

Shear wave velocity estimation using seismic attributes in one of the sandstone reservoirs of southern Iran

Leisi, A.¹  | Shad Manaman, N.¹  

1. Department of Mining Exploration, Faculty of Mining Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran.

Corresponding Author E-mail: shmanaman@ut.ac.ir

(Received: 21 Sep 2022, Revised: 19 Nov 2022, Accepted: 2 May 2023, Published online: 30 Aug 2023)

Summary

Shear wave velocity is a key factor to estimate the elastic and petrophysical parameters of the hydrocarbon reservoir. However, shear wave velocity is rarely logged at wells due to the imposition of high costs. Therefore, it is usually attempted to estimate this parameter by different methods from the available and related data. Describing the elastic parameters of reservoir rock, including shear modulus, bulk modulus and Poisson's ratio, requires the measurement of density and compressional and shear wave velocities of the reservoir formations. Direct measurement of the shear wave velocity is done by drilling cores and DSI (Dipole Shear Sonic imager) tools, which are unfortunately very time-consuming and expensive. In this study, a practical method for estimating shear wave velocity in a sandstone oil reservoir is presented. In the studied reservoir, from seven existing wells, the shear wave velocity has been measured by DSI tools in only one of them (well #7). The shear wave velocity log in the location of the other wells was estimated using a petrophysical equation, defined for the location of well #7. The correlation of other logs (i.e. acoustic, density, porosity, resistivity, gamma ray, dolomite volume, quartz volume, and water saturation logs) with the shear wave velocity was investigated in well #7. We found that the compressional wave velocity, density, porosity, dolomite volume and quartz volume logs were more correlated with the shear wave velocity log in well #7. Thus, these logs were selected as input for estimating shear wave velocity log and the experimental equation using the multivariable linear regression method was calculated. The estimated shear wave velocity log using the obtained relationship has a 90% correlation with the measured shear wave velocity log in well #7. Using this petrophysical relationship, the shear wave velocity were estimated in the other wells (blind wells). The main goal in this study, was to produce the volume of the shear wave velocity information at the sandstone reservoir. To obtain 3D volume of shear wave velocity distribution in the reservoir, the seismic and well data are integrated. To achieve this goal, the model-based seismic inversion technique has been performed to obtain the acoustic impedance volume for the sandstone reservoir. The calculated acoustic impedance volume using model-based algorithm has an average of 99% correlation and 15% error with the real acoustic impedance log. The results of the seismic inversion were fed into the cross validation method to derive the optimal number of seismic attributes relevant to shear wave velocity information. The cross validation method shows that the attributes of the filter 20/25-30/45, the cosine instantaneous phase, the acoustic impedance and the instantaneous frequency have the reasonable correlation with the shear wave velocity information respectively, and are selected as the input attributes for the estimation of shear wave velocity volume in the sandstone reservoir. Our results show a good agreement between the real shear velocity log and the predicted shear velocity from the seismic attributes in the place of well #7. The obtained shear wave velocity volume accompanied by the compressional wave velocity information can be used to infer more robust petrophysical parameters in the reservoir.

Keywords: Shear Wave Velocity, Sandstone Reservoir, Seismic Inversion, Acoustic Impedance, Cross Validation Method, Seismic Attributes.

Cite this article: Leisi, A., & Shad Manaman, N. (2023). Shear wave velocity estimation using seismic attributes in one of the sandstone reservoirs of southern Iran. *Journal of the Earth and Space Physics*, 49(2), 389-405. DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2023.348494.1007456>

E-mail: (1) ahsan.leisi.1995@gmail.com



Publisher: University of Tehran Press.
DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2023.348494.1007456>

Print ISSN: 2538-371X
Online ISSN: 2538-3906

تخمین سرعت موج برشی از روی نشانگرهای لرزه‌ای در یکی از مخازن ماسه‌سنگی جنوب ایران

احسن لیشی^۱ | نوید شاد منامن^۱ ✉

۱. گروه اکتشاف معدن، دانشکده دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران.

رایانامه نویسنده مسئول: shmanaman@ut.ac.ir

(دریافت: ۱۴۰۱/۶/۳۰، بازنگری: ۱۴۰۱/۸/۲۸، پذیرش نهایی: ۱۴۰۲/۲/۱۲، انتشار آنلاین: ۱۴۰۲/۶/۸)

چکیده

اطلاعات حاصل از سرعت موج برشی نقش به‌سزایی در محاسبه درست پارامترهای پتروفیزیکی مخزن دارد. لیکن با توجه به هزینه‌های زیاد اندازه‌گیری‌های مستقیم سرعت موج برشی، تلاش‌های گسترده‌ای برای برآورد این سرعت از طریق سایر اطلاعات چاه و لرزه انجام شده است. در این مطالعه یک روش کاربردی برای تخمین سرعت موج برشی در یک مخزن نفتی ماسه‌سنگی ارائه شده است. در مخزن مورد مطالعه، از هفت چاه موجود فقط در یکی از آنها (چاه شماره ۷) سرعت موج برشی اندازه‌گیری شده است؛ بنابراین با استفاده از سایر لاگ‌های پتروفیزیکی مرتبط (سرعت موج تراکمی، چگالی، تخلخل، حجم کوارتز و حجم دولومیت)، سرعت موج برشی در چاه‌های فاقد داده تخمین زده شده است (رابطه ارائه‌شده برای تخمین سرعت موج برشی در این مطالعه در چاه شماره ۷ که حاوی اطلاعات سرعت موج برشی است ۹۰ درصد همبستگی بین مقادیر واقعی و تخمینی ارائه داده است). سپس به محاسبه توزیع آن در فضای مابین چاه‌ها (کل محدوده مخزن) پرداخته شده است. برای نیل به این هدف، ابتدا وارون‌سازی لرزه‌ای انجام و امپدانس صوتی محاسبه شده است و سپس با انتخاب تعداد بهینه نشانگرها با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل، تخمین سرعت موج برشی در محدوده مخزن انجام شده است. نتایج حاصل از روش اعتبارسنجی متقابل نشان می‌دهد که نشانگرهای فیلتر ۳۵/۴۰-۲۵/۳۰، کسینوس فاز لحظه‌ای، امپدانس صوتی و فرکانس لحظه‌ای بیشترین همبستگی را با اطلاعات سرعت موج برشی دارند. این نشانگرها به‌عنوان ورودی برای تخمین معکب سرعت موج برشی استفاده شده‌اند. نتایج ما نشان می‌دهند که تطابق خوبی بین لاگ واقعی سرعت موج برشی و مقطع سرعت موج برشی محاسبه‌شده از روی نشانگرهای لرزه‌ای در محل چاه وجود دارد.

واژه‌های کلیدی: سرعت موج برشی، مخزن ماسه‌سنگی، وارون‌سازی لرزه‌ای، امپدانس صوتی، روش اعتبارسنجی متقابل، نشانگرهای لرزه‌ای.

۱. مقدمه

روش‌های مقرون به‌صرفه‌تر تخمین زده شود (نورافکن و کدخدایی، ۲۰۱۵؛ لیم، ۲۰۰۵؛ سرا و سرا، ۲۰۰۴). روش‌های مرسوم تخمین سرعت موج برشی را در حالت کلی می‌توان به سه دسته تقسیم‌بندی کرد. دسته اول روش‌های تجربی که ساده‌ترین و قدیمی‌ترین روش‌ها هستند که با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی و ارتباط میان موج تراکمی و برشی در لیتولوژی‌های گوناگون ارائه شده‌اند. دسته دوم روش‌های مبتنی بر فیزیک سنگ و دسته سوم روش‌های هوشمند هستند که امروزه استفاده از روش‌های هوشمند برای تخمین سرعت موج برشی در صنعت نفت و گاز مورد توجه ویژه قرار گرفته است. از

توصیف پارامترهای الاستیک سنگ مخزن از جمله ضریب برشی، مدول بالک و نسبت پواسون نیازمند محاسبه سرعت موج تراکمی و برشی است (هیمن و همکاران، ۲۰۰۲؛ معتضدیان و همکاران، ۲۰۱۱؛ ماوکو و همکاران، ۲۰۲۰). برخلاف سرعت موج تراکمی، اطلاعات سرعت موج برشی در تمامی چاه‌های یک میدان هیدروکربنی مخصوصاً در چاه‌های قدیمی در دسترس نیست. اندازه‌گیری مستقیم این پارامتر در آزمایشگاه توسط مغزه‌های حفاری و ابزارهای DSI (Dipole Shear Sonic imager) انجام می‌گیرد که متأسفانه بسیار زمان‌بر و پرهزینه هستند. لذا همواره سعی می‌شود این پارامتر توسط

استناد: لیشی، احسن و شاد منامن، نوید (۱۴۰۲). تخمین سرعت موج برشی از روی نشانگرهای لرزه‌ای در یکی از مخازن ماسه‌سنگی جنوب ایران. مجله فیزیک زمین و فضا،

DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2023.348494.1007456>

رایانامه: (۱) ahsan.leisi.1995@gmail.com



و مهراد و همکاران (۲۰۲۲) به تخمین سرعت موج برشی با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری پرداختند و به این نتیجه رسیدند که این الگوریتم‌ها می‌توانند به‌عنوان یک روش کارآمد، سریع و مقرون‌به‌صرفه برای پیش‌بینی داده‌های سرعت موج برشی از داده‌های چاه‌پیمایی در نظر گرفته شوند.

در همه مطالعات پیشین، سرعت موج برشی از روی لاگ‌های پتروفیزیکی در محل چاه‌ها تخمین زده شده است و هیچ اطلاعاتی از توزیع این ویژگی در فضای مابین چاه‌ها ارائه نشده است ولی در این مطالعه با بهره‌گیری از نشانگرهای لرزه‌نگاری، به تخمین سرعت موج برشی هم در محل چاه‌ها و هم در فضای مابین چاه‌ها (کل محدوده مخزن) پرداخته شده و توزیع سه‌بعدی آن مشخص می‌شود. این کار منجر به تشخیص محل‌های مناسب برای حفر چاه، شناسایی بهتر لیتولوژی مخزن، شناسایی شکستگی‌های مخزن و ارزیابی تخلخل و تراوایی می‌شود.

۲. معرفی داده‌ها و منطقه مورد مطالعه

در این مطالعه از داده‌ها و اطلاعات یکی از میداین نفتی خلیج فارس استفاده شده است. این میدان نفتی، در شمال غربی خلیج فارس و در فروافتادگی دزفول قرار دارد (سلیمانی و همکاران، ۲۰۱۳). در شکل ۱ موقعیت میدان مورد مطالعه نشان داده شده است. داده‌های استفاده‌شده شامل لاگ‌های پتروفیزیکی (لاگ سرعت، چگالی، تخلخل، لیتولوژی، گاما، مقاومت و اشباع آب)، داده‌های لرزه‌نگاری سه‌بعدی، سراسازندها و افق‌های لرزه‌ای است. از هفت چاه موجود در این میدان، فقط در یک چاه (چاه شماره ۷) سرعت موج برشی اندازه‌گیری شده است و در شش چاه دیگر این ویژگی ثبت نشده است. چهار مخزن تولیدکننده نفت در این میدان شامل غار، آسماری، سروک و کژدمی می‌باشد که در این مطالعه مخزن غار مورد بررسی قرار گرفته است. این مخزن از نظر سنی معادل بخش ماسه‌سنگی اهواز است و یکی از بخش‌های مخزنی شناخته‌شده ناحیه خلیج فارس را تشکیل می‌دهد.

جمله روابط تجربی برای تخمین سرعت موج برشی می‌توان به روابط پیکت (۱۹۶۳)، کاستاگنا و همکاران (۱۹۸۵)، هان (۱۹۸۹)، گرینبرگ و کاستاگنا (۱۹۹۲)، مورفی و همکاران (۱۹۹۳)، اسکندری و همکاران (۲۰۰۴)، بروچر (۲۰۰۵) و لیثی و همکاران (۱۴۰۱) اشاره کرد. در همه این روابط به‌جز رابطه لیثی و همکاران، سرعت موج برشی به‌عنوان تابعی از سرعت موج تراکمی محاسبه شده است بنابراین مهم‌ترین مشکل این روابط این است که فقط از یک پارامتر مرتبط (سرعت موج تراکمی) به‌عنوان ورودی استفاده شده است که معمولاً همبستگی بین سرعت موج برشی واقعی و تخمینی چندان زیاد نیست. شو و وایت (۱۹۹۵)، شو و پین (۲۰۰۹)، شیری و فلاح (۲۰۱۹) و ال‌رونتبی و همکاران (۲۰۱۹) روابطی مبتنی بر فیزیک سنگ برای تخمین سرعت موج برشی در لیتولوژی‌های مختلف ارائه کردند. دو و همکاران (۲۰۱۹) با ترکیب الگوریتم‌های طبقه‌بندی و رگرسیونی به تخمین سرعت موج برشی از روی داده‌های چاه‌پیمایی پرداختند و همچنین یک رابطه جدید مبتنی بر فیزیک سنگ ارائه کردند که نسبت به روش‌های دیگر تخمین دقیق‌تری ارائه می‌دهد.

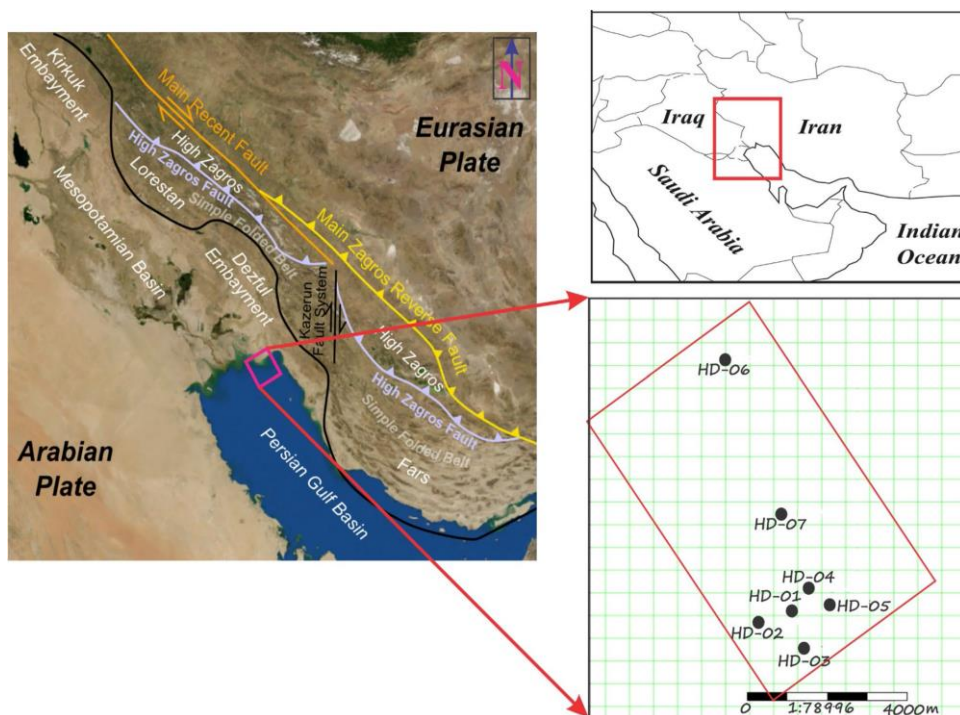
در زمینه تخمین سرعت موج برشی با استفاده از روش‌های هوشمند کارهای زیادی در سالان اخیر انجام گرفته است. نورافکن و کدخدایی (۲۰۱۵) و انمانگلی و همکاران (۲۰۱۹) با استفاده از الگوریتم‌های هیبریدی به تخمین سرعت موج برشی با استفاده از لاگ‌های پتروفیزیکی پرداختند و نتیجه گرفتند که استفاده از روش‌های هیبریدی تخمین بهتری از سرعت موج برشی نسبت به روش‌های دیگر ارائه می‌دهد. آخوندی و همکاران (۲۰۱۴)، پرویزی و همکاران (۲۰۱۵)، مهرگینی و همکاران (۲۰۱۷)، ونگ و پنگ (۲۰۱۹)، ابراهیمی و همکاران (۲۰۲۲) و خیرالهی و همکاران (۲۰۲۳) از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تخمین سرعت موج برشی استفاده کردند و نتیجه گرفتند که شبکه‌های عصبی ابزارهایی بسیار قدرتمند، قوی، سریع و مقرون‌به‌صرفه در تخمین سرعت موج برشی هستند. معتمدیان و همکاران (۲۰۱۱)، ونگ و همکاران (۲۰۲۰)

دیگری سیستم چین خوردگی زاگرس با روند شمال غربی-جنوب شرقی.

۳. شیوه پژوهش

همان‌طور که در قسمت معرفی داده‌ها ذکر شد، از هفت چاه موجود در میدان فقط در یکی از آنها (چاه شماره ۷) سرعت موج برشی اندازه‌گیری شده است، بنابراین ابتدا این پارامتر در شش چاه دیگر از روی سایر لاگ‌های پتروفیزیکی موجود در آن چاه‌ها تخمین زده می‌شود. در این قسمت به بررسی دو مدل پرداخته می‌شود. مدل اول از بین مدل‌های تجربی انتخاب می‌شود که سرعت موج برشی با استفاده از یک ورودی (سرعت موج تراکمی) تخمین زده شده است و مدل دوم مدلی است که از ورودی‌های بیشتری استفاده کرده است. برای این منظور مدل گرینبرگ و کاستاگنا (۱۹۹۲) و مدل لیثی و همکاران (۱۴۰۱) انتخاب شده است. داده‌های استفاده شده برای این دو مدل از چاه ۷ انتخاب شده است. در ادامه جزئیات این دو مدل آورده شده است.

این مخزن به‌طور عمده از ماسه‌سنگ‌های کوارتزی با سیمان دولومیتی همراه با لایه‌های نازک از دولومیت‌های ماسه‌ای تشکیل شده است. سازند مورد مطالعه از سه رخساره تخریبی شامل شیل، ماسه سست و ماسه سیمان‌ه تشکیل شده است. در این سازند وجود لایه‌های ماسه‌ای متخلخل شرایط مناسبی برای تجمع هیدروکربن ایجاد کرده است. این سازند از نظر کیفیت مخزنی به سه زون تقسیم می‌شود. زون غار ۱، ۲ و ۳ که از بین این زون‌ها، زون ۳ از کیفیت مخزنی بهتری برخوردار است. این زون‌ها توسط واحدهای شیلی از همدیگر جدا می‌شوند. لیتولوژی غالب در زون ۱ و ۳ کوارتز و در زون ۲ دولومیت است (لیثی و صابری، ۲۰۲۲). از نظر زمین‌شناسی، میدان مورد مطالعه یک طاق‌دیس با روند ساختاری شمالی-جنوبی است. این طاق‌دیس در بخش فروافتاده زون زاگرس چین‌خورده قرار دارد و بخشی از دشت آبادان محسوب می‌شود. ساختمان این میدان متأثر از دو سیستم گسلی است: یکی سیستم گسلی صفحه عربی با چین‌های ملایم با روند شمالی-جنوبی و



شکل ۱. موقعیت میدان مورد مطالعه (عبدالهی و همکاران، ۲۰۲۲).

۱-۳. مدل تجربی گرینبرگ و کاستاگنا (۱۹۹۲)

فرم کلی این مدل به صورت رابطه ۱ است:

$$V_S = aV_P + b \quad (1)$$

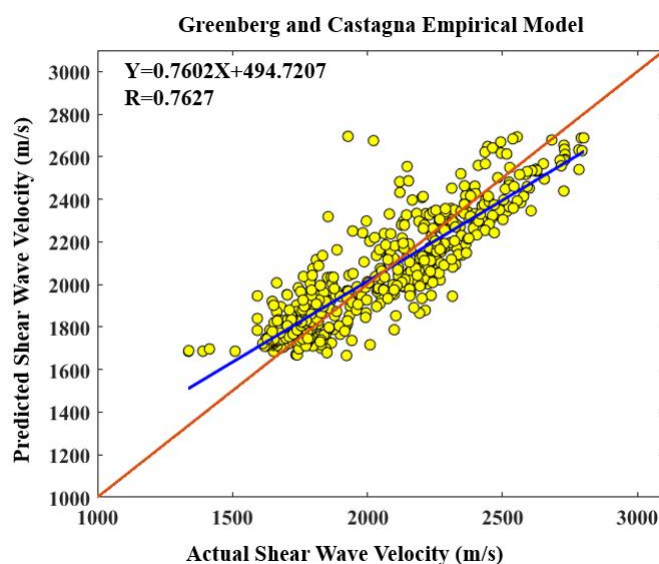
که a یک ضریب، b عرض از مبدا، و V_P و V_S به ترتیب سرعت موج تراکمی و برشی را نشان می‌دهند. همان‌طور که در شکل ۲ مشاهده می‌شود، ۷۶ درصد همبستگی بین مقادیر واقعی و تخمینی حاصل از این مدل در چاه شماره ۷ و در محدوده مخزنی غار وجود دارد. در شکل ۲، خط برازش داده‌شده با رنگ آبی و خط $y=x$ (نیمساز ربع اول) با رنگ قرمز نمایش داده شده است.

۲-۳. مدل لیشی و همکاران (۱۴۰۱)

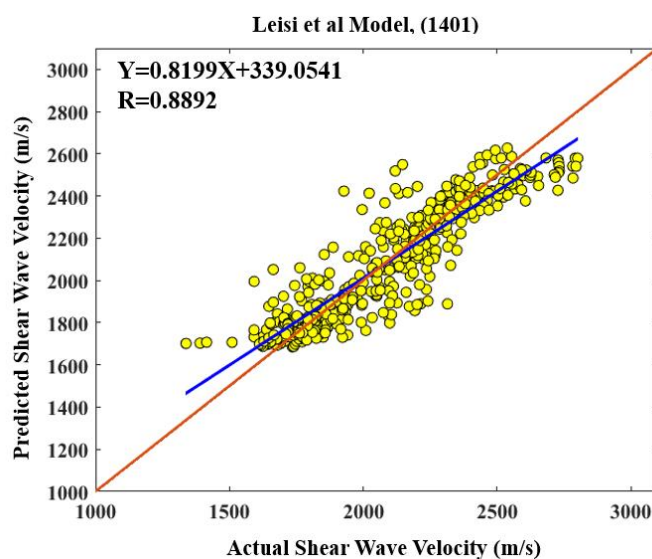
فرم کلی این مدل به صورت رابطه ۲ است:

$$V_S = a - bRHOB + cV_P + dV_{DOL} + eV_{QUA} \quad (2)$$

که b ، c ، d و e ضرایب ورودی، a عرض از مبدا و V_P ، V_{DOL} و V_{QUA} به ترتیب سرعت موج تراکمی، چگالی، حجم دولومیت و حجم کوارتز است. همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، ۸۸ درصد همبستگی بین مقادیر واقعی و تخمینی حاصل از این مدل در چاه شماره ۷ و در محدوده مخزنی غار وجود دارد. در شکل ۳، خط برازش داده‌شده با رنگ آبی و خط $y=x$ (نیمساز ربع اول) با رنگ قرمز نمایش داده شده است.



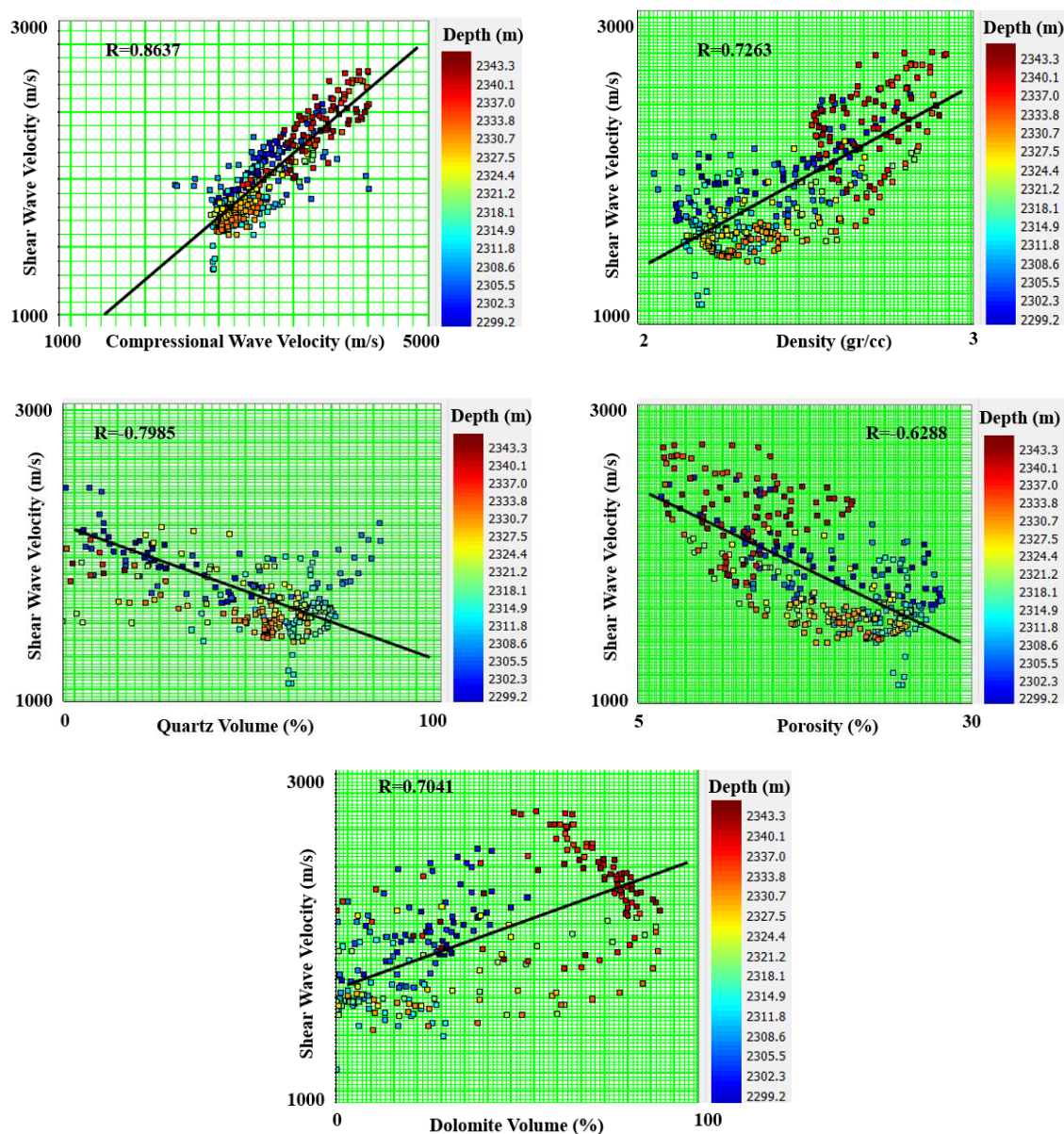
شکل ۲. کراس پلات مقادیر واقعی و تخمین‌زده‌شده حاصل از مدل گرینبرگ و کاستاگنا (۱۹۹۲) در چاه شماره ۷.



شکل ۳. همبستگی بین سرعت موج برشی واقعی و تخمین‌زده‌شده حاصل از مدل لیشی و همکاران (۱۴۰۱) در چاه ۷.

۳-۳. تخمین سرعت موج برشی در چاه‌های فاقد داده مطابق با شکل‌های ۲ و ۳، در مدل تجربی گربنبرگ و کاستاگنا (۱۹۹۲) ۷۶ درصد و در مدل لیشی و همکاران (۱۴۰۱) ۸۸ درصد همبستگی بین سرعت موج برشی واقعی و تخمینی وجود دارد. این نشان می‌دهد که اضافه کردن ورودی‌های مرتبط با سرعت موج برشی به تخمین، همبستگی از ۷۶ به ۸۸ درصد افزایش یافته است. بنابراین در این قسمت ما به دنبال تخمین

سرعت موج برشی با ورودی‌های بیشتر و دقت بیشتر هستیم. برای این منظور در چاه ۷ که داده‌های موج برشی در دسترس است، همبستگی این پارامتر با سایر لاگ‌ها بررسی شده و آنهایی که همبستگی بیشتری دارند به‌عنوان ورودی برای تخمین در چاه‌های فاقد سرعت موج برشی انتخاب می‌شوند. در شکل ۴ لاگ‌هایی که همبستگی بالایی با سرعت موج برشی دارند، آورده شده است.



شکل ۴. بررسی همبستگی لاگ‌های ورودی با لاگ هدف (سرعت موج برشی).

سرعت بیشتری دارند. انیدریت جز سخت‌ترین سنگ‌های معروف در مهندسی نفت می‌باشد ولی با این حال سرعت کمتری نسبت به برخی از سنگ‌های ماسه‌ای دارد. در شکل ۵، لاگ‌های ورودی برای تخمین با رنگ قرمز و لاگ هدف (سرعت موج برشی) با رنگ آبی در چاه شماره ۷ نشان داده شده است.

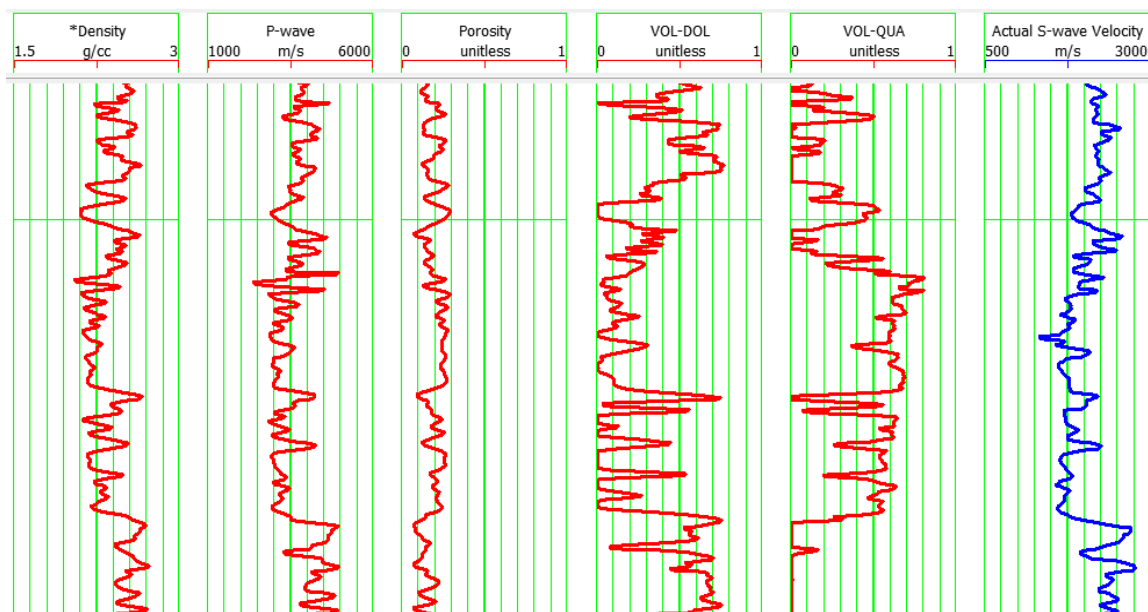
فرم کلی رابطه ارائه‌شده برای تخمین سرعت موج برشی در این مطالعه به صورت رابطه ۳ است:

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i \quad (3)$$

که X و Y به ترتیب پارامترهای ورودی و خروجی، a_0 عرض از مبدأ و a_i وزن‌های ورودی است.

در جدول ۱، به بررسی مدل‌های گرینبرگ و کاستاگنا (۱۹۹۲)، لیتی و همکاران (۱۴۰۱) و مدل جدید (مدل ارائه‌شده در این مطالعه) پرداخته شده است.

مطابق با شکل ۴، لاگ‌های سرعت موج تراکمی، حجم کوارتز، چگالی، حجم دولومیت و تخلخل بیشترین همبستگی را با سرعت موج برشی دارند. هر یک از این لاگ‌ها به ترتیب ۸۶، ۷۹، ۷۲، ۷۰ و ۶۲ درصد با سرعت موج برشی همبستگی دارند، بنابراین به عنوان ورودی برای تخمین انتخاب می‌شوند. بنابراین در رابطه ارائه‌شده در این مطالعه، سرعت موج برشی به عنوان تابعی از لاگ‌های ذکر شده محاسبه می‌شود. لازم به ذکر است که لاگ‌های اشباع‌شدگی آب، مقاومت و پرتو گاما به دلیل داشتن همبستگی پایین با سرعت موج برشی به عنوان ورودی برای تخمین انتخاب نشده‌اند. رابطه ارائه‌شده برای یک مخزن نفتی ماسه‌سنگی کاربرد دارد چون نوع لیتولوژی در تخمین سرعت موج برشی از اهمیت بیشتری برخوردار است. به عنوان مثال کرنات‌ها نسبت به ماسه سنگ‌ها



شکل ۵. لاگ‌های ورودی برای تخمین به رنگ قرمز (از چپ به راست شامل چگالی بر حسب گرم بر سانتی‌متر مکعب، سرعت موج تراکمی بر حسب متر بر ثانیه و تخلخل، حجم دولومیت و کوارتز بر حسب مقدار) و لاگ هدف به رنگ آبی (سرعت موج برشی بر حسب متر بر ثانیه) در چاه شماره ۷.

جدول ۱. مقایسه مدل گرینبرگ و کاستاگنا، لیتی و همکاران (۱۴۰۱) و مدل جدید با یکدیگر.

نام مدل	همبستگی بین مقادیر واقعی و تخمینی (%)	جذر میانگین مربعات خطا (متر بر ثانیه)	ورودی‌های استفاده‌شده
گرینبرگ و کاستاگنا (۱۹۹۲)	۷۶/۲۷	۱۴۷/۶۶	V_p
لیتی و همکاران (۱۴۰۱)	۸۸/۹۲	۱۲۸/۰۵	$V_p, \text{RHOB}, V_{\text{DOL}}, V_{\text{QUA}}$
مدل جدید	۹۰/۹۶	۱۲۵/۵۶	$V_p, \text{RHOB}, V_{\text{DOL}}, V_{\text{QUA}}, \phi$

عمق (متر) است ولی داده‌های لرزه‌ای در حوزه زمان هستند لذا برای تطبیق داده‌های چاه با داده‌های لرزه‌ای، داده‌های چاه از حوزه عمق به حوزه زمان تبدیل شده‌اند. این کار با استفاده از اطلاعات چکش‌شات انجام شده است.

(۲) استخراج موجک لرزه‌ای برای محاسبه لرزه‌نگاشت مصنوعی که در این مطالعه با استفاده از روش آماری از روی داده‌های لرزه‌ای ساخته شده است.

(۳) تطبیق داده‌های چاه با داده‌های لرزه‌ای. در این مرحله در محل هر چاه به شعاع معلوم لرزه‌نگاشت مصنوعی ساخته شده و میزان همبستگی این لرزه‌نگاشت با لرزه‌نگاشت واقعی بررسی می‌شود. هرچه قدر همبستگی بیشتر باشد نتایج وارون‌سازی و تخمین پارامترهای پتروفیزیکی از دقت بیشتری برخوردار خواهد بود (همپسون، ۲۰۰۷؛ همپسون و همکاران، ۲۰۰۱؛ راسل و همکاران، ۲۰۰۳؛ لیت و ویدال، ۲۰۱۱). (شکل ۶).

(۴) ساخت مدل اولیه. برای انجام وارون‌سازی لرزه‌ای، باید مدل اولیه (مدل زمین‌شناسی و یا مدل کم فرکانس) ساخته شود. این مدل در وارون‌سازی لرزه‌ای نقش به‌سزایی بازی می‌کند. این مدل اولاً جواب‌های حاصل از وارون‌سازی را محدود و همچنین فرکانس‌های پایین را به مدل نهایی اضافه می‌کند.

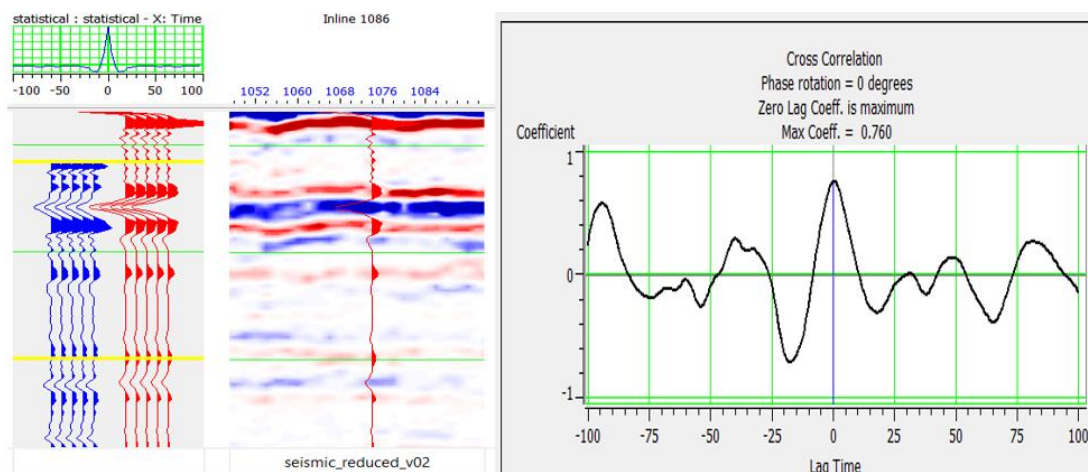
(۵) انجام وارون‌سازی لرزه‌ای با استفاده از الگوریتم وارون‌سازی مبتنی بر مدل و محاسبه امپدانس صوتی.

در جدول ۱، هر یک از پارامترهای V_{DOL} ، V_{QUA} ، φ ، V_p و RHO_B به ترتیب تخلخل، حجم کوارتز، حجم دولومیت، چگالی و سرعت موج تراکمی را نشان می‌دهند. مطابق با جدول ۱، مدل ارائه‌شده در این مطالعه (مدل جدید) نسبت به دو مدل دیگر همبستگی بیشتر و خطای کمتری دارد.

۴-۳. وارون‌سازی لرزه‌ای

وارون‌سازی لرزه‌ای روشی است که در آن می‌توان با استفاده از اطلاعات لرزه‌ای به‌عنوان ورودی، به یک مدل زمین‌شناسی به‌عنوان خروجی دست یافت (داس و همکاران، ۲۰۱۷؛ یانگ و زانگ و همکاران، ۲۰۱۰). در واقع، وارون‌سازی لرزه‌ای تبدیل داده‌های لرزه‌ای به امپدانس صوتی در محل هر رد لرزه‌ای است (الدنبورگ و همکاران، ۱۹۸۳؛ گوگونی و چاترجی، ۲۰۱۹؛ لیثی و فلاح، ۱۴۰۰). امپدانس صوتی یکی از مهم‌ترین نشانگرهای لرزه‌ای برای تخمین پارامترهای پتروفیزیکی مخزن است که از حاصل ضرب سرعت در چگالی به‌دست می‌آید (راسل، ۲۰۰۴؛ داس و چاترجی، ۲۰۱۶؛ براون، ۲۰۰۱). مراحل انجام وارون‌سازی لرزه‌ای به‌صورت زیر است:

(۱) تصحیح چکش‌شات بر روی تمامی چاه‌ها به‌منظور تصحیح رابطه بین عمق و زمان. به‌دلیل این‌که داده‌های چاه در حوزه عمق هستند، یعنی محور قائم آنها بر حسب



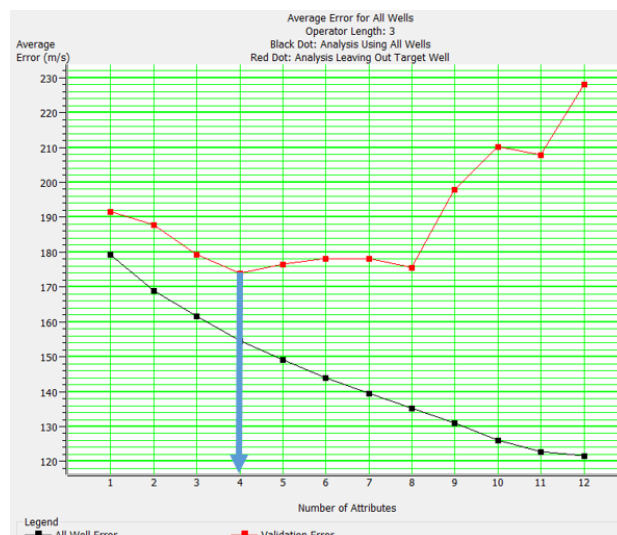
شکل ۷. تطابق داده‌های چاه با داده‌های لرزه‌ای در چاه ۱. لرزه‌نگاشت حاصل از چاه (رد لرزه‌های آبی) با لرزه‌نگاشت واقعی (رد لرزه‌های قرمز) ۷۶ درصد شباهت دارند.

۳-۵. انتخاب نشانگرهای لرزه‌ای مناسب برای تخمین

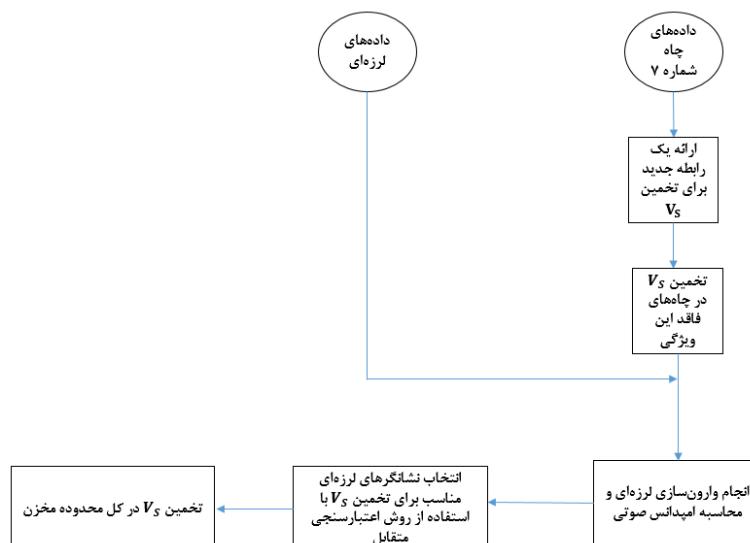
سرعت موج برشی

پس از وارون‌سازی لرزه‌ای، باید تعداد بهینه نشانگر لرزه‌ای برای تخمین مناسب سرعت موج برشی انتخاب بشوند. این کار با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل صورت می‌گیرد. در این روش از یک نقطه به بعد خطای اعتبارسنجی (خط قرمز در شکل ۷) شروع به افزایش می‌کند که عدد مربوط به این نقطه در محور X تعداد بهینه نشانگرها برای تخمین را نشان می‌دهد. برای مثال در شکل ۷ تعداد بهینه نشانگر برابر ۴ است یعنی ترکیب چهار نشانگر برای تخمین پارامتر مورد نظر بهترین جواب را ارائه می‌دهد. پارامتر دیگری که در اینجا باید به درستی

انتخاب شود، طول اپراتور است که برای از بین بردن اختلاف فرکانس بین داده‌های چاه و لرزه استفاده می‌شود. با توجه به فرکانس بالای داده‌های چاه، با به کارگیری طول اپراتور، هر نمونه در نگار چاه‌پیمایی به گروهی از نمونه‌های لرزه‌ای مجاور ارتباط داده می‌شود. طول اپراتور توسط کاربر انتخاب می‌شود. در این مطالعه از ۴ نشانگر لرزه‌ای با طول اپراتور ۳ برای تخمین سرعت موج برشی استفاده شده است. لازم به ذکر است که در این مطالعه جهت تخمین مکعب سرعت موج برشی از روی نشانگرهای لرزه‌ای در مخزن مورد مطالعه از روش شبکه عصبی احتمالاتی استفاده شده است. در شکل ۸ فلوچارت مراحل انجام کار در این مطالعه نشان داده شده است.



شکل ۷. مشخص کردن تعداد بهینه نشانگر لرزه‌ای با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل.



شکل ۸. فلوچارت مراحل انجام کار در این مطالعه.

۴. بحث و نتایج

۴-۱. مدل تجربی ارائه شده برای تخمین سرعت موج

برشی در محدوده مورد مطالعه

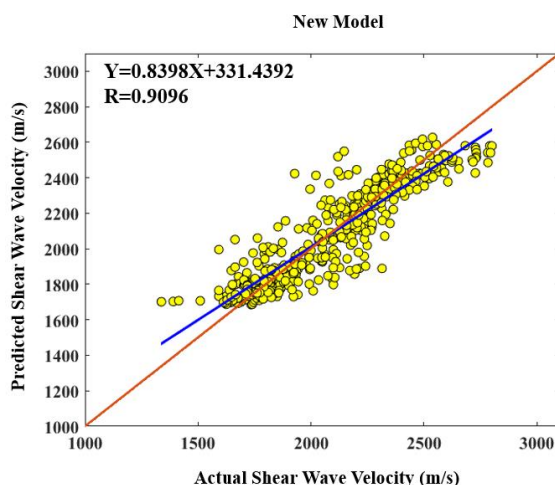
رابطه ارائه شده برای تخمین سرعت موج برشی در محدوده مورد مطالعه که شامل مخزن ماسه سنگی غار است، به صورت رابطه ۴ است:

$$V_S = 763.6212 - 17.8841RHOB + 0.2061V_P + 181.5963\phi + 937.0933V_{DOL} + 438.2460V_{QUA} \quad (4)$$

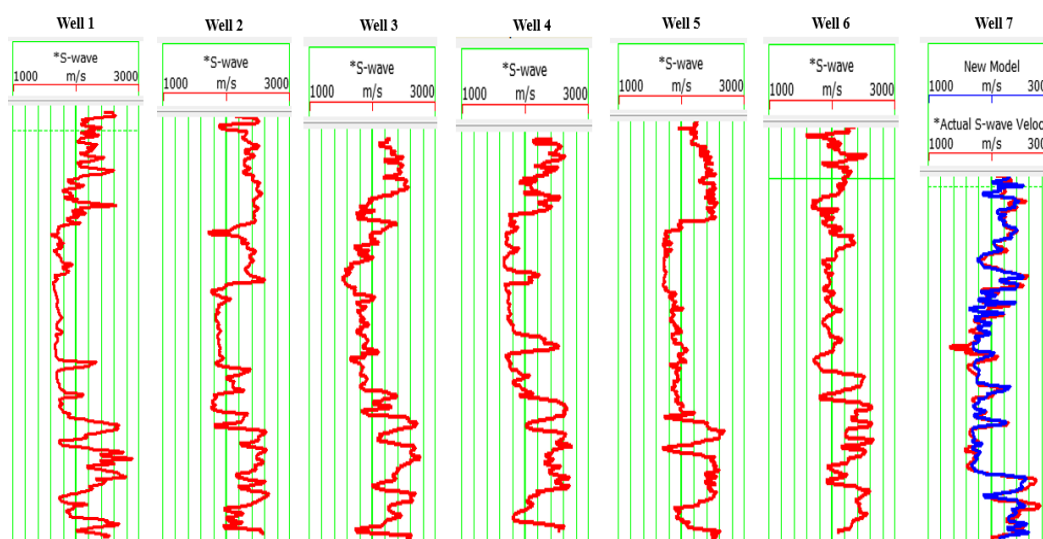
که V_S ، $RHOB$ ، V_P ، ϕ و V_{DOL} به ترتیب سرعت موج برشی، چگالی، سرعت موج تراکمی، تخلخل، حجم دولومیت و حجم کوارتز را نشان می دهند. سرعت موج برشی تخمین زده شده با استفاده از رابطه ۴، ۹۰ درصد

همبستگی با مقادیر واقعی در چاه ۷ دارد (شکل ۹). بنابراین سرعت موج برشی در شش چاه دیگر که در آنها اندازه گیری انجام نشده است، توسط رابطه ۴ تخمین زده شده و سپس با استفاده از نشانگرهای لرزه ای، توزیع آن در کل محدوده مخزن محاسبه می شود. در شکل ۹، خط برازش داده شده با رنگ آبی و خط $y=x$ (نیمساز ربع اول) با رنگ قرمز نمایش داده شده است.

مطابق با شکل ۹، سرعت موج برشی تخمین زده شده با استفاده از رابطه ۴، ۹۰ درصد همبستگی با مقادیر واقعی در چاه ۷ دارد. در شکل ۱۰ لاگ های سرعت موج برشی تخمین زده شده با استفاده از رابطه ۴ در چاه های ۱ تا ۶ که فاقد نگار سرعت موج برشی هستند نشان داده شده است.



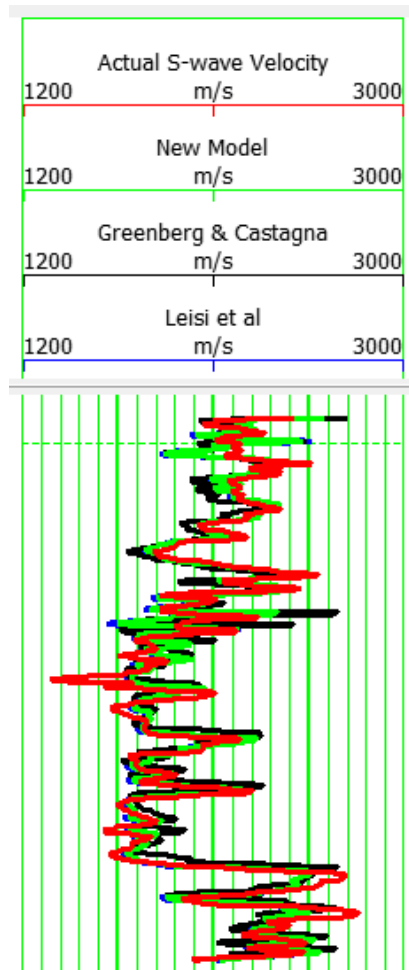
شکل ۹. همبستگی سرعت موج برشی واقعی و تخمین زده شده با استفاده از رابطه ۴ در چاه ۷.



شکل ۱۰. لاگ های سرعت موج برشی تخمین زده شده در چاه های فاقد این ویژگی (فاقد داده) با استفاده از رابطه ۴. در چاه ۷ سرعت موج برشی واقعی (لاگ قرمز) با تخمین زده شده (لاگ آبی) مقایسه شده است که تطابق بسیار بالایی بین این دو وجود دارد.

با استفاده از رابطه ارائه‌شده در این مطالعه، سرعت موج برشی در چاه‌های ۱ تا ۶ که فاقد اطلاعات سرعت موج برشی هستند، از روی لاگ‌های سرعت موج تراکمی، چگالی، تخلخل، حجم دولومیت و حجم کوارتز در آن چاه‌ها تخمین زده شد. در جدول ۲ همبستگی سرعت موج برشی تخمین‌زده‌شده با لاگ‌های ورودی در محل چاه‌های ۱ تا ۶ آورده شده است.

در شکل ۱۱، لاگ‌های سرعت موج برشی تخمین‌زده‌شده با استفاده از مدل گرینبرگ و کاستاگنا (۱۹۹۲) (لاگ مشکی)، لیشی و همکاران (۱۴۰۱) (لاگ آبی)، مدل جدید (لاگ سبز) و واقعی (لاگ قرمز) در چاه شماره ۷ نمایش داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، لاگ حاصل از مدل جدید تطابق بسیار بالایی با لاگ واقعی دارد.



شکل ۱۱. مقایسه لاگ‌های سرعت موج برشی تخمین‌زده‌شده با استفاده از مدل گرینبرگ و کاستاگنا (۱۹۹۲) (لاگ مشکی)، لیشی و همکاران (۱۴۰۱) (لاگ آبی)، مدل جدید (لاگ سبز) و واقعی (لاگ قرمز) در چاه شماره ۷.

جدول ۲. همبستگی (برحسب درصد) سرعت موج برشی تخمین‌زده‌شده با لاگ‌های ورودی در محل چاه‌های ۱ تا ۶.

شماره چاه	V_p با V_s	φ با V_s	RHOB با V_s	V_{DOL} با V_s	V_{QUA} با V_s
۱	۹۵	-۷۹	۸۹	۸۹	-۸۵
۲	۸۸	-۷۰	۷۷	۷۶	-۷۴
۳	۹۴	-۷۸	۸۱	۸۱	-۷۹
۴	۹۶	-۷۴	۸۷	۷۹	-۷۸
۵	۹۱	-۷۲	۷۸	۸۵	-۷۹
۶	۹۳	-۷۶	۸۰	۷۹	-۷۳

۲-۴. نتایج وارون‌سازی لرزه‌ای

جهت تخمین سرعت موج برشی در فضای مابین چاه‌ها (کل محدوده مخزن)، وارون‌سازی لرزه‌ای انجام و امپدانس صوتی محاسبه شد. امپدانس صوتی نشان‌دهنده تغییر در جنس لایه‌های زمین است و از حاصل ضرب سرعت در چگالی لایه‌ها به دست می‌آید. وارون‌سازی لرزه‌ای با استفاده از الگوریتم مبتنی بر مدل انجام شد. در جدول ۳، همبستگی و خطای بین امپدانس صوتی واقعی و تخمین زده شده با استفاده از الگوریتم مبتنی بر مدل در محل چاه‌ها آورده شده است.

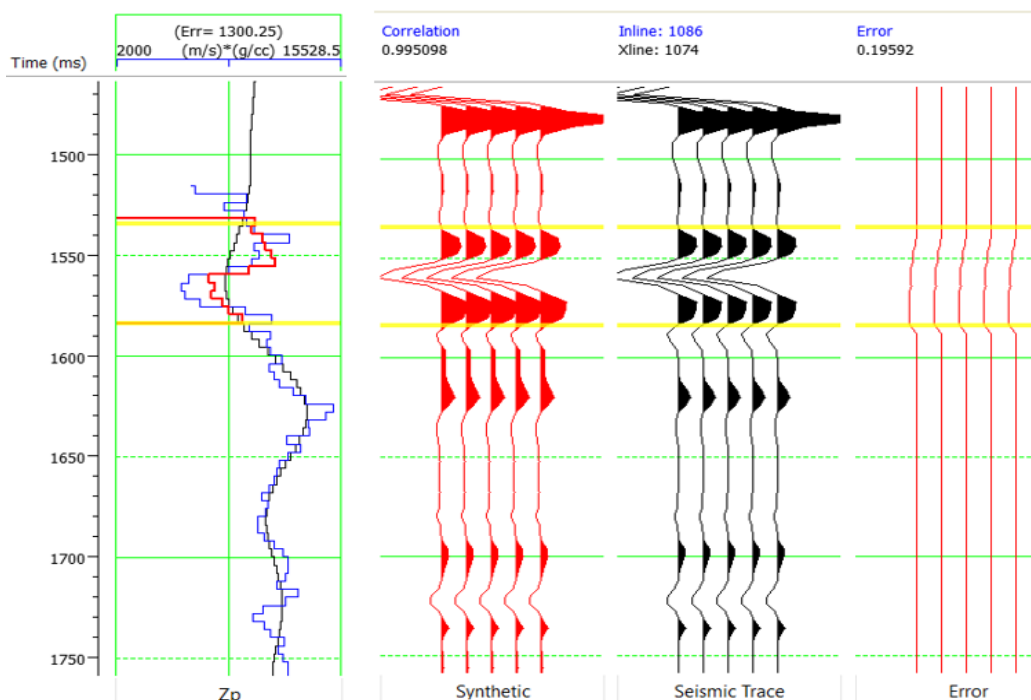
در شکل ۱۲، لاگ امپدانس صوتی واقعی و تخمینی و

همچنین همبستگی و خطای بین لرزه‌نگاشت مصنوعی (ردلرزه‌های قرمز) و واقعی (ردلرزه‌های مشکی) در محل چاه شماره ۱ نشان داده شده است.

روش وارون‌سازی لرزه‌ای مبتنی بر مدل به دلیل ارائه نتایج دقیق و قابل قبول در محل چاه‌ها (جدول ۳) نسبت به سایر الگوریتم‌های وارون‌سازی لرزه‌ای، برای محاسبه امپدانس صوتی در فضای مابین چاه‌ها انتخاب شده است. نتیجه نهایی این الگوریتم (مقطع امپدانس صوتی) در شکل ۱۳ نشان داده شده است. مطابق با شکل ۱۳، تطابق خوبی بین امپدانس صوتی واقعی در چاه ۷ و مقطع امپدانس صوتی محاسبه شده با استفاده از الگوریتم وارون‌سازی مبتنی بر مدل وجود دارد.

جدول ۳. همبستگی و خطای بین امپدانس صوتی واقعی و تخمین زده شده با استفاده از روش وارون‌سازی لرزه‌ای مبتنی بر مدل در محل چاه‌ها.

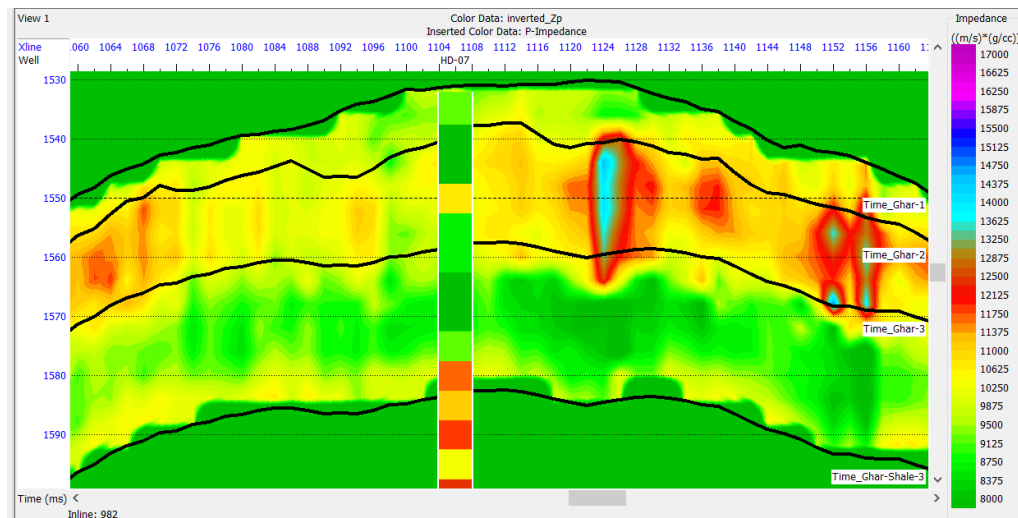
شماره چاه	همبستگی	خطا
۱	۰/۹۹۵۰	۰/۱۹۵۹
۲	۰/۹۹۷۴	۰/۰۷۴۱
۳	۰/۹۹۵۲	۰/۱۶۶۵
۴	۰/۹۹۹۱	۰/۱۹۶۹
۵	۰/۹۹۷۵	۰/۲۰۵۵
۶	۰/۹۹۹۳	۰/۰۵۱۳
۷	۰/۹۸۸۲	۰/۱۶۷۲



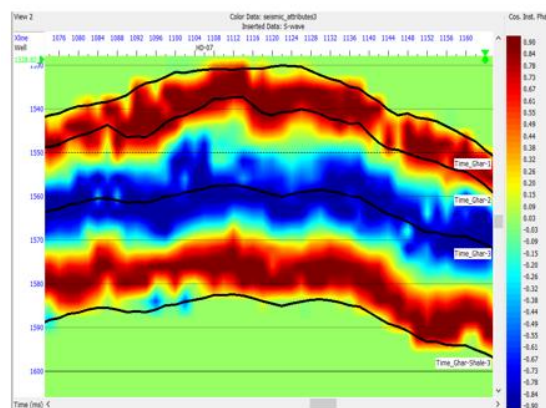
شکل ۱۲. همبستگی بین لاگ امپدانس صوتی واقعی و تخمین زده شده با استفاده از الگوریتم مبتنی بر مدل در محل چاه ۱.

شد. مطابق با این روش، در این مطالعه از ۴ نشانگر برای تخمین استفاده شده است که در جدول ۴ اسامی نشانگرها به همراه خطای آنها و در شکل ۱۴ مقطع عرضی مربوط به این نشانگرها آورده شده است.

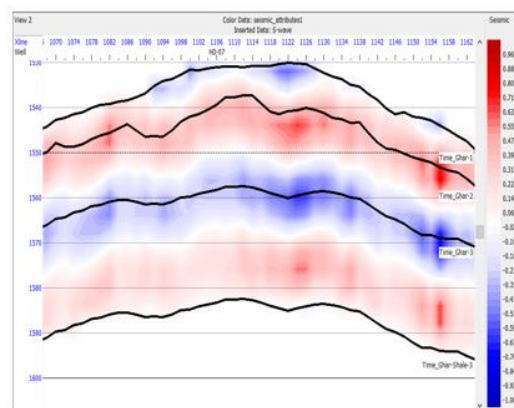
۳-۴. نتایج حاصل از تخمین سرعت موج برشی با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای پس از وارون‌سازی لرزه‌ای، تعداد بهینه نشانگرهای لرزه‌ای با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل مشخص



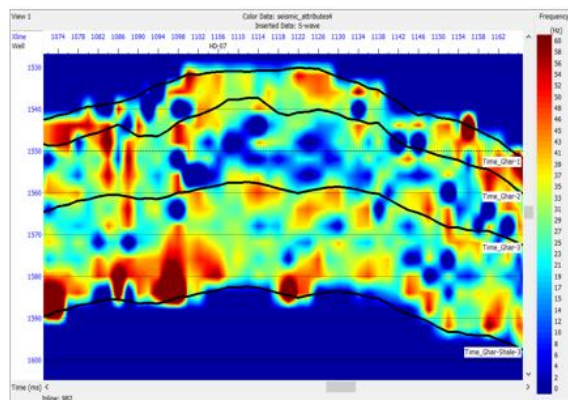
شکل ۱۳. مقطع نهایی امپدانس صوتی حاصل از الگوریتم وارون‌سازی لرزه‌ای مبتنی بر مدل به همراه لاگ واقعی آن در محل چاه شماره ۷.



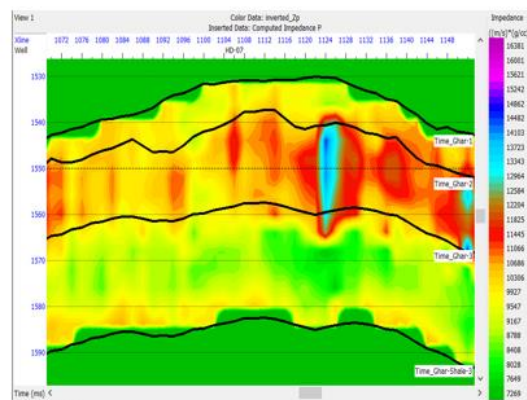
(ب)



(الف)



(د)



(ج)

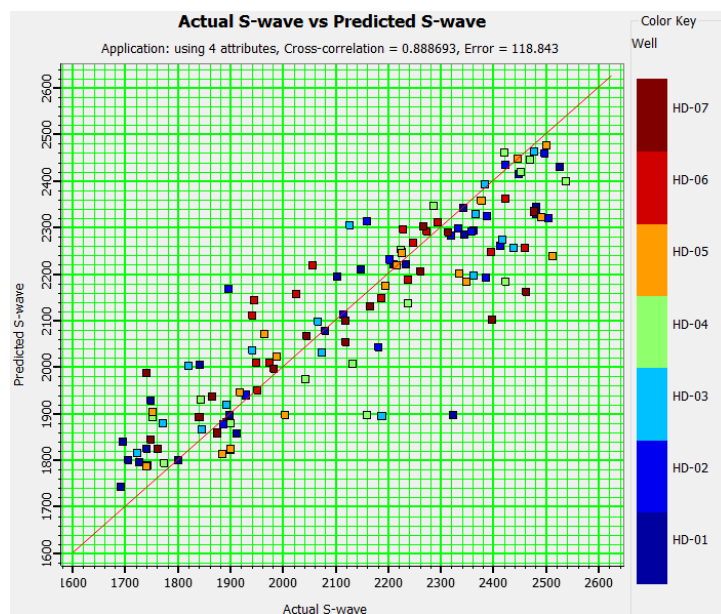
شکل ۱۴. نشانگرهای استفاده‌شده برای تخمین سرعت موج برشی. (الف) فیلتر ۲۵/۳۰-۳۵/۴۰، (ب) کسینوس فاز لحظه‌ای، (ج) امپدانس صوتی و (د) فرکانس لحظه‌ای.

جدول ۴. نام نشانگرهای استفاده شده برای تخمین سرعت موج برشی به همراه خطای آنها.

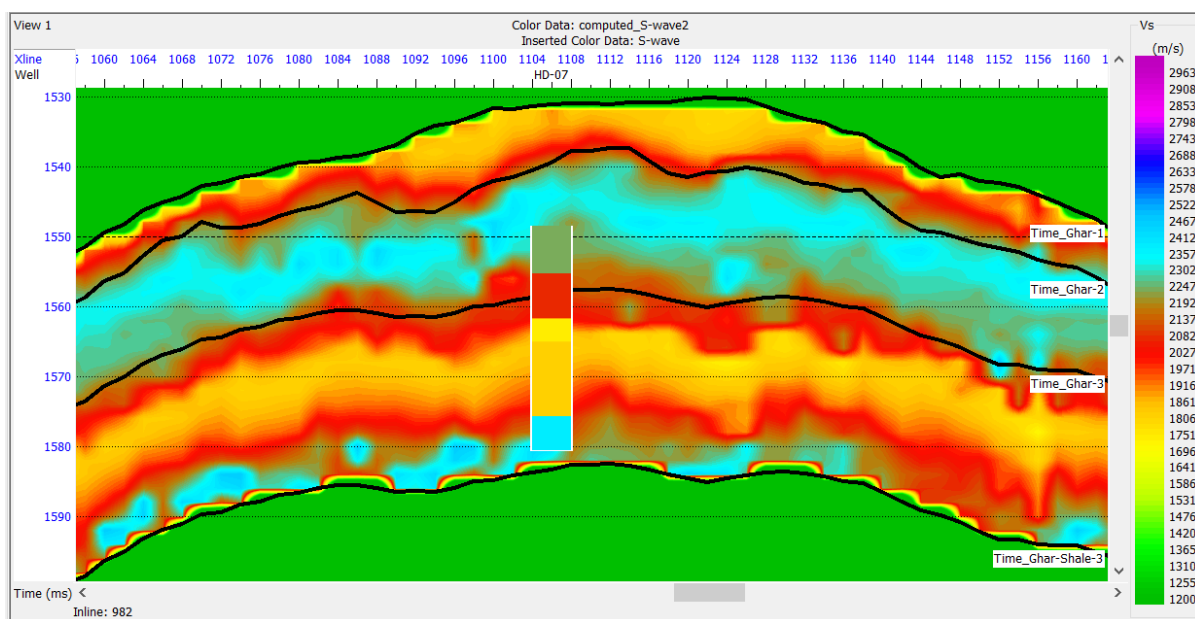
نام نشانگر لرزه‌ای	خطای آموزشی (متر بر ثانیه)	خطای اعتبارسنجی (متر بر ثانیه)
فیلتر ۲۵/۳۰-۳۵/۴۰	۱۷۹/۴۷۲۵	۱۹۱/۶۸۱۶
کسینوس فاز لحظه‌ای	۱۶۹/۱۱۲۱	۱۸۸/۰۷۹۹
امپدانس صوتی	۱۶۱/۸۳۵۸	۱۷۹/۵۱۳۵
فرکانس لحظه‌ای	۱۵۴/۸۴۴۰	۱۷۴/۱۴۳۶

۱۴. توزیع سرعت موج برشی در فضای مابین چاه‌ها با استفاده از روش شبکه عصبی احتمالاتی محاسبه شد (شکل ۱۶).

بنابراین سرعت موج برشی با استفاده از تلفیق داده‌های چاه و لرزه‌ای در محل چاه‌ها تخمین زده شد (شکل ۱۵)، سپس از روی نشانگرهای لرزه‌ای نام برده شده در شکل



شکل ۱۵. کراس پلات مقادیر واقعی سرعت موج برشی و مقادیر تخمینی با استفاده از تلفیق داده‌های چاه و لرزه‌ای در محل چاه‌ها.



شکل ۱۶. مقطع سرعت موج برشی محاسبه شده از روی نشانگرهای لرزه‌ای در محدوده مخزن ماسه سنگی غار با استفاده از شبکه عصبی احتمالاتی به همراه لاگ واقعی سرعت موج برشی در محل چاه شماره ۷.

وارون‌سازی لرزه‌ای با استفاده از الگوریتم مبتنی بر مدل انجام و امپدانس صوتی محاسبه شد. امپدانس صوتی محاسبه‌شده با امپدانس صوتی واقعی به‌طور میانگین ۹۹ درصد همبستگی و ۱۵ درصد خطا دارد. پس از انجام وارون‌سازی لرزه‌ای، اقدام به تعیین تعداد بهینه نشانگرهای لرزه‌ای با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل شد و مشخص شد که نشانگرهای فیلتر ۲۰/۲۵-۳۰/۴۵، کسینوس فاز لحظه‌ای، امپدانس صوتی و فرکانس لحظه‌ای بیشترین ارتباط را با سرعت موج برشی دارند و به‌عنوان ورودی برای تخمین انتخاب شدند. نتایج نشان می‌دهند که مقطع سرعت موج برشی محاسبه‌شده با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای تطابق بسیار بالایی با لاگ واقعی آن در چاه شماره ۷ دارد. همچنین زون غار ۳ نسبت به دو زون دیگر متخلخل است. زون غار ۱ و ۳ از کوارتز ولی زون غار ۲ از دولومیت تشکیل شده و سرعت بیشتری نسبت به دو زون دیگر دارد، چون دولومیت سرعت بیشتری نسبت به کوارتز دارد. روش ارائه‌شده در این مطالعه به‌عنوان یک روش کاربردی برای تخمین سرعت موج برشی در مخازن پیشنهاد می‌شود. همچنین پیشنهاد می‌شود که برای تخمین مکعب سرعت موج برشی در مخازن از داده‌های لرزه‌نگاری پیش از برانبارش استفاده شود.

منابع

- لیشی، ا. و فلاح، ر. (۱۴۰۰). بررسی و مقایسه روش‌های مرسوم تخمین تخلخل با استفاده از داده‌های لرزه‌نگاری در یکی از میادین نفتی خلیج فارس. *مجله پژوهش نفت*، ۳۱(۴)، ۸۸-۹۷.
- لیشی، ا.؛ خیرالهی، ح. و شاد منامن، ن. (۱۴۰۱). بررسی و مقایسه روش‌های مرسوم تخمین سرعت موج برشی از روی داده‌های چاه‌پیمایی در یکی از مخازن ماسه‌سنگی جنوب ایران. *مجله ژئوفیزیک ایران*، ۱۶(۳)، ۲۳-۳۵.

مطابق با شکل ۱۶، تطابق بسیار بالایی بین لاگ واقعی سرعت موج برشی در چاه شماره ۷ و مقطع آن وجود دارد. همان‌طور که در قسمت معرفی داده‌ها و منطقه مورد مطالعه ذکر شد، مخزن مورد مطالعه ما یک مخزن نفتی با لیتولوژی ماسه‌سنگی است. این مخزن به‌طور عمده از ماسه‌سنگ‌های کوارتزی با سیمان دولومیتی همراه با لایه‌های نازک از دولومیت‌های ماسه‌ای تشکیل شده است. مطابق با گزارشات زمین‌شناسی مخزن، لیتولوژی غالب در زون غار ۲ دولومیت و در زون‌های غار ۱ و ۳ کوارتز است؛ همچنین زون غار ۳ نسبت به دو زون دیگر تخلخل بیشتری دارد بنابراین انتظار می‌رود سرعت موج برشی در زون ۲ بیشتر از دو زون دیگر باشد (چون سرعت در دولومیت بیشتر از کوارتز است) که این نتیجه از روی شکل ۱۶ تأیید می‌شود. همچنین مطابق با مقطع امپدانس صوتی محاسبه‌شده (شکل ۱۳)، زون غار ۳ نسبت به دو زون دیگر امپدانس صوتی کمتری دارد و چون امپدانس صوتی حاصل ضرب سرعت در چگالی است، با تخلخل رابطه عکس دارد و در زون غار ۳ که امپدانس صوتی پایینی دارد تخلخل بیشتری باید داشته باشد که مقطع امپدانس صوتی محاسبه‌شده مطابق با گزارش زمین‌شناسی مخزن است.

۵. نتیجه‌گیری

در این پژوهش اقدام به تخمین سرعت موج برشی از روی نشانگرهای لرزه‌ای شده است. مهم‌ترین برتری این مطالعه نسبت به مطالعات پیشین در این است که برخلاف مطالعات پیشین، در این مطالعه سرعت موج برشی علاوه بر محل چاه‌ها، در فضای مابین چاه‌ها نیز تخمین زده شده است. برای نیل به این هدف، ابتدا با ارائه یک رابطه جدید، این پارامتر در چاه‌های فاقد این ویژگی (فاقد داده) تخمین زده شد. داده‌های واقعی سرعت موج برشی در چاه شماره ۷ با مقادیر تخمینی با استفاده از رابطه جدید ۹۰ درصد همبستگی دارد. جهت محاسبه توزیع سرعت موج برشی در فضای مابین چاه‌ها (در کل محدوده مخزن)

- Abdolahi, A., Chehrazhi, A., Kadkhodaie, A., & Babasafari, A.A. (2022). Seismic inversion as a reliable technique to anticipating of porosity and facies delineation, a case study on Asmari Formation in Hendijan field, southwest part of Iran. *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, 12, 3091–3104. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s13202-022-01497-y>
- Akhundi, H., Ghafoori, M., & Lashkaripour, G.R. (2014). Prediction of Shear Wave Velocity Using Artificial Neural Network Technique, Multiple Regression and Petrophysical Data: A Case Study in Asmari Reservoir (SW Iran). *Open J. Geol.*, 04, 303–313.
- Anemangely, M., Ramezanzadeh, A., Amiri, H., & Hoseinpour, S.A. (2019). Machine learning technique for the prediction of shear wave velocity using petrophysical logs. *J. Pet. Sci. Eng.*, 174, 306–327.
- Brocher, T.M. (2005). Empirical relations between elastic wavespeeds and density in the Earth's crust. *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 95, 2081–2092.
- Brown, A.R. (2001). Understanding seismic attributes. *Geophysics*, 66, 47–48.
- Castagna, J.P., Batzle, M. L., & Eastwood, R.L. (1985). Relationships between compressional-wave and shear-wave velocities in clastic silicate rocks. *Geophysics*, 50, 571–581.
- Das, B., & Chatterjee, R. (2016). Porosity mapping from inversion of post-stack seismic data. *Georesursy*, 18, 306–313.
- Das, B., Chatterjee, R., Singha, D. K., & Kumar, R. (2017). Post-stack seismic inversion and attribute analysis in shallow offshore of Krishna-Godavari basin, India. *Journal of the Geological Society of India*, 90, 32–40.
- Du, Q., Yasin, Q., Ismail, A., & Sohail, G.M. (2019). Combining classification and regression for improving shear wave velocity estimation from well logs data. *J. Pet. Sci. Eng.*, 182, 106260.
- Ebrahimi, A., Izadpanahi, A., Ebrahimi, P., & Ranjbar, A. (2022). Estimation of shear wave velocity in an Iranian oil reservoir using machine learning methods. *J. Pet. Sci. Eng.*, 209, 109841.
- Eskandari, H., Rezaee, M. R., & 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*, 29, 42–48.
- Greenberg, M.L., & Castagna J. P. (1992). Shear wave velocity estimation in porous rocks: theoretical formulation, preliminary verification and applications. *Geophys Prospect.*, 40, 195–209.
- Gogoi, T., & Chatterjee, R. (2019). Estimation of petrophysical parameters using seismic inversion and neural network modeling in Upper Assam basin, India. *Geoscience Frontiers*, 10, 1113–1124.
- Habimana, J., Labiouse, V., & Descoeudres, F. (2002). Geomechanical characterisation of cataclastic rocks: experience. *International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences*, 6, 677–693.
- Hampson, D.P., Schuelke, J. S., & Quirein, J. A. (2001). Use of multi-attribute transforms to predict log properties from seismic data. *Geophysics*, 66, 220–236.
- Hampson, D.P. (2007). CGGVeritas Hampson-Russell Software CE8 version References Manuals, Hampson-Russell Software Services Ltd, Canada.
- Han, D. (1989). Empirical relationships among seismic velocity, effective pressure, porosity and clay content in sandstone. *Geophysics*, 54, 82–89.
- Kheirollahi, H., Shad Manaman, N., & Leisi, A. (2023). Robust Estimation of Shear Wave Velocity in a Carbonate Oil Reservoir from Conventional Well Logging Data Using Machine Learning Algorithms. *Journal of Applied Geophysics*, <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2023.104971>
- Leisi, A., & Saberi, M.R. (2022). Petrophysical parameters estimation of a reservoir using integration of wells and seismic data: a sandstone case study. *Earth Science Informatics*, 1–16, <https://doi.org/10.1007/s12145-022-00902-8>
- Leite, E. P., & Vidal, A. C. (2011). 3D Porosity predication from seismic inversion and neural networks. *Computers & Geosciences*, 37, 1174–1180.
- Lim, J. S. (2005). Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea. *J. Petrol. Sci. Eng.*, 49, 182–192.
- Mavko, G., Mukerji, T., & Dvorkin, J. (2020). The Rock Physics Handbook. CUP.
- Mehrad, M., Ramezanzadeh, A., Bajolvand, M., & Reza Hajsaeedi, M. (2022). Estimating shear wave velocity in carbonate reservoirs from petrophysical logs using intelligent algorithms. *J. Pet. Sci. Eng.*, 212, 110254.
- Mehrgini, B., Izadi, H., & Memarian, H. (2017). Shear wave velocity prediction using Elman artificial neural network. *Carbonates and Evaporites*, 34, 1281–1291.
- Moatazedian, I., Rahimpour Bonab, H., Kadkhodaie-Ilkhchi, A., & Rajoli, M.R. (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. *J. Geopersia*, 1, 1–17.
- Murphy, W., Reischer, A., & Hsu, K. (1993). Modulus decomposition of compressional and shear velocities in sand bodies, *Geophysics*, 58, 227–239.
- Nourafkan, A., & 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.
- Oldenburg, D., Scheur, T., & Levy, S. (1983). Recovery of the acoustic impedance from reflection seismogram. *Geophysics*, 48, 1318-1337.
- Oloruntobi, O., Onalo, D., Adedigba, S., James, L., Chunduru, R., & Butt, S. (2019). Data-driven shear wave velocity prediction model for siliciclastic rocks. *J. Pet. Sci. Eng.*, 183, 106293.
- Parvizi, S., Kharrat, R., Asef, M.R., Jahangiry, B., & Hashemi, A. (2015). Prediction of the Shear Wave Velocity from Compressional Wave Velocity for Gachsaran Formation. *Acta Geophys.*, 63, 1231-1243.
- Pickett, G.R. (1963). Acoustic character logs and their application information evaluation. *J. Pet. Technol.*, 15, 650-667.
- Russell, B., Hampson, D.P., & Lines, L.R. (2003). Application of the radial basis function neural network to the prediction of log properties from seismic attributes—A channel sand case study, in SEG Technical Program, Expanded Abstracts. *Society of Exploration Geophysicists*, 454-457.
- Russell, B. (2004). The application of multivariate statistics and neural networks to the prediction of reservoir parameters using seismic attributes, Ph.D. Dissertation, University of Calgary, Alberta, 392 pp.
- Serra, O., & Serra, L. (2004). Well Logging-Data Acquisition and Applications, Editions Technip.
- Shiri, S., & Falahat, R. (2019). Carbonate rock physics modelling and 4D seismic feasibility study. *J. Appl. Geophys.*, 172, 103855.
- Soleimani, B., Bahadori, A., & Meng, F. (2013). Microbiostratigraphy, microfacies and sequence stratigraphy of upper cretaceous and paleogene sediments, Hendijan oilfield, Northwest of Persian Gulf, Iran. *Natural Science*, 5, 1165-1176.
- Wang, P., & Peng, S. (2019). On a new method of estimating shear wave velocity from conventional well logs. *J. Pet. Sci. Eng.*, 180, 105-123.
- Wang, J., Cao, J., & Yuan, S. (2020). Shear wave velocity prediction based on adaptive particle swarm optimization optimized recurrent neural network. *J. Pet. Sci. Eng.*, 194, 107466.
- Xu, S., & White, R. E. (1995). A new velocity model for clay-sand mixtures 1. *Geophys. Prospect.* 43, 91-118.
- Xu, S., & Payne, M.A. (2009). modeling elastic properties in carbonate rocks. *Lead. Edge*, 28, 66-74.
- Yongzhong, X.U., Tongjun, C., Shizhong, C., Weichuan, H., & Gang, W. (2010). Comparison between several seismic inversion methods and their application in mountainous coal fields of western China. *Mining Science and Technology*, 20, 585-590.