

بهبود برآورد توزیع تخلخل با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای مولفه‌های تک‌بسامد، پهنای نوار لحظه‌ای و افزایش زمان (time gain): بررسی موردی بر روی یکی از میادین هیدروکربوری خلیج فارس

علی حمیدی حبیب^۱ و محمدعلی ریاحی^{۲*}

^۱شرکت مدیریت اکتشاف، تهران، ایران

^۲موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۵/۱۰، تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۹/۸)

چکیده

معمولا دو مجموعه از اطلاعات برای مدل‌سازی ساختار زمین‌شناسی و ویژگی‌های مخزن موجود است. ۱- داده‌های حاصل از چاه‌نگاری که دارای دقت عمقی مناسب و توزیع مکانی کمی در محدوده میدان هستند و ۲- داده‌های لرزه‌ای که دارای توزیع مکانی مناسب و دقت عمقی کمی هستند. لذا استفاده هم‌زمان از این دو سری داده برای توصیف پارامترهای مخزن می‌تواند نتایج بهتری نسبت به استفاده جداگانه از این اطلاعات تولید کند. برای استفاده هم‌زمان نیاز به همسان‌سازی آنها است که معمولا کار مشکلی است. از آنجا که نرم‌افزارهای گوناگون توانایی‌های متفاوتی دارند و هر کدام برای وظیفه مشخصی توسعه یافته‌اند، بنابراین نشانگرهایی را هم که در بر می‌گیرند، متفاوت است. بررسی‌های این تحقیق نشان داد که نشانگرهایی از قبیل مولفه‌های تک‌بسامد، پهنای نوار لحظه‌ای و افزایش زمان (time gain) میزان همبستگی بزرگی را با پارامتر تخلخل به دست می‌دهد. نشانگرهای یاد شده از نرم‌افزار پترل استخراج شده‌اند. بنابراین هدف اصلی این تحقیق را می‌توان ترکیب نشانگرهای لرزه‌ای، مولفه‌های تک‌بسامد، پهنای نوار لحظه‌ای و افزایش زمان با داده‌های چاه‌نگاری برای برآورد توزیع پارامترهای مخزنی بیان کرد. این تحقیق برای برآورد توزیع تخلخل موثر لایه مخزنی سروک در یکی از میادین هیدروکربوری واقع در خلیج فارس صورت گرفت. در ابتدا از نشانگرهای موجود در نرم‌افزار همپسون-راسل به کمک داده‌های چاه‌نگاری برای برآورد تخلخل استفاده شد، توزیع تخلخل برآورد شده دقت قابل‌قبولی داشت. در این حالت میزان متوسط همبستگی بین لاگ‌های تخلخل واقع در چاه‌ها و لاگ‌های برآورد شده برابر ۶۸ درصد برای روش شبکه عصبی احتمال‌پذیر به دست آمد. در ادامه برای بهبود برآورد ویژگی پتروفیزیکی مخزن، نشانگرهای دیگری از نرم‌افزار پترل (Petrel) که در ارتباط با ویژگی‌های پتروفیزیکی مخزن بودند، استخراج شدند و به همراه نشانگرهای موجود در نرم‌افزار همپسون-راسل برای برآورد توزیع تخلخل مورد استفاده قرار گرفتند. این حالت باعث بهبود چشمگیری در برآورد توزیع تخلخل شد؛ به طوری که در این حالت میزان متوسط همبستگی بین لاگ‌های تخلخل واقع در چاه‌ها و لاگ‌های برآورد شده برابر ۷۹ درصد برای روش شبکه عصبی احتمال‌پذیر به دست آمد.

واژه‌های کلیدی: تخلخل موثر، پارامتر پتروفیزیکی، نشانگرهای لرزه‌ای، شبکه عصبی، چاه‌نگاری

Improving the prediction of reservoir porosity through a combination of iso-frequency component, instantaneous bandwidth and time gain seismic attributes: A case study on an oil field at Persian Gulf

Ali Hamidi Habib¹ and Mohammad Ali Riahi²

¹Expert at Exploration Directorate, Tehran, I.R. Iran

²Associate Professor, Institute of Geophysics, University of Tehran, I.R. Iran

(Received: 31 July 2012, accepted: 29 November 2014)

Summary

During the last decade, there has been an increasing interest in the use of attributes derived from 3-D seismic data to define reservoir physical properties such as porosity and fluid content. Therefore, significant advances in the study and application of expert systems in the petroleum industry is needed so that we are able to use such attributes in reservoir characterizations. Establishment of an intelligent formulation between two sets of data (inputs/outputs) has been the main topic of such studies. One such topic, of great interest, was to characterize how 3D seismic data can be related to lithology, rock types, fluid content, porosity, shear wave velocity and other reservoir properties. Petrophysical parameters, such as water saturation and porosity, are very important data for reservoir characterization. So far, several researchers have worked on predicting them from seismic data using statistical methods and intelligent systems (Russell et al., 2002; Russell et al., 2003; Chopra and Marfurt, 2006).

Two sources of information are commonly available for structural modeling and reservoir characterization. These data are well log data (depth data) from wells and geophysical measurements from seismic surveys, which are often difficult to integrate. While the well data provide the most accurate measurements of depths, there are rarely enough wells to permit an accurate appraisal from well data alone. On the other hand, the seismic data is generally less precise but more abundant. The Main purpose of this study was to enhance the characterization of subsurface reservoirs by improving the prediction of porosity through a combination of reservoir geophysics (seismic attributes) and well logs data. First, for statistical determination of reservoir parameters seismic attributes were combined by using the classical techniques of multivariate statistics and more recent methods of neural network analysis were developed. However, there were important questions to answer: Which attributes had to be combined to estimate the porosity? How the best attributes were selected to achieve the goal? Were all the attributes used in different combination methods? Was there any software that contains all attributes relevant to the petrophysical parameters? To answer these questions, it should be noted that, generally speaking, conventional attributes which exist in any software were used for these ideas but each software was developed for specific tasks with specific attributes. Therefore, integration of different attributes from different softwares will improve process of estimation of petrophysical parameters. We used two very developed and famous softwares and their attributes for estimation of porosity. During the usage of these software programs, we found that, iso-frequency component, instantaneous bandwidth and time gain had more relation with porosity. The mentioned attributes do not exist in Hampson Russel software as main software for reservoir characterization. Then these attributes beside many other attributes extracted from the Petrel software were used in a different process of combination of attributes to estimate the porosity at well locations. For this study, well logging and seismic data were used in order to estimate the porosity in an Iranian oil field. At the first step, an inversion was carried out on seismic data and well logs. Subsequently, seismic attributes were extracted from the mentioned data by mathematical algorithms. Next, the extracted seismic attributes were combined

using a step by step regression algorithm. In next stage, we determined a relationship between a set of seismic attributes and a reservoir parameter such as porosity in well locations by using a neural network, and then this relationship was used to calculate reservoir parameters from sets of appropriate seismic attributes throughout a seismic volume. In this study, firstly existence attributes in Hampson-Russell software with well data were used for porosity estimation. At this stage, the porosity was estimated with good accuracy. Further, to improve the estimation of petrophysical parameters, other seismic attributes from the Petrel software related to the petrophysical parameter were extracted. Then, these attributes with associated attributes available in Hampson-Russell software were used in the estimation of porosity. At this stage, the results were better than before. During this study, the best attributes that were related to reservoir characteristics from different software were used and the best combination of attributes for porosity estimation was investigated with using multilinear regression and different neural network methods.

Keywords: Effective porosity, petrophysical parameters, seismic attribute, neural network, well logging

رضایی، ۲۰۱۱؛ ال بولوشی و همکاران، ۲۰۱۰؛ امیت و همکاران، ۲۰۱۱). در مقایسه با محاسبات آماری متداول و وایزش چندمتغیره، مدل‌های شبکه عصبی به دلیل غیرخطی بودن می‌توانند پارامترهای پتروفیزیکی را بسیار صحیح‌تر پیش‌بینی کنند (یو، ۲۰۱۱). در روش‌های جدیدتر برای شبیه‌سازی و برآورد پارامترهای پتروفیزیکی مخازن نفتی، از نشانگرهای لرزه‌ای و روش‌های محاسباتی هوشمند مانند شبکه‌های عصبی، منطق فازی و زمین‌آمار استفاده، و توزیع پارامترهای پتروفیزیکی در محدوده مخزن برآورد می‌شود (میسرا و همکاران، ۲۰۱۱؛ لی ایت، ۲۰۱۱؛ راسل، ۲۰۰۸). شبکه‌های عصبی برای برآورد پارامترهای مخزنی از ۱۹۹۰ مورد استفاده قرار گرفته‌اند. مک کورمک در ۱۹۹۱ روش شبکه عصبی پیش‌خور (MLFN, Multi-Layer Feed forward Neural Network) را برای این منظور مورد استفاده قرار داد. بعد از آن در ۱۹۹۴ شوالتز برای برآورد نگارهای هدف از روی داده لرزه‌ای تفسیر شده استفاده از شبکه عصبی را پیشنهاد کرد. در ۱۹۹۸ لیو و لیو برای وارون‌سازی نگار صوتی و برآورد حجم شیل با استفاده از

۱ مقدمه

برآورد پارامترهای پتروفیزیکی در مخازن هیدروکربوری برای طراحی عملیات توسعه مخزن بسیار اساسی است. از طرفی مشخص کردن تغییرات جانبی این پارامترها فقط به کمک چاه‌های پراکنده شده در میدان آسان نیست (سوبات چوا، ۲۰۰۶؛ راسل، ۲۰۰۱). از آنجاکه داده‌های لرزه‌ای برخلاف چاه‌ها دارای توزیع منظم و یکنواخت هستند برای بهبود برآورد پارامترهای پتروفیزیکی لازم است از داده‌های سه‌بُعدی لرزه‌ای به همراه داده‌های چاه‌ها استفاده شود. در این صورت می‌توان تغییرات جانبی دامنه لرزه‌ای را به مقاومت صوتی تبدیل کرد و با اطلاعات دیگر لرزه‌ای به همراه اطلاعات زمین‌شناسی و چاه‌ها از آن برای مدل‌سازی پارامترهای پتروفیزیکی استفاده کرد (همپسون، ۲۰۰۴).

تحلیل وایزشی (رگرسیون) چندمتغیره برای به‌دست آوردن رابطه مناسبی بین اطلاعات لرزه‌ای اطراف چاه‌ها با نگارهای پتروفیزیکی موجود در چاه‌ها به کار برده می‌شود. این روش را محققان بسیاری در میدان‌های گوناگون به کار برده‌اند (فینول و همکاران، ۲۰۰۴؛

روش‌های متفاوت شبکه عصبی و وایزش چندمتغیره برای برآورد تخلخل استفاده شد. توزیع تخلخل برآورد شده دقت قابل قبولی داشت. در این حالت میزان متوسط همبستگی در روش ارزیابی متقاطع بین لاگ‌های تخلخل واقع در چاه‌ها و لاگ‌های برآورد شده برابر $68/26$ درصد برای روش شبکه عصبی احتمال‌پذیر به دست آمد. همچنین خطای این روش $4/69$ درصد بود (جدول ۱).

در ادامه برای بهبود برآورد ویژگی پتروفیزیکی مخزن، نشانگرهای دیگری شامل مولفه‌های تک‌بسامد، پهنای نوار لحظه‌ای و افزایش زمان (time gain) در ارتباط با ویژگی‌های پتروفیزیکی مخزن، از نرم‌افزار پترل (Petrel) استخراج شدند و به همراه نشانگرهای موجود در نرم‌افزار همپسون-راسل برای برآورد توزیع تخلخل مورد استفاده قرار گرفتند. این حالت باعث بهبود چشمگیری در برآورد توزیع تخلخل شد به طوری که در این حالت میزان متوسط همبستگی در روش ارزیابی متقاطع بین لاگ‌های تخلخل واقع در چاه‌ها و لاگ‌های برآورد شده برابر با $79/98$ درصد و خطای برآورد $3/85$ درصد برای روش شبکه عصبی احتمالاتی به دست آمد (جدول ۲).

۲ روش تحقیق و داده‌های مورد استفاده

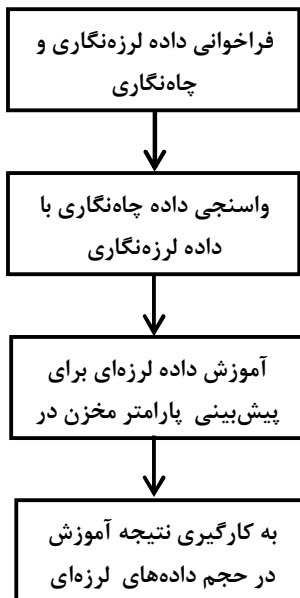
۱-۲ وارون‌سازی

وارون‌سازی در ژئوفیزیک، به نقشه درآوردن خواص فیزیکی و شکل لایه‌های زمین با استفاده از اندازه‌گیری‌های سطحی تعریف می‌شود (راسل، ۱۹۸۸). به عبارت ساده‌تر، وارون‌سازی یعنی تبدیل داده‌های لرزه‌ای به مکعب مقاومت صوتی. از آنجاکه مقاومت صوتی حاصل ضرب سرعت موج در جرم مخصوص محیط انتشار موج است، لذا با داشتن مقاومت صوتی به بسیاری از خصوصیات مخزن می‌توان دست یافت. بنابراین وارون‌سازی لرزه‌ای نقش بسیار مهمی در تعبیر و تفسیر لرزه‌ای، تشخیص خصوصیات مخزن، زمان تاخیر لرزه‌ای،

داده لرزه‌ای و نگار چاه، از شبکه عصبی استفاده کردند. دورینگتن و لینک در ۲۰۰۴ برای برآورد نگار تخلخل از داده لرزه‌ای روشی مبتنی بر ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی را پیشنهاد دادند. اخیراً شهرایینی و کروتیس در ۲۰۱۱ شبکه عصبی احتمالاتی را برای برآورد پارامترهای مخزن با استفاده از خواص کشسانی مخزن توسعه داده‌اند (میسرا و همکاران، ۲۰۱۱). در حقیقت پیش‌بینی این پارامترها با استفاده از مقاومت صوتی براساس استفاده از آماره چندمتغیره و روش‌های جدید شبکه عصبی است (لی ایت، ۲۰۱۱). هدف از این تحقیق ترکیب نشانگرهای جدید لرزه‌ای، با داده‌های چاه‌نگاری برای برآورد توزیع پارامترهای مخزنی و به‌طور مشخص تخلخل موثر لایه مخزنی سروک در یکی از میداین هیدروکربوری واقع در خلیج فارس است. تخلخل موثر یکی از پارامترهای مهم پتروفیزیکی در تحقیقات مخازن، به‌ویژه در مخازن کربناته است (یو، ۲۰۱۱). به‌منظور بهره‌برداری از هیدروکربور برجا، توصیف دقیق کمی از خصوصیات مخزن (تخلخل موثر) و ساختار مخزن ضروری است. این توصیف نیاز به ترکیب داده‌های گوناگون چاه‌نگاری و مغزه و لرزه‌ای و دیگر اطلاعات زمین‌شناسی دارد. مهم‌ترین عامل در توصیف مخزن ترکیب همه این داده‌ها و به‌دست آوردن یک مدل با کیفیت و تفکیک‌پذیری زیاد است.

در این تحقیق از داده‌های چاه‌نگاری و داده‌های لرزه‌ای استفاده شد و توزیع تخلخل لایه مخزنی سروک با کمک روش‌های جدید شبکه عصبی به همراه نشانگرهای جدید با دقت بسیار خوبی برآورد شد. بررسی‌ها نشان داد که شبکه عصبی احتمالاتی (PNN- Probabilistic Neural Network) نتایج بهتری در مقایسه با سایر روش‌ها برای برآورد توزیع تخلخل به دست می‌دهد. در ابتدا از نشانگرهای موجود در نرم‌افزار همپسون-راسل (Hampson-Russell) به کمک داده‌های چاه‌نگاری با

(کوک و اشنایدر، ۱۹۸۳). وارون‌سازی براساس مدل به‌طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرد و علت آن است که اغلب برداشت‌های لرزه‌ای در نهایت پس از حذف نوفه‌های گوناگون همچنان با مقداری نوفه همراه‌اند و نوفه‌های باقی‌مانده، با کمک فناوری و دانش امروز قابل حذف نیستند و از طرفی چون این روش به مدل اولیه‌ای که از داده‌های لرزه‌ای به‌دست آمده و تقریباً بدون نوفه است حساس است، بنابراین روش مناسبی تشخیص داده می‌شود (راسل، ۲۰۰۴؛ میسرا و همکاران، ۲۰۱۱). این روش با مدل اولیه به‌دست آمده از داده‌های لرزه‌ای که می‌توان گفت بدون نوفه است سروکار دارد و بنابراین تنها باید سعی کرد که مدل اولیه و داده‌های لرزه‌ای همبستگی بالایی داشته باشند (راسل، ۱۹۸۸). روش بر پایه مدل، با زمین به‌صورت بلوک‌های مقاومت صوتی رفتار می‌کند و مشکل نایکتایی نتایج وارون‌سازی از راه محدود سازی تعداد لایه‌ها نسبت به تعداد نمونه‌های ردلرزه، در نظر گرفته می‌شود (پرامانیک، ۲۰۰۲)



شکل ۱. نمودار گردش مورد استفاده برای برآورد و نحوه توزیع پارامترهای پتروفیزیکی موردنظر برای توصیف بهتر مخازن نفتی (سوبات-چوا، ۲۰۰۶).

پیش‌بینی فشار منفذی و دیگر کاربردهای ژئوفیزیکی دارد و ژئوفیزیک‌دانان از این روش حدود ۴۰ سال است که استفاده کرده‌اند (چن و همکاران، ۱۹۹۷). از آنجا که امیدانس صوتی حاصل ضرب چگالی سازند در سرعت آن لایه است، یکی از خصوصیات لایه به حساب می‌آید و در تشخیص سنگ‌شناسی و چینه‌شناسی نقش مهمی می‌تواند ایفا کند. همچنین می‌تواند به‌صورت مستقیم به خصوصیات سنگ‌شناختی یا خصوصیات مخزنی مانند شبه‌سرعت (Pseudo velocity)، تخلخل و ویژگی‌های شاره پرکننده خلل و فرج تبدیل شود (راسل، ۲۰۰۸). در داده‌های لرزه‌نگاری ردلرزه‌های در دسترس حاصل هم‌میخت موجک فرستاده شده به داخل زمین و پاسخ زمین است که این ردلرزه می‌تواند با نوفه‌های گوناگونی که در مسیر راه خود با آنها مواجه است همراه شود و به گیرنده‌ها برسد:

$$T(i) = \sum_j r(j).w(i-j+1) + n(i), \quad (1)$$

که $r(j)$ پاسخ زمین و $w(i)$ موجک فرستاده شده به درون زمین و $n(i)$ نوفه‌های موجود است. همان‌طور که گفته شد کاری که در وارون‌سازی صورت می‌گیرد، استخراج امیدانس صوتی از داده‌های لرزه‌ای است؛ یعنی ابتدا پاسخ زمین را از داده‌های لرزه‌ای استخراج می‌کنند و سپس با آن امیدانس را به‌دست می‌آورند. در واقع رابطه بین پاسخ زمین یا همان ضریب بازتاب زمین و مقاومت صوتی به‌صورت زیر است:

$$r(j) = \frac{I(j) - I(j-1)}{i(j) + I(j-1)}, \quad (2)$$

که $I(j)$ امیدانس یعنی حاصل ضرب سرعت در چگالی لایه است. در حقیقت در وارون‌سازی تلاش می‌شود که $I(j)$ لایه‌های گوناگون زمین به‌دست آید.

روش‌های متفاوتی برای وارون‌سازی لرزه‌ای وجود دارد که از آن جمله می‌توان به روش پایه مدل اشاره کرد

۲-۲ تبدیل چندنشانگری

تحلیل چندنشانگری شامل ترکیب چند نشانگر با استفاده از روش‌های مختلف برای پیش‌بینی پارامترهای مخزن مانند تخلخل موثر در مکان چاه‌ها است (دومیترسکو و همکاران، ۲۰۰۸). اولین بار شوالتز و همکاران (۱۹۹۴) به ارتباط میان نشانگرهای لرزه‌ای چندگانه و نگارهای پتروفیزیکی اشاره و از آنها برای برآورد نگارهای پتروفیزیکی استفاده کردند. همپسون و همکاران (۲۰۰۱) با استفاده از نتایج شوالتز و همکاران (۱۹۹۴) به برآورد توزیع پارامترهای پتروفیزیکی مخزن پرداختند. در این مطالعات روش‌های متداول که می‌توان از داده لرزه‌ای به پارامترهای پتروفیزیکی رسید، مورد بررسی قرار می‌گیرد و ارتباط فیزیکی بین پارامتر پتروفیزیکی و برخی نشانگرهای لرزه‌ای به دست می‌آید. شکل ۱ چگونگی برآورد پارامترهای پتروفیزیکی مخزن به کمک این روش را نشان می‌دهد. در این روش نیاز به داده‌های لرزه‌ای و تعداد مناسبی نگار چاه است.

با استفاده از داده‌های لرزه‌ای (check shot یا VSP)، نگارهای چاه از نظر عمقی-زمانی تصحیح می‌شوند و در مکان مناسب خود قرار می‌گیرند و سپس ارتباط میان داده لرزه‌ای و پارامتر مخزن در محل انطباق چاه و خطوط لرزه‌نگاری به دست می‌آید. در مرحله آخر با بسط دادن رابطه به دست آمده در کل حجم داده لرزه‌ای، توزیع پارامتر مخزن در کل محدوده، حتی در مکان‌هایی که هیچ‌گونه چاهی حفر نشده است، به دست می‌آید.

در بررسی تبدیل چندنشانگری در واقع هدف اصلی و قسمت مهم فرایند برآورد توزیع پارامترهای مخزن، تعیین ارتباط بین نگارهای چاه و داده‌های لرزه‌ای در همسایگی محل چاه است. این ارتباط می‌تواند خطی یا غیرخطی باشد. برای تعیین رابطه پیش‌گفته به جای استفاده مستقیم از داده خام لرزه‌ای بهتر است از نشانگرهای استخراج شده از آن استفاده شود؛ زیرا استفاده از نشانگرها قدرت پیش‌بینی

روش را افزایش می‌دهد (همپسون و همکاران، ۲۰۰۱ و ۲۰۰۸). علاوه بر این استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای، به نوعی تجزیه داده لرزه‌ای خام به مولفه‌های سازنده‌اش است که باعث افزایش کارایی شناسایی الگو به خاطر الگوریتم مورد استفاده می‌شود. اگر یک نشانگر مورد نظر باشد، روش متداول برای یافتن رابطه، رسم متقابل نشانگر و نگار پتروفیزیکی هدف است و با فرض خطی بودن رابطه بین آنها می‌توان از راه برازش خطی، رابطه را به دست آورد. بسط این روش برای حالتی که چندین نشانگر در دسترس باشد، تحت عنوان وایازش چندمتغیره شناخته می‌شود که می‌تواند رابطه صحیح‌تری را در مقایسه با وایازش معمولی، برای برآورد رابطه مورد نظر به دست آورد.

۳-۲ وایازش چندمتغیره و شبکه‌های عصبی

در روش وایازش چندمتغیره سعی می‌شود بهترین نشانگرها برای پیش‌بینی پارامترهای مخزنی با هم ترکیب شوند (رضایی و همکاران، ۲۰۱۱؛ ال بولوشی و همکاران، ۲۰۱۰). وایازش چندمتغیره را به دو روش می‌توان مورد استفاده قرار داد. اول اینکه می‌توان از این روش مستقیماً برای پیش‌بینی پارامترهای مخزنی استفاده کرد یا اینکه می‌توان از این روش برای به دست آوردن بهترین نشانگرها که در روش شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرند، استفاده کرد (همپسون، ۲۰۰۱؛ راسل، ۲۰۰۴) اگر نشانگرهای $A_i(t)$ که $i=1,2,\dots,N$ برای برآورد نگار هدف $L(t)$ مدنظر باشند، می‌توان ارتباط بین آنها را به صورت رابطه (۳) نوشت.

(۳)

$$L(t) = w_0 + w_1 A_1(t) + w_2 A_2(t) + \dots + w_N A_N(t),$$

که w_i وزن‌های رابطه هستند که از راه کمینه کردن میانگین مربعات خطا میان نگار هدف اندازه‌گیری و

برآورد شده با استفاده از رابطه (۴) به دست می‌آید.

(۴)

$$\begin{pmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} N & \sum A_1(\tau) & \cdots & \sum A_N(\tau) \\ \sum A_1(\tau) & \sum A_1^2(\tau) & \cdots & \sum A_N(\tau)A_1(\tau) \\ \sum A_2(\tau) & \sum A_1(\tau)A_2(\tau) & \cdots & \sum A_N(\tau)A_2(\tau) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum A_N(\tau) & \sum A_1(\tau)A_N(\tau) & \cdots & \sum A_N^2(\tau) \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \sum L(\tau) \\ \sum A_1(\tau)L(\tau) \\ \sum A_2(\tau)L(\tau) \\ \vdots \\ \sum A_N(\tau)L(\tau) \end{pmatrix}$$

(۱۹۹۸)، شبکه‌های عصبی احتمالاتی (مسترس، ۱۹۹۴؛ اسپچت، ۱۹۹۱) و یا شبکه عصبی با تابع‌های پایه شعاعی (راسل و همکاران، ۲۰۰۴) را محققان گوناگون به طور گسترده‌ای برای برآورد توزیع پارامترهای پتروفیزیکی (میسرا و همکاران، ۲۰۱۱؛ لی ایت، ۲۰۱۱؛ راسل، ۲۰۰۸) استفاده کرده‌اند.

شبکه‌های عصبی پیش‌خور (MLFN) چندلایه یک ساختار کلاسیک از شبکه‌های عصبی است و به پرسپترون چندلایه ارجاع داده می‌شود. شبکه MLFN شامل یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک لایه یا چند لایه مخفی است. هر لایه شامل چندین گره است و گره‌ها متصل به وزن‌ها هستند. وزن‌ها طوری تنظیم می‌شوند که نتیجه خروجی مطلوب باشد. در لایه ورودی به تعداد نشانگرها پرسپترون یا گره وجود دارد (میسرا و همکاران، ۲۰۱۱).

روش تابع‌های پایه شعاعی شامل انتخاب یک تابع F به صورت زیر است:

$$F(x) = \sum_{i=1}^N w_i \phi(\|x - x_i\|), \quad (5)$$

که $\phi(\|x - x_i\|)$ $\{i = 1, 2, \dots, N\}$ مجموعه‌ای از N تابع غیرخطی است که تابع‌های پایه شعاعی نامیده می‌شوند و $\|\bullet\|$ بیانگر هنج (نرم) بردار است که معمولاً به صورت فاصله اقلیدسی در نظر گرفته می‌شود (راسل، ۲۰۰۴).

$x_i = R^p$, $i = 1, 2, 3, \dots, N$ مراکز تابع‌های پایه شعاعی هستند. در این مقاله تابع‌های فعالیت ϕ ‌ها برای شبکه از RBFN (Radial Basis Function Neural Network) نوع گاوسی به صورت (۶) در نظر گرفته شده‌اند.

همانطور که قبلاً نیز ذکر شد، این تابع‌ها از نوع تابع‌های محلی هستند

$$\phi(d) = \exp\left[-\frac{d^2}{\sigma^2}\right], \quad (6)$$

که τ نشان‌دهنده نمونه زمانی است (همپسون و همکاران، ۲۰۰۱).

تحلیل وایازش پیش‌گفته برای تعیین رابطه بین نشانگرها و نگار هدف به صورت خطی انجام می‌گیرد. در اغلب موارد، رسم متقابل نشانگر و نگار هدف، رابطه غیرخطی بین آنها نشان می‌دهد. بنابراین بهتر است از روابط غیرخطی برای تعیین رابطه بین نشانگرها و نگار هدف استفاده کرد.

یکی از بهترین راهکارها برای تعیین ارتباط غیرخطی بین چندین نشانگر و نگار هدف، استفاده از شبکه‌های عصبی است که کاربردهای فراوانی در ژئوفیزیک دارد (مک‌کورماک، ۱۹۹۱؛ شوالترز و همکاران، ۱۹۹۴). در دهه‌های اخیر استفاده از شبکه عصبی به علت توانایی استخراج روابط پیچیده و غیرخطی در رشته‌های گوناگون مهندسی افزایش پیدا کرده است (وانگ و همکاران، ۲۰۰۷). شبکه‌های عصبی پیش‌خور چندلایه (لیو و لیو،

۲- پیدا کردن بهترین نشانگر از بین سایر نشانگرها با ترکیب نشانگرانتخاب شده در مرحله اول. در این مرحله نیز برای انتخاب بهترین جفت نشانگر شرط حداقل میانگین مجموع مربعات خطا در نظر گرفته می‌شود.

۳- پیدا کردن بهترین نشانگر سوم از بین نشانگرهای باقی‌مانده با شرط حداقل میانگین مجموع مربعات خطا.

۴- ادامه مراحل فوق تا زمان دلخواه (شیری، ۱۳۸۹).

فرایند وایازش گام‌به‌گام روشی موثر در پیدا کردن بهترین نشانگرها است، اما تعداد بهینه این نشانگرها را نمی‌تواند تعیین کند. در حقیقت وایازش گام‌به‌گام مجموعه‌ای از نشانگرها را به دست می‌دهد و ما را مطمئن می‌سازد که وقتی از تعداد بیشتری از این مجموعه از نشانگرها برای برآورد پارامتر موردنظر استفاده می‌کنیم، خطای کلی به‌طور پیوسته کم می‌شود. خط تیره در شکل ۲ این موضوع را نشان می‌دهد.

اما سؤال اینجا است که چه تعداد نشانگر برای برآورد پارامتر موردنظر یا نگار هدف باید به کار برد؟ جواب این سؤال در گرو روشی است که اعتبارسنجی متقاطع (Cross Validation) نامیده می‌شود. در این روش به ترتیب چاه‌ها را از عملیات پیش‌بینی پارامتر موردنظر یا نگار هدف حذف می‌کنند. سپس مقادیر چاه‌هایی را که از عملیات حذف شده است پیش‌بینی می‌کنند و از رابطه (۷) خطای پیش‌بینی را برای چاه حذف شده به دست می‌آورند.

(۷)

$$E^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (L_i - w_0 + w_1 * A_{1i} + w_2 * A_{2i} + \dots + w_M * A_{Mi})^2,$$

اگر این عملیات را برای چاه‌های دیگر نیز اجرا کنیم آن‌گاه می‌توانیم خطای موجود در پیش‌بینی همه چاه‌ها را

که σ ضریب هموارکننده است. توجه داشته باشید که فاصله در این رابطه اختلاف بین دامنه نشانگرها به جای فاصله معمولی دکارتی است.

شبکه عصبی احتمالاتی PNN نیز در واقع یک روش درونیابی ریاضی است که با توجه به ریاضیات حاکم بر آن نسبت به شبکه عصبی پیش‌خور چندلایه دقت پیش‌بینی بیشتری دارد (لی‌ایت و همکاران، ۲۰۱۱؛ مسترس و همکاران، ۲۰۱۱؛ آمیت و همکاران، ۲۰۱۱). تحلیل PNN شامل ۴ قسمت زیر است:

الف) اعمال وایازش گام‌به‌گام و اعتبارسنجی آن.

ب) آموزش شبکه و به دست آوردن رابطه غیرخطی بین نشانگرهای لرزه‌ای و پارامترهای مخزنی در محل چاه‌ها.

ج) به کار بردن شبکه آموزش داده شده در حجم داده لرزه‌ای سه‌بعدی.

د) اعتبارسنجی روی چاه‌هایی که در مرحله آموزش وارد نشده‌اند (دومیترسکو و همکاران، ۲۰۰۸).

۲-۴ انتخاب بهینه نشانگرهای لرزه‌ای

اما سؤال اساسی اینجا است که از کدام نشانگرها باید برای برآورد توزیع پارامتر مخزن استفاده کرد؟ یک راه بررسی همه ترکیبات نشانگرها برای یافتن بهترین ترکیب است. اشکالی که این روش دارد آن است که تعداد و زمان محاسبات ناگهان به شدت زیاد می‌شود. راه دیگر برای رفع این مشکل را درپر و اسمیت عرضه کرده‌اند که به وایازش گام‌به‌گام مشهور است. در این روش تعیین نشانگرهای مورد استفاده از راه وایازش گام‌به‌گام، به صورت فرایند زیر است (همپسون، ۲۰۰۷).

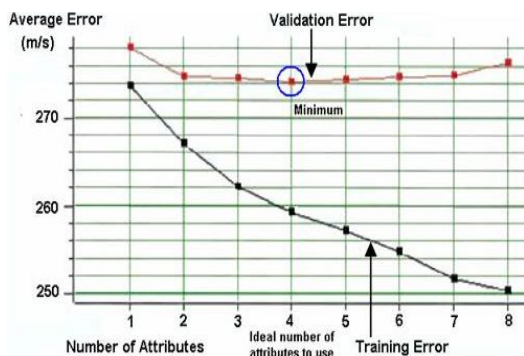
۱- پیدا کردن بهترین نشانگر لرزه‌ای با روش جست‌وجوی جامع از روی همه نشانگرها. نشانگری که کمترین میانگین مجموع مربعات خطا را داشته باشد اولین نشانگر انتخابی خواهد بود.

تشکیل شده است. این سازند متشکل از میکرایت سبزقوه‌ای تا قهوه‌ای به همراه دلومیت‌های ریزبلور تا بلورین است (گزارش‌های شرکت فلات‌قاره). افق‌های کربناته و دلومیتی کنگان و دالان فوقانی و افق‌های کم‌اهمیت‌تر سروک و داریان نیز در مرحله بعد، از نظر مخزنی دارای اهمیت هستند. در این تحقیق لایه مخزنی سروک که براساس گزارش‌های چاه‌آزمایی حاوی نفت قابل تحرک است، بررسی شده است. سازند سروک در این میدان به‌طور تقریبی ۱۶۰ متر ضخامت دارد و به سه زیربخش به نام‌های خطایا، احمدی و مدود تقسیم می‌شود. خطایا تقریباً ۷۶ متر ضخامت داشته و از سنگ آهک‌های میکرایتی کرم تا خاکستری رنگ تشکیل شده است.

تخلخل در این لایه بین ۵ تا ۱۲ درصد تغییر می‌کند. بخش احمدی ۳۲ متر ضخامت دارد و از سنگ آهک‌های میکرایتی و دلومیت‌های ریزدانه تشکیل شده است. بخش مدود ۵۲ متر ضخامت داشته که از سنگ آهک‌های آرژیلیکی سفید تا قهوه‌ای روشن تشکیل شده است. برای این بررسی از نرم‌افزارهای Hampson-Russell و Petrel استفاده شده است، تعداد ۴ حلقه چاه (2, 3, 1, L-11) که در مکان‌های مناسبی از این میدان قرار گرفته بودند، انتخاب و در نرم‌افزارهای نام برده شده بارگذاری شدند. شکل ۳ موقعیت این چاه‌ها را نسبت به خطوط لرزه‌ای نشان می‌دهد. دو عدد از این چاه‌ها (3, 1) علاوه بر نگارهای تخلخل، سونیک، جرم مخصوص، گاما، اطلاعات چک‌شات نیز داشتند.

اطلاعات لرزه‌نگاری سه‌بعدی میدان مورد بررسی نیز در دسترس بود. با استفاده از دو چاهی که در آنها اطلاعات چک‌شات موجود بود، موجک لرزه‌ای استخراج شده است. ردلرزه مصنوعی ساخته شده با استفاده از این موجک ۷۰ درصد با ردلرزه اصلی انطباق داشته است. بعد از این مرحله داده‌های لرزه‌ای به روشی بر پایه مدل، وارون‌سازی شده‌اند و از نتایج وارون در بخش‌های بعدی

از رابطه (۸) به دست آوریم.



شکل ۲. خطای میانگین اعتبارسنجی (نمودار سرخ) و آموزش با همه نمونه‌ها (نمودار سیاه) براساس تعداد نشانگرهای مورد استفاده.

$$E_V^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_{Vi}^2 \quad (8)$$

اگر این خطا را به صورت تابعی از تعداد نشانگرها رسم کنیم در ابتدا با افزایش تعداد نشانگرها، خطا کاهش و سپس بعد از افزایش تعداد نشانگرها معمولاً ۵ یا ۶ نشانگر دوباره شروع به افزایش می‌کنند (منحنی سرخ در شکل ۲).

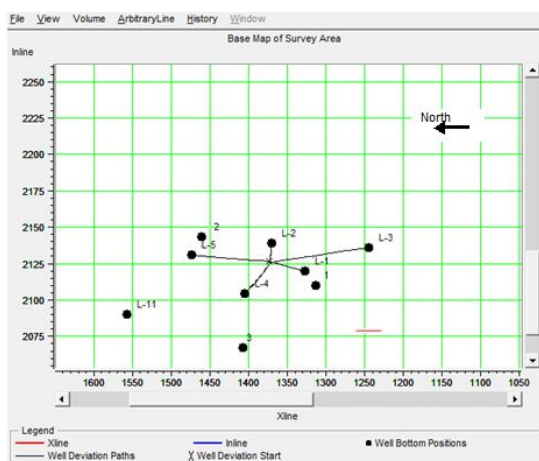
بنابراین به‌ازای تعدادی از نشانگرها که خطای کلی اعتبارسنجی کمینه است، نشانگر انتخاب می‌شود.

۳ بررسی موردی

برای دستیابی به هدف تعریف شده در این تحقیق، یکی از میدان‌های هیدروکربوری در نظر گرفته شده است.

ساختمان مورد مطالعه ساختمانی است گنبدی شکل که تشکیل آن مربوط به زمین‌ساخت نمک هرمنز است. چند هدف مخزنی در این میدان وجود دارد که مهم‌ترین آنها، لایه عرب یا معادل فارسی آن سازند سورمه در عمق زمانی ۹۵۰ تا ۱۲۵۰ میلی‌ثانیه (زمان رفت و برگشت) و مربوط به دوران ژوراسیک پایینی است. ضخامت تقریبی این سازند ۱۷۵ متر است و از دو بخش بالایی و پایینی

سوم میزان همبستگی متوسط ارزیابی مقاطع میان نگارهای تخلخل موثر واقعی چاهها و نگار تخلخلهای به دست آمده از روشهای گوناگون آورده شده است.



شکل ۳. نقشه خطوط لرزه‌ای ناحیه مورد بررسی به همراه نمایش محل چاهها در این ناحیه.

جدول ۱. نتایج تحلیل و برآورد تخلخل به روشهای گوناگون.

Method	Training Result	Training Error	Validation result	Validation Error
Multi Attribute	۸۴	۳/۳۴	۶۷	۴/۷۹
PNN	۸۵/۵	۳/۴۷	۶۸/۲۶	۴/۶۹
MLFN	۸۴/۷۸	۳/۴۲	۴۱	۷۸/۷۸
RBFN	۹۱/۷۱	۲/۵۶	۶۴/۶۹	۴/۹۹

در نهایت در بخش ۴، میزان خطای متوسط RMS ارزیابی مقاطع آورده شده است. ملاک تصمیم‌گیری برای بهتر بودن یک روش بخش سوم و چهارم جدول است. همچنان که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، روش شبکه عصبی PNN بیشترین همبستگی ارزیابی مقاطع به مقدار ۶۸/۲۶ و کمترین خطای ارزیابی مقاطع را در بازسازی نگارهای تخلخل چاهها به مقدار ۴/۶۹ درصد دارد. بنابراین از رابطه به دست آمده از روش شبکه عصبی

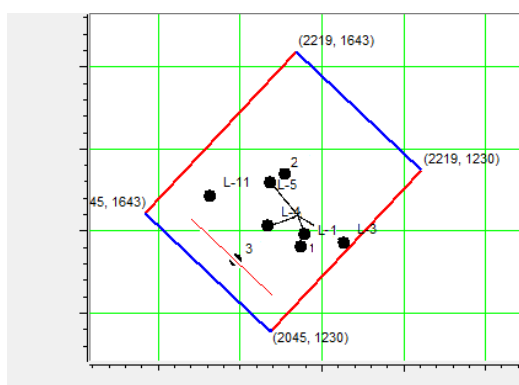
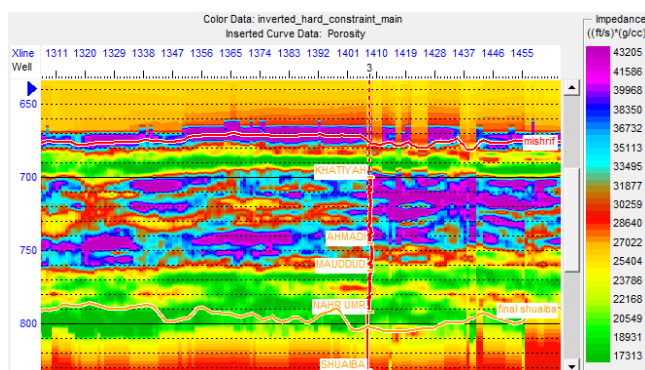
در حکم یک نشانگر مهم و اساسی استفاده شده است. شکل ۴ نتیجه وارون‌سازی بر پایه مدل برای خط گیرنده ۲۰۶۷ و موقعیت این خط لرزه‌ای در میدان مورد بررسی را نشان می‌دهد. بعد از بارگذاری داده لرزه‌ای و وارون‌سازی لرزه‌ای، به بررسی برآورد توزیع تخلخل موثر لایه مخزنی سروک در میدان مورد نظر با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای پرداخته شد. برای این منظور مدل مقاومت صوتی که نتیجه وارون‌سازی مرحله قبل بود به منزله نشانگر خارجی (External Attribute) وارد قسمت Emerge نرم‌افزار Hampson-Russell شد. در ابتدا تخلخل لایه مخزنی میدان با نشانگرهای موجود در خود نرم‌افزار با روش‌های وایزش چندمتغیره و چند نوع شبکه عصبی که براساس تابع‌های پایه شعاعی بودند، برآورد شد. در این روش، نرم‌افزار برای برآورد تخلخل نشانگرهای داخلی موجود در مقاطع لرزه‌ای و نشانگر خارجی مقاومت صوتی را در حکم ورودی روش‌های متفاوت مورد استفاده قرار می‌دهد و لاگ موجود در چاه‌های منطقه را به منزله هدف در نظر می‌گیرد و سعی در پیدا کردن بهترین رابطه برای بازسازی لاگ تخلخل موجود در این چاهها دارد. در ادامه نرم‌افزار با استفاده از بهترین نشانگرهای مرتبط با تخلخل و رابطه به دست آمده لاگ‌های تخلخل در چاه‌های گوناگون را بازسازی می‌کند.

نتایج تحلیل و برآورد تخلخل با روش‌های وایزش چندمتغیره و شبکه‌های عصبی در جدول ۱ آورده شده است. همچنان که در جدول پیدا است، شبکه عصبی PNN در رابطه با برآورد تخلخل بهتر از روش‌های دیگر عمل کرده است.

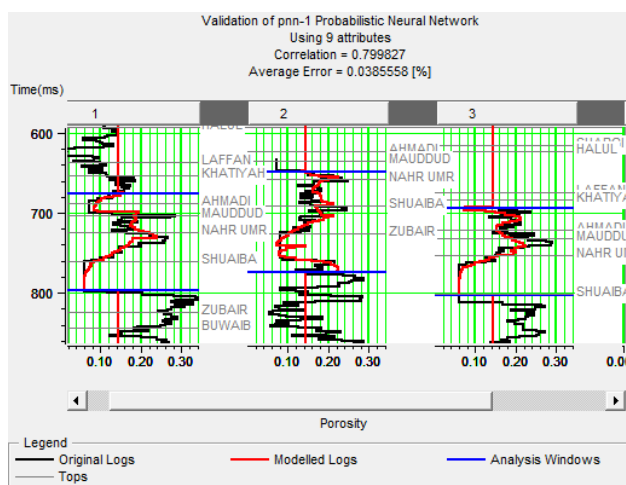
جدول ۱ در حقیقت دارای ۴ بخش است. بخش اول میزان همبستگی متوسط میان نگارهای تخلخل موثر واقعی چاهها و نگار تخلخل‌های به دست آمده از روش‌های گوناگون را نشان می‌دهد. در بخش دوم مقدار متوسط خطای RMS برای روش‌ها آورده شده است. در بخش

که در جدول پیداست، شبکه عصبی PNN در این حالت نیز در رابطه با برآورد تخلخل بهتر از روش‌های دیگر عمل کرده است. همچنین از جدول ۲ مشخص است که نتایج که در حقیقت میزان همبستگی و کاهش خطای برآورد است، نسبت به مرحله قبل به مراتب بهتر شده است. در این حالت، روش شبکه عصبی PNN بیشترین همبستگی ارزیابی متقاطع به مقدار ۷۹/۹۸ و کمترین خطای ارزیابی متقاطع را در بازسازی نگارهای تخلخل چاه‌ها به مقدار ۳/۸۵ درصد دارد. در این حالت نیز از رابطه به دست آمده از روش شبکه عصبی PNN برای برآورد توزیع تخلخل در کل میدان استفاده شد.

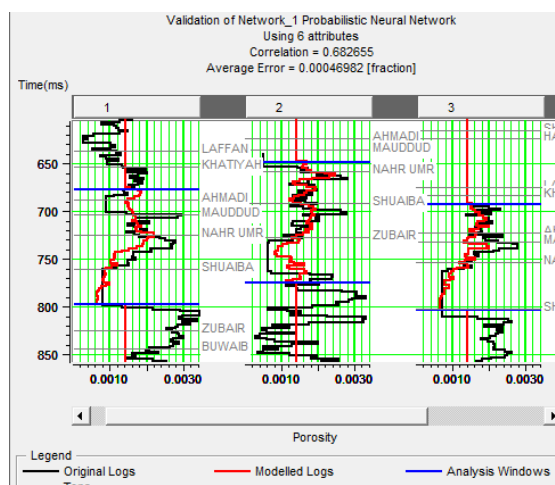
PNN برای برآورد توزیع تخلخل در کل میدان استفاده شد. در مرحله بعد هدف اصلی تحقیق دنبال شد. برای این منظور نشانگرهای جدیدی که در ارتباط ویژه با مشخصات پتروفیزیکی هستند از نرم‌افزار پترل استخراج شد و بعد از افزودن آنها به نشانگرهای موجود در نرم‌افزار همپسون مراحل قبلی تکرار شد. نتایج نشان داد که با افزودن نشانگرهای جدید، برآورد بهتری از تخلخل به دست می‌آید. نشانگرهای جدید عبارت بودند از: مولفه‌های تک‌بسامد، پهنای نوار لحظه‌ای و افزایش زمان. نتایج تحلیل و برآورد تخلخل با روش‌های واپازش چندمتغیره و شبکه‌های عصبی بعد از به کارگیری نشانگرهای جدید در جدول ۲ آورده شده است. همچنان



شکل ۴. نتیجه وارون‌سازی برپایه مدل برای خط گیرنده ۲۰۶۷ و موقعیت این خط در میدان.



(ب)



(الف)

شکل ۵. نمایش تطابق نگارهای تخلخل واقعی و محاسبه شده به روش PNN در محل چاه‌ها. قبل از به کارگیری نشانگرهای جدید (الف)، بعد از به کارگیری نشانگرهای جدید (ب).

جدول ۲. نتایج تحلیل و برآورد تخلخل به روش‌های گوناگون بعد از به کارگیری نشانگرهای جدید.

Method	Training Result	Training Error	Validation result	Validation Error
Multi Attribute	۸۷	۳/۱۱	۷۷	۴/۱۱
PNN	۹۰/۷	۲/۶۸	۷۹/۹۸	۳/۸۵
MLFN	۸۸	۳/۰۵	۵۷/۴۷	۵/۲۲
RBFN	۹۳/۱۶	۲/۳۱	۵۷/۴۷	۵/۲۲

۴ نتیجه‌گیری

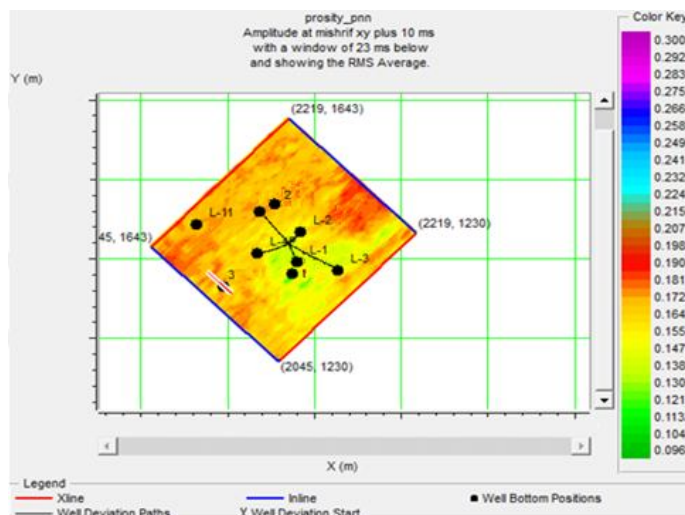
در این مقاله توزیع تخلخل موثر لایه مخزنی سروک در یکی از میدین هیدروکربوری با تلفیق داده‌های لرزه‌نگاری و نگارهای تخلخل چاه، به روش‌های وایزش چندمتغیره و شبکه‌های عصبی بررسی شد و توصیفی کمی و کیفی از پارامتر پتروفیزیکی تخلخل موثر در لایه مورد بررسی به دست آمد. در این تحقیق سعی شد بهترین روش تلفیق داده‌های لرزه‌ای و چاهی مورد استفاده قرار گیرد که بیشترین دقت در برآورد پارامتر مخزنی تخلخل را داشته باشد. در جدول‌های ۱ و ۲ نتایج برآورد تخلخل

شکل ۵ نتایج تحلیل و برآورد تخلخل را با روش شبکه عصبی احتمالاتی در دو حالت بررسی شده بالا، در محل چاه‌ها نشان می‌دهد.

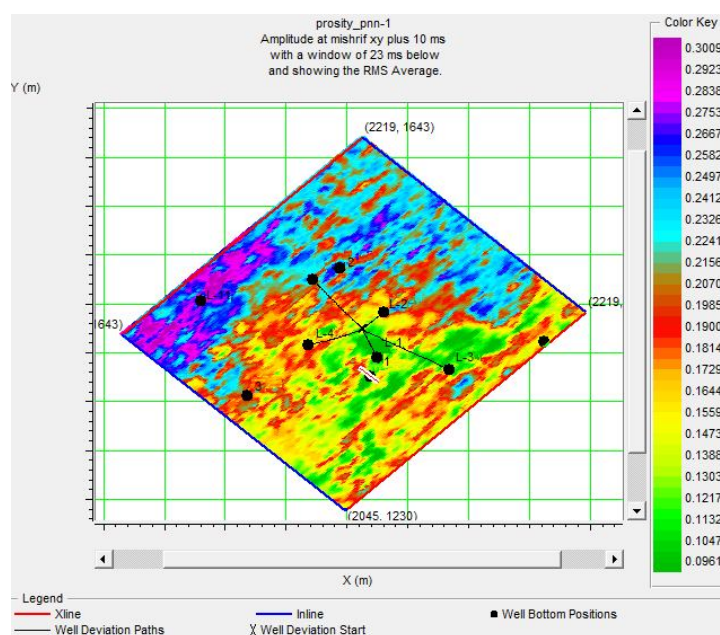
در ادامه شکل‌های ۶ و ۷ نقشه توزیع تخلخل موثر متوسط‌گیری شده در لایه مخزنی سروک در میدان مورد بررسی را، که با اعمال روش شبکه عصبی احتمالاتی در دو حالت بررسی شده بالا به دست آمده است، نشان می‌دهند. مخزن موردنظر بخشی از لایه مخزنی میشراف (سروک) است که از افق خطیه شروع و به افق مدود ختم می‌شود. ضخامت مخزن حدود ۱۰۰ متر است و حدود ۲۳ میلی‌تانه روی مقاطع داده‌های لرزه‌ای است. مقایسه این نقشه‌ها نشان می‌دهد که استفاده از نشانگرهای جدید که ارتباط بیشتری با ویژگی‌های پتروفیزیکی، به‌ویژه تخلخل دارند، باعث بهبود برآورد توزیع تخلخل و افزایش کیفیت این‌گونه نقشه‌ها می‌شود. نقشه تخلخل به دست آمده از محدوده مخزن با گزارش‌های موجود در منطقه مورد مطالعه هم‌خوانی زیادی دارد.

از شعاع تاثیر لزوماً رابطه خطی بین داده‌های نقاط گوناگون وجود دارد؛ چرا که بارها و بارها بررسی‌های زمین‌آماری و واریوگرام‌های برازش شده به این‌گونه داده‌ها، نشان داده‌اند که رابطه غیرخطی بین آنها برقرار است. ممکن است در موارد اندکی که همسانگردی در مقیاس مورد بررسی زیاد است، روابط خطی در فاصله مذکور وجود داشته باشد. لذا پارامترهای پتروفیزیکی از قبیل میزان تخلخل، میزان اشباع‌شدگی، نفوذپذیری، حجم شیل سرعت موج برشی و طولی در لایه که به خصوصیات ذاتی لایه (جنس لایه) و محیط رسوب‌گذاری و شرایط دیاژنزی بعد از رسوب‌گذاری مربوط می‌شود، در راستای جانبی ارتباط غیرخطی دارند. این‌گونه تغییرات در یک لایه خاص به صورت عمقی کمتر مطرح است و برای لایه‌های متفاوت که عملاً روی هم واقع شده‌اند، تغییرات عمقی خطی یا غیرخطی معنا و مفهومی ندارد؛ چرا که هر لایه‌ای خصوصیات منحصر به خود را دارد و صرفاً باید این خصوصیات در خود لایه در موقعیت‌های گوناگون مورد مقایسه و ارزیابی قرار گیرد. با توجه به جدول‌های

برای چاه‌های ناحیه مورد بررسی به روش‌های وایازش چندمتغیره و شبکه‌های عصبی آورده شده است. از جدول می‌توان نتیجه گرفت که روش شبکه عصبی، الگوریتم بهتری را برای برآورد تخلخل در اختیار می‌گذارد. علت این موضوع آن است که تغییرات زمین خطی نیست و برخلاف وایازش چندمتغیره که تغییرات زمین را خطی در نظر می‌گیرد، شبکه عصبی تغییرات را غیرخطی در نظر می‌گیرد و نقشه‌های تخلخل را ایجاد می‌کند. در اینجا لازم است توضیح داده شود که اصطلاح خطی یا غیرخطی بودن فقط منحصر به یک لایه خاص؛ مثلاً لایه مخزنی نیست و تغییرات جانبی این لایه را در بر نمی‌گیرد. این به آن معنا است که ویژگی‌هایی از لایه که به محیط رسوب‌گذاری و شرایط دیاژنزی بعد از آن مربوط است (مثل پارامتر پتروفیزیکی تخلخل) در یک فاصله مشخص که در اصطلاح شعاع تاثیر نامیده می‌شود، با هم در ارتباط فضایی (سه‌بعدی یا مکانی) و بعد از این فاصله مستقل از هم هستند و هیچ رابطه خطی‌ای بین آنها بعد از شعاع تاثیر وجود ندارد. این گفته به این معنا نیست که در فاصله کمتر



شکل ۶. نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی با به کارگیری روش PNN.



شکل ۷. نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی با به کارگیری روش PNN و به کارگیری نشانگرهای لرزه‌ای جدید.

تحلیل و برآورد تخلخل با روش‌های وایزش چندمتغیره و شبکه‌های عصبی بعد از افزودن نشانگرهای جدید در نرم‌افزار Hapsson-Russell را نشان می‌دهد. با مقایسه این دو جدول به راحتی می‌توان نتیجه گرفت که با به کارگیری نشانگرهای جدید، برآورد تخلخل برای همه روش‌ها از جمله روش PNN بهبود موثری داشته است. بنابراین، همچنین می‌توان نتیجه گرفت که این نشانگرهای جدید ارتباط موثرتری با پارامتر پتروفیزیکی تخلخل دارند.

تشکر و قدردانی

نگارندگان مقاله از معاونت پژوهشی دانشگاه تهران و موسسه ژئوفیزیک به‌خاطر همکاری در انجام طرح مذکور تشکر و قدر دانی بعمل می‌آورند.

ذکر شده، نتایج نشان می‌دهد که شبکه عصبی احتمالاتی (PNN) (که از روابط غیرخطی برای برآورد استفاده می‌کند) نسبت به دو شبکه عصبی دیگر (MLFN و RBFN) و روش وایزش چندمتغیره (رابطه خطی) دقت بیشتری در برآورد توزیع تخلخل دارد. بنابراین شبکه عصبی PNN روش بهتری برای برآورد تخلخل در این میدان است. این شبکه عصبی بهترین نشانگرهای مرتبط با تخلخل را برای برآورد مورد استفاده قرار می‌دهد. هدف اصلی این تحقیق به کارگیری نشانگرهای جدیدتر و موثرتر در برآورد توزیع پارامتر پتروفیزیکی مخزن بود. برای این منظور علاوه بر نشانگرهای مورد استفاده در نرم‌افزار همپسون - راسل، از نشانگرهای دیگری که از نرم‌افزار پترل استخراج شده بودند (مولفه‌های تک‌بسامد، پهنای نوار لحظه‌ای و افزایش زمان)، استفاده شد. جدول ۱ نتایج تحلیل و برآورد تخلخل با روش‌های وایزش چندمتغیره و شبکه‌های عصبی قبل از افزودن نشانگرهای جدید در نرم‌افزار Hapsson-Russell، و جدول ۲ نتایج

- Rezaei, M., Monjezi, M., Ghorbani, M. S., and Farzaneh, F., 2011, Burden prediction in blasting operation using rock geomechanical properties: *Arabian J. Geosciences* 10.1007/s12517-010-0269-0.
- Russell, B., 1988, *Introduction to Seismic Inversion Methods*: Society of Exploration Geophysicists. (Course notes from SEG Continuing Education course).
- Russell, B., Hampson, D., 2008, Combining Geostatistics and Multiattribute Transforms—A Channel Sand Case Study: 7th International Conference and Exposition on Petroleum Geophysics, 1-3 February, Hyderabad, India.
- Russell, B. H., 2004, *The Application of Multivariate Statistics and Neural Networks to the Prediction of Reservoir Parameters Using Seismic Attributes*: Ph.D. Thesis, University of Calgary.
- Russell, B. H., Lines, L. R., and Hampson, D. P., 2003, Application of the radial basis function neural network to the prediction of log properties from seismic data: *Exploration Geophysics*, **34**, 15-23.
- Russell, B. H., Ross, C. P., Lines, L. R., 2002, Neural networks and AVO: *The Leading Edge*, **21**(3), 268–277.
- Schultz, P. S., Ronen, S., Hattori, M., and Corbett, C., 1994, Seismic-guided estimation of log properties, Parts 1, 2, and 3: *The Leading Edge*, **13**, 305–310, 674–678 and 770–776.
- Soubotcheva, N., and Stewart, R. R., 2006, Estimating lithology and porosity from 3C seismic data and well logs: Pikes Peak heavy oilfield, Saskatchewan, CSEG Recorder 31.
- Specht, Donald, 1991, Probabilistic neural networks: *Neural Networks*, **3**, 109–118.
- Wenlong, Xu., and Tran., T. T., 1992, Integrating Seismic Data in Reservoir Modelling: The Collocated Cokriging Alternative: *Society of Petroleum Engineers*, SPE 24742, 833-842.
- Wong, P. M., Jian, F. X., and Taggart, I. J., 2007, A critical comparison of neural networks and discriminant analysis in lithofacies, porosity and permeability predictions: *J. Petroleum Geology*, **18**, 191-206.
- Yu, Y., Zhang, J., and Jin, Z., 2011, An application of the BP neural network to carbonate karst reservoirs prediction: Fourth International Symposium on Computational Intelligence and Design.
- Al Bulushi, N. I., King, P. R., Blunt, M. J., and Kraaijveld, M., 2010, Artificial neural networks workflow and its application in the petroleum industry: *Neural Comput. & Applic.*, DOI 10.1007/s00521-010-0501-6.
- Amit, K., Biswal, S., 2011, Bulk Gas Volume Estimation Using Multi-Attribute Regression and Probabilistic Neural Network (PNN): A Case Study in a Gas Field from East Coast of India: The 2nd South Asian Geoscience Conference.
- Chopra, S., and Marfurt, K., 2006, Seismic attributes—a promising aid for geologic prediction: *Canadian Society of Exploration Geophysicists Recorder 2006 Special Edition*, pp.111–121.
- Cooke, D. A., and Schneider, W. A., 1983, Generalized linear inversion of reflection seismic data: *Geophysics*, **48**, 665-676.
- Dumitrescu, C., and Lines, L., 2008, Seismic Attributes used for Reservoir Simulation: Application to a Heavy Oil Reservoir in Canada., *Back to Exploration –CSPG CSEG CWLS Convention*.
- Finol, J., Guo, Y. K., and Dong, and Jing. X., 2001, A rule-based fuzzy model for the prediction of petrophysical rock parameters: *J. Petroleum Science and Engineering*, **29**, 97–113.
- Hampson, D., Schuelke, J. S., and Quirein, J. A., 2001, Use of multi-attribute transforms to predict log properties from seismic data: *Geophysics*, **66**, 220-231.
- Leite, E., and Vidal, A., 2011, 3D porosity prediction from seismic inversion and neural networks: *Computers & Geosciences*, **37**, 1174–1180.
- Liu, Z., and Liu, J., 1998, Seismic-controlled nonlinear extrapolation of well parameters using neural networks: *Geophysics*, **63**, 2035–2041.
- Masters, T., 1994, *Signal and Image Processing with Neural Networks*: John Wiley & Sons, Inc.
- McCormack, M. D., 1991, Neural computing in geophysics: *The Leading Edge*, **10**, 11–15.
- Misra, S., Chopra, S., 2011, Neural network analysis and impedance inversion – Case study, Arcis Corporation, Calgary, Alberta.
- Pramanik, A. G., Singh, V., Srivastava, A. K., and Katiyar, R., 2002, Stratigraphic Inversion for enhancing vertical resolution: *Geohorizons*, **7**, 8-18.