نفت را بر آن داشته است که تقریبا در تمامی فعالیت های اکتشافی نوین به دنبال بدست آوردن این خاصیت بسیار مهم باشند. اندازه گیری مستقیم این کمیت با ابزار Dipole Shear Sonic Imager) (DSI) - انجام می شود؛ اما دشواری فنی و زمان و هزینه ی بالای ثبت این نمودار، مشكل اصلى اين روش است. با آزمايش روى مغزهها نيز مىتوان اندازهی این کمیت را بدست آورد؛ اما مشکلات اصلی این روش عبارتند از: پراکندگی و عدم پیوستگی مکانی دادههای حاصل از مغزهها، تفاوت شرایط مهمی همچون فشار روباره، تراکم خالص و اشباع سیالات، در مخزن و آزمایشگاه، که نیازمند تصحیحات متعدد است و البته هزینهی بالای عملیات مغزه گیری (Maleki et al., 2014). یک روش دیگر، استفاده از روابط تجربي است (Castagna, 1992; Bastos et al.,) روابط تجربي است 1998; Yasar & Erdogan, 2004; Brocher, 2005; Ameen et al., 2009). در میان مطالعات تجربی، استفاده از نتایج کار & Greenberg Castagna (1992) که سرعت موج برشی را بر مبنای لیتولوژی و با استفاده از دادههای سرعت موج تراکمی تخمین میزند، تا کنون رایجتر بوده است. این روابط غالبا برای مخازن ماسهسنگی استخراج شده و نتایج قابل قبولی بدست میدهد؛ اما إعمال آن در مخازن آهکی که معمول ترین

مخازن در خاورمیانه میباشند، با مشکلاتی همراه است. اصلی ترین مشکل، تعمیم نتایج از یک مخزن به مخزن دیگر یا حتی چاهی به چاه دیگر است؛ که علت اساسی آن، ناهمگنیهای بسیار گسترده در این مخازن میباشد (Rasolofosaon et al., 2008). مشكل ديگر اين روابط آن است كه معمولا به علت پیچیده شدن محاسبات، نمی توان تمام فاکتورهای موثر بر سرعت موج برشی را در رابطهی نهایی لحاظ نمود (Nourafkan et al., 2015). موفقیت روشهای هوش مصنوعی و الگوریتمهای بهینهسازی در تشخیص روابط علت و معلولی پیچیده، قیمت تمامشده ی کمتر و انعطاف پذیری بالای آنها، کاربرد این روش ها در تخمین سرعت موج برشی را امروزه رایجتر از سایر روشها نموده است. برای مثال پیش از این Maleki et al. (2014) و Eskandari et al. (2004) و (2014) و Eskandari et al. (2004) و شبکههای عصبی، (Bagheripour et al. (2015) رگرسیون بردار پشتیبان، Nourafkan الگوريتم شبكهى عصبى مصنوعى و Rezaee et al. (2007) et al. (2015) الگوریتم کلونی مورچگان را به همین منظور مورد استفاده قرار دادهاند. در این پژوهش علاوه بر مخزن ماسهسنگی (که تا کنون بیشتر پژوهشها به این جنس مخازن پرداختهاند) کارایی الگوریتم بهینهسازی نوین و قدرتمند ABC، روی یک مخزن کربناته (که بیشتر مخازن جهان و خصوصا ایران از این جنساند) نیز آزموده شدهاست.

۲- تئوری

۱–۲– الگوریتم بهینه سازی کلونی مصنوعی زنبور عسل

ن بهینهسازی، به صورت زیر تعریف میشود (رابطهی (۱)).	مسالەر
minimize $f(\vec{x_m})$	(1)
$\overrightarrow{\mathbf{x}_{\mathrm{m}}} = (\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}, \dots, \mathbf{x}_{\mathrm{i}}, \dots, \mathbf{x}_{\mathrm{n-1}}, \mathbf{x}_{\mathrm{n}}) \in \mathbb{R}^{n}$	(')
کن است به شروط زیر نیز مقید شود (روابط (۲) تا (۴)).	که مماً
$l_i \leq x_i \leq u_i . i=1,\dots,n$	(۲)
subject to: $g_j(\overrightarrow{x_m}) \leq 0$. $j = 1,, p$	(٣)
$h_j(\overrightarrow{x_m}) = 0$. for $j = p + 1, \dots, q$	(۴)
ر روابط فوق، (f(xm روی فضای جست و جوی S تعریف میشود؛	د
، مستطیل n بعدی در فضای \mathbb{R}^n میباشد $(\mathbb{S} \supseteq \mathbb{R}^n)$.	که یک
ه طور خلاصه و با یک دید کلی، در مورد الگوریتم کلونی مصنوعی	به
سىل مىتوان گفت:	زنبور ء
- یک الگوریتم بهینهسازی سراسری (global) میباشد؛ که از رفتار	۱
ی زنبور عسل الهام گرفته شده است.	غذايابي
- ابتدا برای مسائل بهینهسازی عددی مطرح شد (Karaboga,	٢
.((2005
'- برای مسائل بهینهسازی ترکیبی نیز میتواند بکار گرفته شود	٣
.(Pan et al., 2	2011)
'- میتوان از آن برای حل مسائل بهینهسازی مقید ^۲ یا غیر مقید	۴
ه نمود (Domínguez, 2009; Karaboga & Basturk, 2007;) ه نمود (ستفاده
.(Karaboga,	2009

۵- تنها سه پارامتر کنترل را بکار می گیرد: اندازهی جمعیت، حداکثر تعداد چرخه و معیار تَرک یا حَد ً.

۶- قدرتمند، ساده و انعطافیذیر است (Kang et al., 2009;) .(Karaboga, 2009; Rao et al., 2008; Singh, 2009

ABC ، الگوریتم بهینهسازی فرا ابتکاری ABC را Karaboga (2005) مبتنی بر هوش جمعی، با الگوگیری از نتایج مطالعهی . Tereshko et al. (2005) بر روی رفتار هوشمند کلونیهای زنبور عسل در غذایابی توسعه دادهاست. گامهای اصلی در اجرای الگوریتم ABC در ادامه آمدهاست:

فاز اول: فاز مقدار دهی اولیه ^۳

تمامی بردارهای نشانگر منابع غذایی، به صورت بردارهای تصادفی - اندازهی جمعیت) مقداردهی اولیه می SN) $\overrightarrow{\mathrm{x_m}}$. $m=1.2.3.\dots SN$ شوند. $\overrightarrow{\mathbf{x}_{\mathrm{m}}}$ ها بردارهایی حاوی n مولفه هستند ($\mathbf{x}_{\mathrm{mi}}.~i=1...n$) که به عنوان یک جواب محتمل برای مساله بکار گرفته می شوند. همچنین مقادیر حدود کنترل نیز وارد می شود. این مقداردهی را می توان با رابطهی (۵) انجام داد؛ که در آن u_i و l_i به ترتیب حد پایین و بالای محدوده ی کنترل مقداردهی عنصر i اُم $\overrightarrow{x_m}$ می باشد.

 $x_{mi} = l_i + rand(0,1) * (u_i - l_i)$ (۵) فاز دوم: فاز زنبور های کارگر ٔ

زنبورهای کارگر به دنبال منابع غذایی جدید مانند $\overrightarrow{v_m}$ با شهد بیشتر در همسایگی منبع غذایی xm در محدودهی حافظهای خود هستند. آنها یک منبع غذایی را با رابطهی (۶) تعیین میکنند؛ که در آن، xx یک منبع غذایی است که به طور تصادفی انتخاب می شود. i یک زیروند تصادفی و یک عدد تصادفی در محدوده از پیش تعیین شده ی $[-a.\,a]$ است؛ ϕ_{mi} $\overrightarrow{v_m}$ که پس از تعیین میزان مناسب بودن با رابطهی (۷)، بین $\overrightarrow{x_m}$ و مناسب ترین پاسخ را بر می گزینند. هر زنبور کارگر به یک و تنها یک منبع غذایی مربوط می شود. لذا تعداد این زنبورها با تعداد منابع غذایی برابر است.

$$\begin{split} v_{mi} &= x_{mi} + \varphi_{mi}(x_{mi} - x_{ki}) \quad (\rat{s}) \\ fit_{m}(\overrightarrow{x_{m}}) &= \begin{cases} 1/(1 + f_{m}(\overrightarrow{x_{m}})), & f_{m}(\overrightarrow{x_{m}}) \geq 0 \\ 1 + abs(f_{m}(\overrightarrow{x_{m}})), & f_{m}(\overrightarrow{x_{m}}) < 0 \end{cases} \quad (\rat{s}) \end{split}$$

که در آن (f_m(x_m) مقدار تابع هدف از پیش تعیین شده، به ازای بردار $\overrightarrow{x_m}$ می باشد.

فاز سوم: فاز زنبور های تماشاگر⁴

هر زنبور تماشاگر، منبع غذایی مورد نظرش را بر اساس اطلاعاتی که در کندو از زنبورهای کارگر در مورد منابع غذایی می گیرد، انتخاب می کند. در الگوریتم ABC این انتخاب، با روشهای احتمالاتی بر اساس میزان مناسب بودن بردار $\overrightarrow{x_m}$ انجام می شود. به عنوان نمونه می توان از روش چرخ رولت، با محاسبهی احتمال انتخاب بردار $\overrightarrow{x_m}$ از رابطهی (۸) استفاده نمود .(Goldberg, 1989)

$$p_{m} = \frac{\text{fit}_{m}(\overline{x_{m}})}{\sum_{m=1}^{\text{SN}} \text{fit}_{m}(\overline{x_{m}})} \tag{A}$$

1 cycle 2 limit

3 Initialization Phase

نشریه پژوهشهای ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۵، شماره ۱، ۱۳۹۸.

پس از آنکه یک منبع، توسط زنبور تماشاگر انتخاب شد، یک مکان در همسایگی آن نقطه با معادلهی (۹) مشخص می شود. $v_{mi} = x_{mi} + \phi_{mi}(x_{mi} - x_{ki})$ (9)

چنان که در مورد زنبور کارگر گفته شد؛ یک انتخاب بر اساس مناسب بودن بین v_m و x_m انجام می پذیرد. به این ترتیب در این فاز، منابع مناسبتر، زنبورهای تماشاگر بیشتری را به سمت خود جذب خواهند کرد. فاز چهارم: فاز زنبورهای پیشاهنگ ٔ

به زنبورهای غیرکارگری که منبع مورد نظرشان را بر حسب تصادف انتخاب مىكنند، زنبورهاى پيشاهنگ مىگويند. طى الگوريتم ABC زنبورهاى کارگری که پاسخ هایشان در تعداد از پیش تعیین شدهای از مراحل به نام معيار تَرک، بهبود نيابد، مامور مي شوند به عنوان زنبور پيشاهنگ به طور تصادفی در منطقهای دیگر، سراغ منابع جدید بروند و آنها را کشف کنند .(Karaboga and Basturk, 2007)

۲-۲- روابط اصلاح شدهی گرینبرگ-کاستاگنا

Castagna et al. (1985) برای محاسبه سرعت امواج برشی در لیتولوژی-های خالص و اشباع از آب رابطهی (۱۰) را پیشنهاد نمودند.

 $V_s = a_{i2} V_p^2 + a_{i1} V_p + a_{i0}$ $(1 \cdot)$

که در آن $V_{
m p}$ سرعت موج تراکمی و $V_{
m s}$ سرعت موج برشی در سازند اشباع از آب (بر حسب km/s) و a_{i1} ،a_{i0} و a_{i2} ضرايب ثابت معادله، مذكور در. Error! Reference source not found.

جدول 1: ضرایب رابطهی کاستاگنا برای لیتولوژیهای خالص (Castagna et al., 1985)

	× 8	, ,	
a _{i2}	a _{i1}	a _{i0}	ليتولوژى
•	۰/ ۸ ・۴۱۶	$- \cdot / A \Delta \Delta A A$	ماسەسنگ
-•/•۵۵•۸	1/• 1 <i>5</i> VV	-1/• ٣• ۴٩	سنگ آهک
•	۰ /۵۸۳۲ ۱	-•/•YYY۵	دولوميت

سپس (Greenberg & Castagna (1992) به منظور تخمین سرعت موج برشی در سازندهای چندکانهای اشباع از آب شور بر مبنای سرعت موج تراکمی، رابطهی (۱۱) را ارائه نمودند (رابطهی (۱۲)، برابر یک بودن مجموع کسرهای حجمی را بیان میکند). در این رابطه، سرعت موج برشی، برابر میانگین واسطه ی حسابی و هارمونیک مقادیر این کمیت در لیتولوژی-های خالص، تخمین زده میشود.

$$\begin{split} V_{s} &= \frac{1}{2} \Biggl\{ \Biggl[\sum_{i=1}^{L} X_{i} \sum_{j=0}^{N_{i}} a_{ij} V_{p}^{j} \Biggr] \\ &+ \Biggl[\sum_{i=1}^{L} X_{i} \left(\sum_{j=0}^{N_{i}} a_{ij} V_{p}^{j} \right)^{-1} \Biggr]^{-1} \Biggr\} \end{split} \tag{11}$$

در روابط بالا، L، تعداد لیتولوژیهای خالص، X_i کسر حجمی هر ليتولوژي، N_i بالاترين توان چند جملهاي جزء i اُم، a_{ii} ها ضرايب معادلات،

⁴ Employed Bees Phase

⁵ Onlooker Bees Phase

⁶ Scout Bees Phase

خدائی اربط و امامی نیری/ کاربرد روش بهینه سازی کلونی مصنوعی زنبور عسل در تخمین خواص فیزیک سنگی مخازن هیدروکربنی. صفحات۱۵۷-۱۵۷.

V_p سرعت موج تراکمی در جزء i أم و V_s سرعت موج برشی در سازند چندکانهایِ اشباع از آب است. بدیهی است یکای V_s همان یکای V_p خواهد بود. دو سازند مورد مطالعه، دارای آب و نفت با درجه اشباعهای متغیر هستند. حال آن که گفته شد رابطهی گرینبرگ-کاستاگنا برای سازندهای اشباع از آب شور ارائه گردیدهاست؛ لذا باید اَشکالِ تصحیح شدهی روابط گاسمن لحاظ شوند (Gassmann, 1951; Mavko et al., 2009).

۳- روش کار

به طور کلی برای استفاده از الگوریتم بهینهسازی ABC در تخمین خواص مخزنی، پیمودن مراحل زیر پیشنهاد می شود:

اول. تعریف مساله، شامل مشخص کردن کمیت مطلوب (آنچه باید تخمین زده شود) و کمیتهای ثبتشدهی در دسترس (همچنان که در بخشهای گذشته انجام شد).

دوم. بررسی ابعاد تحلیلی مساله با استفاده از تئوریهای موجود و انتخاب تعدادی از کمیتهای متغیر ثبتشده؛ به گونهای که شامل تمامی معیارهای نظری دخیل در مقدار کمیت مطلوب بوده و حتیالامکان مستقل از هم باشند (مراحل دوم تا پنجم در ادامه مفصل بحث شدهاند).

سوم. کاربردیسازی الگوریتم مورد استفاده (در اینجا الگوریتم (ABC) برای مسالهی مورد نظر مانند تعیین تعداد جمعیت، محدودهی جستجوی ضرایب، تابع هدف و ... و سپس کدنویسی الگوریتم اصلاح شده یا استفاده از یک نرم افزار مناسب

چهارم. بررسی ترکیبهای مختلف و یافتن بهترین مجموعه از کمیتهای متغیری که در مرحلهی دوم از بین کل کمیتهای متغیر موجود، انتخاب شدهبودند. این کار، اولا بر مبنای روشهای مختلف موسوم به انتخاب خواص و ثانیا با لحاظ محدودیتهای زمانیِ محتمل، انجام می-شود.

پنجم. اجرای کد به همراه استخراج تمام نتایج مورد نظر که دست کم باید نمایانگر دقت، سرعت و قابلیت تعمیم الگوریتم باشند.

پیش از شروع مطالعات موردی، به علت پیچیدگیهای اثرات لیتولوژی و انواع تخلخل ِ رایج در هر کدام بر اندازهی سرعت موج برشی (که در بخشهای پیشین اشاره شد)، دادههای مورد مطالعه، بر حسب لیتولوژی کلی بخش مخزنی مورد نظر، دستهبندی شدند. لذا دو سری از دادهها شامل بیک سری مربوط به یک مخزن ماسه سنگی از یک میدان نفتی احاطه شده بین لایههای شیلی و به سن کرتاسه با ضخامت بین ۵ تا ۲۲ متر در استرالیای غربی و سری دیگر مربوط به لایه ای کربناته از یکی از سازندهای مربوط به یک میدان نفتی در جنوب غربی ایران، مورد مطالعه قرار گرفته اند. لایهی ماسه سنگی است که در این پژوهش، دادههای ۲ زون از یکی از لایه های کربناته که مهم ترین لایهی مخزن نیز می باشد؛ مورد استفاده قرار گرفته است. به این شکل که برای لیتولوژی ماسه سنگی، بهینه سازی روی یک چاه با ۱۵۰ دادهی ثبت شده در طول لایهی مخزنی (که چاه مدل نامیده می شود)، انجام و اعتبار نتایج برای چاه دیگر با ۵۷ داده (که چاه

آزمون خوانده میشود) سنجیده شده است. و برای لیتولوژی کربناته نیز بهینهسازی روی یک زون از مخزن با ۴۰۰ داده (که زون مدل نام دارد)، انجام و اعتبار نتایج برای زون دیگر با ۷۵ داده (که زون آزمون خوانده میشود) سنجیده شده است. همچنین با ملاحظات لازم در مورد محاسبات عددی با رایانه ی خانگی، دقت چهار رقم اعشار و یکاهای km/s برای سرعت امواج تراکمی و برشی و g/cc برای چگالی کپهای انتخاب شده است. همچنین تابع هدف در این الگوریتم MAE (میانگین خطای مطلق، رابطه-می شدند؛ اما بهترین نتیجه به لحاظ انطباق نمودارهای تخمینی و واقعی، از شدند؛ اما بهترین نتیجه به لحاظ انطباق نمودارهای تخمینی و واقعی، از فزایشی تُند و دادههای پرت متعدد در میان دادههای ورودی به ویژه داده های ثبتشدهی _عV

$$MAE = \frac{1}{SN} \sum_{i=1}^{SN} |V_{s_{ABC}} - V_{s_{recorded}}|$$
(17)

 $V_{s_{ABC}} = a * V_{p} + b * RHOB + c * NPHI + d$ (14)

در رابطهی (۱۴)، V_{sABC} مقدار تخمینی الگوریتم برای سرعت موج برشی است؛ که به ازای هر بردار پاسخ، محاسبه میشود و $V_{srecorded}$ مقدار ثبت شده توسط دستگاه DSI است. در این معادله، علاوه بر ضرایب کمیت-های سرعت موج تراکمی، چگالی کپهای و تخلخل نوترونی، یک عدد ثابت نیز قرار داده شدهاست؛ تا در مجموع، درجهی آزادی در تعیین ضرایب معادلهی نهاییِ تخمین، به عدد چهار برسد. این کار باعث افزایش دقت و البته زمان اجرای الگوریتم میشود.

کد الگوریتم در نرمافزار [®] MATLAB نوشته شده و تمامی نتایج و نمودارهای مورد نیاز استخراج شدهاست. لازم به ذکر است که در کد نهایی مورد استفاده در این پژوهش، برای مورد اول (ماسه سنگی) فاز زنبورهای تماشاچی، در یک حلقهی تکرار ۴ تایی قرار داده شد؛ که با مشاهدهی بهبود نتایج، این تغییر برای مورد دوم (کربناته) نیز اعمال شد. جداول ۲ و نتایج، این تغییر برای مورد دوم (کربناته) نیز اعمال شد. جداول ۲ و برای میرد ای مهمترین پارامترهای اولیهی الگوریتم، به ترتیب برای مخزن ماسه سنگی و کربناته را نشان میدهند.

۴- بحث و نتايج

۴-۱- مطالعات موردی

پس از بررسی جنبههای نظری، در ابتدای مطالعات موردی به فرآیند انتخاب نگارهای مناسب پرداخته میشود. شکلهای ۱ تا ۳ برای مخزن ماسهسنگی و شکلهای ۷ تا ۹ برای مخزن کربناته، نشانگر وجود همبستگی بین سرعت موج برشی و نگارهای مورد استفاده در تخمین هستند. با اینکه به علت واقعی بودنِ دادهها و وجود ناهمگنیهای اجتناب-ناپذیر در طبیعت هر دو مخزن، تعدادی از دادهها خارج از روند کلی تغییرات دیده میشوند اما به طور کلی، وجود همبستگی بین دادههای نشان داده شده قابل مشاهده است. روند کاهشی و افزایشی در نمودارهای سرعت موج برشی ثبت شده به ترتیب با تخلخل نوترونی (NPHI) و چگالی کپهای (RHOB) نیز دیده میشود (به مقادیر ضریب همبستگی توجه شود). همانطور که گفته شد، وجود این همبستگیها، یکی از معیارهای انتخاب

نشریه پژوهشهای ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۵، شماره ۱، ۱۳۹۸.



شکل ۱: نمودار توزیع سرعت موج برشی بر حسب مقادیر نگار تخلخل



شکل ۲: نمودار توزیع سرعت موج برشی بر حسب مقادیر نگار چگالی



موج تراکمی در چاه مدل مخزن ماسهسنگی

-۱-۲- مطالعهی مخزن کربناته

معادلهی (۱۶)، معادلهی نهایی تخمین V_s برای سازند کربناته میباشد که از اِعمال الگوریتم روی دادههای زون مدل(زون زیرین) استخراج شده است MAE مربوط به این بردار پاسخ، برابر ۰٫۰۷۷ و محدودهی اندازهی سرعت برشی [۱/۹۲، ۲/۶۸] میباشد لذا خطای نسبی در بازهی [٪۴، ۹/٪۲] قرار میگیرد؛ که بیانگر دقت بالای پاسخ است. در شکل ۱۰ که نمودار مقایسه-ای مقادیر ثبتشدهی V_s در برابر مقادیر تخمینی توسط الگوریتم ABC را نشان میدهد نیز عملکرد خوب الگوریتم، شهودا قابل ملاحظه است (به بازهی محور عمودی نمودار توجه شود). پارامترهای مناسب برای تخمین میباشد. البته رویکردهای متعددی برای فرآیند انتخاب خواص در علم یادگیری ماشین وجود دارد؛ که در این پژوهش به همین روش ساده اکتفا شدهاست. گفتنی است ضریب همبستگی بین نگار سرعت موج برشی و دیگر نگارهای در دسترس (,GR LLd, LLs) کمتر و بین ۲۰/۰۵ تا ۱۳/۸ است. غالبا همبستگی بین سرعت موج برشی و سرعت موج تراکمی (Vp) بیشتر است (گرچه در مورد مطالعاتی کربناته حاضر، مقادیر ضریب همبستگی نزدیک به هم هستند)، از این رو میتوان گفت: بخش عمدهی تخمین با سرعت موج تراکمی انجام میشود و حضور نگارهای تخلخل نوترونی و چگالی کپهای نیز برای لحاظ کردن اثر میزان تخلخل و اشباع سیالات، ضروری است.

۴-۱-۱- مطالعهی مخزن ماسهسنگی

معادلهی (۱۵) از اِعمال الگوریتم ABC روی دادههای چاه مدل (چاه۱) استخراج شده و V_s را در سازند ماسهسنگی تخمین میزند (جدول **m**)، AAE مربوط به آن ۲۰٬۰۲ و محدودهی اندازهی سرعت برشیِ تخمینی (۲/، ۳/، ۱/،۲۱) میباشد. لذا خطای نسبی در بازهی (۲/،۱، ۳/،۱۱) قرار می-گیرد؛ که بیانگر دقت بالای پاسخ است. شکل ۴ نیز نمودار مقایسهای مقادیر ثبت شده ی V_s در برابر مقادیر تخمینی توسط الگوریتم ABC و نشانگر عملکرد خوب الگوریتم میباشد (به بازهی محور عمودی نمودار توجه شود). (۱۵)

$$-0.2192 * \text{NPHI} + 0.1077$$

جدول ۲: پارامترهای کنترل و برخی دیگر از مهمترین پارامترهای اولیهی الگوریتم ABC برای مخزن ماسه سنگی

اندازه جمعيت اوليه	به تعداد داده های ورودی (۱۵۰)
تابع هدف	Mean Absolute Error (MAE)
تعداد مجهولات (ضرايب)	(a, b, c, d) ۴
محدودهي ضرايب	[۵ و ۵–]
حد تُرک	74
تعداد تكرار	1

جدول ۳: ضرایب معادلهی نهایی برای مخزن ماسه سنگی				
سرعت موج	چگالی کپه-	تخلخل	ثابت	نام پارامتر
تراكمي	ای	نوترونى	معادله	(واحد)
(km/s)	(g/cc)			
۰/۹۱۵V	-•/۴۸۴۵	-•/5195	•/\•YY	ضريب پارامتر

در اِعمال رابطهی (۱۵) بر چاه ماسهسنگی دوم به منظور آزمودن تعمیمپذیری پاسخ، MAE برابر ۲۸ ۰٫۰ و محدودهی اندازهی سرعت برشی تخمینی، [۱٫۴۷، ۱٫۴۷] بدست میآید. لذا خطای نسبی، حدودا در بازهی [۱٫٪۲، ۹٫٪۲] قرار میگیرد.

این نتایج مؤید آن است که معادلهی حاصل از بکارگیری الگوریتم ABC، دقت لازم برای تعمیم به چاههایی با لیتولوژی مشابه را دارد. شکل ۶ نیز این نتیجه گیری را شهودا تایید می کند (به بازهی محور عمودی نمودار توجه شود). البته در دسترس بودنِ دادههای ثبت شده از دست کم قسمت محدودی از مخزن مورد نظر، کمک شایانی به اصلاح رابطهی تخمینی برای آن مورد می کند.



شکل ۴: نمودار مقایسهی مقادیر تخمینی با الگوریتم ABC (سبز) و ثبت شدهی V_S (آبی) در چاه مدل مخزن ماسهسنگی





شکل ۶: نمودار مقایسهی مقادیر تخمینی با الگوریتم ABC (سبز) و ثبت شدهی V_s (آبی) در چاه آزمون مخزن ماسهسنگی

در اِعمالِ نتایج بر دادههای زون آزمون (زون فوقانی)، MAE برابر ۰٫۰۷ و محدودهی اندازهی سرعت موج برشی تخمینی [۱٫۹۲، ۲٫۸۴] می-باشد؛ که خطای نسبی در بازهی [۶٫٪۳، ۵٫٪۲] قرار می گیرد. این نتیجه

بیانگر تعمیم پذیری پاسخ به چاههای با لیتولوژی مشابه است. شکل ۱۲ نیز شهودا همین استنتاج را تایید می کند (به بازهی محور عمودی توجه شود).

مدول ۴: پارامترهای کنترل و
اوليەي الگوريتم C
اندازه جمعيت اوليه
تابع هدف
تعداد مجهولات (ضرایب)
محدودهى ضرايب
حد تَرک
تعداد تكرار

ماسه سنگی	ای مخزن ،	لەي نھايى برا	ضرايب معادا	جدول ۵:
-----------	-----------	---------------	-------------	---------

سرعت موج	چگالی	تخلخل	ثابت	نام پارامتر
تراكمى	کپهای	نوترونى	معادله	(واحد)
(km/s)	(g/cc)			
•/1848	١/۶٧٩٠	٠/٠٠٩۵	-	ضريب پارامتر
			γ/διλγ	

 $V_{S_{ABC}} = 0.1848 * V_{p} + 1.6790 * RHOB$ + 0.0095 * NPHI (19)- 2.5187

شایان ذکر است، اگرچه زمان اجرای الگوریتم روی دادههای این پژوهش بسیار کوتاه (کمتر از ۱۰ ثانیه) بوده و لذا محدودیت زمانی در اینجا مطرح نیست؛ اما به طور عمومی با توجه روند کلی نمودارهای شکلهای ۵ و ۱۱ (جزئیات این دو نمودار بستگی به مقداردهیهای تصادفی پردازشگر رایانه دارد)، مشاهده میشود که الگوریتم ABC بسیار سریعتر از حداکثر تعداد تکرارهای قرار داده شده، بهترین پاسخ را مییابد. بنابراین میتوان این تعداد را به عدد ۳۰ (با رعایت حاشیهی اطمینان) کاهش داد.



شکل ۷: نمودار توزیع سرعت موج برشی بر حسب مقادیر نگار تخلخل نوترونی در زون مدل مخزن کربناته



شکل ۸: نمودار توزیع سرعت موج برشی بر حسب مقادیر نگار چگالی

کپهای در زون مدل مخزن کربناته



شکل ۹: نمودار توزیع سرعت موج برشی بر حسب مقادیر نگار تخلخل نوترونی در زون مدل مخزن کربناته



شکل ۱۰: نمودار مقایسهی مقادیر ۷_۶، تخمینی با الگوریتم ABC (سبز) و سنجیده شده (آبی) در زون مدل مخزن کربناته



شکل ۱۱: نمودار بهترین هزینه (کمترین مقدار تابع هدف) بر حسب مراحل تکرار در زون مدل مخزن کربناته

نشریه پژوهشهای ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۵، شماره ۱، ۱۳۹۸. ۴-۲- مقایسه با تخمین حاصل از رابطهی فیزیک سنگی گرینبر گ-کاستاگنا

همانطور که گفته شد، در این پژوهش به منظور بررسی میزان مناسب بودن دقت نتايج تخمين با الكوريتم ABC، از مقايسه با روش معمول ديگر يعني روابط فیزیک سنگی گرینبرگ-کاستاگنا استفاده شدهاست. در شکلهای ۱۲ و ۱۳ عملکرد بهتر الگوریتم ABC در برابر روابط یادشده، شهودا مشخص است. مقایسه یکمی در جدول ۶، بر اساس مقدار تابع MAE به عنوان تابع هدف نیز این موضوع را تایید میکند. مقدار رگرسیون (گرچه تابع هدف نبودهاست) نیز حاکی از همبستگی بیشتر نتایج تخمینی الگوریتم ABC با مقادیر ثبت شدهی سرعت موج برشی و لذا عملکرد بهتر الگوریتم ABC در برابر روابط گرینبرگ کاستاگنا می باشد. این نتایج مطابق انتظار است؛ زیرا رابطهی تخمینی حاصل از الگوریتم بهینهسازی (در اینجا الگوریتم ABC) از دل دادههای موجود (هر چند محدود) خود هر مخزن بدست آمدهاست؛ اما روابط گرینبرگ-کاستاگنا از دادههای مخازن دیگر (هر چند گسترده) بدست آمدهاست (همین نوع کاهش دقت، البته به درجات کمتر، در بکارگیری نتایج چاه آزمون برای چاه مدل نیز مشاهده شد). انعطاف پذیری در لحاظ کردن ناهمگنیهای موجود در طبیعت به کمک دادههای ورودی از نگارهای گوناگون و درجهی آزادی بیشتر فرآیند تخمین با الگوریتم بهینهسازی (در اینجا الگوریتم ABC) نیز این نتایج را از ابتدا محتمل جلوه مىداد. علاوه بر دقت بهتر الگوريتم ABC نسبت به رابطهی گرینبرگ-کاستاگنا در هر دو مورد ماسهسنگی و کربناته، عدم نیاز آن به دادههای آزمایش مغزه و خواص سیال نیز از مزایای نسبی آن بشمار

میرود؛ زیرا همانطور که گفتهشد، برای بکارگیری رابطهی گرینبرگ-کاستاگنا باید جنس و جزءدرصد اجزای تشکیل دهندهی سازند مشخص باشد و اگرچه در اجرای الگوریتم به نمودارهای چگالی کپهای و تخلخل نوترونی علاوه بر نمودار سرعت موج تراکمی نیاز است؛ اما معمولا این داده ها در چاهنگاریها متداول، موجود و در دسترس هستند.



شکل ۱۲: نمودار مقایسهای نتایج تخمینهای حاصل از رابطهی گرینبرگ-کاستاگنا (سبز)، الگوریتم ABC (قرمز) و مقادیر ثبت شدهی سرعت موج برشی (آبی) در چاه آزمون مخزن ماسه سنگی

خدائی اربط و امامی نیری/ کاربرد روش بهینه سازی کلونی مصنوعی زنبور عسل در تخمین خواص فیزیک سنگی مخازن هیدروکربنی. صفحات۱۹۷- ۱۵۷.

- Bagheripour, P., Gholami, A., Asoodeh, M., and Vaezzadeh-Asadi, M. 2015, Support vector regression based determination of shear wave velocity. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 125, 95-99.
- Bastos, A., Dillon, L., Vasquez, G., and Soares, J. 1998, Core-derived acoustic, porosity and permeability correlations for computation pseudo-logs. *Geological Society, London, Special Publications, 136*(1), 141-146.
- Brocher, T. M. 2005, Empirical relations between elastic wavespeeds and density in the Earth's crust. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 95(6), 2081-2092.
- Castagna, J. P., Batzle, M. L., and Eastwood, R. L. 1985, Relationships between compressional-wave and shearwave velocities in clastic silicate rocks. *Geophysics*, 50(4), 571-581.
- Domenico, S. N, 1984, Rock lithology and porosity determination from shear and compressional wave velocity. *Geophysics*, 49(8), 1188-1195.
- Domínguez, O. C.. 2009, An adaptation of the scout bee behavior in the Artificial Bee Colony algorithm to solve constrained optimization problems. *Master of Computer Science*.
- Eskandari, H., Rezaee, M. and Mohammadnia, M., 2004, Application of multiple regression and artificial neural network techniques to predict shear wave velocity from wireline log data for a carbonate reservoir South-West Iran. *CSEG recorder*, *42*, 48.
- Gassmann, F., 1951, Über die elastizität poröser medien: Vierteljahrss-chrift der Naturforschenden Gesellschaft in Zurich 96, 1-23.
- Goldberg, D. E. 1989, Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning, 1989. *Reading: Addison-Wesley*.
- Greenberg, M., and Castagna, J, 1992, Shear- wave velocity estimation in porous rocks: theoretical formulation, preliminary verification and applications. *Geophysical prospecting*, 40(2), 195-209.
- Irani, R., and Nasimi, R, 2011, Application of artificial bee colony-based neural network in bottom hole pressure prediction in underbalanced drilling. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 78(1), 6-12.
- Kang, F., Li, J., and Xu, Q, 2009, Structural inverse analysis by hybrid simplex artificial bee colony algorithms. *Computers and Structures*, 87(13), 861-870.
- Karaboga, D, 2005, An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, Retrieved from
- Karaboga, D., and Basturk, B, 2007, Artificial bee colony (ABC) optimization algorithm for solving constrained optimization problems, Paper presented at the International Fuzzy Systems Association World Congress.



شکل ۱۳: نمودار مقایسهای نتایج تخمینهای حاصل از رابطهی گرینبرگ-کاستاگنا (سبز)، الگوریتم ABC (قرمز) و مقادیر سنجیده شدهی سرعت موج برشی (آبی) در زون آزمون مخزن کربناته

جدول ۶: دقت نتایج الگوریتم ABC و روابط گرینبرگ-کاستاگنا

	چاه آزمون مخزن م	اسەسنگى	زون آزمون از مخزر	ن کربناته
	رابطەي	الگوريتم	رابطەي	الگوريتم
	گرينبر گ-كاستاگنا	ABC	گرينبرگ-كاستاگنا	ABC
MAE	•/• ۴۳۳	•/• ۲٨ •	•/• ٩ ١ ١	•/•٧••
رگرسيون	•/۶٩	٠/٨٢	٠/٩۵	٠/٩۶

۵- نتیجه گیری

از اصلی ترین دلایل استفاده از روش های غیرمستقیم در تخمین خواص مخزنی، هزینهی پایین آنهاست. به طور ویژه در الگوریتمهای بهینهسازی، عواملی چون عمومیت و انعطاف پذیری نیز از دیگر مزایای مهم بشمار می ود. در این پژوهش مشاهده شد که الگوریتم ABC علاوه بر دو مورد مهم ذکرشده، در مورد دقت پاسخها نیز نه تنها حدود انتظار را تامین می کند؛ بلکه نسبت به روش رایج دیگر یعنی تخمین با رابطهی فیزیک سنگی گرینبرگ-کاستاگنا، دقت بالاتری دارد. این نتیجه از آن جهت مهم است که فرآیند شرح داده شده برای تخمین این کمیت قابل تعمیم به سایر خواص مخزنی است؛ لذا میتوان تخمین خواص متعددی را با ملاحظات بنابر آنچه که بحث شد، با دستهبندی مخازن بر اساس لیتولوژی مخزن، میتوان نتایج حاصله از مطالعهی موردی انجام شده را به هر دسته تعمیم داد و به این ترتیب تخمین مناسبی از سرعت موج برشی، به عنوان یکی از مهمترین پارامترهای مورد نیاز در فرآیند مطالعات توسعهی میدان، در مخازن با جنس مشابه بدست آورد.

۶- منابع و مراجع

- Ameen, M. S., Smart, B. G., Somerville, J. M., Hammilton, S., & Naji, N. A. 2009, Predicting rock mechanical properties of carbonates from wireline logs "A case study: Arab-D reservoir, Ghawar field, Saudi Arabia", *Marine and Petroleum Geology*, 26(4), 430-444.
- Asoodeh, M., and Bagheripour, P. 2012, Prediction of compressional, shear, and stoneley wave velocities from conventional well log data using a committee machine with intelligent systems. *Rock mechanics and rock engineering*, 45(1), 45-63.

نشریه پژوهشهای ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۵، شماره ۱، ۱۳۹۸.

- Rasolofosaon, P., Lucet, N., and Zinszner, B, 2008, Petroacoustics of carbonate reservoir rocks, *The Leading Edge*, 27(8), 1034-1039.
- Rezaee, M. R., Ilkhchi, A. K., and Barabadi, A, 2007, Prediction of shear wave velocity from petrophysical data utilizing intelligent systems: An example from a sandstone reservoir of Carnarvon Basin, Australia, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 55(3), 201-212.
- Sayyafzadeh, M., Haghighi, M., Bolouri, K., and Arjomand, E. (2012). Reservoir characterisation using artificial bee colony optimisation. *The APPEA Journal*, 52(1), 115-128.
- Singh, A, 2009, An artificial bee colony algorithm for the leaf-constrained minimum spanning tree problem. *Applied Soft Computing*, *9*, *631-625*, *(2)*.
- Tereshko, V., and Loengarov, A, 2005, Collective decision making in honey-bee foraging dynamics, *Computing and Information Systems*, 9(3), 1.
- Yasar, E., and Erdogan, Y, 2004, Correlating sound velocity with the density, compressive strength and Young's modulus of carbonate rocks. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, *41*(5), 871-875.

- Karaboga, N, 2009, A new design method based on artificial bee colony algorithm for digital IIR filters, *Journal of the Franklin Institute*, *346*(4), 328-348.
- Maleki, S., Moradzadeh, A., Riabi, R. G., Gholami, R. and Sadeghzadeh, F, 2014, Prediction of shear wave velocity using empirical correlations and artificial intelligence methods, *NRIAG Journal of Astronomy and Geophysics*, *3*(1), 70-81.
- Mavko, G., Mukerji, T., and Dvorkin, J, 2009, *The rock physics handbook: Tools for seismic analysis of porous media* :Cambridge university press.
- Nourafkan, A., and Kadkhodaie-Ilkhchi, A, 2015, Shear wave velocity estimation from conventional well log data by using a hybrid ant colony–fuzzy inference system: A case study from Cheshmeh–Khosh oilfield, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, *127*, 459-468.
- Pan, Q.-K., Tasgetiren, M. F., Suganthan, P. N., and Chua, T. J, 2011, A discrete artificial bee colony algorithm for the lot-streaming flow shop scheduling problem. *Information sciences*, 181(12), 2455-2468.
- Rao, R. S., Narasimham, S., and Ramalingaraju, M, 2008, Optimization of distribution network configuration for loss reduction using artificial bee colony algorithm, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems Engineering*, 1(2), 116-122.



JOURNAL OF RESEARCH ON APPLIED GEOPHYSICS

(JRAG) 2019, VOL 5, NO 1 (DOI): 10.22044/JRAG.2018.6898.1191



Application of Artificial Bee Colony Algorithm for Estimation of Reservoir Rock Physics Properties

Mohammad Khodaiy Arbat¹, Mohammad Emami Niri^{2*}

1. B.Sc. Graduated, Institute of Petroleum Engineering, College of Engineering, University of Tehran 2. Assistant professor, Institute of Petroleum Engineering, College of Engineering, University of Tehran

Received: 13 March 2018; Accepted: 7 november 2018

Corresponding author: emami.m@ut.ac.ir

Keywords	Extended Abstract
Rock-physics	Summary
Artificial bee colony algorithm	It is necessary to have enough data from a reservoir to predict its performance
Shear wave velocity	and develop it as accurate as possible. Nowadays, it is a common practice to
Greenberg-Castagna relationship	combine direct and indirect methods to achieve the optimal process of data
Petrophysical data	gathering while considering time, cost and precision. Empirical relationships
	and optimization algorithms are the two most used indirect methods and

recently, numerous researches have focused on the latter one. One of the newest and most powerful optimization algorithms is artificial bee colony (ABC) algorithm. In this paper, we have explained its application for reservoir characterization by estimating shear wave velocity (V_s) using some series of recorded well logs. We have carried out a study on a sandstone and a carbonate reservoir using the ABC algorithm and Greenberg-Castagna relationships. We have chosen three logs among the available ones and used a polynomial to derive their relationship with V_s . In both cases, the ABC has acted more efficiently, indicating that it can be employed to estimate V_s in reservoirs with the lithology similar to the one in our cases when we have no recorded data.

Introduction

Vs is a useful quantity for interpreting seismic data, and is used for identifying lithology and calculating some important mechanical, petrophysical, geophysical and geomechanical properties of the reservoir rock. Hence, it is intended to be measured/caluculated by either direct (e.g. DSI tool) or indirect (e.g. experimental Greenberg-Castagna relationship and artificial intelligence) methods. One of the most novel and robust artificial intelligence algorithms is the ABC algorithm. It is a swarm-based metaheuristic global optimization algorithm based on the behavior of bee colonies when they are looking for food. In addition, one of the most used experimental relationships for predicting Vs is Greenberg-Castagna relationship. The accuracy of these two methods, i.e. the ABC algorithm and the Greenberg-Castagna relationship, to predict Vs in sandstone and carbonate case studies is compared in this paper.

Methodology and Approaches

The ABC algorithm is implemented in 4 phases of initialization, employed bees, onlooker bees and scout bees to find the optimal point in a constraint search. In this study, a first-order multivariate polynomial relates V_s to neutron porosity, bulk density, and P-wave velocity logs, and the objective function is mean absolute error or MAE (based on the values measured by DSI tool) because the data contains numerous spikes. The algorithm is coded and run in MATLAB[®]. The derived polynomial is then used to estimate another set of data to evaluate its ability to be generalized. A modified form of Greenberg-Castagna relationship is also used to estimate V_s in brine saturated multi-mineral rocks. The values of V_p used in this relationship must be corrected based on fluid saturations by Gassmann's equation. Finally, a comparison between the results of these two methods is made both graphically and quantitatively.

Results and Conclusions

After implementing the written code to our specified problem, we found out that the MAE of the result vector in training phase was 0.023 for the sandstone case and was 0.077 for the carbonate one, therefor, relative errors were in range of [1.3%, 1.7%] and [2.9%, 4%], respectively. In the evaluation phase, the MAEs were 0.028 and 0.070, corresponding to relative errors ranging [1.9%, 2.1%] and [2.5%, 3.6%] for sandstone and carbonate case studies, respectively. On the other hand, the MAEs for predictions obtained from the experimental Greenberg-Castagna

JRAG, 2019, VOL 5, NO 1.

relationship were 0.043 and 0.091 for sandstone case and carbonate one, respectively. From these results, it can be concluded that the ABC algorithm is capable to be used for the purpose of our study here. Hence, these obtained relationships for predicting V_s can be used in other reservoirs with the same lithology in the lack of measured data.