استفاده از ماشین بردار پشتیبان و یادگیری عمیق در دسته بندی رخساره ها براساس نشانگرهای وارون سازی پیش از برانبارش

مهران میرزاوندی[۱]، عبدالرحیم جواهریان[۲]، محمدرضا صابری[۳]، هادی مهدوی بصیر[۴]

[۱] دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی نفت-اکتشاف، دانشکده مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، m.mirzavandi@aut.ac.ir

[۲] استادتمام، گروه مهندسی نفت، دانشکده مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، javaherian@aut.ac.ir

[۳] مشاور ارشد علمی شرکت GeoSoftware هلند، saberi.rp@gmail.com

[۴] استادیار، گروه مهندسی نفت، دانشکده مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، basir.m@aut.ac.ir

برای دسته‌بندی رخساره‌ها در مقطع لرزه‌ای روش‌های مختلفی مورد استفاده قرار می‌گیرد. یکی از معمول‌ترین آن‌ها استفاده از نشانگرهای وارون‌سازی پیش از برانبارش است. با استفاده از داده‌های وارون‌سازی و رخساره‌های اطراف چاه مدل ماشین‌بردار پشتیبان آموزش داده شد و پس از آن با استفاده از یک چاه فرآیند اعتبارسنجی انجام گرفت. در مرحله بعد روش شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی مورد استفاده قرار گرفت که با به کارگیری فرآیند هم‌آمیخت دوبعدی بر روی مقطع لرزه‌ای نقشه‌های ویژگی محاسبه گردید و از طریق شبکه‌های عصبی فرآیند رگرسیون صورت گرفت. خروجی رگرسیون همان نشانگرهای استفاده شده در روش دسته‌بندی ماشین‌بردار پشتیبان است. سپس با ترکیب شبکه عصبی هم‌آمیختی با یک مدل ماشین‌بردار پشتیبان از پیش آموزش داده شده یک مدل ترکیبی جدید برای دسته‌بندی رخساره‌ها ساخته شد. دقت فرآیند اعتبارسنجی در هر دو مدل ۹۳ درصد برآورد گردید.

واژه‌های کلیدی: نشانگرهای وارون‌سازی، رخساره، ماشین‌بردار پشتیبان، شبکه عصبی هم‌آمیختی، مدل ترکیبی.

Elastic impedance based facies classification using support vector machine and deep learning

Mehran Mirzavandi [1], Abdolrahim Javaherian [2], Mohammad Reza Saberi [3], Hadi Mahdavi Basir [4]

[1]M.Sc. in Petroleum Engineering-Exploration, Department of Petroleum Engineering, Amirkabir University of Technology

[2]Professor, Department of Petroleum Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

[3]Senior research advisor, GeoSoftware, The Hague Area,2591 XR, Den Haag, The Netherland

[4]Assistant Professor, Department of Petroleum Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

The classification of facies in seismic sections involves various methods; one of the most common is the use of pre-stack inversion attributes. A support vector machine model was trained using the inversion attribute and well log facies, followed by validation using a well process. In the next stage, a convolutional neural network was employed, where 2D convolution processing was used to calculate feature maps on the seismic section, and the regression process was carried out through neural networks. The regression output was the same attributes mentioned in the support vector machine classification method. Subsequently, by combining the convolutional neural network with a pre-trained support vector machine model, a new hybrid model for facies classification was created. The validation accuracy of both models in classification was estimated to be 93 percent.

Keywords: Inversion attributes, Facies, Support vector machine, Convolutional neural network, Hybrid model.

۱ مقدمه

یک واحد رخساره لرزه‌ای می‌تواند به‌عنوان یک واحد رسوبی تعریف شود که خصوصیات لرزه‌ای آن با واحدهای مجاور آن متفاوت است. طبقه‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای مرحله مهمی در بررسی و شناخت سنگ مخزن و توسعه میدان نفتی است. مقاومت کشسان[1] (EI) در سال ۱۹۹۰ برای کمک در اکتشافات و توسعه در اقیانوس اطلس در غرب جزیره شتلند[2] به‌کار گرفته شد (کنولی، ۱۹۹۹). استفاده از مقاومت کشسان باعث موثر واقع‌شدن کارکردن هم‌زمان با داده‌های وارون‌سازی[3] شده و داده‌های دورافت دور می‌شود به وارون‌سازی داده‌های با دورافت غیر صفر کمک می‌کند زیرا این پارامتر یک مجموعه نمودار سرعت موج برشی، سرعت موج فشارشی و چگالی (α، β و ρ) را فراهم می‌کند که با ضریب بازتاب زاویه با دورافت بالا سازگار است.

کاربردهای یادگیری ماشین[4] (ML) صنایع مبتنی بر داده از خدمات مالی تا علوم زیستی به‌طور فزاینده‌ای در حال گسترش هستند. محیط غنی از داده صنعت نفت و گاز نیز به‌عنوان یک راه‌گشا برای این فناوری در حال پیشرفت است. کاهش خطرات مربوط به فرصت‌های بررسی و توسعه، با استفاده از تفسیر کمی مبتنی بر تغییر دامنه در مقابل دورافت (AVO)، به‌عنوان یک مرحله حیاتی در توسعه منابع هیدروکربوری، در نظر گرفته می‌شود. مطالعات گذشته، به‌طور خاص بر روی AVO تمرکز داشته‌اند و اغلب از روش‌های ماشین‌بردار پشتیبان[5] (SVM) استفاده کرده‌اند. کوزما (۲۰۰۳)، لی و یو (۲۰۱۵) مسئله رگرسیون تغییرات دامنه در مقابل دورافت[6] (AVO) با استفاده از چاه‌های مصنوعی را ارائه دادند، در حالی که لی و کاستاگنا (۲۰۰۴) برای دسته‌بندی از SVM استفاده کرده‌اند (نشیتسوجی و اکسلی، ۲۰۱۹). با توسعه سریع در محاسبات واحد پردازش گرافیکی[7] (GPU) و موفقیت‌های کسب شده در حوزه بینایی کامپیوتر[8]، روش‌های یادگیری عمیق که یکی از آن‌ها شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی[9] (CNN) است، شروع به جذب تفسیرکنندگان لرزه‌ای در دسته‌بندی رخساره‌های لرزه‌ای با نظارت می‌کنند.

۲ روش تحقیق

بهطور کلی داده های موجود در این مطالعه شامل داده‌های سرعت، نگارهای پتروفیزیکی، افق‌های لرزه‌ای سازند غار، داده های برانبارش جزئی می‌باشند. جهت استفاده از داده‌های پتروفیزیکی چاه در فرآیند وارون‌سازی ابتدا باید تطابق چاه با مکعب لرزه‌ای صورت پذیرد. اساس کار وارون‌سازی مقاومت کشسان تغییرات دامنه در مقابل دورافت بوده در هر زاویه نشانگر خاصی را حاصل می‌شود. نتایج وارون‌سازی پیش از برانبارش در شکل ۱ نشان داده شده است که شامل نشانگرهای حاصل ضرب پارامتر لامه در چگالی ($\lambda\rho$)، مقامت لرزه‌ای موج برشی (z_s)، مقامت لرزه‌ای موج تراکمی z_p، حاصل ضرب پارامتر سختی در چگالی ($\mu\rho$)، نسبت سرعت موج تراکمی به سرعت موج برشی ($\frac{V_p}{V_s}$)، می‌باشد. خوشه‌بندی رخساره‌ها نیز در حیطه چاه با استفاده الگوریتم بدون نظارت K-میانگین انجام پذیرفته است که نتایج حاصل شامل ۷ رخساره بر اساس تخلخل، اشباع سیال و سنگ‌شناسی است. نتایج تفسیر در جدول ۱ نشان داده شده است. برای دسته‌بندی رخساره‌ها از دسته‌بند SVM استفاده شده که بر مبنای حداکثر حاشیه عمل می‌کند. این الگوریتم با استفاده از تعدادی ماشین‌بردار یک مرز دسته‌بندی میان دسته‌ها در نظر گرفته که حداکثر حاشیه را از هر دسته دارا باشد. دقت فرایند آزمون برای مدل SVM مقدار۹۶ درصد برآورد شده و نیز دقت فرآیند اعتبارسنجی با استفاده از چاه A-06 نیز ۹۳ درصد بوده است. نتایج اعتبارسنجی و همچنین اعمال روش SVM بر روی مکعب داده‌های وارون‌سازی به ترتیب در شکل‌های ۲ و ۳ نشان داده شده است.

---

[1] Elastic impedance
[2] Shetland
[3] Inversion
[4] Machine learning
[5] Support vector machine
[6] Amplitude variation with offset
[7] Graphic processing unit
[8] Computer vision
[9] Convolutional neural network

شبکه‌های عصبی پیچشی عموما با اعمال عملیات ادغام[1] و هم‌آمیخت نقشه‌های ویژگی را از تصاویر خارج کرده و آن‌ها را با حالات مختلف با یکدیگر ترکیب می‌کنند. در بسیاری از مقالات پیشنهاد شده که برای فرآیندهای رگرسیون و دسته‌بندی هم‌زمان جهت بالابردن دقت، از مدل‌های ترکیبی[2] استفاده شود. به همین جهت در این مطالعه روش CNN به صورت ترکیبی با روش SVM که یک روش قوی برای دسته‌بندی‌های چندکلاسه بوده ترکیب شده و مدل ترکیبی CNNSVM را تشکیل می‌دهند. نتایج رگرسیون خروجی CNN که شامل ۵ نشانگر ذکرشده است برای دسته‌بندی وارد یک مدل SVM از پیش آموزش داده‌شده می‌گردد. در ادامه این مطالعه هدف ساخت یک مدل ترکیبی است که بتواند با استفاده از پردازش تصویر بازتاب‌های لرزه‌ای، هم وارون‌سازی انجام داده و هم رخساره‌ها را دسته‌بندی کند. برای این هدف از الگوریم CNN برای پردازش تصویر و انجام رگرسیون جهت به دست آوردن نشانگرهای وارون‌سازی استفاده شده است. متغیر مستقل بخش CNN در مدل ترکیبی تصویر مقطع لرزه‌ای بوده که فیلترهای دوبعدی هم‌آمیخت بر روی تصاویر حرکت کرده و با ترکیب نقشه‌های ویژگی حاصل از تصویر نقشه‌های ویژگی جدیدتری ساخته و تغییرات پیکسل‌ها را در نظر می‌گیرند. مدل CNN شامل ۳ بلوک هم‌آمیخت و ادغام بیشینه برای استخراج ویژگی تصاویر، یک لایه صاف‌کننده، ۳ لایه نورون‌های کاملا متصل و ۵ لایه خروجی می‌باشد. نتایج رگرسیون نشانگرها توسط مدل CNN در فرآیند اعتبارسنجی چاه A_06 در شکل ۴ نشان داده شده است. آن‌چه مشخص است تبعیت نتایج مدل CNN از روند کلی نشانگرهای حاصل از نرم افزار است. دقت فرآیند اعتبارسنجی در دسته‌بندی ۹۳ درصد برآورد شد و نتایج اعتبارسنجی در امتداد چاه A-06 در شکل ۲ نشان داده شده است.

۳ نتیجه‌گیری

تلفیق نشانگرهای وارون‌سازی یکی از مهم‌ترین ابزارها در دسته‌بندی همزمان رخساره‌ها براساس تخلخل، اشباع و سنگ‌شناسی می‌باشد. برای استفاده از روش‌های معمول یادگیری ماشین مانند SVM که براساس کار با داده‌های دارای ساختار عددی عمل می‌کنند باید ابتدا نشانگرهای وارون‌سازی با استفاده از نرم‌افزار از داده‌های لرزه‌ای استخراج‌شده و سپس با آموزش مدل، فرآیند دسته‌بندی رخساره‌ها بر اساس پارامترهای مدنظر صورت پذیرد. با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق مانند CNN می‌توان فرآیند وارون‌سازی را با بکارگیری پردازش تصاویر مقطع لرزه‌ای انجام داده و پس از آن با دسته‌بند SVM ترکیب شده و دسته‌بندی صورت پذیرد. دقت هر دو مدل SVM و CNNSVM ۹۳ درصد برآورد گردیده است با این تفاوت در مدل ترکیبی CNNSVM تمام فرآیندها به صورت خودکار بوده و با سرعت و هزینه کمتری نسبت به روش های دیگر صورت می‌پذیرد.

منابع

Connolly, P. 1999. Elastic impedance. The Leading Edge, **18**(4), 438-452.

Kuzma, H. A. 2003. A support vector machine for avo interpretation. In SEG Technical Program Expanded Atracts 2003 (pp. 181-184). Society of Exploration Geophysicists.

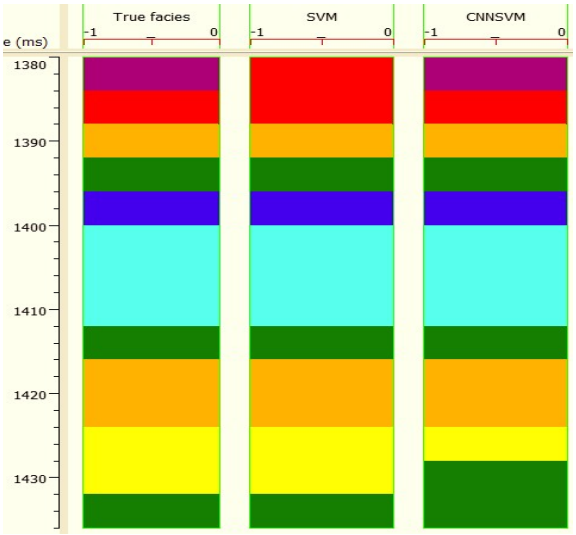
LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. 2015. Deep learning. Nature, **521**(7553), 436-444.

Li, J., & Castagna, J. 2004. Support vector machine (SVM) pattern recognition to AVO classification. Geophysical Research Letters, **31**(2), 1-4.

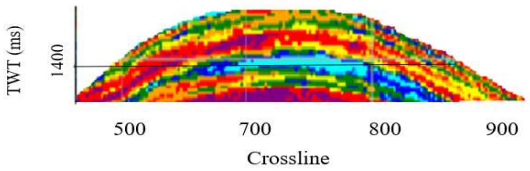
Nishitsuji, Y., & Exley, R. 2019. Elastic impedance based facies classification using support vector machine and deep learning. Geophysical Prospecting, **67**(4), 1040-105.

[1] Pooling

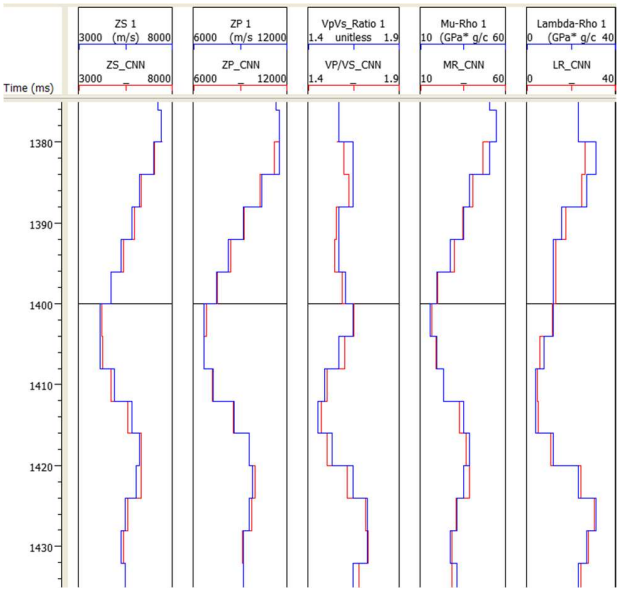
[2] Hybrid models



شکل ۲. نتایج دسته‌بندی اعتبارسنجی دو مدل SVM و CNNSVM حول چاه A-06.



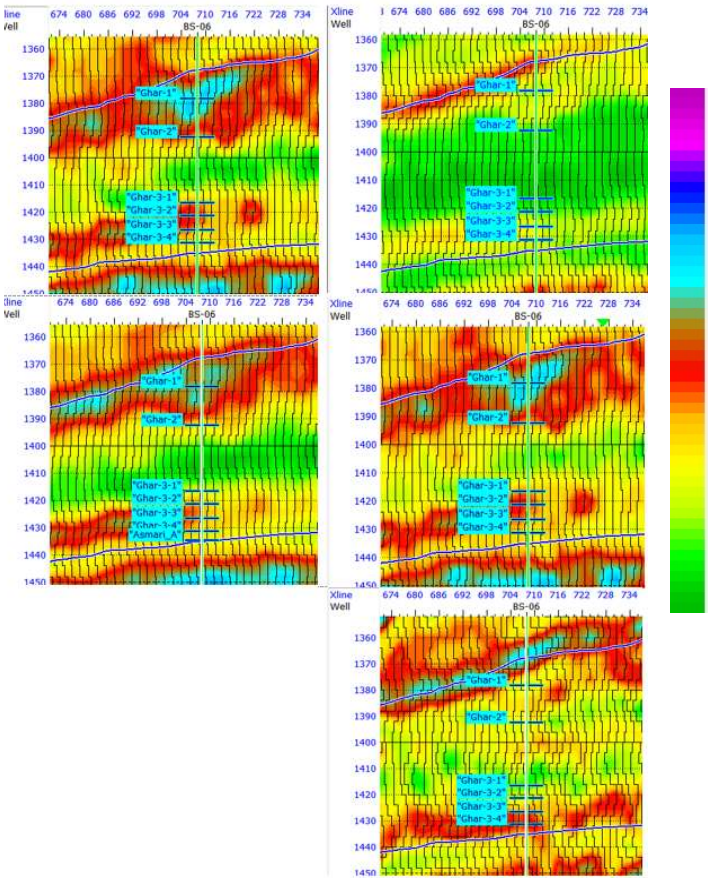
شکل ۳. دسته‌بندی رخساره‌ها در افق غار با الگوریتم SVM.



شکل ۴. نتایج فرآیند اعتبارسنجی در وارون‌سازی مدل CNNSVM حول چاه A-06.

جدول۱. تفسیر رخساره‌های حاصل با استفاده از نمودارهای پتروفیزیکی.

شماره	رنگ	نام رخساره بر اساس سنگ‌شناسی، اشباع و تخلخل
۱		دولومیت اشباع از گاز متخلخل
۲		ماسه‌سنگ اشباع از گاز با تخلخل بالا
۳		ماسه‌سنگ شیلی و دولومیتی اشباع گاز با تخلخل بالا
۴		دولومیت شیلی اشباع از گاز با تخلخل متوسط
۵		دولومیت شیلی اشباع مخلوط آب و نفت با تخلخل متوسط
۶		ماسه‌سنگ اشباع از گاز با تخلخل بسیار بالا
۷		دولومیت شیلی اشباع از آب و گاز با تخلخل متوسط



شکل۱. نشانگرهای حاصل از وارون سازی پیش از برانبارش و پس از برانبارش. (الف) $\lambda\rho$ ((GPa)*(g/cm^3)) (ب) z_s((m/s)*(g/cm^3)) (ج) $\mu\rho$ ((GPa)*(g/cm^3)) (د) z_p ((m/s)*(g/cm^3)) (ه) $\frac{V_p}{V_s}$.