

بررسی و مقایسه روش‌های مرسوم تخمین تخلخل با استفاده از داده‌های لرزه‌نگاری در یکی از میادین نفتی خلیج فارس

احسن لیثی و رضا فلاح^{*}

دانشکده مهندسی نفت و گاز، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۲/۲۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۳/۱۷

چکیده

تخلخل یکی از پارامترهای مهم در ارزیابی ذخیره و توسعه یک مخزن هیدروکربنی است. این پارامتر پتروفیزیکی به صورت مرسوم توسط داده‌های مغزه و لاگ اندازه‌گیری یا محاسبه می‌شود. استفاده از داده‌های لرزه‌نگاری برای تخمین پارامترهای پتروفیزیکی مابین چاه‌ها، یکی از موضوعات مهم و قابل توجه در صنعت نفت و گاز است. در این مطالعه، ابتدا با استفاده از تلفیق داده‌های چاه‌نگاری و داده‌های لرزه‌نگاری سه‌بعدی پس از برانبارش مربوط به یکی از میادین نفتی خلیج فارس، وارون‌سازی لرزه‌ای با استفاده از روش وارون‌سازی براساس مدل و روش وارون‌سازی خارهای پراکنده انجام گرفت. همبستگی و خطای روش وارون‌سازی خارهای پراکنده به ترتیب برابر ۹۸ و ۱۹٪ بوده است، درحالی‌که در روش وارون‌سازی براساس مدل به ترتیب برابر ۸۸ و ۴۷٪ است. در مرحله بعد، با استفاده از سه روش چند نشان‌گر لرزه‌ای، شبکه عصبی احتمالاتی و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی تخمین تخلخل انجام شد. روش شبکه عصبی احتمالاتی ۹۱٪ همبستگی بین داده‌های آموزشی و ۷۱٪ همبستگی بین داده‌های اعتبارسنجی ارائه داده است که جواب بهتری نسبت به دو روش دیگر بوده است. بنابراین، پیشنهاد می‌گردد برای تخمین تخلخل از داده‌های لرزه‌نگاری در میادین با زمین‌شناسی مشابه، از این روش استفاده گردد.

کلمات کلیدی: سرشت نمایی مخازن، وارون‌سازی لرزه‌ای، مقاومت صوتی، نشان‌گر لرزه‌ای، شبکه‌های عصبی مصنوعی

مقدمه

می‌دهند، به همین خاطر توزیع این پارامتر در فواصل بین چاه‌ها تخمین زده می‌شود که برای این منظور می‌توان از داده‌های لرزه‌ای بهره برد [۱]. داده‌های چاه دقت عمودی خوبی دارند ولی فضای اندکی از یک مخزن را پوشش می‌دهند و با توجه به پیچیدگی‌های زمین‌شناسی نمی‌توان این اطلاعات را به‌سادگی به کل مخزن تعمیم داد [۲].

تخلخل یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های مخزنی است که تعیین توزیع آن نقش به‌سزایی در حفر چاه‌های اکتشافی، توسعه‌ای و تولیدی دارد. راه مستقیم برای تعیین این پارامتر در مخازن حفر چاه است ولی چاه‌ها محدوده اندکی از یک مخزن را پوشش

*مسئول مکاتبات

آدرس الکترونیکی rezafalahat@sut.ac.ir

شناسه دیجیتال: (DOI: 10.22078/pr.2021.4438.3007)

روی نشان‌گرهای لرزه‌ای و با استفاده از روش شبکه عصبی تخمین زدند و نتیجه گرفتند که استفاده از روش شبکه عصبی برای تخمین تخلخل از دقت بیشتری برخوردار است [۷]. آرش و کیلی و همکاران، نتایج حاصل از وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای دو بعدی میدان نفتی هنديجان و بهرگانسر را به روش‌های مختلف مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که روش وارون‌سازی براساس مدل دارای میزان تفکیک‌پذیری بالاتری نسبت به روش وارون‌سازی خارهای پراکنده است [۸]. اشرف قنبری و محمد علی ریاحی، با استفاده از روش چند نشان‌گر لرزه‌ای و شبکه‌های عصبی تخلخل را تخمین زدند و نتیجه گرفتند که استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی از تطابق بالایی برخوردار است [۹]. داس و همکاران، با محاسبه امیدانس صوتی از روی وارون‌سازی لرزه‌ای، به تخمین پارامترهای پتروفیزیکی پرداختند [۱۰]. گوگوئی و چاترجی، با استفاده از روش چند نشان‌گر لرزه‌ای و شبکه‌های عصبی، پارامترهای پتروفیزیکی را تخمین زدند و نتیجه گرفتند که روش‌های شبکه‌های عصبی از دقت بیشتری برخوردار هستند [۱۱]. هدف از این مقاله، تخمین امیدانس صوتی با استفاده از روش‌های مختلف وارون‌سازی و مقایسه صحت این روش‌ها است. در ادامه تخمین تخلخل از روی نشان‌گرهای لرزه‌ای با استفاده از سه روش مرسوم صنعتی انجام و صحت و دقت آن‌ها مورد تحلیل و آنالیز قرار خواهد گرفت تا منجر به معرفی الگوریتم مناسب برای مخازن مشابه گردد.

معرفی داده‌ها و نرم‌افزار استفاده شده

منطقه مورد مطالعه، یکی از میادین نفتی خلیج فارس است. این میدان نفتی، در شمال غربی خلیج فارس و در فروفاتدگی دزفول قرار دارد. این میدان در سال ۱۳۴۷ هجری شمسی با حفاری اولین چاه کشف شد [۱۲].

داده‌های لرزه‌ای، حد قابل ثبت عمودی نسبتاً کمتری در مقایسه با نگاره‌های چاه دارند ولی در جهت افقی کل محدوده مخزن را پوشش می‌دهند، لذا برای تخمین پارامترهای پتروفیزیکی مخزن از جمله تخلخل، می‌توان از ترکیب این دو دسته از اطلاعات استفاده کرد [۳]. نشان‌گرهای لرزه‌ای^۱ توابع ریاضی مشتق شده از داده‌های لرزه‌ای هستند که در حوزه زمان و فرکانس از داده‌های لرزه‌ای استخراج می‌شوند [۳]. امروزه از نشان‌گرهای لرزه‌ای به‌طور گسترده برای پیش‌بینی خصوصیات لیتولوژی و پتروفیزیکی مخازن استفاده می‌شود و کاربردهای فراوانی در زمینه اکتشافات گسترده هیدروکربنی دارند [۴]. هدف اصلی از مطالعه نشان‌گرها، فراهم کردن اطلاعات دقیق از جزئیات ساختارها، چینه‌شناسی و پارامترهای سنگ‌شناسی جهت اکتشافات لرزه‌ای است [۵]. در بیانی دیگر، نشان‌گرهای لرزه‌ای تمامی اطلاعات به‌دست آمده از داده‌های لرزه‌ای، با به‌کارگیری روش‌های مستقیم و یا استدلال‌های منطقی و تجربی هستند. این اطلاعات پایه‌ای شامل زمان، دامنه، فرکانس و جذب انرژی هستند و این خصوصیات پایه‌ای طبقه‌بندی نشان‌گرها را ممکن می‌سازند [۶]. در سالیان گذشته کارهای زیادی در زمینه تخمین پارامترهای پتروفیزیکی از روی نشان‌گرهای لرزه‌ای انجام گرفته است. همپسون و همکاران، روش‌های برآزش چندگانه و شبکه عصبی احتمالاتی^۲ را برای تخمین تخلخل از روی نشان‌گرهای لرزه‌ای با هم مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که استفاده از روش شبکه عصبی احتمالاتی به‌خاطر راحتی و دقت محاسبات، بهتر از روش برآزش چندگانه است [۳]. راسل، ضمن بررسی کامل روش‌های خطی و غیرخطی در تبدیل نشان‌گرهای لرزه‌ای، به تخمین تخلخل پرداخت و شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی^۳ را به‌عنوان روشی مفید برای تخمین تخلخل که ترکیبی از روش‌های خطی و غیرخطی است معرفی کرد [۱]. لیت و ویدال، تخلخل را از

1. Seismic Attribute
2. Probabilistic Neural Network
3. Radial Basic Functions

(تخلخل، اشباع‌شدگی و...) است [۱۴]. به عبارت دیگر، وارون‌سازی روشی است که در آن می‌توان با استفاده از اطلاعات لرزه‌ای به‌عنوان ورودی، به یک مدل زمین‌شناسی به‌عنوان خروجی دست یافت [۱۵]. در واقع، وارون‌سازی لرزه‌ای تبدیل داده‌های لرزه‌ای به امپدانس صوتی در محل هر تریس لرزه‌ای است. در مقایسه با داده‌های لرزه‌ای، نتایج حاصل از وارون‌سازی قدرت تفکیک بالاتری داشته و تفاسیر دقیق‌تری را پشتیبانی می‌کنند [۱۶]. در وارون‌سازی لرزه‌ای، با واهمامیخت^۲ موجک و ردلرزه‌ای، سری‌های بازتابی حاصل و امپدانس صوتی محاسبه می‌شود [۱۷]. به‌طور کلی، روش‌های وارون‌سازی لرزه‌ای به دو دسته روش‌های پیش از برانبارش و پس از برانبارش تقسیم می‌شوند. روش‌های پس از برانبارش عمدتاً شامل روش‌های بانده محدود، براساس مدل و خارهای پراکنده است [۸]. در این مطالعه، از دو روش مرسوم در صنعت نفت و گاز (روش وارون‌سازی براساس مدل^۸ و روش خارهای پراکنده^۹) برای محاسبه امپدانس صوتی استفاده شده است. وارون‌سازی لرزه‌ای به‌طور کامل با استفاده از نرم‌افزار همپسان-راسل انجام گردید و امپدانس صوتی محاسبه شده به‌صورت یک فایل استاندارد ذخیره شد تا در مازول ایمرج از آن به‌عنوان یک نشان‌گر خارجی^{۱۰} برای تخمین تخلخل استفاده شود.

تخمین تخلخل با استفاده از نشان‌گرهای لرزه‌ای (روش چند نشان‌گر لرزه‌ای^{۱۱})

دلایل استفاده از نشان‌گرهای لرزه‌ای به‌جای داده‌های لرزه‌ای خام در تخمین پارامترهای پتروفیزیکی این است.

به منظور تخمین تخلخل، اطلاعاتی از میدان نفتی مورد مطالعه که شامل نگارهای صوتی، چگالی، تخلخل، داده‌های لرزه‌ای سه‌بعدی پس از برانبارش، سرسازندها، افق‌های لرزه‌ای و داده‌های چکشات است، فراهم گردید. داده‌های چکشات برای هم دامنه نمودن داده‌های چاه با داده‌های لرزه‌ای و تبدیل عمق به زمان استفاده می‌شوند. در این مطالعه، برای تخمین تخلخل از نرم‌افزار ژئوفیزیکی همپسان-راسل استفاده شده است. ابتدا در مازول استراتا، وارون‌سازی لرزه‌ای انجام گرفت و امپدانس صوتی محاسبه شد، سپس از امپدانس صوتی محاسبه شده به‌عنوان یک نشان‌گر خارجی که ارتباط مشخصی با تخلخل دارد، در مازول ایمرج برای تخمین تخلخل استفاده شده است.

روش کار

گره زدن لرزه‌ای^۱ و استخراج موجک^۲

برای انجام تطابق بین نگارهای چاه‌پیمایی و داده‌های لرزه‌ای، ابتدا موجک لرزه‌ای استخراج می‌شود که در این مطالعه با استفاده از روش آماری استخراج گردید. سپس در محل هر چاه به شعاع معلوم، لرزه‌نگاشت مرکب^۳ و لرزه‌نگاشت مصنوعی^۴ تهیه می‌شود. به منظور ساخت لرزه‌نگاشت مصنوعی، از حاصل ضرب نگارهای سرعت و چگالی، نگار امپدانس صوتی محاسبه می‌شود و سپس ضریب بازتاب^۵ محاسبه شده و با همامیخت^۶ موجک لرزه‌ای، لرزه‌نگاشت مصنوعی ایجاد می‌گردد [۱۳]. تطابق بین لرزه‌نگاشت مرکب و لرزه‌نگاشت مصنوعی برای تمامی چاه‌ها (هفت چاه) انجام شده است. به‌عنوان نمونه در شکل ۱ تطابق بین لرزه‌نگاشت مرکب و لرزه‌نگاشت مصنوعی در چاه شماره ۳ میدان نفتی مورد مطالعه نشان‌دهنده ۷۱٪ همبستگی است.

انجام وارون‌سازی لرزه‌ای

هدف از وارون‌سازی لرزه‌ای، محاسبه امپدانس صوتی جهت تخمین داده‌های سه‌بعدی از خواص فیزیکی

1. Seismic Synthetic Tie

2. Wavelet

3. Composite Trace

4. Synthetic Seismogram

5. Reflection Coefficient

6. Convolution

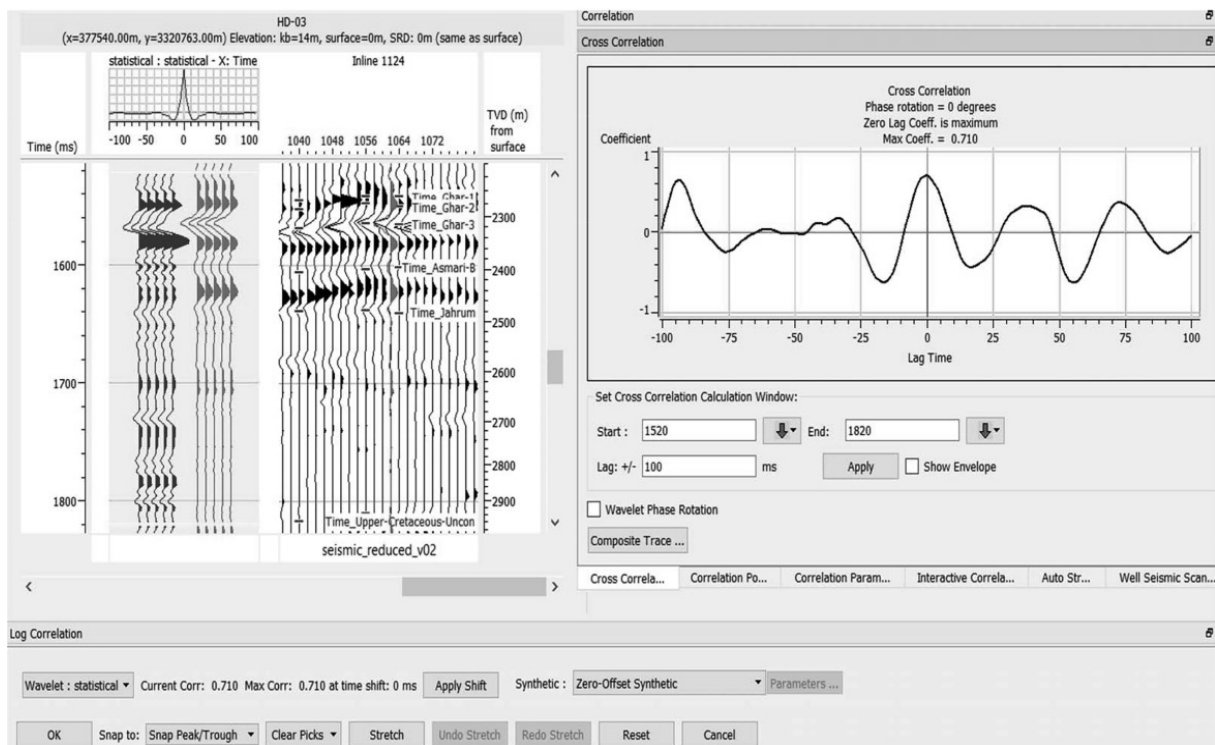
7. Deconvolution

8. Model Base

9. Sparse Spike

10. External Attribute

11. Seismic Multiple-Attribute Method



شکل ۱ انجام تطابق بین لرزه‌نگاشت مصنوعی و لرزه‌نگاشت واقعی در چاه شماره سه

استفاده از نشان‌گرهای متعدد لرزه‌ای و با استفاده از نرم‌افزار همپسان-راسل تخمین‌زده شد.

تخمین تخلخل با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی

در این قسمت، تخلخل با استفاده از دو روش مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی و با استفاده از نرم‌افزار همپسان-راسل تخمین‌زده شد (شبکه عصبی احتمالاتی^۳ و شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی^۴). پارامترهای ورودی و خروجی استفاده شده جهت تخمین تخلخل در هر دو روش یکسان است. برای تخمین تخلخل با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، باید به مقدار کافی داده برای آموزش شبکه در دسترس باشد. در این مطالعه، از نشان‌گرهای لرزه‌ای به‌عنوان ورودی، و از لاگ تخلخل در محل هر چاه به‌عنوان خروجی برای آموزش شبکه استفاده شده است.

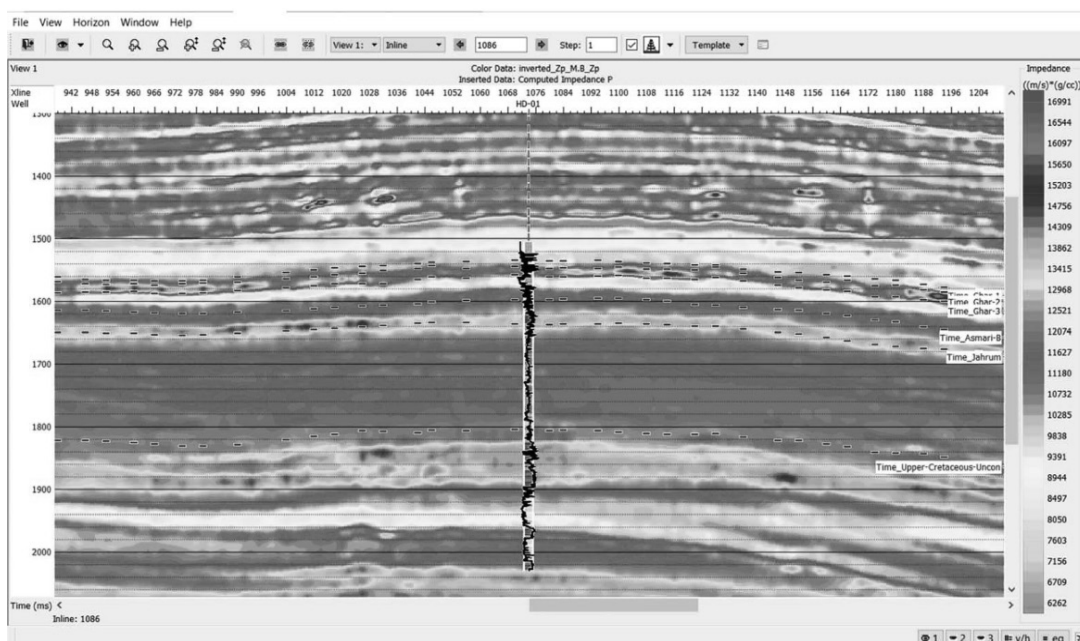
که نشان‌گرهای لرزه‌ای توانایی تخمین روابط غیرخطی بین داده‌های لرزه‌ای و پارامتر هدف را بهتر داشته و قادر به شناخت دقیق‌تر الگوها هستند [۳]. برای تخمین تخلخل با استفاده از نشان‌گرهای لرزه‌ای، بایستی به تعداد دلخواه نشان‌گر لرزه‌ای به نرم‌افزار وارد شود. سپس، نرم‌افزار با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل^۱، تعداد بهینه نشان‌گر را به منظور تخمین تخلخل ارائه می‌دهد [۱۸]. پارامتر دیگری که در اینجا باید به آن توجه شود، طول عملگر^۲ است که برای از بین بردن اختلاف فرکانس موجود بین داده‌های لرزه‌ای و داده‌های چاه به‌کار می‌رود [۱۹]. در روش اعتبارسنجی متقابل، هنگامی که خطای اعتبارسنجی به کمترین میزان خود می‌رسد، تعداد نشان‌گر بهینه مشخص می‌شود [۲۰]. در این مطالعه، از امپدانس صوتی محاسبه شده از روش وارون‌سازی براساس مدل و با استفاده از روش وارون‌سازی خارهای پراکنده و همچنین، از ۱۰ نشان‌گر لرزه‌ای با طول عملگر ۱۷ استفاده شده است و تخلخل با

1. Cross Validation
2. Operator Length
3. Propabilistic Neural Network
4. Radial Basic Function Neural Network

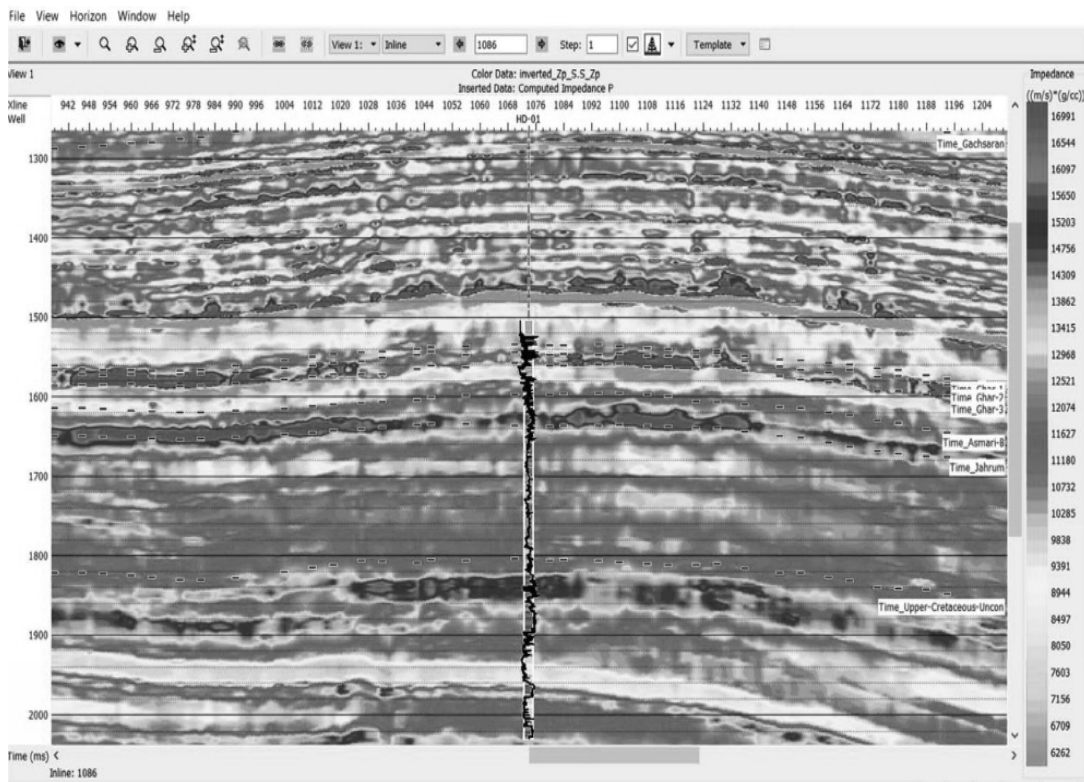
بحث و نتایج

وارون‌سازی لرزه‌ای، روشی است که با تلفیق داده‌های چاه‌پیمایی و داده‌های لرزه‌ای قدرت تفکیک و صحت مدل مخزن را بهبود می‌بخشد. با استفاده از وارون‌سازی لرزه‌ای، امیدانس صوتی محاسبه می‌شود که نشان‌دهنده تغییر در جنس لایه‌های زمین است. امیدانس صوتی یکی از نشان‌گرهای لرزه‌ای مهم برای تخمین تخلخل است. این نشان‌گر لرزه‌ای که از حاصل ضرب سرعت در چگالی به دست می‌آید، ارتباط مشخصی با تخلخل دارد. هر چه قدر امیدانس صوتی بیشتر باشد، تخلخل کمتر است و برعکس. در این مطالعه، با تلفیق داده‌های چاه‌پیمایی و داده‌های لرزه‌ای، وارون‌سازی لرزه‌ای با استفاده از روش وارون‌سازی براساس مدل و روش وارون‌سازی خارهای پراکنده انجام گرفت و امیدانس صوتی محاسبه شد. مقدار میانگین همبستگی و خطا در کل چاه‌ها در روش وارون‌سازی خارهای پراکنده به ترتیب ۹۸ و ۱۹٪ است در حالی که در روش وارون‌سازی براساس مدل، مقدار میانگین همبستگی و خطا در کل چاه‌ها به ترتیب ۸۸ و ۴۷٪ است. در شکل ۲ مقطع امیدانس

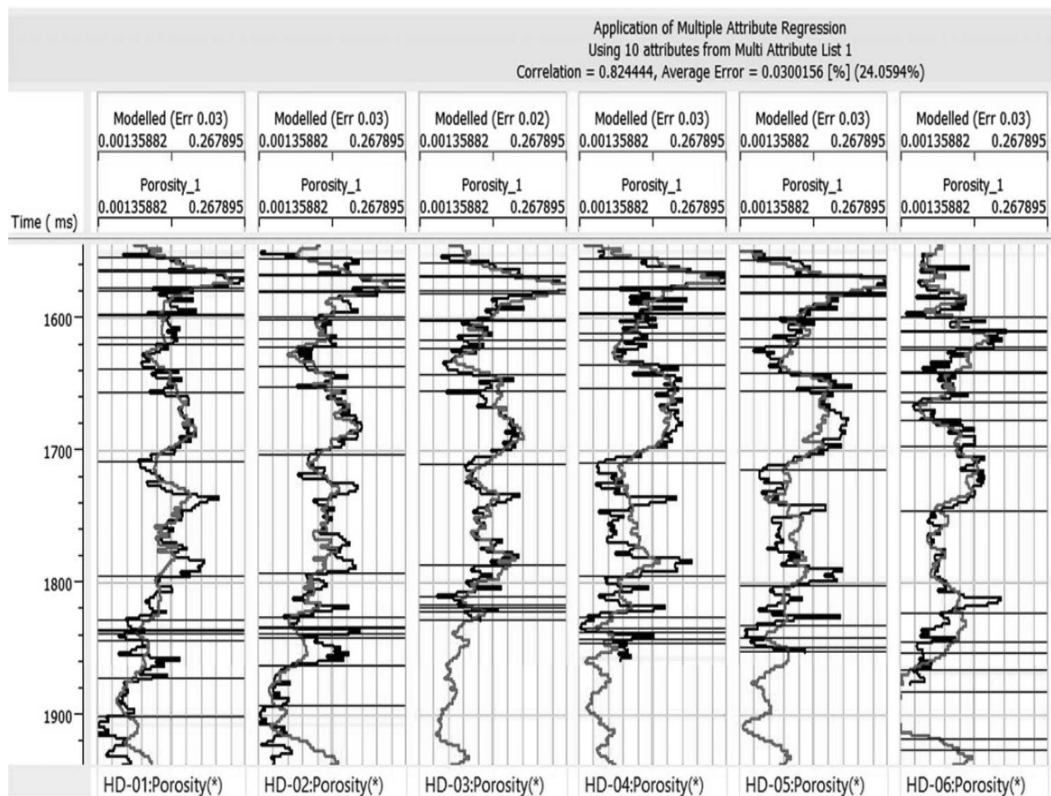
صوتی نهایی حاصل از روش وارون‌سازی براساس مدل و در شکل ۳ مقطع امیدانس صوتی نهایی حاصل از روش وارون‌سازی خارهای پراکنده نشان داده شده است. امیدانس صوتی محاسبه شده از روش وارون‌سازی خارهای پراکنده به دلیل همبستگی بیشتر و خطای کمتر دقیق‌تر بوده و جزئیات بیشتری نسبت به روش وارون‌سازی براساس مدل نشان می‌دهد. در ادامه، از سه روش مختلف (چند نشان‌گر لرزه‌ای، شبکه عصبی احتمالاتی و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی) برای تخمین تخلخل از روی نشان‌گرهای لرزه‌ای استفاده شده است. در همه روش‌های استفاده شده برای تخمین تخلخل در این مطالعه، هم از امیدانس صوتی محاسبه شده از روش وارون‌سازی براساس مدل و هم از امیدانس صوتی محاسبه شده از روش وارون‌سازی خارهای پراکنده و همچنین، از ۱۰ نشان‌گر لرزه‌ای با طول عملگر ۱۷ استفاده شده است. روش چند نشان‌گر لرزه‌ای، شبکه عصبی احتمالاتی و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی به ترتیب ۸۲، ۹۱ و ۸۷٪ همبستگی بین تخلخل واقعی و تخمین‌زده شده ارائه داده است. نتایج حاصل از روش‌های استفاده شده برای تخمین تخلخل در شکل‌های ۴، ۵ و ۶ آورده شده است.



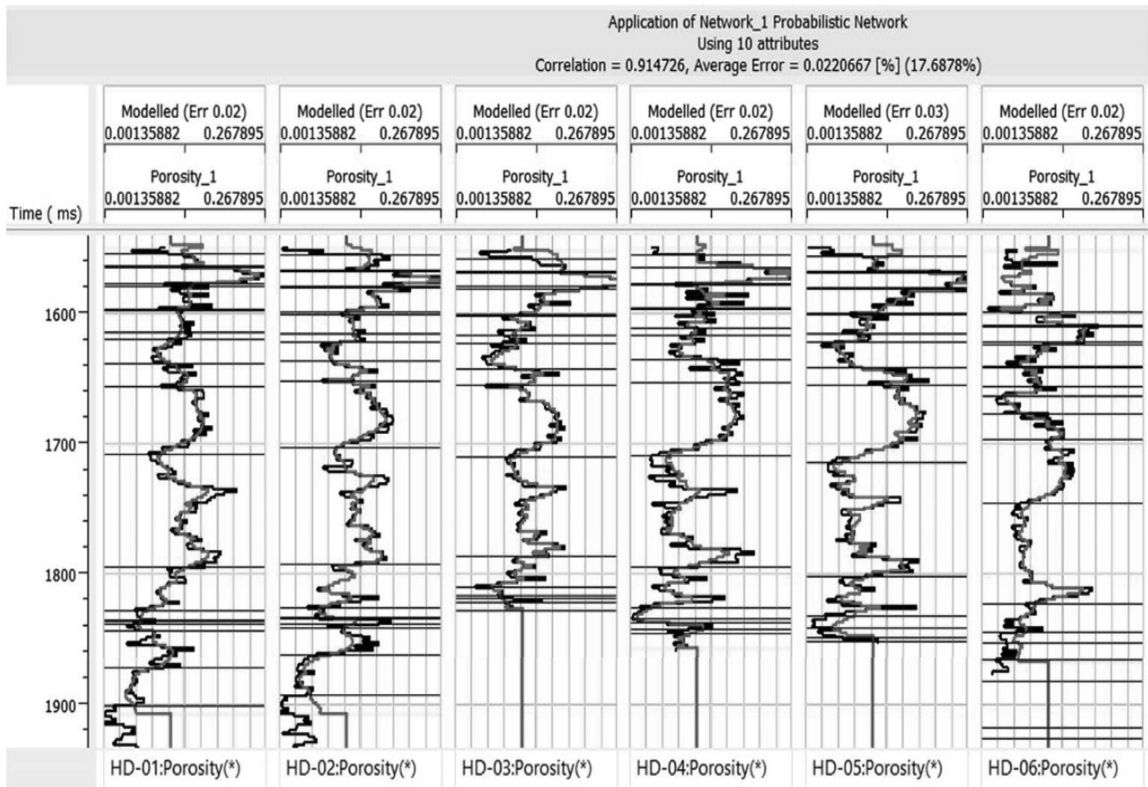
شکل ۲ مقطع نهایی امیدانس صوتی حاصل از روش وارون‌سازی براساس مدل



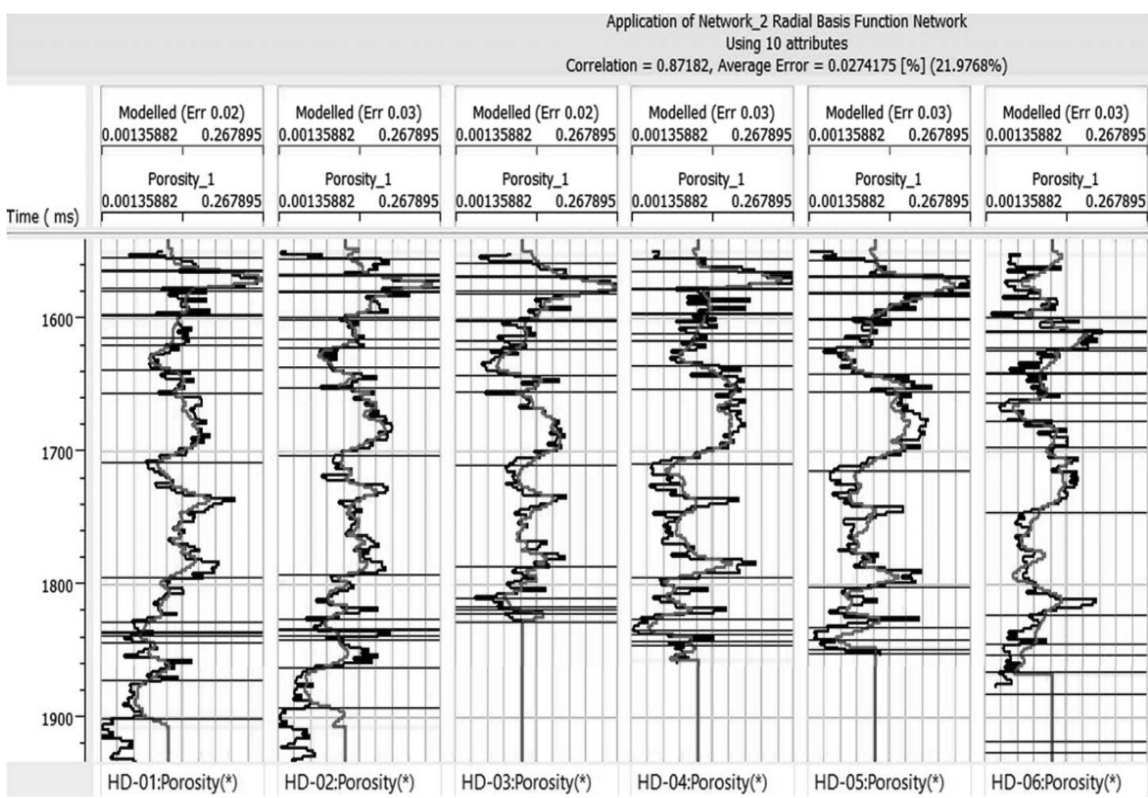
شکل ۳ مقطع نهایی امپدانس صوتی حاصل از روش وارون‌سازی خراهای پراکنده



شکل ۴ مقایسه نگارهای تخلخل واقعی و تخمین‌زده شده از روش چندنشان‌گر لرزه‌ای



شکل ۵ مقایسه نگارهای تخلخل واقعی و تخمین زده شده از روش شبکه عصبی احتمالاتی



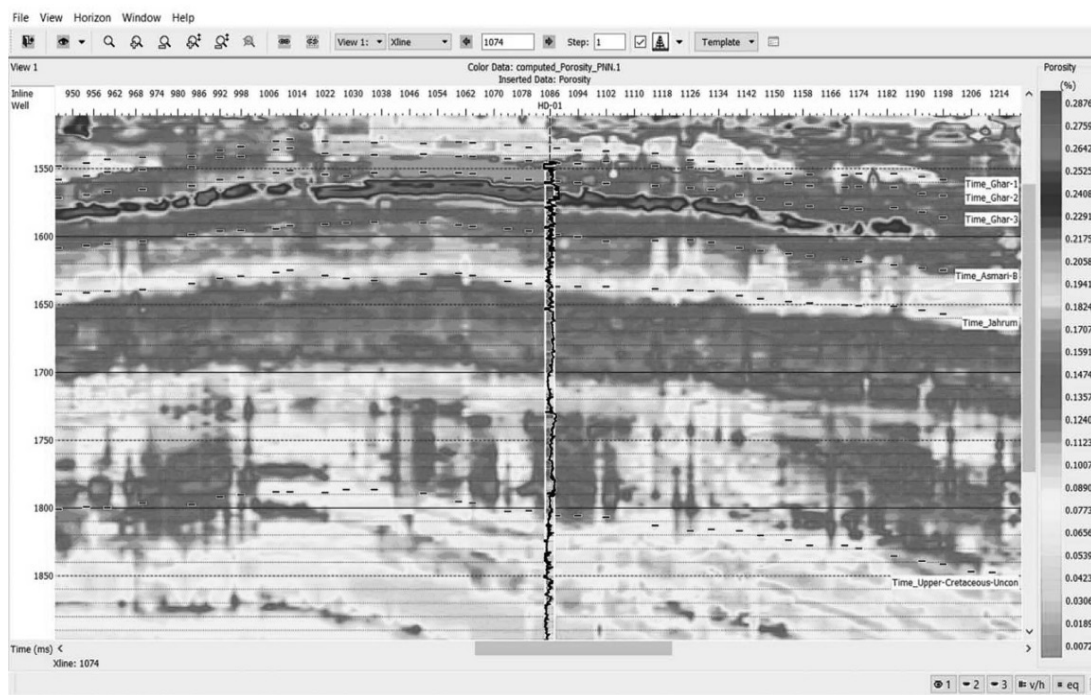
شکل ۶ مقایسه نگارهای تخلخل واقعی و تخمین زده شده از روش شبکه عصبی تابع پایه شعاعی

بهبتری ارائه داده است زیرا مقادیر همبستگی هم در داده‌های آموزشی و هم در داده‌های اعتبارسنجی نسبت به مقادیر همبستگی سایر روش‌ها به مراتب بالاتر بوده و خطای کمتری دارد. روش شبکه عصبی احتمالاتی ۹۱٪ همبستگی بین داده‌های آموزشی و ۷۱٪ همبستگی بین داده‌های اعتبارسنجی ارائه داده است. در **جدول ۱** نتایج حاصل از روش‌های استفاده شده برای تخمین تخلخل و در **شکل ۷** مقطع تخلخل حاصل از روش شبکه عصبی احتمالاتی آورده شده است.

هر دو روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده در این مطالعه (شبکه عصبی احتمالاتی و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی)، نسبت به روش چند نشان‌گر لرزه‌ای دارای همبستگی بیشتر بین تخلخل واقعی و تخمینی هستند. دلیل آن احتمالاً به خاطر این است که شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با روش‌های برآزشی کارآیی بالاتری در تخمین روابط غیرخطی و پیچیده بین پارامتر ورودی و هدف دارند. از بین سه روش استفاده شده، روش شبکه عصبی احتمالاتی نسبت به دو روش دیگر جواب

جدول ۱ مقایسه نتایج حاصل از روش‌های استفاده شده برای تخمین تخلخل

روش	همبستگی داده‌های آموزشی (%)	خطای آموزشی (%)	همبستگی داده‌های اعتبارسنجی (%)	خطای اعتبارسنجی (%)
چند نشان‌گر لرزه‌ای	۸۲	۳	۶۸	۳
شبکه عصبی احتمالاتی	۹۱	۲	۷۱	۳
شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی	۸۷	۲	۶۴	۴



شکل ۷ مقطع تخلخل حاصل از روش شبکه عصبی احتمالاتی

نتیجه گیری

از روی نشان‌گرهای لرزه‌ای پرداخته شد. برای این منظور، از روش چند نشان‌گر لرزه‌ای، شبکه عصبی احتمالاتی و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی استفاده شد. روش شبکه عصبی احتمالاتی ۹۱٪ همبستگی بین داده‌های آموزشی و ۷۱٪ همبستگی بین داده‌های اعتبارسنجی ارائه داده، و خطای کمتری نسبت به سایر روش‌ها دارد. همچنین، مشخص شد که روش شبکه عصبی احتمالاتی نسبت به دو روش دیگر جواب بهتری ارائه داده است. دلیل آن احتمالاً به خاطر این است که شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با روش‌های برازشی کارآیی بالاتری در تخمین روابط غیرخطی و پیچیده بین پارامتر ورودی و هدف دارند. پیشنهاد می‌شود در مخازن مشابه از روش پیشنهاد شده در این مقاله (روش شبکه عصبی احتمالاتی) برای تخمین تخلخل از روی نشان‌گرهای لرزه‌ای استفاده گردد.

با توجه به اینکه امپدانس صوتی یکی از مهم‌ترین نشان‌گرهای لرزه‌ای برای تخمین پارامترهای پتروفیزیکی مخزن از جمله تخلخل است و ارتباط مشخصی با آن دارد، در این مطالعه، با استفاده از روش وارون‌سازی براساس مدل و روش وارون‌سازی خارهای پراکنده، امپدانس صوتی محاسبه شد و مشخص گردید روش وارون‌سازی خارهای پراکنده نسبت به روش وارون‌سازی براساس مدل جواب بهتری ارائه داده است. مقدار میانگین همبستگی و خطا در کل چاه‌ها در روش وارون‌سازی خارهای پراکنده به ترتیب ۹۸ و ۱۹٪ است در حالی که در روش وارون‌سازی براساس مدل مقدار میانگین همبستگی و خطا در کل چاه‌ها به ترتیب ۸۸ و ۴۷٪ است. بنابراین برای انجام وارون‌سازی لرزه‌ای در مخازن مشابه، روش خارهای پراکنده پیشنهاد می‌گردد. پس از محاسبه امپدانس صوتی، به تخمین تخلخل

مراجع

- [1]. 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.
- [2]. Das B, Chatterjee R (2016) Porosity mapping from inversion of post-stack seismic data, Geosurvey, 18, 4: 306-313.
- [3]. Hampson D P, Schuelke J S, Quirein J A (2001) Use of multi-attribute transforms to predict log properties from seismic data, Geophysics, 66, 1: 220-236.
- [4]. Chopra S, Marfurt K J (2006) Seismic attributes- A promising aid for geologic prediction, CSEG Recorder, 31, 5: 110-120.
- [5]. Taner M T (2001) Seismic attributes, CSEG Recorder, 26, 7: 49-56.
- [6]. Brown A R (2001) Understanding seismic attributes, Geophysics, 66, 1: 47-48.
- [7]. Leite E P, Vidal A C (2011) 3D Porosity prediction from seismic inversion and neural networks, Computers and Geosciences, 37, 8: 1174-1180.
- [۸]. وکیلی آ، خلیلی س. ط. حسینی س. ک. موسوی حرمی س. ر. و چهارزی ع. (۱۳۹۳) مقایسه نتایج حاصل از وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای دو بعدی میدان نفتی هندیجان و بهرگانسر به روش‌های مختلف، پژوهش نفت، ۲۵، ۳۲-۴۴.
- [۹]. قنبری ا، و ریاحی م. ع. (۱۳۹۴) تخمین تخلخل مخزن با استفاده از شبکه با تابع پایه شعاعی دینامیکی (براساس نشان‌گر لرزه‌ای امپدانس صوتی)، اولین کنفرانس ملی ژئومکانیک نفت، مرکز همایش‌های بین‌المللی پژوهشگاه صنعت نفت، تهران، ایران.
- [10]. 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, 1: 32-40.
- [11]. Gogoi T, Chatterjee R (2019) Estimation of petrophysical parameters using seismic inversion and neural network modeling in Upper Assam basin, India, Geoscience Frontiers, 10, 3: 1113-1124.

- [12]. 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, 11: 1165-1176.
- [13]. Hampson D P (2007) CGGVeritas hampson-russell software CE8 version references manuals, Hampson-Russell Software Services Ltd, Canada.
- [14]. Yongzhong X U, Tongjun C, Shizhong1 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, 4: 585-590.
- [15]. Russell B (1988) Introduction to seismic inversion methods, SEG, Course Notes, Series 2.
- [16]. Oldenburg D, Scheur T, Levy S (1983) Recovery of the acoustic impedance from reflection seismogram, *Geophysics*, 48, 10: 1318-1337.
- [17]. Aleman P B (2004) Acoustic Impedance Inversion of the Lower Permian Carbonate Buildups in the Permian Basin, Texas, Texas A & M University.
- [18]. Viveros U I, Parra J (2014) Artificial Neural Networks applied to estimate permeability, porosity and intrinsic attenuation using seismic attributes and well-log data, *Journal of Applied Geophysics*, 107: 45-54.
- [19]. Quirein J, Hampson D P, Schuelke J (2000) Use of multi-attribute transforms to predict log properties from seismic data, in EAGE Conference on Exploring the Synergies between surface and Borehole Geoscience-Petro physics meets Geophysics, European Association of Geoscientists and Engineers.
- [20]. 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.



Investigation of Some Porosity Estimation Methods Using Seismic Data in One of the South Iranian Oil Fields

Ahsan Leisi and Reza Falahat*

Faculty of Petroleum Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

rezafalahat@sut.ac.ir

DOI: 10.22078/pr.2021.4438.3007

Received: March/14/2021

Accepted: June/07/2021

Introduction

Porosity is one of the most important parameters of the reservoir, the distribution of which plays an important role in drilling exploration, development and production wells. The direct way to determine this parameter in reservoirs is to drill wells, but wells cover a small area of a reservoir, so it is always tried to estimate the distribution of this parameter in the distances between wells, for which seismic data can be used [1]. Well data has good vertical resolution, but it covers a small space of a reservoir and due to geological complexities, this information cannot be easily generalized to the whole reservoir but seismic data compared to well data have a lower vertical limit but, in the horizontal direction they cover the whole area of the reservoir. Thus, a combination of these two categories of information can be used to estimate the petrophysical parameters of the reservoir, including porosity [2]. Seismic attributes of mathematical functions are derived from seismic data that are extracted from seismic data in the field of time and frequency [2]. Nowadays, the seismic attributes are widely used to predict the lithological and petrophysical properties of reservoirs and have many applications in the field of extensive hydrocarbon exploration [3]. The main purpose of studying attributes is to provide accurate information and details about the structures, stratigraphy and lithological parameters related to seismic discoveries for the interpreter [4]. In other words, seismic attributes are all information obtained

from seismic data using direct methods or logical and empirical relationships. This basic information includes time, amplitude, frequency, and energy absorption, and these basic features make it possible to classify attributes [5]. In recent years, a lot of work has been done to estimate petrophysical parameters from seismic attributes. Hampson et al. (2001) compared multiple regression methods and probabilistic neural networks to estimate porosity from seismic attributes and concluded that using probabilistic neural networks was better than multiple regression [2]. In 2004, Russell thoroughly studied linear and nonlinear methods in the conversion of seismic attributes, estimating porosity, and introduced a radial basic function neural network as a useful method for estimating porosity, which is a combination of linear and nonlinear methods [1]. In 2011, Leite and Vidal estimated porosity from seismic attributes using the neural network method and concluded that using the neural network method to estimate porosity is more accurate [6]. In 2019, Gogoi and Chatterjee estimated the petrophysical parameters using seismic multiple-attribute and neural network methods and concluded that neural network methods are more accurate [7]. The purpose of this paper is to estimate the acoustic impedance using different inversion methods and compare the accuracy of these methods. In the following, porosity estimation from seismic attributes will be performed using three conventional industrial methods and their accuracy and precision will be analyzed to lead to the introduction of a suitable algorithm for similar reservoirs.

Materials and Methods

In this study, information and data from one of the oil fields in southern Iran have been used. This oil field is located in the northwest of the Persian Gulf, in the Dezful Falls. In order to estimate the porosity, information was provided from the studied oil field, which includes acoustic logs, density, porosity, 3D post-stack seismic data, well tops, seismic horizons, and check shot data. Check shot data is used to align well data with seismic data and to convert depth to time. In this paper, Hampson-Russell geophysical software is used to estimate porosity. First, in the Strata module, seismic inversion was performed and the acoustic impedance was calculated, then the calculated acoustic impedance was used as an external attributes that has a specific relationship with porosity, in the emerge module to estimate the porosity. In the following, different stages of porosity estimation from seismic attributes are given and a brief description of each stage is provided.

Seismic Synthetic Tie and Wavelet Estimation

To match wells and seismic data, a seismic wavelet is first extracted, which in this study was extracted using statistical methods. Then, in the location of each well to a certain radius, composite and synthetic seismography are prepared. In order to make a synthetic seismograph, from the product of velocity and density logs, the acoustic impedance and then the reflection coefficient are calculated. Then, with the convolution of wavelet and reflection coefficient, synthetic seismography is made [8]. Matching between composite seismography and synthetic seismography was performed for all wells (seven wells).

Seismic Inversion

Inversion is a method in which a geological model can be obtained as output using seismic information as input [9]. There are different methods for seismic inversion. In this study, two inversion methods including model based and sparse spike have been used to calculate the acoustic impedance. The mean values of correlation and error in all wells in the sparse spike method are 98 and 19%, respectively, while in the model-based method, the mean values of correlation and error in all wells are 88 and 47%, respectively.

Porosity Estimation Using Seismic Multiple-Attribute Method

In this study, 20 attributes with an operator length of 17 were entered into the software and then 10 attributes were selected as the optimal number using cross-validation method. In the cross-validation method, the number of optimal attributes is determined when the validation error is minimized [10]. The correlation and error for the seismic multiple-attribute method are 82% and 3% in training data. However, the correlation and error are 68% and 3% in the validation step.

Estimation of Porosity Using Neural Network Methods

In this section, porosity was estimated using two methods based on artificial neural networks (probabilistic neural network and radial basic function neural network). The input and output parameters used to estimate the porosity are the same and also 10 seismic attributes with an operator length of 17 are used. In general, the correlation and error values obtained from the probabilistic neural network method for estimating porosity in training data are 91% and 2%, respectively, and in validation data are 71% and 3%, respectively. Also, the correlation and error obtained from the radial basic function neural network for estimating porosity in training data are 87 and 2%, respectively, and in validation data are 64 and 4%, respectively. The degree of conformity of actual porosity with the porosity estimated using neural network methods is higher than that of seismic multiple-attribute method and the amount of error is less. This is probably because artificial neural networks are more efficient at estimating the nonlinear and complex relationships between the input and target parameters than regression methods.

Results and Discussion

Acoustic impedance is one of the most important seismic attributes for estimating porosity. This seismic attributes, which is obtained by multiplying velocity by density. Acoustic impedance is inversely related to porosity. In this study, two inversion methods including model based and sparse spike have been used to calculate the acoustic impedance. The acoustic impedance calculated from the inversion method of sparse spike is more accurate due to higher correlation and less error and shows more details than the inversion method based on the model. [Figure 1](#) shows the section of acoustic impedance calculated using the sparse spike method. In this paper, both the acoustic impedance calculated from the sparse spike method and the acoustic impedance calculated from the model-based method were used to estimate the porosity. In this study, three different methods including seismic multiple-attribute, probabilistic neural network and radial basic function neural network have been used to estimate the porosity from seismic attributes.

[Table 1](#) shows the results of all the methods used. According to [Table 1](#) the probabilistic neural network method has a better answer than other methods for estimating porosity because the correlation values in both training data and validation data are much higher than the correlation values of other methods and have less error.

Also, in [Figure 2](#), the porosity section of the probabilistic neural network method that provided the best estimate compared to the other methods, is shown.

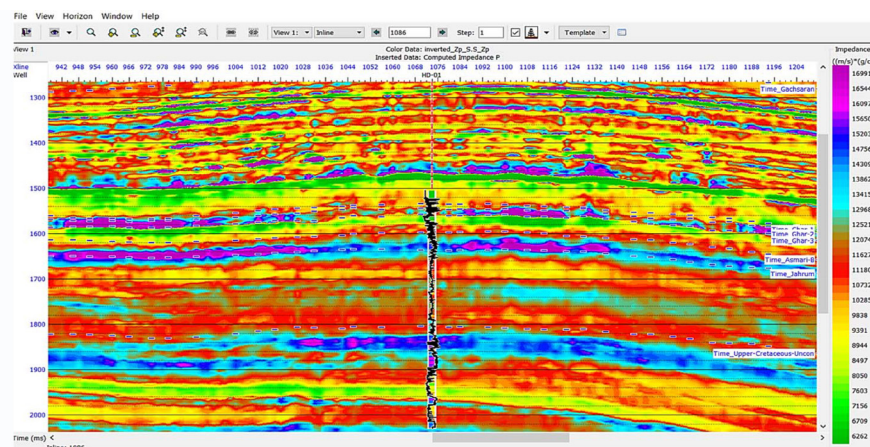


Fig. 1 section of acoustic impedance calculated using the sparse spike method.

Table 1 Comparison of the results of the methods used to estimate porosity.

Method	Correlation of training data (%)	Training Error (%)	Correlation of validation data (%)	Validation error (%)
Seismic multiple-attribute	82	3	68	3
Probabilistic neural network	91	2	71	3
Radial basic function neural network	87	2	64	4

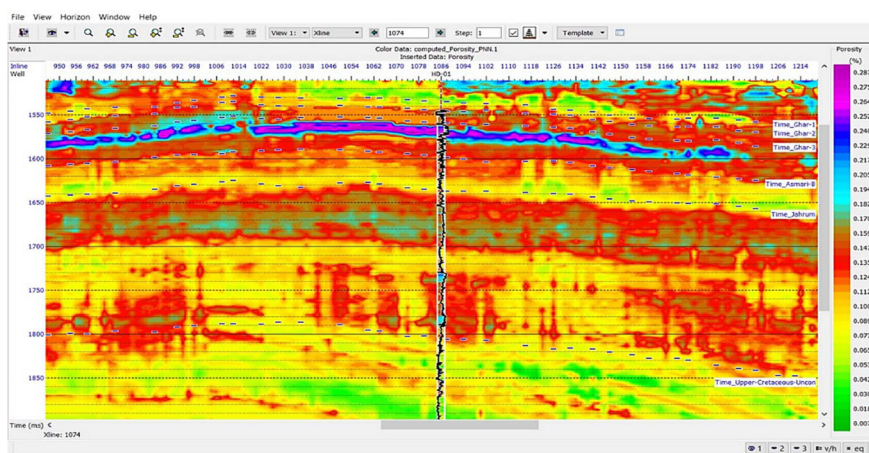


Fig. 2 Porosity section obtained from probabilistic neural network method.

Conclusion

Acoustic impedance is one of the most important seismic attributes for estimating the petrophysical parameters of the reservoir, including porosity. In this study, using two different inversion methods including the model based and spars spike, acoustic impedance is calculated. It was concluded that the spars spike method provides a better answer than the model-based method. The mean values of correlation and error in all wells in the spars spike method are 98 and 19%, respectively, while in the model-based method, the mean values of correlation and error in all wells are 88 and 47%, respectively. After calculating the acoustic impedance, the porosity was estimated from the seismic attributes. For this purpose, three

different methods including seismic multiple-attribute, probabilistic neural network and radial basic function neural network were used. The probabilistic neural network method presents 91% correlation between training data and 71% correlation between validation data. In addition, it was notified that the probabilistic neural network method provided a better answer than other methods. Therefore, it is suggested to use this method to estimate the porosity of seismic data in fields with similar geology. This is probably because artificial neural networks are more efficient at estimating the nonlinear and complex relationships between the input and target parameters than regression methods.

References

1. 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.
2. Hampson D P, Schuelke J S, Quirein J A (2001) Use of multi-attribute transforms to predict log properties from seismic data, *Geophysics*, 66, 1: 220-236.
3. Chopra S, Marfurt K J (2006) Seismic attributes—A promising aid for geologic prediction, *CSEG recorder*, 31, 5: 110-120.
4. Taner M T (2001) Seismic attributes, *CSEG recorder*, 26, 7: 49-56.
5. Brown A R (2001) Understanding seismic attributes, *Geophysics*, 66, 1: 47-48.
6. Leite E P, Vidal A C (2011) 3D Porosity prediction from seismic inversion and neural networks, *Computers and Geosciences*, 37, 8: 1174-1180.
7. Gogoi T, Chatterjee R (2019) Estimation of petrophysical parameters using seismic inversion and neural network modeling in Upper Assam basin, India, *Geoscience Frontiers*, 10, 3: 1113-1124.
8. Gogoi T, Chatterjee R (2019) Estimation of petrophysical parameters using seismic inversion and neural network modeling in Upper Assam basin, India, *Geoscience Frontiers*, 10, 3: 1113-1124.
9. Russell B (1988) Introduction to seismic inversion methods, SEG, Course Notes, Series 2.
10. 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, and Society of Exploration Geophysicists: 454-457.