



پیااده سازی الگوریتم بهینه سازی آموزش و یادگیری برای تخمین سرعت امواج برشی از داده های چاهنگاری در دو مطالعه موردی ماسه سنگی و کربناته

رسول امیری کله جویی^۱؛ محمد امامی نیری^{۲*}

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی نفت؛ انستیتو مهندسی نفت، دانشگاه تهران

۲. استادیار؛ انستیتو مهندسی نفت، دانشگاه تهران

دریافت دست نوشته: ۱۳۹۶/۰۷/۲۴ پذیرش دست نوشته: ۱۳۹۶/۰۸/۲۷

شناسه دیجیتال (DOI): 10.22107/JPG.2018.101065.1041

چکیده

سرعت امواج لرزه ای تراکمی و برشی در کنار داده های پتروفیزیکی اطلاعات ارزشمندی را در مراحل اکتشاف و توسعه میدان های نفتی فراهم می کنند. برخلاف سرعت امواج تراکمی که در اکثر مواقع توسط ابزار نمودارگیری سونیک اندازه گیری می شود؛ نمودار سرعت امواج برشی به علت هزینه بالا تنها در تعداد محدودی از چاه های یک میدان برداشت و ثبت می گردد. بنابراین بایستی سرعت این امواج را با استفاده از روش های دیگری تخمین زد. روابط تجربی متعددی ارائه شده است که سرعت امواج برشی را به پارامترهای پتروفیزیکی و اندازه گیری های چاهنگاری مربوط می کنند که معمولاً کارایی موردی دارند. یکی از روش های کارآمد برای پیش بینی سرعت امواج برشی، استفاده از سیستم های هوشمند است. در این مقاله علاوه بر استفاده از روش تجربی گرینبرگ-کاستانگا، از الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری برای ساخت یک مدل خطی و یک مدل غیرخطی برای پیش بینی سرعت امواج برشی در یک سازند مخزنی ماسه سنگی در یکی از میدان های فراساحلی واقع در استرالیا ی غریب و یک سازند مخزنی کربناته در یکی از میدان های خشکی واقع در جنوب غرب ایران استفاده شده است. مقدار خطا و ضریب همبستگی نتایج به دست آمده از الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری نشان دهنده کارایی مطلوب این الگوریتم است. نتایج مدل خطی و غیرخطی ساخته شده به هم نزدیک است با این تفاوت که مدل خطی در مدت زمان کمتری اجرا می شود. مدل خطی این الگوریتم با خطای ۲۳ درصدی و ضریب همبستگی ۰/۸۲ در سازند ماسه سنگی و خطای ۳/۳ درصدی و ضریب همبستگی ۰/۹۵ در سازند کربناته، عملکرد مناسبی در هر دو مطالعه موردی داشته و می تواند به عنوان روشی کارآمد برای تخمین سرعت موج برشی استفاده گردد.

واژگان کلیدی

سرعت امواج تراکمی،
سرعت امواج برشی،
خواص پتروفیزیکی،
روابط تجربی،
سیستم های هوشمند،
الگوریتم بهینه سازی

۱. پیشگفتار

دستیابی به درک درستی از خواص سنگ های سازندهای زیر زمین برای توسعه میدان های نفت و گاز ضروری است. یکی از مهم ترین منابع اطلاعاتی برای تعیین این خواص، نمودارهای چاهنگاری هستند. سرعت امواج لرزه ای در مخازن هیدروکربنی به عوامل مختلفی مانند جنس سنگ ها، میزان تخلخل، نوع و اشباع سیالات منفذی، درصد رس و ... بستگی دارد. بنابراین اطلاعات مربوط به سرعت امواج لرزه ای در کنار سایر اطلاعات پتروفیزیکی ابزارهای مناسبی جهت تعیین

خواص سنگ ها و سیالات زیر زمین هستند. سرعت امواج تراکمی (V_p) و برشی (V_s) پارامترهای کلیدی در مطالعات ژئوفیزیکی و ژئومکانیکی بوده و اطلاعات ارزشمندی برای تعیین نوع سیال موجود در حفرات و اندازه گیری فشار منفذی (Duffaut & Landrø, 2007) مشخص کردن لیتولوژی (Wilkins, Simmons, & Caruso, 1984) و تعیین خواص مکانیکی سنگ های مخزن، که پیش نیاز توسعه میدان ها است، فراهم می کنند. اندازه گیری سرعت امواج برشی با ابزار *Dipole Shear Sonic Imager (DSI)* یا اندازه گیری های

آزمایشگاهی صورت می‌گیرد. این در حالی است که در بسیاری از چاه‌ها، به‌ویژه چاه‌های قدیمی اطلاعات DSI به دلیل هزینه بالا ثبت نمی‌شود و از طرفی اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی روی مغزه‌ها نیز بسیار زمان‌بر و هزینه‌بر بوده و چون تعداد مغزه‌هایی که از یک چاه گرفته می‌شود محدودند و بازه‌های برداشت آن‌ها بزرگ است، نمی‌توانند به‌خوبی بیانگر خواص سنگ‌های زیرزمین باشند (Maleki, Moradzadeh, 2014). با این تفاسیر استفاده از روش‌هایی سریع و ارزان که داده‌های V_S را به‌صورت پیوسته در طول چاه فراهم کنند بسیار ایده آل خواهد بود. به این منظور روش‌های بسیاری ارائه شده است که از اطلاعات نمودارهای پتروفیزیکی به‌ویژه V_P برای تخمین V_S استفاده می‌کنند. برای مثال کاستاگنا و همکاران (J. Castagna, Batzle, & Kan, 1993; J. P. Castagna, Batzle, & Eastwood, 1985)، باستوس و همکاران (Bastos, Dillon, Vasquez, & Soares, 1998)، یاسر و اردوغان (Yasar & Erdogan, 2004)، بروچر (Brocher, 2005) و آمین و همکاران (Ameen, Smart, Somerville, Hammilton, & Najj, 2009) هرکدام روابط تجربی جداگانه‌ای را برای محاسبه V_S پیشنهاد دادند. بیشتر این روابط برای سازندهای ماسه‌سنگی ارائه شده‌اند و با اینکه تعداد مخازن کربناته بسیار زیاد است مطالعات کمی روی آن‌ها انجام گرفته که معمولاً به دلیل ناهمگنی این سازندهاست که باعث می‌شود روابط به‌دست‌آمده کارایی چندانی نداشته باشند (Rasolofosaon, 2008). یکی از پرکاربردترین روابط، رابطه‌ی تجربی گرینبرگ-کاستاگنا است که برای تخمین V_S بر اساس V_P در سازندهایی که از چند کانی مختلف تشکیل شده و کاملاً اشباع از آب هستند، کاربرد دارد (Greenberg, 1992).

در سال‌های اخیر استفاده از سیستم‌های هوشمند در مسائل مهندسی نفت، به‌خصوص برای پیش‌بینی و بهینه‌سازی پارامترهای مخزنی، به شکل قابل‌توجهی افزایش یافته است (Mohammadi & Rahmnejad, 2010). هانگ و همکاران (Huang, Gedeon, & Wong, 2001) از منطق فازی و الگوریتم‌های ژنتیک و شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی تراوایی در مخازن نفتی بهره بردند. بات و هله

(Bhatt & Helle, 2002) با استفاده از سیستم شبکه‌های عصبی به پیش‌بینی تخلخل و تراوایی با استفاده از نمودارهای چاه‌نگاری پرداختند. اسکندری و همکاران (Eskandari, 2004) برای تخمین سرعت امواج برشی در یک سازند کربناته در جنوب غربی ایران از رگرسیون چندگانه و شبکه‌های عصبی مصنوعی بهره گرفتند. رجبی و همکاران (Rajabi, Bohlooli, & Ahangar, 2010) از روش‌های هوشمند برای پیش‌بینی سرعت امواج برشی و استونلی بر اساس داده‌های چاه‌نگاری استفاده کردند. آنیفوز و عبدالرحمان (Anifowose & Abdulraheem, 2011) در مطالعات خود برای پیش‌بینی تخلخل و تراوایی، روش‌های هوشمند منطق فازی و رگرسیون بردار پشتیبان را به کار گرفتند. معتمدیان و همکاران (Moatazedian, ahimpour-Bonab, Kadkhodaie-Ilkhchi, & Rajoli, 2011) الگوریتم ژنتیک را برای پیش‌بینی سرعت امواج تراکمی و برشی به کار بردند. آسوده و باقری پور (Asoodeh, 2012) از شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی و نورو فازی برای پیش‌بینی سرعت امواج تراکمی، برشی و استونلی استفاده کردند.

مالکی و همکاران (Maleki et al., 2014) برای پیش‌بینی سرعت امواج برشی از ترکیب رگرسیون بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی بهره بردند. کدخدائی (Kadkhodaie-Ilkhchi, 2015) الگوریتم بهینه‌ساز کلونی مورچگان را برای تخمین سرعت امواج برشی به کار گرفت. باقری پور و همکاران (Bagheripour, Gholami, 2015) از رگرسیون بردار پشتیبان برای پیش‌بینی سرعت امواج برشی استفاده کردند. در این بین الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری^۱ که فرآیند آموزش و یادگیری در یک کلاس را شبیه‌سازی می‌کند، یکی از جدیدترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی است که می‌تواند در این گونه مسائل استفاده شود. این الگوریتم عملکرد مناسبی در حل مسائل بهینه‌سازی مهندسی دارد و از مزایای آن می‌توان به تعداد کم پارامترها و نیز سرعت بیشتر و حجم محاسبات کمتر نسبت به سایر الگوریتم‌های متداول اشاره کرد (Rao, Savsani, & Vakharia, 2011). در این مقاله ابتدا الگوریتم TLBO برای

¹Teaching-Learning Based Optimization (TLBO) algorithm

دانش آموزان ضعیف تر مطالبی را از دانش آموزان قوی تر فرامی گیرند.

فاز معلم: معلم برای رساندن میانگین کلاس به سطح خودش تلاش می کند، این فرایند با یک رابطه تصادفی مطابق رابطه ۱ برای ایجاد یک جواب جدید انجام می شود:

$$X_{new,i} = X_{old,i} + r_i(X_{teacher} - TF \times M_i) \quad (1)$$

که در آن $X_{old,i}$ یک عضو قدیمی است که باید آموزش داده شود، r_i یک عدد تصادفی بین [۰،۱] است، $X_{teacher}$ بهترین عضو مجموعه است که به عنوان معلم انتخاب شده است، TF فاکتور تدریس بوده که یک گام ابتکاری است و مقدار آن به طور کاملاً تصادفی ۱ یا ۲ انتخاب می شود، M_i میانگین کلاس و $X_{new,i}$ عضو اصلاح شده است و در صورتی که از عضو قبلی بهتر باشد پذیرفته می شود.

فاز دانش آموز: یک دانش آموز به صورت تصادفی با سایر دانش آموزان ارتباط برقرار کرده و در صورتی که سطح یکی از آن ها بالاتر باشد مطالبی را به دیگری می آموزد. این فرایند با روابط ۲ و ۳ بیان می شود:

$$IF f(X_i) < f(X_j) \\ X_{new,i} = X_{old,i} + r_i(X_{old,i} - X_j) \quad (2)$$

$$ELSE IF f(X_i) > f(X_j) \\ X_{new,i} = X_{old,i} + r_i(X_j - X_{old,i}) \quad (3)$$

که در آن اندیس i از یک تا تعداد کل اعضا تغییر می کند، $X_{old,i}$ یک عضو قدیمی است که تاکنون از تعامل با سایر دانش آموزان چیزی فرا نگرفته است، r_i یک عدد تصادفی بین [۰،۱] است، X_j دانش آموزی است که به صورت تصادفی و با شرط $i \neq j$ انتخاب شده است، $f(X_i)$ و $f(X_j)$ مقادیر تابع هدف برای X_i و X_j هستند و $X_{new,i}$ عضو جدید است که تنها در صورتی که از عضو قدیمی بهتر باشد پذیرفته خواهد شد. الگوریتم $TLBO$ از این دو فاز اصلی تشکیل شده است اما برای جلوگیری از همگرایی سریع و گیر افتادن در نقاط بهینه محلی، فاز دیگری به نام فاز جهش به الگوریتم اضافه شده است (Hosseinpour, Niknam, & Taheri, 2011).

ساخت یک مدل خطی و یک مدل غیرخطی برای پیش بینی V_S در یک سازند مخزنی ماسه سنگی از یکی از میدان ها فراساحلی واقع در استرالیا غربی و یک سازند مخزنی کربناته از یکی از میدان های خشکی واقع در جنوب غرب ایران، با استفاده از اطلاعات چاه نگاری این سازندها اجرا و سپس رابطه ی به دست آمده برای محاسبه V_S در بخش های دیگر همین سازندها استفاده شده است. در ادامه برای مقایسه کارایی الگوریتم $TLBO$ با روش های تجربی و فیزیک سنگی، رابطه اصلاح شده ی گرینبرگ-کاستاگنا برای محاسبه V_S در این سازندها به کار گرفته شده است؛ در پایان مقایسه نتایج به دست آمده از مدل های خطی و غیرخطی و رابطه اصلاح شده ی گرینبرگ-کاستاگنا با یکدیگر و با مقادیر واقعی ثبت شده در طول فرآیند نمودارگیری نشان می دهد که الگوریتم $TLBO$ می تواند به عنوان روشی کارآمد برای تخمین سرعت امواج برشی به کار گرفته شود.

۲. روش های استفاده شده برای محاسبه سرعت

امواج برشی

۱.۲ الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر آموزش و

یادگیری

الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری که در سال ۲۰۱۱ توسط رائو و همکارانش ارائه شد، برای حل مسائل چندبعدی، خطی و غیرخطی کارایی مطلوبی دارد (Rao et al., 2011). $TLBO$ یکی از الگوریتم های الهام گرفته از طبیعت و مبتنی بر جمعیت است که بر اساس تأثیر یک معلم بر دانش آموزان عمل کرده و از مجموعه ای از جواب ها برای رسیدن به جواب بهینه استفاده می کند که در آن گروهی از دانش آموزان یک کلاس به عنوان جمعیت در نظر گرفته می شود.

الگوریتم $TLBO$ دارای دو فاز است: فاز معلم یا یاد دهنده که در آن بهترین عضو مجموعه به عنوان معلم در نظر گرفته می شود که سعی می کند سطح دانش آموزان را به سطح خودش نزدیک کند و یادگیری دانش آموزان نیز به میزان توانایی خود آن ها و کیفیت درس ارائه شده توسط مدرس بستگی دارد. فاز دوم فاز دانش آموز یا یادگیرنده است که در آن یادگیری از طریق تعامل بین دانش آموزان اتفاق می افتد و

فاز جهش: در هر تکرار یک دانش‌آموز اصلاح‌شده مطابق رابطه ۴ ایجاد خواهد شد:

$$X_{mut,i} = X_{rand1} + r_i(X_{rand2} - X_{rand3}) \quad (4)$$

که در آن X_{rand1} ، X_{rand2} و X_{rand3} سه دانش‌آموز تصادفی هستند که برای عضو i ام مجموعه جواب‌ها انتخاب می‌شوند، r_i یک عدد تصادفی بین $[0, 1]$ است و $X_{mut,i}$ یک دانش‌آموز جهش‌یافته است و در صورتی که از X_i بهتر باشد پذیرفته می‌شود.

۲.۲ رابطه اصلاح‌شده گرینبرگ-کاستاگنا

گرینبرگ و کاستاگنا، رابطه‌ای تجربی بر مبنای فیزیک سنگ برای تخمین V_S بر حسب V_P در سنگ‌های متشکل از چند کانی مختلف و اشباع از آب شور ارائه کردند (Greenberg & Castagna, 1992). در سال ۱۹۸۵ کاستاگنا برای محاسبه سرعت امواج برشی در لیتولوژی‌های خالص و اشباع از آب از رابطه‌ی $V_S = a_{i2}V_P^2 + a_{i1}V_P + a_{i0}$ استفاده کرد که در آن V_S و V_P به ترتیب سرعت امواج تراکمی و برشی در سازند اشباع از آب و بر حسب km/s ، a_{i2} ، a_{i1} و a_{i0} ثابت‌های معادله هستند که مقادیر آن‌ها برای لیتولوژی‌های خالص در مقاله اصلی ذکر شده است (J. P. Castagna et al., 1985). در این مقاله این ضرایب به طور خاص برای هر لیتولوژی محاسبه شده و مورد استفاده قرار گرفته‌اند. مقادیر این ضرایب در جدول ۱ برای لیتولوژی‌های مختلف ذکر شده است. در سال ۱۹۹۲ گرینبرگ و کاستاگنا رابطه ۵ را ارائه دادند که در آن سرعت امواج برشی در سازندهای متشکل از چند کانی مختلف و اشباع از آب، با میانگین‌گیری از متوسط حسابی و هارمونیک سرعت امواج برشی در لیتولوژی‌های خالص به دست می‌آید.

$$V_S = \frac{1}{2} \left\{ \left[\sum_{i=1}^L X_i \sum_{j=0}^{N_i} a_{ij} V_p^j \right] + \left[\sum_{i=1}^L X_i \left(\sum_{j=0}^{N_i} a_{ij} V_p^j \right)^{-1} \right]^{-1} \right\} \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^L X_i = 1$$

که در آن V_S سرعت موج برشی در یک سنگ دارای چند

کانی مختلف و اشباع از آب (بر حسب km/s)، L تعداد لیتولوژی‌های خالص، X_i کسر حجمی هر لیتولوژی، a_{ij} ضرایب معادلات، N_i بالاترین توان چندجمله‌ای جزء i ام، V_p^j سرعت موج تراکمی در جزء i ام (بر حسب km/s) است. رابطه گرینبرگ-کاستاگنا تنها برای سازندهای اشباع از آب ارائه شده است در حالی که سازندهای مورد مطالعه در این مقاله دارای اشباع‌های متغیری از آب و نفت هستند که باید اثر آن‌ها با استفاده از روابط گاسمن (Gassmann, 1951) اصلاح شود. البته استفاده از این روابط در سازندهای کربناته باید با احتیاط صورت گیرد.

بهترین روش برای اصلاح اثر سیال، جایگزین کردن سیالات منفذی با یک سیال خاص و ایجاد شرایط مشابهی از نظر سیال حفره‌ای برای کل ضخامت مورد مطالعه است (Mavko, Mukerji, & Dvorkin, 2009).

جدول ۱. ضرایب استفاده شده در رابطه گرینبرگ

لیتولوژی	a_{i0}	a_{i1}	a_{i2}
ماسه‌سنگ	-۰/۹۴۸۲	۰/۸۴۲۳	۰
سنگ آهک	-۱/۳۵۷۳	۱/۲۱۰۱	-۰/۰۷۷۲
دولومیت	-۰/۰۸۵۴	۰/۵۹۰۳	۰
شیل	-۰/۸۶۷۲	۰/۷۷۱۴	۰

۳. داده‌های ورودی و مدل‌های استفاده‌شده

۳.۱ ساختار داده‌های ورودی

در این مقاله برای بررسی کارایی الگوریتم $TLBO$ برای تخمین V_S از دو گروه داده ورودی مربوط به دو میدان نفتی مختلف استفاده می‌شود. گروه اول داده‌ها مربوط به یک سازند ماسه‌سنگی از یک میدان نفتی در استرالیا ی غربی است. بخش مخزنی این میدان از یک لایه ماسه‌سنگ تمیز با ضخامت تقریبی ۲۵ متر تشکیل گردیده که دارای اشباع‌های متغیری از آب و نفت بوده و توسط دو لایه شیلی در بالا و پایین آن احاطه شده است.

از ۱۵۰ داده‌ی ثبت‌شده در چاه شماره یک این میدان به‌عنوان داده‌های آموزش برای پیش‌بینی V_S و از ۷۵ داده‌ی چاه شماره دو این میدان به‌عنوان داده‌های آزمون و برای ارزیابی عملکرد الگوریتم استفاده شده است. گروه دوم داده‌ها مربوط به یک سازند کربناته از یک میدان نفتی در جنوب

$$V_{Stlbo_2} = a_1 Vp^{b_1} + a_2 RHOB^{b_2} + a_3 NPHI^{b_3} + a_4 \quad (7)$$

که در آن a_1 ، a_2 و a_3 به ترتیب ضرایب و b_1 ، b_2 و b_3 توان‌های مربوط به Vp ، $RHOB$ و $NPHI$ ، a_4 ثابت معادله و V_{Stlbo_2} سرعت موج برشی به‌دست‌آمده از رابطه غیرخطی است.

برای ساخت این مدل‌ها داده‌های سه نگار $RHOB$ ، Vp و $NPHI$ به‌عنوان ورودی به الگوریتم $TLBO$ داده شده‌اند و سپس مقدار V_{Stlbo} محاسبه و با مقدار واقعی آن، که نگار V_S ثبت‌شده است، مقایسه گردیده و ضرایب به‌صورت مرحله‌به‌مرحله تصحیح شده‌اند تا به مقدار قابل قبولی برسند. برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های بهینه‌سازی باید از تابع هدف برای مقایسه نتایج به دست آمده با مقادیر واقعی استفاده شود. میانگین قدر مطلق خطاها^۲ (MAE) و میانگین مربعات خطاها^۳ (MSE) دو تابع هدف متداول هستند.

از آنجاکه داده‌های چاه‌نگاری عموماً دارای بیرون‌زدگی-های زیادی هستند و استفاده از تابع هدف MSE باعث تشدید این بیرون‌زدگی‌ها می‌شود، لذا از تابع MAE به‌عنوان تابع هدف استفاده شده است. این تابع با رابطه‌ی ۸ بیان می‌شود:

$$MAE = \frac{1}{pn} \sum_{i=1}^{pn} |V_{Stlbo} - V_{Srec}| \quad (8)$$

که در آن MAE میانگین قدر مطلق خطاها، pn تعداد داده‌های ورودی V_{Stlbo} مقادیر سرعت موج برشی محاسبه‌شده توسط الگوریتم و V_{Srec} مقادیر سرعت موج برشی ثبت‌شده در طول فرآیند چاه‌نگاری است. بدیهی است هرچقدر مقدار تابع هدف به صفر نزدیک‌تر باشد پاسخ‌ها بهتر خواهند بود و مقدار MAE برای هر مدلی کمتر بود آن مدل کارایی بهتری دارد.

غربی ایران است که دارای چهار لایه تولیدی (دو لایه کربناته و دو لایه ماسه‌سنگی) است. مخزن اصلی این میدان یک سازند کربناته است که از مجموع ۸ زون مختلف این سازند، سه زون، مخزنی هستند. کانی اصلی تشکیل دهنده این سازندها کلسیت بوده که با درصد کمی شیل همراه است. سازندهای مورد مطالعه شکستگی نداشته و تخلخل آنها عمدتاً از نوع حفره‌ای است و حاوی آب و نفت هستند. در این مطالعه از ۴۰۰ داده‌ی ثبت شده در زون هشتم به‌عنوان داده‌های آموزش و از ۷۵ داده‌ی مربوط زون سوم این سازند به‌عنوان داده‌های آزمون استفاده شده است.

برای پیش‌بینی V_S باید از نگارهایی که ارتباط رگرسیونی بهتری با سرعت امواج برشی دارند استفاده شود به این منظور نمودار V_S بر حسب سایر نگارهای موجود رسم شد که نگارهای V_p بر حسب کیلومتر بر ثانیه (km/s)، چگالی ($RHOB$) بر حسب گرم بر سانتی‌متر مکعب (g/cm^3) و تخلخل نوترون ($NPHI$) بر حسب کسر حجمی، بهترین ارتباط را با V_S داشته و به‌عنوان ورودی برای پیش‌بینی V_S مورد استفاده قرار گرفتند. بر همین اساس در سازندهایی با لیتولوژی مشابه که نگار V_S برای آنها موجود نباشد نیز می‌توان از ترکیب همین نگارها استفاده کرد. ضرایب همبستگی (R) مقادیر V_S با نگارهای ذکرشده برای سازند ماسه‌سنگی در شکل ۱ و برای سازند کربناته در شکل ۲ نشان داده شده‌اند.

۲.۳ مدل‌های استفاده‌شده

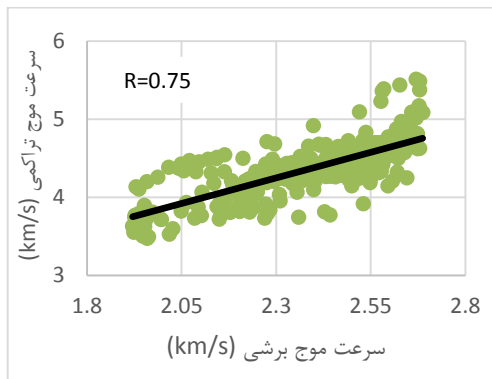
در این مقاله از دو مدل خطی و غیرخطی (توانی) برای محاسبه سرعت امواج برشی استفاده شده است. روابط ۶ و ۷ به ترتیب مدل خطی و غیرخطی را بیان می‌کنند.

$$V_{Stlbo_1} = a_1 Vp + a_2 RHOB + a_3 NPHI + a_4 \quad (6)$$

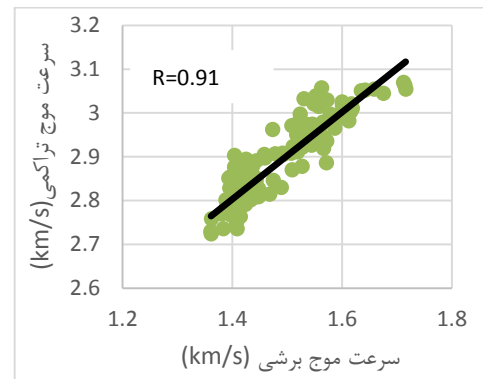
که در آن a_1 ، a_2 و a_3 به ترتیب ضرایب مربوط به Vp ، $RHOB$ و $NPHI$ و a_4 ثابت معادله است. V_{Stlbo_1} سرعت موج برشی به‌دست‌آمده از رابطه خطی است.

² Mean Absolute Error

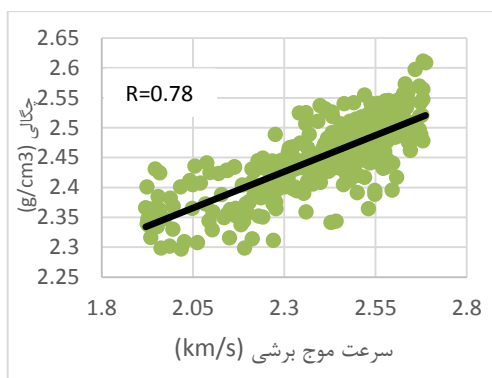
³ Mean squared Error



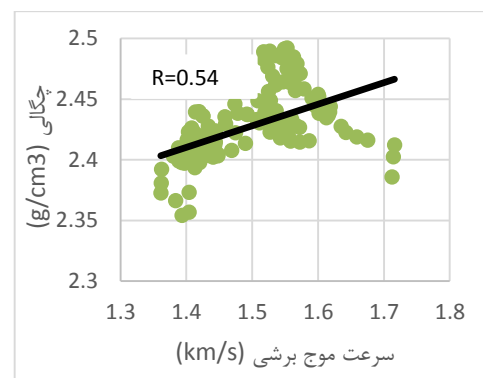
(الف)



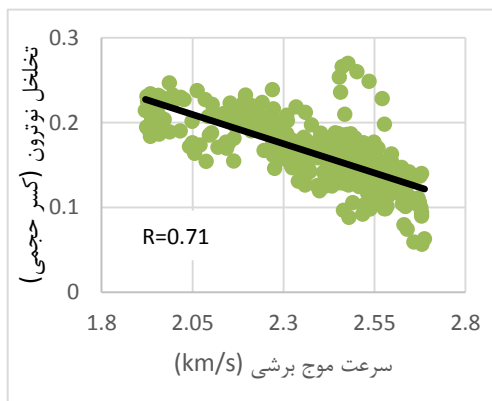
(الف)



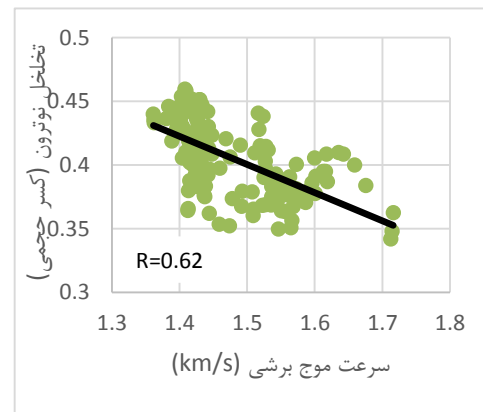
(ب)



(ب)



(ج)



(ج)

شکل ۲. ضرایب همبستگی میان سرعت امواج برشی و (الف) سرعت امواج تراکمی (ب) چگالی توده سنگ (ج) تخلخل نوترون در داده‌های آموزش سازند کربناته

شکل ۱. ضرایب همبستگی میان سرعت امواج برشی و (الف) سرعت امواج تراکمی (ب) چگالی توده سنگ (ج) تخلخل نوترون در داده‌های آموزش سازند ماسه‌سنگی

۴. نتایج و بحث

در هر دو سازند ماسه سنگی و کربناته، از مدل های خطی و غیرخطی و همچنین رابطه فیزیک سنگی اصلاح شده ی گرینبرگ-کاستانگا برای پیش بینی V_S استفاده شد و نتایج حاصل از آن ها با یکدیگر و با مقادیر V_S ثبت شده مقایسه گردید تا کارایی الگوریتم $TLBO$ در هر مورد بررسی شود.

۱.۴ مطالعه موردی ماسه سنگی

پس از فراخوانی داده های ورودی مربوط به سازند ماسه سنگی در نرم افزار متلب و اجرای الگوریتم $TLBO$ در این نرم افزار، مدل های خطی و غیرخطی ایجاد شدند. مشخصات الگوریتم برای مدل خطی در جدول ۲ و برای مدل غیرخطی در جدول ۳ بیان شده اند.

جدول ۲. مشخصات و پارامترهای الگوریتم $TLBO$ برای

ساخت مدل خطی	
اندازه جمعیت اولیه	تعداد داده های ورودی
تعداد ضرایب مجهول	۴ (a_1, a_2, a_3, a_4)
حداقل و حداکثر ضرایب	(۱۰ و -۱۰)
حداکثر تعداد تکرار	۷۰
(شرط توقف الگوریتم)	
تابع هدف	MAE

جدول ۳. مشخصات و پارامترهای الگوریتم $TLBO$ برای

ساخت مدل غیرخطی	
اندازه جمعیت اولیه	تعداد داده های ورودی
تعداد ضرایب مجهول	۴ (a_1, a_2, a_3, a_4)
تعداد توان های مجهول	۳ (b_1, b_2, b_3)
حداقل و حداکثر ضرایب	(۱۰ و -۱۰)
حداقل و حداکثر توان ها	(۱ و ۰)
حداکثر تعداد تکرار	۲۰۰
(شرط توقف الگوریتم)	
تابع هدف	MAE

رابطه ۹ مدل خطی به دست آمده را نشان می دهد که بر اساس اطلاعات چاه آموزش (چاه شماره ۱) به دست آمده است که در آن مقدار نهایی تابع هدف (MAE) به عدد ۰/۰۲۳ همگرا شده که معادل ۱/۵۵ درصد خطا است و ضریب همبستگی

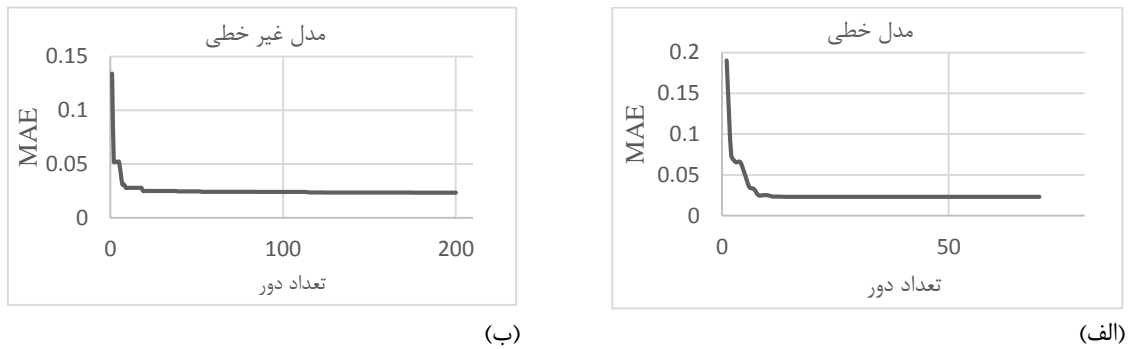
مقادیر سرعت موج برشی پیش بینی شده و ثبت شده ۰/۹۲ است. استفاده از این رابطه در چاه آزمون (چاه شماره ۲) نشان می دهد که مقدار MAE ، درصد خطا و ضریب همبستگی به ترتیب ۰/۰۲۸، ۲/۳۰ درصد و ۰/۸۲ است.

$$V_{Stlbo,1} = 0/9156 \times V_p - 0/4845 \times RHOB - 0/2192 \times NPHI + 0/1077 \quad (۹)$$

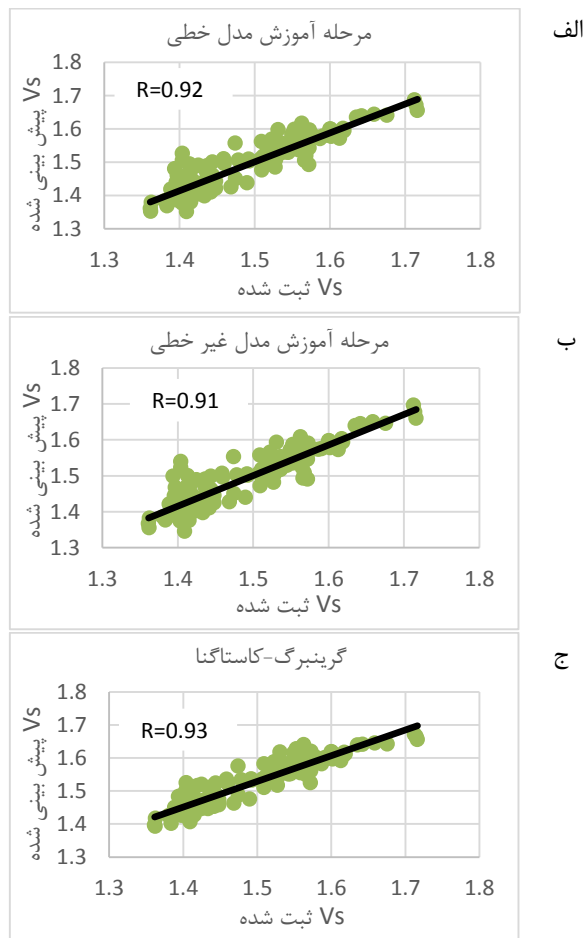
رابطه ی ۱۰ در نتیجه ی اجرای الگوریتم برای ساخت مدل غیرخطی (توانی) به دست آمده است و در آن مقدار MAE به ۰/۰۲۴ همگرا شده و خطا و ضریب همبستگی به ترتیب برابر ۱/۵۸ درصد و ۰/۹۱ است. در حالی که استفاده از همین مدل در چاه آزمون مقدار MAE را ۰/۰۳۳، درصد خطا را ۲/۳۸ و ضریب همبستگی را ۰/۸۱ نشان می دهد. شکل ۳ روند تغییرات مقدار تابع هدف (MAE) را در دو حالت خطی و غیرخطی نشان می دهد.

$$V_{Stlbo,2} = 6/3039 \times V_p^{0/3139} - 3/9753 \times RHOB^{0/3222} - 0/2934 \times NPHI^{0/2587} + 1/0350 \quad (۱۰)$$

امواج برشی تنها از محیط های جامد عبور می کنند بنابراین با تغییر سیال منفذی مدول برشی تغییر نمی کند اما امواج تراکمی از همه محیط ها عبور می کنند و سرعت آن ها با تغییر سیال منفذی تغییر می کند. بنابراین از آنجاکه برای استفاده از رابطه گرینبرگ-کاستانگا سنگ ها باید کاملاً اشباع از آب باشند باید سیال درون حفرات با آب جایگزین شده و مقدار V_p برای حالت اشباع از آب اصلاح شود و سپس با استفاده از مقادیر V_p اصلاح شده، V_S محاسبه گردد. به این منظور ابتدا با استفاده از مقادیر V_p و V_S ثبت شده ضرایب مربوط به لیتولوژی های خالص به دست آمد و سپس با استفاده از روابط گاسمن (Avseth, Mukerji, & Mavko, 2005) آب و نفت موجود در حفرات با آب شور جایگزین و مقدار V_p اصلاح شد و از ضرایب به دست آمده برای پیش بینی سرعت امواج برشی استفاده شد و مقادیر MAE ، درصد خطا و ضریب همبستگی برای چاه شماره ۱ به ترتیب ۰/۰۳۸، ۲/۶۱ و ۰/۹۳ و برای چاه شماره ۲ نیز به ترتیب ۰/۰۴۳، ۳/۱۴ و ۰/۶۹ به دست آمدند. شکل های ۴ و ۵ ضرایب همبستگی در چاه شماره ۱ و چاه شماره ۲ را برای مدل های خطی و غیرخطی و همچنین رابطه گرینبرگ-کاستانگا نشان می دهند.



شکل ۳. مقدار MAE در دوره‌های مختلف اجرای الگوریتم TLBO در سازند ماسه‌سنگی (الف) برای مدل خطی و (ب) برای مدل غیرخطی



شکل ۴. ضریب همبستگی بین سرعت امواج برشی پیش‌بینی شده و ثبت شده در چاه شماره ۱ (الف) مدل خطی الگوریتم TLBO (ب) مدل غیرخطی الگوریتم TLBO (ج) رابطه اصلاح شده گرینبرگ-کاستاگنا برای سازند ماسه‌سنگی

$$V_{Stlbo_1} = 0/1716 \times V_p + 1/6746 \times RHOB - 0/2071 \times NPHI - 2/4107 \quad (11)$$

در این مدل که بر اساس داده های آموزش (زون هشتم) به دست آمده است مقدار MAE به $0/082$ همگرا شد که معادل خطای $3/41$ درصدی است. ضریب همبستگی مقادیر سرعت موج برشی پیش بینی شده و ثبت شده نیز $0/80$ است.

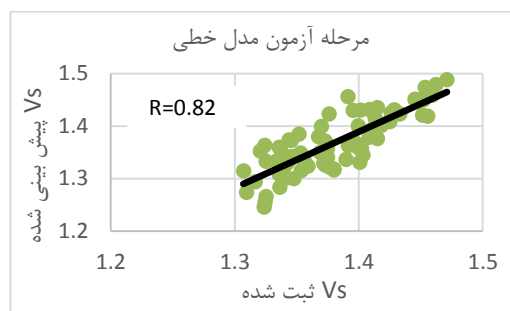
محاسبه سرعت موج برشی با داده های آزمون (زون سوم) با استفاده از رابطه 12 نشان می دهد که مقدار MAE برابر $0/071$ ، خطا $3/30$ درصد و ضریب همبستگی $0/95$ است.

$$V_s = 0/2838 \times V_p^{0/8306} - 2/2591 \times RHOB^{0/8424} - 0/3567 \times NPHI^{0/0695} - 1/3604 \quad (12)$$

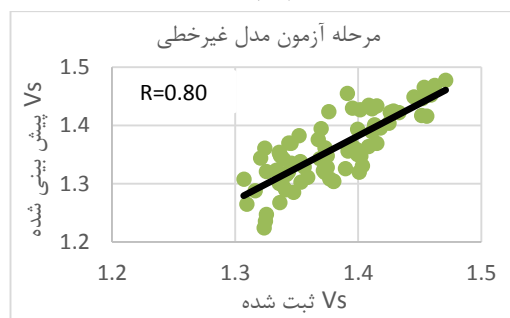
در مدل غیرخطی (توانی)، در مرحله آموزش مقدار MAE به $0/082$ همگرا شده که منجر به خطای $3/41$ درصدی و ضریب همبستگی $0/80$ می شود. همین مقادیر برای مرحله آزمون به ترتیب برابر $0/069$ ، $3/22$ درصد و $0/96$ است. شکل 6 تغییرات مقدار تابع هدف در طول اجرای الگوریتم را برای دو مدل خطی و غیرخطی نشان می دهد.

برای رابطه گرینبرگ-کاستاگنا پس از محاسبه ضرایب مربوط به لیتولوژی های خاص، آب و نفت موجود در حفرات با آب شور جایگزین و مقادیر V_p با استفاده از روابط گاسمن اصلاح شد و در نهایت با استفاده از ضرایب به دست آمده V_s محاسبه گردید که مقادیر MAE ، خطا و ضریب همبستگی سرعت موج برشی پیش بینی شده و ثبت شده به ترتیب در زون هشتم $0/1017$ ، $4/23$ و $0/77$ و در زون سوم $0/091$ ، $4/25$ و $0/96$ به دست آمدند.

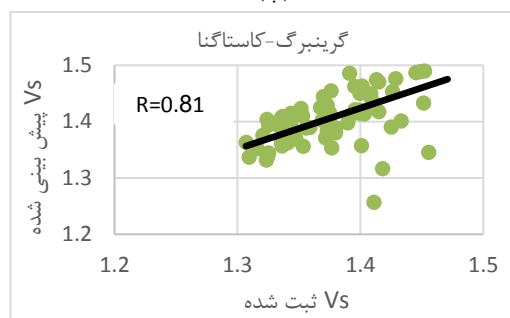
در شکل های 7 و 8 مقادیر ضریب همبستگی در زون های هشتم و سوم برای مدل های خطی و غیرخطی و رابطه گرینبرگ-کاستاگنا نشان داده شده اند و در شکل های 9 و 10 نمودارهای سرعت موج برشی ثبت شده و پیش بینی شده با مدل خطی به دست آمده از الگوریتم $TLBO$ برای مطالعه موردی سازند ماسه سنگی و در شکل های 11 و 12 برای مطالعه موردی سازند کربناته رسم شده است.



(الف)



(ب)



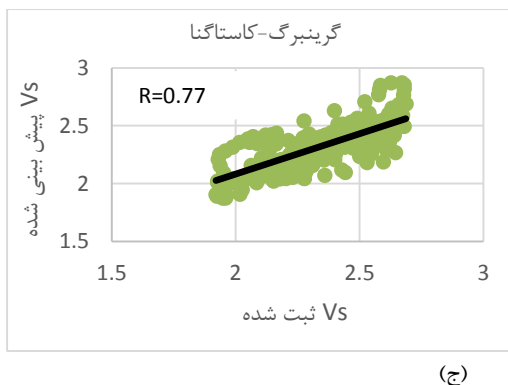
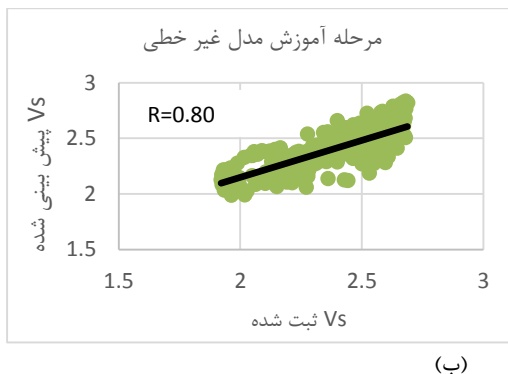
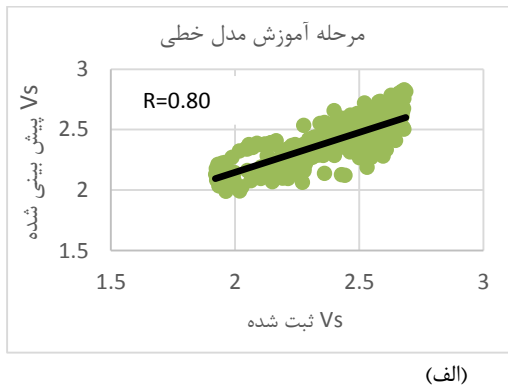
(ج)

شکل 5 . ضریب همبستگی بین سرعت امواج برشی پیش بینی شده و ثبت شده در چاه شماره 2 (الف) مدل خطی الگوریتم $TLBO$ (ب) مدل غیرخطی الگوریتم $TLBO$ (ج) رابطه اصلاح شده گرینبرگ-کاستاگنا برای سازند ماسه سنگی

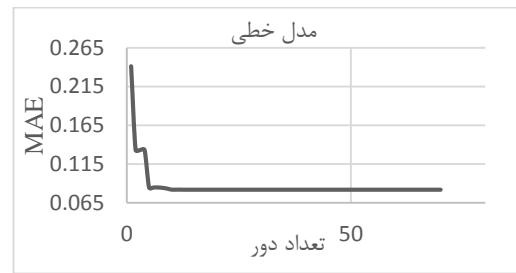
2.4 مطالعه موردی کربناته

داده های سه نگار سرعت موج تراکمی، چگالی توده سنگ و تخلخل نوترون در سازند کربناته در نرم افزار متلب فراخوانی شده و با اجرای الگوریتم $TLBO$ رابطه 11 برای مدل خطی و رابطه 12 برای مدل غیرخطی به دست آمد. مشخصات الگوریتم در این سازند مشابه مشخصات آن در سازند ماسه سنگی است که در جدول های 1 و 2 ذکر شدند.

کارایی مناسبی در تخمین V_S هستند اما با توجه به اینکه سرعت اجرای الگوریتم در حالت خطی از حالت غیرخطی بیشتر است و یکی از موارد مهم در این‌گونه مسائل، زمان است، می‌توان نتیجه گرفت که مدل خطی، مدل مناسب‌تری بوده که می‌تواند با دقت مطلوبی V_S را پیش‌بینی کند.



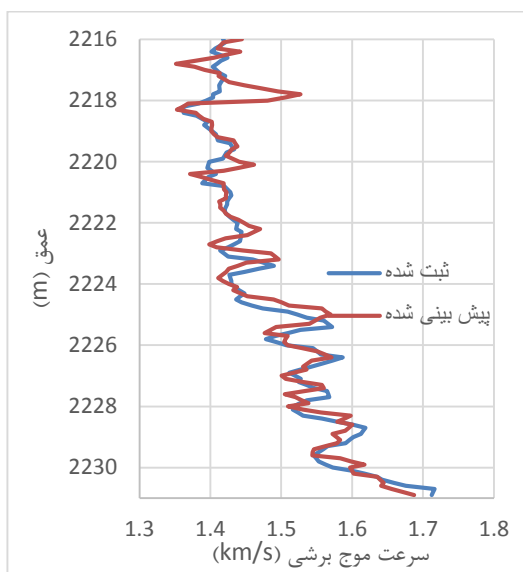
شکل ۷. ضریب همبستگی بین سرعت امواج برشی پیش‌بینی شده و ثبت شده در زون هشتم (الف) مدل خطی الگوریتم TLBO (ب) مدل غیرخطی الگوریتم TLBO (ج) رابطه اصلاح شده گرینبرگ-کاستاگنا برای سازند کربناته



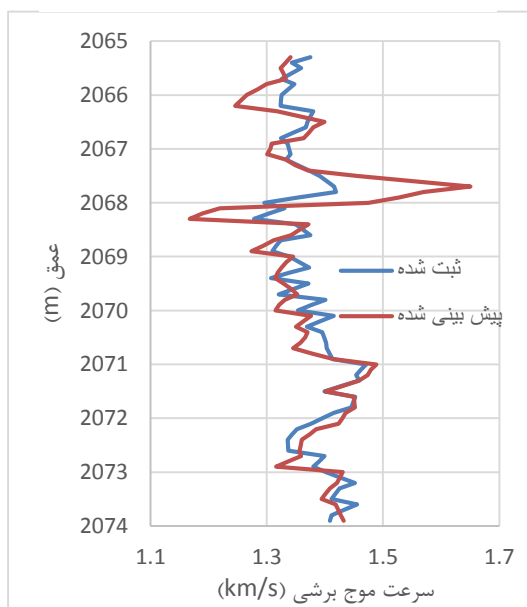
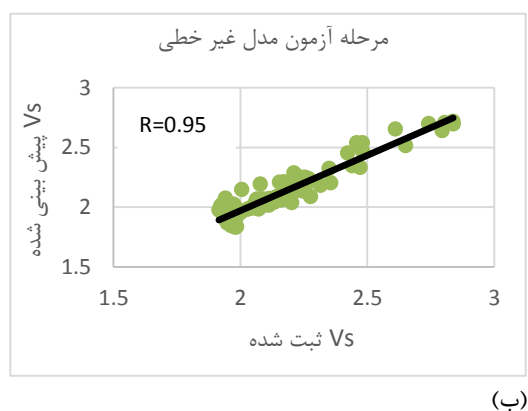
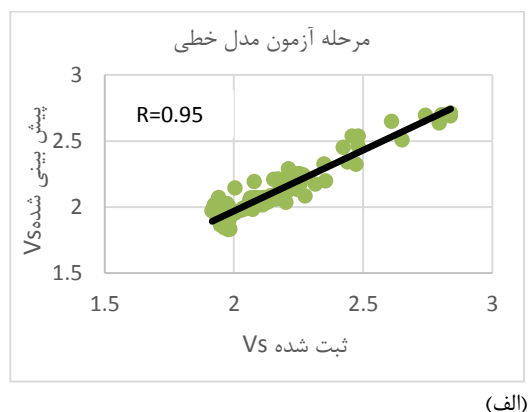
شکل ۶. مقدار MAE در دوره‌های مختلف اجرای الگوریتم TLBO در سازند کربناته (الف) برای مدل خطی و (ب) برای مدل غیر خطی

مقایسه نتایج حاصل از الگوریتم TLBO با نتایج حاصل از رابطه اصلاح‌شده گرینبرگ-کاستاگنا، که از روابط متداول برای تخمین سرعت امواج برشی است، نشان می‌دهد که برای هر دو مطالعه موردی، MAE درصد خطا و ضریب همبستگی بین مقادیر V_S پیش‌بینی‌شده و ثبت‌شده در هر سه روش نزدیک به هم بوده و دارای مقادیر قابل قبولی هستند که نشان‌دهنده‌ی کارایی مطلوب الگوریتم TLBO در تخمین V_S است. از طرفی برای به‌کارگیری رابطه گرینبرگ-کاستاگنا باید جنس و درصد اجزای تشکیل‌دهنده سازندها با دقت تعیین گردد، با اینکه می‌توان این اطلاعات را از نگار اشعه گاما (GR) یا نگار حجم شیل (V_{sh}) به دست آورد اما تعیین دقیق این مقادیر نیازمند اطلاعات مغزه‌گیری بوده که فرآیندی هزینه‌بر است و این درحالی است که الگوریتم TLBO تنها به اطلاعات چاه‌نگاری نیازمند است. به طور کلی استفاده از روابط فیزیک-سنگی نیازمند تخصص و تجربه کافی در این زمینه است در حالی که مدل‌های به دست آمده از این الگوریتم می‌توانند به سادگی توسط افرادی که تخصص و تجربه کمتری دارند نیز استفاده شوند. نتایج به دست آمده از مدل‌های خطی و غیرخطی اختلاف بسیار اندکی باهم داشته و هر دو مدل دارای

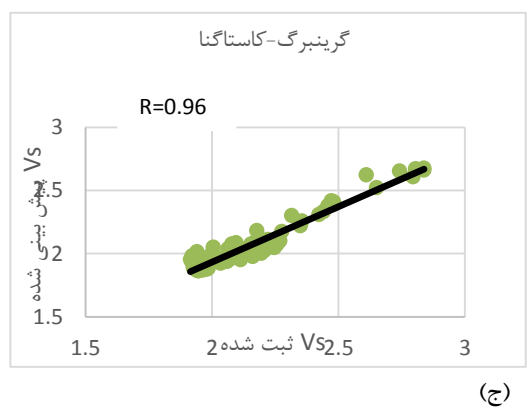
پیاده‌سازی الگوریتم بهینه‌سازی آموزش و یادگیری برای تخمین سرعت امواج برشی از داده‌های چاه‌نگاری...



شکل ۹. نمودار مقادیر سرعت امواج برشی ثبت شده در کنار سرعت امواج برشی پیش‌بینی شده در چاه شماره ۱ با مدل خطی به دست آمده از الگوریتم TLBO



شکل ۱۰. نمودار مقادیر سرعت امواج برشی ثبت شده در کنار سرعت امواج برشی پیش‌بینی شده در چاه شماره ۲ با مدل خطی به دست آمده از الگوریتم TLBO

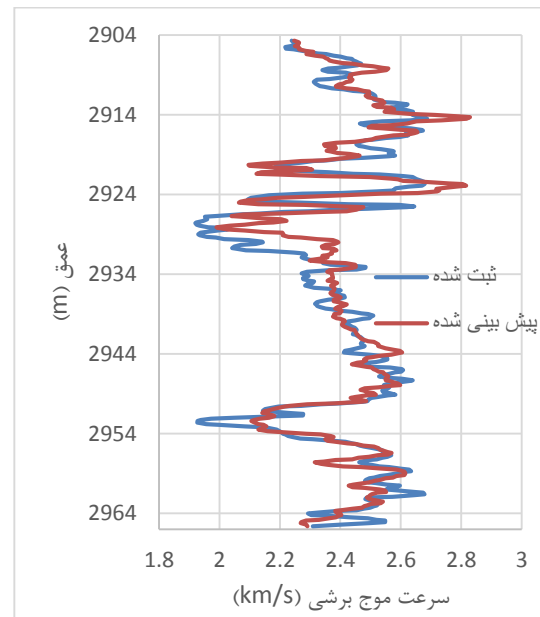


شکل ۸. ضریب همبستگی بین سرعت امواج برشی پیش‌بینی شده و ثبت شده در زون سوم (الف) مدل خطی الگوریتم TLBO (ب) مدل غیرخطی الگوریتم TLBO (ج) رابطه اصلاح شده گرینبرگ-کاستاگنا برای سازند کرناوه

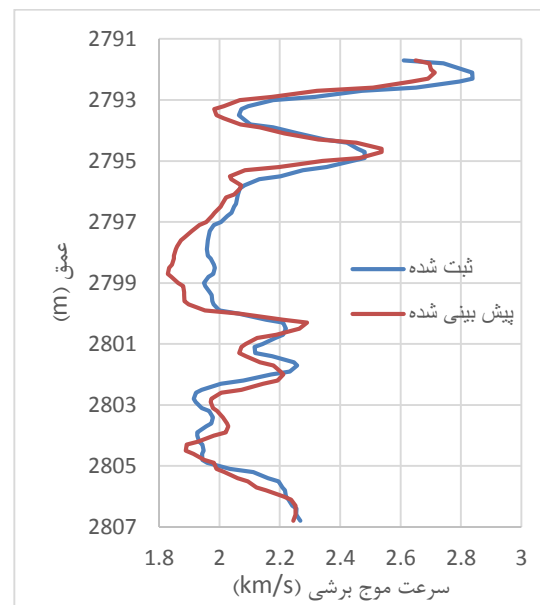
۵. نتیجه‌گیری

با توجه به اهمیت بالای سرعت امواج برشی در تعیین پارامترهای مخزنی و درعین‌حال نبود این اطلاعات در اکثر چاه‌ها، که معمولاً به دلیل هزینه بالای فرآیند نمودارگیری و اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی است، باید به دنبال روش‌هایی جایگزین برای تخمین سرعت این امواج بود.

به همین منظور در این مقاله از رابطه فیزیک‌سنجی اصلاح‌شده گرینبرگ-کاستاگنا و الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری برای تخمین سرعت امواج برشی در یک سازند ماسه‌سنگی و یک سازند کربناته استفاده شد که مقایسه نتایج به‌دست‌آمده از این دو روش با یکدیگر و با مقادیر ثبت‌شده، نشان‌دهنده آن است که الگوریتم *TLBO* عملکرد مناسبی برای پیش‌بینی سرعت امواج برشی در این سازندها دارد چراکه خطای مقادیر به‌دست‌آمده و ضریب همبستگی آن‌ها با مقادیر ثبت شده به مقدار خطا و ضریب همبستگی حاصل از رابطه گرینبرگ کاستاگنا که رابطه‌ای پرکاربرد و قابل قبول برای تخمین V_S است، بسیار نزدیک است و می‌تواند به سادگی توسط افرادی که تجربه و تخصص کافی برای استفاده از روابط تجربی را ندارند، به کار گرفته شود. به‌طورکلی الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری روشی کارآمد برای تخمین سرعت امواج برشی بوده که می‌تواند هم در سازندهای ماسه‌سنگی و هم در سازندهای کربناته مورد استفاده قرار گیرد.



شکل ۱۱. نمودار مقادیر سرعت امواج برشی ثبت شده در کنار سرعت امواج برشی پیش‌بینی شده در زون هشتم با مدل خطی به دست آمده از الگوریتم *TLBO*



شکل ۱۲. نمودار مقادیر سرعت امواج برشی ثبت شده در کنار سرعت امواج برشی پیش‌بینی شده در زون سوم با مدل خطی به دست آمده از الگوریتم *TLBO*

۶. منابع

- Ameen, M. S., Smart, B. G., Somerville, J. M., Hamilton, 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.
- Anifowose, F., & Abdulraheem, A. (2011). Fuzzy logic-driven and SVM-driven hybrid computational intelligence models applied to oil and gas reservoir characterization. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 3(3), 505-517.
- Asoodeh, M., & 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.
- Avseth, P., Mukerji, T., & Mavko, G. (2005). *Quantitative Seismic Interpretation*. United States of America: Cambridge University Press.
- Bagheripour, P., Gholami, A., Asoodeh, M., & 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., & Soares, J. (1998). Core-derived acoustic, porosity & permeability correlations for computation pseudo-logs. *Geological Society, London, Special Publications*, 136(1), 141-146.
- Bhatt, A., & Helle, H. B. (2002). Committee neural networks for porosity and permeability prediction from well logs. *Geophysical prospecting*, 50(6), 645-660.
- 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., Batzle, M., & Kan, T. (1993). Rock physics—The link between rock properties and AVO response. *Offset-dependent reflectivity—Theory and practice of AVO analysis: SEG*, 8, 135-171.
- Castagna, J. P., Batzle, M. L., & Eastwood, R. L. (1985). Relationships between compressional-wave and shear-wave velocities in clastic silicate rocks. *Geophysics*, 50(4), 571-581.
- Duffaut, K., & Landrø, M. (2007). V_p/V_s ratio versus differential stress and rock consolidation—A comparison between rock models and time-lapse AVO data. *Geophysics*, 72(5), C81-C94.
- Eskandari, H., Rezaee, M., & 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 poroser medien: Vier Der Natur Gesellschaft, 96, 1–23. *Google Scholar*.
- Greenberg, M., & Castagna, J. (1992). SHEAR-WAVE VELOCITY ESTIMATION IN POROUS ROCKS: THEORETICAL FORMULATION, PRELIMINARY VERIFICATION AND APPLICATIONS1. *Geophysical prospecting*, 40(2), 195-209.
- Hosseinpour, H., Niknam, T., & Taheri, S. (2011). *A modified TLBO algorithm for placement of AVRs considering DGs*. Paper presented at the 26th International Power System Conference, 31st October–2nd November, Tehran, Iran.
- Huang, Y., Gedeon, T. D., & Wong, P. M. (2001). An integrated neural-fuzzy-genetic-algorithm using hyper-surface membership functions to predict permeability in petroleum reservoirs. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 14(1), 15-21.
- Kadkhodaie-Ilkhchi, A. (2015). A systematic approach for estimation of reservoir rock properties using Ant Colony Optimization. *Geopersia*, 5(1), 7-17.

- Maleki, S., Moradzadeh, A., Riabi, R. G., Gholami, R., & 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., & Dvorkin, J. (2009). *The rock physics handbook: Tools for seismic analysis of porous media*: Cambridge university press.
- Moatazadian, I., Rahimpour-Bonab, H., Kadhodaie-Ilkhchi, A., & Rajoli, M. (2011). Prediction of shear and Compressional Wave Velocities from petrophysical data utilizing genetic algorithms technique: A case study in Hendijan and Abuzar fields located in Persian Gulf. *Geopersia*, 1(1), 1-17.
- Mohammadi, H., & Rahmnejad, R. (2010). The estimation of rock mass deformation modulus using regression and artificial neural networks analysis. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 35(1), 205.
- Rajabi, M., Bohlooli, B., & Ahangar, E. G. (2010). Intelligent approaches for prediction of compressional, shear and Stoneley wave velocities from conventional well log data: A case study from the Sarvak carbonate reservoir in the Abadan Plain (Southwestern Iran). *Computers & Geosciences*, 36(5), 647-664.
- Rao, R. V., Savsani, V. J., & Vakharia, D. (2011). Teaching-learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems. *Computer-Aided Design*, 43(3), 303-315.
- Rasolofosaon, P., Lucet, N., & Zinszner, B. (2008). Petroacoustics of carbonate reservoir rocks. *The Leading Edge*, 27(8), 1034-1039.
- Wilkens, R., Simmons, G., & Caruso, L. (1984). The ratio V_P/V_S as a discriminant of composition for siliceous limestones. *Geophysics*, 49(11), 1850-1860.
- Yasar, E., & 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.