

بهینه‌سازی اجتماع ذرات به‌منظور تخمین سرعت موج برشی از داده‌های چاه‌پیمایی

زیبا حسینی*؛ دانشگاه فردوسی مشهد، دانشکده علوم، گروه زمین‌شناسی
علی کدخدایی؛ دانشگاه تبریز، دانشکده علوم طبیعی، گروه زمین‌شناسی
سجاد قره‌چلو؛ دانشگاه تهران، پردیس علوم، دانشکده زمین‌شناسی

پذیرش ۹۵/۱۱/۳۰

دریافت ۹۵/۴/۲۱

چکیده

طبق بررسی‌های گسترده‌ای که تاکنون انجام شده است، بدون تردید، سرعت موج برشی نقشی اساسی در ارزیابی مخازن هیدروکربوری ایفا می‌کند. بهره‌گیری از اطلاعات سرعت موج برشی، غالباً این امکان را فراهم می‌سازد که بتوان اثرات لرزه‌ای پارامترهایی مانند سنگ‌شناسی، نوع سیال منفذی و فشار منفذی را شناسایی کرد. اما متأسفانه داده‌های سرعت موج برشی در بسیاری از میداین موجود نیستند و تخمین آن‌ها به روش‌های دیگری ضروری به نظر می‌رسد. در این بررسی از سیستم هوشمند الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات برای تخمین سرعت موج برشی استفاده شده است. این الگوریتم به وسیله معادلات هوشمند مشتق شده در دو روش خطی و غیرخطی به کار گرفته شده است. مجموعه داده‌های این پژوهش حدود ۳۱۹۰ داده مرتبط با مخزن آسماری در دو چاه از یکی از میداین نفتی جنوب غرب ایران است. همه نقاط داده‌ای شامل نگارهای تخلخل و سرعت موج برشی اندازه‌گیری شده با ابزار DSI بوده‌اند. این داده‌ها به دو دسته شامل ۲۰۹۰ داده برای ساخت مدل و ۱۱۰۰ داده برای آزمایش و صحت‌سنجی مدل تقسیم شده است. در نهایت، نتایج حاصل از شبیه‌سازی سرعت موج برشی توسط الگوریتم اجتماع ذرات با مقدار واقعی برآورد شده با DSI مقایسه شد. مقدار ضریب هم‌بستگی برآورد شده در مرحله صحت‌سنجی برای روش خطی از این الگوریتم حدود ۰/۹۲ به دست آمده است. در حالی که این هم‌بستگی در صورت استفاده از مدل غیرخطی اجتماع ذرات به حدود ۰/۹۵ می‌رسد. نتایج به دست آمده از این پژوهش و مقایسه آن با بررسی‌های گذشته، مناسب بودن استفاده از این روش را برای تخمین سرعت موج برشی در میداین نفتی، تأیید می‌کند.

واژه‌های کلیدی: سرعت موج برشی، نگارهای تخلخل، بهینه‌سازی اجتماع ذرات، مخزن آسماری

مقدمه

ارزیابی خصوصیات ژئومکانیکی سنگ مخزن در مراحل مختلف اکتشاف و توسعه میداین نفت و گاز کاربرد بسیاری دارد. یکی از مهم‌ترین این مشخصه‌ها، سرعت موج برشی است که خود متأثر از سایر پارامترهای سنگ، همانند سرعت موج تراکمی، حضور و یا حضور نداشتن سیالات منفذی، تخلخل و نظایر آن است و به‌طور کلی بیان‌گر خصوصیات پتروفیزیکی و ژئوفیزیکی در سنگ مخزن است. این پارامتر به‌همراه سرعت موج تراکمی با روابط تجربی تعیین‌کننده

*نویسنده مسنول
Ziba.Hosseini@mail.um.ac.ir

مقاومت فشاری تک‌محوری (UCS) و مدول یانگ (E_s) هستند، که این پارامترها نیز کاربرد فراوانی در ژئومکانیک مخازن نفتی دارند [۱]. سرعت موج برشی با وجود ارزش بسیار زیاد، متأسفانه به دلیل مشکلات فناوری و هزینه زیاد اندازه‌گیری در بیش‌تر چاه‌های میدین نفتی وجود ندارد. اندازه‌گیری سرعت موج برشی به صورت مستقیم در آزمایشگاه از روی مغزه‌های حفاری و یا از طریق اندازه‌گیری به کمک دستگاه DSI^1 انجام می‌شود. دستگاه DSI ابزاری جدید برای اندازه‌گیری سرعت موج برشی است، که اطلاعات آن برای همه چاه‌ها و به خصوص چاه‌های قدیمی در دسترس نیست. اندازه‌گیری روی نمونه‌های مغزه بسیار زمان‌بر و پرهزینه است و علاوه بر آن برای همه چاه‌ها نمونه‌های مغزه به صورت پیوسته تهیه نمی‌شود. برای رفع این کاستی‌ها، بررسی‌های بسیاری سعی در ابداع معادلاتی تجربی برای برآورد سرعت موج برشی داشته‌اند، که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به رابطه جامع گرینبرگ و کاستاگنا [۲] اشاره کرد. این رابطه بر مبنای سرعت موج تراکمی و برای انواع لیتولوژی‌های همگن ارائه شده است. بنابراین برای مسائل پیچیده و برای لیتولوژی‌های ناهمگن مورد توجه نیست. در سال‌های اخیر سیستم‌های هوشمند به عنوان ابزار قدرتمندی برای پیش‌بینی سرعت موج برشی معرفی شده‌اند. این سیستم‌ها علاوه بر سرعت موج تراکمی می‌توانند از سایر داده‌های در دسترس که با صرف هزینه کم‌تری تهیه می‌شوند، به عنوان ورودی برای تخمین سرعت موج برشی بهره گیرند. داده‌های پتروفیزیکی از دسته داده‌هایی هستند که با صرف هزینه کم‌تری تهیه شده و در بیش‌تر موارد به طور پیوسته در تمامی طول چاه ثبت می‌شوند [۳]. برای شبیه‌سازی سرعت موج برشی، پژوهش‌های اخیر توانایی برخی سیستم‌های هوشمند را ارزیابی کرده و نحوه به کارگیری این مدل‌ها را ارائه کرده‌اند. از جمله آن‌ها می‌توان به پژوهش‌های [۴-۸] اشاره کرد. الگوریتم اجتماع ذرات از جمله الگوریتم‌های بر پایه جمعیت است که می‌تواند از معادلات هوشمند مختلفی برای شبیه‌سازی استفاده کند. کارایی و ضریب اطمینان حاصل از برآورد سرعت موج برشی به وسیله این الگوریتم در بررسی‌های پیشین بررسی نشده است. پژوهش حاضر سعی دارد کاربرد بهینه‌سازی اجتماع ذرات را با دو روش خطی و غیرخطی در تخمین سرعت موج برشی نشان دهد. مقایسه دو روش خطی و غیرخطی از این الگوریتم رهیافت بهتری را در انتخاب معادلات پیشنهادی و اجرای مدل‌های هوشمند مشابه در اختیار قرار می‌دهد.

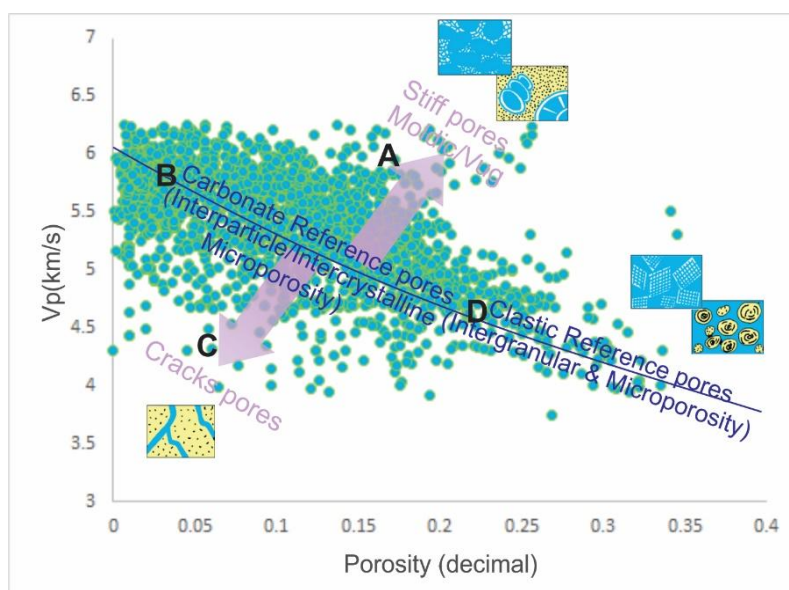
مجموعه داده‌های پژوهش، متعلق به دو چاه از مخزن آسماری در یکی از میدین جنوب غرب ایران است، که شرکت ملی نفت ایران تهیه کرده است. سازند آسماری در میدان بررسی شده دارای لیتولوژی ناهمگن است و از زون‌های مختلف با لیتولوژی ماسه‌سنگ، شیل و کربنات تشکیل شده است. این پژوهش برای شبیه‌سازی سرعت موج برشی، در چاه‌های توسعه‌ای میدین نفتی و ارزیابی مشخصات پتروفیزیکی و ژئومکانیکی این چاه‌ها کاربرد دارد. هم‌چنین می‌تواند راهنمای خوبی برای مدل‌سازی هوشمند سایر پارامترهای مهم در میدین نفتی دیگر باشد.

خصوصیات سنگ‌شناسی مخزن بررسی شده

خصوصیات رخساره‌ای، بافت و دیاژنز در درک توزیع تخلخل و نوع منافذ آن‌ها در سنگ‌های رسوبی اهمیت دارد. بافت سنگ رسوبی و دیاژنز دو فاکتور بسیار مهم در کنترل نوع منافذ سنگ مخزن است. خصوصیات الاستیکی سنگ‌های رسوبی مستقیماً به نوع لیتولوژی، مقدار تخلخل، نوع منافذ و مدول‌های الاستیک سیال منفذی بستگی دارد [۹]. در سنگ مخزن تخلخل جزء مهم‌ترین پارامترهای پتروفیزیکی است که به وسیله رخساره‌های رسوبی و فرآیندهای دیاژنزی

1. Dipole Shear Sonic Imager

مرتبط با آن‌ها کنترل می‌شود [۱۰]. خصوصیات رسوب‌شناختی تأثیرات خود را از طریق مقدار تخلخل و نوع تخلخل بر روی رفتار الاستیک سنگ می‌گذارند. شکل ۱ نیز پراکندگی مقدار سرعت در مقابل تخلخل را در یکی از چاه‌های مطالعاتی نشان می‌دهد. به‌طور کلی سرعت رابطه عکس با مقدار تخلخل دارد، ولی مشاهده می‌کنیم که در یک مقدار ثابت تخلخل مقادیر مختلفی یا یک محدوده سرعتی داریم که این نشان‌دهنده تأثیر نوع منافذ بر رفتار الاستیک سنگ است. در بخش کربناته سازند بررسی شده تخلخل‌های انحلالی و درون ذره‌ای دیده می‌شود که مقادیر سرعت زیادی دارند (شکل ۱-A). از طرفی تخلخل‌هایی مانند بین ذره‌ای و بین بلوری مقادیر سرعت متوسط (شکل ۱-B) و تخلخل‌های شکستگی مقادیر سرعت کمی نشان می‌دهند (شکل ۱-C). بخش ماسه سنگی مخزن که اکثر منافذ از نوع بین دانه‌ای بوده و تخلخل بالایی هم دارند، دارای سرعت کمی هستند (شکل ۱-D).



شکل ۱. رابطه معکوس بین مقدار تخلخل و سرعت موج در سنگ مخزن بررسی شده (A) محدوده سرعت زیاد در بخش کربناته شامل تخلخل قالبی و انحلالی، (B) محدوده سرعت متوسط بخش کربناته با تخلخل‌های بین ذره‌ای - بلوری و ریز تخلخل، (C) محدوده سرعت اندک بخش کربناته که غالباً تخلخل شکستگی، (D) محدوده سرعت اندک بخش ماسه سنگی با تخلخل بین دانه‌ای

روش پژوهش

الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات

روش بهینه‌سازی اجتماع ذرات برای اولین به‌وسیله بارکندی و ابره‌ارت در سال ۱۹۹۲ معرفی شد [۱۱]. این الگوریتم روشی فرا ابتکاری است که به‌وسیله تغییر جمعیتی از عامل‌ها کار می‌کند. در الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات، تعدادی عامل به‌نام ذره به جستجوی فضا برای یافتن نقطه بهینه می‌پردازند. الگوریتم با یک گروه از جواب‌های تصادفی شروع به کار می‌کند. سپس در هر گام، ذرات مکان خود را در فضا تغییر می‌دهند، تا به هدف برسند. مکان جدید هر ذره بر اساس مکان قبلی، بهترین نقاطی که خود آن ذره تا به حال پیدا کرده و بهترین نقطه‌هایی که جمع ذرات تاکنون به آن رسیده‌اند، تعیین می‌شود. این بدان معنی است که هر ذره یا پرنده دارای حافظه است و بهترین مکان‌های کشف شده، در آن ذخیره می‌شود. در این راستا هر ذره با تغییر بردار سرعت می‌تواند مکان بعدی خود را

تنظیم کند. بنابراین در این مسئله به ازای هر ذره یک بردار سرعت نیز در نظر گرفته می‌شود. در نهایت اجتماع ذرات مطابق با دو رابطه (۱) و (۲) با مهارت به حرکت در می‌آید.

$$V_{id}^{k+1} = w \times V_{id}^k + C_1 \times rand_1 \times (p_{id}Best - Pst_{id}^k) + C_2 \times rand_2 \times (gBest - Pst_{id}^k) \quad (1)$$

$$Pst_{id}^{k+1} = Pst_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (2)$$

در این معادلات، $d=1,2,\dots,D$ است که D بعد فضای جستجو است. همچنین $i=1,2,\dots,N$ است که N سایز اجتماعات ذره‌ای است. K دفعات تکرار، V_{id}^k سرعت ذره نام و Pst_{id}^k راه‌حل اخیر این ذره است. $p_{id}Best$ بهترین موقعیت ملاقات شده به وسیله ذره نام و $gBest$ بهترین موقعیت ملاقات شده در کل اجتماع ذرات را نشان می‌دهد. $rand_1$ و $rand_2$ اعدادی تصادفی در محدوده $[0,1]$ هستند، که برای حفظ تنوع و فراوانی اجتماع ذرات به کار می‌رود. C_1 و C_2 نیز عوامل یادگیری هستند که به عنوان پیش‌فرض برابر با ۲ در نظر گرفته می‌شوند ($C_1 = C_2 = 2$). این عوامل سبب می‌شود که در به‌روزرسانی سرعت ذره، هم به تجربه فردی و هم به تجربه اجتماعی و بهترین فرد گروه در اجتماع ذره‌ای توجه شود. w اینرسی وزنی (inertia weight) نامیده می‌شود، که کنترل‌کننده تأثیر سرعت‌های قبلی روی سرعت در تکرار اخیر است. مقادیر زیاد اینرسی وزنی انعطاف زیادی را برای جستجوی عمومی مسئله ایجاد می‌کند و مقادیر کم‌تر برای جستجوی محلی مناسب است. بنابراین در پژوهش حاضر مقدار بیشینه اینرسی وزنی $w_{max} = 1$ تنظیم شده است. به تدریج با لحاظ ضریبی به نام آلفا در هر تکرار طبق معادله (۳) مقدار اینرسی وزنی کاهش می‌یابد. ضریب آلفا معادل 0.05 در نظر گرفته شده است. این سبب می‌شود که در تکرارهای ابتدایی قدرت اکتشاف جواب زیاد باشد و با کاهش w قدرت استخراج جواب در تکرارهای نهایی افزایش یابد. w_k نشان دهنده اینرسی وزنی در تکرار حاضر است.

$$w_k = w_{k-1} \times (1 - \alpha) \quad (3)$$

چگونگی تعمیم این الگوریتم برای پژوهش حاضر در بخش بعدی شرح داده می‌شود. برای جزئیات بیش‌تر در رابطه با بهینه‌سازی اجتماع ذرات می‌توان به مقاله [۱۲] مراجعه کرد.

بحث و بررسی

منابع داده

به‌منظور شبیه‌سازی سرعت موج برشی با سیستم هوشمند در یک میدان نفتی، تهیه کاتالوگ داده‌ای مناسب شامل اطلاعات داده ژئومکانیکی حاصل از ابزار DSI و همچنین داده‌های پتروفیزیکی چاه‌های بررسی شده اولین و اساسی‌ترین مرحله است. در پژوهش حاضر، مجموعه داده‌ها از دو چاه است که بر اساس موقعیت مکانی، چاه‌های مطالعاتی فاصله کافی را برای ارزیابی مدل داشته‌اند. در کاتالوگ داده‌ای تهیه شده مقادیر ناصحیح و بی‌معنی به‌عنوان داده‌های خارج از روند حذف شده و تطبیق صحیح بین عمق داده‌ها در طول چاه‌ها به‌طور کامل بررسی شده است. در نهایت کاتالوگ استفاده شده شامل ۲۰۹۰ داده آموزشی از چاه مدل و ۱۱۰۰ داده از چاه آزمون است. داده‌های چاه آزمون به دو دسته داده، شامل داده‌های آزمایش (تعداد ۶۰۰ داده) و داده‌های صحت‌سنجی (تعداد ۵۰۰ داده) تقسیم شده‌اند. داده‌های این پژوهش مرتبط با تمامی زون‌های مخزن آسماری به‌طور پیوسته در میدان بررسی شده است، که مخلوطی از سنگ‌شناسی کربناته-آواری را دارند.

تعیین بهترین ورودی از داده‌های پتروفیزیکی

انتخاب داده‌های ورودی گام بعدی از مدل‌سازی است، که نقش مهمی در ساخت مدل و تخمین پارامتر هدف دارد. به‌طور کلی، ارتباط قوی بین داده‌های ورودی و خروجی، می‌تواند پیش‌گویی دقیق‌تری را نسبت به داده‌های با تطابق ضعیف‌تر ایجاد کند [۱۳].

بر اساس پژوهش‌های اخیر [۷]، [۱۴]، نگارهای تخلخل که معرف سه نگار نوترون، صوتی و چگالی است، ورودی‌های موثرتری در برآورد سرعت موج برشی هستند. بنابراین پژوهش حاضر از این نگارها برای پیش‌بینی سرعت موج برشی استفاده کرده است. از روی نگار صوتی (DT)، مقادیر سرعت موج تراکمی (VP) طبق معادله (۴) به‌دست می‌آید، که مطابق شکل ۲ الف ارتباط مستقیم و بسیار نزدیکی با سرعت موج برشی (VS) دارد.

$$V_P \text{ (km/s)} = 304.8 / DT \quad (4)$$

نگار نوترون (NPHI) اندازه‌گیری‌هایی از غلظت هیدروژن در خلل و فرج است. در واقع هرچه تخلخل سازند و شاخص هیدروژن سازند (HI) افزایش یابد نوترون نیز افزایش می‌یابد [۱۵]. با افزایش نگار نوترون (افزایش تخلخل سازند)، سرعت موج برشی و تراکمی طبق معادله (۵) کاهش می‌یابند. شکل ۲ ب تأییدکننده ارتباط عکس بین سرعت موج برشی و نگار نوترون است.

$$\frac{1}{V} = \frac{\phi}{V_f} + \frac{1-\phi}{V_m} \quad (5)$$

در این معادله، ϕ تخلخل سازند است، که به‌وسیله تخلخل نوترون تعیین شده است. V_f سرعت سیال و V_m سرعت در خمیره سنگ است.

هم‌چنین طبق معادله (۵) و (۶)، با افزایش چگالی سازند، سرعت موج برشی و تراکمی افزایش می‌یابد [۱۶]. شکل ۲ ج نیز ارتباط مستقیم و قوی بین نگار چگالی (RHOB) و سرعت موج برشی را نشان می‌دهد.

$$\phi = \frac{\rho_{ma} - \rho_b}{\rho_{ma} - \rho_f} \quad (6)$$

ρ_b چگالی سازند (چگالی کل)، ρ_{ma} چگالی خمیره و ρ_f چگالی سیال است.

تعمیم و اجرای الگوریتم

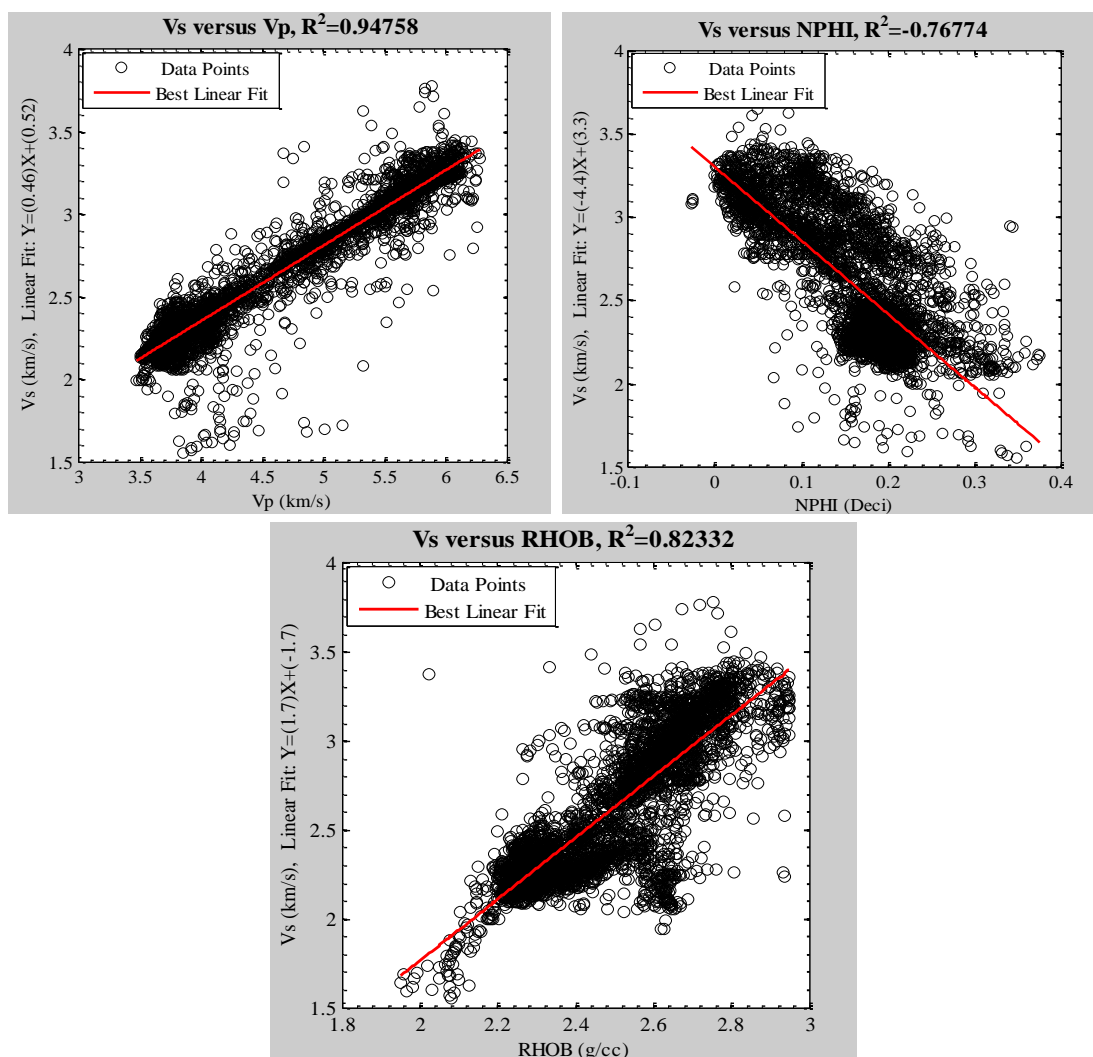
در این پژوهش از الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات برای تخمین سرعت موج برشی از نگارهای تخلخل استفاده شده است. کد این الگوریتم به‌صورت مدل ریاضی در محیط نرم‌افزار MATLAB (نسخه 7.12) طراحی شد. تمام کاتالوگ داده‌ای پس از آماده‌سازی و تعیین پارامترهای ورودی به‌منظور ارزیابی و مقایسه بهتر، به‌روشی که لاروس در مرجع [۱۷] ارائه کرده است، نرمالایز شدند. نرمال‌سازی مطابق فرمول‌های (۷-۹) در بازه [L, H] که در این پژوهش معادل [۰, ۱] انتخاب شده است، انجام شد. بازه انتخاب شده برای نرمال‌سازی داده‌ها مرسوم‌تر است.

$$X^* = mX_i - b \quad (7)$$

$$m = \frac{H-L}{\text{Max}(X) - \text{Min}(X)} \quad (8)$$

$$b = \frac{\text{Max}(X)L + \text{Min}(X)H}{\text{Max}(X) - \text{Min}(X)} \quad (9)$$

در این رابطه X^* متغیر نرمال‌سازی شده و X_i متغیر اصلی است.



شکل ۲. نمودار ارتباط بین سرعت موج برشی با نگارهای تخلخل (الف) سرعت موج تراکمی، (ب) نگار نوترون و (ج) نگار چگالی

برای اجرای مدل سه ورودی سرعت موج تراکمی، نگار نوترون و نگار چگالی در قالب ماتریس‌های ورودی و سرعت موج برشی حاصل از ابزار DSI (داده هدف) به‌عنوان ماتریس خروجی مطلوب شبکه تعیین و برای انجام شبیه‌سازی اعمال می‌شوند. برنامه‌ریزی اصلی الگوریتم بر این اساس است که خطای بین داده هدف و داده تخمین زده شده به‌وسیله الگوریتم، ناچیز شود و در نتیجه مقدار تابع هدف به حداقل ممکن برسد. تابع هدف در این پژوهش به‌صورت میانگین مربع خطا (MSE) تعریف می‌شود، که مقدار ایده‌آل آن صفر است.

$$MSE = \sum_{i=1}^N \frac{1}{N} (V_{S_{real}} - V_{S_{predicted}})^2 \quad (10)$$

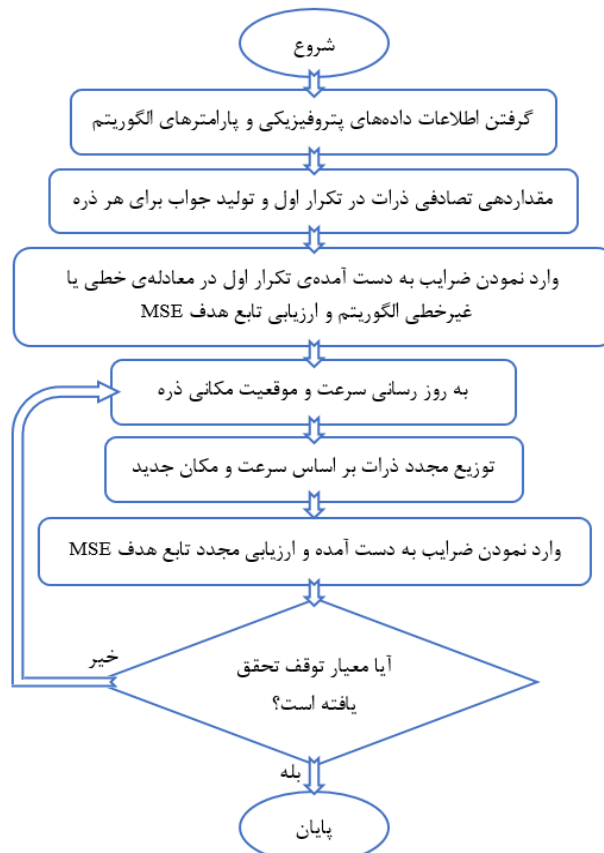
در این معادله MSE میانگین مربع خطا، N تعداد نمونه‌ها، $V_{S_{real}}$ مقدار سرعت موج برشی اندازه‌گیری شده به‌وسیله DSI و $V_{S_{predicted}}$ مقدار سرعت موج برشی پیش‌بینی شده توسط الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات است. تخمین سرعت موج برشی با این الگوریتم با استفاده از دو روش خطی و غیرخطی طراحی شده است، که طبق معادلات (۱۱) و (۱۲) تحقق می‌یابد.

$$V_{S_{predicted}}(LIN) = \alpha_1 * V_p + \alpha_2 * NPHI + \alpha_3 * RHOB + \alpha_4 \quad (11)$$

$$V_{S_{predicted}}(NLIN) = \alpha_1 * V_p^{\beta_1} + \alpha_2 * NPFI^{\beta_2} + \alpha_3 * RHOB^{\beta_3} + \alpha_4 \quad (12)$$

α_1 ، α_2 و α_3 به ترتیب مقادیر ضرایب وزنی و β_1 ، β_2 و β_3 به ترتیب مقادیر ضرایب نمایی برای ورودی‌های V_p ، $NPFI$ و $RHOB$ هستند. α_4 نیز مقدار ثابت معادله است.

در واقع الگوریتم اجتماع ذرات با تغییر مکرر سرعت و موقعیت مکانی ذره سعی در تنظیم این ضرایب وزنی و نمایی دارد. در این راستا سرعت موج برشی پیش‌بینی شده باید کم‌ترین اختلاف را با سرعت موج برشی اندازه‌گیری شده توسط DSI داشته باشد و مقدار MSE به سمت صفر میل کند. شکل ۳ روندنمای کد طراحی شده برای الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات در این پژوهش را نشان می‌دهد. معیار توقف الگوریتم بر مبنای تعداد تکرار و مقدار MSE قابل قبول تنظیم شده است. این بدین معنی است که اگر مقادیر خطا کوچک نباشد، الگوریتم تعداد تکرار را افزایش می‌دهد تا هر دو معیار تحقق یابد. مقادیر قابل قبول MSE برای توقف مدل کم‌تر از ۰/۰۱ تنظیم شده است. جستجوی ذرات برای پیدا کردن ضرایب معادلات (۱۱) یا (۱۲) در بازه $[-3, 3]$ تنظیم شده است. اگرچه پیش‌فرض عوامل یادگیری در سرعت ذره (C_1 و C_2) برابر ۲ است و این مقدار عمومیت نیز دارد، اما کارلیسل و دوزاير در سال ۲۰۰۱ [۱۸] و ترونگوو در سال ۲۰۱۲ [۱۹] اثبات کردند که مقدار پارامتر شناختی (C_1) بزرگ‌تر از پارامتر اجتماعی (C_2) در بروزرسانی سرعت ذرات از این الگوریتم منجر به نتایج بهتری می‌شود. از میان جفت مقادیر بهینه معرفی شده در این پژوهش‌ها، مقادیر ($C_1=2/8$ ، $C_2=1/3$) به دلیل نتایج بهتر برای تنظیم کدنویسی در پژوهش حاضر انتخاب شد. شاخص‌های کد نوشته شده برای الگوریتم اجتماع ذرات در جدول (۱) ارائه شده است.



شکل ۳. روندنمای کد طراحی شده برای الگوریتم اجتماع ذرات

جدول ۱. تنظیم شاخص‌های اصلی الگوریتم اجتماع ذرات

تنظیمات	شاخص‌ها
۵۰۰	(N): اندازه اجتماع ذرات
۴	(D ₁): بعد فضای جستجو در روش خطی
۷	(D ₂): بعد فضای جستجو در روش غیرخطی
۵۰	(K): حداکثر تعداد تکرار الگوریتم
۲/۸	(C ₁): پارامتر شناختی در بروزرسانی سرعت ذرات
۱/۳	(C ₂): پارامتر اجتماعی در بروزرسانی سرعت ذرات
۱	(W _{max}): حداکثر اینرسی وزنی در تکرار اول
۰/۰۵	(α): ضریب کاهش اینرسی وزنی
۰/۱۲	(W _{min}): حداقل اینرسی وزنی در تکرار آخر

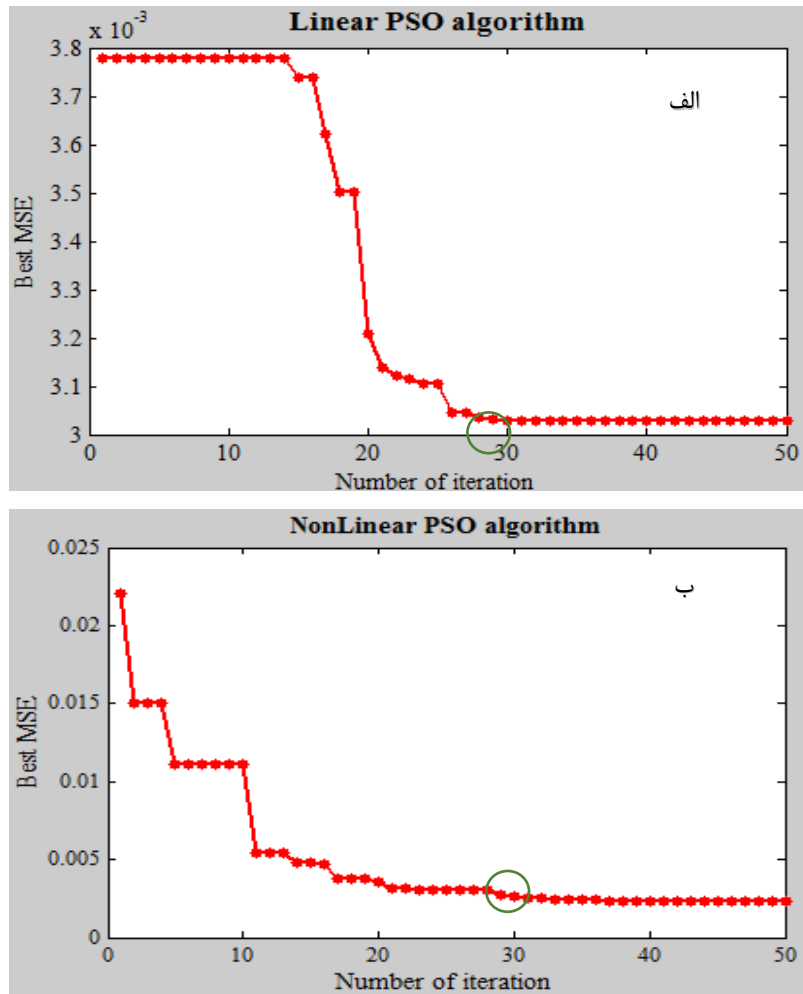
در گام بعدی الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات با داده‌های چاه مدل با دو روش خطی و غیرخطی آموزش داده می‌شود. پس از اجرای برنامه، این الگوریتم بهترین ضرایب را برای روش خطی طبق معادله (۱۳) و برای روش غیرخطی طبق معادله (۱۴) برآورد می‌کند. مقادیر MSE به دست آمده برای داده‌های نرمالایز شده از این دو روش (خطی و غیرخطی) به ترتیب ۰/۰۰۳ و ۰/۰۰۲۳ در مرحله آموزش است. علاوه بر MSE، مقادیر ضریب هم‌بستگی (R²) بین سرعت موج برشی شبیه‌سازی شده و سرعت موج برشی اندازه‌گیری شده با ابزار DSI به عنوان معیاری از کارایی مدل محاسبه شده است. مقادیر R² در مرحله آموزش برای مدل خطی برابر ۰/۹۶۳ و برای مدل غیرخطی ۰/۹۸ است. شکل ۴ مقادیر MSE برآورد شده از این الگوریتم را در مقابل تعداد تکرار تعیین شده نشان می‌دهد. چنان‌که مشاهده می‌شود، این الگوریتم دارای سرعت زیادی در پیدا کردن ضرایب بهینه مسئله است و قبل از تقریباً ۳۰ تکرار در هر دو روش بررسی شده به هم‌گرایی رسیده است.

$$V_{S\text{predicted}}(\text{LIN}) = 0.467 * V_p - 0.111 * \text{NPHI} + 0.110 * \text{RHOB} + 0.285 \quad (13)$$

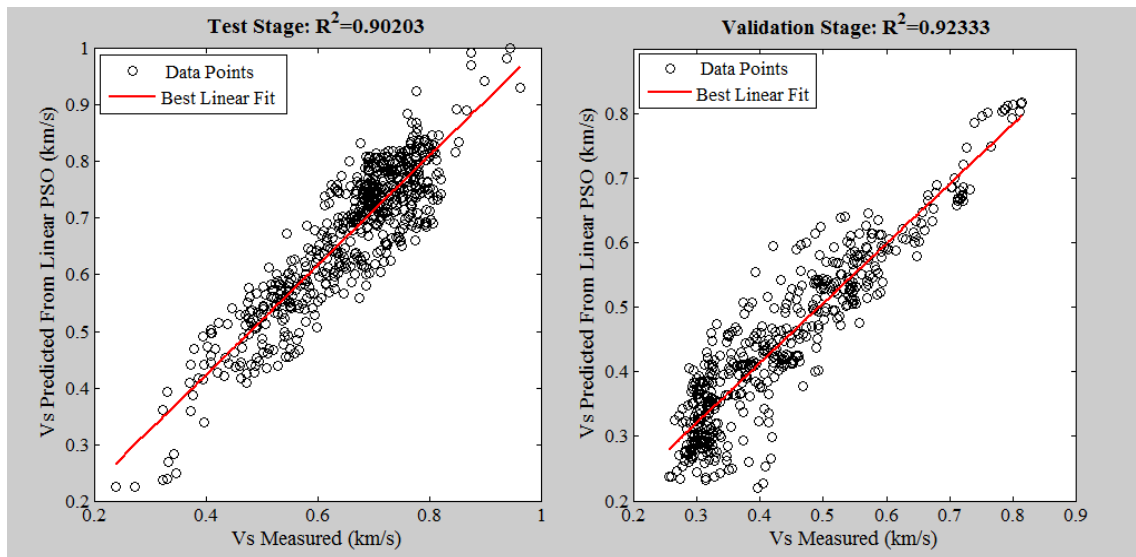
$$V_{S\text{predicted}}(\text{NLIN}) = 0.494 * V_p^{1.227} - 0.26 * \text{NPHI}^{2.975} + 0.344 * \text{RHOB}^{0.345} + 0.147 \quad (14)$$

برای آزمون مدل، سه ورودی نگار نوترون، چگالی و سرعت موج تراکمی از چاه دیگری، تحت دسته داده‌های آزمایش و داده‌های صحت‌سنجی در معادلات (۱۳ و ۱۴) برای تخمین سرعت موج برشی اعمال می‌شوند. از ابتدا، این دسته داده‌ها نیز به همراه داده‌های چاه مدل نرمالایز شده بودند. پس از محاسبه معادلات مربوط، برای روش خطی از الگوریتم اجتماع ذرات مقادیر MSE در داده‌های آزمایش ۰/۰۰۴۵ و برای داده‌های صحت‌سنجی ۰/۰۰۳۶ به دست آمده است. مقادیر ضریب هم‌بستگی در آزمون روش خطی برای داده‌های آزمایش حدود ۰/۹ و داده‌های صحت‌سنجی نیز حدود ۰/۹۲ است، که در شکل ۵ آورده شده است.

در روش غیرخطی از الگوریتم طراحی شده، مقادیر MSE برای داده‌های آزمایش ۰/۰۰۳۲ و داده‌های صحت‌سنجی ۰/۰۰۲۹ محاسبه شد. مقدار ضریب هم‌بستگی چاه آزمون این روش نیز به ترتیب برای داده‌های آزمایش هم‌بستگی حدود ۰/۹۲ و برای داده‌های صحت‌سنجی ۰/۹۵ است (شکل ۶). مقایسه آزمون دو روش خطی و غیرخطی بر اساس معیارهای کارایی مدل‌ها (MSE و R²) نشان می‌دهد که در آموزش برای شبیه‌سازی، هر دو مدل قدرت زیادی داشته و سرعت هم‌گرایی خوبی را نیز نشان می‌دهند (شکل ۴). همچنین مقادیر برآورد شده در مراحل آزمایش و صحت‌سنجی در هر دو مدل خطی و غیرخطی قابل قبول بوده و بیش از ۹۰٪ هم‌بستگی دارد. اما افزودن ضرایب نمایشی طبق معادله (۱۲) سبب بهبود نتایج مدلسازی در روش غیرخطی می‌شود. این بدان معنی است که افزایش ابعاد مسئله طراحی شده می‌تواند ضریب اطمینان را در تخمین سرعت موج برشی چاه‌های دیگر افزایش دهد.

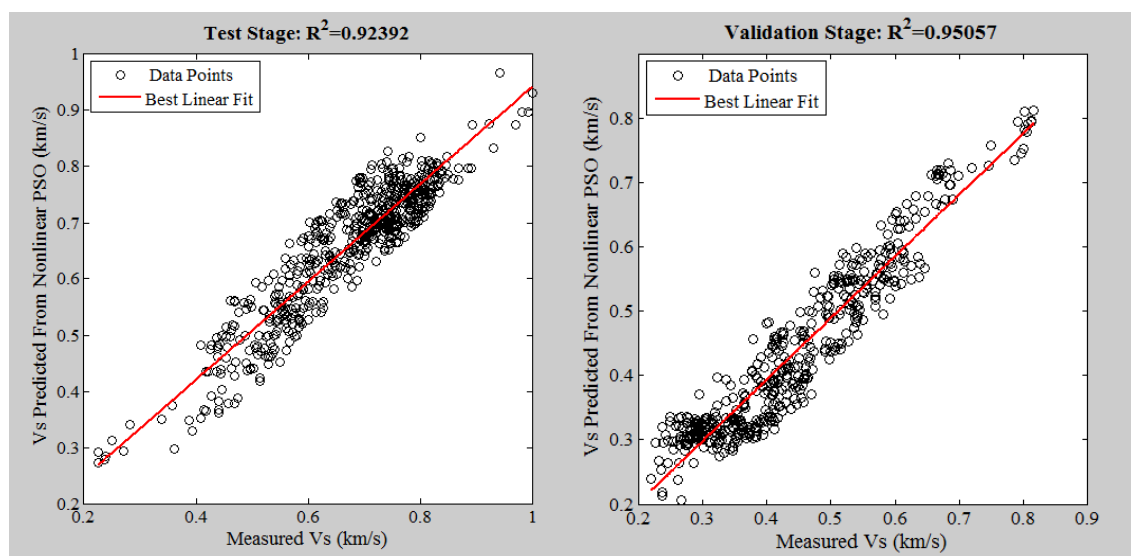


شکل ۴. نمودار هم‌گرایی تابع هدف در تخمین سرعت موج برشی به وسیله الگوریتم اجتماع ذرات، الف) به روش خطی، ب) به روش غیرخطی

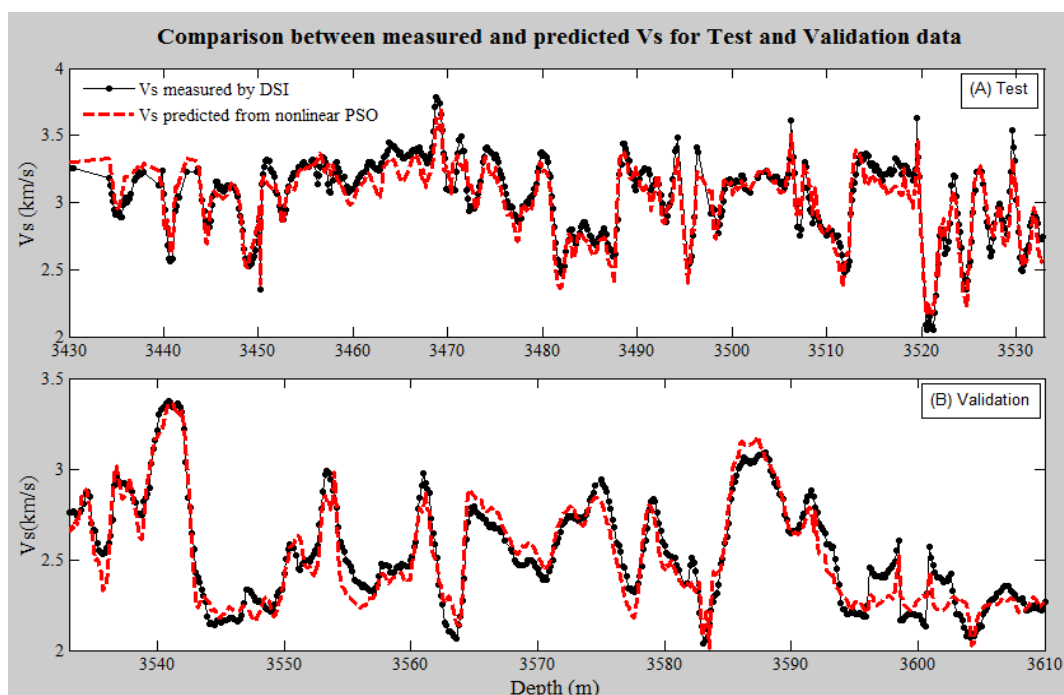


شکل ۵. مقادیر ضریب هم‌بستگی بین Vs حاصل از مدل خطی PSO و Vs اندازه‌گیری شده از DSI در داده‌های آزمایش و صحت‌سنجی

با توجه به عملکرد بهتر مدل غیرخطی، در پژوهش حاضر این مدل به عنوان مدل بهینه تر به منظور ارزیابی خصوصیات سنگ مخزن شناخته می شود. بنابراین نتایج حاصل از این مدل بهینه به صورت گرافیکی ترسیم شده اند. شکل ۷ مقایسه بین سرعت موج برشی به دست آمده از معادلات غیرخطی مشتق شده از الگوریتم اجتماع ذرات و سرعت موج برشی اندازه گیری شده از DSI در داده های چاه آزمون را نشان می دهد. برای وضوح بیشتر، داده های حاصل از مدل دی نرمالایز شده اند. چنان که این شکل نشان می دهد توزیع مقادیر خطا در اعماق مختلف هماهنگ بوده است. این موضوع تأییدکننده آن است که الگوریتم اجتماع ذرات در سنگ شناسی غیریک نواخت هم با سرعت و دقت خوبی توانایی شبیه سازی در تمامی زون ها (آواری و کرناته) را دارد و از این نظر نسبت معادلات تجربی برای زون های همگن برتری دارد. البته باید توجه داشت که نتایج ارائه شده از طریق دو معیار R^2 و MSE توانایی مدل را در شبیه سازی داده های آموزش داده شده، نشان می دهد و به این معنی است که مقادیر احتمالی خطای اندازه گیری حاصل از DSI را شرکت های نفتی باید به آن اضافه کنند. مقایسه نتایج این پژوهش با پژوهش [۶] نشان می دهد که الگوریتم اجتماع ذرات با معادلات هوشمند کاملاً مشابه با روش های الگوریتم ژنتیک و برازش چند متغیره عملکرد بهتری داشته است. کسر حدود ۱۰٪ در هم بستگی مقادیر تخمین زده شده از سرعت موج برشی به وسیله الگوریتم ژنتیک و برازش چند متغیره در بررسی های قبلی را نمی توان فقط به تفاوت داده های آزمایش شده نسبت داد. با توجه به این موضوع که برتری نتایج الگوریتم اجتماع ذرات در این پژوهش با هر دو مدل خطی و غیرخطی نسبت به دو روش نامبرده مشاهده شده است، بنابراین الگوریتم اجتماع ذرات می تواند به عنوان روش بهینه تری نسبت به الگوریتم ژنتیک و برازش چند متغیره معرفی شود. مقایسه این پژوهش با بررسی مرجع [۲۰] نیز نشان می دهد که این روش قابلیت مشابه نسبت به روش الگوریتم کلونی مورچه داشته که در پژوهش آن ها به عنوان مدل بهینه تری نسبت به روش های دیگر هوش مصنوعی برگزیده شده است.



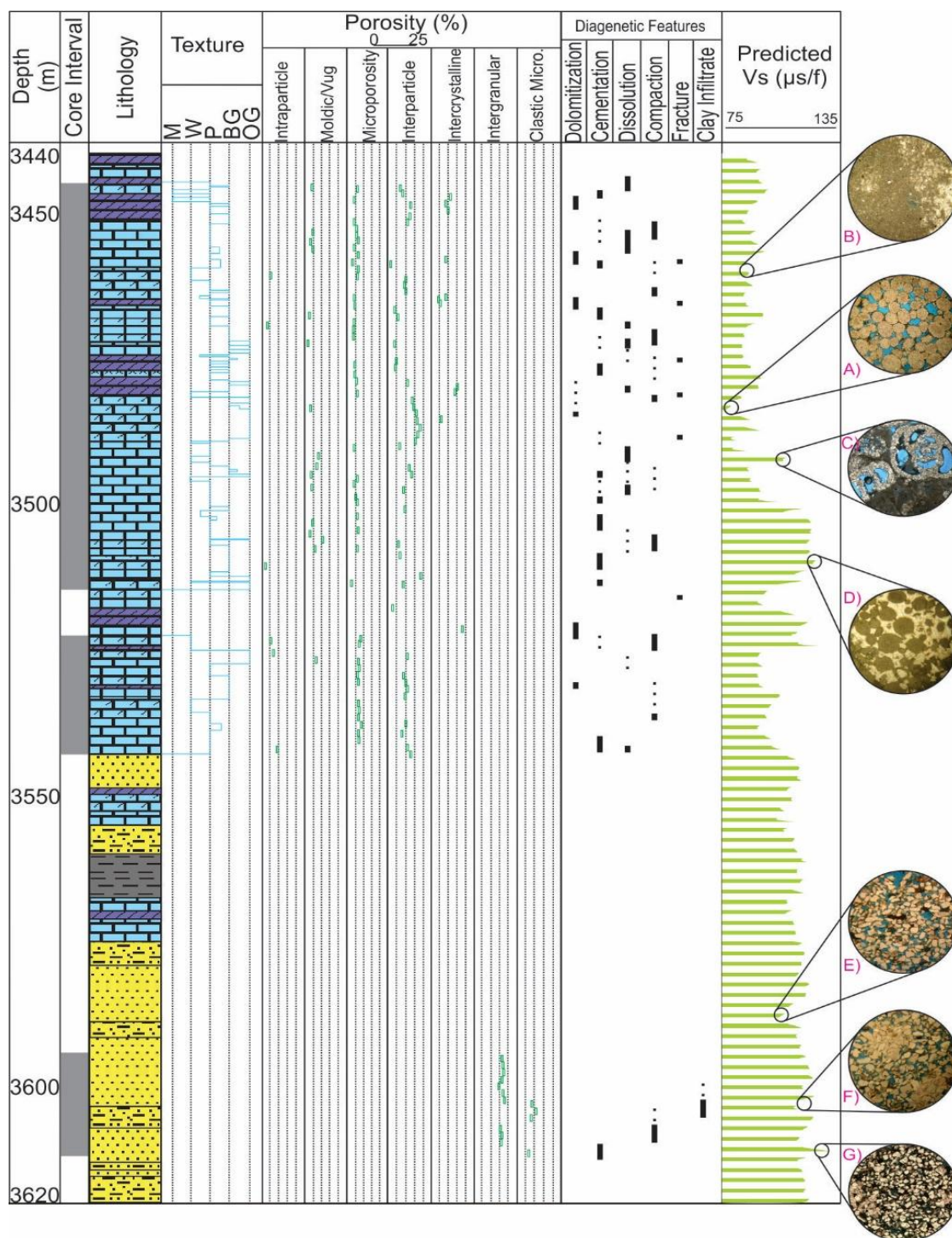
شکل ۶. مقادیر ضریب هم بستگی بین Vs حاصل از مدل غیرخطی PSO و Vs اندازه گیری شده از DSI در داده های تست و صحت سنجی



شکل ۷. مقایسه نموداری بین Vs اندازه‌گیری شده به‌وسیله DSI و Vs برآورد شده از الگوریتم غیرخطی اجتماع ذرات در دسته داده‌های آزمایش (A) و دسته داده‌های صحت‌سنجی (B)

بعضی از خصوصیات الاستیکی سنگ‌های مختلف رسوبی وابسته به‌نوع رخساره و تغییرات دیاژنزی است. چنان‌که گفته شد این پارامترها از طریق مقدار و نوع تخلخل رفتار الاستیک سنگ را تحت تأثیر قرار می‌دهد. در این پژوهش سرعت موج برشی تخمینی با تغییرات رسوب‌شناختی مانند لیتولوژی، بافت، نوع منافذ و دیاژنز تطابق خوبی نشان می‌دهد (شکل ۸). در قسمت‌هایی از چاه که دارای داده مغزه بود تغییرات موج برشی تخمینی با تغییرات رسوب‌شناسی بررسی شد. به‌طوری‌که در رخساره اوئید گرین استون کربناته با تخلخل زیاد سرعت موج به‌شدت کاهش پیدا می‌کرد (شکل ۸ A). در رخساره وکستون و مادستون لاگون همراه با منافذ نوع میکروتخلخل و بین ذره‌ای سرعت موج تخمینی مقادیر حدواسط را نشان می‌دهد (شکل ۸ B) بخش‌های زیادی از واحدهای کربناته مخزن مورد نظر چنین خصوصیتی را نشان می‌دهد. در رخساره‌های پکستونی و اینتراکلاستیک گرین‌ستون که سیمانی شدن و انحلال از مهم‌ترین فرایندها هستند این رخساره است سرعت موج برشی تخمینی در این رخساره بیش‌ترین مقادیر را نشان می‌دهد (شکل ۸ C). سیمان‌های کلسیتی و گاهاً انیدریتی در فضای بین بلوری دولومیت‌ها یکی از مهم‌ترین عوامل افزایش سرعت است (شکل ۸ D). در بخش ماسه سنگی سازند آسماری در رخساره ماسه سنگ کوارتز آرنایتی دانه درشت با تخلخل زیاد (۳۵ درصد) مقادیر سرعت به‌شدت کاهش می‌یابند و در واقع کم‌ترین مقادیر سرعت در مخزن را شامل می‌شود (شکل ۸ E). در رخساره ماسه سنگی دانه متوسط تا ریز کوارتز وکی و مادستون ماسه‌ای با جورشدگی ضعیف که به‌صورت بخشی از گل فیلتر شده یا ندرتاً سیمانی شده که منافذ بین دانه‌های متوسط تا ریز (meso and micropores) دارای سرعت موج برشی متوسط است (شکل ۸ F). در واحدهای بسیار کمی که به‌ندرت هم دیده می‌شود ماسنگ با سیمان کربناته یا دولومیتی به‌طور کامل سیمانی شده است که مقادیر سرعت در این واحدها نیز به‌شدت افزایش پیدا می‌کند (شکل ۸ G). به‌طور کلی مقادیر سرعت موج برشی توالی‌های کربناته نسبت به بخش ماسه‌سنگی سازند بسیار

بیشتر بوده است. شکل (۸) نشان می‌دهد که موج برشی تخمینی با الگوریتم اجتماع ذرات در یک سازند ناهمگن تقریباً روند خوبی با تغییرات لیتولوژی نشان می‌دهد.



شکل ۸. تطابق بین سرعت موج برشی تخمینی و خصوصیات لیتولوژیک و رسوب‌شناختی آن در مخزن ناهمگن آسماری، (A) اوبید گرین‌استون با تخلخل زیاد و سرعت اندک، (B) مادستون و وکستون لاگون همراه با ریز تخلخل و سرعت متوسط، (C) پکستون و بایوکلاستیک گرین‌استون همراه با انحلال و سیمانی شدن وسیع، سرعت موج برشی زیاد، (D) گرین‌استون با سیمان گسترده انیدریت و کلسیت، سرعت بسیار زیاد، (E) کوارتز آرنایت دانه درشت با تخلخل زیاد و سرعت اندک، (F) کوارتز وک دانه متوسط تا ریز با سرعت متوسط، (G) کوارتز آرنایت با سیمان کلسیتی و دولومیتی با سرعت زیاد

نتیجه‌گیری

هدف اصلی این پژوهش بررسی توانمندی روش هوشمند الگوریتم اجتماع ذرات بوده است، که به‌منظور برقراری ارتباط بین داده‌های ژئومکانیکی مخزن همانند سرعت موج برشی، سرعت موج تراکمی و نگارهای چاه‌پیمایی استفاده شده است. داده‌های این پژوهش مرتبط با مخزن آسماری از دو چاه در یکی از میداين جنوب‌غرب ایران بوده است. بررسی داده‌های ورودی انتخاب شده برای ساخت مدل، نشان می‌دهد که سرعت موج تراکمی، نگار نوترون و نگار چگالی ضریب هم‌بستگی خوبی با سرعت موج برشی دارند. الگوریتم اجتماع ذرات در این پژوهش به دو صورت خطی و غیرخطی به‌کارگرفته شد. نتایج حاصل از ساخت سرعت موج برشی در چاه آزمون بیان‌گر این بود که مدل غیرخطی نسبت به مدل خطی برتری دارد و ضریب اطمینان بیشتری را در تخمین سرعت موج برشی نشان می‌دهد. مقادیر R^2 و MSE برای مرحله صحت‌سنجی مدل غیرخطی به‌ترتیب حدود ۰/۰۰۲۹ و ۰/۹۵ است. به‌طور کلی می‌توان گفت الگوریتم اجتماع ذرات سرعت هم‌گرایی بسیار زیادی نسبت به سایر الگوریتم‌های بر پایه جمعیت داشته و چنان‌که نتایج این پژوهش نشان داد در کم‌تر از ۳۰ تکرار قادر به تخمین سرعت موج برشی با دقتی قابل قبول است. سازند آسماری در میدان نفتی بررسی شده، دارای سنگ‌شناسی غیریک‌نواخت است و شامل زون‌هایی با سنگ‌های کربناته، ماسه‌سنگی و شیلی است، که این نیز تأییدکننده عملکرد بسیار موفق الگوریتم اجتماع ذرات است. این موضوع به این معنا است که الگوریتم اجتماع ذرات قدرت تعمیم‌پذیری زیادی از لیتولوژی‌های مختلف دارد و بنابراین برای مخازن ناهمگن به‌خوبی پاسخگو خواهد بود.

منابع

۱. نجیبی علیرضا، غفوری محمد، لشکری‌پور غلامرضا، "حذف اثر فشار همه‌جانبه بر سرعت امواج الاستیک سنگ مطالعه موردی: سازند سروک"، مجله زمین‌شناسی کاربردی پیشرفته، شماره ۱۱ (۱۳۹۳) ۳۰-۳۶.
2. Greenberg M.L., Castagna J.P., "Shear wave velocity estimation in porous rocks: theoretical formulation, preliminary verification and applications", *Geophys. Prospect.*, 40 (1992) 195-209.
3. Lim J.S., "Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea", *J Petrol Sci Eng*, 49 (2005) 182-192.
4. Rezaee R., Kadkhodaie-Ilkhchi A., Barabadi A., "Prediction of shear wave velocity from petrophysical data utilizing intelligent systems: An example from a sandstone reservoir of Carnarvon Basin, Australia", *J Petrol Sci Eng*, 55 (2007) 201-212.
5. Rajabi M., Bohloli B., Gholampour Ahangar E., "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)", *Comput Geosci*, 36(5) (2010) 647-664.
6. Moatazedian I., Rahimpour-Bonab H., Kadkhodaie-Ilkhchi A., Rajoli M.R., "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) (2011) 1-17.
7. Akhundi H., Ghafoori M., Lashkaripour G.R., "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. Geology*, 4 (2014) 303-313.
8. Kadkhodaie-Ilkhchi A., "A systematic approach for estimation of reservoir rock properties using Ant Colony Optimization", *Geopersia*, 5(1) (2015) 7-17.
9. Zhang J.J., Bentley L.R., "Pore geometry and elastic moduli in sandstones", *CREWES Res Rep*, (2003) 1-15.
10. Esrafil-Dizaji B., Rahimpour-Bonab H., "Effects of depositional and diagenetic characteristics on carbonate reservoir quality: a case study from the South Pars gas field in the Persian Gulf", *Petroleum Geoscience*, 15 (4) (2009) 325-344.
11. Kennedy J., Eberhart R.C., "Particle swarm optimization", *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 4, IEEE press (1995) 1942-1948.
12. Marini F., Walczak B., "Particle swarm optimization (PSO). A tutorial", *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 149 (2015) 153-165.
۱۳. عبدی‌زاده هدی، کدخدائی علی، شایسته مسعود، "ساخت نگار کل کربن آلی (TOC) از داده‌های چاه‌پیمایی به‌کمک تکنیک الگوریتم ژنتیک در میدان نفتی اهواز". پژوهش‌های چینه‌نگاری و رسوب‌شناسی، جلد ۲۸، شماره ۴ (۱۳۹۳) ۹۵-۱۱۰.
14. Nourafkan A., Kadkhodaie-Ilkhchi A., "Shear wave velocity estimation from conventional well log data using a hybrid ant colony-fuzzy inference system: A case study from Cheshmeh-Khosh oilfield", *J Petrol Sci Eng*, Vol. 127 (2015) 459-468.
15. Kamali M.R., Mirshady A.A., "Total organic carbon content determined from well logs using $\Delta \log R$ and neuro fuzzy techniques", *J Petrol Sci Eng*, 45 (2004) 141-148.
16. Schlumberger, "Log Interpretation: Principles/Applications. Schlumberger Wireline and Testing", 225 Schlumberger Drive, Sugar Land, Texas No. 77478 (1989).
17. Larose D.T., "Discovering knowledge in data: an introduction to data mining", Second Edition, Jhon Wiley & Sons Inc (2014) 240.
18. Carlisle A., Dozier G., "An off-the-shelf PSO, Proc. Proceedings of the Workshop on Particle Swarm Optimization", Indianapolis, IN (2001) 1-6.
19. Truong Vu V., "A comparison of Particle Swarm Optimization and Differential Evolution", *Int. J. Soft Comput.*, 3 (3) (2012) 13-30.
۲۰. نورافکن امیر، سلیمانی بهمن، کدخدائی علی، "ساخت نمودار سرعت موج برشی با بهره‌گیری از الگوریتم کلونی مورچه و استفاده از داده‌های چاه‌پیمایی در میدان نفتی چشمه‌خوش"، پژوهش نفت، شماره ۸۵-۱ (۱۳۹۴) ۱۹۳-۲۰۳.